

BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANIMIYLA MEKANİK BUHAR SIKIŞTIRMALI SOĞUTMA ÇEVİRİMİNİN SİSTEM ARIZALARININ VE ALGILAYICI HATALARININ BULUNMA METOTLARI

Necati KOÇYİĞİT¹, Hüseyin BULGURCU², Ayhan ONAT³

ÖZET

Bu çalışmanın amacı, bulanık çıkarım sistemi (FIS) ve yapay sinir ağları (ANN) kullanarak bir buhar sıkıştırırmalı soğutma sistemindeki arızaların teşhisinin nasıl yapıldığını göstermektir. Algılayıcı arızalarının tespiti için ayrı bir FIS geliştirilmiştir. Soğutma sistemindeki arızaları teşhis etmek için sekiz farklı arıza durumu oluşturabilen laboratuvar eğitim ünitesi kullanılmıştır. Bu çalışmada, basınç-entalpi (p-h) diyagramında soğutma çevrimini gözlemlenmesiyle sekiz arızalı durum başarıyla tahmin edilmiştir. Ek olarak, deneysel olarak elde edilen algılayıcı verilerini kullanarak bir normal durum ve sekiz arızalı durum FIS'ne uygulanmış ve Levenberg Marquart (LM), Scaled Conjugate Gradient (SCG) ve Resilient Backpropagation (RB) tipi FIS'ne sekiz arızalı durumu eğitmek ve test etmek için kullanılmıştır. LM tipi ANN minimum tahmin hatasını vermiştir. Test edilen sistemlerin performansı arıza teşhisi için önerilen FIS ve ANN temel soğutma sisteminde sekiz arızayı teşhis etme yeteneğini kanıtlamıştır. Ayrıca, hata tahmini için önerilen FIS bir algılayıcı hatasını tespit etme yeteneğine sahiptir. Teşhis amaçlı kullanılan önerilen FIS ve ANN problemleri etkili bir şekilde tespit etmiştir.

Anahtar Kelimeler: Arıza teşhisi, p-h diyagramı, bulanık çıkarım sistemi, yapay sinir ağları.

FAULT AND SENSOR ERROR DIAGNOSTIC METHODS OF A VAPOR COMPRESSION REFRIGERATION SYSTEM BY USING FUZZY INFERENCE SYSTEM AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

ABSTRACT

The aim of this study is to show how to diagnose faults in a vapor compression refrigeration system by using a fuzzy inference system (FIS) and an artificial neural network (ANN). A separate FIS was developed for detection of sensor errors. For this purpose, a laboratory training unit with eight artificial faults was developed to diagnose faults in the refrigeration system. In this study, it is confirmed that eight faulty conditions were estimated successfully by observing variables of the thermodynamic properties and the refrigeration cycle on the p-h diagram. Moreover, one normal condition and eight fault scenarios were implemented to the FIS and a Levenberg Marquart (LM), a Scaled Conjugate Gradient (SCG), and a Resilient Backpropagation (RB) types ANNs were used for training and testing eight faulty conditions by using the experimentally obtained sensor data. The LM type ANNs provided the minimum estimation errors. Performance of the tested systems confirmed that the proposed fault diagnostic FIS and the ANN had an ability to diagnose eight faults in the basic refrigeration system. Furthermore the proposed error prognostic FIS had also ability to detect error of one sensor. The proposed FIS and ANN based diagnostic systems effectively detected the problems.

Keywords: fault diagnosis, p-h diagram, fuzzy inference system, artificial neural network

¹Yrd.Doç.Dr., Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, necati.kocyigit@erdogan.edu.tr (Assis.Prof., Recep Tayyip Erdogan University , necati.kocyigit@erdogan.edu.tr)

²Doç.Dr., Balıkesir Üniversitesi, bhuseyin@balikesir.edu.tr (Assoc.Prof., Balıkesir University, bhuseyin@balikesir.edu.tr)

³Yrd.Doç.Dr., Marmara Üniversitesi, onattayhan@gmail.com (Assis.Prof., Marmara University, onattayhan@gmail.com)

Giriş

Arızalı koşullar altında çalışan ısıtma, havalandırma, iklimlendirme ve soğutma (HVAC&R) sistemleri, ticari binalarda aynı anda birden fazla arıza meydana geldiği zaman %30'a kadar fazladan enerji tüketimine neden olmaktadır (Han vd., 2011). Mekanik buhar sıkıştırma sistemi arızaları soğuk su üreticilerinde enerji artışına ve soğutma etkinliğinin azalmasına neden olmaktadır (Zhao vd., 2012). Konut ve ticari binalarda soğutma ve iklimlendirme sistemleri elektrik enerjisinin dörtte birinden fazlasının tüketimine neden olduğu için, yeni oluşan arızaların tespiti enerji maliyetlerinin düşürülmesine ve enerji tasarrufuna yardımcı olmaktadır. Enerji tüketiminin düşürülmesi de çevre için önem arz etmektedir.

Bir mekanik buharlaştırıcı sistemde yedi ölçüm değeri kullanarak kararlı durum detektöründe bütün arıza tespiti ve teşhisi özellikleri uygulaması Kim vd. (2008) tarafından yapılmıştır. Yine bir ısı pompası sisteminde arızasız çalışma için arıza tespiti ve teşhisi süresinde sistem parametrelerinin değerini tahmin eden bir referans model Kim vd. (2010) tarafından bir yapay sinir ağı (ANN) kullanılarak geliştirilmiştir. Bir termostatik genişleme valfli konut tipi split ısı pompası çalışma süresince arızasız kararlı durum ve arızalı durum için test edilmiştir. Sisteme kompresör valf kaçağı, uygun olmayan dış hava akışı, uygun olmayan iç hava akışı, sıvı hattı kısıtlanması, yetersiz akışkan ve aşırı akışkan gibi arızalar uygulanmıştır. Buharlaştırıcı hatası, yoğuşurucu hatası ve aşırı soğutucu şarjı, en önemli performans düşüşüne neden olmaktadır (Yoon vd., 2011). Eş zamanlı birçok arızalı durumlar için bir ayrılma tabanlı arıza tespit ve teşhisi (FDD) metodu tamamen online uygulanmış ve saha test ortamında değerlendirilmiştir (Zhao vd., 2014). Soğutma sistemlerinde FDD ile ilgili diğer çalışmalar da mevcuttur (Bulgurcu, 2009; Piacentino ve Talamo, 2013). Kocyigit vd. (2014), tarafından yapılan çalışmada basınç-entalpi diyagramından okunan soğutma çevrimi kullanılarak hermetik pistonlu kompresörlü bir mekanik buhar sıkıştırma soğutma sisteminde sekiz arızalı durum tespit edilmiştir (Kocyigit vd., 2014). Bu çalışmada, hermetik pistonlu kompresörlü bir mekanik sıkıştırma soğutma sisteminin sistem arızalarını teşhis eden yeni bir arıza teşhis eden metod ortaya konulmuştur. Önerilen bu arıza teşhisi yapan metod, bulanık çıkarım sistemi (FIS) ve ANN kullanarak sistem arızalarını teşhis etmiştir.

Bundan başka, FIS kullanılarak algılayıcı arızalarını tespit eden bir hata teşhisi metodu da önerilmiştir. FIS'e dayalı olan önerilen metodlar, soğutma sisteminin algılayıcı verilerini kullanarak sistem arızalarını nasıl teşhis ettiğine ve algılayıcı hatalarını nasıl tespit ettiğine vurgu yapmaktadır.

Bunlara ek olarak, sistem arızalarının teşhisi için ANN metodu da kullanılmıştır. Önerilen bu yaklaşım, otomatik olarak sistem arızalarının teşhisi ve algılayıcı hatalarının tespiti yapabilmekte yüksek teşhis kabiliyetine sahiptir. Bu yöntemle, mesleki ve teknik eğitim gören öğrencilerin FIS ve ANN metodlarını kullanarak otomatik arıza teşhisini öğrenmeleri amaçlanmaktadır.

Teorik Arka Plan

Bulanık mantık, günlük hayatta kullandığımız değişkenlere üyelik dereceleri atayarak, olayların hangi oranlarda gerçekleştiğini belirleyen çoklu mantık sistemidir. Bu çalışmada standart bir Mamdani bulanık çıkarım sistemi, verilen girdiler için FIS'in çıktılarını hesaplamak için kullanılmıştır (Abraham, 2005).

Mamdani FIS aşağıdaki gibi altı adımdan meydana gelmiştir: i) bulanık kuralların bir seti oluşturulur, ii) kullanıcı tarafından kullanılan üyelik fonksiyonlarının kullanımıyla verilen durumlar bulanıklaştırılır, iii) bulanık kurallara göre bulanık durumların birleştirilmesiyle kural etkinliğinin hesaplanması, iv) kural etkinliğinden çıkış üyelik fonksiyonuna çıkış üyelik fonksiyonunun belirlenmesi, v) bir çıkış dağılımını elde etmek için sonuçlara dayalı çıkış dağılımını temin etmek ve vi) belirlenmiş çıkış dağılımını bulanıksızlaştırmak. (Abraham, 2005).

ANN, problemleri ya tahmin etmek veya sınıflandırmak için kullanılabilir. ANN biyolojik nöronlarda esinlenerek, nöronlar olarak adlandırılan kütesel olarak birbirine bağlı düğümlerden meydana gelmektedir. Bu nöronlar bir ağ mimarisini oluşturmak için birbirleriyle bağlantı kurmuşlardır. ANN çoklu gizli düğümlere sahip çoklu katmanlı kullanılır (Ertunc ve Hosoz, 2008).

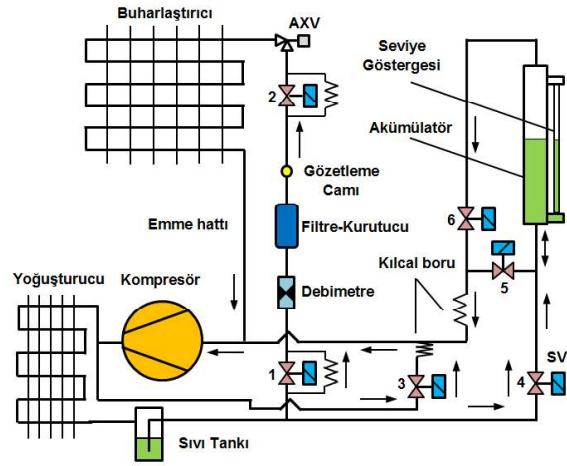
Bu çalışmada, sistem arızalarını teşhis etmek için üç tip ANN algoritması kullanılmıştır. Düşünülen sistemi modellemek için LevenbergeMarquardt (LM) algoritması (Kizilkan, 2011), Scaled conjugate gradient backpropagation (SCG) (Kizilkan, 2011), ve Resilient Backpropagation (RB) (Mavromatidis vd., 2013) kullanılmıştır.

Arıza Teşhis Deney Seti ve Basınç-Entalpi Diyagramı Yardımıyla Arıza Teşhisi

Bu bölümde, mekanik sıkıştırma soğutma çevriminde arızaların teşhisi için geliştirilen bir eğitim deney seti ve arıza teşhis yöntemi anlatılacaktır. Şekil 1(a)'da görülen mekanik sıkıştırma soğutma sistem arıza teşhisi için eğitim deney seti geliştirilmiştir (Deneyan, 2012). Bu deney seti ile sekiz arıza senaryosu deneysel olarak gerçekleştirilebilmektedir. Bu deney setinin daha iyi anlaşılması için şematik görünüşü Şekil 1(b)'de görülmektedir.



(a)



(b)

Şekil 1. Temel soğutma sistemi arıza deney setinin fotoğrafı ve şematik görünüşü.

Tablo 1’de görüldüğü gibi her bir arıza için deneysel arıza benzetimleri yapılmıştır ve bu benzetimlerin tanımları, arıza sembolleri ve kodları atanmıştır (Kocyigit, 2015).

Şekil 2’de görüldüğü gibi deneysel ölçümlerden elde edilen ve hesaplanan (kızgınlık, aşırı soğutma ve entropi) verilerle CoolPack yazılımında p-h diyagramları çizilerek bir normal ve sekiz arızalı çevrimler belirgin olarak gösterilebilmiştir. Geliştirilen soğutma sistem arızasının teşhis yöntemi normal ve arızalı soğutma çevrimlerinin basınç-entalpi diyagramında farklı çevrimler neden olması üzerine dayandırılmıştır ve Kocyigit vd. (2014), yaptıkları çalışmada her bir arızalı çevrim ile normal çevrimi karşılaştırmışlardır.

Tablo 1. Arıza kodları, arıza modları, arıza tanımları ve arıza seviyesinin benzetimi.

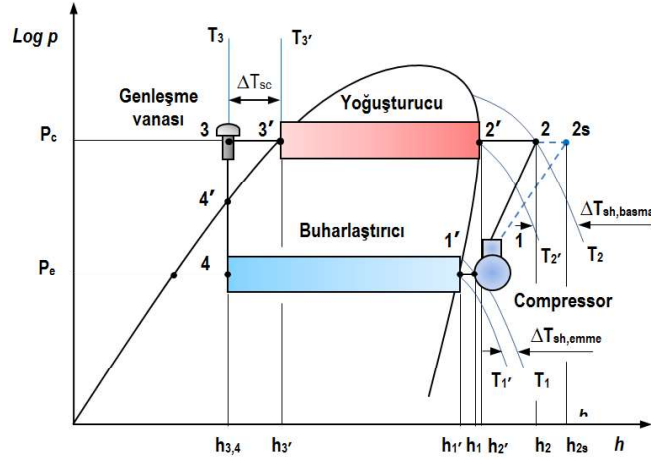
Arıza Kodları	Arıza Sembolleri	Arıza Tanımları	Deneysel arıza benzetimi
0	NC	Normal durum	arızasız
1	CDW	Kompresör çalışmıyor	kompresör kapalı
2	RFD	Tıkanmış filtre	AXV boyunca % basınç düşmesi
3	RXV	Tıkanmış AXV	buharlaştırıcı boyunca % basınç düşmesi
4	CVL	Kompresör valf kaçağı	soğutkanın % debisi
5	RU	Yetersiz şarj	doğru şarjdan % düşük soğutkan şarjı
6	RO	Aşırı şarj	doğru şarjdan % aşırı soğutkan şarjı
7	DC	Kirli yoğuşturucu	havanın debisinin % düşüşü
8	EFF	Buharlaştırıcı fan arızası	buharlaştırıcı fanı kapalı

Tablo 2’de bir normal ve sekiz arıza benzetiminden elde edilen ölçüm sonuçları görülmektedir.

Tablo 2. Deneysel veriler.

Ölçümler	P_e	P_c	T_1	T_2	T_3	T_4	T_{sur}	\dot{m}	I	U	$\cos \phi$
Arızalar	[kPa]	[kPa]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[gs^{-1}]	[A]	[volt]	
CDW	560	560	25	25	25	25	25	0	0	0	0
RFD	210	980	14.5	61.5	37.6	1.6	40	3.0	2.1	225	0.79
RXV	190	950	16.3	61.2	37.1	-0.2	40.7	2.7	2.07	226	0.78
CVL	280	860	10	63.3	34.5	7.6	41.5	2.9	2.13	225	0.80
RU	190	860	20.1	62.5	34.1	-0.2	41	2.5	2.04	225	0.77
RO	256	1090	6.2	50.5	40.3	5.7	32	2.6	2.19	226	0.81
DC	230	1300	17.1	70.4	48.9	3.6	42	3.6	2.19	224	0.82

EFF	195	840	0.5	46.5	33.8	0.5	24.4	3.4	2.08	226	0.77
NC	225	990	10	59	38.3	3.2	38.5	3.9	2.14	227	0.79



Şekil 2. Soğutma çevriminin p-h diyagramındaki ölçüm noktaları.

Tablo 3’de görüldüğü gibi bir normal ve sekiz normal arıza için minimum ve maksimum değerler öngörülmüş ve buna göre sınıflandırılma yapılmıştır.

Tablo 3. Gözlemlenen değişkenlerin sınıflandırılması.

Ölçümler	P _e		P _c		T _{sh}		T _{sc}		\dot{m}		T _{sur}	
	[kPa]	[kPa]	[kPa]	[kPa]	[K]	[K]	[K]	[K]	[gs ⁻¹]	[gs ⁻¹]	[K]	[K]
Sınıflandırma	min	maks	min	maks	min	maks	min	maks	min	maks	min	maks
No	-	-	-	-	0	0.1	0	0.1	0	0.1	25	25.1
VL	190	195	560	830	0.1	2	0.1	3.0	0.1	2.5	25.1	30
L	195	200	830	930	2	4	3.0	3.5	2.5	3.0	30	34
PL	200	220	930	980	4	6	3.5	4.0	3.0	3.5	34	38
N	220	230	980	1020	6	8	4.0	4.5	3.5	4.0	38	40
PH	230	250	1020	1100	8	11	4.5	5.5	-	-	40	42
H	250	280	1100	1200	11	15	5.5	6.5	-	-	-	-
VH	280	560	1200	1300	15	21	6.5	7.5	-	-	-	-

Yapılan bu sınıflandırmalara göre ölçülen her bir değer Tablo 4’de görüldüğü gibi bir normal ve sekiz arızalı durumun belirtileri şeklinde düzenlenmiştir.

Tablo 4. Arıza belirtileri.

Veri	P _e	P _c	T _{sh}	T _{sc}	\dot{m}	T _{sur}
Hata	[kPa]	[kPa]	[K]	[K]	[gs ⁻¹]	[K]
NC	N	N	N	N	N	N
CDW	VH	VL	No	No	No	No
RFD	PL	PL	H	PH	L	PH
RXV	VL	PL	VH	N	L	PH
CVL	H	L	L	PL	L	PH
RU	VL	L	VH	VH	VL	PH
RO	H	PH	VL	H	L	L
DC	PH	VH	H	PH	PL	PH
EFF	L	VL	VL	L	PL	VL

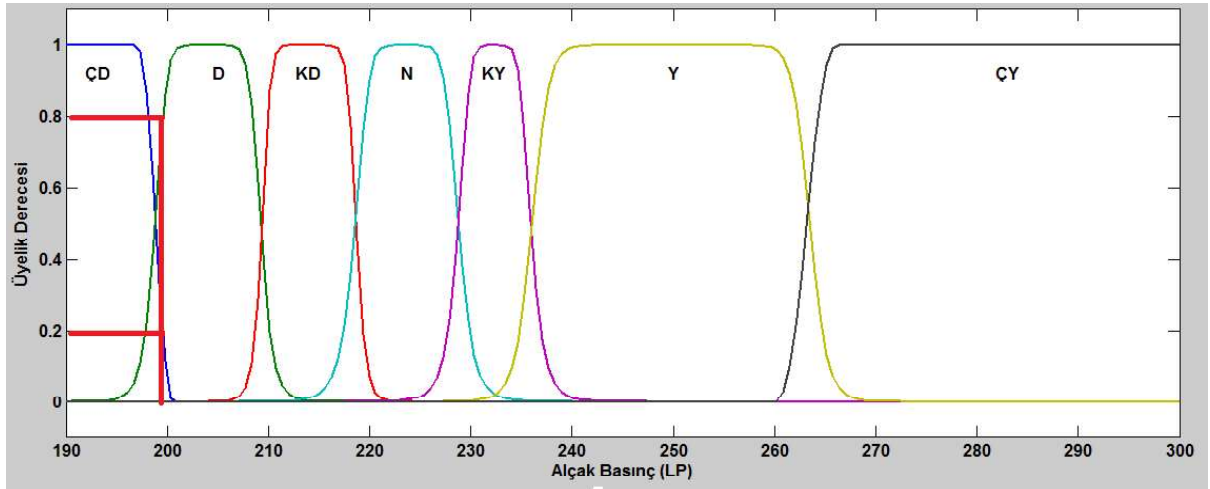
Önerilen Otomatik Sistem Arızası ve Algılayıcı Hatası Tespit Metotları

Bu bölümde, önerilen iki adet otomatik arıza bulma ve teşhis etme metodlarından ve bu metodların eğitim ve öğretime katkılarından bahsedilecektir. Kocyigit (2015), bulanık çıkarım sistemi (FIS) yardımıyla

mekanik sıkıştırılmalı soğuma çevriminin sistem arıza ve bir algılayıcı hata tespitlerini otomatik olarak gerçekleştirmiştir. Sisteme arızalarının bilgisayara öğretmek için ayrıca yapay sinir ağları (ANN) kullanılmıştır.

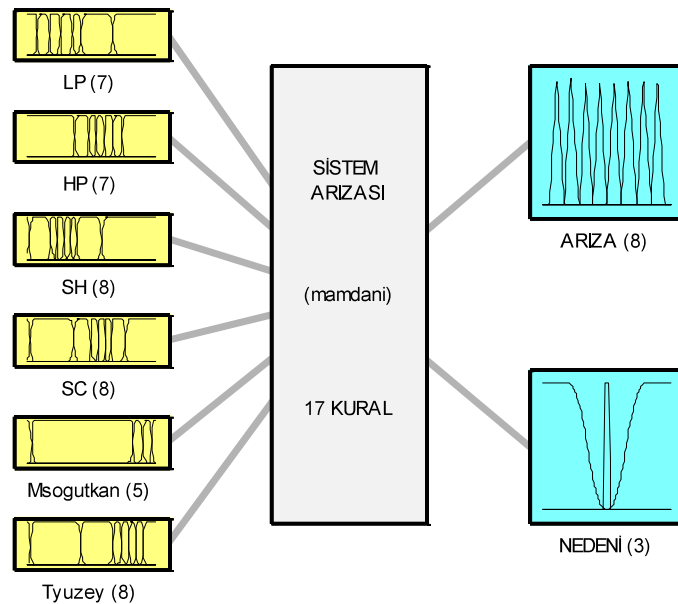
Mekanik sıkıştırılmalı soğutma çevrim arızalarının teşhisi için gözleme dayalı arıza analiz imkânı sağlayan p-h diyagramındaki bir normal ve sekiz arızalı soğutma çevriminin kullanılmasının yanı sıra otomatik arıza teşhisinin sağlanması için FIS ve ANN kullanılmasıyla arıza teşhisinde yeni yaklaşımların öğrencilere öğretilmesi önem arz etmektedir. Soğutma çevriminde arıza analizi için algılayıcı verileri kullanıldığından dolayı algılayıcı hatalarının oluşması halinde otomatik arıza analizinde bilinmeyen durumların oluşmasına neden olmaktadır. Bundan dolayı yapılan önceki çalışmada iki algılayıcı hatası tespiti yapılmıştır (Kocuyigit, 2015). Bu çalışmada sadece bir algılayıcı hatasından örnek olarak bahsedilecektir.

Sistem arızalarının teşhisi için Mamdani bulanık çıkarım sistemi kullanılmıştır. Alçak basınç giriş değişkenini örnek olarak ele alırsak, Şekil 3'de görüldüğü gibi giriş değişkenleri, çok düşük (ÇD), düşük (D), kısmen düşük (KD), normal (N), kısmen yüksek (KY), yüksek (Y) ve çok yüksek (ÇY) şeklindedir. Burada, 199 kPa basınca karşılık gelen D üyelik derecesi $\mu_{LP} = 0.8$ iken ÇD $\mu_{LP} = 0.2$ olarak gerçekleşmektedir.



Şekil 3. Alçak basınç (LP) algılayıcısının üyelik derecesinin görünümü

Arızaların teşhisi için Mamdani FIS bulanık kural tabanında 17 kural bulunmaktadır (Şekil 4). FIS, giriş değişkenleri (LP, HP, SH, SC, $M_{soğutkan}$ ve T_{yuzey}) için altı algılayıcı verisi ve çıkış değişkenleri (ARIZA ve NEDENİ) bulunmaktadır. Arıza teşhisi için kural tabanı ilk önce NEDENİ çıktısına bakmaktadır. Burada, ağırlık merkezi 0.4 ve altı değerinde ise arıza yok, 0.4 ila 0.6 arasında ise bilinmeyen durum ve 0.6 ve yukarı değerinde ise arıza var anlamına gelmektedir. Eğer NEDENİ çıktısı 0.6 üzerindeyse ARIZA çıktısındaki değer tam sayıya yuvarlanarak arıza kodunu vermektedir. Bilinmeyen durum için ise sistem algılayıcı hatasını test etmektedir.



Şekil 4. Arıza teşhis sistemi için kullanılan FIS'in yapısal görünüşü

Kural tabanının bulunan 17 kural için yetersiz soğutkan (RU) için arıza kodu 5 olarak atanmıştır. Şekil 5'de gösterilen arıza görüntüleyicide görüldüğü gibi arıza nedeninde görülen "NEDENİ" çıktısının ağırlık merkezi 0.78 olmasının anlamı sistemde arızanın var olduğu anlamına gelmektedir.



Şekil 5. Yetersiz soğutkan için arıza kodu 5'e ait kural görüntüleyici çıktısının görünümü.

Arıza kodu 5 değerine karşılık gelen yetersiz soğutkan (RU) arızasının bulanık kural tabanında yazılış şekli aşağıdaki gibidir:

Kural (RU):

If (LP is VL) and (HP is L) and (SH is VH) and (SC is VH) and (Msogutkan is VL) and (Tyuzey is H) then (ARIZA is RU)(NEDENİ is TROUBLE)

Normal durum ve bilinmeyen durum için sırasıyla aşağıdaki kurallar kural tabanında bulunmaktadır:

Kural (Normal):

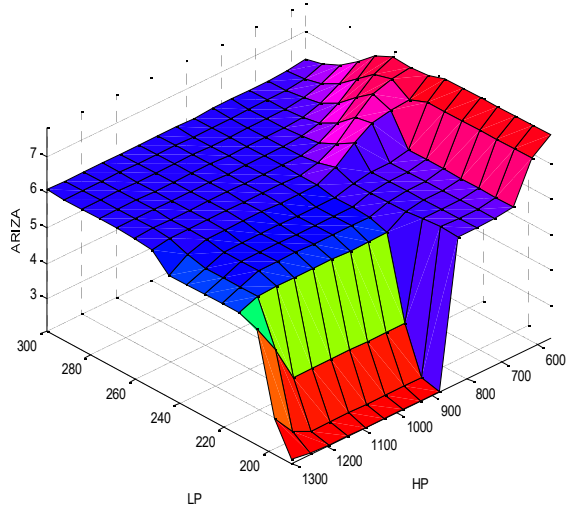
If (LP is N) and (HP is N) and (SH is N) and (SC is N) and (Msogutkan is N) and (Tyuzey is N) then (NEDENİ is OK)

Kural (Bilinmeyen):

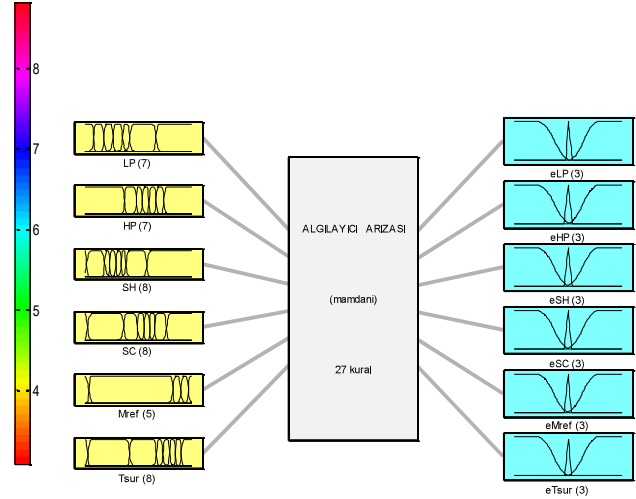
If (LP is not VH) or (HP is not VL) or (SH is not No) or (SC is not No) or (Msogutkan is not No) or (Tyuzey is not No) then (NEDENİ is UNKNOWN)

Bulanık çıkarım kuralına göre alçak basınç (LP) ve yüksek basınç (HP) giriş değişkenlerine karşılık gelen (ARIZA) çıkış değişkenine göre yüzey görüntüleyicinin çıktısı Şekil 6'da görüldüğü gibidir.

Arıza teşhisinde bilinmeyen durum söz konusu ise algılayıcıların bir veya birkaçında ölçüm hatası var anlamına gelmektedir. Bu durumda algılayıcı hatalarının tespit edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla altı giriş ve çıkış değişkenlerine sahip FIS geliştirilmiştir ve FIS, 27 kurala sahiptir. (Şekil 7). Bu FI yapısına göre altı algılayıcı için de yazılması mümkündür. Her bir algılayıcı hatası için sistem arıza tespiti için kullanılan ağırlık merkezi değeri burada da geçerlidir. Şekil 8'de LP arızasının yüzeyel görüntüleyicinin çıktısı görülmektedir.



Şekil 6. LP, HP ve ARIZA yüzey görüntüleyici çıktısı.



Şekil 7. Algılayıcı hatası için kullanılan FIS'in yapısal görünüş çıktısı.

Sistemdeki düşük basınç algılayıcısı (eLP) hatası meydana geldiğini varsayalım. Bu durumda, SDFIS, eLP algılayıcı hatasını tespit etmektedir. Aşağıda gösterilen bulanık kural eLP hatasını tespit edebilmektedir:

Kural (eLP):

*If low pressure (LP) is HIGH
and high pressure (HP) is LOW
and superheat (SH) is LOW
and subcooling (SC) is LOW
and mass flow rate of refrigerant (Mref) is LOW
and surface temperature of compressor (Tsur) is VERY HIGH
then the selection of LP-M is MULFUNCTION and HP-M is OK and
SH-M is OK and SC-M is OK and Mref-M is OK and Tsur-M is OK*

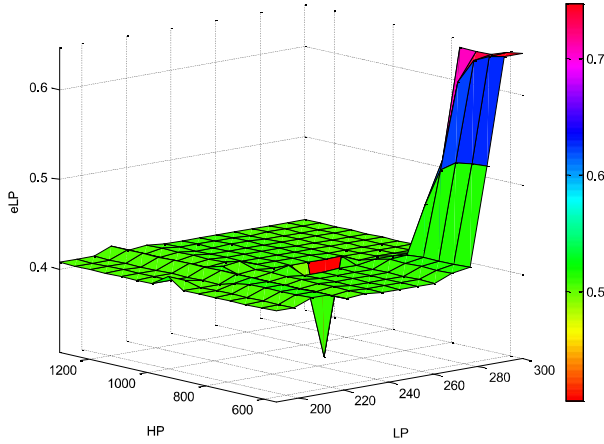
Ayrıca, sistem arıza tespiti için yapay sinir ağları (ANN) kullanılmıştır. Bu çalışmada, LevenbergeMarquardt (LM) algoritması, Resilient Backpropagation (RB) ve Scaled conjugate gradient backpropagation (SCG) şeklinde üç tipi ANN algoritma performansı test edilmiştir. Bu amaçla, sistem arıza tespitinde kullanılan FIS'den yararlanılarak her bir arıza için veriler türetilmiştir. Türetilen verilerin üçte ikisi eğitim ve üçte biri ise test amacıyla kullanılmıştır. ANN için altı giriş katmanı ve bir çıkış katmanı kullanılmıştır (Şekil 9).

ANN algoritmalarının performans testi 1 ila 40 arasında gizli düğüm kullanılmıştır. Performans test sonucunda elde edilen tahmini çıktılar ile çıktı verilerinin ortalama hatası için aşağıdaki eşitlik kullanılmıştır.

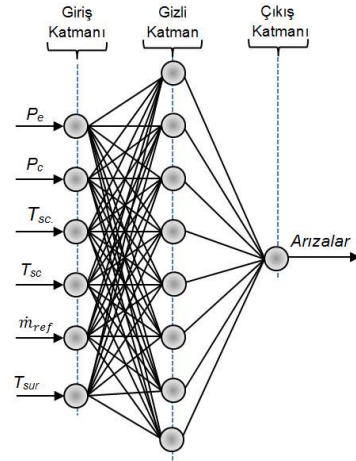
Hedef verilerin minimum ve maksimum aralığına karşılık gelen eğitim ve test verilerinin her bir tahmini çıktılarının ortalama yüzde hata (H_{ort}) aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$H_{ort} = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=0}^n |A^d - A^t|}{|A_{max}^d - A_{min}^t|} \quad (1)$$

burada sırasıyla, A^d , deneysel veri, A^t , tahmin edilen sonuç ve n, veri sayısı şeklindedir.

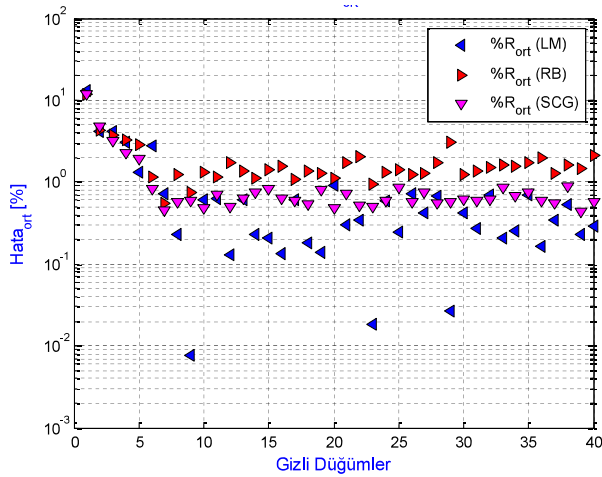


Şekil 8. LP algılayıcı hatasının yüzey görüntüleyici çıktısı.

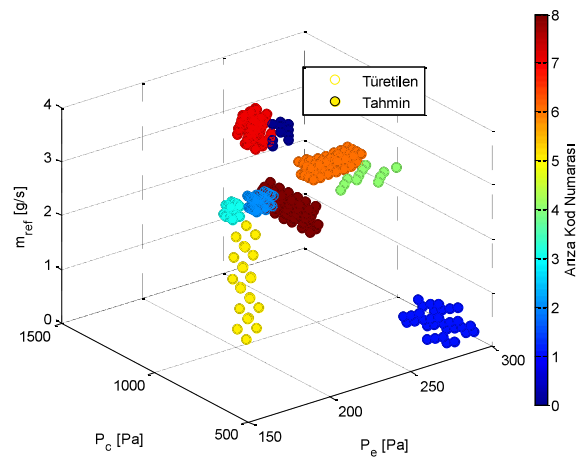


Şekil 9. ANN modelinin ağ yapısı.

Üç tip ANN algoritmasında LM tipi olanı daha az düğüm ile daha hassas sonuçları vermiştir (Şekil 10). Şekil 11'de ise alçak basınç, yüksek basınç ve soğutkan debisine göre LM tipi ANN algoritma sonuçları verilmektedir.



Şekil 10. Arıza tespitinde kullanılan üç modelin hata oranları.



Şekil 11. LP, HP ve soğutkan debisine göre LM'ye ait arıza tespit çıktıları

Sonuç

Yapılan bu çalışma ile üç tip arıza tespiti ve bir algılayıcı hata tespiti metodu anlatılmıştır. Birinci metot sistem algılayıcı verilerinden yararlanarak ve hesaplama yaparak elde edilen veriler kullanılarak p-h diyagramına soğutma çevrimin çizilerek bir normal ve sekiz arızalı durumu gözlemlemeye dayanmaktadır. Öğrenciler deneysel çalışmalar sonucunda bir karara varması mümkün olmaktadır. Ancak bu metot otomasyona uygun olmamaktadır. Sonraki iki metot bulanık çıkarım sistemi (FIS) ve yapay sinir ağları (ANN) metoduna göre otomatik arıza ve hata tespiti yapmaktadır ve otomasyona uygundur.

Bu çalışmada, FIS ve ANN ile soğutma sistem arızalarının yapılabilmesinin mümkün olduğu anlaşılmaktadır. FIS ile algılayıcı hatalarının tespitinin yapılabileceği de anlaşılmaktadır. FIS ve ANN yardımıyla da otomatik arıza tespitinin mümkün olacağını öğrenciler öğrenmiş olacaktır.

Öğrenci, bu iki metodun kullanımının öğrenmesiyle otomatik arıza tespit edilebileceğini öğrenmiş olacaktır

Bu çalışmada, teşhis sistemine dayalı FIS ve ANN etkin olarak problemleri tespit etmekte ve arızaları sınıflandırılmaktadır. Bu yaklaşımlar, analitik modellerin kapsamlı modelleme gereksinimini elimine etmektedir.

KAYNAKLAR

- Abraham, A., 2005. Rule-based expert systems. In: Sydenham, P.H., Thorn, R. (Eds.), Handbook of Measuring System Design. John Wiley & Sons, Ltd. Article 130.
- Bulgurcu, H., 2009. Maintenance, Troubleshooting and Service Process in HVAC&R Systems. In: ISKAV Technical Book Series No: 5. Istanbul (printed in Turkish).
- CoolPack, 2010. A Collection of Simulation Tools for Refrigeration. Available at: Url: www.et.dtu.dk/CoolPack (accessed 16.06.13.).
- Ertunc, H.M., Hosoz, M., 2008. Comparative analysis of an evaporative condenser using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Int. J. Refrigeration* 31, 1426-1436.
- Han, H., Gu, B., Wang, T., Li, Z.R., 2011. Important sensors for chiller fault detection and diagnosis (FDD) from the perspective of feature selection and machine learning. *Int. J. Refrigeration* 34, 586-599.
- Kim, M., Yoon, S.H., Payne, W.V., Domanski, P.A., 2010. Development of the reference model for a residential heat pump system for cooling mode fault detection and diagnosis. *J. Mech. Sci. Technol.* 24 (7), 1481-1489.
- Kizilkan, O., 2011. Thermodynamic analysis of variable speed refrigeration system using artificial neural networks. *Expert Syst. Appl.* 38, 11686-11692.
- Kocyigit, N., Bulgurcu, H., Lin, C., 2014. Fault diagnosis of a vapor compression refrigeration system with hermetic reciprocating compressor based on p-h diagram. *Int. J. Refrigeration* 4 (5), 44-54.
- Mavromatidis, G., Acha, S., Nilay, S., 2013. Diagnostic tools of energy performance for supermarkets using artificial neural network algorithms. *Energy Build.* 62, 304-314.
- Piacentino, A., Talamo, M., 2013. Innovative thermoeconomic diagnosis of multiple faults in air conditioning units: methodological improvements and increased reliability of results. *Int. J. Refrigeration* 36, 2343-2365.
- Yoon, S.H., Payne, E.V., Domanski, P.A., 2011. Residential heat pump heating performance with single faults imposed. *Appl. Therm. Eng.* 31, 765-771.
- Yu, D., Deng, L., 2012. Efficient and effective algorithms for training single-hidden-layer neural networks. *Pattern Recognit. Lett.* 33, 554-558.
- Zhao, X., Yang, M., Li, H., 2012. A virtual condenser fouling sensor for chillers. *Energy Build.* 52, 68-76.
- Zhao, X., Yang, M., Li, H., 2014. Field implementation and evaluation of a decoupling-based fault detection and diagnostic method for chillers. *Energy Build.* 72, 419-430.
- Zhu, Y., Jin, X., Du, Z., 2012. Fault diagnosis for sensors in air handling unit based on neural network pre-processed by wavelet and fractal. *Energy Build.* 44, 7-16