

Diskriminant ve Lojistik Regresyon Yöntemleri Kullanılarak Finansal Başarısızlık Tahmini: BIST İmalat Sektörü Örneği^{*,†}

Barış AKSOY¹Derviş BOZTOSUN²

Geliş tarihi:04.08.2018

Kabul Tarihi:17.12.2018

Öz

Bu çalışmada 2006-2009 yılları arasında BIST (Borsa İstanbul) İmalat Sanayi Sektöründe faaliyet gösteren 126 işletmenin finansal başarı/başarısızlığını tahmin etmek üzere Çok Değişkenli Diskriminant Analizi ve Lojistik Regresyon Analizi kullanılarak 1,2 ve 3 yıl öncesinden en yüksek tahmin gücüne sahip model belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler içerisinde bilanço ve gelir tablosundan elde edilen nicel değişkenlerin yanı sıra KAP'dan (Kamuyu Aydınlatma Platformu) elde edilen 4 bağımsız nitel değişken kullanılmıştır. Analizler sonucunda diskriminant analizi toplam sınıflandırma doğruluğu, finansal başarısızlıktan 3, 2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %83.33 ve %81.75'dir. Lojistik regresyon analizi toplam sınıflandırma doğruluğu finansal başarısızlıktan 3, 2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %87.30 ve %92.86'dır. Lojistik regresyon modeli, finansal başarı/başarısızlığı 3 yıl öncesinde Diskriminant modeli ile aynı sınıflandırma oranı ile tahminlerken 2 ve 1 yıl öncesinde Diskriminant modelinden daha yüksek sınıflandırma performansı elde etmiştir.

Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık Tahmini, Borsa İstanbul, İmalat Sanayi Sektörü Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon

Jel Kodları: C13, C38, C51, C53

Financial Failure Prediction by using Discriminant and Logistics Regression Methods: Evidence From BIST Manufacturing Sector

Abstract

In this study, to predict the financial success/failure of 126 businesses operating in BIST (Istanbul Stock Exchange) Manufacturing Industry Sector between 2006 and 2009, Multiple Discriminant Analysis and Logistic Regression Analysis were used to determine the model with the highest power prediction before 1,2 and 3 years. Among the independent variables used in the study, 4 independent qualitative variables obtained from PDP (Public Disclosure Platform) were used as well as quantitative variables obtained from balance sheet and income statement. As a result of the analyzes, the total classification accuracy of discriminant analysis was 80.16%, 83.33% and 81.75% at 3, 2 and 1 year before financial failure, respectively. The logistic regression analysis total classification accuracy was 80.16%, 87.30% and 92.86% at 3, 2 and 1 year before financial failure, respectively. The logistic regression model predicted the financial success / failure with the same classification rate as the Discriminant model 3 years ago, and achieved a higher classification performance than the Discriminant model 2 and 1 year ago.

Key Words: Prediction of Financial Failure, Stock Exchange Istanbul, Manufacturing Industry Sector, Discriminant Analysis, Lojistik Regresyon

Jel Codes: C13, C38, C51, C53

* Bu makale, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü'nde yürütülen "İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmininde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BIST'de Bir Uygulama" başlıklı doktora tezine dayalı olarak hazırlanmış ve Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından SDK-2016-6988 kodlu proje ile desteklenmiştir.

† Bu çalışma 3. International Congress on Economics, Finance and Energy'de (EFE'2018) sözlü olarak sunulan "Finansal Başarısızlık Tahmininde Diskriminant ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması: BIST'de Bir Uygulama" adlı tebliğde alınan eleştiri ve katkılar doğrultusunda son şekli verilen halidir.

¹ Öğr. Gör. Dr., Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Bankacılık ve Finans Bölümü, baksoy@cumhuriyet.edu.tr ORCID ID: 0000-0002-1090-5693

² Prof. Dr., Kayseri Üniversitesi, Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Muhasebe ve Finans Yönetimi Bölümü, dbosztosun@erciyes.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-2656-2701

1. Giriş

Günümüzde serbest ve rekabetçi piyasa yalnız başarılı işletmelere yaşama şansı verirken, yeni piyasa koşullarına ayak uyduramayan işletmeler finansal başarısızlık ve iflâs ile karşılaşmaktadır (Chen, 2011a). Finansal başarısızlık sonucu piyasadaki çekilen bir işletme yöneticilerini, çalışanlarını, bulunduğu sektörü, yatırımcıları, kredi veren kuruluşları ve nihai olarak faaliyet gösterdiği ülke ekonomisini etkileyebilmektedir (Baixauli ve Mo'dica-Milo, 2010). İşletmelerde iflâs öngörme yöntemleri 1960'lı yıllardan itibaren önemli bir konu olarak değerlendirilmiş ve o zamandan beri geniş çapta araştırılmaktadır. Bir ülkede iflâs tahmin yöntemlerinin etkin olarak kullanılması, o ülke ekonomisinin gelişme derecesi ve sağlamlığının bir göstergesi olarak alınmaktadır (Chen, 2011b).

İşletmelerde başarısızlık ekonomik ve finansal başarısızlık olmak üzere iki şekilde ortaya çıkmaktadır. İşletme başarısızlığı denilen kavram, işletme giderlerinin gelirleri aştığı ekonomik başarısızlık anlamına gelmektedir (Li ve Sun, 2013). Finansal başarısızlık teknik iflâs ve iflâs şeklinde ortaya çıkar. Teknik iflâs işletmenin vadesi gelen borçlarını ödeyememesi, ancak işletme varlıklarının genel olarak borçları ödemeye yetmesi durumudur. İflâs ise işletme borçlarının işletme varlıkları ile karşılanamadığı durumu göstermektedir (Sayılğan ve Ece, 2016). İşletmelerde finansal başarısızlığın tanımlanması konusunda fikir birliği bulunmamaktadır (Muller, Steyn-Bruwer ve Hamman, 2009). Finansal sıkıntı temerrüt, iflâs, tasfiye, acze düşme gibi ilgili fakat daha farklı anlamlara gelen kavramlar ile karıştırılmaktadır (Bilir, 2015). Finansal sıkıntı, aylardan yıllara devam eden dinamik bir süreçtir. Finansal sıkıntı yaşayan bir işletme, finansal sıkıntının iki uç biçimi arasında farklı durumların dinamik bir değişim sürecini yaşayabilir. İflâs, tahvil temerrüdü, banka hesabının borç vermesi, vadesi gelmeden önce borçlarını ödeyememe ihtimalini gösteren olaylar, işletmenin iflâsının istenmesi, borçların ödenemeyeceğinin açıkça beyan edilmesi, borçları azaltmak için alacaklılarla anlaşma yapılması gibi durumlardan herhangi biri ile karşılaşıldığında işletmenin başarısız olduğu söylenebilir (Sun, Li, Huang ve He, 2014).

İşletmelerde finansal başarısızlığa neden olabilecek işletme içi nedenler; yetersiz sermaye, sermaye maliyetinin artması, ödemelerin gecikmesi, kredinin reddedilmesi şeklinde belirtilebilir (Jardin, 2009). Finansal başarısızlığın dışsal etkenleri arasında ekonominin büyüme oranı, ekonomik kriz veya durgunluk hali, enflasyon, yüksek faiz oranı, döviz kuru, sıkı para politikaları tercihlerin, tutumların ve tüketici davranışlarındaki değişiklikler gibi etkenler sayılabilir (Yakut ve Elmas, 2013).

Finansal başarısızlığa karşı alınabilecek önlemler konusunda işletmeler; aktiflerini artırmak, öz sermayeyle finansmana ağırlık vermek, öz sermayeyle finansman için hisse senedi

arz ederek işletme dışı kaynaklara yönelmek gibi finansal yeniden yapılanma yöntemlerini kullanabilirler (Tuncay, 2011). İşletme ile alacaklılar arasında yapılan bir anlaşma ile firmanın yönetimi alacaklıların temsilcilerinden oluşan bir komiteye bırakılabilir (Akgüç, 1997). Borçlarını ödeyemeyen bir işletme, kendisinden alacaklı olan kişi ve işletmelerle “özel ödeme planı” gibi resmi olmayan bir anlaşma yapabilir (Brealey, Myers, Bozkur, Arıkan ve Doğukanlı, 2007). Alacaklıların alacak tutarının bir kısmından vazgeçmelerinin sağlanması ile işletme finansal sıkıntıyı azaltmış olur (Akgüç, 1997). İşletme, maddi duran varlıklarını sattığı durumda hem kaynak sağlanmakta hem de satılan maddi duran varlıkların kiralınması sonucu faaliyetlerini eskisi gibi sürdürme olanağı elde edebilmektedir (Akgüç, 1997). Şirket birleşmeleri de borç kapasitesinin genişletilebilmesi ve varlığını sürdüren şirketin birleşme-satın alma öncesindeki durumlarına kıyasla daha iyi performans sergilemesi, sonuç olarak işletme değerinin artması için kullanılan yöntemlerden biridir (Aksoy ve Ertaş, 2016).

Finansal başarısızlık tahminlemesi alanında erken dönemlerde kullanılmaya başlanan diskriminant analizi, lojistik regresyon gibi çok değişkenli istatistiksel analiz teknikleri ile yapılan analizlerde çoğu zaman gerekli varsayımların gerçekleşmediği görülmüştür. Bu nedenle söz konusu modeller özellikle son dönemde yerlerini kısıtlayıcı varsayımları olmayan, non-parametrik çok değişkenli istatistiksel analizlere bırakmıştır (Doğrul, 2009). Kullanılan tüm yöntemler öngörü doğruluğu açısından belirli bir derece iddia etmektedir. Bununla birlikte, bir yöntemin sürekli olarak diğerlerinden üstün olduğuna dair genel bir mutabakat bulunmamaktadır. Ayrıca tahmin modellerinin açıklaması ve gerekçeleri genellikle ihmal edilmektedir (Yip, 2006).

Finansal başarısızlık tahmini alanında bugüne kadar yapılmış çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda her koşulda geçerli bir model bulunamadığından bu alandaki çalışmalar finans yazınında popülerliğini hâlâ korumaktadır. Bu çalışmanın amaçları: (i) finansal tablolara dayalı olan ve finansal tablolara dayanmayan başarı/başarısızlık kriterleri kullanılarak seçilen örneklemin finansal başarısızlık tahmin performansı üzerindeki etkisinin belirlenmesi, ii) finansal tablolardan elde edilen finansal oranlar ve şirket haber, duyurulardan elde edilen nitel değişkenler kullanılarak üstün tahmin yeteneğine sahip olan kapsamlı bir değişken kümesinin oluşturulması, iii) çalışmada belirlenmiş değişkenlerle uyumlu çalışan yüksek öngörü doğruluğuna sahip modeller geliştirmek, iv) çalışmada kullanılan diskriminant ve lojistik regresyon yöntemlerine ait modellerin 3,2 ve 1 yıl öncesinden sınıflandırma ve tahmin performanslarının karşılaştırılması sonucu en yüksek tahmin gücüne sahip yöntem ve modelin belirlenmesidir. Çalışmanın 1. bölümünde giriş, 2. bölümde literatür özeti, 3. bölümde araştırma yöntemi, 4. bölümde sonuç yer almaktadır.

2. Literatür Özeti

Literatürde işletme başarısızlığı öngörüsü ile ilgili istatistiksel ve makine öğrenmesine dayalı yöntem ve algoritmalarından hangisinin daha üstün olduğuna yönelik çok sayıda çalışma yapılmış ve bu çalışmalarda farklı ya da benzer sonuçlara ulaşılmıştır. Sonuçlardaki benzerlik veya farklılık, tahminlemede kullanılan veri seti, veri üzerinde yapılan ön işlemler ve algoritma parametrelerinin seçiminden kaynaklanmaktadır (Yapraklı ve Erdal, 2016).

Chen vd. (2006) çalışmalarında Çin’de finansal başarısızlığı tahmin etmek amacıyla Çok Değişkenli Diskriminant Analizi (Multiple Discriminant Analysis, MDA), Lojistik Regresyon Analizi (Logistic Regression Analysis, LA), Karar Ağaçları (Decision Tree, DT) ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks, NN) analizleri kullanmışlardır. Doğrulama amacıyla örneklem seti %70 eğitim, %30 test olarak ayrılmış ve k-katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan her bir yöntem için %78’den %93’e kadar farklı oranlarda tahmin doğruluğu elde etmişlerdir. Analizler sonucunda LA ve NN modellerinin en iyi tahmin modelleri olduğu ve en düşük yanlış sınıflandırma maliyeti sağladığı sonucuna ulaşmışlardır.

Torun (2007) çalışmasında BIST’e kayıtlı (İMKB) imalat işletmelerinin 1992-2004 yılları arasında mali tablo verileri ile MDA, LA ve NN yöntemleri kullanarak tahmin modelleri oluşturmuştur. Çalışmada, 150 işletmeden oluşan toplam örneğin % 60’ı eğitim seti, % 20’si test seti ve % 20’si onaylama seti olmak üzere üç alt kümeye ayrılmıştır. Analiz sonucunda NN’nin test seti üzerindeki doğru sınıflandırma oranları bir yıl öncesi için %90.00, iki yıl öncesi için %86.70’dir. Test seti üzerinde üç ve dört yıl önceden en iyi tahmini NN yaparken, beş yıl öncesinde en iyi performansı LA’nın gösterdiği bulunmuştur. Çalışmada başarısızlıktan önceki ilk iki yıl için elde edilen sonuçların oldukça iyi olduğu belirtilmiş, daha öncesine gidildiğinde ise tüm modellerin özellikle başarısız işletmeleri doğru tahmin etme oranları çok düşük olduğundan, toplam doğruluklarının ihtiyatla karşılanması gerektiği belirtilmiştir. Başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesi için en iyi performansa sahip yöntem NN olarak bulunmuştur.

Muller vd. (2009) çalışmalarında MDA, LA, Özyinelemeli Bölümleme (RP) ve NN yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışma, Tip I hatasının (gerçekte başarısız iken başarılı olarak yanlış tahminleme hatası) Tip II hatasının (gerçekte başarılı iken başarısız olarak yanlış tahminleme hatası) 20 ila 38 katına mal olduğunu belirten “Başarısızlığın Normalleştirilmiş Maliyeti” olarak adlandırılan yeni bir kavramı ortaya koymaktadır. Araştırma sonuçlarına göre LA ve NN teknikleri en iyi genel öngörü doğruluğu elde ederken MDA ve RP teknikleri en başarısız şirketleri doğru olarak tahmin etmekte ve sonuç olarak en düşük başarısızlığın normalleştirilmiş maliyeti’ne sahip olduğu tespit edilmiştir.

Öztürk (2010) çalışmasında BIST’de (IMKB) işlem gören, imalat sanayi sektöründe faaliyet gösteren tekstil, metal eşya, taş toprak sektörlerinden 34 işletmenin 1992-2008 döneminde bilanço ve gelir tablosu verilerini kullanmıştır. Çalışmada mali tablo verileri kullanılarak MDA ve LA analizleri ile işletmelerin 5 yıl öncesine kadar finansal durum tahminlemesi yapılmıştır. LA modeli, başarısızlıktan 1, 2, 3, 4, 5 yıl öncesinde sırasıyla %85.00, %76.00, %71.00, %71.00, %65.00 doğru sınıflandırma oranına sahip olduğu bulunmuştur. Adımsal Diskriminant Analizi (Stepwise Discriminant Analysis, SDA) sonucunda kurulan model ise örnekleri başarısızlıktan 1, 2, 3, 4, 5 yıl öncesinde sırasıyla %79.00, %76.00, %71.00, %68.00, %65.00 düzeyinde doğru sınıflandırdığı belirtilmiştir.

Li vd. (2010) çalışmalarında Çin Shenzhen Menkul Kıymetler Borsası ve Şangay Borsasına kayıtlı 153 şirketin bir yıl öncesine ait mali oran verilerini elde ederek MDA, LA, Destek Vektör Makinesi (SVM, Support Vector Machine), en yakın k komşu (kNN, K Nearest Neighborhood) ve CART (Classification and Regression Analysis) analizi yapmışlardır. Çalışmada en uygun değişkenleri seçmek için aşamalı MDA filtre yöntemi kullanılmıştır. Genel sınıflandırma doğruluğu yönünden CART>SVM>kNN>MDA>LA olduğu tespit edilmiştir. Maksimum doğruluk, minimum doğruluk, ortalama doğruluk medyan doğruluğu ve varyans doğruluklarının beş istatistik indeksleri CART, medyan doğruluk açısından SVM ile aynı tahminleme performansı gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Jardin (2012) “The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models” isimli çalışmasında finansal başarısızlığı tahmin edebilmek için MDA, LA ve NN yöntemlerini kullanmıştır. 2002 yılı veri seti 450 şirketten oluşan bir öğrenme örnekleme (A) ve 50 şirketten oluşan bir doğrulama-test örnekleme (T) olmak üzere rastgele iki alt örneğe ayrılmıştır. (A)’dan her seçilen değişken grubu için yirmi beş önyükleme örneği hazırlanmıştır. Son olarak, elde edilen modeller T örneği gözlemlerini sınıflandırmak için kullanılmıştır. Bu adımlar 100 kez tekrarlanmıştır. Finansal oranlar her zaman normal dağılımdan uzak ve çok sayıda ortalamadan sapmış değerler içerdiğinden verilerdeki istikrarsızlıktan kaynaklanan tahmini hatanın varyansını azaltmak için böyle bir yöntem kullanılmıştır. Analiz sonucunda NN, MDA’dan ve az da olsa LA’dan daha iyi performans sergilemektedir. Analiz sonuçlarına göre test örneklerinde en iyi sonuç NN (%88,92)> LA (% 86.02)>MDA (% 83.86) olarak elde edilmiştir.

Okay (2015) çalışmasında 2000-2015 yılları arasında BIST’e kayıtlı finansal olmayan şirketlerde finansal başarısızlık öngörü modellerinin doğruluklarını karşılaştırmak için 32 başarısız 32 başarılı şirket örneği kullanmıştır. Çalışmada MDA, Kuadratik Diskriminant (QDA), LA, Probit Analizi, DT, NN ve SVM modelleri gibi farklı öngörü modelleri doğrulukları karşılaştırılmıştır. Bu çalışma, mali tablo verilerinin iflâstan 1-2 yıl önce güçlü

öngörücüler olduğunu göstermektedir. Test örnekleri kullanıldığında, NN modelinin bu çalışmada kullanılan tüm modeller arasında en iyi tahmin gücüne sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Tüm verilerle toplam doğruluk oranları sırasıyla DT %89.06>MDA %79.69=PROBIT %79.69>LA %76.56>QDA 76.55 olarak tespit edilmiştir. Test örnekleri toplam doğruluk oranları NN %81.30>QDA %79.40>SVM %78.80>MDA %77.50>LA %76.90=PROBIT %76.90>DT %68.10'dir. Test örnekleminde ağaç modeli, %68.00 ile en düşük doğruluk oranına sahip olduğu sonucu elde edilmiştir.

Gepp ve Kumar (2015) çalışmalarında mali sıkıntı tahmini için yarı parametrik bir yöntem olan Cox Hayatta Kalma Analizi Modeli ve parametrik olmayan CART analizi, parametrik MDA ve LA yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışmada çeşitli maliyet oranları (tip 1 hata maliyeti, tip 11 hata maliyeti) karşılaştırılmıştır. CART modelinin, diğer tekniklerden daha iyi sınıflandırma doğruluğuna sahip olduğu sonucu elde edilmiştir. CART ve Cox analizinin LA'dan daha üstün sınıflandırıcılar olduğu tespit edilmiştir. Çalışma bulgularına göre parametrik olmayan DT'lerin, istatistiksel varsayımları ihlal etme riski olmaksızın doğru tahminler yapma konusunda diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında en iyisi olduğu belirtilebilir. Bir diğer önemli sonuç LA modelinin zayıf performans elde etmiş olmasıdır. Analizlerde CART, Cox ve MDA modellerinin genel tahmin doğruluğunun birbirine çok benzediği görülmüştür. LA'nın finansal başarısızlık tahmininde MDA'ya kıyasla belirgin olarak daha düşük performans göstermesi alışılmadık bir durum olarak belirtilmiştir.

Literatürde bazı yazarların (örneğin Torun (2007)) toplam örneğin % 60'ını eğitim seti, % 20'sini test seti ve % 20'sini onaylama seti olarak ayırarak doğrulama yaptığı görülmektedir. Ancak bu tür bir veri dağılımının eğitim ve test veri setindeki şirketlerin değiştirildiği her durumda farklı sınıflandırma ve tahmin doğruluğu elde edileceğinden verinin algoritma tarafından ezberlenmesi gibi bir risk doğuracağı ve dolayısıyla verinin yeterli düzeyde dağılmadığı literatürde bazı yazarlar tarafından (örneğin Wu vd., 2006) belirtilmektedir. Bazı araştırmacılar (örneğin Öztürk (2010)) 34 işletme verisi ile 1,2,3,4 ve 5 yıl öncesinden tahminleme yapmıştır. Ancak bu tür bir analiz için mümkün olduğu kadar çok örneğin olması gerektiği bazı yazarlarca (örneğin Pompe ve Bilderbeek, 2005) belirtilmektedir. Ayrıca Torun (2007) çalışmasında 4 ve 5 yıl öncesinde yapılan tahminlemede başarısız işletmeleri doğru tahmin etme oranları çok düşük olduğundan, sınıflandırma doğruluklarının ihtiyatla karşılanması gerektiği belirtilmiştir. Bazı araştırmacılar ise (örneğin Li vd. (2010)) finansal başarısızlık tahminini finansal başarısızlık yılından bir yıl öncesi için gerçekleştirmişlerdir. Fakat bazı yazarlar (örneğin Muller, 2009) çalışmalarında başarısızlık yılından sadece bir yıl önce yapılan tahmin sonucunda işletmenin başarısız olacağı öngörüldüyse bunun karar alıcıya maliyetinin başarısızlıktan 2 ve 3 yıl öncesinde öngörülmesine göre daha yüksek olacağı belirtilmiştir. Çünkü finansal başarısız-

lık ne kadar erken yüksek doğruluk oranı ile tahmin edilebilirse o kadar erken gerekli tedbirler alınacak ve karar alıcıya olan maliyet o kadar düşük olacaktır. Literatür ile ilgili bu bilgiler ışığında çalışmanın literatürden ayrılan ve literatüre olan katkıları şu şekilde belirtilebilir;

- Çalışmada finansal başarısızlık tahmini tüm ilgili tarafların gerekli tedbiri alabileceği makul bir süre olan 1,2 ve 3 yıl öncesinden gerçekleştirilmiştir.
- BIST'e kayıtlı şirketler finansal tablolarını ve şirket ile ilgili haberleri kamuya açıklamaları zorunlu olduğundan bu çalışmada düzenli verilerine ulaşılabilen aynı sektörden en fazla şirketin bulunduğu imalat sanayi işletmelerinden 63 başarılı ve 63 başarısız olmak üzere toplam 126 BIST imalat sanayi işletmesi örneği alınmıştır.
- Finansal başarı-başarısızlığın belirlenmesinde finansal tablolardan elde edilen finansal başarı-başarısızlık göstergelerinin yanı sıra BIST şirket haber ve duyuruları, özel durum açıklamaları incelenerek elde edilen finansal başarısızlık göstergeleri de kullanılmıştır.
- Mali tablolara dayalı 25 finansal oran ve mali tablolara dayalı olmayan 4 nitel değişken kullanılmıştır.
- Örneklerin ezberlenmesinin önlenmesi, daha iyi veri dağılımının sağlanması ve daha güvenilir sonuç elde etmek amacıyla doğrulama yöntemi olarak 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır.

3. Araştırma Yöntemi

İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini ile ilgili modeller, modelleme yöntemine, değişkenler veya kullanılan örnekleme bağılı olarak birbirlerinden önemli ölçüde farklı olsalar da tahmin başarısı bir yılı aştığı takdirde modellerin doğru sınıflandırma oranları önemli derecede düşmektedir (Jardin ve Séverin, 2011). Karar alıcılar yönünden bazı kararlar için 1 yıl öncesinden tahmin etmek yeterli iken uzun vadeli ticari kararlar alınması veya yatırım kararlarının alınması durumlarında daha uzun bir zamanı kapsayan tahmin süresi gerekebilir (Gepp ve Kumar, 2015). Geng vd. (2015) çalışmalarında 3 yıla kadar olan tahmin süresinin en iyi öngörü sonuçlarını verdiği, 3 yıldan daha uzun tahmin süresinin doğru sınıflandırma başarısı üzerinde olumsuz etkisi olduğu bulgusuna ulaşmışlardır (Wu, Lee ve Tanb, 2006).

Finansal başarısızlık tanımı araştırmacılar tarafından farklı şekilde yapıldığından tanımda kullanılan başarısızlık sebebi de farklı olmaktadır. Bir firmanın iflâsının resmi olarak beyan edilmesi, bir firmanın borçlarını ödeyememesi, tahvil temerrüdü, imtiyazlı hisse senedi temettüsünün ödenmemesi, ya da borçları azaltmak için alacaklılarla yapılan açık bir

anlaşma işletme başarısızlık literatüründe başarısızlık nedenleri olarak sayılmaktadır (Sun, Hui, Qing-Hua ve Kai-Yu, 2014: 43). Tablo 1’de çalışmada kullanılan finansal tablolara dayanan ve finansal tablolara dayanmayan finansal başarısızlık göstergeleri verilmektedir.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Finansal Tablolara Dayanan ve Finansal Tablolara Dayanmayan Finansal Başarısızlık Göstergeleri

Finansal Tablolara Dayalı Olan Finansal Başarısızlık Göstergeleri	Öz kaynakların negatif değerde olması Özsermayenin en az 2/3’ünün azalması Toplam aktiflerin %10 ve daha fazla oranda azalması Son iki veya daha fazla yılda şirketin üst üste zarar etmesi
Finansal Tablolara Dayanmayan Özel Durum Açıklaması İle Belirtilen Finansal Başarısızlık Göstergeleri	BIST’te işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması Finansal kurumlar, alacaklı şirketler ve varlık yönetim firması ile borçların yeniden yapılandırılması Haciz ve ihtiyati tedbir kararı Tahvillerin temerrüdü ve yapılandırılması Dönem zararından dolayı imtiyazlı pay senetlerine kâr payı dağıtılmaması Gözültü pazarına alınma ya da gözültü pazarından çıkma talebinin reddedilmesi ³ Finansal tabloların bağımsız denetiminde denetçinin görüş bildirmekten kaçınması Geçmiş yıl zararlarına mahsuben sermaye azaltımı Toplu işçi çıkarılması Kamu haczi Alacaklı bankalarla görüşme İflâs davası açılması veya iflâs erteleme reddi MDV satışı (Makine, teçhizat, fabrika binası, arsa satışı) veya finansal kiralama şirketine MDV satışı ve yeniden kiralınması Faaliyetlerin tamamen durdurulması

Kaynak: Literatür incelemesi ve Tez İzleme Komitesi üyeleri tarafından verilen tavsiyeler doğrultusunda yazar tarafından oluşturulmuştur.

İşletme başarısızlığına ilişkin kriterler belirlendikten sonra, ana kütleden başarısız ve başarılı firmaların belirlenmesi gerekmektedir. En yaygın kullanılan örnekleme yöntemi, başarısız firmaların örnekleme belirlendikten sonra aynı sayıda ve aynı endüstride olan başarılı örnekleri belirlemektir (Gallego ve Quintana, 2012). Başarısız işletmelerle, başarılı işletmelerin eşit sayıda alınmasının nedeni, MDA’da her iki sınıftaki işletmelerin önsel

³ Öcal vd., “Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa Istanbul”, p. 191.

olasılıklarının bilinmesinden kaynaklanmaktadır. “Bu nedenle önsel olasılıkların %50-%50 alınabilmesi için, başarısız işletmelerle başarılı işletmelerin sayısı eşitlenmektedir” (Vatansever ve Aydın, 2014). Çalışmamızda başarılı ve başarısız işletme sınıflarında yer alan işletme sayılarının eşit olması nedeniyle önsel olasılıklar eşit (0,5) olarak alınmıştır.

Çalışmada kullanılmak üzere belirlenmiş olan 126 işletmenin, 2009 ve öncesi için BIST’in web sayfasında, 2010 ve sonrası için ise KAP’da yer alan haberler/duyurular, pazar değişikliği duyuruları elde edilerek incelenmiştir. BIST’in web sayfasında işlem sırası kapatılan şirket listesi, finansal durumdan dolayı borsa kotundan çıkarılan, borsa pazarı değiştirilen şirket listeleri elde edilmiştir. Örneklemin fazla olması nedeniyle 2009 başarısızlık yılı olarak belirlendiğinden başarısız olan işletmelere ait 3 yıl öncesi 2006, 2007, 2008 yılı verilerine ulaşılabilen 63 işletme alınmıştır. Literatürde diğer çalışmalarda, örneğin Yakut (2012) çalışmasında, en çok başarısızlık hangi yıl olmuşsa o yılın başarılı işletmeler için baz yıl olarak alınması yoluna gidilmektedir. 2009 yılı başarısızlık yılı olarak alındığından aynı yıl başarılı işletmeler için başarı yılı olarak belirlenmiş ve 2006-2009 döneminde başarılı olan işletmelerden 63 işletme tesadüfi olarak seçilmiştir. BIST işlem sırası kapatılan işletmelerin işlemleri yılın farklı aylarında dönemlerinde kapandığından farklı dönem mali tabloların değerlendirilmesinin doğuracağı sakıncaları gidermek için işlem sırası kapanmadan bir yıl önceki 31.12 tarihli bilanço ve gelir tablosunun bulunduğu yıl başarısızlık yılı olarak belirlenmiştir.

Tablo 2’de başarısız şirketlerin yıllara göre dağılımı verilmektedir.

Tablo 2. Başarısız Şirketlerin Yıllara Göre Dağılımı

Yıllar	Başarısız Şirket Sayısı
2008	40
2009	63
2010	42
2011	44
2012	57
2013	55
2014	53
2015	50

Bir şirketin finansal başarılı veya başarısız olma durumunun belirlenmesinde finansal tablolarındaki mutlak değerler değil, finansal oranlar kullanılmaktadır (Li, Huang, Sun ve Lin, 2010). Finansal oranlar halen finansal başarının tespit edilmesinde en çok tercih edilen göstergelerdir. Jardin (2009) çalışmasında incelediği 190 çalışmanın %93'ünden fazlasında finansal oranların kullanıldığı ve kalan %7'sinde diğer değişkenlerin kullanıldığını belirlemiştir (Jardin P. D., 2009). Finansal oranların kullanılmasıyla, bir endüstrideki şirketler veya sektörler arasında karşılaştırmalar yapılabilir. Bu tür bir araç, farklı büyüklükteki şirketlerin göreceli performansını karşılaştırmak için de kullanılabilir (Delen, Kuzey ve Uyar, 2013). Finansal başarısızlık tahmininde finansal oranların ne olması gerektiğini kesin olarak belirten bir teoriye bugüne kadar rastlanmamıştır. “Modeller; veri seti, verinin elde edilebilirliği, veri kalitesi ve analiz yöntemine bağlıdır.” Finansal başarısızlık tahmininde kullanılan oranlar, farklı araştırmalarda değişiklik gösterebilir (Iwan, 2005).

Finansal oran ile işletme başarısızlığı arasındaki ilişki dinamik olmakta, oranlar her ülkede, sanayide ve ekonomik döngülerin her aşamasında farklılık göstermektedir. Bu nedenle Lussier (1995) çalışmasında olduğu gibi çalışmamızda da elde edilen finansal oran setinin genelleştirilebileceği iddia edilmemektedir. Muhasebe standartlarının ülkeler arasında farklılığa sahip olması bu çalışma sonuçlarının her ülke ve şirket için genellenebilirliğini sınırlandırmaktadır. Yatırımcılar, kredi verenler ve tedarikçiler, bu modeli kendi teknikleriyle birleştirebilir, modeli literatürdeki diğer model ve yöntemlere dâhil edebilirler. Finansal sıkıntı üzerine yapılan araştırmalar genellikle muhasebe tablolarında açıklanan finansal göstergelerin kullanımı ile sınırlı olup bu araştırmalar finansal olmayan göstergelerin rolünü göz ardı etmektedir. Bu nedenle çalışmamızda başarılı-başarısız şirketlerin belirlenmesinde finansal tablolara dayanmayan kriterlerin kullanılmasının yanı sıra kurulacak tahmin modelinde finansal tablo verisi dışında 4 nitel bağımsız değişken kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan finansal oranlar Tablo 3’de verilmektedir. Belirlenen değişkenleri çalışmalarında kullanan yazarlar listesi Ek.4’de verilmiştir.

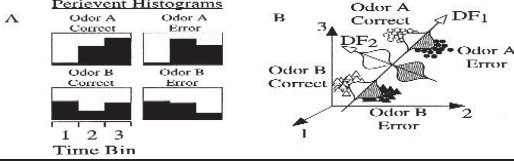
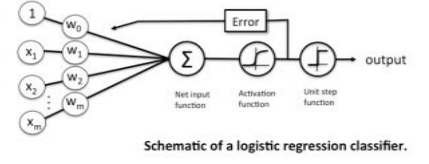
Tablo 3. Finansal Tablolardan Elde Edilen Nicel ve Nitel Değişkenler

Finansal Oranlar	No	Nicel Değişkenler
Likidite Oranları	X1	Cari Oran
	X2	Asit-Test (Likidite) Oranı
	X3	Nakit Oran
	X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı
Finansal Yapı Oranları	X5	Uzun Vadeli Yabancı Kaynakların Aktiflere Oranı
	X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı
	X7	Finansal Kaldıraç Oranı
	X8	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Öz sermayeye Oranı
	X9	Duran Varlıkların Öz sermayeye Oranı
	X10	Dönen Varlıkların Aktif Toplama Oranı
	X11	Toplam Borçların Özsermayeye Oranı
Faaliyet Oranları	X12	Stok Devir Hızı
	X13	Alacak Devir Hızı
	X14	Aktif Devir Hızı
	X15	Öz sermaye Devir Hızı
	X16	Hazır Değerler Devir Hızı
	X17	Dönen Varlık Devir Hızı
	X18	Maddi Duran Varlık Devir Hızı
Karlılık Oranları	X19	Brüt Kâr Marjı
	X20	Faaliyet Kâr Marjı
	X21	Net Kâr Marjı
	X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)
	X23	Aktif Kârlılık Oranı
	X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)
	X25	Finansman Giderlerini Karşılama Oranı
		Nitel Değişkenler
Nitel Değişkenler	X26	Firma faaliyet Süresi
	X27	Dört Büyük Denetim Şirketi (Pricewaterhousecoopers- Deloitte Touche Tohmatsu- Kpmg- Ernst and Young) Tarafından Denetlenip Denetlenmediği
	X28	Halka Açıklık Oranı %
	X29	Sermayede Doğrudan %5 veya Daha Fazla Paya Sahip Gerçek ve Tüzel Kişiler- Halka Açık Olmayan Paylarda Yabancı Sermaye Payı %

Kaynak: Literatür incelemesi sonucunda yazar tarafından oluşturulmuştur.

Diskriminant ve Lojistik regresyon analizlerine ilişkin Çalışma metodolojisi Tablo 4’de verilmektedir.

Tablo 4. Çalışma Metodolojisi

İşletme Başarısızlığı Tahmini İçin Verilerin Elde Edilmesi	
Belirlenen Başarısızlık Kriterleri İle Başarılı-Başarısız İşletmelerin Tespit Edilmesi	
Başarılı ve Başarısız İşletmelere Ait Nicel (Finansal Oran) ve Nitel Değişkenlerin Programa Girilmesi	
29 Değişkenli Veri Seti	29 Değişkenli Veri Seti
10 Kat Çapraz Doğrulama	10 Kat Çapraz Doğrulama
Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6	Analizde Kullanılan Program: RAPİDMİNER 7.6
Diskriminant Analizi	Lojistik Regresyon Analizi
	
Analiz Sonuçlarının Tartışılması ve Öneriler	

3.1. Çok Değişkenli Diskriminant Analizi ve Bulguları

Finansal başarısızlık tahmini alanındaki en popüler yöntemler Çok Değişkenli Diskriminant Analizi (MDA, Multiple Discriminant Analysis) ve Lojistik Regresyon (Logit, LA) gibi istatistiksel yöntemlerdir. Literatürdeki bazı finansal başarısızlık tahmini için geliştirilen modellerin karmaşıklığı, sanayi kuruluşları ve kullanıcılar tarafından bu modellerin kabul edilmesini engellemektedir. Bu nedenle, yorumlama, açıklama ve anlaşılır olma özelliklerini taşıyan basit finansal başarısızlık tahmin modellerine ihtiyaç duyulmaktadır (Sun, Hui, Qing-Hua ve Kai-Yu, 2014). Gepp et al. (2010) çalışmalarında daha basit modellerin daha iyi tahmin gücü üretebildiğini gösteren bazı kanıtlar elde etmişlerdir.

1980’lerin başında MDA kullanılarak işletme başarısızlığını öngörmeye yönelik çalışmalar başlamıştır. MDA modellerinde, aynı anda bir modeldeki tüm oranlar hesaba katılır ve sonunda bir firmayı iflâs eden veya iflâs etmeyen şirket olarak sınıflandıran bir puan elde edilir (Korol ve Korodi, 2010). Bu yöntem her girdi için bir puan tahmin edilmesine dayalı olarak diskriminant fonksiyonu belirler. Bu puana göre girdiler iki ana gruba ayrılmakta, ilki başarılı işletmeler ikincisi başarısız işletmelerdir (Glezakos, Mylonakis ve Oikonomou, 2010).

Modelin temel formu aşağıdaki eşitlikte gösterildiği gibidir:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \dots + \beta_n X_{nj}$$

B_i ($i = 1, 2, \dots, n$) = diskriminant ağırlık katsayıları

X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) = bağımsız değişkenler

β_0 = Sabit terim

Bu tek boyutlu denklem, finansal oranları, her bir şirket için tek bir ayırt edici puana veya z değerine dönüştürür. z puanı kesim noktasından büyükse sıkıntı yaşamayan firma olarak, z puanı kesim noktasından küçükse sıkıntı yaşayan bir firma olarak sınıflandırılmaktadır. Model iki güçlü istatistiksel varsayım tarafından sınırlandırılmaktadır (Okay, 2015). MDA'nın uygulanmasında, çok değişkenli normal dağılmış bağımsız değişkenlerin var olması ve başarısız-başarılı sınıflarında eşit varyans-kovaryans matrisleri varsayımları çok önemlidir. Bununla birlikte, MDA tabanlı finansal başarısızlık tahmini ile ilgili çoğu çalışma, gerçek dünya verisinin bu varsayımları karşılayıp karşılamadığını kontrol etmemektedir. Yani bu iki varsayım, gerçek dünya uygulamasında ihlâl edilmektedir (Li, Sun ve Wu, Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods, 2010).

Diskriminant analizi farklı gruplara ait gözlemleri ayırt etmeye çalışan fonksiyonları kullanarak değişken alanı bölme kabiliyetine sahiptir. İki gruplu bir sınıflandırmada grup içi varyansı en aza indirirken, gruplar arasındaki varyansı en yükseğe çıkaracak şekilde tahmin edilmektedir (Jardin P. d., A Two-Stage Classification Technique For Bankruptcy Prediction, 2016). Yöntem, her gözlem için aşağıdaki gibi bir z puanı hesaplar:

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0$$

x_i açıklayıcı değişkenler ve w_i fonksiyonun katsayıları'dır.

Aşağıda MDA'nın gerektirdiği varsayımlar çalışmamız yönünden incelenmektedir;

Örneklem büyüklüğü: En küçük olan grupta yer alan birey ya da birim sayısının bağımsız değişken sayısından büyük olması gerekmektedir. Çalışmamızda bağımsız değişken sayısı 29, her bir bağımsız değişkendeki grup büyüklüğü 126'dır.

Normal dağılım: Nicel değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım göstermesi gerekir. Çalışmamız yönünden incelendiğinde bazı değişkenlerin normal dağılıma uymadığı tespit edilmiştir. Verilerin normal dağılımı ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımlarında MDA tabanlı finansal başarısızlık tahmini ile ilgili çoğu çalışma, gerçek

dünya verisinin bu varsayımları karşılayıp karşılamadığını kontrol etmemektedir. Yani bu iki varsayım, gerçek dünya uygulamasında ihlal edilmektedir. Örneklem sayısının 126 olması nedeniyle teamül gereği analize devam edilmiştir.

Varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği: Çalışmamızda Wilks Lambda test istatistiği ile bazı değişkenlere ait varyansların durağan olmadığı görülmüştür.

Uç değerler: Grupta aşırı uç değerlerin olması ortalamayı etkilemekte, değişkenliği artırmakta ve istatistiksel anlamlılık yönünden hatalı sonuçlar ortaya çıkmaktadır. Çalışmamızda eksik veri bulunmamakta, finansal tablolardan elde edilen mali oranlarla çalışıldığından aşırı uç değerler az da olsa bulunmaktadır. Aşırı uç değerler ortadan kaldırılmış ancak sınıflandırma doğruluklarında herhangi bir değişiklik olmadığından verinin yapısını bozabilecek veri manipülasyonu, dönüştürme gibi hiçbir işlem yapılmamıştır.

Çoklu doğrusal bağlantı: “Bağımsız değişkenlerden biri diğer bir bağımsız değişken ile yüksek korelasyona sahipse çoklu doğrusal bağlantı problemi var demektir” (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk, 2016). 29 değişkene ait 2006, 2007 ve 2008 yılları için korelasyon tabloları ekte verilmiştir. Bazı değişkenlerin birbirleri ile yüksek korelasyona sahip oldukları görülmüş ve modelden çıkarılmış ancak sınıflandırma yüzdesi önemli oranda düşüşünden analizler tüm değişkenler kullanılarak yapılmıştır.

Performans seviyeleri hem algoritma yapılarına hem de parametre değerlerine bağlıdır. Performanslar; doğruluk, hassaslık, f ölçüsü ve Kappa istatistiği gibi yöntemlerle ölçülmektedir (Özdağoglu, Özdağoglu, Gümüş ve Kurt-Gümüş, 2017). “Kappa testi, iki veya daha fazla gözlemci arasındaki uyumun güvenilirliğini ölçen bir istatistik yöntemidir. Fleiss tarafından yapılan sınıflamada Kappa değerinin 0.75 ve üzeri olması mükemmel, 0.40-0.75 arası orta-iyi, buna karşılık 0.40’ın altında bulunması zayıf uyum olarak değerlendirilmiştir.” (Kılıç, 2015: 142) Çalışmada kappa değeri başarısızlıktan 3 yıl önce 0.603, iki yıl öncesinde 0.667 ve bir yıl öncesinde 0.635 olduğundan tahmin edilen grup ile gerçek/gözlemlenen grup performansı arasında iyi düzeyde uyum olduğu belirtilebilir. Tablo 5’de diskriminant analizi model performans sonuçları (%) verilmektedir.

Tablo 5. Diskriminant Analizi Model Performans Sonuçları (%)

Performans Ölçütleri	2006	2007	2008
Sınıflandırma Doğruluğu	80.16	83.33	81.75
Sınıflandırma Hatası	19.84	16.67	18.25
Kappa	0.603	0.667	0.635
Doğruluk (Precision)	81.67	82.81	87.04
Hassaslık (Recall)	77.78	84.13	74.60
F İstatistiği	79.67	83.46	80.34
Özgüllük (Specificity)	82.54	82.54	88.89

3.2. Lojistik Regresyon Analizi ve Bulguları

Lojistik regresyon (Logit, LA) sınıflandırma problemlerini çözmek için kullanılan klasik istatistiksel bir modeldir. LA, bağımlı değişkenin kategorik ya da sınıflamalı olduğu durumlarda uygun bir analiz türüdür (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk, 2016). Bağımsız değişkenler ile bir sınıf sonucunun olasılığı arasında eğrisel bir ilişki olduğunu varsayan parametrik istatistiksel sınıflandırma tekniğidir. LA, küçük bir örneklem büyüklüğünün ve normal olmayan dağılım sorunlarını çözmek için kullanılmaktadır (Wu, Lee ve Tanb, 2006).

LA Çok değişkenli normallik varsayımı karşılanmadığında, MDA ile karşılaştırıldığında LA, en az etkilenen modeldir. Örneklem boyutu çok küçük olduğunda LA ile ilgili problemler ortaya çıkacaktır (Bee ve Abdollahi, 2013). LA, MDA'daki normallik, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımlarını gerektirmediği için polüleritesi artmakta ve son yıllarda sıklıkla kullanılmaktadır (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk, 2016). Bir LA fonksiyonu, sınıflandırılacak her gözlem için z olasılık puanı hesaplar. En büyük ihtimal tahminini kullanarak fonksiyonun w_i katsayılarını hesaplar. Diskriminant analizi gibi, bu teknik bağımsız değişkenleri ağırlıklandırır ve her şirkete bir başarısızlık ihtimali şeklinde bir z skoru atar. LA tekniği, her firma için oranın bağımsız değişkenlerini tartarak bir skor yaratır (Chen, Marshall, Zhang ve Ganesh, 2006). Bu skor bir başarısızlık olasılığını temsil eder ve şu şekilde ifade edilebilir:

$$Z = \frac{1}{e^{-\sum_i^n w_i x_i + w_0}}$$

x_i açıklayıcı değişkenler ve w_i fonksiyonun katsayılarını göstermektedir. Katsayılar maksimum olasılık tekniği kullanılarak hesaplanır. Bu yöntemle, belirli bir şirketin z skoru bir eşik ile karşılaştırarak bir tahmin gerçekleştirilir (Jardin P. d., 2016).

$$\text{Odds} = (p(X))/(1-p(X))$$

Burada $p(X)$, bir X olayının gerçekleşme olasılığını, $1-p(X)$ ise gerçekleşmeme olasılığını göstermektedir. Odds oranı 1'den büyük olabilir. Logit Odds oranının doğal logaritmasıdır.

Tablo 6'da lojistik regresyon analizi model performansının sonuçları verilmektedir. Modelin kappa testi sonucu 2006 yılı için 0.603, 2007 yılı için 0.746, 2008 yılı için 0.857 olarak çıktığından gerçek durum ve tahmin sonuçları 2006 ve 2007 yılı için iyi, 2008 yılı için ise gözlemcinin sonuçları birbiri ile mükemmel derecede uyumlu olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Tablo 6. Lojistik Regresyon Analizi Model Performans Sonuçları

Performans Ölçütleri	2006	2007	2008
Sınıflandırma Doğruluğu	80.16	87.30	92.86
Sınıflandırma Hatası	19.84	12.70	7.14
Kappa	0.603	0.746	0.857
Doğruluk (Precision)	81.67	88.52	95.00
Hassaslık (Recall)	77.78	85.71	90.48
F İstatistiği	79.67	87.10	92.68
Özgüllük (Specificity)	82.54	88.89	95.24

3.3. Uygulamada Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi

Diskriminant analizi toplam sınıflandırma doğruluğu finansal başarısızlıktan 3,2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %83.33 ve %81.75'dir. Lojistik regresyon analizi toplam sınıflandırma doğruluğu finansal başarısızlıktan 3,2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %87.30 ve %92.86'dır. Başarı/başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesinde LA modeli başarısızlığı en yüksek derecede doğru olarak sınıflandırmıştır. MDA'nın başarısız, başarılı ve genel sınıflandırmada bir ve iki yıl öncesinde en düşük sınıflandırma doğruluğuna sahip olması literatür ile uyumludur. Chen vd. (2006) çalışmalarında MDA, LA, DT ve NN yöntemleri kullanmışlar LA ve NN'nin en iyi tahmin modelleri olduğunu belirtmişlerdir. Çalışmamızda ilgili çalışma sonucunu destekler şekilde LA en iyi tahmin modeli olarak bulunmuştur. Li vd. (2010) çalışmalarında LA'nın MDA'dan daha yüksek tahmin performansı gösterdiği bulgusuna ulaşmışlardır. Jardin (2012) "The Influence of Variable Selection Methods on The Accuracy of Bankruptcy Prediction Models" isimli çalışmada % 86.02 ile LA ve % 83.86 ile MDA analizi izlemiştir ki ilgili sonuç çalışmamız bulgularıyla tutarlıdır. Tablo 7'de çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi performans sonuçları verilmektedir.

Tablo 7. Çalışmada kullanılan sınıflandırma yöntemlerinin 1, 2, 3 yıl öncesi performans sonuçları

Sınıflandırma Yöntemi	Durum	3 Yıl Öncesi (2006)	2 Yıl Öncesi (2007)	1 Yıl Öncesi (2008)
Diskriminant	Başarısız	77.78	84.13	74.60
	Başarılı	82.54	82.54	88.89
	Toplam	80.16	83.33	81.75
Lojistik Regresyon	Başarısız	77.78	85.71	90.48
	Başarılı	82.54	88.89	95.24
	Toplam	80.16	87.30	92.86

4. Sonuç

Analizler sonucunda Diskriminant analizi toplam sınıflandırma doğruluğu finansal başarısızlıktan 3,2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %83.33 ve %81.75'dir. Lojistik regresyon analizi toplam sınıflandırma doğruluğu finansal başarısızlıktan 3,2 ve 1 yıl öncesinde sırasıyla %80.16, %87.30 ve %92.86'dır. Tip I hatası (gerçekte başarısız iken başarılı olarak yanlış tahminleme hatası) Tip II hatasının (gerçekte başarılı iken başarısız olarak yanlış tahminleme hatası) 20 ila 38 katına mal olduğu gerçeğinden hareketle (Tip I hatasının en düşük olduğu) başarısızlıktan 1,2 ve 3 yıl öncesi için başarısız işletmeleri en yüksek sınıflandırma doğruluğuna Lojistik Regresyon Analizi ulaşmıştır.

1960'lardan beri, araştırmacılar işletme başarısızlık tahminine çok fazla ilgi göstermişlerdir. İflas tahmini ile ilgili yurt içinde ve yurt dışında çok sayıda çalışma borsaya kayıtlı büyük firmalara odaklanmıştır. Bunun en önemli nedeni borsaya kayıtlı işletmelerin bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolarını belirli dönemlerde yayınlamak durumunda olmalarıdır. Bunların dışında BIST'e kayıtlı olmayan ya da KOBİ olarak nitelendirilecek işletmelerin finansal tablolarına ulaşmak, belge ve bilgi alabilmek neredeyse imkânsızdır. Böyle bir durumda da örnekleme dâhil edilen işletme sayısı ülkemiz için 100-150 işletmeyi aşmamaktadır. Bazı Avrupa ülkelerinde bilgisayar dosyalarındaki verilerin toplanması ve depolanması çok sistematik bir şekilde yürütülmektedir. Örneğin Belçika'da yıllık raporlarını Belçika Merkez Bankası veri tabanında yasal olarak doldurmak zorunda olan firmaların yıllık raporları CD-ROM'da saklanmaktadır. Bu verilerin zenginliği göz önüne alındığında, literatürde incelenen Pompee ve Bilderbeek (2005) çalışmalarında olduğu gibi 1369 iflâs eden firma bilgilerine ulaşarak, Alfaro vd. (2008) çalışmalarında 1180 İspanyol şirketinin finansal verisine ulaşarak, Gordini (2014) 3100 Kobi işletmesinin finansal verisine ulaşarak analiz yapmışlardır. Algoritmaların belirli örneklem sayısının üzerinde daha doğru sonuçlar verdiği göz önüne alınırsa örneklem büyüklüğünün önemi daha açık anlaşılabilir.

İşletme başarısızlığını öngörmek için, literatürde kamuya açık verileri sınıflandırma teknikleriyle analiz eden birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalardan çok sayıda sonuç çıkarılmıştır. Bununla birlikte, sunulan bulguların güvenilirliği çok az veri kullanıldığı için sınırlıdır. Gelecekte yapılacak araştırmalarda, bu sorundan kaçınmak için daha büyük veri setleri elde edilerek analiz yapılması gerektiği düşünülmektedir.

Kaynakça

- AKGÜÇ, Öztin, (1997) *Finansal Yönetim*, Avcıol Yayınları, İstanbul.
- AKSOY, Barış ve Fatih Coşkun ERTAŞ, (2016), “Şirket Birleşme ve Satın Almalarının Hedef Şirket Mali Performansı Üzerindeki Etkileri”, *Akademik Bakış Dergisi*, Sayı 54, Mart – Nisan , ss. 772-786.
- BAIXAULI, J. Samuel and Antonina MO'DİCA-MİLO, (2010), “The Bias of Unhealthy Smes In Bankruptcy Prediction Models” *Journal of Small Business and Enterprise Development*, Vol. 17, Issue 1, pp. 60-77.
- BEE, Thai Siew and Mehdi ABDOLLAHİ, (2013), “Corporate Failure Prediction: Malaysia's Emerging Market”, *The International Journal of Finance*, Vol. 25, Issue 4, pp. 7985-8008.
- BİLİR, Hakan, (2015), “Finansal Sıkıntının Tanımı ve Piyasa Odaklı Çözümleri: Borç Yapılandırma, Varlık Satışı ve Yeni Sermaye Enjeksiyonu”, *Sosyoekonomi*, Cilt 1, pp. 9-24.
- BREALEY, Richard and S. C. MYERS, (2007), Çev. A. J. BOZKURT, T. ARIKAN, & Hatice DOĞUKANLI, *İşletme Finansının Temelleri*, MC Graw Hill ve Literatür Yayınları. İstanbul.
- CHEN, Jianguo, Ben R. MARSHALL, Jenny ZHANG, Siva GANESH, (2006) “Financial Distress Prediction in China” *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, Issue 2, pp. 317-336.
- CHEN, Mu-Yen, (2011) “Bankruptcy Prediction In Firms with Statistical and Intelligent Techniques and A Comparison of Evolutionary Computation Approaches”, *Computers and Mathematics with Applications*, Vol. 62, pp. 4514-4524.
- CHEN, Mu-Yen, (2011) “Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression” *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, pp. 11261-11272.
- ÇOKLUK, Ömay, Güçlü ŞEKERCİOĞLU ve Şener BÜYÜKÖZTÜRK, (2016) *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları*, Pegem Akademi Yayını, Ankara.
- DELEN, Dursun, Cemil KUZHEY ve Ali UYAR, (2013) “Measuring Firm Performance Using Financial Ratios: A Decision Tree Approach”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 40, pp. 3970-3983.
- DOĞRUL, Ümit, (2009) *Finansal Başarısızlık ve Finansal Başarısızlığın Tahmini: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında İşlem Gören Sınai İşletmeleri Üzerinde Bir Uygulama*, Mersin Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Mersin (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).
- GALLEGO-GARCIA, Ana, Maria-Jesus MURES-QUINTANA, (2012), “Business Failure Prediction Models: Finding The Connection Between Their Results and The Sampling Method”, *Preparation of Electronic Manuscripts for Publication*, pp. 157-168.
- GENG, Ruibin, Indranil BOSE and Xi CHEN, (2015) “Prediction of Financial Distress: An Empirical Study of Listed Chinese Companies Using Data Mining”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 241, pp. 236-247.
- GEPP, Adrian and Kuldeep KUMAR, (2015) “Predicting Financial Distress: A Comparison of

- Survival Analysis and Decision Tree Techniques”, *Procedia Computer Science*, Vol. 54, pp. 396-404.
- GEPP, Adrian, Kuldeep KUMAR and Sukanto BHATTACHARYA, (2010) “Business Failure Prediction Using Decision Tree”, *Journal of Forecasting*, Vol. 29, pp. 536-555.
- GLEZAKOS, Michalis, John MYLONAKIS and Katerina OIKONOMOU, (2010) “An Empirical Research on Early Bankruptcy Forecasting Models: Does Logit Analysis Enhance Business Failure Predictability?” *European Journal of Finance and Banking Research*, Vol. 3, Issue 3, pp. 1-15.
- GORDINI, Niccolò, (2014) “A Genetic Algorithm Approach for Smes Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Italy”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, pp. 6433-6445.
- IWAN, Mohamad, (2005) “Bankruptcy Prediction Model with Zeta Optimal Cut-Off Score To Correct Type I Errors”, *Gadjah Mada International Journal of Business*, Vol. 7, Issue 1, pp. 41-68.
- JARDIN, Philippe du and Eric SÉVERÏN, (2011), “Predicting Corporate Bankruptcy using A Self-Organizing Map: An Empirical Study to Improve The Forecasting Horizon of A Financial Failure Model”, *Decision Support Systems*, Issue 51, pp. 701-711.
- JARDIN, Philippe du, (2009) “Bankruptcy Prediction Models: How To Choose The Most Relevant Variables”, *Bankers, Markets and Investors*, Issue 98, pp. 39-46.
- JARDIN, Philippe du, (2012), “The Influence of Variable Selection Methods on the Accuracy of Bankruptcy Prediction Models”, *Bankers, Markets and Investors*, Issue 116, pp. 20-39.
- JARDIN, Philippe du, (2016), “A Two-Stage Classification Technique For Bankruptcy Prediction”, *European Journal of Operational Research*, Issue 254, pp. 236-252.
- KOROL, Tomasz and Adrian KORODI, (2010), “Predicting Bankruptcy with the Use of Macroeconomic Variables”, *Financial Economics*, pp. 1-20.
- LI, Hui, Jie SUN and Jian WU, (2010) , “Predicting Business Failure using Classification and Regression Tree: An Empirical Comparison with Popular Classical Statistical Methods and Top Classification Mining Methods”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, pp. 5895-5904.
- LI, Hui, Hai-Bin HUANG, Jie SUN and Chuang LIN, (2010) “On Sensitivity of Case-Based Reasoning to Optimal Feature Subsets in Business Failure Prediction”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, pp. 4811-4821.
- LI, Hui, Jie SUN, (2013), “Predicting Business Failure Using an RSF-Based Case-Based Reasoning Ensemble Forecasting Method”, *Journal of Forecasting*, Vol. 32, pp. 180-192.
- LUSSIER, Robert N. (1995), “A Nonfinancial Business Success Versus Failure Prediction Model For Young Firms”, *Journal of Small Business Management*, pp. 8-20.
- MULLER, G.H , B.W. Steyn-BRUWER, W.D. HAMMAN, (2009), “Predicting Financial Distress of Companies Listed on The JSE- A Comparison of Techniques”, *S.Afr.J.Bus.Manage*, Vol. 40, Issue 1, pp. 21-32.
- OKAY, Kaan, (2015), *Predicting Business Failures in Non-Financial Turkish Companies*, İhsan

- Doğramacı Bilkent University Graduate School of Economics and Social Sciences, Ankara (Unpublished Masters Thesis).
- ÖCAL, Nurcan, Metin Kamil ERCAN and Eyüp KADIOĞLU, (2015), “Predicting Financial Failure Using Decision Tree Algorithms: An Empirical Test on the Manufacturing Industry at Borsa Istanbul”, *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 7, Issue 7, pp. 189-206.
- ÖZDAĞOĞLU, Güzin, A. ÖZDAĞOĞLU, Y. GÜMÜŞ and G. KURT-GÜMÜŞ, (2017) “The Application of Data Mining Techniques in Manipulated Financial Statement Classification: The Case of Turkey”, *Journal of AI and Data Mining*, Vol. 5, Issue 1, pp. 67-77.
- ÖZTÜRK, Evren Koç, (2010), *Finansal Başarısızlık Tahmin Metodlarının Karşılaştırılması ve Sektörel Bir Uygulama*, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).
- POMPE, Paul P.M. ve Jan BİLDERBEEK, (2005), “The Prediction of Bankruptcy of Small- and Medium-Sized Industrial Firms”, *Journal of Business Venturing*, Vol. 20, pp. 847-868.
- SAYILGAN, Güven ve Arslan ECE, (2016) “İflâsın Ertelenmesi ve Türkiye’de 2009-2013 Arasındaki İflâsın Ertelenmesi Davalarının Analizi”, *Maliye ve Finans Yazıları*, Issue 105, ss. 47-74.
- SUN, Jie, Hui LI, Qing-Hua HUANG and Kai-Yu HE, (2014) “Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-Of-The-Art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 57, pp. 41-56.
- TORUN, Talip, (2007), *Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama*, Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kayseri (Yayınlanmamış Doktora Tezi).
- TUNCAY, Merve, (2011), “İşletmelerde Mali Kriz Sonrası Yeniden Yapılanma”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Temmuz, ss. 103-118.
- VATANSEVER, Kemal ve Sinan AYDIN, (2014), Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Sayı 41, Temmuz, ss. 163-176
- WU, Weiping, Vincent Cheng Siong LEE, Ting Yean TAN, (2006), “Data Preprocessing and Data Parsimony in Corporate Failure Forecast Models: Evidence From Australian Materials Industry”, *Accounting and Finance*, Vol. 46, pp. 327-345.
- YAKUT, Emre ve Bekir ELMAS, (2013), “İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Veri Madenciliği ve Diskriminat Analizi Modelleri ile Tahmin Edilmesi”, *Afyon Kocatepe Üniversitesi İİBF Dergisi*, Cilt 15, Sayı 1, pp. 237-254.
- YAPRAKLI, T. Şükrü ve Hamit ERDAL, (2016), “Firma Başarısızlığı Tahminlemesi: Makine Öğrenmesine Dayalı Bir Uygulama”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, Cilt 9, Sayı 1, pp. 21-31.
- YIP, Angela Y. N., (2006), “Business Failure Prediction: A Case-Based Reasoning Approach”, *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, Vol. 9, Issue 3, pp. 491-508.

EK 1. 2006 Yılı Korelasyon

EK 2. 2007 Yılı Korelasyon

EK 3. 2008 Yılı Korelasyon

29

EK4. ÇALIŞMAMIZDA KULLANILAN MALİ ORANLARI LİTERATÜRDE ÇALIŞMALARINDA KULLANAN ARAŞTIRMACILAR

Bağımsız Değişkenler	Finansal Oranlar	Yazar adı ve Yayın Yılı
X1	Cari Oran	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Korol and Korodi (2010), Glezakos et al (2010), M.Y. Chen (2011), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Okay (2015), Kaygın vd. (2016)
X2	Asit-Test (Likidite) Oranı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), Chen (2011), Kılıç (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X3	Nakit Oran	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), M.Y. Chen (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Chen (2011), Terzi (2011), Yakut (2012), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X5	Uzun Vadeli Yabancı Kaynakların Aktiflere Oranı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X6	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların Toplam Varlıklara Oranı	Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Korol and Korodi (2010), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Jardin (2012), Yakut ve Elmas (2013), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X7	Finansal Kaldıraç Oranı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Alfaro (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Kılıç (2011), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Okay (2015), Kaygın vd. (2016)

Bağımsız Değişkenler	Finansal Oranlar	Yazar adı ve Yayın Yılı
X8	Kısa Vadeli Yabancı Kaynakların ÖzSermayeye Oranı	Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Kaygın vd. (2016)
X9	Duran Varlıkların Özsermayeye Oranı	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Kaygın vd. (2016)
X10	Dönen Varlıkların Aktif Toplama Oranı	Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Galego et al (2012), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X11	Toplam Borçların Özsermayeye Oranı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), M.Y. Chen (2011), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X12	Stok Devir Hızı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Yakut (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X13	Alacak Devir Hızı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Li and Sun (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Jardin (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)
X14	Aktif Devir Hızı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Akkaya vd. (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç (2011), Galego et al (2012),
X15	Özsermaye Devir Hızı	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Divsalar et al (2011), Chen (2011), Terzi (2011), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Kaygın vd. (2016)
X16	Hazır Değerler Devir Hızı	Torun (2007), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011)
X17	Dönen Varlık Devir Hızı	Torun (2007), Alfaro et al (2008), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Akkaya vd. (2009), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Elmas vd. (2011), Li and Sun (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015),

Bağımsız Değişkenler	Finansal Oranlar	Yazar adı ve Yayın Yılı
X18	Maddi Duran Varlık Devir Hızı	Ko and Lin (2006), Jianguo Chen et al (2006), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), M.Y. Chen (2011), Elmas vd. (2011), Li and Sun (2011), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015)
X19	Brüt Kâr Marjı	Torun (2007), Li and Sun (2009), Doğrul (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Elmas vd. (2011), Yakut (2012), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X20	Faaliyet Kâr Marjı	Torun (2007), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2011), Divsalar et al (2011), M.Y.Chen (2011), Kılıç (2011), Elmas vd. (2011), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X21	Net Kâr Marjı	Torun (2007), Çelik (2009), Doğrul (2009), Li and Sun (2009), Akkaya vd. (2009), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Kılıç (2011), Elmas vd. (2011), Kılıç ve Seyrek (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Ural vd. (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015), Kaygın vd. (2016)
X22	Ekonomik Karlılık Oranı (ROA)	Jianguo Chen et al (2006), Torun (2007), Alfaro et al (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), M.Y.Chen (2011), Li and Sun (2011), Divsalar et al (2011), Terzi (2011), Jardin (2012), Galego et al (2012), Kılıç ve Seyrek (2012), Lin and Liang (2014), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)
X23	Aktif Kârlılık Oranı	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Korol and Korodi (2010), Glezakos et al (2010), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Lin and Liang (2014), Geng et al (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015)
X24	Öz sermaye Kârlılığı (ROE)	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Ekinci vd. (2008), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Akkaya vd. (2009), Doğrul (2009), Glezakos et al (2010), M.Y. Chen (2011), Li and Sun (2011), Galego et al (2012), Yakut (2012), Chuang (2013), Yakut ve Elmas (2013), Lin and Liang (2014), Ural vd. (2015), Okay (2015), Öcal ve Kadioğlu (2015), Kaygın vd. (2016)
X25	Finansman Giderlerini Karşılama Oranı	Ko and Lin (2006), Torun (2007), Li and Sun (2009), Çelik (2009), Doğrul (2009), Divsalar et al (2011), Li and Sun (2011), Kılıç (2011), Kılıç ve Seyrek (2012), Yakut (2012), Öcal ve Kadioğlu (2015), Öcal et al (2015)
X26	Firma faaliyet Süresi M.Y.Chen (2011)	
X27	Dört Büyük Denetim Şirketi Tarafından Denetlenip Denetlenmediği (Pricewaterhousecoopers- Deloitte Touche Tohmatsu- KPMG- Ernst and Young) Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.	
X28	Halka Açıklık Oranı % Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.	
X29	Sermayede Doğrudan %5 veya Daha Fazla Paya veya Oy Hakkına Sahip Gerçek ve Tüzel Kişiler- Halka Açık Olmayan Paylarda Yabancı Sermaye Payı % Tez izleme komitesi üyelerinin önerisiyle araştırmacı tarafından eklenmiştir.	