



KARŞIT AKIŞLI RANQUE-HILSCH VORTEKS TÜPÜNÜN PERFORMANSINA TAPA AÇISI ETKİSİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMİ İLE MODELLENMESİ

Kevser DİNCER*, **Şakir TAŞDEMİR****, **Şenol BAŞKAYA*****, **B. Zühtü UYSAL******

*S. Ü., Müh.-Mim. Fak., Makina Müh. Böl., 42031 Selçuklu, KONYA, kdincer@selcuk.edu.tr

**S. Ü., Tek. Bil. MYO, Bilgisayar Tek. ve Prog., 42031 Selçuklu, KONYA, stasdemir@selcuk.edu.tr

***Gazi Üniversitesi, Müh.-Mim. Fak., Makina Müh. Böl., 06570 Maltepe, ANKARA, baskaya@gazi.edu.tr

****Gazi Üniversitesi, Müh.-Mim. Fak., Kimya Müh. Böl., 06570 Maltepe, ANKARA, bzuysal@gazi.edu.tr

(Geliş Tarihi: 07. 01. 2008, Kabul Tarihi: 16. 04. 2008)

Özet: Bu çalışmada, deneysel verilerden yararlanılarak, karşıt akışlı Ranque-Hilsch vorteks tüpü (RHVT)'nün sıcak çıkış tarafındaki tapa uç açısının performansa etkisi yapay sinir ağı (YSA) ile modellenmiştir. Modellemede laboratuvar ortamında yapılan deneysel çalışmalar sonucunda elde edilen veriler kullanılmıştır. Geliştirilen sistemde YSA uygulanan giriş parametreleri P , ξ ve \emptyset çıkış parametresi ise ΔT 'dir. YSA'dan elde edilen sonuçlar ile deneysel verilerin istatistiksel analizleri yapıp mukayese edildiğinde, iki grup verinin uyumlu olduğu tespit edilmiş ve aralarında anlamca hiçbir fark olmadığı görülmüştür. Sonuç olarak, bu çalışmayla YSA'nın RHVT'lerde güvenli bir şekilde kullanılabileceği ve çok sayıda deneysel dezavantajı minimuma indireceği gösterilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Ranque-Hilsch vorteks tüpü, Performans, Yapay sinir ağları.

MODELING OF THE EFFECTS OF PLUG TIP ANGLE ON THE PERFORMANCE OF COUNTER-FLOW RANQUE-HILSCH VORTEX TUBES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract: In this study, by making use of experimental data, the effect of plug tip angle at the hot outlet section of a counter flow Ranque-Hilsch vortex tube (RHVT) on performance has been modeled using artificial neural network (ANN). In the modeling, data which were obtained from experimental studies in a laboratory environment have been used. In the system developed, ANN apply input parameters are P , ξ and \emptyset , output parameter is ΔT . When the results obtained from ANN and statistical analyses of experimental data have been compared, it has been determined that the two groups of data are coherent, and that there is not a significant difference between them. As a result, this study indicates that ANN can be safely used for RHVTs and thus it can decrease many experimental disadvantages to a minimum level.

Keywords: Ranque-Hilsch vortex tube, Performance, Artificial neural network.

SEMBOLLER

d	Tapa çapı (m)
D	Vorteks tüpün iç çapı (m)
L	Vorteks tüpün uzunluğu (m)
\dot{m}_{gir}	Girişteki akımın kütledebisi (kg/s)
\dot{m}_{sck}	Sıcak akımın kütledebisi (kg/s)
$\dot{m}_{soğ}$	Soğuk akımın kütledebisi (kg/s)
N	Nozul sayısı
P	Basınç (Pa)
P_{gir}	Giriş basıncı (Pa)
P_{sck}	Sıcak akım basıncı (Pa)
$P_{soğ}$	Soğuk akımın basıncı (Pa)
T	Sıcaklık (K)
T_{gir}	Vorteks tüp giriş sıcaklığı (K)

T_{sck}	Sıcak akımın sıcaklığı (K)
$T_{soğ}$	Soğuk akım sıcaklığı (K)
ΔT	Sıcak akımın sıcaklığı ile soğuk akımın sıcaklığı arasındaki fark ($=T_{sck}-T_{soğ}$), (K) minimum değeri
V	Parametrenin gerçek değeri
V_N	V parametresinin normalize edilmiş değeri
V_{maks}	V parametresinin maksimum değeri
V_{min}	V parametresinin

Yunan harfleri

ξ	Soğuk akım kesri ($=\dot{m}_{soğ} / \dot{m}_{gir}$)
\emptyset	Tapa uç açısı

GİRİŞ

G. Ranque tarafından keşfedilen ve detayları R. Hilsch tarafından geliştirilen Ranque-Hilsch vorteks tüpü (RHVT), basınçlandırılmış bir gaz akışını, biri soğuk diğeri sıcak iki akışa ayıran basit cihazlardır. Karşıt akışlı RHVT'ün çalışma prensibi şu şekilde tarif edilebilir. Nozullardan vorteks tüpe teğetsel olarak giren sıkıştırılabilir akışkan, vorteks tüpün silindirik yapısından dolayı, girişteki basınca ve hıza bağlı olarak, vorteks tüp içerisinde yüksek hızlarda dönmeye başlar. Yüksek hızlarda dönen akışkanın tüp cidarındaki sürtünmeden dolayı, tüp cidarı ve tüp merkezindeki akışkan arasında basınç farkı oluşur. Tüp cidarı yakınındaki akışkanın hızı, tüp cidarındaki sürtünmenin etkisi ile tüp merkezindeki akışkanın hızına göre daha düşüktür ve merkezdeki akışkan tüp cidarındaki akışkanı ivmelenmeye çalışır. Bu nedenle merkezdeki akışkan tüp cidarındaki akışkana enerji transfer eder ve vorteks tüpün geometrik yapısına bağımlı olarak bir durma noktasından sonra ters yönde hareket ederek soğuk çıkış tarafından vorteks tüpü terk eder. Enerji transfer eden soğuk akışkan, enerji transfer edilen akışkan ise sıcak akışkandır. RHVT'ler soğutma, ısıtma, kurutma ve kar yapımında kullanılmaktadır (Dincer vd., 2008).

Bir deneysel çalışmanın yapılabilmesi için öncelikle bir deney ortamı oluşturmak gereklidir. Ayrıca bu konuda bir uzmana, özel araç ve gereçlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bununla birlikte oldukça fazla zamana ve maliyete de gereksinim vardır. Yapay zeka yöntemleri, özellikle YSA klasik yöntemlerle zor çözülebilen, matematiksel olarak formülize edilemeyen veya çözülmesi mümkün olmayan karmaşık, lineer olmayan problemleri çok kolay çözülebilmekte, yukarıda sayılan bu tür kısıtlamaları ve dezavantajları elimine ederek çok başarılı bir şekilde kullanılmaktadır.

Günümüzde bilgisayarlar hem olaylar hakkında karar verebilmekte hem de olaylar arasındaki ilişkileri öğrenebilmektedir. YSA insan beyninin sinir ağlarını taklit eden, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan, örneklerden genellemeler yaparak öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, keşfedebilme ve oluşturabilme yeteneğine sahip bilgisayar yazılımlarıdır. YSA'lar tahmin, sınıflandırma, örüntü tanıma, teşhis, yorumlama, veri filtreleme ve ilişkilendirme gibi birçok fonksiyonu gerçekleştirerek endüstri, finansal, askeri, sağlık, iletişim, mühendislik gibi birçok uygulama alanlarında kullanılmaktadırlar (Öztemel, 2003; Allahverdi, 2002; Elmas, 2003; Taşdemir vd., 2005).

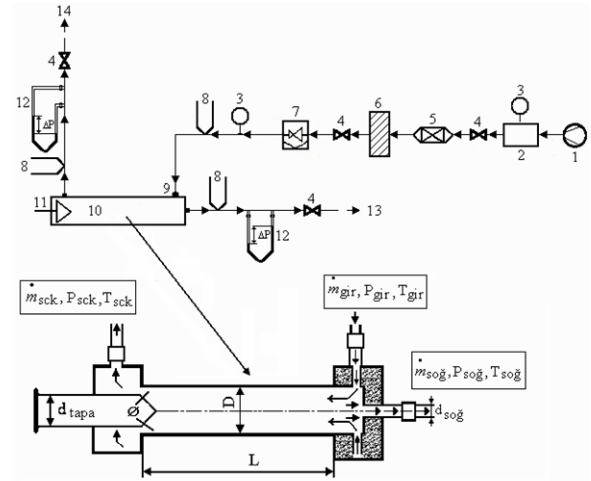
YSA özellikle, akışkanların termodinamik özelliklerinin belirlenmesinde (Şencan ve Kalogirou, 2005), buharlaştırma ile ilgili yoğuşma soğutma olaylarının modellenmesinde ve kontrolünde (Abbasi ve Bahar, 2005), ısı transferin modellenmesinde (Scalabrin vd., 2006), ısı transfer analizinde (İslamaoğlu ve Kert, 2004), amonyak sulu soğutma sistemlerinin termodinamik değerlendirmesi (Şencan, 2006), katmanlara ayrılmış metal plakaların sıcaklık

dağılımlarının tahmininde (Ayata vd., 2006), ısıtma ve soğutma potansiyeli (Rakesh vd., 2006) soğutma bobininin hava sıcaklık ve nem tahmininde (Yiğit ve Ertunç, 2006) yaygın olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmada, $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm, sıcak çıkış tarafındaki tapa ucundaki açılarının, RHVT'ün performansına etkisi deneysel olarak incelenmiş ve bu verilerden yararlanılarak, tapa ucundaki açılarının, RHVT'ün performansına etkisi YSA yöntemiyle modellenmiştir. İlk olarak deneysel sistem ve donanımı tanıtılmıştır. Sonra, YSA sunulmuştur. Daha sonra, karşıt akışlı Ranque-Hilsch vorteks tüpün performansına tapa açısının YSA yöntemi ile analizi yapılmıştır. Nihayi olarak da, RHVT'de tapa açısının YSA ile modellenmesine ait sonuçları ve öneriler sunulmuştur.

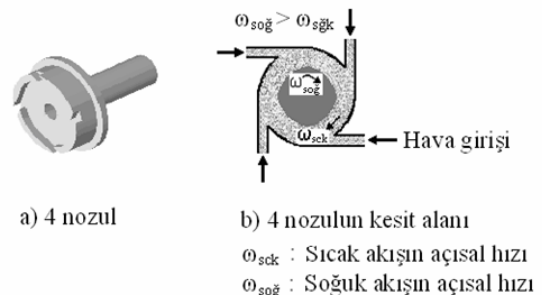
DENEYSEL ÇALIŞMA

Deneylerde kullanılan RHVT Şekil 1'de verilmiştir. Bu vorteks tüpün çapı (D) 9 mm, uzunluğu (L) $15D$ 'dir. 60° , 90° , 120° lik konik uca sahip 5 mm çapındaki tapalar, vorteks tüpün tam sıcak çıkış konumuna monte edilmiştir. Kütleli akışı sıcak çıkış tarafından ayarlanabilir vorteks tüpünde, akışkan olarak hava kullanılmıştır.



Şekil 1. Deneysel Sistem

1. Kompresör 2. Basınç tankı 3. Basınç göstergesi 4. Vana 5. Soğutma ve nem giderme ünitesi 6. Filtre 7. Basınç düzenleyicisi 8. Isıl çift 9. Nozul 10. Karşıt akışlı Ranque-Hilsch vorteks tüp 11. Tapa 12. Manometre 13. Soğuk çıkış 14. Sıcak çıkış.



Şekil 2. Deneylerde kullanılan nozul.

Kompresörden hava girişi 1/2"lık borudan sağlanmıştır. Basınç göstergesi ve basınç regülatörü bu hat üzerine monte edilmiştir. Hattın sonuna ve çıkışlara ısıtıcı çiftler ve cıvalı manometreler yerleştirilmiştir. RHVT'e hava, kesit alanı 0,002x0,002 m2 olan 4 nozul vasıtasıyla verilmiştir (Şekil 2).

Deneysel çalışmalar yapılırken, 8 atm çalışma basıncına ayarlanmış olan kompresörden gelen hava, nem giderici cihazdan ve filtreden geçerek hava hattına verilmiş ve hava hattından da nozullar aracılığıyla vorteks tüpe ulaşması sağlanmıştır. Deneysel çalışmada, çalışma basıncı 200 kPa'dan başlayarak 20 kPa aralıklarla 320 kPa'a kadar yükseltilecek deneyler yapılacaktır. Deneysel çalışmada, soğuk çıkış tarafındaki vana tam açık konumunda bırakılmış, sıcak çıkış tarafındaki vana tam açık konumdan kademeli olarak tam kapalı konuma getirilerek, basınç, sıcaklık ve hız ölçümleri alınmış ve bu ölçümlerden yararlanılarak hesaplamalar yapılmıştır. Soğuk çıkıştaki akımın vorteks tüp girişindeki akıma oranı

$\xi = m_{soğ} / m_{gir}$ olarak tanımlanmıştır. Deneysel çalışmada, vorteks tüp girişindeki basıncın yükseltilmesi ile ξ 'nin değişimleri dikkate alınarak karşıt akışlı RHVT'ün performansına tapan açısının etkisi araştırılmıştır. Performansın parametresi, sıcak akımın sıcaklığı ile soğuk akımın sıcaklığı arasındaki fark (ΔT) olarak belirlenmiştir (Dincer, 2005).

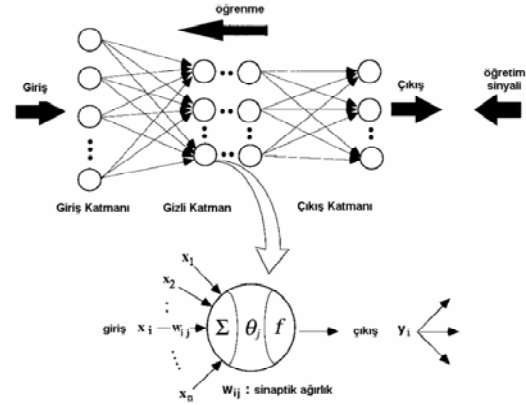
Deneysel sonuçların güvenilirliğini tespit etmek için belirsizlik analizi yapılmıştır. Belirsizlik analizi yapılırken literatürdeki (Moffat, 1982; Moffat, 1985; Abernethy, 1985; Kline, 1985, Smith Jr. ve Wehofer, 1985) standart prosedürler dikkate alınmıştır. ΔT , P_{gir} ve ξ 'ye ait belirsizlik analizleri $\pm 3\%$, $\pm 2\%$ and $\pm 5\%$ 'nin altında olduğu görülmüştür.

YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları biyolojik sinir ağı modelinin yapısını ve işlevini taklit ederek oluşturulan bir zeki sistemdir. YSA'nın yapısını temelde giriş, gizli ve çıkış katmanları oluşturmaktadır. Bu katmanlarda neuron, bağlantılar ve ağırlıklar olmak üzere bileşenler bulunmaktadır. Bu üç bileşen ağın yapısını oluşturulduktan sonra eğitim ve test aşaması olarak bilinen matematiksel süreçte kullanılmaktadır. Bir YSA modelinin yapısı ve bileşenleri Şekil 3'de gösterilmiştir (Lee vd., 1999, Taşdemir vd., 2005).

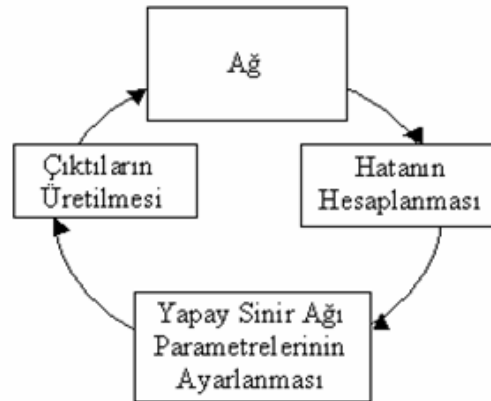
Yapay sinir ağı öğrenme sürecinde, gerçek hayattaki problem alanına ilişkin veri ve sonuçlardan, bir başka deyişle örneklerden yararlanır. Gerçek hayattaki problem alanına ilişkin değişkenler yapay sinir ağının girdi dizisini, bu değişkenlerle elde edilmiş gerçek hayata ilişkin sonuçlar ise yapay sinir ağının ulaşması gereken hedef çıktılar dizisini oluşturur. YSA'nın eğitilebilmesi ve hedef çıktılara ulaşılması için çok sayıda girdi ve girdilere ilişkin çıktı dizisine gereksinim duyulur. Bu veri dizilerine eğitim ve test seti adı verilir.

Öğrenme sürecinden sonra test verileri kullanılarak tasarlanan ağın nasıl sonuçlar verdiğinin görülmesi için test işlemi gerçekleştirilir. Öğrenme sürecinde yapay sinir ağının istenen çıktıları üretecek şekilde ağ içindeki ağırlıkların düzenlenmesini sağlayan mekanizma öğrenme algoritması (learning algorithm) olarak adlandırılır (Taşdemir vd., 2005).



Şekil 3. Yapay sinir ağı modeli (Lee vd., 1999).

Literatürde birçok YSA mimarisi bulunmaktadır. Bunlardan tahmin amaçlı olarak, mühendislik uygulamalarında ileri beslemeli çok katmanlı geri yayılım (MLN) algoritması kullanılmaktadır (Akçayol vd., 2004; Şencan, 2005). YSA öğrenme sürecinde yapılan temel iş, ağırlık değerlerinin değiştirilmesidir. Amaç tüm girdi dizileri için çıktı dizisinin doğrulukla üretilebileceği şekilde yapay sinir ağının ağırlıklarının düzenlenmesidir. Böylelikle yapay sinir ağı, kullanılan girdi ve çıktılara bağlı olarak, gerçek hayattaki örüntüyü temsil eder duruma gelmektedir (Rumelhart vd., 1986). Öğrenme sürecinin başlangıcında yapay sinir ağının ağırlıkları rasgele atanmış durumdadır. Girdiler, girdi katmanından başlayarak gizli katmanlara ve çıktı katmanına işlenerek geçirilir. Böylelikle yapay sinir ağı, ağırlıklar ile toplam ve geçiş fonksiyonlarının etkisi altında bir çıktı dizisi üretmiş olur. Bu çıktılar ile hedef çıktılar arasında hesaplanan fark "hata" olarak adlandırılır. Bu hata, yapay sinir ağının ağırlıkları ile istenen çıktılar arasındaki farkın giderilmesi için ağ içinde kullanılmaktadır (Şekil 4) (Başbuğ, 1994).



Şekil 4. Öğrenme sürecinde hatanın hesaplanması (Başbuğ, 1994).

Basitçe ifade etmek gerekirse bir yapay sinir ağı "hata yaparak" öğrenir. Yapay sinir ağının öğrenme sürecinde temel olarak üç adım bulunmaktadır.

- Çıktıları hesaplamak,
- Çıktıları hedef çıktılarla karşılaştırmak ve hatayı hesaplanmak,
- Ağırlıkları değiştirerek süreci tekrarlamak (Caudill, 1987).

YSA'nın yapısına bağlı olarak kullanılan, threshold, step activation, sigmoid ve hyperbolic tangent adında değişik aktivasyon fonksiyonu mevcuttur. En yaygın olarak kullanılan sigmoid aktivasyon fonksiyonudur ve formülü Eş. (1) ve (2)'de gösterilmektedir.

$$net_j^k = \sum_i w_{ij}^{k-1} o_i^{k-1} \quad (1)$$

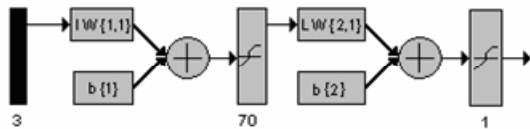
ve

$$o_j^k = f(net_j^k) = \frac{1}{1 + \exp(-\frac{net_j^k - \theta_j^k}{\theta_o})} \quad (2)$$

Bu formülde; o_i^{k-1} ($k-1$). katmanın i . neuron'un çıkışıdır. $w_{ij}^{k-1,k}$ ise ($k-1$). katmanın i . neuron'unu k . katmanın j . neuron'una bağlayan ağırlıktır, net_j^k ve θ_j^k sırasıyla k . katmanın j . neuron'un giriş ve eşik değerleridir. Ve θ_o sigmoid fonksiyonunun ateşlemesidir (Scalabrin, 2006; Islamoglu, 2004; Lee, 1999).

YSA İLE KARŞIT AKIŞLI RANQUE-HİLSCH VORTEKS TÜPÜNÜN MODELLENMESİ

YSA'nın çalıştırılmasında kullanılan bilgisayar, Pentium 4, 2.4 GHz intel işlemci, 512 MB RAM donanımsal özelliklerine sahiptir. Bu verilerin eğitimi ve testi için yazılım olarak Matlab programı ve istatistiksel analiz için SPSS paket programı kullanılmıştır.



Şekil 5. Tasarlanan YSA ağ yapısı.

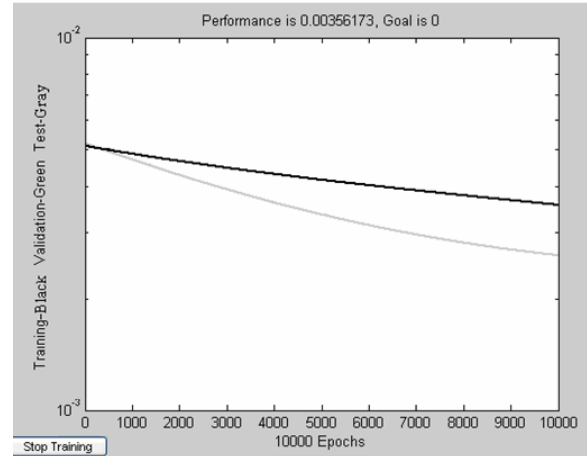
Tasarlanan YSA için giriş parametreleri olarak, basınç (P), soğuk akım kesri (ξ), açı (\varnothing) ve çıkış parametresi olarak, sıcak akımın sıcaklığı ile soğuk akımın sıcaklıkları arasındaki fark (ΔT) olarak belirlenmiştir. Geliştirilen bu üç giriş tek çıkışlı ve gizli katmanda 70

nörondan oluşan YSA'nın genel yapısı Şekil 5'de verilmiştir.

Deneyel çalışmalardan elde edilen veriler eğitim ve test verileri olarak ayrılmış ve bunlar 0-1 arasında normalize [Eş. (3)] edilmiştir.

$$V_N = \frac{V - V_{\min}}{V_{\max} - V_{\min}} \quad (3)$$

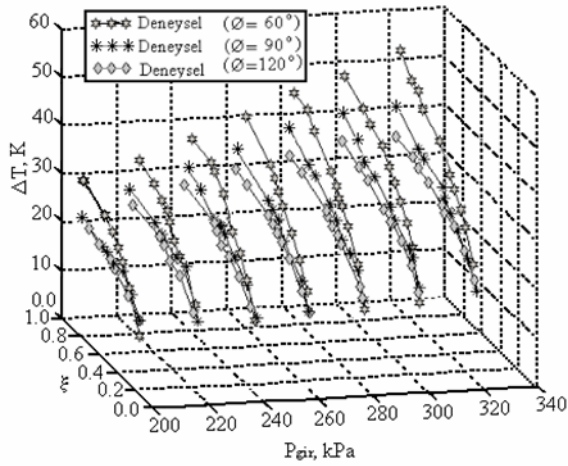
Burada; V_N bir parametredeki normalize değeri, V bir parametredeki gerçek değeri, V_{\max} ve V_{\min} bir parametredeki maksimum ve minimum değerleri ifade etmektedir. Rasgele seçilen bu 173 veriden 112 tanesi eğitim, 61 tanesi de test işlemi için kullanılmıştır. YSA'da eğitim hızı 0.5, MLN algoritması, sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmış ve öğrenme algoritması da MLN'dir. Gizli katmandaki nöron sayıları için 10, 30, 50, 70,100 ve 2000, 3000, 5000, 7000, 8000, 10000 epok değerleri sırasıyla denenmiş ve en uygun sonucu veren 70 nöronlu gizli katmana sahip ağ seçilmiştir. Matlab yazılımında 8000 epok işleminden sonra elde edilen eğitim ve test performans hata grafiği (Şekil 6) gösterilmiştir. Buna göre oluşturulan ağda 8000 epok sonucunda eğitim hatası 0,00111367 değeri elde edilmiştir.



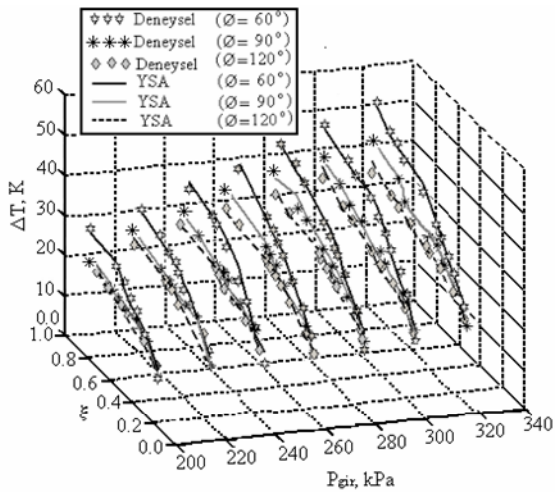
Şekil 6. 8000 epok için eğitim ve test hata grafiği.

Deneyel çalışmada, 4 nozullu, L/D=15, d=5 mm, tapanın konumu tam sıcak çıkışta olan karşıt akışlı RHVT'ün, tapa ucundaki açılarının, vorteks tüpün performansına etkisi araştırılmıştır. Deneyel sonuçların incelenmesinden tapa ucundaki açının azalmasıyla vorteks tüpün performansının arttığı tespit edilmiştir (Şekil 7).

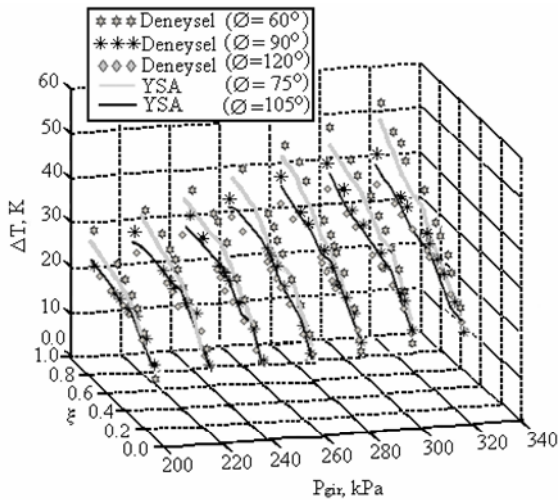
Deneyel verilerle, YSA verileri mukayese edildiğinde sonuçların oldukça uyumlu olduğu görülmüştür (Şekil 8).



Şekil 7. ξ 'nin değişik değerlerinde ΔT 'nin P_{gir} ile değişimi, $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm ve $\varnothing=60^\circ$, 90° , 120° .



Şekil 8. ξ 'nin değişik değerlerinde ΔT 'nin P_{gir} ile değişimi, Deneysel, YSA; $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; $\varnothing=60^\circ$, 90° , 120° .



Şekil 9. ξ 'nin değişik değerlerinde ΔT 'nin P_{gir} ile değişimi, Deneysel; $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; $\varnothing=60^\circ$, 90° , 120° ; YSA; $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; $\varnothing=75^\circ$, 105° .

YSA, deneylerle yapılmamış olan ara değerlerin hesaplanabilmesi gibi çok önemli bir özelliğe sahiptir. Bu çalışmada da deneylerle yapılmamış olan ara değerler, $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; tapa konumu=tam sıcak çıkışta; $P_{gir}=200-320$ kPa; $\varnothing=75^\circ$, 105° YSA ile tahmin ettirilmiştir. YSA ile tahmin ettirilmiş olan $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; tapa konumu=tam sıcak çıkışta; $P_{gir}=200-320$ kPa; $\varnothing=75^\circ$, 105° RHVT performansı, $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; tapa konumu=tam sıcak çıkışta; $\varnothing=120^\circ$ olan RHVT'e ait deneysel çalışmanın sonuçları ile mukayese edildiğinde, daha fazla olduğu, $L/D=15$; $N=4$; $d=5$ mm; tapa konumu=tam sıcak çıkışta; $\varnothing=60^\circ$ olan RHVT'e ait deneysel çalışmanın sonuçları ile mukayese edildiğinde ise daha az olduğu görülmüştür (Şekil 9).

SPSS istatistiksel paket programında yapılan Levene testi sonucunda, deneysel veriler ile YSA kullanılarak elde edilen veriler arasında anlamca hiçbir fark olmadığı ve iki grup verinin uyumlu olduğu tespit edilmiştir. Yapılan Levene testi sonucunda ΔT -YSA eğitim için %92,8, ΔT -YSA test için %72,5 güven değerleri elde edilmiştir (Tablo 1).

Tablo 1. Deney-YSA verileri Levene Testi Sonuçları.

		Levene Testi	
		F	Anlam Düzeyi
ΔT	(Deney-YSA Eğitim)	0,048	0,828
ΔT (Deney-YSA Test)		0,007	0,936

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, RHVT sisteminin deneysel çalışma verileri kullanılarak, karşıt akışlı RHVT'ün performansına tapa açısı etkisi YSA yöntemi ile modellenmiş ve elde edilen sonuçlar aşağıda özetlenmiştir.

- Deneysel çalışmada, iç çapı 9 mm ve uzunluğunun çapa oranı 15 olan Ranque-Hilsch vorteks tüpü imal edilmiş ve hava girişi 4 nozul ile sağlanmıştır. Vorteks tüpü girişindeki hava basıncı, 200 kPa ile 320 kPa arasında 20 kPa aralıklarla değiştirilmiştir. Giriş akımının ve çıkış akımlarının hız ve sıcaklık ölçümleri kullanılarak vorteks tüpün sıcak çıkış tarafındaki tapa uç açısının vorteks tüpü performansı ve etkinliği deneysel olarak incelenmiştir. En iyi performans değerleri tapa uç açısının 60° olduğu vorteks tüpünde tespit edilmiştir, ve 320 kPa giriş basıncında bu değer 54 K'dir (Şekil 7).
- Deneysel sonuçlar ile YSA'dan elde edilen sonuçların karşılaştırılması ve istatistiksel analizi yapıldığında, YSA'dan elde edilen sonuçların deney sonuçlarına yakın değerler verdiği ve YSA'nın güvenle kullanılabileceği görülmüştür (Şekil 8).

- YSA, yapılan deneysel çalışmalardaki dezavantajları (ekonomik kayıp, zaman kaybı, ölçü aletlerinin hassasiyetlerinden kaynaklanan ölçüm hataları, hassasiyetin kaybolması, ortamın sıcaklığının aletleri etkilemesi veya zarar görebilmesi, vb) avantaj haline dönüştürebilmektedir. Deneylerde yapılmayan, ara değerlerin alınabilmesi gibi çok önemli avantajlara sahiptir. Deneylerde yapılmayan ara değerler YSA ile tespit edilmiştir (Şekil 9).
- Deneysel ve YSA sonuçları birlikte değerlendirildiğinde, tapa uç açısının azalmasıyla vorteks tüpün performansının arttığı belirlenmiştir (Şekil 9).

Sonuç olarak; bu çalışmayla, karşıt akışlı RHVT'ün performanslarının, YSA ile modellenmesinden etkin sonuçlar alınabileceği sunulmuştur. Yapılan bu çalışma diğer bu tür çalışmalar için temel alınarak uygulanabilecektir. Ayrıca diğer yapay zeka teknikleri ile birlikte kullanılarak daha başarılı sonuçlar elde edilebilecektir.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma, Selçuk Üniversitesi (BAP 2002/124 no'lu proje) tarafından desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

Abbasi, A. ve Bahar, L., Application of neural network for the modeling and control of vaporative condenser cooling load, *Applied Thermal Engineering*, 25, 3176-3186, 2005.

Akçayol, M.A., Çınar, C., Bülbül, H.İ. ve Kılıçarslan A., Artificial neural network based modeling of injection pressure in diesel engines, *World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS) Transactions on Computers*, ISSN 1109-2750, 3(5), 1538-1544, 2004.

Abernethy, RB., Benedict, RP. ve Dowdell, RB. ASME Measurement Uncertainty, *J Fluids Engineering*, 107;161-4, 1985.

Allahverdi, N., Uzman Sistemler, *Bir Yapay Zeka Uygulaması*, Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul, 2002.

Ayata, T., Çavuşoğlu, A.ve Arcaklıoğlu, E., Predictions of temperature distributions on layered metal plates using artificial neural Networks, *Energy Conversion and Management*, 47, 2361-2370, 2006.

Başbuğ, R., Yapay Sinir Ağları, *Byte Dergisi*, İstanbul, sayfa 167, Şubat 1994.

Caudill, M., Neural Networks Primer Part I, *AI Expert*, 46-52, 1987.

Dincer, K., Baskaya S. ve B. Z. Uysal, Experimental investigation of the effects of length to diameter ratio and nozzle number on the performance of counterflow Ranque-Hilsch vortex tubes, *Heat and Mass Transfer*, 44, 367-373, 2008.

Dincer, K., Karşıt Akışlı Ranque-Hilsch Vorteks Tüpün Performansının İncelenmesi, Doktora Tezi, *Gazi Üniversitesi*, Fen Bil. Enst., Ankara, s. 1-229, 2005.

Elmas, Ç., *Yapay Sinir Ağları*, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2003.

Islamoglu, Y. ve Kurt, A., Heat transfer analysis using ANNs with experimental data for air flowing in corrugated channels, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 47, 1361-1365, 2004.

Kline, SJ., The Purposes of Uncertainty Analysis, *J. Fluids Engineering*, 107;153-60, (1985).

Lee, C.S., Hwang, W., Park, H.C.ve Han, K.S., Failure of carbon/epoxy composite tubes under combined axial and torsional loading 1. Experimental results and prediction of biaxial strength by the use of neural networks, *Composites Science and Technology*, 59(12), 779-1788, 1999.

Moffat, RF., Contributions to the theory of single-sample uncertainty analysis, *J Fluids Engineering*, 104; 250-60, 1982.

Moffat, RF., Using Uncertainty Analysis in the Planning of an Experiment, *J Fluids Engineering*, 107;173-8, 1985.

Öztemel, E., *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.

Rakesh K., Kaushikb S.C.ve Gargb S.N., Heating and cooling potential of an earth-to-air heat exchanger using artificial neural network, *Renewable Energy*, 31(8), 1139-1155, 2006.

Rumelhart, D.E., Hinton, G. E. ve McClelland, J. L. General Framework for Parallel Distributed Processing, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol: 1, MIT Press Cambridge, Massachusetts, sayfa 51, 1986.

Soteris, A. K., Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review, *Progress in Energy and Combustion Science*, Volume 29, 515-566, 2003.

Smith, Jr. RE. ve Wehofer, S., From Measurement Uncertainty to Measurement Communications, Credibility, and Cost Control in Propulsion Ground Test Facilities, *J Fluids Engineering*, 107;165-72, 1985.

Şcalabrin, G., Condosta, M. ve Marchi, P., Mixtures flow boiling: modeling heat transfer through artificial neural Networks, *International Journal of Thermal Sciences*, 45(7), 664-680, 2006.

Şcalabrin, G., Condosta, M. ve Marchi, P., Mixtures flow boiling: modeling heat transfer through artificial neural Networks, *International Journal of Thermal Sciences*, 45 (7), 664-680, 2006.

Şencan, A., Artificial intelligent methods for thermodynamic evaluation of ammonia-water refrigeration systems, *Energy Conversion and Management*, 47, 3319-3332, 2006.

Şencan, A. ve Kalogirou, S.A., A new approach using artificial neural networks for determination of the thermodynamic properties of fluid couples, *Energy Conversion and Management*, 46(15), 2405-2418, 2005.

Tasdemir, S., Saritas, I., Ciniviz, M., Cinar, C. ve Allahverdi, N., Application of artificial neural network for definition of a gasoline engine performance, *4th International Advanced Technologies Symposium*, Konya, Turkey, 1030-1034, 28-30 Sept, 2005.

Yigit, K.S. ve Ertunc, H.M., Prediction of the air temperature and humidity of a cooling coil using neural Networks, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 33(7), 898-907, 2000.