17. ULUSAL ISI BİLİMİ ve TEKNİĞİ KONGRESİ
24 - 27 HAZiRAN 2009
CUMHURİYET ÜNİVERSİTESİ - SİVAS

OTOMOBİL RADYATÖRLERİNDE ISI TRANSFERİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI YARDIMIYLA MODELLENMESİ

HakanDEMİR *, Nuri Alpay KÜREKCİ **
*Yıldız Teknik Üniversitesi Makine Mühendisliği Bölümü Termodinamik ve Isı Tekniği Anabilim Dalı
Beşiktaş, 34349 İstanbul, hdemir@yildiz.edu.tr
**Yıldız Teknik Üniversitesi Makine Mühendisliği Bölümü Termodinamik ve Isı Tekniği Anabilim Dalı
Beşiktaş, 34349 İstanbul, kurekci@yildiz.edu.tr

Özet: Radyatörler; sıvı soğutmalı otomobillerde, motosikletlerde ve iş makinelerinin motorlarında ortaya çıkan ısının çevreye atılmasında önemli rol oynar. Kullanım yerine ve kapasitesine göre çeşitli tipte radyatörler imal edilmektedir. Isıl kapasiteye bağlı olarak bir veya birkaç sıra boru demeti ve kanatçıklardan oluşmaktadırlar. Radyatörlerin boyutlandırılması gerekli fan ve dolaşım pompası debi ve basınç değerleri bakımından önemlidir. Bu çalışmada iki, üç, dört, beş ve altı sıra boru demetinden oluşan beş farklı tipte otomobil radyatörünün performans testleri yapılmıştır. Deney tesisatında hava ve su tarafı için akışkan giriş-çıkış sıcaklıkları, debi ve basınç kayıpları ölçülmüştür. Radyatörlerdeki ısı kayıpları yapay sinir ağları yardımıyla modellenmiş ve deneysel verilerle simülasyondan elde edilen veriler karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağları yardımıyla tahmin edilen değerler deneysel verilerle uyum içerisindedir ve ±%10'luk bir hata dilimi içerisinde yer almaktadır.
Anahtar Kelimler : Radyatör, Isı transferi, Yapay sinir ağları, Boru demeti

MODELLING HEAT TRANSFER OF AUTOMOBILE RADIATORS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract: Radiators have an importance for automobiles, motorbikes and other motorized vehicles to dissipate heat from the engine to maintain working temperature. There are many radiator types according to their usage, thermal capacity and working conditions. There may be consist of finned pipe bundles ordered in one or more rows according to the thermal capacity. In this study, pressure characteristics of the radiators that consist of pipe bundles ordered in two, three, four, five and six rows were obtained. In the experiments, fluid inlet-outlet temperatures, pressure loses and flow rates were measured for both air and water side. Heat transfer from the radiators were modeled using artificial neural networks according to row number, water flow rate and air velocity and compared with the experimental results. It is seen that the results of the artificial neural network simulation has a good agreement with the experimental data within ±10% maximum deviation.
Keywords: Radiator; Row number; Pressure loss; Fin and tube heat exchanger; Neural networks

GİRİŞ

Kanatlı boru ısı değiştiricileri endüstride pek çok alanda ve otomotiv sektöründe kullanılmaktadır. Motor hacmine ve çalışma koşullarına bağlı olarak farklı kapasitelere ihtiyaç duyulmaktadır. Genellikle araç genişlikleri ve ön havalandırma ızgarası boyutları benzer tip araçlarda birbirine çok yakın değerlerde olduğundan aynı kasa tipine ve farklı motor seçeneklerine sahip araçlarda radyatör için bırakılan akış alanı aynı olacaktır.

Hava tarafındaki ısı transfer katsayısı boru içindeki ısı transfer katsayısından çok küçük olduğundan, hava tarafındaki ısı transferini arttırmak radyatör verimi açısından daha hayati bir önem arz etmektedir. Kanatlar üzerine panjur benzeri kanallar açılması, dalgalı kanat profili kullanılması gibi yöntemlerle ısı transferini iyileştirmek mümkündür. Isı transferini geliştirmenin bir diğer yolu da ısı transfer yüzey alanını artırmaktır. Bu amaçla birden çok boru demeti kullanılabilir. Burada önemli bir parametre ısı transfer alanını artırırken aynı zamanda basınç kayıplarının da artmasıdır.

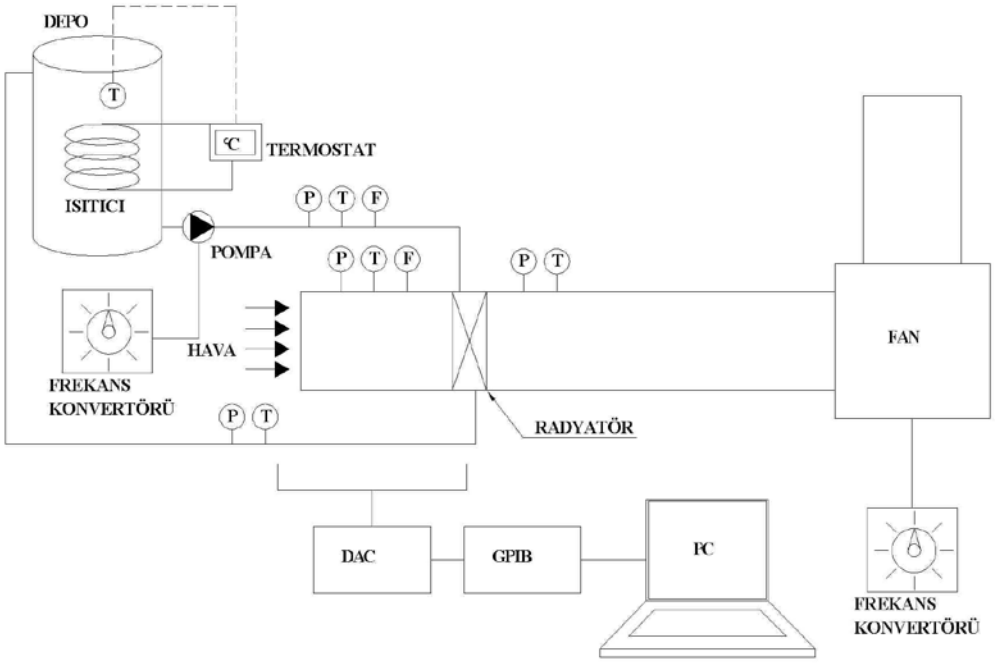
Halıcı *vd.* (2001) boru sıra sayısının ısı ve momentum transferi üzerindeki etkilerini incelemiştir. Wongwises ve Chokeman (2005) ise benzer bir çalışma yaparak boru sıra sayısının hava tarafındaki ısı transferi üzerindeki etkilerini incelemiştir. Chen *vd.* (2005),Kim *vd.* (2005) ve Witry *vd.* (2005) kanatlı ısı

değiştiricisinde ısı transferini incelemiştir. Hava tarafındaki basınç kayıplarını bulmaya yönelik çalışmalar ise Jacimovic *vd.* (2005) tarafından yapılmıştır.

Bu çalışmada boru demeti sayısının radyatördeki ısı transferi üzerindeki etkisi farklı hava ve su hızları için incelenmiş ve yapay sinir ağları kullanılarak hava tarafı ısıl kapasitesi hava hızı ve boru sıra sayısına bağlı olarak elde edilmiştir.

DENEYSELÇALIŞMA

Farklı tipteki radyatörlerin performans testlerinin yapılması amacıyla Şekil 1'de görülen test düzeneği hazırlanmıştır. Deney düzeneği ana hatlarıyla bir hava tüneli, radyatöre sıcak su sağlayan sıcak su deposu, ölçüm ve veri toplama sisteminden oluşmaktadır. Kanal kesiti 30x30 cm olup kanala yerleştirilecek radyatör de bu boyutlara uygun olarak 30x30 cm'lik akış alanına sahiptir.



Şekil 1. Deney tesisatı ve ölçüm sistemi

Kanaldaki hava akışı frekans konvertörlü bir fan yardımıyla sağlanmaktadır. Aynı şekilde radyatörde dolaşan su debisi de frekans konvertörlü bir sıcak su sirkülasyon pompası yardımıyla kontrol edilmektedir.

Su devresinde radyatöre giriştek su sıcaklığı, basıncı ve debisi ölçülmekte; çıkışta ise su sıcaklığı ve basıncı ölçülmektedir. Sıcaklık ölçümünde PT100, basınç ölçümünde fark basınç transmitteri ve debi ölçümü için türbin tipi debimetre kullanılmıştır.

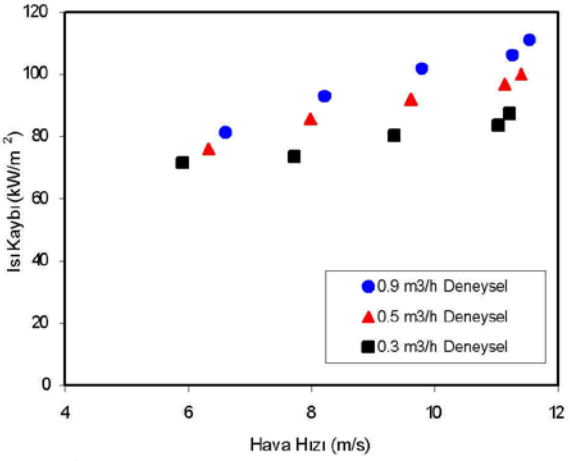
Hava tarafında ise girişteki ortalama hava hızı ve hava sıcaklığı; çıkışta ise sadece hava sıcaklığı ölçülmektedir. Radyatördeki hava tarafı toplam basınç kaybı dijital fark basınç manometresi yardımıyla ölçülmektedir. Sıcaklık ölçümlerinde K tipi ısıl çiftler ve hava hızı ölçümü için de pitot tüpü ve dijital manometreden yararlanılmıştır. Tüm bu ölçüm cihazlarından gelen veriler bir veri toplama kartı yardımıyla bilgisayara aktarılmaktadır.

Hava tüneli saç malzemeden imal edilmiş ve hava kaçaklarına karşı izole edilmiştir. Çevreye olan ısı kaybını engellemek üzere hava tüneli alüminyum folyolu yalıtım malzemesi ile kaplanmıştır. Ölçüm noktalarının yerlerinin seçimi ve ölçümler Türk Standartları Enstitüsü'nün radyatör performans testleri ile ilgili standardında belirtilen esaslara göre yapılmıştır.

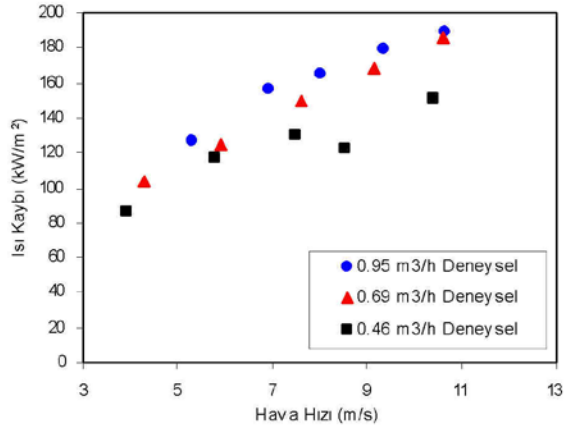
Deneyde radyatöre sıcak su sağlamak üzere yalıtımlı bir depo kullanılmıştır. Radyatöre gönderilecek su sıcaklığının minimum 80 °C olması istendiğinden deneylere başlamadan önce depodaki su ısıtılmakta ve

sıcaklığı 90 °C'a getirilmektedir. Depo sıcaklığı bir termostat yardımıyla 90±0,5 °C'de sabit tutulmaktadır. Sıcak su radyatöre, frekans konvertörlü bir sirkülasyon pompası yardımıyla gönderilmekte ve radyatörü terk eden su tekrar depoya geri beslenmektedir.

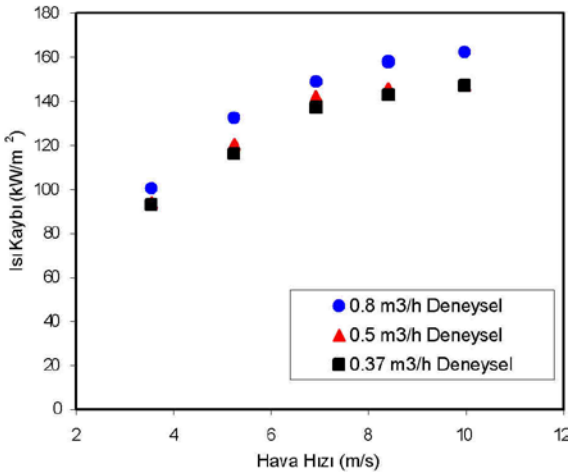
Deneyler farklı su debileri için farklı hava hızları kullanılarak tekrarlanmış ve hava hızı, su debisi ve su ve hava tarafı giriş çıkış sıcaklıkları ölçülmüş ve ısıl kapasiteler hesaplanmıştır. Şekil 2'den 6'ya kadar deneysel olarak elde edilen değerler görülmektedir.



Şekil 2. İki sıra borulu radyatördeki ısı kaybı (Deneysel)



Şekil 3. Üç sıra borulu radyatördeki ısı kaybı (Deneysel)



Şekil 4. Dört sıra borulu radyatördeki ısı kaybı (Deneysel)

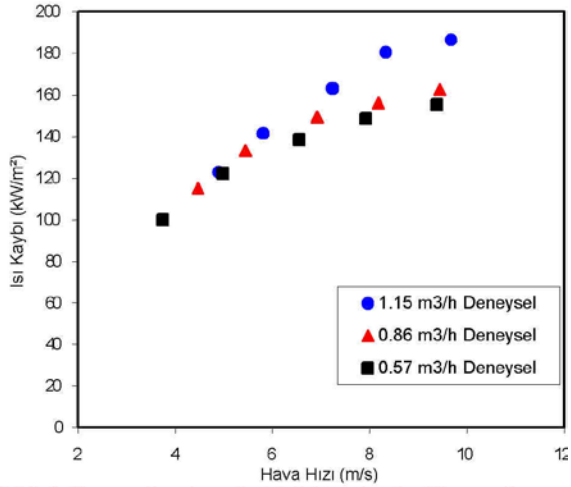
Hava tarafında ısı transferi için;

$$Q_h = \dot{m}_h C_{P,h} \left(T_{h,\varsigma} - T_{h,g} \right) \quad (1)$$

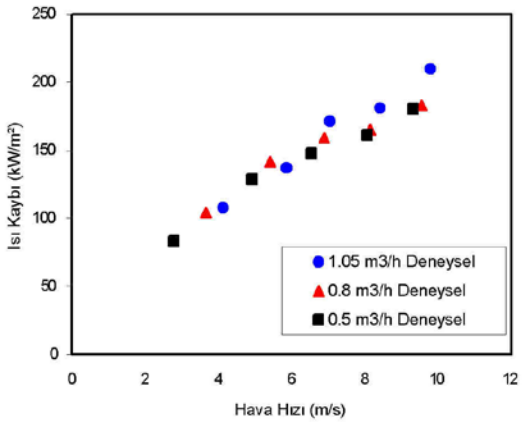
ve su tarafındaki ısı transferi için;

$$Q_s = \dot{m}_s C_{P,s} \left(T_{s,g} - T_{s,\varsigma} \right) \quad (2)$$

yazılabilir.



Şekil 5. Beş sıra borulu radyatördeki ısı kaybı (Deneysel)



Şekil 6. Altı sıra borulu radyatördeki ısı kaybı (Deneysel)

Burada;m_h,m_s hava ve suyun kütlesel debileri; C_{ph},C_{ps} hava ve suyun özgül ısıları; T_{hg},$T_{hç}$ havanın radyatörden önceki ve radyatörden geçtikten sonraki sıcaklıkları ve T_{sg},$T_{sç}$ suyun radyatöre giriş ve çıkış sıcaklıklarıdır.

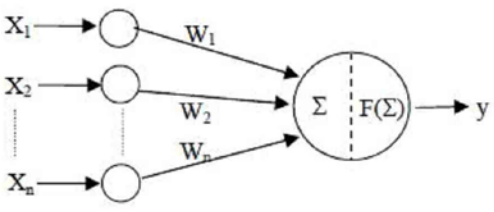
Ortalama ısı transferi hava ve su tarafındaki transfer olan ısı miktarlarının aritmetik ortalamasıdır.

$$Q_{ort} = \frac{Q_h + Q_s}{2} \qquad (3)$$

YAPAY SİNİR AĞLARI

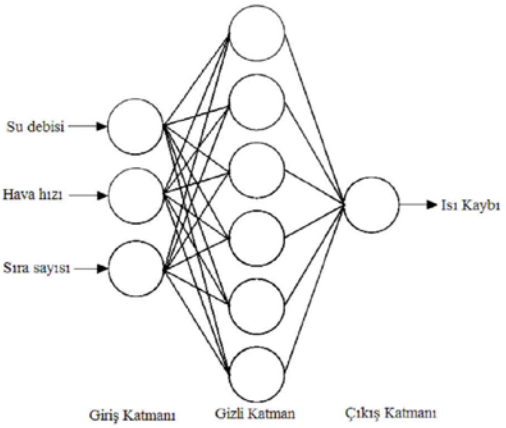
Yapay sinir ağları insan beyni esas alınarak modellenmiş bir sistemdir. Bilgisayar ortamında, beynin yaptığı işlemleri yapabilen, karar veren, sonuç çıkaran, yetersiz veri durumunda var olan mevcut bilgiden yola çıkarak sonuca ulaşan, sürekli veri girişini kabul eden, öğrenen, hatırlayan bir algoritma kısaca " Yapay Sinir Ağları" olarak adlandırılır.

Yapay bir sinir hücresi Şekil 7'de görülmektedir. Her yapay sinir hücresi Şekil 7'den görüldüğü gibi girdiler (X_n), ağırlıklar (W_n), toplam fonksiyonu (Σ), aktivasyon fonksiyonu $F(\Sigma)$ ve çıktı (y) olmak üzere beş ana kısımdan oluşur (Kızılkan *vd*, 2006)



Şekil 7. Yapay sinir hücresi

Yapay sinir ağlarının mühendislikte en yaygın kullanım alanı fonksiyon yaklaşımıdır. Yapay sinir ağları yardımıyla herhangi bir fiziksel bağıntıya ihtiyaç duymadan her tür fonksiyona yaklaşım yapılabilir. Bu nedenle deneysel çalışmalarda herhangi bir korelasyon kullanılmaksızın sadece girdiler ve çıktılar yardımıyla modelleme yapmak mümkündür. Bu amaçla en çok kullanılan algoritma basit ve yüksek öğrenme kapasitesine sahip geriye yayılma (back propagation) algoritmasıdır. Azalan gradyen algoritması pratikte ki problemler için oldukça yavaş kalmaktadır. Bu çalışmada daha hızlı sonuca ulaşmak üzere Levenberg –Marquardt algoritması kullanılmıştır. Şekil 8'de simülasyonda kullanılan ağ yapısı görülmektedir.



Şekil 8. Simülasyonda kullanılan ağ yapısı

YSA İLE IS I TRANSFERİNİN MODELLENMESİ

Yapay sinir ağları genelde bir girdi, bir çıktı ve bunlar arasında bir veya daha fazla gizli katmandan oluşur. Giriş ve çıkış katmanlarındaki nöron sayıları girdi ve çıktı parametreleri tarafından belirlenir. Gizli katmandaki nöron sayıları ise genlikle belirli bir kuralı olmadığından deneme yanılma yoluyla tespit edilir.

YSA'nın eğitiminde ve denenmesinde kullanılacak alt gruplandırma işlemi de oldukça önemlidir. Çoğu durumda araştırmacılar eldeki verilerle sinir ağını eğitir ve test ederler. Buradaki asıl problem ağı test etmekte kullanılan veri grubunun daha önce görülmüş ve buna uygun olarak ağın eğitilmiş olmasıdır. Bu nedenle tahmin edilen değerlerdeki hatalar oldukça iyimser bir yaklaşımla oldukça düşük sevilerde olacaktır. Cross-validation yöntemi bu probleme çözüm olarak kullanılabilecek bir yöntemdir ve örnek veriler tekrarlı olarak iki alt gruba ayrılır. Bu gruplardan birisi model oluşturmakta diğeri ise modeli test etmekte kullanılır. (Martinez ve Martinez, 2002).

Burada en çok kullanılan yöntem K-fold cross-validation yöntemidir. Burada temel olarak veri grubu yaklaşık

olarak biribirine eşit büyüklükte K adet alt bölüme ayrılır. Bir bölüm test için saklanır ve geri kalan tüm bölümler modellemede kullanılır. Ayrılan bölüm hatayı hesaplamada kullanılır. Bu işlem tüm K adet alt bölümler için tekrarlanır. İşlem sırası aşağıdaki gibi tanımlanır (Martinez and Martinez ,2002) :

1. Veri K adet alt bölüme ayrılır . Kolaylık olması bakımından n = r.K seçilebilir. Böylece herbir alt grupta r adet gözlem bulunmaktadır.
2. Bu alt bölümlerden biri test için ayrılır.
3. Gerikalan n−r kadar veri eğitim için kullanılır .
4. Test alt bölümü kullanılarak gözlemlenen ve tahmin edilen değerler arasındaki hata hesaplanır.
5. 2-4 adımlar tüm K alt gruplar test grubu olarak kullanılana kadar tekrarlanır.
6. Sonuç olarak n adet hatanın ortalaması hesaplanır.

SONUÇLAR

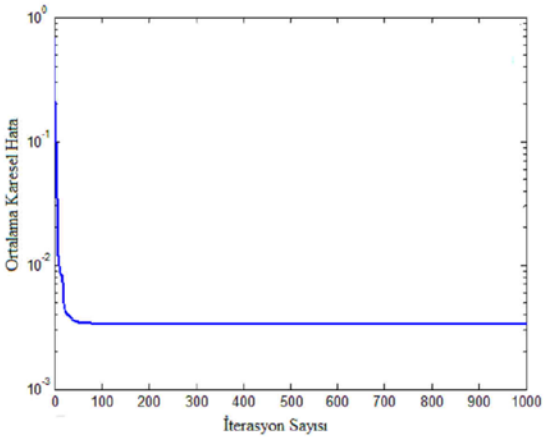
Bu çalışmada bir gizli katmandan oluşan ileri beslemeli geriye yayılma algoritması kullanan sinir ağının modellemesinde MATLAB yazılımı kullanılmıştır. Gizli katmandaki nöron sayısı cross-validation yöntemi ile birlikte farklı nöron sayıları test edilerek bulunmuştur. Deneysel veriler dört eşit bölüme ayrılmıştır. Verilerin %75'lik kısmı yapay sinir ağını eğitmekte ve geri kalan %25'lik kısım ise eğitilen ağı test etmekte kullanılmaktadır. Bu işlem tüm alt bölümler kullanılana kadar tekrarlanmıştır ve sonuçlar tablo halinde Çizelge 1'de verilmiştir. Çizelge 1'de görüldüğü üzere en iyi kombinasyon ikinci alt grup kullanılarak test edilen ve gizlik atmanında 5 nöron bulunan yapay sinir ağıdır.

Şekil 9'da seçilen uygun yapıdaki ağ için ortalama karesel hatanın iterasyon sayısı ile değişimi görülmektedir. Burada test için 2. alt grup, eğitim için 1,3,4. gruplar kullanılmıştır ve gizli katmanda 5 nöro n bulunmaktadır.

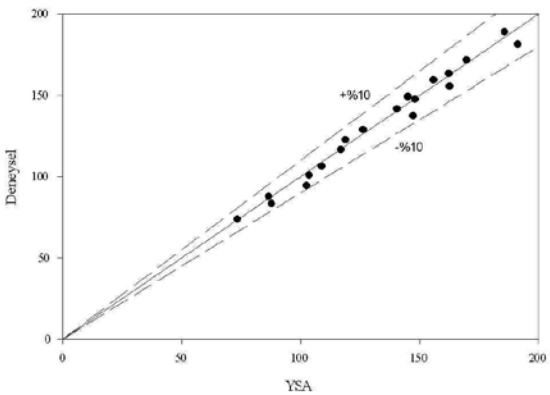
Şekil 10'da ise 2 nolu alt grup kullanılarak elde edilen sonuçların deneysel değerlerle karşılaştırılması görülmektedir. Görüldüğü gibi eğitilen yapay sinir ağı radyatörden olan ısı kayıplarını ±%10'luk bir hata dahilinde tahmin edebilmek tedir. Bu literatürdeki mevcut korelasyonlarla karşılaştırıldığında oldukça iyi bir değerdir

Çizelge 1. Kullanılan test grupları parametreler ve istatistiksel değerler

Veri Alt Grubu	Eğitim Algoritması	Gizli Katmandaki Nöron Sayısı	MSE	R
1	IM	3	0,0071658 3	0,95211
1	IM	5	0,0021794	0,96431
1	IM	8	0,000818924	0,92861
1	IM	11	2,83295e−005	0,91361
2	IM	3	0,0097545	0,99061
2	IM	5	0,00343938	0,99094
2	IM	8	0,000312974	0,95843
2	IM	11	8,84966e−006	0,93907
3	IM	3	0,00790943	0,97544
3	IM	5	0,00230017	0,985 42
3	IM	8	0,000503331	0,95904
3	IM	11	2,13399e−005	0,87514
4	IM	3	0,00701724	0,97007
4	IM	5	0,00270363	0,98068
4	IM	8	0,00185132	0,81219
4	IM	11	0,000352305	0,86919



Şekil 9. Ortalama karesel hatanın iterasyon sayısıyla değişimi



Şekil 10. Deneysel ve YSA ile tahmin edilen ısı kayıpları (kW/m ^{2})

Yapay sinir ağları görüldüğü üzere pek çok mühendislik probleminde olduğu gibi otomobil radyatörlerinin hava tarafındaki ısı kayıplarının modellenmesinde de başarıyla kullanılmıştır. Yapay sinir ağları herhangi bir matematiksel korelasyona gerek kalmaksızın başarılı bir şekilde ve çok küçük bir hata ile sistemi simüle

edebilmektedir. Mevcut durumda girdi parametreleri olarak hava hızı, su debisi ve boru sıra sayısı kullanılmıştır. Radyatör geometrisi (boru çapı, borular arası mesafe, kanat kalınlığı ve kanatlar arası mesafe) ve akışkan sıcaklıkları sabit tutulduğundan sadece deney sistemindeki test radyatörleri için geçerli olan bu yapı, yukarıdaki parametrelerdeki değişiklikler de göz önüne alınıp daha detaylı bir çalışma yapılabilir. Böylece geniş bir aralıkta farklı geometriler ve farklı koşullar için bir sinir ağı eğitilebilir.

KAYNAKLAR

Chen, H., Song, J. and Wang, Y., Prediction of heat transfer coefficient on the fin inside one-tube plate finned-tube heat exchangers, Int. *Journal of Heat and Mass Transfer* 48,2697-2707,2005

Halıcı, F., Taymaz, İ. and Gündüz, M., The effect of the number of tube rows on heat, mass and momentum transfer in flat-plate finned tube heat exchangers, *Energy* 26,963-972,2001

Jacimovic, B. M., Genic, S. B. and Latinovic, B. R., Research on the air pressure drop in plate finned tube heat exchangers, *Int. Journal of Refrigeration* 29,1138-1143,2006

Kalagirou, S. A., Applications of artificial neural networks in energy systems a review, *Energy Conversion & Management* 40:1073-1087

Kim, Y. and Kim, Y., Heat transfer characteristics of flat plate finned-tube heat exchangers with large fin pitch, *Int. Journal of Refrigeration* 28,851-858,2005

Kızılkan, Ö., Şencan, A. and Yakut, A. K., R410a soğutucu akışkanının termodinamik özelliklerinin yapay sinir ağları metoduyla modellenmesi, *Gazi Ünv. Müh. Mim. Fak. Dergisi* Cilt 21 No 2, 395-400,2006

Martinez, V. L. and Martinez, A. R., *Computational Statistics Handbook with MATLAB*, Chapman & Hall/CRC, 2002

Pacheco-Vega, A., Sen, M. and Yang, K. T., McClain, R. L., Neural network analysis of fin-tube refrigerating heat exchanger with limited experimental data, *Int. Journal of Heat and Mass Transfer* 44:763-770

Witry, A., Al-Hajeri, M. H. and Bondok, Ali A., Thermal performance of automotive aluminum plate radiator, *Applied Thermal Engineering* 25,1207-1218,2005

Wongwises, S. and Chokeman, Y., Effects of fin pitch and number of tube rows on the air side performance of herringbone wavy fin and tube heat exchangers, *Energy Conversion and Management* 46,2216-2231,2005

Zdaniuk, G. J., Chamra, L. M. and Walters, D. K., Correlating heat transfer and friction in helically-finned tubes using artificial neural networks, *Int. Journal of Heat and Mass Transfer* 50:4713-4723