

Dizel Motorun Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Performans ve Emisyonunun Modellemesi

Cenk KAYA^{1*} , Hüseyin ELÇİÇEK² 

¹Gemi Makineleri İşletme Müh., Denizcilik Fakültesi, İstanbul Teknik Üniversitesi, cenkkaya913@gmail.com

²Motorlu Araçlar ve Ulaştırma Teknolojileri, Denizcilik Meslek Yüksekokulu, Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, helcicek@subu.edu.tr

ÖZET

Bu çalışmada, dört zamanlı, doğal emişli, su soğutmalı, tek silindirli bir dizel motorunun performans ve emisyon tahminleri, kurulan yapay sinir ağları ile gerçekleştirilmiştir. Motorun kısmi yük deneyleri yapılmış ve güç, özgül yakıt sarfiyatı değerleri ve CO₂, CO ve NO_x emisyon sonuçları kaydedilmiştir. Elde edilen veriler modelleme çalışmalarında değerlendirilmiştir. Çalışmada, 59 adet veri kullanılmış, bu verilerin %80'i eğitim ve %20'si test verisi olarak kullanılmıştır. Veriler, çok katmanlı, hata geri yaymalı ağ (BP) ve Radyal Temelli Fonksiyon (RBF) Yapay Sinir Ağları ile modellenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, model tahminlerinin deneysel sonuçlar ile uyumlu olduğu; hız ve yük gibi motora ait kısıtlı verilerle emisyon, güç ve özgül yakıt sarfiyatı tahmini yapılabileceği gözlemlenmiştir. Ayrıca, dizel motorların en önemli problemlerinden emisyon tahmini için en iyi sonuçların RBF'e kıyasla BP ağından elde edildiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Dizel motor, performans, emisyon, yapay sinir ağları.

Modeling of Diesel Engine Performance and Emission Using Artificial Neural Networks

ABSTRACT

In this study, performance and emission predictions of four stroke, naturally aspirated, water cooled single cylinder diesel engine were carried out with created artificial neural networks. Partial load experiments of the engine have been conducted and power, specific fuel consumption values and CO₂, CO, NO_x emissions were recorded. Obtained values were used in modeling studies. In the study, 59 data were used, 80% of this data was used as training and 20% as test data. The data are modeled with multi layer, Back-Propagation (BP) and Radial Basis Function artificial neural network. According to the results obtained, the model predictions are consistent with the experimental results and it has been observed that emission, power and specific fuel consumption can be predicted with limited data of the engine such as speed and load. Also, best results for estimation of emissions as one of the most important problems of diesel engines, are obtained from BP compared to RBF.

Keywords: Diesel engine, performance, emission, artificial neural networks.

* Sorumlu yazar e-mail: cenkkaya913@gmail.com

1 Giriş

Dizel motorlar, bir asırlık geçmişte insanoğlunun refahında önemli pay sahibidirler. Yüksek verimleri, güvenilir ve sürdürülebilir yapıları, ekonomik olmaları gibi özellikleriyle ön planda olmuş ve geniş kullanım alanı bulmuşlardır. Ancak zamanla artan ticari hareketlilik, dizel motorların gürültü, titreşim gibi dezavantajlarından ziyade emisyon dezavantajını öne çıkarmıştır. Oluşan emisyonların hesaplanabilmesi ve böylece açığa çıkan emisyonu göre kısıtlama uygulanması önemli bir problem haline gelmiştir.

Emisyon ölçümlerinde geçici olarak emisyon ölçüm cihazları kullanılabilir ancak bu cihazlar hem pahalı hem de düzenli olarak kalibrasyon ve bakım ihtiyacına sahiptirler. İkinci bir seçenek ise açığa çıkan emisyonların emisyon faktörleriyle hesaplanmasıdır. Bu yöntem, kabaca doğru kabul edilse de, geliştirilmeye ihtiyacı vardır [1]. Dolayısıyla alternatif çözümlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Alternatif çözümlerden biri, içten yanmalı motorların termodinamik modellenmesi ile motor performansının ve açığa çıkan emisyonların belirlenmesidir. Islam vd. [2] Diesel-RK ve Ansys programlarını kullanarak biyoyakıt kullanan dizel motorda NO_x emisyonlarını etkileyen faktörleri incelemişlerdir. Sonuçlara göre yüksek emme havası, yanma sıcaklığı ve erkene çekilmiş enjeksiyon zamanlamaları NO_x emisyonları için baskın parametreler olarak elde edilmiştir. Gonca [3] gerçekleştirdiği teorik çalışmada yanma modeli oluşturmuş ve biyoyakıtların yanma ürünlerini incelemiştir. Çalışmanın sonucunda buhar püskürtülmesinin yanma ürünlerinden NO emisyonlarını ciddi ölçüde azalttığı belirlenmiştir. Gonca [4], bir diğer çalışmada, buhar püskürtmeli bir içten yanmalı motor için sonlu zaman termodinamiği kullanarak model geliştirmiş ve motor performansının optimum parametrelerle artırılabilirliğini belirtmiştir.

İçten yanmalı motorların termodinamik modellenmesi için her komponent ve etkileşim ayrı ayrı modellenmekte ve sonunda tüm analizler birleştirilmektedir. Bu işlemler zaman alan, bilgi birikimine ve bilgisayar donanımına ihtiyaç duyan süreçlerdir. Performans ve emisyon tahmininde hızlı ve güvenilir alternatif yöntemlerden biri de yapay sinir ağları yöntemidir [5].

Dizel motorlarda yapay sinir ağları, güç, tork, yakıt tüketimi, egzoz sıcaklıkları gibi performans kriterlerinin yanında HC, CO, CO_2 , PM, is, NO_x emisyonları gibi egzoz ürünlerinin tahmininde de kullanılabilir. Bu amaçla yapılan çalışmalara bakıldığında, Maab ve diğerleri [6], gerçekleştirdikleri is emisyonlarının tahmini çalışmalarında paralel yapay sinir ağları kullanmışlardır. Sevinc ve Hazar [7], 2EHN yakıtıyla yaptıkları kaplamalı motor deneyleri çalışmalarında yapay sinir ağı da kullanmışlardır. Tek bir girdi ile vibrasyon, egzoz sıcaklığı ve özgül yakıt tüketimi tahminlerinin yapıldığı çalışmada 0.96 üzerinde R değerleri elde edilmiştir. Zhang vd. [8] is, NO_x ve CO emisyonlarını RBF sinir ağlarını kullanarak hesaplamışlardır. Shanmugam vd. [9] hibrit yakıt kullanılan dizel motorun modellemesini BP ile kurgulamış ve 2 girdi ile 6 çıktı tahmini gerçekleştirmiştir. Sonuçlara göre düşük RMSE değerleri elde edilmiş ve yapay sinir ağlarının içten yanmalı motor çalışmalarında kullanılabilirliği vurgulanmıştır. Mao vd. [10]. etanol karışımı yakıtların dizel motordaki performans ve emisyon tahmininde RBF, GRNN, BP ve Elman ağlarını kullanmışlardır. Motor hızı, güç ve etanol yüzdesi girdiler olurken çıktılarda ise ÖYS, efektif ÖYS, termal verim, egzoz sıcaklıkları, CO, HC, NO_x ve is emisyonu olarak 8 çıktı yer almıştır. Dört ağ da başarılı bulunurken, en iyi sonuçları RBF vermiştir. Babu vd. [11] ileri beslemeli BP ağları ile biyodizel kullanan bir dizel motorda CO, CO_2 , HC, NO ve is olarak 5 çıktı için ön enjeksiyon zamanı, ana enjeksiyon zamanı, art enjeksiyon zamanı ve yakıt türü olarak 4 girdi kullanmış ve deneysel sonuçlarla yapay sinir ağları sonuçlarının eşleştiği görülmüştür. Raghuvaran vd. [12] bitkisel biyodizelin avantajlarına dikkat çekerek dizel motorda deneyler gerçekleştirmişlerdir. Deneysel sonuçların da sergilendiği çalışmada, BP yapay sinir ağlarının deneysel sonuçlarla eşleşen sonuçlar verdiği görülmüştür. Kenanoğlu vd. [13] farklı oranlarda hidroksice zenginleştirilmiş soya yağı biyodizeli kullandıkları çalışmalarında Levenberg-Marquardt eğitim algoritması kullanarak hata geriye yaymalı sinir ağı kullanmışlardır. 3 farklı girdi; hız, yakıt türü ve yakıt tüketimi kullanılmış, çıktı olarak ise tork, güç ve NO_x emisyonları ele alınmıştır. Sonuçlara göre %92' nin üzerinde başarı elde edilmiştir. Özmen vd. [14] Wankel motoru hata geri yaymalı sinir ağları ile modellemişlerdir. Levenberg-Marquardt eğitim algoritması ile efektif basınç, emme basıncı, tutuşma başlangıcı, enjeksiyon zaman aralığı gibi değerler kullanılarak güç, NO, CO, CO_2 , O_2 ve volümetrik verim tahmininde bulunmuşlardır. Sonuçlara göre R değerleri 0.79 ile 0.97 arasında elde edilmiştir.

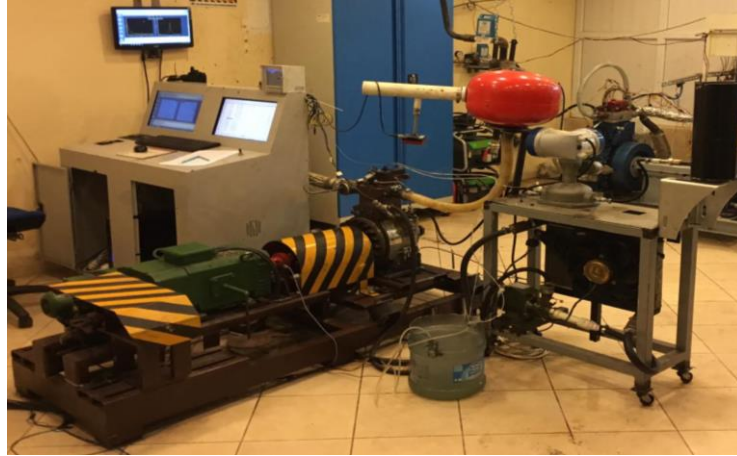
Aydın vd. [15] biyodizel yakıtıyla yapılan çalışmalarda deneysel sonuçları YSA ile modellemişler ve Response Surface Method ile optimizasyon yapmışlardır. YSA sonuçlarına göre R^2 değerleri 0.86-0.98 elde edilmiştir. Ramalingam vd. [16] iki düşük viskoziteli biyodizeli denedikleri çalışmalarında 2 girdi ile 7 çıktı kullanarak oluşturdukları ağ ile, 0.9 üzerinde R değerleri elde etmişlerdir. Castresana vd. [17] dizel motor verileri ile AVL Boost programında simülasyon oluşturmuş, ayrıca YSA ile tahmin değerleri oluşturularak termodinamik simülasyon sonuçları ile karşılaştırma yapılmıştır. Sonuçlara göre termodinamik program yanma ile ilgili ilave bilgiler vermekle birlikte, YSA daha hızlı sonuçlar vermektedir. Deneysel verilere ise her iki yöntem de farklı çıktılar için farklı koşullarda iyi sonuçlar vermiştir. Lage vd. [18] her bir çıktı için ayrı YSA oluşturmuş ve 15' er gibi az veri sayısı ile YSA modellemişlerdir. Elde edilen sonuçlara göre NO ve NO_x için 0.67 üzerinde, CO, CO_2 ve BTE için ise 0.97 üzerinde R değerleri elde edilmiştir. Madane vd. [19] Jatropha yağı biyodizeli kullandıkları çalışmalarında 2 girdi ve 3 çıktı ile YSA oluşturmuşlar, 0.99 R değeri elde etmişlerdir. Karthic vd. [20] hidrojen ve Mahua yağı kullandığı çift yakıtlı dizel motorda YSA ile modelleme yapmıştır. Sonuçlara göre Trainlm eğitim algoritması en iyi sonuçları vermiş ve bu algoritma ile 0.84 üzerinde R değerleri elde edilmiştir. Karagöz [21] prolitik yağ ve bütanol kullandığı çalışmada 2 girdi ve 4 çıktı kullanmış, 0.96 üzerinde R değerleri elde etmiştir.

Literatüre bakıldığında çalışmaların büyük çoğunluğunda kullanılan yapay sinir ağlarında tek bir yöntem kullanılmakta, farklı yapay sinir ağları ile sonuç karşılaştırma çalışmaları nadiren görülmektedir. Literatürdeki bu boşluğu doldurmak amacıyla bu çalışmada deneysel dizel motor verileri BP ve RBF ağları ile modellenmeye çalışılmış ve sonuçlar sunulmuştur.

2 Metodoloji

2.1 Deneysel Çalışma

Bu çalışmada, tek silindirli, doğal emişli, direkt enjeksiyonlu, su soğutmalı bir dizel motor kullanılmıştır. Deneyler Yıldız Teknik Üniversitesi Gemi İnşaatı ve Denizcilik Fakültesi, Motor Araştırmaları Laboratuvarı'nda gerçekleştirilmiştir. Deney düzeneğinin genel görünümü Şekil 1' de görülmektedir.



Şekil 1. Motor test laboratuvarı genel görünümü [22].

Veri eldesi için kısmi yük deneyleri gerçekleştirilmiştir. Yakıt olarak saf dizel yakıtı kullanılmıştır. Motorun maksimum ve minimum hızları arasında, genel olarak 200 devir/dakika aralıklarla (1200, 1400, 1500, 1800, 2000, 2200, 2400, 2600, 2800, 3000) gerçekleştirilmiştir. Yük olarak ise 2 kg, 4 kg, 6 kg, 8 kg, 10 kg ve tam yük seçilmiştir. Deney şeması Tablo 1' de belirtilmiştir.

Tablo 1. Deney şeması

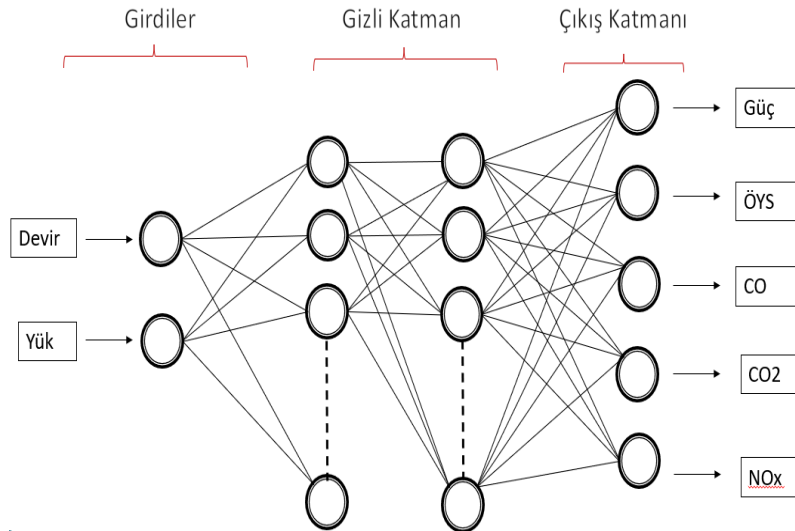
Yük	Hız	Yakıt
2-4-6-8-10-Tam yük	1200	Saf Dizel
2-4-6-8-10-Tam yük	1400	
2-4-6-8-10-Tam yük	1500	
2-4-6-8-10-Tam yük	1800	
2-4-6-8-10-Tam yük	2000	
2-4-6-8-10-Tam yük	2200	
2-4-6-8-10-Tam yük	2400	
2-4-6-8-10-Tam yük	2600	
2-4-6-8-10-Tam yük	2800	
2-4-6-8-Tam yük	3000	

Yakıt tüketim ölçümlerinde Krohne Optimas marka debiölçer kullanılmıştır. Debimetre, yakıt tankı ve motor arasındaki hatta monte edilmiştir. Yakıt dönüş hattı, yakıt debimetresi ve yakıt pompası arasına bağlanmıştır. Egzoz ve silindir soğutma suyu sıcaklıklarını ölçebilmek amacıyla Tekon marka termokupllar kullanılmıştır. Emisyon değerlerini ölçebilmek adına egzoz hattında MRU marka egzoz emisyon cihazı kullanılmıştır. Dinamometre tarafında ise Kemsan marka dinamometre ve Esit marka yük hücresi kullanılmıştır.

Kısmi yük testleri için, dinamometre panosundan yük ayarlanırken, aynı zamanda gaz kolundan da ayarlama yapılarak istenilen yük ve güç değerleri elde edilmiştir. Ölçümlerin yapılabilmesi için soğutma suyu sıcaklıklarının 90 °C' ye ulaşması beklenmiştir. Deneysel çalışmada 59 verinin %80'i eğitim, %20'si ise test amaçlı kullanılmıştır. 3 ve 4 katmanlı ağlar oluşturulmuş ve bu ağlarla bir dizi analiz gerçekleştirilmiştir. Toplamda 59 noktada ölçüm yapılmıştır.

2.2 Yapay Sinir Ağları Çalışması

Bu çalışmada, ileri beslemeli, çok katmanlı, hata geriye yaymalı yapay sinir ağı ile radyal temelli fonksiyon yapay sinir ağları modeli oluşturulmuş, motorun güç, özgül yakıt sarfiyatı, CO₂, CO ve NO_x değerleri tahmin ettirilmeye çalışılmıştır. Deneysel çalışmadaki 59 verinin %80'i eğitim, %20'si ise test amaçlı kullanılmıştır. 3 ve 4 katmanlı ağlar oluşturulmuş ve bu ağlarla bir dizi analiz gerçekleştirilmiştir. Örnek ağ Şekil 2' de belirtilmiştir.

**Şekil 2.** Kurulan YSA modeli.

Oluşturulan yapay sinir ağı devir ve yük olarak 2 girdiden oluşmakta, çıkış katmanında ise güç, ÖYS, CO₂, CO ve NO_x emisyonları bulunmaktadır. 59 noktadaki veri ağa sunulmadan önce normalizasyon işleminden geçirilmiştir. Her parametre kendi arasında Eşitlik 1' deki gibi normalize edilmiştir.

$$X_n = \frac{X}{X_{max}} \quad (1)$$

Burada X , verinin gerçek değerini, X_n normalize edilmiş veriyi, X_{\max} ise her parametreye ait verilerin maksimum değerini ifade etmektedir. Bu şekilde veriler 0 ile 1 arasına sıkıştırılmıştır.

Hata değeri olarak literatürde pek çok hata tanımlaması mevcuttur. Bu çalışmada Root Mean Squared Error (RMSE) kullanılmıştır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (P - O)^2} \quad (2)$$

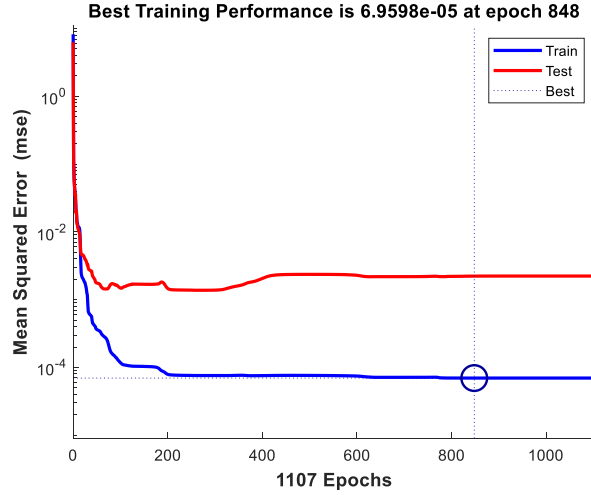
Tahmin çalışmasında bir dizi analiz gerçekleştirilmiş olup BP için öğrenme oranı, momentum katsayısı, transfer fonksiyonları, algoritma ve nöron sayıları, RBF için ise dağılma katsayısı parametrik çalışılmıştır.

3 Sonuçlar

Tablo 2' de BP ağının farklı denemeleinde, her bir çıktı için en iyi sonuçlar derlenmiştir. Sonuçlar göstermektedir ki NO_x emisyonları için minimum RMSE değerini veren tansig/logsig/tansig aktivasyon fonksiyonlu, trainbr eğitim algoritmalı, 25-20-5 nöron sayılı, 0.7 öğrenme oranına sahip ağ; güç çıktısı için minimum RMSE değerini veren purelin/tansig/purelin aktivasyon fonksiyonlu, traingd eğitim algoritmalı, 25-25-5 nöron sayılı, 0.7 öğrenme oranına sahip ağ; ÖYS çıktısı için minimum RMSE değerini veren tansig/logsig/tansig aktivasyon fonksiyonlu, trainbr eğitim algoritmalı, 25-15-5 nöron sayılı, 0.7 öğrenme oranlı, 0.1 momentum katsayılı ağ; CO_2 çıktısı için minimum RMSE değerini veren purelin/tansig/purelin aktivasyon fonksiyonlu, traingc eğitim algoritmalı, 25-25-5 nöron sayılı, 0.7 öğrenme oranlı ağ; CO çıktısı için minimum RMSE değerini veren poslin/satlin/purelin aktivasyon fonksiyonlu, trainbfg eğitim algoritmalı, 25-25-5 nöron sayılı, 0.7 öğrenme oranlı ağ en iyi ağ olarak seçilmiştir. Şekil 3' te örnek olarak minimum RMSE değerine sahip NO_x emisyon tahminini veren BP ağ performansı gösterilmiştir.

Tablo 2. Minimum RMSE değerlerine sahip BP ağları.

Öğrenme Oranı	Momentum	Transfer fonks.	Algoritma	Nöron sayıları	RMSE değerleri				
					Güç	ÖYS	CO_2	CO	NO_x
0.7	0	tansig logsig tansig	trainbr	25-20-5	0.028233789	13.04463	0.322686	0.106714	31.13228
0.7	0.1	tansig logsig tansig	trainbr	25-15-5	0.02103846	8.346449	0.2736	0.149506	51.62486
0.7	0	poslin- satlin- purelin	trainbfg	25-25-5	0.008952515	195.0344	0.146041	0.006257	1991.365
0.7	0	purelin- tansig- purelin	traingc	25-25-5	0.015622731	172.6393	0.107369	0.012006	2765.285
0.7	0	purelin- tansig- purelin	traingd	25-25-5	0.008832389	1045.168	0.22076	0.036416	6546.443

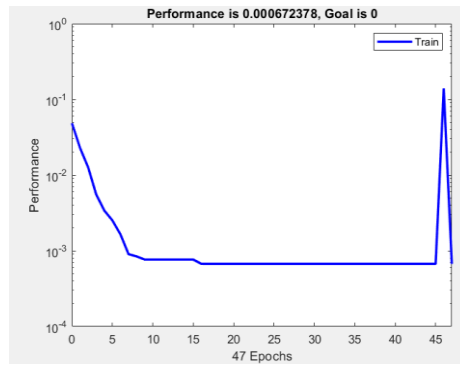


Şekil 3. NO_x emisyonuna ait BP ağının performansı.

Tablo 3, tahmin çıktıları için en iyi RMSE değerlerini veren RBF algoritmalarını göstermektedir. RBF sonuçlarına göre, minimum RMSE değerine sahip ÖYS, 2 dağılma katsayılı, 47 nöronlu ağ; minimum RMSE değerine sahip CO₂ ve NO_x çıktıları için, 20 dağılma katsayılı, 47 nöronlu ağ; minimum RMSE değerine sahip CO ve güç çıktıları için, 8 dağılma katsayılı, 47 nöronlu ağ, en iyi ağ olarak seçilmiştir. Şekil 4' te örnek olarak minimum RMSE değerine sahip NO_x emisyon tahminini veren RBF ağ performansı gösterilmiştir.

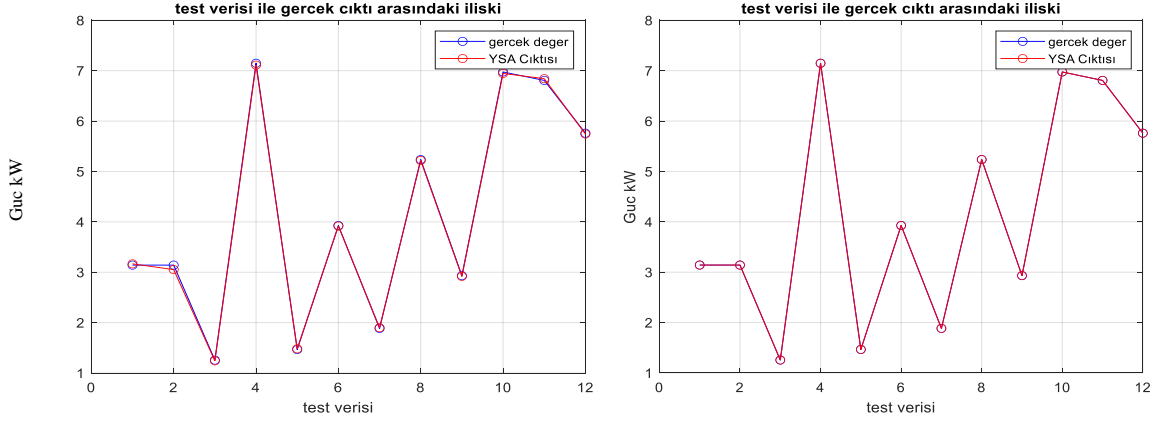
Tablo 3. Minimum RMSE değerlerine sahip RBF ağları.

Spread	Nöron	RMSE değerleri				
		Güç	ÖYS	CO ₂	CO	NO _x
2	47	2.90E-07	9.76973	0.448181	0.217613	73.91306
8	47	3.64E-07	13.48487	0.340694	0.126691	54.0819
20	47	4.69E-05	13.89124	0.328274	0.170058	35.76991

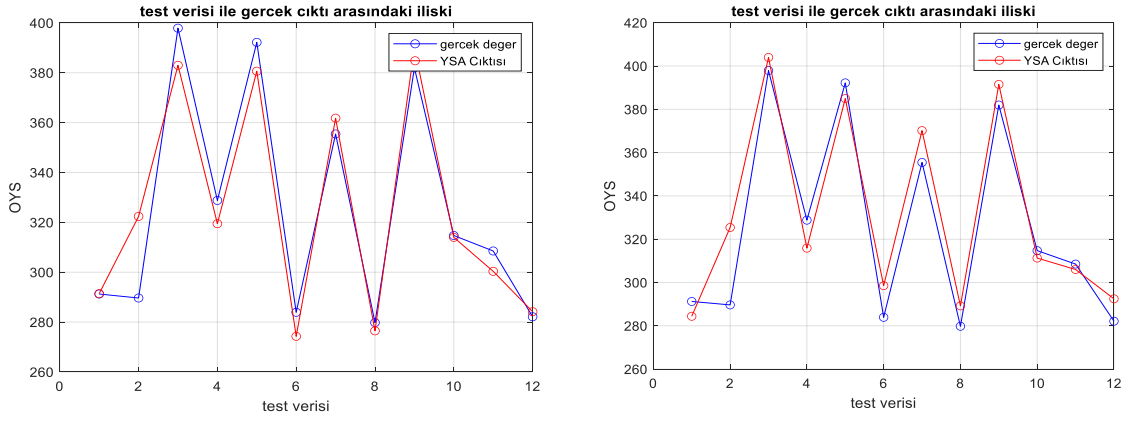


Şekil 4. NO_x emisyonuna ait RBF ağının performansı.

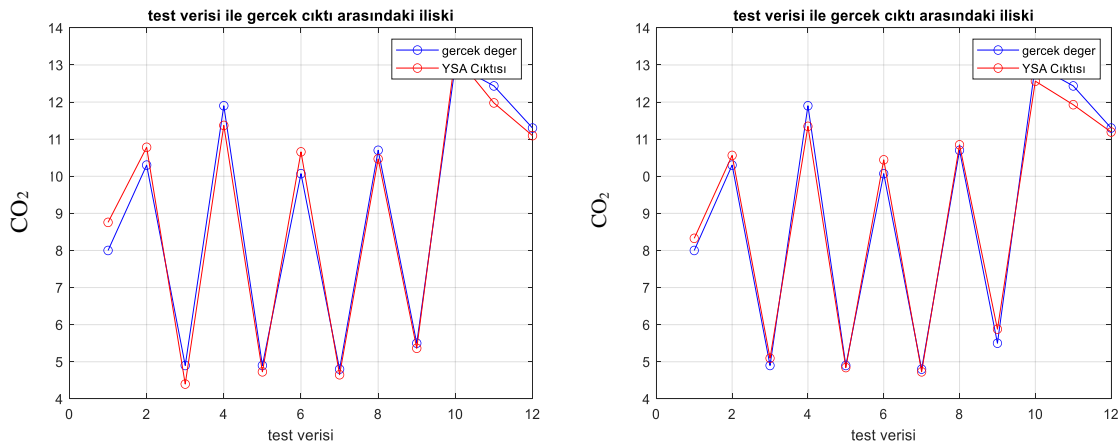
Sonuç olarak BP ve RBF ağlarının sonuçlarında 5 çıktı için de aynı anda minimum RMSE değerlerini veren algoritma bulunmamaktadır. Bu yüzden her bir çıktı için ayrı ayrı minimum RMSE sonuçlarını veren algoritmalar en iyi algoritma olarak seçilmiştir. En iyi ağlardan elde edilen model sonuçları ile gerçek sonuçların karşılaştırılması Şekil 5-9 arasında verilmiştir. Şekillerden de görüldüğü gibi, model verileri ile gerçek veriler birbiriyle uyum içerisindedir.



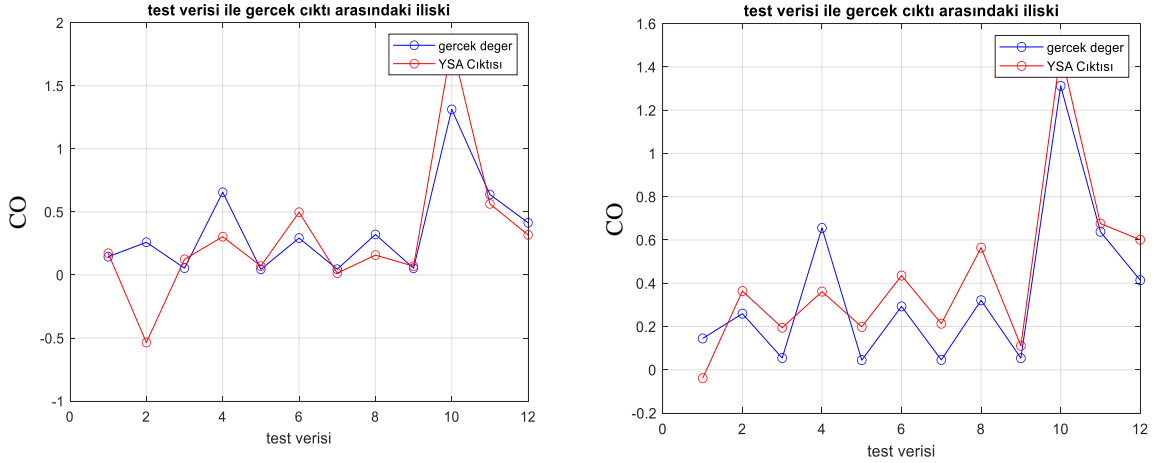
Şekil 5. Gücün test verilerinin tahmin edilen ve gerçek çıktılarının BP (sol) ve RBF (sağ) için karşılaştırılması.



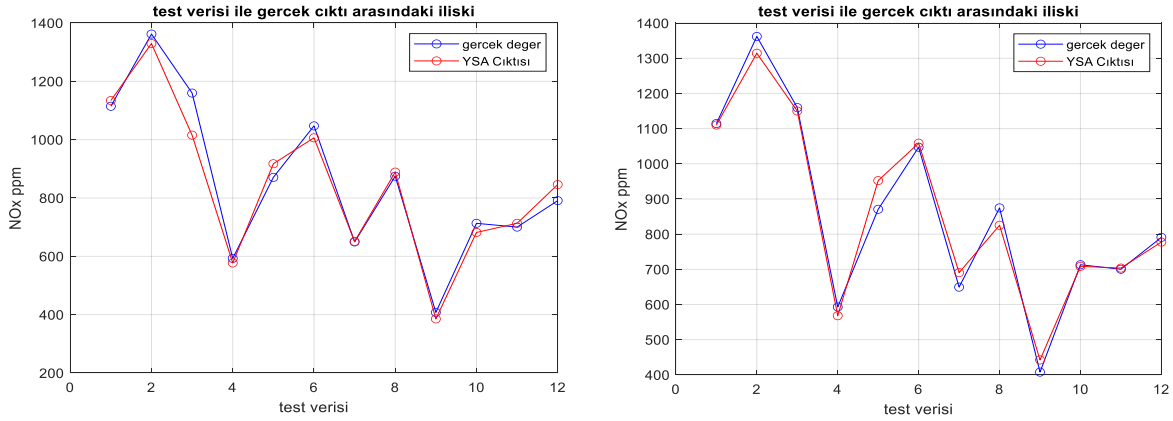
Şekil 6. ÖYS test verilerinin tahmin edilen ve gerçek çıktılarının BP (sol) ve RBF (sağ) için karşılaştırılması.



Şekil 7. CO₂ test verilerinin tahmin edilen ve gerçek çıktılarının BP (sol) ve RBF (sağ) için karşılaştırılması.



Şekil 8. CO test verilerinin tahmin edilen ve gerçek çıktılarının BP (sol) ve RBF (sağ) için karşılaştırılması.



Şekil 9. NO_x test verilerinin tahmin edilen ve gerçek çıktılarının BP (sol) ve RBF (sağ) için karşılaştırılması.

4 Değerlendirme

Bu çalışmada deneysel dizel motor verileri, 2 girdi ve 5 çıktılı BP ve RBF ile modellenmiş, güç, ÖYS, NO_x, CO, CO₂ emisyonları için sonuçlar alınmıştır. Sonuçlar aşağıdaki gibi yorumlanmıştır:

- Oluşturulan modellerden elde edilen sonuçlara göre eğitim algoritmasının sonuçlar üzerinde etkili olduğu gözlemlenmiştir.
- Eğitim modellerinde farklı ağ yapıları kullanılarak, daha düşük RMSE değerleri elde edilebilecek modeller kurulabilir.
- Çalışma sonucunda en uzun analiz trainbr algoritmasıyla gerçekleşmektedir.
- RBF, BP ağ yapısına göre daha hızlı sonuç vermektedir.
- Minimum RMSE değerleri, ÖYS, NO_x, CO₂ ve CO için BP ile elde edilirken, güç için RBF ağı ile elde edilmiştir.

Kaynaklar

- [1] A. Ekmekçioğlu, S. L. Kuzu, K. Ünlügençoğlu, and U. B. Çelebi, "Assessment of shipping emission factors through monitoring and modelling studies," *The Science of the total environment*, vol. 743, 2020.
- [2] M. T. Islam, F. Rashid, and A. Arefin, "Numerical analysis of the performance and NOx emission of a diesel engine fueled with algae biofuel-diesel blends," *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, 2021.
- [3] G. Gonca, "Investigation of the influences of steam injection on the equilibrium combustion products and thermodynamic properties of bio fuels (biodiesels and alcohols)," *Fuel*, vol. 144, pp. 244–258, 2015.
- [4] G. Gonca, "Effects of engine design and operating parameters on the performance of a spark ignition (SI) engine with steam injection method (SIM)," *Applied Mathematical Modelling*, vol. 44, pp. 655–675, Apr. 2017.
- [5] M. K. Deh Kiani, B. Ghobadian, T. Tavakoli, A. M. Nikbakht, and G. Najafi, "Application of artificial neural networks for the prediction of performance and exhaust emissions in SI engine using ethanol- gasoline blends," *Energy*, vol. 35, no. 1, pp. 65–69, 2010.
- [6] B. Maaß, R. Stobart, and J. Deng, "Diesel engine emissions prediction using parallel neural networks," *Proceedings of the American Control Conference*, pp. 1122–1127, 2009.
- [7] H. Sevinc and H. Hazar, "Determining the effects of 2-ethylhexyl nitrate blend on isolated diesel engine attributes using the experimental and ANN approaches," *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, 2019.
- [8] Q. Zhang and D. Tian, "Study of CWS/diesel dual fuel engine emissions by means of RBF neural network," in *Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, APPEEC*, 2010.
- [9] P. Shanmugam, V. Sivakumar, A. Murugesan, and M. Ilangkumaran, "Performance and Exhaust Emissions of a Diesel Engine Using Hybrid Fuel with an Artificial Neural Network," *Energy Sources, Part A*, vol. 33, pp. 1440–1450, 2011.
- [10] G. Mao, C. Zhang, K. Shi, and P. Wang, "Prediction of the performance and exhaust emissions of ethanol-diesel engine using different neural network," *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, vol. 0, no. 0, pp. 1–15, 2019.
- [11] D. Babu, V. Thangarasu, and A. Ramanathan, "Artificial neural network approach on forecasting diesel engine characteristics fuelled with waste frying oil biodiesel," *Applied Energy*, vol. 263, no. February, 2020.
- [12] S. Raghuvaran, B. Ashok, B. Veluchamy, and N. Ganesh, "Evaluation of performance and exhaust emission of C.I diesel engine fuel with palm oil biodiesel using an artificial neural network," *Materials Today: Proceedings*, no. xxxx, 2020.
- [13] R. Kenanoğlu, M. K. Baltacıoğlu, M. H. Demir, and M. Erkınay Özdemir, "Performance & emission analysis of HHO enriched dual-fuelled diesel engine with artificial neural network prediction approaches," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 45, no. 49, pp. 26357–26369, 2020.
- [14] M. İ. ÖZMEN, Ö. CİHAN, A. KUTLAR, O. A. ÖZSOYSAL, and C. BAYKARA, "Modelling A Single-Rotor Wankel Engine Performance With Artificial Neural Network At Middle Speed Range," *International Journal of Automotive Science And Technology*, vol. 4, no. 3, pp. 155–163, 2020.
- [15] M. Aydın, S. Uslu, and M. Bahattin Çelik, "Performance and emission prediction of a compression ignition engine fueled with biodiesel-diesel blends: A combined application of ANN and RSM based optimization," *Fuel*, vol. 269, no. February, 2020.
- [16] K. Ramalingam *et al.*, "Forecasting of an ANN model for predicting behaviour of diesel engine

- energised by a combination of two low viscous biofuels,” *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 27, no. 20, pp. 24702–24722, 2020.
- [17] J. Castresana, G. Gabiña, L. Martin, and Z. Uriondo, “Comparative performance and emissions assessments of a single-cylinder diesel engine using artificial neural network and thermodynamic simulation,” *Applied Thermal Engineering*, no. October, p. 116343, 2020.
- [18] C. S. Lage, S. de Morais Hanriot, and L. E. Zárte, “Using artificial neural networks to represent a diesel–biodiesel engine,” *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, vol. 42, no. 11, pp. 1–12, 2020.
- [19] P. Madane and R. Panua, “Investigation of Performance of jatropha oil on diesel engine using Artificial Neural Network Model .,” pp. 522–528, 2018.
- [20] K. s. v and S. K. Masimalai, “Predicting the performance and emission characteristics of a Mahua oil-hydrogen dual fuel engine using artificial neural networks,” *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, vol. 42, no. 23, pp. 2891–2910, 2020.
- [21] M. KARAGÖZ, “ANN Based Prediction of Engine Performance and Exhaust Emission Responses of a CI Engine Powered By Ternary Blends,” *International Journal of Automotive Science And Technology*, vol. 4, no. x, pp. 180–184, 2020.
- [22] C. Kaya, Z. Aydin, G. Kökkülünk, and A. Safa, “Exergetic and exergoeconomic analyzes of compressed natural gas as an alternative fuel for a diesel engine,” *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*, 2020.



© 2020 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).