

YAPAY SİNİR AĞLARI NARX İLE TÜRKİYE FINDIK ÜRETİM MİKTARI TAHMİNİ*

Yetkili Yazar | Correspondent Author: Dilayla BAYYURT

Estimation of Turkey Hazelnut Production Quantity with Artificial
Neural Networks NARX



Yazar / Author

Dilayla BAYYURT¹

İpek DEVECİ KOCAKOÇ²

MAKALE BİLGİSİ

ÖZ

Makale Geliş Tarihi : 27/03/2023
Makale Kabul Tarihi : 16/05/2023

Anahtar Kelimeler:

Fındık Üretimi, Yapay Sinir Ağları, NARX, Tahminleme.

Fındık, dünyada üretimi yaygın olan sert kabuklu meyvelerin başında gelmektedir. Türkiye, sahip olduğu toprak ve iklim koşulları açısından oldukça yüksek tarımsal potansiyele sahiptir. Ülkemiz, fındık üretiminde dünyada önemli bir paya sahiptir ve bu sayede lider konumdadır. Bu liderlik sayesinde ülkemiz dünya fındık piyasasında oldukça önemli bir konumda yer almakta ve pazarı etkileyebilecek kadar büyük bir gücü elinde tutmaktadır. Özellikle ülkemiz için önemi büyük olan ve dünya piyasasında söz sahibi olduğumuz fındık ürününün üretim tahmini birçok açıdan önem arz etmektedir.

Çalışmada zaman serisi modellemede yaygın olarak kullanılan NARX (Doğrusal Olmayan Otoregresif Dışsal Girdili Model) modeli kullanılarak fındık üretim miktarı tahmini yapılmıştır. Bu amaçla, Türkiye fındık üretim miktarı bağımlı değişken olarak alınmıştır. Fındıktan sonra üretimi ülkemizde en çok yapılan sert kabuklu meyve olduğu için, ceviz ikame ürün olarak seçilmiştir. Bağımsız değişken olarak ise ceviz basit fiyat endeksi, fındık basit fiyat endeksi, meyve veren yaşta ağaç sayısı, sıcaklık ve yağış alınmıştır. Analiz 1991-2021 yıllarını kapsamaktadır. Çalışmada kullanılan veriler, TÜİK (Türkiye İstatistik Kurumu), FAO (Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü) ve Meteoroloji Genel Müdürlüğünden temin edilmiştir.

Çalışmada MATLAB programı kullanılmıştır. Birçok deneme sonucunda optimal NARX Modeli, gizli katmanda 10 adet nörona ve 4 gecikme uzunluğuna sahip model olarak belirlenmiştir. Sonuçlar YSA NARX modelinin fındık üretimi tahmininde başarılı sonuçlar ürettiğini

* Bu çalışma Dilayla BAYYURT'un "NARX ve Bulanık NARX Modelleri ile Türkiye Fındık Üretim Öngörüsü" başlıklı ve Prof. Dr. İpek DEVECİ KOCAKOÇ danışmanlığında Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü'nde yürüttüğü Doktora Tezinden yararlanılarak yazılmıştır ve 'Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması Kullanılarak Optimal YSA NARX ve Bulanık NARX Sinir Ağı Yapılarının Belirlenmesi: Türkiye Fındık Üretim Tahmini Örneği' ismiyle 1. Uluslararası Çevre, Enerji ve Ekonomi Kongresinde özet bildiri olarak sunulmuştur.

¹Araş. Gör., Giresun Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, ORCID No: <https://orcid.org/0000-0001-9930-2313>, e-posta: dilayla.bayyurt@giresun.edu.tr

²Prof. Dr., Dokuz Eylül Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, ORCID No: <https://orcid.org/0000-0001-9155-8269>, e-posta: ipek.deveci@deu.edu.tr

göstermiştir.

ARTICLE INFORMATION

Submission Date : 27/03/2023
Accepted Date : 16/05/2023

Keywords:

Hazelnut Production,
Artificial Neural Networks,
NARX, Prediction.

ABSTRACT

Hazelnut is one of the most common hard-shelled fruits, which are produced in the world. Turkey has a very high agricultural potential in terms of its soil and climatic conditions. Our country has an important share in hazelnut production in the world and is thus in a leading position. Thanks to this leadership, our country occupies a very important position in the world hazelnut market and holds such a great power that it can affect the market. The production estimation of the hazelnut product, which is especially important for our country and we have a say in the world market, is important in many respects.

In the study, hazelnut production was estimated by using the NARX (Non-linear Autoregressive with Exogenous Input) model, which is widely used in time series modeling. For this purpose, the amount of hazelnut production in Turkey was taken as the dependent variable. Since it is the most produced hard-shelled fruit in our country after hazelnut, walnut was chosen as a substitute product. Walnut simple price index, hazelnut simple price index, number of trees at fruiting age, temperature and precipitation were taken as independent variables. The analysis covers the years 1991-2021. The data used in the study were obtained from TÜİK (Turkish Statistical Institute), FAO (The Food and Agriculture Organization) and Turkish State Meteorological Service.

In the study, MATLAB program was used. As a result of many trials, the optimal NARX Model has been determined as the model with 10 neurons in the hidden layer and 4 lag lengths. The results showed that the ANN NARX model produced successful results in estimation of hazelnut production.

1. Giriş

Çalışmanın amacı, literatürde yeni olan ve diğer sinir ağlarıyla karşılaştırıldıklarında daha hızlı yakınsama, daha iyi genelleme yapabilme ve daha etkili bir öğrenme ortaya koyma özelliklerine sahip olan NARX modellerinin de üretim miktarı tahminlemede kullanılabileceğini göstermektir. Üretim miktarı tahmini için ise dünyada üretiminde lider konumda ve piyasasında söz sahibi olduğumuz fındık ürünü seçilmiştir.

Sert kabuklu meyveler içerisinde dünyada en sık olarak yetiştiriciliğine rastlanılanlar ceviz, badem, fındık, kestane ve Antepfıstığıdır. Fındık, ceviz ve bademden sonra yetiştiriciliğine en sık rastlanılan sert kabuklu meyvedir. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) verileri ile oluşturulan Türkiye’de sert kabuklu meyvelerin üretim miktarlarını içeren tablonun bir bölümü aşağıda Tablo 1’de verilmiştir. Tabloda görüldüğü üzere ülkemizde sert kabuklu meyve üretiminde fındık ilk sırada yer almaktadır.

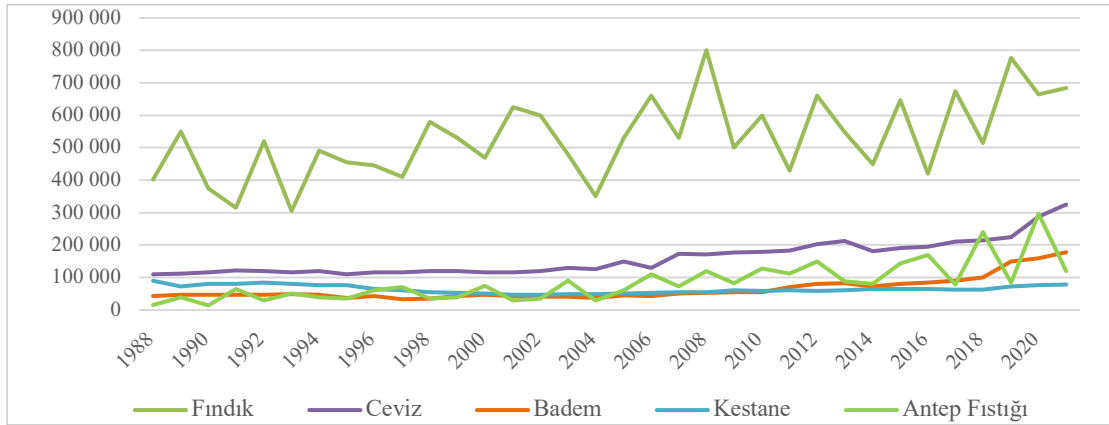
Tablo 1. Türkiye’de Sert Kabuklu Meyvelerin Üretim Miktarları (ton)(1988-2021)

Yıl	Badem(ton)	Fındık(ton)	Ceviz(ton)	Kestane(ton)	Antep Fıstığı(ton)
1988	42 000	402 500	110 000	90 000	15 000
1989	46 000	550 000	113 000	73 000	40 000
1990	46 000	375 000	115 000	80 000	14 000
...
...
...
2019	150 000	776 046	225 000	72 655	85 000
2020	159 187	665 000	286 706	76 045	296 376
2021	178 000	684 000	325 000	77 792	119 355

Kaynak: TÜİK.

Türkiye’de sert kabuklu meyvelerin 1988-2021 yılları arasındaki üretim miktarlarını gösteren grafik Şekil 1’de verilmiştir. Şekilde de görülmektedir ki çok uzun yıllardır fındık diğer sert kabuklu meyvelere oranla üretimde zirvededir. Diğer ürünlere oranla ceviz üretimi de özellikle 2007 yılından itibaren artan bir eğilim göstermektedir.

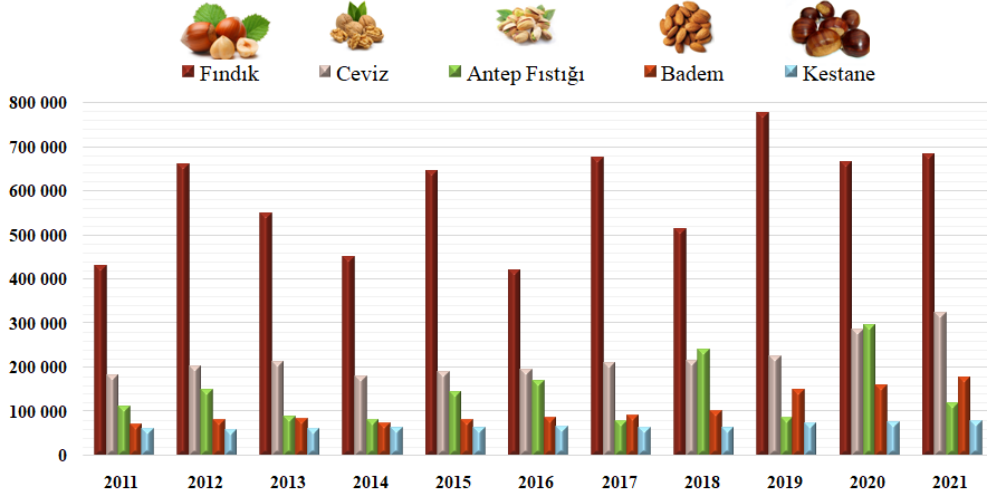
Şekil 1. Türkiye’de Sert Kabuklu Meyvelerin Üretim Miktarları(ton)(1988-2021)



Kaynak: TÜİK verileri kullanılarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

Şekil 2’de 2011-2021 yılları için sert kabuklu meyve üretim miktarları verilmiştir. Üretim miktarı olarak fındık ürününü sırasıyla ceviz, Antep fıstığı, badem ve kestane takip etmektedir. Ülkemizde fındıktan sonra üretimde ikinci sırada yer aldığı için, çalışmada ikame ürün olarak ceviz seçilmiştir.

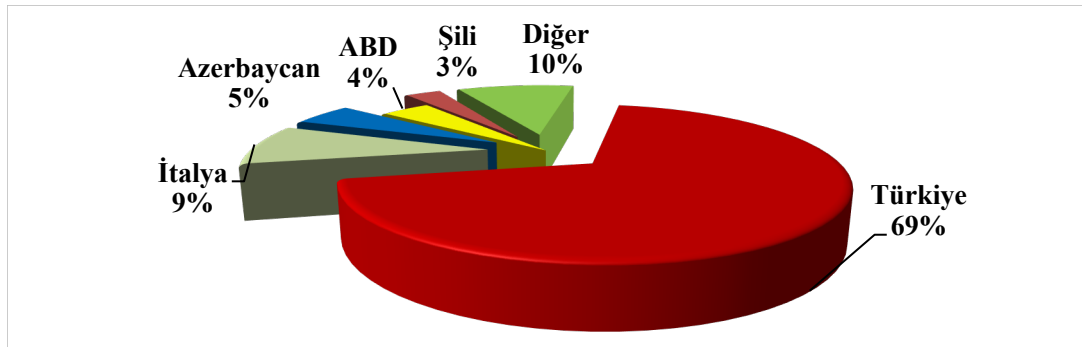
Şekil 2. Türkiye’de Sert Kabuklu Meyvelerin Üretim Miktarları (ton)(2011-2021)



Kaynak: TÜİK verileri kullanılarak yazar tarafından oluşturulmuştur.

Dünya fındık üretiminde ülkemiz çok büyük bir paya sahiptir. 2019 yılında dünya fındık üretimi toplamda 1.1 milyon ton olarak gerçekleşmiştir. Türkiye 776 bin tonluk miktarda bir üretim payıyla ilk sırada yer alırken, Türkiye’yi 99 bin ton ile İtalya ve 54 bin ton ile Azerbaycan takip etmektedir. Türkiye, 2019 yılı FAO verilerine göre toplam dünya fındık üretiminin %69’unu karşılamıştır ve böylece dünya üretiminde liderliği elinde tutmaktadır. Türkiye’yi sırasıyla; %9’luk payla İtalya, %5’lik payla Azerbaycan, %4’lük payla ABD ve %3’lük payla da Şili takip etmiştir. Diğer üretici ülkeler dünya fındık pazarını etkileyebilecek bir üretim seviyesine sahip değildir (Bars, 2021: 4). Şekil 3’te FAO verilerine dayalı olarak hazırlanan 2019 yılı dünya fındık üretiminde önde gelen ülkeler ve paylarını gösteren grafik verilmiştir.

Şekil 3. 2019 Yılı Dünya Fındık Üretiminde Önde Gelen Ülkeler ve Payları



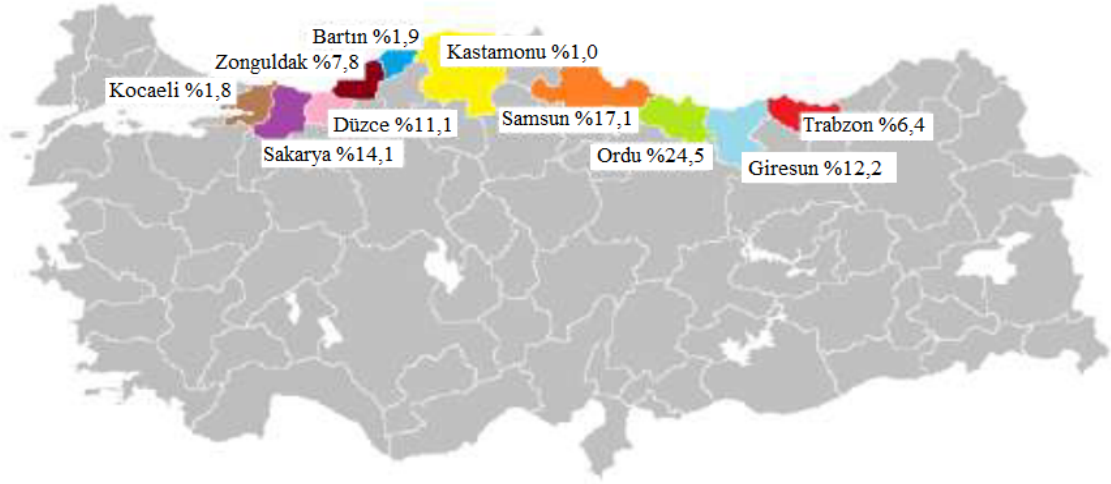
Kaynak: Bars, 2021: 4.

T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü Müdürlüğü, 2022- Temmuz Tarım Ürünleri Piyasa Raporu'na göre;

2021 yılında Türkiye' deki fındık üretim alanları 7,4 milyon da, toplam fındık üretim miktarı ise 684 bin ton olarak gerçekleşmiştir.

2021 verilerine göre, Türkiye fındık üretiminde en büyük paya sahip iller Şekil 4'te harita üzerinde gösterilmiştir. Şekil 4'e göre %24,5'lik üretim payına sahip olarak birinci sırada Ordu ili yer almakta ve Ordu'yu %17,1'lik payla Samsun takip etmektedir.

Şekil 4. 2021 Yılı Türkiye Fındık Üretiminde En Büyük Paya Sahip İller



Kaynak: T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü Müdürlüğü, 2022- Temmuz Tarım Ürünleri Piyasa Raporu (<https://tinyurl.com/3btbfmwx>).

Fındık üretim raporları ve literatür incelendiğinde, üretim miktarları ve üretim alanları dikkate alınarak analizde sıcaklık ve yağış değişkenleri oluşturulurken 11 il çalışmaya dahil edilmiştir. Bu iller Kocaeli, Zonguldak, Bartın, Sakarya, Düzce, Kastamonu, Samsun, Ordu, Giresun, Trabzon ve Artvin'dir. Yağış ve sıcaklık değişkenleri bu iller için Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden temin edilmiş ve bu illerin ortalamaları alınarak hesaplanmıştır.

Yapılan çalışma, 1991-2021 yıllarını içermekte ve Türkiye'yi kapsamaktadır. Çalışmada yıllık veriler kullanılmıştır. Çalışmada bağımlı değişken olarak fındık üretim miktarı alınmıştır. Bağımsız değişkenler ise; fındık basit fiyat endeksi, ceviz basit fiyat endeksi, fındık ürünü meyve veren yaşta ağaç sayısı, yıllık ortalama sıcaklık değerleri

ve yıllık ortalama yağış miktarından oluşmaktadır. Çalışmanın amacı, fındık üretim miktarını en küçük hata ile tahmin eden YSA NARX modelini elde etmektir.

Çalışmanın giriş bölümünde Dünya ve Türkiye fındık piyasası ve üretimi hakkında bilgi verilmiş ve istatistiksel veriler sunulmuştur. Birinci bölümde, yapılan literatür taraması ikinci bölümde YSA, üçüncü bölümde YSA NARX modellemesi kavramları anlatılmıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde ise çalışmada yapılan yöntem ve uygulama sunulmuştur. Son olarak beşinci bölümde ise çalışmaya dair sonuç ve değerlendirmeye yer verilmiştir.

2. Literatür Araştırması

Menezes ve Barreto çalışmalarında, tek değişkenli zaman serilerinin uzun vadeli (çok adımlı) tahminine NARX ağınyuulanabileceğini göstermek amacıyla literatürde iyi bilinen 2 gerçek dünya veri seti üzerinde uygulama yapmışlardır. Uygulama sonucunda elde ettikleri sonuçlar zaman gecikmeli sinir ağları ve Elman ağlarına göre NARX ağlarının daha iyi sonuç ürettiğini göstermiştir (Menezes ve Barreto, 2008).

Khamis ve Abdullah 2014 yılında yaptıkları çalışmada, geri yayımlı sinir ağı ve NARX modellerini kullanarak gelecekteki buğday fiyatının tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Buğdayın fiyatı, tarımda yaygın olarak kullanılan 3 çeşit tahıl olan yulaf, arpa ve soya fasulyesi fiyatları kullanılarak tahmin edilmiştir. Analiz, 1978'den 2012'ye kadar olan fiyatlara ilişkin geçmiş veriler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Model seçim ölçütü olarak R^2 ve MSE değeri kullanılmıştır. Sonuçlara dayalı olarak, gizli katmanda 8 düğüm ve 4 kademeli gecikme hattı bulunan NARX modelinin, buğday fiyatını tahmin etmede daha iyi sonuç verdiği gösterilmiştir (Khamis ve Abdullah, 2014).

Potdar ve Kinnerkar 2017 yılındaki çalışmalarında veren NAR ve NARX modellerini kullanarak Hindistan'ın Endüstriyel Üretim Endeksi olan IIP' yi tahmin etmişlerdir. Çalışmada IPP'yi tahmin için girdi olarak Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH), Tüketici Fiyatları Endeksi (TÜFE), Toptan Eşya Fiyatları Endeksi (TEFE) ve Sekiz Temel Sektör Endeksi (Elektrik, Çelik, Rafineri Ürünleri, Ham Petrol, Kömür, Çimento, Doğal Gaz ve Gübreler) kullanılmıştır. En iyi sonuç veren NAR ve NARX modelleri performans ölçütü olarak Ortalama Karesel Hata (MSE) kullanılarak elde edilmiştir (Potdar ve Kinnerkar, 2017).

Aliev ve diğerleri 2018 yılında bitkilerin sıcaklık, nem ve toprak nemi verilerini elde etmeyi sağlayan android uygulaması geliştirilmiştir. Uygulamada kullanmak üzere sıcaklık değerlerini tahmin etmek için bir YSA NARX modeli geliştirilmiştir. Performans ölçütü olarak Ortalama Karesel Hata (MSE) kullanılmıştır (Aliev ve diğerleri, 2018).

Byakatonda ve diğerleri yaptıkları çalışmada bazı iklim indekslerinin mısır ve sorgum mahsul verimi üzerindeki etkisini analiz etmişlerdir. Araştırmalar iklim indeksleri ile mısır ve iklim indeksleri ile sorgum arasındaki iki değişkenli korelasyonlar üzerinden yapılmıştır. Tarımsal planlamaya yardımcı olmak amacıyla 5 yıllık mahsul verimi tahminlerini iki tane doğrusal olmayan dışsal girdili çok adımlı ileri modeller kullanarak yapmışlardır. NARX YSA çok adımlı ileri modeli, tahmin edici olarak başarılı sonuçlar elde etmiş ve çiftçilerin uyum yeteneklerini güçlendirmeye yönelik katkı sağlayabilecek bilgiler sunmuştur (Byakatonda ve diğerleri, 2018).

Karaatlı ve diğerleri 2020 yılında yaptıkları çalışmada, ticari kredi faiz oranlarını Yapay Sinir Ağları (YSA) Doğrusal Olmayan Dışsal Girdili Otoregresif Ağ (NARX) ve Vektör Otoregresif (VAR) modelleri ile öngörmüşler. İki modeli dört farklı performans ölçütüne (MAD, MAPE, MSE, RMSE) göre karşılaştırılmışlar ve doğrusal olmayan YSA NARX Modelinin doğrusal model özelliğine sahip olan VAR Modeline kıyasla oldukça iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşmışlardır (Karaatlı vd., 2020).

Abraham ve diğerleri çalışmalarında 1961-2016 yılları arasında Brezilya soya fasulyesi hasat alanı, verimi ve üretimi değerleri kullanılarak, YSA ile klasik zaman serisi tahmin yöntemleri karşılaştırılmıştır. Uygulamada YSA NARX modeli kullanılmıştır. Sonuçlar, soya fasulyesi hasat alanını ve üretimini tahmin etmek için YSA'nın en iyi yaklaşım olduğunu, klasik doğrusal fonksiyonun ise soya fasulyesi verimini tahmin etmede daha etkili olduğunu ortaya koymaktadır (Abraham ve diğerleri, 2020).

Sarı ve diğerleri 2021 yılında yaptıkları çalışmada güneş ışınım verisi tahmini için NARX YSA modelini kullanmışlardır. Çalışmada dışsal girdi olarak sıcaklık, nem ve yağış faktörleri kullanılmıştır. Çalışmada, Ankara ili Ayaş ilçesinde bulunan istasyondan alınan gerçek veriler kullanılmıştır. Kullanılan bu veriler Matlab programı ile NARX Modeline uygulanmıştır (Sarı vd., 2021).

Devyatkin ve Otmakhova 2021 yılında yaptıkları çalışmada, ticaret akışları, üretim seviyeleri, makroekonomik göstergeler, yakıt fiyatlandırması ve bitki örtüsü endeksleri gibi heterojen özellikleri dikkate alan, mahsul üretimi ve ihracatının orta vadeli tahmini için sinir ağı modelleri sunmuştur. Deneyler, önerilen NARX ve dönüştürücü modellerin tahmin için ileriye dönük yöntemler olabileceğini göstermiştir. Elde edilen sonuçlar, ihracat tahmini için bitki örtüsü endeksleri ve yakıt fiyatlarının çok önemli olduğunu göstermiştir. Bununla birlikte yakıt fiyatlarının, üretimi tahmin etmek için geçmiş gözlemlere göre NDVI endekslerinden daha önemli olduğu belirlenmiştir (Devyatkin ve Otmakhova, 2021).

Fayaz ve diğerleri yaptıkları çalışmada NARX modeli kullanarak yağış tahmini gerçekleştirmişlerdir. Çalışmada dört bağımsız değişkenler Keşmir'deki üç farklı trafo

merkezinden alınan altı yıllık tarihsel-coğrafi veriler kullanılmıştır. Hedef değişken olarak yağış miktarı ve harici değişkenler olarak maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, sabah 12'de ölçülen nem ve öğleden sonra 3'te ölçülen nem kullanılmıştır. Daha iyi hesaplama süresi ve performans doğruluğu için, önerilen model gri kurt iyileştirici (GWO) algoritması ve Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak eğitilmiştir (Fayaz ve diğerleri, 2022).

Khaled ve diğerleri 2022 yılındaki çalışmalarında kalp sesi sinyallerinin sınıflandırılması için YSA NARX modelini kullanmışlardır. Çalışmada amaç kalp sesi sinyallerinin sınıflandırılarak anormalliklerinin tahmin edilmesidir. Çalışmada kullanılan eğitim algoritmasının tahmin üzerindeki etkisinin ölçülmesi amacıyla üç farklı algoritma olan Bayes Düzenleme, Levenberg-Marquardt ve Ölçeklendirilmiş Eşlenik Gradyan algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada en iyi sonucun üretilmesin sağlayan algoritma Bayes Düzenleme olarak belirlenmiştir (Khaled ve diğerleri, 2022).

Kılınç ve diğerleri Türkiye'deki limanlarda gerçekleşen konteyner ve yük elleçleme miktarının öngörülmesinde buldukları çalışmada, Yapay Sinir Ağları (YSA) Doğrusal Olmayan Dışsal Girdili Otoregresif Ağ (NARX) Modelini kullanmışlardır. Çalışmada iki bağımlı değişken olan konteyner elleçleme ve yük elleçleme miktarı ile ilgili bir öngöründe bulunabilmek için Döviz Sepeti Kuru (USD-EURO), Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYH), Tüketici Güven Endeksi, Brent Petrol, İhracat, İthalat ve Sanayi Üretim Endeksi bağımsız değişkenlerini kullanmışlardır. Çalışmada elde edilen tahmin sonuçlarının doğruluğunu ve etkililiğini değerlendirmek için MAPE, MAE, RMSE ve MAD performans ölçüt değerleri hesaplanmıştır (Kılınç vd., 2022).

Yıldırım ve Karaatlı 2022 yılında yaptıkları çalışmada NARX modeli kullanarak elma üretim miktarı öngörüsü elde etmeyi amaçlanmışlardır. Çalışmada, 1966-2018 yılları arası, Türkiye elma üretim miktarı bağımlı değişken olarak alınmıştır. Bununla birlikte, portakal elmaya ikame ürün olarak seçilmiş ve portakal basit fiyat endeksi, elma basit fiyat endeksi, elma üretim alanı, sıcaklık ve teknoloji bağımsız değişkenler olarak alınmıştır. 2019, 2020 ve 2021 yılları için elma üretim miktarı öngörüsünde bulunulmuştur. Sonuç olarak, YSA NARX Modelinin elma üretim miktarı öngörüsünde kullanılabileceğini gösterilmiştir (Yıldırım ve Karaatlı, 2022).

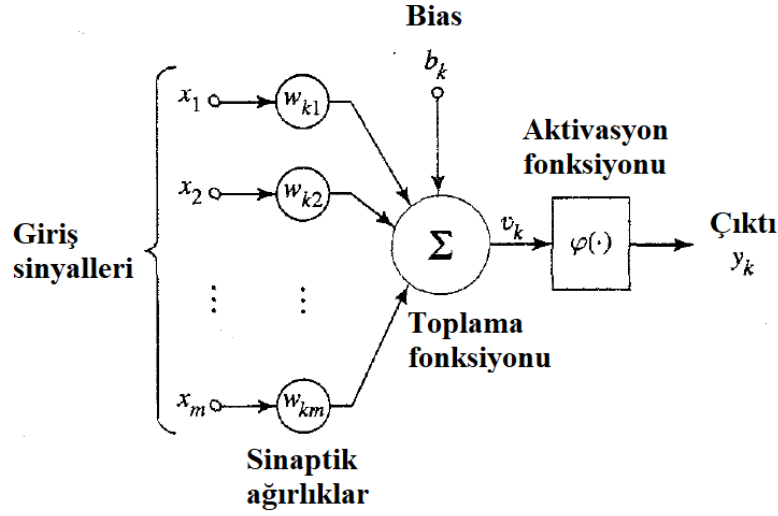
3. Yapay Sinir Ağları

İnsan beyni oldukça karmaşık ve çözülmesi zor bir yapıdır. İnsan beyni sayısal bir işlemi birkaç dakikada yapabilmesine karşın, idrak etme noktasında çok daha yeteneklidir ve çok kısa bir sürede bunu yapabilir. İnsanlar bu işi yaparken daha önce karşılaştıkları durumlar ve edindikleri tecrübelerden yararlanmaktadırlar. Bilgisayarlar ise karmaşık sayısal işlemleri oldukça hızlı bir şekilde yapmalarına karşın, idrak etme ve deneyimlerle edinilmiş bilgileri kullanma açısından oldukça yetersizdirler. Burada, insan beynini bilgisayarlardan üstün kılan özellik sinirsel algılayıcıların varlığı ve bu algılayıcılar sayesinde edinilmiş bilgileri kullanabilmesidir. Son yıllarda, Yapay Sinir Ağları gibi yapay zeka alt dalları bu alanda sıklıkla araştırma ve uygulama alanı bulmaktadır (Elmas, 2016:21).

Yapay sinir ağları insan biyolojik sinir sisteminden esinlenilerek geliştirilmiş, her biri kendi belleğine sahip ve ağırlıklı bağlantılar vasıtasıyla birbirlerine bağlanmış işlem elemanlarından oluşan, paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. Bu ağlar öğrenme ve böylece veriler arasında ilişki ortaya koyma yeteneğine sahiptirler. Başka bir deyişle, YSA'lar insana özgü olan düşünme ve deneyimleyerek öğrenme yeteneklerinin bilgisayara aktarılarak problem çözme yeteneği kazandırmayı amaçlar. Yapay sinir ağlarında da biyolojik sinir sisteminde olduğu gibi örnekler sayesinde öğrenme gerçekleşmektedir. Bu yapılar, bilgi edinme ve sürdürme yeteneğine sahiptirler (Terzic ve diğerleri, 2012: 45; Silva ve diğerleri, 2017: 5).

Yapay sinir hücreleri (nöronlar) adı verilen hesaplama bileşenleri (işlem birimleri), biyolojik sinir hücrelerinin basitleştirilmiş ve modellenmiş halidir. Biyolojik sinir ağlarının ana özelliklerini içerecek şekilde tasarlanan ilk ve en basit nöron modeli McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilmiştir. Bu model hala farklı mimariler arasında en sık kullanılan modeldir (Silva ve diğerleri, 2017:11). Yapay sinir hücresi ve elemanları Şekil 5'te gösterilmiştir.

Şekil 5. Yapay Sinir Hücresi



Kaynak: Haykin, 1999: 33.

Şekilde ortadaki daire düğümü, oklar ise sinyal akışını gösterir. $x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}$ giriş sinyallerini gösterirken; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ ise girişlere karşılık gelen ağırlıkları ifade etmektedir. Ayrıca, b ise bilginin depolanmasıyla ilişkili başka bir faktör olan bias'ı ifade etmektedir. Sinir ağının bilgileri ağırlıklar ve bias şeklinde depolanır.

Dışarıdan gelen giriş sinyalleri ağırlıklarıyla birlikte hücreye bağlanır. Dışarıdan gelen giriş sinyalleri düğümüne ulaşmadan ağırlıklarıyla çarpılmakta birleştirme fonksiyonunda değeri hesaplanmaktadır. Bu değer hesaplanırken farklı yöntemler kullanılabilir. Bu yöntemlerden birisi toplama fonksiyonunun kullanılmasıdır. Şekil 5'e göre elde edilecek ağırlıklı toplam şu şekildedir:

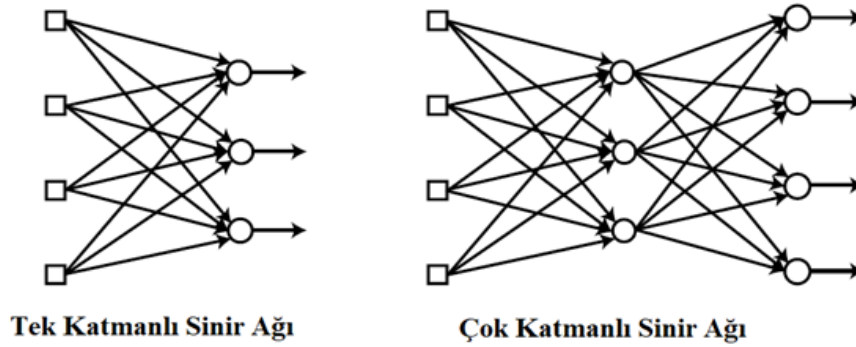
$$v = (w_{k1} \times x_1) + (w_{k2} \times x_2) + \dots + (w_{km} \times x_m) + b$$

Bu denklem bize, sinyal (giriş) etkilerinin ağırlık değerlerine bağlı olduğuyla ilgili ipucu vermektedir. Bir diğer deyişle, ağırlıklar hücreye gelen bilginin önem ve derecesini göstermektedir. Örneğin, w_{k1} ağırlığının 1 ve w_{k2} ağırlığının 5 olması, x_2 sinyalinin x_1 sinyalinden 5 kat daha büyük bir etkiye sahip olduğunu ifade etmektedir. w_{k1} ağırlığı 0 olduğunda ise, x_1 sinyali düğümüne hiç iletilmeyecek, böylece bu girişin düğümle bağlantısı kesilmiş olacaktır.

Son olarak, düğüm ağırlıklı toplamı ' $\varphi(\cdot)$ ' ile gösterilen aktivasyon fonksiyonuna girer ve ağırlıklı çıktıyı üretir. Aktivasyon fonksiyonu düğümün davranışını belirleyen fonksiyondur. Sinir ağlarında birçok türde aktivasyon fonksiyonu mevcuttur (Sönmez Çakır, 2018: 21; Phil, 2017:21).

Şekil 5’te gösterilen YSA tek katmanlı bir mimari yapıya sahiptir. Sinir ağları basit bir mimariden başlanılarak zamanla geliştirilerek daha karmaşık yapılara dönüştürülmüştür. Tek katmanlı YSA’lar sadece doğrusal problemlerin çözümü için kullanılabilir. Tek katmanlı bir sinir ağına gizli katman(lar) eklendiğinde, bu yeni oluşturulan yapı çok katmanlı bir sinir ağı haline gelir. Çok katmanlı sinir ağları daha karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerin çözümünde oldukça başarılı sonuçlar vermektedir (Kim,2017: 24). Şekil 6’ da tek katmanlı ve bir tane gizli katmana sahip çok katmanlı sinir ağı örneği gösterilmiştir.

Şekil 6. Katman mimarisine göre sinir ağları



Kaynak: Kim,2017: 23.

Yapay sinir ağları, girdi ve çıktı arasındaki ilişkinin bilinmediği durumlarda m boyutlu bir girdi uzayının, n boyutlu bir çıktı uzayına doğrusal olmayan eşleşmesini gerçekleştirme yeteneğine sahip kara kutu modelleme araçları olarak da tanımlanabilirler (Boussaada ve diğerleri, 2018: 3). Yapay sinir ağlarının potansiyel uygulama alanlarını eğri uydurma (fonksiyon yaklaşımı), süreç kontrolü, örüntü tanıma/sınıflandırma, veri kümeleme, tahmin sistemi, sistem optimizasyonu, ilişki bellemek olarak söyleyebiliriz (Silva ve diğerleri, 2017:8).

4. Zaman Serileri için Yapay Sinir Ağı NARX Modeli

Dışsal girdilere sahip doğrusal olmayan otoregresif ağ (NARX), ağın birkaç katmanını çevreleyen geri besleme bağlantılarına sahip, tekrarlayan dinamik bir ağıdır. Bir başka deyişle, NARX sinir ağları, çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağları (MLP), tekrarlayan sinir ağları (RNN) ve zaman gecikmeli sinir ağlarının bir kombinasyonudur. NARX modeli, zaman serisi modellemede yaygın olarak kullanılan

doğrusal ARX modeline dayanmaktadır(Boussaada ve diğerleri, 2018: 4; Mitrea, 2009:67).

NARX modeli için tanımlayıcı denklem şu şekilde gösterilir:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u))$$

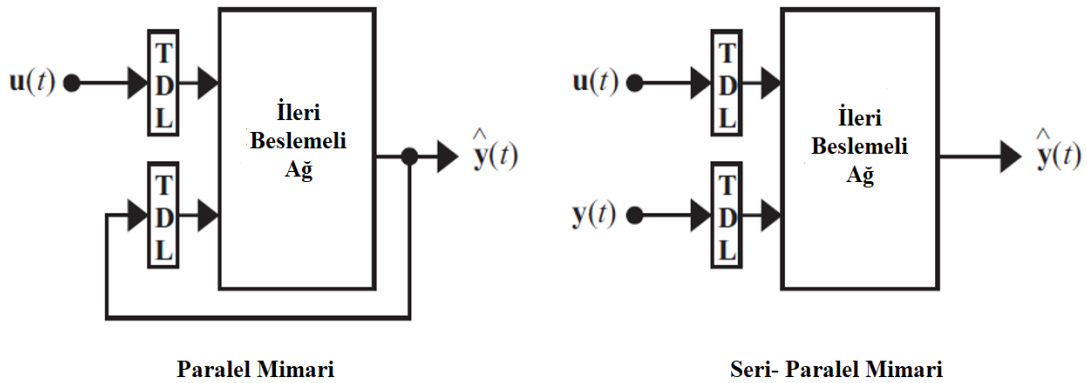
Yukarıdaki ifadede f doğrusal olmayan bir fonksiyonu temsil etmektedir. Denklemden $y(t)$ NARX çıktısını, $u(t)$ giriş değerlerini, n_y ve n_u sırasıyla geribesleme için uygulanacak geçmiş çıktılarının ve geçmiş girdilerin sayısını gösterir. NARX ağı, çıktının gelecekteki değeri hakkında tahminler yapmak için tahmin edilecek gerçek zaman serisinin yani çıktının geçmiş değerlerini ve diğer girdilerin geçmiş değerlerini kullanır.

NARX sinir ağları paralel ve seri paralel şeklinde iki farklı mimari yapıda oluşturulabilir. Paralel (kapalı döngü) ve Seri Paralel (açık döngü) NARX Mimarileri Şekil 6'da gösterilmiştir.

Paralel NARX mimari yapıda çıkışın tahmin edilen değeri, standart NARX mimarisinin bir parçası olarak ileri beslemeli sinir ağının girişine geri beslenir. Böylece döngü mekanizması oluşturulmuş olur.

Seri-Paralel NARX mimarisinde ise, ağı eğitimi sırasında gerçek çıktı mevcut olduğundan, tahmini çıktıyı geri beslemek yerine gerçek çıktının kullanıldığı bir mimari oluşturulabilir. Bunun iki avantajı bulunmaktadır. Birincisi, ileri beslemeli ağa yapılan girdinin daha doğru olmasıdır. İkincisi, ortaya çıkan ağı tamamen ileri beslemeli bir mimariye sahip olması ve eğitim için statik geri yayılımın kullanılabilmesidir (Demuth ve diğerleri, 1992: 6-19). Şekil 7'de Paralel ve Seri Paralel NARX Mimarileri verilmiştir.

Şekil 7. Paralel ve Seri Paralel NARX Mimarileri



Kaynak:Demuth ve diğerleri, 1992: 6-19.

5.Uygulama

Uygulama bölümünde ilk olarak çalışmada kullanılan değişkenler ve veri setine ait bilgiler sunulmuş ve ardından model sonuçlarına yer verilmiştir.

5.1. Araştırmada Kullanılan Değişkenler ve Veri Seti

Çalışmada Türkiye'ye ait 1991-2021 yıllarını kapsayan veri seti oluşturulmuş ve kullanılmıştır. Çalışmada YSA NARX modeli kullanarak fındık üretim miktarı tahminine ulaşmak hedeflenmiştir. Uygulamada, Türkiye fındık üretim miktarı bağımlı değişken olarak alınmıştır. Bağımsız değişkenler ise ceviz basit fiyat endeksi, fındık basit fiyat endeksi, meyve veren yaşta ağaç sayısı, sıcaklık ve yağış şeklindedir.

Türkiye'de üretilen sert kabuklu meyve istatistiklerine bakılarak fındık ürününe ikame ürün olarak ceviz seçilmiştir ve modele dahil edilmiştir.

Fındığın yetiştirilme koşulları dikkate alındığında ise sıcaklık ve yağış miktarı verilerinin modele eklenmesi uygun bulunmuştur. Bu veriler için Meteoroloji Genel Müdürlüğünden yararlanılmıştır.

Fındık ve ceviz fiyatları için FAO'nun internet sitesinden elde edilen basit fiyat endeksi verileri kullanılmıştır. Üretici fiyatları dikkate alınmıştır.

Fındık üretim miktarı ve meyve veren yaşta ağaç sayısı (fındık) için TÜİK tarafından sunulan istatistiklerden yararlanılmıştır.

Veri setinin bir kısmı aşağıda Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Veri Seti'nin bir kısmı

Yıl	Fındık Üretim Miktarı (Ton)	Meyve Veren Yasta Ağaç Sayısı (Bin)	Fındık Basit Fiyat Endeksi	Ceviz Basit Fiyat Endeksi	Sıcaklık (°C)	Yağış (mm)
1991	315000	245574	0,04	0,04	12,97	975,88
1992	520000	240000	0,06	0,08	12,19	965,62
1993	305000	255271	0,10	0,13	12,51	742,93
1994	490000	259200	0,40	0,28	14,03	863,29
...
...
2019	776046	384935	137,39	154,29	15,07	834,45
2020	665000	386195	181,83	163,87	15,31	808,81
2021	684000	394052	226,27	175,48	14,76	1014,61

Kaynak: TÜİK, FAO, Meteoroloji Genel Müdürlüğü.

5.2. Optimal YSA NARX Modelinin Uygulanması

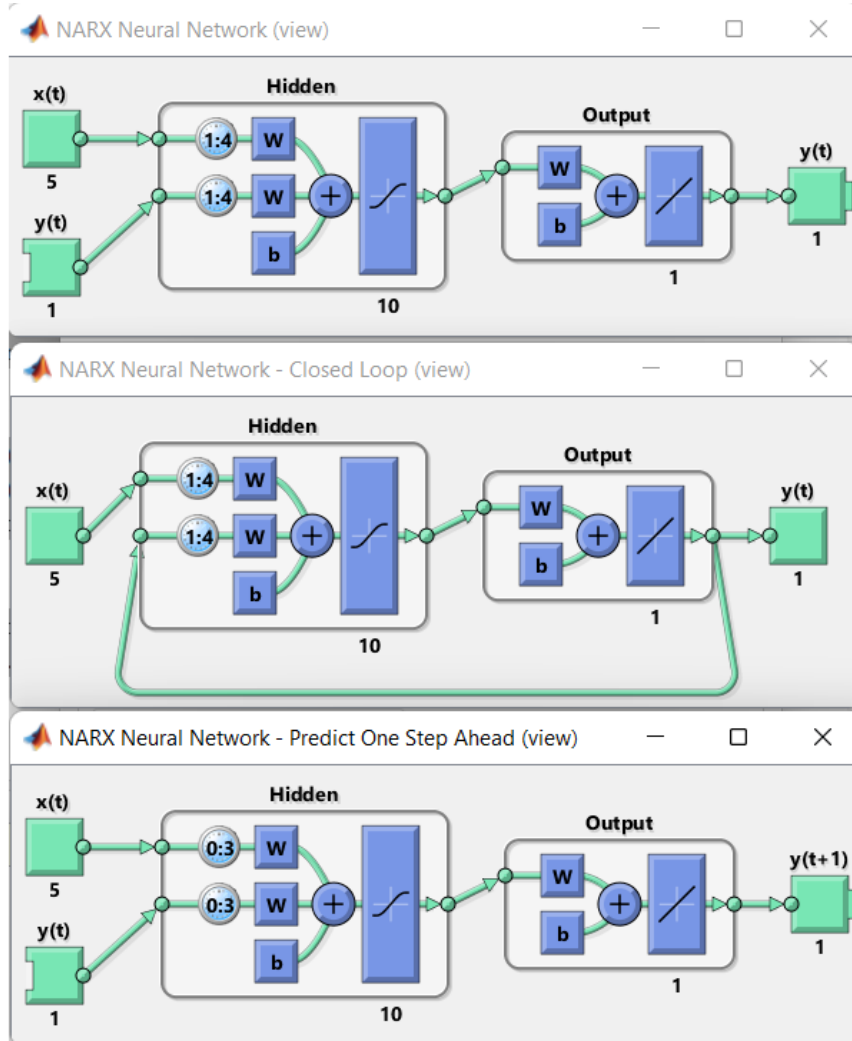
Veriler elde edildikten sonra öncelikle YSA' ya uygun hale getirilmesi ve boyutsuz hale getirilmesi amacıyla normalize edilmiştir. Araştırmada, D_Min_Maks yöntemi kullanılmış ve veriler 0,1 ile 0,9 arasında normalize edilmiştir (Doğan ve diğerleri, 2007: 4121).

$$D_Min_Maks \text{ Normalizasyon Değeri} = 0,8 * \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + 0,1$$

Çalışmada MATLAB R2016a programında bulunan 'nntool' aracında yer alan modellerden NARX (Nonlinear Autoregressive with External (Exogenous) Input) kullanılmıştır. Öncelikle normalize edilen veriler programa yüklenmiş ve araç kutusunda yer alan problem seçme sayfasında NARX Modeli seçilmiştir. Birçok model denenmiş genel olarak modelin araç kutusunda yer alan varsayılan ayarlar kullanılmıştır. Modelin eğitimi için Levenberg-Marquardt algoritması kullanılmıştır. Eğitim, doğrulama ve test kümeleri ise %70, %15 ve %15 olacak şekilde seçilmiştir.

Birçok deneme sonucunda elde edilen optimal NARX Modeli Şekil 8'de verilmiştir. Şekilde sırasıyla Paralel (Açık Döngü), Seri-Paralel (Kapalı Döngü) ve bir adım sonrasının tahmin görünümüleri bulunmaktadır. Modelde $x(t)$ bağımsız değişken sayısını (ceviz basit fiyat endeksi, fındık basit fiyat endeksi, meyve veren yaşta ağaç sayısı, sıcaklık ve yağış) ve $y(t)$ ise bağımlı değişken sayısını (fındık üretim miktarı) ifade etmektedir. Gizli katmanda 10 adet nöron bulunmaktadır. Çalışmada birçok deneme sonucunda en iyi sonucu veren model, 10 gizli katman nöron sayısı ve 4 gecikme uzunluğuna sahip model olarak belirlenmiştir.

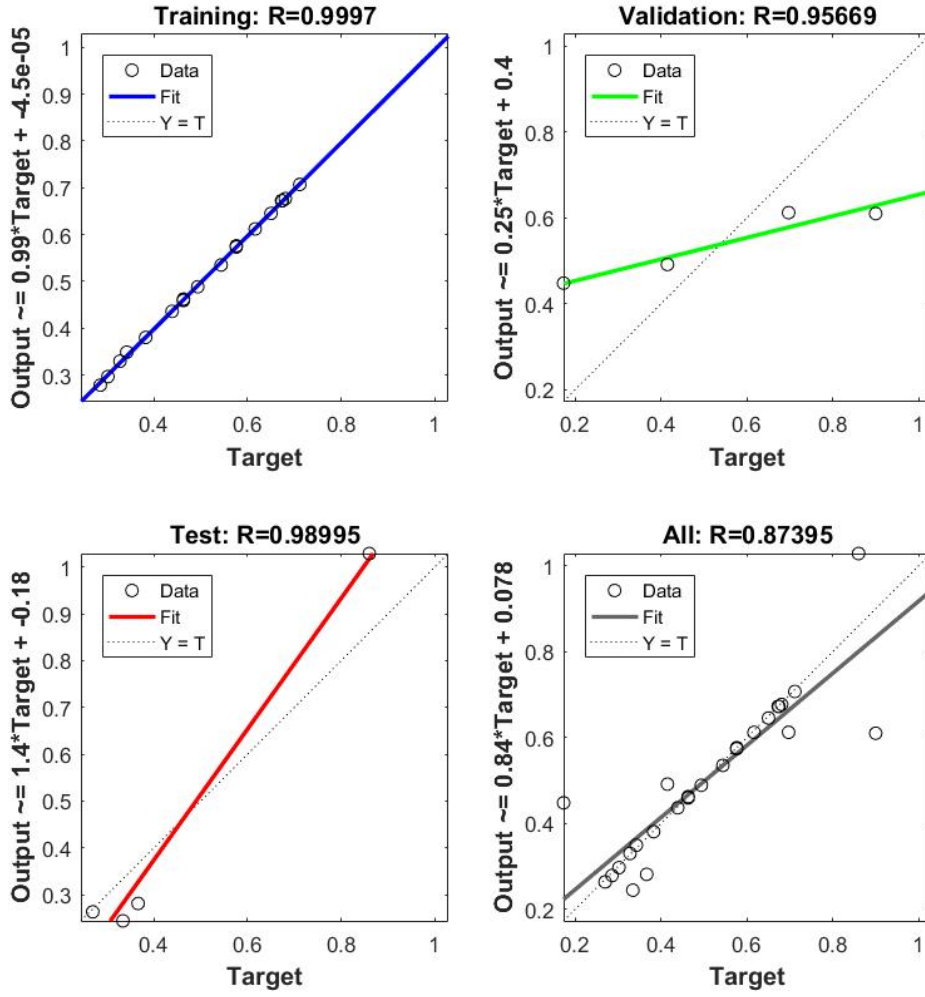
Şekil 8. NARX Modeli



NARX sinir ağı modellerinde eğitim, doğrulama ve test kümelerinin başarısı regresyon analizi ile ölçülmektedir. Korelasyon katsayısı (R), iki değişken arasındaki ilişkinin yönü ve büyüklüğünü belirtir. R değerinin -1 ve 1'e yaklaşması ilişkinin güçlü olduğunu ifade ederken, 0'a yaklaşması ilişkinin zayıf olduğu anlamına gelmektedir.

Şekil 9'da korelasyon katsayısı, çıktılar ve hedefler arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Görüldüğü gibi çıktılar ve hedefler arasındaki değerler 1 değerine oldukça yakındır. Modelin korelasyon değerleri eğitim için 0,9997 doğrulama için 0,95669 ve test için 0,98995'tir. Veri setinin genel korelasyon katsayısı ise 0,87369 olarak elde edilmiştir.

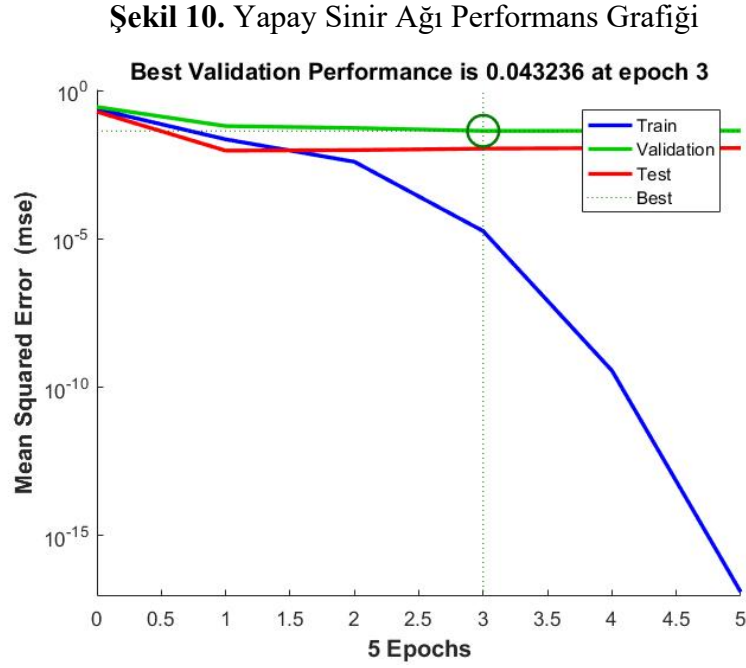
Şekil 9. Yapay Sinir Ağı Regresyon Grafikleri



NARX sinir ağının performansı MSE (Ortalama Karese Hata- Mean Squared Error) ile ölçülmektedir. MSE, çıktılar ve hedefler arasındaki farkların karelerinin ortalamasını ifade etmektedir. Ortalama karese hata sifira yaklaştıkça daha iyi sonuç üretildiği anlamına gelmekte, yani hatanın daha düşük olduğu ve daha başarılı sonuç elde edildiği söylenebilmektedir.

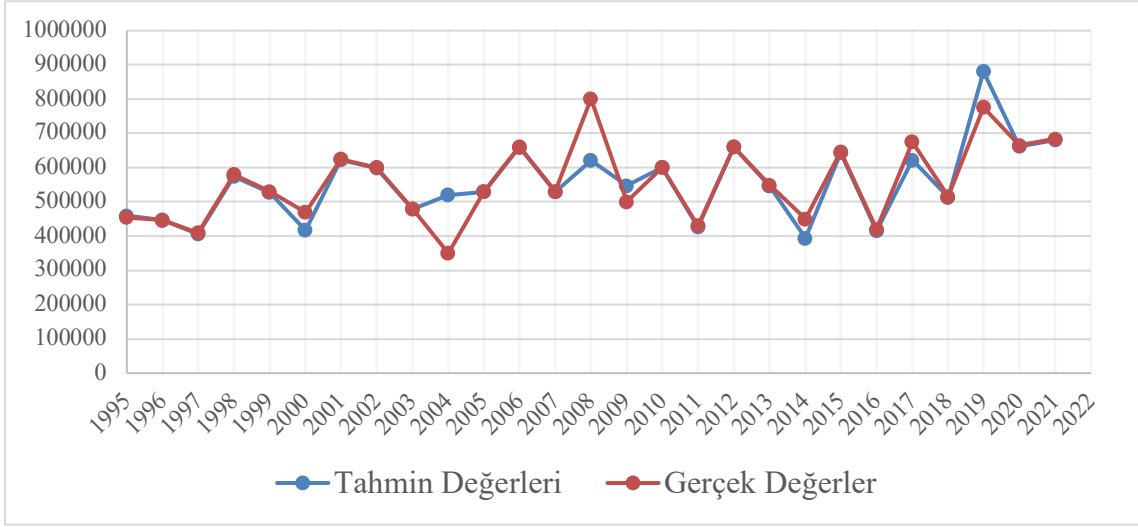
Şekil 10, sinir ağı modelinin eğitimi sırasında elde edilen eğitim, doğrulama ve test kümelerine bağlı olarak hata değerlerinin performans grafiğini göstermektedir. Eğitimin 5 iterasyon sonunda bitirildiğini ve en düşük hata değerine ise 3. iterasyonda ulaşıldığını söylemek mümkündür. Model ilk eğitiminden sonra 5 dönem boyunca yeniden eğitilmiş ve doğrulama ve test kümelerinde en düşük MSE 3. iterasyonda elde edilmiştir. Doğrulama kümesi için en düşük MSE değerleri 0.0432 olarak elde edilmiştir.

Grafiğe göre test kümesi hatası ve doğrulama kümesi hatası benzer özelliklere sahiptir ve böylece iyi bir ağ performansı elde ettiğimizi söyleyebiliriz.



Türkiye fındık üretim miktarı verileri için NARX modeli oluşturuldu ve sonuçlar elde edildi. Modelin ürettiği tahmin değerleri ve gerçek değerlerin birlikte grafiği ise aşağıda Şekil 11' de yer almaktadır.

Şekil 11. Gerçek Değerler ile Tahmin Değerlerinin Birlikte Grafiği



6. Sonuç

Fındık, dünyada üretimi yapılan sert kabuklu meyvelerin başında gelmekte ve dünya fındık üretiminin büyük bir kısmı ülkemiz tarafından gerçekleştirilmektedir. 2019 yılı dünya fındık üretimi 1.1. milyon ton olarak gerçekleştirilmiş ve bu üretimin 776 bin tonu ülkemiz tarafından karşılanmıştır. 2019 yılı, FAO verilerine göre Türkiye fındık üretiminin %69'unu karşılamış ve onu takiben İtalya %9, Azerbaycan %5, ABD %4 ve Şili %3 paya sahiptir. İstatistikler Türkiye'nin fındık pazarında ne kadar önemli ve etkili olduğunu açıkça göstermektedir. Türkiyefındık üretimi hem dünya fındık fiyatlarının oluşumunu hem de dünya ihracatını büyük oranda etkilemektedir.

Çalışmada 1991-2021 yıllarını kapsayan dönemde, Türkiye fındık üretim miktarının en iyi şekilde tahmin edilmesini sağlayan YSA NARX Modelinin elde edilmesi amaçlanmıştır. NARX Modeli, doğrusal olmayan dinamik bir sinir ağıdır ve başarılı sonuçlar vermektedir. Bu amaçla, bağımlı değişken olarak Türkiye fındık üretim miktarı alınmıştır. Bağımsız değişkenler ise ceviz basit fiyat endeksi, fındık basit fiyat endeksi, meyve veren yaşta ağaç sayısı, sıcaklık ve yağış olarak belirlenmiştir. Türkiye'de üretilen sert kabuklu meyve istatistikleri incelenmiş ve fındık ürününe ikame ürün olarak ceviz seçilmiştir. Fındığın yetiştirilme koşulları dikkate alındığında, sıcaklık ve yağış miktarının modele eklenmesi gerektiği sonucuna varılmıştır. Veri seti FAO, TÜİK ve Meteoroloji Genel Müdürlüğünden temin edilen verilerle oluşturulmuştur. Elde edilen en uygun NARX Modeli mimarisi için, gizli katman nöron sayısı 10 ve gecikme uzunluğu 4 olarak belirlenmiştir. Modelin korelasyon değerleri ve

MSE değeri oldukça iyi sonuçlar vermiş ve NARX modelinin fındık üretimi tahmininde başarılı sonuçlar ürettiğini göstermiştir.

Türkiye’de fındık üretimi ve üretimin geleceği, sadece ülkemiz için değil aynı zamanda dünya için de son derece önemlidir ve takip edilmektedir. Türkiye’nin fındık üretiminde sahip olduğu hakimiyeti devam ettirebilmesi ve piyasadaki gücünü koruyabilmesi büyük önem arz etmektedir. Bunun sağlanabilmesi için üretim planı yapılmalı ve bunlara yönelik politikalar geliştirilmelidir.

Kaynakça

- Abraham, E. R., Mendes dos Reis, J. G., Vendrametto, O., Oliveira Costa Neto, P. L. D., Carlo Tolo, R., Souza, A. E. D., ve Oliveira Morais, M. D. (2020). Time series prediction with Artificial Neural Networks: an analysis using Brazilian soybean production. *Agriculture*, 10(10), 475.
- Aliev, K., Jawaid, M. M., Narejo, S., Pasero, E., & Pulatov, A. (2018). Internet of plants application for smart agriculture. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(4).
- Bars, T. (2021). Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü TEPGE. Ürün Raporu Fındık 2021. Erişim Adresi: <https://tinyurl.com/mrx4rwx>
- Boussaada, Z., Curea, O., Remaci, A., Camblong, H., ve Mrabet Bellaaj, N. (2018). A nonlinear autoregressive exogenous (NARX) neural network model for prediction of the daily direct solar radiation. *Energies*, 11(3), 620.
- Byakatonda, J., Parida, B. P., Kenabatho, P. K., & Moalafhi, D. B. (2018). Influence of climate variability and length of rainy season on crop yields in semiarid Botswana. *Agricultural and Forest Meteorology*, 248, 130-144.
- Da Silva, I. N., Spatti, D. H., Flauzino, R. A., Liboni, L. H. B., ve dos Reis Alves, S. F. (2017). Artificial neural networks. *Cham: Springer International Publishing*, 39.
- Demuth, H., Beale, M., ve Hagan, M. (1992). Neural network toolbox. *For Use with MATLAB. The Math Works Inc, 2000.*
- Devyatkin, D., ve Otmakhova, Y. (2021). Methods for Mid-Term Forecasting of Crop Export and Production. *Applied Sciences*, 11(22), 10973.
- Doğan, E., Işık, S., ve Sandalcı, M. (2007). Günlük buharlaşmanın yapay sinir ağları kullanarak tahmin edilmesi. *Teknik Dergi*, 18(87), 4119-4131.
- Elmas, Ç. (2016). Yapay Zeka Uygulamaları:(Yapay Sinir Ağı, Bulanık Mantık, Sinirsel Bulanık Mantık, Genetik Algoritma). Seçkin Yayıncılık.

- Fayaz, S. A., Zaman, M., & Butt, M. A. (2022). A hybrid adaptive grey wolf Levenberg-Marquardt (GWLM) and nonlinear autoregressive with exogenous input (NARX) neural network model for prediction of rain fall. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 9(89), 509.
- Haykin, S. (1999). A comprehensive foundation. *Neuralnet works*. Pearson Education.
- Karaatlı, M., Demirci, E., & Baykaldı, A. (2020). Ticari Kredi Faiz Oranlarının YSA NARX ve VAR Modelleri ile Öngörülmesi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 12(3), 2327-2343.
- Khaled, S., Fakhry, M., Esmail, H., Ezzat, A., & Hamad, E. (2022). Analysis of training optimization algorithms in the NARX neural network for classification of heart sound signals. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 13(2), 382-390.
- Khamis, A., ve Abdullah, S. N. S. B. (2014). Forecasting wheat price using back propagation and NARX neural network. *The International Journal of Engineering and Science*, 3(11), 19-26.
- Kılıncı, G., Karaatlı, M., ve Ömürbek, N. (2022). Türkiye Limanlarındaki Konteyner ve Yük Elleçleme Hacimlerinin YSA NARX Modeli ile Öngörülmesi. *Verimlilik Dergisi*, (2), 248-263.
- Menezes Jr, J. M. P., ve Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*, 71(16-18), 3335-3343.
- Mitrea, C. A., Lee, C. K. M., ve Wu, Z. (2009). A comparison between neural Networks and traditional forecasting methods: A case study. *International journal of engineering business management*, 1, 11.
- Phil, K. (2017). Matlab deep learning with machine learning, neural Networks and artificial intelligence. *Apress, New York*.
- Potdar, K., & Kinnerkar, R. (2017, July). A non-linear autoregressive neural network model for forecasting Indian index of industrial production. In *2017 IEEE region 10 symposium (TENSymp)* (pp. 1-5). IEEE.
- Sarı, A., Aktaş, M., Yönetken, A., ve Doğan, R. (2021). Güneş Işınım Tahmininde NARX Modelinin Uygulanması. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Uluslararası Mühendislik Teknolojileri ve Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 4(1), 1-6.
- Sönmez Çakır, F. (2019). Yapay Sinir Ağları Matlab Kodları ve Matlab Toolbox Çözümleri. Nobel Akademik Yayıncılık.

T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü
Müdürlüğü, 2022- Temmuz Tarım Ürünleri Piyasa Raporu
(<https://tinyurl.com/3btbfmwx>)

Yıldırım, H., ve Karaatlı, M. (2022). Yapay Sinir Ağları NARX Modeli ile Elma Üretim
Miktarının Öngörülmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler
Enstitüsü Dergisi*, (42), 1-29.