MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ZAMAN SERİSİ ÖNGÖRÜSÜ İÇİN DERİN SİNİR AĞLARINA DAYALI YAKLAŞIMLAR

GÜLSEREN BİRİM

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İstatistik Anabilim Dalı
İstatistik Programı

DANIŞMAN
Doç. DR. Özge CAĞCAĞ YOLCU

İSTANBUL, 2023

MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ZAMAN SERİSİ ÖNGÖRÜSÜ İÇİN DERİN SİNİR AĞLARINA DAYALI YAKLAŞIMLAR

GÜLSEREN BİRİM
521320008

YÜKSEK LİSANS TEZİ
İstatistik Anabilim Dalı
İstatistik Programı

DANIŞMAN
Doç. DR. Özge CAĞCAĞ YOLCU

İSTANBUL, 2023

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans eğitimim ve tez çalışmalarım boyunca beni her konuda destekleyen, yoluma ışık tutan ve birlikte yürümeyi öğreten saygıdeğer hocam Sayın Doç. Dr. Özge CAĞCAĞ YOLCU'ya, bugünlere gelmemde desteklerini esirgemeyen, hatalarımdan ders çıkarmamı öğreten aileme ve birlikte yürüdüğümüz yolda her düştüğümde sabırla kaldıran Kaan'a teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışma, Marmara Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü tarafından Yüksek Lisans Tez Projeleri (FYL-2023-10944) kapsamında desteklenmiştir, bu anlamda Marmara Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü'ne de teşekkürlerimi sunarım.

Eylül 2023 Gülseren BİRİM

İÇİNDEKİLER

SAYFA

TEŞEKKÜR ..... **i**
İÇİNDEKİLER ..... **ii**
ÖZET ..... **iii**
ABSTRACT ..... **v**
SEMBOLLER ..... **vi**
KISALTMALAR ..... **vii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **viii**
TABLO LİSTESİ ..... **ix**
1. GİRİŞ ve AMAÇ **1**
2. MOTİVASYON ve LİTERATÜR **4**
2.1. Motivasyon ve Katkılar 4
2.2. İlgili Çalışmalar 5
3. ÖNEMLİ KAVRAMLAR **8**
3.1. Basamaklı İleri Beslemeli Sinir Ağı 8
3.2. Genetik Algoritma 9
4. ÖNERİLEN YÖNTEM **12**
4.1. Sorun ve Tanımlamalar 12
4.2. Önerilen Çerçevenin Bakış Açısı 13
5. UYGULAMA SONUÇLARI VE DEĞERLENDIRME **18**
5.1. Veri Hazırlığı 18
5.2. Performans ölçütü 19
5.3. Uygulamalı sonuçları 19
5.4. TAIEX Sonuçları 20
5.5. FTSE Sonuçları 23
5.6. Avustralya Bira Tüketimi Uygulamaları 25
5.7. Dow Jones Borsası (DJEX) Uygulaması 28
6. SONUÇLAR **29**
KAYNAKLAR **32**
ÖZGEÇMİŞ **39**

ÖZET

ZAMAN SERİSİ ÖNGÖRÜSÜ İÇİN DERİN SİNİR AĞLARINA DAYALI YAKLAŞIMLAR

Finansal zaman serisi tahmini, akademik finans araştırmacıları ve finans sektöründeki profesyoneller için kaçınılmaz ancak zorlu bir konudur. Geniş uygulama alanlarına sahip olması ve karar verme süreçleri üzerinde önemli bir etkisi olması nedeniyle, doğru ve güvenilir tahmin sonuçları elde etmek son derece önemlidir. Bu bakımdan, hesaplama temelli modellerin başarısı son zamanlarda dikkat çekmiştir. Geleneksel zaman serisi yöntemlerine kıyasla daha iyi öngörü sonuçları üretmeleri, özellikle makine ve derin öğrenmeye dayalı algoritmaları daha cazip hale getirmiştir. Finansal zaman serisi öngörü modellerinin geliştirilmesine yönelik artan bir ilgi olmasına rağmen, çoğu mevcut çalışma, kullanılan yaklaşımın doğası gereği, yalnızca doğrusal olmayan ilişkileri dikkate almaktadır. Ayrıca, çoğu zaman serisi yönteminde, tüm gecikmiş değişkenler modele dahil edilmektedir. Bununla birlikte bazı gecikmeli değişkenlerin yüksek dereceli modellerin performanslarına önemli ölçüde katkısı söz konusu iken bazılarının etkileri önemsiz bir derecede olabilir. Sonuç olarak, model performansına önemli derecede katkıda bulunmayacak gecikmeli değişkenler işlemlerin karmaşıklığı ve yakınsama süresini artmaktadır.

Bu sorunları çözmek için, bu çalışmada belirlenen dereceye kadar bütün gecikmeli değişkenlerin modelde bulunduğu yüksek dereceli bir öngörü modeli yerine kısmi yüksek dereceli derin basamaklı bir öngörü modeli önerilmektedir. Önerilen modelde, model derecesini belirleyen girdiler genetik algoritma (GA) aracılığıyla bir optimizasyon sürecinde belirlenir. Model girdileri ile hedefler arasındaki mevcut ilişkiler, hem doğrusal hem de doğrusal olmayan yapıları modelleyebilen, derin basamaklı-ileri beslemeli sinir ağı (D-CFNN) ile belirlenir. Önerilen model, bazı finansal zaman serilerine uygulanmış ve önerilen modelin performansı bazı en son teknoloji modellerle karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Önerilen modelin, her bir zaman serisi veri seti için benzerlerinden önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Zaman serisi tahmini, kısmi-yüksek dereceli model, derin

basamaklı ileri beslemeli sinir ağı, genetik algoritma, doğrusal olmayan ilişkiler

ABSTRACT

BASED ON DEEP NEURAL NETWORKS FOR TIME SERIES PREDICTION APPROACHES

Time series forecasting is undoubtedly an essential but challenging issue for researchers in academia and in various industries. Producing better forecasting results than the conventional time series methods makes computational-based methods, especially machine, and deep learning-based algorithms, more attractive and successful. Most of the current computational-based studies just consider the nonlinear relationships due to the nature of the used approach and also use all consecutive lagged variables in a high-order model. However, some lagged variables do not significantly contribute to the performance of high-order models. In this study, it is aimed to solve these two fundamental problems. For this purpose, instead of a pure high-order model that can only model linear or nonlinear relationships, a deep partial high-order forecasting model which is capable of modeling both linear and nonlinear relationships together is proposed. The proposed model is called a partial high-order deep-cascaded forecasting model. In the proposed model, the inputs that determine the model order are selected through a genetic algorithm (GA). The existing relationships between model inputs and targets are specified by a deep cascade-forward neural network (D-CFNN) that can model relationships having both linear and nonlinear structures. The suggested model was applied to various time series, and the performance of the proposed model was comparatively evaluated with some state-of-the-art models. It was seen that the proposed model significantly outperforms its counterparts for each time series data set.

Key Words: Time series forecasting; partial-high-order model; deep cascade-forward neural network; genetic algorithm; non-linear relations

SEMBOLLER

$\boldsymbol{n}$	**:** Değişken sayısı
$\boldsymbol{\beta}$	**:** Ağırlıklandırma üssü
$\boldsymbol{K}$	**:** Gizli katman nöronu
$\boldsymbol{T}$	**:** Zaman serisindeki gözlem sayısı
$\mathbf{R^2}$	**:** Determinasyon Katsayısı
$\sum$	**:** Toplam işareti
%	**:** Yüzde

KISALTMALAR

ARIMA **:** Oto-regresif Entegre Hareketli Ortalama

SARIMA **:** Mevsimsel Oto-regresif Entegre Hareketli Ortalama

ANN **:** Yapay Sinir Ağları

DNN : Derin Sinir Ağları

CNN **:** Evrişimli Sinir Ağları

FCM **:** Bulanık C Ortalamalar

CFNN **:** İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

GA **:** Genetik Algoritma

FTS **:** Zaman Serisi Yöntemleri

LSTM **:** Uzun Kısa Dönem Hafıza

MA **:** Hareketli Ortalama

MAPE **:** Ortalama Mutlak Yüzde Hata

GARCH **:** Genelleştirilmiş Oto-regresif Koşullu Heteroskedastisite

MSE **:** Ortalama Karesel Hata

SMNN-NN **:** Tekli Çarpım Nöron Modeli Sinir Ağı

RMSE **:** Ortalama Hatanın Karekökü

DNM-NN **:** Dendrit Nöron Modeli Sinir Ağı

ŞEKİL LİSTESİ

SAYFA

Şekil 3.1. Basamaklı İleri Beslemeli Sinir Ağı.....9
Şekil 4.1. Tahmin sürecinin olası değerlerini belirleme.....14
Şekil 4.2. 3-(4-3-4-3)-1 mimarisine sahip bir İB-BYSA prototipi.....15
Şekil 5.1. Tahmin edilen ve gözlemlenen noktaların uyumunun gösterimi.....22
Şekil 5.2. FTSE veri kümeleri için ortalama tahmin doğruluğu yüzde olarak.....25
Şekil 5.3. ABC zaman serisi.....25
Şekil 5.4. ABC zaman serisi.....27

TABLO LİSTESİ

SAYFA

Tablo 5.1. Uygulama özellikleri ve veri setleri 18
Tablo 5.2. Uygulamaların olası hiper-parametre değerleri.....19
Tablo 5.3. TAIEX veri kümeleri için uygulama sonuçları - RMSE.....21
Tablo 5.4. Bir doğrusal regresyon modelinin özellikleri.....23
Tablo 5.5. FTSE için modellerin tahmin performansları.....24
Tablo 5.6. ABC uygulamasının sonuçları - Test set size 16 - 26
Tablo 5.7 ABC uygulamasının sonuçları - Test kümesi boyutu 8 - 27
Tablo 5.8. DJEX Data Set and implementation properties – test size 4.....28
Tablo 5.9. DJEX Data Set and implementation properties.....28

1. GİRİŞ ve AMAÇ

Zaman serisi öngörü yöntemleri, finansal piyasalar, tıp, sosyal bilimler, hava durumu ve çevresel durum tahmini, enerji tüketimi gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Yüksek doğrulukla zaman serisi öngörüsü elde etmek, birçok alanda giderek daha fazla önem kazanmaktadır [1, 2]. İyileştirilmiş öngörü doğruluğu ve güvenilir öngörü yöntemleri, finans analistleri ve yatırımcılar için daha karlı finansal piyasa yatırımları sağlar. Bu bakımdan zaman serisi öngörüsü alanında iyi performans gösteren bir yöntem seçmek esastır. Geleneksel zaman serisi öngörü modelleri olarak adlandırılabilecek, olasılıksal modeller, zaman serisi analizleri için literatürde sıkça kullanılmaktadır [3]. Ancak bu modellerin bazı katı varsayımları karşılaması gerekliliği, bu modellerin diğer yöntemlere göre geride kalmasına neden olmaktadır. Son zamanlarda ortaya konan birçok çalışma incelendiğinde, makine öğrenimi ve derin öğrenmeye dayalı modellerin geleneksel zaman serisi tahmini yöntemlerine göre daha iyi performans sergilediği açıktır. Yapay Sinir Ağları (YSA), zaman serisi modellemesinde karmaşık doğrusal olmayan bir fonksiyonu uydurma yetenekleriyle ünlüdür. Bu yetenek, sinir ağlarının herhangi bir sürekli ölçülebilir fonksiyonu istenilen hassasiyette yaklaşık olarak temsil etmelerine yardımcı olur.

Ayrıca, YSA veri odaklı karakteristiği sayesinde, yani zaman serisi verilerinin özelliklerine dayalı olarak adaptif olarak oluşturulabilmesi nedeniyle, zaman serisine ilişkin gelecekteki değerler geçmiş ve güncel zaman noktaları aracılığıyla öngörülebilir [4, 5]. Bununla birlikte, büyük verilerde veri özelliklerini çıkarma, ayrıştırma ve öğrenme konularında, klasik YSA yerine derin yapay sinir ağları (DYSA) kullanılarak üstün yeteneklere sahip bir zaman serisi öngörü aracı geliştirilebilir. Öte yandan, son zamanlarda önerilen DYSA, derin öğrenme (DÖ) ve sinir ağlarının avantajlarını kolayca birleştirir ve çoklu gizli katmanlara sahip derin YSA oluşturabilme yeteneğine sahiptir, böylece büyük veri hacimlerinde doğrusal olmayan kaotik ilişkileri başarıyla öğrenirler [6, 7]. Birçok YSA ve DYSA modelinin girdiler ile çıktılar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri eşlemek için kullanıldığı görülmektedir. Ancak bu süreçte, doğrusal ilişkiler göz ardı edilmektedir. Bu açıdan, her iki ilişki türünü de modelleyebilen bir yaklaşım, daha gerçekçi sonuçlar sağlayacaktır. Basamaklı yapay sinir ağı (B-YSA) modeli,

modelleme sürecinde girdi ile çıktı arasındaki doğrusal ilişkileri de sürece dahil ederek girdi ile çıktı arasında var olan ya da olabilecek doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri birlikte eş zamanlı olarak modelleyebilen bir YSA türüdür. B-YSA'nın temel ayırt edici özelliği, her katmanın önceki tüm katmanlarla bağlantılı olmasıdır [8].

Diğer taraftan, zaman serisi öngörü problemlerinde birçok farklı öngörü aracında olduğu gibi YSA'ın kullanıldığı öngörü araçlarında da yüksek dereceli modellerin oluşturulduğu durumda, belirlenen model derecesine kadar tüm gecikmeli değişkenlerin modele açıklayıcı (girdi) değişkenler(i) olarak dahil edildiği görülmektedir. Bu durum modele gerçekte önemli ölçüde katkı sağlamayan değişkenlerin de modele dahil edilmesi ve böylece karmaşıklık ve zaman kaybı gibi bazı sorunların ortaya çıkmasına neden olabilir. Bu noktada, bir zaman serisi öngörü modeli ve buna bağlı olarak bir öngörü aracı oluşturulurken, modelde önemli ölçüde katkı sağlayan gecikmeli değişkenleri (girdi değişkenlerini) belirlemek ve girdi ile çıktı arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan yapıların birlikte ele alınabileceği bir DYSA modeli ortaya koyabilmek, zaman serisi literatüründeki sözü edilen bu boşlukları kapsamlı bir şekilde doldurabilmede oldukça olacaktır.

Bu tez kapsamında, zaman serisi öngörü problemlerinde, girdileri oluşturan gecikmeli zaman serisi değişkenlerinin Genetik Algoritma ile bir optimizasyon sürecinde belirlendiği, girdi ve çıktı arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri birlikte ve eş zamanlı olarak modelleyebilen ve derin yapısı sayesinde özellik çıkarımında üstün yeteneğe sahip olduğu düşünülen bir kısmi-yüksek-dereceli derin-basamaklı bir yapay sinir ağı öngörü modeli önerilmiştir (GA-KYD-DBYSA-ÖM). Önerilen GA-KYD-DBYSA-ÖM tarafından sergilendiği düşünülen üstün öngörü performansını kanıtlamak için zaman serisi veri setleri üzerinde kapsamlı bir analiz süreci gerçekleştirilmiştir. Aynı veri kümeleri ve uygulama senaryolarında kullanılan bazı referans modellerin performansları ile karşılaştırmalı bir değerlendirme yapılmıştır. Elde edilen sonuçlardan, önerilen GA-KYD-DBYSA-ÖM'in, bazı yaygın kullanılan zaman serisi veri setleri için daha iyi ve daha tutarlı tahminler ürettiği sonucuna varılmıştır.

Tezin ikinci bölümünde, önerilen öngörü modelinin ortaya konmasının altında yatan temel motivasyon ve önerilen modelin literatüre sunduğu temel katkıların yanı sıra detaylı bir literatür incelemesi gerçekleştirilmiştir. Üçüncü bölüm ise, önerilen öngörü

modeline temel teşkil eden ileri beslemeli basamaklı yapay sinir ağı (İB-BYSA) ve popülasyon temelli bir yapay zekâ optimizasyon algoritması olan genetik algoritma temel özellikleri ile tanıtılmıştır. Dördüncü bölüm bu tez kapsamında bir zaman serisi öngörü aracı olarak önerilen, GA-KYD-DBYSA-ÖM'ni ve onun temel çalışma prensibini içeren bir algoritmayı içermektedir. Beşinci bölümde, önerilen modelin literatürde yaygın kullanılan farklı zaman serilerine uygulanması ile elde edilen sonuçlar, diğer bazı klasik ve son teknoloji öngörü model sonuçları ile birlikte, bazı temel metriklere dayalı olarak hem sayısal hem de görsel olarak sunulmuş ve değerlendirilmiştir. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar bütüncül bir bakış açısı ile değerlendirilmiş, tartışılmış ve potansiyel gelecek çalışmalara değinilmiştir.

2. MOTİVASYON ve LİTERATÜR

2.1. Motivasyon ve Katkılar

Zaman serisi öngörü problemlerinde önerilen bazı modeller zaman serisinin barındırdığı kaotik düzeyde karmaşık ve doğrusal ve doğrusal olmayan yapıları birlikte barındırabilen ilişkileri modelleme ve değerli özellikleri çıkarma ve dolayısıyla öngörü doğruluğu konusundaki başarılarında sınırlı kalabilmektedirler. Bu noktadan hareketle, bu tez kapsamında, genetik algoritmaya dayalı bir kısmi-yüksek-dereceli derin-basamaklı yapay sinir ağı öngörü modeli önerilmiştir. Bu modelin ayırt edici özellikleri, girdi ve çıktılar arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilme yeteneği ve derin sinir ağı yapısı kullanarak kaotik ve karmaşık ilişkileri modelleme sürecinde değerli özellikleri çıkarma başarısıdır. Öngörü sürecindeki farklı alternatif hiper-parametre değerlerinin oluşturacağı farklı kombinasyonlar, ki buna hem her bir gizli tabakadaki birim sayısı hem de modele önemli katkı sağlayan gecikmeli değişkenler dahildir, bir optimizasyon sürecinde GA ile optimize edilir. Bu sayede önerilen öngörü aracı, üstün bir öngörü performansını sunar.

Önerilen GA-KYD-DBYSA-ÖM'nin temel katkıları ve ayırt edici yönleri aşağıdaki gibidir:

- Zaman serisi özellik çıkarımı için derin bir basamaklı sinir ağı ortaya.
- Önerilen model ile birlikte ortaya konan derin basamaklı sinir ağı, diğer derin sinir ağlarından farklı olarak, her katmanın kendinden önceki tüm katmanlar ile bağlantıya sahip olması sayesinde girdiler ve çıktılar arasında var olan doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri birlikte eşzamanlı olarak modelleyebilir.
- Kısmi yüksek-dereceli öngörü modeli için modele önemli katkıları olan gecikmeli değişkenlerin belirlenmesi süreci, denetimli özellik çıkarma yöntemi olarak genetik algoritma ile gerçekleştirilmiş ve modelin girdilerin tahmin performansı üzerindeki etkisi ortaya konmuştur.
- Yapılan çok sayıda uygulama ve otaya konan değerlendirmeler, önerilen yeni modelin, en son teknoloji derin öğrenme ve makine öğrenme modellerine karşı

tahmin performansını önemli ölçüde artırdığını ve gelecekteki araştırma alanlarına daha fazla ışık tutabileceğini göstermektedir.

2.2. İlgili Çalışmalar

Zaman serisi öngörüsü, birçok gerçek hayat problemine çözüm sunan veri biliminin temel alanlarından biri haline gelmiştir. Zaman serisi öngörü problemlerinin kapsamı, finansal piyasalar, hava durumu tahmini, ağ trafiği, çevre bilimleri, sağlık ve diğer alanlara kadar uzanır. Bu nedenle, gelecekteki sistem davranışını tahmin etmek için doğru stratejileri belirlemek için literatüre birçok öngörü modeli sunulmuştur. Zaman serisi literatürü ayrıntılı bir şekilde incelendiğinde, geleneksel modellerin sayısının önemli olduğu görülmektedir. Bu modeller genellikle lineer ilişkileri dikkate alır ve temel olarak otoregresif hareketli ortalamalar (ARMA) [9] ve genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) [9, 10] gibi modellerden oluşur. Bunlar hesaplama verimliliğine sahip olmaları olumlu bir yönleri olsa da istatistiksel dağılım ve durağanlık gibi karşılanması gereken katı varsayımlar gibi faktörler, yeteneklerini sınırlar.

Geleneksel yöntemlerin hemen tamamı lineer ilişkilere odaklanır ve modelleme sürecinde onları dikkate alır. Karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri ağır basmayan zaman serileri için özellikleri çıkarmada ve tatmin edici doğrulukta öngörüleri elde etmede başarılı olsalar da doğrusal olmayan ilişkileri modellemede yeterince başarılı değillerdir.

Hesaplama-tabanlı modeller olarak da adlandırılabilecek yapay sinir ağları ailesi, tahmin doğruluğunu artırmış ve zaman serilerindeki doğrusal olmayan desenleri etkili bir şekilde yakalamıştır. Birçok makine öğrenimi çalışması, yukarıda bahsedilen sorunları aşmak için hesaplama tabanlı yöntemlerden geliştirilmiştir [11–13]. Bu doğrusal olmayan öngörü modelleri sadece doğrusal olmayan desenleri etkili bir şekilde yakalamakla kalmaz, aynı zamanda doğru tahminler yapmak için de yardımcı olduğunu kanıtlamışlardır. Kellner ve ark. birkaç makine öğrenimi tabanlı modelin kullanımıyla hisse senedi piyasası tahmin veri setlerini değerlendirmiştir [14]. Yapay Sinir Ağı'nın herhangi bir doğrusal olmayan ilişkiyi öğrenebilme yeteneği, birçok zaman serisi öngörü probleminde etkili bir tahmin aracı gibi görünmesini sağlar [15, 16]. Cavalcante ve ark.'nın çalışmasında, YSA ve destek vektör makineleri gibi farklı tahmin modelleri

incelenmiştir [17]. Öte yandan, girdi seçimi ve ağ parametreleri, yani gizli katman sayısı, seçilen öğrenme oranı ve her katmandaki nöron sayısı gibi unsurlar tatmin edici sonuçlar elde etmek adına YSA için dikkatli bir şekilde belirlenmelidir [18]. Öngörü üzerinde önemli bir etkisi olan YSA yapısının belirlenmesi zorluğunu aşmak için, Cagcag Yolcu ve ark. tek çarpımsal nöron modeline dayalı yeni bir zaman serisi öngörü modeli önerdiler [19]. Elmsili ve ark. ekonomi ve yönetim araştırmalarındaki YSA uygulamaları üzerine detaylı bir çalışma sunmuşlardır [20]. Aynı zamanda zaman serisi öngörüsü için kullanılan bazı melez (hybrid) ve topluluk (ensemble) yöntemleri de sunulmuştur [17, 21–23].

Bu makine öğrenimi yaklaşımlarının yanı sıra, özellikle son yıllarda derin öğrenme stratejilerine dayalı yöntemlerinin de doğru tahminler elde etmede yardımcı olduğu kanıtlanmıştır. Veriden otomatik olarak özellik çıkarabilme yeteneği ve özellik seçimi sırasında minimum insan müdahalesi gerektirmesi, bu yöntemleri çeşitli alanlara daha uygulanabilir hale getirir [7, 24–26]. En tanınmış derin öğrenme modellerinden biri olan evrişimli sinir ağları (convolutional neural networks-CNN), görüntü işleme, test algılama ve sınıflandırma için tanınmıştır [27, 28], tekrarlayan sinir ağı (Recurrent Neural network -RNN) ise en etkileyici özelliği kritik tarihsel özellikleri çıkarmak için dahili hafızaya sahip olması nedeniyle zaman serisi öngörüsü için uygunudur [29]. Connor ve ark. zaman serisinin tarihsel bilgilerini kullanarak gelecekteki sonuçları öngörmek etmek için tekrarlayan sinir ağı öngörü modeli önerdiler [30]. Daha sonra, RNN'nin geliştirilmiş bir versiyonu olan Uzun-Kısa Süreli Bellek sinir ağı (Long-Short Term Memory - LSTM), zaman serisi öngörü problemleri için sunuldu [31]. LSTM, herhangi bir zaman serisi sinyalinin zamansal özelliklerini kullanabilme yeteneğine sahip olduğundan doğası gereği zaman serisi öngörüsü alanında başarılı bir şekilde uygulanır [32, 33]. Ayrıca, hisse senedi fiyat dalgalanmalarının tahmin edilmesine yönelik bazı yöntemler de ortaya konmuştur edilmiştir [6, 34–36] ve bazı melez modeller sunulmuştur [37]. Beş gizli katmana sahip derin bir yapay sinir ağı, Apple Inc.'in hisse senedi fiyatının tahmin edilmesi için önerilmiştir [38]. CNN tabanlı tahmin modeli aynı şekilde İstanbul Borsası için tahmin yapmak amacıyla sunulmuştur [39]. Brezilya hisse senedi fiyat yönü, finansal zaman serileri için LSTM'nin avantajıyla belirlenmiştir [33]. Belirtilmelidir ki, tüm bu hesaplama tabanlı yöntemler, girdi ile çıktılar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri göz önünde bulundurur. Ancak zaman

serilerinde hem doğrusal hem de doğrusal olmayan yapılar bir arada bulunabilir. Bu perspektiften bakıldığında, bu iki yapının birlikte ele alınabileceği bir yöntemle modelin tahmin performansının artırılacağı açıktır. Öte yandan, derin öğrenme modeli için en uygun gecikmeli değişkenlerin belirlenmesi, girdi değişkenlerinin öngörü üzerindeki etkisi oldukça önemli olduğundan incelenmesi gereken bir başka konudur.

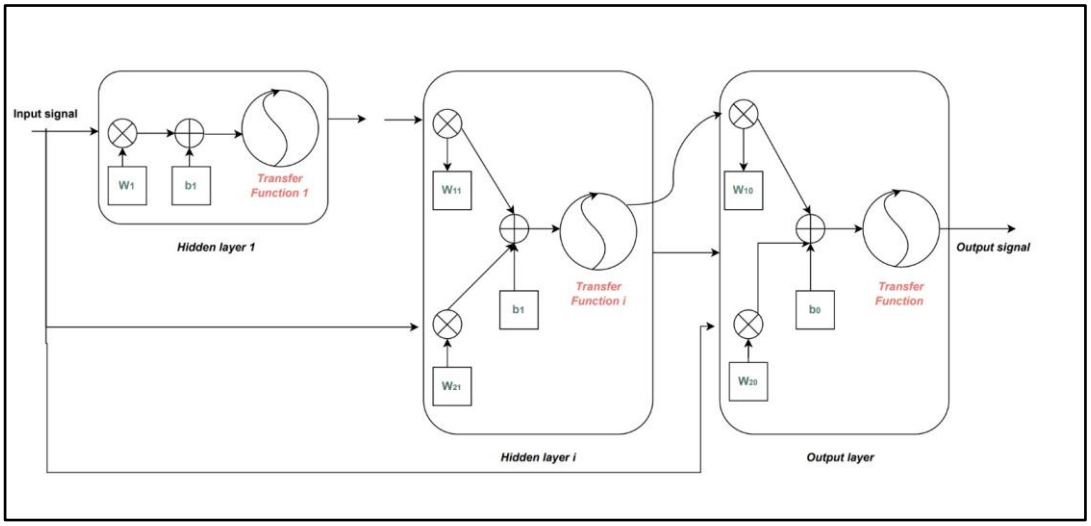
Bu tez kapsamında, derin öğrenme literatürü için önerilen çalışmalardan farklı olarak hem lineer hem de doğrusal olmayan ilişkilerin bir arada modellemesini içeren ve kritik gecikmeli değişkenleri modelin girdileri olarak sistematik bir şekilde belirlemeyi amaçlayan bir çalışma sunulmuştur. Kurulan yeni derin kısmi yüksek-dereceli öngörü modeli, mevcut yöntemlerin kritik eksikliklerinin bazılarını kapsayarak birçok çalışma ve karar vericiye gelecek çalışmalar konusunda ışık tutacaktır.

3. ÖNEMLİ KAVRAMLAR

3.1. Basamaklı İleri Beslemeli Sinir Ağı

Birçok çok katmanlı algılayıcı ağ örneğinde olduğu gibi, İB-BYSA'da da bağlantılar yalnızca ardışık katmanlar arasındadır. Bağlantılar, gizli katmandaki aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla doğrusal olmayan bir şekle sahiptir. Demuth tarafından önerilen Basamaklı İleri Beslemeli Sinir Ağı [40] modelinde, her katman tüm ileri katmanlara besleme yapar. Bu, girdi sinyallerinin her gizli katmana ve çıkış katmanına bağlı olduğu anlamına gelir [41]. İB-BYSA mimarisi, geleneksel beslemeli çok katmanlı sinir ağları gibi girdi, çıktı ve gizli katman(lar) içerse de İB-BYSA'nın bazı özellikleri onu öne çıkarır. Giriş ile çıkış arasında doğrudan bir ilişkinin olması yanı sıra, her nöron katmanının tüm önceki nöron katmanlarıyla bağlantılı olması da İB-BYSA'na ayırt edici bir özellik kazandırır. İB-BYSA'nı diğerlerinden ayıran ve onu benzersiz kılan bir başka özellik, gizli katmanda kullanılan sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve çıkış katmanında transfer fonksiyonu olarak kullanılan doğrusal aktivasyon fonksiyonu sayesinde girişler ile çıkışlar arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri bir arada ve aynı anda modelleyebilmesidir.

Şekil 1, basamaklı ileri beslemeli sinir ağının temel yapısını göstermektedir. İB-BYSA, bu tez kapsamında sunulan zaman serisi öngörü modelinin temelini oluşturur. Geleneksel ileri beslemeli sinir ağlarının aksine, basamaklı ağlar yeni nöronların sıralı olarak eklenmesiyle gerçekleşen bir artımlı öğrenme sürecini kullanır. Bu artımlı öğrenme düzeni, ağın veri karmaşıklığına uyum sağlayarak tahmin yeteneklerini kademeli olarak geliştirmesine izin verir. Bu kademeli süreç, bireysel nöronları mevcut giriş ve çıkış bağlantıları üzerinde eğitir, böylece belirli desenlere özelleşmelerini sağlar. Sonuç olarak, basamaklı sinir ağı, zaman serisi verileri içindeki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri etkili bir şekilde yakalar.



Şekil 0.1. Basamaklı İleri Beslemeli Sinir Ağı

Sistemin matematiksel denklemi denklem (1) ile verilebilir:

$$y = \sum_{i=1}^{n} f^{i} w_i^i X_i + f^{\circ}(w^b + \sum_{j=1}^{k} w_j^{\circ} f_j^h (w_j^b + \sum_{i=1}^{n} w_{ji}^h X_i)) \quad (1)$$

Burada n, giriş katmanındaki nöronları temsil eder, k gizli katmandaki nöronları temsil eder, f°çıkış katmanındaki aktivasyon fonksiyonunu gösterir, f_j^h gizli katmandaki aktivasyon fonksiyonunu gösterir. Ayrıca f^i, giriş katmanından çıkış katmanına olan aktivasyon fonksiyonunu gösterir, w_i^i giriş katmanından çıkış katmanına olan ağırlığı temsil eder. X girdiyi temsil ederken, y sistem son çıktısını temsil eder.

3.2. Genetik Algoritma

Genetik algoritma (GA), doğal seçim prensiplerinden esinlenilerek geliştirilmiş bir optimizasyon algoritmasıdır ve en uygun çözümleri bulmayı amaçlar [42, 43]. Tek bir çözümü değerlendirmeye ve geliştirmeye odaklanan geleneksel yöntemlerin aksine, GA, popülasyon tabanlı bir optimizasyon yaklaşımını tanıtır. İnteraktif adımlarla, genetik operatörler bireyler üzerine uygulanarak yeni popülasyonlar oluşturulur.

GA, kromozom temsili, doğal seçilim, elitiz, çaprazlama, mutasyon ve uygunluk fonksiyonu hesaplaması gibi birkaç temel kavram ve parametreyi içerir. Algoritma, tekrarlayan işlemlerden oluşan bir arama süreci olarak çalışır. Potansiyel çözümleri

temsil eden rastgele oluşturulmuş bir popülasyonla başlar ve kabul edilebilir bir çözüm bulunana kadar devam eder.

GA'da, popülasyondaki her birey bir kromozomla temsil edilir; bu kromozom, optimize edilen parametrelerin potansiyel değerlerini kodlayan genlerin bir koleksiyonudur. Algoritma, her bireyin (kromozomun) uygunluğunu ölçen bir uygunluk fonksiyonu hesaplayarak bireylerin uygunluğunu değerlendirir. Uygunluklarına göre, bireyler doğal seçilime esinlenen mekanizmalar aracılığıyla üreme için seçilir.

Elitiz, GA'nın başka bir önemli yönüdür; her nesilden en iyi performans gösteren bireyler, algoritmanın umut verici çözümleri kaybetmemesi için sonraki popülasyonlarda korunur.

Genetik algoritmanın çalışma süreci aşağıdaki yarı-kodda özetlenebilir:

Algoritma 1 Genetik Algoritma Pseudo Kodu

Girdi:
Popülasyon Boyutu (PS), Çaprazlama Operatörü (CR), Mutasyon Operatörü (MR), Doğal Seçilim Oranı (NSR), Elitizm Oranı (ER), Maksimum İterasyon Sayısı (Maxitr), Hata (ε
Başlangıçta rastgele bir popülasyon oluştur (PoP)
continue_iter ← 1
while continue_iter = 1 **yap**
// Doğal Seçilim
Popülasyonun en kötü NSN=NSR×PS bireylerini direkt olarak at ve rastgele yeni bireylerle değiştir (PoP)

// Elitizm
En iyi $EN = ER \times PS$ bireyi bir sonraki nesile aktar (PoP_1olarak kaydet)
// Çaprazlama
Çaprazlama için, PoP içindeki CN=(PS-ER×PS) bireylerinden oluşan eşleşme havuzunu roulette tekerleği seçim mekanizmasıyla oluştur (PoP'tan)

for $i = 1$ **to** $CN/2$ 'ye kadar yap
Mating havuzundan rastgele CN/2 çift çaprazlama çifti oluştur
if $\boldsymbol{rnd\ Uniform(0.1)} \leq CP$ **then**
Çaprazlama işlemi gerçekleştir (PoP_2 olarak kaydet)
end if
end for
// *Mutasyon*
for $i = 1$ **to** CN **do**
if $\boldsymbol{rnd\ Uniform(0.1)} \leq MP$ **then**
Mutasyon işlemi gerçekleştir (PoP_2 kaydet)
end if
end for
// Güncelleme
$PoP = PoP_1 + PoP_2$
if $Fitness\ Function\ fo\ any\ Individual \leq \varepsilon$ or $MaxItN$ ulaşırsa **then**
continue_iter ← 0
end if

end while
En iyi bireyi çıktı olarak ver

4. ÖNERİLEN YÖNTEM

4.1. Sorun ve Tanımlamalar

Zaman serisi problemlerini içeren birçok sektörde doğru öngörüler elde etmek, geleceği planlamak için hayati öneme sahiptir. Bu yönde ortaya konulan son çalışmalar incelendiğinde, derin öğrenmeye dayalı yöntemlerin ve tekniklerin çeşitli gerçek dünya zorlu tahmin problemlerinde başarılı bir şekilde uygulandığı görülmektedir. Ancak, zaman serisi öngörü literatürü ayrıntılı bir şekilde incelendiğinde iki temel sorun dikkat çeker. İlk olarak, mevcut derin öğrenme yöntemlerinin veride mevcut olan yalnızca doğrusal olmayan ilişkiye dayandığı, veri setindeki doğrusal yapıyı göz ardı ettiği görülür. İkinci sorun ise model için en uygun girdilerin belirlenmesidir. Çoğu yüksek dereceli öngörü yöntemi belirlenen dereceye kadar olan tüm gecikmeli değişkenleri dikkate alır. Bunun yerine, bir kısmi yüksek-dereceli öngörü modeli için en uygun gecikmeli değişkenlerin bulunması, modelin genel öngörü performansını artıracaktır. Bunun yanı sıra, bir tahmin aracı için kullanılan model parametrelerinin en iyi değerlerinin belirlenmesi de incelenmesi gereken bir konudur.

Bu tez çalışması, tüm bu sorulara ve sorunlara ışık tutacak yeni bir zaman serisi öngörü yöntemi önermektedir. Özellikle benzersiz mimari tasarımı sayesinde, önerilen yeni model desen bilgisini etkili bir şekilde yakalar ve elde edilen zaman serisi öngörülerinin doğruluğunu artırır. Kısmi yüksek-dereceli derin basamaklı zaman serisi öngörü modeli, doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilir. Önerilen modelin kısmi yüksek-derecesi, ardışık olmak zorunda olmayan ve GA tarafından belirlenen girdilerden oluşur. Çoklu gizli katmanların kullanımı, modelin derin yapısını sağlar. Hem doğrusal hem de doğrusal olmayan ilişkilerin aynı anda modellemesi, İB-BYSA'nın basamaklı yapısı ve kullanılan aktivasyon fonksiyonları sayesinde mümkün olur. Ayrıca, tüm optimal sistem parametreleri aynı anda GA ile belirlenmiştir. Modelin genel prototipi Şekil 4.2'de verilmiştir.

4.2. Önerilen Çerçevenin Bakış Açısı

Önerilen yeni öngörü aracının çalışma prensibi aşağıdaki adımlarla adım adım açıklanmıştır.

Adım 1: Veri eğitim, doğrulama ve test kümelerine ayrılır.

Veri üç alt veri kümesine bölünür: eğitim, doğrulama ve test. Eğitim veri kümesi, İB-BYSA'nın eğitimi sürecinde kullanılır. Doğrulama veri kümesinde tahmin hatasını minimize eden parametre değerleri, parametrelerin olası optimal değerleri arasından son değerler olarak seçilir. Test veri kümesi, nihai modelin tahmin performansını değerlendirmek için de kullanılır.

Adım 2: Her bir veri kümesi ölçeklendirilir.

Verilerin ölçeklendirilmesi, veri kümesi yapay sinir ağları ile işlenmeden önce veri ön işleme adımları arasına girer. Bu adımda her bir veri kümesi eğitim kümesine göre ölçeklendirilir. Kullanılan min-max ölçeklendirme formülasyonu aşağıda verilmiştir;

$$Ölçekli_{gözlem} = \frac{\text{Gerçek Gözlem} - Min_{eğitim\ gerçek\ gözlemi}}{Max_{eğitim\ gerçek\ gözlemi} - Min_{eğitim\ gerçek\ gözlem}} \quad (2)$$

Adım 3: Genetik Algoritmanın Parametrelerini Belirleme

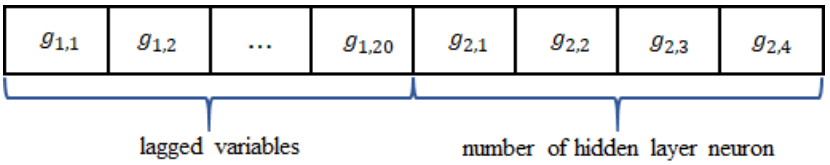
Bu aşamada, GA için kullanılacak parametreler belirlenir. Bu parametreler şunlardır;

- ✓ Popülasyon boyutu (PopS: 50),
- ✓ Seçim Mekanizması (SlcM - Rulet),
- ✓ Elit Sayısı (EC_0.20 * PopS),
- ✓ Çaprazlama Operatörü (CO - Tek Nokta),
- ✓ Çaprazlama Olasılığı (CP - 0.8),
- ✓ Mutasyon Operatörü (MO - Uniform),
- ✓ Mutasyon Olasılığı (MP - 0.01)

Adım 4: Tahmin Sürecinin Olası Değerlerini Belirleme

Analiz sürecinde, maksimum model derecesi olarak 20, gizli katman nöron sayısı 1 ile 5 arasında ve gizli katman sayısı 2 ile 4 arasında alınarak farklı koşullar altında modeller elde edildi.

Örneğin, gizli katman sayısının dört olduğu durum için bir kromozom (birey) yapısı aşağıda verilmiştir.



Gecikmeli Değişkenler Gizli Katman Nöron Sayısı

Şekil 0.2. Tahmin sürecinin olası değerlerini belirleme

Burada $\boldsymbol{g_{1i}}$ $(i = \overline{1,20}$) simgesi, i. gecikmenin (X_{t-i}) modele dahil olup olmadığını belirleyen gen değerini temsil eder.

$$g_{1i} = \begin{cases} 0, & X_{t-i}\ model\ içindedir \\ 1, & X_{t-i}\ model\ içinde\ değildit \end{cases}$$

Ayrıca $\boldsymbol{g_{2i}}$ $(i = 1,2,3,4$) i. gizli katmandaki nöron sayısını temsil eder ve [1,5] aralığındaki tam sayı değerlerinden birini alır.

Adım 5. Başlangıç popülasyonunu rastgele oluşturulur.

Başlangıç popülasyonu, parametrelerin olası değerlerinden rastgele olarak belirlenir.

Adım 6. Her bir birey için tahmin sürecini mevcut gen değerleri ile çalıştırın ve eğitim kümesini dikkate alınır.

Adım 6.1. Bireylerin ilgili gen değerine dayanarak zaman serisinin gecikmeli değişken kümesini oluşturulur.

Adım 6.2. Bireylerin gen değerine bağlı olarak kısmi yüksek-dereceli basamaklı ileri beslemeli sinir ağı yapısını oluşturulur.

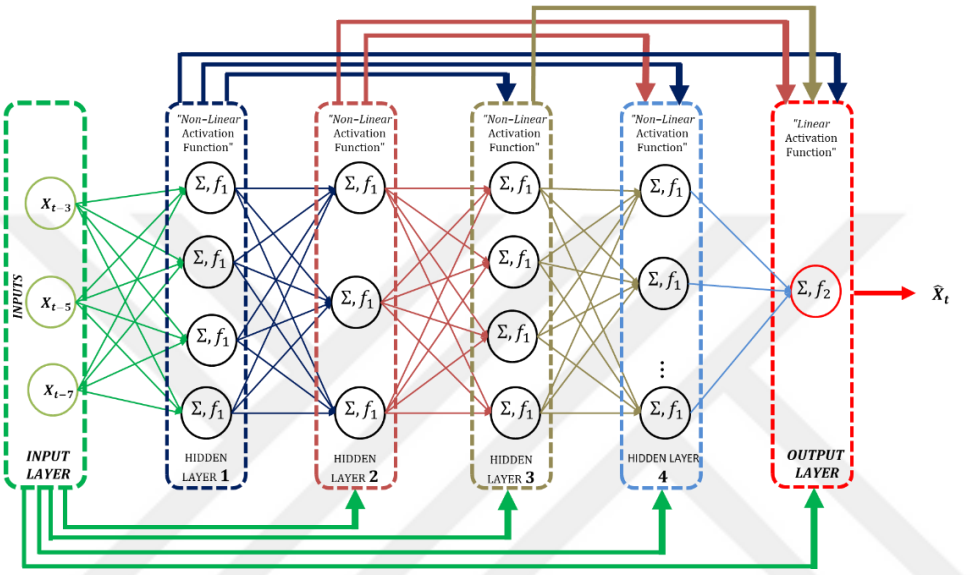
Örneğin, modelde yalnızca 3'üncü, 5'inci ve 7'inci gecikmeli değişkenler bulunuyorsa, X_t'nin tahmini $\hat{X}_t = f(X_{t-3}, X_{t-5}, X_{t-7}$) olarak oluşturulur. Burada, f fonksiyonu, ~~ilgili~~ bireyin ilgili genleri tarafından belirlenen İB-BYSA yapısını temsil eder.

Şekil 3, bir örnek olarak, 3 girdili ve tek çıkışlı 3-(4-3-4-3)-1 bir mimariye sahip bir

D-CFNN prototipi göstermektedir.

Adım 6.3. İB-BYSA eğitimi gerçekleştirilir.

Önerilen GA tabanlı modelin öngörü aracı olan İB-BYSA'nın eğitimi, klasik sinir ağı öğrenme algoritmalarından biri olan Levenberg-Marquardt geri yayılım öğrenme algoritması ile iteratif olarak gerçekleştirilir. Eğitim süreci, GA popülasyonunu oluşturan her bireye dayalı olarak kurulan İB-BYSA için bağımsız olarak gerçekleştirilir.



Şekil 0.3. 3-(4-3-4-3)-1 mimarisine sahip bir İB-BYSA prototipi.

Adım 6.4. Doğrulama kümesi üzerinde öngörüleri hesaplanır.

GA popülasyonunu oluşturan her bir birey için, denklem (3)'de olduğu gibi eğitilmiş İB-BYSA aracılığıyla doğrulama kümesine ayrılan veri noktalarının öngörüleri elde edilir.

$$ {}_{ps}\hat{X}_t = f(X_{t-3}, X_{t-5}, X_{t-7}), t = \overline{1, T_{val}};\ \ ps = \overline{1, PopS} \qquad (3)$$

Adım 6.5. Her birey için doğrulama kümesi üzerinde kayıp fonksiyonu hesaplanır.

Kayıp fonksiyonu değerleri ($Loss_1, Loss_2, \cdots, Loss_{ps}, \cdots Loss_{PoPS}$), her bir birey için doğrulama kümesinin tahminleri üzerinden hesaplanır.

$$Ortalama\ Kare\ Hatası = \frac{1}{T_{dogrulama}} \sum_{t=1}^{T_{dogrulama}} (X_t - \hat{X}_t)^2 \quad (4)$$

Adım 7. Doğal Seçilim işlemi gerçekleştirilir

En yüksek kayıp fonksiyonu değerlerine sahip en kötü $NSN = NSR \times PopS$ adet birey doğrudan popülasyondan çıkarılır ve yerine rastgele oluşturulan yeni bireyler eklenir (PoP içinde saklanır).

Adım 8. Elitizm işlemi gerçekleştirilir

En düşük kayıp fonksiyonu değerlerine sahip en iyi $EN = ER \times PopS$ adet birey doğrudan bir sonraki nesile aktarılır (PoP_1 içinde saklanır).

Adım 9. Çaprazlama işlemi gerçekleştirilir

Çaprazlama işlemi yeni yavruları (çocukları) üretmek için gerçekleştirilir. Rulet tekerleği seçim mekanizması kullanılarak eşleşme havuzu, PoP içindeki $CN = (PoPS - ER \times PoPS)$ bireyden oluşturulur. Ardından $CN/2$ çaprazlama çiftleri eşleşme havuzundan rastgele oluşturulur. Eğer $\boldsymbol{rnd\ Uniform(0.1)} \leq CP$ ise çaprazlama işlemi gerçekleştirilir (PoP_2 içinde saklanır). Çaprazlama işlemlerinden sonra yeni yavrular üretilir.

Adım 10. Mutasyon işlemi gerçekleştirilir

Bu adımda, çaprazlama işleminden sonra yeni yavruları üretmek için mutasyon işlemi gerçekleştirilir. Eğer $\boldsymbol{rnd\ Uniform(0.1)} \leq MP$ ise mutasyon işlemi gerçekleştirilir (PoP_2 içinde saklanır).

Adım 11. Tüm popülasyonu güncellenir

$$PoP = PoP_1 + PoP_2 \quad (5)$$

Adım 12. GA tarafından gerçekleştirilen optimizasyon süreci için durma kriteri kontrol edilir

Eğer ($_{Best}MSE \leq \varepsilon$ ($c = \overline{1, PopS}$) veya Maksimum Nesiller MG'ye ulaşıldıysa, süreç

durdurulur ve en son iterasyonda en iyi model parametre değerleri son parametreler olarak ayarlanır. Aksi takdirde, Adım 6 ile Adım 12 arasında verilen işlemler tekrarlanır.

5. UYGULAMA SONUÇLARI VE DEĞERLENDIRME

5.1. Veri Hazırlığı

Önerilen modelin öngörü performansı çeşitli uygulamalarla test edilmiştir. İncelenen zaman serisi veri kümesi özellikleri ve uygulama ayrıntıları Tablo 5.1'de özetlenmiştir. Ön işleme aşamasında, her veri kümesi eğitim, doğrulama ve test kümelerine ayrılmıştır.

Tablo 5.1. Uygulama özellikleri ve veri setleri

Uygulama. No	Veri Seti	Tarih	Yıl	Veri noktası			
				Örneklem	Eğitim	Doğrulama	Test
1	TAIEX	Günlük	2000	271	177	47	47
2	TAIEX		2001	244	158	43	43
3	TAIEX		2002	248	162	43	43
4	TAIEX		2003	249	163	43	43
5	TAIEX		2004	250	160	45	45
6	FTSE	Günlük	2010	252	232	10	10
7	FTSE		2011	251	231		
8	FTSE		2012	252	232		
9	FTSE		2013	253	233		
10	FTSE		2014	253	233		
11	DJEX	Günlük	2010	252	244	4	4
12	DJEX		2011	252	244		
13	DJEX		2012	250	242		
14	DJEX		2013	252	244		
15	DJEX	Günlük	başlangıç	1006	966	20	20
16			2010		946	30	30
17			bitiş 2013		926	40	40
18	ABC	Çeyreklik	başlangıç	164	132	16	16
19			1956 bitiş 1994		148	8	8

5.2. Performans ölçütü

Öngörü performansı, aşağıdaki istatistiksel metrikler kullanılarak değerlendirilir hata kareler ortalaması karekökü (HKOK) ve ortalama mutlak yüzde hata (OMYH). HKOK, artıkların standart bir ölçüsüdür ve deneysel sonuçları doğrulamak için tahmin problemlerinde yaygın olarak kullanılır. Ayrıca, OMYH, değişkenin birimleri yüzde birimlere ölçeklendiği için öngörü hatası için yaygın olarak kullanılan bir ölçüdür. Ayrıca, OMYH doğruluğu veri boyutundan bağımsız olarak yüzde olarak ölçer. HKOK ve OMYH değerleri ne kadar küçükse, tahmin edilen zaman serisi değerleri gerçek değerlere o kadar yakındır.

$$HKOK = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(X_t - \hat{X}_t)^2} \tag{6}$$

$$OMYH = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t}\right| \tag{7}$$

5.3. Uygulamalı sonuçları

Analiz sürecinde, çeşitli senaryolar üzerinde farklı parametrelerle uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Bu uygulamaların belirli özelliklerinden bazıları Tablo 5.1'de sunulmuştur. Eğitim veri kümesi, bir optimizasyon sürecinde parametrelerin olası optimal değerlerini elde etmek için kullanılır. Doğrulama veri kümesinde öngörü hatasını en aza indiren parametre değerleri, parametrelerin olası optimal değerleri arasından seçilir. Tablo 5.2, GA-KYD-DBYSA-ÖM'nin hiper-parametrelerini göstermektedir.

Tablo 5.2. Uygulamaların olası hiper-parametre değerleri

Olası Aralık	Gecikmeli Net Değişken	Gizli Katman Sayısı	Gizli Katman Nöron Sayısı
Başlangıç	1	2	2
Bitiş	20	4	5

Ayrıca, test veri kümesi, nihai modelin tahmin performansını değerlendirmek için kullanılır. Uygulamalarda farklı senaryoların tüm sonuçları MATLAB R2022b - Marmara Üniversitesi Akademik Lisansı ile- kullanılarak elde edilmiştir.

GA-KYD-DBYSA-ÖM modeli bazı öncü modellerle karşılaştırılmıştır. Modelin performansını göstermek için, farklı bakış açılarına sahip çeşitli modeller seçilmiş ve öngörü performansını karşılaştırmak için kullanılmıştır.

Önerilen GA-KYD-DBYSA-ÖM'nin etkinliğini ve tahmin yeteneğini ortaya koymak için sonuçlar farklı bakış açılarından değerlendirilmiştir.

5.4. TAIEX Sonuçları

GA-KYD-DBYSA-ÖM'nin, 2000 ile 2004 yılları arasında 5 farklı yıla ait TAIEX (Tayvan Borsası Sermaye Ağırlıklı Endeksi) zaman serisi analiz edilerek incelenmiştir. Test kümesi ve doğrulama kümesinin boyutu eşit alınmıştır. Her bir yıl için sırasıyla 47, 43, 43, 43 ve 45'tir. Sonuçlar, Tablo 3'te, bazı öncü modeller tarafından üretilen sonuçlarla birlikte özetlenmiştir.

- Derin sinir ağlarından;
  - ✓ LSTM (Uzun kısa dönemli bellek sinir ağı),
  - ✓ CNN (Evrişimli sinir ağı),
- Geleneksel sinir ağlarından;
  - ✓ MLP (Çok katmanlı beslemeli ileri sinir ağı),
  - ✓ SMNM (Tek çarpanlı nöron modeli sinir ağı),
  - ✓ L&NL (Doğrusal ve doğrusal olmayan sinir ağı),
  - ✓ DNM (Dendrit nöron modeli sinir ağı),
  - ✓ CFNN (Basamaklı ileri beslemeli yapay sinir ağı),
  - ✓ PS (Pi-Sigma sinir ağı)
- Bulanık çıkarım sistemlerini temel alan yöntemlerden;
  - ✓ ANFIS (Uyarlamalı nöro-bulanık çıkarım sistemi)
  - ✓ FTS-N (Bulanık zaman serisi ağı)

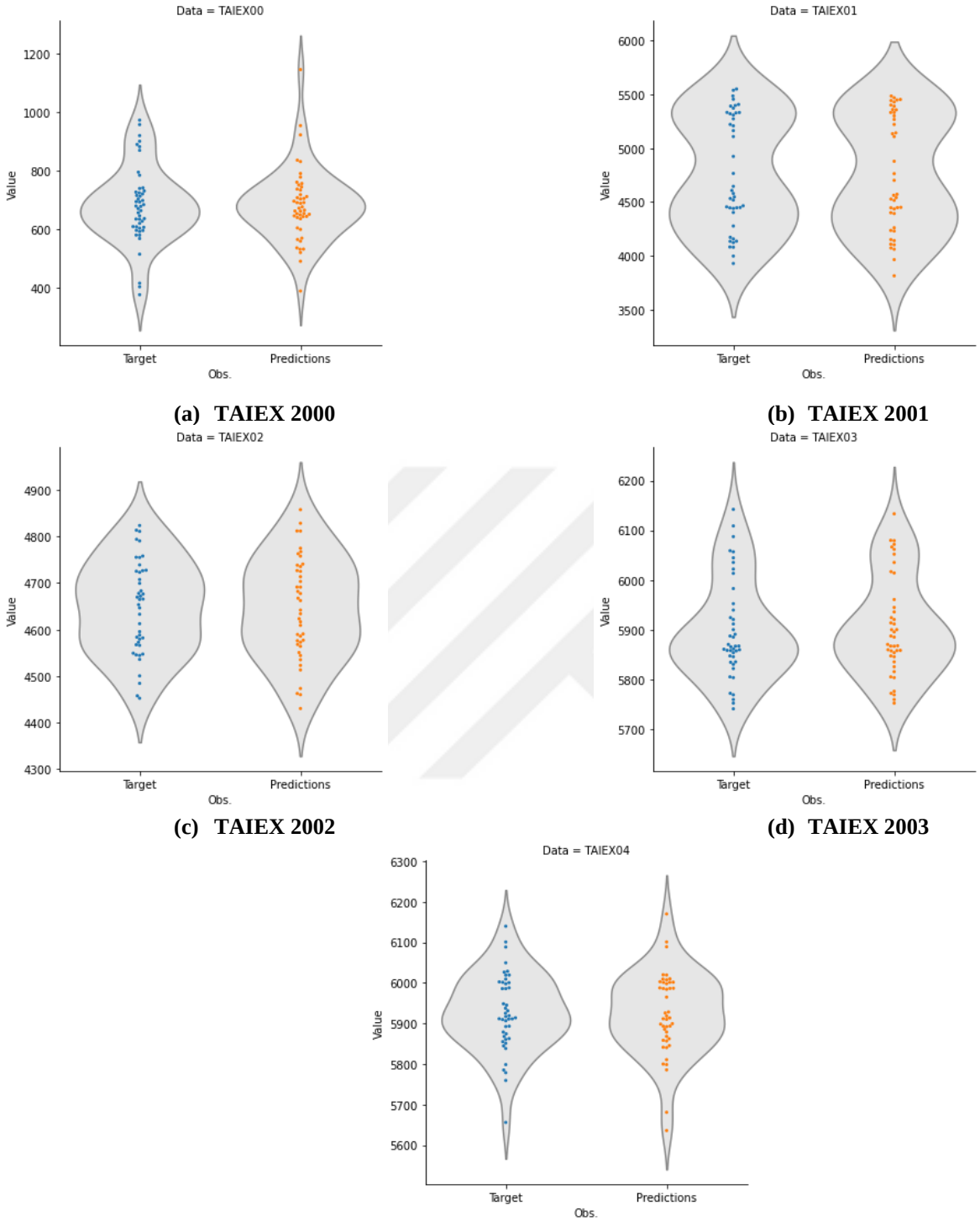
Karşılaştırmalı performans değerlendirmesi yapmak için seçilmiştir.

Tablo 3.1, önerilen GA-KYD-DBYSA-ÖM'nin olağanüstü öngörü performansı sergilediğini ve doğruluğu önemli ölçüde artırdığını göstermektedir. HKOK değerlendirme ölçütüne göre, önerilen model, 2004 veri kümesi için en iyi ikinci modelle karşılaştırıldığında öngörü performansında neredeyse %50'lik bir iyileşme sağlamaktadır. Bu ilerleme seviyeleri 2001 için %36.63 ve 2002 için %30 olarak elde edilirken, 2003 için %20'nin üzerindedir. Hatta en düşük ilerleme oranı 2000 yılı için yaklaşık %10'dur. Tüm veri kümeleri dikkate alındığında, önerilen modelle öngörü doğruluğunun ortalama olarak %30 kadar arttığı gözlemlenmiştir. Tablo 5.3'teki karşılaştırma yöntemlerinin sonuçları, Kirisci ve Cagcag Yolcu'nun çalışmasından alınmıştır [44].

Tablo 5.3. TAIEX veri kümeleri için uygulama sonuçları - RMSE

Yöntemler	TAIEX					HKOK
	2000	2001	2002	2003	2004	
ANFIS *(Fuzzy)*	137	115	66	57	61	87.2
FTS-N *(Fuzzy)*	140	120	77	60	59	91.2
MLP *(YSA)*	304	130	80	68	64	129.2
SMNM *(YSA)*	588	128	82	61	65	184. 8
PS *(YSA)*	318	119	80	85	63	133.0
L&NL *(YSA)*	342	113	66	51	53	125.0
DNM *(YSA)*	121	114	66	53	54	81.6
CF-LM *(YSA)*	106	112	66	47	50	76.2
CF-BR *(YSA)*	112	120	66	50	51	77.8
CF-SCG *(YSA)*	112	112	66	52	51	78.6
LSTM *(Derin-YSA)*	136	101	89	92	70	97.6
CNN *(Derin-YSA)*	105	110	60	51	50	75.2
GA-KYD-DBYSA-ÖM	**96**	**64**	**42**	**37**	**26**	**53.0**
İlerleme Oranı (%)	8.57	36.63	30.00	21.28	48.00	29.52

Önerilen modelin üstün öngörü başarısının görsel bir ölçüsü olarak, elde edilen tahminlerin gerçek gözlem değerleri ile yüksek uyumunu ve dağılımlarını gösteren keman grafikleriyle Şekil 5.1 'te görülmektedir.



(a) TAIEX 2000 **(b) TAIEX 2001**

(c) TAIEX 2002 **(d) TAIEX 2003**

Şekil 0.4. Tahmin edilen ve gözlemlenen noktaların uyumunun gösterimi

Elde edilen öngörü sonuçlarının gerçek gözlemlerle ne kadar uyumlu olduğunu gösteren başka bir değerlendirme perspektifi, öngörüler ve hedefler arasında tasarlanmış bir doğrusal regresyon modelidir. Önerilen modelin olağanüstü öngörü performansını göstermek için doğrusal regresyon modelinin bazı özellikleri incelenebilir. Buradaki

temel beklenti, doğrusal regresyon modelinin regresyon katsayısının ve belirleme katsayısının 1'e eşit veya nispeten yakın almasıdır. Tablo 5.4, gözlemlenen değerleri bağımlı değişken ve tahmin edilen değerleri bağımsız değişken olarak alan regresyon modelinin ($Y_t = \beta \hat{Y}_t + \varepsilon$), tüm bulgularını sunmaktadır. Tablo 4 incelendiğinde, tüm durumlar için hem $\widehat{\boldsymbol{\beta}}$ hem de $\boldsymbol{R^2}$ değerlerinin oldukça yakın olduğu görülmektedir. Ayrıca, regresyon katsayılarının standart hataları sıfıra çok yakındır ve %95 güven aralıkları oldukça dar ve 1'i kapsar. Tüm açılardan, önerilen modelin tahmin sonuçları gerçek gözlemlere çok yakındır. Başka bir deyişle, bu, önerilen tahmin modelinin güçlü ve tercih edilebilir bir tahmin aracı olarak kullanılabileceğinin kanıtıdır.

Tablo 5.4. Bir doğrusal regresyon modelinin özellikleri:$\boldsymbol{Y_t = \beta \hat{Y}_t + \varepsilon}$

Veri	Model tahmini	F için p değeri	$\widehat{\beta}$ içimn St. hata	β için p değeri	β için %95 güven aralığı		R^2
					Alt Sınır	Üst Sınır	
TAIEX-00	$Y_t = 0.9994\hat{Y}_t$	2.00E-80	2.65E-03	5.83E-82	0.9941	1.0048	0.9997
TAIEX-01	$Y_t = 1.0028\hat{Y}_t$	4.17E-79	2.02E-03	8.81E-81	0.9988	1.0069	0.9998
TAIEX-02	$Y_t = 1.0003\hat{Y}_t$	1.26E-85	1.40E-03	1.84E-87	0.9975	1.0031	0.9999
TAIEX-03	$Y_t = 0.9988\hat{Y}_t$	1.21E-92	9.41E-04	1.2E-94	0.9969	1.0007	0.9999
TAIEX-04	$Y_t = 1.0005\hat{Y}_t$	3.7E-103	6.65E-04	2.6E-105	0.9993	1.0019	0.9999

5.5. FTSE Sonuçları

Bu uygulamada, FTSE 100'ün günlük kapanış fiyatı öngörülmektedir. Önerilen model, hisse senedi fiyat zaman serisi içinde hem doğrusal hem de doğrusal olmayan özellikleri yakalar ve elde edilen sonuçlar çeşitli en son teknoloji modellerle karşılaştırılarak değerlendirilir.

Çalışmanın bu bölümü, 2010, 2011, 2012, 2013 ve 2014'ten beş farklı günlük FTSE verisini analiz ediyor. Analiz sürecinde her yılın son on günü test seti olarak alınmıştır. Böylece, iki haftalık bir öngörü elde etmek amaçlanmıştır. Tablo 5.5, önerilen GA tabanlı modelin en iyi sonuçlarını ve bulanık mantık ve yapay sinir ağı tabanlı modellerden oluşan diğer sonuçları sunar.

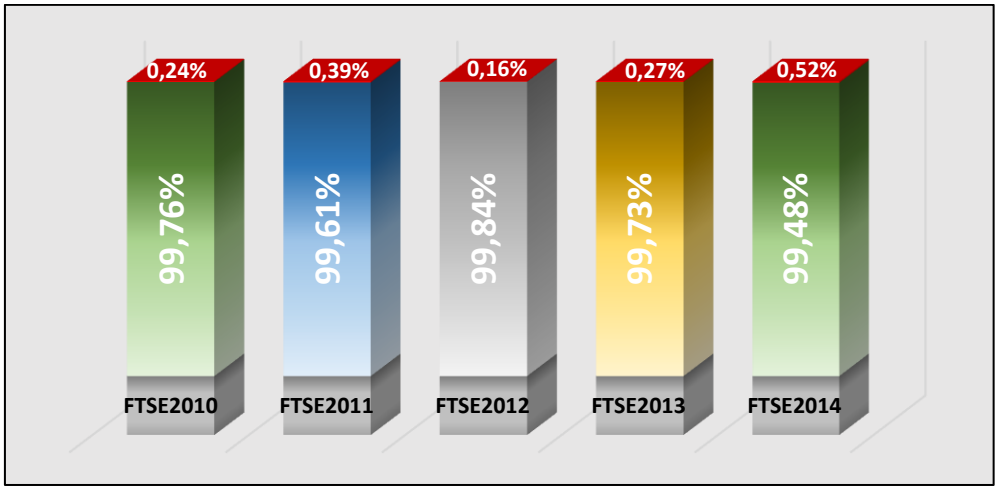
FTSE 100 günlük kapanış fiyatı öngörüsü problemiyle ilgili olarak, önerilen GA tabanlı model, tüm öngörü modellerine kıyasla önemli ölçüde daha iyi performans göstermiş ve en düşük HKOK skorunu sunmuştur. İkinci en iyi model, aynı zamanda derin öğrenme

tabanlı bir model olan CNN'dir. İlerleme oranları farklı bir perspektiften değerlendirildiğinde, önerilen model, 2012 veri kümesi için ikinci en iyi performans gösteren modele kıyasla neredeyse %34'lük bir iyileşme sağlamaktadır. Ayrıca, bu ilerleme diğer yıllar için sırasıyla %29, %24 ve %17 olarak elde edilmiştir. En düşük ilerleme oranı bile, 2011 yılı için yaklaşık %10 civarındadır. Daha spesifik olarak, GA tabanlı model, sırasıyla 2010, 2011, 2012, 2013 ve 2014 yılları için 22,05; 27,93; 11,91; 43,83 ve 22,76 RMSE skorları sergilerken, CNN tabanlı model aynı durumlar için sırasıyla 30,88; 30,82; 18,69; 30,18 ve 52,55 RMSE skorları sergilemiştir. Bu nedenle, önerilen GA tabanlı model öngörü modeli, tüm veri kümesi için en iyisini gerçekleştirir. Ayrıca, tüm modellerin HKOK değerlerinin ortalama ve medyan istatistikleri değerlendirildiğinde, önerilen modelin üstün tahmin performansı sağladığı fark edilmeye değerdir. Tablo 5.5'teki karşılaştırma yöntemlerinin sonuçları, Kirisci ve Cagcag Yolcu'nun çalışmasından alınmıştır [44].

Öte yandan, Şekil 5.2, önerilen derin modelin her FTSE veri kümesi için ortalama tahmin doğruluğunu yüzde olarak sunar. Her veri kümesi için tahmin doğruluğu %99'dan fazla elde edilmiştir. Başka bir bakış açısından, literatürde bireysel bir performans kriteri olarak yaygın olarak kullanılan OMYH değerlerinin tamamı, %1'den daha düşük bir seviyede elde edilmiştir.

Tablo 5.5. FTSE için modellerin tahmin performansları.

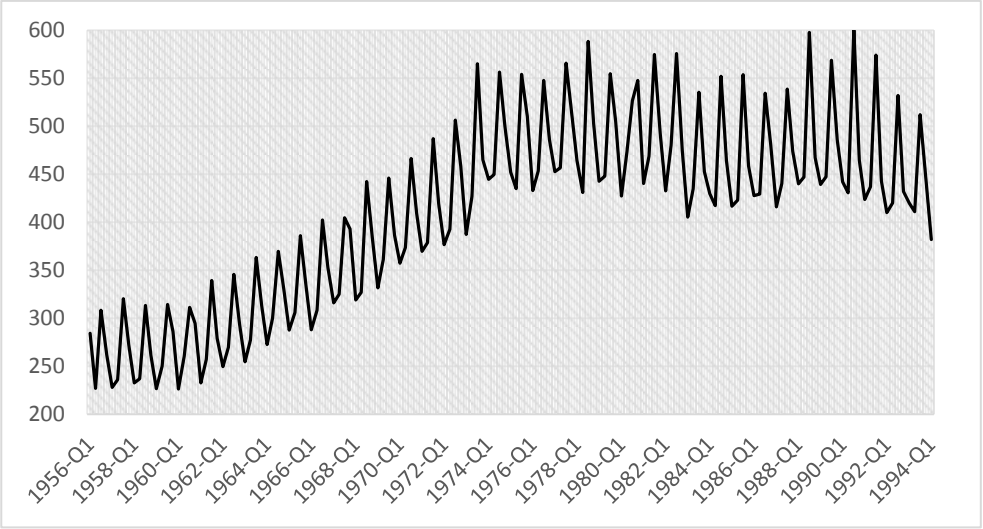
Yöntemler	**HKOK**						
	FTSE					**Ortalama**	**Ortanca**
	2010	**2011**	**2012**	**2013**	**2014**		
ANFIS-G *(Fuzzy)*	38.49	50.09	21.91	49.34	82.75	48.52	49.34
ANFIS-S *(Fuzzy)*	40.81	40.63	19.24	47.45	68.66	43.36	40.81
MANFIS *(Fuzzy)*	31.36	37.77	18.50	45.60	63.36	39.32	37.77
T1FF *(Fuzzy)*	31.35	42.64	18.90	49.88	62.46	41.05	42.64
FF-NN *(YSA)*	32.43	46.46	18.69	48.68	76.59	44.57	46.46
RBF-NN *(YSA)*	31.67	38.99	18.51	47.16	62.68	39.80	38.99
PS-NN *(YSA)*	32.11	44.89	18.12	46.94	76.32	43.68	44.89
SM-NN *(YSA)*	32.60	44.78	17.88	49.29	76.61	44.23	44.78
L&NL-NN *(YSA)*	31.88	44.33	19.11	48.70	75.95	43.99	44.33
CNN *(Derin-YSA)*	30.88	30.82	18.69	30.18	52.55	32.62	30.82
GA-KYD-DBYSA-ÖM	**22.05**	**27.93**	**11.91**	**22.76**	**43.83**	**25.70**	**22.76**
İlerleme Oranı (%)	28.59	9.38	33.39	24.59	16.59	21.23	26.15



Şekil 0.5. FTSE veri kümeleri için ortalama tahmin doğruluğu yüzde olarak.

5.6. Avustralya Bira Tüketimi Uygulamaları

Uygulamada son olarak, başka bir gerçek dünya zaman serisi olan Avustralya Bira Tüketimi (ABC) zaman serisi incelenmiştir. ABC zaman serisi veri noktaları 1956'dan 1994'e kadar üç aylık periyotlarla gözlemlenmiştir. Şekil 6'da verilen ABC veri kümesi, 164 gözlemi içermekte olup, bu veri kümesi üç alt kümeye ayrılmıştır: eğitim (132 gözlem), doğrulama ve test kümeleri (her biri için 16 gözlem).



Şekil 0.6. ABC zaman serisi

Önerilen GA tabanlı modelin öngörü performansı, bazı geleneksel ve yapay sinir ağı ~~(ANN)~~ tabanlı zaman serisi modelleri ile birlikte değerlendirilmiştir. Bu modeller aşağıdaki gibidir:

SARIMA: Mevsimsel otoregresif hareketli ortalamalar

WMES: Winters' çarpımsal üstel düzleştirme

MLP: Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı - ANN Tabanlı

MLP-PSO: PSO ile eğitilen çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı

SMNM: Tek çarpımsal nöron modeli yapay sinir ağı

SMNM-PSO: PSO ile eğitilen tek çarpımsal nöron modeli yapay sinir ağı

RBF: Radyal temelli fonksiyon yapay sinir ağı

ENN: Elman yapay sinir ağı

R-SMNM: Sağlam tek çarpımsal nöron modeli yapay sinir ağı

DNM: Dendritik nöron modeli yapay sinir ağı

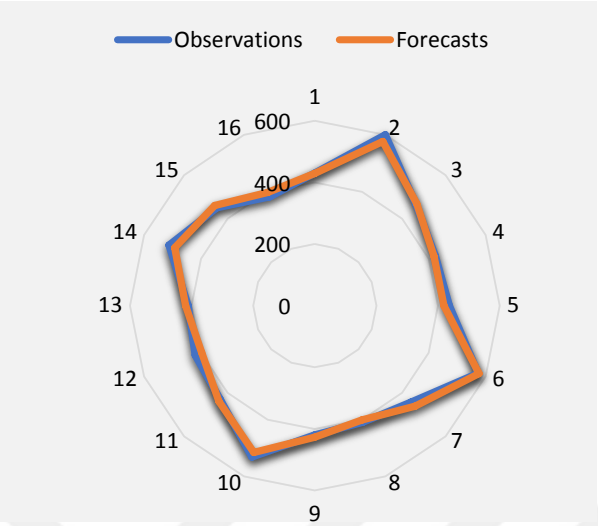
R-DNM: Sağlam-Dendritik nöron modeli yapay sinir ağı

Modeller, OMYH ve HKOK olmak üzere iki hata metriği üzerinde karşılaştırıldı. Yılmaz ve Yolcu'nun çalışmasından alınan Tablo 5.6'dan da görülebileceği gibi, önerilen yöntem ABC verileri için son derece başarılı sonuçlar üretmiştir. Özellikle OMYH kriteri açısından, mevcut yöntemler arasındaki en iyi yöntem yaklaşık %3 hata ile öngörüler üretirken, önerilen yöntem bu hata seviyesini %2,5'e düşürmüştür. Bu, önerilen modelin daha doğru öngörüler ürettiğini, her iki kriter için de ilerleme oranının %15'ten fazla olduğunu göstermektedir.

Tablo 5.6. ABC uygulamasının sonuçları - Test kümesi boyutu 16 -

Yöntemler	**HKOK**	**HKOK için sıra**	**OMYH**	**OMYH için sıra**
SARIMA	47.0367	10	9.49%	10
WMES	53.3295	11	10.72%	11
MLP	24.1052	6	4.76%	6
MLP-PSO	44.7780	9	8.56%	9
SMNM	74.2551	12	9.83%	12
SMNM-PSO	26.7831	7	4.98%	7
RBF	41.7000	8	6.86%	8
ENN	22.6581	5	4.36%	5
R-SMNM	17.7761	3	2.97%	3
DNM	17.8554	4	2.99%	4
R-DNM	16.3609	2	2.95%	2
GA-KYD-DBYSA-ÖM	**13.7361**	**1**	**2.58%**	**1**

Önerilen modelin olağanüstü performansının kanıtı olarak verilebilecek olan, gerçek gözlemler ile tahminler arasındaki yüksek uyumu gösteren Şekil 5.4.



Şekil 0.7. ABC zaman serisi.

Ayrıca, Tablo 5.7, son sekiz gözlemin Tak (2021) çalışması [46] gibi bir test seti olarak kullanıldığı sonuçları sunmaktadır. Tablo 5.7 incelendiğinde, önerilen modelin 14.658 RMSE değeri ve %2.70 MAPE değeri ile diğer en son teknoloji modellere göre üstün öngörüler ürettiği görülmektedir.

Tablo 5.7 ABC uygulamasının sonuçları - Test kümesi boyutu 8 -

Yöntemler	**HKOK**	**HKOK için sıra**	**OMYH**	**OMYH için sıra**
[47]	18.411	6	3.50%	7
[48]	23.989	15	4.30%	14
[49]	19.226	8	3.70%	9
[50]	31.982	16	6.20%	17
[51]	19.373	9	4.00%	13
[52]	19.406	10	3.90%	11
[19]	19.477	11	3.90%	12
[53]	24.078	17	5.10%	16
[54]	23.667	14	4.80%	15
[55]	18.298	5	3.60%	8
[56]	18.979	7	3.30%	5
[57]	19.570	12	3.80%	10
[58]	20.199	13	3.40%	6
[59]	17.000	3	2.70%	2
[60]	17.546	4	3.30%	4
[46]	15.700	2	2.80%	3
GA-KYD-DBYSA-ÖM	**14.658**	**1**	**2.70%**	**1**

5.7. Dow Jones Borsası (DJEX) Uygulaması

Bu uygulama kapsamında, dört DJEX veri seti, Tak (2021)'in çalışması gibi iki senaryo üzerinden tartışıldı.

Birinci senaryo için elde edilen sonuçlar Tablo 5.8'de özetlenmiştir. Tablo 5.8, önerilen GA tabanlı yöntemin, sadece bir istisna dışında tüm veri setleri için en iyi öngörüleri ürettiğini gösteriyor. Hatta bu bir istisna için bile yöntemin performansı neredeyse aynı ve en iyi ile rekabetçi. Ayrıca, HKOK açısından, ilerleme oranı %30'luk ortalama seviyesini aşıyor.

Tablo 5.8. DJEX veri seti uygulama ve özellikleri – test kümesi boyutu 4

Yöntemler	**DJEX 2010**	**DJEX 2011**	**DJEX 2012**	**DJEX 2013**	**Ortalama**
[61]	13.61	111.30	110.35	57.48	73.18
[55]	11.98	108.43	103.34	51.43	68.80
[62] ANFISsub	30.54	95.08	109.59	177.11	103.08
[62] ANFISgrid	20.71	98.86	96.73	255.53	117.96
[59]	11.42	92.20	102.64	46.94	63.30
[58]	11.17	84.13	107.51	51.12	63.48
[63]	10.52	81.07	92.23	46.66	57.62
[46]	**10.93**	77.53	92.23	46.53	56.81
GA-KYD-DBYSA-ÖM	10.95	**47.90**	**62.02**	**37.10**	**39.49**
İlerleme Oranı (%)	NaN	38.22%	32.76%	20.27%	30.48%

Tablo 5.9, ikinci senaryo için elde edilen sonuçları içerir. Bu senaryoda farklı test kümesi boyutları için en iyi tahminler önerilen yöntem tarafından üretildi. Özellikle ilk durum için (test kümesi boyutu 20), önemli bir iyileşme oranı elde edildi (yaklaşık %15).

Tablo 5.9. DJEX veri seti uygulama ve özellikleri

Yöntemler	**Test Set Büyüklüğü**		
	20	**30**	**40**
[64]	103.53	89.58	90.64
[65]	106.06	91.91	91.05
NNETAR [66]	103.61	89.36	89.85
[55]	104.61	90.42	90.99
[59]	105.05	109.11	94.04
[46]	101.08	87.67	87.61
GA-KYD-DBYSA-ÖM	**85.97**	**84.30**	**83.66**

İlerleme Oranı (%)	14.95%	3.84%	4.51%

6. SONUÇLAR

Bu tez çalışması, zaman serisi öngörü problemlerinde öngörü doğruluğunu artırmak için yeni bir derin zaman serisi öngörü modeli olan GA-KYD-DBYSA-ÖM'ni sunmaktadır. Veri erişilebilirliğinin ve hesaplama gücünün artmasıyla birlikte, derin sinir ağı mimarileri, öngörü problemlerinde geleneksel yöntemlere kıyasla daha önemli hale gelmiştir. Zaman serisi öngörüsünde birçok derin öğrenme modeli önerilmiş olsa da, hala bazı sınırlamalar bulunmaktadır. Özellikle, doğrusal ve doğrusal olmayan yapıları içeren veri setleri için mevcut derin öğrenme yöntemlerinin öngörü doğrulukları sınırlıdır. Bu sınırlama, öngörü sürecinde ciddi eksikliklere neden olabilir. Bu çalışmada, bu eksikliğe çözüm bulmak için, bu tez kapsamında, girdilerle çıktılar arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri aynı anda modelleyebilen yeni bir öngörü aracı oluşturuldu. Ayrıca, öngörü aracının ilgili girdilerinin belirlenmesi, tahmin doğruluğu üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bu tez çalışmasında, kısmi yüksek-dereceli önerilen modelin ilgili girdilerini belirlemek için, diğer bir deyişle ilgili gecikmiş değişkenlerin belirlenmesi, genetik algoritma ile gerçekleştirilmiştir.

Bu perspektiflerden hareketle, yeni modelin performansını göstermek için farklı zaman serisi veri setleri değerlendirildi. Sonuçlar, önerilen derin öğrenme kısmi yüksek-dereceli modelinin doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri bir arada yakalayabileceğini göstermektedir. Böylece, doğruluk açısından diğer mevcut öngörü modellerine göre daha başarılı öngörü performansı elde edilmiştir. Önerilen modelin analiz sürecinde, modelin girdileri ve model parametrelerinin en uygun değerleri, bir meta sezgisel algoritma kullanarak sistemli bir şekilde belirlenir. Bu şekilde, TAIEX verilerinin dört farklı yılı için ve FTSE verilerinin farklı yılları için, diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında sırasıyla ortalama olarak %30 ve %21 oranında öngörü performansı artırılmıştır. Ayrıca, Avusturya bira tüketim veri seti ve DJEX Veri Setleri tahmi öngörüleri, önerilen GA tabanlı model tarafından iyileştirilmiştir. Ve model, her iki veri kümesi için ortalama olarak en iyi performansı üretmiştir. Elde edilen sonuçlar detaylı bir şekilde değerlendirildiğinde, önerilen yöntemin zaman serisi öngörü uygulamalarının daha geniş bir bilimsel alanına kolayca uygulanabileceğini ve ayrıca disiplinler arası çalışmalar için bir öngörü aracı olarak kullanılabileceğini belirtmekte fayda vardır.

Gelecekteki çalışmalarda, neredeyse tüm zaman serilerinde var olan belirsizliği modellemek için bu yaklaşımın içine bulanık bir bakış açısı entegre edilebilir.

KAYNAKLAR

1. Shanmugam R (1997) Introduction to Time Series and Forecasting. Technometrics 39:. https://doi.org/10.1080/00401706.1997.10485165
2. Poon S-H, Granger CWJ (2003) Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. J Econ Lit 41:. https://doi.org/10.1257/002205103765762743
3. De Gooijer JG, Hyndman RJ (2006) 25 years of time series forecasting. Int J Forecast 22:. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.01.001
4. Bahrammirzaee A (2010) A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: Artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. Neural Comput Appl 19:. https://doi.org/10.1007/s00521-010-0362-z
5. Zhang D, Zhou L (2004) Discovering golden nuggets: Data mining in financial application. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews 34:. https://doi.org/10.1109/TSMCC.2004.829279
6. Chong E, Han C, Park FC (2017) Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. Expert Syst Appl 83:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.030
7. Schmidhuber J (2015) Deep Learning in neural networks: An overview. Neural Networks 61
8. Fahlman SE, Lebiere C (1990) The cascade-correlation learning architecture. In: Advances in Neural Information Processing
9. Bowden N, Payne JE (2008) Short term forecasting of electricity prices for MISO hubs: Evidence from ARIMA-EGARCH models. Energy Econ 30:. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.06.003
10. Herwartz H (2017) Stock return prediction under GARCH — An empirical assessment. Int J Forecast 33:. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.01.002
11. Guresen E, Kayakutlu G, Daim TU (2011) Using artificial neural network models in stock market index prediction. Expert Syst Appl 38:.

https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.068

12. Han M, Zhang S, Xu M, et al (2019) Multivariate chaotic time series online prediction based on improved kernel recursive least squares algorithm. IEEE Trans Cybern 49:. https://doi.org/10.1109/TCYB.2018.2789686

13. Zhang GP, Berardi VL (2001) Time series forecasting with neural network ensembles: An application for exchange rate prediction. Journal of the Operational Research Society 52:. https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601133

14. Krollner B, Vanstone B, Finnie G (2010) Financial time series forecasting with machine learning techniques: A survey. In: Proceedings of the 18th European Symposium on Artificial Neural Networks - Computational Intelligence and Machine Learning, ESANN 2010

15. Harrald PG, Kamstra M (1997) Evolving artificial neural networks to combine financial forecasts. IEEE Transactions on Evolutionary Computation 1:. https://doi.org/10.1109/4235.585891

16. Wang JZ, Wang JJ, Zhang ZG, Guo SP (2011) Forecasting stock indices with back propagation neural network. Expert Syst Appl 38:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.04.222

17. Cavalcante RC, Brasileiro RC, Souza VLF, et al (2016) Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions. Expert Syst Appl 55:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.02.006

18. Hussain AJ, Knowles A, Lisboa PJG, El-Deredy W (2008) Financial time series prediction using polynomial pipelined neural networks. Expert Syst Appl 35:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.08.038

19. Cagcag Yolcu O, Bas E, Egrioglu E, Yolcu U (2018) Single Multiplicative Neuron Model Artificial Neural Network with Autoregressive Coefficient for Time Series Modelling. Neural Process Lett 47:. https://doi.org/10.1007/s11063-017-9686-3

20. Elmsili B, Outtaj B (2018) Artificial neural networks applications in economics and management research: An exploratory literature review. In:

Proceedings of the 2018 International Conference on Optimization and Applications, ICOA 2018

21. Smith C, Jin Y (2014) Evolutionary multi-objective generation of recurrent neural network ensembles for time series prediction. Neurocomputing 143:. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.05.062

22. Adhikari R, Agrawal RK (2014) A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting. Neural Comput Appl 24:. https://doi.org/10.1007/s00521-013-1386-y

23. Jain A, Kumar AM (2007) Hybrid neural network models for hydrologic time series forecasting. Applied Soft Computing Journal 7:. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.03.002

24. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton G (2015) Deep learning. nature 521 (7553): 436. Nature 521:

25. Lu X, Wang B, Zheng X, Li X (2018) Exploring models and data for remote sensing image caption generation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 56:. https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2776321

26. Dahl GE, Yu D, Deng L, Acero A (2012) Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition. IEEE Trans Audio Speech Lang Process 20:. https://doi.org/10.1109/TASL.2011.2134090

27. Karpathy A, Toderici G, Shetty S, et al (2014) Large-scale video classification with convolutional neural networks. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition

28. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE (2017) ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Commun ACM 60:. https://doi.org/10.1145/3065386

29. Tiňo P, Schittenkopf C, Dorffner G (2001) Financial volatility trading using recurrent neural networks. IEEE Trans Neural Netw 12:. https://doi.org/10.1109/72.935096

30. Connor JT, Martin RD, Atlas LE (1994) Recurrent Neural Networks and

Robust Time Series Prediction. IEEE Trans Neural Netw 5:. https://doi.org/10.1109/72.279188

31. Gers FA, Eck D, Schmidhuber J (2002) Applying LSTM to Time Series Predictable Through Time-Window Approaches

32. Troiano L, Villa EM, Loia V (2018) Replicating a Trading Strategy by Means of LSTM for Financial Industry Applications. IEEE Trans Industr Inform 14:. https://doi.org/10.1109/TII.2018.2811377

33. Nelson DMQ, Pereira ACM, De Oliveira RA (2017) Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks

34. Aggarwal S, Aggarwal S (2017) Deep Investment in Financial Markets using Deep Learning Models. Int J Comput Appl 162:. https://doi.org/10.5120/ijca2017913283

35. Bao W, Yue J, Rao Y (2017) A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long-short term memory. PLoS One 12:. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0180944

36. Yoshihara A, Fujikawa K, Seki K, Uehara K (2014) Predicting stock market trends by recurrent deep neural networks. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) 8862:. https://doi.org/10.1007/978-3-319-13560-1

37. Di Persio L, Honchar O (2016) Artificial neural networks architectures for stock price prediction: Comparisons and applications. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing 10:

38. Arévalo A, Niño J, Hernández G, Sandoval J (2016) High-frequency trading strategy based on deep neural networks. In: Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)

39. Gunduz H, Yaslan Y, Cataltepe Z (2017) Intraday prediction of Borsa Istanbul using convolutional neural networks and feature correlations. Knowl Based Syst 137:. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.09.023

40. Demuth H, Raele MH (2009) Neural Network Toolbox User's Guide For Use with MATLAB. The MathWorks

41. Warsito B, Santoso R, Suparti, Yasin H (2018) Cascade Forward Neural Network for Time Series Prediction. In: Journal of Physics: Conference Series

42. Murray-Smith DJ (2012) Experimental modelling: system identification, parameter estimation and model optimisation techniques. In: Modelling and Simulation of Integrated Systems in Engineering

43. Yalçınkaya A, Yolcu U, Şenoğlu B (2021) Maximum likelihood and maximum product of spacings estimations for the parameters of skew-normal distribution under doubly type II censoring using genetic algorithm. Expert Syst Appl 168:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114407

44. Kirisci M, Cagcag Yolcu O (2022) A New CNN-Based Model for Financial Time Series: TAIEX and FTSE Stocks Forecasting. Neural Process Lett 54:. https://doi.org/10.1007/s11063-022-10767-z

45. Yilmaz A, Yolcu U (2023) A robust training of dendritic neuron model neural network for time series prediction. Neural Comput Appl 35:. https://doi.org/10.1007/s00521-023-08240-6

46. Tak N (2021) Forecast combination with meta possibilistic fuzzy functions. Inf Sci (N Y) 560:. https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.01.024

47. Akdeniz E, Egrioglu E, Bas E, Yolcu U (2018) An ARMA Type Pi-Sigma Artificial Neural Network for Nonlinear Time Series Forecasting. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research 8:. https://doi.org/10.1515/jaiscr-2018-0009

48. Aladag CH, Yolcu U, Egrioglu E (2013) A new multiplicative seasonal neural network model based on particle swarm optimization. Neural Process Lett 37:. https://doi.org/10.1007/s11063-012-9244-y

49. Yolcu U, Egrioglu E, Aladag CH (2013) A new linear & nonlinear artificial neural network model for time series forecasting. Decis Support Syst 54:. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.006

50. Gundogdu O, Egrioglu E, Aladag CH, Yolcu U (2016) Multiplicative neuron model artificial neural network based on Gaussian activation function. Neural Comput Appl 27:. https://doi.org/10.1007/s00521-015-1908-x

51. Egrioglu E, Yolcu U, Aladag CH, Bas E (2015) Recurrent Multiplicative Neuron Model Artificial Neural Network for Non-linear Time Series Forecasting. Neural Process Lett 41:. https://doi.org/10.1007/s11063-014-9342-0

52. Bas E (2016) The training of multiplicative neuron model based artificial neural networks with differential evolution algorithm for forecasting. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research 6:. https://doi.org/10.1515/jaiscr-2016-0001

53. Aladag CH (2013) Using multiplicative neuron model to establish fuzzy logic relationships. In: Expert Systems with Applications

54. Yolcu U, Bas E, Egrioglu E, Aladag CH (2015) A new multilayer feedforward network based on trimmed mean neuron model. Neural Network World 25:. https://doi.org/10.14311/NNW.2015.25.029

55. Türkşen IB (2008) Fuzzy functions with LSE. Applied Soft Computing Journal 8:. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2007.12.004

56. Bas E, Yolcu U, Egrioglu E, et al (2016) Single Multiplicative Neuron Model Artificial Neuron Network Trained by Bat Algorithm for Time Series Forecasting. American Journal of Intelligent Systems 6:. https://doi.org/10.5923/j.ajis.20160603.03

57. Bas E, Uslu VR, Egrioglu E (2016) Robust learning algorithm for multiplicative neuron model artificial neural networks. Expert Syst Appl 56:. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.02.051

58. Kim Y (2014) Convolutional neural networks for sentence classification. In: EMNLP 2014 - 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings of the Conference

59. S. Hochreiter, J. Schmidhuber (1997) Long Short-Term Memory. Neural Computation 9:1735–1780

60. Tak N, Evren AA, Tez M, Egrioglu E (2018) Recurrent type-1 fuzzy functions approach for time series forecasting. Applied Intelligence 48:. https://doi.org/10.1007/s10489-017-0962-8

61. Egrioglu E, Aladag CH, Yolcu U, Bas E (2015) A New Adaptive Network Based Fuzzy Inference System for Time Series Forecasting. Aloy Journal of Soft Computing and Applications 2:

62. Jang JSR (1993) ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Trans Syst Man Cybern 23:. https://doi.org/10.1109/21.256541

63. Tak N (2018) Meta fuzzy functions: Application of recurrent type-1 fuzzy functions. Applied Soft Computing Journal 73:. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.08.009

64. Box GEP, Jenkins GM, and, Reinsel G (2008) Time Series Analysis, Forecasting and Control, 4th edition. Wiley. Prentice-Hall, Englewood Cliffs

65. Gardner ES (1985) Exponential smoothing: The state of the art. J Forecast 4:. https://doi.org/10.1002/for.3980040103

66. Hyndman R, Athanasopoulos G, Bergmeir C, et al R Package 'forecast': Forecasting Functions for Time Series and Linear Models

ÖZGEÇMİŞ

Gülseren BİRİM

Öğrenim Bilgileri

Lisans **:** Yıldız Teknik Üniversitesi
Fen Fakültesi / İstatistik Bölümü (2015-2020)

Yüksek Lisans **:** Marmara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü/ İstatistik (YL Tezli) (2020-)

İş Deneyimleri

Veri Analisti **:** Decathlon (Ekim 2020-Aralık 2021)

Veri Analisti II **:** Getir (Ocak 2022-Haziran 2023)

Veri Analisti II **:** Startupheroes-Migros (Haziran 2023-Halen)