

KREDİ KARTI DEĞERLENDİRME TEKNİKLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Murat ÇİNKÖ*

ÖZET

Finansal kurumlar tarafından birçok teknik ve model, kredi kartının verilip verilmemesi veya verilen kredinin uzatılıp uzatılmaması konusunda kullanılmaktadır. Kredi değerlendirmesi finansal sistemdeki kısıtlı kaynakların daha verimli kullanılabilmesi için oldukça önemli bir konudur. Kredi değerlendirmesi için kullanılan birçok istatistiksel teknik bulunmaktadır. Bu çalışmanın amacı kullanılacak tekniklerin etkinliğini karşılaştırmaktır. Etkinlik ölçütü olarak doğru sınıflama oranı, Birinci Tip Hata ve İkinci Tip Hata oranlarından faydalanılacaktır. Bu çalışmada Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon, Sınıflama ve Regresyon Ağacı ve Yapay Sinir ağları teknikleri kullanılacaktır. Sınıflama Regresyon Ağacı Birinci Tip hata ve toplam doğru sınıflama oranı kriterlerine bakıldığında en iyi teknik olarak bulunmuştur. İkinci tip hata kriterine göre karşılaştırılma yapıldığında ise Yapay Sinir Ağları en iyi teknik olmuştur.

Anahtar Kelimeler: *Kredi Değerlendirmesi, Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon, Sınıflama ve Karar Ağacı, Yapay Sinir Ağları*

COMPARISON OF CREDIT SCORING TECHNIQUES

ABSTRACT

There are many different techniques and models using by financial institutions for deciding weather or not to grant credit card or extending the loan. Credit scoring is an important for financial system for utilizing the resources. There are many techniques for credit scoring. The aim of the paper is to compare the efficiency of the techniques. Correct classification, Type I and Type II error are going to be used as an efficiency measure. The techniques used in the paper are Discriminant Analysis, Logistic Regression, Classification and Regression Tree (CART) and Neural Networks. CART is the best techniques according to the criteria Correct classification and Type I Error. Neural network is the best one according to the Type II Error criteria.

Keywords: *Credit Scoring, Discriminant Analysis, Logistic Regression, Classification and Regresion Tree, Neural Network*

* Dr. Marmara Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İngilizce İşletme Bölümü, Sayısal Yöntemler Anabilim Dalı, Göztepe İSTANBUL.

1. GİRİŞ

Kredi değerlendirme modellerinin amacı, kredi kartı veya kredi almak için yapılmış olan başvuruların geri ödemesinin yapılıp yapılmayacağını tahmin etmektir. Bu sebepten dolayı bu modeller sınıflama problemleri içerisinde yer almaktadır. Kredi alanların bazı özellikleri ve yaptıkları ödemeler dikkate alınarak başvuru yapan kişiye verilecek olan kredinin ödemesi veya ödememesi ihtimali hesaplanarak bir model oluşturulur. Bu çalışmada kredi kartı başvurusu yapan kişilerin özellikleri ve borçlarını ödeme durumları dikkate alınarak modeller oluşturulacaktır. Kart sahiplerinin özelliklerine göre geri ödeme riski doğal olarak farklılık arz etmektedir. Kredilerin doğru kişilere kullanılması finansal sistemin devamlılığını ve ekonominin daha güçlü olmasını sağlayacaktır. Geçmişte verilmiş olan kredilerin ödenmesi veya ödenmemesi ile gelecekte verilecek olan kredilerin ödenmesi veya ödenmemesi riski hesaplanarak doğru kararların verilmesi sağlanabilir. Kredi değerlendirmesi ne kadar doğru yapılırsa maliyetlerin o kadar kısılması ve kıt kaynakların etkin kullanılması mümkün olacaktır. Kredi yönetimi çok sıkı kurallar altına alınırsa olası kar etme imkanlarından vazgeçilmiş olacak; eğer kredi yönetimi hiçbir kural belirlenmeden yapılacak olursa verilen kredilerin tahsil edilememesi sebebiyle bankanın batmasına sebep olabilecek sonuçlar bile doğurabilecektir. Kredi değerlendirmesi aslında bir çeşit “veri-madenciliğidir”: Geçmiş bilgileri değerlendirerek kredinin verilip verilmeyeceği kararının ortaya çıkarılmasıdır. Bundan dolayı kredi değerlendirmesi klasik bir karar verme problemi olarak düşünülebilir. Bankalar ve finansal kurumların çok sık karşılaştığı bu problem bazı istatistik teknikler kullanılarak kolayca değerlendirilebilir ve geri ödeme riski minimize edilebilir. İki çeşit kredi değerlendirmesi yapılmaktadır: Birincisi kredi başvurusu esnasında toplanan bilgiler ile kredinin geri ödenip ödenmeyeceğini tahmin etmek ve kredinin verilip verilmemesi gerektiği kararı “kredi değeri”, ikincisi ise daha önceden verilmiş olan bir kredinin devam ettirilmesi veya limitin düşürülmesi kararı “davranışsal kredi değeri”.

Kredi değerlendirmesinin ekonomik açıdan önemini Bankalar Arası Kart Merkezi'nin verilerine ve kredi kartı harcamalarının Gayri Safi Milli Hasıla içerisindeki oranına bakarak anlayabiliriz. Tablo 1 1995 ile 2005 yılları arasındaki kredi kartı sayısını ve kredi kartı ile yapılan harcamaların oranını göstermektedir. 1999 yılında Türkiye’de kartı olan kişi sayısı 10 milyon iken 2005 yılına gelindiğinde kredi kartına sahip kişi sayısının yaklaşık olarak üçe katlandığını görmek mümkündür. 2005 yılında kredi kartı ile yapılan harcamaların miktarı 1999 yılında kredi kartları ile yapılan harcamaların miktarının yaklaşık olarak on altı katına ulaşmıştır. 2005 yılında kredi kartları ile yapılan harcamaların Gayri Safi Milli Hasıla’ya oranı %18’e ulaşmış ve harcamaların önemli bir kısmını oluşturduğunu göstermiştir. Kredi kartının kullanılması kayıt dışı ekonominin kayıt altına alınmasında önemi bir rol oynamaktadır.

Kredi kartlarının bu kadar yaygınlaşması ve kayıt dışı ekonominin kayıt altına alınması faydalarının yanında borçların ödenmemesi ciddi finansal problemlere sebep olabilir. Bundan dolayı finansal sistemin devamı için verilen kredilerin geri ödenmesi önemlidir.

Tablo 1. 1999–2005 Tarihleri Arasında Türkiye’de Kullanılan Kredi Kartı (Master, Visa ve Diğer) Bilgileri ve GSMH.

	Kredi Kartı Sayısı*	İşlem Tutarı (Milyon YTL)*	GSMH (Milyon YTL)**	İşlem Tutarının GSMH’ya Oranı (%)
1999	10.045.643	5.315	78.283	7
2000	13.408.477	10.498	125.596	8
2001	13.996.806	15.128	176.484	9
2002	15.705.370	25.613	275.032	9
2003	19.863.167	40.334	356.681	11
2004	26.681.128	65.688	428.932	15
2005	29.978.243	86.494	486.401	18

* <http://www.bkm.com.tr/istatistik/raporlar1.html>, 24.06.2006 tarihinde alınmıştır.

* http://www.hazine.gov.tr/stat/egosterge/I-Uretim/I_1.xls, 24.06.2006 tarihinde alınmıştır.

2. KREDİ DEĞERLENDİRMESİ İLE İLGİLİ YAPILMIŞ ÇALIŞMALAR

Kredi değerinin hesabında diskriminant analizi ilk ve en fazla kullanılan teknik olmuştur. Kredi değerlendirmesinde diskriminant analizinin kullanılması kovaryans matrisinin eşit olması ve değişkenlerin kategorik düzeyde ölçülmesi nedeniyle eleştirilmiştir (Eisenbeis,1977:875). Fakat diskriminant analizinin ayrıştırma işlemi için kullanılmasının Eisenbeis’in ileri sürdüğü problemleri önemsiz hale getirdiğini göstermişlerdir (Reichert vd, 1983:101–114, Rosenberg ve Gleit, 1994:589–613). Lojistik regresyon diskriminant analizine alternatif olması amacıyla kullanılan başka bir teknik olmuştur. Lojistik regresyonda diskriminant analizinde yapılan varsayımların yapılmaması ve tahmin yönteminin farklı olması nedeniyle daha iyi sonuçların elde edilmesi daha popüler olmasını sağlamıştır. Karar ağaçları diğer bir istatistik tekniği olarak kullanılmıştır. Yapay sinir ağları sınıflama problemlerinde başka bir alternatif olarak karşımıza çıkmaktadır ancak iyi sonuçlar vermesine rağmen işlem süresinin uzun olması dolayısı ile eleştirilmektedir.

Kredi değerlendirmesi istatistik için bir karar verme problemi olsa da finans piyasalarında bu kararın verilmesi konusunda modellerin denenmesi hala devam etmektedir. Diskriminant analizinin kullanıldığı çalışmada bölüm 13 altında yer alan kredilerin %93’ünü ve bölüm 13 altında yer almayan kredilerin %94,8’ini doğru tahmin etmiştir (Lane, 1972:1379). 835 başvurudaki sınıflama işlemi diskriminant analizini kullanarak yapmıştır. Değerlendirme sonucunda başvuruların %73,7’sini doğru sınıflamışlardır (Apilado vd, 1974:275–283). 1980 adet kredinin incelenmesinde doğrusal programlama ve diskriminant analizlerini ödenmiş kredilerin tahmininde doğrusal programlama daha iyi sonuç verirken ödenmemiş kredilerde diskriminant analizi doğrusal programlamanın iki katı iyi sonuç vermiştir (Hardy ve Adrian, 1985:285–292). İki örnek grubu oluşturularak, ilkinde 256 ikinci örnekte ise 1326 kredi başvurusunu değerlendirilmiştir. Diskriminant analizinin bazı varsayımlarının ihlal

edilmesine rağmen iyi sonuç verdiği bulunmuştur (Kolesar ve Showers, 1985:123–133). İtalya’da bulunan 1000 firmanın durumu diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları teknikleri ile tahmin edilmiştir. Yapay sinir ağlarının diskriminant analizine göre daha üstün olduğunu bulmuşlardır (Altman vd, 1994:505–529). Kore’de bulunan şirketlerin başarısızlığını diskriminant analizi ile yapay sinir ağları ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Yapay sinir ağlarının diskriminant analizine göre daha iyi sonuç verdiğini bulmuşlardır (Jo vd, 1997:97–108). Yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve diskriminant analizinin karşılaştırılmasının yapıldığı çalışmada 6000 gözlem yer almıştır, bunlardan 4000 tanesini modelleri kurmak ve kalan 2000 tanesini de modelleri test etmek için kullanmışlardır. Karşılaştırma doğru sınıflama oranlarına göre yapıldığında yapay sinir ağlarının ilk sırada, lojistik regresyonun ikinci sırada ve diskriminant analizinin son sırada yer aldığını görmüşlerdir (Lee vd, 2002:245–254). Diskriminant analizi ile yapay sinir ağlarını kullanarak kredi değerlerini hesaplamış ve yapay sinir ağlarının daha iyi sonuç verdiğini bulmuşlardır. 1078 kredi başvurusundan oluşan veri setinin 700 tanesini modelin kurulması, 378 tanesi ise kurulan modelin test edilmesi için kullanılmıştır. Beş farklı alt örnek grubu oluşturarak yapay sinir ağları ve diskriminant analizi sonuçlarını karşılaştırmışlar ve bütün gruplarda yapay sinir ağlarının doğru sınıflama oranının yüksek olduğunu görmüşlerdir (Malhotra ve Malhotra, 2003:83–96). Yapay sinir ağları, lojistik regresyon, diskriminant analizi, iki aşamalı hibrid modeli ve MARS tekniklerini kullanarak 510 adet kredi değerlendirmesi yapmışlardır. Bunların 459’u geri ödemesi yapılan ve 51’i ise ödemesi yapılmayan kredilerden oluşmaktadır. En iyi modeli iki aşamalı hibrid modeli, ikinci sırada ise yapay sinir ağları olarak tespit etmişlerdir. En kötü modelleme tekniği olarak diskriminant analizi ve lojistik regresyonu bulmuşlardır (Lee ve Chen, 2005:743–752). 300 başvurunun değerlendirildiği regresyon kullanılarak test için ayrılan veri setindeki batmış kredilerin %70’ini iyi kredilerin ise %35’ini doğru olarak tahmin etmiştir (Orgler, 1970:31). 1908 başvuru lojistik regresyon ve diskriminant analizleri ile değerlendirildiğinde lojistik regresyonun diskriminant analizine göre daha iyi sonuç verdiğini bulmuştur (Wiginton, 1980:757). 215 müşterinin başvurusunu doğrusal diskriminant ve kuadratik diskriminant analizlerini, lojistik regresyonu, doğrusal programlamayı ve karar ağaçlarını kullanarak incelemişlerdir. Karar ağaçlarının en iyi model olduğunu görmüşlerdir (Srinivasan ve Kim, 1987:665–683). Lojistik regresyonu kullanarak 34 333 başarılı ve 954 başarısız firmanın durumunu tahmin etmeye çalışmışlardır. Oluşturdukları model sayesinde başarılı şirketlerin sadece %2.11’ini başarısız; başarısız şirketlerin %22.73’ünü ise başarılı olarak tahmin etmişlerdir (Westgaard ve Wijst, 2001:338-349). Yapay sinir ağları, lojistik regresyon, karar ağaçları, C4.5 ve genetik programlama tekniklerini kullanarak Almanya ve Avustralya’dan elde edilen veri setine uygulanmıştır. Genetik programlama diğer yöntemlere göre üstünlük sağlamış fakat yapay sinir ağları ve lojistik regresyon sonuçlarının diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür (Ong vd, 2005:41–47). Diskriminant analizi, lojistik regresyon, karar ağaçları, yapay sinir ağları, en yakın-k komşuluk ve ID3 tekniklerini kullanılarak 1985–1987 yılları arasındaki Teksas’da bulunan bankaları (118 adet) seçmişlerdir. 118 bankanın batmasından bir yıl ve iki yıl önceki verileri toplanarak modeller kurulmuştur. Bir yıl ve iki yıl önceki veri setine bakılarak firma başarısızlıkları tahmin edilmeye çalışıldığında yapay sinir ağlarının diğer modellere göre daha başarılı olduğunu görmüşlerdir (Tam ve Kiang,

1992:926–947). Yapay sinir ağları kullanılarak 653 gözleminin olduğunu ve rastgele seçilen 10 sonucun doğru sınıflama oranının ortalamasının %83 olduğunu görmüşlerdir (Piramuthu, 1999:310–321). Yapay sinir ağlarını kullandığı çalışmasında 125 gözlemin 75 tanesi ile modeli tahmin etmiş, kalan 50 tane gözlemlerle model test edilmiştir. Doğru sınıflama oranının %74 olduğu saptanmıştır. Modele göre test verisinde ödenmemiş kredilerin %8 ödenecekmiş gibi ve ödenmiş olan kredilerin %18 ödenmeyecekmiş gibi tahmin edilmiştir (Jensen, 1992:15–26). Almanya ve Avustralya kredi veri setine gruplama ve yapay sinir ağları tekniklerini kullanarak kredi değerlendirmesi yapılmıştır. Avustralya veri setinde 690, Alman kredi veri setinde ise 1000 gözlem bulunmaktadır. Her iki veri setinde de yapay sinir ağları öncesinde gruplama tekniğinin kullanılması doğru sınıflama oranlarının artmasına sebep olmuştur (Hsieh, 2005:655–665). Almanya ve Avustralya veri setini kullanarak yapay sinir ağlarının test edildiği çalışmada çapraz geçerli yönteminin kullanılması durumunda tek yapay sinir ağlarına göre Avustralya verisinde %3,8'lik, Alman verisinde %4,4'lük iyileşme görülmüştür (West vd, 2005:2543–2559).

3. YÖNTEM

Bu çalışmada kredi kartı sahibi olan kişiler ve ödemeleri dikkate alınarak yeni başvuruların kredi kartı borçlarını geri ödeme/ödememe riski hesaplanmaya çalışılmıştır. Kredi değerinin istatistik teknikler ile hesaplanmasının avantajları: Başvuruların hızlı değerlendirilmesi, değerlendirmelerin objektif olması ve değişen durumlara göre kolayca adapte edilebilmesi olarak sıralanabilir. Kredi puanlamasında kullanılan teknikler üç başlık altında toplanmaktadır:

1. İstatistiksel teknikler.
2. Yöneylem teknikleri.
3. Parametrik olmayan teknikler.

Bu çalışmada istatistik tekniklerden: diskriminant, lojistik ve karar ağaçları, parametrik olmayan yöntemlerden ise yapay sinir ağları teknikleri uygulanacaktır.

3.1 Diskriminant Analizi

Sınıflama tekniği olan diskriminant analizinde amaç gruplar arası varyansın grup içi varyansa oranını maksimum kılmaktır (Fisher, 1936:179). Kredi değerlendirmesinde bu tekniğin ilk kullanılması ise 1941 yılında olmuştur (Durand, 1941). Diskriminant fonksiyonu şu şekildedir:

$$D = w_0 + w_1 * X_1 + \dots + w_n X_n \quad (1)$$

D diskriminant değerini, w_0 sabit değerini, w_i ($i=1,2,\dots,n$) ise bağımsız değişkenlerin X_i ($i=1,2,\dots,n$) katsayı değerini göstermektedir. Model tahmin edildikten sonra veri seti

için diskriminant değerleri hesaplanır ve her bir grubun ortalama değeri bulunur. Grupların ortalama diskriminant değerlerinden bir kritik değer elde edilir. Test verisi kullanılarak elde edilecek olan diskriminant değerleri kritik değer ile karşılaştırılır ve gözlemin hangi sınıfa ait olduğuna karar verilir.

3.2 Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon bağımsız değişkenleri kullanarak ikili çıktısı olan bağımlı değişkenin istenilen durumunun gerçekleşme olasılığını hesaplar. Lojistik regresyon şu şekilde yazılır:

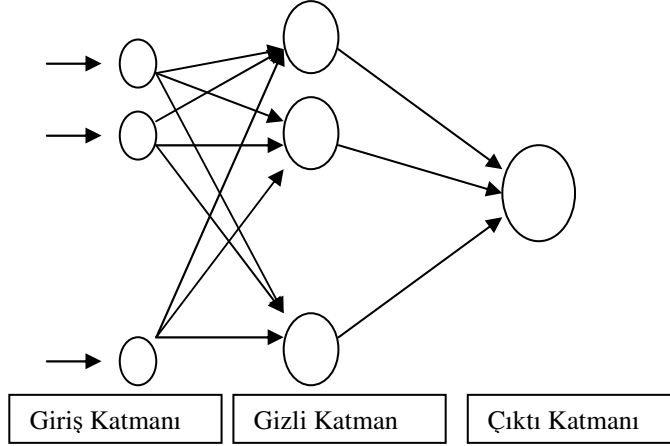
$$\text{Log} \frac{p}{(1-p)} = b_0 + b_1 * X_1 + \dots + b_n * X_n \quad (2)$$

p istenilen durumun gerçekleşme olasılığını, b_0 sabit değerinin, b_i ($i=1,2,\dots,n$) ise her bir bağımsız değişkenin X_i ($i=1,2,\dots,n$) katsayısını belirtir. Diskriminant analizinden farklı olarak lojistik regresyon varsayımına ihtiyaç duymaz. Bununla beraber lojistik regresyon bir olasılık değeri vereceğinden yorumlanması daha kolaydır. Model tahmin edildikten sonra her bir başvuru sahibinin ilgili değişkenlerine bakılarak olasılık değeri hesaplanır ve 0,5'den büyük ya da küçük olması durumuna göre sınıflama işlemi yapılır.

3.3 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları; insan beyninin işleme mantığını temel alarak modelleme işlemi yapmaktadır. Yapay sinir ağları nöronların matematiksel olarak modellenmesi üzerine kurulmuştur. Yapay sinir ağlarının mimarisi nöronlar arasındaki bağlantılara bakılarak anlaşılabilir; parametre değerlerinin tahmini (ağırlıklar) ise öğrenme mekanizması ile belirlenir. Katmanlar (nöronları bir araya getiren parçalar olup) nöronların bağlanmasından dolayı bazı durumlarda girdi olan nöronlar bazı durumlarda çıktı olabilmektedir. Girişlerin olduğu nöron katmanına giriş katmanı, çıktının üretildiği nöron ise çıkış katmanı olarak adlandırılır; bu iki katman arasında ise gizli katman yer almaktadır. Yapay sinir ağlarının önemli parçalarından birisi aktivasyon fonksiyonudur. Üç katmanlı hata geriye yayma yöntemi¹ şekil 1'de gösterilmiştir. Yapay sinir ağlarının kullanıldığı finansal uygulamaların %75'inin hata geriye yayma yöntemini kullandığı ifade edilmektedir (Vellido vd., 1999:51-70). Yapay sinir ağlarının finansal piyasalarla ilgili çeşitli uygulamaları halka açılmalar, portföy yönetimi, bono sıralaması, hisse senedi piyasaları tahmini, ve kredi değerlendirmesidir.

¹Haykin Sy 19.



Şekil 1: Üç Katmanlı Hata Geriye Yayma Yöntemi.

3.4 Karar Ağaçları

Karar ağaçları fikri Bierman ve Friedman tarafında 1973 yılında önerilmiş olup değişkenleri parçalayarak bir ağaç oluşturmaya çalışmaktadır. Karar ağacında, başvuran kişinin cevabını iki gruba ayırmaya çalışmıştır. Soruya verilecek olan cevabı ikiye ayırmış, bir cevabı sabitledikten sonra iki set arasındaki riski maksimize edecek şekilde cevapları bölmüştür. En iyi bölünmeyi bulmak için her soru da bu işlem tekrar edilmiştir. Bir soru için iki grup oluşturulduktan ve iki grup arasındaki risk maksimize edildikten sonra oluşan iki grup için aynı işlemler devam ettirilmiştir. Bu işlem cevaplar istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunana kadar devam ettirilip istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmadığı durumlarda sonlandırılır. Ayırıştırma işlemi tamamlandıktan sonra ise o grup içerisinde yer alan gözlemlerin oranına göre ödeme veya ödememe durumu ve oluşan grup değerlendirilir (Thomas, 2000:149-172).

4. BULGULAR

Veri seti bir finans kurumundan temin edilmiştir. Toplam 3037 gözlemden oluşan veri setinde 1177 kredi kartı sahibinin borcunu ödemediği, 1860 kredi kartı sahibinin ise borcunu ödediği tespit edilmiştir. Kademeli diskriminant analizi kullanılarak bağımsız değişkenlerden önemli olanlar tespit edilmiş ve tüm analizlerde bu bağımsız değişkenler kullanılarak tahminler yapılmıştır. Veri seti %75'i modeli oluşturmak ve %25'i de oluşturulan modeli test etmek için kullanılmıştır. Bütün modellerde aynı veri setinin kullanılması sağlanarak modellerin tahmin güçleri karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler: Yaş, cinsiyet, telefon numarasını verip vermediği, evin sahibi, mesleği, adres ve otomatik ödeme talimatı verip vermediğidir.

Murat Çinko

Kredi kartının verilip verilmemesi kararı sınıflama problemi olarak düşünüldüğünde; çeşitli analizler kullanılabilir. Analizlerden en iyi olanı belirlemek için kullanılan kıstas ise birinci ve ikinci tip hatalardır. Birinci tip hata kredi kartı sahibi borcunu ödeyecek bir müşteri iken ona kredi kartı vermemek, ikinci tip hata ise kredi kartı sahibi borcunu ödemeyecek bir müşteri iken kredi kartını tahsis etmek olarak tanımlanır. Her iki durumda da finansal kurum elindeki kaynakları etkin kullanamadığından zarar görmektedir; birinci tip hatada olası iyi müşteriler dışlanırken, ikinci durumda kaynakların israfı söz konusu olacaktır.

Tablo 2 ve Tablo 3'te toplam doğru sınıflama, birinci tip hata ve ikinci tip hata sayıları ve oranları sırası ile verilmiştir. Toplam doğru sınıflama oranına bakıldığında en iyi analizin sırasıyla karar ağaçları, lojistik regresyon, diskriminant analizi ve yapay sinir ağları olarak sıralandığı görülmektedir.

Birinci tip hataya bakıldığında ise en iyi tahmin modelinin sırasıyla karar ağaçları, diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları olduğu görülmektedir.

İkinci tip hataya bakıldığında ise yapay sinir ağları ilk sırada yer alırken devamında lojistik regresyon, karar ağaçları ve diskriminant analizi gelmektedir.

Tablo 2. Test Verisi Doğru Sınıflama, Birinci Tip Hata, İkinci Tip Hata Gözlem Sayıları.

	Doğru Sınıflama	Birinci Tip Hata	İkinci Tip Hata
DA	586	6	158
LR	595	17	138
Karar Ağacı	604	3	143
Yapay Sinir Ağları	543	110	97

Tablo 3. Test Verisi Doğru Sınıflama, Birinci Tip Hata, İkinci Tip Hata Oranları.

	Doğru Sınıflama	Birinci Tip Hata	İkinci Tip Hata
DA	0,78	0,008	0,211
LR	0,79	0,023	0,184
Karar Ağacı	0,81	0,004	0,191
DA	0,72	0,147	0,129

5. SONUÇ

Finansal piyasalarda alınacak kararların objektif olması girdilerin etkin kullanımı ekonomik büyüme ve istikrar için gereklidir. Kredi kartı kullanımının kayıt dışı ekonominin kayıt altına alınmasına sebep olmaktadır. Kredi kartı başvurularının sayısının çokluğu ve standart işlemler yapılabilmesi istatistik analizlerinin kullanılması ile mümkün olmaktadır. Karar vericinin bu analizleri kullanması hızlı karar vermesini ve objektif olmasını sağlamaktadır. Kullanılabilecek istatistik analizler karşılaştırıldığında farklı ölçütlere göre farklı analizlerin başarılı olduğu görülmüştür; doğru sınıflama oranı ve birinci tip hata oranında en iyi modelin karar ağaçları, ikinci tip hatada en iyi modelin yapay sinir ağları olduğu görülmüştür. Bu da kredi kartı değerlendirmesi yapılırken bir model yerine birden fazla model kullanılmasının belki bir çözüm olabileceğini göstermektedir. Karar verici ilk olarak karar ağacına bakarak sonuca ulaşmaya çalışır, çelişik bir durumda kaldığında yapay sinir ağlarını kullanarak kararını destekler veya daha fazla bilgi toplayarak yeni bir karar alma yoluna gidebilir.

Kaynakça:

Apilado V.P., Warner D.C., Dauten J.J., (1974) "Evaluation techniques in consumer finance", Journal of Financial and Quantitative Analysis, March, 275-283

Altman E.I., Marco G., Varetto F., (1994) "Corporate distress diagnosis: comparison using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)", Journal of Banking and Finance, 18, 505-529.

Durand D., (1941) "Risk elements in consumer installment financing", National Bureau of Economic Research, New York.

Eisenbeis R.A., (1977) "Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics", Journal of Finance, 32, 875-900.

Fisher R. A., (1936) "The use of multiple measurements in taxonomic problems", Annals of Eugenics, 7, 179-188

Hardy W.E., Adrian J. L., (1985) "A linear programming alternative to discriminant analysis in credit scoring", Abribus, 1, 285-292.

Haykin S. (1994) **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, New Jersey, Prentice Hall.

Hsieh N.C. (2005) "Hybrid mining approach in the design of credit scoring models", Expert System with Applications, 28, 655-665

Murat Çinko

- Jensen H. L., (1992) "Using neural networks for credit scoring", *Managerial Finance*, 18, 15-26
- Jo H., Han I., Lee H. (1997) "Bankruptcy prediction using case-based reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis", *Expert System With Application Cilt:13, Sayı:2*, 97-108
- Kolesar P., Showers J.L., (1985) "A robust credit screening model using categorical data", *Management Science* 31(2), 123-133
- Lane S., (1972) "Submarginal credit risk classification", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, January, 1379-1385
- Lee T.S., Chiu C.C., Lu C.J., Chen I.F., (2002) "Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique", *Expert System With Application*, 23, 245-254
- Lee T.S., Chen I.F., (2005) "A two stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines", *Expert System With Application*, 28, 743-752
- Malhotra R., Malhotra D.K., (2003) "Evaluating consumer loans using neural networks", *Omega* 31, 83-96
- Ong C.S., Huang J.J., Tzeng G.H., (2005) "Building credit scoring models using genetic programming", *Expert System With Application*, 29, 41-47
- Orgler Y.E., (1970) "A credit scoring models for commercial loans", *Journal of Money Credit Banking*, November, 31-37
- Piramuthu S. (1999) "Financial credit-risk evaluation with neural and neurofuzzy systems", *European Journal of Operational Research*, 112, 310-321
- Reichert A. K., Cho C.C., Wagner G.M., (1983) "An examination of the conceptual issues involved in developing credit scoring models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 1, 101-114
- Rosenberg E., Gleit A., (1994) "Quantitative methods in credit management: a survey", *Operational Research*, 42, 589-613
- Srinivasan V. Kim Y.H., (1987) "Credit granting: a comparative analysis of classification procedures", *Journal of Finance*, 42, 665-683
- Tam K.Y., Kiang M.Y., (1992) "Managerial applications of neural networks: the case of bank failure prediction", *Management Science*, 38, 926-947.
- Thomas L. C., (2000) "A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumer", *International Journal of Forecasting*, 16, 149-172

Vellido A., Lisboa P.J.G., Vaughan J., (1999) "Neural networks in business: a survey of application (1992-1998)", *Expert System With Application*, 17, 51-70

West D., Dellana S., Qian J., (2005) "Neural network ensemble strategies for financial decision applications", *Computer and Operation Research*, 32, 2543-2559

Westgaard S., Wijst N. (2001) "Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach", *European Journal of Operational Research*, 135, 338-349

Wiginton J.C., (1980) "A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior", *Journal of Financial and Quantitative Analysis XV,(3)*, 757-770

Elektronik Kaynakça:

<http://www.bkm.com.tr/istatistik/raporlar1.html>, (24.06.2006, WEB)

http://www.hazine.gov.tr/stat/egosterge/I-Uretim/I_1.xls , (24.06.2006, WEB)