



T. C.

ORDU ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY ZEKA İLE HİDROELEKTRİK ENERJİ SANTRALLERİ
BARAJ REZERVUARLARININ İŞLETİLMESİ

SERKAN İNAL

YÜKSEK LİSANS TEZİ
YENİLENEBİLİR ENERJİ ANABİLİM DALI

ORDU 2022

TEZ BİLDİRİMİ

Tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan ve kullanılan intihal tespit programının sonuçlarına göre; bu tezin yazılmasında bilimsel ahlak kurallarına uyulduğunu, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezin içerdiği yenilik ve sonuçların başka bir yerden alınmadığını, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, tezin herhangi bir kısmının bu üniversite veya başka bir üniversitedeki başka bir tez çalışması olarak sunulmadığını beyan ederim.

Serkan İNAL

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ÖZET

YAPAY ZEKA İLE HİDROELEKTRİK ENERJİ SANTRALLERİ BARAJ REZERVUARLARININ İŞLETİLMESİ

Serkan İNAL

ORDU ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YENİLENEBİLİR ENERJİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ, 87 SAYFA

(TEZ DANIŞMANI: Dr. Öğr. Üyesi Sibel AKKAYA OY)

Bir hidroelektrik enerji santralinde (HES) baraj rezervuarının işletilmesi enerji planlaması, rezervuar yönetimi ve verimli işletme için gereklidir. İyi bir enerji planlaması için işletmeci, ertesi gün enerji üretim kapasitesini doğru tahmin etmeli ve üretimlerin enerji ihtiyacının en fazla olduğu saatlerde yapılmasını planlamalıdır.

Bu tezde, Türkiye’de Ordu ilindeki Darıca-2 hidroelektrik enerji santrali (HES) incelenmiştir. Çalışmada ilk olarak, Darıca-2 HES rezervuarına gelen giriş akımlarını, rezervuardaki mevcut su seviyesini ve hava tahminini kullanarak bir sonraki gün maksimum enerji üretim kapasitesini tahmin etmek için bir sinir ağı modeli kullanılmıştır. Hidroelektrik enerji santrallerinde üretilen enerji, doğrudan rezervuar akışına bağlı olan rezervuarda depolanan su seviyesine bağlıdır. Rezervuardaki su seviyesi iklim koşullarına bağlı olarak yıl boyunca değiştiğinden, HES’i en etkin şekilde çalıştırmak için HES’deki enerji üretimini tahmin edebilmek önemlidir. Bu tezde, sinir ağının eğitim aşaması için 2018 ile 2020 yılları boyunca 3 yıllık toplanan saatlik rezervuar giriş verileri kullanıldı. HES'in ertesi gün enerji üretimi, her biri 10 nörona sahip iki gizli katmanlı bir sinir ağı tarafından tahmin edildi.

Çalışmada ikinci olarak, gün öncesi elektrik fiyat tahmini için bir sinir ağı modeli kullanılmıştır. Sinir ağı ile EPIAŞ piyasa takas fiyatının en iyi olduğu saatlerin tahmini yapıldı. Sinir ağının eğitimi için TEİAŞ'ın yayınladığı Yük Tahmin Planlarını ve EPIAŞ'ın yayınladığı Piyasa Takas Fiyatı verileri kullanıldı. Hidroelektrik enerji

Santralinin (HES) bir sonraki gn enerji retimi iin piyasa takas fiyatı (PTF) tahmini, her biri 20 nrona sahip bir gizli katmanlı bir sinir ađı tarafından tahmin edildi.

Yapılan bu tez alıřmasında, baraj rezervuarının yapay zeka kullanılarak maksimum verim ile iřletilmesinin sađlanabileceđi gsterilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Hidroelektrik enerji retimi, Hidroelektrik retimi, Sinir ađı, Rezervuar giriři, Yenilenebilir enerji kaynaklar, Piyasa Takas Fiyatı.

ABSTRACT

OPERATION OF HYDROELECTRIC POWER PLANTS DAM RESERVOIRS WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Serkan İNAL

**ORDU UNIVERSITY INSTITUTE OF NATURAL AND APPLIED
SCIENCES**

RENEWABLE ENERGY

MASTER THESIS, 87 PAGES

(SUPERVISOR: Dr. Öğr. Üyesi Sibel AKKAYA OY)

The operation of the dam reservoir in a hydroelectric power plant (HEPP) is necessary for energy planning, reservoir management and efficient operation. For a good energy planning, the operator should correctly estimate the energy production capacity the next day and plan the productions to be made during the hours when the energy need is highest.

In this thesis, Darıca-2 hydroelectric power plant (HEPP) in Ordu province in Turkey was investigated. In the study, firstly, a neural network model was used to predict the next day's maximum energy production capacity by using the inflows to the Darıca-2 HEPP reservoir, the current water level in the reservoir and the weather forecast. The generated energy in an HPS is directly dependent on the level of stored water in the reservoir, which depends on reservoir inflow. As the level of water in a reservoir varies during the year depending on climatic conditions, it is important to be able to estimate energy generation at the HEPP to operate the HEPP most effectively. In this thesis, hourly reservoir input data collected over 3 years from 2018 to 2020 were used for the training phase of the neural network. The neural network was tested using a dataset that has been collected daily during the first nine months of 2021. The next day energy generation of the hydroelectric power plant (HEPP) was estimated by a neural network that has two hidden layers, with each hidden layer having 10 neurons.

In the study, secondly, a neural network model was used for day-ahead electricity price prediction. With the neural network, the best hours of EPIAŞ market

clearing price were estimated. For the training of the neural network, the Load Forecast Plans published by TEİAŞ and the Market Clearing Price data published by EPIAŞ were used. The forecast of the market clearing price (PTF) for the next day power generation of the hydroelectric power plant (HEPP) was estimated by a neural network that has a hidden layer, of 20 neurons each.

In this thesis, it is shown that the dam reservoir can be operated with maximum efficiency by using artificial intelligence.

Keywords :Hydroelectric power generation, Hydroelectric power generation, Neural network, Reservoir entrance, Renewable energy resources, Market Clearing Price.

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans öğrenimim süresince bana danışmanlık yapan, bilgi ve tecrübeleriyle devamlı yol gösteren, manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, azmini ve başarılarını daima örnek alacağım, saygıdeğer hocam danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Sibel AKKAYA OY'ya,

Tezimin her aşamasında fikir ve görüşleriyle beni aydınlatan, akademik alanda her desteği sağlayan değerli hocam Doç. Dr. Ali Ekber ÖZDEMİR'e,

Aynı zamanda, manevi desteklerini her an üzerimde hissettiğim aileme,

Tüm destekleri için sonsuz teşekkür ediyorum.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
TEZ BİLDİRİMİ	I
ÖZET	II
ABSTRACT	IV
TEŞEKKÜR	VI
İÇİNDEKİLER	VII
ŞEKİL LİSTESİ	VIII
ÇİZELGE LİSTESİ	IX
SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ	X
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı.....	2
2. GENEL BİLGİLER	4
2.1 Hidroelektrik Enerji Santralleri (HES).....	4
2.1.1 Darıca-2 HES Çambaşı Barajı ve Regülatörü.....	5
2.2 Yapay Zeka ve Yapay Sinir Ağları	7
2.3 Önceki Çalışmalar	8
2.4 Çalışmanın Amacı ve Önemi	23
3. MATERYAL ve YÖNTEM	26
3.1 Baraj Rezervuarlarının İşletmesi.....	28
3.1.1 Baraj Rezervuar Hacminin Tahmini	29
3.1.1.1 Baraj Rezervuar Hacminin Tahmininde Kullanılan MATLAB Programı	32
3.2 Türkiye'nin Kurulu Güç Kapasitesi ve Elektrik Piyasası İşletmesi	33
3.2.1 Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Tahmini	35
3.2.1.1 Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Tahmininde kullanılan MATLAB programı	35
3.3 Yapay Zeka ile HES Baraj Rezervuarlarının İşletilmesi.....	37
3.3.1 Yapay Zeka ile Baraj Rezervuar Tahmini.....	37
3.3.2 Yapay Zeka ile Enerji Piyasası PTF tahmini	42
3.3.2.1 Uzun Dönem Veri Seti ile Piyasa Takas Fiyatı Tahmini	43
3.3.2.2 Kısa Dönem Veri Seti ile Piyasa Takas Fiyatı Tahmini	50
4. BULGULAR ve TARTIŞMA	57
5. SONUÇ ve ÖNERİLER	67
6. KAYNAKLAR	68
ÖZGEÇMİŞ	74

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 Hidroelektrik enerji santrali yapısı.	4
Şekil 2.2 HES'in genel yapısı.	6
Şekil 2.3 Baraj dolusavağından atılan su.	25
Şekil 3.1 Darıca 2 HES.	26
Şekil 3.2 Darıca 2 HES lokasyonu.	27
Şekil 3.3 Darıca 2 HES Çambaşı Barajı.	28
Şekil 3.4 YSA eğitiminde kullanılan gelen su veri seti.	30
Şekil 3.5 YSA testinde kullanılan gelen su veri seti.	30
Şekil 3.6 YSA eğitimde kullanılan verilerin günlük enerji üretim kapasitesi.	31
Şekil 3.7 YSA testinde kullanılan verilerin günlük enerji üretim kapasitesi.	31
Şekil 3.8 Türkiyenin Ekim/2021 kurulu güç dağılımı (TSKB, 2021).	34
Şekil 3.9 Sinir ağı yapısı.	38
Şekil 3.10 Eğitim sonrası saatlik gerçek gelen su ile MLP tahmini karşılaştırma.	39
Şekil 3.11 Gerçekte oluşan günlük üretim ile MLP tahmini günlük üretim kapasitesi karşılaştırması.	39
Şekil 3.12 MLP ağının performansı.	40
Şekil 3.13 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.	41
Şekil 3.14 Sinir ağı yapısı.	42
Şekil 3.15 YSA eğitiminde kullanılan YTP verileri.	43
Şekil 3.16 YSA testinde kullanılan YTP verileri.	44
Şekil 3.17 YSA tahmini PTF ile gerçekte oluşan saatlik PTF' lerin karşılaştırması.	45
Şekil 3.18 MLP ağının performansı.	46
Şekil 3.19 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.	47
Şekil 3.20 YSA eğitiminde kullanılan YTP verileri.	50
Şekil 3.21 YSA testinde kullanılan YTP verileri.	51
Şekil 3.22 06.12.2021 Pazartesi günü için, YSA tahmini ile gerçekte enerji piyasasında oluşan PTF karşılaştırması.	52
Şekil 3.23 MLP ağının performansı.	53
Şekil 3.24 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.	54
Şekil 4.1 06.12.2021 için PTF Tahmin grafiğı.	63
Şekil 4.2 06.12.2021 için PTF Tahmin karşılaştırma grafiğı.	65

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 3.1 01.01.2018 günü baraj rezervuarına gelen su tahmini için saatlik olarak oluşturulan veri seti.	33
Çizelge 3.2 22.11.2021 günü PTF tahmini için saatlik olarak oluşturulan veri seti ..	37
Çizelge 3.3 Uzun dönem tahmin çalışması, gerçekte oluşan saatlik PTF'ler ile YSA tahmini PTF'lerin karşılaştırması.	48
Çizelge 3.4 Günlük oluşan ortalama PTF lerin karşılaştırması.	55
Çizelge 4.1 2021 yılı 22 mart günü için saatlik gelen su miktarları ile YSA tahmini gelen su miktarları karşılaştırması.	58
Çizelge 4.2 2021 Yılı Mart ayı için gelen su üretim kapasitesi ile YSA üretim tahmini karşılaştırma	59
Çizelge 4.3 06.12.2021 Pazartesi günü için baraj rezervuarına gelen su ile YSA'nın tahmini gelen su miktarları karşılaştırması.	60
Çizelge 4.4 Gerçekte oluşan PTF ile YSA'nın Uzun ve Kısa dönemdeki PTF tahminleri karşılaştırması.	62
Çizelge 4.5 06.12.2021 Pazartesi günü için Baraj rezervuarına gelen suyun enerji üretim kapasitesi ile YSA'nın tahmini karşılaştırması.	64

SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ

ABC	: Yapay Arı kolonisi
ACO	: Karınca Kolonisi Algoritması
ANFIS	: Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
ANN-GA	: Yapay Sinir Ağı Genetik Algoritma
AR	: Zaman Serisi
BA	: Yarasa Algoritması
BCD	: Dinamiklere Göre Bayes Kümelemesi
BFGS	: Yarı Newton Algoritması
BM	: Bulanık Mantık
BP	: Geri Yayılım
CNN	: Evrimsel Sinir Ağı
CSO	: Tavuk Sürüsü Algoritması
ÇLR	: Çoklu Lineer Regresyon
DCT	: Ayırık Kosinüs Dönüşümleri
DGPYS	: Dengeleme Güç Piyasası Yönetim Sistemi
DVM	: Destek Vektör Makineleri
DWHO	: Gelişmiş Wildebeest Sürü Optimizasyonu
EO	: Denge Optimizer
EPIAŞ	: Enerji Piyasaları İşletme Anonim Şirketi
FA	: Ateş Böceği Algoritması
FFNN	: İleri Beslemeli Sinir Ağı
GA	: Genetik Algoritma
GA-NAXR	: Genetik Algoritma Tabanlı Dışsal Girdili Algoritma
GİP	: Gün İçi Piyasası
GOA	: Çekirge Optimizasyon Algoritması
GÖP	: Gün Öncesi Piyasası
GSA	: Yerçekimi Arama Optimizasyonları
HES	: Hidroelektrik Enerji Santrali
kWh	: Kilowattsaat
LM	: Levenberg-Marquardt Algoritması
LSTM	: Uzun ve Kısa Süreli Bellek
m³	: Metreküp
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MATLAB	: Çok Paradigmali Sayısal Hesaplama Yazılımı
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı
MOTA	: Çok Amaçlı Tanjant Algoritması
MSE	: Ortalama Kare Hata
MWe	: Megawaat elektrik gücü
MWh	: Megawattsaat
MWm	: Megawatt mekanik gücü
NAXR	: Doğrusal Olmayan Oto Regresif Algoritma
PJM	: Pennsylvania-New Jersey-Maryland
PSO	: Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması

PTF	: Piyasa Takas Fiyatı
QPSO	: Kuantum Davranışlı Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması
RNN	: Tekrarlayan Sinir Ağı
SARIMA	: Mevsimsel Ototegresif Bütünleşik Hareketli Ortalama
SCG	: Ölçekli Eşlenik Gradyant Algoritması
SGOF	: Sistem Gün Öncesi Fiyatları
SMF	: Sistem Marjinal Fiyatları
TCMB	: Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası
TEİAŞ	: Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi
TPYS	: TEİAŞ Piyasa Yönetim Sistemi
TSKB	: Türkiye Sınai Kalkınma Bankası
VEP	: Vadeli Elektrik Piyasası
YEK	: Yenilenebilir Enerji Kaynağı
YEKDEM	: Yenilenebilir Enerji Kaynakları Destekleme Mekanizması
YEK-G	: Yenilenebilir Enerji Kaynak Garanti Piyasası
YL	: Yüksek Lisans
YSA	: Yapay Sinir Ağı
YTP	: Yük Tahmin Planı
YZ	: Yapay Zeka
\$: Dolar Döviz Kuru

1. GİRİŞ

Dünyadaki elektrik enerjisi ihtiyacı her yıl artmaktadır. Ülkelerin gelişmişlik seviyelerini belirleyen en önemli kriterlerden bir tanesi enerjide dışa bağımlılık oranlarıdır. Ülkeler refah seviyelerini arttırmak ve her geçen gün artan enerji ihtiyaçlarını karşılamak için üretim stratejilerini ve politikalarını oluştururlar.

Enerji Kaynakları kullanılışlarına göre, Yenilenemez (Tükenir) ve Yenilenebilir (Tükenmez) olarak sınıflandırılırlar. Süreklilik arz etmesi sebebi ile dünya genelinde temiz ve yenilenebilir enerji kaynaklarının maksimum oranda kullanılması için yenilenebilir enerji projelerine öncelik verilmektedir.

Yenilenebilir enerji kaynakları arasında yeralan su, yeryüzünde bulunan en mucizevî maddelerdendir. Günümüzde su, doğal kaynakların en önemlileri arasındadır. Su insanların yaşaması için vazgeçilmez olduğu gibi enerji kaynağı olarakta vazgeçilemez bir yenilenebilir enerji kaynağıdır. Yenilenebilir enerji kaynaklarından elektrik üreten hidroelektrik enerji santralleri potansiyelini yağış rejimlerine bağlı olarak doğal su kaynaklarından elde eden ve kendini sınırsız tekrarlayan, hidrolik çevrim (su döngüsü) devam ettiği sürece hiç tükenmeyecek olan ülkelerin yerli ve yenilenebilir stratejik enerji kaynaklarıdır (Bozkurt ve Tür, 2015).

Dünya genelinde enerji ihtiyacının büyük bölümünü karşılamakta olan fosil kaynakların, belirlenmiş rezervlerinin azalması ve çok uzak olmayan bir gelecekte bitme ihtimali söz konusudur. Ülkelerin enerjiye olan ihtiyaçları her geçen gün hızla artmaktadır. Tüm dünyada çevre kirliliğini önlemek için fosil yakıtlardan enerji üretimini azaltma ve yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelim görülmektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarından enerji üreten hidroelektrik enerji santrallerinin (HES) yakıt faktörünün olmaması, kurulum maliyetinin düşük olması ve çevreye zarar mekanizmasının çok az olması başlıca önemli avantajlarıdır (Bülbül ve Çokluk, 2017). Bu avantajlarından dolayı halen dünyadaki en büyük yenilenebilir enerji kaynağı hidro güç' tür (Anonim, 2021a).

Hidroelektrik olgun bir teknolojiye sahiptir ve tüm dünyada gelişmeye devam etmektedir. Hidroelektrik enerji santralleri, diğer üretim tipleri ile kıyaslandığında düşük işletme maliyetine sahip, uzun ömürlü, yüksek verimli yenilenebilir enerji santrallerindedir. Ulusal şebekede güç ve enerji ihtiyacı değişkendir. Üretim

tesislerinin talebe göre enerji arzını hızlı olarak sağlaması gerekmektedir. Hidroelektrik enerji santralleri şebekedeki değişimlere göre çok hızlı devreye girip devreden çıkabilen, talebe göre yük alıp yük atarak ani oluşan taleplere cevap verebilme özellikleri ile stratejik öneme sahiptirler. Bu sebeplerden tüm Dünya’da enerji ihtiyacının giderilmesinde öncelikli olarak ekonomik ve stratejik bir yaklaşım ile hidroelektrik enerji santrallerine yer verilmektedir (İnal ve Oy, 2020).

Yukarıda bahsettiğim nedenlerden dolayı, hidroelektrik enerji santrallerinin (HES) baraj rezervuarlarında bulunan suyun maksimum verim ile işletilmesi büyük önem arz etmektedir.

Günümüzde teknolojik gelişmeler ile birlikte makine öğrenmesine dayalı teknolojilerin gelişimi hızlanmıştır. 1950’li yıllarda yapay zekanın öncüleri olarak kullanılan yapay sinir ağları (YSA) matematiksel olarak formüle edilemeyen kompleks problemlerin, bilgisayarlar aracılığıyla sezgisel olarak çözümüne yardımcı olmuştur. 1980’li yıllardan itibaren çok katmanlı yapay sinir ağları tanımı daha geniş kullanım alanı yaratmış ve günümüzün tercih edilen tahmin aracı olmasını sağlamıştır (Dalgin, 2017).

Hidrolojik problemlerin çözümünde matematiksel modeller kurularak ve bu modeller bilgisayar yardımı ile çözülerek sonuca gidilmeye çalışılmaktadır. Hidrolojik olaylara ait karmaşık problemlere çözümler üretmek için yapay sinir ağları kullanılmaktadır (Yarar ve Onüçyıldız, 2009).

Hidroelektrik enerji santrallerinin (HES) baraj rezervuarlarının maksimum verim ile işletilmesinde, suyun verimli kullanılması kadar önemli olan bir diğer unsurda enerjinin maksimum ihtiyaç duyulduğu zamanlarda üretilmesidir. Enerjinin maksimum ihtiyaç duyulduğu saatlerde üretilmesi hem santral işletmesinin ekonomik olarak daha iyi enerji fiyatlarıyla çalışması ile karlılığının artması anlamına gelmekte hemde sistemdeki enerji arz-talep dengesinin kurulmasını sağlayarak enerjinin sürekliliği ve şebeke güvenliğini sağlamada büyük fayda sağlayacaktır.

1.1 Tezin Amacı

Bu çalışmada yapay zeka ile hidroelektrik enerji santrallerinin baraj rezervuarlarının işletilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada bir HES’in baraj rezervuarının maksimum verim ile işletilebilmesi için ilk olarak baraj rezervuarındaki suyun

karşılığı olan üretilebilecek enerji kapasitesinin belirlenmesi gerekir. İkinci olarak ertesi gün için üretim planlaması yapılırken ertesi güne kadar baraja gelecek suyun da tahmin edilmesi gerekir. Üçüncü olarak, üretilebilecek olan enerjinin sisteme en fazla ihtiyaç olduğu saatlerde üretilmesinin planlanması gerekir. Enerjinin en fazla ihtiyaç olduğu saatler genelde enerji piyasasında piyasa takas fiyatının da (PTF) en yüksek olduğu saatlerdir. Bu sebepten PTF'nin tahmin edilmesi gerekir.

Çalışmanın işletmede olan bir santral üzerinde yapılması planlanmış ve çalışma için Ordu ilinde bulunan "DARICA 2 HES ÇAMBAŞI BARAJI VE REGÜLATÖRÜ" projesi seçilmiştir.

Çalışma, iki aşama da yürütülmüştür.

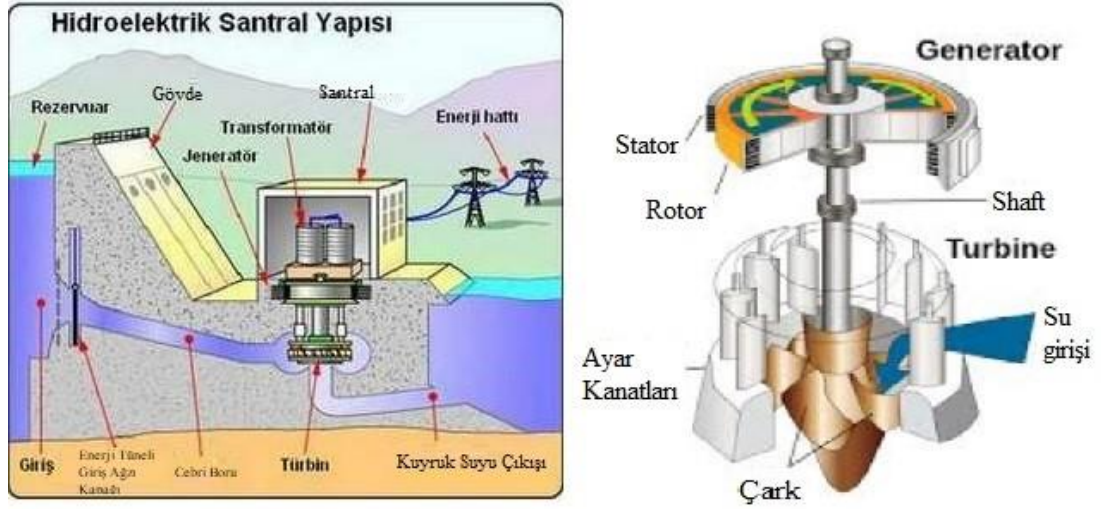
İlk aşama, projenin baraj rezervuarındaki su seviyesini yapay zeka ile ertesi gün için tahmin ederek rezervuardaki aktif hacime karşılık gelen üretim kapasitesini bulmak olarak belirlendi.

İkinci aşama olarak, bulunan üretim kapasitesinin maksimum verimle enerjiye çevrilmesi için yapay zeka ile ertesi gün için piyasa takas fiyatlarının (PTF) tahmin edilerek üretim planı yapılması olarak belirlenmiştir.

2. GENEL BİLGİLER

2.1 Hidroelektrik Enerji Santralleri (HES)

Hidroelektrik enerji, suyun potansiyel enerjisinin kinetik enerjiye dönüştürülmesi ile elde edilen enerjidir. Hidroelektrik enerji santralleri elektrik üretebilmek için su alma yapıları (gövde), iletim yapıları, denge bacası, yükleme havuzları, vana odaları, cebri borular, santral binası, kuyruk suyu yapıları, elektromekanik teçhizatlar, güç trafoları, şalt sahaları ve enerji iletim hatları gibi birçok yapıya gereksinim duyarlar. Bahsettiğimiz yapılardaki su yapıları (Gövde) vasıtası ile yüksek kotlarda toplanan su, düşük kotlarda kurulan santral tesisine iletilir. Türbin çarklarına çarpan suyun, kot farkından elde ettiği potansiyel gücü, kinetik enerjiye ve türbin çarkında mekanik enerjiye dönüştürülerek türbinlerin dönmesi sağlanır. Dönen türbin çarkına akuple bağlı rotor mili üzerinde bulunan rotor kutuplarının uyarılması ile jeneratörün sabit statorundan elektrik enerjisi üretilmektedir (İnal ve Oy, 2020).



Şekil 2.1 Hidroelektrik enerji santrali yapısı.

Hidroelektrik enerji santralleri, baraj tipi (rezervuarlı – depolamalı), akarsu tipi (rezervuarsız, regülatörlü) ve pompalama sistemli tipler olmak üzere projelendirilirler. Hidrolik düşü ve su debisine görede kaplan, francis ve pelton hidrolik türbin tiplerinden birisi seçilir.

Baraj tipi rezervuarlı hidroelektrik santralleri, özellikle sistem esnekliğini sağlamak için uygundur. Rezervuarlı santraller topladıkları su ile oluşacak talep üzerine elektrik üretimi yaparak girişlerin değişkenliğine bağlılığını azaltırlar. Bu

özellikleri sayesinde enerji-güç sistemindeki arz talep dengesini kurmada önemli görevleri üstlenmektedirler. Enerji ihtiyacı olmayan saatlerde enerji kaynakları olan gelen suyu depolayarak enerji ihtiyacı oluşan saatlerde kullanabilirler. Baraj tipi hidroelektrik santralleri elektrik üretimi görevlerinin yanı sıra birçok farklı önemli görevlerde üstlenmektedirler. Buldukları havzalarda su yönetimi imkanları ile havza enerji üretim planlaması, taşkın önleme, sulama, su ürünleri geliştirme, turizmi geliştirme, ulaşımı kolaylaştırma v.b. amaçlar içinde hizmet etmektedirler.

Nehir tipi (regülatör tipi) hidroelektrik santralleri akan sudan enerji üretirler. Mevcut iklim koşullarına göre değişken elektrik üretimleri gerçekleştirirler. Bu sebepten daha çok baraj tipi santrallerinin alt kısımlarında tesis edilirler. Bu sayede üst kısımlarındaki barajın rezervuar hacminden de fayda sağlamış olurlar ve fizibil projeler haline gelirler.

Pompalama sistemli Hidroelektrik santralleri, ülkelerdeki elektrik enerjisi arzı talebi aştığında enerji maliyetleri düşmektedir. Bu zamanlarda düşük maliyetler ile elektrik enerjisini kullanarak alt rezervuardan üst su alma yapısının bulunduğu rezervuara su pompalanır. Böylelikle rezervuar hacminde hammadde su miktarında artış sağlanır. İkinci durum olan elektrik enerjisi talebi arzı aştığında ise, enerji satış fiyatları yükseldiğinde rezervuara düşük maliyet ile pompalanan su tekrar HES 'e gönderilerek yüksek fiyatla enerji üretilmesi sağlanmış olur. Bu santraller şebekede enerji fazlası olması durumunda pompalama sisteminin çalışması ile enerji fazlasının pompalama sisteminde kullanılmasını sağlayarak şebekeye fayda sağladığı gibi yatırımcısına da düşük maliyetle elde ettiği suyu daha yüksek maliyetle satmasını sağlayarak fayda sağlamış olur (Başışme, 2003; Yıldız, 1992).

2.1.1 Darıca-2 HES Çambaşı Barajı ve Regülatörü

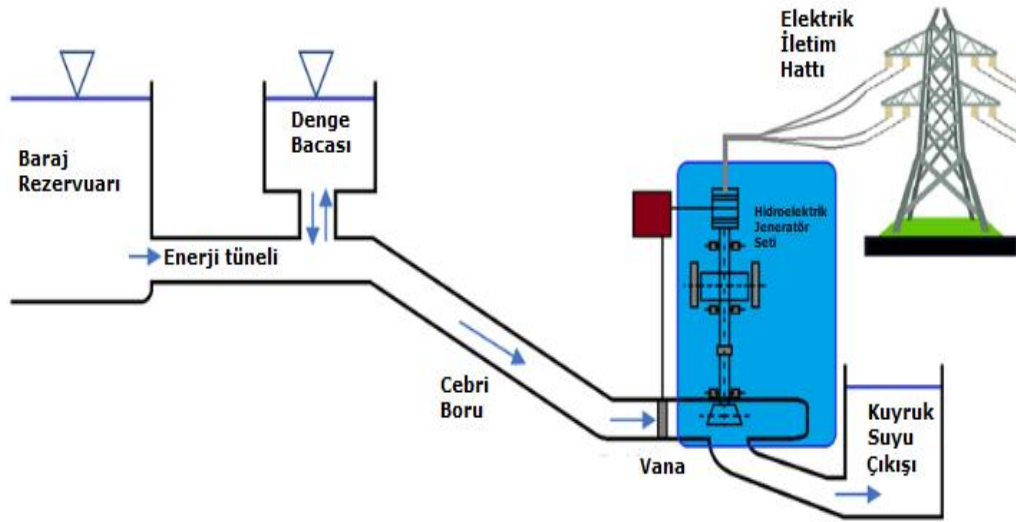
Artan enerji ihtiyacını karşılamak amacı ile hidroelektrik santrallerinin yapılarak mevcut hidroelektrik potansiyelin değerlendirilmesi ülkemiz açısından büyük önem taşımaktadır. Sanayi elektrik fiyatı olarak Avrupa'da en yüksek ikinci fiyatlara sahip olan ülkemizde, ekonomik yapı gereği, sanayinin önemli girdilerinden biri olan elektrik enerjisini üreten tesislerin artması gerekmektedir. Bu artışta hammadde maliyeti olmayan hidroelektrik enerji kritik rol oynamaktadır. Enerji tüketimleri günün belli saatlerinde artma ve azalma göstermektedir. Pik talepleri karşılayabilme ve

gerektiğinde kolaylıkla devreden çıkabilme özelliğine sahip enerji üretim tesislerinin başında, hidroelektrik enerji santralleri gelmektedir.

Enerji üretimi, tüm gelişmiş dünya ülkelerinde olduğu gibi, hızla gelişmekte olan ülkemizde de önemli bir ihtiyaçtır. Ülke enerji kaynaklarının en verimli şekilde kullanılması ve ülke enerji ihtiyacının karşılanması açısından yeni projelerin gerçekleştirilip, hizmete geçmesi önem kazanmaktadır.

Ülkemizdeki mevcut hidroelektrik potansiyelin değerlendirilerek Türkiye ekonomisine ve enerji pazarına katkıda bulunmak amacıyla, ORYA Enerji Elektrik Üretim A.Ş. tarafından Çambaşı Regülatörü, Çambaşı Barajı ve Darıca II Hidroelektrik Enerji Santrali (HES) yapımı planlanmıştır.

Çambaşı Barajı, Ordu ili Kabadüz ilçesi sınırlarında Turna suyunun ikidere kolu üzerinde, Kabalak ve Hamzabey derelerinin birleşiminin mansabında, maksimum 1395 m. su kotunda planlanarak inşa edilmiştir. Çambaşı Barajında biriktirilen su enerji tüneli ve cebri borular vasıtası ile 330 m. kotunda yapılan DARICA II HES 'ine ulaşacak ve enerji üretmek amacıyla türbinlendikten sonra Melet çayına bırakılmaktadır (Anonim, 2010).



Şekil 2.2 HES'in genel yapısı.

Darıca II Hidroelektrik Enerji Santrali 75 MWm/74.2MWe kurulu gücüne sahiptir. Toplamda 1064 m. düşüsü ile Türkiye'nin en yüksek düşülü hidroelektrik enerji santralleri arasında yer almaktadır. Bu özelliği ile ürettiği enerjide daha çok

düşüsünden faydalanmakta ve az su ile çok enerji üretebilen, suyu maksimum verim ile kullanabilen sayılı santraller arasında bulunmaktadır.

2.2 Yapay Zeka ve Yapay Sinir Ağları

Günümüzde teknolojiye yaşanan hızlı gelişmeler sonucu bilgisayarlar ve bilgisayar sistemleri neredeyse hayatımızın her aşamasına girmiş durumdadır. Cep telefonlarımızdan bilgisayarlarımıza, televizyonlarımızdan mutfak eşyalarımıza kadar tüm cihazlarımız bilgisayar yazılımları ile kontrol edilmeye başlandı. Tüm bu gelişmeler insan zekasını taklit etme arzusu ile yapay zeka çalışmaları sonucundan ortaya çıkmıştır. Bütün bunları düşündüğümüzde yapay zeka ile ilgili çalışmalar çağımızın en popüler çalışmaları olmuş ve yapılan çalışma sayıları her geçen gün artmaktadır.

Yapay zeka, bilgi edinme, algılama, görme, düşünme ve karar verme gibi insan zekasına özgü kapasitelerle donatılmış bilgisayarlardır. Matematiksel olarak formülasyonu kurulamayan ve çözülmesi mümkün olmayan problemler, bilgisayarlar tarafından çözülebilmektedir. Bilgisayarları bu özellikleriyle donatan ve bu yeteneklerin gelişmesini sağlayan çalışmalar “yapay zeka” olarak bilinmektedir. Yapay sinir ağları, yapay zeka biliminin bir araştırma alanı olup bilgisayarların öğrenmesine yönelik çalışmaları kapsamaktadır. Günümüzde bilgisayarlar ve bilgisayar sistemleri yaşamın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. Hemen hemen her alanda bilgisayarlardan faydalanılmaktadır. Bilgisayarlar, önceleri sadece hesap yapabilen ya da veri transferleri gerçekleştire bilen makineler iken, zaman içerisinde büyük miktardaki verileri özetleyen ve bu verileri kullanarak olaylar hakkında yorumlar yapabilen çok daha kabiliyetli makineler haline gelmiştir (Ağyar, 2015).

Özellikle insansı robot çalışmalarıyla birlikte yapay zeka ve yapay sinir ağları çalışmaları hızlanmıştır. Yapay zeka ve yapay sinir ağlarının, aslında insanların yüz yıllardır hayali olan cansız varlıkları canlandırma hayalinden ortaya çıktığı anlaşılmıştır (Öztürk ve Şahin, 2018).

Biyolojik Sinir Ağlarını (BSA) temel alan yapay zeka alanında her geçen gün farklı çalışmalar ortaya konularak çok hızlı gelişmeler oluşmuş ve bu gelişmeler, YSA'nın çok yaygın kullanılmaya başlanmasına neden olmuştur. YSA, insan beyni

gibi biyolojik sinir hücresi (BSH) mimarisinden esinlenen sayısal yöntemlerdir. En öne çıkan önemli özelliği ise, öğrenme kabiliyetine sahip olduğudur. YSA yapı özelliği öğrenme ve genelleştirme kabiliyeti ile güçlü sayısal hesaplamaya sahiptir. YSA eğitim sürecinde verilen girdilere göre çıktılar üreterek genelleştirme yapar. Girdi verilerine göre çıktılar üretebilmesi ve bu çıktılarının öğrenme ve genelleştirme kabiliyetleri ile yapılması karmaşık ve zorlu problemlerin çözümünde çok yaklaşık ve iyi sonuçlar elde edilmesine imkan vermektedir (Demirezen, 2020).

Bu tez çalışmasında kullanılan yapay sinir ağları (YSA) geleneksel hesaplama yöntemlerine alternatif olarak Darıca 2 HES' in işletme verilerine bağlı olarak gerçek işletme koşulları ile sonuç üretmesi için kullanılmıştır. Önceki çalışmalar kısmında bahsedilen bu güne kadar yapılan çalışmalarda YSA, DVR, RF vb. bir çok yöntemden yararlanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntem YSA'dır. Çalışma, YSA ile baraj rezervuarına gelecek olan su miktarı ve ertesi gün için enerji piyasasında oluşacak PTF tahmini için yapıldı ve YSA LM algoritması kullanılarak en iyi sonuçları elde edecek parametre seçimleri ile gerçekleştirildi.

2.3 Önceki Çalışmalar

Yapay zeka birçok disiplinin çalışmalarına konu olmuştur. Yapılan çalışmalarda yapay sinir ağları, çıkış olarak istenilen verilerin tahmin edilmesinde çok yaklaşık ve güvenilir sonuçlar çıkarılmasını sağlamıştır.

Bir HES'de enerji üretimi ve planlama süreçlerinin optimizasyonu, teknolojik, ekonomik, fiziksel ve çevresel açılardan önemli ve karmaşık bir sorundur. Bu çalışma, bir hidroelektrik santralinde enerji üretim aşamasına odaklanmaktadır. Güç optimizasyonu için en çok rapor edilen iki çözümün birincisi, rezervuar işletiminin optimizasyonu ve ikincisi, su akışının programlanmasıdır. Ancak bu alandaki optimizasyon, öngörülemeyen gelecek talep, su akışı, iklim koşulları ve ekonomik faktörler gibi birçok belirsizliği içermektedir. Yıllık akış verileri ve rezervuar işletme koşulları optimize edilerek maksimize edilen hidroelektrik üretimi bu konuda güvenilir bir seçenek olarak değerlendirilebilir (Azad ve ark., 2020). Üretilen enerji, su basıncı ile türbin shaftında üretilen güç ile doğrudan ilişkilidir. Bu mekanik güç, P denklem (1) olarak tahmin edilebilir (Mishra ve ark., 2011).

$$P = \eta t \rho w g Q h \quad (2.1)$$

Burada;

η_t = türbinin hidrolik verimliliği

ρ_w = suyun yoğunluğu

g = yerçekimi nedeniyle ivme

Q = türbine etki eden suyun debisi

h = türbine etki eden su yüksekliği

Denklem (1)'de görüldüğü gibi jeneratör şaftında üretilen güç doğrudan suyun debisine bağlıdır. HES'te tek enerji girişi su akışı olduğundan, HES'in optimum çalışması için suyun yönetimi esastır.

Enerji üretimi için yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanılmasına tüm dünyada öncelik verilmektedir. Enerji üretimi için suyun kullanılması önemlidir. Sınırlı su kaynakları nedeniyle hidroelektrik enerji üretimi günümüzde sorunlarla karşı karşıyadır. Su kaynaklarının optimal yönetimini ve bunun optimal hidroelektrik üretimi üzerindeki etkisini araştırmıştır. Hidroelektrik enerji üretimini tahmin etmek için Gelişmiş Wildebeest Sürü Optimizasyonunu (DWHO) kullandılar. Önerdikleri algoritma, optimizasyon problemlerini çözdü ve güç üretmek için rezervuar işletimi için elde edilen sonuçların doğruluğunu arttırdı. Güç tahmini ile elde ettikleri sonuç DWHO yönteminin diğer karşılaştırılan algoritmalarından yaklaşık %17 daha fazla elektrik ürettiğini göstermiştir. (Ren ve ark., 2021).

Huangpeng ve ark., (2020), Rezervuar ve hidroelektrik üretiminin yönetiminde optimizasyon problemlerini çözmek için bir algoritma önerdiler. İklim değişikliğinin etkisi altında gelecekteki hidroelektrik üretimini tahmin etmek için bir sinir ağı modeli geliştirdiler.

Wang ve ark., (2020), Bir HES'in enerji üretimini tahmin etmek için girdi olarak su depolama, su girişi, aylık su envanteri, aylık rezervuar seviyesi ve elektrik üretimi için ortalama su tüketimini içeren bir sinir ağı modeli geliştirerek, hidroelektrik santralının üretim verimliliğinin önemli ölçüde iyileştiği sonucuna varmışlardır.

Jia ve ark., (2019), sinir ağı yapıları ve regresyon modelleri kullanılarak bir HES'deki çeşitli süreçlerin optimizasyonunu araştırmıştır. Rezervuar işletiminin

optimizasyonu literatürde kapsamlı bir şekilde incelenmiştir. Hidroelektrik rezervuarlarının işletim kurallarını belirlemek için Bayes temelli bir yöntem kullanılmıştır. Çalışmalarında optimum operasyon yörüngelerini elde etmek için girdi olarak 129 yıllık akış kayıtlarını kullanmışlardır. Rezervuar işletme kuralları, sınırlı akış tahmin bilgisi ile operatörlerin yaklaşık olarak optimal bir karar vermelerine yardımcı olabileceğinden, rezervuar operasyonlarına karar vermek için yaygın olarak kullanıldığı sonucuna varılmıştır.

Su kaynağının verimli kullanımı için rezervuar işletiminin optimizasyonu da önemlidir. Li ve ark., (2019), gerçek dünya örneğinde göl suyu talebini karşılamak için bir rezervuarın çalışma kurallarını bir tür genetik algoritma kullanarak yeniden tasarladı. Yöntemleri, göl suyunun kullanımını %5 oranında azalttı ve hidroelektrik üretimini ve hidroelektrik güvenilirliğini sırasıyla %3.9 ve %8.3 oranında iyileştirdi. Aynı nehir üzerinde hidroelektrik santralleri kurulduğunda, daha karmaşık optimizasyon stratejileri gerektiren bir kademeli olarak hareket ederler.

Feng ve ark., (2020), birden fazla hidroelektrik rezervuarının optimizasyonu için uyarlanabilir sinüs kosinüs algoritması önerdi, önerdikleri yöntemi Çin'deki bir hidroelektrik sistemine uygulayarak; yöntemlerinin diğer araştırma alanlarındaki benzer problemler için uygun olacağını iddia etmektedir.

Emami ve ark., (2020), çok rezervuarlı sistemlerin çalışmasını optimize etmek için hibrit kısıtlı mercan resifleri optimizasyon algoritması ile makine öğrenimi kullanmışlardır.

Li ve ark., (2019), temel amacı hidroelektrik üretimi, ekoloji ve navigasyonu maksimize etmek olan kademeli rezervuarların çalışma kurallarının optimizasyonu için çok amaçlı bir tanjant algoritması (MOTA) önerdi. MOTA algoritmasını Çin'de bir HES'e rezervuar optimizasyonu için uyguladılar. Sonuç olarak rezervuarların kapsamlı faydalarını optimize etmek için optimum çalışma kuralları oluşturmada MOTA'yı kullanmanın gerekli olduğunu vurgulamışlardır.

Ahmad ve Hossain, (2019), hidroelektrik maksimizasyonu için rezervuar operasyonlarını optimize etmek ve rezervuar akışını tahmin etmek için çalışma yaptılar. Kısa vadeli hava tahminleri ve öncül hidrolojik değişkenler ile yapay sinir

ađı'na (YSA) girdiler verdiler. Elde ettikleri sonuçların verimli ve yetenekli bir rezervuar giriş tahmin planının potansiyelini güçlendirdiđini belirtmişlerdir.

Ahmad ve ark., (2014), hidroelektrik üretimini en üst düzeye çıkarmak için girdi olarak kısa vadeli hava tahminlerini, tarihi hidrolojik verileri ve rezervuar akışını kullanan bir sinir ađı modeli kullanılmıştır. Su kaynaklarında rezervuar işletiminde geleneksel, özellikle evrimsel hesaplama, simülasyon-optimizasyon kombinasyonu ve çok amaçlı optimizasyonun uygulanmasını araştırdılar. Çalışmalarında Yapay Arı Kolonisi (ABC) ve Yerçekimi Arama Optimizasyonlarının (GSA), birçok optimizasyon problemini çözmek için daha az parametre kullanan yeni optimizasyon algoritmaları oldukları sonucuna varılmıştır.

Chong ve ark., (2021), bir hidroelektrik santrali olarak hizmet veren ve rezervuar işletme kuralını optimize etmek için bir meta-sezgisel algoritma olan Jaya algoritmasını kullanarak riskten korunma politikasına dayalı hidroelektrik rezervuar operasyonunun optimizasyonu çalışmasını yapmıştır. Rezervuar akışlarının belirsizliđinin varlıđı, rezervuar işletiminin optimize edilmesindeki karmaşıklıđı daha da artırmaktadır. Bu çalışmada istatistiksel testlere göre Jaya algoritmasının çok fazla parametre ayarlaması olmaksızın genetik algoritma (GA), karınca kolonisi algoritması (ACO), ateş böceđi algoritması (FA), yarasa algoritması (BA), tavuk sürüsü algoritması (CSO), çekirge optimizasyon algoritması (GOA), denge optimizer (EO) ve parçacık sürüsü optimizasyonu algoritması (PSO) gibi diđer mevcut algoritmalarından daha iyi bir hidroelektrik üretim politikası sağlayabildiđini ortaya konulmuştur.

Sinir ađları, HES optimizasyonunun her aşamasında kapsamlı kullanım da dahil olmak üzere birçok mühendislik probleminde optimizasyon için kullanışlı bir araçtır. Örneđin, Cai ve ark., (2020), HES'lerde elektrik üretiminde toprak ve su kaynaklarını deđerlendirmek için bir yapay sinir ađı kullanmıştır.

Olofintoye ve ark., (2016), bir HES'de günlük hidroelektrik üretiminde gerçek zamanlı optimal su tahsisi için bir sinir ađı modeli kullandı. Çalışmalarında önerdikleri hibrit rezervuar işletim modelinin uyguladıkları HES rezervuarının sürdürülebilir işletimi için uygun, düşük maliyetli bir çözüm yöntemi olduđu sonucuna varmışlardır.

Yang ve ark., (2019), gerçek zamanlı rezervuar işletimi için giriş akışını tahmin etmek için bir sinir ağı modeli kullanmıştır. Çalışmada özellikle aşırı sel ve kuraklık gibi farklı akış rejimleri altında çok yıllık akış düzenlemeli rezervuarların işletilmesi için tekrarlayan sinir ağı (RNN) modellerinin uygulanabilirliğini araştırdılar ve genetic algoritma (GA) tabanlı dıřsal girdili (NAXR) algoritmayı birlikte kullanarak (GA-NAXR) doęrusal olmayan otoregresif modeli kullandılar. GA-NARX ve daęıtılmıř hidrolojik modeli birleřtiren gerek zamanlı iřletim sistemi, hem yaęıřlı mevsimde hem de kurak mevsimde makul bir doęruluęa sahip olduęu sonucuna vardılar. alıřmalarında geliřtirilen RNN tabanlı iřletim modeli, pratik su ynetiminde potansiyel uygulanabilirlięe sahiptir ve hidrolojik tahmini birleřtiren model, gerek zamanlı rezervuar iřletimi iin zellikle yararlıdır nerisini sunmuřlardır.

Hadiyan ve ark., (2020), Rezervuar akıřının doęru tahmin edilmesi, su kaynakları planlaması ve ynetiminde byk nem tařımaktadır ve tařkın kontrol, kuraklık ynetimi, su temini ve hidroelektrik retimi ile ilgili olarak rezervuar iřletme kararlarını ve politikalarını byk lde etkileyeceęini belirtmiřtir. alıřmalarında statik ve dinamik yapay sinir ağı yapılarının birkaç farklı modelini kullanarak, rezervuar akıřını tahmin etmek iin sinir ağı yapılarını kullanılmıřtır.

Karunanayake ve ark., (2020), gelecekteki iklim senaryolarını arařtıran bir gerek dnya vakasında rezervuar akıřını tahmin etmek iin iyi bilinen Levenberg-Marquardt (LM), yarı-Newton (BFGS), lekli eřlenik gradyan (SCG) ęrenme algoritmalarını en uygun eęitim algoritmasını bulmak iin kullanılmıřtır. alıřmada Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasının tahmin modelini geliřtirmede dięer test algoritmalarından daha iyi performans gsterdięi ortaya koyulmuřtur.

Rezervuar giriş tahmini literatrde popler bir alan olmasına raęmen, deęiřen iklim ve insan faaliyetleri nedeniyle rezervuar akıřının tahmini kolay bir iř deęildir. Ancak, bu faktrler gnler veya aylar boyunca hızlı bir řekilde deęiřmez ve kısa sreler iin rezervuar akıřının tahmini iin saęlam yntemler, bir HES'in saatlik veya gnlk enerji retimi iin ok faydalı olabilir.

rneęin, Cheng ve ark., (2015), gnlk rezervuar akıřını tahmin etmek iin bir yapay sinir ağı modeli geliřtirdiler ve sonuların nerdikleri kuantum davranıřlı paracık sr optimizasyonuna (QPSO) dayalı yapay sinir ağı modelinin, temel YSA

modelinden çok daha iyi tahmin doğruluğu sağladığını ve kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonuna (QPSO) dayalı yapay sinir ağı algoritmasının YSA parametreleri seçimi için alternatif bir eğitim tekniği olduğu sonucuna vardıkları belirtilmiştir.

Moeeni ve ark., (2017), Mevsimsel Otoresif Bütünleşik Hareketli Ortalama (SARIMA) modelleri ve hibrit Yapay Sinir Ağı-Genetik Algoritma (ANN-GA) yöntemleri ile bir barajın aylık akışlarını tahmin ettiler. Çalışmada sonuçlar SARIMA modelinin ANN-GA modelinden daha yetenekli ve çok daha doğru kısa ve uzun vadeli tahminler yaptığını tespit etmişlerdir.

Dampage ve ark., (2020), bir HES için günlük rezervuar girişini tahmin etmek için bir yapay sinir ağı kullandılar. Çalışmada Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), Evrişimsel Sinir Ağı (CNN) ve Uzun ve Kısa Süreli Bellek (LSTM) algoritmaları ile sonuçları test ettiler. LSTM yapay sinir ağı algoritmasının doğruluk ve gecikme açısından üstün performans sağladığını sonucuna varmışlardır.

Her bir HES benzersiz coğrafi, fiziksel ve mevsimsel özelliklere ve belirsizliklere sahip olduğundan, sinir ağı modellerini kullanan çoğu çalışma gerçek dünya'daki uygulamalara uygulanmıştır. Ahmad ve ark., (2019), Çalışmalarında atmosferik modelleme, hidrolojik modelleme ve web teknolojisini içeren karar verme sürecinde baraj işleten kurumlarla gerçek dünya etkileşimini kolaylaştırmak için web tabanlı bir açık kaynaklı karar destek sistemi (DSS) geliştirdi. Çalışmayı Detroit barajında (Oregon) günlük optimize edilmiş sürüm kararlarını oluşturmak için hava durumu tahminlerini kullanan web tabanlı bir karar destek sistemini operasyonel hale getirerek uygulamışlardır.

Liu ve ark., (2019), Yangtze Nehri üzerindeki Three Gorges Projesinde operasyon kurallarını üretmek için çoklu belirsizliği göz önünde bulunduran Bayes derin öğrenme tabanlı bir model geliştirdi.

Türkiye gelişmekte olan bir ülkedir. Artan enerji talebi ve çevresel hususlar Türkiye'de yenilenebilir enerji kaynaklarını popüler hale getiriyor. Halihazırda HES'ler Türkiye'de kurulu güç olarak %32.9'unu oluşturmakta ve enerji üretiminin %25.6'ünü sağlamaktadır.

Ancak, HES'lerin daha verimli olması için Türkiye'nin HES işletimi ve su yönetiminde teknolojik ve bilimsel yenilikleri benimsemesi gerekmektedir. Çobaner ve ark., (2007), mevcut bir sulama barajına bir hidroelektrik santrali kurmanın fizibilitesini değerlendirmek için Yapay sinir ağı kullandılar. Levenberg-Marquardt algoritmasını kullanan tek bir gizli katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı tabanlı bir model geliştirilmiş ve sonuç olarak bir sulama barajından gelen yıllık ortalama hidroelektrik enerjinin gerçekçi bir tahmininin sağlandığı belirtilmiştir.

Küçükali ve ark., (2021), küçük HES'lerin geliştirilebileceği uygun mevcut sulama barajlarını belirlemek için bir çalışma yapmış ve bulanık mantık tabanlı bir model geliştirmiştir.

Koç (2018), Türkiye'de sulama şebekeleri ile entegre olan hidroelektrik santrallerinin işletme sorunlarını araştırmış ve bir HES'in işletmesi sırasında meydana gelen teknik, çevresel, sosyal ve yapısal sorunları analiz ederek bu sorunlara çözümler belirlemiştir. Çalışmasında Hidroelektrik üretiminin sürdürülebilirliğini sağlamak ve ayrıca su kaynaklarının sulamada daha verimli kullanılması amacıyla; bu sorunlara kalıcı çözümler bulmak çok önemli olduğunu vurgulamıştır.

Tokar ve Markus, (2000), YSA ile kavramsal modeller kullanarak yağış ve akış modellemesi yaptılar. YSA modelleri, yağış, kar suyu eşdeğeri ve sıcaklığın bir fonksiyonu olarak havza akışını tahmin etmede geleneksel kavramsal modellerle karşılaştırılmıştır. Çalışmada günlük yağış-akış süreci, Little Patuxent Nehri havzasında ANN tekniği kullanılarak da modellendi ve eğitim ve test sonuçları, basit bir kavramsal yağış-akış (SCRR) modeliyle karşılaştırıldı. Her durumda, YSA modellerinin daha yüksek doğruluk, daha sistematik bir yaklaşım sağladığı ve modellerin eğitiminde harcanan süreyi kısalttığı görülmüştür. Ayrıca, YSA'ların çeşitli zaman ölçekleri, topografya ve iklim modelleri için yağış-akış sürecini modellemede güçlü araçlar olabileceğide gösterilmiştir.

Arslan (2020), Keban barajının su kaynağının doğru bir şekilde yönetilmesinin büyük bir önem arz etmesi sebebiyle, Keban baraj gölü seviyesinin bulanık mantık ve destek vektör makineleri yöntemleriyle tahmini çalışmasını yapmıştır. Bu çalışmada, Bulanık Mantık (BM), Destek Vektör Makineleri (DVM) ve Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) yöntemleri ile günlük hazne seviyesi tahmini yapılması amaçlanmıştır. Çalışma

sonucunda Bulanık Mantık (BM), Destek Vektör Makineleri (DVM) modellerinin, baraj rezervuar seviyesini tahmin etmede başarılı oldukları görülmüştür.

Yarar ve Onüçyıldız, (2009), Çalışmada Konya Ovası Projesinin ana su kaynağı olan Beyşehir Gölü'nün su seviyesi değişimleri Yapay Sinir Ağları yöntemi ile belirlenmeye çalışılmıştır. Bu amaçla Konya Beyşehir Gölü'ne ait 1962-1990 yılları arasındaki aylık veriler kullanılarak, Giren Akım-Kayıp Akım, Yağış, Buharlaşma, Çekilen Akım değerleri girdi, göl Su Seviyesi Değişimi değerleri de çıktı olarak alınmış ve Çok Katmanlı Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağları'nda 3 farklı model oluşturulmuştur. Öğrenme ve tahmin aşamalarında modellerden elde edilen seviye verileri ile gözlenmiş seviye verileri arasındaki ilişki belirlenmiştir. Çalışma sonucunda çok karmaşık ve lineer olmayan Beyşehir gölü su seviyesi değişiminin su dengesi denkleminin Yapay Sinir Ağları metoduna uyarlanmasıyla kolayca modellenebileceği tespit edilmiştir.

Gümüştan (2017), Bu çalışmada Yarseli Barajı günlük göl hacmindeki değişimler, çoklu lineer regresyon (ÇLR), bulanık mantık (BM), zaman serileri (AR) zaman serileri methodu kullanılarak araştırılmıştır. BM model tahminleri, baraj günlük göl hacmi ölçümleri ve geleneksel istatistiksel ve stokastik modeller ile karşılaştırılmıştır. Çalışmada belirli bir bölge için bir BM modeli geliştirildikten sonra, bu model su kaynakları yönetimi çalışmalarında oldukça faydalı olabileceği ve günlük göl hacmi tahminleri periyodik su kaynakları stratejilerinin belirlenmesinde, hidroelektrik enerji ölçümlerinde bilgilendirici olabileceği belirtilerek elde edilen sonuçlardan BM modeli tahminlerinin baraj göl hacmi tahminlerinde faydalı bir alternatif model olduğunu gösterdiği belirtilmiştir.

Libelleşmenin artmasıyla birlikte daha rekabetçi şartların hakim olduğu enerji piyasalarında gerçekleşen ticari faaliyetlerin karlılığı ve sürdürülebilirliği açısından en önemli unsurunu elektrik enerjisinin belirli vadelerdeki değerinin gerçeğe en yakın şekilde tahmin edilmesi oluşturmaktadır (Dalgın, 2017). Elektrik piyasalarının çeşitlendirilmesi bu amaçların sağlanmasında bir aşama olmuştur.

Türkiyede elektrik piyasalarında düzenleme 2000'li yılların henüz başlarında gerçekleşmeye başlamıştır. 2013 yılında Enerji Piyasaları İşletim Anonim Şirketi (EPIAŞ) kurulmuştur. Günümüzde EPIAŞ enerji işletiminde ; Gün içi piyasası (GİP),

Gün Öncesi Piyasası (GÖP), Vadeli Elektrik Piyasası (VEP), Dengeleme Güç Piyasası (DGPYS), Organize Yenilenebilir Enerji Kaynak Garanti Piyasası (YEK-G) enerji piyasalarını bulundurmaktadır. Piyasa katılımcıları tarafından bir sonraki günün enerji fiyatlarının belirlendiği piyasa Gün Öncesi Piyasası (GÖP)'tür. Enerji piyasasında elektrik üretimi faaliyetinde bulunan firmalar her gün bir sonraki gün için üretmek istedikleri enerji için EPIAŞ'ın Gün Öncesi Piyasasına saat 12:30'a kadar teklif girişi yaparlar. Arz- Talep Dengesine göre GÖP'te alınan saatlik enerji miktarı ve fiyatları saat 13:30 da açıklanır ve saat 13:50'ye kadar katılımcılar tarafından itirazların değerlendirilmesine sunulur. Saat 13:50 'de tüm piyasa katılımcılarına ertesi gün Piyasa takas Fiyatı (PTF) açıklanır. Özetle Türkiye'de Enerji arz-talep dengesinin asıl yapıldığı piyasa GÖP'tür. Daha sonra gün içinde oluşan arz-talep dengesi sapmaları için Piyasa katılımcılarının işlem yapabilmesi için Gün içi Piyasası (GİP) ve Dengeleme güç Piyasası (DGPYS)'de işlem yapılmaktadır.

Tüm enerji üreticileri için PTF'nı tahmin etmek işletmelerinin karlılığını arttırmaları açısından çok önemli bir unsurdur. Fiyatın tahmin edilebilmesi işletmelere üretim stratejilerini önceden belirleme konusundada planlama yapmalarına olanak sağlayacaktır.

Enerji üretim santrallerinin start-stop maliyetleri vardır. Tesis tipine göre bu fiyat değişmektedir. Hidroelektrik enerji santrallerinde, hidrojenatörlerinin start-stop maliyeti için yapılan bir araştırmada santralde ünitelerin start-stop başına yaklaşık 274\$-411\$ arasında maliyet oluşturacağı tespit edilmiştir (Osburn ve ark., 2014). Bu sebepten üretim santrallerinin üretim planlarını doğru yapmaları çok önemlidir. Bunun içinde örnek bir senaryo olarak bir piyasa işletmecisi EPIAŞ'ın GÖP ihalesine girdiğinde 2 saat üretim alıp 2 saat duruş sonra tekrar 1 saat üretim alıp 3 saat duruş sonra tekrar 4 saat üretim alıp duruş yapması gibi start-stoplu bir üretim yükümlülüğü alması maliyetlerinin artmasına sebep olacaktır. Bu sebeptende üretim planının doğru yapılması enerji santrallerinin işletme maliyetlerini, kullanım ömürlerini ve karlılığını direk etkileyen bir faktördür.

Bu çalışmadaki ikinci aşama PTF'nin tahmin edilebilmesi kısmı ile çok daha istikrarlı bir üretim planı yapma imkanı doğacaktır. Elektrik arz güvenliğinin sağlanabilmesi için doğru elektrik talep tahminlerinin yapılması gerektirmektedir.

Bu konuda piyasa takas fiyatının tahmini için bir çok çalışma yapılmıştır. Bunlardan bazıları;

Dalgın (2017), yüksek lisans tezi olarak yapay sinir ağlarını kullanarak Türkiyenin gün öncesi piyasası elektrik fiyat tahmini çalışması yapmıştır. Çalışmasında Levenberg-Marquardt (LM) geri yayılım algoritmasıyla eğitilmiş ileri beslemeli geri yayımlı (Feed-forward back propagation) öğrenme yapay sinir ağı modelini kullanılmış ve önermiştir. Sonuç olarakta farklı nöron sayılarında YSA nı eğitmiş ve sonuçlar elde etmiş ve elde ettiği sonuçların MAPE performans yönetimi ile karşılaştırarak YSA'da gizli ara katmanda 20 nöronlu eğittiği ağın en iyi performans verdiği sonucuna varılmıştır.

Bicil (2015), doktora tezi Elektrik Piyasasında Fiyatlandırma ve Türkiye Elektrik Piyasasında Fiyat Tahmini çalışması yapmıştır. Çalışmasında tahmin metodunun tahmin performansına etkisinin yanı sıra veri özelliklerine yönelik yapılacak olan bir çalışmanın tahmin performansına etkisi değerlendirilmiştir. Türkiye elektrik piyasasına ilişkin veri setinde yer alan aşırı uç değerler fiyat modellemesinden önce elimine edilerek elde edilen kırılmış piyasa takas fiyatı verileriyle çok katmanlı algılayıcı ve mevsimsel ARMA modelleri ile fiyat tahminleri kullanarak, tahminlerde kullanılan verilerin kırılması ile model tahmin performanslarında meydana gelen artışlar literatürde ulaşılan sonuçlarla benzerlik göstermekte olduğunu tespit etmiştir. Fiyat sıçramalarının ortadan kaldırıldığı durumda da yapay sinir ağları ile yapılan tahminler daha yüksek performans sağlamakta olduğu sonucuna varılmıştır.

Demirezen (2020), YL tezi olarak Türkiye'de Gün Öncesi Piyasası için elektrik fiyatlarını tahmini çalışmasını yapmıştır. Çalışmada aynı girdiler kullanılarak farklı mimarilere sahip iki model kullanılmıştır. Üç girdi ve bir çıktılı model 3-n-1 ve 72 girdi 24 çıktıya sahip 72-n-24 modeli Levenberg- Marquardt (LM) ve Scaled Conjugate Gradient (SCG) algoritmalarını kullanarak fiyat öngörüsü yapılmıştır. Analiz sonucunda LM eğitim algoritması ile gerçekleşen öngörüde 3-n-1 modelinin daha iyi performansa sahip olduğu belirlenmiştir. Çalışmasında en düşük PTF öngörüsünün gerçekleştiği ve en yüksek PTF değeri öngörüsünün gerçekleştiği saatleri doğru tespit ettiğini gözlemlediğini ve yapılan öngörünün, tahmin değerlerine uyum gösterdiği ve bu anlamda yapılan öngörünün başarılı olduğu sonucuna varmıştır.

Bařođlu ve Bulut, (2016), Kısa dđnem elektrik talep tahminleri iin yapay sinir ađları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliřtirilmesi alıřmalarında, yapay sinir ađları uzman sistemler ile desteklenerek bir hibrit sistem geliřtirilmiř ve bu sistem, son 10 yılda gerekleřmiř veriler kullanılarak eđitilmiř. Yapay sinir ađları ve uzman sistemler yardımıyla kısa dđnem elektrik talep tahmini yapılmıř. Tahminlerin gerekleřen üretim deđerleri ile karřılařtırıldıđında, sistem tarafından hesaplanan tahminlerin yksek dođruluk derecesine sahip olduđu tespit etmiř. Geliřtirilen EPSİMNN sisteminden kısa vadeli dđnemler iin, gerekleřen deđerlere yakın tahmin sonuları elde edildiđi belirtilmiřtir.

Fan ve ark., (2006), Gn ncesi elektrik fiyat tahmini iin entegre bir makine đrenimi modelini incelemiřtir. Bu alıřmada, elektrik fiyat serilerini tahmin etmek iin Bayesian Clustering by Dynamics (BCD) ve Destek Vektör Makinesi (SVR) tabanlı entegre bir makine đrenmesi tahmin sistemi geliřtirmiřler. nerilen yđntemi New England spot piyasa fiyatının tahminine uygulanmıř ve diđer yđntemlere kıyasla đrenme ve tahminde yksek derecede etkinlik ve verimlilik gđsterdiđini tespit ettiler. nerilen yđntemin, fiyatları yksek derecede dođrulukla tahmin ettiđi belirtilmiřtir.

Ranjbar ve ark., (2007), yapay sinir ađı kullanarak elektrik fiyatı tahmini alıřmasını yapmıřtır. alıřmalarında nerdikleri YSA modeli, giriř katmanı, iki gizli katman ve ıkıř katmanından oluřan dđrt katmanlı bir algılayıcı sinir ađıdır. YSA eđitiminde yakınsama hızını artırmak iin geleneksel geri yayılım (BP) yđntemi yerine Levenberg-Marquardt BP (LMBP) yđntemi kullanılmıřtır.

Li ve ark., (2010), řebeke ortamında son teknoloji elektrik fiyat tahmini alıřmasını yapmıřtır. Bu alıřma, amalarına, zaman ufkuna, girdi-ıktı zelliklerine ve dođruluk seviyelerine gđre geerli tahmin tekniklerinin kategorilerini karřılařtırmıřtır. alıřmada akıllı bir sistem uygulaması olan FIS ve basitleřtirilmiř bir regresif model olan LSE'yi entegre eden bir hibrit sistem, LMP tahmini iin incelenmiřtir. Tahmin sistemi, hem FIS'in sđzl buluřsal yđntemlerini hem de LSE'nin dođrusal bađıntılı faktörlerini ierir. Sonu olarak hibrit sistemde LSE en dođru ıktıları retir ve FIS řeffaflıđı ve yorumlanabilirliđi destekler olarak belirtilmiřtir.

Cui ve Song, (2008), Kaos teorisine dayalı elektrik fiyat tahmini arařtırması yapmıřtır. alıřmalarında gemiřte bir ok alıřmanın yapıldıđını ve bu alıřmaların

çoğunda elektrik fiyat sisteminin doğrusal olarak görüldüğünü ve tahmin için doğrusal teoriyi kullandıklarını, aslında elektrik fiyat sisteminin doğrusal olmayan bir sistem olduğunu belirttiler. Elektrik fiyat tahmininde sistemin karmaşıklık ve doğrusal olmama özelliklerini yakalamak için kaos teorisine dayalı bir model önerdiler. Önerdikleri modelde karmaşık fiyat davranışının özelliklerini yakalamak için kaos zaman serisi analizi kullanılmıştır.

Vahidinasab ve ark., (2007), yapay sinir ağı kullanarak yeniden yapılandırılmış güç sistemlerinde gün öncesi fiyat tahmini çalışmasını yapmıştır. Çalışmalarında, Pennsylvania-New Jersey-Maryland (PJM) pazarında fiyatları tahmin etmek için değiştirilmiş bir Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritmasına sahip YSA uyguladılar. Tahmin sonuçlarını önceki çalışmalar ile karşılaştırdıklarında makul ve doğru sonuçların olduğu gösterilmiştir.

Zhang ve Cheng, (2008), yapay zeka kullanarak gün öncesi elektrik fiyatı tahmini çalışması yapmıştır. Çalışmalarında, dünyanın en başarılı elektrik enerjisi piyasalarından biri olan Nord Pool'un spot piyasasında Doğru gün öncesi elektrik fiyatı tahmini (DEPF) için çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Önerilen modelin DEPF'sinin geleneksel ARIMA modeline kıyasla daha makul ve doğru olduğu sonucuna varılmıştır.

Tang ve Gu, (2009), yapay sinir ağlarını kullanarak gün öncesi elektrik fiyatları tahmini çalışması yaptılar. Bu makale özellikle uygun eğitim yöntemi ve gizli katman nöron sayısı ile temel bir optimal YSA mimarisinin nasıl oluşturulacağını araştırdılar. Çalışmada en iy performansın gizli katman nöron sayısı 20 civarında bulunabileceği belirtilmiştir.

Yan ve Chowdhury, (2010), düzenlenmemiş elektrik piyasasında elektrik piyasası takas fiyatı tahmini üzerine bir çalışma yaptılar. Çalışmada, orta vadeli piyasa takas fiyatının tahmini, karar verme, programlama ve teklif stratejisi planlamasını amaçladılar. Hem günlük hem de saatlik elektrik Piyasa takas fiyatı tahmini sırasında, tüm eğitim girdi verilerini kullanan sinir ağı çok daha geniş bir fiyat aralığı sağlarken, filtrelenmiş eğitim verilerini kullanan sinir ağı oldukça küçük bir fiyat aralığı ile sonuçlanır. Filtreli ve filtrelenmemiş yapay sinir ağı sonuçlarının birbirine benzerlikler gösterdiğini tespit ettiler. Saatlik ve günlük elektrik piyasa takas fiyatı

tahmini sırasında, iki sinir ağı tarafından elde edilen sonuçlar, en olası elektrik fiyatı açısından da benzerlikler göstermektedir. Düşük talep döneminde, talebin fiyat esnekliği oldukça istikrarlı görünmektedir. Bu nedenle elektrik piyasası takas fiyatının düşük talep döneminde çok değişmediğini yüksek ve en yüksek talep dönemlerinde ise beklenmedik ani fazlalık ya da azlık şeklinde büyük farklarda piyasa talep fiyatının değiştiği tespitleri yapılmıştır.

Singhal ve Swarup, (2006), yapay sinir ağını kullanarak elektrik fiyat tahmini üzerine çalışma yaptılar. Çalışmada, elektrik fiyatını tahmin etmek, çevrimiçi ticaret ve e-ticaret için zorlu bir iş olduğunu ve sinir ağı yaklaşımı, gelecekteki fiyatları ve birimleri tahmin etmek için tarihsel fiyatlara, miktarlara ve diğer bilgilere dayalı olarak piyasa davranışlarını tahmin etmek için kullanıldığını belirttiler. Gün öncesi enerji piyasaları için piyasa takas fiyatlarını tahmin etmek için bir sinir ağı yöntemi geliştirdiler. Sinir ağının yapısı, üç katmanlı bir geri yayılım (BP) ağıdır. Sinir ağı modelini kullanan fiyat tahmin sonuçlarının elektrik fiyatının yük talebine güçlü bir şekilde bağlı olduğunu tespitinde bulundular. Tahmin sonuçları, modelin normal trendin olduğu günler için verimli olduğunu, ancak fiyatların yükseldiği günlerde performansta kademeli bir düşüş gösterdiğini, simülasyon sonuçlarının hafta içi %16' dan az hata ve hafta sonu %20' den az hata ile oluştuğunu gösterdi. Fiyat tahmin sonuçlarının makul bir doğrulukla tahmin edilebileceği gösterilmiştir.

Özgüner (2012), Türkiye elektrik piyasasında kısa vade elektrik fiyat tahmini çalışmasını yapmıştır. Bu çalışmada, elektrik fiyatlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi, tedarikçilerin kârlarını maksimize etmek ve risklere karşı korunmak için teklif stratejilerini oluşturmalarına ve ikili anlaşmalarını optimum şekilde tasarlamalarına yardımcı olacağı belirtilmiştir. Türkiye elektrik piyasasında gün öncesi piyasasında sistem gün öncesi fiyatlarını (SGOF) ve dengeleme güç piyasasında sistem marjinal fiyatlarını (SMF) tahmin etmek için bir yapay sinir ağı yaklaşımı önerilmiştir. Sistem gün öncesi fiyatının (SGOF) ve sistem marjinal fiyatının (SMF) belirlenmesinde kullanılan metodoloji incelenmiş, gün öncesi ve gerçek zamanlı sistem fiyatlarının belirlenmesinde kullanılan parametreler ve hangilerinin ana rol oynadığı ve diğerlerinden önemli olduğu araştırılmıştır. Çalışmada zaman serisi tekniklerine genel bir bakış verilmiş ve özellikle yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon metodolojisi hata minimizasyon süreci ile detaylı olarak anlatılmıştır.

Yaptığı çalışmalarda, fiyat ve yükün her saat ve gün arasında çok fazla dalgalanmadığı haftalar için oldukça iyi SGOF tahmin sonuçları ürettiğini, ve bu durumda %4.77' lik MAPE ile tahminler yapıldığını ve en kötü durum %12.77 MAPE ile bahar döneminde SGOF tahmini olarak ortaya çıktığını ve genel olarak sonuçları değerlendirdiğinde bahar dönemi hariç sonuçlardaki MAPE nin %10 nun altında olduğunu ve önerilen modelin makul doğrulukta tahmin üretme kapasitesine sahip olduğu sonucuna varmıştır. SGOF tahmini için önerilen methodun SMF tahmini için uygun olmadığı sonucuna vardığını belirtti. SMF tahmini için gerçek zamanlı sistem dengesizliklerinin bilinmesi gerektiği ve bu bilginin bir çok rastgele olaya bağlı olduğundan bilinmesinin çok zor olduğunu belirtilmiştir.

Anbazhagan ve Kumarappan, (2013), DCT tarafından sunulan sinir ağı girdisi kullanarak gün öncesi piyasası piyasa takas fiyatı tahmini çalışması yaptılar. Hem enerji üreticileri hem de tüketiciler, kârlarını ve faydalarını maksimize etmek için tek bir kompakt ve sağlam fiyat tahmin aracına ihtiyaç duyarlar. Helter-skelter tipi elektrik fiyatını elde etmek için, tek boyutlu ayırık kosinüs dönüşümleri (DCT) girdi özellikli ileri beslemeli sinir ağı (FFNN) modellenmiştir (DCT-FFNN). Önerilen FFNN, tek bir kompakt ve sağlam mimaridir. DCT-FFNN modelinin en son teknolojiye yakın olduğu ve daha az hesaplama süresi ile elde edilebileceği öngörülmüştür. Çalışmada önerilen DCT-FFNN yaklaşımı, Sonuçlar, İspanya ve New York' un elektrik piyasasında 2002 ve 2010 yıllarında 4 hafta için tahmin sonuçlarını rapor etti. Haftalık ortalama MAPE %6.32 ve %3.68' e yakın iken, ortalama hesaplama süresinin 15 ms'den az olduğunu belirlediler. Hızlı ve daha düşük modelleme karmaşıklığı olan DCT-FFNN modelini önererek gerçek zamanlı rekabetçi elektrik piyasası için uygun olduğu sonucuna varmışlardır.

Geidel ve Zareipour, (2013), Rüzgar enerjisi bilgilerini kullanarak İspanya gün öncesi elektrik piyasasında fiyat tahmini çalışmasını yapmıştır. Bu çalışmada rüzgar gücünün elektrik piyasası fiyatı üzerindeki uzun vadeli etkisini araştırdılar. Sonuç olarakta Elektrik piyasası fiyatı ile rüzgar enerjisi üretimi arasında bulunan ilişkinin oldukça doğrusal olmadığı ortaya çıktığını belirterek günün farklı dönemleri için rüzgar enerjisi eşik değerleri ile birlikte kullanıldığında doğru fiyat tahmini ile sonuçlanacağını belirtmişlerdir.

Kölmek ve Navruz, (2013), Türkiyede elektrik dengeleme ve uzlaştırma piyasasında gün öncesi fiyatının yapay sinir ağları kullanılarak tahmin edilmesi çalışmasını yapmıştır. Bu çalışmada, yapay sinir ağları üzerinden fiyat modellemesi ve uygun yapay sinir ağı konfigürasyonları ile ilgili simülasyon çalışmaları incelenmiştir. Eğitim sürecinde farklı ağ topolojileri test edilmiş ve ağların hata performansları test edilmiştir. Farklı sayıda nöron ve katman analiz edilmiş ve en başarılı eğitim yöntemi Levenberg Marquardt algoritması olduğu ve başarılı ağ ve eğitim algoritması seçiminde, 1 gizli katman, 11 gizli katmandaki nöron sayısı, hiperbolik aktivasyon fonksiyonu ve öğrenme yöntemin levenberg-Marquardt olduğunu belirttiler. Bu çalışmanın, spot piyasa fiyatını tahmin etmeye yönelik ilk sinir ağı yaklaşımı olması nedeniyle Türkiye elektrik piyasası için öncü bir çalışmadır sonucuna varmışlardır.

Sahay ve Tripathi, (2014), YSA kullanılarak Elektrik piyasası kısa vadeli fiyat tahmininin analizi çalışmasını yapmıştır. Çalışmada, ISO New England pazarında yapay sinir ağı (YSA) yaklaşımı kullanılarak gün öncesi kısa vadeli elektrik fiyat tahmini sunmuştur. ISO New England piyasasında, temel zorlu konu, günlük piyasa fiyat eğrilerinin oldukça oynak olmasıdır. Simülasyon sonucu, oynaklık durumlarında bile doğru tahminler üretti. Test sonuçları elektrik talebinin elektrik fiyatını belirleyen en önemli değişken olduğunu doğrulamaktadır. Fiyat tahmini için elde edilen ortalama MAPE, test sırasında %9.14 olduğunu ve bu sonucun geliştirilen yapıya sahip YSA modelinin en az hata ile iyi bir tahmin gerçekleşeceği sonucuna varmışlardır.

Kotur ve Zarkovic, (2016), Elektrik fiyatları ve yükler için sinir ağı modelleri kısa ve uzun vadeli tahmin çalışmasını yapmıştır. Çalışmada uzun vadeli ve kısa vadeli elektrik fiyatları ve yükleri tahmininde çoklu kullanım yapay sinir ağlarını (YSA) sundular ve oluşturdukları YSA modelleri, gerçek zamanlı, çevrimiçi yük ve elektrik fiyat tahmini için kullanılabilir sonucuna varılmıştır.

Keles ve ark., (2015), Yapay sinir ağları uygulayan gün öncesi elektrik spot fiyatları için genişletilmiş tahmin yöntemleri çalışmasını yapmıştır. Çalışmada, elektrik fiyatlarını tahmin etmek için yapay nöron ağlarına (YSA) dayalı bir metodoloji sunulmaktadır. Bir YSA tahmin modelinin performansı, uygun girdi parametre setlerine bağlı olduğundan, elektrik fiyatları üzerinde gözle görülür bir etkisi olan

temel verilerin seçimi ve hazırlanmasına odaklanılır. Bu, farklı küme algoritmalarının yardımıyla, aynı zamanda farklı giriş parametresi ayarlarıyla birlikte önceden seçilmiş model konfigürasyonlarının sonuçlarını karşılaştırarak yapılır. Çalışmanın amacı, EPEX gün öncesi piyasasında saatlik elektrik fiyatlarını tahmin etmek için yapay sinir ağlarına (YSA) dayalı bir model geliştirmektir. Bu çalışmanın en önemli katkıları, kümeleme algoritmalarını uygulayan girdi verilerinin uygun seçimi ve hazırlanması ve son olarak uygun aktivasyon fonksiyonu, eğitim algoritması, YSA öğrenme hızı ve momentumu ile ilgili en uygun YSA konfigürasyonunun belirlenmesidir. Geliştirilen YSA modeli, son olarak tarihsel fiyatlara dayalı olarak doğrulanmıştır. Bir YSA'nın tahmin doğruluğu, kullanılan eğitim setinin boyutuna ve yeniden eğitim sıklığına bağlıdır. Bu nedenle, her iki faktörün tahmin sonuçları üzerindeki etkileri farklı analizlerle test edilmiştir. Genel olarak, bir YSA geliştirmenin, özellikle de büyük miktarda parametreden etkilenen elektrik fiyatlarına uygulanması durumunda karmaşık bir süreç olduğu sonucuna varılabilir. Bu nedenle, bu süreç için net talimatlar olmadığından, model geliştirme, optimal model parametrelerinin belirlenmesi için özel çaba gerektiği sonucuna varmışlardır.

2.4 Çalışmanın Amacı ve Önemi

Bu çalışmadaki ana amaç; yapay zeka ile hidroelektrik enerji santrallerinin baraj rezervuarlarında bulunan suyun karşılığı olan üretebilecekleri enerji kapasitesinin belirlenerek maksimum verim ile işletilmesidir.

Yapay zeka ile hidroelektrik enerji santralleri baraj rezervuarlarının işletilmesi çalışması için Ordu ilinde bulunan “DARICA 2 HES ÇAMBAŞI BARAJI VE REGÜLATÖRÜ” projesi seçilmiştir. Darıca II Hidroelektrik Enerji Santrali 75 MWm/74.2MWe kurulu gücüne ve 1064 m. düşüye sahip Türkiyenin en yüksek düşülü santrallerinden biri olma özelliğine sahip hidroelektrik enerji santralidir.

Yüksek düşüsü sayesinde 8.6 m³ su ile 74.2 MWe enerji üretimi gerçekleştirmektedir. Çok az miktarda su ile enerji üretimi yapabilen DARICA 2 HES'in baraj rezervuarında biriktirdiği suyun yönetilmeside o derecede önem taşımaktadır.

Bir HES'in baraj rezervuarının maksimum verim ile işletilebilmesi için ilk olarak baraj rezervuarındaki suyun karşılığı olan üretebilecek enerji kapasitesinin

belirlenmesi gerekir. İkinci olarak ertesi gün için üretim planlaması yapılırken ertesi güne kadar baraja gelecek suyun da tahmin edilmesi gerekir. Üçüncü olarak, üretilebilecek olan enerjinin sistemde en fazla ihtiyaç olduğu saatlerde üretilmesinin planlanması gerekir. Enerjinin en fazla ihtiyaç olduğu saatler genelde enerji piyasasında piyasa takas fiyatının da (PTF) en yüksek olduğu saatlerdir. Bu nedenle PTF'nin tahmin edilmesi gerekir.

Bu çalışmada yapay zeka ile tahminler yapılarak gerçek durum ile karşılaştırılması ve faydasının belirlenmesi amaçlanmıştır.

Enerji üretim ve planlama süreçleri fiziksel özellikler, çevresel özellikler, kayıplar (mekanik, elektrik, hidrolik) ve yük talebi gibi birçok parametreye bağlıdır. Hidroelektrik enerji santrallerinin rezervuar kaynaklarını ve rezervuarlarında biriktirdikleri suyu maksimum verim ile işletmeleri fizibiliteleri için çok önem arz etmektedir. Bu sebeple, rezervuar işletmesinin önemi üzerine bir çok araştırma yapılmıştır.

Darıca 2 HES'in Çambaşı barajındaki su kapasitesini ve karşılığı enerji kapasitesini tahmin edebilmesi, ertesi gün için ne kadar enerji üretebileceği hakkında planlama yapabilmesini sağlayacaktır. Yapay zeka tahminleri ile rezervuarının maksimum verimle işletilmesi durumunda elde edeceği kazanımlar şunlar olacaktır.

Rezervuarına gelen sudaki aşırı artışları öngörmesini ve bu sayede feyzan dönemlerinde oluşabilen gelen fazla suyun dolu savağından enerji üretilmeden tamamen veya kısmen atılmasını engellemiş ve suyun enerji üretiminde daha fazla kullanılmasını sağlamış olacaktır. Çambaşı barajı dolusavağından enerjiye çevrilemeden savaklanan suya örnek şekil 2.3'te gösterilmiştir.

Rezervuarına gelen su miktarının az olduğu dönemlerde ise gelen suyu tahmin edebilmesi durumu, üretim planının daha güvenilir ve sağlıklı yapılabilmesini sağlayacaktır. Bu durumda işletmenin fazla üretim planı alıp yerine getiremeyerek negatif dengesizliğe düşmesi ve maddi kayıplara uğraması engellenmiş olacaktır.

Barajında biriktirdiği ve ertesi gün için biriktirmiş olacağı su ile karşılığı enerji kapasitesini tahmin edebilmesi durumunda, özellikle yaz aylarında HES'in kısa süreli çalışma imkanı bulunduğu günlerde büyük fayda sağlayacaktır. HES'in rezervuarında günlük birikecek 5-6 saat üretim karşılığı olan suyu doğru tahmin etmesi ve bu suyu

ertesini gün ülkemizin maksimum enerji ihtiyacı olan saatleride YSA ile tahmin ederek o saatlerde enerjiye çevirmesine olanak sağlayacaktır. Bu durumda HES üretimlerini ülkemizin en fazla elektrik ihtiyacı olduğu saatlerde yapmış olarak elektrik şebeke sistemi arz talep dengesini kurmada ülkemize ve enerji fiyatının maksimum olduğu saatlerde üretim yapılması ilede yatırımcısına maksimum karlılıkla tesisini işletmesinde büyük katkı sağlayacaktır.



Şekil 2.3 Baraj dolusavağında atılan su.

Bu çalışma, Ülkemizin enerjide dışa bağımlılığını azaltmada, yenilenebilir enerji kaynağı olan suyun maksimum verim ile kullanılması ile karbon salınımını azaltmada ve enerji ihtiyacının gerçekten fazla olduğu zamanlarda üretim yapılmasını sağlamada stratejik, çevreci ve ekonomik olarak önemli faydalar sağlayacaktır.

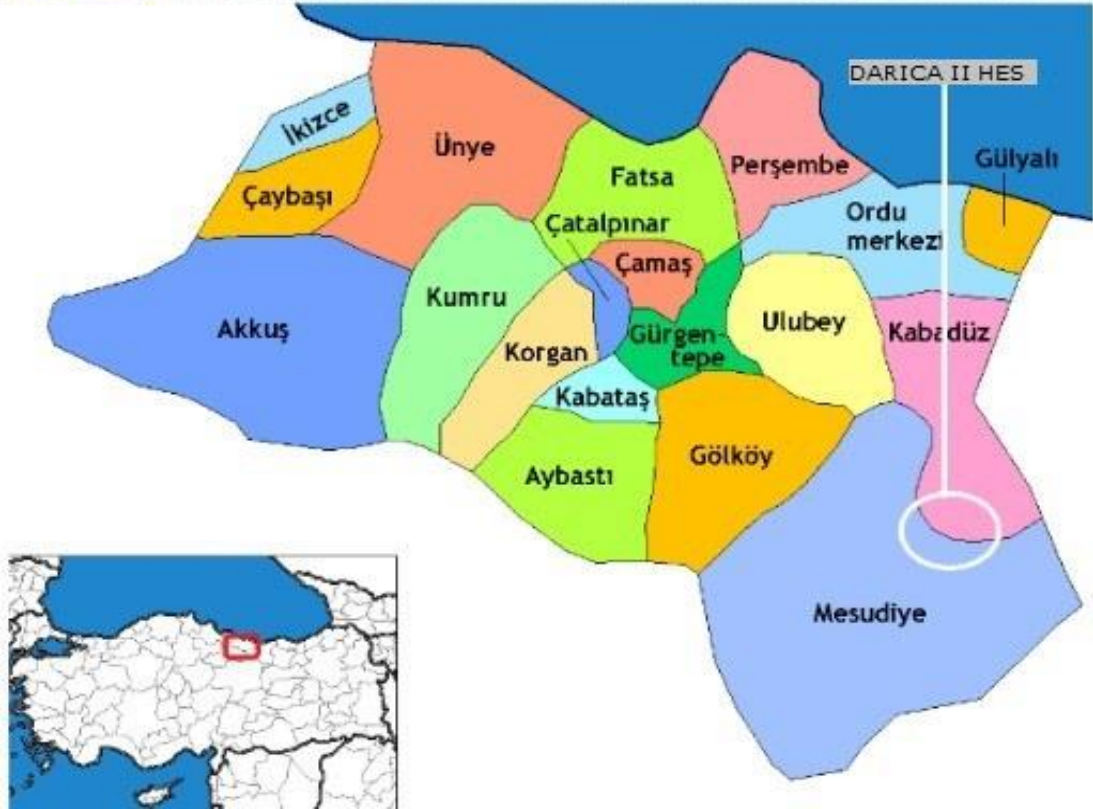
3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu çalışma, Ordu ilinde kurulan Darıca-2 HES'te baraj rezervuarının maksimum verim ile işletilmesi için kullanılan yapay sinir ağı modellerini geliştirmek üzerine yürütülmüştür.

Darıca-2 HES Şekil 3.1'de ve lokasyonu Şekil 3.2' de verilmiştir. Türkiye'nin Ordu ilinde Melet Nehri üzerindedir. Darıca-2 HES 1395 m yükseklikteki Çambaşı Barajı tarafından beslenmektedir. HES'in bulunduğu kot 330.64 m'de olup, 1064 m'lik bir hidrolik yük ile Türkiye'de ikinci sıradadır.



Şekil 3.1 Darıca 2 HES.



Şekil 3.2 Darıca 2 HES lokasyonu.

Rezervuar büyüklüğü 4.000.000 m³'tür. Çambaşı barajı Şekil 3.3'te gösterilmiştir. 75 MWm/74.2MWe kurulu güce sahip olan Darıca-2 HES orta ölçekli bir HES olup, yıllık ortalama 207 GWh elektrik enerjisi üretim kapasitesine sahiptir.



Şekil 3.3 Darıca 2 HES Çambaşı Barajı.

Bu çalışmada, HES'in baraj rezervuarının yapay sinir ağları ile maksimum verim ile işletilmesi amaçlanmaktadır. Çalışma iki aşamada yapılmıştır. İlk olarak, yapay sinir ağları kullanılarak baraj rezervuar kapasitesi tahmini ve ikinci aşama olarak, baraj rezervuar kapasitesinin enerji karşılığı olan elektrik üretiminin en verimli zamanlarda planlanması için piyasa takas fiyatı tahmini üzerine yapılmıştır.

3.1 Baraj Rezervuarlarının İşletmesi

Hidroelektrik santralleri baraj rezervuarlarında enerji üretimi için su biriktirirler. Gelen suyun takibi ve gelmesi beklenen su miktarının tahmini çok önemlidir. Planlamalarını doğru yapmadıklarında gelen suyu enerji üretmeden boşa savaklama yapabilirler. Bu durumda enerji üretim kapasiteleri düşmüş olur. Gelen suyu doğru bir şekilde planlama yaparak enerjiye çevirmeleri işletmenin olmazsa olmaz kuralıdır. HES'lerin baraj rezervuarlarında biriktirdikleri suyun enerji karşılığı özgül su sarfiyatları ile belirlenir. 1 kWh enerji üretimi için harcadıkları su miktarı özgül su sarfiyatlarıdır. Özgül su sarfiyatı santrallerin düşüsü ile doğru orantılıdır ve her santralin düşüsü farklı olduğundan özgül su sarfiyatları da HES'e özgü bir değerdir. Darıca-2 HES'ini Türkiye'nin en fizibil hidroelektrik enerji santralleri arasına sokan özelliği 1064 metre düşüsü sayesinde özgül su sarfiyatının çok az olması ve bu sayede çok az su ile elektrik enerjisi üretebilmesidir. Özgül su sarfiyatı formülü denklem (2) de verilmiştir.

$\dot{I}\dot{s} = m \cdot g \cdot h = Q \cdot 1000 \cdot 9.8 \cdot h / 3600000$ (kWh) olduğuna göre;

$$ozgsusar = \frac{Q(m^3)}{is} = \frac{3600}{g(m/sn^2) \times h(m)} (m^3/kWh) \quad (3.1)$$

Darıca-2 HES için özgül su sarfiyatı hesaplandığında $0.4m^3/kWh$ çıkmaktadır. Özetle 1 kWh enerji üretimi için 400lt su türbinlemektedir.

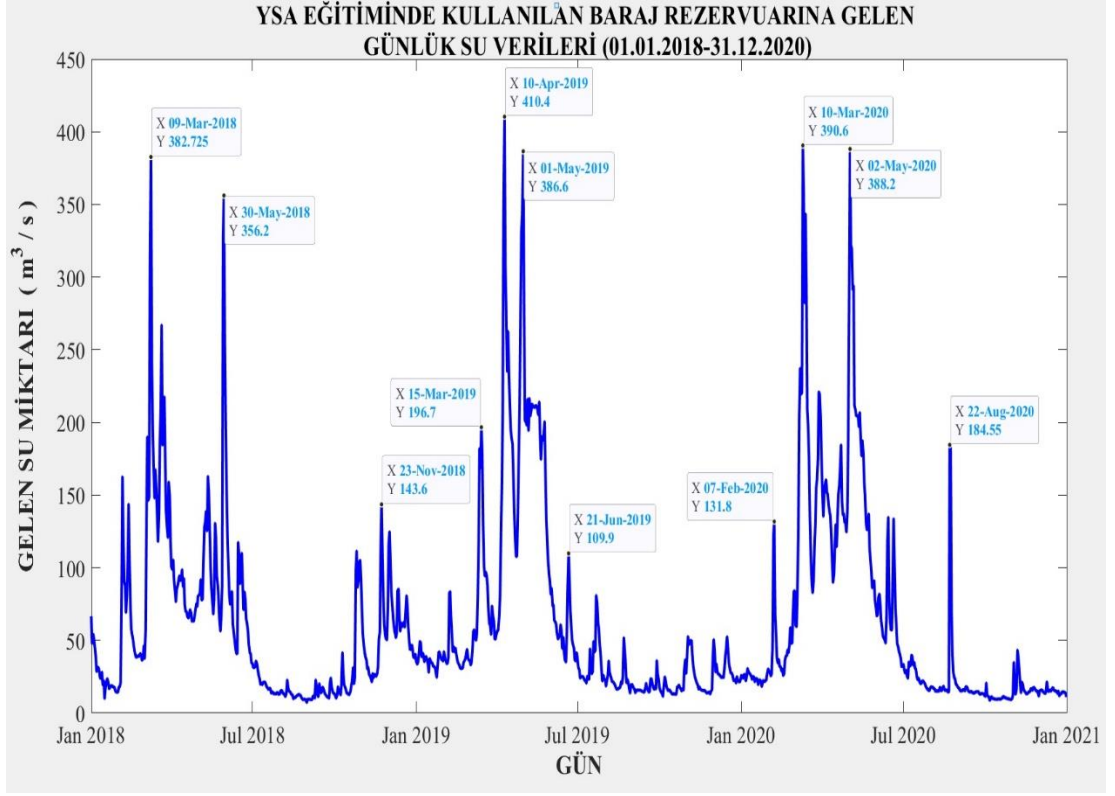
Baraj rezervuarına gelen su tahmin edildiğinde, özgül su sarfiyatı hesabı ile HES'in gelen su ile yapabileceği enerji üretimi miktarında tahmin edilebilmektedir. Özetle baraj rezervuar işletmesi için en önemli kriter gelen su miktarıdır. Gelen suyu çok doğru tahmin edebilen HES elektrik üretim planlamasında çok doğru tahmin ederek maksimum verimle baraj rezervuarına biriktirdiği suyu kullanabilir ve rezervuar işletmesini en fizibil yapmış olur.

3.1.1 Baraj Rezervuar Hacminin Tahmini

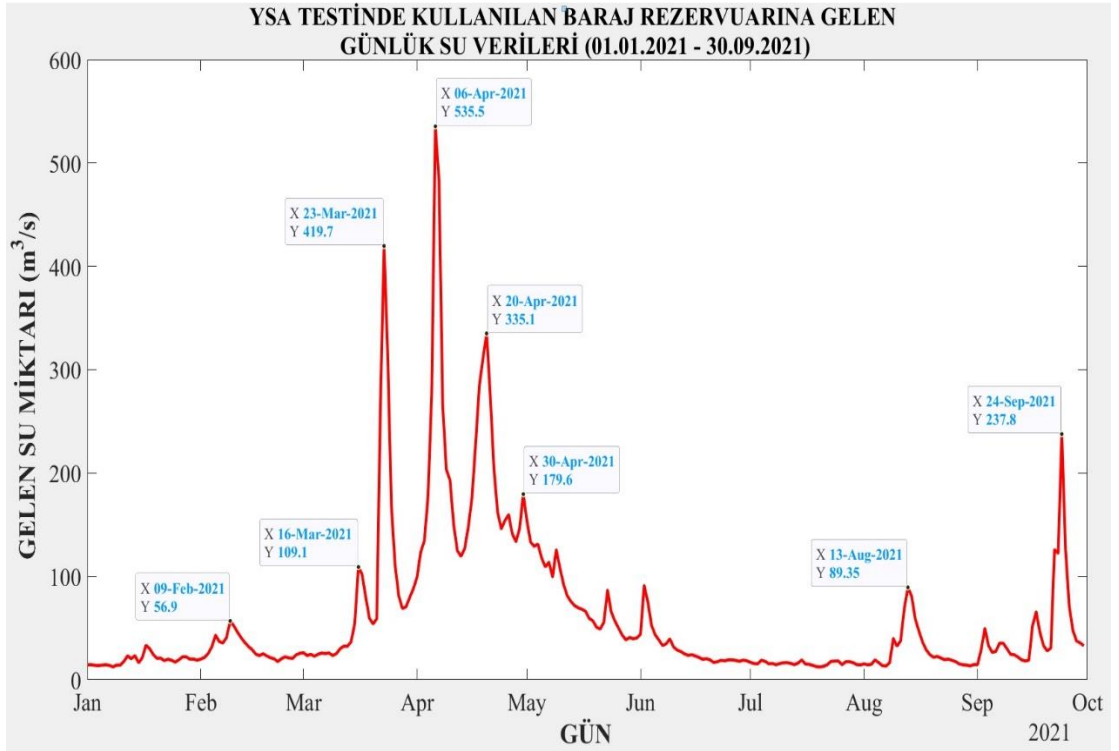
Çambaşı barajı rezervuar hacminin tahmini çalışmasında, HES'in ertesi gün için mümkün olan maksimum enerji üretim kapasitesini tahmin etmede gelecek su miktarında dahil barajda birikecek su miktarının tahmini için yapay zeka (YZ) kullanılmıştır.

Çalışmada çambaşı barajı rezervuarına gelen su akımları 01.01.2018 ile 30.09.2021 tarihleri arasında 45 aylık veri saatlik olarak toplanmıştır. Baraj rezervuarına gelen 45 aylık su verilerinin %80'ini YSA eğitiminde ve kalan %20'sinde YSA testinde kullanmak üzere veri setleri oluşturulmuştur.

01.01.2018 ile 31.12.2020 tarihleri arasındaki 36 aylık veri seti ile yapay sinir ağının eğitimi yapıldı. YSA eğitiminde kullanılan verilerin grafiği şekil 3.4'te verilmiştir. 01.01.2021 ile 30.09.2021 tarihleri arasındaki 9 aylık veri seti ile de yapay sinir ağı testi yapıldı. YSA testinde kullanılan verilerin grafiği şekil 3.5'te verilmiştir.

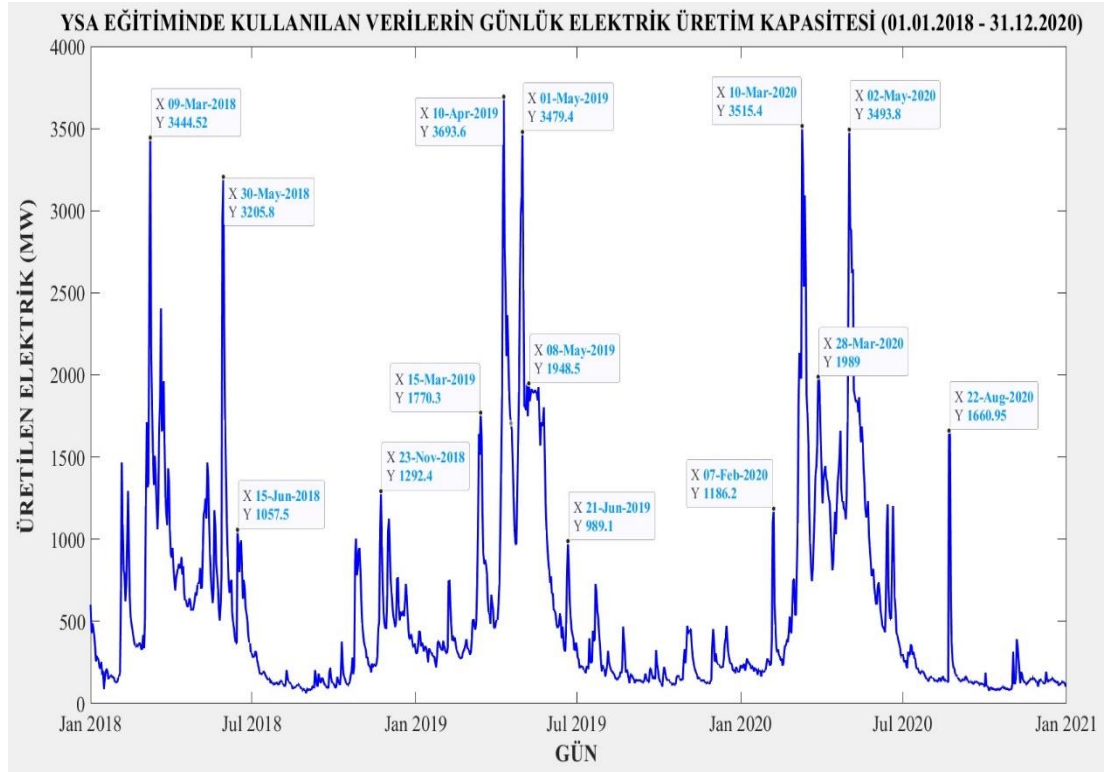


Şekil 3.4 YSA eğitiminde kullanılan gelen su veri seti.

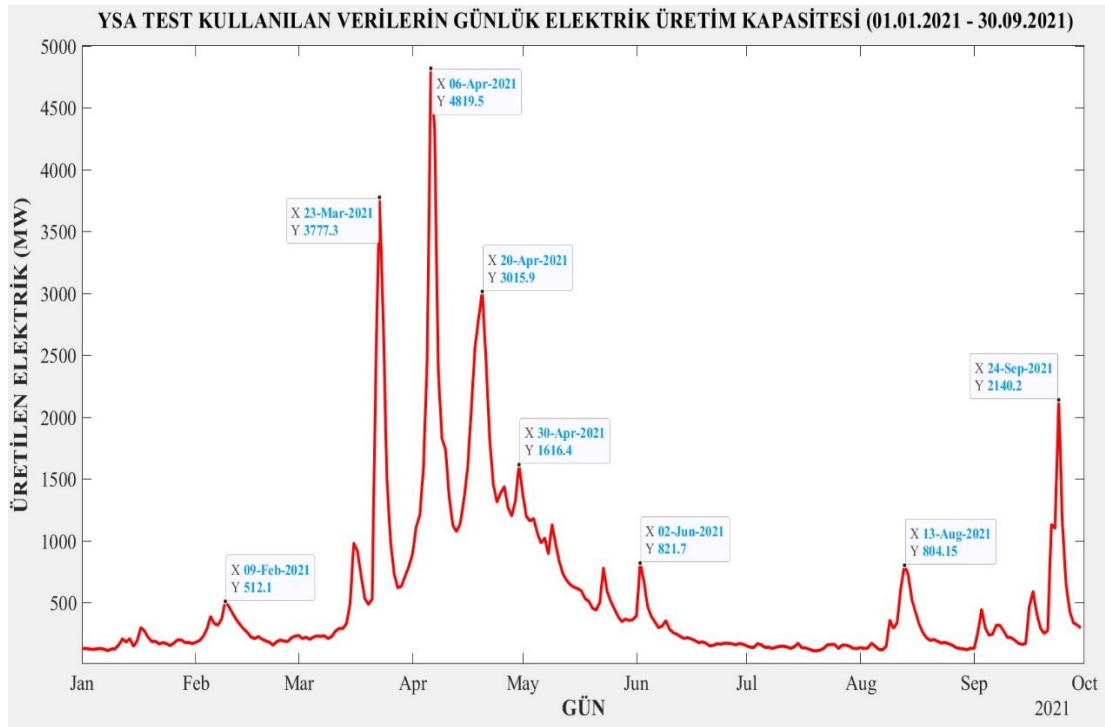


Şekil 3.5 YSA testinde kullanılan gelen su veri seti.

YSA eğitim ve test verilerine göre Şekil 3.6 ve Şekil 3.7’ de HES’in günlük elektrik üretim kapasiteleri gösterilmiştir.



Şekil 3.6 YSA eğitimde kullanılan verilerin günlük enerji üretim kapasitesi.



Şekil 3.7 YSA testinde kullanılan verilerin günlük enerji üretim kapasitesi.

3.1.1.1 Baraj Rezervuar Hacminin Tahmininde Kullanılan MATLAB Programı

Matrix Laboratory (MATLAB), çok paradigmalı sayısal hesaplama yazılımı ve dördüncü nesil programlama dilidir (Anonim, 2021b).

Çalışmada, MATLAB programı özelliklerinde olan Neural Network Toolbox 'ları kullanıldı.

Matlab'ta yapay sinir ağı eğitimi ve testi için veri setleri oluşturuldu. Veri seti oluşturulur iken baraj rezervuarına gelen su miktarları, zaman serisi methodu ile işlenerek girdi olarak kullanıldı.

Geriye doğru 4 saatlik veri ile 1 girdi verisi oluşturuldu. Gelen su girdisi, zaman serisi ile, $n - (n-1) - (n-2) - (n-3) - (n-4)$ şeklinde oluşturuldu.

Busayede YSA'nın kendinden önceki 4 saat içindeki gelen sudaki değişimlerde algılaması ve değerlendirmesi sağlandı. Gün içinde gelen sudaki beklenmeyen bir değişim olduğunda zaman serisi ile oluşturulan girdiler kendinden önceki 4 saat ile bir girdi verisi olduğu için YSA 4 saatlik bir hassasiyet ile değişimleri görebildi ve gerçek gelen su miktarını daha doğru tahmin etmesi sağlandı.

Hava durumunun gelen su ile doğrudan alakalı olması sebebi ile çalışmada hava tahmin verileride girdi olarak kullanıldı.

Baraj rezervuarının maksimum verim ile işletilebilmesi için YSA'nın rezervuar kapasitesinde tahmin edebilmesi gerektiğinden baraj rezervuar aktif hacmide YSA'ya girdi olarak verildi. Çalışmada yapay sinir ağı eğitim fonksiyonları olan MLP Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılarak analiz yapılmıştır.

Yapılan analizlerde, 01.01.2018 – 31.12.2020 tarihleri arasındaki saatlik oluşturulan 26304 adet veri seti (%80'i) yapay sinir ağının eğitiminde ve 01.01.2021-30.09.2021 tarihleri arasındaki saatlik oluşturulan 6552 adet veri seti (%20'si) yapay sinir ağının testinde kullanılmıştır. Analizlerde oluşturulan yapay sinir ağının performansını etkileyebilecek olan hususlardan olan nöron sayıları, gizli katman sayısı, epoch sayıları ve variant sayılarında değişiklikler yapılarak en iyi sonuca ulaşılmaya çalışıldı.

YSA eğitim ve testinde kullanılan 1 günlük örnek veri seti çizelge 3.1'de verilmiştir.

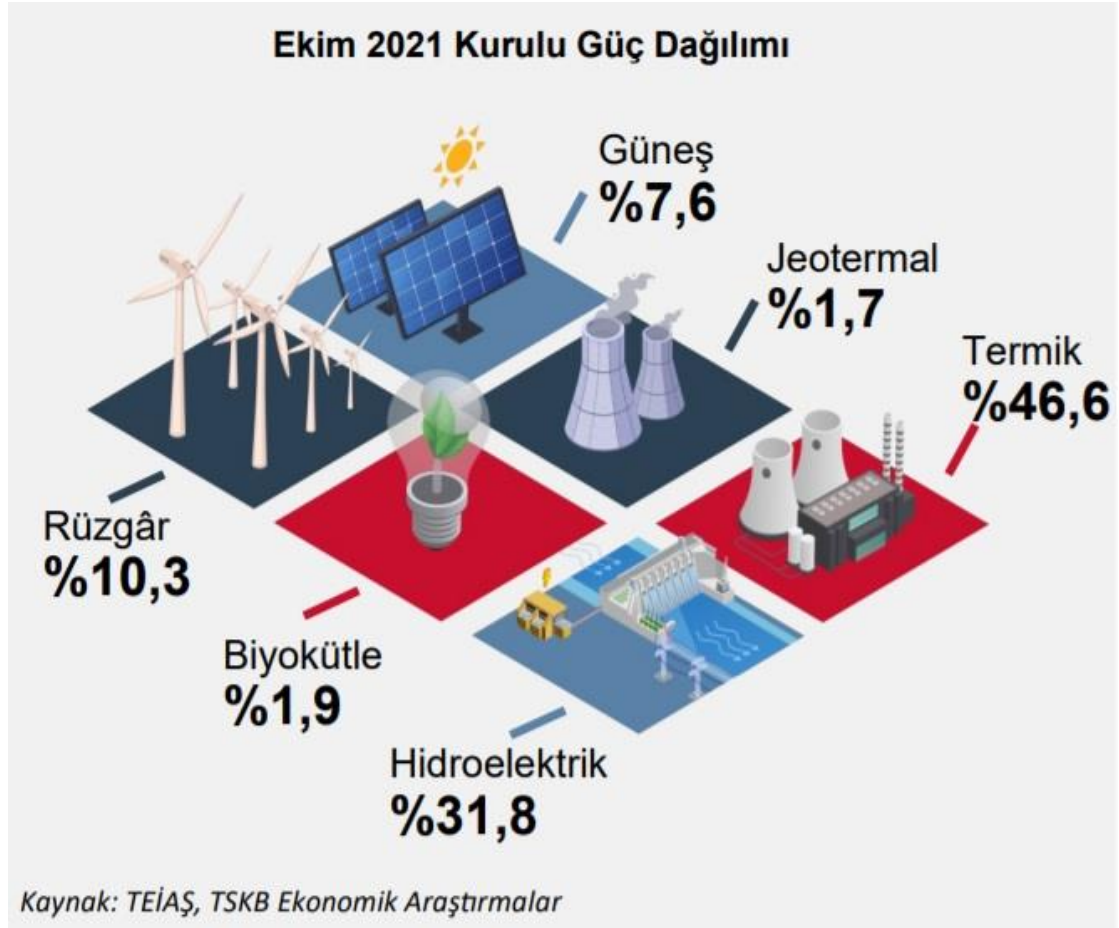
Çizelge 3.1 01.01.2018 günü baraj rezervuarına gelen su tahmini için saatlik olarak oluşturulan veri seti.

n-4	n-3	n-2	n-1	n	Hava Sıcaklığı (°C)	Rezervuar Aktif Hacim(m3)
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	3	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	7	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	3.56	7	11250
3.56	3.56	3.56	3.56	2.60	7	7794
3.56	3.56	3.56	2.60	2.60	7	7794
3.56	3.56	2.60	2.60	2.60	7	7794
3.56	2.60	2.60	2.60	2.60	7	7794
2.60	2.60	2.60	2.60	1.65	7	4374
2.60	2.60	2.60	1.65	1.65	7	4374
2.60	2.60	1.65	1.65	1.65	7	4374
2.60	1.65	1.65	1.65	2.40	7	7074
1.65	1.65	1.65	2.40	2.40	7	7074
1.65	1.65	2.40	2.40	2.40	7	7074
1.65	2.40	2.40	2.40	2.40	3	7074
2.40	2.40	2.40	2.40	2.40	3	7074
2.40	2.40	2.40	2.40	2.40	3	7074
2.40	2.40	2.40	2.40	2.40	3	7074
2.40	2.40	2.40	2.40	2.40	3	7074

3.2 Türkiyenin Kurulu Güç Kapasitesi ve Elektrik Piyasası İşletmesi

Türkiye'deki kentlerin elektrik altyapı çalışmaları Osmanlı döneminde başlayıp cumhuriyet sürecinde devam etmiştir. Bu kentlerden birisi de Tarsus'tu. Tarsus'un elektrik altyapı tarihi üzerine birçok çalışma yapılmıştır. Çalışmaların tamamı, Tarsus elektrik altyapısının 1902'de hizmete girdiğini ifade etmektedir (Arslan, 2017). 1902' den günümüze gelenekadar Türkiyede enerji yatırımlarına yoğun bir şekilde devam edilmiştir. Ekim/2021 itibarı ile toplam kurulu güç değeri 99.050 MW'a ulaşmıştır. Ekim ayında devrede olan santrallerin %53.4'ünü yenilenebilir kaynaklardan elektrik üreten santraller oluşturdu. Böylece yenilenebilir

kaynaklarının oranı artmış ve %53 seviyesinin üzerinde kalarak 2021'de artmaya devam etti. Hidroelektrik santraller açısından kurulu güç değerlendirildiğinde, Türkiye'nin toplam elektrik kurulu gücünün %31,8'ini temsil ederken, rüzgâr ve güneş enerjisi santrallerinin toplam kurulu güçteki payları %17,9 seviyesinde gerçekleşti (Hakyemez, 2021); (Anonim, 2021c). Şekil 3.8'de kurulu güç dağılımı gösterilmiştir.



Şekil 3.8 Türkiye'nin Ekim/2021 kurulu güç dağılımı (TSKB, 2021).

Türkiye'de elektrik piyasalarında düzenleme 2000'li yıllarda başlamıştır. 2013 yılında Enerji Piyasaları İşletim Anonim Şirketi (EPIAŞ) kurulmuştur. Günümüzde ise elektrik piyasası EPIAŞ'ın enerji işletiminde; Gün içi piyasası (GİP), Gün Öncesi Piyasası (GÖP), Vadeli Elektrik Piyasası (VEP), Dengeleme Güç Piyasası (DGPYS), Organize Yenilenebilir Enerji Kaynak Garanti Piyasası (YEK-G) enerji piyasaları olarak faaliyette bulunmaktadır. Piyasa katılımcıları tarafından bir sonraki günün enerji fiyatlarının belirlendiği piyasa Gün Öncesi Piyasası (GÖP)'tür. Enerji piyasasında elektrik üretimi faaliyetinde bulunan firmalar her gün bir sonraki gün için üretmek istedikleri enerji için EPIAŞ'ın Gün Öncesi Piyasasına saat 12:30' akadar

teklif giriři yaparlar. Arz- Talep dengesine gre GP' te saatlik olarak iřlem gren enerji miktarları ve fiyatları saat 13:30 da aıklanır ve saat 13:50'ye kadar katılımcılar tarafından itiraz olup olmadığı deęerlendirmeye sunulur. Saat 13:50 'de tm piyasa katılımcılarına ertesi gn piyasa takas fiyatı (PTF) aıklanır. zetle Trkiye'de Enerji arz-talep dengesinin byk lde saęlandığı piyasa GP'tr. Daha sonra gn iinde oluřan arz-talep dengesi sapmalarında piyasa katılımcılarının iřlem yapabilmesi iin gn ii piyasası (GP) ve anlık olarak dengeleme g piyasası (DGPYS)'de iřlem yapılmaktadır. Tm enerji retim tesisleri, belirsizliklerden uzak ve planlı elektrik retimi yapmak ister. Bunun iinde gn ncesi piyasasında iřlem yapmaya ncelik verirler. Piyasa katılımcılarının GP'de iřlem yapar iken PTF'yi tahmin edebilmeleri, iřletme karlılıkları ve retim planlamaları aısından ok ok byk bir avantaj saęlar.

3.2.1 Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Tahmini

Enerji retim tesisleri retim planlarını yapar iken karlılıklarını arttırmak iin PTF'nin en yksek olduęu zamanlarda retim yapmayı amalar. retim santrallerinin PTF'yi nceden tahmin edilebilmesi ok byk bir avantaj saęlar. Bu sebepten konu zerine sayısız alıřma yapılmıřtır.

Hidroelektrik enerji santralleri iin konu deęerlendirildięinde, iřletmenin start-stop maliyetleri gz nnde bulundurularak enaz start stop ile retebilecekleri enerjiyi devreye girip retmeleri amalanır. Rezervuarlarında biriktirdikleri suyun maksimum verim ile enerjiye evrilmesi iin PTF'nin en yksek olduęu zaman periyotlarını n grmeleri ve planlama yapmaları gerekir.

Bu tez alıřmasında ikinci ařama olarak, yapay sinir aęları (YSA) kullanılarak ambařı barajı rezervuarında biriktirilen hidrolik g potansiyelini, HES'in ertesi gn iin PTF' si en yksek olan saatlerde deęerlendirmesi amalandı. PTF'nin tahmini iin ok katmanlı bir algılayıcı sinir aęı (MLP) kullanıldı.

3.2.1.1 Piyasa Takas Fiyatı (PTF) Tahmininde kullanılan MATLAB programı

MATLAB (matrix laboratory), ok paradigmalı sayısal hesaplama yazılımı ve drdnc nesil programlama dilidir (Anonim, 2021b).

alıřmada, MATLAB programı zelliklerinde olan Neural Network Toolbox 'ları kullanıldı.

Sinir ağına ilişkin girdiler, TEİAŞ Piyasa Yönetim sistemi üzerinden her gün yayımlanan yük tahmin planı (YTP) verileri, TCMB Dolar kuru, kodlanmış gün verileri, kodlanmış zaman verileri ve çıkış olarak piyasa takas fiyatı kullanılmıştır.

TEİAŞ Piyasa Yönetim sistemi YTP verileri zaman serisi methodu ile işlenerek girdi olarak kullanıldı. YTP verileri n. saat için $n - (n-1) - (n-2)$ şeklinde oluşturuldu. Enerji fiyatları ile doğrudan ilgili olan TCMB Dolar kuru veri olarak her gün için Merkez bankası dolar alış kuru veri setine satlık olarak işlenmiştir. Enerji piyasasında gün içi puant saatlerde enerji ihtiyacı en fazla olmaktadır. Bu saatlerde enerji ihtiyacına doğru orantılı olarak enerji fiyatlarında yüksek oluşmakta olduğundan veri setine günün saatlerine belli kodlar verilerek puant saatlerin belirlenmesi için kodlanmış zaman verileri kullanıldı. Çıkış verisi olarakta önceki günlerin PTF'leri kullanılmıştır.

Çalışmada analizler yapılmış ve en doğru sonuçların üretilmesi için normalize fonksiyonlar türetilmiştir. Kullanılan normalize fonksiyonlar;

Yük tahmin planı (YTP) verilerinde maksimum ve minimum arasında seçiciliğin artırılması için maksimum değer bulundu ve "1" kabul edildi. Minimum değer bulundu ve "0" kabul edilerek oluşturulan fonksiyon tüm YTP değerlerine uygulanarak 0 ile 1 arasında bir değer üretmesi sağlanarak YTP giriş veri seti oluşturuldu.

En fazla enerji ihtiyacı duyulan puant saatler için gün belli zaman birimlerine bölünerek 1 ile 4 arasında zaman kodlaması yapıldı.

Çalışmada enerji piyasasının çok değişken dinamiklere bağlı olması sebebi ile PTF'nin tahmininde uzun dönem ve kısa dönem olarak iki veri seti kullanıldı ve sonuçlar kıyaslandı. Yapay sinir ağı eğitim fonksiyonları olan MLP Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılarak analiz yapılmıştır.

Yapılan analizlerde, uzun dönemde 01.10.2021 – 29.11.2021 tarihleri arasındaki saatlik oluşturulan 1440 adet veri seti (%89'u) yapay sinir ağının eğitiminde ve 30.11.2021-06.12.2021 tarihleri arasındaki oluşturulan 168 adet veri seti (%11'i) yapay sinir ağının testinde kullanılmıştır. Kısa dönem veri seti ile PTF tahmininde ise 22.11.2021 – 05.12.2021 tarihleri arasındaki saatlik oluşturulan 336 adet veri seti (%93'ü) yapay sinir ağının eğitiminde ve 06.12.2021 günü için oluşturulan 24 adet veri seti (%7'si) yapay sinir ağının testinde kullanılmıştır. Analizlerde oluşturulan

yapay sinir ağının performansını etkileyebilecek olan hususlardan olan nöron sayıları, gizli katman sayısı, epoch sayıları ve variant sayılarında değişiklikler yapılarak en iyi sonuca ulaşılmaya çalışılmıştır. Uzun dönem ve kısa dönem için PTF tahmin çalışması karşılaştırılmıştır. PTF tahmininde kullanılan 1 günlük örnek veri seti çizelge 3.2’de verilmiştir.

Çizelge 3.2 22.11.2021 günü PTF tahmini için saatlik olarak oluşturulan veri seti

Gün Kodu	Saat Zaman Kodu	n-2	n-1	n	Dolar Kuru (TL)	PTF (TL/MWh)
2.00	1.00	0.51	0.44	0.35	11.03	716.98
2.00	1.00	0.44	0.35	0.27	11.03	750.66
2.00	1.00	0.35	0.27	0.21	11.03	673.02
2.00	1.00	0.27	0.21	0.18	11.03	699.98
2.00	1.00	0.21	0.18	0.16	11.03	648.00
2.00	1.00	0.18	0.16	0.18	11.03	679.90
2.00	1.00	0.16	0.18	0.23	11.03	699.99
2.00	1.00	0.18	0.23	0.32	11.03	699.98
2.00	1.00	0.23	0.32	0.67	11.03	1120.00
2.00	2.00	0.32	0.67	0.89	11.03	809.99
2.00	2.00	0.67	0.89	0.96	11.03	799.00
2.00	2.00	0.89	0.96	1.00	11.03	847.57
2.00	3.00	0.96	1.00	0.92	11.03	699.98
2.00	3.00	1.00	0.92	0.92	11.03	699.99
2.00	4.00	0.92	0.92	0.93	11.03	743.07
2.00	4.00	0.92	0.93	0.90	11.03	950.00
2.00	4.00	0.93	0.90	0.90	11.03	1131.00
2.00	4.00	0.90	0.90	0.94	11.03	1131.00
2.00	4.00	0.90	0.94	0.95	11.03	1131.00
2.00	4.00	0.94	0.95	0.91	11.03	1131.00
2.00	4.00	0.95	0.91	0.84	11.03	1131.00
2.00	4.00	0.91	0.84	0.78	11.03	950.01
2.00	4.00	0.84	0.78	0.70	11.03	741.11
2.00	4.00	0.78	0.70	0.60	11.03	679.01

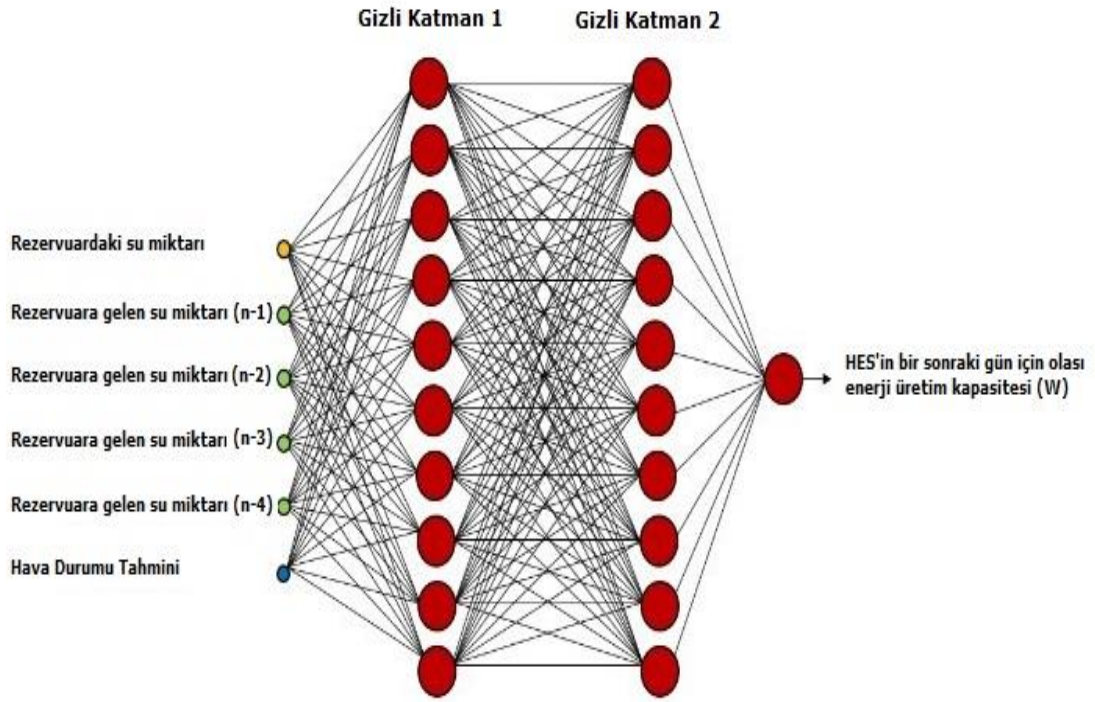
3.3 Yapay Zeka ile HES Baraj Rezervuarlarının İşletilmesi

3.3.1 Yapay Zeka ile Baraj Rezervuar Tahmini

Literatürde örüntü tanıma, sınıflandırma veya modelleme için birçok yapay sinir ağı yapısı tanımlanmıştır. İyi bilinen formlar arasında; Mazroua ve Salama, (1993), çok katmanlı algılayıcı ağı kullanarak çalışma yaptılar. Lippmann (1989), sinir

ağlarını kullanarak örüntü sınıflandırma çalışmasını yaptı. Ram ve ark., (2021), uyarlanabilir nöro bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ile çalışma yaptılar. Öğrenme yöntemleri arasında; gradyan descent (Baldi, 1995), geri yayılım (Karnin, 1990), Levenberg Marquardt (Hagan ve Menhaj, 1994) ve ortogonal en küçük kareler (Cowan ve ark., 1991) çalışmaları yaptılar. Hibrit öğrenme algoritmaları arasında (Kayhan ve ark., 2013), bir sinir ağının eğitim aşamasında da kullandılar.

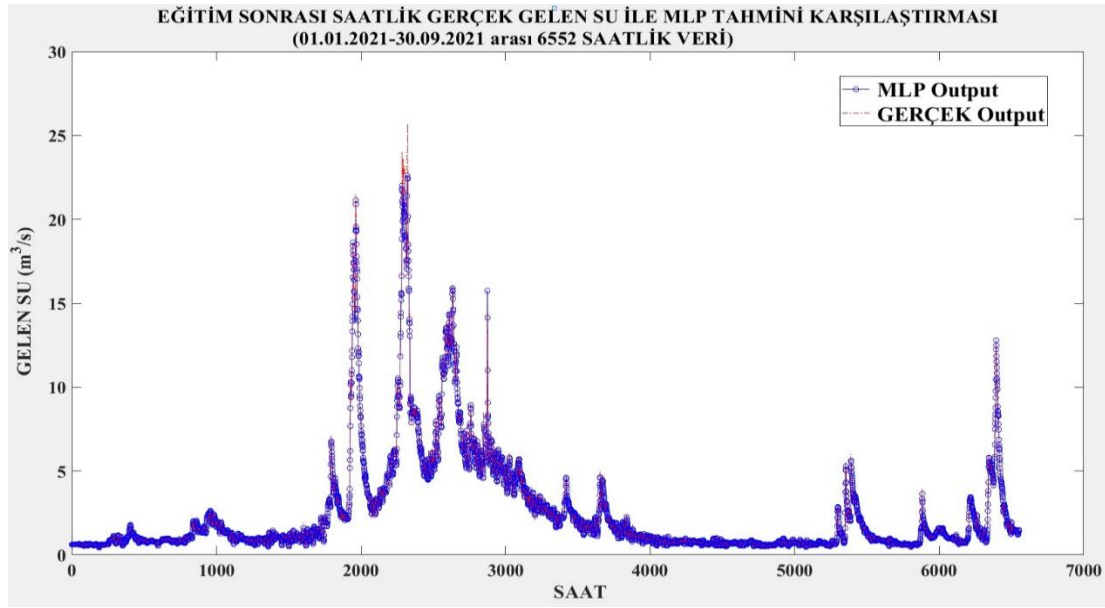
Bu çalışmada, Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritması ile çok katmanlı bir algılayıcı sinir ağı kullanıldı. Yapay sinir ağı her katmanda 10 düğüm bulunan ve 2 gizli katmanlı yapıda en iyi sonuçları verdiği bulunmuştur. Sinir ağı yapısı şekil 3.9’da verilmiştir.



Şekil 3.9 Sinir ağı yapısı.

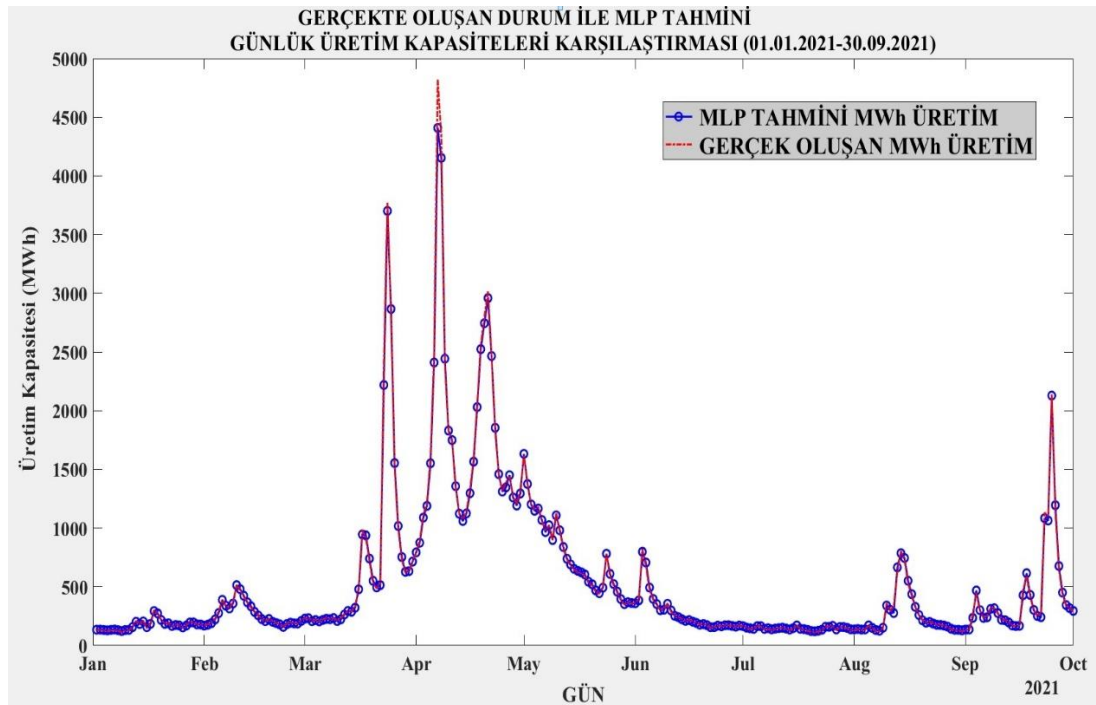
Eğitim sonrası MLP sonuçları değerlendirildiğinde Ortalama Kare Hatası (MSE) 0.27067 ‘dir. Bu sonuç çalışmanın, saatlik gelen su tahmininin ve karşılığı saatlik enerji üretim kapasitesinin tahmini için doğru ve güvenilir olduğu göstermektedir. HES’in günlük enerji üretiminin planlanmasında kullanılacak bir sinir ağı modeli geliştirmiştir. Eğitim sonrası saatlik gelen su ile YSA MLP algoritmasının tahmini karşılaştırma grafiği şekil 3.11’de verilmiştir. Ancak ani yağışlar ve öngörülemeyen mevsimsel değişiklikler modelin doğruluğunu etkileyecektir.

Bu çalışmada rezervuar akışında ani bir değişiklik olduğunda modelin birkaç saat içinde yeni duruma uyum sağlayabildiği görülmüştür.



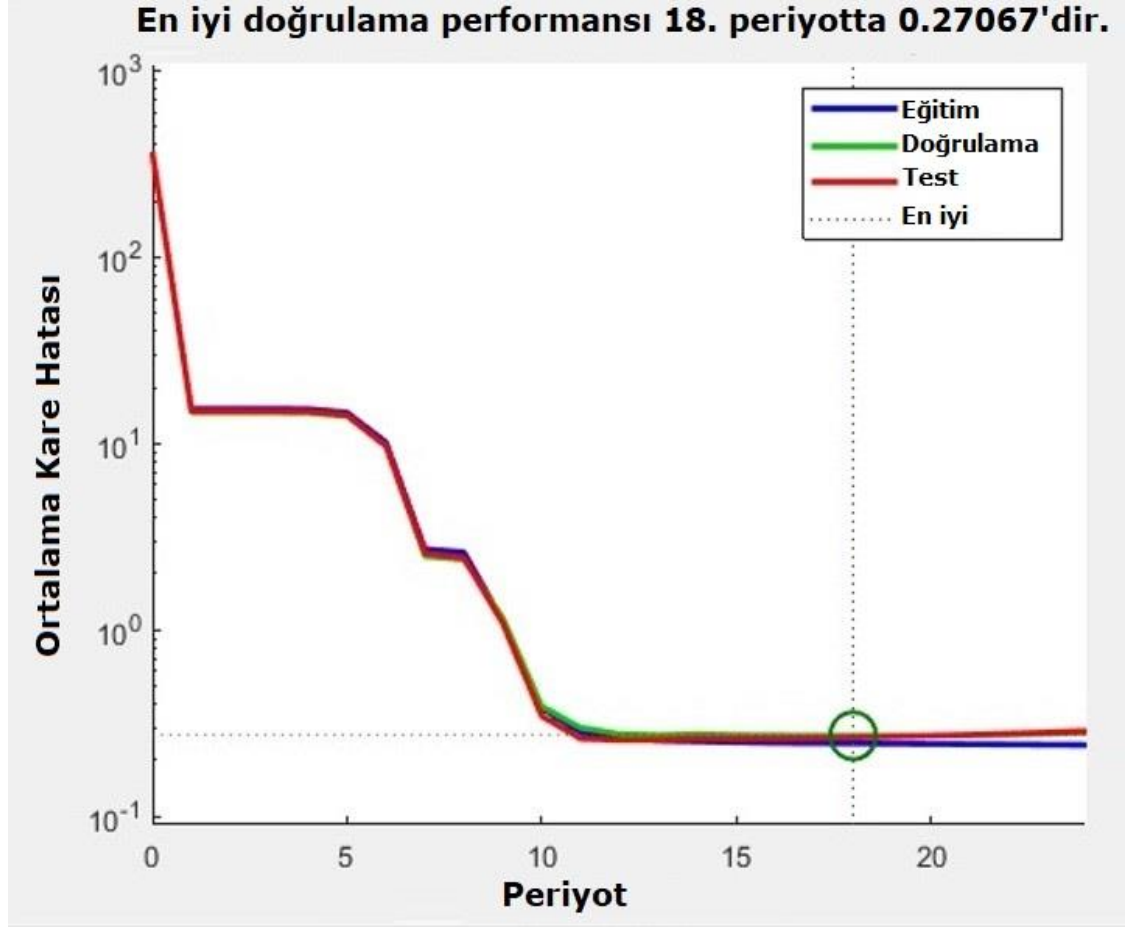
Şekil 3.10 Eğitim sonrası saatlik gerçek gelen su ile MLP tahmini karşılaştırma.

YSA eğitimi sonrası test verileri ile test edildiğinde YSA model çıktısı ile gerçekte oluşan günlük üretimlerin karşılaştırma grafiği şekil 3.11’de verilmiştir.



Şekil 3.11 Gerçekte oluşan günlük üretim ile MLP tahmini günlük üretim kapasitesi karşılaştırması.

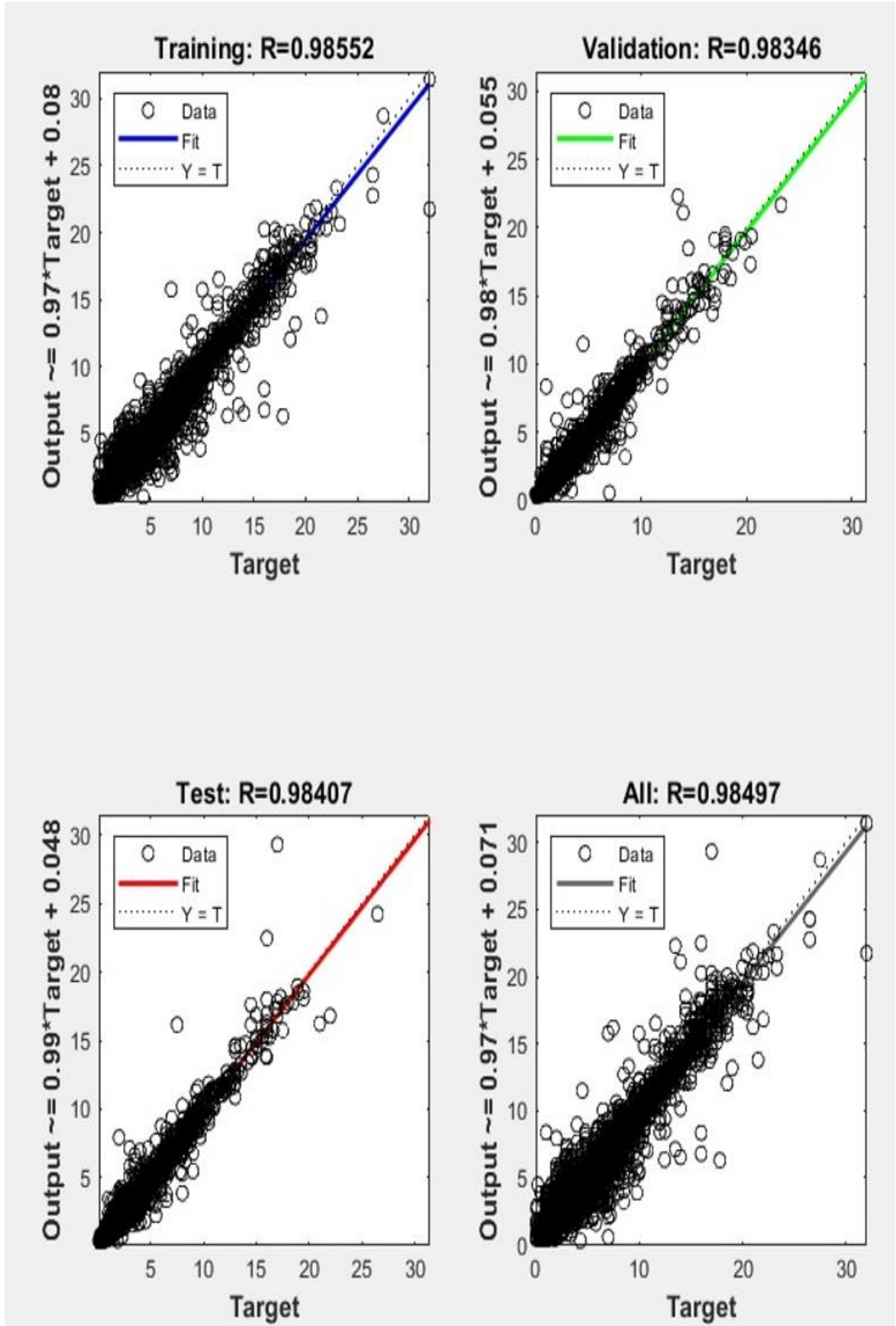
Çalışmada dokuz aylık veri ile yapılan test sonucuna göre model çıktısının su ve elektrik üretim kapasitesini %93.4 doğruluk ile tahmin ettiği görülmüştür. Yapay sinir ağının eğitim ve test aşamalarındaki performansı Şekil 3.12’de verilmiştir.



Şekil 3.12 MLP ağının performansı.

MLP modeli ile eğitim ve test aşamalarının çıktısı arasındaki tutarlılık, Şekil 3.13’de gösterilen regresyondan görülebilir.

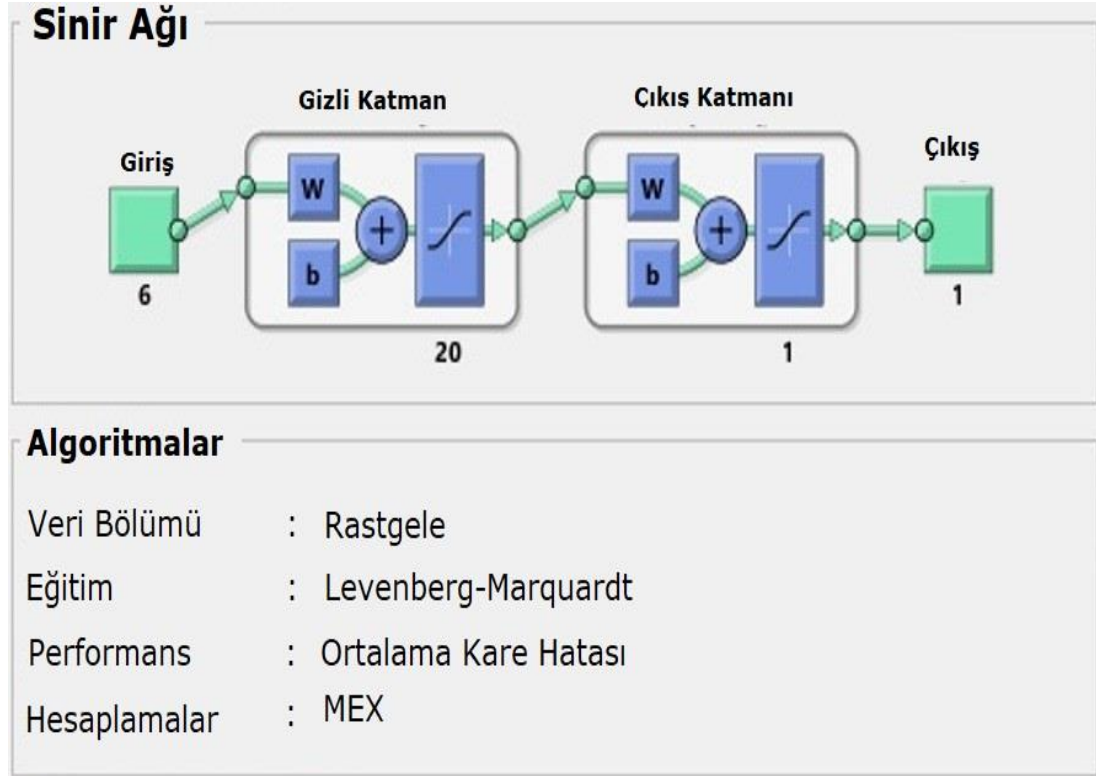
Bu çalışmada, bir HES’ in sonraki gün için baraj rezervuarına gelecek olan suyu ve karşılığı enerji üretimini tahmin etmek için bir sinir ağı modeli kullanılmıştır. Çalışma sinir ağı ile bir sonraki gün için gelen su miktarını ve gelen suyun karşılığı enerji üretiminin doğru tahmininin yapılabildiğini göstermiştir.



Şekil 3.13 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.

3.3.2 Yapay Zeka ile Enerji Piyasası PTF tahmini

Bu çalışmada, Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile çok katmanlı bir algılayıcı sinir ağı kullanılmıştır. HES'in ertesi gün enerji üretimi kapasitesini en verimli planlaması için yapılan PTF tahmini çalışmasında, yapay sinir ağı her katmanda 20 düğüm bulunan bir gizli katmanlı yapıda en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. Kullanılan sinir ağı yapısı şekil 3.14'te verilmiştir.



Şekil 3.14 Sinir ağı yapısı.

Eğitim sonrası MLP sonuçları değerlendirildiğinde Ortalama Kare Hatası (MSE) 0.01452'dir. Bu sonuç çalışmanın, PTF tahminleri için kuvvetli öngörüler kazandıracağı ve faydalı olacağını göstermiştir. PTF tahmini ile HES'in günlük enerji üretiminin planlanmasında kullanılacak bir sinir ağı modeli geliştirilmiştir.

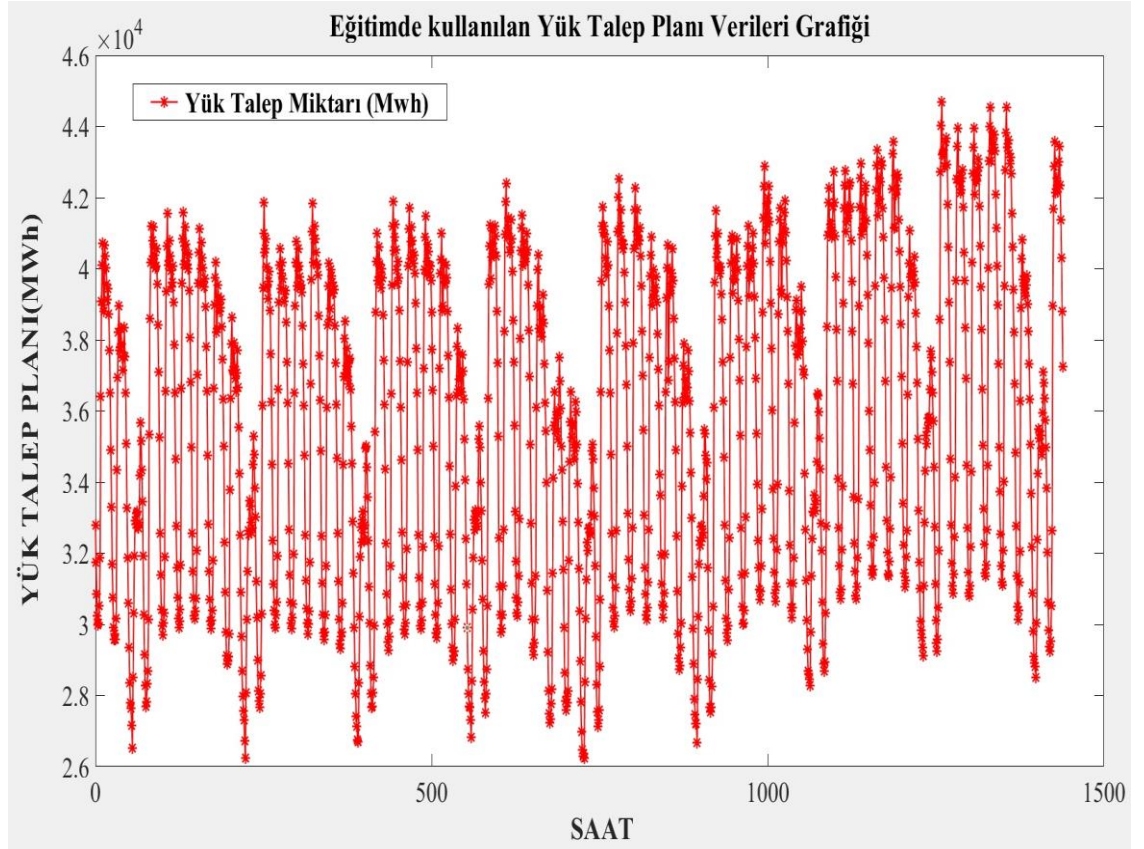
Ancak, literatürde bir çok elektrik fiyat tahmini araştırması yapılmıştır. Çalışmaların genelinde elektrik fiyat sistemi doğrusal olarak ön görülmüş ve tahmin için doğrusal teori kullanılmıştır. Fakat elektrik fiyat sisteminin doğrusal olmayan bir sistem olduğunu belirten çalışmalar da mevcuttur. Yaptığım çalışmada elde edilen sonuçlara göre elektrik fiyat tahmininde sistemin karmaşıklık ve doğrusal olmama özelliğinde olduğu tespit edilmiştir. Mevcut elektrik piyasasında oluşan PTF

sonuçlarını yakalamak için özel zaman serisi analizi ve özel normalizasyon methotları kullanılmıştır.

PTF tahmininde uzun dönem ve kısa dönem olmak üzere 2 aşamalı değerlendirme çalışması yapılmıştır.

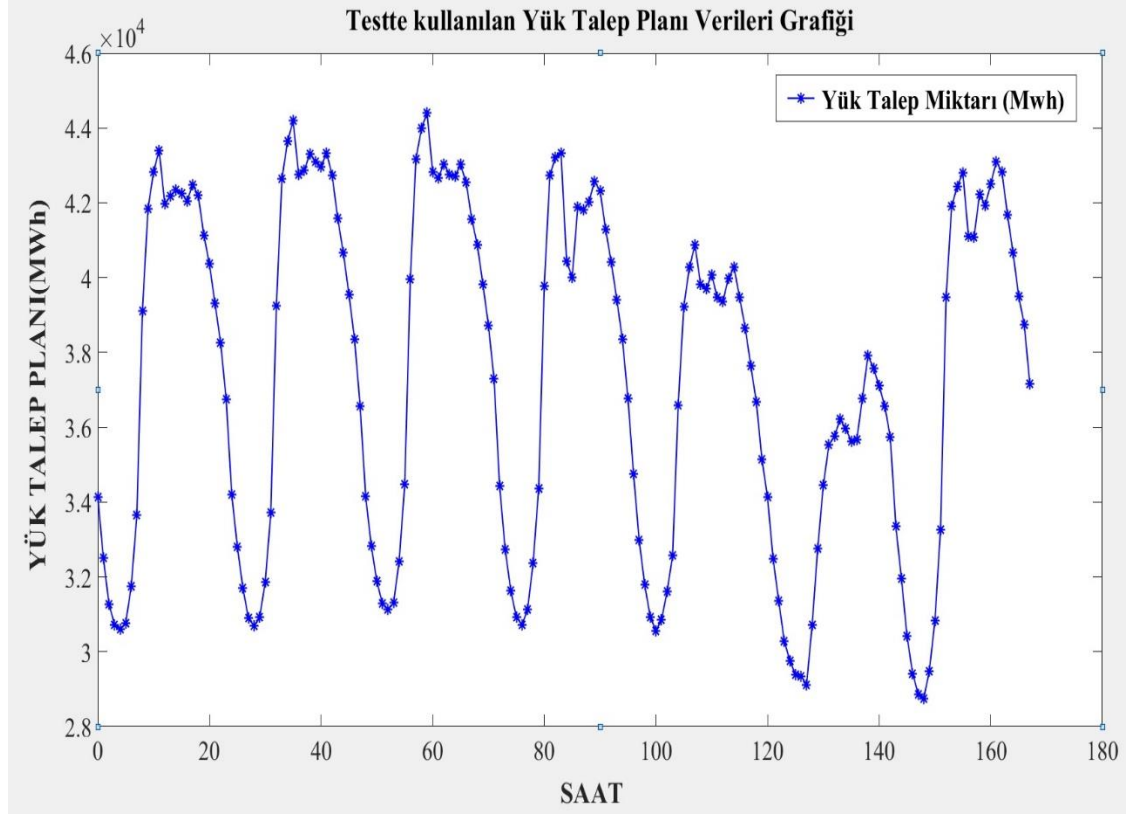
3.3.2.1 Uzun Dönem Veri Seti ile Piyasa Takas Fiyatı Tahmini

Sinir ağının eğitimi için uzun dönem olarak 2 aylık süreç belirlendi. Belirlenen son 2 ayın TEİAŞ Yük Tahmin Planları ile giriş verileri oluşturularak veriler YSA eğitiminde ve testinde kullanıldı. Şekil 3.15'te eğitimde kullanılan veri seti gösterilmiştir.



Şekil 3.15 YSA eğitiminde kullanılan YTP verileri.

Eđitilen YSA son 1 haftanın veri seti ile test edildi. Őekil 3.16’da testte kullanılan veri seti gsterilmiŐtir.

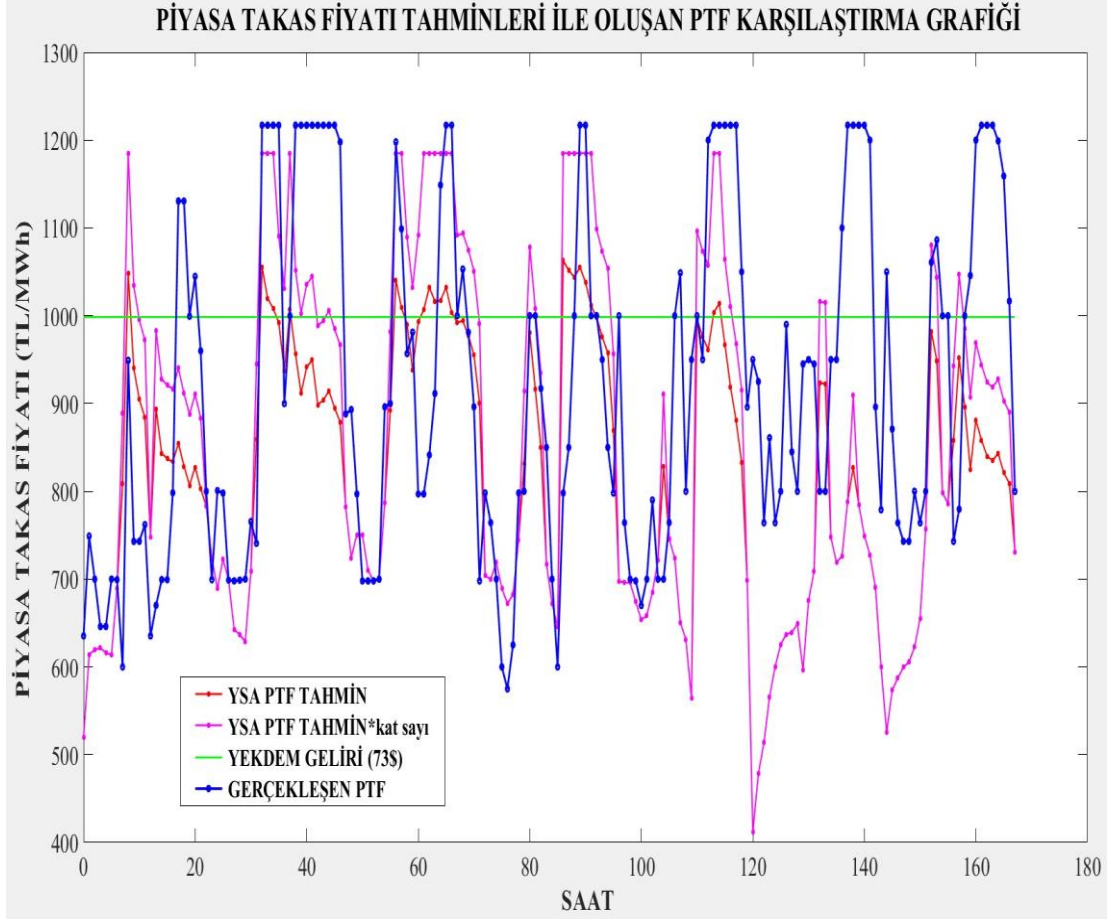


Őekil 3.16 YSA testinde kullanılan YTP verileri.

ÇalıŐma 2021 yılı Kasım-Aralık ayları iin yapılarak gnlk olarak YSA tahminleri alındı ve gerek durum ile sonular deđerlendirildi.

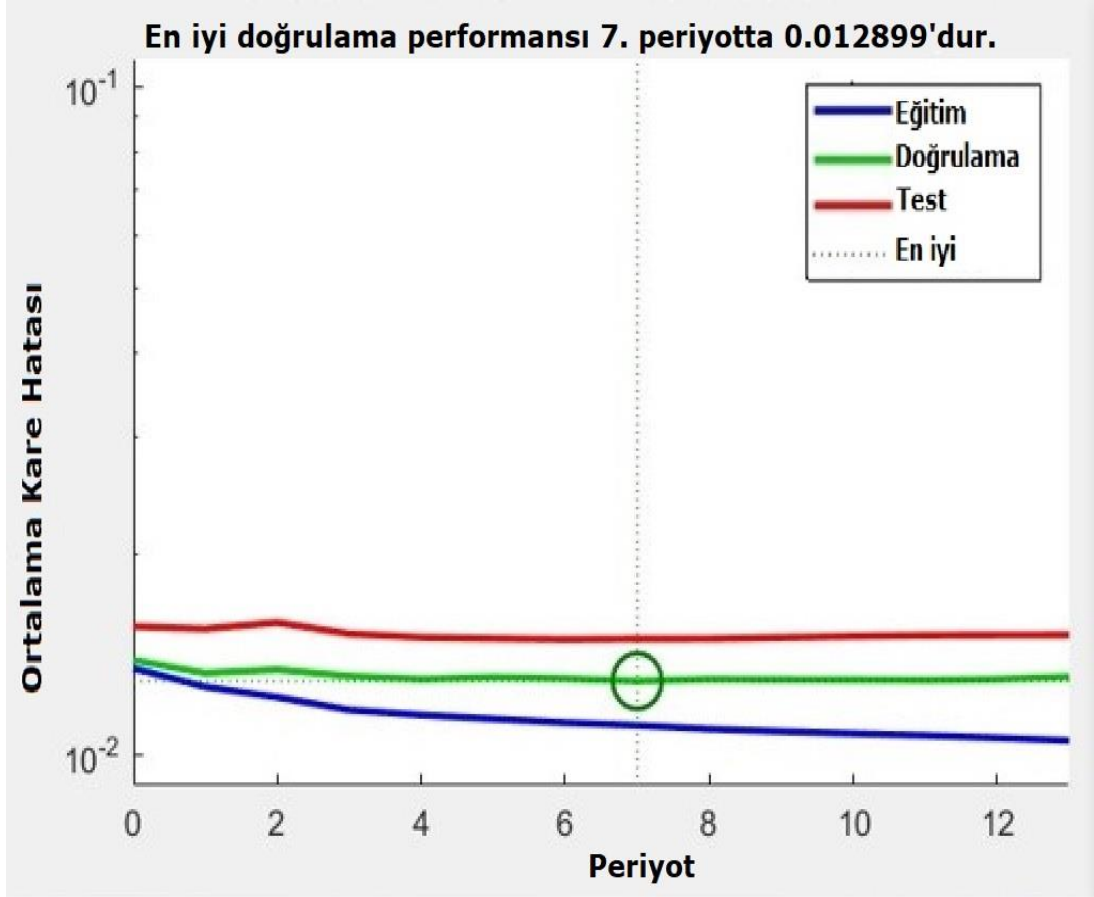
01.10.2021 – 29.11.2021 tarihleri arasında toplanan Őekil 3.15’te gsterilen veriler ile YSA eđitildi. Eđitilen YSA 30.11.2021 – 06.12.2021 tarihleri arasında oluŐturulan Őekil 3.16’da gsterilen veri seti ile test edildi.

Sonu olarak, 30.11.2021 – 06.12.2021 tarihleri iin YSA’nın yaptıđı PTF tahminleri ile aynı tarihler iin elektrik piyasasında gerekte oluŐan saatlik PTF’leri Őekil 3.17’de karŐılaŐtırmalı olarak gsterilmiŐtir.



Şekil 3.17 YSA tahmini PTF ile gerçekte oluşan saatlik PTF'lerin karşılaştırması.

Piyasa Takas Fiyatı yük talebine, hava durumuna, döviz kurlarına, anlık piyasa koşullarına v.b. bir çok etkene bağlı olarak direk değişkenlik göstermektedir. Bu durum şekil 3.17 incelendiğinde bazı günlerde YSA'nın PTF'yi çok doğru tahmin ederek oluşan PTF ile paralel hareket eden ve oran olarakta %95 üzeri doğrulukla tahmin ettiği görülür iken bazı gün ve saatlerde YSA tahmini PTF ile gerçekte oluşan PTF arasında grafikte farkın olduğu görülmektedir. Çalışma sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde YSA'nın PTF tahminini ortalama %83.63 doğruluk ile yaptığı görüldü. Ağın eğitim ve test aşamalarındaki performansı Şekil 3.18' de verilmiştir.

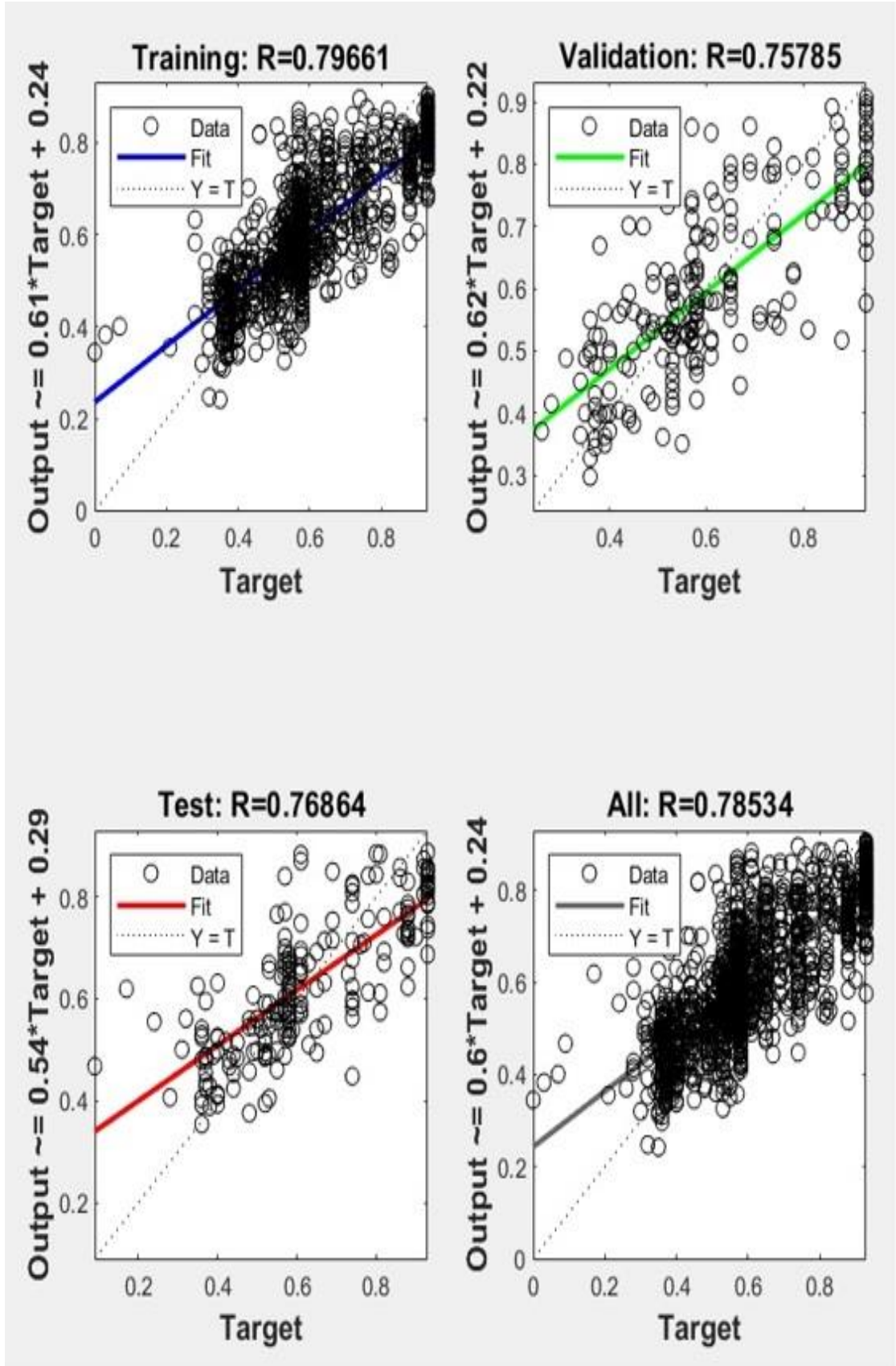


Şekil 3.18 MLP ağının performansı.

MLP modeli ile eğitim ve test aşamalarının çıktısı arasındaki tutarlılık, Şekil 3.19'da gösterilen regresyondan görülebilir.

Bu çalışmada, bir HES' in sonraki gün için üretim planlamasında, saatlik PTF'leri tahmin etmek için bir sinir ağı modeli kullanıldı. Çalışmada test verileri ve gerçek durum kıyaslaması Sinir ağı ile bir sonraki gün için %80 ve üzerinde doğrulukla PTF tahmininin yapılabildiğini göstermiştir.

Gerçekte oluşan saatlik PTF'ler ile YSA tahmini PTF'lerin karşılaştırması Çizelge 3.3 'te sunulmuştur. 6 gün için saatlik PTF tahminlerinin doğruluk ortalaması %83.63 olarak bulunmuştur.



Şekil 3.19 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.

Çizelge 3.3 Uzun dönem tahmin çalışması, gerçekte oluşan saatlik PTF'ler ile YSA tahmini PTF'lerin karşılaştırması.

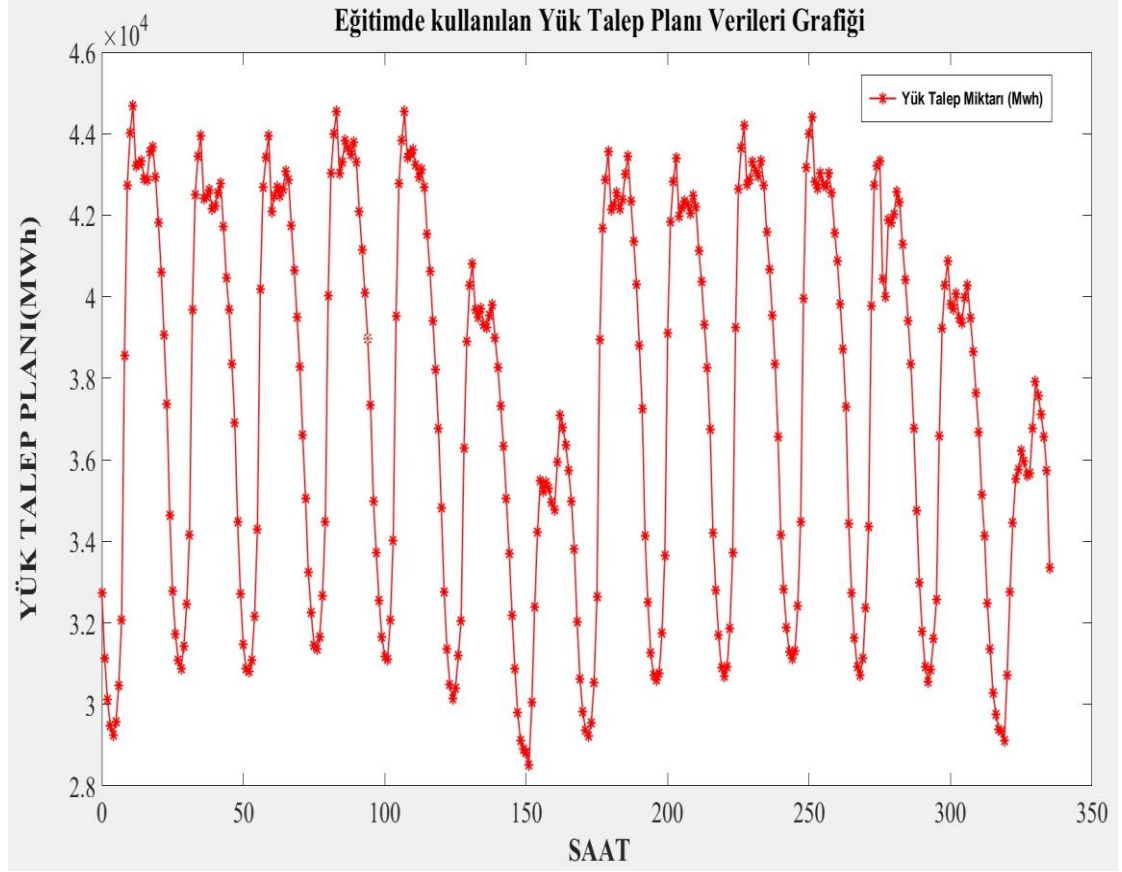
SAAT	30.11.2021			01.12.2021		
	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %
00:00	635,31	519,67	81,80	800,77	689,15	86,06
01:00	749,00	614,03	81,98	797,96	722,90	90,59
02:00	699,98	619,71	88,53	698,90	699,11	99,97
03:00	646,02	621,56	96,21	698,00	642,91	92,11
04:00	646,03	616,14	95,37	698,90	636,39	91,06
05:00	699,98	613,47	87,64	699,99	629,29	89,90
06:00	699,39	689,60	98,60	765,57	708,51	92,55
07:00	600,00	808,66	65,22	740,86	859,46	83,99
08:00	949,11	1048,35	89,54	1217,00	1055,48	86,73
09:00	743,07	940,09	73,49	1217,00	1019,84	83,80
10:00	743,06	904,59	78,26	1217,00	1008,25	82,85
11:00	762,03	883,89	84,01	1217,00	992,10	81,52
12:00	635,31	748,20	82,23	900,00	937,03	95,89
13:00	670,10	894,02	66,58	1000,00	1006,69	99,33
14:00	699,39	843,64	79,37	1217,00	956,57	78,60
15:00	699,38	837,11	80,31	1217,00	911,80	74,92
16:00	798,33	833,38	95,61	1217,00	941,37	77,35
17:00	1130,57	854,72	75,60	1217,00	949,57	78,03
18:00	1130,61	828,76	73,30	1217,00	898,64	73,84
19:00	999,41	806,94	80,74	1217,00	903,98	74,28
20:00	1044,85	827,63	79,21	1217,00	914,43	75,14
21:00	960,00	803,20	83,67	1217,00	895,24	73,56
22:00	800,00	782,98	97,87	1197,99	878,86	73,36
23:00	699,39	723,69	96,52	888,19	781,94	88,04
SAAT	02.12.2021			03.12.2021		
	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %
00:00	893,04	724,35	81,11	798,11	704,37	88,25
01:00	797,01	750,69	94,19	764,36	699,41	91,50
02:00	698,00	750,07	92,54	699,98	719,40	97,23
03:00	697,99	710,39	98,22	600,00	689,63	85,06
04:00	698,00	697,40	99,91	575,00	672,25	83,09
05:00	700,01	699,48	99,92	625,01	682,23	90,84
06:00	896,21	786,92	87,81	798,10	744,21	93,25
07:00	899,99	892,10	99,12	800,01	831,24	96,10
08:00	1197,99	1040,56	86,86	999,99	980,52	98,05
09:00	1098,89	1009,18	91,84	1000,00	916,39	91,64

Çizelge 3.3 Uzun dönem tahmin çalışması, gerçekte oluşan saatlik PTF'ler ile YSA tahmini PTF'lerin karşılaştırması (devamı).

SAAT	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %
10:00	956,96	990,29	96,52	917,23	849,83	92,65
11:00	981,13	938,00	95,60	849,98	717,56	84,42
12:00	797,01	992,95	75,42	699,98	672,14	96,02
13:00	797,01	1006,95	73,66	599,99	645,77	92,37
14:00	841,39	1032,34	77,31	798,10	1062,82	66,83
15:00	911,40	1016,39	88,48	849,99	1051,67	76,27
16:00	1148,89	1017,19	88,54	999,99	1044,06	95,59
17:00	1217,00	1032,34	84,83	1217,00	1055,35	86,72
18:00	1217,00	1003,77	82,48	1217,00	1038,14	85,30
19:00	1000,00	992,17	99,22	1000,01	1011,42	98,86
20:00	1053,13	994,22	94,41	1000,00	998,39	99,84
21:00	981,12	977,50	99,63	950,00	975,74	97,29
22:00	896,21	955,20	93,42	850,00	957,76	87,32
23:00	698,00	900,51	70,99	798,11	869,48	91,06
SAAT	04.12.2021			05.12.2021		
00:00	999,99	697,51	69,75	949,99	411,67	43,33
01:00	764,35	696,30	91,10	925,01	478,21	51,70
02:00	699,97	695,95	99,43	764,18	513,83	67,24
03:00	698,01	674,15	96,58	860,98	565,94	65,73
04:00	670,00	653,56	97,55	764,19	599,91	78,50
05:00	699,97	658,49	94,07	799,96	625,66	78,21
06:00	790,01	685,43	86,76	990,00	637,21	64,37
07:00	699,96	721,63	96,90	844,95	639,20	75,65
08:00	699,96	828,28	81,67	799,97	649,05	81,13
09:00	764,35	745,93	97,59	944,94	596,08	63,08
10:00	1000,00	723,79	72,38	949,98	675,66	71,12
11:00	1048,89	650,60	62,03	944,95	709,55	75,09
12:00	799,99	631,28	78,91	799,96	923,66	84,54
13:00	949,98	564,20	59,39	799,97	922,57	84,67
14:00	699,39	843,64	79,37	1217,00	956,57	78,60
15:00	699,38	837,11	80,31	1217,00	911,80	74,92
16:00	798,33	833,38	95,61	1217,00	941,37	77,35
17:00	1130,57	854,72	75,60	1217,00	949,57	78,03
18:00	1130,61	828,76	73,30	1217,00	898,64	73,84
19:00	999,41	806,94	80,74	1217,00	903,98	74,28
20:00	1044,85	827,63	79,21	1217,00	914,43	75,14
21:00	960,00	803,20	83,67	1217,00	895,24	73,56
22:00	800,00	782,98	97,87	1197,99	878,86	73,36
23:00	699,39	723,69	96,52	888,19	781,94	88,04

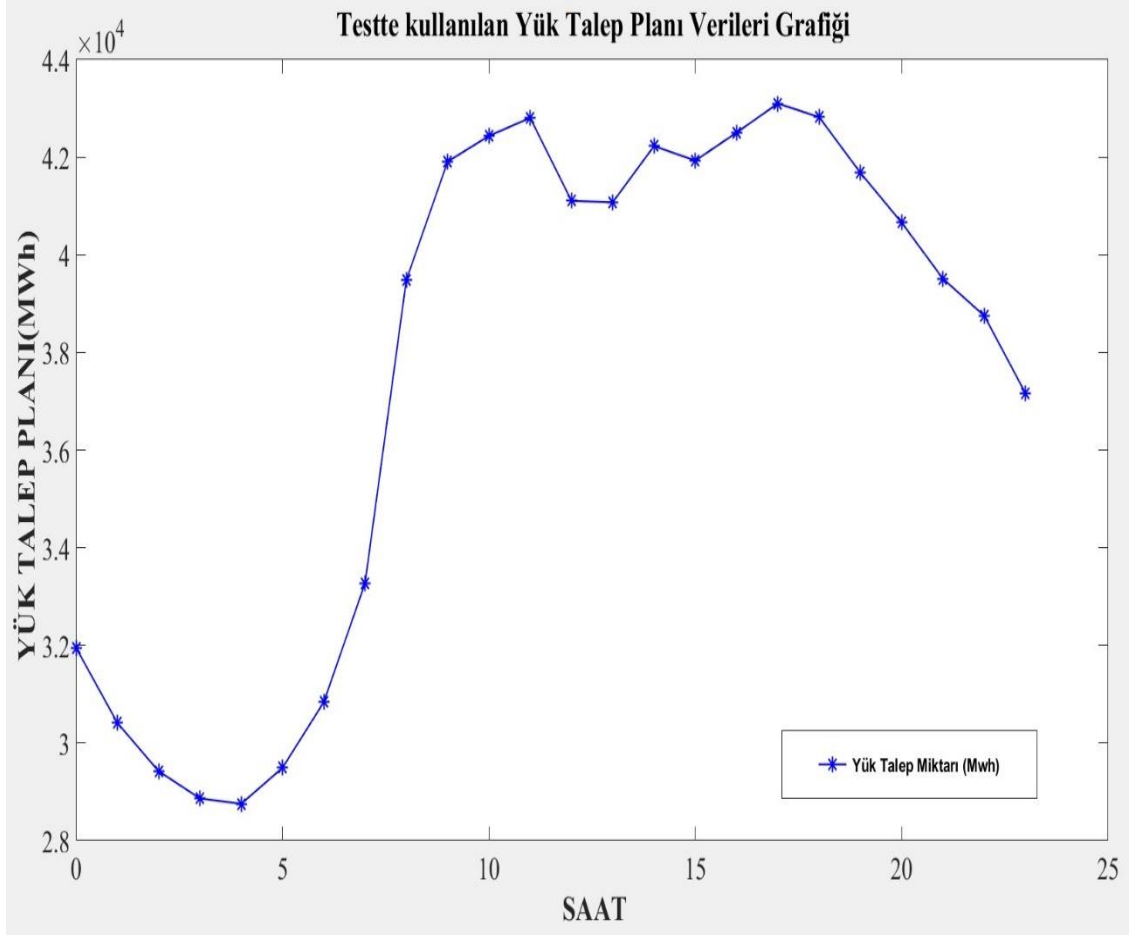
3.3.2.2 Kısa Dönem Veri Seti ile Piyasa Takas Fiyatı Tahmini

Sinir ağının eğitimi için kısa dönem veri seti ile yapılan çalışmada 2 haftalık TEİAŞ Yük Tahmin Planları ile giriş verileri oluşturularak kullanıldı. Şekil 3.20'de 22.10.2021 ile 05.12.2021 tarihleri için oluşturulan veriler ile YSA eğitilmiştir.



Şekil 3.20 YSA eğitiminde kullanılan YTP verileri.

06.12.2021 tarihi için oluşturulan veri seti ilede eğitilen YSA test edildi. Şekil 3.21'de testte kullanılan veri seti gösterilmiştir.



Şekil 3.21 YSA testinde kullanılan YTP verileri.

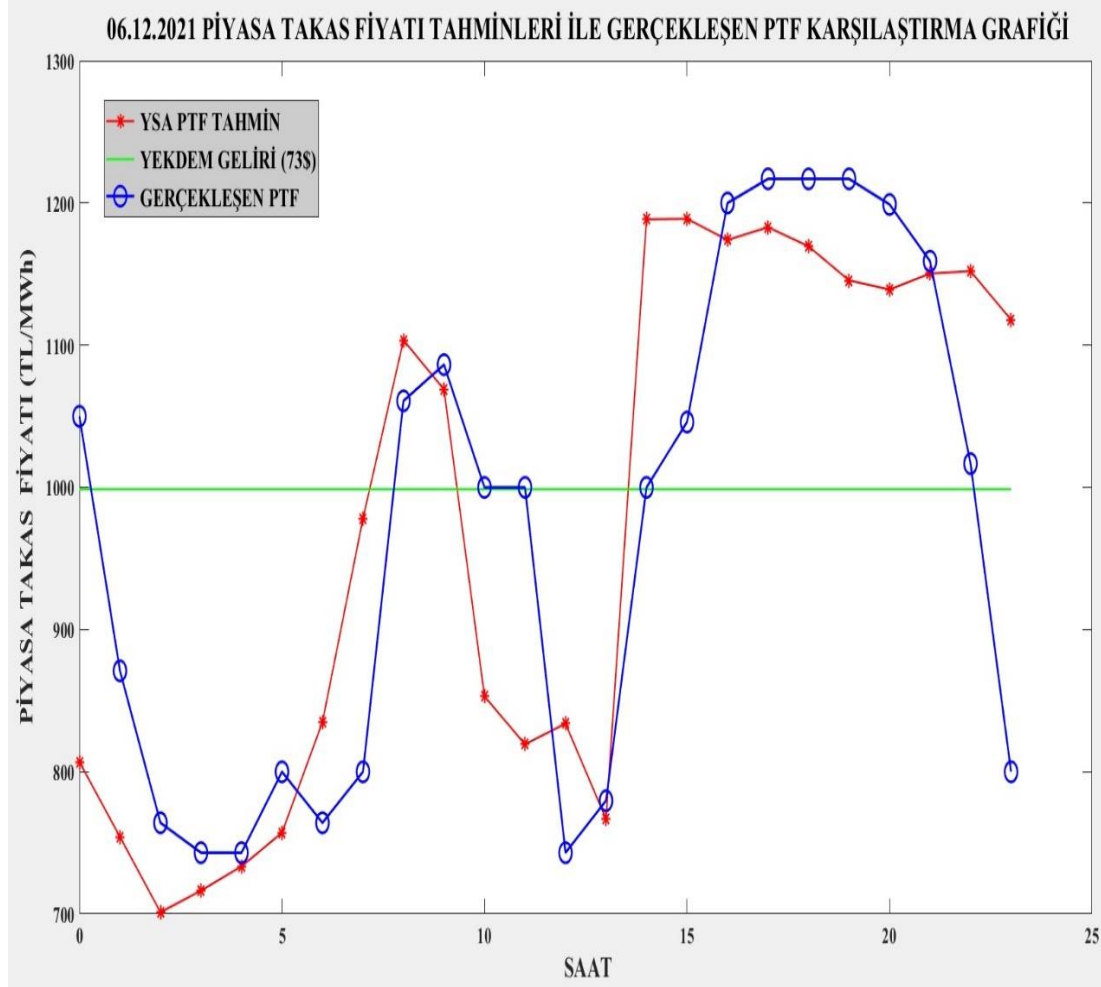
HES'in ertesi gün enerji üretimi için PTF tahmini, her biri 20 nörona sahip bir gizli katmanlı bir sinir ağı tarafından tahmin edildi.

Çalışmada 22 Ekim - 5 Aralık 2021 tarihleri arası iki haftalık dönem için Şekil 3.20'de gösterilen veriler ile YSA eğitildi. 06.12.2021 Pazartesi günü için Şekil 3.21'de gösterilen veriler ile eğitilen YSA test edildi.

05.12.2021 tarihinde saat 12:30 öncesinde 06.12.2021 tarihi için YSA'nın yaptığı piyasa takas fiyatı (PTF) tahminleri ile 05.12.2021 tarihinde saat 13:50'de EPİAŞ'ın açıkladığı gerçekte enerji piyasasında 06.12.2021 tarihi için oluşan saatlik PTF'leri Şekil 3.22'de karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir. Grafik incelendiğinde YSA'nın gün öncesinde yaptığı PTF tahminleri gerçekte oluşan elektrik piyasası PTF'leri ile çok yaklaşık ve grafiğin paralel hareket ettiği ve yenilenebilir enerji santralleri minimum enerji üretim geliri olan 73\$ yekdem geliri seviyesi üzerinde fiyat

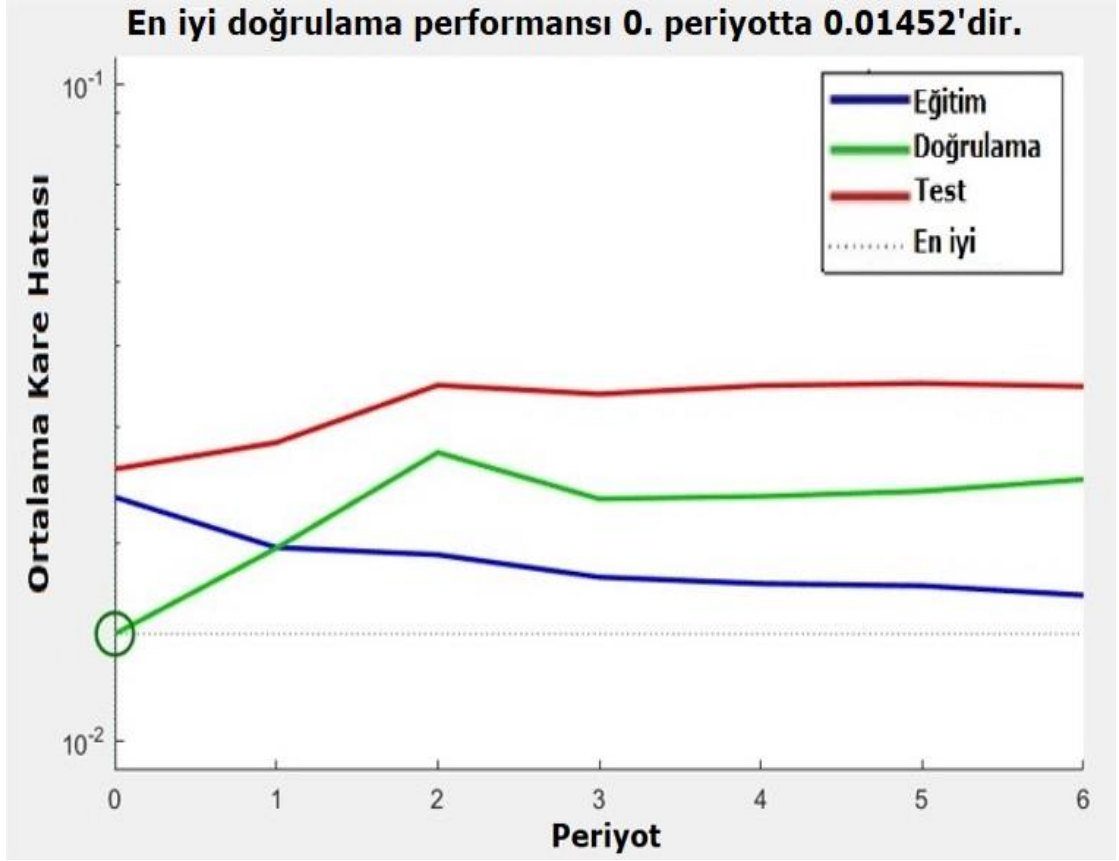
oluşan PTF'li saatlerin neredeyse tamamını doğru tahmin ettiği görüldü. Sonuç olarak elektrik piyasası PTF öngörüsü olarak net bir fikir verdiği görülmektedir.

Piyasa takas fiyatı, yük talebine, hava durumuna, döviz kurlarına, anlık piyasa koşullarına v.b. bir çok etkene bağlı olarak direk değişkenlik göstermektedir. Bu sebepten kısa dönem için YSA eğitildiğinde daha güncel koşullara eğitildiği ve daha doğru sonuçlar çıkardığı tespit edildi.



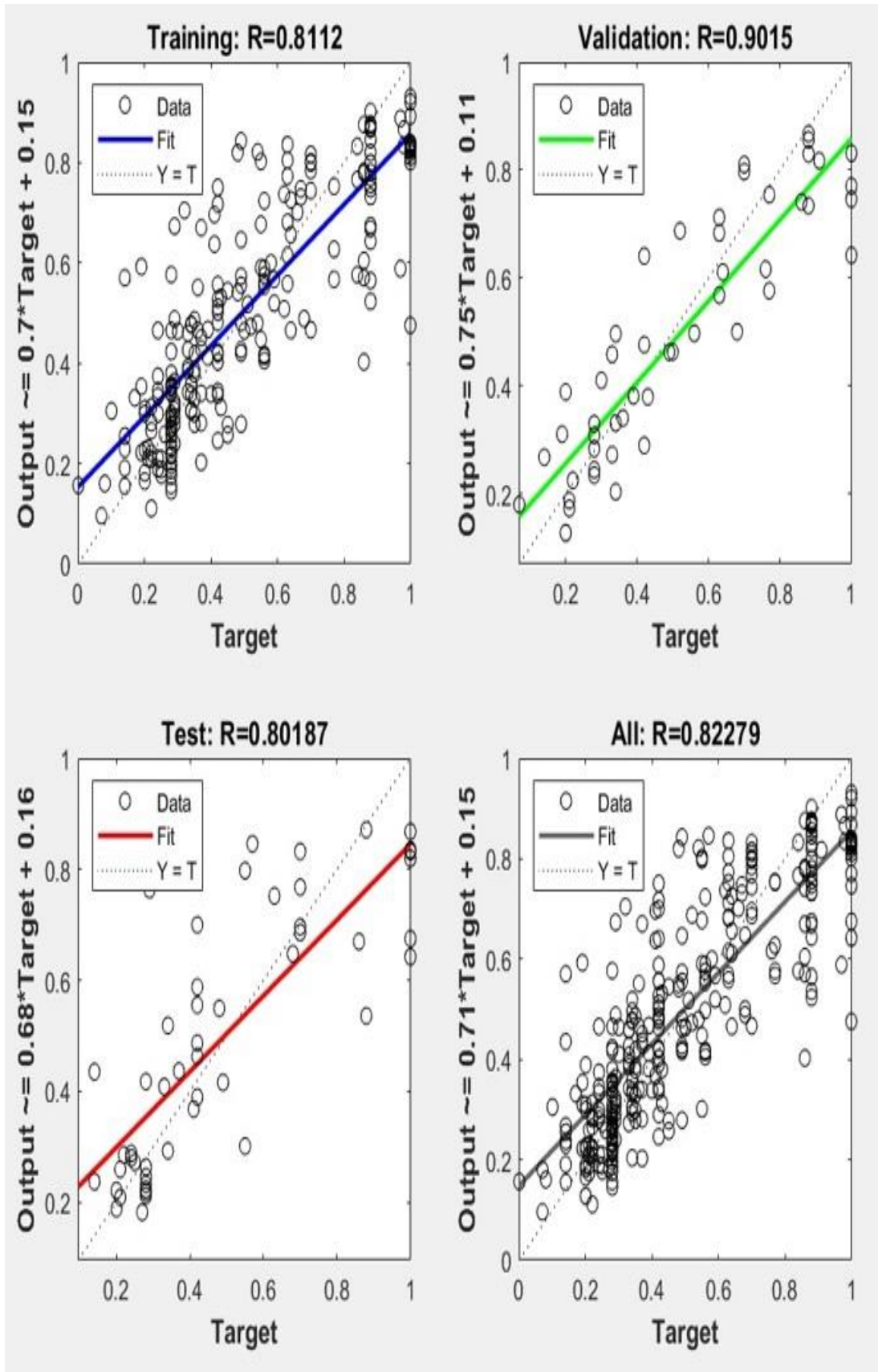
Şekil 3.22 06.12.2021 Pazartesi günü için, YSA tahmini ile gerçekte enerji piyasasında oluşan PTF karşılaştırması.

YSA'nın PTF tahminini ortalama %89.80 doğruluk ile yaptığı görüldü. Ağın eğitim ve test aşamalarındaki performansı şekil 3.23'te verilmiştir.



Şekil 3.23 MLP ağının performansı.

MLP modeli ile eğitim ve test aşamalarının çıktısı arasındaki tutarlılık, şekil 3.24'te gösterilen regresyondan görülmektedir.



Şekil 3.24 MLP ağının çıktısı ve hedef veriler arasındaki regresyon.

Kısa dönem tahmin çalışmasında, gerçekte oluşan saatlik PTF'ler ile YSA tahmini PTF'lerin karşılaştırması çizelge 3.4 'te sunulmuştur. YSA'nın yaptığı saatlik PTF tahminlerinin doğruluk ortalaması %89.88 olarak bulunmuştur.

Çalışmada elde edilen sonuçlar, YSA'nın bir gün öncesinden bir gün sonrası için piyasada oluşacak piyasa takas fiyatını (PTF) çok yaklaşık şekilde tahmin ettiğini göstermektedir. Üretim planlamasında çok yaklaşık tahminler ile çok başarılı bir yönlendirme yapacağı görülmektedir.

Sonuçlara göre; hidroelektrik enerji santralının YSA'nın yaptığı tahmine göre üretim planı oluşturması durumu değerlendirildiğinde, günlük PTF ortalamasını %99.74 doğrulukla tahmin ettiği ve tüm gün üretim yapma zorunluluğu olan bir HES için ertesi gün elde edeceği üretim gelirini %99.74 doğrulukla tahmin yaparak çok yüksek doğrulukta işletmeciye öngörü sağladığı görülmektedir. Çizelge 3.4'te saatlik olarak gerçekte oluşan PTF ile tahmin edilen PTF fiyatlarını ve çizelge 3.4'ün son satırında da 06.12.2021 günü için günlük PTF'ı ortalamalarının karşılaştırması gösterilmiştir.

Çizelge 3.4 Günlük oluşan ortalama PTF lerin karşılaştırması.

06.12.2021			
SAAT	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %
00:00	1049.99	806.84	76.84
01:00	870.98	754.19	86.59
02:00	764.09	701.18	91.77
03:00	743.07	716.37	96.41
04:00	743.07	733.44	98.70
05:00	799.96	757.07	94.64
06:00	764.09	835.01	90.72
07:00	799.96	978.11	77.73
08:00	1060.87	1103.53	95.98
09:00	1086.31	1068.92	98.40
10:00	999.98	852.99	85.30
11:00	999.98	819.31	81.93
12:00	743.06	833.84	87.78
13:00	779.64	766.80	98.35
14:00	999.98	1188.57	81.14
15:00	1045.96	1188.91	86.33
16:00	1200.01	1174.02	97.83

Çizelge 3.4 Günlük oluşan ortalama PTF lerin karşılaştırması (devamı).

SAAT	PTF TL/MWh	TAHMİN PTF TL/MWh	ORAN %
17:00	1217.00	1182.96	97.20
18:00	1217.00	1169.54	96.10
19:00	1217.00	1145.56	94.13
20:00	1199.00	1139.20	95.01
21:00	1159.13	1150.37	99.24
22:00	1016.69	1152.08	86.68
23:00	799.96	1117.91	60.25
Günlük Ortalama PTF(TL/MWh)	969,87	972,36	99,74

Bu çalışmada, bir HES' in baraj rezervuarında biriktirdiği suyun karşılığı enerji üretim kapasitesi üretimini ertesi gün maksimum PTF'li saatlerde yapılabileceği ve sinir ağı ile bir sonraki gün için PTF'nin çok yaklaşık doğru tahmininin yapılabildiğini göstermiştir.

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

Yenilenebilir enerji kaynaklarından hidroenerji, potansiyelini yağış rejimlerine bağılı olarak doğal su kaynaklarından elde eden ve kendini sınırsız tekrarlayan hidrolik çevrim (su döngüsü) devam ettiği sürece hiç tükenmeyecek olan ülkelerin yerli ve yenilenebilir bir enerji kaynağıdır (İnal ve Oy, 2020). Hidroelektrik enerji santralleri yenilenebilir enerji kaynağından elektrik üreten santraller olması sebebi ile enerji üretiminde kullandıkları suyun verimli işletilmesi önemlidir.

Çalışma iki aşamalı olarak gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada baraj rezervuarına gelen suyun yapay zeka yardımı ile tahmini yapılmıştır. Baraj rezervuarına gelen su verileri çalışma projesi seçilen çambaşı barajı için işletmeye geçtiği ilk tam yıl 2018 den Eylül 2021 ekadar alındı.

Gelen suyu en direk etkileyen faktör hava durumu ve enerji üretimi için barajdaki veri setleri ile yapılan çalışmada, baraj rezervuarına gelen suyun artma ve azalma miktarını çabuk algılayabilmesi için veri setinde zaman serisi methodu kullanıldı ve kendinden önceki 4 saatlik verilerde alınarak YSA'nın su miktarındaki değişim hızını çabuk algılaması sağlandı. Bu sayede gelen suda değişimler olduğunda YSA'nın 4-5 saat içerisinde yeni duruma kendini eğitip sonuç ürettiği görüldü.

Hava koşulları her zaman bir miktar belirsizlik içermektedir. Gün içerisinde havanın yağışlı olduğu saatler ve yağışın miktarı meteoroloji tahminlerine göre bilinmektedir. Yaptığımız çalışma baraj havzasında su hareketlerini öğrenmiş ve mevcutta giriş olarak verilen su geldiğinde geçmişte bu durumlarda ve sonrasında ne olduğunu veri setinden çıkartarak tahmin etmektedir.

Çalışmada ani su artışları durumunda saatlik olarak yanılma oranlarının arttığı görülmüştür. Fakat veri setleri önceki saatler ile ilişkilendirilerek yapay sinir ağı eğitildiği için artışlar birkaç saat içinde değerlendirilerek yeni duruma göre tahmin geliştirilmiştir. Çizelge 4.1'de 22.03.2021 günü için saatlik gelen su miktarları ile YSA tahmini gelen su miktarları sunulmuştur.

Çizelge 4.1 2021 yılı 22 mart günü için saatlik gelen su miktarları ile YSA tahmini gelen su miktarları karşılaştırması.

SAAT	22.03.2021 günü için Gelen Su Miktarı (m ³)					YSA Tahmini
	n-4	n-3	n-2	n-1	n	Su Miktarı (m ³)
00:00	3.00	3.20	3.70	3.70	4.20	3.64
01:00	3.20	3.70	3.70	4.20	5.90	3.99
02:00	3.70	3.70	4.20	5.90	6.10	5.09
03:00	3.70	4.20	5.90	6.10	6.50	5.58
04:00	4.20	5.90	6.10	6.50	8.30	6.17
05:00	5.90	6.10	6.50	8.30	9.10	7.62
06:00	6.10	6.50	8.30	9.10	10.20	8.66
07:00	6.50	8.30	9.10	10.20	10.20	10.06
08:00	8.30	9.10	10.20	10.20	9.00	10.25
09:00	9.10	10.20	10.20	9.00	9.50	9.31
10:00	10.20	10.20	9.00	9.50	9.50	9.39
11:00	10.20	9.00	9.50	9.50	9.50	9.44
12:00	9.00	9.50	9.50	9.50	11.00	9.55
13:00	9.50	9.50	9.50	11.00	10.00	10.81
14:00	9.50	9.50	11.00	10.00	11.00	10.12
15:00	9.50	11.00	10.00	11.00	12.00	10.99
16:00	11.00	10.00	11.00	12.00	12.00	11.84
17:00	10.00	11.00	12.00	12.00	13.50	12.16
18:00	11.00	12.00	12.00	13.50	14.00	13.51
19:00	12.00	12.00	13.50	14.00	14.30	13.95
20:00	12.00	13.50	14.00	14.30	15.30	14.41
21:00	13.50	14.00	14.30	15.30	16.80	15.10
22:00	14.00	14.30	15.30	16.80	18.50	16.51
23:00	14.30	15.30	16.80	18.50	18.50	18.32

YSA'nın gelen sudaki değişimlere cevabını gösteren çizelge 4.1 incelendiğinde baraj rezervuarına gelen su miktarı (n) saat 11:00'da 9.5 m³ iken YSA 9.44 m³ tahmin üretmiş saat 12:00'da gelen su 11 m³ lere çıkmış. YSA bu durumu artış olarak değerlendirerek artış eğilimine geçmiş ve 9.55 m³ olarak artış yönünde tahmin üretti. 13:00' da yani bir sonraki saatte 10.81 m³ değer çıkış vererek gerçek değere yaklaştığı görülmektedir. YSA'nın gelen su miktarına göre artış veya azalış yönünde olduğunu doğru olarak hemen tahmin ürettiğini ve birkaç saat içinde kendini güncelleyerek doğru değere çok yaklaştığı görülmektedir.

Gelen su ile üretilebilecek enerji doğru orantılıdır. Çalışmada 2021 yılı Mart ayı için enerji üretim değerlendirmesi yapılarak çizelge 4.2' de verilmiştir. Çizelge 4.2 incelendiğinde 2021 yılı Mart ayı için gerçekte baraj rezervuarında biriktirilen suyun

enerji üretim kapasitesi ile YSA'nın gelen su tahminine göre belirlediği günlük üretim kapasitelerinin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.2 2021 Yılı Mart ayı için gelen su üretim kapasitesi ile YSA üretim tahmini karşılaştırma

TARİH	GELEN SU ÜRETİM KAPASİTESİ MWh	YSA TAHMİNİ ÜRETİM KAPASİTESİ MWh
1.03.2021	234.90	231.89
2.03.2021	210.60	206.72
3.03.2021	221.40	216.56
4.03.2021	205.20	205.03
5.03.2021	222.30	217.33
6.03.2021	232.20	226.53
7.03.2021	227.70	223.63
8.03.2021	233.10	232.93
9.03.2021	210.60	208.23
10.03.2021	227.70	222.31
11.03.2021	270.00	263.20
12.03.2021	292.50	293.82
13.03.2021	291.60	287.10
14.03.2021	331.20	321.47
15.03.2021	491.40	478.15
16.03.2021	981.90	945.83
17.03.2021	917.10	937.59
18.03.2021	718.20	739.89
19.03.2021	535.50	550.86
20.03.2021	486.00	494.88
21.03.2021	531.00	514.10
22.03.2021	2384.10	2219.26
23.03.2021	3777.30	3701.92
24.03.2021	2817.90	2866.15
25.03.2021	1513.80	1553.91
26.03.2021	999.90	1017.33
27.03.2021	732.60	753.66
28.03.2021	620.10	627.41
29.03.2021	635.40	632.75
30.03.2021	717.30	714.55
31.03.2021	792.90	792.92

Su tahmini çalışmasında YSA'nın %96.5 doğrulukla gelen suyu tahmin ettiği görülmüştür. Sonuçlar güncel olarak farklı günler için de test edilmiştir. Örnek olarak 06.12.2021 günü için, çalışmada toplanan 01.01.2018 ile 30.09.2021 tarihleri arasındaki veriler ile YSA eğitilerek 06.12.2021 Pazartesi günü için tahmin yapıldı. Çizelge 4.3'te saatlik olarak gelen su ve YSA tahminleri karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Geliştirilen YSA modelinin %96'nın üzerinde doğrulukla gelecek olan suyu tahmin ettiği görüldü.

Çizelge 4.3 06.12.2021 Pazartesi günü için baraj rezervuarına gelen su ile YSA'nın tahmini gelen su miktarları karşılaştırması.

06.12.2021 Pazartesi günü için YSA Gelen Su Tahminleri			
SAAT	Baraj Rezervuarına Gelen Su Miktarı (m³)	YSA Tahmini Gelecek Su Miktarı (m³)	Tahminin Hata Oranı (%)
00:00	2.00	2.07	3.29
01:00	2.00	2.00	0.08
02:00	2.00	1.98	1.12
03:00	2.00	1.97	1.68
04:00	2.00	1.96	2.08
05:00	1.90	1.96	3.08
06:00	1.80	1.89	5.26
07:00	1.80	1.81	0.44
08:00	1.80	1.77	1.56
09:00	1.70	1.75	3.07
10:00	1.70	1.68	1.04
11:00	1.70	1.66	2.40
12:00	1.60	1.65	2.90
13:00	1.50	1.58	5.18
14:00	1.50	1.49	0.33
15:00	1.50	1.46	2.72
16:00	2.00	1.44	28.04
17:00	2.30	1.75	24.01
18:00	2.30	2.08	9.54
19:00	2.30	2.19	4.99
20:00	2.00	2.25	12.61
21:00	1.80	2.09	16.07
22:00	1.80	1.90	5.28
23:00	1.80	1.81	0.40

İkinci aşama olarak baraj rezervuarına gelen suyun karşılığı, yapılabilecek elektrik üretiminin tahmini sonrasında bu üretimin gün içinde işletme için en verimli yani en yüksek PTF'li olan saatlerde yapılması bir diğer deyişle ülkemiz içinde

enerji ihtiyacının en fazla olduğu saatlerde yapılmasının sağlanarak maksimum verimle üretim planlaması yapılmasıdır. Bunun için PTF tahmin çalışması yapılmıştır.

PTF tahmini çalışmasında elektrik fiyatlarına doğrudan etkisi olan enerji talebi miktarı ana unsur olarak kullanıldı. TEİAŞ TPYS sisteminde gün öncesinden yayınladığı yük tahmin planı (YTP) verileri kullanılmıştır.

Enerji piyasasında elektriğin birim maliyetinin dolar kuru ile de doğrudan bağlantısı olduğundan merkez bankası döviz kurları da YSA eğitiminde veri setine eklenmiştir. Elektrik enerjisi talebinin en fazla olduğu puant saatlerin değerlendirilmesi de veri olarak kullanılmıştır.

Literatürde enerji fiyatları tahmininde birçok çalışma yapılmıştır. Kotur ve zarkovic, (2016), yaptıkları çalışmada uzun vadeli ve kısa vadeli elektrik fiyatları ve yükleri tahmininde çoklu kullanım yapay sinir ağlarını (YSA) sunmuşlardır. Keles ve ark., (2016), Yapay sinir ağları uygulanan gün öncesi elektrik spot fiyatları için genişletilmiş tahmin yöntemleri çalışmasını yapmıştır. YSA'nın tahmin doğruluğu, kullanılan eğitim setinin boyutuna ve yeniden eğitim sıklığına bağlı olduğunu belirttiler. Elektrik fiyatlarına uygulanması durumunda karmaşık bir süreç olduğunu ve bu süreçlerin net olmadığından, model geliştirme, optimal model parametrelerinin belirlenmesi için özel çabalar gerektirir sonuçlarına varmışlardır. Sahay ve Tripathi, (2014), YSA kullanılarak Elektrik piyasası kısa vadeli fiyat tahmininin analizi çalışmasını yapmıştır. Cui ve Song, (2008), Kaos teorisine dayalı elektrik fiyat tahmini araştırması yaptılar. Çalışmalarında elektrik fiyat sisteminin doğrusal olmayan bir sistem olduğunu belirtmişlerdir. Elektrik fiyat tahmininde sistemin karmaşıklık ve doğrusal olmama özelliklerini yakalamak için kaos teorisine dayalı bir model sunulmuştur. Önerdikleri modelde karmaşık fiyat davranışının özelliklerini yakalamak için kaos zaman serisi analizi kullanılmıştır.

Yaptığımız bu çalışmada elektrik fiyatlarını etkileyen bir çok faktörün olduğunu ve bu faktörlerin kendi içlerinde de belirsizlikleri olduğunu sonucuna varılmıştır. Şöyleki enerji fiyatları döviz kuru ile doğrudan alakalı ve döviz kur hareketleri bir çok sebebe bağlanabilmektedir. Yük talebine doğrudan bağlıdır. Kurulu güç emre amade oranına doğrudan bağlıdır. Bu etkenlerin her biri kendi içerisinde belirsizlikler taşımaktadır. Çalışmada uzun dönem olarak 2 aylık veri seti ile ve kısa

dönem olarak 2 haftalık veri seti ile çalışma yapılmıştır. Uzun dönem veri seti ile elde edilen sonuçlar ile kısa dönem veri seti ile elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde kısa dönem veri seti ile YSA'nın çok daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. Bunun sebebi olarak, kısa dönem veri seti ile yapılan çalışmada geriye dönük belirsizliklerin daha az olması ve içinde bulunduğu günün koşullarına daha yakın olması sonucuna varılması ile enerji fiyatları tahmininde çok güncel veriler kullanılması tespiti yapılmıştır.

Çizelge 4.4'te 22.11.2021 ile 06.12.2021 tarihleri arası enerji piyasasında gerçekleşen PTF ortalamaları ile YSA'nın aynı tarihler için uzun dönem ve kısa dönem günlük PTF ortalama tahminleri karşılaştırılmıştır.

Çizelge 4.4 Gerçekte oluşan PTF ile YSA'nın Uzun ve Kısa dönemdeki PTF tahminleri karşılaştırması.

TARİH	Gerçekleşen PTF Ortalaması (TL/MWh)	Uzun Dönem PTF Tahmini Ortalaması (TL/MWh)	Kısa Dönem PTF Tahmini Ortalaması (TL/MWh)
22.11.2021	844.3	765.11	835.48
23.11.2021	845.66	792.61	862.15
24.11.2021	828.07	598.65	848.01
25.11.2021	982.74	504.25	823.97
26.11.2021	789.4	643.35	776.08
27.11.2021	768.7	661.45	706.36
28.11.2021	703.8	601.14	715.02
29.11.2021	739	643.45	768.04
30.11.2021	785.01	655.48	777.67
1.12.2021	1020.46	859.98	978.76
2.12.2021	919.72	748.15	912.96
3.12.2021	850.33	743.11	857.91
4.12.2021	936.1	786.49	941.11
5.12.2021	953.42	679.55	945.41
6.12.2021	969.87	774.62	972.36

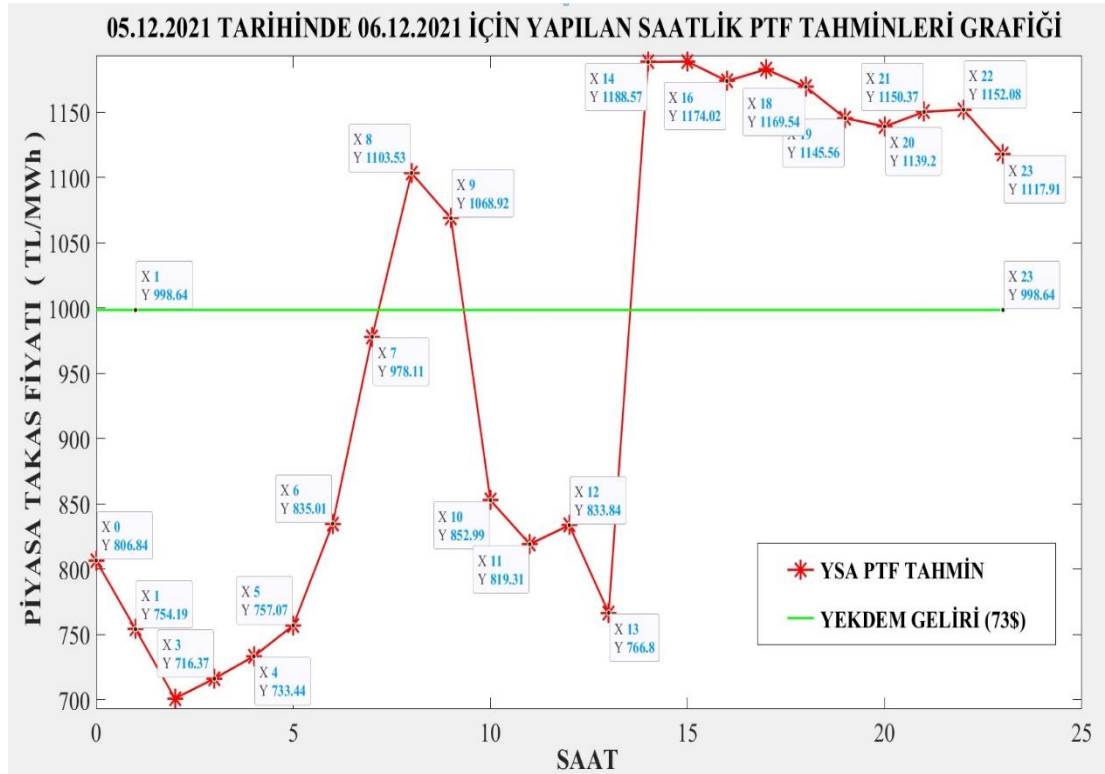
Çizelge 4.4 incelendiğinde, çalışmada geliştirilen normalize fonksiyonlu YSA modeli ile kısa dönem için yapılan piyasa takas fiyatı tahminlerinin gerçekte oluşan piyasa takas fiyatlarını çok yaklaşık olarak tahmin edildiği görülmektedir.

Yapılan iki çalışma örnek olarak 06.12.2021 Pazartesi günü için değerlendirildiğinde;

06.12.2021 Pazartesi günü için baraj rezervuarına gelen su ile YSA'nın tahmin ettiği gelecek suyun enerji üretim kapasiteleri saatlik olarak toplanarak günlük değerlendirildiğinde ise geliştirilen YSA modelinin başarı oranının çok daha arttığı ve %98.6 doğrulukla tahmin yaptığı, 06.12.2021 Pazartesi günü için gerçekte baraj rezervuarına 403.2MW elektrik üretimine yetecek su geldiği ve YSA'nın bunu 397.54 MW olarak tahmin ettiği %1,4 lük yanılma ile çok yaklaşık öngörü ile gelecek olan suyun enerji karşılığını günlük olarak tahmin ettiği görüldü. Çizelge 4.5'te 06.12.2021 günü için günlük olarak baraj rezervuarına gelen suyun enerji karşılığı ile YSA tahminleri karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Baraj rezervuarına gelen suyun tahmini ile karşılığı olan 403.2 MWh enerji üretim yapılabileceği belirlendi. Mevcutta baraj rezervuarında bulunan 200.000 m³ su karşılığı 400MWh enerji üretimde eklenerek 06.12.2021 Pazartesi günü yaklaşık 800 MWh enerji üretimi yapılabileceği işletme tarafından görüldü.

İşletme tarafından belirlenen 800 MWh lik üretimin kapasitesinin hangi saatlerde yapılmasının daha karlı olacağını tahmini YSA'ya yaptırdı. YSA tahmini piyasa takas fiyatı grafiği Şekil 4.1 'de verilmiştir.

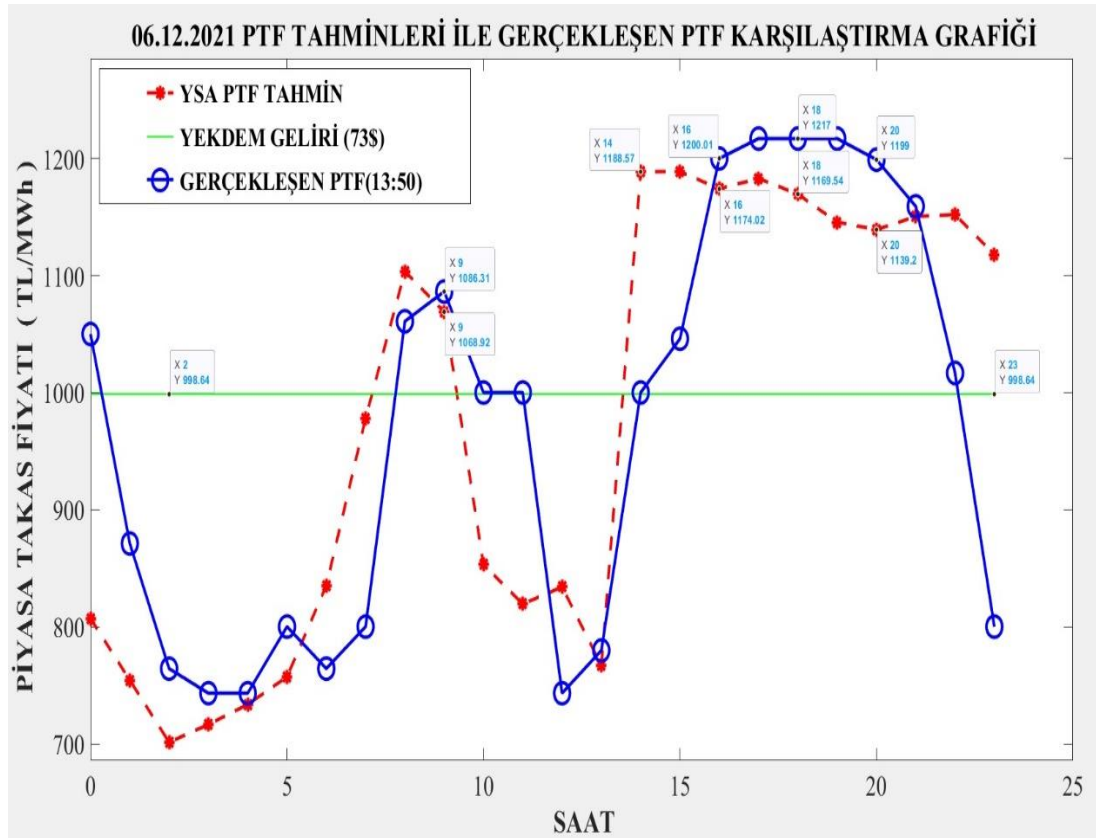


Şekil 4.1 06.12.2021 için PTF Tahmin grafiği.

Çizelge 4.5 06.12.2021 Pazartesi günü için Baraj rezervuarına gelen suyun enerji üretim kapasitesi ile YSA'nın tahmini karşılaştırması.

06.12.2021 Pazartesi günü için YSA Enerji Üretim Kapasitesi Tahminleri.			
SAAT	Baraj Rezervuarına Gelen Suyun Karşılığı Enerji Üretim Kapasitesi (MWh)	YSA Tahmini Gelecek suyun Enerji Üretim Kapasitesi (MWh)	Tahminin Hata Oranı (%)
00:00	18.00	18.59	3.29
01:00	18.00	18.02	0.08
02:00	18.00	17.80	1.12
03:00	18.00	17.70	1.68
04:00	18.00	17.63	2.08
05:00	17.10	17.63	3.08
06:00	16.20	17.05	5.26
07:00	16.20	16.27	0.44
08:00	16.20	15.95	1.56
09:00	15.30	15.77	3.07
10:00	15.30	15.14	1.04
11:00	15.30	14.93	2.40
12:00	14.40	14.82	2.90
13:00	13.50	14.20	5.18
14:00	13.50	13.45	0.33
15:00	13.50	13.13	2.72
16:00	18.00	12.95	28.04
17:00	20.70	15.73	24.01
18:00	20.70	18.72	9.54
19:00	20.70	19.67	4.99
20:00	18.00	20.27	12.61
21:00	16.20	18.80	16.07
22:00	16.20	17.06	5.28
23:00	16.20	16.27	0.40
Günlük Toplam Üretim Kapasitesi (MWh)	403.2	397.54	1.4

Şekil 4.1'den görüldüğü gibi üretim planlaması yapabileceğimiz 800 MWh hangi saatler için planlamanın daha karlı olacağına karar verebilmek için YSA ile gece 00:00 ile 08:00 saatleri arasında fiyatların günün en düşük fiyatları olacağı ve saat 08:00 ile 09:00'da fiyatların yekdem gelirinin de üzerinde oluşacağı, saat 10:00'dan 14:00'a kadar fiyatların tekrar yekdem gelirinin altına düşeceği ve saat 14:00'dan sonra fiyatların tekrar yekdem geliri üzerinde oluşacağı tahmini yapılmıştır. Bu grafikteki verilere göre 74.2MWe kurulu gücündeki DARICA-2 HES'i için 08:00-23:59 arası üretim yapmanın karlı olacağı ve öğlen saatlerinde fiyatın düşmesi söz konusu olabileceği sebebi ile EPIAŞ ihalesinde bu saatler için kademeli teklif verilmesinin uygun olacağına karar verilmiştir. EPIAŞ'ın gün öncesi piyasası ihalesine saat 12:30'dan önce ertesi gün için 08:00-23:59 saatleri arasına teklif verildi. Saat 13:50'de EPIAŞ kesinleşmiş üretim planlarını ve PTF'lerini açıkladığında, 06.12.2021 günü için oluşan PTF ile YSA Tahmini PTF'lerin karşılaştırması şekil 4.2'deki gibi olmuştur.



Şekil 4.2 06.12.2021 için PTF Tahmin karşılaştırma grafiği.

Şekil 4.2’de gösterilen PTF karşılaştırma grafiđi incelendiđinde YSA’nın gn ncesinden minimum elektrik retim geliri olan Yekdem geliri referansına gre sadece saat 23:00’da yanıldıđı diđer saatlerde ok yaklařık tahminler oluřturarak enerji retiminin PTF’nin en yksek olduđu saatlerde planlanarak yapılması iin dođru tahmin yrttđ grlmřtır.

Bu alıřmada, YSA ile tahmin iin geliřtirilen iki model birlikte deđerlendirildiđinde hidroelektrik enerji santrali baraj rezervuarına gelen suyun karřılıđı elektrik retim kapasitesini tahmin yetisi kazanmıř olacađı ve bu yetiyi en verimli řekilde kullanabilmesi iin enerji piyasasında elektrik fiyatının en yksek olduđu saatlerde bir diđer deyiřle enerjiye ihtiyacın en fazla olduđu saatlerde retim planlaması yapabileceđi tespiti yapılmıřtır.

5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bu çalışmada, yapay zeka ile hidroelektrik enerji santrallerinin baraj rezervuarlarının işletilmesi amaçlanarak baraj rezervuarlarında biriktirdikleri yenilenebilir enerji kaynağı olan suyun maksimum verim ile kullanılmasının sağlanması ile tesislerin yatırımcılarına ve ülkemize daha faydalı olmaları amaçlanmıştır.

Çalışmanın literatürde birebir aynısı olmadığı ve çalışma bir HES işletmesi için kaynak ve üretim belirsizliklerini gidermede çok faydalı olacağı sonuçlarını ortaya çıkarmıştır. Çalışmada iki farklı YSA modeli kullanılmıştır. Kullanılan YSA modellerinin çalışmaya katkısını ve sonuçlarını değerlendirilecek olur isek;

İlk çalışma baraj rezervuarına gelen suyun YSA ile tahmininin yapılmasıdır. Bu çalışmada YSA'nın %96.5 doğrulukla gelen suyu tahmin ettiği görülmüştür. Sonuçlar güncel olarak farklı günler için de test edilmiştir. YSA'nın yaptığı su tahminleri incelendiğinde, ani değişimlerde YSA'nın ilk bir kaç saat için yanılma oranının bir miktar arttığı ve sonrasında tekrar yeni duruma çok yakın tahminler yaptığı görülmüştür. Yapay sinir ağı eğitiminde kullanılan veri seti zenginleştirildikçe tahmin kabiliyetinin artacağı ve yanılma oranlarının iyileşeceği öngörülmektedir. YSA eğitimi için daha uzun süreli veriler toplanması durumunda çok daha güvenilir ve doğru gelen su tahmini yapılabilecektir.

İkinci çalışma baraj rezervuarında biriktirilen suyun enerji karşılığı olan üretim kapasitesinin enerji piyasasında en verimli şekilde değerlendirilebilmesi için piyasa takas fiyatının (PTF) tahminidir. Çalışma da, PTF tahmininde kısa dönem veri seti ile yapılan çalışma sonuçları saatlik olarak değerlendirildiğinde PTF'yi ortalama %90 doğru tahmin yaptığı ve günlük olarak değerlendirildiğinde PTF'yi %95 ve üzeri tahmin yaptığı sonuçları elde edilmiştir.

Su tahmini ve PTF tahmini birlikte yapıldığında HES'in %95 ve üzeri doğrulukta üretim planlaması yapabileceği sonucuna varılmıştır.

Su tahmini çalışması için mümkün olan en fazla veri kullanılması ve PTF tahmini çalışması içinde en güncel veriler ile kısa dönem için YSA eğitimi yapıldığında çok daha doğru sonuca varılacağı tespit edilmiş ve önerilmektedir.

6. KAYNAKLAR

- Ağyar, Z. (2015). Yapay zeka ve sinir ağları. (<https://www.hostingdergi.com.tr/yapay-zeka-ve-sinir-aglari>)-(Erişim tarihi Aralık/2021)
- Ahmad, A. & El-Shafie, A. & Razali, SFM. & Mohamad, ZS. (2014). Reservoir Optimization in Water Resources: A Review. *Springer Science+Business Media*, doi: 10.1007/s11269-014-0700-5.
- Ahmad, SK. & Hossain, F. (2019). A web-based decision support system for smart dam operations using weather forecasts. *Journal of Hydroinformatics*, 21 (5), 687-707.
- Anbazhagan, S. & Kumarappan, N. (2013). Day-ahead deregulated electricity market price forecasting using neural network input featured by DCT. *Energy Conversion and Management*, 78 (2014), 711-719.
- Anonim, (2010). Darıca-2 HES Nihai ÇED Raporu. Ankara, 816.
- Anonim, (2021a). Renewable Capacity Statistics 2021. International Renewable Energy Agency (IRENA). <https://www.irena.org/Statistics/Download-Data> (Erişim tarihi: Mart/2021).
- Anonim, (2021b). MATLAB, (<https://tr.wikipedia.org/wiki/MATLAB>).(Erişim tarihi: Aralık/2021).
- Anonim, (2021c). Kaynaklarına göre kurulu güç kapasitemiz ve üretim miktarı. <https://enerji.dsi.gov.tr/Duyuru/Detay/92->(Erişim tarihi:05.12.2021)
- Arslan, H. (2020). Keban baraj gölü seviyesinin bulanık mantık ve destek vektör makineleri yöntemleriyle tahmini. Yüksek Lisans Tezi, İskenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Hatay.
- Arslan, O. (2017). Tarsus elektrik altyapısı tarihine bir bakış. *Tarihi İncelemeler Dergisi*, 32 (1), 1-16.
- Azad, AS. & Rahaman, MSA. & Watada, J. & Vasant, P. & Vintaner, JAG. (2020). Optimization of the hydropower energy generation using Meta-Heuristic approaches: A review. *Energy Report*, 6 (2020), 2230-2248.
- Baldi, P. (1995). Gradient descent learning algorithm overview: a general dynamical systems perspective. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6 (1), 182-195.
- Başışme, H. (2003). Hidroelektrik Santraller ve Hidroelektrik Santral Tesisleri. Ankara, 707.
- Başoğlu, B. & Bulut, M. (2016). Kısa dönem elektrik talep tahminleri için yapay sinir ağları ve uzman sistemler tabanlı hibrit sistem geliştirilmesi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 32 (2), 575-583.
- Bicil, İM. (2015). Elektrik piyasasında fiyatlandırma ve Türkiye elektrik piyasasında fiyat tahmini. Doktora Tezi, Balıkesir Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İktisat Anabilim Dalı, Balıkesir.
- Bozkurt, S. & Tür, R. (2015). Dünyada ve Türkiye`de hidroelektrik enerji, gelişimi ve genel değerlendirme. *4. Su Yapıları Sempozyumu*, 322-330.

- Bülbül, SE. & Çokluk, Y. (2017). Türkiye’de gelişen enerji sektörü HES’ler ve kar kaybı sigortaları. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 9 (17), 89-114.
- Cai, X. & Ye, F. & Gholinia, F. (2020). Application of artificial neural network and Soil and Water Assessment Tools in evaluating power generation of small hydropower stations. *Energy Reports*, 6 (2020), 2106-2118.
- Cheng, C. & Niu, W. & Feng, Z. & Shen, J. & Chau, K. (2015). Daily Reservoir Runoff Forecasting Method Using Artificial Neural Network Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization. *Water*, 7, 4232-4246.
- Chong, KL. & Lai, SH. & Ahmed, AN. & Jaafar, WZW. & El-Shafie, A. (2021). Optimization of hydropower reservoir operation based on hedging policy using Jaya algorithm. *Applied Soft Computing*, 106 (2021), 107325.
- Cowan, CFN. & Grant, PM. & Chen, S. (1991). Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2 (2), 302-309.
- Cui, H. & Song, X. (2008). State of the art of electricity price forecasting in a grid environment Research on electricity price forecasting based on chaos theory. *Proceedings of the 2008 International Seminar on Future Information Technology and Management Engineering*, 398-401.
- Çobaner, M. & Haktanır, T. & Kişi, Ö. (2008). Prediction of Hydropower Energy Using ANN for the Feasibility of Hydropower Plant Installation to an Existing Irrigation Dam. *Water Resour Manage*, 22, 757-774.
- Dalgın, A. (2017). Yapay sinir ağları kullanılarak Türkiye gün öncesi piyasası elektrik fiyat tahmini. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Enerji Enstitüsü, Enerji Bilim ve Teknoloji Anabilim Dalı, İstanbul.
- Dampage, U. & Gunaratne, Y. & Bandara, O. & Silva, SD. & Waraketiya, V. (2020). Artificial Neural Network for Forecasting of Daily Reservoir Inflow: Case Study of the Kotmale Reservoir in Sri Lanka. *International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCIA)*, 5 (2020), 8-12.
- Demirezen, S. (2020). Türkiye’de gün öncesi piyasası için elektrik fiyatlarının tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı, Ankara.
- Emami, M. & Nazif, S. & Mousavi, SF. & Karami, H. & Daccache, A. (2021). A hybrid constrained coral reefs optimization algorithm with machine learning for optimizing multi-reservoir systems operation. *Journal of Environmental Management*, 236 (2021), 112250.
- Fan, S. & Liao, JR. & Kaneko, K. & Chen, L. (2006). An integrated machine learning model for day-ahead electricity price forecasting. *IEEE Xplore*, doi: 10.1109/PSCE.2006.296159.
- Feng, Z. & Niu, W. & Liu, S. & Luo, B. & Miao, S. & Liu, K. (2020). Multiple hydropower reservoirs operation optimization by adaptive mutation sine cosine algorithm based on neighborhood search and simplex search strategies. *Journal of Hydrology*, 590 (2020), 125223.


- Geidel, C. & Zareipour, H. (2013). Price Forecasting in the Spanish Day-Ahead Electricity Market Using Preconditioned Wind Power Information. *IEEE*, doi: 10.1109/ICMLA.2013.124.
- Gümüřcan, FG. (2017). Klasik ve bulanık mantık modelleme yöntemleri ile Yarseli baraj hazne hacminin tahmini. Yüksek Lisans Tezi, İřkenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, İnřaat Mühendislięi Anabilim Dalı, Hatay.
- Hadiyan, PP. & Moeini, R. & Ehsanzadeh, E. (2020). Application of static and dynamic artificial neural networks for forecasting inflow discharges, case study: Sefidroud Dam reservoir. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 27 (2020), 100401.
- Hagan, MT. & Menhaj, MB. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5 (6), 989-993.
- Hakyemez, C. (2021). Aylık Enerji Bülteni (Ekim 2021). *TSKB Ekonomik Arařtırmalar*, 1-9.
- Huangpeng, Q. & Huang, W. & Gholinia, F. (2021). Forecast of the hydropower generation under influence of climate change based on RCPs and Developed Crow Search Optimization Algorithm. *Energy Reports*, 7 (2021), 385-397.
- İnal, S. & Oy, SA. (2020). Türkiye’de ve Dünya’da hidroenerji kullanımı. *30 Ağustos Bilimsel Arařtırmalar Sempozyumu*, 194-205. ISSN 978-625-7898-23-2
- Jia, B. & Zhou, J. & Chen, X. & He, Z. & Qin, AH. (2019). Deriving operating rules of hydropower reservoirs using Gaussian process regression. *IEEE Access*, 158170-158182.
- Karnin, ED. (1990). A simple procedure for pruning back-propagation trained neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1 (2), 239-242.
- Karunanayake, C. & Gunathilake, MB. & Rathnayake, U. (2020). Inflow Forecast of Iranamadu Reservoir, Sri Lanka, under Projected Climate Scenarios Using Artificial Neural Networks. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2020, 1-11.
- Kayhan, G. & Özdemir, AE. & Eminoęlu, İ. (2013). Reviewing and designing pre-processing units for RBF networks: initial structure identification and coarse-tuning of free parameters. *Neural Computing and Applications*, 22 (2013), 1655-1666.
- Keles, D. & Scelle, J. & Paraschiv, F. & Fichtner, W. (2015). Extended forecast methods for day-ahead electricity spot prices applying artificial neural networks. *Applied Energy*, 162 (2016), 218-230.
- Koç, C. (2018). A study on operation problems of hydropower plants integrated with irrigation schemes operated in Turkey. *International Journal of Green Energy*, 15 (2), 129-135.
- Kotur, D. & Zarkovic, M. (2016). Neural network models for electricity prices and loads short and long-term prediction. *IEEE*, doi:10.1109/EFEA.2016.7748787.

- Küçükali, S. & Bayatı, OA. & Maraş, HH. (2021). Finding the most suitable existing irrigation dams for small hydropower development in Turkey: A GIS-Fuzzy logic tool. *Renewable Energy*, 172 (2021), 633-650.
- Kölmek, MA. & Navruz, İ. (2013). Forecasting the day-ahead price in electricity balancing and settlement market of Turkey by using artificial neural networks. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 23 (2015), 841-852.
- Li, G. & Lawarree, J. & Liu, CC. (2010). State of the art of electricity price forecasting in a grid environment. *Handbook of Power Systems II*, 161-187.
- Li, J. & Qin, H. & Zhang, Z. & Yao, L. & Gul, E. & Jiang, Z. & Wang, Y. & Mo, L. & Pei, S. & Zhu, AL. (2019). Operation Rules Optimization of Cascade Reservoirs Based on Multi-Objective Tangent Algorithm. *IEEE Access*, 7, 161949-161962.
- Li, X. & Liu, P. & Gui, Z. & Ming, B. & Yang, Z. & Xie, K. & Zhang, X. (2020). Reducing lake water-level decline by optimizing reservoir operating rule curves: A case study of the Three Gorges Reservoir and the Dongting Lake. *Journal of Cleaner Production*, 264 (2020), 121676.
- Lippmann, RP. (1989). Pattern Classification Using Neural Networks. *IEEE Communications Magazine*, 27 (11), 47-50.
- Liu, Y. & Qin, H. & Zhang, Z. & Yao, L. & Wang, Y. & Li, J. & Liu, G. & Zhou, J. (2019). Deriving reservoir operation rule based on Bayesian deep learning method considering multiple uncertainties. *Journal of Hydrology*, 579 (2019), 124207.
- Mazroua, AA. & Salama, MMA. (1993). PD Pattern Recognition with Neural Networks Using the Multilayer Perceptron Technique. *IEEE*, 28 (6), 1082-1089.
- Mishra, S. & Singal, SK. & Khatod, DK. (2011). Optimal installation of small hydropower plant-A review. *Renewable and Sustainable Energy*, 15 (2011), 3862-3869.
- Moeeni, H. & Bonakdari, H. & Fatemi, SE. & Zaji, AH. (2017). Assessment of Stochastic Models and a Hybrid Artificial Neural Network Genetic Algorithm Method in Forecasting Monthly Reservoir Inflow. *Cross Mark*, 2, 13-23.
- Olofintoye, O. & Otieno, F. & Adeyemo, J. (2016). Real-time optimal water allocation for daily hydropower generation from the Vanderkloof dam, South Africa. *Applied Soft Computing*, 47 (2016), 119-129.
- Osburn, G. & DeHaan, J. & Myers, NE. & Foraker, E. & Pulskamp, M. Hulse, DO. (2014). Hydrogenerator Start/Stop Costs. *Reclamation Managing Water in the West*, 117.
- Özgüner, E. (2012). Türkiye elektrik piyasası kısa vadeli elektrik fiyat tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Ankara.
- Öztürk, K. & Şahin, ME. (2018). Yapay sinir ağları ve Yapay Zeka'ya genel bir bakış. *Takvim-I Vekayi*, 6 (2), 25-36

- Ram, SK. & Kumar, N. & Verma, BK. & Abhishek, A. & Ranjan, R. & Mishra, S. & Akbar, SA. (2021). Analysis of interleaved DC-DC Converter using ANFIS control for EV Charging applications. *2021 6th International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, doi: 10.1109/ICICT50816.2021.9358606.
- Ranjbar, M. & Soleymani, S. & Sadati, N. & Ranjbar, AM. (2007). Electricity price forecasting using artificial neural network. *IEEE Xplore*, doi: 10.1109/PEDES.2006.344294.
- Ren, X. & Zhao, Y. & Hao, D. & Sun, Y. & Chen, S. & Gholinia, F. (2021). Predicting optimal hydropower generation with help optimal management of water resources by Developed Wildebeest Herd Optimization (DWHO). *Energy Reports*, 7 (2021), 968-980.
- Sahay, KB. & Tripathi MM. (2014). An Analysis of Short-Term Price Forecasting of Power Market By Using ANN. *IEEE*, doi:10.1109/POWERI.2014.7117756.
- Shahryar, KA. & Hossain, F. (2019). A generic data-driven technique for forecasting of reservoir inflow: Application for hydropower maximization. *Environmental Modelling & Software*, 119, 147-165
- Singhall, D. & Swarup, KS. (2011). Electricity price forecasting using artificial neural networks. *Electric Power and Energy Systems*, 33 (2011), 550-555.
- Tang, Q. & Gu, D. (2009). Day-ahead electricity prices forecasting using artificial neural networks. *IEEE*, doi: 10.1109/AICI.2009.184.
- Tokar, AS. & Markus, M. (2000). Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5 (2), 22049.
- Vahidinasab, V. & Jadid, S. & Kazemi, A. (2007). Day-ahead price forecasting in restructured power systems using artificial neural networks. *Electric Power Systems Research*, 78 (2008), 1332-1342.
- Wang, Y. & Liu, J. & Han, Y. (2020). Production capacity prediction of hydropower industries for energy optimization: Evidence based on novel extreme learning machine integrating Monte Carlo. *Journal of Cleaner Production*, 272 (2020), 122824.
- Yan, X. & Chowdhury, NA. (2010). Electricity market clearing price forecasting in a deregulated electricity market. *IEEE*, doi:10.1109/PMAPS.2010.5528949.
- Yang, S. & Yang, D. & Chen, J. & Zhao, B. (2019). Real-time reservoir operation using recurrent neural networks and inflow forecast from a distributed hydrological model. *Journal of Hydrology*, 579 (2019), 124229.
- Yarar, A. & Onüçyıldız, M. (2009). Yapay sinir ağları ile beyşehir gölü su seviyesi değişimlerinin belirlenmesi. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 24 (2), 21-30.
- Yıldız, K. (1992). Hidroelektrik santraller hesap esasları ve projelendirmesi. Devlet su işleri vakfı, 1, Ankara, 353.

Zhang, J. & Cheng, C. (2008). Day-ahead electricity price forecasting using artificial intelligence. *IEEE*, doi: 10.1109/EPC.2008.4763317.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Serkan İNAL
Doğum Yeri	BURSA
Doğum Tarihi	30.06.1981
Uyruğu	<input checked="" type="checkbox"/> T.C. <input type="checkbox"/> Diğer:
Telefon	0533 240 10 75
E-Posta Adresi	inalsekan@gmail.com
	
Lisans	
Üniversite	Fırat Üniversitesi
Fakülte	Mühendislik Fakültesi
Bölümü	Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Mezuniyet Yılı	13.06.2005
Yüksek Lisans	
Üniversite	
Enstitü Adı	
Anabilim Dalı	
Programı	
Mezuniyet Tarihi	
Yayınlar	
<p>İnal, S. and Balık, HH. and Erol, Y. and Karabulut D. (2007). Safe and secure PIC based remote control application for intelligent home. <i>IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security</i>, 7 (5), 179-182</p> <p>İnal, S. ve Oy, SA. (2020). Türkiye’de ve Dünya’da hidroenerji kullanımı. <i>30 Ağustos Bilimsel Araştırmalar Sempozyumu</i>, 194-205, ISSN 978-625-7898-23-2</p>	