



Araştırma Makalesi/Research Article

Gaz Yakıtlı Kombi Sisteminin Yapay Sinir Ağı ile Yakıt Miktarı Tahmini Isparta Örneği

Mehmet Erhan Şahin *1

¹Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Elektronik ve Otomasyon Bölümü, 32200, Isparta, Türkiye

Anahtar Kelimeler

Yapay Sinir Ağları
Enerji Yönetimi
Mikrodenetleyici
Otomasyon

Makale geçmişi:

Geliş Tarihi: 19.08.2022
Kabul Tarihi: 06.03.2023

Öz: Bir gaz yakıt olan doğalgazın çevreye duyarlı temiz enerji kaynağı olmasından dolayı dünyadaki kullanımı giderek artmaktadır. Türkiye’de doğalgaz çıkarımı noktasında çalışmalar gün geçtikçe yapılmaktadır. Ancak büyük miktarda dışa bağımlı olarak satın alınmaktadır. Doğalgaz Türkiye’de kullanımına bağlı olarak stok yapılmak durumundadır. Bu avantajından dolayı tüketmiş olduğumuz doğalgazın yıllık tüketim tahmini de son derece önem arz etmektedir. Özellikle son yıllarda doğalgaz maliyetlerinin artmasıyla birlikte ne kadarlık bir yıllık harcamanın yapılacağı konusunda önemli hesaplamalar yapılması gerekmektedir. Günümüzde, yönetsel enerji kullanımları sayesinde enerji maliyetlerinde düşüşler sağlanabilmektedir. Bu çalışmada, Isparta ilinde bulunan 120 m² büyüklüğünde doğu kuzey cepheli mantolaması bulunan 10 yıllık bir konut için doğalgaz yakıtlı kombi sistemi kullanan bir evde geliştiren bir ölçüm sistemi ile odaların, dış havanın sıcaklık değerleri ve sistemin yakıt miktarı ölçülerek kayıt altına alınmıştır. Ekim, Kasım, Aralık, Ocak, Şubat, Mart aylarına ait 181 adet veri ele alınmıştır. Bu verilerin 141 tanesi eğitim, 10 tanesi doğrulama ve 30 tanesi test için kullanılmıştır. Oluşturulan yapay sinir ağı modeli eğitim verileri ile eğitilmiştir. Standart bir kış sezonunda oda sıcaklıklarına ve dış hava sıcaklığına göre tüketilen günlük doğalgaz miktarları, yapay sinir ağı (YSA) modeli yardımıyla eğitilmiş 0.118 MSE hata ile doğalgaz yıllık tüketim miktarı %98 oranında tahmin edilmiştir.

Atf için/To Cite:

Şahin M.E. Gaz Yakıtlı Kombi Sisteminin Yapay Sinir Ağı ile Yakıt Miktarı Tahmini Isparta Örneği. Ulusallararası Teknolojik Bilimler Dergisi, 15(1), 11-18, 2023.

Gas Fired Combi System by Artificial Neural Network Fuel Quantity Estimation Example of Isparta

Keywords

Artificial Neural Networks
Energy Management
Microcontroller
Automation

Article history:

Received: 19.08.2022
Accepted: 06.03.2023

Abstract: The use of natural gas, which is a gas fuel, is increasing in the world because it is an environmentally friendly clean energy source. In Turkey, natural gas discharge protection is maintained during the day. However, a large amount of foreign dependency is purchased. Natural gas has to be stocked depending on its use in Turkey. Due to this advantage, the annual consumption estimate of the natural gas we consume is also extremely important. Especially with the increase in natural gas costs in recent years, it is necessary to make important calculations about how much annual expenditure will be made. Today, energy costs can be reduced by administrative energy use. In this study, the temperature values of the rooms, the outside air and the fuel amount of the system were measured and recorded with a measurement system developed in a house using natural gas fired combi boiler system for a 10-year-old house with an east-north facing sheathing of 120 m² in the province of Isparta. 181 data for the months of October, November, December, January, February, and March were collected. 141 of these data were used for training, 10 for validation and 30 for testing. The created artificial neural network model is trained with training data. In a standard winter season, daily natural gas amounts consumed according to room temperatures and outside air temperature, with the help of artificial neural network (ANN) model, the annual natural gas consumption amount was estimated at 98% with 0.118 MSE error.

1. Giriş

Ekolojik olarak, petrol ve katı yakıtlara göre kıyaslandığında doğalgaz çevre dostu bir enerji kaynağıdır. Yüksek yanma verimi, atık madde bırakmaması, çevre dostu, kontrol edilebilir bir enerji kaynağı olmasından dolayı konutlarda, sanayide, elektrik üretiminde ve ısınmada kullanılmaktadır. Ülkemiz doğalgazın büyük bir kısmını Rusya, Azerbaycan ve İran'dan temin etmektedir. Ayrıca Marmara Ereğlisi'ne Libya, Nijerya ve Cezayir'den gemilerle sıvılaştırılmış doğal gaz (LNG) tedarik edilmektedir. İhtiyaca göre basınç altında doğalgaz sıvı ve gaz formlarında depolanabilmektedir. Yeraltı kaya tuzu, su gölleri, doğalgaz yatakları ve terk edilmiş madenlerde doğalgaz depolanabilmektedir [1]. Ülkemiz doğalgaz depolama hacmi küçük olduğundan yeni yatırımlarla, depolama kapasitesini artırmaktadır. Dışa bağımlı olduğumuz ve depolama kapasitemizin düşük olduğu doğal gaz sektöründe ileriye dönük planlar yapılması için arz-talep, iletim-dağıtım ve fiyatlandırma politikaları açısından önemlidir. Yapılacak doğalgaz tüketim planlama çalışmaları içerisinde en önemli konulardan birisidir. Doğal gaz yıllık tüketim miktarının doğru belirlenmesi, yıllık bazda doğalgaz maliyetlerinin düşmesine sebep olacaktır. Çünkü bazı yıllar uluslararası antlaşmalar çerçevesinde yüklü miktarda doğalgaz kapasitesi depolanamamakta ve bu da maliyetin oldukça artmasına sebep olmaktadır. Tüketilecek doğalgaz tahmini doğru olursa, yapılacak planlama çalışmaları da o maliyet açısından o kadar faydalı olacaktır.

Aras ve Aras, Eskişehir ili için aylara göre evlerdeki ısıtma zamanına göre doğal gaz enerji tüketimini ortaya koymak için zaman serisi modelleri oluşturulmuşlardır. Doğalgaz fiyatı, ortalama sıcaklık değerleri, dolar satış kuru ile tüketici fiyat endeksi doğal gaz talebini etkileyen değişkenler olarak ele almışlardır. Bunun dışında tüketicilerin ekonomik durumları da konutlardaki doğal gaz talebi üzerinde etkili olduğu görülmüştür [2].

Sarak ve Satman, Türkiye'de doğal gaz kullanımı yapan illerde doğal gaz tüketiminin konutlardaki ısıtma kullanımı incelemişlerdir. Buna göre illerin günlük sıcaklık değerleri ve nüfusları göre konutların hepsinde ısıtma için doğal gaz kullanılması durumunda, 2023'teki doğal gaz tüketiminin 14.92 Gm³'e kadar ulaşabileceği sonucuna ulaşmışlardır [3].

Özçomak vd., Erzurum ilinde doğal gaz talebine etki eden faktörleri belirlemek için 1000 kişiye anket uygulamış evin niteliği potansiyel doğal gaz talebini negatif yönde etkilerken, geri kalan değişkenler pozitif yönde etkilediği sonucuna ulaşmışlardır [4].

Topçu; Ocak 1987 ile Ekim 2011 aylarındaki verileri mevsimsel durağan olmayan doğrusal stokastik modeli kullanılarak Türkiye doğal gaz ortalama tüketim miktarının, 2012 için 46,2 bcm, 2013 için 49,7 bcm ve 2020 yılı için 78,2 bcm olacağını öngörmüştür [5].

Oruç ve Çelik Eroğlu, Isparta ili için Ocak 2010 ile Nisan 2016 ayları arasındaki verileri kullanılarak Mayıs 2016 ile Aralık 2017 aylarındaki konutlarda doğal gaz tüketim miktarının tahmininde bulunmuşlardır. Buna göre Isparta ili için doğal gaz tüketimindeki artışın mevsimsel olarak artacağı sonucuna ulaşmışlardır [6].

Eren, nüfus verileri kullanılarak 2004 ile 2016 yılları arasında doğal gaz tüketim miktarını tahmin etmeye yönelik çalışmıştır. Buna göre doğal gaz tüketim miktarının 2020 yılında 63.613,39 milyon m³, 2030 yılında 104.007,61 milyon m³ olacağını tahmin etmiştir [7].

Elde edilen verilere göre doğalgaz tüketim tahmininde klasik zaman serileri ve yapay sinir ağları (YSA) kullanılmaktadır. Son yıllarda yapay sinir ağı modelleri yöntemi klasik yöntemlere göre tercih edilmektedir. Yapay sinir ağları insan beyninin fonksiyonel özelliklerine benzer şekilde; öğrenme, tahmin, sınıflandırma, optimizasyon, ilişkilendirme, genelleme, özellik belirleme konularında kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları savunma sanayi, otomasyon, kontrol, haberleşme, üretim ve tıp gibi birçok farklı alanlarda kullanılabilir [8].

Bu çalışmada yapay sinir ağı modelinin tahmin etme özelliğinden yararlanılmıştır. Isparta ilinde yer alan bir konutta geliştirilen otomasyon sistemi ile oda sıcaklıkları ve dış hava sıcaklık değerleri ölçülüp, günlük doğalgaz yakıt miktarı kayıt altına alınmıştır. Bu amaçla toplanan günlük veriler, yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak tahmini doğalgaz tüketim değerleri tahmin edilmeye çalışılmış, bu tahmin değerleri de gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır.

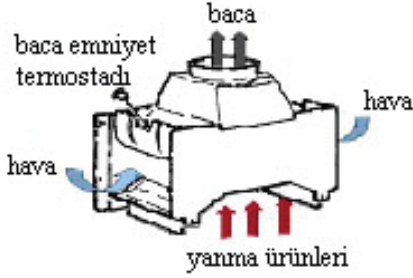
2. Materyal ve Metot

2.1. Gaz Yakıtlı Kombi Sistemi

Gaz yakıtlı kombiler, bulunduğu bölgenin ısıtmasını ve aynı zamanda sıcak su temininde kullanılmaktadırlar. 7500 ila 30.000 kcal/h arasında kapasite sahiptirler. Gaz yakıtlı kombilerle ısıtımı iyi yapılmış bir yerleşim alanında yaklaşık 300-350 m²'lik bir alanı ısıtabilmektedirler.

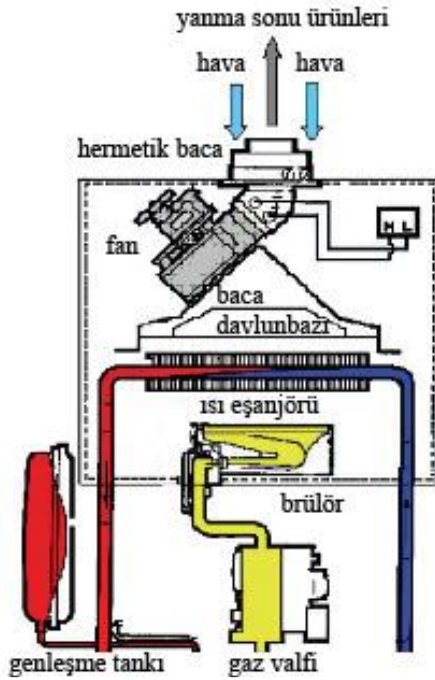
Gaz yakıtlı kombiler, bacalı ve hermetik olmak üzere iki farklı şekilde üretilirler. Bacalı tip kombilerde yakma havası kombinin monte edildiği alandan alındığı için, bu alanda dış ortamdan taze hava girişi için yeterli

büyükte bir menfez olmalıdır. Bacalı kombilerin monte edileceği alanlarla ilgili olarak minimum alanı, kullanım şekli gibi kısıtlamalar vardır.



Şekil 1. Bacalı kombi şematik gösterimi [9].

Hermetik kombiler kendi eş eksenli baca üzerinde bir fan yardımıyla çekerek yakma havasını dış ortamdan alırlar. Aynı şekilde duman gazlarını da dış ortama verirler. Taze hava menfezine ve bacaya gerek olmadığından montajı kolaydır.



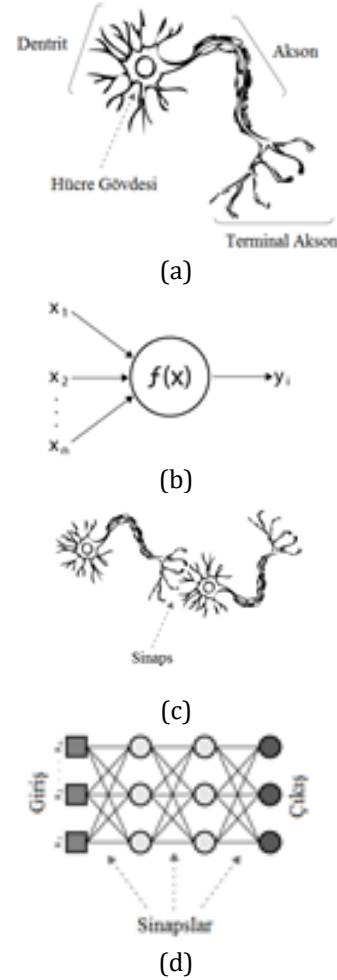
Şekil 2. Hermetik kombi şematik gösterimi [9].

Kombiler bulunduğu ortama kolay monte edilebilir, sessiz çalışırlar. Ayrıca donma emniyeti, alev sönmesi sonrası gazı kapatma, aşırı ısınma, baca tepmesi gibi birçok emniyet önlemi bulunmaktadır.

Günümüzde teknolojik gelişmelere ile birlikte oransal veya kademeli çalışan baca gazı, düşük sıcaklık kazanı sınıfı kombiler, yoğunlaşma tekniği ve yanma kalitesi kontrollü olarak çalışmaktadır [10].

2.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), orijinal olarak insan beyninin öğrenme sürecini kopyalamak için tasarlanmış bir yapay zeka modelidir. Öğrenme, tahmin, sınıflandırma, özellik belirleme, ilişkilendirme, genelleme ve optimizasyon işlemlerini yerine getirebilmektedir [11]. Yapay sinir ağı modeli üç ana katmandan oluşur: girdi veri katmanı, gizli katman veya katmanlar ve çıktı katmanı. Yapay sinir ağı, harici olarak sağlanan verilere cevap olarak birimler arasındaki bağlantıların gücünü veya ağırlığını ayarlamak için bir kurala sahiptir [12]. 1943 yılında nöroloji doktoru Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts, insan beyninin hesaplama yapabilme özelliğini ele alarak, elektrik devreleri yardımıyla ilk basit bir sinir ağını modellemişlerdir [13].

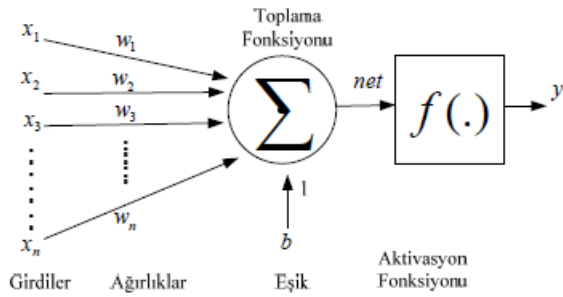


Şekil 3. (a) İnsan sinir hücresi (b) Yapay sinir ağı hücresi (c) Biyolojik sinir hücresi sinaps (d) Yapay sinir ağı sinapsları [14].

Yapay sinir ağları biyolojik sinir ağlarını taklit ettiğinden birbirlerine karşılık gelen kısımları Şekil 1'de görsel olarak, Çizelge 1'de de 5 temel kısma ayrılmış şekilde verilmiştir [15].

Çizelge 1. Sinir sistemi elemanlarının Yapay Sinir Ağı modelindeki karşılıkları

Sinir Hücresi	Yapay Sinir Ağı
Nöron	İşlemci Elemanı
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Aktivasyon Fonksiyonu
Aksonlar	Yapay Nöron Çıkışı
Sinapslar	Ağırlıklar



Şekil 4. Yapay Sinir Ağ Modeli.

Şekil 4'de bir yapay sinir ağı modeli görülmektedir. Burada x (x_1, x_2, \dots, x_n) girdileri göstermektedir. n tane veri girişi yapılabilmektedir. Bu girdiler ağırlıklarla (w_1, w_2, \dots, w_n) çarpılır ve bu girdi ağırlık çarpım verilerinin hepsi toplanır. Sonra bias (b) eklenir. Toplam fonksiyonu Eşitlik 1 de verildiği gibidir.

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (1)$$

Veri çıktısı (y) elde edilebilmesi için net girdi bir aktivasyon fonksiyonundan (f) geçirilir (Eşitlik 2).

$$y = f(net) = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (2)$$

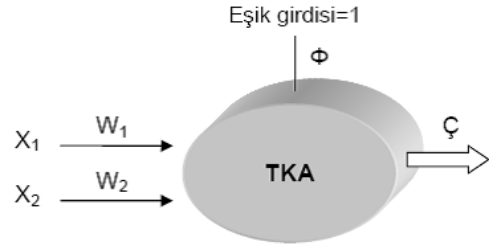
Aktivasyon fonksiyonu yapay sinir ağı modeli çıktısını belirleyen doğrusal ve ya doğrusal olmayan fonksiyonlardır. Sigmoid, hiperbolik tanjant, gaussian, doğrusal fonksiyon ve adım fonksiyonları aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılır. Modelin çıktısını etkileyeceğinden dolayı bu fonksiyonun doğru seçilmesi önemlidir. Bunlardan sigmoid ve hiperbolik tanjant fonksiyonu en çok kullanılanlarıdır. Bir ağ modelinin ortalama davranışının öğrenilmesi isteniyorsa aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyon tercih edilir [16].

2.3. Yapay Sinir Ağ Modelleri

Yapay sinir ağlarını modelleyebilmek için tek katmanlı, çok katmanlı, ileri ve geri beslemeli yapay sinir ağları

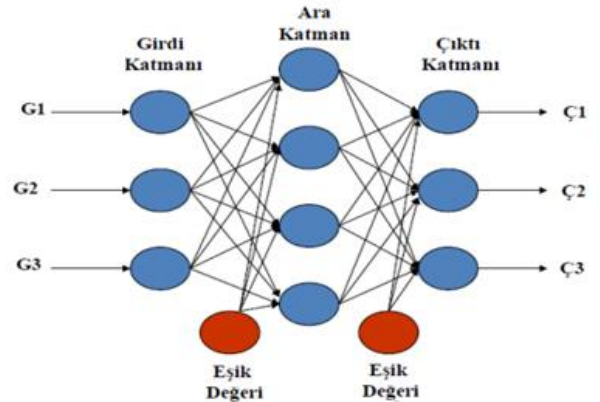
olan Perceptron, Adaline, Multiple Layer Perceptron (MLP), Lineer Vector Quantization (LVQ), Adaptive Resonance Theory (ART), Hopfield, Kohonen, Recurrent vb. çok çeşitli ağ yapıları ve modelleri kullanılmaktadır [1].

Tek katmanlı algılayıcılar Şekil 5'de olduğu gibi girdi ve çıktıdan oluşmaktadır. Bu modelde çıktı fonksiyonu lineerdir. Çıktı değeri 1 ise birinci sınıfta, -1 ise ikinci sınıfta yer aldığı kabul edilmektedir [17].



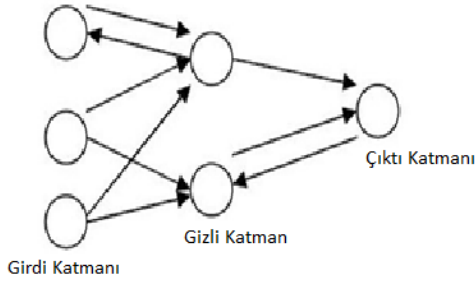
Şekil 5. Tek katmanlı ağ modeli [17].

Çok katmanlı algılayıcılar Şekil 6'de olduğu gibi yapısı itibariyle non-lineer aktivasyon fonksiyonu olan birden fazla nöronun belli bir üstünlük içerisinde bağlandığı yapılarıdır [18].



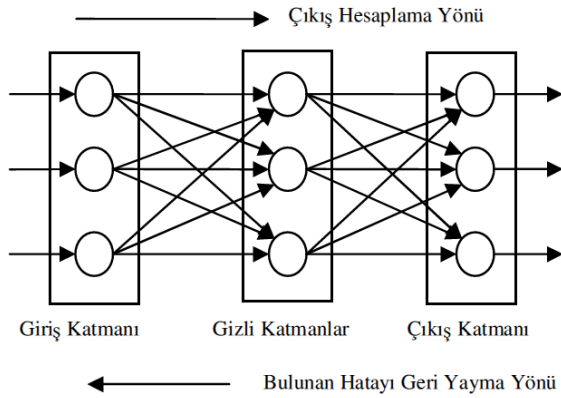
Şekil 6. Çok katmanlı ağ modeli [18].

İleri beslemeli yapay sinir ağlarında Şekil 7'de ki gibi nöronlar girişten çıkışa doğru tek yönlü olarak bağlıdır. Bir katmandan diğer bir katmana bağlantı kurlarken, aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmaz. Yapay sinir ağının girişine gelen bilgiler hiç bir değişikliğe uğramadan gizli katmandaki hücrelere iletilir. Daha sonra çıkış katmanına aktarılır.



Şekil 7. İleri beslemeli ağ modeli.

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında Şekil 8'de olduğu gibi nöronun çıktısı kendinden önceki katmana nörona ya da kendi katmanında bulunan herhangi bir nörona girdi olarak bağlanabilir. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde aktarılmış olur. Bu yapısı ile geri beslemeli yapay sinir ağları, non-lineer dinamik bir davranış göstermektedir [19].



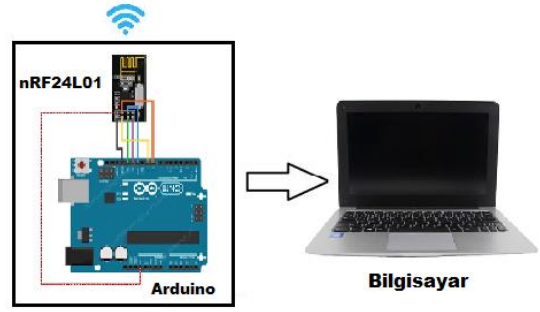
Şekil 8. Geri beslemeli ağ modeli [20].

Bu çalışmada alınan değerlerin değişken olmasından dolayı çok katmanlı ileri beslemeli (Multiple Layer Perceptron-MLP) yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır.

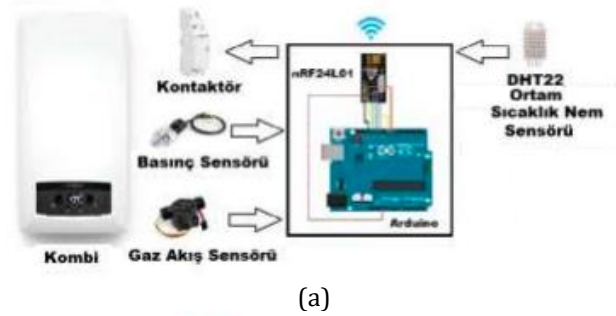
2.4. Veri setinin elde edilmesi

Veri setini elde edebilmek için mikroişlemci kontrollü bir ölçüm düzeneği gerçekleştirilmiştir. Ölçüm sistemi için geliştirilen düzenek de; Şekil 9'de gösterildiği gibi bir alıcı ünitesi, Şekil 10' de olduğu gibi kombi için akış miktarını ve bulunduğu mutfağın sıcaklık değerlerini algılamak için bir verici ünitesi, oturma odası, salon, çocuk odası, yatak odası için ayrıca dört adet ayrı verici ünitesinden oluşmaktadır. Üniteler arası haberleşme nRF24L01 RF kablosuz iletişim modülü ve Arduino Uno mikrodenetleyicisi ile gerçekleştirilmektedir. Ortam sıcaklığı ve dış hava sıcaklık verileri DHT22 sensörü ile alınmaktadır. Bu sensör farklı ortamlarda nem ve sıcaklık değerinin ölçülmesini sağlar. Uzun süreli çalışmalar için uygun ve güvenlidir. İçerisinde 8 bit mikroişlemci bulunur, aynı zamanda yüksek ölçüm doğruluğuna da sahiptir. 3.3-5V/DC güç ile çalışır. -40

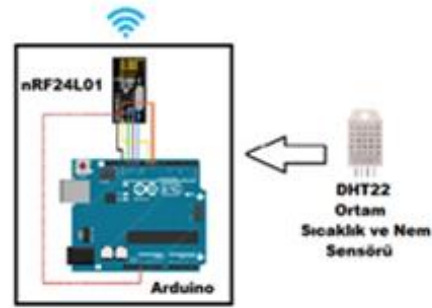
ile 80 °C aralığında sıcaklık 0 ile 100%RH aralığında ise nem ölçümü yapar. Okuma hızı 2 saniyedir.



Şekil 9. Alıcı ünitesi.



(a)



(b)

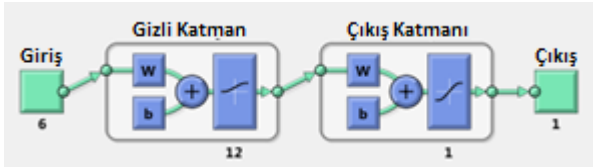
Şekil 10. (a) Kombi verici ünitesi (b) Odalarda bulunan verici ünitesi.

Verilerin görüntülenebilmesi ve verilerin kayıt edilebilmesi için alıcı ünitesine kablosuz olarak gelen veriler yazılan bir bilgisayar programı aracılığı ile yapılabilmektedir. Bu yazılım ile tüm ünitelerden gelen veriler saatlik, dakikalık, olarak kayıt altına alınabilmektedir. Ayrıca günlük, haftalık aylık periyotlar halinde listelenebilmektedir.

Bu çalışmada veri seti standart 120 m² büyüklüğünde doğu kuzey cephe mantolaması bulunan 10 yıllık bir konut için veriler alınmıştır. Veri seti için oluşturulan bu ölçüm düzeneği ve yazılım sayesinde elde edilen değerlerin günlük ortalama değerleri kullanılmıştır. Bu ortalama değer için bir gün için 10 dakika aralıklarda veri alınıp kayıt altına alınmıştır.

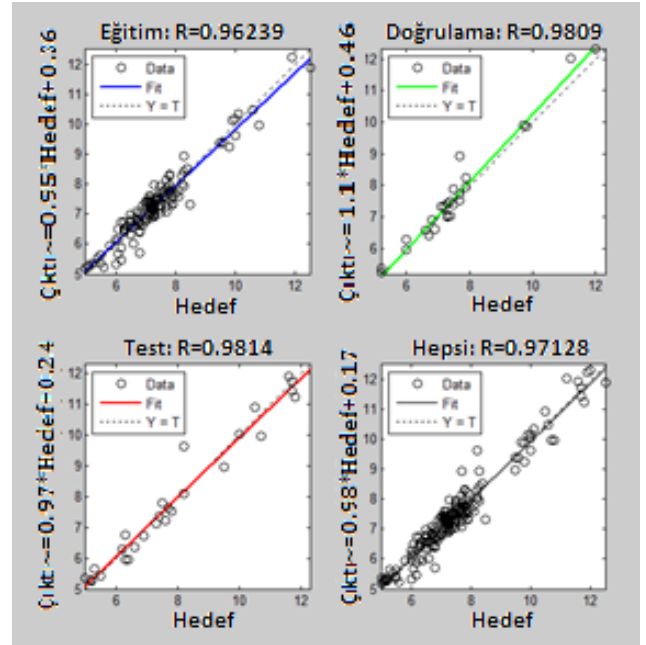
3. Bulgular

Yapay sinir ağının modellenmesi, eğitilmesi ve test edilmesi için MATLAB programının Neural Network uygulaması kullanılmıştır. Yapay sinir ağı modeli oluşturmak için ağı tipi, eğitim için girdi ve çıktı verileri, eğitim ve öğrenme için algoritmalar, performans fonksiyonu, giriş çıkış katman sayısı, varsa gizli katman sayısı ve aktivasyon fonksiyonu belirlenmiştir. Bir veri setine göre tahminde bulunabilmek için en çok kullanılan yöntem olan çok katmanlı ileri beslemeli geri yayılım algoritması ağı tipi olarak seçilmiştir. Girdi katmanı oturma odası, salon, çocuk odası, yatak odası, mutfak, dış hava sıcaklık değerleri içerdiğinden altı hücreden, çıktı katmanı ise yakıt miktarı bir hücreden oluşmaktadır. Bu çalışmamızda yapay sinir ağı modeli için birçok deneme gerçekleştirilmiş olup en iyi performansa sahip olan model seçilmiştir. Şekil 11’de oluşturulan yapay sinir ağı modeli görülmektedir.



Şekil 11. Oluşturulan yapay sinir ağı modeli.

Oluşturulan ağı modeline göre eğitimin gerçekleştirilmesi için momentum katsayısı, öğrenme katsayısı ve çevrim sayısı parametreleri belirlenir. Eğitim sonucunda; eğitim, doğrulama ve test kümelerine ilişkin ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi regresyon grafiği Şekil 12’de gösterilmektedir. Bu grafiğe göre öğrenme 0.96239, doğrulama 0.9809 ve test 0.9814 değerinde başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.



Şekil 12. ROC eğrisi.

Eğitim sonucunda yapay sinir ağının girdi verilerine göre çıktı tahmininde bulunabilmesi için test işlemi gerçekleştirilmiştir.

Tahmin doğruluğunu ölçmek için Eşitlik 3’ de olduğu gibi basit hata sapma değeri kullanılmıştır. Burada (e) hata, (x) tahmin edilen değerleri ve (x') gerçekleşen değerleri göstermektedir [21].

$$e = x - x' \quad (3)$$

Tahmin değerlerinin yüzde hatası (% p) Eşitlik 4’de ki gibi hesaplanabilir.

$$p = \frac{e}{x'} \times 100 \quad (4)$$

Yapay sinir ağlarında tahmin sonuçlarının tutarlılığını ölçme için kullanılan hata ölçütlerinden bir tanesi Eşitlik 5’de gösterildiği gibi Ortalama Hata Kareleri (Mean Squared Error-MSE) yöntemidir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - x')^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e)^2 \quad (5)$$

Yapay sinir ağı eğitim sonucuna göre test verileri ile ağı yakıt miktarı tahmin değerleri ile ölçülen gerçek değerleri, ölçülen ve tahmin edilen talep miktarları arasındaki sapma miktarları, yüzde hata miktarı Tablo 2’de verilmiştir. Buna göre ortalama hata kareleri değeri 0,118 olarak bulunmuştur.

Çizelge 2. Ölçülen gerçek akış miktarı değerleri ile tahmin edilen değerlerin karşılaştırılması

Ölçülen Gerçek Değerler (Akış m ³ /gün)	Tahmin Değerleri (Akış m ³ /gün)	Hata (e)	Yüzde Hata (% p)
6.9	6.8	0.1	1.470588
6.2	5.9	0.3	5.084746
6.5	6.6	-0.1	-1.51515
6.6	6.4	0.2	3.125
6.9	7.3	-0.4	-5.47945
6.1	6.5	-0.4	-6.15385
7.5	7.4	0.1	1.351351
7.0	7.1	-0.1	-1.40845
7.2	7.5	-0.3	-4
7.9	7.9	0	0
7.9	7.4	0.5	6.756757
7.6	7.6	0	0
10.6	10.6	0	0
12.0	12.3	-0.3	-2.43902
11.8	11.3	0.5	4.424779
7.8	7.8	0	0
6.8	5.7	1.1	19.29825
12.5	12.0	0.5	4.166667
8.0	7.8	0.2	2.564103
9.6	9.4	0.2	2.12766
7.2	7.7	-0.5	-6.49351
7.5	7.3	0.2	2.739726
6.9	6.7	0.2	2.985075
7.5	7.1	0.4	5.633803
7.2	7.4	-0.2	-2.7027
6.5	7.0	-0.5	-7.14286
6.3	6.0	0.3	5
5.4	5.6	-0.2	-3.57143
5.2	5.3	-0.1	-1.88679
5.1	5.3	-0.2	-3.77358

Çizelge 2'de tahmin için ayırdığımız 30 adet test verisinin gerçek değerleri ile yapay sinir ağının eğitim sonucunda tahmin ettiği veri değerleri grafiksel olarak gösterilmiştir. Bu grafiğe göre tahmin sonucunun gerçek değerlerine yakın olduğu ve yapay sinir ağının başarılı bir şekilde eğitildiği ve sonuç verdiği görülmektedir.

4. Tartışma ve Sonuç

Gelecekte neyin nasıl olacağını önceden kestirilmesi tahmindir. Hemen hemen bütün yönetsel kararlar ileriye yönelik tahminlere dayanmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada yapay sinir ağı kullanılarak gaz yakıtlı kombi kullanan bir ev ısıtma modelinin sıcaklık değerlerine göre Ekim, Kasım, Aralık, Ocak, Şubat, Mart aylarında bir kış sezonu boyunca günlük doğal gaz tüketim miktarı tahmin edilmiştir. Doğal gaz tüketim miktarı tahmininin başarılı bir şekilde gerçekleşip gerçekleşmediğini ölçebilmek için ölçüm alınan veriler ile yapay sinir ağının tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağı modeli aralarında lineer ilişki bulunmayan birçok değişkene bağlı problemin çözümünde olumlu sonuçlar vermektedir.

Yapay sinir ağı için geliştirilen ölçüm düzeneği sayesinde günlük ortalama sıcaklık değerleri ve o güne ait tüketilen yakıt miktarı elde edilmiştir. Buna göre oturma odası, salon, çocuk odası, mutfak, yatak odası ve dış hava sıcaklık değerlerinin günlük ortalama değerleri giriş olarak, tüketilen doğalgaz akış miktarı çıkış olarak alınmıştır. Bir kış sezonu boyunca 6 aylık (Ekim, Kasım, Aralık, Ocak, Şubat, Mart) süredeki 181 adet veri ele alınmıştır. Bu verilerin 141 tanesi eğitim, 10 tanesi doğrulama ve 30 tanesi test için kullanılmıştır. Oluşturulan yapay sinir ağı modeli eğitim verileri ile eğitilmiştir. Eğitilen ağda test verileri ile tahmini değerler 0.118 MSE hata ile bulunmuştur. Bir kış sezonunda oda sıcaklıklarına ve dış hava sıcaklığına göre tüketilen günlük doğalgaz miktarları, yapay sinir ağı modeli yardımı ile %98 oranında tahmin edilmiştir.

Kaynaklar

- [1] Kaynar O, Taştan S, Demirkoparan F. Yapay Sinir Ağları İle Doğalgaz Tüketim Tahmini. Atatürk Ü. İİBF Dergisi, 10. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu Özel Sayısı, 463-474, 2011.
- [2] Aras, Haydar ve Aras, Nil (2002), "Konutsal Doğal gaz Talebinin Tahmini", http://www.emo.org.tr/ekler/2a2dcc36a08a345_e_k.pdf (Erişim Tarihi: 22.8.2020).
- [3] Sarak, H. ve Satman, A (2003), "The Degree-Day Method to Estimate the Residential Heating Natural Gas Consumption in Turkey: A Case Study", Energy, 28, s.929-939.
- [4] Özçomak, Mehmet Suphi., Oktay, Erkan, ve Özer, Hüseyin (2006), "Erzurum İlinde Potansiyel Doğal Gaz Talebini Etkileyen Faktörlerin Tespiti", EKEV Akademi Dergisi, 10(17), s.309-321.
- [5] Topçu, Görkem Yusuf (2013). Türkiye Doğal gaz Tüketim Tahmini. Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Ankara.

- [6] Oruç, Kenan Oğuzghan ve Çelik Eroğlu, Şeyma (2017), "Isparta İli İçin Doğal Gaz Talep Tahmini", Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 22(1), s. 31- 42.
- [7] Eren, Tuğba (2017), Doğal gaz Tüketim Planlamasında Gri Tahmin Yöntemi ve Türkiye Uygulaması. İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- [8] Zhang G, Patuwo B, Hu M Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art, International Journal of Forecasting, 14, ss.35-62, 1998.
- [9] Ertür F. U. Yoğuşmalı Kombi Teknolojilerinin Çevresel, Ekonomik Kazanımları Ve Yeni Hedefler, Yüksek Lisans Tezi, Trakya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2010.
- [10] Türker A, Bireysel ve merkezi Isıtma Sistemlerinin Tanıtımı ve karşılaştırılması, <http://mmoteskon.org/wp-content/uploads/2014/12/2007DG-12.pdf>
- [11] Ağyar Z. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları ve Bir Uygulama. Mühendis ve Makine 56(662), 22-23. 2015.
- [12] Stanley M, Alastair A, Dylan M, Patterson D. Neural Networks: The Prediction of Residential Values, Journal of Property Valuation & Investment, 16(1): 57 – 70, 1998.
- [13] [http://kod5.org/yapay-sinir-aglari-ysa nedir/](http://kod5.org/yapay-sinir-aglari-ysa-nedir/) (Erişim Tarihi: 18.04.2021).
- [14] Maltarollo V G, Honório K M, Da Silva A B F. Applications of Artificial Neural Networks in Chemical Problems. London: Intechopen, 2013.
- [15] Eğrioğlu E, Aladağ C H, Yolcu U, Uslu V R, Başaran M A. A new approach based on artificial neural networks for high order multivariate fuzzy time series. Expert Systems with Applications, 36(7), 10589-10594, 2009.
- [16] Khotanzad A, Elragal H, Lu Tsun-Liang. Combination of Artificial Neural-Network Forecasters for Prediction of Natural Gas Consumption", IEEE Trans. Neural Netw., 11, pp. 464-473, 2000.
- [17] Öztemel E. Yapay Sinir Ağları. İstanbul: Papatya, s.15-18, 2003.
- [18] Kabalcı E. Yapay Sinir Ağları, Ders Notları <https://ekblc.files.wordpress.com/2013/09/ysa.pdf> f (Erişim Tarihi: 21.05.2021).
- [19] Keskenler M F, Keskenler E F. Geçmişten Günümüze Yapay Sinir Ağları ve Tarihçesi. Takvim-i Vekayi, 5 (2), 8-18, 2017.
- [20] Kurnaz K. Yapay Sinir Ağları İle Makine Öğrenmesi Uygulaması, Bitirme Tezi, 2014.
- [21] Bayır F. Yapay Sinir Ağları ve Tahmin Modellemesi Üzerine Bir Uygulama Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2006.