

**FİNANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONUNUN TESPİT EDİLMESİ:
TÜRKİYE- ABD KARŞILAŞTIRMASI**

**Pamukkale Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Doktora Tezi
İşletme Ana Bilim Dalı
Genel İşletme Doktora Programı**

Emin ÇAĞLAK

Danışman: Prof. Dr. Hafize MEDER ÇAKIR

Kasım 2022

DENİZLİ

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.

İmza

Emin ÇAĞLAK

ÖZET

Finansal Bilgi Manipülasyonunun Tespit Edilmesi: Türkiye-ABD Karşılaştırması

ÇAĞLAK Emin

Doktora Tezi

İşletme ABD

Genel İşletme Doktora Programı

Tez Yöneticisi: Prof. Dr. Hafize MEDER ÇAKIR

Kasım 2022, xi+129 sayfa

Finansal bilgi manipülasyonunun tespit edilmesi için model kurmayı amaçlayan bu çalışmada, Türkiye ve ABD' örneklem ülke olarak seçilmiştir. Bu kapsamda Türkiye'de 2009-2019 yılları arasında, SPK tarafından yayınlanan haftalık bültenler kullanılarak manipülasyon yapan 45 firma tespit edilmiştir. Kontrol değişkeni olarak aynı sektörde faaliyette bulunan ve benzer aktif büyüklüğüne sahip olan firmalar seçilmiş, eşlemeli ve eşlemesiz olarak analize dahil edilmiştir. ABD'de ise SEC AAER tarafından 2009-2019 yılları arasında yayınlanan haftalık bültenlerden elde edilen 51 adet manipülasyon yapan firmaya karşılık aynı sektörde ve benzer aktif büyüklüğüne sahip eşlemeli ve eşlemesiz kontrol değişkenleri kullanılarak analize dahil edilmiştir. Sonuç olarak farklı örnek grupları ile oluşturulan modeller çerçevesinde her iki ülke için farklı açıklayıcı değişkenler ve farklı katsayıların olduğu her ülke için genel geçer bir açıklayıcı modelin olmadığı, sonucuna varılmıştır. Dolayısıyla her ülkede kendi dinamiklerine göre tahmin modellerinin oluşturulması gerektiği vurgulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Finansal bilgi manipülasyonu, Finansal hile, ABD, Türkiye, Lojistik regresyon analizi

ABSTRACT

Detecting Financial Information Manipulation: Turkey-USA Comparison

ÇAĞLAK Emin

Doctoral Thesis

Business Department

General Business Programme

Adviser of Thesis: Prof. Dr. Hafize MEDER ÇAKIR

November 2022, xi+129 Pages

In this study, which aims to establish a model for detecting financial information manipulation, Turkey and the USA were chosen as the sample countries. In this context, between 2009 and 2019 in Turkey, 45 manipulation companies using the weekly bulletins published by the SPK and control variables in the same sector and with similar asset sizes, with or without control variables, were included in the analysis. In the USA, 51 manipulation companies obtained from the weekly bulletins published by SEC AAER between 2009 and 2019 were included in the analysis using matched and unmatched control variables in the same sector and with similar asset sizes. As a result, it was concluded that within the framework of the models created with different sample groups, there is no general explanatory model for each country with other explanatory variables and different coefficients for both countries. Therefore, it was emphasized that each country should develop a forecasting model according to its dynamics.

Keywords: Financial information manipulation, Financial fraud, USA, Turkey, Logistic regression analysis

İÇİNDEKİLER

DOKTORA TEZİ ONAY FORMU	i
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
TABLOLAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ	x
GİRİŞ	11

BİRİNCİ BÖLÜM

FINANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONU VE MANİPÜLASYON TEKNİKLERİ

1.1	Finansal Bilgi Manipülasyonu ve Nedenleri	13
1.1.1	Şirket Performansını Yüksek Tutmak İçin Yoğun Baskı Hissediyor Olmak	14
1.1.2.	Yatırımcıların Beklentilerini Yükseltmemek.....	15
1.1.3.	Yönetici Teşviklerini Elde Etmek.....	16
1.2.	Finansal Bilgi Manipülasyon Teknikleri	21
1.2.1	Gelirleri Kullanarak Manipülasyon Tekniği.....	22
1.2.1.1	Gelirlerin Tahakkuk Etmeden Muhasebeleştirilmesi	23
1.2.1.2	Konsinye Satışların Satış Geliri Olarak Kaydedilmesi.....	23
1.2.1.3	Tamamlama Oranının Değiştirilmesi.....	23
1.2.1.4	Fiktif (Hayali) Gelirler	24
1.2.2	Gider ve Karşılıklar Aracılığıyla Manipülasyon	24
1.2.2.1	Giderlerin Aktifleştirilmesi.....	25
1.2.2.2	Amortisman Yoluyla Manipülasyon.....	25
1.2.2.3	Şerefiyeler Aracılığıyla Manipülasyon.....	26
1.2.2.4	Karın Gelecek Yıllara Aktararak Manipülasyon Yapmak.....	27
1.2.2.5	Büyük Temizlik Muhasebesi Yoluyla Manipülasyon	28
1.2.2.6	Örtülü Kazanç Aktarımı (Transfer Pricing) Yoluyla Manipülasyon	28

İKİNCİ BÖLÜM

FINANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONU TESPİT YÖNTEMLERİ VE ARAÇLARI

2.1	Tahakkuk Esaslı Modeller	32
2.1.1	Healy Modeli	33
2.1.2	DeAngello Modeli	36
2.1.3	Jones Modeli	37

2.1.4	Düzeltilmiş Jones Modeli	38
2.1.5	Endüstri Modeli	39
2.2	Tahakkukları ve Finansal Rasyoları Kullanan Modeller	40
2.2.1	Beneish Modeli	41
2.2.2	Spathis Modeli	48
2.3	Finansal Bilgi Manipülasyonu Tespitinde Kullanılan Araçlar	50
2.3.1	Probit Regresyon Modeller	51
2.3.2	Lojistik Regresyon Modeller	53
2.3.3	Makine Öğrenme	55
2.3.4	Veri Madenciliği (Data Mining) Tekniği.....	67
2.3.5	K-En Yakın Komşu (KNN)	74
ÜÇÜNCÜ BÖLÜM		
FİNANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONUNUN TESPİTİ UYGULAMASI		
3.1.	Türkiye ve ABD’de Finansal Bilgi Manipülasyonun Tespit ve Tahmini ile İlgili Ampirik Çalışma	79
3.1.1	Çalışma İçin Kullanılan Ekonometrik Model	79
3.1.2	Model Kapsamında Seçilen Firmalar	81
3.1.3	Analiz Sonuçları	85
SONUÇ VE ÖNERİLER		121
KAYNAKLAR		125
EKLER.....		131

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 1. Beneish Modeli Değişkenleri	45
Tablo 2. Beneish Modeli M-skoru Tahmini Olasılıklar	45
Tablo 3. Spathis Model Değişkenleri	48
Tablo 4. Veri kümesinden Gelirin Sınıflandırılması	70
Tablo 5. Analizde Kullanılacak Rasyolar ve Formülleri	87
Tablo 6. Türkiye Veri Seti Rasyoları İçin Tanımlayıcı İstatistikler	88
Tablo 7. Türkiye Veri Seti Korelasyon Tablosu	89
Tablo 8. ABD Veri Seti Rasyoları İçin Tanımlayıcı İstatistikler	90
Tablo 9. ABD Veri Seti Korelasyon Tablosu	92
Tablo 10. Türkiye Rastgele Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları .	94
Tablo 11. Lojistik Regresyon R² Tablosu	94
Tablo 12. Türkiye Rastgele Örnekler İçin Eğitim Verisi Model Gücü	95
Tablo 13. Türkiye Rastgele Örnekler İçin Test Verisi Model Gücü	96
Tablo 14. ABD Rastgele Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	98
Tablo 15. Lojistik Regresyon R² Tablosu	98
Tablo 16. ABD Rastgele Örnekler İçin Eğitim Verisi Model Gücü	99
Tablo 17. ABD Rastgele Örnekler İçin Test Verisi Model Gücü	99
Tablo 18. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	101
Tablo 19. Lojistik Regresyon R² Tablosu	101
Tablo 20. ROC Eğrisi Altında Kalan Bölgenin analizi	103
Tablo 21. Duyarlılık ve Seçiciliğe Göre Eşik Değeri Tablosu	104
Tablo 22. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Eğitim Verisi Model Gücü	105
Tablo 23. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Test Verisi Model Gücü	106
Tablo 24. ABD Rastgele Eşlemesiz Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları .	107
Tablo 25. Lojistik Regresyon R² Tablosu	107
Tablo 26. ROC Eğrisi Altında Kalan Bölgenin analizi	108
Tablo 27. Duyarlılık ve Seçiciliğe Göre Eşik Değeri Tablosu*	109
Tablo 28. ABD Rastgele Eşlemesiz Eğitim Verisi Model Gücü	110
Tablo 29. ABD Rastgele Eşlemesiz Test Verisi Model Gücü	110
Tablo 30. Türkiye 2015 ve Öncesi Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	112
Tablo 31. Lojistik Regresyon R² Tablosu	112
Tablo 32. Türkiye 2015 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü	113
Tablo 33. Türkiye 2015 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü	113
Tablo 34. Türkiye 2016 ve Öncesi Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	114
Tablo 35. Lojistik Regresyon R² Tablosu	114
Tablo 36. Türkiye 2016 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü	115
Tablo 37. Türkiye 2016 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü	115
Tablo 38. ABD 2012 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Lojistik Regresyon Modeli Sonuçları	117
Tablo 39. Lojistik Regresyon R² Tablosu	117
Tablo 40. ABD 2012 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü	118
Tablo 41. ABD 2012 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü	118

Tablo 42. Türkiye ve ABD’de Modellerin Açıklayıcı Değişkenleri	123
---	------------

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Gelir Yönetimi/ Muhasebe Hilesi Arasındaki Farklar.....	19
Şekil 2. Finansal Bilgi Manipülasyonu Teknikleri.....	22
Şekil 3. Manipülasyon Tespit Yöntemleri.....	32
Şekil 4. Probit Model Gerçekleşme Olasılıkları.....	52
Şekil 5. Probit Model Sigmoid Fonksiyon Grafiği.....	52
Şekil 6. Birikimli Logit ve Probit Dağılımları.....	55
Şekil 7. Makine Öğrenme Süreci.....	59
Şekil 8. Yapay Sinir Ağı Öğrenme Modeli.....	62
Şekil 9. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Modeli.....	64
Şekil 10. Geri Beslemeli YSA Modeli.....	65
Şekil 11. Hisse Senedinin Gelecek Fiyatının Öngörülmesi.....	69
Şekil 12. Finansal Tablo Sahtekarlığı için Veri Madenciliği.....	72
Şekil 13. KNN Sınıflandırma Prensipleri.....	76
Şekil 14. KNN Yönteminin Aşamaları.....	77
Şekil 15. Birikimli Logit ve Probit dağılımları.....	81
Şekil 16. Türkiye’de Manipülasyon Yapan Firmaların Sektörel Dağılımları.....	84
Şekil 17. ABD’de Manipülasyon Yapan Firmaların Sektörel Dağılımları.....	85
Şekil 18. ROC Analizi Grafiği.....	103
Şekil 19. ROC Analizi Grafiği.....	108

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

AAER	Muhasebe ve Denetim İcra Bültenleri
ACFE	Sertifikalı Dolandırıcılık Müfettişleri Derneği
AICPA	Amerikan Yeminli Mali Müşavirler Enstitüsü
BIST	Borsa İstanbul
ESMA	Avrupa Menkul Kıymetler ve Piyasalar Kurumu
GAAP	ABD Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkeleri
IFRS	Uluslararası Finansal Raporlama Standartları
ITC	Birleşik Devletler Uluslararası Ticaret Komisyonu
KAP	Kamuyu Aydınlatma Platformu
KVK	Kurumlar Vergisi Kanunu
TFRS	Türkiye Finansal Raporlama Sistemi
TMS	Türkiye Muhasebe Standartları
TTK	Türk Ticaret Kanunu
SAB	Muhasebe Personeli Bültenleri
SAS	ABD Muhasebe Denetim Standartları
SPK	Sermaye Piyasası Kurumu
OTC	ABD Gözaltı Pazarı

GİRİŞ

Finansal tablolar, şirketlerin finansal durumunu, faaliyet performansını ve nakit akışlarını gerçeğe uygun şekilde sunmak için hazırlanır. Şirket sahiplerinin, yatırımcıların, alacaklıların, devlet kurumlarının şirketin gelişimi ile ilgili kararları mali tablolarda yer alan bilgilere dayanarak vermeleri finansal tabloların önemini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, uluslararası denetim standartlarına göre, yönetimin muhasebe kayıtlarını manipüle etme ve firmanın performansını farklı şekilde göstermeleri yaygın olarak başvurulan bir durumdur. Bu nedenle, finansal tablolarda farklı hile tespit yöntemlerini analiz etmek önemlidir.

Muhasebe sahtekarlığı, genellikle finansal tablo kullanıcılarını aldatmak için işlendiğinden, diğer dolandırıcılıklardan farklılık gösterirken, finansal bilgilerin hileli şekilde sunulması çoğunlukla işletme yöneticileri tarafından yapılır (Guy ve Pany, 1997: 4). Muhasebe sahtekarlığı, finansal tabloların veya finansal açıklamaların kasıtlı, önemli yanlış beyanı veya finansal tablolar veya finansal açıklamalar üzerinde maddi doğrudan etkisi olan yasa dışı bir eylemin gerçekleştirilmesidir (Beasley, vd., 2010: 7). Bir eylemin hileli olarak sınıflandırılması, arkasındaki motivasyona bağlı olabilir (Brennan ve Hennessey, 2001: 61).

Finansal bilgi manipülasyonunun piyasa aktörlerini etkiliyor olması manipülasyonun tespitini önemli hale getirmektedir. Bu konudaki arayışlar geçmişten günümüze birçok aşamadan geçmiştir. Literatürde manipülasyon tespit yöntemleri öncelikle tahakkuklar üzerine yoğunlaşmıştır. Firmaların manipülasyon yapabilmek için tahakkukları kullanabileceği fikri tahakkukların manipülasyon tespit modellerine dahil olmasına neden olmuştur. İlerleyen çalışmalar ise yalnızca tahakkukların değil diğer finansal rasyonların da manipülasyon yapmak için kullanılabilmesi fikrini ortaya çıkarmıştır. Günümüzde en yaygın kullanılan finansal bilgi manipülasyon tespit yöntemleri tahakkuklarla birlikte diğer finansal rasyonları da modelleyen manipülasyon tespit yöntemleridir.

Finansal bilgi manipülasyonu tespit etmek için oluşturulan birçok model olmakla birlikte literatürdeki çalışmalarda çoğunlukla ortaya konulan modellerin farklı ülke örneklerinde uygulandığı görülmektedir. Ancak farklı ülkelerin farklı dinamiklere ve farklı ekonomik yapıya sahip oldukları düşünüldüğünde farklı ülke uygulamalarında aynı modelin kullanılmasının sağlıklı bir metot olmadığı görülmektedir. Ayrıca finansal

bilgi manipölasyonu tespit yöntemlerinde geliştirilen modellerin yalnızca bir ölke örnekleme üzerinden oluşturulması modelin diğör ölke örneklemlerine uygunluğu hakkında şüpheler doğurmaktadır.

Bu çalışmanın motivasyon kaynağı olarak üç farklı yöntem benimsenmiştir. Birincisi, farklı ölke örneklemlerinde aynı açıklayıcı değişkenleri kullanarak model kurmak amaçlanmıştır. İkincisi, oluşturulan tespit yönteminin genel geçerliliğinin olup olmadığı görölmeye çalışılmıştır. Son olarak ise kurulan modeldeki açıklayıcı değişkenlerin ortak ve farklı yanlarının olup olmadığını incelenmiştir. Model oluşturma tekniklerinin de etkisinin incelendiğı çalışmada eşlemeli örnekler, eşlemesiz örnekler, örnek seçiminde zaman faktörü de modellere dahil edilmiştir.

Finansal bilgi manipölasyonunun ortaya çıkarılması için hangi tekniklerin kullanıldığıyla ilgili literatür çalışmanın birinci bölümün konusunu teşkil etmektedir. Firmanın başvurduğu manipölasyon yöntemlerinin bilinmesi tek başına yeterli olmayacaktır. Bu yöntemlerin finansal raporlar aracılığıyla tespit edebilecek tekniklere de ihtiyaç duyulmaktadır. Çalışmanın ikinci bölümünde ise bu tekniklerin detaylarına yer verilmiştir. Çalışmanın son bölümünde ise Türkiye ve ABD’de seçilen firmalar ile finansal bilgi manipölasyonunun tespiti için yapılan ampirik uygulamaya yer verilmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONU VE MANİPÜLASYON TEKNİKLERİ

Finansal tablolar, şirketin finansal durumu, faaliyet performansı ve nakit akışları, şirket sahiplerinin, yatırımcıların, alacaklıların, devlet kurumlarının şirketin gelişimine ilişkin kararları doğru şekilde alabilmelerine olanak sağlayacak şekilde hazırlanmalıdır. Bununla birlikte finansal raporların uluslararası muhasebe ve raporlarına uygun şekilde hazırlanması gerekmektedir. Bu amaçla firmaların finansal raporları çeşitli düzenleyici ve denetleyici kurumların denetiminden geçmektedir. Fakat tüm bu iç ve dış denetimlere rağmen firmalar çeşitli nedenlerle finansal bilgi manipülasyonuna başvurabilmektedir.

Finansal bilgi manipülasyonunun varlığı, şirket sahipleri, yatırımcılar, devlet kurumları gibi birçok aktörü etkilemesi nedeniyle ortaya çıkarılması gereken bir durumdur. Ortaya çıkarabilmek için ise finansal bilgi manipülasyonunun ne olduğu ve hangi teknikler kullanılarak finansal bilgi manipülasyonu yapıldığının iyi tespit edilmesi gerekmektedir. Çalışmanın bu bölümünde finansal bilgi manipülasyonunun genel çerçevesi ile firmaların hangi manipülasyon tekniklerini kullanarak manipülasyona başvurdukları anlatılmıştır.

1.1 Finansal Bilgi Manipülasyonu ve Nedenleri

Finansal bilgi manipülasyonu, şirketlerin finansal tablolarının oluştururken, şirketin gerçek performansını gösterilmesinden ziyade performansının nasıl görünmesini istiyorsa o şekilde yansıtılabilmek için yaratıcı muhasebe hilelerini kullanmayı ifade etmektedir.

Muhasebe dolandırıcılığının çeşitli tanımları olmakla birlikte Sertifikalı Dolandırıcılık Müfettişleri Derneği'ne (ACFE) göre, muhasebe dolandırıcılığı "bir bireyin veya kuruluşun, yanlış beyanın bireye veya tüzel kişiye veya başka bir tarafa yetkisiz bir fayda sağlayabileceğini bilerek, yaptığı aldatma veya yanlış beyan" olarak tanımlanmaktadır. Basitçe söylemek gerekirse, finansal tablo dolandırıcılığı, bir şirket finansal tablolarındaki rakamları değiştirerek gerçekte olduğundan daha karlı görünmesine olanak sağlamaktadır. Örneğin Amerika'nın en büyük doğal gaz dağıtıcısı konumundaki Enron Şirketi, 2000 yılında 100 milyar doların üstünde gelire sahip bir

firma profili çizerken 2001 yılına gelindiğinde firmanın finansal raporlarında büyük hileler olduğu ortaya çıkmış ve şirket 2002 yılına gelindiğinde iflas etmiştir. Şirketin manipülasyon yaptığı ortaya çıkana kadar büyük karlar eden, sürekli büyüyen bir şirket modeli çizmiş olması manipülasyonda ne kadar ileri gidilebileceğinin göstergesidir. Öyle ki firmanın bağımsız denetiminden sorumlu ünlü denetim şirketi Arthur Andersen'in de manipülasyon sürecinde rolünün olması olayın boyutlarını gözler önüne sermektedir.

ACFE'ye göre, finansal tablo dolandırıcılığı, tespit edilen toplam vakaların sadece %10'unu oluşturan dünyada en az görülen dolandırıcılık türüdür. Ancak meydana geldiğinde, en yüksek maliyetli suç türüdür ve ortalama 954.000 dolar zarara neden olmaktadır. Bu vakaların %85'ini oluşturan en yaygın ve en az maliyetli dolandırıcılık türüyle karşılaştırıldığında; varlıkları kötüye kullanma, yalnızca 100.000 dolar ortalama zarar ortaya çıkarmaktadır. Tüm dolandırıcılık vakalarının yaklaşık üçte biri yetersiz iç kontrollerin sonucu oluşmaktadır. Dünyada bildirilen tüm sahtekarlıkların yaklaşık yarısı ABD ve Kanada'da gerçekleştirilmiştir. Bu durum 895 vaka ile toplam vaka sayısının %46'sını oluşturmaktadır. FBI, finansal tablo dolandırıcılığı da dahil olmak üzere şirket dolandırıcılığını, beyaz yakalı suça katkıda bulunan büyük tehditler arasında saymaktadır. Ajans, çoğu durumda hisse fiyatlarının, finansal verilerin ve diğer değerlendirme yöntemlerinin halka açık bir şirketin daha karlı görünmesini sağlamak için manipüle edildiğini belirtmektedir.

Şirketlerin finansal tablolarını manipüle etmeleri için çeşitli nedenler vardır. Büyük şirketleri yöneten tepe yöneticilerinin, finansal tablolarını değiştirme yoluna başvurma nedenleri aşağıdaki gibi sıralanabilir.

1.1.1 Şirket Performansını Yüksek Tutmak İçin Yoğun Baskı Hissediyor Olmak

Çoğu zaman, firma yöneticilerinin manipülasyona isteyerek başvurmaları söz konusu değildir. Daha çok, giderek artan rekabetçi bir iş ortamı, sürekli yeni hedefler ortaya koymasıyla, yöneticileri, altında kaldıkları muazzam baskıya boyun eğmek zorunda bırakmaktadır. Şirket ortaklarının yöneticilere ödedikleri yüksek ücretler, onlardan beklentileri de yükseltmektedir. Bu çerçevede şirket yöneticilerinden, şirketlerini sürekli artan büyüme ve karlılığa yönlendirmeleri beklentisi, onların istemese de finansal tablolarda manipülasyonlara başvurmalarına neden olabilmektedir.

Aksi halde tutturulamayan hedefler, sağlanamayan büyümeler şirket yöneticisinin pozisyonunu tehlikeye sokabilmektedir. Üst düzey yöneticilerin parasal çıkar elde etmek için bilgi sakladığı veya yanıltıcı bilgi verdiği konusunda artan farkındalık, çalışan ve üst yönetim suistimalini araştıran çalışmalar için bir motivasyon kaynağı olmuştur (Daboub vd., 1995:139) ve bu günümüzde oldukça yoğun bir araştırma konusu olmaya devam etmektedir.

Dechow, Sloan ve Sweeney tarafından 1996'da, Richardson, Tuna ve Wu tarafından 2002'de yapılan çalışmalarda üst düzey yöneticilerin düşük maliyetlerle sermaye artırma çabalarının, kazanç manipülasyonuna girişme baskısına nasıl yol açtığı araştırılmıştır. Çalışmada bu baskı altındaki yöneticilerin, firmaları için sermaye artırmak amacıyla şirketleri tarafından yüksek performans yanılması sürdürme eğiliminde oldukları tespit edilmiştir.

Erickson, Hanlon ve Maydew, 2006 yılında yaptıkları çalışmada, ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu'nun (SEC) finansal bilgi manipülasyonu davalarından yola çıkarak üst düzey yöneticilerin içerden öğrenilen bilgilerin ticaretiyle ilgili manipülasyonu tespit etmişlerdir. Çalışmada kamuoyuna duyurulan bir dizi muhasebe dolandırıcılığı vakasında, yöneticilerin şirketlerinin performansı hakkında olumsuz bilgilerin kamuoyuna açıklanmasından önce şirketlerindeki hisselerini sattıklarına dair kanıtlar ortaya konulmuştur. Benzer bir çalışma ise Summers ve Sweeney tarafından 1998 yılında yapılmıştır. Çalışmada 1980 ve 1987 yılları arasında muhasebe hilelerine karıştığı tespit edilen 51 şirketten oluşan bir örneklem üzerine inceleme yapılmıştır. Sonuç olarak dolandırıcılığın yapıldığı dönemde yöneticilerin işlem sayıları, satılan hisse sayısı ve satışların tutarları araştırılmış ve yöneticilerin içerden bilgi ticareti ile şirket hisselerindeki fiyat hareketleri arasında ilişkinin varlığına ilişkin kanıtlar tespit edilmiştir.

1.1.2. Yatırımcıların Beklentilerini Yükseltmemek

Üst düzey yöneticilerin bir şirketin finansal tablolarını biraz manipüle etmesini gerektirecek birkaç durum vardır. Yatırımcıların gerçekçi olmayan beklentiler içine girmesini istememek, nispeten masum bir şey sayılabilir. Örneğin şirket için cari yıl için her şey yolunda gittiği ve şimdiye kadar ki en iyi performansı elde ettiğini varsayalım. Bu durumda şirket CEO'su şöyle bir düşünceye kapılabilir, "Eğer bu yılki performansı olduğu gibi finansal raporlara yansıtırsak, yatırımcılarımız her zaman bu şekilde üst

düzyer sonular grmeyi bekleyeceklerdir. Sonraki yıllarda ortalama bir performans sergilendiğinde, bir Őeylerin ters gittiğini dŐünecekler ve Őirket ortaklıđından ayrılmayı dŐüneceklerdir." Bu yzden, yksek performans gsterilen yılların gelirlerini sonraki yıllara aktarmayı tercih ederek hem yksek performanslı yılı normal bir performansa yaklaŐtırmıŐ, hem de gelecek dnem gelirlerini cari yıldan garantileyerek sreklilik sađlamıŐ olmaktadır. Dolayısıyla st dzey yneticiler yatırımcı beklentilerinin ykseleceđini ve bunun gelecekteki sonularını dŐnerek finansal bilgi maniplasyonuna baŐvurabilmektedir.

1.1.3. Ynetici TeŐviklerini Elde Etmek

Finansal tabloları maniple etmek iin en yaygın motivasyonlardan biri st dzey yneticiler iin hedeflenen satıŐ tutarlarını tutturmak veya hedeflenen karlılıđa ulaŐmayı sađlayabilmek amacıyla yapılan maniplasyonlardır. Őirket yneticilerinin performanslarını artırmak ve dzenli hale getirmek iin uygulanan ynetici teŐvikleri, yneticilerin maniplasyona baŐvurmalarına zemin hazırlamaktadır. TeŐviklerden yararlanmak isteyen yneticilerin iŐtahı, hedeflerde sapma olduđunda hedeflere ulaŐmayı sađlayacak hileleri ortaya ıkarmaktadır. Belirlenen ynetici hedeflerine ulaŐılacađı dnem sonu gelmeden ortaya ıkması durumunda ise ynetici, bir sonraki dnemi garantileme gds ile mevcut dnem getiri veya satıŐlarını gelecek dneme aktarma yolluna baŐvurabilmektedir. ABD’de ortaya ıkarılan muhasebe skandallarının gerekelerini incelendiđinde ynetici teŐvikleri n plana ıkmaktadır. Bu nedenle muhasebe maniplasyonunun tespitinde odakları bu noktaya toplamıŐ ve bu konuyu motivasyon olarak seen bir dizi alıŐma yapılmıŐtır (Kedia, 2006:2).

Finansal maniplasyona gereke olacak birok faktr olduđu gibi, maniplasyonun gerekleŐtirilebilmesi iin de farklı yntemler bulunmaktadır. Bunlar;

a. Muhasebe standartlarının uygulanmaması

Őirket yneticilerinin finansal bilgi maniplasyonuna baŐvurmaları iin birok gerekenin varlıđı maniplasyonu gerekleŐtirmek iin imkn tanıyan faktrlerin varlıđıyla daha da artmaktadır. Faktrlerden biri standart muhasebe standartlarının istenen oranda yaygınlık kazanamamıŐ olmasıdır. Uluslararası Finansal Raporlama Standartları (IFRS) ve Genel Kabul GrmŐ Muhasebe İlkeleri (GAAP) arasındaki farklılıkları ortadan kaldırarak evrensel olarak tanınan tek bir muhasebe standardı

hedefine rağmen ne yazık ki, 2020 itibariyle, böyle evrensel bir uygulama ve standart kümesinin vücuda getirilmesi giderek daha az olası görünmektedir. Kurumsal muhasebenin tam olarak nasıl tamamlanması gerektiği konusunda fikir birliğinin oluşturulamaması manipülasyon yapma eğilimi taşıyanlar için fırsat oluşturmaktadır.

b. Şirketler ve muhasebe firmaları arasındaki çıkar ilişkisi

Firmaların mali tablolarını denetleyen ve onaylayan muhasebe firmaları, verdiği bu hizmetin karşılığını yine denetimini yaptığı firmadan alıyor olması ikili arasında çıkar çatışmalarını ortaya çıkarmaktadır. Denetlenen firmanın, denetleyicinin iş vereni pozisyonunda olması yapılan denetimin şüpheli hale getirmektedir. Çünkü firmanın finansal tabloları hakkında olumsuz görüş bildirmesi denetim şirketinin aleyhine olmakta ve bu durum muhasebe firması üzerinde baskı oluşmasına neden olmaktadır. Baskı altında olan muhasebe firmaları yapılan hile ve yanlışların gün yüzüne çıkarmak yerine üstünü kapatmayı tercih etmektedir. SEC, SPK gibi denetleyici kurumların yayınlamış oldukları muhasebe bültenlerinde, denetleyici firmaların manipülasyona alet olmalarıyla ilgili birçok bildirim olduğu ve konuyla ilgili tazminat ve işlem cezaları uygulandığı açıkça görülmektedir.

Finansal manipülasyon yapmak için türlü gerekçelere sahip olan firmalar bahsi geçen manipülasyon faktörlerinden de yararlanarak, gelirlerini şişirmek veya giderleri azaltmak veya yükseltmek amacıyla finansal kayıtları manipüle edebilmektedir.

Finansal tabloların manipülasyonu temelde iki amaçla yapılmaktadır. Bunlardan birincisi, görünür geliri şişirmek için kayıtları manipüle etmek, ikincisi ise görünür giderleri veya yükümlülükleri azaltmak için manipüle etmektir. Detaylara inildiğinde ise kredi alınarak elde edilen yatırımlardan veya sermayeden elde edilen geliri, işletme geliri olarak raporlamak, sıradan iş giderlerini sermayeleştirmek, böylece gelir tablosundan bilançoya kaydırmak, amortisman yöntemini veya stok değerlendirme yöntemini usulsüz olarak değiştirmek gibi birçok teknikle manipülasyon yapabildiği görülmektedir.

Finansal manipülasyonun niteliği, yatırımcılar, analistler, düzenleyiciler ve denetçiler gibi taraflar için kritik önem taşıyan bir konudur. Enron, WorldCom, Xerox, Qwest, Tyco, HealthSouth, Cendant ve diğer şirketlerdeki büyük finansal dolandırıcılıklar hem firmalara olan güveni sarmış hemde dünya piyasalarına olumsuz şekilde yansımıştır. Örneğin. Enron, WorldCom ve diğer finansal dolandırıcılıklar

kamuoyuna açıklanmadan önceki süreçte NASDAQ Index değeri 1996'da 5049 seviyelerinde zirve seviyesinde iken manipülasyonların peş peşe ortaya çıkmasıyla birlikte, NASDAQ Endeksi %78 düşerek 1141'lere gerilemiştir (Carson 2003:390).

Finansal manipülasyon piyasa aktörlerini derinden etkiliyor olması bakımından özellikle denetleyici kuruluşlara büyük sorumluluk yüklemektedir. Bu nedenle denetçi kuruluşlar, sürekli denetim halindedir ve bu olumsuzlukların önlenmesi için ulusal ve uluslararası boyutta tedbirler alınmaya çalışılmaktadır. Uluslararası Muhasebeciler Federasyonu 1982 yılında uluslararası Denetim Bildirimi (ISA) No. 11'i yayınlamış, dolandırıcılık ve hata da ayırt edici özelliğin niyet olduğunu, hataların kasıtsız eylemlerden kaynaklandığını belirtmiştir (Colbert, 2000:98). Amerikan Yeminli Mali Müşavirler Enstitüsü (AICPA) (1983) Denetim Standartları (SAS) 47. Bildirisi'nde "hata, mali tablolardaki miktarların kasıtsız olarak yanlış veya eksik beyanı" olarak tanımlanmaktadır. 82. bildiri de ise dolandırıcılığın kasıtlı bir eylem olduğu fikrini yineler. Dolandırıcılığın ABD'deki işletmelere yılda 400 milyar dolardan fazla maliyete neden olduğu tahmin edilmektedir (Wells, 1997:331).

Hileli finansal raporlama, piyasa yatırımcılarını da olumsuz etkilemektedir. Örneğin, firmaların hissedarları, ABD'de ortaya çıkarılan usulsüzlüklerle birlikte, toplamda 180 milyar dolar civarında zararlar etmişlerdir (Beneish vd, 2012:24). Bu yanlış muhasebe beyanları, yatırımcının sermaye piyasasının bütünlüğüne olan güvenini aşındırarak işlem maliyetlerini artırır. Kısacası, Cendant, Enron, Global Crossing, Qwest ve diğer önemli muhasebe manipülasyon vakaları, birçok kişinin, belirli bir azınlığın günahlarının bedelini ödemesine neden olmuştur.

Getiri yönetimi ve muhasebe hileleri finansal bilgi manipülasyonu konusunda en sık karıştırılan konular arasında yer almaktadır. Finansal raporlar hazırlanırken belirlenen standartların içinde kalmak önemli bir husustur. Bu standartlar firmalara çeşitli hareket alanları tanımıştır. Fakat bu standartlar yer yer kötü niyetli yöneticiler tarafından ihlal edilmektedir. Getiri yönetimi söz konusu standartlar içinde firma için tanınan serbestliğin kullanılmasıdır. Getiri yönetimi ile muhasebe hilesinin sınırlarının çizilmesi her ne kadar zor olsa da Dechow ve Skinner (2000) getiri yönetimi ile muhasebe hilesinin ayrımını şu şekilde ifade etmiştir;

	Muhasebe Seçimleri	"Gerçek" Nakit Akışı Seçenekleri
	GAAP'a uygun olanlar	
Muhafazakâr Muhasebe	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Karşılıkların veya rezervlerin aşırı derecede agresif olarak tanınması ✓ Şirket satın almalarında, edinilen süreç içi Ar-Ge'nin aşırı değerlendirilmesi ✓ Yeniden yapılandırma ücretlerinin ve varlık indirimlerinin abartılması 	Satışları ertelemek Ar-Ge veya reklam harcamalarını hızlandırmak
Nötr Getiri Yönetimi	Sürecin tarafsız bir şekilde işlemesinden kaynaklanan kazançlar	
Agresif Muhasebe	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Şüpheli alacaklar karşılığının yetersiz ifade edilmesi ✓ Aşırı agresif bir şekilde karşılıkları veya rezervleri düşürmek 	Ar-Ge veya reklam harcamalarını ertelemek Satışları hızlandırmak
	GAAP'a Aykırı olanlar	
Hileli Muhasebe	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Satışları "gerçekleştirilebilir" hale gelmeden önce kaydetmek ✓ Hayali satışları kaydetme ✓ Satış faturalarının kayıt tarihlerini değiştirme 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Envanterleri abartarak kaydetmek ✓ Hayali envanter oluşturmak

Şekil 1. Gelir Yönetimi/ Muhasebe Hilesi Arasındaki Farklar

Kaynak: Dechow, Skinnors (2000), s.239

Tabloyu özetlemek gerekirse yapılan işlemin getiri yönetimini aşmış olduğunu anlamak için işlemin muhasebe standartların sınırlarına uygunluğuna bakmak gerekir. Muhasebe standartlarına uygun yapılan işlemler getiri yönetimi çerçevesinde değerlendirilirken, standartları aşan uygulamalar muhasebe hilesi olarak sınıflandırılabilir.

Finansal raporlama standartları ve finansal raporlama yöntemleri ülkeler arasında farklılıklar yaratabilmektedir. Bu problem, hep uluslararası yatırımcılar için

hem de uluslararası piyasadan fon talep eden firmalar için sorun teşkil etmektedir. Uluslararası Muhasebe Standartları Kurulu (IASB), tutarsızlıktan dolayı ortaya çıkan mevcut karmaşıklığı, çatışmayı ve karışıklığı hafifletmek için uygulanabilir bir çözüm aramaktadır. GAAP ile IFRS arasındaki temel fark, her birinin standartlara yaklaşımdan kaynaklanmaktadır. GAAP kurallara dayalıdır, IFRS ise ilkelere dayalı bir metodolojidir. GAAP, UFRS, iyi raporlama hedefleriyle başlar ve belirli bir amaca ulaşmak için rehberlik sağlarken, kurallar ve ölçütler oluşturmayı hedefleyen karmaşık bir dizi kuraldan oluşur. Düzenleyici ve denetleyici kurumların muhasebe standartlarını ülkeler arasındaki farklılıkları ortadan kaldırmaya gayret etmektedir (AICPA).

Uluslararası düzeyde muhasebe ve raporlama standartlarının yaklaşması ve müteakip değişimi, yatırımcılar, borsalar, firmalar üzerinde çeşitli etkileri söz konusudur. Bu etkiler aşağıda kısaca açıklanmıştır¹;

Kurumsal Yönetim Üzerindeki Etkisi

Kurumsal yönetim, tüm ülkelere uygulanan ve dünya çapında takip edilen daha basit, daha düzgün standartlar, kurallar ve uygulamalardan yararlanacaktır. Değişiklik, şirket yönetimine düşük faiz oranları ile sermaye artırma fırsatı sunarken, risk ve iş yapma maliyetini düşürme olanağı da sunmaktadır.

Yatırımcılar Üzerindeki Etkisi

Yatırımcıların, uluslararası kabul gören yeni standartları takiben muhasebe raporlarını ve mali tabloları okumak ve anlamak için yeniden eğitim alması gerekmektedir. Aynı zamanda, süreç daha inandırıcı bilgiler sağlayacak ve ülkenin standartlarına dönüştürülmeksizin basitleştirilecektir. Ayrıca, yeni standartlar uluslararası sermaye akışını artıracaktır.

Hisse Senedi Piyasalarına Etkisi

Borsalar, döviz piyasasına girerken eşlik eden maliyetlerde bir azalma görecektir ve aynı kurallara ve standartlara uyan tüm pazarlar, piyasaların küresel yatırım fırsatları için uluslararası rekabet edebilmesine izin verecektir.

Muhasebe Meslek Mensupları Üzerindeki Etkisi

¹ <https://thelittlecollection.com/impact-gaap-ifrs-convergence-1602> (18.03.2021)

Mevcut standartların uluslararası kabul görmüş standartlara geçiş ve yakınsama muhasebe uzmanlarını yeni standartları öğrenmeye zorlarken muhasebe uygulamalarında bir tutarlılık sağlayacaktır.

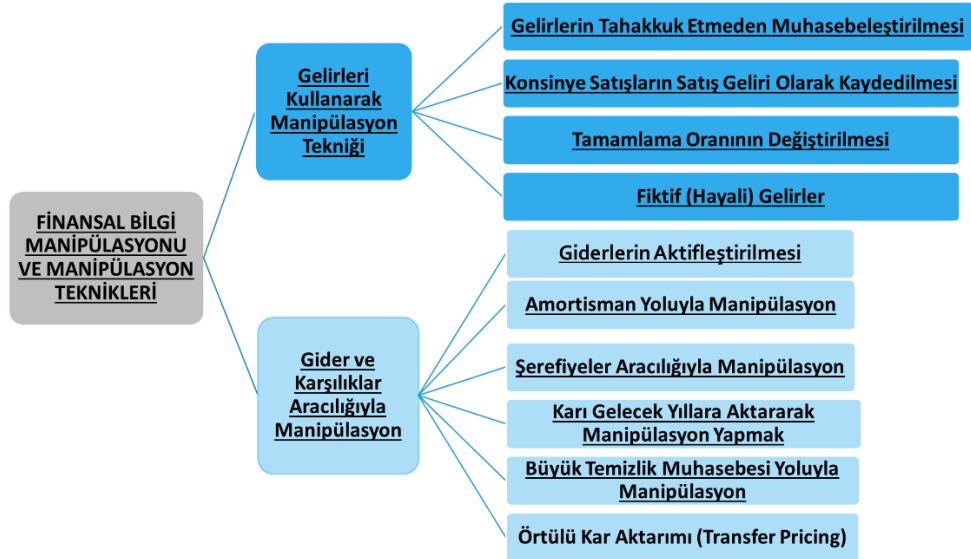
Muhasebe Standartları Belirleyicileri Üzerindeki Etkisi

Standartlar birleştiğinde, yeni uluslararası standartların geliştirilmesi ve uygulanması, süreci basitleştirecek ve yasa yapıcıların uyumsuzluk yüzünden ortaya çıkan yeni kural ve standartlar geliştirme zorunluluğunu ortadan kaldıracaktır.

Firmalar, denetleyici ve düzenleyici kuruluşların yapmış oldukları tüm düzenlemelere rağmen çeşitli şekillerde finansal bilgi manipülasyon tekniklerine başvurmaya devam etmektedirler. Çalışmanın bundan sonraki kısımlarında bu teknikler hakkında detaylı bilgi verilecektir

1.2. Finansal Bilgi Manipülasyon Teknikleri

Mali tablolar firmanın mevcut performansını yansıtması bakımından kilit rol oynamaktadır. Bu nedenle firmalar mali tablolarının olumlu görünmesi için çeşitli yollara başvurmaktadır. Finansal bilgi içeren mali tabloları manipüle etmek için gelirler veya giderler kullanmak en yaygın tekniklerdir. Çünkü manipülasyon yapılmasının özünde ya gelirlerin olduğundan daha yüksek gösterilmesi hedeflenir ya da giderleri oluşturan kalemleri kullanarak giderler olduğundan yüksek veya olduğundan daha düşük gösterilmeye çalışılır. Buna bağlı olarak da firmalar nakit akışları veya karlılık üzerinde değişiklik yapabilme olanağı elde edilmiş olurlar.



Şekil 2. Finansal Bilgi Manipülasyonu Teknikleri

Şekil 2 incelendiğinde manipülasyon tekniğinin gelir ve gider manipülasyonu olarak iki gruba ayılması mümkündür. Bu iki ayrımın temel amacı firma nakit akışlarını ve karlılığını etkileyen işlemlerdir. Şeklin alt başlıklarına bakıldığında gider ve gelirlerin hangi tekniklerle manipüle edilebileceğini görmek mümkündür.

1.2.1 Gelirleri Kullanarak Manipülasyon Tekniği

Gelirler bir firmanın genel performansını anlamak için ilk olarak bakılacak göstergeler arasında yer almaktadır. Çünkü yüksek gelir firmaların sürekliliği ve büyümesi için kilit rol oynamaktadır. Bu beklentilerden dolayı, manipülasyona da sıkça başvuru kalemler olarak karşımıza çıkmaktadır. Firma gelirlerinin ilk adımı satışlardır. TMS 18’de hasılatlar işlenirken satışların muhasebeleştirilebilmesi için, aşağıdaki tüm koşullar yerine geldiğinde finansal tablolara yansıtılır.

- İşletmenin malların sahipliği ile ilgili önemli risk ve getirileri alıcıya devretmiş olması;
- İşletmenin satılan mallar üzerinde etkin bir kontrolü veya sahipliğin genel olarak gerektirdiği şekilde bir yönetim etkinliğini sürdürmemesi;
- Hasılat tutarının güvenilir biçimde ölçülebilmesi;
- İşleme ilişkin ekonomik yararların işletmece elde edilmesinin muhtemel olması;

(e) İşleme ilişkin yüklenilen veya yüklenilecek olan maliyetlerin güvenilir biçimde ölçülebilmesi²

gerekmektedir. Fakat bu tanımalara rağmen firmalar satış hasılatlarıyla ilgili çeşitli manipülasyon yöntemlerine başvurabilmektedir.

1.2.1.1 Gelirlerin Tahakkuk Etmeden Muhasebeleştirilmesi

İşletmeler gelirlerini muhasebeleştirirken tahakkuk esasına göre hareket etmeleri, temel muhasebe ilkelerinden dönemsellik ilkesinin gereğidir. Fakat işletmeler dönem gelirlerini artırmak amacıyla satış henüz tamamlanmadan muhasebeleştirme yoluna başvurabilir. Müşterinin siparişi iptal etmesi veya ürünün müşteriye ulaşamaması gibi durumlarda satış gerçekleşmemiş olacaktır. Bu durum işletmenin olmayan satışı gelir gibi göstermesine neden olacaktır.

1.2.1.2 Konsinye Satışların Satış Geliri Olarak Kaydedilmesi

Konsinye satış; mülkiyet devri yapılmaksızın, malların satış sorumluluğunu yüklenen bir işletmeye (komisyoncuya) gönderilmesidir. Konsinye satışta mallar; gönderenin belirleyeceği fiyatlarla müşterilere satılmak üzere veya satılmadığı takdirde iade edilmek kaydıyla, gönderilenin zilyetliğine bırakılır (SAB-104, 13A2)³. Firmalar komisyoncuya malı gönderdiğinde satış yapılmış gibi göstererek muhasebeleştirebilir veya komisyoncunun ürünü satmasını bekleyip satış tarihinde muhasebeleştirebilir. Bu durum firmanın satışlarını yüksek göstermesine ve manipülasyon yapmasına imkân tanıyabilmektedir. Örneğin bir beyaz eşya üreticisi firma bayisine gönderdiği ürünleri Diğer Stoklar Hesabı'nın alt hesabı olan Konsinye Mallar Hesabı'na atmak yerine satışı yapılmış gibi kaydederek, satışlarını olduğundan yüksek gösterebilir. Bu durumda muhasebenin dönemsellik ilkesi de ihlal edilmiş olmaktadır.

1.2.1.3 Tamamlama Oranının Değiştirilmesi

TMS 11 İnşaat Sözleşmeleri Standardına göre yıllara yaygın hizmet ve ürünlerin muhasebeleştirilmesinde tamamlama oranı dikkate alınarak işlem yapılmaktadır. Tamamlama yüzdesinin tespiti konusunda herhangi bir düzenlemeye yer verilmemiş olması bu konuyu manipülasyona açık hale getirmiştir. Gelirlerini yüksek göstermek isteyen firmalar tamamlanma yüzdesini yüksek göstererek dönem gelirini

² [Tebliğ \(kgk.gov.tr\)](http://kgk.gov.tr) (2005)

³ Securities and Exchange Commission (SEC), SEC Staff Accounting Bulletin (SAB) No:104 Revenue Recognition in Financial Statements, December 17, 2003.

yükseltebilmektedir. Müşterilerin firmaya vermiş oldukları hakkeşler tamamlanma oranı konusunda kontrol mekanizması gibi görev yapsa da alınan hakkeşleri aşan kısımlar için alıcılar hesabı borçlandırılarak gelirler yükseltebilmektedir. Vergi usul kanununda ise kar veya zararın bittiği yılda tespit ediliyor olması, firmalar için manipölasyon fırsatı vermektedir.

1.2.1.4 Fiktif (Hayali) Gelirler

Fiktif gelirler, işletmelerin gerçekte yapmadıkları satışları yapmış gibi hareket ederek gelirlerini veya satışlarını yüksek göstermeye çalışarak manipölasyona başvurularındır (Holt ve Eccles, 2002:327). Bu tür işlemlerde fiktif sipariş sonradan gerçek siparişe dönüşse bile manipölasyon yapılmış sayılır. Bu işlemde amaç fiktif siparişler satışlara ekleyerek işletmenin satış performansını yükseltmektir (Spathish 2002:181). Yapılan fiktif satış neticesinde alacakları artırarak alacaklardaki büyüme oranı artırılmaya çalışılır (Summers ve Sweeney 1998:136). Bonner vd. (1998) yaptıkları çalışmada fiktif gelirlerin finansal manipölasyonda yaygın olarak tercih edilen bir yöntem olduğu ve bu nedenle finansal denetçilerin daha kolay tespit edebileceği, aksi halde denetçinin olağandışı hareket ettiği kanaatinin oluşabileceğini belirtmiştir. AAERS verileri taranarak elde edilen 261 firmalı araştırmada finansal manipölasyonların nedenleri araştırılırken, fiktif gelirlerden kaynaklanan manipölasyonların oranının %39 gibi yüksek rakamlara ulaştığı görülmektedir. Ayrıca bu çalışma Loebbecke vd. (1989)'nin çalışmasıyla da paralellik göstermektedir. Fiktif gelirlerin bu denli sık başvurulan bir manipölasyon olması SEC' in de bu konuda daha hassas tarama yapmasına neden olmaktadır.

1.2.2 Gider ve Karşılıklar Aracılığıyla Manipölasyon

Giderler ve karşılıkları kullanarak manipölasyon yapma eğilimi daha çok giderlerini yüksek göstermek suretiyle dönem karını azaltmak isteyen firmaların başvurduğu bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır.

Dönem gelirin olduğundan daha düşük gösterilmesindeki en büyük amaç ödenecek verginin düşük tutulmasıdır. Bu sayede firma vergi avantajı elde etmektedir. Firmalar düşük vergi ödeyerek vergi sisteminde aksamalara neden olmakla birlikte kamuyu zarara uğratmaktadır. Bu manipölasyonun tespit edilmesi gerek kamusal kayıpların önlenmesi için gerekse vergisini düzenli ödeyen dürüst işletmelerin mağdur olmaması için önem arz etmektedir.

1.2.2.1 Giderlerin Aktifleştirilmesi

Giderlerin aktifleştirilmesiyle ilgili olarak UMS 23’de; Bir özellikli varlığın elde edilmesi veya inşası ile doğrudan ilişkilendirilebilen borçlanma maliyetlerinin o varlığın maliyetine eklenebileceğini ve bu sayede aktifleştirilebileceği konu edilmektedir⁴. İlgili madde de bu maliyetlerin dışında kalan, faiz giderleri, kur farkı giderleri gibi finansman maliyetlerini içeren giderlerin, dönem gideri olarak muhasebeleştirilmesi gerektiği belirtilmiştir.

Giderlerin aktifleştirilmesiyle ilgili bu durum finansal manipülasyonda bir teknik olarak yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Firmalar dönemi zararlar kapatacaklarını düşündüklerinde veya hedeflenen kara ulaşamayacaklarını anladıklarında gelecek dönem karını artırmanın bir yolu olarak bu tekniğe başvurabilmektedirler. Bu teknik sayesinde sermaye ihtiyacını karşılamak amacıyla oluşan faiz giderleri, kur farkları gibi borçlanma maliyetleri, dönem giderlerine aktarılmak yerine duran varlıkların edinimiyle alakalı olmamasına rağmen duran varlıklar ya da üretim yapan işletmelerde üretilen ürün maliyetine eklenerek aktifleştirilmiş olurlar. Nihayetinde firma karını artırıcı bir işlem yaparak manipülasyon yapmış olmaktadır.

Wiedman (1999) giderlerin aktifleştirilmesinin tespit edilebilmesi için sektör ortalamalarının yardımcı olabileceğini belirtmiştir. Giderlerin aktifleştirilmesi yoluyla manipülasyon yöntemin en bilindik örnek, Worldcom Inc. 1999-2002 yılları arasında işletme giderlerini genel kabul görmüş muhasebe ilkelerine ("GAAP") aykırı olarak sermaye varlıkları olarak yeniden değerlendirilerek giderlerini azalmış neticede 9 milyar dolarlık manipülasyon gerçekleştirmiştir⁵.

1.2.2.2 Amortisman Yoluyla Manipülasyon

Amortisman, “Bir varlığın amortismanına tabi tutarının, yararlı ömür süresince sistematik olarak dağıtılmasıdır. Yararlı ömür ise bir varlığın işletme tarafından kullanılması gereken süreyi veya ilgili varlıktan elde edilmesi beklenen üretim sayısını veya benzeri üretim birimini ifade eder” şeklinde tanımlanmıştır (TMS-16, md.6). Bir varlığın amortismanına tabi tutarını yararlı ömrü boyunca sistematik olarak dağıtmak için çeşitli amortisman yöntemleri kullanılabilir. Bu yöntemler, TMS 16’ya göre şunlardır:

⁴ [ums-23-borclanma-maliyetlerinin-aktiflestirilmesi.pdf \(pwc.com.tr\)](https://www.pwc.com.tr/ums-23-borclanma-maliyetlerinin-aktiflestirilmesi.pdf)

⁵ <https://www.sec.gov/litigation/litreleases/worldcom163a.pdf>

-Normal (Doğrusal) Amortisman Yöntemi:

-Azalan Bakiyeler Üzerinden Amortisman Yöntemi:

-Üretim Miktarı Yöntemi:

Amortisman yönetiminin seçiminde, firmalara tanınan bu özgürlük manipülasyona imkân vermektedir. Amortisman yöntemi sayesinde gelirlerini yüksek göstermek isteyen firmalar, normal amortisman yöntemini tercih etmekteyken, gelirlerini düşürmek isteyen firmalar azalan bakiyeler yöntemi sayesinde gider rakamlarını artırarak dönem karını düşük gösterebilmektedir. Ayrıca varlığın amortisman süresinin normalden uzun tespit edilmesi de amortisman giderlerinin düşürülmesine, dolayısıyla karın yüksek gösterilmesini sağlamaktadır (Bergstresser vd, 2006:164).

1.2.2.3 Şerefiyeler Aracılığıyla Manipülasyon

Şerefiye birleşme maliyetinin, edinilen işletmenin tanımlanabilir varlık, yükümlülük ve koşullu yükümlülüklerinin muhasebeleştirilmesinden sonra kalan kısmıdır (TFRS 3).

Şerefiye, TFRS 3 “İşletme Birleşmeleri” ve TMS 38 "Maddi Olmayan Duran Varlıklar" standardında ele alınmıştır. Şerefiyelerin muhasebeleştirilmesi ise KOBİ TFRS Bölüm 19 ile KOBİ TFRS Bölüm 27 ve TMS 36 “Varlıklarda Değer Düşüklüğü” ile ilgili Standartlarda ele alınmıştır. Bu kapsamda edinilen birleşme tarihinde edinilen devralınan varlıklarını, yükümlülüklerini ve *koşullu yükümlülüklerini gerçeğe uygun değerleri* üzerinden muhasebeleştirir. Sonraki dönemlerde amortisman yöntemiyle itfa edilmek yerine değer düşüklüğüne tabi tutulan *şerefiye* de finansal tablolara yansıtılmaktadır.

Amortisman süreleri konusunda firmalara birtakım esneklikler verilmiştir. Örneğin, ABD’de tıbbi alanda faaliyet gösteren Matria Healthcare Inc., Allergan Inc. Ve C.R. Bard Inc. Şirketlerinin üçü de aynı sektörde faaliyet göstermesine rağmen şerefiyeleri amortisman sürelerini sırasıyla, 5-15 yıl, 7-30 yıl ve 15-40 yıl olarak hesaplamaktadır. Bu farklı uygulama GAAP’a göre şerefiyelerin amortismanında 5 ile 40 yıl arasında firmanın seçimine bırakılmış olmasından kaynaklanmaktadır. Sonuç olarak firmalar amortisman sürelerini uzatarak giderleri düşük göstererek kazanç tutarlarını farklı raporlayabilmektedirler (Mulford ve Comiskey, 2002:25).

Cari dönem karını yüksek göstermek isteyen firmalar şerefiyelerinin itfa süresini uzatarak, düşük göstermek isteyen firmalar ise şerefiyelerin itfa süresini kısa hesaplayarak manipülasyona başvurabilmektedir. Edinilen şerefiyenin muhasebesi, en azından son 50 yıldır önemli tartışmalara konu olmuştur, çünkü muhasebe, yöneticileri ellerindeki yetkiyle muhasebe rakamlarını değiştirme eğilimindedir. Avrupa Menkul Kıymetler ve Piyasalar Kurumu (ESMA), şirketlerin yaklaşık %10'unun IAS 36'nın açıklama gerekliliklerine uygun olmadığını tespit etmiştir. ESMA, 2011 yılında AB'de de genel değer düşüklüğü zararlarının 790 milyar Euro'luk kısmının 40 milyar Euro'luk kısmının şerefiyelerden kaynaklı olduğunu bildirmiştir (Ueno vd. 2015:3).

Örneğin, Olympus Corporation'ın (Olympus) şirketi Gyrus şirketini satın aldığında, şerefiyeyi kademeli olarak 10 ila 20 yıl içinde amorti etmeyi planladı. Fakat firma yöneticilerinin yaptığı usulsüzlükler yüzünden firmanın 1,7 milyar \$ zarar ettiği tespit edildi. Bu konuda bilinen bir diğer örnek ise HP'nin Autonomy 'yi (İngiltere'deki Telekomünikasyon Şirketi) Eylül 2011'de satın almasında meydana gelmiştir. Satın alma işleminin yapılmasından 14 ay sonra Autonomy'nin değerlendirilmesinde usulsüzlükler olduğunu bu nedenle HP'nin 8,8 milyar \$ şerefiye değer düşüklüğü olduğunu açıklamak zorunda kaldı. Bu olayın ortaya çıkmasıyla birlikte şirketlerin CEO'ları ve denetim şirketleri Deloitte ve KPMGY hakkında ABD ve İngiltere'deki düzenleyici kuruluşlar tarafından davalar açılmıştır⁶.

1.2.2.4 Karı Gelecek Yıllara Aktararak Manipülasyon Yapmak

Karın istikrarlı hale getirilmesinde olduğu gibi bu uygulamada da amaç firmanın gelecekteki kar hedeflerinin tutturulmasıdır. Özellikle mevcut yıl kar hedeflerinin yakalanmış olması, firmanın gelecek dönem için kar artırıcı eylemlere yönelmesine neden olabilmektedir. Bu yöntemde, şüpheli ticari alacaklar, karşılıklar ve hurda değeri gibi muhasebe yöntemleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Ayrıca yönetim değişikliklerinde yeni yönetim karı düşürücü karşılıkları azaltarak kendi dönemini diğerinden daha karlı gösterebilmektedir. Örneğin muhafazakarlığıyla tanınan Sun Trust Bank kredi karşılıkları konusunda fazla muhafazakar davrandığı konusunda SEC tarafından aldığı uyarı neticesinde bu karşılıklarda revizyona gitmiş sonuç olarak, şirket kredi zararları karşılığını yeniden düzenleyerek, 100 milyon dolar azaltmaya gitmiştir.

⁶ <https://www.bbc.com/news/business-17054089>

Bunun neticesinde vergi öncesi karında artış gerçekleşmiştir (Mulford ve Comiskey., 2002:44).

1.2.2.5 Büyük Temizlik Muhasebesi Yoluyla Manipülasyon

Büyük temizlik muhasebesi; bilançoju özellikle muhafazakâr hale getirme çabasıyla varlıkların toptan düşülmesi ve borçların tahakkuku sayesinde gelecekteki kazançları engelleyecek masrafların azaltılması hedeflenmektedir (Mulford ve Comiskey, 2002:15). Cari yılda bu yöntemlerle karlılığını büyük miktarlarda düşüşe neden olan firmalar sonraki dönemde önemli karlılıklar elde etmektedir(Fiechter, ve Meyer, 2010:68). Örneğin ABD’de Sears şirketi 1992’de aldığı büyük temizlik muhasebesi kararıyla 4,3 milyar \$ vergi öncesi zarar bildirmiş bu sayede daha sonraki yıllarda büyük karlara zemin hazırlamıştır (Mulford ve Comiskey, 2002:33).

Firmaların büyük temizlik muhasebesine başvurma nedenlerinden biri de yöneticilerin, kendinden önceki yönetimi başarısız gösterip bu sayede kendi yönetimini öne çıkarmak istemeleridir. Yöneticiler, maddi olmayan duran varlıkları (haklar, imtiyazlar ve ayrıcalıklar vs.) gider yazmak suretiyle büyük temizlik muhasebesine başvurabilmektedirler.

Fiechter, ve Meyer (2010) ABD’de yaptıkları araştırmada 100 varlık şirketinde SFAS No. 142'nin kabul edildiği yılda büyük temizlik muhasebesiyle kazanç yönetimi uyguladıklarına dair önemli kanıtlar elde etmeleri, muhasebe hilesi konusunda büyük temizlik muhasebesinin yaygın olarak tercih edildiğini ortaya koymaktadır.

1.2.2.6 Örtülü Kazanç Aktarımı (Transfer Pricing) Yoluyla Manipülasyon

Firmaların örtülü kazanç aktarımına başvurmaları bu konuda yasal düzenlemeler yapılması gerekliliğini doğurmuştur. Bu konuda Türk Ticaret Kanunu, Kurumlar Vergisi kanunu (KVK), Gelir Vergisi Kanunu’nda çeşitli düzenlemeler yapılmıştır. Örtülü işlem firmanın bağlı bulunduğu diğer şirketlerle ilgili olabileceği gibi, firma ortakları, firma yöneticileri, firma çalışanlarıyla ilgili de olabilmektedir. Bu işlem neticesinde örtülü kazanç aktarımıyla ilgili borç alacak ilişkisi oluşturulmakta bu sayede de kazanç veya sermaye aktarımı söz konusu olabilmektedir.

Örtülü kazanç kavramı uluslararası literatürde transfer fiyatlaması (Transfer Pricing) olarak yer etmektedir. Transfer fiyatlaması çok uluslu şirketlerde karın, ana şirket ile değişik ülkelerde bulunan bağlı şirketleri arasında çeşitli yollarla transfer

edilerek, vergiden kaçınmayı veya kar hedeflerinin tutturulmasını sağlayan bir tekniktir. Bu transferin sağlanabilmesi için bağlı şirketler arasında mal ve hizmet alım satımları yapılmakta ve bu alım satımlarda gerçek değer altında fiyatlandırılmakta ya da bedelsiz olarak yapılmaktadır. Bu durumun önlenmesi için, kanuni bir düzenleme yapılmıştır. KVK 17. Maddesinde “Emsaline göre göze çaracak derecede yüksek veya düşük fiyat veya bedeller üzerinden yahut bedelsiz olarak alım, satım, imalat, inşaat muamelelerinde ve hizmet ilişkilerinde bulunursa veya bu ilişkilerde emsaline göre göze çaracak derecede yüksek veya düşük bedeller üzerinden kiralama veya kiraya verme muamelelerinde bulunursa örtülü kazanç söz konusu olmaktadır” ifadesi yer almaktadır. Bu noktada firmaların bağlı bulunduğu diğer işletmelerle ilişkilerinde emsal bedel kavramı belirleyici nitelik taşımaktadır.

Bunun yanı sıra şirketin ilişkili taraflarla yapacağı borç alışı ve bu alışı verişlere konu olacak faiz ve finansman gideri gibi konular da yine KVK'nunca “Emsaline göre göze çaracak derecede yüksek veya düşük faiz ve komisyonlarla ödünç para alır veya verir; ortaklarından veya bunların eşleri ile usul ve furuundan ve 3'üncü dereceye kadar (dahil) kan ve sıhri hısımlarından şirketin idare meclisi başkan veya üyesi, müdürü veya yüksek memuru durumunda bulunanlara emsaline göre göze çaracak derecede yüksek aylık, ikramiye, ücret verir veya benzeri ödemelerde bulunursa örtülü kazanç söz konusu olmaktadır” şeklinde düzenlemeye gidilmiştir. İlişkili taraflar arasında borç ilişkisi 6102 Sayılı Türk Ticaret Kanunu 358. maddesinde anonim şirketlerde pay sahiplerinin şirkete borçlanma yasağı düzenlenmiştir. Ayrıca ticari işlemlerde de şirket tarafından emsaline göre farklı fiyat, faiz uygulanması suretiyle şirket ortağına haksız kazanç sağlanması mümkün olmayacaktır.

TMS/TFRS'ye göre ise ilişkili taraflara borçlar ve ilişkili taraflardan alacaklar ayrı raporlanmalı ve hazırlanan finansal tablolar işletmelerin gerçek durumunu göstermelidir ifadesine yer verilmiştir. Örtülü kazançlara konu edilen bir başka unsur ise söz konusu borçlanmalarda ortaya çıkacak faizlerin gider yazılıp yazılmayacağı konusudur. Bu konuda Gelirler Vergisi Kanunu'nun 41. maddesine göre, teşebbüs sahibinin işletmeye koyduğu sermaye için yürütülecek faizler gider olarak kabul edilmemektedir. Ayrıca, teşebbüs sahibi, eşi ve çocuklarının işletmede cari hesap veya sair şekillerde mevcut alacakları için yürütülen faizler gider olarak indirilemez (193 Sayılı Gelirler Vergisi Kanunu, 1961: md.41) hükmü sayesinde ilişkili taraflara gelir transferinin yanı sıra ödenecek vergi matrağının düşürülmesinin de önüne geçilmiş olmaktadır. Örtülü kazanç ve sermaye transferiyle ilgili bir dizi önlem alınmasına rağmen

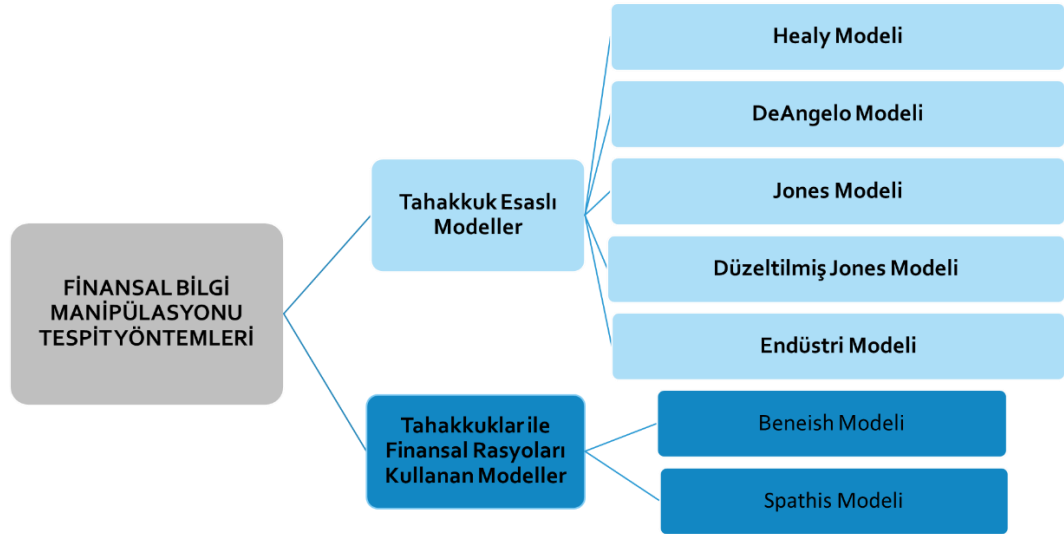
gerek uluslararası piyasalarda gerek Türkiye’de bu konuda suistimaller devam etmektedir. Gençođlu ve Ertan (2012) yapılan bir arařtırmaya gore, 2011 yılı itibariyle İMKB 50 endeksinde yer alan 36 iřletmenin, 2007- 2010 yılları arasındaki doneme ait finansal tabloları incelenerek ortulu sermaye ve ortulu kazanç tespiti yapılmaya alıřılmıştır. İliřkili taraflara borlar ve iliřkili taraflardan alacakların ticari borlar ve ticari alacaklar iindeki payı ve dipnotlarda bu hareketlerle ilgili aıklamaların varlıđı arařtırılmıştır. Sonu olarak; İMKB 50’deki firmaların ticari alacak ve borlarında iliřkili taraflara ait bor ve alacaklar olduđu fakat bu alacak ve borlarla ilgili emsale uygunluklar ile bilgilere rastlanmadıđı tespit edilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

FINANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONU TESPİT YÖNTEMLERİ VE ARAÇLARI

Finansal bilgi manipülasyonu yatırımcılar, hissedarlar, yöneticiler, kreditorler ve kamu otoriteleri gibi birçok piyasa aktörünü doğrudan veya dolaylı olarak etkilemektedir. Bu nedenle finansal bilgi manipülasyonunun tespit edilmesi büyük önem arz etmektedir. Finansal bilgi manipülasyonunun tespiti edilebilmesi için öncelikle bu konuda hangi tekniklerin kullanıldığının açıkça tanımlanması gereklidir. Bu sayede gerek denetleyici kurumlar gerekse piyasa aktörleri karşılaştıkları bir durum karşısında bu tekniklerden yararlanarak karar verebilecektir. Ayrıca bu tanımlamalar yapılan manipülasyonun doğru zamanda tespitini de kolaylaştıracaktır. Çünkü geçmişte yaşanan tecrübeler incelendiğinde manipülasyonların iş işten geçtikten sonra ortaya çıkarıldığını göstermektedir. Örneğin Enron, WorldCom, Xerox, Qwest, Tyco, HealthSouth, Cendant gibi firmaların muhasebe skandalları patlak vermeden önceki dönemlerde firmalardaki kötü gidişat kamuoyundan çeşitli finansal hilelerde gizlenmiş, üstüne üstlük söz konusu dönemler için piyasaya olumlu imaj pompalanmıştır.

Yapılan usulsüzlükler iflaslar veya hukuki süreçlerden sonra ancak anlaşılabilmiştir. Bu gecikme ise hem kamu kurumları için hem de piyasa aktörleri için büyük maliyetlere mal olmuştur. Hatta bu köklü firmaların iflasları piyasa için domino etkilisi yaratıp ilişkili olduğu birçok firmayı da iflasa sürüklemiştir. Piyasaya güven veren bu tarz işletmelerin içlerinin boşaltılmış olması yatırımcıların da gözünü korkutmakta ve piyasayı terk etmelerine neden olmaktadır. Bu durum işini doğru yapan şirketlerin de fon sıkıntısına düşmesine, dolaylı yönden cezalandırılmalarına neden olmaktadır.



Şekil 3. Manipülasyon Tespit Yöntemleri

1970'lerden sonra yöneticilerin firma raporlarında yaptığı değişikliklerin araştırılmaya başlanmasıyla birlikte bu raporlardaki değişikliğin etkili ve verimli şekilde ortaya çıkarılması için yöntemler ortaya atılmaya çalışılmıştır. Geçmişten günümüze çeşitli aşamalar kat eden yöntemler hala geliştirilmeye çalışılmaktadır. Finansal manipülasyonların geniş etki alanının olması, onun tespit yöntemlerinin önemini ortaya koymuştur. Kronolojik olarak incelendiğinde, bu yöntemler aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi tahakkuk esaslı modeller, karma modeller ve alternatif modeller olmak üzere üç grupta ele alınabilir.

2.1 Tahakkuk Esaslı Modeller

Muhasebe araştırmacıları, yöneticilerin rapor edilen kazançları kendi çıkarları için ne ölçüde değiştirdikleriyle uzun süredir ilgilenmektedir. 1970'lerin sonlarıyla birlikte, firma yöneticilerinin performanslarını ödüllendirmek ve onları motive etmek için şirket yönetimi tarafından kullanılan teşvik primleri araştırmacıların manipülasyon tespitleriyle ilgili çalışmalarına konu olmaya başlamıştır. Teşvik primlerinden yararlanmak isteyen yöneticiler firmanın zararının ortaya çıkmasını engelleyici yollar aramaya başlamıştır. Bu konuda ihtiyarı tahakkukların yöneticiler tarafından kullanıldığının anlaşılmasıyla birlikte, tahakkuklar finansal bilgi manipülasyonunu araştıran çalışmaların odağı haline gelmiştir. Healy'nin (1985) makalesinden başlayarak, kazançları değiştirmeye yönelik yönetsel teşviklerle ilgili birçok çalışma, yapılmıştır.

Nakit akışı dışındaki muhasebe kayıtları ve raporları tahakkukalar baz alınarak muhasebeleştirilir. Tahakkuk esasının kullanılmadığı zaman nakit esası baz alınmalıdır. Tahakkuk esasına göre, ekonomik faaliyet gerçekleştiği zaman muhasebe kaydı oluşturulmaktadır. Muhasebe tahakkukları, tüm muhasebe seçeneklerinden kaynaklanan zamanlama farklılıklarının özet bir ölçüsüdür. Özet bir ölçü kullanmak, çeşitli muhasebe tercihlerinin kazançlar üzerindeki etkisini ölçmemeye ilgili sorunları azaltır (Watts ve Zimmerman, 1990:144).

Günümüzde modern muhasebe sisteminde tüm kayıtlar tahakkuk esasına göre düzenlenir. Örneğin bir satış gerçekleştiğinde satış faturası kesildiği anda muhasebe kayıtlarına işlenir ve finansal raporlar bu kayıtlara göre oluşturulur ve firma kârlılığı hesaplanır. Söz konusu satışın tahsil edilmesi tahakkuk esasını değiştirmemektedir. Bu durum şirket yöneticileri tarafından suistimal edilebilmektedir.

Ayrıca, toplam tahakkuk (net gelir ile faaliyetlerden elde edilen nakit akışı arasındaki fark) gözlemlenebilirken tahakkukların ihtiyari bileşeni gözlenmez. Bu, piyasa katılımcılarının, yöneticilerin tahakkuklar üzerindeki takdir yetkisini tamamen çözemeyeceği ve tahakkukları, kazançları yönetmek için muhasebe seçimlerinden veya değişikliklerden daha keskin bir araç haline getirdiği anlamına gelir.

Kazanç yönetimi çalışmaları sıklıkla ihtiyari tahakkukları yönetsel teşviklerle ilişkilendirir ve tahakkukları ihtiyari ve ihtiyari olmayan bileşenlere ayırmaya çalışarak model kurulmaya çalışılır (Holthausen vd, 1995:62). Tahakkuk modellerinin tahakkuklarda ihtiyari bileşeni izole etme yeteneği, kurulan modelin başarısını ifade eder. Ancak bu yetenek son zamanlarda eleştirilere maruz kalmıştır. Örneğin Guay ve diğerleri (1996), mevcut tahakkuk modellerinin ihtiyari tahakkukları önemli ölçüde belirsizlikle tahmin ettiği ve bazı tahakkuk modellerinin kazancı rasgele olarak isteğe bağlı ve ihtiyari olmayan bileşenlere ayırdığını ileri sürmektedir.

Finansal bilgi manipülasyonunun tespitini amaçlayan tahakkuk esaslı bir çok model geliştirilmiştir. Bu kapsamda yer alan belli başlı modeller aşağıda açıklanmıştır.

2.1.1 Healy Modeli

ABD' de şirket yöneticilerinin teşvik planlarıyla ödüllendiğinden hareketle 1980'de Fortune Dergisinde yer alan 250 firmadan 91'ini örnekleme olarak 50 yıllık şirket verilerini çalışmasına dahil etmiştir. Faaliyetlerden elde edilen nakit akımlarını da

dikkate alarak yöneticilerin ihtiyari tahakkuklar üzerinde manipülasyon yapıp yapmadığını araştırmıştır. Sonuç olarak şirket yöneticileri tanımlanan teşvik primlerini elde edebilmek için her dönemde finansal bilgi manipülasyonu oluşturacak bir takım işlemlere başvurduğunu tespit etmiştir.

İkramiye planları ve performans planları, açıkça muhasebe kazançlarına bağlıdır. Performans planları, belirli uzun vadeli (üç veya beş yıllık) kazanç hedeflerine ulaşırsa, yöneticilere performans birimlerinin veya nakit veya hisse senetlerinden pay almalarını öngörmektedir. Kazanç hedefleri ise tipik olarak hisse başına kazanç, toplam varlıkların getirisi veya öz sermaye getirisi açısından değerlendirilmektedir. İkramiye sözleşmeleri, uzun vadeli kazanç hedeflerinden ziyade yıllık kazanç hedeflerini belirtmeleri dışında performans sözleşmelerine benzer bir biçime sahiptir.

Bazı şirketler aynı anda hem ikramiye hem de performans planları uygulamaktadır. Bu iki planın kazanç tanımları ve hedef ufuklarındaki farklılıklar, yöneticilerin muhasebe kararları üzerindeki birleşik etkilerinin belirlenmesini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle, Healy (1985) yaptığı çalışmada çalışmasını sadece ikramiye veren firmalarla sınırlandırmıştır. Fox (1980), 1980'de en büyük bin ABD imalat şirketinin yüzde doksanının yöneticilere ücret vermek için bir ikramiye planı kullandığını, oysa sadece yüzde yirmi beşinin bir performans planı kullandığını bulmuştur. İkramiye ödülleri, üst düzey yöneticilerin maaşlarının performans ödemelerinden daha yüksek bir oranını oluşturma eğilimindedir. Örneğin, 1978'de Fox, örnekleme için muhasebe priminin taban maaşa oranının yüzde elli iki olduğunu bildirdi. Performans ödülleri için ise oran yüzde otuz dördtür (Healy, 1985:87).

Firmalar çalışanların performanslarını maksimize etmek için bazı teşvik planları uygulamaktadır. Düzgün bir şekilde yapılandırıldığında, bu tür planlar memurların ve çalışanların çıkarlarını diğer hissedarların çıkarlarıyla başarılı bir şekilde ilişkilendirir.

Bu tür ikramiye planları rapor edilen kazançlara bağlandığında, memurlar ve çalışanlar, alınan ikramiyeleri maksimize etme çabası içinde yaratıcı muhasebe uygulamalarını kullanmaya teşvik ederler (Mulford ve Comiskey, 2002:26). Fakat bu ikramiye planları gelirlerini yükseltmeyi amaçlayan yöneticileri finansal manipülasyon yapmaya itmektedir. Bu durumun tespitini amaçlayan Healy 1985 yılında yaptığı çalışma ile yönetici teşvikleri neticesinde ortaya çıkan manipülasyonu tespit etmek amacıyla tahakkukları kullanan bir model geliştirmiştir.

Her şirket yılı için kazançlar ve üst ve alt sınırlar, gerçek prim planı tanımları kullanılarak tahmin edilir. Tanımlar, planda her değişiklik yapıldığında güncellenir. Bu değişkenleri hesaplamak için veriler, 1964-80 yılları için COMPUSTAT'tan ve daha önceki yıllar için Moody's Endüstriyel El Kitabından toplanmıştır. İsteğe bağlı tahakkuklar ve muhasebe prosedürleri için iki gösterge kullanılır: toplam tahakkuklar ve muhasebe prosedürlerindeki gönüllü değişikliklerin kazançlar üzerindeki etkisi. Toplam tahakkuklar (ACC) hem isteğe bağlı hem de takdire bağlı olmayan bileşenleri ($ACC_t = NA_t + DA_t$) içerir ve raporlanan muhasebe kazançları ile faaliyetlerden kaynaklanan nakit akışları arasındaki farkla tahmin edilir.

Healy muhasebe prosedürlerinde bildirilen değişiklikler iki kaynaktan elde etmiştir, bunlar: Holthausen (1981) tarafından kullanılan amortisman anahtarlarının örneği ve Muhasebe Eğilimleri ve Teknikleri tarafından bildirilen değişikliklerdir. Muhasebe değişiklikleriyle ilgili bilgilerin 1968'den 1980'e kadar olan kısmı için bu kaynaktan toplanmıştır. Prosedür değişiklikleri, değişikliğin türüne göre ayrıştırıp, tam örnek (342 değişiklik) ve kazançlar üzerindeki etkisi olan değişiklikleri özet tablolarla sunmuştur

Healy'nin çalışması, sistematik kazanç yönetiminin her dönemde gerçekleşeceğini öngörmesi açısından diğer kazanç yönetimi çalışmalarının çoğundan farklıdır ve bu modele göre ihtiyari (isteğe bağlı) olmayan tahakkuklar şu şekilde formüle edilmiştir;

$$NDA_{\tau} = \frac{\sum_t TA_t}{A}$$

NDA = Tahmini isteğe bağlı olmayan tahakkuklar

TA = Toplam varlıklardaki toplam tahakkuklar

t = 1, 2...T tahmin dönemine ait yıllar

A = Aktif Toplamı

τ = etkinlik yılına ait dönemi gösteren alt yıl simgesi

Tahmin döneminden elde edilen ortalama toplam tahakkuklar, isteğe bağlı olmayan tahakkukların ölçüsünü temsil eder. Bu, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar için yukardaki modeli ifade etmektedir.

Muhasebe kazançları, operasyonlardan kaynaklanan nakit akışlarına, isteğe bağlı olmayan tahakkuklara ve isteğe bağlı tahakkuklara ayrıştırılır. İsteğe bağlı olmayan tahakkuklar muhasebe standartları tarafından belirlenir. Yönetici isteğe bağlı tahakkukları, muhasebe standartlarında tanımlanan genel kabul görmüş bir dizi fırsattan seçer. Örneğin yönetici, uzun ömürlü varlıkları amortismanına tabi tutma yöntemini seçebilir; mali yılın sonunda envanter teslimatını hızlandırabilir veya geciktirebilir ve satılan malın maliyeti ile stoklar arasında sabit genel giderleri tahsis ederek manipülasyon yapabilir (Dechow vd. 2001:197).

Yöneticiler ikramiye planlarının alt ve üst sınırlarına göre tahakkuklar üzerinde çeşitli oynamalar yapabilmektedir. Eğer yönetici ikramiye planının üst sınırına yaklaşırsa gelirleri düşürücü tahakkukları seçmesi olasıdır. Çünkü cari yıldan sonraki yılları da bu şekilde garantileme şansı elde etmiş olacaktır. Teşvik planlarının alt sınırına yaklaştığında ise gelir artırıcı tahakkuklara yönelmesi olasıdır. Bu sayede cari dönem teşviklerini elde etme şansını yakalamış olacaktır (Healy, 1985:102).

2.1.2 DeAngello Modeli

DeAngelo, 1973-1982 yılları arasında New York ve Amerikan Borsası'nda işlem gören firma yöneticilerinin verdiği muhasebe kararlarını incelediği çalışmasında, halka açık tüm adi hisse senedi geri alımlarını incelemiştir. Şirket tarafından yapılan bu satın alımlarda, hem halka açık hisseler için gerçeğe uygun değerini korumayı amaçlayan hem de bu hisselerin alıcıları için minimum maliyetle gerçekleştirmeyi amaçlayan yöneticiler için potansiyel olarak ciddi çıkar çatışmalarına neden olur. Yöneticiler teklif koşullarını değerlendirmek için neredeyse her zaman bağımsız bir yatırım bankacısı görevlendirse de tipik yönetim satın alımı yine de hisse senedinin diğeryatırımcıları tarafından dava açılmasına neden olmaktadır. Örnek firmaların yöneticilerinin, yönetimin halka açık hissedarları satın almadan önceki dönemlerde şirket kazançlarını sistematik olarak olduğundan düşük gösterdiğine dair önemli gösterge ortaya koyamamaktadır (DeAngello, 1986:400)

Bu model, ihtiyari olmayan tahakkukların ölçüsü olarak geçen dönemin toplam tahakkuklarını (gecikmeli toplam varlıklar ile ölçeklendirilmiş) kullanılmaktadır. Bu nedenle, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar için DeAngelo Modeli şu şekilde kurulmuştur:

$$NDA_t = TA_{t-1}/A_{t-2}$$

NDA_t = ihtiyari olmayan tahakkuklar

TA_{t-1} toplam tahakkukları

A_{t-2} toplam varlıkları ifade etmektedir.

DeAngello ve Healy'nin modellerinin ortak yanı her iki modelin de ihtiyari olmayan tahakkukları toplam tahakkuklar ile ilişkisini incelemiş olmasıdır. DeAngello, modelinde ihtiyari olmayan tahakkukların tahmin periyodu önceki yılın gözlemi ile sınırlandırılarak Healy'nin modelinden ayrılmıştır.

İhtiyari olmayan tahakkukların zaman içinde sabit ve ihtiyari tahakkuklar tahmin döneminde sıfır olması durumunda, hem Healy hem de DeAngello Modelleri isteğe bağlı olmayan tahakkukları hatasız olarak ölçecektir. Bununla birlikte, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar dönemden döneme değişiyorsa, her iki model de isteğe bağlı olmayan tahakkukları hatayla ölçme eğiliminde olacaktır. Bu durumda, iki modelden hangisinin daha uygun olduğu, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar üreten zaman serileri sürecinin doğasına bağlıdır. İsteğe bağlı olmayan tahakkuklar, sabit bir ortalama etrafında bir beyaz gürültü sürecini takip etmesi durumunda, Healy modeli daha uygundur. İsteğe bağlı olmayan tahakkuklar rassal yürüyüşü takip ederse, DeAngello modeli uygundur. Ampirik kanıtlar, toplam tahakkukların rassal yürüyüş içerdiğini ve bir beyaz gürültü sürecine yaklaştığını göstermektedir (Dechow vd., 1995:198).

2.1.3 Jones Modeli

Jones 1991'de yaptığı çalışmasında, tarife artışları, kota indirimleri gibi ithalat indiriminden yararlanacak firmaların, Birleşik Devletler Uluslararası Ticaret Komisyonu (ITC) tarafından yapılan ithalat indirimi soruşturmaları sırasında kazanç yönetimi yoluyla kazanç manipülasyonlarını incelemiştir. ITC tarafından yapılan ithalat indirimi, endüstrinin karlılığı gibi federal ticaret kanunlarında belirtilen çeşitli faktörlere dayanmaktadır.

İthalat indirimi düzenlemesinde muhasebe numaralarının açık bir şekilde kullanılması, yöneticilere ithalat indirimi alma olasılığını ve / veya verilen yardım miktarını artırmak için kazançları yönetmeleri için teşvikler sağlar. Jones'in çalışması ithalat yardımı incelemelerini konu alması nedeniyle diğer kazanç yönetimi çalışmalarından ayrılmaktadır. Çalışmada gümrük teşviklerinden yararlanmak isteyen

yöneticilerin şirket karını düşük göstermeyi amaçlayabileceklerinden yola çıkarak bu durumun tespit edilmesi için aşağıdaki modeli tanımlamıştır.

$$TA_{it}/A_{it-1} = \alpha_i[1/A_{it-1}] + \beta_{1i}[\Delta REV_{it}/A_{it-1}] + \beta_{2i}[PPE_{it}/A_{it-1}] + e_{it}$$

TA_{it} = i firması için t yılında toplam tahakkuklar

ΔREV_{it} = i firması için t yılındaki gelirlerle $t-1$ yılındaki gelirler arası değişim

PPE_{it} = i firması için t yılındaki brüt mal, makine ve ekipman

A_{it-1} = $t-1$ yılında toplam varlıklar

e_{it} = t yılı için hata terimi

İsteğe bağlı olmayan tahakkuklar ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkinin durağan olduğunu varsayar ve diğer modellerden farklı olarak en küçük kareler yöntemini kullanmaktadır.

2.1.4 Düzeltilmiş Jones Modeli

Araştırmada, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar üreten sürecin beş modelini ele almaktadır. Bu modeller, mevcut kazanç yönetimi literatüründe kullanılmış olanların genel temsilileridir. Karşılaştırıla bilirliliği kolaylaştırmak için, modelleri literatürde gördükleri gibi tam olarak kopyalamaya çalışmak yerine, tüm modelleri aynı genel çerçeveye yerleştirmiştir.

Jones (1991) tarafından geliştirilen modelin değiştirilmiş bir versiyonu, olan modelde, finansal performansla ilişkili kazanç yönetimi teşviklerini araştırırken finansal performansı kontrol etmenin önemini vurgulamaktadır. Değiştirilmiş modelde, isteğe bağlı olmayan tahakkuklar olay dönemi boyunca (yani, kazanç yönetiminin varsayıldığı dönemlerde) şu şekilde tahmin edilir:

$$NAD_t = \alpha_1(1/A_{t-1}) + \alpha_2(\Delta REV_t - \Delta REC_t) + \alpha_3(PPE_t) ,$$

ΔREC_t = t yılındaki net alacaklar eksi $t-1$ yılındaki net alacaklar ($t-1$ yılında toplam varlıklar ile ölçeklenmiştir)

Tahmin dönemi boyunca α_1 , α_2 , α_3 ve isteğe bağlı olmayan tahakkuk tahminleri (sistemik kazanç yönetiminin varsayılmadığı), orijinal Jones Modelinden elde edilenlerdir. Orijinal Jones modeline göre tek düzeltme, gelirlerdeki değişimin olay dönemindeki alacaklardaki değişime göre ayarlanmasıdır. Orijinal Jones Modeli, dolaylı

olarak, tahmin döneminde veya olay döneminde gelir üzerinde takdir yetkisinin kullanılmadığını varsayar. Jones Modelinin değiştirilmiş versiyonu, dolaylı olarak, olay dönemindeki kredi satışlarındaki tüm değişikliklerin kazanç yönetiminden kaynaklandığını varsayar. Bu, nakit satışlardan elde edilen gelirin muhasebeleştirilmesi üzerinde takdir yetkisi kullanmaktan ziyade, kredili satışlardan elde edilen hasılatın muhasebeleştirilmesi üzerinde takdir yetkisi kullanmak suretiyle kazançları yönetmenin daha kolay olduğu gerekçesine dayanmaktadır (Dechow vd., 1995:199).

İhtiyari tahakkukların ölçülmesi için olağan başlangıç noktası, toplam tahakkuklardır. Daha sonra, toplam tahakkukların isteğe bağlı olmayan bileşenini üreten süreç için belirli bir model varsayılır ve toplam tahakkukların isteğe bağlı ve isteğe bağlı olmayan bir bileşene ayrıştırılmasına olanak tanır. Modellerin çoğu, en az bir parametrenin tahmin edilmesini gerektirmektedir ve bu, hiçbir sistematik kazanç yönetiminin tahmin edilmediği bir "tahmin süresi" kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

2.1.5 Endüstri Modeli

Jones Modeline benzer şekilde Endüstri Modeli (1991), isteğe bağlı olmayan tahakkukların zaman içinde sabit olduğu varsayımını gevşetir. Ancak, isteğe bağlı olmayan tahakkukların belirleyicilerini doğrudan modellemeye çalışmak yerine, Endüstri Modeli, isteğe bağlı olmayan tahakkukların belirleyicilerindeki varyasyonun aynı sektördeki şirketler arasında yaygın olduğunu varsaymaktadır. İsteğe bağlı olmayan tahakkuklar için Endüstri Modeli şu şekilde ifade edilmektedir:

$$NDA_t = \gamma_1 + \gamma_2 \text{median}_t(TA_t),$$

$\text{median}_t(TA_t)$ = Toplam tahakkukların medyan değeri (Aynı endüstri dalında örnekleme alınmayan tüm işletmelerin aktifleri tarafından ölçülen).

Firmaya özgü γ_1 ve γ_2 parametreleri, tahmin dönemindeki gözlemler üzerinden OLS kullanılarak tahmin edilmektedir.

Dechow, Sloan ve Sweeney (1995) tahakkukların manipülasyona konu edilmesini gider manipülasyonu, gelir manipülasyonu ve marj manipülasyonu olmak üzere üç başlıkta ele almaktadır;

(1) Gider Manipülasyonu- giderlerin geç tahakkuk ettirilmesidir. Bu yaklaşım, kazanç yönetim yılında toplam tahakkuklara varsayılan gider manipülasyonu eklenerek, takip eden yıl da aynı tutar çıkarılarak uygulanmaktadır. Modellerin hiçbiri isteğe bağlı

olmayan tahakkukları tahmin etmek için gider kullanmadığından, çalışmada kullanılan diğer değişkenlerin hiçbirinin ayarlanması gerekmemektedir.

(2) Gelir Manipülasyonu- gelirin erken muhasebeleştirilmesi (tüm maliyetlerin sabit olduğu varsayılarak). Bu yaklaşım, toplam tahakkuk, gelir ve alacak hesaplarına varsayılan gelir eklenerek uygulanır. Aynı tutar bir sonraki yıl toplam tahakkuk, irat ve alacak hesaplarından düşülür;

(3) Marj Manipülasyonu- gelirin erken muhasebeleştirilmesi (tüm maliyetlerin değişken olduğu varsayılarak). Bu yaklaşım, varsayılan marj manipülasyon miktarını toplam tahakkuklara ekleyerek ve gelir ve alacak hesaplarına aşağıdakileri ekleyerek uygulanır:

$$(\text{varsayılan marj manipülasyon miktarı}) / (\text{net gelir oranı}),$$

Net gelir oranı, firmanın net gelirinin, toplam gelire oranı olup, her firmanın tahmin dönemindeki gözlemlerden oranın medyan değeri kullanılarak tahmin edilir. Örneğin, yüzde on net gelir oranına sahip bir firmada gecikmeli varlıkların yüzde birinin kazanç yönetimini yapay olarak uygulamak için, toplam tahakkuklara gecikmiş varlıkların yüzde birini ve gecikmiş varlıkların yüzde onunu gelir ve alacak hesaplarına ekleyerek hesaplanmaktadır.

Tahakkuk esasına dayalı olarak geliştirilen tüm bu modeller Dechow, vd.(1995) tarafından model güçlerini kıyaslayabilmek için test edilmiştir. SEC tarafından gelir manipülasyonu yaptığı ilan edilen 56 firmadan 32'si seçilerek analiz yapılmış ve en uygun test yönteminin Düzeltilmiş Jones Modeli olduğunu ortaya koymuştur.

2.2 Tahakkukları ve Finansal Rasyoları Kullanan Modeller

1980'lerin ortalarından beri finansal bilgi manipülasyonu literatürü, kazançları değiştirmeye yönelik yönetici teşviklerini konu almaktadır. Çalışmalar esas olarak tahakkuklara odaklanmaktadır. Tahakkuklar kullanılarak gerçekleştirilen manipülatif büyüme üç olası nedene dayandırılmaktadır. Birincisi, tahakkuklar Genel Kabul Görmüş Muhasebe İlkelerinin ana ürünüdür ve kazançlar yönetiliyorsa, kazanç yönetiminin kazancın nakit akışı bileşeninden ziyade tahakkuk üzerinden gerçekleşmesi daha olasıdır. İkincisi, tahakkukların incelenmesi, çeşitli muhasebe tercihlerinin kazançlar üzerindeki etkisini ölçememe ile ilgili sorunlar söz konusudur (Watts ve Zimmerman, 1990). Üçüncüsü, kazanç yönetimi tahakkukların gözlemlenemeyen bir

bileşeniyse, yatırımcıların kazanç yönetiminin rapor edilen kazançlar üzerindeki etkisini çözmeye olasılığı düşüktür. Kazanç yönetimi araştırmacılarının karşılaştığı temel zorluk, yatırımcılar gibi akademisyenlerin de tahakkukların kazanç yönetimi bileşenini gözlemleyememesi veya bu nedenle ölçememesidir (Beneish, 2001:4).

Sonuç olarak, önceki çalışmalar hem kazançları yönetmeye yönelik teşvikleri hem de yöneticilerin muhasebe takdir yetkisini tahmin etmek için kullanılan çeşitli tahakkuk modellerinin yapı geçerliliğini test eden ortak hipotezlerden çıkarımlar elde etmiştir. Beklenen tahakkukların mevcut modelleri, yönetsel takdir yetkisine ilişkin kesin olmayan tahminler sağladığından, gözlemlenemeyen kazanç yönetimi eylemlerinin gerçekten gerçekleşip gerçekleşmediğine dair sorular ortaya atılmıştır. Tüm bu eleştiriler tahakkuk esaslı modellerin finansal manipülasyonun tespiti için yetersiz kaldığını ve alternatif modeller geliştirilmesi gerektiğini ortaya koymuştur.

Karma modeller tahakkuk esaslı modelin göz ardı ettiği diğer muhasebe kalemlerini de modele dahil ederek daha güçlü bir tespit yöntemi oluşturmaya çalışmıştır. Bu modeller aşağıda ele alınmıştır.

2.2.1 Beneish Modeli

Tahakkuk esaslı modeller, manipülasyon tespitinde çeşitli değişiklikler gösterse de manipülasyonun tespit yönteminde yalnızca tahakkukları baz alması nedeniyle eleştirilere maruz kalmaktadır. Şirketlerin manipülasyon yapmak için sadece tahakkukları değil diğer finansal değişkenlerin de kullanılması ve manipülasyonun tespit edilmesi için kurulacak denkleme dahil edilmesi gerekliliği ilk olarak Beneish tarafından ortaya konulmuştur. Çalışmanın çok yönlülüğü araştırmacıların çalışmalarında sıkça yer vermelerine neden olmuştur. Beneish 1997'de oluşturduğu ilk modelin geçerliliğini benzer örneklemlerle tekrar test etmiş ve kurulan modelde bazı değişiklikler yapmıştır.

2.2.1.1 Beneish (1997) Modeli

ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu tarafından halka açık şirketlerin finansal tablolarını incelenmekte ve incelemeler neticesinde hile ve usulsüzlük tespit edilen firmalar için haftalık bültenler yayımlanmaktadır. Bu bültenler neticesinde firmalara ve firma yetkilerine çeşitli yasaklamalar ve cezalar uygulanmaktadır. Bu bültenler, firma tarafları (yatırımcılar, hissedarlar, yöneticiler, kreditorler ve kamu

otoriteleri) için asimetrik bilgi sorununu azaltmakta ve yapılan hata ve usulsüzlükler nedeniyle hak mahrumiyeti yaşama ihtimali olan taraflara da yasal haklarını arama yolunu da açmaktadır. Beneish bu bültenlerde yer alan bildirimleri tarayarak finansal hata, hile veya usulsüzlük yapan firmaların finansal tablolarını karakterize ederek finansal manipülasyon göstergelerini ortaya çıkaran bir yöntem geliştirmeyi amaçlamıştır. 1987-93 yılları için SEC (Securities and Exchange Commission) tarafından manipülatör olarak seçilen 64 şirket ve 1989 kontrol şirketi (ihtiyari tahakkukları yüksek olan) ile analiz yapılmış ve 6 bağımsız değişken kullanılarak finansal bilgi manipülasyonu tespit edilmeye çalışılmıştır.

SEC, SPK gibi denetleyici kurumların bültenlerinin, halka açık firmalar üzerinde kontrolör rolü olması piyasa aktörleri için önem arz etmekle birlikte bu bültenlerdeki bildirimlerin arasında *iki ila dört yıllık* bir gecikme olması (Beneish, 1997:275) asimetrik bilgi sorununu ortadan kaldırma konusunda gecikmeye neden olmaktadır. Bu nedenle geliştirilen araştırma metotlarının temel amacı firmanın taraflarının gecikme yaşamadan manipülasyonlardan haberdar olmasını sağlayacak bir tekniğin geliştirilmesidir.

Beneish 1997 yılında SEC icra bültenlerinin yanı sıra finansal basında yer alan bilgileri de kullanarak finansal hata ve hileye başvuran 64 firma tespit etmiş, bu şirketler için yine aynı sektör ve büyüklükte 1989 şirket kontrol grubu olarak tespit edilmiştir. Söz konusu firmaların finansal tabloları COMPUSTAT veri tabanından 1987-1993 dönemi için yıllık olarak elde edilmiştir. Elde edilen finansal tablolardan elde edilen 11 adet oran bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Manipülasyon yaptığı tespit edilen firmalar için 1 manipülasyon yapmayan firmalar (kontrol grubu) için 0 değeri kullanılarak probit modeli kurulmuştur. Geliştirilen bu model Beneish Modeli veya Beneish M Skoru olarak literatürde kabul görmektedir.

Beneish modelini kurarken *probit modelini* kullanmıştır. Bu model iki şıklı bir bağımlı değişkenin davranışını açıklamak için birikimli dağılım fonksiyonu (BDF)'dan türetilmektedir. Bazen bu modele *normit model* de denmektedir.

Probit modeli Beneish tarafından M-skoru olarak kullanılmıştır. Bağımlı değişken(Y) için manipülatör şirketlere “1” manipülatör olmayan şirketlere ise “0” verilerek oluşturulmuştur. Bu çerçevede Beneish'in modeli şu şekilde oluşturulmuştur:

$$M_i = \beta_i X_i + \varepsilon_i$$

β_i =Model çerçevesinde oluşacak her bir bağımsız değişken için katsayıyı,

X_i = Açıklayıcı değişkenin matrisini,

ε_i = Hata terimini oluşturmaktadır.

Bağımsız değişkenler için ise deney grubu ve kontrol grubu firmaların geçmişe dönük (1987-1993) mali tablolarından oluşan 11 değişken kullanılmıştır. Bu değişkenler sırasıyla aşağıdaki gibi sıralanmıştır;

- ✓ Ticari Alacaklar indeksi (Days in receivables index) (DSRI)
- ✓ Brüt Kar indeksi (Gross margin index) (GMİ)
- ✓ Aktif Kalite indeksi (Asset quality index) (AQI)
- ✓ Amortisman indeksi (Depreciation index) (DEPI)
- ✓ Pazarlama Satış Dağıtım ve Genel Yönetim Giderleri Endeksi (SGAI)
- ✓ Toplam Varlıklardaki Toplam Tahakkuklar (Total accruals to total assets)(TATA)
- ✓ Satışlardaki Büyüme indeksi (Sales growth index) (SGI)
- ✓ Hisse Senetlerindeki Anormal Getiri (Abnormal return) (prior 12 months)
- ✓ Kaldıraç (Leverage)
- ✓ Pozitif Tahakkuk Kukla Değişken (Positive accruals dummy)
- ✓ Azalan Nakit Kukla Değişkeni (Declining cash sales dummy)

Toplam tahakkukların isteğe bağlı ve isteğe bağlı olmayan bileşenlerini ayırt etmek için, Dechow ve diğerleri tarafından önerilen Jones (1991) tarafından kullanılan modelin değiştirilmiş versiyonunu kullanan Beneish, bu modelle, satış manipülasyonunu yakalamaya çalışmıştır ve Dechow ve ark. (1995) kazanç yönetimini belirlemede en güçlü olduğuna dair kanıtlar sunmuştur. Ayrıca bu model sayesinde tahakkuklar üzerinden yapılan işlemlerin her zaman manipülasyonun varlığı anlamına gelmeyeceğini de vurgulamıştır. Örneğin çeşitli nedenlerden dolayı satışları düşen firmada buna bağlı olarak stoklar artacak Jones (1991)'in modeli bu firmada uygulandığında tahakkuklarının yüksek olduğu görülecektir. Bir başka örnekte ise rekabet amacıyla müşterilerinin vadelerini uzatan bir firmada ticari alacaklar artacak ve ihtiyari tahakkukları artış gösterecektir. Tüm bu uygulamalar şirket yönetimi tarafından alınmış ve ihtiyari tahakkukları artırmaya yönelik olsa da temelde manipülasyon amacı gütmemektedir.

Çalışma bulguları incelendiğinde; finansal bilgi manipülasyonu yapan şirketler daha genç (yeni), daha düşük hisse senedi performansına sahip ve borç ağırlıklı kaynak yapısı ile büyüyen, alacak ve stok devir hızları düşmekte olan ve aktif kalitesi ile brüt kâr marjı kötüleşen şirketlerdir. Ayrıca nakit satışların nadiren manipüle edildiğini bulmuştur. 64 firmadan birinin (%1,6) alacak tahsilatı izlenimi yaratmak için döngüsel para transferleri yaptığını bildirmiştir. Buna karşılık, 64 firmadan 43'ünün (%67,2) kredi satışlarını etkileyen manipülasyon yaptıkları bulunmuştur (örn. hayali faturalar, iade hakkı ile önden yükleme, mali dönemin sonundan sonra defterleri açık tutma, tamamlanma yüzdesini fazla gösterme gibi).

2.2.1.2 Beneish (1999) Modeli

Beneish (1997) kurduğun modelin etkinliğini test etmek amacıyla daha geniş örneklerle çalışmasını tekrar etmiş ve bağımsız değişkenlerin bazılarında değişiklikler yapmıştır. Çalışmada, SEC, Accounting and Auditing Enforcement Releases (AAER) tarafından manipülasyon olduğu haftalık bültenlerle belirlenen 74 halka açık firmayı deney grubu olarak seçmiştir. Ayrıca 2 Ocak 1987'den Nisan 1993'e kadar LEXIS-NEXIS üzerinde yapılan kapsamlı bir medya araştırması, makalelerde adı geçen 80 şirketi belirlemiş daha sonra bu şirketle AAER'den tespit elde edilen firmalar teyit edilmiştir. Bu firmaların kontrol grubu olarak 1997'deki çalışmasından farklı olarak benzer sektörlerden (Bankacılık, finans ve sigortacılık sektörleri hariç) 2332 firma seçilerek probit analizine tabi tutularak M-skoru denklemini yeniden hesaplamıştır. Eski modelde manipülatif olarak sayılmayan 10 şirket bu çalışmada agresif tahakkuk yaptığı için manipülatör firmalar arasına dahil edilmiştir. Beneish 1999 yılında oluşturduğu modelde de ilk kullandığı aşağıdaki formülü kullanmıştır.

$$M_i = \beta_i X_i + \varepsilon_i$$

Modelde yer alan değişkenler ise aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 1. Beneish Modeli Değişkenleri

Ticari Alacaklar Endeksi (Days in receivables index) (DSRI)	$\frac{Tic Al./Net Sat_t}{Tic Al./Net Sat_{t-1}}$
Brüt Kar indeksi (Gross margin index) (GMI)	$\frac{Net sat - stmm/Net Sat_{t-1}}{Net sat - stmm/Net Sat_t}$
Aktif Kalite indeksi (Asset quality index) (AQI)	$\frac{1 - ((Dön. Var. + Mad. dur. Var.) / Top Aktif_t)}{1 - ((Dön. Var. + Mad. dur. Var.) / Top Aktif_{t-1})}$
Amortisman indeksi Depreciation index) (DEPI)	$\frac{Amort./ (Amort + Mad. Dur. Var)}{Amort./ (Amort + Mad. Dur. Var)_t}$
Pazarlama Satış Dağıtım ve Genel Yönetim Giderleri Endeksi (SGAI)	$\frac{(Gen yön + paz. sat) / Brüt satış_{t-1}}{(Gen yön + paz. sat) / Brüt satış_t}$
Toplam Varlıklardaki Toplam Tahakkuklar (Total accruals to total assets)(TATA)	$\frac{Net Esas Fal. K. Z - işl Fal. Sağ. Nakit}{Top. Aktif}$
Satışlardaki Büyüme indeksi (Sales growth index) (SGI)	$\frac{Brüt Sat}{Brüt Sat_{t-1}}$
Borç Yapısı Değişim Endeksi (Leverage index) (LVGI)	$\frac{Kvyk + Uvyk_{t-1} / Top. Aktif}{Kvyk + Uvyk_t / Top. Aktif}$

Bu değişkenler kullanılarak oluşturulan probit modelinin M-skoru şu şekildedir;

$$M_i = -4,80 + (9,20 * DSRI) + (0,528 * GMI) + (0,404 * AQI) + (0,892 * SGI) + (0,115 * DEPI) + (-0,172 * SGAI) + (4,679 * TATA) + (-0,327 * LVGI)$$

Bu denklemden elde edilen M-skoru değeri normal dağılım fonksiyonuna göre şu şekilde yorumlanır (Wiedman,1999:167);

Tablo 2. Beneish Modeli M-skoru Tahmini Olasılıklar

Tahmini Olasılık	Ölçütler
M > 11,32%	Önemli ölçüde manipülasyon tehlikesi var
5,99% ile 11,32% arası	Manipülasyon için ciddi risk var
2,94% ile 5,99% arası	Gri Bölge: Manipülasyon olasılığı var
M < 2,94%	Manipülasyona dair hiçbir kanıt yok

M_i denklemine göre 1,78'lik bir M-skoru kesme değerine karşılık gelmektedir. Yani, -1,78'i aşan bir M-skora sahip şirketler, potansiyel manipülatörler olarak tespit edilir. Bu kesim değerini kullanarak Beneish, modelin, toplam örnek şirketlerin yaklaşık% 13'ünü manipülatör olarak işaretlediği ve işaretlenen örnek şirketlerin %13'ü tüm gerçek manipülatör şirketlerin yaklaşık yarısını içermektedir. Beneish modelin 2 tip hata yapabileceğini belirtmiş ve bu hatalar şu şekilde sıralanmıştır;

Tip I Hata	Manipülatör olup, manipülatör olmayan olarak sınıflandırılmak
Tip II Hata	Manipülatör olmayıp, manipülatör olarak sınıflandırılmak

Hisse senedi yatırımcısı için bu hata tiplerinden Tip I hata maliyetinin, Tip II hata maliyetine oranla 20-40 kat daha maliyetli olduğu görülmektedir(Beneish, 1999:32).

Bu çalışmalarla birlikte, Beneish 1998, 2001, 2013 yıllarında da finansal bilgi manipülasyonunu konu alan çalışmalar yapmıştır.

Beneish, 2012 yılındaki çalışmasında M-skorunun gelecekteki getiri ile olan ilişkisini araştırmıştır. Çalışmada, Fama-MacBeth'in bir yıl öncesi satın alma ve ölçeklendirilmiş boyut ayarlı getirilerin ($BHSAR_t + 1$) kesitsel regresyonlarını tahmininde M-skorunu açıklayıcı değişken olarak kullanmıştır. Açıklayıcı denklemi şu şekilde oluşturmuştur;

$$BHSAR_{t+1} = a_0 + a_1MSCORE_t + a_2 Accruals_t + a_3Momentum_t + a_4MVE_t + a_5BTM_t + a_6 SIRatio_t + \epsilon_{t+1}$$

Çalışma örnekleme için 1993 ile 2007 arasındaki dönem verileri Compustat veri tabanından elde edilmiş, 74 manipülatör (1), 2332 manipülatör olmayan (0) firma çalışmaya dahil edilmiştir. Finansal hizmet firmalarını (SIC kodları 6000- 6899), satışları 100.000 \$ 'dan az olan firmaları (Compustat # 12) veya toplam varlıklar (Compustat # 6), portföy oluşumundan önceki mali dönemin sonunda piyasa değeri 50 milyon dolardan az olan firmalar ve olasılıklarını hesaplamak için yeterli veriye sahip olmayan firmalar örnekleme dışı bırakılmıştır. Çalışmada m-skorunun muhasebe temelli bir model olarak yalnızca dolandırıcılığı tespit etmek için değil, aynı zamanda kesitsel getirileri tahmin etmek için de kullanılabilmesi test edilmiştir. M-skorunun hesaplanmasında Beneish (1999), değişkenlerini kullanmakla birlikte toplam varlıklardaki tahakkukların hesaplanmasında TATA yerine ACCRUALS kullanılmıştır.

ACR, olağanüstü kalemler öncesi gelir eksi işletme nakit akışlarının, ortalama toplam varlıklara bölünmesiyle elde edilmektedir.

Beneish (1999) modelini kullanarak, adli muhasebenin yalnızca dolandırıcılığı tespit etmekle kalmayıp, örneklem dışı önemli bir yeteneğe sahip olduğu vurgulanmıştır. Aynı zamanda hisse senedi getirilerini de tahmin etmeye de yardımcı olabileceğini belirtmiştir. Ayrıca, modelin etkinliğinin büyük ölçüde, cari yıl kazançlarının tahakkuk bileşeninin muhtemel kalıcılığını (veya tersine çevirmesini) önceden tahmin etme kabiliyetinden kaynaklandığına dair kanıt elde edilmiştir.

Küçüksözen, 2004 yılında yaptığı çalışmada, hisse senetleri İMKB’de işlem gören şirketlerin finansal bilgi manipülasyonu uygulamalarını tahmin etmek amacıyla Beneish (1999) modelini yenileyerek kullanılmıştır. Bu çerçevede oluşturulan modeldeki 9 açıklayıcı değişken;

- Ticari alacaklar endeksi (TAE),
- Brüt kar marjı endeksi (BKM),
- Aktif kalitesi endeksi (AKE),
- Amortisman endeksi (AME),
- Pazarlama, satış, dağıtım ve genel yönetim giderleri endeksi (PSE),
- Kaynak yapısındaki değişim endeksi (KYE),
- Toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı (TVE),
- Finansman giderlerinin satışlara oranı (FSE) ve
- Stokların satışlara oranı (SSE)

olarak belirlenmiştir. Bu değişkenler probit regresyon yöntemi ile analiz edilmiş, 6 tanesinin, İMKB şirketlerince yapılabilecek finansal bilgi manipülasyonu uygulamalarının ortaya çıkarılmasında kullanılabileceğini belirtmiştir.

Tekin (2017) tez çalışmasında Türkiye’de halka açık, borsada işlem gören işletmelerin, bağımsız denetime tabi finansal tablolarını kullanarak, yatırımcılara sunulan finansal bilginin manipüle edilip edilmediği araştırmıştır. 2010-2014 dönemini kapsayan, SPK bültenleri ve bağımsız denetim raporları incelenerek seçilen 18 manipülatör şirket ve 74 kontrol şirketine ait veriler, Beneish (1999) modeli kapsamında

probit analizine tabi tutulmuştur. Çalışmanın sonucunda anlamlı çıkan 5 adet değişkenin manipülasyon tahmininde kullanılabileceği belirtilmiştir.

2.2.2 Spathis Modeli

Finansal manipülasyonun tespit edilmesinde tahakkukların yanı sıra, finansal rasyoları da kullanarak oluşturulan regresyon modellerinden biri de Spathis(2000) tarafından oluşturulan modeldir. Bu model finansal bilgi manipülasyonunu açıklamak için kullanılan finansal oranların Binary Lojistik Regresyon yöntemiyle analize tabi tutulmasını içermektedir. Yunanistan Borsasında işlem gören firmalar içinden seçilen örnekleme, 38 manipülatif şirket, 38 kontrol değişkeni kullanılarak analiz yapılmıştır. Manipülasyon yapan firmaların tespitinde bağımsız denetçi raporları, Borsa (Athens Stock Exchange) ve Maliye Bakanlığı kaynakları kullanılmıştır. Dönem olarak 2000 yılı verileri kullanılmıştır. 2000 yılının seçilmesi hem hisse fiyatları hem de likidite açısından durgunluk yaşayan Yunan borsası için çok zor geçmiş bir yıl olmasındandır. Bu durum, son dönemde yaygın olarak ortaya çıkan yanlış finansal tablolarla birlikte, yetkililerin, borsanın, Ekonomi Bakanlığı'nın ve bankacılık sektörünün erken uyarı sistemlerine olan ilgisini artırmıştır. Çalışmada Lojistik Regresyon analiz yöntemi olarak kullanılmıştır. Aşağıdaki tabloda denklemin bağımsız değişkenleri yer almaktadır;

Tablo 3. Spathis Model Değişkenleri

DEBT/EQ	Borç/Özkaynak(Debt / Equity)
SAL/TA	Satışlar/Toplam Aktifler (Sales /Total assets)
NP/SAL	Net Kar/ Satışlar (Net Profit / Sales)
REC/SAL	Alacaklar/ Satışlar (Receivables / Sales)
NP/TA	Net Kar/ Toplam Aktifler (Net Profit / Total Assets)
WC/TA	Çalışma Sermayesi/ Toplam Aktifler (Working Capital / Total Assets)
GP/TA	Brüt Kar/ Toplam Aktifler (Gross Profit / Total Assets)
INV/SAL	Stoklar/ Satışlar (Inventories / Total Assets)
TD/TA	Toplam Borç / Toplam Aktifler (Total Debt / Total Assets)
Altman Z-Score	

Bu deęişkenler kullanılarak iki tahmin modeli kullanılmış, modellerin birbirinden farklı Altman Z skorunun ikinci kurulan modele dahil edilmiş olmasıdır.

2002 yılında Spathis, Yunanistan'daki işletmelerin yanlış mali tablolarının olasılığını deęerlendirmek için güvenilir bir model geliştirmek amacıyla iki denklem geliştirmiş;

$$FFS = 1,250 - 33,029(NP/TA) - 6,878(WC/TA) + 2,252(INV/SAL)$$

$$FFS = 0,230 + 2,659(INV/SAL) + 6,685(TD/TA) - 3,327(Z)$$

İlk denklemde 9 açıklayıcı deęişken kullanılmışken ikinci denklemde Z-skoru denkleme dahil edilmiştir. Bu denklemlerden stokların satışlara oranı (INV/SAL), toplam borçların toplam aktiflere oranı (TD/TA) ve Z-Skoru lojistik regresyonda anlamlı çıkan deęişkenler olmuştur. Sonuçta güvenilir bir model geliştirdiği vurgulanmıştır. Önerilen metodolojik çerçevenin kullanımı hem iç hem de dış denetçilere, vergilendirmeye ve dięer devlet kurumlarına, bireysel ve kurumsal yatırımcılara, borsalara, hukuk firmalarına, ekonomi analistlerine, kredi derecelendirme kuruluşlarına ve bankacılık sistemine yardımcı olabileceği vurgusu yapılmıştır.

Spathis, Doumpos ve Zopounidis (2004), aynı dönem ve örneklem için Spathis (2002) modelindeki modeli UTADIS (UTilite's Additives DIScriminantes) yöntemi kullanarak tekrar test etmiş ve modelin gücünü %100 bulmuş olsalar da gerek örneklem sayısının azlığı gerek ise zaman aralığının darlığı sebebiyle eleştirilere maruz kalmıştır.

Lojistik regresyonu kullanan farklı çalışmalar da mevcuttur. Örneğin Küçükkoçaođlu ve Küçüksözen (2005) İMKB şirketleri üzerine yaptıkları çalışma, 2001 yılı finansal tablolarında gerçeğe aykırı finansal bilgi bulunan, dolayısıyla Sermaye Piyasası Kurulu tarafından finansal tablolarında düzeltme yaptırılan 23 şirket, finansal bilgi manipülatörü şirket olarak, yine finansal bilgi manipülasyonu yaptığına dair bilgi ya da bulguya rastlanmayan 99 şirket de kontrol şirketi olarak seçilmiştir. Çok boyutlu lojistik regresyon modelinin kullanıldığı çalışmada 12 adet finansal deęişken kullanılmış, çalışma sonuçlarına göre, net karın toplam aktife oranı ve toplam finansman giderlerinin toplam faaliyet giderlerine oranının, Türkiye'de finansal bilgi manipülasyonu tahmininde kullanılabilecek rasyolar olduğu ileri sürülmüştür.

Varıcı ve Er (2013), İMKB de faaliyet gösteren imalat işletmeleri için Beneish(1999) modelindeki deęişkenleri kullanarak lojistik regresyon yöntemi

kullanmıştır. Yapılan analiz sonucunda toplam 39 işletmenin 20 tanesinde muhasebe manipülasyonu olma ihtimali ortaya çıkmıştır. Açıklayıcı değişken olarak aktif devir hızı, finansman oranı ve faaliyet kâr marjının etkili olabileceği belirtilmiştir. Modelin sınıflandırma yüzdesi %79,5 bulunmuştur.

Fındık ve Öztürk (2016) ise yaptıkları çalışmada BIST imalat sanayinde firma işlem gören 2014 yılı için 91 şirketin finansal bilgi manipülasyonu uygulayıp uygulamadıklarını ve lojistik regresyon yöntemiyle analiz etmişlerdir. Manipülasyon denkleminde 8 değişkenden, DSRI, GMI, EQI ve TATA değişkenlerinin kullanılabilmesi belirtilmiştir.

Sezgin (2012), Spathis(2002) modelinde kullanılan rasyolar aracılığıyla Türkiye örneğinde binomial hurdle model yardımıyla analize tabi tutmuş, 2010 yılı verileriyle yapılan analiz binomial hurdle modelinin bir sonucu olarak, borçtan öz sermayeye (D/E), satışlardan toplam varlıklara (S/TA), alacaklardan satışlara (R/S), net kârdan toplam varlıklara (NP/TA), envanter satışlara (INV/S), toplam borcun toplam varlıklara (TD/TA) ve toplam finansman giderlerinin faaliyet giderlerine (FE/GE) oranlarının manipülasyon tahmininde kullanılabilmesini belirtmiştir. Öte yandan, net kâr/satışlar (NP/S) ve brüt kâr/toplam varlıklar (GP/TA) oranlarının açıklayıcı değişken olarak kullanılmayacağını belirtmişlerdir.

Literatürde Beneish ve Spathis model olarak kabul gören finansal bilgi tespit yöntemleri esasında regresyon modelleridir. Tahakkuk esaslı modellerden farklı olarak finansal rasyoları finansal bilgi manipülasyonunun tespit edilmesinde açıklayıcı değişken olarak kullanmışlardır. İki yöntemin birbirinden farkı Beneish'in probit regresyon yöntemi kullanırken, Spathis'in lojistik regresyon yöntemini kullanmasıdır. Bilgisayar destekli analiz yöntemlerinin gelişmesiyle birlikte yeni teknikler geliştirilmeye başlanmıştır. Bölümün devam eden kısmında, finansal bilgi manipülasyonunun tespitinde regresyon modellerinin yanı sıra makine öğrenme teknikleri hakkında bilgi verilmiştir.

2.3 Finansal Bilgi Manipülasyonu Tespitinde Kullanılan Araçlar

Finansal bilgi manipülasyonu tespitinde geline süreç içerisinde farklı değişkenler manipülasyonu açıklayıcı değişken olarak kullanılmış. İlk olarak tahakkuklara yoğunlaşarak manipülasyonun hangi değişkenle ifade edildiği bulunmaya çalışılmıştır. Bu yöntem, firmaların karı azaltıcı veya artırıcı eylemleri yapabilmeleri

için ihtiyari tahakkukları kullanmalarını esas almaktadır. Eğer firma dönem içerisinde ayırması gereken yasal tahakkukların üzerinde bir tahakkuk gerçekleştiriyorsa bu eylemin arka planında karı azaltma veya artırma güdüsü vardır. Fakat finansal bilgi manipülasyonunun çok boyutlu olması, onu tespit etmek için kullanılan yöntemlerin de daha spesifik olmasını gerektirmiştir. Bu nedenle manipülasyon tespitinde tahakkukların yanı sıra diğer finansal rasyoların da manipülasyon tespitinde kullanılmasını gerektirmiştir. Finansal raporlar aracılığıyla elde edilen finansal oranların birbirini destekler nitelikte olmalıdır. Aksi takdirde finansal raporlama standartlarının dışına çıkmış olduğu düşünülebilir.

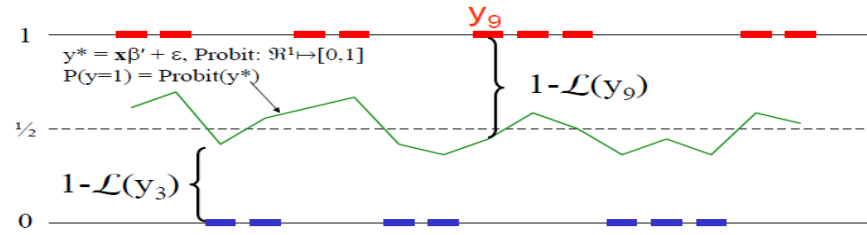
Finansal bilgi manipülasyonunun tespit sürecinde kullanılacak muhasebe kalemlerinin yanı sıra teknolojinin gelişimiyle bilgisayar destekli tespit araçları da kullanılmaya başlanmıştır. Bu yöntemde bilgisayarın veri işleme özelliğinden faydalanarak manipülasyon yapan veya yapmayan firmaları sınıflandırması istenmektedir. Fakat bunun yapılabilmesi için de bilgisayar destekli sistemlerin eğitilmesi ve bu eğitimden sonra sınıflandırma yapması beklenir. Çalışmanın devamında finansal bilgi manipülasyonu tespitinde kullanılan araçlar detaylı olarak anlatılmıştır.

2.3.1 Probit Regresyon Modeller

Probit modeli beklenen durumun gerçekleşmesi ya da gerçekleşmemesini gözlemlenemeyen bir *fayda indeksi* I_i 'ye (gizli değişken de denir) bağlı olduğunu I_i 'nin X_i gibi bir ya da birden fazla bağımsız açıklayıcı değişkene sahiptir ve şu şekilde ifade edilir:

$$I_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

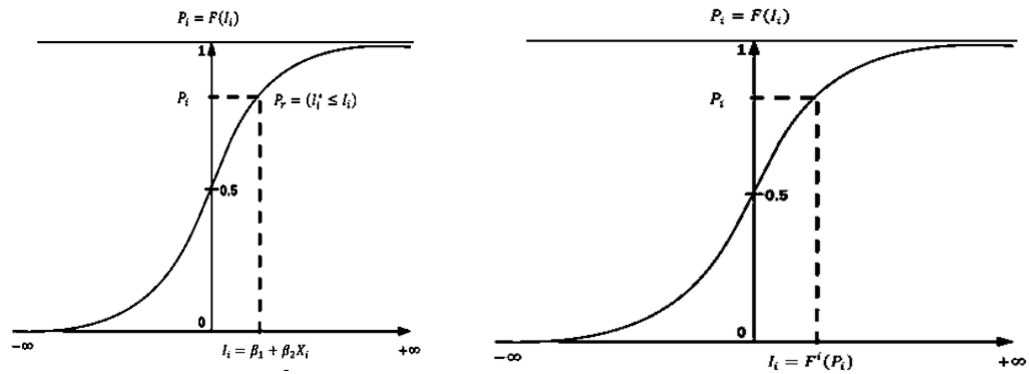
Burada X_i , i 'inci bağımsız değişkenin değerini ifade etmektedir. Bu gözlemlenemeyen indeksin beklenen durumun gerçekleşmesiyle ilişkisi, $Y=1$ ise beklenen durum gerçekleşir, $Y=0$ ise beklenen durum gerçekleşmeyecektir (Gujarati ve Dawn, 2009, s.566).



Şekil 4. Probit Model Gerçekleşme Olasılıkları

Kaynak: Sharyn O, Sustainable Development U9611 Econometrics, Ders Notları (2009-2010)⁷

Bağımsız değişkenlerin (x_i) β ' tahminleri verildiğinde y^* 'ler 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. y^* 'ler il , y_9 'dan $P(y = 1)$ doğrusuna olan mesafeler ise ε_i artık değerleri oluşturmaktadır.



Şekil 5. Probit Model Sigmoid Fonksiyon Grafiği

Şekil 5 de belirtilen $P(Y=1/X)$ açıklayıcı değişkenler X 'in değeri veriyken bir olayın gerçekleşme olasılığıdır ve Z_i standartlaştırılmış normal değişkendir, yani $Z \sim N(0, \sigma^2)$ 'dir. F standart normal BDF (birikimli dağılım fonksiyonu) olup bu bağlamda şu şekilde ifade edilebilir:

$$F(I_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{I_i} e^{-x^2/2} dz$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\beta_1 + \beta_2 X_i} e^{-x^2/2} dz$$

P bir olayın, bizim çalışmamızda manipülasyon olma olasılığını gösterdiğine göre çizim a da belirtildiğine göre standart normal eğrinin altında $-\infty$ 'dan I_i 'ye kadar

⁷ www.columbia.edu/~so33/SusDev/Lecture_9.pdf

olan alanla ölçülmektedir. Fayda indeksin I_i 'ye aynı zamanda β_1 ile β_2 'ye ilişkin bilgiler elde etmek için:

$$I_i = F^{-1}(I_i) = F^{-1}(P_i)$$

$$= \beta_1 + \beta_2 X_i \text{ şeklinde bulunur.}$$

Burada F^{-1} , normal BDF'nin tersidir. Bütün bunların ne demek olduğu yukardaki çizim ile açıklanabilir. Çizimin a bölümünde $I_i^* \leq I_i$ iken manipülasyon olmanın (birikimli) olasılığı dikey ekseninde bulunabilirken, b bölümünde ise P_i veriyken I_i 'nin değeri yatay eksenden bulunabilir; bu da ilk işlemin tersidir (Gujarati ve Dawn, 2009:567).

2.3.2 Lojistik Regresyon Modeller

Bağımlı değişkenin kategorik değişkenlerden (0'lar ve 1'ler gibi) oluştuğu verilerde model kurabilmek için klasik regresyon teknikleri kullanılamamaktadır. Bunun yerine Lojistik regresyon kullanmak gerekmektedir. Lojistik regresyon yöntemi, tıp, mühendislik ve sosyal bilimler gibi birçok alanda karar verme aracı olarak kullanılan bir tekniktir. Kullanılan teknik, örnek grupları birbirinden ayrılmak ve atama yapma olanağı veren bir regresyon yöntemidir. Normal dağılım ve süreklilik varsayımına ihtiyaç duymayan bir analiz oluşu bu tekniğin uygulama kolaylığını artırmaktadır. Analiz sayesinde ortaya konan model veri gruplarının belli olasılıklara göre hangi sınıfa dahil olması gerektiğini ortaya çıkarmaktadır. Model tarafından ortaya çıkarılan katsayı, belirlenen eşik değerinin altında ya da üstünde oluşuna göre veri hangi sınıfa dahil edilecekse tespit edilir.

Lojistik regresyon denkleminde bahis oranı (Odds Ratio):

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{1+e^{Z_i}}{1+e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \text{ dir.}$$

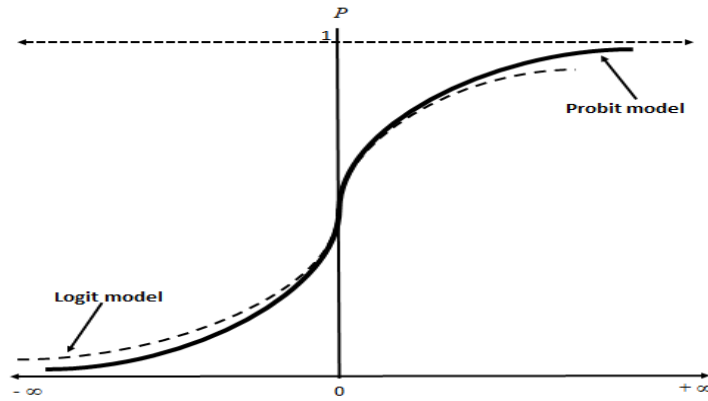
Bu durum, bir olayın gerçekleşmesi (1) ya da gerçekleşmemesi (0) olasılığıdır. Denklem doğrusal bir denklem olabilmesi için logaritması alındığında (Logit Model denmesinin nedeni de bu dur.) yeni denklem:

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i \rightarrow \beta_1 + \beta_2 X_i \text{ şeklinde elde edilir.}$$

Yani bahis oranının logaritması L , yalnız X 'e göre değil (katsayının tahmini bakımından) ana kütle katsayılarına göre de doğrusaldır. Logit modelin özellikleri şunlardır;

1. P , 0'dan 1'e giderken (yani Z_i , $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değer alırken) Logit L 'de $-\infty$ ile $+\infty$ 'a doğru değişir. Yani olasılıklar zorunlu olarak 0 ile 1 arasında yer alırken logitler böyle sınırlı değildir.
2. L , X 'e göre doğrusal olmakla birlikte olasılıkların kendileri böyle değildir. Bu özellikleri, olasılıkların X ile doğrusal olarak arttığı Doğrusal Olasılık Modeli (DOM) ile zıttır.
3. Yukarıda yer alan denklem her ne kadar bir açıklayıcı değişken içerse de denkleme yeni açıklayıcı değişkenler eklenerek genişletilmesi mümkündür.
4. Eğer Logit L artırsa, açıklayıcı değişkenlerin değeri arttıkça, bağımlı değişkenin 1 olmasının (ilgilenilen olayın gerçekleşmesi) bahis oranı yükselir. Eğer Logit L eksiye, X büyüdükçe bağımlı değişkenin 1 olmasının bahis oranı düşer. Başka bir değişle, bahis oranı 1'den 0'a doğru düştükçe Logit eksi ve giderek artan değer alır, bahis oranı 1'den sonsuza doğru arttıkça Logit artı ve giderek artan değerler alır (Hosmer ve Lemeshow, 1989:307).
5. Logit modelin yorumu şu şekildedir; β_2 eğimi, X 'teki bir birim değişmeye karşılık L 'deki değişmeyi ölçmektedir. Sabit terim β_1 ise X 'in sıfır olduğu durumda L nin gerçekleşme olasılığının oranıdır. Sabit terimlerin çoğu yorumunda olduğu gibi fiziksel anlam taşımayabilir.
6. DOM, P_i 'nin X_i ' ile doğrusal ilişki içinde olduğunu varsayarken, Logit modeli log-bahis oranının X_i ile doğrusal ilişkili olduğunu varsayar (Gujarati ve Dawn, 2009:555).

Logit ve probit modeller arasında hangisinin tercih edilmesi gerektiği incelenirse, çoğu uygulamada benzer sonuçlar verdiği görülmektedir. Temel fark şekil 6'dan da anlaşılacağı üzere lojistik dağılımın biraz kalın kuyruk (Fat tail) olmasıdır. Yani P_i koşullu olasılığı 0'a ya da 1'e logitte probite göre biraz daha yavaş yaklaşır. Uygulamada çoğu araştırmacı görece basitliğinden dolayı Logit modelini seçmektedir (Gujarati ve Dawn 2009:571).



Şekil 6. Birikimli Logit ve Probit Dağılımları

Bu çalışmada Binary(ikili) Lojistik Regresyon yöntemi finansal manipülasyonun varlığını (“1” ile kodlanacaktır) veya yokluğunu (“0” ile kodlanacaktır) test etmek amacıyla kullanılacaktır.

2.3.3 Makine Öğrenme

Bir makine öğrenimi algoritması, belirli bir sonucu üretmek için kodlanmış girdi verilerini kullanan bir hesaplama işlemidir. Bu algoritmalar, istenen görevi gerçekleştirmede daha iyi ve daha iyi hale gelmeleri için öğrenimini tekrarlama yoluyla otomatik olarak değiştirmeleri veya uyarlamaları nedeniyle bir anlamda karar verici olarak nitelendirilebilir. Üç türlü makine öğrenme algoritması mevcuttur. Birincisi denetimli makine öğretimidir. Bu algortmada, sürecin başlatılması için öncelikle sistemin eğitilmesi gerekir. Eğitim, giriş verilerinin örneklerinin istenen sonuçlarla birlikte verilmesiyle gerçekleştirilir. Algoritma, eğitildikten sonra, eğitim girdileriyle birlikte sunulduğunda istenen sonucu üretmekle kalmayıp, aynı zamanda yeni, daha önce görülmemiş verilerden istenen sonucu üretmek için genelleştirebilecek şekilde kendisini en iyi şekilde yapılandırır.

İkinci bir tür makine öğrenimi, denetimsiz algortmadır. Bunun hedefi etiketlenmemiş olarak sisteme yüklenen verileri belirli bir sonuçla ilişkilendirmemesi anlamına gelmektedir ve bu nedenle denetimsiz öğrenme olarak nitelendirilir. Algoritma, eğitim girdi verilerinden kendi yolunu bulur ve bu yolla karar sürecini oluşturmaktadır.

Üçüncü bir makine öğrenimi türü, verilerin bir kısmının etiklendiği ve diğer kısımlarının etiketlenmediği yarı denetimli öğrenmedir. Böyle bir senaryoda, etiketli parça, etiketlenmemiş verilerin öğrenilmesine yardımcı olmak için kullanılabilir. Bu tür

bir senaryo, doğadaki çoğu sürece katkıda bulunur ve insanların becerilerini nasıl geliştirdiklerini daha yakından taklit eder (Naqa ve Murphy 2015:3).

Makine öğrenimi ile bir veri kümesinden öngörü elde edilebilir; Bilgisayardan verilerden bir anlam çıkarması istenebilir. Makine öğrenimi, mühendislik, tıp ve sosyal bilimler gibi birçok alanda aktif olarak kullanılmaktadır. Makine öğrenme bu alanlarda birçok soruna uygulanabilen bir araçtır. Verileri yorumlaması ve bunlara göre hareket etmesi gereken her alan, makine öğrenimi tekniklerinden yararlanabilir. Örneğin Arkadaşınızın doğum günü için bir hediye almak istiyorsunuz. Arama motoruna doğum günü hediyeleri diye arama yaptığımızda arama motoru en alakalı 10 bağlantıyı gösterir. İkinci bağlantıya tıkladığımızda; arama motoru bunu da öğrenir. Daha sonra, e-postaları kontrol ederseniz doğum günü hediyeleriyle ilgili reklam maillerinin geldiğini görebilirsiniz. Bankaya gidip kredi başvurusu yaptığınızda bankanın yanıt verebilmesi için kredi almaya uygun olup olmadığının belirlenmesi için bazı mali bilgileri bilgisayara yüklenmesi ve kredi notunun oluşturulması gerekir. Başka bir örnekte ise cep telefonu ekran kilidi için oluşturulan yüz tanıma sistemi veya parmak izi okuyucular kullanıcıyı yüz hatlarını veya parmak izi bilgilerini tarayarak telefonun belleğine kaydederek kullanım sırasında yeni gelen görüntüyle bellekteki görüntüyü eşleştirebilmektedir (Harrington, 2012:8). Ayrıca makine öğrenimindeki sınıflandırma özelliğinden faydalanarak finansal manipülasyonun tahininde kullanımı mümkündür.

Makine öğrenim uygulaması geliştirmek için çeşitli süreçlerin izlenmesi gereklidir. Makine öğrenimini kullanarak bir uygulamayı anlama ve geliştirme yaklaşımı, aşağıda belirtilen adımlara benzer bir prosedürü izlemektedir.

1. Verilerin toplanması: Verilerin toplanması aşamasında en önemli faktörlerden biri zaman ve maliyet konusudur. Bu açıdan veriler hazırlanırken veri elde etme süresinin ve veri için katlanılacak maliyetin araştırmadan elde edilecek sonuçlara değecek maliyette olması gerekmektedir. Bu maliyetleri düşürmenin en pratik yollarından biri kamuya açık verilerin kullanılmasıdır. Ulusal ve uluslararası birçok site kamuya açık verileri elde etme imkânı sağlamaktadır.

2. Giriş verilerinin hazırlanması: Veriler elde edildiğinde onların kullanılabilir olduğundan emin olmak gerekir. Verilerin standart biçime sahip olmasının yararı, algoritmaları ve veri kaynaklarını karıştırıp eşleştirebilmeyi sağlar. Burada algoritmaya özgü bazı biçimlendirmeler yapmak gerekebilir. Bazı algoritmalar özel bir formatta

özelliklere ihtiyaç duyar, bazı algoritmalar hedef değişkenleri ve özellikleri dizge olarak ele alabilir ve bazıları bunların tamsayı olmasına ihtiyaç duyabilir. Algoritmaya özgü biçimlendirme genellikle veri toplamaya kıyasla önemsizdir.

3. Giriş verilerini analiz edilmesi: Önceki adımlarda elde ettiğimiz verileri kullanarak, 1. ve 2. adımların gerçekten çalıştığından ve çok sayıda boş değeriniz olmadığından emin olmak için bir metin düzenleyicide ayrıştırmak verileri kontrol etmemizi kolaylaştırabilir. Ayrıca, herhangi bir kalıbı tanıyıp tanıyamadığımızı veya kümenin geri kalanından büyük ölçüde farklı birkaç veri noktası gibi bariz bir şey olup olmadığını görmek için veriler kontrol edilebilir. Verileri bir, iki veya üç boyutta çizmek de alternatif bir yol olabilir. Ancak çoğu zaman üçten fazla özelliğe sahip veriler mevcutsa, verileri tüm özellikler genelinde aynı anda kolayca çizmek mümkün olmayabilir. Bununla birlikte, verileri görselleştirebilmeniz için birden çok boyutu iki veya üçe indirmek için bazı gelişmiş yöntemleri kullanılabilir.

4. Algoritmanın eğitilmesi: Makine öğrenimi bu adımda gerçekleşmektedir. Bu adım ve sonraki adım, algoritmaya bağlı olarak "temel" algoritmaların bulunduğu yerdir. Algoritmayı ilk iki adımdan iyi temiz verilerle besler. Bu bilgiler, genellikle sonraki iki adımda bir makine tarafından kolayca kullanılacak bir biçimde depolanır. Denetimsiz öğrenim durumunda, bir hedef değeriniz olmadığı için eğitim adımı yoktur. Her şey bir sonraki adımda kullanılır.

5. Algoritmanın test edilmesi. Önceki adımda öğrenilen bilgilerin kullanıma sunulduğu yerdir. Bir algoritmayı değerlendirirken, ne kadar iyi olduğunu görmek için onu test etmek gerekecektir. Denetimli öğrenme durumunda, algoritmayı değerlendirmek için kullanabileceğiniz bazı bilinen değerlere sahip olmak gerekir. Denetimsiz öğrenmede, başarıyı değerlendirmek için başka ölçütler kullanmanız gerekebilir. Her iki durumda da memnun kalmazsanız, 4. adıma geri dönebilir, bazı şeyleri değiştirebilir ve tekrar test etme işlemi yapılabilir. Bazı durumlarda da verilerin toplanması veya hazırlanması sorun olmuş olabilir ve 1. adıma geri dönmeniz gerekebilir.

6. Makine öğreniminin kullanılması: Bu adımda görevi yerine getirmek için bir yöntem geliştirildiğinde, bir kez daha önceki tüm adımların beklediğiniz gibi çalışıp çalışmadığını görebilmek mümkün olacaktır. Bazı yeni verilerle karşılaşabilir ve 1-4 arasındaki adımları tekrar gözden geçirmeniz gerekebilir. Makine öğrenim süresi

sorunsuz tamamlandığında, araştırmada kullanımına hazır hale gelmiş demektir (Ersöz ve Çınar 2021:405).

Makine öğreniminde kullanılan algoritmalar denetimli, denetimsiz ve yarı denetimli algoritmalar olarak üç grupta toplanır.

1. Denetimli Makine Öğrenimi: Tahmine dayalı modellerin amacı, sadece eğitim verilerindeki kalıpları anlamak değil, öğrendiklerini daha önce görmediği yeni girdi verilerine uygulamak ve sonucun bilinmediği veri noktaları üzerinde tahminlerde bulunmasına olanak sağlamaktır. Model eğitimi eğitim verileri kullanılarak yapıldığından modelin eşleştirmeleri eğitim verileriyle örtüşen örneklere büyük uyum sağlayacaktır. Bu sorun, test kümesindeki sonuçları yüksek doğrulukla tahmin etmesine olanak tanır, ancak eğitim ve test kümelerinin dışından, yani modelin gerçekten tahmin etmesini istenilen veriler hakkında tahminde bulunurken daha az doğru olmasına neden olabilmektedir.

2. Denetimsiz Makine Öğrenme: Denetimli öğrenmenin aksine, denetimsiz öğrenme “doğru yanıtları” içermeyen veriler ile eğitilen bir öğrenme metodudur. Örneğin, farklı veri noktalarının kategoriler halinde nasıl gruplandırılabilirliğini bulmak için, veriler sisteme yüklenir fakat yüklenen verilerde sonuç belirtilmez bu sonuçları sistemin kendi başına oluşturması beklenir.

Üç tür denetimsiz makine öğrenimi modeli vardır:

- a) **Kümeleme (Clustering)**, (veya gruplama algoritmaları), verilerinizde birbirine benzeyen öğeleri bulmaya çalışır, örneğin birbirine benzer müşterileri tespit eder.
- b) **Konu Tespiti (Topic detection)**, yazılı bir metnin konusunu tanımlayan bir kümeleme alt kümesidir.
 - **Anormallik Tespiti (Anomaly detection)** (bazen aykırı değer algılama olarak adlandırılır), verilerinizdeki verilerin geri kalanından farklı olan öğeleri bulur.
- c) **Sık Öğe Kümesi Madenciliği (Frequent itemset mining)**, bir kişinin Y satın alması koşuluyla X satın alma olasılığının olup olmadığını belirler.

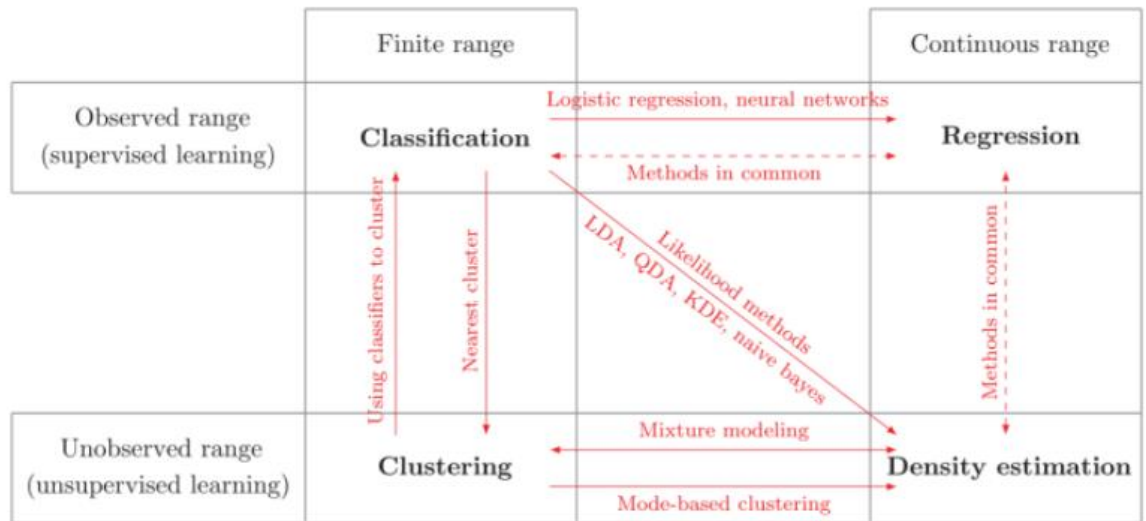
Örneğin k-means kümeleme, anlaşılması en kolay denetimsiz makine öğrenimi algoritmalarından biridir. Algoritma, veri noktalarını etrafında kümelediği k sayıda merkeze göre veri noktalarını düzenler. Algoritma daha sonra, her veri noktası bir

kategoriye ait olana kadar, veri noktalarını en yakın merkez noktalarına göre bir kategoride gruplandırır (Kristen, 2020:36).

Denetimsiz öğrenmeyle ilgili en bilinen örnek iris çiçeği eğitim veri setidir (Rapid Miner Studio 'dan temin edilebilir). Farklı iris çiçeklerinin çanak yaprağı uzunluğu, çanak yaprağı genişliği, taç yaprağı uzunluğu ve taç yaprağı genişliği ile ilgili ölçümleri içeren verilerle üç farklı tür olduğunu bilmemize rağmen bu etiketi sisteme yüklemeyerek denetimsiz öğrenme aracılığıyla modelin çiçek türlerini doğru şekilde tanıyıp tanımadığını gözlemlenebilir.

Söz konusu eğitimle birlikte algoritma etrafında kümeler oluşturabileceği üç merkez oluşturur. Ve bu merkezler etrafında çiçekler gruplandırılır ve çiçekler olası etiketlemeye imkân tanır. Bu öğrenme neticesinde sisteme yeni bir veri yüklendiğinde bu veri kümeleri dikkate alınarak hangi kümeyle ait olduğu sınıflandırılabilir. Ayrıca hangi sınıfa ait olduğu bilinen etiketlenmemiş verilerle sistemin başarı oranı da tespit edilebilir.

Makine öğrenim aşamaları kurulurken araştırmacı süreci denetimli yapabileceği gibi yarı denetimli veya denetimsiz şekilde de süreci oluşturabilmektedir. Bu yöntemlerden birini uygulamak isteyen araştırmacı makine öğrenim sürecini Şekil 11'deki gibi oluşturabilmektedir.



Şekil 7. Makine Öğrenme Süreci

Kaynak: Knox S. 2018, s.6

Denetimli ve denetimsiz öğrenme arasındaki temel fark, modelinize tahmin etmesini istediğiniz şeyi modele önceden verip verememektir. Denetimli öğrenmede model oluştururken veriler ve veri sonuçları araştırmacı tarafından sistemi eğitmek üzere sisteme tanıtılır. Denetimsiz öğrenmede ise bilinen bir sonuç yoktur ve girilen verilerle kendi başına hangi kalıpların bulunduğunu bulmak modele bırakılır (Knox 2018:7).

3. Yarı Denetimli Öğrenme: Her kullanım durumu, denetimli veya denetimsiz öğrenme kategorisine dahil etmek mümkün olmayabilir. Bazen, verilerin bir kısmında ya da veri noktalarının tamamında çıktı verisi ya da etiketleme mümkün olmayabilir bu durumda yarı denetimli makine öğrenimi yöntemleri kullanılması gerekebilir.

Eğitim verilerinin çok az etiketli örnek ve çok sayıda etiketlenmemiş örnek içerdiği denetimli öğrenmedir. Denetimli öğrenmede yalnızca etiketlenmiş veriler öğrenme için kullanılırken yarı denetimli öğrenme modelinin amacı, mevcut tüm verileri etkili bir şekilde kullanmaktır. Araştırmacı elinde olan birkaç etiketli örneği sisteme yüklerken büyük etiketlenmeyen örnek grubundan yardım alır.

Etiketlenmemiş verilerin etkin bir şekilde kullanılması, kümeleme ve yoğunluk tahmini gibi denetimsiz yöntemlerin kullanılmasını gerektirebilir. Gruplar veya örüntüler keşfedildikten sonra, etiketlenmemiş örnekleri etiketlemek veya daha sonra tahmin için kullanılan etiketlenmemiş temsillere etiketleri uygulamak için denetimli öğrenmeden gelen denetimli yöntemler veya fikirler kullanılabilir. Giriş alanında sıkı bir şekilde kümelenen örnekler, benzer temsillerle eşleştirilmelidir.

Etiketleme örnekleri için harcama veya hesaplama maliyeti göz önüne alındığında, birçok gerçek dünya denetimli öğrenme probleminin yarı denetimli öğrenme problemlerinin örnekleri olması yaygındır. Örneğin, fotoğrafları sınıflandırmak, insan operatörler tarafından zaten etiketlenmiş bir fotoğraf veri kümesi gerektirir.

Bilgisayarla görme (görüntü verileri), doğal dil işleme (metin verileri) ve otomatik konuşma tanıma (ses verileri) alanlarındaki birçok sorun bu kategoriye girer ve standart denetimli öğrenme yöntemleri kullanılarak kolayca çözülemez.

Pratik uygulamada etiketlenmiş veriler çok azdır, ancak etiketlenmemiş veriler bol miktarda bulunur. "Yarı denetimli" öğrenme, etiketlenmemiş verilerdeki bilgileri kullanarak denetimli öğrenmenin doğruluğunu artırmaya çalışır (Goodfellow, vd., 2016:243).

Tüm bu makine öğrenim yöntemleri tıp, mühendislik, pazarlama alanlarında kullanıldığı gibi finansal verilerin analizinde de makine öğrenme tekniklerinden yararlanılmaktadır. Bu alanda, Aslam vd. (2022) sigortacılık sektöründe manipülasyonları inceleyen çalışmada lojistik regresyon, destek vektör makinesi ve naif Bayes yöntemlerini tespit yöntemi olarak kullanmıştır. Sonuç olarak ise, destek vektör makinesinin doğruluk açısından daha iyi performans gösterdiğini ve lojistik regresyonun en yüksek f-ölçüm puanına ulaştığını ortaya koymaktadır. Song, vd. (2014), finansal tablo sahtekarlığı riskini değerlendirmede makine öğrenme teknikleri ile lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yöntemlerini karşılaştırmayı amaçlayan çalışmalarında, Çinli şirketlerden gelen veriler kullanılarak analiz gerçekleştirmiştir. Deneysel sonuçlar, finansal tablo sahtekarlığı riskini değerlendirmede diğer yöntemlerin, makine öğrenimi yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiği vurgulanmıştır.

Perols(2011), çalışmasında, istatistiksel modeller ve makine öğrenimi yönteminin, finansal tablo sahtekarlığını tespit etmedeki performansını karşılaştırmaktadır. Açıklayıcı değişken olarak kullanılan 42 tahminciden sadece altısı (denetçi cirosu, toplam isteğe bağlı tahakkuklar, 4büyük denetçi, alacak hesapları, analist tahminlerinin karşılanması veya yenilmesi ve beklenmedik çalışan verimliliği) açıklayıcı değişken olarak çıkmıştır. Sonuç olarak, lojistik regresyonun, destek vektör makineleri ve yapay bir sinir ağına, göre daha iyi performans gösterdiğini tespit etmiştir.

Bu çalışmalar dışında özellikle kredi kartı dolandırıcılıklarıyla ilgili Raghavan, ve ElGayar, (2019), Ghai, ve SinghKang, (2021), Varmedja, vd. (2019), Boutaher, (2020) gibi literatürde birçok çalışma mevcuttur. Fakat bu çalışmalarda finansal bilgi verileri araştırmaya konu edilmemiştir. Ayrıca yapılan çalışmalarda finansal verilerle model oluşturulmaktan ziyade lojistik regresyon veya probit regresyon yöntemleriyle elde edilen sınıflandırmalar kullanılarak eğitim süreci başlatılmakta, sonrasında ise test verilerinin makine öğrenme ile tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Dolayısıyla makine

öğrenme sürecinin regresyon yöntemlerinden sonra kullanılması literatürde yaygın kullanılan bir uygulamadır.

2.3.4 Yapay Sinir Ağları

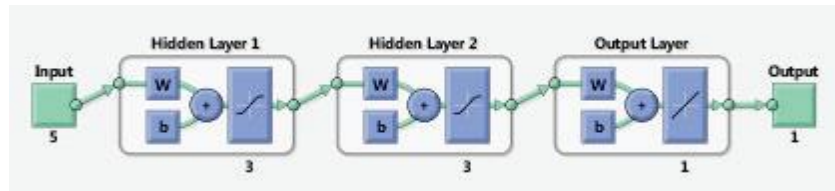
Yapay sinir ağları biyolojik sinir sisteminden etkilenecek geliştirilen bir yapıya sahiptir. Bu sinir sisteminde Dendrite'ler, girdi kanalları gibi hareket eden hücre gövdesinin uzantılarıdır. Bu girdi kanalları, girişlerini diğer nöronların snapsleri aracılığıyla alır. Hücre gövdesi daha sonra bu gelen sinyalleri zaman içinde işler. Hücre gövdesi daha sonra bu işlenmiş değeri akson ve snapsler aracılığıyla diğer nöronlara gönderilen bir çıktıya dönüştürür. Temel olarak, bir biyolojik nöron başka kaynaklardan girdiler alır, bunları bir şekilde birleştirir, sonuçta genel olarak doğrusal olmayan bir işlem gerçekleştirir ve ardından nihai sonucu verir (Anderson ve McNeill, 1992:10)

Yapay sinir ağlarının dayandığı ilk hesaplama modeli, McCulloch ve Pitts tarafından, 1943 yılında atılmıştır. 1985 yapay sinir ağlarının oldukça tanındığı, yoğun araştırmaların başladığı yıl olmuştur (Mehra, ve Wah, 1992:668).

Yapay sinir ağları, günlük hayatımızda finansal konulardan mühendislik ve tıp bilimine, üretim uygulamalarından, arıza tespit ve analizine kadar birçok alanda uygulanabilmektedir.

Yapay sinir ağlarını birbirlerine bağlayan bağlantıların değerlerine ağırlık değerleri denmektedir. Proses elemanları birbirlerine paralel olarak 3 katman halinde bir araya gelerek bir ağ oluştururlar. Bunlar;

- Girdi katmanı
- Ara katmanlar
- Çıktı katmanı



Şekil 8. Yapay Sinir Ağı Öğrenme Modeli

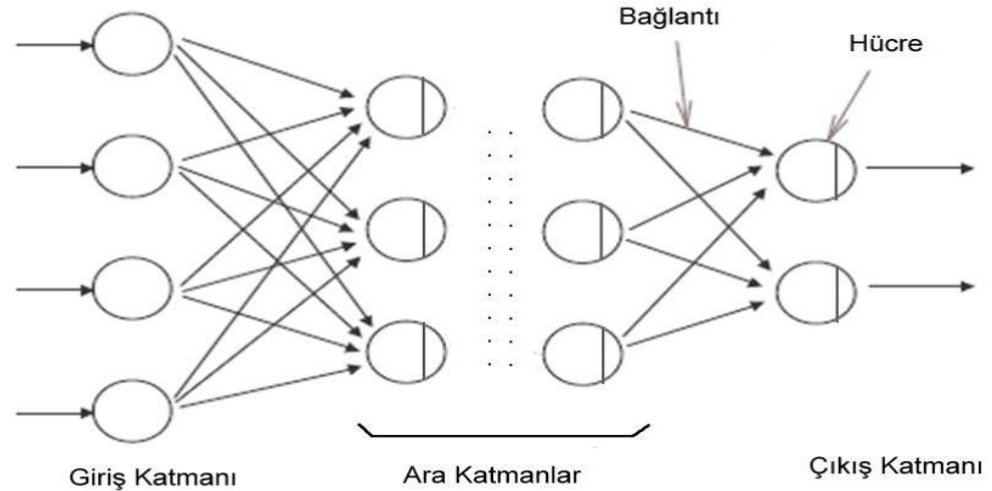
Yapay sinir ağının çalışma sisteminde, ağırlıklar kullanılarak çıktılar elde edilir. Ağın girdiler için doğru çıktıları üretebilmesi için ağırlıkların doğru değerlerinin olması

gerekmektedir. Doğru ağırlıkların bulunması işlemine ağırlıkların eğitilmesi denmektedir. Bu değerler başlangıçta rastgele atanırlar.

Daha sonra eğitim sırasında her örnek ağırlıkların gösterildiğinde ağırlıkların öğrenme kuralına göre ağırlıklar değiştirilir. Doğru ağırlıklar bulununcaya kadar öğretme işlemi tekrar edilir. Doğru ağırlıkların bulunduğunu anlamak için ise test serisi sisteme okutulur. Eğer istenilen sonuçlar elde edilebilirdiyse ağırlıklar doğru hesaplanmış demektir. Geçmişten günümüze yapay sinir ağırlıkları modelleri sürekli bir değişim göstermiştir bu modeller;

2.3.1.1 Tek Katmanlı Algılayıcılar

Yapay sinir ağırlıkları ile ilgili çalışmalar tek katmanlı (Perseptron ve Adaline/Madaline) algılayıcılar ile başlamıştır. Bu modelleri birbirinden ayıran tek şey öğrenme kuralıdır. Basit tek katmanlı algılayıcılarda ağırlıklar değiştirilir iken girdilerin öğrenme katsayısı (λ) denilen bir sabit ile çarpılıp ağırlıklara eklenmesi veya çıkartılması ile gerçekleştirilir. Ağırlıklara sunulan girdilere dayanarak üretilen çıktının değerine göre ağırlıklar artırılır veya azaltılır. Adaline ünitesinde ise ağırlıkların değiştirilmesi beklenen çıktı ile gerçekleşen çıktı arasındaki farka dayanarak gerçekleştirilir. Aradaki bu farka hata denirse; yeni ağırlık değerleri bu hatanın bir öğrenme katsayısı (α) ile girdilerin çarpılmasının sonucu elde edilen değerin eski ağırlıklara eklenmesi ile belirlenir. Adaline üniteleri bir araya gelerek Madaline ağırlıklarının oluştururlar. Madaline ağırlıklarının öğrenme kuralı Adaline ünitesi ile aynıdır. Madaline ağırlıklarında Adaline üniteleri birbirlerine AND veya OR operatörleri kullanılarak bağlanırlar. Bu operatörler klasik mantıkta kullanıldıkları şekilde kullanılırlar. Her Adaline çıktısı bu operatörler yolu ile Madaline ağırlıklarının çıktılarına dönüştürülürler. Tek katmanlı algılayıcıların en önemli problemi doğrusal olmayan olayları öğrenememeleridir. O nedenle bunlar geliştirilmiş ve yeni modeller oluşturulmuştur (Öztemel, 2003:59)



Şekil 9. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı Modeli

2.3.1.2 Çok Katmanlı Algılayıcı (Öğretmenli Öğrenme)

YSA'lar, bir sistemin giriş veri seti ile çıktı veri seti arasındaki ilişkileri simüle edebilir ve yaklaşık olarak tahmin edebilir. Bu özellik, onları karmaşık sistemleri, özellikle finansal modelleri simüle etmek için çok uygun hale getirir. Yapay Sinir Network, verilerdeki kalıpları keşfedebilir ve ayırt edebilir. YSA'lar, sürekli olan her türlü işlevi yaklaşık olarak tahmin edebilir. Özellikle, eğitilmiş modeli yeni koşullara veya yeni verilere uyarlayabilirler (Haoffi vd., 2007). Yapay sinir ağlarının günümüzde en yaygın olarak kullanılan modeli çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) ağlarıdır. Bu ağlar, özellikle mühendislik problemlerinin %95'ine çözüm üretebilecek nitelikte bir ağdır. Bilgileri işleyen doğrusal olmayan ve parametrik olmayan birimlerdir. Modellerin girdi ve çıktı ilişkilerini modellemektedir (Kalman ve Kwasny, 1997; Hornik, 1989; Zhang vd, 1998).

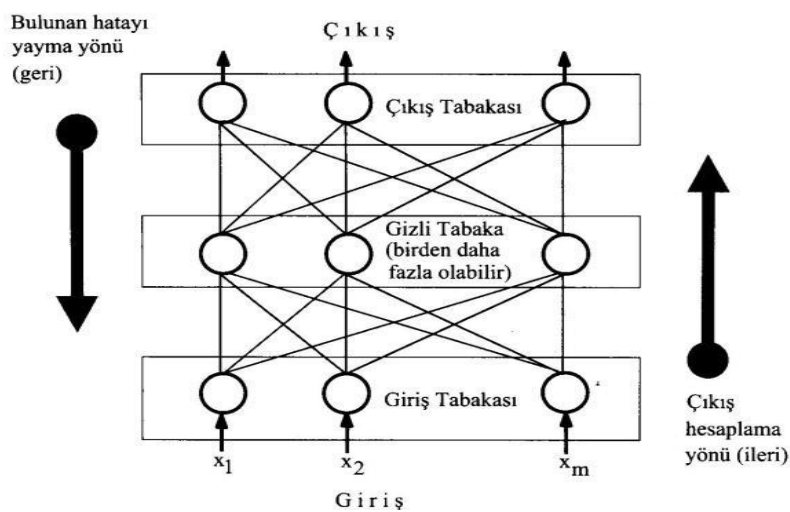
ÇKA ağının eğitilmesi “genelleştirilmiş delta kuralı” na göre gerçekleşmektedir. ÇKA ağları öğretmenli öğrenme stratejileri kullandıklarından eğitim sırasında hem girdiler hem de o girdilere karşılık ağın üretmesi gereken çıktılar ağa gösterilirler. Kullanılan öğrenme kuralının felsefesi eğitim sırasında ağın ürettiği çıktılar ile üretmesi gereken (beklenen) çıktılar arasındaki farkın (hatanın) ağın ağırlıklarına dağıtılarak zaman içinde bu farkın en aza indirgenmesidir. Öğrenme sırasında önce girdiler ağa sunularak bu girdilere karışıklık gelen çıktılar üretilir. Bu işleme ileri doğru hesaplama denir. Daha sonra üretilen çıktı ile beklenen çıktı karşılaştırılarak aradaki hata geriye doğru dağıtılarak ağırlıklar değiştirilirler. Buna da geriye doğru hesaplama denmektedir.

ÇKA ağlarının olayları öğrenmesini etkileyen faktörler şunlardır.

- Örneklerin seçilmesi
- Girdi ve çıktıların ağa sunulması
- Girdi ve çıktılarının sayısal gösterimi
- Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması
- Öğrenme ve momentum katsayılarının belirlenmesi
- Örneklerin ağa sunulması
- Ağırlıkların değiştirilme zamanları
- Girdi ve çıktılarının ölçeklendirilmesi
- Durdurma kriterinin belirlenmesi
- Ağların büyütülmesi ve budanması

ÇKA ağlarının tasarımcıları bu faktörleri dikkatlice değerlendirmeli ve problemin çözümü için en uygun yaklaşımı kullanmalıdırlar. ÇKA ağlarının eğitim performansını ölçmek için eğitim bittikten sonra ağın eğitim sırasında görmediği örnekler ağa gösterilerek bunlar hakkında ağın kararına bakılır.

Eğer ağ görmediği örneklere doğru cevaplar üretiyorsa o zaman performansı iyidir ve öğrenmiştir denir (Öztemel, 2003:81.)



Şekil 10. Geri Beslemeli YSA Modeli

Kaynak: Sağiroğlu, vd. (2003)

Şekil 10'dan da anlaşılacağı üzere, YSA'nın istenilen giriş-çıkış karakteristiğini ne kadar sağladığının bir ölçüsü olarak, YSA'nın çıkış katmanındaki her sinire ait hata sinyallerinin karelerinin toplamından oluşan bir uygunluk fonksiyonu tanımlanmıştır. Geri yayılım algoritmasının amacı uygunluk fonksiyonunu minimum yapmaktır. Uygunluk fonksiyonu YSA'nın ağırlık değerlerine bağlı olduğundan, algoritma YSA ağırlıklarının en uygun biçimde değiştirilmesi işlemlerinden oluşmaktadır (Karadeniz, vd. 2001:2).

2.3.1.3 Geri Dönüşümlü (Recurrent) Ağlar (Elman Ağı) ve Diğer Yapay Sinir Ağı Modelleri

Birden fazla ağın aynı probleme çözüm üretmek üzere geliştirildiği bu sistemlere “birleşik ağlar” denmektedir. Birleşik ağlar birden fazla uzmanın bir probleme çözüm üretmesine benzetilebilir. Bu uzmanların her birisi ilgili probleme farklı bir açıdan bakmakta ve hepsinin görüşleri bir araya getirildiğinde onların sinerjisi ile daha iyi ve doğru sonuç ortaya konulmaktadır. Birleşik ağlarda da birden fazla ağın her birisi olayın farklı bir yönünü öğrenebilmekte ve hepsinin kararları bir araya getirilerek ortak bir karar oluşturulmaktadır. Oluşturulan birleşik ağın performansı sistemi oluşturan ağların her birisinden tek tek daha yüksektir (Öztemel, 2003:170).

Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde; Aktaş vd. Borsa İstanbul'da işlem gören firmalar için 1992-2002 yılları arasında 74 manipülatör 74 kontrol firması kullanılmıştır. Bu amaçla, uygun bir modeli tahmin etmek için lojistik regresyon ve yapay sinir ağları kullanılmıştır. Ögüt vd. ise bu çalışmayı aynı eğitim ve test verilerini kullanarak test etmiştir. Eğitim verileri 120 veriden oluşur ve bunların 60'ı manipüle edilmiş örneklere aittir. Test verileri 30 veriden oluşmakta ve bunların yarısı manipüle edilmiş örneklere aittir. Lojistik regresyon ile YSA'ların etkinliği benzer çıkmıştır. Diğer çalışmalardan farklı olarak, bu çalışma, finansal oranlar arasındaki çoklu doğrusallığı hesaba katmakta ve sinir ağları yerine tahmini çok değişkenli istatistiksel modellerin olası finansal bilgi manipülasyonlarını tespit etmek için erken uyarı sistemleri olarak kullanılabileceği sonucuna varmaktadır.

Jesper vd. (2015), ABD' halka açık 1958 şirketi içermektedir. Veri seti rastgele iki alt numuneye (bir tahmin örneği (%75) ve bir değerlendirme örneği (%25)) ayrılmıştır, Çalışmada, gerçek faaliyetlerin manipülasyonunu ölçmek için popüler doğrusal regresyon yaklaşımına alternatifler ortaya konmaya çalışılmıştır. Alternatif

modeller, kendi kendini organize eden bir harita (SOM) ve çok katmanlı bir perceptron (MLP) içeren sinir ağlarının performans değerlendirmesi yapılmıştır. Sonuçta MLP yaklaşımı geleneksel olarak kullanılan doğrusal regresyon yaklaşımını geride bırakmıştır. Çalışma, doğrusal ve doğrusal olmayan regresyonlara karşı YSA'nın daha iyi performans gösterdiği varsayımını güçlendirmektedir. Bu yönüyle, yapay sinir ağları literatürüne (örneğin, Abdou vd., 2012, Chong, 2013, DeTienne vd., 2003, Höglund, 2012, Moosmayer vd, 2013) gibi katkı sağlamaktadır.

Fanning ve Cogger, (2003), yönetim dolandırıcılığını tespit etmek için bir model geliştirmek için Yapay Sinir Ağı (AutoNet) kullanmıştır. Çalışma, 1972'den 1984'e kadar SEC AAER tarafından yayınlanan bültenler kullanılarak 134 manipülatör 520 kontrol şirketi çalışmaya dahil edilmiş ve 24 değişken üzerinden model geliştirilmeye çalışılmıştır. Tek bir örnekleme hileli mali tabloları tespit etme olasılığı yüksek bir model bulunmuştur. Çalışma, AutoNet'in bir araştırma aracı olarak geçerliliğini ve verimliliğini pekiştirmektedir.

Küçükkocaoğlu vd. (2007), yaptıkları çalışmada İMKB'de işlem gören, 126 şirketin 1992-2002 yıllarına ait finansal tabloları YSA yöntemi kullanılarak test edilmiştir. Ağın eğitimi için 10.000 iterasyon gerçekleştirilmiştir. Veri setinin %80'ini eğitim seti, %10'unu geçerlilik seti, %10'unu da test seti oluşturmaktadır. Buna göre 966 veri eğitim setine, 121 veri geçerlilik setine ve 121 veri de test setine tabi tutulmuştur. Tahmin modelinin oluşturulmasında 4 gizli katmanlı model (10-4-1) ile 6 gizli katmanlı model (10-6-1) eğitim, geçerlilik ve test setine tabi tutulmuştur. Çalışmada elde edilen sonuçlara göre, tahminin doğru olma olasılığının %86,17 düzeyinde gerçekleşmiştir.

Terzi ve Şen(2015) finansal bilgi manipülasyonunun tespiti için, BİST tekstil sektöründe işlem gören 26 şirketin 2010 yılına ilişkin bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolarından elde edilen 12 adet finansal rasyo ile yapay sinir ağı tekniği kullanmıştır. Çalışma da veri kısıtının varlığından bahsetmiş fakat model, tüm sınıflandırmaları %100 başarı oranı ile gerçekleşmiştir.

2.3.4 Veri Madenciliği (Data Mining) Tekniği

Gartner Group'a göre, "Veri madenciliği, örüntü tanıma teknolojilerinin yanı sıra istatistiksel ve matematiksel teknikler kullanılarak, depolarda depolanan büyük

miktarda veriyi eleyerek anlamlı yeni korelasyonları, modelleri ve eğilimleri keşfetme sürecidir." Bir başka tanımı ise;

Veri madenciliği, beklenmedik ilişkileri bulmak ve verileri hem anlaşılabilir hem de veri sahibi için yararlı olan yeni yollarla özetlemek için (genellikle büyük) gözlemsel veri setlerinin analizidir (Hand ve vd, 2008). Veri madenciliği, büyük veri tabanlarından bilgi çıkarma sorununu ele almak için makine öğrenimi, örüntü tanıma, istatistik, veri tabanları ve görselleştirmeden başka teknikleri bir araya getiren disiplinler arası bir alandır (Evangelos, 1996:26).

Kuruluşlar veri havuzlarını giderek daha fazla çevrimiçi hale getirdiğinden, veri madenciliği becerileri sürekli yüksek talep görmektedir. Müşterilerden, ortaklardan ve tedarikçilerden gelen bilgileri etkili bir şekilde analiz etmek, daha fazla şirket için önemli hale gelmiştir (Larose, 2006:11).

Aşağıdaki liste en yaygın veri madenciliği görevlerini göstermektedir.

- Tanımlama
- Tahmin
- Öngörüleme
- Sınıflandırma
- Kümeleme
- Birleştirme

2.3.2.1 Tanımlama

Veri madenciliği modelleri olabildiğince şeffaf olmalıdır. Yani, veri madenciliği modelinin sonuçları, sezgisel yorumlama ve açıklamaya uygun açık kalıpları tanımlamalıdır. Bazı veri madenciliği yöntemleri diğerlerinden daha şeffaf yorumlamaya uygundur. Örneğin, karar ağaçları, sonuçlarının sezgisel ve insan dostu bir açıklamasını sağlar. Öte yandan, sinir ağları, modelin doğrusal olmaması ve karmaşıklığından dolayı uzman olmayanlara göre nispeten şeffaf değildir. Yüksek kaliteli tanımlama, genellikle, kalıpları ve eğilimleri araştırmak için verileri keşfetmenin grafiksel bir yöntemi olan keşif veri analizi ile gerçekleştirilebilir

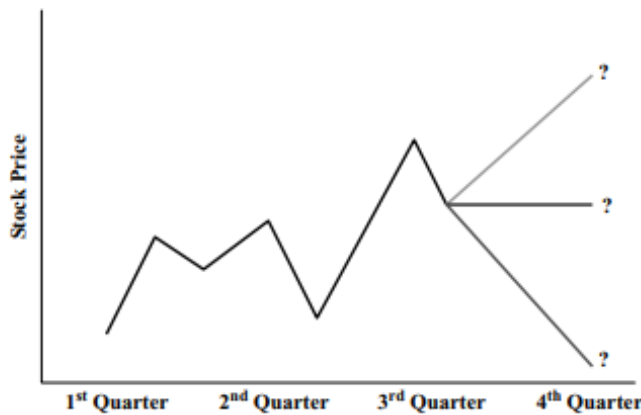
2.3.2.2 Tahmin

Tahmin, hedef değişkenin kategorik değil sayısal olması dışında sınıflandırmaya benzer. Modeller, hedef değişkenin yanı sıra öngörücülerin değerini sağlayan "tam"

kayıtlar kullanılarak oluşturulur. Daha sonra, yeni gözlemler için, öngörücülerin değerlerine dayanarak hedef değişkenin değerine ilişkin tahminler yapılır. Mevcut verilerdeki bilgiler kullanılarak yeni girilen verinin hangi veri kaynağına ait olabileceği tahmin edilebilir.

2.3.2.3 Öngörü Modeli

Mevcut veriler ışığında bir niceliğin zamanın gelecekteki bir noktasına ilişkin değerinin kestirimi veya gelecekteki olayları önceden sezinlemek öngörü modeli oluşturmaktadır. Bu sayede bir olay, durum ya da sonucu henüz gerçekleşmeden, sağ duyuşsal ya da sezgisel ipuçlarına dayanarak önceden kestirme yeteneği kazanılmaya çalışılır. Öngörü modeli oluşturmak için, nokta tahmini ve güven aralığı tahminlerinin geleneksel istatistiksel yöntemlerini, basit doğrusal regresyon ve korelasyonu ve çoklu regresyonu ve ayrıca sinir ağı gibi veri madenciliği ve bilgi keşif yöntemlerini, karar ağacı ve k-en yakın komşu yöntemleri kullanılmaktadır. Aşağıdaki örnekte üç aylık bir hisse senedinin gelecekteki fiyatını tahmin etmek bir öngörü modeliyle sağlanabilmektedir (Larose, 2006:13).



Şekil 11. Hisse Senedinin Gelecek Fiyatının Öngörülmesi

2.3.2.4 Sınıflandırma

Kümelemede, örneğin, üç sınıfa veya kategoriye bölünebilen gelir grubu gibi kategorik bir hedef değişken vardır: yüksek gelir, orta gelir ve düşük gelir. Veri madenciliği modeli geniş bir kayıt kümesini inceler, her kayıt hedef değişkenle ilgili bilgilerin yanı sıra bir dizi girdi veya tahmin değişkenini içerir. Örneğin, Tablo 2.4'teki veri seti için araştırmacının şu anda veri tabanında olmayan kişilerin gelir dilimlerini, o kişiyle ilişkili yaş, cinsiyet ve meslek gibi diğer özelliklere göre sınıflandırmak istediğini varsayalım. Bu görev, veri madenciliği yöntem ve tekniklerine çok uygun bir

sınıflandırma görevidir. Algoritma kabaca şu şekilde ilerleyecektir. İlk olarak hem yeni giriş yapan değişkenleri hem de (önceden sınıflandırılmış) hedef değişkeni, gelir dilimini içeren veri setini incelenir. Bu şekilde, algoritma (yazılım) hangi değişken kombinasyonlarının hangi değişkenlerle ilişkili olduğunu "öğrenir". Örneğin, yaşlı kadınlar yüksek gelir grubu ile ilişkilendirilebilir. Bu veri setine eğitim seti denir. Daha sonra algoritma, gelir grubu hakkında hiçbir bilginin bulunmadığı yeni kayıtlara bakacaktır. Eğitim setindeki sınıflandırmalara dayalı olarak, algoritma yeni kayıtlara sınıflandırmalar atayacaktır. Örneğin, 63 yaşında bir kadın profesör, yüksek gelir grubu içinde sınıflandırılabilir.

Tablo 4. Veri kümesinden Gelirin Sınıflandırılması

Örnek	Yaş	Cinsiyet	Meslek	Gelir Grubu
1	47	Kadın	Yazılım Mühendisi	Yüksek
2	28	Erkek	Pazarlama Müdürü	Orta
3	35	Erkek	İşçi	Düşük

2.3.2.5 Kümeleme

Kümeleme, kayıtların, gözlemlerin veya vakaların benzer nesnelerin sınıfları halinde gruplandırılmasını ifade eder. Küme, birbirine benzeyen ve diğer kümelerdeki kayıtlardan farklı olan bir kayıt koleksiyonudur. Kümeleme, kümeleme için hedef değişken olmadığı için sınıflandırmadan farklıdır. Kümeleme görevi, bir hedef değişkenin değerini sınıflandırmaya, tahmin etmeye veya öngörmeye çalışmaz. Bunun yerine, kümeleme algoritmaları, tüm veri kümesini nispeten homojen alt gruplara veya kümelere ayırmaya çalışır; burada küme içindeki kayıtların benzerliği en üst düzeye çıkarılır ve küme dışındaki kayıtlarla benzerlik en aza indirilir.

Kümeleme yöntemi;

- Büyük bir pazarlama bütçesine sahip olmayan küçük sermayeli bir işletme için niş bir ürünün hedef pazarlaması.
- Muhasebe denetimi amacıyla, finansal davranışı zararsız ve şüpheli kategorilere ayırmak için.
- Veri kümesinde yüzlerce özellik olduğunda boyut küçültme aracı olarak.
- Çok büyük miktarlarda genin benzer davranışlar sergileyebileceği gen ekspresyon kümelemesi için kullanılabilir.

2.3.2.6 Birleştirme

Veri madenciliği için ilişkilendirme görevi, hangi niteliklerin "birlikte çalıştığını" bulma işidir. Afinite analizi veya pazar sepeti analizi olarak bilindiği iş dünyasında en yaygın olan, ilişkilendirme görevi, iki veya daha fazla özellik arasındaki ilişkiyi ölçmek için kuralları ortaya çıkarmaya çalışır. İlişkilendirme kuralları "öncül, ardından sonuç," kuralla ilişkili destek ve güvenin bir ölçüsü ile kullanılır. Örneğin, belirli bir süpermarket, bir perşembe gecesi alışveriş yapan 1000 müşteriden, 200'ünün çocuk bezi aldığını ve çocuk bezi satın alan 200'den 50'sinin kola aldığını bulabilir. Bu nedenle, ilişkilendirme kuralı, $200/1000=20\%$ destek ve $50/200=25\%$ güven ile "Çocuk bezi alırsan kola al" olacaktır.

İş ve araştırmadaki ilişkilendirme görevlerinin örnekleri şunları içerir:

- Bir hizmet yükseltme teklifine olumlu yanıt veren bir şirketin cep telefonu planına abone olanların oranını araştırma
- Kendileri iyi okuyucular olan ebeveynlerinin kendilerine kitap okuyan çocukların oranının incelenmesi
- Telekomünikasyon ağlarında bozulmayı tahmin etmek
- Bir süpermarkette hangi ürünlerin birlikte satın alındığını ve hangilerinin asla birlikte satın alınmadığını öğrenmek
- Yeni bir ilacın tehlikeli yan etkiler göstereceği vakaların oranının belirlenmesi gibi (Larose, 2006:17).

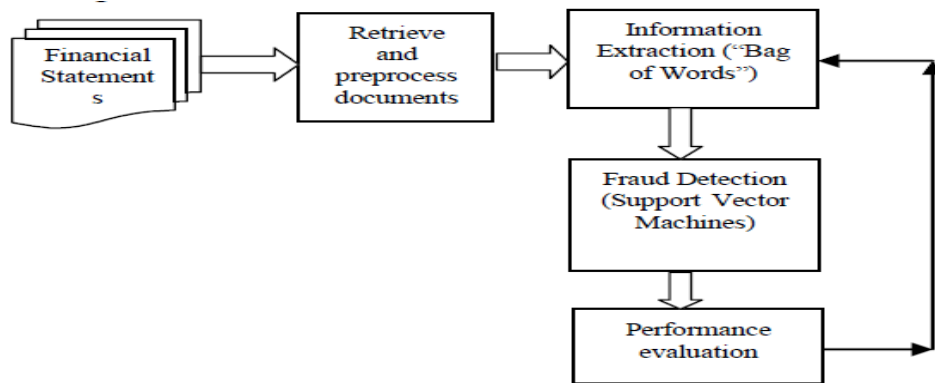
Veri madenciliğinde kullanılan klasik yöntemlerin bazıları; Regresyon, K- En Yakın Komşuluk ve Kümeleme olarak sayılabilir. Yeni nesil yöntemlerin bazıları ise; Karar Ağaçları, Birliktelik Kuralları, Sinir Ağları, olarak sıralanabilir (Berson vd. 2000).

Ayrıca diğer veri madenciliği yöntemlerinin bazıları da şu şekilde sıralanabilir(Chen, 2001:370);

- Temel Bileşenler Analizi,
- Diskriminant Analizi,
- Faktör Analizi,
- Kohonen Ağları,

- Bulanık Mantığa Dayalı Yöntemler,
- Genetik Algoritmalar,
- Bayesci Ağlar,
- Pürüzlü (Rough) Küme Teorisine Dayalı yöntemler.

Veri madenciliği teknikleri, dolandırıcılık tespiti için olumlu beklentiler sağlayabilir. Veri madenciliği, firma verilerinin, verilerdeki olağandışı eğilimi tespit etmek için özel olarak tasarlanmış bir bilgisayar programına veya yazılıma aktarılmasını içerir, böylece bu tür sistemlerden veya yazılımlardan elde edilen bilgiler, gerçek dolandırıcılığı tespit etmek ve faili belirlemek için yararlı ipuçları sağlayabilir. Veri madenciliği teknikleri, büyük veri tabanlarında mevcut ve geçmiş verilerdeki olağandışı eğilimleri belirlemek için kanıtlanmış bir yöntemdir (Clayton M., 2006:15) ve veri madenciliği teknikleri, adli muhasebeciler tarafından değil, adli bilim adamları tarafından şiddetle savunulmaktadır. Bununla birlikte, veri madenciliği birçok avantajla birlikte gelirken, bu yaklaşımın denetçiler ve adli tıp araştırmacıları için ana dezavantajı, veri madenciliği programlarının veya yazılımlarının satın alınmasının genellikle pahalı olması, bakımının maliyetli olması ve bu tür sistemleri kullanmak için özel bilgisayar becerileri veya bilgisi, şirket genelinde yazılım gerektirmesi bu yöntemin kullanılabilirliğini azaltmaktadır (Peter, 2020:6)



Şekil 12. Finansal Tablo Sahtekarlığı için Veri Madenciliği

Finansal bilgi manipülasyonu ile ilgili araştırmaların çoğu, dolandırıcılığı tespit etmek için sayıları (nicel bilgi), yani finansal tablolarda bulunan finansal oranları kullanmaktadır. Yayımlanan raporlarda bulunan denetçinin yorumları veya notları gibi metin analizi üzerine çok az araştırma vardır. Bu konu üzerine yapılan çalışmada, finansal tablolarda bulunan nitel bilgilerdeki (metin) gizli ipuçlarını analiz ederek

finansal tablo sahtekarlığını tespit etmek için bir metin madenciliği yaklaşımı benimsenmiştir. Metinde gizli bilgilerin çıkarılması için kelime torbası yaklaşımı seçilmiştir. Önceki çalışmaların çoğundaki girdi vektörü, finansal oranlardan ve ölçülerden, yani finansal tablolarda bulunan nicel bilgilerden oluşurken bu çalışmada farklı olarak, finansal tablo sahtekarlığı olasılığını değerlendirmek için metinleri, yani finansal tablolarda bulunan nitel anlatıları seçilmiştir. (Rajan, ve Gill, 2012:190)

Kirkos vd(2005) Yunanistan Borsası'ndaki firmalar için hileli mali tabloların belirlenmesinde Karar Ağaçları, Sinir Ağları ve Bayes İnanç Ağlarının yararlılığını araştırmaktadır. 38 manipülasyon yapan firma ile 38 kontrol firması örnekleme dahil edilmiştir. Çalışma Spathis (2002)'in kullandığı örnekleme yeni bir teknik uygulanmasını içermektedir. Çalışmanın sonucunda, Sinir Ağı modeli ve Karar Ağacı modelinin doğruluk oranları sırasıyla %80 ve%73,6 olarak tespit edilmiştir. Tip I hata oranı tüm modeller için daha düşüktür. Borç/öz sermaye oranları, net kar toplam varlıklar, satışlar toplam varlıklar, işletme sermayesi toplam varlıklar ve Z puanı arasındaki bağımlılıkları ortaya çıkarılmıştır.

Koyuncugil ve Özgülbaş (2007), İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören KOBİ'ler için finansal erken uyarı sistemi geliştirilmesi amacıyla, veriler arası gizli kalmış ve gözlenemeyen, bir anlamda zımni ilişkileri açığa çıkarıp, her faktörün etki düzeyini belirleyerek, faydacı bir yaklaşımla, kolay anlaşılır, kolay yorumlanır ve kolay uygulanır bir model hedef oluşturmak için veri madenciliği kullanılmıştır. Veri Madenciliği algoritmalarından CHAID karar ağacı ile finansal erken uyarı sinyali geliştirilmiş ve İMKB'de faaliyet gösteren KOBİ'ler için özsermaye karlılığının bir finansal erken uyarı sinyali olabileceği tespit edilmiştir. Bu sonuca göre KOBİ yöneticilerine finansal riske girmemeleri için özsermaye karlılığının %3'ün altına düşürmemelerini önerilmiştir. KOBİ'lerin özsermaye karlılığı %3 ile %19 arasında iken finansal bir risk söz konusu değildir. Ancak, %3'ün altına düştüğünde ikinci bir sinyal sayılabileceği belirtilmiştir.

Terzi ve Şen(2012) yaptıkları çalışmada İMKB'de üretim sektöründe işlem gören 50 şirketin denetlenmiş finansal tabloları kullanılmıştır. Seçilen şirketlerin denetim raporları incelenmiştir.25 değişken kullanılarak veri madenciliği sınıflandırma sistemlerinden YSA ve Karar Ağacı uygulanmıştır. Sonuçta Çok katmanlı yapay sinir ağı analizinde 4 tane gizli katman, 2 tane çıkış katmanı oluşmuştur. Yapılan analiz

sonucunda eğitim setinde doğru sınıflandırma başarısı %91, test setinde %100 olarak tespit edilmiştir. Karar ağacı analizinin sonuçları incelendiğinde modelin doğru sınıflandırma başarısı %80 olarak belirlenmiştir.

Esen(2016), yapmış olduğu çalışmada 1994 - 2015 yılları arasında yayınlanan 79 adet bilimsel makale, finansal suç kategorisine göre sınıflandırılmış ve veri madenciliği tekniklerine göre değerlendirilmiştir. Çalışmada, veri madenciliği tekniklerinin çoğunlukla bankacılık ve sigorta suçlarının tespitinde kullanıldığı tespit edilmiş olup; finansal suçların veri madenciliğiyle tespiti ve tahmin edilmesine yönelik Türkiye'deki çalışmaların yetersiz olduğu sonucuna varılmıştır.

Aydın(2019), geleneksel tahmin algoritmalarına göre daha yüksek performans gösteren destek vektör makinesi (SVM), olasılıksal sinir ağı (PNN), k-en yakın komşu (KNN) ve karar ağacı (DT) algoritmalarından yararlanılmıştır. Borsa İstanbul'da işlem gören, 2009 ve 2018 yılları arasında seçilen 83 adet şirket için yapılan çalışmalar sonucunda SVM ve PNN'in üstün performans gösterdiği görülmüştür. Bu nedenle, bu algoritmaların manipülasyonları otomatik olarak tespit etmek için kullanılabilceği söylenebilir.

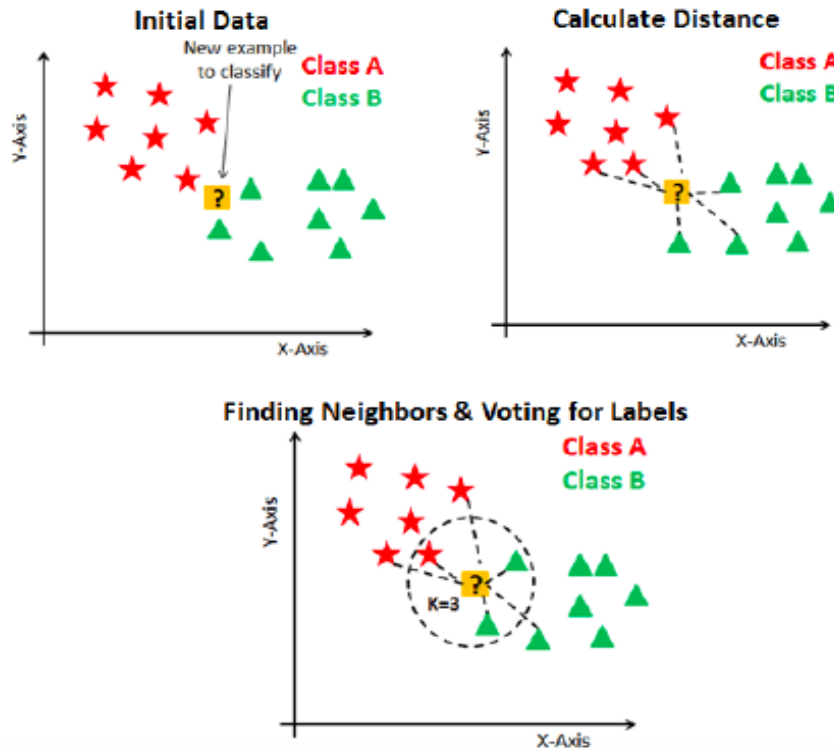
Öğüt vd. (2009) finansal bilgi manipülasyonunun tahmininde destek vektör makinesi (SVM) ve olasılıksal sinir ağı (PNN) yöntemlerini lojistik regresyon yöntemi sonuçlarıyla kıyaslamaya çalışmıştır. BİST endeksindeki 25 manipülasyon olarak tanımlanan şirket, 75 kontrol şirketiyle eşleştirilmiştir. Beneish (1999) tarafından kullanılan değişkenler bağımsız değişken olarak analize dahil edilmiştir. Analiz sonuçlarına göre destek vektör makinesinin (SVM) %70 doğruluk ile en yüksek doğruluğa sahip yöntem olduğu vurgulanmıştır.

2.3.5 K-En Yakın Komşu (KNN)

K-en yakın komşu (KNN) yöntemi, sınıflandırmasını tahmin etmek için 1967 yılında Cover ve Hart tarafından önerilmiştir. Algoritma, öncelikle mevcut verileri kullanarak bir sınıflandırma oluşturulur. Sınıfları belli olan bir örnek kümesindeki veriler kullanılarak veri setine katılacak olan yeni verinin, mevcut verilere göre uzaklığı, k sayıda yakın komşuluğuna bakılır. K-En Yakın Komşular (KNN) olarak bilinen başka bir denetimli makine öğrenimi algoritmasına olarak nitelendirilir. KNN, diğer algoritmalara kıyasla nispeten basit bir algoritmadır. Örneğe dayalı öğrenmede, sistem belirli bir kalıp türünü öğrenir. Aynı modeli yeni beslenen verilere uygulamaya çalışır.

Test verilerinin gelmesini bekleyen ve ardından eğitim verileriyle birlikte hareket eden bir tür öğrenim mekanizmasıdır. Öğrenme algoritmasının karmaşıklığı, verinin boyutuyla birlikte artar.

Test verileri sisteme tanıtıldığında, her iki veriyi de karşılaştırır. K en çok ilişkili veri eğitim setinden alınmıştır. Test verileri için yeni sınıf olarak hizmet eden k 'nin çoğunluğu alınır. Sorgu örneğinin diğer eğitim örneklerine olan mesafelerle karşılaştırarak ve K -en yakın komşuları seçerek yeni veriyi kategorize etmeye çalışır. Yöntemin artıları yüksek doğruluk, aykırı değerlere karşı duyarsız davranması, veriler hakkında varsayım kullanmaması ve hem sayısal verilerle hem de nominal değerlerle çalışabiliyor olmasıdır. Eksi yönleri ise hesaplama program aracılığıyla yapılması açısından ve çok fazla veri gerektiğinden pahalı bir yöntemdir. Ayrıca kNN algoritmasının bir dezavantajı, k değerini seçmeye duyarlı olmasıdır. Çalışmalar uzun zamandır bu konuya odaklanmakla birlikte, kNN algoritmasında k değerinin seçimi hala zor ve sorgulanmaktadır. Örneğin, Lall ve Sharama, örneklem büyüklüğü 100'den büyük olan veri kümeleri için uygun k değeri ayarının $k = \sqrt{n}$ 'yi sağlaması gerektiğini belirtmişlerdir. Ancak, böyle bir ayarın tüm veri kümeleri durumları için uygun olmadığı kanıtlanmıştır (Kang ve Cho, 2008:3510). Cheng vd.(2014) araştırmasında, ikili bir sınıflandırma görevinin olduğu için gözlemlere dayanarak k -NN algoritmasında k değerinin ayarlanmasına odaklanmıştır. Söz konusu çalışmada ilk test örneğinin sınıf etiketi için göre, makul fakat ikinci test örneğinin k değerinin 3 olarak atanması gerektiği tespit edilmiştir. Dahası, benzer senaryoyu kNN regresyonunda veya kNN algoritması ile de bulunabileceği ortaya konmuştur. Bu nedenle kNN algoritmasındaki k değeri, veriye dayalı, yani veri dağılımına göre karar verilmelidir. Ayrıca, her test numunesi için k değeri farklı olabilmektedir.



Şekil 13. KNN Sınıflandırma Prensi

Kaynak: Deepthi(2016)

Uzaklık hesapları için genelde 3 tip uzaklık fonksiyonu kullanılmaktadır:

“Euclidean” Uzaklık

“Manhattan” Uzaklık

“Minkowski” Uzaklığı’dır.

Bu yöntem, bir veri kümesindeki örneklerin genellikle benzer sınıftaki diğer örneklere yakın olacağını varsayar. Bu nedenle, eğitim setinden k-en yakın örnekler kullanılarak yeni bir örnek tahmin edilir. Öklid mesafesi genellikle yakınlığın ölçüsünü belirlemek için bir uzaklık ölçütü olarak kullanılır. Öklid mesafesine alternatif olarak Manhattan, Minkowski ve Mahalanobis mesafeleri de kullanılabilir. Metrik seçimi değişkenlerin özelliklerine bağlıdır.

Tüm mesafe ölçüm metodunda da yalnızca sürekli değişkenler için kullanılabilir olduğu unutulmamalıdır. Kategorik değişkenler durumunda Hamming mesafesi kullanılmaktadır.

Şekil 14. KNN Yönteminin Aşamaları

Veri setinde sayısal ve kategorik değişkenlerin bir karışımı olduğunda, 0 ile 1 arasındaki sayısal değişkenlerin standardizasyonun yapılması ile KNN yöntemi uygulanabilmektedir. Yakınlık ölçüsü belirlendikten sonra, uygun sınıfa yeni bir örnek atanır. KNN yöntemi, finansal muhasebe dolandırıcılık tespiti için yaygın olarak kullanılmaktadır (Nelwamodo vd., 2014:84).

KNN yöntemi, finansal bilgi manipülasyonu tespitinde makine öğrenim yöntemlerinin kıyaslanmasında karşımıza çıkmaktadır. Bu anlamda Yao, vd. (2019) yapmış oldukları çalışmada Şangay borsasında ve Shenzhen menkul kıymetler borsasında listelenen ve 134 şirketin dolandırıcılığa karıştığı iddia edilen toplam 536



şirket analize dahil edilmiştir. Altman Z-skoru, karlılık göstergeleri, büyüme göstergeleri, ödeme gücü göstergeleri gibi finansal göstergeler kullanılarak bağımsız değişkenler oluşturulmuştur. Destek vektör makinesi (SVM), Naive Bayes, KNN dahil olmak üzere veri madenciliği tekniği performansları açısından değerlendirilmiştir. Deneysel sonuçlar, SVM veri madenciliği tekniğinin tüm koşullarda en yüksek doğruluğa sahip olduğunu ortaya koymuştur.

Liu vd. (2015) yaptıkları çalışmada, literatürde yaygın kullanılan değişkenlerden yola çıkarak tespit edilen sekiz bağımsız değişkenle Çin Menkul Kıymetler Borsası'nda 1998-2014 yılları için seçilen 138 manipülasyon yaptığı kabul edilen firma ile 160 manipülasyon yapmayan firmadan oluşan veri seti ile çalışılmıştır. Çalışmada lojistik regresyon, KNN ve SVM yöntemlerinin etkinliği araştırılmış en yüksek tahmin gücü KNN yönteminde %87 olarak tespit edilmiştir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

FINANSAL BİLGİ MANİPÜLASYONUNUN TESPİTİ

UYGULAMASI

Bu bölümde finansal bilgi manipülasyonu literatüründen seçilen karma yöntemlerden olan Lojistik Regresyon yöntemi analiz tekniği olarak kullanılacaktır. Bu tekniğin uygulama alanı olarak Türkiye ve ABD’de borsada işlem gören firmalardan oluşan örnekler seçilmiştir. Finansal bilgi manipülasyonu literatürünü oluştururken kullanılan firmaların, ABD’deki firmalar olması, ayrıca literatür tarafından başka çalışmalara da araştırma konusu olan Beneish (1999) Model’inin de ABD örneğinde hazırlanmış olması bu ülkenin çalışmanın örneklemini oluşturan ülkelerden biri olmasına gerekçedir. Diğer ülke olarak Türkiye seçilmiştir. Örnek ülke seçiminde verilere ulaşım kolaylığının etkisi de söz konusudur.

Finansal bilgi manipülasyonu ile ilgili literatürde geçmişten günümüze birçok çalışma olmasına rağmen çalışmalar ekseriyetle tek ülke örneklemini üzerine yoğunlaşmıştır. Çalışmalar genellikle uygulanan ülkenin şartlarına göre anlam ifade etmekte, diğer ülkeler için geçerliliği soru işareti olarak kalmaktadır. Bu konuda literatürdeki en büyük eksiklik birden fazla ülke için benzer zaman dilimlerinde, aynı değişkenleri kullanarak model oluşturulmamasıdır.

Örnek seçimine karar verilen ülkeler tespit edildikten sonra bu iki ülke için borsada işlem gören firmalardan örnek seçim yöntemleri çalışmanın ilerleyen bölümlerinde ayrıntılı olarak anlatılacaktır.

Analiz için veri setleri hazırlandıktan sonra her iki ülke için ayrı ayrı model kurulum yöntemleri, model için tespit edilen bağımsız değişkenlerin tespiti ve elde edilen modelin test verileriyle elde edilecek olan tahmin güçleri ortaya konmaya çalışılacaktır.

Her iki ülke için model kurma aşaması ve model güçlerinin tahminleri ortaya konulduktan sonra kurulan modellerde kullanılan açıklayıcı değişkenler ve modellerin benzer ve farklı yanları sonuçlar ve yorumlar kısmında, karşılaştırmalı olarak verilecektir.

3.1. Türkiye ve ABD’de Finansal Bilgi Manipülasyonun Tespit ve Tahmini ile İlgili Ampirik Çalışma

Finansal bilgi manipülasyonunun tespit edilmesinde bağımlı değişkenin, sürekli değişken değil kategorik oluşu klasik regresyon modellerinin kullanımını mümkün kılmamaktadır. Bu nedenle literatür de de yaygın olarak kullanılan, alternatif modellerden olan lojistik regresyon modelleri veya probit regresyon yöntemleri kategorik bağımlı değişkenler için yaygın olarak kullanılmaktadır.

Çalışmanın bu bölümünde analiz çalışması için uygun model seçimi, seçilen model için kullanılacak örnek firmaların seçim yöntemleri ve firmalardan elde edilen verilerle oluşturulacak model ve modelin tahmin gücünün ortaya çıkarılması amaçlanmaktadır.

3.1.1 Çalışma İçin Kullanılan Ekonometrik Model

Bağımlı değişkenin kategorik değişkenlerden (0’lar ve 1’ler gibi) oluştuğu verilerde model kurabilmek için klasik regresyon teknikleri kullanılamamaktadır. Bunun yerine Lojistik regresyon yönteminin kullanılması gerekmektedir. Lojistik regresyon yöntemi, tıp, mühendislik ve sosyal bilimler gibi birçok alanda karar verme aracı olarak kullanılan bir tekniktir. Kullanılan teknik, örnek grupları birbirinden ayırma ve atama yapma olanağı veren bir regresyon yöntemidir. Normal dağılım ve süreklilik varsayımına ihtiyaç duymayan bir analiz oluşu bu tekniğin uygulama kolaylığını artırmaktadır. Analiz sayesinde ortaya konulan model, veri gruplarının belli olasılıklara göre hangi sınıfa dahil olması gerektiğini ortaya çıkarmaktadır. Elde edilen model ile elde edilen katsayı, eşik değeri kullanılarak sınıflandırmaya tabi tutulmaktadır. Model yardımıyla elde edilen, firmanın katsayısı eşik değerinden büyük bir sayı ise o firma manipülasyon yapmış firma olarak kabul edilmektedir. Eğer katsayı eşik değerinden küçük ise o firmanın manipülasyon yapmadığı sonucuna varılmaktadır.

Lojistik regresyon denkleminde bahis oranı (Odds Ratio) şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{1+e^{Z_i}}{1+e^{-Z_i}} = e^{\beta_1+\beta_2 X_i}$$

Bu durumda, bir olayın gerçekleşmesi (1) ya da gerçekleşmemesi (0) olasılığı hesaplanmaktadır. Denklemin doğrusal bir denklem olabilmesi için logaritmasının

alınması gerekir ve logaritması alındığında (Logit Model denmesinin nedeni de budur) ise yeni denklem aşağıdaki gibi oluşmaktadır:

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i \rightarrow \beta_1 + \beta_2 X_i$$

Yani bahis oranının logaritması L, yalnız X'e göre değil (katsayının tahmini bakımından) ana kütle katsayılarına göre de doğrusaldır.

Logit modelin özellikleri şunlardır (Gujarati ve Dawn, 2009:571);

1. P, 0'dan 1'e giderken (yani Z_i , $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değer alırken) Logit L'de $-\infty$ ile $+\infty$ 'a doğru değişir. Yani, olasılıklar zorunlu olarak 0 ile 1 arasında yer alırken logitlerde böyle bir sınır bulunmamaktadır.

2. L, X'e göre doğrusal olmakla birlikte olasılıkların kendileri böyle değildir. Bu özellikleri, olasılıkların X ile doğrusal olarak arttığı Doğrusal Olasılık Modeli (DOM) ile zıttır.

3. Yukarda yer alan denklem her ne kadar bir açıklayıcı değişken içerse de denkleme yeni açıklayıcı değişkenler eklenerek genişletilmesi mümkündür.

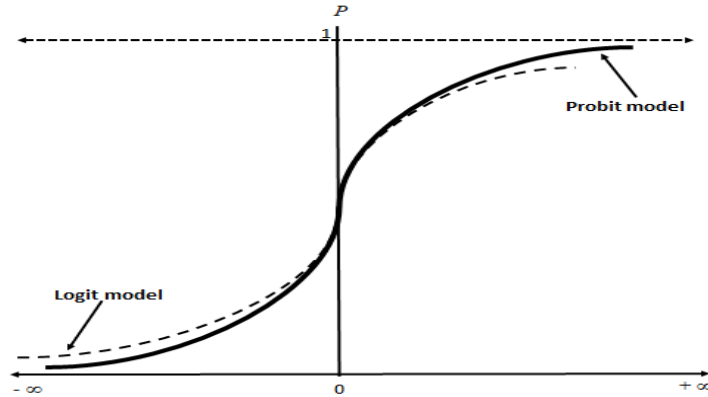
4. Eğer Logit L artı ise, açıklayıcı değişkenlerin değeri arttıkça, bağımlı değişkenin 1 olmasının (ilgilenilen olayın gerçekleşmesi) bahis oranı yükselir. Eğer Logit L eksi ise, X büyüdükçe bağımlı değişkenin 1 olmasının bahis oranı düşer. Başka bir deyişle, bahis oranı 1'den 0'a doğru düştükçe Logit eksi ve giderek artan değer alır, bahis oranı 1'den sonsuza doğru arttıkça Logit artı ve giderek artan değerler alır (Hosmer ve Lemeshow, 1989:307).

5. Logit modelde; β_2 eğimi, X'teki bir birim değişmeye karşılık L'deki değişmeyi ölçmektedir. Sabit terim β_1 ise X'in sıfır olduğu durumda L'nin gerçekleşme olasılığının oranıdır. Sabit terimlerin çoğu yorumunda olduğu gibi fiziksel anlam taşımayabilir.

6. DOM, P_i 'nin X_i ' ile doğrusal ilişki içinde olduğunu varsayarken, Logit modeli log-bahis oranının X_i ile doğrusal ilişkili olduğunu varsaymaktadır (Gujarati ve Dawn, 2009:555).

Logit ve probit modeller arasında hangisinin tercih edilmesi gerektiği incelendiğinde, çoğu uygulamada her iki modelin de benzer sonuçlar verdiği görülmektedir. Temel fark, birikimli Logit ve probit dağılımları Şekil 15'ten de anlaşılacağı üzere lojistik dağılımın biraz kalın kuyruk (Fat tail) olmasıdır. Yani probit modele nazaran logit modelde P_i koşullu olasılığı 0 ya da 1'e biraz daha yavaş

yaklaşmaktadır. Uygulamada çoğu araştırmacı görece basitliğinden dolayı Logit modelini seçmektedir.



Şekil 15. Birikimli Logit ve Probit dağılımları

Bu çalışmada, finansal manipülasyonun varlığını (“1” ile kodlanacaktır) veya yokluğunu (“0” ile kodlanacaktır) test etmek amacıyla Binary (ikili) Lojistik Regresyon yöntemi kullanılmıştır.

3.1.2 Model Kapsamında Seçilen Firmalar

Çalışmaya konu olacak firmaların seçimi için, Türkiye ve ABD’de ilgili kurumların 2009-2019 tarihleri arasında yayınlanmış olan bültenleri taranmış ve geçmiş dönem finansal raporlarda yapılan hata, hile ve usulsüzler detaylı incelemelerle tespit edilmeye çalışılmıştır.

Türkiye’de halka açık firmalarla ilgili düzenleyici ve denetleyici kurum Sermaye Piyasası Kurulu (SPK), borsada işlem gören firmalar hakkında önemli gelişmeleri yakından takip etmekte ve kamu çıkarları adına önemli gelişmeleri içeren bültenleri (kamuyu aydınlatmak adına) haftalık olarak yayınlamaktadır⁸. Bu bültenlerde firmanın mali tabloları ile ilgili gelişmeler de yer almaktadır. Bağımsız denetimden geçirilen finansal tablolar, SPK tarafından da ayrı bir denetime tabi tutulmakta ve finansal tablolarda hata, hile ve usulsüzler tespit edildiğinde ilgili firmalar ve/veya yetkilileri hakkında bültenler yayınlanmaktadır. Yapılan hata hile ve usulsüzlerin yanı sıra firmanın üst düzey yapılanmalarındaki değişimler, firmanın birlikte çalıştığı denetim şirketlerinin değiştirilmesi, sermaye artırımı-birleşme veya satın alma kararları ile finansal raporların özensiz düzenlenmesi ya da bu raporların zamanında teslim

⁸ Sermaye Piyasası Kurumu 01.01.1996 tarihinden itibaren haftalık bültenler yayınlamaktadır.

edilmemesi gibi konular hakkında da bültenler yayınlanmaktadır. Tüm bu konuların ayırt edilebilmesi için söz konusu bültenlerin titizlikle incelenmesi gerekmektedir.

SPK'nın bültenlerinde cari yılın finansal raporlarıyla ilgili bilgiler olmakla birlikte, cari yıldan önceki yılların finansal tablolarıyla ilgili hata, hile ve usulsüzlüklerin varlığı daha çok yer tutmaktadır.

ABD'de borsada işlem gören firmalar menkul kıymetler borsa komisyonu (SEC) tarafından denetlenmektedir ve firmalarla ilgili veriler ve bilgiler Muhasebe Denetim İcra Bültenleri'nde (AAER) haftalık olarak yayınlanmaktadır. Bültenler içerik olarak manipülasyonların yanı sıra borsa manipülasyonları, işlem yasakları gibi konuları da içermektedir. Bu nedenle bültenler taranırken literatürde yaygın başvurulan anahtar kelime kullanarak taramak yanlış sonuçlar verebilmektedir. Bu nedenle bültenler SPK bültenlerinde olduğu gibi tek tek incelenerek manipülasyon yapan firmalar tespit edilmeye çalışılmıştır.

Türkiye'de haftalık bültenleri içeren SPK bültenleri 10 yıllık geriye dönük olarak taranmış ve taranan 520 bültenden 45 firma hakkında hata, hile ve usulsüzlük tespit edilmiştir.

Bazı firmalar için taranan tüm yıllar boyunca yalnızca bir kez manipülasyon tespit edilmişken; kimi firmalar için birden çok kez, hatta aynı yıl içinde birden çok kez manipülasyona rastlanmıştır. Manipülasyon yaptığı bültenler tarafından ortaya çıkarılan firmalardan bazıları birkaç yıl boyunca bu eylemi gerçekleştirmiştir. Örneğin "2010-2013 yılları arasında" ifadesi yer alan firmalar için 2010 yılı manipülasyon yapılan yıl olarak kabul edilmiştir. Bazı firmalar ise farklı yıllarda aralıklı olarak manipülasyon yaptığı ile ilgili bültenler yer almaktadır. Örneğin, bir firma 2010-2012 yılında manipülasyon yapmışken, aynı firma 2016- 2017 yılları arasında da manipülasyon yaptıysa bu firma iki defa manipülasyon yapan firmalar örneğine dahil edilmiştir.

Manipülasyon yaptığı SPK bültenlerince tespit edilen firmalar analiz için bağımlı değişkende "1" (manipülasyon var) olarak yer alacak firmalardır. Bu firmalar baz alınarak aynı sektörde yer alan ve bağımlı değişkende "0" (manipülasyon yok) olarak yer alacak olan firmalar tespit edilmiştir. Bu seçim yapılırken manipülasyon yapan firmalara aktif büyüklüğü ve aynı faaliyet alanında bulunan firmalar olmasına özen gösterilmiştir. Ayrıca, firma seçiminde bankalar, sigorta şirketleri, aracı kuruluşlar vs. gibi finansal kuruluşlar örneklem dışı bırakılmıştır. Üretim sektöründe yer alan fakat

finansal tablolarında eksiklikler olan (iflas eden, kottan çıkarılan, gözaltı pazarına alınan vs) dolayısıyla tabloları analiz için devamlılık arz etmeyen firmalar da analiz kapsamının dışında tutulmuştur.

Firma seçim kriterleri doğrultusunda manipülasyon yaptığı SPK tarafından tespit edilen 45 firma için aynı faaliyet alanında, aktif büyüklükleri benzer firmalar Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP) da yer alan firma sektörleri eşleştirmelerde kullanılmıştır.

ABD örnekleme için ise SEC tarafından AAER bültenlerinde hakkında hata, hile ve usulsüzlükler olduğu belirtilen firmalar ve kontrol değişkeni olarak aynı sayıda firma seçilmiştir. Bu çerçevede ilgili yıllar aralığında 51 firma AAER bültenlerince manipülasyon yapmış firma olarak tespit edilmiştir. Bu firmalara kontrol değişkeni olarak aynı faaliyet alanında, benzer aktif büyüklüğüne sahip firmalar kullanılmıştır. Firma sektörleri SEC tarafından belirlenen sektör kolları dikkate alınarak oluşturulmuştur.

Türkiye ve ABD örneklemleri oluşturulurken, seçilen firmaların 2009-2018 dönemine ait yıllık finansal raporları (bilanço, gelir tablosu, nakit akım tablosu, özkaynak değişim tablosu) kullanılmıştır. Türkiye örnekleme için finansal raporlar Kamuyu Aydınlatma Platformu (KAP)'undan elde edilmiştir. ABD örnekleme için ise, finansal raporlar www.ROIC.ai adlı web sitesi ile SEC raporlarından temin edilmiştir. Elde edilen raporlar kullanılarak

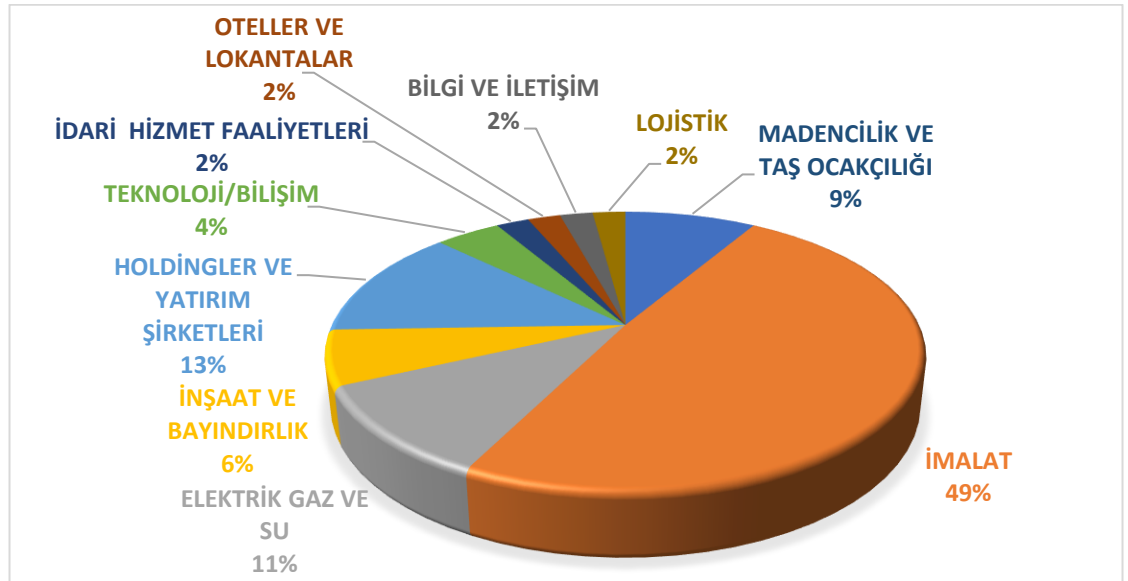
- Dönen Varlıklar,
- Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar (KVYK),
- Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar (UVYK),
- Ticari Alacaklar,
- Net Satışlar,
- Pazarlama Satış ve Dağıtım Giderleri,
- Genel Yönetim Giderleri,
- Amortismanlar,
- Faaliyet Karı/Zararı,
- Stoklar,
- Maddi Duran Varlıklar,
- Aktif Toplamı,
- Özkaynaklar,

- Finansman gideri,
- FAVÖK,
- Dönem Net K/Z,
- İşletme Faaliyetlerinden Sağlanan Nakit akışları

kalemleri çekilmiş ve bunlar analiz kapsamında kullanılacak rasyoların hesaplanabilmesi için hazır hale getirilmiştir.

Model kurulumuna konu olan şirketlerin sektörel dağılımları Türkiye için Şekil 16'da ve ABD için Şekil 17'de görülmektedir:

SPK bültenleri tarafından hakkında bültenler yayınlanan ve hata, hile ve usulsüzlükleri nedeniyle finansal bilgi manipülasyonu yaptığı tespit edilen firmaların sektörel dağılımı incelendiğinde, holdinglerin finansal bilgi manipülasyonunda çoğunlukta olduğu görülmektedir. Ayrıca gıda ve inşaat/çimento sektöründe yer alan firmaların da manipülasyon yapan firmalar içinde önemli orana sahip olduğu görülmektedir.

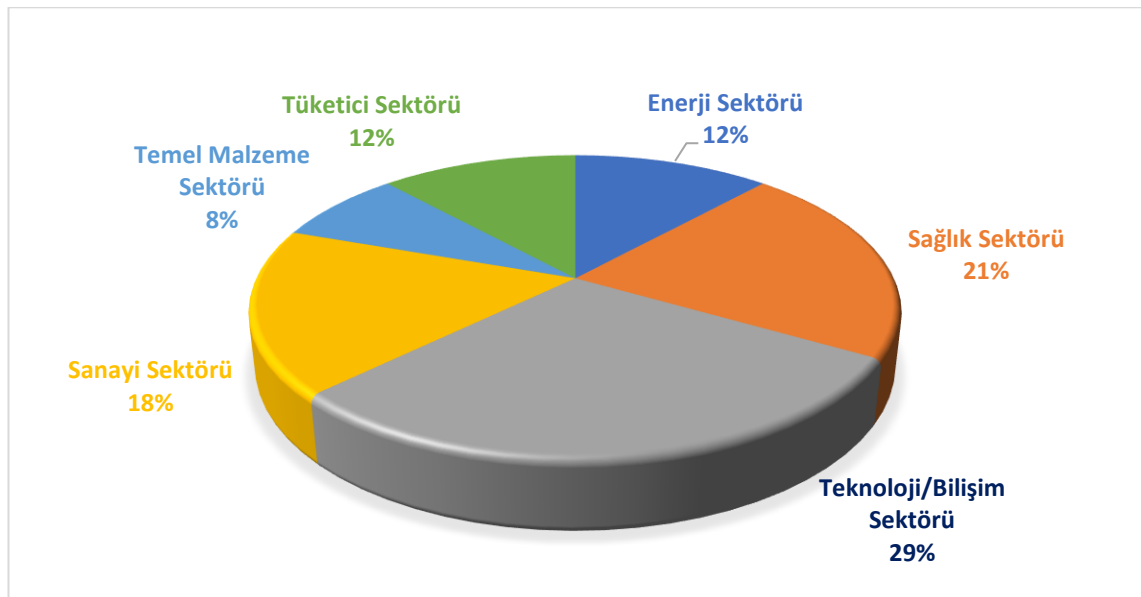


Şekil 16. Türkiye'de Manipülasyon Yapan Firmaların Sektörel Dağılımları

Türkiye'de manipülasyon yapan firmaların sektörel dağılımı incelendiğinde imalat sektörünün yoğunlukta olduğu görülmektedir. Bu sektör bir ana sektör olup alt sektörlerinde gıda, tekstil, taş toprak, petrol, metal sanayi sektörleri barındırmaktadır. 45 manipülasyon yapan firmanın yer aldığı örnekleme sektör tespitinde KAP tarafından belirlenen sektör kriter baz alınmıştır. Ayrıca kontrol grubu değişkenlerinin seçiminde de yine bu yöntem benimsenmiştir. SPK'ın haftalık bültenleri incelendiğinde özellikle

gıda, tekstil ve petrol şirketlerinde manipülasyon yapma eğilim yoğun olarak görülmektedir. Ayrıca yine bültenlerde aynı firmanın artarda yıllarda manipülasyon yapabildiği gibi bazı firmaların belli aralıklarla manipülasyona başvurduğu gözlenmektedir.

ABD’de manipülasyon yapan firmaların yer aldıkları sektörler incelendiğinde teknoloji şirketlerinin %29’luk bir paya sahip olduğu görülmektedir. Onun hemen ardından ise sağlık sektörü gelmektedir. Manipülasyon yapan firma sayısı toplamda 51 firmadan oluşmaktadır. AAER bültenleri incelendiğinde görülmektedir ki sağlık sektöründe faaliyet gösteren firmalardan manipülasyon yapan firmaların özellikle başka ülkelerde faaliyet izini alırken söz konusu ülkelerin yetkilerine rüşvetler verdiği ve bu rüşvetleri eğitim gideri gibi kalemlere atarak usulsüzlükler yaptığı görülmektedir. Yine teknoloji, enerji şirketleri gibi şirketlerin farklı ülkelerde yer alan bağlı ortaklıkları aracılığıyla fiktif satışlar gerçekleştirebildiği veya ihale alımlarında rüşvetler aracılığıyla manipülasyonlar yaptığı AAER bültenlerinde sıklıkla rastlanan konular arasında yer almaktadır. Bu konular ile ilgili denetleyici kurumlar tarafından cezai işlemler de uygulanmıştır.



Şekil 17. ABD’de Manipülasyon Yapan Firmaların Sektörel Dağılımları

3.1.3 Analiz Sonuçları

Her iki ülke örneklemini için, analiz için firmaların seçimi yapıldıktan sonra firmaların finansal raporları kullanılarak rasyoların hesaplanmasına geçilmiştir.

Kullanılacak rasyoların tespitinde Beneish (1999)'in kullanmış olduğu sekiz değişkenin (DSRI, GMI, AQI, DEPI, SGAI, ACR, SGI, LVGI) yanı sıra, literatürde model kurmak için kullanılan ve anlamlı sonuçlar veren farklı rasyolar da eklenmiş ve toplamda 22 farklı rasyo hesaplanarak analize hazır hale getirilmiştir. Beneish (1999)'in modelinin tüm rasyolarının modele dahil edilme nedeni, finansal bilgi manipülasyonu ile ilgili literatürde önem atfedilen çalışmaların çoğunun ABD örnekleminde yapılmış olmasının yanında Beneish'in (1999) modelinin hala geçerliliğini koruyup korumadığını da ortaya çıkarmaktır. Ayrıca, iki farklı ülke için geliştirilecek olan modeller, değişkenler ve katsayılar yönünden kıyaslanmıştır. Denkleme dahil edilen rasyolar tüm firmalar için 10 yıllık süre zarfında hesaplanmış ve model kurulum aşamasında bu rasyolardan faydalanılmıştır. Rasyolar hesaplanırken Beneish (1999) tarafından kullanılan rasyolarda, cari yıl (t) ve bir önceki yılın ($t-1$) finansal rapor kalemleri hesaplamaya dahil edilmiştir. Diğer rasyolarda ise, cari yıl verileri hesaplama için yeterli olmuştur. Analiz rasyolarının hesaplama tekniği Tablo 5'te verilmiştir.

Analiz kapsamında firmaların mali raporlarından Tablo 6'da belirtilen formüller çerçevesinde hesaplanan oranlar veri seti havuzunu oluşturmaktadır. Bu veri setleri her iki ülke örneklemini için "eğitim verisi" ve "test verisi" olarak iki bölüme ayrılmıştır.

Tablo 5. Analizde Kullanılacak Rasyolar ve Formülleri

Ticari Alacaklar Endeksi (DSRI)	$\frac{Tic\ Al./Net\ Sat_t}{Tic\ Al./Net\ Sat_{t-1}}$
Brüt Kar Endeksi (GMI)	$\frac{Net\ sat - stmm/Net\ Sat_{t-1}}{Net\ sat - stmm/Net\ Sat_t}$
Aktif Kalite Endeksi (AQI)	$\frac{(1 - Dön.\ Var. + Mad.\ dur.\ Var.) / Top\ Aktif_t}{(1 - Dön.\ Var. + Mad.\ dur.\ Var.) / Top\ Aktif_{t-1}}$
Amortisman Endeksi (DEPI)	$\frac{Amort. / (Amort + Mad.\ Dur.\ Var)}{Amort. / (Amort + Mad.\ Dur.\ Var)_t}$
Pazarlama Satış Dağıtım ve Genel Yönetim Giderleri Endeksi (SGAI)	$\frac{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_{t-1}}{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_t}$
Toplam Varlıklardaki Toplam Tahakkuklar (TATA)	$\frac{Net\ Esas\ Fal.\ K.Z - işl\ Fal.\ Sağ.\ Nakit}{Top.\ Aktif}$
Satışlardaki Büyüme Endeksi (SGI)	$\frac{Brüt\ Sat}{Brüt\ Sat_{t-1}}$
Borç Yapısı Değişim Endeksi (LVGI)	$\frac{Kvyk + Uvyk_t / Top.\ Aktif}{Kvyk + Uvyk_{t-1} / Top.\ Aktif}$
Finansman Gideri Endeksi	$\frac{Toplam\ Finansman\ Gideri}{Toplam\ Faaliyet\ Gideri}$
Faizin Kazanılma Sayısı	$\frac{Faiz\ Vergi\ Öncesi\ Kar(FAVÖK)}{Finansman\ Gideri}$
Cari Oran	$\frac{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynak}{Dönen\ Varlıklar}$
Asit Test Oranı	$\frac{Dönen\ Varlıklar - Stoklar}{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynak}$
Kaldıraç Oranı	$\frac{KVYK + UVYK}{Aktif\ Toplamı}$
Borç/Özkaynak Oranı	$\frac{KVYK + UVYK}{Özkaynaklar}$
Aktif Karlılık Oranı (ROA)	$\frac{Net\ Kar}{Toplam\ Aktif}$
Özkaynak Karlılığı (ROE)	$\frac{Net\ Kar}{Özkaynak}$
Finansman Oranı	$\frac{Özkaynak}{KVYK + UVYK}$
Ticari Alacakların Net satışlara Oranı	$\frac{Ticari\ Alacak/Net\ Satışlar}{(Net\ sat - stmm) / Net\ Satışlar}$
Brüt Karın Net Satışlara Oranı	$1 - (Dön.\ Var. + Mad.\ dur.\ Var. / Toplam\ Aktif)$
Diğer Duran Varlıkların Aktiflere Oranı	$\frac{Amort. / (Amort + Mad.\ Dur.\ Var)}{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_{t-1}}$
Amortisman Oranı	$\frac{Amort. / (Amort + Mad.\ Dur.\ Var)}{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_{t-1}}$
Faaliyet Giderlerinin Brüt Satışlara Oranı	$\frac{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_{t-1}}{(Gen\ yön + paz.\ sat) / Brüt\ satış_{t-1}}$

Analiz yapılmadan önce veri yapısına ve veriler arasında korelasyonun var olup olmadığına bakılması gerekir. Bu açıdan öncelikle veri setinde manipülasyon yapan

firmalar ile kontrol değişkenleri için bağımsız değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri hesaplanmıştır.

Türkiye örneklemini için hazırlanan tanımlayıcı istatistikler Tablo 6'da görülmektedir.

Tablo 6. Türkiye Veri Seti Rasyoları İçin Tanımlayıcı İstatistikler

		Ortalama	Ortanca	Std. Sap	En Büyük	En Küçük	Toplam	Sayı
DSRI	1	15.9	1.05	110.91	0.11	874.96	991.95	45
	0	1.23	0.99	1.12	0.01	8.33	132.44	108
GMI	1	1.23	0.87	3.39	-2.19	25.94	76.10	45
	0	1.38	0.99	2.63	-5.22	22.29	148.95	108
AQI	1	1.32	0.99	1.30	0.00	8.01	82.13	45
	0	1.44	0.99	1.56	0.07	10.66	155.40	108
SGI	1	1.32	1.07	1.62	0.00	10.83	81.79	45
	0	2.24	1.17	7.59	0.27	59.22	241.95	108
DEPI	1	1.23	1.04	0.65	0.38	3.64	76.23	45
	0	1.28	0.96	1.79	0.09	15.86	137.94	108
SGAI	1	2.60	1.00	7.51	0.01	47.01	161.09	45
	0	1.01	0.97	0.44	0.02	4.10	109.54	108
LVGI	1	1.14	1.05	0.66	0.46	5.59	70.94	45
	0	1.31	1.03	2.44	0.06	26.12	141.06	108
ACR(TATA)	1	-0.04	-0.01	0.31	-1.40	0.96	-2.62	45
	0	0.03	0.01	0.21	-0.47	1.75	2.82	108
Cari Oran	1	1.59	1.25	1.88	0.05	13.12	98.70	45
	0	2.18	1.35	2.39	0.26	15.61	235.40	108
Asittest Oran	1	1.22	0.75	1.66	-0.26	11.55	75.47	45
	0	1.73	0.87	2.39	0.20	15.61	186.87	108
Kaldıraç Oranı	1	0.81	0.61	0.97	0.03	5.98	50.15	45
	0	0.50	0.51	0.24	0.02	1.04	53.74	108
Finansman Oranı	1	2.17	0.63	4.81	-0.83	33.29	134.4	45
	0	2.50	0.95	5.28	-0.04	40.25	269.6	108
Borç / Özkaynak oranı	1	5.15	1.10	22.49	-10.43	168.14	319.1	45
	0	1.45	1.05	3.51	-27.98	10.43	156.3	108
Faizin kazanılma sayısı	1	-116.80	0.18	842.57	-6609	16.26	-7241.6	45
	0	7.70	0.92	21.03	-7.45	127.72	831.2	108
ROA	1	-0.01	-0.01	0.46	-1.29	2.63	-0.46	45
	0	0.05	0.03	0.15	-0.33	1.31	5.49	108
ROE	1	0.10	0.00	1.64	-1.95	12.16	5.94	45
	0	0.08	0.07	0.29	-1.59	1.44	8.47	108

Fin Gid End	1	2.56	1.13	6.34	-2.02	47.03	158.5	45
	0	1.14	0.42	2.44	-0.05	17.54	122.9	108
Tic Al/Net sat	1	32.60	0.25	243.93	-3.18	1921.79	2021	45
	0	4.68	0.22	23.65	-3.18	226.23	505.7	108
Brüt kar/net sat	1	1.72	1.84	0.32	0.91	2.19	106.9	45
	0	-10.06	1.75	60.32	-494	2.37	-1086.4	108
dig dur var/top ak	1	-0.10	0.09	1.32	-7.33	0.97	-6.00	45
	0	-34.21	0.12	333.21	-3461	0.93	-3694.2	108
amort/mad.dur. +amrt	1	0.11	0.06	0.20	-0.01	1.41	6.82	45
	0	0.17	0.09	0.34	-1.76	2.28	17.99	108
fal gid/net sat	1	-0.32	-0.13	3.68	-22.16	18.02	-19.59	45
	0	-10.55	-0.17	56.18	-466	0.09	-1139.3	108

Açıklayıcı model kurmak için analize geçmeden önce bağımsız değişkenler için korelasyon katsayılarının incelenmesi gerekmektedir. Çünkü aralarında güçlü korelasyon olan yani benzer yönde eğilim gösteren değişkenlerin aynı denklemde yer almaması gerekmektedir. Lojistik regresyon denklemi kurulurken En Küçük Kareler (EKK) yönteminin aksine, yerine getirilmesi gereken çok fazla varsayım olmamakla birlikte korelasyon sorunu çözülmesi gereken bir varsayımdır. Türkiye örnekleminin eğitim setinde yer alan rasyolar için oluşturulan korelasyon tablosu Tablo 7'deki gibi düzenlenmiştir.

Tablo 7. Türkiye Veri Seti Korelasyon Tablosu

	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LVGI	ACR(TATA)	Cari Oran	Asittest O.	Kaldıraç Oranı	Finansman O.	Borç / Özkay.O	Faizin kaz.say.	ROA	ROE	Fin Gid End	Tic Al/Net sat	Brüt kar/net sat	dig dur var/top ak	amort/mad.dur. +amrt	fal gid/net sat	
DSRI	1.0																						
GMI	-0.1	1.0																					
AQI	0.0	-0.1	1.0																				
SGI	0.0	0.0	0.0	1.0																			
DEPI	0.0	-0.1	0.2	0.0	1.0																		
SGAI	0.6	-0.1	0.0	-0.1	0.0	1.0																	
LVGI	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0																
ACR(TATA)	-0.1	0.0	0.1	0.0	0.1	0.0	0.0	1.0															
Cari Oran	0.0	0.0	0.0	-0.1	-0.1	-0.1	0.0	-0.1	1.0														
Asittest Oran	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.0	-0.1	1.0	1.0													
Kaldıraç Oranı	0.3	0.0	-0.1	0.0	0.1	0.1	-0.1	0.0	-0.3	-0.3	1.0												
Finansman Oranı	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.1	0.0	0.0	0.5	0.5	-0.3	1.0											
Borç / Özkay. O	0.0	-0.1	0.1	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	-0.1	-0.1	0.1	-0.1	1.0										
Faizin kaz. Say.	0.0	0.0	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	-0.1	0.1	-0.9	1.0									
ROA	-0.1	0.0	0.0	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.0	0.2	0.1	-0.4	0.1	0.0	0.0	1.0								
ROE	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.2	0.1	-0.3	1.0							
Fin Gid End	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	-0.1	-0.1	0.1	-0.1	0.0	0.0	-0.1	0.0	1.0						
Tic Al/Net sat	0.0	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	1.0					
Brüt kar/net sat	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.0	-0.1	1.0				
dig dur var/top ak	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0			
ort/mad.dur. +an	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.1	0.1	0.1	-0.2	-0.2	-0.1	0.3	0.0	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	-0.2	0.0	1.0		
fal gid/net sat	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	1.0	0.0	-0.1	1.0	

Korelasyon tablosu incelendiğinde, Faaliyet gideri ve Brüt kar/net satışlar bağımsız değişkenleri arasında %90'nın üzerinde çok güçlü pozitif korelasyon olduğu, yani her iki değişkenin birbiriyle aynı yönde hareket ettiği gözlenmektedir. Ayrıca, Cari Oran ile Asit test Oranı arasında beklenildiği gibi pozitif güçlü korelasyonun varlığından söz etmek mümkündür. Dolayısıyla korelasyonları yüksek bu değişkenler aynı anda denkleme dahil edilmeden model kurulmuştur.

ABD örnekleme için oluşturulan veri setinin rasyoları ve tanımlayıcı istatistikleri ise Tablo 8'de görülmektedir.

Tablo 8. ABD Veri Seti Rasyoları İçin Tanımlayıcı İstatistikler

		Ortalama	Ortanca	Std Sap.	En Küçük	En Büyük	Toplam	Say
<i>DSRI</i>	1	1.19	1.03	0.71	0.34	4.37	60.46	51
	0	2.02	1.02	11.24	0.00	139.03	305.67	151
<i>GMI</i>	1	1.07	1.01	0.42	-0.26	3.40	54.32	51
	0	0.72	1.01	4.61	-55.22	5.89	108.91	151
<i>AQI</i>	1	1.33	1.00	1.55	0.14	11.38	68.05	51
	0	1.19	1.02	0.89	-0.72	10.07	179.59	151
<i>SGI</i>	1	1.13	1.07	0.41	0.49	3.22	57.46	51
	0	1.06	1.04	0.30	0.02	3.07	159.49	151
<i>DEPI</i>	1	1.06	0.99	0.49	0.29	3.63	54.22	51
	0	1.56	1.02	3.87	0.12	37.11	235.84	151
<i>SGAI</i>	1	0.95	1.01	1.03	-5.63	2.57	48.51	51
	0	1.15	1.03	1.10	-0.14	13.87	173.83	151
<i>LVGI</i>	1	1.12	1.01	0.61	0.12	5.04	56.93	51
	0	1.02	0.98	0.34	0.23	4.00	154.61	151
<i>ACR(TATA)</i>	1	-0.03	0.00	0.18	-1.19	0.23	-1.50	51
	0	-0.01	-0.01	0.08	-0.48	0.24	-1.76	151
<i>Cari Oran</i>	1	2.48	2.12	1.42	0.30	6.27	126.53	51
	0	2.25	1.90	1.31	0.03	6.78	339.43	151
<i>Asit test Oran</i>	1	1.85	1.48	1.30	0.28	6.24	94.24	51
	0	1.72	1.40	1.13	-0.49	6.55	259.69	151
<i>Kaldıraç Oranı</i>	1	0.57	0.53	0.35	0.14	2.44	28.83	51
	0	0.53	0.53	0.32	0.06	2.75	79.85	151
<i>Finansman Oranı</i>	1	1.29	0.90	1.37	-0.59	6.16	65.92	51
	0	1.61	0.89	2.10	-0.64	15.15	243.49	151
<i>Borç / Özkay. O.</i>	1	1.40	1.06	1.83	-2.81	10.60	71.46	51
	0	1.35	0.94	2.82	-8.49	19.80	204.51	151
<i>Faizin kaz. Say.</i>	1	453577.74	15.31	3230043	-246.58	23068387	23132465	51
	0	-28.05	12.35	829.81	-9688	1419.53	-4235.39	151

<i>Fin Gid End</i>	1	0.16	0.04	0.46	-1.25	1.98	8.12	51
	0	0.12	0.06	0.32	-2.67	1.55	18.57	151
<i>ROA</i>	1	-0.02	0.06	0.41	-2.80	0.28	-1.02	51
	0	0.04	0.06	0.11	-0.49	0.33	6.37	151
<i>ROE</i>	1	0.15	0.12	0.36	-0.70	1.94	7.73	51
	0	0.14	0.13	0.53	-3.65	3.48	21.29	151
<i>Tic Al/Net sat</i>	1	0.69	0.19	3.52	0.01	25.33	35.33	51
	0	0.26	0.15	1.26	0.00	15.58	39.64	151
<i>Brüt kar/net sat</i>	1	1.02	0.12	6.78	-1.93	48.47	52.25	51
	0	0.14	0.14	0.21	-0.84	0.73	21.46	151
<i>dig dur var/top. ak</i>	1	0.29	0.26	0.18	0.01	0.61	14.62	51
	0	0.27	0.23	0.20	0.01	0.90	40.72	151
<i>amort/mad.dur. +amrt</i>	1	0.18	0.14	0.19	0.00	1.00	9.40	51
	0	0.18	0.14	0.16	0.00	0.99	27.41	151
<i>fal gid/net sat</i>	1	0.18	0.18	0.38	-2.18	1.03	9.01	51
	0	0.29	0.18	0.92	-0.01	11.23	44.11	151

Tablo 9 incelendiğinde faizin kazanılması değişkeninde uç değerlerin olduğu görülmektedir. Bu durumun sebebi ise oranın hesaplanmasında dönem karının finansman giderinde bölünmesiyle elde ediliyor olmasındandır. Finansman gideri dönem karına göre çok düşük olan firmalarda faizin kazanılma sayısının çok yüksek değerlere ulaştığı görülmektedir.

Tanımlayıcı istatistiklerin yanı sıra model kurulmadan önce değişkenler arasında korelasyon ilişkisinin incelenmesi gerekmektedir. Tablo 9’da ABD veri setine ait korelasyon tablosu yer almaktadır.

Tablo 9. ABD Veri Seti Korelasyon Tablosu

	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LVGI	ACR(TATA)	Cari Oran	Asittest Ora	Kaldıraç Ora	Finansman	Borç / Özk	Faizin kazan	Fin Gid End	ROA	ROE	Tic Al/Net s	Brüt kar/ne	dig dur var/	amort/mad	fal gid/net s	
DSRI	1																						
GMI	0.1	1																					
AQI	-0.1	0.0	1																				
SGI	-0.2	0.0	0.2	1																			
DEPI	0.1	0.0	-0.1	0.0	1																		
SGAI	0.8	0.1	-0.1	-0.2	0.1	1																	
LVGI	0.5	-0.1	0.0	-0.2	0.1	0.1	1																
ACR(TATA)	0.0	0.1	0.0	-0.2	0.0	0.0	0.0	1															
Cari Oran	0.2	0.0	-0.1	0.0	0.1	0.3	0.1	0.1	1														
Asittest O	0.2	0.1	-0.2	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.9	1													
Kaldıraç O	0.0	0.1	0.2	0.2	0.0	0.0	0.0	-0.3	-0.4	-0.4	1												
Finansman	0.0	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.1	0.0	0.0	0.6	0.6	-0.6	1											
Borç / Özk	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	-0.2	-0.2	0.1	-0.2	1										
Faizin kazan	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	0.0	0.0	0.0	1									
Fin Gid En	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	-0.2	0.1	0.0	0.1	0.1	-0.1	0.1	0.0	1								
ROA	0.0	0.0	-0.1	-0.4	0.0	0.0	0.0	0.8	0.1	0.1	-0.5	0.1	0.1	0.0	0.0	1							
ROE	0.0	0.0	0.0	0.2	0.0	0.0	0.0	-0.3	-0.1	-0.1	0.2	-0.1	-0.2	0.0	0.0	-0.1	1						
Tic Al/Net s	0.5	0.0	-0.1	-0.2	0.1	0.1	0.8	0.0	0.1	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.2	0.0	0.0	1					
Brüt kar/n	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.0	-0.4	0.7	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.3	0.0	0.0	0.8	1				
dig dur va	-0.1	0.0	0.0	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.0	-0.2	-0.1	0.0	0.1	0.1	0.0	-0.2	0.0	0.0	-0.1	-0.1	1			
amort/ma	-0.1	0.1	-0.1	0.0	-0.1	-0.1	0.0	-0.1	0.0	0.1	0.1	0.1	-0.1	0.0	-0.1	-0.1	0.2	-0.1	-0.1	0.3	1		
fal gid/ne	0.9	0.1	-0.1	-0.2	0.2	0.9	0.3	0.0	0.3	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1	0.0	0.3	-0.2	0.0	0.0	1	

Korelasyon tablosu incelendiğinde aktif karlılık oranı (ROA) ile toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı (ACR) arasında pozitif yönlü çok yüksek korelasyon olduğu görülmektedir. Ayrıca, faaliyet gideri/net satışlar oranı ile ticari alacaklar endeksi (DSRI) ve faaliyet gideri endeksi (SGAI) arasında da pozitif çok güçlü korelasyon olduğu görülmektedir. Aralarında yüksek korelasyon bulunan bir başka oran ise ticari alacak/net satışlar değişkeni ile borç yapısı değişim endeksi (LVGI)dir. Dolayısıyla model kurulurken bu değişkenlerin aynı anda modelde olmamasına dikkat edilmiştir.

Bu kriterler çerçevesinde her iki ülke için ayrı ayrı açıklayıcı modelin oluşturulabilmesi için farklı denklemler kurulmuştur. Modeller oluşturulurken anlamlı bağımsız değişken sayısı mümkün olduğunca fazla tutulmuş, modelin açıklayıcılığının (R^2) yüksek olmasına çalışılmıştır. Analiz için SPSS 26 paket programı kullanılmıştır.

Veri setleri analiz edilirken öncelikle veriler eğitim seti ve test verisi olarak ayrıştırılmalıdır. Bu işlem yapılırken zaman kriterine bağlı ayrıştırma yapılabileceği gibi, veriler rastgele olarak da gruplara ayrılabilir. Çalışmada bu iki teknik de kullanılarak aralarında farklılıklar olup olmadığına da bakılmıştır. Ayrıca her iki uygulama da kontrol değişkeni eşlemeli ve eşlemesiz olmak üzere iki farklı şekilde belirlenmiştir.

Uygulama 1: Rastgele Eşlemeli Örnek Seçimi

Çalışmada ilk olarak her iki ülkenin verileri rastgele seçim yöntemiyle eğitim seti ve test veri seti olarak gruplandırılmıştır. Ayrıca veri setleri oluşturulurken manipülasyon yapan ve yapmayan firma sayılarının belirlenmesi sırasında da iki farklı yol izlenmiştir. Bunlardan ilkinde, eşlemeli seçim yapılmış yani manipülasyon yapan firma sayısı kadar firma kontrol değişkeni olarak seçilmiştir. İkincisinde ise, eşlemesiz seçim yapılmış yani manipülasyon yapan firma sayısından daha fazla sayıda firma kontrol değişkeni olarak seçilmiştir.

Uygulama 1.A: Türkiye Örneği

Türkiye örnekleme için, 33 manipülasyon yapan firma ve bunların eşleniği olan 33 kontrol değişkeni firma olmak üzere toplamda 66 firma (toplam veri setinin %73'ü) eğitim seti olarak belirlenmiştir. Test veri seti için ise, 12 adet manipülasyon yapan firmaya karşılık 12 adet eşlemeli kontrol değişkeni firma olmak üzere toplamda 24 firma (toplam veri setinin %27'si) belirlenmiştir. Firmalar için hesaplanan rasyolar yardımıyla lojistik regresyon analizi yapılmıştır. Tablo 10'da analiz sonuçları raporlanmıştır.

Tablo 10. Türkiye Rastgele Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
AQI	-0,897	0,561	2,558	0,110	0,408
SGI	0,935	0,517	3,275	0,070***	2,547
SGAI	2,572	1,301	3,907	0,048**	13,093
Kaldıraç Oranı	2,298	1,273	3,262	0,071***	9,957
Brüt kar/net sat	1,040	0,430	5,833	0,016**	2,828
amort/mad.dur. +amrt	-4,582	2,578	3,159	0,076**	0,010
Constant	-5,159	1,866	7,647	0,006*	0,006
Prob(LR statistic)	0,0000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	33 33 66		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır.

(Lojistik regresyonda "Backward:Conditional" metodu kullanılmıştır.)

Lojistik regresyonda EKK yönteminde hesaplanan geleneksel R^2 'nin kullanımı sınırlıdır. Çünkü geleneksel yolla hesaplanan R^2 çok küçük çıkma eğilimindedir. Bu nedenle düzeltilmiş R^2 kullanılmaktadır. Uygulamada R^2 'nin, 0,2 ile 0,6 arasında yer alması yeterli sayılmaktadır (Gujarati ve Porter, 2009:546). Lojistik regresyon modellerinde model gücü tahminleri için en yaygın kullanılan düzeltilmiş R^2 kat sayıları Log likelihood, Cox ve Snell R Square ve Nagelkerke R Square katsayılarıdır. Oluşturulan denklemin, model gücü için hesaplanan düzeltilmiş R^2 değeri tablo 11'de görüldüğü gibi 0.496 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 11. Lojistik Regresyon R^2 Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	48,184	0.494	0.626
17	58,958	0,372	0,496

Modelin açıklayıcı değişkenleri incelendiğinde, satışlardaki büyüme endeksi (SGI), faaliyet gideri endeksi (SGAI), kaldıraç oranı, brüt kar/net satışlar değişkeni, amortisman endeksi ve sabit modelde anlamlı olduğu, yalnızca aktif kalitesi endeksinin anlamsız olduğu görülmektedir. Değişkenlerin manipülasyonun varlığına etkisinin ne düzeyde olduğuna bakmak için Odds rasyolarına bakılması gerekir. Regresyon tablosuna bakıldığında amortisman oranı ve satışlardaki büyüme oranının yaklaşık 2 kat, kaldıraç oranının yaklaşık 10 kat, faaliyet gideri oranının ise 13 kat

manipülasyonun tespitine katkı sağladığı görülmektedir. Katsayıların işaretleri yüksek Odds rasyolarında pozitif olduğu görülmektedir.

Eğitim verileri kullanılarak elde edilen lojistik regresyon denklemi şu şekilde ifade edilir:

$$g(x) = -5,159 - 0,897 * \text{AQI} + 0,935 * \text{SGI} + 2,572 * \text{SGAI} + 2,298 * \text{Kald.Oranı} + 1,040 * \text{Brüt kar/Net sat} - 4,582 * \text{Amort/Mad.dur.} + \text{Amortisman}$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık değeri ise şu şekilde formüle edilir:

$$\pi(x) = 1 / \{ 1 + \text{Exp}(-5,159 - 0,897 * \text{AQI} + 0,935 * \text{SGI} + 2,572 * \text{SGAI} + 2,298 * \text{Kaldıraç Oranı} + 1,040 * \text{Brüt Kar/Net Sat} - 4,582 * \text{Amort.} / (\text{Mad.Dur. Var.} + \text{Amortisman})) \}$$

Olasılık denklemi elde edildikten sonra, eğitim veri seti oranları modelde yerine koyularak model gücü hesaplamaları yapılmıştır. Model gücü tespit edilirken her bir firma için hesaplanan değişken oranları formülde yerine yazılarak firmanın manipülasyon yapıp yapmadığına karar verilmektedir. Manipülasyonun varlığı ve yokluğunun sınıflandırılmasında eşlemeli örneklem kullanılması nedeniyle cutoff değeri 0,5 olarak kullanılmıştır. Kurulan modelde hesaplanan olasılık değeri 0,5 ve üzerinde ise o firma manipülasyon yapmış kabul edilirken, bu değer altında kalan firmalar manipülasyon yapmamış firma olarak kabul edilmektedir. Bu çerçevede Türkiye örneğinin eğitim verileri için elde edilen sonuçlar Tablo 12'de raporlanmıştır.

Tablo 12. Türkiye Rastgele Örnekler İçin Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem			0	1	Toplam	%
	0		24	9	33	72,7 %
	1		6	27	33	81,8 %
	Toplam		30	36	66	77,3%
Beneish M-skoru	Gözlem	0	12	21	33	38,5 %
		1	15	18	33	54,5 %

Eğitim veri setleri kullanılarak oluşturulan modelin eğitim verileri için tahmin gücü incelendiğinde hem manipülasyon yapan firmaları hem de manipülasyon yapmayan firmaları tahmin gücünün yüksek olduğu görülmektedir.

Literatürde yaygın olarak kullanılan Beneish modeli ile Eğitim verilerini tahmin ederek kıyaslama yapmak mümkündür. Beneish'in (1999) manipülasyon tahmini için önerdiği model şu şekildedir:

$$Mi = -4,840 + (0,920*DSRI) + (0,528*GMI) + (0,404*AQI) + (0,892*SGI) + (0,115*DEPI) + (-0,172*SGAI) + (4,679*TATA) + (-0,327*LVGI)$$

Modelin değişkenleri halihazırda hesaplanmış olduğundan model değişkenleri yerine konularak tahmin yapılmaya çalışılmıştır. M-skoru rakamları Beneish (1999) tarafından normal dağılım fonksiyonuna göre belirlenen yüzdeler dikkate alınarak sınıflandırılmaktadır (Küçüksözen 2005:156):

$Mi < \% 2,94$	ise uygulandığına dair bulgu yoktur.
$\% 2,94 < Mi < \% 5,99$	ise uygulandığına dair olasılık vardır.
$\% 5,99 < Mi < \% 11,32$	ise uygulandığına dair ciddi riskler vardır.
$\% 11,32 < Mi$	ise uygulandığına dair çok önemli bulgular vardır.

Tablo 12'de ayrıca M skoru kullanılarak sınıflandırılan eğitim verilerinin sınıflandırma gücü de verilmiştir. Bu anlamda veriler M skoru ile tahmin edilmiş olsaydı 33 manipülasyon yapan firmanın yalnızca 18'i doğru tahmin edilebilirdi.

Modelin asıl gücünü, test verilerinin model tarafından tahmin edilmesiyle ölçmek daha doğrudur. Bu anlamda modelin tahmin gücü hesaplaması için olasılık denkleminde, test veri seti için önceden hesaplanmış olan oranlar, denkleminde yerine yazılarak firmaların sınıflandırması yapılmıştır. Yapılan sınıflandırma modelin gücünü ortaya koymakta olup Tablo 13'de raporlanmıştır.

Tablo 13. Türkiye Rastgele Örnekler İçin Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
		0	1	Toplam	%	
Gözlem	0	10	2	12	83,3 %	
	1	3	9	12	75 %	
	Toplam	13	11	24	79,2%	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	7	5	12	41,7 %
		1	8	4	12	33,3 %

Test verisi model gücü incelendiğinde, eğitim seti ile oluşturulan modelin farklı firmalar için manipülasyonu ayırıştırma gücünün 1'leri (yani manipülasyon yapan firmalardan 12 tanesinden 9'unu) doğru tahmin ettiği (%75), yalnızca 2 firmayı

manipülasyon yapmayan olarak belirttiği görülmektedir. Manipülasyon yapmayan (yani 0'lardan) 12 firmadan 10 tanesini manipülasyon yapmayan firma olarak tespit ettiği (%83) görülmektedir. Toplamda ise yaklaşık %80'lerde bir yüzde ile firmaları doğru şekilde sınıflandırdığı görülmektedir.

Model performansı değerlendirilirken yanlış sınıflandırma Tip 1 ve Tip 2 hata olarak tanımlanmaktadır. Manipülasyon yaptığı halde manipülasyon yapmayan şirket olarak sınıflandırılan şirketler Tip 1 hatayı oluşturmaktadır. Manipülasyon yapmayan olarak seçilen firmanın manipülasyon yapan firma olarak model tarafından belirlenmesi Tip 2 hata olarak belirtilmektedir. Hisse senedi yatırımcıları için Tip 1 hatanın maliyeti Tip 2 hatanın maliyetinden daha yüksek olacaktır. Bu nedenle, model gücüne bakılırken Tip 1 hatanın düşük olması önem taşımaktadır. Türkiye örnekleme için kurulan modelde 12 manipülasyon yapan firmadan yalnızca 3'ünün manipülasyon yapmayan firma olarak sınıflandırılması Tip 1 hata olasılığının düşük olduğunu göstermektedir.

Test veri seti M skoru ile tahmin edildiğinde manipülasyon yapan firmaların tahmininde (tip 1 hata) önemli sapmaların olduğu görülmektedir. Manipülasyon yapmayan firmaların tahmininde ise %47'lik bir başarıdan söz etmek mümkündür.

Uygulama 1.B: ABD Örneği

Türkiye örnekleminde toplam veri havuzundan rastgele seçilen örneklerle oluşturulan model gücü ortaya konulduktan sonra, benzer yöntemlerle ABD örnekleme ile analiz yapılması iki ülkede model performanslarını kıyaslamaya yardımcı olacaktır.

ABD örnekleminde yer alan toplam 51 manipülasyon yapan firma ve bu firmalar için eşlemeli olarak seçilen 51 manipülasyon yapmayan firma, eğitim ve test verisi olarak ayrılmıştır. ABD örnekleme için 39 manipülasyon yapan firma ve bunların eşleniği olan 39 kontrol değişkeni firma, toplamda 78 firma (toplam veri setinin %77'si) eğitim seti olarak belirlenmiştir. Test veri seti için ise, 12 adet manipülasyon yapan firmaya karşılık 12 adet eşlemeli kontrol değişkeni firma olmak üzere, toplamda 24 firma (toplam veri setinin %23'ü) belirlenmiştir.

Tablo 14. ABD Rastgele Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
GMI	-2,233	1,037	2,558	0,031**	0,107
ACR(TATA)	5,347	4,199	3,275	0,203	210,052
Kaldıraç Oranı	-2,008	1,178	3,907	0,088***	0,134
Finansman Oranı	-0,675	0,268	3,262	0,012**	0,509
Faizin kazanılma sayısı	0,003	0,001	5,833	0,016**	1,003
ROA	-5,101	2,407	3,159	0,034**	0,006
Tic Al/Net sat	10,191	3,939	7,647	0,010*	266,090
dig dur var/top ak	4,489	1,799	6,231	0,013**	89,068
Constant	1,046	1,529	0,468	0,494	2,846
Prob(LR statistic)	0,0000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	39 39 78		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır. (Lojistik regresyonda “Backward:Conditional” metodu kullanılmıştır.)

Tablo 15. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	66,431	0.414	0.552
13	72,016	0.371	0,494

Eğitim veri seti kullanılarak oluşturulan modelin R²'si incelendiğinde yaklaşık %50 açıklama gücüne sahip olduğu görülmektedir. Model değişkenlerinin anlamlılıklarına bakıldığında ise, toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı (ACR) dışındaki diğer yedi değişkenin anlamlı olduğu görülmektedir.

Model kapsamında elde edilen denklem şu şekildedir:

$$g(x) = 1,046 - 2,233 * GMI + 5,347 * ACR - 2,008 * Kaldıraç \text{ Oranı} - 0,675 * Finansman \text{ Oranı} + 0,003 * Faizin \text{ Kazanılma Sayısı} - 5,101 * ROA + 10,191 * Ticari \text{ Al./Net satış} + 4,489 * Diğer \text{ Duran Varlıklar/Aktif toplamı}$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir:

$$\pi(x) = 1 / \{ 1 + \text{Exp}(1,046 - 2,233 * GMI + 5,347 * ACR - 2,008 * Kaldıraç \text{ Oranı} - 0,675 * Finansman \text{ Oranı} + 0,003 * Faizin \text{ Kazanılma Sayısı} - 5,101 * ROA + 10,191 * Ticari \text{ Al./Net satış} + 4,489 * Dig. \text{ Dur. Var/Top. Ak.}) \}$$

Olasılık denkleminde eğitim veri seti oranları yerlerine yazılarak firmaların sınıflandırılması yapılmıştır. Yapılan sınıflandırma model gücünü göstermekte olup Tablo 16’da raporlanmıştır.

Tablo 16. ABD Rastgele Örnekler İçin Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
		0	1	Toplam	%	
Gözlem	0	31	8	39	79,5 %	
	1	7	32	39	82.1 %	
	Toplam	38	40	78	79,2%	
Beneish	Gözlem	0	25	14	39	64,1 %
M-skoru		1	22	17	39	43,5 %

Oluşturulan model için eğitim verilerini tahmin etme gücü incelendiğinde toplamda başarı yüzdesinin %80’lerde olduğu görülmektedir. M skoru sonuçları incelendiğinde ise Türkiye örneğinde olduğu gibi ABD eğitim verilerinin sınıflandırılmasında da Tip 1 hata oranı yüksek çıkmıştır.

Oluşturulan olasılık modeli, test veri seti oranları kullanılarak model gücü tahmin edildiğinde ise sonuçlar Tablo 17’deki gibidir.

Tablo 17. ABD Rastgele Örnekler İçin Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
		0	1	Toplam	%	
Gözlem	0	11	1	12	91,6 %	
	1	3	9	12	75 %	
	Toplam	14	10	24	83,3%	
Beneish	Gözlem	0	8	4	12	67,7 %
M-skoru		1	8	4	12	33,3 %

Test verisi için belirlenen 24 adet firmadan 20 adet firma manipülasyon yapan/yapmayan olarak doğru şekilde sınıflandırılmıştır. Sadece 4 firma için yanlış sınıflandırma yapılmıştır. Bu sonuçlar doğrultusunda oluşturulan modelin %83 oranında doğru sınıflandırma gücüne sahip bir model olduğunu söylemek mümkündür.

Beneish'in (1999) ABD örnekleme ile oluşturduğu M skoru oranları test döneminde ABD firmalarının tahmininde beklenen başarıyı sağlayamamaktadır.

Çalışmanın buraya kadarki kısmında hem Türkiye'deki firmalar için hem de ABD'deki firmalar için veri seti rastgele eğitim ve test verisine ayrılarak model kurulmaya çalışılmıştır. Literatürde kullanılan bir başka yöntem ise veri setini belirli bir zamandan keserek verilerin eğitim seti ve test verisi olarak ayrılmasıdır. Bu noktada veri seti belirlenen tarihten ayrılmakta; bu tarihten önceki bölüm eğitim veri seti, sonraki bölüm ise test verisi olarak kullanılmaktadır. Çalışmanın ilerleyen kısımlarında farklı tarihler kullanılarak veriler eğitim seti ve test veri seti olarak ayrılmış ve modeller oluşturulmuştur.

Uygulama 2: Rastgele Eşlemesiz Örnek Seçimi

Literatür incelendiğinde veri seti oluşturulurken kullanılan yöntemlerden biri de eşlemesiz örneklemdir. Bu yöntemde çalışmanın bu bölümüne kadar uygulanan eşlemeli örneklemin aksine manipülasyon yapan firmaların (1) karşısına aynı sayıda kontrol değişkeni (0) eklemek yerine manipülasyon yapan firmalardan daha fazla sayıda kontrol değişkeni ekleyerek yapılmaktadır. Türkiye ve ABD için iki ayrı eşlemesiz örnek grubu oluşturularak analiz yapılmış ve eşlemeli örnek ile yapılan analizlerle kıyaslanmıştır. Manipülasyon yapan firmalar için manipülasyon yaptıkları yıl dikkate alınarak oluşturulan 22 oran analize dahil edilmiştir. Kontrol değişkenleri için 2016 yılı baz yıl seçilerek oranlar hesaplanmış ve analize dahil edilmiştir. Baz yıl seçiminde literatürde en yaygın olan yöntem, finansal verileri olumsuz etkileyecek şokların olmadığı ve bültenlerden tespit edilen manipülasyon yapan firma sayısının en az olduğu yıl kullanılmıştır.

Diğer yöntemlerde olduğu gibi eşlemesiz örnekleme de veriler eğitim ve test verisi olarak iki bölüme ayrılmış ve eğitim verisi ile kurulan model test verisinde test edilmiştir.

Uygulama 2A: Türkiye Uygulaması

Türkiye örnekleme için eğitim verisi olarak 35 adet manipülasyon yapan firmaya karşılık kontrol değişkeni olarak 74 adet firma kullanılmıştır. Test verisi olarak, 10 adet

manipülasyon yapan firmaya karşılık 10 adet manipülasyon yapmayan firma rastgele seçilmiştir.

Tablo 18’de oluşturulan eğitim seti ile kurulan lojistik regresyon modelinin sonuçları verilmiştir.

Tablo 18. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
AQI	0.977	0.554	3.118	0.077***	2.658
SGAI	1.374	0.705	3.792	0.051***	3.950
Cari Oran	-0.653	0.321	4.138	0.042**	0.521
Kaldıraç Oranı	5.525	2.617	4.458	0.035**	250.800
Finansman Oranı	1.141	0.422	7.308	0.007*	3.130
ROA	6.426	3.867	2.762	0.097**	617.812
Fin Gid End	0.376	0.190	3.900	0.048***	1.456
Brüt kar/net sat	3.047	1.787	2.909	0.088***	21.060
amort/mad.dur. +amrt	0.977	1.492	0.429	0.512	2.657
Faizin kazanılma sayısı	-0.081	0.107	0.568	0.451	0.923
DSRI	-0.088	0.050	3.093	0.079***	0.916
ACR(TATA)	-5.491	2.437	5.077	0.024**	0.004
Constant	-12.982	4.764	7.426	0.006*	0.000
Prob(LR statistic)	0,000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	74 35 109		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır. (Lojistik regresyonda “Backward:Conditional” metodu kullanılmıştır.)

Eğitim verisi ile elde edilen lojistik regresyon modelinin R² ‘si Tablo 19’da özetlenmiştir.

Tablo 19. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	79,480	0.409	0.572
7	82,641	0.392	0.548

Kurulan model incelendiğinde 10 adet değişkenin anlamlı olduğu görülmektedir. Modelin R²’si incelendiğinde %55 olduğu görülmektedir. Bu açıdan kurulan model anlamlıdır. Modelin denklem olarak ifade edilişi şu şekildedir:

$$g(x) = -12.982 + 0.977 * AQI + 1.374 * SGAI - 0.653 * \text{Cari Or.} + 5.525 * \text{Kaldıraç Oranı} + 1.141 * \text{Finansman Oranı} + 6.426 * ROA + 0.376 * \text{Fin Gid End} + 3.047 * \text{Brüt kar/net sat} + 0.977 * \text{amort}/(\text{mad.dur.} + \text{amrt}) - 0.081 * \text{Faiz.Kaz.Say.} - 0.088 * DSRI - 5.491 * ACR$$

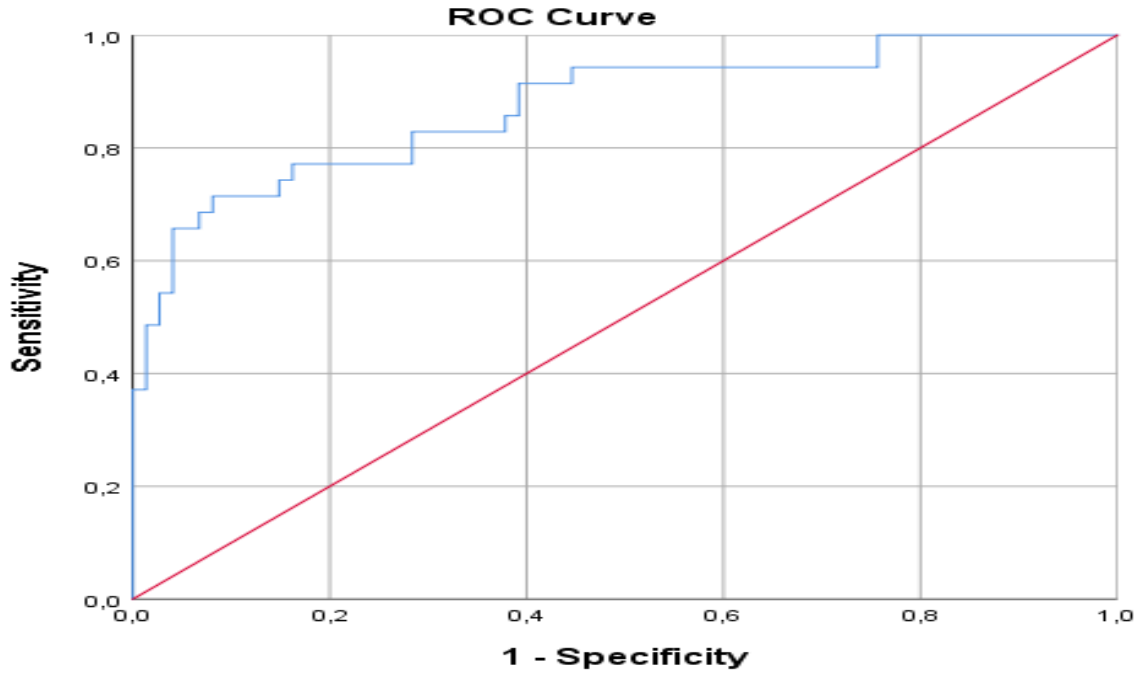
Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir:

$$\pi(x) = 1 / \{1 + \text{Exp}(-12.982 + 0.977 * AQI + 1.374 * SGAI - 0.653 * \text{Cari Or.} + 5.525 * \text{Kaldıraç Oranı} + 1.141 * \text{Finansman Oranı} + 6.426 * ROA + 0.376 * \text{Fin Gid End} + 3.047 * \text{Brüt kar/net sat} + 0.977 * \text{amort}/(\text{mad.dur.} + \text{amrt}) - 0.081 * \text{Faiz.Kaz.Say.} - 0.088 * DSRI - 5.491 * ACR)\}$$

Model kurulduktan sonra verilerin tasnif edilmesine geçilmeden önce sınıflandırmada kullanılacak eşik değerinin (threshold) tespit edilmesi gerekmektedir. Eşik değerinin tespiti için ROC (Receiver operating characteristic) testinin yapılması gerekmektedir.

ROC Analizi, bir sınıflandırma testinin duyarlılığını (1-özgüllüğü) çizerek model tahminlerinin doğruluğunu değerlendirmenin yararlı bir yoludur (eşik, tüm tanılama testi sonuçları aralığında değiştiğinden). Belirli bir ROC eğrisi veya AUC altındaki tam alan, bir test değişkeni gözlemlendiğinde tahminin doğru sırada olma olasılığını temsil eden önemli bir istatistik oluşturur (vaka grubundan rastgele seçilen ve diğeri kontrol grubundan rastgele seçilen bir denek için). ROC eğrisinin altında kalan alan ne kadar büyük olursa testin başarı oranı o kadar yüksek olacaktır (Kılıç; 2013:136).

ROC eğrisinin altında kalan alanın en fazla olduğu değer model için en elverişli eşik değeri olarak kabul edilmektedir. Birden fazla noktada bu şart sağlanıyor ise araştırmacı çalışmanın niteliğine göre duyarlılığı (sensitivity) veya belirleyiciliği (specificity) yüksek tutma eğilimine karar verebilir. Finansal manipülasyonun tespiti konusunda karar vermek gerekirse, manipülasyon yapanı, yapmayana göre daha yüksek başarıyla ayırtıran bir eşik değeri daha kabul edilebilir olacaktır.



Şekil 18. ROC Analizi Grafiği

ROC analizi grafiğinde referans çizgisi (kırmızı) üzerinde kalan kısmın alanı ne kadar büyük olursa modelin duyarlılık ve seçiciliği o kadar yüksek olacak demektir. Şekil 18 incelendiğinde tahmin çizgisiyle (mavi) referans çizgisi(kırmızı) arasındaki alanın yeterli büyüklükte olduğu görülmektedir.

Tablo 20. ROC Eğrisi Altında Kalan Bölgenin analizi

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
0,874	0,038	0,000	0,799	0,948

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Tablo 20 incelendiğinde eğri altında kalan alanın %87 oranında doğru sınıflama sağlayan eşik değerini verdiği anlaşılmaktadır. Ayrıca, doğru eşik değerinin 0,5 olduğunu belirten boş hipotezin %95 güven aralığında reddildiği görülmektedir.

Eşik değerinin ne olduğunu görmek için ise duyarlılık ve seçicilik rakamlarının incelenmesi gerekmektedir. Eşik değerlerini içeren bilgiler Tablo 21’de raporlanmıştır.

Tablo 21. Duyarlılık ve Seçiciliğe Göre Eşik Değeri Tablosu

Eşik Değeri**	Sensitivity (duyarlılık)	Specificity (seçicilik)
-1.0	1.000	0.000
0.0000100	1.000	0.027
0.0000250	1.000	0.041
⋮	⋮	⋮
0.0100656	1.000	0.824
0.0180769	1.000	0.811
0.0292223	1.000	0.797
0.0355463	1.000	0.784
⋮	⋮	⋮
0.2656045	0.771	0.797
0.2741707	0.771	0.811
0.2871643	0.771	0.824
0.3183253	0.771	0.838
0.3450850	0.743	0.838
0.3636157	0.743	0.851
0.3782705	0.714	0.851
0.3970918	0.714	0.865
0.4148382	0.714	0.878
0.4205683	0.714	0.892
⋮	⋮	⋮
0.9997940	0.143	1.000
0.9999948	0.114	1.000
0.9999999	0.086	1.000
1.0000000	0.057	1.000

*Tablonun tamamı ekler kısmında verilmiştir.

**En küçük eşik değeri, gözlemlenen minimum test değeri eksi 1'dir ve en büyük sınır değeri, maksimum gözlemlenen test değeri artı 1'dir. Diğer tüm eşik değerleri, ardışık sıralı gözlemlenen iki test değerinin ortalamalarıdır.

Tablo 21 incelendiğinde 0,3636 eşik değeri ile hem seçiciliğin hem de duyarlılığın yüksek olduğu görülmektedir. Dolayısıyla bu aralıkta eşik değerini 0,36 belirlemek en doğru seçenek olarak görülmektedir.

ROC analizi ile eşik değeri tespit edildikten sonra elde edilen model yardımıyla sınıflama yapmaya geçilebilir. Kullanılan paket programlar model gücünü bize verebilmektedir. Fakat elde edilen model gücü, eğitim verilerinin tekrardan model yardımıyla tahmin edilip gözlem değerleriyle karşılaştırılmasından ibarettir. Bu noktada daha sağlıklı bir model gücü tespit edebilmek için eğitim verileriyle oluşturulan modelin test verileri yardımıyla tekrar tahmin edilmesi ve bunun gerçek gözlem değerleriyle kıyaslanarak Tip 1 ve Tip 2 hatalarının ortaya çıkarılması gerekmektedir.

Eşik değeri tespit edildikten sonra test verileriyle elde edilen model gücü Tablo 22’de verilmiştir.

Tablo 22. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı *	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	63	11	74	85,1 %	
	1	9	26	35	74,2 %	
	Toplam	72	37	109	81,6 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	38	36	74	51,3 %
		1	15	20	35	57,1 %

*Eşik değeri ROC analizine göre, 0,36 alınmıştır.

Eşlemesiz ve rastgele seçilen örnekler ile yapılan analiz sonuçlarına göre eğitim verisinin manipülasyon yapmayanları (0) tahmin etme gücü %85 iken, manipülasyon yapanları (1) tahmin gücü %74’lerdedir. Genel olarak değerlendirildiğinde ise %81 sınıflandırma gücüne sahiptir. Aynı eğitim serisi Beneish (1999) M-skoruna göre sınıflandırıldığında ise; manipülasyon yapmayanları (0) tahmin gücü %51 iken, manipülasyon yapanları (1) tahmin gücü %57’dir.

Kurulan modelin gücünü daha iyi anlamak için test veri setiyle kıyaslamak daha doğru olacaktır. Modelin eğitim verileri kullanılarak oluşturulmuş olması modelin güçlü çıkmasına neden olmaktadır. Bu nedenle test verisi daha kesin bilgi verecektir.

Tablo 23. Türkiye Rastgele Eşlemesiz Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı
		0	1	Toplam	%
Gözlem	0	9	1	10	90 %
	1	3	7	10	70 %
	Toplam	8	12	20	80 %
	Beneish M-skoru				
Gözlem	0	7	3	10	70 %
	1	4	6	10	60 %

*Eşik değeri ROC analizine göre, 0,36 alınmıştır.

Kurulan modelin test verisi performansı Tablo 23'ten de anlaşılacağı üzere manipülasyon yapmayanların tahmininde eğitim verilerinde olduğu gibi yüksek bir performans görülmektedir. Sınıflandırma gücü %90'dır. Manipülasyon yapanların tahmininde ise %70'lik bir sınıflama gücü ortaya koymuştur. Bu sonuç eğitim verilerinin sınıflandırma gücündeki sonuçlara benzerdir. Genel değerlendirmeye bakıldığında ise %80 sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Dolayısıyla hem eşlemeli örnekleme hem de eşlemesiz örnekleme rastgele örneklem seçiminin başarılı olduğu görülmektedir. Bu nedenle, model kurulurken zaman etkisini kaldıran rastgele örnek seçim metodu zamanı dikkate alarak yapılan örnek seçiminden daha etkili sonuçlar ortaya koymaktadır.

Uygulama 2B: ABD Uygulaması

Rastgele seçilen örneklerle eşlemesiz olarak oluşturulan metodun ABD'de etkisinin görülmesi için mevcut firmalar kullanılarak eğitim ve test serileri oluşturulmuştur. 51 manipülasyon şirketten rastgele 12 firma test serisine seçilmiş, 39 firma eğitim firması olarak tespit edilmiştir. 79 manipülasyon yapmayan firmadan 67 firma örnekleme dahil edilmiştir. Bu veriler kullanılarak yapılan lojistik regresyon analizi sonuçları Tablo 24'de verilmiştir.

Tablo 24. ABD Rastgele Eşlemesiz Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
GMI	-2.235	1.319	2.872	0.090***	0.107
DEPI	-0.796	0.510	2.436	0.119	0.451
Finansman Oranı	-0.663	0.282	5.505	0.019**	0.516
Faizin kazanılma sayısı	0.006	0.002	13.946	0.000*	1.006
Tic Al/Net sat	7.405	2.925	6.408	0.011**	1644.5
Constant	1.260	1.468	0.737	0.391	3.525
Prob(LR statistic)	0,000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	67 39 106		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır.

(Lojistik regresyonda "Backward:Conditional" metodu kullanılmıştır.)

Tablo 25. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	92,419a	0.355	0.485
14	102,049a	0.294	0.401

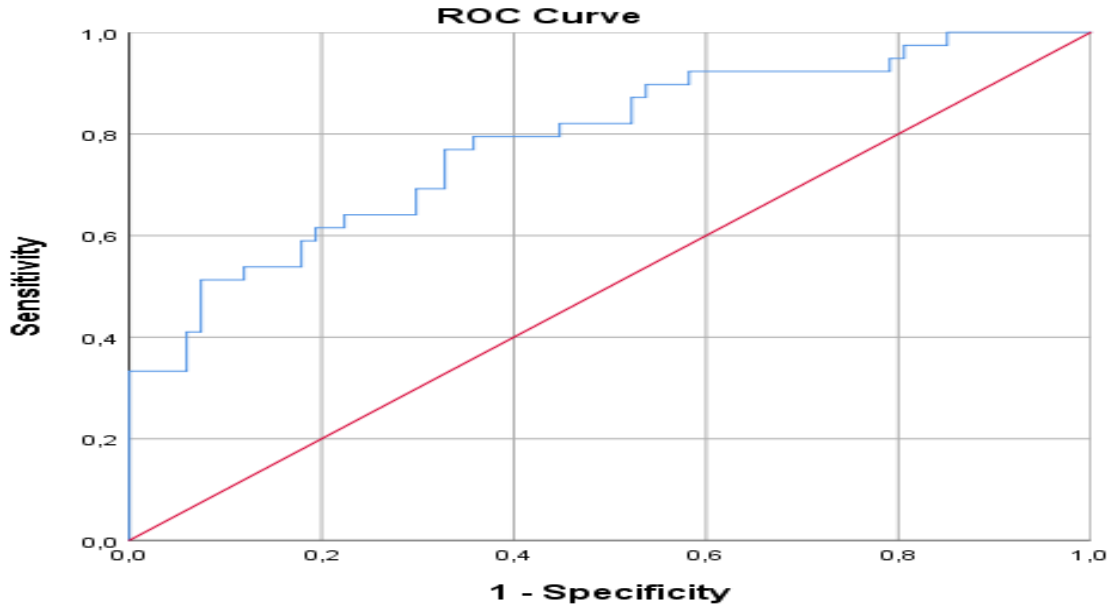
Tablo 25 incelendiğinde kurulan modelin R²'sinin yeterli düzeyde olduğu görülmektedir. Oluşturulan analiz için katsayıları kullanılarak elde edilen denklem aşağıdaki gibidir.

$$g(x) = 1.260 - 2.235 * GMI - 0.796 * DEPI - 0.663 * \text{Finansman Oranı} + 0.006 * \text{Faiz. Kaz. Say.} + 7.405 * \text{Tic Al/Net sat}$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir;

$$\pi(x) = 1 / \{1 + \text{Exp}(1.260 - 2.235 * GMI - 0.796 * DEPI - 0.663 * \text{Fin. Oranı} + 0.006 * \text{Faiz. Kaz. Say.} + 7.405 * \text{Tic Al/Net sat})\}$$

Eğitim verileri ile model kurulduktan sonra model gücünün test edilmesine geçilmeden önce eşik değerinin tespit edilmesi gerekir. Eşlemesiz örnek olması ve manipülasyon yapmayanlar ağırlıkta olması sebebiyle eşik değeri 0,5 belirlendiğinde modelin manipülasyon yapanları tahmin gücü normalden yüksek çıkarken, manipülasyon yapanları tespit etme gücü düşecektir. Eşik değerinin doğru tahmin edilebilmesi için gerekli olan ROC analizi Şekil 19'da verilmiştir.



Şekil 19. ROC Analizi Grafiği

Şekil 19’da verilen analizde, Mavi çizgi ile kırmızı çizgi arasında kalan belirlenen eşik değerine göre güvenilirlik ve hassasiyetin ne kadarını temsil edildiğini göstermektedir. Yapılan analizle %78’lik bir doğru sınıflama sağlayan eşik değerini verdiği anlaşılmaktadır. Belirlenen bu eşik değerinin anlamlılığı ve temsil ettiği yüzde tablo 26’da rapor edilmiştir.

Tablo 26. ROC Eğrisi Altında Kalan Bölgenin analizi

Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
			Lower Bound	Upper Bound
0,785	0,047	0,000	0,694	0,877

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Tablo 26’ya göre doğru eşik değerinin 0,5 olduğunu belirten boş hipotezin %95 güven aralığında reddildiği görülmektedir.

ROC analizi ile anlamlılığı ve temsil ettiği yüzdesi tespit edilen eşik değerinin neye tekabül ettiğini görmek için ise duyarlılık ve seçicilik rakamlarının hesaplanmış ve Tablo 27’de açıklanmıştır.

Tablo 27. Duyarlılık ve Seçiciliğe Göre Eşik Değeri Tablosu*

Eşik Değeri**	Sensitivity (duyarlılık)	Specificity (seçicilik)
-1.000000	1.000	0.000
0.0003977	1.000	0.015
0.0038028	1.000	0.030
⋮	⋮	⋮
0.0970461	1.000	0.119
0.1026752	1.000	0.134
0.1081274	0.974	0.134
0.1114779	0.974	0.149
⋮	⋮	⋮
0.3092619	0.769	0.731
0.3194860	0.744	0.731
0.3317794	0.718	0.731
0.3369286	0.718	0.746
0.3380197	0.718	0.761
0.3392411	0.718	0.776
0.3464996	0.718	0.791
0.3550420	0.692	0.791
0.3604642	0.667	0.791
0.3692423	0.641	0.791
⋮	⋮	⋮
0.9871646	0.077	1.000
0.9898428	0.051	1.000
0.9949525	0.026	1.000
1.0000000	0.000	1.000

*Tablonun tamamı ekler kısmında verilmiştir.

**En küçük eşik değeri, gözlemlenen minimum test değeri eksi 1'dir ve en büyük sınır değeri, maksimum gözlemlenen test değeri artı 1'dir. Diğer tüm eşik değerleri, ardışık sıralı gözlemlenen iki test değerinin ortalamalarıdır.

Tablo 27 incelendiğinde 0,3464 eşik değeri ile hem seçiciliğin hem de duyarlılığın yüksek olduğu görülmektedir. Dolayısıyla bu aralıkta eşik değerini 0,34 belirlemek en doğru seçenek olarak görülmektedir.

ROC analizi ile eşik değeri tespit edildikten sonra elde edilen model yardımıyla sınıflama yapmaya geçilebilir. Model gücünü tespit edebilmek için eğitim verileriyle oluşturulan modelin test verileri yardımıyla tekrar tahmin edilmesi ve bunun gerçek gözlem değerleriyle kıyaslanarak Tip 1 ve Tip 2 hatalarının ortaya çıkarılması gerekmektedir. Eğitim verisiyle elde edilen modelin eşik değeri kullanılarak oluşturulan modelin tahmin gücü Tablo 28’de raporlanmıştır

Tablo 28. ABD Rastgele Eşlemesiz Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	43	24	67	64,2 %	
	1	12	27	39	69,2 %	
	Toplam	55	51	106	66 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	52	15	67	77,6 %
		1	14	25	39	35,8 %

Kurulan modelin gücü incelendiğinde manipülasyon yapan firmalardan, 39 verinin 27’sini (%69) doğru sınıflandırdığı görülmektedir. Genel sınıflandırma gücü %66’dır. M-skoru ile tahmin yapıldığında manipülasyon yapmayanların sınıflandırılmasında %77’lik bir başarı söz konusu iken manipülasyon yapmayanların sınıflandırılmasında başarı %35’lerde kalmıştır. Eğitim verileriyle model gücü sınılandıktan sonra benzer bir uygulama test verileriyle yapılmıştır. Sonuçlar Tablo 29’da raporlanmıştır.

Tablo 29. ABD Rastgele Eşlemesiz Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	8	4	12	66,6 %	
	1	5	7	12	58 %	
	Toplam	13	11	24	62,5 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	11	1	12	91,6 %
		1	7	5	12	41,6 %

Test verilerinin sınıflandırılması incelendiğinde modelin genel sınıflandırma yüzdesinin 66 olduğu görülmektedir. Çok yüksek olmayan sınıflandırma yeteneğinin yeterli düzeyde olduğu söylenebilir. M-skoru sonuçlarında ise manipülasyon yapmayan firmaların sınıflandırma gücü çok yüksek iken manipülasyon yapanların??? sınıflandırması çok düşüktür. Tip 1 hata olasılığının yüksek olması istenmeyen bir durumdur.

Uygulama 3: Zamana Bağlı Eşlemeli Örneklem Yöntemi

Çalışmanın bu bölümüne kadar olan kısımda örneklerin seçiminde rastgele bir seçim metodu kullanılmıştır. Örnek seçiminde belirli bir yıl seçip bu yıldan itibaren eğitim ve test verileri seçilerek farklı bir metotla model kurulmuştur. Çalışmanın devamında farklı zaman dilimleri kullanılarak veriler eğitim ve test verisi olarak belirlenerek analizler yapılmıştır. Hem Türkiye’de hem de ABD’de analizler yapılarak benzer ve ortak yönler belirtilmiştir.

Uygulama 3A: Türkiye’de 2015 ve Öncesine Göre Seçilen Örnekler

Türkiye örnekleme için model oluşturmadan önce veri setinin eğitim ve test verisi olarak ayrılması gerekmektedir. İlk olarak veri seti; 2015 yılı ve öncesi yıllara ait veriler eğitim veri seti, 2016 ve sonrası yıllara ait veriler ise test veri seti olarak seçilerek analize hazır hale getirilmiştir. 2015 yılının seçilmesinde manipülasyon yapan firmaların yıllara göre yoğunluğu göz önünde bulundurulmuştur.

Bu anlamda, eğitim seti için manipülasyon yapan (toplam veri setinin %71’i) 32 firma tespit edilmiş ve bu firmalara kontrol değişkeni olarak eşlemeli 32 firma seçilmiştir. Böylece, eğitim seti toplamda 64 firmadan oluşmuştur. 2016 ve sonrası yıllar için seçilen test veri seti ise 13 adet manipülasyon yapan firma ve bu firmaların eşleniği olan 13 firmadan oluşmaktadır. Toplam 26 firmadan oluşan test veri seti toplam veri setinin %29’unu oluşturmaktadır.

Seçilen veriler lojistik regresyon yöntemi kullanılarak analiz edilmiş ve Tablo 30’da raporlanmıştır.

Tablo 30. Türkiye 2015 ve Öncesi Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
AQI	0,442	0,451	0,960	0,327	1,555
SGI	3,613	1,443	6,273	0,012**	37,095
SGAI	2,271	0,887	6,551	0,010*	9,690
ACR(TATA)	-10,11	3,795	7,098	0,008*	,000
Kaldıraç Oranı	3,325	1,493	4,963	0,026**	27,811
ROA	2,986	2,478	1,451	0,228	19,798
ROE	-2,004	0,952	4,433	0,035**	,135
Fin Gid End	0,681	0,353	3,737	0,053**	1,977
dig dur var/top ak	0,079	0,092	0,749	0,387	1,083
Constant	-9,956	3,112	10,233	0,001*	,000
Prob(LR statistic)	0,0001	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	32 32 64		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır. (Lojistik regresyonda "Backward:Conditional" metodu kullanılmıştır.)

Tablo 31. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	52,027	0.436	0.582
13	55,863	0.402	0,535

Eğitim veri seti 2015 ve öncesi yıllarda manipülasyon yapan ve bu firmaların eşleniği olarak seçilen firmalardan oluşmaktadır. Bu veriler kullanılarak elde edilen lojistik regresyon analizi sonuçları incelendiğinde Aktif Kalitesi Endeksi (AQI), Aktif Karlılığı (ROA) ve Diğ. Dur. Var/Top. Ak. değişkenleri dışındaki altı değişkenin modelde anlamlı olduğu görülmektedir. Model anlamlılığını ifade eden Nagelkerke R Square değeri %53,5'tir. Elde edilen model denklemi aşağıdaki gibi ifade edilmiştir;

$$g(x) = -9,956 - 0,442 * AQI + 3,613 * SGI + 2,271 * SGAI - 0,110 * ACR + 3,325 * Kaldıraç Or. + 2,986 * ROA - 2,004 * ROE + 0,681 * Fin. Gid. End. + 0,079 * Dig dur var/Top ak$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir:

$$\pi(x) = 1 / \{ 1 + \text{Exp}(-9,956 - 0,442 * AQI + 3,613 * SGI + 2,271 * SGAI - 0,110 * ACR + 3,325 * Kaldıraç Or. + 2,986 * ROA - 2,004 * ROE + 0,681 * Fin. Gid. End. + 0,079 * Dig dur var/Top ak) \}$$

Oluşturulan model denklemine eğitim veri setinde yer alan firmaların ilgili oranları yerleştirilerek model gücü tahmin edilmiştir.

Tablo 32. Türkiye 2015 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	28	4	32	90,6 %	
	1	8	24	32	75 %	
	Toplam	36	28	64	82,8 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	14	18	32	43,7 %
		1	13	19	32	59 %

Tablo 32 incelendiğinde oluşturulan modelin %82 oranında tahmin gücü olduğu görülmektedir. Eğitim verileri için, manipülasyon yapmayan firmaların tespitinde, manipülasyon yapanlardan daha yüksek tahmin gücü olduğu söylenebilir. M skoru sonuçlarına bakıldığında manipülasyon yapmayanların ve yapanların tahmininde yetersiz kalmaktadır. Eğitim verileri sonuçları elde edildikten sonra, modelin gücünün test verileriyle tahmini yapılmıştır.

Tablo 33. Türkiye 2015 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	8	5	13	61,5 %	
	1	3	10	13	76,9 %	
	Toplam	11	15	26	69,2 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	9	4	13	69,2 %
		1	7	6	13	53 %

Test örnekleme için modelin ayrıştırma gücü incelendiğinde manipülasyon yapan firmaların tespitinde daha etkin olduğu görülmektedir. Manipülasyon yaptığı tespit edilen 13 firmadan 10'u doğru şekilde sınıflandırılmıştır. Manipülasyon yapmayan firmalarda ise 13 firmadan 8'i doğru şekilde sınıflandırılmıştır.

Uygulama 3B: Türkiye’de 2016 ve Öncesine Göre Seçilen Örnekler

Türkiye örneklemindeki veri setlerini 2015 yılı baz alınarak oluşturulan modelin, zaman etkisini daha net görebilmek adına veri seti 2016 yılından eğitim verisi ve test verisi olarak iki gruba ayrılmıştır. 2016 ve öncesindeki yıllarda manipülasyon yapan 35 firma ve bunların eşleniği olan 35 manipülasyon yapmayan firmalar (toplam verinin %78’i) eğitim veri seti olarak seçilmiştir. 2017 ve 2018 yıllarında manipülasyon yapan 10 firma için eşleniği manipülasyon yapmayan 10 firma (toplam verinin %12’si) test veri setine seçilmiştir.

Tablo 34. Türkiye 2016 ve Öncesi Seçilen Örnekler İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
SGI	0,200	0,106	0,960	0,059***	1,221
SGAI	1,113	0,571	6,273	0,051***	3,044
ACR(TATA)	-5,736	2,375	6,551	0,016**	0,003
Kaldıraç Oranı	2,770	1,121	7,098	0,013**	15,954
dig dur var/top ak	0,063	0,101	4,963	0,531	1,065
Constant	-2,957	1,040	1,451	0,004**	0,052
Prob(LR statistic)	0,000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	35 35 70		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır.

(Lojistik regresyonda “Backward:Conditional” metodu kullanılmıştır.)

Tablo 35. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	58,136	0.426	0.568
18	74,863	0.276	0,368

Oluşturulan lojistik regresyon denkleminin değişkenleri incelendiğinde SGI, SGAI, ACR(TATA), Kaldıraç Oranı, Kaldıraç Oranı değişkenlerin anlamlı olduğu görülmektedir. Model R²’si 0,36’dır.

$$g(x) = -2,957 + 0,20 * SGI + 1,113 * SGAI - 5,736 * ACR + 2,770 * Kaldıraç Oranı + 0,063 * dig dur var/top ak$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir;

$$p(x) = 1 / \{ 1 + \text{Exp}[-2,957 + 0,20 * SGI + 1,113 * SGAI - 5,736 * ACR + 2,770 * Kaldıraç Oranı + 0,063 * dig dur var/top ak] \}$$

Model deęişkenleri kullanılarak denklem kurulduktan sonra, oluşturulan modelin gücü öncelikle eğitim verisi ile test edilip sonrasında test örneklemini kullanılarak model gücü test edilmiştir.

Tablo 36. Türkiye 2016 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	27	8	35	77,1 %	
	1	11	24	35	68,6 %	
	Toplam	38	32	70	72,9 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	34	1	35	97 %
		1	35	0	35	0 %

Tablo 36 incelendiğinde 35 adet manipülasyon yapmamış eşlenik firmanın % 77 oranında doğru tahmin edildiği görülmektedir. Toplam veri setinin %78'ini oluşturan 35 adet manipülasyon şirketin 24 tanesi model tarafından doğru şekilde sınıflandırılmıştır. M skorunun 0'ları tahmin gücü %97'dür, fakat manipülasyon yapanları tahmin etme gücü çok zayıftır. Kurulan modelin test veri setindeki gücünün görülebilmesi için yapılan sınıflandırma Tablo 37'de gösterilmektedir.

Tablo 37. Türkiye 2016 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	6	4	10	60 %	
	1	2	8	10	80 %	
	Toplam	8	12	20	70 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	10	0	10	100 %
		1	10	0	10	0 %

Test serisi 2013 ve sonrasında manipülasyon yapan 12 firma ile bu firmaların eşleniği olan 12 firma olmak üzere toplam 24 (toplam firma sayısının %23'ü) firmadan oluşmaktadır. Bu firmaların ilgili rasyoları denklemde yerine yazıldığında ortaya çıkan sınıflandırma tablosu; manipülasyon yapan firmaları %80 başarı ile tahmin etmektedir. Manipülasyon yapmayan firmaların tahmin gücü %60'dır.

Kontrol şirketi olarak seçilen firmanın manipülasyon yapan firma olarak model tarafından belirlenmesi Tip 2 hata olarak belirtilmektedir. Manipülasyon yaptığı halde manipülasyon yapmayan şirket olarak sınıflandırılan şirketler Tip 1 hatayı oluşturmaktadır. Kurulan modelde Tip 1 hatanın Tip 2 hatadan düşüktür. Piyasa aktörleri açısından Tip 1 hatanın maliyetinin Tip 2 hataninkinden yüksek olması nedeniyle modelin tahmin gücünde Tip1 hatanın düşük olması daha çok önem arz etmektedir. M skoru değerleri dikkate alındığında Tip 2 hata olasılığı yok iken Tip 1 hata ihtimali %100 çıkmıştır.

Uygulama 3C: ABD’de 2012 ve Öncesine Göre Seçilen Örnekler

Türkiye’de uygulanan veri setini yıllara göre bölme yöntemi karşılaştırılabilirlik açısından ABD örneklemini için de gerçekleştirilmiştir. ABD’de AAER bültenlerinden elde edilen bilgiler doğrultusunda firmaların manipülasyon yaptıkları ilk yıllar dikkate alınarak yıllara göre dağılımları yapılmıştır. Bu yöntemin benimsenmesindeki amaç endeks olan verilerin hesaplanmasında, manipülasyon yapılan ilk yılı manipülasyon yapmayan yıla göre değişimini gösterecek şekilde endeks elde etmektir. Bu sayede manipülasyon yapan firmanın yapmadığı yıla göre değişimi daha net görülebilecektir. ABD örnekleminde manipülasyon yapan firmaların manipülasyon yaptıkları ilk yıllar 2009-2019 yılları arasında çoğunlukla ilk bölümlerde yoğunlaşması nedeniyle verileri kesme yılı Türkiye’dekinin aksine 2012 ve önceki yıllar olarak belirlenmiştir. 2013 ve sonraki yıllarda manipülasyon yapan firmalar test verisi için ayrılmıştır.

Eğitim verileri toplam 51 firma içinden 2012 ve öncesinde manipülasyon yapan 39 firma ve bu firmaların eşleniği olan manipülasyon yapmayan 39 firmadan (toplam örneklemin %77’si) oluşmaktadır. Test serisi ise 2013 ve sonrasında manipülasyon yapan 12 firma ile bu firmaların eşleniği olan 12 firma olmak üzere toplam 24 (toplam firma sayısının %23’ü) firmadan oluşmaktadır.

Tablo 38. ABD 2012 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Lojistik Regresyon Modeli Sonuçları

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.	Exp(B)
AQI	-0,465	0,305	2,327	0,127	0,628
SGAI	2,898	1,292	5,033	0,025**	1,13
Cari Oran	0,822	0,478	2,964	0,085***	2,275
Finansman Oranı	-1,369	0,685	3,996	0,046**	0,254
Borç / Özkaynak oranı	-0,311	0,211	2,177	0,140	0,733
Faizin kazanılma sayısı	0,009	0,003	6,701	0,010*	1,009
Fin Gid End	2,960	1,351	4,801	0,028**	19,2899
ROA	-1,952	1,357	2,070	0,150	0,142
Tic Al/Net sat	1,370	2,199	0,388	0,534	3,933
dig dur var/top ak	6,755	2,511	7,237	0,007*	8,8.4
Constant	-5,596	2,054	7,422	0,006*	0,004
Prob(LR statistic)	0,0000	Obs with Dep=0 Obs with Dep=1 Total obs	39 39 78		

* %1 anlam seviyesinde anlamlı, **%5 anlam seviyesinde anlamlı, *** %10 anlam seviyesinde anlamlıdır. (Lojistik regresyonda "Backward:Conditional" metodu kullanılmıştır.)

Tablo 39. Lojistik Regresyon R² Tablosu

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	56,785	0.482	0.643
10	60,614	0.456	0,608

Model değişkenlerinin anlamlılıkları incelendiğinde Faaliyet Gideri Oranı (SGAI), Cari Oran, Finansman Oranı, Faizin kazanılma sayısı, Fin Gid End, Dig. Dur. Var/Top. Ak. oranlarının modeli açıklayıcı değişkenler olduğu görülmektedir. Modelin R²'sine bakıldığında ise %60 olduğu ve yeterli açıklama gücüne sahip olduğu görülmektedir.

$$g(x) = -5,596 - 0,465 \cdot AQI + 2,898 \cdot SGAI + 0,822 \cdot \text{Cari Oran} - 1,369 \cdot \text{Finansman Oranı} - 0,311 \cdot \text{Borç / Özkaynak oranı} + 0,009 \cdot \text{Faizin kazanılma sayısı} + 2,960 \cdot \text{Fin Gid End} - 1,952 \cdot \text{ROA} + 1,370 \cdot \text{Tic Al/Net sat} + 6,755 \cdot \text{dig dur var/top ak}$$

Finansal bilgi manipülasyonu yapma olasılığının tespitinde kullanılacak olan olasılık denklemi ise şu şekilde formüle edilir;

$$\pi(x) = 1 / \{1 + \text{Exp}(-5,596 - 0,465 * \text{AQI} + 2,898 * \text{SGAI} + 0,822 * \text{Cari Oran} - 1,369 * \text{Finansman Oranı} - 0,311 * \text{Borç / Özkaynak oranı} + 0,009 * \text{Faizin kazanılma sayısı} + 2,960 * \text{Fin Gid End} - 1,952 * \text{ROA} + 1,370 * \text{Tic AI/Net sat} + 6,755 * \text{dig dur var/top ak})\}$$

Model oluşturulduktan sonra modelin eğitim verilerini ayrıştırma gücünü görebilmek adına eğitim veri setinin ilgili oranları modelde yerine yazılmış ve firmalar eşik değerine (0,5) göre sınıflandırılmıştır.

Tablo 40. ABD 2012 ve Öncesi İçin Eğitim Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	32	7	39	82,1 %	
	1	8	31	39	79,5 %	
	Toplam	40	38	78	80,8 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	23	16	39	59 %
		1	23	16	39	41 %

Tablo 40'da görüldüğü üzere eğitim verileri kurulan model aracılığıyla başarılı şekilde sınıflandırılmıştır. Toplam sınıflandırma başarısı %81 dolaylarındadır. Benzer bir uygulama test verilerinde yapılarak modelin oluşturulmasında etkisi olmayan firmalar için modelin tahmin gücü ortaya koyulmuştur.

Tablo 41. ABD 2012 ve Öncesi İçin Test Verisi Model Gücü

		Tahmin			Başarı	
Gözlem		0	1	Toplam	%	
	0	7	5	12	58.3 %	
	1	5	7	12	58.3 %	
	Toplam	12	12	24	58,3 %	
Beneish M-skoru	Gözlem	0	9	3	12	75 %
		1	7	5	12	41,6 %

Model gücünü gösteren sınıflandırma tablosu incelendiğinde gerek manipülasyon yapan firmaların tahmininde gerekse manipülasyon yapmayan firmaların tahmininde başarı oranlarının rastgele örnek seçim metodunda elde edilen sonuçlardan düşük olduğu görülmektedir. Bu durum ABD örneğinde manipülasyon yapan

firmaların bu eylemi gerçekleştirme yıllarının başlangıcının seçilen veri aralığının ilk bölümlerine yoğunlaşmasıdır. Dolayısıyla çoğunlukla 2009-2019 yılları arasının ilk kısımlarından oluşan firmalarla model kurulması ikinci bölümdeki test verilerinin tahmininde yüksek başarı elde etmeyi engellemektedir. Türkiye örneğinde bu sorun ile karşılaşmıyor olmak modelin test verilerini daha yüksek oranlarla tahmin etmemize olanak sağlamıştır.

Çalışmanın bu kısmına kadar ki bölümünde Türkiye ve ABD için iki farklı teknikte model kurulmaya çalışılmıştır. Modellerden ilki örnek seçim metodunda rastgele eşlemeli örnek seçiminin hem Türkiye’de hem de ABD’de uygulanmasıdır. İkinci olarak ise rastgele örnek seçim yaparken kontrol değişkenleri eşlemesiz olarak analize dahil edilmiştir. Bu yöntemde hem Türkiye’de hem de ABD’de analiz edilerek model kurulmuştur. Son olarak ise eğitim ve test verileri belirli bir zamandan kesilerek, belirtilen zamandan öncesindeki firmalar eşlemeli olarak, eğitim veri seti, diğer yılların firmaları test verisi olarak seçilmektedir. Bu noktada Türkiye’de 2015 yılı ve 2016 yılı olmak üzere iki farklı örnek verisi oluşturularak analiz edilmiştir. ABD’de ise 2012 yılı ve öncesi veriler eğitim verisi, kalan yıl verileri test verisi olarak kullanılıp analizler yapılmıştır. Her iki yöntemde de manipülasyon yapan firmalar ile kontrol değişkenleri eğitim ve test verilerinde eşlemeli olarak seçilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, rastgele firma seçim yapılarak oluşturulan verilerin modelleri hem Türkiye için hem de ABD için model gücü yüksek çıkmaktadır. Buna karşı, belirli bir zamanı kriter olarak örnek seçimi yapılarak elde edilen modellerin ayrıştırma gücü daha düşüktür. Özellikle ABD firmaları için manipülasyon yapmaya başlama yılları Türkiye’dekilerden daha önceki yıllarda olmaları nedeniyle son dönemlerden seçilen test verilerinin sınıflandırılmasında modelin tahmin gücünün yetersiz kaldığı görülmektedir. Bu anlamda model oluşturulurken kullanılan eğitim verileri ile test verileri arasındaki yılın çok uzak olmamasına dikkat edilmelidir. Oluşturulan her bir model için Beneish (1999) tarafından ortaya atılan M skoru hesaplanmış olup, elde edilen sonuçlar çalışma için oluşturduğumuz model gücü sonuçlarıyla kıyaslanmıştır. Farklı örnek seçim yöntemleri kullanılarak oluşturulan modellerin tümünde elde edilen model ayrıştırma performansı, M skoru ile elde edilen model performansından daha yüksek çıkmaktadır. Dolayısıyla her ülke için genel geçer bir modelin varlığından söz etmek mümkün olmamakta, hatta ABD için oluşturulan 3 farklı modelin ayrıştırma performansının, M skoru

performansından yüksek oluđu aynı ÷lke için farklı zaman dilimlerinde modellerin güncelleme gerekliliđini ortaya koymaktadır.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Finansal raporlarda yapılan hata hile ve usulsüzlükler yıllardır literatüre araştırma konu olmuş, konuyla ilgili farklı ülkelerde farklı çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalarda genellikle ilgili ülke verileri kullanılarak konu araştırılmaya çalışılmıştır. Bu konuda literatürde en yaygın kullanılan model Beneish(1999) Modeli'dir. Her ne kadar çalışmanın kapsamı sadece ABD borsalarında işlem gören firmalar olsa da çalışmada elde edilen manipülasyon denklemi farklı ülke örnekleri için kullanılmış ve elde edilen sonuçlara göre firmalar manipülasyon yapmış veya yapmamış olarak nitelendirilmiştir. Fakat bilinmektedir ki her ne kadar uluslararası muhasebe ve raporlama standartları yaygınlaştırılmaya çalışılsa da hali hazırda ülkelerin muhasebe ve raporlama standartlarında hala farklılıklar mevcuttur. Ayrıca ülkelerin yasal düzenlemeleri ve hükümet politikaları da muhasebe ve raporlama alışkanlıklarını değiştirmektedir. Tüm bunlar göz önüne alındığında bir ülke örnekleminde ortaya konulan sonuçların uluslararası boyutlarda geçerliliği olduğunu söylemek doğru bir yorumlama olmayacaktır. Literatür incelendiğinde finansal manipülasyonunu açıklamak için oluşturulan bir modelin başka bir ülke örnekleminde aynı değişkenler ve katsayılarla kullanıldığı ve manipülasyon tespiti yapıldığı birçok çalışmayla karşılaşmak mümkündür. Ülkeler arasındaki farklılıklar dikkate alınırsa elde edilen sonuçların güvenilirliği tartışmaya açıktır.

Bu çalışmanın motivasyonunu oluşturan faktör, belli bir ülkede elde edilen modellerin diğer ülkeler için de geçerli olup olmayacağını farklı iki ülke düzeyinde araştıran bir çalışma ortaya koymaktır. Türkiye ve ABD ülkeleri muhasebe ve raporlama standartları açısından da (Türkiye'de IFRS, UMS, ABD'de GAAP (Generally Accepted Accounting Principles)), ekonomik konjonktür açısından da farklılıklar içermektedir. Dolayısıyla, her iki ülke için de finansal bilgi manipülasyonunun tespiti için kurulacak modelin farklılıklar içermesi beklenmelidir. Çalışma alanı olarak bu iki ülkenin seçilmesinin nedeni, gerek verilere ulaşım kolaylığı gerekse konuyla ilgili literatürde yoğun kullanılan Beneish(1999) Modeli'nin ABD borsalarında işlem gören firmalardan seçilmiş oluşudur. Yapılan bu çalışmayla daha önce yapılan çalışmalardaki açıklayıcı değişkenlerin ve katsayılarının aynı ülke örneğinde yıllara göre değişim gösterip göstermediğinin de göz önüne koyulabilmesi amaçlanmıştır.

Bu çalışma ile, Türkiye ve ABD için Binary (ikili) Lojistik Regresyon yöntemi kullanılarak finansal bilgi manipülasyonunun tespit edilmesi ve örneklem grupları için modellerin benzerlikleri ve ayrıştıkları noktaları ortaya koyulmaya çalışılmıştır. Bu amaçla, her iki ülke borsalarında işlem gören firmalar için Türkiye’ de SPK bültenleri ve ABD’de SEC AAER bültenleri 2009-2019 yılları için tek tek incelenmiştir. Türkiye için taranan 520 bültenden 45 firma hakkında hata, hile ve usulsüzlük tespit edilmiştir. Bu firmalar için aynı faaliyet alanında ve aktif büyüklüğü birbirine yakın 45 adet firma ise kontrol değişkeni olarak seçilmiştir. Ayrıca firma seçiminde bankalar, sigorta şirketleri, aracı kuruluşlar vs. gibi finansal kuruluşlar, finansal raporlama tekniklerinin farklı oluşu nedeniyle, örneklem dışı bırakılmıştır. Üretim sektöründe yer alan fakat finansal tablolarında eksiklikler olan (iflas eden, kottan çıkarılan, gözaltı pazarına alınan vs) dolayısıyla tabloları analiz için devamlılık arz etmeyen firmalar da analiz kapsamının dışında tutulmuştur. ABD’de ise araştırma kapsamında 2009-2019 yılları arasında yayınlanan bültenlerden, AAER_3094’ten AAER_4200’e kadar 1106 bülten, finansal hata, hile ve usulsüzlük açısından incelenmiş olup 180 adet manipülasyon içeren bülten tespit edilmiştir. Bültenlerden bazıları finansal raporlar ile ilgili olmayıp ilişkili olan bültenlerden yola çıkarak 159 adet firma hakkında manipülasyonun varlığı tespit edilip firmaların mali tablolarına erişim sağlanabilen ve gözaltı pazarına (OTC) alınmamış 51 adet firma örnekleme dahil edilmiştir. Bu firmalara karşı kontrol grubu olarak aynı sektörde ve benzer aktif büyüklüğüne sahip 51 adet firmanın, finansal raporları kullanılmıştır.

Her iki ülke için de oluşturulacak modelde kıyaslanabilirlik açısından kolaylık sağlaması için aynı değişkenler açıklayıcı değişken olarak kullanılmıştır. Açıklayıcı değişken sayısı 22 olup bu değişkenlerden 8’i Beneish (1999) tarafından ABD’de yapılan çalışmalarda ortaya konan modelin açıklayıcı değişkenleridir. Kalan değişkenler ise literatürdeki farklı çalışmalarda kullanılan değişkenlerden derlenmiştir.

Model kurarken 22 değişken anlamlılıkları ve model anlamlılıkları da dikkate alınarak modele dahil edilmiş, aralarında yüksek korelasyon olan değişkenler modele dahil edilmemiştir. Bu çerçevede iki ülke için kurulan modellerin değişkenleri Tablo 42’de gösterilmiştir:

Tablo 42. Türkiye ve ABD’de Modellerin Açıklayıcı Değişkenleri

Model	Türkiye	Model	ABD
Rastgele Eşlemeli	AQI, SGI, <ul style="list-style-type: none"> • SGAI, • Kaldıraç Oranı • Brüt Kar, • Amort. Oranı 	Rastgele Eşlemeli	<ul style="list-style-type: none"> • GMI, • Kaldıraç Oranı • Faiz. Kaz. Sayısı • ROA, • Ticari alacaklar • Diğ Dur. Varlıklar
2015 öncesi Eşlemeli	<ul style="list-style-type: none"> • AQI, • SGI, • SGAI, • ACR, • Kaldıraç Oranı • ROA, • ROE, • Diğ Dur. Varlıklar 	2012 öncesi Eşlemeli	<ul style="list-style-type: none"> • AQI, • SGAI, • SGI, • Cari Oran • Finansal Oran • Borç/özkaynak • Faizin Kaz. Sayısı • Finansman Gideri • ROA, • Tic Al./Net Sat. • Diğ. Dur. Var.
2016 Öncesi Eşlemeli	<ul style="list-style-type: none"> • SGI, • SGAI, • ACR, • Kaldıraç Oranı Diğ. Dur. Varlıklar 		
Rastgele Eşlemesiz	<ul style="list-style-type: none"> • AQI • SGAI • Cari Oran • Kaldıraç Oranı • Finansman Oranı • ROA • Fin Gid End • Brüt kar/net sat • amort/mad.dur. +amrt • Faizin kazanılma sayısı • DSRI • ACR(TATA) 	Rastgele Eşlemesiz	<ul style="list-style-type: none"> • GMI • DEPI • Finansman Oranı • Faizin kazanılma sayısı • Tic Al/Net sat

Oluşturulan modellerin açıklayıcı değişkenleri incelendiğinde Aktif Kalitesi Endeksi (AQI), Faaliyet Giderleri Endeksi (SGAI), Satışlardaki Büyüme Endeksi (SGI),

Tahakkuk Endeksi (ACR) ve Kaldıraç Oranı değişkenlerinin tüm modellerde yer aldığı görülmektedir. ABD için oluşturulan modellerin değişkenlerine bakıldığında ise Faizin kazanılma sayısı, Aktif Karlılığı (ROA), Diğer Duran Varlıklar, Aktif Oranı, Ticari Alacaklar /Net Satışlar oranı değişkenlerinin her iki modelde de açıklayıcı değişkenler olduğu görülmektedir. Dolayısıyla manipülasyon yapan firmaların bu oranları etkileyen finansal tablolar üzerinde birtakım değişiklikler yaparak manipülasyona başvurdukları söylenebilir. Modellerde açıklayıcı olan değişkenlerin ülkeler açısından benzerliklerine bakıldığında Türkiye için kurulan 2015 ve öncesi eşlemeli model değişkenleri ile ABD 2012 ve öncesi eşlemeli modelin değişkenlerinin benzeştiği görülmektedir. AQI, SGI, SGAI, ROA ve Diğ. Dur Var. Değişkenleri her iki ülke içinde modelde yer almaktadır. Fakat modeller birebir örtüşmemektedir. Bu durum her ülke için tek bir model kullanılamaz tezini kuvvetlendirmektedir.

Literatürde en sık karşılaşılan hata, belirli bir ülke için ortaya konulan modelin aynen alınıp başka bir ülke firmalarına uygulanarak manipülasyon tahmininde bulunulmasıdır. Bu durum piyasa aktörlerinin yanlış kararlar alıp bu karara göre pozisyon almalarına neden olacaktır.

Bu çalışma göstermektedir ki her ülkenin kullanabileceği tek bir tahmin modeli mümkün gözükmemektedir. Ülkelerin muhasebe/raporlama standartlarının ve ülke ekonomik konjonktürünün farklı oluşu da bu durumu destekler niteliktedir. Dolayısıyla manipülasyon tahmini yapabilmek için o piyasa için kendi dinamiklerinden oluşan bir modelin geliştirilmesi gerekmektedir. Daha sonra yapılacak çalışmalarda sektörel farklılıkların olup olmadığıyla ilgili daha geniş dönemler kullanılarak çalışmalar yapılabilir.

KAYNAKLAR

- Anderson, D., & McNeill, G. (1992). Artificial neural networks technology. *Kaman Sciences Corporation*, 258(6), 1-83
- Aslam, F., ImranHunjra, A., Ftiti, Z., Louhichi, W., & Shams, T. (2022). Insurance Fraud Detection: Evidence from Artificial Intelligence and Machine Learning. *Research in International Business and Finance*.
- Association of Certified Fraud Examiners. "Report to the Nations: 2020 Global Study on Occupational Fraud and Abuse," Page 4. Accessed Jan. 16, 2021.
- Beneish, M. D., Lee, C., & Nichols, D. C. (2012). Fraud detection and expected returns. Available at SSRN 1998387.
- Beneish, M. D., (1997), "Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management Among Firms with Extreme Financial Performance", *Journal of Accounting and Public Policy*, Vol:16, No: 3, pg. 271-309. Fall 1997.
- Beneish, M. D., (1999), "The Detection of Earnings Manipulation", *Financial Analysts Journal*, vol.55, No.5, September/October 1999, pg:24-36.
- Beneish, M., (2001), "Earnings Management: A Perspective", *Managerial Finance*, Vol: 27, No:12.
- Bergstresser, D., Desai, M., & Rauh, J. (2006). Earnings manipulation, pension assumptions, and managerial investment decisions. *The Quarterly Journal of Economics*, 121(1), 157-195.
- Berson, A., Smith, S. ve Thearling, K. 2000. Building Data Mining Applications for CRM, *McGraw-Hill*, USA. 510 p.
- Bonner, S. E., Palmrose, Z. V., & Young, S. M. (1998). Fraud type and auditor litigation: An analysis of SEC accounting and auditing enforcement releases. *Accounting Review*, 503-532.
- Brown, A., Aiken, P. and Visser, L. (2007), Reducing Fraud: A Programme to Deliver Benefits on the Bottom Line, *Accountancy Ireland*, 39, 6, 28.
- Carson, T. L. 2003. Self-interest and business ethics: Some lessons of the recent corporate scandals. *Journal of Business Ethics*, 43:389–394.
- Cheng, D., Zhang, S., Deng, Z., Zhu, Y., & Zong, M. (2014, December). kNN algorithm with data-driven k value. In International Conference on Advanced Data Mining and Applications (pp. 499-512). *Springer*, Cham.
- Clayton, M. (2006). Mining data to nab terrorists: fair. *Christian Science Monitor*, May, 15.
- Colbert, L.J. (2000), "International and US standards: error and fraud", *Managerial Auditing Journal*, Vol. 15 No. 3, pp. 97-107.
- Daboub, A.J., Rasheed, A.M., Priem, R.L. and Gray, D. (1995), Top management team characteristics and corporate illegal activity, *Academy of Management Review*, 20, 1, 138-170
- DeAngelo, L. E. (1986). Accounting numbers as market valuation substitutes: A study of management buyouts of public stockholders. *Accounting review*, 400-420.

- Deborah L. Swenson, "Tax Reform and Evidence of Transfer Pricing", *National Tax Journal*, Mar 2001, Vol.54, Issue 1, s.7
- Dechow, P. M., & Skinner, D. J. (2000). Earnings management: Reconciling the views of accounting academics, practitioners, and regulators. *Accounting Horizons*, 14(2), 235-250.
- Dechow, P.M., Sloan, R. G. ve Sweeney, A. P. (1995). Detecting Earning Management, *The Accounting Review*, 70(2), 193-225.
- Dechow, P.M., Sloan, R.G. and Sweeney, A.P. (1996). Causes and Consequences of Earnings Manipulations: An Analysis of Firms Subject to Enforcement Actions by the SEC. *Contemporary Accounting Research*, 13(1): 1-36.
- Deepthi R., (2019) "Knn Visualization in Just 13 Lines Of Code" <https://towardsdatascience.com/knn-visualization-in-just-13-lines-of-code-32820d72c6b6> (13.08.2021)
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What is machine learning?. In machine learning in radiation oncology (pp. 3-11). *Springer*, Cham.
- Ersöz, F., & Çınar, Y. (2021). Veri Madenciliği ve Makine Öğrenimi Yaklaşımlarının Karşılaştırılması: Tekstil Sektöründe bir Uygulama. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (29), 397-414.
- Esen, M. F., & Timor, D. M. İçeriden Öğrenenler Ticaretinin Tespitinde Veri Madenciliği Yaklaşımı. *Yayınlanmamış Doktora Tezi*.
- Evangelos SİMOUDİS, "Reality Check for Data Mining", *IEEE Expert: Intelligent Systems and Their Applications*, C. 11, S. 5, 1996, s. 26-33
- Fanning, K. M., & Cogger, K. O. (1998). Neural network detection of management fraud using published financial data. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7(1), 21-41.
- FBI. "White-Collar Crime, [https://www.fbi.gov/investigate/white-collar-crime.](https://www.fbi.gov/investigate/white-collar-crime)" (21.01.2021).
- Fındık, H., & Öztürk, E. (2016). Finansal bilgi manipülasyonunun beneish modeli yardımıyla ölçülmesi: BIST imalat sanayi üzerine bir araştırma. *İşletme Araştırmaları Dergisi*.
- Fiechter, P., & Meyer, C. (2010, January). Big bath accounting using fair value measurement discretion during the financial crisis. *In American Accounting Association Annual Meeting*, San Fransisco.
- Fox, Harland, 1980, Top executive bonus plans, (*the Conference Board*, New York).
- Gençoğlu, Ü. G., & Ertan, Y. (2012). Türkiye'de Örtülü Sermaye Ve Örtülü Kazanç Dağıtımı: İMKB 50 Endeksinde Bir Uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (56), 85-100.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2017). Deep learning (adaptive computation and machine learning series). *Cambridge Massachusetts*, 321-359.
- Guay, W. R., Kothari, S. P., & Watts, R. L. (1996). A market-based evaluation of discretionary accrual models. *Journal Of Accounting Research*, 34, 83-105.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). Basic econometrics. *McGraw-Hill/Irwin*. New York.

- Gupta, R., & Gill, N. S. (2012), Metin madenciliği kullanarak mali tablo sahtekarlık tespiti. *Editorial Önsöz*, 3(12), 189-191.
- Gupta, R., & Gill, N. S. (2012). Financial statement fraud detection using text mining. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 3(12).
- Haoffi, Z., Guoping, X., Fagting, Y., Han, Y. 2007, “Neural Network model based on the multi-stage optimization approach for short-term food price forecasting in China”, *Expert System with Application*, 33, 347–356.
- Hapsari, E.I., 2012. Kekuatan Rasio Keuangan Dalam Memprediksi Kondisi Financial Distress Perusahaan Manufaktur Di BEI. *Jurnal Dinamika Manajemen*, vol. 3, no. 2, pp. 101–109.
- Healy, P. M. (1985). The effect of bonus schemes on accounting decisions. *Journal Of Accounting And Economics*, 7(1-3), 85-107.
- Holt, A., & Eccles, T. (2003). Accounting practice in the post-Enron era: The implications for financial statements in the property industry. *Briefings in Real Estate Finance: An International Journal*, 2(4), 326-340.
- Holthausen, R. W., Larcker, D. F., & Sloan, R. G. (1995). Annual bonus schemes and the manipulation of earnings. *Journal Of Accounting And Economics*, 19(1), 29-74.
- Hornik, K., 1989. “Multilayer feedforward networks are universal approximators”, *Neural Networks* 2, 359–366.
- Hosmer, D.W. and S. Lemeshow, 1989. Applied Logistic Regression. *John Wiley & Sons*, 307 p., New York-USA.
- <http://ssrn.com/abstract=338681> (03.04.2021)
- <https://acfepublic.s3-us-west-2.amazonaws.com/2020-Report-to-the-Nations.pdf> (21.06.2021)
- <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/109764> (11.10.2021)
- <https://tr.talkingofmoney.com/impact-of-combining-u> (01.07.2021)
- <https://www.acfe.com/-/media/files/acfe/pdfs/2008-rttn.ashx> (12.03.2021)
- https://www.ifrs.com/pdf/IFRSUpdate_V8.pdf (AICPA) (01.03.2021)
- J. Yao, Y. Pan, S. Yang, Y. Chen, and Y. Li, Detecting fraudulent financial statements for the sustainable development of the socio-economy in China: a multi-analytic approach, *Sustainability*, Vol. 11, 2019, pp. 1-17.
- Jones, J. (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal Of Accounting Research*, 29(2), 193-228.
- Kalman, B.L., Kwasny, S.C., 1997. “High performance training of feed-forward and simple recurrent networks”. *Neurocomputing* 14, 63–83.
- Kang, P., & Cho, S. (2008). Locally linear reconstruction for instance-based learning. *Pattern Recognition*, 41(11), 3507-3518.
- Karadeniz, M., Yüncü, S., & Aydemir, M. T. (2001). Asenkron Motorlarda Stator Direncinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini.

- Kedia, S. (2006). Do Executive Stock Options Generate Incentives for Earnings Management. National Bureau of Economic Research, Retrieved from <http://www.nber.org/~confer/2003/URCCFS03/kedia.pdf> (09.05.2021)
- Kellogg, I. and L.B. Kellogg. 1991. Fraud, Window Dressing, and Negligence in Financial Statements. *New York: McGraw-Hill*.
- Kılıç, Selim (2013), Klinik Karar Vermede ROC Analizi, *Journal of Mood Disorders* Volume: 3, Number: 3, s. 135-140.
- Kirkos E, Spathis C and Manolopoulos Y (2005), "Detection of Fraudulent Financial Statements Through the Use of Data Mining Techniques", *2nd International Conference on Enterprise Systems and Accounting*.
- Knox, S. W. (2018). Machine learning: a concise introduction (Vol. 285). *John Wiley & Sons*.
- Koyuncugil Ali Serhan 2007. Borsa Şirketlerinin Sektörel Risk Profillerinin Veri Madenciliğiyle Belirlenmesi, *Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Raporu*, s. 1-19.
- KPMG, (2004), "What Boards Need to Know About Financial Statement Fraud", *Across the Board* 7, October: 5-7.
- Küçükkocaoğlu, G., & Küçüksözen, C. (2005). Gerçeğe aykırı finansal tabloların ortaya çıkarılması: İMKB şirketleri üzerine ampirik bir çalışma. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (28), 160-171.
- Küçükkocaoğlu, G., Benli Keskin, B., & Küçüksözen, C. (2007). Finansal bilgi manipülasyonunun tespitinde yapay sinir ağı modelinin kullanımı. *İMKB Dergisi*, 9(36), 1-30.
- Küçüksözen, C. (2004). Finansal Bilgi Manipülasyonu: Nedenleri. Yöntemleri, Amaçları, Teknikleri, Sonuçları ve İMKB Şirketleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (*Yayınlanmamış Doktora Tezi*), Ankara.
- Lall, U., Sharma, A.: A nearest neighbor bootstrap for resampling hydrologic time series. *Water Resources Research* 32(3), 679-693 (1996)
- Larose, D. T. (2006). Data mining methods & models. *John Wiley & Sons*.
- Loebbecke, J. K., Eining, M. M., & Willingham, J. J. (1989). Auditors experience with material irregularities-frequency, nature, and detectability. *Auditing-A Journal of Practice & Theory*, 9(1), 1-28.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133.
- McNichols, M., & Wilson, G. P. (1988). Evidence of earnings management from the provision for bad debts. *Journal of Accounting Research*, 1-31.
- Mehra, P., & Wah, B. W. (1992, June). Adaptive load-balancing strategies for distributed systems. In Proc. *2nd Int'l Conf. on Systems Integration* (Vol. 2, No. 1, pp. 666-675).
- Mulford, C. W., Comiskey, E.E., (2002), "The Financial Numbers Game, *Detecting Creative Accounting Practices*" *John Wiley & Sons*.

- Naik, D. L., Sajid, H. U., & Kiran, R. (2019). Texture-based metallurgical phase identification in structural steels: a supervised machine learning approach. *Metals*, 9(5), 546.
- O'Keefe, Timothy Paul, Wambsganss, Jacob R, and Robert J. Dosch, 2006, Examining for Fraud: A Case for a Larger Alpha, *Journal of Forensic Accounting, Volume 7*, pages 1 -16.
- Öztemel, E. (2003). Yapay sinir ağları. *PapatyaYayincilik*, Istanbul.
- P. Harrington, "Machine Learning in Action", Manning Publications Co., *Shelter Island*, New York, ISBN 9781617290183, 2012
- Richardson, S., Tuna, I. and Wu, M. (2002). Predicting Earnings Management: The Case of Earnings Restatements. *Social Science Research Network*, Retrieved November 25, 2005
- Sağiroğlu, Ş.; Beşdok E. & Erler, M. (2003). Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları. Kayseri: *Ufuk Kitap Kıratsiye-Yayincılık*.
- Şen, İ. K., & Terzi, S. (2012). Detecting falsified financial statements using data mining: empirical research on finance sector in Turkey. *Maliye Finans Yazilari*, 26(96), 67-82.
- Siegel, J. G. 1991. How to Analyze Businesses, Financial Statements, and the Quality of Earnings. *2nd Edition*, New Jersey: *Prentice Hall*.
- Sezgin, F. H. (2012). Estimation Financial Information Manipulation by Negative Binomial Hurdle Model. *International Journal of Economics and Finance Studies*, 4(1), 71-82.
- Skalak, S. L., Golden, T. W., Clayton, M. M., & Pill, J. S. (2011). A guide to forensic accounting investigation. *John Wiley & Sons*.
- Summers, S. L., & Sweeney, J. T. (1998). Fraudulently misstated financial statements and insider trading: An empirical analysis. *Accounting Review*, 131-146.
- Song, X.-P., Hu, Z.-H., Du, J.-G., & Sheng, Z.-H. (2014). Application of Machine Learning Methods to Risk Assessment of Financial Statement Fraud: Evidence from China. *Journal of Forecasting*. <https://doi.org/10.1002/for.2294>
- S.O. Moepya, S.S. Akhoury, and F.V. Nelwamondo, Applying cost-sensitive classification for financial fraud detection under high class-imbalance, in *2014 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (Shenzhen, China)*, 2014, pp. 183-192.
- Spathis C. T. (2002). "Detecting False Financial Statements Using Published Data: Some Evidence from Greece", *Managerial Auditing Journal*, 17/4, 179-191
- Spathis, C., Doumpos M., Zopounidis, C., "Detecting Falsified Financial Statements: A Comparative Study Using Multicriteria Analysis and Multivariate Statistical Techniques", *The European Accounting Review*, Vol: 11, No: 3, 2004, pp: 509–535.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (1996). *Using Multivariate Statistics (3rd ed.)*. New York: Harper Collins.
- Tarjo and N. Herawati, The comparison of two data mining method to detect financial fraud in Indonesia, *Account. Finance Rev.*, Vol. 2, 2017, pp. 1-8.

- Lev, B. and S. R. Thiagarajan. 1993. "Fundamental Information Analysis." *Journal of Accounting Research*, vol. 31, no. 2 (Autumn):190-215
- Terzi, S., & Şen, İ. K. (2015). Adli Muhasebede Hilelerin Tespitinde Yapay Sinir Ağı Modelinin Kullanımı. *International Journal Of Economic & Administrative Studies*, 7(14).
- Ueno, T., Sakakibara, G., & Uchino, S. (2015). *Journal of Accounting & Marketing*.
- Varıcı, I., & Er, B. (2013). Muhasebe Manipülasyonu ve Firma Performansi İlişkisi: İmkb Uygulaması/The Relation Accounting Manipulation And Firm Performance: An Application Of İse. *Ege Akademik Bakis*, 13(1), 43.
- Watts, R. L., & Zimmerman, J. L. (1990). Positive accounting theory: a ten year perspective. *Accounting review*, 131-156.
- Wells, J.T. (1997), Occupational Fraud and Abuse, Obsidian Publishing, Austin, TX. Complaint: SEC v. *WorldCom*, Inc.
- Widarjo, W., & Setiawan, D., 2009. Pengaruh Rasio Keuangan Terhadap Kondisi Financial Distress Perusahaan Otomatif. *Jurnal Bisnis Dan Akuntansi*, vol. 11, no. 2, pp. 107–119.
- Wiedman, C.I., (1999), "Instructional case: Detecting earnings manipulation, *Issues in Accounting Education*, Vol: 14, No:1, pg: 145-176, February 1999.
- Wu, X., Kumar V., Quinlan J. R., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G. J., Ng, A., Liu, B., Yu, P. S., Zhou, Z. H., Steinbach, M., Hand, D. J., Steinberg, D., "Top Ten Algorithms In Data Mining", *Springer*, 2008.
- Z. Chen, "Data Mining And Uncertain Reasoning: An Integrated Approach",. *John Wiley & Sons, Inc.*, 370, Canada. 2001.
- Zhang, G., Patuwo, E.B., Hu, M.Y., 1998, "Forecasting with Artificial Neural Networks: the state of the art", *Int. J. Forecasting* 14, 35–62

EKLER

Ek-1 Türkiye Örnekleme ROC Analizi

Eşik Değeri*	Sensitivity (duyarlılık)	Specificity (seçicilik)
-1.000000	1.000	0.000
0.000000	1.000	0.027
0.000000	1.000	0.041
0.000000	1.000	0.054
0.0000003	1.000	0.068
0.0000058	1.000	0.081
0.0000756	1.000	0.095
0.0008431	1.000	0.108
0.0016516	1.000	0.122
0.0020760	1.000	0.135
0.0028725	1.000	0.149
0.0064539	1.000	0.162
0.0100656	1.000	0.176
0.0180769	1.000	0.189
0.0292223	1.000	0.203
0.0355463	1.000	0.216
0.0412820	1.000	0.230
0.0443416	1.000	0.243
0.0474565	0.971	0.243
0.0519856	0.943	0.243
0.0567264	0.943	0.257
0.0622264	0.943	0.270
0.0649667	0.943	0.284
0.0657523	0.943	0.297
0.0659771	0.943	0.311
0.0683752	0.943	0.324
0.0714543	0.943	0.338
0.0724393	0.943	0.351
0.0792191	0.943	0.365

0.0905130	0.943	0.378
0.0954976	0.943	0.392
0.1044943	0.943	0.405
0.1133243	0.943	0.405
0.1156686	0.943	0.432
0.1185859	0.943	0.446
0.1194953	0.943	0.459
0.1212791	0.943	0.473
0.1235665	0.943	0.486
0.1266108	0.943	0.500
0.1337540	0.943	0.514
0.1422392	0.943	0.527
0.1462900	0.943	0.541
0.1530896	0.943	0.554
0.1631914	0.914	0.554
0.1693615	0.914	0.568
0.1751430	0.914	0.581
0.1811242	0.914	0.595
0.1904475	0.914	0.608
0.2004019	0.886	0.608
0.2062132	0.857	0.608
0.2091075	0.857	0.622
0.2169548	0.829	0.622
0.2245251	0.829	0.635
0.2257987	0.829	0.649
0.2282873	0.829	0.662
0.2344511	0.829	0.676
0.2394000	0.829	0.703
0.2396503	0.829	0.716
0.2416126	0.800	0.716
0.2435496	0.771	0.716
0.2463666	0.771	0.730
0.2516709	0.771	0.743

0.2568073	0.771	0.757
0.2599135	0.771	0.784
0.2656045	0.771	0.797
0.2741707	0.771	0.811
0.2871643	0.771	0.824
0.3183253	0.771	0.838
0.3450850	0.743	0.838
0.3636157	0.743	0.851
0.3782705	0.714	0.851
0.3970918	0.714	0.865
0.4148382	0.714	0.878
0.4205683	0.714	0.892
0.4382487	0.714	0.905
0.4552000	0.714	0.919
0.4611638	0.686	0.919
0.4626167	0.686	0.932
0.4804547	0.657	0.932
0.5013422	0.657	0.946
0.5290151	0.657	0.959
0.5538915	0.629	0.959
0.5547694	0.600	0.959
0.5552254	0.571	0.959
0.5604329	0.543	0.959
0.5784054	0.543	0.973
0.5932584	0.514	0.973
0.6233853	0.486	0.973
0.6557945	0.486	0.986
0.6782454	0.457	0.986
0.7005918	0.429	0.986
0.7049089	0.400	0.986
0.7549881	0.371	0.986
0.8155390	0.371	1.000
0.8315795	0.343	1.000

0.9054505	0.314	1.000
0.9749056	0.286	1.000
0.9769019	0.257	1.000
0.9869442	0.229	1.000
0.9971184	0.200	1.000
0.9989899	0.171	1.000
0.9997940	0.143	1.000
0.9999948	0.114	1.000
0.9999999	0.086	1.000
1.0000000	0.057	1.000

Ek-2 ABD Örnekleme ROC Analizi Sonuçları

Eşik Değeri*	Sensitivity (Yoğunluk)	Specificity (Seçicilik)
-1.000000	1.000	0.000
0.0003977	1.000	0.015
0.0038028	1.000	0.030
0.0301512	1.000	0.045
0.0617315	1.000	0.060
0.0728909	1.000	0.075
0.0760989	1.000	0.090
0.0850624	1.000	0.104
0.0970461	1.000	0.119
0.1026752	1.000	0.134
0.1081274	0.974	0.134
0.1114779	0.974	0.149
0.1161097	0.974	0.164
0.1208238	0.974	0.179
0.1260325	0.974	0.194
0.1309719	0.974	0.209
0.1316983	0.974	0.224
0.1340851	0.974	0.239
0.1362343	0.974	0.254

0.1390289	0.974	0.269
0.1428953	0.974	0.284
0.1476730	0.974	0.299
0.1517393	0.974	0.313
0.1527810	0.974	0.328
0.1532200	0.974	0.343
0.1563632	0.974	0.358
0.1594161	0.974	0.373
0.1608818	0.974	0.388
0.1627774	0.974	0.403
0.1645113	0.949	0.403
0.1663669	0.949	0.418
0.1720025	0.949	0.433
0.1793971	0.949	0.448
0.1833018	0.949	0.463
0.1862370	0.949	0.478
0.1900250	0.923	0.478
0.2138011	0.923	0.493
0.2356137	0.923	0.507
0.2384028	0.923	0.522
0.2435397	0.923	0.537
0.2468365	0.923	0.552
0.2477634	0.923	0.567
0.2486128	0.923	0.582
0.2493578	0.923	0.597
0.2537808	0.923	0.612
0.2601454	0.897	0.612
0.2637175	0.897	0.627
0.2661968	0.872	0.627
0.2682144	0.846	0.627
0.2705995	0.846	0.642
0.2728015	0.846	0.657
0.2753781	0.846	0.672

0.2803465	0.821	0.672
0.2878802	0.821	0.687
0.2933691	0.795	0.687
0.2989670	0.769	0.687
0.3047306	0.769	0.701
0.3061469	0.769	0.716
0.3092619	0.769	0.731
0.3194860	0.744	0.731
0.3317794	0.718	0.731
0.3369286	0.718	0.746
0.3380197	0.718	0.761
0.3392411	0.718	0.776
0.3464996	0.718	0.791
0.3550420	0.692	0.791
0.3604642	0.667	0.791
0.3692423	0.641	0.791
0.3827738	0.641	0.806
0.3937231	0.615	0.806
0.3978564	0.615	0.821
0.4017487	0.590	0.821
0.4184015	0.590	0.836
0.4387411	0.564	0.836
0.4494145	0.564	0.851
0.4647538	0.564	0.866
0.4784385	0.564	0.881
0.4817906	0.538	0.881
0.4880319	0.538	0.896
0.4959180	0.513	0.896
0.4983193	0.487	0.896
0.5049573	0.462	0.896
0.5129104	0.462	0.910
0.5152963	0.462	0.925
0.5200889	0.462	0.940

0.5564642	0.462	0.955
0.5884526	0.436	0.955
0.6048935	0.410	0.955
0.6445378	0.385	0.955
0.6836990	0.359	0.955
0.7072077	0.333	0.955
0.7160534	0.308	0.955
0.7479642	0.282	0.955
0.7949339	0.256	0.955
0.8298195	0.256	0.970
0.8508464	0.256	0.985
0.8559807	0.231	0.985
0.8997341	0.231	1.000
0.9415980	0.205	1.000
0.9512622	0.179	1.000
0.9676564	0.154	1.000
0.9775943	0.128	1.000
0.9822962	0.103	1.000
0.9871646	0.077	1.000
0.9898428	0.051	1.000
0.9949525	0.026	1.000
1.0000000	0.000	1.000