

Araştırma Makalesi / Research Article

ANFIS YÖNTEMİ İLE KREDİ TEMERRÜT TAKASI (CDS) PRİMİ TAHMİNLEMESİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Arş. Gör. Dr. Büşra KUTLU KARABIYIK 

Aydın Adnan Menderes Üniversitesi, Söke İşletme Fakültesi, Aydın, (busra.kutlu@adu.edu.tr)

ÖZET

Kredi Temerrüt Takası (CDS) primi ülkelerin risk derecelerini ve yatırım yapılabirliklerini ifade etmektedir. CDS primini doğru tahmin edebilen yatırımcılar fonlarını güvenilir ülkelere ve doğru kaynaklara aktarabilmektedirler. Bu çalışmada Türkiye'nin CDS priminin Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemi ile tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada girdi değişkenleri olarak "döviz kuru", "kredi notu", "faiz oranı", "hisse senedi fiyatı", "hisse senedi volatilitesi" ve "hisse senedi getirisi" değerleri ele alınmıştır. Çalışmadaki tüm veriler günlük olarak elde edilmiş olup, 2015-2020 periyodunu kapsamaktadır. ANFIS girdi seçimi analizi neticesinde CDS priminin tahmin edilmesinde en fazla etkisi olan girdi değişkenlerinin "döviz kuru", "hisse senedi fiyatı" ve "faiz oranı" olduğu bulunmuştur. Söz konusu girdi değişkenlerin yer aldığı eğitim verisi ile ANFIS modeli eğitilmiş ve modelin daha önce hiç görmediği test veri seti için gelecek CDS primi değerlerine yönelik tahminler elde edilmiştir. Analiz sonucunda CDS primi tahmin değerlerinin gerçek CDS primi değerlerine oldukça yakın olduğu tespit edilmiştir. O halde ANFIS modelinin Türkiye'deki CDS primlerini oldukça iyi bir şekilde tahmin ettiği söylenebilmektedir. Bu çalışmayla CDS primlerinin izleyen dönemlerde alabileceği değerler hakkında yatırımcılara ve politika geliştiricilere bilgi verilmesi amaçlanmaktadır.

Anahtar Kelimeler: CDS Primi, Tahmin, ANFIS.

ESTIMATION OF CREDIT DEFAULT SWAP (CDS) PREMIUM VIA ANFIS METHOD: THE CASE OF TURKEY

ABSTRACT

The Credit Default Swap (CDS) premium expresses the risk ratings and investment capability of the countries. Investors who can correctly estimate the CDS premium can transfer their funds to reliable countries and correct sources. In this study, it is aimed to estimate the CDS premium of Turkey by Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) method. In the study, "exchange rate", "credit rating", "interest rate", "stock price", "stock volatility" and "stock return" values were considered as input variables. All data in the study were obtained on a daily basis and covers the period of 2015-2020. As a result of the ANFIS input selection analysis, it was found that the input variables that have the greatest impact on estimating the CDS premium are "exchange rate", "stock price" and "interest rate". The ANFIS model was trained with the training dataset containing these input variables, and estimates were obtained for the future CDS premium values for the test data set that the model had never seen before. As a result of the analysis, it has been determined that the CDS premium estimation values are quite close to the actual CDS premium values. Therefore, it can be said that the ANFIS model predicts CDS premiums in Turkey quite well. With this study, it is aimed to inform investors and policy developers about the values that CDS premiums can take in the following periods.

Keywords: CDS Premium, Estimation, ANFIS.

1. Giriş

Finansal piyasalar, tüketicilerin özellikle de yatırımcıların fon gereksinimlerini karşılayarak iktisadi aktivitenin hızlanmasına yardımcı olmaktadır. Bu bağlamda finansal piyasaların gelişmişliği ekonomik aktiviteyle birlikte toplumsal refaha da katkı sağlamaktadır. Finansal piyasalar bu katkıyı çeşitli işlevleri üstlenerek yapmaktadırlar. Bu fonksiyonlardan birisi de portföy çeşitlendirmesine imkan sağlayarak yatırımcıların maruz kaldıkları riski minimize etmelerine olanak sağlayan ürün çeşitliliğidir. Günümüzün en popüler ürünlerinden birisi ise, gelişen bilişim teknolojileri ve finans mühendisliğinin ortaya çıkarmış olduğu türev ürünlerdir. Piyasada en çok işlem gören türev ürün çeşidi ise, kredi temerrüt takasıdır (Anton, 2011:42). Kredi temerrüt takası (CDS) sözleşmeleri genellikle finansal kredi sigortaları olarak bilinmektedir (Hassan vd., 2013:296). CDS sözleşmesi altında; borç veren tarafın (koruma alıcısının), parasını borç alan taraftan geri alamama ihtimaline karşı, CDS satıcıları (koruma satıcıları) borç veren tarafa (koruma alıcısına) bir çeşit koruma sağlamaktadır. Bu koruma işlemi borç veren tarafın belirli bir periyotta ödediği sigorta primleri (kredi temerrüt takası primleri) karşılığında yapılmaktadır. Geleneksel sigorta poliçelerine benzer şekilde, koruma alıcısı prim ödemelerini bir kredi olayı (temerrüt, yeniden yapılandırma, kredi notunun düşmesi, kredi ödeyememe, iflas vs.) gerçekleşene kadar veya CDS sözleşmesinin vadesi dolana kadar yapmaktadır. Herhangi bir kredi olayının gerçekleşme durumunda koruma satıcısı, koruma alıcısı olan tarafın kaybını karşılamaktadır. Kaybın miktarı, sözleşmede yazan tutar ile referans varlığın kredi olayı sonucunda oluşan piyasa değeri arasındaki farka eşittir (Kunt & Taş, 2008:80).

CDS primi, risk primi olarak ifade edilmektedir. Bir ülkede yatırım kararları verirken, uluslararası menkul kıymet yatırımcıları ülkenin risk primi endeksini dikkate almaktadırlar. Bir ülkenin yüksek risk primi, o ülkenin borçlanma maliyetlerinin eşit derecede yüksek olmasına neden olur. Dolayısıyla CDS priminin finansman veya borçlanma maliyetlerine yansıdığı söylenebilir. CDS primi piyasada arz ve talebe göre şekillenen bir gösterge olduğu için Türkiye'ye özel ayarlanması mümkün değildir.

Yatırımcının almış olduğu borçlanma senedinin ödenmeme riskine karşılık bir bakıma kredinin sigortası olarak ifade edilen CDS priminde meydana gelen artış, yatırımcı açısından riskin arttığını ifade etmektedir. CDS primindeki artış genellikle kredi notundaki düşüşler, piyasanın kendi dinamikleri ve politik unsurların bir araya gelmesi ile ifade edilebilir. Bu sebeple uluslararası portföy yatırımcıları bir ülkeye yatırım yapmadan önce ilk başta bu primi incelemektedir (Gazel & Kesebir, 2019:58). Yatırım yaptıkları ülke piyasalarında yaşanan herhangi bir olumsuzluğa karşılık ani bir şekilde piyasayı terk edebilen portföy yatırımları, oldukça fazla dış finansman ihtiyacı olan, gelişmekte olan ülkelerin ekonomileri için önem taşımaktadır (Koy & Karaca, 2018:92).

CDS priminin tahminlenebilmesi yatırımcı, firma ve makroekonomik boyutta belirsizliklerin azaltılabilmesine yardımcı olabilmektedir. CDS sözleşmeleri, finansal kurumların ve yatırımcıların kredi risklerine ilişkin portföylerini daha etkin yönetmelerini sağlamaktadır. Bir ülkenin CDS primini tahmin etmek, finansal kurumlar veya yatırımcılar tarafından o ülkeye yapılması planlanan yatırımların risklilik düzeyini tahmin etmek anlamına gelmektedir. Ayrıca, CDS primi tahmin edilerek ülkenin genel risklilik durumu belirlenebilmekte ve yüksek risklilik durumuna sebep olan girdiler tespit edilerek bir takım önlemler alınması sağlanabilmektedir. Bu bağlamda bu çalışma ile politika geliştiricilere de

yol gösterilmesi hedeflenmektedir. Böylelikle ortaya çıkabilecek finansal türbülanslar gerekli tedbirlerin geliştirilmesiyle engellenebilecektir.

Alanyazında makine öğrenmesi metodolojileriyle çeşitli ekonomik ve finansal serilerin tahminlendiği çalışmalar bulunmaktadır. Ülkemizde bu konseptte gerçekleştirilen çalışmalardan bazıları sırası ile belirtilmiştir: Kutlu & Badur (2009) yapay sinir ağları ile borsa endeksini; Boyacıoğlu vd. (2010) ANFIS yöntemiyle hisse senedi getirilerini; Yiğiter vd. (2017) yapay sinir ağları, bulanık mantık çıkarım sistemleri ve regresyon analizi metotları ile hisse senedi kapanış fiyatlarını; Özer vd. (2018) bulanık mantık ve yapay sinir ağları ile gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerde borsa endeks fiyatlarını; Sarı & Yiğiter (2020) ANFIS yöntemiyle Borsa İstanbul hisse senedi getirilerini ve Molla vd. (2021) ANFIS yöntemiyle BİST 100 getirilerini kısa dönemli olarak tahminlemiştir. Söz konusu çalışmalarla uyumlu olarak bu çalışmada da, belirli girdiler doğrultusunda gelecekte gerçekleşmesi muhtemel değerleri tahmin etme yeteneğine sahip olan ve önemli makine öğrenmesi tekniklerin biri olarak kabul edilen ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System – Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) metodundan faydalanılmıştır.

ANFIS metodu en sık kullanılan bulanık çıkarım sistemlerinden biridir. ANFIS metodu bulanık mantık ve yapay sinir ağlarını metodunu birlikte kullanarak ve eğer-ise bilgisini/kurallarını ANFIS’i kullanan uzman yardımıyla oluşturarak değerli bilgiler sağlamaktadır. Bulanık mantık ile girdilerin sözcüklerle ifade edilmesi ve kolaylıkla anlaşılır olması sağlanırken, yapay sinir ağları ile modelin eğitim ve test süreci gerçekleştirilmektedir. ANFIS yönteminin eğitim sürecinde girdiler ve çıktı arasındaki ilişkilerin deseni ANFIS tarafından ortaya konulur. Bu desenden yola çıkılarak ANFIS modeli hiç görmediği test veri seti üzerinde tahminde bulunmaktadır (Güngör & Tortum, 2007:79). ANFIS modelinin başarısını ölçmek için ise RMSE (Root Mean Square Error- Kök Ortalama Kare Hata/KOKH), MSE (Mean Squared Error-Hata Kareleri Ortalaması/HKO), MAE (Mean Absolute Error-Ortalama Mutlak Hata/OMH) ve R² (Coefficient of Determination- Determinasyon Katsayısı kriterlerinden faydalanılmaktadır.

Literatürdeki pek çok çalışma ekonomik değişkenleri CDS priminin potansiyel açıklayıcıları olarak görmektedir (Hassan vd., 2013:296). Bu çalışmada CDS primini etkileyen ekonomik değişkenler; “döviz kuru”, “kredi notu”, “faiz oranı”, “hisse senedi kapanış fiyatı”, “hisse senedi volatilitesi” ve “hisse senedi getirisi” olarak ele alınmıştır. Bu çalışma ile literatürde ilk defa CDS primi ANFIS yöntemi ile tahmin edilmiştir.

Bu çalışmada giriş bölümünün ardından, ikinci bölümde literatürde CDS öngörüsünde bulunan diğer çalışmalar incelenmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümde ANFIS metodolojisine yer verilirken, dördüncü bölümde çalışmada kullanılan veri seti açıklanmıştır. Çalışmanın beşinci bölümünde ANFIS analizi sonucunda elde edilen bulgulara yer verilmiş ve modelin kestirim gücü sınanmıştır. Çalışmanın altıncı ve son bölümünde ise, çalışmanın sonuçlarına yer verilmiştir.

2. Kavramsal Çerçeve

Ülkelerin borçlarını geri ödeyebilme yeteneklerini/güçlerini ifade eden CDS primleri, ülkelerin sermaye piyasalarına yatırım yapmayı planlayan yatırımcıların dikkate aldıkları önemli bir göstergedir (Koy & Karaca, 2018). CDS primleri tahmin edilerek ülkelerin risklilik durumu analiz edilmektedir. Tablo 1’de literatürdeki CDS tahminlemesi yapan diğer çalışmalar ortaya konulmaktadır.

Tablo 1: CDS Tahminlemesi Yapan Çalışmalar

Yazar	Amaç	Yıl	Ülke	Metot	Sonuç
Kim vd. (2020)	CDS yapısını analiz ederek, CDS'in gelecekteki yapısını tahmin etmek	2008-2019	-	Nelson – Siegel modeli, Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN), Destek Vektör Regresyonu (SVR), Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ve Veri İşleme Grup Yöntemi (GMDH)	Makine öğrenmesi metotlarının modele dayalı metotlardan daha iyi tahminde bulunduğu ortaya konulmuştur. GMDH metodu en iyi tahmin performansına sahiptir. Tüm modeller volatalite daha az dönemlerde daha iyi tahmin sonuçları sunmuştur.
Amato (2005)	CDS risk primini ve riskten kaçınma durumunu tahmin etmek	2002-2005	Amerika Birleşik Devletleri	Çoklu Regresyon Analizi	CDS risk primi ve riskten kaçınmanın belirleyicilerinin makroekonomik faktörler ve teknik piyasa faktörleri olduğu bulunmuştur.
Gökgöz vd. (2014)	CDS primi (fiyatını) tahmin etmek	-	-	Merton modeli ve Black –Cox modeli	Halka açık olan özsermaye getirileri verileri kullanılarak piyasadaki oyuncuların CDS primi tahminleyebileceği sonucuna ulaşılmıştır.
Dutra (2015)	CDS'i tahmin etmek	2009-2014	-	Sabit Etkili model, GLS Rastgele Etkili model, Havuzlanmış OLS modeli ve Dağılım Regresyon modeli	İstenilen bir tarihteki CDS fiyatının tahmin edilmesi sağlanmıştır. Quantile Regression modeli en iyi tahmin sonucunu vermiştir.

Tablo 1 devam

Pappa & Melin (2015)	CDS yayılımını tahmin etmek	2004-2014	Avrupa'da finansal olmayan 67 kuruluşta	Hareketli Ortalama (MA) ve Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite (GARCH) modeli ve Kredi Notları modeli	CDS yayılımı tahmin edilmiştir. Gözlenen CDS yayılım değerlerinin otokorlesyonun alınması ticaret stratejilerinde en iyi sonucu vermektedir.
Avino & Nneji (2014)	CDS yayılımını tahmin etmek	2007-2010	Avrupa CDS indeksi	Rastgele yürüyüş modeli, Yapısal model, AR (1), Markov değişim yapısal modeli, Markov değişim AR (1)	Ekonomik değişkenler kullanılarak CDS yayılımının tahmin edilebilirliği gösterilmiştir.
Srivastava vd. (2016)	Egemen CDS yayılımını tahmin etmek	2001-2010	Batı Avrupa, Orta Doğu, Kuzey Afrika, Okyanusya ve Asya'da yer alan 56 ülkede	Granger nedensellik testi, RMSE	Finansal krizlerden önce, finansal kriz sırasında ve finansal krizlerden sonra CDS yayılımının tahmin edilebilirliği gösterilmiştir.

Literatürde genel olarak zaman serisi analizi ve panel veri analizi yöntemlerinin kullanıldığı dikkat çekmektedir. Bu çalışmalarda genellikle Amerika ve Avrupa gibi sanayileşmiş ülkelere dair çıkarımlarda bulunulmuş ve Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelere araştırmalarda yer verilmemiştir. Bu çalışmada ise diğerlerinden farklı olarak, literatürde ilk defa ANFIS bulanık çıkarım sisteminden yararlanılarak Türkiye'deki CDS primlerine dair gelecek tahminlemesi yapılmıştır.

3. Yöntem

ANFIS yöntemi Jang (1993) tarafından geliştirilmiştir. ANFIS temel olarak Bulanık Çıkarım Sistemi'nin (Fuzzy Inference System) adaptif ağlara uyarlanmış halidir. ANFIS yöntemi doğrusal olmayan fonksiyonlar modellendiğinde, doğrusal olmayan bileşenlerin belirlenmesi durumunda ve kaotik zaman serilerini tahmin etmede kullanılmıştır (Yücel, 2010). ANFIS yöntemi tahmin problemlerine çok başarılı sonuçlar üreten yapay zekâ tekniklerinden birisidir (Bayramoğlu vd., 2017:438).

ANFIS yönteminde yapay sinir ağları ve bulanık mantık bir arada kullanılmaktadır. ANFIS modelinin eğitimi için yapay sinir ağlarının öğrenme algoritmalarından faydalanılmaktadır (Boyacıoğlu & Avci, 2010:7909). Yöntemin temeli, belirli bir girdi-çıkı veri kümesinden faydalanılarak en uygun bulanık kural kümesini ortaya konulması ve uyarlanabilir

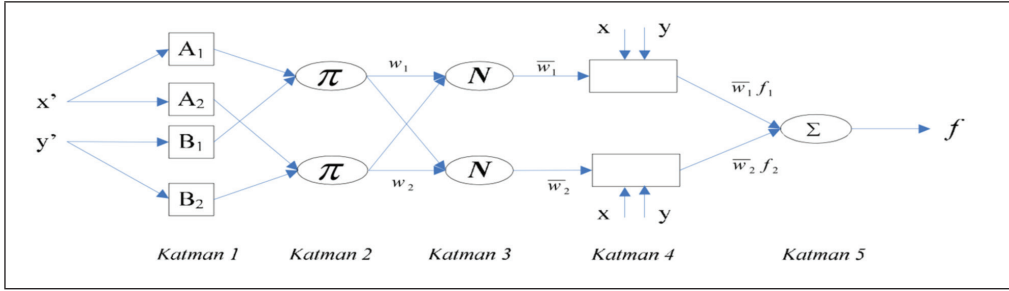
özelliikli bir ağ yapısı vasıtasıyla sistem parametrelerinin sistematik olarak ayarlanmasına dayanmaktadır. Modelde bir veya birden fazla girdi değişkeni tanımlanabilirken, tek bir çıktı değişkeni bulunmaktadır. Çıktı değişkeni girdi değişkenlerinin doğrusal bir fonksiyonu olarak tanımlanabileceği gibi sabit bir sayı da olabilmektedir. İki adet bulanık kuraldan oluşan birinci derece Sugeno modeli değerlendirildiğinde, sözü edilen kurallar aşağıdaki gibi gösterilmektedir:

$$\text{Kural 1: Eğer } x \text{ } A_1 \text{ ve } y \text{ } B_1 \text{ ise, o halde } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (1)$$

$$\text{Kural 2: Eğer } x \text{ } A_2 \text{ ve } y \text{ } B_2 \text{ ise, o halde } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (2)$$

Çıktı değişkeni doğrusal bir fonksiyon olarak tanımlandığında p , q ve r doğrusal çıkış parametreleridir. A_i ve B_i ANFIS'in giriş üyelik fonksiyonlarıdır. Şekil 1'de iki girişli (input) ve bir çıkışlı (output) bir ANFIS yapısı gösterilmektedir:

Şekil 1: İki Girişli (Input) ve Bir Çıkışlı (Output) Bir ANFIS Yapısı (Jang, 1993)



Katman 1: Bulanıklaştırma katmanı olarak ifade edilebilen bu katmandaki her bir düğüm birer bulanık kümedir. Düğümlerin çıktı değerleri ise kullanılan üyelik fonksiyonlarına bağlı olarak ortaya konulan üyelik derecelerini ifade etmektedir. 1. Katmanda elde edilen üyelik dereceleri aşağıdaki gibi gösterilir.

$$o_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (3)$$

Katman 2: Kural katmanı olarak adlandırabilen bu katmanda; her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve kuralların sayısını belirtmektedir. Bu katmanda yer alan her bir düğüm noktası Π ile gösterilmektedir.

$$o_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

Katman 3: Normalizasyon katmanı olarak isimlendirilebilen bu katmandaki her düğüm "N" ile sembolize edilmiştir. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini hesaplamaktadır.

$$o_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

Katman 4: Berraklaştırma katmanı olarak adlandırabileceğimiz bu katmanda; her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. Bu katmandaki parametreler, sonuç parametreleri olarak isimlendirilir.

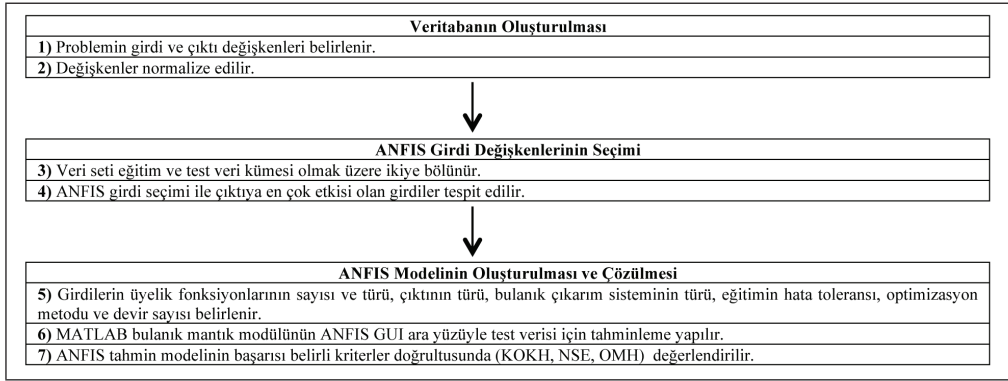
$$o_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

Katman 5: Toplam katmandır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak sonuçta, ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir.

$$o_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i \bar{w}_i f_i}{\sum_i w_i}, \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

Yukarıda ANFIS yapısının katmanları ve işleyişleri detaylı olarak açıklanmıştır. Şekil 2’de ise ANFIS metodolojisinin aşamaları sırası ile yer almaktadır.

Şekil 2: ANFIS ile Tahmin Yönteminin Aşamaları



4. Veri

CDS primini etkileyen değişkenler literatür taraması sonucunda elde edilmiştir. Bu döviz kuru (usd), kredi notu (rat), faiz oranı (int), hisse senedi kapanış fiyatı (stock), hisse senedi volatilitesi (vol) ve hisse senedi getirisi (ret) serileridir. Bu değişkenler ile çalışılmış olan araştırmalardan bazıları izleyen paragraflarda ifade edilmektedir.

kredi notu (rat): Norden & Weber (2004)’in 2000-2002 yılları için gerçekleştirdikleri çalışmaya göre, kredi derecelendirme kuruluşlarının duyurularının CDS primini etkilediği bulunmuştur. Afonso vd. (2012) özellikle olumsuz değerlendirmelerin CDS primine etki ettiği sonucuna ulaşmışlardır. Aynı zamanda, kredi derecelendirme yapıldıktan sonraki 1-2 hafta içinde derecelendirmelerin CDS primine etki ettiği bulunmuştur. Oner Kaya vd. (2015)’ye göre ise 2001-2015 yılları arasında Türkiye’nin derecelendirme notunun azaldığı duyurulması CDS primlerini kısa vadede, duyurudan önceki ve sonraki bir haftada etkilemektedir.

faiz oranı (int): Abid & Naifar (2006)’a göre faiz oranı, volatilité ve kredi derecelendirmeleri ekonomik değişkenleri CDS primine etki etmektedir. Kargi (2014)’ye göre CDS ve faiz oranı arasında çift yönlü nedensellik ilişkisi bulunmaktadır. Alexander & Kaeck (2008)’e göre faiz oranı CDS yayılımı üzerinde negatif etkiye sahiptir. Aunon-Nerin vd. (2005)

analiz sonuçlarına göre yüksek faiz oranları düşük CDS primine yol açmaktadır. Eysell vd. (2013)'ye göre 2001-2010 yılları arasında Çin için yapılan araştırmaya göre faiz oranı gibi ulusal faktörler CDS yayılımına etki etmektedir.

döviz kuru (usd): Karaca (2013)'ya göre usd/try oranı, CDS'le yüksek korelasyon içinde hareket etmektedir. Gazel & Kesebir (2019) usd/try ve CDS değerlerinin aynı yönlü hareket ettiğini ifade etmektedir. İldokuz & Yıldırım (2019) CDS ve döviz kuru arasında pozitif korelasyon olduğunu ileri sürmektedir. Liu & Morley (2013)'nin uluslararası ekonomik durumu temsil eden döviz kurunun ve ulusal ekonomiyi temsil eden faiz oranının CDS yayılımı üzerindeki etkisini araştıran çalışmasında, döviz kurunun CDS yayılımı üzerinde en önemli etkiye sahip olduğu ve ulusal faiz oranının ise CDS yayılımı üzerinde kısıtlı bir etkiye sahip olduğu bulmuşlardır.

hisse senedi kapanış fiyatı (stock): Chan vd. (2009)'nin 2001-2007 yılları arasında yedi adet Asya ülkesinde gerçekleştirdikleri araştırmaya göre CDS fiyatları ve Asya ülkelerinin hisse senedi fiyatları arasında dinamik bir ilişki bulunmaktadır. Da Fonseca & Gottschalk (2012)'in 2007-2010 yılları arasında Asya-Pasifik ülkelerinde yaptıkları araştırmaya göre hisse senedi fiyatlarındaki düşüş CDS yayılımında artışa sebep olmaktadır. Aunon-Nerin vd. (2005)'ye göre hisse senedi fiyatlarındaki düşüş CDS primini pozitif etkilemektedir.

Ericsson vd. (2009), hem tek değişkenli hem de çok değişkenli gerçekleştirilen analizlerin sonucunda **hisse senedi volatilitésinin (vol)** CDS primi üzerinde önemli bir açıklayıcı güce sahip olduğunu bulmuşlardır. Benkert (2004)'e göre de volatilité CDS'i etkileyen en önemli değişkenler arasındadır. Byström (2005)'e göre volatilité arttığında CDS yayılımı azalmakta, azaldığında ise CDS yayılımı artmaktadır.

Alexander & Kaeck (2008)'e göre, normal pazar koşullarında CDS yayılımı hisse senedi volatilitésinden çok **hisse senedi getirisine (ret)** duyarlıdır. Di Cesare & Guazzarotti (2010)'nin 2002-2009 yılları arasında İngiltere'de yaptıkları çalışmada hisse senedi getirilerinin CDS yayılımı üzerinde önemli etkilere sahip olduğu bulunmuştur. Tolikas & Topaloglou (2017) Kuzey Avrupa, Avrupa, Asya ve İngiltere'de günlük hisse senedi getirilerinin günlük CDS yayılımındaki değişiklikleri etkilediğini bulmuştur. Eysell vd. (2013)'ye göre hisse senedi getirileri CDS yayılımındaki değişiklikleri anlamlı olarak etkilemektedir.

Çalışmada kullanılan tüm girdi ve çıktı değişkenleri ve değişkenlerin elde edildiği veri kaynakları Tablo 2'de gösterilmektedir. Bu çalışmadaki tüm girdi ve çıktı değişkenleri 28.05.2015 - 20.05.2020 tarihleri arasında sunulan günlük verilerden yararlanarak oluşturulmuştur.

Tablo 2: Değişkenler ve Veri Kaynakları

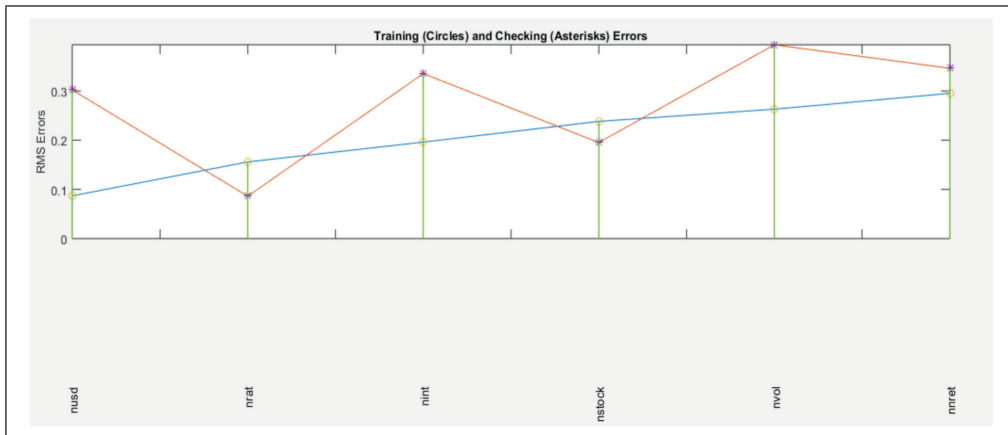
Çıktı Değişkeni	Tanım	Kaynak
CDS	Türkiye Kredi Temerrüt Takası	trinvesting.com
Girdi Değişkenleri		
USD	Döviz Kuru	trinvesting.com
RAT	Kredi Notu	tradingeconomics.com
İNT	Faiz Oranı	trinvesting.com
STOCK	Hisse Senedi Kapanış Fiyatı	trinvesting.com
VOL	Hisse Senedi Volatilitesi	Excel hesaplama
RET	Hisse Senedi Getirisi	Excel hesaplama

5. Bulgular

Bu çalışmada MATLAB R2015a programında, Fuzzy Logic Toolbox'ın bir fonksiyonu olarak yer alan ANFIS GUI ara yüzü ile CDS tahminlemesi yapılmıştır. Bu çalışmada döviz kuru (usd), kredi notu (rat), faiz oranı (int), hisse senedi fiyatı (stock), hisse senedi volatilitesi (vol) ve hisse senedi getirisi (ret) olmak üzere altı adet girdi ve bir adet kredi temerrüt takası (CDS) çıktı değişkeni bulunmaktadır. 2015-2020 yılları arasındaki tüm veri seti düzenlendikten sonra tahmin modellemesinde kullanılacak veri sayısı 1249 olarak belirlenmiştir. Bu aşamadan sonra ise tüm veri seti normalleştirilmiştir. Tüm girdilerin isimlerinin önünde yer alan **n** ifadesi **normalizasyonu** ifade etmektedir (Ör: nvol, nret vb.).

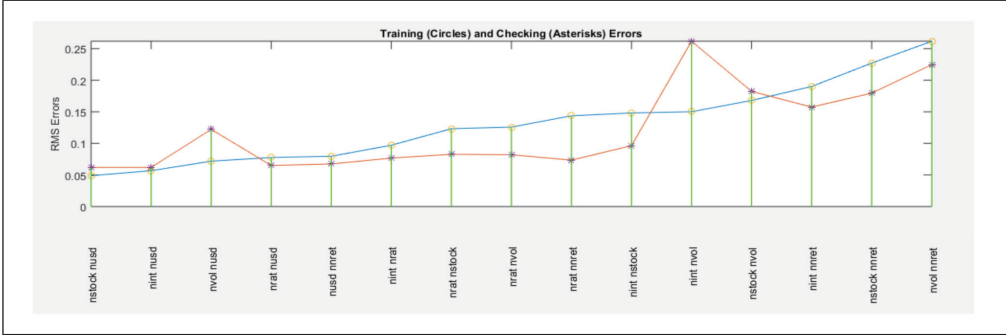
ANFIS yapısının daha az girdi ile daha iyi tahminleme yapacağı bilindiğinden (Jang, 1993; Doğan, 2016), bu çalışmadaki girdi sayısı en fazla dört adet olacak şekilde sınırlandırılmak istenmiştir. Matlab programında “**exhsrch**” komutu kullanılarak hangi seçim girdisinin çıktıyı diğer bir ifadeyle CDS’i en çok etkilediği bulunabilmektedir. Girdilerin CDS üzerindeki etkisi öncelikle tek tek ve daha sonra ikişerli, üçerli ve dörderli olarak değerlendirilmiştir. En az tahmin hatasını oluşturan grup bu çalışmanın girdi kümesi olarak ele alınacaktır.

Şekil 3: Birer Girdili Eğitim ve Kontrol Hataları Grafiği



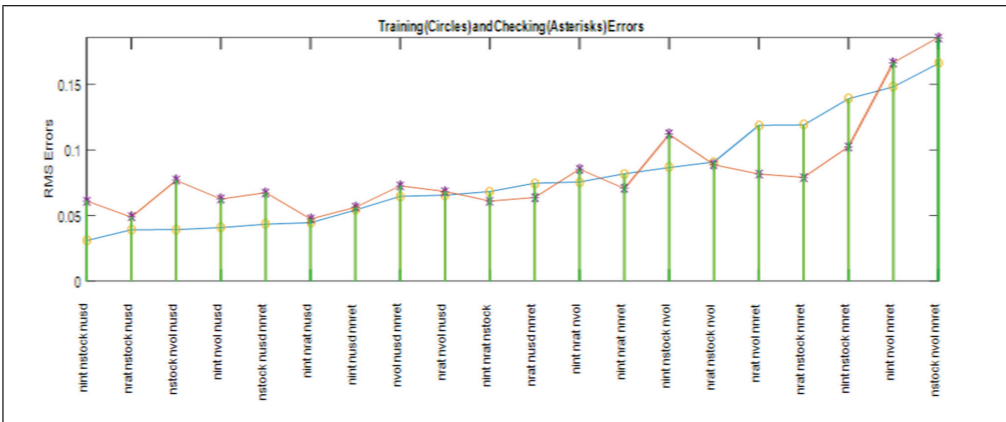
Şekil 3'te girdilerin etkileri tek tek değerlendirilmiştir. Grafikte yer alan çemberli (circles) yapı eğitim datasının hata büyüklüğünü gösterirken yıldızlı (asterisks) yapı kontrol datasının hata büyüklüğünü göstermektedir. Şekil 3'te de görülebileceği gibi en az tahmin (trn) ve kontrol (chk) hatasına sahip olan girdi “nurd” değişkeni olarak belirlenmiştir. Tüm girdilerin CDS üzerindeki etkilerini ayrı ayrı gösteren ANFIS modellerinin hata değerleri arasında en az hata veren model: **ANFIS model 5: nurd --> trn=0.0868, chk=0.3022'dir.**

Şekil 4: İkişer Girdili Eğitim ve Kontrol Hataları Grafiği



Şekil 4'te girdilerin etkileri ikişerli gruplar halinde değerlendirilmiştir. Grafikte yer alan çemberli (circles) yapı eğitim datasının hata büyüklüğünü gösterirken yıldızlı (asterisks) yapı kontrol datasının hata büyüklüğünü göstermektedir. Şekil 4'te de görülebileceği gibi en az tahmin (trn) ve kontrol (chk) hatasına sahip olan 2'li girdi kümesi “nurd” ve “nstock” değişkeni olarak belirlenmiştir. Tüm girdilerin CDS üzerindeki etkilerini ikişerli gruplar halinde gösteren ANFIS modellerinin hata değerleri arasında en az hata veren model: **ANFIS model 11: nstock nurd --> trn=0.0488, chk=0.0620**

Şekil 5: Üçer Girdili Eğitim ve Kontrol Hataları Grafiği



Şekil 5'te girdilerin etkileri üçerli gruplar halinde değerlendirilmiştir. Grafikte yer alan çemberli (circles) yapı eğitim datasının hata büyüklüğünü gösterirken yıldızlı (asterisks) yapı kontrol datasının hata büyüklüğünü göstermektedir. Şekil 5'te de görülebileceği gibi en az tahmin (trn) ve kontrol (chk) hatasına sahip olan 3'lü girdi kümesi “nUSD”, “nstock” ve interest rate “nint” değişkeni olarak belirlenmiştir. Tüm girdilerin CDS üzerindeki etkilerini üçerli gruplar halinde gösteren ANFIS modellerinin hata değerleri arasında en az hata veren model: **ANFIS model 6: nint nstock nUSD --> trn=0.0309, chk=0.0612**

4'er girdili ANFIS modelleri için ANFIS yapısı tahmin hatası oluşturmamıştır. Böyle bir durum söz konusu olmadığından bu çalışmada üç girdili anfis modeli kullanılmıştır. Yukarıdaki grafiklerin sonuçlarına göre bu çalışmada “nUSD”, “nstock” ve “nint” girdi değişkenleri olarak kullanılırken, **CDS** çıktı değişkeni olarak ele alınmıştır.

Veriler eğitim (train) ve test (test) veri seti kümesi olmak üzere ayrılmış ve veri setindeki 833 adet (2/3) veri “**eğitim veri seti kümesi**” ve 416 adet (1/3) veri “**test veri seti kümesi**” olarak düzenlenmiştir. Örnek eğitim ve test veri setleri Tablo 3 ve Tablo 4'te yer almaktadır.

Tablo 3: Örnek Eğitim Veri Seti

nint	nstock	nUSD	CDS
0,94549	0,759821	0,748597	0,590977
0,935686	0,760547	0,740079	0,590977
0,912157	0,751297	0,741802	0,60398
0,951765	0,758356	0,736841	0,590977
0,952157	0,746441	0,739884	0,60398
0,918431	0,742989	0,745512	0,60398
0,910196	0,728828	0,743136	0,590977
0,884706	0,739636	0,741885	0,590977
0,943137	0,732693	0,745262	0,60398
0,954902	0,728106	0,74597	0,590977
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.

Tablo 4: Örnek Test Veri Seti

nint	nstock	nusd	CDS
0,421569	0,56095	0,414017	0,010325
0,421569	0,584	0,41185	0,008873
0,421569	0,589463	0,407848	0,008813
0,421569	0,596586	0,407014	0,00832
0,411765	0,658361	0,398622	0,007676
0,411765	0,66151	0,3943	0,007616
0,411765	0,671094	0,39405	0,006793
0,411765	0,673929	0,391424	0,006674
0,411765	0,666575	0,392133	0,007003
0,411765	0,678825	0,39084	0,006838
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.

Eğitim veri setinde bulanık çıkarım sistemini oluşturmak amacıyla “Grid Partition” yöntemi seçilmiştir. Optimizasyon yöntemi “karma” ve devir sayısı “20” olarak belirlenmiştir. Eğitimin devir sayısının belirlenmesi aşamasında ise Fuzzy Logic Toolbox kılavuzunun (MathWorks, 2005) önerdiği şekilde sadece 3 tekrarda karar kılınmamış iterasyon sayısı olarak 5-10-20-30-40 tekrar denenmiş ve sonuçlarda çok büyük farklılıklar yaratmaması nedeniyle 20 tekrar yapılmasına karar verilmiştir. Yine kılavuzda belirtilene göre bu değer 100’ü geçmemesi istenmektedir. Girdi ve çıktılarının üyelik fonksiyonlarının sayısına ve cinsine bağlı olarak oluşan hata değerleri Tablo 5’te yer almaktadır.

Tablo 5: Giriş ve Çıkış Fonksiyonlarının Üyelik Dereceleri ve Hata Değerleri

Giriş Fonksiyonu		Çıkış Fonksiyonu									
		Sabit				Doğrusal					
	Fonksiyon	Eğitim Hatası (RMSE)	Test Hatası (RMSE)	MSE	MAE	R^2	Eğitim Hatası (RMSE)	Test Hatası (RMSE)	MSE	MAE	R^2
2 üyelik fonk.	triMF	0,0520	0,0790	0,0064	0,0658	0,9142	0,0310	0,0900	0,0084	0,0587	0,8871
	trapMF	0,0420	0,0760	0,0059	0,0494	0,9210	0,0250	0,0890	0,0080	0,0529	0,8916
	gbellMF	0,0460	0,0790	0,0064	0,0578	0,9141	0,0260	0,0910	0,0064	0,0578	0,9141
	gaussMF	0,0450	0,0730	0,0054	0,0554	0,9266	0,0260	0,3260	0,0090	0,0588	0,8793
3 üyelik fonk.	triMF	0,0290	0,1000	0,0108	0,0611	0,8547	0,0230	0,1100	0,0121	0,0598	0,8366
	trapMF	0,0270	0,0950	0,0092	0,0550	0,8762	0,0210	0,1380	0,0193	0,0733	0,7396
	gbellMF	0,0260	0,0960	0,0092	0,0510	0,8754	0,0180	0,1020	0,0105	0,0541	0,8583
	gaussMF	0,0270	0,0950	0,0091	0,0505	0,8777	0,0180	0,1090	0,0121	0,0570	0,8369
4 üyelik fonk.	triMF	0,0230	0,1500	0,0242	0,0821	0,6738	0,0190	0,1570	0,0249	0,0825	0,6638
	trapMF	0,0260	0,1580	0,0252	0,0796	0,6602	0,0190	0,2200	0,0520	0,1144	0,2995
	gbellMF	0,0230	0,1050	0,0111	0,0562	0,8507	0,0140	0,0960	0,0093	0,0538	0,8742
	gaussMF	0,0220	0,1440	0,0210	0,0757	0,7174	0,0140	0,1020	0,0105	0,0548	0,8583

Eğitim ve test hataları RMSE (Root Mean Square Error- Kök Ortalama Karesel Hata/KOKH) değerleri üzerinden hesaplanmıştır. Ayrıca uygunluğu sınanan tüm üyelik fonksiyonlarına ait MSE (Mean Squared Error-Hata Kareleri Ortalaması/HKO), MAE (Mean Absolute Error-Ortalama Mutlak Hata/OMH) ve R² (Coefficient of Determination-Determinasyon Katsayısı) değerleri Tablo 5'te gösterilmektedir. MSE, MAE ve R² değerleri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$RMSE (KOKH) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_{pi} - B_{oi})^2} \quad (8)$$

$$MAE (OMH) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |B_{oi} - B_{pi}| \quad (9)$$

$$MSE (HKO) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_{oi} - B_{pi})^2 \quad (10)$$

$$R^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_{oi} - B_{pi})^2 \quad (11)$$

Yukarıdaki eşitliklerde n, gözlem sayısını, B_{pi} tahmin edilen CDS primini, B_{oi} gözlemlenen CDS primini ve \bar{B}_o gözlemlenen CDS primleri ortalamasını ifade etmektedir. MAE ve MSE denklemlerinin olası sonuçları sıfır (0) ile sonsuz arasında yer almaktadır. Söz konusu denklemlerden elde edilen değerler sıfır değerine yaklaştıkça tahmin modelinin başarısı artmakta, sıfır olduğunda ise tahmin modelinden yüzde yüz başarı elde edildiği sonucuna ulaşılmaktadır (Sarı & Yiğiter, 2020).

Determinasyon katsayısı (R²) modeldeki girdilerin çıktıdaki değişkenliğin ne kadarını açıkladığına işaret etmektedir. Artıkların toplamının, ortalamaların toplamına olan oranının 1 değerinden çıkarılması ile elde edilmektedir. R² değeri 0 ile 1 arasında değişebilen değerler almaktadır. R²'nin 1 olması modelden yüzde yüz başarı elde edildiğine işaret etmektedir. R² değerinin 0,3-0,5 arasında olması tahmin başarısının düşük olduğunu, 0,5-0,7 arasında olması tahmin başarısının kabul edilebilir olduğunu, 0,7-0,85 arasında olması tahmin başarısının iyi olduğunu ve 0,85-1 arasında olması tahmin başarısının çok iyi olduğunu belirtmektedir.

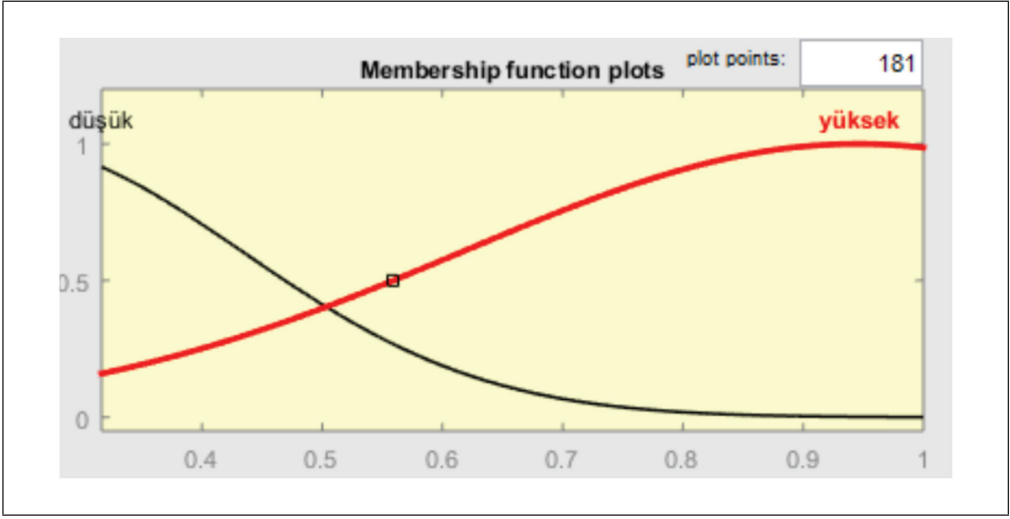
Tablo 6'da seçilen ANFIS modeline ait MSE, MAE ve R² kriter değerlerine yer verilmektedir. 416 adet test veriseti için ANFIS modelinin MSE değeri 0,005; MAE değeri 0,055 ve R² değeri 0,927 olarak bulunmuştur. Buna göre; MSE ve MAE değerlerinin 0 değerine oldukça yakın olduğu ve ANFIS modeli tahmin başarısının oldukça iyi olduğu bulunmuştur. Ayrıca bu bulgu 1 değerine çok yakın bir değer olan 0,927 R² değeri ile desteklenmiştir. Bu sonuca göre ANFIS modeli tahmin başarısının "çok iyi" olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Tablo 6: ANFIS Modeli MSE, MAE ve R² Değerleri

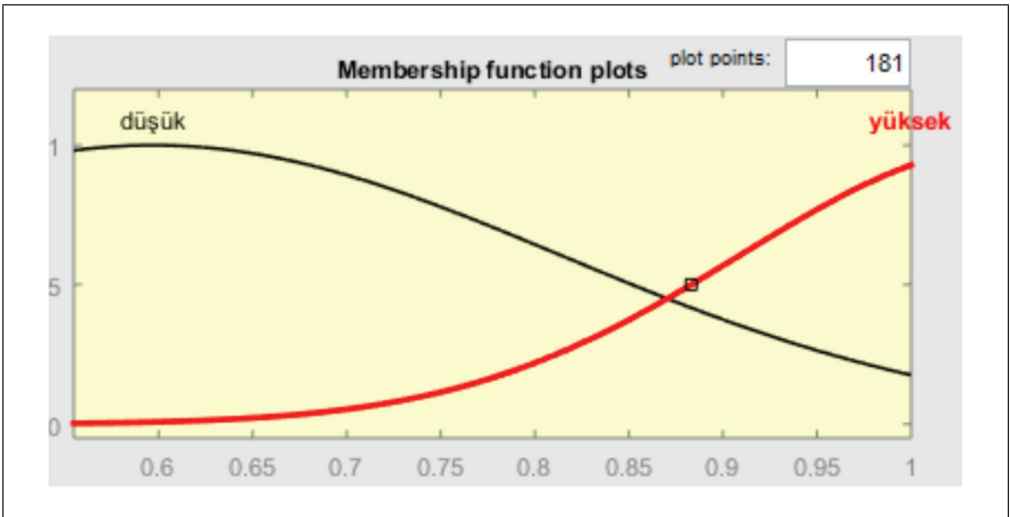
Girdiler	MSE	MAE	R ²
"usd", "stock", "int" değişkenleri	0,005	0,055	0,927

Üç adet girdi değişkeni için 2'şer tane üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. ANFIS kural tabanlarının sözel olarak ifade edilebilmesi için birinci üyelik fonksiyonu “düşük”, ikinci üyelik fonksiyonu ise “yüksek” olarak isimlendirilmiştir. Bu sınıflandırma işlemi bir değerin hangi fonksiyona hangi oranlarda ait olduğu göstermektedir. Eğitimden sonra girdi değişkenlerinin üyelik fonksiyonlarına ait grafikler Şekil 6, Şekil 7 ve Şekil 8'de yer almaktadır. Eğitimden sonra üyelik fonksiyonlarının hata oranının yüksek olduğu yerlerde sisteme uyum sağlamaya çalıştığı görülmektedir.

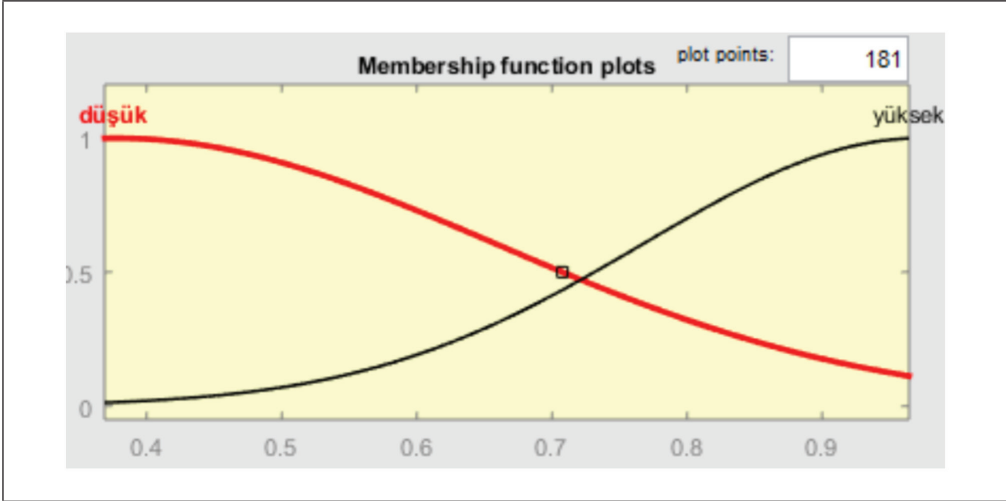
Şekil 6: “nUSD” Değişkenine Ait Üyelik Dereceleri



Şekil 7: “nStock” Değişkenine Ait Üyelik Dereceleri

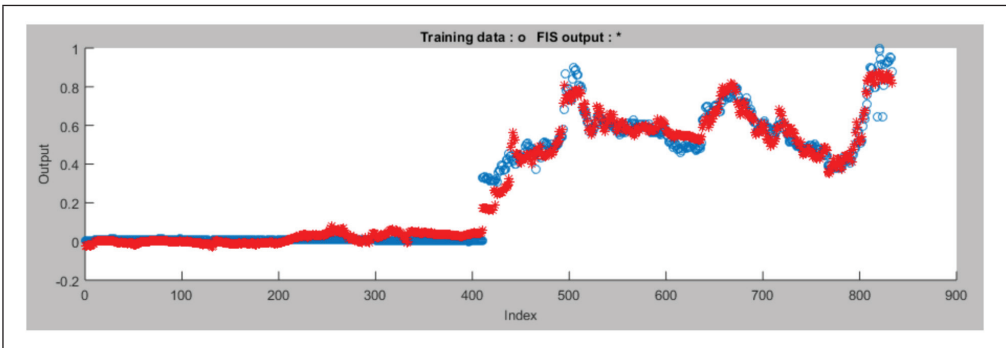


Şekil 8: “nint” Değişkenine Ait Üyelik Dereceleri



ANFIS modelinde üç bağımsız değişken girdi olarak sisteme girilmektedir. İkinci aşamada bu girdi değerleri düşük ve yüksek olmak üzere 2 üyelik fonksiyonuna belli bir üyelik derecesinde sistem tarafından atanmıştır. Sonraki aşamada üyelik fonksiyonları yardımıyla oluşturulan kurallar yer almaktadır. Her bir girdi için 2 adet üyelik fonksiyonu olduğundan modeldeki kural sayısı ($2^3=8$)'dir. Bir başka ifadeyle, bulanık ağ modeli en iyi öğrenmeyi gerçekleştireceği 8 adet kural belirlemiş ve her bir kuraldan bir değer üretmiştir. Kurallar sonucunda oluşan sekiz adet çıktı üyelik fonksiyonu ise “enaz1”, “enaz2”, “az”, “orta1”, “orta2”, “çok”, “en çok1”, “en çok2” olarak isimlendirilmiştir. Elde edilen çıktı üyelik fonksiyonu değerleri tek bir çıktı değerine dönüştürülmüştür. Bu süreç her bir yıla ait girdi değerleri için aynı şekilde işlemiştir.

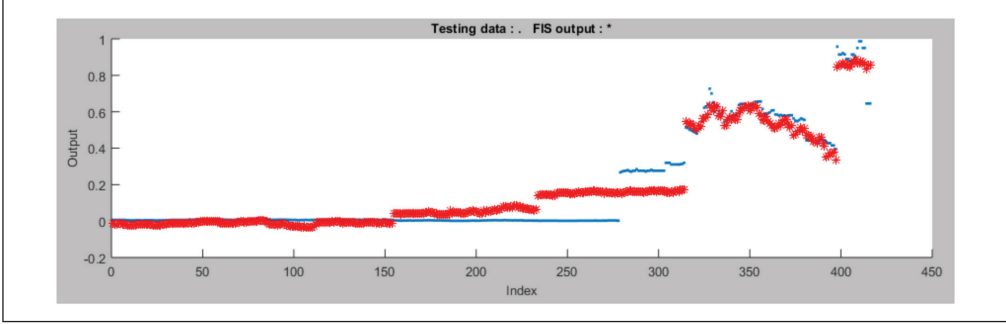
Şekil 9: Eğitim Verisinin Model Çıktısı ile Olan İlişkisi



Eğitim verileri için grid yöntemi ile oluşturulan ağın eğitilmesi sonucu elde edilen ağın eğitim hata değeri RMSE (Root Mean Square Error – Ortalama hatanın karekökü) cinsinden 0,045'tir. Eğitim veri setindeki değerlerin ve ANFIS modeli tahmin değerlerinin örtüşme durumu Şekil 9'da görülmektedir. “Mavi çemberler” eğitim verilerine ait gerçek

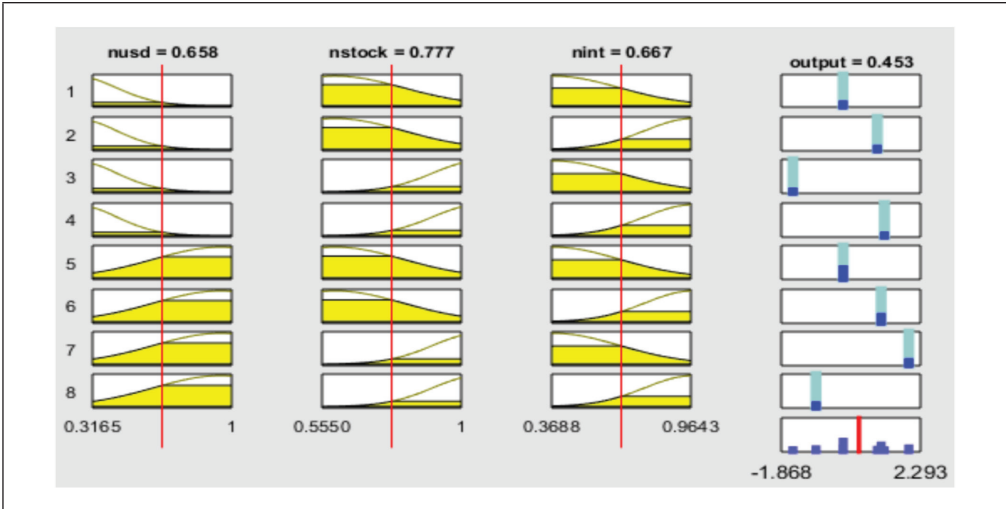
değerleri gösterirken, “kırmızı yıldızlar” ANFIS modeli tahmin değerlerini ifade etmektedir. İki sembolün birbirinin üzerine gelmesi kurulmuş olan modelin karar verme mantığını ne kadar etkin şekilde yansıttığını göstermektedir. Buna göre eğitim verilerine ait değerlerin ve ANFIS tahmin değerlerinin birbirine oldukça yakın olduğu söylenebilmektedir.

Şekil 10: Test Verisinin Model Çıktısı ile Olan İlişkisi



Test verileri için grid yöntemi ile oluşturulan ağı eğitilmesi sonucu elde edilen ağı test hatası RMSE (Root Mean Square Error – Ortalama hatanın karekökü) cinsinden 0,073’tür. Bu bölümde ANFIS modeline daha önce gösterilmemiş olan test verileri üzerinde tahminleme yapılmıştır. Test veri setindeki değerlerin ve ANFIS modeli tahmin değerlerinin örtüşme durumu Şekil 10’da görülmektedir. “Mavi çemberler” test verilerine ait gerçek değerleri gösterirken, “kırmızı yıldızlar” ANFIS modeli tahmin değerlerini ifade etmektedir. İki sembolün birbirinin üzerine gelmesi kurulmuş olan modelin karar verme mantığını ne kadar etkin şekilde yansıttığını göstermektedir. Buna göre test verilerine ait gerçek değerlerin ve ANFIS tahmin değerlerinin birbirine bir hayli yakın olduğu söylenebilmektedir. Bu ise tahminlerin doğruluğuna işaret etmektedir.

Şekil 11: Kural Tabanı İzleyici



Kural tabanlı bir yaklaşım olan ANFIS için oluşturulan kurallar Şekil 11’de gösterilmiştir. Şeklin sol tarafında kuralların numaraları yer almaktadır. İlk üç sütunda daha önce belirlenmiş olan üyelik fonksiyonları altında, belirli değerlerdeki girdi değişkenleri ve son sütunda bu değerlerin karşılığı olan ve çıkarım sisteminin sunduğu CDS değeri yer almaktadır.

Tablo 7: Son 10 Test Verisi için Gerçek Değerler ve ANFIS Tahminleri

Test Data	Gerçek	Tahmin
1	0,9138	0,8780
2	0,9010	0,8912
3	0,9504	0,8665
4	0,9869	0,8687
5	0,9869	0,8800
6	0,9504	0,8703
7	0,9504	0,8631
8	0,6452	0,8346
9	0,6452	0,8545
10	0,6452	0,8550

Test verilerinin çıktılarını grafik görünümüne ek olarak bir liste halinde ortaya koymak için “evalfis” komutu kullanılmaktadır. Bu komut sonucunda oluşan son on (10) test verisi için gerçek ve tahminlenen ANFIS tahmin çıktısı Tablo 7’deki gibi oluşmaktadır. Gerçek ve tahmin değerlerinin yakınlığı bu tablodan izlenebilmektedir.

6. Sonuç

CDS primleri, finansal piyasalardaki güveni temsil etmektedir. Ülke riski yüksek olan ekonomilerin CDS primleri de yüksek olmaktadır. Daha yüksek riskli olduğu tespit edilen ülkelerin sermayeye ulaşmasının daha zor olduğu bilinmektedir. Ayrıca bu ülkeler daha yüksek maliyetle borçlanabilmektedir. Bu bağlamda ülkelerin CDS primlerini azaltabilmeleri için öncelikle sağlıklı bir şekilde durum tespiti yapabilmeleri ve bu değeri azaltmak için iyileştirmeler yapmaları gerekmektedir. Böylelikle ortaya çıkabilecek finansal türbülanslar gerekli tedbirlerin geliştirilmesiyle engellenebilecektir.

Bu çalışmada Türkiye’nin CDS primi Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi - ANFIS) metodu ile tahmin edilmiştir. Bu çalışma literatürde CDS priminin ANFIS metodu ile tahmin edildiği ilk çalışma olma niteliği taşımaktadır. Çalışmanın girdi değişkenleri olarak döviz kuru, kredi notu, faiz oranı, hisse senedi fiyatı, hisse senedi volatilitesi ve hisse senedi getirisi değişkenleri ele alınmıştır. 2015-2020 yılları arasında günlük olarak toplanan tüm girdi değişkenleri için elde edilen toplam veri sayısı 1249’dur. Bu aşamadan sonra 1249 adet verinin bulunduğu veri seti normalleştirilmiş ve eğitim (train) ve test (test) veri seti kümesi olmak üzere iki bölüme ayrılmıştır. Veri setindeki 833 adet (2/3) veri “eğitim veri seti kümesi” ve 416 adet (1/3) veri “test veri seti kümesi” olarak düzenlenmiştir.

ANFIS metodu az sayıda girdi ile daha iyi bir tahmin performansı göstermektedir (Jang, 1993). Buna göre çıktı üzerinde en fazla etkiye sahip olan girdi kümeleri araştırılmıştır. Analizler sonucunda CDS primi tahminlemede usd/try oranının, hisse senedi fiyatlarının ve faiz oranı değişkenlerinin en etkili değişkenler olduğu bulunmuştur. Eğitim ve test veri setleri, elde edilen yeni girdi kümesine göre tekrar düzenlenmiştir. 833 adet veri içeren eğitim veri setinde, veriler çeşitli üyelik fonksiyonu sayıları, üyelik fonksiyonu türü, çıktı türü ve devir sayısı kombinasyonları ile eğitilmiştir. Eğitim hatasının ve test hatasının az olduğu kombinasyon; üç girdi, her girdi için ikişer adet gauss üyelik fonksiyonu, 20 adet devir sayısı, ızgara bölümlenme yöntemi, 0 hata toleransı ve karma optimizasyon yöntemi olarak bulunmuştur. Her bir girdi değişkeni için üyelik fonksiyonları “düşük” ve “yüksek” olarak isimlendirilmiştir. Söz konusu üyelik fonksiyonları yardımıyla ($2^3=8$) adet ANFIS kuralı oluşturulmuştur. Kurallar sonucunda oluşan sekiz adet çıktı üyelik fonksiyonu ise “enaz1”, “enaz2”, “az”, “ortal1”, “orta2”, “çok”, “en çok1”, “en çok2” olarak isimlendirilmiştir.

ANFIS modeli tahmini hata oranı (RMSE) 0,045 olarak bulunmuş, eğitim veri setinin oldukça az bir hata ile eğitilmesi sağlanmıştır. ANFIS eğitiminden sonra, ANFIS modeline daha önce gösterilmeyen test veri seti için CDS primi tahminlemesi yapılmıştır. Test veri setindeki ANFIS modeli hata oranının (RMSE) 0,073 olduğu görülmüştür. Bir diğer ifadeyle ANFIS modeli CDS tahmin çıktıları ile test veri seti gerçek çıktılarının yüksek oranda örtüştüğü tespit edilmiştir. ANFIS tahmin modelinin tahmin iyiliğini değerlendirebilmek için ANFIS modeline ait MSE, MAE ve R^2 kriterleri hesaplanmıştır. MSE değeri 0,005; MAE değeri 0,055 ve R^2 değeri 0,927 olarak bulunmuştur. Buna göre; MSE ve MAE değerlerinin 0 değerine oldukça yakın olduğu ve ANFIS modeli tahmin başarısının oldukça iyi olduğu bulunmuştur. Ayrıca bu bulgu 1 değerine çok yakın bir değer olan 0,927 R^2 değeri ile desteklenmiştir. Sonuç olarak ANFIS modelinin Türkiye’deki gelecek CDS primlerini oldukça iyi bir şekilde tahmin ettiği söylenebilmektedir.

CDS primini doğru tahmin edebilen yatırımcılar riski minimize ederek fonlarını başarılı bir şekilde yönetebileceklerdir. Öte yandan uygulanan iktisat politikalarının etkileri gecikmeli olarak gerçekleşmektedir. Bu çalışma sonucunda elde edilen bulgular politika yapıcılara Türkiye’nin risk seviyesi hakkında öncü bilgi sağlamaktadır. Böylelikle bu gecikmeler de en aza indirgenebilecektir. Bir çeşit erken uyarı sistemi niteliği taşıyan bu bulgular sayesinde ülke riskinde yükselişin beklendiği dönemlerde uygulanması gereken politikalar, gecikme olmaksızın hedeflerine ulaşabileceklerdir.

Çıkar Çatışması

Çalışmanın sonuçları veya yorumları etkileyebilecek herhangi bir maddi veya diğer asli çıkar çatışması olmadığını beyan ederim.

Kaynakça

- Abid, F. & Naifar, N. (2006). The determinants of credit default swap rates: An explanatory study. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 9(1), 23–42.
- Afonso, A., Furceri, D. & Gomes, P. (2012). Sovereign credit ratings and financial markets linkages: Application to European data. *Journal of International Money and Finance*, 31(3), 606–638.

- Alexander, C. & Kaeck, A. (2008). Regime dependent determinants of credit default swap spreads. *Journal of Banking & Finance*, 32, 1008–1021.
- Amato, J. (2005). Risk aversion and risk premia in the cds market. *BIS Quarterly Review*, 55–68.
- Anton, S. G. (2011). The local determinants of emerging market sovereign cds spreads in the context of the debt crisis. An explanatory study. *Analele Ştiinţifice Ale Universităţii »Alexandru Ioan Cuza« din Iaşi. Ştiinţe Economice*, 58(1), 41–52.
- Aunon-Nerin, D., Cossin, D., Hricko, T. & Huang, Z. (2005). Exploring for the determinants of credit risk in credit default swap transaction data: Is fixed-income markets' information sufficient to evaluate credit risk?. *SSRN Electronic Journal*, 1–66.
- Avino, D. & Nneji, O. (2014). Are cds spreads predictable? An analysis of linear and non-linear forecasting models. *International Review of Financial Analysis*, 34, 262–274.
- Bayramoğlu, T., Pabuççu, H. & Çelebi Boz, F. (2017). Türkiye için anfis modeli ile birincil enerji talep tahmini. *Ege Akademik Bakış*, 17(3), 431–446.
- Başakın, E. E., Özger, M. & Ünal, N. E. (2019). Gri tahmin yöntemi ile İstanbul su tüketiminin modellenmesi. *Politeknik Dergisi*, 22(3), 755-761.
- Benkert, C. (2004). Explaining credit default swap premia. *The Journal of Futures Markets*, 24(1), 71–92.
- Boyacioglu, M. A. & Avcı, D. (2010). An adaptive network-based fuzzy inference system (anfis) for the prediction of stock market return: The case of the Istanbul stock exchange. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 7908–7912.
- Byström, H. (2005). Credit default swaps and equity prices: The itraxx cds index market. *Financial Analysts Journal*, 62(6), 65-76.
- Chan, K. C., Fung, H. G. & Zgang, G. (2009). On the relationship between Asian credit default swap and equity markets. *Journal of Asia Business Studies*, 3–11.
- Di Cesare, A. & Guazzarotti, G. (2010). An analysis of the determinants of credit default swap spread changes before and during the subprime financial turmoil. *Bank of Italy Temi di Discussione (Working Paper) No: 749*.
- Doğan, O. (2016). Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sisteminin (anfis) talep tahmini için kullanımı ve bir uygulama. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 31(1), 257–288.
- Dutra, T. M. (2015). Credit default swap (cds) prediction model & trading strategy (Unpublished Phd Thesis). NOVA– School of Business and Economics, Institute of Social Science.
- Ericsson, J., Jacobs, K. & Oviedo, R. (2009). The determinants of credit default swap premia. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(1), 109–132.
- Eyssell, T., Fung, H. G. & Zhang, G. (2013). Determinants and price discovery of China sovereign credit default swaps. *China Economic Review*, 24(1), 1–15.
- Da Fonseca, J. & Gottschalk, K. (2012). The co-movement of credit default swap spreads, stock market returns and volatilities: Evidence from Asia-Pacific markets. *International Review of Finance*, 20(3), 551–579.
- Gazel, S. & Kesebir, M. (2019). Döviz kurunun ve kredi temerrüt takasının bankacılık endeksi üzerine etkisi: Borsa İstanbul üzerine bir uygulama. İçinde Ö. Ülger (ed.), *İktisadi ve mali analiz* (ss. 55–80). Ankara: İksad Publishing House.
- Gökgöz, I. H., Uğur, Ö. & Yolcu Okur, Y. (2014). On the single name cds price under structural modeling. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 259(PART B), 406–412.

- Güngör, B. & Tortum, A. (2007). Esnek hesaplama teknikleri ile hisse senedi fiyat tahminleri. Ankara: İmaj Yayınevi.
- Hassan, M. K., Ngow, T. S., Yu, J. S. & Hassan, A. (2013). Determinants of credit default swaps spreads in European and Asian markets. *Journal of Derivatives and Hedge Funds*, 19(4), 295–310.
- Investing.com (2020). Erişim Tarihi: 09.06.2020, <http://www.investing.com>
- İldokuz, B. & Yıldırım, H. H. (2019). Korumasız faiz parite kuramı ve 2005-2014 dönemi portföy yatırımlarını Türkiye'ye çeken finansal faktörlerin tespiti. *Ekonometri ve İstatistik E-Dergisi*, 14(29), 1–22.
- Jang, J. R. (1993). Anfis: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665–685.
- Kargı, B. (2014). Credit default swap (cds) spreads: The analysis of time series for the integration with the interest rates and the growth in Turkish economy. *Montenegrin Journal of Economics*, 10(1), 59–66.
- Karaca, O. (2013). Türk Bankacılık Sektörü'nde faiz swaplarının kullanımı: Türk lirası faiz swap spreadleri üzerine analitik uygulama (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Kutlu, B. & Badur, B. (2009). Yapay sinir ağları ile borsa endeksi tahmini. *Yönetim Dergisi*, 20(63), 25-40.
- Kim, W. J., Jung, G. & Choi, S. (2020). Forecasting cds term structure based on Nelson–Siegel model and machine learning. *Complexity*, 1-23.
- Koy, A. & Karaca, S. S. (2018). Daralma ve genişleme dönemlerinde uluslararası portföy yatırımları nasıl etkileniyor?. *Marmara Üniversitesi Öneri Dergisi*, 13(50), 90–105.
- Kunt, A. S. & Taş, O. (2008). Kredi temerrüt swapları ve Türkiye'nin cds priminin tahmin edilmesine yönelik bir uygulama. *İtüdergisi/b Sosyal Bilimler*, 5(1), 78–89.
- Liu, Y. & Morley, B. (2013). Sovereign credit ratings, the macroeconomy and credit default swap spreads. *Brussels Economic Review*, 56(3/4), 335–349.
- MathWorks (2005). Fuzzy logic toolbox. For use with matlab, user's guide, Version 2. Natick, MA: The MathWorks Inc, 220.
- Molla, B., Çağıl, G. & Uyaroğlu, Y. (2021). BİST 100 getiri zaman serisinin kaotik analizi ve anfis ile kısa dönemli öngörülebilirliği. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 36(2), 577-592.
- Nash, J. E. & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290.
- Norden, L. & Weber, M. (2004). Informational efficiency of credit default swap and stock markets: The impact of credit rating announcements. *Journal of Banking & Finance*, 28, 2813–2843.
- Oner Kaya, E., Kaya, B. & Yalciner, K. (2015). Reaction of credit default swap spreads to rating announcements: An event study for Turkey. *Journal of Economics, Finance and Accounting*, 2(4), 558–571.
- Özer, A., Sarı, S. S. & Başakın, E. E. (2018). Bulanık mantık ve yapay sinir ağları ile borsa endeks tahmini: Gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler örneği. *Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(1), 99-123.
- Pappa, S. & Melin, J. (2015). Evaluating credit default swap spreads using the credit grades model (Unpublished Master Thesis). Lund University, Institute of Social Science.

- Sarı, S. S. & Yiğiter, Ş. Y. (2020). Borsa İstanbul hisse senedi getirilerinin anfis aracılığıyla tahmin edilmesi. *Bingöl Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4(1), 171-193.
- Srivastava, S., Lin, H., Premachandra, I. M. & Roberts, H. (2016). Global risk spillover and the predictability of sovereign cds spread: International evidence. *International Review of Economics and Finance*, 41, 371–390.
- Tolikas, K. & Topaloglu, N. (2017). Is default risk priced equally fast in the credit default swap and the stock markets? An empirical investigation. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 51, 39–57.
- Tradingeconomics.com (2020). Erişim Tarihi: 09.06.2020, <http://www.tradingeconomics.com>
- Yiğiter, Ş. Y., Sarı, S. S. & Başakın, E. E. (2017). Hisse senedi kapanış fiyatlarının yapay sinir ağları ve bulanık mantık çıkarım sistemleri ile tahmin edilmesi. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(1), 1-22.
- Yücel, A. (2010). Tedarikçi seçimi probleminde bütünleşik sinirsel bulanık mantık yaklaşımı (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

EXTENDED SUMMARY

Research Questions & Purpose

The Credit Default Swap (CDS) premium represents the risk ratings and investment feasibility of countries. The increase in the CDS premium indicates an increased risk for the investor. International portfolio investors examine the CDS premium before investing in a country (Gazel & Kesebir, 2019). Investors who can predict the CDS premium correctly can transfer their funds to reliable countries and the right sources. In addition, by estimating the CDS premium, the inputs that cause the high risk situation of the countries can be determined and some precaution can be taken to reduce these risks. In this study, it is aimed to estimate the CDS premium of Turkey.

Literature Review

It is noteworthy that, time series analysis and panel data analysis methods are mostly used in the estimation of CDS premium and spread (Kim et al., 2020; Amato, 2005; Dutra, 2015; Pappa & Melin, 2015; Avino & Nneji, 2014; Srivastava et al., 2016). In these studies, inferences were made about industrialized countries such as America and Europe, and developing countries such as Turkey were not included in the studies. In this study, unlike the others, for the first time in the literature, future estimation of CDS premiums in Turkey has been made by using the ANFIS fuzzy inference system.

Methodology

In this study, the ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) method was used. In the training process of the ANFIS method, the pattern of relations between inputs and outputs is revealed. In the testing process of the ANFIS method, the ANFIS model makes predictions on the test data set that it has never seen before (Güngör & Tortum, 2007). In order to measure the success of the model, RMSE (Root Mean Square Error), MSE (Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error) and R^2 (Coefficient of Determination) criteria are used.

Results and Conclusions

In this study, the variables that have an effect on the estimation of the CDS premium were obtained as a result of the literature review. In the study, “exchange rate”, “credit rating”, “interest rate”, “stock price”, “stock volatility” and “stock return” values were considered as input variables. All data in the study were obtained on a daily basis and cover the 2015-2020 period. The total number of obtained data is 1249. The data set is normalized and divided into two parts as training and test data set. 833 (2/3) rows were organized as “training data set” and 416 rows were organized (1/3) as “test data set”.

The ANFIS method shows better estimation performance with fewer inputs (Jang, 1993). Accordingly, the input clusters that have the most impact on the output were investigated. As a result of the analysis, it was found that the “usd/try rate”, “stock prices” and “interest rate” variables were the most effective variables in CDS premium estimation. The training and test data sets were rearranged according to the new input set obtained. In the training dataset containing 833 pieces of data, the data were trained with various combinations of membership function numbers, membership function type, output type and turnover number. Combination of low training error and test error; three inputs, two gaussian membership functions for each

input, 20 rotations, grid partitioning method, 0 error tolerance and mixed optimization method. Membership functions for each input variable are named “low” and “high”. With the help of mentioned membership functions ($2^3=8$) ANFIS rules were created. Eight output membership functions formed as a result of the rules are named as “minimum1”, “minimum2”, “lowest”, “moderate1”, “moderate2”, “most”, “maximum1”, “maximum2”.

The RMSE of the ANFIS model was found to be 0.045 and so it can be said that the training data set was trained with very little error. After ANFIS training, CDS premium estimation was made for the test data set which was not shown to ANFIS model before. It was seen that RMSE of the ANFIS model in the test data set was 0.073. In other words, it was determined that the CDS estimation outputs of the ANFIS model and the actual outputs of the test data set highly overlap. In order to evaluate the estimation goodness of the ANFIS estimation model, the MSE, MAE and R^2 criteria of the ANFIS model were calculated. MSE value 0.005; The MAE value was found to be 0.055 and the R^2 value to be 0.927. According to this; It was found that the MSE and MAE values were very close to 0 and the prediction success of the ANFIS model was quite good. In addition, this finding was supported by an R^2 value of 0.927, which is very close to the value of 1. As a result, it can be said that the ANFIS model predicts the future CDS premiums in Turkey quite well.

Investors who can predict the CDS premium correctly will be able to successfully manage their funds by minimizing the risk. On the other hand, the effects of the implemented economic policies are realized with a delay. The findings obtained as a result of this study provide policy makers with pioneering information about Turkey’s risk level. Thus, these delays can be minimized. Thanks to these findings, which are a kind of early warning system, policies that should be implemented in periods when an increase in country risk is expected will be able to reach their targets without delay.