

PAPER DETAILS

TITLE: Sektöre Özgü Finansal Basarisizlik Öngörü Modeli: Tarim, Orman ve Balikçilik Sektörü

AUTHORS: Koray Yapa, Metin Coskun

PAGES: 351-377

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/3379898>

Sektöre Özgü Finansal Başarısızlık Öngörü Modeli: Tarım, Orman ve Balıkçılık Sektörü ¹

Koray Yapa² 

Metin ořkun³ 

Sektöre Özgü Finansal Başarısızlık Öngörü Modeli: Tarım, Orman ve Balıkçılık Sektörü	Sector-Specific Financial Failure Prediction Model: Agriculture, Forestry and Fisheries Sector
Öz Bu çalışmada finansal başarısızlık literatüründe farklı sektörlerde faaliyet gösteren işletmeler için ortak bir model oluşturulmasından kaynaklanan sorunları ortadan kaldırmak amacıyla sektöre özgü öngörü modeli oluşturmak amaçlanmıştır. Bu doğrultuda Tarım, Orman ve Balıkçılık sektöründe 2009-2019 yıllarında faaliyet gösteren işletme verileri kullanılarak sektöre özgü dinamiklerin dikkate alındığı öngörü modelleri oluşturulmuştur. Bu dinamiklerin tespit edilmesi amacıyla Rastgele Orman, Adım adım ileri geri seçim ve K-en yakın komşuluk değişken azaltma yöntemleri kullanılıp beş farklı finansal başarısızlık tanımının performansları değerlendirilmiştir. Bu tanımları Rastgele orman, Lojistik regresyon, Yapay sinir ağları ve K-en yakın komşuluk sınıflandırma yöntemlerince değerlendirilmesi sonucunda kârlılık ve net işletme sermayesi kavramlarını içeren FF_5 tanımı diğer tanımlardan farklılaşmıştır. Modele uygulanan RF yöntemi neticesinde %96,5 doğruluk, %94,5 kesinlik ve %99 hassasiyet oranlarına hesaplanmıştır.	Abstract In this study, it is aimed to create a sector-specific prediction model in order to eliminate the problems arising from creating a common model for businesses operating in different sectors in the financial failure literature. In this direction, prediction models were created by using the data of businesses operating in the Agriculture, Forestry and Fisheries sector between 2009 and 2019, taking into account the dynamics specific to the sector. In order to determine these dynamics, Random Forest, Stepwise Forward Backward Feature and K-Nearest Neighbors variable reduction methods were used and the performances of five different definitions of financial failure were evaluated. As a result of the evaluation of these definitions by Random Forest, Logistic Regression, Artificial Neural Network and K-Nearest Neighbors classification methods, the definition of FF_5, which includes the concepts of profitability and net working capital, differs from other definitions. As a result of the RF method applied to the model, 96.5% accuracy, 94.5% accuracy and 99% accuracy rates were calculated.
Anahtar Kelimeler: Finansal Başarısızlık, Değişken Azaltma, Sınıflandırma, Rastgele Orman, Finansal Oranlar	Keywords: Financial Failure, Variable Reduction, Classification, Random Forest, Financial Ratios
JEL Kodları: M10, C45, C55	JEL Codes: M10, C45, C55

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı	Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.
Yazarların Makaleye Olan Katkıları	Yazar 1'in makaleye katkısı %50, Yazar 2'nin makaleye katkısı %50'dir.
Çıkar Beyanı	Yazarlar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

¹ Bu çalışma Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme- Anabilim Dalı'nda Prof. Dr. Metin ořkun danışmanlığında Dr. Koray Yapa tarafından "Sektörlere Özgü Finansal Başarısızlık Öngörü Modeli Önerisi" başlığı ile tamamlanarak 13.06.2023 tarihinde savunulan Doktora tezinden türetilmiştir. Bu çalışma Anadolu Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Komisyonu tarafından desteklenen 1903E015 numaralı projeden türetilmiştir.

² Arař. Gör. Dr., Uřak Üniversitesi., İİBF, İktisat, koray.yapa@usak.edu.tr

³ Prof. Dr., Anadolu Üniversitesi, İİBF, İşletme, metincoskun@anadolu.edu.tr

1. Giriş

Muhasebenin temel kavramlarından biri “işletme sürekliliği” kavramıdır. Bu kavram gereği işletmelerin faaliyet sürelerinin herhangi bir kısıtı yoktur (Çonkar, 2015). Genel itibariyle kâr elde etmek, işletme değerini artırmak, topluma hizmet etmek ve işletme varlığını uzun süreler sürdürmek olarak belirlenebilecek işletme genel amaçları göz önüne alındığında işletmelerin sonsuz bir süre için kurulduğu varsayılır (Aydın vd., 2015). Her işletme adı geçen genel amaçlardan biri veya birkaçını hedefleyerek faaliyetlerini sürdürmek ister. Sonsuz süre ile kurulduğu varsayılarak faaliyete başlayan işletmeler çeşitli iç ve dış etkenlere maruz kalabilirler. Bunların sonucu olarak genel amaçlarında sapmalar, gecikmeler bazen de faaliyetlerine son vermek suretiyle kapanmalar söz konusu olmaktadır.

İşletmelerin karşı karşıya kalabilecekleri zorluklar bazen içsel kaynaklardan oluşurken bazen de dışsal kaynaklardan meydana gelmektedir (Aydın vd., 2015). Her iki durumu da içerisine alan genel bir durum ise işletmelerin bağlı oldukları sektör merkezli zorluklardır. Sektöre ait sıkıntılar ve zorluklar hem içsel dinamikleri hareket ettirebilir hem de dışsal dinamikleri hareket ettirebilmektedir. Bu durumun gerçekleşmesi pek çok işletmeyi etkileme potansiyeline sahip olmasına karşın o sektörde faaliyet gösteren işletmelerde daha farklı sonuçlar doğurması muhtemeldir. Örnek olarak bankacılık sektörü ile ilgili yapılan bir değişiklik veya düzenleme en çok bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaları etkilemektedir.

İşletmelerin faaliyette bulundukları dönemlere ilişkin finansal performanslarının ölçülmesi son derece önemlidir. İşletmelerin kuruluş amaçlarında yer alan hedeflere ulaşip ulaşmadıklarının tespitinde pek çok analiz tekniği kullanılmaktadır. Yapılış amacı, biçimi ve sunulacağı kitleye göre farklı analiz teknikleri uygulanmaktadır. Literatürde farklılıklar gözetmesine karşın genellikle dört temel analiz türü yer almaktadır. Bunlar Oran (Rasyo) Analizi, Dikey Analiz, Yatay Analiz ve Trend Analizidir (Akgüç, 2010). İşletmedeki değişimin yönünü görebilmek için trend analizi tercih edilirken, aynı sektördeki rakipler ile karşılaştırma ve sektör ortalamasına göre performans değerlendirme imkânı sunması açısından dikey analiz tercih edilmektedir. İşletmenin farklı dönemlerdeki performanslarının kıyaslanmasında ise yatay analiz tercih edilebilir. Son olarak hem literatürde hem de piyasalarda sıklıkla tercih edilen ve bu çalışmanın temel kavramlarından biri olan oran analizi yer almaktadır (Aydın vd., 2015).

Finansal oranlar, bir işletme hakkında anlamlı bilgiler edinmek için hazırlanan mali tablolarda yer alan muhasebe hesaplarından elde edilen sayısal değerlerin kullanılmasıyla oluşturulur. İşletmelerin mali tablolarında (bilanço, gelir tablosu, nakit akışı tablosu vb.) bulunan sayılar, nicel analiz yapmak için kullanılmaktadır. İşletmelerin likiditesini, kaldıracını, büyümesini, etkinliğini, kârlılığını, getiri oranlarını ve daha fazlasını değerlendirmek için bu oranlardan istifade edilmektedir. Genel itibariyle finansal oranlar üç amaca hizmet etmektedir. Bunlar; i) işletme performansını takip etme, ii) işletme performanslarının karşılaştırması ve iii) geleceğe yönelik plan ve stratejiler oluşturmak (Aydın vd., 2015). Hesaplanan finansal oranların zaman içindeki değişiminin izlenmesi, bir işletmede gelişebilecek eğilimleri tespit etmek için yapılır. Örneğin, azalan bir likidite oranı, bir işletmenin ileride borçlarını ödemede güçlük ile karşılaşabileceği veya önüne çıkan ani fırsatları değerlendirmede zorluk çekebileceğini gösterebilir. Bunun yanı sıra finansal oranlar aynı zamanda işletmenin bağlı olduğu sektördeki yerinin de belirlenmesinde kullanılmaktadır. Hem aynı sektördeki rakip işletmeler ile karşılaştırılma hem de sektör ortalamasına bakılarak sektör içindeki durumunun analiz edilmesinde finansal oranlara başvurulmaktadır (Kalfa ve

Bekçioğlu, 2013). İşletmelerin kârlılıklarının ve maliyet unsurlarının karşılaştırılması geleceğe yönelik plan ve stratejiler oluşturulmasında belirleyici olmaktadır. Finansal oranların hem işletme içi hem de işletme dışı paydaşlar tarafından farklı amaçlar doğrultusunda kullanılması söz konusudur.

Finansal oranlar, işletmelerin performanslarının değerlendirilmesinde kullanılmasının yanı sıra finansal başarısızlıklar tahmin etmede de etkin biçimde kullanılmaktadır. Literatürde pek çok finansal başarısızlık modeli yer almaktadır. İlk olarak Beaver (1966) tarafından oluşturulan finansal başarısızlık modeline daha sonrasında birçok araştırmacı tarafından eklemeler ve değişiklik yapılarak model geliştirilmiştir. Altman (1968), Meyer ve Pifer (1970), Wilcox (1971), Deakin (1972), Sinkey (1975), Springate (1978) ve Ohlson (1980) literatürde sıklıkla karşılaşılan çalışmalar olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu çalışmalarda kullanılan farklı finansal oranlar kullanılmıştır. Altman (1968) modelinde çalışma sermayesi / toplam varlıklar, dağıtılmış kâr / toplam varlıklar, faiz ve vergiden önceki kâr / toplam varlıklar, pay senetlerinin pazar değeri / dış kaynaklar ve son olarak satışlar / toplam varlıklar oranlarını kullanılmıştır. Beaver (1966) modelinde ise nakit akışı / dış kaynak, net kâr / toplam sermaye, dış kaynak / toplam sermaye, dönen varlıklar / kısa süreli borçlar, net işletme sermayesi / amortismanlar dışındaki işletme giderleri ve son olarak çalışma sermayesi / toplam sermaye oranlarını kullanmıştır. Bir başka sık kullanılan model ise Springate (1978) modelidir. Bu model çalışma sermayesi/ toplam varlıklar, faiz ve vergiden önceki kâr / toplam varlıklar, faiz ve vergiden önceki kâr / kısa vadeli borçlar ve satışlar / toplam varlıklar oranları kullanılarak oluşturulmuştur. Bu örneklerden de anlaşılacağı üzere farklı finansal oranlar finansal başarısızlık tahminlerinde kullanılmaktadır.

Literatürde çok sayıda model farklı tanımlar ve farklı oranlar kullanarak bir takım matematiksel hesaplamalar sonucunda işletmelerin gelecekte finansal olarak başarısız olabileceği durumlarını tahmin etmede kullanılmaktadır. Örneğin hesaplamalar sonucunda Altman (1968) modeline göre elde edilen skor 1,81, Springate (1978) modeline göre 0,862, Fulmer (1984) modeline göre 0 değerinin altında ise işletmeler finansal başarısızlığa düşme olasılıkları yüksek olarak değerlendirilmektedir. Finansal başarısızlık modellerinde kullanılan eşik değerlerin farklılaşmasının yanı sıra modellerde bu oranlara ait katsayılar da farklılaşmaktadır. Örneğin Altman (1968) modelinde çalışma sermayesi / toplam varlıklar oranı katsayısı 1,2 iken Springate (1978) modelinde 1,3 olarak belirlenmiştir. Bir başka örnek olarak satışlar / toplam varlıklar oranı Altman (1968) modelinde 0,999, Springate (1978) modelinde 0,4 iken Fulmer (1984) modelinde 0,212 olarak kullanılmaktadır. Dolayısıyla oran katsayıları kullanılan hesaplama yöntemine ve modelde yer alan diğer oranlara göre farklılık göstermektedir.

Finansal başarısızlık modellerinin oluşturulmasındaki en önemli unsur finansal başarısızlık kavramıdır. Hangi durumların finansal başarısız olarak değerlendirildiği bu modellerin temel dayanak noktasını teşkil etmektedir. Literatürde doğal olarak tek bir finansal başarısızlık tanımı yer almamaktadır. İşletmelerin büyüklükleri, kuruluş şekilleri ve daha birçok farklı etmen göz önüne alındığında tek bir tanım üzerinden finansal başarısızlık kavramını açıklamak mümkün olmamaktadır. Beaver (1966) modelini oluştururken başarısızlık kavramını firmanın ödemesi gereken yükümlülüklerini vadesi geldiğinde ödeyememesi olarak değerlendirmiştir. Altman (1968) modelinde ise yasal olarak iflas etmiş ve denetçi atanmış veya ABD ulusal iflas yasasına göre yeniden yapılanması istenmiş işletmeler finansal olarak başarısız değerlendirilmiştir. Wilcox (1971) modelinde ise başarısızlık belirlenen iki zaman arasında işletmelerin varlıklarında meydana gelen azalma olarak tanımlanmaktadır. Blum (1974),

çalışmasında finansal başarısızlık kavramını vadesi gelen borçların zamanında ödeyememe, alacaklılar ile borçların azaltılması konusunda anlaşma talebinde bulunma ve iflas sürecine girme olarak tanımlamıştır. Deakin (1972) ise alacaklıların resmi başvuruları sonucu tasfiye sürecine girme ve iflas etme durumunda süreci başarısızlık olarak tanımlamıştır. Foreman (2003) ve Bredart (2014) çalışmalarında finansal başarısızlığı iflas etme olarak değerlendirmiştir.

Türk araştırmacılar tarafında ise Aktaş (1993) başarısızlığı, art arda 3 yıl zarar etme, finansal krizden kaynaklı üretimin durması olarak tanımlarken, Şen (1998) finansal başarısızlığı Türkiye Mevduat Sigorta Fonu'na (TMSF) devredilen bankalar olarak tanımlamıştır. Canbaz (1998) çalışmasında beş sektörden 60 anonim şirketin beş yıllık bilançolarını inceleyerek dönem sonunda zarar edenleri başarısız, kâr elde edenleri ise başarılı olarak değerlendirmiştir. Aktaş vd. (2003) çalışmalarında iflas, sermayenin yarısının kaybedilmesi, aktif tutarının %10'unu kaybetme, üç yıl art arda zarar etme, ödeme güçlüğüne düşme, üretimi durdurma ve borçların aktifi aşması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiğini kabul etmiştir. Benli (2005) çalışmasında bankaların BDDK (Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu) tarafından TMSF bünyesine devredilmesini finansal başarısızlık olarak tanımlamaktadır. Altaş ve Giray (2005) tekstil sektöründe faaliyet gösteren işletmeleri dönem kâr/zarar hesaplarına bakarak finansal başarılı ve başarısız olarak değerlendirmiştir. İçerli ve Akkaya (2010) İMKB'de işlem gören 80 işletmeyi üç yıl art arda zarar etme veya iflas etmeleri durumlarına göre finansal başarılı ve başarısız olarak çalışmalarında kullanmışlardır. Torun (2007) son iki yılda dönem kâr/zarar hesabında zarar etmiş olma, borsada tahtasının kapanması, faaliyetlerin durması ve iflas etmiş olma durumlarını finansal başarısızlık olarak değerlendirmiştir. Terzi (2011) çalışmasında finansal başarı ve başarısızlık durumunu Altman'ın Z skoruna göre değerlendirmiştir. Doğan (2020) çalışmasında finansal başarısızlık tanımı için literatürden derlediği geniş bir kapsam kullanmıştır. Çalışmada işletmenin iflas başvurusunda bulunması ve iflas etmiş olması, üç yıl art arda yılda zarar etmiş olması, borsadan çıkartılması, öz sermayesinin negatif olması, gözüaltı pazarında bir yıldan fazla kalması, varlık toplamının %10'unu kaybetmiş olması ve borçlarının yeniden yapılandırılmasını finansal olarak başarısız olarak değerlendirmiştir. Görüldüğü üzere çok farklı biçimde finansal başarısızlık tanımları yer almaktadır.

Finansal başarısızlık modelleri oluşturulurken bağımlı değişken olan başarısızlık ve bağımsız değişkenler olan finansal oranlar ve modellerin tabi tutuldukları yöntemler farklılık göstermektedir. Bu kavramlardan finansal başarısızlık tanımı her ne kadar çok farklı biçimlerde oluşturulsa da literatürde belli noktalarda uzlaşmalar söz konusudur. Buna karşın yeni yapılan çalışmalarda hala farklı tanımlar üzerinden modeller oluşturulmaktadır. Bağımsız değişkenler tarafında olan finansal oranların elde edilmesinde kullanılan yöntemler bakımından da farklılaşmalar vardır. Doğal olarak yeni gelişen yöntemlerin modellere adapte edilmesi ile birlikte bu alanda da farklılıklar süre gelmektedir. Literatürde genel itibarıyla iki sınıfta çalışmalar yer almaktadır. Bunlar istatistiksel yöntemler ve makine öğrenme teknikleridir. Özellikle istatistiksel çalışmalar finansal başarısızlık çalışmalarının ilk dönemlerinde kullanılmıştır. İlk çalışma olarak kabul edilen Beaver (1966)'ın çalışması tek değişkenli bir model olarak ortaya çıkmaktadır. Daha sonra, Altman (1968, 1993), Deakin (1972) ve Sinkey (1975) çalışmalarında çoklu diskriminant analizini (MDA) kullanmıştır. 1980'lerden sonra regresyon tekniği olan logit (Ohlson, 1980; Gilbert vd., 1990) ve probit (Zmijewski, 1984) yöntemler kullanılarak finansal başarısızlık durumları analiz edilmiştir. Fen bilimleri alanında

kullanılmaya başlanan ve sonrasında sosyal bilimler tarafından da tercih edilen makine öğrenme teknikleri finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır. Finansal başarısızlığı tahmin etmek için Yapay sinir ağları (Raghupathi vd., 1991; Chung ve Tam, 1993; Altman vd., 1994; Pompe ve Feelders 1997; Jo vd., 1997; Zhang vd., 1999; Yıldız, 1999; Chakraborty ve Sharma, 2007), genetik algoritmalar (Shin ve Lee, 2002; Etemadi vd, 2009) ve destek vektör makineleri (Yürük ve Ekşi, 2019; Doğan, 2020) kullanılmıştır.

Bu çalışma literatürde yer alan çalışmalarda değinilmeyen bir başka noktayı göz önüne alarak finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturmayı amaçlamaktadır. Şu ana kadar yapılan çalışmalarda elde edilen modeller tüm sektörlerde istisnasız biçimde uygulanabileceği varsayımı ile elde edilmiş veya aynı sektördeki az sayıda işletme konu edilerek elde edilmiştir. Ancak öngörü modellerinde aktif rol oynayan tanımlar, oranlar ve teknikler işletmelerin sektörlerini gözetmeden elde edilerek uygulanmıştır. Bu çalışmada finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturulurken sektör dinamiklerinin dikkate alınması gerektiği fikrinin de benimsenmesi amaçlanmaktadır. Bir sektörde son derece hayati bir öneme sahip olan bir oran bir başka sektörde o derece önemli olmayabilir. Dolayısıyla sektöre ait dinamikleri içeren finansal oranlar ile elde edilen bir öngörü modelinin daha sağlıklı tahminler yapması muhtemeldir. Türkiye’de yapılan finansal başarısızlık çalışmalarının büyük çoğunluğunda BİST şirketleri kullanılmaktadır. Ancak BİST’te Tarım, Orman ve Balıkçılık sektöründe faaliyet gösteren üç şirket (İz Yatırım Holding A.Ş., Özsu Balık Üretim A.Ş. ve Yaprak Süt ve Besi Çiftlikleri Sanayi ve Ticaret A.Ş.) bulunması ve az sayıda şirket ile sektöre özgü bir finansal öngörü modelinin hiç olmaması sebebiyle Tarım, Orman ve Balıkçılık sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modelinin tasarlanması amaçlanmıştır.

2. Metodoloji

Tarım, Orman ve Balıkçılık sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modelini elde etmek adına bu sektörde faaliyet gösteren işletmelere ait mali tablolar Türkiye İstatistik Kurumu’ndan elde edilmiştir. Türkiye İstatistik Kurumu ve TC. Merkez Bankası’nın 2019 sonrasında yeni bir veri toplama ve düzenleme sistemine geçilmesi ve önceki veri tabanı ile adaptasyonun kısa sürede sağlanamayacak olması sebebiyle 2009 ile 2019 yılları arasında faaliyet gösteren işletmelere ait verileri yapılan protokol çerçevesinde İzmir Bölge Müdürlüğü Veri Araştırma Merkezindeki bilgisayarlarda çalışılması şartı ile kullanıma açmıştır. Aynı zamanda çalışma periyodu belirlenirken 2019 yılında başlayan döviz ile borç krizleri ve 2020 yılında gerçekleşen COVID 19 pandemisinin olumsuz etkileri de göz önüne alınmıştır. Bu gerekçeler neticesinde 2009 ile 2019 yılları arasında faaliyet gösteren işletmelere ait 80.688 veri çalışmada kullanılmıştır. Ancak bu veriler içerisinde kullanışlı olmayan, hatalı girilen ve aykırı değerler barındıran verilerin ayıklanmıştır. Kullanışlı olmayan verilerin ayıklanmasında altı adet filtre kullanılmıştır. Bu filtreler muhasebe hesaplarının ortalama değerleri, aykırı değerleri ve istatistiksel dağılımları ile değerlendirilerek araştırmacılar tarafından oluşturulmuştur. Bu işlemler neticesinde sektörde faaliyet gösteren işletmelere ait veri sayısı 32.125’e düşmüştür. Bu işlemler ile aynı zamanda hatalı giriş yapılan veriler de ayıklanmıştır.

- Filtre_1: Stoklar hesabı 1.000 TL’den büyük olanlar,
- Filtre_2: Pasif toplamı 5.000 TL’den büyük olanlar,
- Filtre_3: Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar hesabı 500 TL’den büyük olanlar
- Filtre_4: Özkaynak hesabı 5.000 TL’den büyük olanlar
- Filtre_5: Dönem Kâr/Zarar hesabı sıfır (0) olmayanlar,
- Filtre_6: Net Satışlar hesabı 1.000 TL’den büyük olanlar.

Tarım, Orman ve Balıkçılık sektörüne özgü finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturmak için ilk olarak finansal başarısızlık tanımına ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürde sıklıkla kullanılan tanımlardan faydalanılarak beş adet tanım oluşturulmuştur. Aşağıdaki durumların gerçekleşmesi durumunda işletmenin finansal başarısızlık yaşadığı varsayılmıştır.

- FF_1: Son iki yılın Dönem Kâr/Zarar hesabının zarar vermesi,
- FF_2: Son üç yılın Dönem Kâr/Zarar hesabının zarar vermesi,
- FF_3: Aktif toplamının önceki yıla göre %10 azalması,
- FF_4: Öz kaynaklar hesabında önceki yıla göre %10 azalma gerçekleşmesi ve son iki yılın Dönem Kâr/Zarar hesabının zarar vermesi
- FF_5: Net İşletme Sermayesinin son iki yılda negatif çıkması ve Dönem Kâr/Zarar hesabının son iki yılda zarar vermesi

Finansal başarısızlık tanımlarının bağımlı değişken olarak değerlendirildiği öngörü modellerinde bu durum ile ilişkili bağımsız değişkenlere de ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürün aksine sektöre özgü öngörü modeli oluşturulurken finansal oranların farklılaşması beklenmektedir. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası tarafından hesaplanan sektör ortalamaları bağımsız değişkenleri oluşturacak finansal oranlar olarak alınmıştır. Bunlar likidite oranları, finansal yapı oranları, devir hızları ve kârlılık oranları olarak dört ana grupta toplanmaktadır. 8 adet likidite oranı, 17 adet finansal yapı oranı, 8 adet devir hızı oranı ve 14 adet kârlılık oranı olmak üzere toplam 47 finansal oran kullanılarak sektöre özgü değişkenlerin elde edilmesi planlanmıştır. Kullanılan oranlar Tablo 1’de yer almaktadır. Bu oranlardan Birikmeli Kârlılık (KO_6) oranının verileri çok sayıda işletme için elde edilememesi sebebiyle veri havuzundan çıkarılmıştır.

Tablo 1: Finansal Oranlar

Likidite Oranları	LO_1	Cari Oran	DH_1	Stok Devir Hızı
	LO_2	Asit-Test	DH_2	Alacak Devir Hızı
	LO_3	Nakit	DH_3	Çalışma Sermayesi Devir Hızı
	LO_4	Stoklar / Dönen Varlıklar	DH_4	Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı
	LO_5	Stoklar / Aktif Toplamı	DH_5	Maddi Duran Varlıklar Devir Hızı
	LO_6	Stok Bağımlılık	DH_6	Duran Varlıklar Devir Hızı
	LO_7	Kısa Vadeli Alacaklar / Dönen Varlıklar	DH_7	Öz Kaynak Devir Hızı
	LO_8	Kısa Vadeli Alacaklar / Aktif Toplamı	DH_8	Aktif Devir Hızı
Finansal Yapı Oranları	FY_1	Kaldıraç	KO_1	Net Kâr / Öz Kaynak
	FY_2	Öz Kaynaklar / Aktif Toplamı	KO_2	Vergi Öncesi Kâr / Öz Kaynak
	FY_3	Öz Kaynaklar / Toplam Yabancı Kayn.	KO_3	Finansman Gid ve Vergi. Ö. Kâr / Pasif Toplam
	FY_4	Kısa Vadeli Yab. Kay. / Pasif Toplamı	KO_4	Net Kâr / Aktif Toplamı
	FY_5	Uzun Vadeli Yab. Kay. / Pasif Toplamı	KO_5	Faaliyet Kârı/Mali Duran V. Dışındaki Aktif T.
	FY_6	Uzun Vadeli Yab. Kay. / Devamlı Serm.	KO_6	Birikmeli Kârlılık
	FY_7	Maddi Duran Varlıklar / Öz Kaynak	KO_7	Faaliyet Kârı / Net Satışlar
	FY_8	Maddi Duran Var. / Uzun Vadeli Y. K.	KO_8	Brüt Satış Kârı / Net Satışlar
	FY_9	Duran Varlıklar / Yabancı Kaynaklar	KO_9	Net Kâr / Net Satışlar
	FY_10	Duran Varlıklar / Öz Kaynak	KO_10	Satılan Malın Maliyeti / Net Satışlar
	FY_11	Duran Varlıklar / Devamlı Sermaye	KO_11	Faaliyet Gideri / Net Satışlar
	FY_12	Kısa Vadeli Y. K. / Yabancı Kay. Toplamı	KO_12	Faiz Giderleri / Net Satışlar
	FY_13	Banka Kredileri / Toplam Aktifler	KO_13	Faiz ve Vergi Öncesi Kâr / Faiz Giderleri
	FY_14	Kısa V. Banka Kredi. / Kısa Vadeli Y. K.	KO_14	(Net Kâr + Faiz Giderleri) / Faiz Giderleri
	FY_15	Banka Kredileri / Toplam Yab. Kaynak		
	FY_16	Dönen Varlıklar / Aktif Toplamı		
	FY_17	Maddi Duran Varlıklar / Aktif Toplamı		

Kaynak: TCMB, 2022

Kullanılan oranlardan bazılarının hesaplanması sonucunda tanımsız çıkan, veri barındırmayan ve sıfır çıkanların sayısının o orana ait toplam içindeki payı yüzde 20'yi geçmesi durumunda veri havuzundan çıkarılmıştır. Bu işlemler sonucunda FY_5, FY_6, FY_8, FY_13, FY_14, FY_15, DH_2, DH_5, DH_6, KO_12, KO_13, KO_14 oranları çıkarılmıştır.

Finansal başarısızlık öngörü modelini kurmak için veri havuzunda 32.125 satır ve 34 sütunu finansal oranlardan ve bir sütunu finansal başarısızlık durumundan oluşan 35 sütunluk veri kalmıştır. Veri ayıklama kısmının son aşaması aykırı değerlerin tespiti ve çıkarılmasıdır. Bu noktada literatürde Grubbs's test, Rosner's test, Tietjen-Moore Test ve IQR (Inter Quartile Range) testleri kullanılmaktadır (Promtep vd., 2022). Bu çalışma kapsamında IQR testi tercih edilmiştir. IQR yönteminde 1. ve 3. kartiller arasında kalan fark IQR olarak tespit edildikten sonra kullanılan veri türüne uygun c katsayısı ile alt ve üst limitler belirlenir. Daha sonra bu alt ve üst limit (I_{max} , I_{min}) aralığının dışında kalan değerler aykırı değer olarak değerlendirilir. Yönteme dair hesaplamalar aşağıdaki gibidir. Burada, I_{min} ve I_{max} , aykırı değeri bulmak için eşiklerdir ve c katsayısı genellikle 1,5 (hafif aykırı) veya 3 (aşırı aykırı) değerlerini alan sabit katsayıdır. Çalışma kapsamında c katsayısı 1,5 alınmıştır.

$$IQR = Q(3) - Q(1) \quad (1)$$

$$I_{max} = Q(3) + c * IQR \quad (2)$$

$$I_{min} = Q(1) - c * IQR \quad (3)$$

Aykırı değerlere sahip oranlara ait verilerin de ayıklanması sonucunda finansal başarısızlık ile değişkenlerin arasındaki ilişkinin tespiti için üç farklı yöntem kullanılmıştır. Çok sayıda bağımsız değişken ile çalışmanın hem yöntemlerin performansını olumsuz etkilemesi hem de işlem maliyetini artırması sebebiyle değişken azaltma tekniklerinden faydalanılmıştır. Rastgele Orman (RF), Adım Adım İleri ve Geri Seçim (SFBS) ve K-en Yakın Komşuluk (KNN) yöntemleri yardımıyla sektöre özgü finansal oranların tespiti gerçekleştirilmiştir. Yöntemler literatürde sıklıkla kullanılan ve sayıca çok olan değişkenleri çeşitli matematiksel ve istatistiksel işlemler neticesinde azaltmaya yarayan yöntemlerdir. Yöntemlere ait kısa bilgiler aşağıdaki yer almaktadır.

2.1. Rastgele Orman Algoritması (Random Forest)

Makine öğrenme yöntemleri içerisinde denetimli öğrenme grubunda yer alan Rastgele Orman yöntemi, sınıflandırma veya regresyon konularında özellikle doğrusal olmayan ilişkileri modelleme noktasında sıklıkla kullanılan ve iyi performans alınan yöntemlerin başında gelmektedir. Yöntem bir yığın olarak çalışan çok sayıda bireysel karar ağacından oluşup, her bir ağacın yaptığı sınıf tahminlerini yayar ve en çok oyu alan sınıfı modelin tahmini olarak değerlendirir. Bu yöntem hem kategorik hem de sürekli girdi ve çıktı değişkenleri için çalışmaktadır. Kalabalık bir küme olarak çalışan yöntem, birbirleri ile ilişkisiz rastgele karar ağaçları (modeller) oluşturur ve istikrarlı ve doğru analizler yapabilmek adına bu ağaçları birleştirir. Ağaçlar arasındaki düşük korelasyon anahtar görevi görmektedir. Bu ağaçların birleştirilmesi ile elde edilen çıktı bireysel tahminlerden daha doğru analizler üretebilmektedir. Düzenli olarak aynı yönde hata yapmadıkları sürece ağaçların birbirlerini bireysel hatalarından korumaları bu noktada önem kazanmaktadır. Ağaçlardan bir kısmı yanlış olabilirken, çok sayıda diğer ağaçların doğru olması halinde bir grup olarak ağaçlar doğru yönde hareket etmektedirler. Bazı gerçek sinyaller barındırması ve ağaçlar (modeller) tarafından yapılan tahmin ve hataların birbirleriyle düşük korelasyona sahip olması ön koşullarını sağlaması durumunda rastgele ormanın iyi performans göstermesi beklenmektedir (Yui, 2019).

2.2. Adım Adım İleri ve Geri Seçim (SFBS)

Tekniğin genel prensibi değişkenleri yinelemeli olarak seçip bırakarak mümkün olan en iyi doğrusal regresyon modeline sahip modeli mümkün olan en düşük AIC değerine bakılarak adım adım ileri ve geri seçimler yaparak bulmaktır (Hocking, 1976). Modelin aşamaları aşağıda kısaca özetlenmiştir. Teknik dört adımdan oluşmaktadır. İlk adımda sadece sabit bir terimden oluşan bir modele ait regresyon analizi yapılmaktadır. İkinci adımda var olan tüm değişkenlerin bir arada olduğu tam model için regresyon analizi yapılmaktadır. Üçüncü adımda algoritma gerçekleştirmek için yön özelliğinden hem ileri hem de geri adım seçeneği tercih edilmektedir. Son olarak, yinelemeli olarak gerçekleşen regresyon sonuçlarında en düşük AIC değerine sahip modele ait değişkenlerin listesi alınır (Choueiry, 2019). Sonuç olarak elde edilen modelde yer alan değişkenler bağımlı değişkeni tanımlamada en yüksek değere sahip değişkenler olarak değerlendirilir. Diğer yöntemlerden farklı olarak değişkenler arası bir kıyaslama yapılamamasına karşın bağımlı değişken üzerinde etkilerinin sayısal olarak değerlendirilmesi söz konusu olmaktadır.

2.3. K-en Yakın Komşuluk

K-en yakın komşuluk (KNN) algoritması hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerini çözmek için kullanılmaktadır (Zhang vd. 2017). Denetimli makine öğrenimi türünde olan basit ve uygulaması kolay bir algoritmasıdır. Algoritma basit bir anlatım ile benzer şeylerin bir yığın olarak biraya toplandığını varsayarak hesaplamalar yapmaktadır. Bu varsayım, algoritmanın kullanışlı olması için yeterince doğru olmasına dayanmaktadır. KNN, basit biçimde mesafe, yakınlık veya yakınlık olarak noktalar arasındaki mesafeyi hesaplamaktadır. Mesafeyi hesaplamamanın farklı yolları vardır ve çözülecek probleme bağlı olarak çeşitlilik sağlanabilir. Bununla birlikte, düz çizgi mesafesi (Öklid mesafesi) sıklıkla tercih edilen bir seçimdir. Doğru olan K'yi seçmek için, KNN algoritması farklı K değerleriyle birkaç kez çalıştırır ve algoritmanın hata sayısını azaltan K'yi seçer. Gerçekleşen K seçimi ile mesafeler baz alınarak sınıflandırmalar gerçekleştirilir. Bunun yanı sıra kümeleme özelliği kullanılarak değişken azaltma problemlerinde de kullanılmaktadır. Bu çalışmada hem değişken azaltma hem de sınıflandırma özelliklerinden faydalanılmıştır.

Sektöre özgü finansal oranlar 5 farklı şekilde tanımlanan finansal başarısızlık tanımları baz alınarak yukarıdaki yöntemler sonucunda belirlendikten sonra Rastgele Orman (RF), Lojistik Regresyon (LR), K-en Yakın Komşuluk (KNN) ve Yapay Sinir Ağları (ANN) yöntemleri ile sınıflandırmaya tabi tutulmuştur. Her bir tanımda yöntemlerden elde edilen sonuçlar sınıflandırma matrisi (Confusion matrix) ile gösterilmiştir. Yöntemlerden Rastgele Orman ve K-en yakın komşuluk 'tan daha evvel bahsedildiği için Yapay Sinir Ağları (ANN) ve Lojistik Regresyon (LR) yöntemleri kısaca özetlenmiştir.

2.4. Yapay Sinir Ağları (ANN)

Yapay sinir ağları (ANN) insan beyninin sinirler yoluyla işlemden esinlenerek ortaya çıkmıştır. Tıpkı biyolojik öğrenme gibi verilerin öğrenilmesi, kümelenmesi, sınıflandırması ve daha az boyuta indirgenmesi gibi işlemleri çeşitli fonksiyonlar yardımıyla sonsuz sayıda değişken ile yapabilme imkânına sahip bir bilgi işleme tekniğidir (Fausett, 1994). ANN yöntemleri özellikle doğrusal olmayan problemlerle başa çıkabilme yetkinliğinden dolayı farklı disiplinler tarafından çok çeşitli problemlerde kullanılmaktadır (Deboeck, 1994). Genel çalışma prensibi sinir ağlarındaki sinapsların işlenen bilgileri diğer hücrelere iletiminde olduğu gibi birbirine paralel olarak dizayn edilen girdi katmanı, ara (gizli) katman ve çıktı katmanları olarak

adlandırılan proses elemanlarından meydana gelmektedir. Temel olarak girdi kısmından elde edilen bilgiler çeşitli fonksiyonlar ile toplanarak aktivasyon fonksiyonuna iletilip çıkan bilgiyi ağırlık kısmına göndermektedir. Bu süreçler gerçekleşirken başta tesadüfi olarak belirlenen değişken ağırlıkları daha sonraki süreçlerde öğrenmeler sonucunda ideal değerlerine ulaşması hedeflenmektedir. Veri seti genellikle eğitim ve test veri setleri olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Eğitim kısmında ideal ağırlıklara ulaşmaya kadar devam eden süreç daha sonra test kısmında değerlendirilir. ANN'de kullanıcı tarafından ağırlık topolojisi, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu, öğrenme stratejisi ve öğrenme kuralları gibi unsurları farklı şekillerde değerlendirilerek problemin çözümünde çeşitlilik sağlanmaktadır (Öztemel, 2012). Özellikle toplama fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonu unsurlarında farklı bakış açıları kullanılmaktadır. Toplama fonksiyonunda Ağırlıklı Toplam, Çarpım, Maksimum, Minimum ve Artımlı Toplam şeklinde çeşitlilik söz konusu olurken, aktivasyon fonksiyonunda ise doğrusal fonksiyon, Hiperbolik tanjant, sigmoid fonksiyon ve sinüs fonksiyonu gibi çeşitlilikler mevcuttur.

2.5. Lojistik Regresyon

Lojistik Regresyon (LR), sınıflandırma görevlerine ayrılmış denetimli makine öğrenimi yöntemlerinde yer alan bir istatistiksel öğrenme tekniğidir (Saravanan ve Sujatha, 2018). Regresyon ifadesi ile sınıflandırma ifadesi kafa karışıklığına sebep olduğu gibi düşünülse de ayırık ikili çıktılar üretmek için doğrusal bir regresyon denklemi kullanarak sınıflandırma yapmak bu yöntemin en üstün kısmını ortaya koymaktadır. Çeşitli varsayımlar altında oldukça başarılı sonuçlar üretmektedir. İkili lojistik regresyonlarda, bağımlı değişkenler sıfır (0) ve bir (1) değerlerini alan ikili (binary) değişkenlerden oluşturulmalıdır (Gujarati ve Porter, 2009). Genellikle araştırmaya konu olan durum bir nominal değerini almaktadır. Çoklu eş doğrusallık olmaması ve yeterli büyüklükte bir örnekleme sahip olması bu yöntem için tercih edilen diğer durumlardır. Kategori sayısına bağlı olarak, Lojistik regresyon 3 tür olabilmektedir. Bunlar; ikili sınıflandırmada, çoklu sınıflandırma ve herhangi bir sıra belirtmeyen çoklu sınıflandırmadır. Son iki tür çoklu değişkene sahip olmakla beraber bağımlı değişkenin 3 veya daha fazla sıralı veya niceliksel öneme sahip değerler alıp almamasına göre ayrışmaktadır.

2.6. Sınıflandırma Matrisi ve Ölçütleri

RF, LR, KNN ve ANN yöntemlerinden elde edilen sonuçlar sınıflandırma matrisi adı verilen tablolar yardımıyla değerlendirilmektedir. Sınıflandırma matrisine ait görsel tablo 2'de yer almaktadır. İkili sınıflandırmada gerçekleşen ve tahmin edilen durumların dağılımına ait tabloda yer alan ifadelerle ilişkin açıklamalar aşağıdaki gibidir. İkili sınıflandırmada bağımlı değişkenin 0 veya 1 olabileceği bilgisi ışığında tanımlamalar yapılmaktadır. Sınıflandırma matrisi ile ilgili pek çok farklı tanımlama ve yorumlama söz konusudur. Bu çalışma kapsamında çalışmaya ait özneler kullanılarak bu tanımlama ve yorumlamalar özelleştirilerek gerçekleştirilmiştir. Çalışma finansal başarısızlık durumunun tespiti ve değerlendirilmesi ile olması sebebiyle ikili (binary) değişkenlerden 0 finansal başarı durumunu 1 ise finansal başarısızlık olarak değerlendirilmiştir.

Gerçek Pozitifler (TP)	: Gerçek değeri ve tahmin değeri 1 olduğu durumlar,
Gerçek Negatifler (TN)	: Gerçek değeri ve tahmin değeri 0 olduğu durumlar,
Yanlış Pozitifler (FP)	: Gerçek değeri 0 ancak tahmin değeri 1 olduğu durumlar (Tip 1 Hata),
Yanlış Negatifler (FN)	: Gerçek değeri 1 ancak tahmin değeri 0 olduğu durumlar (Tip 2 Hata)

(Navin ve Pankaja, 2016).

Tablo 2: Sınıflandırma Matrisi

		Gerçek	
		Başarısız Değil (0)	Başarısız (1)
Tahmin	Başarısız Değil (0)	TN	FN
	Başarısız (1)	FP	TP

Tablonun yorumlanmasında yardımcı olması bakımından bazı hesaplamalar yapılmaktadır. Bunlara ilişkin açıklamalar aşağıdaki gibidir.

- Doğruluk Oranı: Sınıflandırıcının yaklaşık ne oranda doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir. Çalışma açısından bakıldığında finansal olarak başarısız ve başarısız olmayan durumların tahmin doğruluğunu ortaya koymaktadır.

$$\text{Doğruluk Oranı} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) \quad (4)$$

- Yanlışlık Oranı: Sınıflandırıcının yaklaşık ne oranda yanlışlığa sahip olduğunu göstermektedir. Doğruluk oranının 1'den çıkarılması durumunda tahmin yanlışlığının oranını vermektedir.

$$\text{Yanlışlık Oranı} = (FP+FN)/(TP+TN+FP+FN) = 1-\text{Doğruluk oranı} \quad (5)$$

- Gerçek Pozitif Oran: Aslında 1 olduğunda, ne sıklıkla 1 tahmininde bulunduğu göstermektedir. Hassasiyet (Sensitivity) olarak da bilinmektedir. Finansal başarısızlık durumunu hangi oranda doğru tahmin edildiğini göstermektedir.

$$\text{Gerçek Pozitif Oran} = TP/(TP+FN) \quad (6)$$

- Yanlış Pozitif Oranı: Aslında 0 olduğunda, ne sıklıkla 1 tahmininde bulunduğu göstermektedir. Gerçekte başarısız olmayanların hangi oranda başarısız olarak tahmin edildiğini göstermektedir.

$$\text{Yanlış Pozitif Oranı} = FP/(FP+TN) \quad (7)$$

- Gerçek Negatif Oran: Aslında 0 olduğunda, ne sıklıkla 0 bulunduğu göstermektedir. Özgüllük (Specificity) olarak da bilinmektedir. Gerçekte başarısız olmayanların doğru tahmin edilme oranını göstermektedir. Yanlış Pozitif oranın 1'den çıkarılması ile elde edilmektedir.

$$\text{Gerçek Negatif Oran} = TN/(TN+FP) \quad (8)$$

- Kesinlik (Precision): 1 tahmin edildiğinde ne sıklıkla doğru olduğunu göstermektedir. Başarısız olarak yapılan tahminlerin hangi oranda başarısız durumları doğru tespit ettiğini göstermektedir.

$$\text{Kesinlik} = TP/(TP+FP) \quad (9)$$

- Yaygınlık (Prevalence): 1 koşulu gerçekte ne sıklıkta ortaya çıktığını göstermektedir. Toplam örneklem içindeki başarısızlık durumunun oranını göstermektedir.

$$\text{Yaygınlık} = (FN+TP)/(TP+TN+FP+FN) \quad (10)$$

- F1 Skoru: Kesinlik ve Hassasiyet oranlarının harmonik ortalamasıdır ve Doğruluk oranından daha fazla bilgi sunduğu öne sürülmektedir. Özellikle dengeli dağılmayan sınıflandırma durumlarında doğruluk oranında ortaya çıkması muhtemel yanlışların giderilmesi amacıyla hesaplanarak yorumlanmaktadır.

$$F1 \text{ Skoru} = 2 * (\text{Kesinlik} * \text{Hassasiyet}) / (\text{Kesinlik} + \text{Hassasiyet}) \quad (11)$$

3. Uygulama ve Bulgular

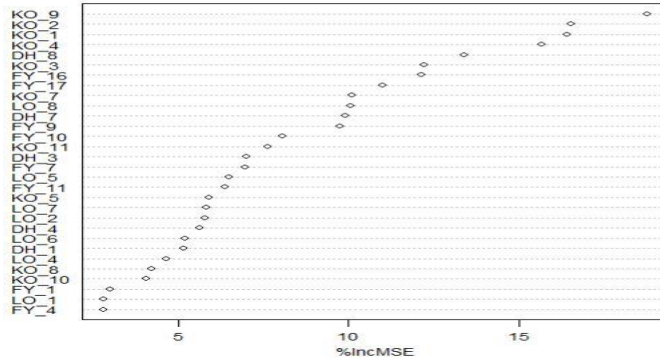
Tarım, Orman ve Balıkçılık sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin gelecekte karşılaşılabilecekleri finansal başarısızlık durumlarının önceden öngörülebilmesi amacıyla sektöre özgü bir öngörü modelinin oluşturulması için metodolojide geçen yöntemler yardımıyla uygulamaya geçilmiştir. Son olarak veri ayıklama işlemlerinden sonra 32.125 satır ve 35 sütunluk bir veri seti elde edilmiştir. Tanımlar gereği önceki yıllara ait verilerin kullanılması durumunda hesaplama yapılmayan yıllar veri setinden çıkarılmıştır. Bu noktadan sonra farklı finansal başarısızlık tanımları için değişken azaltma işlemi gerçekleştirilerek sektöre özgü modelde yer alacak değişkenlerin tespiti yapılmıştır. Finansal başarısızlık tanımlarının sektöre özgü değişkenler üzerindeki etkileri R-Studio programı yardımıyla tespit edilerek sonuç kısmında genel olarak değerlendirilmektedir.

3.1. FF_1 Tanımı

Kullanılan ilk tanım işletmelerin dönem sonu bilançolarında iki yıl üst üste zarar etmeleri durumunda finansal başarısızlık yaşadığı şeklindedir. Bu tanıma uygun hareket edildiğinde 21.693 veriden 2.879 adedi işletmelerin finansal başarısız olduğunu, 18.814 adedi ise işletmelerin finansal başarısız olmadığını göstermiştir. DH_4, LO_6, FY_9, FY_3 ve LO_1 oranlarında yer alan aykırı değerlerin çıkarılması sonucunda 7.749 adet veri kalmıştır. Kalan veriler üzerinden değerlendirme yapıldığında finansal başarısızlık tanımı kapsamına giren 1.429 adet örnek elde edilmiştir. Elde edilen veri setine öznitelik değişkenlerinin önem sıralaması sunan değişken azaltma tekniklerinden RF, SFBS ve KNN yöntemlerinin uygulanma sonuçları sadece birinci tanım için ayrıntılı verilmekte, diğer tanımlar için sadece özet tablolar halinde yer almaktadır.

Değişken azaltma tekniklerinden Rastgele Orman algoritması (RF) regresyon analizi sonucunda finansal oranlar başarı durumu ile ilişkilendirilerek önem derecelerine göre sıralanmıştır. Bu yöntem rassal değişkenler ile çalıştığı için elde edilen değişken önem derecelerinin daha sağlıklı bilgiler sunması için 10 tekrarlı yöntem uygulanmıştır (*ntree* için 500, *mtry* için 6 kullanılmıştır). Tekrarlar neticesinde değişkenlere atanan önem derecelerinin ortalamaları alınarak ilgili tablolarda değerlendirilmiştir. RF yöntemi kullanılarak yapılan analizlerinden birine ait finansal oran önem değerleri ve sıralaması paket programın sunduğu hali ile Şekil 1'de yer almaktadır. Şekilde de görüldüğü gibi KO_9, KO_2, KO_1 ve KO_4 diğer oranlara nazaran daha yüksek önem derecelerine sahip olmuşlardır. Genel değerlendirmede ilk on sıralamada 5 kârlılık oranı, 2 finansal yapı, 2 devir hızı ve 1 likidite oranı yer almıştır.

Şekil 1: RF Yöntemi Sonuçları



İkinci yöntem olan Adım Adım İleri ve Geri Seçim (SFBS) yöntemi geleneksel regresyon yöntemi kullanması sebebiyle bağımsız değişkenlerin başarı durumu üzerindeki etkilerini de göstermektedir. SFBS yöntemi sonucundan en düşük AIC değerine sahip modele ait regresyon analizine ait görsel Şekil 2'de görülmektedir. Regresyon sonucuna göre KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_5, KO_9, KO_10, DH_3, DH_8, FY_3, FY_9, FY_10, FY_11, LO_3, LO_4, LO_5, LO_7, LO_8 oranlarının oluşturduğu model en iyi performansı sağlamıştır.

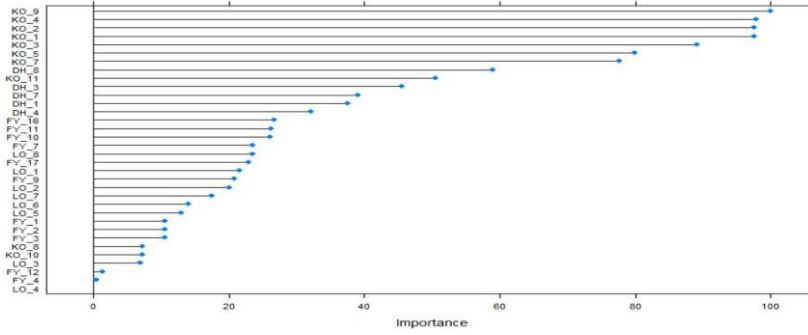
Şekil 2: SFBS Yöntemi Sonucu

```
Call:
lm(formula = FF_1 ~ KO_4 + DH_8 + KO_9 + KO_2 + FY_3 + FY_10 +
  KO_10 + KO_1 + KO_3 + KO_5 + FY_11 + LO_7 + LO_5 + LO_4 +
  DH_3 + LO_3 + LO_8 + FY_9, data = A.Oranlar_FF1)

Coefficients:
(Intercept)      KO_4      DH_8      KO_9      KO_2      FY_3      FY_10
  0.27712      -1.80513     -0.05176    -0.00904    -0.46866     0.04153     0.00183
    KO_10      KO_1      KO_3      KO_5      FY_11      LO_7      LO_5
 -0.00614     0.45974     0.67800    -0.21516     0.00216    -0.06594    -0.20015
    LO_4      DH_3      LO_3      LO_8      FY_9
  0.02628    -0.00290    -0.04823    -0.09807    -0.04272
```

Üçüncü yöntem olan KNN sonuçlarına ait R programı görseli ise Şekil 3'te görüldüğü gibidir. KO_9, KO_4, KO_1 ve KO_2 oranları ilk dört sırayı alarak görece diğer yöntemlerden ayırmıştır. İlk on sıralamada 8 kârlılık ve 2 devir hızı oranı bulunmaktadır. En yüksek öneme sahip orana 100, en düşük öneme sahip orana ise 0 verilerek diğer oranlar bu aralıkta önem derecelerine göre sıralanmıştır.

Şekil 3: KNN Yöntem Sonuçları



Değişken azaltma yöntemlerinden ikisi tüm değişkenlere önem derecesi atfederken bir tanesi kümeleme yöntemi ile işlem gerçekleştirmektedir. Her üç yöntemin uygulama sonucu elde edilen sonuçları Tablo 3'te yer almaktadır. Bundan sonraki tanımlarda sayfa kısıtı sebebiyle sadece ortalama üzerinde değerlere sahip oranlar tablolarda yer almaktadır. Önem derecesi sunan KNN ve RF yöntemlerinde bir değişken kümesi elde etmek adına en yüksek ve en düşük değerler çıkarıldıktan sonra diğer oranların ortalaması alınarak bir ortalama önem eşiği elde edilmiştir. Daha sonra bu eşiğin üzerinde değere sahip oranlar o yöntemle ait kümeleri oluşturmuştur. KNN için elde edilen ortalama önem eşiği 34,82 olurken, RF için bu değer 7,77 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin üzerindeki oranlara ait hücreler altı çizili olarak belirtilmiştir. Son olarak elde edilen üç yöntemle ait kümeler bir araya getirilip kesişim kümesi oluşturularak (tabloda kalın ve altı çizili) tüm yöntemler tarafından tercih edilen KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9 ve DH_8 oranları 1 numaralı Finansal Başarısızlık (FF_1) tanımı için sektöre özgü modeli oluşturmuştur.

$$f(FF_1) = f(KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_8)$$

Tablo 3: FF_1 Tanımına Ait Değişken Azaltma Yöntem Sonuçları

RF		SFBF	KNN	
<u>KO_9</u>	<u>18,3</u>	<u>KO_4</u>	<u>KO_9</u>	<u>100,00</u>
<u>KO_1</u>	<u>16,9</u>	<u>DH_8</u>	<u>KO_4</u>	<u>97,87</u>
<u>KO_4</u>	<u>16,5</u>	<u>KO_9</u>	<u>KO_2</u>	<u>97,52</u>
<u>KO_2</u>	<u>15,8</u>	<u>KO_2</u>	<u>KO_1</u>	<u>97,51</u>
<u>DH_8</u>	<u>12,6</u>	<u>FY_3</u>	<u>KO_3</u>	<u>89,08</u>
<u>FY_16</u>	<u>11,6</u>	<u>FY_10</u>	<u>KO_5</u>	<u>79,94</u>
<u>FY_17</u>	<u>11,3</u>	<u>KO_10</u>	<u>KO_7</u>	<u>77,68</u>
<u>KO_3</u>	<u>11,2</u>	<u>KO_1</u>	<u>DH_8</u>	<u>58,90</u>
<u>DH_7</u>	<u>9,9</u>	<u>KO_3</u>	<u>KO_11</u>	<u>50,55</u>
<u>LO_8</u>	<u>9,6</u>	<u>KO_5</u>	<u>DH_3</u>	<u>45,50</u>
<u>FY_9</u>	<u>9,1</u>	<u>FY_11</u>	<u>DH_7</u>	<u>39,11</u>
<u>KO_7</u>	<u>9,0</u>	<u>LO_7</u>	<u>DH_1</u>	<u>37,51</u>
<u>FY_11</u>	<u>8,4</u>	<u>LO_5</u>	<u>DH_4</u>	<u>32,19</u>
<u>FY_10</u>	<u>7,8</u>	<u>LO_4</u>	<u>FY_16</u>	<u>26,76</u>
<u>KO_11</u>	<u>7,5</u>	<u>DH_3</u>	<u>FY_11</u>	<u>26,30</u>
<u>LO_7</u>	<u>7,4</u>	<u>LO_3</u>	<u>FY_10</u>	<u>26,16</u>
<u>FY_7</u>	<u>7,3</u>	<u>LO_8</u>	<u>FY_7</u>	<u>23,60</u>
<u>DH_3</u>	<u>6,9</u>	<u>FY_9</u>	<u>LO_8</u>	<u>23,51</u>
<u>LO_5</u>	<u>6,8</u>		<u>FY_17</u>	<u>22,89</u>
<u>KO_5</u>	<u>6,4</u>		<u>LO_1</u>	<u>21,56</u>
<u>DH_1</u>	<u>6,3</u>		<u>FY_9</u>	<u>20,74</u>
<u>DH_4</u>	<u>6,0</u>		<u>LO_2</u>	<u>20,06</u>
<u>LO_2</u>	<u>5,4</u>		<u>LO_7</u>	<u>17,47</u>
<u>LO_4</u>	<u>5,2</u>		<u>LO_6</u>	<u>14,06</u>
<u>KO_8</u>	<u>5,1</u>		<u>LO_5</u>	<u>12,90</u>
<u>LO_6</u>	<u>4,7</u>		<u>FY_1</u>	<u>10,53</u>
<u>KO_10</u>	<u>4,6</u>		<u>FY_2</u>	<u>10,53</u>
<u>FY_4</u>	<u>3,6</u>		<u>FY_3</u>	<u>10,53</u>
<u>FY_1</u>	<u>3,5</u>		<u>KO_8</u>	<u>7,23</u>
<u>LO_1</u>	<u>3,4</u>		<u>KO_10</u>	<u>7,23</u>
<u>FY_2</u>	<u>3,1</u>		<u>LO_3</u>	<u>6,91</u>
<u>FY_12</u>	<u>3,0</u>		<u>FY_12</u>	<u>1,30</u>
<u>FY_3</u>	<u>2,9</u>		<u>FY_4</u>	<u>0,47</u>
<u>LO_3</u>	<u>1,8</u>		<u>LO_4</u>	<u>0,00</u>
Ort	7,77		Ort	34,82

Yöntemlerden elde edilen analiz sonuçlarında eşit ağırlıklı (dengeli) eğitim ve test veri kümeleri elde etmek amacıyla 1.429 başarısız olmayan ve 1.429 başarısız gözlemden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Daha sonra bu veri setinin yüzde sekseni eğitim ve yüzde yirmisi test olmak üzere RF, LR, KNN ve ANN yöntemlerinde kullanılmıştır. Yöntemlerin uygulanması sonucunda elde edilen sınıflandırma matrisi ve matrise bağlı hesaplanan Doğruluk, Kesinlik, Hassasiyet oranları ve F1 skorları Tablo 4'te yer almaktadır. FF_1 için hazırlanan veri setinde 2.858 veriden 2.287 tanesi yöntemin eğitimde kullanılırken 571 tanesi test için kullanılmıştır. Bu veri setlerinin seçiminden doğabilecek tarafsızlığı en aza indirmek amacıyla 10 farklı veri seti oluşturularak yöntem performansları hesaplanmıştır. Tablo 4'te yer alan değerler 10 farklı veri setinden elde edilen değerlerin ortalamaları alınarak hesaplanmıştır. Tablodan görüldüğü üzere RF yöntemi hem doğruluk hem de F1 skor değerlerine bakıldığında diğer yöntemlere nazaran daha başarılı tahminlerde bulunmuştur. Bu tanım ve diğer tanımlarda da olduğu

üzere yöntemler 10 farklı eğitim ve test verisi seçilerek uygulanmıştır. Bunun bir sonucu olarak ortalamalardan elde edilen değerlerin yuvarlanmasından kaynaklı başta belirlenen veri sayıları ile analiz ortalamalarından elde edilen değerlerde yuvarlamalardan kaynaklı farklılıklar görülmektedir. Tablo yanındaki ölçütlerin hesaplanmasında bu durum ortadan kalkmaktadır. Yorumlamalarda başarısız ve başarısız olmayan gözlemlerin tam sayıya yuvarlanması ile elde edilen değerleri göz önüne alınmıştır. Yapılan analizler değerlendirildiğinde eğitim veri setinin test veri setinden daha başarılı olduğu bir analiz tespit edilememesi sonucu aşırı öğrenme (overfitting) sorunu gözlemlenmemiştir. Bu sürecin sağlıklı yürütmesi adına K katlamalı çapraz doğrulama ile rastlantısallığı azaltarak ölçütlerin tutarlılığı dikkate alınmıştır. RF yöntemi test veri setinde %92,3'lük doğruluk oranı, %87,7'lik kesinlik, %98,3'lük hassasiyet ve %92,7'lik F1 skoru elde etmiştir. Test veri setinde yer alan 571 gözlemden 287'si başarısız olmayan, 284'ü başarısız olarak seçilmiştir. RF yöntemi 284 başarısız gözlemin 279'unu doğru olarak tahmin etmiştir. Bunun göstergesi olan hassasiyet oranına bakıldığında diğer yöntemlere göre daha başarılı olmuştur. Öte yandan kesinlik oranına bakıldığında en başarılı sınıflandırma KNN yönteminde gerçekleşmiştir. KNN yöntemi tarafından başarısız olarak sınıflandırılan 305 gözlemin 268 tanesi doğru sınıflandırılmıştır. F1 skorları baz alınarak yapılan değerlendirmede RF en başarılı yöntem olurken sıralama ANN, KNN ve LR olarak gerçekleşmiştir. Üst üste iki yıl zarar elde edilmesi durumunda finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9 ve DH_8 oranları kullanılarak RF yöntemi yardımıyla yapılan tahminlerde başarısız ve başarısız olmayan sınıflandırması ortalama %92,3 oranında doğruluk ile elde edilmektedir.

Tablo 4: FF_1 Tanımına Ait RF, LR, KNN ve ANN Yöntemleri Sınıflandırma Matrisleri

Test		Başarısız Değil	Başarısız	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F1 skoru
RF	Başarısız Değil	248	5	0,923	0,877	0,983	0,927
	Başarısız	39	279				
LR	Başarısız Değil	242	25	0,877	0,852	0,911	0,880
	Başarısız	45	259				
KNN	Başarısız Değil	251	16	0,907	0,879	0,943	0,910
	Başarısız	37	268				
ANN	Başarısız Değil	247	11	0,910	0,870	0,963	0,914
	Başarısız	41	274				

3.2. FF_2 Tanımı

Çalışmada tercih edilen ikinci tanım, işletmelerin dönem sonu bilançolarında üç yıl üst üste zarar etmeleri durumunda finansal başarısızlık yaşadığı şeklindedir. Bu tanım çerçevesinde 15.227 veriden 1.081 adedi işletmenin finansal başarısızlığını, 14.146 adedi ise finansal başarısızlık yaşamadığını göstermiştir. LO_1, LO_6, FY_9, FY_10 ve DH_4 oranlarına ait aykırı değerler çıkarılması sonucunda 7.174 adet veri kalmıştır. Aykırı değerlerin ayıklanması neticesinde FF_2 tanımı kapsamına giren 500 adet başarısız gözlem elde edilmiştir. FF_1 tanımına benzer süreçler sonucunda RF, SFBS ve KNN yöntemlerinin uygulama sonuçları Tablo 5'te özetlenmiştir. KNN ve RF yöntemlerine ilişkin ortalama önem eşiği değerleri KNN için 38,13 olurken, RF için bu değer 8,50 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin üzerindeki oranlara ait hücreler altı çizili olarak belirtilmiştir. Her üç yönteme ait kümeler bir araya getirilerek elde edilen kesişim kümesinde yer alan KO_1, KO_3, KO_4, DH_3 ve DH_7 oranları Finansal Başarısızlık (FF_2) tanımı için sektöre özgü modeli oluşturmuştur.

$$f(FF_2) = f(KO_1, KO_3, KO_4, DH_3, DH_7)$$

Tablo 5: FF_2 Tanımına Ait Değişken Azaltma Yöntem Sonuçları

RF		SFBF	KNN	
KO_9	14,2	KO_4	KO_9	100,00
KO_2	13,8	DH_3	KO_4	97,40
KO_1	13,3	KO_7	KO_1	96,43
KO_4	12,8	FY_3	KO_2	96,42
FY_17	11,2	FY_11	KO_3	90,58
LO_5	10,8	KO_3	KO_5	81,02
FY_11	10,2	KO_5	KO_7	78,85
DH_1	10,1	KO_1	DH_8	62,25
FY_9	10,0	DH_7	KO_11	55,32
FY_16	9,8	LO_6	DH_3	46,22
DH_7	9,5	LO_8	DH_7	43,37
KO_3	9,4	LO_5	DH_1	38,32
DH_3	9,0	LO_4		
FY_12	8,8	LO_3		
FY_10	8,7	LO_2		
DH_8	8,7	LO_1		
LO_1	8,7			
Ort	8,50		Ort	38,13

Dengeli bir eğitim ve test veri kümesi elde etmek amacıyla 500 başarısız ve 500 başarılı olmayan gözlemden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setinde 800 gözlem eğitim için 200 gözlem ise test olmak üzere RF, ANN, KNN ve LR yöntemlerinde kullanılmıştır. Yöntemlerin ait sınıflandırma matrisleri ve Doğruluk, Kesinlik, Hassasiyet oranları ve F1 skorları Tablo 6’te yer almaktadır.

Tablo 6: FF_2 Tanımına Ait RF, LR, KNN ve ANN Yöntemleri Sınıflandırma Matrisleri

Test	Başarısız Değil	Başarısız	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F1 skoru
RF	Başarısız Değil	82	2	0,896	0,840	0,978
	Başarısız	19	97			
LR	Başarısız Değil	89	22	0,832	0,866	0,782
	Başarısız	12	78			
KNN	Başarısız Değil	85	11	0,864	0,846	0,887
	Başarısız	16	88			
ANN	Başarısız Değil	77	7	0,842	0,792	0,926
	Başarısız	24	92			

Tablodan görüldüğü üzere FF_2 tanımında RF yöntemi doğruluk, hassasiyet ve F1 skorlarında diğer yöntemlere nazaran daha başarılı tahminlerde bulunmuştur. Doğruluk oranı %89,6, hassasiyet oranı %97,8 ve F1 skoru ise %90,3 olarak gerçekleşirken kesinlik oranında LR yöntemi %86,6 ile en başarılı sınıflandırmaları gerçekleştirmiştir. Analize tabi tutulan ortalama 201 gözlemin 100 tanesi başarısızlık, 101 tanesi başarısız olmayan olarak değerlendirilmiştir. RF yöntemi bu gözlemlerden 179 tanesini başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırmıştır. Buna en yakın başarılı sınıflandırmayı KNN yöntemi 173 ile gerçekleştirmiştir. Başarısız gözlemlerin sınıflandırılmasına RF yöntemi diğer yöntemlere göre oldukça başarılı olmuştur. Başarısız gözlemleri %97,8 oranı ile başarısız olarak tespit edilmiştir. Öte yandan yöntemler tarafından başarısız olarak sınıflandırılan gözlemlerin doğru sınıflandırılmasına bakıldığında LR yöntemi %86,6 ile diğer yöntemlere göre daha başarılı olmuştur. Bu ölçüt RF yöntemi için de %84 olarak hesaplanmıştır. F1 skoruna göre bakıldığında yöntemlerin başarı

sıralaması RF, KNN, ANN ve LR şeklinde gerçekleşmiştir. Üst üste üç yıl zarar elde edilmesi durumunda finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_3, KO_4, DH_3 ve DH_4 oranları kullanılarak yapılan analizde RF yöntemi yaklaşık %90 doğru sınıflandırma elde etmektedir. Bu oran başarısız işletmelerin tespitinde %98'leri bulmaktadır.

3.3. FF_3 Tanımı

Üçüncü tanım, işletmelerin dönem sonu bilançosunda bir önceki yıla nazaran aktif toplamında %10'dan daha fazla azalma durumunda finansal başarısızlık yaşadığı şeklindedir. Bu tanıma uygun hareket edildiğinde 21.693 veriden 3.463 adedi işletmenin finansal başarısızlık yaşadığını, 18.230 adedi ise finansal başarısızlık yaşamadığını göstermiştir. LO_1, LO_6, FY_3, FY_9 ve DH_4 oranlarında yer alan aykırı değerler çıkarılması sonucunda 10.896 adet veri kalmıştır. Bu verilerden finansal başarısızlık tanımı kapsamına giren 1.545 adet örnek elde edilmiştir. Değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması sonucu elde edilen sıralama ve kümeler Tablo 7'de özetlenmiştir. KNN ve RF yöntemlerinde bir değişken kümesi elde etmek adına hesaplanan ortalama önem eşikleri KNN için 49,08 olurken, RF için bu değer 28,20 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin üzerindeki oranlara ait hücreler altı çizili olarak gösterilmiştir. Yönteme ait kesişim kümesi oluşturulmuştur. Bu küme içerisinde KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_3 ve DH_8 oranları Finansal Başarısızlık (FF_3) tanımı için sektöre özgü başarısızlık modelini oluşturmuştur.

$$f(FF_3) = f(KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_3, DH_8)$$

Tablo 7: FF_3 Tanımına Ait Değişken Azaltma Yöntem Sonuçları

RF		SFBF	KNN	
DH_1	<u>55,7</u>	KO_4	DH_8	<u>100,00</u>
DH_8	<u>42,9</u>	DH_8	KO_9	<u>94,43</u>
KO_3	<u>37,9</u>	FY_2	FY_1	<u>90,68</u>
DH_3	<u>37,1</u>	DH_1	FY_2	<u>90,68</u>
KO_4	<u>35,0</u>	KO_3	FY_3	<u>90,68</u>
LO_2	<u>31,6</u>	LO_3	DH_3	<u>83,88</u>
KO_1	<u>30,5</u>	FY_17	KO_7	<u>79,66</u>
KO_9	<u>30,5</u>	KO_5	KO_1	<u>79,35</u>
KO_11	<u>30,1</u>	LO_6	KO_2	<u>78,75</u>
LO_4	<u>29,9</u>	KO_2	FY_7	<u>77,64</u>
FY_7	<u>29,7</u>	KO_9	FY_10	<u>74,25</u>
FY_17	<u>29,3</u>	LO_7	KO_8	<u>71,81</u>
KO_5	<u>29,2</u>	DH_3	KO_10	<u>71,81</u>
LO_5	<u>29,0</u>	LO_2	LO_1	<u>58,06</u>
KO_2	<u>29,0</u>	KO_1	KO_4	<u>55,81</u>
DH_7	<u>28,3</u>	LO_8	FY_11	<u>54,47</u>
			FY_12	<u>53,06</u>
			KO_3	<u>49,94</u>
Ort	28,20		Ort	49,08

Sınıflandırma yöntemlerinde kullanılmak üzere eşit ağırlıklı bir eğitim ve test veri kümesi elde etmek amacıyla 1.545 başarısız ve 1.545 başarısız olmayan gözlemden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Diğer tanımlarda da olduğu gibi veri setinin yüzde sekseni eğitim yüzde yirmisi test olmak üzere kullanılmıştır. Yöntemlerin uygulanması sonucunda elde edilen

sınıflandırma matrisi ve matrise bağlı hesaplanan Doğruluk, Kesinlik, Hassasiyet oranları ve F1 skorları Tablo 8’de yer almaktadır.

Tablo 8: FF_3 Tanımına Ait RF, LR, KNN ve ANN Yöntemleri Sınıflandırma Matrisleri

Test	Başarısız Değil	Başarısız	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F1 skoru
RF	Başarısız Değil	189	135	0,589	0,595	0,563
	Başarısız	119	174			
LR	Başarısız Değil	215	153	0,602	0,627	0,507
	Başarısız	93	157			
KNN	Başarısız Değil	195	139	0,592	0,601	0,552
	Başarısız	113	171			
ANN	Başarısız Değil	187	127	0,599	0,602	0,589
	Başarısız	121	183			

Daha önceki tanımlardan elde edilen sonuçlardan çok farklı sonuçlar elde edilmiştir. Analizlerde kullanılan 618 test verisinde en yüksek doğruluk oranı %60,2 ile LR yönteminde gerçekleşmiştir. Diğer yöntemlerde çok yakın doğruluk oranı ile sınıflandırma yapmışlardır. Kesinlik oranlarında bakıldığında yine LR yöntemi ortalama 250 başarısız gözlem sınıflandırmasında %62,7 oranında başarılı olmuştur. Hassasiyet oranına bakıldığında ise test veri setlerinde ortalama 310 gözlem başarısız olarak yer alırken bunların doğru sınıflandırılmasında ANN yöntemi %58,9 ile diğer yöntemlere nazaran daha iyi performans sunmuştur. Kesinlik ve hassasiyet oranlarının harmonik ortalamasından elde edilen F1 skorlarına bakıldığında en başarılı yöntem %59,5 ile ANN olurken, geriye kalan sıralama RF, KNN ve LR olarak gerçekleşmiştir. İşletmelerin bilançolarında yer alan varlık toplamının bir önceki yıla nazaran yüzde on veya daha yüksek orandan azalma olması durumunda finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_3 ve DH_8 oranları kullanılarak gerçekleştirilen analizler neticesinde LR yöntemi yardımıyla yaklaşık %60 oranında doğru sınıflandırma elde etmiştir.

3.4. FF_4 Tanımı

Dördüncü tanım, işletmelerin dönem sonu bilançosunda bir önceki yıla nazaran öz kaynaklar hesabında %10’dan daha fazla azalma ve üst üste iki yıl zarar etmesi durumunda finansal başarısızlık yaşadığı şeklindedir. Bu tanıma uygun hareket edildiğinde 21.693 veriden 1.395 adedi işletmenin finansal başarısızlığını 20.298 adedi ise finansal başarısızlık yaşamadığını göstermiştir. LO_1, LO_6, FY_9, FY_3 ve DH_4 oranlarındaki aykırı değerlerin ayıklanması sonucunda 10.896 adet veri kalmıştır. FF_4 finansal başarısızlık tanımına uyan 757 adet gözlem elde edilmiştir. Bu tanıma uygun biçimde elde edilen veri setine değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması sonucu sıralama ve kümeler Tablo 9’da yer almaktadır. KNN için elde edilen ortalama önem eşiği 38,50 olurken, RF için bu değer 5,67 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin üzerindeki oranlara ait hücreler altı çizili olarak belirtilmiştir. Yöntemlere ait kesişim kümesinde yer alan KO_1, KO_3, KO_4, KO_9, FY_10 ve DH_8 oranları Finansal Başarısızlık (FF_4) tanımı için sektöre özgü finansal başarısızlık öngörü modelinde kullanılmıştır.

$$f(FF_4) = f(KO_1, KO_3, KO_4, KO_9, FY_{10}, DH_8)$$

Tablo 9: FF_4 Tanımına Ait Değişken Azaltma Yöntem Sonuçları

RF		SFBF	RF	
KO_2	20,2	KO_4	KO_2	100,00
KO_1	18,9	FY_10	KO_1	99,97
KO_4	11,8	KO_9	KO_4	97,18
KO_9	9,6	KO_1	KO_9	95,93
DH_8	8,1	FY_11	KO_3	90,13
KO_3	7,6	KO_3	KO_5	82,75
DH_7	7,6	KO_5	KO_7	79,90
FY_7	6,9	DH_8	KO_11	51,25
FY_10	6,8	KO_10	DH_8	48,80
FY_17	6,3	DH_7	FY_10	40,65
DH_3	5,9	FY_2		
FY_16	5,7	FY_3		
		LO_5		
		LO_8		
		FY_9		
		LO_3		
Ort	5,67		Ort	38,50

FF_4 tanımı kapsamında aykırı değerler ayıklandıktan sonra elde edilen 757 adet başarısız gözlem baz alınarak aynı sayıda başarısız olmayan gözlem de eklenerek bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setinin yüzde sekseni eğitim yüzde yirmisi test olmak üzere kullanılmıştır. Bu kapsamda test veri setinde 303 adet gözlem kullanılarak sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Yöntemlerden elde edilen sınıflandırma matrisi ve matrise bağlı hesaplanan Doğruluk, Kesinlik, Hassasiyet oranları ve F1 skorları Tablo 10'da yer almaktadır.

Analizlerde kullanılmak üzere seçilen 10 farklı test verisi içinde 153 gözlem başarısız olurken 150 gözlem başarısız olmayan olarak seçilmiştir. RF yönteminin hesaplanan tüm ölçütlerde diğer yöntemlere göre daha başarılı sınıflandırma yaptığını görülmektedir. Doğruluk oranı %95,2, kesinlik oranı %92,5, hassasiyet oranı %98,4 ve F1 skoru ise %95,4 olarak gerçekleşmiştir. F1 skoruna göre geride kalan sıralama KNN, LR ve ANN şeklinde gerçekleşmiştir. RF yönteminde toplam 303 gözlemde 289 tanesi başarısız ve başarısız olmayan olarak doğru sınıflandırılmıştır. Gerçekte başarısız olan 153 gözlemde 151 tanesi başarısız olarak tahmin edilerek %98,4 hassasiyet oranı hesaplanmıştır. Yöntem tarafından 140 gözlem başarısız olmayan, 163 gözlem ise başarısız olarak tahmin edilmiştir. Bu tahminlerde gerçekte başarısız olanların 151 tanesi doğru sınıflandırılarak %92,5 kesinlik oranı elde edilmiştir. ANN yöntemi kesinlik oranında RF yönteminden sonra ikinci sırada olmasına karşın hassasiyet oranında yöntemler arasında son sırada kalmıştır. İşletme öz kaynağının bir önceki yıla nazaran yüzde on veya daha yüksek orandan azalma olması ve iki yıl üst üste zarar etmesi durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_3, KO_4, KO_9, FY_10 ve DH_8 oranları kullanılarak gerçekleştirilen analizler neticesinde RF yöntemi yardımıyla yaklaşık %95 oranında doğru sınıflandırma elde etmiştir.

Tablo 10: FF_4 Tanımına Ait RF, LR, KNN ve ANN Yöntemleri Sınıflandırma Matrisleri

Test		Başarısız Değil	Başarısız	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F1 skoru
RF	Başarısız Değil	138	2	0,952	0,925	0,984	0,954
	Başarısız	12	151				
LR	Başarısız Değil	137	18	0,895	0,908	0,881	0,894
	Başarısız	14	135				
KNN	Başarısız Değil	134	9	0,917	0,896	0,944	0,920
	Başarısız	17	144				
ANN	Başarısız Değil	137	21	0,888	0,910	0,863	0,886
	Başarısız	13	132				

3.5. FF_5 Tanımı

Beşinci tanım, işletmenin Net İşletme Sermayesinin son iki yıl negatif olması ve son iki yıl üst üste zarar etmesi durumunda finansal başarısızlık yaşadığı şeklinde tanımlanmıştır. Bu tanıma uygun hareket edildiğinde 21.693 veriden 1.050 adedi işletmenin finansal başarısızlığını 20.643 adedi ise finansal başarısızlık yaşamadığını göstermiştir. LO_1, LO_6, FY_9, FY_3 ve DH_4 oranlarında yer alan aykırı değerler çıkarılması neticesinde 10.896 adet veri kalmıştır. Bu veri setine değişken azaltma yöntemlerinin uygulanması sonucu elde edilen sıralama ve kümeler Tablo 11’de özetlenmiştir. KNN yöntemine ait ortalama önem eşiği 51,31 olurken, RF yöntemine ait değer 5,60 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin üzerindeki değere sahip oranlar altı çizili olarak belirtilmiştir. Yönteme ait kesişim kümesi içerisinde bulunan KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_4, LO_6, FY_11 ve FY_16 oranları Finansal Başarısızlık (FF_5) tanımı için sektöre özgü modeli oluşturmuştur.

$$f(FF_5) = f(KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_4, LO_6, FY_{11}, FY_{16})$$

Tablo 11: FF_5 Tanımına Ait Değişken Azaltma Yöntem Sonuçları

RF		SFBF	KNN	
<u>FY_11</u>	<u>15,4</u>	<u>FY_11</u>	<u>KO_2</u>	<u>100,00</u>
<u>DH_4</u>	<u>14,4</u>	<u>KO_4</u>	<u>KO_1</u>	<u>99,90</u>
<u>LO_1</u>	<u>14,3</u>	<u>FY_16</u>	<u>KO_9</u>	<u>97,17</u>
<u>KO_9</u>	<u>13,3</u>	FY_4	<u>KO_4</u>	<u>94,99</u>
<u>KO_2</u>	<u>12,9</u>	<u>KO_2</u>	<u>LO_1</u>	<u>91,02</u>
<u>KO_4</u>	<u>11,9</u>	<u>KO_9</u>	<u>FY_11</u>	<u>89,23</u>
<u>KO_1</u>	<u>11,4</u>	<u>KO_1</u>	<u>KO_3</u>	<u>83,73</u>
<u>KO_3</u>	<u>7,7</u>	FY_10	<u>FY_10</u>	<u>76,56</u>
<u>LO_6</u>	<u>6,2</u>	FY_3	<u>FY_7</u>	<u>73,65</u>
<u>FY_16</u>	<u>6,0</u>	<u>KO_3</u>	<u>KO_5</u>	<u>73,58</u>
		FY_9	<u>DH_4</u>	<u>72,68</u>
		<u>LO_6</u>	<u>KO_7</u>	<u>71,42</u>
		<u>LO_4</u>	<u>LO_6</u>	<u>67,16</u>
		DH_3	<u>FY_16</u>	<u>65,16</u>
		<u>LO_2</u>	<u>FY_17</u>	<u>59,72</u>
		<u>LO_7</u>	<u>DH_8</u>	<u>55,89</u>
		<u>KO_8</u>	<u>LO_2</u>	<u>51,57</u>
		DH_7		
		<u>DH_4</u>		
		<u>KO_5</u>		
		<u>DH_1</u>		
Ort	5,60		Ort	51,31

FF_5 tanımına uygun 537 adet başarısız ve 537 adet başarısız olmayan gözlemden oluşan bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setinin yüzde sekseni eğitim yüzde yirmisi test olmak üzere kullanılmıştır. Bu kapsamda test veri setinde 112 başarısız ve 102 başarısız olmayan olmak üzere toplam 214 gözlemden oluşan test verisi kullanılarak sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Yöntemlerden elde edilen sınıflandırma matrisi ve matrise bağlı hesaplanan Doğruluk, Kesinlik, Hassasiyet oranları ve F1 skorları Tablo 12’de görülmektedir.

Tablo 12: FF_5 Tanımına Ait RF, LR, KNN ve ANN Yöntemleri Sınıflandırma Matrisleri

Test		Başarısız Değil	Başarısız	Doğruluk	Kesinlik	Hassasiyet	F1 skoru
RF	Başarısız Değil	96	1	0,965	0,945	0,990	0,967
	Başarısız	6	111				
LR	Başarısız Değil	84	10	0,871	0,850	0,913	0,881
	Başarısız	18	102				
KNN	Başarısız Değil	86	4	0,906	0,871	0,963	0,915
	Başarısız	16	108				
ANN	Başarısız Değil	95	18	0,881	0,924	0,842	0,881
	Başarısız	8	94				

Rassal biçimde seçilen 10 farklı test verisi kullanılarak yapılan sınıflandırmadan elde edilen ortalama değerlere bakıldığında RF yönteminin hesaplanan tüm ölçütlerde diğer yöntemlere göre daha başarılı sınıflandırma yaptığını görülmektedir. Test verisinde yer alan 214 gözlem içerisinde sadece tanesinin yanlış sınıflandırması neticesinde, %96,5’lik bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Yöntem tarafından 117 gözlem başarısız olarak tahmin edilmiş ve bunun içerisinde 111 tanesi gerçekte de başarısız olmasının bir sonucu olarak %94,5’lik bir kesinlik oranı hesaplanmıştır. Test veri setinde yer alan 112 başarısız gözlemden sadece bir tanesini başarısız olmayan olarak yanlış yapmış ve %99’luk hassasiyet oranına sahip olmuştur. F1 skoru bakımından da %96,7’lik oran ile en başarılı yöntem olmuştur. Sıralama KNN, ANN ve LR şeklinde devam etmiştir. İşletmenin son iki yılında zarar etmesi ve Net İşletme sermayesinin iki yıl üst üste negatif çıkması durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayımına dayanan bu tanım için KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, FY_11, FY_16, LO_6 ve DH_4 oranları kullanılarak elde edilen modelde RF yöntemi yaklaşık %96,5 oranında doğru sınıflandırma elde etmiştir.

4. Sonuç ve Öneriler

İşletmeler kuruluş aşamalarında belirledikleri hedefler doğrultusunda hareket ederler. Bunların başında işletme kârını yükseltme ve işletme değerini artırma gibi ana amaçların yanında bu amaçlara ulaşma noktasında diğer önemli bir hedef de işletme sürekliliğini sağlamaktır. Sonuç olarak işletme yaşadığı sürece diğer amaçların da peşinde olacaktır. Her ne kadar işletmeler kuruluş aşamasında eğer bir proje bazlı bir yapı içerisinde değilse işletme ömrünü sonsuz olarak değerlendirse de gerçekte bu durum her zaman için bu şekilde gerçekleşmemektedir. İşletmeler bazen işletme içi unsurların bazen de işletme dışı unsurların etkileri sonucunda faaliyetlerini azaltma, durdurma veya sona erdirmeye durumları ile karşılaşabiliyorlar. Bu durumun pek çok ekonomik ve sosyal yansımaları olmaktadır. Faaliyetlerin durması öncelikle ülke ekonomisi açısından üretimin durmasını, vergi ödemelerinin azalmasına, işsizliğin artmasına ve devamında büyümenin azalmasına sebep olmaktadır. Bunun yanı sıra çalışanların işsiz kalması işsizlik ve istihdam başlıkları altında sosyal ve ekonomik açıdan büyük sorunları da beraberinde getirmektedir.

Sosyoekonomik açıdan işletmelerin sürekliliklerini sağlayabilmek adına uyguladıkları pek çok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemlerden bazıları risk yönetimi ve etkin denetim yöntemleridir. Bunlardan etkin denetim, işletme içi unsurları kontrol altında tutup olası sorunları önceden fark edebilme ve çözüm üretme için kullanılırken risk yönetimi daha ziyade piyasa riski, faaliyet riski ve kredi riski gibi işletme dışından gelebilecek tehlikeleri algılama ve önlem almada kullanılmaktadır. Denetim yöntemlerinin sıklıkla başvurduğu tekniklerden biri oran analizidir. Oran analizinin yanı sıra pek çok analiz türü farklı amaçlar doğrultusunda işletmenin verimlilik, etkinlik ve finansal performansları hakkında bilgi sunmaktadır.

Literatürde oran analizleri kullanılarak pek çok işletme başarısızlığını yakalayabilmek adına erken uyarı modelleri oluşturulmuştur. Bu modellerin ortaya çıktığı zaman dilimindeki imkânlar dâhilinde pek çok faydası olmuştur. Zaman içerisinde gelişen yöntemler ve veri çeşitliliği ile birlikte pek çok çalışmada finansal başarısızlık öngörü modelleri görülmektedir. Yapılan çalışmalarda işletmeleri bir bütün olarak benzer bir yapıda düşünülmesi bu çalışmalara yapılan eleştirilerden biri olmaktadır. Bu noktadan hareket ile işletmelerin bağlı oldukları sektörler bağlamında değerlendirilmesi ve sektöre özgü oranlar ve dinamikler ile hareket edilmesinin daha iyi sonuçlar üreteceği düşüncesi ile Tarım, Orman ve Balıkçılık sektörüne ait finansal başarısızlık öngörü modeli oluşturulmuştur.

Tarım, Orman ve Balıkçılık sektöründe 2009-2019 yılları arasında faaliyet gösteren işletmelere ait veriler kullanılarak sektöre özgü dinamiklerin dikkate alındığı bir finansal başarısızlık öngörü modelleri oluşturulmuştur. Bu bağlamda sektörün karakteristik yapısını yansıtan finansal oranların tespit edilerek öngörü modellerinde yer alması sağlanmıştır. İlk olarak bağımlı değişkeni oluşturan finansal başarısızlık durumu göz önüne alınmıştır. Literatürde finansal başarısızlık tanımı hakkında genel kabul görmüş net bir tanımlama yer almamaktadır. Kısa vadeli borçları ödeme güçlüğü noktasından mahkeme kararı ile iflas etme noktasına varan geniş bir yelpazede finansal başarısızlık tanımları yer almaktadır. Bu noktadan hareket ile tek bir finansal başarısızlık tanımına bağlı kalmaktansa literatürde yer almış ve türetilmiş, çıktısı sadece 0 ve 1 değerlerini alabilen ikili (binary) değişken olarak çalışan ve işletmelerin finansal olarak başarısız ve başarısız olmayan olarak sınıflandırıldığı beş adet finansal başarısızlık durumu tanımlanmıştır. Tanımlamalarda işletme kârlılığı, kaynak azalması, öz kaynak azalması ve net işletme sermayesi unsurları kullanılmıştır. Bu başarısızlık durumları üzerinde etkilerinin olduğu düşünülen finansal oranlar bağımsız değişkenler olarak değerlendirilmiştir. Finansal oranların sayıca çokluğu, bazılarının kendi içindeki yüksek korelasyona sahip olması ve en önemlisi finansal başarısızlık durumu ile ilişkisi göz alınarak RF, SFBF ve KNN değişken azaltma yöntemleri kullanılarak sayıları azaltılmıştır. Bu yöntemler sayesinde finansal oranlar içerisinde başarısızlık durumunu en yüksek temsil gücüne sahip oranlar öngörü modelinde yer almıştır. Bu işlemler sonucunda beş farklı tanım için beş farklı öngörü modeli elde edilmiştir. Modeller ve tanımlar arasındaki bağın gücünü ölçmek ve değerlendirmek adına RF, LR, ANN ve KNN sınıflandırma yöntemleri kullanılmıştır. Yöntemlerden elde edilen sonuçlar sınıflandırma matrisleri yardımıyla karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin çalışma prensipleri gereği rassal değerler ile işlem yapanlarda en az on tekrarlı işlem yapılarak olası taraflı (bias) sonuçların önüne geçilmeye çalışılmıştır. Aynı zamanda sınıflandırma matrislerinde kullanılmak üzere test veri seti seçimlerinde de benzer bir durum olmaması amacıyla on farklı test veri seti oluşturularak sınıflandırma işlemlerine tabi tutulmuş ve elde edilen sonuçların ortalamaları alınarak değerlendirilmiştir.

Finansal tanımların ilk ikisinde (FF_1 ve FF_2) finansal kârlılık dikkate alınmış, işletmenin iki yıl üst üste ve üç yıl üst üste zarar etmesi durumunda finansal başarısız olarak değerlendirilmiştir. Üçüncü tanımda (FF_3) işletmenin toplam varlık hesabının bir önceki yıla nazaran yüzde on ve üstünde azalması durumunda finansal başarısız sayılmıştır. Dördüncü ve beşinci tanımlarda finansal başarısızlık durumu için iki koşul birden dikkate alınmıştır. İşletmenin iki yıl art arda zarar etmesinin yanında öz kaynaklarında yüzde on ve üzerinde azalma olması (FF_4) ve net işletme sermayesinin aynı periyotta iki kez negatif elde edilmesi (FF_5) durumlarında finansal başarısızlığın gerçekleştiği varsayılmıştır. Sektöre özgü değişkenlerin tespiti noktasında tanıma göre değişkenlerde farklılık göstermiştir. Beş farklı tanımda KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_3, DH_4, DH_7, DH_8, FY_10, FY_11, FY_16 ve LO_6 oranları sektöre özgü değişkenler olarak seçilmiştir. Bunlar içerisinde KO_1, KO_3 ve KO_4 oranları beş tanımın hepsinde, KO_9 dördünde, KO_2 ve DH_8 ise üçünde yer almıştır. FF_1 ve FF_4 tanımları altı finansal oranlı bir modele sahip olurken, FF_2 beş oranlı, FF_3 yedi ve FF_5 ise 9 oranlı modele sahip olmuşlardır. Finansal oranların çeşitliliğine bakıldığında, FF_5 tanımında her dört oran sınıfından oranlar modelinde barındırmıştır.

Finansal başarısızlık öngörü modellerine uygulanan dört farklı sınıflandırma yöntemi sonucunda doğruluk oranlarına bakıldığında RF yöntemi 4 tanımda, LR yöntemi 1 tanımda, Kesinlik oranına bakıldığında RF ve LR yöntemleri 2 tanımda, KKN 1 tanımda, Hassasiyet oranı ve F1 skorlarına bakıldığında ise RF 4 tanımda, ANN 1 tanımda en başarılı yöntem olmuştur. Genel bir değerlendirme yapıldığında RF yöntemi diğer sınıflandırma yöntemlerine nazaran daha başarılı olduğu görülmektedir. Tanımlar arasında bir değerlendirme yapıldığında ise bariz biçimde en düşük performans FF_3 tanımda gerçekleşmiştir. Bu tanıma ait analizler sonucunda en yüksek doğruluk oranı %60,2 olarak gerçekleşirken hassasiyet oranı ise %58,9 olarak hesaplanmıştır. Yöntem performanslarını değerlendiren doğruluk, kesinlik, hassasiyet ve F1 skorlarına bakıldığında en yüksek değerler FF_5 tanımda gerçekleşmiştir. İkinci en yüksek değerler FF_4 tanımda, üçüncü en yüksek değerler ise FF_1 tanımında hesaplanmıştır. FF_5 tanımı gerek finansal başarısızlık tanımında iki farklı koşul barındırması gerekse de öngörü modelinde dört finansal oran sınıfından da oranlar barındırması sebebiyle çeşitliliğe ve alanlara hakimiyetine sahip olması bakımından farklılık yaratmaktadır.

Tüm tanımlar içerisinde kârlılık ve net işletme sermayesine bağlı olarak tanımlanan finansal başarısızlık tanımı (FF_5) en yüksek ölçütleri elde etmiştir. Bu tanıma ait modelde 5 adet kârlılık (Net Kâr / Öz Kaynak, Vergi Öncesi Kâr / Öz Kaynak, Finansman Gideri ve Vergiden Önceki Kâr / Pasif Toplamı, Net Kâr / Aktif Toplamı, Net Kâr / Net Satışlar), 2 adet finansal yapı (Duran Varlıklar / Devamlı Sermaye, Dönen Varlıklar / Aktif Toplamı) ve birer adet devir hızı (Net Satışlar / (Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar) ve likidite oranı (Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar- (Hazır Değerler + Menkul Kıymetler)) / Stoklar) yer almaktadır. Literatürde finansal başarısızlığı öngörmeyi hedefleyen modellerde yer alan oran analizleri ile kıyaslandığında net işletme sermayesine dair oranlar dışında ortak oranlara pek rastlanılmamış ve oran çeşitliliği olarak daha dar bir yelpazeye sahip oldukları görülmektedir. Öngörü modelinde net çalışma sermayesi devir hızı olarak yer alırken literatürde sıklıkla kullanılan Altman (1968) ve Springate (1978) modellerinde çalışma sermayesinin toplam varlıklara oranı, Beaver (1966) modelinde net işletme sermayesinin amortismanlar dışı işletme giderlerine oranı ve çalışma sermayesinin toplam sermayeye oranı, Fulmer (1984) modelinde çalışma sermayesinin toplam borçlara oranı şeklinde yer almaktadır. Bunların yanı sıra yabancı literatürde işletme performanslarını değerlendirmek adına sıklıkla kullanılan ROA (Return on

Asset), ROE (Return on Equity) ve ROS (Return on Sale) oranları da öngörü modelinde yer almaktadır.

Elde edilen sonuçlar ışığında bu sektörde faaliyet gösteren işletmeler için farklı finansal başarısızlık tanımlarından ortaya çıkan başarısızlık öngörü modelleri yer almaktadır. Bu modeller içerisinde en başarılı tahminlerin gerçekleştiği FF_5 tanımı baz alındığında modelde yer alan finansal oranların işletmeler açısından hayati öneme sahip olduğu görülmektedir. Bu sektörde faaliyet gösteren işletmeler için öngörü modelinde yer alan dokuz finansal oranın doğru ve gerçek biçimde elde edilmesi halinde finansal başarı veya başarısızlık durumlarının %96,5 oranında doğru tahmin edilmesi gelecek stratejilerinin planlanması veya olası risklere karşı önlem alınması hususunda son derece yardımcı olacaktır. İşletmelerin çeyrek bilançoları açıklandığında elde edilen oranların modele aktarılması ile birlikte işletmenin olası finansal başarı durumunun analiz edilmesi söz konusu olmaktadır. Olası başarısızlık sonucuna varılması durumunda diğer bilanço dönemlerine ilişkin gerekli önlemlerin ve düzenlemelerin yapılması için zaman kazanılması ve uygun stratejilerin işletme hedeflerine uyumlaştırılması noktalarında fayda sağlaması beklenmektedir. İşletmeler açısından finansal başarının tesis edilmesi için sadece karlılık üzerine değil aynı zamanda finansal yapı, likidite ve devir hızı konuları da içeren strateji ve faaliyet planlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Elde edilen öngörü modeli, işletmelerin gelecek dönemlere ait finansal oran hedeflerinin de olası sonuçlarını görme açısından fayda sağlaması söz konusudur.

Literatürde yer alan pek çok finansal başarısızlık çalışması kapsamı bakımından birbirlerine benzemektedir. Bu durum bu alandaki çalışmaların bir kısıtı olarak görülmektedir. Bunun bir sonucu olarak çok sayıda çalışma Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren işletmeleri konu edinmiştir. Her sektörde BİST'te faaliyet gösteren yeterli sayıda işletme elde edilememesi ve bu işletmelerin de sektörün tamamını temsil edemeyeceği noktalarından hareket ile sektörde yer alan diğer işletmelerinde dâhil edildiği bir çalışma ile finansal öngörü modeli edilmeye çalışılmıştır. Bunun bir sonucu olarak finansal tablolarını T.C. Merkez Bankası ile paylaşan ve sektör ortalamalarının hesaplamasında kullanılan işletmeler tercih edilmiştir. Çalışmanın kısıtları noktasında metodoloji kısmında bahsedilen filtrelerin (stoklar, kaynaklar, kısa vadeli yabancı kaynaklar, öz kaynak, dönem kar/zarar ve net satışlar) uygulanması ilk sırada yer almaktadır. Finansal tabloların doğruluk ve gerçekliğinin kontrol edilememesi bir başka kısıt olarak yer almaktadır. Aynı zamanda finansal başarısızlık tanımlarında art arda yılların kullanılması sebebiyle sadece bir yıl faaliyet gösteren işletmelerin ve aralıklı olarak finansal tablolarını paylaşan işletmelerin örnekleme dâhil edilmemesi de başka bir kısıt olmaktadır. Finansal tanımlar, değişken azaltma yöntemleri ve sınıflandırma yöntemlerinde kullanılan tercihler de çalışmanın kısıtları arasında sayılmaktadır. Bunların yanı sıra bu kısıtların ortadan kaldırılması veya farklılaştırılması ile pek çok farklı çalışmanın önerilmesine de imkân tanımaktadır. Gelecek çalışmalarda farklı sektörlerde uygulanması veya sektör içindeki farklı büyüklükteki işletmelerde uygulanması, farklı finansal başarısızlık tanımlarının kullanılması, finansal oranların yanı sıra sektör ve piyasa dinamiklerini yansıtan başka diğer değişkenlerin eklenmesi, kullanılan değişken azaltma yöntemlerinin farklılaştırılması, seçim kriterlerinin farklı düzenlenmesi ve sınıflandırma yöntemlerinin farklılaştırılması veya entegre edilmesi ile literatüre katkı sağlanması muhtemeldir.

Kaynakça

- Akgüç, Ö. (2010), Finansal Yönetim, Avcıol Basım Yayım, 9. Baskı, İstanbul.
- Aktaş, R. (1993), Endüstri İşletmeleri için Mali Başarısızlık Tahmini (Çok Boyutlu Model Uygulaması). 1. Baskı, Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, R.; Doğanay, M.M.; Yıldız, B. (2003), "Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", Ankara Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Dergisi, (58) 4 s.1- 24.
- Altaş D.; Giray S. (2005), "Determining of Financial Failures With Multivariate Statistical Methods", Anadolu University Journal of Social Sciences, Vol. 5, Issue 2, 13-28.
- Altman, E. I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction Of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, 23(4).
- Altman, E.I. (1993), Corporate Financial Distress And Bankruptcy, 2nd ed., Wiley, New York, NY.
- Altman, E.I.; Marco, G.; Varetto, F. (1994), "Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (The Italian Experience)", Journal of Banking and Finance, Vol. 18, 505-29.
- Aydın, N.; Başar, M.; Coşkun, M. (2015), Finansal Yönetim, 2. Baskı, Detay Yayıncılık, Ankara.
- Beaver, W. H. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failure", Journal of Accounting Res., 4, 71–111.
- Benli, Y. K. (2005), "Bankalarda Mali Başarısızlığın Öngörülmesi Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması", Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi, (16).
- Blum, M. (1974), "Failing Company Discriminant Analysis", Journal of Accounting Research, Vol. 12, No. 1, 1-25.
- Bredart, X. (2014), "Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks", Accounting and Finance Research Vol.3, No.2.
- Canbaz M. (1998), "Erken Uyarı Göstergeleri Olarak Finansal Oranlar ve Çok Değişkenli Model Önerisi", Cumhuriyet Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi.
- Chakraborty, S.; Sharma, S. K. (2007), "Prediction of Corporate Financial Health By Artificial Neural Network", International Journal of Electronic Finance, 1 (4), 442-459.
- Chung, H.; Tam, K. (1993), "A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm", Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, Vol. 2, 3-18.
- Choueiry, G. (2019). Quantifying Health: <https://quantifyinghealth.com/stepwise-selection/> adresinden alındı.
- Çonkar, K. (2015), Genel Muhasebe. Ankara: Kocatepe Akademi
- Deakin, E. B. (1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", Journal of Accounting Research, 10 (1).
- Deboeck, G. J. (1994), Trading on the Edge: Neural, Genetic, and Fuzzy Systems For Chaotic Financial Markets. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Doğan S. (2020), "Optimal Parametre ve Özellik Seçimi ile Destek Vektör Makinesi Kullanılarak Finansal Başarısızlık Tahmini" (Doktora Tezi), Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Etemadi, H.; Rostamy, A. A. A.; Dehkordi, H. F. (2009), "A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran", Expert Systems with Applications: An International Journal, Vol. 36 No. 2, 3199-3207.
- Fausett, L. V. (1994), Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications, New Jersey: Prentice-Hall.
- Foreman R.D. (2003), "A Logistic Analysis of Bankruptcy Within the U.S. Local Telecommunications Industry", Journal of Economics and Business, Vol. 55(2).

- Fulmer, J. G.; Moon, J. E.; Gavin, T. A.; Erwin, M. (1984). A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11), 25-37.
- Gilbert, L. R.; Menon, K.; Schwartz, K. B. (1990), "Predicting Bankruptcy For Firms in Financial Distress", *Journal of Business Finance & Accounting*, 17, 161-171. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1990.tb00555.x>
- Gujarati, D. N.; Porter, D. C. (2009), *Basic Econometrics* (5 ed). New York: The McGraw-Hill Series.
- Hocking, R. R. (1976) "The Analysis and Selection of Variables in Linear Regression," *Biometrics*, 32.
- İçerli, M. Y.; Akkaya, G. C. (2010), "Finansal Açidan Başarılı Olan İşletmelerle Başarısız Olan İşletmeler Arasında Finansal Oranlar Yardımıyla Farklılıkların Tespiti", *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20 (1), 413-421.
- Jo, H.; Han, I.; Lee, H. (1997), "Bankruptcy Prediction Using Case-Based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis", *Expert Systems with Applications*, Vol. 13, No. 2, 97-108.
- Kalfa V.R; Bekçioğlu, S. (2013) "İMKB'de İşlem Gören Gıda, Tekstil ve Çimento Sektörü Şirketlerinin Finansal Oranlar Yardımıyla Kümelenmesi", *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi EYL 2013 Özel Sayısı*, 441-463.
- Meyer, P. A.; Pifer, H. W. (1970), "Prediction of Bank Failures". *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868.
- Navin, M. J. R.; Pankaja, R. (2016) "Performance Analysis of Text Classification Algorithms using Confusion Matrix", *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR) ISSN: 2321-0869 (O) 2454-4698 (P), Volume-6, Issue-4*.
- Ohlson, J. A. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Öztemel, E. (2012), *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Pompe, P. P. M.; Feelders, A. J. (1997), "Using Machine Learning, Neural Networks, and Statistics to Predict Corporate Bankruptcy". *Microcomputers in Civil Engineering*, Vol. 12, 267-76.
- Promptep, K.; Thiuthad, P.; Intaramo N. (2022), "A Comparison of Efficiency of Test Statistics for Detecting Outliers in Normal Population", *Sains Malaysiana*, Vol. 51 No.11 p. 3829-3841.
- Raghupathi, W.; Schkade, L. L.; Raju, B. S. (1991), "A Neural Network Application for Bankruptcy Prediction", *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Vol.4, 147-155, doi: 10.1109/HICSS.1991.184054.
- Saravanan, R.; Sujatha, P. (2018), "A State of Art Techniques on Machine Learning Algorithms: A Perspective of Supervised Learning Approaches in Data Classification". 2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS) (pp. 945-949). IEEE
- Shin, K.; Lee, Y. (2002), "A Genetic Algorithm Application in Bankruptcy Prediction Modelling", *Expert Systems with Applications*, Vol. 23 No. 3, 321-8.
- Sinkey, J. F. Jr. (1975), "A Multivariate Statistics Analysis of the Characteristics of Problem Banks", *Journal of Finance*, March 1975, 21-35.
- Springate, G. L. (1978), "Predicting the Possibility of Failure in A Canadian Firm" (Thesis), Canada: Simon Fraser University.
- Şen, G. Ş. (1998), "Bankalarda Mali Başarısızlık ve Türkiye'de Mali Başarısızlığa Uğrayan Bankaların Kantitatif Yöntemler Yardımıyla Tahmini", *Doktora Tezi*. İstanbul: Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Terzi, S. (2011), "Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma", *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15 (1), 1-18.

Torun, T. (2007), “Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama”, Doktora Tezi. Kayseri: Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

TCMB (2022), https://www3.tcmb.gov.tr/sektor/dosyalar/menu/ratios_tr.pdf

Wilcox, J. W. (1971), “Simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure”, Journal of Accounting Research, 9, (2), 389-345.

Yıldız, B. (1999), “Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Çalışma. Doktora Tezi”, Kütahya: Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Yui, T. (2019), “Understanding Random Forest”, <https://towardsdatascience.com/understanding-random-forest-58381e0602d2>.

Yürük, M.F.; Ekşi, H. İ. (2019), “Yapay Zekâ Yöntemleri ile İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Tahmin Edilmesi: BİST İmalat Sanayi Uygulaması”, Mukaddime, 10(1), 393-422.

Zhang, G.; Hu, Y. M.; Patuwo, E. B.; Indro, C. D. (1999), “Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross Validation Analysis”, European Journal of Operational Research, Vol. 116, 16-32.

Zhang S.; Li, X.; Zong, M.; Zhu X; Cheng, D. (2017), “Learning k for kNN Classification”. ACM Trans. Intell. Syst. Technol. 8, 3, Article 43 (May 2017), <https://doi.org/10.1145/2990508>

Zmijewski, M. E. (1984), “Methodological Issues Related to the Estimated of Financial Distress Prediction Models”, Journal of Accounting Research, Vol. 22 No. 1, 59-82.

Extended Summary

Sector-Specific Financial Failure Prediction Model: Agriculture, Forestry and Fisheries Sector

Among the objectives that businesses set during the establishment phase, there is business continuity as well as the main objectives such as increasing business profit and increasing business value. In general, businesses consider their life to be indefinite. However, they sometimes encounter situations of reducing, stopping or terminating their activities as a result of the effects of internal and sometimes external factors. In order to predict these situations and take precautions, financial failure prediction models have been created in many studies. After the Great Depression, which is called the most devastating crisis period in the world economic history, such prediction models were started to be made and these efforts formed a basis for later studies due to the current statistical and mathematical method constraints of the period. After the 1960s, prediction models pioneered by Beaver (1966) and Altman (1968) have been developed differently in terms of both methods and statistical techniques applied. Models that were initially designed as univariate were later replaced by multivariate models. Models are still developing within the framework of statistical methods developed and they provide important information to businesses about the future. Among the techniques used in the studies performed, besides techniques such as Univariate Discriminant Analysis, Multivariate Discriminant Analysis, Multiple Regression Technique, Markov Chain Analysis, Logit Model, Probit Model and Factor Analysis; however, there are also machine learning techniques such as Artificial Neural Networks, Random Forest, K-Nearest Neighborhood and Support Vector Machines, which have shown successful performances in the field of finance.

This study was carried out in order to eliminate the problems arising from the creation of a common model for all businesses operating in different sectors. For this purpose, financial failure prediction models were created by using the data of the businesses operating in the Agriculture, Forestry and Fisheries sector between 2009-2019, taking into account the sector-specific dynamics. Businesses representing the sector have been subjected to various financial filters in terms of both data quality and level of sector representation. Observations selected to be used from the data set, stocks account is greater than 1,000 TL, Total liabilities are greater than 5,000 TL, Short-Term Foreign Resources account is greater than 500 TL, Equity account is greater than 5,000 TL, Period Profit / Loss account non-zero (0) and Net Sales account is filtered as greater than 1,000 TL. There is no agreed or generally accepted definition of financial failure in the literature. Many different indicators have been used by researchers to detect failure situations. In order to create alternative models within the scope of the study, definitions of financial failure were created by using the concepts frequently found in the literature. In the first two of the financial definitions (FF_1 and FF_2), financial profitability is taken into account, and if the business has a loss for two consecutive years and three years in a row, it is considered as a financial failure. In the third definition (FF_3), if the total asset account of the business decreases by ten percent or more compared to the previous year, it is considered as a financial failure. In the fourth and fifth definitions, two conditions are taken into account for financial failure. It is assumed that financial failure occurs in cases where the business has a loss of two years in a row, as well as a decrease of ten percent or more in its equity capital (FF_4) and a negative net working capital twice in the same period (FF_5). Variables differed according to definition at the point of detection of sector-specific variables.

Many variables are used to detect financial failures. Some of these are market-based, while others are accounting-based. In this study, accounting-based financial ratios were preferred in order to obtain a model that would cover all businesses in the sector. In the literature, many early warning models have been created in order to predict business failure by using ratio analysis. Financial ratios used in sector analysis by the Central Bank of the Republic of Turkey have been used to explain the binary variable that shows whether the businesses in these models are unsuccessful or not. These consist of a total of 47 financial ratios, including 8 liquidity ratios, 17 financial structure ratios, 8 turnover ratios and 14 profitability ratios. When the findings of the study were examined, Random Forest (RF), Step-wise Forward Backward Selection (SFBF) and K-Nearest Neighborhood (KNN) variable reduction methods were used to determine sector-specific financial ratios and models were created for five different definitions of financial failure. In five different definitions, KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9, DH_3, DH_4, DH_7, DH_8, FY_10, FY_11, FY_16 and LO_6 were chosen as industry-specific variables. Among these, the ratios of KO_1, KO_3 and KO_4 were included in all five definitions, KO_9 in four, and KO_2 and DH_8 in three definitions. FF_1 and FF_4 definitions have a six-rate model, FF_2 has a five-ratio model, FF_3 has a seven-rate model, and FF_5 has a nine-rate model. Looking at the diversity of financial ratios, the definition of FF_5 has been included in the ratio model from all four ratio classes. In the results of the study, when the diversity of financial ratios and correct classification performance are considered, the definition of FF_5, which is defined as profitability and net working capital, differs from other definitions. The prediction model includes 5 profitability (KO_1, KO_2, KO_3, KO_4, KO_9), 2 financial structures (FY_11, FY_16) and 1 each for turnover rate (DH_4) and liquidity ratio (LO_6). As a result of the Random Forest method applied to this model, 96.5% accuracy, 94.5% accuracy and 99% accuracy rates were calculated. With the help of this prediction model of the businesses operating in the sector, it will be possible to create the necessary strategies and activity plans without encountering financial failure.