

BORSA İSTANBUL BANKA ENDEKSİ'NİN VERİ TABANLI MODELLER ile ANALİZ EDİLMESİ

Salim Sercan SARI¹, Eyyup Ensar BAŞAKIN²

ÖZET

Amaç: Çalışmada yatırımcıların beklentilerinde meydana gelen değişikliklerin belirlenmesi ve doğru kararlar almaları amacıyla, risk iştahı göstergelerinden Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksinin hisse senedi getirileri üzerindeki etkisi ülkemiz piyasaları için tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Yöntem: Çalışmanın teorik kısmını destekleyecek olan, araştırmada yer alan yöntemler; Yapay Sinir Ağları (YSA), Destek Vektör Makineleri (DVM) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)'dir. Yöntemleri uygulamak için Statistica ve MATLAB paket programlarından faydalanılmıştır.

Bulgular: Yapılan analizler sonucunda Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksinin hisse senedi getirilerini kabul edilebilir doğrulukta tahmin edebildiği ortaya çıkmıştır. Bu sayede karar alıcı kişi ya da kurumların yatırım işlemlerini etkin bir şekilde gerçekleştirebilmelerinin önü açılacaktır.

Özgünlük: Risk iştahı göstergelerinden en doğru olanının seçilmesi ve getiri tahminlerinde kullanılmasının, yatırımcıların kararlarının etkinliğine katkı sağlayacaktır. Bu çalışma ile veri tabanlı modeller kullanılarak risk iştahı göstergeleriyle getiri endeksi arasındaki ilişkinin Türkiye için tahmin edilmesi ilk kez denenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları (YSA), Destek Vektör Makineleri (DVM), Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Risk İştahı.

ANALYSIS of BIST BANK INDEX with DATA BASED MODELS

ABSTRACT

Purpose: In the study, in order to determine the changes in the expectations of the investors and to make the right decisions, the effect of Risk Appetite Index and VIX Fear Index, which are among the risk appetite indicators, on stock returns were tried to be predicted for the markets of our country.

Methodology: The methods included in the research that support the theoretical part of the study are Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM) and Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS). Statistica and MATLAB package programs were used to apply the methods.

Findings: As a result of the analysis, it has been revealed that the Risk Appetite Index and VIX Fear Index can predict stock returns with acceptable accuracy. Thus, the decision makers and institutions can carry out their investments more efficiently.

Originality: Choosing the most accurate risk appetite indicator and using it in return estimates will contribute to the efficiency of investors' decisions. In this study, it is tried for the first time to estimate the relationship between risk appetite indicators and return index for Turkey using data-based models.

Keywords: Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM), Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS), Risk Appetite.

¹ Arş. Gör. Dr., Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, salim.sari@erzincan.edu.tr, ORCID: 0000-0003-2607-5249 (Sorumlu Yazar- Corresponding Author)

² Arş. Gör., İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, basakin16@itu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9045-5302

1. GİRİŞ

2008’de yaşanan finansal krizden bu yana stres endeksleri, riskten kaçınma ve duyarlılık ölçütleri finansal piyasaların izlenmesinde önem kazanmıştır. Piyasa aktörleri hangi ekonomik faktörler ile risk iştahı arasında bağlantı olduğunu tespit etmeye çalışmaktadır. Örneğin, Campbell ve Cochrane (1999) varlık fiyatlarını riskten kaçınma ve ekonomik belirsizlik olmak üzere iki temel kavramla ilişkilendirmiştir. Hesaplanması ve tahmini kolay olan riskten kaçınma belirsizlik ölçütleri, birçok endeksle karşılaştırılmaktadır. Bu bağlamda yatırım kararlarını etkileyen ve yatırımcıları yönlendiren risk kavramının incelenmesi önem arz etmektedir. Finansal piyasalarda yaşanan olumlu ve olumsuz durumlara karşı yatırımcıların risk alma arzusunun ifade eden risk iştahı, yatırımcıların üstlendiği riskin belirleyicileri arasında yer almaktadır.

Ekonomik ve parasal politika için finansal istikrar çok önemlidir. Bununla birlikte, potansiyel tehlikelerin erken bir aşamada tanımlanması ve zamanında etkili önlemlerin alınması özel bir zorluk oluşturmaktadır. 1992-1993’te Avrupa’da ve 1994-1995’te Meksika’da, 1997-1998’de Asya, Rusya ve LTCM krizlerinde ve son olarak 2001-2002’de Arjantin krizinde ekonomik çevrenin düzenli olarak finansal krizlerle karşı karşıya olduğu görülmektedir. Finansal krizler açısından önemli olan, sadece temel faktörlerle açıklanamamalarıdır. Zaman içinde dalgalanmalara maruz kalan piyasa katılımcıları için risk iştahının da belirleyici bir etkiye sahip olduğu giderek daha fazla kabul edilmektedir. Risk iştahı, yatırımcıların risk alma istekliliği olarak tanımlanmaktadır. Literatürde riskten kaçınma ve risk iştahı terimleri arasında genellikle bir ayırım yapılmamaktadır (Deutsche Bundesbank, 2005: 85-86). “Risk iştahı”, “riskten kaçınma” ve “risk primi” terimleri, varlık piyasalarındaki duyarlılığı ifade etmek için sıklıkla birbirlerinin yerine kullanılmaktadır. Ancak birbirinden farklı olan bu kavramların uygunsuz kullanımı, riskli varlıkları elinde tutma isteğini doğru şekilde değerlendirmeyi ve aktarmayı zorlaştırmaktadır. Yatırımcılar ellerinde tuttukları varlıklarının gelecekteki tüketimini çevreleyen belirsizliği sevmemektedirler. Risk iştahı -yatırımcıların risk üstlenmeye istekli olması- hem yatırımcıların bu belirsizliği sevmeme derecesine hem de bu belirsizliğin seviyesine bağlıdır. Yatırımcılar finansal sıkıntı ve makroekonomik belirsizlik dönemlerine tepki gösterdikçe risk iştahı periyodik olarak değişecektir. Olumsuz durumlarda, bir yatırımcı her bir risk birimini tutmak için daha yüksek beklenen getirilere ihtiyaç duyacaktır ve risk iştahı aşağıda olacaktır (Gai ve Vause, 2005).

Risk iştahı, özellikle yatırımcıların risk karşılığında almak istedikleri getirilerin tarihsel ortalamalarına göre orantısız olarak yüksek veya düşük görüldüğü durumlarda finansal istikrara yönelik bir tehdit oluşturmaktadır. Ancak asıl sorun, piyasa katılımcıları arasında ne risk ne de risk iştahı doğrudan gözlenemediğinden, bu tür uyumsuzlukların sistematik olarak net bir şekilde tanımlanamamasıdır. Bu nedenle, risklerin fiyatlandırılması için adil bir değerlendirme seviyesi belirlemek neredeyse imkânsızdır, bu da istikrar için tehlike arz eden gelişmeleri tanımlamayı oldukça zorlaştırmaktadır (Bundesbank, 2005: 86).

Yatırımcıların risk iştahı, finansal istikrar analizinde önemli bir kavram olabilmektedir. Çoğu makroekonomik ve varlık fiyatlandırma modeli risk iştahı hakkında bir varsayım içermektedir. Bu durum medyada ve kamuoyunda finansal piyasaları etkileyen bir faktör olarak gösterilmektedir. Şaşırtıcı olmayan bir şekilde, giderek artan sayıda finansal kurum ve kuruluş bu durumu ölçmek için risk iştahı ölçütleri geliştirmektedir. Bunlar, Uluslararası Para Fonu’nun piyasa gözetimi için kullanılan risk iştahı endeksinden ticari gelirlerini artırmak için özel finans kurumları tarafından geliştirilen endekslere kadar uzanmaktadır (Illing ve Aaron, 2005: 37).

CBOE Volatility Index (VIX Korku Endeksi), risk iştahı için hızlı ve kolay bir temsilci olarak değerlendirilmektedir. Çünkü yatırımcıların karşı karşıya kaldıkları risk miktarını değiştirmek için satın aldığı ve sattığı S&P 500 işlemlerinden ortaya çıkarılmaktadır. VIX aynı zamanda teorik olmayan dört endeksin tamamının bir bileşenidir ve Bank for International Settlements ve Bank of England endeksleriyle aynı temel verilere dayanmaktadır (Illing ve Aaron, 2005: 38).

1993 yılında, Chicago Board Options Exchange (CBOE), piyasanın S&P 100 Endeksi opsiyon fiyatlarının öngördüğü 30 günlük volatilité beklentisini ölçmek için oluşturulan VIX’i duyurmuştur. VIX kısa süre sonra

ABD borsa volatilitésinin en önemli ölçütü haline gelmiştir. Wall Street Journal'da, Barron'da ve diğer önde gelen finansal yayınlarda ve ayrıca VIX'in sıkça "korku endeksi" olarak adlandırıldığı CNBC, Bloomberg TV ve CNN/Money'de yayınlanan iş haberlerinde düzenli olarak bulunmaktadır. 2003 yılında, CBOE, VIX'i, finansal teorisyenler, risk yöneticileri ve aynı zamanda volatilité yatırımcıları tarafından yaygın olarak kullanılmaya devam eden beklenen oynaklığı ölçmenin yeni bir yolunu yansıtacak şekilde güncellemiştir. Yeni VIX, ABD hisse senetleri için temel endeks olan S&P 500 Endeksine dayanmakta ve S&P 500 Endeksinin ağırlıklı fiyatlarının ortalamasını alarak beklenen oynaklığı tahmin etmektedir. Bu yöntem, VIX'i soyut bir konseptten, alım satım ve riskten korunma için pratik bir standart haline dönüştürmüştür. 2004 tarihinde CBOE, tamamen elektronik olan CBOE Vadeli İşlem Borsası ile ilgili borsada işlem gören ilk VIX vadeli işlem sözleşmesini başlatmıştır. 2006'da CBOE, Exchange tarihindeki en başarılı yeni ürün olan VIX opsiyonlarını başlatmıştır (CBOE, 2009).

Bu çalışmada, Türkiye için, 2009-2019 yılları aralığında Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi ölçütü olarak kullanılarak BIST Banka Getiri Endeksi tahmin edilmeye çalışılmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA), Destek Vektör Makinesi (DVM) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemleri ile yapılan analizlerde Matlab ve Statistica programları kullanılmıştır.

Türkiye'de Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi ile BIST Banka Getiri Endeksi arasındaki ilişki ampirik olarak tahmin edilmiştir. "Türkiye Finans Piyasasında Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi, BIST Banka Getiri Endeksini tahmin edebilmekte midir?" sorusuna cevap aranmıştır. Çalışmada, yatırımcıların beklentilerinde meydana gelen değişikliklerin belirlenmesi ve doğru kararlar almaları amacıyla, söz konusu değişkenlerin hisse senedi getirileri üzerindeki etkisi Türkiye piyasaları için tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışma sonucunda, Türkiye'de Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi ile BIST Banka Getiri Endeksi arasındaki ilişkinin tahmin edilmesi ve literatüre katkı sağlanması beklenmektedir. Çalışmanın Borsa İstanbul'da yatırım yapan yatırımcıların davranışları üzerinde, risk iştahı ve korku endeksinin etkisini ortaya koyarak finansal kuruluşlarda çalışan fon yöneticilerinin ve diğer finansal aktörlerin etkinlik ve verimliliğini artırması için ışık tutması amaçlanmıştır. Çalışmada, literatürde bulunan üç matematiksel modelin performanslarının karşılaştırılması düşünülmüştür. YSA, DVM ve ANFIS yöntemlerinin risk iştahı tahmininde kullanımının ilk kez çalışılacak olması hedeflenmiştir. Bu yönüyle çalışmanın literatürde kendine yer edinmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmanın bundan sonraki ilk bölümünde literatür taraması yapılarak benzer çalışmalar hakkında bilgi verilmiştir. Sonraki bölümde çalışmanın veri seti, değişkenler ve yöntemi açıklanmıştır. Analizler sonucu elde edilen bulgulara ise çalışmanın son bölümü olan sonuç ve önerilerden önce yer verilmiştir. Bulguların değerlendirilmesi, yorumlar ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar için sunulan öneriler ile çalışma sonlandırılmıştır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Risk iştahı göstergelerinin çeşitli matematiksel modeller kullanılarak finansal piyasalar üzerindeki etkisini inceleyen çok sayıda çalışma yapılmıştır. Literatür taraması kapsamında ilgili araştırmalardan yola çıkılarak çalışmanın altyapısı oluşturulmuştur. Ortaya çıkan sonuçlara göre risk iştahını inceleyen çalışmalara aşağıda değinilmiştir.

Gai ve Vause (2005) çalışmalarında yatırımcı risk iştahını ölçmek için gelecekteki getirilerin risksiz olasılıklarının karşılık gelen öznél olasılıklarla karşılaştırılmasına dayanan yeni bir yöntem önermişlerdir. Diğer göstergelerden farklı olarak, piyasa duyarlılığı ölçüsünün, risk iştahını riskten kaçınma durumundan ayırdığını ve değişikliklerden ziyade düzeyler halinde rapor ettiğini belirtmişlerdir. Yaklaşımın uygulanmasının, krizlere ve diğer önemli ekonomik olaylara makul bir şekilde yanıt vereceğini savunmuşlardır.

Luo ve diğerleri (2009) risk iştahı kavramını incelemişlerdir. Bir dizi risk iştahı endeksi oluşturmak için yöntemler önermişlerdir. Döviz piyasalarında portföy yapısını iyileştirmek için risk iştahı endeksinin nasıl kullanılabileceğini göstermişlerdir. Portföyleri, ikinci dereceden optimizasyon kullanarak oluşturmuşlardır.

Optimizasyon prosedürleri aracılığıyla farklı stratejiler, özellikle Carry, Value ve Momentumu birleştirerek, eşit ağırlıklı bir karşılaştırmaya göre belirli istenen özelliklere sahip getiri sonuçları elde etmişlerdir.

Saraç ve diğerleri (2016) çalışmalarında yerli ve yabancı yatırımcılara ait risk iştahı verilerinin tahmin edilebilirliğini araştırmışlardır. ADF, KPSS kök testleri, Lee ve Strazicich (2003) testi, Caner ve Hansen (2001) eşikli birim kök testini kullanmışlardır. Sonuç olarak yerli yatırımcılara ait risk iştahı verilerinin doğrusal olduğunu ve eşik etkisinin olmadığını, yabancı yatırımcılara ait risk iştahı serisinin ise doğrusal olmadığını ve eşik etkisinin var olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca yabancı yatırımcılara ait risk iştahının düşme eğiliminde olduğu dönemlerde tahmin edilebildiğini, artma dönemlerinde ise tahmin edilemediğini belirtmişlerdir.

Varlık ve Varlık (2016) çalışmalarında Türkiye ekonomisi için 2004M1-2015M6 döneminde, Türkiye'ye yönelik risk algısının Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile oluşturulan bankacılık sağlık endeksi üzerindeki etkilerini Vector Autoregression modelini kullanarak incelemişlerdir. Bulgularda etki-tepki küresel risk iştahına, ülke risk primine, küresel risk primine ve Türk lirası referans faiz oranına verilen bir standart sapma pozitif şoka bankacılık sağlık endeksinin düşerek tepki verdiğini belirtmişlerdir. Ayrıca, dışsal risk algısındaki artışın bankacılık sisteminin bilanço yapısını olumsuz yönde etkilediğini göstermişlerdir.

Pflueger ve diğerleri (2018) çalışmalarında ekonominin risk iştahını ölçtüğünü iddia ettikleri dalgalı hisse senetlerinin eş zamanlı değerlemesi ile reel oranlar arasında güçlü ve sağlam bir pozitif ilişki olduğunu belgelemişlerdir. Yeni risk iştahı temsilinin, bir yıllık reel orandaki değişimin %41'ini açıkladığını belirtmişlerdir. Ayrıca reel oran tahminleri dalgalı hisse senetlerinin getirileri ile risk iştahındaki değişikliklerin reel oranı yönlendirdiğini doğrulamışlardır.

Akdağ (2019) çalışmasında VIX endeksinin Türkiye'deki çeşitli finansal göstergeler üzerinde bir etkisinin olup olmadığını, Granger nedensellik, Breitung ve Candelon frekans nedensellik analizi ve Johansen eşbütünlük analizi ile test etmeyi amaçlamıştır. Granger nedensellik analizi sonucunda VIX endeksindeki değişimin; BİST 100 endeksi, dolar ve euro kuru, sanayi üretim endeksi, reel kesim ve tüketici güven endeksi, satın alma yöneticileri endeksi ve risk iştahı endeksindeki değişimlerin nedeni olduğunu belirtmiştir. Frekans nedensellik analizi sonuçlarına göre ise VIX endeksindeki değişimden BİST 100 endeksi, dolar ve euro kuru, faiz oranı, sanayi üretim endeksi, reel kesim güven endeksi, satın alma yöneticileri endeksi ve risk iştahı endeksindeki değişime doğru nedenselliğin kalıcı olduğunu belirtmiştir. Eşbütünlük analizine göre ise VIX ile ilgili değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişki olduğunu belirtmiştir.

Akdağ ve İskenderoğlu (2019) çalışmalarında tüm yatırımcılara ait risk iştahı endeksinin parametrik olarak rejimlere ayrılıp ayrılmadığını araştırmışlardır. Risk iştahı endeksinin 2008-2016 dönemleri arası haftalık verilerini kullanarak Markov Rejim Modeli ile bir dizi analiz yapmışlardır. Sonuç olarak risk iştahının yüksek oynaklıklı ve düşük oynaklıklı rejimlere ayrılabilirdiğini belirtmişlerdir.

Demirez ve Kandır (2020) çalışmalarında finansal piyasalarda riskin bir göstergesi olarak Türkiye'de Aralık 2008 tarihinden itibaren hesaplanan Risk İştahı Endeksinin pay getirileri üzerindeki etkisini araştırmayı amaçlamışlardır. Yerli yatırımcılar için değişim metodu ile hesaplanan Risk İştahı Endeksinin bağımsız değişken olarak kullanmışlar ve BİST 100 endeksindeki değişimi modele kontrol değişkeni olarak eklemişlerdir. Risk iştahının pay getirileri üzerindeki etkisini çoklu regresyon modeli ile analiz etmişlerdir. Sonuç olarak risk iştahının pay getirileri üzerinde sınırlı bir etkisinin olduğunu belirlemişlerdir.

Kaplan (2020) çalışmasında sermaye yeterlilik rasyosu üzerinde döviz kuru, altın fiyatları ve risk iştahı dalgalanmalarının anlamlı bir etki oluşturup oluşturmadığını belirlemiştir. 2010 - Aralık 2019 dönemi günlük verileri için TL/ Dolar kuru, altın fiyatı ve risk iştahı verilerinin aylık standart sapmalarını hesaplamış ve bunların sermaye yeterlilik rasyosu üzerindeki etkisini analiz etmiştir. Analiz sonucunda risk iştahı standart sapmasının sermaye yeterlilik rasyosu değişimini negatif yönde etkilediğini belirtmiştir.

Qadan ve Idilbi-Bayaa (2020) çalışmalarında petrol fiyatlarının ve dalgalanmalarının hisse senedi piyasasında hâkim olan yatırımcıların ekonomik belirsizlik ve risk iştahından kaynaklanan şoklardan da meydana geldiğini göstermişlerdir. Bu sonuçları oluşturmak için, VIX endeksini hisse senedi getirilerindeki koşullu varyansa ve özkaynak varyans risk primine ayırmışlardır. Eşik-GARCH, yapısal vektör otomatik regresyon ve nedensellik modellerini kullanarak, risk iştahı, petrol fiyatı getirileri ve oynaklık arasındaki bağlantı hakkında kanıt sağlamışlardır. Sonuçlar, petrol, VIX ve önerilen iki bileşeni arasındaki ilişkinin daha iyi anlaşılmasını sağlamıştır. Yatırımcıların risk iştahındaki değişimlerin sadece hisse senedi fiyatları için değil, petrol için de önemli bir belirleyici olduğunu göstermişlerdir.

Risk iştahı göstergelerinden en doğru olanının seçilmesi ve getiri tahminlerinde kullanılmasının, yatırımcıların kararlarının etkinlik ve verimliliğine katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bu kapsamda Türkiye için getiri tahmininde risk iştahı göstergelerinin incelendiği bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Bu konuda, çalışmanın literatüre katkıda bulunması hedeflenmektedir. Ayrıca çalışmada ülkemiz finansal piyasalarında, risk iştahını ölçen değişkenlerin hepsini kullanmadanda tahmin yapılabileceği ortaya konulmuştur.

3. ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ

Çalışmada kullanılan verilere Merkezi Kayıt Kuruluşu, CBOE Global Markets ve Bloomberg veri tabanlarından ulaşılmıştır. Başlangıç yılı tüm değişkenlerin veri setine ulaşılabilen 2009 yılı Şubat ayı olarak belirlenmiştir. 2009 Şubat-2019 Aralık dönemi örneklem olarak dikkate alınmış ve aylık bazda toplam 131 gözlem değeri kullanılmıştır. Analizde Borsa İstanbul'da kullanılan BIST Banka Getiri Endeksi bağımlı değişken olarak yer almaktadır. Çalışmada yer alan 5 bağımsız değişken ile bağımlı değişken ve bunların veri kaynakları Çizelge 1'de sunulmuştur.

Çizelge 1. Değişkenler tablosu

Bağımsız Değişkenin Adı	Verinin Kaynağı
Risk İştahı Endeksi-Tüm yatırımcılar için	Merkezi Kayıt Kuruluşu
Risk İştahı Endeksi-Yerli yatırımcılar için	Merkezi Kayıt Kuruluşu
Risk İştahı Endeksi-Yabancı yatırımcılar için	Merkezi Kayıt Kuruluşu
VIX Korku Endeksi	CBOE
Bağımlı Değişkenin Adı	Verinin Kaynağı
BIST Banka Endeksi	Bloomberg

Çalışmanın teorik kısmını destekleyecek olan, araştırmada yer alan yöntemler; ANFIS, DVM ve YSA'dır. Yöntemleri uygulamak için Statistica ve MATLAB paket programlarından faydalanılmıştır.

3.1. Uyarlanabilir Ağ Yapısına Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

İlk kez 1993'de Roger Jang tarafından ileri sürülen bu çıkarım sistemi, adını baş harflerinden almaktadır. İngilizce açılımı Adaptive Neuro Fuzzy Inference System olan bu yapı adaptif-ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi ya da anlamsal olarak eşdeğer, uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi anlamına gelen ANFIS olarak adlandırılmaktadır. ANFIS mimarileri hem Sugeno hem de Tsukamoto bulanık modellerini temsil etmektedir (Jang ve diğerleri, 1997).

ANFIS, yapay sinir ağı ve bulanık mantığın iki yumuşak hesaplama yönteminin birleşimi olarak kabul edilmektedir (Jang, 1993). Bulanık mantık, insan bilgisinin ve kavrayışlarının niteliksel yönlerini kesin niceliksel analiz sürecine dönüştürme yeteneğine sahiptir (Zadeh, 1965). Bununla birlikte, dönüşüm ve insan düşüncesi sürecinde kural tabanı, bulanık çıkarım sistemine rehber olarak kullanılabilir tanımlanmış bir yöntemdir ve üyelik fonksiyonlarını ayarlamak oldukça uzun zaman almaktadır (Jang, 1993). Yapay sinir ağlarının aksine ANFIS, öğrenme sürecine kendi ortamının uyum sağlaması için daha yüksek bir yetenek sergilemektedir. Bu nedenle, üyelik fonksiyonlarını otomatik olarak ayarlamak ve bulanık mantıktaki kuralların belirlenmesinde hata oranını azaltmak için yapay sinir

ağlarından yararlanılabilmektedir (Suparta ve Alhasa, 2016: 10). Hibrit bir öğrenme işlemi kullanan ve uyarlanabilir ağlar çerçevesinde uygulanan bulanık bir çıkarım sistemi olan ANFIS ile hem insan bilgisine (eğer-o halde kuralları) hem de öngörülen girdi-çıkıktı veri çiftlerine dayalı bir haritalama yapılabilir. Simülasyonda, ANFIS mimarisi doğrusal olmayan fonksiyonları modellemek, doğrusal olmayan bileşenleri bir kontrol sisteminde tanımlamak ve kaotik zaman serilerini tahmin etmek için kullanılmaktadır. ANFIS yöntemi bulanık çıkarım sisteminin akıl yürütme mekanizmasını ve yapay sinir ağının öğrenme yeteneğini eş zamanlı olarak bütünleştirmektedir. Bir yapı olarak ANFIS, *eğer-o halde* kuralları ve bulanıklıktaki girdi-çıkıktı veri çiftlerinden oluşmakta ve eğitim için nöral ağı öğrenme algoritmalarını kullanmaktadır. Bu çerçevede, ANFIS modellemesini uzman bilgisine daha sistematik ve daha az bağımlı hale getirmektedir (Shekarian ve Gholizadeh, 2013).

3.2. Destek Vektör Makineleri (DVM)

Destek vektör algoritması 1960'lı yıllarda Rusya'da geliştirilen genelleştirilmiş portre algoritmasının doğrusal olmayan bir genellemesidir. Bu nedenle, Vapnik ve Chervonenkis tarafından geliştirilen istatistiksel öğrenme teorisi ya da VC teorisi çerçevesinde sağlam bir şekilde temellenmiştir. VC teorisi, görünmeyen verileri iyi bir şekilde genellemelerini sağlayan öğrenme makinelerinin özelliklerini karakterize etmektedir. Mevcut haliyle, destek vektör makineleri büyük ölçüde Vapnik ve iş arkadaşları tarafından AT&T Bell Laboratuvarlarında geliştirilmiştir. Bu endüstriyel bağlamdan dolayı, destek vektör araştırmaları gerçek dünyadaki uygulamalara doğru sağlam bir yönelimde bulunmaktadır. İlk çalışma optik karakter tanıma odaklanmaktadır. Kısa bir süre içerisinde, destek vektör sınıflandırıcıları hem optik karar tanıma hem de nesne tanıma görevleri için mevcut en iyi sistemlerle rekabet edebilmiştir. Destek vektör sınıflandırıcıları hakkında kapsamlı bir eğitim Burges (1998) tarafından yayınlanmıştır. Regresyon ve zaman serisi tahmin uygulamalarında kısa sürede mükemmel performanslar elde edilmiştir (Smola ve Schölkopf, 2004: 199).

3.2.1. Temel Teori

Vapnik ve Chervonenkis ampirik risk minimizasyonu tümevarım prensibini doğrulamak için bir teori geliştirmiştir. Ayrıca iyi bir genelleme için koşulları formüle etmiş ve bu koşulların, belirli bir olay kümesi boyunca frekanslarının olasılıklarına eşit yakınsamalarının olmasıyla yakından ilişkili olduğunu göstermiştir. Bu sonuçlar, model karmaşıklığı ve mevcut bilgiler arasındaki değişimin nicel bir tanımını sağlamıştır (yani sonlu eğitim verileri) (Cherkassky ve Mulier, 2007: 101).

Klasik VC teorisi 4 bölümden oluşmaktadır:

- Ampirik risk minimizasyonu tümevarım prensibinin tutarlılığı için koşullar.
- Bu koşullara dayalı öğrenme makinelerinin genelleme becerisine ilişkin sınırlar.
- Bu sınırlara dayanan sonlu örneklerden tümevarım çıkarım ilkeleri.
- Yukarıdaki tümevarım prensiplerini uygulamak için yapıcı yöntemler.

VC genelleme sınırları kullanılarak teorik olarak gereçlendirilebilecek Yapısal Risk Minimizasyonu (YRM), tümevarım prensibini açıklamaktadır. Yapay sinir ağlarında ve istatistiklerde geliştirilen birçok doğrusal olmayan öğrenme prosedürü, YRM, tümevarım prensibi açısından anlaşılabilir ve yorumlanabilmektedir. DVM, küçük örneklemler ve doğrusal olmayan tahminler için YRM'yi etkili bir şekilde uygulamaktadır. Yapısal Risk Minimizasyonu adı verilen tümevarım prensibi, sonlu örneklem için en uygun model karmaşıklığını seçmek için resmi bir mekanizma sağlamaktadır. Vapnik ve Chervonenkis tarafından YRM başlangıçta sınıflandırma için önerilmiş ve uygulanmış, daha sonra riskin işlevselliğini indirebilmek için herhangi bir öğrenme problemine uygulanmıştır. YRM kullanılarak VC'nin sınırları en aza indirilebilir (Cherkassky ve Mulier, 2007: 101).

3.2.2. Destek Vektör Makineleri İçin Kernel Fonksiyonları

Kernel fonksiyonu fikri, potansiyel olarak yüksek boyutlu öznitelik uzayından ziyade giriş alanında işlemlerin gerçekleştirilmesini sağlamaktır. Bu nedenle, iç çarpımın öznitelik uzayında değerlendirilmesi gerekmez. Bu, boyutluluk problemini ele almanın bir yolunu sağlamaktadır. Bununla birlikte hesaplama hâlâ kritik olarak eğitim modellerinin sayısına bağlıdır (Gunn, 1998: 21).

Destek vektör makinesinde kullanılabilir bir çok çekirdek tipi bulunmaktadır. Kabul edilebilir kerneller, öznelik uzayındaki bir iç çarpım olarak açıklanmalıdır (Eşitlik 1). Bu, Mercer'in durumunu sağlamaları gerektiği anlamına gelmektedir (Webb, 2002: 191-192). Bir kernel $K(x, y)$, $x, y \in \mathbb{R}^p$ bazı öznelik uzayında bir iç çarpımdır veya

$$K(x, y) = \Phi^T(x)\Phi(y), \text{ ancak ve ancak } K(x, y) = K(y, x) \text{ ve} \\ \int \int K(x, z)f(x)f(z)dx dz \geq 0 \quad (1)$$

3.2.3. Destek Vektör Regresyonu

Destek Vektör Yöntemi, maksimum marj algoritmasını karakterize eden tüm ana özellikleri koruyarak, regresyon durumuna da uygulanabilmektedir. Doğrusal olmayan bir fonksiyon, kernel tarafından oluşturulan bir özellik alanında doğrusal bir öğrenme makinesi tarafından öğrenilirken, sistemin kapasitesi, alanın boyutuna bağlı olmayan bir parametre ile kontrol edilmektedir. Sınıflandırma durumunda olduğu gibi, öğrenme algoritması konveks bir işlevselliği en aza indirmektedir ve çözümü seyrek (Cristianini ve Shawe-Taylor, 2000: 112).

Sınıflandırma yaklaşımında olduğu gibi, regresyon için verilen genelleme sınırları optimize edilmeye çalışılarak yaklaşım hareket ettirilmektedir. Bunlar, gerçek değerlerin belli bir mesafesindeki hataları görmezden gelen bir kayıp fonksiyonunu tanımlamaya dayanmaktadır. Bu fonksiyon tipine ϵ -duyarsız bir kayıp fonksiyonu adı verilir. Bu terminoloji oldukça standart olduğu için, daha önce bu sembol genelleme hatası saklanması rağmen, rasgele çizilen bir test örneğinin yanlış sınıflandırılması olasılığı olan ϵ 'nin kullanıma riski alınmaktadır (Cristianini ve Shawe-Taylor, 2000: 112).

Bir çok makul kayıp fonksiyonu seçeneği ile çözüm, bir konveks işlevselliğin minimumu olarak tanımlanmaktadır. ϵ -duyarsız kayıp fonksiyonunu dikkate almak için bir başka etken, sınıflandırma destek vektör makinelerinde olduğu gibi çift değişkenlerin seyrekliğini sağlayacaktır. Çözümü küçük bir eğitim seti alt grubuyla temsil etme fikri çok büyük hesaplama avantajlarına sahiptir. ϵ -duyarsız kayıp fonksiyonunun kullanılması, bir global minimumun varlığını ve güvenilir bir genelleme sınırının optimizasyonunu sağlamaya devam ederken, bu avantaja sahiptir (Cristianini ve Shawe-Taylor, 2000: 112-114). Çalışmada kullanılan çekirdek fonksiyonu parametreleri ve DVR parametresi deneme yanılma yolu ile optimize edilmiştir.

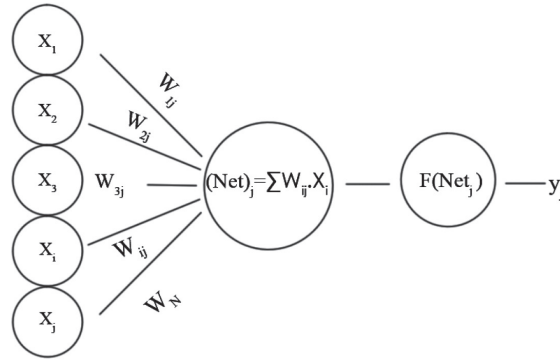
3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Genellikle "sinir ağları" olarak adlandırılan yapay sinir ağları alanında çalışmalar, insan beyninin geleneksel dijital bilgisayardan tamamen farklı bir şekilde hesaplama yapması üzerine odaklanmıştır. Beyin oldukça karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel bir bilgisayardır. Nöronlar olarak bilinen yapısal bileşenlerini, günümüzde var olan en hızlı dijital bilgisayardan çok daha hızlı gerçekleştirebilmek için düzenleme yeteneğine sahiptir. Örneğin, bilgi işleme görevi olan insan vizyonunu düşünün. Çevrenin bir temsilini sağlamak ve daha da önemlisi, çevre ile etkileşime girmemiz gereken bilgileri sağlamak görsel sistemin işlevidir. Spesifik olarak, beyin rutin olarak algısal tanıma görevlerini yaklaşık 100-200 ms'de gerçekleştirirken, daha az karmaşıklığa sahip görevler güçlü bir bilgisayarda çok daha uzun sürer (Haykin, 2009:1).

En genel haliyle, bir sinir ağı, beynin belirli bir görevi veya işlevi yerine getirme şeklini modellemek için tasarlanmış bir makinedir. Ağ genellikle elektronik bileşenler kullanılarak uygulanmakta veya dijital bir bilgisayardaki yazılımda simüle edilmektedir. İyi performans elde etmek için, sinir ağları "nöronlar" veya "işlem birimleri" olarak adlandırılan basit hesaplama hücrelerinin büyük bir ara bağlantısını kullanmaktadır. Dolayısıyla, uyarlanabilir bir makine olarak görülen bir sinir ağı deneysel bilgiyi depolamak ve kullanıma sunmak için doğal bir eğilime sahip basit işlem birimlerinden oluşan büyük ölçüde paralel dağıtılmış bir işlemcidir (Haykin, 2009:1-2).

Doğrusal olmayan bir devre olarak ifade edilen yapay sinir ağları dağınık olmayan ve bir şebeke şeklinde düğümlerden oluşmaktadır. İşlem elemanı adıyla bilinen söz konusu düğümlerin iletim yolu bağlantıları

kendi içlerinde tek yönlü hareket etmektedir. Bu işlem elemanlarına giriş bağlantısı sınır olabilmesine rağmen çıkış bağlantısı tek yapılmak zorundadır. Bağlantı yolları kopyalanabilir ve çıkışların ulaşmasını sağlayan bağlantı yollarında gecikmeler yaşanabilir. Matematiksel olarak ifade edilen çıkışlar isteğe göre reel, sürekli ve iki tabanlı olabilir (Yarar, 2010: 30).



Şekil 1. Yapay sinir ağı gösterimi

Şekil 1’de girdi değeri, çok katmanlı bir ağ için kendisine diğer katmanlardan gelen değerlerin ağırlık katsayılarının çarpımının toplamı olarak aşağıdaki formülle (Denklem 2) ifade edilmektedir.

$$V_j = \sum_{i=1}^N X_i W_{ij} \quad (2)$$

Denklem 2’deki ağırlıkları, ise girdi değerlerini ifade etmektedir. Denklem 2’deki girdi katmanının çıkışı, ağırlıklar toplamının doğrusal olmayan bir fonksiyonda yerine yazılarak hesaplanmasıyla Denklem 3’teki gibi bulunmaktadır.

$$y_j = \frac{1}{1+e^{-V_j}} \quad (3)$$

Denklem 3- *sigmoid* transfer fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır ve ağırlıkların güncellenebilmesi için türevi alınabilir bir fonksiyon elde etmek için kullanılır.

3.3.1. Yapay Sinir Ağlarında Ağın Eğitilmesi

Girdi ve çıktılar arasındaki bağ, ağırlıkların farklılaştırılmasıyla, yapay sinir ağlarında öğrenme ortaya koyulmaktadır. Ağırlık katsayılarının tamamında veya bir bölümünde varılmak istenen çıktı ve ağ çıkışı arasındaki fark arzulanan değere düşürülene kadar sigmoid transfer fonksiyonuyla bu değiştirilme yapılmaktadır.

Ağın eğitilmesi esnasında elde edilen çıktı ile arzulanan çıktı arasındaki fark belli bir değer altına ininceye kadar denetimli öğrenmede değişiklik yapılmaya devam edilmektedir. (Demirpençe, 2005). Yapay sinir ağları, ileri beslemeli geriye yayılım sinir ağları girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere 3 bölüme ayrılmaktadır. Birimlerde yer alan nöronlar ağırlık kümeleri ile birbirlerine bağlanmaktadır. İleri beslemeli geriye yayılım algoritmasında 2 bölüm bulunmaktadır. Bu bölümler ileriye doğru besleme etabı ile çıktı birimindeki hesaplanıp gözlenen bilgi sinyalleri arasındaki ayrıma odaklanan geriye doğru ilerleme etabıdır.

3.4. Tahmin Modelleri İçin Başarı Kriterleri

Tahmin modellerinin başarısını tanımlamak için literatürde farklı başarı ölçütleri öne sürülmüştür. Bu çalışmada kullanılan modellerin başarısını ölçmek amacıyla, Kök Ortalama Kare Hata (KOKH), Verimlilik Katsayısı (VK) ve Ortalama Mutlak Hata (OMH) kriterleri ele alınmıştır. Söz konusu denklemler (Denklem 4 ve 5) aşağıda belirtilmiştir.

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_{pi} - B_{oi})^2} \quad (4)$$

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (B_{pi} - B_{oi})^2}{\sum_{i=1}^n (B_{oi} - \bar{B}_o)^2} \right] \quad (5)$$

Denklemlerde yer alan ifadelerden n gözlem sayısını, B_{pi} tahmin edilen BIST Banka değerini, B_{oi} gözlemlenen BIST Banka değerini, \bar{B}_o gözlemlenen BIST Banka değerlerinin ortalamasını ifade etmektedir. VK 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 yüksek olduğunu ve 0,85-1 arasında olması tahmin başarısının mükemmel olduğunu belirtmektedir (Başakın ve diğerleri, 2019).

4. BULGULAR

Bu başlıkta, değişkenleri içeren tanımlayıcı istatistiklere, hisse senedi getirilerini tahmin etmek için kullanılan Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi değişkenleriyle yapılan ABFIS, DVM ve YSA analizlerine yer verilmiştir. İlk olarak verilerin 94 adedi ile eğitim, geriye kalan 37 adedi ile model test edilmiştir. Üç yöntem de aynı oranda eğitilmiş ve test edilmiştir.

4.1. Tanımlayıcı İstatistikler

Araştırmada yer alan değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler Çizelge 2'de gösterilmiştir. Çizelge 2 her biri 131 gözlem sayısından oluşan değişkenlerin sınıflandırılmasına uygun bir şekilde özet istatistik bilgileri düzenlenmiştir.

Çizelge 2. Değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler

Değişkenler	Ortalama	En Büyük Değer	En Küçük Değer	Standart Sapma
BIST BANKA ENDEKSİ	134.460	189.921	45.826	24.693
RISE-TÜM	48,13	68,41	22,68	11,86
RISE-YERLİ	52,20	74,33	27,05	11,70
RISE-YABANCI	48,70	70,20	19,25	12,91
VIX	16,04	25,42	12,12	3,21

Çizelge 2'de görüldüğü üzere, değişkenlere ilişkin istatistik bilgileri farklılık göstermektedir. Bu bilgiler değişkenlerin hesaplanması dikkate alınarak yüzdelik ve tam sayı şeklinde ifade edilmiştir. Bağımlı değişken olan BIST Banka Getiri Endeksinde değişimin ortalaması yaklaşık 134.460'tır.

Bağımsız değişkenlere bakıldığında, farklı istatistik yorumlarla karşılaşılmaktadır. RISE-TÜM'ün ortalaması %48 civarındadır. Gözlenen değerler %22 ile %68 arasında değişmektedir. RISE-YERLİ'nin ortalaması %52 civarında olup, en büyük değer ve en küçük değer gözlemleri sırasıyla %74 ve %27'dir. RISE-YABANCI'nın ortalaması %48 civarında olup en büyük değer ve en küçük değer gözlemleri sırasıyla %70 ve %19'dur. VIX değişkeninin ortalaması, en büyük değeri ve en küçük değeri farklılık göstermektedir. VIX'in ortalaması %16 civarında olup en büyük değer ve en küçük değer gözlemleri sırasıyla %25 ve %12'dir. Bağımsız değişkenler arasındaki en düşük standart sapmaya sahip olan değişken VIX, en yüksek standart sapmaya sahip değişken ise RISE-YABANCI'dır.

Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksinin hisse senedi getiri endeksi üzerindeki etkisini açıklamak için kullanılan YSA, DVM ve ANFIS yöntemlerinin analiz sonuçlarıyla ulaşılan bulgulara aşağıda yer verilmiştir.

4.2. Model Sonuçları

Bu çalışmada kullanılan yöntemlerde dikkate alınan girdilere belirli ön işlemler uygulanarak, verilerin eğitimi daha verimli hale getirilmeye çalışılmıştır. Bunun için normalleştirme işlemi ham verilere uygulanarak, verilerin eğitimi için uygun veri setinin hazırlanması amaçlanmıştır. Üç yöntemde de ilk

olarak, kullanılacak olan ham verilere normalleştirme yöntemlerinden max kuralı uygulanmıştır. Ham veri setleri max kuralı normalleştirme yöntemiyle 0 ile 1 aralığında değer almışlardır. Bu şekilde farklı ortamlardan gelen bütün girdiler arasında bütünlük elde edilmiş ve yanlış girilme ihtimali olan değerlerin etkisinin ortadan kaldırılması sağlanmıştır.

Üç yöntem için de analizlerde değişkenlerin %70'lik kısmı eğitim, %30'luk kısmı ise test için ayrılmıştır. Değişkenlere göre ele alınıp yürütülen model sonuçları Çizelge 3'te sunulmuştur.

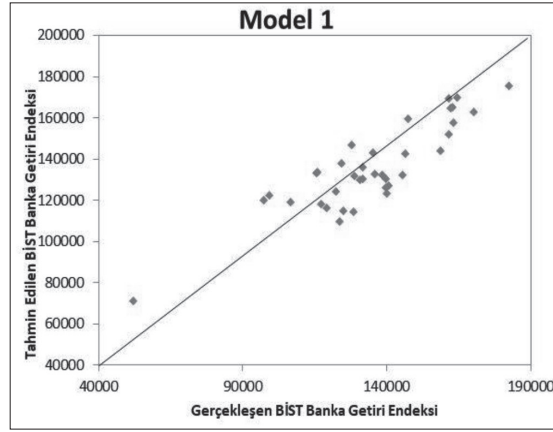
Söz konusu değişkenlerin her biri tek başına BIST Banka Getiri Endeksiyle analiz edilmiş ve 21 adet model elde edilmiştir. Modellerin yer aldığı analizlerin başarı kriterlerine (VK) göre sonuçları Çizelge 3'te gösterilmiş ve yorumlanmıştır.

Çizelge 3. Tahmin değerlerinin model başarı değerleri

Model	Yöntem	Girdi	Çıktı	KOKH	VK
Model 1	YSA	RISE YABANCI, VIX	BIST Banka Getiri	0,0616	0,773
Model 2	YSA	RISE TÜM, VIX	BIST Banka Getiri	0,0640	0,755
Model 3	DVM	RISE YABANCI, VIX	BIST Banka Getiri	0,007	0,710
Model 4	DVM	RISE TÜM, VIX	BIST Banka Getiri	0,0741	0,674
Model 5	YSA	RISE YERLİ, VIX	BIST Banka Getiri	0,09	0,671
Model 6	ANFIS	RISE YERLİ, VIX	BIST Banka Getiri	0,0927	0,652
Model 7	ANFIS	RISE TÜM, VIX	BIST Banka Getiri	0,0793	0,622
Model 8	ANFIS	RISE YABANCI, VIX	BIST Banka Getiri	0,0812	0,608
Model 9	DVM	RISE YERLİ, VIX	BIST Banka Getiri	0,1014	0,584
Model 10	YSA	VIX	BIST Banka Getiri	0,1095	0,464
Model 11	YSA	RISE YABANCI	BIST Banka Getiri	0,1191	0,425
Model 12	ANFIS	RISE TÜM	BIST Banka Getiri	0,3860	0,396
Model 13	YSA	RISE TÜM	BIST Banka Getiri	0,1228	0,388
Model 14	YSA	RISE YERLİ	BIST Banka Getiri	0,1224	0,380
Model 15	ANFIS	RISE YABANCI	BIST Banka Getiri	0,1236	0,380
Model 16	ANFIS	VIX	BIST Banka Getiri	0,1216	0,378
Model 17	ANFIS	RISE YERLİ	BIST Banka Getiri	0,1256	0,358
Model 18	DVM	RISE YABANCI	BIST Banka Getiri	0,1303	0,283
Model 19	DVM	VIX	BIST Banka Getiri	0,1424	0,144
Model 20	DVM	RISE YERLİ	BIST Banka Getiri	0,1539	0,039
Model 21	DVM	RISE TÜM	BIST Banka Getiri	0,1545	0,032

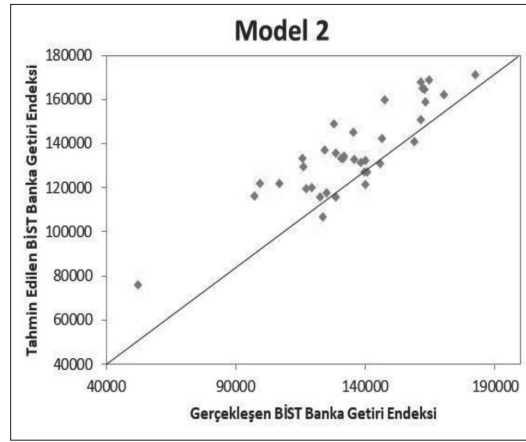
Çizelge 3 incelendiğinde kurulan ilk 9 modelin VK'larının 0,58 ve üzeri olduğu ve yapılan tahminlerin başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu modeller grafikleri çizilerek görsel olarak da karşılaştırılmıştır. Çünkü VK değerleriyle birlikte saçılım grafiklerinin de çizilmesi en uygun modele karar verebilmek için fayda sağlamaktadır. Tahmin-gözlem saçılım grafiği adıyla bilinen söz konusu grafiklerde, 45 derecelik bir eğri ile 1 katsayısı temsil edilmektedir. Grafikte gösterilen değerlerin, çizgiye yakın hareket sergilemesi modelin başarılı olduğunu ispat etmektedir. Çizgiden uzaklaşan değerler ise tahminin başarılı olmadığını göstermektedir. Modellere ait YSA, DVM ve ANFIS grafikleri aşağıdaki gibidir.

YSA Yöntemiyle kurulan modellerde bir girdi katmanı, bir gizli katman ve bir çıktı katmanı oluşturulmuştur. Gizli katmanda transfer fonksiyonu olarak *sigmoid* transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Ayrıca eğitim işlemi sırasında önemli etkiye sahip öğrenme parametresi ve momentum parametresi sırası ile 0,5 ve 0,7 seçilmiştir. Şekil 2'de YSA ile yapılan Model 1, RISE Yabancı ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0616, VK değeri 0,77'dir.



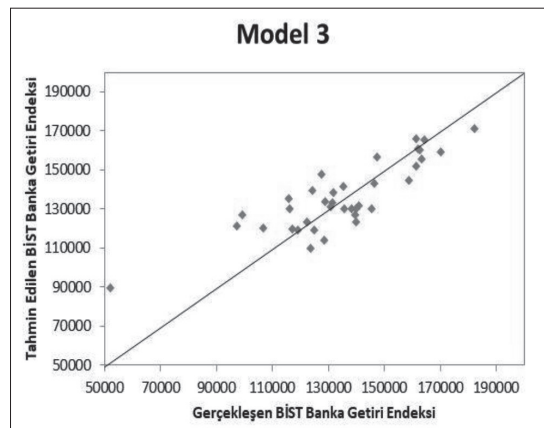
Şekil 2. Model 1 için dağılım grafikleri

Şekil 3'te YSA Yöntemiyle yapılan Model 2, RISE Tüm ve VIX Korku Endeksinin BİST Banka Getiri Endeksini tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0640, VK değeri 0,75'tir.



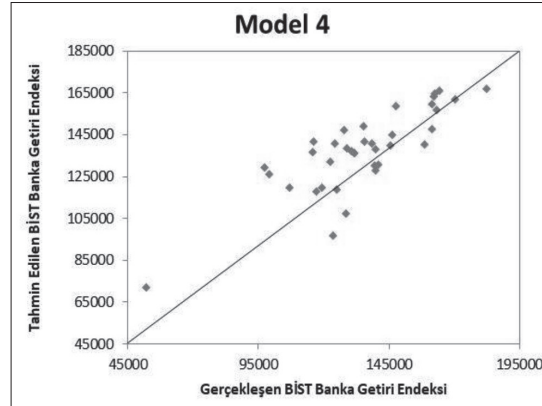
Şekil 3. Model 2 için dağılım grafikleri

DVM Yönteminde çekirdek fonksiyonu olarak radyal tabanlı çekirdek fonksiyonu kullanılmıştır ve çekirdek fonksiyonu parametreleri deneme yanılma yolu ile belirlenmiştir. Şekil 4'te DVM ile yapılan Model 3, RISE Yabancı ve VIX Korku Endeksinin BİST Banka Getiri Endeksini tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,007, VK değeri 0,71'dir.



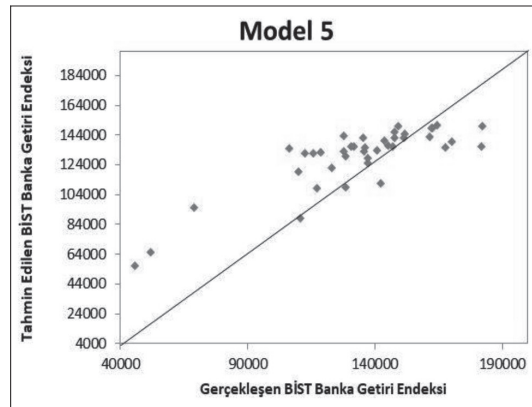
Şekil 4. Model 3 için dağılım grafikleri

Şekil 5'te DVM Yöntemiyle yapılan Model 4, RISE Tüm ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0741, VK değeri 0,67'dir.



Şekil 5. Model 4 için dağılım grafikleri

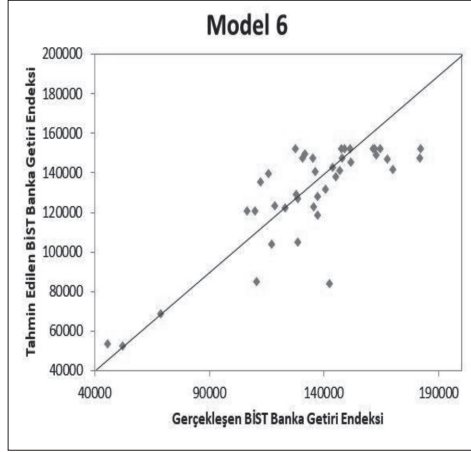
Şekil 6'da YSA Yöntemiyle yapılan Model 5, RISE Yerli ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,09, VK değeri 0,67'dir.



Şekil 6. Model 5 için dağılım grafikleri

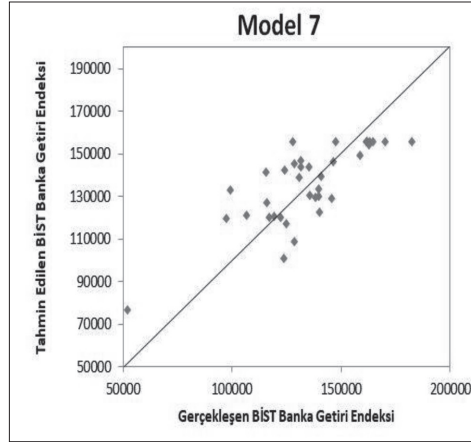
ANFIS Yönteminde üyelik fonksiyon tipi olarak üçgen, gaus ve trapez üyelik fonksiyon tipleri seçilmiş, en düşük eğitim hatası değerini veren üyelik fonksiyon tipi gaus olarak seçilmiştir. Girdilerin bulanıklaştırılması sürecinde 3 ila 6 arasında alt kümeye ayrılan girdilerde en düşük eğitim hatasını veren küme sayısı 6 olarak tespit edilmiştir fakat alt küme sayısının artırılması ile belirli bir sayıdan sonra test kümesinin tahmin performansında azalma tespit edilmiştir. Optimum bulanık alt küme sayısı 4 olarak belirlenmiştir. Öğrenme algoritması olarak hibrit algoritma seçilmiştir.

Şekil 7'de ANFIS ile yapılan Model 6, RISE Yerli ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0927, VK değeri 0,65'tir.



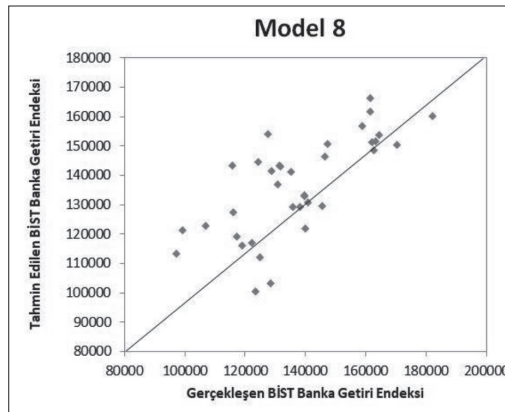
Şekil 7. Model 6 için dağılım grafikleri

Şekil 8'de ANFIS Yöntemiyle yapılan Model 7, RISE Tüm ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0793, VK değeri 0,62'dir.



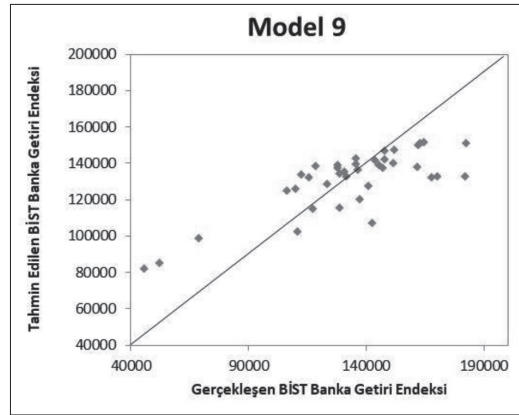
Şekil 8. Model 7 için dağılım grafikleri

Şekil 9'da ANFIS Yöntemiyle yapılan Model 8, RISE Yabancı ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,0812, VK değeri 0,60'tır.



Şekil 9. Model 8 için dağılım grafikleri

Şekil 10'da DVM Yöntemiyle yapılan Model 9, RISE Yerli ve VIX Korku Endeksinin BIST Banka Getiri Endeksinin tahmini için kullanılmıştır. Modelin KOKH değeri 0,1014, VK değeri 0,58'dir.



Şekil 10. Model 9 için dağılım grafikleri

Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi ile BIST Banka Getiri Endeksi 3 farklı yöntem aracılığıyla 21 modelde tahmin edilmiştir. 11 yıllık döneme ait veri setinin ilk %70'i, tahmin yöntemlerinin sistemi tanıyabilmesi ve model parametrelerinin tayin edilmesi için kullanılmıştır. Sonraki %30'luk veri seti, gelecekteki BIST Banka Getiri Endeksi tahminlerindeki isabeti test etmek için kullanılmıştır. Yukarıdaki her üç yöntem, içerdikleri modellerin performans ve tahmin adımlarına göre açıklanmıştır. ANFIS, DVM ve YSA yöntemlerini içeren tüm modeller birlikte düşünüldüğünde, tahmin başarısı yüksek olan modeller Çizelge 3'te başarı kriterlerine göre sergilenmiştir. ANFIS, DVM ve YSA yöntemlerinin ayrı ayrı ve birlikte açıklanmasının ardından, sonuçlar bölümünde tüm modellerin performanslarının kıyaslanmasına yer verilmiştir.

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu makalede, yatırımcıların risk karşısında gösterdikleri iştahın zaman içindeki değişiminin hisse senedi getirilerini tahmin etmek için kullanılabilir bir ölçüt olup olmadığı araştırılmıştır. Risk iştahı göstergeleri olarak kullanılan Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi bilgileri birleştirilerek analiz yapılmıştır ve hisse senedi getirilerinin tahmin edilebilir olup olmadığının tespit edilmesi amaçlanmıştır.

Yatırımcıların tercihte bulunurken kullandığı risk iştahı göstergelerinden Risk İştahı Endeksi ve VIX Korku Endeksi bağımsız değişken olarak, hisse senedi getirilerini temsil eden BIST Banka Getiri Endeksi ise bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Modellerin oluşturulması sırasında faydalanılan YSA, DVM ve ANFIS yöntemlerinin risk iştahı teorisinde ilk kez kullanılmasının literatüre önemli bir fayda sağlayacağı düşünülmektedir. Ayrıca çalışmada yapılan tahminlerin daha güvenilir olması için veri aralığının olabildiğince uzun olmasına ihtiyaç vardır. Veri setini oluşturmak için yararlanılan veri tabanlarında aynı anda tüm verilere 2009 yılı itibarıyla ulaşıldığı için önceki dönemlerin analize dâhil edilememesi çalışmanın kısıtı olarak görülmektedir.

Model başarı sonuçları KOKH ve VK parametreleri yardımıyla yorumlanmıştır. Kullanılan tahmin yöntemlerinin tahmin performansları kıyaslandığında YSA Yönteminin, ANFIS ve DVM Yöntemlerinden daha iyi performans sergilediği dikkat çekmiş ve risk iştahının hisse senedi getirilerini tahmin edebildiği ortaya çıkmıştır. Aşağıda değişkenlerin hisse senedi getirilerini tahmin etme gücü bulgulara göre tek tek yorumlanmıştır.

Risk iştahı göstergelerinden VIX Korku Endeksinin hisse senedi getiri endeksini tahmin etme gücü en fazla olan değişken olduğu görülmektedir. Çünkü VIX, yapılan analizlerde sırasıyla 0,773, 0,755 ve 0,710 VK değerine sahip en başarılı ilk 3 modelde ve VK değerine göre başarılı kabul edilen ilk 9 modelin tamamında bulunmaktadır. VIX değişkeninin bulunduğu modeller incelendiğinde, YSA ile yapılan

analizlerin daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Literatürle uyumlu olarak, VIX Korku Endeksi, hisse senedi getirilerini tahmin kabiliyetine sahiptir. Adrian ve diğerleri (2010), Bekaert ve Hoerova (2014)'nın çalışmalarında, risk iştahı göstergelerinden VIX ile hisse senedi getirileri arasında ilişki tespit edilmiştir. Çalışmadaki analizlerle finansal piyasalardaki endişe halini gösteren VIX'in, BIST Banka Endeksindeki yatırımcılar ve yatırım düşüncesi olanlar için riskten kaçınma ve belirsizlikle ilişkili olduğu görülmüştür. Finansal piyasalarda kriz beklentisine neden olan VIX'teki artışlar, yatırımcıların hata yapmasını engellemek için dikkat edilmesi gereken göstergelerdendir. Risk iştahı göstergelerinden Risk İştahı Endeksinin hisse senedi getiri endeksini tahmin etme gücü olduğu görülmektedir. Risk İştahı Endekslerinden olan ve hisse senedi getiri tahmininde VIX ile birlikte kullanılarak en başarılı modeller arasında yer alan endeksler sırasıyla RISE YABANCI, RISE TÜM ve RISE YERLİ'dir. RISE değişkeninin bulunduğu modeller incelendiğinde, YSA ile yapılan analizlerin daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Çalışmadan elde edilen sonuçlara bakıldığında yabancı yatırımcılar risk iştahı endeksinin (RISE YABANCI), tüm yatırımcılar risk iştahı endeksi (RISE TÜM) ve yerli yatırımcılar risk iştahı endeksinden (RISE YERLİ) daha başarılı tahminde bulunduğu görülmüştür. 2020 Ocak ayı verileri incelendiğinde yabancı yatırımcıların en çok alım satım yaptığı hisselerin ilk 10 tanesinde 4 tane banka bulunmaktadır. Çalışmanın sonuçlarıyla uyumlu olarak en başarılı sonuçları veren göstergelerden VIX ve RISE YABANCI'daki hızlı yükseliş ve düşüşlere bu yatırımcıların aynı hızla tepki verdiği görülmektedir. Çünkü yabancı yatırımcılar piyasalarda daima istikrarı arzulamaktadırlar. Yerli ve yabancı yatırımcılar için piyasalardaki güvenin bir göstergesi olan VIX ve RISE YABANCI tüm finansal aktörlerce dikkatle izlenmektedir.

Finansal piyasalardaki risk ve belirsizlikler yatırımcıların gelecekteki kararlarını etkilemektedir. Hisse senedi getirilerindeki hareketlenmeler de söz konusu risk ve belirsizliklerden etkilenmektedir. Yatırımcıların risk taşıma arzusuna göre hesaplanan ve finansal istikrarın belirlenmesinde bir gösterge kabul edilen Risk İştahı Endeksi bu çalışmaya göre hisse senedi yatırımcıları için net bir göstergedir. Genel olarak bakıldığında, tahmin güçleri farklı olsa da çalışmada kullanılan risk iştahı göstergelerinin BIST Banka Getiri Endeksini başarılı şekilde tahmin ettiği söylenebilmektedir. Risk İştahı Endeksini dikkate alan hisse senedi yatırımcılarının daha verimli sonuçlar elde etmesi beklenmektedir.

İleriki çalışmalarda farklı değişkenler kullanılarak hisse senedi getirisi risk iştahı ile tahmin edilebilir. Çalışmada kullanılan bağımsız değişkenler yerine oynaklık göstergesi ve risk alma eğilimi gibi risk iştahı temsilcileri, bağımlı değişken yerine ise farklı getiri serileri kullanılarak analizler tekrarlanabilir.

KAYNAKÇA

- ADRIAN, T., ETULA., E. ve SHIN, H. S. (2010), **Risk Appetite and Exchange Rates**, FRB of New York Staff Report, 361.
- AKDAĞ, S. (2019), **VIX Korku Endeksinin Finansal Göstergeler Üzerindeki Etkisi: Türkiye Örneği**, Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 12 (1), 235-256.
- AKDAĞ, S. ve İSKENDERÖĞLU, Ö. (2019), **Risk İştahı Endeksinin Markov Rejim Modeli ile İncelenmesi: Türkiye Örneği**, Ege Akademik Bakış Dergisi, 19 (2), 265-275.
- BAŞAKIN, E. E., ÖZGER, M. ve ÜNAL, N. E. (2019), **Gri Tahmin Yöntemi ile İstanbul Su Tüketiminin Modellenmesi**, Politeknik Dergisi, 22 (3), 755-761.
- BEKAERT, G. ve HOEROVA, M. (2014), **The VIX, The Variance Premium and Stock Market Volatility**. Journal of Econometrics, 183 (2), 181-192.
- BLOOMBERG, (2020), **Piyasalar**, <https://www.bloomberght.com> (Erişim Tarihi: 05.01.2020).
- CANER, M., ve HANSEN, B. E. (2001), **Threshold Autoregression with A Unit Root**. Econometrica, 69 (6), 1555-1596.
- DEUTSCHE BUNDESBANK (2005), **Risk Appetite in a Dynamic Financial Market Environment**, Monthly Report, 85-97.
- BURGES, C. J. (1998), **A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition**, Data Mining and Knowledge Discovery, 2 (2), 121-167.
- CAMPBELL, J. Y. ve COCHRANE, J. H. (1999), **By Force of Habit: A Consumption-Based Explanation of Aggregate Stock Market Behavior**. Journal of Political Economy, 107 (2), 205-251.
- CBOE, (2020), **Products**, <http://www.cboe.com> (Erişim Tarihi: 07.01.2020).
- CHERKASSKY, V. ve MULIER, F. (2007), **Learning from Data: Concepts, Theory and Methods**, John Wiley & Sons, United States.
- CRISTIANINI, N. ve SHAWE-TAYLOR, J. (2000), **An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods**, Cambridge University Press, Cambridge.
- DEMİREZ, D. ve KANDIR, S. (2020), **Risk İştahının Pay Getirileri Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi**. Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 29 (4), 92-102.
- DEMİRPENÇE, H. K. (2005), **Köprüçay Akımlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini**, Antalya Yöresinin İnşaat Mühendisliği Sorunları Kongresi, Antalya.
- GAI, P. ve VASUE, N. (2005), **Measuring Investors' Risk Appetite**, International Journal of Central Banking, 2 (1), 167-188.
- GUNN, S. R. (1998), **Support Vector Machines for Classification and Regression**, ISIS Technical Report, 14 (1), 5-52.
- HAYKIN, S. S. (2009), **Neural Networks and Learning Machines**, Prentice Hall.
- JANG, J. S. (1993), **ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System**, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23 (3), 665-685.
- JANG, J. S. R., SUN, C. T. ve MIZUTANI, E. (1997), **Neuro-Fuzzy and Soft Computing - A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence**, IEEE Transactions on Automatic Control, 42 (10), 1482-1484.
- ILLING, M. ve AARON, M. (2005), **A Brief Survey of Risk-Appetite Indexes**, In Bank of Canada Financial System Review, 37-43.
- KAPLAN, H. E. (2020), **Sermaye Yeterlilik Rasyosu ile Dolar Kuru, Altın Fiyatları ve Risk İştahı İlişkisi: Türk Bankacılık Sektöründe Bir İnceleme**, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 66, 220-233.
- LEE, J., ve STRAZICICH, M. C. (2003), **Minimum Lagrange Multiplier Unit Root Test with Two Structural Breaks**. Review of Economics and Statistics, 85 (4), 1082-1089.
- LUO, J., SAKS, P. ve SATCHELL, S. (2009), **Implementing Risk Appetite in the Management of Currency Portfolios**, Journal of Asset Management, 9 (6), 380-397.
- MERKEZİ KAYIT KURULUŞU, (2020), **Saklama Hizmetleri**, <https://www.mkk.com.tr> (Erişim Tarihi: 12.01.2020).

- PFLUEGER, C, SIRIWARDANE, E. ve SUNDERAM, A. (2018), **A Measure of Risk Appetite for the Macroeconomy, NBER Working Paper** (No. w24529), 1-53.
- QADAN, M. ve IDILBI-BAYAA, Y. (2020), **Risk Appetite and Oil Prices**, Energy Economics, 85, 104595.
- SARAÇ, T. B, İSKENDEROĞLU, Ö. ve AKDAĞ, S. (2016), **Yerli ve Yabancı Yatırımcılara Ait Risk İştahlarının İncelenmesi: Türkiye Örneği**, Sosyoekonomi, 24 (30), 29-44.
- SHEKARIAN, E. ve GHOLIZADEH, A. A. (2013), **Application of Adaptive Network Based Fuzzy Inference System Method in Economic Welfare**, Knowledge-Based Systems, (39), 151-158.
- SMOLA, A. J. ve SCHOLKOPF, B. (2004), **A Tutorial on Support Vector Regression**, Statistics and Computing, 14 (3), 199-222.
- SUPARTA, W. ve ALHASA, K. M. (2016), **Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS**, Springer, Switzerland.
- VAPNIK, V. N. (1995), **The Nature of Statistical Learning Theory**, Springer Science & Business Media, New York.
- VAPNIK, V. ve CHERVONENKIS, A. (1974), **Theory of Pattern Recognition**, Akademie-Verlag, Berlin.
- VARLIK, N. ve VARLIK, S. (2016), **Risk Algısının Türkiye'de Bankacılık Sektörüne Etkileri: Bankacılık Sağlamlık Endeksi ile Bir Değerlendirme**, Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 23 (2), 545-563.
- WEBB, A. R. (2002), **Statistical Pattern Recognition**, John Wiley & Sons, Estonia.
- YARAR, A. (2010), **Susurluk Havzası Yağış Akış Verilerinin Modellenmesi**, Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- ZADEH, L. A. (1965), **Information and Control**, Fuzzy Sets, 8 (3), 338-353.