

TÜRK BANKACILIK SEKTÖRÜNDE FİNANSAL GÜÇ DERECESİNE SAHİP OLAN BANKALARIN KANTİTATİF VERİLERİNİN İSTATİSTİKSEL ANALİZİ*

Hakan BEKTAŞ**
Ahmet GÖKÇEN***

Özet

Finansal güç derecelendirmesi, bir bankanın temel gücünü ortaya koyabilmek amacıyla bankanın finansal rasyoları, marka değeri, faaliyetlerinin ve varlıklarının çeşitliliği incelenerek yapılan bir derecelendirme türüdür. 1995 yılından beri sadece Moody's firması tarafından yapılan bu derecelendirme ile bankaların içsel güçleri ortaya konulmaya çalışılmaktadır.

Bu çalışmada, bankaların finansal güç derecelerini tahmin etmek amacıyla bir model geliştirilmiştir. Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren ve Moody's tarafından derecelendirilen bankaların 2007-2010 yılına ait dereceleri ve bilanço verileri kullanılmıştır. Finansal güç derecelerinin bağımlı değişken olduğu çalışmada, istatistiksel teknikler ve yapay sinir ağı teknikleri kullanılarak söz konusu tekniklerin sınıflandırma ve tahmin performansları ortaya koyulmuştur. Küresel kriz ortamında yaşanan banka iflaslarına karşın sağlam duran Türk bankacılık sektörünün genel görünümü ortaya koyulurken, yine bu dönemde Moody's firmasının eleştiri alan derecelendirme sistemi de ortaya koyulmuştur. Çalışmada Moody's in derecelendirme sonuçlarını en iyi tahmin eden tekniğin geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Finansal Güç Derecesi, Derecelendirme, Yapay Sinir Ağı, Bankacılık.*

* Bu makale " Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Güç Derecelerinin İstatistiksel Yöntemlerle İncelenmesi" başlıklı Yüksek Lisans tez çalışmasından türetilmiştir.

** Araş. Gör. , İstanbul Üniversitesi, İktisat Fakültesi, Ekonometri Bölümü,
hbektas@istanbul.edu.tr

*** Prof. Dr. , İstanbul Üniversitesi, İktisat Fakültesi, Ekonometri Bölümü,
agokcen@istanbul.edu.tr

STATISTICAL ANALYSIS OF QUANTATIVE DATA OF BANKS HAVING FINANCIAL STRENGTH RATING IN TURKISH BANKING INDUSTRY

Abstract

Financial strength rating is a rating method that is performed for the purpose of revealing fundamental strength of a bank through analyzing bank's financial ratios, brand value, varieties of activities and assets. Bank's internal strengths are being tried to be exposed with this rating method which has been performed only by Moody's company since 1995.

In this study, a model was build up in an effort to estimate bank's financial strength ratings. The ratings and data of balance sheets between 2007 and 2010 belonging to the banks operating in Turkish banking industry and rated by Moody's were used. In this study, in which financial strength ratings are dependent variables, through using statistical and artificial neural network techniques, classification and estimation performances of these techniques were put forward. Overall outlook of Turkish banking industry which has stood strong despite of bankruptcies of the banks in an atmosphere of global crisis were exposed, also rating systematic of Moody's company which has received most critiques were exposed. Artificial neural network back propagation algorithm was ascertained in this study as the best technique that estimates Moody's rating results.

Keywords: *Financial Strength Rating, Rating, Artificial Neural Network, Banking*

1.Giriő

Ülke ekonomilerinin en önemli mali kurumlarından biri olan bankalar, gerek ülke ekonomisinin istikrarlı bir şekilde büyümesi gerekse finans sektörünün sağlamlığı açısından önem arz etmektedir. Bu sebepten dolayı bankaların olumsuzlukla sonuçlanan faaliyetlerinin ülke ekonomisine ve entegre olduğu piyasalara verebileceği zararlar düşünüldüğünde, söz konusu alanda gerekli düzenleme ve denetleme yaklaşımları ortaya çıkmıştır. Kamu otoriteleri ve uluslararası kuruluşlar, bu alanda çalışmalar yaparak bankaların aşırı risk alma işahlarını sınırlandırmış ve bankaların organizasyon yapısı içerisine risk yönetimi birimini dâhil edilerek bankaların maruz kalacakları riskleri en aza indirmeye çalışmışlardır.

Küreselleşme süreci ile beraber entegrasyonu sağlanan piyasaların sağlıklı ve istikrarlı bir şekilde işleyebilmesi adına önemli bir aracılık fonksiyonu gerçekleştiren bankaların sağlamlığı da öne çıkmıştır. Bu sebepten dolayı bankaların finansal yapısı, marka değeri, varlıklarının ve faaliyetlerinin çeşitliliği uluslararası piyasalarda güven ortamını oluşturabilmek için dikkat edilen unsurlar olmuştur. Söz konusu ihtiyaç sonucunda 1995 yılında Moody's Investor Services tarafından bir

çalışma yapılmış ve bankaların finansal güç dereceleri ortaya konulmuştur. Söz konusu çalışma, bankanın yerleşik bulunduğu ülkedeki koşullar göz ardı edilerek sadece bankanın içsel gücünü dikkate alan bir derecelendirme işlemidir.

Bu çalışmanın amacı, Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren ve Moody's tarafından derecelendirilen bankaların bilanço verilerinden hareketle bankaların derece notlarını (rating) tahmin etmek ve Moody's in söz konusu bankalara vermiş olduğu derece notları ile karşılaştırarak, çalışmada kullanılan tekniklerin 2007-2010 yılları arasındaki finansal güç derecesindeki tahmin başarısını ortaya koymaktır. Çalışmada kullanılan Mann-Whitney U sınaması ile C ve D olmak üzere farklı iki grupta yer alan bankalar arasında istatistiksel olarak farka neden olan rasyolar tespit edilerek Türk bankacılık sektörünün genel görünümünü ortaya çıkarılacak ve çalışmada birbirinin alternatifi olarak kullanılabilen dört tekniğin tahmin performansları karşılaştırılacaktır.

2.Risk ve Derecelendirme Sistemi

Gelecekte ortaya çıkması muhtemel olaylar hakkındaki bugünkü belirsizlik, karar vericileri aldıkları kararların her zaman en iyisi olup olmadığı konusunda sorulara maruz bırakmaktadır¹. Risk, gelecekte beklenen durum ile gerçekleşen durumun farklı olması durumu olarak ifade edilirken, belirsizliğin ölçütü olarak da kullanılmaktadır². Belirsizlik altında alınan kararlar neticesinde üstlenilen risk, analiz edilip yönetilebildiği takdirde fırsat olarak değerlendirilirken, söz konusu riskler rassal sürece bırakıldığında zarar durumu ile karşılaşımla ihtimali oldukça yüksektir.

Bireyler, firmalar ve hükümetler maruz kaldıkları riskler karşısında karlarını ya da faydalarını maksimum kılmaya çalışmaktadırlar. Bu karar vericiler arasında en önemlilerinden bir tanesi de ülke ekonomilerinin belkemiğini oluşturan ve diğer sektörlerle göre daha yoğun olarak risk altında çalışan bankalardır. Bankacılık, maruz kalınan risklerin bankanın sağlıklı, güvenli ve karlı bir işletme olarak varlığını sürdürebilmesi amacıyla yönetilmesi esası üzerine kurulmuştur³. Bankalar açısından risk, planlanan ve arzu edilen başarının gerçekleşmemesi durumunda zarar etme olasılığını ifade etmektedir⁴.

1970'li yıllarda gelişmekte olan ülkeler başta olmak üzere finansal piyasalara müdahalelerin azaltılmasıyla başlayan süreç neticesinde, sermaye hareketlerinin önündeki engellerin kalkmaya başlaması gündeme gelmiştir. Söz konusu süreçle beraber yasal sınırlamaların gevşetilmesi yeni finansal araçların ve yeniliklerin doğmasını sağlamıştır. Yeni finansal araçlar ortaya çıkarken yeni risk

¹ Leyla Aylin Aktükün, **Kantitatif Karar Verme Yöntemleri**, İstanbul, Filiz Kitapevi,2010,s.3.

² Beyhan Yaşlıdağ, **Kredi Derecelendirme Sistemi**, İstanbul, Literatür Yayıncılık, 2007, s.71

³ Hasan Candan - Alper Özün, **Bankalarda Risk Yönetimi ve Basel II**, İstanbul, Sena Ofset Basım, 2009, s.5.

⁴ Celali Yılmaz, **Sermaye Piyasasında Vergilendirme**, Ankara, SPK, 1995, s.29.

türlerini de meydana getirmiştir⁵. Böylece fon talep edenlerle fon arz edenler arasında aracılık fonksiyonu gerçekleştiren bankaların maruz kaldığı riskler de çeşitlenme yaşanmıştır. Bunun yanı sıra, uluslararası alanda yaşanan serbestleşme hareketleri sermaye hareketlerinin önündeki engelleri kaldırırken, finans piyasalarını daha kırılgan hale getirmiştir. Küreselleşen dünyada, bir bankanın maruz kaldığı risk sonucu sıkıntıya düşmesi sisteme dâhil olan diğer bankaları ve hatta diğer mali kurumları etkiler hale gelmiştir.

Globalleşen piyasalarda karını maksimum kılmak isteyen tasarruf fazlasına sahip yatırımcılar, yüksek getirili pazarlara yönelirken söz konusu pazarların hukuki düzeni, ekonomik yapısı ve muhasebe standartları hakkında eksik bilgiye sahip olmalarından dolayı maruz kaldıkları riskleri tam olarak tespit edememektedirler. Bu durumdan dolayı yaşanan sıkıntıları gidermek amacıyla firmaların ve firmaların ihraç ettikleri enstrümanların risk düzeylerinin aynı ölçü birimi çerçevesinde ortaya konması gerekliliği gündeme gelmiştir⁶.

Derecelendirme, menkul kıymet ihracıyla veya diğer finansman araçları ile borçlanan kurumların, bu borçlanma araçlarının anapara, faiz ve diğer yasal yükümlülüklerini vadesinde yerine getirme istek ve arzusu ile kabiliyetinin bağımsız bir derecelendirme kuruluşu tarafından değerlendirilerek borçlunun kredibilitesi hakkında verilen görüş olarak tanımlanmaktadır⁷.

Derecelendirme işlemi, ilk olarak 19.yüzyılda Amerika Birleşik Devletleri(ABD)' nde yapılmıştır. O dönemde ekonomideki hızlı gelişme ve sanayileşme ile beraber yabancı kaynağa artan ihtiyaç neticesinde asimetrik enformasyondan dolayı borç verenlerin dolandırılmasının engellenebilmesi amacıyla ortaya çıkmıştır⁸. Derecelendirme işlemi, yatırımcıların yapamayacağı derinlikteki analizleri yaparak sonuçların anlaşılabilir kolay semboller aracılığı ile ifade edilmesini sağlayarak yatırımcılar için önemli bir rol oynamaktadır⁹.

Dünyanın farklı bölgelerindeki tasarruf fazlası olan kişiler ile fon açığı olan kişileri karşı karşıya getiren pazarlarda güven ortamının oluşabilmesi ve uluslararası piyasalarda istikrarın sürdürülebilmesi açısından oldukça önemli bir görev üstlenen çok sayıda derecelendirme firması bulunmaktadır. Bu firmalardan uluslararası alanda kabul görmüş üç firma öne çıkmaktadır. Bu firmalar Moody's Investors Service , Standard and Poor' s Corporation ve FitchIBCA' dır. Söz konusu

⁵ Aylin Çiğdem Köne, "Para-Sermaye Yeniden Yapılandırılması: Türk Özel Bankacılık Sektörü Örneği", **Doğuş Üniversitesi Dergisi**, 2003, s.238.

⁶ Hülya Bayır, "Kredi Derecelendirilme Şirketleri ve İlgili Düzenlemeler", **Yaklaşım Dergisi**, www.yaklasim.com/mevzuat/dergi/read_frame.asp?file_name=2007049174.htm, (21Haziran 2010).

⁷ Philippe Jorion, **Financial Risk Manager Handbook**, Second Edition, Hoboken, NJ, John Wiley&Sons Inc., 2003, s.414.

⁸ Melek Acar Boyacıoğlu, "Bankalarda Derecelendirme (Rating) ve Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Ampirik Bir Çalışma", Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2003,s.58, (Yayınlanmamış Doktora Tezi).

⁹ Şenol Babuşçu-Adalet Hazar, **SPK Kredi Derecelendirme Uzmanlığı Sınavlarına Hazırlık**, Kredi Derecelendirme (Rating) ve Finans, Ankara, Akademi, 2007, s.10.

firmalar, yaşanan son finansal kriz ile yüksek kredi notu verdikleri bankaların iflasları ve zor duruma düşmeleri neticesinde eleştirilere maruz kalmışlardır. Derecelendirme firmalarının, derecelendirme sistemleri ve ülke ekonomileri üzerindeki etkileri sorgulanmaya başlamıştır.

2.1.Finansal Güç Derecelendirmesi

Bir bankanın temel finansal gücünü ortaya koyan finansal güç derecelendirmesi Moody's firması tarafından 1995 yılından beri yapılmaktadır. Finansal güç derecelendirmesi ile bankanın finansal temelini, marka değerini, faaliyet alanlarındaki ve varlıklarındaki çeşitliliğini incelemektedir¹⁰. A'dan E'ye kadar 5 kategoriden oluşan ölçekte A-en güçlü bankayı temsil ederken E-en zayıf bankayı ifade etmektedir.

Tablo 1: Finansal Güç Dereceleri

A	Bu kategoride yer alan bankaların oldukça güçlü yapıları vardır. Kural olarak büyük bankalar olup, etkin bir hizmet ağına ve işletme marka değerine sahiptirler.
B	Bu kategoride yer alan bankalar finansal olarak güçlü olmakla beraber A derecesine sahip olanlara göre daha az istikrarlıdır.
C	C ile derecelendirilen bankalar orta düzeyde güce sahip bankalardır.
D	D kategorisinde yer alan bankalar vasatın altında olup zaman zaman potansiyel dış desteğe ihtiyaç duyabilecek niteliktedirler.
E	Çok zayıf bir finansal güce sahip olup, belli periyotlar ile dış desteğe ihtiyaç duyan bankalardır.

Kaynak: Moody's Investors Service,

<http://www.moodys.com/sites/products/AboutMoodysRatingsAttachments/MoodysRatingsSymbolsand%20Definitions.pdf>, Erişim Tarihi (9 Ağustos 2011)

2010 yılı itibarıyla yayınlanan Moody's'in finansal güç derecelendirmesi raporunda Tablo 1'de yer alan 5 kategoriden oluşan ölçekte, A derecesine sahip olan bir bankanın bulunmadığı ve analize dâhil edilen bankaların önemli bir kısmının C derecesine sahip olduğu ifade edilmiştir.

Finansal güç derecelendirmesi konusunda yapılan çalışmalar az olmakla beraber derecelendirme alanında yapılan ilk çalışma Fisher tarafından ortaya koyulmuştur¹¹. Çalışmada regresyon analizi kullanılarak tahvil piyasası üzerinde derecelendirme işlemini gerçekleştirmiştir. İlerleyen dönemlerde Edward I. Altman, şirket iflaslarını açıklamak amacıyla firmaların başarı veya başarısızlık durumlarını diskriminat analizi ile tahmin etmiştir¹². 1999 yılında Winnie P.H.Poon, Michael

¹⁰ Moody's Investors Service, Moody's Rating Symbols and Definitions, http://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_79004 ,Erişim Tarihi (5 Ağustos 2011)

¹¹ Lawrence Fisher, "Determinants of Risk Premiums on Corporate Bonds", **Journal of Political Economy**, Vol. 67, No. 3 (Jun.,1959), s. 217-237.

¹² Edward I. Altman, "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", **The Journal of Finance**, Vol.23, No.4(Sep., 1968), s.589-609.

Firth ve Hung-Gay Fung finansal güç derecesini açıklayabilmek ve tahmin edebilmek amacıyla lojistik regresyon analizini kullanmıştır¹³. İstatistiksel tekniklerin yanı sıra yapay sinir ağı teknikleri de derecelendirme işlemi için kullanılmıştır. Soumitra Dutta ve Shashi Shekhar yapay sinir ağlarını kullanarak tahvil derecelendirmesi ile ilgili bir çalışma yapmıştır¹⁴. Zan Huang ve diğerleri ise destek vektör makineleri ve yapay sinir ağını kullanarak kredi derecelendirme tahmini yapmışlardır¹⁵.

3. Metodoloji

Çalışmada Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaların finansal güç derecelerinin tahmininde doğru sınıflandırma kabiliyeti en yüksek teknik ortaya konulmaya çalışılmıştır. Bu kısım, modelde yer alan değişkenlerin seçilmesi, veri setinin oluşturulması, tekniklerin uygulanması ve sınıflandırma sonuçlarının değerlendirilmesi aşamalarından oluşmaktadır.

3.1. Değişkenlerin Seçilmesi

Çalışmanın ampirik kısmında incelenen bankaların finansal yapılarını ortaya koyabilmek için gerekli veriler, Türkiye Bankalar Birliği (TBB)¹⁶ tarafından yıllık olarak yayınlanan "Bankalarımız" adlı yayınından elde edilmiştir. Söz konusu rasyolar, modelin bağımsız değişkenlerini oluşturup sermaye yeterliliği, aktif kalitesi, gelir-gider yapısı, bilanço yapısı, likidite ve karlılık rasyoları olmak üzere altı ana grupta toplanan 32 rasyodan oluşmaktadır.

Tablo 2: Modelde yer alan bağımsız değişkenler

Aktif Kalitesi
- Finansal Varlıklar (net) / Toplam Aktifler
- Toplam Krediler ve Alacaklar / Toplam Aktifler
- Toplam Krediler ve Alacaklar / Toplam Mevduat
- Takipteki Krediler (brüt) / Toplam Krediler ve Alacaklar
- Takipteki Krediler (net) / Toplam Krediler ve Alacaklar
- Özel Karşılıklar / Takipteki Krediler

¹³ Winnie P.H.Poon ve diğerleri, "A multivariate analysis of the determinants of Moody's bank financial strength ratings", **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, Vol. 9 (1999), s.267-283.

¹⁴ S. Dutta –S. Shekhar, "Bond Rating: A Non Conservative Application of Neural Networks", **Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks**, Vol.2, 1988, s.443-450.

¹⁵ Zan Huang ve diğerleri., "Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study", **Decision Support Systems**, Vol. 37 (2004), s.543-558.

¹⁶ Türkiye Bankalar Birliği (TBB), Bankalarımız, http://www.tbb.org.tr/tr/Arastirma_ve_Yayinlar/Yayinlar_Detay.aspx (4 Eylül 2011).

<ul style="list-style-type: none"> - Duran Aktifler / Toplam Aktifler - Tüketici Kredileri / Toplam Krediler ve Alacaklar
Sermaye Yeterliliği
<ul style="list-style-type: none"> - Özkaynaklar/(Kredi + Piyasa + Operasyonel Riske Esas Tutar) - Özkaynaklar/Toplam Aktifler - (Özkaynaklar - Duran Aktifler)/Toplam Aktifler - Net Bilanço Pozisyonu/Özkaynaklar - (Net Bilanço Pozisyonu + Net Nazım Hesap Pozisyonu)/Özkaynaklar
Gelir-Gider Yapısı
<ul style="list-style-type: none"> - Özel Karşılıklar Sonrası Net Faiz Geliri/Toplam Aktifler - Özel Karşılıklar Sonrası Net Faiz Geliri/Toplam Faaliyet Gelirleri (Giderleri) - Faiz Dışı Gelirler (net)/Toplam Aktifler - Diğer Faaliyet Giderleri/Toplam Aktifler - Personel Giderleri/Diğer Faaliyet Giderleri - Faiz Dışı Gelirler (net /Diğer Faaliyet Giderleri)
Bilanço Yapısı
<ul style="list-style-type: none"> - TP Aktifler/Toplam Aktifler - TP Pasifler/Toplam Pasifler - YP Aktifler/YP Pasifler - TP Mevduat/Toplam Mevduat - TP Krediler ve Alacaklar/Toplam Krediler ve Alacaklar - Toplam Mevduat/Toplam Aktifler - Alınan Krediler/Toplam Aktifler
Likidite
<ul style="list-style-type: none"> - Likit Aktifler / Toplam Aktifler - Likit Aktifler / Kısa Vadeli Yükümlülükler - TP Likit Aktifler / Toplam Aktifler
Kârlılık
<ul style="list-style-type: none"> - Net Dönem Kârı (Zararı)/Toplam Aktifler - Net Dönem Kârı (Zararı)/Özkaynaklar - Sürdürülen Faaliyetler Vergi Öncesi Kâr (Zarar)/Toplam Aktifler

Modelin bağımlı değişkeni ise Moody's tarafından derecelendirilen ve Türkiye'de faaliyet gösteren bankaların finansal güç dereceleri olarak modele dâhil edilmiştir. Gerekli veriler söz konusu kurumlarla irtibat kurularak temin edilmiştir. Finansal güç derecelendirmesinde kullanılan harf notları A'dan E 'ye kadar olup beş adettir. A (çok güçlü), B (güçlü), C (iyi), D (yeterli) ve E (çok zayıf) derecelerinden

oluřmakta olup Türkiye'de faaliyet gösteren bankaların C ve D derecelerine sahip olduđu tespit edilmiřtir.

3.2.Veri Setinin Oluřturulması

Çalıřmanın ampirik kısmında 2007-2010 yılları arasında Türk bankacılık sektörü incelenmiřtir. Bu dönem için gerekli verilere TBB tarafından yayınlanan “Bankalarımız” adlı yayında yer alan bilançolardan ulařılmıřtır. Modele dahil edilen bankalar Tablo 3’ te yer almakta ve bu bankalara ait veriler Ekler kısmında yer almaktadır.

Tablo 3: 2007-2010 yıllarında Moody's tarafından finansal güç derecesi verilen ve modele dâhil edilen bankalar

Akbank T.A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası
Anadolubank A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası
Denizbank A.Ő.	Türkiye'de Kurulmuř Yabancı Sermayeli Mevduat Bankası
Eurobank Tekfen A.Ő.	Türkiye'de Kurulmuř Yabancı Sermayeli Mevduat Bankası
Finans Bank A.Ő.	Türkiye'de Kurulmuř Yabancı Sermayeli Mevduat Bankası
HSBC Bank A.Ő.	Türkiye'de Kurulmuř Yabancı Sermayeli Mevduat Bankası
T.C. Ziraat Bankası A.Ő.	Kamusal Sermayeli Mevduat Bankası
Türk Ekonomi Bankası A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası
Türkiye Garanti Bankası A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası
Türkiye İş Bankası A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası
Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.	Kamusal Sermayeli Mevduat Bankası
Yapı ve Kredi Bankası A.Ő.	Özel Sermayeli Mevduat Bankası

3.3.Tekniklerin Seçimi ve Uygulanması

Çalıřmada tahminleme ve sınıflandırma yapabilmek için istatistiksel tekniklerden kümeleme analizi ile yapay sinir ađı tekniklerinden geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ađları modeli, öz örgütleyici haritalar(self organizing maps) ve destek vektör makineleri (support vector machines) olmak üzere dört teknik kullanılmıřtır. Bu tekniklerin yanı sıra her yıl için farklı dereceye sahip bankalar arasında farklılıđa neden olan deđiřkeni ortaya koyabilmek ve daha az sayıda anlamlı deđiřkenle çalıřabilmek için Mann-Whitney U sınaması yapılmıřtır. Çalıřmada uygulanan tekniklerden geri yayılım

algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli¹⁷, öz örgütleyici haritalar¹⁸ ve destek vektör makineleri¹⁹ R programında, kümeleme analizi ve Mann-Whitney U sınaması ise SPSS 13.0 programında yapılmıştır.

Çalışmanın amacı Moody's tarafından atanan finansal güç derecelerini gerçek grup olarak ele alıp, TBB'den elde edilen verilerden hareketle yapılan Mann-Whitney U sınaması sonucunda ortaya çıkan değişkenler ile bankaların finansal güç derecelerini tahmin etmektir. Gerçek grup ile kullanılan tekniklerle tahmin edilen grup sonuçları karşılaştırılarak en yüksek sınıflandırma başarısına sahip olan teknik ortaya konulmaya çalışılmıştır.

3.3.1. Mann-Whitney U sınaması

Çalışmalarda rasgele çekilen birkaç örneğin aynı kitleden gelip gelmediği sorusu araştırmacı için oldukça önemlidir²⁰. Böyle bir durum karşısında iki örneğin ortalamalarının birbirine eşitliğini sınavan parametrik bir test olan t testi uygulanmaktadır. Eğer parametrik test varsayımları yerine getirilemezse t testi yerine non-parametrik bir test olan Mann-Whitney U sınaması kullanılmaktadır. Söz konusu sınamaya ile birbirinden bağımsız iki örneklem arasında, merkezi konum ölçülerinden biri olan medyan kullanılarak anlamlı bir fark bulunup bulunmadığı araştırılmaktadır²¹.

Çalışmada, Moody's firması tarafından derecelendirilen Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaların, C ve D finansal güç derecelerine sahip olduğu bilgisinden hareketle Tablo 3' de yer alan bankaların farklı iki grupta yer almasına neden olan değişkenlerin ortaya konulabilmesi amacıyla Mann-Whitney U sınaması uygulanmıştır.

Mann-Whitney U sınaması sonucunda söz konusu bankaların yıllar itibariyle farklı derecelere sahip olmasına neden olan değişkenler Tablo 4'te yer almaktadır.

¹⁷ Stefan Fritsch – Frauke Guenther, Neuralnet: Training of neural networks, <http://CRAN.R-project.org/package=neuralnet>, Erişim Tarihi (11.05.2011),

¹⁸ R. Wehrens – L.M.C. Buydens, "Self- and Super- organising Maps in R: the kohonen package", *Journal of Statistical Software*, vol.21 num.5, October 2007,s.1-17.

¹⁹ Evgenia Dimitriadou ve diğerleri, e1071: Misc Functions of the Department of Statistics(e1071), <http://CRAN.R-project.org/package=e1071>, Erişim Tarihi (10.07.2011),

²⁰ William H. Kruskal - W.Allen Wallis, "Use of Ranks In One-Criterion Variance Analysis", December 1952, *Journal Of The American Statistical Association*, Volume 47, Number 260, s.583-618.

²¹ D.Israel, *Data Analysis in Business Research A Step-by-Step Nonparametric Approach*, First Edition, New Delhi, India ,Sage Publications, ,2008, s.29.

Tablo 4: Bankaların farklı iki grupta yer almasına neden olan rasyolar

2007	2008	2009	2010
(Özkaynaklar - Duran Aktifler) / Toplam Aktifler	(Özkaynaklar - Duran Aktifler) / Toplam Aktifler	Özkaynaklar / Toplam Aktifler	Likit Aktifler / Kısa Vadeli Yükümlülükler
Toplam Krediler ve Alacaklar / Toplam Mevduat	Net Bilanço Pozisyonu / Özkaynaklar	(Özkaynaklar - Duran Aktifler) / Toplam Aktifler	-
Tüketici Kredileri / Toplam Krediler ve Alacaklar	TP Pasifler / Toplam Pasifler	Tüketici Kredileri / Toplam Krediler ve Alacaklar	-
Sürdürülen Faaliyetler Vergi Öncesi Kar (Zarar) / Toplam Aktifler	YP Aktifler / YP Pasifler	Personel Giderleri / Diğer Faaliyet Giderleri	-
-	TP Mevduat / Toplam Mevduat	-	-
-	Toplam Mevduat / Toplam Aktifler	-	-
-	Toplam Krediler ve Alacaklar / Toplam Mevduat	-	-
-	Tüketici Kredileri / Toplam Krediler ve Alacaklar	-	-

Çalıřmada incelenen bankaların C ve D olmak üzere farklı finansal güç derecelerine sahip olmasına neden olan rasyolar yıllar itibariyle incelendiğinde Türk bankacılık sektörünün genel görünümünü yansıttığı anlaşılmaktadır. 2010 yılı sonucu incelendiğinde C ve D grupları arasında farklılığı meydana getiren deęişken **Likit Aktifler/ Kısa Vadeli Yükümlülükler** olduęu görülmektedir. 2010 yılında düşen faiz oranları sebebiyle kriz döneminde tüketimini erteleyen kesimler, banka kredilerine yönelmiştir. Bunun sonucunda oluşabilecek bir enflasyon tehlikesini önleyebilmek amacıyla Merkez Bankası mevduat zorunlu karşılık oranlarını arttırmıştır. Bu durum, bankaların üzerindeki maliyet yükünü arttırmış ve likidite darlığına düşmelerine neden olmuştur. Likidite açısından güçlü olan bankalar C derecesine sahipken, likidite darlığına düşen bankalar D derecesine sahiptirler. Bu da analiz sonucunu doğrulamaktadır.

3.3.2.Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi, grup sayısı bilinmeyen birimleri veya nesnelere sahip oldukları özelliklere göre anlamlı alt gruplara ayırmaktadır²². Kümeleme yöntemleri; uzaklık (distance) matrisi ya da benzerlik (similarity) matrisinden yararlanarak birimler ya da değişkenleri kendi aralarında homojen ve kendi aralarında heterojen alt gruplara ayırırken iki temel yaklaşım izlemektedirler. Bunlar; hiyerarşik kümeleme ve hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri olmak ifade edilmektedir²³. Hiyerarşik kümeleme analizi, birimleri ya da nesnelere uzaklık ölçü birimleri ile benzerlikleri derecesine göre belirli aşamalarda birtakım tekniklerle²⁴ birleştirilmesini amaçlamaktadır.

Çalışmada ise veri setini, önceden belirlenmiş sayıda parçalara ayırmak amacıyla hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemlerinden k-ortalama (k-means) tekniği kullanılmıştır. K-ortalama tekniği birimleri grup içi varyansı minimum, gruplararası varyansı maksimum yapacak şekilde k gruba ayırmayı amaçlayan iteratif bir kümeleme algoritmasıdır²⁵. K-ortalama tekniğinde önsel bilgi ile k küme sayısı önsel olarak belirlenmektedir. Çalışmada C ve D olmak üzere iki grup yer aldığından dolayı küme sayısı k=2 olarak belirlenmiştir.

²²F. J. Hair ve diğerleri, **Multivariate Data Analysis**, Fifth Edition, Prentice-Hall International Inc., 1998, s.474.

²³ Kazım Özdamar, **Paket Programlar İle İstatistiksel Veri Analizi 2**, 7.Baskı, Kaan Kitapevi, Eskişehir, 2010, s.281.

²⁴ Tek Bağlantı Kümeleme Yöntemi, Ortalama Bağlantı Kümeleme Yöntemi, Tam Bağlantı Kümeleme Yöntemi, Medyan Bağlantı Kümeleme Yöntemi, Küresel Ortalama Bağlantı Yöntemi ve Wald Bağlantı Kümeleme Yöntemi.

²⁵ David J. Ketchen, Jr. - Christopher L. Shook, "The Application Of Cluster Analysis In Strategic Management Research: An Analysis and Critique", **Strategic Management Journal**, Vol.17,1996, s.444.

Tablo 5: Kümeleme Analizi ile 2007 yılı için tahmin edilen güç dereceleri

<i>Banka (2007)</i>	<i>Gerçek Derece</i>	<i>Tahmini Derece</i>
Akbank T.A.Ő.	C	C
Denizbank A.Ő.	C	C
Finans Bank A.Ő.	C	C
HSBC Bank A.Ő.	C	C
Türkiye Garanti Bankası A.Ő.	C	C
Anadolubank A.Ő.*	D	C
Eurobank Tekfen A.Ő.	D	D
T.C. Ziraat Bankası A.Ő.	D	D
Türk Ekonomi Bankası A.Ő.*	D	C
Türkiye İş Bankası A.Ő.	D	D
Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.*	D	C
Yapı ve Kredi Bankası A.Ő.*	D	C

*: Yanlıő gruba atanan bankalar

Tablo 6: Kümeleme Analizinin 2007 yılı sınıflandırma başarıőı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	5	0	100
<i>D</i>	4	3	42,8
<i>Toplam Başarı (%)</i>			66,6

Tablo 5 ve Tablo 6'da yer alan bilgilerden hareketle 2007 yılına ait veriler üzerinden yapılan kümeleme analizi sonucunda Anadolubank A.Ő., Türk Ekonomi Bankası A.Ő.,Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O. ile Yapı ve Kredi Bankası A.Ő.'nin gerçek grubu D olmasını rağmen, C grubuna atanmış olduđu ve kümeleme analizinin toplam başarıőı yüzde 66.6 olarak bulunmuştur. Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9' da ise 2008, 2009, 2010 yılına ait sonuçlar yer almaktadır.

Tablo 7: Kümeleme Analizinin 2008 yılı sınıflandırma başarıőı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	2	3	40
<i>D</i>	0	7	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			75

Tablo 8: Kümeleme Analizinin 2009 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	4	1	80
<i>D</i>	2	5	71.4
<i>Toplam Başarı (%)</i>			75

Tablo 9: Kümeleme Analizinin 2010 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	5	1	83.3
<i>D</i>	2	4	66.6
<i>Toplam Başarı (%)</i>			75

3.3.3. Geri Yayılım Algoritmasıyla Eğitilmiş İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları Modeli

Yapay sinir ağları nöroloji, matematik, istatistik, fizik, bilgisayar bilimi ve mühendislik disiplinlerinin içerisinde kendine yer bulmuş olup çeşitli uygulama alanları bulunmaktadır. Yapay sinir ağları zaman serileri analizi(time series analysis), örüntü tanıma(pattern recognition), işaret işleme (signal processing) ve birçok önemli konularda uygulanmaktadır²⁶.

Çalışmada yapay sinir ağlarının en önemli modellerinden biri olan çok algaçlı ileri beslemeli ağ modeli kullanılmıştır. Çok katmanlı algaç modelleri zor ve çeşitli problemleri çözebilmesinde oldukça başarılı olup en popüler algoritması geri yayılım (backpropagation) algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağı modelidir. Söz konusu modelde girdi (input) katmanı, gizli (hidden) katman ve çıktı (output) katmanı yer almaktadır. Danışmalı öğrenme (supervised manner) stratejisini kullanan bu modelde, girdiler ve bunlara karşılık gelen çıktılar ağa öğretilmektedir. Modelde asıl amaç çıktıların gerçek değeri ile ağın tahmin ettiği çıktı değeri arasındaki hatanın kareler toplamının en küçüklenmesidir. Geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağı modelinde söz konusu hatayı en aza indirebilmek için gizli katmandaki ağırlıklar iteratif şekilde yeniden düzenlenmekte ve en iyi sonuç ortaya koyulmaya çalışılmaktadır²⁷.

Çalışmada bağımlı değişken olarak Moody's tarafından verilen finansal güç dereceleri kullanılmış olup Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankalar C ve D notlarına sahip olduklarından dolayı C ve D notları açıklanan

²⁶ Simon Haykin, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**, Second Edition, Prentice Hall International, Inc., Upper Saddle River, NJ, 1999, s.1.

²⁷ Mehmet Hakan Satman, **İstatistik ve Ekonometri Uygulamaları ile R**, İstanbul, Türkmen Kitapevi, 2010, s.160.

değişken olarak kullanılmıştır. C derecesi [1,0] ile temsil edilirken D derecesi [0,1] ile ifade edilmiştir.

Tablo 10: Geri Yayılım Algoritması ile 2007 yılı tahmin edilen güç dereceleri

<i>Banka (2007)</i>	<i>Gerçek Derece</i>	<i>Tahmini Derece</i>
Akbank T.A.Ş.	C	C
Denizbank A.Ş.	C	C
Finans Bank A.Ş.	C	C
HSBC Bank A.Ş.	C	C
Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	C	C
Anadolubank A.Ş.	D	D
Eurobank Tekfen A.Ş.	D	D
T.C. Ziraat Bankası A.Ş.	D	D
Türk Ekonomi Bankası A.Ş.	D	D
Türkiye İş Bankası A.Ş.	D	D
Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.	D	D
Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.	D	D

Tablo 11: Geri Yayılım Algoritması 2007, 2008, 2009 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	5	0	100
<i>D</i>	0	7	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>100</i>

Gerçek yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağıları modeli uygulandığında Tablo 11’de 2007,2008 ve 2009 yıllarında yapılan tahminlerde %100 başarı sağlanmıştır.

Tablo 12: Geri Yayılım Algoritması 2010 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	5	1	83.3
<i>D</i>	0	6	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>91.7</i>

Tablo 12’ de ise C grubunda yer alması gereken Denizbank A.Ş. D grubuna atandığı için toplam başarı %91.7 olarak elde edilmiştir.

3.3.4.Öz Örgütleyici Haritalar (Self Organizing Maps)

Algoritması

Öz Örgütleyici Haritalar (ÖÖH) genel olarak sınıflandırma yapmak amacıyla kullanılmaktadır. Bu model ilk olarak Finlandiyalı Teuvo Kohonen tarafından ortaya koyulmuş olduğundan literatürde “Kohonen Haritası (Kohonen Map)” olarak da geçmektedir. Söz konusu algoritmanın girdileri sınıflandırması yetenekleri oldukça yüksektir²⁸. Bu algoritmanın temel özelliği; örneği öğrenilebilmek için bir danışmana ihtiyacı ya da ağın üretmesi gereken çıktılarını ağa bildirilmesine gerek yoktur²⁹. Bu algoritmanın çalışma sürecinde; girdi matrisi D boyutlu olmak üzere $x = \{x: i = 1, \dots, D\}$ ve N toplam nöron sayısını kapsayan ağırlık vektörü $w_j = \{w_{ij} = j: 1, \dots, N; i: 1, \dots, D\}$ tanımlarsak; öklid uzaklığı kullanılarak girdi vektörüne en yakın ağırlık vektörüne sahip eleman ise **kazanan eleman** olarak tanımlanmaktadır³⁰.

$$d_j(x) = \sum_{i=1}^D (x_i - w_{ji})^2$$

Kazanan eleman belirlendikten sonra bu eleman ve komşularının ağırlıkları ile uzaklıklar incelenip ağırlıklandırmanın güncellenmesi süreciyle en uygun kümeleme sonucu ortaya koyulmaya çalışılmaktadır.

Çalışmada incelenen bankalar C ve D güç derecelerine sahip olduklarından dolayı iki ayrı küme bulunmaktadır. Öz Örgütleyici Haritalar algoritmasına göre veri kümesini analiz ettiğimizde C'yi 1 değeri ve D'yi de 0 değeriyle temsil etmek üzere sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Tablo 13: ÖÖH algoritmasının 2007 yılı sınıflandırma başarısı

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup		Başarı Yüzdesi (%)
	C	D	
C	4	1	80
D	4	3	57.1
Toplam Başarı (%)			58.3

²⁸ Haykin, a.g.k., s.453.

²⁹ Öztemel, a.g.k., s.182.

³⁰ Teuvo Kohonen, “The self-organizing map”, *Neurocomputing*, vol.21,1998,s.1-6.

Tablo 14: ÖÖH algoritmasının 2008 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	5	0	100
<i>D</i>	1	6	85.7
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>91.7</i>

Tablo 15: ÖÖH algoritmasının 2009 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	3	2	60
<i>D</i>	1	6	85.7
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>75</i>

Tablo 16: ÖÖH algoritmasının 2010 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	3	3	50
<i>D</i>	0	6	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>75</i>

Tablo 13, Tablo 14, Tablo 15 ve Tablo 16 incelendiğinde Ön düzenleyici haritalar algoritmasının ortalama başarısının yaklaşık olarak yüzde 75 olduğu görülmektedir.

3.3.5. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)

Destek Vektör Makineleri (DVM) ileri beslemeli bir ağ modeli olup doğrusal olmayan sınıflandırma, fonksiyon tahmini ve yoğunluk tahmini gibi pek çok problemi çözmek için kullanılan bir yöntemdir³¹. DVM, verileri optimal olarak iki kategoriye ayıran n-boyutlu bir hiperdüzlem oluşturmaktadır. Ayrıca sigmoid bir kernel fonksiyonu kullanan bir DVM modeli; iki katmanlı ve ileri beslemeli bir yapay sinir ağı modeline denk olmaktadır. Bunun yanı sıra geleneksel kümeleme tekniklerine kıyasla yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptirler. DVM doğrusal

³¹ Yuangu Li ve diğerleri, “Simplify Support Vector Machines by Iterative Learning”, **Neural Information Processing-Letters and Reviews**, Vol.10,Issue 1, January 2006,s.11.

bir diskriminant fonksiyonuna dayanmakla birlikte sahip olduğu özellikler nedeniyle verinin hatasız ayrılabilmesinde oldukça başarılıdır³².

Çalışmada DVM, sınıflandırma yapmak amacıyla kullanılmıştır. C derecesine sahip olan bankalar 'c' olarak, D derecesine sahip olan bankalar ise 'd' olarak ifade edilmiştir. DVM tekniğinde radial, sigmoid, linear ve polinom olmak üzere dört adet çekirdek (kernel) fonksiyon bulunmaktadır. Söz konusu fonksiyonların hepsi modelde denemiş olup çalışmada en yüksek başarı düzeyini gösteren radial fonksiyonu kullanılmıştır.

Tablo 17: DVM tekniğinin 2007 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	4	1	80
<i>D</i>	0	7	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>91.7</i>

Tablo 18: DVM tekniğinin 2008 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	4	1	80
<i>D</i>	0	7	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>91.7</i>

Tablo 17 ve Tablo 18 incelendiğinde 2007 yılında C grubunda olması gereken Denizbank A.Ş. D grubuna atanırken, 2008 yılında C grubunda olması gereken Türkiye Garanti Bankası A.Ş. D grubuna atanmıştır.

Tablo 19: DVM tekniğinin 2009 yılı sınıflandırma başarısı

<i>Gerçek Grup</i>	<i>Tahmin Edilen Grup</i>		<i>Başarı Yüzdesi (%)</i>
	<i>C</i>	<i>D</i>	
<i>C</i>	4	1	80
<i>D</i>	0	7	100
<i>Toplam Başarı (%)</i>			<i>91.7</i>

³² Steve R. Gunn, Support Vector Machines for Classification and Regression, http://scholar.googleusercontent.com/scholar?q=cache:2d0fd8W4V4gJ:scholar.google.com/+support+vector+machine&hl=tr&as_sdt=0&as_vis=1, Erişim Tarihi (02.10.2011).

Tablo 20: DVM tekniğinin 2010 yılı sınıflandırma başarısı

Gerçek Grup	Tahmin Edilen Grup		Başarı Yüzdesi (%)
	C	D	
C	4	1	83.3
D	0	6	100
Toplam Başarı (%)			91.7

Tablo 19 ve Tablo 20’de C derecesine sahip olan Denizbank A.Ş.’nin D derecesine atanması nedeniyle gerek 2009 gerek 2010 yıllarında sınıflandırma açısından %91.7 oranında bir başarı sağlanmıştır.

Tablo 21: Çalışmada Kullanılan Tekniklerin Başarıları

Analiz	Sınıflandırma Başarısı (%)			
	2007	2008	2009	2010
Kümeleme	66.6	75	75	75
Geri Yayılım	100	100	100	91.7
ÖÖH	58.3	91.7	75	75
DVM	91.7	91.7	91.7	91.7

Tablo 21’de çalışmada kullanılan teknikler arasında en iyi sınıflandırma başarısına sahip olan tekniğin geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli olduğu tespit edilmiştir. Finansal güç derecelendirmesi ile ilgili yapılacak olan çalışmalarda araştırmacıların geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli kullanması iyi bir araç olacaktır.

4.Sonuç

Finansal piyasalarda bir tarafta gelirin tamamını harcamayıp fon fazlasına sahip olanlar yer alırken diğer tarafta ise gelirinden daha fazlasını harcaması gereken tasarruf açığı bulananlar mevcuttur. Fon arz edenleri ile fon talep edenler arasında aracılık fonksiyonu yerine getiren bankalar, kullanımına aracılık ettikleri kaynakların ağırlıklı olarak başkalarına ait olmasından dolayı üstlendikleri risk nedeniyle ekonomi bütünü içinde önemli bir konuma sahiptirler. Küreselleşme süreci ile beraber dünya genelindeki gelişmelerin ülke ekonomilerini etkiler hale gelmesi, ortaya çıkan ekonomik krizlerin zincirleme şekilde devam etmesine neden olmaktadır. Bu durumsa diğer sektörler için de daha yoğun risk altında çalışan bankaları, ortaya çıkması muhtemel riskler karşısında tedbirler almaya yönlendirmektedir. Bankaların olumsuzlukla sonuçlanabilecek faaliyetleri gerek ülke ekonomisinde gerekse de entegre olunan diğer piyasalarda büyük zararlar oluşturabilmektedir. Bundan dolayı bankaların risk düzeylerinin aynı ölçü birimi çerçevesinde ortaya koyulabilmesi için derecelendirme işlemine ihtiyaç duyulmuştur. Finansal güç derecelendirmesi; bir bankanın yerleşik bulunduğu

ülkedeki koşulların göz ardı edilerek sadece bankanın finansal yapısı, marka değeri, faaliyetlerinin ve varlıklarının çeşitliliği incelenerek oluşturulan bir derecelendirme işlemidir.

Çalışmada 2007-2010 yılları arasında Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren ve Moody's tarafından finansal güç derecesi verilen on iki banka yer almaktadır. Moody's tarafından yapılan finansal güç derecelendirmesinde A(en güçlü) –E (en zayıf) olmak üzere beş derece notu bulunmaktadır. Yaşanan son küresel kriz sonrası A derecesine sahip olan banka bulunmamakla beraber önemli bir kısmın C derecesinde yoğunlaştığı görülmektedir. Çalışmada yer alan on iki banka ise C ve D derecelerine sahiptirler. Modelin bağımlı değişkeni C ve D dereceleriye, bağımsız değişkenler ise TBB'nin *Bankalarımız* adlı yayından elde edilen rasyolardır.

Çalışmada Türk bankacılık sektöründe önemli bir büyüklüğe sahip söz konusu on iki bankanın bilançoları incelenmiştir. Buradan hareketle hem 2007-2010 yılları arasında Türk bankacılık sektörünün genel görünümü ortaya koyulmuş hem de kullanılan tekniklerin sınıflandırma başarıları kıyaslanmıştır.

Moody's tarafından C ve D dereceleri verilen on iki bankanın farklı finansal güç derecelerine sahip olmalarına neden olan rasyolar Mann-Whitney U sınaması ile ortaya koyulmuştur. Söz konusu sınama ile Türk bankacılık sektörünün genel görünümü de ortaya koyulmuştur. Sermaye yeterliliği, aktif kalitesi, bilanço yapısı, gelir-gider yapısı, karlılık ve likiditeyi ölçen 32 rasyonun yerine 2007 yılında (*Özkaynaklar-Duran Aktifler*)/ *Toplam Aktifler*, *Toplam Krediler ve Alacaklar/Toplam Mevduat*, *Tüketici Kredileri/ Toplam Krediler ve Alacaklar*, *Sürdürülen Faaliyetler Vergi Öncesi Kar(Zarar)/ Toplam Aktifler* oranları kullanılmıştır. 2008 yılında ise (*Özkaynaklar-Duran Aktifler*)/*Toplam Aktifler*, *Net Bilanço Pozisyonu/ Özkaynaklar*, *TP Pasifler/Toplam Pasifler*, *YP Aktifler/YP Pasifler*, *TP Mevduat/Toplam Mevduat*, *Toplam Mevduat/ Toplam Aktifler*, *Toplam Krediler ve Alacaklar / Toplam Mevduat*, *Tüketici Kredileri /Toplam Krediler ve Alacaklar* rasyoları ile analiz yapılmıştır. 2009 yılında gruplararası farklılığa neden olan rasyolar *Özkaynaklar/Toplam Aktifler*, (*Özkaynaklar-Duran Aktifler*)/ *Toplam Aktifler*, *Tüketici Kredileri /Toplam Krediler ve Alacaklar*, *Personel Giderleri / Diğer Faaliyet Giderleri* olarak tespit edilmiştir. 2010 yılında *Likit Aktifler/ Kısa Vadeli Yükümlülükler* üzerinden analizler yapılmıştır.

2007 yılında uluslararası piyasalarda yukarı doğru gitmeye devam eden büyüme trendinin yanında petrol fiyatındaki artıştan sağlanan bir likidite bolluğu oluşmuştur. Türkiye başta olmak üzere yükselen piyasalara yönelen fon fazlası ile ucuza fon bulan Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankalar, toplanan mevduatları krediye dönüştürme oranı yüksek seviyelerde seyrederken tüketici kredilerinde önemli bir büyüme sağlanmışlardır. Aktif kalitesinde meydana gelen olumlu gelişmeler bankaların 2007 yılını karla kapatmalarını sağlamıştır. Petrol fiyatlarının yüksek seyretmesinden dolayı genişleyen piyasalarda risk iştahının artması yüksek getirili ve yüksek risk düzeyine sahip olan enstrümanlara ilgiyi arttırmıştır. Varlık fiyatlarında yaşanan aşırı değerlenme piyasada bir şişkinlik oluşturmuştur. 2008 yılında varlık fiyatlarındaki şişkinliğin, piyasada meydana gelen olumsuz gelişmeler sonucunda inmeye başlamasıyla ellerinde söz konusu yatırımlara ilişkin menkul kıymet bulunduran yatırımcılar önemli kayıplarla karşılaşmış ve hatta iflasla

sonuçlanan gelişmelere yol açan küresel finans krizi yaşanmıştır. Bu dönemde yurtdışından ucuz fon bularak borçlanan Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaların bilançolarında toksik varlıkların yer almaması sektörün diğer piyasalara göre daha sağlam kalmasını sağlamıştır. Bu dönemde bankaların yabancı para aktiflerinin yabancı para pasiflerine oranı dikkat çekilen bir rasyo olmuştur. Yine bu dönemde tüketici kredilerinde bir daralma yaşanmış ve bankaların sermaye yeterlilik oranlarını yüksek tutabilmeleri için BDDK tarafın karlarını dağıtmayıp özkaynaklarına eklemeleri gerektiği ifade edilmiştir. 2009 yılına gelindiğinde uluslararası düzeyde çeşitli konseylerde piyasalara likidite enjekte edilmesi hususunda kararlar alınırken krizin etkileri Türk bankacılık sektöründe de hissedilmiştir. Bankaların önemli bir kaynağı olan sendikasyon kredilerinin teminin de zorluklarla karşılaşmış ve kriz öncesine göre daha yüksek maliyetli borçlanmalar gerçekleştirilmiştir. Bu dönemde giderlerini kıstak amacıyla bankalar, personel giderleri kaleminde kısıntıya gitmişlerdir. 2010 yılına baktığımızda uluslararası piyasalar enjekte edilen likiditenin Türkiye başta olmak üzere yükselen piyasalara yönelmesi söz konusu ülkelerde yaşanan ucuz döviz bolluğu nedeniyle ithalatı ve hane halkı tüketimini arttırmıştır. Düşen faiz oranları sebebiyle kriz döneminde tüketimini erteleyen kesimler banka kredilerine yönelmiştir. Bunun sonucunda oluşabilecek bir enflasyon tehlikesini önleyebilmek amacıyla Merkez Bankası mevduat zorunlu karşılık oranlarını arttırmıştır. Bu durum bankaların, üzerindeki maliyet yükünü arttırmış ve likidite darlığına düşmelerine neden olmuştur. Bu dönemde analizde anlamlı çıkan değişken ise likit aktiflerin kısa vadeli yükümlülüklerle oranı olup bankaların kısa vadeli yükümlülüklerini karşılayabilecek likit varlıkların önemine dikkat çekilmiştir.

Çalışmanın amacı, Moody's tarafından verilen finansal güç derecelerinin kullanılan teknikler neticesinde doğru olarak tahmin edilmesidir. Modelde Mann-Whitney U sınaması sonucunda elde edilen rasyolar bağımsız değişken olmak üzere istatistiksel teknikler ve yapay sinir ağı teknikleri kullanılmıştır.

Çalışmada bankaların finansal güç derecelerini tahmin etmek amacıyla kümeleme analizi, geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli, öz örgütleyici haritalar tekniği ve destek vektör makineleri tekniği kullanılmıştır. Geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli 2007-2010 yılları arasında ilk üç yılı %100 ve 2010 yılını ise %91.7 başarı oranı ile analize konu olan bankaların derecelerini doğru tahmin etmiştir. Bu teknikler arasında en yüksek sınıflandırma ve tahmin yeteneğine sahip olan teknik geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli olarak ortaya konmuştur.

Sonuç olarak 2007-2010 yılları arasında geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modeli ile yapılan tahminlerin diğer tekniklerden üstün olduğu ve finansal güç derecesi tahmini için yapılacak olan çalışmalarda bu algoritmanın kullanılmasının araştırmacı açısından iyi bir araç olacağı görüşüne ulaşılmıştır.

Kaynakça

- AKTÜKÜN, Leyla Aylin, **Kantitatif Karar Verme Yöntemleri**, İstanbul, Filiz Kitapevi,2010.
- ALTMAN, Edward I., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, Vol.23, No.4(Sep., 1968), s.589-609.
- BABUŞÇU, Şenol – HAZAR, Adalet, **SPK Kredi Derecelendirme Uzmanlığı Sınavlarına Hazırlık, Kredi Derecelendirme (Rating) ve Finans**, Ankara, Akademi, 2007.
- BAYIR, Hülya, "Kredi Derecelendirilme Şirketleri ve İlgili Düzenlemeler", Yaklaşım Dergisi, www.yaklasim.com/mevzuat/dergi/read_frame.asp?file_name=2007049174.htm, Erişim Tarihi (21 Haziran 2010).
- BOYACIOĞLU, Melek Acar, “Bankalarda Derecelendirme (Rating) ve Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Ampirik Bir Çalışma”, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2003, (Yayınlanmamış Doktora Tezi).
- CANDAN, Hasan - ÖZÜN, Alper, **Bankalarda Risk Yönetimi ve Basel II**, İstanbul: Sena Ofset Basım, 2009.
- DIMITRIADOU Evginia ve diğerleri, e1071:Misc Functions of the Department of Statistics(e1071), <http://CRAN.R-project.org/package=e1071> , Erişim Tarihi (10.07.2011),
- DUTTA S. – SHEKHAR S., “Bond Rating: A Non Conservative Application of Neural Networks”, **Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks**, Vol.2, 1988, ss.443-450.
- FİŞHER, Lawrence, “Determinants of Risk Premiums on Corporate Bonds”, **Journal of Political Economy**, Vol. 67, No. 3 (Jun.,1959), s. 217-237.
- FRİSTCH, Stefan – GUENTHER, Frauke, Neuralnet: Training of neural Networks, <http://CRAN.R-project.org/package=neuralnet>, Erişim Tarihi (11.05.2011)
- GUNN, Steve R. Support Vector Machines for Classification and Regression, http://scholar.googleusercontent.com/scholar?q=cache:2d0fd8W4V4gJ:scholar.google.com/+support+vector+machine&hl=tr&as_sdt=0&as_v is=1 , Erişim Tarihi (02.10.2011).
- HAIR, F. J. ve diğerleri, **Multivariate Data Analysis**, Fifth Edition, Upper Saddle River, NJ, Prentice Hall Inc., 2006.
- HAYKIN, Simon, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**,Second Edition, Prentice Hall International,Inc., Upper Saddle River, NJ, 1999.
- HUANG, Zan ve diğerleri, “Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study”,**Decision Support Systems**, Vol. 37 (2004), s.543-558.
- ISRAEL, D., **Data Analysis in Business Research A Step-by-Step Nonparametric Approach**, First Edition, New Delhi, India, Sage Publications, 2008.

- JORION Philippe, **Financial Risk Manager Handbook**, Second Edition, Hoboken, NJ, John Wiley&Sons Inc., 2003.
- KETCHEN, David J. Ketchen, Jr. - SHOOK Christopher L., "The Application Of Cluster Analysis In Strategic Management Research: An Analysis and Critique", **Strategic Management Journal**, Vol.17,1996, s.441-458.
- KOHONEN, Teuvo, "The self-organizing map", **Neurocomputing**, vol.21, 1998, s.1-6.
- KÖNE, Aylin Çiğdem, "Para-Sermaye Yeniden Yapılandırılması: Türk Özel Bankacılık Sektörü Örneği", **Doğuş Üniversitesi Dergisi**, 2003, s.233-246.
- KRUSKAL, William H.- WALLİS, W.Allen, "Use of Ranks In One-Criterion Variance Analysis", December 1952, **Journal Of The American Statistical Association**, Volume 47, Number 260, s.583-618.
- Lİ, Yuangui ve diğerleri, "Simplify Support Vector Machines by Iterative Learning", **Neural Information Processing-Letters and Reviews**, Vol.10,Issue 1, January 2006, s.11.
- MOODY'S INVESTOR SERVICE, Moody's Rating Symbols and Definitions, http://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PB_C_79004 , Erişim Tarihi (5 Ağustos 2011)
- MOODY'S INVESTOR SERVICE, <http://www.moodys.com/sites/products/AboutMoodysRatingsAttachments/MoodysRatingsSymbolsand%20Definitions.pdf>, Erişim Tarihi (9 Ağustos 2011)
- ÖZDAMAR, Kazım, **Paket Programlar İle İstatistiksel Veri Analizi 2**, 7.Baskı, Kaan Kitapevi, Eskişehir, 2010.
- ÖZTEMEL, Ercan, **Yapay Sinir Ağları**, 2.basım, Papatya Yayıncılık, İstanbul, Ekim 2006.
- POON, Winnie P.H. ve diğerleri, "A multivariate analysis of the determinants of Moody's bank financial strength ratings", **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, Vol. 9 (1999), s.267-283.
- SATMAN, Mehmet Hakan, **İstatistik ve Ekonometri Uygulamaları ile R**, İstanbul, Türkmen Kitapevi, 2010.
- TÜRKİYE BANKALAR BİRLİĞİ (TBB), "Bankalarımız", http://www.tbb.org.tr/tr/Arastirma_ve_Yayinlar/Yayinlar_Detay.aspx , Erişim Tarihi (4Ağustos 2011)
- WEHRENS, R.- BUYDENS, L.M.C., "Self- and Super- organising Maps in R: the kohonen package", **Journal of Statistical Software**, vol.21 num.5, October 2007, s.1-17.
- YASLIDAĞ, Beyhan, **Kredi Derecelendirme Sistemi**, İstanbul, Literatür Yayıncılık, 2007.
- YILMAZ, Celali, **Sermaye Piyasasında Vergilendirme**, Ankara, SPK, 1995,