



İSTANBUL MENKUL KIYMETLER BORSASI'NDA İŞLEM GÖREN FİRMALARIN DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ KULLANILARAK SINIFLANDIRILMASI

THE CLASSIFICATION OF THE FIRMS TRADED IN ISTANBUL STOCK EXCHANGE BY USING SUPPORT VECTOR MACHINES

Kenan KARAGÜL¹

¹Yönetim ve Organizasyon Bölümü, Honaz Meslek Yüksek Okulu, Pamukkale Üniversitesi, 20240, Denizli.
kkaragul@pau.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 12.05.2013, Kabul Tarihi/Accepted: 01.10.2013

doi: 10.5505/pajes.2014.63835

Özet

Bu çalışmada, İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 (İMKB-100) içinde gıda, tekstil ve çimento sektörlerinde faaliyet gösteren 42 şirket ele alınmıştır. Bu şirketler finansal oranlara bağlı olarak üç sınıfa ayrılacak istenmektedir. Şirketlere ilişkin 10 adet finansal oranın 2006-2011 yılları arasındaki ortalamaları değerlendirilmiştir. Bu oranlara bağlı olarak kümeleme analizinden elde edilen sınıflar belirlenmiştir. Bu oranlar ve kümeleme analizi sonuçları bu makalenin veri kümesini oluşturmaktadır. Öğrenme algoritmasının ve sınıflandırmanın başarısını test etmek için tek çıkarımlı çapraz-doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Destek Vektör Makineleri (DVM) yaklaşımı ile yapılan sınıflandırma çalışması %95,23 oranında doğru sınıflandırmayı 12 destek vektörü ile yapmıştır. Ayrıca giriş duyarlılık analizi yapılarak bu 10 orandan en etkin olan 4 oran belirlenmiştir. Bu oranlar en etkisizden en etkili olan faktöre doğru modelden sıra ile çıkarılarak, bu dört faktörden hangilerinin alınması ile en etkili DVM modeli elde edilebileceği araştırılmıştır. En iyi modelin ilk 3 faktöre bağlı olan model olduğu belirlenmiştir. Bu yeni modelde sınıflandırma başarı oranı %97,61 ve destek vektör sayısı 12 olarak kalmıştır.

Anahtar kelimeler: İMKB-100, Destek vektör makineleri, Finansal oranlar, Sınıflandırma, Duyarlılık analizi.

Abstract

In this study, 42 companies operating in food, textile and cement sectors within İstanbul Stock Exchange 100 (ISE-100) have been handled. The aim is to classify these companies into three groups according to financial ratios. The average values of 10 financial ratios of these companies between the years 2006-2011 have been handled. Based on these ratios, classes are derived from cluster analysis. These ratios and the results of the cluster analysis are the data set of this article. In order to test the performance of the learning algorithm and classification leave-one-out cross-validation method is used. The classification study conducted by Support Vector Machines approach has performed 95.23% correct classification with the help of 12 support vectors. Moreover, input sensitivity analysis has been conducted and 4 most efficient ratios have been determined out of these 10. These ratios are removed from the model one by one starting from the less influential one in order to investigate by which ratios the most effective Support Vector Machine model is obtained. It is seen that the best model is obtained by using the first 3 ratios. The classification success for this model is 97.61% and the number of support vector is 12.

Keywords: ISE-100, Support vector machines, Financial rates, Classification, Sensitivity analysis.

1 Giriş

İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 (İMKB-100) içinde yer alan şirketler yatırım açısından menkul kıymetler piyasasında oldukça dikkat çekicilerdir. Bu nedenle bu firmalardan yatırım açısından uygun olanların belirlenmesi yatırımcılar için önem arz etmektedir. Farklı istatistiksel yöntemlerle firmaların çeşitli sınıflandırma veya kümeleme algoritmaları ile gruplandırılması ve verilecek kararlarda veya yapılacak analizlerde bu gruplandırma sonuçlarının kullanılması yazında üzerinde durulan bir konudur.

Yapay zeka teknikleri mühendisliğin birçok alanında olduğu gibi finansal konularda da sıklıkla kullanılmaktadır. En sık kullanılan yapılardan birisi de Yapay Sinir Ağları (YSA)'dır. Bu konuda yapılan ilk ve önemli çalışmalardan bir tanesi Kaastra ve Boyd tarafından, finansal ve ekonomik zaman serileri için YSA tasarımı ve analiz çalışmalarının nasıl yapılacağı üstüne bir makaledir [1]. Bu konudaki farklı uygulamalara örnekler şunlardır: Bankaların güç derecelendirmesi için, Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon, Kümeleme Analizi ve YSA kullanılmıştır [2]. Nagarajan ve arkadaşları, finansal pazarların yapısının kaotik yapı özelliği gösterdiğini belirterek, iki farklı döviz kuru için parite kestirimi konusunda farklı YSA modellerini kullanmışlar ve tartışmışlardır [3], [4]. Martinez

ve arkadaşları, Borsalarda temel zorlukların pazarın dinamik, karmaşık, evrimsel ve kaotik doğasından kaynaklandığını söylemişlerdir. Borsada cari işlem günü içindeki en yüksek ve en düşük fiyat düzeyinin kestirimi için YSA kullanmışlardır [5]. Bu alanda yapılan ancak farklı tekniklerin bir arada kullanıldığı diğer bir çalışmada ise, Kümeleme Analizi, YSA, Öz Örgütleyici Haritalar ve Destek Vektör Makineleri (DVM) kullanılarak finansal güç derecelerini tahmin eden bir model geliştirilmiştir [6]. Bu çalışmada, DVM ile ilişkili çalışmalarla ilgilenilmektedir. Ancak birçok çalışmada DVM ile birlikte farklı tekniklerin kullanıldığı görülmüştür. Özellikle borsalar ile ilgili finansal alanda yapılan çalışmalar için literatür özeti şöyledir:

İMKB-100 Endeksi hareketi DVM ve Lojistik Regresyon ile [7], [8], YSA ve DVM ile [9] artma veya azalma yönünde, İMKB-30 endeksi içinde yer alan firmalardan hangilerinin getirilerinin yüksek olacağını tahminlenmesi için YSA ve DVM modelleri kullanarak [10] sınıflandırma yaklaşımıyla analiz çalışmaları yapılmıştır. İMKB-100 endeksinde günlük getirilerin modellenmesi ve modellerin tahmin başarılarının karşılaştırması için, GARCH Modeli, MLP GARCH Modeli ve SVR GARCH Modelleri geliştirilerek analizler yapılmıştır [11]. Aylar bazında 1975-2010 yılları arasında Standard & Poor's 500 (S&P 500) şirketlerinin getirilerine ilişkin yön tahmininde

iki sınıflı bir ayırma çalışması için DVM kullanılmıştır [12]. DVM girdi özelliklerinin belirlenmesi için Genetik Algoritma (GA) önererek, bu yeni modele GA-DVM adını vermişler ve borsa verilerini tahminleme için bu modeli tavsiye etmişlerdir. DVM ile GA-DVM sonuçlarını karşılaştırdıklarında GA-DVM modelinin daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuşlardır [13]. En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri (EKK-DVM) öğrenme paradigması için karma çekirdek yapısı ile birlikte borsaların eğilim yönünü belirlemek için bir model önerilmiştir. Önerilen öğrenme paradigması GA EKK-DVM için öğrenmede girdi özelliklerinin seçilmesi ve diğer bir GA, EKK-DVM parametrelerinin optimizasyonu için kullanılmıştır. Sonuç olarak GA ile gerçekleştirilen analizlere dayalı EKK-DVM modeli ile zamansal veri kümelerine dayalı olarak, S&P 500, Dow Jones Industrial Average ve New York Stock Exchange endeksleri ile geliştirilen model test edilmiştir [14]. Bir başka çalışmada ise S&P 500 endeksinin günlük eğilimlerini yani aşağı ya da yukarı hareketlerini tahminleme için Olasılıklı Yapay Sinir Ağları (OYSA) ve DVM araçları kullanılmıştır. Bu çalışmada makroekonomik bilginin DVM analizinde, teknik göstergelerin OYSA'da daha etkin sonuçları sağladığı belirlenmiştir [15]. S&P500 endeksinde yer alan, yedi petrol şirketinin 2001-2009 yılları arasındaki verileri ele alınmıştır. DVM ile ilk 5 yıl eğitim verisi alınarak, kalan 3 yıl için günlük bazda fiyatların artma ya da azalma yönündeki sınıflandırması hedeflenmiştir [16]. Luo ve Chen tarafından Şangay borsasına ait 20 hisse senedi üzerine yapılan araştırmada Ağırlıklı DVM (ADVM) ile YSA performansları karşılaştırılmıştır. ADVM'nin kestirimler ve kârlılık analizlerinde daha etkin bir yöntem olduğu belirlenmiştir [17]. Yapay zeka teknikleri finansal uygulamalar dışındaki kestirimler için de yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

DVM'lerin kullanıldığı bir başka önemli alan enerjiye yönelik tahminlemelerdir. Türkiye'nin 2018 yılına kadar olan net elektrik tüketimi tahmini, Çoklu Lineer Regresyon, YSA ve EKK-DVM kullanılarak [18], Türkiye'nin enerji tüketim tahminlemesi DVM Regresyonu ile farklı sosyo-ekonomik göstergelerle ilişkilendirilerek [19] ve DVM Regresyonu ve YSA ile kestirim analizleri yapılmıştır [20]. Yazında karşılaşılan finansal çalışmalar genellikle ikili sınıflandırma ve artma/azalma yönünün belirlenmesi üzerinedir. Bu makale çalışmasında 3 gruplu bir sınıflandırma üzerinde durulmuştur.

2 Model ve Çalışma

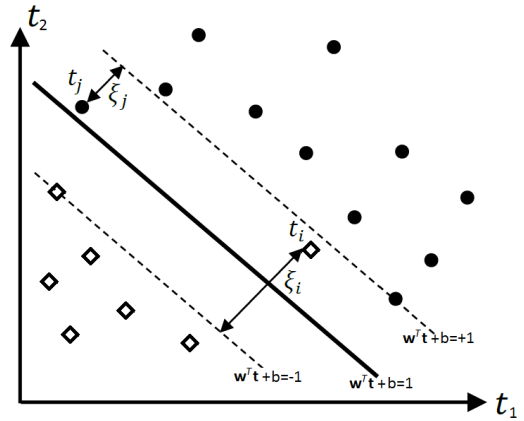
Bu çalışmada IMKB-100 içinde yer alan gıda, tekstil ve çimento sektörlerine ilişkin 42 şirkete ait verilere ulaşılmıştır. Bu verilerden hareketle 10 adet finansal oranın ortalama değerleri 2006-2011 yılları arasındaki dönemden elde edilmiştir [21]. Bu oranlara bağlı olarak geliştirilen DVM yöntemi ile firmaların 3 sınıfa ayrılması için bir model geliştirilmesi hedeflenmiştir. Burada amaç yatırımcılar için kârlılık oranları yüksek olan firmaların belirlenmesine yardımcı olacak bir modelin geliştirilmesidir. Bu nedenle öncelikle kullanılacak DVM yönteminin teknik detayları üzerinde durulacaktır.

2.1 Destek Vektör Makineleri

DVM ilk kez iki gruplu sınıflandırma için yeni bir makine öğrenmesi olarak 1995 yılında Cortes ve Vapnik tarafından önerilmiştir. Bu öneride makine kavramsal olarak, lineer olmayan girdi vektörlerinin çok yüksek boyutta öznitelik uzayına eşleştirilmesi fikrinden hareket eder. Bu öznitelik uzayı doğrusal karar yüzeyi olarak inşa edilmiştir. Karar

yüzeyinin özel nitelikleri makine öğrenme yeteneğinin üst düzeyde genelleme yeteneğini oluşturur. Destek Vektörleri Ağının dayandığı bu fikir eğitim verilerinin hatasız sınıflandırılmasını sağlar [22]. DVM temel olarak iki alanda etkin kullanıma sahiptir: Sınıflandırma ve Regresyon Analizi. Şekil 1'de DVM sınıflandırmasına bir örnek verilmiştir.

Hem doğrusal olarak ayırt edilebilen hem de edilemeyen veri kümeleri DVM ile sınıflandırılabilir. Doğrusal olmayan bir eşleme ile n boyutlu veri kümesi m>n olacak şekilde m boyutlu yeni bir veri kümesine dönüştürülür. Yüksek boyutta doğrusal sınıflandırma işlemi yapılabilir. Uygun bir dönüşüm ile her zaman veri bir hiper düzlem ile iki sınıfa ayrılabilir. Hiper düzleme en yakın öğrenme verileri destek vektörleri olarak adlandırılır [23].



Şekil 1: DVM sınıflandırmasına bir örnek.

DVM ile ilgili oldukça geniş bir literatür vardır. Bunlardan bazıları [24-28] ilgililere önerilebilir.

Aşağıdaki notasyon ve anlatım [28] kaynağına dayanarak hazırlanmıştır.

İki sınıflı bir sınıflandırma probleminde Esnek Marjlinli DVM için primal model aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\min_{w, b} \quad \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (1)$$

k.a.

$$y_i(w^T t_i + b) \geq 1 - \xi_i, i=1, \dots, N$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, N$$

Probleme ilişkin dual model aşağıdaki şekilde elde edilir:

$$\min_{\alpha} \quad \mathcal{L}(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j t_i^T t_j - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (2)$$

k.a.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i, i = 1, \dots, N$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, N$$

Burada, t_i değişkenleri girdi vektörlerini, y_i değişkenleri çıktıları, α Lagrange parametrelerini ifade etmektedir. C ise ceza parametresidir.

Ancak DVM yaklaşımını daha etkin kılan şey, girdi uzayını öznitelik uzayına eşleyen Çekirdek fonksiyonlarıdır. Primal ve Dual problem formlarını Çekirdek Kurnazlığı (Kernel Trick) denen bir yaklaşımla yeniden düzenlediğimizde problemlerin çözümlerine daha etkin bir şekilde ulaşılabilir. Yaygın olarak kullanılan Çekirdek fonksiyonları, Gauss, Polinom,

Sigmoid, Doğrusal ve Radyal Tabanlı Çekirdek Fonksiyonu (RBF) dur.

Çekirdek fonksiyonuna bağlı dual model aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$\min_{\alpha} \mathcal{L}(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(t_i, t_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i$$

ka. (3)

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i, i = 1, \dots, N$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, N$$

Bu Karesel Programlama (Quadratic Programming) probleminin çözümü sonucunda dual uzayda elde edilen sınıflandırıcı tahmin modeli aşağıdaki şekilde elde edilir:

$$\hat{y} = \sum_{i \in S}^{\#DV} \alpha_i y_i K(t, t_i), i = 1, \dots, \#DV \quad (4)$$

Burada, K_{ij} Çekirdek matrisini, S destek vektörleri kümesini, $\#DV$ destek vektörü sayısını, \hat{y} sınıflandırıcı tahminini ifade eder. Elde edilen model sayesinde, primal modelden tamamen bağımsız olarak sınıflandırıcı modeli kullanılabilir. DVM ya da başka bir teknik için diğer önemli bir kavram, girdi uzayında yer alan değişkenlerden hangilerinin tahminleme üzerinde en güçlü etkiye sahip olduğunun belirlenmesidir. Bu amaçla kullanılan teknik analiz duyarlılık analizi olarak ifade edilir.

2.1.1 Giriş Duyarlılık Analizi

Tahmin edici DVM modeli elde edildikten sonra, girdi değişkenlerinden hangilerinin sınıflandırma ya da regresyon üzerinde etkili değişkenler olduğu giriş duyarlılık analizi ile belirlenebilir. Bu analiz ile oluşturulan model hem daha etkin bir model olacaktır, hem de sınıflandırma ya da regresyonda etkisi çok düşük olan veya olmayan girdi verilerinden model arındırılmış olacaktır. Elde edilen model için hesaplama yükü azalırken, giriş veri setinde de daha az veri bulundurma ve güncelleme kolaylığı elde edilmiş olur. Duyarlılık analizi, tahminleme çalışmalarında kullanılacak girdi uzayında bir düzenlemeyi oluşturmaya yardımcı olur, yani araştırmada yer alan ve sonuçları etkilemeyen değişkenler modelden çıkarılmış olur.

2.2 Veri Kümesi

Veri kümesi, Kalfa ve Bekçioğlu, (2013) çalışmasından elde edilmiştir[21]. Veri kümesinde, Tablo 1'de yer alan terimlerle ifade edilen, her bir şirkete ilişkin 10 adet finansal oranın ortalaması yer almaktadır. Bu oranlar firmaların her birisi için 2006-2011 yılları arasında yer alan 5 yıllık bir dönem için hesaplanmıştır. Firmalar, kümeleme analizi ile yazarlar tarafından üç kümeye bölünmüştür. Birinci kümede yer alan firmalar; kısa vadede borç ödeme güçlüğü çeken firmalardır. İkinci kümede yer alan firmalar; kârlılık oranları düşük firmalardır. Üçüncü kümede yer alan firmalar ise kârlılık oranları yüksek ve yatırımcılara önerilebilecek firmalardır. Bu kümeler DVM analizi için 1, 2 ve 3 sınıfları olarak işaretlenmiştir.

DVM yaklaşımı ikili sınıflandırma için geliştirilmiştir. DVM ile ikiden fazla sınıflandırma için geliştirilmiş yöntemler de vardır. Bunlar içinde en yaygın olanları, bire-karşı-bir (one-against-one) sınıflandırma, bire-karşı-hepsi (one-against-all) sınıflandırma, ikili (pairwise) sınıflandırma [29, 30] olarak

ifade edilir. Bu araştırmada ise bire-karşı-hepsi (one-against-all) sınıflandırma yaklaşımı kullanılmıştır.

Veri kümesi, analiz sürecine başlamadan önce [0,1] aralığında normalize edilmiştir. Bu ön işlemlerden sonra analiz sürecine geçilmiştir.

Tablo 1: Hesaplanan finansal oranlar ve hesaplama şekilleri[21].

Sembol	Oranlar	Hesaplanışı
HBK	Hisse Başı Kâr Oranı	Dönem Net Kârı/Hisse Senedi Sayısı
FKO	Fiyat Kazanç Oranı	Piyasa Değeri/Hisse Başı Kazanç
NKM	Net Kâr Marjı	Net Kâr/Toplam Satışlar
ÖKO	Öz sermaye Kârlılık Oranı	Net Kâr/Öz sermaye
B/Ö	Borç/Öz sermaye Oranı	Toplam Borç/Öz sermaye
AKO	Aktif Kârlılık Oranı	Net Kâr/Toplam Aktif
KO	Kaldıraç Oranı	Toplam Borç/Toplam Varlık
ATO	Asit Test Oranı	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/KVYK
NÇS	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı Oranı	Net Satışlar/(Dönen Varlıklar-KVYK)
PD/DD	Piyasa Değeri/Defter Değeri Oranı	Piyasa Değeri/Defter Değeri

2.3 Analiz ve Modeller

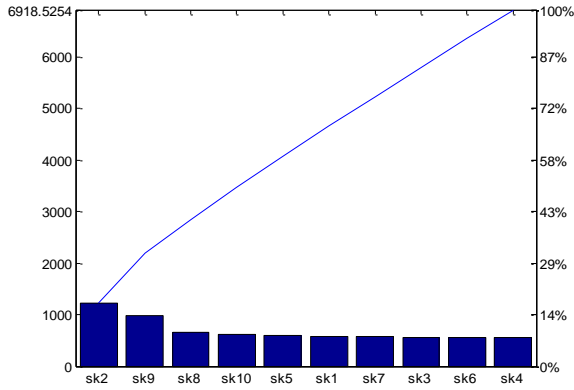
DVM analizinin uygun model parametrelerinin belirlenmesi için veri kümesi rasgele 31 tanesi eğitim, 11 tanesi ise test verisi olmak üzere 2 parçaya bölünmüştür. DVM analizi için seçilen polinom çekirdek fonksiyonunun matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$K(t_i, t_j) = (1 + t_i^T t_j)^d \quad (5)$$

Polinom çekirdek parametresi Izgara Araması (Grid Search) ile araştırılmıştır. Bu arama sonucu, polinom çekirdek parametresi (d) 2, ceza parametresi (regülasyon parametresi) (C) 1000 olarak belirlenmiştir. Belirlenen çekirdek parametresi ve ceza parametresine göre; eğitim tahmin performansı %100, test tahmin performansı %90,90 ve 11 adet destek vektörü elde edilmiştir.

Analizler Matlab ortamında "SVM and Kernel Methods Matlab Toolbox" [31] ile yapılmıştır. Verilerin düzenlenmesi, analize hazırlanması ve duyarlılık analizine ilişkin Matlab kodları yazar tarafından geliştirilmiştir.

Çekirdek parametresi ve ceza parametresinin belirlenmesinden sonra, en iyi DVM modelinin elde edilmesi için çapraz doğrulama analizi yapılmıştır. Çapraz doğrulama yöntemi olarak, Tek-Çıkarımlı (Leave-One-Out) Çapraz-Doğrulama (TÇÇD) kullanılmıştır [32], [33]. TÇÇD sonucu, ortalama eğitim performansı %100 ve ortalama test performansı %95,23 olarak hesaplanmıştır. Çapraz doğrulama sonuçları aynı zamanda parametre analizi sürecinde kullanılan eğitim ve test verilerinin bağımsız olarak belirlendiğini ve araştırmacının yansızlığını ortaya koymuştur. Giriş duyarlılık analizine ilişkin grafik Şekil 2'de yer almaktadır. Giriş duyarlılık analizindeki grafikte finansal oranlar sk1-sk10 (Bu kodlama Tablo 1 ile aynı sıraya sahiptir) olarak isimlendirilmiştir. Girdilerin duyarlılık analizlerine ilişkin sayısal göstergeleri Tablo 2'de verilmiştir. DVM analizi için kritik girdi verilerinin (kritik finansal oranların) bu analiz sonucu sk2, sk9, sk8 ve sk10 olduğu ortaya çıkmıştır.



Şekil 2: Giriş duyarlılık analizi grafiği.

Tablo 2: Giriş duyarlılık hesaplaması sonuçları.

Oranlar	2	9	8	10	5
sk	1224,20	973,96	652,51	618,57	606,02
Oranlar	1	7	3	6	4
sk	584,20	578,43	560,84	559,99	559,75

Giriş duyarlılık analizine dayanarak, 4 finansal orandan daha az sayıda bir girdi kullanımı ile bir DVM modeli elde edilebilir mi yoksa en iyi DVM modeli bu 4 faktörün kullanılması ile mi elde edilecektir sorusu araştırılmıştır. Bu sorgulamayı yapmak üzere, 4 yeni DVM modeli TÇDD ile analiz edilmiştir. İlk modelde (M1) sk2, sk9, sk8 ve sk10, ikinci modelde (M2) sk2, sk9, sk8, üçüncü modelde (M3) sk2 ve sk9, son modelde (M4) sk2 finansal oranları girdi verisi olarak kullanılmıştır. Analize ilişkin sonuçlar Tablo 3'te verilmiştir. Tablo 3'te yer alan analiz sonuçlarına göre en sade ve en iyi performansı gösteren modelin M2 olduğu görülmektedir. Bu verilere dayanılarak sk2, sk9 ve sk8 faktörleri kullanılarak İMKB-100 içindeki diğer firmalara ilişkin analizler yapılabilir. Böylece daha az sayıda finansal oranın kullanılması veri setlerinin hazırlanmasında da önemli bir işlem yükünü araştırmacılar için ortadan kaldıracaktır.

Tablo 3: Duyarlılık analizi sonrası model seçimi analiz sonuçları.

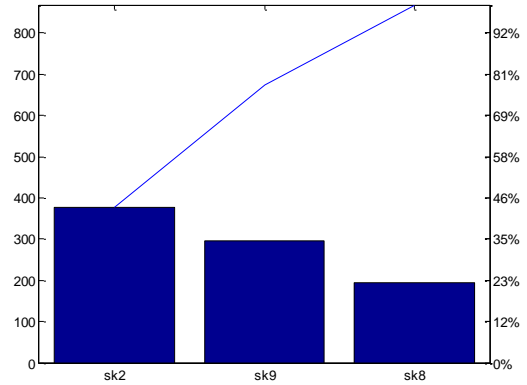
Model	Faktörler	Performans (%)		#DV
		Eğitim	Test	
M1	sk2, sk9, sk8, sk10	100	95,23	12
M2	sk2, sk9, sk8	100	97,61	12
M3	sk2, sk9	100	95,23	12
M4	sk2	88,09	85,72	34

#DV: Destek vektör sayısı.

İkinci analizden sonra ise giriş duyarlılık analizi grafiği Şekil 3 üzerinde gösterilmiştir. Şekil 3 üzerinden de görüldüğü üzere sk2, sk9 ve sk8 sıralamasında bir değişiklik meydana gelmemiştir. Giriş duyarlılık analizi göstergeleri Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4: Yeni model giriş duyarlılık analizi sonuçları.

Oranlar	2	9	8
sk	376,96	296,22	195,16



Şekil 3: Yeni modelin giriş duyarlılık analizi grafiği.

3 Sonuçlar ve Tartışma

Burada İMKB-100 endeksi içinde yer alan şirketler 3 sınıfa ayrılmıştır. Yapılan analiz; borsada sadece kâr getirebilecek şirketlerin değil, aynı zamanda yatırım fırsatı olabilecek ve yatırım için kesinlikle uzak durulması gereken firmaların belirlenmesi için bir ön çalışma olarak değerlendirilebilir.

DVM 3 sınıfa ayırmada ilk geliştirilen ve duyarlılık analizi sonucu belirlenen dört finansal oranı kullanan M1 modeli %5,23 başarı ile tahminleme yapmıştır. Duyarlılık analizine dayanarak yapılan model ve faktör seçiminden sonra yeni elde edilen faktörler aşamalı olarak azaltılarak daha az girdi ile daha etkin bir modelin elde edilip edilemediği M2, M3 ve M4 modelleri ile araştırılmıştır. Bu araştırma sonucu M2 modeli %97,61 performans oranı ile en iyi model olarak belirlenmiştir.

Bu sınıflandırmadan sonra yatırım için uygun olan firmaların fiyat düzeylerine ilişkin bir tahminleme çalışması önerilebilir. Böylece yatırım yapacak olan birey/kurumlara fiyat düzeyi hakkında da iki aşamalı bir öneri alt yapısı oluşturulabilir.

Veri giriş uzayındaki karmaşıklığın yüksek olduğu finansal çalışmalar, mikroekonomik ve makroekonomik analiz uygulamalarında DVM oldukça etkin bir yaklaşım olabilir. Tüm bunların yanında mikro ekonomik ve makroekonomik göstergelere dayalı firma teorisi/fiyat teorisi analiz çalışmalarında makroekonomik göstergelerin etkileri geleneksel modellerle elde edilememektedir. DVM yine bu ilginç ilişkilerin araştırılmasında çok uygun bir yöntem olabilir. Çünkü bu tip ilişkileri araştırmak için çok karmaşık matematiksel modeller kullanılmaya çalışılmaktadır fakat makro göstergeler ile firma teorisi arasındaki bu ilişkileri belirlemek mümkün olmamaktadır. Bu nedenle DVM'nin; hem finans çalışmaları, hem makroekonomi, hem de mikroekonomi analiz alanlarındaki çalışmalarda kullanılması uygulamacı ve teorisyenlere açık araştırma alanı olarak önerilebilir.

4 Teşekkür

Hakemlere değerli yorum ve katkıları için teşekkür ederim.

5 Kaynaklar

- [1] Kaastra, I. and Boyd, M., "Designing a Neural Network for Forecasting Financial and Economic Time Series," *Neurocomputing*, No. 10, pp. 215-236, 1996.
- [2] Boyacıoğlu, M.A. ve Kara, Y., "Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Güç Derecelerinin Tahmininde Yapay Sinir Ağları ve Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz Tekniklerinin Performanslarının Karşılaştırılması," *Dokuz Eylül*

- Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi, Cilt 22, No. 2, pp. 197-217, 2007.
- [3] Nagarajan, V., Wu, Y., Liu, M. and Wang, Q.-G., "Forecast Studies for Financial Markets Using Technical Analysis," *Proceedings of the IEEE International Conference on Control and Automation*, 2005, Vol. 1, pp. 259-264.
- [4] Pacelli, V., Bevilacqua, V. and Azzolini, M., "An Artificial Neural Network Model to Forecast Exchange Rates," *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, No. 3, pp. 57-69, 2011.
- [5] Martinez, L. C., da Hora, D. N., de M. Palotti, J. R., Wagner, M. Jr. and Pappa, G. L., "From an Artificial Neural Network to a Stock Market Day-Trading System: A Case Study on the BM&FBOVESPA," *Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2009, pp. 2006-2013.
- [6] Bektaş, H. ve Gökçen, A., "Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Güç Derecesine Sahip Bankaların Kantitatif Verilerinin İstatistiksel Analizi," *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, Cilt 31, No. 2, pp. 345-366, 2011.
- [7] Tayyar, N. ve Tekin, S., "İMKB-100 Endeksinin Destek Vektör Makineleri İle Günlük, Haftalık ve Aylık Veriler Kullanarak Tahmin Edilmesi," *AlBÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Cilt 13, No. 1, pp. 189-217, 2013.
- [8] Özdemir, A. K., Tolun, S. ve Demirci, E., "Endeks Getirisi Yönünün İkili Sınıflandırma Yöntemiyle Tahmin Edilmesi: İMKB-100 Endeksi Örneği," *Niğde Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, Cilt 4, No. 2, pp. 45-49, 2011.
- [9] Kara, Y., Boyacıoğlu, M. A. and Baykan, Ö. K., "Predicting Direction of Stock Price Index Movement Using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines: The Sample of the Istanbul Stock Exchange," *Expert Systems with Applications*, No. 38, pp. 5311-5319, 2011.
- [10] Timor, M., Dinçer, H. and Emir, Ş., "Performance Comparison of Artificial Neural Network and Support Vector Machines Models for the Stock Selection Problem: An Application on the Istanbul Stock Exchange 30 Index in Turkey," *African Journal of Bussiness Management*, Vol. 6, No. 3, pp. 1191-1198, 2012.
- [11] Bildirici, M. ve Ersin, O. O., "Koşullu Volatilitenin Modellenmesinde Destek Vektör Makinesi GARCH Modeli ve Türk Finans Piyasaları Üzerine Bir Uygulama," *13th International Conference on Econometrics, Operations Research, and Statistics*, Famagusta, Cyprus, 2012.
- [12] Yuan, C., "Predicting S&P 500 Returns Using Support Vector Machines: Theory and Empirics," Washington University, St. Louis, 2011.
- [13] Choudry, R. and Garg, K., "A Hybrid Machine Learning System for Stock Market Forecasting," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, No. 15, pp. 315-318, 2008.
- [14] Yu, L., Chen, H., Wang, S. and Lai, K.K., "Evolving Least Squares Support Vector Machines for Stock Market Trend Mining," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.13, No.1, pp. 87-102, 2009.
- [15] Lahmiri, S., "A Comparison of PNN and SVM for Stock Market Trend Prediction using Economic and Technical Information," *International Journal of Computer Applications*, Vol.29, No. 3, pp. 24-30, 2011.
- [16] King, C., Vandrot, C. and Weng, J., "A SVM Approach to StockTrading," <http://cs229.stanford.edu/proj2009/KingVandrotWeng.pdf>, 2009.
- [17] Luo, L. and Chen, X., "Integrating Piecewise Linear Representation and Weighted Support Vector Machine for Stock Trading Signal Prediction," *Applied Soft Computing*, Vol. 13, pp. 806-816, 2013.
- [18] Kaytez, F., "En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri ile Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahmini ve Modellenmesi," Ankara: Gazi Üniversitesi F.B.E., Doktora Tezi, Yayınlanmamış, 2012.
- [19] Kavaklıoğlu, K., "Modelling and Prediction of Turkey's Electricity Consumption Using Support Vector Regression," *Applied Energy*, No. 88, pp. 368-375, 2011.
- [20] Oğcu, G., Demirel, Ö. F. and Zaim, S., "Forecasting Electricity Consumption with Neural Networks and Support Vector Regression," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, No. 58, pp. 1576-1585, 2012.
- [21] Kalfa, V. R. ve Bekçioğlu, S., "İMKB'de İşlem Gören Gıda, Tekstil ve Çimento Sektörü Şirketlerinin Finansal Oranlar Yardımıyla Kümelenmesi," *XIV. Ekonometri, Yöneylem Araştırması ve İstatistik Kongresi*, Saraybosna, 2013.
- [22] Cortes, C. and Vapnik, V., "Support Vector Networks," *Machine Learning*, Vol.20, No. 3, pp. 273-297, 1995.
- [23] Öğüdücü, Ş.G., "Ninova İTÜ e-Öğretim Merkezi," [Çevrimiçi].Erişim:<http://ninova.itu.edu.tr/tr/dersler/bilim-sim-enstitusu/195/bbl-606/ekkaynaklar?g8396>. [Erişildi: 10 Mayıs 2013].
- [24] Campbell, C. and Ying, Y., *Learning with Support Vector Machines*, Morgan and Claypool Publishers, 2011.
- [25] Hamel, L., *Knowledge Discovery with Support Vector Machines*, New Jersey: John Wiley & Sons, 2009.
- [26] Kecman, V., *Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic Models*, Cambridge: MIT Press, 2001.
- [27] Schölkopf, B. and Smola, A.J., *Learning with Kernels*, Cambridge: MIT Press, 2002.
- [28] İplikçi, S., *Makine Öğrenmesi Yüksek Lisans Ders Notları*, Denizli: Yayınlanmamış, 2013.
- [29] Duan, K.-B. and Keerthi, S., Which Is the Best Multiclass SVM Method? An Emprical Study, in *Multiple Classifier Systems*, Lecture Notes in Computer Science, Vol.3541, pp 278-285, 2005.
- [30] Liu, Y. and Zheng, Y.F., "One-Against-All Multi-Class SVM Classification Using Reliability Measures," *Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '05)*, 31 July-4 August 2005, Vol. 2, pp. 849-854.
- [31] Canu, S., Grandvalet, Y., Guigue, V. and Rakotomamonjy, A., "SVM and Kernel Methods Matlab Toolbox," Perception Systemes et Information, INSA de Rouen, Rouen, France, 2005. [Çevrimiçi]. Erişim: <http://asi.insa-rouen.fr/enseignants/~arakoto/toolbox/index.html>. [Erişildi: 10.05.2013].
- [32] Weston, J., "Leave-One-Out Support Vector Machines," *International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, Stockholm, Sweden, 1999, pp. 731-737.
- [33] Arlot, S. and Celisse, A., "A survey of cross-validation procedures for model selection," *Statistics Survey*, Vol. 6, pp. 40-79, 2010.