

Borsada İşlem Sırası Kapanmaları için Tahmin Modeli: Borsa İstanbul Örneği¹ (Prediction Model for Delistings: Empirical Evidence from Borsa İstanbul)

Yasin Erdem ÇEVİK^a  ^a Ahmet AKSOY^b  ^b

^a Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ankara, Türkiye. c.erdem@hbv.edu.tr

^b Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ankara, Türkiye. a.aksoy@hbv.edu.tr

| MAKALE BİLGİSİ | ÖZET |
|---|---|
| Anahtar Kelimeler: İşlem Sırası Kapanma Zorunlu İşleme Kapanma Gönüllü İşleme Kapanma Erken Uyarı Modeli Borsa İstanbul | Amaç – Araştırmanın amacı, Borsa İstanbul Pay Piyasası'ndaki zorunlu işleme kapanmalarının tahmininde kullanılacak bir model geliştirilmesi ve tahmin gücünün test edilmesidir. Yöntem – Araştırmanın kapsamını, 2000-2018 döneminde Borsa İstanbul'da işlem sırası kapatılan 79 şirket oluşturmaktadır. Kontrol grubu ile beraber, araştırmanın örnekleme 147 şirket dahil edilmiştir. Model geliştirilmesinde başarısızlık literatüründen yararlanılmıştır. Modele seçilecek değişkenler; "likidite", "karlılık", "mali yapı ve yükümlülükleri karşılama", "çalışma etkinliği", "piyasa çarpanları" ve "büyüklük" olmak üzere altı boyutta toplanmıştır. Çalışmada, araştırma örneklemindeki veri sayısının kısıtlı olması da dikkate alınarak, lojistik regresyon yöntemi kullanılmıştır. Lojistik modelde yer alacak değişkenlerin belirlenmesinde, korelasyon katsayıları ile birlikte değişkenlerin boyutları ve literatürdeki kullanım sayıları da dikkate alınmıştır. 22 finansal oran arasından yapılan seçim işlemi sonunda, 11 finansal oran bağımsız değişken olarak modele eklenmiştir. Bulgular – Model sonuçlarının beklentilerle ve literatürle uyumlu olduğu görülmüştür. En uygun kesme değeri olan 0,5'e göre model, gözlemlerin %83'ünü doğru bir şekilde sınıflandırmıştır. Modelin işleme kapanmaya ilişkin verdiği sinyallerin %79'u gerçekleşmiştir. Diğer taraftan, modelin öngöremediği işleme kapanmalar (kaçan sinyaller) %13'te sınırlı kalmıştır. |
| Gönderilme Tarihi 5 Mayıs 2020 Revizyon Tarihi 15 Haziran 2020 Kabul Tarihi 20 Haziran 2020 | Tartışma – Başarısızlık literatüründe lojistik regresyon yönteminin kullanıldığı çalışmalarda modellere ait "doğru sınıflandırma yüzdeleri" (%77 ile %95 arasında) dikkate alındığında, elde edilen modelin başarı düzeyi (%83) kabul edilebilir düzeydedir. Elde edilen bulgular, işleme kapanmaların tahmininde erken uyarı modellerinden yararlanılabileceğini ortaya koymaktadır. |
| Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi | |
| ARTICLE INFO | ABSTRACT |
| Keywords: Involuntary Delisting Voluntary Delisting Early Warning System Istanbul Stock Exchange | Purpose – The aim of the research is to develop a model to predict involuntary delisting from Borsa İstanbul and to test its predictive power. Design/methodology/approach – The scope of the research consists of 79 delisted firms in Borsa İstanbul in the period of 2000-2018. Sample of the research, covering control group, is 147 firms. The model is based on the literature of failure. The variables selected for the model are classified in six dimensions: "liquidity", "profitability", "leverage and solvency", "efficiency", "market multiples" and "size". In the research, considering the limited size of data in the research sample, the logistic regression method is applied. While determining the variables to be included in the logistic model, in addition to correlation coefficients, the dimensions of the variables and the number of uses in the literature are also taken into account. At the end of the selection process among 22 financial ratios, 11 financial ratios are used in the model as independent variables. Findings – Model results are found to be compatible with expectations and literature. According to the most appropriate cut-off value of 0.5, the model correctly classifies 83% of the observations. 79% of the signals given by the model regarding delisting is realized. On the other hand, delisting that the model could not predict (missing signals) is limited at 13%. Discussion – When the accurate classification of the models in the studies using the method of logistic regression in the literature of failure (between 77% and 95%) is taken into consideration, the success level of the applied model (83%) is acceptable. The findings reveal that early warning models can be used for predicting delisting. |
| Received 5 May 2020 Revised 15 June 2020 Accepted 20 June 2020 | |
| Article Classification: Research Article | |

¹Bu çalışma, Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Muhasebe-Finansman Doktora Programı kapsamında, Prof. Dr. Ahmet AKSOY'un danışmanlığını yaptığı "Borsadan Çıkış Nedenlerinin Analizi ve Çıkış Tahmin Modeli" başlıklı doktora tezinden türetilmiştir.

Önerilen Atıf/ Suggested Citation

Çevik, Y., E., Aksoy, A. (2020). Borsada İşlem Sırası Kapanmaları için Tahmin Modeli: Borsa İstanbul Örneği, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12 (2), 2094-2112.

1. GİRİŞ

Ülke ekonomileri için stratejik öneme sahip olan borsalarda elverişli yatırım olanağının sağlanması, işlemlerin gözlemlenmesini ve çeşitli yaptırımların uygulanmasını gerektirir. Borsada işlem gören hisse senetlerinin borsadan ayrılması, organize piyasaların doğası gereği ortaya çıkan bir ihtiyaçtır. Hisse senedinin borsa pazarlarından çıkması ya da çıkarılması, literatürde “işlem sırasının kapanması” (delisted) olarak ifade edilmektedir. Çalışmada “işlem sırasının kapanması” yerine kısaca “işleme kapanma” ifadesi kullanılmıştır.

İşleme kapanma kavramı, gönüllü işleme kapanma ve zorunlu işleme kapanma olarak sınıflandırılabilir (Macey vd., 2008). Gönüllü işleme kapanma, şirketin borsa pazarlarından kendi isteğiyle çıkmasını ifade ederken; zorunlu işleme kapanma, borsada aranan gereksinimlerin sağlanamaması üzerine, şirketin borsa pazarlarından çıkarılmaya zorlanmasıdır. Özellikle 2008 Küresel Krizi sonrasında, zorunlu ve gönüllü işleme kapanma sayılarında büyük bir artış yaşanmıştır. 42 borsanın 2008-2012 dönemi verileri incelendiğinde, yıllık ortalama 1267 hisse senedinin borsa pazarlarından ayrıldığı görülmektedir (Martinez ve Serve, 2017). Sadece ABD borsalarında (NYSE ve Nasdaq) 2000-2015 yıllarını kapsayan dönemde, işlem sırası kapanan şirket sayısı 5800’ün üzerindedir (Çevik ve Aksoy, 2017).

Borsa İstanbul pay piyasasında işlem gören şirket sayısının genel seyri incelendiğinde, 1986-2000 döneminde büyük bir gelişim yaşandığı görülmektedir. 2000 yılı sonrasında ise pay piyasasında durağan bir döneme geçilirken, son yıllarda Borsa İstanbul Pay Piyasası’nın küçüldüğü söylenebilir. Gerçekleşen halka arz sayısının sınırlı kalmasının yanında işleme kapanmalarda yaşanan artışlar, bu olumsuz durumu yaratmaktadır. İşleme kapanmanın Borsa İstanbul ölçeğinde incelenmesi, borsanın gelişiminin önündeki zorlukların tespiti ve çözümü açısından önem teşkil etmektedir. Ayrıca Borsa İstanbul’daki işleme kapanmaları inceleyen kısıtlı sayıda çalışmanın (Çevik, 2013; Çevik ve Aksoy, 2017) olması, işleme kapanmayı ele alan çalışmaları daha değerli kılmaktadır.

Çalışmanın amacı, Borsa İstanbul Pay Piyasası’ndaki işleme kapanmaların tahmininde kullanılacak bir modelin geliştirilmesi ve tahmin gücünün test edilmesidir. Geliştirilen modelle zorunlu işleme kapanmanın erken uyarıları tespit edilecektir. Tahmin modelinden elde edilen erken uyarı sinyalleri, şirketle ilgili tüm kesimler için önem arz eder. Başta şirketin kendisi olmak üzere yöneticiler, ortaklar ve borsa da dahil olmak üzere, zorunlu işleme kapanmadan olumsuz etkilenecek tüm kesimler modelden yararlanabilir. Uyarı niteliğindeki sinyaller, şirketin sorunlarının erken tespitine olanak vererek, yönetimin daha etkin karar almasına yardımcı olur. Modele göre alım satım yapan bir yatırımcı, portföyünde değişikliğe giderek, oluşacak kayıpların önüne geçer.

İşleme kapanmalar için geliştirilen tahmin modelinin Borsa İstanbul özelindeki önemi, üç konuyla ilişkilendirilebilir. Modelden elde edilecek ilk yarar, Borsa İstanbul yatırımcısının servet ve refahını korumaya yöneliktir. İkinci olarak, Yakın İzleme Pazarı’nın kuruluş amacının gerçekleştirilmesine katkı sağlar. Üçüncü olarak, ilerleyen yıllarda ortaya çıkması muhtemel özyönetimli Borsa İstanbul’un aldığı işleme kapanma kararlarının takibi ve denetimi yapılırken, erken uyarı modellerinden yararlanılabilir.

Tahmin gücü yüksek bir model elde etmek amacıyla, araştırmanın kapsamı yalnızca zorunlu işleme kapanan şirketlerle sınırlı tutulmuştur. Kontrol gurubu ile beraber, araştırmanın örnekleme 147 şirket dahil edilmiştir. Çalışmada, araştırma örneklemindeki veri sayısının kısıtlı olması da dikkate alınarak, lojistik regresyon yöntemi kullanılmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, işleme kapanma kavramı açıklanmıştır. Üçüncü bölümde, başarısızlığın tahminine ilişkin literatür taramasına yer verilmiştir. Araştırmanın “amacı ve önemi”, “kapsamı, varsayımları ve sınırlılıkları” ve “yöntemi” hakkında bilgiler verilmiştir. Yedinci bölümde model sonuçları, herbir değişken için beklentilerle ve literatürle uyumu dikkate alınarak yorumlanmıştır. Modelin öngörü performansı için gerçek gözlem değerleri ile modelden elde edilen tahmin değerleri karşılaştırılmıştır. Son olarak, geliştirilen erken uyarı modelinin önemi ve başarısızlık literatürüne katkısı tartışılmıştır.

2. İŞLEME KAPANMA KAVRAMI

İşleme kapanmayı, şirketin işlem gördüğü borsa pazarlarından çıkması ya da çıkarılması olarak tanımlamak mümkündür. İşleme kapanma kavramı, gönüllü işleme kapanma ve zorunlu işleme kapanma olarak sınıflandırılmaktadır (Macey ve O’Hara, 2008).

Şirketin yetkili organları tarafından alınan karara bağlı olarak, işlem gördüğü borsa pazarlarından kendi isteğiyle çıkması, gönüllü işleme kapanma olarak ifade edilmektedir. Borsada işlem görmenin maliyetinin, elde edilen faydayı aşması durumunda, şirketin gönüllü olarak borsadan ayrılması beklenir (Pagano vd., 1998; Bharath ve Dittmar, 2010). Gönüllü işleme kapanma literatürünün temelini, işlem gören şirketin satın almaya/birleşmeye konu olmasının hemen ardından işleme kapanmasını ifade eden özele geçiş işlemleri (GPT) oluşturmaktadır. GPT kavramına göre, borsada işlem gören şirket, öncelikle satın almaya/birleşmeye konu olur. Satın alınma sonrasında ise, yeni yönetim şirketi halka açık sermayeli statüden, özel sermayeli şirket statüsüne geçirir.

Zorunlu işleme kapanma kavramı ise belirlenen kurallara uyulmaması ya da istenen gereksinimlerin sağlanamaması üzerine, şirketin borsa pazarlarından çıkarılmaya zorlanmasını ifade etmektedir. Zorunlu işleme kapanma, şirketin başarısızlığıyla alakalıdır. Başarısızlık olarak kabul edilen durumların ortaya çıkması durumunda, ilgili payın işlem görmesi durdurulmalıdır. Ortaya koyulan kriterler ve düzenlemeler, borsalara göre farklılaşsa da, başarısızlık literatürü ile örtüşmektedir. İflas, öz sermaye kaybı, faaliyetlerine ara vermiş olması veya üretim kapasitesini kaybetmesi gibi olumsuz durumlarla karşılaşmasına bağlı olarak şirketin hisse senetleri işleme kapanarak, borsa pazarlarından çıkartılabileceği gibi; işlem hacmi, piyasa değeri, hisse senedi fiyatı veya net kar gibi göstergelere koyulan sayısal kriterlerin sağlanamaması üzerine de şirketin borsa pazarlarından ihraç edilmesi mümkündür.

Nasdaq ve NYSE’de gerçekleşen zorunlu işleme kapanmalar incelendiğinde şirketlerin, toplam piyasa değeri ile hisse senedi fiyatı için aranan sayısal kriterlere uymakta güçlük çektiği görülmektedir (Macey vd., 2008). 1999-2002 dönemini inceleyen Harris ve diğerleri (2008), örneklemin %25’nin kurumsal yönetime ilişkin kriterleri sağlayamadığı için borsa pazarlarından çıkarıldığını, bu sayının son yıllarında arttığını ifade etmiştir. Başarısızlığın en keskin göstergesi olan iflası tecrübe ederek Nasdaq’dan çıkarılan şirketler de (%10) azımsanmayacak düzeydedir.

Şirketin düşük performansı ve kötü yönetimi, şirketin zorunlu işleme kapanmasına neden olur. Zorunlu işleme kapanma, şirketler ve yatırımcılar üzerinde olumsuz ekonomik sonuçlar doğurmaktadır. Zorunlu işleme kapanan şirketlerin büyük bir kısmı finansal sıkıntı maliyetlerine maruz kaldığından iflas maliyetleri üzerine yapılan çalışmalar, işleme kapanmanın ekonomik sonuçları açısından önem taşımaktadır (Dahiya ve Klapper, 2007). İflas süreci ve finansal sıkıntı maliyetlerinin, firma değerine ve yatırımcıların serveti üzerine olumsuz etkilerini şirket düzeyinde ortaya koyan birçok ampirik çalışma mevcuttur (Clark ve Weinstein, 1982; Altman, 1984; Opler ve Titman, 1994; Dayı, 2020). Zorunlu olarak işleme kapanan firmalarda da yaşanan likidite kaybı sebebiyle, firma değerlerinin düştüğü ve hisse senedi fiyatlarındaki volatilitenin arttığı ortaya konulmuştur (Sanger ve Peterson, 1990; Macey vd., 2008; Harris vd., 2008). Ayrıca kar marjları düşük, finansal kaldıraçları ise yüksektir (Thomsen ve Vinten, 2014).

3. LİTERATÜR TARAMASI

Başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik olarak ortaya koyulan modeller, teorik ve istatistiksel bazlı olarak ikili bir ayırmda incelenebilir. Ağırlıklı olarak istatistiksel bazlı modellerden yararlanılmakta olup, kısıtlı sayıda çalışmanın teorik modellerle ilişkilendirildiğini söylemek mümkündür (Morris, 2018).

İstatistiksel modeller, kullanılan bağımsız değişkenin sayısına bağlı olarak, kendi içerisinde tek ve çok değişkenli modeller olmak üzere iki alt başlık altında gruplandırılabilir. Tek değişkenli modellerin, başarısızlık literatüründeki öncü çalışmalarda (Fizpatrick, 1932; Smith ve Winakor, 1935) kullanıldığı görülmektedir. Tek değişkenli modellerdeki amaç, işletmenin gelecekteki finansal durumunun tahmin edilmesine olanak veren değişkenin tespit edilmesidir. Fizpatrick (1932), bir işletmenin başarısızlığının tahmininde, “Net Kar/Net Değer” rasyosunun önemine vurgu yaparken; Smith ve Winakor (1935), “İşletme Sermayesi/Toplam Varlıklar” rasyosunun başarısızlık için en önemli gösterge olduğunu tespit etmiştir.

Tek değişkenli modellerin kullanıldığı çalışmalardan elde edilen sonuçların birbirinden açık bir şekilde farklılaşması, birçok değişkeni dikkate alan modellerin kullanılması gerekliliğini ortaya koymuştur (Zopounidis ve Paraschou, 2013). Tek değişkenli istatistiksel modellerin yöntemsel açıdan en büyük sakıncası, yalnızca bir değişkeni ele alarak, bağımlı değişkenle doğrusal ilişki kurmasıdır. Çok değişkenli modeller ise, bütün değişkenleri bir arada, karşılıklı ilişkilerini gözetenerek dikkate almaktadır. Başarısızlık tahmininde

kullanılan çok değişkenli modeller, genellikle diskriminant analizi ile lojistik regresyon analizine dayalı olarak geliştirilmektedir.

Altman (1968) tarafından geliştirilen ilk iflas tahmin modelinde kullanılan diskriminant analizi, özellikle 1966-2000 döneminde araştırmacıların yoğun olarak kullandığı bir yöntem olarak göze çarpmaktadır (Çelik, 2013). Başarısızlığın tahmininde sıklıkla kullanılması, araştırmacılar tarafından kabul görmüş bir yöntem olduğunu da göstermektedir. Diskriminant analizinde amaç, bağımlı değişkene ilişkin tahminde bulunmak ve doğru bir şekilde sınıflandırmaktır. Model, işletmelerin başarılı ve başarısız ayrımına olanak sağlamaktadır. Modelin performansı, gruplar arasında en iyi ayrımı sağlayan değişkenlerin doğrusal bileşiminin elde edildiklerine bağlıdır. Ayrım, önceden belirlenen bir değişken setine dayanarak yapıldığı için, başarılı ve başarısızlık tahmininde kullanılan örneğin de modelin performansı üzerine etkisi vardır. Çoklu diskriminant analizi, doğrusal olarak ele alınabileceği gibi kuadritik tahmin yapmak da mümkündür.

Diskriminant analizi yöntemi, gruplara ait verilerin çok değişkenli normal dağılıma sahip olduğunu ve grupların varyans-kovaryans matrislerinin birbirine eşit olduğunu varsaymaktadır. Genellikle araştırmalarda, modelin tahmin gücünün yüksek çıkması durumunda varsayımların gözardı edebileceğine ilişkin görüşler mevcut olsa da, Ohlson (1980), bu varsayımlardan lojistik regresyon yöntemi kullanarak kaçınılabileceğini ifade etmiştir. Lojistik regresyon yönteminin diskriminant analizine göre diğer bir üstünlüğü ise, başarısızlık olasılıklarının hesaplanmasına yöneliktir. Diskriminant analizi sonucunda elde edilen skorlar, sıralama yapmayı mümkün hale getirirse de başarısızlığın olasılığı hakkında bilgi vermemektedir. Lojistik regresyon yönteminde ise, işletmenin başarısız olma olasılığı hesaplanarak, sınıflandırma yapılmaktadır. Diskriminant analizine göre belirgin üstünlükleri bulunan lojistik regresyona dayalı modellerin, işletme başarısızlığının tahmininde kullanılmaya başlanması eskiye dayansa da, özellikle 2000 yılı sonrasında yoğun bir şekilde kullanılmıştır.

Başarısızlık tahmininde ayrıca ele alınması gereken diğer önemli bir grup ise, yapay zeka modelleridir. Gelişen teknoloji ve artan veri kullanımı ile birlikte, başarısızlığın tahmin edilmesinde yapay zeka modelleri yoğun olarak kullanılmaya başlanmıştır. Yapay zekanın bir alt disiplini olan makine öğrenmesine dayalı geliştirilen modellerle, mevcut verilerden elde edilen deneyimler, başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları, karar ağaçları, genetik algoritmalar gibi çeşitli algoritmalar ve yöntemlerle, verilerde bulunan kalıplar öğrenilir ve benzer durumlarla karşılaşıldığında çıkarım yapabilen sistemler geliştirilir. Yapay zeka modellerinin, özellikle büyük boyutta verilerin kullanılabilmesi örneklemelerde, diskriminant analizi ve lojistik regresyona göre daha iyi sonuç vermesi beklenir (Jones, 2017).

Çalışmada lojistik regresyon yöntemi kullanıldığı için, literatür incelenirken benzer modellere ağırlık verilmiştir. Lojistik regresyonun kullanıldığı ilk çalışma Ohlson (1980) tarafından yapılmıştır. Ohlson (1980), 1970-1976 döneminde iflas eden 105 firma ile Compustat'tan aldığı 2058 faaliyetine devam eden firmadan oluşan örneklemin kullanıldığı çalışmada üç model oluşturmuştur. Çalışmada, bağımsız değişken olarak dokuz finansal oran incelenmiş olup, firma büyüklüğünün (aktif), finansal yapının (kaldıraç oranı), performansın (aktif karlılık) ve likiditenin (net işletme sermayesi ve cari oran) önemli olduğu vurgulanmıştır. Başarısızlığın tahmininde, daha sonraki yıllarda, lojistik regresyon yönteminin kullanıldığı önemli çalışmalar Tablo-1'de özetlenmiştir. Tablo incelendiğinde, lojistik regresyon yönteminin, gelişmiş ülke firmalarından oluşan örneklemelere uygulandığı gibi, gelişmekte olan ülkeler için de başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Modellerin tahmin gücünü gösteren sınıflandırmadaki başarıları ise, %77 ile %95 arasında değişmektedir.

Türkiye özelinde bakıldığında, başarısızlık literatürü kapsamında lojistik regresyonun kullanıldığı çalışmalar da mevcuttur. Arslan ve Karan (2009), ATO üyesi 1666 KOBİ'ye lojistik regresyon uygulayarak kredi riskine etki eden faktörleri inceledikleri çalışmada, KOBİ'leri, ihracat geliri elde edip etmemesine bağlı olarak yerel ve uluslararası firma olarak ayırmışlardır. Ticari kredi, finansal giderler, vergi ve net kar marjının artması, yerel işletmelerde temerrüt riskini artırırken; uluslararası şirketlerde temerrüt riski, stokların toplam varlıklardaki payının artmasına, net kar marjı ile satışların ise azalmasına bağlı olarak yükselmektedir. Çalışmada yerli firmalar ile uluslararası firmaların temerrüt risk bileşenlerinin farklı olduğuna dair somut kanıtlar sunularak, her iki grup için de kayıt dışı işlemlerin belirgin bir şekilde rol oynadığı vurgulanmıştır. Ercan ve diğerleri (2015), kredi riskini ölçmek amacıyla, Borsa İstanbul'da işlem gören 206 imalat şirketinden oluşan örnekleme lojistik regresyon analizi uygulamışlardır. Araştırma dönemi 2007-2013 yıllarını kapsayan çalışmanın sonuçlarına göre, finansal başarısızlık ile firmanın "faiz, vergi ve amortisman öncesi karı" ve

“faaliyetlerden elde edilen nakit akımları” değişkenleri arasında negatif, finansal kaldıraçla pozitif bir ilişki bulunmuştur.

Tablo 1. Lojistik Regresyon Kullanılan Çalışmalar

| Makale | Ülke | Araştırma | Sınıflandırma |
|----------------------------|----------------------|-----------|---------------|
| Ohlson (1980) | ABD | 1970-1976 | 87,60 |
| Casey ve Bartczak (1985) | ABD | 1971-1982 | 88,00 |
| Zavgren (1985) | ABD | 1972-1978 | 90,00 |
| Zavgren ve Friedman (1988) | ABD | 1972-1978 | 82,00 |
| Dambolena ve Shulman | ABD | 1977-1980 | 89,00 |
| Keasey ve McGuinness | Birleşik Krallık | 1976-1984 | 86,00 |
| Keasey, vd.(1990) | ABD | 1976-1986 | 86,00 |
| Gilbert, vd. (1990) | ABD | 1972-1983 | 81,90 |
| Platt ve Platt (1990) | ABD | 1972-1986 | 90,00 |
| Ooghe vd. (1991) | Belçika | 1985-1990 | 85,30 |
| Theodossiou (1991) | Yunanistan | 1980-1984 | 94,52 |
| Back vd. (1996) | Finlandiya | 1986-1989 | 86,49 |
| Begley, vd. (1996) | ABD | 1980-1989 | 84,42 |
| Latinen ve Latinen (1998) | Finlandiya | 1986-1991 | 80,49 |
| Dimitras vd. (1999) | Yunanistan | 1986-1993 | 90,00 |
| Lin ve Piesse (2001) | Birleşik Krallık | 1985-1994 | 87,00 |
| Claessens, vd. (2003) | Beş Doğu Asya Ülkesi | 1996-1998 | 77,50 |
| Koh ve Low (2004) | ABD | 1980-1987 | 94,00 |
| Charitou, vd. (2004) | Birleşik Krallık | 1988-1997 | 85,56 |
| Li ve Sun (2008) | Çin | 2000-2005 | 87,93 |
| Lin (2009) | Tayvan | 1998-2005 | 86,40 |
| Arslan ve Karan (2009) | Türkiye | 2007 | 85,40 |
| Bhimani, vd. (2010) | Portekiz | 1997-2003 | 95,00 |
| Altman vd. (2010) | İngiltere | 2000-2005 | 76,00 |
| Jardin ve Severin (2011) | Fransa | 1995-2003 | 81,14 |
| Tinoco ve Wilson (2013) | Birleşik Krallık | 1980-2011 | 80,4 |
| Ercan vd. (2015) | Türkiye | 2007-2013 | 79,42 |
| Cultrera ve Brédart (2016) | Belçika | 2002-2012 | 82,97 |
| Altman vd. (2017) | Avrupa | 2007-2010 | 90,00 |
| Duarte vd. (2017) | Portekiz | 2007-2010 | 77,20 |
| Ciampi (2018) | İtalya | 2008-2010 | 83,40 |

4. ARAŞTIRMANIN AMACI VE ÖNEMİ

Araştırmanın amacı, Borsa İstanbul’da işleme kapanmaların tahmininde kullanılacak bir modelin geliştirilmesi ve tahmin gücünün test edilmesidir. Geliştirilen modelle zorunlu işleme kapanmanın erken uyarıları tespit edilecektir.

Tahmin modelinden elde edilen erken uyarı sinyalleri, şirketle ilgili tüm kesimler için önem arz eder. Başta şirketin kendisi olmak üzere yöneticiler, ortaklar ve borsa da dahil olmak üzere, zorunlu işleme kapanmadan olumsuz etkilenecek tüm kesimler modelden yararlanabilir. Uyarı niteliğindeki sinyaller, şirketin sorunlarının erken tespitine olanak vererek, yönetimin daha etkin karar almasına yardımcı olur. Modele göre, alım satım yapan bir yatırımcı, portföyünde değişikliğe giderek oluşacak kayıpların önüne geçer. Ayrıca model, politika yapıcılara işleme kapanma politikasının oluşturulması ve uygulanmasında yardımcı olur.

İşleme kapanmalar için geliştirilen tahmin modelinin Borsa İstanbul özelindeki önemi ve yararı, üç konuyla ilişkilendirilebilir. Modelden elde edilecek ilk yarar, Borsa İstanbul yatırımcısının servet ve refahını korumaya yöneliktir. Borsa İstanbul’da da işleme kapanma süreci, hisse senedi fiyatlarını olumsuz etkilemektedir. Borsa İstanbul’da zorunlu işleme kapanan şirketlerin getirisi, belirgin ve istatistiksel olarak anlamlı bir şekilde BİST-100 getirisinden ayrılmaktadır (Çevik ve Aksoy, 2017). Modelden elde edilen sinyalleri dikkate alan bir yatırımcı, likidite ve getiri kaybından kendini koruyabilir.

İkinci olarak geliştirilen tahmin modeli, Yakın İzleme Pazarı'nın kuruluş amacının gerçekleştirilmesine katkı sağlayacaktır. Yakın İzleme Pazarı kapsamına işlem sırası kapatılma ihtimali olan şirketler alınarak, hem yatırımcıların doğru bir şekilde bilgilendirilmesi hem de hisselerin likit bir ortamda alım satımının sağlanması arzu edilmektedir. Ancak Borsa İstanbul'un en prestijli pazarlarında işlem görürken, işleme kapanan birçok şirket vardır. Tahmin gücü yüksek bir modelden elde edilecek sinyallerin dikkate alınması, işlem sırası kapanacak şirketlerin önceden Yakın İzleme Pazarı'na alınmasına ve yatırımcının korunmasına olanak sağlayacaktır.

Üçüncü olarak geliştirilen tahmin modeli, ilerleyen yıllarda Borsa İstanbul tarafından işleme kapanmaya ilişkin alınacak kararların gözetlenmesi ve denetlenmesinde kullanılabilir. Son otuz yılda borsaların kurumsal yönetiminde önemli değişiklikler yaşandığı ve borsaların büyük bir kısmının halka arz olduğu görülmektedir (Aksoy ve Tanrıöven, 2014). Borsaların, pazarlarında işlem gören şirket sayısının ve gelirlerinin artmasını arzularken, diğer taraftan pazarlarda hangi şirketlerin işlem göreceğine ve kapanacağına karar vermesi, bir çelişkiyi işaret etmektedir. Halka arz edilmiş, öz-yönetime sahip Borsa İstanbul'un, işleme kapanmaya ilişkin aldığı kararlarda ne kadar toplumsal faydayı düşüneceği sorgulanacaktır. İşlem sırası kapanan şirketleri tahmin eden modellerin geliştirilmesi, borsa tarafından alınan işleme kapanma kararlarının gözetlenmesini ve denetlenmesini kolaylaştıracaktır.

5. ARAŞTIRMANIN KAPSAMI, VARSAYIMLARI VE SINIRLILIKLARI

Borsa İstanbul'da işlem sırası kapanan şirket bilgilerinin yer aldığı veri kaynağına (Borsa İstanbul, 2019) göre, 2000-2018 döneminde 133 şirketin işlem sırası kapanmıştır. İşlem sırası kapanan 34 şirket birleşmeye taraf olurken, 20 şirketin ise gönüllü olarak borsadan ayrıldığı tespit edilmiştir. Geriye kalan 79 şirket ise, borsa pazarlarından atılmıştır. Diğer bir ifadeyle, 2000-2018 döneminde gerekli kotasyon koşullarına uyulmaması sebebiyle, Borsa İstanbul Yönetim Kurulu tarafından alınan kararla, 79 şirketin işlem sıraları sürekli olarak kapatılmıştır.

Borsa İstanbul'da gerçekleşen tüm işleme kapanmaları kapsayan heterojen bir örneklem üzerinden, tahmin gücü yüksek bir modelin elde edilmesi mümkün değildir. İşleme kapanma nedenlerine göre oluşturulan örneklem, modelin tahmin gücünü arttıracaktır. Tahmin gücü yüksek bir model elde edebilmek amacıyla, araştırmanın kapsamı yalnızca zorunlu işleme kapanan şirketlerle sınırlı tutulmuştur. Araştırma kapsamına, zorunlu işleme kapanan 79 şirket alınmıştır. Borsa İstanbul'da yaşanan zorunlu işleme kapanma sıklığı ve olumsuz ekonomik sonuçları, geliştirilecek modelin önemini artırmaktadır.

Araştırmanın örnekleme, zorunlu işleme kapanan şirketler ve kontrol grubundan oluşmaktadır. Zorunlu işlem sırası kapanan şirketlerin mali tabloları incelenmiş, finansal kesimin mali tabloları farklılaştığı için örneklemden çıkarılmıştır. Kontrol grubu oluşturulurken rastgele örneklemeye gidilebileceği gibi, eşleştirilmiş örnek tasarım yaklaşımı da benimsenebilir. Konuya ilişkin literatürde fikir birliği yoktur. Çalışmada, Michelsen ve Klein'e (2011) benzer şekilde "eşleştirilmiş örnek tasarım" yaklaşımı benimsenmiştir. İşleme kapanmaya ilişkin birçok çalışmada (Lehn ve Poulsen, 1989; Martinez ve Serve, 2011; Tutino vd., 2014) kullanılan bu yaklaşımda, sektör ve büyüklük gibi önemli kriterler dikkate alınarak kontrol grubu oluşturulmaktadır. Böylece rastgele örnekleme göre, analiz sonuçlarında sektör ve boyut etkisi sınırlandırılmış olur. Kontrol grubu oluşturulurken, zorunlu işleme kapanan şirket ile halka arz tarihi yakın olan ve aynı sektörde faaliyet gösteren şirketler içerisinden, satış tutarı en yakın olan firma kontrol grubuna seçilmeye gayret edilmiştir. Sektör sınıflandırılmasında Finnet Analiz Programı'nda yer alan sınıflandırma kullanılırken, büyüklük kriteri olarak net satış tutarı dikkate alınmıştır. Sektör ve halka arz tarihleri dikkate alındığında işleme kapanan her şirketi, Borsa İstanbul'da işlem gören bir şirketle eşleştirmek mümkün olmamıştır. Örnekleme alınan 147 şirketin sektörel dağılımı Tablo-2'de verilmiştir.

Tablo 2. Örnekleme Alınan Şirketlerin Sektörel Dağılımı

| Sektör | BİST’de İşlem Gören | İşleme Kapanan | Kontrol Gubu |
|--------------------------|---------------------|----------------|--------------|
| Bina Malzemeleri | 9 | 1 | 2 |
| Boya | 2 | 3 | 2 |
| Dayanıklı Tüketim | 9 | 2 | 3 |
| Demir Çelik | 7 | 1 | 2 |
| Diğer İmalat | 5 | 6 | 2 |
| Diğer Kimyasal Ürünler | 10 | 2 | 2 |
| Elektrik Mak. Kab. Malz. | 4 | 1 | 1 |
| Enerji | 9 | 3 | 0 |
| Gayrimenkul Faaliyetleri | 2 | 1 | 2 |
| Gıda | 23 | 9 | 14 |
| Giyim Eşyası | 4 | 3 | 1 |
| Holdingle | 30 | 8 | 16 |
| İlaç&Sağlık | 7 | 1 | 2 |
| İletişim ve Savunma | 6 | 1 | 2 |
| Lokanta ve Oteller | 12 | 1 | 2 |
| Medya | 4 | 4 | 4 |
| Orman Ürün. ve Mobilya | 6 | 1 | 2 |
| Tekstil Kimyasalları | 2 | 1 | 2 |
| Tekstil ürünleri | 16 | 10 | 12 |
| Telekomünikasyon | 2 | 1 | 2 |
| Toptan Ticaret | 6 | 3 | 3 |
| Ulaştırma | 9 | 2 | 4 |
| Genel Toplam | 184 | 65 | 82 |

Örnekleme alınan şirketlerin verileri, FİNNET Elektronik Yayıncılık’tan temin edilmiştir. Veriler elde edilirken, işlem sırası kapanan şirketin, işlem gördüğü son tarihten önce yayınlandığı yıllık mali tabloları kullanılmıştır. Kontrol grubundaki şirketlerin verileri elde edilirken, eşleştirildiği işleme kapanan şirketin verilerinin elde edildiği mali yıl dikkate alınmıştır.

6. ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ

Araştırmanın yöntemi, araştırma modeli ile veri analiz yöntemleri alt başlıklarından oluşmaktadır.

6.1. Araştırma Modeli

Araştırma örnekleme, işlem sırası kapanan şirketler ile işlem görmeye devam eden şirketlerden oluşan kontrol grubundan oluşmaktadır. İki grup dikkate alınarak, modelin bağımlı değişkeni olan kukla değişken elde edilmiştir. Şirketin işleme kapanmasına ya da işlem görmeye devam etmesine bağlı olarak kukla değişken sırasıyla 1 ya da 0 olarak belirlenmiştir.

Zorunlu işleme kapanmaların, başarısızlık sebebiyle ortaya çıkması sebebiyle modelin geliştirilmesinde başarısızlık literatüründen yararlanılmıştır. Modelde yer alacak bağımsız değişkenleri belirlemek için, öncelikle literatürdeki başarısızlık tahmin modellerinde sıklıkla yer alan değişkenler tespit edilmiştir.* Tespit edilen değişkenler; “likidite”, “karlılık”, “mali yapı ve yükümlülükleri karşılama”, “çalışma etkinliği”, “piyasa çarpanları” ve “büyüklük” olmak üzere altı boyutta toplanmıştır. Altı boyutun, işleme kapanmaya olan etkisi araştırılarak, tahmin modeli elde edilecektir.

Zorunlu işleme kapatılan şirketlerin tahmininde kullanılacak model, şirketin işleme kapanma ihtimalini hesaplayacaktır. İşleme kapanma ihtimali ile bağımsız değişkenlerin gruplandığı altı boyut arasındaki

* Çelik (2013), başarısızlığın tahmin modellerinde en sık kullanılan bağımsız değişkenleri 12 boyutta incelemiştir. Çelik (2013), SSCI ve SCI indekslerinde taranan dergilerde yayımlanmış makaleleri incelemiş ve her bir değişkenin kaç atf aldığını tespit etmiştir. Tabloda ISI veritabanlarında taranan dergilerde yayınlanmış makaleleri dikkate alan Çelik’in (2013) tespit ettiği atf sayılarına yer verilmiştir.

beklenen ilişki ve modeldeki bağımsız değişkenlerin adı, kodu, literatürde kullanılma sıklığı ve formülü Tablo-3'ten görülebilir. Likiditesini kaybetmiş, borç ödeme gücü olmayan, karlılığı ve çalışma etkinliği düşük, finansmanında ağırlıklı olarak borç kullanan ve piyasada düşük değerlendirilmiş küçük ölçekli şirketlerin işleme kapanma ihtimallerinin daha yüksek olması beklenmektedir.

Tablo 3. Modelde Kullanılacak Değişkenler

| | KOD | DEĞİŞKEN | ATIF | FORMÜL | İLİŞKİ |
|--|-----------|----------------------|------|------------------------------|-------------|
| Likidite | lik1 | Cari Oran | 34 | Dönen Varlık / KVYK | Negatif (-) |
| | lik2 | Asit-Test Oran | 33 | Likit Varlık / KVYK | Negatif (-) |
| | lik3 | Nakit Oranı | 12 | Hazır Değer/ KVYK | Negatif (-) |
| | lik4 | Dönen Varlık/ Aktif | 13 | Dönen Varlık/Aktif | (+) / (-) |
| Karlılık | kar1 | Aktif Karlılık | 35 | Net Kar/ Aktif (Ort.) | Negatif (-) |
| | kar2 | FAVÖK / Aktif | 33 | FAVÖK/Aktif | Negatif (-) |
| | kar3 | Net Kar Marjı | 12 | Ana Ortaklık Karı / Satışlar | Negatif (-) |
| | kar4 | FAVOK Marjı | 10 | FAVÖK/Satışlar | Negatif (-) |
| Mali Yapısı ve Yükümlülükleri Karşılama | mali1 | Kaldıraç Oranı | 31 | Toplam Borç/Aktif | Pozitif (+) |
| | mali2 | Fin. Gid. / Satışlar | 14 | Finansman Gid. / Satışlar | Pozitif (+) |
| | mali3 | Özkaynak / Aktif | 14 | Özkaynak/Aktif | Negatif (-) |
| | mali4 | Duran Varlık / Aktif | 5 | Duran Varlık/Aktif | (+) / (-) |
| | mali5 | FAVÖK /Fin. Gid. | 14 | FAVÖK / Net Finansman | Negatif (-) |
| Çalışma Etkinliği | etki1 | Aktif Devir Hızı | 24 | Net Satışlar/Aktif (Ort.) | Negatif (-) |
| | etki2 | Stok Devir Hızı | 4 | SMM / Stok (Ort.) | Negatif (-) |
| | etki3 | Alacak Devir Hızı | 5 | Net Satışlar / Alacak (Ort.) | Negatif (-) |
| | etki4 | Borç Devir Hızı | 1 | SMM / Ticari Borç (Ort.) | Pozitif (+) |
| Piyasa Çarpanları | piyasa1 | PD / Aktif | 10 | Piyasa Değeri / Aktif | Negatif (-) |
| | piyasa2 | PD / Borç | 5 | Piyasa Değeri / Toplam | Negatif (-) |
| Büyüklik | büyüklik1 | Aktif (ln) | 10 | Ln (Aktif) | Negatif (-) |
| | büyüklik2 | PD (ln) | 2 | Ln (Piyasa Değeri) | Negatif (-) |
| | büyüklik3 | Satışlar (ln) | 2 | Ln (Satışlar) | Negatif (-) |

Modelde Tablo-3'te verilen değişkenlerin tamamı kullanılmamıştır. Değişkenlerin lojistik modelde yer alıp almayacağı, standart ve adım olmak üzere iki farklı yöntemle göre belirlenebilir. Araştırmada ileriye doğru adım adım değişken seçme yöntemi kullanılmıştır. Değişkenlerin aralarındaki korelasyon, değişkenlerin boyutları ve literatürdeki kullanım sayıları dikkate alınarak, modelde yer alacak değişkenler belirlenmiştir. Değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanmış ve EK-1'de verilmiştir. Yüksek korelasyonlar dikkate alınarak, modelin tahmin hassasiyeti üzerindeki olumsuz etkisinin sınırlandırılması amaçlanmıştır.

6.2. Veri Analiz Yöntemleri

Regresyon modellerinde bağımlı değişkenin kukla değişken olarak alınması mümkündür. Bağımlı değişkenin 0 ve 1 değerlerini aldığı kategorik modeller, ikili tepki modelleri olarak adlandırılmaktadır.

Kukla değişkenin bağımlı değişken olarak regresyon modelinde yer alabilmesi, araştırmacılara büyük esneklik sağlamaktadır. İkili tepki modellerinde kukla değişken yardımıyla, işletmenin başarılı ya da başarısızlık durumu kolaylıkla sayısallaştırılabilir. Doğrusal olasılık modeli, probit model ve lojistik model ikili tepki modellerinden en bilinirleridir.

Doğrusal olasılık modellerinde bağımlı değişken 0-1 aralığında kısıtlanmışken; bağımsız değişkenlerde böyle bir kısıtlama söz konusu değildir. Regresyon modeli i gözlemi için

$$y_i = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + u_i \quad (1)$$

şeklinde kapalı formda tanımlansın. Modelde \mathbf{x}'_i açıklayıcı değişken vektörünü, $\boldsymbol{\beta}$ parametre vektörünü ve u_i hata terimini göstermektedir. Bağımlı değişken olan y_i ise 0 ve 1 değerlerini alacaktır;

$$y_i = \begin{cases} 1 & i. hisse senedinin işlem sırasının kapatılması \\ 0 & i. hisse senedinin işlem görmeye devam etmesi \end{cases}$$

Bağımlı değişkeni (y_i), 0 ve 1 değerlerini alan tek bağımsız değişkenli regresyon modeli ise;

$$y_i = \alpha + \beta x_i + u_i \quad (2)$$

olarak gösterilebilir. Bu modelin beklenen değeri alınarak doğrusal olasılık modeli elde edilir;

$$E(y_i) = 1 x P(y_i = 1) + 0 x P(y_i = 0) = P(y_i = 1) = p_i \quad (3)$$

x verildiğinde y'nin koşullu beklenen değeri ise

$$E(y_i|x_i) = 1 x P(y_i = 1|x_i) + 0 x P(y_i = 0|x_i) = P(y_i = 1|x_i) \quad (4)$$

olur. Böylece $0 \leq p_i \leq 1$ olduğundan $0 \leq E(y_i|x_i) \leq 1$ olarak gösterilebilir. Ancak doğrusal olasılık modelinde bu durum sağlanmamaktadır. Doğrusal olasılık modeli tahmin edildiğinde, elde edilen \hat{y}_i 'lerden bazıları 0'dan küçük, bazıları ise 1'den büyüktür. 0'dan küçük olanlarda \hat{y}_i 'nin sifıra eşit olduğu varsayılırken; 1'den büyük değerlerde \hat{y}_i 'nin bire eşit olduğu kabul edilir. Doğrusal olasılık modelinde karşılaşılan diğer önemli sorunlar ise hata teriminin değişen varyanslı ve iki değer alan binom dağılımına sahip bir rastgele değişken olmasıdır. Büyük örneklerde doğrusal olasılık modelinde dağılım normal dağılım olduğu varsayılırken; genelleştirilmiş en küçük kareler veya ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemleri kullanılarak da değişen varyans problemi çözümler. Goldberger (1964)'e benzer şekilde, ağırlıklandırılmış en küçük kareler yöntemini kullanarak doğrusal olasılık modelinin parametrelerini tahmin etmek mümkündür.

İkili tepki modellerinde aşağıda verilen x_i değişkenlerinin y_i^* değişkeni üzerine doğrusal regresyonu incelenir (Long, 1997):

$$y_i^* = \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} + u_i \quad (5)$$

Eşitlikte y_i^* rastgele değişkeni, gizli değişken olarak adlandırılır ve gözlenemeyen sürekli bu değişken yerine iki düzeyli y_i değişkeni oluşturulur.

$$y_i = \begin{cases} 1 & y_i^* > c \\ 0 & y_i^* \leq c \end{cases}$$

Eşik değerini gösteren c katsayısı, genellikle 0 alınır. Böylece gözlenemeyen sürekli bir değişken kategorik bir değişkene dönüştürülmüş olur.

$$\begin{aligned} P(y_i = 1|x_i) &= P(y_i^* > 0|x_i) = P(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta} + u_i > 0|x_i) \\ &= P(u_i > -\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}|x_i) = P(u_i \leq \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}|x_i) = F(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}) \end{aligned}$$

Burada $F(\cdot)$; $\forall x \in \mathbb{R}$ için $F: x \rightarrow [0,1]$ koşulunu sağlamak üzere u 'nun bir dağılım fonksiyonudur. Şayet u standart normal dağılıma sahipse probit modeli, lojistik dağılıma sahip ise lojistik model kullanılır.

Lojistik model, doğrusal olasılık modelinde karşılaşılan problemlerden biri olan $0 \leq E(y_i|x_i) \leq 1$ şartını sağlamak için geliştirilmiştir. Birikimli olasılık dağılımından elde edilen lojistik dağılımın bir fonksiyonudur. Lojistik modelde, y_i bağımlı değişkenin koşullu dağılımını ifade eden $0 \leq E(y_i|x_i) \leq 1$ tahmincisi her zaman 0-1 aralığında değerler almaktadır. Bu şartı sağlamak için lojistik dağılım fonksiyonundan yararlanılır (Çağlayan ve Güriş, 2005);

$$p_i = F(Z_i) = F(\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{x}'_i \boldsymbol{\beta}}} \quad (6)$$

olur. p_i , i . hisse senedinin işlem sırasının kapanma olasılığını belirtir ve bağımsız değişkenler hakkında bilgi verir. Z_i değişkeni $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değer alırken, P_i de 0 ile 1 arasında değer alır. Böylece doğrusal olasılık modelinde karşılaşılan problem ortadan kalkar. Modeldeki tahmin edilen olasılıklar, 0-1 aralığında değerler alarak, olasılık gibi yorumlanması mümkün hale gelir. p_i ve Z_i arasındaki ilişki doğrusal olmayan bir ilişkiyi ifade eder.

Bir olayın gerçekleşme olasılığının, gerçekleşmeme olasılığına bölünmesi, bahis oranı (odds ratio) olarak adlandırılmaktadır;

$$\frac{P(y_i = 1|x_i)}{P(y_i = 0|x_i)} = \frac{p_i}{1 - p_i} = e^{z_i} = e^{x_i'\beta} \quad (7)$$

Bahis oranı, olasılık oranı ile ilişkilidir. Gerçekleşme olasılığının tanımlanmasında kullanılır. Bahis oranının alt sınırı, olasılığa benzer şekilde sıfırken, herhangi bir üst sınırı bulunmamaktadır, 0 ile $+\infty$ arasında değerler alabilir. Asimetrik olan bahis oranı logaritması alındığında simetrik hale gelir. (7) eşitliğinin her iki tarafının logaritması alınır;

$$\ln\left(\frac{P(y_i = 1|x_i)}{P(y_i = 0|x_i)}\right) = x_i'\beta \quad (8)$$

elde edilir. Bu logaritmik eşitlik “lojistik model” olarak adlandırılır. (8) eşitlik hem x hem de parametrelere göre doğrusaldır ve $-\infty$ ile $+\infty$ arasında değerler almaktadır.

Araştırmada lojistik model kullanılarak işleme kapanma ihtimali belirlenmeye çalışılmıştır. Lojistik model, nitel tercih modelleri arasında en çok kullanılan model olduğu gibi, başarısızlık literatüründe de son yıllarda en fazla tercih edilen yöntemdir. Bağımlı değişkene bağlı olarak ordinal, multinominal ve ikili (binary) lojistik regresyon analizinden bahsetmek mümkündür. Bağımlı değişkenin ikili yapıda (işlem sırası kapanan-işlem görmeye devam eden) olan ikili lojistik modelin tahmin edilmesinde en çok olabilirlik yönteminden yararlanılabilir.

Bağımlı değişken y_i iki değer alan bir Bernoulli değişkeni olduğundan koşullu olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibidir (Long, 1997):

$$\begin{aligned} f(y_i|x_i) &= p_i^{y_i}(1 - p_i)^{1-y_i} \quad y_i = 0,1 \text{ için} \\ &= F(x_i'\beta)^{y_i}[1 - F(x_i'\beta)]^{1-y_i} \end{aligned} \quad (9)$$

y_i ratgele değişkeni için olabilirlik fonksiyonu ve log olabilirlik fonksiyonu;

$$\begin{aligned} L(\beta) &= \prod_{i=1}^n f(y_i|x_i) = \prod_{i=1}^n F(x_i'\beta)^{y_i}[1 - F(x_i'\beta)]^{1-y_i} \\ l(\beta) &= \ln L(\beta) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln F(x_i'\beta) + (1 - y_i) \ln(1 - F(x_i'\beta))] \end{aligned} \quad (10)$$

şeklinde elde edilir. (10)'da verilen log olabilirlik fonksiyonunun β parametresine göre kısmi türevi alındığında,

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{\partial}{\partial \beta} y_i \ln F(x_i'\beta) + \frac{\partial}{\partial \beta} (1 - y_i) \ln(1 - F(x_i'\beta)) \right] \quad (11)$$

elde edilir. Bu kısmi türevde toplamın içinde yer alan birinci terim aşağıdaki gibi açılır:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} y_i \ln F(x_i'\beta) = \frac{\partial y_i}{\partial \beta} \ln F(x_i'\beta) + y_i \frac{\partial \ln F(x_i'\beta)}{\partial \beta} = y_i \frac{F'(x_i'\beta)}{F(x_i'\beta)} \quad (12)$$

Burada

$$F'(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta}) = \frac{\exp(-\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})}{[1 + \exp(-\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})]^2} \mathbf{x}_i = F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})[1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})]\mathbf{x}_i \quad (13)$$

Toplamın içinde yer alan ikinci terim ise birinci terime benzer olarak şu şekilde açılır:

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} (1 - y_i) \ln(1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})) = \frac{\partial(1 - y_i)}{\partial \boldsymbol{\beta}} \ln(1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})) + (1 - y_i) \frac{-F'(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})}{1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})} \quad (14)$$

(12) ve (14) nolu eşitlikler (11) eşitlikte yerine yazılıp 0'a eşitlendiğinde

$$\begin{aligned} \frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \frac{F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})[1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})]\mathbf{x}_i}{F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})} - (1 - y_i) \frac{F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})[1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})]\mathbf{x}_i}{1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n [y_i - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})]\mathbf{x}_i = 0 \end{aligned} \quad (15)$$

elde edilir. (15) nolu eşitliğin çözümü (şayet varsa) $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ en çok olabilirlik tahminini verir.

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta} \partial \boldsymbol{\beta}'} = - \sum_{i=1}^n F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta})(1 - F(\mathbf{x}'_i\boldsymbol{\beta}))\mathbf{x}_i\mathbf{x}'_i$$

Böylece $\boldsymbol{\beta} \in \mathbf{B}$ için $\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta} \partial \boldsymbol{\beta}'}$ negatif tanımlı bir matris olduğundan olabilirlik fonksiyonu global konkavdır.

Modelin öngörü başarısının değerlendirilmesi için öngörü olasılığının belli bir olasılık değerini aşip aşmaması durumuna göre yeni bir kesikli değişken oluşturulur (Emirmahmutoğlu, 2011). Yeni oluşturulacak kesikli değişken, öngörü olasılığı belli bir olasılık değerini aşarsa "1" aşmazsa "0" değerini almaktadır. Kesme değeri (cut-off) olarak adlandırılan olasılık değeri; I.tip hata ile II. tip hata arasındaki kayıp fonksiyonunu (loss function) en küçükleyen değer olarak seçilir (Berg v.d., 2004: 19).

$$\text{Kayıp Fonksiyonu}_{en\ küçük} = \left(\frac{B}{A + B} \right) + \left(\frac{C}{C + D} \right) \quad (16)$$

Kayıp fonksiyonu, işlem görmeye devam eden şirketler (A+B) içindeki yanlış sinyallerin (B) oranı ile işlem sırası kapatılan şirketler (C+D) içindeki kaçan sinyallerin (C) oranının eşit ağırlıklı toplamıdır. Kayıp fonksiyonuna ilişkin eşitlik 16 verilmiş olup, daha iyi anlaşılması için Tablo-4'te verilen model performans matrisi incelenebilir.

Modelin performans matrisinde (Tablo 4) s_i tahmin değeri,

$$s_i = \begin{cases} 1 & P(y_i = 1 | \mathbf{x}_i) \geq \tau \\ 0 & d.h \end{cases}$$

şeklinde tanımlanır. Modelin öngörü performansını değerlendirmek için gerçek gözlem değerleri ile modelden elde edilen tahmin değerleri karşılaştırılmalıdır. Performans matrisinde B ve C yanlış sınıflandırılan gözlemlerin sayısını belirtirken, A ve D değerleri doğru olarak sınıflandırılan gözlemlerin sayısını göstermektedir. İşleme kapanma gerçekleşmişken, işleme kapanmanın öngörülemediğini yani "kaçan sinyali" gösteren C değeri, I. tip hatayı ifade etmektedir. Diğer taraftan, işlem görmeye devam ettiği halde işleme kapanmanın öngörülmesi diğer bir ifadeyle "yanlış sinyalleri" gösteren B değeri ise II. tip hataya karşılık gelmektedir. I. ve II. tip hatalar (C + B) ne kadar az ise modelin başarısı o kadar yüksektir. Doğru olarak sınıflandırılan gözlemlerin (A+D), toplam gözlem sayısına (n) oranlanması yoluyla da modelin tahmin gücünü gösteren sınıflandırmadaki başarısı ortaya konmuş olur.

Tablo 4. Model Performans Matrisi

| | İşlem sırasının kapatılması öngörülmezse, $s_i = 0$ | İşlem sırasının kapatılması öngürlürse, $s_i = 1$ | Toplam |
|--|---|---|--------|
| İşlem görmeye devam eden, $y_i = 0$ | A | B (II. Tip Hata) | A+B |
| İşlem sırası kapatılan, $y_i = 1$ | C (I. Tip Hata) | D | C+D |
| Toplam | A+C | B+D | n |

7. ANALİZ VE BULGULAR

Lojistik modelde yer alacak değişkenlerin belirlenmesinde, öncelikle değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları dikkate alınmıştır. Korelasyon katsayıları ile birlikte değişkenlerin boyutları ve literatürdeki kullanım sayıları da dikkate alınarak, değişkenler modele sırayla eklenmiştir. Bu işlem, yeni eklenen değişken uyumu artıramayınca kadar devam ettirilmiştir. Her boyutu ölçen en az bir değişken olan bir model olmasına gayret edilmiştir. Sonuç olarak, 22 finansal oran arasından yapılan seçim işlemi sonunda, 11 finansal oran bağımsız değişken olarak modele eklenmiştir. Zorunlu işleme kapatılan şirketlerin tahmini için geliştirilen model;

$$Z_i = w_1lik1 + w_2lik5 + w_3kar1 + w_4kar3 + w_5mali1 + w_6mali6 + w_7etki1 + w_8etki3 + w_9etki4 + w_{10}piyasa1 + w_{11}buyukluk1$$

şeklinde dir. Hisse senetlerinin işlem görmeye devam etmesi (0) ile işleme kapanma durumları (1) ise kategorik bağımlı değişken olarak düşünülmüştür. Yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda değişkenlere ve modellere ilişkin olarak Tablo-5'te verilen sonuçlar elde edilmiştir. Kurulan modelin bütün olarak istatistiksel anlamlılığı, Wald testiyle incelenmiş ve %5 anlamlılık düzeyinde modelin uygun olduğu sonucuna varılmıştır. Aynı zamanda modelin açıklama gücü "Pseudo R^2 " değerine göre %43.73 olarak bulunmuştur.

Model sonuçlarının herbir değişken için beklentilerle ve literatürle uyumu incelenmiştir;

Cari Oran (lik1): İşletmenin likidite durumunu ortaya koymaktadır. İşletmenin net işletme sermayesinin yeterliliğini ortaya koyan oranın yüksek olması istenir (Aksoy ve Yalçınar, 2013). Modelde cari oran değişkeninin katsayısının işareti beklendiği gibi negatif çıkmıştır. Bu durum, işletmenin likiditesinin azaldıkça, işlem sırasının kapanma ihtimalinin arttığını ifade eder. İşareti literatürdeki sonuçlarla (Beaver, 1966; Altman, 1977; Moyer, 1977; Back vd., 1996; Dimitras vd., 1999; Li ve Su, 2008; Bhimani vd., 2010) uyumlu olan değişkenin katsayısı, istatistiksel olarak anlamlı değildir.

Dönen Varlık / Aktif (lik4): İlk olarak Beaver (1966) tarafından, işletmenin likidite durumunu yansıtması amacıyla kullanılmıştır. Dönen varlıkların, toplam varlıklar içerisindeki payını göstermektedir. Başarılı işletmelerde oranın yüksek olması beklenir. Ancak bu beklentinin dışında sonuçların ortaya çıktığı çalışmalar da mevcuttur. Örneğin Premachandra ve diğerleri (2009), 1991-2004 yıllarında arasında ABD'de iflas eden firmaları inceledikleri çalışmada, modeldeki diğer değişkenlerden farklı olarak "Dönen Varlık/Aktif" oranının başarılı firmalarda istatistiksel olarak farklılaşmadığını belirtmişlerdir. Tablo-5'teki sonuçlar incelendiğinde değişkene ilişkin elde edilen katsayının işareti pozitif olarak bulunmuştur. Değişken katsayısının işareti (pozitif), oran büyüdükçe işleme kapanma ihtimalinin arttığını ifade etmektedir. Literatürdeki genel eğilimin aksi yönünde olsa bile bu sonuç kabul edebilir. Oranın, likidite dışında firmanın aktif (mali) yapısı hakkında bilgi vermesi (Chen, 2009), zaman içerisinde başarısız işletmelerin yaptığı sabit nitelikteki yatırımların azalması ve işletmenin yaşı sebebiyle amortisman yoluyla dönen varlık payının artması, oranın farklılaşmasına neden olabilir.

Tablo 5. Analiz Sonuçları

| Kod | Değişken | Katsayı | Dirençli Std. Hata | z | P> z |
|-----------------------|----------------------|------------|--------------------|-------|-------|
| lik1 | Cari Oran | -0,0766798 | 0,1412984 | -0,54 | 0,587 |
| lik4 | Dönen Varlık/ Aktif | 2,699721 | 1,220794 | 2,21 | 0,027 |
| kar1 | Aktif Karlılık | -1,109491 | 1,698469 | -0,65 | 0,514 |
| kar3 | Net Kar Marjı | -0,470381 | 0,2400519 | -1,96 | 0,050 |
| mali1 | Kaldıraç Oranı | 1,893918 | 0,9108382 | 2,08 | 0,038 |
| mali2 | Fin. Gid. / Satışlar | 0,766873 | 0,3916658 | 1,96 | 0,050 |
| etki1 | Aktif Devir Hızı | -0,276800 | 0,3961574 | -0,70 | 0,485 |
| etki3 | Alacak Devir Hızı | -0,018998 | 0,0103692 | -1,83 | 0,067 |
| etki4 | Borç Devir Hızı | 0,009725 | 0,0046183 | 2,11 | 0,035 |
| piyasa1 | PD / Aktif | -0,755752 | 0,3182246 | -2,37 | 0,018 |
| buyukluk1 | Aktif (ln) | -0,510922 | 0,1724619 | -2,96 | 0,003 |
| C | Sabit Terim | 6,874741 | 3,661699 | 1,88 | 0,060 |
| Wald Chi2(11) | 46,35 | | | | |
| Prob > Chi2 | 0,0000 | | | | |
| Pseudo R ² | 0,4373 | | | | |

Aktif Karlılık (kar1): Yapılan yatırım üzerinden elde edilen kara ilişkin hesaplanır. Net karın, aktife oranlanması yoluyla elde edilir ve yüksek olması beklenir (Tanrıöven ve Aksoy, 2009). Modelde, aktif karlılık değişkeninin katsayısının işareti beklendiği gibi negatif çıkmıştır. Bu durum, işletmenin aktif karlılığının azaldıkça, işlem sırasının kapanma ihtimalinin arttığını ifade etmektedir. İşareti literatürdeki sonuçlarla (Altman, 1968; Aziz ve Lawson, 1989; Lin ve Piesse, 2001; Claessens vd., 2003; Lin, 2009) uyumlu olan değişkenin katsayısı, istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır.

Net Kar Marjı (kar3): Satışlar üzerinden elde edilen net karı gösterir. Net karın, satışlara oranlanması yoluyla elde edilir. Başarılı işletmelerde yüksek olması beklenir. Tablo-5'teki sonuçlar incelendiğinde, net kar marjının azaldıkça, işlem sırasının kapanma ihtimalinin arttığı gözükmemektedir. İstatistiksel olarak anlamlı bulunan değişkenin işareti literatürdeki sonuçlarla (Norton ve Smith, 1979; Keasey ve McGuinness, 1990; Keasey vd., 1990; Li ve Sun, 2008) uyumludur.

Kaldıraç Oranı (mali1): İşletmenin mali yapısına ilişkin durumun ortaya koyulması amacıyla hesaplanır. İşletmenin sermaye yapısında daha fazla borca yer vermesi kaldıracı artıracaktır. Oranın yüksek çıkması, şirketin aşırı borçlandığını ve finansal riskinin arttığını gösterir. Elde edilen sonuçlara göre finansal kaldıraç artması işleme kapanma ihtimalini artırmaktadır. Diğer bir ifadeyle, borçlu firmaların daha çok işleme kapandığı gözlenmektedir. İstatistiksel olarak anlamlı bulunan değişkenin işareti literatürdeki sonuçlarla (Beaver, 1966; Norton ve Smith, 1979; Platt ve Platt, 1990; Back vd., 1994; Dimitras vd., 1999; Koh ve Low, 2004; Li ve Su, 2008) uyumludur.

Finanman Gideri / Satışlar (mali2): Firmanın karşılaştığı borçlanma maliyetini ölçer. Oranın yüksek çıkması, firmanın finansal yükümlülükleri karşılama zorluk çektiğinin bir göstergesi olarak kabul edilebilir. Başarılı firmalarda bu oranın düşük olması beklenir. İşareti literatürle (Min ve Jeong, 2009) uyumlu olan değişkenin katsayısı istatistiksel olarak anlamlıdır.

Aktif Devir Hızı (etki1): Satışların, aktiflere oranlanması yoluyla elde edilir. Aktiflerin bir yıl içerisinde kaç defa devrettiğini gösterir. Aktif devir hızının yüksek çıkması, çalışma etkinliğinin de yüksek olduğunun bir göstergesidir. Bir işletmenin başarısı için yüksek olması arzu edilen bir durumdur. İşareti literatürdeki sonuçlarla (Altman, 1968; Moyer, 1977; Aziz ve Lawson, 1989; Back vd., 1994; Lin, 2009; Bhimani vd., 2010) uyumlu olan değişkenin katsayısı, istatistiksel olarak anlamlı değildir.

Alacak Devir Hızı (etki3): İşletmenin alacak politikası ve tahsilat etkinliği hakkında fikir verir. Net satışların, ortalama alacak tutarına oranlanması yoluyla elde edilir. Yüksek alacak devir hızı, alacak ve tahsilat politikasındaki etkinliğin göstergesi olarak kabul edilebilir. Tablo-5'teki sonuçlar incelendiğinde alacak devir hızının düşmesinin, işleme kapanma ihtimalini arttırdığı söylenebilir. Başarısız bir işletmede zaman içerisinde

işletmenin alacak tutarındaki artış, alacak devir hızını düşerecektir. Başarısız işletmelerdeki alacak tutarındaki artışın önemli nedenlerinden biri, ilişkili taraflardan olan alacaklardan kaynaklanabilir. Elde edilen bu sonuç, Borsa İstanbul Yakın İzleme Pazarı'na geçiş ile işlem sırasının kapanmasını gerektirecek hallerde, işletmenin ilişkili alacaklarına ilişkin kriter olmasıyla da tutarlıdır. İstatistiksel olarak anlamlı bulunan alacak devir hızı değişkeninin işareti literatürdeki sonuçlarla (Norton ve Smith, 1979; Mensah, 1984; Sung vd., 1999; Lin 2009) uyumludur.

Borç Devir Hızı (etki4): Bir mali yıl içerisinde ticari borçların kaç defa ödendiğini gösteren oran, satılan malın maliyetinin, ortalama ticari borca bölünmesiyle elde edilir. Borç devir hızının düşmesi, borç ödeme süresinin uzadığını ve finansman kaynağı yaratabildiğini ifade eder. Borç devir hızının yüksek olması ise, işletmenin piyasadaki itibar düşüklüğü, finansal kredibilitesindeki sorunu ve borç ödemede karşılabileceği sıkıntıyı düşündürebilir (Hu ve Ansell, 2007). Borç devir hızının modeldeki katsayısına bakıldığında, borç devir hızının artmasının işleme kapanma ihtimalini artırdığı görülmektedir. İstatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

Piyasa Değeri/Aktif (piyasa1): İşletmenin piyasadaki algısını gösteren bir orandır. Piyasada oluşan fiyatın, bilanço kalemi olan aktiflere oranlanması yoluyla bulunur. Başarısız işletmelerde, özkaynakların negatif olması sebebiyle aktiflere oranlanması daha sağlıklı sonuçlar verebilir. Literatürde sıklıkla kullanılan oranın (Altman, 1968; Moyer, 1977; Aziz ve Lawson, 1989; Begley vd., 1996; Koh ve Low, 2004, Öztürk, 2004), başarısız işletmelerde düşük olması beklenir. İstatistiksel olarak anlamlı olan oranın azalması, işleme kapanma ihtimalini artırmaktadır.

Aktif (ln) (buyukluk1): İşletmelerin aktif büyüklüğünün logaritmaları alınarak (ln) bulunmuştur. Sürekli kar eden bir işletme, yarattığı otofinsanman kaynaklarla kolaylıkla aktif büyüklüğünü artırabilir. Başarısız bir işletmede ortaya çıkan zararlar ise aktif ve özsermayeyi azaltır, şirketin borca batık duruma gelmesine neden olur (Altman, 1977; Aziz ve Lawson, 1989). İstatistiksel olarak anlamlı olan değişkenin modeldeki katsayısına bakıldığında, işletmenin büyüklüğünün azalmasının işleme kapanma ihtimalini artırdığı görülmektedir.

Tablo 6. Farklı Kesim Noktalarına Göre Model Performansı

| Olası Kesme Değeri | 0,10 | 0,20 | 0,3 | 0,35 | 0,4 | 0,45 | 0,5 |
|---|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| (1) Doğru Sınıflandırılan Gözlemlerin Yüzdesi (%) $((A+D)/(A+B+C+D))$ | 63 | 78 | 81 | 82 | 82 | 82 | 83 |
| (2) Doğru Sınıflandırılan İşlem Görenlerin Yüzdesi (%) $(A/(A+B))$ | 97 | 95 | 90 | 89 | 85 | 84 | 84 |
| (3) Doğru Sınıflandırılan İşleme Kapanmaların Yüzdesi (%) $(D/(C+D))$ | 54 | 67 | 73 | 76 | 79 | 80 | 82 |
| (4) Sinyal Verdiğinde İşleme Kapanmanın Gerçekleşme Yüzdesi (%) $(D/(B+D))$ | 98 | 95 | 89 | 88 | 82 | 80 | 78 |
| (5) Sinyal Vermediğinde İşleme Kapanmanın Gerçekleşme Yüzdesi (%) $(C/(A+C))$ | 66 | 37 | 26 | 22 | 17 | 16 | 13 |
| Kayıp Fonksiyonu Değeri | 0,49 | 0,38 | 0,37 | 0,35 | 0,36 | 0,36 | 0,34 |

Modeldeki değişkenlerin genel olarak beklentilerle ve literatürle uyumlu olduğu görülmektedir. Modelin öngörü performansları ise Tablo-4'te verilen performans matrisi yardımıyla değerlendirilmiştir. Kayıp fonksiyonunu (Eşitlik 16) en küçükleyen en uygun kesme değerini belirlemek için, yedi farklı kesme değerine (0,10, 0,20, 0,25, 0,30, 0,35, 0,40, 0,45 ve 0,50) göre kayıp fonksiyonu hesaplanmıştır. Farklı kesim noktalarında altı modele ilişkin öngörü performans sonuçları Tablo-6'da paylaşılmıştır.

Öngörü performansı sonuçlarından incelendiğinde; kesme değeri büyüdükçe, modelde (1) doğru sınıflandırılan gözlemlerin yüzdesi $((A+D)/(A+B+C+D))$, (3) doğru sınıflandırılan işleme kapanmaların yüzdesi $(D/(C+D))$ artmakta, tersine (2) doğru sınıflandırılan işlem görenlerin yüzdesi $(A/(A+B))$, (4) sinyal verdiğinde kapanmanın gerçekleşme olasılığı $(D/(B+D))$ ve (5) sinyal vermediğinde işleme kapanmanın gerçekleşme olasılığı $(C/(A+C))$ azalmaktadır. Bu sonuçlar çerçevesinde I. ve II. tip hatalar arasındaki dengeyi sağlayarak, en küçük kayıp fonksiyonu değerini veren en uygun kesme değeri 0,50 olarak bulunmuştur.

Tablo 7. En Uygun Kesim Noktasına Göre Model Performansı

| En Uygun Kesme Değeri=0,50 | İşlem sırasının kapatılması öngörülmezse ($s_i = 0$) | İşlem sırasının kapatılması öngürlürse ($s_i = 1$) | Toplam |
|---|--|--|--------|
| İşlem görmeye devam eden ($y_i = 0$) | 71 | 14 (II. Tip Hata, Yanlış Sinyal) | 85 |
| İşlem sırası kapatılan ($y_i = 1$) | 11 (I. Tip Hata, Kaçan Sinyal) | 51 | 62 |
| Toplam | 82 | 65 | 147 |
| (1) Doğru Sınıflandırılan Gözlemlerin Yüzdesi (%) | | | 83 |
| (2) Doğru Sınıflandırılan İşlem Görenlerin Yüzdesi (%) | | | 84 |
| (3) Doğru Sınıflandırılan İşleme Kapanmaların Yüzdesi (%) | | | 82 |
| (4) Sinyal Verdiğinde İşleme Kapanmanın Gerçekleşme Yüzdesi (%) | | | 78 |
| (5) Sinyal Vermediğinde İşleme Kapanmanın Gerçekleşme Yüzdesi (%) | | | 13 |

En uygun kesme değeri olan 0,5'e göre performans matrisi ve modele ait öngörü performansı sonuçları Tablo-7'de verilmiştir. Çizelge incelendiğinde modelin doğru sınıflandırdığı gözlemlerin, işlem görme (%84) ve kapanma açısından (%82) farklılaşmadığı görülmektedir. Model, gözlemlerin %83'ünü doğru bir şekilde sınıflandırmıştır. Modelin işleme kapanmaya ilişkin verdiği sinyallerin %79'u gerçekleşmiştir. Bu başarı oranı modelin verdiği "yanlış sinyallerle" ilgili olup, modelin genel performansının altındadır. Diğer taraftan, modelin öngöremediği işleme kapanmalar (kaçan sinyaller) %13'te sınırlı kalmıştır. Genel olarak, yanlış sinyaller, kaçan sinyallere göre politika yapımcıların bakış açısından daha az endişe vericidir. Bu durum yanlış sinyallerin, kaçan sinyallerden daha az maliyetli olmasıyla ilgilidir.

Lojistik regresyon yönteminin kullanıldığı Tablo-1'de verilen diğer modellere ait "doğru sınıflandırma yüzdeleri" (%77 ile %95 arasında) dikkate alındığında elde edilen modelin başarı düzeyi (%83) kabul edilebilir düzeydedir.

8. SONUÇ VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, Borsa İstanbul için işleme kapanma tahmininde kullanılacak bir model geliştirilmeye çalışılmış ve tahmin gücü test edilmiştir. Araştırmanın örnekleme, zorunlu işleme kapanan şirketler ile kontrol grubundan seçilen toplam 147 şirket dahil edilmiştir. Model geliştirilmesinde başarısızlık literatüründen yararlanılmış; modele seçilecek değişkenler "likidite", "karlılık", "mali yapı ve yükümlülükleri karşılama", "çalışma etkinliği", "piyasa çarpanları" ve "büyüklük" olmak üzere altı boyutta toplanmıştır. Değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları ile birlikte değişkenlerin boyutları ve literatürdeki kullanım sayıları da dikkate alınarak, değişkenler modele sırayla eklenmiştir. Bu işleme, yeni eklenen değişken uyumu artıramayınca kadar devam edilmiştir. Sonuç olarak, 22 finansal oran arasından yapılan seçim işlemi sonunda, her boyutu ölçen en az bir değişken olmak kaydıyla, toplam 11 bağımsız değişkenin olduğu bir model elde edilmiştir. Çalışmada, araştırma örneklemindeki veri sayısının kısıtlı olması da dikkate alınarak, lojistik regresyon yöntemi kullanılmıştır.

Model sonuçlarının, beklentilerle ve literatürle uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek gözlem değerleri ile modelden elde edilen tahmin değerleri karşılaştırılarak, modelin öngörü performansı incelenmiştir. I. ve II. tip hatalar arasındaki dengeyi sağlayarak, en küçük kayıp fonksiyonu değerini veren en uygun kesme değeri 0,5 olarak tespit edilmiştir. En uygun kesme değeri olan 0,5'e göre model, gözlemlerin %83'ünü doğru bir şekilde sınıflandırmıştır. Modelin işleme kapanmaya ilişkin verdiği sinyallerin %79'u gerçekleşmiştir. Bu başarı oranı modelin verdiği "yanlış sinyallerle" ilgili olup, modelin genel performansının altındadır. Diğer taraftan modelin öngöremediği işleme kapanmalar (kaçan sinyaller) %13'te sınırlı kalmıştır. Lojistik regresyon yönteminin kullanıldığı diğer modellere ait "doğru sınıflandırma yüzdeleri" (%77 ile %95 arasında) dikkate alındığında elde edilen modelin başarı düzeyi (%83) kabul edilebilir düzeydedir.

Borsa İstanbul'a yönelik olarak geliştirilen modelin önemi ve yararı, üç açıdan ele alınabilir. Bunlardan ilki, Borsa İstanbul yatırımcısının servet ve refahına yöneliktir. Model, performansı BİST-100 getirisinden negatif olarak ayrışması muhtemel şirketlerin önceden tespit edilmesi ve yatırımcıların olası kayıplarının önüne

geçilmesine olanak sağlar. İkinci olarak, modelin sinyalleri dikkate alınarak, şirketlerin Yakın İzleme Pazarı kapsamına alınması, Yıldız ve Ana Pazalarda işlem görürken gerçekleşecek zorunlu işleme kapanmaların sayısını azaltacak ve Yakın İzleme Pazarı'nın kuruluş amacının gerçekleştirilmesine katkı sağlayacaktır. Üçüncü olarak modelin, yakın gelecekte planlanan halka arz ile ortaya çıkması muhtemel özyönetime sahip Borsa İstanbul'un işleme kapanmaya ilişkin alacağı kararların, kamu çıkarı ve toplumsal fayda açısından gözetilmesi ve denetlenmesi sürecine katkı sağlaması mümkündür.

Başarısızlık literatüründeki erken uyarı modelleri, teorik arka planı zayıf olduğu için eleştirilmektedir. Modellerin oluşturulmasında ve değişkenlerin seçiminde başarısızlığa yönelik kuramsal bir yaklaşımdan ziyade istatistiksel bazlı yöntemler benimsenmektedir. Çalışma kapsamında geliştirilen işleme kapanma modeli de, istatistiksel bazlı bir modeldir. Başarısızlık literatürünün ihtiyaç duyduğu teorik bazlı bir model geliştirilmediği için çalışmanın başarısızlık literatürüne güçlü bir katkısının olduğunu söylemek mümkün değildir. Çalışmanın amacına uygun olarak, işlem sırası kapatılan şirketlerin tahmininde erken uyarı modellerinin kullanılabileceği ortaya koyulmuştur. Konuyu çalışmak isteyen araştırmacılar, başarısızlık literatüründeki gelişmeleri takip ederek, Borsa İstanbul'da işleme kapanmaların tahmininde kullanılacak yeni modeller geliştirebilir.

Kaynakça

- Aksoy, A. ve Tanrıöven, C. (2014). Sermaye Piyasası Yatırım Araçları ve Analizi (Beşinci Baskı), Ankara, Detay Yayıncılık.
- Aksoy, A. ve Yalçın, K. (2013). İşletme Sermayesi Yönetimi (Beşinci Baskı), Ankara: Detay Yayıncılık.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I. (1984). A further empirical investigation of the bankruptcy cost question, *The Journal of Finance*, 39(4), 1067-1089.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G. and Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations, *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K. and Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model, *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171.
- Altman, E. I., Sabato, G. and Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in SME risk management, *The Journal of Credit Risk*, 6(2), 1-33.
- Arslan, Ö. and Karan, M. B. (2009). Credit risks and internationalization of SMEs, *Journal of Business Economics and Management*, 10(4), 361-368.
- Aziz, A. and Lawson, G. H. (1989). Cash flow reporting and financial distress models: Testing of hypotheses, *Financial Management*, 18(1), 55-63.
- Back, B., Laitinen, T., Sere, K. and van Wezel, M. (1996). Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis, and genetic algorithms, *Turku Centre for Computer Science Technical Report*, 40(2), 1-18.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure, *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Begley, J., Ming, J. and Watts, S. (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models, *Review of Accounting Studies*, 1(4), 267-284.
- Bharath, S. T. and Dittmar, A. K. (2010). Why do firms use private equity to opt out of public markets?, *Review of Financial Studies*, 23(5), 1771-1818.
- Bhimani, A., Gulamhussen, M. A. and Lopes, S. D. R. (2010). Accounting and non-accounting determinants of default: an analysis of privately-held firms, *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6), 517-532.

- Casey, C. and Bartczak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: Some extensions, *Journal of Accounting Research*, 23(1), 384-401.
- Charitou, A., Neophytou, E. and Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK, *European Accounting Review*, 13(3), 465-497.
- Chen, W. S. and Du, Y. K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model, *Expert Systems with Applications*, 36(2), 4075-4086.
- Ciampi, F. (2018). Using prior payment behavior variables for small enterprise default prediction modelling, *International Journal of Business and Management*, 13(4), 57-72.
- Claessens, S., Djankov, S. and Klapper, L. (2003). Resolution of corporate distress in East Asia, *Journal of Empirical Finance*, 10(1-2), 199-216.
- Clark, T. A. and Weinstein, M. I. (1983). The behavior of the common stock of bankrupt firms, *The Journal of Finance*, 38(2), 489-504.
- Cultrera, L. and Brédart, X. (2016). Bankruptcy prediction: the case of Belgian SMEs, *Review of Accounting and Finance*, 15(1), 101-119.
- Çağlayan, E. ve Güriş, S. (2005). *Ekonometri Temel Kavramlar*, Beşinci Baskı, İstanbul, Der Yayınları.
- Çelik, Ş. (2013). Micro credit risk metrics: a comprehensive review, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 20(4), 233-272.
- Çevik, Y.E. (2013). Mali Başarısızlık Nedeniyle Borsa İstanbul'da İşlem Sırası Kapanan Şirketlerin Tespiti ve Hisse Senedi Performanslarının İncelenmesi (Yüksek lisans tezi) YÖKSİS Veri Tabanı.
- Çevik, Y.E. ve Aksoy, A. (2017). Mali Başarısızlık Nedeniyle Borsa İstanbul'da İşlem Sırası Kapanan Şirketlerin Hisse Senedi Performanslarının İncelenmesi, 21. Finans Sempozyumu, Balıkesir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, 18-21 Ekim 2017, 497-514.
- Dahiya, S. and Klapper, L. (2007). Who survives? A cross-country comparison, *Journal of Financial Stability*, 3(3), 261-278.
- Dambolena, I. G. and Shulman, J. M. (1988). A primary rule for detecting bankruptcy: watch the cash, *Financial Analysts Journal*, 44(5), 74-78.
- Dayı, F. (2020). Sistematik Riskin Hisse Senedi Getirisine Etkisi: Borsa İstanbul Örneği. *Optimum: Journal of Economics & Management Sciences/Ekonomi ve Yönetim Bilimleri Dergisi*, 7(1), 1-19.
- Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R. and Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets, *European Journal of Operational Research*, 114(2), 263-280.
- Du Jardin, P. and Séverin, E. (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*, 51(3), 701-711.
- Duarte, F. D., Gama, A. P. M. and Gulamhussen, M. A. (2018). Defaults in bank loans to SMEs during the financial crisis, *Small Business Economics*, 51(3), 591-608.
- Emirmahmutoğlu, F. (2011). Gelişmekte olan ülkelerde para krizlerinin ekonometrik analizi. (Doktora tezi). YÖKSİS Veri Tabanı.
- Ercan, K. M., Öcal, N. and Kadioğlu, E. (2015). Predicting financial failure using decision tree algorithms: an empirical test on the manufacturing industry at Borsa Istanbul, *International Journal of Economics and Finance*, 7(7), 189-206.
- Fitzpatrick, P. J. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies, *The Certified Public Accountant*, 2, 598-605.
- Gilbert, L. R., Menon, K. and Schwartz, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress, *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161-171.

- Goldberger, A. S. (1964). *Econometric theory*, New York, John Wiley&Sons.
- Harris, J.H., Panchapagesan, V. and Werner, I.M. (2008). Off but not gone: a study of Nasdaq delistings, Working Paper Series 2008-6, Ohio State University, Charles A. Dice Center for Research in Financial Economics.
- Hu, Y. C. and Ansell, J. (2007). Measuring retail company performance using credit scoring techniques, *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1595-1606.
- İnternet: Borsa İstanbul (2019) İşlem Sırası Kapanan Şirketler. URL: <https://www.borsaistanbul.com/veriler/verileralt/hisse-senetleri-piyasasi-verileri/sirketler-verileri> adresinden 10 Ocak 2020’de alınmıştır.
- Jones, S. (2017). Corporate bankruptcy prediction: a high dimensional analysis, *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1366-1422.
- Keasey, K. and McGuinness, P. (1990). The failure of UK industrial firms for the period 1976–1984, logistic analysis and entropy measures, *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 119-135.
- Koh, H. C. and Low, C. K. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19(3), 462-476.
- Laitinen, E. K. and Laitinen, T. (1998). Cash management behavior and failure prediction, *Journal of Business Finance & Accounting*, 25(7-8), 893-919.
- Lehn, K. and Poulsen, A. (1989). Free cash flow and stockholder gains in going private transactions, *The Journal of Finance*, 44(3), 771-787.
- Li, H. and Sun, J. (2008). Ranking-order case-based reasoning for financial distress prediction, *Knowledge-Based Systems*, 21(8), 868-878.
- Lin, L. and Piesse, J. (2001). *The identification of corporate distress: a conditional probability analysis approach*, Birkbeck, University of London, School of Management and Organizational Psychology.
- Lin, T. H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models, *Neurocomputing*, 72(16-18), 3507-3516.
- Long, J. S. (1997). *Regression models for categorical and limited dependent variables*, Thousand Oaks, CA Sage.
- Macey, J., O’Hara, M. and Pompilio, D. (2008). Down and out in the stock market: the law and economics of the delisting process, *The Journal of Law and Economics*, 51(4), 683-713.
- Martinez, I. and Serve, S. (2011). The delisting decision: The case of buyout offer with squeeze-out (BOSO), *International Review of Law and Economics*, 31(4), 228-239.
- Mensah, Y. M. (1984). An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study, *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395.
- Michelsen, M. and Klein, C. (2011). “Privacy please!” The public to private decision in Germany, *Review of Managerial Science*, 5(1), 49-85.
- Min, J. H. and Jeong, C. (2009). A binary classification method for bankruptcy prediction, *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5256-5263.
- Morris, R. (2018). *Early Warning Indicators of Corporate Failure: A critical review of previous research and further empirical evidence*, New York, Routledge Revivals.
- Moyer, R. C. (1977). Forecasting financial failure: a re-examination. *Financial Management (pre-1986)*, 6(1), 11-17.
- Norton, C. L. and Smith, R. E. (1979). A comparison of general price level and historical cost financial statements in the prediction of bankruptcy, *Accounting Review*, 54(1), 72-87.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

- Ooghe, H., Camerlynck, J. and Balcaen, S. (2003). The Ooghe-Joos-De Vos failure prediction models: a cross-industry validation, *Brussels Economic Review*, 46(1), 39-70.
- Opler, T. C. and Titman, S. (1994). Financial distress and corporate performance, *The Journal of Finance*, 49(3), 1015-1040.
- Öztürk, M. B. (2004). Finansal performansın ölçülmesinde alternatif bir yöntem "ekonomik katma değer", *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 18(3-4), 351-368.
- Pagano, M., Panetta, F. and Zingales, L. (1998). Why do companies go public? An empirical analysis, *The Journal of Finance*, 53(1), 27-64.
- Platt, H. D. and Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction, *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 31-51.
- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S. and Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique, *European Journal of Operational Research*, 193(2), 412-424.
- Sanger, G. C. and Peterson, J. D. (1990). An empirical analysis of common stock delistings, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 25(2), 261-272.
- Smith, R. F. and Winakor, A. H. (1935). Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations, Bureau of Business Research, Bulletin No. 51, Urbana, University of Illinois.
- Sung, T. K., Chang, N. and Lee, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction, *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63-85.
- Theodossiou, P. (1991). Alternative models for assessing the financial condition of business in Greece, *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5), 697-720.
- Thomsen, S. and Vinten, F. (2014). Delistings and the costs of governance: a study of European stock exchanges 1996–2004, *Journal of Management & Governance*, 18(3), 793-833.
- Tanrıöven, C., and Aksoy, E. E. (2009). Krizlerin Reel Sektör İşletmeleri Üzerine Etkileri: İMKB’de Sektörel Bazda İnceleme. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 11(2), 79-114.
- Tinoco, M. H. and Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables, *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.
- Tutino, M., Panetta, I. C. and Laghi, E. (2014). Key Factors in Delisting Process in Italy: Empirical Evidence, *GSTF Journal on Business Review (GBR)*, 2(4), 218-223.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis, *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zavgren, C. V. and Friedman, G. E. (1988). Are bankruptcy prediction models worthwhile? An application in securities analysis, *Management International Review*, 28(1), 34-44.
- Zopounidis, C. and Paraschou, D. (2013). *Multicriteria decision aid methods for the prediction of business failure*, (Vol. 12), Springer Science & Business Media.