

# Bir Termik Enerji Santralinde Ana Buhar Sıcaklığı Parametresinin YSA ve ARIMA Yöntemleriyle Modellenmesi ve Kestirim Performanslarının Araştırılması

Yasin TUNÇKAYA<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Honeywell Teknoloji A.Ş., Çayır Cad. No:7 Üçgen Plaza Kat:5 İçerenköy, Ataşehir - İstanbul.

e-posta: yasin.tunckaya@honeywell.com. ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-6690-2694>

Geliş Tarihi: 02.10.2019

Kabul Tarihi: 31.03.2020

## Öz

Dünyada enerji üretim yöntemleri arasında hala büyük bir yüzdeye sahip olan termik santraller, kömür kullanımının çevreye olumsuz etkisi nedeniyle yoğun eleştirilere maruz kalmakla birlikte, elektrik ve buhar gibi kritik çıktıları nedeniyle vazgeçilmez bir öneme sahiptir. Bu çalışmada, Türkiye’de kurulu bulunan 600 MW nominal üretim kapasitesine sahip termik santral prosesine yönelik yeni bir analiz yapılmıştır ve seçilen kritik işletme parametreleri vasıtası ile Yapay Sinir Ağları (YSA) metodu kullanılarak güncel bir modelleme çalışması gerçekleştirilmiştir. Santralin daha önceki dönemlere ait proses değerleri veri madenciliği yöntemleri ile harmanlanarak, tesis verimliliği ve üretim miktarını etkilemesi nedeniyle kilit bir parametre olan ana buhar sıcaklığı değerinin tahminlendiği bir kestirim çalışması literatüre sunulmuştur. YSA modeli çıktıları, istatistiksel veri analiz ve kestirim yöntemlerinden biri olan Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (ARIMA) yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Determinasyon katsayısı ve ortalama kök karesel hata yaklaşımı hesaplamaları ile başarımları ve hata analizinin yapıldığı çalışmada, optimum YSA modeli için bu performans değerleri sırasıyla 0,994 ve 1,489 olarak bulunmuştur ve sistemin yüksek başarı oranı ile tahminleme yaptığı gösterilmiştir.

### Anahtar kelimeler

Kestirim; Otoregresif entegre hareketli ortalama; Termik santral; Yapay sinir ağları

## Modeling of Main Steam Temperature Parameter in a Thermal Power Plant via ANN and ARIMA Methods and Investigation of Prediction Performances

### Abstract

Thermal power plants, which still have a large percentage of the energy production methods in the world, are subject to intense criticism due to the negative impact of coal usage to the environment, but indispensable because of their critical output such as electricity and steam. In the study, a novel analysis is carried out to investigate the process of thermal power plant located in Turkey with 600 MW nominal power output and the plant is modeled selecting the most critical operations parameters using Artificial Neural Networks (ANN) approach. Past process data is obtained from the plant, blended using data mining techniques, and presented literature to track and predict the main steam temperature, which is a key parameter for plant’s efficiency and production rate, by various approaches and experiments. The results off ANN model is compared with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method, which is one of the statistical data analysis and estimation method. Performance and error analysis is executed using determination coefficient and root mean square error approaches in the study within optimum ANN model, these performance values are found as 0.994 and 1.489 respectively and it is revealed that the system predicts with high success rate.

### Keywords

Artificial neural networks; Autoregressive integrated moving average; Prediction; Thermal power plants

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

### 1. Giriş

Son yıllarda yaşanan hızlı teknolojik değişimler nedeniyle, elektrik enerjisi üretimin çeşitliliği büyük

oranda değişim göstermektedir ve dolayısıyla yaşanan bu gelişmeler, enerji üretim konseptini, kalitesini, verimliliğini ve maliyetini etkilemektedir.

Günümüzde enerji santralleri, işletme verimliliğini olabildiğince yükseltmek, optimum yanmayı sağlayarak NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> ve CO<sub>2</sub> emisyon salınımlarını azaltmak, ısıl kararlılığı en üst düzeye çıkartmak ve MW üretim başına birim işletme maliyetlerini olabildiğince düşük tutabilmek için büyük bir yarışın içerisinde (Tunçkaya vd. 2015). Ulusal, uluslararası kısıtlamalar ve Kyoto protokolünün dikte ettiği karbon tutma, baca gazı arıtma ve yakma kontrolü sistemlerinin kurulumu gibi iyileştirme mekanizmaları ile fosil yakıtların kullanımı arasında bir denge ve kontrol mekanizması kurulmaya çalışılmaktadır.

Doğalgaz, kömür, petrol gibi hidrokarbon içeriğe sahip olan fosil yakıtlar, termik santrallerde yanıcı ana hammadde malzeme olarak kullanılmaktadır. Son dönemde rüzgar, güneş ve hidroelektrik gibi yenilenebilir kaynakların ve nükleer güç santrallerinin kullanımı her ne kadar artmış olsa da, ülkelerin mevcut kömür, petrol ya da gaz yatakları nedeniyle güvenilir ve ucuz arz güvenliği sağlayan fosil yakıtlı tesislerin kullanım oranı oldukça yüksektir. Fosil yakıtların karbon salınımı, küresel ısınma ve iklimsel etkileri olmasına rağmen, mevcut konjonktür nedeniyle enerji üretiminde yoğun olarak kullanılmaya devam edileceği anlaşılmaktadır. Dünyada elektrik üretimi sırasıyla % 38,3 kömür, % 22,9 doğal gaz, % 16,3 hidro, % 10,2 nükleer, % 6,6 civarında güneş, rüzgar ve jeotermal, % 3,3 petrol ve fuel oil, % 2,3 de diğer kaynaklardan sağlanmaktadır (1).

Ülkemizde kullanılmakta olan enerjinin büyük bölümü birincil enerji kaynakları vasıtasıyla karşılanmaktadır. Türkiye’de tüketilen toplam birincil enerji, 2016 verilerine göre 129,27 Mtep (milyon ton eşdeğer petrol) olarak gerçekleşmiştir ve kaynak türüne göre %31 doğalgaz, %30 petrol, %17 taş kömürü, %13 hidroelektrik ve yenilenebilir enerji kaynakları ve %9 linyit şeklinde sıralanmaktadır (Kaya vd. 2018). Enerji Bakanlığı’nın verilerine göre, 2019 Eylül ayı sonunda toplam kurulu güç 90.720 MW’ a ulaşmıştır ve elektrik enerjisi üretiminde en büyük paya sahip olan kaynaklar sırası ile % 31,4 hidrolik enerji, % 28,6 doğal gaz, % 22,4 kömür, % 8,1 rüzgar, % 6,2 güneş,

% 1,6 jeotermal ve % 1,7 diğer kaynaklar şeklinde değişmektedir (2). Son dönemde rüzgar, güneş, biyokütle gibi yenilenebilir enerji ile hidroelektrik santrallerinin elektrik üretimindeki payı artmış olsa da, hala en yüksek kaynak kullanımı fosil yakıtlı santrallerdedir.

Proses için kritik bir öneme sahip olduğu düşünülen parametreler göz önünde bulundurularak oluşturulan matematiksel ifadelerle dayalı modeller, enerji santralleri ve endüstriyel tesislerin günlük çalışmasını anlayabilmek için oldukça yararlıdır, ancak bu tür modeller genellikle karmaşık bir yapıya sahiptir ve büyük ölçekli tesisler için bu fiziksel modelleri kullanılarak gerçekleştirilen çıkış parametrelerinin kestirimi için uzun zaman harcamak gerekmektedir (Tunçkaya vd. 2015). Bu riski düşürebilmek ve etkin bir modelleme çalışması yapabilmek amacıyla çeşitli veri madenciliği teknikleri kullanılarak gerçekleştirilen bu çalışmada, matematiksel modellerin yerine yazılım simülasyonu vasıtasıyla farklı bir yaklaşım geliştirilmekte ve tahminleme başarımını olabildiğince arttırmak hedeflenmektedir. Son dönemde, fosil yakıtlı enerji santrallerinin işletme ve bakım performanslarının geliştirilmesine yönelik yeni çalışmalar sunan araştırmacıların özetlendiği literatür çalışmaları şu şekilde gösterilmektedir.

Kazan ve buhar türbinlerinin verimli çalışması için, superheat ve reheat buhar sıcaklığı değerlerinin geleneksel PI kontrolörü kullanılarak modellenmesi, zaman gecikmesi ve türbin yükünün bir fonksiyonu olarak değişen işlem dinamikleri nedeniyle zordur. Bu nedenle 250 MW’ lik bir kazanın buhar superheat ve reheat sıcaklığı dinamik modelleme teknolojisi sağlayan bir Smith kestirimci uygulaması ile kontrolü sağlanmıştır. Simülasyon sonuçları sonrasında önerilen tasarımın, herhangi bir bozukluk ve zaman gecikmesi nedeniyle meydana gelen buhar sıcaklığındaki olağandışı geçici tepkileri PI kontrolörüne göre daha doğru modelleme ve kontrol etme yeteneğine sahip olduğu görülmüştür (Saran *et al.* 2016).

210 MW üretim gücüne sahip bir termik enerji santralinde, kazan çıkış buhar sıcaklığının optimal

kontrol stratejisi kapsamında sunulan matematiksel model ile tahminleyen bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Kapalı çevrim döngü kontrolündeki 8 ila 10 dakika arasındaki proses gecikme farkı nedeniyle  $\pm 10$  °C sıcaklık farkı oluşmaktadır. Çalışmada sunulan 8. dereceli matematiksel model ve Kalman filtre tabanlı öngörümü denetleyici kullanılarak kazan buhar sıcaklığının  $\pm 2$  °C' lik yaklaşıklıkla tahminlenmekte ve kontrol edilmekte olduğu, böylece kazan veriminin arttırılabileceği gösterilmiştir (Valsalam *et al.* 2011).

Bir diğer çalışmada ise, 300 MW' lık bir güç santrali kazan ünitesi süperheater buhar sıcaklığı için ters dinamik nöro-denetleyici (IDNP) tasarlanmış ve kullanılmıştır. Süperheater sistemi modellemesi için kullanılacak ters dinamik proses modeli (IDPM) yapısı tekrarlayan YSA modeli kullanılarak oluşturulmuştur. İki adet ters dinamik sinir ağı modeli iki aşamalı su sprey sistemi uygulayıcısı olarak ayrı ayrı kurulmuştur. Sinir ağı geçmiş verilerle eğitilmiştir ve IDNP' ler yeterince iyi eğitilmiş olan IDPM' ler tarafından dizayn edilerek buhar sıcaklığı kontrolü için kullanılmaya başlanmıştır. Ayrıca kararlı çalışma dönemindeki hataları kompanze edebilmek için basit bir PI kontrolör dizayn edilerek IDNP sistemine entegre edilmiştir. Gerçekleştirilen simülasyon sonuçları, IDNP kontrolörünün klasik PID yöntemine göre daha iyi sonuçlar elde ettiğini göstermektedir (Ma *et al.* 2010).

Biyokütle enerji santrallerinde kazan kirlenmesi davranışını analiz etmek için kullanılan yapay sinir ağı tabanlı bir teknik ile ısı transferi sırasında ısı emiliminin, kazan buhar sıcaklığının azalması ve termal verimliliğin kaybedilmesi takip edilmektedir. Eşitlik bazlı matematiksel modellere göre daha güçlü avantajlar sunan sinir ağı modelinin, gerçek verilerle uyum içerisinde olduğu, kazanların kirlilik etkisini kontrol etmek ve azaltmak için kullanılabileceği rapor edilmiştir (Romeo and Gareta 2006). Normal ve güvenli çalışma koşullarında performansı korumak için, kritik zamanda muhtemel kazan duruşlarının tespit edilmesi çok önemlidir. Diyagnostik ve arıza tespit için FDDNN yapay sinir ağı

modelinin kullanıldığı bir başka çalışmada, 32 adet farklı kazan değeri giriş parametresi olarak kullanılmıştır ve hata tespiti için insana bağımlılığı minimize edecek karmaşıklıkta bir mimari ile tatmin edici bir performansa ulaşıldığı görülmüştür (Alnaimi and Al-Kayiem 2011).

600 MW' lık farklı bir süperkritik enerji santralinde kazan buhar sıcaklığını modellemek için radyal temel fonksiyonuna dayanan en küçük kareler destek vektör makinaları (LS-SVM) yöntemi kullanılmıştır. Destek vektörlerinin ayarlanması için eğitim sürecindeki en küçük yapısal riske uyum sağlayan budama algoritmasının kullanıldığı çalışmada, LS-SVM yönteminin doğrusal olmayan ve zamanla değişen bu proses için başarılı sonuç verdiği gösterilmiştir (Haijun and Jingru 2012).

Bu sene gerçekleştirilen benzer bir çalışmada, biyoyakıt temelli bir kazan prosesi üzerinde buhar sıcaklığını kestiren makina öğrenmesi tahminleyici model sistematığı sunulmaktadır. Kazanın tasarım sıcaklığı olan 400 °C' nin üstündeki çalışma bölgelerinde (420-440 °C) bozulma ve zararlı koşulları teşhis eden bir kök neden analizinin araştırıldığı çalışmada, kazan kontrol sisteminden elde edilen veriler YSA, destek vektör regresyon ve rasgele orman makina öğrenmesi yöntemleriyle analiz edilmiştir. Çalışma sonunda kullanılan modellerin kazan çalışma trendlerini başarılı bir şekilde yakaladığı ve buhar çıkış sıcaklığına etki eden faktörlerin ağırlığını tespit edebildiği bulunmuştur (Laubscher *et al.* 2018).

Bu çalışmanın temel amacı, Türkiye' de kurulu bulunan 600 MW nominal elektrik üretim kapasitesine sahip bir termik enerji santralinin, önemli çalışma göstergelerinden birisi olan ana buhar sıcaklığı parametresini modellemek, matematiksel ve istatistiksel yaklaşımlarla yeni bir veri madenciliği yöntemi geliştirerek tahminleme yapan bir kurallar sistemi oluşturmaktır. Sunulan modellerin sonuçları, ana buhar sıcaklığı parametresinin ve dolayısı ile santralin verimliliğinin nasıl etkilediğini ortaya koyarak, tesis işletme grubu için ileriye dönük stratejik bir rehber olacaktır. Bu çalışmada modelleme güncel yapay zeka

yaklaşımlarından biri olan YSA ile istatistiksel regresyon analiz metodu olan ARIMA yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

Güvenilir ölçümlerin kolay yapılamadığı, geçerli matematiksel modellerin bulunmadığı çok karmaşık, zamanla değişen ve doğrusal olmayan sistemler söz konusu olduğunda, yapay zeka yöntemleri araştırmacılara yeni yaklaşımlar geliştirmeyi teşvik etmektedir (Tunçkaya, 2017). Önerilen YSA metodu, son yıllarda örüntü tanıma, sınıflandırma ve tahminleme uygulamalarındaki çoklu avantajları nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir diğer taraftan literatürde yüksek başarımlı tahminleme yeteneğine sahip olduğu gösterilen ve regresyon temelli tekniklere göre daha güçlü olduğu bilinen YSA modelinden elde edilen sonuçlar, literatürde daha çok karşılaştırma amacıyla kullanılan bir istatistiksel yöntem olan ARIMA modeliyle kıyaslanmaktadır.

Çalışmada modelleme sonuçlarının başarımlı analizleri, kök ortalama karesel hata ve regresyon katsayısı performans kriterlerine göre karşılaştırılmıştır. Termik enerji santrali prosesi, önerilen modeller, malzeme, yöntem ve deneyler takip eden bölümlerde açıklanmaktadır, son bölümde ise modelleme çıktıları karşılaştırmalı olarak yorumlanmaktadır ve santral işletme grubu için daha etkin bir çalışma ve kontrol ortamı sağlayabilmek için yeni öneriler sunulmaktadır.

## 2. Fosil Yakıtlı Termik Enerji Santrali Prosesi

Termik santraller, fosil yakıtların kullanıldığı, genel proses akışı ile yoğun olarak su ve buhar hal dönüşümlerinin gerçekleştirildiği, kazan ünitesinden yüksek basınç ve sıcaklıktaki buharın, türbin ünitesine iletilmesi ve türbin rotoruna bağlı jeneratör ünitesi vasıtasıyla elektrik enerjisinin üretildiği endüstriyel tesislerdir (Tunçkaya vd. 2015). Ana yakıtı kömür olarak santrallerde, kömür öncelikle toz hale getirilir ve kazanlara üflenerek ısıtılmış hava ile reaksiyona girmesi sağlanır. Kazan bu tür santrallerin en kritik proses ekipmanıdır ve ısı enerjisini tüpler içerisinde dolaşan suya aktararak

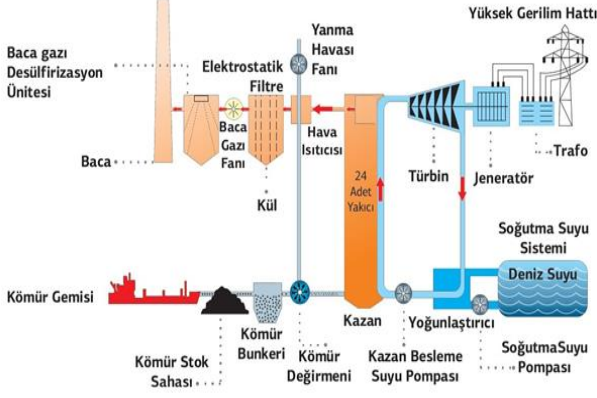
yüksek sıcaklık dönüşümünü sağlamaktadır. Besleme suyu pompasından alınan su kazana gönderilir ve kazanda ısıtılan su önce buharlaşır, sonrasında kızdırıcı ünitesinden geçirilerek nemi alınarak kızdırılmış olur.

Kızgın buharın türbin ünitesine gönderilmesi ile buhar türbininin kanatlarına çarpan buhar ile türbin belirli bir hızda döndürülür. Buhar türbinine bağlı alternatör ile bu dönme hareketi elektrik enerjisine dönüştürülmüş olur. Belirli akım ve gerilim aralığındaki elektrik enerjisi, yükseltici trafo vasıtasıyla yüksek gerilim enerji nakil hatlarındaki değerlere uyumlu olarak iletilmiş olur. Buhar türbinindeki çürük buhar kondenser ünitesine gelerek yoğunlaşır, tekrar su fazına dönüştürülür ve besleme suyu pompası ile tekrar kazan ünitesine gönderilir. Böylelikle, bir döngü içerisinde devam eden bu su ve buhar dönüşümleri ile sürekli olarak bir elektrik enerjisi üretimi gerçekleştirilmiş olur.

Evaporatör, ekonomizer, drum, superheater gibi ekipmanlardan oluşan kazan bölümünde, kömürün orantılı ve kontrollü olarak yakılması genel santral verimliliği açısından çok önemlidir (Chandrasekharan *et al.* 2017). Ekonomizer, kazana gönderilen basınçlı besleme suyunun uğradığı ilk bölümdür. Kazanın en soğuk kısmı olan ekonomizer besleme suyunun ısıtılması için kullanılır. Ekonomizerden gelen suyun, sıvı haldeki su ve buhar olarak ayrıştığı bölüm olan evaporatör, buharlaştırıcı olarak da adlandırılır. Suyun aynı anda su ve buhar olarak iki farklı fazda bulunduğu kısım ise tambur olarak adlandırılan drum ünitesidir. Superheater ya da kızdırıcı olarak adlandırılan ünite ise buhar sıcaklığının artırılarak kızdırıldığı kısımdır.

Besleme suyu, ön ısıtma amacı için ekonomizer ünitesine girerek ısıtılır ve buhara dönüşüm için tambur ünitesine iletilir. Sıcak suyun doymamış buhar haline geldiği ekonomizer ve yükselticiden sıcak su transfer eder. Doymamış buhardan gelen buhar ve su damlacıkları, sırasıyla, tambur ünitesinin üst ve alt kısımlarında ayrılır. Buhar daha sonra kızdırıcıya aktarılır ve su, dönüşüm için tamburun içinde dolaşır. Böylece doymamış buhar, superheater ünitesinde doymuş buhara

dönüştürülür (Chandrasekharan *et al.* 2017). Bir termik santrale ilişkin temel ekipmanlar ve proses akış şeması aşağıdaki şekilde verilmektedir.



**Şekil 1.** Fosil yakıtlı bir termik elektrik santrali prosesine ilişkin akış şeması

Enerji santralleri için önemli verimlilik göstergelerinden birisi olan ısıl verimlilik ve ısı dengesi terimini hesaplayabilmek için, kazana farklı formlarda giren ve çıkan enerji toplamlarının hesaplanabilir olması gerekmektedir. Tüketilen buharda etkili olan ısı enerjisi çıktısının kazana giren ve üretilen buharda etkili olan toplam ısı enerjisine oranının yüzdesi kazanın ısıl verimliliğini ifade etmektedir ve bu değer aşağıdaki ifade kullanılarak hesaplanmaktadır (Shah and Adhyaru 2011).

$$\eta = \frac{Q \times (H-h)}{q \times GCV} \times 100 \quad (1)$$

Bu eşitlikte  $Q$  (kg/saat) kazanda saat başına üretilen toplam buhar miktarını,  $q$  (kg/saat) kazanda saat başına kullanılan toplam yakıt miktarını,  $GCV$  (kcal/kg) kullanılan yakıtın genel kalorifik değerini,  $H$  (kcal/kg) doyuma ulaşmış buhar entalpisini ve  $h$  (kcal/kg) besleme suyu entalpisini göstermektedir.

Giriş-çıkış yöntemi olarak adlandırılan bu yöntem ile hesaplamada sadece ısı girdisi ve faydalı buhar çıktısı değerlerini bilmek yeterlidir. Isı kayıplarının hesaba katılmaması nedeniyle bu formülde bir dezavantaj bulunmaktadır. Bu nedenle literatürde aşağıda gösterilen formül ile hesaplanan ve dolaylı model olarak adlandırılan farklı bir ısıl verimlilik hesabı daha bulunmaktadır (Tunçkaya vd. 2015).

$$\eta = 100 - L \quad (2)$$

Formülde  $L$  ifadesiyle gösterilen ısı kayıplarını genel olarak suyun baharlaşma nedeniyle kaybı, iyi yanmamış atık gaz, yakma havası ve yakıttaki nemlenme kaybı, termal radyasyon, yanmayan yakıt külü kaybı ve hesaplanamayan diğer kayıplar ifade etmektedir.

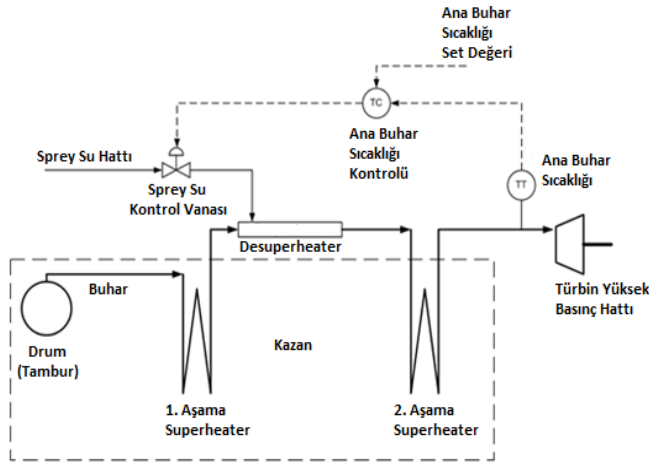
Termik santrallerde, özellikle kazan ve buhar türbin ünitelerinde çok fazla sayıda basınç, sıcaklık, akış, seviye ölçümleri ile yakıt, hava, su, buhar gibi kritik parametrelere yönelik kontroller ve izlemeler üst seviyeli kontrol sistemleri vasıtası ile yürütülmektedir. Matematiksel yaklaşımlar ve fiziksel formülasyona dayalı eşitlikler kullanılarak tesis prosesini modellemek mümkündür, ancak çok fazla parametreye dayanan ve doğruluğu zaman zaman tartışma konusu olan bu yöntemler doğası gereği karmaşıktır ve yinelemeli optimizasyon yöntemleri nedeniyle oldukça zaman alıcıdır (Tunçkaya vd. 2015). O nedenle, hem bu modeller için bir karşılaştırma hem de doğrulama yöntemi olarak yapay zeka ve deneysel yazılımsal yaklaşımlar ile tahmin çalışmaları gerçekleştirilmektedir.

Günümüzde alternatif yenilenebilir enerji kaynaklarıyla elektrik enerjisi üretimi anlamında hızlı bir dönüşüm yaşanmakla birlikte, klasik üretim yöntemlerinin başında gelen termik santraller, bir takım avantajları nedeniyle halen yaygın bir şekilde kullanılmaya devam etmektedir. Özellikle süperkritik ve ultra süperkritik termik santrallerdeki teknolojik gelişmeler ile verimlilik oranları %50' leri aşmaktadır (Kocatepe ve Yıldız 2016).

Enerji santrallerinde, üzerinde hassasiyetle durulması gereken önemli proses parametrelerinden birisi de ana buhar sıcaklığı değeridir (Mazalana *et al.* 2014). Ana buhar sıcaklığı, bir taraftan nominal verimliliği korumak ve güçlendirmek, diğer taraftan da özellikle kazan borulama sistemi, kazan ve tesis güvenliği için kontrol altında tutulmalıdır. Bu değer başarılı bir şekilde kontrol edilmesi, ayrıca dengeli bir yük üretimi ve gönderimini de garanti altına almaktadır. Ancak, bu sıcaklık değerinin doğrusal olmayan, değişken, uzun ölü zaman ve yüke bağlı davranışları, kontrol edilmesini zorlaştıran etkenler olarak ortaya

çıkılmaktadır. Günlük operasyon sırasında üretimin %100 seviyelerinden, ani ya da planlı olarak %30-40' lı seviyelere çekilmesi, ana buhar sıcaklığı değerlerindeki oynaklığı, doğrusal olmayan değişimleri ve kontrol zorluğunu beraberinde getirmektedir (Peng *et al.* 2001).

Ana buhar sıcaklığı kontrolü, tesis ekipmanının kullanım ömrünü, verimliliğini ve kapasitesini etkilemesi açısından oldukça önemlidir. Çok yüksek sıcaklıklar, termal şok etkisini tetikler ve mekanik boru sistemine yapısal zararlar verir, düşük sıcaklıklar ise diğer parametrelerde kararsızlığa sebebiyet vermektedir (Mazalana *et al.* 2014). Azalan sıcaklığı arttırmak için yeniden ısıtma ekipman sıcaklığı ve ana buhar sıcaklığı değerlerinin hızlı bir şekilde artırılması gerekir ve talep edilen santral yükünün istenilen zamanda elde edilememesi problemine neden olabilmektedir. Tipik bir kazan sistemi için ana buhar sıcaklığı kontrolünü gösteren mimari aşağıdaki şekilde verilmektedir.



Şekil 2. Bir kazan sisteminde ana buhar sıcaklığı ve kontrol sistemi ekipmanlarının şematik gösterimi

Termik santral otomasyon ve kontrol sistemlerinde genel olarak PID (oransal, integral, türev) tipinde kontrolör yapısı kullanılmaktadır. PID kontrolörü, yalın mimarisi ve sağlamlığı nedeniyle endüstriyel uygulamalarda sıklıkla tercih edilmektedir, ancak bu denetleyicinin bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Genel olarak, santrallerin otomasyon sistemlerinde ana buhar sıcaklığı kontrol algoritması ana buhar sıcaklığı değerinin olabildiğince stabil tutulması temeline dayanmaktadır.

Kontrol işlemiyle, ana buhar sıcaklığı proses değerinin, set edilen değerlere yaklaştırabilmek için su spray sistemi kontrol vanası çıkışındaki daha düşük sıcaklıktaki buhar karışımı ile ayarlanması hedeflenmektedir. Spray su kontrol vanası ise tek ya da iki aşamalı superheater hattından gelen kızgın buhar ve spray su hattından gelen düşük sıcaklıklı suyun desuperheater ünitesinde karışımı ile bu oranının döngüsel olarak kontrolü yöntemiyle regüle edilmektedir. Böylelikle kullanılan bu iki kaskat kontrol sistemi ile ana buhar sıcaklığının düzenli olarak ve belirlenen set değerlerine olabildiğince yaklaştırılması hedeflenmektedir.

Bir santralde, en zorlu kontrol döngülerinden biri olan buhar sıcaklığı, çok sayıda etmene bağlı olarak değişkenlik gösterir ve bu zorluğa ek olarak, kazan yükü, bu yükün değişim oranından, hava akış hızından, yakma sisteminden ve borulama sistemi üzerindeki kurum miktarından da anlık olarak etkilenmektedir. Kazan içindeki kazan besleme suyundan ayrıldıktan sonra buhar, buhar türbini ünitesinin ısı verimliliğini arttırmak için aşırı derecede ısıtılmaktadır. Modern kazanlarda buhar sıcaklığının yüksekliği, kazan borularında çeliğin deformasyon sürecini hızlandırır ve kazanın kullanılabilir ömrünü kısaltabilir. Bu nedenle, ana buhar sıcaklığı değerini sabit tutmak ve bir anlamda kontrol altına alabilmek, kazan ve türbin üzerindeki termal gerilmeleri en aza indirebilmek ve işletme verimliliğini arttırabilmek için çok önemlidir.

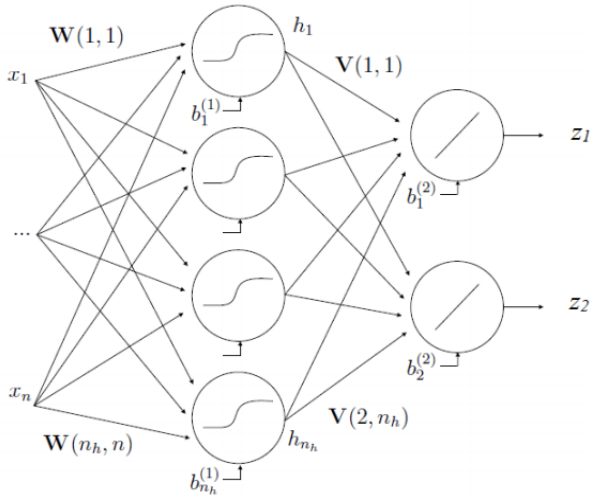
### 3. Çalışmada Kullanılan Modeller

#### 3.1 Yapay sinir ağı modeli

İnsan beyninin ve merkezi sinir sisteminin biyolojik bir fonksiyonel gösterimi olarak kabul edilen Yapay Sinir Ağ modeli, son dönemde regresyon hesaplamalarının açıklamakta zorlandığı konularda regresyon analizine ve istatistiksel çalışma mimarisine alternatif bir yöntem olarak eşleştirme, kestirim, örüntü tanıma, sistem tanımlama ve optimizasyon gibi uygulamalarda sıkça kullanılmaktadır. Özellikle çok sayıda parametrenin

bulunduğu karmaşık problemlerin çözümünde yüksek başarımlı gösteren bu model, yoğun veriye sahip üst düzey otomasyon sistemleri ile kontrol edilen endüstriyel tesislerin, doğrusal olmayan problemlerin ve yüksek hacimli işlemin analizi için oldukça uygundur (Tunçkaya vd. 2015).

Bir sinir ağı, araştırmacının elinde bu sistem için gerekli miktarda veri varsa, tanımlanan ve sisteme uygulanan girdi kümesinin, belirli ayarlama ve işlemler gerçekleştirmek suretiyle çıkış kümesini üretilebileceği şekilde kullanılabilir (Önder ve Hasgöl 2009). Kestirim başarısı, seçilen giriş parametrelerinin çıkış parametresi ile ilişkisinin yüksekliğine bağlıdır, az sayıda giriş değişkeni seçilirse modelleme başarısız olur, çok fazla değişken seçilirse de hesaplama hızı ve veri boyutunda olumsuz bir etki meydana gelir. Bu nedenle giriş parametre sayısı ve seçiminin, sistemi düzgün bir şekilde karakterize edebilen ve hesaplama hızını da minimumda tutacak şekilde optimize edilmesi gerekmektedir. Şekil 3'te tek gizli katmana sahip bir sinir ağı modeline ilişkin yapı mimarisi gösterilmektedir.



Şekil 3. Çok katmanlı bir sinir ağı model mimarisi

Bir YSA, temel olarak giriş katmanı, bir ya da birden fazla sayıda gizli katman ve çıkış katmanlarından oluşmaktadır ve geçmiş örnekleri kullanarak girdi çıktı değerleri arasındaki ilişkiyi öğrenmeye çalışmaktadır. Daha önceden belirlenmiş tip ve sayıda giriş parametresine ait normalleştirilmiş ham veriler öncelikle giriş katmanından ara bağlantılar ile

gizli katmandaki nöronlara bağlanır. Her bir nöron, sinaps olarak adlandırılan bağlantı linkleri ile birbirine bağlıdır ve dışarıdan ya da ona bağlı diğer nöronlardan gelen girdileri almaktadır. Bu bilgiyi her bir girdi ağırlığına veya bağlantı kuvvetine göre toplamaktadır ve böylece çıktı, eğitime işlemine tabi tutulmuş ağı, çıkış sınırları belirlenerek seçilen bir transfer fonksiyonunun uygulanması ile elde edilmektedir. Tek katmanlı bir yapay sinir ağının, i. gizli katman nöronunun çıktısı  $h$ , eşitlik (3)'te gösterilen formül ile hesaplanmaktadır (Kara vd. 2015).

$$h_i = f^{(1)} \left( b_i^{(1)} + \sum_{j=1}^n W(i,j)x_j \right) \quad (3)$$

$W$  ağırlık matrisi olarak tanımlanmaktadır ve yukarıdaki eşitlik (3)'te yer alan  $W(i,j)$  i. gizli katmanın j. girdi bağlantısının ağırlık katsayısını göstermektedir. Çıktı ( $z$ ) eşitlik (4)'te gösterilmekte olan formül ile hesaplanmaktadır.

$$z_i = f^{(2)} \left( b_i^{(2)} + \sum_{j=1}^{n_h} V(i,j)h_j \right) \quad (4)$$

Burada  $V$  ağırlık matrisi olarak adlandırılmaktadır ve eşitlik (4)'te yer alan  $V(i,j)$  j. gizli katmanın i. çıktı bağlantısının ağırlık katsayısını göstermektedir. Denklemden gösterilen  $b$  katsayıları, ilgili nörona eklenen ve bias olarak adlandırılan sabit değerlerini,  $f$  ise transfer fonksiyonlarını ifade etmektedir. Transfer fonksiyonunun literatürde genellikle hiperbolik tanjant sigmoid fonksiyonu, lineer fonksiyon, log sigmoid fonksiyonu gibi çeşitli türleri kullanılmaktadır.

Yapay sinir ağı modelinin öğrenme kabiliyeti, uygun öğrenme yönteminin kullanılması ve ağırlık değerlerinin uyumlu olarak seçilmesi ile doğru orantılıdır. Ağı verimli bir şekilde çıktı verebilmesi için anlık hataların olabildiğince düşük tutulması çok önemlidir. Hata payı, genel olarak ortalama karesel hata yaklaşımı ile kontrol edilmektedir ve ağı eğitimi sırasında bu hata değerinin önceden belirlenen değerlere ulaşması halinde kontrol işlemi sonlandırılmaktadır. Son dönemde, en başarılı maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş bir en küçük kareler hesaplama yöntemi bünyesinde

barındıran geri yayılım Levenberg-Marquardt eğitim algoritması literatürde sıklıkla kullanılmaktadır (Şahin 2019).

### 3.2 Otoregresif entegre hareketli ortalama modeli

Kesikli, doğrusal ve stokastik süreçler içeren zaman serilerinin modellenmesinde literatürde Box-Jenkins olarak tanınan ve tek değişkene sahip olan zaman serilerinde, tahminleme için kullanılan otoregresif hareketli ortalama (ARMA) yöntemi kullanılmaktadır (Filik ve Filik 2017). Regresyon modellerinde  $y_t$  ifadesi  $k$  adet değişken  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$  değerleri vasıtasıyla açıklanırken, ARMA modelinde  $y_t$ ,  $y$ 'nin daha önceki ya da gecikmeli değerleri ve olasılıklı hata terimleri vasıtası ile açıklanabilmektedir (Önder ve Hasgöl 2009).

Bu yöntemlerde temel amaç örnek verilerden yola çıkılarak, bu verileri türeten bir istatistik modeli düşünerek karar vermek ve çıkış değerlerini tahmin etmek olarak açıklanabilir. Tahmin edilmekte olan bu modelin, tahminleme ve kestirim amacıyla kullanılabilmesinin ön koşulu, modelin özelliklerinin zaman içinde ve özellikle gelecek dönemlerde değişmemesi (yani durağan ve kararlı olması), otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon katsayılarının incelenerek uygun yapının seçilmesi gerekmektedir (Filik ve Filik 2017). Durağan olmayan bir seri, ARMA modelinin bir başka versiyonu olan ve otoregresif entegre hareketli ortalama olarak adlandırılan ARIMA ( $p, d, q$ ) modeli ile,  $d$ ' inci mertebeden türevinin alınarak durağan hale getirilerek kestirim çalışmalarında kullanılabilir hale gelmektedir. ARIMA modeline ilişkin matematiksel gösterim eşitlik (5)' te verilmektedir.

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

Burada  $\varphi_p$  ifadesi otoregresif operatöre ilişkin parametre değerleri,  $a_t$  hata teriminin katsayıları,  $\theta_q$  hareketli ortalama operasyonu için parametre değerleri ve  $Z_t$  de, orijinal serinin  $d$ ' inci dereceden farkı alınmış zaman serisi olarak tanımlanmaktadır. Yani,  $t = 1, 2, \dots, t$  değerleri için,

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (6)$$

İfadesi birinci farklar serisi olarak tanımlanmaktadır. Burada,  $W_t$  birinci farklar serisini,  $Y_t$  ise orijinal zaman serisinin tesadüfi değişkenler serisi olarak tanımlanır. Birinci farklar serisinin yine durağan olmadığı gözlenirse, yeni serinin de tekrar farkının alınması suretiyle yeni bir durağanlık kontrolü yapılması gerekir (Tunçkaya vd. 2015). Burada, fark alma derecesinin bir olduğu durumda ( $d = 1$  için) seri doğrusal, iki olması durumunda ( $d = 2$  için) ise seri parabolik hale gelecektir. Orijinal seri durağan ise, yani fark alma derecesi  $d = 0$  için, ARIMA modeli ARMA, AR ya da MA modeli haline dönüşür ve böylece Box-Jenkins modellerinin tümünü bünyesinde bulundurmuş olur.

ARIMA modelinin kurulmasında temel olarak dört aşamanın tamamlanması beklenmektedir. Bunlardan ilk aşama, otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonlarının grafiklerinden yararlanılarak genel model sınıfının belirlenmesi, ikinci aşama geçici model belirleme, üçüncü aşama geçici model parametrelerinin istatistiksel teknikler vasıtasıyla tahmin edilerek hataların kontrolünün sağlanması ve son olarak modelin tahmin amacına uygunluğunun kontrolü yapılır.

Burada, geçici modelin hatalarının otokorelasyon değerleri incelenerek, bu hataların tesadüfi olup olmadığına bakılır. Bu değerlerin fonksiyonu belirli bir şekli ifade ediyor ve gösteriyorsa, bu durum hataların tesadüfi olarak dağılmadığı şeklinde yorumlanır ve ikinci aşamaya geri dönülerek yeni bir model belirleme yoluna gidilir ve döngü bu şekilde en uygun sonuç bulunana kadar devam eder.

## 4. Yöntem, Veri ve Hesaplamalar

Endüstriyel tesislerde günlük operasyonları tanımlamak için kullanılan matematiksel modellerin doğruluğu, sistemde kullanılan kritik proses



parametrelerin bu modeller içerisinde uygun bir şekilde kullanılmasına bağlıdır. Genel olarak karmaşık bir yapıya sahip olan bu modellerin gereğinden fazla proses değişkeni içermesi durumunda, çok fazla sayıda iterasyona gerek duyulur ve bu durum zaman ve hesaplama zorluğuna yol açar. Özellikle yapay sinir ağları gibi yazılım uygulamaları, matematiksel modellerin kullanımındaki sıkıntılara bir alternatif olması bakımından oldukça önemlidir.

YSA modelleri, daha önceden ölçülerek kontrol sistemi bünyesinde depolanmış olan mevcut verilerin, veri madenciliği teknikleri kullanılarak konsolide edilmesi, ayıklanması ve skalalandırılması sonrasında tahminleme ve kestirim çalışmalarını gerçekleştirmek için son derece faydalı bir yöntemdir (Tunçkaya vd. 2015). Bu çalışma için seçilen 600 MW' lik termik enerji santralinde, ana buhar sıcaklığı parametresinin kestiriminin YSA yöntemi ile gerçekleştirilmesi durumunda, matematiksel modellere göre daha az parametrenin seçileceği ve daha az işlem ile etkili bir kestirim çalışması yapılabileceği öngörülmüştür. YSA uygulamaları ile birlikte kullanılan istatistiksel ARIMA modeli, sonuçların birbiriyle karşılaştırılması ve seçilen proses parametrelerinin uygunluğunu anlamak açısından oldukça yararlı olacaktır.

Enerji santrali prosesi ve otomatik kontrol sistemleri yüzlerce değişkenin düzenli olarak izlendiği, kontrol edildiği ve saklandığı kritik bir üretim sürekliliğine sahiptir. Bu değişken ölçüm değerlerinin bir kısmı ana buhar sıcaklığı parametresinin değişimine yoğun olarak etki etmekteyken, bir kısmı da nispeten daha düşük bir etkiye sahiptir. Termik santralde saha sensörlerinden ve enstrümanlarından gelen, modern otomasyon sistemleri tarafından kayıt altında tutulan proses parametrelerine ilişkin değerler, fiziksel ve kimyasal reaksiyonlara bağlı olarak anlık olarak değişmektedir. Bu değişimlerin kontrol altında tutulabilmesi için dalgalanmaların mümkün olduğunca düşük seviyelerde olması ve ani dalgalanmaların önceden kestirilebilmesi ya da prosesin bir sonraki aşamasının tahminlenebilmesi gerekmektedir.

Termik santrallerde, en kritik ekipmanlardan biri olan kazan ünitesinin çıkışındaki ana buhar sıcaklığı değeri, türbin ve jeneratör gruplarındaki enerji üretimini ve genel verimliliği önemli bir şekilde etkilemektedir. Kazan ünitesindeki yanma kontrolü ve optimizasyonu, ana buhar parametrelerinin çalışma regülasyonu ve koordinasyonunun sağlanması ile ilişkilidir. Bu çalışmada 600 MWe nominal çıkış gücüne sahip kömür yakıtlı bir termik enerji santralinin ana buhar sıcaklığı parametresinin değişimini yüksek oranda etkilediği düşünülen ve aşağıdaki tabloda verilen 16 adet değişken gözönüne alınmıştır.

**Çizelge 1.** Ana buhar basıncı tahminlenmesi için seçilen proses parametreleri, ortalama değerleri ve mühendislik birimlerinin gösterimi.

Seçilen Proses Parametreleri	Ortalama Değer	Birim
Ana Buhar Basıncı	21,758	bar
HP Giriş Buhar Sıcaklığı	558,976	°C
Sıcak RH Basıncı	3,132	bar
Gaz Giriş Sıcaklığı	29,814	°C
Konsenser A Sirkülasyon Su Giriş Sıcaklığı	19,822	°C
IP Buhar Sıcaklığı	559,467	°C
IP Buhar Basıncı	3,126	bar
Ekonomizer Besleme Suyu Sıcaklığı	261,739	°C
LP Isıtıcı Kondense Su Sıcaklığı	29,862	°C
LP Isıtıcı Giriş Su Sıcaklığı	76,417	°C
Deaeratör Giriş Su Sıcaklığı	128,235	°C
HP Header Giriş Sıcaklığı	172,923	°C
Ekonomizer Çıkış Su Sıcaklığı	16,726	°C
RH Su Basıncı	9,423	bar
RG Su Sıcaklığı	25,078	°C
Tesis Çıkış Gücü	559,453	MWe

Bu değişken parametrelerin seçiminde, daha önceki işletme ve bakım tecrübeleri ile literatürde bulunan bazı çalışmalardan yararlanılmıştır. Seçilen bu 16 adet giriş parametresinin her biri için 5 saniyede bir değişen 1250 adet veri kümesi kullanılmıştır ve

toplamda çıkış parametresi ile birlikte 21250 adet veri işlenmiştir.

YSA modeli MathWorks Matlab R2009b yazılımı vasıtasıyla test edilirken, ARIMA modeli için IBM SPSS 17.0 yazılımı kullanılmıştır. Matlab paket programı, YSA yöntemine ilişkin eğitim algoritması, transfer fonksiyonu, eğitilen ve test edilen nöron sayısı ile gizli nöron sayısı gibi alt parametrelerin kolay bir şekilde değiştirilebilir olması özelliği nedeniyle bu çalışma için oldukça uygundur. Bununla birlikte SPSS yazılımı da, gerçekleştirilen istatistiksel deneyler için sunduğu kullanıcı dostu veri giriş sayfası ve arayüzü nedeniyle oldukça kullanışlıdır.

Literatürde yoğun olarak kullanılmakta olan ve tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasındaki farklılığı ortaya koyan performans ölçütlerinden birisi kök ortalama karesel hata (KOKH) terimidir. Bu değer, hata ortalama büyüklüğünü ölçmektedir ve gerçek veri seti ile tahmin edilen veri seti arasında bir güvenilirlik, verimlilik ve ikinci dereceden bir puanlama ölçütüdür. KOKH parametresine ilişkin matematiksel ifade aşağıdaki eşitlik (7)' de verilmektedir.

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^p - x_i^o)^2} \quad (7)$$

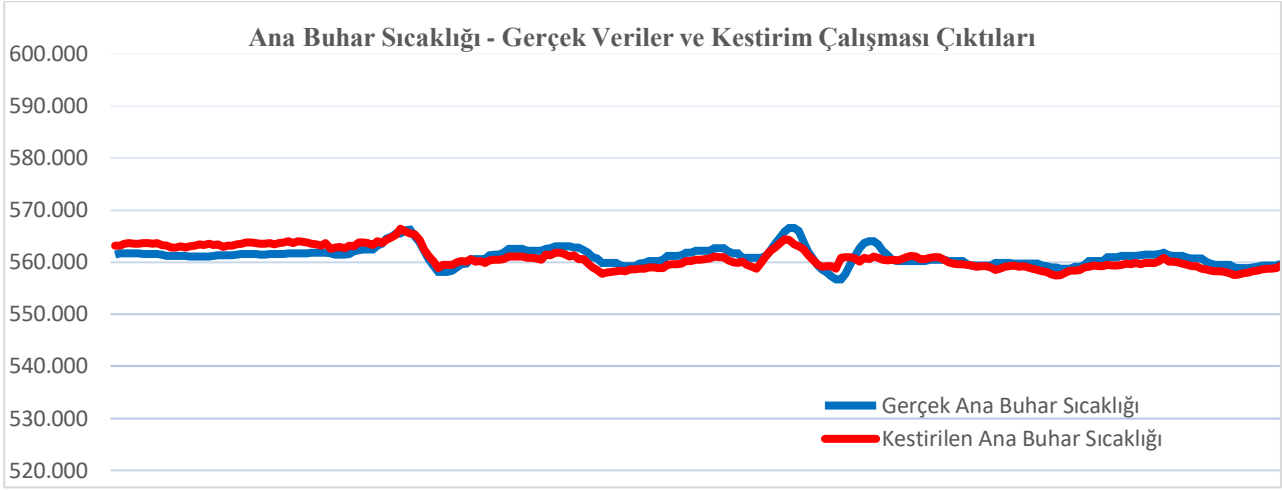
Burada,  $x_i^p$  değerleri veri setindeki orijinal değerleri,  $x_i^o$  terimi tahminlenen değerleri ve n ise toplam örnek sayısını göstermektedir. KOKH değerinin düşük olduğu durumlar, hatanın azaldığını göstermektedir ve bu durumda sistemin daha iyi ve verimli bir performans gösterdiği anlaşılmaktadır.

Bir başka istatistiksel karşılaştırma yöntemi olan determinasyon katsayısı ( $R^2$ ), herhangi bir değişkendeki bir birim değişimin diğer değişkeni hangi şekilde etkilediğini bulmak için kullanılan ve değişkenler arasındaki ilişkinin yönü ile değerini saptayabilmek için kullanılan bir ifadedir (Tunçkaya vd. 2015). Determinasyon katsayısı, 0 ile 1 arasında değerler almaktadır ve eğer bu değer sıfıra yaklaşırsa aradaki regresyon ilişkisinin azaldığını bire yaklaştıkça da arada daha yüksek bir uyum ve regresyon ilişkisinin olduğu anlaşılmaktadır.

Çalışmada YSA modeli, literatürde tahminleme için sıkça kullanılan ileri beslemeli geri yayılım ağı yapısında seçilmiştir. Daha önceki deneyleri göz önünde bulundurarak en iyi performansı gösteren Levenberg-Marquardt eğitim algoritması ile işlem yapılmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid fonksiyonu seçilmiştir.

Kullanılan veri kümesinin %70' lik kısmı öğrenme, %10' luk kısmı doğrulama ve geriye kalan %20' lik kısmı ise test amaçlı kullanılmıştır. Ayrıca işlem kolaylığı açısından gizli katman sayısı çalışmada "1" olarak seçilmiştir ve deneme-yanılma metodu kullanılarak gerçekleştirilen çok sayıda deney sonucunda optimum performansı gösteren gizli nöron sayısı ise 15 olarak bulunmuştur.

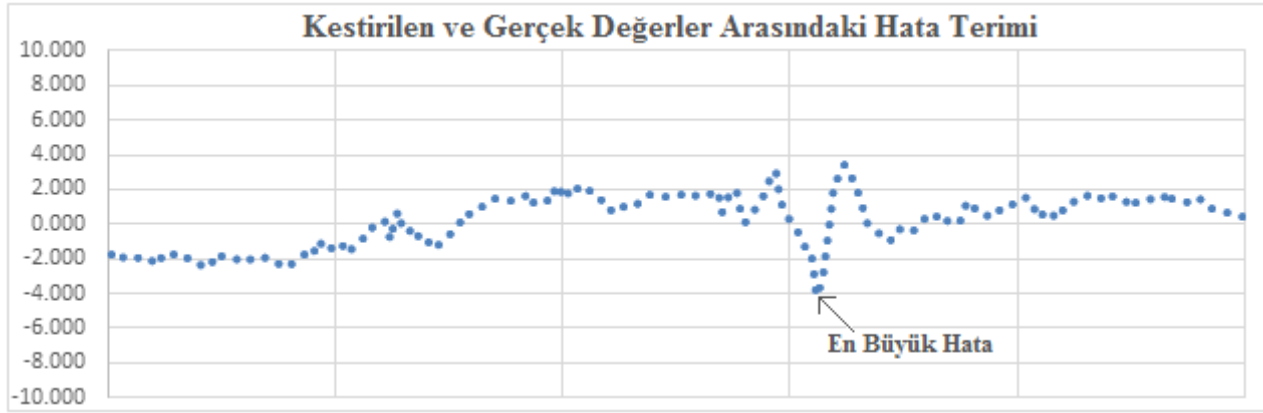
YSA yöntemi ile gerçekleştirilen çalışmalar sonucunda, en iyi performansı gösteren ağ modeline ilişkin 250 adet (veri setinin %20' si mertebesinde) test edilmiş ana buhar sıcaklığı değeri aşağıda gösterilen Şekil 4' te kırmızı renk ile, gerçek ana buhar sıcaklığı değerleri ise mavi renk ile gösterilerek karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır.



Şekil 4. Kestirilen ana buhar sıcaklığı değerlerinin gerçek değerler ile karşılaştırılması

YSA modeli ile gerçekleştirilen bu çalışmada, gerçek değerler ile kestirim sonucu elde edilen değerlerin birbiri ile çok uyumlu olduğu ve düşük bir hata oranı ile birbirlerini takip ettiği gözlenmektedir. Şekilde ana buhar sıcaklığı değerlerinin yukarı ya da aşağı yöndeki hareketlerinin model tarafından yüksek bir doğruluk oranı ile algılandığı ve iyi bir başarımın sağlandığı görülmektedir.

YSA model çıktıları incelendiğinde maksimum mutlak kestirim hatasının, gerçek ana buhar sıcaklığı değerinin 556,7 °C olduğu sıcaklık için 4,12 °C olduğu gözlenmektedir. Aşağıda gösterilen Şekil 5' te, 250 adet çıkış verisi için, gerçek verilerden toplanan proses değerleri ile kestirim çalışması sonrasında elde edilen değerler arasındaki farklar hata terimi olarak verilmektedir.



Şekil 5. Kestirilen ana buhar sıcaklığı değerleri ile gerçek değerler arasındaki hatanın gösterimi

YSA çalışması sonrasında, gerçek ana buhar sıcaklığı değerleri ile kestirilen değerler arasındaki hatanın gösterildiği grafik incelendiğinde, hata değerlerinin birkaç pik değer dışında -2 ile 2 °C aralığında yoğunlaştığı gözlenmektedir. Modelleme sonucunda  $R^2$  terimi 0,994 gibi yüksek bir değer elde edilmiştir ve KOKH hatası değeri ise 1,489 bulunmuştur. Sonuç olarak YSA ile modellenen bu termik santrale ilişkin ana buhar sıcaklığı değerinin, yüksek bir doğruluk oranıyla ve kararlılıkla tahminlenebildiği gösterilmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, ARIMA modeline ilişkin veri kümesi SPSS paket programına yüklenmiştir. Yine YSA modelinde olduğu gibi, bağımlı değişken olarak tanımlanan ana buhar sıcaklığı değeri ve 16 bağımsız değişkine ait her biri 1250 adet veri olmak üzere toplamda 21250 adet veri işlenmiştir.

ARIMA modeli ile çalışma yapılırken, p, d ve q değerlerinin hepsi "1" olarak seçilmiştir. Gerçekleştirilen simülasyon çalışması sonrasında ARIMA (1, 1, 1) modeline ilişkin  $R^2$  değeri 0,991 ve

KOKH değeri ise 1,971 olarak bulunmuştur. Tablo 2' de, her iki model kullanılarak gerçekleştirilen çalışmalar özetlenmektedir ve performans kriteri değerleri karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir.

**Çizelge 2.** Uygulanan YSA ve ARIMA model çıktılarının karşılaştırmalı gösterimi

Karşılaştırma Kriterleri	YSA Modeli	ARIMA Modeli
R <sup>2</sup>	0,994	0,991
KOKH	1,489	1,971

## 5. Sonuç ve Tartışma

Bu çalışmada, 600 MWe nominal üretim gücüne sahip bir termik elektrik santralının ana buhar sıcaklığı değeri, YSA ve ARIMA yöntemleri kullanılarak modellenmiştir. Elektrik üretim miktarını ve genel verimliliği etkileyen kritik bir işletme parametresi olan ana buhar sıcaklığının değişimi, tecrübe ve literatürde gerçekleştirilen çalışmalar sonucunda seçilen 16 adet giriş parametresinin değişimi ile uyumluluğu araştırılmıştır. YSA modeli için MathWorks Matlab R2009b ve ARIMA modeli için ise IBM SPSS 17.0 paket programları kullanılmıştır.

Çalışmada her parametrenin 5 saniyelik örnekleme periyodu ile alınan 1250 adet geçmiş değeri kullanılmış ve toplamda 21250 adet veri işlenmiştir. Model çıktılarının başarımlı performansları, kök ortalama karesel hata ve determinasyon katsayısı ifadeleri ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Optimum değerlerin elde edildiği bilgisayar simülasyonları sonucunda aşağıda sıralanan sonuçlara ulaşılmıştır.

- İleri beslemeli geri yayılım ağı mimarisindeki, bir gizli katman, 15 gizli nöron ve Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasının kullanıldığı YSA modeli en optimum performansı göstermiştir
- Optimum YSA modelinin R<sup>2</sup> değeri 0,994 ve KOKH değeri 1,489 olarak bulunmuştur. Bu değerler, YSA modelinin oldukça başarılı

seçildiğini ve kullanılan 16 giriş parametresinin oldukça uygun olduğunu göstermektedir

- Optimum YSA modeli için en büyük mutlak hata değeri ana buhar sıcaklığı 556,7 °C olduğunda 4,12 °C olarak bulunmuştur. Çalışmada, 1250 örnek için ana buhar sıcaklığı değerlerinin 545,50 ve 566,57 °C arasında değiştiği değerlendirildiğinde, maksimum hata oranının % 0,74 mertebesinde olduğu ve hata değerlerinin -2 ve 2 °C arasında yoğunlaştığı gözlenmiştir
- ARIMA (1, 1, 1) modelinin, R<sup>2</sup> değeri 0,991 ve KOKH değeri 1,971 olarak bulunmuştur. ARIMA modeli, YSA modeline göre biraz daha kötü bir performans göstermiş olmasına rağmen, yine de yüksek bir regresyona sahip olduğu ifade edilebilir

Tüm bu sonuçlar göz önüne alındığında, benzer yapıdaki enerji santrallerinde YSA modeli ile çalışan çevrimdışı bir simülasyon uygulamasının kurulmasının katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Böylelikle işletme grubunun ve operatörlerin, giriş parametrelerinin değişimi ile ana buhar sıcaklığı değerlerini kolay ve gerçeğe yakın bir şekilde takip edebileceği değerlendirilmektedir.

## 6. Kaynaklar

- Alnaimi F.I. and Al-Kayiem H.H., 2011. Artificial Intelligent System for Steam Boiler Diagnosis based on Superheater Monitoring. *Journal of Applied Sciences*, **11**, 9, 1566-1572.
- Chandrasekharan S., Panda R.C. and Swaminathan B.N., 2017. Statistical modeling of an integrated boiler for coal fired thermal power plant. *Heliyon*, **3**, 6, 1-15.
- Filik Ü.B. ve Filik T., 2017. Kısa-Dönem Rüzgar Hızının Tahmininde Otoregresif ve Yapay Sinir Ağları Tabanlı Yeni Bir Hibrit Yaklaşım. *Karaelmas Fen ve Mühendislik Dergisi*, **7**, 2, 419-427.
- Haijun T. and Jingru W., 2012. Modeling of Power Plant Superheated Steam Temperature Based on Least Squares Support Vector Machines. *Energy Procedia*, **17**, 61-67.

- Kara F., Aslantaş K. and Çiçek A., 2015. ANN and multiple regression method-based modelling of cutting forces in orthogonal machining of AISI 316L stainless steel. *Neural Computing & Applications*, **26**, 1, 237-250.
- Kaya K., Şenel M.C. ve Koç E., 2018. Dünyada ve Türkiye’de Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Değerlendirilmesi. *Technological Applied Sciences*, **13**, 3, 219-234.
- Kocatepe C.İ ve Yıldız O., 2016. Ekonomik Endeksler Kullanılarak Türkiye’deki Altın Fiyatındaki Değişim Yönünün Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, **4**, 926-934.
- Laubscher R., Engelbrecht Q. and Marais C.F.P., 2018. Application of Machine Learning Algorithms in Boiler Plant Root Cause Analysis: A Case Study on an Industrial Scale Biomass Unit Co-firing Sugarcane Bagasse and Furfural Residue at Excessive Final Steam Temperatures. *Proceedings of The South African Sugar Technologists ' Association*, **91**, 283-293.
- Ma L., Lin Y. and Lee K.Y., 2010. Superheater steam temperature control for a 300MW boiler unit with Inverse Dynamic Process Models. *IEEE PES General Meeting*, **1**, 1-6.
- Mazalana N.A., Malek A.A., Wahid M.A. and Mailaha M., 2014. Neural Network Modeling For Main Steam Temperature System. *Jurnal Teknologi*, **69**, 3, 93-97.
- Önder E. and Hasgül Ö., 2009. Time Series Analysis with Using Box Jenkins Models and Artificial Neural Network for Forecasting Number of Foreign Visitors. *Istanbul University Business Economy Institute Journal of Management*, **62**, 62-83.
- Peng H., Ozaki T., Toyoda Y. and Oda K., 2001. Exponential ARX Model-Based Long-Range Predictive Control Strategy for Power Plants. *Control Engineering Practice*, **9**, 1353-1360.
- Romeo L.M. and Gareta R., 2006. Neural network for evaluating boiler behaviour. *Applied Thermal Engineering*, **26**, 14-15, 1530-1536.
- Saran N., Anish G., Akileshwaran U. and Balaji S.R., 2016. Adaptive Superheater Reheater Control in 250mw Thermal Power Plant. *International Journal of Engineering Science and Computing*, **6**, 4.
- Shah S. and Adhyaru D. M., 2011. Boiler efficiency analysis using direct method. *2011 Nirma University International Conference on Engineering*, **1**, 1-5.
- Şahin M., 2019. İç Mekan Aydınlatma Sistemlerinde Ortalama Aydınlik Düzeyinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, **19**, 348-360.
- Tunçkaya Y., 2017. Performance assessment of permeability index prediction in an ironmaking process via soft computing techniques. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, **231**, 1-6.
- Tunçkaya Y. and Köklükaya E., 2015. Comparative Prediction Analysis of 600 MWe Coal-Fired Power Plant Production Rate using Statistical and Neural-based Models. *Journal of the Energy Institute*, **88**, 1, 11-18.
- Valsalam S.R., Anish S. and Singh B.R., 2011. Boiler Modelling and Optimal Control of Steam Temperature in Thermal Power Plants. *Journal of Energy and Power Engineering*, **5**, 677-684.

#### İnternet kaynakları

- 1-<https://www.world-nuclear.org/information-library/current-and-future-generation/nuclear-power-in-the-world-today.aspx>, (10.03.2020)
- 2-<https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Elektrik>, (10.03.2020)