



KIRIK ROTOR ÇUBUĞU VE STATOR ARIZALARININ TEŞHİSİNDE YAPAY SİNİR AĞI YAKLAŞIMI

İlhan AYDIN^{1,*}, Mehmet KARAKÖSE², Erhan AKIN²

¹ Erzincan Üniversitesi, Kemaliye H.A. Akın Meslek Yüksekokulu Bilgisayar Teknolojisi ve Prog. Eğt, ERZİNCAN

² Fırat Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ELAZIĞ

ÖZET

Başlama aşamasındaki arızalarının erken teşhisi ve tespiti asenkron motorların verimli çalışması ve çevrimiçi durum değerlendirmesi için önemlidir. Bu çalışmada asenkron motorlarda oluşan kırık rotor çubuğu ve stator arızalarını teşhis etmek için yapay sinir ağı tabanlı bir akıllı hesaplama tekniği sunulmuştur. Kırık rotor çubuğu ile ilgili özelliklerin çıkarımı için Fourier dönüşümüne dayalı motor akım imza analizi kullanılmıştır. Stator arızaları için ise park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi tabanlı bir özellik çıkarım işlemi yapılmıştır. Modeli gerçekleştirmek için ileri beslemeli bir yapay sinir ağı kullanılmıştır. Yapay sinir ağlarının öğrenme ve uyarlanabilme özellikleri sayesinde özelliklere göre arızaların sınıflandırılması sağlanabilir. Yapay sinir ağının girişlerini iki yan bant bileşeni ve stator için elde edilen özellik oluşturmaktadır. Yapay sinir ağının çıkışları ile sağlam durum, bir kırık rotor çubuğu, stator ve çoklu arızalar tespit edilebilmektedir. Arıza teşhisi için veriler deneysel olarak alınmış olup, yöntemin doğruluğu bu veriler ile doğrulanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, İşaret işleme, Asenkron motor, Arıza teşhisi ve tespiti.

THE NEURAL NETWORK APPROACH IN DIAGNOSIS OF BROKEN ROTOR BAR AND STATOR FAULTS

ABSTRACT

The detection and diagnosis of induction motor faults in an early stage is important for fertile working and online evaluating condition of induction motors. In this study, an artificial neural network based intelligent computing method is proposed to detect broken rotor bar and stator faults in induction motors. A Fourier based motor current signature analysis is used to extract the broken rotor bar related features. A feature extraction based on park vector transformation and principal component analysis is done for stator faults. Classification of faults can be ensured by means of the learning and adapting capabilities of artificial neural networks. Two sideband components and the features obtained for stator faults constitute the inputs of artificial neural networks. Healthy motor condition, one broken rotor bar fault, stator fault and multiple faults can be detected with outputs of artificial neural networks. The signals are acquired from an experimental setup and the accuracy of method has been verified by this signals.

Keywords: Artificial neural networks, Signal processing, Induction motors, Fault diagnosis and detection.

*E-posta: ilhanaydin@erzincan.edu.tr

1. GİRİŞ

Modern endüstriyel süreçler gittikçe karmaşık donanımlar içeren elektriksel sürücülere ihtiyaç duymaktadır. Bu süreçler içerisinde asenkron motorlar endüstrideki motorların %80'nini oluştururlar [1]. Üç fazlı asenkron motorlar sağlamlık, düşük maliyet, güvenilirlik ve yüksek performanslarından dolayı en çok tercih edilen motor tipleridir. Asenkron motorlar askeri ve nükleer fabrikalar gibi kritik uygulamalarda da sık sık kullanılır. Bu tür uygulamalarda güvenilirlik üst seviyededir. Önemli arızalar oluşmadan önce erken bir aşamada arıza teşhisi ve tespiti potansiyel performans düşüklüklerini engeller [2].

Arıza teşhis sistemleri genel olarak insan bilgisi, matematiksel modeller ve akıllı hesaplama teknikleri gibi yöntemlere dayalıdır. Motor hakkında çok fazla bilgi gerektirmelerinden dolayı arıza teşhisinde matematiksel modellerin kullanımı pek uygun değildir. Asenkron motor arızalarının belirlenmesi için bazı teşhis yöntemleri sıcaklık ölçümü, kimyasal analiz, gürültü izleme ve radyo frekans yayılımı gibi teknikleri kullanır [3]. Bu teknikler moment, hız ve titreşim gibi mekaniksel parametrelere ihtiyaç duyar. Fakat bunlar birçok durumda maliyetli olup uygulanması zordur. Akım sinyalleri ise arıza teşhisi ve durum izlenmesi için kolayca elde edilebilir. Akım sinyalleri kullanılarak sağlam ve arızalı motor durumlarının birbirinden ayırt edilebilmesi için bu sinyallerden farklı özelliklerin çıkarılması gereklidir. Sağlam ve arızalı motorun lineer olmayan davranışları ve gürültü gibi etkiler bu işlemleri daha da karmaşık hale getirir. Arızalar asenkron motorun mil yatağı, stator, rotor gibi bileşenleri ile ilgilidir [4]. Asenkron motor arızaları akıllı hesaplama teknikleri kullanılarak bir uzmana ihtiyaç duyulmadan teşhis edilebilir. Povinelli ve ark. [5] kırık rotor, eksantriklik ve kırık sonlandırıcı halka arızalarını teşhis etmek için zaman serisi veri madenciliği yöntemini kullanmışlardır. Zaman serisi olarak sonlu elemanlar yöntemi ile elde edilen moment verisi alınmıştır. Arıza teşhisi için moment bilgisinin kullanımı pek tercih edilmemektedir. Çünkü moment verisini elde etmek maliyetli ve zordur. Yeh ve ark. [6] arıza teşhisi için zaman serisi veri madenciliği yöntemini kullanan yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntem ile birden altıya kadar stator sarımlarının kısa devre arızalarını teşhis etmişlerdir. Zaman serisi veri madenciliği yöntemi farklı çalışma durumları altında kırık rotor çubuğu arızalarının teşhisi için önerilmiştir [7]. Yapılan çalışmada park vektör dönüşümü ile elde edilen yeni özellik vektörünün faz uzayı elde edilerek bulanık kümeleme algoritması ile arızalar teşhis edilmiştir. Bir diğer çalışmada ise farklı yük

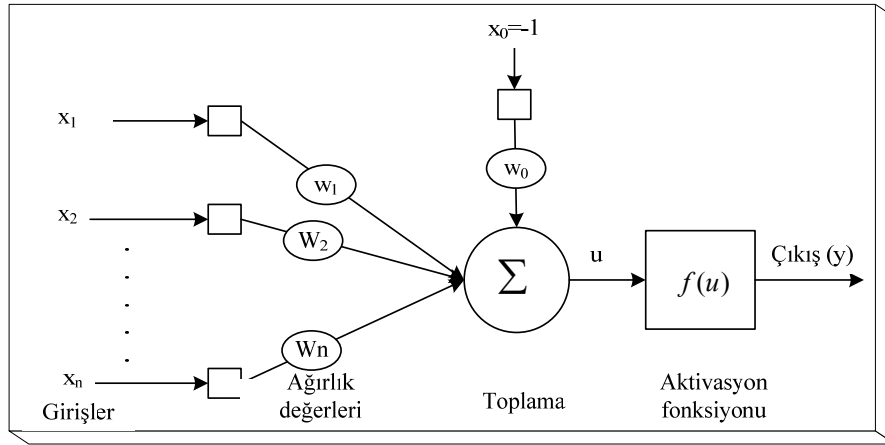
durumları altında kırık rotor çubuğu arızalarını teşhis etmek için üç fazlı bir asenkron motorun faz akımları ve gerilimlerinden 24 farklı özellik elde edilmiş ve arıza teşhisi için uygun olanlar seçilerek k-ortalama kümeleme algoritması ile arızalı ve sağlam motor durumları ayırt edilmiştir [8].

Martins ve ark. [9] stator arızalarını belirlemek amacıyla yapay sinir ağları tabanlı bir yöntem sunmuşlardır. Önerdikleri yöntemde park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi birlikte kullanılmaktadır. Park vektör bileşenlerinin her iki boyutta ölçeklendirilmesi için yapay sinir ağı ile temel bileşen analizinin öz vektörleri elde edilmiştir. Bir diğer çalışmada motorun faz akımları bulanık mantık ile incelenerek stator arızaları teşhis edilmiştir [10]. Yapılan çalışmada açık faz ve gerilim dengesizliği arızaları teşhis edilmiştir. Kırık rotor çubuğu arızalarının farklı çalışma durumları altında tespiti için zaman serisi veri madenciliği ve destek vektör makinaları kullanan bir yöntem sunulmuştur [11]. Önerilen yöntemde her bir arıza durumu ve sağlam durumun faz uzayı zaman serisi veri madenciliği ile oluşturularak destek vektör makinaları ile faz uzaylarının dolayısıyla arızaların sınıflandırılması sağlanmıştır. Ayhan ve ark. [12] kırık rotor çubuğu arızalarının tespiti için motor akım imza analizi ve diskriminant analizi tabanlı bir yöntem sunmuştur. Bir kırık rotor çubuğunun dört farklı yük durumu için teşhisi gerçekleştirilmiştir. Park vektör dönüşümü ve motor akım imza analizine dayalı bir yöntem kırık rotor ve eksantriklik arızaları için önerilmiştir [13]. Bu iki özellik çıkarımı ile elde edilen özellikler Bayesian sınıflandırma yöntemi ile değerlendirilerek arıza türleri belirlenmektedir. Nejari ve ark. [14] park vektör dönüşümü ve yapay sinir ağları tabanlı bir yöntem ile asenkron motorlarda oluşan elektriksel arızaları belirlemişlerdir.

Bu çalışmada kırık rotor çubuğu ve stator arızalarının tespiti için yapay sinir ağı tabanlı bir yöntem sunulmaktadır. Önerilen yöntem arıza teşhisi için üç faz motor akım sinyaline ihtiyaç duyar. Kırık rotor çubuğu arızalarının belirlenmesi için motorun bir fazından alınan akım sinyalleri üzerinden Fourier dönüşümü ile akım spektrumu elde edilerek kırık rotor ile ilgili iki yan bant bileşeni elde edilmiştir. Stator arızaları için üç faz motor akımı üzerinden park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi ile ayırt edici özellikler elde edilmiştir. Elde edilen bu özellikler yapay sinir ağının girişleri olup, çıkışta bir kırık rotor çubuğu ve stator arızaları tespit edilmektedir.

2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Sinirsel hesaplama veya paralel dağıtık işleme olarak ta adlandırılan yapay sinir ağları algoritmik ve sembolik yaklaşımlar için çok uygun olmayan problemlerde alternatif bir çözüm sağlar [15]. Yapay sinir ağları insanın biyolojik sinir sisteminden esinlenmiştir. Son derece basitleştirilmiş biyolojik modele dayanan sanal nöronun biçimsel tanımı Mc Culloch ve Pitts tarafından formüle edilmiştir [16]. Nöronun Mc Culloch- Pitts modeli Şekil 1’de gösterilmektedir. Bu şekilden de görülebileceği gibi bir sinir hücresi veya nöron n adet giriş, bir bias’ı giriş olarak alır ve bunların ağırlıklı toplamlarını nöronun çıkışına verir. Daha sonra çıkış değeri bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilir. Bir sinir hücresinin matematiksel modeli görüldüğü gibi girişlerin toplanması ve bu değerın bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile elde edilir. Daha sonra sinir hücreleri ağırlık değerleri ile farklı yapılar da birleştirilerek sinir ağı oluşturulabilir.



Şekil 1. Yapay nöron modeli.

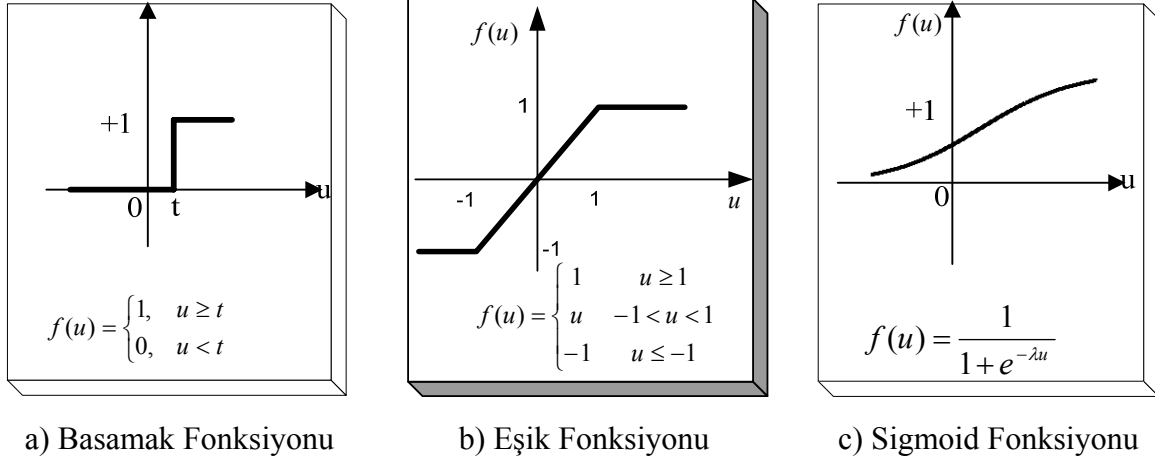
Basit bir nöronun matematiksel denklemi aşağıda denklem (1) ve (2)’de verilmiştir.

$$u(t) = w_1(t)x_1(t) + w_2(t)x_2(t) + \dots + w_n(t)x_n(t) - w_0 \quad (1)$$

$$y(t) = f(u(t)) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i(t) - w_0\right) \quad (2)$$

Denklem (2)’deki f sembolü nöronun çıkışına uygulanacak aktivasyon fonksiyonunu gösterir. Aktivasyon fonksiyonu diferansiyeli alınabilir ve monoton olarak azalmayan bir fonksiyon

olarak seçilir [17]. Sigmoid, basamak, eşik ve doğrusal gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Nöronun davranışı seçilen aktivasyon fonksiyonunun seçimi ile belirlenir. Şekil 2’de en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları verilmiştir.

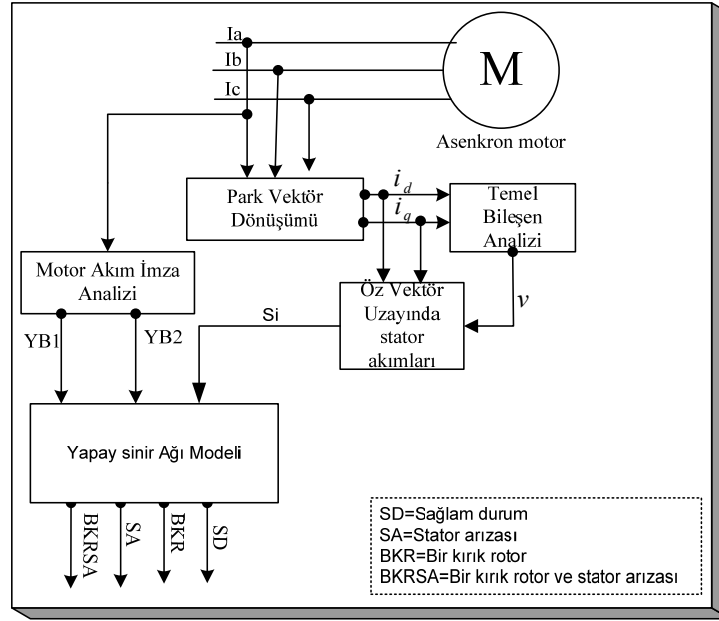


Şekil 2. Aktivasyon fonksiyonları.

Yapay sinir ağına verilen bir örnek, ağın önceki öğretilmiş durumlarından çok farklı olursa, ağırlıklarını değiştirerek benzerliği arttırmak mümkündür. Aktivasyon fonksiyonu burada önemli bir rol oynamaktadır. Sigmoid fonksiyonlar biyolojik nöronların davranışlarını anımsattıklarından dolayı en popüler aktivasyon fonksiyonlarından biridir [15].

3. YAPAY SİNİR AĞI TABANLI ARIZA TEŞHİS YAKLAŞIMI

Arıza teşhis yaklaşımı iki aşamadan oluşmaktadır. Birinci aşamada akım sinyalleri üzerinden her bir arıza türü için özellik çıkarımı yapılmaktadır. İkinci aşamada ise çıkarılan özelliklerin yapay sinir ağı ile eğitimi sağlanarak arızaların teşhis edilmektedir. Ön işleme adımı olarak motorun üç fazından alınan akım sinyalleri kullanılmaktadır. Kırık rotor çubuğu ile ilgili özelliklerin çıkarımı için motorun tek fazından alınan akım sinyallerine Fourier dönüşümü uygulanır. Stator arızaları ile ilgili özellikler için ise üç fazdan alınan akım sinyalleri üzerinden park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi ile özellik çıkarımı yapılmaktadır. Şekil 3’te önerilen arıza teşhis şeması verilmiştir.



Şekil 3. Yapay sinir ağı tabanlı arıza teşhis yaklaşımı.

3.1. Özellik Çıkarımı

Motor akım imza analizi, motor akımının herhangi bir fazı üzerinden hızlı Fourier dönüşümü uygulanarak oluşturulur. Hızlı Fourier dönüşümü minimum hesaplama gücü ile ayrık bir zaman serisinin ayrık Fourier dönüşümünü hesaplamak için kullanılan bir işaret işleme metodudur. Yaygın olarak kullanılan bu spektrum analiz metodu, Cooley ve ark. [18] tarafından yapılan çalışma ile önemli hale geldi. Hızlı Fourier dönüşümü N noktalı ayrık Fourier dönüşümü hesaplamalarını daha küçük boyutlu hesaplamalara ardışık olarak ayrıştırarak verilen bir zaman serisinin ayrık Fourier dönüşümünü hesaplar. Eğer bu ayrıştırmalar uygun bir şekilde yapılırsa, hesapsal karmaşıklıkta önemli bir azalma elde edilir. Ayrık Fourier dönüşümünün temellerini incelemek için, ayrık zamanlı bir $x[n]$ ($0 \leq n \leq N-1$) zaman serisinin N adet eşit olarak bölünmüş bir dizi düşünelim. Bu ayrık zamanlı $x[n]$ dizisinin ayrık Fourier dönüşümü aşağıdaki şekilde gösterilebilir.

$$X(e^{-j\omega n}) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)w(n)e^{-j\omega n} \quad (3)$$

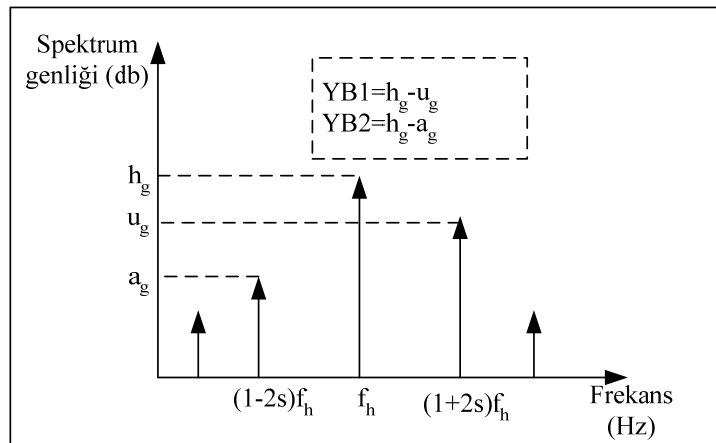
Bu denklemde ω reel frekans değişkeni olup $0 \leq \omega \leq 2\pi$ arasındadır ve değeri denklem (4)'te verilmiştir.

$$\omega_k = \frac{2\pi k}{N}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (4)$$

Denklem (3)'teki $w(n)$ pencere fonksiyonudur. Bu fonksiyon sinyale uygulanarak daha hassas spektrumların elde edilmesi sağlanır. En popüler pencere fonksiyonları Hamming, Hanning, Rectangular ve Chebyshev'dir. Elde edilen akım spektrumunda kırık rotor arızaları hat frekansının yan bant bileşenleri incelenerek belirlenebilir. Rotor çubuğu ile sonlandırıcı halka bağlantı noktası alanında oluşan çatlaklar motorun başlama zamanı uzun olduğunda büyük olur. Sonlandırıcı halka veya rotor çubuğundaki kırıklar besleme akımında genlik ve faz açısı modülasyonu üretecektir. Kırık rotor çubuğu ile ilgili yan bant bileşenleri denklem (5)'e göre hesaplanır.

$$f_b = (1 \pm 2s)f_h \quad (5)$$

Burada f_h hat frekansını, f_b kırık rotor çubuğu ile ilgili yan bant frekanslarını ve s ise motor kaymasını gösterir. Bu yan bant bileşenlerinin genliği iki özelliğe bağlıdır. Düşük yan bant bileşeninin genliği $f_b = (1-2s)f_h$ kırık rotor çubuklarının sayısına göre değişirken, yüksek yan bantın genliği $f_b = (1+2s)f_h$ hız salınımlarına bağlıdır. Bu yan bant bileşenlerini kullanarak yapay sinir ağlarının girişleri için kullanılan özellikler Şekil 4'te verilmiştir.



Şekil 4. Kırık rotor çubuğu arızası için elde edilen özellikler.

Stator arızalarının tespiti için üç faz motor akımı üzerinden elde edilen park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi tabanlı bir özellik çıkarımı yapılmaktadır. Üç faz motor akımından elde edilecek park vektörü denklem (6)'daki gibidir.

$$\begin{aligned}
 i_d &= \sqrt{\frac{2}{3}}i_a - \frac{1}{\sqrt{6}}i_b - \frac{1}{\sqrt{6}}i_c \\
 i_q &= \frac{1}{\sqrt{2}}i_b - \frac{1}{\sqrt{2}}i_c
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Temel bileşen analizi veri üzerinde istatistiksel olarak analiz yapmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem boyut azaltmak için çok değişkenli istatistiksel analizin klasik bir metodu olarak görülebilir. Temel bileşen analizini park vektör ile elde edilen vektörlere uygulamak için $X=[i_d; i_q]$ şeklinde bir matris yazılır. Bu matrisin her bir sütunun ortalaması bulunarak sütundaki her bir değer bu ortalama değerden çıkarılır. Dolayısıyla $\sum_{t=1}^l x_t = 0$ eşitliği sağlanmış olunur. Bu değerlerin kovaryans matrisi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$C = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l x_t^T x_t \tag{7}$$

Bu denklemde l veri uzunluğunu x_t^T ise matrisin t numaralı satırının transpozisini ifade eder. Bu matris ile matrisin öz değerleri ve öz vektörleri arasında aşağıdaki gibi bir ilişki vardır.

$$Cv = v\lambda \tag{8}$$

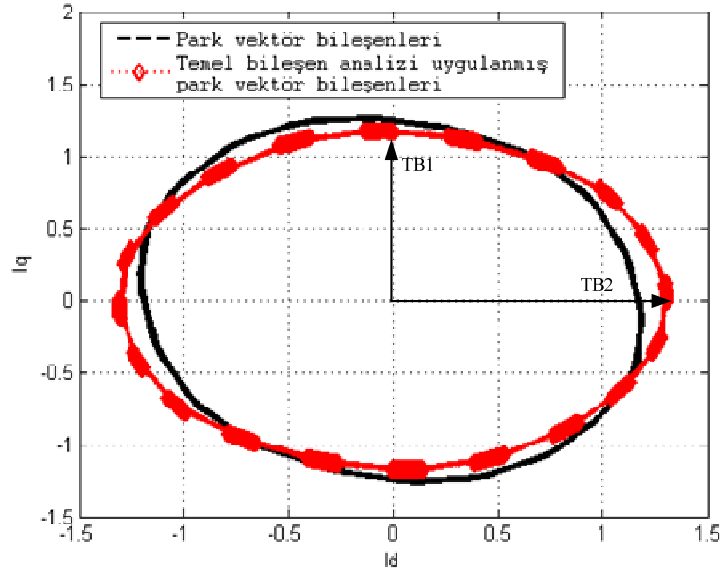
Denklem (8)'de v öz değerler vektörünü ve λ ise öz değerleri gösterir. Yukarıdaki X verisinin öz bileşen vektörü üzerinde ölçeklendirilmesi için aşağıdaki denklem kullanılır. Park vektör bileşenleri ve temel bileşen analizi ile ölçeklendirilmiş park vektör bileşenleri Şekil 5'te verilmiştir.

$$X_0 = X * v \tag{9}$$

Stator arızalarının tespiti için elde edilen bileşen denklem (10)'daki gibidir.

$$S_i = 1 - \frac{TB1}{TB2} \tag{10}$$

Denklem (10)'da TB1 ölçeklendirilmiş park vektör bileşenlerinden yatay bileşenin, TB2 ise dikey bileşenin maksimum değerini gösterir.



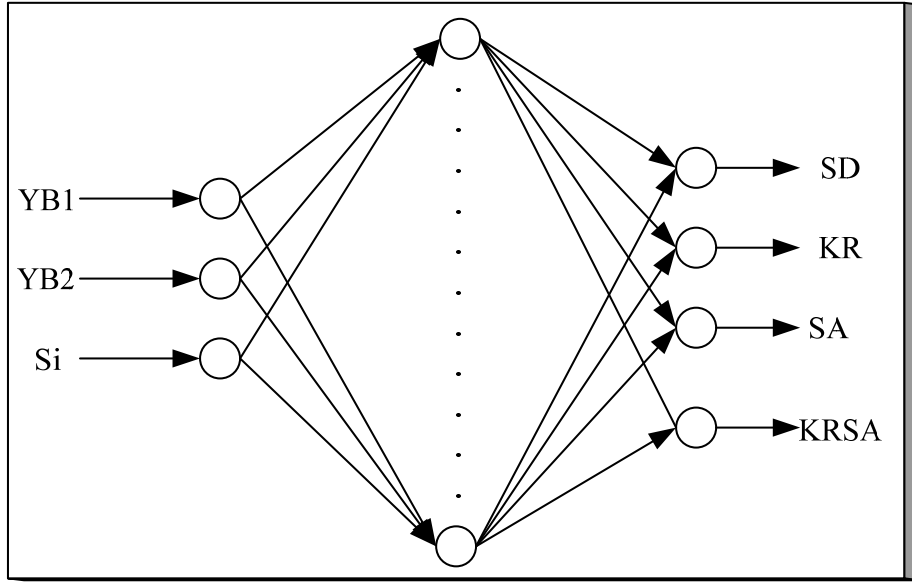
Şekil 5. Ölçeklendirilmiş park vektör dönüşümü

3.2. Sınıflandırma Aşaması

Sınıflandırma aşaması için ileri beslemeli bir yapay sinir ağı kullanılmaktadır. Yapay sinir ağının girişlerini rotor arızaları için akım spektrumundan elde edilen iki özellik ve stator arızaları için park vektör üzerinde temel bileşen analizinin uygulanması sonucu elde edilen denklem (10)'daki özellik oluşturmaktadır. Yapay sinir ağı stator arızası, sağlam durum, kırık rotor çubuğu arızası ve her iki arıza aynı anda olmak üzere dört çıkışa sahiptir. Önerilen yapay sinir ağının yapısı Şekil 6'da verilmiştir.

Şekil 6'da yapay sinir ağının üç girişi YB1, YB2 ve Si'den oluşmaktadır. Çıkışlar ise sağlam durum (SD), kırık rotor arızası (KR), stator arızası (SA) ve kırık rotor ile stator arızası(KRSA) olarak belirlenmiştir. Eğitim aşamasında yapay sinir ağının her bir durumu için çıkışlarının değerleri aşağıda verilmiştir:

$[1\ 0\ 0\ 0]^T$	Sağlam durum
$[0\ 1\ 0\ 0]^T$	Bir kırık rotor arızası
$[0\ 0\ 1\ 0]^T$	Stator arızası
$[0\ 0\ 0\ 1]^T$	Bir kırık rotor ve stator arızası



Şekil 6. Arıza teşhisi için kullanılan yapay sinir ağı modeli.

Bu çıkış vektörleri eğitim aşaması için her bir arıza durum verisinin çıktıları olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağına doğruluğu test aşamasında kullanılan verilere göre belirlenmektedir.

4. DENEYSEL SONUÇLAR

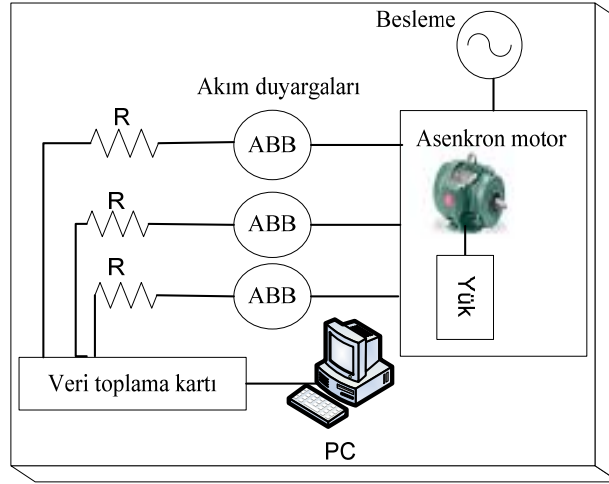
Uygulama sonuçlarının değerlendirilmesi için gerçek bir deney düzeneği oluşturulup veriler sağlam ve arızalı motorlardan deneysel olarak alınmıştır. Deney düzeneğinde kullanılan üç fazlı asenkron motorun özellikleri Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Kullanılan asenkron motorun özellikleri

Özellik	Değer
Güç	0.37 kw
Tam yük akımı	1.2 A
Besleme frekansı	50 Hz
Kutup sayısı	4
Rotor çubuklarının sayısı	22
Tam yükte çalışma hızı	1390 rpm

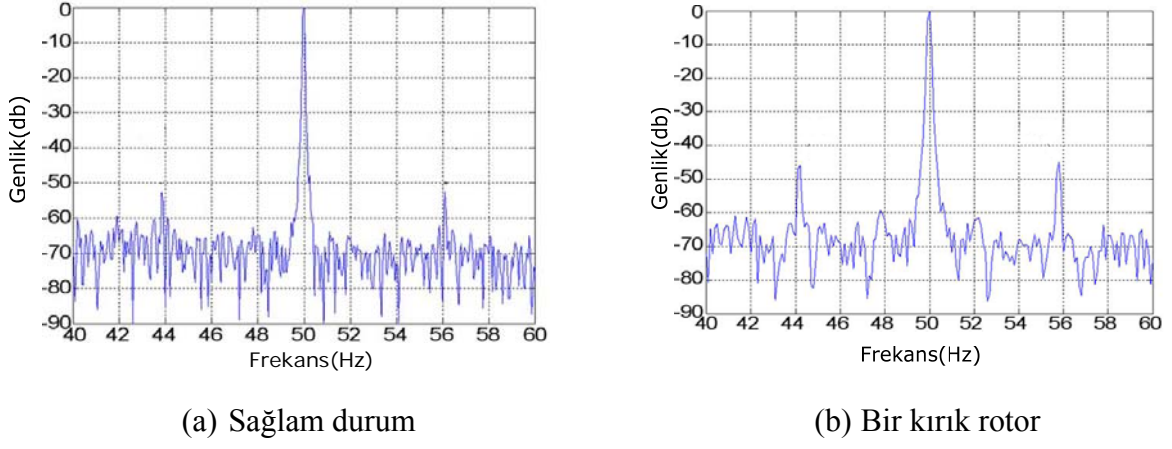
Motorun faz akımlarını ölçmek için üç adet akım duyargası kullanılmıştır. Ölçülen bu akım değerleri 16 bitlik Advantech PCL-816 model bir veri toplama kartı aracılığıyla bilgisayara aktarılmıştır. Kurulan deney düzeneği Şekil 7’de verilmiştir. Her bir durum için örnekleme oranı 10.000 örnek/saniye ile faz akımları bir saniye boyunca okunarak bilgisayara kaydedilmiştir.

Akım spektrumu için motorun sadece A fazı kullanılmıştır. Akım spektrumu hızlı Fourier dönüşümü ve güç spektrum yoğunluğu hesaplanarak oluşturulmuştur. Şekil 8’de sağlam motor ve bir kırık rotor arızasına sahip motor için akım spektrumu verilmiştir.

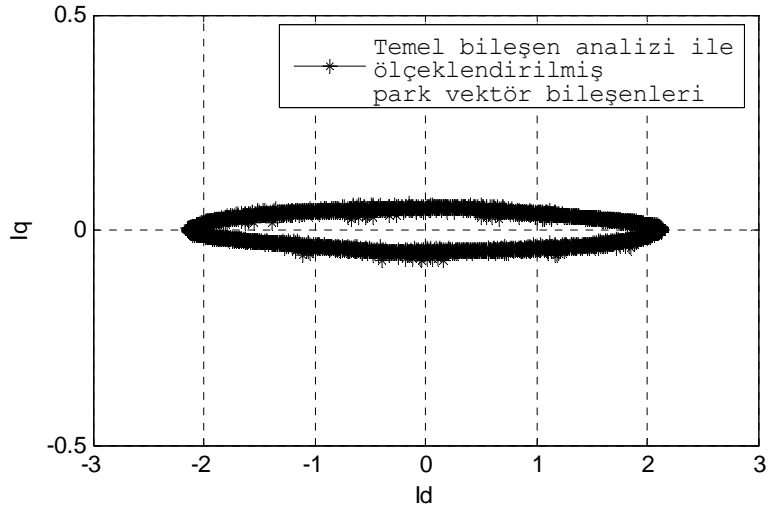


Şekil 7. Deney düzeneği şeması.

Stator arızalarını oluşturmak için sargıların kısa devre edilmesi sağlanmıştır. Ayrıca motor faz akımlarından biri kısa devre edilerek motorun iki fazda çalışması da sağlanarak arıza oluşturulmuştur. Sağlam motor durumu için elde edilen özellik (Si) sifıra yakın değer alırken, sargı arızaları %6 ‘dan %20’ye arttırıldığında bu değer 0.12’den 0.26’ya kadar artmaktadır. Fazlardan biri devre dışı bırakıldığında bu değer 0.95’e kadar çıkmaktadır. Şekil 9’da bir faz devre dışı bırakıldığında ölçeklendirilmiş park vektör dönüşümü görülmektedir.

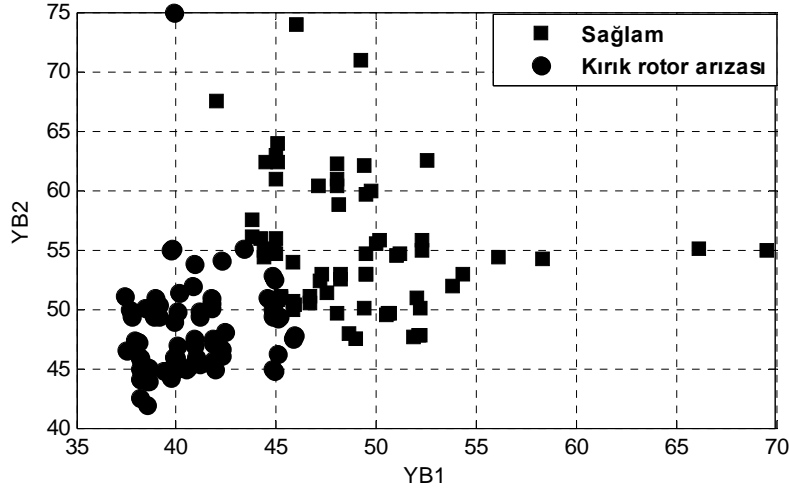


Şekil 8. Sağlam ve arızalı motor akım spektrumu.



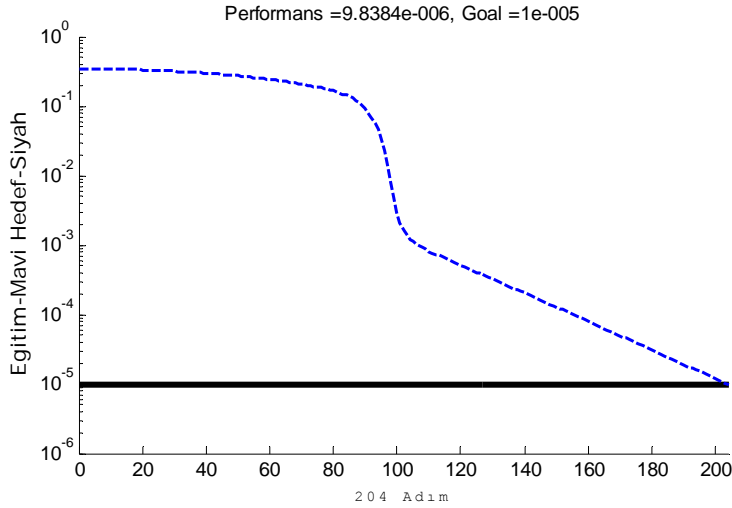
Şekil 9. Arızalı motor ölçeklendirilmiş park vektör grafiği.

Motor durumu ile ilgili yan bant bileşenleri elde edildikten sonra yapay sinir ağının girişleri elde edilmiştir. Sağlam ve kırık rotor çubuğu arızası için elde edilen yan bant bileşenlerinin grafiği Şekil 10'da verilmiştir.



Şekil 10. Sağlam ve kırık rotor arızası için elde edilen özellikler.

Yapay sinir ağının girişleri YB1, YB2 ve Si değerleridir. Momentum katsayısı ve öğrenme oranı deneme yanılma yoluyla 0.7 ve 0.1 olarak belirlenmiştir. Orta katmanda farklı sayıda düğüm kullanılmıştır. Yapay sinir ağının eğitimi için geriye yayılım öğrenme algoritması kullanılmıştır. Algoritmanın eğitim hızını geliştirmek için eğim düşme algoritmasından faydalanılmıştır. Ortalama hatanın karesi 0.00001 olarak seçilmiş ve eğitimin adım sayısı 3000 olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağının eğitim hata grafiği Şekil 11’de verilmiştir.



Şekil 11. Yapay sinir ağı eğitim hata grafiği.

Önerilen yöntemde kullanılan toplam veri sayısı 280 adet olup, bu verilerin 224 adeti eğitim, 28 adeti test ve 28 adeti doğrulama için kullanılmıştır. Eğitim aşamasında kullanılan veriler ile test ve doğrulama aşamasında kullanılan veriler tamamen farklıdır. **Tablo 2**'de yapay sinir ağının orta katmanında kullanılan düğüm sayılarına göre eğitim, test ve teşhis aşamalarının doğruluk yüzdeleri verilmiştir.

Tablo 2. Farklı düğüm sayılarına göre yapay sinir ağının performansı

Gizli düğüm sayısı	Eğitim (%)	Test (%)	Teşhis (%)
10	95.0	92.9	94.2
20	96.4	92.9	95.0
40	97.2	95.0	96.0
60	98.2	97.5	97.5

Yapay sinir ağının test edilmesi için karışıklık matrisi kullanılmıştır. **Şekil 12**'de yapay sinir ağının gizli katmanında 60 düğüm kullanılması durumunda karışıklık matrisi ile eğitim aşamasındaki hata ve doğruluk oranları gösterilmiştir.

Eğitim karışıklık matrisi

Çıkış sınıfı	1	52 23.2%	1 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	98.1% 1.9%
	2	1 0.4%	54 24.1%	0 0.0%	0 0.0%	98.2% 1.8%
	3	0 0.0%	0 0.0%	59 26.3%	2 0.9%	96.7% 3.3%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	55 24.6%	100% 0.0%
		98.1% 1.9%	98.2% 1.8%	100% 0.0%	96.5% 3.5%	98.2% 1.8%
	1	2	3	4	Hedef sınıfı	

Şekil 12. Eğitim aşaması için karışıklık matrisi.

Şekil 12’de verilen karışıklık matrisine göre eğitim aşamasında toplam 4 adet veri yanlış sınıflandırılmıştır. Eğitim aşamasında kullanılan 224 adet verinin 4 adeti yanlış sınıflandırıldığından ortalama %98.21’lik bir başarı oranı elde edilmiştir.

5. SONUÇLAR

Bu çalışmada asenkron motorlardaki kırık rotor ve stator arızalarının teşhisi için yapay sinir ağı tabanlı bir yöntem sunulmuştur. Kırık rotor çubuğu arızaları için motor akımının frekans spektrumu Fourier dönüşümü ile elde edilerek rotor ile ilgili yan bant bileşenlerinin genlikleri hesaplanmıştır. Stator arızalarının tespiti için park vektör dönüşümü ve temel bileşen analizi tabanlı bir özellik çıkarım yöntemi sunulmuştur. Elde edilen özellikler yapay sinir ağlarının girişlerini oluşturup çıkışta kırık rotor çubuğu arızası, stator arızası ve her iki arızanın aynı anda oluşma durumları başarılı bir şekilde tespit edilmiştir. Arıza teşhisinde kullanılan veriler gerçek bir asenkron motordan deneysel olarak alınmıştır. Arıza teşhisi için sunulan yöntem sadece motorun faz akımlarını kullanmaktadır. Yapay sinir ağının lineer olmayan özellikleri ve öğrenme yeteneklerinden faydalanılarak arıza teşhisinin yapılması sağlanmıştır.

KAYNAKLAR

1. Benbouzid M.E.H., Kliman G.B., What Stator Current Processing Based Technique to Use for Induction Motor Rotor Faults Diagnosis?, IEEE Trans. Energy Conv., 18(2), 238–244, 2003.
2. Bellini A., Filippetti F., Tassoni C., Capolino G.A., Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines, IEEE Trans. On Industrial Electronics, 15(2), 4109-4126, 2008.
3. Chow M.Y., Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy Logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection, s. 140, World Scientific Publishing, Singapore, 1998.
4. Acosta G.G., Verucchi C.J., Gelso E.R., A Current Monitoring System for Diagnosing Electrical Failures in Induction Motors, Mechanical System and Signal Processing, 20, 953-965, 2006.
5. Bangura J.F., Povinelli R.J., Demerdash N.A.O., Brown R.H., Diagnostics of Eccentricities and Bar/End-Ring Connector Breakages in Polyphase Induction Motors Through a Combination of Time-Series Data Mining and Time-Stepping Coupled FE–State-Space Techniques, IEEE Transactions on Industry Applications, 39 (4), 1005-1013, 2003.
6. Yeh C., Povinelli R.J., Mirafzal B., Demerdash N.A.O., Diagnosis Of Stator Winding Inter-Turn Shorts in Induction Motors Fed by PWM-Inverter Drive Systems using a Time-Series Data Mining Technique, IEEE International Conference on Power System Technology, Singapore, 1-6, November 21-24, 2004.

7. Aydın I., Karaköse M., Akin E., A Simple and Efficient Method for Fault Diagnosis Using Time Series Data Mining, IEEE Electrical Machines & Drives Conference, Antalya, 596-600, May 3-5, 2007.
8. Ondel O., Boutleux E., Clerc G., A Method to Detect Broken Rotor Bars in Induction Machine Using Pattern Recognition Techniques, IEEE Trans. on Industry Applications, 2(4), 916-923, 2006.
9. Martins J.F., Pires V.F., Pires A.J., Unsupervised Neural-Network-Based Algorithm for an On-Line Diagnosis of Three-Phase Induction Motor Stator Fault”, IEEE Trans. On Industrial Electronics, 54 (1), 259-264, 2007.
10. Rodriguez P.V.J., Antero A., Detection of Stator Winding Fault in Induction Motor Using Fuzzy Logic, Applied Soft Computing, 8, 1112-1120, 2008.
11. Aydın İ., Karaköse M., Akin E., Zaman Serisi Veri Madenciliği ve Destek Vektör Makinalar Kullanan Yeni Bir Akıllı Arıza Sınıflandırma Yöntemi, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 23 (2), 431-440, 2008.
12. Ayhan B., Chow M.Y., Song M.H., Multiple Signature Processing-based Fault Detection Schemes for Broken Rotor Bar in Induction Motors, IEEE Trans. on Energy Conversion, 20 (2), 336-343, 2005.
13. Haji M., Toliyat H.A., Pattern Recognition- A Technique for Induction Machines Rotor Fault Detection Eccentricity and Broken Bar Fault, IEEE Trans. on Energy Conversion, 16 (4), 312-317, 2001.
14. Nejari H., Benbouzid M.E.H., Monitoring and Diagnosis of Induction Motors Using a Current Park's Vector Pattern Learning Approach, IEEE Trans. on Industry Applications, 36 (3), 730-735, 2000.
15. Kecman V., Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, neural Networks and Fuzzy Logic, s. 575, Oxford University, The MIT Press., 2001.
16. Nabiye V.V., Yapay Zeka-Problemler, yöntemler, algoritmalar, , s. 724, Seçkin Yayıncılık, Ankara, 2003.
17. Kulkarni D.A., Computer Vision and Fuzzy-Neural Systems, s.504, Prentice Hall Ptr, New Jersey 2001.
18. Cooley J.W., Tukey, J.W., An Algorithm for Machine Calculation of Complex Series, J. of Mathematics of Computation, 19 (90), 297-301, 1965.