



Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi

Araştırma Makalesi

Fosil Yakıtlı Bir Enerji Santrali Prosesinin Modellenmesi ve Ana Buhar Basıncı Parametresinin Kestirim Başarımı Analizi

Yasin TUNÇKAYA^{a,*}

^a *Elektronik ve Haberleşme Mühendisi, Honeywell Teknoloji A.Ş., İstanbul, TÜRKİYE*

** Sorumlu yazarın e-posta adresi : yasintun@yahoo.com*

ÖZET

Günümüzde sıkça kullanılmakta olan fosil yakıtlı enerji santralleri, sanayi ve üretim sektörünün vazgeçilmez olan elektrik enerjisi ve buhar ihtiyacını gidermesi nedeniyle kritik bir öneme sahip olmakla birlikte, çevreye olumsuz etkileri nedeniyle değişik tartışmalara sebebiyet vermektedir. Bu çalışmada, Türkiye’de kurulu bulunan 135 MW’lık enerji üretim kapasitesine sahip fosil yakıtlı bir enerji santralinin işletme ve proses analizi yapılmış ve kritik operasyon parametrelerinden 19 adeti seçilerek güncel yapay zeka yöntemlerinden olan Yapay Sinir Ağları (YSA) ile santralin modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Santralden elde edilen geçmiş döneme ait her bir parametreye ait 1440 adet proses verisi, veri madenciliği teknikleri ile harmanlanmış, işletmenin en önemli çıkış parametrelerinden biri olan ana buhar basıncı değerinin çeşitli yaklaşım ve denemelerle tahmin edildiği bir kestirim çalışması sunulmuştur. Çıkan sonuçlar, istatistiksel kestirim yöntemlerinden biri olan ve literatürde sıkça kullanılan Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Kök ortalama karesel hata yaklaşımı ve determinasyon katsayısı ile başarımların takibi yapılan bu kestirim çalışmasında, sırasıyla, YSA modelinden elde edilen 0,994 ve 0,0039 değerlerinin, ÇDR modelinden elde edilen 0,970 ve 0,0172 değerlerine göre daha iyi başarımlar gösterdiği bulunmuştur. Ayrıca literatürdeki benzer bir çalışma ile karşılaştırma yapılarak, çalışmada seçilen giriş değişkenleri ve YSA model parametrelerinin çok başarılı olduğu gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Enerji Santralleri, Yapay Sinir Ağları, Çoklu Doğrusal Regresyon, Kestirim*

Modeling of a Fossil Fuel-Fired Power Plant Process and Analysis of Prediction Success of Main Steam Pressure Parameter

ABSTRACT

Although fossil fuel fired power plants, which are frequently used nowadays, have critical importance due to electricity and steam production for industry and manufacturing works, they are under criticism due to their negative impacts on the environment. In this study, an operation and process analysis of a 135 MW fossil fuel fired power plant located at Turkey is carried out and the plant is modeled with Artificial Neural Networks (ANN), which is one of contemporary artificial intelligence method, selecting 19 critical input parameters. Previous process values of the parameters are obtained from the power plant, each contains 1440 process data, blended with data mining techniques, and main steam pressure parameter, which is one of the most important output parameter of the plant, is estimated by various approaches and experiments. The results are compared

with the Multiple Linear Regression (MLR) approach, one of the frequently used statistical forecasting method in literature.

In this estimation study, root mean square error and determination coefficient terms are used for comparison, and the outputs are founded as 0.0994 and 0.0039 for ANN model, 0.970 and 0.0172 for MLR model respectively. Additionally, a comparison benchmarking is made with a similar study in literature, and it is shown that the parameters of ANN model and selection of input variables are found very successful.

Keywords: Artificial Neural Networks, Multiple Linear Regression, Power Plants, Prediction

I. GİRİŞ

Kömür, petrol ya da doğalgaz gibi hidrokarbon içeriğe sahip olan fosil yakıtlar, günümüz klasik enerji santrallerinde yanıcı hammadde olarak yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Uluslararası Enerji Ajansı rakamlarına göre, 1960' larda dünyada üretilen elektrik enerjisinin %94' ü fosil yakıtlar kullanılarak sağlanırken, 2014 itibari ile bu rakam yenilenebilir kaynakların ve nükleer enerjinin de kullanımı ile %80 mertebelerine düşmüştür. Yerli kömür, petrol yatakları ve doğalgaza sahip olan ülkeler için önemli bir doğal enerji arz güvenliği oluşturan fosil yakıtların, güvenilir ve ucuz olmaları nedeniyle, enerji üretiminde yoğun bir şekilde kullanılacağı anlaşılmaktadır. Bununla birlikte, bu yakıtların küresel ısınma, karbon salınımı ve iklimsel değişim gibi olumsuz çevresel etkilere sebebiyet vermesi nedeniyle uluslararası platformlarda yoğun eleştirilere neden olmaktadır. Kyoto protokolü, ulusal kısıtlamalar ve karbon tutma, yakma kontrolü ve baca gazı arıtma tesisleri ile ekolojik denge ve fosil yakıtlar arasında bir denge ve kontrol mekanizması kurulmaya çalışılmaktadır.

Enerji Bakanlığı verilerine göre, ülkemizde 2017 yılı itibariyle elektrik üretiminin %34' ü doğalgaz, %31' i kömür, %24' ü hidrolik enerjiden, %6' sı rüzgar enerjisi, %2' si jeotermal enerji ve %3' ü de diğer kaynaklardan elde edilmiştir [1]. Son yıllarda endüstriyel keşifler ve teknolojik gelişmeler elektrik enerjisi üretiminin çeşitliliğini değiştirmiştir. Bu yenilikler ve gelişmeler, özellikle enerji üretim prosesini, kalitesini ve verimliliğini efektif hale getirmekle birlikte maliyetleri de makul seviyelere indirmeye çalışarak ülke ekonomilerine katkı sunmayı hedeflemektedir. Enerji santrallerinde verimlilik sağlayabilmek için optimum yanma ve makul NO_x, SO_x ve CO₂ emisyon hedeflerine ulaşmak, termal kararlılığı en üst düzeye çıkarmak ve üretilen MW elektrik enerjisi başına hammadde ve operasyon maliyetlerini düşürebilmek istenmektedir.

Kritik öneme sahip olan parametreler göz önünde bulundurularak oluşturulan matematiksel ifadelerle dayalı modeller, endüstriyel tesislerin ve enerji santrallerinin fiili çalışmasını anlayabilmek için yararlıdır, ancak bu tür modeller genellikle oldukça karmaşıktır ve büyük ölçekli tesisler için bu fiziksel modelleri kullanılarak gerçekleştirilen çıkış parametrelerinin tahminlenmesi genellikle uzun zaman almaktadır [2]. Bu nedenle çalışmada veri analizi ve madenciliği teknikleri kullanılarak gerçekleştirilecek modelleme, yazılım simülasyonları ve kestirim çalışmaları ile matematiksel modeller vasıtasıyla gerçekleştirilen çalışmalara farklı bir bakış açısı ortaya koymak ve başarımları daha iyi seviyelere çıkartmak hedeflenmektedir. Araştırmacıların enerji santralleri konusunda ivme kazanan ve ilerleyen bölümde gösterilen birtakım çalışmaları bulunmakla birlikte, fosil yakıtlı bir

santralde ana buhar basıncı parametresinin kestirimine ilişkin net bir çalışmaya literatürde rastlanmamıştır.

Bir kombine çevrim santralının baz yükte saatlik elektrik gücü çıktısını tahmin edebilen bir kestirim modelinin geliştirildiği çalışmada, makine öğrenmesi tabanlı regresyon yöntemlerini incelenmiştir [3]. Bu santralin baz yükteki üretiminin sırasıyla ortam sıcaklığı, atmosferik basınç, bağıl nem ve egzoz buhar basıncı değişkenleri tarafından etkilendiği ve çalışmada bu parametrelerin giriş değişkenleri olarak kullanıldığı sunulmaktadır. Kullanılan veri seti 6 yıllık bir süre boyunca toplanmıştır ve gerçekleştirilen simülasyonlar sonrasında ortalama mutlak hata değeri 2,818 ve kök ortalama karesel hatası 3,787 bulunmuştur. REPTree ile Bagging algoritmasının iyi performans gösterdiği belirtilmiştir.

Termal kısıtlamaları ihlal etmeden ortaya konan koordineli bir kontrol stratejisi ve özellikle model kestirimci kontrol yöntemi, termal güç santralının daha yüksek bir yük değişikliği oranına sahip olmasını sağlamak için sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak bu tür tesislerdeki değişimlerin doğrusal olmaması nedeniyle, girdi kısıtlamalarının ele alınamaması büyük bir sorun oluşturmaktadır. Çalışmada, doğrusal olmayan model kestirimci kontrol tabanlı iki alternatif yöntem sunulmuştur. Bunlardan ilki, yaklaşık bir doğrusal modele dayanan girdi-çıkı geri besleme doğrusallaştırma tekniği, diğeri ise, bir dizi yerel model kullanarak doğrusal olmayan dinamik bir süreci temsil eden bulanık sinir ağları modeline dayanmaktadır. Performans kriteri olarak seçilen mutlak hata terimi ve optimizasyon süresi değerleri, her iki doğrusal olmayan kestirimci metodu kullanan bir buhar kazanı üretim tesisinin koordineli kontrol performansının, geleneksel kestirim yönteminden daha iyi olduğunu göstermiştir [4].

Bir başka çalışmada, İsveç'in Helsingborg kentinde kurulu bulunan biyokütle ve kömürle çalışan kombine ısı ve güç (CHP) tesisi için bir yapay sinir ağı modellemesi gerçekleştirilmiştir. İleri beslemeli, geri yayılım yapay sinir ağının seçildiği bu uygulamada, eğitim verisi santralin geçmiş verileri kullanılarak eğitilmiştir ve termik santralin performansını iyi bir şekilde tahmin ettiği bulunmuştur [5].

Güncel bir başka çalışmada, 600 MWe elektrik enerjisi üretim gücüne sahip bir kömür santrali modellenmiştir. Çalışmada, santralin jeneratör çıkış gücü, sırasıyla yapay sinir ağları, otoregresif entegre hareketli ortalama ve çoklu doğrusal regresyon algoritmaları kullanılarak modellenmiş, seçilen performans kriterleri olan regresyon katsayısı ve kök ortalama karesi hatası, hesaplama sonucunda tatmin edici bulunmuştur. Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasının kullanıldığı yapay sinir ağı modelinin diğer yaklaşımlara göre daha iyi bir tahminleme performansı gösterdiği sunulmuştur [2].

2017 yılında yayınlanan bir başka çalışmada, Çatalağzı Termik Elektrik Santrali'nde kondenserden çevreye atılan ısı miktarını azaltmak ve kaynak enerjisinin daha etkin bir şekilde kullanılabilmesi amacıyla, santralin kojenerasyon santrale dönüştürülme ihtimalleri incelenmiştir [6]. Dönüşüm için buhar türbininin dört farklı yerinden ara buhar çekerek dört farklı model geliştirilmiş, en verimli buhar alma basıncı tespit edilmiş ve üretilecek olan ısı ile bölgesel ısıtmanın yapılabilirliği tartışılmıştır. Türbin çıkışına yaklaşıldıkça elektrik üretiminde daha az kaybın meydana geldiği, kondenserden daha az miktarda enerji atıldığı tespit edilmiştir. Bölgesel ısıtma yapmak için en uygun yerin, santralin enerjiden yararlanma oranını en yüksek yapan ara buhar alma yeri olduğu belirlenmiştir.

Son yıllarda literatüre giren, yapay sinir ağı [2, 7, 8, 15] ve çoklu doğrusal regresyon [2, 9] bazlı kestirim çalışmalarında performans kriteri olarak determinasyon katsayısı ve kök ortalama karesel hata yaklaşımlarının kullanılması bu çalışma için de motivasyon kaynağı olmuştur. Çalışmadaki temel

amaç, yapay zeka ve istatistiksel modeller kullanarak, ülkemizde kurulu bulunan ve kömürün yakıt olarak kullanıldığı bir termik enerji santralini analiz ederek dinamik bir şekilde modellemektir. Sunulan modellerin sonuçları, santralin ana buhar basıncı parametresinin değişimini göstererek santral verimliliğinin nasıl etkilendiğini ve daha iyi operasyon ve istikrarlı çalışma için ne gibi adımlar atılması gerektiğini anlamak için, santralin işletme ekibine önemli bir rehber olacaktır.

Çalışmada, enerji santrali prosesini etkileyen uygun parametrelerin seçimi yapılarak ana buhar basıncı oranını tahmin etmek için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) adlı yapay zeka ve istatistiksel kestirim araçları sunulmaktadır. Çok sayıda karmaşık ölçümlerin olduğu ve yüksek başarımlı matematiksel modellerin bulunmadığı zamanla değişen ve doğrusal olmayan sistemler söz konusu olduğunda, yapay zeka yöntemleri araştırmacılar için oldukça uygun yaklaşımlar geliştirmeye teşvik etmektedir [2].

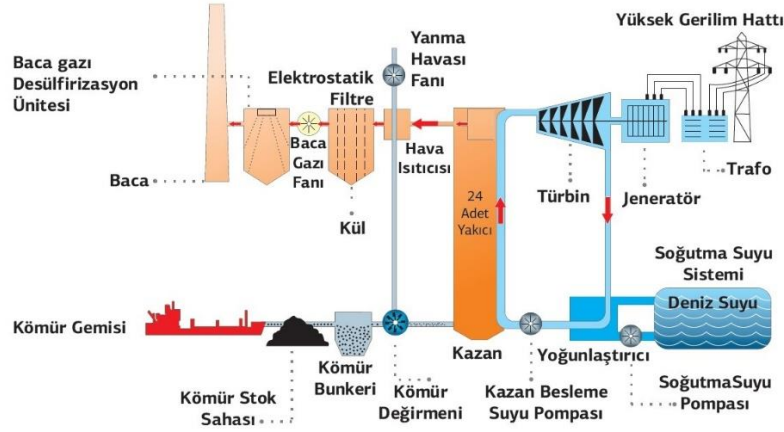
Önerilen bu modeller son yıllarda tahmin, sınıflandırma ve tahmin uygulamalarındaki avantajları nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır. YSA yaklaşımı özellikle karmaşık, doğrusal olmayan ve zamanla değişen haritalama özelliği nedeniyle seçilmiştir ve literatürde diğer regresyon tabanlı tekniklerden daha güçlü olduğu gösterilmektedir. Karmaşık YSA modellerinden elde edilen sonuçlar ise, doğrusal regresyon modelleri ile kıyaslanarak performans analizi gerçekleştirilmektedir.

Bu çalışmada, seçilen modellerden elde edilen sonuçlar birbirleriyle iki farklı performans kriterine göre karşılaştırılmıştır; kök ortalama karesi hatası (RMSE) ve ilişki katsayısı (R^2). Enerji santrali, önerilen modeller, malzeme, metodoloji ve deneyler ilerleyen bölümlerde anlatılmaktadır. Son bölümde ise modellerin çıktıları karşılaştırmalı olarak yorumlanmakta ve enerji santrali prosesi için öneriler sunulmaktadır.

II. FOSİL YAKITLI ENERJİ SANTRALİ PROSESİ

Fosil yakıtlı enerji santralleri, kömür kazanları ve genel proses akışı ile su ve buhar hal dönüşümlerinin gerçekleştirildiği ve buhar türbinleri kullanarak elektrik enerjisinin üretildiği tesislerdir [2]. Bu tür santrallerde ana yakıt olarak kullanılan kömür öncelikle pulverize adı verilen toz haline getirilir ve ısıtılmış hava ile kimyasal reaksiyona girmesi için kazanlara üflenir.

Hava ısıtıcıları, kompresörlerden çekilen yakma havasını ısıtarak verimli bir yanma elde etmek ve baca gazını prosese uygun bir şekilde soğutmak için kullanılır. Kazanlar, bu tür enerji santrallerinin en kritik ekipmanlarıdır ve yanma ısısını suya aktaran basınçlı, kapalı bir kap olarak tanımlanabilir [2]. Su besleme sistemi, kızdırıcı, yakıt ve buhar sistemleri kazanlarının tamamlayıcı alt sistemleridir. Aşağıdaki şekilde bir fosil yakıtlı enerji santralindeki temel ekipmanlar ve prosesinin akış şeması gösterimi verilmektedir.



Şekil 1. Bir fosil yakıtlı enerji santrali ekipmanları ve prosesinin akış şeması

Bir enerji santralindeki ısı dengesi terimi, kazana farklı formlara giren ve kazandan ayrılan toplam enerjinin gösterildiği ve genel verimliliğin hesaplanmasına yardımcı olan bir düzenleme tanımıdır. Üretilen buharda etkili olan ısı enerjisi çıktısının kazana giren ısı enerjisine oranının yüzdesi, herhangi bir kazanın ısı verimliliği olarak tanımlanmaktadır ve aşağıdaki formülizasyon kullanılarak değerlendirilir [2].

$$Kazanın\ Isıl\ Verimliliği\ (\eta) = \frac{Kazana\ Isı\ Çıktısı}{Kazandan\ Isı\ Girişi} \times 100 = \frac{q \times CV}{F \times (h_g - h_f)} \times 100 \quad (1)$$

Burada F (kg/saat) kazanda saat başına üretilen toplam buharı, q (kg/saat) kazanda saat başına kullanılan toplam yakıtı, CV (kcal/kg) kullanılan yakıtın genel ısı değerini, h_g (kcal/kg) doyuma ulaşmış buharın entalpisini ve h_f (kcal/kg) besleme suyunun entalpisini göstermektedir.

Verilen bu yöntem aynı zamanda giriş-çıkış yöntemi olarak bilinir ve değerlendirme için sadece faydalı buhar çıkışı ve ısı girdisi bilgisine ihtiyaç duymaktadır. Her ne kadar bu formül daha az ölçüm noktası ve parametreye ihtiyaç duyması nedeniyle kolay bir şekilde hesaplanabilir olsa da, ısı kayıplarının hesaba katılmaması nedeniyle büyük bir dezavantaja sahiptir. Bu nedenle literatürde dolaylı model olarak adlandırılan ve aşağıdaki matematiksel ifade ile verilen daha gelişmiş bir verimlilik hesabı ile kazanın ısı verimliliği hesap edilebilmektedir.

$$Kazanın\ Isıl\ Verimliliği\ (\eta) = 100 - (Isı\ Kayıpları) \quad (2)$$

Burada iyi yanmamış atık gaz, suyun buharlaşma kayıpları, yakıttaki nemlenme, yakma havasındaki nem, yanmamış yakıtın külü, termal radyasyon ve hesap edilemeyen diğer kayıplar genel olarak ısı kayıplarını oluşturmaktadır.

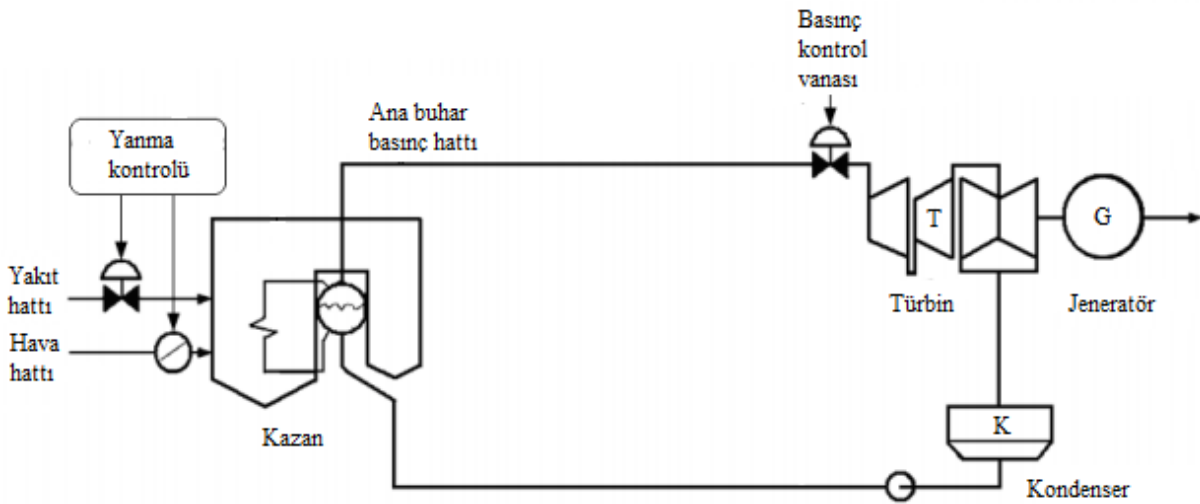
Termik santrallerin modellenmesi prosesi anlayabilmek için çok önemlidir ve aynı zamanda ısı-kütle dengesi denklemlerinin çözümünü odaklanan simülasyon programları, çok sayıda parametrenin etkisi nedeniyle oldukça karmaşıktır [2]. Santralde kullanılan ölçüm sensörleri, çeşitli vana, motor, pompa, vb. gibi proses ekipmanları, işletme grubunun talepleri doğrultusunda kullanılan yakıt, su, buhar ve gazların izlenmesine ve kontrol edilmesine yardımcı olur. Bu nedenle, prosesin verimliliği, istikrarını

ve yaşam döngüsünü arttırmak için otomasyon sistemlerinin, operatör arayüzünün, uzman matematiksel modellerin ve genel olarak ölçü-kontrol sistemlerinin seviyesi artırılmalıdır [2].

Fosil yakıtlı enerji santrallerinde su ve buhar döngüsü kritik bir öneme sahiptir. Buharlaştırılacak su, besleme suyu olarak adlandırılır ve bu sistem buhar talebini otomatik olarak düzenlemek için düzenli olarak sisteme su sağlar. Proses sonunda açığa çıkan yoğuşmuş buhar, geri dönüştürülerek besleme suyunun ana kaynağı olarak kullanılır. Bazı tesisler, daha yüksek verimlilik sağlayabilmek için baca gazındaki atık ısıyı kullanarak besleme suyunun ön ısıtılmasının sağlanabilmesi için ekonomizer ünitesini kullanır [2]. Yakıt sistemi, yanma ve ısı transferi için kazana gerekli yakıtı sağlamak için kullanılır. Buhar sistemi, üretilen buharın kazandan bir boru sistemi vasıtasıyla gerekli kullanım noktalarına dağıtımını sağlar.

Üretilen buhar, ara bağlantı boru sistemleri aracılığıyla enerji üretiminin gerçekleştirildiği türbin ünitesine aktarıldıktan sonra, buharın büyük basınç hattı, türbin milini çeviren bir dizi türbin pervanesi olarak adlandırılabilir kanatları iter. Elektrik jeneratörünün şaftı, aynı ekseninde türbin şaftına bağlanır ve jeneratör ünitesinde manyetik kuvvet etkisi ile elektrik üretilir. Paralel olarak kullanılan bu buhar, türbin ünitesinin altında bulunan ve yoğunlaştırıcı olarak da adlandırılan kondenser içine çekilir. Bu bölgede ısı azalan ve biriken temiz su, döngüsel işlemde kullanılmak üzere tekrar ana su sistemine iletmeye hazır hale gelir [2].

Enerji santrallerinde üretim verimliliğini etkileyen en önemli proses parametrelerinden birisi ana buhar basıncı değeridir. Günümüzde kullanılan modern kazan tesislerinde, yüksek basınçta buhar üretmek ve daha sonra yüksek basınçlı buharı daha küçük çaplı borular üzerinden sisteme dağıtma ve buhar basıncını kullanım noktasına göre düşürme yönetimi oldukça alışılmış ve kullanılmakta olan bir uygulamadır. Doymuş buharın sıcaklığı, buhar basıncına göre değişmektedir. Bu nedenle işlenecek olan buharın sıcaklığı, basınç kontrolü mekanizması ile kontrol edilebilmektedir. Kazan çıkışında yüksek basınç ve sıcaklıkta üretilen buharın avantajı, sırasıyla türbin ve jeneratör ünitesinden elde edilen enerji miktarının kontrol edilmesi ve hızlıca artırılıp azaltılmasına imkan vermesidir. Aşağıdaki şekilde, fosil yakıtlı bir enerji santralinde, kazan, türbin ve jeneratör üniteleri akış şeması ile ana buhar basınç kontrolünün yapısı gösterilmektedir.



Şekil 2. Bir kazan yüksek basınç buhar sisteminde basınç kontrol ekipmanlarının gösterimi

Yüksek basınçta ve sıcaklıkta üretilen buhar, asli olarak kullanıldığı enerji üretimi için vazgeçilmez olsa da, santral içerisinde birçok farklı noktada ve değişik proses için, farklı farklı ısı ve basınçlarda da kullanılmaktadır. Yardımcı sistemlerde kullanılacak buharın basıncının düşürülmesi ile ciddi bir enerji tasarrufu sağlanmaktadır. Proseste buhar tarafından yapılan iş, esas olarak hissedilebilir ısıdan çok daha büyük olan gizli ısıdır, yani buhar, suya yoğunlaşarak ve gizli ısını vererek prosese büyük bir katkı sağlamaktadır.

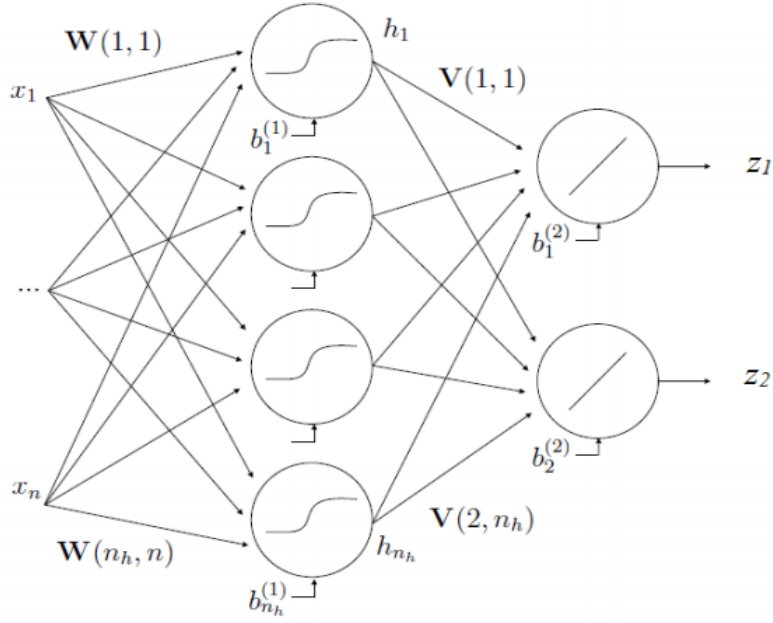
Bu çalışmada Türkiye’ de kurulu bulunan, fosil yakıt kömürle çalışan, sirküle akışkan yataklı tipte bir kazan ünitesine ve 135 MW’ lik elektrik enerjisi üretim potansiyeline enerji santrali için bir deneysel bir çalışma gerçekleştirilmektedir. Sirküle akışkan yataklı yakma tekniği, genel kazan verimliliği ve SO₂ çevre emisyon kriterinden ödün vermeden, kül oranı yüksek ve çok çeşitli ısı değerlere sahip kömür karışımlarının etkili ve verimli bir şekilde yanmasını kolaylaştıran güncel bir teknolojidir. Tesis ayrıca yakma havası, doğalgaz, basınçlı hava, sirküle ve kapalı çevrim su sistemi, ana buhar, yeniden ısıtma buharı, baca atık gaz ve türbin bypass sistemleri gibi yardımcı ünitelerden oluşmaktadır. Kondenser deniz suyu ile, buhar türbini hidrolik sistem ile ve diğer üniteler de kapalı çevrim su sistemi ile soğutulmaktadır.

III. ÇALIŞMADA KULLANILAN MODELLER

A. YAPAY SINIR AĞLARI

Yapay Sinir Ağları, insan beyninin ve merkezi sinir sisteminin biyolojik yapısının fonksiyonel bir gösterimi olarak tanımlanabilir. Yapay sinir ağları genellikle kestirim, eşleştirme, sistem tanımlama, örüntü tanıma ve optimizasyon gibi uygulamalarında kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları yüklü miktarda kompleks matematiksel işlemin ve çok sayıda değişken parametrenin bulunduğu problemlerin çözümünde başarılarını kanıtlamıştır [10]. Ancak günümüzde özellikle otomasyon sistemlerinin yaygın olarak kullanıldığı üst düzey tesislerde çok yüksek hacimli değişkenlere ait verilerin işlenmesi ve analiz edilmesi gerekmektedir. Eğer bir araştırmacının elinde bir sistem için gereken miktarda veri varsa o sistemin yapay sinir ağları kullanılarak modellenmesi oldukça anlamlıdır. Kestirimin başarısı seçilen giriş parametrelerinin tahminleme yapılacak parametre ile ilişkisine bağlıdır. Eğer gerekenden fazla miktarda giriş değişkeni kullanılırsa bu hesaplama hızı ve gereksiz veri boyutu anlamında olumsuz bir etki yapacaktır. Eğer gerekenden az giriş parametresi kullanılırsa da model çıkışları doğru değerler olmayacaktır ve bu sistemin düzgün ve hassas olarak tanımlanamadığı anlamına gelmektedir. Bu nedenle giriş parametreleri, sistemi düzgün bir şekilde optimize edecek ve hesaplama hızını da minimumda tutacak şekilde seçilmelidir.

YSA modeli, giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanı vasıtasıyla, normalleştirilmiş ham veriler, giriş katmanının verileri tuttuğu ve bunları gizli katmandaki nöronlara ara bağlantılarla dağıttığı ağa beslenir. Her bir nöron, dışarıdan veya ona bağlı diğer nöronlardan gelen girdileri almaktadır ve bunları her bir girdi ağırlığına veya bağlantı kuvvetine göre toplar ve çıktı, eğitilmiş ağırlıkların mümkün kılacağı bir transfer fonksiyonunun benimsenmesiyle elde edilir. Şekil 3’ te tek gizli katmanı olan bir YSA modeline ilişkin yapı gösterilmektedir [11].



Şekil 3. Çok katmanlı bir YSA model yapısı

Tek katmanlı bir YSA ağının, i. gizli katman nöronunun çıktısı h, eşitlik (3)' te gösterilen formül ile hesaplanmaktadır [11].

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

W ağırlık matrisidir ve yukarıdaki eşitlik (3)' te yer alan W(i,j) i. gizli katmanın j. girdi bağlantısının ağırlık katsayısını göstermektedir. Çıktı (z) eşitlik (4)' te gösterilen 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 matrisidir 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 sabit (bias) değerlerini, f ise transfer fonksiyonlarını ifade etmektedir. Literatürde doğrusal, basamak, hiperbolik tanjant sigmoid fonksiyonu, lineer fonksiyon, log sigmoid fonksiyonu gibi çeşitli transfer fonksiyonları kullanılmaktadır.

YSA yöntemi, geçmiş örnekleri kullanarak girdi çıktı değerleri arasındaki ilişkiyi öğrenmeye çalışmaktadır. Bu model için en sık kullanılan danışmanlı öğrenmede, örnek beklenen çıktı ve eğitim kümesi verilir ve bu çıktı ile ağın ürettiği çıktı karşılaştırılarak aradaki hata tolerans seviyesine indirilene kadar eğitim işlemi tekrarlanır. Literatürde, en başarılı maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş bir en küçük kareler hesaplama yöntemini bünyesinde barındıran geri yayılım Levenberg-Marquardt eğitim algoritması sıklıkla kullanılmaktadır.

B. ÇOKLU DOĞRUSAL REGRESYON

Regresyon analizi, bağımlı değişkenin bir veya birden fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkisinin matematiksel bir eşitlik ile açıklanma yöntemidir [12]. Regresyon değişkenler arasında neden sonuç ilişkisinin bulunmasını sağlar ve genel olarak tek değişkenli ve çok değişkenli olmak üzere ikiye ayrılır. Tek değişkenli regresyon analizi, bir bağımlı değişken ile bir bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi ifade ederken, çoklu regresyon analizi ise bir bağımlı değişken ile birden fazla bağımsız değişkenin bulunduğu regresyon modelini göstermektedir. ÇDR analizi, bir bağımlı değişkene etki edecek çok sayıda bağımsız değişkeni analize dahil ederek çoklu regresyon modeli yönteminin uygulanmasıdır. Bu bağımlı değişkenler genel olarak birden fazla sebebin sonucu olarak ortaya çıkmaktadır. Çok fazla sayıda değişken bir araya gelerek bir diğer değişkeni etkilemekte ya da bu değişkenler zaman zaman birbirlerini de etkileyebilmektedir [12].

Çoklu doğrusal regresyonda temel amaç, bağımsız değişkenler yani bir diğer deyişle açıklayıcı değişkenler ile bağımlı cevap değişkenindeki toplam değişimi ve değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamaktır. ÇDR analizinde, modeli oluşturan bağımsız değişkenlerden bir kısmının modele katkısı çok az ya da önemsiz olabilir. Bu nedenle, bağımlı değişkeni en uygun şekilde açıklayacak bağımsız değişkenlerin belirlenmesi, önemsiz değişkenlerin göz ardı edilmesi işlemi ve değişken sayısının seçimi oldukça önemlidir [13].

Çoklu doğrusal regresyon modeli eşitlik (5)' te,

$$Y_i = \beta_0 + X_{i1}\beta_1 + X_{i2}\beta_2 + \dots + X_{ik}\beta_k + \varepsilon_{ij} \quad ; \quad i = 0, 1, 2, \dots, n \quad ; \quad j = 0, 1, 2, \dots, k \quad (5)$$

şeklinde tanımlanır. Bu eşitlikte, Y_i bağımlı değişkenin gözlenen i . değerini, X_{ij} terimi j . bağımsız değişkenin i . düzeyindeki değerini, β_j terimi j . regresyon katsayısını, ε_{ij} hata terimini ve k ise bağımsız değişken sayısını temsil etmektedir.

Çoklu doğrusal regresyon modelindeki regresyon katsayısı tahminleri en küçük kareler yöntemi kullanılarak optimize edilir ve eşitlik (6)' daki tahmin modeli elde edilir.

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ik} \quad ; \quad i = 0, 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

IV. VERİ, YÖNTEM VE ÇIKTILAR

Fosil yakıtlı termik santraller, dünyadaki enerji üretim yöntemleri arasında önemli bir rol üstlenmektedir. Mevcut santrallerin çoğu yaklaşık %33' lük bir verim ile güç üretebilen subkritik teknolojiye dayanmakla birlikte, verimliliği %50' lerde olan süperkritik ve ultra süperkritik teknoloji üzerine inşa edilmiştir [14]. Termik santral, termal enerjiyi mekanik enerjiye ve mekanik enerjiyi de elektrik enerjisine dönüştürerek güç üretir. Fırın, ekonomizer, drum, kızdırıcı ve ısıtıcıdan oluşan kazan bölümünde termal enerji üretilir. Kazan çıkışındaki ana buhar hattının basınç ve sıcaklığı, türbin ve jeneratör ünitesindeki enerji üretim miktarı ve verimliliği direk olarak etkilemektedir. Bütün bu birimler birbiriyle ilişkilidir, bu nedenle bir ünitedeki değişiklik başka bir birimin performansını ciddi bir şekilde değiştirebilmektedir.

Fosil yakıtlı bir enerji santralinde uygun bir kazan çalışması ve koordinasyonunun sağlanması, yanma kontrolü ve ana buhar basıncı parametresinin optimizasyonundan geçmektedir [15]. Maksimum kazan çalışmasında türbin vanaları tamamen açık durumda olmalıdır ve toplam buhar hacminin yoğun olarak üretimde kullanılacağı öngörülmektedir. Bu tür çalışmanın avantajı, ihtiyaç duyulduğunda sık sık elektrik gücünün değişiminin uygun bir şekilde ayarlanmasına olanak sağlar. Bu nedenle ana buhar basıncı, güç üretimi için ihtiyaç duyulan oranlardan daha yüksek değerlerde tutulur ve türbin valfleri kapatılırken buhar akışının azalması ile üretilecek elektrik gücü kontrol edilebilir. Talebe bağlı olarak, türbin vanalarının açılması ve kazanda birikmiş enerjinin bırakılması, enerji azaltımı için de vanaların kapalı olması yeterlidir. Kazan çıkışında basınç ayar noktasının sık sık değiştirilmesi ve kazan kontrolünün ana amacı, prosesteki rahatsız edici etkenler sırasında su buharının basıncını sabitlemeye çalışmak ve bunu anlık işletme operasyonları sırasında korumaktır.

Gerçek zamanlı verilere dayanan veri odaklı modeller, mevcut tesisin performansını analiz etmede yardımcı olabilir. Bu tip bir model, fiziksel davranışlarının farkında olmadan, sistemin durum değişkenlerini araştırmak için hesaplamalı zekaya dayanmaktadır. Normalde matematiksel modeller kullanılan problemlerin, analitik olarak tanımlanması ve işletim optimizasyonu ihtiyaçlarının karşılanması oldukça karmaşık bir sorundur, deneyler, en uygun çalışma koşullarını elde etmek için genellikle istatistiksel optimizasyon yöntemleri gereklidir. İstatistiksel modelleme tekniğinin amacı, birimdeki ve birimler arasındaki etkileşimleri anlamaktır ve istatistiksel bir model, girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişkiyi açıklayabilmektedir.

Öte yandan, yapay sinir ağı modelleri, önceden ölçülerek depolanmış ve veri madenciliği teknikleri ile konsolide edilmiş verileri kullanılarak doğru bir şekilde kestirimde bulunabilmektedir. Fosil yakıtla çalışan bir elektrik santralinde ana buhar basıncı parametresini tahmin etmek için matematiksel modellere göre daha az parametre ile ve daha etkili bir şekilde kestirim çalışması yapılabileceği öngörülmektedir.

Enerji santrali prosesi, otomasyon sistemleri kullanılarak kaydedilen, izlenen veya kontrol edilen binlerce değişkenden oluşurken, bazı değişkenler minimum şekilde, bazı değişkenler de direkt olarak ana buhar basıncı parametresinin değerini ve verimliliğini doğrudan etkiler. Bu çalışmada, daha önceki tecrübeler göz önünde bulundurularak, 19 adet sinyal, ana buhar basıncı oranını etkileyen en uygun parametreler olarak kabul edilerek seçilmiştir.

Ana buhar basıncını etkileyen ve enerji santralinin reheat, kondenser, kazan, heater, su sistemi, deaerator bölgelerindeki sıcaklık, basınç, akış, seviye gibi seçilen parametreler ile tesisin çıkış gücünün gösterildiği giriş parametreleri, referans birimlerdeki mühendislik birimleri ve örnek veri kümesindeki seçilen parametrelerin ortalama değerleri aşağıdaki tabloda verilmektedir.

Tablo 1. Ana buhar basıncı tahminlemesi için seçilen proses parametreleri, bu parametrelerin ortalama değerleri ve mühendislik birimleri

Seçilen Parametreler	Ortalama	Birimler
No.1 Reheat Buhar Sıcaklığı	530,594	°C
No.1 Reheat Buhar Basıncı	2,286	bar
Cold Reheat Ortalama Buhar Basıncı	2,513	bar
Cold Reheat Ortalama Buhar Sıcaklığı	344,529	°C
Ana Buhar Sıcaklığı	538,193	°C
Ana Buhar Akışı	402,559	ton/saat
Deaerator Seviyesi	2148,352	cm
Kondanser Seviyesi	837,184	cm
No.1 HP Besleme Suyu Sıcaklığı	244,781	°C
Besleme Suyu Hidrolik Basıncı	15,889	bar
No.1 HP Heater Giriş Buhar Sıcaklığı	393,374	°C
No.1 HP Heater Giriş Buhar Basıncı	3,615	bar
No.2 HP Heater Giriş Buhar Sıcaklığı	344,760	°C
No.2 HP Heater Giriş Buhar Basıncı	2,493	bar
No.2 Reheat Buhar Sıcaklığı	529,972	°C
No.2 Reheat Buhar Basıncı	2,226	bar
Cold Reheating Ortalama Basıncı	2,513	bar
Cold Reheating Ortalama Sıcaklığı	344,529	°C
Tesis Gücü	132,843	MW

Kök ortalama karesel hata (RMSE) terimi, model tarafından tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasındaki farklılığı gösteren ve literatürde yaygın olarak kullanılan bir performans ölçütüdür. Aslında hata ortalama büyüklüğünü ölçen, gerçek ve tahmin edilen veri setleri için bir güvenilirlik, verimlilik ölçüsü ve ikinci dereceden bir puanlama kuralıdır. RMSE parametresinin matematiksel ifadesi eşitlik (7)' de verilmektedir.

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

Burada, x_i^p terimi veri setindeki değerleri, x_i^o terimi tahminlenen değerleri ve n ise toplam örnek sayısını göstermektedir. Hatanın azaldığı durumlarda, RMSE değerinin de düştüğü ve böylece sistemin daha verimli bir performans gösterdiği anlaşılmaktadır. RMSE belirli bir aralık ile sınırlandırılmamakla birlikte, değer olarak her zaman pozitifdir. RMSE değeri modelin performansı hakkında önemli bir bilgi sağlamaktadır ve sifıra yaklaştıkça modelin ideale yakın halde olduğu anlaşılır.

Determinasyon katsayısı (R^2), bir değişkendeki bir birim değişimin diğer değişkeni hangi şekilde etkilediğini bulmak ve değişkenler arasındaki ilişkinin yönü ile değerini saptayabilmek için kullanılan bir istatistiksel karşılaştırma terimidir. Determinasyon katsayısı, 0 ile 1 arasında değer almaktadır ve bu değer 1'e yaklaştıkça arada çok yüksek bir uyum ve ilişkinin olduğu, 0'a yaklaştıkça da regresyon ilişkisinin düşük olduğu anlaşılır. Hata karşılaştırma parametrelerinin ve ilgili veri kümesinin

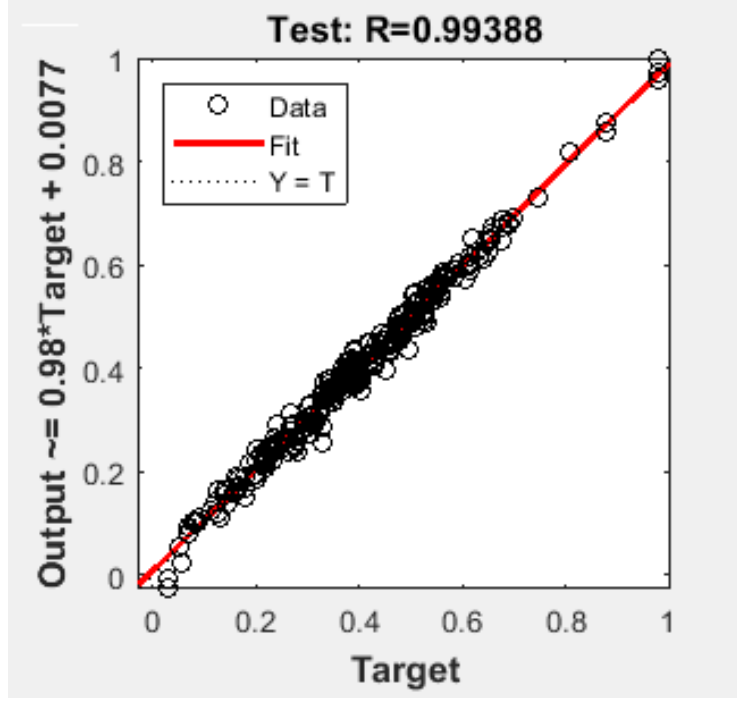
tanımlanmasından sonra, sırasıyla, Matlab ve SPSS yazılımı kullanılarak, yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon modellerine ilişkin simülasyon deneyleri yapılmıştır ve sonuçlar ortaya konulmaktadır.

Bu çalışmada, Tablo 1'de özetlenen 19 girdi parametresi, ana buhar basıncını matematiksel olarak tanımlamak ve modellemek için kullanılmıştır. Her 5 saniyede bir ölçülen ve kayıt edilen toplamda 20 adet parametrenin 1440 adet örneği simülasyon yazılımı araçları kullanılarak işlenmiştir. Dolayısı ile çalışmada işlenen veri adeti 28800 tanedir. YSA deneyleri için Mathworks Matlab R2009b yazılımı, ÇDR deneyleri için ise IBM SPSS Statistics 17.0 yazılımı kullanılmıştır. Matlab yazılımı, transfer fonksiyonlarını, eğitim ve test için öngörülen nöron yüzdesini ve eğitim algoritmalarını kolayca değiştirmeye izin verdiği için seçilmiştir. SPSS yazılımı ise, kullanıcı dostu grafik arayüzü ile istatistiksel deneyler için çok uygundur.

Çalışmanın başlangıcında, ileri besleme tipi nöral ağ yapısı, literatürdeki çalışmalara göre tahmin deneyleri için çok uygun olması nedeniyle seçilmiş ve modelde kullanılmıştır [16]. Çıkış nöronunun ana buhar basıncı sinyali olduğu bu modellemede, girdi nöronları olarak 19 adet giriş parametresi kullanılmaktadır. Sistem parametreleri, YSA modeli kullanımından önce 0 ile 1 aralığında normalize edilmektedir ve hesaplamalar normalize değerler üzerinden gerçekleştirilmektedir.

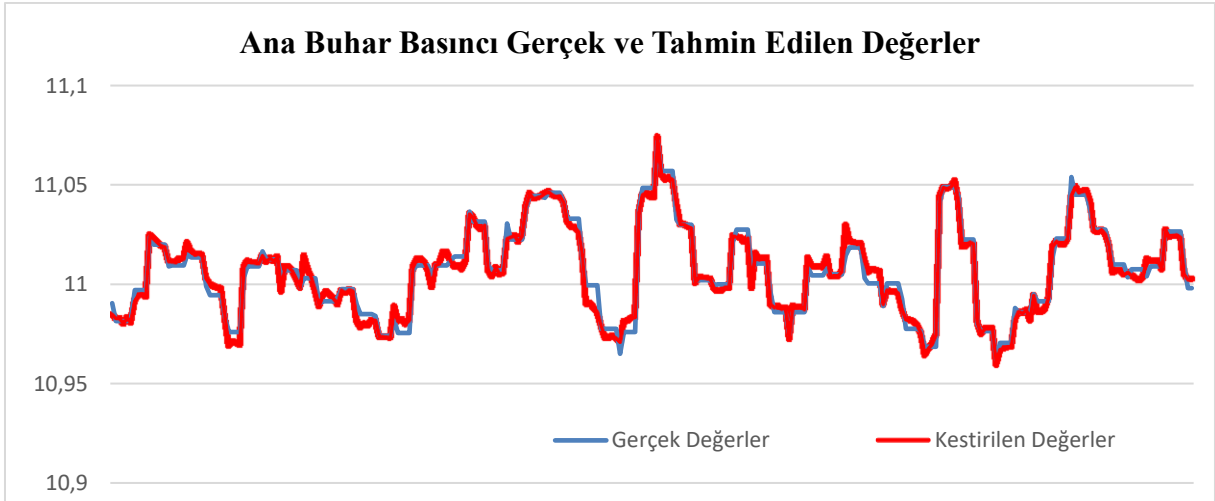
Verilerin %70' i eğitim, %10' u doğrulama ve %20' si de test amaçlı kullanılmaktadır. Gizli katman miktarı, deneme yanılma metodu ile değiştirilmiş ve model performansında marjinal bir değişiklik üretmediği görülmektedir. Gizli katmandaki deneylerden sonra, kullanılacak gizli nöron sayısı için çeşitli denemeler yapılmış ve optimum nöron sayısı 15 olarak bulunmuştur. Levenberg-Marquardt algoritması, öğrenme araçları içinde çok hızlı, yüksek başarımlı ve popüler bir algoritma olduğu için modelin eğitim algoritması olarak seçilmiştir [16].

Çalışmada aktivasyon fonksiyonu olarak seçilen ve literatürde sıkça kullanılan hiperbolik tanjant sigmoid fonksiyonu tüm deneyler boyunca sabit tutulmuştur. Toplamda 28800 adet santral verisinin işlendiği YSA modelinde, test için kullanılan 288 adet tahminlenmiş ve gerçek ana buhar basıncı parametresine ilişkin elde edilen regresyon grafiği aşağıdaki şekilde verilmektedir.



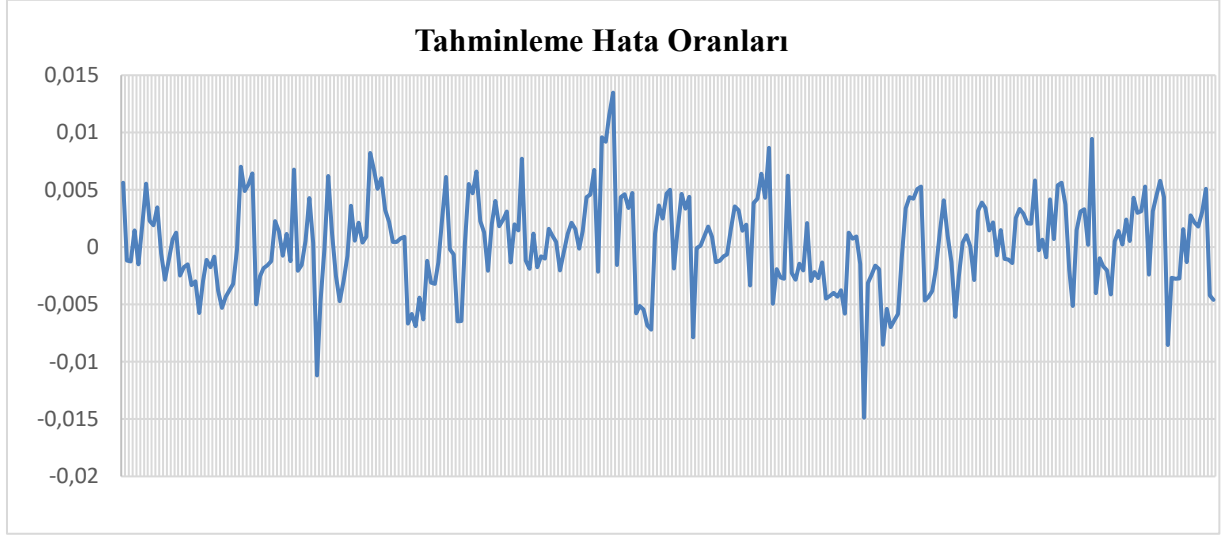
Şekil 4. Ana Buhar Basıncı Parametresi Test Veri Kümesinin YSA Modeli ile Kestirim Başarımı

Aşağıdaki grafikte, mavi renk ile ana buhar basıncının gerçek değerleri, kırmızı renk ile de YSA modeli ile tahmin edilen değerler gösterilmektedir. Her iki değer birbirini mükemmel bir şekilde izlediği görülmektedir ve böylece modelin yüksek başarılı bir tahminleme yaptığı gösterilmektedir.



Şekil 5. Ana Buhar Basıncı Parametresinin Gerçek ve Tahminlenmiş Değerlerinin Gösterimi

YSA modelinin, ana buhar basıncı değerinin mevcut ve tahmin edilen örnekleri arasındaki hatanın oldukça sınırlı olduğu görülmektedir. Bu da, çalışmada YSA yönteminin seçiminin performans ve doğruluk anlamında oldukça isabetli olduğunu göstermektedir. Aşağıdaki grafikte, mevcut ve tahminlenen değerler arasındaki hata değerleri verilmektedir. Hata oranları karşılaştırıldığında, en büyük mutlak hatanın 0,0182 bar olduğu ve genel olarak 0,01 bar aralığında bir hata değerinin elde edildiği izlenmektedir. Böylece, YSA modelinin ve seçilen giriş parametrelerinin ana buhar basıncı değerini oldukça yüksek bir başarımla tahmin ettiği anlaşılmaktadır.



Şekil 6. Ana Buhar Basıncı Parametresinin Gerçek ve Tahminlenmiş Değerleri Arasındaki Hatanın Gösterimi

Çalışmanın ikinci bölümünde, ana buhar parametresinin kestirimi için önerilen giriş parametrelerinin istatistiksel başarımları incelenmiştir. ÇDR metodunun uygulandığı bu çalışmada, 19 giriş parametresine ilişkin her biri 1440 adet ölçüm değerinden oluşan toplam verinin, ana buhar basıncı parametresine etkisi SPSS yazılımı vasıtası ile araştırılmıştır. Çalışma sonucunda ana buhar basıncı değerini en az değişken ile tahminleyebilen regresyon formülü aşağıda gösterilmektedir.

$$\text{Ana Buhar Basıncı} = 3,752(\text{No.1 HP Heater Giriş Buhar Basıncı}) + 0,082(\text{No.2 HP Heater Giriş Buhar Basıncı}) - 0,391(\text{No.2 Reheat Buhar Basıncı}) - 2,167(\text{Cold Reheating Ortalama Basıncı}) - 0,204 \quad (8)$$

Gerçekleştirilen simülasyon çalışmaları neticesinde, optimum ANN ve ÇDR model sonuçlarının, determinasyon katsayısı ve kök ortalama karesel hata karşılaştırma parametreleri ile toplu halde gösterimi aşağıdaki tabloda özetlenmektedir.

Tablo 2. Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Doğrusal Regresyon modellerinin çıktı sonuçlarının karşılaştırmalı olarak gösterimi

Karşılaştırma Kriterleri	YSA Modeli	ÇDR Modeli
R²	0,994	0,970
RMSE	0,0039	0,0172

V. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, 135 MW nominal elektrik üretim gücüne sahip fosil yakıtlı bir termik elektrik santralının ana buhar basıncı parametresi, YSA ve ÇDR modelleri kullanılarak modellenmiştir. Santralin en kritik işletme parametrelerinden biri olan ve elektrik üretim miktarını kritik bir şekilde etkileyen ana buhar basıncı parametresinin değişiminin, seçilen 19 adet giriş parametresinin değişimi ile ne şekilde etkilendiği araştırılmıştır. YSA modeli için Matlab R2009b ve ÇDR modeli için ise SPSS 17.0 yazılımı kullanılmıştır. Çalışmada her bir parametrenin 1440 adet geçmiş değeri ve toplamda 28800 adet veri işlenmiştir. Model çıktılarının başarımlarını, kök ortalama karesel hata ve determinasyon katsayısı yaklaşımları ile karşılaştırılmıştır. Gerçekleştirilen simülasyonlar sonucunda aşağıda gösterilen sonuçlara ulaşılmıştır.

- 15 gizli nöron, hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu ve Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasının kullanıldığı YSA modeli optimum performans göstermiştir. Transfer fonksiyonu ve eğitim algoritması literatürdeki başarılı örnekleri nedeniyle bu çalışmada sabit tutulmuştur, gizli nöron sayısında ise deneme yanılma metodu ile çok çeşitli denemeler yapılmıştır
- Optimum YSA modelinin, R^2 değeri 0,994 ve RMSE değeri 0,0039 olarak bulunmuştur. Bu değerler, YSA modelinin oldukça başarılı bir performans gösterdiğini ve seçilen 19 giriş parametresinin, ana buhar basıncı değerlerini tahminlemede mükemmel bir başarımla sağladığı gösterilmiştir
- YSA modelinde, ana buhar basıncının en büyük mutlak hata değeri 0,0182 bar olarak bulunmuştur. Çalışmadaki veri kümesinde, ana buhar basıncı değerlerinin 10,886 ve 11,116 bar arasında değiştiği göz önüne alındığında, maksimum hata oranının % 0,167 mertebesinde olduğu görülmektedir. En büyük mutlak hata değeri için model başarımları % 99,83 bulunmuştur.
- ÇDR modelinin, R^2 değeri 0,970 ve RMSE değeri 0,0172 olarak bulunmuştur. ÇDR, YSA modeline göre daha kötü bir performans göstermiş olmasına rağmen, genel olarak yüksek bir regresyon oranı gözlenmiştir

Çalışmada YSA modeli kullanıldığında elde edilen determinasyon katsayısı değeri 0,994 olarak bulunurken, benzer bir çalışmada 600 MW nominal kapasiteye sahip termik santralin her biri 1570 örnekten oluşan 37 adet giriş parametresinin kullanıldığı ve jeneratör çıkış değerini kestiren bir yapay sinir ağı modellenmesinde [2] determinasyon katsayısı değeri 0,992 olarak hesaplanmıştır. Aynı şekilde, bu çalışmada ÇDR modeli kullanıldığında bulunan determinasyon katsayısının 0,970 olduğu, diğer çalışmada [2] ise bu değer 0,927 olduğu görülmektedir. Elde edilen bu değerler, çalışmada seçilen giriş parametrelerinin ideal olduğunu, yapay sinir ağı modeli değişkenlerinin de daha verimli olarak seçildiğini ve böylece literatüre daha iyi bir katkı sunulduğunu göstermektedir.

Bu sonuçlar göz önüne alındığında, enerji santraline YSA modeli ile çalışan bir çevrimdışı simülasyon uygulamasının ya da çevrimiçi Seviye-2 öneri sistemi kurulması önerilmektedir. Böylece, tesis işletme grubunun ve özellikle operatörlerin, giriş parametrelerinin değişimi ile ana buhar basıncı değerlerini kolay ve gerçeğe yakın şekilde önceden tahminleyerek takip edebileceği ispatlanmaktadır.

VI. KAYNAKLAR

- [1] TC Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı web sitesi, (14.08.2018). [Online]. Erişim: <http://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Sayfalar/Elektrik>
- [2] Y. Tunçkaya, E. Köklükaya, “Comparative Prediction Analysis of 600 MWe Coal-Fired Power Plant Production Rate using Statistical and Neural-based Models,” *Journal of the Energy Institute*, vol. 88, no. 1, pp. 11-18, February 2015.
- [3] P. Tüfekci, “Prediction of full load electrical power output of a base load operated combined cycle power plant using machine learning methods,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 60, pp. 126-140, 2014.
- [4] X. Liu, P. Guan, C. W. Chan, “Nonlinear Multivariable Power Plant Coordinate Control by Constrained Predictive Scheme,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 18, no. 5, pp. 1116-1125, 2010.
- [5] S. De, M. Kaiadi, M. Fast, M. Assaidi, “Development of an artificial neural network model for the steam process of a coal biomass cofired combined heat and power (CHP) plant in Sweden,” *Energy*, vol. pp. 2099–2109, 2007.
- [6] H. İ. Topal, M. Kopaç, M. Eyriboyun, “Çatalağzı Termik Santrali ile Bölgesel Isıtma Yapılabilirliğin Enerji Analizi,” *Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi*, c. 37, s. 1, ss. 139-146, 2017.
- [7] F. Kara, K. Aslantaş, A. Çiçek, “Prediction of cutting temperature in orthogonal machining of AISI316L using artificial neural network,” *Applied Soft Computing*, vol. 38, pp. 64-74, 2016.
- [8] F. Kara, K. Aslantaş, A. Çiçek, “ANN and multiple regression method-based modelling of cutting forces in orthogonal machining of AISI 316L stainless steel,” *Neural Computing & Applications*, vol. 26, no. 1, pp. 237-250, 2015.
- [9] Y. Tunçkaya, E. Köklükaya, “Comparative performance evaluation of blast furnace flame temperature prediction using artificial intelligence and statistical methods,” *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, vol. 23, no. 3, pp. 1163-1175, 2016
- [10] E. Öztemel, “Yapay Sinir Ağları”, 1. baskı, İstanbul, Türkiye: Papatya Yayıncılık, 2003, böl. 2, ss. 29-41
- [11] C. İ. Kocatepe, O. Yıldız, “Ekonomik Endeksler Kullanılarak Türkiye’deki Altın Fiyatındaki Değişim Yönünün Yapay Sinir Ağları İle Tahmini,” *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, c. 4, ss. 926-934, 2016
- [12] C. Özcan, B. Ayvaz, “Çoklu Regresyon Yöntemi ile Tedarik Zinciri Performansı ve Uygulama Derecesinin İşletme Karlılığı Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi,” *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, c. 14, s. 28, ss. 1-14, 2015.
- [13] G. T. Kayaalp, M. Ç. Güney, Z. Cebeci, “Çoklu Doğrusal Regresyon Modelinde Değişken Seçiminin Zootekniki Uygulanışı,” *Ç.Ü.Z.F. Dergisi*, c. 30, s. 1, ss. 1-8, 2015.

- [14] S. Chandrasekharan, R. C. Panda, B. N. Swaminathan, "Statistical modeling of an integrated boiler for coal fired thermal power plant," *Heliyon*, vol. 3, no. 6, 2017.
- [15] N. Radmilovic, S. Stojakovic, G. Kvascev, "One Solution of Main Controller in Thermal Power Plants," *Journal of Automatic Control, University of Belgrade*, vol. 18, no. 1, pp. 5-8, 2008.
- [16] Y. Tunçkaya, "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*, vol. 231, no. 6, 2017.