



Araştırma Makalesi / Research Article

YAPAY SİNİR AĞI VE ÇOKLU REGRESYON YÖNTEMLERİ İLE NH₃ YOĞUŞMA ISI TRANSFERİ KATSAYISI TAHMİNİ

PREDICTION OF NH₃ CONDENSATION HEAT TRANSFER COEFFICIENT WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND MULTIPLE REGRESSION METHODS

Hakan AYDOĞAN¹

Mehmed Rafet ÖZDEMİR²

<https://doi.org/10.55071/ticaretfbid.1383524>

Sorumlu Yazar / Corresponding Author
hakanaydogan@kastamonu.edu.tr.

Geliş Tarihi / Received
30.10.2023

Kabul Tarihi / Accepted
07.12.2023

Öz

Soğutma sektöründe kullanılan halokarbon veya sentetik içerikli bileşiklerin çevreye olumsuz etkilerinden dolayı günümüzde kullanımları uluslararası protokollerle sınırlandırılmıştır. Bu sebeple, NH₃ gibi düşük küresel ısınma ve ozon tüketme faktörlerine sahip organik bazlı soğutucu akışkanların kullanımı ön plana çıkmıştır. NH₃, yüksek ısı kapasitesi ve düşük viskozite gibi avantajlı termo-fiziksel özelliklerinden dolayı son yıllarda iklimlendirme endüstrisinde tercih edilmektedir. İklimlendirme sistemleri geliştirilirken, belli bağıntularla sistemin ısı transfer katsayısı ve basınç düşüşü tahmin edilmelidir. Ancak NH₃'ün diğer akışkanlardan farklı termo-fiziksel özelliklere sahip olması sebebiyle, literatürde NH₃ için yoğuşma rejiminde ısı transfer katsayısını ve basınç düşüşünü yüksek doğruluk oranında veren bir model bulunmamaktadır. Bu çalışmada, yatay ve düz borularda yoğuşma rejiminde bulunan NH₃ akışkanı ile yapılmış literatür çalışmalarından veriler alınarak çoklu regresyon ve yapay sinir ağları metotları ile ısı transferi katsayısı tahmini yapılmıştır. Sonuçlar literatürdeki bilgiler ışığında tartışılmış ve öneriler sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Amonyak, çoklu regresyon, yapay sinir ağları, yoğuşma.

Abstract

The utilization of halocarbon or synthetic-based compounds in the refrigeration sector is limited by international protocols due to their adverse effects on the environment. For this reason, using organic-based refrigerants with low global warming and ozone depletion factors such as NH₃ has come to the fore. NH₃ has been preferred in the air conditioning industry in recent years due to its advantageous thermo-physical properties, such as high thermal capacity and low viscosity. While developing air conditioning systems, the system's heat transfer coefficient and pressure drop should be predicted with specific correlations. However, since NH₃ has different thermo-physical properties from other fluids, no model in the literature gives the heat transfer coefficient and pressure drop in the condensation regime with high accuracy. In this study, heat transfer coefficient prediction was conducted with multiple regression and artificial neural network methods by taking data from literature studies with NH₃ fluid in condensation regimes in horizontal and straight pipes. The results were discussed in light of the information in the literature and presented with suggestions.

Keywords: Ammonia, artificial neural network, condensation, multiple regression.

¹Kastamonu Üniversitesi, Orman Fakültesi, Orman Endüstri Mühendisliği Bölümü, Kastamonu, Türkiye.
hakanaydogan@kastamonu.edu.tr, Orcid.org/0000-0001-9482-9888.

²Marmara Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye.
mehmet.ozdemir@marmara.edu.tr, Orcid.org/0000-0002-3832-9659.

1.GİRİŞ

Sođutma endüstrisi günümüzde ticari olarak ve günlük yaşamda yaygın olarak kullanılmakta olup, toplum için önemli bir yer tutmaktadır. Teknolojinin gelişmesiyle gıda endüstrisi, tıbbi malzemelerin korunumu ve elektronik sođutma gibi düşük sıcaklığa ihtiyaç duyan alanlarda sođutma verimliliđi yüksek sistemlere olan ihtiyaç giderek artmaktadır, (Chen ve ark., 2022; Jankovich & Osman, 2015; Özdemir, 2016). Öte yandan, bu sistemlerde kullanılan CFC ve HCFC bazlı geleneksel sođutucu akışkanların yüksek ozon tabakası delme potansiyeli (ODP) ve küresel ısınma katsayıları (GWP) ve atmosferde uzun süre kalmaları sebebiyle kullanımları kısıtlanmaktadır, (Di Filippo ve ark., 2022).

Amonyak (NH₃) eski zamanlardan beri sođutma sistemlerinde sođutucu akışkan olarak kullanılan sıfır ODP ve GWP değerlerine sahip düşük sıcaklık uygulamaları için kullanılabilen çevre dostu bir akışkandır, (Park & Hrnjak, 2008). Literatürde yapılan çalışmalar neticesinde NH₃'ün yanıcılığı, toksisitesi ve bakır ile uyumsuzluğu gibi dezavantajlarının yan sıra termal-fiziksel özelliklerinin R32, R410A, R134a ve R404A gibi geleneksel sođutucu akışkanlara göre aynı doyma sıcaklığında daha avantajlı olduđu belirtilmiştir, (Park & Hrnjak, 2008; Zhang ve ark., 2021). Örneđin, NH₃'ün yüksek termal iletkenlik ve yüzey gerilim değerleri, sistemdeki termal direnci azaltmaya ve erken kuruma noktasına ulaşmasına yardımcı olur, (Zhang ve ark., 2021). Başka bir çalışmada, Pearson, (2008) NH₃'ün diđer geleneksel sođutucu akışkanlara kıyasla en yüksek teorik sistem verimliliđine sahip olduđunu ve birim hacim başına sođutma kapasitesinin aynı çalışma koşullarında R22'den neredeyse %60 ve R134a'dan %60 daha yüksek olduđunu öne sürmüştür. Yođuşma prosesi esnasında akışkanın rejimi buhar kalitesi, kütle akısı, ısı akısı gibi girdilerin deđişiminden etkilenmektedir. Bu noktada bu girdilere bađlı olarak kabarcıklı akış, tabakalı akış, dalgalı akış ve halkalı akış gibi farklı iki fazlı akış rejimleri olduđundan ötürü, ısı transferi katsayısı ve basınç düşüşü verileri bu akış rejimlerine oldukça bađlıdır. Bu farklı akış rejimlerini tespit ederek akış haritasını çıkarmanın en etkili yöntemi, mikroskoba bađlı hızlı bir kamera ile gözlem yapmaktır. Ancak bu yöntem eş zamanlı olarak yapılmalı ve farklı uygulamalar ve geometrilerde bunların tekrar edilmesi gerekir ki bu son derece zahmetli ve maliyetlidir. Bu çalışmalar sonucunda, NH₃'ün sođutucu akışkan olarak kullanıldıđı verimli sođutma sistemi ürünlerini laboratuvar ölçeğinden prototip ve nihai ürün aşamasına taşımak için yođuşma rejiminde ısı transfer katsayısı ve basınç düşüşü modelleri geliştirmek gerekir. Literatürde NH₃'ün farklı termal-fiziksel özelliklerinden ve yukarıda bahsedilen farklı akış rejimlerinden ötürü yođuşma rejiminde yüksek doğruluđa sahip ısı transfer katsayısı ve basınç düşüşü modeli önerilememiştir.

Cavallini ve ark. (2006), çapı 3 mm'den büyük pürüzsüz yatay borularda akan sıvıların yođuşma ısı transfer katsayısını belirlemek için bir yöntem önermiştir. Önerilen metot HCFC, HFC, HC bazlı akışkanlar, CO₂, su ve NH₃ için uygulanmıştır. Bu metodun 5478 veride %14 hata ile ısı transfer katsayısını yođuşma esnasında tahmin edebildiđi belirtilmesine rađmen, NH₃ için tatmin edici tahmin vermediđi rapor edilmiştir. Diđer bir çalışmada, Park ve Hrnjak (2008) yatay, pürüzsüz, 8.1 mm çaplı alüminyum borular için NH₃ yođuşma ısı transferi ve basınç düşüşüne yeni bir model önermiştir. Önerilen bu yeni model, 35 °C doyma sıcaklığında ve 20-270 kg/m²s arası kütle akısında verilere uygulanmış olup, yođuşma ısı transferi verilerinin çođunu %20 içinde tahmin edebilmiştir. Basınç düşüşü için iki ayrı akış modeli önerilmiş olup, ayrılmış modelin 1 kPa/m 'den daha yüksek verileri nispeten daha iyi tahmin ettiđi, homojen modelin ise 1 kPa/m'den düşük verileri daha iyi tahmin ettiđi bulunmuştur. Fonk ve Garimella (2016) saf NH₃ ve zeotropik NH₃/su karışımlarının yođuşma ısı transferini tahmin etmek için modeller geliştirmiştir. Geliştirilen model literatürdeki verilerle doğrulanmış olup %12,8 hata payı ile yođuşma ısı transferi katsayısını tahmin edebilmiştir. Önerilen modelin temel özelliđi, sıvı film aktarımı üzerindeki halkasal ve halkasal olmayan akış etkilerinin, yođuşma ve buhara duyarlı sođutma katkılarının dikkate alması ve yeni sıvı film modeli yoluyla mini/mikro kanal etkilerinin hesaba

katılması olarak belirtilmiştir. Tao ve Ferreira (2020), plakalı ısı eşanjörlerinde NH_3 yoğuşması için ısı transfer katsayısı ve basınç düşüşü tahmin modelleri geliştirmiştir. Bu sebeple, deneyler yaparak veriler elde etmişler ve açık literatürden modeller ile karşılaştırmışlardır. Seçilen eşitliklerin deneysel verileri iyi tahmin edememesinden ötürü, konvektif yoğuşmadan yerçekimi kontrollü yoğuşmaya geçişi temsil eden akış modellerine dayalı bir ısı transferi modeli geliştirilmişlerdir. Basınç düşüşü tarafında ise Lockhart ve Martinelli modeli bazlı bir eşitlik ile sürtünme basıncını tahmin etmeye çalışmışlardır. Yazarlar, önerilen ısı transferi ve sürtünmeli basınç düşüşü modellerinin iyi tahmin performansları gösterdiğini belirtmesine rağmen hata payını sunmamışlardır. Yukarıdaki literatür çalışmalarından anlaşıldığı üzere, NH_3 için yoğuşma prosesinde ısı transferi katsayısını ve basınç düşüşünü yüksek doğrulukta tahmin edebilen tam oturmuş bir model bulunmamaktadır.

Çoklu regresyon modeli, mühendislik başta olmak üzere çeşitli disiplinlerde tahminleme yöntemi olarak kullanılmaktadır. Li ve ark. (2020), plakalı ısı eşanjörleri için açık literatürde bulunan veriler kullanarak ısı transferi katsayısını çoklu regresyon metodu ile tahmin etmeye çalışmıştır. Geliştirdikleri model ile verilerin %74,3'ünü \pm %30 aralığında, %94,9'ünü ise \pm %50 aralığında tahmin edebilmişlerdir. Başka bir çalışmada, Zhang ve ark. (2021), yedi farklı akışkan için yoğuşma ısı transferi katsayısını tahmin edebilmek için çoklu regresyon yöntemi ile bir model geliştirmişlerdir. Geliştirilen model, deneysel yoğuşma ısı transferi katsayı verilerini %8,9 hata payı ile tahmin edebilmiştir. Son yıllarda ise yapay sinir ağları (YSA) yöntemi, mühendislik problemlerinin çözümünde giderek daha fazla kullanılmaya başlanmıştır. Qiu ve ark. (2020), mini/mikro kanallarda akış kaynama ısı transferini tahmin etmek için 16 çalışma sıvısında, 0,15 mm – 16 mm hidrolik çap aralıklarında, 19 – 1608 $\text{kg/m}^2\text{s}$ kütle akısı aralığında ve 0 – 1 buhar kalitesindeki 16953 veri setine makine öğrenimi temelli bir yaklaşım önermiştir. Yazarlar, boyutsuz sayılardan oluşan girdi parametrelerine dayalı YSA model mimarisini geliştirmiş ve veri setini %14,3 hata ile tahmin etmişlerdir. Başka bir çalışmada, Qiu ve ark. (2021) 10 çalışma sıvısı, 0,0006 – 0,7766 azaltılmış basınç, 0,15 – 5,35 mm hidrolik çap, 33,1 – 2787 kütle akısı verilerini içeren 2787 veri noktasından mini/mikro kanallarda akış kaynama basıncı düşüşünü dört farklı algoritma ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuçlara göre YSA modeli, %9,58 hata payıyla en iyi performansı göstermiştir. Literatüre göre, YSA tekniği ile NH_3 yoğuşma ısı transfer katsayısının değerlendirilmesine odaklanan sınırlı bir çaba olduğu görülmüştür.

Yukarıdaki örneklerde olduğu gibi, ısı transferi uygulamalarında çoklu regresyon ve YSA yöntemleri başarı ile uygulanabilir. Bu çalışmada, literatürden farklı deneysel çalışmalarla elde edilmiş NH_3 yoğuşma ısı transfer katsayısı verileri çoklu regresyon ve YSA metotları kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Böylece, literatürde sıklıkla kullanılan bu iki tahmin yönteminden hangisinin daha iyi performans göstereceği belirlenebilecektir.

2. MATERYAL VE METOT

NH_3 'ün yoğuşma prosesi esnasında ısı transfer katsayısı verileri (EK-1) literatürdeki kaynaklardan alınmıştır, (Vollrath ve ark., 2003; Komandiwirya ve ark.,2005). Bu çalışmalarda saf NH_3 iç çapları 7,52 mm ve 8,1 mm olan iki alüminyum yatay, pürüzsüz boruda yoğuşmaya tabi tutulmuştur. Deneyler esnasında kütle akısı 20 – 270 $\text{kg/m}^2\text{s}$, ısı akısı 2 – 10 kW/m^2 ve buhar kalitesi 0 – 0,95 aralıklarında değişmiştir.

Yoğuşma prosesinin karakteristiğini boru çapı, ısı akısı, kütle akısı ve buna bağlı oluşan buhar kalitesi gibi parametreler etkilemektedir. Literatürde NH_3 için yoğuşma çalışmaları çok fazla bulunmadığından, bu çalışmada ısı transferi katsayısını (h) etkileyen bağımsız değişkenler olarak boru çapı, kütle akısı ve buhar kalitesi alınmıştır.

Bu çalışmada, veri analizi için çoklu regresyon ve yapay sinir ağı yöntemleri kullanılmıştır. Çoklu regresyon analizi için doğrusal (1) ve doğrusal olmayan modeller (2) R istatistik programı kullanılarak denenmiş ancak en uygun model aşağıdaki eşitlik (2)'de elde edilmiştir.

$$h = \beta_0 + \beta_1 G + \beta_2 x + \beta_3 D + \varepsilon \quad (1)$$

$$h = \beta_0 + \left[\frac{\beta_1 \log G}{(\beta_2 x + \beta_3 D)^2} \right] + \varepsilon \quad (2)$$

Burada, bağımlı değişken olan h , NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısını göstermektedir. Bağımsız değişken G , kütle akışını; x , buhar kalitesini; d ise boru çapını ifade etmektedir. β_0 parametresi burada, modelin sabitini; β_1 , β_2 , β_3 parametreleri ise bağımsız değişkenlerin katsayılarını; ε ise modelin hata terimini göstermektedir.

2.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

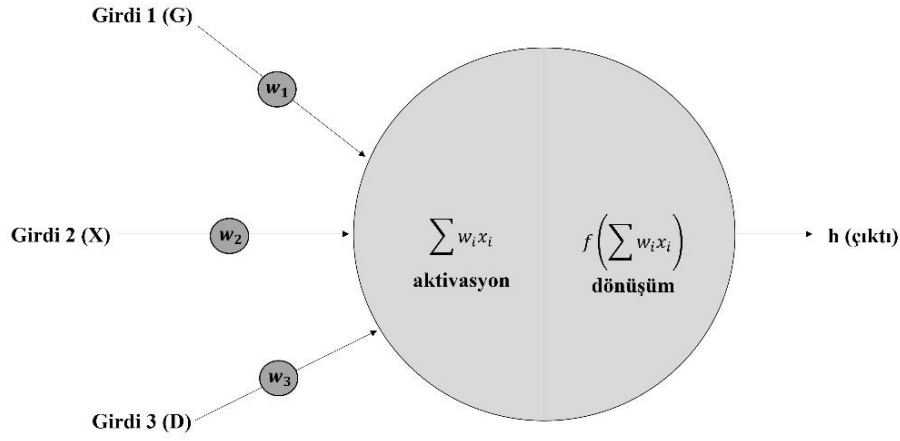
Genel bir YSA'nın yapısı, bir girdi katmanı, gizli katmanlar (Şekil 2) ve bir dizi girdi parametresinin ileri beslemeli işlem için girdi düğümlerine sağlandığı ve bilginin ağ üzerinden çıkış katmanındaki düğümlere aktarıldığı bir çıktı katmanından oluşur. YSA, bir vektörün başka bir vektör uzayına haritalanmasını sağlayan güçlü bir evrensel tahmincidir (Maggiora ve ark., 1992). YSA'nın gücü, girdi verilerindeki bazı gizli ilişkileri, ortaya çıkarmadan da hesaba katabilmesinde yatmaktadır. Verideki gizli olan bu bilgilerin yakalanmasına "Sinir Ağlarının Eğitimi" denir (Svozil ve ark., 1997; İnel ve ark., 2016).

YSA'daki temel hesaplama birimi, Şekil 1'de gösterildiği gibi bir nöronun oluşur. Burada, bir nörona gelen giriş sinyallerinin ağırlıklı toplamı, bir çıkış sinyali üretmek için bir aktivasyon fonksiyonundan (f) geçirilir. Sinir ağı yapısına göre, ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (feedback) olmak üzere iki tip yapay sinir ağı bulunmaktadır. İleri beslemeli ağlarda girdi ve girdi ağırlıkları hesaplanır ve daha sonra bu fonksiyonun sonuçları bir sonraki katmana aktarılır. İşlem gizli katmana ulaştığında ise durdurulur. Buna karşılık, geri beslemeli ağlarda bazen işlem bir önceki katmana bağlanır. Geri beslemeli sinir ağlarında, bir ağın çıkışı, her nöronun girişine bağlanır (Haykin, 2005). Bir nöronun kendisi doğrusal olmayan bir birim olmadığından dolayı, sinir ağları da doğrusal değildir (Svozil ve ark., 1997). Ayrıca, çıkış sinyalinde kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından en yaygın olanları; Sigmoid fonksiyon (eşitlik 2), düzeltilmiş lineer fonksiyon (eşitlik 3) ve hiperbolik teğet fonksiyonudur (eşitlik 4).

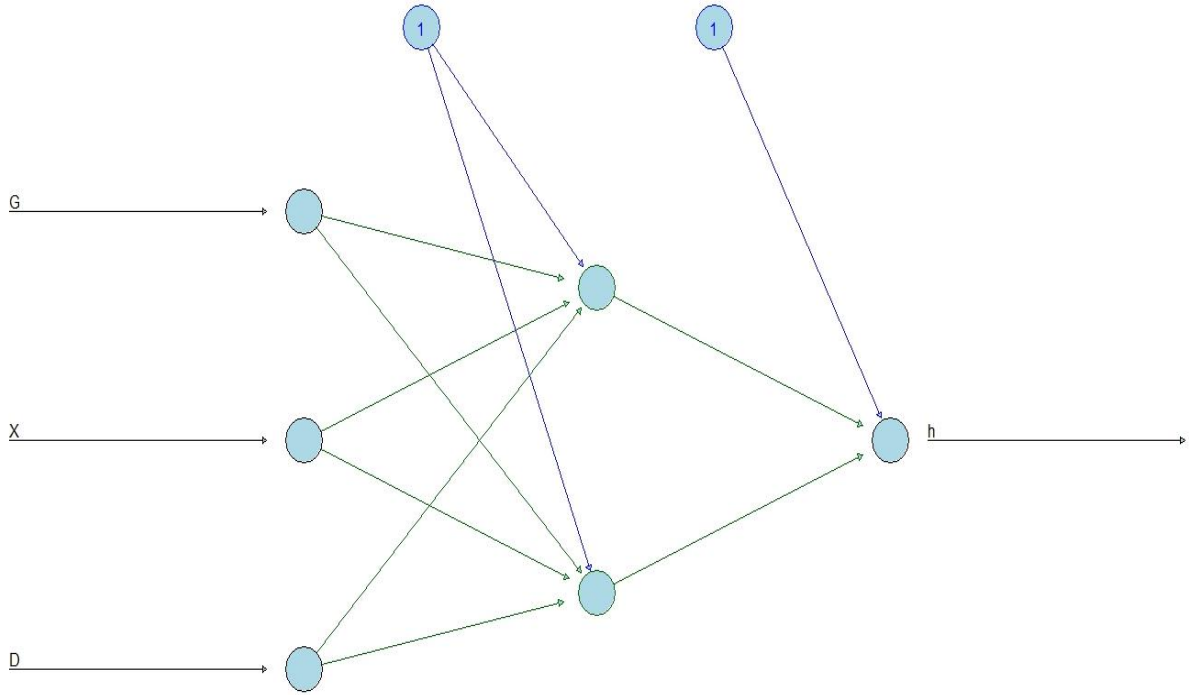
$$\phi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

$$\phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{eğer } x \geq 0 \\ x & \text{eğer } x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\phi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5)$$



Şekil 1. Tek Bir Nöron



Şekil 2. İki Gizli Katmanlı Örnek Bir YSA Modeli

Bu çalışmada, girdi değişkenler; kütle akışı (G), buhar kalitesi (X) ve boru çapı (D) olmak üzere, çıktı değişken olan NH_3 için yoğunlaşma ısı transferi katsayısı (h) Python programı kullanılarak yapay sinir ağları yöntemi ile analiz edilecektir. Buna ek olarak, yapay sinir ağları modelinde farklı gizli katmanlar kullanılarak, modelin performans ölçümü için Hata Kareleri Ortalaması (Mean Square Error-MSE) ve Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error-RMSE) değerleri karşılaştırılacaktır. MSE ve RMSE hesaplaması sırasıyla aşağıdaki eşitlik (5) ve (6)'da gösterilmiştir:

$$MSE = \frac{\sum (h_{tp,pred} - h_{tp,exp})^2}{N} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (h_{tp,pred} - h_{tp,exp})^2}{N}} \quad (7)$$

Ayrıca, termal sistemleri analiz etmek için YSA ile yapılan birçok çalışmada, model tahminini anlayabilmek için R^2 (determinasyon katsayısı) hatası kullanılır. R^2 , Pearson korelasyon katsayısı olan R 'ye göre daha çok tercih edilir. Çünkü, R ile doğrusal korelasyon katsayısı ölçülürken, R^2 ile model tarafından açıklanan varyans oranının ölçüsü elde edilir ve bu değer aynı zamanda bağımlı değişken ölçüğünden bağımsızdır (James ve ark., 2013). R^2 ölçüsü aşağıdaki eşitlikteki (7) gibi tanımlanmaktadır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(h_{tp,pred} - h_{tp,exp})^2}{\sum(h_{tp,exp} - \bar{h}_{tp,exp})^2} \quad (8)$$

3. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısının kestirimini yapmak amacıyla, öncelikle veri setine Çoklu Regresyon analizi yöntemi uygulanmış ve sonuçlar aşağıda 3.1. kısımda sunulmuştur. Ayrıca, karşılaştırma yapmak için veriler YSA analizi ile incelenmiş ve analiz bulguları 3.2. kısımda verilmiştir.

3.1. Çoklu Regresyon Sonuçları

Bu çalışmada, NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısının, kütle akışı, buhar kalitesi ve boru çapı ile olan ilişkisini kestirebilmek amacıyla eşitlik (2)'deki model kullanılarak çoklu regresyon analizi R istatistik programı aracılığıyla yapılmış ve Tablo 1'deki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 1. Çoklu Regresyon Analiz Çıktıları

<i>Katsayılar</i>	Kestirim	Std. Hata	t-değeri	P(> t)
β_0	0,1617	0,44536	0,356	0,7218
β_1	4,8070	1,0087	4,765	0,0000 ***
β_2	9,9638	1,7322	5,752	0,0000 ***
β_3	-0,4914	0,1288	-3,816	0,0001 ***

Tablo 1'de görüldüğü üzere, modelde β_1 , β_2 , β_3 parametreleri NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısı üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olduğu tespit edilmiştir. Model kalıntısının standart hatası 1,364 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, modelin R^2 değeri 0,724 olarak bulunmuş olup bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişkenin %72'sini açıkladığı tespit edilmiştir. Parametrelerin kestirimi ile aşağıdaki denklem (eşitlik 8) inşa edilmiştir. Bu denklem ile MSE değeri 1,822 olarak hesaplanmıştır.

$$h = 0,1617 + \left[\frac{4,8070 * \log G}{(9,9638 * x - 0,4914 * D)^2} \right] \quad (9)$$

3.2. YSA Sonuçları

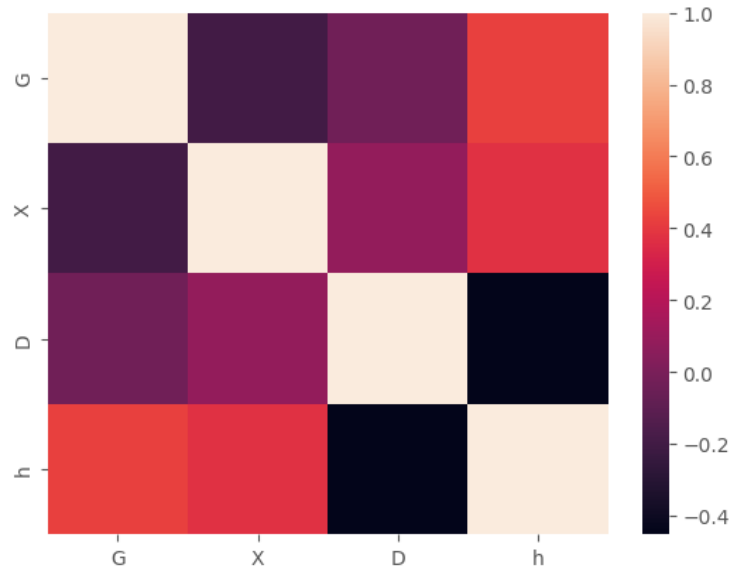
Bağımlı değişken olan NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısının, bağımsız değişkenlerden; kütle akışı, buhar kalitesi ve boru çapı ile olan ilişkisini kestirebilmek ve çoklu regresyon analizi sonuçları ile karşılaştırma yapabilmek amacıyla Yapay Sinir Ağları yöntemi uygulanmıştır. Değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler

	G	X	D	h
N	236	236	236	236
Ortalama	108,78	0,50	7,79	6,54
Standart Sapma	84,59	0,31	0,29	2,60
min	18,00	0,00	7,52	2,20
25%	40,00	0,18	7,52	4,76
50%	79,50	0,54	7,52	5,85
75%	161,00	0,82	8,10	7,60
max	283,00	1,00	8,10	20,00

Tablo 2'ye bakıldığında, her değişkende 236 tane gözlem ile analiz yapıldığını görebiliriz. NH_3 yoğunlaşma ısı transferi katsayısının ortalaması 6,54, standart sapması ise 2,60 olarak bulunmuştur. Kütle akışının ortalaması 108,78, boru çapının ortalaması 7,79 ve buhar kalitesinin ortalaması ise 0,50 olarak elde edilmiştir.

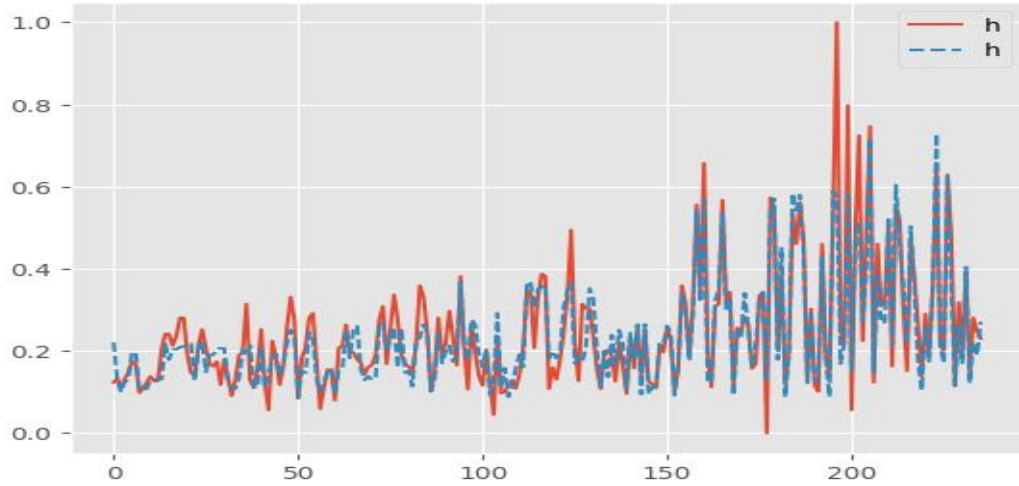
Verilere, YSA analizi öncesinde normalizasyon işlemi uygulanmış ve tüm değerler 0-1 aralığına indirgenmiştir. Sonrasında, değişkenler arasındaki korelasyonlar incelenmiş ve aşağıda Şekil 3'teki korelasyon ısı haritası elde edilmiştir.



Şekil 3. Değişkenler Arası Korelasyon Isı Haritası

Şekil 3'te değişkenler arasındaki korelasyonlar görülmektedir. Burada, en yüksek pozitif korelasyon 0,42 olup h değişkeni ile G değişkeni arasında görülmüştür. X ile G bağımsız değişkenleri arasında ise zayıf negatif korelasyon (-0,20) tespit edilmiştir. Korelasyon ısı haritasına genel olarak bakıldığında ise değişkenler arasında yüksek korelasyon olmadığı açık bir şekilde görülmektedir.

YSA analizinde değişkenlere farklı gizli katmanlar ve iterasyonlar uygulanmış, optimum sonuçlar gizli katman sayısının 100 olduğu ve maksimum iterasyon sayısının ise 10.000 olduğu modelde elde edilmiştir. Bu model sonucuna göre, MSE değerinin 0,0036 olduğu tespit edilmiş ve aynı zamanda modelin R^2 değeri ise 0,83 olarak elde edilmiştir. Modelin uyumluluğu ise aşağıda Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 4. NH₃ için Yoğuşma Isı Transferi Katsayısı ve Tahmini Grafiği

Şekil 4'te NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısı ve tahmini grafiği görülmektedir. Burada kesikli çizgi h , ısı transferi katsayısının tahmini göstermektedir. Grafiğe bakıldığında, modelin gerçek değerler ile oldukça uyumlu olduğu ve hata oranının düşük olduğu açık bir şekilde görülmektedir.

3.3. Çoklu Regresyon ve YSA Modellerin Karşılaştırılması

Bu kısımda, çoklu regresyon ve YSA modelinin çıktıları kıyaslanmış ve bulgular aşağıdaki Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tablo 3. Hata ölçülerinin karşılaştırılması

Hata Ölçüleri	Çoklu Regresyon	YSA
R^2	0,724	0,830
MSE	1,822	0,003
RMSE	1,349	0,054

Tablo 3'te açıkça görüldüğü üzere, NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısını açıklamada YSA modeli, çoklu regresyon modeline göre daha başarılı sonuçlar vermiştir. Çoklu regresyon modelinde R^2 değeri 0,724 bulunurken, YSA modelindeki bağımsız değişkenler ile ısı transferi katsayısının %83 oranında açıklandığını tespit edilmiştir. Burada, model başarısını gösteren önemli hata ölçülerinden biri de MSE değeridir. MSE değeri Tablo 3'te görüldüğü gibi, YSA modelinde oldukça küçük çıkmış (0,003) ve YSA modelinin, çoklu regresyona göre daha başarılı olduğunu göstermiştir.

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

NH₃ gazı, termofiziksel özelliklerinden dolayı diğer konvansiyonel gazlardan farklı davranışlar gösterebilmektedir. NH₃ sıfır ozon tüketme ve küresel ısınma faktörü değerleri ile düşük sıcaklık uygulamaları için kullanılabilen çevre dostu bir akışkandır. Bu çalışmada öncelikle NH₃ gazının yoğuşma ısı transfer katsayısı üzerinde etkisi bulunan 3 bağımsız değişken literatür çalışması ile tespit edilmiş ve farklı iki kaynaktan deneysel veri elde edilmiştir. Bu veriler kullanılarak çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemleri ile NH₃ için yoğuşma ısı transfer katsayısı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Oluşturulan çoklu regresyon modelinde ısı transfer katsayısı % 72,4 oranında açıklanırken, YSA modelinde % 83 oranında açıklanmıştır.

Literatürde NH₃ için yoğuşma ısı transferi katsayısının YSA modeli ile tahminini içeren sınırlı sayıda çalışma vardır. Buna kıyasla, farklı akışkanlar için kaynama ve yoğuşma esnasındaki ısı transferi katsayısının YSA ile tahminini kapsayan çalışmalar mevcuttur. Nie ve ark., 2013, yatay borularda farklı akışkanlar için yoğuşma ısı transferi katsayısının makine öğrenmesi yöntemi ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak, 6064 deneysel noktadan oluşan ısı transferi katsayısı veri setini % 19,21 hata ile tahmin etmeyi başarmışlardır. Başka bir çalışmada Qiu ve ark., 2020, 16953 deneysel noktadan oluşan veri seti için kaynama ısı transferi katsayısını YSA yöntemi ile tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Yazarlar, % 14,3 hata payı ile kaynama ısı transferi katsayısını tahmin etmeyi başarmışlardır. Kocak ve ark., 2022, nano akışkanların ısı transferi katsayısını YSA, çoklu regresyon ve adaptif nöro-bulanık yöntemleri ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak, YSA ve adaptif nöro-bulanık yöntemlerinin çok daha iyi sonuç verdiğini göstermişlerdir. Yukarıdaki çalışmalarda sonuçlara paralel olarak, bu çalışmada da NH₃ yoğuşma ısı transferi katsayısının tahmininde YSA yöntemi, çoklu regresyon yöntemine kıyasla oldukça yüksek performansta sonuçlar vermiştir.

Bu çalışma sonucunda NH₃'ün soğutucu akışkan olarak kullanıldığı sistemlerde ısı transfer katsayısı tahmin yöntemleri üzerine çalışmalar yapılmasının önemli olduğu anlaşılmıştır. Sonraki çalışmalarda daha geniş veri setleri kullanılarak ısı transfer katsayısı yanında basınç düşüşü tahminlenmesinin de yapılması düşünülmektedir. Ayrıca, NH₃'ün farklı termodinamik özelliklerinden ötürü, bağımsız değişkenlerin fazla alınarak bulanık ortamda kritik, TOPSIS, entropi ve bazı çok kriter karar verme teknikleri ile en önemli bağımsız değişkenlerin seçilmesinin de ileriki çalışmalarda yapılması düşünülmektedir.

Yazarların Katkısı

Yazarların makaleye katkıları eşit orandadır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

KAYNAKÇA

- Cavallini, A., Col, D.D., Doretti, L., Matkovic, M., Rossetto, L., Zilio, C. & Censi, G. (2006). Condensation in horizontal smooth tubes: a new heat transfer model for heat exchanger design. *Heat Transfer Engineering*, 27(8), 31-38.
- Chen, X., Yang, Q., Chi, W., Zhao, Y., Liu, G. & Li, L. (2022). Energy and exergy analysis of NH₃/CO₂ cascade refrigeration system with subcooling in the low-temperature cycle based on an auxiliary loop of NH₃ refrigerants. *Energy Reports*, 8, 1757-1767.
- Di Filippo, R., Bursi, O. S. & Di Maggio, R. (2022). Global warming and ozone depletion potentials caused by emissions from HFC and CFC banks due to structural damage. *Energy and Buildings*, 273, 112385.
- Fronk, B. M. & Garimella, S. (2016). Condensation of ammonia and high-temperature-glide zeotropic ammonia/water mixtures in minichannels–Part II: Heat transfer models. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 101, 1357-1373.

- Haykin, S. (2005). *Neural networks: A comprehensive foundation*. 2. Baskı, Prentice Hall PTR.
- İnel, M., Eti, S. & Yıldırım, H. (2016). A comparison of artificial neural network and decision tree for profitability in technology sector. *International Journal of Development Research*, 6(7), 8417-8421.
- James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning*, Springer, 112, New York.
- Jankovich, D. & Osman, K. (2015). A feasibility analysis of replacing the standard ammonia refrigeration device with the cascade NH₃/CO₂ refrigeration device in the food industry. *Thermal Science*, 19(5), 1821-1833.
- Kocak, E., Aylı, E. & Turkoglu, H. (2022). A comparative study of multiple regression and machine learning techniques for prediction of nanofluid heat transfer. *Journal of Thermal Science and Engineering Applications*, 14(6), 061002.
- Komandiwirya, H. B., Hrnjak, P. S. & Newell, T. A. (2005). An experimental investigation of pressure drop and heat transfer in an in-tube condensation system of ammonia with and without miscible oil in smooth and enhanced tubes. *Air Conditioning and Refrigeration Center*. College of Engineering. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Li, W., Zheng, B., Lv, T. & Ayub, Z. (2020). A modified correlation for flow boiling heat transfer in plate heat exchangers. *Journal of Thermal Science and Engineering Applications*, 12(6), 6-14.
- Maggiora, G. M., David, W. E. & Robert, G. T. (1992). Computational neural networks as model-free mapping devices. *Journal of chemical information and computer sciences*, 32(6), 732-741.
- Nie, F., Wang, H., Zhao, Y., Song, Q., Yan, S. & Gong, M. (2023). A universal correlation for flow condensation heat transfer in horizontal tubes based on machine learning. *International Journal of Thermal Sciences*, 184, 107994.
- Özdemir, M.R. (2016). *Single-phase flow and flow boiling of water in rectangular metallic microchannels* [Doktora tezi]. Brunel University London, Londra.
- Park, C. Y. & Hrnjak, P. (2008). NH₃ in-tube condensation heat transfer and pressure drop in a smooth tube. *International Journal of Refrigeration*, 31(4), 643-651.
- Pearson, A. (2008). Refrigeration with ammonia. *International Journal of Refrigeration*, 31(4), 545-551.
- Qiu, Y., Garg, D., Zhou, L., Kharangate, C. R., Kim, S. M. & Mudawar, I. (2020). An artificial neural network model to predict mini/micro-channels saturated flow boiling heat transfer coefficient based on universal consolidated data. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 149, 119211.
- Svozil, D., Kvasnicka, V. & Pospichal, J. (1997). Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 39(1), 43-62.

- Tao, X. & Ferreira, C. A. I. (2020). NH₃ condensation in a plate heat exchanger: Flow pattern based models of heat transfer and frictional pressure drop. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 154, 119774.
- Vollrath, J. E., Hrnjak, P. S. & Newell, T. A. (2003). An experimental investigation of pressure drop and heat transfer in an in-tube condensation system of pure ammonia. *Air Conditioning and Refrigeration Center*. College of Engineering. University of Illinois at Urbana-Champaign.
- Zhang, R., Liu, J. & Zhang, L. (2021). Boiling heat transfer and visualization for R717 in a horizontal smooth mini-tube. *International Journal of Refrigeration*, 131, 275-285.
- Zhang, J., Elmegaard, B. & Haglind, F. (2021). Condensation heat transfer and pressure drop correlations in plate heat exchangers for heat pump and organic Rankine cycle systems. *Applied Thermal Engineering*, 183, 116231.

Tablo Ek-1. Çalışmada Kullanılan Verinin Bir Kısmı

G (kg/m²s)	x (-)	D (mm)	h (W/m²K)
18	1	7,52	4,4
19	0,94	8,1	4,59
19	0,14	8,1	4,15
19	0,81	8,1	4,55
19	0,96	8,1	4,84
19	0,34	7,52	5,3
19	0,32	7,52	5,2
20	0,17	8,1	3,95
20	0,35	8,1	4,15
20	0,57	8,1	4,41
20	0,9	8,1	4,66
20	0,88	8,1	4,46
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
275	0,09	8,1	4,25
275	0,39	8,1	7,87
275	0,2	8,1	5,68
276	0,38	7,52	9,2
277	0,1	8,1	4,77
277	0,1	7,52	7,2
279	0,05	7,52	6,6
283	0,17	7,52	6,3