



GENETİK ALGORİTMA KULLANAN YAPAY BAĞIŞIK SİSTEM TABANLI ARIZA TEŞHİS MODELİ

(THE FAULT DIAGNOSIS MODEL BASED ON ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM USING GENETIC ALGORITHM)

İlhan AYDIN*, Mehmet KARAKÖSE**, Erhan AKIN**

ÖZET/ABSTRACT

Bu çalışmada asenkron motor arızalarını tespit etmek için yapay bağışık sistem tabanlı arıza teşhis metodu önerilmiştir. Önerilen metot kırık rotor çubuğu arızalarını tespit etmek için negatif seçim algoritmasını kullanır. Arıza ile ilgili özellikler motor akımının bir fazının ilk fark filtrelemesi ve hilbert dönüşümü kullanılarak elde edilir. Bu özellik sinyallerinin faz uzayı nonlineer zaman serileri analizi yöntemi ile elde edilerek negatif seçimin giriş verisi oluşturulur. Hilbert tabanlı dönüşüm olarak adlandırılan yeni özellik sinyali faz uzayında kırık rotor çubuğu arızalarını ayırt etmek için kullanışlıdır. Orjinal negatif seçim algoritmasında detektörler rastgele üretilir. Fakat rasgele üretilen detektörler iki probleme sahiptir. Birincisi öz olmayan uzay kapsanmayabilir. İkincisi benzer detektörlerin üretimini engellemek için herhangi bir sınırlama yoktur. Genetik algoritma negatif seçimin detektörlerini optimize etmek ve üretmek için kullanılmıştır. Minimum detektör sayısı ile öz olmayan uzayın maksimum kapsanması sağlanmıştır. Önerilen yöntemin doğruluğu zaman adimli birleştirilmiş sonlu elaman durum uzayı ile elde edilen simülasyon verileri kullanılarak doğrulanmıştır.

In this study, artificial immune system based fault diagnosis method has been proposed to detect the induction motor faults. The proposed method uses negative selection algorithm to detect broken rotor bar faults. Fault related features are obtained using Hilbert transform and first difference filtering of one phase motor current. The phase space of these feature signals is obtained using a nonlinear time series analysis and they constitute the input data of the negative selection. The new feature signal called Hilbert based transform is quite useful to separate broken rotor bar faults in the phase space. In the original negative selection algorithm detectors are randomly generated. But randomly generated detectors have two problems. The first is that the non-self space may not be covered, completely. The second problem is that there is not any restriction to deny generation of similar detectors. The genetic algorithm is used to generate and optimize the detectors of the negative selection. The maximum coverage of non-self space with minimum detector numbers is ensured. The accuracy of method has been verified using simulation data that obtained by time-stepping coupled finite element state space method.

ANAHTAR KELİMELER/KEYWORDS

Yapay bağışık sistemler, negatif seçim algoritması, genetik algoritma, asenkron motor, arıza teşhisi

Artificial immune systems, negative selection algorithm, genetic algorithm, induction motor, fault diagnosis

*Kemaliye H. A. Akın MYO, Erzincan Üniversitesi, 24600, Kemaliye/Erzincan, ilhanaydin@erzincan.edu.tr

**Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Fırat Üniversitesi, 23119, Elazığ, {mkarakose,eakin}@firat.edu.tr

1. GİRİŞ

Asenkron motorlar elektrik enerjisinin mekanik enerjiye dönüştürülmesi için endüstride en çok tercih edilen makinalardır. Bu motorların en önemli avantajları ucuz, sağlam ve güvenilir olup basit bir yapıya sahip olmalarıdır (Ayhan vd., 2005). Petrokimyasal, madencilik ve ev aletleri gibi genel amaçlı uygulamaların yanı sıra askeri ve uzay uygulamaları gibi kritik uygulamalarda da bu motorlardan faydalanılmaktadır (Benbouzid vd., 2003).

Asenkron motorların çalıştıkları ortamlar genellikle aşındırıcı ve nemli olduğundan çalışma performansları belli bir süre sonra düşecektir. Bu tür ortamlar motorun eskimesini hızlandırır ve bu birçok arızaya sebep olabilir. Çoğu motor arızaları sürecin aksaması, üretimin azalması ve diğer ilgili makinaların bozulmasına sebep olurlar. Motor arızalarını tespit etmek amacıyla önerilen ilk yöntemler gürültü analizi, sıcaklık ölçümü ve titreşim analizine dayalıdır. Bu metotlar asenkron motorların çevrimiçi izlenmesi için uygun değildir (da Silva, 2006). Titreşim duyarları hem pahalı hem de mekanik kurulumları gürültüye oldukça duyarlıdır.

Geçmiş birkaç yılda, akım izlenmesi arıza teşhisinde oldukça tercih edilen bir yöntem olmaya başlamıştır. Akım sinyalleri akım duyarları kullanılarak arıza teşhisi için kolaylıkla izlenebilir. Fakat akım sinyalleri tek başına arıza teşhisinde yeterli değildir. Elde edilen sinyallerden özelliklerin ne şekilde çıkarılacağı ve farklı arıza durumlarının birbirinden nasıl ayırt edileceği önemli bir problemdir. Asenkron motorlarda arızaların tanımlanması ve arıza teşhisi için en çok tercih edilen yöntem motor akım imza analizidir (Schoen vd., 1995). Kırık rotor çubuğu arızaları, statik veya dinamik eksantriklik, mil yatağı ve stator arızaları bu metot kullanılarak tespit edilebilir. Bu yöntem genişletilerek stator, rotor, statik ve dinamik eksantriklik gibi arıza türleri de incelenmiştir (Benbouzid vd., 1999). Kırık rotor çubuğu arızalarının tespiti için motor akım imza analizi ve diskriminant analizi tabanlı bir yöntem sunulmuştur (Ayhan vd., 2005). Eğer motor bir elektrik şebekesinden besleniyorsa, bu metot oldukça iyi sonuçlar verir. Fakat endüstride kullanılan motorların çoğu değişken hızlar için PWM tabanlı sürücüler ile beslenmektedir. Motor akım imza analizinin bir diğer dezavantajı eğer yük çok düşük ise arıza ile ilgili frekans genlikleri oluşmaz. Geçiş durumlarında arızaları tespit etmek için dalgacık tabanlı ön işleme yöntemi önerilmiştir (Zarei vd., 2007). Bu çalışmada Meyer dalgacığı arıza indeksi olarak her bir motor durumu için kullanılmıştır. Diğer bir çalışmada kilitli rotor, tek faz, topraklama arızası, aşırı gerilim ve gerilim düşüşleri gibi arızaları tespit etmek amacıyla yapay bağışık sistem ve motor akım imza analizi temelli bir yöntem geliştirilmiştir (Branco vd., 2003). Önerilen yöntem üç modülden oluşmaktadır. T modülü öz/öz olamayan ayrımını sağlarken, B modülü sıklıkla oluşan tüm öz ve öz olmayan kodlar ile tepkimeye girer. D modülü ise T modülünün durum uzayını azaltmak için gereklidir. Bu çalışmada detektörlerin üretimi tüm öz olmayan uzayı kapsamayıp sadece yeni bir arıza oluştuğunda detektörlerin taşınması ve yeni durumun tespit edilmesine dayalıdır. Farklı bir çalışmada negatif seçim algoritmasının detektörlerini üretmek için yapay sinir ağı tabanlı bir yöntem sunulmuştur (Gao vd., 2008). Bu çalışmada öz verileri tanımayan detektörlerin yapay sinir ağı tarafından eğitimi sağlanmıştır. Negatif seçim algoritmasının performansını artırmak için bulanık kümeleme ve genetik algoritmayı kullanan arıza tespit yöntemleri de mevcuttur (Aydın vd., 2008). Bu yöntemlerde arıza teşhisi için özellik çıkarımı yapılarak asenkron motorlardaki kırık rotor ve sonlandırıcı halka arızaları tespit edilmiştir.

Akıllı hesaplama tabanlı teknikler sadece arızaları sınıflandırmakla kalmayıp, aynı zamanda arızanın şiddetinin belirlenmesi açısından da oldukça iyi sonuçlar verirler. Bu teknikler her bir motor çalışma durumu için özelliklerin çevrimdışı olarak öğrenilmesi ve izlenen bir motor durumunun çevrimiçi değerlendirilmesine dayalıdır. Fakat özellikleri elde etmek için kullanılan sinyal ön işleme teknikleri birkaç kez tekrarlanmalıdır. Bu süreç çok

zaman alır ve elde edilen özellikler gürültü ve yük durumlarından etkilenir. Bu dezavantajları gidermek için asenkron motor arızalarının teşhisinde zaman serisi veri madenciliği yöntemi kullanılmıştır (Povinelli vd.,2001; Povinelli vd., 2002; Bangura vd., 2003). Bu yöntemler veri madenciliği ve lineer olmayan zaman serileri analizine dayalıdır. Her bir motor durumu lineer olmayan zaman serisi analizi ile oluşturulan bir faz uzayında incelenir. Bu çalışmalarda sonlu elaman durum uzayı ile elde edilen moment sinyalleri arıza tespitinin özellik sinyallerini oluşturur. Kırık rotor ve eksantriklik arızaları başarılı bir şekilde teşhis edilmektedir. Stator ve kırık rotor çubuğu arızalarının teşhisi için başka çalışmalarda üç faz akım sinyali üzerinden zaman serisi veri madenciliğini kullanan teşhis yöntemleri geliştirilmiştir (Yeh vd., 2004; da Silva, 2006). Her iki çalışmada da arıza teşhisi için faz uzayında Gaussian karışım modeli ile noktaların dağılımı modellenmekte ve Bayesian sınıflandırma ile arızaların sınıflandırılması sağlanmaktadır. Kırık rotor çubuğu arızalarını farklı çalışma durumları altında tespit etmek amacıyla zaman serisi veri madenciliği ve destek vektör makinaları kullanan yöntemler de literatürde vardır (Aydin vd., 2008). Bu yöntemler üç faz motor akımı üzerinden park vektör dönüşümünü uygulamakta ve bu dönüşümden elde edilen yeni zaman serisinin faz uzaylarını sınıflandırmak için destek vektör makinaları kullanmaktadır.

Arıza teşhisi için zaman serisi veri madenciliğinin kullanımı iyi sonuçlar vermesine rağmen, Gaussian karışım modelinin oluşturulması oldukça karmaşıktır. Ayrıca zaman serisi veri madenciliğini kullanan birçok çalışmada akım sinyalleri yerine moment gibi elde edilmesi daha zor olan sinyaller kullanılmıştır. Bu çalışmada bu eksiklikleri gidermek için sadece tek faz motor akımına dayalı arıza teşhis yöntemi sunulmaktadır. Önerilen algoritma arıza teşhisi için yapay bağışık sistem algoritmalarından negatif seçimi sinyallerin faz uzayındaki değişimlerini belirlemek için kullanır. Fakat negatif seçim algoritmasında detektörler rastgele üretildiğinden aynı detektörün birkaç kez üretilme olasılığı vardır. Bu çalışmada üretilen detektörler genetik algoritma ile optimize edilerek hem daha önce üretilen detektörün üretimi engellenmektedir hem de öz olmayan uzayın detektörler tarafından maksimum kapsanması sağlanmaktadır.

2. YAPAY BAĞIŞIK SİSTEMLER

Doğal bağışık sistem insan vücudunu yabancı hücreler olarak bilinen antijen ve patojenlerden koruyan etkili bir mekanizmadır (Dasgupta vd., 1997). Virüs, bakteri, mantar ve parazitler gibi mikroorganizmalar patojen olarak adlandırılır ve bunlar vücuda girdikten sonra hastalığa sebep olurlar. Bağışık sistemlerdeki temel problem bu patojenlerin tanınması ile ilgilidir (de Castro vd., 2002). Patojenlerin antijen gibi bazı küçük molekülleri bağışık sistem tarafından tanınabilir. Hastalığa sebep olan bir antijen belirlendikten veya tanındıktan sonra bağışık sistemi onu yok etmekten sorumludur. Bağışık sistemlerin bu özelliklerinden faydalanılarak mühendislik ve bilimsel problemlerin çözümü için yapay bağışık sistemler geliştirilmiştir. Yapay bağışık sistemler optimizasyon, sınıflandırma ve örüntü tanıma gibi birçok uygulamada kullanılmıştır. Yapay bağışık sistemlerin temel bileşenleri ve problem çözüm adımları Şekil 1’de verilmiştir.

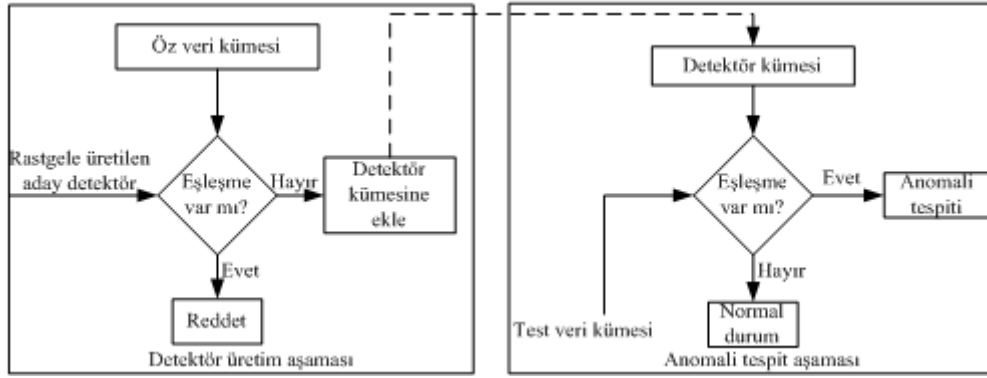


Şekil 1. Yapay bağışık sistemlerde problem çözme adımları

Yapay bağışık sistemlerde problem çözümü için ilk olarak problemin uygun bir gösteriminin yapılması gereklidir. Daha sonra antijenlerin antikorlar tarafından tanınması için afinite ölçümleri yapılır. En son adımda uygun yapay bağışık model seçilerek çözüm üretilir. Yapay bağışık sistem algoritmaları klonal seçim, bağışık ağ modelleri ve negatif seçim olmak üzere üç temel algortmadan oluşmaktadır. Klonal seçim optimizasyon problemlerinin çözümü için kullanılırken, negatif seçim anomali tespiti veya durum dışı çalışmaların tespiti için uygundur. Bağışık ağ modellerinden ise örüntü tanıma ve sınıflandırma gibi uygulamalarda faydalanılmaktadır (Dasgupta, 2006). Klonal seçim algoritması genetik algortmaya benzemesine rağmen, çaprazlama operatörüne sahip değildir. Ayrıca iyi bireylerin kopyalanması ve afinite tabanlı mutasyon özellikleri bu optimizasyon algortmasının iki önemli özelliğidir. Bu çalışmada arıza teşhisi için negatif seçim algortması önerildiğinden bir sonraki bölümde negatif seçim algortması detaylı bir şekilde verilecektir.

2.1. Negatif Seçim Algortması

Doğal bağışık sistemlerdeki yabancı hücrelerin tanınması kemik iliğinde üretilen iki lenfosit olan B ve T hücreleri ile yapılmaktadır (de Castro, 2002). Her iki hücre de kemik iliğinde üretilir. Daha sonra T hücreleri timüste negatif seçim olarak adlandırılan bir süreçten geçer. Bu aşamada vücudun öz hücreleri ile eşleşmeyen T hücreleri kemik iliğinden serbest bırakılır. Geriye kalan hücreler ise burada yok edilir. Bu yolla hayatta kalan bütün T hücreleri öz olmayan hücreleri tanıyacaktır. T hücrelerinin bu şekilde elenmesi bağışık sistemi vücudun kendi proteinlerinin saldırılarından korur. Doğal bağışık sisteminin bu özelliğinden faydalanılarak T hücrelerinin negatif seçimine dayalı bir kural dışı tespit algortması geliştirilmiştir (Forrest vd., 1994). Negatif seçim olarak adlandırılan algortma bilgisayar güvenliği için kullanılmıştır. Bu algortmanın en önemli özelliği sistem için bilinmeyen örüntü kümesi hakkında eldeki öz kümeler kullanılarak bilgi depolanması ve örüntü tanımda kullanılabilmesidir. Negatif seçim algortmasının detektör üretimi ve anomali tespit aşamaları Şekil 2’de gösterilmiştir.



Şekil 2. Negatif seçim algoritması

Şekil 2’de gösterilen negatif seçim algoritmasında ilk aşama öz hücrelerin belirlenmesidir. Öz hücreler belirlendikten sonra, rastgele bir şekilde aday detektörler üretilir ve bu detektörlerden öz hücreler ile eşleşenler çıkarılır ve eşleşmeyenler ise detektör kümesine atılır. Bir aday detektör ile öz hücre arasındaki afiniteyi ölçerek eşleşmenin hesaplanması için Euclidian, Hamilton ve Manhattan mesafe ölçümleri kullanılır (Igava vd., 2009). Örneğin bir antikör kümesi $A_k = [ak_1, ak_2, \dots, ak_l]$ ve bir antijen kümesi ise $A_n = [an_1, an_2, \dots, an_l]$ ile ifade edilir. Burada l antikör ve antijen kümesinin boyutudur. Bu iki küme arasındaki Euclidian afinite ölçümü Eşitlik (1)’de, Hamilton afinite ölçümü Eşitlik (2) ve Manhattan afinite ölçümü ise Eşitlik (3)’te verilmiştir.

$$A = \sqrt{\sum_{i=1}^l (Ak_i - An_i)^2} \quad (1)$$

$$A = \sum_{i=1}^l |Ak_i - An_i| \quad (2)$$

$$A = \sum_{i=1}^l \delta_i \text{ burada } \delta_i = \begin{cases} 1 & Ak_i \neq An_i \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (3)$$

Burada elde edilen afinite ölçümlerinin değeri (A) ε gibi bir eşik değeri ile Eşitlik (4)’teki gibi karşılaştırılır.

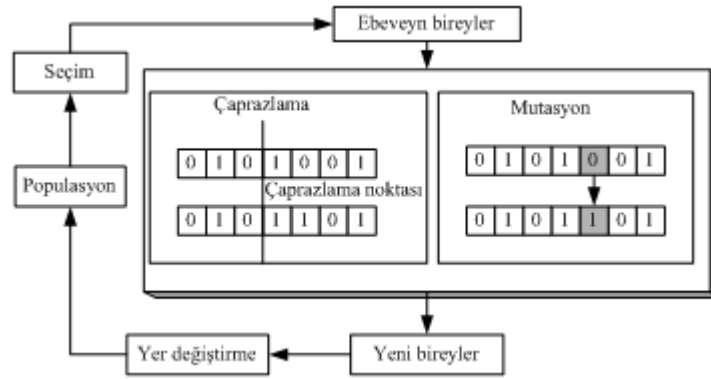
$$E = A - \varepsilon \quad (4)$$

Eğer $E > 0$ ise $A_n = [an_1, an_2, \dots, an_l]$ antijen kümesi öz örnekler ile eşleşmez ve eğer $A_n = [an_1, an_2, \dots, an_l]$ bütün öz örnekler ile eşleşmez ise detektör kümesine eklenir. Belirli sayıda detektör kümesi üretildikten sonra, test aşamasında bu detektörler kullanılarak gelen örneklerden öz kümelerin dışındakiler belirlenir.

3. GENETİK ALGORİTMA

Genetik algoritma evrimsel programlamanın bir parçası olarak ilk defa Michigan üniversitesinde psikolog ve bilgisayar uzmanı olan J. H. Holland tarafından önerilmiştir (Nabiyev, 2003). Genetik algoritmalar doğal seçim ve en iyi bireyin korunmasına dayalı bir arama yöntemidir. Genetik algoritmanın en önemli özelliği kör arama metodu olmasıdır.

Çünkü genetik algoritma en iyi çözümün ne olacağını başlangıçta bilemez. Geliştirilecek algoritma ile amaç fonksiyonuna göre en iyiye yakınsar. Standart bir genetik algoritmada, problemin çözümünü oluşturacak aday bireyler eşit boyutlu vektörler olarak ifade edilir. Başlangıçta bu vektörler rastgele olarak üretilir. Buradaki her bir birey kromozom olarak adlandırılır. Her birey problemin çözümü olabilir. Bu kromozomlar üzerinde çaprazlama, mutasyon ve seçim işlemleri sonrasında değişiklikler olur ve problemin çözümünü sağlayacak en iyi birey elde edilir. Şekil 3'te genetik algoritmanın temel adımları gösterilmiştir.



Şekil 3. Genetik algoritmanın adımları

Genetik algoritmada popülasyon rastgele üretilir. Popülasyondaki her bir bireyin uygunluğu çaprazlama ve mutasyon ile değiştirilir. Seçim işlemi için rulet tekerleği ve turnuva seçimi en çok tercih edilen yöntemlerdir. Seçim operatörü bir bireyin bir sonraki adımda hayatta kalıp kalmayacağını belirler. Daha iyi kromozomların bir sonraki adımda hayatta kalma şansları daha yüksektir.

4. GENETİK ALGORİTMA KULLANAN YAPAY BAĞIŞIK SİSTEM TABANLI ARIZA TEŞHİS MODELİ

Önerilen arıza teşhis yöntemi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada akım sinyalinden özellik çıkarımı yapılmaktadır. Yöntemin performansı değerlendirilirken akım sinyalinden özellik çıkarımı için hem (Povinelli vd.,2001) ve (Povinelli vd., 2002)'deki çalışmalarda yapılan özellik çıkarımı kullanılmış hem de Hilbert dönüşümü tabanlı yeni bir özellik çıkarımı sunulmuştur. Hilbert dönüşümü tabanlı özellik çıkarım yöntemi diğer yöntemlere göre daha ayırt edici özellikler sağlamaktadır. İkinci adımda bu özellik sinyallerinin faz uzayları lineer olmayan zaman serisi analizi ile oluşturulmuş ve negatif seçimin detektörleri optimize edilmiştir. Son aşamada motor izlenerek aktifleşen detektörlere göre arızalar belirlenmektedir.

4.1. Özellik Çıkarımı ve Faz Uzayının Oluşturulması

Motor akım sinyallerinden özellik çıkarımı için önerilen iki yöntem lineer olmayan zaman serileri analizine dayalıdır. İlk yöntemde zaman serisinden özellik çıkarımı için ilk fark filtrelemesi kullanılmıştır. Bu filtrelemede her bir zaman serisi elamanı bir önceki örnekten çıkarılarak yeni bir zaman serisi elde edilmektedir. Bu özellik Eşitlik (7)'de verilmiştir.

$$\Delta i(k) = i(k+1) - i(k) \quad (7)$$

İkinci özellik çıkarım yönteminde ise Hilbert dönüşümünden faydalanılmıştır. Hilbert dönüşümü reel bir zaman serisinden karmaşık değerlikli bir seri üretir. Faz akımının Hilbert dönüşümü Eşitlik (8)'e göre hesaplanabilir.

$$H(I) = \frac{1}{\pi t} * I(t) \quad (8)$$

Bu dönüşüm orijinal sinyal ile $1/\pi t$ arasındaki konvolüsyonu ifade eder. Analitik sinyal $A(t) = I_r + j * I_i$ orijinal sinyali ifade eden reel bileşene ve Hilbert dönüşümünü veren sanal bileşene sahiptir. Sanal kısım orijinal serinin 90 derecelik faz kaydırması ile oluşturulmuş biçimindedir. Hilbert dönüşümünün avantajı bütün negatif frekans bileşenlerinin filtrelenmesinin sağlanmasıdır. Akım bilgisinin Hilbert dönüşümü alındıktan sonra yeni özellik sinyali aşağıdaki eşitlik ile elde edilmiştir.

$$E(t) = |A(t)| = |I(t) + jH(t)| \quad (9)$$

Özellik vektörü elde edildikten sonra, bu vektörün faz uzayı oluşturulur. Faz uzayı lineer olmayan zaman serileri analizine dayalıdır. Faz uzayı bir zaman serisini farklı boyutlarda haritalar. $E(t)$ sinyalinin faz uzayı Eşitlik (10)'a göre hesaplanır.

$$P = \begin{bmatrix} E_{1+(b-1)\tau} & \dots & E_{1+\tau} & E_1 \\ E_{2+(b-1)\tau} & \dots & E_{2+\tau} & E_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ E_N & \dots & E_{N-(b-2)\tau} & E_{N-(b-1)\tau} \end{bmatrix}_{(N-(b-1)\tau) \times b} \quad (10)$$

Burada P faz uzayı matrisidir ve bu matrisin her bir satırı faz uzayında bir noktayı gösterir. Her sütun belli bir zaman gecikmesi τ ve gömülme boyutu b 'ye göre orijinal zaman serisinin geciktirilmiş versiyonudur. Faz uzayı oluştururken zaman gecikmesi ve gömülme boyutunun uygun seçilmesi önemlidir. Serinin zaman ölçeği ile karşılaştırıldığında zaman gecikmesi çok küçük olursa, gecikme vektörünün ardışık elemanları yakın olacaktır (da Silva, 2006). Eğer gömülme boyutu b çok büyük seçilirse, P'nin bütün elemanları köşegen etrafında kümelenir. Karşılıklı bilgi yöntemi ile zaman gecikmesi ve yanlış en yakın komşu algoritması ile gömülme boyutu belirlenir.

4.2. Genetik Algoritma Tabanlı Detektör Üretimi

Akım sinyalinden gerekli özellikler çıkarılıp faz uzayı oluşturulduktan sonra sağlam motor verilerine göre detektörlerin üretimi yapılmalıdır. Negatif seçim algoritmasındaki en önemli problem detektörlerin üretilmesidir. Eğitim aşamasında genellikle detektörler rastgele üretilir. Fakat rastgele üretilen detektörlerin iki temel problemi vardır. Birincisi bu detektörler bütün öz olmayan alanı kapsamayabilir. İkincisi üretilen detektörler aynı alanda birbirleriyle örtüşebilirler. Bu çalışmada üretilen detektörlerin optimize edilmesi sağlanarak öz olmayan alanı maksimum bir şekilde kapsayacak detektörlerin üretilmesi için bir yöntem sunulmaktadır. Yöntem detektör üretimi için genetik algoritma kullanılmaktadır. Bu çalışmada reel-değerlikli negatif seçim göz önüne alınmıştır. Bu amaçla afinite ölçümü için Eşitlik

(1)'de verilen Euclidian mesafesi kullanılmaktadır. Her bir detektör, özellik vektörü ve detektör yarıçapı olmak üzere iki alandan oluşmaktadır. Aşağıda detektör ve veriler ile ilgili bazı tanımlamalar yapılmıştır:

- S öz veri kümesini ve s ise bu küme içerisindeki herhangi bir elamanı gösterebilir.
- Herhangi bir öz veri kümesi elamanı için s.r yarıçapı ve s.f ise küme merkezi özelliğini gösterir.
- D detektör kümesi ve d ise bu detektör kümesinde bir eleman olmak üzere her detektörün de bir yarıçapı ve küme merkezi vardır.
- Her bir özellik $[0,1]$ aralığında normalleştirilmiştir.
- Bir d detektörü ile bu detektöre en yakın olan s verisi arasındaki mesafe aşağıdaki eşitliğe göre hesaplanmaktadır.

$$mes = \left[\min_{s \in S} Euclidian(s, d) \right] \quad (11)$$

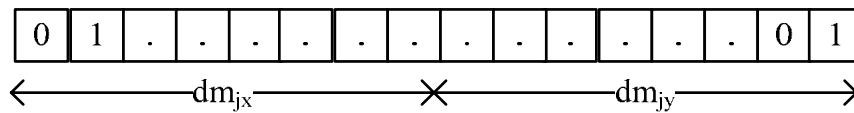
Bir detektörün yarıçapı o detektöre en yakın olan öz veri kümesi elemanına göre belirlenmektedir. Her bir detektör için bu mesafe minimum olmalıdır. Çünkü üretilecek bir detektör öz bir antikora en yakın olacak şekilde seçilmelidir. Detektör yarıçapı Eşitlik (12)'ye göre hesaplanır.

$$d.r = mes - s.r \quad (12)$$

Bu eşitlikte d bir detektör ve d.r bu detektörün yarıçapı olmak üzere, s bu detektöre en yakın öz veri kümesi elamanı ve s.r ise bu elemanın yarıçapıdır. Amaç fonksiyonu öz olmayan uzayın maksimum kapsanmasını sağlamalıdır. Bu amaçla Eşitlik (13)'teki gibi bir amaç fonksiyonu seçilmiştir.

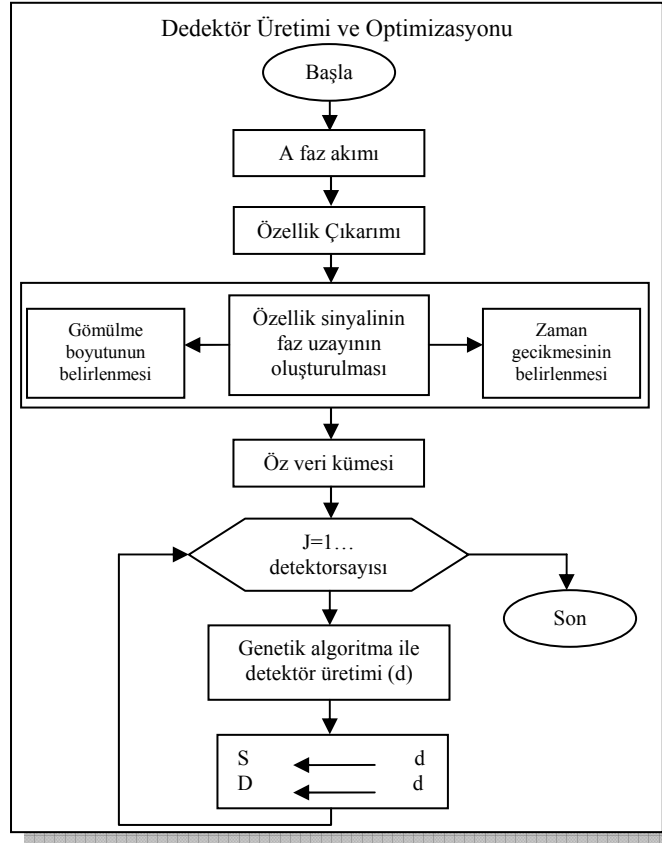
$$F(s.r, mes) = \frac{mes - s.r}{s.r} \quad (13)$$

Genetik algoritma için her bir birey ikili kodlama ile kodlanmıştır. Kodlama detektörlerin küme merkezlerinden oluşmaktadır. Şekil 4'te kullanılan kodlama gösterilmiştir. Her bir küme merkezi için 8 bitlik kodlama kullanılmıştır. Dolayısıyla her bir kromozom 16 bit uzunluğundadır.



Şekil 4. Kullanılan kodlama

Popülasyon boyutu 50, mutasyon olasılığı %5 ve çaprazlama olasılığı %40 olarak seçilmiştir. Ayrıca çaprazlama ve mutasyon sonucu en iyi birey popülasyondan kaybedebileceği için, en iyi bireyin sonraki popülasyonlarda da olmasını sağlamak için elitizm (seçicilik) uygulanmıştır. Önerilen algoritmanın akış şeması Şekil 5'te verilmiştir.



Şekil 5 Önerilen yöntemin eğitim aşaması

Şekil 5'te gösterilen negatif seçim algoritmasının eğitim aşamasında özellik çıkarımı daha önce anlatılan ilk fark filtrelemesi veya Hilbert dönüşümüne dayalı yapılmaktadır. Daha sonra sağlam motora ait bu özellik sinyalinin faz uzayını oluşturmak için gerekli olan zaman gecikmesi ve gömülme boyutu belirlenir. Genetik algoritma ile her defasında bir dedektör üretilmektedir. Her üretilen dedektör hem dedektör kümesine hem de öz veri kümesine eklenmektedir. Böylece daha önce üretilen bir dedektörün bir sonraki aşamada üretilmesi engellenmiştir.

Negatif seçimin test aşamasında ise eğitim aşamasında genetik algoritma ile üretilen dedektörler arıza teşhisi için kullanılacaktır. Bu aşamada iki önemli özellik kullanılmaktadır. Bunlardan birincisi her bir arızalı durum için bütün dedektörler içerisinde aktifleşenlerin sayısı, diğer özellik ise her bir dedektörün aktifleşme oranıdır. Ayrıca izleme aşamasında dedektörlerin sağlam ve arızalı verileri tespit oranları hesaplanarak metodun performansı ölçülmüştür. Bu performans ölçümü aşağıdaki eşitliğe göre yapılmaktadır.

$$P = \frac{M}{M + L} * 100 \quad (14)$$

Bu eşitlikte M doğru tespit edilen örnek sayısını ve L yanlış tespit edilen örnek sayısını gösterir. Negatif seçim algoritması dedektörlerinin genetik algoritma tabanlı üretilmesi iki avantaja sahiptir. İlk avantaj, algoritmanın yüksek başarımlı ve düşük hesaplama karmaşıklığına sahip olmasıdır. İkinci avantaj ise genetik algoritma kullanıldığında üretilen dedektörler öz olmayan uzayı maksimum kapsayacağından az sayıda dedektör kullanımı ile yüksek başarımlı oranları elde edilecektir.

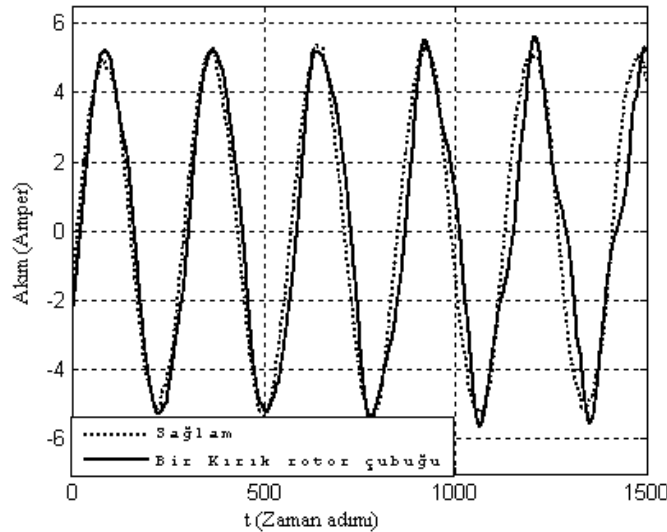
5. SİMÜLASYON SONUÇLARI

Önerilen yöntem üç fazlı asenkron motorlarda oluşan bir, iki ve üç kırık rotor çubuğu arızalarını teşhis etmek amacıyla kullanılmıştır. Yöntem, arızaları belirlemek için üç fazlı bir asenkron motorun A fazından alınan akım sinyallerine gereksinim duyar. Akım sinyalleri zaman adımlı sonlu eleman durum uzayı metodu ile elde edilmiştir (Povinelli vd., 2002). Yöntemin performansını değerlendirmek amacıyla her bir motor durumu için 20 örnek bulunmaktadır. Kullanılan asenkron motorun özellikleri Çizelge 1’de detaylı olarak verilmiştir.

Çizelge 1. Simülasyonda kullanılan asenkron motor karakteristikleri

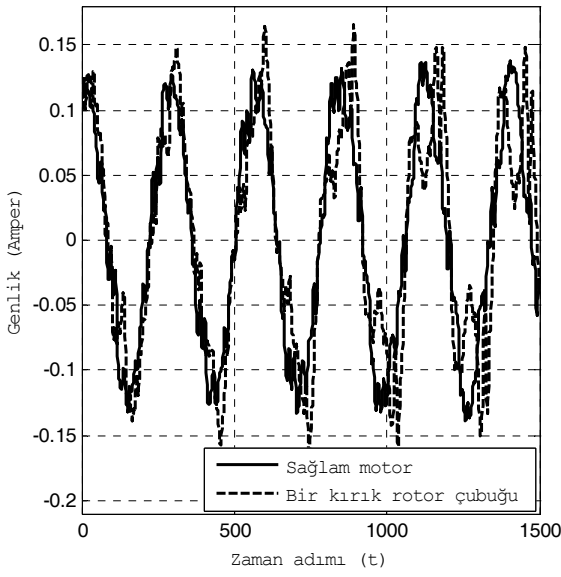
Özellik	Değer
Besleme gerilimi	208 V
Frekans	60 Hz
Rotor çubuklarının sayısı	34
Kutup sayısı	2
Güç	1.2 hp

Şekil 6’da sağlam motor ve bir kırık rotor çubuğuna sahip motor durumu için akım sinyali verilmiştir.

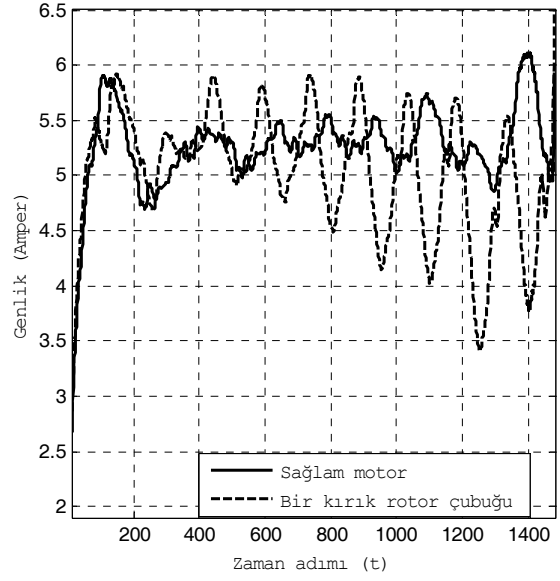


Şekil 6. Sağlam ve bir kırık rotor çubuğu motor akım sinyali

Özellik çıkarımı için ilk fark filtrelemesi ve Hilbert dönüşümü tabanlı yöntemler sunulmuştur. Her iki yöntem ile elde edilen yeni özellik sinyalleri ayrı ayrı değerlendirilerek yöntemin performansı ölçülmektedir. Şekil 7’de her iki yöntem ile elde edilen sağlam motor ve kırık rotor çubuğu arızası ile ilgili özellik vektörleri gösterilmiştir.



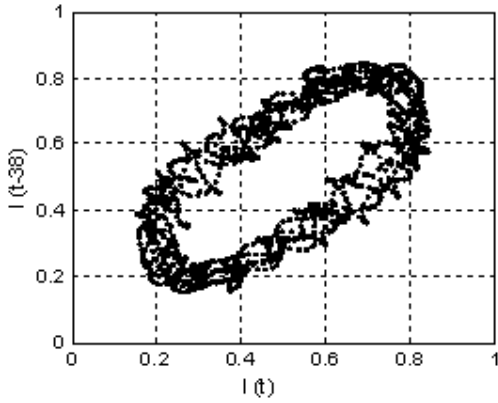
(a) İlk fark filtrelemesi



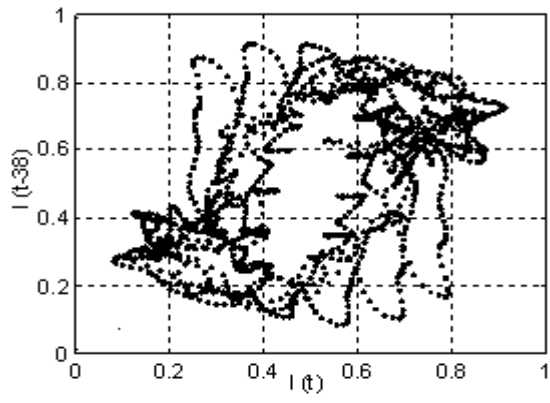
(b) Hilbert dönüşümü

Şekil 7. Sağlam ve arızalı motor özellik sinyalleri

Faz uzayı için gömülme boyutu ve zaman gecikmesi iki önemli parametredir. Eğer bunlar uygun seçilmezse zaman serilerinin farklılığı faz alanında ortaya çıkmaz. Faz uzayı için gömülme boyutu yanlış en yakın komşu algoritmasına göre ve zaman gecikmesi ise karşılıklı bilgi yöntemine göre bulunmuştur. Gömülme her iki özelliğin faz uzayı için de 2 olarak alınmıştır. Zaman gecikmesi ise 38 olarak karşılıklı bilgi yöntemine göre elde edilmiştir. Şekil 8'de ilk fark filtrelemesi ile elde edilen özellik sinyali için sağlam ve bir kırık rotor çubuğuna sahip motorun faz uzayları gösterilmiştir.



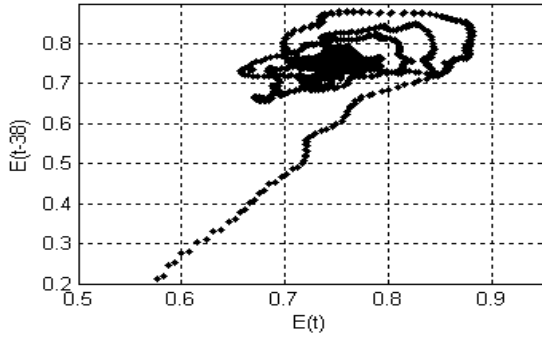
(a) Sağlam motor



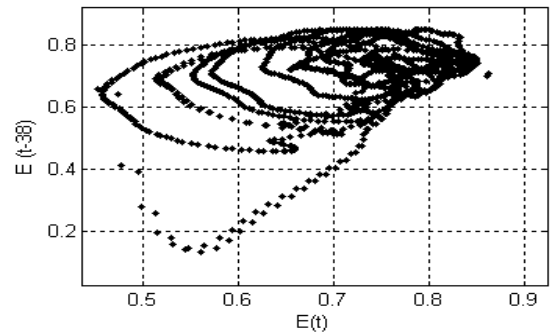
(b) Bir kırık rotor arızası

Şekil 8. İlk fark filtrelemesi ile oluşturulan özellik sinyallerinin faz uzayları

Her bir akım sinyali 1500 veriden oluşmaktadır. Dolayısıyla eğitim aşamasında faz uzayındaki bütün verileri kullanmak negatif seçim algoritmasının eğitim aşamasını yavaşlatır. Faz uzayındaki veriler birbirine yakın olduğundan ve sağlam faz uzayı verileri için bir yarıçap değeri belirlendiği için k-ortalamlar kümeleme metodu ile veri azaltımı yapılmıştır. Şekil 9'da Hilbert dönüşümü ile elde edilen özellik sinyali için faz uzayı gösterilmiştir.



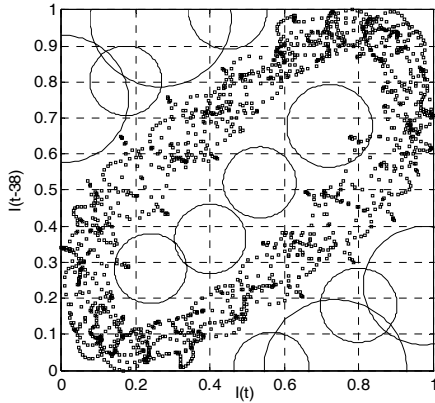
(a) Sağlam motor



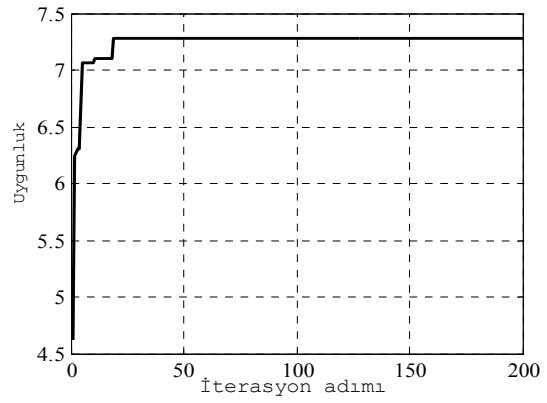
(b) Bir kırık rotor arızası

Şekil 9. Hilbert dönüşümü tabanlı çıkarılan özelliklerin faz uzayları

Sağlam motor için elde edilen küme merkezlerinden her birinin yarıçapı 0.07 olarak alınmıştır. Üretilen detektör sayısı 12 olarak belirlenmiştir. Şekil 10'da ilk fark filtrelemesi için sağlam motor verilerine göre üretilen detektörler ve ilk detektör üretiminde genetik algoritmanın performans değişimi verilmiştir.



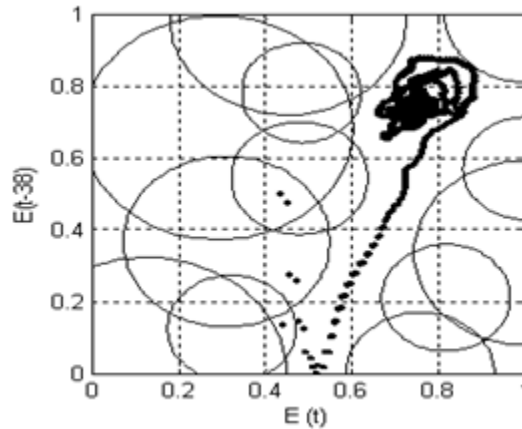
(a) Sağlam durum ve üretilen detektörler



(b) Genetik algoritmanın performansı

Şekil 10. Üretilen detektörler ve genetik algoritmanın performansı

Hilbert dönüşümü tabanlı elde edilen özellik sinyali için sağlam durum faz uzayı ve genetik algoritma ile üretilen detektörler Şekil 11'de gösterilmiştir.



Şekil 11. Sağlam motor için faz uzayı ve üretilen detektörler

Test aşamasında önerilen yöntemin performansı Eşitlik (14)'e göre belirlenmiştir. Başlangıçta eğitim aşamasındaki sağlam motor verisi ve üretilen detektörler ile gelen test verisine göre doğruluk oranları belirlenmiştir. Daha sonra farklı sağlam motor verileri, üretilen detektör kümesi ve farklı test örnekleri ile algoritmanın performansı ölçülmüştür. Çizelge 2'de hilbert dönüşümü tabanlı özellik çıkarımına göre bazı test sonuçları verilmiştir.

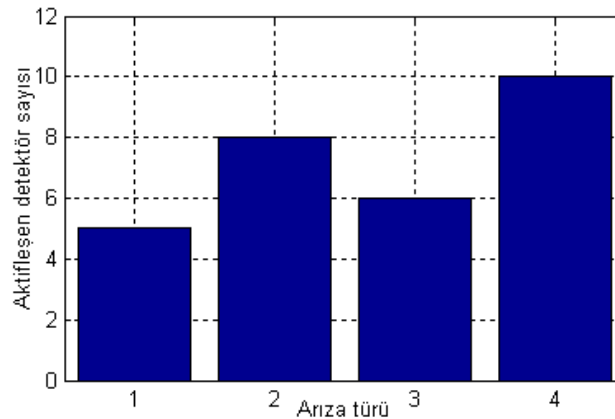
Çizelge 2. Yöntemin farklı veriler üzerinde test sonuçları

Arıza türü	Test 1			Test 2		
	M	L	Tespit oranı (%)	M	L	Tespit oranı (%)
Bir kırık rotor çubuğu	231	5	97.88	578	22	96.33
İki kırık rotor çubuğu	1456	5	99.65	1461	33	97.79
Üç kırık rotor çubuğu	571	5	99.13	657	10	98.50

Çizelge 2'de Test1 sütununda sağlam motor verileri olarak eğitim aşamasında detektör üretimi için kullanılan veriler kullanılmıştır. Şekil 11'den de görüldüğü gibi bu verilerde 5 adet sağlam veri detektörler tarafından tanınmaktadır. Bu L olarak ifade edilmiştir. Detektörler tarafından tespit edilen arızalı durum verileri Test1'in M sütununda gösterilmiştir. Test 2'de ise elimizde olan farklı sağlam motor ve arızalı motor verilerine göre yöntemin performansı ölçülmüştür. Dolayısıyla iki veri kümesi birbirinden farklıdır. Aynı yöntem ilk fark filtrelemesi ile elde edilen özellik sinyalinin faz uzayında da uygulanmıştır. Bir, iki ve üç kırık rotor verisi üzerinde uygulanan yöntemin sonuçları Çizelge 3'te verilmiştir. Hilbert dönüşümü tabanlı özellik çıkarımı ile her bir arıza durumu için aktifleşen detektör sayısı Şekil 12'de verilmiştir.

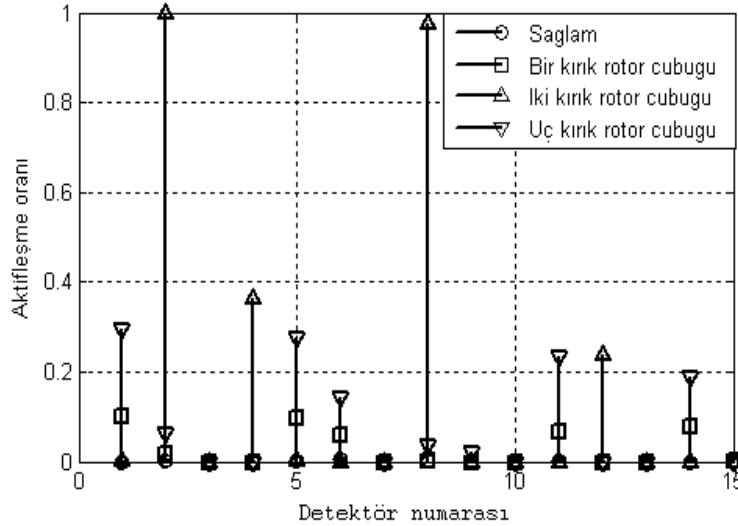
Çizelge 3. İlk fark filtrelemesi arıza teşhis sonuçları

Arıza türü	M	L	Tespit oranı (%)
Bir kırık rotor çubuğu	249	88	73.88
İki kırık rotor çubuğu	523	88	85.59
Üç kırık rotor çubuğu	230	88	72.32



Şekil 12. Aktifleşen detektör sayısı

Şekil 12’de sağlam motor durumundan üç kırık rotora kadar her bir durumda aktifleşen toplam detektör sayıları görülmektedir. Bu şekilde aktifleşen detektörlere göre arızanın türü de belirlenebilir. Ayrıca hangi tür arızanın oluştuğunu belirlemek için aktifleşme oranı diye bir kavram da kullanılmıştır. Aktifleşme oranı detektörler tarafından tespit edilen veri sayısının toplam veri sayısına oranı alınarak hesaplanmaktadır. Bu hesaplama göre izleme esnasında her bir arıza durumu için aktifleşme oranları Şekil 13’te verilmiştir.



Şekil 13. Her bir arıza türü için detektörlerin aktifleşme oranı

Şekil 13’e göre arıza türlerini aktifleşme oranlarına göre belirlemek oldukça kolaydır. Sağlam motor durumunda bütün detektörler 0.1’den çok düşük bir aktifleşme oranına sahiptir. Bir kırık rotor çubuğu arızasında aktifleşme oranı maksimum 0.1 ile 0.2 arasındadır. İki kırık rotor çubuğu arızasında ise 0.9’dan büyük aktifleşme oranları vardır. Aktifleşme oranı üç kırık rotor çubuğu arızasında ise 0.2 ile 0.4 arasında değişmektedir. İlk fark filtrelemesine göre toplam 13 detektör bulunmaktadır. Bir kırık rotor çubuğu arızasında detektörlerin %76.92’si aktifleşirken, iki kırık rotor çubuğu arızasında ise detektörlerin %23.08’i aktifleşmektedir.

6. SONUÇLAR

Bu çalışmada arıza teşhisi için genetik algoritma tabanlı bir bağışık sistem yaklaşımı sunulmuştur. Önerilen yöntem ile asenkron motorlarda oluşan bir, iki ve üç kırık rotor çubuğu arızaları tespit edilmiştir. Ön işleme için daha önce literatürde de kullanılan ilk fark filtrelemesi ve yeni bir dönüşüm olarak hilbert tabanlı bir özellik çıkarımı yapılmıştır. Yöntem motorun bir faz akım sinyalinden elde edilen özellik sinyalinin faz uzayında uygulanmaktadır. Faz uzayı lineer olmayan zaman serileri analizi ile elde edilmektedir. İlk fark filtrelemesi ile elde edilen sinyalin faz uzayı için zaman gecikmesi büyük seçildiğinde iyi sonuçlar almak mümkün olmaktadır. Hilbert dönüşümü ile elde edilen faz uzayları daha iyi sonuçlar vermektedir. Çünkü elde edilen özellik sinyali sağlam ve arızalı durumları birbirinden başarılı bir şekilde ayırt etmektedir. Yapay bağışık sistem bileşeni olan negatif seçim algoritmasında üretilen detektörlerin genetik algoritma ile optimize edilmesi sağlanarak öz olmayan uzayın maksimum kapsanması sağlanmıştır. Ayrıca test aşamasında arıza türünü belirlemek amacıyla detektörlerin aktifleşme oranları kullanılmıştır. Yöntem temel olarak iki avantaj sunmaktadır. Birincisi negatif seçim algoritmasının detektörleri optimize edilerek, hem öz olmayan uzayın maksimum kapsanması sağlanmaktadır hem de üretilen detektörlerin

birbirlerinden farklı olması sağlanmıştır. İkinci avantaj ise arıza teşhisi için önerilen Hilbert dönüşümü tabanlı özellik çıkarımıdır. İlk fark filtrelemesinden farklı olarak arızalı ve sağlam durumların daha iyi ayırt edilmesi sağlanmıştır. Özellik sinyali sinyaldeki bütün farklılıkları pozitif bileşenlerde ve ayırt edilebilir bir şekilde gösterir.

TEŞEKKÜR

Bu çalışmada kullanılan simülasyon verilerini bize sağladıklarından dolayı Prof. Dr. N.A.O Demerdash ve Dr. R. J. Povinelli'ye teşekkürlerimizi sunarız.

KAYNAKLAR

- Aydın, İ., Karaköse, M., Akın, E. (2008): "Zaman Serisi Veri Madenciliği ve Destek Vektör Makinalar Kullanan Yeni Bir Akıllı Arıza Sınıflandırma Yöntemi", Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, C. 23, Sayı 2, s. 431-440
- Aydın, İ., Karaköse, M., Akın, E. (2008): "Artificial Immune Inspired Fault Detection Algorithm based on Fuzzy Clustering and Genetic Algorithm Methods", İstanbul, IEEE Computational Intelligence for Measurement System and Applications (CIMS2008), C.1, s. 93-98
- Ayhan, B., Chow, M. Y., Song, M. H. (2005): "Multiple Signature Processing Based Fault Detection Schemes for Broken Rotor Bar in Induction Motors", IEEE Trans. on Energy Conv., C. 20, No. 2, s. 336-343
- Bangura, J. F., Povinelli, R. J., Demerdash, N. A. O., Brown, R. H. (2003): "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 Trans. on Industry Applications, C. 39, No. 4, s. 1005-1013
- Benbouzid, M. E. H., Beguanane, R. Viera, M. (1999): "Induction Motor Asymmetrical Faults Detection Using Advanced Signal Processing Techniques", IEEE Trans. on Energy Conv., C. 14, No.2, s. 146-152
- Benbouzid, M. E. H., Kliman, G. B. (2003): "What Stator Current Processing-based Technique to Use for Induction Motor Rotor Faults Diagnosis?", IEEE Trans. on Energy Conv., C. 18, No. 2, s. 238-244
- Branco, P. J. C., Dente, J. A., Mendes, R. V. (2003): "Using Immunology Principles for Fault Detection", IEEE Trans. on Industrial Electronics, C. 50, No.2, s. 362-373
- da Silva, A. M. (2006): "Induction Motor Fault Diagnostic and Monitoring Methods", Master Thesis, Marquette University, Milwaukee, WI, 159 s
- Dasgupta D., Attoh-Okine, N. (1997): "Immunity-based systems: A survey", Orlando, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, s. 369-374
- Dasgupta, D. (2006): "Advances in Artificial Immune Systems", IEEE Computational Intelligence Magazine, C. 1, No 4, s. 40-49
- de Castro, L. N., Timmis, J. I., 2002, "Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach", Springer-Verlag: London, 364s.
- de Castro, L. N., Zuben, F. J. V. (2002): "Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, C. 6, No. 3, s. 239-251
- Forrest S., Perelson, A. S., Allen, L., Cherukuri, R. (1994): "Self-nonsel Discrimination in a Computer", Oakland, IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, C.1, s. 202-212.

- Gao, X. Z., Ovaska, S. J. Wang, X., Chow, M. Y. (2008): “A Neural Network-based Negative Selection Algorithm in Fault Diagnosis”, *Neural Computing & Applications*, C. 17, No. 1, s. 91-98
- Igava, K., Ohashi, H. (2009): “A Negative Selection Algorithm for Classification and Reduction of the Noise Effect”, *Applied Soft Computing*, C. 9, s. 431–438
- Nabiyev, V. V. (2003): “Yapay zeka-problemler, yöntemler, algoritmalar”, Seçkin Yayıncılık, 764 s.
- Povinelli, R. J., Bangura, J. F., Demerdash, N. A. O., Brown, R. H. (2001): “Diagnostics of Faults in Induction Motor ASDs Using Time Stepping Coupled Finite Element State-Space and Time Series Data Mining Techniques”, Philadelphia, Third Naval Symposium on Electric Machines, C. 1, s. 809,813.
- Povinelli, R. J., Bangura, J. F., Demerdash, N. A. O., Brown, R. H. (2002): “Diagnostics of Bar and End-Ring Connector Breakage Faults in Polyphase Induction Motors Through a Novel Dual Track of Time-Series Data Mining and Time-Stepping Coupled FE-State Space Modeling”, *IEEE Trans. on Energy Conversion*, C. 17, No. 1, s. 39-46
- Schoen, R. R., Habetler, T. G., Kamran, F., Bartheld, R. G. (1995): “Motor Bearing Damage Detection Using Stator Current Monitoring”, *IEEE Trans. on Industry App.*, C. 31, No. 6, s. 1274-1279
- Yeh, C., Povinelli, R. J., Mirafzal, B., Demerdash, N. A. O. (2004): “Diagnosing of Stator Winding Inter-Turn Shorts in Induction Motors Fed by PWM-Inverter Drive Systems Using a Time Series Data Mining”, Singapore, IEEE International Conference on Power Systems, s. 891-896
- Zarei, J. Poshtan, J. (2007): “Bearing Fault Detection Using Wavelet Packet Transform of Induction Motor Currents”, *Tribology*, C. 40, s. 763-769