

Yapay Zekâ Yöntemleri İle İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Tahmin Edilmesi: Bist İmalat Sektörü Uygulaması¹

Muhammed Fatih Yürük²
İbrahim Halil Ekşi³

Öz: Finansal başarısızlık, işletmelerin geleceğini tehdit etmesinin yanında, başarısız işletme sayısının artması aynı zamanda ülkenin ekonomik büyümesi üzerinde olumsuz etki bırakacaktır. Mali başarısızlığı etkileyen işletme içi ve dışı birçok faktör saymak mümkündür. Başarısızlığı önceden öngörmek ve bunun neticesinde tedbirler alıp sıkıntılı durumdan kurtulmak, işletmeler açısından önemli bir yere sahiptir. Finansal başarısızlığın önceden tahmini konusunda birçok modeller geliştirilmiştir. Bu modeller daha çok istatistiki teknikler ve yapay zekâ teknikleridir. Bu çalışmada da yapay zekâ tekniklerinden olan yapay sinir ağları ve destek vektör makinaları kullanılmıştır. Ayrıca kullanılan modellerin performansları ROC eğrileri ile ölçülmüştür. Çalışmada iki modelin performansları karşılaştırılmış, yapılan sınıflandırmanın doğruluk yüzdeleri hesaplanmıştır. **Anahtar Sözcükler:** Destek Vektör Makineleri, Yapay Sinir Ağları, Yapay Zeka, Finansal Başarısızlık, ROC JEL Sınıflandırması: G17, G33

Financial Failure Prediction of Companies Using Artificial Intelligence Methods: An Application in BIST Manufacturing Sector

Abstract: Financial failure will not only negatively affect the situation of company in the sector, but also the increasing number of unsuccessful companies will have a negative impact on the economic structure of the country. It is possible to count many factors inside and outside the business which affect financial failure. It has an important place for the

¹ Bu çalışma, M. Fatih Yürük'ün Gaziantep Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalında Devam Eden Doktora Tez Çalışmasından Türetilmiştir.

² Doktora Öğrencisi, Gaziantep Üniversitesi, İİBF, İşletme Bölümü mfyuruk@hotmail.com, Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-7429-2278>,

³ Doç. Dr., Gaziantep Üniversitesi, İİBF, İşletme Bölümü, eksihalil@gmail.com, Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0239-3253>

enterprises to anticipate the failure and take the measures as a result and get rid of the troubled situation. Many models have been developed to predict financial failure. These models are mostly statistical techniques and artificial intelligence techniques. In this study, artificial neural networks and support vector machines are used, which are artificial intelligence techniques. In this study, the performances of the two models were compared and the accuracy of the classification was calculated.

Keywords: Support Vector Machines, Artificial Neural Networks, Artificial Intelligence, Financial Failure, ROC

JEL Classification: G17, G33

Giriş

Genel anlamda işletmenin mali yükümlülüklerini yerine getirilememesi olarak tanımlanabilecek finansal başarısızlığı sadece ilgili işletmenin mali sıkıntısı olarak değerlendirmek hatalı olacaktır. Bu başarısızlık bankaları, yatırımcıları, tedarikçileri de içeren, tüm paydaşları etkileyebilecektir. Başarısız işletmelerin sayısındaki artış ve artışın yayılması, işsizlik sayısında artışa ve ekonomik refah seviyesinin azalmasına neden olacaktır. Bu nedenle finansal başarısızlık mikro düzeyde bir kavram olmakla birlikte makro düzeyde bir etkiye sahip kavramdır. Kısacası işletmelerin finansal başarısızlığı sadece ekonomiyi ilgilendiren bir kavram değil aynı zamanda sosyolojik bir vakadır.

394

Ekonominin en küçük birimleri olarak kabul edilen firmaların sağlıklı çalışması, her anlamda önemlidir. Bilgisayar ve ağ teknolojilerinin hızlı bir şekilde büyümesi finansal sınırların azalmasını sağlamış, küreselleşen dünya ile birlikte ekonomilerde küreselleşmiştir. Bu küreselleşme olgusu işletmeleri daha yoğun ve doğru kararlar alma, isabetli stratejiler geliştirme mecburiyetine itmiştir. Yönetim kademesinin doğru ve isabetli kararlar verememesi, gelişmeleri iyi takip edememesi işletmeleri mali başarısızlığa sürükleyebilecektir. Finansal başarısızlık ya da mali sıkıntı kavramı literatüre 1960'lı yıllarda dahil olmuş, 1970'lerde yaşanan petrol kriziyle birlikte önemli bir hal almıştır. 1970'li yıllardaki petrol krizi, mali başarısızlığın önceden öngörülmesinin önemini doğurmuştur. Bahsedilen dönemlerden sonra finansal başarısızlığın tahmin edilmesine yönelik istatistikî modeller geliştirilmiş, son yıllarda ise makine öğrenmesi ve yapay zekâ odaklı çalışmalar ön plana çıkmıştır (Akkaya vd., 2009, s. 189).

İşletmelerin finansal başarısızlığa uğrama durumunu önceden tahmin edebilecek yöntem ve metotlar geliştirme, işletmeye ve işletmenin ilişki içinde olduğu paydaşlara fayda sağlayacaktır. Öngörü ve tahmin metotlarının uygulanması ile birlikte yatırımcılar yatırım kararlarında daha isabetli kararlar verecek, bankalar kredi verirken müşterilerinin gelecekte karşılaşacağı mali sıkıntıları daha önceden sezebilecek ve ona göre pozisyon belirleme imkânına sahip olacaktır. İşletmelerin yönetim kademesinde bulunan yöneticilerin karar mekanizmasının etkili işleme önemli bir durumdur. Yöneticiler tahmin modellerini kullanarak işletmelerinin finansal durumları hakkında bilgi sahibi olacaktır. Modeller yardımıyla elde ettikleri veriler ile gelecekte

karşılaşılabilecekleri mali sıkıntılara karşı önlemler olarak sıkıntılardan en az etkilenme düzeyi ile atlabileceklerdir.

İşletmelerin finansal başarısızlığının erken tespiti üzerine daha çok geleneksel istatistiki modeller ile yapılmış çalışmalar bulunmakta, yapay zeka, makine öğrenmesi ve veri madenciliği alanında çok fazla çalışmanın yer almadığı görülmektedir. Bu konuda rastlanan sınırlı sayıdaki çalışma, bu çalışmanın temel motivasyon kaynağı olmuştur. Bu çalışmada yapay zeka teknikleri kullanılarak sınıflandırma modelleri oluşturulmuş, modellerin performansları karşılaştırılarak literatüre katkı sağlamaya çalışılmıştır.

Çalışma bu giriş bölümünün ardından, finansal başarısızlık kavramı, literatür ve uygulama şeklinde devam etmektedir.

1. Finansal Başarısızlık Kavramı

İşletme başarısızlığı işletmenin mali yükümlülüklerini yerine getirememesi ya da bu yükümlülükleri yerine getirmede giderek artan bir şekilde zorluk çekmesi olarak tanımlanabilir. Operasyonel olarak bir firmanın iflas, temerrüt, aşırı banka hesapları veya hisse senedi bölünmesi temettüsünün ödenememesi durumlarıyla yüz yüze kalması başarısızlık olarak değerlendirilmektedir (Beaver 1966, s. 71).

6102 sayılı Türk Ticaret Kanunu'nda ise finansal başarısızlık aşağıdaki şekliyle yer almaktadır:

“Son yıllık bilançodan, sermaye ile kanuni yedek akçeler toplamının yarısının zarar sebebiyle karşılıksız kaldığı anlaşılırsa, yönetim kurulu, genel kurulu hemen toplantıya çağırır ve bu genel kurula uygun gördüğü iyileştirici önlemleri sunar. Son yıllık bilançoya göre, sermaye ile kanuni yedek akçeler toplamının üçte ikisinin zarar sebebiyle karşılıksız kaldığı anlaşıldığı takdirde, derhâl toplantıya çağrılan genel kurul, sermayenin üçte biri ile yetinme veya sermayenin tamamlanmasına karar vermediği takdirde şirket kendiliğinden sona erer.” (TTK, Madde 376).

Finansal başarısızlık ve iflasın yer aldığı kanun maddesinde görüldüğü üzere Türk hukuk siteminde kanun koyucu finansal başarısızlık durumunda işletmenin yönetim kurulunu icracı makam olarak sorunun tespit edilmesi ve çözüm bulması konusunda sorumlu tutmuştur. Genel kurul işletme faaliyetlerinin devamı konusunda karar verme merciidir. Fakat her iki kurulun da yetkileri ilgili kanun maddesi ile sınırlandırılmış olup burada paydaşlar ve ekonomik sistemin korunması amaçlanmıştır (Söylemez ve Türkmen, 2017, s. 271).

Literatürde finansal başarısızlık için yaygın olarak çeşitli terimler kullanılmaktadır. Bunlar; başarısızlık, temerrüde düşme, iflas, mali yetersizlik şeklindedir. Her ne kadar bu terimler birbirinin yerine kullanılsa da temelde belirgin farklar mevcuttur (Edward, 2006, ss. 4-5). Bunlar:

- **Başarısızlık:** Ekonomik ölçütlere göre yapılan yatırımın risk değerlendirmesinde dikkate alınan getiri oranının, benzer yatırımlardaki mevcut oranlardan önemli ölçüde ve sürekli olarak düşük olduğu anlamına gelir.
- **Mali yetersizlik:** Mali yetersizlik yani borcunu ödeyememe durumu olumsuz performanslardan bir diğeridir ve daha teknik bir terimdir. Bir borçlunun mevcut yükümlülüklerini yerine getirememesi ve likidite eksikliğini ifade etmesi durumunda teknik olarak mali yetersizlik hali ortaya çıkar.
- **Temerrüde düşme:** Temerrüt, borçlunun alacaklı ile yapılan bir anlaşmanın şartını ihlal etmesi ve yasal işlem için gerekçe olması durumunda gerçekleşir. İşletmenin kendisine borç veren tarafa zamanında borcunu ödeyememe durumu ve akabinde yasal işlemlerle yüz yüze kalma durumu olarak da adlandırılabilir.
- **İflas:** İşletmenin mali yetersizlik sonrası yükümlülüklerini yerine getirememesi sonucunda mahkeme yoluyla resmi olarak ilan edilmesidir. Yargının kararı sonrası işletme tasfiye edilebileceği gibi bir düzenlemede yapılabilecektir.

İşletme başarısızlığı kavramı, farklı şekillerde kendini göstermektedir. Ülkemizde iflas erteleme veya konkordato şeklinde kendini gösteren işletme başarısızlıklarının ekonomiye de ciddi maliyetleri olmaktadır. Konkordato son yıllarda ekonomi gündeminde oldukça yer almaktadır. 2018 yılında toplam 1549 şirket-kişi 'ye konkordato başvurusu üzerine süre verilmiştir. Konkordato talep edip geçici süre verilen işletmelerin türü incelenirse, 2018 yılında 696 limited şirket, 468 şahıs şirketi ya da ortağı, 332 anonim şirket, 51 gerçek kişi ticari işletmesi, 1 tane kollektif şirket, 1 tane de kooperatif şeklindedir. (Sağlam, 2019). Konkordato ilan eden işletme sayısının artması beraberinde iflas dalgasını getirebilecektir. Konkordato mühleti sonunda iflasların olması ile beraber ülkede işsizlik, cari açık, bütçe açığı, enflasyon ve stagflasyon rakamlarında artış olabilecektir.

2. Literatür Taraması

Literatürde finansal başarısızlık tahmini ile ilgili yapılan birçok çalışmanın olduğu görülmektedir. Yapılan ilk çalışmalar geleneksel istatistiki modeller olurken sonraki yıllarda ise yapay zekâ, veri madenciliği ve makine öğrenmesi teknikleri kullanılmıştır.

Merwin (1942) yaptığı çalışmada beş sektörü esas almış ve 1000 işletmenin finansal oranlarını kullanmıştır. Analiz sonucunda bazı finansal oranların, finansal başarısızlığın önceden tespiti konusunda daha etkili olduğu sonucuna varmıştır.

Beaver (1966) yaptığı çalışmada mali başarısızlığa uğramış 79 şirket ile 79 başarılı şirketi analizine tabi tutmuş ve çalışma sonucunda Nakit Akımı/Toplam

Borç oranının finansal başarısızlığın öngörülmesi doğrultusunda en etkili oran olduğunu ortaya koymuştur.

Beaver (1968) çalışmasında, pay senedi verileri ile finansal oranları kullanmış, yaptığı çalışmanın sonucunda finansal başarısızlığın tahmini konusunda piyasa verilerinin dikkate alınamayabileceği sonucuna varmıştır.

Altman (1968) yaptığı çalışmada, çoklu diskriminant analizini kullanmıştır. Veri seti olarak 33 başarılı ve 33 başarısız firmaların finansal oranlarını almıştır. Yaptığı çalışmanın sonucunda literatürde önemli yer tutan Altman-Z skoru modelini bulmuştur. Finansal başarısızlıktan iki yıl önceden başarısızlığın öngörülebileceğini belirtmiştir.

Zheng (2002) yaptığı çalışmada, ABD restoran firmalarının iflasını çoklu bir diskriminant analizi ile tahmin etmeye çalışmıştır. Model, örnek firmaların iflas etmiş ve iflas etmeyen gruplara sınıflandırılmasında yüzde 92'lik bir doğruluk oranına ulaşmıştır. Model faiz ve vergi öncesi karın düşük olduğu işletmelerin iflasa daha yakın olduğu sonucunu doğurmuştur. Ayrıca iflas riskini azaltmak için, restoran işletmecilerinin daha az borç finansmanı ve daha sıkı maliyet kontrolü ile birlikte ihtiyatlı bir büyüme stratejisi benimsenmesini önermektedir.

Foreman (2003) yaptığı çalışmada, ABD'de faaliyet gösteren iletişim sektöründeki firmaların 2 yıl önceden başarısızlıklarını lojistik regresyon analizi ile tahmin etmeye çalışmıştır. Başarılı işletmeleri %97.4 ve başarısız işletmeleri %86 oranında doğru sınıflandırmıştır.

Koh ve Low (2004) yaptıkları çalışmada, 7 yıllık finansal verileri kullanarak, başarılı ve başarısız firmaları lojistik regresyon, karar ağacı ve yapay sinir ağı modelleri ile tahmin etmeye çalışmış ve analiz sonucunda karar ağacı modelinin en etkili model olduğu sonucuna varmıştır.

Çakır (2005) yaptığı bu çalışmada, finansal baskı ve firma başarısızlığı kuramları ve makina öğrenmesi yöntemlerini ele aldıktan sonra Merkez Bankası Reel Sektör Verileri Müdürlüğü veri tabanından alınan verilerle ampirik uygulamalarla firma başarısızlığını incelemektedir. Özellikle, maliyete duyarlı sınıflandırma ve sonuçları üzerinde önemle durulmuştur.

İçerli ve Akkaya (2006) yaptıkları çalışmayla işletmelerin mali anlamda başarı ve başarısız olmalarının finansal oranlarla olan ilişkisini incelemiştir. Araştırmanın sonucuna göre asit-test oranı, cari oran ve alacak devir hızı oranlarında başarılı ve başarısız şeklinde iki sınıfa ayrılan gruplar arasında farklılıklar bulmuşlardır. Ayrıca analiz sonucunda başarılı ve başarısız işletmeler arasında karlılık açısından bir fark bulunmamıştır.

Torun (2007) yaptığı çalışmasında, hisse senetleri borsada işlem gören 90 sanayi işletmesinin 1992-2004 yılları arası finansal oranlarını kullanarak, işletmelerin finansal başarısızlığını çok değişkenli diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağı yöntemi ile başarısızlıktan 5 yıl öncesine

kadar tahmin etmeye çalışmıştır. Elde ettiği sonuçlar ile kullanılan metotların performanslarını karşılaştırmıştır. Karşılaştırma sonucuna göre, başarısızlıktan bir ve iki yıl öncesi için en iyi tahmin gücüne sahip model yapay sinir ağları yöntemi olmuştur.

Bu makalede, yukarıda listelenen çalışmalarda çok az kullanılan Destek Vektör Makineleri ile BİST sanayi sektöründe finansal başarısızlık tahmini yapılmış ve ayrıca ROC eğrisi analizi ile modellerin performansları test edilmiştir.

3. Çalışmada Kullanılan Yapay Zekâ Modelleri

3.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

3.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Tanımı

Literatürde YSA ile ilgili birçok tanımlama mevcuttur. Tanımlardan bazıları aşağıdaki gibidir:

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninden ilham alınarak geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla bir birine bağlanan ve kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. YSA için biyolojik sinir ağlarının bilgisayar programlarıyla taklidinin yapılmasıdır denilebilir (Elmas, 2007, s. 23).

398

YSA, öğrenme metodu ile yeni bilgiler üretilmesi gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacıyla geliştirilen bilgisayar sistemleridir. İnsan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde, öğrenme, ilişkilendirme, sınıflandırma, genelleme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda YSA başarılı sonuçlar vermektedir (Öztemel, 2016, s. 29).

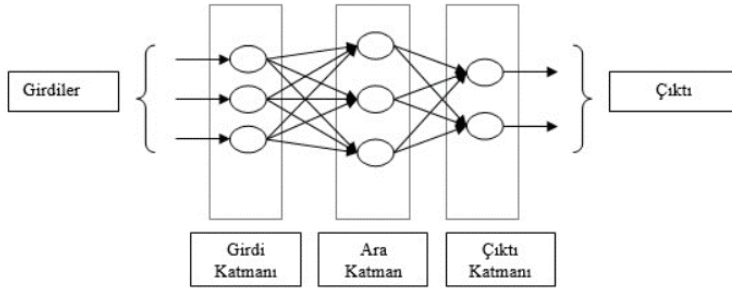
YSA sayısal bilgileri işleyebilen, bilgi işlem yöntemi olarak paralel işlem kullanılabilen ve yalnızca sayılar üzerinde işlem yapabilen bilgisayar sistemleridir (Allahverdi, 2002, s. 169).

YSA'lar tahmin, sınıflandırma ve kümeleme işlemlerinin problemlerin çözümlenmesinde kullanılan, doğrusal olmayan modellerdir (Akcan ve Kartal, 2011, s. 32). YSA insan beyninin işlevlerinden ilham alınarak, deneme yolu ile öğrenme, genelleştirme yapabilen ve geleceği tahmin edebilme yeteneği olan doğrusal olmayan makine öğrenmesidir (Hamzaçebi ve Kutay, 2004, s. 228). YSA, biyolojik sinir ağlarıyla ortak olarak belirli performans özelliklerine sahip bir bilgi işleme sistemidir. YSA, insan bilişinin veya sinir biyolojisinin matematiksel modellerinin genellemeleri olarak geliştirilmiş sistemlerdir (Fausett, 1994, s. 3). YSA, yönlendirilmiş bir grafikte temsil edilen dinamik bir sistemdir (Hecht-Nielsen, 1989). YSA, insanoğlunun beyin sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiş, belli ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan işlem elemanlarından oluşan paralel bilgi işleme yapılarıdır. En önemli özelliği, deneyimlerden yararlanarak öğrenebilmesidir. YSA öğrenme ile yeni bilgiler türetilebilir, oluşturabilir ve yeni

keşifler oluşturabilir. Bu özellikleri yardım almadan gerçekleştirme kapasitesine sahiptir. YSA, öğrenmenin yanında bilgileri analiz ederek, bilgiler arasında ilişkiler kurma yeteneğine de sahiptir (Uğur ve Kınacı, 2006, s. 345). Başka bir tanımlamada YSA; çok sayıda elemandan oluşmuş matematiksel bir model olarak tanımlanmaktadır (Gallo vd., 2005, s. 4). Sonuç olarak, 'yapay' kelimesi çıkartıldığında nöral bir ağ, belirli bir tür doğrusal olmayan fonksiyondan başka bir şey olarak görülmez (Anthony ve Bartlett, 2009, s. 2).

3.1.2. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Bir YSA yapay sinir hücrelerinin birleşmesinden oluşur. Bu ağdaki hücreler birbirleri ile iletişim halindedir. Bir yapay sinir hücresinin çıktısı başka hücreler için girdidir. Şekil 1'de görüldüğü üzere, YSA'da hücreler katman halinde sıralanır. YSA'da dışarıdan girdilerin ağa alınmasını sağlayan hücrelerin bulunduğu ilk katman girdi katmanıdır. İşlenen verilerin ağın dışına gönderilmesi görevini üslenen hücrelerin bulunduğu katman ise çıktı katmanıdır ve bu son katmandır. Bu iki katman arasında kalan katman/katmanlar ise gizli katman ya da katmanlar olarak tanımlanır. Bir YSA'da katman sayısından bahsedildiğinde bu gizli katmanları ifade etmektedir. Bu ifadeye girdi ve çıktı katmanlarının sayısı eklenmez. Örneğin üç katmanlı bir YSA belirtildiğinde bu aslında üç gizli katmanı ve ayrıca girdi ve çıktı katmanlarının beraberinde yer aldığı bir yapay sinir ağıdır. Bir YSA'nın katmanlarının ve hücrelerin dizilişi, bir biriyle bağlantı şekilleri gibi tanımlamalar, YSA'nın mimarisi şeklinde tanımlanır (Yıldız, 2009, s. 60).



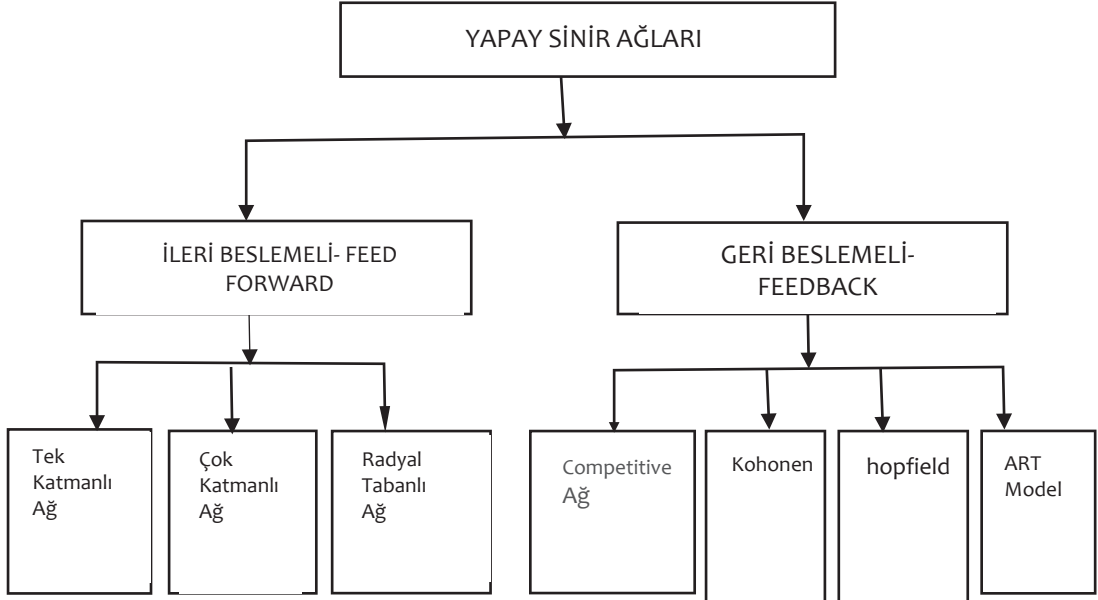
Şekil 1. Yapay Sinir Ağı Modeli

Kaynak: Ağyar, Z. (2015).

3.1.3. Yapay Sinir Ağı Mimarisi

YSA mimarileri, sinir hücreleri arasındaki bağlantıların yönlerine göre veya ağ içindeki işaretlerin akış yönlerine göre birbirinden ayrılmaktadır. Bunlar; ileri beslemeli (feed forward) ve geri beslemeli (feedback, recurrent) ağlardır (Ataseven, 2013, s. 103). Şekil 2'de YSA mimari yapısı gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere YSA ağları ikiye ayrılmıştır. İleri beslemeli (feed forward) ağ üç

ve geri beslemeli (feedback, recurrent) ağlarda yapılarına göre dört gruba ayrılmıştır. İleri beslemeli ağlar; tek katmanlı, çok katmanlı ve radyal tabanlı ağlar şeklinde ayrılırken geri beslemeli ağlar ise; competitive makine öğrenme, kohonen (Self Organizing Maps-Özdüzenleyici Haritalar) ağları, hopfield ağları ve ART model şeklinde ayrılmıştır.



Şekil 2. Yapay Sinir Ağı Mimarisi

Kaynak: Khare, M. ve Nagendra, S. M. S. (2007).

3.1.4. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA sayısal bilgilerden oluşan veriyi işleme, saklama ve örnekleri kullanarak öğrenme ve daha önce hiç görmediği örnekler hakkında bilgi üretebilme, sınıflandırma ve şekil tamamlama özelliklerine sahiptir. YSA, günlük hayatımızda finansal konular, mühendislik, tıp bilimi ve savunma sanayi gibi birçok alanda uygulanabilmektedir. Makroekonomik tahminler, banka kredilerinin değerlendirilmesi, döviz kuru tahminleri, risk analizleri, petrol fiyatlarının tahmini gibi finansal konularda uygulama alanı bulmaktadır (Ağyar, 2015a). Aşağıda YSA'nın özellikleri kısaca açıklanmıştır (Çekerol ve Ulukan, 2012):

- Doğrusal Olmama: YSA'larını oluşturan yapay sinir hücreleri doğrusal değildirler. Bundan dolayı oluşturduğumuz YSA da doğrusal olmayacaktır. Karşımıza çıkan birçok problemin doğrusal olmadığı için bu tip problemlerin çözümünde çok etkin bir yöntemdir.

- Genelleme: YSA'nın öğrenme sürecinde hiç görmediği yeni girdiler için anlamlı çıktılar oluşturması genelleştirme olarak tanımlanır.
- Öğrenme: YSA, probleme ait verileri kullanarak yapısında saklı ilişkileri ortaya çıkarmasına öğrenme denir.
- Hata toleransı: Paralel dağılmış, çok sayıda yapay sinir hücresinin birbiriyle bağlanması sonucunda YSA oluşur. Bu ağ üzerindeki bağlantıların ya da hücrelerin etkisiz kalması, sonuçlar üzerinde önemli hatalara ve olumsuzluklara neden olmaz. Bu özellik YSA'nın diğer geleneksel yöntemlere göre daha toleranslı olduğu gerçeğini gösterir.
- Uyarlanabilirlik: Problemimizde meydana gelecek değişiklikler karşısında, ortaya çıkan yeni probleme göre tekrar uyarlanabilir. Bu sayede uyarlamalı örnek tanıma, sinyal işleme, sistem tanımlama ve denetleme alanlarında kullanılabilir.

3.2. Destek Vektör Makineleri (DVM)

Veri madenciliğini kullanarak problemlerin çözümü için geliştirilmiş önemli makine öğrenimi algoritmalarından biri Destek Vektör Makineleridir (DVM). Daha çok bankacılık ve sigortacılık, tıp, biyoloji, kimya, sosyal medya, endüstriyel sektörler ve finans gibi alanlarda sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılmaktadır. Son yıllarda, sınıflandırma problemlerinin çözümünde oldukça başarılı sonuçlar veren bir makine öğrenmesi algoritması olan Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines) sıkça kullanılmaktadır (Ayhan ve Erdoğan, 2014, s. 176).

DVM, sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çözümünde kullanılabilen aynı zamanda veri madenciliğinde kullanılan algoritmalarının içindeki en uygun ve doğru metotlardan biridir. İstatistiksel öğrenme teorilerinin içinde sağlam bir teorik temele sahiptir. DVM'nin kökeni Vapnik Chemonvekis Dimension(VC) içinde yer alan yapısal risk minimizasyon prensibine dayanmaktadır. DVM poligom makine öğrenmesi, radyal tabanlı fonksiyon ağ ve iki katmanlı algılayıcı fonksiyonlarını içermektedir (Kaytez, 2012, s. 68).

3.3. ROC Eğrileri (Receiver Operating Characteristic Curves)

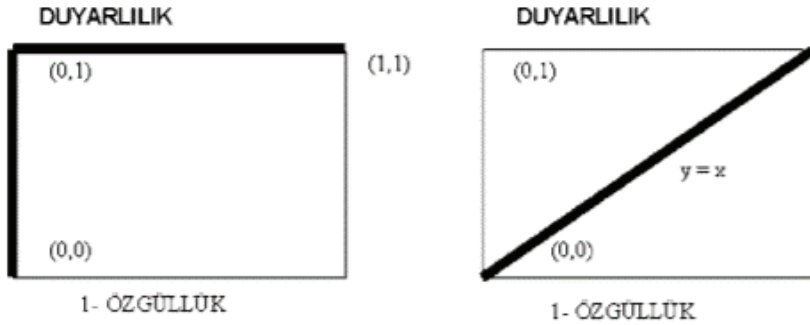
ROC (Receiver Operating Characteristic Curves) eğrisi ilk kez 2. Dünya Savaşı sırasında "radar sinyalleri"nin analizi için kullanılmıştır. Savaş sırasında düşman uçaklarını, radar sinyallerini kullanarak saptamak amacıyla araştırmalara başlanmıştır. ROC eğrileri sonuç değişkeninin özellikle iki olasılıklı (başarı var-başarı yok, hastalık var-hastalık yok, vb.) olduğu, buna karşılık karar vermede kullanılacak değişkenin sürekli olduğu durumlarda kullanılırlar. ROC eğrileri bu sürekli değişken için olası tüm kesim noktalarını gösterir ve her kesim noktasında değişik sonuçların doğru pozitif, doğru negatif, yanlış pozitif ve yanlış negatif sıklığı hakkında kestirimler yapılmasına olanak sağlarlar. Verilen bir model için en iyi kesim noktasının saptanmasında, doğru ve yanlış kararların yararlarının hesaplanmasında kullanılırlar (Kılıç, 2013, s. 135).

ROC eğrisi yöntemi aşağıda belirtilen hususlar dahilinde kullanılabilir (Dirican, 2001, s. 28):

- Oluşturulan modelin sınıflandırma gücünün belirlenmesine,
- Çeşitli Modellerin performanslarının kıyaslanmasına,
- Uygun pozitiflik eşliğinin belirlenmesine,
- Oluşturulan modellerin sonuçlarının kalitesinin takibinde,
- Uygulayıcının gelişiminin izlenmesine ve
- Farklı uygulayıcıların etkinliklerinin kıyaslanmasına olanak sağlar.

ROC eğrisi ile elde edilecek koordinat sisteminin ordinatında oluşturulan model testinin gerçek pozitif değeri (duyarlılık), apsisinde ise yanlış pozitif değeri (1-özgüllük) yer alır. Oluşturulan model ne kadar iyi ise eğri yukarıya (yüksek duyarlılık bölgesi) ve sola (düşük yanlış pozitif oranı bölgesi) doğru kayar. Şekil 3 'de görüldüğü gibi, oluşturulan model eğer ideal bir değerde ise ROC eğrisi (0,0) - (0,1) - (1,1) noktalarını birleştirir. Buna karşın ROC çizimi $y=x$ fonksiyonuna yaklaştıkça test başarısız olacaktır. Çünkü bu modelde yanlış değerlerin oranı yükselmektedir. $y=x$ fonksiyonun altındaki ROC eğrisine sahip model başarısızdır. ROC eğrisi altında kalan alan 0.50 ile 1.00 arasında değerler almaktadır. Yukarıda belirtildiği gibi eğri altında kalan bölge ne kadar büyükse, modelin ayırım yeteneği o kadar etkilidir. Bu alan 0.975 ve daha üzerinde ise mükemmel sayılmaktadır (Dirican, 2001, ss. 28-29).

402



Şekil 3. İdeal ve Kötü Performans Gösteren ROC Eğrileri

4. Materyal ve Yöntem

Çalışmada, Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören imalat sanayi sektörlerindeki işletmelerin 2008-2016 yılları arasındaki verileri örnek olarak alınmıştır. Ülke çapındaki tüm sanayi işletmelerinin verilerini elde etmek oldukça zordur. Borsa İstanbul'da hisseleri işlem gören firmaların, finansal raporları

denetimden geçip borsaya sunulmakta ve Kamuyu Aydınlatma Platformu'nun (KAP) kurumsal resmi web sitesinde ilan edilmektedir. Bu nedenle çalışmada kullanılan veriler bağımsız denetçilerin kontrolünden geçmiş ve KAP'ta sunulan 12 aylık finansal tablolardan ve raporlardan elde edilmiştir.

İmalat sanayi, ülke ekonomisi açısından en önemli sektörler arasındadır. Bu çalışmaya alınan işletmelerin faaliyet sektörleri; gıda, içki ve tütün sektörü, dokuma, giyim eşyası ve deri sektörü, orman ürünleri ve mobilya sektörü, kâğıt, kâğıt ürünleri, basım ve yayın sektörü, kimya, petrol, kauçuk ve plastik ürünleri sektörü, taş ve toprağa dayalı sanayi sektörü, metal ana sanayi sektörü, metal eşya, makine ve gereç yapımı sektörü, diğer imalat sektörleri, elektrik, gaz ve su sektörü ve inşaat sektörüdür. Borsa İstanbul'da işlem gören sanayi işletmelerinin toplam sayısı 181' i geçmediğinden, sektör bazlı tahmin modeli kurulmamıştır. Sanayi işletmelerinin tümü sektörel ayrıma tabi tutulmadan analize dahil edilmiştir. Bu çalışmada 2008-2016 yılları arasında Borsa İstanbul' da (BİST) işlem gören ya da daha önce işlem görmüş sanayi işletmelerinin mali tablo ve raporlarından yararlanılmıştır. Bahsedilen işletmelerin finansal tabloları BİST, KAP ve SPK'nın kurumsal web sitelerindeki veri tabanından elde edilmiş ve değerlendirilmiştir.

4.1. Kullanılan Değişkenler

İşletmelerin finansal başarısızlığını öngörmek/tahmin etmek için oluşturulan modellerin büyük çoğunda bağımsız değişken olarak sık kullanılan ve başarısızlığı tahmin etmede önemli sayılan oranlar kullanılmıştır. Bu çalışmada Akkaya vd. (2009), Torun (2007), Kılıç ve Seyrek (2012)'in analizlerinde olduğu gibi 26 finansal oran, 4 başlık olarak aşağıda verilen şekilde gruplandırılmıştır (Tablo 1).

Tablo 1. Kullanılan Finansal Oranlar

Kod	Likidite Oranları
X1	Cari Oran
X2	Asit-Test Oranı
X3	Nakit Oran
X4	Stokların Toplam Varlıklara Oranı
X5	Kısa Vadeli Alacakların Toplam Varlıklara Oranı
X6	Dönen Varlıklar/Aktif Toplamı
Finansal Yapı Oranları	
X7	Finansal Kaldıraç Oranı
X8	Kısa V.Yabancı Kaynakların Toplam Kay.Oranı
X9	Uzun Vadeli Yab.Kaynakların Top.Kay.Oranı
X10	Uzun Vadeli Yab Kaynakların Devamlı Sermayeye Oranı
X11	Duran Varlıkların Özsermayeye Oranı
X12	Dönen Varlıkların Toplam Varlıklara Oranı

Faaliyet Oranları	
X13	Hazır Değerler Devir Hızı
X14	Stok Devir Hızı
X15	Alacak Devir Hızı
X16	Dönen Varlık Devir Hızı
X17	Özsermaye Devir Hızı
X18	Toplam Varlık Devir Hızı
Karlılık Oranları	
X19	Öz sermayenin Karlılığı Oranı(Mali Rantabilite)
X20	FVÖK Toplam Kaynaklara Oranı(Ekonomik Rantabilite)
X21	Toplam Varlıkların Karlılığı Oranı
X22	Faaliyet Kar Marjı
X23	Brüt Kar Marjı
X24	Duran Varlıklar Devir Hızı
X25	Net Kar Marjı
X26	Faiz Ve Vergi Öncesi Kar/Aktif Toplamı

4.2. Finansal Başarısız İşletmelerin Sınıflandırılma Ölçütleri

404

İşletmelerin finansal başarısızlığının önceden tahmini için geliştirilen analizlerde, en önemli konu, çalışmaya dahil edilecek işletmelerin hangi ölçütlere göre başarısız sayılması hususudur. Literatürde bu konuda sınıflandırma ölçütleri incelendiğinde birçok sınıflandırma görülmektedir. Türkiye’de yapılan çalışmalarda daha çok işletmenin iflas durumu ve son yıllardaki finansal tablolarındaki zarar durumu dikkate alınarak işletmeler başarısız işletme kategorisine eklendiği görülmektedir (Kılıç ve Seyrek, 2012; Salur, 2015, s. 96). İşletmeleri başarısız sınıfına eklerken seçilecek başarısızlık tanımı, finansal başarısızlığın önceden tahmini için oluşturulacak modelin doğruluk performansını etkileyecektir. Bu çalışmada analize dahil edilecek başarısız firmalar aşağıdaki gibi dört şekilde sınıflandırılmıştır:

- İflas
- BİST gözaltı pazarında yer almak
- Faaliyetlerini durdurmuş olmak.
- İki yıl üst üste zarar etmiş olmak.
- Aktif tutarının %10’unu kaybetmiş olması (dönem ve geçmiş yıllar zararlarının aktif toplamının %10’u bulması)

Yukarıdaki sınıflandırma kriterlerinden bir ya da daha fazla kritere uyan işletme başarısız sayılmıştır ve başarısızlığın başladığı ilk başlangıç yılı (t) olarak belirlenmiştir. Başarısız kategorisine eklenen bu işletmeler (t-1), (t-2) ve (t-3) yıllarında normal faaliyetlerine devam ederken (t) yılında başarısızlığa uğrayan işletmelerdir. Çalışmadaki asıl amaç (t) yılında başarısız olan bu işletmelerin (t-1), (t-2) ve (t-3) yıllarında yani başarısızlığa uğramadan, erken tahmin edilebilirlik

durumudur. Bunun dışında analize dahil edilen işletmelerden, yukarıdaki kriterlere uymayan ve tüm yıllarda faaliyetlerine devam eden diğer işletmeler başarılı işletme sınıfına eklenmiştir. Bahsedilen tüm durumlar dikkate alınarak

yıllara göre başarısız işletmelerin sınıflandırılması Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tablo 2. Yıllara Göre Başarısız İşletmelerin Sayısı

YIL	SAYI	BAŞARI DURUMU
2016	7	Başarısız
2015	15	Başarısız
2014	10	Başarısız
2013	7	Başarısız
2012	6	Başarısız
2011	8	Başarısız
2010	7	Başarısız
2009	3	Başarısız
2008	7	Başarısız
TOPLAM	70	

İmalat sektöründeki 181 şirketten finansal tablolarında eksiklik olan ya da bu araştırmanın yılları arasına girmeyen 30 şirket araştırma kapsamı dışında bırakılmıştır. Şu an işlem gören şirketlerden 50, iflas/kottan çıkma/ işlem sırası kapatılan 20 şirket araştırmaya alınarak toplam 70 şirket başarısız, geriye kalan 101 şirket ise başarılı olarak değerlendirilmiştir. Literatürde analize giren başarılı ve başarısız firmaların sayısının eşit olmaması durumunda hatalı sonuçlar meydana getirdiği görülmektedir. Bu hataların önüne geçmek için her iki grubun örnek içinde eşit sayıda temsil edilmesini sağlamak amacıyla, tesadüfi olarak başarılı işletmelerden 31’i kapsam dışı bırakılmıştır. Dolayısıyla, uygulamada kullanılan örnek, yarısı başarısız, yarısı başarılı olmak üzere 140 sanayi işletmesinden oluşmaktadır.

Yıllara göre başarısız şirket sayısının tespiti yapılırken en fazla başarısızlığın 15 şirket ile 2015 yılında olduğu Tablo 2’de görünmektedir. Çalışmada başarısız firma sayısının 2015 yılında en fazla olmasından dolayı başarılı firmaların finansal oranları hesaplanırken 2015 yılı baz yılı olarak seçilmiştir.

5. Uygulama-Bulgular

Modellerinin kurulmasında IBM SPSS MODELER 18.0 bilgisayar yazılımından yararlanılmıştır. Literatürde; eğitim, onaylama ve test gruplarının belirlenmesinde (%80,%10,%10), (%70,%15,%15), (%60,%20,%20) ve sadece (%80,%20), (%60, %40) şeklinde Eğitim ve Test şeklinde bölümlendirmeler yapılmıştır (Hamzaçebi, 2011). Bu çalışmaya dahil edilen BİST İmalat sanayi sektöründeki

işletme sayısının çok fazla olmamasından dolayı modele dahil edilecek işletmelerin bölümlendirilmesi, Eğitim ve Test şeklinde ayrılmış, onaylama seti kullanılmamıştır. Verilerin %60'ı eğitim, %40'ı ise test için kullanılmıştır.

5.1. Yapay Sinir Ağları ile Oluşturulan Modelin Değerlendirilmesi

Bu bölümde finansal başarısızlığın önceden tahmini için oluşturulan Yapay Sinir Ağları modelinin sınıflandırma doğruluğu incelenecektir. Modelin, İşletmenin başarısızlığa uğramadan 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tahmin performansı araştırılacaktır. Yapay sinir ağı modellemesinde gizli katmanda bulunan nöron sayısı her problemin yapısından ve içerdiği veri setinin farklılığından dolayı değişmektedir. Gizli katmandaki nöron sayısının tespiti oldukça fazla denemeler sonucu tespit edilmektedir. Çalışmada gizli katmandaki nöron sayısı da deneme yanılma sonucu en yüksek doğruluğu tespit edilene kadar devam etmiştir. Bu çalışmada 2-35 arası nöron kullanılarak en uygun yapay sinir ağı modeli oluşturulmaya çalışılmıştır. Oluşturulan ağ çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli olup danişmalı öğrenme sınıfına girmektedir.

5.1.1. Başarısızlıktan bir yıl önce (t-1) Dönemi İçin YSA Analiz Sonuçları

İşletmelerin başarısızlığa uğradığı t yılından önceki yıl olan (t-1) yılında işletmelerin başarısızlık durumunun tespiti için oluşturulan Yapay Sinir Ağı 2 gizli katmandan oluşmuştur. 1.gizli katman 22 nörondan oluşurken, 2. gizli katman 10 nörondan oluşmaktadır. Ağın aktivasyon fonksiyonu Hiperbolik Tanjant fonksiyonu olarak belirlenmiştir (Tablo 3). Model çalıştığında elde edilen çıktı Tablo 4'de gösterilmiştir. Tablo 4'de görüldüğü üzere (t-1) dönemi için modelimiz eğitim seti için rasgele ayrılan 81 işletmeden başarısız olan 41 işletmenin 33'ünü doğru sınıflandırmış, geriye kalan 40 başarılı işletmeden 29 işletmeyi doğru sınıflandırmıştır. Eğitim seti için toplam sınıflandırma doğruluğu %76.54 bulunmuştur. Test seti için sınıflandırma doğruluğu incelenirse, toplam 59 işletme için yapılan sınıflandırmada başarısız olan 29 işletmeden 24'ü, gerçekte başarılı olan 30 işletmenin 23'ü doğru sınıflandırılmıştır. Test seti için toplam sınıflandırma doğruluğu ise %79.66 bulunmuştur.

Tablo 3. (t-1) Dönemi İçin Oluşturulan Modelin Özellikleri

Yapay Sinir Ağı Modeli	Çok Katmanlı
1.Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	22
2.Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	10
Aktivasyon Fonksiyonu	Hyperbolic Tangent

Tablo 4. (t-1) Dönemi İçin YSA Modeli Sınıflandırma Matrisi

YAPAY SİNİR AĞI MODELİ EĞİTİM SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-1 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	33	8
	Başarılı İşletmeler	11	29
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = (33+29)/81 = % 76.54		
YAPAY SİNİR AĞI MODELİ TEST SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-1 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	24	5
	Başarılı İşletmeler	7	23
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = (24+23)/59 = % 79.66		

5.1.2. Başarısızlıktan iki yıl önce (t-2) Dönemi İçin YSA Analiz Sonuçları

İşletmelerin başarısızlığa uğradığı t yılından 2 yıl önceki yıl olan (t-2) yılında işletmelerin başarısızlık durumunun tespiti için oluşturulan Yapay Sinir Ağı 2 gizli katmandan oluşmuştur. 1. gizli katman 13 nörondan oluşurken, 2.gizli katman 14 nörondan oluşmaktadır. Ağın aktivasyon fonksiyonu (t-1) yılı için oluşturulan ağ modelindeki gibi, Hiperbolik Tanjant fonksiyonu olarak belirlenmiştir (Tablo 5). Model çalıştığında elde edilen çıktı Tablo 6'da gösterilmiştir. Tablo 6'da görüldüğü üzere (t-2) dönemi için modelimiz eğitim seti için rasgele ayrılan 81 işletmeden başarısız olan 41 işletmenin 40'ını doğru sınıflandırmış, geriye kalan 40 başarılı işletmeden 34 işletmeyi doğru sınıflandırmıştır. Eğitim seti için toplam sınıflandırma doğruluğu %91.36 bulunmuştur. Buradaki tahmin gücü oldukça yüksektir. Bu durumlarda test seti verilerinin çıktıları dikkate alınarak performans değerlendirilmesi yapılmalıdır. YSA'da eğitim setindeki verilerindeki hata istenen düzeye gelinceye kadar eğitim sürmektedir. Test seti için sınıflandırma doğruluğu incelenirse, toplam 59 işletme için yapılan sınıflandırmada başarısız olan 29 işletmeden 23'ü, gerçekte başarılı olan 30 işletmenin 22'si doğru sınıflandırılmıştır. Test seti için toplam sınıflandırma doğruluğu ise %76.27 bulunmuştur.

Tablo 5. (t-2) Dönemi İçin Oluşturulan Modelin Özellikleri

Yapay Sinir Ağı Modeli	Çok Katmanlı
1.Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	13
2.Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	14
Aktivasyon Fonksiyonu	Hyperbolic Tangent

Tablo 8. (t-3) Dönemi İçin YSA Modeli Sınıflandırma Matrisi

YAPAY SİNİR AĞI MODELİ EĞİTİM SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-3 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	37	4
	Başarılı İşletmeler	6	34
		Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(37+34)/81 = \% 87.65$	
YAPAY SİNİR AĞI MODELİ TEST SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-3 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	21	8
	Başarılı İşletmeler	7	23
		Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(21+23)/59 = \% 72.88$	

5.2. Destek Vektör Makineleri İle Oluşturulan Modelin Değerlendirilmesi

DVM ile başarısızlık tahmininde YSA'da olduğu gibi verilerin %60'ı eğitim %40'ı ise test için ayrılmıştır. DVM tahmin modellemesi için IBM SPSS Modeller 18.0 versiyon paket program kullanılmıştır. Programa bağımsız değişkenler tanıtılmıştır. DVM'de, doğrusal (linear), polynominal, Radial Basis Function (RBF) ve sigmoid gibi çeşitli çekirdek fonksiyonları mevcuttur. Bu çalışmada kernel fonksiyonu olarak Radial Basis Function (RBF) kullanılmıştır. RBF kernel fonksiyonu doğruluğu önemli derecede etkileyen iki parametreye sahiptir. Bunlar cost (C) ve gamma (γ)'dır. Bu iki parametre sınıflandırmada doğruluğu etkileyen bir etkidir.

5.2.1. Başarısızlıktan bir yıl önce (t-1) Dönemi İçin DVM Analiz Sonuçları

İşletmelerin başarısız olduğu t döneminden 1 yıl önce (t-1) yılında başarısız işletmelerin tahmini için oluşturulan DVM sınıflandırma oranları Tablo 10'da gösterilmiştir. Tabloda görüldüğü üzere eğitim seti için rastgele ayrılan 81 işletmeden başarısız olan 41 işletmeden 31 işletme ve geriye kalan 40 başarılı işletmenin ise 30'u doğru sınıflandırılmıştır. Eğitim seti için toplam sınıflandırma doğruluğu %75.31 olarak bulunmuştur. Test seti için ayrılan 59 işletmenin durumu tabloda incelendiğinde başarısız 29 işletmenin 22'si doğru sınıflandırılırken, geriye kalan başarılı 30 işletmenin 21'i doğru sınıflandırılmıştır. Test setinin toplam sınıflandırma doğruluğu %72.88 olarak bulunmuştur. DVM modeline ait bilgiler ise Tablo 9'da gösterilmiştir. Tablo 9'da belirtildiği üzere DVM çekirdek fonksiyonu olarak da radyal tabanlı fonksiyon seçilmiştir. Radyal tabanlı fonksiyonun parametrelerinden olan C=10 olarak belirlenirken gamma parametresi = 0,22 olarak modele tanıtılmıştır.

Tablo 9. (t-1) Dönemi için Oluşturulan Destek Vektör Makine Modeline Ait Bilgiler

SVM Type	Regularization Parameter (C) : 10 epsilon:0,1
Kernel Type	(RBF) Radial Basis Function ($\gamma=0,22$)

Tablo 10. (t-1) Dönemi için DVM Modeli Sınıflandırma Matrisi

DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ EĞİTİM SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-1 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	31	10
	Başarılı İşletmeler	10	30
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(31+30)/81 = \% 75,31$		
DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ TEST SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-1 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	22	7
	Başarılı İşletmeler	9	21
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(22+21)/59 = \% 72,88$		

5.2.2. Başarısızlıktan iki yıl önce (t-2) Dönemi için DVM Analiz Sonuçları

İşletmelerin başarısız olduğu t döneminden 2 yıl önce (t-2) yılında başarısız işletmelerin tahmini için oluşturulan Destek Vektör Makinesinin sınıflandırma oranları Tablo 12’de gösterilmiştir. Tabloda görüldüğü üzere eğitim seti için rastgele ayrılan 81 işletmeden başarısız olan 41 işletmeden 32 işletme ve geriye kalan 40 başarılı işletmenin ise 31’i doğru sınıflandırılmıştır. Eğitim seti için toplam sınıflandırma doğruluğu %77,78 olarak bulunmuştur. Test seti için ayrılan 59 işletmenin sınıflandırma durumu tabloda incelendiğinde başarısız 29 işletmenin 21’i doğru sınıflandırılırken, geriye kalan başarılı 30 işletmenin 21’i doğru sınıflandırılmıştır. Test setinin toplam sınıflandırma doğruluğu %71,19 olarak bulunmuştur. DVM modeline ait bilgiler ise Tablo 11’de gösterilmiştir. Tablo 11’de belirtildiği üzere DVM çekirdek fonksiyonu olarak da radyal tabanlı fonksiyon seçilmiştir. Radyal tabanlı fonksiyonun parametrelerinden olan $C=2$ ve $\epsilon=0,1$ olarak belirlenirken γ parametresi = 0,12 olarak modele tanıtılmıştır.

Tablo 11.(t-2) Dönemi için Oluşturulan Destek Vektör Makine Modeline Ait Bilgiler

SVM Type	Regularization Parameter (C) : 2 epsilon:0,1
Kernel Type	(RBF) Radial Basis Function ($\gamma=0,12$)

Tablo 12. (t-2) Dönemi İçin DVM Modeli Sınıflandırma Matrisi

DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ EĞİTİM SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-2 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	32	9
	Başarılı İşletmeler	9	31
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(32+31)/81 = \% 77.78$		
DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ TEST SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-2 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	21	8
	Başarılı İşletmeler	9	21
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(21+21)/59 = \% 71.19$		

5.2.3. Başarısızlıktan üç yıl önce (t-3) Dönemi İçin DVM Analiz Sonuçları

İşletmelerin başarısız olduğu t döneminden 3 yıl önce (t-3) yılında başarısız işletmelerin tahmini için oluşturulan DVM sınıflandırma oranları Tablo 14'de gösterilmiştir. Tabloda görüldüğü üzere eğitim seti için rastgele ayrılan 81 işletmeden başarısız olan 41 işletmeden 33 işletme ve geriye kalan 40 başarılı işletmenin ise 38'i doğru sınıflandırılmıştır. Eğitim seti için toplam sınıflandırma doğruluğu %87.65 olarak bulunmuştur. Test seti için ayrılan 59 işletmenin sınıflandırma durumu tabloda incelendiğinde başarısız 29 işletmenin 22'si doğru sınıflandırılırken, geriye kalan başarılı 30 işletmenin 20'si doğru sınıflandırılmıştır. Test setinin toplam sınıflandırma doğruluğu %71.19 olarak bulunmuştur. DVM modeline ait bilgiler ise Tablo 13'de gösterilmiştir. Tablo 13'de belirtildiği üzere DVM çekirdek fonksiyonu olarak da radyal tabanlı fonksiyon seçilmiştir. Radyal tabanlı fonksiyonun parametrelerinden olan C=10 ve epsilon= 0,1 olarak belirlenirken gamma parametresi = 0,3 olarak modele tanıtılmıştır.

Tablo 13. (t-3) Dönemi için Oluşturulan Destek Vektör Makine Modeline Ait Bilgiler

SVM Type	Regularization Parameter (C) : 10 epsilon:0,1
Kernel Type	(RBF) Radial Basis Function ($\gamma=0,3$)

Tablo 14. (t-3) Dönemi için DVM Modeli Sınıflandırma Matrisi

DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ EĞİTİM SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-3 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	33	8
	Başarılı İşletmeler	2	38
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(33+38)/81 = \% 87.65$		
DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ MODELİ TEST SETİ İÇİN SINIFLANDIRMA MATRİSİ (t-3 dönemi)			
		Gerçek Grup	
		Başarısız İşletmeler	Başarılı İşletmeler
Tahmin Edilen Grup	Başarısız İşletmeler	22	7
	Başarılı İşletmeler	10	20
	Toplam Sınıflandırma Doğruluğu = $(22+20)/59 = \% 71.19$		

411

5.3. Tüm Dönemler İçin Modellerin Performanslarının Toplu Gösterimi

Tablo 15’de analize dahil edilen işletmelerin başarısız olduğu ilk yıldan 1,2 ve 3 yıl öncesindeki durumlarını tahmin etmek için oluşturulan iki modelin eğitim seti ve test setinin doğruluk oranları gösterilmiştir. Doğruluk oranı diğer adıyla doğru sınıflandırma oranı, oluşturulan modellerde doğru olarak tahmin edilen işletmelerin (başarısız ve başarılı) yüzdesini veren ve literatürde en yaygın olarak kullanılan performans ölçüsüdür (Torun 2007, s. 97). Literatürde performans ölçümü için doğruluk oranı daha sık kullanıldığından bu çalışmada da tahmin modellerinin performansı doğruluk oranıyla karşılaştırılmıştır. Tablo 15’de YSA ve DVM’nin eğitim ve test setinin (t-1), (t-2) ve (t-3) yıllarında en yüksek doğruluk oranına sahip sonuçların altı çizilerek gösterilmiştir.

Başarısızlıktan bir yıl önce (t-1) yılında eğitim seti üzerinde YSA’nın performans yüzdeliğinin (%76.54) en yüksek olduğu görünmektedir. (t-1) yılı için test seti performansı değerlendirildiğinde, YSA’nın (%79.66) DVM’ye göre daha iyi bir doğruluk performansı göstermiştir. Başarısızlıktan iki yıl önceki (t-2) tahmin modellemelerinin performansı değerlendirildiğinde, eğitim seti (%91.36) ve test (%76.27) setinde bir önceki yılda olduğu gibi YSA modeli daha iyi bir performans göstermiştir. Eğitim setindeki yüksek yüzdelik oranının ihtiyatlı karşılanması ve test seti üzerinden değerlendirme yapılması daha uygun olacaktır. Başarısızlıktan

üç yıl önce (t-3) yılı için değerlendirildiğinde, eğitim setinde YSA ve DVM %87.65 oranıyla aynı performansı göstermiştir. Aynı yıl için test seti değerlendirildiğinde YSA (%74.58), DVM'ye göre daha yüksek bir doğruluk yani performansa sahiptir.

Tüm yıllar ve tüm modeller için genel bir değerlendirilme yapıldığında, YSA modelinin başarısızlıktan 1,2 ve 3 yıl öncesinden doğru sınıflandırma yüzdesi en yüksek oranlara sahip olduğu görülür. Literatürde başarısız yıldan geriye doğru gidildiğinde tahmin yüzdeliğinde azalma olduğu görülmektedir. Bu çalışmada 3 yıl geriye doğru her ne kadar bir azalma olsa da doğruluk oranlarında büyük bir düşüş yaşanmamıştır. Yani başarısızlıktan 3 yıl öncede işletmelerin başarısızlık durumlarını tahmin performansı güçlüdür diyebiliriz.

Tablo15. Oluşturulan Modellerin Doğruluk Oranlarının Toplu Gösterimi

DÖNEM	YSA MODELİ		DVM MODELİ	
	EĞİTİM	TEST	EĞİTİM	TEST
t-1	%76.54	%79.66	%75.31	%72.88
t-2	%91.36	%76.27	%77.78	%71.19
t-3	%87.65	%74.58	%87.65	%71.19

5.4. ROC (Receiver Operating Characteristic Curves) Eğrileri İle Oluşturulan Modellerinin Performanslarının Değerlendirmesi

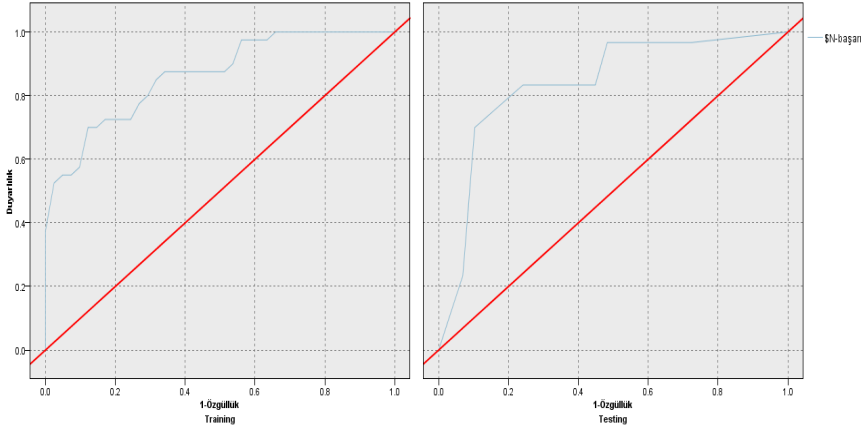
Bu bölümde, oluşturulan tahmin modellerinin ROC eğrisinin altına kalan alanlarının hesabı yapılarak performans karşılaştırılması yapılacaktır.

ROC (Receiver Operating Characteristic Curves) eğrilerinde; x ekseninde Yanlış Pozitif Orantı bulunurken, y ekseninde Doğru Pozitif Orantı yer almaktadır. Farklı eşik değerleri için Yanlış Pozitif Orantı ve Doğru Pozitif Orantı değerleri yani duyarlılık ve 1-seçicilik değerleri hesaplanır. ROC Eğrisi (0,0) ile (1,1) arasında artan bir fonksiyondur. ROC (Receiver Operating Characteristic Curves) analizi sonrası sınıflandırma başarısı değerlendirilen bir testin yararsız mı yoksa çok iyi bir test mi olduğu kararı verilebilir. Model başarılı olan işletmeler ve başarısız olan işletmeleri birbirinden ayıramıyor ise o model yararsız bir modeldir ve para ile yazı-tura atmaktan farksız bir olasılığa (%50) sahiptir. Model başarılı olanları ve başarısız olanları birbirinden tam anlamıyla sınıflayabilir ise o modele mükemmel bir model denilebilir. Bu durum Doğru Pozitif Orantı (c)=1, Yanlış Pozitif Orantı (c)=0 şeklinde gösterilir. Literatürde oluşturulan modellerin birçoğu yararsız test ile mükemmel test arasında bir performansa sahiptir. ROC grafiğinin sol üst köşesine yaklaşıldıkça modelin ayırt etme gücü artar, mükemmelliğe yaklaşırlar. Modelin doğru karar vermede gücünü değerlendirmede kullanılan ölçütlerden biri de “ROC Eğrisi Altında Kalan Alan”dır. Eğri altında kalan alan (area under the

curve=AUC) en büyük “1” değerini alabilir ve bu durum altın test/model şeklinde belirtilmektedir. Pratik olarak alabileceği en küçük değer ise “0.50” dir. Başarılı/Başarısız tamamen şansa bağlı olarak (örneğin para atışı ile) ayırt edilirse böyle bir durum ortaya çıkar (Kılıç, 2013, s. 136).

5.4.1. YSA Modelinin ROC Eğrileri ile Yardımıyla Performanslarının Değerlendirilmesi

5.4.1.1. (t-1) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



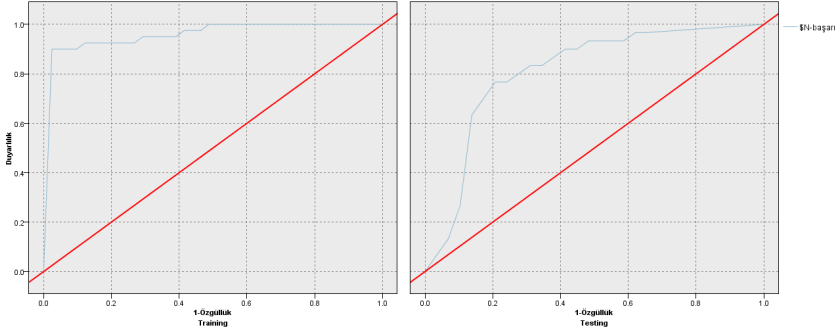
Şekil 4. (t-1) Dönemi YSA Modeli İçin ROC Eğrisi

Finansal başarısızlık başarısızlığın 1 yıl önceden (t-1) tahmini için geliştirilen YSA modelinin ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.85 bulunurken test seti için 0.81 bulunmuştur. En kötü performans ya da başka bir tanımla yararsız test/model olarak tanımlanan 0.5’den büyük bulunmuştur (Şekil 4). Bu durum modelin yani YSA (t-1) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

Tablo 16. (t-1) Dönemi YSA Modeli İçin ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

Yapay Sinir Ağları (t-1)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.85	0.81

5.4.1.2. (t-2) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



Şekil 5. (t-2) Dönemi YSA Modeli İçin ROC Eğrisi

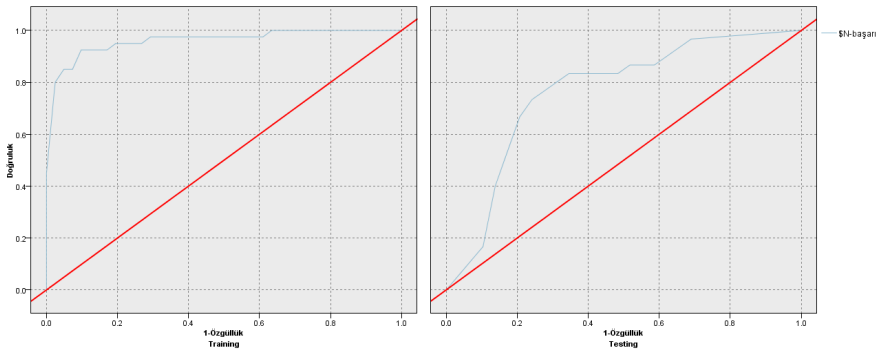
Finansal başarısızlık başarısızlığın 2 yıl önceden (t-2) tahmini için geliştirilen YSA modelinin ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.94 bulunurken test seti için 0.79 hesaplanmıştır. Hesaplanan değer 0.5'den büyük bulunmuştur. Bu durum modelin yani YSA (t-2) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

414

Tablo 17. (t-2) Dönemi YSA Modeli İçin ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

Yapay Sinir Ağları (t-2)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.94	0.79

5.4.1.3. (t-3) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



Şekil 6. (t-3) Dönemi YSA Modeli İçin ROC Eğrisi

Finansal başarısızlık başarısızlığın 3 yıl önceden (t-3) tahmini için geliştirilen YSA modelinin ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.95 bulunurken test seti için 0.75 hesaplanmıştır. Hesaplanan değer en kötü performans değeri olan 0.5'den büyük bulunmuştur. Bu durum modelin yani YSA (t-3) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

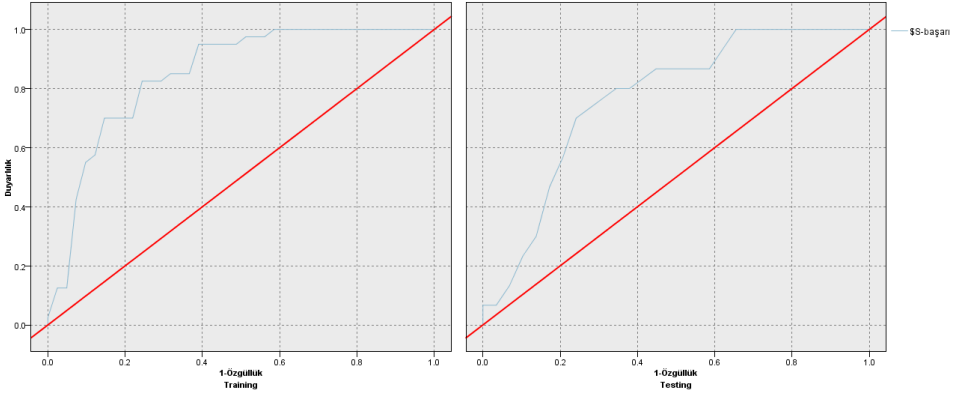
Tablo 18. (t-3) Dönemi YSA Modeli için ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

Yapay Sinir Ağları (t-3)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.95	0.75

5.4.2. DVM Modelinin ROC Eğrileri ile Yardımıyla Performanslarının Değerlendirilmesi

Yukarıda Yapay Sinir Ağı modeli için hesaplanan ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) değerleri, DVM modeli içinde hesaplanmıştır. Tahmin modelinin (t-1),(t-2) ve (t-3) yılları için yararlı bir model olup olmadığı analiz edilecektir.

5.4.2.1. (t-1) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



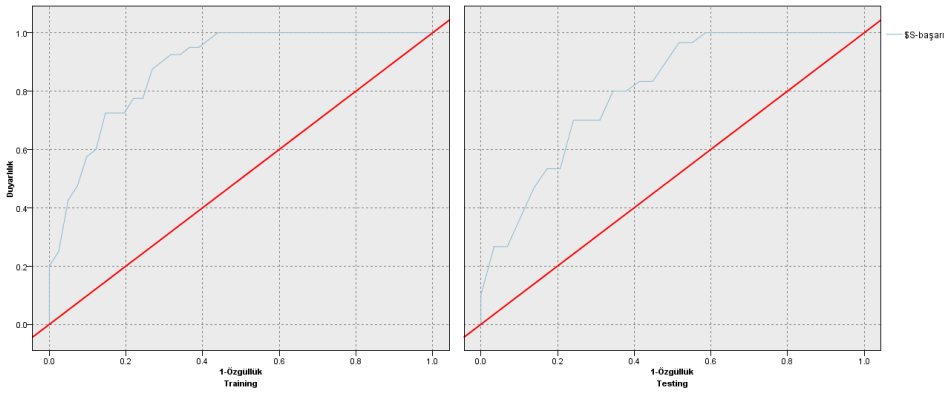
Şekil 7. (t-1) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi

Tablo 19. (t-1) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

DVM (t-1)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.83	0.79

Finansal başarısızlık başarısızlığın 1 yıl önceden (t-3) tahmini için geliştirilen DVM, ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.83 bulunurken test seti için 0.79 bulunmuştur (Tablo 19). Hesaplanan değer en kötü performans değeri olan 0.5'den büyüktür. Grafikte de görüldüğü üzere eğri kuzey-batı yönüne yakın yani 0.5'den yukarıdadır. Bu durum modelin yani DVM (t-1) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

5.4.2.2. (t-2) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



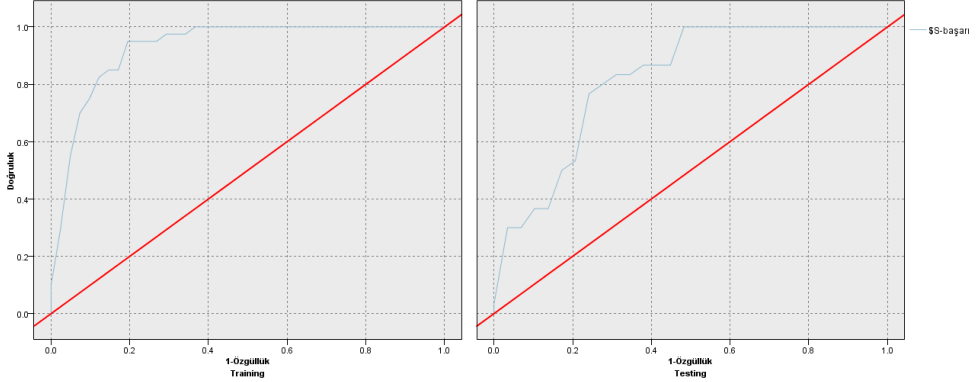
Şekil 8. (t-2) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi

Finansal başarısızlık başarısızlığın 2 yıl önceden (t-2) tahmini için geliştirilen DVM modelinin ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.87 bulunurken test seti için 0.78 bulunmuştur (Tablo 20). Bu durum modelin yani DVM (t-2) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

Tablo 20. (t-2) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

DVM (t-2)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.87	0.78

5.4.2.3. (t-3) Dönemi için ROC Eğrisi Altında Kalan Alanın Değerlendirilmesi



Şekil 9. (t-3) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi

Finansal başarısızlık başarısızlığın 3 yıl önceden (t-3) tahmini için geliştirilen DVM modelinin ROC eğrisi altında kalan alan (area under the curve=AUC) eğitim seti için 0.91 bulunurken test seti için 0.80 bulunmuştur (Tablo 21). Bu durum modelin yani DVM (t-3) dönemi için başarılı ve başarısız işletmeleri sınıflandırmada yararlı bir model olduğunu göstermektedir.

417

Tablo 21. (t-3) Dönemi DVM Modeli için ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

DVM (t-3)	Eğitim	Test
Roc Eğrisi Altında Kalan Alan	0.91	0.80

5.4.3. Tüm Dönemler için Oluşturulan Modellerin Performanslarının ROC Eğrisi Yardımıyla Toplu Olarak Gösterimi

Tablo 22. Tüm Modellerin ROC Eğrisinin Altında Kalan Alanların Gösterimi

	DÖNEM	YSA	SVM
EĞİTİM	t-1	<u>0.85</u>	0.83
	t-2	<u>0.94</u>	0.87
	t-3	<u>0.95</u>	0.91
TEST	t-1	<u>0.81</u>	0.79
	t-2	<u>0.79</u>	0.78
	t-3	0.75	<u>0.80</u>

Tablo 22’de finansal başarısızlığın tahmini için geliştirilen iki modelin ROC eğrisi altında kalan alanların (area under the curve=AUC) hesaplanması sonucu ortaya çıkan sonuçlar toplu halde gösterilmiştir. Tabloda eğitim ve test setlerinde (t-1),(t-2) ve (t-3) yıllarında AUC değeri en yüksek olan sonuç altı çizili halde

gösterilmiştir. Tablo 22’de görüldüğü üzere (t-1), (t-2) ve (t-3) yıllarında eğitim setleri için AUC 0.85, 0.94 ve 0.95 değerleri ile YSA daha iyi performans göstermiştir. Test seti için değerlendirme yapılırsa, YSA modelinin (t-1), (t-2) yıllarında 0.81 ve 0.79 AUC değerleri ile en iyi değeri alırken (t-3) yılında DVM 0.80 AUC değeri ile en iyi performansı gösteren model olmuştur. Genel bir değerlendirme yapılırsa, YSA ve DVM’lerin (t-1),(t-2) ve(t-3) yıllarının hepsinde, eğitim ve test seti için de 0,50’nin üzerinde ROC eğrisi altında kalan alana sahip olması, oluşturulan modellerin kullanılmasının şansa dayalı tahmin yapmaktan daha iyi olması anlamına gelmektedir.

Sonuç

Globalleşen dünyada sınırlar bir birine daha yakınlaşmış ve bu durum işletmelerin faaliyet gösterdiği sektörde rekabeti zorlaştırmıştır. Artık finansal anlamda ülkelerin içinde buldukları sıkıntılı durum diğer ülkelere de bulaşabilmekte ve sonrasında krizler kaçınılmaz olabilmektedir. İşletmelerde meydana gelen finansal başarısızlık sadece o işletmeyi ilgilendiren bir olgu değildir. İşletmelerin mali sıkıntı içine girip bir başarısızlığa sürüklenmesi aynı zamanda ülkelerin sosyolojik, ekonomik, politik ve istihdam gibi yapılarına da zarar verecek önemli hadiselerdir. Bir işletmenin başarısız olması durumunda o işletme ile ilişki içindeki tüm paydaşlar zarar görecektir. Bu paydaşların zarar görmesi diğer işletmelere de bulaşabilecek ve bu halka giderek büyüyebilecektir. Bu bulaşma ve büyüme etkisi, işsizlik sorunu, istihdam sorunu ve ülke bazında ekonomik krizleri doğurabilecektir.

Yukarıda sayılan sebeplerden dolayı işletmelerin finansal başarısızlığa uğramadan önce başarısızlığının tahmin edilmesi her zaman önemli olmuştur. İşletme başarısızlığa uğramadan başarısızlığın tahmin edilmesi sonucu alınacak kritik önlemler ile işletme bu sıkıntılı duruma düşmeden kurtulabilecektir. Bu finansal tahmin modellerinin geliştirilmesi, yönetilmesi ve uygulanması süresince işletmenin yönetim kademesine büyük görevler düşmektedir. Karar alıcı pozisyonundaki yöneticilerin yapacağı finansal stratejik eylem hareketleri hayati önem taşımaktadır. Karar alıcıların bu kararlarını doğru ve etkili vermesi içinde etkili ve güçlü tahmin modellerini uygulamaları gerekmektedir.

Literatürde finansal başarısızlığın tahmininde geleneksel istatistiksel metotlar ile yapay zekâ ve makine öğrenmesi gibi yöntemler kullanılmaktadır. Bu çalışmada doğrusal olmayan ve karmaşık verileri işleyebilen yapay zekâ metotlarından olan YSA ile DVM kullanılmıştır. Sınıflandırma problemlerinde kullanılan bu iki yöntem BİST imalat sanayi şirketleri üzerinde uygulanmış, iki modelin performansı karşılaştırılmıştır. Makalede başarısız işletmelerin başarısızlığı, 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tespit edilmeye çalışılmıştır.

Ayrıca ROC analizi ile eğri altında kalan alan hesaplanarak modelin performansı test edilmiştir. Çalışma sonucuna 3 yıl öncesinden bile %70 üzeri bir doğruluk oranı ile oluşturulan iki model iyi performans göstermiştir. İki model

yani YSA ve DVM'lerin performansları karşılaştırıldığında YSA modeli (t-1), (t-2) ve (t-3) yıllarında DVM modeline göre daha iyi performans göstermiştir. Literatürde başarısızlıktan geriye doğru tahmin gücü azalmakta olduğu tespit edilmiştir. Bu çalışmada da ilk başarısızlık yılından geriye doğru doğruluk oranında bir azalma olmasına rağmen aradaki fark fazla değildir. Bu durum çalışmada oluşturulan modellerin başarısız işletmelerin 3 yıl öncesinden %70 üzeri bir doğruluk oranıyla tespit edilebileceğini göstermiştir.

ROC eğrisi altında kalan alanlar dikkate alınarak modellerin performansları hesaplandığında, her iki modelin de tüm yıllarda 0.5 üzerinde bir değer aldıkları görülmektedir. Bunun anlamı, oluşturulan modellerin yararlı bir model olduğunu, kullanılan değişkenlerin işletmelerin başarılı-başarısız şeklinde sınıflandırılmasını da etkili olduğunu ifade etmektedir. ROC eğrisi altında kalan 0.5 üzeri bir alan, başarısız-başarılı işletmelerin sınıflandırılmasının şansa bırakılması yerine bu modellerin kullanılmasının daha önemli olduğu sonucu çıkmıştır.

Literatürde benzer çalışmalar olarak, Torun (2007) çalışmasında diskriminat, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları ile model oluşturmuş ve bu çalışmanın da modellerinden olan YSA'da başarısızlıktan bir yıl önce yani (t-1) yılında test seti için %90, (t-2) yılında %86,7, (t-3) yılında %73,3, (t-4) yılında %70 ve son yıl olan (t-5) yılında ise %70 oranında bir sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. Akkaya vd. (2009)'daki çalışmalarında YSA'da test setinde (t-1) yılı için %81 oranında performans elde etmiştir.

Bu çalışmada ise YSA'da (t-1) yılında %79,66, (t-2) yılında %76,27 ve (t-3) yılında ise %74,58 oranında bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Torun (2008) makroekonomik oranları da bağımsız değişkenlere ekleyerek, destek vektör makinelerini ve yapay sinir ağlarını banka başarısızlığının tahmininde uygulamış ve DVM'nin YSA'ya göre daha iyi performans gösterdiğini açıklamıştır. Bu çalışmada ise YSA, DVM'ye göre daha iyi performans göstermiştir.

Analize dahil edilen sektörlerin ve oranların aynı olmayışı farklı sonuçları ortaya çıkarabilecektir. Yapılan analizin kapsadığı yıllarının farklı oluşu ve analizin kapsadığı yıllar içindeki krizler, tablo standartları gibi nedenler sonuçların da farklılaşmasını sağlayabilmektedir.

Literatürde BİST imalat sanayi işletmelerinin başarısızlığının tahmininde ve sınıflandırılmasında destek vektör makineleri ile daha az model oluşturulmuş olup bu çalışma literatüre bir katkı sağlayabilecektir. Sonraki yapılacak çalışmalarda başka yapay zeka modelleri veya hibrit modeller de eklenerek performans karşılaştırması yapılabilir.

Kaynakça

Ağyar, Z. (2015). Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları ve Bir Uygulama. *Mühendis ve Makine*, 56, 22.

- Ağyar, Z. (2015). Yapay Zeka ve Sinir Ağları. ET: 26.11.2018, <https://www.hostingdergi.com.tr/yapay-zeka-ve-sinir-aglari/>
- Akcan, A. ve Kartal, C. (2011). İMKB Sigorta Endeksini Olusturan Sirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*(51), 27-40.
- Akkaya, G., Demireli, E. ve Yakut, Ü. H. (2009). İşletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi: Yapay sinir ağları modeli ile İMKB üzerine bir uygulama. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 10(2).
- Allahverdi, N. (2002). *Uzman Sistemler* (Vol. 1). İstanbul: Atlas Yayın Dağıtım.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. doi: 10.2307/2978933
- Anthony, M. ve Bartlett, P. (2009). *Neural Network Learning: Theoretical Foundations*. United States of America: Cambridge University Press.
- Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10/39, 101-115.
- Ayhan, S. ve Erdoğan, Ş. (2014). Destek Vektör Makineleriyle Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Çekirdek Fonksiyonu Seçimi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 9(1), 175-198.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi: 10.2307/2490171
- Beaver, W. H. (1968). Market prices, financial ratios, and the prediction of failure. *Journal of Accounting Research*, 179-192.
- Çakır, M. (2005). *Firma Başarısızlığının Dinamiklerinin Belirlenmesinde Makine Öğrenme Teknikleri: Ampirik Uygulamalar ve Karşılaştırmalı Analiz*. (Uzmanlık Yeterlik Tezi), Ankara.
- Çekerol, G. S. ve Ulukan, A. (2012). *Kantitatif Tahmin Yöntemleri*. Ankara: Nisan Kitapevi.
- Dirican, A. (2001). Tani Testi Performanslarının Değerlendirilmesi Ve Kiyaslanması. *Cerrahpaşa Tıp Dergisi*, 32(1).
- Edward, A. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy* (Vol. Third).
- Elmas, Ç. (2007). *Yapay Zeka Uygulamaları* (Vol. 1). Ankara: Seçkin Yayıncılık A.Ş.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. New Jersey: Prentice Hall.
- Foreman, R. D. (2003). A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. *Journal of Economics and Business*, 55(2), 135-166.
- Gallo, C., Letizia, C. ve Stasio, G. (2005). *Artificial neural networks in financial modelling*. Paper presented at the XXXVI EWGFM International Meeting "European Working Group on Financial Mathematics", Brescia.
- Hamzaçebi, C. (2011). *Yapay sinir ağları: tahmin amaçlı kullanımı MATLAB ve Neurosolutions uygulamalı*: Ekin Basım Yayın Dağıtım.

- Hamzaçebi, C. ve Kutay, F. (2004). Yapay sinir ağları ile türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar Tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19(3).
- Hecht-Nielsen, R. (1989). *Neurocomputer applications Neural computers* (pp. 445-453): Springer.
- İçerli, M. Y. ve Akkaya, G. C. (2006). Finansal Açından Başarılı Olan İşletmelerle Başarısız Olan İşletmeler Arasında Finansal Oranlar Yardımıyla Farklılıkların Tespiti. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 20(1), 413-421.
- Kaytez, F. (2012). *En Küçük Kareler Destek Vektör Makineleri İle Türkiye'nin Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahmini Ve Modellemesi*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi), Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Khare, M. ve Nagendra, S. M. S. (2007). *Artificial Neural Networks in Vehicular Pollution Modelling*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Kılıç, S. (2013). ROC Analysis in Clinical Decision Making. *Journal of Mood Disorders*, 3(3), 135.
- Kılıç, Y. ve Seyrek, İ. H. (2012). *Finansal Başarısızlık Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması: İmalat Sektöründe Bir Uygulama*. ISAF 2012. Paper presented at the 1st International Symposium on Accounting and Finance (Tam Metin Bildiri/Sözlü Sunum)(Yayın No: 3438181).
- Koh, C. H. ve Low, K. C. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19(3), 462-476.
- Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*: National Bureau of Economic Research, New York.
- Öztemel, E. (2016). *Yapay Sinir Ağları* (Vol. 4.basım). İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Sağlam, E. (2019). 2018'de 1549 Şirket Konkordato ilan Etti. Retrieved 25.02.2019, from <http://www.hurriyet.com.tr/yazarlar/erdal-saglam/2018de-1549-sirket-konkordato-ilan-etti-41074920>
- Salur, M., Nuri. (2015). *İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahmini ve Yapay Sinir Ağları Modelinin Kullanımı: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama*. (Doktora Tezi), Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Söylemez, Y. ve Türkmen, Y., Sibel. (2017). Yapay Sinir Ağları Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahmini. *Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi (FESA)*, Cilt:2 Sayı:4, 270-284. doi: 10.29106/fesa.364323
- Torun, S. (2008). *Destek Vektör Makineleri: Banka Başarısızlığının Tahmini Üzerine Bir Uygulama*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi), İstanbul Üniversitesi, İstanbul.
- Torun, T. (2007). *Finansal Başarısızlık Tahmininde Geleneksel İstatistikî Yöntemlerle Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması Ve Sanayi İşletmeleri Üzerinde Uygulama*. (Doktora Tezi), Erciyes Üniversitesi, Kayseri.
- Uğur, A. ve Kınacı, A. C. (2006). Yapay zeka teknikleri ve yapay sinir ağları kullanılarak web sayfalarının sınıflandırılması. *XI. Türkiye'de İnternet Konferansı (inet-tr'06)*, Ankara, 1-4.
- Yıldız, B. (2009). *Finansal Analize Yapay Zeka* (Vol. 1.Baskı). Ankara: Detay Yayıncılık.

Zheng, G. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42.