Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 39(1), ss. 57-72, Mart 2024
Cukurova University Journal of the Faculty of Engineering, 39(1), pp. 57-72, March 2024

Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Toprak Kaynaklı Isı Pompasının Performans Analizi

Netice DUMAN[*1] ORCID *0000-0002-9926-8511*
Ahmet Gürkan YÜKSEK[2] ORCID *0000-0001-7709-6360*
Mustafa CANER[3] ORCID *0000-0002-3674-7881*
Ertan BUYRUK[3] ORCID *0000-0002-6539-7614*

[1]Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Sivas TBMYO, Makine ve Metal Teknolojileri Bölümü, Sivas
[2]Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Sivas
[3]Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü, Sivas

Geliş tarihi: 22.05.2023 Kabul tarihi: 28.03.2024

Atıf şekli/ How to cite: DUMAN, N., YÜKSEK, A.G., CANER, M., BUYRUK, E., (2024). Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı ile Toprak Kaynaklı Isı Pompasının Performans Analizi. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 39(1), 57-72.

Öz

Isı pompaları, binalarda soğutma ve ısıtma için kullanılan konvansiyonel sistemlere verimli ve ulaşılabilir alternatiflerdir. Isı kaynağı olarak toprak ısısını kullanan toprak kaynaklı ısı pompaları (TKIP), ısıtma ve soğutma yüklerini temiz ve sürdürülebilir bir şekilde karşılamak için umut verici teknolojilerdir. TKIP, kurulum ve işletme maliyetleri yüksek olan bir sistemdir. Bu nedenle verimlilik açısından farklı sektörlerde kullanımı uygun olan TKIP sistemini kurmadan performans analizleri yapılabilir olması çok önemlidir. Sistemler kurulmadan önce performans değerlerinin tahmin edilebilecek olduğu modeller ile değerlendirilmesi yaklaşımdan yola çıkılarak, ısı pompası ve sistemin performansı ve yoğuşturucudan atılan ısıyı tahmin etmek için bir yapay sinir ağı (YSA) modeli önerilmektedir. Yapay sinir ağları ile regresyon analizi, girdi ve çıkış verileri arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenme yeteneğine sahip bir makine öğrenimi yöntemidir ve problemlerindeki non-lineer ilişkileri etkili bir şekilde modelleyebilir. Sivas ilinde kurulan deneysel sistem ile ölçülen veriler, YSA'yı eğitmek için eğitim verisi ve test verisi olarak ayrılmıştır ve modelin ilk aşamasında eğitim verisi; ikinci aşamasında ise test verisi kullanılmıştır. Sunulan çalışmada, yatay TKIP'ın performans katsayısını tahmin etmek için çeşitli uygulamalarda kullanılmış ve özellikle sistem modelleme ve sistem tanımlamada yararlı oldukları gösterilmiş yapay sinir ağlarının uygulanabilirliği ortaya konulmuştur. Bu çalışmanın sonucunda, ısı pompası COP R^2 değeri 0,9733, TKIP sistemi COP R^2 değeri 0,9896 ve yoğuşturucudan atılan ısının YSA modelinin R^2 değeri 0,9878 olduğu tespit edilmiştir. Üretilen istatistiksel belirleyiciler üzerinden yola çıkılarak YSA'ların TKIP sisteminde doğru bir yöntem olarak COP tahmini için kullanılabileceği sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Toprak kaynaklı ısı pompası, Performans analizi, Isıtma, Yapay sinir ağları, Regresyon analizi

[*]Sorumlu yazar (Corresponding Author): Netice DUMAN, *nduman@cumhuriyet.edu.tr*

Performance Analysis of Ground Source Heat Pump With Artificial Neural Networks Approach

Abstract

Heat pumps are efficient and accessible alternatives to conventional systems used for cooling and heating in buildings. Ground Source Heat Pumps (GSHP), using ground heat as the heat source, are promising technologies to meet heating and cooling loads in a clean and sustainable way. GSHP is a system with high installation and operating costs. For this reason, it is very important that performance analyzes can be made without installing the GSHP system, which is suitable for use in different sectors in terms of efficiency. An artificial neural network (ANN) model is proposed to predict the performance of the heat pump and system and the heat removed from the condenser, starting from the approach of evaluating the performance values with models from which the systems can be estimated before they are installed. Regression analysis with artificial neural networks is a machine learning method that has the ability to learn complex relationships between input and output data and can effectively model non-linear relationships in problems. The data measured by the established in Sivas province experimental system are separated as training data and test data to train the ANN and in the first stage of the model, the training data; In the second stage, test data was used. In the presented study, the applicability of artificial neural networks, which have been used in various applications to estimate the coefficient of performance of horizontal GSHP, and which have been shown to be especially useful in system modeling and system description, has been demonstrated. As a result of this study, it was determined that the COP R^2 value of the heat pump was 0,9733, the COP R^2 value of the TKIP system was 0,9896, and the R^2 value of the ANN model of the heat removed from the condenser was 0,9878. Based on the statistical determinants produced, it was concluded that ANNs can be used for COP estimation as an accurate method in the GSHP system.

Keywords: Ground source heat pump, Performance analysis, Heating, Artificial neural network, Regression analysis

1. GİRİŞ

Günümüzde enerji tüketimi, teknolojik gelişmelerin etkisiyle insan hayatının her alanında sürekli artış göstermektedir. Bu enerji tüketimini karşılayabilmek için enerji üretiminde doğal gaz, petrol ve kömür gibi fosil yakıtların yaygın olarak kullanılması ve bu yakıt rezervlerinin ömrünün sınırlı olması yenilenebilir enerji kaynaklarının önemini artırmıştır. Fosil yakıtlar, tükenebilir olmasının yanı sıra hava ve su kirliliğine, bitki örtüsünün ve toprak özelliklerinin bozulmasına ve küresel ısınmaya neden olmaktadır. Sera gazı emisyonlarının azaltılmasına yönelik dünya çapında artan talep, yeni bir enerji tasarrufu çağına yol açmıştır. Yüksek karbon emisyonuna sebep olan enerji kaynaklarının küresel çevre kirliliğini artırması endişeleri yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımının yaygınlaşması gerekliliğini beraberinde getirmiştir. Sürdürülebilir enerji kullanımına yönelik küresel çabaların bir parçası olarak, ısı pompalarına olan ilgi son yıllarda artmıştır. Çevre dostu yeşil ve sürdürülebilir bir enerji kaynağı olan TKIP, ısıyı topraktan alan veya toprağa atan; ısıtma, soğutma ve sıcak su sağlayan bir enerji sistemidir. Isıtma modunda, TKIP termal enerjiyi dış ortamdan iç ortama aktarırken, soğutma modunda ısı daha sıcak iç ortamdan daha soğuk toprağa aktarılır. TKIP teknolojisinin diğer bir avantajı toprak sıcaklığının yıl boyunca sabit kalması ve diğer sistemlerle de entegre edilebilir olmasıdır [1]. TKIP gibi ilk yatırım maliyeti yüksek olan, gelecek vaat eden enerji tasarrufu teknolojilerinin yaygınlaşması son derece önemlidir. TKIP sistem performansı, toprakaltı devresinin oluşturulması, toprak sıcaklığı, ekipman verimliği gibi faktörlerden etkilendiğinden deneysel çalışmalar ile analiz yapılmaktadır.

Birçok sektörde olduğu gibi bilgisayar ve veri teknolojileri, nesnelerin interneti gibi akıllı enerji sistemlerinin artması ile performans analizlerinin sistem kurulmadan yapılması önem kazanmıştır. Son yıllarda deneysel çalışmaların yanında gerek dikey tip gerekse yatay tip ısı pompalarının ısı transferi performanslarını analiz etmek için araştırmacılar sayısal çalışmalara yönelmişlerdir. Isı pompası sistemlerinin performansı, analitik ve deneysel yöntemler kullanılarak analiz edilir. TKIP'ın performansını tahmin etmek için sınırlı matematiksel modeller mevcuttur. Enerji alanında yaygın olarak kullanılmakta olan tahmin metodolojileri;

- Doğrusal regresyon ve otomatik gerileyen bütünleşmiş hareketli ortalama (ARIMA) gibi istatistiksel yöntemler;
- Yapay sinir ağı (YSA), destek vektör makinesi (DVM) ve Gauss işleme (GP) gibi yapay zekâ yöntemleri;
- Energy Plus (E+) ve TRNSYS olmak üzere mühendislik benzetim yöntemleri şeklindedir [2].

Özellikle soğutma, iklimlendirme ve ısı pompaları sistemlerinde makine öğrenme yapıları için ileri beslemeli sinir ağları, uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarma sistemleri, radyal temelli işlevli sinir ağları ve tekrarlayan sinir ağı modelleri uygulanmaktadır. Biyolojik sinir ağları olarak da bilinen YSA, açıklayıcı değişkenler ile yanıt değişkenleri arasındaki fonksiyonel ilişkiyi yaklaşık olarak tahmin eden bir tür sayısal analiz tekniğidir. İleri beslemeli sinir ağı, sinyal iletimi veya atık olmadan girişlerden çıkışa tek yönlü sinyal iletimi sağlamaktadır. Uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi, gelişmiş performans için mantık tekniklerine dayanan bir tahmin yöntemidir. Oto-ilişkisel sinir ağı olarak da bilinen tekrarlayan sinir ağı, ileri ve geri sinyal aktarım değiştirmeyi sağlayan çevrimsel bağlantılara sahip modellemedir.

Yapay sinir ağları, sağlık sektörü [3], meteorolojik tahminler [4], kurutma prosesleri [5], imalat sektörü [6] ve enerji sistemlerinin modellenmesi [7-9] gibi farklı uygulama alanlarında incelenen sistemlerin davranışlarını simüle etmek ve çözümlerini optimize etmek için bir araç olarak kullanılmıştır. YSA modelleri ve toprak kaynaklı ısı pompalarının analizi üzerine birçok çalışma yapılmıştır [10-13]. Araştırmacılar tarafından deneysel çalışmaların yanında yapay sinir ağları yaklaşımı ile toprak kaynaklı ısı pompasının performans analizi başarılı bir şekilde uygulanabileceği gösterilmiştir. Örneğin, farklı kütle oranlarına sahip soğutucu akışkan karışımı R12/R22 olan bir ısı pompasının performansı Arcaklıoğlu ve arkadaşları [14] tarafından YSA kullanılarak tahmin edilmiştir. Giriş katmanında karışım oranını, buharlaştırıcıya giren soğutucu akışkan sıcaklığı ve yoğuşturucu basıncını temsil eden üç nöron ve çıkış katmanında COP ve ekserji verimini temsil eden iki nöron içeren bir model geliştirilmiştir. Çalışmada Levenberg-Marguardt (LM) öğrenme algoritması ile çoklu belirleme katsayısı (R^2) değeri 0,999 olarak tespit edilmiştir. YSA tekniği bir grup araştırmacı [15,16] tarafından, yatay ve dikey toprak kaynaklı bir ısı pompasının performansını tahmin etmek için başarıyla uygulanmıştır. Araştırmacılar çalışmalarında; COP, yoğuşturucu ünitesine giren hava sıcaklığı, yoğuşturucu ünitesinden çıkan hava sıcaklığı ve giriş katmanındaki toprak sıcaklıkları (1 ve 2 m derinlikte) gibi üç parametreye atıfta bulunularak tahmin edilmiştir. 3-7-1 konfigürasyonlu LM öğrenme algoritmasının, yatay toprak kaynaklı ısı pompası COP'sini deneysel sonuçlara yakın öngördüğü bildirilmiş ve R^2 değeri 0,9999 belirlenmiştir. Esen ve arkadaşları [17] tarafından, minimum veri seti ile tahmin etmeyi öğrenmek için istatistiksel ağırlıklı bir ön işleme yöntemiyle hibrit YSA modeli ile TKIP sistemlerini performansı araştırılmıştır. Eğitim ve test verilerinin elde edilmesi için deneysel çalışmalar tamamlanmış, yoğuşturucu ünitesine giren ve çıkan hava sıcaklığı, yatay toprak ısı eşanjörüne giren ve çıkan su-antifriz karışımı sıcaklığı ve toprak sıcaklığı gibi beş giriş değişkeni ile COP çıkış değişkeni olacak şekilde model oluşturulmuştur. Çalışmanın sonuçlarında, R^2 0,9999 olarak bulunmuş ve hibrit YSA modeli kullanılarak daha hızlı ve basit çözümler yapıldığı belirtilmiştir. Mohanraj ve arkadaşları [18] doğrudan genleşmeli güneş destekli ısı pompasının enerji performansı tahmini için bir YSA modeli geliştirmişlerdir. LM varyantını kullanan YSA modeli, 2-10-4 yapılandırması için

optimize edilmiş ve R^2 değeri 0,9999 olan deneysel değerlere yakın tahminler elde edilmiştir. Diğer bir çalışmada, Wang ve arkadaşları [19], yatay TKIP sisteminin performansını tahmin etmek için YSA'nın uygulanabilirliğini açıklamışlardır. Deneysel çalışmaların sonuçları kullanılarak makine öğrenme modeli geliştirilmiştir. Araştırmacıların elde ettiği sonuçlar, TKIP sistemlerinin performansının güvenilir ve doğru bir şekilde tahmin edileceğini göstermiştir. Benli ve arkadaşları [20] araştırmalarında, yapay sinir ağlarını, toprak, yoğuşturucu, fan-coil ünitesine giren ve çıkan hava sıcaklıklarının TKIP sisteminin performans katsayısına etkisini tahmin etmek için kullanmışlardır. Maksimum korelasyon katsayısı R^2'nin 0,999 olduğunu göstererek TKIP sisteminin ısıtma performans katsayısının tahmini için yapay sinir ağlarının kullanımının kabul edilebilir olduğunu doğrulamışlardır. Sun ve arkadaşları [21] bir diğer çalışmada, TKIP sisteminin COP'sini tahmin etmek için, YSA ve uyarlanabilir bir nöro-bulanık çıkarım sistemi ANFIS modeli oluşturmuşlardır. Deneysel çalışma ile elde ettikleri eğitim ve test verileri ile oluşturulan gizli katmanda farklı nöronlara sahip YSA modelleri istatistiksel doğrulama sonuçlarına göre karşılaştırılmıştır. Gizli katmanda beş nöronlu modellerin, ısı pompasının ve sistemin COP'lerini tahmin etmek için en uygun yapı olduğu görülmüştür. Hastane ısıtılması için yapılan bir çalışmada, Park ve arkadaşları [22] tarafından Kasım 2016'dan Mart 2017'ye kadar elde edilen deneysel veriler kullanılarak TKIP sistem performans analizi çoklu doğrusal regresyon (MLR) ve YSA tahmin modelleri ile yapılmıştır. Puttige ve arkadaşları [23] çeşitli ısı pompası modellerinin performansını değerlendirmek için geniş bir saha ölçümü veri seti kullanılmışlardır. Çalışmalarında, üç farklı ısı pompasından ölçülen veriler ile beş regresyon ve iki YSA modelini karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak 3 girişli YSA modelinin hata oranının düşük olduğu ve özellikle giriş ve çıkış parametrelerinin seçim esnekliğinin YSA modellerini cazip hale getirdiği görülmüştür. Shin ve Cho [24] yaptıkları çalışmalarında, yapay sinir ağı, destek vektör makinesi, rastgele orman ve K-en yakın komşu modelleri kullanılarak ısı pompası sisteminin performans tahmin modeli geliştirmiştir. Üniversite laboratuvarında kurulan ısı pompası sisteminin işleyiş verileri ölçülmüş ve her bir makine öğrenmesi için bir tahmin modeli oluşturulmuştur. Elde edilen tahmin modelleri arasında en yüksek doğruluk oranına sahip olan yapay sinir ağı modeli olmuştur. Liu ve arkadaşları [25] tarafından yapılan çalışma kapsamında, TKIP sistemlerinin uzun vadeli performansının elde etmek amacıyla dikey toprak ısı eşanjörü (GHE), ısı pompası ve bina yükünün birleştirildiği model geliştirilmiştir. Parametrik modelleme için COMSOL ve MATLAB'ın ortak simülasyonu kullanılarak, 600 set TKIP sistem modelinin tüm yıl boyunca dinamik simülasyonları gerçekleştirilmiştir. Sayısal sonuçlar kullanılarak bir veri tabanı oluşturulmuş ve bu veri tabanından öğrenmek üzere YSA metodolojisi kullanılarak bir tahmin modeli geliştirilmiştir.

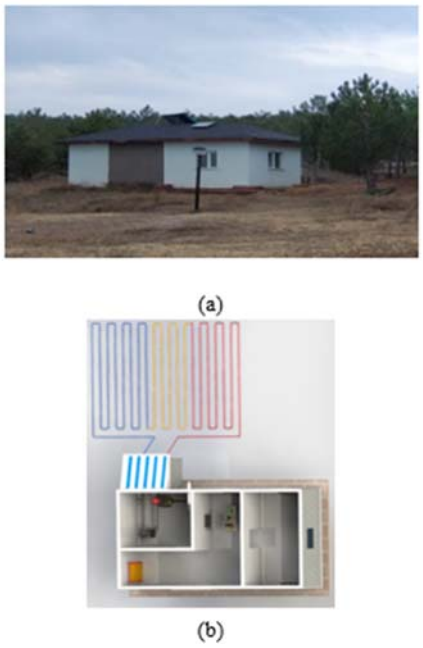
TKIP'ın ısı transfer performansını analiz etmek için elbette deneysel çalışmalar en doğru ve hassas olanıdır. Deneysel çalışmalardaki ölçümlerin hassasiyet analizleri ile de değerlendirilmesi yapılan çalışmalara daha çok değer katacaktır ancak araştırmacıların sahip oldukları deney sistemlerinde ölçüm yapamama, deney sistemlerinin ölçüm limitlerinin dışına çıkma vb. durumlarında sayısal çalışmalar ön plana çıkmaktadır. Yukarıda verilen literatür çalışmalarında görüldüğü üzere gerek deneysel gerekse sayısal olarak TKIP'ın ısı transfer performansı üzerine bir çok çalışma mevcuttur. Sunulan bu çalışmada Sivas'ta kurulmuş ve deneysel çalışmaları yapılmış olan TKIP'ın performans kriteri olan COP belirlemesinin YSA yöntemi ile de karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Regresyon analizi teorilerine ve makine öğrenimi yaklaşımlarına dayanan bu çalışmada, TKIP sisteminin ısıtma sezonu için performans katsayısının yanında ısı pompası COP ve yoğuşturucudan atılan ısının tahmin edilmesi için YSA yaklaşımı ile analiz yapılmıştır.

2. SİSTEM TANIMI VE VERİ ANALİZİ

2.1. Deney Sisteminin Kurulması

Sivas Cumhuriyet Üniversitesi'nde gerçekleştirilen bir yüksek lisans tez çalışmasında üniversite yerleşkesinde bulunan ve enerji evi olarak

adlandırılan bir binanın ısıtılması için yatay TKIP sistemi kurulmuştur [26]. 30 m^2 taban alanına sahip üç odalı enerji evi fotoğrafı ve sistem planı Şekil 1'de verilmiştir.

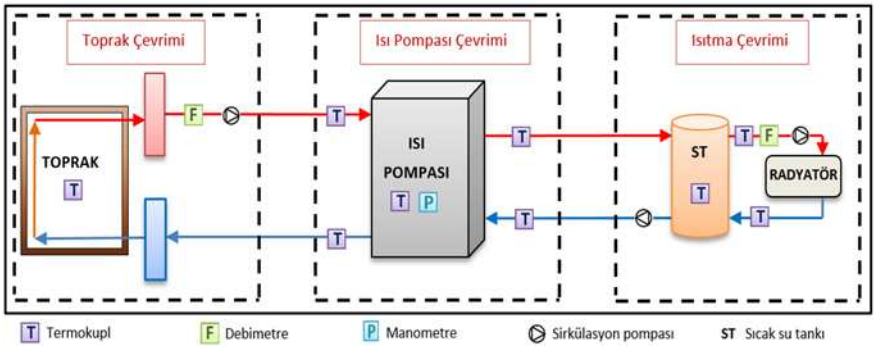


Şekil 1. Enerji evi (a) dış cepheden görünüş, (b) sistemin planı

Şekil 2'de şematik gösterimi verilen yatay TKIP sistemi temel olarak üç çevrimden oluşmaktadır. Toprak çevriminde salamura (su – antifriz karışımı) kullanılarak topraktan ısı çekilmiştir. Topraktan çekilen ısı, ısı pompası çevriminin elemanlarından biri olan buharlaştırıcıda soğutucu akışkana aktarılmıştır. Kompresörde basıncı ve sıcaklığı artırılan soğutucu akışkan yoğuşurken ısıtma suyuna ısı vermiştir. Isıtma suyu radyatörlerde dolaştırılarak ortam ısıtması sağlanmıştır. Şekil 3(a) ve (b)'de toprak altı ısı değiştirici ve toprak hattı kollektörlerinden oluşan ısıtma çevrimi Şekil 3(c)'de ise ısı pompası sistemi görülmektedir.

2.2. Veri Analizi

Deneyler sırasında T tipi ısıl çiftler kullanılarak toprak sıcaklıkları, tüm çevrimlerdeki sıcaklıklar, manometreler ile alçak ve yüksek basınçlar, sayaçlar ile salamuranın ve ısıtma suyunun debileri, şebeke analizörleri ile kompresörün ve dolaşım pompalarının güç tüketimleri ölçülmüştür. Deneyler Aralık ayı boyunca gerçekleştirilmiş ve veriler bir dakika aralıklarla kayıt altına alınmıştır. Yapılan hesaplamalarda ısı pompasının devrede olduğu zaman dilimlerindeki ortalama değerler kullanılmıştır. Dış ortam sıcaklığı, toprak altı eşanjörlerin çevresindeki sıcaklık (250 cm derinlikte), su-antifriz karışımının toprak ısı değiştiricisine gidiş ve dönüş sıcaklıkları ve soğutucu akışkanın ısı pompasının temel elemanlarına giriş ve çıkış sıcaklıkları olmak üzere YSA modelinde 9 adet giriş parametresi belirlenmiştir. Belirlenen bu giriş parametreleri Çizelge 1'de verilmiştir. Bu parametreler kullanılarak ısı pompasının COP değeri (Model 1) ve TKIP sistemin COP değeri (Model 2) ve yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısı Q_y (Model 3) tahmin edilmiştir. YSA modelinde kullanılmak üzere her bir parametreye ait 640'ar adet deneysel veri kullanılmıştır.



Şekil 2. Sistemin şematik gösterimi



Şekil 3. Sistem elemanlarının resimleri (a) toprakaltına döşenen borular, (b) gidiş -dönüş kollektörleri, (c) ısı pompası bağlantısı

Çizelge1. Modellemede kullanılan ölçülen sıcaklık değerleri

T1	Salamuranın buharlaştırıcıya giriş sıcaklığı
T2	Salamuranın buharlaştırıcıdan çıkış sıcaklığı
T3	Soğutucu akışkanın buharlaştırıcıya giriş sıcaklığı
T4	Soğutucu akışkanın buharlaştırıcıdan çıkış sıcaklığı
T5	Soğutucu akışkanın yoğuşturucuya giriş sıcaklığı
T6	Soğutucu akışkanın yoğuşturucudan çıkış sıcaklığı
T7	Dış ortam sıcaklığı
T8	2,5 m derinliğinde toprak sıcaklığı
T9	Soğutucu akışkanın kompresöre giriş sıcaklığı

YSA ile regresyon analizi, bir makine öğrenimi yöntemi olarak kullanılan bir tekniktir. Bu yöntemde, bir yapay sinir ağı, girdi verileriyle çıkış verileri arasındaki ilişkiyi öğrenmeye çalışarak regresyon analizi yapar. YSA, genellikle çoklu katmanlı perceptronlardan oluşur ve öğrenme süreci, ağırlıkların ve bias'ların uyarlanmasıyla gerçekleşir. Bu sayede, girdi verilerinden çıkış verilerini tahmin etmek için bir model oluşturulur ve regresyon analizi yapılır. Yapay sinir ağları, karmaşık ve non-lineer ilişkileri modelleme yetenekleri nedeniyle regresyon problemlerinde etkili bir şekilde kullanılabilirler.

Korelasyon matrisi, bir veri setindeki değişkenler arasındaki ilişkileri ölçen bir matris türüdür ve genellikle Pearson korelasyon katsayısı gibi istatistiksel ölçümleri içerir. Korelasyon, iki değişken arasındaki ilişkinin gücünü ve yönünü gösterir, veri analizi ve istatistiksel modellendirme süreçlerinde iki değişken arasındaki ilişkiyi anlamak ve hangi değişkenlerin birbirleriyle nasıl ilişkili olduğunu görmek için kullanılır. Çizelge 2' de Model 1, IP COP'si, Çizelge 3'de Model 2, TKIP sisteminin COP'si ve Çizelge 4'de Model 3, yoğuşturucudan atılan ısının tahmininde kullanılan veri setleri arasındaki ilişkiyi açıklayan korelasyon matrisleri verilmiştir.

Çizelge 2. Model 1 kullanılan girişlere ait COP korelasyon matrisi

Çıkış	Giriş	Korelasyon	FDR
COP	T9	0,816	6,39616e-153
COP	T4	0,767	2,39356e-124
COP	T6	0,762	5,54557e-122
COP	T5	0,731	1,93091e-107
COP	T7	0,713	4,65612e-100
COP	T1	0,71	5,38166e-99
COP	T2	0,432	2,35887e-30
COP	T8	-0,2	3,64877e-07
COP	T3	-0,208	1,26599e-07

Çizelge 3. Model 2 kullanılan girişlere ait COPSYS korelasyon matrisi

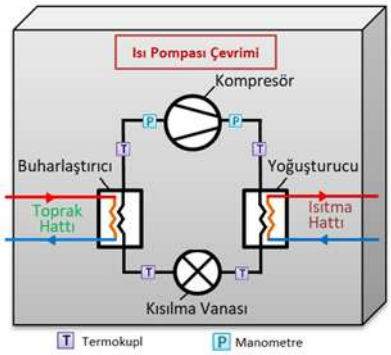
Çıkış	Giriş	Korelasyon	FDR
COP_{SYS}	T9	0,806	1,64447e-146
COP_{SYS}	T4	0,756	9,15245e-119
COP_{SYS}	T6	0,752	5,71787e-117
COP_{SYS}	T5	0,719	1,57025e-102
COP_{SYS}	T1	0,703	5,96967e-96
COP_{SYS}	T7	0,7	5,20033e-95
COP_{SYS}	T2	0,427	1,15729e-29
COP_{SYS}	T3	-0,227	7,19345e-09
COP_{SYS}	T8	-0,162	3,69796e-05

Çizelge 4. Model 3 kullanılan girişlere ait Q_y korelasyon matrisi

Çıkış	Giriş	Korelasyon	FDR
Q_y	T9	0,855	1,78258e-182
Q_y	T4	0,804	2,18336e-145
Q_y	T6	0,803	5,42049e-145
Q_y	T5	0,770	7,68406e-126
Q_y	T1	0,752	2,90587e-117
Q_y	T7	0,749	5,51014e-116
Q_y	T2	0,467	8,09553e-36
Q_y	T3	-0,210	9,09294e-08
Q_y	T8	-0,191	1,19279e-06

2.3. Enerji Analizi

TKIP sisteminde kullanılan ısı pompasının şematik görünümü Şekil 4'te görülmektedir.



Şekil 4. Isı pompası çevrimin şematik gösterimi

Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısı ($\dot{Q}_y$) Eşitlik 1 kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$\dot{Q}_y=\dot{m}_{R410A}*(h_{y,g}-h_{y,ç}) \quad (1)$$

$\dot{m}_{R410A}$: IP devresinde dolaşan soğutucu akışkanın kütlesel debisi [kg/s],

hy,g : Yoğuşturucu girişinde soğutucu akışkanın entalpisi [kJ/kg]

hy,ç : Yoğuşturucu çıkışında soğutucu akışkanın entalpisi [kJ/kg]dir.

Isı pompasının performans katsayısı (COP_{IP}) (Eşitlik 2):

$$COP_{IP}=\dot{Q}_y/\dot{W}_{komp} \quad (2)$$

Toplam tüketilen güç (Eşitlik 3) ve Sistemin performans katsayısı (COP_{SYS}) Eşitlik 4'te verilmiştir.

$$\dot{W}_{top}=\dot{W}_{komp}+\dot{W}_{sp} \quad (3)$$

$$COP_{SYS}=\dot{Q}_y/\dot{W}_{top} \quad (4)$$

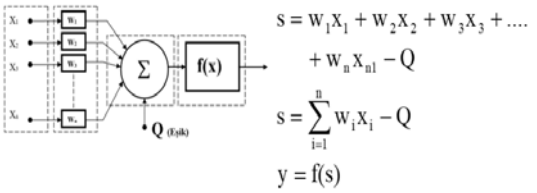
$\dot{W}_{komp}$: Kompresörün tükettiği güç [kW]

$\dot{W}_{top}$: Kompresör ve sirkülasyon pompalarının toplam güç tüketimi [kW]dir.

3. YSA METODOLOJİSİ

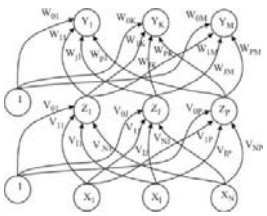
İnsan beyninin sinir ağı sisteminin matematiksel modeli araştırmacıların sürekli olarak dikkatini çekmiş ve yoğun çalışmalar sonucunda YSA olarak isimlendirilen yaklaşım geliştirilmiştir. YSA, özellikle son çeyrek yüzyılda en gündemde olan ve farklı disiplinlerdeki sayısız problem için, çözüm sunan bir yaklaşımdır. YSA ile ilgili en kısa ve öz tanımlama, bir öğrenme süreci yoluyla çevreden bilgi edinebilen ve bilgiyi bağlantılarında depolayabilen basit işlem birimlerinin büyük ölçüde paralel bir kombinasyonu olarak Haykin [27] tarafından yapılmıştır. Bilgi işleme yeteneğine sahip bir makine tarafından insana ait fikir yürütme, anlamlandırma, genelleştirme ve öğrenme gibi

mental faaliyetlerin yerine getirilme becerisinin temsili olarak kabul edilmiştir. Bahsi geçen modeli oluşturan en temel işlem elemanının (nöron) hesaplama mekanizması ile hala tam olarak anlaşılmayan insan beyninin nero fiziksel temel işlem elemanının (nöron) davranışı modellenmeye çalışılmıştır. McCulloch ve Pitt [28] 1943 yılında hazırladıkları akademik bir yayında temel nöron tipinin ikili giriş için davranışını modelleyerek özelliklerini tanımlamışlardır. Temel bir YSA hücresinde, Şekil 5'te görüldüğü gibi giriş katmanı, ağırlık katmanı, toplama fonksiyonu katmanı, aktivasyon fonksiyonu katmanı ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Girişler üzerinden elde edilen veri ağırlık değerleri vasıtasıyla nörona iletilmekte ve ağırlıkların etkisi ile girişin değerini belirlemektedir. Nöronda oluşan net değer, her bir giriş ve bu girişe ait ağırlıkların çarpımının toplamıdır. Aktivasyon fonksiyonuna uygulanan bu değer nöron çıkışını belirlemektedir. Genelde aktivasyon fonksiyonu türevlenebilir doğrusal olmayan bir fonksiyondur [29].



Şekil 5. Bir nöronun matematiksel yapısının açıklanması [29]

YSA, beyin hücrelerinin birbirlerine bağlanması ile oluşmuş paralel ve dağınık yapısını modellemek amacıyla oluşan bir sistem yaklaşımıdır ve yapay sinir hücrelerinin bu modeli taklit etmesi ile oluşur. Mimarisi farklı katmanlar ve bu farklı katmanlardaki işlem hücrelerin birbirleri ile bağlantısı Şekil 6'daki gibi düzenlenir ve donanım devreleri ile veya yazılımlar ile geliştirilebilir.



Şekil 6. İleri beslemeli YSA modeli (çok katmanlı)

Beynin bilgi işleme kabiliyetine benzer şekilde YSA, eğitim sürecinin peşinde gelen bir öğrenme aşamasını takiben veriyi toplama, hücreler arasında oluşan ağırlık değerleri ile bu veriyi saklama, genelleme üzerinde çalışılan probleme en uygun çıktıyı üretmek için YSA ağırlıklarının güncellenmesini yöneten öğrenme algoritmalarını içermektedir [30]. YSA' nın belirleyici gücü olan verilerden öğrenme kavramı, hedeflenen sonuç verilerini üretebilmek için diğer katmanlardaki nöronları bağlayan ağırlıklarının güncellenmesine dayanan öğrenme algoritmalarını kapsamaktadır. Geri yayılım algoritması, ileri beslemeli YSA'ları eğitmek için en çok tercih edilen algoritmadır [31]. Ağ ağırlıklarına göre kayıp fonksiyonunun gradyanını hesaplar ve her bir ayrı ağırlığa göre gradyanı doğrudan hesaplamaya nazaran daha verimlidir. Bu özellik, çok katmanlı ağların eğitilmesi ve üzerindeki kaybı en aza indirme aşamasında ağırlıkları yeniden düzenlemek için gradyan yöntemlerinin kullanılmasını sağlar; gradyan iniş veya stokastik gradyan iniş gibi değişkenler sıklıkla kullanılır. Geri yayılım algoritmasının amacı, ağdaki herhangi bir w veya b önyargısına göre C maliyet fonksiyonunun kısmi türevlerini $\partial C/\partial w$ ve $\partial C/\partial b$ olarak hesaplamak için (Eşitlik 5) kullanılır.

$$C = \frac{1}{2n}\sum_x \|y(x) - a^L(x)\|^2 \quad (5)$$

Burada: n, eğitim örneklerinin toplam sayısıdır; toplam, bireysel eğitim örnekleri üzerindedir, x;y=y(x) karşılık gelen istenen çıktıdır. L, ağdaki katman sayısını gösterir ve aL=aL(x), x giriş olduğunda ağdan çıkan aktivasyonların vektörüdür. Geri yayılım öğrenme algoritması, eğitim basamaklarını üç temel işlem üzerinden gerçekleştirir. Eğitim için kullanılan veri seti ağa ileri yönde verilir. Ağ çıkışında model tarafından üretilen hata değerleri hesaplanarak ağ üzerinde geri yönde yayılır ve son olarak bu işlemler sürecinde elde edilen hata oranı ile ağırlıklar güncellenir. Temel çok katmanlı geri yayılım ağı modelinde giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı bulunmaktadır. Bu aşamada gizli katman sayıları üzerinde teorik bir belirleme veya sınırlama mevcut değildir. Geri Yayılım Algoritması, sinir ağı modelinin danışmanlı öğrenme türüne giren genel

bir algoritmadır. Giriş katmanı ve çıkış katmanı arasında ki hata değeri hesaplanarak, ağırlıklar bu hata değerine göre yeniden hesaplayacak şekilde geliştirilmiştir. Şekil 6'daki Z_1 ile gösterilen, ilk gizli katmandaki hücre için temel ağ işlem eşitliğini yazılırsa;

$$Z_{1-Giriş} = X_1 V_{11} + ... + X_I V_{I1} + ... + X_N V_{N1} + V_{01} \quad (6\text{-a})$$

$$Z_{J-Giriş} = V_{0J} + \sum_{I=1}^{N} X_I V_{IJ} \quad (6\text{-b})$$

$$Z_{J-Çıkış} = f(Z_{j_Giriş}) \quad (6\text{-c})$$

Eşitlik 6'da belirtildiği üzere, i. katman içerisindeki hücrelerin üreteceği çıktı değeri, bu katmana bağlı olan i-1. katmandaki hücrelerin girişleri ve ağırlıklı toplamların üzerine bu hücrenin aktivasyon fonksiyonunun etkisidir. Aynı eşitlikler ve yapılan hesaplamalar i+1. katman içinde geçerlidir. Bu eşitlikler üzerinden genel bir matematiksel model sunulacak olursa;

$$a^m_{0:j} = (\underline{x}_m)_j = x^m_j, \quad (7\text{-a})$$

$$c^m_{i:j} = \sum_{k=1}^{s_{i-1}} w_{i:j,k} a^m_{i-1:k} + b_{i:j}, \quad i > 0 \quad (7\text{-b})$$

$$a^m_{i:j} = F_{i:j}(c^m_{i:j}), \quad i > 0 \quad (7\text{-c})$$

$$a^m_{i:j} = F_{i:j}\left(\sum_{k=1}^{s_{i-1}} w_{i:j,k} a^m_{i-1:k} + b_{i:j}\right) \quad (7\text{-d})$$

$$a^m_{L:1} = y_m$$

$$\frac{1}{2}\left\|\underline{y}_m - \underline{t}_m\right\|^2 = \frac{1}{2}(y_m - t_m)^2 = e^2_m = \varepsilon_m \quad (7\text{-e})$$

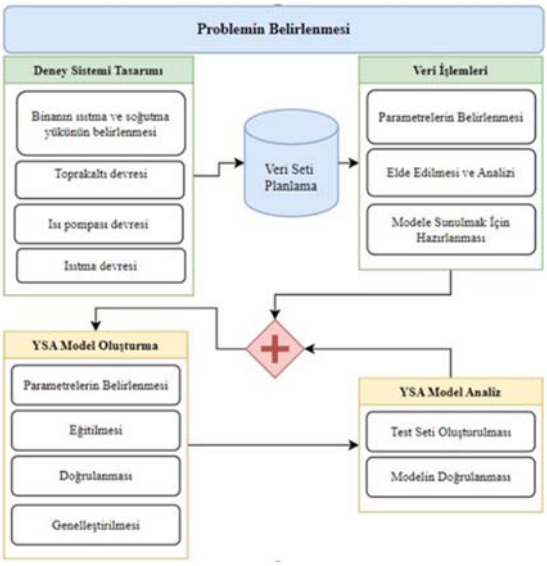
Eşitlik 7' deki değer üretilecektir. Bu eşitlikler için, i–1. katmanı için hesaplanan sonuç değerleri i. katman için gerekli olan cevap (hesaplanan) değerlerini belirlemek için ileri yönde ağa verilecektir. Eğitim için kullanılan YSA algoritmalarının önemli bir çoğunluğu, ağa verilen eğitim veri setleri kullanılarak ağın çıkış değerlerinin hedeflenen çıktılar ile uyumlu veya üretilen ağın hatasının en küçük oranlarda olmasını amaçlar. Eğimli iniş [32] olarak bilinen yöntem parametreleri ile birlikte yaygın olarak kullanılmaktadır.

3.1. YSA Model Oluşturulması

YSA teorileri üzerinden geliştirilen sistemlerde modellerin mimarilerinin oluşturulması basamakları veya modelin sonuç başarısı üzerinde şüphesiz en etkili olan faktör eğitim için kullanılacak veri setinin oluşturulmasıdır [33]. Karmaşık veri analizi problemlerinin YSA ile çözüm basamakları Şekil 7'de gösterildiği gibi dört temel basamağı içermektedir. Sistem analizi açısından bakıldığında da verilen bu akışın başlangıç bölümü, problemin ve sınırlarının tanımlandığı, akış haritalarının belirlendiği ve kontrol olarak sürecinin oluşturulduğu basamaktır ve tüm modelin akışları üzerinde belirleyicidir. İkinci bölüm de yer alan veri seti hazırlığı, geliştirilen model veya sistem tarafından üretilecek çıkış sonuçlarına cevap oluşturabilecek ve problemi en iyi şekilde temsil edebilecek veri setinin oluşturulmasıdır. YSA yaklaşımda modelin başarısı için en önemli parametre veri setinin doğası, yapısı ve problemi temsil etme yetisidir. YSA modelinin eğiticisi pozisyonunda olduğu için problem hakkında karar vericiler için net olarak belirleyicidir. Diğer aşama olan üçüncü basamakta yapısına karar verilmiş olan YSA modeli tekrarlı süreçlerde yaptığı hesaplamalar ile eğitilir. Son basamakta ise, kurulan YSA modelinin ürettiği çıktılar ile deneysel ölçüm değerleri ile veri madenciliği yapılarak karşılaştırılır ve modelin başarısı test edilir [34].

YSA ile veri analizleri yapılırken kısaca girdi verilerini belirli bir aralığa ölçeklendirme işlemi olan veri normalizasyonu yöntemleri kullanılabilir. Bu işlem verinin belirli bir aralıkta ve tutarlı bir şekilde temsil edilmesini sağlamak amacıyla gerçekleştirilir. Yapay sinir ağları veri normalizasyonu, ağın daha hızlı, daha istikrarlı ve daha etkili bir şekilde öğrenmesine olanak tanır. Bu nedenle, genellikle ağların eğitimi öncesinde uygulanan önemli bir ön işleme adımıdır. Fakat veri genel örüntüsünde temsil uzayında kaymalara sebep

olabilir. Bu yaklaşım ile kullanılan veri setinde, veri normalleştirme süreçleri tercih edilmemiş, çalışma verilerin ölçüldüğü hali ile gerçekleştirilmiştir. YSA modelinin üreteceği çıktıların beklenen değerleri açıklayacak şekilde oluşturulmasıyla başlayan süreci destekleyecek olan kabul edilebilir sonuçlar üretecek veri analizi için yüksek kaliteli veriler hazırlamaktır.



Şekil 7. YSA veri analiz basamakları

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

YSA modellerinde, modelin eğitildiği veri setinin örüntü yapısını en iyi şekilde temsil etmesi modele ait parametrelerin giriş verilerinin model üzerindeki etkilerini yansıtacak şekilde seçilmesi gereklidir. Bu sebeple en iyi çıktı sonuçları üretecek model için parametreler üzerinde değişiklikler yapılarak sürekli eğitimler gerçekleştirilmiştir. Eğitilen modelin çıktılarını test etmek için istatistiksel değer ölçü birimlerinin ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error, MAE), hataların karelerinin ortalamasının karekökü (Root Mean Squared Error, RMSE), ortalama mutlak hata yüzdesi (Mean Absolute Percentage Error MAPE), çoklu belirleme katsayısı (R Squared, R^2) [35] ürettiği değerler arasından temsil gücü en iyi olan parametre kombinasyonu Çizelge 5'te verilmiştir. YSA modeli eğitilmeye başlamadan önce veri seti ve daha sonra geliştirilen model yapısının tutarlılığını kontrol edebilmek amacı ile başlangıçta "Model Test Veri Seti "olarak tüm veri setinin %15'i gelişigüzel olarak seçilen verilerden belirlenmiş ve ayrılmıştır. Geri kalan %85'i ise önerilecek modelin geliştirilmesi için "Model Eğitim Seti" olarak kullanılmıştır. Model test veri seti modelin kurulması veya eğitilmesi esnasında hiçbir şekilde modele sunulmamıştır. Bu set modelin eğitiminden sonra performans değerleri üzerindeki kontroller ile modelin başarısının denenmesi amacı ile kullanılmıştır. Verilerin temel ayrım süreci sonrası, YSA modellerinin eğitilmesinde kullanılmak üzere "Model eğitim seti; "%80', %10 "Test" ve %10 "Doğrulama" setleri olarak tekrar gelişigüzel olarak ayrılarak YSA modelinin eğitimi için hazırlanan koda sunulmuştur. Üzerinde çalışılan YSA modelleri bu setleri kullanarak iterasyonlar ile kabul edilebilir başarıya ulaşılana kadar denenmiştir.

Çizelge 5. İterasyonlar sonucunda belirlenen YSA parametreleri

1. Modelin Mimarisi	[20 30 10 5]
2. Modelin Mimarisi	[20 30 30 10 5]
3. Modelin Mimarisi	[20 40 20 10]
Öğrenme Algoritması	Levenberg-Marquardt
Öğrenme Oranı	0.1
Momentum	0.9
Performans fonksiyonu	Mean Square Error
Veri Seti Ayırma Yöntemi	Divide data randomly

Geliştirilen YSA modellerinin genel performansını değerlendirmek ve aşırı uyum gibi sorunları tespit etmek için kullanılan çapraz doğrulama uygulanmıştır. Veri seti farklı alt kümelerine bölünerek modelin eğitildiği ve test edildiği bir yöntemdir. Bu yöntem ile modelin genelleme yeteneğinin daha güvenilir bir şekilde değerlendirilmesine olanak sağlanır. K-fold çapraz doğrulama, veriyi rastgele k alt kümeye böler ve her aşamada bir alt küme test, diğerleri eğitim olarak kullanılır. Bu işlem tekrarlanarak modelin genel performansı değerlendirilir. Çapraz doğrulama, tek bir eğitim-test bölünmesine bağlı olarak model performansının değişebileceği durumları azaltarak

daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlar. Bu çalışmada veri seti bu yöntem ile ayrılarak eğitimler gerçekleştirilmiş ve en iyi sonucu veren veri doğrulamasına ait çıktıları üreten veri ayırımları kullanılmıştır. Çalışmanın bu noktasından ileride bu yöntem ile belirlenen en iyi istatistiksel değer çıktılarını üreten veriler kullanılmıştır. Çizelge 6'da türetilen veri setlerini sonuçları örneklenmiştir.

Çizelge 6. Çapraz doğrulama veri ayrım sonuçları

Model	R^2	RMSE	MAE	MAPE
Model1	0,8694	0,0266	0,0148	0,7132
	0,9057	0,0252	0,0154	0,7491
	0,94606	0,01621	0,01172	0,00557
Model2	0,97740	0,00870	0,00646	0,00361
	0,91092	0,02038	0,01493	0,81223
	0,95699	0,01179	0,01467	0,69633
Model3	0,9537	0,0543	0,0355	0,0058
	0,93658	0,059902	0,035131	0,58644
	0,94603	0,060514	0,041078	0,68743

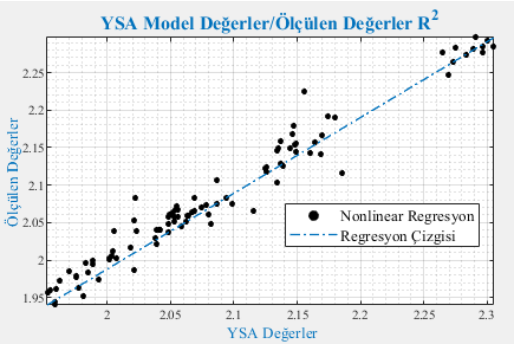
Eğitimler sonucunda Çizelge 5 ile verilen parametreler belirlenmiştir. Belirlenen bu parametreler ile eğitilen modellerin başarısı, YSA modeli için kullanılan eğitim veri setinden başlangıçta rasgele bir şekilde ayrılan ve YSA modellerinin eğitim sürecinde hiç kullanılmayan, dışarıda tutulan %15' lik oranla ayrılan Model Test Veri Seti üzerinde denenmiş ve sonuçlar istatistik metrikler üzerinden karşılaştırılmıştır. Çünkü bu veri setine ait değerler, modelin eğitimi ve geliştirilmesi süreçlerinden modelin hiçbir aşamasında kullanılmamıştır. YSA'nın aşırı öğrenme veya ezberleme gibi istenmeyen yapılarda eğitilme sonucunun da testini göstermektedir. Sonuçta karar verilen YSA modeline sunulan bu veri seti için üretilen R^2 değerleri temel alınarak model seçimi yapılmıştır. Burada test veri seti, doğrulama veri seti ve model test veri seti sıralaması kullanılarak YSA modeli tarafından üretilen çıktıların istatistiksel değer ölçüleri sıralanmış ve en uygun model seçilmiştir ve çizelgeler ile sunulmuştur.

İlk veri grubu için yapılan eğitim, test, doğrulama(Doğ.) ve model test deneme sonuçları Çizelge 7'de verilmiştir. Isı pompasının deneysel değerlerini kullanarak YSA yöntemiyle modellemesi yapılmıştır ve modelin tutarlılığını ve başarısını kontrol edebilmek amacı ile başlangıçta ayrılan "Model Test Veri Seti" geliştirilen YSA modeline sunulmuş, ürettiği istatistiksel değerler listelenmiştir. Modelin performansını belirleyen değerler R^2, RMSE, MAPE ve MAE'dir. Sistemi en iyi şekilde temsil eden modelin belirlenmesinde "Model Test Veri Seri" kullanılarak en iyi değerleri üreten modelin seçildiği bir kere daha vurgulanmalıdır. Diğer veri seti değerleri, eğitim esnasında kullanıldıkları için, YSA'nın eğitimi süreçlerinde yüksek değerler üretmesi beklenen bir durumdur. Fakat belirlenen modelin hiç görmediği bir veri seti ile yüksek sonuçlar üretmesi modelin en iyi testidir. Önceden de belirtildiği gibi, modelin ezberleme ve aşırı öğrenmeye karşı testlerinin de incelenmesini sağlar.

Çizelge 7. Isı pompası istatistiksel değerleri

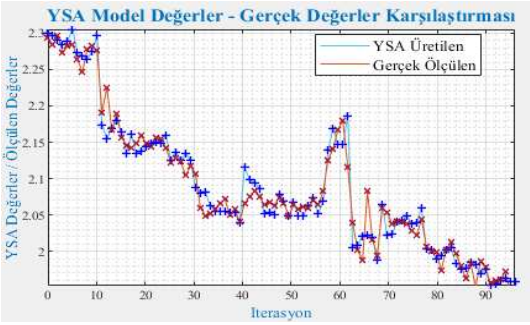
	Eğitim	**Test**	**Doğ.**	**Model Test**
MAPE	0,00470	0,00446	0,00569	0,00557
MAE	0,00987	0,00937	0,01197	0,01172
RMSE	0,01414	0,01327	0,01813	0,01621
R^2	0,96808	0,97230	0,95199	0,94606

Diğer taraftan, ısı pompası COP değerlerinin deneysel ve YSA yöntemiyle tahmin edilen sonuçlarının karşılaştırılması Şekil 8'de verilmiştir. Grafiğe göre deneysel değer ile model tarafından oluşturulan değerlerinin birbirine çok yakın olduğu görülmektedir.



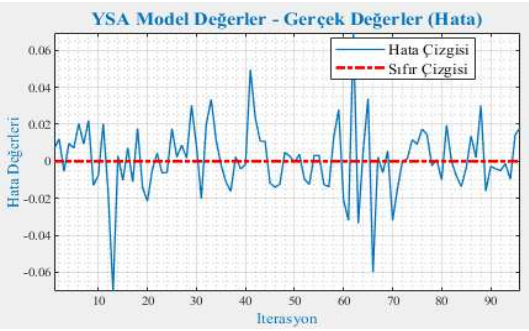
Şekil 8. Isı pompasının regresyon grafiği

Isı pompası COP değerlerinin deneysel ve YSA yöntemiyle tahmin edilen sonuçlarının karşılaştırılması Şekil 9'da verilmiştir. Deneysel değerler ve YSA yöntemiyle bulunan sonuçlar kıyaslandığında iki değerin arasındaki en büyük fark ve en küçük farkın yakın olduğu görülmüştür. Bulunan sonuçlar modelin iyi çalıştığını göstermektedir.



Şekil 9. Isı pompasının COP'lerinin deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin karşılaştırılması

YSA modeli ve gerçek değerler arasındaki fark Şekil 10'da hata değer grafiğinde gösterilmiştir. Isı pompasının YSA modellemesi sonucu R^2 değerinin 0,94606 olduğu görülmektedir. Şekilde değerlerin birbirine yakınlığı hesaplamaların hassasiyetinin doğruluğunu göstermektedir.



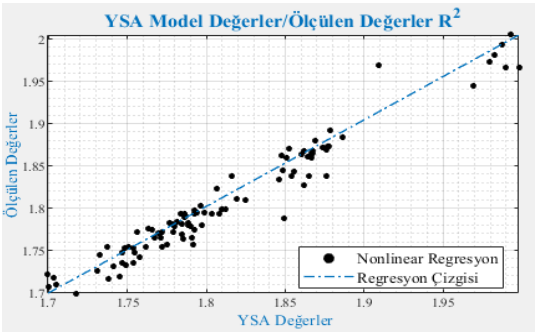
Şekil 10. Deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen ısı pompası COP değerlerinin hata karşılaştırması

Çizelge 8'de TKIP sisteminin YSA modellemesi ile eğitilen modele başlangıçta ayrılan %15' lik test verileri sunularak elde edilen istatistiksel değerleri görülmektedir. Modelin doğruluğunun ispatı için odaklanan değerler "Model Test" kısmında istatistiksel belirleyiciler olarak sunulmuştur.

Şekil 11'de deneysel değerler ile YSA tarafından üretilen değerlerin regresyon grafiği sunulmuştur. Şekilde verilen regresyon grafiğinde noktaların doğruya yakın olarak dağılım göstermeleri oluşturulan modelin istatistiksel olarak başarılı olduğunu göstermektedir. Model Test Veri Seti kullanılarak üretilen değerler ile grafikler çizilmektedir.

Çizelge 8. TKIP sisteminin istatistiksel değerleri

	Eğitim	**Test**	**Doğ.**	**Model Test**
MAPE	0,00272	0,00227	0,00543	0,00361
MAE	0,00493	0,00414	0,00977	0,00646
RMSE	0,00760	0,00602	0,01457	0,00870
R^2	0,98786	0,99257	0,95732	0,97740



Şekil 11. TKIP sisteminin regresyon grafiği

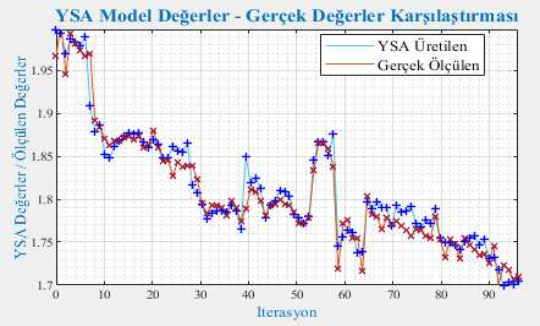
Şekil 12'de ise sistemin COP'lerinin deneysel ve YSA modeli tarafından tahmin edilen değerlerinin karşılaştırılması verilmiştir. TKIP sisteminin YSA modellemesi sonucu R^2 değerinin 0,97740 olduğu görülmektedir. Şekilde değerlerin birbirine yakınlığı hesaplamaların hassasiyetinin doğruluğunu göstermektedir.

TKIP Sisteminin COP'lerinin YSA modeli ve gerçek değerleri arasındaki fark Şekil 13'de hata değer grafiğinde gösterilmiştir.
Deneysel çalışma neticesinde elde edilen verilerle modellenmiş yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının YSA istatistiksel değerleri Çizelge 9'da sunulmuştur.

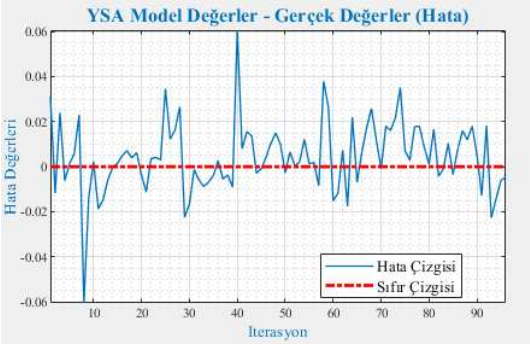
Şekil 14'de yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının deneysel değerleri ile YSA modeli tarafından üretilen değerlerinin regresyon grafiği görülmektedir.

Çizelge 9. Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının istatistiksel değerleri

	Eğitim	Test	Doğ.	Model Test
MAPE	0,0029	0,0025	0,0036	0,0058
MAE	0,0177	0,0149	0,0222	0,0355
RMSE	0,0287	0,0229	0,0333	0,0543
R^2	0,9874	0,9918	0,9851	0,9537



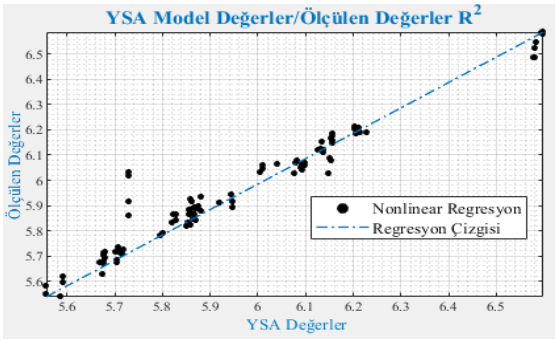
Şekil 12. TKIP Sisteminin COP'lerini deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin karşılaştırılması



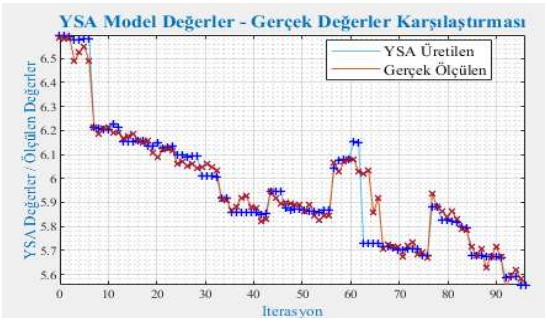
Şekil 13. TKIP Sisteminin COP'lerinin deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin hata karşılaştırması

Şekil 15'te deneysel ve YSA modeli tarafından tahmin edilen değerlerinin grafiksel gösterimi verilmiştir. Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının YSA modellemesi sonucu R^2 değerinin 0,9537 olduğu görülmektedir.

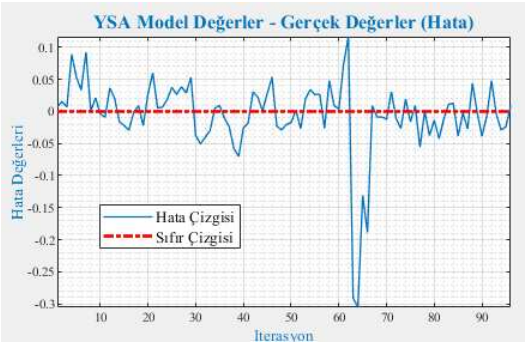
Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin arasındaki fark Şekil 16'da hata değer grafiğinde gösterilmiştir.



Şekil 14. Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının regresyon grafiği



Şekil 15. Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 16. Yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısının deneysel ve YSA tarafından tahmin edilen değerlerinin arasındaki hatanın karşılaştırılması

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yüksek enerji talebi nedeniyle, yenilenebilir enerji kaynakları fosil yakıtların yerini alacak yeni bir kaynak olarak önemli hale gelmektedir. Isıtma, soğutma ve sıcak su ihtiyaçlarını karşılamak için sürdürülebilir ve yenilikçi enerji kaynakları olan ısı pompaları, CO_2 emisyonlarını azaltabilen, fosil yakıtların kullanımını önleyebilen ve enerji tasarruflu sistemlerdir. Yapay sinir ağları farklı uygulama alanlarında yaygın olarak incelenen sistemlerin davranışlarını simüle etmek ve çözümlerini optimize etmek için bir araç olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada, ısı pompasının ve TKIP sisteminin COP değerlerini ve yoğuşturucuda ısıtma suyuna aktarılan ısıyı tahmin etmek için deneysel parametrelere dayanan bir YSA modeli oluşturulmuştur. Her bir model için hedeflenen çıktıyı üretecek şekilde modellenen YSA' lara ait R^2 değerleri incelenmiş ve özellikle Şekil 8, Şekil 9 ve Şekil 10' daki grafik dağılımları üzerinden durularak elde edilen sonuçların üretilen modellerin problemi temsil ettiği, örüntüyü kabul edilebilir oranlarda ifade ettiği söylenebilmektedir. Bu çalışmanın sonucunda, ısı pompası COP R^2 değeri 0,94606, TKIP sistemi COP R^2 değeri 0,9774 ve yoğuşturucudan atılan ısının YSA modelinin R^2 değeri 0,9537 olduğu tespit edilmiştir. Bu değerler modelin R^2 değerinin 1 değerine yaklaşan yüksek öngörülebilirliğe sahip olabileceğini göstermiş ve modelin kullanılabilirliğinin hassasiyetini ortaya koymuştur. Bu model ile Sivas ili ve benzer özellikteki yerleşim yerleri için yüksek maliyete sahip sistemin kurulum yapılmadan performans yaklaşımı yapılabileceği tespitinde bulunulmuştur. Gerek ortam ısıtması gerekse tarım sektöründe sera ısıtılmasında kullanımı uygun olan TKIP sisteminin kurulumu yapılmadan performans analizleri yapılabilecek ve böylelikle zaman ve maliyet açısından kazanım sağlanabilecektir.

5. KAYNAKLAR

1. Chua, K.J., Chou, S.K., Yang, W.M., 2010. Advances in Heat Pump Systems: A Review, Applied Energy, 87(12), 3611-3624.
2. Xu, X., Liu, J., Wang, Y., Xu, J., Bao, J., 2020. Performance Evaluation of Ground Source Heat Pump Using Linear and Nonlinear Regressions and Artificial Neural Networks. Applied Thermal Engineering, 180, 115914.
3. Yeşilbaş, D., Güven, A., 2021. Kütle Spektrometresi Verileri Kullanılarak Yumurtalık Kanserinin Yapay Sinir Ağlarıyla Sınıflandırılması. Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 36(3), 781-790.
4. Ozbek, A., 2016. Yapay Sinir Ağları Kullanarak Nemli Havanın Termodinamik Özelliklerinin Tahmini. Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, 31(1), 51-58.
5. Şevik, S., Aktaş, M., Özdemir, M.B., Doğan, H., 2014. Bir Güneş Destekli Isı Pompalı Kurutucuda Mantarın Kurutma Davranışlarının Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Modellenmesi. Journal of Agricultural Sciences, 20(2), 187-202.
6. Toktaş, İ., Aktürk, N., 2011. Yapay Sinir Ağları Tabanlı Silindirik Düz Dişli Çark Tasarımı. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi,13(3), 387-395.
7. Mellit, A, Kalogirou, S.A., Hontoria, L., Shaari, S., 2009. Artificial Intelligence Techniques for Sizing Photovoltaic Systems: A Review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 13, 406-419.
8. Kalogirou, S.A., 2001. Artificial Neural Networks in Renewable Energy Systems Applications: A Review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 5, 373-401.
9. Mohanraj, M., Jayaraj, S., Muraleedharan, C., 2012. Applications of Artificial Neural Networks for Refrigeration Air-conditioning and Heat Pump Systems: A Review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 16(2), 1340-1358.
10. Esen, H., Inalli, M., Esen, M., Pihtili, K., 2007. Energy and Exergy Analysis of a Ground-Coupled Heat Pump System with Two Horizontal Ground Heat Exchangers, Building and Environment, 42(10), 3606-3615.
11. Balbay, A., Esen, M., 2013. Temperature Distributions in Pavement and Bridge Slabs Heated by Using Vertical Ground-Source Heat Pump Systems. Acta Scientiarum. Technology, 35(4), 677-685.

12. Marmaras, J., Burbank, J., Kosanovic, D.B., 2016. Primary-Secondary De-Coupled Ground Source Heat Pump Systems Coefficient of Performance Optimization Through Entering Water Temperature Control. Applied Thermal Engineering, 96, 107-116.

13. Zheng, T., Shao, H., Schelenz, S., Hein, P., Vienken, T., Pang, Z., Nagel, T., 2016. Efficiency and Economic Analysis of Utilizing Latent Heat from Groundwater Freezing in the Context of Borehole Heat Exchanger Coupled Ground Source Heat Pump Systems. Applied Thermal Engineering, 105, 314-326.

14. Arcaklıoğlu, E., Erisen, A., Yilmaz, R., 2004. Artificial Neural Network Analysis of Heat Pumps Using Refrigerant Mixtures. Energy Conversion Management, 45(11-12), 1917-1929.

15. Esen, H., Inalli, M., Sengur, A., Esen, M., 2008. Performance Prediction of a Ground-Coupled Heat Pump System Using Artificial Neural Networks. Expert Systems with Applications, 35(4), 1940-1948.

16. Esen, H., Inalli, M., 2009. Modelling of a Vertical Ground Coupled Heat Pump System by Using Artificial Neural Networks. Expert Systems with Applications, 36(7), 10229-10238.

17. Esen, H., Inalli, M., Sengur, A., Esen, M., 2008. Forecasting of a Ground-Coupled Heat Pump Performance Using Neural Networks with Statistical Data Weighting Pre-Processing. International Journal of Thermal Sciences, 47(4), 431-441.

18. Mohanraj, M., Jayaraj, S., Muraleedharan, C., 2009. Performance Prediction of a Direct Expansion Solar Assisted Heat Pump Using Artificial Neural Networks. Applied Energy, 86(9), 1442-1449.

19. Wang, G., Zhang, Y., Wang, R., Han, G., 2013. Performance Prediction of Ground-Coupled Heat Pump System Using NNCA-RBF Neural Networks. In 2013 25th Control and Decision Conference (CCDC), Chinese, 2164-2169.

20. Benli, H., 2016. Performance Prediction Between Horizontal and Vertical Source Heat Pump Systems for Greenhouse Heating with the Use of Artificial Neural Networks. Heat and Mass Transfer, 52(8), 1707-1724.

21. Sun, W., Hu, P., Lei, F., Zhu, N., Jiang, Z., 2015. Case Study of Performance Evaluation of Ground Source Heat Pump System Based on ANN and ANFIS Models. Applied Thermal Engineering, 87, 586-594.

22. Park, S.K., Moon, H.J., Min, K.C., Hwang, C., Kim, S., 2018. Application of a Multiple Linear Regression and an Artificial Neural Network Model for the Heating Performance Analysis and Hourly Prediction of a Large-Scale Ground Source Heat Pump System. Energy and Buildings, 165, 206-215.

23. Puttige, A.R., Andersson, S., Östin, R., Olofsson, T., 2021. Application of Regression and ANN Models for Heat Pumps with Field Measurements. Energies, 14(6), 1750.

24. Shin, J., Cho, Y., 2021. Machine-Learning Based Coefficient of Performance Prediction Model for Heat Pump Systems. Applied Sciences, 12(1), 362.

25. Liu, Y., Mei, X., Zhang, G., Cao, Z., 2023. Long-term Performance Prediction of Ground Source Heat Pump System Based on Co-simulation and Artificial Neural Network. Journal of Building Engineering, 79, 107949.

26. Caner, M., 2018. Yatay Tip Toprak Kaynaklı Isı Pompası Sisteminin Sivas Şartlarında Değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, Sivas, Türkiye, 111.

27. Kubat, M., 1999. Neural Networks: A Comprehensive Foundation by Simon Haykin, Macmillan, 1994, ISBN 0-02-352781-7. The Knowledge Engineering Review, 13(4), 409-412, 823.

28. Fitch, F.B., 1944. McCulloch Warren S. and Pitts Walter, A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, 115-133.

29. Fausett, L.V., 1994. Fundamentals of Neural Networks Architectures Algorithms and Applications, Englewood Cliffs. NJ: Prentice-Hall, 476.

30. Gurney, K., 1997. An Introduction to Neural Networks. UCL Press SBN 0-203-45151-1, 317.

31. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986. Learning Representations by Back-

propagating Errors. Nature, 323(6088), 533-536.

32. Graupe, D., 2007, Principles of Artificial Neural Networks. World Scientific, 6, 303.

33. Ruder, S., 2016. An Overview of Gradient Descent Optimization Algorithms. arXiv preprint arXiv:1609.04747.

34. Hu. X., 2003. DB-HReduction: A Data Preprocessing Algorithm for Data Mining Applications. Applied Mathematics Letters, 16(6), 889-895.

35. González-Sopeña, J.M., Pakrashi, V., Ghosh, B., 2021. An Overview of Performance Evaluation Metrics for Short-term Statistical Wind Power Forecasting. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 138, 110515.