

MEVDUAT BANKALARININ KREDİ DERECELENDİRMESİNDE VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİ TAHMİN PERFORMANSININ ÖLÇÜLMESİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Barış AKSOY¹, Talip TORUN², Veli AKEL³

Gönderim tarihi: 16.03.2019

Kabul tarihi: 15.03.2021

Öz

Bu çalışmada Türkiye’de aktif büyüklüğü yönünden en yüksek paya sahip 12 mevduat bankasının 2010-2016 döneminde kredi derece notu tahmin edilmiştir. Örnek kapsamındaki bankaların finansal tablo verileri kullanılarak ilgili bankaların finansal güç derecesi Yapay Sinir Ağları (YSA), Lojistik Regresyon (LR), K-En Yakın Komşu Algoritması (KNN) ve NaiveBayes (NB) algoritması ile tahmin edilmiştir. Araştırmada kullanılan yöntemlerin ayırt edici özellikleri altında tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Türkiye’de faaliyet gösteren 12 mevduat bankasının kredi derece notunun bir yıl öncesi tahmin oranları yüksekten düşüğe doğru YSA (%98,81), LR (%84,52), KNN (%75,00), NB (%60,71) olarak bulunmuştur. Bu çalışmada ulaşılan sonuçlar, ilgililerin kullandıkları modellere bu çalışmada elde edilen modelleri de dâhil edebileceklerini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Mevduat Bankası, Kredi Derecelendirmesi, Veri Madenciliği, Kredi Derece Notu Tahmini, Fitch Derecelendirme Kuruluşu

JEL Sınıflandırması: C45, C51, G17, G21, G24

PREDICTING FORECASTING PERFORMANCE OF DATA MINING METHODS IN CREDIT RATING OF DEPOSIT BANKS: THE CASE OF TURKEY

Abstract

In this study, 2010-2016 period credit rating of 12 deposit banks having the highest share in terms of total assets was predicted. Using the financial statement data of the banks within the scope of the sample, the financial strength of the relevant banks was predicted by Artificial Neural Networks (ANN), Logistic Regression (LR), K-Nearest Neighbor Algorithm (KNN) and NaiveBayes (NB) algorithm. The prediction results were compared under the distinctive features of the methods used in the study. One year ago credit rating prediction rates of 12 deposit banks operating in Turkey was ANN (98,81%), L (84,52%), KNN (75,00%), NB (60,71%), respectively. The results obtained in this study show that the relevant people can include the models obtained in this study to the models they already use.

Key words: Deposit Bank, Credit Rating, Data Mining, Credit Rating Prediction, Fitch Ratings

JEL Classification: C45, C51, G17, G21, G24

¹ İletişim Kurulacak Yazar, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, İ.İ.B.F., Finans ve Bankacılık Bölümü Öğretim Üyesi, baksoy@cumhuriyet.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-1090-5693

² Erciyes Üniversitesi, İ.İ.B.F., İşletme Bölümü Öğretim Üyesi, torunt@erciyes.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9157-2754

³ Erciyes Üniversitesi, İ.İ.B.F., İşletme Bölümü Öğretim Üyesi, veliakel@erciyes.edu.tr ORCID ID: 0000-0002-5723-0910

1. Giriş

Az gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler sermaye faktörünün yetersizliği nedeniyle büyümenin finansmanında yabancı sermaye yatırımlarına ihtiyaç duymaktadırlar. Bu yatırımlar genellikle doğrudan yabancı sermaye yatırımı ve finansal sermaye yatırımı şeklinde sınıflandırılmaktadır. Özellikle finansal sermaye sahipleri ancak belirli bir güven duygusu olduğunda finansal varlıklara yatırım yapmaktadır. Bu nedenle, yatırımcıların ülkelerin borç ödeyebilme yeteneklerini değerlendirebilecekleri göstergelere olan gereksinimleri, kredi derecelendirme kavramının ortaya çıkmasına ve giderek öneminin artmasına neden olmuştur (Kargı, 2014).

Özellikle uluslararası piyasalardan kaynak sağlamak amacıyla borçlanma aracı ihraç eden şirketler, bankalar ve ülkeler için tanınmış bir kuruluş tarafından verilmiş bir kredi notuna sahip olmak, uluslararası sermaye piyasalarındaki yatırımcıları çekmek için neredeyse zorunludur. Bazı kurumsal yatırımcılar, kredi derece notu almamış ya da düşük derece notuna sahip menkul kıymetlere yatırım yapmalarının tüzüklerindeki ilgili maddelerle kısıtlanması nedeniyle derecelendirilmemiş ya da düşük dereceye sahip menkul kıymetlere yatırım yapmamaktadırlar. Bu nedenle şirketler menkul kıymet ihraç edebilmek için kendilerine bu notu sağlamaları karşılığında derecelendirme kuruluşlarına ödeme yapmaya razıdırlar. Kimi durumlarda da ihraççılar, bir derecelendirmeye sahip olmayı istemeseler bile yasal zorunluluklar nedeniyle buna mecbur kalabilmektedirler. Çünkü birçok ülkede halka açılma ya da menkul kıymetlerin borsaya kote edilmesi için ihraççının akredite bir kuruluş tarafından derecelendirmeye tabi tutulması zorunludur. Düzenleyici otoriteler, yatırımcıların korunması ve piyasa etkinliği gibi nedenlerden dolayı derecelendirmelerin gerekliliğine inanarak bu notların sağlanmasını zorunlu tutabilmektedirler (Poon ve Firth, 2005).

Bir bankanın başarısızlığıyla finansal olmayan bir firmanın başarısızlığı arasında önemli bir fark bulunmaktadır. Ne kadar büyük olursa olsun reel sektörde faaliyet gösteren bir işletmenin çöküşünün ekonomiyi tehlikeye atma olasılığı oldukça düşükken, banka iflâsları ekonomi için olumsuz sonuçlar doğurmakta ve dünya çapında sistematik krizlere yol açabilmektedir. Bu nedenle hükümetler, yatırımcılar ve mevduat sahipleri gibi çok sayıda paydaş, bankaların mali durumuyla yakından ilgilenmektedir (Pasiouras vd. 2007). Günümüzde küreselleşme ile birlikte dünyadaki finansal piyasalar birbirine büyük ölçüde bağlı hale gelmiştir. 2008 küresel finans krizi, dünya genelinde bankacılık sisteminin birbiriyle bağlantısını açık bir şekilde ortaya koymuştur. Amerika'daki banka sorunları kısa sürede dünya çapında likidite donukluğuna yol açmıştır (Bissoondoyal-Bheenick ve Treepong-karuna, 2011). Küresel finansal krizin ardından kredi derecelendirme kuruluşlarının rolü ve finansal kurumlara verdikleri notlar önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Çünkü çoğu başarısız bankanın

krizden kısa bir süre öncesine kadar yatırım yapılabilir düzeyde notlar alması, bu bankalara verilen kredi notlarının sorgulanmasına neden olmuştur (Hau vd. 2013).

Basel Komitesinin Basel II olarak bilinen sermaye yeterliliği çerçevesi daha etkin banka denetimiyle ilgilidir. Basel II kapsamındaki temel yeniliklerden birisi de bankaların kredi riskini daha hassas bir şekilde ölçebilmek için kredi derecelendirmelerinin kullanılmasıdır. Basel II, bankaların iç derecelendirme ya da dış derecelendirme yaklaşımlarından birine uymasına izin vermektedir. Standartlaştırılmış yaklaşım olarak da bilinen dış derecelendirme; bankalara, tanınmış bir derecelendirme kuruluşu tarafından yapılan derecelendirmelere dayanarak sermaye yükünü hesaplama imkânı tanımaktadır (Pasiouras vd., 2007). Basel II'deki bu yenilik derecelendirme kuruluşlarına özellikle de sektöre hâkim olan üç kuruluşa (Moody's, Standard and Poor's ve Fitch) ve bunlar tarafından sağlanan kredi notlarına olan ilgiyi artıran diğer bir önemli faktördür. Son yıllarda derecelendirme kuruluşları tarafından gerek bütün olarak ülke ekonomisinin gerekse bazı Türk bankalarının değerlendirilmesi yapılmaktadır. Bununla birlikte ülkemizde derecelendirme ile ilgili yasal düzenlemeler henüz yeterli seviyede olmadığından, ülkemizde derecelendirmeden sağlanan yararlar henüz arzu edilen düzeyde değildir. Kamunun aydınlatılması ve piyasaların etkin bir şekilde işleyebilmesi için ne denli önemli bir role sahip olduğu da düşünülürse, kısa zamanda ülkemizde de derecelendirmenin etkinliğinin artacağı beklenmektedir (Eren, 2010).

Bu çalışmada 2010-2016 yılları arasında Fitch derecelendirme kuruluşunun Türkiye'deki mevduat bankaları ile ilgili verdiği notlar bağımlı değişken olarak alınmıştır. Fitch derecelendirme kuruluşunun derecelendirmede kullandığı 20 finansal oran, verinin elde edilebilirliği ve hesaplanabilirliği göz önünde tutularak seçilmiştir. Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Lojistik Regresyon (LR), K-En Yakın Komşu Algoritması (KNN) ve NaiveBayes (NB) algoritması kullanılarak Fitch derecelendirme kuruluşunun ilgili bankalar için açıkladığı kredi notu bir yıl öncesinden tahmin edilmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenlerin banka kredi derece notu tahminindeki gücü tespit edilerek YSA, LR, KNN ve NB yöntemleri kullanılarak oluşturulan modellerin ayırt edici özellikleri altında sınıflandırma doğruluk oranları karşılaştırılmıştır. Bankaların kredi notunun belirlenmesinde ülkedeki koşullar göz ardı edilerek sadece bankanın içsel gücü dikkate alınmıştır. Literatür incelemesinde ticari bankaların Fitch kredi derecelendirme notu tarafından verilen kredi derece notunun bir yıl öncesinden YSA, LR, KNN ve NB yöntemleri kullanılarak tahmin eden bir çalışmaya yurt içi ve yurt dışında rastlanmamıştır. Bu nedenle çalışmanın literatüre katkısının olacağı beklenmektedir. Çalışmanın ikinci bölümünde kredi derecelendirmenin önemi ve bankalarda kredi derecelendirmesi, üçüncü bölümünde literatür, dördüncü bölümünde yöntem ve veri, beşinci bölümünde ise sonuç yer almaktadır.

2. Kredi Derecelendirmenin Önemi ve Bankalarda Kredi Derecelendirmesi

Kredi derecelendirmesi bir ülke, bir kurum ya da bir finansal varlığın kredibilitesi hakkında oluşturulan bir görüştür. Derecelendirme hem kredi riskiyle ilgili nicel değerlendirmeleri hem de uzmanların değerlendirme ve tahminlerini yansıtmaktadır. Bu nedenle derecelendirmeler belirli bir veri seti ve biçimsel kurallar tarafından kesin olarak açıklanamamaktadır. Derecelendirme, derecelendirilen varlığın hem göreceli hem de mutlak kredi değerliliği hakkında bilgi vermektedir (Packer ve Tarashev, 2011). Derecelendirme sonunda verilen kredi notu ise tahvil ya da diğer finansal araçları ihraç edenin kredi değerliliği hakkında bilinmesi gereken bilgilerin bir özetidir. Kredi derecelendirme notları; ülkeler, firmalar veya finansal kurumlar gibi menkul kıymet ihraççılarının mevcut finansal kredi değerliliğini yansıtan görüş olarak da tanımlanabilmektedir (Orsenigo ve Vercellis, 2013).

Derecelendirme faaliyeti menkul kıymet ihraç eden işletmelerin mal varlıkları, aktif kalemleri ve kredibiliteleri hakkında yatırımcının uygun maliyetle kolay ve anlaşılır tek bir not şeklinde bilgi sahibi olmasını sağlamaktadır. Diğer taraftan derecelendirme şirketi ihraççı işletmeyi ihraç sonrasında da izlediğinden risk değişiklikleri konusunda yatırımcılar düzenli olarak bilgilendirilmektedir (Boyacıoğlu, 2003). Dolayısıyla kredi notları, yatırımcıların yatırım kararlarını ve portföy bileşimini etkileyen bir eleme aracıdır. Derecelendirme, borç verenlerin asimetrik bilgi problemlerini azaltmak suretiyle temsilci sorununun çözümüne de katkıda bulunmaktadır (Elkhoury, 2008). Kredi derecelendirme sayesinde uluslararası finans çevreleri ile iyi ilişkiler geliştirilmekte, yabancı kaynak maliyetleri azaltılmakta, sorunlu kredilerin ortaya çıkması önlenmekte, şirket yöneticilerinin stratejik kararlarını gözden geçirerek revize etmelerine olanak sağlanmakta ve yönetim kalitesinin gelişimi teşvik edilmektedir (Akbulak, 2012).

Derecelendirme kuruluşları, şirketlerin rekabet gücünden operasyonel düzeyde ayrıntılara kadar şirketin risk durumunun derin analizini yapmak için çok fazla zaman ve insan kaynağına yatırım yapmaktadırlar. Hiçbir şirketin ya da yatırımcının sürekli güncellenen bu notları sağlamaya gücü yetmeyeceğinden, derecelendirme kuruluşları tarafından verilen bu notlar yatırımcılar için oldukça değerlidir. Bir işletmeye verilmiş olan derece notu, ilgili işletmenin menkul kıymetinin yatırımcılar tarafından satın alınırken risk priminin ne düzeyde olacağı ve işletmenin çıkaracağı menkul kıymetlerin kolaylıkla satılıp satılamayacağına önemli belirleyicisidir (Huang vd. 2004). Yatırımcılar ve özellikle fonlar, varlık dağılımı konusuna gün geçtikçe daha fazla önem vermeye başlamışlardır. Kredi notlarındaki değişiklikler, yatırımcıların portföyündeki varlıkların portföy içindeki ağırlıklarının değiştirilmesinde ve portföydeki varlık bileşiminin düzenlenmesinde önemli rol oynamaktadır (Bissoondoyal-Bheenick ve Treepongkaruna, 2011). Derecelendirmeler bazı fonlar için

sınırlamaların belirlenmesinde ve sermaye yeterliliğinin hesaplanmasında kriter olarak kullanılmakta böylece finansal piyasalar ile ilgili düzenlemelere de katkı sağlamaktadırlar. Kolay ve daha ucuz bir şekilde borçlanmayı sağlaması, üçüncü bir tarafın dışarıdan bağımsız değerlendirme yapması ve yüksek kredi notlarının şirketin imajını artıran bir pazarlama aracı olarak kullanılması ise derecelendirmenin derecelendirilene sağladığı en önemli faydalar olarak sayılabilmektedir (Wolf, 2015).

Banka notları tahvil çıkarım maliyetinin önemli bir belirleyicisidir. Kredi notu oluşturmak için kullanılan süreçler ve yöntemler derecelendirme kuruluşları arasında önemli farklılıklar göstermektedir. Genellikle bu kuruluşlar, nihai olarak bir derecelendirme komitesi tarafından gözden geçirilen ve sonuçlandırılan nicel ve nitel değerlendirmeye dayalı olarak derece notu vermektedir. Son zamanlarda, kamuya açık verilere dayanan niceliksel istatistiksel modellere duyulan güven artmıştır; bu da değerlendirme sürecinin daha mekanik olması ve gizli bilgilere daha az güvenilmesi gerektiği anlamına gelmektedir (Elkhoury, 2008). Bankalara kredi notu vermek için derecelendirme kuruluşları, alan uzmanlarının beklentilerini de kapsayan finansal ve finansal olmayan geniş bir bilgi setine başvurumaktadırlar. Genellikle derecelendirme sürecine ilişkin genel kurallar duyurulmakla birlikte, derecelendirme kriterlerinin ve bankaların notunu belirleyen faktörlerin detayı belirtilmemektedir. Bu nedenle son zamanlarda finansal güçlerine göre otomatik olarak bankaları sınıflandırabilecek güvenilir nicel yöntemlerin geliştirilmesine yönelik çalışmalar yapıldığı görülmektedir (Orsenigo ve Vercellis, 2013).

3. Literatür

Gerek yatırımcılar, gerek borçlananlar ve gerekse de ülkeler açısından önemli fonksiyonlara sahip olan kredi derecelendirme, araştırmacılar için önemli araştırma konularından biridir. Literatürde kredi derecelendirme süreci ve derecelendirme kuruluşları üzerine yapılan çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Araştırmacıların önemli bir kısmının derecelendirme kuruluşları tarafından verilen kredi notlarını etkileyen faktörleri belirlemeye çalıştıkları görülmektedir. Derecelendirmenin belirleyicileri konusunda firma ve ülke riski üzerinde yapılmış çok sayıda çalışma bulunmakla birlikte bankaların derece notunun belirlenmesinde derece kuruluşları tarafından kullanılan değişkenlerle yürütülen makine öğrenmesi yöntemleri ve istatistik yöntemlerinin tahmin performansının karşılaştırıldığı çalışmalar nispeten sınırlıdır. Derecelendirme kuruluşları tarafından verilen kredi notlarını etkileyen faktörleri belirlemeye yönelik çalışmalar aşağıda verilmiştir:

Poon vd. (1999), Moody's tarafından verilen kredi notlarını tahmin etmek için bankalara özgü muhasebe değişkenleri ve finansal verileri kullanarak lojistik regresyon modelleri

geliştirmişlerdir. Araştırmada bağımsız değişkenlerin sayısını azaltabilmek ve amaca en uygun açıklayıcı değişkenleri tespit edebilmek için faktör analizi kullanılmıştır. Kredi karşılıklarına ilişkin bilgilerin, risk ve kârlılık göstergelerinin Moody's tarafından verilen notları açıklamada önemli tahmin değerinin olduğu belirtilmiştir.

Pasiouras vd. (2006), 71 ülkeden 857 banka üzerinde ülke ve banka düzeyinde verileri kullanarak yaptıkları çalışmada banka düzenlemeleri, denetim, piyasa yapısı ve banka özelliklerinin kredi derecelendirmeleri üzerindeki etkisini araştırmışlardır. Sonuçlar, düşük maliyet etkinliğine ve düşük likiditeye sahip bankaların daha düşük kredi notuna sahip olma eğiliminde olduklarını, buna karşılık kârlılığı yüksek bankaların daha yüksek not elde ettiklerini göstermektedir. Ayrıca, sermaye gereksinimleri, banka faaliyetleri üzerindeki kısıtlamalar, resmi disiplin gücü, kesin mevduat sigortası planı, yüksek mevduat sigortası gücü, likidite ve çeşitlendirme kuralları, giriş şartları, reddedilen girişlerin oranı ve ekonomik bağımsızlığın derecelendirmeler üzerinde önemli bir etkisi olduğu tespit edilmiştir.

Gaganis vd. (2006) bankaları finansal sağlıklarına göre üç grup altında sınıflandırmak için çok kriterli bir karar destek modeli önermişlerdir. Bankaların her bir gruba atanmasında Fitch tarafından verilen notlar kullanılmıştır. Araştırmanın örneğini 79 ülkede faaliyet gösteren bankalar oluşturmaktadır. Çalışmanın sonuçları, kredi zarar karşılıkları, kapitalizasyon ve bankaların faaliyet gösterdiği piyasaların bankaları sınıflandırmada en önemli kriterler olduğu belirtilmiştir.

Bissoondoyal-Bheenick ve Treepongkaruna (2011), Standard & Poor's, Moody's ve Fitch tarafından Büyük Britanya ve Avustralya'daki bankalara verilen notların nicel belirleyicilerini analiz etmişlerdir. Araştırmanın sonucunda elde edilen bulgular varlık kalitesi, likidite riski, sermaye yeterliliği ve faaliyet performansını yansıtan nicel faktörlerin, derecelendirme kuruluşları tarafından verilen notların temel belirleyicileri olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte makroekonomik değişkenlerin ve piyasa risk faktörlerinin notları açıklamada etkili faktörler olmadığı da tespit edilmiştir.

Shen vd. (2012), finansal oranları benzer olduğunda bile bankaların kredi notlarının ülkeler arasında neden farklılık gösterdiğini araştırmışlardır. S&P derecelendirme şirketinin uzun vadeli kredi notu verdiği 86 ülkeyi kapsayan örneğin 2002-2008 dönemi verileri kullanılarak yapılan çalışmada, kârlılık, likidite ve sermaye yeterlilik oranları yüksek olan, daha iyi etkinlik oranlarına ve varlık kalitesine sahip bankaların daha yüksek derecelendirme notuna sahip olma eğiliminde oldukları sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca finansal oranların banka derecelendirmeleri üzerine etkisi bilgi asimetrisinin düşük olduğu, yüksek gelirli sanayi ülkelerinde daha yüksek olduğu belirtilmiştir. Çalışmada daha geniş banka varlıklarının ve daha yüksek ülke notlarının bankaların kredi derecelerini artırdığı da tespit edilmiştir.

Wolf (2015), çalışmasında 2010-2012 arası dönemde merkez ve doğu Avrupa ülkelerinden 180 bankaya verilen uzun dönemli notların temel belirleyicilerini araştırmıştır. Çoklu diskriminant analizi ve sıralı logit modelleri kullanılarak yapılan çalışmada sermaye yeterliliği, varlık kalitesi ve kârlılık gibi bankanın performansını etkileyen standart değişkenlerin yanı sıra makroekonomik ve nitel faktörlerin önemi de araştırılmıştır. Sonuçlar belirtilen tüm faktörlerin kredi riski ve derecelendirme süreci için uygun olduğunu ancak bankaya özgü nicel ve nitel değişkenlerin önemli bir role sahip olduğunu gösterdiği belirtilmiştir.

Yüksel, Dinçer ve Hacıoğlu (2015) tarafından yapılan çalışmada 2004-2014 yılları arasında yıllık veriler kullanılarak, Türkiye’de faaliyet gösteren 20 farklı mevduat bankasının CAMELS bileşenlerine ilişkin 21 oran ile kredi derecelendirme kuruluşları tarafından verilen kredi notları arasındaki ilişki incelenmiştir. İlişkinin gösterilmesi için lojistik regresyon yöntemi uygulanmıştır. CAMELS modelinin, Türkiye'nin mevduat bankaları için kredi notundaki değişiklikleri tam olarak açıklayamayacağı sonucuna varılmıştır. Bununla birlikte, CAMELS’in 3 bileşeninin (Varlık Kalitesi, Yönetim Kalitesi ve Pazar Riskine Duyarlılık), bankaların kredi notları üzerinde bir etkiye sahip olduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Ancak, sermaye yeterliliği ve kazanç bileşenlerinin kredi notlarındaki değişimleri açıklamadığı tespit edilmiştir. Türkiye’deki mevduat bankalarına daha iyi bir kredi notu elde etmek için sabit kıymetler ve faiz gelirlerinin oranlarına odaklanmaları önerilmiştir. Türk bankalarının, kredi notlarının düşmesini önlemek için finansal varlıkların yüzdesini ve kredi yönünden pazar paylarını dikkate alması gerektiği sonucuna ulaşılmıştır.

Derece notunun belirlenmesinde farklı derecelendirme kuruluşları tarafından kullanılan değişkenlerle yürütülen analizlerde makine öğrenmesi yöntemleri ve istatistik yöntemleri tahmin performansının karşılaştırıldığı çalışmalar aşağıda verilmiştir:

Huang vd. (2004) Amerika ve Tayvan’da faaliyet gösteren finansal kurumların kredi derecelerini tahmin etmede destek vektör makineleriyle geri yayımlı sinir ağlarını karşılaştırmışlardır. Her iki ülkede de derecelendirme şirketleri (S&P ve Tayvan Derecelendirme Şirketi (TRC)) tarafından sunulan bilgilere dayanarak beş derecelendirme kategorisi dikkate alınmıştır. Çalışmada her iki yöntemin de başarılı sonuçlar sağladığı, ancak optimal modellerin girdisi olarak kullanılan finansal değişkenlerin göreceli öneminin iki ülke arasında oldukça farklı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Pasiouras vd. (2007) çalışmalarında Fitch’in Asya bankaları için vermiş olduğu kredi notlarının kamuya açık verilerle tahmin edilmesini araştırmak için çok değişkenli bir karar destek modeli geliştirmişlerdir. Gözlemler 9 ülke piyasasından oluşmaktadır. Bunlar: Çin

(22), Hindistan (36), Japonya (42), Hong Kong (25), Kore (20), Malezya (20), Singapur (5), Tayvan (30), Tayland (15)'dir. Model, on kat çapraz doğrulama prosedürünü takiben Çok-Gruplu Hiyerarşik Diskriminant (MHDIS) yaklaşımı ile geliştirilmiştir. Sonuçlar MHDIS modelinin Fitch'in kredi notlarını tatmin edici bir doğrulukla elde edebildiğini, sınıflandırma doğruluğu açısından diskriminant analizi ve sıralı lojistik regresyon analizinden daha iyi olduğu belirtilmiştir.

Ioannidis vd. (2010) çalışmalarında ülkelere özgü değişkenleri ve düzenleyici ortamlarla ilgili göstergeleri dâhil ederek modeller oluşturmuşlar ve yapay sinir ağları, sınıflandırma ağaçları ve en yakın k komşu algoritmaları gibi alternatif makine öğrenme tekniklerini karşılaştırmışlardır. Çalışmada ülke düzeyinde göstergeler kullanmanın tekniklerin doğruluğunu artırdığı sonucuna ulaşılmıştır.

Bellotti vd. (2011), destek vektör regresyonu ve sıralı seçim modelleri kullanarak 90 ülkeden ticari bankaların Fitch tarafından belirlenmiş kredi derecelerini finansal değişkenler ve ülke düzeyinde göstergelerle tahmin etmeye çalışmışlardır. Destek vektör regresyonunun karşılaştırma için geliştirilen sıralı logit ve probit modellerinden daha iyi sınıflandırma doğruluğuna sahip olduğunu belirlemişlerdir. Ayrıca çalışmanın sonucunda bankaların kredi derecelerini tahmin etmede ülke etkilerinin kritik rolüne de vurgu yapılmaktadır.

Bektaş ve Gökçen (2011) çalışmalarında Türkiye'de faaliyet gösteren ve Moody's tarafından derecelendirmeye tabi tutulan bankaların 2007-2010 dönemi bilanço verilerinden yararlanarak kredi notlarını tahmin etmeye çalışmışlar ve Moody's tarafından bu bankalara verilen notlarla karşılaştırmışlardır. Farklı tekniklerin tahmin başarısını belirlemeyi amaçlayan çalışmada yapay sinir ağları modeli, kümeleme analizi, destek vektör makineleri ve öz örgütleyici haritalar (self organizing maps) tekniği kullanılmıştır. Sonuç olarak geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli yapay sinir ağları modelinin, analize konu olan bankaların derecelerini ilk üç yıl %100 ve son yılda ise %91,7 gibi yüksek bir doğrulukla diğer yöntemlerden daha başarılı bir şekilde tahmin ettiği belirlenmiştir.

Hammer vd. (2012) bankaların kredi değerliliğini istatistiksel yöntemlerin yanında kombinatorik, optimizasyon ve mantık temelli modeller kullanarak değerlendirmişlerdir. Çoklu doğrusal regresyon, sıralı lojistik regresyon, destek vektör makineleri ve mantıksal veri analizinin kullanıldığı çalışmada Fitch'in derecelendirmeleri tersine mühendislik yapılarak incelenmiştir. 70 farklı ülkede faaliyet gösteren bankaların kredi değerliliği, finansal değişkenler ve oranlarla birlikte ülke etkisini modelleyen bir risk göstergesini de kapsayan 24 belirleyici açısından değerlendirilmiştir. Çalışma çoklu doğrusal regresyon ve destek vektörü makineleri ile elde edilen sonuçların zayıflığını ortaya koymakta ve sıralı lojistik regresyonun bir banka derecelendirme sisteminin tersine mühendislik uygulamasında mü-

kemmel sonuçlar sağlayabileceğini göstermektedir. Ancak bankaların kredi notlarıyla uyumlu yöntemin mantıksal veri analizi olduğu ayrıca bu yaklaşımın tarafsız, şeffaf ve genelleştirilebilir olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Orsenigo ve Vercellis (2013) yaptıkları çalışmada bankaların kredi notlarını tahmin etmede boyutları azaltmada ve en çok açıklayıcı finansal değişkenleri belirlemede temel bileşenler analizi ve izometrik özellik haritalama yöntemlerinin geçerliliğini incelemiştir. Çalışmada doğrusal olmayan izometrik özellik haritalama yönteminin daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

4. Yöntem ve Veri

Makine öğrenmesi, matematik ve istatistik yöntemlerini kullanarak verilerden elde ettiği çıkarımlarla tahminlerde bulunan modelleme ve algoritmalarından oluşan yapay zekânın bir alt dalıdır. Makine öğrenmesinin amacı doğru kestirimler yapmaktır. Bunu yaparken kestirim fonksiyonlarını yorumlamak ve belirli olasılık modeli ile ilişkilendirmek zor olabilmektedir (Akay, 2018).

Kredi değerliliğini ölçmek amacıyla kreditor kuruluşlar ve kredi risk derecelendirme kuruluşları tarafından yapılan kredi derecelendirmelerinde sübjektif kriterler de bulunabilmekte, analistin yorumuna ve bakış açısına bağlı olarak sonuçlar farklılık gösterebilmektedir (Erkan ve Demircioğlu, 2011). Piyasada genel kabul gören uygulamaya göre, derecelendirme notu değerlendirilirken iki büyük kuruluşun birinin notu yeterli sayılmakta, bazı durumlarda FitchRatings'in notu da ikincil olarak kullanılabilir. Ancak ülkemizde ofisi bulunan tek uluslararası derecelendirme kuruluşu olan FitchRatings'in verdiği notların, diğer iki derecelendirme kuruluşunun verdiği notlardan herhangi bir farkı bulunmamaktadır (Eren, 2010).

Yüksel, Dinçer ve Hacıoğlu (2015) çalışmasında CAMELS modelinin, Türkiye'deki mevduat bankaları için kredi notu değişikliklerini tam olarak açıklayamadığı sonucuna varmışlardır. Bu sonuç, çalışmamızda Fitch derecelendirme kuruluşunun derecelendirmede kullandığı bağımsız değişkenler içerisinde mali tablolarda bilgilerine ulaşılabilen değişkenlerin kullanılması sonucu seçilen finansal oranların bankaların derece notları üzerindeki etkisinin araştırılması gibi bir ihtiyacı doğurmuştur. Aytekin ve Sakarya (2013) çalışmasında incelenen dönemde finansal kriz öncesi ve sonrasında BIST'de işlem gören mevduat bankalarının CAMELS puanları ve bileşenleri arasında fark olup olmadığı incelenmiştir. İstatistiki olarak anlamlı bir farkın olmadığına yönelik bulgu, CAMELS puan ve bileşenlerinin Türkiye'de faaliyet gösteren bankaların derece notları üzerinde etkili

olup olmadığı yönündeki tereddütlerimizi haklı çıkarmaktadır. Çalışmada Bodur ve Teker (2005) çalışması takip edilerek geliştirilen modelde kullanılan objektif kriterler sayesinde finansal analiz standart bir yöntem haline getirilmektedir. Kargı'nın (2014) Fitch'in daha optimal notlar verdiği sonucundan hareketle Fitch'in derecelendirmede kullandığı finansal oranların bir kısmı tercih edilmiştir.

4.1. Veri Seti ve Araştırmanın Kısıtları

Bankacılık sektörü içerisinde en önemli paya sahip olanlar mevduat bankalarıdır. Bu durum ise özellikle mevduat bankalarının risk derecelendirmelerini önemli hale getirmektedir. Diğer bankalar statü açısından farklılık gösterdiği için, çalışmaya Türkiye'de faaliyet gösteren yalnızca mevduat bankaları dâhil edilmiştir. Çalışmada Türkiye Bankalar Birliği'nin (TBB) resmi internet sayfasında açıklanan 30.09.2017 tarihi itibarıyla aktif büyüklüklerine göre banka sıralamasında yer alan ilk 12 mevduat bankasının (Tablo 1) 2010-2016 yıllarına ait mali tablo verileri ilgili bankaların internet sitelerinden elde edilmiş ve YSA, LR, KNN ve NB yöntemleri kullanılarak örnek kapsamındaki bankaların kredi derecelendirmesi yapılmıştır.

Tablo 1. 30.09.2017 İtibarıyla Aktif Büyüklüklerine Göre Bankalar (Milyon TL)

No	Banka	Kuruluş Yılı	Toplam Aktifler	Toplam Mevduat	Toplam Öz Kaynaklar
1	Türkiye Cumhuriyeti Ziraat Bankası A.Ş.	1863	408.187	250.522	45.872
2	Türkiye İş Bankası A.Ş.	1924	346.439	193.966	40.942
3	Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	1946	311.042	176.832	39.550
4	Akbank T.A.Ş.	1948	293.065	172.208	38.972
5	Türkiye Halk Bankası A.Ş.	1938	279.726	185.954	24.283
6	Yapı ve Kredi Bankası A.Ş.	1944	272.366	160.451	28.973
7	Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.	1954	246.815	145.719	22.232
8	Denizbank A.Ş.	1997	115.156	74.839	12.248
9	Türk Ekonomi Bankası A.Ş.	1927	81.029	52.004	8.665
10	ING Bank A.Ş.	1984	50.105	25.799	5.495
11	Şekerbank T.A.Ş.	1953	28.147	18.248	2.616
12	HSBC Bank A.Ş.	1990	24.626	16.704	2.403

Kaynak: <https://www.tbb.org.tr> (Erişim tarihi: 15.05.2018)

Araştırmada inceleme dönemi olan 2010-2016 yılları arasında derecelendirme notu almış olan bankalar örnekleme dâhil edilmiştir. 2010-2016 yılları arasında örnekleme dâhil olan bankaların internet sitesinde yatırımcı ilişkileri, finansal tablolar kısmından bilanço, gelir tablosu, nakit akım tablosu ve nazım hesap tablosunda yer alan veriler kullanılmıştır.

Bazı bankaların analiz dönemi içindeki bazı yıllara ait kredi notları Fitch kredi derecelendirme kuruluşu tarafından değil Moody's veya S&P derecelendirme kuruluşu tarafından derecelendirildiğinden uygulamada tekdüzelik sağlamak için ilgili notların Fitch'deki eşdeğer karşılıkları bağımlı değişken olarak alınmıştır. Tablo 2'de araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler verilmiştir.

Tablo 2. Araştırmada Kullanılan Bağımsız Değişkenler

Bağımsız Değişkenler	Bağımsız Değişkenlerin Hesaplanması
X1	Toplam Maliyetler/Aktif Toplamı
X2	Faiz Giderleri/Faize Duyarlı Yükümlülükler
X3	Faiz Gelirleri/ Faize Duyarlı Aktifler
X4	(Net Faiz Gelirleri-Kredi Değer Düşüklüğü)/Faize Duyarlı Aktifler
X5	(Faiz Gelirleri-Faiz Giderleri)/Aktif Toplamı
X6	Faaliyet Kârı/ Öz Kaynaklar
X7	Değer Düşüklüğü Öncesi Faaliyet Kârı/Risk Ağırlıklı Varlıklar
X8	Değer Düşüklüğü Öncesi Faaliyet Kârı/ Öz Kaynaklar
X9	Değer Düşüklüğü Öncesi Faaliyet Kârı/Aktif Toplamı
X10	Net Kâr/Aktif Toplamı
X11	Vergiler/Vergi Öncesi Kâr
X12	(Net Gelir-Nakit Temettüleri) /Öz Kaynaklar
X13	Öz Kaynaklar/Aktif Toplamı
X14	Kredi Değer Düşüklüğü Zararları/Ortalama Brüt Krediler
X15	Kredi Değer Düşüklüğü Zararları/Vergi Öncesi Faaliyet Kârı
X16	Kredi ve Menkul Kıymetler Değer Düşüklüğü Zararları/Değer Düşüklüğü Öncesi Faaliyet Kârı
X17	Net Değeri Düşen Krediler / Öz Kaynaklar
X18	Mevduatlar/Toplam Aktifler
X19	Likit Aktifler/(Mevduatlar + Kısa Vadeli Kaynaklar)
X20	Net Krediler/Mevduatlar

Bağımlı değişken olarak ise Fitch tarafından derecelendirilen ve Türkiye'de faaliyet gösteren mevduat bankalarının finansal güç dereceleri dâhil edilmiştir. Derecelendirmede kullanılan kategoriler harf, sayı ya da bunların karışımından oluşan simgelerle ifade edilmektedir. Buna göre AAA ve AA derecesi anapara ve faiz ödemelerinde “çok güçlü” bir kapasiteyi göstermektedir. A ve BBB derecesi “orta” derecede bir nottur ve olumsuz ekonomik değişikliklere karşı temkinli olunması gerektiğini belirtir. BB ve B derecesi, ülke veya şirket için “spekülatif” hareketlere açık olduğunu ve ödeme gücünün zayıflığını göstermektedir (Akbulak, 2012). Fitch derecelendirme kuruluşunun Türk mevduat bankaları ile ilgili verilen notlar olan BBB ve BBB- notları yatırım yapılabilir seviyeyi gösterirken BB+, BB ve BB- notları spekülatif olarak belirtilen notlardır.

Tablo 3’de modelde bağımlı değişken olarak kullanılan ve üç büyük kredi derecelendirme kuruluşlarının kredi notlarına ilişkin açıklamalar ve risk durumu verilmektedir.

Tablo 3. Mevduat Bankalarının Finansal Güç Dereceleri

S&P / Fitch	Moody’s	Not Açıklamaları	Risk Durumu
BBB	Baa2	Finansal yükümlülükleri karşılamada kapasite yeterlidir. Fakat ekonomik koşulların olumsuz durumuna maruz kalabilir.	Yatırım yapılabilir
BBB-	Baa3	Piyasadaki karar alıcılar yönünden en düşük yatırım yapılabilir not kategorisi şeklinde kabul edilir.	Yatırım yapılabilir
BB+	Ba1	Piyasadaki karar alıcılar yönünden en yüksek spekülasyon not kategorisi şeklinde kabul edilir.	Spekülasyon
BB	Ba2	Ekonomik koşullarda zamanla ortaya çıkabilecek olumsuz değişimlere bağlı olarak kredi riski olasılığı bulunur.	Spekülasyon
BB-	Ba3	-	Spekülasyon

Kaynak: <http://serpam.org.tr> (Erişim Tarihi: 16.05.2018)

Derecelendirme notları “yatırım yapılabilir” ve “yatırım yapılamaz” olarak iki şekilde sınıflanmaktadır. “Yatırım yapılamaz” şeklindeki spekülasyon notları S&P için BB+, Moody’s için Ba1 ve Fitch için BB+ ve bunların altındaki derecelerdir. Kredi notunun zaman içinde hangi yönde hareket edeceği hakkında fikir vermesi için “pozitif”, “durağan”, “negatif” ve “gelişmekte” şeklinde rating görünümü ve kredi derecelerinin güçlendirilmesi amacıyla (+) ve (-) işaretleri kullanılabilir (Kredi Derecelendirme, 2018). Derecelendirme sürecinde bankalarla ilgili kamuya açık finansal verilerin yanı sıra bankalarda yönetime dair bilgiler, bulunulan ülkenin ekonomik, sektörel riski, analistin tecrübe ve yorumları da etkilidir (Uzunoğlu, 2013). Bu nitel veriler sayısallaştırılmayacağından analiz finansal veriler çerçevesinde yapılmıştır. Kredi derece notu alan bankaların düzenli olarak kamuya duyurulduğu bir platformun bulunmaması sonucu kısıtlı sayıda derece notu alan banka bilgilerine ulaşılmıştır. Diğer önemli kısıt derece notu almış bankaların bir yıl önceki mali tablo verilerinin elde edilmesinde karşılaşılan zorluklardır. Araştırmanın en önemli kısıtı sınırlı sayıda örnek ile analizlerin yürütülmesidir. Bu nedenle çalışmada kurulan modellerin Türkiye’deki tüm bankalara veya yurt dışında faaliyet gösteren bankalara genellenmesi tavsiye edilmemektedir.

4.2. Yöntem

K-katlı çapraz doğrulama yöntemi uygun veri dağılımı için literatürde sıklıkla kullanılan etkili bir yöntemdir. K-katlı çapraz doğrulamada veriler rastgele k sayıda eşit miktarda parçaya ayrılır. Sırasıyla bir parça test için, kalanlar eğitim için kullanılarak analiz yapılır.

Sonra başka bir parça test, diğerleri eğitim için kullanılır. Her aşamada veri madenciliği analizi yapılır ve parçaların tümü test edildikten sonra genel performans elde edilir. Yapılan deneysel çalışmalarda, uzman görüşlerine göre k sayısı için en uygun değer 10 bulunmuştur (Çelik vd., 2017: 243). Enke ve Thawornwong (2005)'un çalışması takip edilerek bu çalışmada kullanılan 10 katlı çapraz doğrulama yöntemi şu şekilde açıklanabilir: Veri örneği rastgele on eşit boyutlu kısma bölünmekte ve ağ 10 kez eğitilmektedir. Eğitim geçişlerinin her birinde, 10 kısma ayrılan eğitim verilerinden bir kat atlanır ve ortaya çıkan model, bir doğrulama seti olarak da bilinen bu atlanmış kattaki verilerle doğrulanmaktadır. Tahminleri güvenilir bir şekilde değerlendirmek için, yalnızca tahmin doğruluğu değil, duyarlılık ve kesinlik de göz önünde bulundurulmuştur. Tabakalı örneklem seçimi bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda başarılı sonuç vermektedir (Liang, Tsai ve Wu, 2015). Bu nedenle bu çalışmada örneklem seçiminde tabakalı örneklem seçimi (stratified sampling) kullanılmıştır. Gerçek yön ve tahmini yön değişkenleri aynı değeri aldığı doğru tahmin gerçekleştirilmiş anlamına gelmektedir.

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). Tablo 4'de nxn boyutundaki kontenjans tablosu verilmiştir.

Tablo 4: nxn Boyutundaki Kontenjans Tablosu

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)					Toplam
		C1	C2	C3	C4	C5	
Tahmin Edilen Grup	C1	C11	C12	C13	C14	C15	Toplam
	C2	C21	C22	C23	C24	C25	
	C3	C31	C32	C33	C34	C35	
	C4	C41	C42	C43	C44	C45	
	C5	C51	C52	C53	C54	C55	
		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, C5 için C55'dir.

UTP (Undesired Case Truly Predicted, Hedeflenen durum dışında bir durumun gerçek değerinin model tarafından doğru bir şekilde tahmin edilmesi): C1 için C22,C33,C44, C55; C2 için C11,C33,C44, C55; C3 için C11,C22, C44, C55; C4 için C11, C22, C33, C55; C5 için C11, C22, C33, C44'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+C51; C2 için C12+C32+C42+C52; C3 için C13+C23+C43+C53; C4 için C14+ C24+C34+C54; C5 için C15+C25+C35+C45'dir.

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+C15; C2 için C21+C23+C24+C25; C3 için C31+C32+C34+C35; C4 için C41+C42+C43+C45; C5 için C51+C52+C53+C54'dür.

$$\text{Doğruluk (ACC)} = \frac{C_{11}+C_{22}+C_{33}+C_{44}+C_{55}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij}} = \frac{DTP+UTP}{T} \quad (1)$$

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

$$\text{Belirleyicilik (specificity- TNR, SPC)} = \text{C1 için } \frac{C_{11}}{C_{11}+C_{21}+C_{31}+C_{41}+C_{51}}; \text{ C2 için } \frac{C_{22}}{C_{12}+C_{22}+C_{32}+C_{42}+C_{52}}; \\ \text{C3 için } \frac{C_{33}}{C_{13}+C_{23}+C_{33}+C_{43}+C_{53}}; \text{ C4 için } \frac{C_{44}}{C_{14}+C_{24}+C_{34}+C_{44}+C_{54}}; \text{ C5 için } \frac{C_{55}}{C_{15}+C_{25}+C_{35}+C_{45}+C_{55}} \quad (3)$$

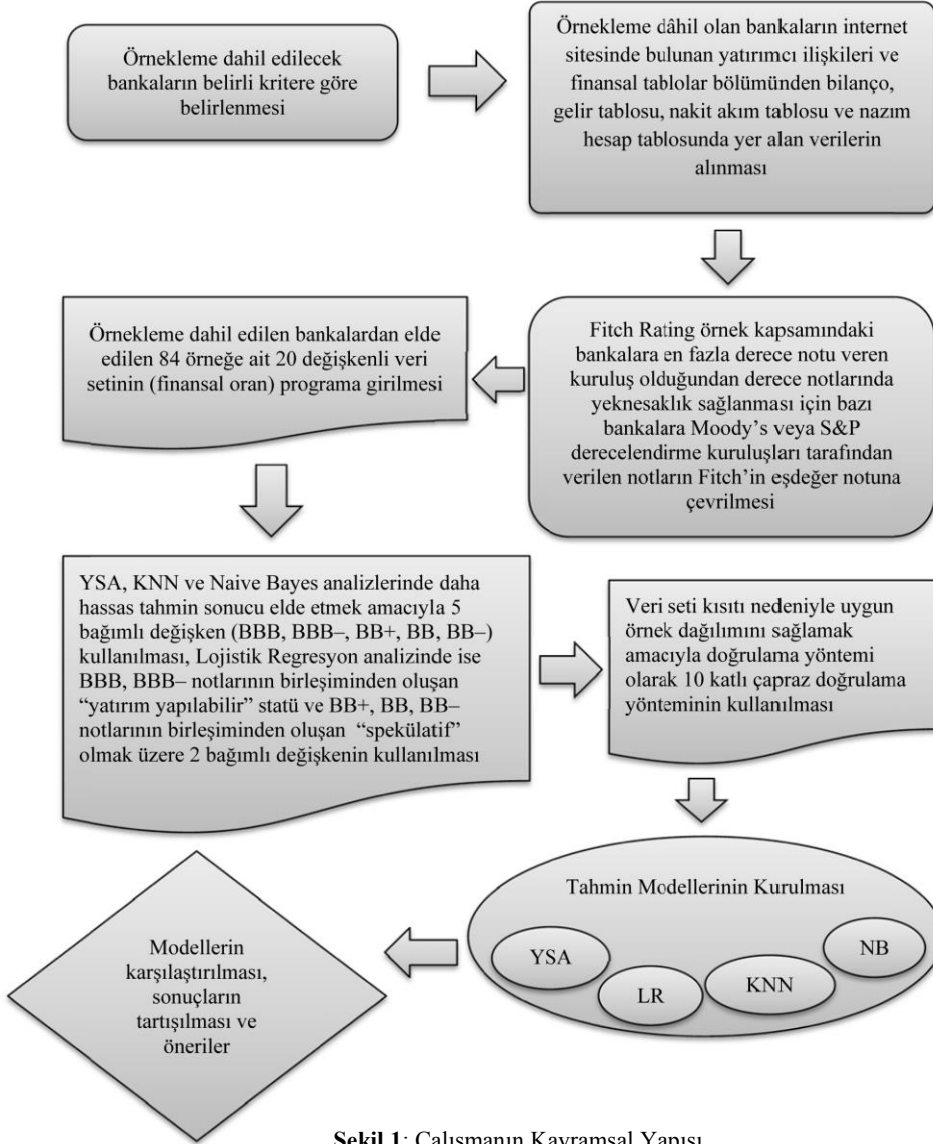
Formüllerin nxn boyutuna güncellenmesi sonucunda doğruluk; modelin hedef durumdan bağımsız bir şekilde gerçek durumları tahmin değeri olarak, duyarlılık; hedeflenen durumun yalnızca hedef durumu içeren gerçek değerler içindeki tahmin oranı olarak ifade edilebilir. Belirleyicilik ise hedef durum dışındaki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

4.3. Araştırmanın Metodolojisi

Derecelendirme kuruluşlarının verdikleri harf notu, notun verildiği yıldan bir önceki yıl verilerine dayanmaktadır. Aynı zamanda her yıl aynı dönemlerde harf notları açıklanmaktadır. Bu nedenle Uzunoğlu (2013) çalışması takip edilerek verilen notun karşılığı olarak bir önceki yılın mali tablo verileri değerlendirilmiştir. Örneğin 2017 yılı derecelendirme

notu 2016 yılı mali tabloları ile ilgili verilmiş notlardır. Bu nedenle örnekleme dâhil edilen bankaların 2010-2016 dönemi arasındaki mali tablo verileri çalışmada kullanılmıştır. Bazı bankaların 2017 yılı mali tabloları, verilerin elde edildiği dönemde yayınlanmaması ve 2018 yılında derece notlarının henüz verilmemiş olması nedeniyle 2017 yılı verileri çalışmada değerlendirilememiştir. Araştırmada kullanılan tüm yöntemlere ait analizler RapidMiner 9.7 programı ile yürütülmüştür.

Çalışmanın kavramsal yapısı Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1: Çalışmanın Kavramsal Yapısı

4.4. Araştırmada Kullanılan Yöntemler

4.4.1. Yapay Sinir Ağı

Yapay sinir ağı modeli, girdi katmanı, çıktı katmanı ve gizli katmandan oluşmakta ve her katmanda nöronlar bulunmaktadır. Gizli katman birden fazla katmandan oluşabilmektedir. Çıktı katmanındaki nöron sayısı kullanılan çıktı kadar bulunmaktadır. Nöronların girdi değeri önceki katman nöronlarının çıktı değerlerini kullanmaktadır. Gizli katman ve çıktı katmanında bulunan nöronlar kendilerine gelen sinyalleri bir aktivasyon fonksiyonu kullanarak işlemekte ve kendisinden sonra katmanın bulunması durumunda bu katmana iletmektedir (Özçalıcı, 2017). Bu işlemler sonucunda modelin verdiği çıktı gerçek çıktı ile karşılaştırılmakta ve farkın olduğu durumda her çıktı düğümü için hata sinyali hesaplanmaktadır. Hesaplanan bu hata sinyalleri çıktı düğümlerine karşılık gelen gizli katmanda bulunan düğümlere aktarılmaktadır. Gizli katmandaki düğümler hatanın sadece hesaplanan kısmını içermekte ve bu hata sinyalleri girdi katmanına iletilmektedir. Hata sinyalleri göz önünde bulundurularak bağlantı ağırlıkları her düğümde yeniden değiştirilmektedir (Akpınar, 2014). Gizli katmandaki nöron sayısı (n), öğrenme hızı değeri (lr), momentum sabiti (mc) ve yineleme sayısı (ep) etkin bir şekilde belirlenmesi gereken ANN modeli parametreleridir (Kara vd., 2011). Nöron, önceki aşamada (n) bir ağırlıkla çarpılan ve daha sonra bir eşik b ile toplanan birkaç düğümden oluşan bir giriş olan x_i 'den oluşur. Transfer fonksiyonu, bir nöron çıkışını belirleyen matematiksel bir fonksiyonla hesaplanır (Gaganis, 2009):

$$in = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b \quad (4)$$

İleri sürümlü ANN'de kullanılan ağırlıklar her seferinde Δw kadar düzeltilerek yenilenmektedir.

$$W_1^{yeni} = w_1^{eski} + \Delta w_1 \quad (5)$$

Algoritmanın en hassas noktası Δw 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):

$$E_r = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (g - y)^2 \quad (6)$$

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. Sınır ağı kullanılarak tasarlanan bir pay senedi fiyat yönü tespit modeli, belirli bir firma için, pay senedi fiyat yönünü temsil eden bir gizli katman, bir çıktı nöronu ve bir girdi katmanından oluşan ağ ile aşağıdaki şekilde ifade edilebilen bir Z skoru hesaplamaktadır (Öztemel, 2012).

$$Z = f \left(f \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j \right) \cdot \left(\sum_{j=1}^p w_j \right) \right) + b \quad (7)$$

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).

4.4.2. Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon analizi adını bağımlı değişkene uygulanan logit dönüştürmeden almaktadır. Lojistik regresyonda model oluşturulmasında en küçük kareler yöntemi yerine en çok olabilirlik yöntemi kullanılmaktadır. Lojistik regresyon olasılık, odds ve odds'un logaritmasına dayanmaktadır (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk, 2016). Lojistik regresyonda odds, bir olayın meydana gelme olasılığının o olayın oluşmaması olasılığına bölünmesi şeklinde tanımlanmaktadır ve hesaplanması formül 8'de verilmektedir:

$$odds = \frac{p(x)}{1-p(x)} \quad (8)$$

$P(x)$ = Bir x olayının gerçekleşme olasılığı

$1-p(x)$ = X olayının gerçekleşmeme olasılığı

Lojistik regresyon analizi diskriminant analizi ve çok değişkenli regresyon analizinden farklı olarak bağımsız değişkenin dağılımı ile ilgili varsayımlar gerektirmemektedir. Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenlerin normal dağılması, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği gibi varsayımların karşılamasına gerek bulunmamaktadır (Çokluk, Şekercioğlu ve Büyüköztürk, 2016).

4.4.3. En Yakın k-Komşu (KNN) Algoritması

Bellek tabanlı yöntemler arasında sayılan En yakın k-Komşu (KNN) Algoritması (KNN K-nearest neighbors algorithm) 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 kullanılmaktadır. 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):

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (X_{ik} - X_{jk})^2} \quad (9)$$

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

4.4.4. NaiveBayes Algoritması

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). 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). Bayes teoremi şu şekilde gösterilmektedir:

$$P((C_1|X_i) = \frac{P(X_i|C_1) P(C_1)}{(X_i|C_1)P(C_1) + P(X_i|C_2)P(C_2)} \quad (10)$$

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). Eğer m tane sınıf olduğu düşünülürse kural;

$$P(X_i) = \sum_{j=1}^m P(X_i | C_j) P(C_j) \quad (11)$$

şeklinde olacak ve bu durumda x_i nin c_1 sınıfında olma olasılığı 12 nolu bağıntı ile hesaplanabilir.

$$P(C_1 | X_i) = \frac{P(X_i | C_1) P(C_1)}{P(X_i)} \quad (12)$$

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 bulunma sıklığı $P(X_i | C_j)$, C_j ler içinde X_i lerin sayılmasıyla bulunmaktadır (Silahtaroglu, 2016).

4.5. Bulgular

4.5.1. Yapay Sinir Ağı Analizi ve Bulguları

Çalışmada yapay sinir ağı tekniği olarak sınıflandırma ve tahmin problemlerinin çözümünde etkili sonuçlar veren çok katmanlı algılayıcı modeli (ÇKA) kullanılmıştır 2011-2016 yılları arasında yer alan 12 bankaya ait bağımsız değişkenler kullanılmış olup tabakalı örneklem seçimi ve 10 kat çapraz doğrulama kullanılarak analiz gerçekleştirilmiştir. Özdağoğlu vd. (2017) çalışması takip edilerek oluşturulan yapay sinir ağı modeli, öğrenme hızı, momentum ve eğitim devir sayısı gibi üç önemli parametre için optimize edilmiş değerlere dayalı olarak yürütülmüştür. Analizde kullanılan YSA parametreleri Tablo 5'de gösterilmiştir.

Tablo 5. Yapay Sinir Ağı Parametreleri

Ağ Türü	Çok Katmanlı Perseptron		
Öğrenme Algoritması	Geri Yayılim		
Öğrenme Kuralı	Momentum		
Girdi Katmanındaki Düğüm Sayısı	20		
Gizli Katman Sayısı	1		
Gizli Katmandaki Düğüm Sayısı	14		
Çıktı Katmanı Düğüm Sayısı	5 (BB-,BB, BB+,BBB-,BBB)		
Değişken Seçimi	20 Bağımsız Değişken		
Doğrulama Türü	10 Katlı Çapraz Doğrulama		
Örnekleme Seçim Türü	Otomatik Örnekleme Seçimi		
Aktivasyon Fonksiyonu	Sigmoid		
Öğrenme Oranı	En Düşük: 0.00	En Yüksek: 0.30	Adımlar: 10
Momentum	En Düşük: 0.00	En Yüksek: 0.20	Ölçek: Doğrusal
Eğitim Devir Sayısı	En Düşük: 1.00	En Yüksek: 500	Ölçek: Doğrusal

YSA analizi karışıklık matrisi Tablo 6’da verilmiştir. Tablo 6 incelendiğinde gerçek durumda BBB notu alan 20 örnek, BBB- notu alan 37 örnek BB+ notu alan 14 örnek, BB notu alan altı örnek YSA tarafından doğru tahmin edilmiştir. Gerçek durumda BB- notu alan altı örnek doğru tahmin edilmiş bir örnek gerçekte BB- notu alması gerekirken BB sınıfına atanarak yanlış tahmin edilmiştir. Çalışmanın hacmini genişletmemek amacıyla karışıklık matrisi ile ilgili açıklama araştırmada kullanılan (LR haricinde) KNN ve NB yöntemlerinde tekrarlanmayacaktır. Araştırmada kullanılan tüm yöntemlere ait karışıklık matrisi bu kısımda belirtildiği şekilde okunabilecektir.

Tablo 6: YSA Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)					Toplam
		BBB	BBB-	BB+	BB	BB-	
Tahmin Edilen Grup	BBB	20	0	0	0	0	20
	BBB-	0	37	0	0	0	37
	BB+	0	0	14	0	0	14
	BB	0	0	0	6	1	7
	BB-	0	0	0	0	6	6
Toplam		20	37	14	6	7	84

Parametre optimizasyonu ile Tablo 5’de belirtilen öğrenme oranı, momentum, eğitim devir sayısı en düşük-en yüksek değerler programa girilmiştir. Tablo 7’de belirtildiği gibi 3 farklı parametrenin 1.331 farklı kombinasyonu denenerek en yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahip model ve parametre değerleri belirlenmiştir. Tablo 7’de yer alan Kappa istatistiğinden kısaca bahsetmek gerekmektedir. Kappa testi, iki veya daha fazla gözlemci arasındaki uyumun güvenilirliğini ölçen bir istatistiksel yöntemdir. 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 kappa katsayısı” kullanılır.

Kappa değeri (-)1 ile (+)1 arasında değer alabilir ve bulunan değer şu şekilde yorumlanır:

$K = +1$ ise iki gözlemcinin sonuçları tümüyle birbiri ile uyumludur.

$K = 0$ ise iki gözlemci arasındaki uyum sadece şansa bağlıdır.

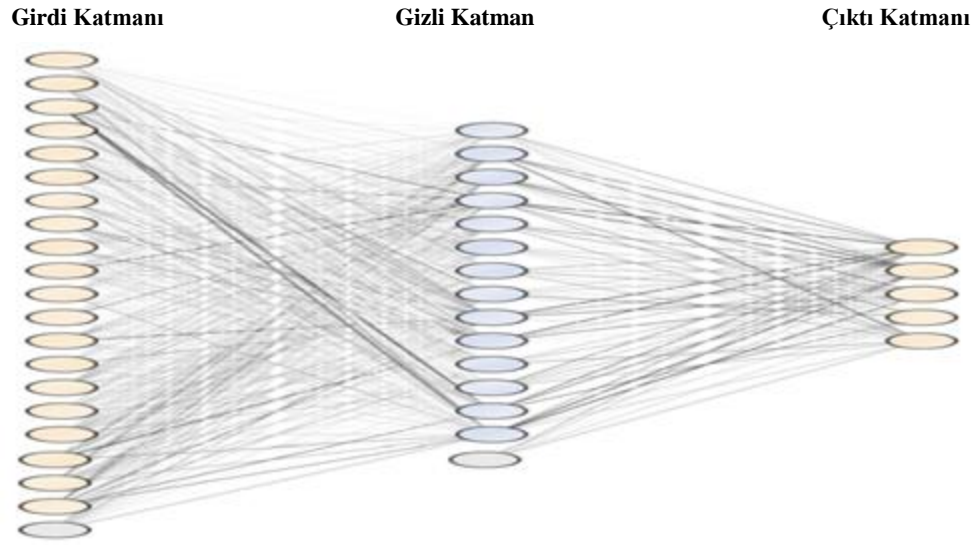
$K = -1$ ise iki gözlemci tümüyle birbirinin tersini değerlendirmektedir.

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).

Tablo 7: Parametre Optimizasyonu Sonucu En İyi Performansı Gösteren YSA Model Sonucu

Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (accuracy)	%98,81
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%1,19
Kappa	0,983
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik (weight mean precision)	%97,14
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık (weight mean recall)	%97,14
Öğrenme Oranı (learning rate)	0,3
Momentum	0,08
Devir Sayısı (training cycles)	450

Şekil 2’de YSA ağ mimarisi verilmiştir. YSA mimarisinde, girdi katmanında 20 bağımsız değişken bulunmakta, gizli katman sayısı bir, gizli katmandaki düğüm sayısı 14 ve çıktı katmanındaki düğüm sayısı ise beş (BB-,BB, BB+,BBB-,BBB) olarak gösterilmektedir.



Şekil 2: YSA Ağ Mimarisi

4.5.2. Lojistik Regresyon Analizi ve Bulguları

Tablo 8’de Lojistik Regresyon analizi karışıklık matrisi verilmiştir. Gerçek durumda BBB ve BBB- derece notuna sahip 58 örneğin 52’si doğru tahmin edilmiş, altı örnek gerçek durumda BBB ve BBB- notuna sahipken BB+,BB ve BB- sınıfına atayarak yanlış tahmin edilmiştir. Gerçek durumda BB+, BB ve BB- notuna sahip 26 örneğin 19’u doğru tahmin edilmiş, yedi örnek gerçek durumda BB+, BB ve BB- sınıfına atanması gerekirken BBB, BBB- sınıfına atanarak yanlış tahmin edilmiştir.

Tablo 8: Lojistik Regresyon Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)		
		BBB, BBB-	BB+, BB, BB-	Toplam
Tahmin Edilen Grup	BBB, BBB-	52	7	59
	BB+, BB, BB-	6	19	25
Toplam		58	26	84

Tablo 9’da LR analizi sonuçları verilmektedir.

Tablo 9: Lojistik Regresyon Analizi Performans Sonuçları

Parametreler	Değerler
Doğruluk (accuracy)	%84,52
Sınıflandırma Hatası (classification error)	% 15,48
Kappa	0,634
AUC	0,895
Kesinlik (Precision)	%76,00
Duyarlılık (Recall)	%73,08
F ölçütü	%74,51

4.5.3. En Yakın k-Komşu (KNN) Algoritması Analizi ve Bulguları

KNN analizinde k sayısı olarak farklı değerler denenmiş ve en yüksek sınıflandırma sonucu $k=3$ alındığında elde edildiğinden analizde k değeri 3 olarak alınmıştır. KNN analizi karışıklık matrisi Tablo 10'da gösterilmiştir.

Tablo 10: KNN Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)					
		BBB	BBB-	BB+	BB	BB-	Toplam
Tahmin Edilen Grup	BBB	16	5	1	0	0	22
	BBB-	4	30	5	1	0	40
	BB+	0	2	8	0	0	10
	BB	0	0	0	3	1	4
	BB-	0	0	0	2	6	8
Toplam		20	37	14	6	7	84

Tablo 11'de KNN analizi model sonucu verilmektedir.

Tablo 11: KNN Analiz Sonucu

Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (accuracy)	%75,00
Sınıflandırma Hatası (classification error)	%25,00
Kappa	0,641
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik	%75,55
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık	%70,79
K Sayısı	3

4.5.4. NaiveBayes Algoritması Analizi ve Bulguları

Tablo 12’de NaiveBayes Algoritması analizi karışıklık matrisi verilmiştir.

Tablo 12: NaiveBayes Algoritması Analizi Karışıklık Matrisi

		Gözlemlenen Grup (Gerçek)					
		BBB	BBB-	BB+	BB	BB-	Toplam
Tahmin Edilen Grup	BBB	18	11	4	1	0	34
	BBB-	2	19	5	0	2	28
	BB+	0	5	5	0	0	10
	BB	0	2	0	5	1	8
	BB-	0	0	0	0	4	4
Toplam		20	37	14	6	7	84

Tablo 13’de NaiveBayes algoritması analiz sonucu verilmektedir.

Tablo 13: NaiveBayes Algoritması Analiz Sonucu

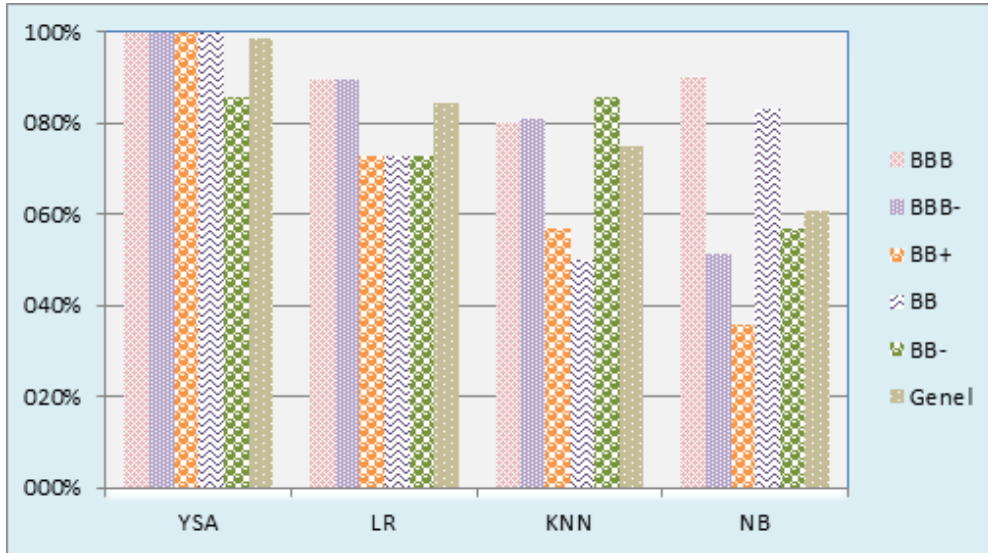
Parametreler	Sonuçlar
Doğruluk (accuracy)	%60,71
Sınıflandırma Hatası	%32,29
Kappa	0,459
Ağırlıklı Ortalama Kesinlik	%66,66
Ağırlıklı Ortalama Duyarlılık	%63,51

4.5.5. Bulguların Değerlendirilmesi

Şekil 3’de çalışmada kullanılan yöntemlerin tahmin performansının karşılaştırılması verilmiştir. YSA 84 örnekten BBB, BBB-, BB+ ve BB derece notuna sahip örneklerin derece notlarını %100 doğru tahmin etmiştir. YSA’nın genel sınıflandırma doğruluğu %98,80’dir. YSA analizi ile oluşturulan modelde 84 örneklemin 83’ünün notu doğru tahmin edilerek %98,80 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Bu sonuç yalnızca finansal tablo verileri kullanılarak oluşturulan YSA modelinin Fitch tarafından verilen notlar ile %98,80 oranında örtüştüğünü göstermektedir. LR modeli 84 örneğin 71’ini doğru tahmin etmiş, 13 örneği yanlış tahmin etmiştir. LR genel sınıflandırma doğruluk oranı %84,52 olarak bulunmuştur. KNN algoritması 84 örneğin 63’ünü doğru tahmin etmiş, 21 örneği yanlış tahmin etmiştir. KNN algoritması genel sınıflandırma doğruluk oranı %75,00 olarak bulunmuştur. NB algoritması 84 örneğin 51’ini doğru tahmin etmiş, 33 örneği yanlış tahmin etmiştir. NB algoritması genel sınıflandırma doğruluk oranı %60,71 olarak bulunmuştur. Hammer vd. (2012)

LR'nin çoklu doğrusal regresyon ve destek vektör makineleri ile kıyaslandığında mükemmel sonuç verdiğini belirtmiştir. Bu çalışmada LR YSA'dan sonra ikinci en yüksek tahmin sonucu veren yöntem olarak bulunmuştur. Ancak YSA'da beş bağımlı değişken kullanılmışken LR analizi iki bağımlı değişken ile gerçekleştirildiğinden LR'nin çalışmada kullanılan diğer yöntemlerle karşılaştırılması sınırlı olacaktır.

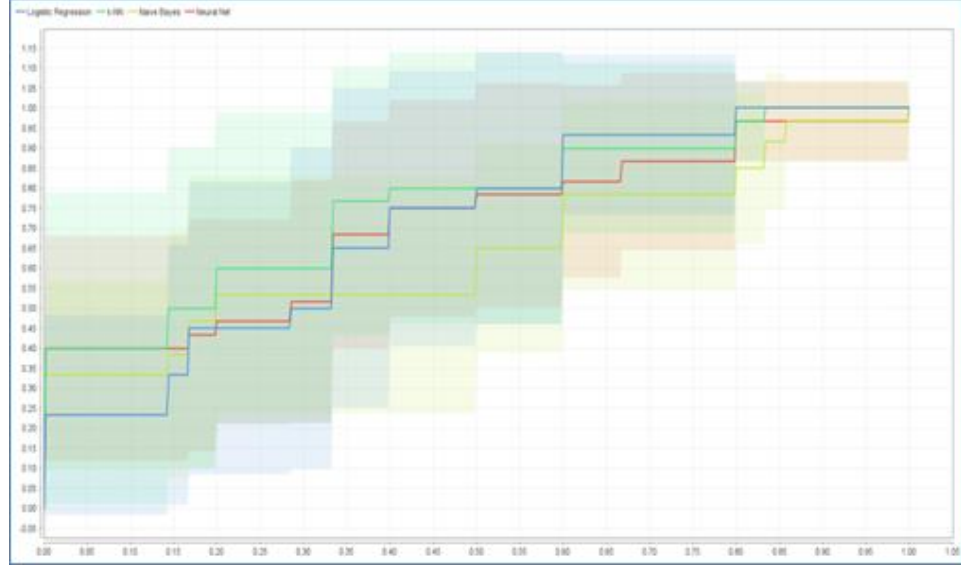
Bektaş ve Gökçen (2011) Türkiye'de faaliyet gösteren ve Moody's tarafından derecelendirilen bankaların kredi notunun YSA, kümeleme analizi, destek vektör makinesi ve öz örgütleyici haritalar tekniklerini kullanmışlardır. Analiz sonucunda geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli YSA modelinin analize konu bankaların derecelerini diğer yöntemlerden daha başarılı (ilk üç yıl %100, son yıl %91,70 oranında) şekilde tahmin ettiğini bulmuşlardır. Bu sonuç bu araştırma bulgularıyla uyumludur. Bu çalışmada da YSA yöntemi LR, KNN ve NB yöntemlerinden daha yüksek sınıflandırma ve tahmin performansı göstermiştir.



Şekil 3: Çalışmada Kullanılan Yöntemlerin Tahmin Performansının Karşılaştırılması

ROC eğrisi, modelin dikey ekseninde "isabetleri" (yani gerçek pozitifler) yüzdesini ve yatay ekseninde "yanlış alarmların" 1-özgüllüğü veya yüzde oranlarını çizmektedir. Sonuç, 45° çizgisinden sol üst köşeye yükselen eğimli bir eğridir. Bükme keskinliği ve sol üst köşeye ne kadar yakınsa, modelin doğruluğu da o kadar yüksek olmaktadır. Şekil 4'de ROC eğrisi verilmektedir. Eğri altındaki alan (AUC), çeşitli kesme noktalarının tüm olası seçim-

lerine göre yanlış sınıflandırma oranlarının ortalaması olarak kabul edilebilir. Bu nedenle AUC, sınıflandırma modellerinin maliyeti veya ciddiyeti hakkında bir bilgi bulunmadığında farklı sınıflandırma modellerini karşılaştırmak için kullanılabilir (Gaganis, 2009)



Şekil 4: ROC Eğrisi

5. Sonuç

Kredi notları, devlet kurumları, şirketler veya finansal kurumlar gibi menkul kıymet ihraççıların mevcut finansal kredi değerliliğini yansıtan görüşlerdir. Bu derecelendirme notları, Fitch, Moody's ve Standard and Poor's gibi derecelendirme kuruluşları tarafından verilmekte ve ilgili kurumun, şirketin veya devletin finansal yükümlülüklerini zamanında yerine getirme yeteneklerinin kapsamlı bir değerlendirmesi olarak kabul edilmektedir. Kredi derecelendirme kuruluşları, bankaların derecelendirilmesi sürecinde ise uzmanların beklentileri de dâhil olmak üzere geniş bir finansal ve finansal olmayan bilgi setine başvurumaktadırlar. Son yıllarda, bankaların finansal güçlerine göre derecelendirmesi için güvenilir niceliksel yöntemlerin geliştirilmesine yönelik araştırmaların sayısı artmaya başlamıştır.

Bu çalışmada, aktif büyüklüğü bakımından en büyük 12 ticari bankanın Fitch derecelendirme kuruluşu tarafından verilen kredi notları dikkate alınarak, YSA, KNN, LR ve NB yöntemlerine göre oluşturulan modellerin kredi notu tahmininde performansının karşılaştırılması amaçlanmıştır. YSA analizi ile oluşturulan modelde 84 örneklemin 83'ünün notu

doğru tahmin edilerek %98,80 sınıflandırma doğruluğu elde edilmiştir. Bu sonuç yalnızca finansal tablo verileri kullanılarak oluşturulan YSA modelinin Fitch tarafından verilen notlar ile %98,80 oranında örtüştüğünü göstermektedir. LR modeli 84 örneğin 71'ini doğru tahmin etmiş, 13 örneği yanlış tahmin etmiştir. LR genel sınıflandırma doğruluk oranı %84,52 olarak bulunmuştur. KNN algoritması 84 örneğin 63'ünü doğru tahmin etmiş, 21 örneği yanlış tahmin etmiştir. KNN algoritması genel sınıflandırma doğruluk oranı %75,00 olarak bulunmuştur. NB algoritması 84 örneğin 51'ini doğru tahmin etmiş, 33 örneği yanlış tahmin etmiştir. NB algoritması genel sınıflandırma doğruluk oranı %60,71 olarak bulunmuştur.

Finansal güç derecelendirmesinde bankanın bulunduğu ülkedeki koşulların göz ardı edilerek sadece bankanın finansal yapısı, faaliyetleri ve varlıkları incelenerek bir tahminde bulunulduğu gerçeği göz ardı edilmemelidir. Kredi derece notu alan bankaların düzenli olarak kamuya duyurulduğu bir platformun bulunmaması sonucu kısıtlı sayıda derece notu alan banka bilgilerine ulaşılmıştır. Diğer önemli kısıt derece notu almış bankaların bir yıl önceki mali tablo verilerinin elde edilmesinde karşılaşılan zorluklardır. Araştırmanın en önemli kısıtı sınırlı sayıda örnek ile analizlerin yürütülmesidir. Bu nedenle çalışmada kurulan modellerin Türkiye'deki tüm bankalara veya yurt dışında faaliyet gösteren bankalara genellenmesi tavsiye edilmemektedir.

Çalışmada elde edilen sonuçlar banka yöneticilerine belirli mali tablo kalemleri arasındaki ilişkilerden yararlanarak yapılan oran analizleri sonucu elde edilen mali oranların veri madenciliği yöntemleri kullanılarak olası derece notlarının belirlenmesinde bilgi sağlayabileceği gibi, mevcut veya potansiyel yatırımcılara da verecekleri kararlarda yardımcı olabilecektir. Elde edilen bulgular sınırlandırılmış belirli sayıda bağımsız değişkenle yürütülen analizin yüksek sınıflandırma doğruluğuna ulaştığını göstermekte olup bu durum karar vericilerin zaman ve mali yönden tasarruf elde etmesini sağlayacaktır. Gelecekte yapılacak çalışmalarda, farklı dönemler için daha fazla sayıda bankanın ilgili finansal oranlarının kredi derecelendirmesindeki gücü ölçülerek karşılaştırmaların yapılması literatüre değer katacaktır.

Kaynakça

- AKAY, Ebru. ÇAĞLAYAN; (2018), “Ekonometride Yeni Bir Ufuk: Büyük Veri ve Makine Öğrenmesi”, *Social Sciences Research Journal*, 7(2), ss. 41-53.
- AKBULAK, Yavuz; (2012), “Kredi Derecelendirmesi veya Rating: Kavram ve Ölçütler”, *Mali Çözüm*, Mayıs-Haziran, ss. 171-184.
- AKPINAR, Haldun; (2014). *Data Veri Madenciliği Veri Analizi*. İstanbul: Papatya Yayınları.
- AYTEKİN, Sinan ve Şakir SAKARYA; (2013), “BİST’deki Mevduat Bankalarının Finansal Performanslarının 2001 ve 2008 Finansal Krizleri Çerçevesinde Camels Derecelendirme Sistemi ile Değerlendirilmesi”, *AİBÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 13(2), ss. 25-58.
- BEKTAŞ, Hakan ve Ahmet GÖKÇEN; (2011), “Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Güç Derecesine Sahip Olan Bankaların Kantitatif Verilerinin İstatistiksel Analizi”, *Marmara Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 31(2), ss. 345-366.
- BELLOTTI, Tony, Roman MATOUSEK ve Chris STEWART; (2011), “Are Rating Agencies' Assignments Opaque? Evidence from International Banks”, *Expert Systems with Applications*, 38(4), pp. 4206-4214.
- BISSOONDOYAL-BHEENICK, Emawtee ve Sirimon TREEPONGKARUNA; (2011), “An Analysis of the Determinants of Bank Ratings: Comparison Across Rating Agencies”, *Australian Journal of Management*, 36(3), pp. 405-424.
- BODUR, Çağlayan ve Suat TEKER; (2005), “Ticari Firmaların Kredi Derecelendirmesi: İMKB Firmalarına Uygulanması”, *İTÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(1), ss. 25-36.
- BOYACIOĞLU, Melek Acar; (2003), *Bankalarda Derecelendirme (Rating) ve Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Ampirik Bir Çalışma*. Konya : Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yayınlanmamış Doktora Tezi.
- ÇELİK, Ufuk, Eyüp AKÇETİN ve Murat GÖK, M; (2017), *Rapidminer İle Veri Madenciliği*. İstanbul: Pusula Yayınları.
- ELKHOURY, Marwan; (2008), “Credit Rating Agencies and Their Potential Impact on Developing Countries. United Nations Conference on Trade and Development”, *Discussion Papers*, No: 186.
- ÇOKLUK, Ömay, Güçlü ŞEKERCİOĞLU ve Şener BÜYÜKÖZTÜRK; (2016). *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik SPSS ve LISREL Uygulamaları*, Ankara: Pegem Akademi Yayını.
- ENKE, David ve Suraphan Thawornwong; (2005), “The Use of Data Mining and Neural Networks for Forecasting Stock Market Returns”, *Expert Systems with Applications*, (29), 927-940.
- EREN, Erkan; (2010), “Derecelendirme Kuruluşları Tarafından Verilen Notlar Sebebiyle

- Üçüncü Kişilerin Uğrayabileceği Zararlardan Kaynaklanan Sorumluluğun Hukuki Niteliği”, BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar, 4(2), ss. 111-144.
- ERKAN, Mustafa ve Mustafa Yaşar DEMİRCİOĞLU; (2011), “Türkiye’ye Verilen Derecelendirme Notlarının Doğrudan Yabancı Yatırım Girişine Etkisinin Yıllar İtibariyle İncelenmesi”, İnönü Üniversitesi Hukuk Fakültesi Dergisi, 2(1), ss. 209-239.
- GAGANIS, Chrysovalantis, Fotios PASIOURAS, ve Constantin ZOPOUNUDIS; (2006), “A Multicriteria Decision Framework for Measuring Banks' Soundness around the World”, Journal of Multi-Criteria Decision Analysis, 14, pp. 103-111.
- HAMMER, Peter. L., Alexander KOGAN ve Miguel A. LEJEUNE; (2012), “A Logical Analysis of Bank's Financial Strength Ratings”, Expert Systems with Applications, 39, pp. 7808-7821.
- HAU, Harald, Sam.LANGFIELD, ve David MARQUES-IBANEZ; (2013), “Bank Ratings: What Determines Their Quality?”, Economic Policy, April 2013, pp. 289-333.
- HUANG, Zan, Hsinchun CHEN, Chia-Jung HSU, Wun.-Hwa CHEN ve Soushan WU; (2004), “Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural Networks: A Market Comparative Study”, Decision Support Systems, 37, pp. 543-558.
- IOANNIDIS, Christos, Fotios PASIOURAS, ve Constantin ZOPOUNUDISI; (2010), “Assessing Bank Soudness with Classification Techniques”, Omega, 38(5), pp. 345-357.
- JARDIN, Philippe Du; (2016), “A Two-Stage Classification Technique for Bankruptcy Prediction”, European Journal of Operational Research, (254), 236-252.
- KARA, Yakup, Melek Acar BOYACIOĞLU ve Ömer Kaan BAYKAN; (2011), “Predicting Direction of Stock Price Index Movement using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines: The Sample Of The Istanbul Stock Exchange”, Expert Systems With Applications, (38), 5311-5319.
- KARGI, Bilal; (2014), “Uluslararası Kredi Derecelendirme Kuruluşları ve Türkiye'nin Kredi Notu Üzerine Bir İnceleme”, International Journal of Social Science. 24, ss. 351-370.
- KILIÇ, Selim; (2015), “Kappa Testi”, Journal of Mood Disorders, 5(3), ss. 142-144.
- LIANG, Deron, Chih-Fong TSAI, Hsin-Ting Wu; (2015), “The Effect of Feature Selection on Financial Distress Prediction”, Knowledge-Based Systems, (73), 289-297
- ORSENIĞO, C. ve C. VERCELLIS; (2013), “Linear Versus Nonlinear Dimensionality Reduction for Banks' Credit Rating Prediction”, Knowledge-Based Systems, 47, pp. 14-22.
- ÖZÇALICI, Mehmet; (2017), “Aşırı Öğrenme Makineleri İle Hisse Senedi Fiyat Tahmini”, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 35(1), 67-88.
- ÖZDAĞOĞLU, Güzin, Ahmet ÖZDAĞOĞLU, Y.GÜMÜŞ, ve G. KURT-GÜMÜŞ, (2017); “The Application of Data Mining Techniques in Manipulated Financial

- Statement Classification: The Case of Turkey”, *Journal of AI and Data Mining*, 5(1), pp. 67-77.
- ÖZKAN, Yalçın; (2016), *Veri Madenciliği Yöntemleri*, İstanbul: Papatya Yayınları.
- ÖZTEMEL, Ercan; (2012). *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayınları, İstanbul.
- PACKER, Frank ve Nikola TARASHEV; (2011), “Rating Methodologies for Banks”, *BIS Quarterly Review*, June 2011, 39-52.
- PASIOURAS, F., C. GAGANIS, ve C. ZOPOUNIDIS; (2006), “The Impact of Bank Regulations, Supervision, Market Structure, and Bank Characteristics on Individual Bank Ratings: A Cross-Country Analysis”, *Rev Quant Finan Ac.*, 27, pp. 403–438
- PASIOURAS, Fotios, Chrysovalantis GAGANIS, ve M. DOUMPOS; (2007), “A Multicriteria Discrimination Approach for The Credit Rating of Asian Banks”, *Annals of Finance*, 3, pp. 351-367.
- POON, Winnie P. H., Michael FIRTH ve Hung-Gay FUNG; (1999), “A Multivariate Analysis of the Determinants of Moody’s Bank Financial Strength Ratings”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 9(3), pp. 267-283.
- POON, Winnie P. H. and Michael FIRTH; (2005), “Are Unsolicited Credit Ratings Lower? International Evidence from Bank Ratings”, *Journal of Business Finance and Accounting*, 32 (9-10), pp. 1741-1771.
- SHEN, Chung.Hua, Yu.Li HUANG ve Iftekhar HASAN; (2012), “Asymmetric Benchmarking in Bank Credit Rating”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22, pp. 171-193.
- SİLAHTAROĞLU, Gökhan; (2016), *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları*, İstanbul Papatya Yayınları.
- UZUNOĞLU, Hande; (2013), *Banka Kredi Derecelendirmesi: Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Türk Bankaları Üzerine Bir Uygulama*. Isparta : Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.
- YÜKSEL, Serhat, Hasan DİNÇER, ve Ümit HACIOĞLU; (2015), “CAMELS-based Determinants for the Credit Rating of Turkish Deposit Banks”, *International Journal of Finance and Banking Studies*, 4(4), ss. 1-17.
- WOLF, Krystof; (2015), *What are The Main Determinants of Banks' Rating Across CEE Countries?*, Master's Thesis, Charles University in Prague, Faculty of Social Sciences, Institute of Economic Studies.
- Kredi Derecelendirme. (20.03.2018). Sermaye Piyasası Lisanslama Web Sitesi: <http://www.serpam.org> adresinden alınmıştır.
- Aktif Büyüklüklerine Göre Banka Sıralaması. (15.03.2018). Türkiye Bankalar Birliği: www.tbb.org.tr adresinden alınmıştır.

Ek 1. Yapay Sinir Ağı Ağırlıkları

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	Düğüm 11	Düğüm 12	Düğüm 13	Düğüm 14	
	Sigmoid														
X1	0,696	1,093	-0,069	-0,680	0,722	-1,430	-0,263	0,239	-1,352	0,812	1,091	0,213	0,911	2,736	
X2	-0,142	-1,029	-1,512	1,487	-1,175	1,050	0,028	0,551	1,038	1,676	-0,081	-0,590	0,324	-2,278	
X3	-1,55	-2,026	-2,240	-0,792	-1,418	0,926	2,615	-0,231	4,998	5,675	1,760	2,361	2,548	-3,391	
X4	0,171	1,203	-0,202	-1,582	0,164	-3,089	0,618	0,869	0,470	0,607	-0,595	1,148	0,584	3,005	
X5	3,785	1,167	-0,868	0,989	-0,173	-1,528	-0,346	0,220	-1,866	3,874	-3,557	-1,475	0,115	0,514	
X6	-1,447	0,114	0,397	-2,773	0,420	-3,631	3,023	-0,295	2,950	3,286	-3,631	0,069	1,412	-2,002	
X7	4,456	-0,649	0,663	1,994	0,398	-1,275	1,200	1,789	1,902	-0,107	2,979	3,951	1,14	-2,867	
X8	-3,401	1,740	-0,285	0,104	0,724	-0,948	-0,723	1,735	0,961	-0,673	0,279	1,552	0,796	-4,549	
X9	-1,622	0,143	-0,111	4,024	0,086	1,684	2,160	1,018	1,796	0,703	1,095	-0,916	0,605	-0,957	
X10	-1,899	-1,911	-1,073	2,594	-1,315	-2,402	4,328	-2,619	4,577	2,291	3,241	1,890	2,046	0,087	
X11	-0,524	-0,419	-1,303	-0,248	-1,643	0,616	-1,831	-0,014	-1,848	1,270	-1,162	-0,507	0,45	1,046	
X12	0,617	-1,128	-0,876	-2,628	-0,544	-1,762	2,588	-0,546	4,543	4,313	1,065	0,908	1,252	-0,361	
X13	1,126	-1,038	-0,272	2,563	-0,875	3,198	2,788	-1,021	0,092	4,672	0,411	-2,664	-0,104	6,807	
X14	0,544	0,828	0,885	-0,931	1,133	-1,105	0,924	-0,281	1,748	0,414	-0,317	-0,289	0,705	-4,08	
X15	2,562	1,779	-0,131	1,085	0,339	-2,686	0,585	0,588	0,853	0,817	-3,491	-1,962	0,595	-3,051	
X16	-0,453	1,451	0,904	-3,661	1,132	-0,004	-0,615	-0,676	0,621	2,547	-1,279	-2,638	-0,047	-3,336	
X17	-1,286	2,331	0,781	-3,987	1,596	-1,819	-0,543	0,424	1,018	1,606	-1,819	-1,745	0,474	-4,383	
X18	-3,687	0,270	0,665	-5,655	1,657	-2,747	0,636	-1,258	0,684	3,287	-4,939	-0,176	0,412	3,488	
X19	8,327	-1,609	-1,189	1,355	-1,963	-3,394	1,147	4,831	1,822	5,664	1,344	0,495	0,902	2,888	
X20	3,564	1,012	-1,684	5,177	-2,109	5,084	-3,017	1,273	-3,595	-1,350	2,328	-5,108	-1,63	-4,341	
Bias	-1,122	-0,561	-1,294	-0,259	-0,953	1,273	0,360	-0,033	2,696	2,879	-3,032	-2,275	-0,158	-2,027	
Çıktı katmanı Sigmoid															
Derece Notları	Düğüm 1	Düğüm 2	Düğüm 3	Düğüm 4	Düğüm 5	Düğüm 6	Düğüm 7	Düğüm 8	Düğüm 9	Düğüm 10	Düğüm 11	Düğüm 12	Düğüm 13	Düğüm 14	Eşik (Threshold)
BBB	-3,957	-1,704	-2,863	1,221	-3,560	4,502	-4,472	-5,372	-7,785	1,497	5,509	1,726	1,776	4,25	-1,165
BBB-	6,783	-1,030	-0,349	5,505	-1,147	-6,722	5,441	-4,318	7,419	-6,702	-4,018	-1,266	-0,825	-6,724	-0,280
BB+	-5,241	2,741	-2,943	-6,341	-2,354	-0,052	-1,178	3,557	0,930	5,848	-3,359	-6,576	0,385	5,891	-1,768
BB	1,779	-5,284	0,807	-4,124	-0,643	2,670	-3,987	2,582	1,935	-1,598	2,150	3,543	-3,866	-2,09	-1,788
BB-	-0,542	2,553	2,134	-3,194	2,542	-0,232	-2,772	1,297	-4,746	-1,719	0,594	-3,608	-2,361	-0,84	-1,614