

# **BANKA BAŞARISIZLIKLARININ DÜZELTİLMİŞ MİNİMUM SAPMA MODELİ İLE TAHMİN EDİLMESİ**

**Doç. Dr. Ali Argun Karacabey**

Ankara Üniversitesi  
Siyasal Bilgiler Fakültesi

• • •

## **Özet**

Banka başarısızlıklarının tahmini kadar, başarılı ile başarısız birbirinden ayıran özelliklerin tespiti de finans alanında önemli bir araştırma konusu olmuştur. Başarılı ile başarısız birbirinden ayırt etmede kullanılacak özelliklerin seçimi için faktör ve diskriminant analizlerini kullanan bir süreç tasarlamak olanaklı olmakla beraber, böyle bir sürecin başta bilgi kaybı olmak üzere birçok sakıncasından bahsetmek olanaklıdır. Bu çalışmada bu tahmin sürecinin sakıncalarını giderebilmek amacıyla, matematiksel programlama tabanlı diskriminant analizi amacıyla kullanılan minimum sapma modeline yeni kısıtlar eklenmek suretiyle, modelin tahminde kullanacağı özellikleri kendisinin seçmesi sağlanmış ve yukarıda bahsedilen birden fazla aşamalı süreç tek bir model ile ikame edilmiştir. Geliştirilen model 39 özel sermayeli Türk bankasının 1994-2001 verileri kullanılarak test edilmiş, modelin tahmin performansı ve geçerliliği iki aşamalı süreç sonuçlarıyla karşılaştırılmalı olarak ortaya konmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Doğrusal programlama, tam sayılı programlama, diskriminant analizi, başarısızlık tahmini, bankalar.

## *Modified Minimum Sum of Deviations and Bank Failure Prediction*

### **Abstract**

In discriminant analysis which is one of the widely used failure prediction techniques, a group of observations whose memberships are already identified, are used for the measurement of weight estimates of a function by minimizing their group misclassifications. Since the 1980's a group of researchers have studied developing non parametric discriminant methods. Non parametric models provide the analyst with the opportunity to add new conditions (constraints) to the model. In this paper a new non parametric discriminant model is proposed. This new model which is a modified version of the well known minimum deviation model, helps the analyst by choosing the optimal variables to predict the discriminant function. Using the data set of Turkish commercial banks for the period of 1994-2001, the modified model is tested, the validity and the prediction performance are compared with a two stage prediction process that employs both factor and discriminant analysis.

**Keywords:** Linear programming, integer programming, discriminant analysis, failure prediction, banks.

## Banka Başarısızlıklarının Düzeltilmiş Minimum Sapma Modeli ile Tahmin Edilmesi

### 1. Giriş

Banka başarısızlıklarının tahmini başta akademisyenler olmak üzere hemen her kesimin ilgisini çekmiştir. Her şeyden önce performans değerlemesi, yani iyi ve kötüyü birbirinden ayırt etmenin kendisi önemli bir çalışma alanıdır. Bunun yanında, bütün ülkelerin mali sistemlerinde bankaların önemli bir ağırlığa sahip olması nedeniyle banka başarısızlığı mali olmayan işletme başarısızlığından daha önemli etkilere sahiptir. Bu durumun bir sonucu olarak banka başarısızlıklarının neden olacağı maliyetleri önceden önlem olarak azaltma isteği bu konuyu ilgi çekici kılmaktadır. Başarısızlığın tahmin edilebilmesi, aynı zamanda, başarılı ile başarısız arasındaki farkların ortaya konulması anlamını da taşımaktadır. Bu iki grubu birbirinden ayıran özelliklerin neler olduğunun saptanması da bu tahmin faaliyetinin içinde yer almaktadır.

Başarısızlık tahmini konusunda yapılan çalışmalar 1960'lı yıllardan beri devam etmektedir. Genellikle parametrik yöntemlerin kullanıldığı bu çalışmalarda en dikkat çeken tekniklerin başında "diskriminant analizi" yer almaktadır. Grup üyelikleri hâlihazırda belirlenmiş olan gözlemlerin, yanlış sınıflandırılmalarını en aza indirecek biçimde diskriminant fonksiyonundaki ağırlıkların tahmin etmeye çalışan diskriminant analizinin (SUEYOSHI,2001), sadece işletmelerde mali başarısızlığın tahmininde değil, mühendislik bilimlerinde, tıp alanında, pazarlama, yönetim ve finans alanlarında da uygulamalarına rastlanmaktadır (ASPAROUKHOV / STAM, 1997). Mali başarısızlık tahmininde diskriminant analizinin kullanımı konusunda en bilinen eser Altman ve Nelson (1968) tarafından yapılan çalışmadır. Yirmi yılı aşkın bir süredir ise diskriminant analizinde matematiksel programlamanın kullanılmasına yönelik çalışmalar yapılmaktadır. 80'li yılların başlarında Freed ve Glover(1981a, 1981b) ile başlayan matematiksel programlamanın diskriminant analizinde kullanılmasına ilişkin teorik çalışmalar, Glover (1990),

Ragsdale ve Stam (1991) ve Gupta vd. (1990) tarafından devam ettirilmiştir. Bu çalışmalar genellikle matematiksel programlama tekniklerinin diskriminant analizine uygulanabilirliği ve formülasyonu üzerinde durmuşlardır. Daha sonraki dönemde ise, Wallin ve Sundgren (1995), Sueyoshi (2001) bu yöntemlerin uygulanmasıyla elde edilen sonuçların değerlendirilmesine yönelik çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bunların yanı sıra, yeni matematiksel programlama temelli diskriminant analizine uygun yeni modellerin geliştirilmesini amaçlayan çalışmalar da yapılmıştır. Sueyoshi (1997, 2003) hedef programlama ve karma tam sayılı programlama modellerini kullanarak diskriminant analizi ile veri zarflama analizini bir araya getirmeye çalışırken, Loucopoulos ve Pavur (1997) üç farklı sınıfa ayırmayı sağlayan bir model önermişlerdir. Lam, Choo ve Moy (1996) ise grup ortalamalarından sapmaları minimize ettikten sonra sınıflandırma yapan iki aşamalı bir model geliştirmişlerdir. Literatürde farklı alanlarda farklı modellerle geliştirilen birçok model olmakla birlikte, çalışmaların önemli bir kısmında “minimum sapma modelinin” en uygun sonuçları veren model olduğu konusunda bir görüş birliğine ulaşılmıştır (LAM/CHOO/ MOY, 1996; KARACABEY, 2003).

Başarısızlık tahmini için gerek parametrik gerek parametrik olmayan yöntemlerde kullanılan banka özelliklerinin belirlenmesi de ayrı bir sorun olmuştur. Başarısızlığın tahmini kadar ilgi çekmeyen ancak bütün bu çalışmaların sonuçlarını doğrudan etkilediği için oldukça önemli olan “hangi mali oranların kullanılmaları gerektiği” veya “kullanılacak mali oranların nasıl seçileceği” soruları ise genellikle çalışmalarda gözardı edilmiştir. Barnes (1987) analizlerde kullanılan oranların genellikle popüleritelere bağlı olarak seçildiğini ileri sürerken, bazı çalışmalarda da benzer araştırmalarda kullanılan mali oranların örnek alındıkları görülmektedir. Laitinen (1991) analizde kullanılan mali oranların “a priori” seçiminin elde edilen modelin teorik açıdan savunulmasını güçleştirdiğini vurgularken, Zavgren (1983) çok sayıda birbirine yakın oran kullanılmasının örnekleme özgü sonuçlar üretilmesine neden olacağını ileri sürmektedir. Horrigan (1965) ise, mali oranlar arasında bağımlılık olduğunu ve bu nedenle mali oranlardan elde edilmesi beklenen bilginin daha az sayıda orandan elde edilebileceğini belirtmiştir.

Bir mali oranın sağladığı bilgiyi tekrar eden bir başka mali oranın modelde kullanılmasını önlemek için yapılan çalışmaların büyük bir kısmında faktör analizi kullanılmaktadır. Eldeki karmaşık ve çok sayıdaki veriyi basitleştiren ve azaltan bir teknik olarak tanımlanabilen faktör analizini (KLINE, 1994:12) kullanarak mali oranlar yerine bunlardaki bilgileri içeren faktörler oluşturan bir çok çalışma vardır (PINCHES / MINGO / CARRUTHERS, 1973; JOHNSON, 1978; LAURENT, 1979; MEAR / FIRTH, 1986; AKTAŞ vd., 2001; CANBAŞ vd., 2004). Faktör analizi bu sorunla başa

çıkabilmesine karşılık, belirli oranda bilgi kaybının yaşanmasını da beraberinde getiren bir tekniktir.

Bu nedenle mali başarısızlık tahmini, en az iki aşamalı bir süreçten meydana gelmektedir. Sürecin birinci aşaması analizde kullanılacak oranların ya da faktörlerin belirlenmesini, ikinci aşama ise mali başarısızlığın tahmini içermektedir. Bu çalışmada, bu iki ya da daha fazla aşamalı süreci tek aşamaya indirmeye yarayacak iki yeni model önerilmektedir. Önerilen modeller klasik minimum sapma modeline dayanılarak geliştirilmiş modellerdir. Dolayısıyla bu modelleri “düzeltilmiş minimum sapma modelleri” diye adlandırmak olanaklıdır. Bu modeller geliştirilirken amaç çok sayıda oran içinden en iyi ayrıştırmayı yapacak şekilde istenen sayıda oran seçilmesini sağlamaktır.

Makalenin ikinci bölümünde düzeltilmiş minimum sapma modelleri ele alınacaktır. Takip eden bölümde ise özel sermayeli Türk Ticaret Bankaları verileri kullanılarak geliştirilen yeni modeller uygulanacak, elde edilen sonuçlar faktör analizi ile oluşturulan faktörlerin kullanıldığı klasik minimum sapma modelinin sonuçları ile çeşitli açılardan karşılaştırılarak modellerin geçerliliği tartışılacaktır. Çalışma genel bir değerlendirme bölümü ile sona erecektir.

## 2. Ağırlıklandırılmış Minimum Sapma Toplamı Modeli

$N$  tane firmanın ( $i=1,2,\dots,n$ ),  $m$  tane ( $j=1,2,\dots,m$ ) bağımsız değişken ( $X_j$ ) kullanılarak değerlendirildiğini, ikili bir sınıflandırma yapıldığını kabul edelim. Bu  $n$  firmadan  $n_1$  tanesi birinci gruba ait firmalar ( $i \in G_1$ ),  $n_2$  tanesinin ikinci gruba ait ( $i \in G_2$ ) olduğu bilinsin. Buna göre “ $n_1+n_2=n$ ” olacaktır. Başarılı firmaların bağımsız değişkenlerinin ağırlıklı ortalamaları ( $K_i$ ) model içinde belirlenen kırılma noktasından ( $K_0$ ) büyük; başarısız firmaların ise küçük olması beklenecektir. Sembollerle ifade edilirse;

$$K_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (1)$$

$$K_i < K_0 \quad (i \in G_2) \quad (2)$$

olacaktır.

$K_i$  değeri, seçilen bağımsız değişkenlerin ağırlıklı ortalamasına eşit olduğundan yukarıdaki (1) numaralı denklemi aşağıdaki gibi yazabiliriz:

$$x_1 a_{i1} + x_2 a_{i2} + \dots + x_j a_{ij} \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (3)$$

Bu denklemde  $a_{ij}$  değeri  $i$ . birimin  $j$ . bağımsız değişkeninin değerini,  $x_j$  ise bu bağımsız değişkenin ağırlığını göstermektedir. Benzer şekilde başarısız kabul edilen birimler için benzer bir işlem gerçekleştirirsek, (2) numaralı denklem aşağıdaki biçimde ifade edilecektir:

$$x_1a_{i1} + x_2a_{i2} + \dots + x_ja_{ij} < K_0 \quad (i \in G_2) \quad (4)$$

Analiz sonucunda elde edilen sınıflandırmalar zaman zaman diskriminant analizine başlarken belirlenen gruplamalardan farklı olabilecektir. Bir başka deyişle yanlış sınıflandırma sorunu ortaya çıkacaktır.

Başarılı bir birimin yanlış sınıflandırılması, ilgili birim için hesaplanan ağırlıklı ortalama değerinin kırılma noktasından küçük olması anlamını taşımaktadır. Bir başka deyişle, yanlış sınıflandırılan başarılı bir birim için 1 ve 3 numaralı denklemlerde belirtilen şart ihlal edilmiş olacaktır. Bu ihlali önlemek için denklemin tekrar düzenlenmesi, yani yanlış sınıflandırılma olasılığının denkleme eklenmesi gerekecektir. Bu amaçla doğru sınıflandırma durumunda sıfır, yanlış sınıflandırma durumunda ilgili birimin kırılma noktasına uzaklığına eşit olan bir sapma değişkeni denkleme eklenmelidir. Buna göre başarılı birimler için denklemin yeni hali şu şekli alacaktır:

$$K_i + d_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (5.1)$$

$$x_1a_{i1} + x_2a_{i2} + \dots + x_ja_{ij} + d_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (5.2)$$

Başarısız bir birimin yanlış sınıflandırılması durumunda ise, başarılı birimin tam tersine hesaplanan ağırlıklı ortalama değerinin kırılma noktasından büyük olması söz konusudur. Bu nedenle yukarıda yapılan işleme benzer şekilde, başarısız birimlere ilişkin denklemlerde de bir sapma değişkeni yer almalıdır. Ancak burada denklemin sol taraf değeri ( $K_i$ ), sağ taraf değerinden büyük olduğu için sapma değişkeni denklemin sağ tarafına eklenmelidir (ya da sol tarafından çıkarılmalıdır). Buna göre başarısız birimler için denkleminiz aşağıdaki şekli alacaktır:

$$K_i - d_i < K_0 \quad (i \in G_2) \quad (6.1)$$

$$x_1a_{i1} + x_2a_{i2} + \dots + x_ja_{ij} - d_i < K_0 \quad (i \in G_2) \quad (6.2)$$

Kurulacak doğrusal programlama modelinin amacı ise, bu sapma değişkenleri toplamını en aza indirebilmektir. Dolayısıyla model aşağıdaki biçimde olacaktır:

$$\text{Min } \sum d_i \quad (7.1)$$

st.

$$x_1a_{i1} + x_2a_{i2} + \dots + x_ja_{ij} + d_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (7.2)$$

$$x_1a_{i1} + x_2a_{i2} + \dots + x_ja_{ij} - d_i < K_0 \quad (i \in G_2) \quad (7.3)$$

$$x_j, d_i \geq 0 \quad (7.4)$$

Bu model çözüldüğünde  $x_j=d_i=K_0=0$  değerleri elde edilecektir. Bunun önlenmesi için modelin normalize edilmesi gereklidir. Normalizasyon işleminin farklı şekillerde yapılabilmesi olanaklıdır (RETZLAFF-ROBERTS, 1997). En basit yöntem, bağımsız değişken ağırlıklarının toplamını bir sabite

eşitlemektir. Burada Wallin ve Sandgren (1995) tarafından önerildiği gibi  $\sum x_j = 1$  kısıtlığı modele eklenecektir.

Modelin doğrusal programlama tekniği ile çözülmesi nedeniyle karşımıza çıkabilecek bir başka sorun ise (7.3) kısıtlığındaki küçüktür işaretinden kaynaklanmaktadır. Doğrusal programlama tekniği açısından “küçüktür” ile “küçük yada eşittir” ifadeleri arasında bir fark olmaması nedeniyle kırılma noktasına eşit hem başarılı hem de başarısız birimlerin olması söz konusu olabilecektir. Bu amaçla kırılma noktası, başarılı ve başarısız birimler için çok küçük bir pozitif sayı kullanılarak farklılaştırılabilir. Bu farklılaştırma söz konusu sorunun üstesinden gelmemizi sağlayacaktır.

Geliştirilen sapma toplamlarını en aza indiren modelin son hali aşağıdaki şekilde olacaktır:

$$\text{Min } \sum d_i \quad (8.1)$$

st.

$$x_1 a_{i1} + x_2 a_{i2} + \dots + x_j a_{ij} + d_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (8.2)$$

$$x_1 a_{i1} + x_2 a_{i2} + \dots + x_j a_{ij} - d_i \leq K_0 - \varepsilon \quad (i \in G_2) \quad (8.3)$$

$$\sum x_j = 1 \quad (8.4)$$

$$x_j, d_i \geq 0 \quad (8.5)$$

Modelin çözümlenmesi optimum kırılma noktasını ( $K_0^*$ ), her bir birim için sapma değişkeninin değerini ( $d_i^*$ ) ve bağımsız değişkenlerin ağırlıklarının optimum değerlerini ( $x_j^*$ ) verecektir.

Matematiksel modelleme açısından kusursuz olan ve uygun sonuçları üretebilen bu modelin uygulamasında bazı sorunlar ortaya çıkabilmektedir. Bu model ağırlıkların toplamını bire eşitleyerek ağırlıkların alabileceği maksimum değerler üzerinde bir kısıtlama yapmakla beraber, tek bir değişkenin ağırlığının 1 olması durumunda da bu kısıt sağlanmış olacaktır. Örneğin, sınıflandırma açısından on özelliğin önemli olduğuna inandığınız bir durumda model sadece bir özelliği dikkate alabilmektedir. Bu sorundan makro ekonomik performans ölçümü için kullanılan matematiksel programlama tabanlı yapay bir ölçüt olan Gem-flex’de olduğu gibi ağırlıkların alabileceği bir alt sınırı ihtiyari olarak tanımlayarak kurtulmak olanaklıdır (CHERCHYE, 2001). Bu durumda alt sınır olarak  $\theta$  tanımlanırsa;

$$x_j \geq \theta \quad (9)$$

kısıtının modele eklenmesi yeterli olacaktır.

Çok sayıda özellik kullanılması durumunda, bu kısıt çözümsüzlüğü beraberinde getirebilecek bir zorlama olabilir. Bu gibi durumlarda modele biraz

daha esneklik katmak amacıyla, belirlenen özelliklerden bir miktarının kullanılmasının zorunlu hale getirilmesi daha anlamlı bir çözüm olabilir. Örneğin, n tane özelliğin belirlendiği bir durumda, bu n özellikten en azından s tanesinin belirlenen alt sınırdan ( $\theta$ ) daha büyük bir ağırlıkla dikkate alınmasının istenmesi gibi. Bu durumda modele (9) numaralı kısıtlılık yerine, modelin hareket alanını biraz daha genişleten aşağıdaki kısıtlılıkların eklenmesi gerekecektir:

$$x_j + My_j \geq \theta \quad (10.1)$$

$$\sum y_j < n-s \quad (10.2)$$

$$y_j [0,1] \quad (10.3)$$

Bu kısıtlılıklar seçilen özelliklerin belirli bir ağırlık almalarını garantilemekle birlikte, hangi özelliklerin seçilmesi gerektiği konusunda yardımcı olmamaktadır. Banka başarısızlıklarının tahmininde kullanılan yöntem kadar kullanılan değişkenler de önem kazanmaktadır. Yapılan çalışmada kullanılan oranların seçiminde iki farklı yöntem izlemek olanaklıdır. Bunlardan birincisi daha önceki benzer çalışmalardan yola çıkılarak, o çalışmalarda kullanılmış oranları temel almaktır. Bu yöntem özellikle Türkiye gibi çok dinamik ve değişen bir yapıya sahip olan ülke uygulamalarında sorun yaratabilecektir. İkinci bir yöntem, başarısızlık tahmininden önce faktör analizi kullanarak analizde yer alacak faktörlerin belirlenmesidir. Çok kullanılan ve bu sorunun üstesinden gelebilen bir yöntem olmakla beraber, faktör analizi verilerin taşıdığı bazı bilgilerin kaybolması anlamına gelmektedir.

Bu çalışmada önerilen yöntem seçilecek oranların yukarıda tanımlanan matematiksel model içinde belirlenmesidir. Modelin bu işlevi yerine getirebilmesi için bazı düzenlemelerin yapılması gerekmektedir. Öncelikle kullanılacak oranları kendi içlerinde gruplandırmak gerekmektedir. Örneğin, banka başarısızlığının tahmin edilmesinde oranların sermaye yeterlilik oranları, karlılık oranları, likidite oranları, gelir gider yapısına ilişkin oranlar ve aktif kalitesine ilişkin oranlar olarak sınıflandırılması uygun olacaktır. Oranlar "m" sayıda gruba ayrıldıktan sonra modelin her bir oran grubundan en uygun oranı seçmesini sağlayacak kısıtların eklenmesi gerekir. Eklenecek kısıtlar her bir gruba atanan ağırlığın hem alt sınırını belirleyerek her bir grubun dikkate alınmasını sağlayacak, hem de en uygun sınıflandırmayı yapacak oranları belirleyecektir.

Bu özelliği modele katabilmek için yukarıdaki 10 numaralı kısıtların benzerlerinin her bir oran grubu için tekrar tanımlanması gerekmektedir. Buna göre 8 numaralı modele, m tane oran grubu, her bir grubun modeldeki en düşük ağırlığının  $\theta$  olması koşulları altında eklenecek kısıtlılıklar şu şekilde olacaktır:

$$x_j + My_{jk} \geq \theta \quad k=1, \dots, m \quad (11.1)$$

$$\sum y_{jk} < k-1 \quad (11.2)$$

$$y_j \in [0,1] \quad (11.3)$$

Buna göre banka başarısızlık tahmini için kullanılması önerilen ve bankaları sınıflandırmada kullanılacak oranları kendisi belirleyen model aşağıdaki gibidir:

$$\text{Min } \sum d_i \quad (12.1)$$

st.

$$x_1 a_{i1} + x_2 a_{i2} + \dots + x_j a_{ij} + d_i \geq K_0 \quad (i \in G_1) \quad (12.2)$$

$$x_1 a_{i1} + x_2 a_{i2} + \dots + x_j a_{ij} - d_i \leq K_0 - \varepsilon \quad (i \in G_2) \quad (12.3)$$

$$x_j + M y_{jk} \geq \theta \quad (k = 1, \dots, m) \quad (12.4)$$

$$\sum y_{jk} < k-1 \quad (12.5)$$

$$\sum x_j = 1 \quad (12.6)$$

$$y_j \in [0,1] \quad (12.7)$$

$$x_j, d_i \geq 0 \quad (12.8)$$

Karma tam sayılı programlama modelinin bir diğer alternatifi ise, her bir oran grubunun toplam ağırlığının belirlenecek bir alt sınırdan daha yüksek olmasını sağlamaktır. Bu durumda yukarıdaki modelde 12.4 ve 12.5 kısıtlılıkları yerine her bir grup için aşağıdaki kısıtlılık eklenecektir.

$$\sum x_{jk} \geq \theta \quad (k = 1, \dots, m) \quad (13)$$

Gerek karma tam sayılı model gerek grup ağırlığını belirleyen doğrusal programlama modeli en azından her gruptan bir tane özelliğin kullanılmasını garanti altına alacaktır. Kuşkusuz minimum sapma modeline kıyasla, modeli zorlayıcı yeni kısıtlılıkların eklenmiş olmasının modelin sınıflandırma gücü üzerinde olumsuz etkisi olabilecektir. Ancak mali başarısızlığın tahmininde elde edilen sayısal sonuçlar kadar, sonuçların finansal açıdan anlamlı olmaları da önem taşımaktadır. İzleyen bölümde yapılan uygulama bu durumu değerlendirmekte yardımcı olacaktır.

### 3. Özel Sermayeli Türk Ticaret Bankaları Üzerinde Uygulama

1999 – 2001 dönemi Türk bankacılığı için önemli bir geçiş süreci olmuştur. Bu dönemde 18 banka farklı nedenlerle Tasarruf Mevduat Sigorta Fonu'na devredilmiştir. Bankaların büyük çoğunluğu varlıklarıyla yükümlülüklerini karşılama kabiliyetini kaybetmiş, bazıları ise kötü yönetilmiş bankalardır. Sebepleri ne olursa olsun, fona devredilen bu bankaların sisteme ve genel ekonomiye verdikleri zararın boyutu çok önemlidir.



Bu çalışmada fona devredilen bankalar ile faaliyetine devam eden bankaların oluşturduğu sınıfların analizi, bu sınıflara dâhil bankalar arasındaki farkı yaratan değişkenlerin, bu değişkenlerin ağırlıklarının belirlenmesi ve yaşanan mali başarısızlıkların önceden tahmin edilip edilemeyeceğinin tespiti amacıyla önceki bölümde anlatılan matematiksel programlama teknikleri ile diskriminant analizi uygulanarak gerçekleştirilecektir. Değiştirilmiş ve ağırlıklandırılmış minimum sapma modelinin başarılı ile başarısız ayırt etme kabiliyetlerinin yanı sıra bu ayrıştırmada kullanılacak değişkenleri seçme kabiliyetleri de çalışmanın bir diğer amacını oluşturmaktadır. Bu amaçla, çalışmada uygulanan yöntem kısaca şu şekilde özetlenebilir: Öncelikle kullanılabilir oranların grupları ayırt edebilme kabiliyetleri istatistiki olarak araştırılmış ve bu kabiliyete sahip olmayan oranlar ayıklanmıştır. Daha sonra kalan oranlar ile ağırlıklandırılmış minimum sapma modeli ve karma tam sayılı programlama modelleri uygulanmıştır.

Yukarıda da anlatıldığı gibi, bu iki yeni model faktör analizinin görevini yerine getirmek amacıyla düzeltilmiş modellerdir. Bu nedenle modellerin bu görevi yerine getirip getirmediğinin tespiti amacıyla analizde kullanılan oranlara faktör analizi uygulanarak elde edilen faktörler ile klasik MSD yöntemi uygulanmış ve üç yöntemden elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak yeni modellerin geçerliliği araştırılmıştır.

### 3.1. Veri

Çalışmada 39 ticaret bankasına ilişkin veriler kullanılmıştır. 2001 yılı sonu itibariyle analize dâhil edilen 39 bankadan 21 tanesi faaliyetlerine devam ederken, geri kalan 18 tanesi ise fona devredilmiş bankalardır. Analizde bahsi geçen matematiksel programlama tabanlı modellerin fona devredilen bankaların mali başarısızlığa uğrayıp uğramayacaklarının, fona devredilmelerinden önceki 3 yıllık veri kullanılarak tahmin edip edemeyeceği araştırılmıştır. Buna göre faaliyetlerine devam eden bankalar için baz yıl olarak 2001 yıl sonu alınmış, bu bankalara ilişkin olarak 2000, 1999, 1998 yılı verileri kullanılmıştır. Başarısızlığa uğrayan bankaların baz yılları ise fona devredildikleri yıl olarak kabul edilmiştir. Örneğin bir banka 1999 yılında fona devredildiyse, bu bankaya ait veri grubu 1998, 1997 ve 1996 yıllarını kapsamaktadır. Ek 1’de başarısız sınıfta yer alan bankaların fona devredildikleri yıllar ve analizde kullanılan verileri yıl bazında gösterilmektedir.

Fona devredilen bankalar ile faaliyetine devam eden bankaların sınıflandırılmasında Türkiye Bankalar Birliği’nin (TBB) yayınladığı 1994 - 2000 yıllarına ait mali oranlar kullanılmıştır. Kullanılan oranlar TBB’nin sınıflandırmasına uygun biçimde sermaye oranları, aktif kalitesine ilişkin

oranlar, likidite, karlılık ve gelir gider yapısına ilişkin oranlar olmak üzere beş gruba ayrılmıştır. Çalışmada kullanılan oranlar tablo 1’de verilmektedir.

Tablo 1: Analizde Yer Alan Oranlar ve Oran Grupları

Sermaye Oranları	$(\text{Özkaynak} + \text{Kar}) / \text{T. Aktifler}$	S1
	$(\text{Özkaynak} + \text{Toplam Kar}) / (\text{Mevd.} + \text{Mev. Dışı Kay.})$	S2
	$\text{Net Çalışma Sermayesi} / \text{T. Aktifler}$	S3
	$(\text{Özkaynak} + \text{Toplam Kar}) / (\text{T. Aktifler} + \text{Gayrinakdi Krediler})$	S4
	$\text{Döviz Pozisyonu} / \text{Özkaynak}$	S5
Aktif Kalitesi	$\text{T. Krediler} / \text{T. Aktifler}$	A1
	$\text{Takipteki Krediler} / \text{T. Krediler}$	A2
	$\text{Duran Aktifler} / \text{T. Aktifler}$	A3
	$\text{YP Aktifler} / \text{YP Pasifler}$	A4
Likidite Oranları	$\text{Likit Aktifler} / \text{T. Aktifler}$	L1
	$\text{Likit Aktifler} / (\text{Mevduat} + \text{Mev. Dışı Kay.})$	L2
	$\text{YP Likit Aktifler} / \text{YP Pasifler}$	L3
Karlılık Oranları	$\text{Net Dönem Karı} / \text{Ortalama T. Aktifler}$	K1
	$\text{Net Dönem Karı} / \text{Ortalama Özkaynaklar}$	K2
	$\text{Net Dönem Karı} / \text{Ortalama Ödenmiş Sermaye}$	K3
	$\text{Vergi Öncesi Kar} / \text{Ortalama T. Aktifler}$	K4
	$\text{Takipteki Alacak Provizyonu} / \text{T. Krediler}$	K5
	$\text{Takipteki Alacak Provizyonu} / \text{T. Aktifler}$	K6
Gelir Gider Oranları	$\text{Takip. Alac. Son. Net Faiz Gel.} / \text{Ort. T. Aktif.}$	G1
	$\text{Faiz Gelirleri} / \text{Faiz Giderleri}$	G2
	$\text{Faiz Dışı Gelirler} / \text{Faiz Dışı Giderler}$	G3
	$\text{Toplam Gelirler} / \text{Toplam Giderler}$	G4
	$\text{Faiz Gelirleri} / \text{Ort. Getirili Aktifler}$	G5
	$\text{Faiz Giderleri} / \text{Ort. Götürülü Aktifler}$	G6
	$\text{Faiz Giderleri} / \text{Ort. Getirili Aktifler}$	G7
	$\text{Faiz Gelirleri} / \text{T. Gelirler}$	G8
	$\text{Faiz Giderleri} / \text{T. Giderler}$	G9

Tabloda verilen 27 oranın, daha önce de belirtildiği gibi öncelikle gruplar arasında istatistiki olarak farklı olup olmadıkları t-testi ile araştırılmıştır. Her oran başarılı ve başarısız bankalar için iki gruba ayrılmış ve grup

ortalamalarının birbirlerinden istatistikî olarak farklı olup olmadıkları araştırılmıştır. Oran gruplarına ilişkin ortalamalar, standart sapmalar ve t değerleri tablo 2’de verilmektedir.

Tablo 2: Ayırt edicilik özelliğine sahip oranların belirlenmesi

Oranlar	Grup	Ortalama	Standart Sapma	t- değeri	Prob.
(Özkaynak + Kar)/T.Aktifler	Başarılı	17,205	11,276	2.298	.035
	Başarısız	-1,557	31,558		
(Özkaynak + Toplam Kar)/(Mevd.+Mev.Dışı Kay.)	Başarılı	25,233	22,842	2.763	.013
	Başarısız	3,496	18,788		
Net Çalışma Sermayesi/T.Aktifler	Başarılı	9,916	9,755	2.264	.037
	Başarısız	-12,050	37,857		
(Özkaynak+ Toplam Kar)/(T.Aktifler+Gayrinakdi Krediler)	Başarılı	7,353	7,180	2.242	.039
	Başarısız	0,310	10,529		
Döviz Pozisyonu /Özkaynak	Başarılı	215,817	187,900	-0.366	.719
	Başarısız	244,040	246,709		
T.Krediler/T.Aktifler	Başarılı	30,6717	15,022	-1.025	.320
	Başarısız	35,235	10,056		
Takipteki Krediler/T. Krediler	Başarılı	3,869	5,003	-1.620	.124
	Başarısız	44,5828	105,436		
Duran Aktifler/T.Aktifler	Başarılı	17,183	14,617	0.384	.706
	Başarısız	16,238	14,386		
YP Aktifler/YP Pasifler	Başarılı	66,199	23,612	0.234	.818
	Başarısız	64,836	21,889		
Likit Aktifler/T.Aktifler	Başarılı	46,023	22,175	2.828	.012
	Başarısız	30,609	13,844		
Likit Aktifler/(Mevduat + Mev.Dışı Kay.)	Başarılı	59,985	31,445	3.087	.007
	Başarısız	35,252	17,473		
YP Likit Aktifler/YP Pasifler	Başarılı	40,458	25,247	1.075	.297
	Başarısız	33,315	16,643		
Net Dönem Karı/Ortalama T.Aktifler	Başarılı	2,410	2,808	1.819	.087
	Başarısız	-10,915	30,445		
Net Dönem Karı/Ortalama Özkaynaklar	Başarılı	32,534	35,007	0.927	.367
	Başarısız	-12,049	191,302		

<b>Net Dönem Karı/Ortalama Ödenmiş Sermaye</b>	Başarılı	49,134	47,739	1.540	.142
	Başarısız	-212,227	718,420		
<b>Vergi Öncesi Kar/Ortalama T.Aktifler</b>	Başarılı	3,314	3,569	1.837	.084
	Başarısız	-10,339	30,789		
<b>Takipteki Alacak Provizyonu/T.Krediler</b>	Başarılı	1,691	2,656	-1.417	.175
	Başarısız	21,872	60,038		
<b>Takipteki Alacak Provizyonu/T.Aktifler</b>	Başarılı	0,447	0,699	-1.394	.181
	Başarısız	5,633	15,694		
<b>Takip.Alac.Son.Net Faiz Gel./Ort.T.Aktif.</b>	Başarılı	12,286	6,545	1.385	.184
	Başarısız	4,546	21,540		
<b>Faiz Gelirleri/Faiz Giderleri</b>	Başarılı	213,830	70,334	3.521	.003
	Başarısız	144,041	43,355		
<b>Faiz Dışı Gelirler/Faiz Dışı Giderler</b>	Başarılı	1,385	66,344	1.649	.117
	Başarısız	-40,442	89,634		
<b>Toplam Gelirler/Toplam Giderler</b>	Başarılı	118,860	17,133	2.750	.014
	Başarısız	94,255	31,552		
<b>Faiz Gelirleri/Ort. Getirili Aktifler</b>	Başarılı	36,596	9,815	-3.052	.007
	Başarısız	62,188	37,840		
<b>Faiz Giderleri/Ort.Götürülü Aktifler</b>	Başarılı	16,761	6,027	-3.329	.004
	Başarısız	30,420	14,292		
<b>Faiz Giderleri/Ort.Getirili Aktifler</b>	Başarılı	18,227	5,443	-3.556	.002
	Başarısız	46,272	31,639		
<b>Faiz Gelirleri/T.Gelirler</b>	Başarılı	101,806	21,463	0.936	.362
	Başarısız	24,476	346,149		
<b>Faiz Giderleri/T.Giderler</b>	Başarılı	59,245	12,286	-2.424	.027
	Başarısız	70,535	10,678		

Görüldüğü gibi seçilen 27 mali orandan 12 tanesi başarılı ve başarısız bankalar için istatistiki olarak farklı çıkmıştır. Yani bir başka deyişle 15 oranın bu iki grup arasında ayırt edicilik özelliği olmadığı söylenebilir. Bu nedenle, bu 15 oran değerlendirme dışında bırakılmıştır. Başarılı ve başarısız bankalar arasında ayırt edicilik özelliğine sahip olan 12 mali oran arasında aktif kalitesine ve karlılığa ilişkin oranlar yer almazken, sermaye oranlarından dört, likidite oranlarından iki ve gelir gider oranlarından altı tanesi yer almıştır. Seçilen bu 12 oran arasındaki korelasyonlar tablo 3'te verilmektedir.

Tablo 3: Seçilen Oranlar Arasındaki Korelasyon

	s1	s2	s3	s4	l1	l2	g2	g4	g5	g6	g7	G9
s1	1,000											
s2	0,866	1,000										
s3	0,948	0,809	1,000									
s4	0,915	0,903	0,903	1,000								
l1	0,243	0,173	0,355	0,307	1,000							
l2	0,374	0,354	0,448	0,461	0,962	1,000						
g2	0,403	0,446	0,411	0,249	0,004	0,032	1,000					
g4	0,693	0,514	0,694	0,552	0,298	0,344	0,515	1,000				
g5	0,252	0,301	0,372	0,417	0,441	0,435	0,116	0,173	1,000			
g6	0,202	0,280	0,237	0,227	0,246	0,239	0,506	0,270	0,814	1,000		
g7	0,472	0,490	0,577	0,530	0,425	0,432	0,479	0,432	0,900	0,893	1,000	
g9	0,022	0,234	0,045	0,032	0,069	0,018	0,541	0,116	0,386	0,666	0,455	1,000

Ayırt etme özelliğine sahip olduğu tespit edilen 12 oran faktör analizine tabi tutulmadan önce en çok istenen değer "1", en az istenen değer "0" olacak biçimde normalize edilmişlerdir. Bu normalizasyon aşamasında ilk 9 oran

$$n_{ij} = \frac{X_{ij} - \min_j}{\max_j - \min_j} \text{ denklemine;}$$

son üç oran ise,

$$n_{ij} = \frac{X_{ij} - \max_j}{\min_j - \max_j} \text{ denklemine göre dönüştürülmüştür.}$$

Analizin bu aşamasında klasik MSD modelinde kullanılacak faktörler temel bileşen analizi ve varimax rotasyonu kullanılarak üretilmiştir. Temel bileşenler yöntemi kullanılarak yapılan faktör analizi sonucunda özdeğeri birden büyük olan 3 faktör bulunmuştur. Bu üç faktör 12 mali orandaki toplam değişimin yaklaşık % 83'ünü açıklamaktadır (tablo 4).

Tablo 4: Faktörler ve açıklanan Değişim

Bileşen	Özdeğer	Değişim (%)	Toplam Değişim (%)
1	5,838	48,650	48,650
2	2,367	19,723	68,373
3	1,831	15,258	83,631
4	,872	7,263	90,894
5	,665	5,539	96,433
6	,190	1,583	98,016
7	,117	,975	98,991
8	6,261E-02	,522	99,512
9	3,004E-02	,250	99,763
10	1,255E-02	,105	99,867
11	1,089E-02	9,071E-02	99,958
12	5,024E-03	4,187E-02	100,000

Daha belirgin bir sınıflandırma oluşturabilmek amacıyla VARIMAX yöntemine göre faktör rotasyonu yapılmış, böylece hangi faktörün hangi mali oranı temsil ettiğini belirlemek ve faktörleri tanımlamak için kullanılacak yükleme oranlarını saptamak olanaklı olmuştur. Bu yöntem yüksek yükleme oranlarına sahip değişken sayılarını azaltmaktadır. Buna göre elde edilen sonuçlar aşağıda tablo 5'te verilmektedir. Tabloda her bir aktör için yüksek yükleme oranlarına sahip değişkenler gruplanmış, küçük yükleme oranlarına sahip olanlar (<0.5) ise dikkate alınmamıştır.

Tablo 5: Mali Oranların Faktörler İtibariyle Dağılımı ve Faktör Yüklemeleri

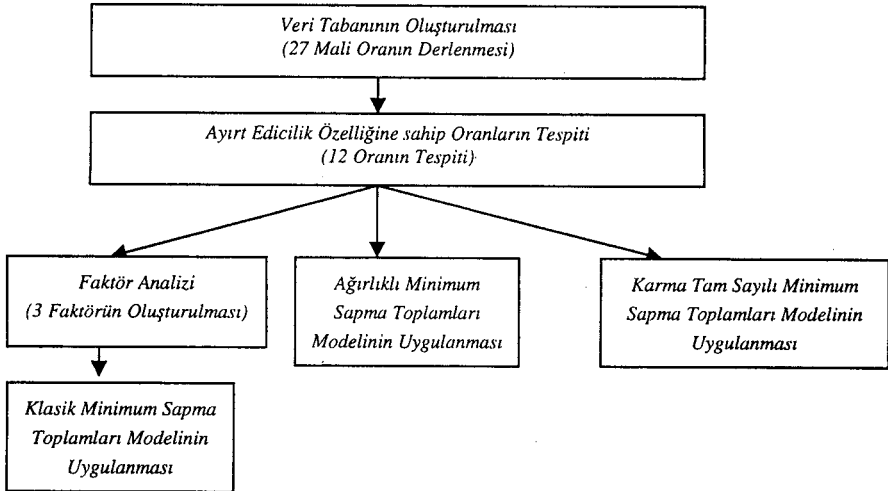
	Faktör1	Faktör2	Faktör3
S1	.965		
S3	.930		
S4	.891		
S2	.879		
G4	.753		
G6		.937	
G9		.851	
G7		.783	
G2		.597	
G5		-.704	
L1			.932
L2			.890

Tablodan da açıkça görüldüğü gibi ilk faktör temelde sermaye oranlarını temsil etmekle birlikte toplam gelirlerin toplam giderlere oranı da bu faktör içinde yer almıştır. Diğer iki faktör ise nispeten daha homojen bir yapıya sahiptir. Faktör 2 tamamen gelir gider oranlarından meydana gelirken, faktör 3 ise likidite oranlarını kapsamaktadır. Bu bölümde tek bir yıl (-1 yılı) için gösterilen analizler uygulanacak modellerin temel verisini oluşturmuş, modellerin tahmin başarılarını değerlendirmek amacıyla -2 ve -3 yılları için gerçekleştirilen uygulamalarda da bu oranlar ve faktörler temel alınmıştır.

Analizin bundan sonraki kısmı bu aşamaya kadar hazırlanan veriler kullanılarak daha önceki bölümde anlatılan modellerin çalıştırılmasına ayrılmıştır.

### 3.2.Modellerin Uygulanması ve Sonuçlar

Önceki bölümde de belirtildiği gibi, oluşturulan veri tabanı üzerinde üç farklı model uygulanmış ve sonuçlar elde edilmiştir. İzlenen analiz süreci şekil 1'de özetlenmektedir.



Çalışmada önerilen iki modelden elde edilen sonuçlar ve bu modellerin tahmin başarısının faktörleri kullanarak uygulanan minimum sapma toplamları modelinde elde edilen sonuçlar kadar veya daha başarılı olması durumunda, bu modellerin geçerliliği gösterilmiş olacaktır. Elde edilen sonuçlara göre modellerin 1,2 ve 3 yıl geçmişe yönelik olarak tahmin başarıları tablo-6'da özetlenmektedir.

Tablo 6: Modellerin tahmin Başarıları

-1.Yıl		Gerçek Grup					
		Faktör Analizli MSD		Ağırlıklı MSD		Karma Tam Sayılı MSD	
		Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız
Model Sınıflandırması	Başarılı	15	0	20	3	20	2
	Başarısız	6	18	1	15	1	16
Tahmin Gücü		%71,4	%100	%95,2	%83,3	%95,2	%88,9
Toplam Tahmin Başarısı		%84,6		%89,7		%92,3	
-2. Yıl		Gerçek Grup					
		Faktör Analizli MSD		Ağırlıklı MSD		Karma Tam Sayılı MSD	
		Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız
Model Sınıflandırması	Başarılı	18	3	19	2	19	3
	Başarısız	3	15	2	16	2	15
Tahmin Gücü		%85,7	%83,3	%90,5	%88,9	%90,5	%83,3
Toplam Tahmin Başarısı		%84,6		%89,7		%87,2	
-3. Yıl		Gerçek Grup					
		Faktör Analizli MSD		Ağırlıklı MSD		Karma Tam Sayılı MSD	
		Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız	Başarılı	Başarısız
Model Sınıflandırması	Başarılı	17	4	16	4	16	4
	Başarısız	4	14	5	14	5	14
Tahmin Gücü		%81,0	%77,8	%76,2	%77,8	%76,2	%77,8
Toplam Tahmin Başarısı		%79,5		%76,9		%76,9	

Tablo 6 da açıkça görüldüğü gibi, bu çalışmada önerilen modellerin tahmin başarıları faktör analizi ile desteklenen klasik modelden daha yüksektir. Her üç modelde de kullanılan veri geriye gittikçe tahmin başarısının düştüğü görülmektedir. Modeller içerisinde en başarılı modelin karma tam sayılı MSD



modeli olduğunu söylemek olanaklıdır. Karma tam sayılı minimum sapma modeli, %92,3 tahmin başarısıyla o yıla ilişkin en başarılı model olmuştur. Birinci yıl toplam üç bankanın yanlış sınıflandırıldığı görülmektedir. Ağırlıklı model aynı yıl dört bankayı yanlış sınıflandırırken, faktör analizi destekli model ise altı bankayı yanlış sınıflandırmıştır.

İki ve üç yıl gecikmeli verilerin kullanıldığı durumlarda bu çalışmada önerilen modelin tahmin başarısının oldukça iyi olduğu söylenebilir. Başarısızlığı iki yıl önceden tahmin etmeye çalışan modeller içinde ağırlıklı model dört, karma tam sayılı model beş ve faktör analizli model ise altı bankayı yanlış sınıflandırmıştır. Modellerin başarı yüzdeleri sırasıyla % 89.7, % 87.2 ve % 84.6 olmuştur. Üç yıl önceden başarısızlık tahmininde ise faktör analizli model 8 bankayı yanlış sınıflandırırken, diğer iki model 9 bankayı yanlış sınıflandırmıştır. Faktör analizli modelin % 79.5 tahmin başarısına karşılık, bu iki modelin tahmin başarıları % 76.9'da kalmıştır.

Modellerin ürettiği sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde bu çalışmada önerilen ve değişkenler istenen koşullar çerçevesinde kendi içinde belirleyen modellerin üç aşamalı başarısızlık tahmin sürecine kıyasla daha iyi sonuçlar elde ettikleri söylenebilir.

#### **4. Genel Değerlendirme ve Sonuç**

Mali başarısızlığın tahmini konusunda matematiksel programlama tabanlı modellerin kullanımı gün geçtikçe artmaktadır. Bu konuda yapılan çalışmaların genelde iki ana başlık altında toplandığı söylenebilir. Bir grup tahmin başarısını yükseltmeyi amaçlayarak yeni matematiksel modeller geliştirmeye çalışırken, bir diğer grup ise bu modellerin uygulama sonuçları ile ilgilenmektedir. Ancak modellerin kullanımında dikkate alınacak değişkenlerin neler olduğu konusuna çok fazla değinilmemiştir.

Aynı amaçlı diğer yöntemlerden farklı olarak matematiksel programlama modellerinin en önemli özelliklerinden biri esneklikleridir. Bu modellere yeni kısıtlar eklemek suretiyle modellerin farklı durumları dikkate almaları sağlanabilmektedir. Bu çalışmada bir iki ufak düzeltme ile klasikleşmiş matematiksel programlama tabanlı diskriminant modellerinin kullanılan değişkeni kendilerinin belirlemesi sağlanmıştır. Önerilen model temel istatistiksel yöntemleri, faktör analizini ve diskriminant analizini içeren üç aşamalı bir mali başarısızlık süreci ile karşılaştırılmak suretiyle test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar önerilen modellerin, tasarlanan üç aşamalı sürece kıyasla mali başarısızlığın tahmininde daha iyi sonuçlar elde ettiklerini göstermektedir.

## EKLER

## EK 1: Analizde Kullanılan Bankalar ve Yıllar

BANKA ADI	KODU	FONA DEVİR YILI	-1. YIL	-2. YIL	-3. YIL
Adabank A.Ş.	D1	-	2000	1999	1998
Akbank T.A.Ş.	D2	-	2000	1999	1998
Alternatif Bank A.Ş.	D3	-	2000	1999	1998
Anadolubank A.Ş.	D4	-	2000	1999	1998
Birleşik Türk Körfez Bankası A.Ş.	D5	-	2000	1999	1998
Denizbank A.Ş.	D6	-	2000	1999	1998
Fiba Bank A.Ş.	D7	-	2000	1999	1998
Finans Bank A.Ş.	D8	-	2000	1999	1998
Koçbank A.Ş.	D9	-	2000	1999	1998
MNG Bank A.Ş.	D10	-	2000	1999	1998
Oyak Bank A.Ş.	D11	-	2000	1999	1998
Pamukbank T.A.Ş.	D12	-	2000	1999	1998
Şekerbank T.A.Ş.	D13	-	2000	1999	1998
Tekstil Bankası A.Ş.	D14	-	2000	1999	1998
Turkish Bank A.Ş.	D15	-	2000	1999	1998
Türk Dış Ticaret Bankası A.Ş.	D16	-	2000	1999	1998
Türk Ekonomi Bankası A.Ş.	D17	-	2000	1999	1998
Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	D18	-	2000	1999	1998
Türkiye İmar Bankası T.A.Ş.	D19	-	2000	1999	1998
Türkiye İş Bankası A.Ş.	D20	-	2000	1999	1998
Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.	D21	-	2000	1999	1998
Bank Ekspres A.Ş.	D22	1998	1997	1996	1995
Bank Kapital Türk A.Ş.	D23	2000	1999	1998	1997
Demirbank T.A.Ş.	D24	2000	1999	1998	1997
Egebank A.Ş.	D25	1999	1998	1997	1996
Eskişehir Bankası T.A.Ş.	D26	1999	1998	1997	1996
Etibank A.Ş.	D27	2000	1999	1998	1997
Interbank	D28	1999	1998	1997	1996

Sümerbank A.Ş.	D29	1999	1998	1997	1996
Türk Ticaret Bankası A.Ş.	D30	1997	1996	1995	1994
Türkiye Tütüncüler Bankası Yaşarbank A.Ş.	D31	1999	1998	1997	1996
Yurt Ticaret ve Kredi Bankası A.Ş.	D32	1999	1998	1997	1996
Bayındırbank A.Ş.	D33	2001	2000	1999	1998
Ege Giyim Sanayicileri Bankası A.Ş.	D34	2001	2000	1999	1998
İktisat Bankası T.A.Ş.	D35	2001	2000	1999	1998
Kentbank A.Ş.	D36	2001	2000	1999	1998
Milli Aydın Bankası T.A.Ş.	D37	2001	2000	1999	1998
Sitebank A.Ş.	D38	2001	2000	1999	1998
Toprakbank A.Ş.	D39	2001	2000	1999	1998

## Kaynakça

- AKTAŞ, R./ KARACAER, S./ KARACABEY, A.A. (2001), "Mali Oranlar Arasındaki İlişkilerin Faktör Analizi İle İncelenmesi," *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, Cilt 3, Sayı 1: 9-28.
- ALTMAN, E.I./NELSON, A.D. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, 23: 589-609.
- ASPAROUKHOV, O.K./STAM, A. (1997), "Mathematical Programming Formulations for Two-group Classification with Binary Variables," *Annals of Operations Research*, 74: 89-112.
- BARNES, P. (1987), "The Analysis and Use of Financial Ratios: A Review Article," *Journal of Business Finance&Accounting*: 449-461.
- CANBAŞ, S./ÇABUK, A./KILIÇ, S.B. (2004), "Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structures: The Turkish Case," *European Journal of Operational Research* (Article in Press).
- FREED, N./GLOVER, F. (1981a), "A Linear Programming Approach to the Discriminant Problem," *Decision Sciences*, 12: 68-74.
- FREED, N./GLOVER, F. (1981b), "Simple but Powerful Goal Programming Formulations for the Discriminant Problem," *European Journal of Operational Research*, 7: 44-60.
- GLOVER, F. (1990), "Improved Linear Programming Models for Discriminant Analysis," *Decision Sciences*, 21: 771-785.
- GUPTA, Y./R. RAO, BAGCHI, P. (1990), "Linear Goal Programming as an Alternative to Multivariate Discriminant Analysis," *Journal of Business Finance and Accounting*, 17: 593-598.
- HORRIGAN, J.O. (1965), "Some Empirical Bases of Financial Ratio Analysis," *Accounting Review*, 558-568.
- JOHNSON, W.B. (1978), "The Cross Sectional of Financial Patterns," *Journal of Business Finance&Accounting*, 207-214.
- KARACABEY, A.A. (2003), "Matematiksel Programlama ile Sınıflandırma," *Savunma Bilimleri Dergisi*, Vol.2, No:1.
- KLINE, P. (1994), *An Easy Guide to Factor Analysis* (London: Routledge).
- KONNO, H./KOBAYASHI, H. (2000), "Failure Discrimination and Rating of Enterprises by Semidefinite Programming," *Asia-Pacific Financial Markets*, 7: 261-273.
- LOUCOPOULOS, C./PAVUR, R. (1997), "Experimental Evaluation of the Classificatory Performance of Mathematical Programming Approaches to the Three-group Discriminant Problem: the Case of Small Samples," *Annals of Operations Research*, 191-209.
- LAURENT, C.R. (1979), "Improving the Efficiency and Effectiveness of Financial Ratio Analysis," *Journal of Business Finance&Accounting*, 401-413.
- MEAR, R./M.FIRTH, M. (1986), "A Note on the Financial Variable and Ratio Structure of New Zealand Listed Companies," *Accounting and Finance*, 47-56.
- PINCHES, G.E./MINGO, K.A. (1973), "A Multivariate Analysis of Industrial Bond Ratings," *Journal of Finance*, 1-1.
- RAGSDALE, C./STAM, A. (1991), "Mathematical Programming Formulations for the Discriminant Problem: an Old Dog does New Tricks," *Decision Sciences*, 22: 296-306.
- SUEYOSHI, T. (1999), "DEA-Discriminant Analysis in the View of Goal Programming," *European Journal of Operational Research*, 115: 564-582.
- SUEYOSHI, T. (2001), "Extended DEA- Discriminant Analysis," *European Journal of Operational Research*, 131: 324-352.
- SUEYOSHI, T. (2004), "Mixed Integer Programming Approach of Extended DEA-Discriminant Analysis," *European Journal of Operational Research*, 152: 45-55.

- WALLIN, J./SUNDRÉN, S. (1995), "Using Linear Programming to Predict Business Failure: An Empirical Study," *NAN Research Papers*, <http://accounting.rutgers.edu/NAN/Papers/>.
- ZAVGRÉN, C.V. (1983), "The Prediction of Corporate Failure: the State of the Art," *Journal of Accounting Literature*, 1-18.