

## SİGORTA ŐİRKETLERİNİN DERECELENDİRİLMESİNDE MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ TAHMİN PERFORMANSININ KARŐILAŐTIRILMASI: TÜRKİYE ÖRNEĐİ<sup>1</sup>

\*\*\*

### COMPARISON OF PREDICTION PERFORMANCE OF MACHINE LEARNING METHODS IN RATING OF INSURANCE COMPANIES: A TURKEY CASE

**Dr. Öğr. Üyesi Barıř AKSOY**

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

#### Öz

*Bu alıřmada Türkiye’de hayat dıŐı sigorta sektöründe faaliyet gösteren ve 2019 yılında en yüksek pazar payına sahip ilk 20 Őirket ierisinde yer alan 11 sigorta Őirketinin kredi derece notu tahmin edilmiřtir. alıřma dönemi olan 2009-2019 yılları arasındaki mali tablo verileri kullanılarak düzenli verilerine ulařılabilen ve yılsonu mali tabloların elde edildiĐi yıldan sonraki yıl ierisinde kredi derece notu verilmiř olan 11 sigorta Őirketinden 69 örnek alınmıřtır. Kredi derece notunun verilmesinden önceki yılsonu bilano, gelir tablosu ve nakit akım tablolarından elde edilen 13 nicel deĐiřken ve borsaya kayıtlı olup olmadıĐı bilgisini ieren bir nitel deĐiřken kullanılmıřtır. Sigorta Őirketlerinin yılsonu mali tablolarından elde edilen verilerle bir sonraki yıl için Standard&Poors Derecelendirme Kuruluşunun notları baz alınarak Yapay Sinir Ağları (ANN) ve En Yakın k-Komşu Algoritması (KNN) ve NaiveBayes Algoritması kullanılarak analizler gerekleřtirilmiřtir. 10 katlı apraz doĐrulama yönteminin kullanıldıĐı alıřmada tahmin performansı en yüksekteen düřüĐe doĐru sırasıyla ANN (%98,55), KNN (%95,65), NaiveBayes (%85,51) olarak sınıflandırma başarısı göstermiřtir. Bu arařtırmada kullanılan iki makine öğrenmesi yöntemi olan ANN ve KNN, istatistiksel bir yöntem olan NaiveBayes’e göre daha yüksek doĐrulukla sınıflandırma ve tahmin performansı göstermiřtir. Bu sonuç, ilgili tüm kesimlerin hali hazırda kullandıkları tahmin modelleri ierisine bařta ANN ve KNN olmak üzere bu alıřmada kullanılan tüm modelleri dâhil edebileceklerini göstermektedir.*

**Anahtar Kelimeler:** Sigorta Őirketleri, Kredi Derece Notu, Yapay Sinir Ağları, En Yakın k-Komşu Algoritması, NaiveBayes Algoritması.

#### Abstract

*In this study, credit rating of 11 insurance companies that are operating in the non-life insurance sector of Turkey and among the top 20 companies with the highest market share in 2019 were predicted. 69 samples were taken from 11 insurance companies, whose regular data could be accessed using the financial statements between 2009-2019 and whose credit rating was done after the year when year-end financial statement data were collected. 13 quantitative variables obtained from the year-end balance sheet, income statement and cash flow statements prior to the credit rating, and a qualitative variable containing information whether they were registered to the stock exchange or not were used. Analyzes were carried out using Artificial Neural Networks, the Nearest K-Neighbor Algorithm and NaiveBayes Algorithm based on the data obtained from the year-end financial statements of the insurance companies and the ratings of the Standard&Poors Rating Agency. In the study using 10-fold cross-validation method, the prediction performance from the highest to lowest was as the closest Artificial Neural Networks (98.55%), k-Neighbor Algorithm (85.65%), NaiveBayes Algorithm (85.51%), respectively. ANN and KNN, two machine learning methods used in this study, showed higher classification and prediction accuracy than NaiveBayes, which is a statistical method. This result shows that all the models used in this study, especially ANN and KNN, can be included in the prediction models currently used by all parties concerned.*

**Keywords:** Insurance Companies, Credit Rating, Artificial Neural Networks, K Nearest Neighbor Algorithm, NaiveBayes Algorithm.

<sup>1</sup> Bu alıřma, 23-25 Eylül 2020 tarihleri arasında gerekleřtirilen 19. Uluslararası İřletmecilik Kongresi’nde “Sigorta Őirketlerinin Kredi Derecelendirmesinde Makine Öğrenmesi Yöntemleri Performansının KarŐılaŐtırılması: Türkiye ÖrneĐi” bařlıklı sözlü sunum tebliĐin geniřletilmiř ve son řekli verilen halidir.

## 1. GİRİŐ

Bir finansal sistemin doęru bir Őekilde iŐlemesi ekonomik faaliyetlerin yrtlmesinde ok nemlidir. Sigorta sektr temel olarak ekonomik birimlerin risklerini transfer etmelerine izin vererek ekonomik bymeye katkıda bulunur. Sigorta Őirketleri ekonomik birimlerin ok riskli olarak kabul ettikleri iŐlemleri stlenmekte ve risk ynetimi uzmanlıklarını uygulayarak riskleri azaltabilmektedirler (Lelyveld vd., 2011: 191). Sigorta Őirketleri, finansal piyasalar sisteminin saęlamlıęını etkileyebildiklerinden finansal sistemin istikrarı iin giderek daha nemli bir rol oynamaktadırlar (Trichet, 2005: 65-66). Sigorta sektr, bir yandan toplumun ekonomik olarak glendirilmesinde kritik rol oynamakta, dięer yandan gvenilir bir ortam oluŐturarak retim ve hizmet faaliyetlerinin geniŐletilmesinin nn amaktadır. Sigorta Őirketleri, sigortacılık hizmetleri sunarak ekonomik gvenlięi saęlamanın yanında aldıęı prim ile dedięi tazminat arasındaki zamanda elindeki fonların bir kısmını uzun vadeli yatırım aralarında deęerlendirerek retim ve yatırımları desteklemektedirler (Khodamoradi vd., 2014: 150).

Kredi notu, bir bireyin, iŐletmenin veya lkenin kredibilitesinin llmesi anlamına gelir. Derecelendirme notu, tahvil ihra edecek veya baŐka Őekillerde borlanacak bir iŐletmenin deme yeteneęi ve isteklilięini yansıtan sembolik bir gstergedir. Finansal piyasaların kreselleŐmesiyle birlikte, kredi derecelendirme Őirketlerinin hizmetlerine duyulan ihtiya her geen gn daha ok hissedilmektedir (Fowzia ve Debnath, 2008: 2). Yneticiler kurumsal mali glerinin yeterlilięi ve i kontrol sistemlerinin etkinlięi gibi hususlar hakkında iŐletme dıŐındaki taraflara (rneęin yatırımcılar) bilgi vermek iin belirli aralıklarla kredi derecelendirmeleri talep etmektedirler (Adams vd., 2003: 542). Polie sahipleri risk gerekleŐtięinde polie risk bedelinin tahsili konusunda sigorta Őirketine gven duymak istemektedir. Bu nedenle sigorta sektr ve dięer finansal hizmet sektrlerinde dıŐ kredi derecelendirmeleri zellikle nemlidir (Adams vd., 2003: 540).

Bir derecelendirme kuruluŐu tarafından finansal gcn deęerlendirilmesinde nemli olan, sigorta Őirketinin polie sahibine olan ykmllklerini yerine getirme kabiliyetidir. Yatırımcılar ve polie sahipleri, sigorta Őirketlerinin derecelendirilmesi sonucu risklerin piyasa katılımcılarına gereki bir Őekilde sunulmasını beklemektedirler (CiumaŐ vd., 2015: 1494). Derecelendirme kuruluŐları tarafından verilen derece notları, sigorta Őirketlerinin finansal durumu hakkındaki grŐlerini ve polie sahiplerine karŐı ykmllklerini yerine getirme yeteneklerini gstermektedir. Derecelendirme notlarının dŐmesi ilgili kesimler tarafından yakından izlenir ve bir sigorta Őirketinin yeni mŐteri kazanma ve mevcut mŐterileri elde tutma becerisini nemli lde etkileyebilir. Derecelendirme notu dŐrme sylentileri bile nemli oranda mŐteri kaybına neden olabilir ve bu durum ilgili sigorta Őirketinin finansal sorunlarını daha da artırmaktadır (CiumaŐ vd., 2015: 1495). Sigorta Őirketleri, not dŐrme riskine karŐı hassastırlar. Daha yksek derecelendirme notları alan sigorta Őirketleri piyasaya ve hane halkına olumlu bir mali durumu olduęu konusunda sinyal vermektedir. Sigorta Őirketlerinin itibarlarını korumak iin iyi derecelendirme notlarını yansıtmaları zorunludur (Sharma vd., 2018: 8).

Sigorta Őirketlerinin finansal ynden gl olup olmadıęı i ve dıŐ derecelendirmeyi ieren kapsamlı bir incelemeyle belirlenir. Bankalar ve byk sanayi kuruluŐları iin derecelendirme belirleyicileri hakkında ok sayıda araŐtırma yapılmıŐtır. Bununla birlikte, sigorta Őirketlerinde derecelendirme belirleyicileri hakkındaki akademik literatr ok sınırlıdır. Sigorta Őirketleri riskleri sigorta kapsamına alması, bankaların kredi riski trevlerini satın alması ve birok kredi riskinde dolaylı olarak taraf oldukları iin kredi riski piyasasında ok nemli kurumlardır. Bu nedenle sigorta Őirketlerinin derecelendirilmesi konusunda literatrde yer alan eksiklięin giderilmesi zellikle nemlidir (Florez-Lopez, 2007: 1488-1489).

Literatr taraması sonucunda oęunlukla bankalar ve borsada iŐlem gren firmalar zerinde derecelendirme yapılarak derece notu verildięi grlmektedir. Sigorta Őirketlerine ait yılsonu mali tablo verileri ve mali tablolara dayalı olmayan deęiŐkenler kullanılarak bir sonraki yıl ierisinde verilecek kredi derece notunun tahmin edilmesine ynelik bir alıŐmaya yurtiinde rastlanmamıŐ, yurt dıŐında ise ok nadir alıŐma yapılmıŐtır. Yurt dıŐında yapılan alıŐmalar ise alıŐma dnemi, veri seti, alıŐmada kullanılan deęiŐkenler, kullanılan yntem ve analiz parametreleri ynnden bu alıŐmadan ayrılmaktadır. AraŐtırma konusunun, sigorta yaptırarak olanlar, dzenleyici ve denetleyici kurumlar, sigorta Őirketi yneticileri, baęımsız denetiler, yatırımcılar, finansal uzmanlar, araŐtırmacılar gibi

eřitli tarafların ilgisini ekebileceęi dřnlmektedir. Bu nedenle arařtırma ile sigorta řirketlerinin kredi derece notunun tahmin edilmesi konusunda literatrdeki nemli bir bořluęun doldurulabileceęi ve literatre katkı saęlayabileceęi dřnlmektedir. alıřmanın birinci blmnde giriř, ikinci blmnde sigorta řirketlerinin derecelendirilmesi, nc blmde literatr taraması, drdnc blmde yntem ve veri seti, beřinci blmde sonu yer almaktadır.

## 2. SİGORTA řİRKETLERİNİN DERECELENDİRİLMESİ

Sigorta sektr ekonomi iin byk nem tařımakta, bireylerin ve firmaların risklerini stlenebilecek olan kuruluřlara aktarmaları iin bir aracılık roln stlenmektedir. Bu řekilde bireysel olarak altından kalkılması g olan yksek maliyetli projeler gerekleřtirilerek ekonomik bymeye katkıda bulunmaktadır. Bankalar gibi sigorta řirketleri de hane halkı ve firmaların tasarruflarının bir kısmını ekonomide finansal olmayan sektrlere yatırmaktadırlar. Bununla birlikte, sigorta sektrnn bankacılık sektr ile arasında bilano yapısı gibi nemli bir fark bulunmaktadır. Genel olarak, sigorta řirketleri ykmllklerinin ortalama vadesi varlıkların ortalama vadesinden daha uzundur ve bu da onları mřterilerden gelebilecek zarar tazmin taleplerine karřı daha fazla savunmasız hale getirmektedir (Trichet, 2005: 67). Sigorta řirketi reasrans ile riski nc bir tarafa devrederek gelecekteki zararların sıklıęı ve byklę konusundaki belirsizlięi azaltabilir ve dıř ekonomik řoku atlatmasını saęlayabilir. Bir reasrans řirketinin bařarısızlıęı hem reasrans hem de birincil sigorta piyasası iin byk zararlara neden olabilir. Bu nedenle sigorta řirketleri bir yandan reasrans řirketlerine riskin devredilmesi sonucu risk azalması ile dięer yandan reasrans řirketlerinin bařarısızlıęı gibi durumlar arasında bir denge kurmalıdır (Lelyveld vd., 2011: 193).

Sigorta řirketlerinin kredi notları, kredi derecelendirme kuruluřları tarafından sigorta řirketleri hakkındaki baęımsız, gvenilir, tutarlı ve tarafsız bir grřtr. Sigorta řirketlerinin kredi notları belirli bir sigorta poliesi veya szleřmesine zel deęildir, řirketin genel olarak nasıl performans gsterdięine dair bir gstergedir. Bir řirkete verilen kredi derece notu, ilgili řirketi dnyadaki benzer řirketlerle karřılařtırılabilir hale getirmektedir. Kredi derece notu, gelecekte bir řirketin nasıl bir performans gstermesinin beklendięini, borlarını geri deyip deyemeyeceęini, tketicinin sigorta řirketlerini ve rnlerini tercih etmesini etkileyen, finansal ykmllklerini yerine getirip getirmedięinin deęerlendirilmesine yardımcı olmaktadır (Fowzia ve Debnath, 2008: 2-3).

Bir sigorta řirketi iki ana faaliyeti gerekleřtirmektedir. Bunlar; finansal riskleri karřılamak iin sigorta primlerinin sigorta ettirilmesi ve prim gelirinin yatırım aralarında deęerlendirilmesidir. Polielerden elde edilen primler, iřletme giderlerini karřılamak, szleřme yapılmıř sigortalıların tazminatlarını demek ve gelecek iin rezerv biriktirmek amacıyla kullanılmaktadır. Uzun vadeli sigorta szleřmelerinde elde edilen primlerin bir kısmı geliri artırmak iin pay senetlerine, tahvillere ve dięer finansal varlıklara yatırılmaktadır. Sigorta řirketinin geniř ve eřitli polie portfyne sahip olmasına raęmen, riskler meydana geldięinde zararların karřılanması iin talep edilen miktar deęiřken olmakta ve beklenen zararlar aynı olmamaktadır. Bu nedenle, sigorta řirketinin olumsuz řartlardaki ykmllklerini yerine getirebilmek iin yeterli tampon sermayeye sahip olması gerekmektedir (Gestel vd., 2007:514). Sigorta řirketleri derecelendirmelerinin tahvil ihra eden sigorta řirketlerine, yatırımcılara ve tketicilere bazı yararları bulunmaktadır. Tahvil ihra eden sigorta řirketleri yksek bir kredi derece notuna sahip olduęu durumda potansiyel yatırımcılar arasında yksek dzeyde gvenilirlięe kavuřmuř olmaktadır. Ayrıca kredi derecelendirmesine iliřkin objektif grřler alan sigorta řirketi pay senedi piyasasına daha rahat ulařabilmektedir (Fowzia ve Debnath, 2008: 5-6).

Uluslararası alanda en nemli derecelendirme kuruluřları olarak Standard&Poor's (S&P), Moody's ve Fitch bulunmaktadır. S&P ve Moody's kredi derecelendirme kuruluřlarının toplam pazar payı %80, Fitch'in pazar payının %12 olduęu grlmektedir. Sigortacılık alanında AM Best, Moody's, Fitch ve Standard&Poor'sun (S&P) en ok derece notu veren derecelendirme kuruluřları olduęu belirtilebilir (Ciumař vd., 2015: 1495-1496). S&P'nin sigortacılık mali g derecesi bir sigorta řirketinin sigorta polieleri ve szleřmelerinde deme kabiliyeti ile ilgili gncel bir grř iermektedir (Shin ve Moore, 2003: 332). S&P, derecelendirme iřlemlerinin finansal bilgilerin incelenmesi ile sınırlı olmadıęını belirtmektedir. Bununla birlikte, bir derecelendirme kararının genellikle krlılık, faiz oranı, sermaye yapısı ve nakit akıřı gibi finansal bilgilerden etkilendięini ancak bazen sanayi ve yntem kalitesi dhil olmak zere ticari risk faktrlerinin de nemli olabileceęini belirtmektedir (Shin ve Moore, 2003: 337).

Derecelendirme kuruluřlarına yneltilen bazı eleřtiriler bulunmaktadır. Derecelendirmelerin nemli finansal deęiřkenlerle iliřkisinde deęiřkenlerin sigorta řirketlerinin derecelendirilme olasılıęını etkileyip etkilemedięine dair ve firmaların gerek deęeri hakkında piyasaya sunulan bilgilerin derecelendirilen řirket zerindeki etkisi konusunda kesin bir bilgi bulunmamaktadır (Adams vd., 2003: 541). Derecelendirme srecinde elde edilen finansal ve finansal olmayan bilgilerle birlikte belirlenen derece notu paydařların karar vermesine yardımcı olacak gl bir ara olarak grlebilir. Ancak, derecelendirme sreci tmyle řeffaf deęildir ve analizler ile belirleyicileri halka aık deęildir. Bylece, paydařların derecelendirme bilgilerini analiz etmesi ve kullanması kısıtlı hale gelmektedir (Sharma vd., 2018: 1-2).

Derecelendirme modelleri, finansal tablolardan, makroekonomik ve piyasa bilgilerinden elde edilen aıklayıcı deęiřkenlere dayanan bir karřı taraf riskini belirleyen matematiksel karar aralarıdır. Kredi puanlama modelleri, ifls tahminlerine iliřkin literatrde ok fazla ilgi grmřtr. Oluřturulan kredi puanlama modelleri riskli ve az riskli firmalar arasında ayırım yapmayı amalamaktadır (Gestel vd., 2007: 514). Sigorta řirketlerinin performansı sadece ilgili řirketin pazar deęerini arttırmaya deęil, aynı zamanda sınai bymeye, dolayısıyla ekonominin genel olarak bymesine ve refahına katkıda bulunur. neminden dolayı, sigorta řirketlerinin finansal performansını lmek ve performansı etkileyen faktrleri belirlemek iin kapsamlı bir yntem kullanılmalıdır (Sharma vd., 2018: 1-2).

### 3.LİTERATR İNCELEMESİ

Ambrose ve Seward (1988) alıřmalarında 1969-1983 dneminde 84 sigorta řirketi zerinde finansal deęiřkenler ve kukla deęiřkenler kullanılarak kademeli bir lineer diskriminant analizi gerekleřtirmişlerdir. alıřmada ifls tarihinden nceki altı yılın her biri iin A.M. Best'in notlarını kaydetmişler ve analizde elde edilen en iyi notları A.M. Best'in notları ile karřılařtırmışlardır. A.M. Best'in finansal byklk derecelendirmesine iliřkin kukla deęiřkenler ifls etmeyen ve ifls eden řirketler arasında etkisiz bir řekilde ayırım yapmıştır. Bu, A.M. Best'in derecelendirme sisteminin iyi yneltileen kk firmalara karřı ayırım yapmadığı ynn haklı ıkarmaktadır. Arařtırmanın sonuları, A.M. Best'in derecelendirmelerini kullanarak sigorta řirketlerinin finansal gcn deęerlendirme konusundaki mevcut uygulamayı doęrulamaktadır.

Adams vd. (2003) alıřmalarında İngiltere'de bulunan sigorta řirketlerinin derecelendirme ihtimallerinin, derecelendirme belirleyicilerinin ve kullanılan yntemlerin farklılık gsterip gstermedięini tespit etmişlerdir. 1993 ve 1997 yılları arasında A.M. Best tarafından derecelendirilen 40 İngiltere merkezli sigorta řirketine ait ve S&P tarafından derecelendirilen en iyi 25 İngiltere merkezli sigorta řirketine ait beř yıllık verilerle analiz gerekleřtirmişlerdir. CAMEL kriterlerine dayanan ve analize dhil edilen baęımsız deęiřkenler kaldıra, krlılık, likidite, byme, řirket byklę, organizasyon řekli, reasrans ve ticari faaliyetlerdir. Sonuta finansal kaldıraın dřmesinin, krlılık ve likidite seviyelerinin ykselmesinin A.M. Best tarafından derecelendirilme olasılıęına yol atığı hipotezini destekleyen gl kanıtları olduęunu bildirmişlerdir. Ayrıca kaldıra ve S&P derece notu arasında negatif iliřki olduęu grlmřtr. Kısaca daha dřk finansal kaldıralı sigorta řirketlerine daha yksek S&P derecesi verilmesinin muhtemel olduęunu ileri srmüşlerdir.

Chen ve AnnWong (2004) alıřmalarında, Japonya, Tayvan, Malezya ve Singapur'da faaliyet gsteren sigorta řirketlerinin (hayat ve genel sigorta řirketleri iin) finansal gcnn firmaya zg ve makro belirleyicilerini oklu regresyon kullanarak incelemişlerdir. Arařtırmanın birinci amacı sigorta řirketlerinin finansal gcnn ngren deęiřkenleri karřılařtırmak; ikincisi drt Asya lkesindeki sigorta řirketlerinin bor deme durumlarını test etmek iin finansal oranlarla birlikte HHM modelini (Hollman, Hayes and Murrey,1992) uygulamak ve nc olarak, zellikle ekonomileri Asya Mali Krizinden ciddi řekilde etkilenen Singapur ve Malezya'da faaliyet gsteren sigorta řirketlerinin mali durumu zerindeki etkisini deęerlendirmektir. Sonu olarak likidite oranının, geliřmekte olan lkelerdeki genel sigorta řirketlerinin finansal durumunu etkileyen nemli bir faktr olduęu bulunmuřtur. Farklı sınıflandırma yntemleri kullanarak Asya ekonomilerindeki genel sigorta řirketlerinin mali durumunu nemli lde etkileyen faktrlerin firma byklę, yatırım performansı, likidite oranı, faaliyet marjında byme olduęunu bulmuşlardır.

Gestel vd. (2007) alıřmalarında finansal oranlar ile derecelendirme arasındaki doęrusal olmayan iliřkiyi tespit edebilen geliřmiş istatistiksel teknikler kullanarak sigorta řirketlerini analiz

etmişlerdir. Açıklayıcı değişkenleri 7 kategoriye ayırmışlardır: Sermaye yeterliliği, borç ve kaldıraç, likidite, performans, nakit akışı, kârlılık ve büyüklüktür. Hayat-hayat dışı tüm türler için ortak olan tek bir sigorta şirketi derecelendirme modeli oluşturmuşlardır. Nicel değişkenlere yönetim kalitesi ve işletme riski gibi unsurları dikkate alan niteliksel değişkenleri dâhil etmişlerdir. Sonuç olarak, analitik bağımsız “İhraççı Kredi Derecelendirme Notu” (ICRsa) elde edilmiştir. Standard&Poor’s (S&P) veri tabanı, 1996 ile 2003 arasında tüm sigorta şirketlerinin İhraççı Kredi Notunu (ICR) ve Mali Güç Notunu (FSR) içermektedir. S&P notları sigorta şirketlerinde en geniş kapsamı sağladığı için seçilmiştir. ICR, yüksek kullanılabilirliği ve kredi riskinin iyi gösterilmesi nedeniyle bağımlı değişken olarak alınmaktadır. ICR’nin mevcut olmadığı durumlarda FSR kullanmışlardır Çalışmada bağımlı değişkenler çok güçlü, güçlü, orta (nötr), zayıf ve çok zayıf şeklinde dörde ayrılmıştır. Tüm sigorta türleri için tek bir genel modele sahip olmanın yeterli sınıflandırma sağlamadığı, ancak genel oranların spesifik oranlarla kombinasyonunun yeterli sınıflandırma sağladığı görülmüştür. Sonuçta ortaya çıkan modelin % 75’lik bir oran ile iyi bir doğruluk sağladığını belirtmişlerdir.

Fowzia ve Debnath (2008) tarafından yürütülen çalışmanın amacı; Bangladeş’teki genel sigorta şirketleri ile hayat sigortası şirketleri arasındaki karşılaştırmalı performansı analiz etmek ve kredi derecelendirme notlarını tahmin etmek olarak belirtilmiştir. Araştırma Bangladeş’te 29’u genel, 7’si hayat olmak üzere 36 sigorta şirketi üzerinde gerçekleştirilmiştir. Çalışmada öncelikle istatistiksel, Bayesian ve Makine Öğrenmesi yöntemlerinin kullanıldığı bir değişken seçme işlemi gerçekleştirmişlerdir. Seçilen değişkenlerden, istatistiksel alanda MDA, Logit modelleri ve karar ağaçları araştırma alanında C4.5, CART modelleri oluşturmuşlardır. Değişken seçim süreci sonucunda küçük bir değişken grubu seçilmiştir. Çalışmada yalnızca nicel sonuç dikkate alınmıştır; nitel analiz yapılmamıştır ve müşterilerin kredi derecelendirme konusundaki bakış açıları dikkate alınmamıştır. Çok değişkenli modellerde, CART Gini karar ağacının, hassasiyet ve anlaşılabilirlik yönünden oldukça iyi bir yöntem olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak bankacılık dışı finansal kuruluşların kredi derecelendirmesinin belirlenmesinde nicel faktörlerin nitel faktörlerden önemli olduğu bulunmuştur.

Almajali vd. (2012) çalışmalarında Ürdün Sigorta Şirketlerinin finansal performansını en çok etkileyen faktörleri araştırmayı amaçlamışlardır. Araştırmanın evrenini, 2002-2007 döneminde Amman Menkul Kıymetler Borsası’na kayıtlı olan tüm sigorta şirketleri oluşturmaktadır. Bu çalışmada kaldıraç, likidite, yaş, boyut, yönetim yeterlilik endeksi değişkenlerinin Ürdün sigorta şirketleri üzerindeki etkisini incelemişlerdir. Elde edilen verileri, T testi ve çoklu regresyon gibi istatistiksel teknikler kullanılarak analiz etmişlerdir. Çalışmada, “Kaldıraç”, “Likidite”, “Büyüklik”, “Yönetim yeterlilik endeksi” değişkenlerinin Ürdün Sigorta Şirketlerinin finansal performansı üzerinde olumlu bir istatistiksel etkiye sahip olduğu bulgusuna ulaşmışlardır.

Altuntaş ve Hoşgör (2018) çalışmalarında 2012 – 2016 yılları arasında Türkiye’de faaliyet gösteren 19 adet sigorta şirketine ait verileri kullanarak sigorta şirketlerinin sektör içindeki yerlerini ve statülerini test etmişlerdir. Sigorta şirketleri kendi aralarında hiyerarşik kümeleme analizine tabi tutulup her küme farklı bir statüyü gösterecek şekilde (en iyi, iyi, orta, kötü, en kötü) şirketlerin kümelenmesini sağlamışlardır. Hiyerarşik kümeleme analizi sonucunda 2012 yılında beşinci kategoride olan iki şirketten birinin 2013 yılında üçüncü kategoriye yükseldiği belirtilmiştir. 2014 yılında beşinci kategoride bulunan bir şirket, 2015 yılında üçüncü kategoriye yükselmiştir. Beş yıl içinde farklı kategoriye geçmeyen iki şirketin bulunduğu belirtilmiştir. Bu şirketlerden biri devamlı olarak “en iyi şirket” şeklinde sınıflandırılmış diğeri ise benzer şekilde devamlı olarak “iyi şirket” kategorisinde kaldığı belirtilmiştir.

Sharma vd. (2018) çalışmalarında İngilteredeki sigorta şirketlerinin finansal performansını ve derecelendirme performanslarını analiz ederek finansal krizin etkisini araştırmışlardır. Sigorta şirketinin finansal gücünün göstergesi olarak A.M Best Finansal Güç Oranları (FSR), on kategoride gruplandırılmış 16 notta oluştuğu belirtilmiştir. Veri seti 2003-2010 döneminde 57 sigorta şirkettinden alınmış 437 gözlemden oluşmaktadır. Çalışmada finansal performansı kriz dönemi öncesi ve kriz dönemi sonrası performans olmak üzere iki farklı dönemi karşılaştırmışlardır. Yüksek derece notuna sahip sigorta şirketlerinin uzun vadede derecelendirme notunda istikrar gösterdiği sonucuna varmışlardır. Diğer bir bulgu olarak iyi derece notlarına sahip olan sigorta şirketlerinin derecelendirme notu dalgalanmalarına karşı duyarlı olduğu bilgisine ulaşmışlardır. Genel sigorta şirketlerinin derecelendirilme olasılıklarının daha yüksek olduğu ve çalışılan dönem boyunca daha yüksek derecelendirme notu aldıkları belirtilmiştir. Derecelendirme performansı, krizden önce istikrarlı bir

görünüm sergilediđini, finansal kriz sonrası dönemde derecelendirme notlarında daha az istikrar ve daha fazla çeřitlilik olduđunu bulmuřlardır. Ayrıca, genel sigorta řirketlerinin hayat ve genel sigorta řirketlerine kıyasla daha az istikrarlı derecelendirme notları aldıkları sonucuna varmıřlardır.

Sharma vd. (2020) alıřmalarında Birleřik Krallık sigorta řirketlerinin finansal performansının belirleyicilerini, finansal güç derecelendirmelerine göre arařtırmıřlardır. 2006-2009 döneminde faaliyet gösteren 49 İngiliz sigorta řirketinin A.M. Best'deki verilerini kullanmıřlardır. Arařtırmada İngiltere'deki sigorta řirketlerinin finansal performansını etkileyen önemli belirleyicilerinin kârlılık, likidite, büyüklük ve organizasyonel yapı olduđunu belirtmiřlerdir. Ampirik analiz, derecelendirme notlarıyla yansıtılan FSR performansının olumlu ve önemli ölçüde karlılıkla açıklandığı doğruladıđı belirtilmiřtir.

#### 4. YÖNTEM VE VERİ SETİ

Bir sigorta řirketinin finansal yönden güçlü olup olmadığının belirlenmesine dair karar verilmesi, ayrıntılı inceleme gerektiren önemli bir konudur. Derecelendirme sürecinde sigorta řirketlerinden elde edilen finansal/finansal olmayan bilgiler, derece notunun verilmesi kararında etkili olmaktadır (Khodamoradi vd., 2014: 150). Kredi derecelendirme kuruluşlarının kurumsal finansal gücü denetlemedeki ve finansal piyasaların işleyiřini desteklemedeki rolü, yirmi yıldan fazla bir süredir finans literatüründe yoğun ilgi duyulan bir konudur. Önceki alıřmaların çođunluđu, kurumsal tahvillerin dıř kredi notlarına yoğunlařmıřtır (Adams vd., 2003:539). Dıř derecelendirmelerin deđiřen kredi kalitesine oldukça yavaş tepki verdiđine inanılmaktadır. Bu durumun temel nedeninin piyasadaki deđiřikliklere bađlı olarak dalgalanmasını önlemek için derecelendirmeler, yalnızca deđiřikliklerin uzun sürmesi muhtemel olduđunda deđiřtirilmektedir. Derecelendirme modelleri önemli bir karar aracı olduđundan, derecelendirmeleri analiz etmek için birok teknik geliřtirilmiřtir (Gestel vd., 2007: 514). Bu alıřmada 2009-2019 yılları arasında 11 sigorta řirketinden 69 örnek elde edilmiřtir. Örnek kapsamındaki řirketlerin yılsonu mali tablo verileri kullanılarak baz alınan S&P derecelendirme kuruluşunun takip eden yıl içerisinde verdiđi derece notu 13 nicel ve bir nitel deđiřkenle tahmin edilmiřtir. alıřmada Yapay Sinir Ađları ve En Yakın k-Komřu Algoritması ve NaiveBayes Algoritması kullanılmıřtır.

##### 4.1. Veri Seti ve Arařtırmanın Kısıtları

řirket performansı yönetim için ok önemlidir. Bununla birlikte, geerli bir performans kriteri seti içerisinde hangi deđiřkenlerin olduđu konusunda ok az fikir birliđi bulunmaktadır (Almajali vd., 2012: 268). Sigorta řirketlerinin kredi derece notlarının tahmin edilmesine dayalı olarak kurulan sınıflandırma modellerinin finansal gücü yeterli olan ve finansal gücü yeterli olmayan sigorta řirketleri arasında dođru bir řekilde ayırım yapması gerekmektedir. Veri setinde bulunan tüm deđiřkenlerin kurulan modele önemli bir katkısı olmalıdır. Bađımsız deđiřkenler arasındaki iliřkilerin yüksek olması aynı olguları ifade etme ihtimalinin yüksek olması anlamına gelmektedir. Aynı olguları ifade eden deđiřkenlerin tümünün modele dâhil edilmesi bilgi kirliliđi oluřturmaktadır. Diđer taraftan bađımsız deđiřkenler arasında güçlü korelasyonun bulunması, arařtırmada kullanılan deđiřkenlerin her birinin modele olan katkısının ayırt edilememesine neden olmaktadır (Varıcı ve Er, 2013: 49). Bu alıřmada kullanılan deđiřkenler literatürde sigorta řirketi derecelendirilmesinde sıklıkla kullanılan ve verinin elde edilebilirliđi göz önünde tutularak seilmiřtir. Ek 2'de bu alıřmada kullanılan deđiřkenleri alıřmalarında kullanan arařtırmacılar bilgisi verilmiřtir. Deđiřkenler arasında %70'in üzerinde yüksek korelasyona sahip deđiřken bulunmamaktadır. Korelasyon tablosu Ek. 4'te verilmektedir. alıřmada kullanılan deđiřkenler Tablo 1'de verilmiřtir.

**Tablo 1: Çalışmada Kullanılan Değişkenler**

No	Hesaplanması
X1	(Kısa vadeli yükümlülük + Uzun vadeli yükümlülük) /Varlıklar toplamı
X2	Net kâr/Varlıklar toplamı
X3	Sigortacılık faaliyetlerinden elde edilen nakit girişleri/Sigortacılık faaliyetleri nedeniyle yapılan nakit çıkışı (Nakit akım tablosu)
X4	Faiz ödemeleri +Birikmiş itfalar (Amortismanlar)-Ödenecek vergi ve benzeri diğer yükümlülük ile karşılıkları/ Dönem net kâr zararı
X5	Aktif toplamın doğal logaritması
X6	Cari varlıklar toplamı/Kısa vadeli yükümlülükler toplamı
X7	Yatırım gelirleri/Kazanılmış primler (Reasürör payı düşülmüş olarak)
X8	Faaliyet giderleri/Kazanılmış primler
X9	Sigortacılık teknik karşılıkları/Kazanılmış primler (Reasürör payı düşülmüş olarak)
X10	(Nakit ve Nakit benzeri varlıklar + Finansal varlıklar ile riski sigortalılara ait finansal yatırımlar) /Cari varlıklar toplamı
X11	Sigortacılık faaliyetlerinden alacaklar/Kazanılmış primler
X12	Kazanılmış prim/Brüt yazılan primler
X13	Borsaya kayıtlı olup olmadığı (Borsaya kayıtlı değilse 0, Borsaya kayıtlı ise 1)
X14	Pazar payı
X15	Bağımlı Değişken (Çok Güçlü, Güçlü, İyi, Sınırdadır)

Bu çalışmada Türkiye’de hayat dışı sigorta sektöründe faaliyet gösteren ve 2019 yılında en yüksek pazar payına sahip ilk 20 şirket içerisinde yer alan 11 sigorta şirketinin kredi derece notu tahmin edilmiştir. Araştırmada 2009-2019 yılları arasında düzenli verilerine ulaşılabilen 11 sigorta şirketinden 69 örnek alınmıştır. Örnek kapsamına alınan sigorta şirketlerinin yılsonu mali tablo bilgilerinin elde edildiği yıldan sonraki bir yıl içerisinde kredi derece notu almış olmasına dikkat edilmiştir. Hayat ve emeklilik sigorta şirketleri ana kütlede çıkarıldığında 39 sigorta şirketi Türkiye’de faaliyet göstermektedir. 39 şirket içerisinde pazar payı en yüksek olan, derece notu verilmiş olan ve derece notundan bir yıl öncesi yılsonu mali tablolarına ulaşılabilen 11 sigorta şirketinden 2009-2019 yılları arasında 69 örnek elde edilmiştir. Bu nedenle çalışmanın en önemli kısıtı 39 hayat dışı sigorta şirketi ana kütleli oluştururken 11 sigorta şirketi verilerinin alınmış olmasıdır. Bunun nedeni sigorta şirketlerinin tümünün derece notu almamış olması, derece notu alınmış olsa dahi bir yıl öncesi yılsonu mali tablo verilerine ulaşılamamış olmasıdır. Diğer önemli kısıt 11 sigorta şirketinin 2009-2019 yılları arasında tüm yıllar için derece notunun bulunmamasıdır. Bunun dışında derece notu almış olan tüm sigorta şirketlerinin 1 yıl öncesi yılsonu mali tablo verilerine ulaşılamamış bazılarının sadece 9 aylık mali tablo verilerine ulaşılmıştır.

Çalışma kapsamında örnekleme dahil edilen sigorta şirketlerinin tümü Borsa İstanbul’a kayıtlı değildir. Dolayısı ile ilgili sigorta şirketine ait mali tablo verileri ve mali tablolara dayalı olmayan bilgiler ilgili sigorta şirketlerinin internet sitelerinden tek tek elde edilmiştir. Bazı şirketlerin yılsonu mali tablolarına ulaşılamamış 30 Eylül tarihli 9 aylık mali tablolarından veriler elde edilmiştir. Sigorta şirketlerine ait mali tabloların düzenli olarak sunulduğu özel veya kamuya ait bir veri tabanı bulunmamaktadır. Aynı şekilde sigorta şirketlerine verilmiş derece notlarına düzenli olarak yıllar ve ilgili sigorta şirketi bazında bilgilerin ulaşılabildiği özel veya kamuya ait bir veri tabanı bulunmamaktadır. İlgili bilgiler sigorta şirketlerinin faaliyet raporları başta olmak üzere, Türkiye Sigorta Birliği’nin resmi internet sayfasından, sigortacılıkla ilgili internet haberlerinden, dergilerden tek tek incelenerek alınmıştır. Çalışmada örnekleme dâhil edilen tüm sigorta şirketlerine her yıl derece notu verilmemiştir. Sigorta şirketlerinin derece notları farklı derecelendirme kuruluşlarınca verildiğinden farklı alfabetik ve numerik işaretlere sahiptir. Bu nedenle farklı derecelendirme kuruluşları tarafından verilen derece notları çalışmada baz alınan sigorta şirketi derecelendirme kuruluşu (Standard&Poors) notlarının uygun karşılığına dönüştürülmüştür. Örnekleme dahil edilen sigorta şirketlerinin muhasebe yöntem, politikaları ve finansal raporlama yöntemlerinde tutarlılık eksikliği bu çalışmanın diğer kısıtlarını oluşturmaktadır.

## 4.2. Yöntem

Sigorta şirketlerine verilen derecelendirme notları, bağımsız derecelendirme kuruluşları tarafından sigorta şirketlerinin finansal performansını yansıtması amacıyla verilmektedir. Derecelendirme notları, sigorta şirketlerinin finansal gücünün bir göstergesi olarak alfabetik harfler ve rakamlardan oluşan matematiksel bir kombinasyonu içermektedir (Sharma vd., 2018: 3). Uluslararası kredi derecelendirme

alanında A.M. Best, Standard&Poor's, Moody's ve Fitch gibi birçok dış kredi derecelendirme kuruluşu bulunmaktadır. Her derecelendirme kuruluşunun derecelendirme analizinde kendi standartları ve metodolojileri vardır. S&P tarihsel olarak şirketleri ve ülkeleri derecelendirmeye odaklanmış ve nispeten yakın zaman önce sigorta şirketlerini de derecelendirmeye başlamıştır. A.M. Best ise sigorta şirketlerinin değerlendirilmesinde uzmanlaşmıştır. Bu nedenle, A.M. Best genellikle sigorta şirketleri için tercih edilen bir derecelendirme kuruluşudur (Sharma vd., 2018: 2). Moody's 1970'lerin ortasından itibaren sigorta şirketlerinin menkul kıymetlerini değerlendirmektedir. Moody's, A. M. Best veya S&P'den daha az sigorta şirketine derece notu vermesine rağmen, sigorta derecelendirme çalışmalarında güvenilirlik ve uzmanlıkta önemli bir yere gelmiştir. (Ciumaş vd., 2015: 1496-1497).

Bu çalışmada derece notu almış sigorta şirketleri incelendiğinde A.M. Best, Fitch, Moody's, Standard&Poors derecelendirme kuruluşları tarafından derece notu verildiği görülmüştür. Bu derecelendirme kuruluşları içerisinde en fazla derece notu veren Standard&Poors derecelendirme kuruluşu olduğundan bağımlı değişkende yeknesaklık sağlanması için diğer derecelendirme şirketlerinin verdiği notlar Standard&Poors derecelendirme kuruluşunun aynı kategorideki notuna dönüştürülmüştür. Çalışma örneğini oluşturan şirketlere Standard&Poors (derece notu baz alındığında AA+, AA, AA-, A+, A, BBB-, BB+, BB olmak üzere 8 farklı kategoride) derece notu verilmiştir. Bazı sınıflarda bir veya iki örnek olduğundan analiz aşamasında ve sonuçların gösteriminde olası karışıklığı önlemek için AA+, AA, AA-, notlarına sahip olan örnekler "Çok Güçlü" sınıfına, A+ ve A notlarına sahip örnekler "Güçlü" sınıfına, BBB- notuna sahip örnekler "İyi" sınıfına, BB+, BB örnekleri "Sınırdaki" sınıfına dâhil edilmişlerdir. Örneklem kapsamındaki şirketlere verilen en düşük not BB notu olduğundan sigortacılık alanında dört büyük derecelendirme kuruluşu notları Tablo 2'de BB notuna kadar olan kısmı verilmiştir.

**Tablo 2:** Sigorta Şirketleri Mali Güç Derecelendirme Kategorileri

No	A.M. Best	Fitch	Moody's	Standard&Poor's
1	A++ = Çok Yüksek	AAA = Olağanüstü Güçlü	Aaa = En Yüksek Kalite	AAA = Oldukça Güçlü
2	A+ = Çok Yüksek	AA+ = Çok Güçlü	Aa1 = Yüksek Kalite	AA+ = Çok Güçlü
3	A = Mükemmel	AA = Çok Güçlü	Aa2 = Yüksek Kalite	AA = Çok Güçlü
4	A- = Mükemmel	AA- = Çok Güçlü	Aa3 = Yüksek Kalite	AA- = Çok Güçlü
5	B++ = İyi	A+ = Güçlü	A1 = Üst Orta	A+ = Güçlü
6	B+ = İyi	A = Güçlü	A2 = Üst Orta	A = Güçlü
7	B = Orta	A- = Güçlü	A3 = Üst Orta	A- = Güçlü
8	B- = Orta	BBB+ = İyi	Baa1 = Orta	BBB+ = İyi
9	C++ = Sınırdaki	BBB = İyi	Baa2 = Orta	BBB = İyi
10	C+ = Sınırdaki	BBB- = İyi	Baa3 = Orta	BBB- = İyi
11	C = Zayıf	BB+ = Orta Zayıf	Ba1 = Önemli Kredi Riski Olan Spekülatif	BB+ = Sınırdaki
12	C- = Zayıf	BB = Orta Zayıf	Ba2 = Önemli Kredi Riski Olan Spekülatif	BB = Sınırdaki

**Kaynak:** <https://www.metlife.com/about-us/corporate-profile/ratings/> Erişim Tarihi: 13.02.2020.

Makine öğrenmesi yöntemlerinde çözümü araştırılan problemlerde gerçek dünyaya en yakın modelin kurulması ve seçilen model ile gerçeğe en yakın sonuçların elde edilmesi amaçlanmaktadır. Makinenin geçmiş deneyimlerine göre ne kadar iyi öğrendiği performansın ölçülmesi ile belirlenmektedir (Çelik vd., 2017: 239). Bu çalışmada Gestel vd. (2007) çalışması takip edilerek veri setinin optimal dağılımını sağlamak için ANN, KNN ve NaiveBayes analizlerinde doğrulama türü olarak 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Tabakalı örneklem (stratified sampling) seçiminde her dört sınıftan eşit sayıda ancak rastgele örnekler alınmaktadır. Bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda başarılı sonuç vermektedir (Liang vd., 2015: 291). Bu nedenle ANN ve KNN analizlerinde Ambrose ve Seward (1988) çalışması takip edilerek örneklem seçimi olarak tabakalı örneklem seçimi yöntemi kullanılmıştır.

Sınıflandırma sürecinde modelin ne kadar iyi öğrendiği, performans ölçümleri yapılarak anlaşılmaktadır. Temel performans ölçütleri olarak doğruluk (accuracy), duyarlılık (sensitivity), belirleyicilik (specificity), Kappa istatistiği kullanılmaktadır. Kappa istatistiğinden kısaca bahsetmek gerekmektedir. Kappa testi, iki veya daha fazla gözlemci arasındaki uyumun güvenilirliğini ölçen bir istatistik yöntemidir. Uyumun değerlendirildiği değişken kategorik (nominal) olduğu için uygulanan



istatistik parametrik olmayan istatistik türüdür. “Cohen’in kappa katsayısı” sadece iki gözlemci arasındaki uyumu ele alırken, uyumun ölçüldüğü gözlemci sayısı ikiden fazla ise “Fleiss’in kapa katsayısı” kullanılır. Fleiss tarafından yapılan sınıflamada, Kappa değerinin 0.75 ve üzeri olması mükemmel, 0.40-0.75 arası orta-iyi, buna karşılık 0.40’ın altında bulunması zayıf uyum olarak değerlendirilmektedir (Kılıç, 2015: 142). Bu performans ölçümleri 2x2 boyutunda dört farklı sonucun olabileceği durumlar için kullanılmakta ancak bazı sınıflandırma problemlerinde bu dört durum dışında farklı durumlara da bakılması ya da daha hassas tahminler yapılması gerekmektedir. 2x2 lik kontenjans tablosundan elde edilen doğruluk, belirleyicilik, duyarlılık formülleri yetersiz kalacağından bu formüllerin nxn boyutundaki bir kontenjans matrisi için güncellenmesinin makine öğrenmesi alanında her sınıflandırma problemi için daha hassas sınıflandırma elde edileceği tahmin edilmektedir (Çelik vd., 2017: 232-233). Tablo 3’te nxn boyutundaki kontenjans tablosu verilmiştir.

**Tablo 3:** nxn Boyutundaki Kontenjans Tablosu

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)				
		C1	C2	C3	C4	
Tahmin Edilen Grup	C1	C11	C12	C13	C14	Toplam
	C2	C21	C22	C23	C24	
	C3	C31	C32	C33	C34	
	C4	C41	C42	C43	C44	
		Toplam				T

DTP (Desired Case, Truely Predicted, Hedeflenen durumun gerçek değerinin model tarafından doğru bir şekilde tahmin edilmesi): C1 için C11, C2 için C22, C3 için C33, C4 için C44.

UTP (Undesired Case Truely Predicted, Hedeflenen durum dışında bir durumun gerçek değerinin model tarafından doğru bir şekilde tahmin edilmesi): C1 için C22, C33, C44; C2 için C11, C33,C44; C3 için C11,C22, C44; C4 için C11, C22, C33’dür.

FT1 (Desired Case, False Type I, Hedeflenen durumun gerçek değerinin, model tarafından hedeflenen durum dışındaki bir durum olarak tahmin edilmesi): C1 için C21+C31+C41; C2 için C12+C32+C42; C3 için C13+C23+ C43; C4 için C14+ C24+C34’tür.

FT2 (Undesired Case, Predicted as Desired Case, False, Type II, Hedeflenen durum dışındaki bir durumun gerçek değerinin model tarafından hedef durum olarak yanlış biçimde tahmin edilmesi): C1 için C12+C13+C14; C2 için C21+C23+C24; C3 için C31+C32+C34; C4 için C41+C42+C43’tür.

$$\text{Doğruluk (ACC)} = \frac{C_{11}+C_{22}+C_{33}+C_{44}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij}} = \frac{DTP+UTP}{T} \quad (1)$$

$$\text{Duyarlılık (TPR)} = \frac{DTP}{DTP+FT1} \quad (2)$$

$$\text{Belirleyicilik (specificity- TNR, SPC)} = \text{C1 için } \frac{C_{11}}{C_{11}+C_{21}+C_{31}+C_{41}}; \text{ C2 için } \frac{C_{22}}{C_{12}+C_{22}+C_{32}+C_{42}}; \\ \text{C3 için } \frac{C_{33}}{C_{13}+C_{23}+C_{33}+C_{43}}; \text{ C4 için } \frac{C_{44}}{C_{14}+C_{24}+C_{34}+C_{44}} \quad (3)$$

Formüllerin nxn boyutuna güncellenmesi sonucunda doğruluk; modelin hedef durumdan bağımsız bir şekilde gerçek durumları tahmin değeri olarak, duyarlılık; hedeflenen durumun yalnızca hedef durumu içeren gerçek değerler içindeki tahmin oranı olarak ifade edilebilir. Belirleyicilik ise hedef durum dışındaki her durum için ayrı ayrı hesaplanmalıdır (Çelik vd., 2017: 235-236).

Tip I hata olasılığı (oranı), finansal olarak güçsüz bir sigorta şirketinin hatalı olarak güçlü olarak sınıflandırılması ihtimalidir. Tip II hata olasılığı (oranı), finansal olarak güçlü bir sigorta şirketinin hatalı olarak zayıf şeklinde sınıflandırılması olasılığıdır. Tip I hatası tip II hatasından daha maliyetlidir, ancak farkı ölçmek keyfi olacaktır (Chen ve AnnWong, 2004: 485).

### 4.3. Araştırmada Kullanılan Yöntemler

#### 4.3.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network, ANN) eğitim yoluyla öğrenen ve biyolojik sinir ağlarına benzeyen yapısıyla doğrusal olmayan kestirimci modellerdendir. ANN tahmin edicilerin değişkenler arasındaki olası tüm etkileşimleri saptama yeteneğine sahiptir. ANN aynı zamanda bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkilerde bile şüphe duymadan tam bir algılama yeteneğine sahiptir. Bu nedenle ANN en iyi tahmin yöntemlerinden biri olarak seçilmiştir (Li vd., 2017: 790).

ANN girdi katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve çıktı katmanı olarak üç katmandan oluşmaktadır. Her katmanda nöronlar bulunmakta ve bir katmandaki nöronlar bir sonraki katmandaki nöronlara bağlıdır. Her bağlantının bir ağırlığı vardır ve bağlı nöronun çıktısının ağırlıklı kombinasyonu bir sonraki nöronun girdisine gönderilir. Dönüşüm fonksiyonu girişi alır ve nöronun çıkış değerine dönüştürür. Son hesaplanan çıktı, çıkışın gerçek değeri ile karşılaştırılır ve ağırlığın yeniden hesaplanması için farklı yöntemlerle fark belirlenir. Bu yöntemler arasında en çok kullanılanı geri yayılım algoritmasıdır. Geri yayılım algoritmasında gerçek ve hesaplanmış çıktı arasındaki farka dayanarak çıktı düğümlerinden iç düğümlere kadar olan ağırlıklar ayarlanmaktadır (Öğüt vd., 2009: 11946).

ANN'de işlem elemanı ağırlık değerlerinin belirlenmesinde (ağın eğitilmesi) ağırlıklar rastgele atanır. ANN'ler kendilerine örnekler gösterildikçe bu ağırlık değerleri değişmektedir. Örnekler ağa defalarca gösterilerek en doğru ağırlık değerleri bulunmaya çalışılır ve doğru ağırlık değerine ulaşıldığında olay hakkında genelleme yapılırsa ağın öğrendiği belirtilebilir. Ağın eğitimden sonra öğrenip öğrenmediğini test etme işlemi, eğitim sırasındaki bağlantı ağırlıkları değiştirilmeden önce ağın görmediği örnekler için çıktı üretmesi ile olur. Test çıktı değeri ne kadar iyi olursa eğitimin performansı da o kadar iyi demektir (Öztemel, 2012: 55).

İleri sürümlü ANN'de kullanılan ağırlıklar her seferinde  $\Delta w$  kadar düzeltilerek yenilenir.

$$W_1^{yeni} = w_1^{eski} + \Delta w_1 \quad (4)$$

Algoritmanın en hassas noktası  $\Delta w$  değerlerini bularak en uygun  $w$  ağırlıklarını elde etmektir. Bunun için her seferinde oluşan hatayı minimuma indirecek bir yapı kullanılır. Gerçekte var olan değer  $g$  ile;  $w$  ağırlıklarıyla elde edilen değer  $y$  ile gösterilirse en küçük kareler yöntemiyle elde edilecek hata fonksiyonu  $E$  şu şekilde hesaplanabilir (Silahtaroglu, 2016: 124-125):

$$E_r = 1/2 e^2 = 1/2 (g - y)^2 \quad (5)$$

Her bağlantı, bir aktivasyon fonksiyonu, çoğunlukla bir lojistik fonksiyon veya hiperbolik teğet girişlerinin ağırlıklı toplamı kullanılarak, iki nöron arasındaki ve her bir nöron arasındaki ilişkinin gücünü gösteren bir ağırlık ile temsil edilir. Sinir ağı kullanılarak tasarlanan bir tahmin modeli, belirli bir firma için, bağımlı değişken sınıflarını temsil eden bir gizli katman, bir çıktı nöronu ve bir girdi katmanından oluşan ağ ile aşağıdaki şekilde ifade edilebilen bir  $Z$  skoru hesaplanmaktadır (Öztemel, 2012: 55).

$$Z = f \left( f \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j \right) \cdot \left( \sum_{j=1}^p w_j \right) + b \right) \quad (6)$$

Formülde  $f$  aktivasyon fonksiyonu,  $n$  değişken sayısı,  $p$  gizli nöron sayısı,  $x_i$  girdi katmanı nöronları,  $w_{ij}$  girdi katmanı ve gizli katman arasındaki ilişkileri temsil eden ağırlıkları,  $w_j$  gizli katman ve çıktı katmanı grupları arasındaki ağırlıkları,  $b_j$  gizli nöronların ağırlıkları ve  $b$  çıkış nöronunun ağırlığını göstermektedir (Jardin, 2016: 241).

#### 4.3.2 En Yakın k-Komşu (KNN) Algoritması

En yakın k-komşu algoritması (K-nearest neighbors algorithm) makine öğrenme yöntemleri içerisinde en basit sınıflandırma yöntemlerinden biridir. Bu algoritmada sınıflandırılması istenen örnek, öznelik değerlerine göre kendisine en yakın komşu-komşuların sınıfına dâhil edilir. Sınıflandırmada aktif rol alan komşuların sayısı  $k$  ile gösterildiğinden algoritma en yakın  $k$  komşu algoritması olarak adlandırılmaktadır (Akpınar, 2014: 232). Bellek tabanlı yöntemler arasında sayılan En Yakın k-

Komşu algoritması gözlem değerlerinin arasındaki uzaklıklardan yararlanarak sınıflandırma işlemi yapmaktadır. Bu algoritma denetimli bir öğrenme yöntemi olup verilerin sınıflandırmasında seçilen bir özelliğin kendine en yakın özellikler arasındaki yakınlığı kullanmaktadır. En Yakın k-Komşu (KNN) Algoritması yöntemi sınıfları bilinen bir örnek kümesindeki gözlem değerlerinden faydalanarak örneğe yeni katılacak bir gözlemin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için kullanılmaktadır. Bu yöntem örnek kümedeki gözlemlerin her birinin sonradan belirlenen bir gözlem değerine olan uzaklıklarının hesaplanması ve en yakın k sayıda gözlemin seçilmesine dayanmaktadır. Uzaklıkların hesaplanmasında i ve j noktaları için Öklid uzaklık formülü kullanılmaktadır (Özkan, 2016: 141):

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2} \quad (7)$$

Algoritmada k değeri önceden belirlenir, k değerinin yüksek olması birbirine benzemeyen noktaların bir araya toplanmasına, çok küçük seçilmesiyse birbirine benzediği (aynı sınıfın noktaları olduğu) halde bazı noktaların ayrı sınıflara konulmasına veya ayrı sınıflar açılmasına neden olmaktadır (Silahtaroglu, 2016: 118).

K- en yakın komşu algoritması analiz aşamaları aşağıda verilmiştir:

- ✓ Verilen bir noktaya en yakın komşuların sayısını gösteren k parametresi belirlenir.
- ✓ Verilen noktanın tüm gözlem noktalarına olan uzaklıkları hesaplanır.
- ✓ Hesaplama yapıldıktan sonra büyükten küçüğe doğru sıralanır ve bunlar arasından en küçük olan k tanesi seçilir.
- ✓ Seçilen satırların hangi sınıfa ait oldukları belirlenir ve en çok tekrarlanan sınıf değeri seçilir.
- ✓ Seçilen sınıf, tahmin edilmesi beklenen gözlem değeri sınıfı olarak alınır (Özkan, 2016: 153).

#### 4.3.3 NaiveBayes Algoritması Analizi

Bayesyen sınıflandırma yöntemi, sınıfları belirli olan verileri kullanarak yeni bir verinin sınıflardan herhangi birine girme olasılığını hesaplayan istatistiğe dayalı algoritmalar içerisinde yer almaktadır (Silahtaroglu, 2016: 97). NaiveBayes sınıflandırıcısı ya da kısaca “Bayes sınıflandırıcısı” adı verilen sınıflandırma modeli koşullu olasılıkların hesaplanmasına dayanır. Söz konusu olasılıklar bir kez hesaplandıktan sonra, olasılıklardan oluşan model bellekte tutulur. Tahminler bu modeldeki olasılıklar göz önünde tutularak tek tek hesaplanmaktadır. Bayes sınıflandırma modeli elde edildikten sonra bu modelin performansını belirlemek mümkündür. Bunun için öncelikle mevcut gözlemlerin gerçek değerleri ile öngörülerin karşılaştırılması gerekmektedir (Özkan, 2016: 161). Bayes teoremi şu şekilde gösterilmektedir:

$$P((C_1|X_i) = \frac{P(X_i|C_1)P(C_1)}{(X_i|C_1)P(h_1)+P(X_i|C_2)P(C_2)} \quad (8)$$

Burada  $C_1$  ve  $C_2$  olarak gösterilen iki ayrı sınıfın olduğu kabul edilmiştir.  $P(C_1|X_i)$   $X_i$ 'nin  $C_1$  sınıfında olma olasılığını ifade etmektedir.  $P(X_i)$ ,  $X_i$  değerinin veri tabanındaki bulunma sıklığı veya sayısıdır.  $P(C_1)$  ve  $P(C_2)$  ise  $C_1$  ve  $C_2$  sınıflarının veri tabanında bulunma sıklığıdır (Silahtaroglu, 2016: 98). Eğer m tane sınıf olduğu düşünülürse kural;

$$P(X_i) = \sum_{j=1}^m P(X_i|C_j) P(C_j) \quad (9)$$

şeklinde olacak ve bu durumda  $x_i$  nin  $c_1$  sınıfında olma olasılığı 10 nolu bağıntı ile hesaplanabilir.

$$P(C_1|X_i) = \frac{P(X_i|C_1)P(C_1)}{P(X_i)}$$

Bayesyen algoritması, ilk olarak kendisine verilen öğrenme kümesinde  $P(C_j)$  değerini, her sınıfın verilen öğrenme kümesi içinde bulunma sıklığını hesaplamaktadır. Daha sonra  $X_i$ ler sayılarak  $P(X_i)$  değeri bulunur. Benzer şekilde her bir sınıfta, her bir  $X_i$  değerinin buluma sıklığı  $P(X_i|C_j)$ ,  $C_j$ ler içinde  $X_i$  lerin sayılmasıyla bulunmaktadır (Silahtaroglu, 2016: 98).

#### 4.4. Bulgular

##### 4.4.1. ANN Analizi ve Bulguları

Gizli katman nöronları, öğrenme algoritmaları ve öğrenme oranları ile yapılan birçok deneyden sonra, giriş katmanında 14 nöron, gizli katmanda 10 nöron, 0,30 öğrenme oranı, momentum 0,10 ve devir sayısı 450, esnek bir geri yayılım eğitim algoritması kullanan ileri beslemeli sinir ağı, on katlı çapraz doğrulama yöntemi ile en iyi ağ mimarisi olarak bulunmuştur. Tablo 4’te ANN parametreleri verilmiştir. Ek 1’de ANN mimarisi model görüntüsü verilmiştir.

**Tablo 4:** ANN Parametreleri

Ağ Türü	Çok katmanlı perseptron			
Öğrenme Algoritması	Geri yayılım			
Öğrenme Kuralı	Momentum			
Girdi Katmanındaki Düğüm Sayısı	14			
Gizli Katman Sayısı	1			
Gizli Katmandaki Düğüm Sayısı	10			
Çıktı Katman Düğüm Sayısı	4 (Çok Güçlü, Güçlü, İyi, Sınırdaki)			
Değişken Seçimi	14 Değişkenli veri seti			
Doğrulama Türü	10 katlı çapraz doğrulama yöntemi			
Örnekleme Seçim Türü	Tabakalı örnekleme seçimi (Stratified sampling)			
Aktivasyon Fonksiyonu	Sigmoid			
Öğrenme Oranı	En Düşük: 0,00	En Yüksek: 0,30	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal
Momentum	En Düşük: 0,00	En Yüksek: 0,20	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal
Eğitim Devir Sayısı	En Düşük: 1,00	En Yüksek: 500	Adımlar: 10	Ölçek: Doğrusal

Model performansını rapor etmenin en yaygın yolu, karışıklık matrisini ve sıralı korelasyon katsayılarını bildirmektir (Gestel vd., 2007: 525). Korelasyon katsayıları Ek 4’te verilmiştir. ANN Analizi Karışıklık Matrisi Tablo 5’te verilmiştir. Gerçekte 43 örnek “Çok Güçlü” not açıklamasına sahipken tahmin edilen 43 örnek de “Çok Güçlü” not açıklaması sınıfına atanmıştır. Gerçekte 19 örnek “Güçlü” not açıklamasına sahipken 18 örnek “Güçlü” olarak doğru sınıflandırılmış, 1 örnek gerçekte “Güçlü” sınıfında iken yanlış sınıflandırma ile “Çok Güçlü” sınıfına atanmıştır. Gerçekte 5 örnek “İyi” not açıklaması sınıfına dâhil iken 5 örnek “İyi” not açıklaması ile doğru tahmin edilmiştir. Gerçekte 2 örnek “Sınırdaki” not açıklamasına dâhil iken 2 örnek “Sınırdaki” not açıklaması ile doğru tahmin edilmiştir.

**Tablo 5:** ANN Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)				
		Çok Güçlü	Güçlü	İyi	Sınırdaki	Toplam
Tahmin Edilen Grup	Çok Güçlü	43	1	0	0	44
	Güçlü	0	18	0	0	18
	İyi	0	0	5	0	5
	Sınırdaki	0	0	0	2	2
	Toplam	43	19	5	2	69

Tablo 6’da parametre optimizasyonu sonucu en iyi performansı gösteren yapay sinir ağıları model sonucu verilmektedir.

**Tablo 6:** Parametre Optimizasyonu Sonucu En İyi Performansı Gösteren Yapay Sinir Ağları Model Sonucu

Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (accuracy)	%98,55
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%1,45
Kappa	0,972
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik (weight mean precision)	%99,43
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık (weight mean recall)	%98,68
Öğrenme Oranı (learning rate)	0,3
Momentum	0,1
Devir Sayısı (training cycles)	450

#### 4.4.2 En Yakın k-Komřu (KNN) Algoritması Analizi ve Bulguları

KNN analizinde en yüksek sınıflandırma sonucu  $k=3$  alındığında elde edildiğinden  $k$  değeri 3 olarak alınmıştır. Tablo 7’de verilen parametre aralıklarında en yüksek sınıflandırma ve tahmin başarısı gösteren model belirlenmiştir.

**Tablo 7:** KNN Analizi Parametreleri

Değişken Seçimi	14 Değişkenli Veri Seti
Doğrulama Türü	10 Katlı Çapraz Doğrulama
Örnekleme Seçimi	Tabakalı Örnekleme Seçimi (Stratified sampling)
k sayısı	1-10
Ölçüm Tipi (Measure types)	Karışık ölçü (Mixed Measures)
Karışık Ölçü (Mixed Measure)	Karışık Öklid Mesafesi (Mixed Euclidean Distance)

Tablo 8’de KNN analizi karışıklık matrisi verilmiştir.

**Tablo 8:** KNN Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)				
		Çok Güçlü	Güçlü	İyi	Sınırdaki	Toplam
Tahmin Edilen Grup	Çok Güçlü	43	3	0	0	46
	Güçlü	0	16	0	0	16
	İyi	0	0	5	0	5
	Sınırdaki	0	0	0	2	2
	Toplam	43	19	5	2	69

Tablo 9’da KNN analizi model sonucu verilmektedir.

**Tablo 9:** KNN Analizi Model Sonucu

Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (accuracy)	%95,65
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%4,35
Kappa	0,916
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik (weight mean precision)	%98,37
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık (weight mean recall)	%96,05
K	3

#### 4.4.3. NaiveBayes Algoritması Analizi ve Bulguları

Tablo 10’da verilen parametre aralıklarında en yüksek sınıflandırma ve tahmin başarısı gösteren modelin belirlenmesi amacıyla parametre optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

**Tablo 10:** NaiveBayes Algoritması Analizi Parametreleri

Değişken Seçimi	14 Değişkenli Veri Seti
Doğrulama Türü	10 Katlı Çapraz Doğrulama
Örnekleme Seçimi	Tabakalı Örnekleme Seçimi (Stratified sampling)

Tablo 11’de NaiveBayes Algoritması analizi karışıklık matrisi verilmiştir.

**Tablo 11:** NaiveBayes Algoritması Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)				
		Çok Güçlü	Güçlü	İyi	Sınırdaki	Toplam
Tahmin Edilen Grup	Çok Güçlü	36	3	0	0	39
	Güçlü	7	16	0	0	23
	İyi	0	0	5	0	5
	Sınırdaki	0	0	0	2	2
	Toplam	43	19	5	2	69

Tablo 12’de NaiveBayes algoritması analizi model sonucu verilmiştir.

**Tablo 12:** NaiveBayes Algoritması Analizi Model Sonucu

Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (Accuracy)	%85,51
Sınıflandırma Hatası (Classification Error)	%14,49
Kappa	0,736
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik (Weight Mean Precision)	%90,47
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık (Weight Mean Recall)	%91,98

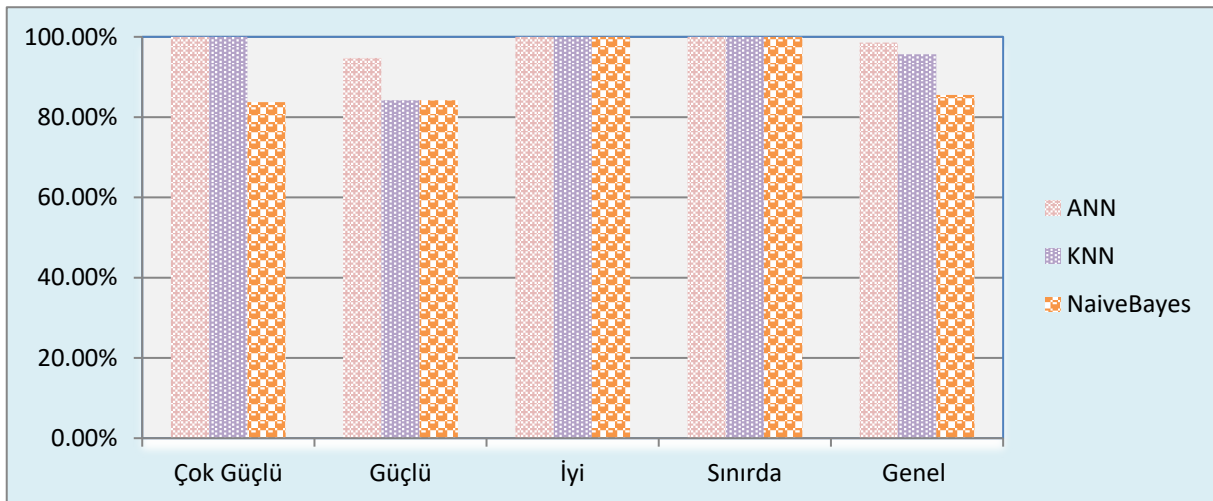
#### 4.4.4. Bulguların Değerlendirilmesi

Şekil 1’de çalışmada kullanılan yöntemlerin tahmin performansının karşılaştırılması verilmiştir. ANN “çok güçlü” açıklamasıyla AA+, AA, AA- kredi derece notuna sahip olan 43 örneğin tamamını doğru tahmin etmiş, “iyi” açıklamasıyla BBB+, BBB, BBB- kredi derece notuna sahip olan 5 örneğin tamamını doğru tahmin etmiş, “sınırdaki” açıklamasıyla BB+ ve BB kredi derece notuna sahip olan 2 örneğin tamamını doğru tahmin ederek %100,00 sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. ANN “güçlü” açıklamasıyla A+, A, A- kredi derece notuna sahip olan 19 örneğin 18’ini doğru tahmin etmiş, bir örnek gerçek durumda “güçlü” sınıfına dâhil edilmesi gerekirken “çok güçlü” sınıfına atanmıştır. “Güçlü sınıfı için sınıflandırma doğruluğu %94,74 olarak bulunmuştur. ANN genel sınıflandırma oranı ise %98,55 olarak bulunmuştur.

KNN “çok güçlü” açıklamasıyla AA+, AA, AA- kredi derece notuna sahip olan 43 örneğin tamamını doğru tahmin etmiş, “iyi” açıklamasıyla BBB+, BBB, BBB- kredi derece notuna sahip olan 5 örneğin tamamını doğru tahmin etmiş, “sınırdaki” açıklamasıyla BB+ ve BB kredi derece notuna sahip olan 2 örneğin tamamını doğru tahmin ederek %100,00 sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. ANN “güçlü” açıklamasıyla A+, A, A- kredi derece notuna sahip olan 19 örneğin 16’sını doğru tahmin etmiş, üç örnek gerçek durumda “güçlü” sınıfına dâhil edilmesi gerekirken “çok güçlü” sınıfına atanmıştır. “Güçlü sınıfı için sınıflandırma doğruluğu %84,21 olarak bulunmuştur. KNN genel sınıflandırma doğruluğu %95,65 olarak bulunmuştur.

NaiveBayes “çok güçlü” açıklamasıyla AA+, AA, AA- kredi derece notuna sahip olan 43 örneğin 36’sını doğru tahmin etmiş gerçekte “çok güçlü sınıfına atanması gereken 7 örneği güçlü sınıfına atanmıştır. “Çok güçlü” açıklamasına ait sınıflandırma doğruluğu %83,72’dir. NaiveBayes “güçlü” açıklamasıyla A+, A, A- kredi derece notuna sahip olan 19 örneğin 16’sını doğru tahmin etmiş, üç örnek gerçek durumda “güçlü” sınıfına dâhil edilmesi gerekirken “çok güçlü” sınıfına atanmıştır. “Güçlü sınıfı için sınıflandırma doğruluğu %84,21 olarak bulunmuştur. “İyi” açıklamasıyla BBB+, BBB, BBB- kredi derece notuna sahip olan 5 örneğin tamamını doğru tahmin etmiş, “sınırdaki” açıklamasıyla BB+ ve BB kredi derece notuna sahip olan 2 örneğin tamamını doğru tahmin ederek %100,00 sınıflandırma doğruluğu elde etmiştir. NaiveBayes genel sınıflandırma doğruluğu %85,51 olarak bulunmuştur.

Şekil 1: Çalışmada Kullanılan Yöntemlerin Tahmin Performansının Karşılaştırılması



Gestel vd. (2007) çalışmalarında finansal oranlar ile derecelendirme arasındaki ilişkiyi tespit edebilen gelişmiş istatistiksel teknikler kullanarak sigorta şirketlerini analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda ortaya çıkan modelin %75,00 oranında doğruluk sağladığını bulmuşlardır. Bu çalışmada ANN (%98,55), KNN (%95,65) ve NaiveBayes (%85,51) genel sınıflandırma ve tahmin başarısı göstermiştir. Ayrıca elde edilen bu sonuçlar 10 katlı çapraz doğrulama ile test sonucunu vermektedir.

Fowzia ve Debnath (2008) çalışmalarında Bangladeş’teki genel sigorta şirketleri ile hayat sigortası şirketlerinin performansının karşılaştırmalı analizini yapmışlar ve kredi derecelendirme notlarını tahmin etmişlerdir. Çalışmada öncelikle istatistiksel, Bayesian ve Makine Öğrenmesi

yntemlerinin kullanıldıđı bir deđiřken seme iřlemi gerekleřtirmiřlerdir. Seilen deđiřkenlerden, istatistiksel alanda MDA, Logit modelleri karar ađaları arařtırma alanında C4.5, CART modelleri oluřturmuřlardır. ok deđiřkenli modellerde, CART Gini karar ađacının, hassasiyet ve anlaşılabilirlik ynnden olduka iyi bir yntem olduđu belirtilmiřtir. Bu arařtırmada deđiřken seimi ile ilgili korelasyon analizi gerekleřtirilmiř ancak %70'in zerinde hibir deđiřken arasında korelasyon bulunmadıđından veri setinden herhangi bir deđiřken ıkarılmamıřtır. Bu alıřmada iki makine đrenmesi yntemi olan ANN (%98,55), KNN (%95,65) istatistiksel bir yntem olan NaiveBayes'e (%85,51) gre daha yksek dođrulukla sınıflandırma ve tahmin performansı gstermiřtir.

## 5. SONU

Sigorta řirketlerinin derecelendirilmesinde derecelendirme yoluyla elde edilen finansal ve finansal olmayan bilgiler, sigorta acenteleri, risk kontrol yneticileri, emeklilik fonları yneticileri, yatırım bankaları, sigorta yaptırarak olan kiřilerin karar vermesinde ok nemlidir. Sigorta řirketleri ilgili tm kesimler iin gvence oluřturduđundan mali yapılarının gl olması gerekmektedir. Sigorta řirketleri, ngrlmesi mmkn olmayan risklerle karřı karřıya kaldıklarında sahip oldukları kaynaklar ykmllklerini yeterli dzeyde karřılamayabilmektedir. Bu nedenle sigorta řirketlerinin her trl riskle karřılařma ihtimali gz nnde bulundurularak finansal yeterliliđe sahip olması gerekir.

Bu alıřmada literatr incelemesi sonucunda ođunlukla bankalar ve borsada iřlem gren firmalara derece notu verildiđi grlmektedir. Sigorta řirketlerine ait yılsonu mali tablo verileri ve mali tablolara dayalı olmayan deđiřkenler kullanılarak bir sonraki yıl ierisinde verilecek kredi derece notunun tahmin edilmesine ynelik bir alıřmaya yurtiinde rastlanmamıř, yurt dıřında ise ok nadir alıřma yapılmıřtır. Yurt dıřında yapılan alıřmalar ise alıřma dnemi, veri seti, alıřmada kullanılan deđiřkenler, kullanılan yntem ve analiz parametreleri ynnden bu alıřmadan ayrılmaktadır. Arařtırmada kullanılan yntemler ve elde edilen bulguların, sigorta tketicileri, dzenleyici ve denetleyici kurumlar, sigorta řirketi yneticileri, bađımsız denetiler, yatırımcılar ve arařtırmacıların ilgisini ekebileceđi dřnlmektedir. Bu nedenle alıřma ile sigorta řirketlerinin kredi derece notunun tahmin edilmesi konusunda literatrdeki nemli bir bořluđun doldurulabileceđi ve literatre katkı sađlayacađı dřnlmektedir.

Bu alıřmada pazar payı ynnden Trkiye'de ilk 20 ierisinde yer alan 11 sigorta řirketinin 2009-2019 yılları arasında yılsonu mali tablolarından elde edilen verilerle takip eden yıl ierisinde alacakları derece notu tahmin edilmiřtir. Arařtırmada mali tablolardan elde edilen 13 nicel deđiřken ve "borsaya kayıtlı olup olmama" durumunu ieren bir nitel deđiřken kullanılmıřtır. Arařtırmada makine đrenme yntemlerinden Yapay Sinir Ađları, En Yakın k-Komřu Algoritması ve NaiveBayes algoritması kullanılmıřtır. Yapay Sinir Ađları 69 derece notuna sahip rneđin 68'inin kredi derece notunu dođru tahmin ederek %98,55 oranında genel sınıflandırma bařarısı gstermiřtir. En Yakın k-Komřu Algoritması 69 rneđin 66'sının kredi derece notunu dođru tahmin ederek %95,65 oranında genel sınıflandırma bařarısı gstermiřtir. NaiveBayes algoritması 69 rneđin 59'unun kredi derece notunu dođru tahmin ederek %85,51 oranında genel sınıflandırma performansı gstermiřtir. alıřmada elde edilen modeller sigorta řirketlerinin yılsonu mali tablolarından elde edilen verilerle bir sonraki yıl Standard&Poors Derecelendirme Kuruluřu notları baz alınarak hangi derece notu alacaklarını ANN ve KNN %95'in zerinde, NaiveBayes ise %85'in zerinde dođru tahmin etmiřtir. Gaganis (2009) alıřmasında model dođrulama tr olarak 10 katlı apraz dođrulamanın tespit dođruluđunu artırmak iin en iyi yntemlerden biri olduđunu ve %75'in zerinde tespit dođruluđunun sosyal bilimler alanında iyi bir sonu olduđunu belirtmiřtir. Gaganis (2009) sınıflandırmasına gre bu alıřmadaki ANN ve KNN sonuları ok iyi, NaiveBayes sonucu ise iyi olarak deđerlendirilebilir. Bu sonu yatırımcıların, sigorta řirketi mřterilerinin, kredi verenler ve reasrr sigorta řirketlerinin, dzenleyici-denetleyici kurumların ve arařtırmacıların kullandıkları tahmin modelleri ierisine bu alıřmada elde edilen modellerin de dhil edilebileceđini gstermektedir.

Bu alıřmanın en byk kısıtı rneklem byklđ ve verilere eriřimdir. Arařtırmanın bařarısı, sigorta řirketinin finansal verilerinin ve derecelendirme raporlarının mevcudiyetine bađlıdır. Derecelendirme notuna gre finansal gcn deđerlendirilmesi, nemli olmasına rađmen, sigorta tketicileri ve diđer ilgili kesimler tarafından kullanılan tek faktr olarak deđerlendirilmemelidir. Nitel deđiřken sayısının artırılmasının sigorta řirket derece notu tahmini zerindeki etkisi ile ilgili yapılacak olan alıřmaların literatre nemli katkıları olacaktır. Gelecekteki arařtırmalarda eřitli

derecelendirme kuruluşlarının, sigorta şirketlerinin iflâs edip etmeyeceğini tahmin üzerine yapılacak çalışmaların literatüre katkısı olacaktır. Şirkete özgü faktörlerin sigorta şirketlerinin finansal gücü üzerindeki etkisi ve sigorta sektöründe finansal sıkıntı tahmini üzerine daha fazla araştırmanın literatüre katkısının olacağı düşünülmektedir. Belirli büyüklüğe ulaşmış sigorta şirketleri ile daha küçük sigorta şirketlerinin hangi derecelendirme kuruluşu tarafından derecelendirildiği, derecelendirilmede etkili olan faktörlerin belirlenmesi üzerine yapılacak çalışmalar literatüre değer katacaktır.

## KAYNAKÇA

- ADAMS, M., BURTON, B. ve HARDWICK, P. (2003). "The Determinants of Credit Ratings in the United Kingdom Insurance Industry", *Journal of Business Finance & Accounting*, 30(3): 539-572.
- AKPINAR, H. (2014). *Data Veri Madenciliği Veri Analizi*, Papatya Yayınları, İstanbul.
- ALMAJALI, A. Y., ALAMRO, S. A. ve AL-SOUB, Y. Z. (2012). "Factors Affecting the Financial Performance of Jordanian Insurance Companies Listed at Amman Stock Exchange", *Journal of Management Research*, 4(2): 266-289.
- ALTUNTAŞ, E., ve HOŞGÖR, Ş. (2018). "Türkiye'deki Sigorta Şirketlerinin Derecelendirilmesi ve Değerlendirilmesi". *Ticari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2(1): 96-110.
- AMBROSE, J. M. ve SEWARD, J. A. (1988). "Best's Ratings, Financial Ratios and Prior Probabilities in Insolvency Prediction", *The Journal of Risk and Insurance*, 55(2): 229-244.
- BIJLSMA, M. ve VERMEULEN, R. (2016). "Insurance Companies' Trading Behaviour During the European sovereign Debt Crisis: Flight Home or Flight to Quality?", *Journal of Financial Stability*, (27): 137-154.
- CANTOR, R. ve PACKER, F. (1995). "The Credit Rating Industry", *The Journal of Fixed Income*, December: 10-34.
- CHEN, R. ve ANNWONG, K. (2004). "The Determinants of Financial Health of Asian", *The Journal of Risk and Insurance*, 71(3): 469-499.
- CIUMAŞ, C., ONIGA, A. ve POPA, I. (2015). "The Rating of Insurance Companies During the Financial Crisis", *Procedia Economics and Finance*, (32): 1494-1504.
- CZARNITZKI, D. ve KRAFT, K. (2004). "Innovation Indicators and Corporate Credit Ratings: Evidence from German Firms", *Economics Letters*, (82): 377-384.
- ELING, M. (2012). "What Do We Know About Market Discipline in Insurance", *Risk Management and Insurance Review*, 15(2): 185-223.
- FLOREZ-LOPEZ, R. (2007). "Modelling of Insurers' Rating Determinants. An Application of Machine Learning Techniques and Statistical Models", *European Journal of Operational Research*, (183): 1488-1512.
- FOWZIA, R. ve DEBNATH, N. C. (2008). "Performance Analysis of Insurance Companies in Bangladesh: A Focus on Credit Rating", *DIU Journal of Business and Economics*: 1-12.
- GAGANIS, C. (2009). "Classification Techniques for the Identification of Falsified Financial Statements: A Comparative Analysis", *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, (16): 207-229.
- GESTEL, T. V., MARTENS, D., BAESSENS, B., FEREMANS, D., HUYSMANS, J. ve VANTHIENEN, J. (2007). "Forecasting and Analyzing Insurance Companies", *Ratings. International Journal of Forecasting*, (23): 513-529.
- KHODAMORADI, S., SAFARI, A. ve RAHIMI, R. (2014). "A Hybrid Multi-Criteria Model for Insurance Companies Rating", *International Business Research*, 7(6): 150-163.
- KILIÇ, S., (2015). "Kappa Testi", *Journal of Mood Disorders*, 5(3): 142-144.



- KISGEN, D. J. ve STRAHAN, P. E. (2010). "Do Regulations Based on Credit Ratings Affect a Firm's Cost of Capital?" *The Review of Financial Studies*, 23(12): 4324-4347.
- KSENIJA, M., BORIS, D., SNEŽANA, K. ve SLADJANA, B. (2017). "Analysis of the Efficiency of Insurance Companies in Serbia using the Fuzzy AHP and TOPSIS Methods", *Economic Research Ekonomika Istrazivanja*, 30(1): 550-565.
- LELYVELD, I. V., LIEDORP, F. ve KAMPMAN, M. (2011). "An Empirical Assessment of Reinsurance Risk. *Journal of Financial Stability*, (7): 191-203.
- LI, A., WU, J. ve LIU, Z. (2017). "Market Manipulation Detection Based on Classification Methods", *Procedia Computer Science*, (122): 788-795.
- LIANG, D., TSAI, C.F. ve WU, H.T. (2015). "The Effect of Feature Selection on Financial Distress Prediction". *Knowledge-Based Systems*, (73): 289-297.
- LIVINGSTON, M., WEI, J. ve ZHOU, L. (2010). "Moody's and S&P Ratings: Are They Equivalent?" *Money, Credit and Banking*, 42(7): 1267-1293.
- ÖĞÜT, H., DOGANAY, M. M. ve AKTAŞ, R. (2009). "Detecting Stock-Price Manipulation in an Emerging Market: The Case of Turkey", *Expert Systems with Applications*, (36): 11944-11949.
- ÖĞÜT, H., DOGANAY, M. M., CEYLAN, N. B. ve AKTAŞ, R. (2012). "Prediction of Bank Financial Strength Ratings: The Case of Turkey". *Economic Modelling*, (29): 632-640.
- ÖZKAN, Y. (2016). *Veri Madenciliği Yöntemleri*, Papatya Yayınları, İstanbul.
- ÖZTEMEL, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayınları, İstanbul.
- POON, W. P. (2003). "Are Unsolicited Credit Ratings Biased Downward?", *Journal of Banking and Finance*, (27): 593-614.
- POON, W. P. ve CHAN, K. C. (2008). "An Empirical Examination of the Informational Content of Credit Ratings in China", *Journal of Business Research*, (61): 790-797.
- SHARMA, A., JADI, D. M. ve WARD, D. (2018). "Evaluating Financial Performance of Insurance Companies using Rating Transition Matrices". *The Journal of Economic Asymmetries*, (18): 1-9.
- SHARMA, A., JADI, D. M. ve WARD, D. (2020). "Analysing the Determinants of Financial Performance for UK Insurance Companies using Financial Strength Ratings Information". *Economic Change and Restructuring*, 1-15.
- SHIN, Y. S. ve MOORE, W. T. (2003). "Explaining Credit Rating Differences between Japanese and U.S. Agencies", *Review of Financial Economics*, (12): 327-344.
- SİLAHTAROĞLU, G. (2016). *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları*, Papatya Yayınları, İstanbul.
- TRICHET, J.-C. (2005). "Financial Stability and the Insurance Sector", *The Geneva Papers*, (30): 65-71.
- VARICI, İ. ve ER, B. (2013). "Muhasebe Manipülasyonu ve Firma Performansı İlişkisi: İMKB Uygulaması", *Ege Akademik Bakış*, 13(1), 43-52.
- YAKOB, R., YUSOP, Z., RADAM, A. ve İSMAİL, N. (2012). "Camel Rating Approach to Assess the Insurance Operators Financial Strength", *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 46(2): 3-15.

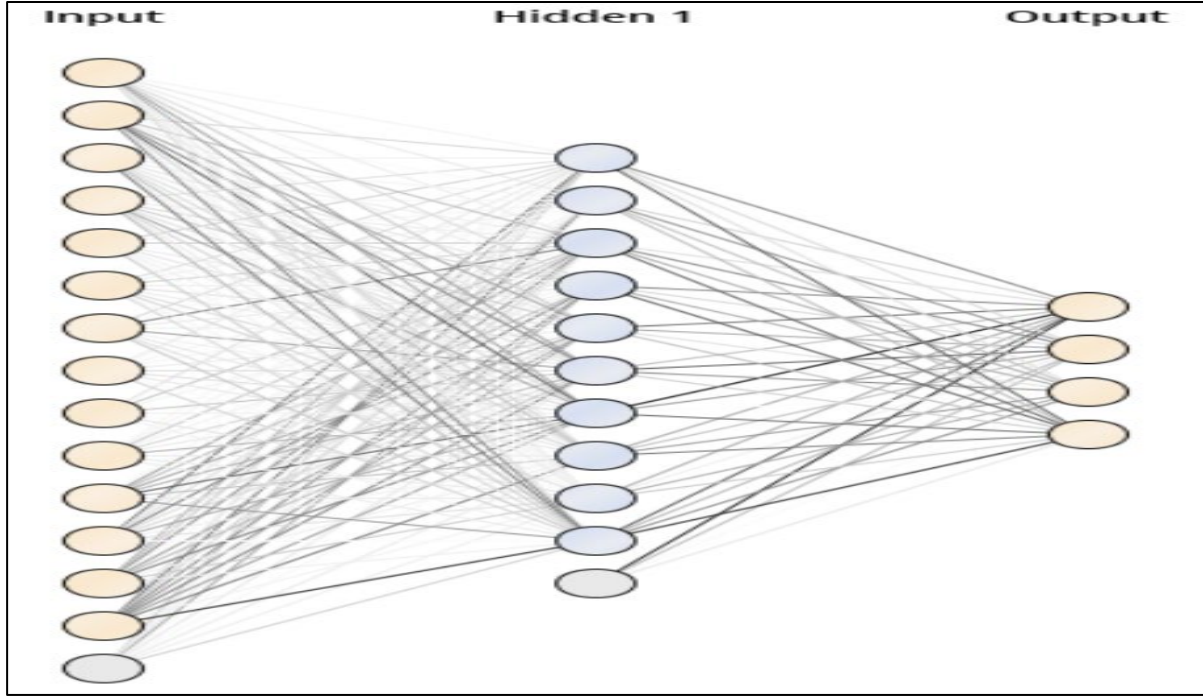
## EKLER

### Ek 1: ANN Mimarisi Model Görüntüsü

Giriş Katmanı

Gizli Katman

Çıkış Katmanı



### Ek 2: Bu Çalışmada Kullanılan Değişkenleri Çalışmalarında Kullanan Araştırmacılar

No	Bağımsız Değişken	Bu Çalışmada Kullanılan Bağımsız Değişkenleri Kullanan Araştırmacılar
1	(Kısa vadeli yükümlülük + Uzun vadeli yükümlülük) /Varlıklar toplamı	Chen ve AnnWong (2004)
2	Net kâr/Varlıklar toplamı	Moody's; Gestel vd. (2007)
3	Sigortacılık faaliyetlerinden elde edilen nakit girişleri/Sigortacılık faaliyetleri nedeniyle yapılan nakit çıkışı (Nakit akım tablosu)	Shin ve Moore (2003)
4	Faiz ödemeleri +Birikmiş itfalar (Amortismanlar)-Ödenecek vergi ve benzeri diğer yükümlülük ile karşılıkları/ Dönem net kâr zararı	Shin ve Moore (2003)
5	Aktif toplamın logaritması	Gestel vd. (2007); Chen ve AnnWong (2004), Adams vd. (2003)
6	Cari varlıklar toplamı/Kısa vadeli yükümlülükler toplamı	Gestel vd. (2007), Chen ve AnnWong (2004)
7	Yatırım gelirleri/kazanılmış primler (Reasürör payı düşülmüş olarak)	Gestel vd. (2007)
8	Faaliyet giderleri/Kazanılmış primler	Gestel vd. (2007)
9	Sigortacılık teknik karşılıkları/Kazanılmış primler (Reasürör payı düşülmüş olarak)	Gestel vd. (2007)
10	(Nakit ve Nakit Benzeri Varlıklar + Finansal Varlıklar ile Riski Sigortalılara Ait Finansal Yatırımlar) /Cari Varlıklar Toplamı	Gestel vd. (2007)
11	Sigortacılık Faaliyetlerinden Alacaklar/Kazanılmış Primler	Gestel vd. (2007)
12	Kazanılmış Prim/Brüt Yazılan Primler	Gestel vd. (2007)
13	Borsaya Kayıtlı Olup Olmadığı (Borsaya Kayıtlı Değilse 0, Borsaya Kayıtlı ise 1)	Gestel vd. (2007)
14	Pazar payı	Moody's

**Ek 3: Tablo Yapay Sinir Ağı Ağırlıkları (4 Bağımlı Değişkenli)**

Girdi Katmanı		Gizli Katman									
Bağımsız Değişken	Düğüm 1	Düğüm 2	Düğüm 3	Düğüm 4	Düğüm 5	Düğüm 6	Düğüm 7	Düğüm 8	Düğüm 9	Düğüm 10	
<b>Sigmoid</b>											
X1	-0,313	0,573	0,472	-0,926	1,355	2,381	2,141	0,510	-0,542	0,883	
X2	-1,082	0,153	1,699	0,446	2,393	3,098	4,091	1,112	-0,329	2,940	
X3	-0,319	-0,267	-0,473	0,687	-0,636	-0,830	-0,963	1,661	0,326	3,322	
X4	-0,883	-0,231	-0,498	1,040	-1,364	-0,864	-2,345	1,124	0,514	1,791	
X5	-1,238	-0,244	-1,330	0,163	-0,542	0,684	-0,340	-0,385	0,227	-1,275	
X6	0,929	-0,405	1,249	-0,445	0,805	0,504	0,963	-1,134	-0,247	-1,019	
X7	1,002	-0,181	-3,620	-0,579	-0,337	2,573	-0,405	-0,644	-0,839	-1,476	
X8	0,545	-0,133	-0,254	0,245	-0,508	-0,921	-0,852	0,625	0,154	1,175	
X9	-0,794	-0,042	-1,536	0,335	-0,015	1,568	0,347	0,118	-0,689	0,347	
X10	-0,252	-0,273	1,449	-0,365	1,166	0,552	2,144	-0,536	-0,526	-0,504	
X11	0,070	-0,216	-2,515	1,752	-2,497	-2,172	-4,295	1,757	0,543	2,756	
X12	-3,507	-0,566	0,882	3,314	0,920	1,033	2,331	-0,364	0,802	-0,110	
X13	-2,042	-1,372	-2,844	0,172	-2,546	-1,767	-3,445	-0,393	-1,432	-0,411	
X14	0,831	-3,408	1,236	-2,955	-2,749	-3,301	-2,575	-3,542	-0,319	-5,718	
Bias	1,316	0,331	0,468	-2,250	0,132	0,585	-0,215	-0,521	-0,448	-1,296	
<b>Çıktı katmanı Sigmoid</b>											
Derece Notları	Düğüm 1	Düğüm 2	Düğüm 3	Düğüm 4	Düğüm 5	Düğüm 6	Düğüm 7	Düğüm 8	Düğüm 9	Düğüm 10	Eşik (Threshold)
<b>Çok Güçlü</b>	3,305	1,226	0,896	-3,175	3,716	1,811	6,485	-2,331	-2,246	-4,272	-5,634
<b>Güçlü</b>	-4,031	1,774	-4,027	4,279	-1,767	-1,359	-3,810	3,448	1,458	5,565	-0,653
<b>İyi</b>	-1,006	-2,929	3,200	-1,070	-2,264	-4,167	-2,807	-1,707	-0,417	-1,945	1,827
<b>Sınırdaki</b>	-0,846	-1,705	-2,232	-2,276	-0,823	3,005	0,082	-2,802	-2,283	-3,059	0,118

**Ek 4: Korelasyon Matrisi**

Değişken	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14
X1	1,000	-0,201	0,024	0,137	0,252	-0,545	0,049	0,201	-0,150	0,199	-0,287	-0,152	0,326	0,238
X2		1,000	0,289	0,072	0,034	0,486	0,137	-0,220	-0,173	0,301	-0,314	0,008	-0,465	-0,045
X3			1,000	-0,004	-0,231	-0,015	-0,076	0,031	-0,030	0,220	0,199	-0,450	-0,132	-0,215
X4				1,000	-0,081	-0,015	-0,027	-0,661	-0,008	0,016	-0,065	-0,017	0,172	-0,061
X5					1,000	-0,134	0,353	-0,012	-0,217	-0,141	-0,269	0,338	-0,047	0,699
X6						1,000	0,075	-0,124	-0,268	-0,069	-0,179	0,343	-0,596	-0,219
X7							1,000	0,005	0,130	-0,016	0,068	-0,146	0,199	0,180
X8								1,000	0,009	0,236	0,190	-0,189	0,055	0,080
X9									1,000	0,357	0,597	-0,317	0,163	-0,133
X10										1,000	0,357	-0,326	-0,145	-0,093
X11											1,000	-0,516	0,049	-0,237
X12												1,000	-0,282	0,285
X13													1,000	0,055
X14														1,000