

**HEDONİK FİYAT TEORİSİ ÇERÇEVESİNDE İSTANBUL KONUT
PİYASASI FİYAT DİNAMİKLERİNİN PARAMETRİK VE
PARAMETRİK OLMAYAN MEKÂNSAL MODELLER İLE
KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ**

**Pamukkale Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Doktora Tezi
İktisat Anabilim Dalı
İktisat Doktora Programı**

Sinem G. KANGALLI UYAR

Danışman: Prof. Dr. NİHAL YAYLA

Şubat 2015

DENİZLİ

DOKTORA TEZİ ONAY FORMU

İktisat Anabilim Dalı, İktisat Bilim Dalı doktora programı öğrencisi Sinem Güler KANGALLI UYAR tarafından Prof. Dr. Nihal YAYLA yönetiminde hazırlanan “Hedonik Fiyat Teorisi Çerçevesinde İstanbul Konut Piyasası Fiyat Dinamiklerinin Parametrik ve Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ile Karşılaştırmalı Analizi” başlıklı tez aşağıdaki jüri üyeleri tarafından 16.02.2015 tarihinde yapılan tez savunma sınavında başarılı bulunmuş ve Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Başkanı

Prof. Dr. Ebru ÇAĞLAYAN AKAY



Jüri-Danışman

Prof. Dr. Nihal YAYLA



Jüri

Jüri

Doç. Dr. İsmail ÇEVİŞ



Jüri


Doç. Dr. Mustafa Kemal BEŞER



Doç. Dr. Abdulvahap ÖZCAN

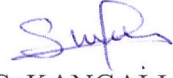


Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun **27/02/2015** tarih ve ...**05/23**... sayılı kararıyla onaylanmıştır.



Prof. Dr. Turhan KAÇAR
Enstitü Müdürü

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, arařtırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etięe ve akademik kurallara özenle riayet edildiđini; bu çalıřmanın doğrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etięe uygun olarak kaynak gösterildiđini ve alıntı yapılan çalıřmalara atıfta bulunulduđunu beyan ederim.



Sinem G. KANGALLI UYAR

ÖNSÖZ

Doktora tez çalışmam boyunca elinden gelen her türlü desteği sağlayan saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Nihal YAYLA'ya teşekkürlerimi sunarım. Doktora tez çalışmamın her aşamasında vermiş olduğu öneriler ve sağladığı önemli bilimsel katkılar için saygıdeğer hocam Prof. Dr. Ebru ÇAĞLAYAN AKAY'a teşekkür ederim. Doktora tez çalışmam boyunca fikirleri ve deneyimleri ile bana destek olan saygıdeğer hocam Doç. Dr. İsmail ÇEVİŞ'e teşekkürü bir borç bilirim. Tezde sağladıkları önemli katkılar dolayısıyla saygıdeğer hocalarım Doç. Dr. Mustafa Kemal BEŞER ve Doç. Dr. Abdulvahap ÖZCAN'a teşekkürlerimi sunarım. Tezin uygulama bölümündeki katkısından dolayı saygıdeğer hocam Yrd. Doç. Dr. Andım Oben BALCE'ye teşekkür ederim. Tezin verilerinin toplanmasında elinden gelen tüm çabayı gösteren Arş. Gör. Umut UYAR'a ne kadar teşekkür etsem azdır.

Akademik hayatta fikirleri ile bana ışık tutan ve doktora eğitimim boyunca her türlü desteği sağlayan saygıdeğer hocam Prof. Dr. Bülent GÜLOĞLU'na teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak, beni bugünlere getiren canım aileme ve desteğiyle her zaman yanımda olan sevgili eşim Umut UYAR'a sonsuz teşekkürler.

ÖZET

HEDONİK FİYAT TEORİSİ ÇERÇEVESİNDE İSTANBUL KONUT PİYASASI FİYAT DİNAMİKLERİNİN PARAMETRİK VE PARAMETRİK OLMAYAN MEKÂNSAL MODELLER İLE KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

Kangallı Uyar, Sinem Güler

Doktora Tezi

İktisat ABD

İktisat Doktora Programı

Tez Yöneticisi: Prof. Dr. Nihal YAYLA

Şubat 2015, 241 Sayfa

Ekonominin geneli ile hanehalkının yatırım ve tüketim kararları açısından önemli etkileri olan konut piyasası, konutların birbirinden farklı özelliklere sahip olması nedeniyle heterojen ürünlerden oluşan bir piyasadır. Konutlar, buldukları mekân, sahip oldukları yapısal, fiziksel ve komşuluk özellikleri açısından heterojen olabilmektedir. Konut piyasası konutların sahip oldukları özelliklere göre bölümlenmesi sonucu alt piyasalardan oluşan bir piyasa yapısına sahiptir ve her bir alt piyasada farklı arz ve talep koşullarından kaynaklanan farklı fiyat yapıları mevcuttur. Konut piyasasının bölümlenmiş yapısı konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin her bir alt piyasa için farklılaşmasına ve mekânsal heterojeniteye neden olmaktadır. Diğer yandan, “Komşuluk Etkisi” nedeniyle konut fiyatları arasında mekânsal bağımlılık söz konusudur. Konut fiyatlarının tahmin edilmesi süreci, konut piyasalarının bahsedilen özellikleri nedeniyle diğer piyasalara göre farklılaşmakta ve zorlaşmaktadır. Konut fiyat tahminlerine konutun heterojen özelliklerini dâhil etmek için Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı uygulanabilir. Bu yaklaşıma göre incelenen konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiler, mekânsal bağımlılık ve mekânsal heterojenite nedeniyle ilişkinin mekâna göre değiştiğini varsayan ve mekân etkisini dikkate alan Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ile tahmin edilmelidir.

Bu tez çalışmasında, Ekim-Kasım-Aralık 2013 dönemi için İstanbul Konut Piyasası'nı temsilen 39 ilçedeki 2838 konut özellikleri ve konut fiyatları arasındaki ilişkilerin Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'na göre, Parametrik ve Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ile incelenerek İstanbul Konut Piyasası'nın talep yönü hakkında daha fazla bilginin edinilmesi amaçlanmıştır. Parametrik ve Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahmin sonuçları değerlendirilerek modeller arasında bir karşılaştırma yapılmıştır. Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahmin sonuçları, konut özelliklerinin konut fiyatları üzerindeki etkilerinin konut piyasasının her bir ilçesi için farklılaştığını, yani mekâna göre değiştiğini göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı, İstanbul Konut Piyasası, Parametrik Mekânsal Modeller, Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller, Mekânsal Etkiler, Komşuluk Etkisi

ABSTRACT**THE COMPARATIVE ANALYSIS OF ISTANBUL REAL ESTATE MARKET'S PRICE DYNAMICS BY PARAMETRIC AND NONPARAMETRIC SPATIAL MODELS WITHIN THE FRAME OF HEDONIC PRICE THEORY**

Kangallı Uyar, Sinem Güler

Doctoral Thesis

Economics Department

Economics Program

Advisor of Thesis: Prof. Dr. Nihal YAYLA

February 2015, 241 Pages

Real estate market that has significant impacts on both overall economy and on household's investment and consumption decisions is consisted of heterogeneous products since residential buildings have different characteristics from each other. Since their locational, structural, physical features and neighbourhood specifications, the houses demonstrate heterogeneous characteristics. Depending upon on these heterogeneous characteristics, the real estate market is composed of sub-markets. Each sub-market has its own pricing structure due to its particular demand and supply conditions. The segmented structure of the real estate market brings about differentiation of the relationships between housing prices and housing characteristics in each sub-market and spatial heterogeneity as well. On the other hand, there is spatial dependency among real estate prices because of "Adjacency Effect". Being different from the other markets, the estimation of the prices in the real estate market requires different and sophisticated methods. In order to include changing heterogeneous characteristics of houses into the house pricing estimation models, Hedonic Pricing Approach can be utilized. The relationship between prices and characteristics which is examined by Hedonic Pricing Approach are required to be estimated by Non-Parametric Spatial Models because of considering spatial auto-correlation and spatial heterogeneity.

The present study aims to gather information on demand side of the Istanbul Real Estate Market by investigating the relationship between housing prices and characteristics of the 2838 real estate building from 39 counties of Istanbul through the Nonparametric Spatial Models relying on the Hedonic Pricing Approach for October-November-December 2013 period as they represent the Istanbul Real Estate Market. The models were compared by examining the estimation results of Nonparametric and Parametric Spatial Models. The results obtained from the Nonparametric Spatial Models revealed that all of the real estate building characteristics are effective on real estate pricing; and this effect differentiate for each county, a sub-market, of the real estate market; that is, it exhibit difference according to the spatial characteristic.

Keywords: Hedonic Pricing Approach, Istanbul Real Estate Market, Parametric Spatial Models, Nonparametric Spatial Models, Spatial Effects, Adjacency Effect

İÇİNDEKİLER

DIŞ KAPAK.....	
İÇ KAPAK.....	
TEZ ONAY SAYFASI.....	i
BİLİMSEL ETİK SAYFASI.....	ii
ÖNSÖZ.....	iii
ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
TABLolar DİZİNİ.....	x
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xi
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

KONUT VE KONUT PİYASASININ ÖZELLİKLERİ

1.1. Konut Kavramı	8
1.2. Konut Piyasası	9
1.3. Konut Fiyatları.....	11
1.4. Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı.....	12
1.4.1. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Varsayımları.....	18
1.4.2. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Fonksiyonel Formları.....	21
1.4.3. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Değişkenleri.....	23
1.5. Literatür.....	26

İKİNCİ BÖLÜM

PARAMETRİK MEKÂNSAL REGRESYON MODELLERİ

2.1. Mekânsal Bağımlılık ve Mekânsal Heterojenite.....	42
2.1.1. Konut Piyasası Kapsamında Mekânsal Heterojenite ve Mekânsal Bağımlılık..	44
2.1.2. Komşuluk Tanımları ve Mekânsal Ağırlık Matrisinin Oluşturulması.....	46
2.2. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri.....	51
2.3. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri'nin Tahmin Yöntemleri.....	53
2.3.1. Maksimum Olabilirlik Yöntemi.....	53
2.3.2. Mekânsal İki Aşamalı En Küçük Kareler Yaklaşımı (2SLS).....	54

2.3.3.Genelleştirilmiş Momentler Yöntemi.....	55
2.4.Mekânsal Bağımlılığın Test Edilmesi.....	56
2.4.1.Moran's I Testi.....	56
2.4.2. LM, LR ve WALD Testleri.....	57

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PARAMETRİK OLMAYAN MEKÂNSAL REGRESYON MODELLERİ

3.1.Parametrik Olmayan Tahmin Süreçleri.....	63
3.1.1. Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Tahmini.....	65
3.1.1.1. Tek Değişkenli Durumda Kernel Yoğunluk Fonksiyonu Tahmini.....	66
3.2. Kernel Tahmincisinin İstatistiksel Özellikleri.....	68
3.2.1. Kernel Tahmincisinin Sonlu Örneklem Özellikleri.....	69
3.2.2. Kernel Tahmincisinin Sapma ve Varyansı.....	70
3.2.2.1. Sapma ve Varyans Yaklaşımları.....	71
3.2.3. Ortalama Hata Kare ve Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare Ölçüsü.....	72
3.3. Düzgünleştirme Parametresi (h) ve Kernel Fonksiyonunun (K) Seçimi.....	74
3.3.1. Düzgünleştirme Kavramı.....	74
3.3.2. Düzgünleştirme Parametresinin Seçimi.....	75
3.3.2.1. Hızlı ve Basit Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri.....	76
3.3.2.1.1. Optimal Düzgünleştirme.....	76
3.3.2.1.2. Normal Optimal Düzgünleştirme.....	76
3.3.2.2. İleri Teknoloji Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri.....	77
3.3.2.2.1. En Küçük Kareler Çapraz Geçerlilik Seçicisi.....	77
3.3.2.2.2. Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik Seçicisi.....	80
3.3.2.2.3. Olabilirlik Çapraz Geçerlilik Seçicisi.....	81
3.3.2.2.4. Plug-In Seçicileri.....	83
3.3.2.2.5. Düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri (AICc) Seçicisi.....	83
3.3.2.2.6. Penalizing Fonksiyon Seçicisi.....	84
3.4. Kernel Fonksiyonlarının (K) Seçimi.....	85
3.4.1. Kernel Kavramı.....	85
3.4.2. Kernel Fonksiyonlarının Türleri.....	85
3.5. Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri.....	90
3.5.1.Yerel Polinomial Regresyon Modelleri.....	92
3.5.2.Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli.....	95

3.5.3. Kernel Regresyon Modeli.....	96
3.5.4. Yerel Polinomial Çoklu Regresyon Modeli.....	98
3.5.5. Toplamsal Modeller.....	100
3.5.6. Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli (CAR).....	103
3.5.7. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli.....	106
3.5.8. Yarı Parametrik Regresyon Modelleri.....	108

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

HEDONİK FİYATLAMA YAKLAŞIMI'NIN İSTANBUL KONUT

PİYASASI'NA UYGULANMASI

4.1. Veri Seti ve Yöntem.....	114
4.2. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri'nin Tahmini ve Ampirik Bulguların Değerlendirilmesi.....	126
4.3. Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri'nin Tahmini ve Bulguların Değerlendirilmesi.....	132
4.3.1. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli Tahmini.....	132
4.3.2. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli Tahmini.....	138
4.3.3. Yarı Parametrik Regresyon Modeli Tahmini.....	140
4.3.4. Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli Tahmini.....	144
4.3.5. Toplamsal Model'in Tahmini.....	154
4.4. Tüm Modellerin Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi.....	171
SONUÇ.....	176
KAYNAKLAR.....	188
EK-1: Yerel Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri.....	198
EK-2: Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri.....	201
EK-3: CAR Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri.....	210
EK-4: CAR Modeli'nin Harita Grafikleri.....	213
EK-5: Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri (s(enlem)+s(boylam)).....	221
EK-6: Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri (s(boylam,enlem)).....	224
ÖZGEÇMİŞ.....	227

ŞEKİLLER VE GRAFİKLER DİZİNİ

- Şekil 2.1. Sınır Komşulukları
- Şekil 2.2. Delaunay Üçgenlemesi
- Şekil 3.1: Epanechnikov Kernel Grafiği
- Şekil 3.2. Kernel Fonksiyonlarının Grafikleri
- Şekil 3.3. Sabit Mekânsal Kernel
- Şekil 3.4. Uyarlayıcı Mekânsal Kernel
- Şekil 4.1. Konut Verilerinin Dağılımı
- Şekil 4.2. Uzaklık Değişkeni Hesaplaması
- Şekil 4.3. 1/100.000 ölçekli İstanbul Çevre Düzeni Planı
- Şekil 4.4. Merkezi İş Alanı (MİA) Bölgesi
- Şekil 4.5. Enlem ve Boylamın Konut Fiyatı Üzerindeki Etkisinin Maksimum Olduğu Bölgeler
- Şekil 4.6. Enlem ve Boylamın Konut Fiyatı Üzerindeki Etkisinin Minimum Olduğu Bölgeler
- Grafik 1.1. Tüketici Dengesi
- Grafik 1.2. Üretici Dengesi
- Grafik 1.3. Piyasa Dengesi
- Grafik 4.1. Yerel Regresyon Modeli Tahmin Grafikleri
- Grafik 4.2. Koşullu Parametrik Regresyon Tahmin Grafikleri
- Grafik 4.3. Parametrik Olmayan Kısımın Tahmin Grafikleri
- Grafik 4.4.1. CAR Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri
- Grafik 4.4.2. CAR Modeli'nin Harita Grafikleri
- Grafik 4.5. Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri ($s(\text{enlem})+s(\text{boylam})$)
- Grafik 4.6. Konut Fiyatları Öngörü Grafiği ($s(\text{enlem})+s(\text{boylam})$)
- Grafik 4.7. Toplamsal Modele ait Kısmi Tepki Grafikleri ($s(\text{enlem})+s(\text{boylam})$)
- Grafik 4.8. Katsayı Tahmin Grafikleri ($s(\text{boylam},\text{enlem})$)
- Grafik 4.9. Konut Fiyatları Öngörü Grafiği ($s(\text{boylam},\text{enlem})$)
- Grafik 4.10. Kısmi Tepki Fonksiyonları ($s(\text{boylam},\text{enlem})$)

TABLolar DİZİNİ

Tablo 1.1.	Konutların Özellikleri
Tablo 3.1.	Kernel Fonksiyonları ve Etkinlikleri
Tablo 4.1.	Anakütleyi Temsil Edecek Örneklem Büyüklükleri
Tablo 4.2.	Örneklem Büyüklüğü Hesaplaması
Tablo 4.3.	Değişken Listesi
Tablo 4.4.	Yaşam Kalitesi Endeks Sıralaması
Tablo 4.5.	EKK ile Parametrik Mekânsal Modellerin Tahmin Sonuçları
Tablo 4.6.	Mekânsal Spesifikasyon Testleri
Tablo 4.7.	Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde Parametrik Kısımın Tahmini
Tablo 4.8.	CAR Modeli'ne ait Katsayı Tahminleri Özeti
Tablo 4.9.	Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(enlem)+s(boylam))
Tablo 4.10.	Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(boylam,enlem))
Tablo 4.11.	Tüm Modellerin Tahmin Sonuçları Özeti

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

CAR	Coğrafi Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli
MIA	Merkezi İş Alanı
YKE	Yaşam Kalitesi Endeksi
DYE	Demografik Yapı Endeksi
BSE	Beşeri Sermaye (Eğitim) Endeksi
(SYE-1)	Sağlıklı Yaşam Endeksi
EGE	Ekonomik Gelişmişlik Endeksi
UEE	Ulaşım ve Erişilebilirlik Endeksi
CDE	Çevresel Durum Endeksi
(SYE-2)	Sosyal Yaşam Endeksi
EKK	En Küçük Kareler
2EKK	İki Aşamalı En Küçük Kareler Yaklaşımı
OHK	Ortalama Hata Kare
BOHK	Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare
EKKÇG(.)	En Küçük Kareler Çapraz Geçerlilik Seçicisi
LOESS	Yerel Dağılım Grafiği Düzgünleştiricisi
LOWESS	Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Dağılım Grafiği Düzgünleştiricisi
ÇG(.)	Çapraz Geçerlilik Seçicisi
GÇG(.)	Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik Seçicisi
OÇG(.)	Olabilirlik Çapraz Geçerlilik Seçicisi
AKT	Artık Kareleri Toplamı
AIC_c	Düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri
U	Fayda Fonksiyonu
Z	Özellikler Vektörü
P(.)	Fiyat Vektörü
$\hat{\alpha}_i$	Hedonik Fiyat
$\theta(.)$	Tüketici Talep Fonksiyonu
$\phi(.)$	Tüketici Arz Fonksiyonu
Cov(.)	Kovaryans
E(.)	Beklenen Değer
V(.)	Varyans- Kovaryans Matrisi

$\hat{\sigma}^2_{ML}$	Anakitle Hata Varyansının Maksimum Olabilirlik Tahmincisi
$AsyVar(.)$	Asimtotik Varyans
$I(.)$	Bilgi Matrisi
$d(.)$	Skor Vektörü
L_c	Merkezleştirilmiş Logaritmik Olabilirlik Fonksiyonu
$\hat{\beta}_{ML}$	Maksimum Olabilirlik Tahmincisi
LM	Lagrange Çarpanı Testi
LR	Logaritmik Olabilirlik Testi
$LM_{(.)}^*$	Robust Lagrange Çarpanı Testi
S	Yapısal Özellikler
N	Komşuluk Özellikleri
L	Mekânsal Özellikler
X	Konut Özellikleri Matrisi
W	Mekânsal Ağırlık Matrisi
w_{ij}	Mekânsal Ağırlık Matrisinin Elemanları
w_{ij}^*	Standartlaştırılmış Ağırlık Matrisi Elemanları
d_{ij}	Uzaklık
d^*	Eşik Uzaklık Değeri
V_i	Voronoi Diyagramları
$D_E(x_i, x_0)$	Basit Öklidyen Uzaklık
$D_G(x_i, x_0)$	Genelleştirilmiş Uzaklık
ε, u	Hata Terimi
λ	Mekânsal Otoresif Parametre
$I(.)$	Gösterge Fonksiyonu
Q	Araç Değişken Matrisi
I	Birim Matris
I	Moran's I Test İstatistiği
S_0	Standardizasyon Faktörü
β_{IV}	Araç Değişken Tahmincisi
β_{GMM}	Genelleştirilmiş Momentler Tahmincisi

M	Projeksiyon Matrisi
$f(\cdot)$	Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu
\hat{f}_1	Ampirik Yoğunluk Tahmincisi
\hat{f}_3	Kernel Tahmincisi
h	Bant Genişliği, Pencere Genişliği, Düzgünleştirme Parametresi
ψ	Ölçeklendirilmiş Uzaklık
$\omega_{ni}(\cdot)$	Kernel Ağırlık Fonksiyonu
h_{opt}	Optimal Düzgünleştirme Parametresi
$\psi(\cdot)$	Penalizing Fonksiyonu
\hat{f}_{-i}	Bir Gözlem Dışarı Tahmincisi
ρ	Mekânsal Otoresif Katsayı
W_y	Mekânsal Gecikme Terimi
W_ε	Mekânsal Hata Terimi
H	Düzgünleştirici Matris
$K_e(\cdot)$	Epanechnikov Kernel
$K(\cdot)$	Kernel Fonksiyonu
x_0	Hedef Gözlem Değeri
$K_T(\cdot)$	Tricube Kernel Fonksiyonu
$\hat{m}(x_0)$	Kernel Regresyon Tahmincisi
d	Hoşgörü/Tolerans Düzeyi
n, N	Gözlem Sayısı

GİRİŞ

Konut, hanehalkının barınma gibi en temel ihtiyaçlarından biri olan barınma ihtiyacını karşılayan, aynı zamanda ekonomik, sosyal, hukuki ve kültürel boyutları olan fiziksel büyüklüğe sahip bir ortamdır. Hanehalkı açısından bazen bir tüketim malı bazen de bir yatırım malı olarak değerlendirilebilen konut, doğa şartları, kalkınma düzeyi, kaynak kullanımı, gelir dağılımı, nüfus artışı ve yoğunluğu, kentleşme ve göç hareketleri, hanehalkı nitelikleri gibi çeşitli etkenlere bağlı olarak zamanla değişim ve gelişim göstermektedir. Çok boyutluluğu ve önemi ile sosyoloji, ekonomi, psikoloji, coğrafya, tarih, mimarlık ve benzeri disiplinlerin ilgi odağında yer alan konut kavramı farklı disiplinlerde gerçekleştirilen çalışmalarda hem farklı yöntemlerin kullanılmasına hem de farklı boyutlarda değerlendirilmesine neden olmaktadır. Hanehalkları açısından değerlendirildiğinde konut, hanehalkı toplam servetinin önemli bir kısmını oluşturduğundan konut fiyatlarındaki değişimler, hanehalkının yatırım ve tüketim kararlarını önemli ölçüde etkilemektedir. Konut fiyatlarında meydana gelen bir değişim, servet etkisi yolu ile hanehalkının marjinal tüketim eğilimini etkilerken, teminat etkisi ile de borçlanma kapasitesini etkilemektedir. Bununla birlikte konut piyasasının, ekonominin diğer sektörleri ile olan güçlü bağlantıları nedeniyle konut fiyatları, ekonomik koşullardaki değişimden önemli ölçüde etkilenirken aynı zamanda ekonomi üzerinde de önemli etkilere neden olmaktadır. Nitekim konut sektörüne yapılan yatırımlar, geri besleme etkisi yoluyla konut sektörüne girdi sağlayan finans sektörü, gayrimenkul sektörü, iş ve inşaat makineleri, inşaat malzemeleri sanayi gibi diğer sektörlerin de doğrudan veya dolaylı olarak gelişmesine neden olmaktadır. Konut harcamalarının çarpan etkisinin yüksek olması nedeniyle bu kalemdeki harcamalarda ortaya çıkan bir artış, konut sektörünün doğrudan veya dolaylı olarak ilişkili olabileceği sektörlerde de canlılık meydana getirmektedir. Yüksek katma değer yaratan ve yüksek istihdam potansiyeline sahip olan konut sektörü Gayri Safi Yurtiçi Hasıla içerisinde de önemli bir paya sahiptir ve konut sektöründe meydana gelebilecek bir büyüme Gayri Safi Yurtiçi Hasıla'nın da büyümesini sağlayabilir. Makroekonomide konutun önemini artıran diğer bir faktör de konut yatırımlarının enflasyona karşı koruyucu bir kalkan olarak kullanılmasıdır. Yatırımcılar sermayelerinin reel değerini korumak ve güvende olmak için enflasyon belirsizliğine karşı konutu koruyucu bir faktör olarak düşünmektedirler (Goetzmann ve Valaitis, 2006: 2-3). Diğer yandan, konut teminatlarının değişen değerleri finansal krizlerde önemli rol oynamaktadır. Leung (2004), varlık fiyatlamasında önemli bir gösterge olan konut teminat değerleri ile genel ekonomik aktiviteler arasındaki ilişkiyi

inceleyerek, önemli ölçüde ipotek borcuna sahip hanehalklarının beklenmedik olumsuz bir ekonomik şok karşısında dayanıksız mal tüketimlerinde planlamaya gittiklerini göstermiştir. Bu durum, konut piyasasına ilişkin varlık fiyatlarının değerindeki değişmelerin tüketicilerin tüketim harcamalarını etkileyerek Gayri Safi Yurt İçi Hasıla dalgalanmalarına yol açtığını göstermektedir. Nitekim 2005 yılında ABD’de mortgage kredileriyle başlayan Mortgage Kredi Krizi, 2007 Ağustos ayı itibariyle hem konut piyasasında hem de finansal sistemde büyük sorunlara neden olmuş ve 2007 sonrası yaşanan küresel finansal krizin en önemli nedenlerinden biri olmuştur. ABD’de başlayan finansal kriz, finansal serbestleşme koşullarının varlığı nedeniyle kısa zamanda Avrupa’ya sıçramış ve finansal krizin uluslararası piyasaları etkilemesi ile 2008 yılı Eylül ayından itibaren küresel ekonomik krize dönüşmüştür. Küresel ekonomik krizin etkisi ile hem uluslararası piyasalarda hem de ulusal piyasalarda konut fiyatlarında gözlemlenen büyük değişiklikler, konut piyasasındaki istikrarın önemini bir kez daha ortaya koymuştur. Konut piyasasının hem doğrudan, hem de dolaylı olarak finansal istikrarı etkilemesi konut piyasasının takibini zorunlu kılmıştır.

Makroekonomik ve mikroekonomik açıdan önemli etkileri olan konut piyasası, birbirinden farklı ve çok çeşitli özelliklere sahip olmaları nedeniyle heterojen ürünlerden oluşan bir piyasadır. Bu açıdan konut piyasası, Tam Rekabet Piyasası’ndan farklı özellikler taşıyan bir piyasadır. Bilindiği üzere, Tam Rekabet Piyasası’nda çok sayıda alıcı ve satıcı bulunmaktadır ve tüm alıcılar piyasada oluşan fiyatı kabullenicidir. Aynı zamanda piyasaya giriş-çıkış serbestliği bulunan piyasanın şeffaf yapısı nedeniyle fiyat ile ilgili bilgi kolayca ve anında elde edilebilir. Bu tür piyasalarda üretilen ürünlerin tamamı tek bir fiyatın oluşabilmesi açısından homojen özellikler taşımak zorundadır.

Konut piyasası ise, Tam Rekabet Piyasaları’ndan oldukça farklıdır; ürünlerin lokasyonel olarak taşınmaz olmaları nedeniyle fiziksel bir piyasa söz konusu değildir ve ürünün tüketiciye getirilmesinden ziyade tüketici ürüne gelir. Dolayısıyla konut satıcısı ve alıcısı arasındaki alışveriş, tezgahüstü piyasada gerçekleşir ve pazarlık bilinmeyen bir fiyat üzerinden yapılır. Piyasaya giriş-çıkış büyük sermaye miktarları gerektirdiğinden ve yüksek işlem maliyetleri nedeniyle kısıtlıdır. Konut piyasalarındaki ürünler fiyatı oluşturan özelliklerin kalitesi ve sayısına göre farklılaştırılabilir. Buna göre, konut piyasasındaki ürünler heterojen özellik taşımaktadır.

Konutlar, buldukları mekân, sahip oldukları yapısal özellikler ve finansman koşulları açısından heterojen olabilmektedir. Ancak, konutların bu özelliği fiyatlamayı zorlaştırır, araştırma maliyetlerini artırır, bilgi asimetrisi yaratır ve ikame edilebilirliği

büyük ölçüde kısıtlayarak arbitraj olanağını azaltır. Başka bir deyişle, konutların heterojen olmasından kaynaklanan birleşik fiyatlar, sadece konutların sahip oldukları özelliklerin sayısı ve kalitesi ile değil; alıcı ve satıcıların özelliklerindeki farklılıklar ve konut satış sürecinde izlenen araştırma stratejilerindeki farklılıklar ile de yakından ilişkilidir. Ayrıca, fiyatların belirlenmesinde mekân ve zaman öğeleri de oldukça önemlidir. Buna göre, aynı konut herhangi bir satıcı tarafından farklı potansiyel alıcılara çeşitli fiyatlardan satılabilir.

Konut fiyatlarının tahmin edilmesi süreci, konut piyasalarının yukarıda kısaca bahsedilen özellikleri nedeniyle diğer piyasalara göre farklılaşmakta ve zorlaşmaktadır. Konut fiyat tahminlerine konutun bahsedilen heterojen özelliklerini dâhil etmek için Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı uygulanabilir. Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın amacı, potansiyel alıcılar için spesifik ürünlerin sahip oldukları özellikleri, sağlayacakları faydaya bağlı olarak değerlendirmektir. Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı genel olarak, ürünün (konutun) her bir özelliğinin toplam değerine katkısını tahmin etmek için kullanılır.

Hedonik Fiyat Teorisi olarak adlandırılan Hedonik Fiyatlama Modeli'nin teorik temelleri, Lancaster (1966) tarafından ortaya konulmuş ve teori Rosen (1974) tarafından geliştirilmiştir. Lancaster (1966)'ın Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı tüketici teorisine dâhil ederek geliştirdiği teori, literatürde "Lancaster Tercih Teorisi" olarak bilinmektedir. Buna göre Lancaster(1966), ürünün heterojenliğinden hareketle ürünü oluşturan temel unsurları analiz etmiş ve ürün talebinin ürünün kendisine değil, özelliklerine bağlı olduğunu iddia etmiştir. Tüketicinin faydası ürünün farklı özelliklerine bağlıdır ve elde edilecek fayda düzeyi ürünün sahip olduğu farklı özelliklerin miktarına bağlı olarak değişmektedir. Rosen (1974) ise, Lancaster Tercih Teorisi kapsamında, ürün özelliklerine dayalı olarak ilk Hedonik Piyasa Denge Modeli'ni ortaya koymuştur. Bu modelde hem tüketicinin faydasını hem de üreticinin karını maksimum yapan heterojen ürün piyasasının kısa ve uzun dönem dengesi teorik olarak analiz edilmiştir. Rosen (1974) tarafından önerilen Standart Hedonik Fiyatlama Modeli, konut satışıyla ilgili daha önce bahsedilen çok sayıdaki piyasa aksaklıklarını kapsamamaktadır. Bu nedenle, Hedonik Konut Fiyatlama Modeli'nin çeşitli piyasa aksaklıklarının konut fiyatı üzerindeki etkisini kapsayacak şekilde modifiye edilmesi gerekmektedir.

Standart Hedonik Fiyatlama Modeli'nin temel formu, yani i . heterojen ürünün fiyatı ve x_i vektörü ile ifade edilen ürünün sahip olduğu özellikleri arasındaki fonksiyonel ilişki $P_i = f(x_i; \beta) + u_i$ şeklinde ifade edilebilir. Bu eşitliği konut piyasası kapsamında

düşünürsek; P_i , i . konutun/heterojen ürünün fiyatını gösterir. u_i , birbirinden bağımsız olan ve normal dağılan hata terimidir. x_i ise, özellikler vektörüdür.

Literatürde bu özelliklerin kategorilere ayrılmasında farklı yaklaşımlar kullanılmakla beraber genel olarak “Yapısal/Fiziksel Özellikler”, “Komşuluk Özellikleri” ve “Mekânsal Özellikler” olmak üzere üç kategoriye ayrılmaktadırlar. Literatürde yer alan bazı çalışmalarda bu kategorilere ek olarak “Kontrat Özellikleri” kategorisinin de dâhil edildiği gözlemlenmektedir (Karagöl, 2007: 24; Arıkan, 2008: 13; Ustaoglu, 2003: 9).

Konut fiyatlarının en önemli belirleyicilerinden biri “Mekânsal Etkiler”dir. Anselin’e (1988c) göre mekânsal bağımlılık ve mekânsal heterojenite olmak üzere iki tür mekânsal etki tanımlanabilir. Buna göre, mekânsal bağımlılığın daha spesifik bir hali olan mekânsal otokorelasyon mekânsal benzerlikle birlikte değer benzerliğinin çakışması olarak tanımlanmaktadır. Başka bir deyişle, belli bir mekânda gözlemlenen değer ile başka bir mekânda gözlemlenen değer arasındaki fonksiyonel ilişkidir ve bu da modelin hata terimlerinin mekânsal olarak serisel bağımlı olması anlamına gelir. Tobler’in (1979) “birbirine yakın olanlar uzak olanlara göre birbirleriyle daha fazla ilişkilidir” ifadesine dayalı olarak konut fiyatları arasında bağımlılık olması durumunda konut fiyatlarının mekânsal olarak otokoreleli olabileceğini söyleyebiliriz. Belli bir mekândaki konutların fiyatları komşu olan konutların fiyatlarına oldukça yakındır, bu nedenle mekânsal otokorelasyon genellikle pozitif olur. Konut piyasası literatüründe bu tür bir etki “Komşuluk Etkisi” olarak bilinir. Komşuluk etkisi bir tür mekânsal bağımlılıktır ve bu etkiyi oluşturan çeşitli faktörler vardır. Nitekim reel değerlendirme uzmanları, alıcılar ve satıcılar işlem maliyetlerinin belirlenmesinde komşuluk özelliklerinin tespit edilmesindeki belirsizliklerden dolayı komşu konutların fiyatlarını referans olarak alabilir. Bu da bir konutun fiyatının ona göreli olarak yakın olan konutların fiyatlarını etkileyebileceğini gösterir. Açıklayıcı değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerinin mekâna göre değişmesi ise “Mekânsal Heterojenite (Spatial Heterogeneity)” olarak tanımlanmaktadır. Konut piyasasında mekânsal heterojeniteye örnek olarak konut fiyatlarının, iş merkezine olan uzaklık arttıkça, azalması durumu ele alınabilir. İş merkezine olan uzaklığın örtük fiyatı, mekândan mekâna değişiklik göstermiyorsa ilişki izotropiktir, dolayısıyla Hedonik Fiyatlama Modeli’nde global parametreler kullanılabilir; ancak ilişki mekândan mekâna farklılık gösteriyorsa heterojendir, yani hedonik ilişki mekâna göre sabit değildir. Buna göre, ilişkinin mekâna göre değiştiği

durumlarda Global Modeller yerine ilişkinin mekâna göre deęişmesine izin veren Yerel Modeller'in kullanılması daha doęru tahminlerin elde edilmesini saęlayacaktır.

Konut piyasası, konutun konumu, yapısı, dayanıklılığı, yaşı, kalitesi gibi çeşitliliğe neden olan alt piyasalardan oluşmuştur. Tüketicilerin konut tercihleri, hem gelirleri hem de konutun bulunduğu mekâna göre farklılık gösterir. Başka ifade ile konut piyasasının bölümlere ayrılmış, alt kümelerden oluşan bir yapısı vardır ve her bir alt kümenin kendine has talep ve arz koşullarından doğan farklı fiyat yapıları mevcuttur. Konut piyasasının bu özelliği de Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'nin parametrelerinin mekândan mekâna deęişmesine yani mekânsal heterojeniteye neden olmaktadır.

Mekânsal heterojenite ve mekânsal otokorelasyona neden olan iktisadi faktörler göz önüne alındığında konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkilerin analizinde hem mekânsal heterojeniteyi hem de mekânsal otokorelasyonu dikkate alan modellerin kullanılması gerekebilir.

Parametrik Mekânsal Modeller olarak da tanımlanan Mekânsal Gecikme, Mekânsal Hata ve Mekânsal Durbin Modelleri, mekânsal etkilerden mekânsal otokorelasyonu dikkate alırken, parametrelerin mekâna göre deęişmesi olarak tanımlanan mekânsal heterojeniteyi dikkate almamaktadır. Konut piyasası kapsamında düşünülürse, bu modeller komşuluk ilişkisinden kaynaklanan mekânsal otokorelasyonu modele dâhil ederken, konutun bölümlenmiş yapısı gereği konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin mekâna göre deęişmesi durumunu dikkate almamaktadır. Mekânsal heterojenitenin dikkate alınmaması ise, modelin teorik formunun yanlış tanımlanması sonucu tahmin sonuçlarının sapmalı ve tutarsız olmasına neden olabilecektir. Diğer yandan, konut piyasasının bölümlenmiş yapısı dikkate alınarak konut fiyatlarını etkilediği düşünülen önemli açıklayıcı deęişkenler modele dâhil edildikten sonra konut fiyatları ile açıklayıcı deęişkenler arasındaki ilişkinin fonksiyonel kalıbı doęru belirlenmelidir, aksi takdirde modelin tahminleri sapmalı olacağından model ile ilgili yanlış çıkarımlarda bulunulabilir.

Söz konusu ilişkiye ait fonksiyonel şeklin bilinmediği veya iktisat teorisi gereği modelin parametrelerinin mekâna göre deęişmesi gerektiği durumlarda, model tahmini için "Parametrik Tahmin Yöntemleri"ne alternatif olan Parametrik Olmayan Tahmin Yöntemleri kullanılabilir. Parametrik Olmayan Tahmin Yöntemleri, Hedonik Fiyatlama Modelleri'nin tahmini için önemli avantajlar sunar. Parametrik Mekânsal Modeller'den farklı olarak bu yaklaşım, fonksiyonel form esnekliğine ve modelin katsayılarının mekâna

göre deđişmesine izin verir. Böylelikle parametrik olmayan tahminciler, yanlış tanımlanan mekânsal etkileri kontrol edebilir. Ayrıca, Parametrik Mekânsal Modeller'den farklı olarak veri setiyle ilgili herhangi bir dağılımsal varsayım yapmadan veya mekânsal ağırlık matrisi tanımlamadan mekânsal otokorelasyonu azaltmaya yardımcı olur.

Mekânsal veriyi analiz etmede en çok kullanılan parametrik olmayan süreçler Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Kernel Regresyon Modeli, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Koşullu Parametrik Regresyon Modeli ve Yarı Parametrik Regresyon Modeli ve Toplamsal Model'dir. Bu süreçlerin her biri regresyon tahminlerini yaparken belli noktalara odaklanır. Odaklanılan noktalara daha yakın olan gözlemlere daha fazla ağırlık verilir. Buradaki "daha yakın" kelimesi dar anlamda coğrafi uzaklık açısından tanımlanabilir; konut piyasaları kapsamında ise "benzerlik" anlamında düşünülebilir.

Bu çalışmanın amacı, mekânsal etkileri ve komşuluk etkilerini de kapsayan Hedonik Konut Fiyatlama Modeli ile İstanbul Konut Piyasası'nın talep yönü hakkında daha fazla bilgi edinmek ve Ekim-Kasım-Aralık 2013 döneminde İstanbul Konut Piyasası'nı temsilen 2838 apartman dairesi türündeki konutun özelliklerini inceleyerek İstanbul Konut Piyasası'ndaki konut niteliklerinin örtülü fiyatlarını ortaya koymaktır. Bu amaçla, konut fiyatları ve konutların özellikleri arasındaki ilişkiler öncelikle mekân etkisini hiçbir şekilde dikkate almayan EKK Modeli ve mekânsal otokorelasyonu dikkate alan; ancak ilişkinin mekâna göre deđişmediđini varsayan Parametrik Mekânsal Modeller (Global Modeller) ile incelenmiştir. Daha sonra, konut piyasalarında "Tek Fiyat Kanunu" nun global olarak geçerli olmadığı; ancak mekânsal ve yapısal özellikleri aynı olan konutlar içerisinde yerel olarak geçerli olması durumu göz önüne alınarak, ilişkinin mekâna göre deđiştirdiđini varsayan Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller, Hedonik Konut Fiyatlama Analizi'nde kullanılmıştır.

Çalışmada İstanbul Konut Piyasası'nın tercih edilmesinin nedeni, Avrupa ile Anadolu Kıtası'nı birbirine bağlayan İstanbul'un jeopolitik önemi, ticaretin merkezi olması, kültürel bir mozaige sahip olması vb. nedenlerle Türkiye'nin en önemli ve en büyük gayrimenkul pazarına sahip olmasıdır. İstanbul, demografik özelliđi bakımından Türkiye'deki en yoğun nüfus oranına sahiptir ve ciddi oranda iç ve dış göç almaktadır. Son zamanlarda konut piyasasına ilişkin çıkarılan yasalar ve İstanbul'da kamu ile özel sektör tarafından gerçekleştirilen konut, alt yapı vd. projeler yabancıların da İstanbul Konut Piyasası'na ilişkin talebinin artmasını sağlayarak İstanbul Konut Piyasası'nı uluslararası gayrimenkul piyasasına dönüştürmüştür. Bahsedilen tüm faktörler dikkate

alındığında İstanbul Konut Piyasası aslında sürekli piyasa hareketlerinin yaşandığı bir piyasadır. Bu nedenle, İstanbul Konut Piyasası'nın mekânsal analiz ve sunduğu veri açısından oldukça elverişli ve ilgi çekici bir piyasa olması İstanbul Konut Piyasası'nda birbirinden farklı Hedonik Konut Fiyatlama Yaklaşımları'nın uygulanmasına imkân sağlamaktadır.

Dört bölümden oluşan çalışmanın birinci bölümünde, konut kavramına, konut piyasası özelliklerine, konut fiyatlarını etkileyen faktörlere, Hedonik Konut Fiyatlama Yaklaşımı'nın iktisadi teorisine ve bu alanda yapılan çalışmaları kapsayan literatüre detaylı bir şekilde yer verilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, mekân etkilerini dikkate almayan Standart Hedonik Fiyatlama Modeli ile mekânsal bağımlılığı dikkate alan; ancak konut piyasasının bölümlenmiş yapısını dikkate almayan Parametrik Mekânsal Modeller'in (Mekânsal Gecikme Modeli, Mekânsal Hata Modeli, Mekânsal Durbin Modeli) teorik temellerine, varsayımlarına ve tahmin yöntemlerine yer verilmiştir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde, mekânsal bağımlılığı ve konut piyasasının bölümlenmiş yapısını dikkate alan Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in teorisine, varsayımlarına ve tahmin yöntemlerine yer verilmiştir.

Son olarak dördüncü bölümde, İstanbul Konut Piyasası için Standart Hedonik Konut Fiyatlama Modeli ile Parametrik ve Parametrik Olmayan Mekânsal Etkili Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'nin uygulamalarına yer verilerek elde edilen bulgular arasında bir karşılaştırma yapılmış ve tahmin sonuçları yorumlanmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

KONUT VE KONUT PİYASASININ ÖZELLİKLERİ

1.1. Konut Kavramı

Türkiye İstatistik Kurumu tarafından konut kavramı, etrafı kapalı, tavanı örtülmüş bir aile veya bir grup insanın diğer fertlerden ayrı yaşamasına olanak tanıyan, direkt olarak sokağa, koridora veya genel bir yere açılan, kendisine ait kapısı bulunan yer olarak tanımlanmaktadır. Aslında konut, sadece ikamet amacı için oluşturulmuş herhangi bir bina veya bir yapıdan ziyade bulunduğu mekânın sosyal, kültürel ve ekonomik özellikleriyle bütünleşen reel bir varlıktır. Bu çerçevede, ülkelerin gelişmişlik düzeyleri, kaynakların etkin kullanımı, gelir dağılımı, demografik özellikler, eğitim seviyesi, göç ve kentleşme süreci, aile karar alıcılarının iş ve meslek yapıları, komşuluk etkileri ve mekânsal etkiler gibi birçok faktör konut talebi açısından önemlidir. Lancaster (1966)'a göre ise konut, birçok özelliklerden meydana gelen karmaşık bir maldır; konutun sahip olduğu özelliklere göre konutun kalitesi de fiyatı da farklılık arz eder. Stahl (1985), konutun piyasada işlem gören en heterojen mallardan biri olduğunu ifade etmektedir. Buna göre herhangi iki konut; büyüklük, tasarım, mimari yapı, dayanıklılık veya bulunduğu mekâna göre farklılık gösterebilmektedir. Stahl (1985)'a göre konutun heterojen bir mal olmasının nedenlerinden biri de mekânsal sabitliktir; çünkü konut özelliği itibarıyla taşınmaz bir maldır. Bu nedenle konutun konumu, konut fiyatı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Buna göre, fiziksel olarak benzer, ancak farklı bölgelerde bulunan konutların farklı fiyatları olabilir. Konutun heterojen olmasının bir diğer nedeni de konutun dayanıklılık derecesinin oldukça yüksek olmasıdır. Diğer bir ifade ile dayanıklılık, konutun uzun ömürlü olmasını ifade etmektedir ve diğer mallar ile karşılaştırıldığında konut en dayanıklı mal sınıfında yer almaktadır. Konutun dayanıklılığı, yapımında kullanılan malzemeler ve bu malzemelerin kalitesi ile kullanılan teknikler gibi özelliklere bağlıdır. Modern çağın taleplerine cevap veremeyen yıllanmış konutlar, restorasyon gibi çalışmalarla veya eklenen özellikler ile yenilenebilmektedir. Dolayısıyla konutlar, yenilenebilme özelliğine sahiptir ve konut kaliteli malzemeden yapılmışsa yaş faktörü konut fiyatında düşürücü bir etki oluşturmayarak, aksine konumuna göre fiyatını arttırabilmektedir.

1.2. Konut Piyasası

Konutun yapısal özellikleri (Yaşı, Kalitesi vb.), bulunduğu konum, taşınmaz ve dayanıklı olması konutun heterojen olmasına ve dolayısıyla heterojen konutlardan oluşan konut piyasasının Tam Rekabet Piyasası'ndan farklılaşmasına neden olmuştur. Bilindiği üzere, Tam Rekabet Piyasası'nda çok sayıda alıcı ve satıcı vardır. Tüm alıcılar fiyat alıcıdır ve piyasaya giriş-çıkış serbestliği vardır. Piyasanın şeffaf yapısı nedeniyle fiyat ile ilgili bilgi kolayca elde edilebilir ve anında bilinebilir. Ayrıca bu tür piyasalarda üretilen ürünlerin tamamı homojendir. Konut piyasasında ise, ürünler lokasyonel olarak taşınmaz olduğundan fiziksel bir piyasa yoktur ve ürünün tüketiciye getirilmesinden ziyade tüketici ürüne gelmektedir. Dolayısıyla, alışveriş bir satıcı ve bir alıcı arasında tezgahüstü piyasada gerçekleşmekte ve pazarlık bilinmeyen bir fiyat üzerinden yapılmaktadır. Piyasaya giriş-çıkış büyük sermaye miktarları gerektirdiğinden ve yüksek işlem maliyetleri nedeniyle kısıtlıdır. Konut piyasalarındaki ürünler fiyatı oluşturan özelliklerin kalitesi ve sayısına göre farklılaştırılabilmektedir. Buna göre, konut piyasasındaki ürünler heterojen özellik taşımaktadır (Baranzini A. vd. , 2008: 39-42)

Konut piyasasının bir diğer özelliği de birbirinden yarı bağımsız olan çok sayıda alt piyasadan oluşmasıdır. Bu bölümlenme sadece konutun tipine veya piyasa alanına göre değil her bir segmentin kendi içinde de gerçekleşebilmektedir. Bunun sebebi arz ve talebin konutun kullanım türüne ve bulunduğu mekâna, potansiyel alıcıya, satıcıya, konutun alım-satım işleminin nasıl gerçekleştiğine, konutun kullanım süresine ve bulunduğu coğrafi alana göre bile bölümlenmiş olmasından kaynaklanabilmektedir (Fisher ve Martin, 1994:8). Ampirik çalışmalarda araştırmacılar hanehalkının gelirini ve ırkını da alt piyasaların tanımlanmasında bir kriter olarak ele almıştır. Watkins (2001) alt piyasaları konutların yapısal özellikleri, konutların bulunduğu mekânın özellikleri ve tüketicinin özelliklerine göre tanımlamıştır. Brouassa vd. (2003) ise, alt piyasalarla ilgili tanımlamaları coğrafi alanlar ve istatistiksel teknikler olmak üzere iki temel grup altında özetlemiştir. Straszheim (1975) konut piyasası bölümlenmesini gündeme getiren ilk araştırmacıdır. Buna göre Straszheim (1975), San Francisco'daki konutları mekânsal özelliklere göre sınıflandırmış ve konut alt piyasalarının olduğuna ilişkin hipotezi kabul etmiştir. Mekânsal bölümlenmeye alternatif olarak Dale-Johnson (1982), Bajic (1985), Rothenberg vd. (1991) ve Allen vd. (1995) çalışmalarında konutun yapısal özelliklerine göre konut alt piyasalarının belirlendiğini vurgulamışlardır. Schnare ve Struyk (1976), Goodman (1981), Adair vd. (1996) ile Maclennan ve Tu (1996) çalışmalarında mekânsal ve yapısal özelliklerle birlikte tüketicilerin özelliklerine göre konut alt piyasalarının

varlığını kabul etmişlerdir. Bazı araştırmacılar ise ampirik açıdan ve alternatif modelleme teknikleri açısından konut alt piyasalarının belirlenmesinde yeni yaklaşımlar geliştirmişlerdir. Buna göre, Jones vd. (2004) bölge içinde göç sistemlerine dayalı olarak alt piyasaları tanımlamıştır. Maclennan vd. (1987), Bourassa vd. (2003) ve Bourassa vd. (2007) çalışmalarında önsel bilgiyi kullanarak alt piyasaları tanımlamak yerine Temel Bileşenler Analizi ile Kümeleme Analizi'ni kullanarak veri setinden hareketle alt piyasaları tanımlamışlardır. Ayrıca, zip kodları da alt piyasaların tanımlanmasında yaygın olarak kullanılan yaklaşımlardan bir tanesidir (Goodman, 1981: 176-179; Goodman ve Thibodeau, 2003: 183-186). Kauko vd. (2002) , yapay sinir ağlarını ve Meen (2003) ise Nitel Tercih Modelleri'ni kullanarak konut alt piyasalarını tanımlamaya çalışmıştır.

Konut piyasasının bölümlere ayrılmış, alt piyasalardan oluşan yapısı sonucu her bir alt piyasanın kendine has talep ve arz etkilerinden doğan farklı fiyat yapıları mevcuttur. Belli bir bölgede ikamet eden bireylerin talepleri doğrultusunda konutların fiyatları, özellikleri ile orantılı olarak farklılık gösterir. Ayrıca konut fiyatları, söz konusu bölgede ikamet edenlerin gelirleri ile de orantılıdır. Nitekim gelir seviyesi daha düşük olan bir bölgede talep doğrultusunda konutun özellikleri ile orantılı olarak fiyatlar daha düşüktür. Üst, orta veya düşük gelirli olanların ikamet ettiği bir bölgede konuta yöneltilen talep ve karşılığında oluşan arz farklı olur. Alt konut piyasasının bir diğer özelliği ise, bir alt piyasaya ait tüketicinin diğer bir alt piyasaya kolayca geçemeyeceğidir. Aynı örnekten hareket edersek üst gelir grubunun dâhil olduğu alt piyasaya ait bir tüketici, düşük gelirli olanlara ait olan alt piyasadaki bir konutu genellikle talep etmeyecektir.

Tu (1997)'ya göre konut piyasasının katmanlı ya da bölümlenmiş yapısından kaynaklanan üç temel özelliği vardır: Buna göre, 1) Konut hem mekânsal hem de sektörel olarak bölümlenmiş olabilir. Başka bir deyişle, aynı mekânda bulunup farklı sektörlerde ait konutlar farklı fiyatlara sahip olabilir ya da aynı sektöre ait olan konutlar farklı mekânlarda buldukları için de farklı fiyatlara sahip olabilirler. Farklı konut sektöründe bulunan ve farklı mekânlarda bulunan konutlar ise benzer konut fiyatlarına sahip olabilir. Aslında bu durum, 2) Tüketici konut piyasasına girdiğinde mükemmel seviyede konut piyasası bilgisine sahip olmadığından kaynaklanır ve tüketici faydasını maksimize edecek bir konut bulmak için konut araştırma sürecine girer. Bu araştırma süreci “konut tercihinde karar verme süreci” olarak adlandırılır. Sürecin sonunda tüketici nihai kararını verir ve piyasadaki çıkar. 3) Konut araştırmaları aslında konut alt piyasalarındaki ticari anlaşmazlığın temel nedenidir. Buna göre, tüketici belli bir zamanda birkaç alt piyasada araştırma yapabilir. Herhangi bir zamanda alt piyasalardan birinde yaptığı bir araştırma

sonrası konut satın alma işlemi gerçekleşmemiş bile olsa konut alt piyasası için yaptığı araştırma konut talebine dâhil edilir.

1.3. Konut Fiyatları

Konut piyasası arz ve talep mekânizması yoluyla konut hizmetlerinin sunulduğu bir yer olarak tanımlanmaktadır. Konut piyasasının özelliklerinden biri, diğer mal ve hizmetlerden farklı olarak, konut arzının esnek olmayışıdır. Buna göre piyasa denge fiyatına ulaşmak için talep arttıkça arzın da eşanlı olarak artması gerekmektedir. Ancak, bir konutun yapımı 6 aydan fazla süreceği için konut arzı kısa dönemde taleple dengeye gelemeyecektir. Diğer yandan, konut harcamaları hanehalkı bütçesinde önemli bir yer teşkil ettiğinden konut fiyatları değiştiğinde hem bireyler hem de politika yapıcıları bu durumdan etkilenecektir. Konut fiyatlarındaki bu dalgalanmalar piyasadaki konut talebini arttırıcı bir etkisi olan konut yatırımlarından elde edilen sermaye kazancıyla ilgili beklentileri de etkileyecektir ve kısa dönemde konut arzı değişmeyeceğinden bu durum konut fiyatlarında artışa neden olacaktır. Konut piyasası dinamikleri konut fiyatlarının davranışının, konut fiyatlarındaki değişimin yönünün ve konut fiyatlarındaki volatilitenin incelenmesi ile anlaşılabilir. Konut fiyatlarındaki dalgalanmayı yönetmek ise, konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin uyarlanması ile mümkün olabilmektedir. Bunun için öncelikle konut fiyatlarında belirleyici olan faktörleri incelemek gerekebilir. Daha önce de belirtildiği gibi konut taşınmazlık, dayanıklılık ve karmaşıklık özelliklerinin sonucu heterojen bir mal olarak tanımlanır. Heterojen mallardan oluşan konut piyasası ise arz ve talep faktörlerine, konutun bulunduğu coğrafi alanın özelliklerine, mekânsal özelliklere, konutun yapısal özelliklerine ve komşuluk özelliklerine bağlı olarak birbirinden yarı bağımsız olan alt piyasalara ayrılabilir ve her bir alt piyasanın kendine has arz ve talep etkilerinden doğan farklı fiyat yapıları mevcuttur. Konuta ve konut piyasasına ilişkin bahsedilen bu özellikler, konut fiyatlarını etkileyen faktörlerin oldukça karmaşık olduğunu ve konut fiyatlarının bu özelliklerle yakından ilişkili olduğunu göstermektedir.

Tu (1997)' ya göre uzun dönemde konut alt piyasaları için konut fiyatlarını etkileyen beş önemli faktör vardır. Bunlar, bölgedeki yeni konut arzı, konutun yenilenmesi, yerel ekonomideki iniş ve çıkışlar, bölgesel ulaşım imkânlarının geliştirilmesi ve yerel nüfus yapısındaki değişimler ile tüketicilerin konut tercihlerindeki değişimler olarak tanımlanabilir. Bölgedeki yeni konut arzının konut fiyatları üzerindeki etkisi yeni konutların fiyatlarının eski konutlara göre daha yüksek olmasından kaynaklanır. Bu durumda, yeni konut arzı konut alt piyasasının fiyatını yukarı doğru çeker. Ayrıca, yeni konut arzı bölgenin çevresel koşullarının da iyileşmesini sağlayarak

bölgeye daha fazla hanehalkının göç etmesini teşvik eder ve bu durum da konut fiyatlarının artmasına neden olur. Eski konutların yenilenmesi ve geliştirilmesi ise konutların kalitesini ve bölgenin çevresel özelliğini arttırarak konut fiyatlarının artmasına neden olabilir. Bölgedeki hanehalkının istihdam oranı ve gelir seviyesi ile bölgenin niteliklerindeki değişimler de konut fiyatlarını etkileyebilir. İş merkezlerine veya şehir merkezlerine ulaşılabilirlik hanehalkının bölgedeki konutlara olan talebini etkileyecek, bu da konut fiyatlarının değişmesine neden olabilecektir. Son olarak, aile yapılarının değişmesi ve buna bağlı olarak konutlara olan talebin değişmesi konut fiyatlarında değişimlere neden olmuştur. Nitekim önceden birkaç nesil aynı konutta yaşarken, günümüzde çekirdek aile yapıları bir konutta müstakil yaşamayı tercih etmektedir. Bu şekildeki bir değişim konut talebinde yapısal değişikliğe neden olarak konut fiyatlarını etkileyebilmektedir.

Sonuç olarak, konut fiyatlarını belirleyen ilişkiler oldukça karmaşıktır ve fiyatları etkileyen faktörlerin değişmesi durumunda fiyatlar da değişebilmektedir. Önemli olan ise, konut fiyatlarında belirleyici olan özelliklerin birleşimi sonucu oluşmuş birleşik konut fiyatları ve bu özellikler arasındaki ilişkileri modelleyerek her bir özelliğin konut fiyatları üzerindeki marjinal etkisini tespit etmek ve bu şekilde her bir özelliğin birleşik konut fiyatlarına olan katkısını ya da örtülü fiyatlarını bulmaktır.

1.4. Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı

Konut taşınmazlık, dayanıklılık ve heterojenliğe neden olan diğer özellikleriyle birlikte çok boyutlu bir mal olduğundan konut piyasası da arz ve talebin bu özelliklere göre bölümlenmiş olması sonucu alt piyasalardan oluşan bir piyasa yapısına sahiptir. Bu durum, konutların fiyatlarıyla özelliklerinin çok yakından ilişkili olduğunu göstermesinin yanında konut fiyatlandırmaı oldukça karmaşıklştırmaktadır. Konut fiyatları ve konutların özellikleri arasındaki karmaşık ilişkiyi çözümlmek için “Hedonik Konut Fiyatlama Yaklaşımı” geliştirilmiştir. Goodman (1998) hedonik terimini, fayda indeksini oluşturan çeşitli bileşenlerin görelî önemliliklerine göre ağırlıklandırılması olarak tanımlamıştır. Rosen (1974) ise, hedonik fiyatları konutların sahip oldukları özelliklerin “örtük fiyatları” olarak tanımlamış ve örtük fiyatların farklılaştırılmış ürünlerin gözlemlenen fiyatları ve konutların özellikleriyle ilişkili olduğunu ifade etmiştir. Buna göre Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı, heterojen malların sahip olduğu özelliklerinin ayrıştırılarak her bir özelliğin fiyat üzerindeki etkisinin belirlenmesini, başka bir deyişle örtük fiyatların tahmin edilmesini sağlayan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımda malların kendilerinin fiyatları değil, sahip oldukları özelliklerin fiyat tahmini yapılır ve yaklaşım

sadece heterojen mallar için uygulanır. Goodman (1998)'a göre Amerikan otomobil endüstrisinde uzman olan Court (1939) otomobil endüstrisi için fiyat endeksi oluşturmak amacıyla otomobil fiyatlarını otomobillerin özelliklerinin bir fonksiyonu olarak belirleyen ve böylece Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı ilk kez uygulayan kişidir. Court (1939)'un çalışmasından sonra bu yaklaşım diğer tüketim mallarına da uygulanmaya başlamıştır. Ancak, Colwell ve Dilmore (1999)'a göre hedonik terimini ve Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı ilk kullanan kişi Haas (1922)'tir. Haas (1922), çalışmasında "hedonik" terimini kullanarak tarım arazilerinin değerini belirlemek amacıyla tarım arazisi değerini şehir merkezine uzaklığın ve şehir büyüklüğünün bir fonksiyonu olarak belirlemiştir. Wallace (1926) tarım arazisi değerini, Waugh (1928) ise sebze fiyatlarını belirlemek amacıyla Hedonik Fiyat Yaklaşımı'nı kullanmışlardır.

Ridker ve Henning (1967) ise, çevresel koşulların iyileştirilmesinin (hava kirliliğinin azaltılması gibi) konut fiyatları üzerindeki etkisini incelemek amacıyla Hedonik Fiyat Yaklaşımı'nı kullanmış, böylece konut piyasasına Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı ilk uygulayanlardan biri olmuştur.

Lancaster (1966), faydanın doğrudan tüketilen malların miktarlarının bir fonksiyonu olmadığı, tüketicilerin faydayı doğrudan tükettikleri malların özelliklerine bağlı olarak elde ettiği önermesinde bulunarak geleneksel tüketici teorisine yeni bir boyut getirmiştir. Buna göre, Lancaster (1966)'ın önerdiği modelde 1) Fayda fonksiyonu (U), K boyutlu özellikler vektörüne (Z) bağlı olarak tanımlanır. 2) Hanehalkları faydasını $Y=X'P$ şeklinde ifade edilen bütçe kısıtı altında maksimize eder. Burada X , malların miktarlarından oluşan miktar vektörü; P ise malların birim fiyatlarından oluşan fiyat vektörüdür. 3) Tüketilen malların miktarları özellikleri ile doğrusal ilişkilidir: $Z=BX$. Ancak, Lancaster (1966) üretici davranışını ve piyasa dengesi özelliklerini hesaba katmamaktadır. Rosen (1974), heterojen ürünlerden oluşan piyasalarda dengeyi incelemek üzere teoriye önemli bir katkıda bulunmuştur ve arz ve talep fonksiyonlarını heterojen ürünlerin özelliklerinin bir fonksiyonu olarak ele almıştır.

Rosen (1974)'ın modeli, alıcıların ve satıcıların olduğu çok boyutlu bir piyasada rekabetçi dengenin olduğunu varsayar. Bu piyasadaki her bir malın özelliği $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ vektörüyle; özellikler değiştikçe malların piyasa fiyatlarının nasıl değiştiğini gösteren fiyat vektörü ise $P(Z) = P(z_1, z_2, \dots, z_n)$ şeklinde ifade edilir. Üreticilerin ve tüketicilerin üretim ve tüketim kararlarını maksimizasyon davranışlarına bağlı olarak verdikleri varsayılmaktadır. Denge fiyatları ise, satıcılar tarafından teklif

edilen malların miktarı ile tüketiciler tarafından talep edilen malların miktarının eşit olmasıyla belirlenmektedir. Rosen (1974), tüketici dengesinin değer fonksiyonları (Talep Fonksiyonları) tarafından, üretici dengesinin ise teklif fonksiyonları (Arz Fonksiyonları) tarafından belirlendiğini ve örtük fiyatların arz tarafında yer alan teklif fonksiyonları ile talep tarafında yer alan değer fonksiyonlarının çakışması sonucu oluşan ortak bir zarf eğrisi üzerinde belirlendiğini göstermiştir.

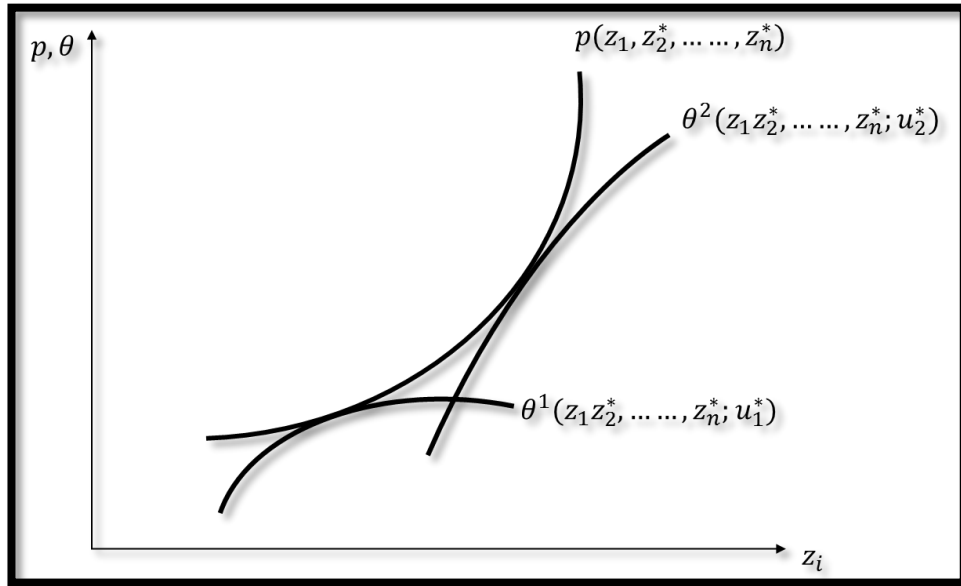
Rosen (1974) Hedonik Teori'nin, farklılaştırılmış ürünlerin piyasa değerlemesi için uygulanabileceğini göstermiştir. Bu teoriye göre, heterojen ürün piyasası olarak tanımlanan konut piyasası için Hedonik Fiyat Fonksiyonu oluşturulabilir. Hedonik Fiyat Fonksiyonu'nun genel formu $P(Z) = f(z_1, z_2, \dots, z_n)$ şeklinde ifade edilebilir. Burada, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ fiyatın bağlı olduğu n tane yapısal ve geçici özelliklere ait özellikler vektörüdür. Her bir özelliğin katsayısı hedonik ya da örtük fiyatları ifade etmektedir.

Hedonik Model'de, her bir özelliğin örtük / hedonik fiyatı ($P(z_i)$), belirlenen malın i. özelliğine göre türevi alınarak eşitlik (1.1)'de gösterildiği gibi elde edilir.

$$P(z_i) = \frac{\partial P(Z)}{\partial z_i} = \hat{\alpha}_i \quad (1.1)$$

Burada $\hat{\alpha}_i$, diğer özellikler sabitken i. özelliğin hedonik fiyatını başka bir deyişle ek bir özelliğin konutun değerine olan katkısını göstermektedir. Piyasa dengede olduğunda özelliğin hedonik fiyatı tüketicinin ödemeye gönüllü olduğu fiyat seviyesine eşit olur. Tüketicinin ödemeye gönüllü olduğu fiyat seviyesi hedonik fiyata eşit olduğunda tüketici bütçe kısıtı altında faydasını maksimize etmiş olur. Rosen tüketici talep fonksiyonunu $\theta(z_1, z_2, \dots, z_n; u, y)$ şeklinde tanımlamıştır. Bu ifadede u faydayı, y ise tüketicinin gelir seviyesini göstermektedir. Heterojen ürünün sahip olduğu özellikler demetinin “normal mal” olduğu ve fayda fonksiyonlarının konkav olduğu varsayıldığında talep/teklif fonksiyonu özellikler demetinin herhangi birindeki artışla birlikte azalan oranda artacaktır. Talep fonksiyonunun herhangi bir özellik demetine göre birinci mertebeden türevi ise, $\frac{\partial \theta}{\partial z_i}$, fayda düzeyi ve gelir düzeyi sabit tutulduğunda eklenen her bir özellik için tüketicinin talebini ne oranda değiştirmeye gönüllü olduğunu gösterir. Varsayımlar altında (fayda fonksiyonunun konkav olması, özellikler demetinin normal mal olarak düşünülmesi), tüketilen özelliklerin miktarındaki artışla birlikte bu özelliklerin örtük fiyatları da azalacaktır.

Grafik 1.1. Tüketici Dengesi



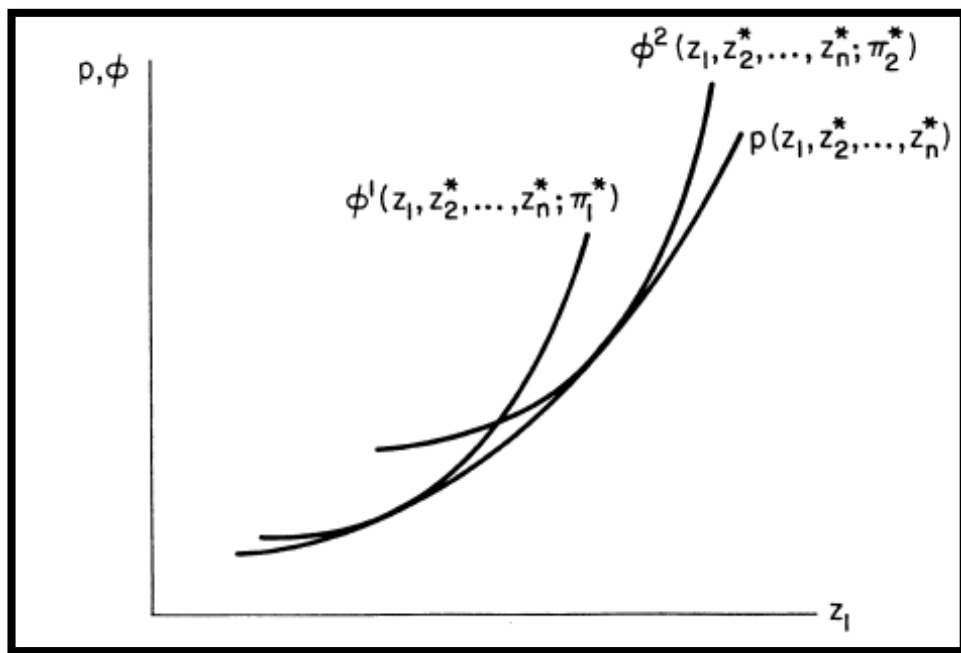
Grafik 1.1'e göre $\theta(z^*; u^*, y^*) = P(z^*)$ eşitliği gerçekleştiğinde tüketicinin faydası maksimize olur. Grafik 1'de θ^1 ve θ^2 farklı tüketicilere ait talep fonksiyonlarını göstermektedir ve talep eğrileri hedonik fiyat fonksiyonlarına farklı noktalardan teğettir. Rosen, talep eğrilerinin farklılığını tüketicilerin gelir, zevk ve tercih açısından farklı özelliklere sahip olmalarının sonucu olarak farklı katmanlara ait olmaları şeklinde yorumlamıştır. Burada amaçlanan belli bir fayda ve gelir seviyesine koşullu olarak malın her bir özelliği için tüketicinin ödemeye gönüllü olduğu fiyat seviyesini belirlemektir. Bu durumda tüketicinin faydasını maksimize edecek konut seçimi hedonik fiyat fonksiyonunun eğimi ile talep fonksiyonunun eğiminin eşit olduğu yerde gerçekleşir.

Buna göre, $\frac{\partial P}{\partial z_i} = \frac{\partial \theta}{\partial z_i} = P_i$ olmalıdır.

Piyasa dengesinin diğer ayağı olan arz tarafında ise, üretici karını maksimize edecek şekilde sattığı ürünün satış fiyatını belirler. Bunun için üretici girdi maliyetlerini ve sattığı ürünün özelliklerini dikkate alır. Başka bir deyişle, üretici belirlenen kar seviyesine ulaşmak için z özelliklerine sahip bir malı hangi fiyat seviyesinden satacağının kararını vermeye çalışır. Rosen üretici arz fonksiyonunu $\phi(z_1, z_2, \dots, z_n; \pi, \beta)$ şeklinde ifade etmiştir. Burada, z_i , Z malının özelliklerini, β ise faktör fiyatlarını ve üretim fonksiyonu parametrelerini içeren vektörü göstermektedir. Firmanın arz fonksiyonunun konveks olduğu varsayılırsa, arz fonksiyonunun herhangi bir özellikler demetindeki artışla birlikte sabit kalması ya da artması beklenir. Dolayısıyla, herhangi bir özelliğin

örtük fiyatının özellik miktarındaki artışla birlikte sabit kalması ya da artması beklenir ($\frac{\partial \phi}{\partial z_i}$). Bu modelde arz fonksiyonu, üreticinin girdi maliyetleri ve ulaşılmak istenen kar seviyesine bağlı olarak çeşitli özelliklere sahip bir ürünü piyasaya arz etmeye gönüllü olduğu miktarın fonksiyonu olarak tanımlanır. Arz fonksiyonunun (ϕ), hedonik fiyat fonksiyonuna teğet olduğu noktada arz edilen ürünün fiyatı maksimum olacağından kar da maksimum olur.

Grafik 1.2. Üretici Dengesi

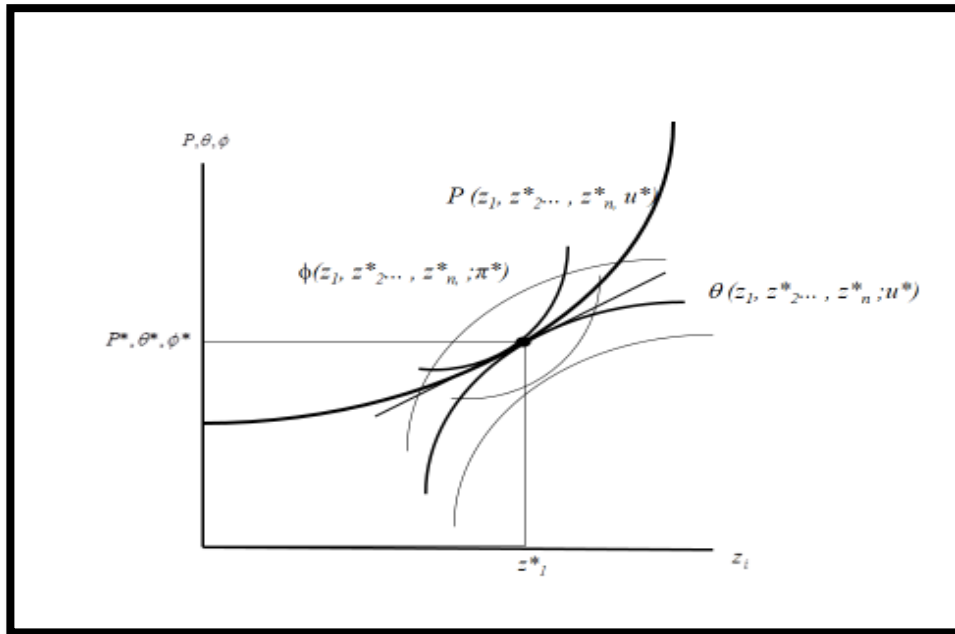


Grafik 1.2'ye göre $\phi(z^*; \pi^*, \beta^*) = P(z^*)$ eşitliği gerçekleştiğinde üreticinin karı maksimize olur. Grafik 1.2'de ϕ^1 ve ϕ^2 farklı üreticilere ait arz fonksiyonlarını göstermektedir ve arz eğrileri hedonik fiyat fonksiyonlarına farklı noktalardan teğettir; çünkü iki üreticinin arz davranışları ve β parametreleri farklıdır. Burada üretici, π kar seviyesine ulaşmak için, verilen z özellikleri göz önünde bulundurulduğunda arz edilecek ürünün fiyatının ne olması gerektiğine karar verir ve üreticilerin farklı üretim davranışlarına bağlı olarak arz edecekleri ürünlerin fiyatlarının değiştiği gözlemlenir.

Şimdiye kadar ele alınan açıklamalar tüketici ve üreticilerin kendi içlerindeki dengelerini açıklayan yaklaşımlardır. Piyasa dengesinin oluşabilmesi için arz edilen miktarla talep edilen miktarın eşit olduğu yerde, $Q^S(Z) = Q^D(Z)$, arz fonksiyonu ile talep fonksiyonunun hedonik fiyat fonksiyonuna teğet olması gerekir. Ancak, ürüne ait n tane özellikler demeti olduğundan n tane piyasa olacaktır ve n piyasadan her biri dengede

olmalıdır, yani denge durumunda tüm i 'ler için $Q^S(z_i) = Q^D(z_i)$ ya da $\phi_{z_i} = \theta_{z_i}$ 'dir. Hedonik Fiyat Modeli'nde dengenin nasıl oluştuğuna ilişkin gösterim Grafik 1.3'te yapılmıştır.

Grafik 1.3. Piyasa Dengesi



n tane özellikler demeti için n tane piyasa olacağından $2n$ tane eşanlı denklem sistemi vardır ve $2n$ tane denklemin eşanlı olarak çözümü tüm özellikler demeti için piyasanın dengede olduğunun göstergesidir. Rosen (1974), $2n$ tane denklemin çözümü için iki aşamalı çözüm yöntemi önermiştir. İlk olarak, üreticilerin ve tüketicilerin özelliklerini dikkate almadan heterojen ürünlerin fiyatlarını ürünün tüm özellikler demeti üzerine regresyonunu kurmuş ve buradan ürünün birleşik fiyatını ifade eden $\hat{p}(Z)$ 'yi bulmuştur. Daha sonra her bir üretici ve tüketici için her bir özelliğin marjinal örtük fiyatını $\hat{p}_i(Z) = \partial \hat{p}(Z) / \partial z_i$ şeklinde hesaplanmıştır. Daha sonra marjinal örtük fiyatlar eşitlik (1.2a) ve (1.2b)'de tanımlanan denklem sisteminin çözümünde içsel değişken olarak kullanılmıştır.

$$\hat{p}_i(Z) = D(z_1, \dots, z_n, u, y) \quad (1.2a)$$

$$\hat{p}_i(Z) = S(z_1, \dots, z_n, \pi, \beta) \quad (1.2b)$$

Rosen (1974) ve Freeman (1979) bu denklem sisteminin çözümünü arz ve talep etkileşiminin neden olduğu standart bir tanımlama problemi olarak ele almışlardır. Rosen (1974), eşanlı denklem sisteminin İki Aşamalı En Küçük Kareler Yöntemi (2EKK) ile çözülebileceğini ifade etmiştir; ancak 2EKK yönteminin marjinal talep fonksiyonuna

uygulanması bu fonksiyonda yer alan içsel değişkenler için uygun araç değişkenlerin seçimini gerekli kılmaktadır.

Freeman (1979), Rosen'ın bu yaklaşımından hareketle marjinal talep fonksiyonlarının tahminini basitleştirecek iki öneri getirmiştir. İlki, her bir özelliğin miktarının sabit olduğunu varsaymaktır; çünkü bu durumda özellikler dışsal olacak ve En Küçük Kareler Yöntemi (EKK) ile tutarlı bir şekilde tahmin edilebilecektir. İkincisi, tercih edilen özelliklerin aynı fiyatlardan elde edilebilmesidir. Böylece, özelliklerin miktarları marjinal fiyatların fonksiyonları olarak ifade edilebilecektir ($Z(\hat{p}_i)$). Freeman (1979), tam elastik arz fonksiyonunun marjinal fiyatların dışsal olduğunu gösterdiğini ve dolayısıyla ters marjinal talep fonksiyonlarının EKK yöntemi ile tutarlı bir şekilde tahmin edilebileceğini göstermiştir. Bartik (1987), Rosen (1974)'ın aksine, eşanlı denklem sisteminin belirlenme probleminin basit bir talep-arz etkileşiminden kaynaklanmadığını doğrusal olmayan bütçe kısıtı altında marjinal fiyat ve miktarların içsel olmasından kaynaklandığını ifade etmiştir. Bartik (1987), bu problemin çözümünün hedonik fiyat fonksiyonunu dışsal olarak kaydırarak uygun araç değişkenlerin seçimiyle mümkün olduğunu ifade etmiştir. Bartik (1987), Hedonik Fiyat Modeli'ndeki talep parametrelerinin tahmini için yaptığı ampirik çalışmasında konuta yakın bir semtin "fiziksel durumunu" gösteren marjinal talep fonksiyonunun tahminini yapmıştır; ancak farklı şehir ve zamanlarda hedonik fonksiyonunun farklılık gösterdiğini, gözlenemeyen tüketici zevklerinin ise aynı kaldığını varsaymıştır. Buna göre şehir için kukla, şehir değişkenleri ile talep kaydırıcıları için ise etkileşim kuklaları kullanarak içsel değişkenler ile korelasyonlu; ancak gözlemlenemeyen zevkler ile korelasyonsuz araç değişkenler üretmiştir.

1.4.1. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Varsayımları

Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nda doğrudan heterojen bir malı fiyatlandırmak yerine malın özellikleri fiyatlandırılabilir. Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın bu özelliğinden hareketle Hedonik Fiyatlama Modeli'nin varsayımları şu şekilde ifade edilebilir:

- Farklı özelliklerden oluşmuş, her bir özelliğin tanımlanabilir olduğu heterojen mallar için uygulanmaktadır.
- Hedonik Fiyat Modeli' nin konu aldığı piyasa, bölümlenmiş bir yapıya sahiptir ve her katmanın kendi içinde talep davranışlarının aynı olduğu varsayılır.
- Bireyler piyasa hakkında tam bilgiye sahiptirler.

- Konut piyasası dengededir.
- Hedonik Fiyat Fonksiyonu zayıf ayrılabilir. Başka bir deyişle, tüketilen tüm malların fayda düzeyleri birbirinden bağımsızdır ve özelliklerin talepleri diğer ürünlerin fiyatlarından bağımsızdır.
- Hedonik Fiyat Fonksiyonu sürekli ve türevi alınabilir bir fonksiyondur. Bu varsayım sağlanamadığında iki sorun açığa çıkar: 1) Konut sayısı çok ancak özellikler arası fark azalıyor doğru hedonik fiyat fonksiyonu tahmin edilemeyebilir. 2) Farklı özelliklerdeki konut sayısı az olabilir (Arıkan ve Çağlayan, 2008: 11-12).

Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın teorik temellerinin Lancaster (1966) ve Rosen (1974) tarafından atılması ve geliştirilmesiyle birlikte oluşturulan Hedonik Fiyatlama Modeli'nin varsayımları da genişlemiştir. Rona ve Cingöz (2010), Hedonik Fiyat Teorisi'nin gelişimini ve Hedonik Fiyat Modeli'nin varsayımlarını şu şekilde özetlemiştir:

Lancaster (1966) hedonik analizi tüketici teorisi çerçevesinde ele alırken, Rosen üretici davranışı ve piyasa dengesini de modele dâhil ederek tüketici tercihleri ile piyasa denge fiyatı arasındaki bağlantıyı kurmuş ve tüketici teorisine önemli bir katkıda bulunmuştur (Taylor, 2003: 333).

Rosen (1974) özelliklerin örtük fiyatlarının, farklılaştırılmış malların gözlemlenmiş fiyatları ve onların belirli miktardaki nitelikleri yoluyla belirlendiğini ifade eder. Dolayısıyla, bir özelliğin malın fiyatına eklediği değer o özelliğin "örtük fiyatı" olarak düşünülebilmektedir.

Rosen (1974)'ın modeli, üzerinde alıcı ve satıcıların yer aldığı çok boyutlu bir düzlemde, rekabetçi bir denge ve z özellikler vektörüne sahip bir mal tanımı ile başlar. z 'nin malları farklılaştıran özellik miktarlarının bir vektörü temsil ettiği modelde, öncelikle her tüketicinin farklı miktarda z 'ye sahip bir maldan bir birim tüketmekle farklı bir mal tükettiği varsayılır. Ayrıca, her tüketici bu mal için farklı bir fiyat ödeyebilmektedir. Böylece genellikle z miktarına bağlı olarak değişen bir dizi marjinal fiyat var olabilmektedir. Dolayısıyla mallar, onlara ait n tane özelliğin z_i toplamı olarak ele alınır (i , n adet özelliği kapsar) ve her özelliğin miktar veya seviyesini gösterir: $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$. Böylece düzlem üzerindeki herhangi bir yer, koordinatlar vektörü z , ile ifade edilir. Mallar z 'nin alabileceği sayısal değerler ile tanımlanır ve tüketicilere farklı özellik bileşimleri sunarlar. Dolayısıyla z vektörü, bir malın tüketicilere sağladığı hizmetlerin tamamını kapsar. Böylece bir grup ürün, alıcılara özelliklerin farklı paketlerini sunan

birer alışveriş sepeti gibi düşünülür. Tüketiciler belirli bir malı seçtiklerinde aslında her bir z_i için belirli bir değerler kümesini seçmektedirler. Ayrıca seçimlerin yapılabileceği bir “ürün yelpazesi” olması marjinal analizin yapılmasını mümkün kılarak sorunu oldukça basitleştirmektedir. Yöntemsel olarak ise, ürün farklılaştırmasının çok sayıda yakın ilişkili markasız mal yerine temel birkaç özellik üzerinden kavramsallaştırılması mekânsal denge ve farklılıkları eşitleme teorisi ile ortak bir metodoloji izler (Rosen, 1974: 35).

z vektörü ile tanımlanan mala ait Hedonik Fiyat Fonksiyonu, $p(z)$, malın özellikleri değiştiğinde fiyatının nasıl değiştiğini gösteren bir fonksiyondur: $P = p(z) = (z_1, z_2, \dots, z_n)$. Bu fonksiyon, düzlem üzerindeki her bir noktada tanımlanmış ve tüketicilerin/üreticilerin satın alınan/satılan özellik bileşimlerine dair lokasyonel tercihlerini gösteren “hedonik fiyat fonksiyonu”dur. Düzlemdeki her noktada satıcıların sunduğu mal miktarlarını, o noktayı tercih eden tüketicilerin talep ettiği mal miktarlarına eşitleyen $p(z)$, piyasayı dengeye getirecek koşulda belirlenir. Tüketiciler ve üreticiler fayda ve karlarını maksimize edecek şekilde kararlarını belirlerler ve böylece denge fiyat düzeyi alıcı ve satıcıları tam eşleştirecek biçimde şekillenir. Hiçbir birey pozisyonunu iyileştiremez ve tüm optimum tercihler elde edilebilir durumdadır. $p(z)$ fonksiyonu, aynı malın farklı özelliklere sahip türlerinin fiyat karşılaştırmasını mümkün kılan Hedonik Fiyat Modeli’ni oluşturur. Geleneksel iktisat teorisinde genellikle fiyat fonksiyonunun doğrusal olduğu varsayılmakla birlikte Rosen $p(z)$ ’nin doğrusal olması gerektiğini ekler (Rosen,1974:37). $p(z)$ ’nin doğrusal olma zorunluluğu yoktur; çünkü farklılaştırılmış ürünler birbirleriyle oldukça ilişkili olsa da ayrı ayrı piyasalarda satılmaktadır. Zira Rosen (1974)’ın modelinde bölünmezlik varsayımı nedeniyle arbitraj imkânsızdır. Rosen (1974), farklılaştırılmış mallar için bölünmezlik varsayımında bulunur. Böylece hedonik fiyat fonksiyonu doğrusal olmamakta ve marjinal fiyatlar sabit kalmamaktadır. Bu bağlamda her bir özelliğin fiyat üzerindeki etkisi, $p(z)$ ’nin her bir özelliğe göre kısmi türevinin alınması ile elde edilir: $\partial p / \partial z_i = p_i$.

Rosen (1974)’ın heterojen malların özelliklerinin arz ve talep fonksiyonlarının tahmini için oluşturduğu analiz iki aşamalıdır. Modelin ilk aşaması özelliklerin marjinal fiyatını tahmin etmeye yarar. Başka bir deyişle, farklılaştırılmış bir malın ve özelliklerinin fiyatlarına dair bilgiler kullanılarak hedonik fiyat fonksiyonu tahmin edilir. Bu analiz özelliklerin örtük fiyatlarının elde edilmesini ve bu özelliklerin altında yatan tercihlere

ilişkin bilginin açığa çıkartılmasını sağlar. Ancak bu işlem bir çeşit fiyat ölçütü sunmakla birlikte direkt olarak ters talep fonksiyonunu ortaya çıkaramaz ve tanımlama sorunu olarak ifade edilen ve hedonik fiyatlama literatüründe sıkça yer bulan bir probleme yol açar. Dolayısıyla ikinci aşamada yapılan tahmin sayesinde birinci aşamadaki örtük fiyat fonksiyonundan türetilen ters talep eğrisi ya da marjinal ödemeye gönüllü olma fonksiyonunun tanımlanmasına ilişkin çeşitli eleştiriler getirilmiştir. Bu nedenle birinci aşama minimum veri şartları ve kullanılan modelin sadece marjinal fiyat bilgisine dair iktisadi kavrayış gerektirdiğinden çok sık uygulanan bir analizdir. Ancak ikinci aşama elde edilmesi zor veriler ve karmaşık bir model yapısına sahip olduğundan daha az uygulanan bir yöntemdir (Rona ve Cingöz, 2010: 132-133).

1.4.2. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Fonksiyonel Formları

Genel formu $P(Z) = f(z_1, z_2, \dots, z_n)$ şeklinde ifade edilebilen hedonik fiyat fonksiyonunda $P(Z)$ bir ürünün birleşik fiyatını, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ ise fiyatın fonksiyonu olan ürüne ait n tane özelliği ifade etmektedir. Her bir özelliğin katsayısı ise, hedonik ya da örtük fiyatları ifade etmektedir. Örtük fiyatların tahmini birleşik fiyatın özellikler üzerine regresyonunun kurulmasıyla elde edilebilmektedir. Buna göre, hedonik fiyat modeli birleşik fiyat ve özellikler arasındaki ilişkinin doğrusal olduğu varsayımı altında eşitlik (1.3)'te olduğu gibi ifade edilebilir:

$$P(Z) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i z_i + \varepsilon \quad (1.3)$$

Burada, α 'lar regresyon katsayıları, ε hata terimi ve $P(Z)$ ile Z daha önce tanımlandığı gibidir.

Eşitlik (1.4)'te tanımlanan Hedonik Fiyat Modeli'nde birleşik fiyat ile özellikler arasındaki ilişkinin doğrusal olduğu varsayılmaktadır; ancak Hough ve Kratz (1983), $P(Z)$ 'nin fonksiyonel formuna bağlı olarak hedonik fiyat fonksiyonlarının sabit kalacağını ya da değişebileceğini ifade etmiştir. Buna göre, $P(Z)$ 'nin doğrusal olduğu varsayılırsa örtük fiyat fonksiyonu $p_i(Z) = \partial P(Z) / \partial z_i = \hat{\alpha}_i$ şeklinde elde edilir. Burada, $\hat{\alpha}_i$ her bir ek özelliğin ürünün değerine olan katkısını, yani i . özelliğin hedonik fiyatını gösterir ve dikkat edilirse her bir ek özelliğin ürünün değerine olan katkısı özelliklerin miktarına bağlı olmayıp, sabittir. Fonksiyonel formun yarı logaritmik olması durumunda ise, Hedonik Fiyat Modeli eşitlik (1.4)'te olduğu gibi ifade edilebilir.

$$P(Z) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \ln z_i + \varepsilon \quad (1.4)$$

Bu durumda her bir ek özelliğin ürünün değerine olan katkısı $p_i(Z) = \partial P(Z) / \partial z_i = \hat{\alpha}_i / z_i$ ile hesaplanır ve bu hesaplama ürüne eklenen özellikler arttıkça marjinal örtük fiyatların azalacağını gösterir. $P(Z)$ 'nin logaritmik olduğu yarı logaritmik fonksiyonel formda Hedonik Fiyat Modeli (1.5)'da olduğu gibi ifade edilir ve her bir ek özelliğin ürünün değerine olan katkısı $p_i(Z) = \partial P(Z) / \partial z_i = \hat{\alpha}_i * z_i$ ile hesaplanır.

$$\ln P(Z) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i z_i + \varepsilon \quad (1.5)$$

Bu fonksiyonel formda ürünün özellikleri arttıkça, marjinal örtük fiyatların da artacağı gözlemlenmektedir.

Son olarak fonksiyonel formun tam logaritmik olması durumunda Hedonik Fiyat Modeli eşitlik (1.6)'da olduğu gibi ifade edilir.

$$\ln P(Z) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \ln z_i + \varepsilon \quad (1.6)$$

Tam logaritmik fonksiyonel formda her bir ek özelliğin ürünün değerine olan katkısı $p_i(Z) = \partial P(Z) / \partial z_i = \frac{\hat{\alpha}_i}{z_i} * P$ şeklinde hesaplanır. Bu fonksiyonel formda ise, marjinal örtük fiyatlar (P/z_i) oranına bağlı olarak değişmektedir. Ayrıca, bu modelde $\hat{\alpha}_i$ 'ler ürünün özelliklerindeki artışa karşılık fiyat esnekliğinin ne olduğu ile ilgili bilgi vermektedir.

Görüldüğü üzere, Hedonik Fiyat Modeli'nde fonksiyonel form seçimi marjinal örtük fiyatların doğru bir şekilde yorumlanması açısından oldukça önemlidir. Literatürde Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın kullanıldığı çalışmalarda ürünün bazı özelliklerinin genellikle nitel değişkenlerle ifade edilmesinden dolayı bağımlı değişkenin logaritmik olduğu yarı logaritmik fonksiyonel form yaygın olarak kullanılmaktadır; ancak çalışmalarda diğer fonksiyonel kalıpların da kullanıldığı gözlemlenmektedir.

Farklı fonksiyonel formlardaki modeller arasından en uygun olanını seçmek için BE testi, PE testi ve Box-Cox testleri uygulanabilir. Farklı fonksiyonel formlara sahip modellerin karşılaştırılmasında kullanılan bir diğer kriter de modellere ait R^2 değerleridir. Buna göre R^2 'si en yüksek olan modelin fonksiyonel formu en uygun olanıdır; ancak bu kriter yalnızca bağımlı değişkeni aynı olan modellerin karşılaştırılması için kullanılabilir. (Güriş vd., 2011: 450-459; Cropper vd., 1988: 668-675; Cassel ve Robert, 1985: 135-142).

1.4.3. Hedonik Fiyatlama Modeli'nin Değişkenleri

Hedonik Fiyatlama Modeli oluşturulurken cevaplanması gereken sorulardan biri de bağımlı değişkenin sadece konutun bulunduğu arazinin değeri mi yoksa konutla birlikte arazinin fiyatı şeklinde mi tanımlanması gerektiğidir. Çünkü konut değerinin doğru olarak tespiti barınma ihtiyacını karşılamak amacıyla veya yatırım amacıyla konut sahibi olmak isteyen alıcılar, konut finansmanı sağlayan kuruluşlar, konut üretimi yapacak olan inşaat şirketleri, miras paylaşımları, kentsel dönüşüm projelerinin uygulanması ve kamulaştırılması açısından büyük önem taşımaktadır. Türkiye'de konut fiyatları, bir maliyet unsuru olan arsa fiyatlarıyla birlikte belirlenir. Arsanın fiyatını belirleyen ise üzerindeki bina değil, çevresinde yer alan yapıların fiyatlarıdır. Bu yapıların fiyatları ise, yarattıkları kira gelirine göre hesaplanır. Dolayısıyla, gözlemlenen konut fiyatları hem arsa payının fiyatı hem de arsada bulunan yapının özellikleri sonucu oluşmuş birleşik fiyatları yansıtır (Yahşi, 2007: 10-15).

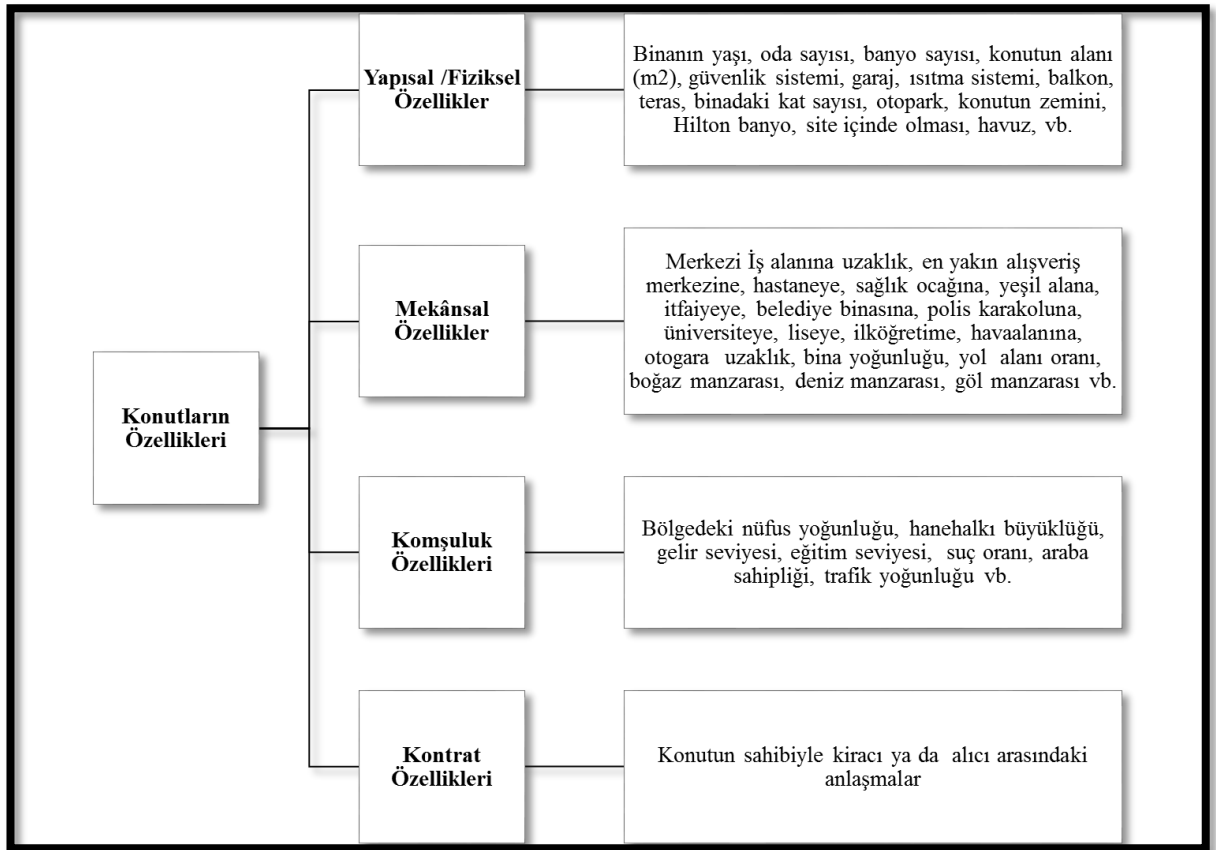
Hedonik Fiyatlama Modeli'nde yer alacak açıklayıcı değişkenlerle ilgili herhangi bir kısıtlama bulunmamasına rağmen, konutların birleşik fiyatlarını etkileyebilecek açıklayıcı değişkenler belirlenirken “önemli bir değişkenin dışlanması” sonucu oluşabilecek tanımlama hatası problemine ve açıklayıcı değişkenler arasındaki yüksek derecede doğrusal bağıllık sonucu oluşabilecek çoklu doğrusallık problemine dikkat edilmelidir. Aksi takdirde önemli bir değişkenin dışlanması tahmin sonuçlarının sapmalı ve tutarsız olmasına neden olurken, önemli derecede çoklu doğrusal bağıllık katsayıların standart hatalarının yükselmesine neden olmaktadır.

Freeman (2003), Hedonik Fiyatlama Modeli'nde bazı kavramsal ve pratik konuların çözümlenmesini sağlayacak şekilde açıklayıcı değişken setinin belirlenmesi gerektiğini ifade etmiştir. Çevresel özelliklerin, yapısal özelliklerin ve komşuluk özelliklerinin konut fiyatları üzerindeki etkisini incelediği çalışmasında bu kavramsal ve pratik sorunlardan şu şekilde bahsetmiştir:

- Çevresel özellikleri en iyi şekilde tanımlamak için hangi değişkenler modele dâhil edilmelidir?
- Konut özellikleri arasında ilişki olması durumunda farklı özelliklerin konut üzerindeki etkilerini birbirinden ayırmak mümkün müdür?
- Komşuluk özelliklerini en iyi şekilde kapsayacak bir veri seti nasıl hazırlanır?

- Konut piyasasına ait her bir alt piyasa kendi içinde yeterince homojen midir?
- Araştırmacının belirlediği konutların özellikleri ile tüketicinin algıladığı konut özellikleri arasında yeterince bir yakınlık var mıdır?

Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı ile ilgili ulusal ve uluslararası literatür incelendiğinde konutların birleşik fiyatlarını etkileyen konut özelliklerinin genel olarak üç temel gruba ayrıldığı görülmektedir: 1) Yapısal/Fiziksel Özellikler, 2) Mekânsal Özellikler, 3) Komşuluk Özellikleri (Can, 1992: 456-458; Arıkan, 2008: 13; Farber ve Yeates, 2006: 406). Bazı çalışmalarda konutların “kontrat özellikleri” de dördüncü grup olarak tanımlanmaktadır (Ustaoglu, 2003: 4-9; Karagöl, 2007: 19-24). Çalışmanın amacına göre Hedonik Fiyatlama Modeli’ne dâhil edilebilecek konut özellikleri çeşitlendirilebilir. Bazı özellikler her konut için daima istatistiksel olarak anlamlı çıkabilirken, bazı özelliklerin anlamlılığı zaman içinde, ülkeden ülkeye, şehirden şehire farklılık gösterebilir. Buna rağmen, konutların birleşik fiyatlarını etkileyen konut özellikleri dört temel grupta genel olarak incelenebilir. Buna göre, dört temel gruba ait bazı özellikler şematik olarak Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1.1. Konutların Özellikleri

Daha önce de belirtildiği gibi bu özellikler, çalışmaların amacına ve kapsamına bağlı olarak değişebilmektedir. Literatür bölümünde Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın konut piyasasına uygulandığı çalışmalardan detaylı bir şekilde bahsedilirken, farklı ülke ve şehirlere ait çalışmalarda yer verilerek konut özelliklerinin nasıl değiştiğine de değinilecektir. Ayrıca, aynı şehir ya da ülke için farklı zaman dönemlerinde konut özelliklerinin nasıl değiştiği de vurgulanacaktır. Aynı zamanda, konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiyi incelemek için kullanılan modeller ile aynı çalışma içinde farklı modellere ait tahmin sonuçları arasındaki karşılaştırmalara da değinilecektir.

1.5. Literatür

Hedonik Fiyatlandırma Modeli'nin temellerinin G. C. Haas (1922)'in yüksek lisans tezinde, tarımsal alan fiyatlandırmasına yönelik yaptığı analiz ile atıldığı ifade edilmektedir (Colwell ve Gilmore, 1999: 620). Ardından Waugh (1928) tarım malları için yaptığı analizde, sebzelerin fiziksel özelliklerinin regresyonu ile kalite değişiminin fiyat üzerindeki etkisini incelemiştir.

General Motors uzmanı Court (1939) ise, benzer bir analizi otomobiller için yaparak otomobil talebini incelemiş ve 1925-35 arasında otomobillerin ortalama fiyatının arttığını, ancak gerçekte fiyatın otomobilin beygirgücü, ağırlık, uzunluk vs. gibi nitelik değişikliklerine göre değerlendirildiğinde %55 düştüğünü ortaya koymuştur (Court, 1939: 105). İlk kez "hedonik" sözcüğü de bu çalışmada kullanılır (White vd., 2004: 3). Court (1939) hedonik kavramını, "Hedonistik öğretinin ana unsuru, toplumun bir bütün olarak iyiliğini istemek, yani faydacılıktır... Dolayısıyla, hedonik fiyat kıyaslamaları her hangi bir malın, bu durumda bir araba motorunun, onu satın alanların ve toplumun refah ve mutluluğuna yapacağı potansiyel katkıyı göz önüne alır" şeklinde açıklar (Court, 1939: 107).

Grilliches (1961) yine malın fiyatındaki niteliksel değişiklikleri inceleyerek bu kez "özellik fiyat endeksleri" yöntemini öneren ilk iktisatçı olmuştur. Grilliches (1961), yöntemin daha çok uygulama yönünü geliştirmiş, kendisinden sonra gelen Lancaster (1966) ve Rosen (1974) ise modelin teorik temellerini ortaya koymuşlardır. Lancaster (1966)'in yaptığı çalışma, talebi belirleyen malın kendisi değil onun özellikleri olduğu varsayımında bulunarak, modelin teorik çerçevesine katkıda bulunan önemli makalelerden biri olmuştur. Bu yaklaşımı izleyen öncül çalışmalardan biri de Rosen'in 1974 yılında yayınladığı makalesidir. Rosen (1974), modelde piyasanın arz ve talep yönlerini bir araya getiren ilk adımı atmıştır. Tüketicilerin maksimum fayda ve üreticilerin de maksimum kar güdülleri ile hareket ettikleri bir Tam Rekabet Piyasası'nda, talep fonksiyonunun belirleyicilerinin, tüketicilerin sosyo-kültürel özellikleri ve malın kendine özgü nitelikleri olduğunu belirtmiştir (Rona ve Cingöz, 2010: 131-132).

Temelleri 1920'lere dayanan Hedonik Fiyatlandırma Yaklaşımı ekonomide önemli bir yeri olan konut piyasası ve konutların değerlemesinde de kullanılan önemli ve hala güncel bir yaklaşım olarak tanımlanmaktadır. Rosen (1974), konut piyasasındaki ürünlerin (konutların) "dayanıklılık, heterojenite ve mekânsal sabitlik" gibi özelliklerden dolayı diğer tüketim mallarından farklı olduğunu ve konutların fiyatlandırılmasında bahsedilen

heterojenlikleri etkin bir şekilde modele dâhil etmenin Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı kullanmak olduğunu ifade etmiştir.

Ridker ve Henning (1967)'in çevresel özellikler ile konut fiyatları arasındaki ilişkiyi analiz ettiği çalışması, konut piyasasına Hedonik Fiyat Yaklaşımı'nın uygulandığı ilk çalışma olmuştur. Ancak, Freeman (1979) konut piyasasına Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın uygulanması için gerekli ilk teorik çıkarımı yapmıştır.

Ridker ve Henning (1967) ile başlayan hedonik konut fiyatlama çalışmaları sonrasında yapılan çalışmalar kullanılan tahmin yöntemleri, çalışmanın kapsamı ve örneklem dönemine göre çeşitlenerek literatürde yerini almıştır. Tezin bu bölümünde, ulusal ve uluslararası literatürde hedonik konut fiyatlamaları ile ilgili olarak oldukça fazla çalışma olmasına rağmen, özellikle de konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerinin ülkeden ülkeye nasıl değiştiğini göstermek amacıyla farklı ülkelere ait hedonik konut fiyatlama çalışmalarına ve tezdeki ampirik çalışmanın kapsamı nedeniyle İstanbul Konut Piyasası'na ilişkin konut fiyatlama çalışmalarına detaylı bir şekilde yer verilmiştir.

Anglin ve Gençay (1996), 1987 yılı için Kanada'nın Windsor şehrinde Temmuz, Ağustos ve Eylül ayları boyunca satışa sunulan 546 satılık konutun fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı kullanmıştır. Buna göre, konut fiyatlarını etkileyen değişkenler “dinlenme salonunun olması, garaj sayısı, yatak odası sayısı, banyo sayısı, bodrum kat hariç konuttaki kat sayısı, konutun bulunduğu arsanın büyüklüğü, su ısıtma sisteminde gaz kullanımı, konutun bodrum katının olması” şeklinde belirlenmiştir. Anglin ve Gençay (1996), Parametrik ve Yarı-Parametrik Regresyon Modelleriyle konut fiyatları ve konutların belirtilen özellikleri arasındaki ilişkiyi incelemiş ve her iki regresyon modelinden elde ettikleri tahmin sonuçlarını karşılaştırmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre, Parametrik ve Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde de tüm değişkenler istatistiksel olarak anlamlı olup katsayıları pozitif çıkmıştır. Analizin ikinci aşamasında Parametrik Model'e, bazı etkileşim değişkenleri de dâhil edilerek Genişletilmiş Parametrik Regresyon Modeli kurulmuştur. Ancak Genişletilmiş Parametrik Regresyon Modeli'nde, etkileşim değişkenleri ve $\log(\text{yatakodası sayısı})$ değişkeni istatistiksel olarak anlamsız çıkmıştır. Daha sonraki aşamada tahmin edilen ilk Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nden farklı olarak $\log(\text{arazi alanı})$, $\log(\text{yatak odası sayısı})$, $\log(\text{banyo sayısı})$ ve $\log(\text{kat sayısı})$ değişkenleri çıkarılarak ikinci Yarı Parametrik Model tahmin edilmiştir. Bu sonuca göre diğer tüm değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif çıkmıştır. Son aşamada Parametrik Model'e karşı Yarı Parametrik Modeli test etmek için

Hausman ile Whang ve Andrews testleri uygulanmıştır ve bu test sonuçlarına göre Yarı Parametrik Model tercih edilmiştir.

McMillen ve Redfearn (2010), 2000 yılı için Chicago’da satışa sunulan 3705 müstakil konutu incelemiş ve konut fiyatlarını etkileyen değişkenler, $\log(\text{konutların satış fiyatı})$, $\log(\text{binanın bulunduğu alan})$, $\log(\text{arazinin alanı})$, $\log(\text{binanın yaş})$, oda sayısı, yatak odası sayısı, banyo sayısı, dış cephe kaplama, yangın söndürücü, klima, garaj, şehir merkezine uzaklık (mil), enlem-boylam, yükseltilmiş tren durağına olan uzaklık, konutun yükseltilmiş tren hattına yakın olması, konutun demiryoluna yakın bir konumda bulunması” şeklinde belirlenmiştir. McMillen ve Redfearn (2010), Doğrusal Regresyon Modeli ve Koşullu Parametrik Regresyon Modeli’ni kullanarak konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkileri incelemiş ve şu sonuçlara ulaşmışlardır: İlk olarak, Doğrusal Regresyon Modeli sonuçlarına göre konutun alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı ve yangın söndürücü, klima ile garajın varlığı konut fiyatlarını arttırıcı etkiye sahiptir. Ancak, asıl ilgi çekici olan sonuç yükseltilmiş tren hattı durağına en yakın uzaklık değişkeninin katsayısıdır. Buna göre, en yakın tren istasyonu durağına uzaklık arttıkça konut fiyatları %13.7 kadar düşmektedir. İkinci aşamada, hedonik tahminler model spesifikasyonlarına karşı duyarlı olabileceklerinden mekânsal etkileri Doğrusal Regresyon Modeli’ne dâhil etmek amacıyla mekânsal kukla değişkenler oluşturulmuş ve Doğrusal Regresyon Modeli’ne dâhil edilerek ikinci model tahmin edilmiştir. Kukla değişkenlerin dâhil edilmesinden sonra modelin R^2 ’si %63’ten %87’ye yükselmesine rağmen çok sayıda değişken istatistiksel olarak anlamsızlaşmıştır. Ayrıca en yakın durağa uzaklık katsayısı -0.137’ den -0.044’ düşmüş olup istatistiksel olarak anlamsız çıkmıştır. Son olarak, pencere genişliğinin %25 ve %100 olduğu Yarı Parametrik Regresyon Modelleri tahmin edilmiştir. Yarı Parametrik Regresyon Modeli’nin tahmin sonuçları birinci Doğrusal Regresyon Modeli’nin tahmin sonuçlarıyla karşılaştırıldığında konutun yapısal özelliklerini temsil eden değişkenlerin katsayılarının yaklaşık sonuçlar verdiği görülmektedir. İki model tahmini arasındaki farklılık ise, Doğrusal Regresyon Modeli ortalama etkiyi ölçerken Yarı Parametrik Regresyon Modeli’nde katsayıların mekândan mekâna farklılık gösteriyor olmasıdır, yani Yarı Parametrik Regresyon Modeli’nin mekânsal farklılıkları ölçmesidir. Bu nedenle, tahmin sonuçları özellikle de enlem-boylam, şehir merkezine ve tren istasyonuna uzaklık gibi mekânsal değişkenlere oldukça duyarlıdır.

Sunding ve Swoboda (2010), Güney Kaliforniya’da 1993 ve 2001 arasında satışa sunulan 14000 müstakil satılık konut için Hedonik Fiyatlama Modelleri oluşturmuş ve

konut fiyatlarını etkileyen değişkenleri “konutun bulunduğu arazinin alanı, oturma odasının alanı, yatak odası, banyo sayısı, konutun satış yılı (trend değişkeni)” şeklinde belirlemiştir. Doğrusal Regresyon Modeli, Tam Logaritmik Regresyon Modeli, Kuadratik Regresyon Modeli ve Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’ni kullanarak yaptıkları çalışmada şu sonuçlara ulaşmışlardır: İlk olarak, Doğrusal Regresyon Modeli’nin tahmin sonuçlarına göre tüm değişkenler istatistiksel olarak anlamlıdır. Yatak odası sayısı ve trend değişkeni hariç diğer değişkenlerin katsayıları pozitif çıkmıştır. Buna göre yatak odası sayısı arttıkça konutun değeri düşmektedir. Trend değişkeninin katsayısının negatif çıkması ise, Mortgage Konut Fiyat Endeksi dolayısıyla uyarlanan fiyatlara bağlanmaktadır. İkinci olarak, Tam Logaritmik Model’de, Doğrusal Model’den elde edilen tahmin sonuçlarına paralel sonuçlar elde edilmiştir. Ancak, değişkenlerin logaritmaları alındığından marjinal etkiler Doğrusal Model’dekilere göre küçülmüştür. Üçüncü olarak, Kuadratik Model oluşturularak modele konutun bulunduğu arsa alanının karesi dâhil edilmiştir. Buna göre arsanın alanı arttıkça, konutun fiyatını ödeme gönüllülüğü azalmaktan ziyade artmıştır. Dördüncü olarak, tahmin edilen Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’ndeki marjinal etkiler veri setinin %25 'i için Global Modeller’deki marjinal etkilerden farklıdır; çünkü Global Modeller ortalama etkiyi verirken Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’nde marjinal etkiler mekândan mekâna değişmektedir. Son olarak, mekânsal değişimi modele dâhil etmek için kukla değişkenler de oluşturulmuştur; ancak bu tür bir yaklaşım serbestlik derecesi problemine neden olacağından Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli kullanılmıştır.

Farber ve Yeates (2006), Temmuz 2000-Haziran 2001 dönemi için Toronto şehrindeki 19007 farklı tipteki satılık konutlar için Hedonik Fiyatlama Modelleri oluşturmuş ve konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerini “konutun yaşı, 12 aylık süreçte konutun satış tarihi, konutun bulunduğu arazinin büyüklüğü, konutun alanı, konutun yapımında kullanılan malzemenin kalitesi, şehir merkezine uzaklık, en yakın alışveriş merkezine uzaklık, hanehalkı geliri, bölgede yabancı asıllıların ikameti” şeklinde belirlemiştir. Global Model, Mekânsal Ototregresif Regresyon Modeli, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli ve Değişken Pencere Regresyon Modeli’ni kullanarak inceledikleri hedonik fiyatlama çalışmasında elde edilen sonuçlar şu şekildedir: İlk olarak, Global Model’de tüm değişkenlerin katsayıları istatistiksel olarak anlamlıdır. Binanın yaşı, şehir merkezine olan uzaklık ve alışveriş merkezine olan uzaklık arttıkça ve bölgede yaşayan yabancı asıllıların sayısı arttıkça konutun fiyatı da

düşmektedir; kullanılan malzemenin kalitesi, konutun alanı ve arazinin alanı arttıkça konutun değeri de artmaktadır. İkinci olarak, mekânsal etkinin olup olmadığını tespit etmek için Mekânsal Otoregresif Regresyon Modeli tahmin edilmiş ve mekânsal gecikmenin olduğu gözlemlenmiştir. Bu nedenle ilk aşamada tahmin edilen Global Regresyon Modeli mekânsal sapmalı sonuçlar vermiştir. Son olarak, mekânsal etkiyi dikkate almak için "Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli" ile bu modelin özel durumu olan "Değişken Pencere Regresyon Modeli" tahmin edilmiştir. Yerel Modellerin tahmini ile birlikte katsayıların mekândan mekâna değişmesine izin verildiğinden mekânsal sapmalar azalmıştır.

Fik, Ling ve Mulligan (2003), 1998 yılında Tucson şehrinde satışa sunulan 2971 satılık konutların fiyatlarını etkileyen özellikleri “konutun bulunduğu arsanın alanı, binanın yaşı, konutun alanı ve enlem-boylam” şeklinde belirlemiş ve birbirinden farklı Hedonik Fiyatlama Modelleri (Etkileşimli Mekânsal Olmayan Regresyon Modeli, Mekânsal Kuklalı Etkileşimli Regresyon Modeli, Enlem-Boylam Değişkenlerinin Olduğu Etkileşimli Regresyon Modeli, Enlem-boylam ve Mekânsal Kuklaları İçeren Regresyon Modeli) ile konut fiyatları ve belirlenen özellikler arasındaki ilişkileri incelemişlerdir. Modellerin tahmininden elde edilen sonuçlara göre Etkileşimli Regresyon Modelleri, Etkileşimli Olmayan Regresyon Modelleri’ne göre konut fiyatındaki değişimleri daha iyi açıklamaktadır. Ayrıca, etkileşimli değişken yaklaşımıyla Etkileşimli Olmayan Model’de hata terimlerinde gözlemlenen mekânsal bağımlılık ortadan kaldırılmıştır.

Huang, Wu ve Barry (2010), 2002-2004 dönemi için Kanada'nın Calgary şehrinde satışa sunulan 5000 satılık konutun fiyatını etkileyebilecek özellikleri “Oturma odasının alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, konutun yapımında kullanılan malzemenin kalitesi, konutun tipi, konutta tadilat yapılmış durumu, garaj, konutun bulunduğu çevrenin koşulları, bahçe, konutun bulunduğu bölgedeki trafik durumu, manzara, binanın yaşı” olarak belirlemiştir. Çalışmada Doğrusal Regresyon Modeli, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli ile Coğrafi ve Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli kullanılarak konut fiyatları ve ifade edilen özellikler arasındaki ilişkiler incelenmiş, elde edilen sonuçlar şu şekilde ifade edilmiştir: Doğrusal Regresyon Modeli’nin tahmin sonuçlarına göre, garaj değişkeni hariç diğer değişkenler istatistiksel olarak anlamlıdır. Konutun bulunduğu bölgedeki trafik durumu ve konutun tipi konutun fiyatını azaltıcı etki yaratırken diğer değişkenler konut fiyatını arttırıcı etki yaratmaktadır. Tüm model tahmin sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde ise,

Coğrafi ve Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli'nin Doğrusal Regresyon Modeli'ne, Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli'ne ve hatta Coğrafi Ağırlıklı Regresyon Modeli'ne göre konut fiyatındaki değişimleri açıklamada daha iyi performans sergilediği gözlemlenmiştir. Buna göre Doğrusal Regresyon Modeli, Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli, Coğrafi Ağırlıklı Regresyon Modeli ile Coğrafi ve Zaman Ağırlıklı Regresyon Modelleri'nin R^2 'leri sırasıyla 0.763, 0.779, 0.889 ve 0.928 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, Mc-Namara testi sonuçlarına göre çalışmadaki örneklem için Coğrafi ve Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli; Doğrusal Regresyon Modeli, Zaman Ağırlıklı Regresyon Modeli ve Coğrafi Ağırlıklı Regresyon Modelleri'ne tercih edilmelidir.

Filho ve Bin (2005), Haziran 1992- Mayıs 1994 dönemi için Portland şehrinde rastgele seçilmiş 1000 tane satılık konut için Hedonik Fiyatlandırma Yaklaşımı'nı kullanarak konut fiyatlarını etkileyen değişkenleri ya da konut özelliklerini “yatak odası sayısı, banyo sayısı, konutun alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, 1994 yılında konutun yaşı, en yakın göle uzaklık, en yakın sulak araziye uzaklık, en yakın parka uzaklık, konutun yüksekliği, en yakın endüstriyel bölgeye uzaklık, en yakın ticari bölgeye uzaklık, en yakın merkezi iş alanına uzaklık” olarak belirlemiştir. Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiler Doğrusal Regresyon Modeli, ve Parametrik Olmayan Toplamsal Regresyon Modeli ile incelenmiştir. Modellerin tahminlerinden elde edilen sonuçlar şu şekilde ifade edilebilir: Parametrik tahmin sonuçlarına göre konutun alanı, yaşı ve konutun bulunduğu arazinin alanı konutun satış fiyatının belirlenmesinde oldukça önemli olan özelliklerdir. Ayrıca, konutun yüksekliği, merkezi iş alanına olan uzaklığı, en yakın ticaret bölgesine ve en yakın sulak araziye olan uzaklığı konutun satış fiyatının belirlenmesinde en önemli lokasyonel değişkenler olarak çıkmıştır. Parametrik olmayan tahmin sonuçları incelendiğinde ise, parametrik tahmin sonuçlarına benzer sonuçlar olsa da değişkenlerin katsayı büyüklükleri her iki modelde birbirinden farklıdır. Konutun bulunduğu arazinin alanı ve konut alanı değişkenleri doğrusala yakın bir forma sahip olduklarından Parametrik Olmayan Model'de de parametrik tahmin sonuçlarına benzer sonuçlar elde edilmiştir. “Göl”e yakınlık fiyatı arttıran önemli bir değişkendir; ancak konutun göle 4 km 'den daha uzak olması durumunda satış fiyatı önemli ölçüde düşmektedir. Parametrik tahmin sonuçlarına göre ise gölden uzaklaştıkça satış fiyatı kademeli bir şekilde düşmektedir ve 7.5 km'ye kadar göle uzaklık değişkeninin fiyat üzerindeki etkisi hala büyüktür. Merkezi İş Alanı'na uzaklık değişkeninin de konut satış üzerindeki etkisi oldukça büyüktür; parametrik olmayan tahmin sonuçlarına göre 3 km'den sonra fiyatlar önemli ölçüde düşüyorken, Parametrik Model'de bu keskin düşüşler hesaba

katılmamıştır. Tahmin sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde ise, parametrik olmayan tahmin sonuçları ile parametrik tahmin sonuçları birbirine paralel olsa da değişkenlerin katsayı büyüklükleri her iki modelde birbirinden farklıdır.

Pavlov (2000), 01.04.1997-30.09.1997 dönemi için Los Angeles'in batısında (Beverly Hills, Bel Air, West Los Angeles ve Santa Monica) satışa sunulan 3000 satılık konutların fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyat Yaklaşımı'nı kullanarak konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerini "konutun alanı, yatak odası sayısı, banyo sayısı, enlem-boylam, posta kodları" şeklinde belirlemiştir. Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkileri incelemek için Doğrusal Regresyon Modeli, tüm katsayıların enlem-boylamın doğrusal fonksiyonu olduğu Parametrik Model, tüm katsayıların enlem-boylamın kuadratik fonksiyonu olduğu Parametrik Regresyon Modeli, sadece Sabitin Mekâna Göre Değiştiği Regresyon Modeli, Mekânsal Kuklalı Regresyon Modeli (posta kodlarından yararlanılarak oluşturulmuştur), tüm katsayıların mekâna göre değiştiği Parametrik Olmayan Regresyon Modeli ve mekânsal kuklaların olduğu Parametrik Olmayan Regresyon Modeli (posta kodlarından yararlanılarak oluşturulmuştur) kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, tüm modeller için çapraz geçerlilik hatası hesaplanarak modeller karşılaştırılmış ve konut fiyatlarını açıklayan en iyi modelin "çapraz geçerlilik hatasını minimize eden" mekânsal kuklaların olduğu Parametrik Olmayan Regresyon Modeli olduğuna karar verilmiştir. Parametrik Olmayan Model'e posta kodlarından yararlanılarak oluşturulan kukla değişkenlerin dâhil edilmesinin nedeni ise, posta kodlarının konut fiyatlarına ilişkin bilgiler içeriyor olması ve Parametrik Olmayan Model'in de bu bilgiyi tamamıyla kullanabiliyor olmasıdır.

Chasco ve Gallo (2012), Ocak 2008 için Madrid'in merkezi olan "Central Almond" da satışa sunulan 5080 satılık konutların fiyatlarını etkileyen özellikleri "konutun bulunduğu kat, konutun tipi, konutta tadilat yapılması durumu, oturma odasının alanı, finansal merkeze uzaklık, hava kirliliği göstergesi, konutun çatı katında olması, 65 yaş üzerindeki nüfus, eğitim seviyesi, işsizlik oranı" olarak belirlemişlerdir. Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin incelenmesinde Hiyerarşik Log-Doğrusal Regresyon Modeli ve Mekânsal Gecikmeli Hiyerarşik Model kullanılarak modellerin tahminlerinden elde edilen sonuçlar şu şekilde ifade edilmiştir: İlk olarak, mekâna göre değişen ilişkiler Global Regresyon ile modellenirse hata terimlerinin serisel olarak bağımlı olabileceği ve bunun da katsayıların sapmalı ve tutarsız olmasına neden olacağı belirtilmiştir. Buna göre mekânsal bağımlılıkları temsilen modele mekânsal gecikmeli açıklayıcı değişkenler dâhil edilerek bu problem ortadan kaldırılmaya çalışılmıştır ve

sonuçlar Hiyerarşik Mekânsal Modeller'in bir deęişkendeki tüm mekânsal süreci kapsamadığını göstermediğinden mekânsal otokorelasyon problemini çözmek için daha uygun Hiyerarşik Mekânsal Modeller'in geliştirilmesi gerektiği önerisinde bulunulmuştur. Bu bağlamda mekânsal otokorelasyon testi olan LM testinin de geliştirilmesi gerektiği ifade edilmiştir.

Keskin (2008), Kasım 2006 ve Nisan 2006 için İstanbul'da satışa sunulan 2175 satılık konutların fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı uygulayarak konut fiyatlarını etkileyen deęişkenleri; konutun yapısal özellikleri (oturma odasının alanı, konutun bulunduğu binanın yaşı, dairenin bulunduğu katın 5. kattan daha düşük bir katta olması, binanın havuzlu, otoparklı ve güvenli bir sitenin içinde olması, binaya ait bahçenin olması), sosyo-ekonomik özellikler (ortalama gelir seviyesi, hanehalkı büyüklüğü, İstanbul'da ikamet etme süresi), komşuluk özellikleri (konutun bulunduğu çevredeki okullardan memnuniyet, sağlık hizmetlerinden memnuniyet, komşulardan memnuniyet) ve lokasyonel özellikler (deprem riski, işe gitmek için harcanan süre, okula gitmek için harcanan süre) şeklinde sınıflandırmışlardır. Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri Yarı Logaritmik Regresyon Modeli ile incelemiştir. Elde edilen sonuçlara göre, konut fiyatındaki deęişimler 4 tip özellik tarafından açıklanmaktadır: Konut özellikleri, Sosyo-ekonomik özellikler, Komşuluk özellikleri ve Lokasyonel özellikler. Konut özellikleri arasında, oturma odasının büyüklüğü, dairenin 5. kattan daha düşük bir katta bulunması ve konutun bulunduğu binanın havuzlu, otoparklı ve güvenli bir sitenin içinde bulunması konutun fiyatını arttırmaktadır. Konutun yaşı arttıkça ise, konutun fiyatı düşmektedir. Sosyo-ekonomik özellikler arasında, İstanbul'da ikamet etme süresinin uzunluğu, hanehalkının ortalama geliri, komşu memnuniyeti konut fiyatını arttırmaktadır. Son olarak, lokasyonel deęişkenlerden olan deprem deęişkeni, konut fiyatını negatif etkilemektedir.

Alkay (2008), 2001 yılı için İstanbul'daki 522 satılık konutların fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı kullanarak konutların fiyatlarını etkileyen özellikleri "dairenin bulunduğu kat, dairenin alanı, dairedeki oda sayısı, birden fazla banyosunun olması durumu, ısıtma sisteminin doğalgaz ile çalışması, garaj, balkon, konutun bulunduğu binanın bitişiğinde bina olması durumu, konutun bulunduğu binanın blok şeklinde olması, ortalama gelir, çevre kalitesinin düşüklüğü, kültür merkezlerine uzaklık, toplu taşımaya uzaklık" şeklinde belirlemiştir. Alkay (2008), konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkileri incelemek için Doğrusal Regresyon Modeli'ni kullanmıştır. Buna göre, modelin tahmininden elde edilen sonuçlar şu şekilde ifade

edilebilir: İlk olarak, İstanbul'da üç tane potansiyel alt konut piyasası belirledikten sonra Hedonik Modeller hem bu üç alt konut piyasası için hem de tüm konut piyasası için tahmin edilmiştir. İkinci olarak, tüm piyasa için Hedonik Modeller'den en iyi olan modelin (R^2 'ye göre en iyi model seçilmiştir) sonuçlarına göre ortalama gelirin artmasının, garajın olmasının, ısıtma sisteminin doğalgaz olmasının, banyo sayısının 1'den fazla olmasının konutun fiyatını arttırdığı, dairenin bulunduğu binanın bitişiğinde binanın olmasının konutun fiyatını düşürdüğü ve konutun bulunduğu kat değişkeninin istatistiksel olarak anlamsız olduğu sonucu elde edilmiştir. Son olarak, konut piyasasının birinci alt piyasası için tahmin edilen Hedonik Model tahmin sonuçlarına göre gelir, banyo sayısının 1'den fazla olması, dairenin alanı konutun fiyatını arttırmaktadır. Konut piyasasının ikinci alt piyasası için tahmin edilen hedonik model tahmin sonuçlarına göre gelir, banyo sayısının 1'den fazla olması, dairenin alanı ve garajın olması konutun fiyatını arttırmaktadır. Konut piyasasının üçüncü alt piyasası için tahmin edilen Hedonik Model tahmin sonuçlarına göre gelir, banyo sayısının 1'den fazla olması, dairenin alanı, garajın olması, oda sayısı ve balkonun olması konutun fiyatını arttırmaktadır. Genel olarak bir değerlendirme yapıldığında ise, alt piyasalar ve tüm piyasa için gelir arttıkça konutun fiyatı da artmaktadır; ancak konut fiyatını etkileyen diğer faktörler her bir alt piyasa ve tüm piyasa için farklılaşmaktadır.

Çağlayan ve Eban (2009), İstanbul'da Ekim-Kasım-Aralık 2007 dönemi için 992 satılık konutun fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı kullanarak konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiyi Kantil Regresyon Modeli (q10-q90) ve Yarı Logaritmik Regresyon Modeli ile incelemiştir. Çağlayan ve Eban (2009), konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerini "banyo sayısı (banyo sayısının 1,2 ve 2'den fazla olması durumu), cadde (konut cadde üzerinde ise), konutun cephesi (kuzey, güney, batı, doğu), garaj, güvenlik, ısıtma sistemi (merkezi ısıtma, doğalgaz, soba, şömine, diğer ısıtma sistemleri), kablolu TV, mutfağın alanı, oda sayısı (oda sayısının 1, 2,3 ve 3'ten fazla olması durumu), dairenin bulunduğu binanın site içinde olması, konutun bulunduğu yaka (Avrupa, Anadolu), dairenin bulunduğu binanın yaşı" şeklinde belirlemiştir. Model tahminlerinden elde edilen sonuçlara göre, güvenlik, ısıtma sistemi, garaj ve kablolu TV değişkenleri konutların fiyatlarını arttırmaktadır; konutun cadde üzerinde olması konutun fiyatını düşürmektedir; mutfağın alanı büyüdükçe ve oda sayısı arttıkça konutun fiyatı da artmaktadır; Anadolu Yakası'ndaki binalar için binanın yaşı değişkeni konut fiyatını pozitif etkilemiştir. Anadolu Yakası'ndaki konutlar için elde edilen bu sonuç, buradaki

binaların yeni olmasına ve Avrupa Yakası'ndaki trafik, iş alanı olması gibi problemlerden kaçınmak için insanların Anadolu Yakası'nda ikamet etmeyi talep etmesine bağlanmıştır.

Selim (2008), 1 Ocak 2004 - 31 Aralık 2004 için Hanehalkı Bütçe Anketi'nden elde edilen 5741 haneye ve konuta ilişkin veriyi kullanarak konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiyi Yarı Logaritmik Regresyon Modeli ile incelemiştir. Selim konut fiyatlarını etkileyen değişkenleri “konutun tipi, binanın yaşı, binanın tipi, salonun zemini, oturma odasının zemini, banyonun zemini, ısıtma sistemi, oda sayısı, dairenin alanı, sauna, jakuzi, tuvalet, garaj, havuz, doğal gaz, asansör, su sistemi, sıcak su, kablolu TV, çöp öğütücü” olarak belirlemiştir. Hedonik Model, kentsel ve kırsal kesimdeki konutlar ve tüm örneklem (Türkiye geneli) için tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçları genel olarak su sisteminin, havuzun, konut tipinin, oda sayısının, konutun büyüklüğünün ve konutun kentselde ya da kırsalda olmasının Türkiye'de konut fiyatlarını etkileyen en önemli değişkenler olduğunu göstermiştir.

Koramaz ve Dökmeci (2012), Mayıs-Temmuz 2009 için İstanbul'da satışa sunulan satılık konutların fiyatlandırılmasında Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nı kullanarak konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri incelemiştir. Yarı logaritmik formdaki Hedonik Fiyatlama Modeli'nde konut özellikleri “ konutun alanı (m²), MİA'ya olan uzaklık (m), alt merkeze olan uzaklık (m), toplu taşımaya uzaklık (m), kıyı şeridinde uzaklık, Boğaziçi kıyı bölgesinde olması, yoğunluk” olarak belirlenmiştir. Modelin tahmininden elde edilen sonuçlara göre, açıklayıcı değişken olarak $\ln(\text{konut büyüklüğü})$, $\ln(\text{konutbüyüklüğü}) * (\text{MİA'ya uzaklık})$, $\ln(\text{konutbüyüklüğü}) * (\text{altmerkeze uzaklık})$, $\ln(\text{konutbüyüklüğü}) * (\text{toplutaşıma uzaklık})$, $\ln(\text{konutbüyüklüğü}) * (\text{kıyışeridinde uzaklık})$, $\ln(\text{yoğunluk})$, konutun Boğaziçi Kıyı Bölgesi'nde olması değişkenlerinin belirlendiği Hedonik Model'in tahmin sonuçları genel olarak yorumlandığında İstanbul'daki konut fiyatlarındaki değişmelerin yoğunlukla MİA'ya uzaklık, alt merkezlere uzaklık, toplu taşımaya uzaklık ve kıyı şeridinde uzaklık gibi mekânsal değişkenler tarafından açıklandığı söylenebilir.

Ozus vd. (2007), 1997 yılının yaz ayları boyunca İstanbul'da satışa sunulan 1468 satılık konutların fiyatlandırılmasında doğrusal formdaki Hedonik Fiyatlama Modeli'ni kullanarak konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkileri incelemiştir. Konut fiyatlarını etkileyen konut özellikleri “ konutun alanı, alt bölge, binanın yaşı, asansör, şömine, merkezi sistem, oturma odasının alanı, ithal mutfak, ısı yalıtımı, ahşap döşeme, jeneratör, su pompası, PVC pencere, MİA'ya uzaklık, konutun bulunduğu binadaki kat sayısı, otopark” şeklinde belirlenmiştir. Doğrusal Regresyon Analizi hem İstanbul geneli

için hem de çalışmada belirlenen alt bölgeler (Bakırköy, Beşiktaş, Sarıyer, Gaziosmanpaşa, Maltepe, Üsküdar) için yapılmıştır. Tahmin sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde, metropolitan seviyesinde (İstanbul'un geneli için) konut fiyatlarını etkileyen en önemli faktörlerin konutun alanı, deniz manzarası ve alt piyasa değişkenlerinin olduğu söylenebilir. Bölgesel düzeyde ise, konut fiyatları konutun özelliklerine, sosyo-ekonomik özelliklere ve mekâna göre değişmektedir. Yüksek gelirli alt piyasalarda düşük gelirli alt piyasalara göre değişkenlerin katsayıları daha anlamlı ve daha büyüktür. Ayrıca, planlı bölgelerde konut fiyatları daha yüksektir.

Bin (2003), Temmuz 200-Haziran 2002 dönemi için Kuzey Carolina'da satışa sunulan 1397 satılık konutlar için yarı parametrik ve parametrik olan Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri oluşturarak konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri incelemiştir. Konut özellikleri “ ısıtma sisteminin doğalgaz olması, şömine, parke zemin, yatak odası sayısı (yatak odası sayısının 2, 3, 4 olması durumu),banyo sayısı (banyo sayısının 2, 2 ve yarım banyo olması, 3 veya daha fazla olması durumu), konutun yapımında kullanılan malzemenin kalitesi, konutun toplam alanı, en yakın MİA'ya (merkezi iş alanına) uzaklık, en yakın ana yol ve caddeye uzaklık, Tar Nehri'ne uzaklık, en yakın dereye uzaklık, evin boş olması durumu, evin taşkın yatağında olması, konutun yaşı, dairenin bulunduğu binanın dış cephesinin tuğla ile kaplı olması” şeklinde belirlenmiştir. Bin (2003), konut fiyatlama analizinde Yarı Parametrik Regresyon Modeli ile Parametrik Modeller'in hem örneklem içi hem de hem de örneklem dışı tahmin sonuçlarını karşılaştırmıştır. Buna göre Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin öngörü hataları, Parametrik Modeller'in öngörü hatalarından yaklaşık %10-%20 daha küçük çıkmıştır. Elde edilen sonuçlar Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin konut fiyatlarını tahmin etmede ve öngörmede oldukça başarılı olduğunu göstermiştir.

Case vd. (2004)'nin çalışması 1967' nin birinci çeyreğinden 1991'in ikinci çeyreğine kadar olan sürede satışa sunulan 60000 satılık konut fiyatları verisini kapsamaktadır. Yatay kesit veri modeli için örneklem içi tahminde örneklem büyüklüğü 49511 iken, örneklem dışı öngöründe örneklem büyüklüğü 5000'dir. Zaman Serisi Modeli'nde örneklem içi tahminde örneklem büyüklüğü 51190 iken, örneklem dışı öngöründe örneklem büyüklüğü 7177'dir. Konut fiyatlarını etkileyen konut özellikleri “oda sayısı, yatak odası sayısı, banyo sayısı, yarım banyo sayısı, şömine sayısı, binanın inşa edildiği yıl, konutun enlem-boylam verisi, nüfus, hanehalkı sayısı, siyahi nüfus, İspanyol nüfus, üniversite mezunu sayısı, hanehalkı gelirin medyanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, üniversite mezunu sayısı, lisansüstü mezunu sayısı, konut daha önce

satılmışsa satış fiyatı, konut daha önce satılmışsa satış tarihi” olarak belirlenmiştir. Case (2004) vd., konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin incelenmesinde Doğrusal Regresyon Modeli ile Yerel Regresyon Modelleri’ni kullanmışlardır. Clapp (2004), Doğrusal Regresyon Modeli’nde mekânsal faktörleri dikkate almak için enlem-boylam değişkenleri ile bu değişkenlerin kareleri ve çapraz çarpımlarını da modele dâhil etmiştir. Ayrıca zaman etkisini de modele dâhil etmek amacıyla yıl kuklaları (YY72,YY73,YY74, ... ,YY90) oluşturularak modele dâhil edilmiştir. Daha sonra örneklem dışı öngörü için modele 99 tane bölgesel kukla değişkeni eklenmiş ve bu değişkenleri %86'sından fazlası %5 ve daha düşük seviyelerde anlamlı bulunmuştur. Ancak, bölgesel kuklaların modele dâhil edilmesiyle birlikte diğer mekânsal değişkenlerin (enlem-boylam, enlem*boylam, enlemin karesi, boylamın karesi) istatistiksel olarak anlamlılıkları azalmıştır. Sonuç olarak daha karmaşık bir mekânsal modelin oluşturulması gerektiğine karar verilmiştir. Clapp (2004), konut fiyatındaki değişimleri tahmin ve öngörme amacıyla Yerel Regresyon Modeli’ni tahmin etmiştir ve Klasik Doğrusal Regresyon Modeli’ne göre daha iyi performans sağladığı gözlemlenmiştir; Yerel Regresyon Modeli’nin ortalama öngörü hatası, Doğrusal Regresyon Modeli’nin ortalama öngörü hatasından daha küçük çıkmıştır. Çalışmada Case (2004)’in konut piyasasını bölgelere ayırmada kullandığı Yerel Regresyon Modeli ile Dubin (2004)’in Kriging Modeli’ne de yer verilerek Clapp (2004)’in modelleriyle karşılaştırılmıştır. Case (2004)’in modeli en düşük standart hataya sahip öngörü hatasını verirken, Dubin (2004)’in modeli en düşük ortalama öngörü hatasına sahip model olarak çıkmıştır. Sonuç olarak, örneklem dışı öngörü için Clapp (2004)’in modellerinden ziyade Dubin (2004) ile Case (2004)’in modellerinin kullanılması gerektiği ifade edilmiştir.

Bitter vd. (2007)’nin çalışması 2000 yılı boyunca Tucson’da satışa sunulan 11732 satılık konut verisini kapsamaktadır. Çalışmada yarı logaritmik formda Doğrusal Regresyon Modelleri, Mekânsal Gecikmeli Model, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli gibi farklı türdeki Hedonik Fiyatlama Modelleri ile konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Konut fiyatlarını etkileyen özellikler “ konutun alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, konutun yaşı, konutun 1940’tan önce inşa edilme durumu, konutun yapımında kullanılan malzemenin kalitesi, konuta ait garajın olması, avlu sayısı, havuz, klima, dairenin bulunduğu binanın iki veya daha fazla katlı olması” şeklinde belirlenmiştir. Model tahmininden önce konutun alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, kullanılan malzemenin kalitesi, konutun bulunduğu binanın 1940’tan önce yapılmış olması durumu, konutun bulunduğu binanın 2 veya daha fazla

katlı olması değişkenleri dışındaki değişkenler faktör analizi sonucunda iki faktöre ayrılarak faktör1 ve faktör2 değişkenleri oluşturulmuştur. Yarı Logaritmik Regresyon Modeli'nde söz konusu açıklayıcı değişkenlerin yanı sıra enlem-boylam değişkenleri ile bu değişkenlerin kareleri, küpleri ve çapraz çarpımları da modele açıklayıcı değişken olarak dâhil edilmiştir. İkinci aşamada oluşturulan modelde ekstra değişkenler eklenerek faktör değişkenleri hariç diğer değişkenler ile enlem-boylam, enlem-boylamın kareleri, küpleri ve çapraz çarpımları ile çapraz çarpımlarına yer verilmiştir. İkinci modelden farklı olarak üçüncü aşamada oluşturulan modelde ise, mekânsal gecikmeli değişken modele dâhil edilmiştir. Son olarak, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli tahmin edilmiştir. Tahmin sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde ise, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nin tahmin edilen diğer modellere göre konut fiyatlarındaki değişimleri daha iyi açıkladığı ve konut fiyatlarındaki değişimleri öngörme başarısının daha yüksek olduğu söylenebilir.

Yazgı (2012)'nin çalışmasında İstanbul'un çok merkezli yapısından dolayı bazı ilçeler çalışma dışı bırakılarak Büyükçekmece, Beylikdüzü, Avcılar, Bakırköy, Küçükçekmece, Basakşehir, Esenyurt, Bahçelievler, Eyüp, Zeytinburnu, Beyoğlu, Fatih, Şişli, Sarıyer, Beşiktaş, Beykoz, Çekmeköy, Üsküdar, Ümraniye, Kadıköy, Ataşehir, Maltepe, Kartal, Pendik ve Tuzla ilçeleri örnekleme dâhil edilmiş ve 2006 yılı için satılık konutlara ait 631 satılık konut fiyat verisi toplanmıştır. Yazgı (2012), konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerini, konutun fiziksel özellikleri: dairenin alanı, oturma odasının büyüklüğü, oda ve banyo sayısı, ısınma sistemi, güvenlik sistemi, asansör, balkon, teras, veranda ve garaj; konutun yapısal özellikleri: binanın tipi, yüksekliği, yaşı, deniz manzarası, havuz, bahçe, otopark; kentin yoğunluk özellikleri: binanın kapladığı alan, daire alanının oranı, bina yoğunluğu (net & brüt); kentin morfolojik özellikleri: yol alanı, kentin blok boyutu, kentin topografyası; kentin ulaşım özellikleri: MİA'ya uzaklık, anayola uzaklık, kıyı şeridine uzaklık, şehir merkezine uzaklık; sosyo ekonomik komşuluk özellikleri: nüfus yoğunluğu, hanehalkı büyüklüğü, eğitim seviyesi (ilkokul, ortaokul, lise ve üniversite mezunu), gelir seviyesi, araba sahipliği" şeklinde belirlemiştir. Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli (Yerel Model) ve Global Model ile tahmin etmiştir. Buna göre, Global Model'de konut tipi olarak apartman dairesi hariç açıklayıcı değişkenlerin tümü istatistiksel olarak anlamlı iken, Yerel Model'de bu değişkenler her bölge için anlamlı çıkmamıştır. Apartman dairesi değişkeninin anlamlılığının bölgeden bölgeye değişmesi "Boğaza Yakınlık" ile açıklanmıştır. Boğaza yakınlık dairenin fiyatını arttırırken,

boğazdan uzaklaştıkça dairenin fiyatı düşmektedir. Ayrıca, eski şehir merkezine ve Haliç Yarımadası'na olan yakınlık arttıkça dairelerin fiyatları da artmıştır.

Arıkan (2008)'ın çalışması 2007 yılı Ekim-Kasım-Aralık ayında Avrupa ve Anadolu Yakası'nda bulunan 444 emlakçıya anket uygulanarak elde edilen 818 tane kiralık konutu kapsamaktadır. Konutların kira fiyatları ile konut özellikleri arasındaki ilişki logaritmik doğrusal formdaki Hedonik Fiyatlama Modeli ile incelenmiştir. Konutların kira fiyatlarını etkilediği düşünülen konut özellikleri “konutun bulunduğu yaka (Avrupa ve Anadolu), konutun alanı (m²), oda sayısı, konutta kablolu TV olması, konutun bulunduğu yerin kamu ve alt yapı hizmetlerinin olması, kiracıdan istenen depozito tutarı, konutun aylık aidatı, konutun mutfağında aspiratörün olması” olarak belirlenmiştir. Model tahmininden elde edilen sonuçlara göre, konutun Avrupa Yakası'nda olması ve konutun site içinde olması konut kiralarını negatif yönde etkilerken, konutta kablolu tv bulunması, konutun bulunduğu muhitin altyapı hizmetlerine sahip olması gibi diğer faktörler konut kiralarını pozitif yönde etkilemektedir. İkinci olarak, oda sayısının artması kiralar üzerinde arttırıcı bir etkiye sahiptir. Üçüncü olarak, depozito ve aidatın konut kirası üzerinde arttırıcı bir etkiye sahip olduğu bulunmuştur. Son olarak, konutun mutfağında aspiratörün bulunmasının kira üzerinde arttırıcı bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir.

Ünlükara (2008)'nın çalışması 2008 yılı için Maslak merkezi iş alanına 10-15-20-25-30-35-40 km uzaklıktaki 210 tane müstakil lüks konut projelerini kapsamaktadır. Lüks konut fiyatlarını etkileyen özelliklerin “merkeze uzaklık, manzara, bahçe büyüklüğü (m²), salonun alanı (m²), oda sayısı, kat sayısı, garaj, havuz, teras, yatak odası sayısı, banyo sayısı, hizmetli odası, depo, galeri, barbekü, sauna, asansör, hobi odası, soyunma odası, çalışma odası, kış bahçesi” olarak belirlendiği çalışmada konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişki logaritmik doğrusal formdaki Hedonik Konut Fiyatlama Modeli ile incelenmiştir. Model tahmininden elde edilen sonuçlara göre, ilk grupta yer alan ve etkili olan en önemli değişkenler önem sırasına göre bahçe büyüklüğü, salon büyüklüğü ve yatak odası sayısı olarak gözlemlenmiştir. Analiz sonucunda önem derecesine göre ikinci grupta yer alan etkenler ise, garaj ve terasın varlığı olmuştur. Üçüncü grupta yer alan faktörler ise, diğerlerine göre daha farklı olarak değerlendirilebilir. İlk olarak bu grupta yer alan faktör, hizmetli odasının incelenen lüks konutlarda var olmasıdır ve konut fiyat düzeyinin artmasında bu faktörün etkili olduğu görülmüştür. Üçüncü grupta yer alan ikinci bir faktör ise, kış bahçesinin varlığıdır. Artık mevsim fark etmeksizin kişiler sahip oldukları konutlarda yeşil alanların varlığını

istemektedirler. Son olarak, bu gruptaki diğer önemli faktör yatak odalarında ayrı bir bölüm olarak dizayn edilen soyunma odalarının olmasının fiyatı yükselten bir kriter olarak belirlenmesidir.

Karagöl (2007)'ün çalışmasında veri seti 2006 yılı için Ankara'daki 501 tane satılık konutu kapsamaktadır ve konutlara ait özellikler birbirinden farklı ekspertiz raporlarından yararlanılarak toplanmıştır. Konut fiyatlarını etkilediği düşünülen değişkenler, “Konut tipi, garaj, konutun alanı, oturma odası ve yatak odası sayısı, banyo sayısı, balkon ve teras sayısı, soyunma odası, binanın yaşı, binada kullanılan malzemelerin kalitesi (iyi, kötü, orta, çok iyi) , binanın toplam alanı, konutun bulunduğu arazinin alanı, konutun brüt alanı, konutun bulunduğu arazide sahibin payı, bağımlı odanın olması, konutun cephesi, konutun kullanım amacı (ofis olarak, ikamet için), ısıtma sistemi (soba, merkezi sistem, kombi), asansör, garaj, konutun emlakçıda olması, gelir seviyesi, konutun Çankaya'da olması, MİA'ya doğrusal uzaklık, konutun bulunduğu caddenin genişliği ve yoğunluğu, toplu taşıma araçlarının olması, konutun en yakın alışveriş merkezine uzaklığı” şeklinde belirlenmiştir. Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri tahmin etmek amacıyla birbirinden farklı üç Logaritmik Doğrusal Regresyon Modeli tahmin edilmiştir. Buna göre, açıklayıcı değişken olarak garaj, konutun emlakçıda olması, MİA'ya uzaklık, arazinin alanı, konutun toplam alanı, garaj, gelir seviyesi, konutun kuzey cepheli olması, konutun bulunduğu caddenin genişliği ve yoğunluğu değişkenlerinin bulunduğu ilk modelde konutun toplam alanı hariç diğerleri istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. MİA'ya uzaklık arttıkça konutun değeri de düşmüştür; diğer değişkenlerin katsayıları ise pozitif çıkmıştır. Açık değişken olarak “oda sayısı, asansör, gelir seviyesi, arazinin alanı, alışveriş merkezine uzaklık, konutun bulunduğu caddenin yoğunluğu ve genişliği, binanın yaşı ve konutun batı cepheli olması” değişkenlerinin yer aldığı ikinci modelde alışveriş merkezine uzaklık ve binanın yaşı değişkenleri istatistiksel olarak anlamsız çıkmıştır. Konutun batı cepheli olması ve cadde değişkenleri de %10 düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Alışveriş merkezine uzaklık, binanın yaşı ve konutun batı cepheli olması değişkenlerinin katsayıları negatif çıkarken, diğerlerinin katsayıları pozitif çıkmıştır. Açıklayıcı değişken olarak “konutta kullanılan malzemenin kalitesi, konutun emlakçıda olması, gelir seviyesi, konutun bulunduğu arazinin alanı, asansör ve alışveriş merkezine uzaklık” değişkenlerinin yer aldığı üçüncü modelde alışveriş merkezine uzaklık değişkeni hariç diğer değişkenler istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Konutun emlakçıda olması değişkeni ise %10 düzeyinde istatistiksel

olarak anlamlıdır. Alışveriş merkezine uzaklık değişkeni hariç diğer değişkenlerin katsayıları pozitif çıkmıştır.

Literatürdeki çalışmalar genel olarak incelendiğinde konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerinin ülkeden ülkeye, bölgeden bölgeye ve şehirden şehire değişebildiği gözlemlenmektedir. Hatta aynı ülke, bölge ya da şehire ait konut fiyatlama çalışmalarında örneklem dönemi değiştikçe zamanla tüketici profilinin de değişmesine bağlı olarak konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerinin de değiştiği görülmektedir. Hedonik Konut Fiyatlama çalışmalarıyla ilgili olan bir diğer önemli nokta da, “mekân” dır. Çalışmalarda Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri’nin mekânsal değişkenlere oldukça duyarlı olduğu, dikkate alınmaması durumunda sapmalı tahmin sonuçları elde edilebileceği gözlemlenmiştir. Dikkat çekici olan bir başka nokta ise, araştırmacıların kullandıkları modellerdir. Buna göre, bazı araştırmacılar “mekân etkisini dikkate almayan” Parametrik Modeller’e (Alkay, 2008: 120-121; Selim, 2008: 70-74, vb.) , bazıları “mekân etkisini dikkate alan” Parametrik Modeller’e (Bitter vd., 2007: 13-19, Chasco ve Gallo, 2012:1475-1478, vb.) bazı araştırmacılar ise “mekân etkisini dikkate alan” hem Parametrik hem de Parametrik Olmayan Modeller’e yer vermektedir (Farber ve Yeates, 2006: 408-417, Huang vd., 2010: 385-399, vb.) Parametrik Modeller, konut piyasasının alt piyasalardan oluşan bölümlenmiş yapısını dikkate almayan ve konut fiyatları ile özellikler arasındaki ilişkiler için tüm alt piyasalarda aynı katsayı tahminini veren modellerdir. Bu nedenle mekânsal ekonometri literatüründe “Global Modeller” olarak da tanımlanabilmektedirler. Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ise, konut fiyatları ile özellikler arasındaki ilişkiler için her bir alt piyasaya bağlı olarak birbirinden farklı katsayı tahminleri veren modellerdir. Bu nedenle bu modeller de genellikle “Yerel Modeller” olarak adlandırılmaktadır.

Literatür bölümünde hem Parametrik hem de Parametrik Olmayan Modeller’i kullanan çalışmaların sonuçları incelendiğinde genel olarak Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller’in tahmin sonuçlarının, Parametrik Mekânsal Modeller’in ve mekân etkisini hiçbir şekilde dikkate almayan Parametrik Modeller’in tahmin sonuçlarına göre daha etkin sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

PARAMETRİK MEKÂNSAL REGRESYON MODELLERİ

2.1. Mekânsal Bağımlılık ve Mekânsal Heterojenite

Son yıllarda mekânsal ekonometri ampirik iktisadi çalışmalarda oldukça önem kazanmıştır. Mekânın ve mekânsal etkileşimin önemli olduğu reel değerlendirme, bölgesel ekonomi, kamu ekonomisi, tarım ekonomisi, çevresel ekonomi ve endüstriyel organizasyon gibi iktisattaki çoğu alanda mekânsal bağımlılık incelenmektedir.

Mekânsal ekonometrinin temeli belli bir mekânda gerçekleşen olayın komşu mekânlarda da gerçekleşmesi halinde aradaki ilişkinin incelenmesine dayalıdır. Bu da Tobler'in (1979) " Her şey her şey ile ilişkilidir; ancak birbirine yakın olan şeyler birbirleriyle daha fazla ilişkilidir" şeklinde ifade ettiği "Coğrafyanın Birinci Kuralı" nı daha da önemli yapar. Bu tür bir yaklaşım mekânsal bağımlılığın daha güçsüz bir ifadesi olan "mekânsal otokorelasyon" kavramı ile incelenebilir.¹ Anselin ve Bera'ya göre (1998), mekânsal otokorelasyon mekânsal benzerlikle birlikte değer benzerliğinin çakışması olarak tanımlanabilir. Başka bir deyişle, rassal bir değişkenin yüksek veya düşük değerleri mekânda kümelenmişse "pozitif otokorelasyon"; birbirinden farklı değerler varsa, yani kümelenme yoksa negatif otokorelasyon söz konusudur. Negatif mekânsal otokorelasyonda değerler dama tahtasında olduğu gibi dağılır (Whittle,1954:438). Dolayısıyla, genel olarak önemli bir anlam ifade etmez; ancak, pozitif mekânsal otokorelasyonda örneklem ilişkili olduğu bölgeyle ilgili olarak ilişkisiz olduğu bölgeye göre daha fazla bilgi içerdiğinden daha anlamlıdır.

Mekânsal otokorelasyon eşitlik (2.1)'deki moment koşuluyla ifade edilebilir.

$$Cov(y_i, y_j) = E(y_i, y_j) - E(y_i)E(y_j) \neq 0 \quad (2.1)$$

Burada, y_i i. bölgede rassal bir değişkene ait gözlem değerini ve y_j j. bölgede rassal bir değişkene ait gözlem değerini ifade etmektedir.

Mekânsal otokorelasyon zamansal otokorelasyona benzer; ancak daha karmaşıktır. Zamansal otokorelasyonda zamanın bir noktasında gerçekleşen bir gözlem değeri sadece geçmişte gerçekleşen gözlem değerlerinden etkilenir; ancak mekânsal otokorelasyonda zamanın herhangi bir noktasında gerçekleşen bir gözlem değeri hem

¹ Mekânsal otokorelasyon ve mekânsal bağımlılık eşanlamlı kavramlar olmasa da bu kavramları değişimli olarak kullanacağız. Çoğu uygulamada ise mekânsal bağımlılığa göre daha güçsüz bir kavram olan mekânsal otokorelasyon kullanılır.

geçmiş hem de gelecekteki gözlem değerlerinden etkilenebilecektir. Bu nedenle, zamansal otokorelasyonun olduğu modelleri basit bir şekilde mekânsal otokorelasyonun olduğu modellere dönüştüremeyiz.

Mekânsal bağımlılık incelenirken dikkat edilmesi gereken önemli bir nokta mekânsal bağımlılığın teorik ve politik çerçeveden bakıldığında her zaman modelin bir parçası olmadığı, mekânsal bağımlılığın bazı model kurma hatalarından da kaynaklanabileceğidir. Başka bir deyişle, yatay kesit verinin kullanıldığı modelde tahmin ve tanımlama testleri eksikse “yan etki” olarak mekânsal bağımlılık ortaya çıkabilir (Anselin ve Bera, 1998:239-242).

Mekânsal bağımlılığın yanı sıra incelenmesi gereken diğer mekânsal etki ise “mekânsal heterojenite”dir. Mekânsal heterojenite bölgesel iktisadi çalışmalarda farklı şekillerde incelenmiştir. Nitekim Casetti (1986,1972) parametrelerin mekâna göre sistematik olarak değiştiği durumu; Kau ve Lee (1977), Johnson ve Kau (1980), Kau, Lee ve Sirmans (1986) kentsel yoğunluk çalışmalarında rassal parametre değişimini; Brueckner (1981, 1985, 1986) ile Kau, Lee ve Chen (1983) çalışmalarında Switching Regresyon olarak adlandırılan kesikli bir yapıdaki yapısal değişimleri incelemişlerdir. Değişen varyansı kapsayan örnekler olarak ise Greene ve Barnbock (1978) ile Anselin ve Can (1986)’ın kentsel analizleri gösterilebilir. Genel olarak, mekânsal heterojenite fonksiyonel formların ve parametrelerin mekâna göre değişmesiyle birlikte “yapısal istikrarsızlık²” olarak adlandırılan durumda ve hata terimlerinin sabit varyansa sahip olmasını engelleyecek tanımlama hatası durumunda ortaya çıkar. Mekânsal heterojenitenin dikkate alınmaması durumunda ise parametre tahminleri sapmalı, anlamlılık seviyeleri yanıltıcı olacağından tahmin edilen modelin istatistiksel olarak geçersiz olmasına neden olacaktır (Anselin, 1988c: 119).

Parametrelerin mekâna göre değiştiği durum için mekânsal heterojenite basit bir gösterimle eşitlik (2.2)’de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$y_i = x_i \beta_i + \varepsilon_i, \quad i=1,2,\dots,n \quad (2.2)$$

Burada β_i ekonomik ilişkiyi ifade eden regresyon katsayılarının tüm mekânsal birimlere göre ($i=1,2,\dots,n$) değişebileceğini göstermektedir.

Yatay kesit verinin kullanıldığı modellerde mekânsal heterojenite ve mekânsal otokorelasyon ya da bağımlılık her zaman ayırt edilemeyebilir. Başka bir deyişle, tek bir

² Ekonomik ilişkilerin mekâna göre değişmesinden dolayı ilişkilerin durağan olmaması durumu.

yatay kesitte her ikisi de gözlemsel olarak eşit olabilir. Nitekim bir regresyon modeli için istisna olarak büyük artıklar mekânsal kümelenmiş olduğunda, değişen varyansın bir örneği olarak değerlendirilemez veya mekânsal otokorelasyonun bir örneği olarak yorumlanamaz. Bu tür bir problem ise, “iç içe geçmiş etki” olarak adlandırılır (Anselin ve Bera, 1998: 240).

2.1.1. Konut Piyasası Kapsamında Mekânsal Heterojenite ve Mekânsal Bağımlılık

Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı, reel değerlendirme çalışmalarında yaygın bir şekilde kullanılan önemli bir araçtır. Bu yaklaşım, konut harcamalarının konutların içsel ve dışsal özellikleri gibi çoklu karakteristiklerine ayrıştırılmasına yardımcı olur. Dolayısıyla, hedonik fiyatlar ya da konut özelliklerinin örtülü fiyatları, konut fiyatları ve belirlenen konut özellikleri arasındaki ilişki çoklu regresyon analiziyle incelenerek elde edilebilir.

Diğer yandan ekonometrik yaklaşımda hedonik model spesifikasyonları tahmin sonuçlarının güvenilirliği açısından önemli rol oynar (Can ve Megbolugbe, 1997:203). Hedonik konut fiyatlama çalışmalarıyla ilgili literatürde konutların özellikleri konusunda bir uzlaşma olmasa da konut özellikleri genel olarak üç kategoriye ayrılmaktadır. Bu özellikler, konutun alanı, yaşı gibi yapısal özellikler; konutun bulunduğu mekânın çevresel ve sosyal komşuluk özellikleri ile iş, eğlence ve hizmet merkezlerine ulaşılabilirlik gibi mekânsal özellikler olmak üzere üç kategoriye ayrılabilir (Basu ve Thibodeau, 1998:61; Bowen vd., 2001:471).

Konut fiyatı konut özelliklerinin bir fonksiyonu olarak eşitlik (2.3)'teki gibi ifade edilebilir.

$$Y_i = \alpha_i + \sum_k \beta_{ki} S_{ki} + \sum_p \gamma_{pi} N_{pi} + \sum_j \lambda_{ji} L_{ji} + \varepsilon_i \quad (2.3)$$

Burada Y konut fiyatlarını, S konutların yapısal özelliklerini, N komşuluk özellikleri ve L mekânsal özellikleri ifade etmektedir. ε ise konut fiyatlarını etkileyen ancak modelleme sürecinden dışlanmış diğer tüm faktörleri ifade eden rassal hata terimlerinin birleşiminden oluşan bir vektördür (Bowen vd., 2001: 471).

Eşitlik (2.3)'teki model matris notasyonu ile eşitlik (2.4)'teki gibi ifade edilebilir.

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2.4)$$

Burada, Y piyasadaki n tane konuta ait satış fiyatlarından oluşan bir vektördür; X (n*k) boyutunda konutların yapısal, komşuluk ve mekânsal özelliklerini kapsayan açıklayıcı değişkenler matrisidir; β , (k*1) boyutunda bilinmeyen katsayı vektörüdür ve ε , (n*1) boyutunda hata terimi vektörüdür.

Standart Hedonik Konut Fiyatlamaya Modeli aslında Klasik Doğrusal Regresyon Modelidir ve bilinmeyen katsayılar, En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilebilir. En Küçük Kareler Yöntemi ise, veri setindeki tüm gözlemler için tek bir katsayı tahmini verir, yani standart Hedonik Fiyatlamaya Modeli katsayıların mekâna göre değişmediğini, katsayıların “global” olduğunu varsayar. Bu basitleştirilmiş varsayım ise, kırsal kesimdeki bir konutta oda sayısının fazla olmasının konut fiyatı üzerindeki etkisi ile şehir merkezindeki bir konutta oda sayısının fazla olmasının konut fiyatı üzerindeki etkisinin aynı olup olmadığı sorusunu gündeme getirir. Başka bir deyişle, konut alanlarının artırılmasının her iki konutun piyasa değerleri üzerindeki parasal değer artışı eşit derecede midir? Konut piyasası ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde bu sorunun cevabının hayır olduğu gözlemlenebilir (Farber ve Yeates, 2007: 405-420; Goodman ve Thibodeau, 1998:121-143 ; Goodman ve Thibodeau, 2003:1-19; Hess ve Almedia, 2007:1041-1064; Pavlov, 2000: 249-280, vs.). Konut fiyatlamaya çalışmalarında verili sürecin davranışının mekâna göre değişkenliği “mekânsal heterojenite” olarak adlandırılır ve mekânsal heterojenitenin, alt konut piyasalarında gerçekleşen farklı mekânsal süreçlerden veya hanehalkı tercihlerinden meydana geldiği düşünülür (Kestens vd., 2006:88).

Bilindiği üzere En Küçük Kareler Yöntemi ile elde edilen tahmin katsayıları, artıkların kareleri toplamının minimizasyonu ile elde edilir. EKK tahmincilerinin “en iyi doğrusal sapmasız” tahminciler olabilmeleri için, X’lerin birbirinden ve hata terimlerinden bağımsız olması, hata terimlerinin birbirinden bağımsız olması, sabit varyansa sahip olması ve normal dağılması gibi varsayımların sağlanması gerekir. Mekânsal veri analizinde ise bu varsayımların teorik açıdan sağlanması pek mümkün olmamaktadır; çünkü mekânsal otokorelasyondan dolayı gözlemler arasında ilişki ve mekânsal heterojeniteden dolayı da regresyon katsayılarının mekâna göre değişmesi durumu söz konusudur. Dolayısıyla, teorik açıdan mekânsal bağımlılık olarak adlandırılan bölgesel etkiler ve teorik açıdan mekânsal heterojenite olarak adlandırılan konut piyasası bölümlenmesinin dikkate alınması gerekir (Long, Paez ve Farber,2007:4).

Can (1992b), mekânsal özellikler dizisi ve konutların mekânıyla ilgili dışsallıklar olmak üzere iki tür mekânsal etkiyi incelemiştir. Ancak ilginç bir şekilde Can (1992b)’ın Genişletilmiş Hedonik Konut Fiyatlamaya Modeli’nin performansı artmamıştır. Bu durum mekânsal heterojeniteyi hesaba katmayan genişletilmiş mekânsal modelin bir sonucu olabilir (Brunsdon vd., 1996 :281-283; Fotheringham vd., 1998: 1905-1906).

Konut fiyatlama ile ilgili yapılan çoğu çalışmada komşuluk etkileri dikkate alındıktan sonra Hedonik Model'e mekânsal etkilerin de (mekânsal bağımlılık ve mekânsal heterojenite) dahil edilmesiyle mekânsal bağımlılıkların azaldığı gözlemlenmiştir (Basu ve Thibodeau, 1998:61-83; Bowen vd., 2001: 466-487; Pace ve Gilley, 1997: 333-339). Ayrıca bu tür çalışmalarda, mekânsal yaklaşımların modellerin istatistiksel özelliklerini ve açıklayıcılık güçlerini artırma açısından Standart Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'ne üstün olduğu kanıtlanmıştır.

Schnare ve Struyk (1976) konut piyasalarının alt piyasalara ayrıldığını ve her bir alt piyasa için konut fiyatları ve özellikleri arasındaki fonksiyonel ilişkinin kendine özgü olduğunu varsaymaktadır. Alt konut piyasalarının dinamiğini sürece dahil etmek ve konut özellikleri için daha doğru marjinal fiyat tahminleri elde etmek için veri setinin segmentasyon doğrusu boyunca farklı sektörlere ayrılması ve birbirinden bağımsız olan sektörlerin ayrı ayrı tahmin edilmesi gerekir. Ancak, alt konut piyasalarının sınırlarını tanımlamak için segmentasyon tablosu alt piyasalarla ilgili tam bilgi gerektirir ki bu çoğu zaman mümkün değildir. Şimdiye kadar alt piyasaların tanımlanmasında veya birbirinden bağımsız sektörlerin keyfi olarak ve piyasa esneklik tahminleriyle ilgili eksiklerin olduğu durumda ayrıştırılmasında çok sayıda yaklaşım kullanılmıştır. Ancak, tabakaların homojen olduğu varsayımı altında alt piyasalar oluşturulmazsa sonuçlar yanıltıcı olabilecektir (Long, Paez ve Farber, 2007:5).

2.1.2. Komşuluk Tanımları ve Mekânsal Ağırlık Matrisinin Oluşturulması

Mekânsal bağımlılık ve mekânsal heterojenite kavramlarını tanımladıktan sonra mekânsal değişkenlerin nasıl ölçüleceği araştırılmalıdır. Yatay kesit verinin kullanıldığı ekonometrik modellerde mekânsal bağımlılığı, yani komşuluk ilişkisini ifade etmek için genellikle mekânsal ağırlık matrisi tanımlanır. Bu ağırlıklar; mekânsal etkileşimin (Spatial Interaction) veya yayılmanın (Spillover) bir ölçüsünü gösterir. Bu ağırlıklara bağlı olarak mekânsal ekonometrik model oluşturulur ve daha sonra modelin tahmin aşaması gerçekleştirilir.

Gözlemlerin coğrafik düzenlemelerine veya yakınlığına bağlı olarak oluşturulan mekânsal ağırlık matrisi W , $n \times n$ boyutunda pozitif tanımlı ve simetrik bir matristir. n , konum veya objelerin sayısıdır. Her bir coğrafik obje (eyalet, ilçe) için bir satır veya sütun vardır. Bu matristeki her bir eleman (w_{ij}) satır ve sütundaki elemanların komşu olup olmadığını göstermektedir. Kullanım kolaylığı açısından konumlar veya objeler, i ve j olarak gösterilmektedir. i ve j komşu ise, $w_{ij}=1$; komşu değilse $w_{ij}=0$ değerini alır. Bu

matrisin elemanları sınırdaşığa bağlı, uzaklığa bağlı veya uzaklık-sınır birleşimine bağlı ağırlıklara göre oluşturulabilir.

Sınırdaşığa bağlı ağırlıklar yaklaşımı, sınırları ayırt edilebilen bir haritanın varlığını varsayar. Komşuluğun basit tanımı iki konum arasındaki yakınlığa bağlıdır. Yani iki konum ortak bir sınırı paylaşıyorlarsa komşu olarak ifade edilir. Bu yaklaşım, özellikle de mekânsal birimler arasındaki mekânsal bağımlılığın derecesini belirlemede önemli bir rol oynar.

Genellikle iki değerli ağırlık matrisi kullanılır. i konumunun tüm komşuları $N(i)$ kümesi içerisinde gösterilsin. Bu durumda iki değerli ağırlık matrisi W 'nin elemanları aşağıdaki kritere göre belirlenir.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & j \in N(i) \\ 0, & d.d. \end{cases} \quad (2.5)$$

Anselin (1988c), sınır komşuluğunu satranç oyununa benzeterek farklı komşuluk tanımları geliştirmiştir. Bunlar kale (rook) , fil (bishop) ve vezir (quenn) komşuluğudur.

Mekânsal komşuluk ağırlıklarının oluşturulmasında vezir yaklaşımı mekânsal birimlerin ortak bir sınırı paylaşıp paylaşmadığını gösterir. Buna göre, mekânsal birimler ortak bir kenarı veya açıyı paylaşıyorlarsa $w_{ij} = 1$; diğer durumlarda $w_{ij} = 0$ değerini almaktadır.

Kale komşuluğuna göre oluşturulan ağırlıklarda ise, mekânsal birimlerin paylaştığı sınırın pozitif oranda olması gerekir. l_{ij} , paylaşılan sınırın uzunluğunu ifade etsin. Buna göre kale komşuluk yaklaşımına göre oluşturulan ağırlıklar eşitlik (2.6)'da olduğu gibi elde edilebilir.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & l_{ij} > 0 \\ 0, & l_{ij} = 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

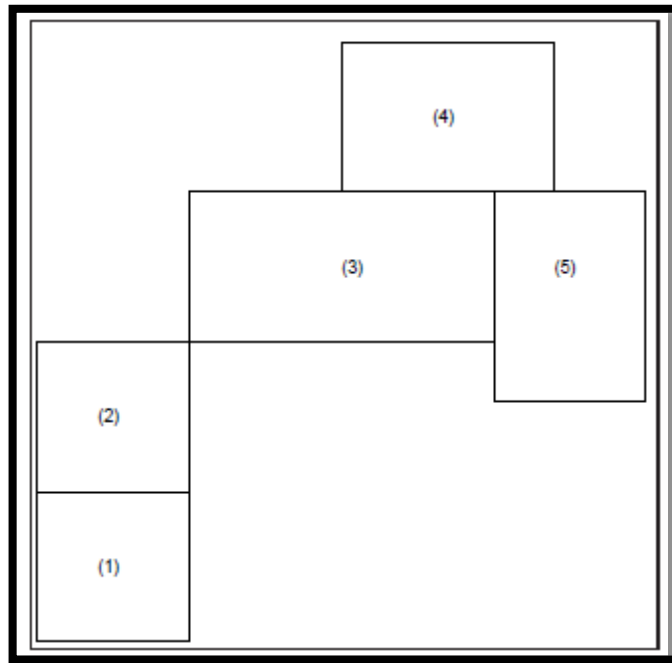
l_i , i . mekânsal biriminin diğer tüm mekânsal birimlerle paylaştığı toplam sınır uzunluğunu ifade etsin. Buna göre, i ve j mekânsal birimlerinin paylaştığı sınırın uzunluğunun toplam sınır uzunluğuna oranı olan ve "sınır paydaşığı ağırlıkları" olarak adlandırılan ağırlıklar eşitlik (2.7)'de gösterildiği gibi elde edilebilir.

$$w_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i} = \frac{l_{ij}}{\sum_{k \neq i} l_{ik}} \quad (2.7)$$

Fil komşuluğuna göre $w_{ij} = 1$ ise, i ile j ortak bir açığı paylaşan komşulardır; diğer durumlarda ise $w_{ij} = 0$ 'dır.

Anselin 'in geliştirdiği komşuluk tanımları Şekil 2.1 ile özetlenebilir. Buna göre, ağırlık matrisi Şekil 2.1 için kale komşuluğuna göre $w_{12} = 1$, $w_{34} = 1$, $w_{35} = 1$ iken, diğer durumlarda sıfır değerini alır; fil komşuluğuna göre ise $w_{23} = 1$ iken, diğer durumlar için ağırlık matrisi 0 değerini alır ve vezir komşuluğuna göre $w_{34} = 1$, $w_{35} = 1$, $w_{32} = 1$, $w_{21} = 1$; diğer durumlar için ağırlık matrisi 0 değerini alır.

Şekil 2.1. Sınır Komşulukları



Uzaklığa bağlı ağırlıklar yaklaşımında ise, gözlemler arasındaki uzaklık arttıkça, mekânsal otokorelasyon da azalır. Uzaklık genellikle d_{ij} olarak gösterilir ve en genel gösterimde ağırlık matrisi uzaklığın bir fonksiyonu şeklinde eşitlik (2.8)'teki gibi ifade edilebilir.

$$w_{ij} = g(d_{ij}) \quad (2.8)$$

Genellikle bu fonksiyon yapısı $w_{ij} = 1/d_{ij}$ veya $w_{ij} = 1/d_{ij}^\alpha$ şeklindedir; ancak, $w_{ij} = 1/d_{ij}^\alpha$, $w_{ij} = e^{-\beta d_{ij}}$ gibi daha karmaşık olan uzaklık ölçüleri de uygulanabilir (Anselin, 1980c: 16-21; Murdoch vd., 1993: 343-348). Ayrıca, mekânsal ekonometride daha önce incelenen komşuluk tanımlarına göre uzaklıklar oluşturulur. Bunlardan en

yaygın kullanılan kritik değer komşuluğu ve en yakın k komşuluğudur (Arbia, 2005: 37-38).

Kritik değer komşuluğunda uzaklığın kendisi mekânsal etkiyi belirleme açısından oldukça önemli bir kriterdir. d^* eşik uzaklık/kritik değer olarak belirlendiğinde $0 \leq d_{ij} < d^*$ ise, i ve j konumları komşudur. Buna göre W matrisinin elemanları eşitlik (2.9)'daki gibi ifade edilebilir.

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & 0 \leq d_{ij} \leq d^* \\ 0, & d_{ij} > d^* \end{cases} \quad (2.9)$$

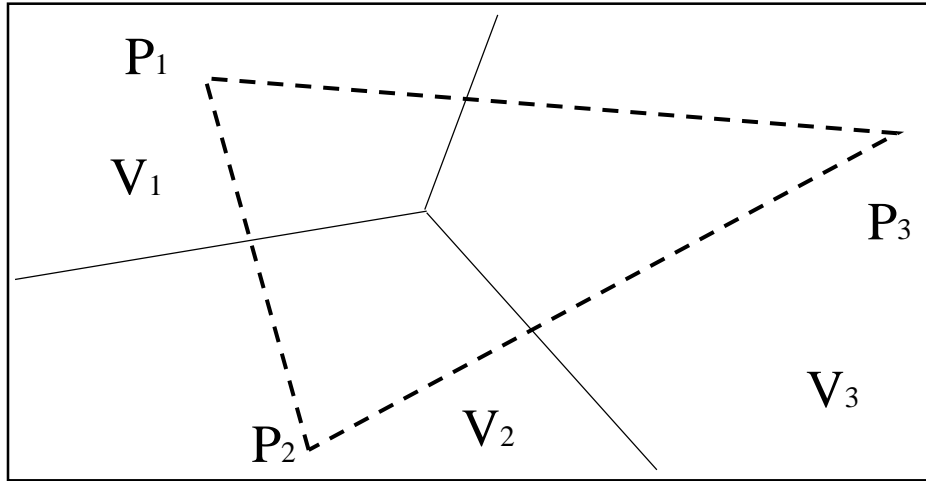
En yakın k komşuluğunda i konumunun m adet komşu konumları olsun. En kısa uzaklıkta olan konuma göre k adet komşu seçilir ve ağırlık matrisinin elemanları buna göre belirlenir. Bu kritere göre j , i 'nin en yakın komşusu ise, $d_{ij} = \text{Min}(d_{ik})$ 'dir ve k 'nın değeri teorik olarak elde edilir.

En yakın k komşuluğuna benzer bir yaklaşım Delaunay üçgenlemesidir³. Bu yaklaşımda, her bir gözlemin Kartezyen düzlemde x - y koordinatları elde edilerek birbirine komşu olan birimler belirlenmeye çalışılır. Delaunay üçgenlemesi, belli bir coğrafi alanda örneklenmiş noktalardan bir üçgen ağı meydana getirmek için ve daha da önemlisi model tahmin problemlerinin bir parçası olarak uygun komşu sayısının belirlenmesinde kullanılan en yaygın yöntemdir (Lesage, 2004:5). Delaunay üçgenlemesi, en yakın komşu bölgeler, Thiessen poligonları veya Vorinói poligonları olarak da adlandırılan yakınsal bölgelerle yakından ilişkilidir. Yakınsal bölgeler, bir dizi noktayı kuşatan belli bir coğrafik alanın bir dizi dışbükey poligona ayrılmasının bir sonucu olarak oluşturulur. Nitekim Şekil 2.2'deki bir S düzleminde P_1 , P_2 ve P_3 noktası verildiğinde P_1P_2 , P_2P_3 ve P_1P_3 segmentlerinin açortaylarını kullanarak düzlemi V_1 , V_2 , V_3 yakınsal bölgelerine ayırmak mümkündür. Bu bölgelerden her biri çapa noktaları olarak adlandırılan orijinal noktalardan birini içerir ve tanım olarak bir yakınsal bölge içindeki her bir nokta kendi çapa noktasına diğer tüm bölgelerin çapa noktalarından daha yakın bir poligondur. Bunun anlamı, V_1 'deki herhangi bir noktanın P_1 'e P_2 ve P_3 'ten yakın olmasıdır. Bir coğrafik alanın bu şekilde sistematik olarak alt bölgelere ayrılması, geometride "Dirichlet Bezemesi" olarak da adlandırılmaktadır. Delaunay üçgenlemesi

³ Delaunay üçgenlemesi en yakın k komşuluğuna benzer bir şekilde her bir birimin en az bir komşusunun olduğunu varsayar; ancak veri setinin dağılımı her bir birimin kaç komşusu olduğuna bağlı olarak belirlenir.

sonucunda oluşan yüzeyler Voronoi diyagramı ya da Thiessen poligonları olarak bilinmektedir.

Şekil 2.2. Delaunay Üçgenlemesi



Uzaklık-sınır birleşimine dayalı ağırlıklar yaklaşımı, mekânsal etkinin hem sınır hem de uzaklığa dayalı ilişkiler sergilediği durumda kullanılmaktadır. Bu tür duruma Cliff ve Ord (1969)'un mekânsal otokorelasyonu incelediği orijinal çalışması örnek olarak verilebilir. Cliff ve Ord (1969) yaptıkları çalışmada mekânsal otokorelasyon etkilerini kapsayan en iyi ağırlık matrisinin uzaklık ve sınır birleşimine dayalı olarak oluşturulan mekânsal ağırlık matrisi olduğuna karar vermişlerdir. Uzaklık-sınır birleşimine dayalı mekânsal matrisin elemanları eşitlik (2.10)'te olduğu gibi ifade edilebilir.

$$w_{ij} = \frac{l_{ij}d_{ij}^{-\alpha}}{\sum_{k \neq i} l_{ik}d_{ik}^{-\alpha}} \quad (2.10)$$

Mekânsal ağırlık matrisinin köşegen elemanları tanım gereği sıfırdır ve yorum kolaylığı açısından ağırlık matrisi standartlaştırılır. Bazı durumlarda, ağırlık matrisleri satır bazında standartlaştırılır. Öyle ki her satır toplamı $\sum_j w_{ij}^* = 1$ olur. Böylece, W' nin standartlaştırılan elemanları eşitlik (2.11)'daki gibi elde edilebilir.

$$w_{ij}^* = \frac{w_{ij}}{\sum_j w_{ij}} \quad (2.11)$$

Mekânsal ağırlık matrisinin standartlaştırılması ağırlıkların 0 ile 1 arasında olmasını garanti eder. Ayrıca, mekânsal parametrelerin modeller arasında

karşılaştırılabilir olmasını sağlar. Ancak, orijinal mekânsal ağırlık matrisi simetrik olsa bile, standartlaştırma işleminden sonra matrisin simetrikliği bozulur ($\sum_j w_{ij} \neq \sum_i w_{ji}$) ve bu durum, bazı tahmincilerin ve test istatistiklerinin hesaplanmasında problem yaratabilir (Anselin ve Bera, 1998: 243).

Sonuç olarak, mekânsal ağırlıkların nasıl elde edileceği ya da tanımlanacağı bir yana, tahmincilerin ve test istatistiklerinin özelliklerini elde etmek için mekânsal sürecin gerekli ve düzenli koşulları sağlanmasına dikkat edilmelidir. Nitekim ağırlık matrisinin heterojenlik derecesi veya mekânsal etkileşim aralığı üzerine konulan kısıtlar sağlanmalıdır. Ağırlıkların negatif olmaması ve sonlu olabilmesi için uygun ölçüler kullanılmalıdır (Anselin ve Bera, 1998: 244).

2.2. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri

Klasik Doğrusal Regresyon Modeli'ne mekânsal bağımlılık iki şekilde dâhil edilebilir. Buna göre, mekân etkisini modele dâhil etmek için bağımlı değişkenin mekânsal gecikmeli hali modele açıklayıcı değişken olarak eklenebilir veya mekânsal etki hata teriminin yapısına da dâhil edilebilir. Bağımlı değişkenin mekânsal gecikmelisinin modele açıklayıcı değişken olarak dâhil edilmesi durumunda “Mekânsal Gecikme Modeli” olarak adlandırılan model elde edilir. Bu tür modeller, mekânsal etkileşimin varlığının ve gücünün incelenmesi durumunda kullanılır. Mekânsal bağımlılığın modelin hata terimine dâhil edilmesi durumunda ise, “problemlili bağımlılık” (nuisance dependence) olarak da adlandırılan “Mekânsal Hata Modeli” elde edilir. Mekânsal Hata Modelleri'nin kullanımı, mekânsal veri setinden kaynaklanan mekânsal otokorelasyonun sapmalı etkisi düzeltilmek istenildiğinde uygundur (Anselin, 2003: 316).

Mekânsal Gecikme Modeli veya Mekânsal Otoregresif Model eşitlik (2.12)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad (2.12)$$

Burada, ρ mekânsal otoregresif katsayısı, Wy mekânsal gecikme terimini, X açıklayıcı değişkenler matrisini ve ε hata terimi vektörünü ifade etmektedir.

Mekânsal Gecikme Modeli'nde mekânsal gecikme terimi (Wy) hata terimleriyle ilişkilidir. Eşitlik (2.12)'teki modelin indirgenmiş formu eşitlik (2.13)'te olduğu gibi ifade edilebilir.

$$y = (I - \rho W)^{-1} X\beta + (I - \rho W)^{-1} \varepsilon \quad (2.13)$$

Mekânsal Gecikme Modeli'nde mekânsal gecikme terimi (Wy) içsel bir değişken olarak yer alır. Modelin içsellik dikkate alınmadan EKK ile tahmin edilmesi durumunda tahminler sapmalı ve tutarsız olacaktır.

Mekânsal bağımlılığı modele dâhil etmenin ikinci yolu hata terimleri için mekânsal bir süreç tanımlamaktır. Bu durumda EKK tahmincileri sapmasız olacaktır; ancak etkin olmayacaktır. Bu tür bir mekânsal bağımlılık modeli "Mekânsal Hata Bağımlılık Modeli (Spatial Error Dependence)" olarak adlandırılır ve eşitlik (2.14) ve (2.15)'te olduğu gibi tanımlanır:

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2.14)$$

$$\varepsilon = \lambda X\varepsilon + u \quad (2.15)$$

Burada, W mekânsal ağırlık matrisidir ve λ modelin diğer parametreleriyle birlikte tahmin edilecek olan mekânsal otoresif parametredir (spatial autoregressive parameter). ε ve u hata terimi vektörleri ilişkisizdir ve $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$ dir. Eşitlik (2.15), u için çözümlenerek model (2.14), eşitlik (2.16)'da olduğu gibi ifade edilebilir:

$$y = X\beta + (I - \lambda W)^{-1} u \quad (2.16)$$

Eşitlik (2.16)'daki ifade bağımlı değişkenin her bir mekân için değerinin tüm mekânlardaki hata terimleri * $[I - \lambda W]^{-1}$ mekânsal çarpanı tarafından etkilendiğini gösterir. $|\lambda|$ 'nın değeri küçüldükçe çarpan etkisi de küçülecektir.

Mekânsal Hata Modeli gözlem çiftleri arasında sıfır olmayan hata kovaryansına izin verir. Komşuluk derecesi arttıkça da kovaryansın büyüklüğü azalır. Ayrıca, varyans-kovaryans matrisinin hesaplanmasında kullanılan ters matrisler karmaşık yapıları nedeniyle sabit olmayan köşegen elemanlarına neden olurlar. Bu da, ε de değişen varyansa neden olur (Mcmillen, 1992: 337-343). Ancak, bu problem değişen varyansa karşı robust olan "White-Düzeltilmiş" standart hataları ile çözülebilir (Florax and De Graaf, 2004: 11).

$$E[\varepsilon\varepsilon'] = \sigma^2 [(I - \lambda W)^{-1} (I - \lambda W)^{-1}]' \quad (2.17)$$

Mekânsal bağımlılığın modelin hem bağımlı değişkeninde hem de hata terimlerinde olması durumunda “Mekânsal Durbin Modeli (Spatial Durbin Model)” tanımlanır. Mekânsal Durbin Modeli eşitlik (2.18)’de olduğu gibi ifade edilir:

$$y = \lambda Wy + X\beta - \lambda WX\beta + u \quad (2.18)$$

Burada, $u \sim N(0, \sigma^2 I)$ ’dir.

2.3. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri’nin Tahmin Yöntemleri

2.3.1. Maksimum Olabilirlik Yöntemi

Mekânsal bağımlılığın modellenme şekline göre tahmin yöntemleri geliştirilmiştir Anselin (1988c:59). Anselin (1988c), hem Mekânsal Hata Modeli hem de Mekânsal Gecikmeli Modeli’nin EKK ile tahminlerinin uygun olmadığını belirtmiştir ve uygun yöntemlerden birinin Maksimum Olabilirlik Yöntemi (ML) olduğunu vurgulamıştır.

Mekânsal Gecikme ve Mekânsal Hata Modelleri’nin Maksimum Olabilirlik Yöntemi ile tahmini ilk olarak Ord (1975) tarafından önerilmiştir. Bu yöntemin uygulanabilmesi için en önemli varsayım, hata terimlerinin normal dağılım varsayımıdır.

Mekânsal Hata Modeli için logaritmik olabilirlik fonksiyonu çok değişkenli normal dağılım fonksiyonuna dayalı olarak oluşturulur. Buna göre, $\varepsilon \sim MVN(0, \Sigma)$ olduğundan $\varepsilon = y - X\beta$ ve $\Sigma = \sigma^2 [(I - \lambda W)'(I - \lambda W)]^{-1}$ şeklinde ifade edilir. Mekânsal Hata Modeli’ne ait logaritmik olabilirlik fonksiyonu ise eşitlik (2.19)’daki gibi elde edilebilir.

$$\ln L = -(N/2) \ln(2\pi) - (N/2) \ln \sigma^2 + \ln |I - \lambda W| - (1/2\sigma^2)(y - X\beta)'(I - \lambda W)'(I - \lambda W)(y - X\beta) \quad (2.19)$$

Eşitlik (2.19)’daki logaritmik olabilirlik fonksiyonuna birinci mertebeden koşulların uygulanmasıyla $\hat{\beta}_{ML}$ ve $\hat{\sigma}^2_{ML}$ tahminleri elde edilir.

$$\hat{\beta}_{ML} = [(X - \lambda WX)'(X - \lambda WX)]^{-1}(X - \lambda WX)'(y - \lambda Wy) \quad (2.20)$$

$$\hat{\sigma}^2_{ML} = (\varepsilon - \lambda W\varepsilon)'(\varepsilon - \lambda W\varepsilon) / N, \quad \varepsilon = y - X\hat{\beta}_{ML} \quad (2.21)$$

Ancak, bu modelde Zaman Serisi Modelleri’nde olduğu gibi EKK artıklarından yararlanılarak tutarlı bir λ tahminci elde edilemez. λ ’nın tutarlı bir tahminci merkezleştirilmiş⁴ olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonu ile elde edilebilir (Anselin ve Bera:1998, 253-264).

⁴ Logaritmik olabilirlik fonksiyonunda $\hat{\beta}_{ML}$ ve $\hat{\sigma}^2_{ML}$ tahminlerinin yerine konulmasıyla elde edilen olabilirlik fonksiyonu merkezleştirilmiş olabilirlik fonksiyonu olarak adlandırılır.

Mekânsal Gecikme Modeli için ise, logaritmik olabilirlik fonksiyonu eşitlik (2.22)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\ln L = -(N/2) \ln(2\pi) - (N/2) \ln \sigma^2 + \ln |I - \rho W| - (1/2\sigma^2)(y - \rho Wy - X\beta)'(y - \rho Wy - X\beta) \quad (2.22)$$

Eşitlik (2.22)'deki logaritmik olabilirlik fonksiyonuna birinci mertebeden koşullar uygulandığında $\hat{\beta}_{ML}$ ve $\hat{\sigma}^2_{ML}$ tahminleri elde edilir.

$$\hat{\beta}_{ML} = (X'X)^{-1} X'(y - \rho Wy) \quad (2.23)$$

$$\hat{\beta}_0 = (X'X)^{-1} X'y, e_0 = y - X\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_L = (X'X)^{-1} X'Wy, e_L = y - X\hat{\beta}_L \quad (2.24)$$

$$\hat{\beta}_{ML} = \hat{\beta}_0 - \rho\hat{\beta}_L, \hat{\sigma}^2_{ML} = (e_0 - \rho e_L)'(e_0 - \rho e_L)/N \quad (2.25)$$

Mekânsal bağımlılığın olduğu modellerde maksimum olabilirlik tahminlerinin optimal özelliklerinin (tutarlılık, asimptotik etkinlik, asimptotik normallik) sağlanmasına gerek yoktur; ancak, mekânsal bağımlılık yapısını gösteren mekânsal ağırlık matrisiyle ilgili konulan kısıtların sağlanması özellikle de uygulamalarda çok daha önemlidir. Nitekim mekânsal otoregresif hata süreci için parametre uzayı $1/\omega_{\min} < \rho < 1/\omega_{\max}$ koşulunu sağlamalıdır. Burada ω_{\min} ve ω_{\max} mekânsal ağırlık matrisindeki en büyük ve en küçük öz değerleri ifade etmektedir. Standartlaştırılmış ağırlık matrisi için ise, parametre uzayının alt sınır koşulu $\omega_{\min} > -1$ ve $\omega_{\max} = 1$ şeklinde ifade edilir (Anselin,1988c: 243).

Maksimum Olabilirlik Yöntemi ile tahmin edilen Parametrik Mekânsal Modeller'de dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta da, geleneksel R^2 'nin mekânsal otokorelasyonun varlığı konusunda yanıltıcı olabilmesidir. Bu durumda, modelin uyumu değerlendirilirken modellerin maksimize edilmiş logaritmik olabilirlik fonksiyonu değerleri, *pseudo* - R^2 veya modeldeki parametre sayısını dikkate alan AIC ve SIC (Akaike Bilgi Kriteri ve Schwarz Bilgi Kriteri) değerleri kullanılabilir (Anselin,1988:288).

2.3.2. Mekânsal İki Aşamalı En Küçük Kareler Yaklaşımı (2SLS)

Mekânsal Gecikme Modeli'nde mekânsal gecikme terimi Wy ile hata terimi ε arasındaki ilişkiden dolayı içsellik problemi ortaya çıkar. İçsellik problemini çözmek için de Araç Değişken Yaklaşımı veya İki Aşamalı En Küçük Kareler Yaklaşımı uygulanabilir (Anselin, 1980: 263-273; Anselin, 1988c: 81-83; Anselin, 1990b: 151-152; Kelejian ve Robinson, 1993: 301-304; Kelejian ve Prucha, 1998: 106-110).

Maksimum Olabilirlik Yöntemi gibi normallik varsayımı gerektirmeyen araç değişken tahmincisi eşitlik (2.26)'da olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\beta_{IV} = [Z'Q(Q'Q)^{-1}Q'Z]^{-1}Z'Q(Q'Q)^{-1}Q'y; Q, \text{ araç değişken matrisidir.} \quad (2.26)$$

Ayrıca, $Z = [W_y X]$, $P = Q(Q'Q)^{-1}Q'$, $AsyVar(\beta_{IV}) = \sigma^2 [Z'Q(Q'Q)^{-1}Q'Z]^{-1}$, $\sigma^2 = [(y - Z\beta_{IV})'(y - Z\beta_{IV})]/N$ olarak tanımlanır.

Temel problem Mekânsal Gecikme Modeli'ndeki Wy ile ε arasındaki ilişkiden kaynaklandığından Wy için uygun araç değişkenlerin seçimi tutarlı tahminler türetecektir; ancak bu tahminlerin etkinliği, Wy 'nin yerine kullanıldığı açıklayıcı değişken/lerle ilişkili; ancak hata terimiyle (ε) ilişkisiz araç değişken (Q) seçimine bağlıdır; ancak, küçük örneklerde bu yaklaşım da zayıf kalabilir (Anselin, 1988c: 258-259).

2.3.3. Genelleştirilmiş Momentler Yöntemi

İçsellik probleminin yanı sıra değişen varyansın veya mekânsal bağımlılığın olduğu daha karmaşık hata terimi yapılarını çözmek için Kelejian ve Robinson (1993) $y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon$, $\varepsilon = W\xi + \psi$ şeklinde tanımlanan Mekânsal Hata Modeli için genelleştirilmiş moment tahmincisi türetmiştir. Buna göre, genelleştirilmiş moment tahmincisi eşitlik (2.27)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\beta_{GMM} = [Z'Q(Q'\hat{\Omega}Q)^{-1}Q'Z]^{-1}Z'Q(Q'\hat{\Omega}Q)^{-1}Q'y \quad (2.27)$$

Burada, $\hat{\Omega}$ hata-kovaryans matrisinin tutarlı bir tahmincisidir. Ayrıca, $AsyVar(\beta_{GMM}) = \sigma^2 [Z'Q(Q'\hat{\Omega}Q)^{-1}Q'Z]^{-1}$ şeklinde tanımlanır.

Kelejian ve Robinson (1993), birinci mertebeden ve daha yüksek mertebeden mekânsal gecikmeli açıklayıcı değişkenlerden ($WX, W^2X, vd.$) oluşan araç değişken setinin olduğu Mekânsal Gecikme Modeli için β_{GMM} 'in tutarlı bir tahminci olduğunu da göstermiştir (Anselin, 1988c: 259-260).

2.4.Mekânsal Bağımlılığın Test Edilmesi

2.4.1.Moran's I Testi

Mekânsal otokorelasyonun varlığının incelenmesinde yaygın olarak kullanılan testlerden biri de Moran's I testidir. Bu test, orijinal olarak Moran (1950a, 1950b) tarafından tek değişkenli zaman serisinde serisel korelasyon katsayısının anlamlılığını test etmek için geliştirilmiştir. Mekânsal modellerde ise, $W\varepsilon$ ile ε arasındaki korelasyonun istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını incelemek için kullanılır. Buna göre, Cliff ve Ord (1972,1973), Moran's I istatistiğini matris notasyonlarıyla eşitlik (2.28)'deki gibi ifade etmiştir.

$$I = [(N/S_0)(\varepsilon'W\varepsilon / \varepsilon'\varepsilon)] \quad (2.28)$$

Burada, $\varepsilon = y - X\hat{\beta}$, EKK artıklarından oluşan vektörü; W, mekânsal ağırlık matrisini; N, gözlem sayısını ve S_0 , mekânsal ağırlıklar toplamına ($\sum_i \sum_j w_{ij}$) eşit olan standardizasyon faktörünü ifade eder.

Mekânsal ağırlık matrisine “sıtr standartlaştırması” uygulandığında S_0 , toplam gözlem sayısı olan N'e indirgeneceğinden Moran's I istatistiği eşitlik (2.29)'da olduğu gibi yeniden ifade edilebilir.

$$I = [(\varepsilon'W\varepsilon / \varepsilon'\varepsilon)] \quad (2.29)$$

Moran's I testi pratikte asimptotik olarak normal dağılan standartlaştırılmış z-değerlerine dayalı olarak uygulanır. Sıfır hipotezi altında mekânsal bağımlılığın olmadığı, ε 'nun normal dağıldığı ve $\varepsilon'\varepsilon$ 'nun χ^2 dağıldığı varsayımlarından yararlanarak Cliff ve Ord (1972), bu istatistik için iki moment koşulu geliştirmiştir.

$$E(I) = \frac{tr(MW)}{N - K}, \quad (2.30)$$

$$V(I) = \frac{tr(MWMMW') + tr(MW)^2 + \{tr(MW)\}^2}{(N - K)(N - K + 2)} - [E(I)]^2 \quad (2.31)$$

$$z_I = \{I - E(I)\} / \{V(I)^{1/2}\} \sim N(0,1) \quad (2.32)$$

Burada, $M = I - X(X'X)^{-1}X'$ projeksiyon matrisi ve W, sıtr standartlaştırması uygulanmış ağırlık matrisidir. E(I), Moran istatistiğinin ortalaması ve V(I), Moran istatistiğinin varyansıdır.

Bartels ve Hordijk (1977) ile Brandsma ve Ketellapper (1979b) farklı bir tahminci seçiminin Moran's I testinin özellikleri üzerindeki etkisini incelemiş ve yapılan çok

sayıdaki Monte Carlo Simülasyon denemelerinde EKK artıklarına dayalı olarak elde edilen Moran's I testinin en yüksek güce sahip test olduğunu bulmuşlardır. Ayrıca, hata terimlerinin normal dağıldığı varsayımı altında King (1981), Moran's I testinin yerel olarak değişmez en iyi test (Locally Best Invariant) olduğunu göstermiştir.

2.4.2. LM, LR ve WALD Testleri

Moran I testi, mekânsal etkinin olmadığını ifade eden sıfır hipotezini reddettiğinde mekânsal etkinin modelin hata teriminde mi yoksa modelin sistematik kısmında olup olmadığı hakkında herhangi bir bilgi vermez. Bu durumda mekânsal bağımlılığın kaynağını belirlemek için maksimum olabilirlik tahminine dayalı olan Wald (W), Olabilirlik Oranı (LR) ve Lagrange Çarpanı (LM) testleri de mekânsal otokorelasyonun varlığının araştırılmasında kullanılabilir.

Moran testinin aksine, hata terimindeki mekânsal otokorelasyonu incelemek için kullanılabilen bu testlerde alternatif hipotez $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$ 'daki gibi veri yaratma süreci ile belirlenir ve $\lambda = 0$ 'nın olup olmadığı test edilir. Bu hipotezi test etmek için LR, Wald ve LM olmak üzere her üç test de uygulanabilir; ancak Rao (1948)'nin da belirttiği gibi LM testi en uygun testtir; çünkü sıfır hipotezi altında tahmini gerektirir. Başka bir deyişle, LM testi $y = X\beta + \varepsilon$ regresyon modelinin EKK tahminine dayalı olarak yapılabilir. Silvey (1959) kısıtlı optimizasyon probleminin Lagrange çarpanlarını kullanarak LM testini türetmiştir. Burrige (1980) ise, $\lambda = 0$ 'ı test etmek için Silvey'in formunu kullanmıştır. Buna göre, LM testi eşitlik (2.33)'te olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM = d'(\tilde{\theta})I(\tilde{\theta})^{-1}d(\tilde{\theta}) \quad (2.33)$$

Burada, $d(\theta) = \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta}$ skor vektörü; $I(\theta) = -E\left[\frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial(\theta)\partial(\theta)}\right]$, bilgi matrisi; $L(\theta)$, logaritmik olabilirlik fonksiyonu ve $\tilde{\theta}$, θ parametre vektörünün kısıtlı maksimum olabilirlik tahmincisidir.

Mekânsal Hata Modeli'nde logaritmik olabilirlik fonksiyonu için bu test λ 'nın fonksiyonu olan skor vektörüne dayanır.

$$d(\lambda) = \frac{\partial L}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=0} = \frac{\varepsilon'W\varepsilon}{\sigma^2} \quad (2.34)$$

Moran's I test istatistiği ile LM testi arasındaki ilişki kolayca görülebilir. Bunun için sıfır hipotezi altında bilgi matrisi hesaplandıktan sonra eşitlik (2.35)'teki test istatistiği elde edilir.

$$LM_{\lambda} = \frac{\tilde{d}_{\lambda}^2}{T} = \frac{[e'W\varepsilon/\tilde{\sigma}^2]^2}{T} \quad (2.35)$$

Burada, $T = tr[(W'+W)W]$ 'dir.

Buna göre, LM testi sadece EKK tahminlerini gerektirir ve sıfır hipotezi altında $LM_\lambda \xrightarrow{d} \chi^2_{(1)}$ 'e yakınsar.

LM testinin önemli bir özelliği farklı alternatiflere göre değişmez olmasıdır (Bera ve McKenzie,1986:13-25). Ancak, sıfır hipotezi reddedildiğinde LM testi hata terimlerinin yapısıyla ilgili hiçbir bilgi sağlamadığından yani, $LM(\lambda)$ alternatif hipotezde içerilen tam bilgiyi kullanmadığından asimptotik olarak eşit olduğu LR ve Wald testlerine de bağlı olup olmayacağı sorusunu da akla getirecektir. Godfrey (1981) ile Bera ve McKenzie (1986), Standart Regresyon Modeli kapsamında Monte Carlo sonuçlarını LR testiyle karşılaştırmış ve LM testinin performansında bir kötüleşmenin olmadığını göstermiştir.

Wald ve LR testleri alternatif hipotez altında maksimum olabilirlik tahminleri gerektirdiğinden hesapsal açıdan daha fazla tercih edilebilir. Nitekim Wald testi, Mekânsal Hata Modeli için oluşturulan logaritmik olabilirlik fonksiyonunun β, σ^2 ve λ 'ya göre maksimizasyonu ile $\hat{\lambda}$ 'nın maksimum olabilirlik tahmini kullanılarak Wald testi eşitlik (2.36)'daki gibi hesaplanabilir (Anselin 1988a:104).

$$W_\lambda = \frac{\hat{\lambda}^2}{AsyVar(\hat{\lambda})} \quad (2.36)$$

$$\text{Burada } AsyVar(\hat{\lambda}) = \left[tr(W_B^{-2}) + tr(W'_B W_B) - \frac{\{tr(W_B)\}^2}{N} \right]^{-1} \text{ ve } W_B = W(I - \lambda W)^{-1}, \text{dir.}$$

LR istatistiği de Mekânsal Hata Modeli'ne ait logaritmik olabilirlik fonksiyonunda parametreler yerine maksimize edilmiş tahmini değerlerinin konulmasıyla elde edilen merkezleştirilmiş logaritmik olabilirlik fonksiyonunun (L_C) kullanılmasıyla hesaplanabilir. Buna göre, LR test istatistiği eşitlik (2.37)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM_\lambda = 2[\hat{L}_C - \tilde{L}_C] \quad (2.37)$$

Burada, şapkalı tahmin (\hat{L}_C) kısıtsız Mekânsal Hata Modeli'ne ait logaritmik olabilirlik fonksiyonunda maksimum olabilirlik tahminlerinin ($\hat{\beta}, \hat{\sigma}^2$ ve $\hat{\lambda}$) yerine konulmasıyla elde edilen merkezleştirilmiş logaritmik olabilirlik değerini ifade etmektedir. L_λ , eşitlik (2.38)'deki ifadeye kolayca indirgenebilir (Anselin,1988c: 104).

$$LM_{\lambda} = N \left[\ln \tilde{\sigma}^2 - \ln \hat{\sigma}^2 \right] + 2 \sum_{i=1}^N \ln(1 - \hat{\lambda} \omega_i) \quad (2.38)$$

Bu ifadedeki son terim, zaman serisindeki serisel korelasyonu test etmek için hesaplanan LM testinden mekânsal otokorelasyonu test etmek için hesaplanan LM testini ayırmaktadır.

LM, W ve LR testleri Mekânsal Hata Modelleri'nde mekânsal etkinin varlığını araştırmak için kullanıldığı gibi Mekânsal Gecikme Modelleri için de mekânsal etkinin varlığının araştırılmasında da kullanılabilir. Nitekim $H_0 : \rho = 0$ hipotezini test etmek için Mekânsal Gecikme Modeli'ne ait logaritmik olabilirlik fonksiyonu kullanılarak LM test istatistiği eşitlik (2.40)'ta olduğu gibi oluşturulabilir. Bunun için logaritmik olabilirlik fonksiyonunun ρ 'ya göre kısmi türevi alınarak öncelikle skor vektörü elde edilir.

$$d(\rho) = \frac{\partial L}{\partial \rho} \Big|_{\rho=0} = \frac{\varepsilon' W y}{\sigma^2} \quad (2.39)$$

$$LM_{\rho} = \frac{\tilde{d}_{\rho}^2}{\tilde{T}_1} = \frac{[e' W y / \tilde{\sigma}^2]^2}{\tilde{T}_1} \quad (2.40)$$

Burada $T_1 = [(WX\beta)'M(WX\beta) + T\sigma^2] / \sigma^2$ ve $T = tr[(W' + W)W]$ olarak tanımlanır. LM test istatistiği ise, sıfır hipotezi altında $LM_{\rho} \xrightarrow{d} \chi^2_{(1)}$ 'e yakınsar.

Wald ve LR testleri de Mekânsal Gecikme Modeli'ne ait logaritmik olabilirlik fonksiyonunun maksimizasyonunu gerektirir. Ancak, Wald testi alternatif hipotez altında ($H_a : \rho \neq 0$) tahmini gerektirdiğinden asimptotik varyans matrisinin hesaplaması daha da karmaşıklaşacaktır (Anselin,1988a:104). LR_{ρ} 'nun hesaplaması ise, Wald test istatistiğine göre daha kolaydır. Maksimum olabilirlik tahmini yapıldıktan sonra LR_{ρ} eşitlik (2.41)'deki gibi ifade edilebilir.

$$LR_{\rho} = N \left[\ln \tilde{\sigma}^2 - \ln \hat{\sigma}^2 \right] + 2 \sum_{i=1}^N \ln(1 - \hat{\rho} \omega_i) \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.41)$$

Şimdiye kadar $\rho = 0$ olduğu varsayılarak $H_0 : \lambda = 0$ hipotezi $LM_{\lambda}, W_{\lambda}$ ve LR_{λ} istatistikleriyle ya da $\lambda = 0$ olduğu varsayılarak $H_0 : \rho = 0$ hipotezi LM_{ρ}, W_{ρ} ve LR_{ρ} istatistikleriyle sınanmıştır. Ancak $\rho = 0$ veya $\lambda = 0$ varsayımları yapılmasına rağmen gerçekte $\rho \neq 0$ veya $\lambda \neq 0$ ise, bahsedilen sınama istatistikleri geçerli olmayacaktır. Anselin (1988c), geçerli bir istatistiksel çıkarım için hata bağımlılığını test ederken

muhtemel gecikme bağımlılığını da dikkate alan iki yaklaşım önermiştir. Buna göre, hem hata terimindeki mekânsal bağımlılığı hem de mekânsal gecikme bağımlılığını dikkate alan model eşitlik (2.42)'de olduğu gibi oluşturularak her iki yaklaşım da açıklanabilir.

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \varepsilon \quad (2.42)$$

$$\varepsilon = \lambda W_2 \varepsilon + u, \quad u \sim N(0, \sigma^2 I) \quad (2.43)$$

Burada W_1 ve W_2 sırasıyla, mekânsal gecikmeli bağımlı değişken ve mekânsal otoregresif hata terimleriyle ilişkili mekânsal ağırlık matrisleridir. Bu modelin tanımlanabilmesi için $W_1 \neq W_2$ olması gerekir.

Eşitlik (2.42) ve (2.43) 'te tanımlanan model için EKK artıklarına dayalı olarak hesaplanabilen LM test istatistiği kullanılarak $H_0 : \lambda = \rho = 0$ ortak hipotezi sınanabilir. Ortak hipotezi test etmek üzere oluşturulan test istatistiği eşitlik (2.44)'te olduğu ifade edilebilir.

$$LM_{\lambda\rho} = \tilde{E}^{-1} \left[(\tilde{d}_\lambda)^2 \frac{\tilde{D}}{\tilde{\sigma}^2} + (\tilde{d}_\rho)^2 T_{22} - 2\tilde{d}_\lambda \tilde{d}_\rho T_{12} \right] \quad (2.44)$$

Burada $E = (D/\sigma^2)T_{22} - (T_{12})^2$, $D = (W_1 X\beta)'M(W_1 X\beta) + T_{11}\sigma^2$, $T_{12} = tr[W_1 W_2 + W_1' W_2]$, $T_{11} = tr[W_1 W_1 + W_1' W_1]$ ve $T_{22} = tr[W_2 W_2 + W_2' W_2]$ olarak tanımlanır.

Ayrıca, eşitlik (2.43)'te tanımlanan ortak hipotez testi sadece d_λ ve d_ρ 'ya değil aynı zamanda d_λ ile d_ρ arasındaki ilişkinin katsayısını gösteren T_{12} 'ye de bağlıdır.

$W_1 = W_2 = W$, $T_{11} = T_{21} = T_{22} = T = [tr(W'+W)W]$ varsayımları altında, eşitlik (2.43)'teki $LM_{\lambda\rho}$, eşitlik (2.45)'teki ifadeye indirgenebilir.

$$LM_{\lambda\rho} = \frac{\tilde{d}_\lambda^2}{T} + \frac{(\tilde{d}_\lambda - \tilde{d}_\rho)^2}{\tilde{\sigma}^{-2}(\tilde{D} - T\tilde{\sigma}^2)} \quad (2.45)$$

Ortak hipotez testinin serbestlik derecesinin daha yüksek olmasından dolayı $LM_{\lambda\rho}$ testinin gücü azalabilir (DasGupta ve Perlman, 1974: 174-180). Bir diğer problem de, $LM_{\lambda\rho}$ çok amaçlı bir test olduğundan, sıfır hipotezinin reddedilmesi durumunda mekânsal bağımlılığın mekânsal gecikmeli terimden mi yoksa hata terimindeki mekânsal bağımlılıktan mı kaynaklandığı bilinemeyebilir.

Anselin (1988a)'in diğer yaklaşımı da ρ 'nun varlığı durumunda $H_0 : \lambda = 0$ 'ı veya λ 'nın varlığı durumunda $H_0 : \rho = 0$ 'ı test etmektir. İlk durumda test istatistiği Mekânsal Gecikme Modeli'nin maksimum olabilirlik tahminlerine dayalı olarak

oluşturulurken, ikinci durumda Mekânsal Hata Modeli'nin maksimum olabilirlik tahminlerine dayalı olarak oluşturulur.

ρ 'nun varlığı durumunda $H_0 : \lambda = 0$ 'ı test etmek için oluşturulan LM test istatistiği eşitlik (2.46)'da olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM_{\lambda|\rho} = \frac{\hat{d}_\rho^2}{T_{22} - (T_{21A})^2 \text{Var}(\hat{\rho})} \quad (2.46)$$

Burada, $T_{21A} = \text{tr}[W_2 W_1 A^{-1} + W_2' W_1 A^{-1}]$, $A = I - \hat{\rho} W_1$ şeklinde tanımlanır. Ayrıca \hat{d}_ρ , $y = \rho W_1 y + X\beta + u$ modelinin maksimum olabilirlik tahminlerini içermektedir.

Benzer şekilde, λ 'nın varlığı durumunda $H_0 : \rho = 0$ 'ı test etmek için LM test istatistiği eşitlik (2.47)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM_{\rho|\lambda} = \frac{[\hat{\varepsilon}' B' B W_1 y]^2}{H_\rho - H_{\theta\rho} \text{Var}(\hat{\theta}) H'_{\theta\rho}} \quad (2.47)$$

Burada $\hat{\varepsilon}$, mekânsal otoregresif hataların olduğu modelin, $y = X\beta + (I - \lambda W_2)^{-1} u$, maksimum olabilirlik tahminlerinden elde edilen artık vektörüdür. $\theta = (\beta', \lambda, \sigma^2)'$ ve $B = I - \hat{\lambda} W_2$ şeklinde tanımlanır. Eşitlik (2.46)'daki test istatistiğinin paydasındaki terimler ise, eşitlik (2.48) ve eşitlik (2.49)'da olduğu gibi tanımlanır.

$$H_\rho = \text{tr} W_1^2 + \text{tr}(B W_1 B^{-1})' (B W_1 B^{-1}) + \frac{(B W_1 X \beta)' (B W_1 X \beta)}{\sigma^2} \quad (2.48)$$

$$H'_{\theta\rho} = \begin{bmatrix} \frac{(B X)' B W_1 X \beta}{\sigma^2} \\ \text{tr}(W_2 B^{-1})' B W_1 B^{-1} + \text{tr} W_2 W_1 B^{-1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

$\text{Var}(\hat{\theta})$ ise, θ parametre vektörünün varyans-kovaryans matrisidir.

Wald ve LR istatistikleri için de benzer bir yol izlenebilir; ancak mekânsal modelin parametreleri daha karmaşık doğrusal olmayan optimizasyon çözümlerini gerektirir. Aksine $LM_{\lambda|\rho}$ ve $LM_{\rho|\lambda}$, mekânsal bağımlılığın kaynağını belirlemede teorik olarak geçerli istatistiksel çıkarımlar yapılmasını sağlar ve logaritmik olabilirlik fonksiyonlarının maksimizasyonundan türetilebilirler.

Ancak, global yanlış tanımlama (Global Misspecification) olarak adlandırılan λ ve ρ 'nun sıfırdan farklı değerler alması durumunda bahsedilen LM testlerinin

güvenilirliğini sağlamak pek mümkün olmamaktadır. Anselin vd. (1996); Bera ve Yoon (1993)'un genel yaklaşımını kullanarak λ 'nın sıfırdan farklı olması durumunda $\rho = 0$ 'ı ya da ρ 'nun sıfırdan farklı olması durumunda $\lambda = 0$ 'ı sınavan robust LM testleri önermiştir. Buna göre, ρ 'nun sıfırdan farklı olması durumunda $\lambda = 0$ 'ı sınavan robust LM testi eşitlik (2.50)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM_{\lambda}^* = \frac{[\tilde{d}_{\lambda} - T_{12}\tilde{\sigma}^2\tilde{D}^{-1}\tilde{d}_{\rho}]^2}{T_{22} - (T_{12})^2\tilde{\sigma}^2\tilde{D}} \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.50)$$

Burada T_{12} , d_{ρ} ve d_{λ} arasındaki kovaryansı ifade eder.

$W_1 = W_2 = W$ olması durumunda ise, LM_{λ}^* eşitlik (2.51)'daki ifadeye indirgenir.

$$LM_{\lambda}^* = \frac{[\tilde{d}_{\lambda} - T_{12}\tilde{\sigma}^2\tilde{D}^{-1}\tilde{d}_{\rho}]^2}{T(1 - T\tilde{\sigma}^2\tilde{D})} \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.51)$$

LM_{λ}^* ile LM_{λ} karşılaştırıldığında, LM_{λ}^* 'ın \tilde{d}_{ρ} ve T_{12} 'nin aracılığıyla ρ 'nun varlığı dikkate alınarak LM_{λ} 'yı değiştirdiği görülebilir.

Benzer şekilde, λ 'nın sıfırdan farklı olması durumunda $\rho = 0$ 'ı sınavan robust LM testi eşitlik (2.52)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$LM_{\rho}^* = \frac{[\tilde{d}_{\rho} - T_{12}T_{22}^{-1}\tilde{\sigma}^2\tilde{d}_{\lambda}]^2}{\tilde{\sigma}^{-2}\tilde{D} - (T_{12})^2T_{22}^{-1}} \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.52)$$

$W_1 = W_2 = W$ varsayımı altında ise, LM_{ρ}^* eşitlik (2.53)'teki ifadeye indirgenir.

$$LM_{\rho}^* = \frac{[\tilde{d}_{\rho} - \tilde{d}_{\lambda}]^2}{\tilde{\sigma}^{-2}\tilde{D} - T} \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.53)$$

Son olarak, Wald ve LR testlerine değinilecek olunursa, bu testlerin robust versiyonlarını türetmek pek mümkün değildir; çünkü λ ve ρ 'nun ortak tahmininden sonra bu testleri uygulamak için yapılması gereken hesaplamalar oldukça zordur (Anselin, 1988c: 265- 278).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PARAMETRİK OLMAYAN MEKÂNSAL REGRESYON MODELLERİ

3.1. Parametrik Olmayan Tahmin Süreçleri

Parametrik olmayan tahmin yöntemleri Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'nin tahmininde önemli avantajlar sunar. Tüm parametrik olmayan süreçlerin sağladığı avantajlardan bir tanesi de fonksiyonel form esnekliğidir. Ekonomik ilişkilerde doğru olan fonksiyonel form nadiren bilinebilir, Klasik Regresyon Modeli'nde ise önemli varsayımlardan biri fonksiyonel ilişkinin bilindiğidir. Eğer varsayılan fonksiyonel form doğruysa hipotez testleri kolayca oluşturulabilir, ancak varsayılan form doğru değilse katsayı tahminleri ve hipotez testleri genellikle sapmalı olur. Parametrik olmayan tahmin süreçleri ise fonksiyonel formun bilindiği varsayımını gerektirmez, veri setinden hareketle modelin fonksiyonel formuyla ilgili çıkarım yapar. Parametrik olmayan tahmin süreçlerinde amaç, rassal dalgalanmaları dikkate almadan, veriyi etkin bir şekilde düzgünleştirmektir, düzgünleştirme yaparken regresyon yüzeyinin eğriliğini sapmasız tahminler üretmek için gerektiği kadar korur. Ayrıca, parametrik olmayan tahmin süreçleri modelin katsayılarının mekâna göre değişmesine izin vererek mekânsal veri setlerinin özel gereksinimlerine de uyarlanabilir. Parametrik Mekânsal Modeller'den farklı olarak, fonksiyonel form esnekliğine ve katsayıların mekânsal olarak değişmesine izin vererek, veri setiyle ilgili herhangi bir dağılımsal varsayım yapmadan veya herhangi bir mekânsal ağırlık matrisi tanımlamadan mekânsal otokorelasyonu azaltır. Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'nde parametrik olmayan süreçlerin kullanılmasını gerektiren bir başka durum ise, konut piyasalarının bölümlenmiş bir piyasa olması nedeniyle her bir alt piyasa için konut fiyatları ve açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkinin mekâna göre değişebilmesidir. Bu durumda konut fiyatları ve konutun özellikleri arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde tanımlayan tek bir model olduğunu varsayan Global Modeller yerine, ilişkinin mekâna göre değişmesine izin veren Yerel Modeller konut piyasalarının kendine has yapısından dolayı daha uygun olabilir. Yerel Modeller, parametrelerin mekâna göre değişmesine izin verdiğinden bu tür modellerin tahmininde parametrik tahmin yöntemleri yerine parametrik olmayan tahmin yöntemleri kullanılır; çünkü parametrik yaklaşımda katsayıların mekâna göre değişmesine izin verilmez.

Parametrik olmayan tahmin yaklaşımının Hedonik Konut Fiyatlama Modelleri'nin tahmininde sağladığı avantajlardan ve en önemlisi de konut piyasasının bölümlenmiş yapısının dikkate alınmasına izin vermesinden dolayı konut fiyatları ve

özellikleri arasındaki ilişki bu bölümde Parametrik Mekânsal Modeller'e alternatif olarak Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ile incelenecektir.

Parametrik tahmin süreçleri anakütlenin sahip olduğu dağılımın şekli ile ilgili varsayımlarda bulunur iken, parametrik olmayan tahmin süreçleri örneklemin çekildiği anakütlenin dağılımının sürekli olması varsayımı dışında, dağılımın parametreleri veya biçimiyle ilgili herhangi bir varsayımda bulunmaz. Parametrik Olmayan Regresyon Modeli'nin tek varsayımı olan anakütle dağılımının sürekli olması modelin fonksiyonel formunun da sürekli olmasını gerektirir ve sürekli fonksiyonların tahmini de yoğunluk fonksiyonunun tahminini gerektirir. Bu nedenle, Parametrik Olmayan Regresyon Modeli'nin tahmininde yoğunluk fonksiyonunun hesaplanması gerekmektedir. İstatistikte önemli bir konu olan olasılık yoğunluk fonksiyonu, istatistiksel olay ya da tesadüfi sürece ilişkin tüm bilgileri içermektedir. Sürekli rassal bir değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonu rassal değişkenin nasıl dağıldığı konusunda bilgi verir ve olasılık yoğunluk fonksiyonundan anakütle hakkında bilgi veren sadece ortalama, varyans gibi istatistiksel özellikler hesaplanmaz, aynı zamanda söz konusu rassal değişkenin belli bir aralıktaki değerleri hangi olasılıklarla alacağı ile de ilgili bilgi verir. Dolayısıyla, olasılık yoğunluk fonksiyonu rassal bir değişkenin davranışını tamamen karakterize etmede yararlı bir araçtır. Buna göre, olasılık yoğunluk fonksiyonunun sağladığı bu bilgiler parametrik olmayan yoğunluk tahmini yapmak için önemli bir motivasyon sağlar (Hardle vd., 2004:1-3). Ayrıca parametrik olmayan yoğunluk tahminleri, veri setine uyan iyi bir modelin nasıl oluşturulacağı konusunda bilgi verdiği için Parametrik Olmayan Regresyon tahminlerinde de oldukça önemli bir rol oynar.

Yoğunluk fonksiyonu tahminlerinde karşılaşılan en önemli problem ise, düzgünleştirme parametresinin seçimidir ve ne kadar düzgünleştirme yapılması gerektiğine karar verilmelidir. Düzgünleştirme fikrinin esası, verileri bir eğriye uydurmak ve daha esnek fonksiyonları kullanmaktır. Bu durumda bir eğriye yaklaştırma genel olarak düzgünleştirme olarak tanımlanmaktadır (Härdle, 1994: 17). Bir düzgünleştiricinin en önemli özelliği, değişkenler arasındaki ilişkinin biçimini kesin bir biçimde varsaymamasıdır, bu özelliğinden dolayı Parametrik Olmayan Regresyon'da sık kullanılan bir araçtır (Hastie ve Tibshirani, 1990: 9).

Düzgünleştirme parametresinin seçimi esasen tahminin sapma ve varyansı arasındaki değiş-tokuş ilişkisini ifade eder. Düzgünleştirme parametresi çok büyük seçildiğinde gerçek yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirilmiş olduğundan yoğunluk fonksiyonunun tahmini sapmalı olacaktır. Benzer şekilde daha küçük bir düzgünleştirme

parametresi kullanılırsa bu kez de tahminin sapması azalırken, tahminin varyansı artacaktır. Uygun bir düzgünleştirme parametresinin seçimi ise yoğunluk fonksiyonunun tahmin amacına bağlı olarak değişir. Eğer yoğunluk fonksiyonu veriyi açıklamak ve olası modeller ile hipotezleri ortaya koyabilmek için tahmin ediliyorsa subjektif yöntemler kullanılabilir. Bununla birlikte pek çok uygulama, büyük örneklerde ve karşılaştırmalar için standart bir yaklaşım gerektirdiğinde, otomatik seçim yöntemlerinin kullanılmasını gerektirir (Silverman,1998: 43).

Parametrik olmayan yoğunluk fonksiyonu ve regresyon modeli tahminleri için düzgünleştirme parametresi seçimi ile birlikte uygun kernel fonksiyonunun da seçilmesi gerekir. Kernel fonksiyonları da düzgünleştirme parametresi seçimine bağlıdır ve kernel fonksiyonları seçiminin tahmin edeceğimiz yoğunluk fonksiyonunun biçimi üzerinde herhangi bir etkisi yoktur. Düzgünleştirme parametresinin seçimi ise kernel fonksiyonlarının seçiminden çok daha fazla önemlidir; çünkü tahminlerin sapma ve varyansı arasındaki dengeyi sağlar. Dolayısıyla, pratikte kernel fonksiyonunun seçimi düzgünleştirme parametresinin seçimi kadar önemli olmasa da parametrik olmayan yoğunluk fonksiyonları ve regresyon modeli tahminleri için gerekli olan girdilerdir (DiNardo ve Tobias, 2001: 18).

Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahmininde gerekli olan düzgünleştirme parametresi ve uygun kernel yoğunluk fonksiyonunun seçimi için kullanılan kriterler genellikle sapma ve varyans ifadelerini içeren ortalama hata kare veya birleştirilmiş ortalama hata kare ifadelerinin minimizasyonuna dayanır. Parametrik olmayan tahmin yöntemlerinde de amaç, yoğunluk fonksiyonunu aşırı düzgünleştirmeden sapmayı azaltmak ve eksik düzgünleştirme yapmadan varyansı azaltarak sapma ve varyans arasındaki dengeyi kurmaktır. Bu nedenle, tezin bu bölümünde Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'e geçmeden önce uygun düzgünleştirme parametresi ve kernel yoğunluk fonksiyonu seçimiyle ilgili yöntemlere yer verilecektir.

3.1.1. Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu Tahmini

Herhangi bir rassal değişkene ait örnek gözlemlerinin çekildiği anakütlenin dağılımı bilinen herhangi bir dağılıma uymuyorsa söz konusu rassal değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonunun parametrik olmayan yöntemlerle tahmin edilmesi gerektiğinden bahsedilmişti. Bu bölümde ise, parametrik olmayan tahmin tekniklerinden biri olan kernel tahmincisi ve özellikleri ayrıntılı olarak incelenecektir.

Olasılık yoğunluk fonksiyonu $f(x)$, 'in tahmin yöntemlerinin her birinin avantaj ve dezavantajları vardır. Bu yöntemlerin seçimi üzerine kesin bir kural da yoktur. Ancak,

basit olması, matematiksel özellikleri, nümerik hesaplamalarının gelişmiş olması, teorik kavrama kolaylığı ve diğer tahmin yöntemlerine temel oluşturması bakımından kernel tahmin tekniği daha çok tercih edilen bir yöntemdir. Dolayısıyla da kernel tahmin tekniği tezde ayrı bir bölüm olarak incelenecektir.

3.1.1.1. Tek Değişkenli Durumda Kernel Yoğunluk Fonksiyonu Tahmini

Histogram yöntemi tahmincisi yoğunluk tahmini için kullanılan en eski ve en basit tahmincilerden biridir. Histogram verilerin dağılımlarının şeklini göstermek için kullanılan bir araçtır, yoğunluk tahmini için kullanılan histogram yöntemi ise yoğunluk fonksiyonunun şekline ait bilgi vermektedir. Bu nedenle, verilerin grafiksel olarak gözden geçirilmesi yoğunluk tahmini için geliştirilen diğer düzgünleştirme yöntemleri için de faydalı olacaktır. Ancak, histogram yoğunluk tahmini için yararlı bir teknik olmasına rağmen süreksiz olma özelliğini ortadan kaldırdığı için ve kaba (rough) bir tahmin edici olması nedeniyle bazı dezavantajlara sahiptir. Bununla birlikte iki ya da daha fazla değişken olması durumunda kullanımı oldukça karmaşıktır. Bu nedenle, yoğunluk tahmini için diğer yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır.

X kesikli rassal bir değişken olsun. Amacımız, $x_i, i = 1, 2, \dots, n$, veri setiyle $f(x)$ 'i tahmin etmektir. Kesikli durumda $f(x)$ 'in tahmini x değerlerinin X anakütlesi içindeki oranıdır. Bu örnek oranının kesin ve iyi bilinen tutarlı (well-known consistent) tahmincisi,

$\hat{f}(x) = (n^*/n)$ 'dir. n^* , x 'e eşit olan x_1, x_2, \dots, x_n gözlemlerinin sayısıdır.

Alternatif olarak eşitlik (3.1)'de olduğu gibi ifade edilebilir,

$$\hat{f}_1(x) = n^{-1} \sum_{i=1}^n I(x_i = x) \quad (3.1)$$

$x_i = x$ ise gösterge fonksiyonu $I(x_i = x) = 1$ değerini; diğer durumlarda ise sıfır değerini alır.

X, sürekli rassal değişken olduğunda $x_i = x$ olma olasılığı sıfırdır. Böyle bir durumda, x 'in bulunduğu bir aralığın, diyelim ki $(x - h/2, x+h/2)$, etrafındaki x_i 'lerin ortalamasının alınmasıyla $f(x)$ 'in tahmin edilmesi gerekir. Burada h aralığın genişliğidir.

Bu durumda ampirik yoğunluk tahmincisi, $\hat{f}(x)$, eşitlik (3.2)'de olduğu gibi ifade edilebilir:

$$\hat{f}_1(x) = (nh)^{-1} \sum_{i=1}^n I(x - \frac{h}{2} \leq x_i \leq x + \frac{h}{2}) \quad (3.2)$$

Ampirik yoğunluk tahmincisi alternatif olarak eşitlik (3.3)'te olduğu gibi de ifade edilebilir:

$$\begin{aligned}\hat{f}_1(x) &= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n I(-1/2 \leq \frac{x_i - x}{h} \leq 1/2) \\ &= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n I(-1/2 \leq \frac{x_i - x}{h} \leq 1/2)\end{aligned}\quad (3.3)$$

Burada, $\psi_i = \frac{x_i - x}{h}$ dir.

Dolayısıyla, eşitlik (3.3)'teki tahminci x 'e yakın olan gözlemlere dayalı bir histogramdır ve her x noktası örneklem aralığının merkezidir. Aralığın genişliği (h) ise, yoğunluk fonksiyonu tahminini elde etmek için verinin düzgünleştirilme miktarını kontrol eder. Ayrıca, (3.3)'teki tahminci, saf yoğunluk tahmincisi (naive estimator) olarak da bilinir (Fix ve Hodges, 1951:2-3).

Eşitlik (3.3)'ten de açıkça görüldüğü üzere gösterge/ağırlık fonksiyonu $I(-1/2 < \psi_i < 1/2)$ x_i 'nin x 'e olan uzaklığına bağlıdır. Eğer bu mutlak uzaklık $\frac{1}{2}$ 'ye eşit veya $\frac{1}{2}$ 'den daha küçükse gösterge fonksiyonu 1 değerini alır; diğer durumlar için gösterge fonksiyonu sıfır değerini almaktadır. Buna göre gösterge fonksiyonu eşitlik (3.4)'teki biçimini alır:

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} I(\psi) d\psi &= \int_{-\infty}^{-1/2} I(\psi) d\psi + \int_{-1/2}^{1/2} I(\psi) d\psi + \int_{1/2}^{\infty} I(\psi) d\psi \\ \int_{-1/2}^{1/2} I(\psi) d\psi &= \int_{-1/2}^{1/2} d\psi = 1\end{aligned}\quad (3.4)$$

Böylelikle, eşitlik (3.3)'teki tahminci yeniden düzenlendiğinde eşitlik (3.5)'te olduğu gibi ifade edilir:

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}_1(x) dx &= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} I(-\frac{1}{2} < \frac{x_i - x}{h} < \frac{1}{2}) dx \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} I(-\frac{1}{2} < \psi_i < \frac{1}{2}) d\psi_i = 1\end{aligned}\quad (3.5)$$

Buna göre, yoğunluk fonksiyonunun tahmini negatif değildir ve integrali 1'e eşittir. Böylece, histogram yoğunluk tahmincisi olasılık yoğunluk fonksiyonu olma koşullarını sağlamış olur.

Histogram tahmincisinin sahip olduğu dezavantajlardan dolayı Rosenblatt (1956) gösterge fonksiyonu yerine gösterge fonksiyonu ile aynı özelliklere sahip kernel fonksiyonunu önermiştir. Kernel fonksiyonu kullanılarak elde edilen kernel tahmincisi, eşitlik (3.6)'da olduğu gibi tanımlanır.

$$\hat{f}(x) = \hat{f}_3(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K(\psi_i) \quad (3.6)$$

Kernel tahmincisi veri setinde bulunan gözlemlerin her birine ağırlık verilerek yapılır ve bu ağırlıklar gözlemlerin tahmin edilen nokta x 'ten olan uzaklıklarına göre değişmektedir; x 'ten uzakta bulunan gözlemlere daha küçük, x 'e yakın olan gözlemlere daha büyük ağırlık verilir. Kernel fonksiyonu K , bu ağırlıkların şeklini; düzgünleştirme parametresi h ise büyüklüğünü belirlemektedir.

Kernel tahmincisi sahip olduğu özelliklerden dolayı en çok kullanılan tahminci olmasına rağmen özellikle de düzgünleştirme parametresinin tüm örneklem için sabit olması durumunda uzun kuyruklu dağılımdan gelen verilere uygulandığında yanıltıcı düzensizlikler problemi (Spurious Noise) ortaya çıkmaktadır. Bu problemin üstesinden gelmek için yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirildiğinde dağılımın ana kısmındaki önemli özellikler gizlenmiş olur (Silverman, 1998:17-18). Düzgünleştirme parametresinin çok büyük seçilmesi durumunda yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirilmiş olacağından yoğunluk fonksiyonunun biçimini bozarak sapmaya neden olabilecektir. Diğer yandan, düzgünleştirme parametresinin çok küçük seçilmesi durumunda sapma azalmasına rağmen varyans artacaktır, yani değişken bir yoğunluk tahminine neden olacaktır. Dolayısıyla kernel tahmin tekniğinin önemli aşamalarından olan kernel fonksiyonu K 'nin seçimi ile düzgünleştirme parametresi h 'nin seçimi, elde edilen tahminlerin güvenilirliği açısından üzerinde durulması gereken konulardır. Özellikle de düzgünleştirme parametresi h 'nin seçimi kernel fonksiyonu K 'nin seçimine göre çok daha önemli bir konudur. Ancak, kernel K ve düzgünleştirme parametresi h seçimine geçmeden önce kernel tahmincisinin istatistiksel özelliklerinden bahsedilecektir.

3.2. Kernel Tahmincisinin İstatistiksel Özellikleri

Kernel tahmincisinde düzgünleştirme parametresi ve kernel fonksiyonu seçimi için bazı kriterlere ihtiyaç duyulur. Bu kriterler daha sonra da bahsedeceğimiz üzere kernel tahmincisine ait sapma ve varyans ifadelerini içerirler. Dolayısıyla kernel tahmincisine ait bu istatistiklerin sonlu örneklem ve büyük örneklem özelliklerinin iyi bilinmesi kernel tahmininde önemli olan düzgünleştirme parametresi seçiminde ve bu

seçimin kernel tahmincisinin performansı üzerindeki etkisiyle ilgili çıkarım yapmamızı sağlar.

3.2.1. Kernel Tahmincisinin Sonlu Örneklem Özellikleri

$f=f(x)$, X rassal değişkeninin x gibi bir nokta için sürekli olasılık yoğunluk fonksiyonunu ifade etsin ve f yoğunluk fonksiyonundan çekilen gözlemler x_1, \dots, x_n şeklinde olsun. Bu durumda yoğunluk fonksiyonunun kernel tahmincisi eşitlik (3.7)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\hat{f} = \hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i \quad (3.7)$$

$$\omega_i = \omega_{ni}(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x_i - x}{h}\right)$$

Burada K kernel fonksiyonu, h düzgünleştirme parametresi ve $\omega_{ni}(x)$ ağırlık fonksiyonudur. Ağırlık fonksiyonu, x_i 'nin x 'ten olan uzaklığına ve h aracılığıyla örneklem büyüklüğüne bağlıdır. Bu tahminciyle ilgili aşağıdaki varsayımlar yapılır:

(V1) x_1, \dots, x_n gözlemleri birbirinden bağımsız ve özdeş dağılmaktadır (i.i.d).

(V2) Kernel fonksiyonu (K), simetrik bir fonksiyondur ve sıfır etrafında aşağıdaki koşulları sağlamaktadır:

$$(i) \int K(\psi) d\psi = 1,$$

$$(ii) \int \psi^2 K(\psi) d\psi = \mu_2 \neq 0,$$

$$(iii) \int K^2(\psi) d\psi < \infty.$$

(V3) f yoğunluk fonksiyonunun ikinci mertebeden türevleri süreklidir ve x 'in komşuluğu ile sınırlandırılmıştır.

$$(V4) n \rightarrow \infty \quad h = h_n \rightarrow 0$$

$$(V5) n \rightarrow \infty \quad nh_n \rightarrow \infty$$

Birinci varsayım analitik sonuçların türetilmesinde basitlik sağlaması amacıyla yapılmaktadır; pratikte ise, iktisadi veri setleri i.i.d olmayabilir. İkinci varsayım ise, geniş

bir fonksiyon sınıfı tarafından sağlanır. Üçüncü varsayım, kernel yoğunluk tahmincisinin sapma ve ortalama hata kare ölçülerinin değerlendirilmesinde gereklidir. Dördüncü ve beşinci varsayımlar, n arttığında h 'nin n^{-1} 'den daha yavaş hızda azalması gerektiğini ifade eder (Pagan ve Ullah, 1999: 20).

3.2.2. Kernel Tahmincisinin Sapma ve Varyansı

Eşitlik (3.7)'de ifade edilen kernel tahmincisi aslında $\omega_1, \dots, \omega_n$ 'nin aritmetik ortalamasıdır. (V1) varsayımı, x_1, \dots, x_n ve dolayısıyla $\omega_1, \dots, \omega_n$ 'in i.i.d olduğunu sonuç olarak ise, ω_i 'nin ortalama ve varyansının tüm i 'ler için aynı ve kovaryansının sıfır olduğunu ifade eder.

$$E(\omega_i) = E(\omega_1), V(\omega_i) = V(\omega_1), kov(\omega_i, \omega_j) = 0, i \neq j \quad (3.8)$$

ω_i 'lerin birbirinden bağımsız olması kernel tahmincisinin sapma ve varyansının türetilmesini kolaylaştırır. Buna göre, (V1) ve (V2(i)) varsayımları altında eşitlik (3.7)'deki kernel tahmincisinin sapma ve varyansı sırasıyla eşitlik (3.9) ve (3.10)'da olduğu gibi elde edilir:

$$Sapma(\hat{f}) = E\hat{f} - f = \int K(\psi)[f(h\psi + x) - f(x)]d\psi \quad (3.9)$$

$$V(\hat{f}) = (nh)^{-1} \int K^2(\psi) f(h\psi + x) d\psi - n^{-1} \left[\int K(\psi) f(h\psi + x) d\psi \right]^2 \quad (3.10)$$

Eşitlik (3.7) ve (3.8)'i kullanarak kernel tahmincisi için ortalama ve varyansın nasıl elde edildiğini inceleyelim.

$$E\hat{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E\omega_i = \frac{1}{n} (E\omega_1 + \dots + E\omega_n) = \frac{n}{n} E\omega_1 = E\omega_1 \quad (3.11)$$

$$\begin{aligned} V(\hat{f}) &= \frac{1}{n^2} \left[\sum_{i=1}^n V(\omega_i) + \sum_{i \neq j} kov(\omega_i, \omega_j) \right] \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n V(\omega_i) = n^{-1} V(\omega_1) \end{aligned} \quad (3.12)$$

$\psi = \psi_1 = h^{-1}(x_1 - x)$ eşitliğini kullanarak eşitlik (3.13) ve (3.14)'teki ifadeleri elde edebiliriz.

$$\begin{aligned} E\omega_1 &= h^{-1} E \left[K \left(\frac{x_1 - x}{h} \right) \right] = h^{-1} \int K \left(\frac{x_1 - x}{h} \right) f(x_1) dx_1 \\ &= \int K(\psi) f(h\psi + x) d\psi \end{aligned} \quad (3.13)$$

$$\begin{aligned}
E\omega_1^2 &= h^{-2}EK^2\left(\frac{x_1 - x}{h}\right) = h^{-2} \int K^2\left(\frac{x_1 - x}{h}\right)f(x_1)dx_1 \\
&= h^{-1} \int K^2(\psi)f(h\psi + x)d\psi
\end{aligned} \tag{3.14}$$

İntegral cinsinden ifade edilen sapma ve varyans ifadeleri daha fazla basitleştirilemez ve bu ifadeler için sadece sapmanın örneklem büyüklüğüne düzgünleştirme parametresi (h) aracılığıyla bağlı olduğu söylenebilir. Ayrıca, sapma ve varyans ifadeleri h'nin seçimiyle ilgili kritik yapmamızı sağlamalarına rağmen analizde çok fazla kullanılamayabilirler (Pagan ve Ullah, 1999: 21-22).

3.2.2.1. Sapma ve Varyans Yaklaşırtmaları

Düzenleştirme parametresi (h) ve kernel fonksiyonunun (K) seçiminde kullanılan kriterlerle ilgili önemli bilgiler elde etmek amacıyla sapma ve varyansın yaklaşık ifadelerinin elde edilmesi gerekir. Daha önce de belirtildiği gibi $f(x)$ 'in sapması doğrudan örneklem büyüklüğüne bağlı değildir; ancak doğrudan düzenleştirme parametresine bağlıdır. Eğer düzenleştirme parametresi örneklem büyüklüğünün bir fonksiyonu seçilirse, bu durumda sapma dolaylı olarak örneklem büyüklüğüne bağlı olacaktır. Sapmanın dolaylı olarak örneklem büyüklüğüne bağlı olması $n \rightarrow \infty$ iken kernel tahmincisine ait sapmanın davranışını incelememize olanak sağlar. Sapma aynı zamanda kernel fonksiyonuna da bağlıdır; ancak bu bağımlılık açık bir şekilde ifade edilmeyecektir (Silverman, 1998: 71).

(V1)-(V5) varsayımları altında kernel tahmincisinin sapma ve varyansı sırasıyla eşitlik (3.15) ve (3.16)'da olduğu gibi ifade edilir.

$$Sapma(\hat{f}) = \frac{h^2}{2} \mu_2 f^{(2)}(x) \tag{3.15}$$

$$V(\hat{f}) = (nh)^{-1} f(x) \int K^2(\psi) d\psi \tag{3.16}$$

Burada $\mu_2 = \int \psi^2 K(\psi) d\psi$ şeklinde tanımlanır.

Eşitlik (3.15) ve (3.16)'da kernel tahmincisine ait sapma ve varyansın nasıl elde edildiğini inceleyelim. Bunun için x noktasının etrafında $f(h\psi + x)$ 'in birinci mertebeden Taylor açılımı eşitlik (3.17)'de ifade edilmiştir:

$$f(h\psi + x) = f(x) + h\psi f^{(1)}(x) + \frac{h^2}{2} \psi^2 f^{(2)}(x) + \dots \tag{3.17}$$

Bu ifadeyi eşitlik (3.9)'da yerine koyduğumuzda eşitlik (3.18)'deki ifadeyi elde ederiz.

$$Sapma(\hat{f}) = \int K(\psi) \left[h\psi f^{(1)}(x) + \frac{h^2\psi^2}{2} f^{(2)}(x) + \dots \right] d\psi \quad (3.18)$$

Benzer şekilde eşitlik (3.17)'deki ifadeyi eşitlik (3.10)'da yerine koyduğumuzda eşitlik (3.19)'daki yaklaşılmış varyans ifadesini elde ederiz.

$$\begin{aligned} V(\hat{f}) &= (nh)^{-1} \int K^2(\psi) \left\{ f(x) + h\psi f^{(1)}(x) \right. \\ &+ \left. \frac{h^2\psi^2}{2} f^{(2)}(x) + \dots \right\} d\psi \\ &- n^{-1} \left(\int K(\psi) \left\{ f(x) + h\psi f^{(1)}(x) \right. \right. \\ &+ \left. \left. \frac{h^2\psi^2}{2} f^{(2)}(x) + \dots \right\} d\psi^2 \right) \end{aligned} \quad (3.19)$$

Ancak, sapma ve varyans için elde edilen yaklaşımlar doğrudan düzgünleştirme parametresi (h) ve kernel fonksiyonu (K) seçiminde kullanılamazlar; bunun için bazı kriterlere ihtiyacımız vardır. Buna göre, şimdiye kadar en yaygın biçimde kullanılan yaklaşımlar ortalama hata kare (OHK) ve birleştirilmiş ortalama hata kare (BOHK) olarak adlandırılan ifadeleri minimize eden h ve K değerlerini seçmek olmuştur.

Yoğunluk fonksiyonu tahmini ile gerçek yoğunluk fonksiyonu arasındaki farkın incelendiği çeşitli istatistiksel ölçüler vardır. Bu ölçülerden ortalama hata kare ve birleştirilmiş ortalama hata kare ölçüleri hem matematiksel olarak en kolay anlaşılabilir ölçü olmaları nedeniyle hem de düzgünleştirme parametresi seçimi için önemli olan sapma ve varyans arasındaki alışveriş ilişkisini göstermeleri bakımından en çok tercih edilen istatistiksel ölçülerdir. Bu nedenle, kernel tahmincisi için kernel fonksiyonu (K) ve düzgünleştirme parametresi (h) seçimine geçmeden önce söz konusu istatistiksel ölçülerden bahsedilecektir.

3.2.3. Ortalama Hata Kare ve Birleştirilmiş Ortalama Hata Kare Ölçüsü

Yoğunluk fonksiyonu tahmini ile gerçek yoğunluk fonksiyonu arasındaki farkın incelendiği en yaygın “yerel” ölçülerden biri ortalama hata kare ölçüsüdür (OHK) ve eşitlik (3.20)'de gösterildiği gibi ifade edilir.

$$OHK_x(\hat{f}) = E \left\{ \hat{f}(x) - f(x) \right\}^2 \quad (3.20)$$

Ortalama hata kare ölçüsü aslında sapmanın karesi ile varyansın toplamına eşittir. Eşitlik (3.21)'de gösterilen ortalama hata kare ifadesinde sapma ile varyans arasındaki değiş-tokuş (Trade-Off) açık bir şekilde görülebilir; öyle ki, varyansın artması pahasına sapma azaltılabilir ya da varyansın azaltılmasına karşılık sapma artabilir.

$$OHK_x(\hat{f}) = \left\{ E\hat{f}(x) - f(x) \right\}^2 + \text{var } \hat{f}(x) \quad (3.21)$$

Kernel yoğunluk tahmin edicisi $\hat{f}(x)$ 'in gerçek yoğunluk fonksiyonu $f(x)$ 'ten farkının araştırılması için kullanılan en yaygın “global” ölçülerden biri matematiksel olarak en kolay anlaşılabilir ölçü olması nedeniyle birleştirilmiş ortalama hata kare ölçüsüdür. Bu ölçü eşitlik (3.22)'de tanımlanmıştır. Alternatif olarak, eşitlik (3.23)'te olduğu gibi de ifade edilebilir. Alternatif formda birleştirilmiş ortalama hata kare ölçüsü, birleştirilmiş sapma kare ve birleştirilmiş varyans olarak düşünülebilir:

$$BOHK(\hat{f}) = E \int \{\hat{f}(x) - f(x)\}^2 dx \quad (3.22)$$

$$\begin{aligned} BOHK(\hat{f}) &= \int E \{\hat{f}(x) - f(x)\}^2 dx \\ &= \int OHK_x(\hat{f}) dx \\ &= \int \{E\hat{f}(x) - f(x)\}^2 dx + \int \text{var } \hat{f}(x) dx \end{aligned} \quad (3.23)$$

Birleştirilmiş ortalama hata kare ile ortalama hata kare ölçüleri arasındaki temel fark; ortalama hata kare ölçüsü, yoğunluk fonksiyonunun tahmini değerlerinin gerçek yoğunluk fonksiyonu değerlerine yakınlığının incelenmesinde kullanılan yerel bir ölçü iken, birleştirilmiş ortalama hata kare ölçüsü global bir ölçüdür. Başka bir deyişle, olasılık yoğunluk fonksiyonu $f(x)$, tüm gerçel doğru boyunca tahmin edilmek istendiğinde birleştirilmiş ortalama hata kare, tek bir noktadaki tahmin söz konusu olduğunda ise ortalama hata kare ölçüsü kullanılmalıdır. Burada araştırmacıların karşılaştığı problem, birleştirilmiş ortalama hata kare ölçüsünün tam bir değerini elde etmek zor olduğundan, bu istatistiksel ölçülerin nasıl elde edileceğidir. Ayrıca ortalama hata kare ve birleştirilmiş ortalama hata kare ifadeleri, düzgünleştirme parametresine dolaylı bir şekilde bağlı olduğundan düzgünleştirme parametresinin kernel tahmincisinin performansı üzerindeki etkisini değerlendirmek zorlaşır. Bu durum birleştirilmiş ortalama hata karenin yaklaşık ifadesini elde etmemizi gerektirir (Wand ve Jones, 1995: 19). Bunu eşitlik (3.15) ve (3.16)'da verilen sapma ve varyansın yaklaşık ifadelerini kullanarak yapabiliriz.

$$BOHK = \int [(Sapma\hat{f})^2 + V(\hat{f})] dx$$

$$\begin{aligned} BOHK &= \frac{h^4}{4} \mu_2^2 \int (f^{(2)}(x))^2 dx + (nh)^{-1} \int f(x) dx \int K^2(\psi) d\psi \\ &= \frac{1}{4} \lambda_1 h^4 + \lambda_2 (nh)^{-1} \end{aligned}$$

$$\text{Burada } \lambda_1 = \mu_2^2 \int (f^{(2)}(x))^2 dx, \lambda_2 = \int K^2(\psi) d\psi \quad (3.24)$$

Sapma ve varyans için “Taylor Yaklaşırması” uygulandığında ve elde edilen ifadeler karşılaştırıldığında yoğunluk fonksiyonu tahmininin temel problemlerinden biri

ortaya çıkar. Bu problem düzgünleştirme parametresi seçimine bağlı olarak yoğunluk fonksiyonunun sapma ve varyansı arasındaki alışveriş ilişkisidir. Ortalama birleştirilmiş hata kare ölçüsünü mümkün olduğu kadar minimum yapan düzgünleştirme parametresini seçmek istediğimizi varsayalım. Düzgünleştirme parametresini çok küçük seçersek birleştirilmiş varyans (Rassal Hata) büyüyecektir, ancak sapma (Sistemik Hata) azalacaktır; çünkü h 'nin çok küçük olması ortalama veya düzgünleştirme için yeteri kadar gözlem olmadığı anlamına gelir; dolayısıyla eksik düzgünleştirilmiş yoğunluk tahmini elde edilebilir. Diğer yandan, düzgünleştirme parametresini çok büyük seçersek varyans azalacak; ancak, yoğunluk fonksiyonu tahmininin sistematik hatası veya sapması artacaktır. Sonuç olarak aşırı düzgünleştirilmiş yoğunluk tahmini elde edilecektir, bu da yoğunluk fonksiyonunun gerçek resminin çarpıtılmasına neden olacaktır. Bu çıkarıma göre, yoğunluk fonksiyonu tahmini için hangi yöntem kullanılırsa kullanılсын düzgünleştirme parametresinin seçimi rassal hata ile sistematik hata arasındaki dengeyi sağlayacak şekilde seçilmelidir (Härdle, 1994: 181).

3.3. Düzgünleştirme Parametresi (h) ve Kernel Fonksiyonunun (K) Seçimi

Kernel tahmin tekniğinin önemli aşamalarından olan kernel fonksiyonu K 'nın seçimi ile düzgünleştirme parametresi h 'nin seçimi, elde edilen tahminlerin güvenilirliği açısından üzerinde durulması gereken konulardır. Özellikle de düzgünleştirme parametresi h 'nin seçimi kernel fonksiyonu K 'nın seçimine göre çok daha önemli bir konudur. Kernel fonksiyonları ağırlıkların şeklini belirleyen fonksiyonlardır ve bu fonksiyonlar da düzgünleştirme parametresine bağlıdır. Dolayısıyla, yoğunluk fonksiyonunun tahmini düzgünleştirme parametresinin seçimi ile gerçekleştirilmektedir. Düzgünleştirme parametresinin seçiminde önemli olan ne kadar düzgünleştirme yapılması gerektiğine karar verilmesidir; çünkü düzgünleştirme parametresinin seçimi yoğunluk fonksiyonu tahmininin sistematik hatası ve rassal hatası arasındaki ilişkiyi dengelemek amacı ile yapılır.

3.3.1. Düzgünleştirme Kavramı

Düzgünleştirici (Smoother), bir ya da daha fazla bağımsız değişkenin fonksiyonu olan bağımlı değişkenin sahip olduğu trendi ifade etmek için kullanılan bir araçtır ve bağımlı değişkenin kendisinden daha az değişken olan trendinin tahminini yapmayı amaçlamaktadır. Bu nedenle de söz konusu parametre düzgünleştirici olarak adlandırılmıştır. Bir düzgünleştiricinin en önemli özelliği, değişkenler arasındaki ilişkinin biçimini kesin bir biçimde varsaymamasıdır ve bu özelliğinden dolayı Parametrik Olmayan Regresyon'da sık kullanılan bir araçtır (Hastie ve Tibshirani, 1990: 9).

Düzgünleştirme fikrinin esası, verileri bir eğriye uydurmak ve daha esnek fonksiyonları kullanmaktır. Bu durumda bir eğriye yaklaştırma genel olarak düzgünleştirme olarak tanımlanmaktadır (Härdle, 1994: 17).

3.3.2. Düzgünleştirme Parametresinin Seçimi

Yoğunluk fonksiyonu tahminlerinde karşılaşılan en önemli problem düzgünleştirme parametresinin seçimidir ve ne kadar düzgünleştirme yapılması gerektiğine karar verilmelidir; çünkü düzgünleştirme parametresinin seçimi esasen tahminin sapma ve varyansı arasındaki değiş-tokuş ilişkisini ifade eder. Düzgünleştirme parametresi çok büyük seçildiğinde gerçek yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirilmiş olduğundan yoğunluk fonksiyonunun tahmini sapmalı olacaktır. Benzer şekilde daha küçük bir düzgünleştirme parametresi kullanılırsa bu sefer de tahminin sapması azalırken, tahminin varyansı artacaktır.

Uygun bir düzgünleştirme parametresinin seçimi ise yoğunluk fonksiyonunun tahmin amacına bağlı olarak değişir. Eğer yoğunluk fonksiyonu veriyi açıklamak ve olası modeller ile hipotezleri ortaya koyabilmek için tahmin ediliyorsa subjektif yöntemler kullanılabilir. Bununla birlikte pek çok uygulama, büyük örneklerde ve karşılaştırmalar için standart bir yaklaşım gerektirdiğinde, otomatik seçim yöntemlerinin kullanılmasını gerektirir (Silverman,1998: 43).

Düzgünleştirme parametresi seçicileri iki sınıfa ayrılabilir. İlk sınıfta yer alan seçiciler geniş bir aralık için uygun bir düzgünleştirme parametresi bulmayı amaçlayan kolayca hesaplanabilir formüllere sahip seçicilerdir; ancak optimal düzgünleştirme parametresine yakın bir düzgünleştirme parametresi seçme konusunda herhangi bir matematiksel garanti veremezler. Bu tür düzgünleştirme parametresi seçicileri “hızlı ve basit seçiciler” olarak adlandırılır. Düzgünleştirme parametresi için subjektif bir yöntem, farklı h değerlerine karşılık gelen eğrileri oluşturmak ve tahmin edilen yoğunluk fonksiyonu hakkındaki önsel düşüncelerle en çok uyum sağlayan h değerini seçmektir (Silverman,1998: 44).

İkinci sınıfta yer alan düzgünleştirme parametresi seçicileri ise, seçim prosedürleri matematiksel argümanlara dayandığından ve çok daha fazla hesaplama gerektirdiklerinden “ileri teknoloji seçicileri” olarak adlandırılır. İleri teknoloji seçicileri optimal düzgünleştirme parametresine en yakın düzgünleştirme parametresini seçmeyi amaçlar ve bu konuda hızlı ve basit seçicilere göre daha fazla garanti verebilir. İleri teknoloji seçicilerinin her biri ortalama birleştirilmiş hata karenin minimizasyonuna

dayanır, bu nedenle bu tür seçicilerin ortalama birleştirilmiş hata kare ile tutarlı olduğu söylenir (Wand ve Jones, 1995: 59).

3.3.2.1. Hızlı ve Basit Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri

Bu sınıfta yer alan seçicilerin optimal düzgünleştirme parametresine en yakın düzgünleştirme parametresi seçme konusunda matematiksel garantileri yoktur; ancak, ileri teknoloji seçicilerinin uygulanmasında önemli bir role sahiptirler (Wand ve Jones, 1995: 60).

3.3.2.1.1. Optimal Düzgünleştirme

Yoğunluk fonksiyonunun tahmininde yoğunluk fonksiyonu tahmincisinin etkinliği birleştirilmiş ortalama hata kare ile ölçülebilir. Asimptotik olarak birleştirilmiş ortalama hata kareyi minimize eden h değeri optimal düzgünleştirme parametresi değerini verebilir.

$$h_{opt} = \left\{ \frac{\gamma(\omega)}{\beta(f)n} \right\}^{1/5} \quad (3.25)$$

Burada $\gamma(\omega) = \alpha(\omega) / \sigma^4_\omega$ ve $\beta(f) = \int f''(y)^2 dy$ 'dir. h 'nin optimal değeri pratikte elde edilemez; çünkü eşitlik (3.25)'teki ifade bilinmeyen yoğunluk fonksiyonu f 'i içerir. Ancak, bu ifade örneklem büyüklüğü arttıkça düzgünleştirme parametrelerinin nasıl değiştiğini göstermesi açısından oldukça bilgilendirici bir ifadedir. Ayrıca, $\beta(f)$ ile yoğunluk fonksiyonunun eğrilik derecesinin etkisini göstermesi açısından da önemli bir ifadedir.

3.3.2.1.2. Normal Optimal Düzgünleştirme

Optimal düzgünleştirmede yoğunluk fonksiyonu bilinmiyordu. Yoğunluk fonksiyonu f 'in normal dağıldığı varsayılırsa, h_{opt} ifadesi basitleşecek ve eşitlik (3.26)'daki şeklini alacaktır.

$$h = \left(\frac{4}{3n} \right)^{1/5} \sigma \quad (3.26)$$

Burada σ , dağılımın standart sapmasıdır.

Aslında yoğunluk fonksiyonu tahmininde normallik varsayımı sağlanması zor bir varsayımdır; ancak, en azından tek modlu dağılımlar için bu varsayım çok az hesaplama gerektirdiğinden düzgünleştirme parametresinin seçiminde oldukça fayda sağlar. Ancak, düzgünleştirme için bu tür bir yaklaşımı kullanırken dikkatli olunmalıdır; muhtemel dağılımlar arasında en düzgün dağılımlardan biri normal dağılımdır, bu nedenle diğer dağılımlara göre h 'nin optimal değeri büyüyecektir. Dolayısıyla, yoğunluk fonksiyonu

normal dağılmıyorsa ve söz konusu h_{opt} bu durumda kullanılırsa büyük olan h_{opt} aşırı düzgünleştirmeye neden olacaktır (Bowman ve Azzalini, 1997: 31).

Uzun kuyruklu dağılımlarda ve uç değerlerin olması durumunda normal optimal düzgünleştirmede σ 'nın robust tahminini elde etmek için σ yerine mutlak medyan sapması kullanılır.

$$\tilde{\sigma} = \text{medyan}\{|y_i - \tilde{\mu}|\} / 0.6745 \quad (3.27)$$

Burada $\tilde{\mu}$, örneklem medyanını ifade eder.

3.3.2.2. İleri Teknoloji Düzgünleştirme Parametresi Seçicileri

İleri teknoloji seçicilerinin her biri asimptotik olarak ortalama birleştirilmiş hata karenin minimizasyonuna dayanmaktadır. Bu tür seçiciler, hızlı ve basit seçicilere göre daha fazla matematiksel işlem gerektirmektedir.

3.3.2.2.1. En Küçük Kareler Çapraz Geçerlilik Seçicisi

İlk olarak Rudemo (1982) ve Bowman (1984) tarafından önerilen en küçük kareler çapraz geçerlilik seçicileri (EKKÇG) düzgünleştirme parametresinin seçiminde kullanılan ve birleştirilmiş hata kareyi minimize eden düzgünleştirme parametresini seçmeyi amaçlayan otomatik bir yöntemidir.

\hat{f} , yoğunluk fonksiyonunun herhangi bir tahmincisi olsun. Bu durumda, birleştirilmiş hata kare eşitlik (3.28)'de olduğu gibi yazılabilir.

$$\int (\hat{f} - f)^2 = \int \hat{f}^2 - 2 \int \hat{f}f + \int f^2 \quad (3.28)$$

Dikkat edilirse eşitlik (3.18)'deki son terim yoğunluk fonksiyonu tahmincisine bağlı değildir. $\int f^2$ ifadesi h 'ye bağlı olmadığından eşitliğin sol tarafına atılıp sağ tarafta kalan ifadenin h 'ye göre minimizasyonu yapılır. Dolayısıyla, birleştirilmiş sapma kareyi minimize etmesi anlamında en uygun düzgünleştirme parametresi eşitlik (3.29)'daki ifadeyi minimize eden seçime karşılık gelir (Pagan ve Ullah, 1999: 50-51).

$$R(\hat{f}) = \int \hat{f}^2 - 2 \int \hat{f}f \quad (3.29)$$

En küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisinin temel prensibi $R(\hat{f})$ 'nin tahminini elde eden veri setinden elde etmeye ve daha sonra bu tahmini minimize eden düzgünleştirme parametresinin seçimine dayanır. $\int \hat{f}^2$ terimi yoğunluk fonksiyonunun tahmininden elde edilebilir. Ancak, $\int \hat{f}f$ ifadesi bilinmeyen yoğunluk fonksiyonu f 'e bağlı olduğu için bilinmemektedir. Aslında bu ifade, olasılık yoğunluk fonksiyonunun beklenen değer özellikleri kullanılarak elde edilebilir (Silverman, 1998: 48-49).

$$\begin{aligned}
\int \hat{f}(x)f(x)dx &= E\{\hat{f}(x)\} & (3.30) \\
&= \frac{\hat{f}(x_1) + \hat{f}(x_2) + \dots + \hat{f}(x_n)}{n} \\
&= \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_1 - x_i}{h}\right) + \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_2 - x_i}{h}\right) + \dots + \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_n - x_i}{h}\right) \\
&= \frac{1}{nh} \left[K\left(\frac{x_1 - x_1}{h}\right) + K\left(\frac{x_1 - x_2}{h}\right) + \dots + K\left(\frac{x_1 - x_n}{h}\right) \right] \\
&\quad + \frac{1}{nh} \left[K\left(\frac{x_2 - x_1}{h}\right) + K\left(\frac{x_2 - x_2}{h}\right) + \dots + K\left(\frac{x_2 - x_n}{h}\right) \right] \\
&\quad \vdots \\
&\quad + \frac{1}{nh} \left[K\left(\frac{x_n - x_1}{h}\right) + K\left(\frac{x_n - x_2}{h}\right) + \dots + K\left(\frac{x_n - x_n}{h}\right) \right] \\
&= \frac{1}{nh} K(0) + \frac{1}{nh} \sum_{i=2}^n K\left(\frac{x_1 - x_i}{h}\right) + \frac{1}{nh} K(0) + \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_2 - x_i}{h}\right) + \dots + \frac{1}{nh} K(0) + \frac{1}{nh} \sum_{i=1, i \neq n}^n K\left(\frac{x_n - x_i}{h}\right)
\end{aligned}$$

Burada $K(0)$ değeri sıfır olduğundan (3.30)'daki eşitlik,

$$\int \hat{f}(x)f(x)dx = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{f}_{-i}(x_i) \quad (3.31)$$

şeklinde yazılır. Dolayısıyla, $\int \hat{f}\hat{f}$ yerine sapmasız bir tahminci olan $\sum_{i=1}^n \hat{f}_{-i}(x_i)$ kullanılır.

Bu sapmasız tahminci eşitlik (3.29)'da yerine yazıldığında en küçük kareler çapraz geçerlilik tahmincisi elde edilir.

$$EKK\check{C}G(h) = \int \hat{f}(x)^2 dx - 2n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{f}_{-i}(x_i) \quad (3.32)$$

Burada \hat{f}_{-i} eşitlik (3.33)'te olduğu gibi ifade edilir.

$$\hat{f}_{-i}(x_i) = (n-1)^{-1} h^{-1} \sum_{j \neq i} K\left(\frac{x - x_j}{h}\right) \quad (3.33)$$

\hat{f}_{-i} , ise i . gözlemin dışarıda bırakıldığı “bir gözlem dışarı tahmin edicisi” (Leave-One-Out Estimator) olup x_i gözlemi dışındaki tüm gözlem değerlerinin dikkate alınarak elde edildiği olasılık yoğunluk fonksiyonu tahminidir. Çapraz geçerlilik teriminin kullanılmasının nedeni, bu şekilde örneklemin bir parçasını kullanarak diğer parçası

hakkında bilgi elde etmesidir (Çatalbaş, 2006: 84-85). Görüldüğü üzere, en küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisinin temel mantığı eşitlik (3.34)'teki ifadeyi h 'ye göre minimize etmektir.

En küçük kareler çapraz geçerlilik yöntemi Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nde düzgünleştirme parametresi seçiminde de kullanılmaktadır. Bunun için $Y_i = m(X_i) + \varepsilon_i$ modelini ele alalım. Burada $E(\varepsilon)=0$ ve $m(X_i)$ rassal değildir. Buna göre, söz konusu model için en küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisi eşitlik (3.34)'te olduğu gibi ifade edilir.

$$EKKÇG[\hat{m}(x)] = n^{-1} * \left[\sum_{k=1}^n (Y_k - \hat{m}^{-k}(X_k)) \right]^2 \quad (3.34)$$

Burada $\hat{m}^{-k}(x)$, $\{(X_i, Y_i)\}$ veri setinden (X_k, Y_k) gözlemlerinin dışlanarak tahmin edildiği regresyon modelidir. Bu ifade eşitlik (3.35)'ten de görüldüğü üzere Parametrik Olmayan Regresyon Modeli'ndeki artıkların kareleri toplamının (AKT) gözlem sayısına bölünmesiyle elde edilen ifadeye benzer; ancak iki ölçü arasında önemli bir fark vardır. Artıkların kareleri toplamı ile geçmişteki veriler bir regresyon denklemi ile açıklanmaya çalışılır iken, çapraz geçerlilik ölçüsü⁵ gelecekteki verinin öngörülebilirlik derecesini ifade eder. Eğer araştırmacı sadece geçmişteki veriyi açıklamak istiyorsa artıkların kareleri toplamının mümkün olduğu kadar küçük olması arzu edilir, eğer temel amaç öngörü ise çapraz geçerlilik ölçüsü hesaplanır (Takezawa, 2006: 117).

$$AKT[\hat{m}(x)] = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{m}(X_i))^2 \quad (3.35)$$

Parametrik olmayan regresyon modelinde tahmin eşitlik (3.36)'da olduğu gibi ifade edilirse çapraz geçerlilik seçicisinin hesaplanması oldukça kolaylaşır. Böylece, çapraz geçerlilik seçicisi eşitlik (3.37)'de olduğu gibi ifade edilir.

$$\hat{m}(X_i) = \sum_{j=1}^n [H]_{ij} Y_j \quad (3.36)$$

Burada H , $n \times n$ boyutunda bir şapka matristir ve $H = X(X'X)^{-1}X'$ şeklinde tanımlanır.

$$ÇG[\hat{m}(x)] = [n * (1 - [H_{ij}])^2]^{-1} * \left[\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{m}(X_i)) \right]^2 \quad (3.37)$$

⁵ En küçük çapraz geçerlilik seçicisi literatürde çapraz geçerlilik seçicisi olarak da adlandırılmaktadır.

H_{ii}, Y_i 'nin \hat{Y}_i üzerindeki etki miktarını gösterdiğinden kaldıraç etkisi (Leverage Influence) olarak adlandırılır.

Çapraz geçerlilik yaklaşımının önemli bir özelliği seçilmiş olan düzgünleştirme parametresinin yoğunluk fonksiyonunun düzgünlüğüne otomatik olarak uyarlanmasıdır. Bu özellik daha sonra bahsedilecek olan “Plug-In Yöntemleri”nde yer almamaktadır. Dahası, çapraz geçerlilik yaklaşımı kernel yoğunluk tahmincisinin dışında diğer yoğunluk tahmincilerine de benzer şekilde uygulanabilir.

Son olarak, Stone (1984) en küçük kareler çapraz geçerlilik yaklaşımıyla ilgili oldukça önemli bir büyük örneklem ispatı yapmıştır. Buna göre, çapraz geçerlilik kriterinin minimize edilmesiyle elde edilen düzgünleştirme parametresi optimalite özelliğine sahiptir. Başka bir deyişle Stone (1984) X_1, \dots, X_n , f yoğunluk fonksiyonuna ait örnekleme; $BHK(h_{CG})$, çapraz geçerlilik kriterini minimize eden düzgünleştirme parametresinin olduğu birleştirilmiş hata kareyi ve $BHK(h_{opt})$, optimal olan düzgünleştirme parametresine ait birleştirilmiş hata kareyi ifade ederse yoğunluk fonksiyonunun sınırlı olduğu varsayımı altında eşitlik (3.38)'deki sonucu elde etmiştir.

$$\frac{BHK(h_{CG})}{BHK(h_{OPT})} \xrightarrow{a.s.} 1, n \rightarrow \infty^6 \quad (3.38)$$

Bu sonuca göre, en küçük kareler çapraz geçerlilik kriteri birleştirilmiş hata kareyi minimize etmesi anlamında asimptotik olarak mümkün olan en iyi düzgünleştirme parametresine sahip olur (Hardle, vd. , 2004: 55).

En küçük kareler çapraz geçerlilik yaklaşımı sahip olduğu özellikler nedeniyle oldukça çekici bir yaklaşım olmasına rağmen, çapraz geçerlilik yaklaşımı ile seçilen düzgünleştirme parametresinin BHK'yı minimize eden optimal düzgünleştirme parametresine yakınsama hızı ($n^{-1/10}$) oldukça yavaştır (Pagan ve Ullah, 1999:51). Ayrıca, bu yaklaşım kesikli veriye uygulanamamaktadır (Silverman, 1998: 51).

3.3.2.2.2. Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik Seçicisi

Craven ve Wahba (1979) tarafından geliştirilen genelleştirilmiş çapraz geçerlilik yönteminde, en küçük kareler çapraz geçerlilik yönteminde dışlanan gözlemler yerine bu gözlemlerin ortalaması alınmaktadır. Buna göre genelleştirilmiş çapraz geçerlilik seçicisi (GÇG), eşitlik (3.36)'da gösterilen Parametrik Olmayan Regresyon Modeli tahmini için eşitlik (3.39)'da olduğu gibi ifade edilir.

⁶ Burada a.s. olasılığın 1'e yakınsaması anlamına gelen “almost sure convergence” ifadesinin kısaltmasıdır.

$$G\hat{C}G = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{m}(X_i))^2}{n * \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n [H]_{ii}}{n} \right)^2} \quad (3.39)$$

Burada $\sum_{i=1}^n [H]_{ii}$ terimi, H matrisinin izidir ve Parametrik Olmayan Regresyon Modeli'ndeki serbestlik derecesini ifade etmektedir.

Çapraz geçerlilik veya genelleştirilmiş çapraz geçerlilik seçicisinden herhangi biri benzer sonuçlar vereceklerinden kullanılabilir; ancak bazı durumlarda hesaplanma kolaylığından dolayı genelleştirilmiş çapraz geçerlilik seçicisi, en küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisine tercih edilir. En küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisi H_{ii} 'nin her bir değeri için hesaplama gerektirirken, genelleştirilmiş çapraz geçerlilik seçicisi için H matrisinin köşegen elemanları toplamının hesaplanması yeterlidir (Takezawa, 2006: 118).

3.3.2.2.3. Olabilirlik Çapraz Geçerlilik Seçicisi

Bu yöntemin arkasında yatan temel düşünce olabilirlik fonksiyonunu maksimize eden düzgünleştirme parametresini seçmektir. $\log L = \sum_{i=1}^n \log f(x_i)$ şeklinde ifade edilen logaritmik olabilirlik fonksiyonunu ele alalım. Tahmin edilmiş logaritmik olabilirlik fonksiyonu ise eşitlik (3.40)'ta olduğu gibi ifade edilir:

$$\log L = \sum_{i=1}^n \log \hat{f}(x_i) = \log L(h) \quad (3.40)$$

Burada $\hat{f}(x_i)$, yoğunluk fonksiyonu tahmincisidir ve düzgünleştirme parametresine bağlıdır. Ancak, $h=0$ olduğunda $\log L$ 'nin h 'ye göre maksimizasyonu önemsiz bir maksimum değeri üretir. Bu problemin üstesinden gelmek için, en küçük kareler çapraz geçerlilik yaklaşımı uygulanabilir. Bunun için, $\hat{f}(x_i)$ yerine önceden bahsedildiği gibi i . gözlemin dışlanmasıyla oluşturulan ve "bir gözlem dışarı" adı verilen yoğunluk tahmin edicisi, $\hat{f}_{-i}(x_i)$, kullanılır. Kernel tahmini kapsamında bir gözlem dışarı tahmincisi eşitlik (3.41)'de olduğu gibi ifade edilir.

$$\hat{f}_{-i}(x_i) = ((n-1)h)^{-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n K\left(\frac{x_j - x_i}{h}\right) \quad (3.41)$$

Bu ifade logaritmik olabilirlik fonksiyonunda yerine yazıldığında olabilirlik çapraz geçerlilik seçicisi (OÇG) elde edilir.

$$L(h) = OÇG(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \hat{f}_{-i}(x_i) \quad (3.42)$$

Bu fonksiyonu maksimum yapan düzgünleştirme parametresi uygun düzgünleştirme parametresi olarak seçilir (Pagan ve Ullah, 1999: 53-54). Kullback-Leibler çapraz geçerliliği olarak da bilinen bu prosedür gerçek yoğunluk fonksiyonu, $f(x)$, ile tahmin edilen yoğunluk fonksiyonu, $\hat{f}(x)$, arasındaki Kullback-Leibler uzaklığın ölçüsünü minimize eden düzgünleştirme parametresini vermektedir. Kullback-Leibler uzaklık ölçüsü eşitlik (3.43)'te olduğu gibi ifade edilir.

$$l(f, \hat{f}) = \int f(x) \log \left\{ \frac{f(x)}{\hat{f}(x)} \right\} dx \quad (3.43)$$

Olabilirlik çapraz geçerlilik seçicisiyle elde edilen düzgünleştirme parametresinin dezavantajı yoğunluk fonksiyonunun kuyruk davranışından çoğu zaman etkileniyor olmasıdır. Ayrıca Hall (1987), Kullback-Leibler ölçüsünü minimize ederek seçilen düzgünleştirme parametresinin, istatistiksel sınıflama problemi için yararlı olmasına rağmen, eğri tahmini için uygun olmadığını göstermiştir (Pagan ve Ullah, 1999: 54).

Olabilirlik çapraz geçerlilik seçicisinin bahsedilen dezavantajının yanında olabilirlik çapraz geçerlilik yaklaşımı uç değerlere duyarlıdır. Sonlu bir aralıkta tanımlanmış kernel fonksiyonu kullanılması durumunda eğer herhangi bir x_i değeri uç değer ise bir gözlem dışarı tahmincisinin değeri sıfır olacak, dolayısıyla OÇG(h) fonksiyonu da $-\infty$ değerini alacaktır. Bu durumu önlemek için OÇG(h) fonksiyonunu maksimize eden düzgünleştirme parametresinin büyük seçilmesi gerekir. Düzgünleştirme parametresinin büyük seçilmesi ise aşırı düzgünleşme sorununa neden olmaktadır. Chow, Geman ve Wu (1983), yaptıkları çalışmada kernel fonksiyonunun sonlu bir aralıkta tanımlanması durumunda ortaya çıkan aşırı düzgünleşmiş tahminleri kullanmak yerine eksik düzgünleşmeye neden olan ince kuyruklu kernel tahminlerinin kullanılmasının daha iyi olacağını savunmuşlardır (Silverman, 1998:54). Ayrıca, bu yaklaşımda hesaplamalardaki iterasyon sayısının çok fazla olması da prosedürün bir başka dezavantajıdır. Bu dezavantajlarından dolayı olabilirlik çapraz geçerlilik prosedürü ile ilgili çalışmalara literatürde pek rastlanmamaktadır.

3.3.2.2.4. Plug-In Seçicileri

İlk kez Scott vd. (1977) tarafından önerilen bu yaklaşımda optimal düzgünleştirme parametresi formülünde kullanılan yoğunluk fonksiyonu tahmincisi, \hat{f} , için iteratif süreçler önerilmiştir. Optimal düzgünleştirme parametresi formülünde normal kernel kullanılırsa, $\gamma(\omega)$ ve $\beta(\hat{f})$ görel olarak daha kolay hesaplanabilir ve h değeri uygun bir nümerik algoritmayla bulunabilir.

$$h = \left\{ \frac{\gamma(\omega)}{\beta(\hat{f})n} \right\}^{1/5} \quad (3.44)$$

Daha sonra bu yaklaşımla ilgili oldukça önemli gelişmeler olmuştur. Özellikle de Sheather ve Jones (1991), Park ve Marron (1990)'un çalışmasını genişleterek mükemmel özellikleri olan bir düzgünleştirme parametresi seçim süreci önermişlerdir. Bu yöntem h ile ilgili ekstra bir düzgünleştirme parametresi kullanan yoğunluk fonksiyonunun ikinci türevinin tahminine dayanır ve yöntem yoğunluk fonksiyonu tahmininin kendisinden daha büyük bir düzgünleştirme parametresi gerektirir.

Bu tahmincinin asimptotik özellikleri kadar sonlu örneklem özellikleri de oldukça iyidir. Özellikle de en küçük kareler çapraz geçerlilik yaklaşımından daha duragandır. Her iki yaklaşım da birleştirilmiş hata karenin minimizasyonu probleminde dayanır; ancak, çapraz geçerlilik yaklaşımı birleştirilmiş hata kare fonksiyonunu minimize eder ve minimumu bulur; plug-in yaklaşımı ise birleştirilmiş hata kare fonksiyonunu teorik olarak minimize eder ve daha sonra doğrudan minimize edilen değeri tahmin eder. Bu tahminin iyi bir performans sergilemesi ise, çapraz geçerlilik yaklaşımına göre daha az değişken olmasına bağlıdır (Bowman ve Azzalini, 1997: 34).

3.3.2.2.5. Düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri (AIC_c) Seçicisi

Plug-In yöntemlerinden farklı olarak, AIC_c yerel kuadratik ve spline tahmincilerinin de dâhil olduğu herhangi bir doğrusal tahminci için düzgünleştirme parametresinin seçiminde kullanılabilir. AIC_c büyük ölçüde değişkenlikten kaçınır; bu nedenle eksik düzgünleştirme yapmaya meyilli değildir.

Akaike Bilgi Kriteri seçicisi aslında orijinal olarak parametrik modeller için geliştirilmiştir; ancak daha sonra Hurvich ve Tsai (1989), Doğrusal Regresyon ve Zaman Serisi Modelleri için küçük örneklemelerde Akaike Bilgi Kriteri'nin oldukça sapmalı olabileceğini göstermiştir ve bu problemin üstesinden gelmek için Akaike Bilgi Kriteri'nin düzeltilmiş versiyonunu, AIC_c , önermişlerdir. Buna göre, Akaike Bilgi

Kriteri'nin düzeltilmiş versiyonu düzeltilmemiş versiyonuna göre daha az sapmalıdır. Düzgünleştirme parametresinin seçimi için Akaike Bilgi Kriteri'nin düzeltilmiş versiyonu eşitlik (3.45)'te olduğu gibi ifade edilir.

$$AIC_c = \log(\sigma^2) + \frac{1 + tr(H)/n}{1 - \{tr(H) + 2\}/n} \quad (3.45)$$

Burada $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{y_i - \hat{m}(x_i)\}^2 = y'(I - H)'(I - H)y/n$ olarak tanımlanır. H ise, nxn boyutlu ağırlık matrisidir.

Minimum AIC_c değerini veren h değeri optimum düzgünleştirme parametresi değeridir. Küçük örneklem için AIC_c , en küçük kareler çapraz geçerlilik seçicisine göre daha iyi performans gösterirken büyük örneklemde iki yaklaşım arasında önemli bir farklılık bulunmamaktadır (Hurvich vd., 1998: 271-293).

3.3.2.2.6. Penalizing Fonksiyon Seçicisi

Penalizing fonksiyon seçicisi aslında Akaike Bilgi Kriteri seçicisinin genel bir halidir. Buna göre penalizing fonksiyon seçicisini eşitlik (3.46)'daki gibi ifade edebiliriz.

$$\log(\hat{\sigma}^2) + \psi(H) \quad (3.46)$$

Burada $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{y_i - \hat{m}(x_i)\}^2 = y'(I - H)'(I - H)y/n$ olarak tanımlanır ve

$\psi(\cdot)$ penalizing fonksiyonudur. Bu fonksiyon \hat{m} 'in düzgünlüğü arttıkça azalan bir yapıya sahiptir. H ise, şapka matris veya düzgünleştirici matris olarak adlandırılır. Penalizing

fonksiyonunun $\psi(H) = \frac{1 + tr(H)/n}{1 - \{tr(H) + 2\}/n}$ olması durumunda, Akaike Bilgi Kriteri

seçicisi elde edilir. Rice'in düzgünleştirme parametresi seçicisinde ise, penalizing fonksiyonu $\psi(H) = -\log\{1 - 2tr(H)/n\}$ 'dir ve genelleştirilmiş çapraz geçerlilik seçicisinde penalizing fonksiyonu $\psi(H) = -2\log\{1 - tr(H)/n\}$ şeklinde tanımlanır (Abberger, 2001: 6).

Abberger (2001), yaptığı simülasyon çalışmasında penalizing fonksiyonlarının eksik düzgünleştirme yaptığını ve örneklem küçüldükçe penalizing yöntemler arasındaki farklılıkların giderek arttığı sonucuna ulaşmıştır. Ayrıca, Akaike Bilgi Kriteri seçicisinin diğer penalizing fonksiyonlarına göre daha az eksik düzgünleştirme yaptığı bulgusuna ulaşmıştır. Simülasyon çalışmalarından elde edilen bir diğer sonuç ise, düzgünleştirme parametresi seçimine dayanan penalizing fonksiyonlar en küçük kareler çapraz geçerlilik yöntemi ile karşılaştırıldığında, penalizing fonksiyonların yoğunluk fonksiyonu tahminlerinde daha az değişkenliğe neden olmasıdır.

3.4. Kernel Fonksiyonlarının (K) Seçimi

Parametrik olmayan yoğunluk fonksiyonu ve regresyon modeli tahminleri için kernel fonksiyonu ve düzgünleştirme parametresi seçiminin yapılması gerekir. Kernel fonksiyonları da düzgünleştirme parametresi seçimine bağlıdır ve kernel fonksiyonları seçiminin tahmin edeceğimiz yoğunluk fonksiyonunun biçimi üzerinde herhangi bir etkisi yoktur. Nitekim normal dağılıma sahip bir kernel fonksiyonunu kullanmamız elde edilen yoğunluk fonksiyonu tahminlerinin normal dağılıma sahip olmasını gerektirmez. Düzgünleştirme parametresinin seçimi ise kernel fonksiyonlarının seçiminden çok daha fazla önemlidir; çünkü tahminlerin sapma ve varyansı arasındaki dengeyi sağlar. Düzgünleştirme parametresi çok büyük seçildiğinde elde edilen tahmin sonuçları aşırı düzgünleştirilmiş olacaktır. Bu durumda varyans azalmasına rağmen sapma artacaktır. Başka bir deyişle, gerçek yoğunluk fonksiyonu aşırı düzgünleştirilmiş olduğundan yoğunluk fonksiyonunun sapmalı bir tahmini elde edilecektir. Dolayısıyla, pratikte kernel fonksiyonunun seçimi düzgünleştirme parametresinin seçimi kadar önemli değildir; ancak parametrik olmayan yoğunluk fonksiyonları ve regresyon modeli tahminleri için gerekli olan girdilerdir (DiNardo ve Tobias, 2001: 18).

3.4.1. Kernel Kavramı

Kernel parametrik olmayan tahmin yöntemlerinde kullanılan ağırlıklandırma fonksiyonudur. Genel olarak, kernel “K” harfi ile ifade edilmektedir. Kernel fonksiyonunun sahip olduğu özellikler şöyledir:

$$\int K(\psi)d\psi = 1, \int \psi K(\psi)d\psi = 0, \text{ ve } \int \psi^2 K(\psi)d\psi = k_2 \neq 0 \quad (3.47)$$

Burada $\psi = \frac{x_i - x}{h}$ 'dir.

Kernel fonksiyonunun kendisi olasılık yoğunluk fonksiyonudur ve sürekli bir fonksiyon olduğundan kernel tahmincisi de, \hat{f} , sürekli dir. Yoğunluk fonksiyonunun kernel tahmininde belirlenen noktanın sağındaki ve solundaki gözlemlere söz konusu noktaya olan uzaklıklarına göre eşit ağırlık vermenin daha uygun olması nedeniyle, kernel fonksiyonu genellikle simetrik bir yoğunluk fonksiyonu olarak tanımlanır.

3.4.2. Kernel Fonksiyonlarının Türleri

Parzen (1962), sapmanın karesi ve varyans ifadelerinin toplamı şeklinde ifade edilen birleştirilmiş ortalama hata karenin değerini minimize eden optimal düzgünleştirme parametresinin, basit hesaplamalarla eşitlik (3.49)'daki h_{opt} 'a eşit olduğunu göstermiştir.

$$\frac{1}{4} h^4 \mu_2^2 \int f''(x)^2 dx + n^{-1} h^{-1} \int K^2(\psi) d\psi \quad (3.48)$$

Optimal düzgünleştirme parametresi ise eşitlik (3.37)'de olduğu gibi ifade edilmiştir.

$$h_{opt} = \mu_2^{-2/5} \left\{ \int K^2(\psi) d\psi \right\}^{1/5} \left\{ \int f''(x)^2 dx \right\}^{-1/5} n^{-1/5} \quad (3.49)$$

Burada μ_2 , dağılımın varyansını göstermektedir. Ancak, (3.49)'da ifade edilen optimal düzgünleştirme formülünün hesaplanması oldukça zordur; çünkü optimal düzgünleştirme parametresi bilinmeyen bir yoğunluk fonksiyonuna bağlıdır.

h_{opt} ifadesini eşitlik (3.48)'deki birleştirilmiş ortalama hata kare ifadesinde yerine koyduğumuzda ise birleştirilmiş ortalama hata karenin yaklaşık değeri eşitlik (3.50)'de olduğu gibi ifade edilir.

$$\frac{5}{4} C(K) \left\{ \int f''(x)^2 dx \right\}^{1/5} n^{-4/5} \quad (3.50)$$

Burada $C(K)$ sabiti eşitlik (3.51)'de olduğu gibi gösterilir.

$$C(K) = k_2^{2/5} \left\{ \int K(\psi)^2 d\psi \right\}^{4/5} \quad (3.51)$$

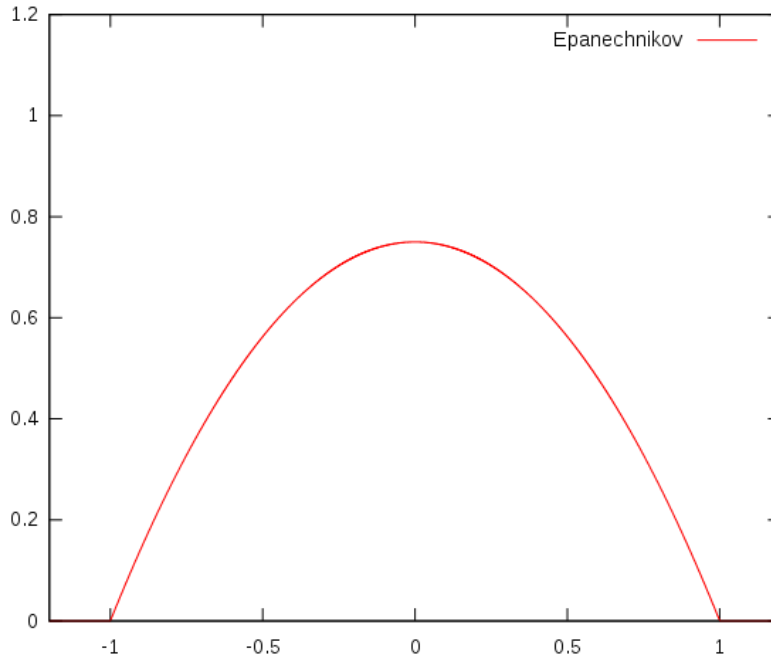
Eşitlik (3.51), $C(K)$ 'nin değeri küçük olmak kaydı ile bir kernel fonksiyonu seçmemiz gerektiği gösterir. Bu durumda, düzgünleştirme parametresini de optimal olarak seçebilirsek ortalama birleştirilmiş hata karenin minimum değerini teorik olarak elde etmek mümkündür. $C(K)$ 'nin minimizasyon problemi $\int K(\psi) d\psi$ ve $\int \psi^2 K(\psi) d\psi$ ifadelerinin 1'e eşit olma kısıtı altında $\int K(\psi)^2 d\psi$ 'nin minimizasyonu problemine indirgenir (Silverman, 1998: 40-42).

Başka bir çalışmada ise, Hodges ve Lehmann (1956) bu problemin çözümü için $K(\psi)$ yerine eşitlik (3.52)'deki ifadenin kullanılmasını önerir.

$$K_e(\psi) = \begin{cases} \frac{3}{4\sqrt{5}} \left(1 - \frac{1}{5} \psi^2 \right) & |\psi| < \sqrt{5} \\ 0 & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.52)$$

Burada $K_e(\psi)$, ilk kez Bartlett (1963) tarafından bulunmasına rağmen, literatürde Epanechnikov kernel (1969) olarak bilinir (Pagan ve Ullah, 1999: 28). Epanechnikov kernel $K_e(\psi)$ fonksiyonunun grafiği ise Şekil 3.1' de gösterilmiştir.

Şekil 3.1: Epanechnikov Kernel Grafiği



Herhangi bir simetrik kernel'in Epanechnikov kernel'e göre etkinliği karşılaştırılabilir. K 'nın etkinliği eşitlik (3.53)'teki ifade ile ölçülebilir.

$$\begin{aligned}
 \text{eff}(K) &= \{C(K_e)/C(K)\}^{5/4} \\
 &= \frac{3}{5\sqrt{5}} \left\{ \int \psi^2 K(\psi) d\psi \right\}^{-1/2} \left\{ \int K(\psi)^2 d\psi \right\}^{-1}
 \end{aligned} \tag{3.53}$$

Yaygın kullanılan kernel fonksiyonları ve bu fonksiyonlardan bazılarının etkinlikleri aşağıdaki Tablo 3.1’ de gösterilmiştir.

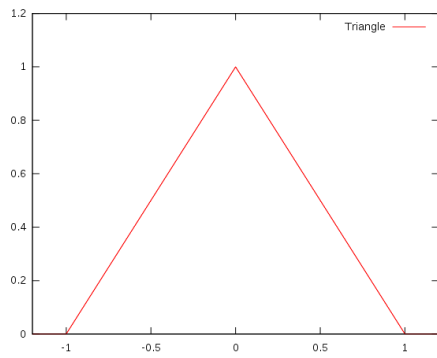
Tablo 3.1. Kernel Fonksiyonları ve Etkinlikleri

Kernel	$K(\psi)$	Etkinlik
Epanechnikov	$\begin{cases} \frac{3}{4\sqrt{5}} \left(1 - \frac{1}{5}\psi^2\right) & \psi < \sqrt{5} \\ 0 & d.d. \end{cases}$	1
İki Ağırlıklı (Biweight)	$\begin{cases} \frac{15}{16} (1 - \psi^2)^2 & \psi < 1 \\ 0 & d.d. \end{cases}$	$\left(\frac{3087}{3125}\right)^{1/2} \approx 0.9939$
Üç Ağırlıklı (Triweight)	$\begin{cases} \frac{35}{32} (1 - \psi^2)^3 & \psi < 1 \\ 0 & d.d. \end{cases}$	–
Tricubic	$\begin{cases} \frac{70}{81} (1 - \psi ^3)^3 & \psi < 1 \\ 0 & d.d. \end{cases}$	–
Üçgensel (Triangular)	$\begin{cases} 1 - \psi & \psi < 1 \\ 0 & d.d. \end{cases}$	$\left(\frac{243}{250}\right)^{1/2} \approx 0.9859$
Normal (Gaussian)	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(1/2)\psi^2}$	$\left(\frac{36\pi}{125}\right)^{1/2} \approx 0.9512$
Düzensel (Rectangular/Uniform)	$\begin{cases} 1/2 & \psi < 1 \\ 0 & d.d. \end{cases}$	$\left(\frac{108}{125}\right)^{1/2} \approx 0.9295$

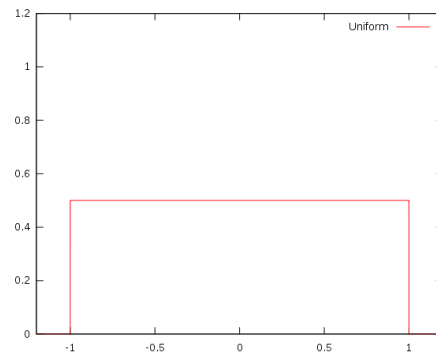
Tablo 3.1'den de görülebileceği gibi etkinlik değerleri 1'e çok yakın değerlerdir ve ortalama birleştirilmiş hata kare ölçüsüne dayalı olarak farklı kerneller arasından seçim yapıldığında birbirine çok yakın sonuçlar elde edilecektir (Silverman,1998: 43).

En yaygın kullanılan kernel fonksiyonlarının grafikleri Şekil 3.2 'de gösterildiği gibidir.

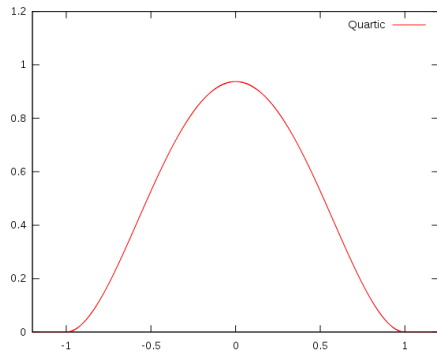
Şekil 3.2. Kernel Fonksiyonlarının Grafikleri



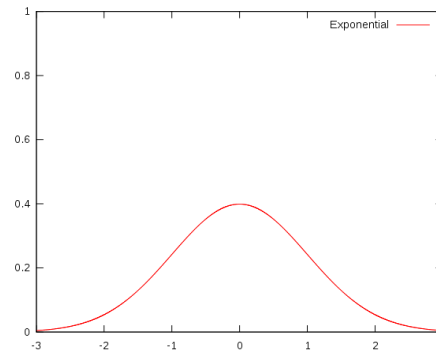
Üçgensel Kernel



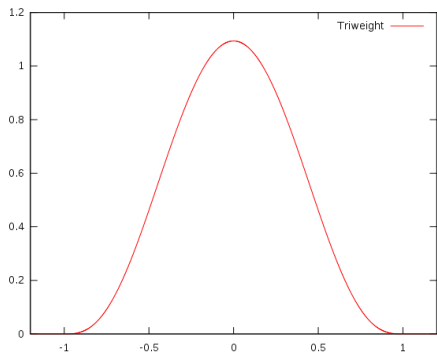
Uniform Kernel



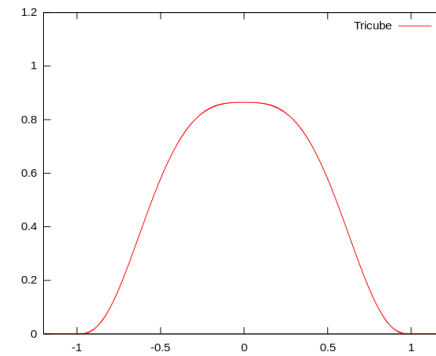
İki Ağırlıklı Kernel



Gaussian Kernel



Üç Ağırlıklı Kernel



Tricubic Kernel

3.5. Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri

Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri incelemek üzere Hedonik Konut Fiyatlandırma Modelleri'nin tahmininde şimdiye kadar sadece mekânsal bağımlılığın dâhil edildiği Global Modeller'den bahsedildi. Mekânsal modellerin tahmininde mekânsal heterojenite ve mekânsal bağımlılık dikkat edilmesi gereken iki önemli kavramdır. Bu kavramları incelemek üzere çok sayıda farklı yaklaşım geliştirilmiştir; ancak mekânsal etkilerin incelenmesinde kullanılan yaklaşımlardan ziyade mekânsal heterojenitenin ya da mekânsal otokorelasyonun neden incelenmesi gerektiği sorusu daha önemli olabilir. Anselin (1988)'e göre mekânsal heterojenite üç sebepten dolayı incelenmelidir. İlk olarak, modeldeki kararsızlık mekânsallığa bağlı olabilir. İkinci olarak, hem mekânsal heterojenite hem de mekânsal otokorelasyonun bir arada bulunması durumunda standart ekonometrik tekniklerin kullanılması artık uygun olmayacaktır. Üçüncü olarak, yatay kesit veri setinde mekânsal heterojenite ve mekânsal otokorelasyon gözlemsel olarak eşit olabilir. Başka bir deyişle, heterojenite parametrelerin sapmalı tahminine ve yanıltıcı anlamlılık seviyelerine neden olabilir (Paez ve Scott, 2004: 53-60). Mekânsal Etkili Global Modeller'de üzerinde durulan diğer önemli kavram ise, mekânsal otokorelasyondur. Mekânsal otokorelasyon mekânsal olarak birbirine yakın olan gözlemler arasındaki ilişkiyi ifade eder ki, bu tanım Tobler'in (1970) "her şey her şey ile ilişkilidir; ancak birbirine yakın olanlar uzak olanlara göre daha fazla ilişkilidir" şeklinde ifade ettiği coğrafyanın birinci kuralı ile örtüşmektedir. Dolayısıyla, belli bir mekânda aynı değişkene ait n tane gözlem arasındaki mekânsal bağımlılık derecesi yanıltıcı sonuçlardan kaçınmak ve gözlemler ya da değişkenler arasındaki gerçek korelasyonu anlamak açısından oldukça önemlidir. Ancak, Global Modeller'e mekânsal heterojenite ve otokorelasyon dâhil edilse de, ilişkinin fonksiyonel formunun ve modelin parametrelerinin mekâna göre değişmediği varsayılmaktadır. Başka bir deyişle, tüm mekânlar için tek bir parametre tahmini elde edilmektedir. Paez vd. (2002a)'nin de bahsettiği gibi Global Regresyon Modelleri karmaşık mekânsal modellemelerin çözümlenmesinde yeterli olmayabilir. Bu nedenle, son zamanlarda Global Modeller'den ziyade Yerel Modeller'e odaklanılmıştır. Yerel Modeller'de önemli olan nokta ise, ilişkilerin mekâna göre neden değiştiğini bulmaktır. Yerel Mekânsal Modeller bir yandan ilişkilerin neden mekâna göre değiştiğini incelerken diğer yandan ortaya çıkabilecek muhtemel tahmin sapmalarını da ortadan kaldırır (Fotheringham ve Brunson, 1999: 341-342). Fotheringham (1997)'a göre ilişkilerin mekâna göre değişmesinin üç nedeni olabilir. İlk olarak, veri setini şekillendiren örneklem biribirinden farklı olduğundan

örneklem değişkenliği modelin parametrelerinde mekânsal olarak değişkenliğe neden olabilir. İkinci olarak, ilişkilerin mekâna göre farklılaşması fiziksel, ekonomik, sosyal vb. farklılıklardan kaynaklanabilir. Son olarak, tanımlama hatasından dolayı da modelde mekânsal olarak durağan olmama durumu ortaya çıkabilir.

Yerel Mekânsal Modeller Global Mekânsal Modeller'in aksine, modelin parametrelerinin ve fonksiyonel formunun mekâna göre değişmesine izin verdiğinden parametrik tahmin yöntemleri yerine parametrik olmayan tahmin yöntemleri ile tahmin edilmektedir; çünkü parametrik yaklaşımda parametrelerin sabit olduğu, mekâna göre değişmediği varsayılır. Parametrik olmayan tahmin yaklaşımında ise bağımlı değişken ile bağımsız değişken/ler arasındaki fonksiyonel ilişkinin şekliyle ilgili herhangi bir varsayımda bulunulmaz, veri setinden elde edilen bilgiye göre fonksiyonel ilişkinin şekli tahmin edilmeye çalışılır. Bu nedenle Yerel Mekânsal Model'ler, Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ve Global Mekânsal Modeller de Parametrik Mekânsal Modeller olarak adlandırılabilir.

Çalışmada Ekim-Kasım-Aralık 2013 dönemi için İstanbul'daki konutlara ait veri seti kullanılarak mekânsal etkilerin ve komşuluk etkilerinin de dâhil olduğu Hedonik Konut Fiyatlama Modeli ile konut sektörünün talep yönü hakkında daha fazla bilginin edinilmesi ve İstanbul Konut Piyasası'ndaki konut niteliklerinin örtülü fiyatlarının ortaya konulması amaçlanmaktadır. Bu amaçla oluşturulan Hedonik Konut Fiyatlama Modeli'nde konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişki konut piyasası bölümlenmesi nedeniyle mekâna göre değişebileceğinden Global Mekânsal Modeller'e alternatif olarak ilişkinin mekâna göre değişmesine izin veren Yerel Mekânsal Modeller ile incelenecektir. Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin neden mekâna göre değiştiğinin incelendiği çalışmalarda Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Kernel Regresyon Modeli, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Koşullu Parametrik Regresyon Modeli, Yarı Parametrik Regresyon Modeli ve Toplamsal Model en yaygın biçimde kullanılan Yerel Mekânsal Modeller'dir. Bu bölümde Yerel Mekânsal Modeller'e yer verilerek modellerin özellikleri incelenecek ve bir sonraki tahmin aşamasında veri seti ile veri setini oluşturan değişkenlerin yapısına en uygun Yerel Mekânsal Modeller'in tahmini yapılarak sonuçlar Global Mekânsal Modeller'in tahmin sonuçları ile birlikte değerlendirilecektir.

3.5.1. Yerel Polinomiyal Regresyon Modelleri

İlk kez Cleveland (1979) tarafından önerilen Yerel Polinomiyal Regresyon Modelleri, yerel ortalama (Local Averaging) prensibine dayalıdır. Yerel ortalamanın temel mantığı ise, regresyon fonksiyonunun düzgün olmasını sağlamaktır (Fox, 2005: 25).

Diğer Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nden farklı olarak Yerel Polinomiyal Regresyon Modelleri, doğrudan basit regresyondan çoklu regresyona genişletilebilir. Ayrıca, Yerel Polinomiyal Regresyon Modelleri'nin de uygulanması oldukça kolay olup normal dağılmayan veri setlerine de uygulanabilir. Son olarak, Yerel Polinomiyal Regresyon Modelleri en çok kullanılan Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nden olup kısaca LOWESS ya da LOESS olarak adlandırılır ⁷ (Fox, 2000a: 8). LOWESS ile LOESS arasında pratikte küçük bir farklılık vardır; LOWESS için Yerel Regresyon tahmin sürecinde ağırlıklar kullanılırken, LOESS'te ağırlık kullanılmamaktadır (Keele, 2008: 28).

Yerel Polinomiyal Regresyon Modeli'nin amacı keyfi olarak belirlenen herhangi bir gözlem değeri için, $x = x_0$, regresyon fonksiyonunu tahmin etmektir. Bu amaçla x_0 'a yakın olan x 'lerden oluşan veri seti için bağımlı değişken y 'nin, açıklayıcı değişken x 'ler üzerine regresyonu oluşturularak regresyon modeli ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemiyle tahmin edilir. Ağırlıklandırma için kernel fonksiyonları, $K(x - x_0)$, kullanılır. Buna göre, x_0 'a yakın olan gözlemlere en büyük ağırlık verilirken, x 'ler x_0 'dan uzaklaştıkça daha küçük ağırlıklar alırlar. Ayrıca, x 'ler ile x_0 arasındaki mutlak uzaklık arttıkça regresyon fonksiyonunun düzgünlüğü bozulur. Bu özellikler verili olduğunda, kernel fonksiyonunun seçimi kritik değildir. x_0 'ın yakınındaki gözlemler için ağırlıkların belirlenmesinde tricube kernel fonksiyonu daha önemlidir (Fox ve Weisberg, 2010: 3). Buna göre $\psi_i = (x_i - x_0)/h$, x_0 ile i . gözlem değeri arasındaki ölçeklendirilmiş uzaklık olsun, tricube kernel fonksiyonu (3.54)'te olduğu gibi ifade edilir.

$$K_T(\psi) = \begin{cases} (1 - |\psi|^3)^3 & |z| < 1 \text{ için,} \\ 0 & |z| \geq 1 \text{ için} \end{cases} \quad (3.54)$$

⁷ LOWESS, Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Dağılım Grafiği Düzgünleştiricisi ve LOESS, Yerel Dağılım Grafiği Düzgünleştiricisi ifadelerinin İngilizce kısaltmalarıdır.

Tricube kernel fonksiyonuna göre, x_0 'a h 'den daha uzak olan gözlemler için 0 ağırlığı verilir, böylece Yerel Regresyon'dan bu gözlemler dışlanmış olur. Burada h değeri, yerel regresyon düzgünleştiricisi ya da düzgünleştirme parametresi olarak adlandırılır. Yerel düzgünleştirme parametresi sabit de olabilir, x_0 'a en yakın komşu gözlemlerin sabit bir oranı da olabilir. Bu oran, aralık (Span) adını alır ve s ile ifade edilir. Yerel tahminde yer alan gözlem sayısı, $m=[n*s]$ 'dir ve bu sayı en yakın tam sayıya yuvarlanan tam sayıyı ifade eder.

p . dereceden Yerel Polinomiyal Regresyonu, kernel ağırlıkları kullanılarak Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi ile $\sum_{i=1}^m w_i^2 \varepsilon_i^2$ ifadesini minimize edecek şekilde tahmin edilir.

$$Y_i = \alpha + \beta_1(x_i - x_0) + \beta_2(x_i - x_0)^2 + \dots + \beta_p(x_i - x_0)^p + \varepsilon_i \quad (3.55)$$

Yerel regresyon süreci en uygun regresyon doğrusu belirleninceye kadar devam eder ve uygulamada her bir gözlem değeri (x_i 'ler) x_0 olarak alınır.

Yerel Polinomiyal Regresyon'da iki önemli seçim vardır; birincisi, Yerel Polinomiyal Model'in mertebesini (p) belirlemek ve ikincisi, yerel düzgünleştirme parametresini/aralığı belirlemektir. Yerel Polinomiyal Regresyon Modeli'nde aralık seçimi oldukça önemlidir; çünkü aralık seçimleri tahmin sonuçlarını etkileyecektir. Buna göre aralık çok geniş seçilirse tahmin sonuçları sapmalı olacaktır; aralık çok küçük seçilirse sapma azalacak ancak varyans büyüyecektir, bu ise güven aralıklarını etkileyecektir. Dolayısıyla aralık seçiminde eksik düzgünleştirmeyle aşırı düzgünleştirme arasında bir seçim yapılması gerekir. Aşırı düzgünleştirme gerçek regresyon fonksiyonunun biçimini bozarken, eksik düzgünleştirme güven aralıklarının tahminini etkileyecektir. Aralık seçiminde amaç, veri setinin sahip olduğu özellikleri yok etmeden mümkün olduğu kadar düzgün tahminler verecek bir aralık belirlemektir. Bunun için ideal aralık hem sapma hem de varyansı minimize eden aralıktır. Bu aralık seçimi ise x_0 için elde edilen ortalama hata kare ifadesinin minimizasyonuna dayanır.

$$OHK(\hat{y} | x_0) = E[(\hat{y} | x_0 - y | x_0))^2] = Varyans(\hat{y} | x_0) + sapma^2(\hat{y} | x_0) \quad (3.56)$$

Yerel Polinomial Regresyon'da aralık/düzgünleştirme parametresinin seçimi subjektif bir yaklaşımla ya da daha formal bir yaklaşım olan çapraz geçerlilik fonksiyonunun minimizasyonu ile yapılır (Fox, 2000a: 10-11).

Subjektif yaklaşımda en uygun regresyon eğrisini veren en küçük h ya da s değeri seçilir. Çapraz geçerlilik yaklaşımında ise çapraz geçerlilik fonksiyonunu,

$$CG(s) = \frac{\sum_{i=1}^n [\hat{y}_{-i}(s) - y_i]^2}{n}, \text{ minimize eden aralık}(s) \text{ seçilir. Burada } \hat{y}_{-i}(s) = \hat{y} | x_i,$$

dışlanan i . gözlem için elde edilen tahmini değerdir.

Eşitlik (4.7)'de ifade edilen Yerel Polinomial Regresyon Modeli'nde $p=3$ olması durumunda “Yerel Kübik Polinomial Modeli”; $p=2$ olması durumunda “Yerel Kuadratik Regresyon Modeli” ve $p=1$ olması durumunda “Yerel Doğrusal Regresyon Modeli” ve $p=0$ olması durumunda ise, “Yerel Sabit ya da Kernel Regresyon Modeli” elde edilir.

Yerel Polinomial Regresyonun derecesi arttıkça esneklik daha da artar; esnekliğin artması ise sapmanın azalmasını sağlar, ancak esnekliğin artması ile birlikte katsayıların artmasından dolayı tahmin sonuçlarındaki değişkenlik de artacağından varyans da giderek artacaktır (Fox, 2005: 40). Dolayısıyla, Yerel Polinomial Regresyon Modeli'nde derece seçimi tahmin sonuçları üzerinde, aralık seçimine göre daha küçük bir etkiye sahip olmasına rağmen Yerel Polinomial Regresyon tahminlerinde dikkat edilmesi gereken noktalardan biridir. Aslında, polinomialin derecesi ile aralık seçiminin parametrik olmayan tahmin sonuçları üzerinde çelişen etkileri vardır. Eğer aralığı sabit tutup Yerel Doğrusal Regresyon Modeli'ni Yerel Kuadratik Regresyon Modeli ile karşılaştırsak kuadratik tahminler daha değişken olacaktır, ancak artan bu değişkenlik aralığın uyarlanmasıyla kompanse edilebilir. Loader (1999), düşük dereceden bir polinomial seçip uyarlama için aralığı kullanmayı önermiştir. Cleveland (1993) ise, ikiden fazla dereceye sahip Yerel Polinomial Regresyon Modelleri için bu yaklaşımın tahmin üzerinde bir etkisinin olmayacağını ileri sürmüştür. Pratikte ise, polinomialin derecesi genellikle kuadratik olarak belirlenir ve aralık seçimiyle uyarlanmaz.

Son olarak lowess için farklı ağırlık fonksiyonları seçilebilir ve bu seçimlerin sapma-varyans ilişkisi üzerinde çok küçük etkileri vardır. Cleveland (1993)'in de önerdiği üzere LOWESS için en çok kullanılan ağırlık fonksiyonu “tricube” ağırlık fonksiyonudur, ancak diğer ağırlık fonksiyonlarını kullanmamak için de herhangi bir sebep yoktur (Keele, 2008: 26-36).

3.5.2. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli

İlk kez Cleveland ve Devlin (1988) tarafından önerilen “Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli” Yerel Polinomial Regresyon Modelleri’nin özel bir durumudur. Nitekim veriyi oluşturan regresyon fonksiyonunun $y_i = m(x_i) + \varepsilon_i$ olduğu varsayalım. Burada x_i , $k \times 1$ boyutundaki açıklayıcı değişkenler vektörüdür, ε_i sabit varyansla birbirinden bağımsız ve normal dağılan hata terimleridir. Parametrik olmayan yaklaşımda sadece $m(\cdot)$ fonksiyonunun açıklayıcı değişkenlerin düzgün bir fonksiyonu olduğu varsayılır. $m(x_i)$ ’nin doğrusal bir regresyon fonksiyonu olması durumunda Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Regresyonu’na indirgenir.

Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli reel değerlendirme ile ilgili yapılan çalışmalarda yaygın bir biçimde kullanılmaktadır; çünkü modelin fonksiyonel formunun bilinmemesi durumunda modelin tahmini ve hipotez testlerinin uygulanması diğer parametrik olmayan süreçlere nazaran oldukça kolaydır. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’nin tahmininde belirlenen noktaya daha yakın olan gözlemlere daha fazla ağırlık verilir ve bu süreç her bir gözlem değerinin hedef nokta olarak seçilip diğer gözlemlerin bu hedef noktalara olan yakınlıklarına göre ağırlıklandırılmasıyla devam eder. Bu şekilde elde edilen bir dizi yerel doğrusal yaklaşımlarla tahminler veri setine en iyi uyan eğriye yaklaştırılmaya çalışılır. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon tahmincisi eşitlik (3.57)’deki fonksiyonun α ve β ’ya göre minimizasyonu ile elde edilir ve eşitlik (3.58)’de olduğu gibi ifade edilir.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \alpha - \beta'(x_i - x_0))^2 K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) \quad (3.57)$$

$$\hat{\theta}(x) = \left(\sum_{i=1}^n K(\psi_i) z_i z_i' \right)^{-1} \sum_{i=1}^n K(\psi_i) z_i' y_i \quad (3.58)$$

Burada $z_i = (1, x_i)'$ ve $\theta = (\alpha, \beta)'$ şeklinde tanımlanmıştır.

Eşitlik (3.58)’de yer alan ifadede kernel fonksiyonu olan $K(\psi)$ hedeflenen gözlem değeri için y ’nin tahmininde i . gözlemin alacağı ağırlığı belirler. Kernel ağırlık fonksiyonunun seçimiyle ilgili çok sayıda yaklaşım vardır ve bu yaklaşımların ortak özelliği ise, ψ arttıkça ağırlıkların da azalmasıdır. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’nde hedeflenen her bir gözlem değerine daha yakın olan gözlemlere daha fazla ağırlık verilip h ’dan daha uzak olan gözlemler için de sıfır ağırlığı

verilmektedir. Tricube kernel fonksiyonu da yakın olan gözlemlere verilecek ağırlıkların belirlenmesinde oldukça uygun bir kernel fonksiyonudur.

Kernel ağırlık fonksiyonu seçiminin tahmin sonuçları üzerindeki etkisi düzgünleştirme parametresi seçimindeki kadar önemli değildir. Düzgünleştirme parametresinin seçiminde genel olarak kullanılan yaklaşım ise, çapraz geçerlilik yaklaşımıdır. Ancak, çapraz geçerlilik yaklaşımı bilgisayar yoğun bir yaklaşım olduğundan Loader (1999), çapraz geçerlilik yaklaşımına yakın sonuçlar elde edilmesini sağlayan ve daha az bilgisayar yoğun olan “genelleştirilmiş çapraz geçerlilik yaklaşımı” nı önermiştir.

3.5.3. Kernel Regresyon Modeli

Yerel Polinomiyal Regresyon Modeli'nin özel bir hali olan Kernel Regresyon Modeli, Yerel Polinomiyal Regresyon Modeli'nde $p=0$ olduğunda ve tahmin sürecinde kernel ağırlıklarının kullanılması durumunda elde edilen bir regresyon modelidir. Kernel regresyon tahmincisi kernel ağırlıklarını kullanan bir ağırlıklı ortalama tahmincisidir. Kernel yoğunluk tahmini için bahsedilen sapma ve düzgünleştirme parametresi seçimi gibi konular kernel regresyon tahmincisi için de geçerlidir.

Kernel Regresyon Modeli'nde amaç $y = m(x) + \varepsilon$ modelindeki $m(x)$ 'i tahmin etmektir. Kernel Regresyon Modeli'nde x_0 'a h kadar uzaklıkta olan x_i 'lere karşılık gelen y_i 'lerin ağırlıklı ortalaması, $m(x_0)$ tahmincisini verir. Buna göre, $m(x_0)$ tahmincisi eşitlik (3.59)'da gösterilmiştir.

$$\hat{m}(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^N I\left(\left|\frac{x_i - x_0}{h}\right| < 1\right) y_i}{\sum_{i=1}^N I\left(\left|\frac{x_i - x_0}{h}\right| < 1\right)} \quad (3.59)$$

Eşitlik (3.59)'da pay y değerlerinin toplamını, payda ise toplanılan y değerlerinin sayısını gösterir. Bu ifade x_0 'a yakın olan gözlemlerin hepsine eşit ağırlık verir. En büyük ağırlığın x_0 'a verilmesi, x_0 'dan uzaklaştıkça ağırlıkların azalması ise tercih edilen yaklaşımdır. Bu yaklaşımda ağırlıklandırma işlemi kernel fonksiyonu, $K(\cdot)$, ile yapılır. Bu durumda Kernel Regresyon tahmincisi eşitlik (3.60)'taki gibi ifade edilir. Nadaraya ve Watson (1964) tarafından önerilen Kernel Regresyon tahmincisi, ağırlıklı ortalama tahmincisinin özel bir durumudur ve bazen “yerel sabit tahmincisi” olarak da adlandırılır;

çünkü $m(x)$ 'in x_0 'in yerel komşuluğundaki bir sabite eşit olduğunu varsayar (Cameron ve Trivedi, 2005: 311-312).

$$\hat{m}(x_0) = \frac{\frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) y_i}{\frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right)} \quad (3.60)$$

Kernel Regresyon Modeli'nde ağırlıkların hesaplanabilmesi için kullanılan çok sayıda farklı kernel vardır. Ağırlık fonksiyonu ne olursa olsun sağlaması gereken bazı özellikler vardır. Buna göre, ağırlıklar hesaplanılan gözlem noktasında simetrik olmalıdır, pozitif olmalıdır ve hesaplanılan noktadan düzgünleştirme parametresinin sınırına kadar ağırlıklar düzgün bir şekilde azalmalıdır. Bazı fonksiyonlar bu kriterleri sağlasa da en çok kullanılan kernel fonksiyonu “tricube kernel” dir. Tricube kernelin önemli bir özelliği kolayca hesaplanabilir olmasıdır. Yaygın bir şekilde kullanılan diğer kernel türü ise “Gaussian Kernel” veya “Normal Kernel” dir. Gaussian kernel ile tricube kernel arasındaki farklılık ise göz ardı edilebilecek derecede küçüktür (Keele, 2008: 21-23). Ancak, kernel fonksiyonunu seçmeden önce düzgünleştirme parametresinin seçilmesi gerekir. Kernel tahmincisinde düzgünleştirme parametresinin sabit olduğu varsayılır, ancak düzgünleştirme parametresi hesaplanan noktanın fonksiyonu olarak değişebilir. Buna göre, kernel tahmincisi en yakın komşu tahmincisine kolayca uyarlanabilir ve düzgünleştirme parametresi en yakın komşu tahmincisi olarak tanımlanırsa belirlenen noktaya en yakın gözlemlerin toplam gözlem sayısına oranıyla düzgünleştirme derecesini tanımlamak mümkündür. Bu oran “s” ile gösterilir ve yerel regresyon düzgünleştiricisi olarak da adlandırılır. Dolayısıyla düzgünleştirme parametresi seçimi s'nin seçimiyle aynı anlama gelir. s'nin seçiminde görsel olarak deneme yanılma yolu izlenebilir. Buna göre, tahmin edilen regresyon fonksiyonu düzgün görünmüyorsa Yerel Regresyon düzgünleştiricisi arttırılır, eğer düzgün görünüyorsa Yerel Regresyon düzgünleştiricisi fonksiyonun düzgünlüğünü bozmadan düşürülebilir. Amaç ise, düzgün tahmin sağlayan en küçük s değerini seçmektir. Ayrıca daha objektif bir yaklaşım olan çapraz geçerlilik yaklaşımıyla da yerel regresyon düzgünleştiricisi seçilebilir, bunun için çapraz geçerlilik fonksiyonunu minimize eden s değeri optimal Yerel Regresyon düzgünleştiricisini verecektir (Fox, 2005: 33-47).

Cleveland (1979) tarafından önerilen LOWESS, değişken bir düzgünleştirme parametresi kullanmasından dolayı Kernel Regresyonu'na tercih edilir. Ayrıca, LOWESS uç değerlere karşı robust tahminler vermesinin yanı sıra sınır problemlerini minimize

edecek bir yerel polinomiyal tahminci kullanır. LOWESS tahmincisi düzgünleştirme parametresini belirlerken x_0 ile x_0 'ın k. en yakın komşusu arasındaki uzaklığı temel alır ve ağırlıklandırma için kernel tricube fonksiyonunu kullanır (Cameron ve Trivedi, 2005: 320-321).

3.5.4. Yerel Polinomiyal Çoklu Regresyon Modeli

Parametrik Olmayan Çoklu Regresyon Modeli eşitlik (3.61)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$y = f(x) + \varepsilon$$

$$= f(x_1, x_2, \dots, x_p) + \varepsilon \quad (3.61)$$

Yerel Polinomiyal Regresyon Modeli'ni de pratikte zorlukları olmasına rağmen kolayca çoklu regresyon modeline genişletebiliriz. Eşitlik (3.61)'deki modelin tahmini iki değişkenli parametrik olmayan modelin tahminine oldukça benzerdir; iki değişkenli Yerel Polinomiyal Regresyon yerine, yerel tahmin çoklu regresyona dayalı yapılacaktır. Daha önce de bahsedildiği gibi odaklanılan noktadan uzakta olan gözlemler yakın olanlara göre daha az ağırlık alacaktır. Burada düzgünleştirme parametresinin belirlenmesi iki değişkenli duruma göre daha karmaşıktır; çünkü düzgünleştirme parametresinin hesaplanması bir düzlem boyunca uzaklığın hesaplanması anlamına gelecektir. Yerel Polinomiyal Çoklu Regresyon Modeli'ndeki bağımlı değişkenin öngörülen değeri, \hat{y} , aslında bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki ortak etkisini yansıtan bir düzlemle ilgili yerel tahmindir.

Yerel Çoklu Regresyon Modeli'nin tahmininde izlenmesi gereken ilk aşama bir nokta belirleyip bu noktanın komşuluğundaki gözlem değerleri setini oluşturmaktır. Buna göre, odaklanılan nokta x_0 ile gösterilirse x_0 'ın çok değişkenli komşuluğundaki gözlem seti $x'_0 = (x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0k})$ şeklinde ifade edilir. Odaklanılan nokta ile komşuluğunda olan

gözlem değerleri arasındaki uzaklık, $D_s(x_i, x_0) = \sqrt{\sum_{j=1}^k (z_{ij} - z_{0j})^2}$ şeklinde ifade edilen

ölçeklendirilmiş öklidyen uzaklık (Scaled Euclidean Distance) ile belirlenebilir. Burada

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}$$

edilen bağımsız değişken vektörüdür; x_{ij} , i. durum için j. bağımsız değişken değeridir;

\bar{x}_j , j. bağımsız değişkenin ortalamasıdır ve s_j , standart sapmadır. Aslında Yerel Çoklu

Regresyon Modeli'nde kernel ağırlıklarının oluşturulmasında birden fazla yaklaşım vardır. Marjinal ağırlıklar yaklaşımında, her bir bağımsız değişken için $\omega_{i,j} = K\left[\frac{x_{ji} - \bar{x}_{j0}}{h_j}\right]$ marjinal ağırlıklar, $\omega_i = \omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik}$, oluşturulur. Öklidyen

uzaklık yaklaşımında ise, bağımsız değişkenler aynı birimlerle ölçüldüğünde anlam kazanır. Nitekim iki bağımsız değişkeni harita üzerindeki koordinatlar olarak tanımlarsak

mekânsal veri seti için $D_E(x_i, x_0) = \sqrt{\sum_{j=1}^k (x_{ij} - x_{0j})^2}$ şeklinde ifade edilen “basit öklidyen

uzaklık” kullanılabilir. Ancak, bağımsız değişkenlerin farklı ölçü birimleriyle ölçülmüş olması halinde karşılaştırılabilir olması açısından ölçeklendirilmiş öklidyen uzaklığın kullanılması daha doğrudur. Bir diğer yaklaşım ise, genelleştirilmiş uzaklık yaklaşımı

(Generalized Distance)”dır. $D_G(x_i, x_0) = \sqrt{(x_i - x_0)'V^{-1}(x_i - x_0)}$ şeklinde ifade edilen genelleştirilmiş uzaklıklarda sadece farklı x'ler için uyarlama yapılmaz; aynı zamanda x'ler arasındaki korelasyon yapısı için de bir uyarlama yapılır. Burada V, x'lerin kovaryans matrisini ifade eder. Uygulamada uzaklıkların belirlenmesinde en çok kullanılan yaklaşım ise, ölçeklendirilmiş öklidyen uzaklığıdır.

Kernel ağırlıkları $\omega_i = W\left[\frac{D(x_i, x_0)}{h}\right]$ şeklinde öklidyen uzaklıkları kullanılarak

oluşturulur. Burada W(.) tricube fonksiyonu gibi uygun bir ağırlık fonksiyonunu ifade eder.

Sonraki aşamada y'nin bağımlı değişken, x'lerin ise bağımsız değişken olduğu Ağırlıklandırılmış Çoklu Polinomial Regresyon Modeli oluşturularak En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilir. Polinomialin derecesine bağlı olarak model değişmesine

rağmen, uygun kernel ağırlıklarıyla ağırlıklandırılmış artıkların kareleri toplamı, $\sum_{i=1}^n \omega_i e_i^2$

, minimize edilecek şekilde tahmin yapılır. Buna göre, polinomialin derecesinin 1 ve bağımsız değişken sayısının k olması durumunda Yerel Doğrusal Regresyon Modeli'nin tahmini eşitlik (3.62)'de olduğu gibi ifade edilirken, bağımsız değişken sayısının iki ve polinomialin derecesinin iki olması durumunda Kuadratik Yerel Regresyon Modeli'nin tahmini eşitlik (3.63)'te olduğu gibi ifade edilir. Her iki model de odaklanılan noktadaki, x_0 , bağımlı değişkenin tahmini değeri $\hat{y} | x_0 = \alpha$ 'dir.

$$y_i = \alpha + b_1(x_{1i} - x_{1,0}) + b_2(x_{2i} - x_{2,0}) + \dots + b_k(x_{ki} - x_{k,0}) + e_i \quad (3.62)$$

$$y_i = \alpha + b_1(x_{1i} - x_{1,0}) + b_2(x_{2i} - x_{2,0}) + b_{11}(x_{1i} - x_{1,0})^2 + b_{22}(x_{2i} - x_{2,0})^2 + b_{12}(x_{1i} - x_{1,0})(x_{2i} - x_{2,0}) + e_i \quad (3.63)$$

Son olarak, bu tahmin süreci regresyon yüzeyinin tam bir resmi oluşana kadar bağımsız değişken değerlerinin temsili kombinasyonları için tekrarlanır (Fox ve Weisberg, 2010: 5-6).

Yerel Çoklu Regresyon Modeli'nde düzgünleştirme parametresi seçim yöntemleri ve yapılan istatistiksel çıkarımlar aslında daha önce bahsedilen Yerel Basit Regresyon Modeli'ndeki yöntemlerle benzerdir.

Yerel Polinomial Regresyon Modeli, çoklu regresyon modeline kolayca genişletilebilmesine rağmen Yerel Çoklu Regresyon Modelleri'nin bazı dezavantajları vardır. İlki, bağımsız değişken sayısı arttıkça belirlenen noktanın, x_0 , komşuluğundaki gözlem sayısı azalacağından yapılacak yerel tahminler güvenilir olmayacaktır. Bu problem, literatürde "boyut problemi" (Curse Of Dimensionality) olarak bilinir. Diğer bir dezavantajı ise, bağımsız değişken sayısı arttıkça bağımlı değişken ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin gösterildiği grafiklerin yorumlanmasının oldukça zor oluşudur; çünkü Parametrik Olmayan Regresyon, bağımlı değişkenin bağımsız değişkenlerdeki değişime karşı ortalama tepkisini gösteren bir denklem sunmaz, bu nedenle grafiksel gösterime ihtiyaç duyulur. Ancak, bağımsız değişken sayısı arttıkça bunu yapmak zorlaşır. Bahsedilen bu problemler, anlatılacak bir sonraki model olan Toplamsal Model ile çözülebilir (Fox, 2005: 95-104).

3.5.5. Toplamsal Modeller

Şimdiye kadar yapılan açıklamalarda tek bağımsız değişkenli Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nden bahsedildi. Bu modeller bir anlamda Parametrik Regresyon Modelleri'nin basit regresyon modelleri olarak düşünülebilir. Parametrik Regresyon Modelleri'nde birden fazla bağımsız değişkenin yer aldığı çoklu regresyon modelleri olduğu gibi, Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nde de birden fazla bağımsız değişken yer alabilir. Bu durumda, $y_i = m(x_i) + \varepsilon_i$ şeklinde ifade ettiğimiz tek değişkenli model yerine eşitlik (3.64)'te k sayıda bağımsız değişkenin yer aldığı model kullanılacaktır (Çağlayan, 2012: 88-89).

$$y_i = m(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}) + \varepsilon_i \quad (3.64)$$

Parametrik Olmayan Çoklu Regresyon Modelleri'nin tahmini, boyut problemi (Curse Of Dimensionality) ve tahmin sonuçlarının yorumlanmasındaki zorluklardan

dolayı kolay değildir. Bağımsız değişken sayısı arttıkça x_0 'ın (Odak Noktasının) yerel komşuluğundaki gözlem sayısı hızlı bir şekilde azalacaktır. Yerel Polinomial Regresyon x_0 'a yakın olan gözlemlerin $f(x_0)$ 'ın tahminiyle ilgili bilgi verdiğini varsaydığından x_0 'a komşuluğun boyutunun artması, tahminin sapmasını arttırarak $f(x_0)$ 'ın tahmin kalitesini düşürür. Diğer yandan Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri, regresyon fonksiyonunun şekliyle ilgili herhangi bir varsayım yapmadığından, fonksiyonun formuyla ilgili bilgi edinmek için regresyon yüzeyini grafiksel olarak görmek isteriz, sadece bir bağımsız değişken olması durumunda herhangi bir problem yoktur; ancak bağımsız değişken sayısı arttıkça fonksiyonel şekli grafiksel olarak görmek zorlaşır. Özellikle de bağımsız değişken sayısı üçü aştığında regresyon fonksiyonunun şeklinin grafiksel olarak ifade edilmesi ve tahmin edilen sonuçların yorumlanması zorlaşır. Ayrıca, daha önce bahsedilen düzgünleştirme yöntemlerinin çok değişkenli durumlar için genelleştirilmesi hesaplama ve yorumlama açısından daha zordur.

Parametrik Olmayan Çoklu Regresyon Modelleri'nin bahsedilen bu dezavantajlarını gidermek üzere Friedman ve Stuetzle (1981) tarafından Toplamsal Modeller (Additive Models) önerilmiş ve daha sonra Hastie ve Tibshirani (1990) tarafından bu modeller büyük ölçüde geliştirilmiştir. Toplamsal Model'in önemli bir avantajı iki boyutlu kısmi regresyon problemlerine indirgenebilmesidir. Bu avantajı hem hesapsal anlamda hem de tahmin sonuçlarının yorumlanması anlamında geçerlidir.

Kısıtsız Parametrik Olmayan Çoklu Regresyon Modeli'nde x 'lerin düzgün bir fonksiyonu olarak y 'nin koşullu ortalamasını eşitlik (3.65)'te olduğu gibi ifade edebiliriz.

$$E(y | x_1, x_2, \dots, x_k) = m(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (3.65)$$

Doğrusal Regresyon Modeli'nde ise bağımlı değişken bağımsız değişkenlerin doğrusal bir fonksiyonu olarak modellenir.

$$E(y | x_1, x_2, \dots, x_k) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (3.66)$$

Doğrusal Model gibi Toplamsal Model'de de bağımlı değişkenin ortalama değeri her bir bağımsız değişken için birbirinden ayrı terimlerin toplamıdır, ancak bu terimlerin çoğunlukla x 'lerin düzgün fonksiyonları oldukları varsayılır.

$$E(y | x_1, x_2, \dots, x_k) = \alpha + m_1(x_1) + m_2(x_2) + \dots + m_k(x_k) \quad (3.67)$$

Toplamsal Model, x 'ler arasındaki etkileşimleri modele dâhil etmediğinden Parametrik Olmayan Regresyon Modeli'nden daha kısıtlayıcıdır; ancak Doğrusal Regresyon Modeli'nden daha esnektir. Toplamsal Modeller, bağımsız değişkenler

arasındaki ilişkiyi dikkate almasa da bağımsız değişkenler arasında ilişki olabilir. Bu durumda modelin tahmininde bu ilişkinin dikkate alınması gerekir. Bunun için kısmi regresyonlar yardımıyla hesaplanan kısmi artıklar kullanılabilir (Fox, 2000a: 27).

Tahmin edilecek modelde sadece bir bağımsız değişkenin fonksiyonunun bilinmediğini, diğer değişkenlerin fonksiyonlarının bilindiği varsayalım. Bu durumda, bağımlı değişkenden bilindiği varsayılan değerlerin çıkartılması sonucunda bağımlı değişken üzerinde bilinmeyen fonksiyonun etkisi kalacaktır. Farkı alınan bağımlı değişken değerinin fonksiyonunun bilinmeyen değişkenin fonksiyonuna göre düzleştirilmesi ile bilinmeyen değişkenin fonksiyonu elde edilmiş olur.

$$y_i = \beta_0 + m_1(x_{i1}) + m_2(x_{i2}) + \dots + m_k(x_{ik}) + \varepsilon_i \quad i=1,2,\dots,n \quad (3.68)$$

Eşitlik (3.68)'de ifade edilen Toplamsal Model için x_i 'lerin hata terimlerinden bağımsız olduğu ve $E(\varepsilon) = 0$ ile $Var(\varepsilon) = \sigma^2$ varsayımları yapılır.

Eşitlik (3.68)'de x_{i1} bağımsız değişkeninin fonksiyonu olan $m_1(x_{i1})$ 'in bilinmediği, diğer fonksiyonların bilindiği varsayıldığında bağımlı değişkenin diğer değişkenlerin fonksiyonlarının etkisinden arındırıldığı ifade eşitlik (3.69)'da olduğu gibi elde edilir. e_{i1} 'in x_{i1} 'e karşı düzleştirilmesi sonucunda $\beta_0 + m_1(x_{i1})$ 'in tahmini elde edilir. Ancak, bu tahminde sabit katsayının tahmini önemli değildir; çünkü sabit katsayı $m_1(x_{i1})$ 'in içinde yer alacaktır.

$$e_{i1} = y_i - m_2(x_{i2}) - \dots - m_k(x_{ik}) = \beta_0 + m_1(x_{i1}) \quad (3.69)$$

$$\sum_{i=1}^n m_k(x_{ik}) = 0 \quad \text{varsayımı altında sabit terim bağımlı değişkenin koşulsuz}$$

ortalamasına eşit olur, yani $\beta_0 = \bar{y}$ 'dir. Ancak, uygulamada sadece tek değişkene ait regresyon fonksiyonunun bilinmemesi gerçeğe uygun bir varsayım değildir. Bu nedenle modelde yer alan regresyon fonksiyonlarının tümünün tahminini sağlayacak işlemlerin yapılması gerekecektir. Buna göre, $\beta_0 = \bar{y}$ olarak alınarak eşitlik (3.70)'deki model En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilir.

$$y_i - \bar{y} = \hat{\beta}_1(x_{i1} - \bar{x}_1) + \hat{\beta}_2(x_{i2} - \bar{x}_2) + \dots + \hat{\beta}_k(x_{ik} - \bar{x}_k) + \varepsilon_i \quad (3.70)$$

Eşitlik (3.70)'teki regresyon modelinden $\hat{\beta}$ katsayıları tahmin edilerek regresyon fonksiyonunun ilk tahminleri eşitlik (3.71)'deki gibi elde edilir.

$$\begin{aligned}
\hat{m}_1^{(0)}(x_{i1}) &= \beta_1(x_{i1} - \bar{x}_1) \\
\hat{m}_2^{(0)}(x_{i2}) &= \beta_2(x_{i2} - \bar{x}_2) \\
&\vdots \\
\hat{m}_k^{(0)}(x_{ik}) &= \beta_k(x_{ik} - \bar{x}_k)
\end{aligned} \tag{3.71}$$

Burada m fonksiyonlarının üzerindeki indisler yapılan işlemlerin sırasını belirtmek için kullanılacaktır. Buna göre, m_1 'in tahmini için eşitlik (3.70)'deki ifadede ε_i yalnız bırakılırsa eşitlik (3.72)'deki ifade elde edilir.

$$\varepsilon_i = y_i - \bar{y} - \hat{\beta}_1(x_{i1} - \bar{x}_1) - \hat{\beta}_2(x_{i2} - \bar{x}_2) - \dots - \hat{\beta}_k(x_{ik} - \bar{x}_k) \tag{3.72}$$

m_1 'in tahminini elde etmek için eşitlik (3.73)'teki ve (3.74)'teki işlemler sırasıyla uygulanır.

$$\begin{aligned}
\varepsilon_i + \hat{\beta}_1(x_{i1} - \bar{x}_1) &= y_i - \bar{y} - \hat{\beta}_2(x_{i2} - \bar{x}_2) - \dots - \hat{\beta}_k(x_{ik} - \bar{x}_k) \\
&= \varepsilon_{i1}
\end{aligned} \tag{3.73}$$

$$\varepsilon^{(1)}_{i1} = \varepsilon_i + \hat{\beta}_1(x_{i1} - \bar{x}_1) \tag{3.74}$$

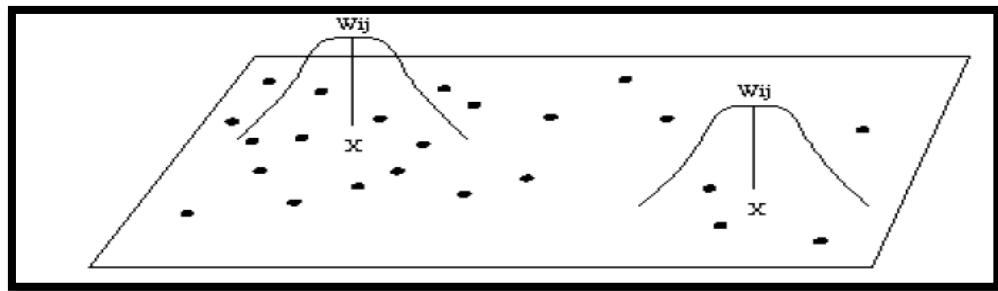
Eşitlik (3.74)'teki $\varepsilon^{(1)}_{i1}$ 'in x_1 'e karşı düzgünleştirilmesinden m_1 'in yeni tahmini $\hat{m}_1^{(1)}$ elde edilir. Aynı işlemler x_2, \dots, x_k için tekrar edilerek $\hat{m}_2^{(1)}, \dots, \hat{m}_k^{(1)}$ tahminleri elde edilir. Tüm değişkenler için bu süreç tamamlandıktan sonra tahmin edilen regresyon fonksiyonlarından elde edilebilecek kısmi artıklarla regresyon fonksiyonlarının ikinci tahminleri, $\hat{m}_2^{(2)}, \dots, \hat{m}_k^{(2)}$, elde edilir (Çağlayan, 2012: 90-91). Tahmin edilen kısmi regresyon fonksiyonları stabilize olana kadar uygulanacak olan bu aşamalı sürece “geri uyum süreci (Backfitting)” adı verilmektedir (Fox, 2000a: 31-32).

3.5.6. Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli (CAR)

İlk kez McMillen (1996) ile Brunson, Fotheringham ve Charlton (1996) tarafından kullanılan Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli (CAR), mekânsal heterojen süreçlerin modellenmesinde son zamanlarda yaygın bir biçimde kullanılan araçlardan biridir. Diğer mekânsal modeller gibi CAR Modeli de Tobler'in coğrafyanın birinci kuralı olarak ifade ettiği düşüncesine dayalıdır. Bu nedenle, hedeflenen gözlem değerine daha yakın olan gözlemlere daha fazla ağırlığın verildiği ve uzak olanlara daha az ağırlığın verildiği bir ağırlık matrisi oluşturulur ve her bir gözlem noktası bulunduğu konuma bağlı olarak farklı şekilde ağırlıklandırılır. Bu amaçla uzaklık

ve ağırlık arasındaki ilişkiyi kontrol eden parametre olarak bilinen düzgünleştirme parametresinin olduğu mekânsal kernele bağlı olarak bir ağırlık matrisi tanımlanır. Mekânsal kernel her bir gözlem değerinin hedeflenen gözlem değerine olan uzaklığına bağlı olarak gözlemlere verilen ağırlıkları etkileyecektir. Sonuç olarak, Fotheringham vd. (2002)'nin de belirttiği gibi her bir mekân için veri seti farklı şekilde ağırlıklandırılacağından sonuçlar da belli bir mekâna özgü ölçümler olarak elde edilecektir. CAR Modeli'nde sabit mekânsal kernel ve uyarlayıcı mekânsal kernel olmak üzere iki tür ağırlıklandırma fonksiyonu vardır. Sabit mekânsal kernel kullanılması durumunda, gözlemlerin mekânsal dağılımı ve yoğunlukları gözlemlerin ağırlıklarını etkileyecektir, gözlem noktalarının yoğun bir şekilde dağılmaması durumunda yerel parametre tahminleri büyük standart hatalara sahip olacaktır (Fotheringham vd., 2002: 44-47). Bu durum Şekil 3.3'te de görsel olarak ifade edilebilir.

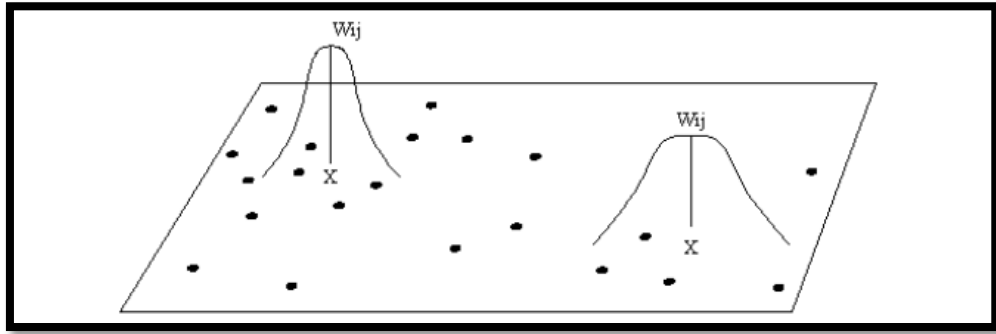
Şekil 3.3. Sabit Mekânsal Kernel



Şekil 3.3'te X hedeflenen gözlem değerini ifade ederken, noktalar diğer gözlem değerlerini göstermektedir.

Diğer yandan, mekânsal kernel gözlem değerlerine uyarlanabiliyorsa uyarlayıcı mekânsal kernel elde edilir. Bu tür bir ağırlıklandırma işleminde gözlem noktalarının yoğun bir şekilde dağılmaması durumunda düzgünleştirme parametresi büyüyecek, yoğun bir şekilde dağılması durumunda ise düzgünleştirme parametresi küçülecektir. Böylece, Fotheringham vd. (2002)'nin de belirttiği gibi uyarlayıcı mekânsal kernel yaklaşımı ile sabit kernel yaklaşımının neden olduğu problemler azaltılacaktır. Uyarlayıcı mekânsal kernel yaklaşımı Şekil 3.4'te olduğu gibi görsel olarak ifade edilebilir.

Şekil 3.4. Uyarlayıcı Mekânsal Kernel



Global Modeller'den farklılaşan CAR Modeli global parametre tahminlerinden ziyade yerel parametre tahminleri verir. Dolayısıyla, eşitlik (3.75)'te ifade edilen global model parametreleri mekâna göre değişen model olarak yeniden revize edildiğinde eşitlik (3.76)'daki CAR Modeli elde edilir.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{ki} + \varepsilon_i \quad (3.75)$$

$$y_i(u) = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{1i} + \beta_2(u_i, v_i)x_{2i} + \dots + \beta_n(u_i, v_i)x_{ki} + \varepsilon_i \quad (3.76)$$

Burada β_0 sabit terimi; u_i ve v_i koordinatları; x_{ik} , k tane açıklayıcı değişken olduğunu ve β_{ik} 'nin de söz konusu açıklayıcı değişkenlerin katsayıları olduğunu gösterir. Parametrelerin koordinatlara bağlı olarak ifade edilmesi modelin tahmin edilen parametre değerlerinde mekânsal olarak değişime izin verildiğini gösterir.

CAR Modeli'nde parametre tahmincilerinden oluşan vektör eşitlik (3.77)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\beta(u_i, v_i) = (X'W(u_i, v_i)X)^{-1} X'W(u_i, v_i)y \quad (3.77)$$

Burada $W(u_i, v_i)$ köşegen dışı elemanların sıfır ve köşegen elemanlarının da her bir gözlem için coğrafi ağırlıkları gösterdiği ağırlık fonksiyonunu ifade etmektedir. Brunson vd. (1998)'ne göre CAR Modeli ağırlık fonksiyonu seçiminden etkilenmez. Tek koşul ağırlık fonksiyonunun hedeflenen gözlem değerine uzaklık arttıkça diğer gözlem değerlerinin azalan ağırlık almasını sağlayacak bir ağırlık fonksiyonu olmasıdır. Bunun için CAR Modeli'nde genel olarak kullanılan ağırlık fonksiyonu, Gaussian ağırlık fonksiyonudur. Buna göre, Gaussian tipi kernel ağırlık fonksiyonu eşitlik (3.78)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$w_i(u) = e^{-0.5(d_i(u)/h)^2} \quad (3.78)$$

Burada $w_i(u)$ mekâna bağlı olarak i. gözleme ait coğrafi ağırlığı, $d_i(u)$ i. gözlem ve mekân arasındaki uzaklık ölçüsünü ve h düzgünleştirme parametresini ifade eder.

Uzaklık ölçüsü olarak, kartezyen koordinatlar kullanıldığında, genel olarak Öklidyen uzaklıklar; küresel koordinatlar kullanıldığında ise Great Circle uzaklıkları kullanılır; ancak diğer uzaklık ölçülerini kullanmamak için de herhangi bir sebep yoktur.

Diğer Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller’de olduğu gibi CAR Modeli’nde de düzgünleştirme parametresinin seçimi sapma ve varyans arasındaki dengeyi sağlayacak şekilde yapılmalıdır. CAR Modeli’nde düzgünleştirme parametresi sabit de olabilir, gözlemlerin yayılımına bağlı olarak da değişebilir; bunun seçimi ise veri setine bağlıdır. Nitekim şehir planlama çalışmalarında kentsel bölgeler için daha küçük, kırsal bölgeler için daha büyük düzgünleştirme parametresinin seçilmesi gerekebilir. Bu durumda uyarlayıcı düzgünleştirme parametresi kullanılmasının maliyeti ise, daha fazla serbestlik derecesinin kullanılması olacaktır. İki tür düzgünleştirme parametresi için de optimal düzgünleştirme parametresi çapraz geçerlilik fonksiyonunun minimizasyonu ile elde edilir.

CAR Modeli’nin performansının değerlendirilmesinde ise uyum iyiliği ölçüsü olarak eşitlik (3.79)’da ifade edilen düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri kullanılır.

$$AICc = 2n \log_e(\hat{\sigma}) + n \log_e(2\pi) + n \left(\frac{n + tr(S)}{n - 2 - tr(S)} \right) \quad (3.79)$$

AICc kriteri tahmin edilen model ile gerçek model arasındaki uzaklığın bir ölçüsü olarak tanımlanabilir. Bahsedilen bu uzaklık ise mutlak bir ölçüye değil, Kullback-Leibler olarak bilinen göreceli bir ölçüye dayalıdır. Ayrıca, *AICc* sadece farklı açıklayıcı değişkenlere sahip modellerin karşılaştırılmasında kullanılmaz, global bir model olan En Küçük Kareler Regresyon Modeli ile yerel bir model olan Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli’nin karşılaştırılmasında da kullanılabilir. Dahası, Fotheringham vd. (2002)’nin de önerdiği gibi optimal düzgünleştirme parametresinin seçiminde kullanılabilir. Bunun için en düşük *AICc* değerini veren düzgünleştirme parametresi optimal düzgünleştirme parametresi olarak belirlenir.

3.5.7. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli

Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli ve Kernel Regresyon Modeli tahmin sürecinde Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi’ni kullanmalarına rağmen bu modeller tamamen Parametrik Olmayan Modeller’dir. Bu modellerde yerel doğrusal bir fonksiyonun düzgün ve sürekli bir fonksiyona yaklaştırılması amaçlanır. Açıklayıcı değişken sayısı arttıkça Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli ve Kernel Regresyon Modeli’nin varyansı da hızlı bir şekilde artmaktadır, bu nedenle bu

tahminciler genel olarak az sayıda değişkenin olduğu modellerde daha etkin sonuçlar vermektedir.

Cleveland vd. (1992) ile Cleveland (1994) tarafından önerilen Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nin daha genel versiyonları Hastie ve Tibrishani (1993) tarafından ele alınmıştır; ancak bu modelin mekânsal versiyonu ilk kez McMillen (1996) tarafından kullanılmıştır. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli, Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nin özel bir durumudur; ancak, Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'ne göre serbestlik derecesinde daha tutumludur. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nin tek varsayımı ise, modeldeki değişkenlerin düzgün ve sürekli marjinal etkilere sahip olmasıdır. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde açıklayıcı değişkenler vektörü (X), tamamen parametrik olmayan değişkenler (X_1) ve koşullu parametrik değişkenler (X_2) olarak ikiye ayrılır. Buna göre, Koşullu Parametrik Regresyon Modeli eşitlik (3.80)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$y_i = \beta_1(X_1) + \beta_2(X_1)'X_2 + u \quad (3.80)$$

Dikkat edilirse Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde katsayıların her biri X_1 ile birlikte değişmektedir ve X_1 'deki değişkenlerin verili değerleri için model parametrikdir. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde tahminci eşitlik (3.81)'deki amaç fonksiyonunun parametrelere göre minimize edilmesiyle eşitlik (3.82)'de olduğu gibi elde edilir.

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \alpha - \beta_1'(X_{1i} - X_1) - \beta_2'X_{2i})^2 K\left(\frac{X_{1i} - X_1}{h}\right) \quad (3.81)$$

$$\hat{\theta}(X) = \left(\sum_{i=1}^n K(\psi_{1i})Z_iZ_i' \right)^{-1} \sum_{i=1}^n K(\psi_{1i})Z_i'y_i \quad (3.82)$$

Burada $\psi_{1i} = \left(\frac{X_{1i} - X_1}{h} \right)$ 'dir ve Z sabit terim ile birlikte tamamen parametrik olmayan değişkenleri (X_1) ve koşullu parametrik değişkenleri (X_2) içermektedir, $\theta = (\alpha\beta_1\beta_2)'$ dir. Buna göre, Koşullu Parametrik Regresyon tahmincisi Yerel Regresyon tahmincisine oldukça benzemektedir; ancak daha önce de bahsedildiği gibi Yerel Regresyon Modeli'nde sadece parametrik olmayan değişkenler yer alırken, Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde değişkenler koşullu parametrik ve parametrik olmayan olmak üzere iki gruba ayrılır. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde de optimal düzgünleştirme parametresi (h) çapraz geçerlilik ya da genelleştirilmiş çapraz geçerlilik fonksiyonunu minimize eden düzgünleştirme parametresidir.

Koşullu Parametrik Regresyon Modeli, çoğu mekânsal veri setlerinin analizinde kullanılan önemli bir araçtır. Nitekim hedonik konut fiyatlama çalışmalarında belli bir mekândaki konut fiyatları ile konutların yapısal özellikleri arasındaki ilişkinin doğrusal olmasını bekleyebiliriz; ancak sabit terim ve marjinal etkiler mekâna göre değişebilecektir. Mekân etkisinin de dâhil olduğu böyle bir modelde konum bilgisini ifade eden enlem-boylam değişkenleri parametrik olmayan değişkenler vektörü olarak tanımlanan X_1 içinde yer alırken, konutun yapısal özellikleri koşullu parametreler vektörü olarak tanımlanan X_2 içinde yer alabilir. Ancak McMillen ve Redfearn (2010), X_2 'nin de coğrafi koordinatların bir fonksiyonu olması durumunda modelin yeniden $y_i = \beta_1(X_1) + \beta_2(X_1)' X_2(X_1) + u$ şeklinde ifade edilebileceğini ve X_2 'deki açıklayıcı değişkenlerin marjinal etkilerinin hesaplanmasının düzgünleştirme parametresinin büyüklüğüne bağlı olarak değiştiğini ifade etmiştir. Buna göre, düzgünleştirme parametresinin küçük seçilmesi durumunda, X_2 'deki değişkenlerin marjinal etkilerinin güvenilir bir şekilde hesaplanamayacağını; çünkü X_2 'deki değişimlerin coğrafi koordinatlardan bağımsız olmayacağını, dolayısıyla marjinal etkilerin hesaplanmasında daha büyük düzgünleştirme parametrelerine ihtiyaç duyulabileceğini belirtmiştir. Özet olarak, Koşullu Parametrik Regresyon'un mekânsal versiyonunda açıklayıcı değişkenlerin coğrafi yakınlığın da bir ölçüsü olması durumunda marjinal etkilerin güvenilir bir şekilde hesaplanması için düzgünleştirme parametresi seçimiyle ilgili literatürde daha fazla çalışmaya ihtiyaç duyulduğunu ifade etmiştir.

3.5.8.Yarı Parametrik Regresyon Modelleri

Parametrik olmayan yaklaşımda yoğunluk fonksiyonu tahminlerinde veri setinin sahip olduğu dağılımın şekliyle ilgili veya regresyon modellerinde bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin fonksiyonel şekli ile ilgili herhangi bir varsayımda bulunulmaması parametrik olmayan yaklaşımın sağladığı önemli avantajlardandır. Parametrik olmayan yaklaşımın sağladığı bu esneklik, parametrik olmayan yaklaşımı cazip hale getirir de bu yaklaşımda düzgünleştirme işlemi uygulamada oldukça zordur; özellikle de, bağımsız değişken sayısı arttıkça ortaya çıkacak boyut probleminden dolayı parametrik olmayan tahminlerin güvenilirliği giderek azalacaktır. Ayrıca, parametrik olmayan analiz veri hakkındaki önemli bir önsel bilginin elenmesine sebep olabilir; çünkü parametrik olmayan yaklaşım fonksiyonel şekil ile ilgili herhangi bir önsel bilgiyi kullanmadan veriye bağlı olarak fonksiyonel şekli belirler. Diğer yandan, fonksiyonel şeklin bilindiği varsayımına dayalı olan parametrik

yaklaşımında parametrik modellerin tahmini, istatistiksel çıkarımların yapılması ve tahmin sonuçlarının yorumlanması parametrik olmayan yaklaşıma göre daha kolaydır. Ancak, parametrik yaklaşımda fonksiyonel şeklin bilindiği varsayımı oldukça kısıtlayıcıdır. Ayrıca, veri setinde söz konusu parametrik forma sahip olmayan bağımsız değişkenler olabilir. Bu durumda verinin bir kısmı için model yanlış belirlenmiş olur ve tahmin sonuçlarıyla ilgili yapılan çıkarımlar güvenilir olmaz. Dolayısıyla, regresyon modelinde fonksiyonel form bilinmediği zaman parametrik bir model veriyi iyi açıklayamazken, parametrik olmayan analiz de veri hakkındaki önemli bir önsel bilginin elenmesine sebep olabilir. Bu problemlerin üstesinden gelmek için bir kısmı Parametrik, diğer bir kısmı Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri oluşturulabilir. Bu tür regresyon modelleri “Yarı Parametrik Regresyon Modeli (Semiparametric Regression Model)” olarak adlandırılır (Rahman ve Ullah, 2002: 178-179).

Ayrıca eğer sadece sürekli değişkenler arasındaki ilişkileri tahmin etseydik Toplamsal Modeller bu ilişkileri incelemek için oldukça yeterli gelecekti; ancak sosyal bilimlerde böyle bir durumla her zaman karşılaşılmaz. Bu nedenle hem kesikli bağımsız değişkenlerin hem de çok sayıda sürekli bağımsız değişkenin olduğu model tanımlamaları oldukça fazladır, dahası modelde bağımlı değişkenle bazı bağımsız değişkenler arasındaki ilişki gerçekte doğrusal olabilir. Böyle bir durumda, tek bir parametre bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki bütün ilişkileri açıklıyor olsaydı modele ek parametreler dâhil ederek modeli genişletmemize gerek kalmazdı. Sonuç olarak aynı modelde hem parametrik hem de parametrik olmayan terimlerin yer aldığı esnek bir modele ihtiyaç duyulur. Bu model aslında Toplamsal Model’e parametrik terimlerin eklenmesiyle elde edilen Yarı Parametrik Regresyon Modeli’dir (Keele, 2008: 112).

Değişkenlerin bir kısmının parametrik diğer bir kısmının ise toplamsal olarak yer aldığı Yarı Parametrik Regresyon Modeli eşitlik (3.83)’te olduğu gibi ifade edilir. Yarı Parametrik Regresyon Modelleri’nin hem parametrik hem de parametrik olmayan kısımlarında birden fazla değişken yer alabileceği gibi kısımlardan biri tek değişken diğeri birden fazla değişkenden oluşabilir. Ayrıca, daha önce de bahsedildiği gibi Yarı Parametrik Regresyon Modelleri’nin parametrik kısmında “kukla değişken” gibi kesikli değişkenler de yer alabilir. Modelin parametrik olmayan kısmında ise, birden fazla değişken yer aldığına Parametrik Olmayan Modeller’de söz ettiğimiz sakıncalar bu modeller için de geçerli olacaktır. Bu problemlerin üstesinden gelmek için modelin parametrik olmayan kısmındaki değişkenler modele toplamsal olarak dâhil edilebilir (Çağlayan, 2012: 103-104).

$$y_i = \alpha + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_r x_{ir} + f_{r+1}(x_{i,r+1}) + \dots + f_k(x_{ik}) + \varepsilon_i \quad (3.83)$$

Burada ε_i 'lerin sabit varyansla birbirinden bağımsız ve normal dağıldığı varsayılır. Başka bir deyişle, Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin parametrik kısmı Klasik Doğrusal Regresyon'un tüm varsayımlarına sahiptir. İlk r bağımsız değişken modelde doğrusal olarak yer alırken, geriye kalan $k-r$ bağımsız değişkenin modelde nonparametrik olarak yer aldığı ve bu değişkenlerin fonksiyonlarının düzgün (Smooth) olduğu varsayılır (Fox, 2000a: 35).

Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nde yer alacak değişkenlerin belirlenmesinde tüm ekonometrik araştırmalarda olduğu gibi iktisat teorisi esas alınacaktır. Doğal olarak iktisat teorisine uygun olarak seçilen değişkenlerin işaretleri ve büyüklükleri de iktisat teorisine uygun olmalıdır (Çağlayan, 2012: 105).

Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin tahmini için iteratif algoritmaların kullanılması gerekir. Bu tür modellerin tahmininde en iyi bilinen yöntem Hastie ve Tibshirani (1990) tarafından önerilen ve uygulanan “geriye uyum (backfitting)” algoritmasıdır. Bu yöntem hem parametrik olmayan hem de parametrik bileşenlerin olduğu bir modelde oldukça esnek bir yaklaşım sağlamasının yanında uygulanması da oldukça kolaydır.

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde bağımsız değişkenler ilişkisiz ise, çok sayıda parametrik olmayan bileşenin olduğu Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin tahmini oldukça kolaydır. Bağımsız değişkenler ortogonal ise, modelin parametrik bileşenlerini En Küçük Kareler Yöntemi'ni kullanarak, parametrik olmayan bileşenlerini ise LOWESS ya da Spline gibi parametrik olmayan yöntemler ile tahmin edebiliriz. Ancak, Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nde modelin parametrik ve parametrik olmayan kısımları birbirleriyle ilişkili olabilir. Bu durumda değişkenler arasındaki ilişkilerin dikkate alındığı bir yöntem ihtiyacı vardır.

Geriye uyum algoritması hem parametrik hem de parametrik olmayan bileşenlerin yer aldığı modellerin tahmininde değişkenler arasındaki ilişkileri dikkate alacak şekilde tasarlanmıştır. Geriye uyum algoritmasında her bir bağımsız değişken için kısmi artık elde edilir ve söz konusu değişken modelde nonparametrik olarak yer alıyorsa bu değişken için elde edilen kısmi artıkların yine bu değişkene göre düzgünleştirilmesi yapılır. Eğer söz konusu değişken parametrik ise, parametrik değişken için elde edilen artık serisi düzgünleştirici yerine En Küçük Kareler Yöntemi'nin kullanıldığı yine aynı parametrik değişkenin üzerine regresyonu kurulur. Bu modifikasyonlar geriye uyum algoritması ile

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ni tahmin etmemizi sağlar. Geriye uyum sürecinin avantajlarına rağmen önemli bir dezavantajı vardır, o da otomatik düzgünleştirme tekniklerinin algoritmaya dâhil edilmesinin zor olmasıdır; ancak, Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin daha yeni olan program uygulamaları bu dezavantajı ortadan kaldıracak "Aşamalı Yeniden Ağırlıklandırılmış" algoritmaları kullanır.

Geriye uyum algoritması aslında Toplamsal Modeller'in tahmini için geliştirilmiş bir algoritmadır, ancak Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin parametrik olmayan kısımları da toplamsal olarak oluşturulduğundan bu algoritma Yarı Parametrik Regresyon Modelleri'nin tahmininde de kullanılmaktadır. Geriye uyum algoritmasının aşamalarıyla nasıl uygulandığını görmek için eşitlik (3.84)'teki Toplamsal Modeli ele alalım.

$$y_i = \alpha + f_1(x_{i1}) + \dots + f_k(x_{ik}) + \varepsilon \quad (3.84)$$

Eşitlik (3.84) için her bir sütunun her bir f_k 'nin tahminini ifade ettiği S_j matrisini oluşturalım. \mathbf{X} ise, her bir sütunun x_i değişkenlerinden birini ifade ettiği model matrisi olsun. Buna göre, Toplamsal Modeller'in tahmini için kullanılan geriye uyum algoritması aşağıda gösterilen aşamalarla uygulanır:

1. $\alpha = \bar{y}$ ve $S_j = X$, $j=1,2,\dots,m$ başlangıç değerleri olarak alınır.
2. Her bir x_i değişkeni için kısmi artıklar hesaplanır. Buna göre x_{i1} değişkeni için elde edilen kısmi artık eşitlik (3.85)'te gösterilmiştir.

$$e_p^j = y_i - \sum_{i=2}^k S_j - \alpha \quad (3.85)$$

Burada eşitliğin sağ tarafındaki ikinci terim $k \geq 2$ olan x_i değişkenleri için satır toplamlarını ifade eder.

3. Elde edilen kısmi artık x_{i1} değişkenine karşı düzgünleştirilir. Bu aşama için düzgünleştirici ile birlikte Parametrik Olmayan Regresyon seçimine karar verilmelidir (Spline'ların özelliklerinden dolayı çoğu bilgisayar yazılımı geriye uyum algoritmasının üçüncü aşamasında Spline'ları kullanmaktadır).
4. S_j 'deki x_{i1} değişkeni düzgünleştirilmiş tahminleriyle yer değiştirir.
5. 2'den k'ya kadar olan her x_i değişkeni için 2'den 4'e kadar olan tüm aşamalar tekrarlanır.
6. Eşitlik (3.86)'da gösterildiği üzere artık kareleri toplamı hesaplanır:

$$AKT = \sum_{i=1}^n \left[(y_i - \sum_{j=1}^k S_j)^2 \right] \quad (3.86)$$

7. Artık kareler toplamındaki değişim belirli bir tolerans seviyesinde ise model yakınsar ve algoritma durur. Eğer değilse, bu işlem artık kareler toplamındaki değişim belirli bir tolerans seviyesine gelene kadar devam eder. Geriye uyum algoritması durduğunda S_j 'nin her sütunu x_i değişkeninin parametrik olmayan tahminini içerir. Bu tahminler x değişkenleri arasındaki ilişkiyi de dikkate alır.

Geriye uyum algoritmasının birçok varyasyonu bulunmaktadır. Bu varyasyonlardan en çok kullanılanlardan biri ise başlangıç değeri olarak En Küçük Kareler tahminlerini kullanmaktır. En Küçük Kareler tahminlerini başlangıç değeri olarak kullanan geriye uyum algoritması aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır.

1. Her bir değişkenin kendi ortalamasından çıkartılmasıyla oluşan Doğrusal Regresyon Modeli eşitlik (3.87)'de görüldüğü gibi oluşturulur ve tahmin edilir.

$$y_i - \bar{y} = \beta_1(x_1 - \bar{x}_1) + \dots + \beta_k(x_k - \bar{x}_k) + \varepsilon$$

$$y^* = \beta_1 x_1^* + \dots + \beta_k x_k^* + \varepsilon \quad (3.87)$$

Modellerdeki β_1, \dots, β_k parametreleri tekrarlı geriye uyum algoritması için başlangıç değeri olarak görev yapar.

2. x_1 için kısmi artık tahmini yapılır.

$$\hat{e}_{px1} = y^* - \beta_1 x_1^* + \dots + \beta_k x_k^* \quad (3.88)$$

Kısmi artıkların tahminiyle y ile x_{i1} arasındaki doğrusal bağımlılık hariç y ile diğer değişkenler arasındaki doğrusal bağımlılık ortadan kalkar; ancak En Küçük Kareler artıklarında, ε $j=1, \dots, m$ için, y ile x_{i1} değişkeni arasındaki doğrusal ya da doğrusal olmayan ilişki korunur.

3. f_1 'in tahminini elde etmek için kısmi artık, x_{i1} 'e karşı düzgünleştirilir. Bu aşamada kullanılan düzgünleştirici oldukça önemlidir.

$$\hat{f}_{x_1} = \text{düzgün}[e_{px1}^j, x_{i1}] \quad (3.89)$$

4. \hat{f}_2 'nin tahminini elde edilmesi için eşitlik (3.90)'da gösterildiği gibi x_{i2} için kısmi artık elde edilir.

$$\hat{e}_{px2} = y^* - \hat{f}_{x_1} x_{i1}^* + \dots + \beta_k x_k^* \quad (3.90)$$

5. \hat{f}_{x_2} tahminini elde etmek için kısmi artık, x_{i2} 'ye karşı düzgünleştirilir.

$$\hat{f}_{x_2} = \text{düzgün}[e_{px_2}^j, x_{i_2}] \quad (3.91)$$

6. \hat{f}_{x_2} 'in yeni tahmini x_{i_3} için elde edilecek olan kısmi artığın hesaplanmasında kullanılır. Her bir \hat{f}_k için başlangıç tahmini elde edildiğinde süreç tekrarlanır.

7. Bu tekrarlı süreç, tahmin edilen kısmi regresyon fonksiyonlarının artık kareler toplamındaki değişimin belli bir tolerans seviyesine ulaşmasına kadar tekrarlanır.

Süreç tamamlandığında x_i değişkenlerinin y_i değişkeni üzerindeki kısmi etkileri hesaplanmış olur. Geriye uyum algoritması Yarı Parametrik Regresyon Modeli için de aynı aşamaları içermektedir. Buna göre eşitlik (3.92)'deki Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ni ele alalım.

$$y_i = \alpha + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_r x_{ir} + f_{r+1}(x_{i,r+1}) + \dots + f_k(x_{ik}) + \varepsilon_i \quad (3.92)$$

Yarı Parametrik Regresyon Modeli için uygulanan geriye uyum algoritmasında her bir aşama için tüm doğrusal terimler tek bir aşamada tahmin edilebilir. Buna göre, parametrik olmayan terimlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini kaldıran kısmi artıklar hesaplanır. Daha sonra β 'ların yeni tahminlerini elde etmek için söz konusu kısmi artıkların bağımlı değişken; x_1, \dots, x_r 'nin ise bağımsız değişken olduğu regresyon modelleri oluşturularak En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmin edilir (Keele, 2008: 114-116).

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

HEDONİK FİYATLAMA YAKLAŞIMI'NIN İSTANBUL KONUT PİYASASI'NA UYGULANMASI

4.1. Veri Seti ve Yöntem

İstanbul Konut Piyasası'nda Ekim-Kasım-Aralık 2013 döneminde satışa sunulan 113431 konuttan piyasayı temsil edecek örneklem hacmi Tabakalı Örneklem Yöntemi'ne göre belirlenerek konut fiyatları ile konutların fiziksel, yapısal, mekânsal ve komşuluk özellikleri arasındaki ilişki incelenecektir.

Anakütlenin heterojen özellikler taşıması durumunda uygulanacak en uygun örneklem yöntemi "Tabakalı Örneklem Yöntemi" dir. Konut piyasasında da konutlar sahip oldukları fiziksel, yapısal özellikler, buldukları mekân ve komşuluk özellikleri açısından heterojen olduğundan konut piyasasını temsil edecek örneklemin belirlenmesinde Tabakalı Örneklem Yöntemi kullanılacaktır. Tabakalı Örneklem Yöntemi'nin diğer faydası da her tabaka için ayrı ayrı tahminlerin yapılmasına imkân vermesidir. Konut piyasası bölümlenmiş bir piyasa olduğundan her bir alt piyasa için alt piyasaları temsil edecek gerekli örneklem büyüklüğünün de belirlenmesi gerekir.

Tabakalı Örneklem Yöntemi'nin uygulanabilmesi için tabaka hacimlerinin (N_h 'lar), dolayısıyla bunların toplamı olan anakütle hacminin ($N=N_1+N_2+\dots+N_h$) bilinmesi gerekir. Tabakalı örneklemede örneklem hacmi n belli olduğunda hangi tabakadan ne hacimde alt örneklem oluşturulacağı önemli bir konudur.

Bu konuda çözüm üreten çeşitli yöntemler geliştirilmiştir ve bu yöntemler literatürde; Orantılı Dağıtım Yöntemi, Optimum Dağıtım Yöntemi ve Neyman Dağıtım Yöntemi adları ile anılmaktadır.

Tabakalı Örneklem Yöntemi'nde örneklem büyüklüğü Cochran (1962) tarafından önerilen bir formül ile hesaplanır:

$$n = \frac{(t^2 * p * q / d^2)}{1 + \left(\frac{t^2 * p * q}{N * d^2} \right)} \quad (4.1)$$

N =Anakütle Hacmi

n = Toplam Örneklem Hacmi

d =Hoşgörü/Tolerans düzeyi

t =Güven düzeyinin tablo değeri

$p*q=(0.5)*(0.5)=0.25$ maksimum örneklem büyüklüğü için örneklem yüzdesini ifade etmektedir.

Örneklem büyüklüğünün belirlenmesinde hata payı ve örnekleme hatası oldukça etkilidir. Hata payı ve/veya örnekleme hatası küçüldükçe anakütleyi temsil edecek örneklem büyüklüğü de artacaktır. Kestirimin hangi tamlıkta yapılmak istenmesine bağlı olarak hata payı ve örnekleme hatası da değişebilecektir. Tablo 4.1’de farklı seviyelerdeki hata payları ve örneklem hataları için anakütleyi temsil edecek örneklem büyüklüklerine yer verilmiştir.

Tablo 4.1. Anakütleyi Temsil Edecek Örneklem Büyüklükleri

Tolerans düzeyi (d)	Anakütleyi temsil edecek örneklem hacmi (alpha=0.01)	Anakütleyi temsil edecek örneklem hacmi (alpha=0.05)	Anakütleyi temsil edecek örneklem hacmi (alpha=0.10)
0.01	18775.68399	9189.830756	6415.407008
0.02	5359.23746	2446.088622	1674.898159
0.03	2446.088622	1100.332823	750.5561562
0.04	1389.029638	621.5751473	423.4135663
0.05	892.9153073	398.5944075	271.3493224
0.06	621.5751473	277.0991979	188.5748681
0.07	457.3323318	203.7151146	138.6059348
0.08	350.476251	156.0350634	106.1505695
0.09	277.0991979	123.3225675	83.88853113
0.1	224.554577	99.91191833	67.95925955

Her bir tabaka için gerekli örneklem büyüklüğünün belirlenmesinde tahmin edicinin varyansını minimum yapmayı amaçlayan Neyman Dağıtım Yöntemi kullanılır. Bu yöntemde her bir tabaka için örneklem büyüklüğü,

$$nh = \frac{Nh}{N} * n \text{ formülasyonu ile hesaplanır.} \quad (4.2)$$

Burada nh, h. tabaka için örneklem hacmini,

n: toplam örneklem hacmini,

Nh: h. tabaka için anakütle hacmini göstermektedir.

Tablo 4.2’de anakütleyi temsil edecek toplam örneklem büyüklüğü ve her bir tabakayı temsil edecek alt örneklem büyüklüklerinin hesaplamalarına yer verilmiştir.

Tablo 4.2. Örneklem Büyüklüğü Hesaplaması

İlçeler	Toplam ilan sayısı(Nh)	NhSh	(Nh/N)	Örneklem Büyüklükleri(nh)	nh	Hoşgörü Miktarı(d)	n	Toplam Örneklem Büyüklüğü(n)
Adalar	26	13	0.000229214	0.560678335	1	0.02	2500	2446.088622
Arnavutköy	128	64	0.001128439	2.76026257	3			
Ataşehir	5086	2543	0.044837831	109.6773081	110			
Avclar	2289	1144.5	0.020179669	49.36125799	50			
Bağcılar	910	455	0.008022498	19.62374171	20			
Bahçelievler	4512	2256	0.039777486	97.29925559	98			
Bakırköy	1139	569.5	0.010041347	24.56202396	25			
Başakşehir	5213	2606.5	0.045957454	112.4160061	113			
Bayrampaşa	608	304	0.005360087	13.11124721	14			
Beşiktaş	1087	543.5	0.009582918	23.44066729	24			
Beykoz	312	156	0.002750571	6.728140014	7			
Beylikdüzü	11434	5717	0.100801368	246.5690799	247			
Beyoğlu	322	161	0.00283873	6.943785528	7			
Büyükkçekmece	665	332.5	0.005862595	14.34042663	15			
Çatalca	62	31	0.000546588	1.337002182	2			
Çekmeköy	2635	1317.5	0.023229981	56.82259275	57			
Esenler	721	360.5	0.006356287	15.54804151	16			
Esenyurt	24339	12170	0.214570973	524.8596148	525			
Eyüp	4106	2053	0.036198217	88.54404775	89			
Fatih	551	275.5	0.004857579	11.88206778	12			
Gaziosmanpaşa	1531	765.5	0.013497192	33.01532808	34			
Güngören	1125	562.5	0.009917924	24.26012024	25			
Kadıköy	4209	2104.5	0.037106258	90.76519654	91			
Kağıthane	1214	607	0.010702542	26.17936531	27			
Kartal	6352	3176	0.055998801	136.97803	137			
Küçükçekmece	4366	2183	0.03849036	94.1508311	95			
Maltepe	7841	3920.5	0.069125724	169.087647	170			
Pendik	3319	1659.5	0.029260079	71.57274586	72			
Sancaktepe	3382	1691	0.029815483	72.93131259	73			
Sarıyer	417	208.5	0.003676244	8.992417904	9			
Silivri	315	157.5	0.002777019	6.792833668	7			
Sultanbeyli	80	40	0.000705275	1.725164106	2			
Sultangazi	2490	1245	0.021951671	53.69573281	54			
Şile	92	46	0.000811066	1.983938722	2			
Şişli	905	452.5	0.007978419	19.51591895	20			
Tuzla	439	219.5	0.003870194	9.466838033	10			
Ümraniye	5757	2878.5	0.050753321	124.147122	125			
Üsküdar	2456	1228	0.021651929	52.96253806	53			
Zeytinburnu	996	498	0.008780668	21.47829312	22			
Toplam (N)	113431	56716		2446.088622	2463	toplam örneklem büyüklüğü (n)		

Hesaplamalar sonucunda her bir alt piyasayı ve dolayısıyla İstanbul Konut Piyasası'nı temsil edecek örneklem sayısı %2 örneklem hatası ve %5 hata payına göre 2446 olarak belirlenmiştir; ancak Ekim-Kasım-Aralık 2013 dönemi için 2838 konut verisi toplamıştır. Konut verilerinin dağılımı Şekil 4.1'deki haritada gösterilmektedir.

Şekil 4.1. Konut Verilerinin Dağılımı



İstanbul Konut Piyasası'nı ve alt piyasaları temsil edecek örneklem büyüklükleri belirlendikten sonra uluslararası literatürde konut piyasaları ile ilgili yapılan çalışmalar ve özellikle de İstanbul Konut Piyasası ile ilgili olarak yapılan çalışmalar incelenerek bir değişken listesi belirlenmiştir. Tanımlarının ve türlerinin yer aldığı bu değişkenler Tablo 4.3'te yer almaktadır.

Tablo 4.3. Değişken Listesi

Değişkenin adı	Değişkenin tanımı	Değişkenin türü
Bağımlı Değişken: İkonutfiyatı	Dairenin satış fiyatı (TL cinsinden)	Sürekli
Bağımsız değişkenler		
m2	Dairenin alanı	Sürekli
odasayısı	Dairedeki oda sayısı	Sürekli
banyosayısı	Dairedeki banyo sayısı	Sürekli
binayası	Dairenin bulunduğu binanın yaşı	Sürekli
katsayısı	Dairenin bulunduğu binadaki kat sayısı	Sürekli
çatıkata	Daire çatı katındaysa ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
bodrumkat	Daire bodrum katındaysa ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat0	Daire zemin katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat1	Daire birinci katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat2	Daire ikinci katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat3	Daire üçüncü katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat4	Daire dördüncü katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat5	Daire beşinci katta ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kat6	Daire beşinci kattan yüksek bir katta bulunuyorsa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
krediyeuygun	Daire krediye uygun ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
dogalgazkombi	Dairedeki ısıtma sistemi doğalgaz ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kalorifer	Dairedeki ısıtma sistemi kalorifer ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
merkezisistem	Dairedeki ısıtma sistemi merkezi sistem ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
soba	Dairedeki ısıtma sistemi soba ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
yerdenisitma	Dairedeki ısıtma sistemi yerden ısıtmalı ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
digerisitma	Dairede farklı bir ısıtma sistemi varsa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
cephel1	Daire 1 cepheli ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
cephel2	Daire 2 cepheli ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
cephel3	Daire 3 cepheli ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
cephel4	Daire 4 cepheli ise 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
emlakçıdan	Daire emlakçı aracılığı ile satışa çıkıyorsa 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
sahibinden	Daire mülk sahibi aracılığıyla satışa çıkıyorsa 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
firma	Daire inşaat firması aracılığı ile satışa çıkıyorsa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
internet	Dairede internet varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
boyalı	Daire boyalı ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
ankastreutfak	Dairede ankastre mutfak varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
intercomsistemi	Dairede intercom sistemi varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kiler	Daireye ait kiler varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
mobilya	Daire mobilyalı ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
somine	Dairede şömine varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
gömmedolap	Dairede gömme dolap varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
ısicam	Dairede ısıcam varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
balkon	Dairede balkon varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
beyazesya	Daire beyaz eşyalı ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
klima	Dairede klima varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
laminantzemin	Dairede laminant zemin varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
parkezemin	Dairede parke zemin varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
marleyzemin	Dairede marley zemin varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
mermerzemin	Dairede mermer zemin varsa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
sauna	Dairede sauna varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
jakuzi	Dairede jakuzi varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
dusakabin	Dairede duşa kabin varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
hilton banyo	Dairede Hilton banyo varsa 1, yoksa değerini alan kukla değişken	Kesikli

Tablo 4.3. Değişken Listesi

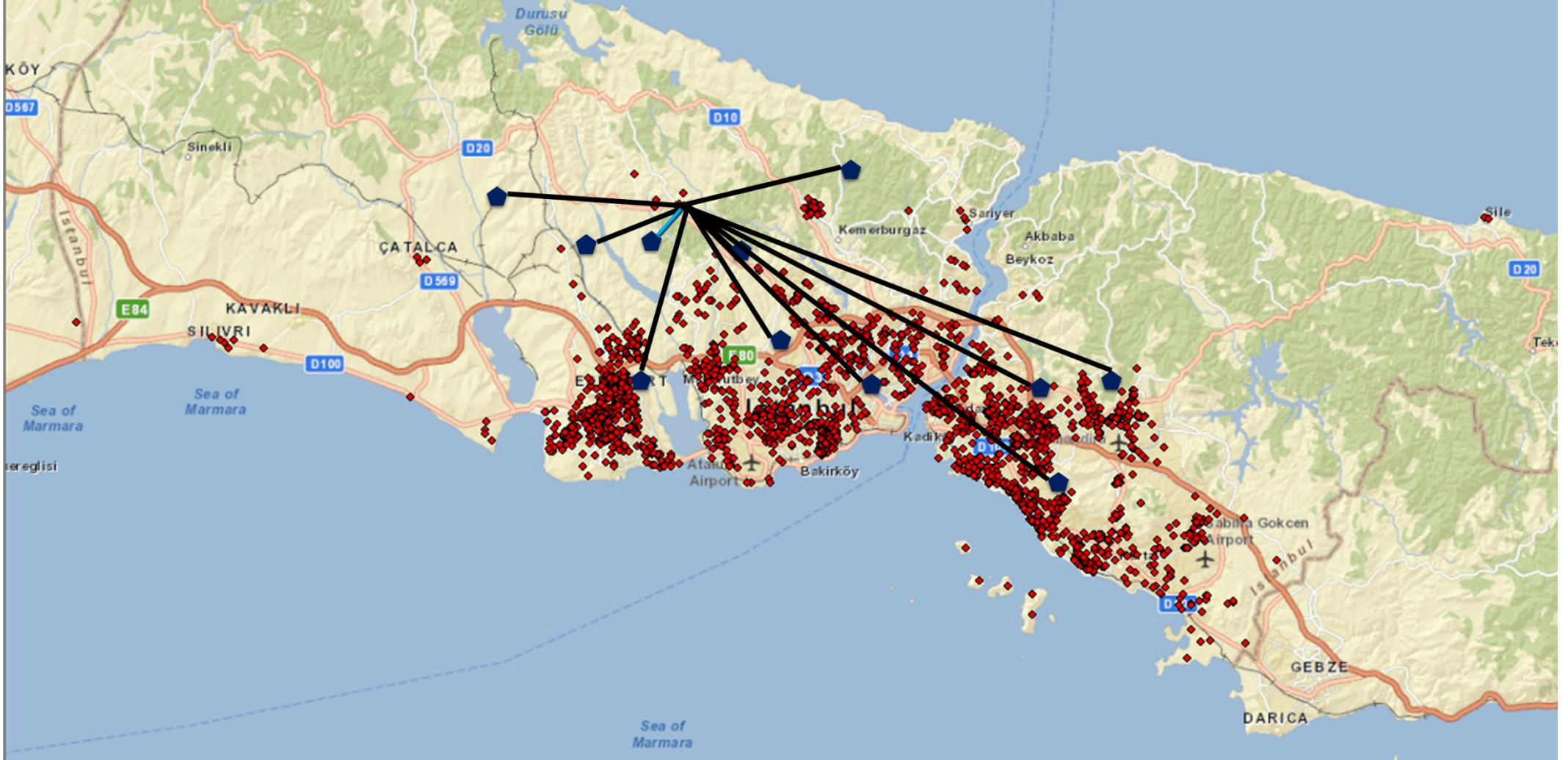
Değişkenin adı	Değişkenin tanımı	Değişkenin türü
Bağımsız değişkenler		
kartonpiyer	Dairede kartonpiyer varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
celikkapı	Dairede çelik kapı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
teras	Dairenin terası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
hirsizalarmı	Dairede hırsız alarmı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
yanginalarmı	Dairede yangın alarmı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
pvc pencere	Dairenin PVC penceresi varsa 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
ahsap pencere	Dairenin ahşap penceresi varsa 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
diger pencere	Dairenin farklı yapıda bir penceresi varsa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
asansor	Dairenin bulunduğu binanın asansörü varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
isiyalitim	Dairede ısı yalıtımı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kapici	Dairenin bulunduğu binanın kapıcısı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
sesyalitimi	Dairede ses yalıtımı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
siteici	Dairenin bulunduğu bina site içindeyse 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
yüzme havuzu	Dairenin bulunduğu yerde yüzme havuzu varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
teniskortu	Dairenin bulunduğu yerde teniskortu varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kres	Dairenin bulunduğu yerde kreş varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
güvenlik	Dairenin bulunduğu yerde güvenlik varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
kablolotv	Dairede kablo tv varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
Otopark ya da garaj	Dairenin bulunduğu yerde otopark varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
Oyunparki	Dairenin bulunduğu yerde oyun parkı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
sporalani	Dairenin bulunduğu yerde spor alanı varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
enlem	Dairenin bulunduğu yerin enlemi	Sürekli
boylam	Dairenin bulunduğu yerin boylamı	Sürekli
AVM	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan alışveriş merkezinin uzaklığı (km)	Sürekli
hastane	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan hastanenin uzaklığı (km)	Sürekli
saglikocagi	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan sağlık ocağının uzaklığı (km)	Sürekli
eczane	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan eczanenin uzaklığı (km)	Sürekli
belediye	Dairenin bulunduğu yerin belediyeye olan uzaklığı	Sürekli
MIA	Dairenin bulunduğu yerin Merkezi İş Alanına olan uzaklığı	Sürekli
Merkez 1	Dairenin bulunduğu yerin 1. Merkeze olan uzaklığı (1. şehir merkezi)	Sürekli
Merkez 2	Dairenin bulunduğu yerin 2. Merkeze olan uzaklığı (2. Şehir merkezi)	Sürekli
polismerkezi	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan polis merkezinin uzaklığı (km)	Sürekli
universite	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan üniversitenin uzaklığı (km)	Sürekli
lise	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan lisenin uzaklığı (km)	Sürekli
ilkogretim	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan ilköğretimin uzaklığı (km)	Sürekli
park	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan parkın uzaklığı (km)	Sürekli
itfaiye	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan itfaiyenin uzaklığı (km)	Sürekli
Airport	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan havaalanının uzaklığı (km)	Sürekli
otobusduragi	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan otobüs durağının uzaklığı (km)	Sürekli
metrobus	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan metrobus durağının uzaklığı (km)	Sürekli
IDO	Dairenin bulunduğu yere en yakın olan deniz otobüsünün uzaklığı (km)	Sürekli
otogar	Dairenin bulunduğu yerin otogara uzaklığı(km)	Sürekli
FSMkoprusu	Dairenin bulunduğu yerin Fatih Sultan Mehmet köprüsüne uzaklığı (km)	Sürekli
bogazcikoprusu	Dairenin bulunduğu yerin Boğaziçi köprüsüne uzaklığı (km)	Sürekli
yaka	Dairenin bulunduğu yer Avrupa yakasında ise 1, değilse 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
bogazmanzarasi	Dairenin boğaz manzarası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
denizmanzarasi	Dairenin deniz manzarası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
dogamanzarasi	Dairenin doğa manzarası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
sehirmanzarasi	Dairenin şehir manzarası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
golmanzarasi	Dairenin göl manzarası varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
bahçe	Dairenin bulunduğu binaya ait bahçe varsa 1, yoksa 0 değerini alan kukla değişken	Kesikli
firmasayisi	İstanbul'un her bir ilçesine ait toplam firma sayısı .Kaynak: İstanbul'un Ekonomik ve Sosyal Göstergeleri, İTO,2012.	Sürekli
YKE	İlçelerin yaşam kalitesi endeksine göre aldıkları puanlar (yaşam kalitesi endeksi; eğitim endeksi, sağlık yaşam endeksi, ekonomik gelişmişlik endeksi, ulaşım ve erişebilirlik endeksi, çevresel durum endeksi, sosyal yaşam endeksi, demografik yapı endeksi gibi alt endekslerden oluşmaktadır. Yaşam kalitesi endeksi, bu 7 alt endeksin toplamının 7'ye bölünmesi ile elde edilmektedir.) Kaynak: İTO,2011	Sürekli

Değişken listesinde yer alan uzaklık değişkenleri konutların konum bilgileri kullanılarak “Great Circle Distance” formülü ile hesaplanacaktır. Bu formül dünyanın şeklinin küresel olduğunu varsayarak, küresel bir yüzeyde iki nokta arasındaki uzaklığı ölçer. İki nokta arasındaki dairesel uzaklığı hesaplamak için öncelikle iki nokta arasındaki küresel merkezi açının hesaplanması gerekir. Küresel merkezi açının hesaplanması için gerekli formül eşitlik (4.3)’te gösterilmiştir.

$$\Delta\hat{\sigma} = 2 \arcsin\left(\sqrt{\sin^2\left(\frac{\Delta\phi}{2}\right) + \cos\phi_s \cos\phi_f \sin^2\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right)}\right) \quad (4.3)$$

Küresel merkezi açı hesaplandıktan sonra bu açı dünyanın yarıçapı ile çarpılarak (6370.97327862273) iki nokta arasındaki küresel uzaklık elde edilmiş olur. Nitekim konutun bulunduğu mekânın ulaşım değişkenlerinden olan hastane değişkeni için her bir konutun konumunun İstanbul’daki tüm hastanelerin bulunduğu konumlara olan uzaklıkları Great Circle Distance ile hesaplanmış ve minimum uzaklıklar seçilerek “hastane” değişkeni oluşturulmuştur. Diğer tüm ulaşım değişkenleri de benzer şekilde hesaplanmıştır. Şekil 4.2’de uzaklık değişkeni hesaplaması görsel olarak ifade edilmiştir.

Şekil 4.2. Uzaklık Değişkeni Hesaplaması



Uzaklık deęişkenlerinden “merkezi iş alanı” na (MİA) ve “şehir merkezleri” ne (Merkez1 ve Merkez2) uzaklık deęişkenlerinden İstanbul’un merkezi iş alanı (MİA) ve şehir merkezleri “İstanbul’un 100.000 Ölçekli Çevre Düzeni Planı” na göre belirlenmiştir. Buna göre, İstanbul Çevre Düzeni Planı’nda (2013) Büyükdere aksı boyunca Maslak’a kadar uzanan mevcut MİA ile MİA’nın batı yönünde Topkapı-Maltepe-Bayrampaşa’yı kapsayan alana doğru gelişebileceęi alanlar ve Altunizade planda, “MİA ve Bütünleşme Bölgesi” olarak tanımlanmıştır. İstanbul Çevre Düzeni Planı’nda kentin doğrusal ve alt bölgeler halinde oluşacak kentsel gelişmesini destekleyecek nitelikte; Avrupa Yakası’nda Bakırköy, Yenibosna Basın Aksı ve Silivri; Anadolu Yakası’nda ise Kartal ve Ataşehir-Kozyataęı birinci derece merkezler olarak önerilmiştir. İkinci derece merkezler olarak, Avrupa Yakası’nda iki göl arasında Esenyurt-Haramidere çevresi ile sanayiden hizmete dönüşümü öngörülen Gaziosmanpaşa, Anadolu yakası’nda ise merkeze dönüşme eğilimi olan Pendik-Şeyhli sanayi alanının güney bölümü önerilmiştir. Avrupa Yakası’nda Avcılar, Selimpaşa ve Çanta; Anadolu Yakası’nda ise Ümraniye, Maltepe ve Tuzla-Orhanlı’nın alt merkezler olarak gelişmesi öngörülmüştür.

Kuzeye gelişme eğilimi sürdüren MİA aksı, kentin kuzeyinde bulunan orman alanlarını ve İstanbul Boğazı'nı da tehdit etmektedir.

Bu nedenle, kentin gelişim stratejileri tanımlanırken, çevresel sürdürülebilirlik çerçevesinde MİA'nın kuzeye gelişiminin engellenerek kontrollü bir şekilde MİA Bütünleşme Bölgesi'ne ve alt merkezlere yönlendirilmesi amaçlanmıştır.

Şekil 4.4. Merkezi İş Alanı (MİA) Bölgesi



Konutların komşuluk özelliklerinden “Yaşam Kalitesi Endeksi (YKE)” İstanbul Ticaret Odası'nın 2011'de sunduğu «İstanbul'da Yaşam Kalitesi» adlı raporda hem kalitatif hem de kantitatif yöntemlerle araştırılmıştır. Çalışma kapsamında İstanbul'da 39 ilçeye ait 54 farklı değişken kullanılarak "İstanbul Yaşam Kalitesi Endeksi" elde edilmiştir. Bu endeks yıllar itibariyle güncellenerek, ilçeler arası değişikliklerin tespitine imkân kılabilir şekilde tasarlanmıştır.

Yaşam Kalitesi Endeksi'nin hesaplanmasında öncelikle yaşam kalitesinin ana bileşenleri olan 7 alt endeks oluşturulmuş, sonrasında bu endekslerin aritmetik ortalaması alınarak ana endekse ulaşılmıştır. Oluşturulan alt endeksler ve hesaplanan ana endeks şu şekilde gösterilebilir:

Alt Endeksler:

1. Demografik Yapı Endeksi (DYE)
2. Beşeri Sermaye (Eğitim) Endeksi (BSE)
3. Sağlıklı Yaşam Endeksi (SYE-1)
4. Ekonomik Gelişmişlik Endeksi (EGE)
5. Ulaşım ve Erişilebilirlik Endeksi (UEE)

6. Çevresel Durum Endeksi (CDE)

7. Sosyal Yaşam Endeksi (SYE-2)

Ana Endeks:

Yaşam Kalitesi Endeksi = (Demografik Yapı Endeksi + Beşeri Sennaye (Eğitim) Endeksi + Sağlıklı Yaşam Endeksi + Ekonomik Gelişmişlik Endeksi + Ulaşım ve Erişilebilirlik Endeksi + Çevresel Durum Endeksi+ Sosyal Yaşam Endeksi) /7

$$YKE = (DYE + BSE + SYE-1 + EGE + UEE + CDE + SYE-2) / 7 \quad (4.4)$$

Yapılan analizler sonucunda + 1 ile -1 arasında sıralanan bir endekse ulaşılmıştır. Burada + 1'e olan yakınlık yaşam kalitesinin yüksekliğini, -1'e olan yakınlık ise yaşam kalitesinin düşüklüğünü göstermektedir.

Tablo 4.4. Yaşam Kalitesi Endeks Sıralaması

Yaşam Kalitesi Endeks Sıralaması	İlçe	YKE
1	Kadıköy	0.88357
2	Beşiktaş	0.80406
3	Beyoğlu	0.75627
4	Şişli	0.72874
5	Fatih	0.58166
6	Bakırköy	0.53927
7	Sarıyer	0.53367
8	Ataşehir	0.37717
9	Adalar	0.35148
10	Üsküdar	0.27815
11	Beykoz	0.15482
12	Bahçelievler	0.14921
13	Kağıthane	0.11938
14	Beylikdüzü	0.02388
15	Büyükçekmece	0.00117
16	Şile	-0.00953
17	Çatalca	-0.01112
18	Silivri	-0.01683
19	Eyüp	-0.01801
20	Ümraniye	-0.01986
21	Kartal	-0.09972
22	Tuzla	-0.10961
23	Avcılar	-0.11889
24	Pendik	-0.12234
25	Küçükçekmece	-0.13016
26	Maltepe	-0.13413
27	Zeytinburnu	-0.13579
28	Başakşehir	-0.20373
29	Sultangazi	-0.30558
30	Sancaktepe	-0.38877
31	Güngören	-0.39841
32	Çekmeköy	-0.40651
33	Bayrampaşa	-0.40951
34	Arnavutköy	-0.41791
35	Esenyurt	-0.47763
36	Bağcılar	-0.48038
37	Sultanbeyli	-0.62099
38	Gaziosmanpaşa	-0.6318
39	Esenler	-0.71292

Konutların komşuluk özelliklerinden olan “firma sayısı” değişkeni ise, İstanbul Ticaret Odası’nın 2012’de sunduğu “İstanbul’un Ekonomik ve Sosyal Göstergeleri” adlı rapordan elde edilmiştir. İstanbul Ticaret Odası’nın “İstanbul’da Yaşam Kalitesi (2011)” adlı raporuna göre, ilçedeki ekonomik yapı yaşam kalitesini etkileyen en önemli unsurlardan birisidir. Gerek ilçe bazındaki “firma sayısı” gerekse ilçedeki “vergi gelirinin düzeyi” ekonomik durumun başlıca belirleyicileri arasındadır. Aynı zamanda ilçedeki “banka şube sayısı” ve “gayrimenkul değerleri” ilçenin ekonomik yapısı hakkında ipuçları vermektedir. Tüm bu göstergeler ilçedeki iktisadi faaliyetlerin yoğunluk düzeyini göstermekte, gelir durumu hakkında bir fikir vermektedir.

Çalışmanın bu bölümünde uluslararası ve ulusal literatürdeki konut çalışmalarından yararlanılarak oluşturulan değişken listesine ait veriler toplandıktan sonra konut fiyatları ve konut özellikleri (yapısal özellikler, fiziksel özellikler, komşuluk özellikleri ve mekânsal özellikler) arasındaki ilişki, öncelikle katsayıların mekâna göre değişmediği Parametrik Mekânsal Modeller ile incelenecektir. Bu tür modeller, katsayıları mekâna göre değişmediğinden, “Global Modeller” olarak da adlandırılmaktadır.

4.2. Parametrik Mekânsal Regresyon Modelleri’nin Tahmini ve Ampirik Bulguların Değerlendirilmesi

Parametrik Mekânsal Modeller’in tahminine geçmeden önce mekânsal bağımlılığı ifade etmek üzere mekânsal etkileşimin veya yayılmanın bir ölçüsünü gösteren mekânsal ağırlık matrisi hesaplanmıştır. Dubin (1988), mekânsal ağırlık matrislerinin türlerinin ve komşuluk yapısının tanımlanmasıyla ilgili net bir önerinin olmadığını ifade etmiştir. Çalışmada ise, her bir konutun konum bilgisine (enlem, boylam) dayalı olan Dealunay üçgenlemesi yaklaşımı kullanılarak komşuluk yapısı oluşturulmuş ve ağırlık matrisi tanımlanmıştır. Başka bir deyişle konut fiyatları arasındaki mekânsal etkileşim, çalışmadaki veri setinin yapısına uygun olan, uzaklığa dayalı yaklaşım kullanılarak belirlenmiştir. Ekim-Kasım-Aralık 2013 döneminde İstanbul Konut Piyasası’nda satışa sunulan 2838 konut verisi, örnekleme oluşturduğundan ağırlık matrisi 2838×2838 boyutunda ($W_{2838 \times 2838}$) ve standartlaştırılmış bir ağırlık matrisidir.

Mekânsal ağırlık matrisi oluşturulduktan sonra Parametrik Mekânsal Modeller tahmin edilmiş ve tahmin sonuçlarına Tablo 4.5’te yer verilmiştir. Mekânsal modellerin yanı sıra karşılaştırma amacıyla EKK Modeli’nin tahminine de yer verilmiştir.

Tablo 4.5. EKK ile Parametrik Mekânsal Modellerin Tahmin Sonuçları

Değişkenler	Mekansal Gecikme Modeli	Mekansal Hata Modeli	Mekansal Durbin Modeli	EKK Modeli
sabit	24.541355***	25.113158***	25.320237***	26.698267**
m2	0.002443***	0.002322***	0.002295***	0.002488***
odasayisi	0.011175**	0.012033***	0.012008***	0.010802***
banyosayisi	0.004643	0.003822	0.005292***	0.004053
binayasi	-0.001621***	-0.003131***	-0.00331***	-0.001461***
katsayisi	0.000713	0.00186***	0.0013***	0.000697
catikat	-0.004857	0.001317	0.003726***	-0.006198
BodrumKat	-0.160351***	-0.156787***	-0.1602***	-0.157554***
kat0	-0.052001***	-0.050748***	-0.052192***	-0.05075***
kat1	0.028139***	0.028919***	0.02833***	0.030811***
kat2	0.033873***	0.03077***	0.033416***	0.033181***
kat3	0.017304*	0.021595**	0.021875***	0.017836*
kat4	0.003236	0.003406	0.010428***	0.002882
kat5	-0.006647	0.002837	0.007604***	-0.007785
dogalgazkombi	-0.052698	-0.021895	-0.019102***	-0.054542
kalorifer	-0.039576	0.014758	-0.003032***	-0.041823
merkezi sistem	-0.016505	0.001642	0.002292***	-0.01637
soba	-0.102711**	-0.068709	-0.061722***	-0.105146**
yerdenisitma	0.057858	0.085852**	0.082392***	0.057408
krediyeuygun	0.072783***	0.075202***	0.072737***	0.072505***
emlakcidan	-0.012316	-0.010062	-0.007637***	-0.013051
sahibinden	-0.036947***	-0.019297**	-0.014461***	-0.038104***
cephe1	0.014165	0.006759	0.009953***	0.013629
cephe2	0.011978	0.005816	0.008575***	0.01106
cephe3	0.027989*	0.018872	0.017777**	0.023586
internet	-0.001706	-0.001315	-0.001836***	-0.002379
boyali	-0.016446**	-0.010003	-0.007188***	-0.016828**
ankastremutfak	0.043918***	0.032235***	0.02888***	0.045666***
intercomsistemi	-0.011971	0.002013	0.000938***	-0.011912
kiler	-0.009953	-0.003725	-0.009045***	-0.009997
mobilya	-0.020342**	-0.017773*	-0.007553***	-0.020279*
somine	0.018083	0.013223	0.012968***	0.019647
gommedolap	0.02628***	0.016778***	0.016181***	0.025459***
isicam	-0.014382**	-0.014048**	-0.010799***	-0.015035**
balkon	0.018106***	0.02462***	0.024648***	0.017063***
beyazesya	0.040387***	0.033706***	0.02981***	0.042395***
klima	0.056503***	0.045325***	0.043226***	0.05799***
laminantzemin	-0.018835***	-0.012151**	-0.014854***	-0.020079***
parkezemin	-0.010213**	-0.011887**	-0.012583***	-0.011432**
marleyzemin	-0.026498**	-0.016906	-0.013373***	-0.028754**
sauna	0.002029	-0.008073	-0.009584***	0.00245
jakuzi	0.031168***	0.0266**	0.027251***	0.0326***
dusakabin	0.010083	0.006656	0.009243***	0.009195
hiltonbanyo	0.014905**	0.012474**	0.010989***	0.013283**
kartonpiyer	-0.006239	-0.002113	-0.002142***	-0.005202
celikkapi	-0.001428	-0.000269	0.003054***	-0.000022
hirsizalarmi	0.015757*	0.004388	0.004602***	0.016458*
yanginalarmi	-0.004686	-0.00736	-0.004783***	-0.003861
pvc pencere	-0.006384	-0.00462	-0.004504***	-0.007277
ahsap pencere	-0.002178	-0.003678	-0.00533***	-0.003664

Tablo 4.5. EKK ile Parametrik Mekânsal Modellerin Tahmin Sonuçları

Değişkenler	Mekansal Gecikme Modeli	Mekansal Hata Modeli	Mekansal Durbin Modeli	EKK Modeli
teras	-0.045215***	-0.04241***	-0.041796***	-0.046025***
asansor	0.023919***	0.027648***	0.029019***	0.022967***
isiyalitim	-0.000557	0.006472	0.006617***	-0.002116
kapici	0.015503**	0.008722	0.005582***	0.016144**
sesyalitimi	0.001846	-0.000141	-0.000273*	0.00228
yuzmehavuzu	0.091822***	0.086018***	0.08502***	0.094135***
teniskortu	0.018751**	0.001236	0.013081***	0.02008*
kres	-0.00027	0.007271	0.0091***	-0.000352
guvenlik	0.044947***	0.037025***	0.047649***	0.046028***
kablolutv	0.006564	0.004204	0.004528***	0.005955
otopark	0.025084***	0.012043*	0.015292***	0.026334***
sitecinde	0.001259	0.027173***	0.012846***	0.001433
oyunparki	-0.014191*	-0.012655*	-0.014236***	-0.012805
sporalani	0.003667	0.010717	0.007153***	0.003366
yaka	0.203025***	0.175723***	0.112267***	0.212811***
bogazm	0.230596***	0.220696***	0.229268***	0.227645***
denizm	0.030293***	0.023331***	0.024966***	0.031162***
dogam	0.015598***	0.00962*	0.00965***	0.016153***
sehirm	0.001368	0.000574	0.000987**	0.003593
golm	-0.035139**	-0.01634	-0.019056***	-0.036322**
bahce	0.015898	0.010907	0.000684*	0.018991*
yke	0.136827***	0.206158***	0.243989***	0.150201***
firmasayisi	0.000001	-0.000002**	-0.000006*	0.000001
enlem	-0.457529***	-0.471538***	-0.060652***	-0.506978**
boylam	-0.039968***	-0.031112***	-0.612548***	-0.035584
saglikocagi	0.018714*	0.018549	0.018997***	0.020095**
eczane	-0.017025	0.009189	0.028075***	-0.018445
park	-0.00323	0.004831	0.009237***	-0.003659
otobusduragi	-0.013131*	-0.023629***	-0.017131***	-0.014578*
Hastane	-0.007361**	-0.006584	0.005883***	-0.007909**
Belediye	-0.001889	-0.002892	-0.007984***	-0.001813
IDO	-0.014238***	-0.015434***	-0.013021***	-0.015027***
AVM	-0.003605	-0.003756	-0.002151***	-0.004139*
itfaiye	-0.004152	-0.002062	-0.000984***	-0.004444
MIA	0.015502***	0.013492*	0.025137***	0.015989**
Merkez1	0.006863***	0.008618***	0.008321***	0.00752***
Merkez2	0.010324***	0.012639***	0.025104***	0.011133***
Otogar	-0.013579***	-0.019447***	-0.018524***	-0.014644***
Airport	0.003313***	0.00351**	-0.01603***	0.003597***
Bogazicik	-0.012783***	-0.004475	-0.017178***	-0.01262**
FSMK	-0.003172	-0.005228	-0.005141***	-0.003524
universite	0.002021	-0.001473	-0.012013***	0.002048
Metrobus	0.013475***	0.016008***	0.0252***	0.014222***
polis	0.003312*	-0.001691	-0.020735***	0.003731*
ilkogretim	0.017629	-0.013591	-0.027657***	0.019031
lise	-0.019605***	-0.022438***	-0.028906***	-0.019221***
rho/lambda	0.048954***	0.546***	0.37597***	-
Düzeltilmiş R2	0.8418	0.8720	0.8771	0.8422
Log-Olabilirlik	2971.7835	3152.1236	3323.7387	-
sigma^2	0.0144	0.0119	0.0109	0.0152

***, ** ve * sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyelerini göstermektedir.

Model tahmin sonuçları incelendiğinde mekânsal gecikme bağımlılığını (ρ) ve mekânsal hata bağımlılığını (λ) ifade eden katsayıların %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu sonuç aynı zamanda modelde mekânsal etkinin olduğunu ve modelin EKK yerine Maksimum Olabilirlik ya da Araç Değişken Yöntemleri ile tahmin edilmesi gerektiğini de gösterir. Hem ρ hem de λ istatistiksel olarak anlamlı olduğundan robust LM testleri uygulanır ve bu test sonuçlarına göre, hangi mekânsal modelin ilişkiyi açıklamada daha uygun olduğu belirlenir. Mekânsal modeller arasında karşılaştırma yapılırken geleneksel R^2 yerine, logaritmik olabilirlik değerleri dikkate alınabilir; çünkü daha önce de belirtildiği gibi geleneksel R^2 mekânsal modellerin gerçek uyumunu göstermemektedir. Buna göre, mekânsal modeller arasında logaritmik olabilirlik değeri en yüksek olan ve varyansı nispeten daha küçük olan model Mekânsal Durbin Modeli'dir.

Mekânsal ağırlık matrisi tanımlandıktan ve Parametrik Mekânsal Model tahminleri yapıldıktan sonra konut fiyatları arasında mekânsal bağımlılığın varlığının istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test etmek için LM testleri, Robust LM testleri ve Moran I testi uygulanmış ve Tablo 4.6'da bu test sonuçlarına yer verilmiştir.

Tablo 4.6. Mekânsal Spesifikasyon Testleri

Uygulanan Test	Test İstatistiği	Olasılık Değeri
Moran I	31.914	0.000
LM-Gecikme Testi	52.618	0.000
LM-Hata Testi	420.729	0.000
LM-GecikmeHata Testi	428.935	0.000
Robust LM-Gecikme Testi	8.206	0.0042
Robust LM-Hata Testi	376.317	0.000

Tablo 4.6'da yer alan test sonuçlarına göre Hedonik Konut Fiyatlama Modeli'nin hem bağımlı değişkeninde hem de hata teriminde mekânsal bağımlılık vardır. Bu sonuç ise, hem mekânsal gecikme bağımlılığını hem de mekânsal hata bağımlılığını içeren Mekânsal Durbin Modeli'nin tahminini gerektirebilir.

Tablo 4.5'ten elde edilen sonuçlara göre, Mekânsal Durbin Modeli'nde ses yalıtımı, bahçe ve ilçelere göre firma sayısı değişkenleri istatistiksel olarak %10 düzeyinde anlamlı iken, modelde yer alan diğer değişkenler %5 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Mekânsal Durbin Modeli'nin katsayıları ve işaretleri yorumlanırken modelin logaritmik doğrusal olduğu ve modelde sürekli değişkenlerin yanı sıra kesikli olan kukla değişkenlerin de bulunduğu dikkate alınmalıdır. Bu nedenle, sürekli değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki yüzde etkisi değişkenlerin katsayı değerlerinin 100 ile çarpılması ile elde edilmiştir; kukla değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki

yüzde etkisinin hesaplanmasında ise Halvorsen ve Palmquist (1980)'in ⁸yaklaşımı uygulanmıştır. Nitekim sürekli değişken olan ve konutun alanını ifade eden “m2” değişkeninin katsayısı, konutun m2 başına fiyatının %0.23 arttığını göstermektedir; konutun oda sayısını gösteren “odasayısı” değişkeninin katsayısı yorumlandığında oda başına konut fiyatının %1.20 arttığı söylenebilir ve modeldeki diğer sürekli değişkenler de benzer şekilde yorumlanabilir. Modeldeki kukla değişkenlerden olan “yaka” değişkeni konutun bulunduğu yakayı ifade etmekte olup yaka değişkeninin katsayısı konutun Avrupa yakasında bulunmasının Anadolu yakasında bulunmasına göre konut fiyatını yaklaşık olarak %11.88 arttırdığını göstermektedir. Konutun otopark sahipliğini gösteren “otopark” kukla değişkeninin katsayısı ise, konutun otoparkının olmasının konut fiyatını yaklaşık %1.54 arttırdığını göstermektedir. Modeldeki diğer kukla değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki yüzde etkisi benzer şekilde hesaplanabilir.

Mekânsal Durbin Modeli'nin tahmin sonuçları incelendiğinde genel olarak açıklayıcı değişkenlerin konut fiyatı üzerindeki etki yönünün beklentiye uygun olduğu söylenebilir. Ancak, konut fiyatlarının arz ve talep koşulları tarafından belirlendiği konut piyasasında konut arzının kısa dönemde hızlı bir şekilde değişmeyeceği varsayılırsa konut fiyatlarında belirleyici olan tarafın bireylerin tercihleri doğrultusunda talep koşullarının olduğu söylenebilir. Bu nedenle, özellikle de konutların sahip oldukları özelliklerin konut fiyatı üzerindeki etki yönü bireylerin tercihlerine ve dolayısıyla taleplerine bağlı olabilir. Ayrıca, konut talebinin ya da tercihinin ülkeden ülkeye, bölgeden bölgeye ve şehirden şehire değişebileceği de dikkate alınmalıdır.

Konutların ulaşım özellikleri ya da uzaklık değişkenleri olarak ifade edilen “en yakın” hastaneye, belediye binasına, sağlık ocağına, eczaneye, yeşil alanlara, itfaiyeye; otobüs, metrobüs, deniz otobüsü duraklarına, otopark, havaalanına, alışveriş merkezine, polis merkezine, üniversiteye, liseye, ilköğretime, köprülere, şehir merkezlerine uzaklık arttıkça konut fiyatlarının da azalması beklenmektedir. Ancak tahmin sonuçlarına göre en yakın sağlık ocağı, eczane, park, hastane, merkezi iş alanı ve şehir merkezleri ile metrobüs duraklarına uzaklık arttıkça konut fiyatları da beklentiye uygun olmayan bir şekilde artmaktadır. Bu sonuç, İstanbul'daki bireylerin konut taleplerinin iş yoğunluğundan ve güdültüye neden olabilecek faktörlerden uzak bölgelerdeki konutlardan yana olduğunu gösterebilir.

⁸ Yarı Logaritmik Model'de kukla değişkenin bağımlı değişken üzerindeki yüzde etkisi Halvorsen ve Palmquist (1980)'in yaklaşımı doğrultusunda $\hat{p}_H = 100 * \{e^\beta - 1\}$ formülü ile hesaplanabilir.

Konutların konum bilgisini gösteren enlem-boylam değişkenlerinin katsayılarının negatif olması İstanbul'un kuzeydoğusuna gidildikçe konut fiyatlarının azaldığını göstermektedir, İstanbul'un güneybatısına gidildikçe ise konut fiyatları artmaktadır. Özellikle de, boğaz manzarası konutların fiyatlarını %25.76 kadar arttırmaktadır.

Konutların komşuluk özelliklerinden olan yaşam kalitesi endeksindeki bir artış ise, konut fiyatlarını %24.40 kadar arttırmaktadır ve bu sonuç, konutların bulunduğu mekânın yaşam kalitesindeki artışın konut fiyatlarını arttıracak olduğunu göstermektedir. Modeldeki komşuluk özelliğini ifade eden bir diğer değişken ise firma sayısı olup konutların bulunduğu mekânlarda firma sayısındaki artış o bölgenin ekonomik açıdan geliştiğini gösterse de, firmaların neden olduğu gürültü ve hava kirliliği sebebiyle firmaların yoğun olduğu bölgelerde ikamet edilmek istenmeyebilir. Model tahmin sonuçlarına göre, firma sayısındaki bir artış konut fiyatlarını %0.0001 kadar düşürmektedir. Buna göre, konutun bulunduğu bölgede firma sayısındaki artış konut fiyatlarını düşürse de, bu düşüş önemli derecede değildir.

Son olarak Parametrik Mekânsal Model Tahminleri, konut fiyatları ve açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkinin mekâna göre değişmediği global parametre tahminleridir. Başka bir deyişle, konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin tüm mekânlar için aynı olduğu, değişmediği varsayılır. Ancak bu varsayım konut piyasalarının bölümlenmiş yapısından ve konut piyasasındaki konutların heterojen olmasından dolayı uygun bir varsayım değildir. Dolayısıyla, Parametrik Mekânsal Modeller'e göre elde edilen tahmin sonuçları konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiyi tam olarak yansıtmayabilir. Bu nedenle, çalışmanın bundan sonraki bölümünde konut fiyatları ve açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkinin fonksiyonel formunun belirlenmesinde esneklik sağlayan, ilişkinin konut piyasasının yapısına uygun olarak mekâna göre değişmesine izin veren ve Parametrik Mekânsal Modeller'de olduğu gibi mekânsal ağırlık matrisinin hesaplanmasını gerektirmeyen Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'e yer verilecektir.

4.3. Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri'nin Tahmini ve Bulguların Değerlendirilmesi

Bu bölümde mekânsal etkilerin ve komşuluk etkilerinin de dâhil olduğu Hedonik Konut Fiyatlandırma Modeli ile konut sektörünün talep yönü hakkında daha fazla bilginin edinilmesi ve İstanbul Konut Piyasası'ndaki konut niteliklerinin örtülü fiyatlarının ortaya konulması amacıyla Ekim-Kasım-Aralık 2013 döneminde 2838 konuta ait veri ile Parametrik Mekânsal Modeller'den farklı olarak konut piyasasının bölümlenmiş yapısını dikkate alan ve fonksiyonel form esnekliği sağlayan “Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Koşullu Parametrik Regresyon Modeli”, “Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Yarı-Parametrik Regresyon Modeli” ve “Toplamsal Model” olarak adlandırılan Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller tahmin edilmiştir; ancak Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahmininden önce en küçük çapraz geçerlilik değerini sağlayan optimal düzgünleştirme parametresi seçilmiştir.

4.3.1. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli Tahmini

$y = m(x)$ şeklinde ifade edilebilen Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nde x değişken vektörü bir ya da en fazla iki parametrik olmayan değişken içerebilir. Veri setindeki her bir gözlem değeri hedef gözlem değeri olarak tanımlanır. y 'nin x_0 (Hedef Gözlem Değeri)'daki tahmini değeri y 'nin $(x - x_0)$ üzerine kurulan regresyonunun “Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi” ile tahmininden elde edilen öngörü değeridir. Modelin tahmininde ağırlık olarak $K(\psi / h)$ şeklinde tanımlanan kernel ağırlıkları kullanılır. ψ , x ile x_0 arasındaki uzaklığın bir ölçüsüdür; h ise düzgünleştirme parametresi ya da pencere genişliği olarak tanımlanır. x 'in tek bir değişkenden oluşması durumunda $\psi = x - x_0$ olur; x 'in iki değişkenden oluşması durumunda ise, ψ 'yi tanımlamak için kullanılan yöntem seçilen uzaklık yaklaşımına bağlı olur. Eğer uzaklık yaklaşımı olarak “Mahal” ya da “Öklidyen” gibi standart uzaklık ölçüleri kullanılırsa, $x = (x_1, x_2)$ matrisinin i . satırı $x_i = \sqrt{x_i * V * t(x_i)}$ şeklinde dönüştürülür. Mahal uzaklık yaklaşımı kullanıldığında varyans-kovaryans matrisi $V = \text{cov}(x)$ 'in tersi şeklinde tanımlanırken, Öklidyen uzaklık yaklaşımı kullanıldığında $V = \text{diag}(\text{cov}(x))$ 'in tersi şeklinde tanımlanır. Ancak, x iki boyuttan tek boyuta düştüğünde bu dönüşüm basit kernel ağırlıklandırma fonksiyonu şeklinde tanımlanır.

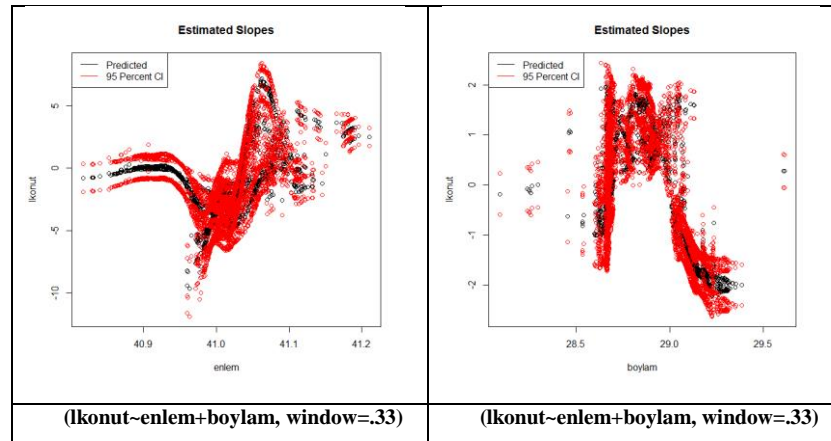
Modelin sabit teriminin (α) tahmini, y 'nin hedef gözlem değeri (x_0) için elde edilen tahminidir; β ise x_0 için elde edilen eğim katsayıları tahminini verir ve daha önce

de belirtildiği gibi veri setindeki her bir gözlem değeri hedef gözlem değeri olarak kullanılır.

Modelin tahmini için optimal düzgünleştirme parametresi seçimi sabit düzgünleştirme parametresi şeklinde ya da örneklemin belli bir yüzdesinin alındığı pencere genişliği olarak belirlenebilir. Genel olarak ise, pencere genişliği yaklaşımı tercih edilir; çünkü x 'in seyrek dağıldığı bölgelerde daha doğru tahminler yapılmasını sağlar. Bunun için, tanımlanan aralıktaki h değerleri için çapraz geçerlilik fonksiyonu değerlerinden oluşan vektörden minimum çapraz geçerlilik değerini veren h değeri optimal düzgünleştirme parametresi olarak seçilir.

Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nde “rectangular”, “triangular”, “epanechnikov”, “bi-square”, “tri-cube”, “tri-weight” ve “gaussian” gibi kernel ağırlık fonksiyonları kullanılabilir. Ancak, x_0 'ın yakınındaki gözlemler için ağırlıkların belirlenmesinde tricube kernel fonksiyonu daha önemlidir ve tricube kernel fonksiyonuna göre x_0 'a h 'den daha uzak olan gözlemler için 0 ağırlığı verilir, böylece yerel regresyondan bu gözlemler dışlanmış olur (McMillen, 2012: 48). Bu nedenle, uygun kernel fonksiyonu olarak “tricube” kernel ağırlıklandırma fonksiyonu kullanılacaktır.

Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nde her bir gözlem değeri için katsayı vektörü elde edilir. Nitekim çalışmada 2838 gözlem değeri olduğundan 2838 tane Yerel Regresyon Modeli tahmin edilecek ve her biri için katsayı tahmin vektörü elde edilecektir. Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'ne en fazla iki değişken dâhil edilebileceğinden sadece enlem ve boylam değişkenlerinin birlikte yer aldığı Yerel Regresyon Modeli oluşturulmuş, diğer değişkenler ise modele tek başına dâhil edilmiştir. Buna göre, sadece enlem ve boylam için Yerel Regresyon Modelleri'nin katsayı tahmin grafiklerine Grafik 4.1'de yer verilerek, diğer değişkenlere ait katsayı tahmin grafiklerine EK-1'de yer verilmiştir.

Grafik 4.1. Yerel Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri

Enlem ve boylam değişkenlerine ait katsayı tahmin grafikleri konutların bulunduğu enlem ve boylamın konut fiyatları üzerindeki etkisini göstermektedir. Bu grafikler incelendiğinde,

- 41. enlem bölgesinde konut fiyatları minimumken, 41.1 enleminde konut fiyatlarının maksimuma ulaştığı gözlemlenmektedir.
- 28.6-28.8-29. boylamlarda boylamın konut fiyatları üzerindeki etkisi maksimuma ulaşmaktadır; ancak 28.5 ve 29.3 boylamlarında boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi minimum olmaktadır.

İlgili enlem ve boylamların harita üzerindeki konumları Şekil 4.5 ve Şekil 4.6'da olduğu gibi gösterilebilir. Buna göre Şekil 4.5, enlem (41.1) ve boylamın (28.6-28.8-29) konut fiyatı üzerindeki etkisinin maksimum olduğu bölgeleri “kırmızı çizgiler” aracılığıyla temsili olarak göstermektedir. Bu çizgilere denk gelen bölgeler ise Üsküdar, Kadıköy, Maslak, Sarıyer, Atatürk Havaalanı çevresi, Bahçelievler, Zeytinburnu (Sümer Mahallesi), Esenyurt'un doğusu ve Beylikdüzü olarak tanımlanabilir.⁹ Diğer yandan Şekil 4.6, enlem (41) ve boylamın (28.5-29.3) konut fiyatı üzerindeki etkisinin minimum olduğu bölgeleri “siyah çizgiler” aracılığıyla temsili olarak göstermektedir. Bu çizgilere denk gelen bölgeler Tuzla, Ümraniye, Esenler, Bağcılar, Küçükçekmece'nin kuzeyi, Esenyurt'un kuzeyi, Büyükçekmece (Mimarsinan) ve Silivri olarak tanımlanabilir.

Üsküdar, Kadıköy, Maslak, Sarıyer, Atatürk Havaalanı çevresi ve Bahçelievler mekân değeri yüksek ve merkezi yerler olmaları nedeniyle bu bölgelerdeki konut fiyatları da İstanbul'da maksimuma ulaşmıştır; ancak Esenyurt'un doğusu ve Beylikdüzü toplu

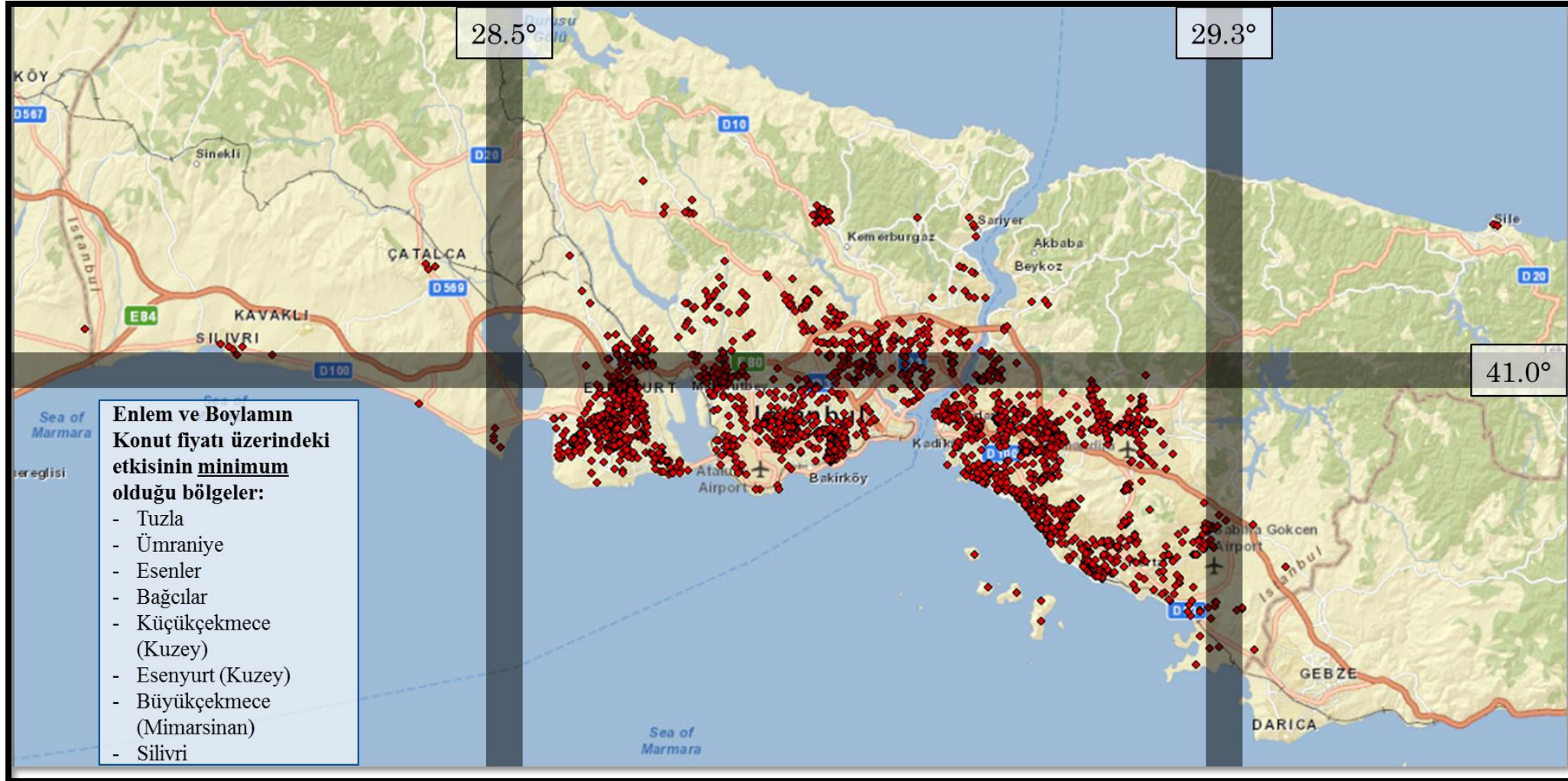
⁹ Şekil 4.5'teki “kırmızı çizgiler” varsayımsaldır, yani bu çizgiler doğrusal değil de eğrisel biçimde de olabilir. Bu nedenle bu çizgilere denk gelen bölgeler sadece burada tanımlananlar ile sınırlı olmayabilir. Benzer biçimde Şekil 4.6'daki “siyah çizgiler” de varsayımsaldır.

konut projeleri, yapılan yeni konutlar nedeniyle deęeri sonradan yükselen mekânlar olmuşlardır.

Tahmin sonuçlarından en dikkat çekici olanı ise, Esenyurt'un doğusunda konut fiyatları oldukça yüksek iken, Esenyurt'un kuzeyinde konut fiyatlarının oldukça düşük olmasıdır. İstanbul haritası üzerinde Esenyurt'un doğusu incelendiğinde bu bölgede hayata geçirilen lüks konut projeleri sonucu lüks konutların bölgedeki emlak fiyatlarını önemli ölçüde arttırmış olabileceęi düşünülmektedir.

Konut fiyatlarının yüksek olduęu ilçelerden biri de Zeytinburnu ilçesidir. Marmaray Hattı Projesi ve Avrasya Tüneli Projesi'nin başlangıç noktasının Zeytinburnu olmasının bu ilçede konut fiyatlarını arttırdıęı düşünülmektedir.

Şekil 4.6. Enlem ve Boylamin Konut Fiyatı Üzerindeki Etkisinin Minimum Olduğu Bölgeler



4.3.2. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli Tahmini

$y = X\beta(z) + u$ şeklinde ifade edilebilen Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde z , nonparametrik değişken vektörü olup en fazla iki parametrik olmayan değişken içerebilir; X ise parametrik değişken vektörü olarak tanımlanır ve parametrik açıklayıcı değişkenlerin sayısı ile ilgili herhangi bir kısıtlama yoktur. z nonparametrik değişken vektörünün $z=(\text{enlem,boylam})$ şeklinde tanımlanması durumunda ise, "Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli" elde edilir. $z=X$ olması durumunda ise Koşullu Parametrik Regresyon Modeli, Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli ile aynı sonuçları verir.

Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde de her bir gözlem değeri hedef gözlem değeri (z_0) olarak belirlenebilir ve tahmin edilen katsayı matrisi eğim katsayılarının z_0 'daki tahminlerini verir. y 'nin hedeflenen gözlem değeri için tahmini değeri ise, y 'nin X üzerine oluşturulan regresyonunun "Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi" ile tahmininden elde edilen öngörü değeridir.

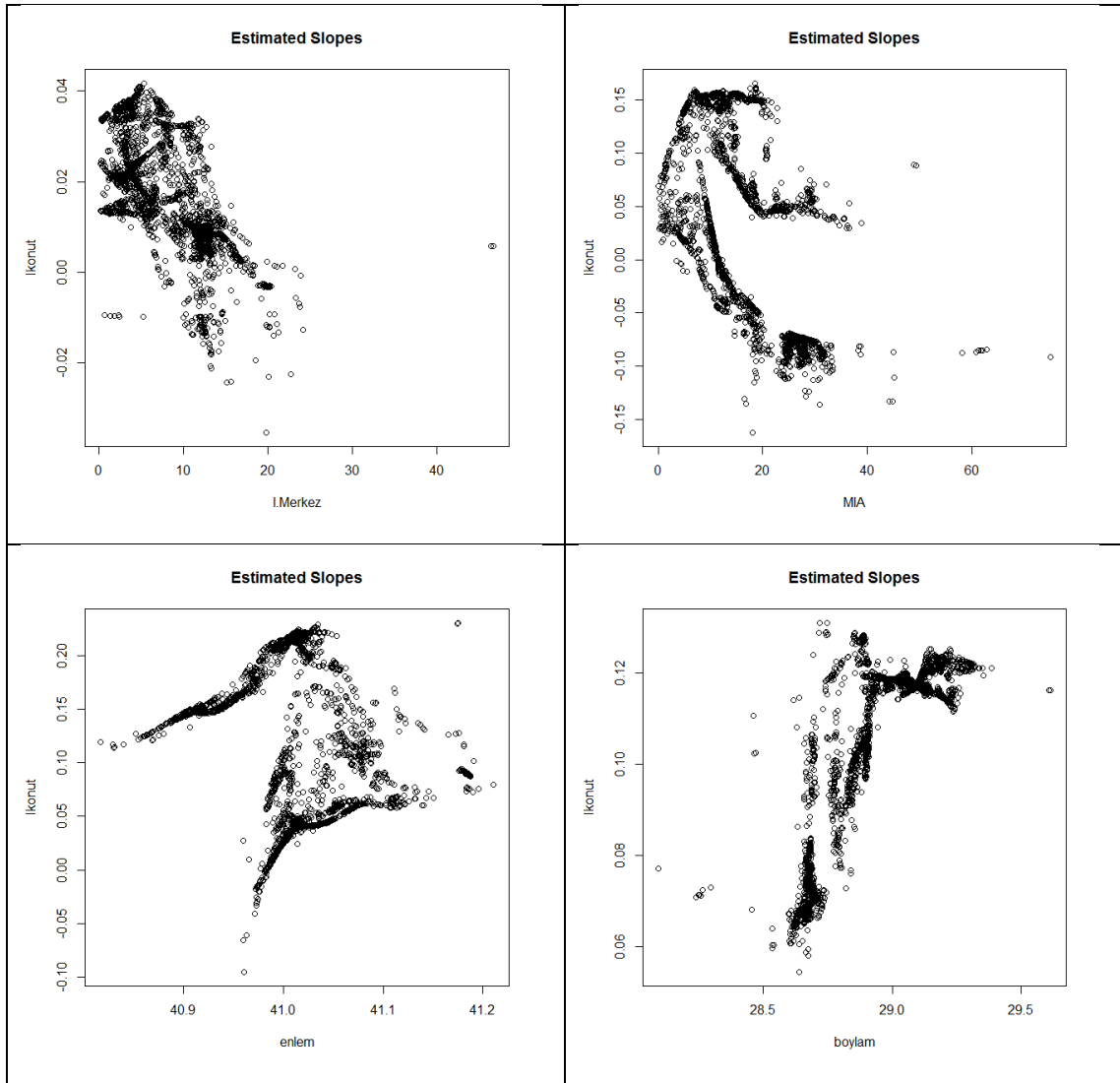
z vektörünün tek bir değişken içermesi durumunda $K(\cdot)$, basit kernel ağırlıklandırma fonksiyonu olarak $K(z - z_0)/(sd(z) * h)$ şeklinde tanımlanır. z vektörünün iki değişken içermesi durumunda ise $K(\cdot)$, seçilen uzaklık yaklaşımına bağlı olarak tanımlanır. Her bir uzaklık yaklaşımı altında $z(z_1, z_2)$ matrisinin i .satırı $z_i = \sqrt{(z_i * V * t(z_i))}$ şeklinde dönüştürülür. Mahal uzaklık yaklaşımı altında $V = \text{cov}(z)$ 'nin tersidir; Öklidyen uzaklık yaklaşımı altında ise, $V = \text{diag}(\text{cov}(z))$ 'nin tersi olarak tanımlanır.

Koşullu Parametrik Regresyon Modeli tahmininin ilk aşaması çapraz geçerlilik ya da genelleştirilmiş çapraz geçerlilik değerini minimize eden optimal düzgünleştirme parametresi değerini seçmektir. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli eşitlik (4.5)'te olduğu gibi ifade edilmiştir. Her bir gözlem değeri için katsayı vektörü tahmin edildiğinden 2838 adet Koşullu Parametrik Regresyon Modeli tahmin edilmiş ve her bir değişkene ait 2838 tahmin katsayısı grafiklerle ifade edilmiştir. Grafik 4.2'de sadece Merkez1, MIA, enlem ve boylam değişkenlerinin grafiklerine yer verilerek diğer değişkenlere ait katsayı tahmin grafikleri EK-2'de gösterilmiştir.

koşulluparametrik(lkonut~ahsappencere+Airport+ankastremutfak+asansor+AVM+bahce+balkon+banyosayisi+Belediye+beyazesya+binayasi+BodrumKat+bogazmanzarasi+Boğaziçi.Köprüsü+boyalı+celikkapi+cephe1+cephe2+cephe3+çatıkak+denizmanzarasi+dogalgazkombi+dogamanzarasi+dusakabin+eczane+emlakçıdan+firmasayisi+FS

M.Köprüsü+golmanzarasi+gömmedolap+güvenlik+Hastane+hiltonbanyo+hirsizalarmi+I.Merkez+IDO+II.Merkez+İlköğretim+intercomsistemi+internet+isicam+isiyalitim+İtfa iye+jakuzi+kablolutv+kalorifer+kapici+kartonpiyer+kat0+kat1+kat2+kat3+kat4+kat5+katsayisi+kiler+klima+krediyeygun+kres+laminantzemin+Lise+m2+marleyzemin+merkezisistem+Metrobüs+MIA+mobilya+odasayisi+otobusduragi+Otogar+otopark+oyunparki+park+parkezemin+Polis.Merkezi+pvc pencere+saglikocagi+sahibinden+sauna+sehirmanzarasi+sesyalitimi+siteiçinde+soba+somine+sporalani+teniskortu+teras+Üniversite+yaka+yanginalarmi+yasamkalitesindeksi+yerdenisitma+yüzmehavuzu,nonpar= \sim enlem+boylam, window=.57) (4.5)

Grafik 4.2. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri



Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'ne ait katsayı tahmin grafiklerinin yorumlanmasında “I.Merkez” ve “MIA” değişkenlerinin grafikleri örnek olarak incelendiğinde,

- I.Merkeze olan uzaklık azaldıkça konut fiyatı üzerinde pozitif etki yarattığı, aksi durumda ise I.Merkeze olan uzaklık arttıkça konut fiyatları üzerinde negatif etki yarattığı gözlemlenmektedir.
- MIA'ya olan uzaklık 10km ile 20km arasında olduğu zaman konut fiyatı üzerinde pozitif ve maksimum etki yarattığı; ancak uzaklık 20km üzerine çıktığında etkinin negatif olduğu ve 10km'den daha yakın olduğunda da azaldığı gözlemlenmektedir.

Bu sonuç konut fiyatları ile uzaklık değişkenleri arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğunu ve uzaklık değişkenlerinin konut fiyatları üzerindeki etkisinin hanehalkı tercihleri tarafından belirlenen “optimal uzaklık” ta maksimuma ulaştığını göstermiştir.

4.3.3. Yarı Parametrik Regresyon Modeli Tahmini

$y = X\beta + f(z) + u$ şeklinde ifade edilebilen Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde $f(z)$, tamamen parametrik olmayan değişkenlerden oluşabileceği gibi tamamen koşullu parametrik değişkenlerden de oluşabilir. $f(z)$ 'nin parametrik olmayan değişkenlerden oluşması durumunda, değişken sayısı en fazla iki olabilir; ancak $f(z)$ 'nin koşullu parametrik değişkenlerden oluşması durumunda değişken sayısı ile ilgili herhangi bir kısıtlama yapılmaz. $X\beta$ ise, modelin parametrik kısmını oluşturmaktadır ve parametrik açıklayıcı değişken sayısı ile ilgili herhangi bir kısıtlama yapılmaz.

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde parametrik değişkenlerin yanı sıra tamamen parametrik olmayan değişkenlerin olması durumunda, y 'nin z ve her bir x 'in z üzerine regresyonu kurularak Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri oluşturulur ve oluşturulan bu regresyonlar için çapraz geçerlilik fonksiyonunu minimize eden optimal düzgünleştirme parametresi değeri seçilir. İkinci aşamada ise, $(y - \hat{y})$ 'in $(x - \hat{x})$ üzerine regresyonu kurularak En Küçük Kareler Yöntemi ile tahmini yapılır ve buradan eğim katsayıları tahmini elde edilir. Üçüncü aşamada ise, ikinci aşamada elde edilen eğim katsayıları kullanılarak $y - X\hat{\beta}$ 'nin z üzerine regresyonu oluşturulur ve bu Parametrik Olmayan Regresyon Modeli için de çapraz geçerlilik fonksiyonunu minimize eden optimal düzgünleştirme parametresi seçilir. Eşitlik (4.6)'da olduğu gibi oluşturulan Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin parametrik kısmına ait tahmin sonuçları Tablo 4.7'de

olduğu gibi ifade edilebilir; modelin parametrik olmayan kısmında yer alan değişkenlere ait katsayı tahminlerinin grafikleri ise Grafik 4.3'te olduğu gibi ifade edilebilir.

yarıparametrik(lkonut~Airport+ankastremutfak+asansor+AVM+balkon+beyazes ya+binayasi+BodrumKat+bogazmanzarasi+Boğaziçi.Köprüsü+boyalı+denizmanzarasi+ dogamanzarasi+gömmedolap+güvenlik+hiltonbanyo+I.Merkez+IDO+isicam+jakuzi+ka pici+kat0+kat1+kat2+kat3+klima+krediyeygun+laminantzemin+Lise+m2+marleyzem in+Metrobüs+MIA+mobilya+odasayisi+Otogar+otopark+parkezemin+saglikocagi+sahi binden+soba+teniskortu+teras+yaka+yasamkalitesiendeksi+yüzmehavuzu,,nonpar=~enl em+boylam>window1=.33>window2=.33)

(4.6)

Tablo 4.7. Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde Parametrik Kısımın Tahmini

Değişkenler	Tahmin	Std.Hata	z-değeri	Pr(> z)
Airport	0.009202***	0.00151	6.105179	0.00000
ankastremutfak	0.047172***	0.00587	8.039846	0.00000
asansor	0.023467***	0.00632	3.71457	0.00020
AVM	-0.0092***	0.00247	-3.72938	0.00019
balkon	0.01677***	0.00621	2.70217	0.00689
beyazesya	0.047427***	0.00982	4.827929	0.00000
binayasi	-0.00146***	0.00041	-3.5377	0.00040
BodrumKat	-0.16565***	0.02793	-5.93004	0.00000
bogazmanzarasi	0.236281***	0.02372	9.959813	0.00000
Boğaziçi.Köprüsü	-0.01498**	0.00673	-2.22677	0.02596
boyalı	-0.01682**	0.00683	-2.46172	0.01383
denizmanzarasi	0.027902***	0.00932	2.993467	0.00276
dogamanzarasi	0.015493***	0.00576	2.691167	0.00712
gömmedolap	0.024876***	0.00696	3.574563	0.00035
güvenlik	0.051605***	0.00859	6.005217	0.00000
hiltonbanyo	0.013786**	0.00590	2.337693	0.01940
I.Merkez	0.003334**	0.00135	2.477408	0.01323
IDO	-0.005**	0.00199	-2.51413	0.01193
isicam	-0.0164**	0.00641	-2.55877	0.01050
jakuzi	0.028632**	0.01156	2.47579	0.01329
kapici	0.019959***	0.00632	3.159249	0.00158
kat0	-0.05814***	0.00774	-7.50721	0.00000
kat1	0.025356***	0.00795	3.18768	0.00143
kat2	0.02867***	0.00766	3.741198	0.00018
kat3	0.01355*	0.00743	1.824049	0.06814

Tablo 4.7. Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde Parametrik Kısım Tahmini

klima	0.055962***	0.00817	6.849243	0.00000
krediyeygun	0.071179***	0.00891	7.984811	0.00000
laminantzemin	-0.01715***	0.00607	-2.82502	0.00473
Lise	-0.0162**	0.00634	-2.55627	0.01058
m2	0.002479***	0.00009	28.39309	0.00000
marleyzemin	-0.03936***	0.01315	-2.99372	0.00276
Metrobüs	0.00908***	0.00266	3.415836	0.00064
MIA	0.022995***	0.00638	3.603473	0.00031
mobilya	-0.02346**	0.01027	-2.28481	0.02232
odasayisi	0.009721***	0.00315	3.083585	0.00205
Otogar	-0.02166***	0.00320	-6.77829	0.00000
otopark	0.033506***	0.00679	4.934229	0.00000
parkezemin	-0.01055**	0.00504	-2.09438	0.03623
saglikocagi	0.021315**	0.00837	2.547419	0.01085
sahibinden	-0.02341***	0.00638	-3.67113	0.00024
soba	-0.05463*	0.02882	-1.8958	0.05799
teniskortu	0.025823**	0.01049	2.462415	0.01380
teras	-0.04578***	0.00831	-5.50764	0.00000
yaka	0.251788***	0.03355	7.504924	0.00000
yasamkalitesindeksi (yke)	0.180935***	0.01087	16.65167	0.00000
yuzmehavuzu	0.093231***	0.00957	9.737014	0.00000
Test istatistiğinin dağılımının simülasyonu Bootstrap replikasyonları (100) 1...+...2...+...3...+...4...+...550100 Ho: Parametrik ve Non-parametrik tahminler birbirinden farklıdır. Standardize edilmiş T test istatistiği: 14.903394 Kritik değer(95%): 1.959964				

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin parametrik kısmına ait katsayı tahminlerinin istatistiksel olarak anlamlılıkları; %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıysa ***, %5 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıysa ** ve %10 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıysa * şeklinde ifade edilmiştir. Modelin parametrik kısmında yer alan her bir değişkendeki bir değişimin konut fiyatları üzerindeki etkisi Klasik Regresyon'da olduğu gibi yorumlanabilir. Buna göre, “BodrumKat” değişkeni konutun bodrum katta olması durumunda fiyatının %15.26 azalacağını göstermektedir. “yaka” değişkeninin katsayısı ise, konutun Avrupa Yakası'nda bulunmasının Anadolu Yakası'nda bulunmasına göre fiyatını %28.63 kadar arttıracığını ifade etmektedir. “boğazmanzarası” değişkeni konutun boğaz manzarasının olması durumunda konut fiyatının %26.65 kadar artacağını göstermektedir. “yasamkalitesindeksi (yke)” değişkeninin katsayısı konutların bulunduğu mekânlardaki yaşam kalitesinde bir artış

olması durumunda konut fiyatlarının %18.09 kadar arttığını göstermektedir. Benzer şekilde diğer değişkenler de yorumlanabilir.¹⁰

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin tahmininden elde edilen sonuçlar konut fiyatlarını en fazla arttıran özelliklerin sırasıyla %28.63 ile konutun Avrupa Yakası'nda bulunması, %26.65 ile konutun boğaz manzarasının olması, %18.09 ile konutun bulunduğu mekânın yaşam kalitesindeki artış olduğunu göstermiştir. İstanbul'da konut fiyatlarını en fazla düşüren özellik ise %15.26 ile konutun bodrum katta bulunmasıdır.

Mekân etkisini dikkate alan ve Parametrik Mekânsal Model olarak tanımlanan Mekânsal Durbin Modeli'nin tahmin sonuçlarına göre konutun Avrupa Yakası'nda olması Anadolu Yakası'nda olmasına göre konut fiyatlarını yaklaşık %11.88 kadar arttırmaktadır. Konutun boğaz manzarasının olması konutun fiyatını %25.76 kadar arttırmaktadır ve konutun bulunduğu mekânın yaşam kalitesi endeksindeki artış konut fiyatlarını %24.39 kadar arttırmıştır. Konutun bodrum katta olması ise konutun fiyatını %14.75 kadar düşürmektedir.

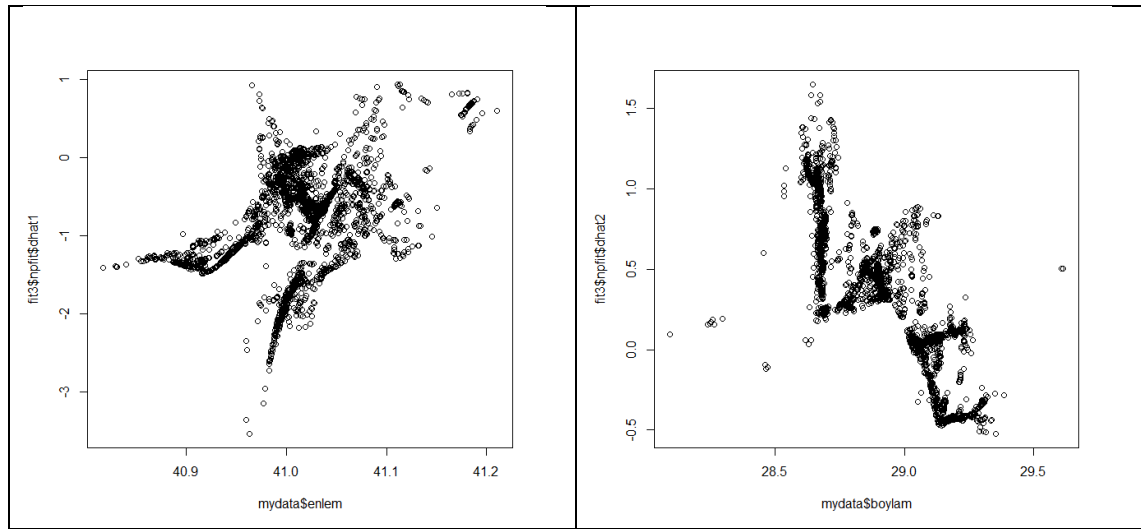
Mekân etkisini dikkate almayan ve Standart Hedonik Konut Fiyatlama Modeli olarak da adlandırılabilen EKK Modeli'nde konutun Avrupa Yakası'nda olması Anadolu Yakası'nda olmasına göre konut fiyatlarını yaklaşık %23.71 arttırmaktadır. Konutun boğaz manzarasının olması konutun fiyatını %25.56 kadar arttırmaktadır ve konutun bulunduğu mekânın yaşam kalitesi endeksindeki artış konut fiyatlarını %15.02 kadar arttırmıştır. Konutun bodrum katta olması ise konutun fiyatını %14.57 kadar düşürmektedir.

Mekân etkisini dikkate alan Parametrik Mekânsal Modeller ile mekân etkisini dikkate almayan En Küçük Kareler Regresyon Modeli, tüm mekânlar için her bir değişkene ait tek bir katsayı tahmin sonucu vermektedir. Bu nedenle, bu modeller "Global Modeller" olarak da adlandırılmaktadır. Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin tahmin sonuçlarıyla bu modellerin tahmin sonuçları karşılaştırıldığında Global Modeller'in genel olarak katsayıları aşağı sapsmalı olarak tahmin ettikleri görülmektedir. Bu durum EKK Modeli'nin mekânsal etkiyi dikkate almamasından, Mekânsal Durbin Modeli'nin de mekâna göre değişen katsayı tahminleri yerine tüm mekânlar için tek bir katsayı tahmini vermesinden kaynaklanabilir. Özetle, konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin doğru bir şekilde modellenmemesi, yani fonksiyonel formun yanlış belirlenmesinden

¹⁰ Kukla değişken şeklinde oluşturulan konut özelliklerinin konut fiyatı üzerindeki etkisi daha önce de bahsedildiği gibi Halvorsen ve Palmquist (1980)'in yaklaşımına göre hesaplanarak yorumlanmıştır.

kaynaklanan tanımlama hatası modeldeki değişkenlerin katsayılarının sapmalı olarak tahmin edilmesine neden olacaktır.

Grafik 4.3. Parametrik Olmayan Kısımın Tahmin Grafikleri



Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nde parametrik olmayan kısmın tahmin grafiklerine göre, 41. enlemin güneyine gidildikçe konut fiyatları düşmektedir; ancak 41.enlemin kuzeyine doğru gidildikçe enlemin konut fiyatı üzerindeki etkisinin pozitif olduğu görülmektedir. Ayrıca, boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi 29. boylamın doğusunda negatif olmaktadır. Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin parametrik olmayan kısmına ait bu sonuçlar, Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli ve Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde enlem ve boylam değişkenlerinin konut fiyatı üzerindeki etkisini gösteren katsayı tahmin sonuçlarıyla örtüşmektedir.

Son olarak, Tablo 4.7'deki en son satırda yer alan test istatistiği sonuçları parametrik tahminlerle parametrik olmayan tahminler arasında istatistiksel olarak önemli bir farklılığın olduğunu göstermektedir, aralarında istatistiksel olarak önemli bir farkın olmaması durumunda parametrik olmayan modellerin tahminine de gerek olmayacaktır.

4.3.4. Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli Tahmini

$y = X\beta + f(z) + u$ şeklinde ifade edilebilen modelde $z=(\text{enlem},\text{boylam})$ olması durumunda, Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli elde edilir. Bu model, çapraz geçerlilik fonksiyonunu minimize eden optimal düzgünleştirme parametresi değeri verili olduğunda ve uygun ağırlık matrisi seçildiğinde mekânsal heterojeniteyi incelemek üzere oluşturulur. Tahmin aşamasında gözlemlerin her biri ağırlık fonksiyonuna göre ağırlıklandırılarak, Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli tahmin edilir ve tahmin sonrası

elde edilen katsayı değerlerinin mekâna göre değiştiği belirlenirse mekânsal heterojenitenin olduğu söylenebilir.

Oluşturulan Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli, eşitlik (4.7)'de olduğu gibi ifade edilebilir. Model ile ilgili tahmin sonuçlarının özetine Tablo 4.8'de ve katsayı tahmin grafiklerine Şekil 4.4'te yer verilmiştir.

$$\text{car}(\text{lkonut} \sim \text{Airport} + \text{ankastremutfak} + \text{asansor} + \text{AVM} + \text{balkon} + \text{beyazesya} + \text{binayasi} + \text{BodrumKat} + \text{bogazmanzarasi} + \text{Boğaziçi.Köprüsü} + \text{boyalı} + \text{denizmanzarasi} + \text{dogamanzarasi} + \text{gömmedolap} + \text{güvenlik} + \text{hiltonbanyo} + \text{I.Merkez} + \text{IDO} + \text{isicam} + \text{jakuzi} + \text{kapici} + \text{kat0} + \text{kat1} + \text{kat2} + \text{kat3} + \text{klima} + \text{krediyeyugun} + \text{laminantzemin} + \text{Lise} + \text{m2} + \text{marleyzemin} + \text{Metrobüs} + \text{MIA} + \text{mobilya} + \text{odasayisi} + \text{Otogar} + \text{otopark} + \text{parkezemin} + \text{saglikocagi} + \text{sahibinden} + \text{so} + \text{ba} + \text{teniskortu} + \text{teras} + \text{yaka} + \text{yasamkalitesi} + \text{endeksi} + \text{yüzmehavuzu}, \text{coords} = (\text{boylam}, \text{enlem}), \text{ uyarlayıcı düzgünleştirme parametresi}) \quad (4.7)$$

Tablo 4.8. CAR Modeli'ne ait Katsayı Tahminleri Özeti

Değişken	Min.	1.Kartil	Medyan	3.Kartil	Max.	Global
Sabit	4.718	4.868	4.932	5.354	6.449	4.913
Airport	-0.06228	-0.03506	0.005104	0.00791	0.01323	0.0063
ankastremutfak	0.02667	0.03129	0.04903	0.05741	0.06213	0.0538
asansor	-0.00185	0.001797	0.02454	0.03775	0.04047	0.0243
AVM	-0.01989	-0.01401	-0.01044	-0.00829	0.001437	-0.0018
balkon	0.009929	0.01416	0.01946	0.02042	0.02243	0.0168
beyazesya	0.03729	0.04191	0.04822	0.05282	0.06442	0.0477
binayasi	-0.00426	-0.00203	-0.00131	-0.00088	-0.00034	-0.0008
BodrumKat	-0.2782	-0.2181	-0.1669	-0.1511	-0.1372	-0.1676
bogazmanzarasi	-0.1608	0.204	0.2188	0.2343	0.3086	0.2292
Boğaziçi.Köprüsü	-0.1212	-0.02437	-0.02256	-0.01853	0.08	-0.0194
boyalı	-0.02182	-0.01907	-0.01792	-0.01651	-0.01255	-0.0158
denizmanzarasi	-0.01867	-0.01166	0.03399	0.04331	0.05844	0.0402
dogamanzarasi	-0.00099	0.004112	0.01681	0.02491	0.0332	0.0145
gömmedolap	0.02078	0.02567	0.02773	0.03829	0.04551	0.0267
güvenlik	0.03194	0.04223	0.06229	0.0795	0.09014	0.0456
hiltonbanyo	0.0107	0.01396	0.01555	0.01808	0.02931	0.0153
I.Merkez	-0.00894	0.001906	0.01042	0.01986	0.0598	-0.0009
IDO	-0.01719	-0.01487	-0.01379	0.006961	0.01089	-0.0103
isicam	-0.03528	-0.02957	-0.01427	-0.00759	-0.00104	-0.0149
jakuzi	-0.01851	-0.01212	0.02709	0.03965	0.04481	0.0272
kapici	-0.00057	0.005775	0.01039	0.02868	0.03865	0.0216
kat0	-0.0839	-0.06995	-0.0575	-0.04382	-0.03229	-0.0485
kat1	0.004381	0.01286	0.02901	0.03594	0.04899	0.0358
kat2	0.0122	0.02417	0.0355	0.04116	0.05079	0.0395
kat3	-0.00319	0.006645	0.02136	0.02482	0.03283	0.0198
klima	0.04396	0.04851	0.05832	0.07296	0.08339	0.0616
krediyeyugun	0.02843	0.05123	0.06843	0.0717	0.07873	0.0742

Tablo 4.8. CAR Modeli'ne ait Katsayı Tahminleri Özeti

laminantzemin	-0.0305	-0.02893	-0.02271	0.004433	0.007849	-0.0195
Lise	-0.02448	-0.01413	-0.01219	-0.00829	-0.00478	-0.0233
m2	0.001611	0.001879	0.002466	0.002571	0.002711	0.0026
marleyzemin	-0.08914	-0.07985	-0.03139	-0.02311	-0.01099	-0.0374
Metrobüs	-0.0032	0.00382	0.009752	0.01345	0.01522	0.013
MIA	-0.1401	-0.0147	0.02256	0.02989	0.07284	0.0169
mobilya	-0.0387	-0.03483	-0.031	-0.01403	-0.00187	-0.0273
odasayisi	0.003416	0.004735	0.006304	0.03526	0.04014	0.0081
Otogar	-0.02224	-0.01716	-0.01291	0.03504	0.1109	-0.0108
otopark	0.02127	0.02654	0.03733	0.04022	0.04473	0.0303
parkezemin	-0.02293	-0.0197	-0.01299	-0.00936	-0.00729	-0.0125
saglikocagi	-0.01562	0.00516	0.01419	0.06018	0.07573	0.005
sahibinden	-0.04278	-0.02739	-0.01829	-0.01339	0.01466	-0.0233
soba	-0.09538	-0.06679	-0.05141	-0.02949	-0.02162	-0.0537
teniskortu	-0.00438	0.001156	0.01322	0.01992	0.03245	0.0166
teras	-0.04875	-0.04363	-0.04024	-0.02553	-0.01633	-0.0422
yaka	-0.01964	-0.01258	0.195	0.2098	0.2359	0.1863
yasamkalitesindeksi(yke)	0.1123	0.1352	0.1792	0.1824	0.1932	0.1935
yüzme havuzu	0.05321	0.06353	0.1139	0.1191	0.1327	0.1031
Gözlem sayısı	2838					
Etkinparametresayısı	123.1033					
Etkin sd.	2714.897					
sigma	0.1178827					
AICc	-3947.966					
Artık Kareleri Top.	37.72707					
Quasi-Global R^2	0.8619453					
Brunsdon, Fotheringham & Charlton (1999) ANOVA Testi Varyans Analizi Tablosu						
	Serbestlik Derecesi	Kareler Toplamı	Ortalama Kareler Toplamı	F-Değeri		
EKK Artıkları	47	45.160				
CAR Modeli'nin Açıklanan Kısmı (GWR Improvement)	196.83	11.559	0.058726			
CAR Modeli'nin Artıkları (GWR Residuals)	2594.17	33.601	0.012953	4.5339***		

Tablo 4.8'de Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nden elde edilen tahmin sonuçları, konut fiyatlarının koşullu dağılımının 1.Kartil'i (En Düşük %25'lik Dilim), 2.Kartil'i (Medyan, %50'lik dilim) ve 3.Kartil'i (En Yüksek %25'lik Dilim) için yorumlanacaktır. CAR Modeli'nin tahmin sonuçlarının yanında En Küçük Kareler Regresyon Modeli'nin tahmin sonuçlarına da karşılaştırma amacıyla yer verilmiştir. CAR Modeli'ndeki değişkenlerden bazılarının ait katsayı yorumları şu şekildedir:

- **Airport:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %3.51 düşmektedir. Konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %0.79 kadar artmaktadır ve dağılımın %50'lik dilimi için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %0.51 artmaktadır. EKK regresyon modeli için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatları %0.63 artmaktadır.
- **Ankastremutfak:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için konutta ankastre mutfağın olması konut fiyatlarını %3.18 kadar arttırmaktadır, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için konut fiyatları %5.91 kadar artmaktadır ve dağılımın %50'lik dilimi için konut fiyatları %5.02 kadar artmaktadır. EKK regresyon modeli için ankastre mutfağın olması durumunda konut fiyatları %5.53 kadar artmaktadır.
- **AVM:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için en yakın alışveriş merkezine olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %1.04 düşmektedir. Konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için en yakın alışveriş merkezine olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %0.83 düşmektedir ve dağılımın %50'lik dilimi için en yakın alışveriş merkezine olan uzaklık arttıkça konut fiyatları km başına %1.04 düşmektedir. EKK regresyon modeli için en yakın alışveriş merkezine olan uzaklık arttıkça konut fiyatları %0.18 düşmektedir.
- **Boğazmanzarası:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için konutun boğaz manzarasının olması konut fiyatlarını %22.63 kadar arttırmaktadır, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için konut fiyatları %24.45 kadar artmaktadır ve dağılımın %50'lik dilimi için konut fiyatları %26.40 kadar artmaktadır. EKK regresyon modeli için konutun boğaz manzarasının olması durumunda konut fiyatları %25.76 kadar artmaktadır.
- **BodrumKat:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için konutun bodrum katta bulunması konut fiyatlarını %19.59 kadar düşürmektedir, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için konut fiyatları %14.02 kadar düşmektedir ve dağılımın %50'lik dilimi için konut fiyatları %15.37 kadar düşmektedir. EKK regresyon modeli için konutun bodrum katta olması durumunda konut fiyatları %15.43 kadar düşmektedir.

- **Yaşamkalitesindeksi (yke):** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için konutun bulunduğu mekânda yaşam kalitesi endeksinin artması konut fiyatlarını %13.52 kadar arttırmaktadır, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için konut fiyatlarını %18.24 kadar arttırmaktadır ve dağılımın %50'lik dilimi için konut fiyatları %17.92 kadar artmaktadır. EKK Regresyon Modeli için konutun bulunduğu mekânda yaşam kalitesi endeksinin artması durumunda konut fiyatları %19.35 kadar artmaktadır.
- **Yaka:** Dağılımda konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için konutun Avrupa Yakası'nda bulunması konut fiyatlarını %1.25 kadar düşürmektedir, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için konut fiyatları %23.34 kadar artmaktadır ve dağılımın %50'lik dilimi için konut fiyatları %21.53 kadar artmaktadır. EKK regresyon modeli için konutun Avrupa Yakası'nda olması Anadolu Yakası'nda olmasına göre konut fiyatlarını % 20.48 kadar arttırmaktadır.

Modelde yer alan diğer nitel ve nicel değişkenler de benzer şekilde yorumlanabilir. Dağılımın farklı dilimleri için elde edilen tahmin sonuçları konut fiyatlarının yüksek olduğu ve düşük olduğu bölgelerde yaşayan hanehalklarının konut taleplerinin de ayrı ayrı incelenmesine olanak sağlamaktadır. Konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilimde olan mekânlarda ikamet eden hanehalklarının gelir seviyelerinin diğer mekânlarda ikamet edenlere göre yüksek olduğu ya da konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilimde olan mekânlarda ikamet eden hanehalklarının gelir seviyelerinin diğer mekânlarda ikamet edenlere göre düşük olduğu varsayıldığında, incelenen ilişki de dağılımın farklı dilimleri için aynı şekilde yorumlanamayabilir. CAR Modeli'nden elde edilen tahmin sonuçları da bu değerlendirmeyi destekler niteliktedir. Nitekim "Airport" (en yakın havaalanına uzaklık) değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi dağılımın farklı dilimleri için yorumlandığında, konut fiyatlarının en düşük olduğu %25'lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %3.51 düştüğü, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25'lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %0.79 kadar arttığı ve dağılımın %50'lik dilimi için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %0.51 arttığı gözlemlenmiştir. Bu sonuç gelir seviyesi düşük hanehalklarının ikamet ettiği mekânların havaalanına yakın olmasının konut fiyatlarını %3.51 kadar arttırdığını, gelir seviyesi yüksek hanehalklarının ikamet ettiği mekânların havaalanına yakın olmasının ise konut

fiyatlarını %0.79 ile daha az arttırdığını göstermiştir. Orta gelir grubu için bu etki % 0.51 seviyesindedir.

CAR Modeli'nde konut fiyatları dağılımının farklı dilimleri için konut fiyatlarını pozitif yönde en fazla etkileyen değişkenler boğazmanzarası, yaşamkalitesiendeksi (yke), ve yaka değişkenleridir. Ancak gelir seviyesi düşük olan hanehalklarının ikamet ettiği konutların Avrupa Yakası'nda olması durumunda konut fiyatları düşmektedir ve gelir seviyesi yüksek olan hanehalklarının ikamet ettiği konutların Avrupa Yakası'nda olması durumunda konut fiyatları artmaktadır. Konut fiyatları dağılımının farklı dilimleri için ilişkinin ters yönde çıkması, Avrupa Yakası'nda konut fiyatlarının düşük olduğu ilçelerde yaşam kalitesi endeksinin oldukça düşük olmasından kaynaklanabilir. Bu modelde konut fiyatları dağılımının farklı dilimleri için konut fiyatlarını negatif yönde en fazla etkileyen değişken ise, konutun bodrum katta olduğunu ifade eden "BodrumKat" değişkenidir.

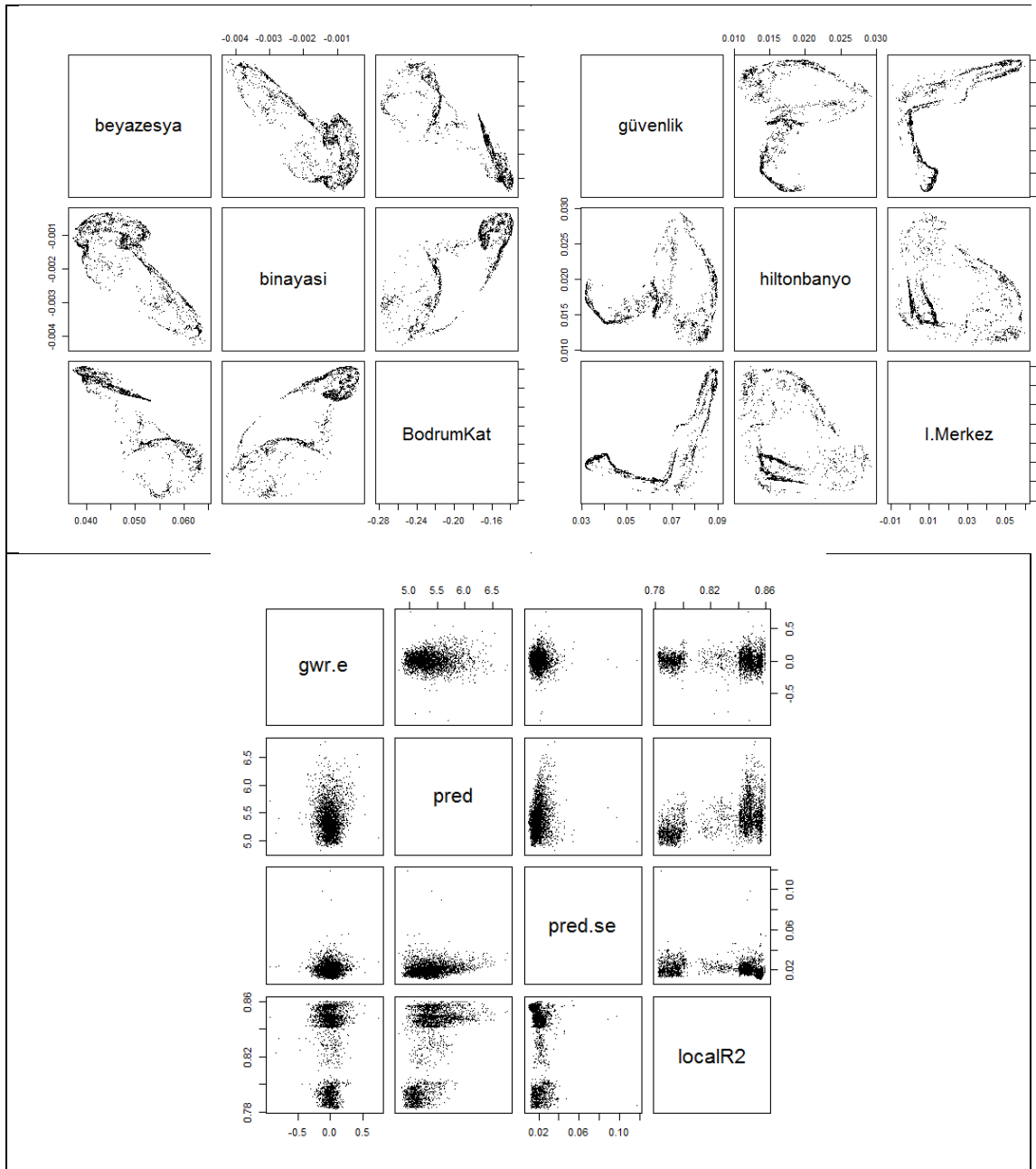
Tahmin sonuçları için dikkat çekici olan bir başka nokta ise, uzaklık değişkenleri ile ilgilidir. Bu sonuçlara göre uzaklık değişkenleri ile konut fiyatları arasında doğrusal olmayan bir ilişki mevcuttur; çünkü belli bir mesafede konut fiyatları ve uzaklık değişkeni arasında pozitif ilişki söz konusu iken, belli bir mesafeden sonra ilişki negatife dönebilmektedir. Başka bir deyişle, "eşik uzaklık değeri" vardır ve uzaklık için bu eşik değerinin aşılması durumunda ilişki tersine dönebilmektedir.

Tahmin sonuçlarından sonra modele ilişkin tanısal testler ve istatistiksel ölçüler verilmiştir. Buna göre, etkin parametre sayısı ve etkin serbestlik derecesi farklı düzgünleştirme parametrelerinin kullanılması veya farklı Parametrik Olmayan Modeller'in tahmin edilmesi durumunda karşılaştırma yapmayı sağlayan ölçülerdir. Her bir model için hesaplanan etkin parametre ya da serbestlik derecesinden minimum olanı tercih edilir. Düzeltilmiş Akaike Bilgi Kriteri (AICc) ise, CAR Modeli'nin performansının değerlendirilmesinde uyum iyiliği ölçüsü olarak kullanılır. Bu kriter, tahmin edilen model ile gerçek model arasındaki uzaklığın bir ölçüsü olarak tanımlanabilir. Bahsedilen bu uzaklık ise mutlak bir ölçüye değil, Kullback-Leibler olarak bilinen görel bir ölçüye dayalıdır. Ayrıca, sadece farklı açıklayıcı değişkenlere sahip modellerin karşılaştırılmasında kullanılmaz, global bir model olan En Küçük Kareler Regresyon modeli ile yerel bir model olan Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli'nin karşılaştırılmasında da kullanılabilir. Dahası, Fotheringham vd. (2002)'nin de önerdiği gibi optimal düzgünleştirme parametresinin seçiminde kullanılabilir. Bunun için en düşük değerini veren düzgünleştirme parametresi optimal düzgünleştirme parametresi olarak belirlenir. Quasi-Global R^2 , tahmin edilen 2838 adet CAR Modeli'nin her biri için

hesaplanan yerel R^2 değerlerinden elde edilen globale yakın R^2 değeri olarak tanımlanabilir. Ancak, bahsedilen bu ölçüler tek başına bir anlam ifade etmemektedir; bunun için farklı düzgünleştirme parametrelerinin kullanıldığı modeller tahmin edilerek bu ölçülere göre karşılaştırmalar yapılabilir.

Brunsdon, Fotheringham & Charlton (1999) ANOVA Testi EKK Regresyon Modeli ile CAR Modeli arasında istatistiksel olarak önemli bir farklılığın olup olmadığını incelemek amacıyla yapılmıştır. Test sonucuna göre, F test istatistiği değeri (4.5339***) %1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Başka bir deyişle, CAR Modeli konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri EKK Modeli'ne göre daha iyi açıklamaktadır.

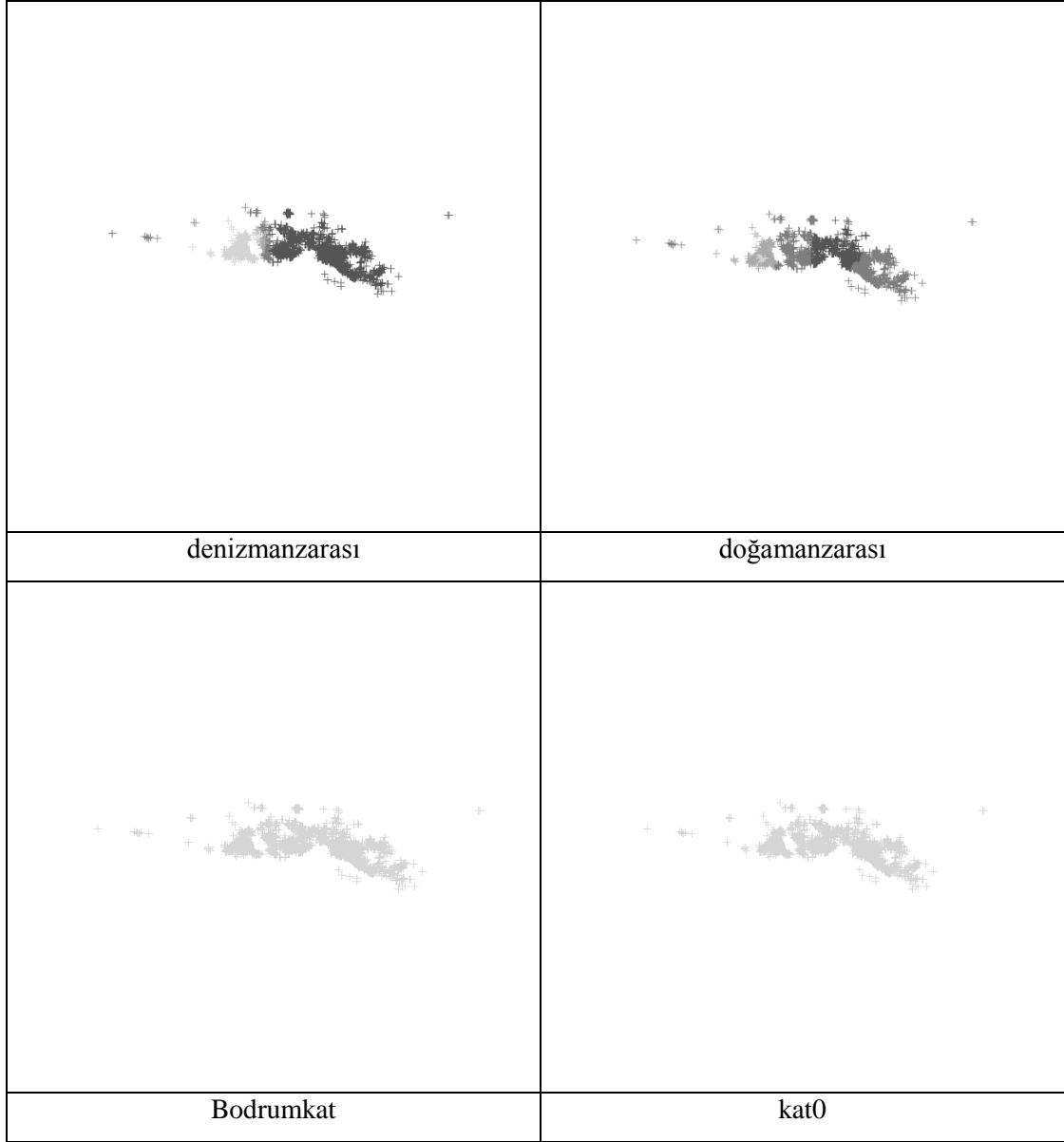
Global Model olarak da ifade edilen En Küçük Kareler Regresyon Modeli, CAR Modeli'nde olduğu gibi konut fiyatları dağılımının farklı dilimleri için ilişkinin yorumlanması yerine ilişkiyi sadece dağılımın tümü için yorumlama imkânı sağlamaktadır ve konut fiyatlarında önemli bir belirleyici olan mekân etkisini dikkate almamaktadır. Dolayısıyla EKK Modeli, konut fiyatları üzerinde etkisi incelenmek istenen her bir değişkenin katsayı tahminlerinin tüm mekânlar için geçerli olduğunu varsaymaktadır.

Grafik 4.4.1. CAR Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri

Grafik 4.1.1’de CAR Modeli’ndeki beyazesya, binayasi, BodrumKat, güvenlik, hiltonbanyo, I.Merkez değişkenlerinin katsayı tahminlerine ve tanısal istatistiklere ilişkin ikili grafikler (pairwise) yer almaktadır. Diğer değişkenlere ait CAR Modeli katsayı tahmin grafiklerine EK-3’te yer verilmiştir. Bu grafikler konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkilerin yönü ve biçimi hakkında görsel bilgiler sunmaktadır. İkili grafiklerden “beyazesya, binayasi ve BodrumKat” değişkenlerine ait grafikler incelendiğinde konutta beyaz eşyanın olmasının konut fiyatlarını arttırdığı, konutun bina yaşının artmasının konut fiyatlarını düşürdüğü ve konutun bodrum katta olmasının da

konut fiyatlarını negatif etkilediği gözlemlenmektedir. İkili grafiklerden “güvenlik, hiltonbanyo ve I.Merkez” değişkenlerine ait grafikler incelendiğinde ise, konutun güvenliğinin ve hilton banyosunun olmasının konut fiyatlarını arttırdığı, konutun en yakın birinci dereceden şehir merkezine olan uzaklığının artması durumunda belli bir mesafe için konut fiyatlarının düştüğü ya da çok az arttığı ve belli mesafeler için de konut fiyatlarının arttığı veya artış hızının yüksek olduğu gözlemlenmektedir. Bu tür ilişkiler de konut fiyatları ve konut özellikleri arasında doğrusal olmayan ilişkilerin olduğunu göstermekte ve bu ilişki şekli grafiklere de yansımaktadır. Ayrıca, doğrusal olmayan ilişkiler konutların mekânsal ve komşuluk özelliklerinden de kaynaklanabilmektedir. Nitekim birinci dereceden şehir merkezine olan uzaklığın artması konut fiyatlarının en düşük olduğu %25’lik dilimde %0.19 kadar artış yaratırken, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25’lik dilimde %1.99 kadarlık artışa neden olmaktadır. Bu sonuç konut fiyatlarının yüksek olduğu mekânlarda yaşayan dolayısıyla yüksek gelir seviyesine sahip hanehalklarının düşük gelirli hanehalklarına göre şehir merkezinden daha uzak mekânlardaki konutları talep ettiğini gösterebilir. Her iki kesimde de şehir merkezinden uzaklık arttıkça konut fiyatları artsa da yüksek gelire sahip olduğu düşünülen hanehalkları için bu artış %1.80 (1.99%-0.19%) ile daha fazladır.

Son olarak Grafik 4.1.1’de CAR Modelleri’nin tahmininden elde edilen artıkların grafiğine (gwr.e), her bir modelden elde edilen konut fiyatlarının öngörü değerlerinin (pred) grafiğine, bu değerlerin standart hatalarının (pred.se) grafiğine ve her bir model için hesaplanan yerel R^2 değerlerinin grafiğine yer verilmiştir. Yerel R^2 değerlerinin grafiği incelendiğinde, CAR Modelleri’nin açıklama gücünün 0.78 ile 0.86 arasında değiştiği ve açıklama gücünün genel olarak 0.78 ve 0.86 değerlerinde yoğunlaştığı gözlemlenmektedir.

Grafik 4.4.2. CAR Modeli'nin Harita Grafikleri

Grafik 4.4.2’de CAR Modeli’ndeki denizmanzarası ve doğamanzarası değişkenlerine ait katsayı tahminlerinin harita grafikleri, modelin katsayı işaretlerinin mekâna göre nasıl değiştiğini göstermektedir. Modeldeki diğer değişkenlere ait harita grafiklere EK-4’te yer verilmiştir. İstanbul haritası şeklinde olan grafiklerde katsayı tahminleri -1 ile +1 arasında değişmektedir. Negatif değerler alan bölgeler açık renk, pozitif değerler alan bölgeler ise koyu renk ile gösterilmektedir. İstanbul haritası şeklindeki grafiklerden “denizmanzarası” değişkenine ait grafik yorumlandığında, konutun deniz manzarasının olmasının konut fiyatı üzerinde genel olarak pozitif etki yarattığı gözlemlenmektedir; ancak Esenyurt, Beylikdüzü ve Büyükçekmece ilçelerinde bu etki negatiftir. Sonucun bu şekilde elde edilmesinde, Avcılar, Küçükçekmece ve

Büyükçekmece kıyı şeridinin denize doğru kayması ve 1999 Gölcük Depremi'nde binaların yıkılması veya büyük ölçüde hasar görmesi etkili olabilir. Bu ilçelerin kıyı şeridinde zeminin sürekli denize doğru kayıyor olması özellikle depremden sonra konut talebini büyük ölçüde azaltarak konut fiyatlarını düşürmüştür.

“Doğamanzarası” değişkenine ait grafik yorumlandığında konutun doğa manzarasının olmasının konut fiyatı üzerinde genel olarak pozitif etki yarattığı, özellikle de İstanbul Boğazı çevresinde bu etkinin daha da çok arttığı gözlemlenmektedir. Harita grafiklerden “kat0” ve “Bodrumkat” değişkenlerinin grafikleri yorumlandığında ise, konutun zemin katta veya bodrum katta olmasının İstanbul genelinde konut fiyatlarını düşürdüğü gözlemlenmektedir. Bu sonuçlar, İstanbul'un Türkiye'de mala karşı suçların en fazla işlendiği illerden biri olması sebebiyle ikamet edilen yerin güvenliğinin İstanbul için konut talebinde önemli bir belirleyici olduğunu göstermektedir.

4.3.5. Toplamsal Model'in Tahmini

$$\beta_0 + \sum_{i=1}^k m_i(x_i) \text{ şeklinde ifade edilebilen Toplamsal Model'de } m_i(x_i) = \beta_i x_i$$

olarak tanımlanır. Toplamsal Model'de her bir açıklayıcı değişkenin bağımlı değişkene olan katkısının ayrı ayrı olduğu düşünüldüğünden parametrik olmayan değişkenler modele toplamsal olarak dâhil edilir. Toplamsal Model'deki her bir değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisi m_i ile ifade edilir.

Genelleştirilmiş Toplamsal Model, yerel skorlama algoritması kullanılarak tahmin edilir. Bu yaklaşım aslında “Ağırlıklandırılmış Toplamsal Modeller”in aşamalı olarak geriye uyum algoritması ile tahminidir. Gauss-Seidel yöntemi olan geriye uyum algoritması Toplamsal Modeller'in tahmininde kısmi artıkları aşamalı olarak düzgünleştirir ve düzgünleştirme işleminde Spline düzgünleştiricisini ya da LOESS düzgünleştiricisini kullanır. Spline düzgünleştiricisi kullanılarak oluşturulan Toplamsal Model, eşitlik (4.8)'de olduğu gibi ifade edilebilir.

$$\text{toplamsal(lkonut~s(AVM)+s(m2)+s(IDO)+s(Metrobüs)+s(MIA)+s(Hastane)+s(Üniversite)+s(otobusduragi)+s(I.Merkez)+s(II.Merkez)+s(saglikocagi)+s(FSM.Köprüsü)+s(Boğaziçi.Köprüsü)+s(Belediye)+s(eczane)+s(İtfaiye)+s(Otogar)+s(İlköğretim)+s(Airport)+s(binayasi)+s(Polis.Merkezi)+s(yasamkalitesiendeksi)+s(firmasayisi)+s(odasayisi)+s(Lise)+s(park)+s(katsayisi)+s(boylam)+s(enlem))} \quad (4.8)$$

Eşitlik (4.8)'de ifade edilen Toplamsal Model'e ait tahmin sonuçlarına Tablo 4.9'da, katsayı tahmin grafiklerine Grafik 4.5'te ve konut fiyatlarının Toplamsal Model ile öngörü grafiğine Grafik 4.6'da yer verilmiştir.

Tablo 4.9. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(enlem)+s(boylam))

(Sabit)	s(AVM).1	s(AVM).2	s(AVM).3	s(AVM).4
5.37762	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
s(AVM).5	s(AVM).6	s(AVM).7	s(AVM).8	s(AVM).9
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	-0.01532
s(m2).1	s(m2).2	s(m2).3	s(m2).4	s(m2).5
0.08539	0.08540	0.04949	0.03811	0.03200
s(m2).6	s(m2).7	s(m2).8	s(m2).9	s(IDO).1
0.00411	-0.00564	0.10311	0.21582	-0.07656
s(IDO).2	s(IDO).3	s(IDO).4	s(IDO).5	s(IDO).6
-0.13172	0.08467	-0.19020	0.09611	0.13546
s(IDO).7	s(IDO).8	s(IDO).9	s(Metrobüs).1	s(Metrobüs).2
-0.07997	-0.59820	0.10219	-0.18280	0.27244
s(Metrobüs).3	s(Metrobüs).4	s(Metrobüs).5	s(Metrobüs).6	s(Metrobüs).7
0.17396	0.12505	-0.00185	-0.05224	0.04202
s(Metrobüs).8	s(Metrobüs).9	s(MIA).1	s(MIA).2	s(MIA).3
-0.22598	-0.23949	0.38169	0.62043	0.03183
s(MIA).4	s(MIA).5	s(MIA).6	s(MIA).7	s(MIA).8
-0.11147	0.03826	-0.12304	0.08380	3.06214
s(MIA).9	s(Hastane).1	s(Hastane).2	s(Hastane).3	s(Hastane).4
-0.90500	0.00415	-0.02307	-0.00054	0.01556
s(Hastane).5	s(Hastane).6	s(Hastane).7	s(Hastane).8	s(Hastane).9
-0.00405	0.01699	0.00271	-0.05228	0.00833
s(Üniversite).1	s(Üniversite).2	s(Üniversite).3	s(Üniversite).4	s(Üniversite).5
-0.46252	-1.62678	0.54841	-1.74610	1.32001
s(Üniversite).6	s(Üniversite).7	s(Üniversite).8	s(Üniversite).9	s(otobusduragi).1
-1.71858	1.56389	-9.05155	1.18170	0.00000
s(otobusduragi).2	s(otobusduragi).3	s(otobusduragi).4	s(otobusduragi).5	s(otobusduragi).6
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
s(otobusduragi).7	s(otobusduragi).8	s(otobusduragi).9	s(I.Merkez).1	s(I.Merkez).2
0.00000	0.00000	-0.01605	0.09420	0.30614
s(I.Merkez).3	s(I.Merkez).4	s(I.Merkez).5	s(I.Merkez).6	s(I.Merkez).7
-0.10083	0.13842	-0.10925	0.12129	-0.15076
s(I.Merkez).8	s(I.Merkez).9	s(II.Merkez).1	s(II.Merkez).2	s(II.Merkez).3
-1.80207	0.22054	-0.11480	0.08574	0.06836
s(II.Merkez).4	s(II.Merkez).5	s(II.Merkez).6	s(II.Merkez).7	s(II.Merkez).8
0.12567	-0.11133	0.07833	-0.02700	-0.98545
s(II.Merkez).9	s(saglikocagi).1	s(saglikocagi).2	s(saglikocagi).3	s(saglikocagi).4
0.29973	-0.02279	-0.15502	0.01875	-0.12751
s(saglikocagi).5	s(saglikocagi).6	s(saglikocagi).7	s(saglikocagi).8	s(saglikocagi).9

Tablo 4.9. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(enlem)+s(boylam))

0.04619	0.13070	0.07304	-0.52280	0.04362
s(FSM.Köprüsü).1	s(FSM.Köprüsü).2	s(FSM.Köprüsü).3	s(FSM.Köprüsü).4	s(FSM.Köprüsü).5
1.40920	-1.02917	0.16695	-0.42367	0.20554
s(FSM.Köprüsü).6	s(FSM.Köprüsü).7	s(FSM.Köprüsü).8	s(FSM.Köprüsü).9	s(Boğaziçi.Köprüsü).1
0.43589	-0.49907	-4.77564	0.52898	-0.95004
s(Boğaziçi.Köprüsü).2	s(Boğaziçi.Köprüsü).3	s(Boğaziçi.Köprüsü).4	s(Boğaziçi.Köprüsü).5	s(Boğaziçi.Köprüsü).6
-0.53671	-0.45903	-0.10096	-0.08538	-0.11389
s(Boğaziçi.Köprüsü).7	s(Boğaziçi.Köprüsü).8	s(Boğaziçi.Köprüsü).9	s(Belediye).1	s(Belediye).2
-0.27008	2.02873	2.66528	-0.02190	-0.06050
s(Belediye).3	s(Belediye).4	s(Belediye).5	s(Belediye).6	s(Belediye).7
-0.01558	-0.02429	0.00694	0.03107	0.00338
s(Belediye).8	s(Belediye).9	s(eczane).1	s(eczane).2	s(eczane).3
0.14809	-0.00892	0.05097	-0.11962	-0.06436
s(eczane).4	s(eczane).5	s(eczane).6	s(eczane).7	s(eczane).8
0.06873	0.05518	-0.06199	-0.04720	0.20267
s(eczane).9	s(İtfaiye).1	s(İtfaiye).2	s(İtfaiye).3	s(İtfaiye).4
0.00962	-0.00098	0.00210	-0.00230	0.00285
s(İtfaiye).5	s(İtfaiye).6	s(İtfaiye).7	s(İtfaiye).8	s(İtfaiye).9
-0.00141	0.00313	-0.00141	0.02052	0.00658
s(Otogar).1	s(Otogar).2	s(Otogar).3	s(Otogar).4	s(Otogar).5
-0.01015	3.81009	0.28043	-2.88339	1.15386
s(Otogar).6	s(Otogar).7	s(Otogar).8	s(Otogar).9	s(İlköğretim).1
-2.38999	1.87770	28.04765	-5.62504	-0.02236
s(İlköğretim).2	s(İlköğretim).3	s(İlköğretim).4	s(İlköğretim).5	s(İlköğretim).6
0.18391	0.01169	0.12469	-0.04755	0.09214
s(İlköğretim).7	s(İlköğretim).8	s(İlköğretim).9	s(Airport).1	s(Airport).2
-0.06092	-0.47294	0.05147	-0.17074	-0.18364
s(Airport).3	s(Airport).4	s(Airport).5	s(Airport).6	s(Airport).7
-0.06929	0.06335	0.03150	-0.06341	-0.06446
s(Airport).8	s(Airport).9	s(binayasi).1	s(binayasi).2	s(binayasi).3
0.62686	-0.16826	0.01592	0.11259	0.00685
s(binayasi).4	s(binayasi).5	s(binayasi).6	s(binayasi).7	s(binayasi).8
0.01824	-0.00232	0.01127	0.00738	-0.06519
s(binayasi).9	s(Polis.Merkezi).1	s(Polis.Merkezi).2	s(Polis.Merkezi).3	s(Polis.Merkezi).4
-0.00801	0.23229	-0.76607	0.18000	-0.46055
s(Polis.Merkezi).5	s(Polis.Merkezi).6	s(Polis.Merkezi).7	s(Polis.Merkezi).8	s(Polis.Merkezi).9
0.05813	0.51151	0.16570	1.45344	-0.14300
s(yasamkalitesi endeksi).1	s(yasamkalitesi endeksi).2	s(yasamkalitesi endeksi).3	s(yasamkalitesi endeksi).4	s(yasamkalitesi endeksi).5
-0.17775	1.13157	0.11510	-0.96265	0.11267

Tablo 4.9. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(enlem)+s(boylam))

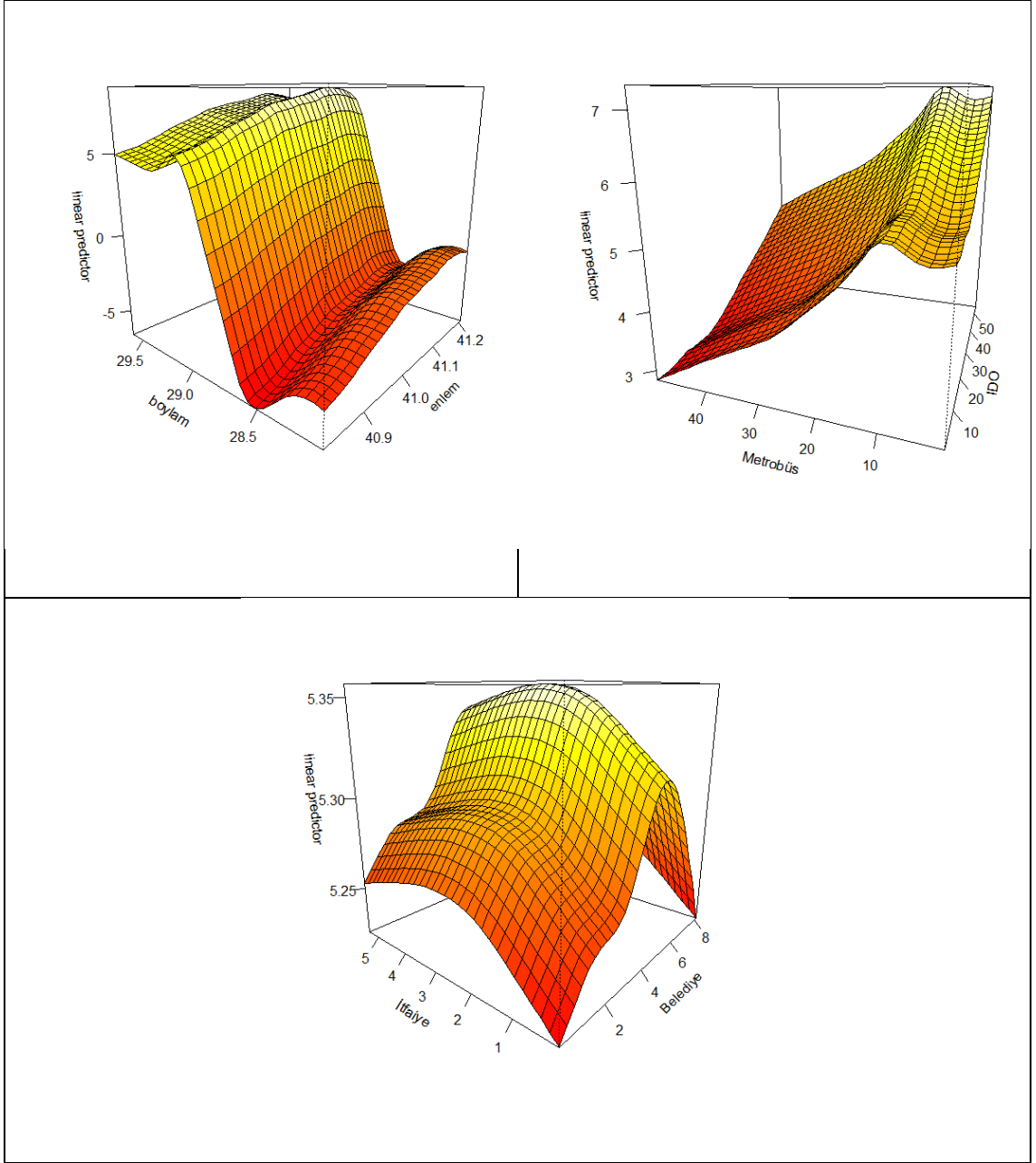
s(yasamkalitesi endeksi).6	s(yasamkalitesi endeksi).7	s(yasamkalitesi endeksi).8	s(yasamkalitesi endeksi).9	s(firmasayisi).1
0.18134	0.26537	1.94046	-0.20927	-0.18229
s(firmasayisi).2	s(firmasayisi).3	s(firmasayisi).4	s(firmasayisi).5	s(firmasayisi).6
-0.17183	0.20482	-0.00426	0.18070	0.03018
s(firmasayisi).7	s(firmasayisi).8	s(firmasayisi).9	s(odasayisi).1	s(odasayisi).2
0.25584	-0.23175	0.41290	37.42672	-59.87384
s(odasayisi).3	s(odasayisi).4	s(odasayisi).5	s(odasayisi).6	s(odasayisi).7
12.26544	25.77447	-51.65567	69.76968	-196.64460
s(odasayisi).8	s(odasayisi).9	s(Lise).1	s(Lise).2	s(Lise).3
19.78566	-0.07525	-0.00069	0.00020	0.00043
s(Lise).4	s(Lise).5	s(Lise).6	s(Lise).7	s(Lise).8
0.00051	-0.00035	0.00064	0.00064	0.00398
s(Lise).9	s(park).1	s(park).2	s(park).3	s(park).4
-0.01305	-0.00010	0.00188	-0.00161	-0.00172
s(park).5	s(park).6	s(park).7	s(park).8	s(park).9
-0.00016	-0.00167	-0.00131	0.00720	0.00859
s(katsayisi).1	s(katsayisi).2	s(katsayisi).3	s(katsayisi).4	s(katsayisi).5
-0.19968	-0.30633	-0.19616	-0.14247	0.13768
s(katsayisi).6	s(katsayisi).7	s(katsayisi).8	s(katsayisi).9	s(boylam).1
-0.12220	0.08202	-0.09775	-0.04043	5.16123
s(boylam).2	s(boylam).3	s(boylam).4	s(boylam).5	s(boylam).6
-0.70512	-0.18759	0.54277	-0.01878	-0.21378
s(boylam).7	s(boylam).8	s(boylam).9	s(enlem).1	s(enlem).2
-0.02166	-1.25320	0.42194	-0.27149	-0.05509
s(enlem).3	s(enlem).4	s(enlem).5	s(enlem).6	s(enlem).7
-0.23519	0.15288	0.12837	0.10792	-0.26817
s(enlem).8	s(enlem).9			
1.06949	0.01043			
Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik Değeri		0.0161851		
Tahmin edilen serbestlik dereceleri		1.00 7.37 4.28 5.73 5.51 3.76 9.00 1.00 8.11 5.85 7.81 7.80 6.57 4.13 4.60 1.82 9.00 6.35 3.85 4.70 8.52 8.96 8.74 8.58 1.25 1.07 6.55 7.19 9.00		
Toplam sd.		169.1		
F test istatistiği		14.051***		
Hata payları		0.01 '***', 0.05 ' ** ', 0.1 '* '		

Tablo 4.9 farklı serbestlik dereceleri için tahmin edilmiş katsayı tahminlerini göstermektedir. Toplamsal Modeller’de birden çok düzgünleştirme parametresinin optimum seçim probleminin zor olması ve bu parametrelerin serbestlik derecesiyle doğrudan ilişkili olması nedeniyle, uygulamada serbestlik derecesi değiştirilerek uygun bir model seçilebilir. Burada tahmin edilen serbestlik dereceleri 1 ile 9 arasında değişmektedir ve Toplamsal Model’deki değişkenlerin katsayıları 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 ve 9 serbestlik derecesi için tahmin edilmiştir. Toplamsal Model’in tahmininde kullanılan geriye uyum algoritması uygulamada her bir toplamsal bileşen için (değişken için) başlangıçtaki serbestlik derecesini 1 olarak kabul etmiştir; ancak kullanılan yazılıma göre başlangıçtaki serbestlik derecesi değişebilir. Tablo 4.9’daki Toplamsal Model’in tahmin sonuçlarına göre, “m2” değişkenindeki birim artışın konut fiyatlarını serbestlik derecesi 1 iken, %8.54; serbestlik derecesi 2 iken, %8.54; serbestlik derecesi 3 iken %4.95; serbestlik derecesi 4 iken, %3.81; serbestlik derecesi 5 iken, %3.20; serbestlik derecesi 6 iken, %0.41; serbestlik derecesi 8 iken, %10.31; serbestlik derecesi 9 iken %21.58 kadar arttırdığı; ancak serbestlik derecesi 7 iken %0.56 kadar azalttığı söylenebilir ve Toplamsal Model’deki diğer değişkenlerin konut fiyatı üzerindeki etkisi de benzer şekilde yorumlanabilir. Görüldüğü üzere farklı serbestlik dereceleri için “m2” değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi ve hatta bu etkinin yönü de değişebilmektedir. Dolayısıyla burada her bir değişken için minimum genelleştirilmiş çapraz geçerlilik fonksiyonu değerine sahip optimal düzgünleştirme parametresiyle ilişkili olan etkin serbestlik derecesi seçilerek bu serbestlik derecesine göre değişkenin ya da toplamsal bileşenin konut fiyatı üzerindeki etkisi yorumlanmalıdır. Ancak, Toplamsal Model’in tahmininden bu tür bir bilgiye ulaşılamadığından her bir değişken için etkin serbestlik derecesinin seçimine de karar verilememektedir, sadece tahmin edilen serbestlik dereceleri için katsayı tahminlerinin nasıl değiştiği gözlemlenmektedir. Bunun dışında, Toplamsal Model’de birden fazla parametrik olmayan değişken tanımlandığından model için toplam serbestlik derecesi de hesaplanmaktadır.

Tahmin edilen Toplamsal Model’in genel olarak anlamlılığını sınavan F test istatistiği de Toplamsal Model’in genel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Son olarak Toplamsal Model’den elde edilen tahmin sonuçları EKK Modeli’nden ve Mekânsal Durbin Modeli’nden elde edilen tahmin sonuçlarıyla karşılaştırılmamaktadır; çünkü Toplamsal Model’de her bir değişkenin katsayısı farklı serbestlik dereceleri için tahmin edilmektedir.

Grafik 4.5. Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri (s(enlem)+s(boylam))



Grafik 4.5, Toplumsal Model’de enlem-boylam, Metrobüs-IDO ve İtfaiye-Belediye değişkenlerine ait katsayı tahminlerinin üç boyutlu grafiklerini göstermektedir. Diğer değişkenlere ait üç boyutlu grafiklere EK-5’te yer verilmiştir. Bu grafikler, parametrik olmayan değişkenler arasında doğrusal bir ilişkinin olup olmadığına dair bilgi vermektedir. Buna göre enlem ve boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi Toplumsal Model’e göre incelendiğinde,

- Enlemin artması (kuzeye doğru gittikçe) konut fiyatları üzerindeki etkisini arttırmaktadır.
- Boylamın artması durumunda (doğuya doğru gittikçe) ise 28.5. boylama kadar konut fiyatları üzerindeki etkisi düşerken, bu boylamdan sonra 29. boylama kadar hızlı bir biçimde artmaktadır. 29.3. boylamdan sonra ise yatay bir seyir izlemektedir.
- Enlem ve boylamın konut fiyatı üzerinde birlikte en etkili oldukları bölge ise 29. boylamın 41.1. enlemle kesiştiği bölgedir. İstanbul haritası üzerinde bu bölge Sarıyer-Maslak bölgesidir.

Son olarak konut fiyatları ile enlem ve boylam arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğu ve enlem ile boylam arasında da bir etkileşimin olduğu söylenebilir; çünkü enlemin her değeri için boylamın eğimi aynı değildir. Ayrıca, grafiklerdeki kırmızıdan sarıya doğru giden renk skalası değişkenlerin konut fiyatları üzerindeki etkinin büyüklüğü ile ilgili bilgi vermektedir. Buna göre, sarı renk skalası genel olarak değişkenlerin konut fiyat üzerindeki etkisinin arttığı bazen de maksimuma yaklaştığı ilişki durumunu göstermektedir.

Üç boyutlu grafiklerden metrobüs ve IDO’ya uzaklığın konut fiyatı üzerindeki etkisi Toplumsal Model’e göre incelendiğinde,

- Metrobüse uzaklığın konut fiyatı üzerindeki etkisi, 10km’ye kadar olması durumunda yatay bir seyir izlerken, 10km uzaklıkta maksimuma ulaşmaktadır. Bu noktadan daha fazla uzak olunması durumunda konut fiyatları hızlı bir şekilde düşmektedir.
- IDO’ya olan uzaklık arttıkça ise konut fiyatı üzerindeki etki artmaktadır.
- Bu iki değişkenin birlikte değerlendirilmesi durumunda metrobüse 10km uzaklıkta, IDO’dan uzaklaştıkça konut fiyatı maksimuma ulaşmaktadır.

Ayrıca, konut fiyatları ile metrobüs ve IDO arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğu ve metrobüs ile IDO arasında da bir etkileşimin olduğu söylenebilir; çünkü IDO'nun her bir değeri için metrobüsün eğimi aynı değildir.

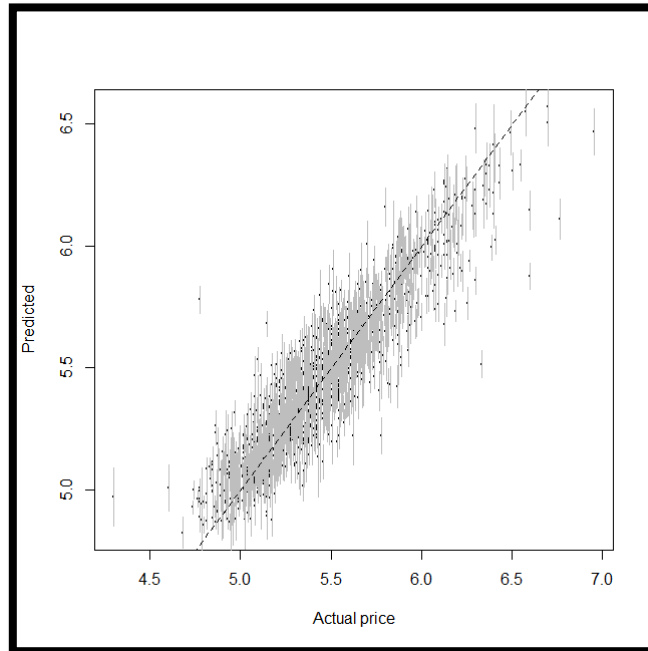
Üç boyutlu grafiklerden itfaiye ve belediyeye uzaklığın konut fiyatı üzerindeki etkisi Toplamsal Model'e göre incelendiğinde,

- Konutların itfaiye ve belediyeye belli mesafede yakın olmasının konut fiyatlarını maksimuma ulaştırdığı ve belediyeye 5km, itfaiyeye 2.5km uzaklıkta olmanın konut fiyatını maksimum yaptığı gözlemlenmektedir.

Ayrıca, konut fiyatları ile itfaiye ve belediye arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğu ve itfaiye ile belediye arasında da bir etkileşimin olduğu söylenebilir; çünkü belediyenin her bir değeri için itfaiye değişkeninin eğimi değişmektedir.

Toplamsal Model'e ait üç boyutlu grafikler çizdirilirken seçilen konut özellikleri konut fiyatları üzerindeki etkilerinin yanı sıra birbirleri arasında da etkileşimin olabileceği düşüncesine göre belirlenmiştir. Bu nedenle, değişkenlerin seçimi araştırmanın amacına ve aralarında etkileşim olabileceği düşünülen değişkenlerin belirlenmesine bağlıdır.

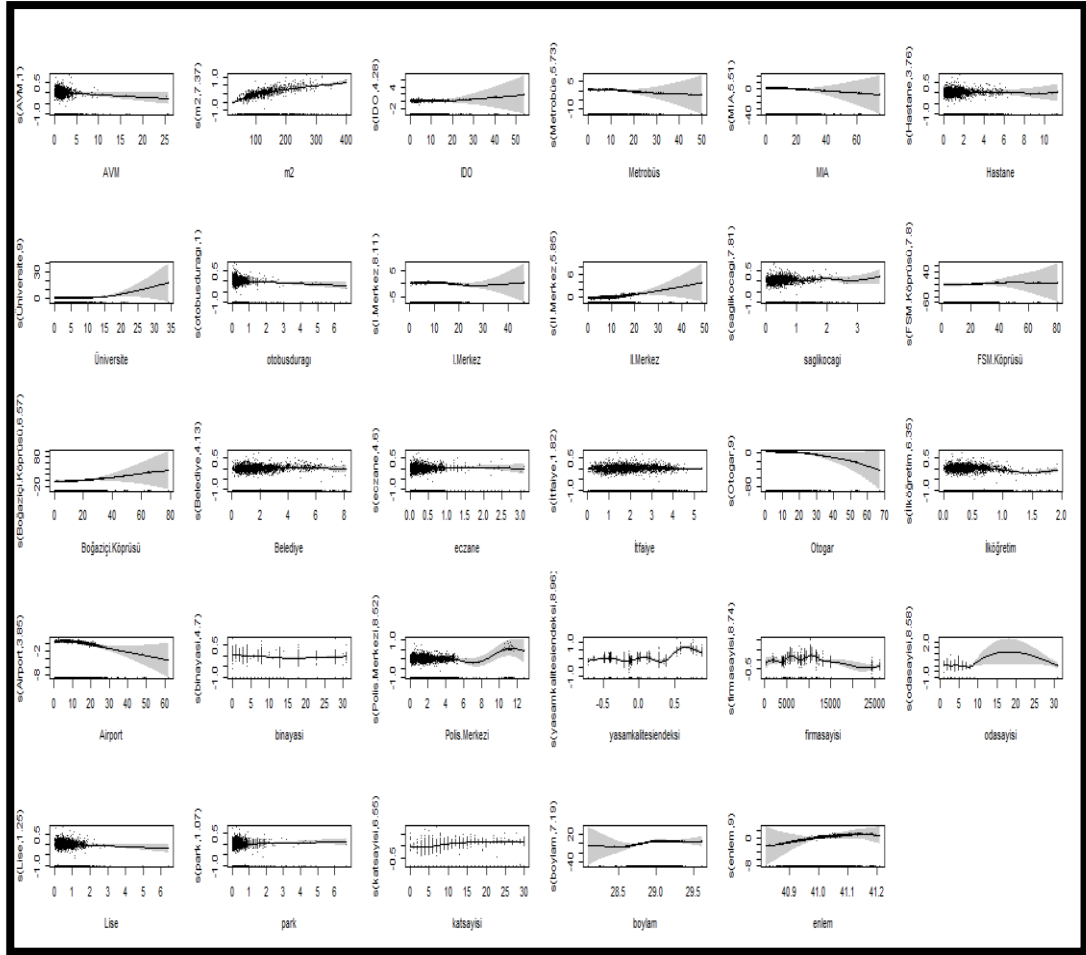
Grafik 4.6. Konut Fiyatları Öngörü Grafiği (s(enlem)+s(boylam))



Grafik 4.6, Toplamsal Model'in tahmininden elde edilen tahmini konut fiyatları ile gözlemlenen konut fiyatlarını karşılaştırmaktadır. Konut fiyatları öngörü grafiğine göre, öngörülen konut fiyatlarının gerçek konut fiyatlarına oldukça yakın olduğu

gözlenmektedir. Bu sonuç, tahmin edilen Toplamsal Model'in öngörü performansının oldukça yüksek olduğunu göstermektedir.

Grafik 4.7. Toplamsal Model'e ait Kısmi Tepki Grafikleri (s(enlem)+s(boyam))



Grafik 4.7, Toplamsal Model'e ait kısmi tepki fonksiyonlarını göstermektedir. Kısmi tepki fonksiyonlarına ait grafiklerde ise, noktalar gözlemlenen kısmi artıkları ve gölgeli bölgeler ± 2 standart hatalara göre oluşturulmuş güven aralıklarını göstermektedir.

Toplamsal Modeller, Doğrusal Modeller'in sahip olduğu avantajların çoğuna sahiptir; ancak Toplamsal Modeller daha esneklerdir. Doğrusal Modeller'in önemli özelliklerinden biri de modelin katsayılarının doğrudan yorumlanabilir olmasıdır. Nitekim açıklayıcı değişkenlerin herhangi birinde bir değişim olması durumunda öngörünün nasıl değiştiğini bilmek istiyorsak değişkenlerin katsayılarını tahmin etmemiz yeterli olacaktır. Toplamsal Model'de de kısmi tepki fonksiyonları aynı işlevi görmektedir, yani kısmi tepki fonksiyonları açıklayıcı değişkenlerden birinde bir değişim olması durumunda öngörünün nasıl değiştiği ile ilgili olarak bilgi vermektedir (Shalizi,

2013: 199). Öngörüdeki değişim açıklayıcı değişkenin miktarındaki değişime bağlı olarak değişmektedir. Grafik 4.7'deki kısmi tepki fonksiyonlarına ait grafikler de konut özelliklerinin herhangi bir seviyesindeki değişimin konut fiyatlarının öngörüsünü nasıl değiştirdiğini göstermektedir. Buna göre, kısmi tepki fonksiyonlarından "AVM" değişkenine ait kısmi tepki fonksiyonu konutun en yakın alışveriş merkezine uzaklığı 5 km, 10 km, 15 km, 20 km ve 25 km olduğunda konut fiyatı üzerindeki etkisinin nasıl değiştiğini göstermektedir. Başka bir deyişle, konutun 5 km, 10 km, 15 km, 20 km veya 25 km uzağına yeni bir alışveriş merkezi açılması durumunda konut fiyatlarının nasıl değişeceği ile ilgili olarak bilgi verir. Kısmi tepki fonksiyonlarından "m2" değişkenine ait kısmi tepki fonksiyonu yorumlandığında konutun alanının 100 m2, 200 m2, 300 m2 ve 400 m2 olması durumunda konut fiyatı üzerindeki etkisinin nasıl değişim gösterdiği bilgisini vermektedir. Modeldeki diğer değişkenlerin kısmi tepki fonksiyonları da benzer şekilde yorumlanabilir.

Enlem ve boylam değişkenleri modele toplamsal olarak dâhil edilebildiği gibi enlem ve boylam değişkenlerinin etkileşimlerinin de konut fiyatlarını farklı bir biçimde etkilediği varsayılabilir. Buna göre, enlem ve boylamın çarpımsal olarak modele dâhil edildiği bir Toplamsal Model de oluşturulabilir. Bu şekilde oluşturulan Toplamsal Model eşitlik 4.9'da ifade edilmiş olup modele ait tahmin sonuçlarına Tablo 4.10'da, katsayı tahmin grafiklerine Grafik 4.8'de, konut fiyatları öngörü grafiğine Grafik 4.9'da ve kısmi tepki fonksiyonlarına Grafik 4.10'da yer verilmiştir.

$$\text{toplamsal}(\text{Ikonut} \sim \text{s}(\text{Airport}) + \text{s}(\text{AVM}) + \text{s}(\text{Belediye}) + \text{s}(\text{binayasi}) + \text{s}(\text{Boğaziçi.Köp rüsü}) + \text{s}(\text{eczane}) + \text{s}(\text{firmasayisi}) + \text{s}(\text{FSM.Köprüsü}) + \text{s}(\text{Hastane}) + \text{s}(\text{I.Merkez}) + \text{s}(\text{IDO}) + \text{s}(\text{II .Merkez}) + \text{s}(\text{İlköğretim}) + \text{s}(\text{İtfaiye}) + \text{s}(\text{katsayisi}) + \text{s}(\text{Lise}) + \text{s}(\text{m2}) + \text{s}(\text{Metrobüs}) + \text{s}(\text{MIA}) + \text{s}(\text{odasayisi}) + \text{s}(\text{otobusduragi}) + \text{s}(\text{Otogar}) + \text{s}(\text{park}) + \text{s}(\text{Polis.Merkezi}) + \text{s}(\text{saglikocagi}) + \text{s}(\text{Üniv ersite}) + \text{s}(\text{yasamkalitesiendeksi}) + \text{s}(\text{boylam,enlem})) \quad (4.9)$$

Tablo 4.10. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(boylam,enlem))

(Sabit)	s(Airport).1	s(Airport).2	s(Airport).3	s(Airport).4
5.37762	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
s(Airport).5	s(Airport).6	s(Airport).7	s(Airport).8	s(Airport).9
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	-0.41119
s(AVM).1	s(AVM).2	s(AVM).3	s(AVM).4	s(AVM).5
-0.00353	-0.02632	0.00476	0.00873	-0.00697
s(AVM).6	s(AVM).7	s(AVM).8	s(AVM).9	s(Belediye).1
-0.00809	0.00627	-0.02202	-0.02634	0.00001
s(Belediye).2	s(Belediye).3	s(Belediye).4	s(Belediye).5	s(Belediye).6
-0.00005	-0.00001	-0.00003	0.00001	0.00003
s(Belediye).7	s(Belediye).8	s(Belediye).9	s(binayasi).1	s(binayasi).2
0.00000	0.00017	0.02099	0.02310	0.13437
s(binayasi).3	s(binayasi).4	s(binayasi).5	s(binayasi).6	s(binayasi).7
0.01252	0.03284	-0.00357	0.02322	0.01464
s(binayasi).8	s(binayasi).9	s(Boğaziçi.Köprü sü).1	s(Boğaziçi.Köprü sü).2	s(Boğaziçi.Köprü sü).3
-0.05044	-0.00956	-0.73212	0.76195	-0.04371
s(Boğaziçi.Köprü sü).4	s(Boğaziçi.Köprü sü).5	s(Boğaziçi.Köprü sü).6	s(Boğaziçi.Köprü sü).7	s(Boğaziçi.Köprü sü).8
0.10119	-0.05463	0.11164	-0.03290	-1.53171
s(Boğaziçi.Köprü sü).9	s(eczane).1	s(eczane).2	s(eczane).3	s(eczane).4
2.04793	0.05612	-0.13676	-0.07215	0.08247
s(eczane).5	s(eczane).6	s(eczane).7	s(eczane).8	s(eczane).9
0.06099	-0.07092	-0.05236	0.20885	0.01657
s(firmasayisi).1	s(firmasayisi).2	s(firmasayisi).3	s(firmasayisi).4	s(firmasayisi).5
-0.39698	0.29696	0.13413	0.33347	-0.04200
s(firmasayisi).6	s(firmasayisi).7	s(firmasayisi).8	s(firmasayisi).9	s(FSM.Köprüsü). 1
0.32622	0.47538	0.55927	0.64164	1.46941
s(FSM.Köprüsü). 2	s(FSM.Köprüsü). 3	s(FSM.Köprüsü). 4	s(FSM.Köprüsü). 5	s(FSM.Köprüsü). 6
-1.06202	0.31317	-0.72765	0.05177	0.17713
s(FSM.Köprüsü). 7	s(FSM.Köprüsü). 8	s(FSM.Köprüsü). 9	s(Hastane).1	s(Hastane).2
-0.34696	-6.03526	3.44322	0.00000	0.00000
s(Hastane).3	s(Hastane).4	s(Hastane).5	s(Hastane).6	s(Hastane).7
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
s(Hastane).8	s(Hastane).9	s(I.Merkez).1	s(I.Merkez).2	s(I.Merkez).3
0.00000	0.00735	0.00544	0.03379	-0.00250
s(I.Merkez).4	s(I.Merkez).5	s(I.Merkez).6	s(I.Merkez).7	s(I.Merkez).8
-0.00993	0.01089	0.00343	-0.00467	0.04081
s(I.Merkez).9	s(IDO).1	s(IDO).2	s(IDO).3	s(IDO).4
-0.01766	0.00198	-0.06635	0.01527	-0.04323
s(IDO).5	s(IDO).6	s(IDO).7	s(IDO).8	s(IDO).9
0.03002	0.04106	-0.02120	-0.14653	0.06423
s(II.Merkez).1	s(II.Merkez).2	s(II.Merkez).3	s(II.Merkez).4	s(II.Merkez).5

Tablo 4.10. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(boylam,enlem))

0.04887	0.06466	0.03184	0.07862	-0.06254
s(II.Merkez).6	s(II.Merkez).7	s(II.Merkez).8	s(II.Merkez).9	s(İlköğretim).1
0.07463	-0.01530	-0.76371	0.20757	-0.01941
s(İlköğretim).2	s(İlköğretim).3	s(İlköğretim).4	s(İlköğretim).5	s(İlköğretim).6
0.17881	0.01171	0.12563	-0.04771	0.08688
s(İlköğretim).7	s(İlköğretim).8	s(İlköğretim).9	s(İtfaiye).1	s(İtfaiye).2
-0.06067	-0.45901	0.04840	-0.00974	0.00247
s(İtfaiye).3	s(İtfaiye).4	s(İtfaiye).5	s(İtfaiye).6	s(İtfaiye).7
-0.00820	0.00262	-0.00383	0.00508	-0.00294
s(İtfaiye).8	s(İtfaiye).9	s(katsayisi).1	s(katsayisi).2	s(katsayisi).3
0.03376	-0.00728	-0.20010	-0.31561	-0.20594
s(katsayisi).4	s(katsayisi).5	s(katsayisi).6	s(katsayisi).7	s(katsayisi).8
-0.14484	0.14465	-0.12884	0.08237	-0.11355
s(katsayisi).9	s(Lise).1	s(Lise).2	s(Lise).3	s(Lise).4
-0.04097	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
s(Lise).5	s(Lise).6	s(Lise).7	s(Lise).8	s(Lise).9
0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	-0.01126
s(m2).1	s(m2).2	s(m2).3	s(m2).4	s(m2).5
0.08587	0.08964	0.05130	0.04485	0.03241
s(m2).6	s(m2).7	s(m2).8	s(m2).9	s(Metrobüs).1
0.01190	-0.01218	0.12649	0.21136	-0.15175
s(Metrobüs).2	s(Metrobüs).3	s(Metrobüs).4	s(Metrobüs).5	s(Metrobüs).6
3.45655	1.47574	2.71842	1.83344	-2.70490
s(Metrobüs).7	s(Metrobüs).8	s(Metrobüs).9	s(MIA).1	s(MIA).2
0.89012	-15.21365	2.83245	-0.84942	-0.33042
s(MIA).3	s(MIA).4	s(MIA).5	s(MIA).6	s(MIA).7
0.11620	0.09206	0.09851	-0.01660	0.00916
s(MIA).8	s(MIA).9	s(odasayisi).1	s(odasayisi).2	s(odasayisi).3
-0.76665	0.96293	44.21905	-52.46874	11.12714
s(odasayisi).4	s(odasayisi).5	s(odasayisi).6	s(odasayisi).7	s(odasayisi).8
22.04669	-39.78055	39.84629	-132.55110	16.05232
s(odasayisi).9	s(otobusduragi).1	s(otobusduragi).2	s(otobusduragi).3	s(otobusduragi).4
-0.05148	-0.00108	0.00108	-0.00113	-0.00131
s(otobusduragi).5	s(otobusduragi).6	s(otobusduragi).7	s(otobusduragi).8	s(otobusduragi).9
0.00010	-0.00123	0.00125	0.00596	-0.01856
s(Otogar).1	s(Otogar).2	s(Otogar).3	s(Otogar).4	s(Otogar).5
0.67417	3.57722	0.11995	-2.44993	1.23984
s(Otogar).6	s(Otogar).7	s(Otogar).8	s(Otogar).9	s(park).1
-2.33396	1.88709	27.46767	-7.20559	-0.00217
s(park).2	s(park).3	s(park).4	s(park).5	s(park).6
0.03384	-0.02782	-0.02983	-0.00277	-0.02990

Tablo 4.10. Toplamsal Model Tahmin Sonuçları (s(boylam,enlem))

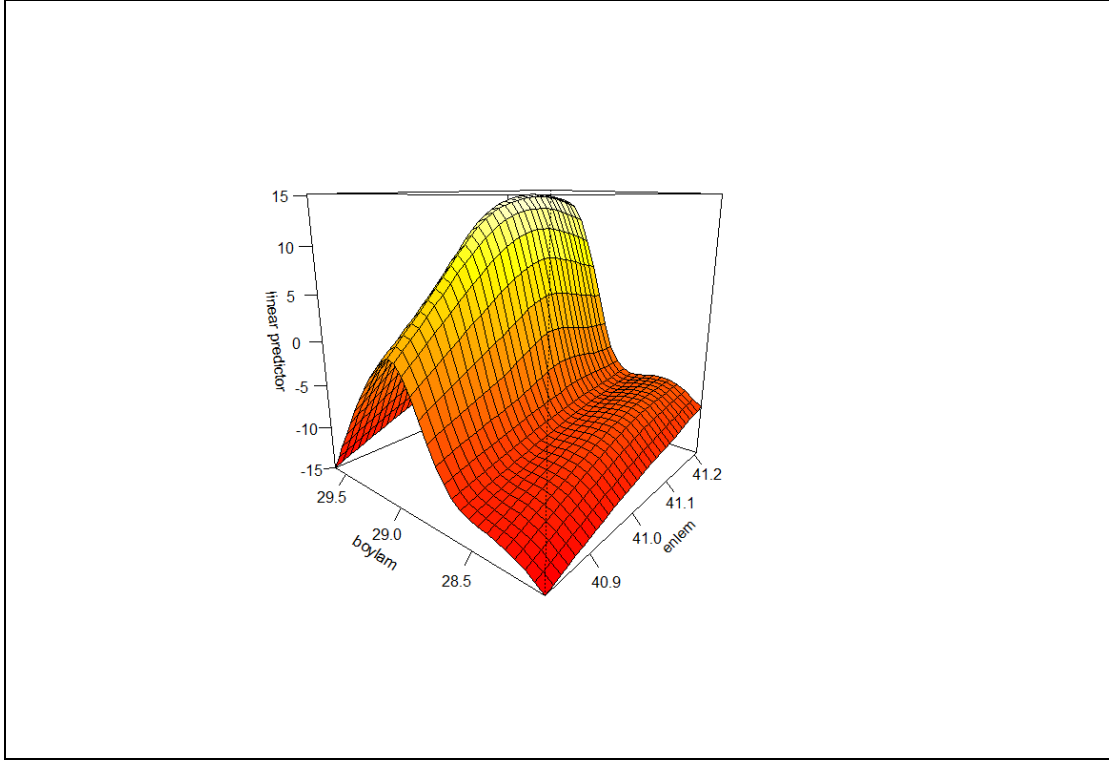
s(park).7	s(park).8	s(park).9	s(Polis.Merkezi).1	s(Polis.Merkezi).2
-0.02304	0.12666	-0.00922	0.04054	-0.04071
s(Polis.Merkezi).3	s(Polis.Merkezi).4	s(Polis.Merkezi).5	s(Polis.Merkezi).6	s(Polis.Merkezi).7
-0.00348	0.03065	-0.02042	-0.00618	-0.00784
s(Polis.Merkezi).8	s(Polis.Merkezi).9	s(saglikocagi).1	s(saglikocagi).2	s(saglikocagi).3
-0.10754	0.02661	-0.01886	-0.12794	0.01742
s(saglikocagi).4	s(saglikocagi).5	s(saglikocagi).6	s(saglikocagi).7	s(saglikocagi).8
-0.10423	0.03662	0.10607	0.05762	-0.41162
s(saglikocagi).9	s(Üniversite).1	s(Üniversite).2	s(Üniversite).3	s(Üniversite).4
0.02934	-0.02299	-0.01831	0.04222	-0.20745
s(Üniversite).5	s(Üniversite).6	s(Üniversite).7	s(Üniversite).8	s(Üniversite).9
0.10778	-0.12069	0.11927	-0.76082	0.11160
s(yasamkalitesien deksi).1	s(yasamkalitesien deksi).2	s(yasamkalitesien deksi).3	s(yasamkalitesien deksi).4	s(yasamkalitesien deksi).5
-0.20754	1.27906	0.13104	-1.07335	0.16332
s(yasamkalitesien deksi).6	s(yasamkalitesien deksi).7	s(yasamkalitesien deksi).8	s(yasamkalitesien deksi).9	s(boylam,enlem).1
0.29606	0.28823	2.28596	-0.29066	-3.80246
s(boylam,enlem).2	s(boylam,enlem).3	s(boylam,enlem).4	s(boylam,enlem).5	s(boylam,enlem).6
3.01329	1.25025	0.20829	-0.17830	0.63514
s(boylam,enlem).7	s(boylam,enlem).8	s(boylam,enlem).9	s(boylam,enlem).10	s(boylam,enlem).11
0.28987	0.72288	2.08334	0.98754	-0.75936
s(boylam,enlem).12	s(boylam,enlem).13	s(boylam,enlem).14	s(boylam,enlem).15	s(boylam,enlem).16
1.34533	1.88899	-0.99276	1.67914	1.75160
s(boylam,enlem).17	s(boylam,enlem).18	s(boylam,enlem).19	s(boylam,enlem).20	s(boylam,enlem).21
1.54590	-2.00397	-0.97664	1.33317	0.99361
s(boylam,enlem).22	s(boylam,enlem).23	s(boylam,enlem).24	s(boylam,enlem).25	s(boylam,enlem).26
-0.32810	-1.16119	0.78048	-1.91057	-0.76861
s(boylam,enlem).27	s(boylam,enlem).28	s(boylam,enlem).29		
-4.89237	-1.01611	1.02038		
Genelleştirilmiş Çapraz Geçerlilik Değeri	0.01609649			
Tahmin edilen serbestlik dereceleri	1.00 1.77 1.01 5.66 3.72 5.32 8.91 6.10 1.00 4.33 1.89 5.84 7.13 3.65 6.71 1.00 7.18 8.99 4.45 8.20 1.05 8.93 1.84 5.29 7.14 5.96 8.85 28.99			
Toplam sd.	162.94			
F test istatistiği	14.767***			
Hata payları	0.01 '***', 0.05 '**', 0.1 '*'			

Tablo 4.10 farklı serbestlik dereceleri için tahmin edilmiş katsayı tahminlerini göstermektedir. Toplamsal Modeller’de birden çok düzgünleştirme parametresinin optimum seçim probleminin zor olması ve bu parametrelerin serbestlik derecesiyle doğrudan ilişkili olması nedeniyle, uygulamada serbestlik derecesi değiştirilerek uygun bir model seçilebilir. Burada tahmin edilen serbestlik dereceleri 1 ile 29 arasında değişmektedir ve toplamsal modeldeki değişkenlerin katsayıları 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 ve 9 serbestlik derecesi için tahmin edilmiştir; ancak modele çarpımsal olarak dahil edilen s(enlem,boylam) değişkeni 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, ..., 29 serbestlik derecesi için tahmin edilmiştir. Toplamsal Model’in tahmininde kullanılan geriye uyum algoritması uygulamada her bir toplamsal bileşen için (değişken için) başlangıçtaki serbestlik derecesini 1 olarak kabul etmiştir; ancak kullanılan yazılıma göre başlangıçtaki serbestlik derecesi değişebilir. Tablo 4.10’daki Toplamsal Model’in tahmin sonuçlarına göre, “m2” değişkenindeki birim artışın konut fiyatlarını serbestlik derecesi 1 iken, % 8.587; serbestlik derecesi 2 iken, % 8.964; serbestlik derecesi 3 iken % 5.13; serbestlik derecesi 4 iken, % 4.485; serbestlik derecesi 5 iken, %3.241; serbestlik derecesi 6 iken, % 1.190; serbestlik derecesi 8 iken, % 12.649; serbestlik derecesi 9 iken % 21.136 kadar arttırdığı; ancak serbestlik derecesi 7 iken % 1.218 kadar azalttığı söylenebilir. Enlem ve boylam değişkenlerinin modele toplamsal olarak dâhil edildiği modelden farklı olarak katsayı tahmin değerlerinde artışların olduğu gözlemlenmektedir. Toplamsal Model’deki diğer değişkenlerin konut fiyatı üzerindeki etkisi de benzer şekilde yorumlanabilir. Görüldüğü üzere farklı serbestlik dereceleri için “m2” değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi ve hatta bu etkinin yönü de değişebilmektedir. Dolayısıyla burada her bir değişken için minimum genelleştirilmiş çapraz geçerlilik fonksiyonu değerine sahip optimal düzgünleştirme parametresiyle ilişkili olan etkin serbestlik derecesi seçilerek bu serbestlik derecesine göre değişkenin ya da toplamsal bileşenin konut fiyatı üzerindeki etkisi yorumlanmalıdır. Ancak, Toplamsal Model’in tahmininden bu tür bir bilgiye ulaşılamadığından her bir değişken için etkin serbestlik derecesinin seçimine de karar verilememektedir, sadece tahmin edilen serbestlik dereceleri için katsayı tahminlerinin nasıl değiştiği gözlemlenmektedir. Bunun dışında, Toplamsal Model’de birden fazla parametrik olmayan değişken tanımlandığından model için toplam serbestlik derecesi de hesaplanmaktadır.

Tahmin edilen Toplamsal Model’in genel olarak anlamlılığını sınavan F test istatistiği de Toplamsal Model’in genel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir.

Son olarak Toplamsal Model'den elde edilen tahmin sonuçları EKK Modeli'nden ve Mekânsal Durbin Modeli'nden elde edilen tahmin sonuçlarıyla karşılaştırılmamaktadır; çünkü Toplamsal Model'de her bir değişkenin katsayısı farklı serbestlik dereceleri için tahmin edilmektedir.

Grafik 4.8. Katsayı Tahmin Grafikleri (s(boylam,enlem))



Grafik 4.8, enlem ve boylam değişkenlerinin modele çarpımsal olarak dâhil edildiği Toplamsal Model'e ait üç boyutlu katsayı tahmin grafiklerini göstermektedir. Enlem ve boylamın çarpımsal olarak dâhil edildiği Toplamsal Model'deki diğer değişkenlerin üç boyutlu katsayı tahmin grafikleri EK-6'da yer almaktadır. Bu grafikler ise parametrik olmayan değişkenler arasında doğrusal bir ilişkinin olup olmadığına dair bilgi vermektedir. Buna göre enlem ve boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi Toplamsal Model'e göre incelendiğinde,

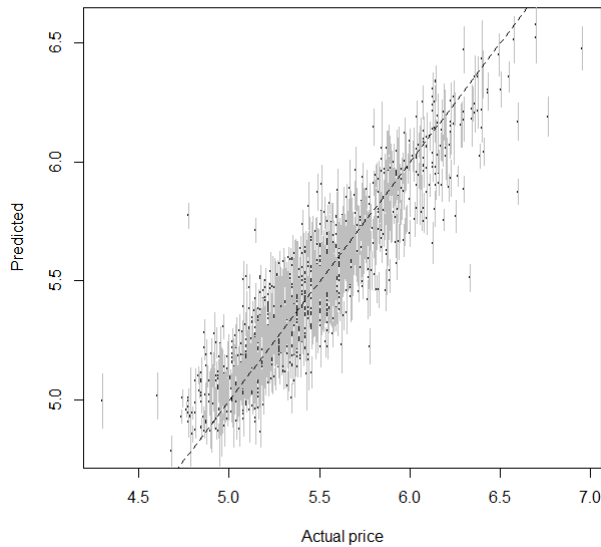
- Enlemin artmasıyla birlikte enlemin konut fiyatları üzerindeki etkisi de artmaktadır.
- Boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi ise, 29. boylamda maksimuma ulaşmaktadır. Bu boylamdan sonra ise hızlı bir şekilde düşmektedir.
- Enlem ve boylamın konut fiyatı üzerinde birlikte en etkili oldukları bölge ise 29. boylamın 41.1. enlemle kesiştiği bölgedir. İstanbul haritası üzerinde bu bölge Sarıyer-Maslak bölgesidir.

Enlem ve boylamın toplamsal olarak dâhil edildiği model ile çarpımsal olarak dâhil edildiği modelde enlem ve boylamın konut fiyatı üzerindeki etkisi aynı çıkmıştır.

Son olarak konut fiyatları ile enlem ve boylam arasında doğrusal olmayan bir ilişkinin olduğu ve enlem ile boylam arasında da bir etkileşimin olduğu söylenebilir; çünkü enlemin her değeri için boylamın eğimi aynı değildir. Ayrıca, grafiklerdeki kırmızıdan sarıya doğru giden renk skalası değişkenlerin konut fiyatları üzerindeki etkinin büyüklüğü ile ilgili bilgi vermektedir. Buna göre, sarı renk skalası genel olarak değişkenlerin konut fiyat üzerindeki etkisinin arttığı bazen de maksimuma yaklaştığı ilişki durumunu göstermektedir.

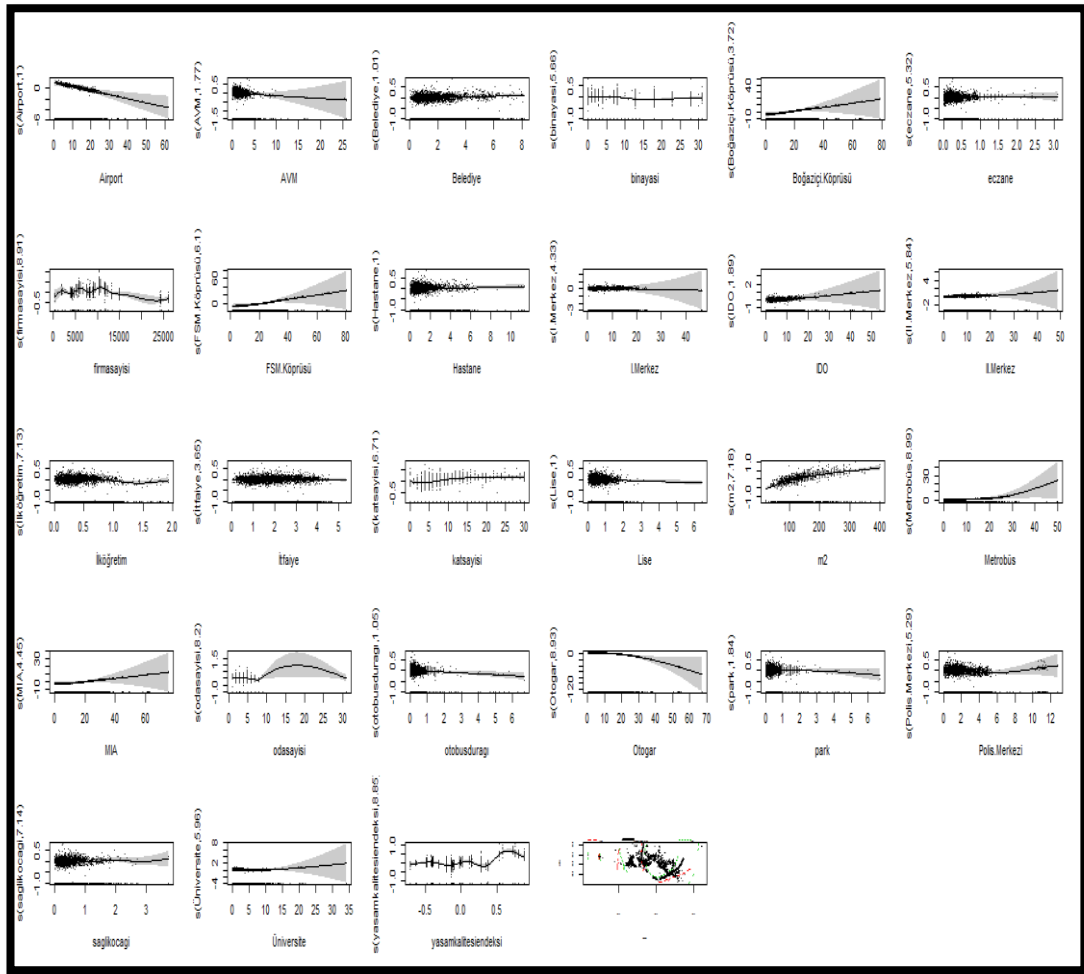
Ayrıca Toplamsal Model'e ait üç boyutlu grafikler çizdirilirken seçilen konut özellikleri, konut fiyatları üzerindeki etkilerinin yanı sıra birbirleri arasında da etkileşimin olabileceği düşüncesine göre belirlenmiştir. Bu nedenle, değişkenlerin seçimi araştırmanın amacına ve aralarında etkileşim olabileceği düşünülen değişkenlerin belirlenmesine bağlıdır.

Grafik 4.9. Konut Fiyatları Öngörü Grafiği (s(boylam,enlem))



Grafik 4.9, Toplamsal Model'in tahmininden elde edilen tahmini konut fiyatları ile gözlemlenen konut fiyatlarını karşılaştırmaktadır. Konut fiyatları öngörü grafiğine göre, öngörülen konut fiyatlarının gerçek konut fiyatlarına oldukça yakın olduğu gözlenmektedir. Bu sonuç, tahmin edilen Toplamsal Model'in öngörü performansının oldukça yüksek olduğunu göstermektedir.

Grafik 4.10. Kısmi Tepki Fonksiyonları (s(boylam,enlem))



Grafik 4.10, Toplamsal Model'e ait kısmi tepki fonksiyonlarını göstermektedir. Kısmi tepki fonksiyonlarına ait grafiklerde ise, noktalar gözlemlenen kısmi artıkları ve gölgeli bölgeler ± 2 standart hatalara göre oluşturulmuş güven aralıklarını göstermektedir.

Toplamsal Modeller, Doğrusal Modellerin sahip olduğu avantajların çoğuna sahiptir; ancak Toplamsal Modeller daha esneklerdir. Doğrusal Modeller'in önemli özelliklerinden biri de modelin katsayılarının doğrudan yorumlanabilir olmasıdır. Nitekim açıklayıcı değişkenlerin herhangi birinde bir değişim olması durumunda öngörünün nasıl değiştiğini bilmek istiyorsak değişkenlerin katsayılarını tahmin etmemiz yeterli olacaktır. Toplamsal Model'de de kısmi tepki fonksiyonları aynı işlevi görmektedir, yani kısmi tepki fonksiyonları açıklayıcı değişkenlerden birinde bir değişim olması durumunda öngörünün nasıl değiştiği ile ilgili olarak bilgi vermektedir (Shalizi, 2013: 199). Öngörüdeki değişim açıklayıcı değişkenin miktarındaki değişime bağlı olarak değişmektedir. Grafik 4.10'daki kısmi tepki fonksiyonlarına ait grafikler de konut

özelliklerinin herhangi bir seviyesindeki değişimin konut fiyatlarının öngörüsünü nasıl değiştirdiğini göstermektedir. Buna göre, kısmi tepki fonksiyonlarından “AVM” değişkenine ait kısmi tepki fonksiyonu konutun en yakın alışveriş merkezine uzaklığı 5 km, 10 km, 15 km, 20 km ve 25 km olduğunda konut fiyatı üzerindeki etkisinin nasıl değiştiğini göstermektedir. Kısmi tepki fonksiyonlarından “m²” değişkenine ait kısmi tepki fonksiyonu yorumlandığında konutun alanının 100 m², 200 m², 300 m² ve 400 m² olması durumunda konut fiyatı üzerindeki etkisinin nasıl değişim gösterdiği bilgisini vermektedir. Modeldeki diğer değişkenlerin kısmi tepki fonksiyonları da benzer şekilde yorumlanabilir.

4.4. Tüm Modellerin Tahmin Sonuçlarının Değerlendirilmesi

Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiler “Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Koşullu Parametrik Regresyon Modeli”, “Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Yarı-Parametrik Regresyon Modeli” ve “Toplamsal Model” olmak üzere beş ayrı Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modeli ile tahmin edilmiştir. Çalışmanın uygulama kısmında ilk olarak bu modellerden herhangi birinin tahmin sonuçlarına yer verilmesi düşünülmüştür ve ilişkiyi en iyi açıklayan modeli seçmek için modellerin her biri tahmin edilmiştir. Modeller tahmin edildikten sonra benzer sonuçlar vermelerinin yanı sıra konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiye ait birbirinden farklı önemli bilgilerin de elde edildiği görülmüştür. Bu nedenle, ilişkinin açıklanmasında beş ayrı Parametrik Olmayan Mekânsal Modelin tahmin sonuçlarına ve tahmin sonuçlarının yorumlarına yer verilmiştir.

Tahmin sonuçları çalışmadaki tüm modeller çerçevesinde değerlendirildiğinde, İstanbul Konut Piyasası’nda konutların fiyatlarını en fazla etkileyen değişkenlerin “BodrumKat”, “yaka”, “yasamkalitesiendeksi (yke)” ve “boğazmanzarası” değişkenleri olduğu gözlemlenmiştir. Ancak, tüm modeller için konut fiyatlarını en fazla etkileyen ortak değişkenlerin yanı sıra konut fiyatlarını etkileyen diğer konut özelliklerinin tahmin sonuçları da İstanbul Konut Piyasası’nın talep yapısına ilişkin önemli bilgiler sunmaktadır. Bahsedilen konut özelliklerine Tablo 4.11’de yer verilmiştir.

Tablo 4.11. Tüm Modellerin Tahmin Sonuçları Özeti

Modeller	Yarı Parametrik Model	CAR Modeli 1.kartil	CAR Modeli Medyan	CAR Modeli 3.kartil	Mekânsal Durbin Modeli	EKK Modeli
bodrumkat	-%15.26	-%19.59	-%15.37	-%14.02	-%14.80	-%15.43
yaka	%28.63	-%1.25	%21.53	%23.34	%11.88	%20.48
boğazmanzarası	%26.65	%22.63	%26.40	%24.46	%25.77	%25.76
yaşamkalitesiendeksi	%18.09	%16.41	%19.62	%20.01	%24.40	%19.35
binayasi	-%0.15	-%0.20	-%0.13	-%0.09	-%0.33	-%0.08
krediyeuygun	%7.12	%5.12	%6.84	%7.17	%7.27	%7.42
kat0	-%5.65	-%6.75	-%5.59	-%4.29	-%5.08	-%4.73
kat1	%2.57	%1.29	%2.94	%3.66	%2.87	%3.64
kat2	%2.91	%2.45	%3.61	%4.20	%3.39	%4.03
kat3	%1.36	%0.67	%2.16	%2.51	%2.21	%1.99
ankastremutfak	%4.83	%3.18	%5.02	%5.91	%2.92	%5.53
beyazesya	%4.86	%4.28	%4.94	%5.42	%3.03	%4.88
klima	%5.75	%4.97	%6	%7.57	%4.42	%6.35
jakuzi	%2.90	-%1.20	%2.75	%4.04	%2.76	%2.76
hiltonbanyo	%1.39	%1.40	%1.57	%1.82	%1.10	%1.54
yuzmehavuzu	%9.77	%6.56	%12.06	%12.65	%8.87	%10.86
teniskortu	%2.62	%0.11	%1.33	%2.01	%1.32	%1.67
güvenlik	%5.29	%4.31	%6.43	%8.27	%4.88	%4.66
otopark	%3.41	%2.69	%3.80	%4.10	%1.54	%3.08
Airport	%0.92	-%3.51	%0.51	%0.79	-%1.60	%0.63
Otogar	-%2.17	-%1.72	-%1.29	%3.50	-%1.85	-%1.08
Metrobüs	%0.91	%0.38	%0.98	%1.34	%2.52	%1.3
IDO	-%0.5	-%1.49	-%1.38	%0.70	-%1.30	-%1.03
MIA	%2.30	-%1.47	%2.26	%2.99	%2.51	%1.69
I.Merkez	%0.33	%0.19	%1.04	%1.99	%0.83	-%0.09

Tablo 4.11’deki sonuçlar yorumlandığında,

- BodrumKat:** Konutların bodrum katta olması tüm modeller çerçevesinde konut fiyatlarını negatif yönde etkileyen bir özellik olarak belirlenmiştir. Bu sonucun yanı sıra, İstanbul Konut Piyasası’nda konut talebinin genellikle 1. , 2. ve 3. kat gibi ara katlara yöneldiği ve katsayısı arttıkça konutun bulunduğu katın fiyat üzerindeki etkisinin giderek azaldığı şeklinde bulgulara ulaşılmıştır. Ancak Toplamsal Model’de “katsayısı” değişkenine ait grafik (EK-5), İstanbul Konut Piyasası’nda kat sayısı 10. kata kadar arttıkça konut fiyatlarının düştüğünü; 10. kattan sonra ise konut fiyatlarının hızlı bir şekilde arttığını göstermiştir. Konut fiyatları ve kat sayısı arasındaki bu tür bir ilişki, eski konutların 10 kattan daha az ve İstanbul Konut Piyasası’na arz edilen yeni konutların 10 kattan daha yüksek bir yapıya sahip olmasından kaynaklanabilir.

- **Yaka:** İstanbul Konut Piyasası'nda konutların coğrafi olarak bulunduğu mekânın konut fiyatları üzerindeki etkisini incelemeye yönelik olarak modellere dâhil edilen “yaka” değişkeninin konut fiyatları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir. CAR Modeli'nden elde edilen sonuçlar düşük gelir grupları açısından konutların Avrupa Yakası'nda yer almasının konut fiyatlarını negatif etkilediği sonucuna ulaşılsa da Avrupa Yakası'nda yer alan konut fiyatları genel olarak Anadolu Yakası'ndaki konutlara göre daha yüksektir. Büyük çoğunluğu kamu ve özel sektör tarafından Avrupa Yakası'nda gerçekleştirilen konut ve altyapı projeleri Avrupa Yakası'ndaki konut fiyatlarının önemli ölçüde artmasına neden olmuştur. Ancak Avrupa Yakası'nda projelerin gerçekleştirilmediği ve yaşam kalitesinin düşük olduğu ilçelerde konut fiyatları hala en düşük seviyelerdedir.
- **Boğazmanzarası:** Konutun boğaz manzarasına sahip olması, İstanbul Konut Piyasası açısından tüm modeller çerçevesinde önemli bir özellik olarak dikkati çekmektedir. Konut fiyatları üzerinde boğaz manzarası özelliğinin pozitif ve güçlü bir etkisi söz konusudur.
- **Yaşamkalitesindeki (yke):** Konutun bulunduğu mekândaki yaşam kalitesi yüksekliğinin konut fiyatları üzerinde pozitif yönde etkiler yaratması beklenen bir sonuç olup tüm modeller bazında da bu sonuç desteklenmektedir. Konutun bulunduğu bölgede çevresel faktörlerin (eğitim, sağlık, ulaşım kolaylığı, vs.) iyileştirilmesi bu bölgedeki konutları tercih edilir duruma getireceğinden talebin artmasına ve fiyatların yükselmesine neden olacaktır.
- **Yapısal ve Fiziksel Özellikler:** Konutun yapısal ve fiziksel özellikleri tahmin edilen tüm modeller açısından değerlendirildiğinde; konutlarda yüzme havuzunun, tenis kortunun, güvenlik hizmetinin bulunması ve konutta jakuzinin, hilton banyonun, vs. gibi özelliklerin bulunmasının konut fiyatlarını pozitif etkilediği gözlemlenmektedir. Bu bulgu, genel olarak hanehalklarının konut talebinin normal konutlardan lüks konutlara doğru yöneldiğinin bir göstergesi olabilir. Özellikle CAR Modeli'nin sonuçları dikkatlice değerlendirildiğinde, yüksek gelir grubundaki hanehalklarının yanı sıra düşük ve orta gelir grubundaki hanehalklarının taleplerinin de lüks konutlar lehine değiştiği görülmüştür. İktisat teorisi açısından lüks tüketim mallarına olan talep artışı gelir düzeyindeki yükselmelere bağlı olarak ortaya çıkmakla beraber, konut piyasasında ortaya

çıkan bu gelişmenin daha çok arz kaynaklı olduğunu vurgulamak gerekir. Son yıllarda inşaat sektöründeki teknolojik gelişmelere bağlı olarak konutun yapısal ve fiziksel özelliklerinde meydana gelen inovatif değişmelerin konut fiyatları üzerindeki etkilerinin daha çok arz güdümlü talepten kaynaklandığını söylemek mümkündür.

- **Krediuygunluğu:** Konut alım-satımında banka kredilerinin kullanılabilirliğinin konut fiyatları üzerinde pozitif ve güçlü bir etki yaratmasıdır. Bu bulgu, konut piyasası ve konut finansmanı açısından detaylı analizler yapılmasının gerekliliği konusunda bilgi vermesi açısından önem arz etmektedir. Yukarıda bahsedildiği üzere lüks konutlara olan talebin artmasının sebebi gelir düzeyindeki artışın yanı sıra, konut finansmanında hanehalklarına sağlanan kredi kolaylığı olabilir.
- **Binayaşı:** Konutun bulunduğu binanın yaşının yükselmesi konut fiyatları üzerinde negatif etki yaratmaktadır. Bu, hem genel kanı olarak hem de bilimsel çalışmaların sonuçları itibariyle beklenen bir bulgudur. Ancak Toplamsal Model'in tahmin sonuçları incelendiğinde, bina yaşı arttıkça konut fiyatları önce düşerken daha sonra konut fiyatlarının tekrar yükselmeye başlaması yani, bina yaşı ve konut fiyatları arasında "U" şeklinde bir ilişkinin bulunması çalışmanın ilgi çekici sonuçlarından biri olduğu görülmüştür. Bina yaşının belirli bir düzeyden sonra konut fiyatlarını yükseltiyor olması, konutların yalnızca tüketim malı olarak değil, bir yatırım malı olarak da değerlendirilmesi gerektiği hususunu vurgulamaktadır. Eski binaların yıkılarak yerine yenilerinin yapılması ihtimali (Kentsel Dönüşüm), arazi arzının kısıtlılığı nedeniyle iktisadi rantın ortaya çıkması ve piyasada bu yöndeki beklentilerin giderek artması eski binalardaki konutlara talebin yatırım amaçlı olarak da artmasına sebep olabilmektedir.
- **Uzaklık Değişkenleri:** Airport, Otogar, Metrobüs, IDO, MIA, I.Merkez gibi uzaklık değişkenlerinin CAR Modeli tahmin sonuçları, düşük gelir grupları için bu ulaşım noktalarına uzaklığın arttıkça konut fiyatlarının düştüğünü; yüksek gelir grupları için uzaklığın arttıkça konut fiyatlarının arttığını göstermiştir. Ulaşım noktalarına olan uzaklığın artması, zaten yaşam kalitesi düşük bölgelerde yaşayan hanehalkları için ulaşım kolaylığının azalması nedeniyle yaşam kalitesini düşürücü bir etkidir. Diğer yandan bahsedilen ulaşım noktalarında "gürültü", "kirlilik" vb. çevre ve yaşam kalitesini düşürücü faktörlerin olması, yüksek gelir gruplarının bu ulaşım noktalarına yakın yerlerde konut talep etmemesine neden olmaktadır.

Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'na göre incelendiği bu çalışmada İstanbul Konut Piyasası'nın talep yönüne ilişkin önemli bilgiler elde edilmiştir. Konut özelliklerinin konut fiyatları üzerindeki marjinal etkileri hesaplanarak dolaylı bir şekilde, konut talep edenlerin tercihleri hakkında bilgilere ulaşılmıştır. Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiler, mekân etkilerini hiçbir şekilde dikkate almayan EKK Modeli, mekânsal ağırlık matrisleri aracılığıyla sadece mekânsal bağımlılığı dikkate alan Parametrik Mekânsal Modeller ve konut piyasasının bölümlenmiş yapısına uygun olarak hem mekânsal bağımlılığı hem de mekânsal heterojeniteyi dikkate alan Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri ile tahmin edilmiştir. Parametrik Olmayan Mekânsal Regresyon Modelleri sayesinde konut fiyatları ve özellikleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkiler incelenebilmiş, ilişki katsayısının büyüklüğü ile işaretinin mekâna göre nasıl değiştiği gözlemlenebilmiştir.

SONUÇ

Konut fiyatlarındaki dalgalanmalar, ekonominin genelini olduğu kadar hanehalkının yatırım ve tüketim kararlarını etkilemesi açısından da oldukça önemlidir. Nitekim mortgage kredilerinin etkisi ile ABD’de konut fiyatlarında 2000 - 2005 yılları arasında gerçekleşen hızlı ve sürekli artışın ekonomide yarattığı olumlu etkiler sonucu bankalar, gelir düzeyi düşük hanehalkına da mortgage kredisi vermeye başlamıştır. Ancak konut fiyatlarında artış hızının 2005 - 2006 yıllarında yavaşlaması, 2006 yılında düşme eğilimine girmesi ve 2007 yılında da hızlı bir şekilde düşmesi hem bankacılık sektörünü hem hanehalkını olumsuz yönde etkilemiştir. 2008 yılı sonlarına doğru derinleşmeye başlayan ve uluslararası alana yayılan küresel ekonomik krizin etkisi ile hem uluslararası piyasalarda hem de ulusal piyasalarda konut fiyatlarında gözlemlenen büyük dalgalanmalar, konut piyasasındaki istikrarın önemini ortaya koymuştur. Konut fiyatlarındaki dalgalanmalar, konut piyasasına ilişkin arz ve talep analizi ile incelenebilir; ancak kısa sürede konut arzının değişmeyeceği düşünülürse konut talebindeki değişimin konut fiyatlarındaki dalgalanmalarda daha belirleyici olduğu söylenebilir. Konut piyasasına ilişkin talep analizinde konutların özelliklerinin konut fiyatları üzerindeki etkisi incelenerek, tüketicilerin tercihlerine ilişkin detaylı bilgiler elde edilebilir; ancak bunun için konut piyasasının yapısı ile konut özellikleri tanımlanmalıdır.

Konut sahip olduğu yapısal özellikler, mekânsal sabitlik, dayanıklılık, yenilenebilme ve bunun gibi heterojenliğe neden olan özelliklerinden dolayı çok boyutlu bir mal olarak tanımlanmaktadır. Bu tanıma göre herhangi iki konut; bulunduğu mekân, sahip olduğu mimari yapı, tasarım, dayanıklılık, sahip olduğu alan gibi özelliklere göre farklılık gösterebilmektedir.

Konut piyasası da arz ve talebin bu özelliklere göre bölümlenmiş olması sonucu alt piyasalardan oluşan bir piyasa yapısına sahiptir ve her bir alt piyasanın kendine özgü arz ve talep koşullarından doğan farklı fiyat yapıları mevcuttur. Konut piyasasındaki bu bölümlenme sadece piyasanın tüm alanına göre değil, her bir alt piyasanın kendi içinde de gerçekleşebilmektedir. Bunun sebebi arz ve talebin; konutun yapısına, bulunduğu mekâna, kullanım türüne, kullanım süresine, potansiyel alıcıya, satıcıya, konutun alım-satım işleminin nasıl gerçekleştiğine göre bölümlenmiş olmasından kaynaklanabilir. Konut piyasasının bölümlenmiş yapısı, konutların fiyatları ile özellikleri arasındaki ilişkilerin çok yakından ilişkili olduğunu göstermesinin yanında konut fiyatlandırmayı da oldukça karmaşıklığa sokmaktadır. Konut gibi heterojen malların fiyatları ile özellikleri arasındaki karmaşık ilişkiyi çözümlmek için “Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı”

geliştirilmiştir. Bu yaklaşım heterojen malların sahip olduğu özelliklerinin ayrıştırılarak her bir özelliğin fiyat üzerindeki etkisinin belirlenmesini, başka bir deyişle örtük fiyatların tahmin edilmesini sağlayan bir yaklaşımdır.

Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı'nın teorik temellerinin geliştirilmesiyle birlikte heterojen ürünlerden oluşan piyasalar için bu yaklaşımın uygulandığı çalışmalar da hızlı bir şekilde artmıştır. Özellikle de mikroekonomik ve makroekonomik açıdan önemli etkileri bulunan konut piyasaları için uygulanan hedonik konut fiyatlama çalışmaları hem ulusal hem de uluslararası literatürde oldukça geniş bir yer tutmaktadır. Farklı dönemlerde farklı ülkeler, bölgeler ve şehirler için yapılan hedonik konut fiyatlama çalışmaları kullanılan ekonometrik yöntemlere, ekonometrik modellere, konut fiyatlarını etkileyen konut özelliklerinin belirlenmesine ve konut piyasasının konutun hangi özelliklerine göre bölümlenmiş olabileceğinin incelenmesine bağlı olarak çeşitlendirilebilir.

Literatürdeki ampirik çalışmalarda konut fiyatlarını etkileyen konut özellikleri ülkelere, bölgelere ve hatta şehirlere göre değişse de konut özelliklerinin genellikle “Yapısal Özellikler”, “Mekânsal Özellikler” ve “Komşuluk Özellikleri” olmak üzere üç gruba ayrıldığı ifade edilebilir. Konutun yapısal özellikleri; konutun yaşı, konutun alanı, vb. özellikleri içeriyorken, konutun mekânsal özellikleri; konutun bulunduğu konuma en yakın alışveriş merkezi, havaalanı, otogar, hastane vb. özellikleri içermektedir. Konutun komşuluk özellikleri ise, konutun bulunduğu mekânda ikamet eden hanehalkının gelir seviyesi, söz konusu mekândaki suç oranı vb. özellikleri içermektedir. Bu özelliklerin komşuluk özellikleri olarak adlandırılmasının sebebi komşuluk kavramının sadece “coğrafi anlamda yakınlık olarak” olarak tanımlanmasından değil, bunun yanı sıra farklı iki mekândaki hanehalklarının gelir seviyelerinin ya da farklı mekânlardaki suç oranlarının benzer olması durumunda konutların komşu olarak tanımlanmasından kaynaklanmaktadır. Komşuluk etkisinin ortaya çıkmasında bir diğer durum, konut ekspertizlerinin herhangi bir mekândaki konutun değerini belirlerken çevredeki konutların fiyatlarını temel alarak konutun değerini belirlemesidir. Bu da söz konusu konutun fiyatının yakın çevredeki konutların fiyatları ile ilişkili olmasına neden olabilir.

Literatürde yer alan çalışmalardan bazıları incelenen konut piyasalarının konutların yapısal, mekânsal ya da komşuluk özelliklerine göre bölümlenip bölümlenmediğini inceleyerek konut piyasasının katmanlı bir yapıya sahip olup olmadığını test etmektedir. Nitekim konut piyasasının komşuluk özelliklerinden olan gelir seviyesine göre bölümlenmiş olması durumunda gelir seviyesinin düşük olduğu

mekândaki konut fiyatları ve konut özellikleri ile gelir seviyesinin yüksek olduğu mekândaki konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişki aynı olmayacaktır. Bu da konut fiyatlarında komşuluk etkisi ile birlikte mekân etkisinin de ortaya çıkmasına neden olacaktır. İncelenen konut piyasalarının bu özelliklerden herhangi birine göre bölümlenerek alt piyasalardan oluşan katmanlı bir piyasa yapısına sahip olması konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin incelenmesinde kullanılacak ekonometrik yöntem açısından da oldukça önemlidir.

Konut piyasasının bölümlenmiş yapısı sonucu konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişki mekâna göre farklılık gösterebilecektir. Örneğin, konutların yaşındaki bir artışın konut fiyatları üzerindeki etkisi tüm mekânlar için aynı olmayacaktır. Farklı mekânlar için ilişki de farklılaşabilecektir. Ekonometrik açıdan düşünüldüğünde bu tür bir ilişki “mekânsal heterojenite” ye neden olacaktır. Bu durumda konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiyi incelerken tüm mekânlar için ilişkinin aynı olduğunu varsayan veya tüm mekânlar için aynı ilişki katsayısını veren ekonometrik modeller yerine ilişkinin mekâna göre değiştiğini varsayan veya her bir mekân için farklı ilişki katsayıları veren ekonometrik modeller kullanılabilir. Katsayıları mekâna göre değişmeyen modeller “Global Modeller” olarak adlandırılırken, katsayıları mekâna göre değişen modeller “Yerel Modeller” olarak adlandırılmaktadır.

Konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkileri modellerken dikkat edilmesi gereken bir diğer önemli nokta da daha önce bahsedildiği gibi komşuluk etkisi sonucu konut fiyatları arasında meydana gelen bağımlılıktır. Tobler (1979)’in “Her şey, her şey ile ilişkilidir; ancak birbirine yakın olanlar birbirleriyle daha fazla ilişkilidir.” ifadesine dayalı olan bu bağımlılık, ekonometrik açıdan mekânsal otokorelasyon olarak tanımlanmaktadır. Mekânsal otokorelasyon, belli bir mekândaki gözlem değerlerinin birbirleriyle ilişkili olması durumudur.

Konut piyasasının bölümlenmiş yapısı sonucu ortaya çıkan “mekânsal heterojenite” ve komşuluk etkisi sonucu ortaya çıkan “mekânsal otokorelasyon”un dikkate alınmaması durumunda konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişki yanlış bir şekilde modellenmiş olacaktır. Bu durumda ilişki modellenirken fonksiyonel formun yanlış belirlenmesinden kaynaklanan tanımlama hataları, modelin tahmininden elde edilen katsayıların sapmalı ve tutarsız olmasına neden olabilecektir.

Global Modeller’den biri olan “EKK Modeli” mekân etkisini, dolayısıyla mekânsal heterojenite ve mekânsal otokorelasyonu dikkate almamaktadır. Diğer yandan “Global Modeller” grubuna giren ve genel olarak “Parametrik Mekânsal Modeller” olarak

adlandırılan “Mekânsal Gecikme Modeli”, “Mekânsal Hata Modeli” ve “Mekânsal Durbin Modeli” mekân etkisini “mekânsal ağırlık matrisleri” aracılığıyla dikkate almaktadır. Ancak, bu modeller sadece mekân etkisinin olup olmadığı ile ilgili bilgi vererek ilişkinin mekâna göre nasıl değiştiğiyle ilgili herhangi bir bilgi vermemektedir. Başka bir deyişle, bu modeller konutun bölümlenmiş yapısını dikkate almayarak tüm mekânlar için aynı ilişki katsayısını vermektedir.

Yerel Modeller grubuna giren “Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller” konutun bölümlenmiş yapısını, yani mekânsal heterojeniteyi ve komşuluk etkisi sonucu konut fiyatları arasındaki mekânsal bağımlılığı, yani mekânsal otokorelasyonu dikkate almaktadır. Bu modeller konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin mekâna göre değiştiğini varsayarak, ilişkinin fonksiyonel formuyla ilgili önsel varsayımlarda bulunmazlar. Dolayısıyla, ilişkinin fonksiyonel formu bu modellerde esnek olarak veri setinin dağılımından hareketle belirlenir. Ayrıca, Parametrik Mekânsal Modeller’de olduğu gibi “mekânsal ağırlık matrisleri” oluşturmadan “koordinat değişkenleri” aracılığıyla mekânsal etkileri dikkate alırlar.

Ulusal literatürde “Hedonik Konut Fiyatlamaları” ile ilgili yapılan ampirik çalışmalarda konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin genel olarak mekan etkisini dikkate almayan Global Modeller ile tahmin edildiği, uluslararası literatürde ise söz konusu ilişkilerin hem Global Modeller hem de Yerel Modeller ile tahmin edilerek elde edilen tahmin sonuçları arasında bir karşılaştırma yapıldığı gözlemlenmektedir.

Bu çalışmanın temel amacı, Ekim-Kasım-Aralık 2013 döneminde İstanbul Konut Piyasası’nı temsilen 39 ilçedeki 2838 konutun yapısal, mekânsal ve komşuluk özelliklerinin konut fiyatları üzerindeki marjinal etkilerini Hedonik Fiyatlama Yaklaşımı’na göre EKK Regresyon Modeli, Parametrik Mekânsal Modeller ve Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller ile inceleyerek İstanbul Konut Piyasası’nın talep yönü hakkında daha fazla bilgi edinmektir. Buna göre, konut fiyatları ve konutların özellikleri arasındaki ilişkiler öncelikle mekân etkisini hiçbir şekilde dikkate almayan EKK Regresyon Modeli ve mekânsal otokorelasyonu dikkate alan; ancak ilişkinin mekâna göre değişmediğini varsayan Parametrik Mekânsal Modeller ile incelenmiştir. Daha sonra, konut piyasalarında “Tek Fiyat Kanunu”nun global olarak geçerli olmadığını, yani ilişkinin mekâna göre değiştiğini varsayan Parametrik Olmayan Mekansal Modeller Hedonik Konut Fiyatlama Analizi’nde kullanılmıştır.

Çalışmada Tabakalı Örneklem Yöntemi’ne göre her bir alt piyasayı ve dolayısıyla İstanbul Konut Piyasası’nı temsil edecek örneklem sayısı %2 örneklem hatası ve %5 hata

payına göre 2446 olarak belirlenmiştir. Ancak Ekim-Kasım-Aralık 2013 dönemi için 2838 konut verisi toplanmıştır ve konut verilerinin dağılımı İstanbul haritası üzerinde gösterilmiştir.

Konut fiyatlarını etkileyen konut özellikleri “Yapısal Özellikler/Fiziksel Özellikler”, “Mekânsal Özellikler” ve “Komşuluk Özellikleri” literatüre paralel olarak belirlenmiştir. Veri setinde toplamda 101 tane konut özelliği olup bu özelliklerin tanımlamalarına detaylı bir şekilde yer verilmiştir.

Çalışmada İstanbul Konut Piyasası’nın incelenmesinin birçok sebebi vardır. Bunlardan en önemlisi, İstanbul’un Türkiye’nin en büyük gayrimenkul pazarlarından biri olmasıdır. Ayrıca İstanbul, binlerce yıllık geçmişi ve tarihi dokusuyla medeniyetlerin kesiştiği bir yer olmuştur. Coğrafi konumuna bakıldığında uluslararası ulaşım konusunda ciddi avantajlar sağlayan ve Asya ile Avrupa Kıtaları’nda yer alan en büyük şehirdir. İstanbul’da yerleşimin yaklaşık olarak %65’lik kısmı Avrupa, %35’lik kısmı ise Asya Kıtası’nda yer almakta olup; Avrupa Kıtası’nda 25, Asya Kıtası’nda 14 ilçesi bulunmaktadır. Demografik özelliği bakımından Türkiye’deki en yoğun nüfus oranına sahip olmakla birlikte ciddi oranda iç ve dış göç almaktadır. Ülke ekonomisi için gerek üretim gerekse tüketim bazlı büyük bir öneme sahiptir. Nitekim geçmiş yıllardaki eğilimlere bakıldığında, konut üretiminde en büyük paya sahiptir; özellikle son 10 yıllık dönemde yapılan alt yapı yatırımları sayesinde yaşam kalitesinde bir artış sağlanmıştır.

Üçüncü Köprü, Üçüncü Havalimanı, Kanal İstanbul, Marmaray Hattı, Avrasya Tüneli, İstanbul Finans Merkezi, Üsküdar-Sancaktepe Metrosu, Galataport ve Haliç Yat Limanı gibi İstanbul’da hayata geçirilen veya yapım aşamasında olan mega projeler hem ekonomik hem de sosyal olarak sağlayacağı faydalar nedeni ile buldukları bölgelerdeki emlak fiyatlarını önemli ölçüde arttırmışlardır.

Mütekabiliyet Yasası (Karşılıklılık Yasası, 2012)’nin çıkmasını takip eden süreçte, Uluslararası Finans Merkezi Projesi ve diğer projelerin artması sonucu yabancı yatırımcıların konut piyasasına yönelik talebi artmış ve değişen talep yapısına bağlı olarak konut ve diğer taşınmaz üretimi de (1+1 ile 2+1 ve daha küçük konutlar, AVM ve Otel gibi) artmıştır. Bahsedilen bütün faktörler İstanbul’u Türkiye’nin en önemli gayrimenkul pazarı yapmasının yanında, uluslararası bir gayrimenkul piyasasına da dönüştürmüştür.

Çalışmanın uygulama bölümünde İstanbul’da gerçekleştirilen veya gerçekleştirilmesi planlanan bu projelerin konut fiyatları üzerindeki etkisinin Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller’den elde edilen tahmin sonuçlarıyla gözlemlenebilmesi

mümkündür. Çalışmada konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiler EKK Regresyon Modeli ve Parametrik Mekânsal Modelleri'nin yanı sıra “Yerel Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Koşullu Parametrik Regresyon Modeli”, “Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli”, “Yarı-Parametrik Regresyon Modeli” ve “Toplamsal Model” olmak üzere beş ayrı Parametrik Olmayan Regresyon Modeli ile tahmin edilmiştir. İlk olarak Parametrik Olmayan Regresyon Modelleri'nden herhangi birinin tahmin sonuçlarına yer verilmesi düşünülmüştür ve ilişkiyi en iyi açıklayan modeli seçmek için modellerin her biri tahmin edilmiştir. Modeller tahmin edildikten sonra benzer sonuçlar vermelerinin yanı sıra konut fiyatları ve konut özellikleri arasındaki ilişkiye ait birbirinden farklı önemli bilgilerin de elde edildiği görülmüştür. Bu nedenle, ilişkinin açıklanmasında beş ayrı Parametrik Olmayan Model'in tahmin sonuçlarına ve tahmin sonuçlarının yorumlarına yer verilmiştir.

Veri setindeki yer alan değişkenlerin birçoğu EKK Regresyon Modeli, Mekânsal Durbin Modeli ve Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'de istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Başka bir deyişle, modellere dâhil edilen konut özelliklerinin her biri konut fiyatları üzerinde etkilidir. Ancak, konut fiyatlarını en fazla etkileyen ortak değişkenler tahmin edilen tüm modeller için “boğazmanzarası”, “bodrumkat”, “yaka” ve “yaşamkalitesiendeksi” değişkenleridir.

Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ne göre konutun bodrum katta olması konut fiyatlarını %15.26; CAR Modeli'ne göre en düşük %25'lik dilim için %19.59, en yüksek %25 lik dilim için %14.02 ve %50'lik dilim için %15.37 oranında düşürmektedir. Mekânsal Durbin Modeli'ne göre konutun bodrum katta olması, konut fiyatlarını %14.80 ve EKK Modeli'ne göre %15.37 oranında düşürmektedir. Konutların bodrum katta olması tüm modeller çerçevesinde konut fiyatlarını negatif yönde etkileyen bir özellik olarak belirlenmiştir. Bu sonucun yanı sıra, İstanbul Konut Piyasası'nda konut talebinin genellikle 1. , 2. ve 3. kat gibi ara katlara yöneldiği ve katsayısı arttıkça konutun bulunduğu katın fiyat üzerindeki etkisinin giderek azaldığı şeklinde bulgulara ulaşılmıştır.

Konutun Avrupa Yakası'nda bulunması Anadolu Yakası'nda bulunmasına göre fiyatları, Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ne göre %28.63; CAR Modeli'ne göre en düşük %25'lik dilim için %1.25, en yüksek %25 lik dilim için %23.34 ve %50'lik dilim için %21.53 oranında daha fazla arttırmaktadır. Mekânsal Durbin Modeli'ne göre konutun Avrupa Yakası'nda bulunması Anadolu Yakası'nda bulunmasına göre fiyatları %11.88 ve EKK Modeli'ne göre %20.48 oranında daha fazla artmaktadır. Tüm sonuçlar

değerlendirildiğinde, İstanbul Konut Piyasası'nda konutların coğrafi olarak bulunduğu mekânın konut fiyatları üzerindeki etkisini incelemeye yönelik olarak modellere dâhil edilen “yaka” değişkeninin konut fiyatları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğu gözlemlenmiştir. CAR Modeli'nden elde edilen sonuçlar düşük gelir grupları açısından konutların Avrupa Yakası'nda yer almasının konut fiyatlarını negatif etkilediğini gösterse de Avrupa Yakası'nda yer alan konut fiyatları genel olarak Anadolu Yakası'ndaki konutlara göre daha yüksektir.

Konutun boğaz manzarasının olması konut fiyatlarını Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ne göre %26.65; CAR Modeli'ne göre en düşük %25'lik dilim için %22.63, en yüksek %25 lik dilim için %24.46 ve %50'lik dilim için %26.40 oranında arttırmaktadır. Mekânsal Durbin Modeli'ne göre konutun boğaz manzarasının olması konut fiyatlarını %25.77 ve EKK Modeli'ne göre %25.76 oranında arttırmaktadır. Konutun boğaz manzarasına sahip olması İstanbul Konut Piyasası açısından tüm modeller çerçevesinde değerlendirildiğinde, önemli bir özellik olarak dikkati çekmektedir. Konut fiyatları üzerinde boğaz manzarası özelliğinin pozitif ve güçlü bir etkisi söz konusudur.

Konutun bulunduğu mekândaki yaşam kalitesindeki artış, Yarı Parametrik Regresyon Modeli'ne göre konut fiyatlarını %18.09; CAR Modeli'ne göre en düşük %25'lik dilim için %16.41, en yüksek %25 lik dilim için %20.01 ve %50'lik dilim için %19.62 oranında arttırmaktadır. Mekânsal Durbin Modeli'ne göre konutun bulunduğu mekânın yaşam kalitesinin artması konut fiyatlarını %27.63 ve EKK Modeli'ne göre %21.35 oranında arttırmaktadır. Konutun bulunduğu mekândaki yaşam kalitesi yüksekliğinin konut fiyatları üzerinde pozitif yönde etkiler yaratması beklenen bir sonuç olup tüm modeller bazında da bu sonuç desteklenmektedir. Konutun bulunduğu bölgede çevresel faktörlerin (eğitim, sağlık, ulaşım kolaylığı, vs.) iyileştirilmesi bu bölgedeki konutları tercih edilir duruma getireceğinden talebin artmasına ve fiyatların yükselmesine neden olacaktır.

Çalışmada konut fiyatlarını en fazla etkileyen ortak değişkenlerin yanı sıra diğer değişkenlerin de konut talebi üzerinde etkili olduğu yönünde önemli bulgular elde edilmiştir. Birincisi, konutun yapısal ve fiziksel özellikleri tahmin edilen tüm modeller açısından değerlendirildiğinde konutlarda yüzme havuzunun, tenis kortunun, güvenlik hizmetinin bulunması ve konutta şöminenin, jakuzinin, hilton banyonun, yerden ısıtma sisteminin, vs. gibi özelliklerin bulunmasının konut fiyatlarını pozitif etkilediği gözlemlenmektedir. Bu bulgu genel olarak, hanehalklarının konut talebinin normal konutlardan lüks konutlara doğru yöneldiğinin bir göstergesi olabilir. Özellikle CAR

Modeli'nin sonuçları dikkatlice değerlendirildiğinde, yüksek gelir grubundaki hanehalklarının yanı sıra düşük ve orta gelir grubundaki hanehalklarının taleplerinin de lüks konutlar lehine değiştiği görülmüştür. İktisat teorisi açısından lüks tüketim mallarına olan talep artışı gelir düzeyindeki yükselmelere bağlı olarak ortaya çıkmakla beraber, konut piyasasında ortaya çıkan bu gelişmenin daha çok arz kaynaklı olduğunu vurgulamak gerekir. Son yıllarda inşaat sektöründeki teknolojik gelişmelere bağlı olarak konutun yapısal ve fiziksel özelliklerinde meydana gelen inovatif değişmelerin konut fiyatları üzerindeki etkilerinin daha çok arz güdümlü talepten kaynaklandığını söylemek mümkündür.

İkincisi, konut alım-satımında banka kredilerinin kullanılabilirliğinin konut fiyatları üzerinde pozitif ve güçlü bir etki yaratmasıdır. Bu bulgu, konut piyasası ve konut finansmanı açısından detaylı analizler yapılmasının gerekliliği konusunda bilgi vermesi açısından önem arz etmektedir. Yukarıda bahsedildiği üzere lüks konutlara olan talebin artmasının, gelir düzeyindeki artıştan ziyade, başka bir nedeni de konut finansmanında hanehalklarına sağlanan kredi kolaylığı olabilir.

Konutun bulunduğu binanın yaşının konut fiyatları üzerindeki etkisi de çalışmadan elde edilen üçüncü önemli bulgu olarak karşımıza çıkmaktadır. Konutun bulunduğu binanın yaşının yükselmesi konut fiyatları üzerinde negatif etki yaratmaktadır. Bu, hem genel kanı olarak hem de bilimsel çalışmaların sonuçları itibariyle beklenen bir bulgudur. Ancak Toplamsal Model'in tahmin sonuçları incelendiğinde, bina yaşı arttıkça konut fiyatları önce düşerken daha sonra konut fiyatlarının tekrar yükselmeye başladığı yani, bina yaşı ve konut fiyatları arasında "U" şeklinde bir ilişkinin bulunduğu gözlemlenmiştir. Bina yaşının belirli bir düzeyden sonra konut fiyatlarını yükseltiyor olması, konutların yalnızca tüketim malı olarak değil, bir yatırım malı olarak da değerlendirilmesi gerektiği hususunu vurgulamaktadır. Eski binaların yıkılarak yerine yenilerinin yapılması ihtimali, arazi arzının kısıtlılığı nedeniyle iktisadi rantın ortaya çıkması ve piyasada bu yöndeki beklentilerin giderek artması eski binalardaki konutlara talebin yatırım amaçlı olarak da artmasına sebep olabilmektedir.

Çalışmada Parametrik Olmayan Modeller'in tahmin sonuçlarından elde edilen bulgular ayrı ayrı değerlendirildiğinde her bir modelin ilave ve farklı bilgiler ortaya çıkardığı gözlemlenmektedir.

Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'de mekân etkisini ölçen enlem ve boylam değişkenlerinin katsayı tahminleri birbirine oldukça yakın çıkmıştır. Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in her birinde konut fiyatlarının maksimum olduğu bölgeler

(Sarıyer, Maslak, Kadıköy, Üsküdar, Atatürk Havaalanı Çevresi, vb.) ile minimum olduğu bölgeler (Tuzla, Ümraniye, Esenler, Bağcılar, Silivri, vb.) açısından benzer sonuçlara ulaşılmıştır. Özellikle Sarıyer, Maslak gibi boğaza yakın çevrelerde konut fiyatlarının maksimuma ulaştığı; Atatürk Havaalanı çevresi, Bahçelievler, Üsküdar gibi merkezi, ulaşım kolaylığının ve yaşam kalitesi endeksinin yüksek olduğu mekânlarda da konut fiyatlarının arttığı gözlemlenmiştir. Tahmin sonuçlarından en dikkat çekici olanı ise, Esenyurt'un doğusunda konut fiyatları oldukça yüksek iken, Esenyurt'un kuzeyinde konut fiyatlarının oldukça düşük olmasıdır. İstanbul haritası üzerinde Esenyurt'un doğusu incelendiğinde bu bölgede hayata geçirilen lüks konut projelerinin bölgedeki konut fiyatlarını önemli ölçüde arttırmış olabileceği görülmektedir. Konut fiyatlarının yüksek olduğu ilçelerden biri de Zeytinburnu ilçesidir. Marmaray Hattı Projesi ve Avrasya Tüneli Projesi'nin başlangıç noktasının Zeytinburnu olmasının bu ilçede konut fiyatlarını arttırdığı düşünülmektedir. Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahmin sonuçları konut fiyatlarının belirlenmesinde mekân etkisinin önemli ölçüde etkili olduğunu göstermiştir. Diğer yandan lüks konut projelerinin, kentsel dönüşümün, Marmaray Hattı gibi ulaşım kolaylığı sağlayacak alt yapı projelerinin uygulandığı bölgelerdeki konut fiyatlarını önemli ölçüde arttırdığı gözlemlenmiştir. Özellikle de İstanbul'daki ilçelerin bazı mahallelerinde konut fiyatlarının yüksek olmasının gerçekleştirilen projelere bağlı olduğu düşünülmektedir.

Parametrik Olmayan Mekânsal Modeller'in tahminlerinden elde edilen dikkat çekici bir başka sonuç ise, konutların mekânsal özelliklerinin konut fiyatı üzerindeki etkisini ölçmek amacıyla modele dâhil edilen "uzaklık değişkenleri"dir. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli ve Toplamsal Model'den elde edilen sonuçlar, konut fiyatları ile uzaklık değişkenleri arasında doğrusal olmayan bir ilişki olduğunu göstermiştir. Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nde "MIA" değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi incelendiğinde, MIA'ya olan uzaklığın 10km ile 20km arasında olması konut fiyatı üzerinde pozitif ve maksimum etki yaratırken; uzaklık 20km üzerine çıktığında ve 10km'den daha yakın olduğunda azaldığı gözlemlenmiştir. Bir başka uzaklık değişkeni olan "metrobus" değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi Toplamsal Model'e göre incelendiğinde; metrobüse uzaklığın 10km'ye kadar olması durumunda konut fiyatlarının yatay bir seyir izlerken 10km uzaklıkta maksimuma ulaştığı ve bu noktadan daha fazla uzak olunması durumunda konut fiyatlarının hızlı bir şekilde düştüğü gözlemlenmiştir. Konut fiyatları ile uzaklık değişkenleri arasındaki doğrusal olmayan ilişki hanehalklarının "optimal uzaklık algısı"ndan kaynaklanabilir. Başka bir

deyişle, konut talep edenler ikamet edecekleri konutların havaalanı, iş merkezi, otogar, metrobüs, otobüs durakları gibi ulaşım noktalarına çok yakın ya da çok uzak olmasını istememektedir. Bunun sebebi bahsedilen ulaşım noktalarında gürültü, kirlilik vb. olumsuz faktörlerin artmasıyla birlikte çevresel özelliklerin kalitesinin düşmesi ve ulaşım noktalarının çok uzak olması durumunda ise, “ulaşım kolaylığı”nın azalması olabilir.

Coğrafi Olarak Ağırlıklandırılmış Regresyon Modeli (CAR), konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkileri incelemede önemli ve diğer modellerden farklı bilgiler sunmaktadır. CAR Modeli’nde ilişki konut fiyatları dağılımının farklı dilimleri için (konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25’lik dilim, konut fiyatlarının en düşük olduğu %25’lik dilim vb.) incelenebilmektedir. Konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25’lik dilimde olan mekânlarda ikamet eden hanehalklarının gelir seviyelerinin diğer mekânlarda ikamet edenlere göre yüksek olduğu ya da konut fiyatlarının en düşük olduğu %25’lik dilimde olan mekânlarda ikamet eden hanehalklarının gelir seviyelerinin diğer mekânlarda ikamet edenlere göre düşük olduğu varsayıldığında incelenen ilişki de dağılımın farklı dilimleri için farklı şekilde yorumlanabilir. CAR Modeli’nden elde edilen tahmin sonuçları da bu değerlendirmeyi destekler niteliktedir. Nitekim “Airport” değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi, dağılımın farklı dilimleri için yorumlandığında, konut fiyatlarının en düşük olduğu %25’lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %3.51 düştüğü, konut fiyatlarının en yüksek olduğu %25’lik dilim için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %0.79 arttığı ve dağılımın %50’lik dilimi için en yakın havaalanına olan uzaklık arttıkça konut fiyatlarının km başına %0.51 oranında arttığı gözlemlenmiştir. Bu sonuç gelir seviyesi düşük hanehalklarının ikamet ettiği mekânların havaalanına yakın olmasının konut fiyatlarını arttırdığını, gelir seviyesi yüksek hanehalklarının ikamet ettiği mekânların havaalanına yakın olmasının ise konut fiyatlarını daha az arttırdığını göstermiştir.

CAR Modeli konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkinin açıklanmasında önemli bir bilgiyi, katsayı tahminlerinin İstanbul haritası şeklinde gösterilen grafikleri ile sunmaktadır. Buna göre, “denizmanzarası” değişkeninin konut fiyatları üzerindeki etkisi İstanbul genelinde değerlendirildiğinde konutun deniz manzarasının olmasının konut fiyatlarını pozitif etkilediği; ancak Avcılar, Esenyurt, Beylikdüzü ve Büyükçekmece ilçelerinin kıyı şeridinde yakın yerlerde bu etkinin negatif olduğu görülmektedir. Bu sonuç, 1999 Gölcük Depremi sonrası Avcılar ve Küçükçekmece kıyı şeridinin denize doğru kayması, binaların yıkılması veya büyük ölçüde hasar görmesiyle ilgili olabilir. Bir diğer

örnek için konutun doğa manzarasının olmasının konut fiyatları üzerindeki etkisi incelenebilir. İstanbul genelinde değerlendirildiğinde, doğa manzarasının konut fiyatlarını arttırdığı; ancak bu etkinin özellikle de İstanbul Boğazı çevresindeki Sarıyer-Maslak Ormanları'nda daha etkili olduğu görülmektedir.

Konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkiyi incelemede önemli ve farklı bir bilgi veren bir diğer tahmin sonucu da Toplamsal Model'in tahmininden elde edilen kısmi tepki fonksiyonlarının grafikleridir. Bu grafikler konut özelliklerinin seviyesindeki bir değişmeye karşılık konut fiyatlarının nasıl tepki verdiğini göstermektedir. Örneğin, "AVM" değişkenine ait kısmi tepki fonksiyonu konutun 5 km uzağına alışveriş merkezi açılması durumunda konut fiyatının arttığını, 10 km uzağına alışveriş merkezi açılması durumunda konut fiyatının daha fazla arttığını vb. göstermektedir. Sonuç olarak, konut özellikleri ile ilgili herhangi bir değişiklik olması durumunda konut fiyatlarının nasıl değiştiği kısmi tepki fonksiyonları aracılığıyla araştırılabilir.

Farklı modellere ait sonuçlar değerlendirildiğinde, mekân etkisini dikkate alan Parametrik Mekânsal Modeller ile mekân etkisini dikkate almayan EKK Regresyon Modeli tüm mekânlar için her bir değişkene ait tek bir katsayı tahmin sonucu vermektedir. Yarı Parametrik Regresyon Modeli'nin tahmin sonuçlarıyla bu modellerin tahmin sonuçları karşılaştırıldığında Global Modeller'in genel olarak katsayıları aşağı sapmalı olarak tahmin ettikleri görülmektedir. Bu durum EKK Modeli'nin mekânsal etkiyi dikkate almamasından, Mekânsal Durbin Modeli'nin de mekâna göre değişen katsayı tahminleri yerine tüm mekânlar için tek bir katsayı tahmini vermesinden kaynaklanabilir. Özetle, konut fiyatları ve özellikleri arasındaki ilişkilerin doğru bir şekilde modellenmemesi, yani fonksiyonel formun yanlış belirlenmesinden kaynaklanan tanımlama hatası modeldeki değişkenlerin katsayılarının sapmalı olarak tahmin edilmesine neden olacaktır.

Sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, İstanbul Konut Piyasası'nda konutların mekân ve komşuluk özelliklerinin konut fiyatları üzerinde önemli belirleyiciler olduğu ve İstanbul Konut Piyasası'nın mekân ve komşuluk etkileriyle birlikte alt piyasalara bölünmüş olduğu söylenebilir. Ayrıca bu bölünme İstanbul Konut Piyasası'nın alt piyasalarında da gerçekleşmiştir. Alt piyasaların kendi içinde de gerçekleşen bu bölünmeye büyük ölçüde, kamu ve özel sektör tarafından gerçekleştirilen veya gerçekleştirilmesi düşünülen projelerin neden olduğu düşünülmektedir. Nitekim özel sektör tarafından gerçekleştirilen lüks konut projeleri, Esenyurt'un doğusunda konut fiyatlarını önemli ölçüde arttırmışken, Esenyurt'un

kuzeyinde konut fiyatları hala piyasaya göre en düşük seviyelerdedir. Diğer yandan, kamu sektörü tarafından gerçekleştirilen Marmaray Hattı Projesi ve Avrasya Tüneli Projesi gibi alt yapı yatırımlarının başlangıç noktası olan Zeytinburnu ilçesinin Sümer Mahallesi'nde konut fiyatları diğer mahallelerine göre oldukça yükselmiştir.

Kamu ve özel sektör tarafından gerçekleştirilen lüks konut projeleri, alt yapı projeleri ve konut piyasasına ilişkin çıkarılan yasal düzenlemeler hanehalkı harcamalarının önemli bir kısmını oluşturan konut harcamaları, toplum refahı ve ekonominin bütünü açısından oldukça önemlidir. Bu tür değişiklikler konut piyasasında arz ve talep şoklarına neden olmakta ve ekonominin genelini etkilemektedir.

Konutların özellikleri ve fiyatları arasındaki ilişkilerin incelendiği bu ampirik çalışma ile, İstanbul Konut Piyasası'nda konut talep edenlerin tercihleri ve profilleriyle ilgili detaylı bilgilere ulaşılmasının yanında piyasanın arz yanıyla da ilgili çıkarımlarda bulunulmuştur. Özellikle de konut piyasasına yönelik çıkarılan yasaların, uygulanan politikaların, kamu sektörü tarafından gerçekleştirilen alt yapı ve konut projeleri ile özel sektör tarafından gerçekleştirilen lüks konut projelerinin İstanbul Konut Piyasası'nın talep yapısında değişikliklere neden olduğu belirlenmiştir. Gelecekte uygulamaya konulacak yeni projelerin sağlayacakları sosyal ve ekonomik faydalar nedeniyle gerçekleştirilecekleri bölgelerdeki konut fiyatlarını pozitif yönde etkileyeceği ve dolayısıyla söz konusu bölge veya bölgelerdeki bölümlenmiş piyasaların talep hatta arz yapısını yeniden şekillendireceği tahmin edilmektedir.

Türkiye Konut Piyasası'ndaki dalgalanmaların büyük oranda İstanbul Konut Piyasası'ndan kaynaklandığı dikkate alındığında, bu piyasa için uygulanacak politikaların diğer bölgesel konut piyasalarındaki dalgalanmaları etkileyeceği söylenebilir. Sonuç olarak, İstanbul Konut Piyasası'na yönelik talep analizleri konut politikalarının doğru bir şekilde uygulanması açısından oldukça önemlidir.

KAYNAKLAR

- Abberger, K. (2001). "Penalizing Function Based Bandwidth Choice in Nonparametric Quantile Regression", No.1-10, *CoFE Discussion Paper*, University of Konstanz.
- Adair, A. S., Berry, J. ve McGreal, W.S., (1996). "Hedonic Modelling, Housing Submarkets, and Residential Valuation", *Journal of Property Research*,13/1, s.67-84.
- Alkay, E. (2008). "Housing Submarkets in Istanbul", *International Real Estate Review*, 11/1, s.113-127.
- Allen, M.T., Springer, T.M. ve Waller, N.G., (1995). "Implicit Pricing Across Residential Submarkets", *Journal of Real Estate and Financial Economics*, 11/2, s.137- 151.
- Anglin, P. M., Gencay, R., (1996). "Semiparametric Estimation Of A Hedonic Price Function", *Journal Of Applied Econometrics*, 11/6, s.633-648.
Annals of Mathematical Statistics, 27/3, s.832-837.
- Anselin, L. (1980). *Estimation Methods for Spatial Autoregressive Structures*, Regional Science Dissertation and Monograph Series, Cornell University, Ithaca, NY.
- Anselin, L. (1988a). "Lagrange Multiplier Test Diagnostics for Spatial Dependence and Spatial Heterogeneity", *Geographical Analysis*, 20, s.1-17.
- Anselin, L. (1988b). "Model Validation in Spatial Econometrics: A Review and Evaluation of Alternative Approaches", *International Regional Science Review*, 11, s.279-316.
- Anselin, L. (1988c). *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands.
- Anselin, L. (1988d). "A Test for Spatial Autocorrelation in Seemingly Unrelated Regressions" *Economics Letters*, 28, s.335-341.
- Anselin, L. (1990a). "Spatial Dependence and Spatial Structural Instability in Applied Regression Analysis", *Journal of Regional Science*,30, s.185-207.
- Anselin, L. (1990b). "Some Robust Approaches to Testing and Estimation in Spatial Econometrics", *Regional Science and Urban Economics*,20/2, s.141-163.
- Anselin, L. (2003). "Spatial Externalities and Spatial Econometrics", *International Regional Science Review*, 26/2, s.153-66.
- Anselin, L., Bera, A. K., (1998). *Spatial Dependence in Linear Regression Models with An Introduction to Spatial Econometrics*, (ed.) Ullah, A., Giles, D., Handbook of Applied Economic Statistics, Marcel Dekker, New York, NY, s.237-289.
- Anselin, L., Bera, A.K., Florax, R. ve Yoon, M.J., (1996). "Simple Diagnostics Tests for Spatial Dependence", *Regional Science and Urban Economics*,26, s.77-104.
- Anselin, L., Can, A., (1986). "Model Comparison and Model Validation Issues in Empirical Work on Urban Density Functions", *Geographical Analysis*, 18, s.179-197.
- Anselin, L., Florax, R.J.G.M. ve Rey S.J. (ed.), (2004). *Advances in Spatial Econometrics, Methodology, Tools ve Applications*, Springer.
- Arbia, G. (2005). *Spatial econometrics: Statistical Foundations and Application to Regional Convergence*, Springer-Verlag, Berlin.
- Arıkan, F. E. (2008). *Ev Kiralarını Etkileyen Faktörlerin Hedonik Fiyat Yöntemi İle Belirlenmesi*, Yüksek Lisans Tezi (Basılmamış), Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Arnott, R. J., McMillen, D. P., (2006). *A Companion to Urban Economics*, Blackwell Publishing.
- Bajic, V. (1985). "Housing-Market Segmentation and Demand For Housing Attributes: Some Empirical Findings", *AREUEA Journal*, 13, s.58-75.

- Bandt, D. O., Knetsch, T., Penalosa, J. ve Zollino, F., (2010). *Housing Markets in Europe*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Baranzini, A., Ramirez, J., Schaerer, C. ve Thalmann, P. (ed.), (2008). *Hedonic Methods in Housing Markets: Pricing Environmental Amenities and Segregation*, Springer, New York.
- Bartels, C.P.A., Hordijk, L., (1977). "On the Power of the Generalised Moran Contiguity Coefficient in Testing for Spatial Autocorrelation Among Regression Disturbances", *Regional Science and Urban Economics*, 7, s.83-101.
- Bartik, T. J. (1987). "The Estimation of Demand Parameters in Hedonic Price Models", *The Journal of Political Economy*, s.81-88.
- Basu, S., Thibodeau, T.G., (1998). "Analysis of Spatial Autocorrelation in House Prices", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17/1, s.61-85.
- Bekmez, S., Özpolat, A., (2012). "Konut Fiyatlarındaki Yükseliş Devam Edecek Mi?", *İktisat ve Toplum Dergisi*, 18, s.96-103.
- Bera, A. K., McKenzie, C.R., (1986). "Alternative Forms and Properties of the Score Test", *Journal of Applied Statistics*, 13, s.13-25.
- Bera, A.K., Yoon, M.J., (1993). "Specification Testing with Locally Misspecified Alternatives", *Econometric Theory*, 9, s.649-658.
- Bin, O. (2003). "A Prediction Comparison of Housing Sales Prices by Parametric versus Semi-Parametric Regressions", *Journal of Housing Economics*, 13, 68/84.
- Bitter, C., Mulligan, G. F. ve Dall'erba, S., (2007). "Incorporating Spatial Variation in Housing Attribute prices: A Comparison of Geographically Weighted Regression and The Spatial Expansion Method", *J Geograph Syst*, 9, s.7-27.
- Bourassa, S. C., Cantoni, E. ve Hoesli, M., (2007). "Spatial Dependence, Housing Submarkets and Housing Prices", *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 35/2, s.143-160.
- Bourassa, S.C., Hoesli, M. ve Peng, V.S., (2003). "Do Housing Submarkets Really Matter", *Journal of Housing Economics*, 12, s.12-28.
- Bowen, W., Mikelbank, M. B. A. ve Prestegaard, D.M., (2001). "Theoretical and Empirical Considerations Regarding Space in Hedonic Housing Price Model Applications", *Growth and Change*, 32/4, s.466-490.
- Bowman, A. W. (1984). "An Alternative Methods of Cross-Validation for Smoothing of Bowman, A. W., Azzalini, A., (1997). *Applied Smoothing Techniques for Data Analysis: The Kernel Approach with S-Plus Illustrations*, Oxford Statistical Science Series, Clarendon Press, New York.
- Brandsma, A. S., Ketellapper, R. H., (1979b). "Further Evidence on Alternative Procedures for Testing of Spatial Autocorrelation Among Regression Disturbances", (ed.) Bartels, C., Ketellapper, R., *Exploratory and Explanatory Analysis in Spatial Data*, Boston, Martinus Nijhoff, s. 111-136.
- Brueckner, J. (1981). "Testing A Vintage Model of Urban Growth", *Journal of Regional Science*, 21, s.23-55.
- Brueckner, J. (1985). "A Switching Regression Analysis of Urban Population Densities: Preliminary Results", *Regional Science Association*, 56, s.71-87.
- Brueckner, J. (1986). "A Switching Regression Analysis of Urban Population Densities", *Journal of Urban Economics*, 19, s.174-89.
- Brunsdon, C., Fotheringham A. S. ve Charlton, M. E., (1996). "Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity", *Geographical Analysis*, 28/4, s.282-298.

- Brunsdon, C., Fotheringham, A.S. ve Charlton, M.E., (1996). "Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationary", *Geographical Analysis*, 28/4, s.281-298.
- Brunsdon, C., Fotheringham, S. ve Charlton, M., (1998). "Geographically Weighted Regression-Modelling Spatial Non-Stationarity", *Journal of the Royal Statistical Society*, 47/3, s. 431-443.
- Burrige, P. (1980). "On the Cliff-Ord Test for Spatial Correlation.", *Journal of the Royal Statistical Society*, 42, s.107-08.
- Cameron, A. C., Trivedi, P. K., (2005). *Microeconometrics Methods and Applications*, Cambridge University Press, UK.
- Can, A. (1992b). "Specification and Estimation of Hedonic Housing Price Models" *Regional Science and Urban Economics*, 22/3, s.453-474.
- Can, A., Megbolugbe, I., (1997). "Spatial Dependence and House Price Index Construction", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 14(1-2), s.203-222.
- Case, B., Clapp, J., Dubin, R. ve Rodriguez, M., (2004). "Modelling Spatial and Temporal House Price Patterns: A Comparison of Four Models", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 29/2, s.167-191.
- Casetti, E. (1972). "Generating Models by The Expansion Method: Applications to Geographical Research", *Geographical Analysis*, 4, s.81-91.
- Casetti, E. (1986). "The Dual Expansion Method: An Application for Evaluating The Effects of Population Growth on Development", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 16, s.29-39.
- Cassel, E., Mendelshon, R., (1985). " The Choice of Functional Forms for Hedonic Price Equations: Comment", *Journal of Urban Economics*, 18, s. 135-142.
- Chasco, C. ve Gallo, J.L., (2012). "Hierarchy and Spatial Autocorrelation Effects in Hedonic Models", *Economics Bulletin*, 32/2, s.1474-1480.
- Chow, B. Y.-S., Geman, S., Wu, L.-D., (1983). "Consistent Cross-Validated Density Estimation", *The Annals of Statistics*, 11/1, s.25-38.
- Cleveland, W. S. (1979). "Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots",
- Cleveland, W. S. (1993). *Visualizing Data*, Hobart Press, USA.
- Cleveland, W. S. (1994). *The Elements of Graphing Data (Revised Edition)*, Hobart Press, New Jersey, U.S.A.
- Cleveland, W. S., Devlin, S. J., (1988). "Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting", *Journal of the American Statistical Association*, 83/403, s.596-610.
- Cleveland, W. S., Grosse, E. ve Shyu, M. J., (1992). "Local Regression Models", (ed.) Chambers, J. M., Hastie, T., *Statistical models in S*, Chapman and Hall, New York, s.309-376.
- Cleveland, W. S. (1979). "Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots", *Journal of the American Statistical Association*, 74/368, s.829-836.
- Cleveland, W. S., Devlin, J., (1988). "Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting", *Journal of the American Statistical Association*, 83/403, s. 596-610.
- Cliff, A. D., Ord, J. K., (1969). *The Problem of Spatial Autocorrelation*, (ed.) Scott, A. J., In London Papers in Regional Science, London, Pion, s.25-55.
- Cliff, A. D., Ord, J. K., (1972). "Testing for Spatial Autocorrelation among Regression Residuals", *Geographical Analysis*, 4, s.267-284.
- Cliff, A. D., Ord, J. K., (1973). *Spatial Autocorrelation*, London, Pion.

- Cochran, W. (1962). *Sampling Techniques*, John Wiley Sons Inc, New York.
- Corrado, L. ve Fingleton, B., (2012). "Where Is the Economics in Spatial Econometrics ?" *Journal Of Regional Science*, 52/2, s. 210–239.
- Court, A. T. (1939). "Hedonic Price Indexes With Automotive Examples", In *The Dynamics Of Automobile Demand*, General Motors, New York.
- Craven, P., Wahba, G., (1979). "Smoothing Noisy Data with Spline Functions", *Numerische Mathematik*, 31/4, s.377-403.
- Cropper, M. L., Deck, L. B. ve McConnell, K. E., (1988). "On the Choice of Functional Form for Hedonic Price Functions", *The Review of Economics and Statistics*, 70/4, s. 668-675.
- Çağlayan, E. (2012). *Nonparametrik Regresyon Modelleri*, Derin Yayınları, İstanbul.
- Çağlayan, E., Eban, A., (2009). "Determinants of House Prices in Istanbul: A Quantile Regression Approach", *Qual Quant*, 45, s.305-317.
- Çağlayan, E., Güriş, B. (2005). "Yarı Logaritmik Modellerde Kukla Değişkenlerin Katsayılarının Yorumu", *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, XX/1, s.393-401.
- Dale-Johnson, D. (1982). "An Alternative Approach to Housing Market Segmentation Using Hedonic Price Data", *Journal of Urban Economics*, 11, s.311-332.
- DasGupta, S., Perlman, M., (1974). "Power of the Noncentral F-test: Effect of Additional Variates on Hotelling's T²-test", *Journal of American Statistical Association*, 69, s. 174-180.
- Density Estimates", *Biometrika*, 71/2, s.353-360.
- Diggle, P. J., Mateu, J. ve Clough, H. E., (2000). "A Comparison between Parametric and Non-Parametric Approaches to the Analysis of Replicated Spatial Point Patterns", *Advances in Applied Probability*, 32/2, s.331-343.
- DiNardo, J., Tobias, J. L., (2001). "Nonparametric Density and Regression Estimation", *The Journal of Economic Perspectives*, 15/4, s.11-28.
- Dubin, R. (1988). "Spatial Autocorrelation", *Review of Economics and Statistics*, 70, s.466-474.
- Epanechnikov, V. A. (1969). Nonparametric Estimates of A Multivariate Probability Density, *Theory of Probability and Its Applications*, 14, s.153-158.
- Farber, S. , Long, F. ve Paez, A., (2007). " Spatial Effects in Hedonic Price Estimation: A Case Study in The City Of Toronto", *Centre For Spatial Analysis Working Paper Series*, McMaster University.
- Farber, S., Yeates, M., (2006). " A Comparison of Localized Regression Models in A Hedonic House Price Context", *Canadian Journal of Regional Science*, XXIX/3, s. 405-420.
- Fik, T. J., Ling, D.C. ve Mulligan, G.F., (2003). "Modeling Spatial Variation in Housing Prices: A Variable Interaction Approach", *Real Estate Economics*, 31/4, s.623-646.
- Filho, C. M., Bin, O. (2005). "Estimation of Hedonic Price Functions via Additive Nonparametric Regression", *Empirical Economics*, 30, s.93–114.
- Fisher, J. D., Martin, R. S., (1994). *Income Property Valuation*, Dearborn Financial Publishing, Inc., USA.
- Fix, E., Hodges, J. L., (1951). *An Important Contribution to Nonparametric Discriminant Analysis and Density Estimation*, Report Number 4, Project Number 21-49-004, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas.
- Florax, R. J. G. M., Graaf, D. T., (2004). *The Performance of Diagnostic Tests for Spatial Dependence in Linear Regression Models: A Meta-analysis of Simulation Studies*,

- (ed.) Anselin, L., Florax, R. J. G. M. ve Rey, S.J., *Advances in Spatial Econometrics Methodology, Tools and Applications*, Springer.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C. ve Charlton, M., (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*, John Wiley and Sons Ltd., University of Newcastle, UK.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C., ve Charlton, M. E., (2002). *Geographically Weighted Regression: The Analysis of Spatially Varying Relationships*, Wiley, Chichester.
- Fotheringham, A. S., Charlton, M.E. ve Brunson, C. (1998), "Geographically Weighted Regression: A Natural Evolution of The Expansion Method for Spatial Data Analysis", *Environment and Planning A*, 30/11, s.1905-1927.
- Fotheringham, A.S., Charlton, M.E., (1998). "Geographically Weighted Regression: A Natural Evolution of The Expansion Method for Spatial Data Analysis", *Environment and Planning A*, 30, s.1905-1927.
- Fotheringham, S. A. (1997). "Trends in Quantitative Methods I: Stressing The Local", *Progress in Human Geography*, 21, s.88-96.
- Fotheringham, S. A., Brunson, C., (1999). "Local Forms of Spatial Analysis", *Geographical Analysis*, 31/4, s.341-358.
- Fox, J. (2000a). *Multiple and Generalized Nonparametric Regression*, Sage Publications, London, New Delhi.
- Fox, J. (2000b). *Nonparametric Simple Regression: Smoothing Scatterplots*, Sage Publications, London, New Delhi.
- Fox, J. (2005). *Introduction to Nonparametric Regression*, Lecture Notes, McMaster University, Canada.
- Fox, J., Weisberg, S., (2010). *Nonparametric Regression in R*, An Appendix to An R Companion to Applied Regression, Second Edition.
- Freeman III, A. M., Herriges, J. A. ve Kling, C. L. (2003). *The Measurement of Environmental and Resource Values*, RFF Press, Washington, D. C. .
- Freeman, A. M. (1979). "Hedonic Prices, Property Values and Measuring Environmental Benefits: A Survey of the Issues", *Scandinavian Journal of Economics*, 81, s.154-173.
- Friedman, J. H., Stuetzle, W., (1981). "Projection Pursuit Regression", *Journal of the American Statistical Association*, 76/376, s.817-823.
- Garderen, K.J., Shah, C., (2002). "Exact Interpretation of Dummy Variables in Semilogarithmic Equations", *Econometrics Journal*, 5, s.149-159.
- Gayrimenkul ve Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı Derneği, (2014). "Gayrimenkul Sektörü ve İstanbul Konut Piyasası Saha Araştırma Raporu", *GYODER*, İstanbul, ss.1-91.
- Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş., (2014). "Gayrimenkul ve Konut Sektörüne Bakış", *GYO A.Ş.*, İstanbul, ss.1-132.
- Gheriballah, A., Laksaci, A. ve Rouane, R., (2010). "Robust Nonparametric Estimation for Spatial Regression", *Journal of Statistical Planning and Inference*, 140, s. 1656-1670.
- Godfrey, L.J. (1981). "On the Invariance of the Lagrange Multiplier Test with Respect to Certain Changes in the Alternative Hypothesis", *Econometrica*, 49, s.1443-1455.
- Goetzmann, W. N., Valaitis, E., (2006). "Simulating Real Estate in The Investment Portfolio: Model Uncertainty and Inflation Hedging", *Yale International Center for Finance Working Paper*, 6/4, s.1-39.
- Goodman, A. C. (1981). "Housing Submarkets within Urban Areas: Definitions and Evidence", *Journal of Regional Science*, 21/2, s.175-185.
- Goodman, A. C. (1998). "Andrew Court and the Invention of Hedonic Price Analysis", *Journal of Urban Economics*, 44, s. 291-298.

- Goodman, A. C., Thibodeau, T. G., (2003). "Housing Market Segmentation and Hedonic Prediction Accuracy", *Journal of Housing Economics*, 12, s.181-201.
- Goodman, A., Thibodeau, T.G. (1998). "Housing market segmentation", *Journal of Housing Economics*, 7, s.121-143.
- Gökgöz, T. (1999). *Zorlanmış Delaunay Üçgenlemesi*, Ders Notları, Yıldız Teknik Üniversitesi, s.136-144.
- Greene, D., Barnbock, J., (1978). "A Note on Problems in Estimating Urban Density Functions", *Journal of Urban Economics*, 5, s.285-90.
- Grilliches, Z. (1961). "Hedonic Price Indexes for Automobiles: An Econometric Analysis of Quality Change", *The Price Statistics of the Federal Government*, General Series No. 73, New York: Columbia University Press NBER, s. 137-196.
- Güriş, S., Çağlayan, E. ve Güriş, B., (2011). *Evler ile Temel Ekonometri*, Der Yayınları, İstanbul.
- Haas, G.C. (1922). *A Statistical Analysis of Farm Sales in Blue Earth County, Minnesota, As a Basis for Farmland Appraisal*, (Unpublished Master Thesis), The University of Minnesota.
- Hall, P. (1987). "On Kullback-Leibler Loss and Density Estimation," *The Annals of Statistics*, 15/4, s.1491-1519.
- Halvorsen, R., Palmquist R. (1980). "The Interpretation of Dummy Variables in Semilogarithmic Equations", *American Economic Review*, 70, s.474-475.
- Härdle, W. (1994). *Applied Nonparametric Regression*, Berlin.
- Hardle, W., Müller, M., Sperlich, S., Werwatz, A., (2004). *Nonparametric and Semiparametric Models*, Springer Series in Statistics, Berlin.
- Hastie, T. J., Tibshirani, R. J., (1990). *Generalized Additive Models*, Chapman and Hall, Great Britain.
- Hastie, T., Loader, C., (1993). "Local Regression: Automatic Kernel Carpentry", *Statistical Science*
- Heckman, J.J., Matzkin, R. L. ve Nesheim, L., (2010). "Nonparametric Identification and Estimation of Nonadditive Hedonic Models", *Econometrica*, 78/5, s.1569-1591.
- Hess, D. B., Almeida, T. M., (2007). "Impact of Proximity to Light Rail Rapid Transit on Station-Area Property Values in Buffalo, New York", *Urban Studies*, 44, No. 5/6, s. 1041-1068.
- Hough, D. E., Kratz, C. G., (1983). "Can "Good" Architecture Meet the Market Test?", *Journal of Urban Economics*, 14, s.40-54.
- Huang, B., Wu, B. ve Barry, M., (2010). "Geographically and Temporally Weighted Regression for Modeling Spatio-Temporal Variation in House Prices", *International Journal of Geographical Information Science*, 24/3, s.383-401.
- Hurvich, C. M., Simonoff, J. S. ve Tsai, C.-L., (1998). "Smoothing Parameter Selection in Nonparametric Regression Using An Improved Akaike Information Criterion", *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 60/2, s.271-293.
- Hurvich, C. M., Tsai, C.- L., (1989). "Regression and Time Series Model Selection in Small
- İstanbul Büyük Şehir Belediyesi, (2010). "1/100.000 Ölçekli İstanbul Çevre Düzeni Planı", İstanbul, Türkiye.
- Johnson, S., Kau, J., (1980). "Urban Spatial Structure: An Analysis with a varying Coefficient Model", *Journal of Urban Economics*, 7, s.141-54.
- Jones, C., Leishman, C. ve Watkins, C. (2004). "Migration Linkages Between Urban Housing Submarkets: Theory and Evidence", *Housing Studies*, 19, s.269-283.
- Journal of the American Statistical Association*, 24/368, s.829-836.

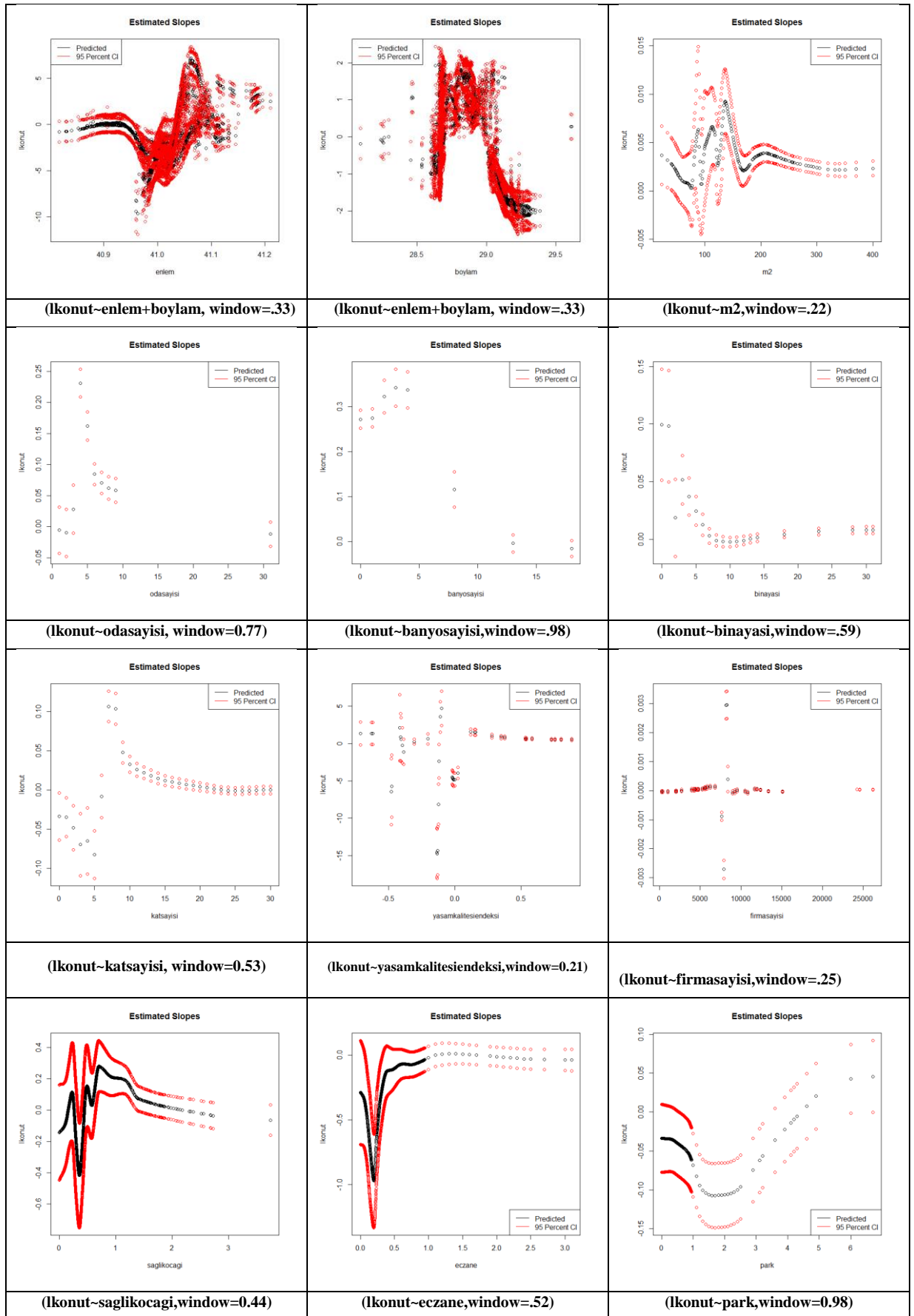
- Karagöl, T. (2007). *A Study Of Housing Prices In Ankara*, Master Thesis, Middle East Technical University.
- Kau, J., Lee, C. ve Chen, R., (1983). "Structural Shifts in Urban Population Density Gradients: An Emprical Investigation", *Journal of Urban Economics*,13, s.364-77.
- Kau, J., Lee, C. ve Sirmans, O., (1986). *Urban Econometrics: Model Developments and Emprical Results*, Greenwich, JAI Press.
- Kau, J., Lee, C., (1977). "A Random Coefficient Model to Estimate A Stochastic Density Gradient ", *Regional Science and Urban Economics*, 7, s.169-77.
- Kauko, T., Hooimeijer, P. ve Hakfoort, J., (2002). "Capturing Housing Market Segmentation: An Alternative Approach Based On Neural Network Modelling", *Housing Studies*, 17, s.875-894.
- Keele, L. (2008). *Semiparametric Regression for the Social Sciences*, John Wiley & Sons Ltd, Great Britain.
- Kelejian H. H., Prucha I. R., (1998). "A Generalized Spatial Two-Stage Least Squares Procedure for Estimating A Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbances", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17/1, s.99-121.
- Kelejian, H. H., Robinson, D. P., (1993). "A Suggested Method of Estimation for Spatial Interdependent Models with Autocorrelated Errors and An Application to A County Expenditure Model", *Papers in Regional Science*, 72/3, s.297-312.
- Kelley, P. R. (1995). "Parametric, Semiparametric and Nonparametric Estimation of Characteristic Values within Mass Assessment and Hedonic Pricing Models", *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 11, s.195-217.
- Kennedy, P.E. (1981). "Estimation with Correctly Interpreted Dummy Variables in Semilogarithmic Equations, *American Economic Review*,71, s.801.
- Keskin, B. (2008). "Hedonic Analysis of Price in The Istanbul Housing Market", *International Journal of Strategic Property Management*, 12, s.125-138.
- Kestens, Y., Theriault, M. ve Des Rosiers, F., (2006). " Heterogeneity in Hedonic Modeling of House Prices: Looking at Buyers' Households Profiles, *Journal of Geographical Systems*, 8, s.61-96.
- King, M. L. (1981). "A Small Sample Property of the Cliff-Ord Test for Spatial Correlation" , *Journal of the Royal Statistical Society*, 43, s.263-64.
- Koramaz, K. T., Dökmeci ,V., (2012). "Spatial Determinants of Housing Price Values in Istanbul", *European Planning Studies*, 20/7, s.1222-1237.
- Küçükkural, M. O. (2013). "İstanbul Halkının Konut Eğilimleri Araştırması", No.8, İstanbul.
- Lancaster, K.J. (1966). "A New Approach to Consumer Theory", *Journal Of Political Economy*, 74, s.132–156.
- Lesage, J., Pace, K. R., (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press, New York.
- Lesage, J.P. (2004). "Maximum Likelihood Estimation Of Spatial Regression Models", Lecture Notes, University of Toledo, s.1-15.
- Leung, C. (2004). "Macroeconomics and Housing: A Review of Literature," *Journal of Housing Economics*, 13/4, s.249–267.
- Loader, C. (1999). *Local Regression and Likelihood*, Springer, USA.
- Long, F., Paez, A. ve Farber, S., (2007). " Spatial Effects in Hedonic Price Estimation : A Case Study in the City of Toronto", *CSpA WP 020*, McMaster University, s.1-31.
- Maclennan, D., Tu, Y., (1996). "Economic Perspectives on The Structure of Local Housing Markets", *Housing Studies*, 11, s.387- 406.

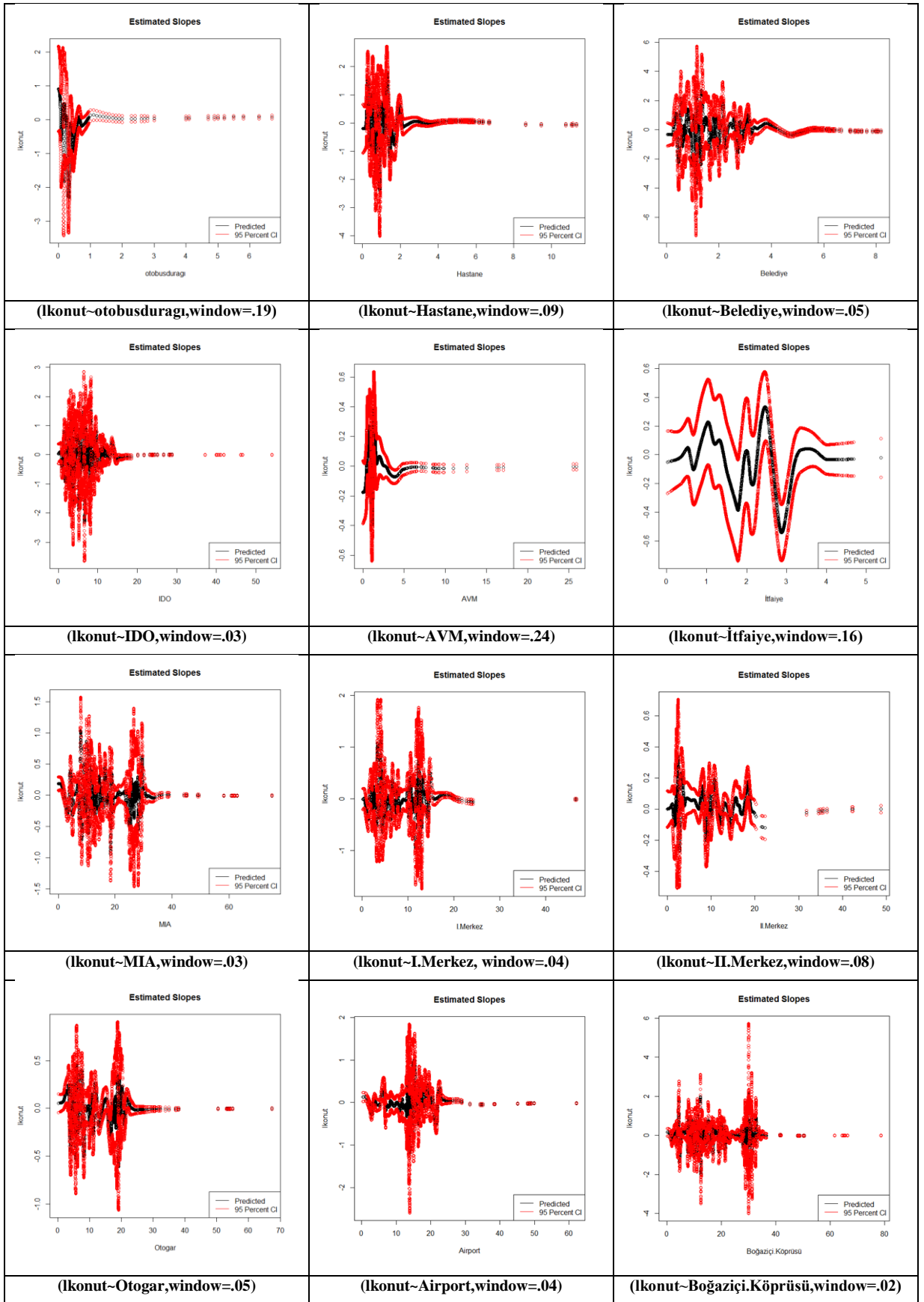
- Martins-Filho, C. ve Bin, O., (2005). "Estimation of Hedonic Price Functions via Additive Nonparametric Regression", *Empirical Economics*, 30, s.93-114.
- Mason, C., Quigley, J. M. (1996). "Non-parametric Hedonic Housing Prices", *Housing Studies*, 11/3, 373-385.
- McMillen, D. P. (1992). "Probit with Spatial Autocorrelation", *Journal Of Regional Science*, 32/3, s. 335-348.
- McMillen, D. P. (1995). "One Hundred Fifty Years of Land Values in Chicago: A Nonparametric Approach", *Journal of Urban Economics*, 40/25, s.100-124 .
- McMillen, D. P. (1996). "One Hundred Fifty Years of Land Values in Chicago:A Nonparametric Approach", *Journal of Urban Economics*, 40, No.0025, s.100-124.
- McMillen, D. P. (1997). "A Nonparametric Analysis of Employment Density in A Polycentric City", *Journal of Regional Science*, 37/4, s. 591-612.
- McMillen, D. P. (2001). "Nonparametric Employment Subcenter Identification", *Journal of Urban Economics*, 50, s.448-473.
- McMillen, D. P. (2003). "Spatial Autocorrelation or Model Misspecification?", *International Regional Science Review*, 26/2, s.208-217.
- McMillen, D. P. (2010). "Issues in Spatial Data Analysis", *Journal of Regional Science*, 5/1, s. 119-141.
- McMillen, D. P., Redfearn, C. L. (2010). "Estimation and Hypothesis Testing for Nonparametric Hedonic House Price Functions", *Journal of Regional Science*, 50/3, s. 712–733.
- McMillen, D. P. (2012). *Nonparametric Spatial Data Analysis*, CRAN.
- Meen, D., Meen, G., (2003). "Social Behaviour as A Basis For Modelling The Urban Housing Market: A Review", *Urban Studies*, 40, s.917-936.
- Meese, R., Wallace, N., (1991). "Nonparametric Estimation of Dynamic Hedonic Price Models and the Construction of Residential Housing Price Indices", *AREUEA Journal*, 19/3, s.308-332.
- Murdoch, J.C., Rahmatian, M. ve Thayer, M.A. (1993). "A Spatially Autoregressive Median Voter Model of Recreational Expenditures", *Public Finance Quarterly*, 21, s.334-350.
- Ord, K. (1975). "Estimation Methods for Models of Spatial Interaction", *Journal of American Statistical Association*, 70/349, s.120-126.
- Oslove, L. (2010). " An Application of Spatial Econometrics Relation to Hedonic House Price Modelling", *Journal of Real Estate Research*, 32/3, s.289-320.
- Ozuz, E., Dökmeci, V., Kiroğlu, G. ve Egdemir, G., (2007). "Spatial Analysis of Residential Prices in Istanbul", *European Planning Studies*, 15/5, s.708-721.
- Pace, R.K., Gilley, O.W., (1997). "Using The Configuration of The Data to Improve Estimation, *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 14/3, s.333-340.
- Paez, A., Scott, D. M., (2004). "Spatial Statistics for Urban Analysis: A Review Of Techniques with Examples", *GeoJournal*, 61, s.53-67.
- Paez, A., Uchida, T. ve Miyamoto, K., (2002a). "A General Framework for Estimation and Inference of Geographically Weighted Regression Models: 1. Location-Specific Kernel Bandwidths and A Test for Locational Heterogeneity", *Environment and Planning A*, 34, s.733-754.
- Pagan, A. , Ullah, A., (1999). *Nonparametric Econometrics*, Cambridge University Press, UK.
- Park, B. U., Marron, J. S., (1990). "Comparison of Data Driven Bandwidth Selectors", *Journal of American Statistical Association*, 85, s.66-72.
- Parzen, E. (1962). "On Estimation of A Probability Density Function and Mode", *The Annals of Mathematical Statistics*, 33/3, s.1065-1076.

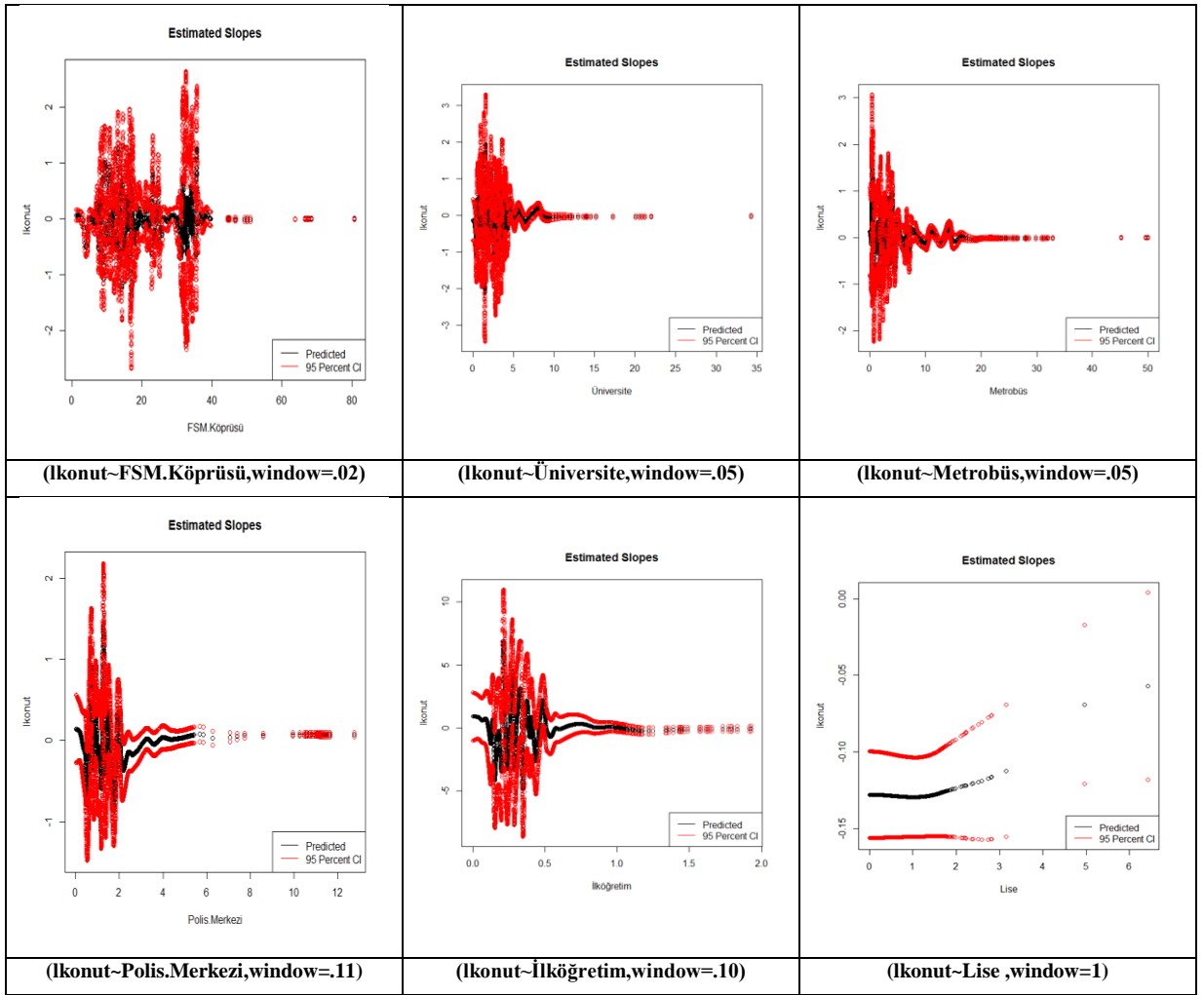
- Pavlov, A. D. (2000). "Space-Varying Regression Coefficients: A Semi-Parametric Approach Applied to Real Estate Markets", *Real Estate Economics*, 28/2, s.249-263.
- Pinkse, J., Slade, M. E., (2010). "The Future of Spatial Econometrics", *Journal of Regional Science*, 50/1, s. 103-117.
- Rahman, M., Ullah, A., (2002). "Improved Combined Parametric and Nonparametric Regressions: Estimation and Hypothesis Testing", (ed.) Ullah, A., Wan, A. T. K., ve Chaturvedi, A., *Handbook Of Applied Econometrics and Statistical Inference*, Marcel Dekker Inc., USA.
- Rao, C.R. (1948). "Large Sample Test of Statistical Hypothesis Concerning Several Parameters with Applications to Problems of Estimation", *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, 44, s.50-57.
- Ridker, R.G., Henning, J.A., (1967). "The Determinants of Residential Property Values with Special Reference to Air Pollution" *The Review of Economics ve Statistics*, 49, s.246-257.
- Robinson, P.M. (2011). "Asymptotic Theory for Nonparametric Regression with Spatial Data", *Journal of Econometrics*, 165, s.5-19.
- Rona, A., Cingöz, A. A., (2010). "İstanbul'da Kapalı Site Konut Fiyatlarının Analizi", *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2, s.129-139.
- Rosen, S. (1974). "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition", *Journal of Political Economy*, 82/1, s.34-55.
- Rosenblatt, M. (1956). "Remarks on Some Nonparametric Estimates of a Density Function", *The Annals of Mathematical Statistics*, 27/3, s.832-837.
- Rothenberg, J., Galster, G., Butler, R. ve Pitkin, J., (1991). "*The Maze of Urban Housing Markets: Theory, Evidence and Policy*", University of Chicago Press, Chicago, IL.
- Rudemo, M. (1982). "Empirical Choice Of Histograms and Kernel Density Estimators", *Biometrika*, 76/2, s. 297-307.
- Schnare, A.B., Struyk, R.J. (1976). "Segmentation in Urban Housing Markets", *Journal of Urban Economics*, 3/2, s.146-166.
- Scott, D. W., Tapia, R. A. ve Thompson, J. R., (1977). "Kernel Density Estimation Revisited", *Nonlinear Analysis*, 1, s.39-372.
- Selim, S. (2008). "Determinants Of House Prices in Turkey: A Hedonic Regression Model", *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 9/1, s.65-76.
- Shalizi, C. R. (2013). *Advanced Data Analysis from an Elementary Point of View*, Lecture Notes.
- Sheather, S. J., Jones, M. C., (1991). "A Reliable Data-Based Bandwidth Selection Method For Kernel Density Estimation", *Journal Of the Royal Statistical Society, Series B.*, 53/3, s.683-690.
- Silverman, B. W. (1998). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, CRC Press, USA.
- Silverman, B. W., Jones, M. C., (1989). "E. Fix and J. L. Hodges, (1951): An Important Contribution to Nonparametric Discriminant Analysis and Density Estimation: Commentary on Fix and Hodges (1951)", *International Statistical Review*, 57, s.233-247.
- Silvey, S.D. (1959). "The Lagrangian Multiplier Test", *Annals of Mathematical Statistics*, 7, s.389-407.
- Stone, C. (1984). "An Asymptotically Optimal Window Selection Rule for Kernel Density Estimates", *The Annals of Statistics*, 12/4, s. 1285-1297.

- Sunding, D. L., Swoboda, A. M., (2010). "Hedonic Analysis with Locally Weighted Regression: An Application to The Shadow Cost Of Housing Regulation in Southern California", *Regional Science and Urban Economics*, 40, s.550-573.
- Şeker, M. (2011). "İstanbul'da Yaşam Kalitesi Araştırması", No.103, İstanbul.
- Takezawa, K. (2006). *Introduction to Nonparametric Regression*, John Wiley and Sons, USA.
- Taylor, L. O. (2003). "The Hedonic Method," (ed.) Champ, P. A., Boyle, K. J. ve Brown, T. C., *A Primer on Nonmarket Valuation*, Kluwer Academic Publisher, Dordrecht, s. 331-393.
- Tobler, W. (1979). *Celluar Geography*, (ed.) Gale, S., Olsson, G., Philosophy in Geography, Dordrecht.
- Tu, Y. (1997). "The Local Housing Sub-Market Structure and Its Properties", *Urban Studies*, 34/2, s. 337-354.
- Turner, B., Kemeny, J. ve Lundquist, L. J. (ed.), (1987). "*Housing Choice and the Structure of Urban Housing Markets*", in *Between State and Market Housing in The Post-Industrial Era*", Almquist and Hicksell International, Gothenburg.
- Ullah, A., Giles, D. E. A., (1998). *Handbook of Applied Economic Statistics*, Taylor & Francis.
- Ustaoglu, E. (2003). *Hedonic Price Analysis of Office Rents: A Case Study of the Office Market in Ankara*, Master Thesis (Unpublished), METU, Ankara.
- Ünlükara, T. (2008). *Lüks Konutlarda Satış Fiyatını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi: İstanbul Örneği*, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Wand, M. P., Jones, M. C., (1995). *Kernel Smoothing, Monographs on Statistics and Applied Probability*, Chapman and Hall, London.
- Watkins, C.A. (2001). "The Definition and Identification of Housing Submarkets", *Environment and Planning A.*, 33, s.2235-2253.
- Waugh, F.V. (1928). "Quality Factors Influencing Vegetable Prices", *Journal of Farm Economics*, 10/2, s.185-196.
- White, A. G., Abel, J. R., Berndt, E. R. ve Monroe, C. W., (2004). "Hedonic Price Indexes for Personal Computer Operating Systems and Productivity Suites", *NBER Working Paper Series*, No.10427, Cambridge MA, s.1-38.
- Whittle, P. (1954). "On Stationary Processes in the Plane", *Biometrika*, 41, No. 3/4, s. 434-449.
- Xu, R., Wang, J., (2008). "L₁-Estimation for Spatial Nonparametric Regression", *Journal of Nonparametric Statistics*, 20/6, s.523-537.
- Yahşi, E. (2007). *Konut Değerlemesi ve Konut Değerlerini Etkileyen Faktörlerin Regresyon Analizi ile İncelenmesi*, Yüksek Lisans Tezi (Basılmamış), İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Yazgı, B. (2012). *Analysing The Effect Of Urban Form Elements On House Prices in Istanbul by Geographically Weighted Regression*, Istanbul Technical University, Institute of Science and Technology, İstanbul.

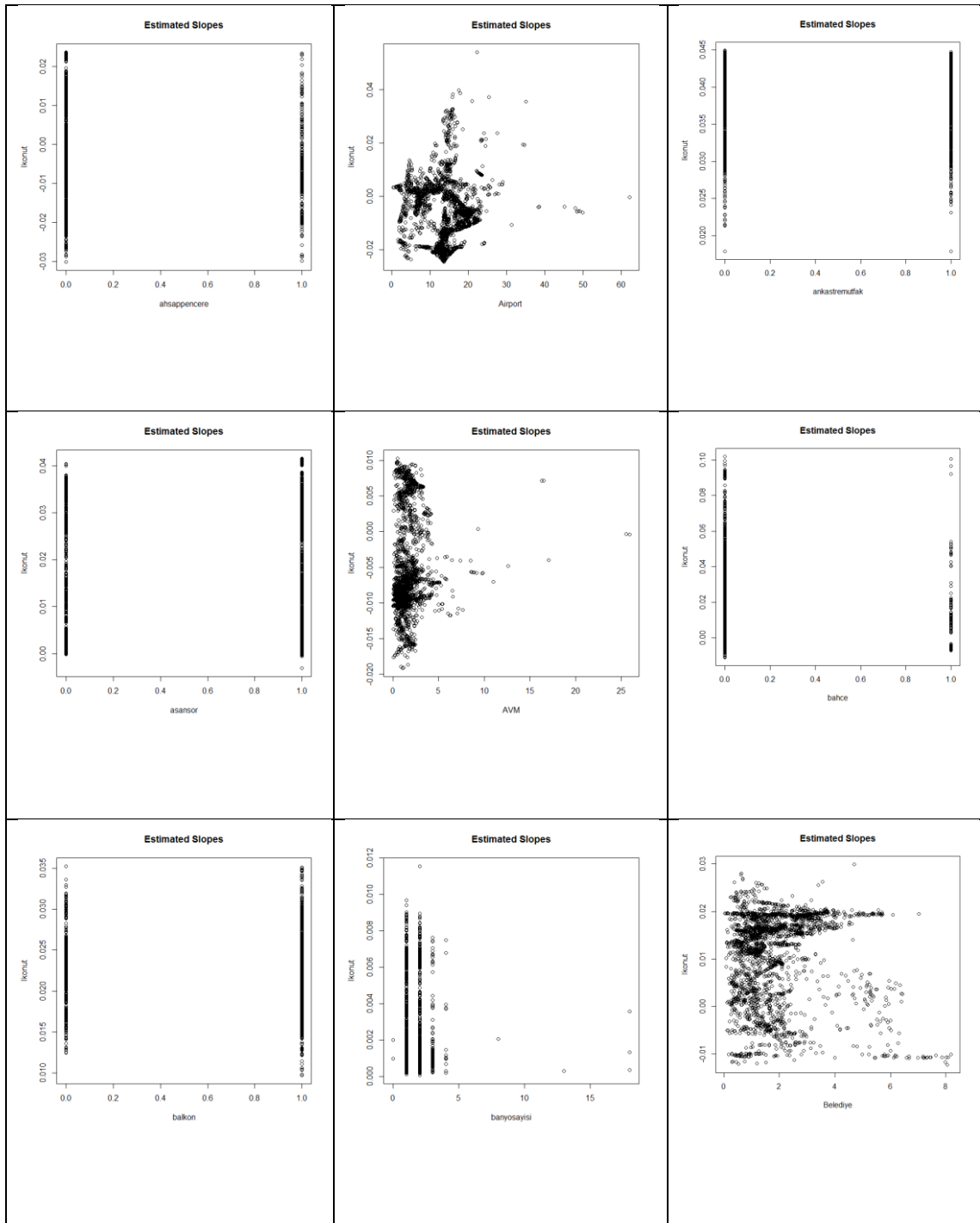
EK-1 . Yerel Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri

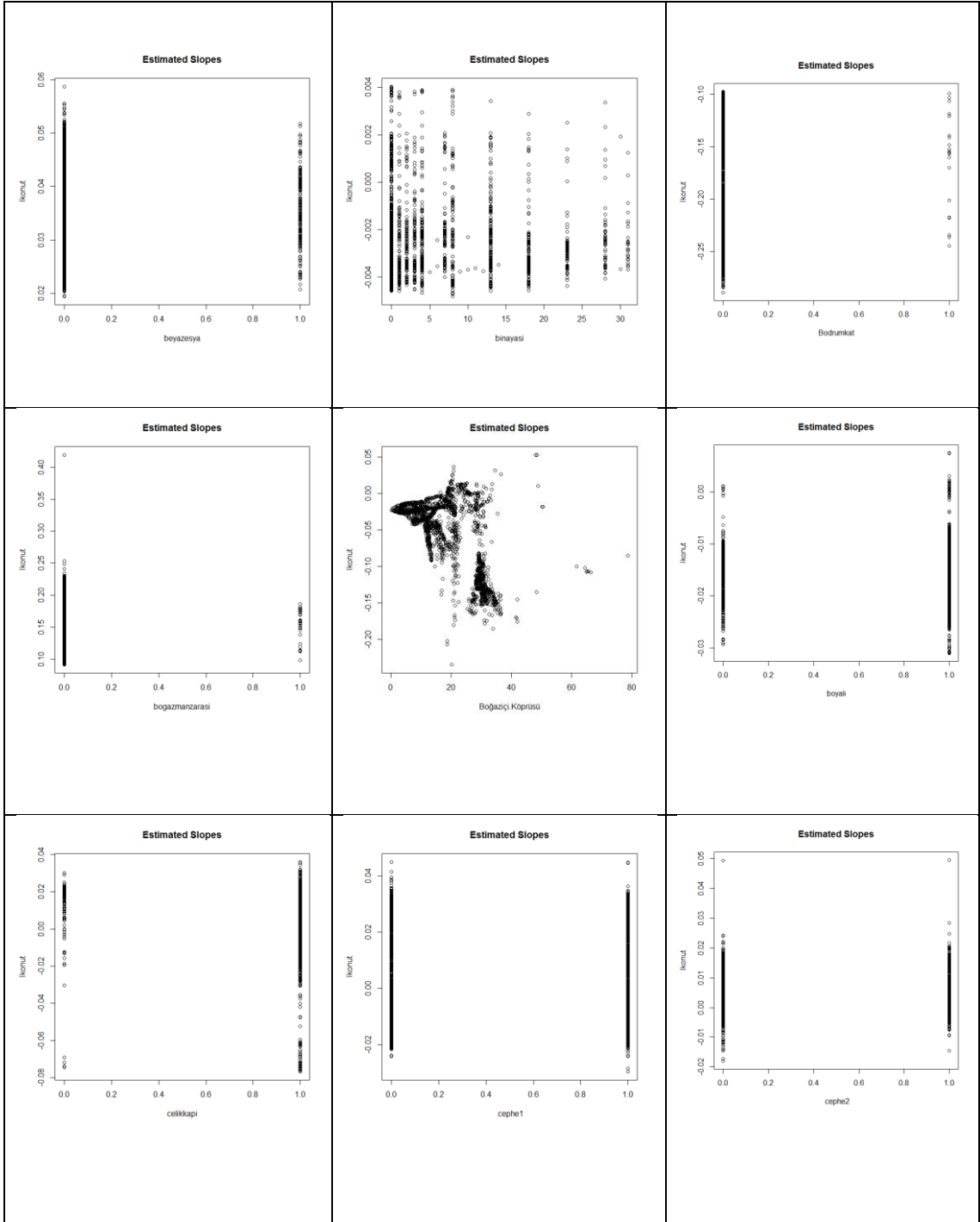


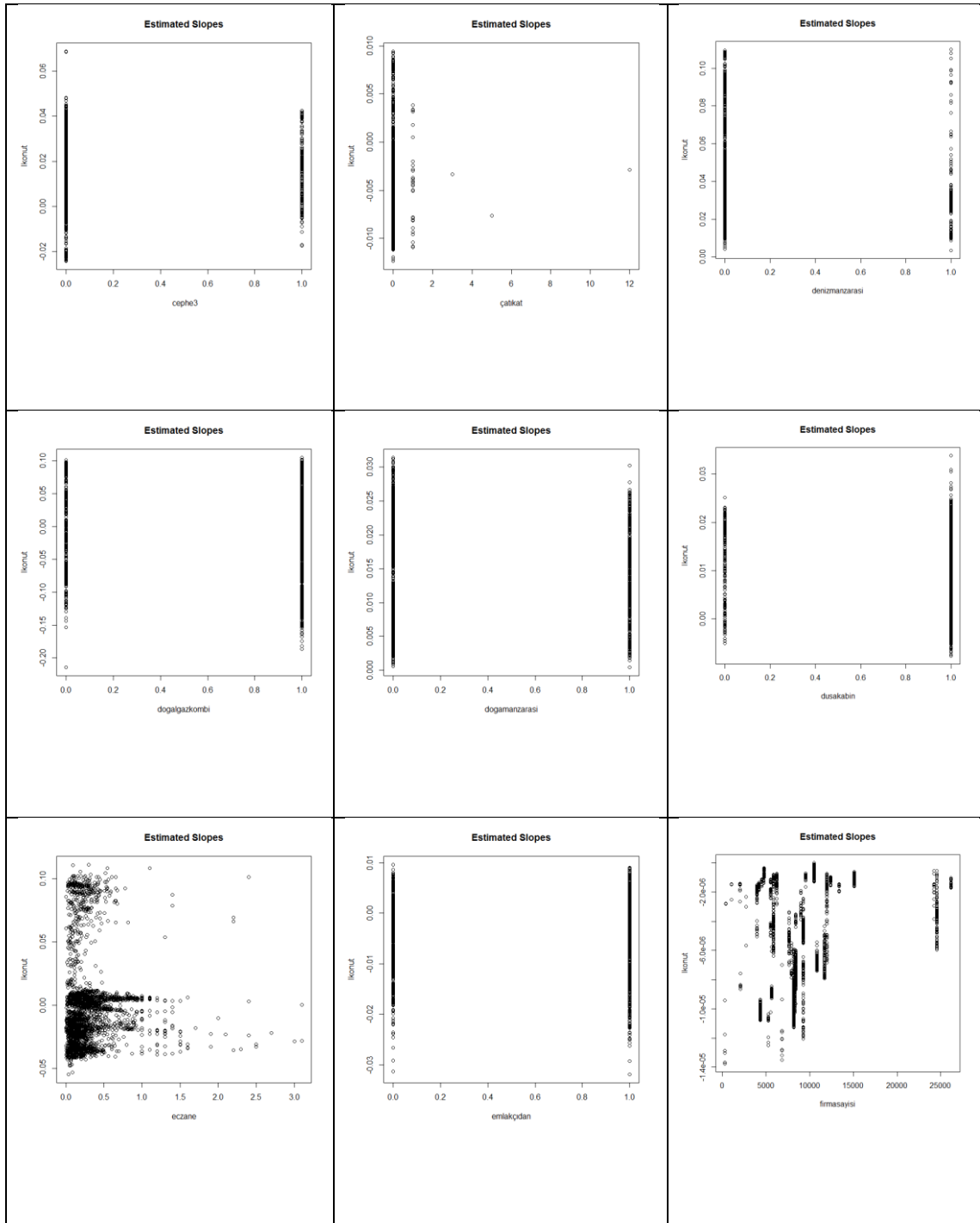


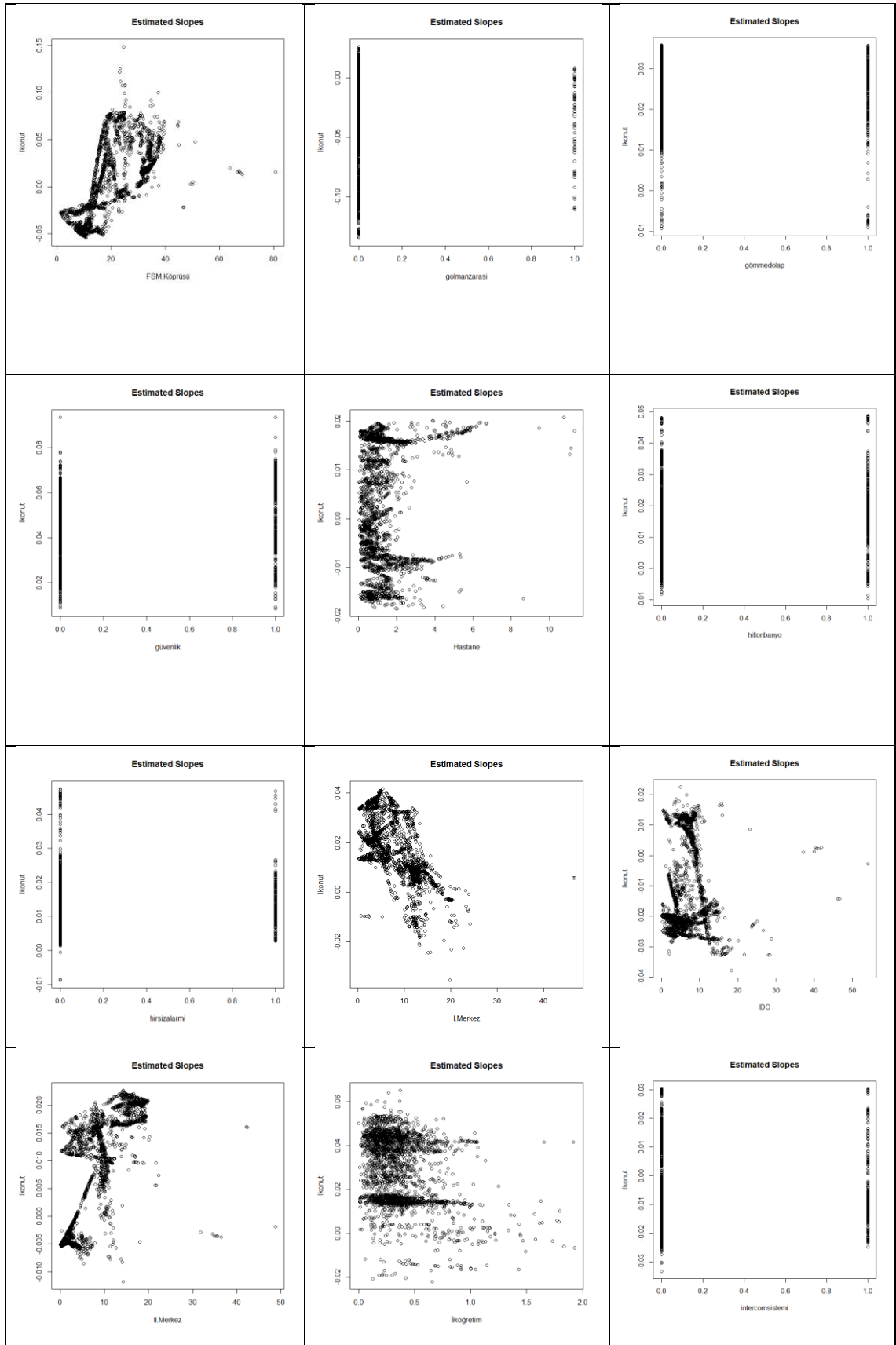


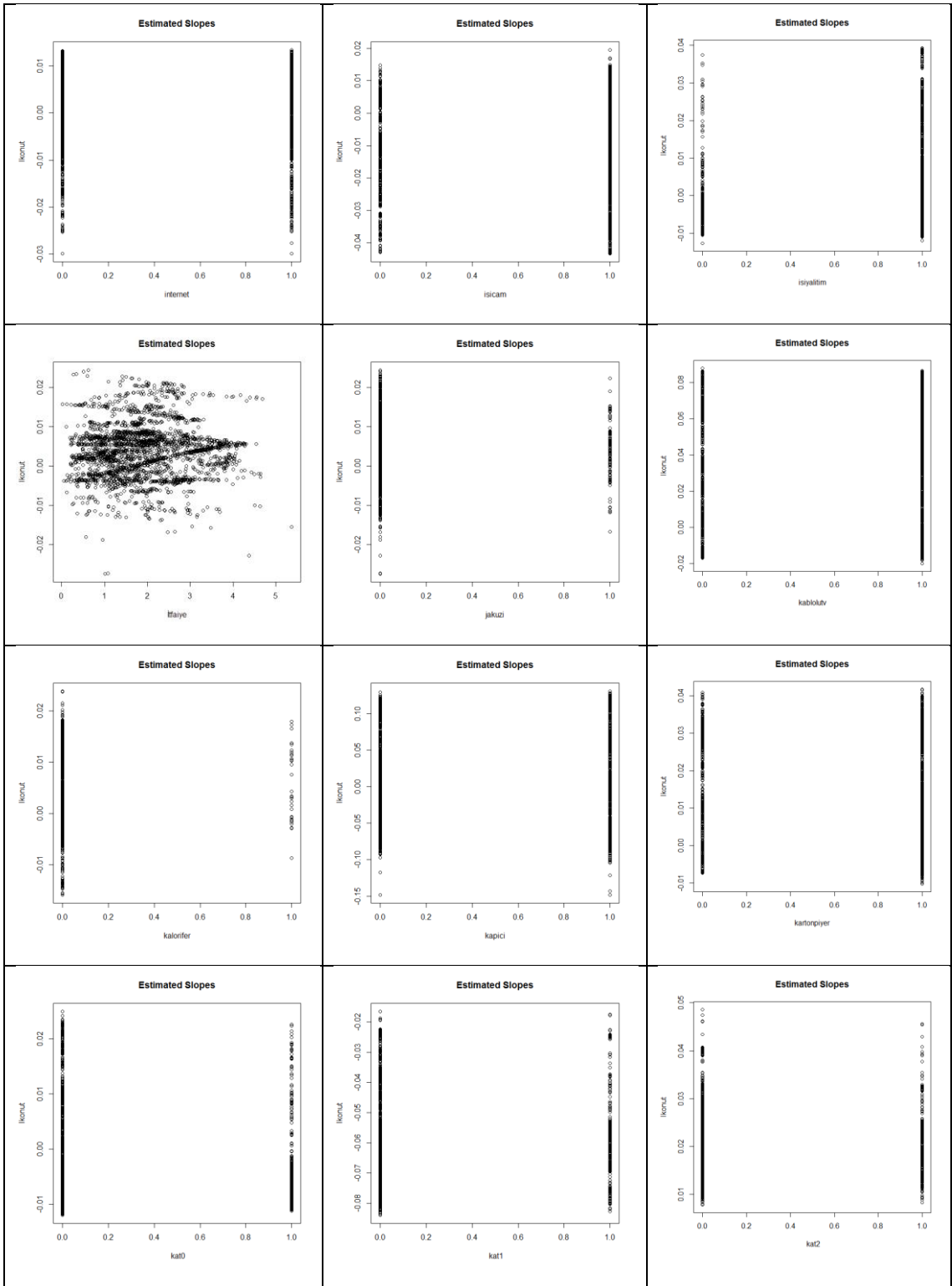
EK-2: Koşullu Parametrik Regresyon Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri

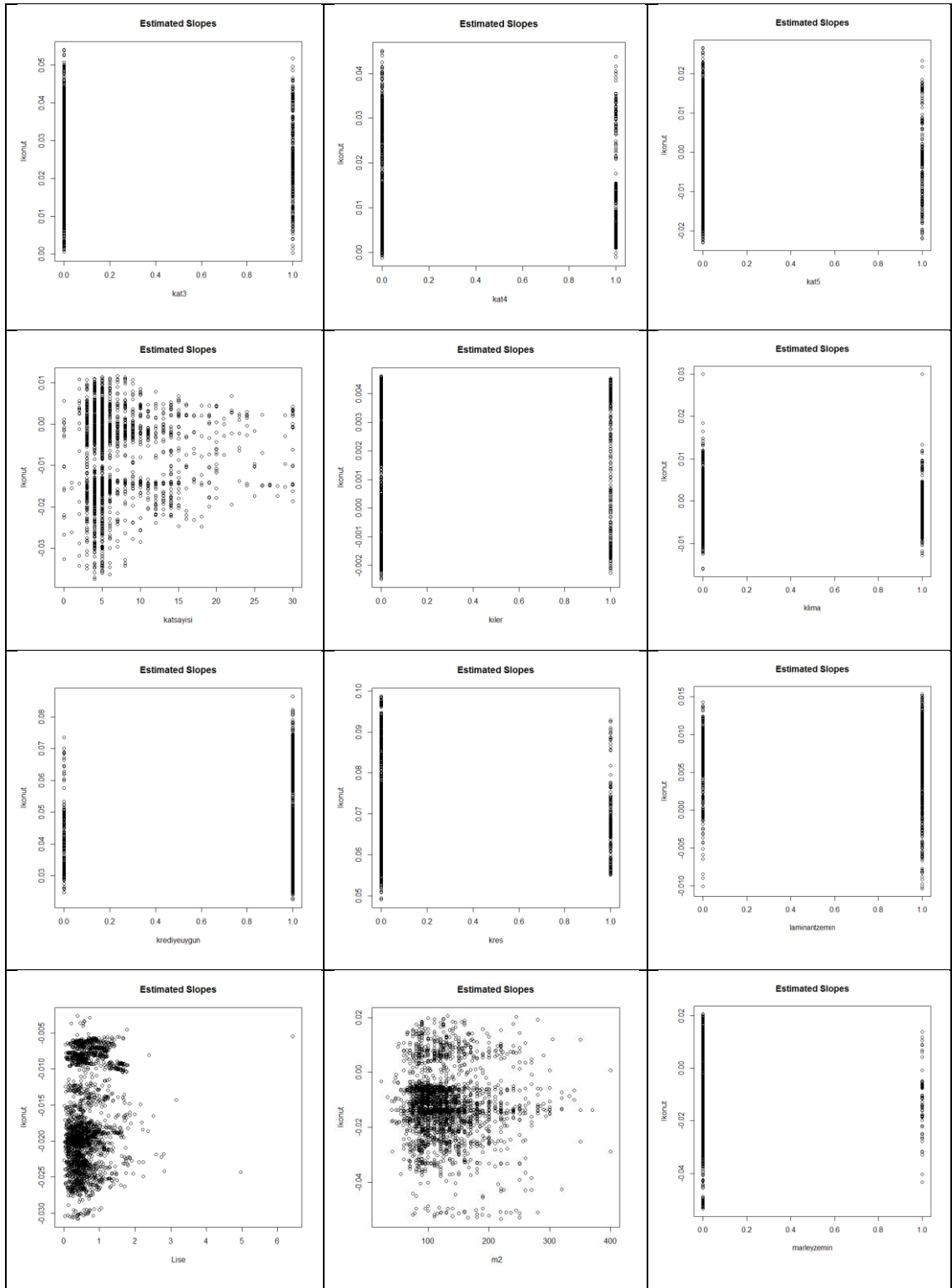


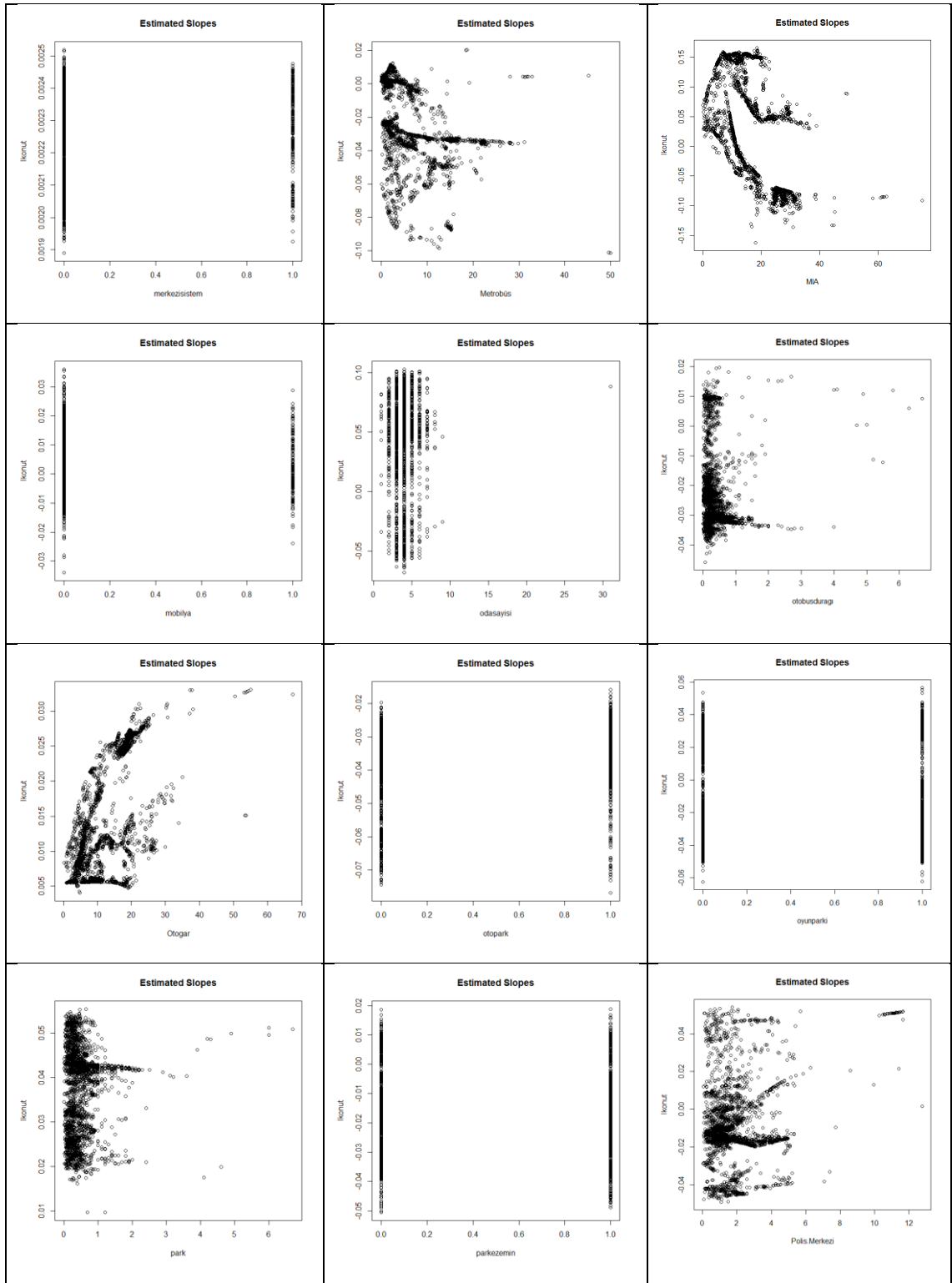


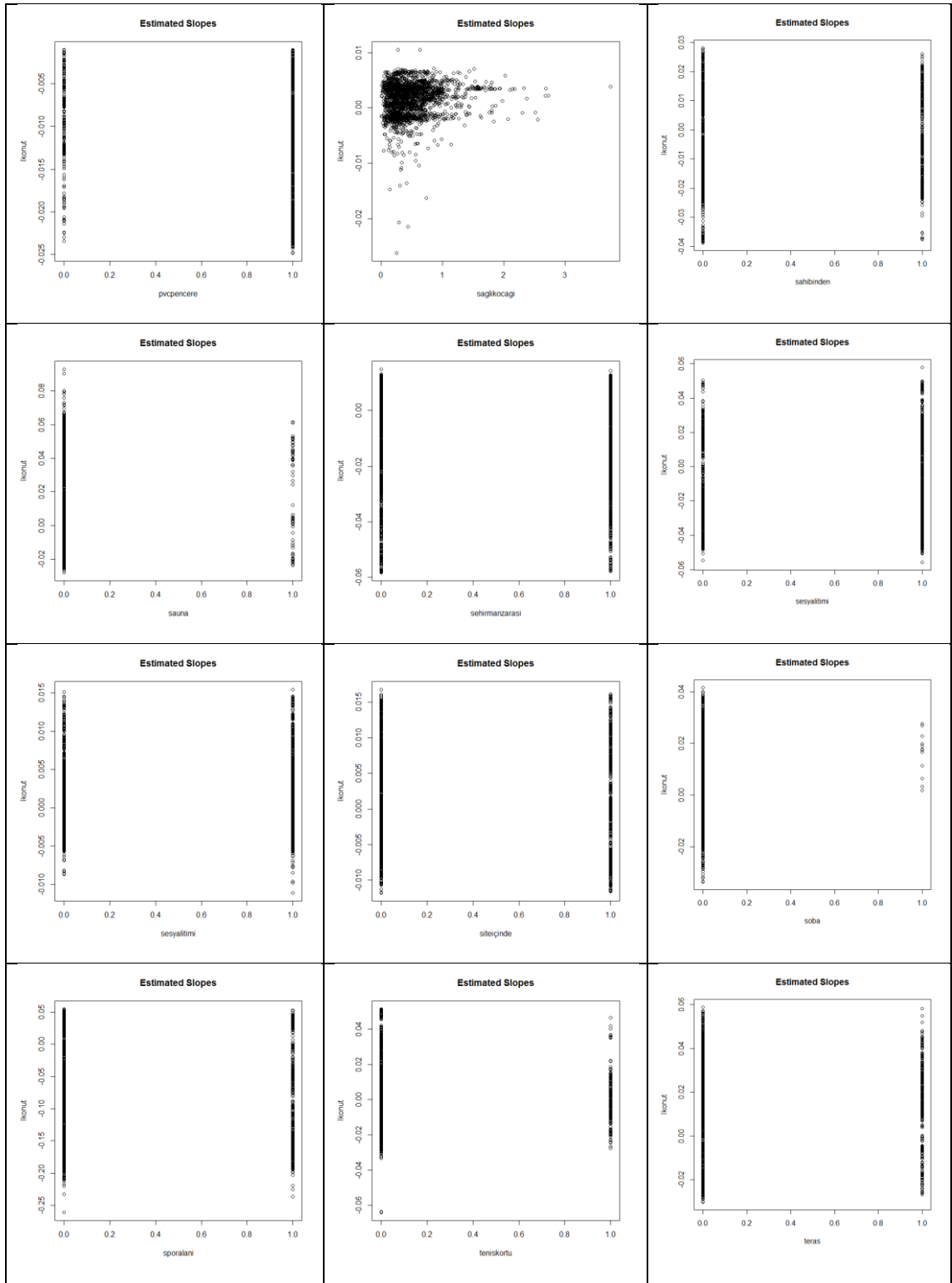


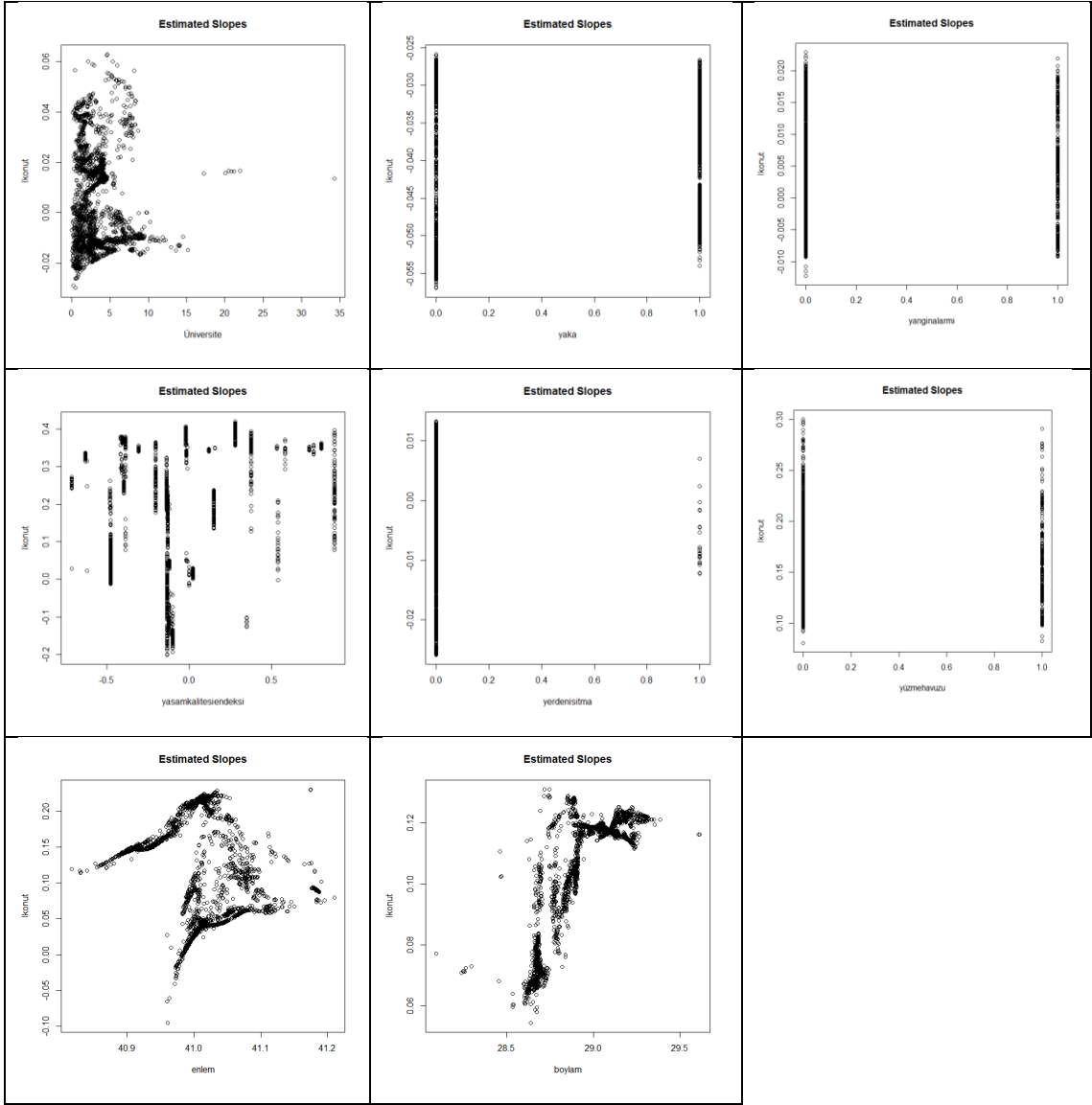




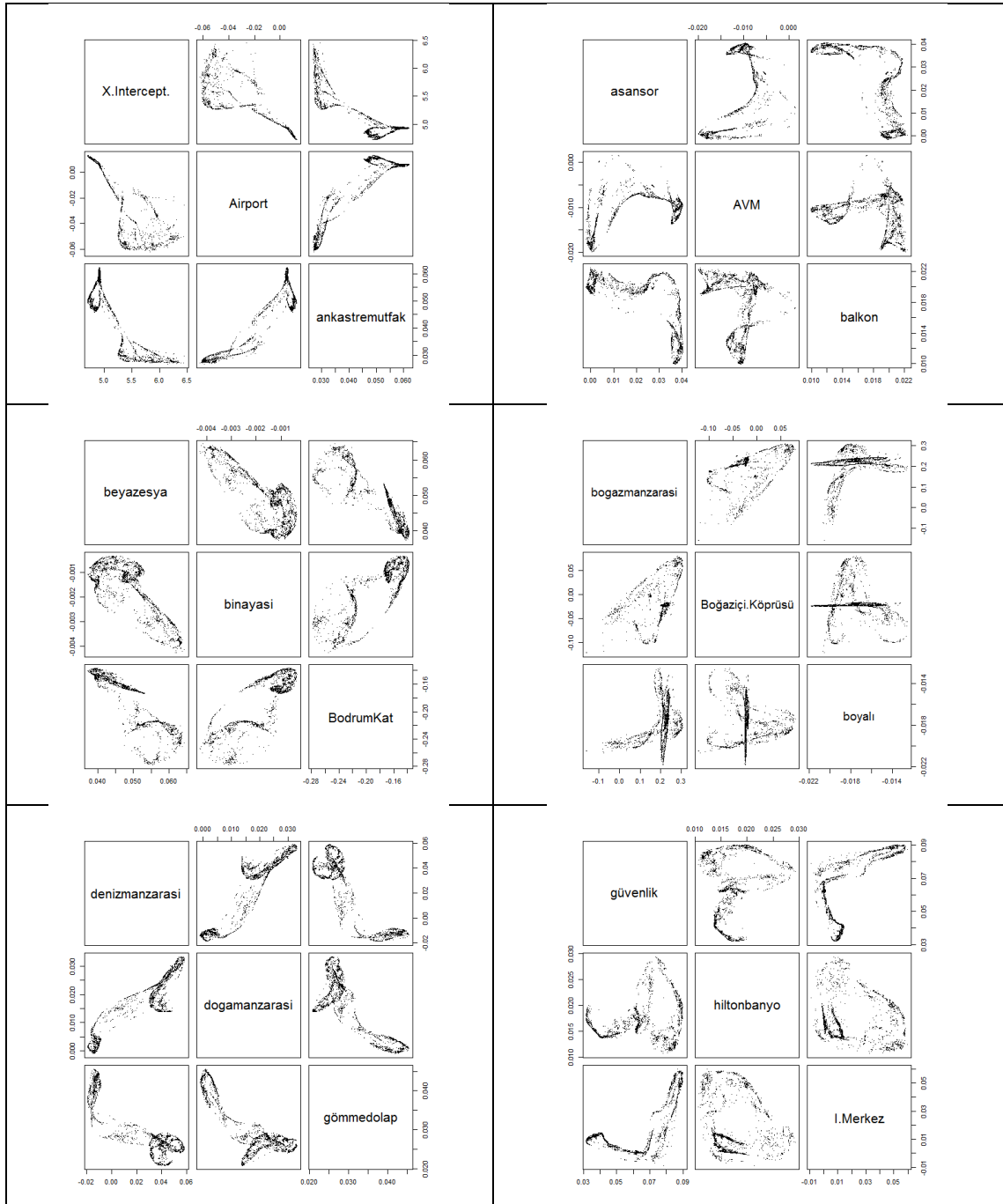


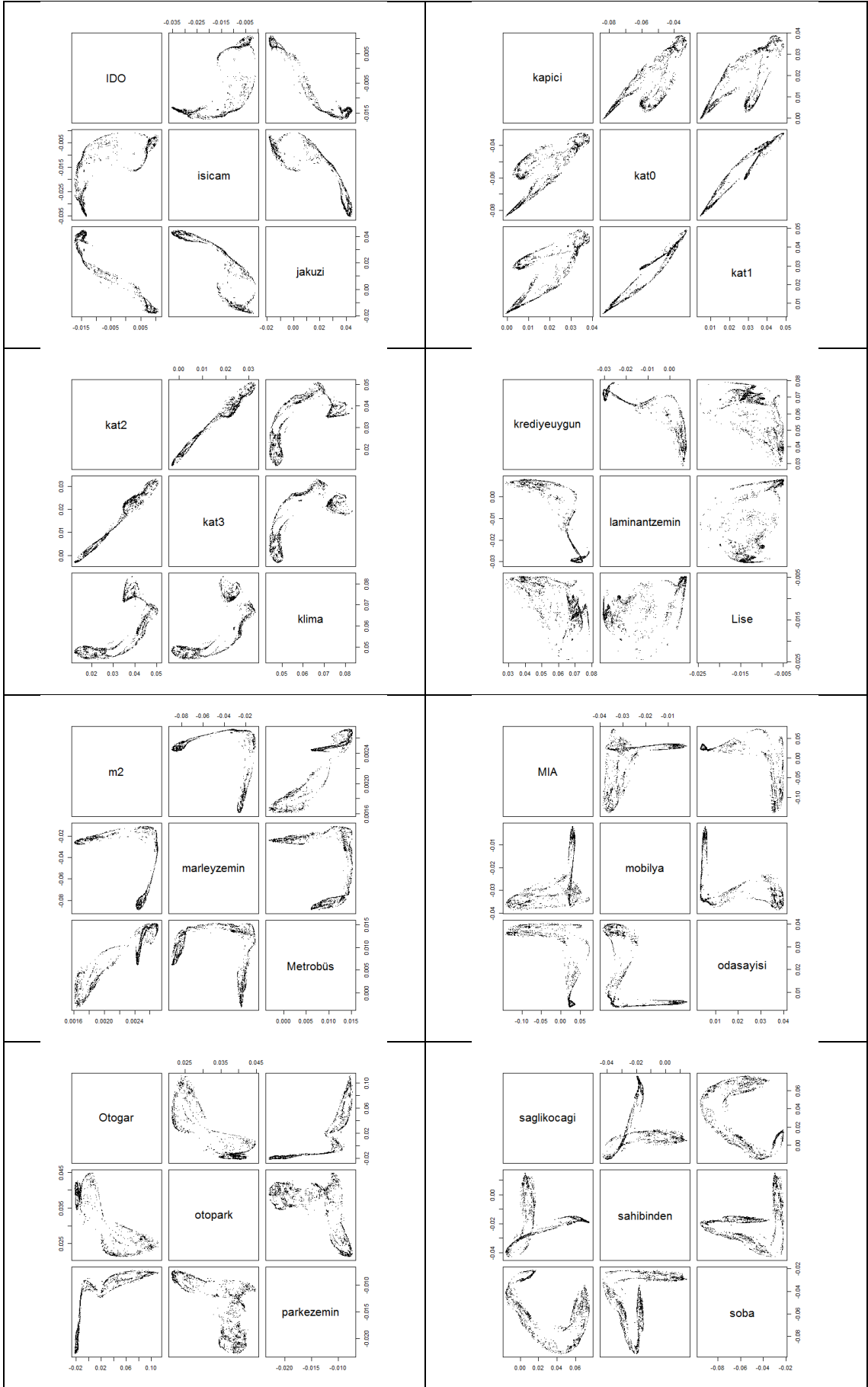


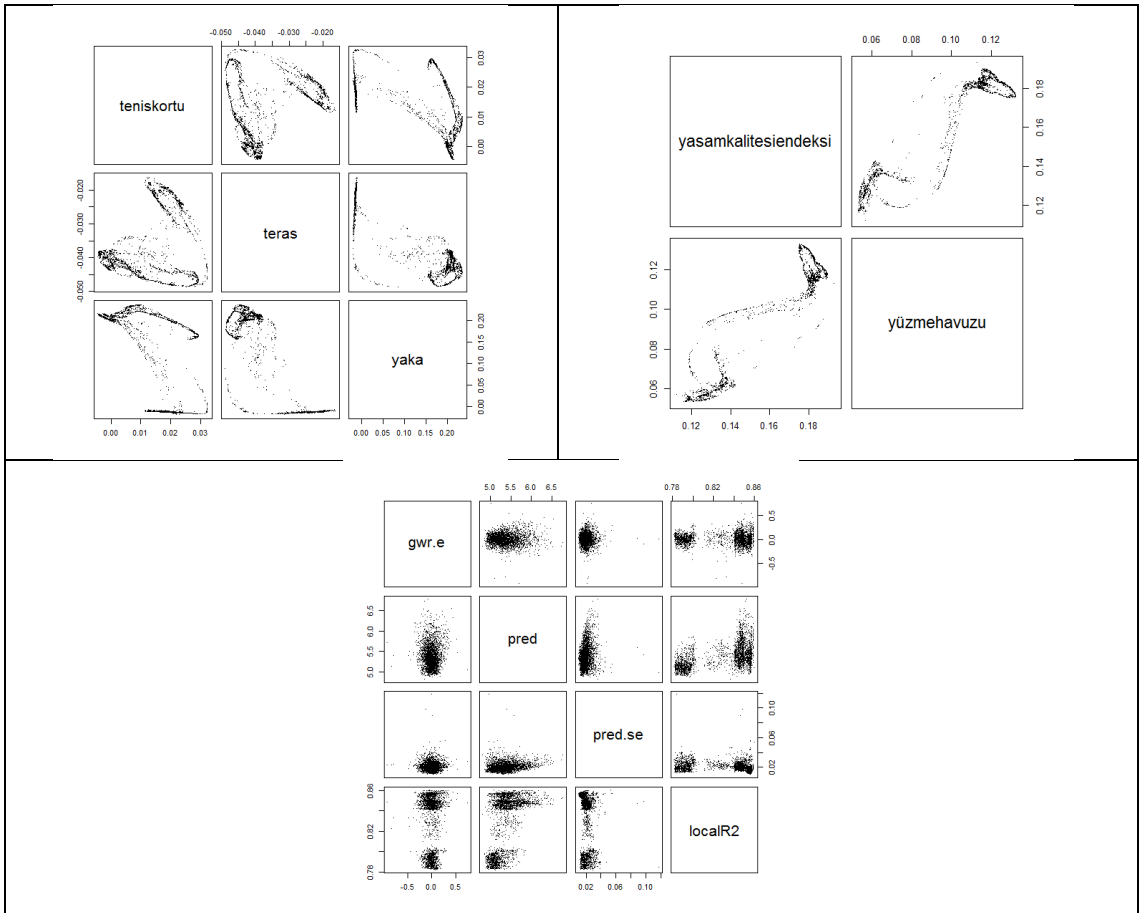





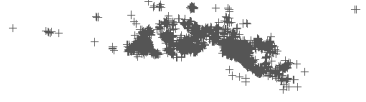


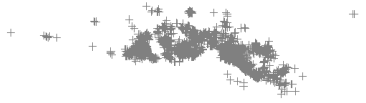
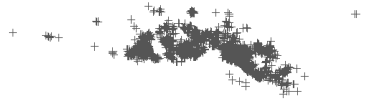
EK-3: CAR Modeli'nin Katsayı Tahmin Grafikleri

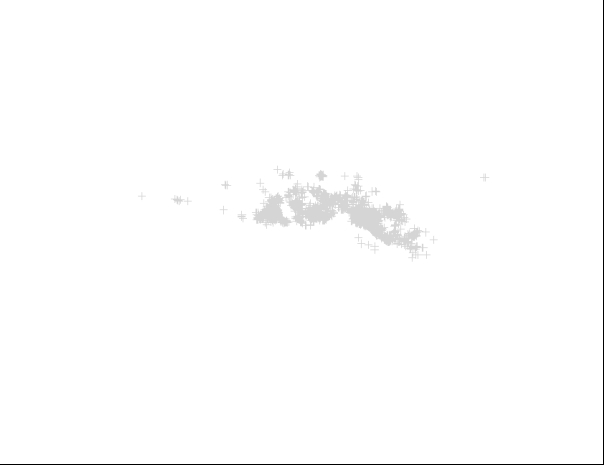
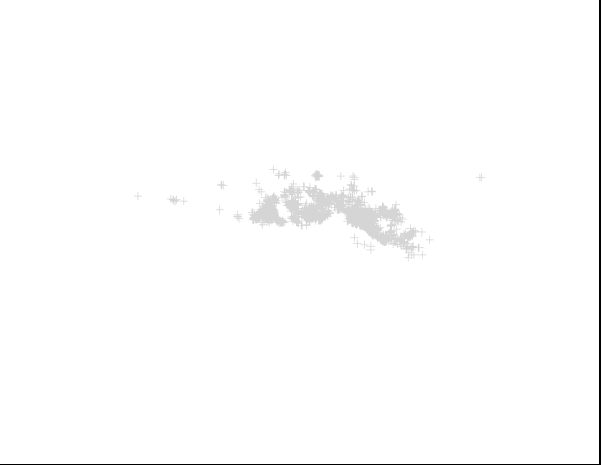
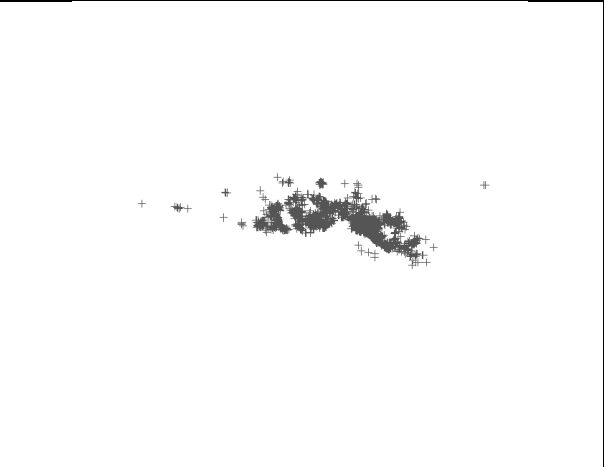
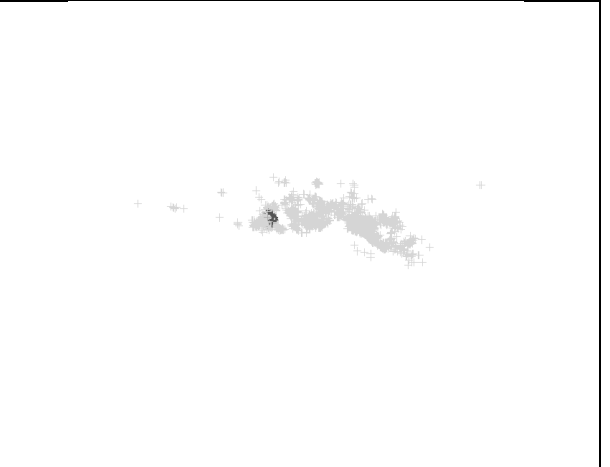
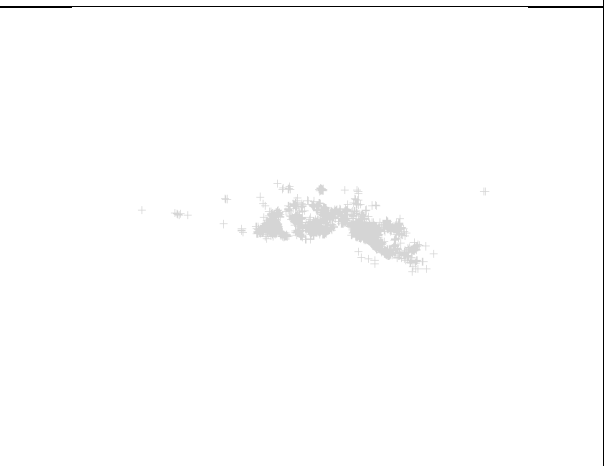
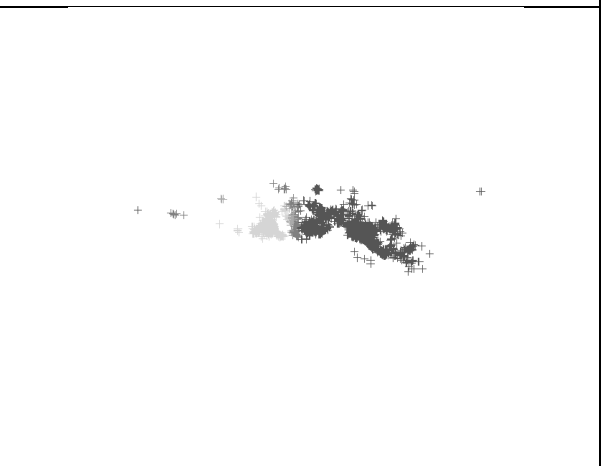


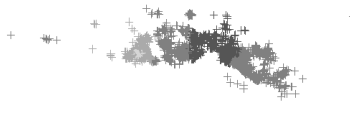
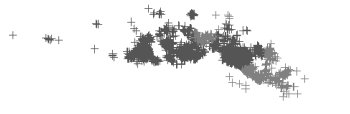
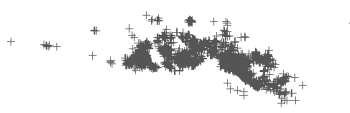
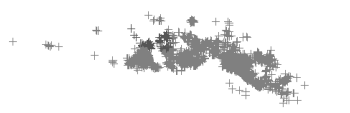





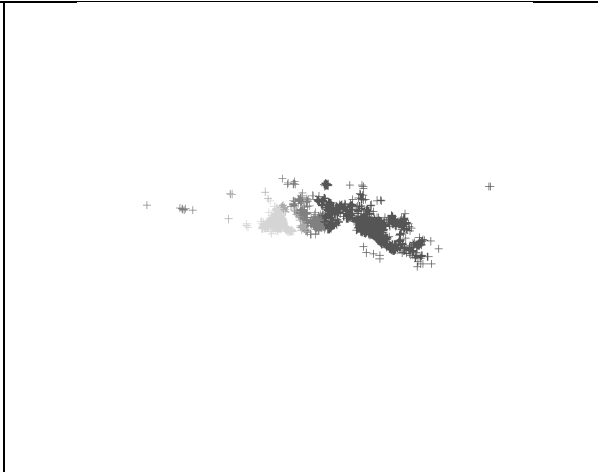
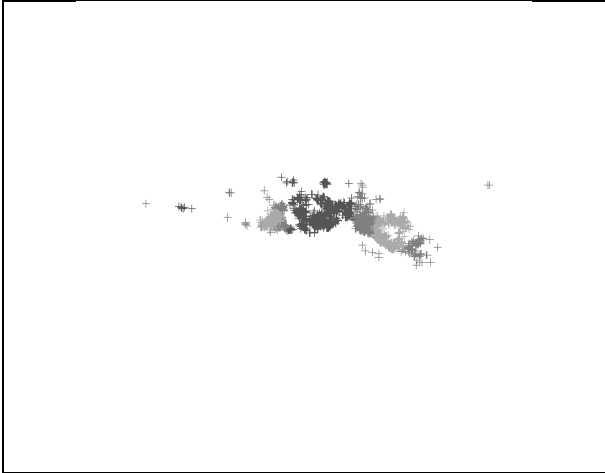
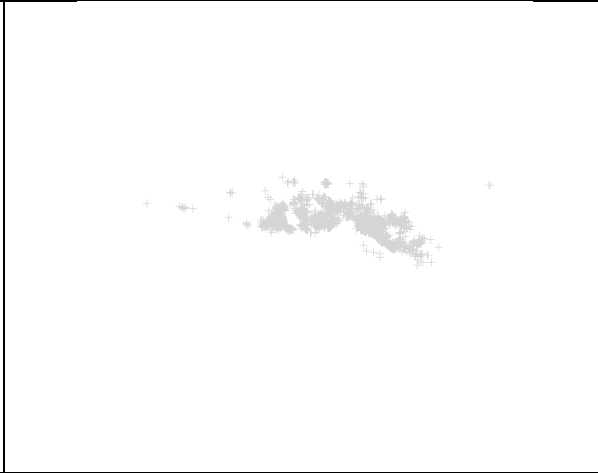

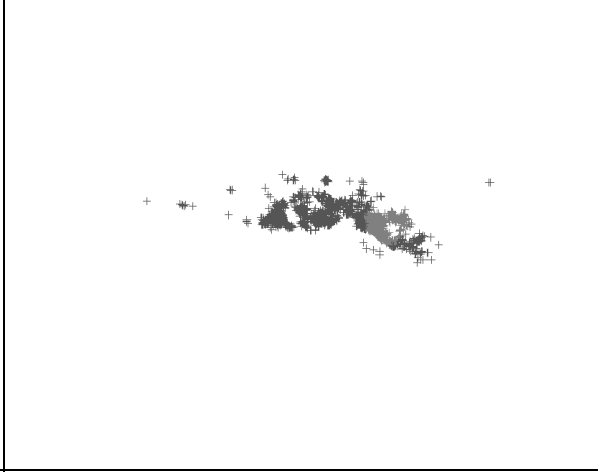


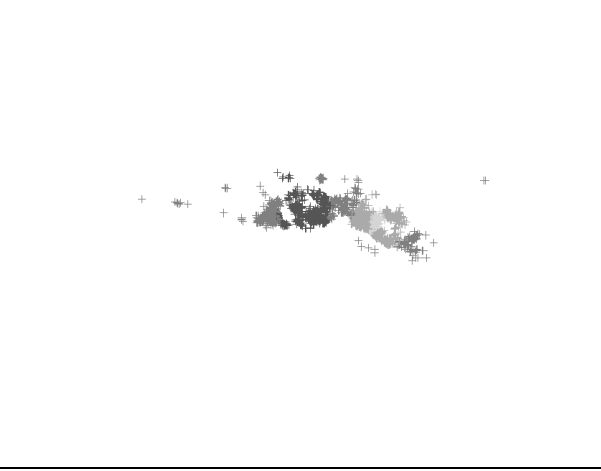
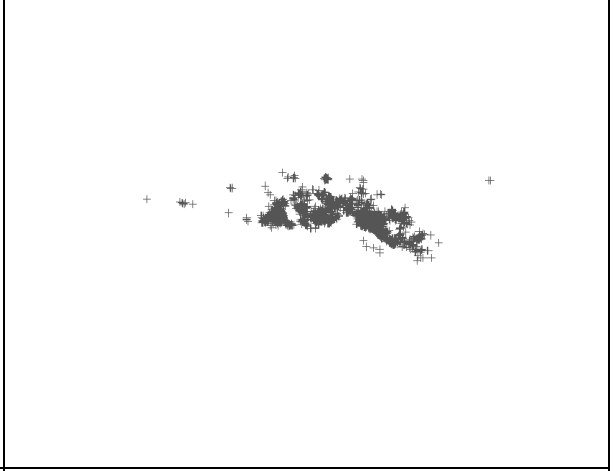
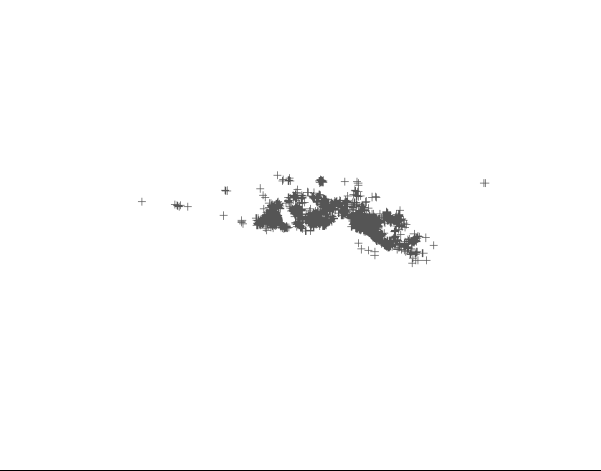
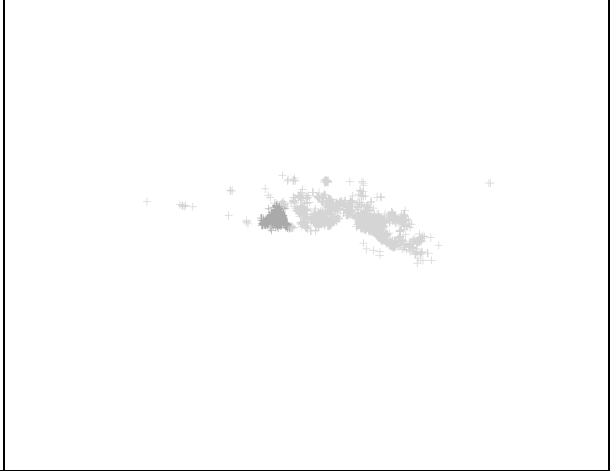


EK-4: CAR Modeli'nin Harita Grafikleri

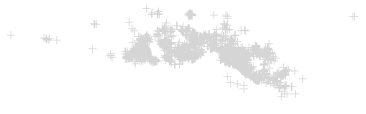
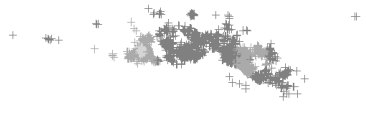
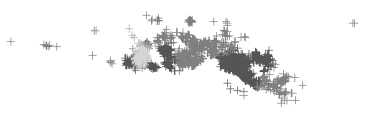
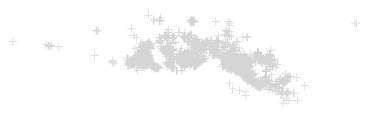
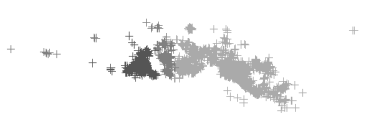
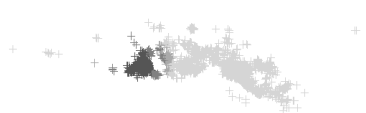
	
Airport	ankastremutfak
	
asansor	AVM
	
balkon	beyazesya

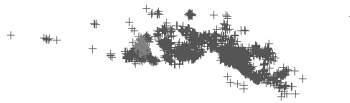
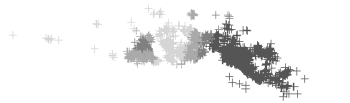




	
binayasi	Bodrumkat
	
bogazmanzarasi	Bogazici.Köprüsü
	
boyalı	denizmanzarasi

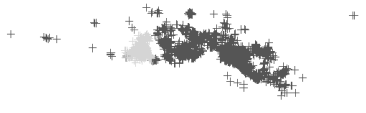
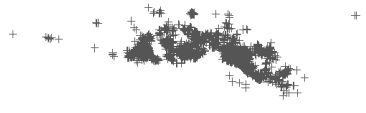
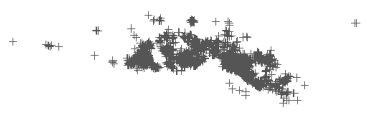
	
dogamanzarasi	gömmedolap
	
güvenlik	Hiltonbanyo
	
I.Merkez	IDO

	
isicam	Jakuzi
	
kapici	kat0
	
kat1	kat2

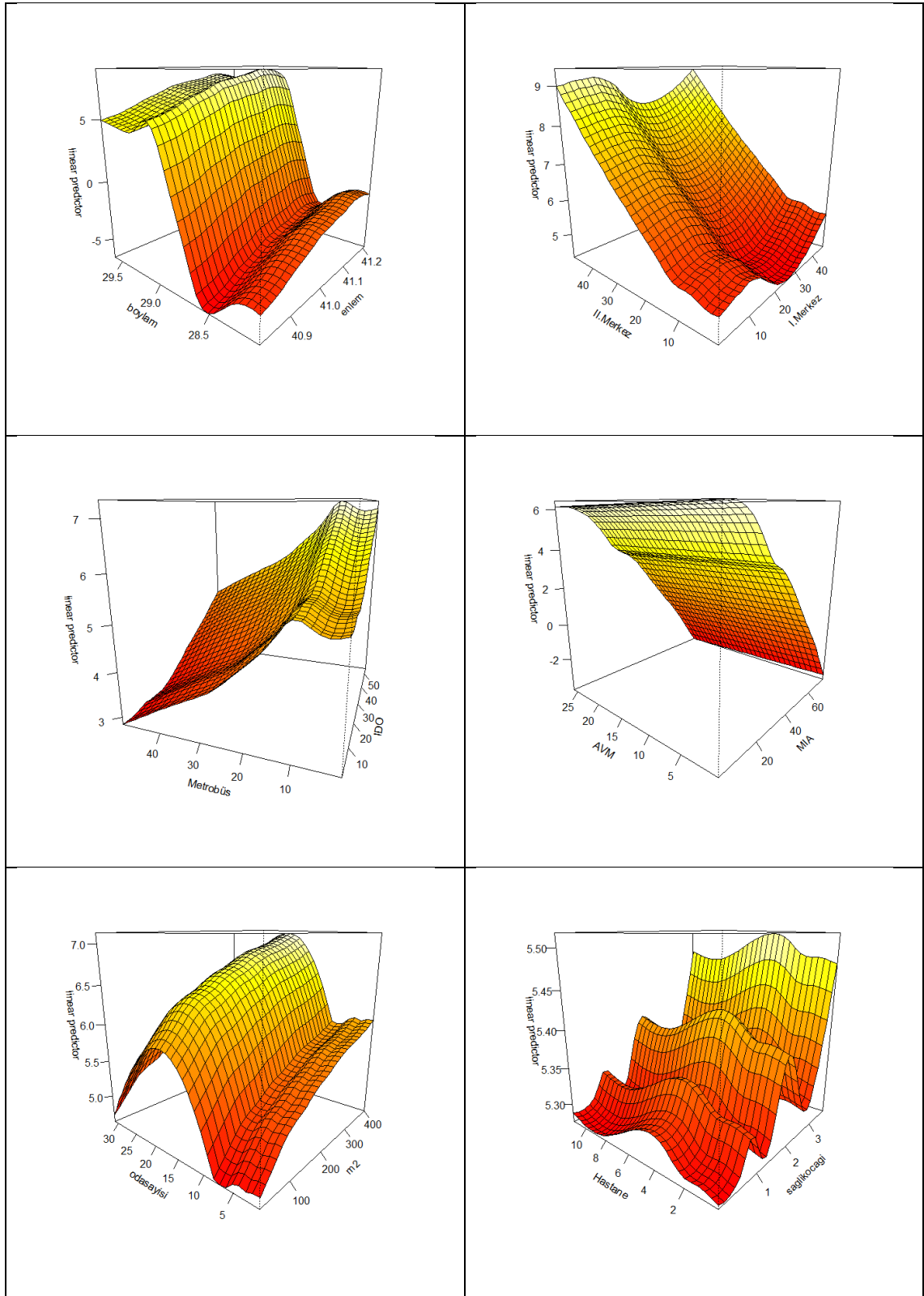
	
kat3	klima
	
krediyeygun	laminantzemin
	
Lise	m2

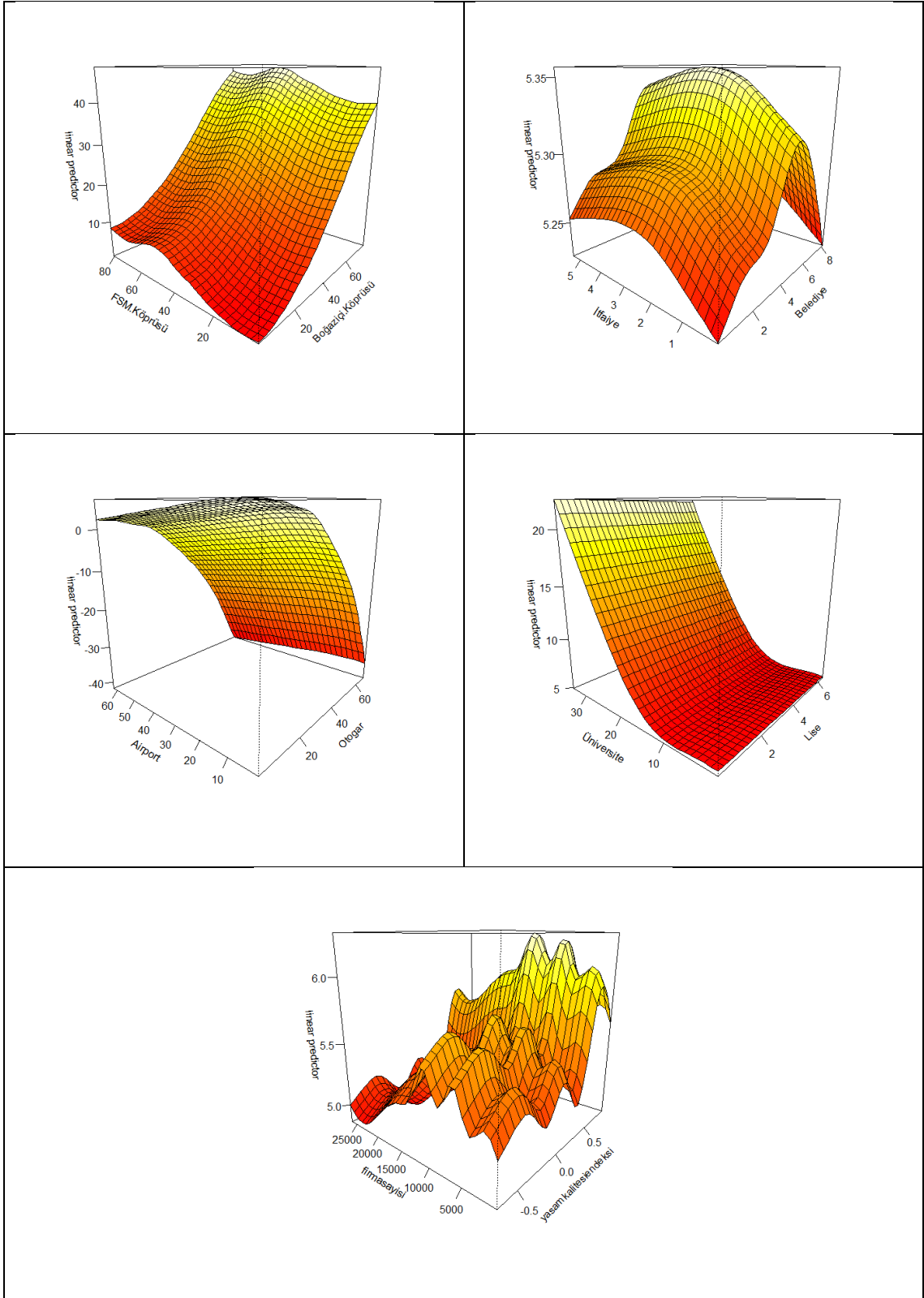
	
marleyzemin	Metrobüs
	
MIA	mobilya
	
odasayisi	Otogar

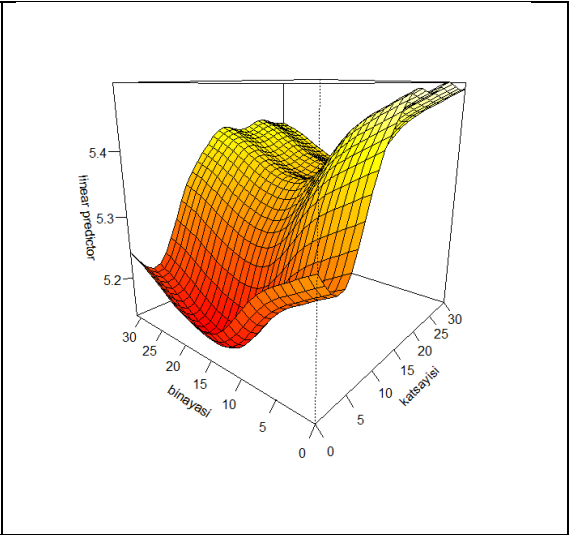
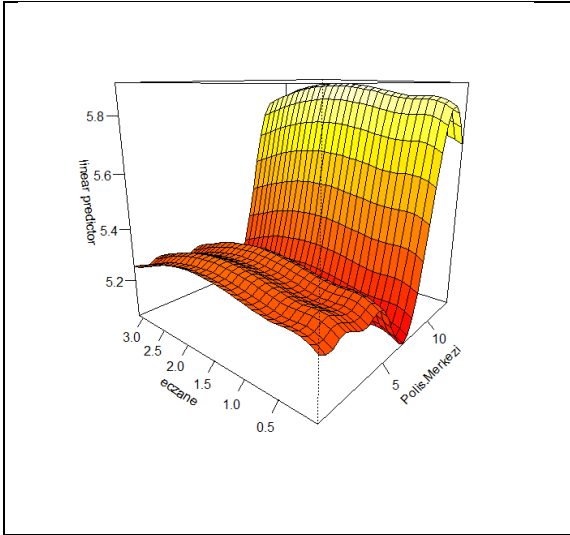
	
otopark	saglikocagi
	
sahibinden	soba
	
teniskortu	teras

	
yaka	yasamkalitesiendeksi
	
yuzmehavuzu	

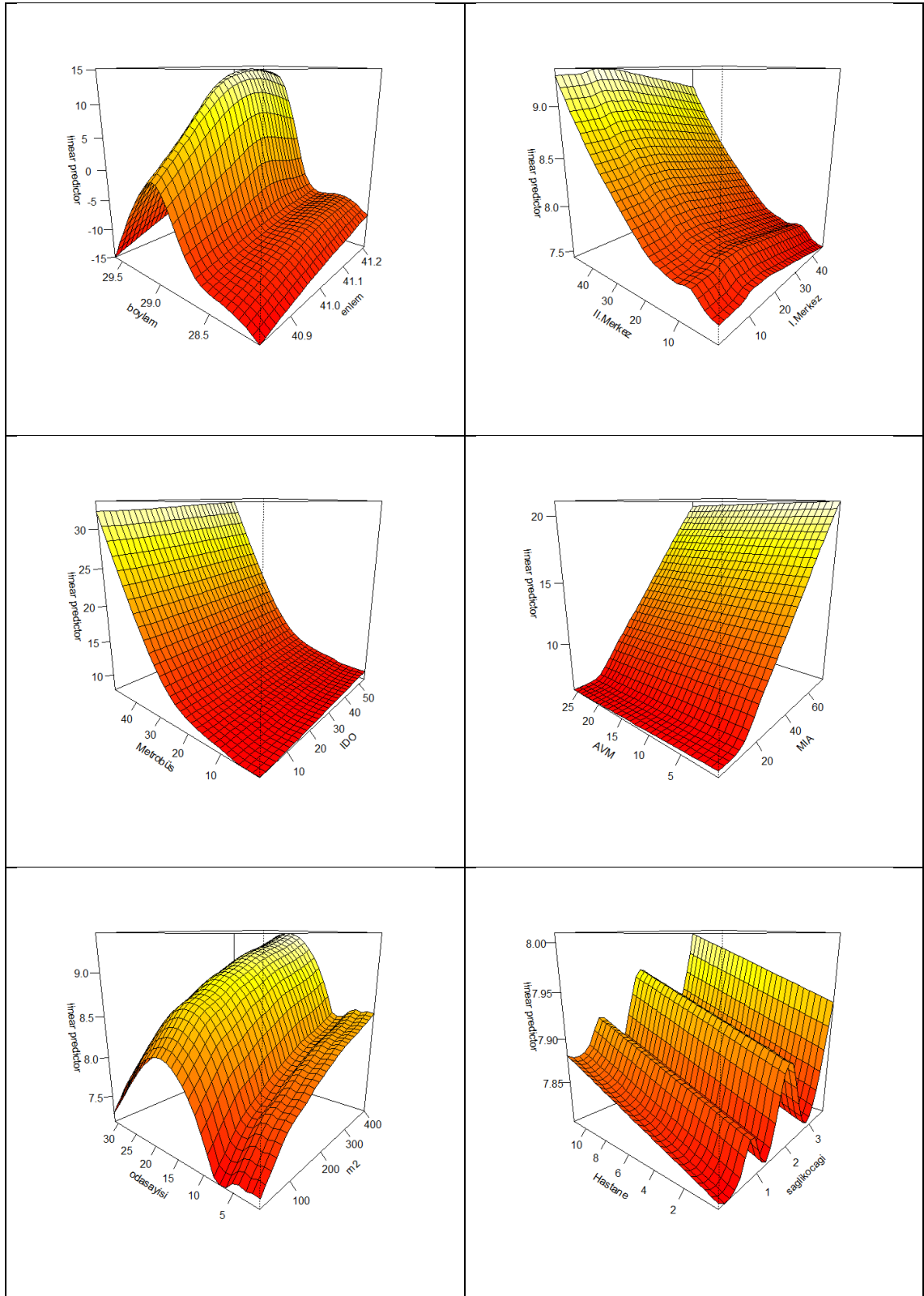
EK-5: Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri (s(enlem)+s(boylam))

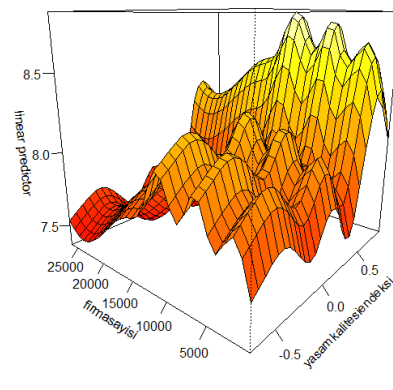
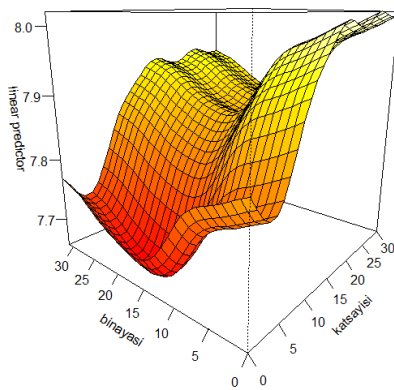
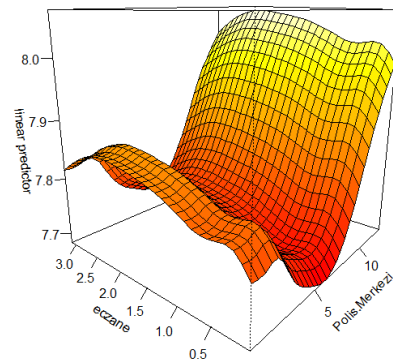
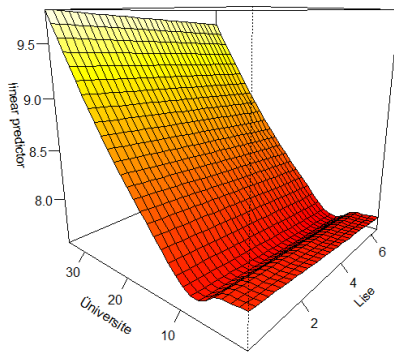
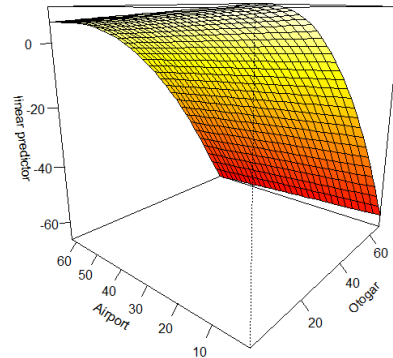
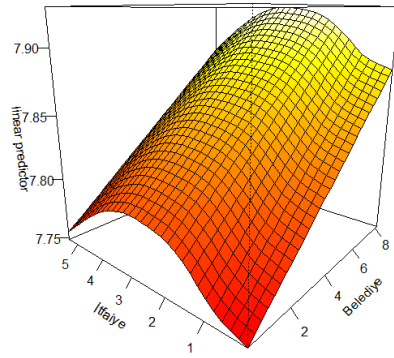


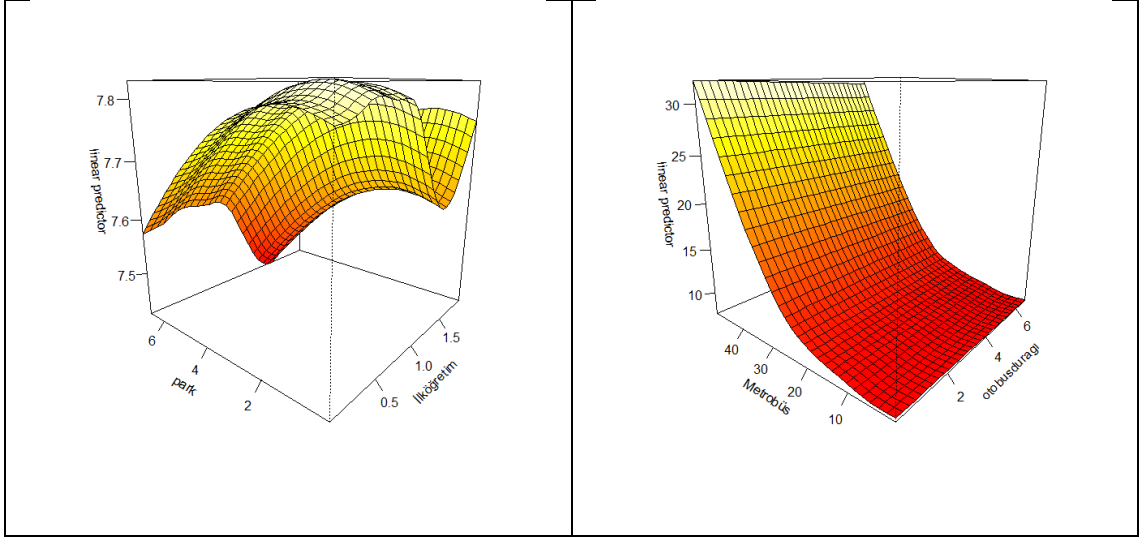




EK-6: Toplamsal Model Katsayı Tahmin Grafikleri (s(boylam,enlem))







ÖZGEÇMİŞ

Sinem Güler Kangallı Uyar, 1987 yılında Malatya’da doğdu. Çemberlitaş Kız Lisesi’nden mezun olduktan sonra, 2004 yılında Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Ekonometri Bölümü’nü kazandı. 2008 yılında Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Ekonometri Bölümü’nden birincilikle mezun oldu. 2009 yılında Pamukkale Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, Ekonometri A.B.D.’nda araştırma görevlisi olarak göreve başladı. 2010 yılında Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, Ekonometri Bilim Dalı’nda yüksek lisansını tamamladı. 2010 yılında Pamukkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İktisat Anabilim Dalı’nda İktisat Doktora Programı’na başladı. Kangallı Uyar, halen aynı üniversitede araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.