

ASENKRON MOTORLARDA STATOR OLUK GEOMETRİSİNİN DEĞİŞİMİNİN STATOR KAÇAK REAKTANSINA ETKİSİNİN YAPAY SINIR AĞLARI VE SONLU ELEMANLAR YÖNTEMİ KULLANILARAK BELİRLENMESİ

A. Gökhan YETGİN¹, Nevra AKBİLEK²

¹Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
Mühendislik Fakültesi

Sakarya Üniversitesi, 54187 Adapazarı

²Endüstri Mühendisliği Bölümü

Mühendislik Fakültesi

Sakarya Üniversitesi, 54187 Adapazarı

¹e-posta:agyetgin@sakarya.edu.tr

²e-posta:nakbilek@sakarya.edu.tr

Anahtar sözcükler: Asenkron Motor, Stator Oluk Yüksekliği, Stator Kaçak Reaktansı, YSA, SEY

ÖZET

Bu çalışmada endüstride yaygın bir şekilde kullanılan asenkron motorların stator oluk yüksekliği (h_s) değerinin % 40 oranında artırılıp azaltılması, stator sırt yüksekliğinin (h_{cs}) buna bağlı olarak değişimi ve oluk üst genişliği (b_{s2}) değerlerinin değişimi sonucu motorun stator kaçak reaktans değerinin değişimi incelenmiştir. Stator kaçak reaktans değerinin belirlenebilmesi için sonlu elemanlar yöntemi (SEY) ve yapay sinir ağları (YSA) kullanılmıştır. Sonlu elemanlar yöntemi ile yapılan analizlerde FEMM (Finite Element Method Magnetics) adlı paket program kullanılmıştır. Yapay sinir ağları modelinde ise backpropagation metoduna dayanan pascal dilinde yazılmış bir bilgisayar programı yardımı ile modellemeler yapılmıştır. SEY ve YSA' dan elde edilen kaçak reaktans değerleri gerçek değerler ile birlikte tablo ve grafik halinde karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Analizler için 3 kW' lık sincap kafesli asenkron motor kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlardan yola çıkılarak motor için en uygun stator oluk geometrisinin yapısı belirlenmeye çalışılmıştır.

1. GİRİŞ

Üç fazlı düşük gerilimli sincap kafesli asenkron motorlar, endüstride en yaygın olarak kullanılan elektrik motorlarıdır [1]. Ticari uygulamalarda, endüstrinin çeşitli alanlarında, evlerimizde ve elektrik santrallerinde [2] sıkça kullanılmaktadır [3]. Birkaç yüz watt' tan başlayıp birkaç megawatt' a kadar çeşitli gerilim değerlerinde imal edilebilirler. Alternatif gerilimde çalışan motorların büyük bir kısmını yine asenkron motorlar oluşturmaktadır [4] ve elektrik güç enerjisinin büyük bir kısmını tüketmektedir [5]. Bu yüzden asenkron motor parçalarının tasarımında (stator ve rotor olukları, hava aralığı uzunluğu, pervane tasarımı vs.) küçük bir iyileştirme bile motor

veriminin artmasına ve enerji tasarrufu sağlanmasına neden olabilir [3].

Asenkron motor dizaynının optimizasyonu ise 1960' lara dayanır ve bu alanda Veinot dijital bilgisayar tabanlı yöntemleri önermiştir. Yapılan ilk çalışmalarda üretim maliyetinin optimizasyonu ana amaçtı [3]. Petrol krizinden sonra ise enerji fiyatlarının artmasıyla Buschart ve Diamant gibi bazı araştırmacılar, asenkron motorların optimizasyonu ve parametrelerinin tayini hakkında daha fazla çalışmaya başlamışlardır. Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık, Genetik Algoritma gibi yöntemleri asenkron motorların tasarım optimizasyonunda kullanmışlardır [3–6].

Sonlu elemanlar yöntemi, fiziksel matematiğin sınır değer problemlerine yaklaşık çözümler elde etmek için kullanılan sayısal bir yöntemdir. Yöntem ilk olarak 1940' lı yıllarda önerilmiş fakat 1950' li yıllarda uçak tasarımında kullanılmaya başlanmıştır [7]. Chari ve Silvester [8] sonlu elemanlar yöntemini DC motor, SR motor ve asenkron motorların analizi gibi elektromanyetik problemlere uygulayan ilk kişilerdir [3]. 1970' den sonraki yıllarda sonlu elemanlar yöntemi, AC ve DC genratörlere [8–9], transformatörlere [10–11], solenoid ve aktuatörlere [12–13] uygulanmıştır [14]. SEY' in hem karmaşık fiziksel şekilleri kolay modellemesinden hem de lineer olmayan malzemelerin tanımlanmasına izin verdiğinden elektrik motorlarının analizinde en çok tercih edilen sayısal yöntemdir [15–16].

Yapay sinir ağları, son derece karmaşık verileri ilişkilendirebilmektedir. Verilerin doğrusal olmayan ve son derece karmaşık bir fonksiyona ait olması durumunda da yapay sinir ağları bu fonksiyona yakınsayabilmekte ve fonksiyona ait tanım kümesinde

bulunan tüm veriler için doğru sonucu elde edebilmektedir [17–18]. Bu özelliği ile yapay sinir ağları, karmaşık sistemlerin modellenmesinde ve denetiminde uygulama alanı bulmaktadır [19]. Doğrusal olmayan yapıya sahip olmaları nedeniyle elektrik motorlarının denetiminde ve parametrelerinin belirlenmesinde yapay sinir ağları ile yapılan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır [20–21]. Asenkron motorların yapay sinir ağları ile ilk modellemesi lineer asenkron motor üzerine olmuştur ve daha sonra çok fazlı asenkron motorlar üzerinde uygulanmıştır [22].

Bu çalışmada, üç fazlı sincap kafesli bir asenkron motorun stator oluk geometrisine ait parametrelerin (h_s , h_{cs} , b_{s2}) değiştirilmesi ile stator kaçak reaktansının değişimi incelenmiştir. Sonlu elemanlar yöntemi ve yapay sinir ağları ile modellemeler yapılarak kaçak reaktans değerleri elde edilmiştir.

2. STATOR KAÇAK REAKTANSININ HESAPLANMASINDA KULLANILAN YÖNTEMLER

Asenkron motorun stator kaçak reaktansı birçok farklı yöntem ile hesaplanabilir. Bu yöntemlerden SEY ve YSA modelleri aşağıda kısaca anlatılmıştır.

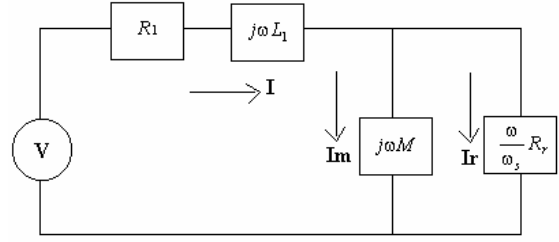
2.1. Sonlu Elemanlar Yöntemi ile Stator Kaçak Reaktansının Hesabı

SEY elektrik mühendisliğinin çeşitli alanlarında kullanılmaya başlandığından itibaren asenkron makinaların analizine yönelik uygulamalarda başlamıştır. Brauer çeşitli çalışmalarında bir ve üç fazlı asenkron makinaların SEY ile modellenmesinin nasıl yapılacağını ayrıntıları ile vermiştir [23,24,25,26]. Williamson ve Robinson asenkron makinaların SEY ile analizinde geliştirdikleri yöntemler ile hesaplama maliyetini oldukça düşürmüşlerdir [15–27].

Çalışmamızda FEMM adlı sonlu eleman paketi kullanılmıştır. Stator ve rotor birlikte ve makinanın tamamı modellenmiştir. Maliyeti düşürme ve zamandan tasarruf açısından manyetik simetrisinin kullanılması da mümkündür.

2.1.1. SEY için asenkron makina modeli

SEY ile asenkron makinanın parametrelerini tayin edebilmek için ilk önce uygun bir eşdeğer devre modeli ortaya konulmalıdır. Bu eşdeğer devrenin kararlı hal bir faz devre olması yeterlidir. Kararlı hal söz konusu olduğundan hız ve elektriksel frekans sabittir. Böyle bir eşdeğer devre Şekil-1’ de verilmiştir [28].



Şekil-1. Asenkron motorun bir faz FEMM eşdeğer devresi

Bu eşdeğer devrede bütün kaçak endüktanslar stator tarafındaki L_l endüktansında toplanmıştır. Stator ile rotorun kuplajı ve rotor akımları M endüktansında tanımlanmıştır. ω uygulanan elektriksel frekansı göstermektedir. ω_s rotorun mekanik frekansı ile rotor akımlarının frekansı arasındaki farkı gösterir. Makina çift kutup sayısına sahipse, ω_r rotor açısal hızını göstermek üzere, ω_s aşağıdaki şekilde tanımlanır. p ise asenkron motorun tek kutup sayısını ifade etmektedir.

$$\omega_s = \omega - p\omega_r \quad (1)$$

2.1.2. Asenkron motorun empedansı

Model olarak alınan eşdeğer devreye göre bir fazın giriş empedansı aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$Z = R_s + j\omega \left(L_l + M \left(\frac{1}{1 + j\tau\omega_s} \right) \right) \quad (2)$$

Burada τ , M/R_r ' ye eşit, rotor zaman sabitidir.

2.1.3. Asenkron motorun kayma frekansına bağlı endüktansı

Belirli bir kayma frekansında bir faz için akı halkası değeri,

$$\phi = \left(L_l + M \left(\frac{1}{1 + j\tau\omega_s} \right) \right) i \quad (3)$$

olarak yazılır. Bu ifadeyi akıma bölerek kayma frekansına bağlı olarak endüktans değeri elde edilir. Reel ve imajiner bileşenlerini ayırarak kayma frekansına bağlı endüktans değeri aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$L(\omega_s) = \left(L_l + \frac{M}{1 + (\tau\omega_s)^2} \right) - j \left(\frac{\tau\omega_s M}{1 + (\tau\omega_s)^2} \right) \quad (4)$$

Kayma frekansına bağlı olan bu endüktans ifadesi motor parametrelerinin hesaplanmasında kullanılan ifadelerin başında gelmektedir.

Teknik olarak bir sargının endüktansı o bobini halkalayan akı değeriyle ilişkilidir. Sargının endüktansı bobinde depolanan enerji değerinin eşdeğer bir endüktansla depolanan enerjiye eşitlenmesiyle bulunabilir [29].

$$\frac{1}{2}LI^2 = \frac{1}{2} \int JAdV \quad (5)$$

İki boyutlu bir sistemde endüktans ifadesi,

$$L = \frac{1}{I^2} \iint JAdxdy \quad (6)$$

olarak belirlenir. Son yazılan ifadenin SEY eşitliği aşağıdaki şekilde düzenlenir.

$$L = \frac{1}{I^2} \sum_{e=1}^N \sum_{i=1}^M A_i \iint \alpha_i dx dy \quad (7)$$

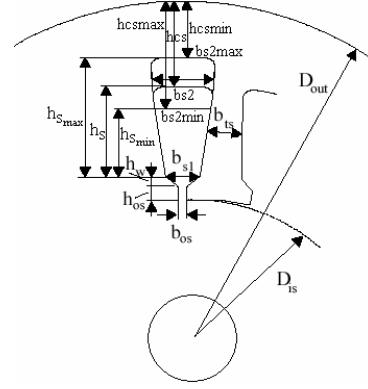
I bobindeki akım, N eleman sayısını, M düğüm sayısını, A_i i . düğümün vektör potansiyelini, α ise eleman şekil fonksiyonunu gösterir. Bu ifadenin sonlu eleman terimleriyle yazılımı aşağıdaki şekilde olacaktır.

$$L = \frac{1}{3I^2} \sum_{e=1}^N \int \Delta_e \int_{i=1}^M A_i \quad (8)$$

Burada Δ_e eleman alanıdır. İfadelerde hesaplamaya katılacak elemanlar sadece bobini modelleyen elemanlardır [30].

FEMM, asenkron makinanın modellenmesinde rotor hızını modelleyemez. Rotorun hareketsiz olduğunu kabul ettiğinden problem tanımında frekans değeri girilerek tanımlanır. 3 kW'lık motor için senkron hız 3000 d/d, nominal hız 2844 d/d'dır. Bu durumda kayma 0.052 olduğundan kayma frekansı $0.052 * 50 = 2.6$ Hz olarak tanımlanır. Motor endüktansının hesaplanabilmesi için kaymanın sürekli değiştirilmesi gereklidir. Kayma frekansı aralığı 0–3 Hz ve 0.25 artımla alınmıştır.

Modellemesi yapılan asenkron motorun stator oluk şekli yuvarlak tiptir ve Şekil–2' de oluk yapısı gösterilmiştir. Burada h_s , h_{cs} ve b_{s2} sırasıyla stator oluk yüksekliği, stator sırt yüksekliği ve oluk üst genişliğinin orijinal değerlerini göstermektedir. Maksimum ve minimum indisleri sırasıyla % 40 oranında artım ve azalış değerlerini göstermektedir. b_{s1} , oluk alt genişliğini ifade etmektedir. h_{cs} ve b_{s2} parametrelerinin değerleri h_s ' e bağlı olarak belli oranlarda değişmektedir.



Şekil–2. Asenkron motor stator oluk yapısı

2.2. Yapay Sinir Ağları Modeli ile Stator Kaçak Reaktansının Tahmini

YSA, proses parametreleri arasındaki ilişkileri, bu ilişkileri gösteren örnekleri kullanarak öğrenme esasına dayanan sistemlerdir. Öğrenme özelliği belkide araştırmacıların dikkatini yapay sinir ağları üzerine çeken önemli noktalardan biriydi. Çünkü herhangi bir olay hakkında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi elde bulunan mevcut öğelerden genellemeler yaparak ortaya koymak ve bu genelleme ile yeni oluşan veya ortaya çıkan daha önce hiç görülmemiş olayları, önceki girdilerden çağrışım yaparak ilgili olaya çözümler üretebilmek oldukça önemli bir özelliktir [31].

Yapay sinir ağları, evrensel yaklaşımıcı olarak tanımlanabilir [32–33]. İnsan beynindeki sinir sistemine benzer bir yapıya ve işleyişe sahip olan YSA, genelleme yapabilme özelliği sayesinde son derece karmaşık fonksiyonlara yakınsayabilmektedir. Genelleştirme niteliğinden dolayı sınırlı bir eğitilmiş veri seti ile YSA'yı eğitmek mümkündür [34]. YSA öğrenme yeteneği ile, karmaşık sistemlerin modellenmesinde oldukça önemli bir araç olmaktadır. Sistem dinamiğinin bir kısmının bilinebildiği veya sistemin matematiksel modelinin çıkarılmasının oldukça zor veya tamamıyla imkansız olduğu durumlarda, YSA sistem verileri ile eğitilerek sistemin modellenmesini sağlamaktadır [18].

YSA'nın en önemli özelliği olan öğrenebilme, kısmen bilinen bir işlem denetiminde, karmaşık matematiksel tanımlamalarda ve kontrol uygulamalarında yapay sinir ağlarının çok güçlü olmasını sağlamaktadır. Bir YSA'nın temel işlem elemanı nöron (sinir hücresi)' lardır [4]. Nöronlar dışarıdan kendisine gelen bilgileri toplar (toplama fonksiyonu), işler (aktivasyon fonksiyonu) ve ağırlık bağlantılarının üzerinden diğer nöronlara (proses elemanlarına) gönderir [35]. Ağ belirli bir öğrenme kuralına göre bu çıktıları değerlendirir ve ağırlıkları daha iyiye doğru değiştirir [31]. Sonuç olarak, yapay sinir ağları, ağırlıklar katsayısı, giriş değişkeni, çıkış değişkeni ve eğitim verilerinden oluşur [36].

Bu çalışmada, ilk olarak stator oluk geometrilerinin yükseklik, sırt yüksekliği ve oluk üst genişliği parametrelerinin belirli değerleri için AutoCad programında iki boyutlu çizimleri yapılmıştır. Elde edilen bu çizimler daha sonra sonlu elemanlar yöntemi ile analizlerin yapılabilmesi için FEMM paket programına aktarılarak her bir yeni stator oluk geometrisi için stator kaçak reaktans değerleri hesaplanmıştır. Yapay sinir ağları ile modellemede ise gerçek stator kaçak reaktans değerlerinden 59 tanesi eğitim için, 52 tanesi de test amaçlı kullanılmıştır.

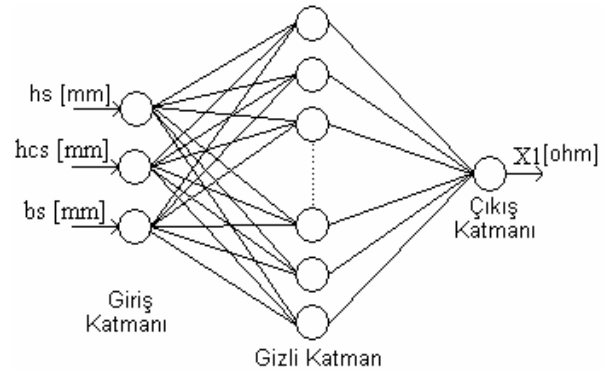
2.2.1. Çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) modeli

Değişik öğrenme fonksiyonlarını yerine getirecek birbirinden farklı yapay sinir ağları modelleri vardır. Bunlara örnek olarak ÇKA, Algılayıcılar, LVQ, SOM, ART, PNN, RBN, Elman Ağı, Hopfield Adaline ve Madaline verilebilir [17]. Bu çalışmada ise ÇKA modeli kullanılarak veriler eğitilmiştir.

ÇKA sinir ağı modeli en çok kullanılan sinir ağı modeli olmuştur. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak çalışmasının ispatlanabilir olması bu modelin yaygın kullanımına neden olmaktadır [31]. Çok katmanlı sinir ağlarının birçok tipi vardır. En genel YSA tipi, nöronların üç katmanından ibarettir. Çok katmanlı bir YSA bir veya daha fazla katmanı olan ileri beslemeli bir ağıdır. YSA, kaynak nöronlardan oluşan girdi katmanı, hesaplanabilir nöronlardan oluşan en az bir gizli katmanı ve hesaplanabilir nöronların çıktı katmanından oluşur. Çıktı sinyalleri, bir yönde katmandan katmana ilerler.

Çok farklı öğrenme algoritmaları vardır, fakat en popüler yöntem geri yayılım algoritmasıdır [37]. Bir katmandaki bütün proses elemanları bir üst katmandaki bütün proses elemanlarına bağlıdır. Girdi katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki proses elemanı sayısı tamamen mevcut problemle ilgilidir. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki proses elemanı sayısı ise deneme yanılma yoluyla bulunur. Çıktı katmanındaki eleman sayısı ise yine mevcut probleme dayanılarak belirlenir.

ÇKA ağlarında, ağa bir örnek gösterilir ve örnek neticesinde nasıl bir sonuç üreteceği de bildirilir (öğretmenli öğrenme) [31]. Çok katmanlı bir ağda, öğrenme şu şekildedir. Girdi örneklerinin eğitim seti ağa sunulur. Ağ, ağırlıkları kullanarak çıktı örneğini hesaplar. Eğer gerçek çıktı ile istenen çıktı arasında bir hata varsa, ağırlıklar hatayı azaltmak için Delta öğrenme kuralına göre ayarlanır. Pratikte iki çeşit durdurma kuralı kullanılır. Hata, eşik değerden düşük ise veya önceden belirlenen bir iterasyon sayısı tamamlandığında eğitim durdurulur [37].



Şekil-3. Stator kaçak reaktans değerlerinin hesaplanmasında kullanılan YSA modeli

Şekil-3' te görülen YSA modelinde, giriş katmanı olarak stator oluk geometrisinin yükseklik değeri, sırt yüksekliği ve oluk üst genişliği girilmiştir, çıkış katmanı olarak ta motorun gerçek stator kaçak reaktans değerleri kullanılmıştır. Her üç giriş parametresinin de minimum ve maksimum değerleri Tablo-1' de verilmiştir.

	h_s [mm]	h_{cs} [mm]	b_{s2} [mm]
Minimum	7	7	5.42
Maksimum	22	22	10.6

Tablo-1. Stator oluk parametrelerinin değişim aralıkları

YSA yapısında aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoidal Fonksiyon;

$$f_x = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

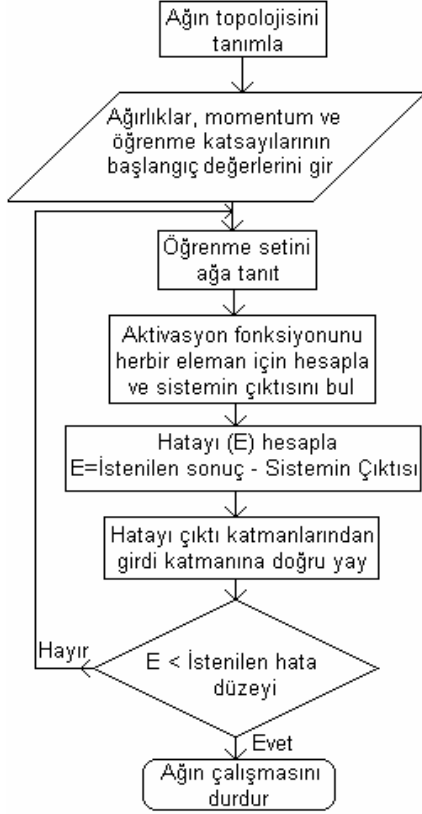
Toplama Fonksiyonu olarak ise Toplam Fonksiyonu;

$$Net_i = \sum W_{ij} I_{ij} \quad (10)$$

kullanılmıştır.

2.2.2. Ağ eğitim aşaması ve akış diyagramı

Ağın topolojisinin tanımlanması, başlangıç ağ parametrelerinin belirlenmesi (bağlantı ağırlıkları, öğrenme oranı, momentum katsayısı), öğrenme setinin ağa tanıtılması, aktivasyon kuralını her bir eleman için hesaplanması ve sistem çıktısının bulunması, istenen sonuçla sistem çıktısı arasındaki hatanın bulunması, aradaki hatanın çıktı katmanından başlayıp geriye doğru bağlantı ağırlıklarına dağıtılması, hata minimum seviyeye ulaşmışsa ağın çalışmasının durdurulması aşamalarından oluşur. Şekil-4' de eğitim için kullanılan diyagram verilmiştir.



Şekil-4. Ağ eğitimi akış diyagramı

2.2.3. YSA modelinin oluşturulması

Tasarlanan modelin eğitilmesi, sistemin bir yapay sinir ağı olarak geliştirilmesinin doğal bir sonucudur. YSA’da girdi olarak h_s , h_{cs} ve b_{s2} değerleri alınmıştır. Kullanılan yazılımın bir gereği olarak bilgiler, [0–1] aralığında ölçeklendirilerek temsil edilmiştir. Ağımızın girdileri olan yani stator oluk yüksekliği, sırt yüksekliği ve oluk üst genişliğinin en büyük ve en küçük değerleri [0–1] aralığında ölçeklendirilmiştir. Ölçeklendirme işleminde parametreleri normalize etmek için aşağıdaki formül kullanılmıştır [17].

$$X_{nor} = \frac{X_{ger} - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (11)$$

2.2.4. Öğrenme seti ve modelin eğitilmesi

Öğrenme sırasında her iterasyonda örnek setindeki her bir örnek sisteme gösterildikten sonra geriye hata dağıtımı yapılmış ve istenilen öğrenme oranına ulaşıncaya kadar devam ettirilmiştir. Öğrenme seti 59 örnekten oluşmaktadır. Hazırlanmış girdi ve çıktı değerlerinden 52 adet örnek bir seti oluşturacak şekilde eğitim ile test aşamasında kullanılmıştır. Her bir örnek 3 girdi ve 1 çıktıya sahiptir. Gizli katman sayısında herhangi bir sınırlama yoktur. Deneme yanılma yöntemi ile belirlenmiştir.

Bir hatayı geriye yayma ağını eğitmede en önemli işlerden birisi, ağı öğrenme ile ilgili bazı parametrelerini belirlemektir. Bu parametreler, öğrenme katsayısı, momentum katsayısı, gizli katman sayısı, ağırlıkların başlangıç değerlerinin aralığı ve öğrenmeyi durdurma kuralıdır. Bu parametrelerin değerleri Tablo-2’de verilmiştir. Bu tablodaki değerler tamamıyla deneme yanılma yöntemi ile bulunmuştur. Ağı bağlantı ağırlıkları ve bias girdi ağırlıkları, başlangıçta rasgele belirlenmektedir. İyi başlangıç ağırlık aralığı iyi öğrenmeye neden olmaktadır. İkinci önemli nokta, ağı eğitme, bir başka deyişle, öğrenme ne zaman durdurulmalıdır sorusunun yanıtıdır. Genellikle iterasyon sayısını artırdıkça ağı daha iyi öğrendiği düşünülür. Eğer bu doğru olsaydı, çok büyük bir sonlu iterasyon sayısında öğrenme setini mükemmel bir şekilde öğretmek mümkün olabilirdi. İterasyon sayısını artırmak iyi öğrenmeyi gerçekleştirmenin bir tek yöntemi değildir. Bunun yanında doğruluk yüzdesi kuralı da iyi bir yöntemdir. Öğrenmeyi durdurma kuralı, öğrenmenin veya eğitmenin doğruluk derecesiyle ilgilidir. Doğruluk yüzdesi aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\%D = \left(\frac{\text{Doğru olarak sınıflandırılan örnek sayısı}}{\text{Toplam örnek sayısı}} \right) * 100$$

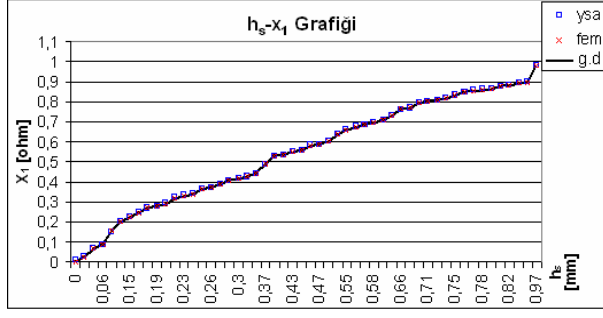
Giriş Katmanı Sayısı	3
Çıkış Katmanı Sayısı	1
Gizli Katman Sayısı	15
Girdi Sayısı	59
Test Sayısı	52
Ölçekleme Aralığı	0–1
Başlangıç Ağırlıklarının Aralığı	-0.1 ile 0.1
Öğrenme Katsayısı	0.3–0.4
Momentum Katsayısı	0.8–0.7
Hata Payı	Binde 3

Tablo-2. Ağ parametreleri

3. ELDE EDİLEN SONUÇLAR

Yapılan modellemeler sonucunda sonlu elemanlar yöntemi ve yapay sinir ağlarından elde edilen normalize edilmiş stator oluk yüksekliği ile stator kaçak reaktansının değişim grafiği Şekil-5’te verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere oluk yüksekliği değeri arttıkça kaçak reaktans değerinin arttığı görülmektedir.

Sonlu elemanlar yöntemi ile modellemelerden elde edilen grafik ile yapay sinir ağları modelindeki verilerin eğitilmesi sonucu elde edilen sonuçlara göre çizdirilen grafiğin birbirini desteklediği ve gerçek değerler (g.d.) ile aralarında çok küçük hata miktarlarıyla doğru sonucu buldukları görülmektedir. Burada stator kaçak reaktans değerleri de aynı stator oluk yüksekliğinde olduğu gibi normalize edilmiş değerlerdir.



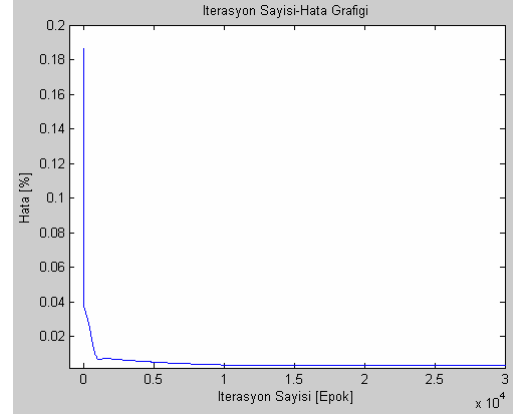
Şekil-5. Normalize edilmiş stator oluk yüksekliği (h_s)-normalize edilmiş stator kaçak reaktans (X_1) grafiği

Tablo-3' de ise asenkron motor stator kaçak reaktansının belirli h_s yükseklik değerleri için gerçek değerleri, SEY ve YSA modellerinden elde edilen sonuçları karşılaştırmalı olarak hata değerleri ile birlikte verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde sonlu elemanlar yönteminden elde edilen değerler ve yapay sinir ağının bulduğu değerler ile gerçek değerler arasındaki hataların çok küçük olduğu görülmektedir. Eğitim sonucu yapay sinir ağlarından elde edilen kaçak reaktans değerlerinin hata miktarı Tablo-2' de verilen hata payı değeri olan 3/1000 değerinin de altında çıkmıştır. Buda yapay sinir ağları ile yapılan eğitimin ne kadar iyi sonuçlar verdiğini ve stator kaçak reaktans değerlerini bulmada ne kadar başarılı olduğunu göstermektedir. Ayrıca sonlu elemanlar yöntemi ile yapılan modellemelerin de doğru bir şekilde yapıldığı açıktır.

h_s [mm]	Stator Kaçak Reaktansı[ohm]			% Hata	
	Gerçek Değerler	SEY	YSA	SEY	YSA
9,6	1,34833	1,34837	1,34853	-0,004	-0,020
10,6	1,35735	1,35743	1,35727	-0,008	0,008
11	1,3609	1,361	1,36106	-0,010	-0,016
12	1,36977	1,36949	1,3696	0,028	0,017
12,8	1,3756	1,37567	1,37562	-0,007	-0,002
13,8	1,3822	1,38239	1,38225	-0,019	-0,005
14,5	1,3862	1,38659	1,3866	-0,039	-0,040
15	1,38953	1,38947	1,38961	0,006	-0,008
16,3	1,39698	1,39692	1,39708	0,006	-0,010
17,7	1,40465	1,40475	1,4046	-0,010	0,005
18,5	1,4087	1,40874	1,40865	-0,004	0,005
19,8	1,41426	1,41439	1,41429	-0,013	-0,003
20,8	1,41844	1,41833	1,41851	0,011	-0,007
21,2	1,41979	1,41988	1,41984	-0,009	-0,005

Tablo-3. SEY ve YSA modellemelerinden elde edilen stator kaçak reaktanslarının gerçek değerler ile karşılaştırılması

Şekil-6' da artan iterasyon sayısına karşılık hatanın değişimi gösterilmektedir. Başlangıçta hızlı bir şekilde düşen hata belirli bir iterasyondan sonra daha yavaş azalmaktadır. Bu da bize yapay sinir ağlarının belirli bir iterasyondan sonra öğrenme oranının değişmediğini göstermektedir.



Şekil-6 İterasyon sayısı-hata grafiği

4. SONUÇLAR

Bu çalışmada, asenkron motorlarda stator oluk yüksekliği, sırt yüksekliği ve oluk üst genişliği parametrelerinin değişiminin stator kaçak reaktans değeri üzerindeki etkisi, sonlu elemanlar ve yapay sinir ağları yöntemleri kullanarak belirlenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde yapay sinir ağlarından elde edilen değerler ile sonlu elemanlar yöntemiyle elde edilen değerlerin gerçek değerleri yakaladığı görülmüştür. Çalışma sonucunda, YSA yaklaşımı ile farklı oluk geometrileri için stator kaçak reaktans değerlerinin tespit edilebilirliği ispatlanmıştır. Ayrıca karmaşık ve zaman alıcı bir proses olan SEY' e karşılık YSA ile yapılan modellemeyle daha hızlı bir şekilde sonuca ulaşılmıştır. Ayrıca yapılan analizler sonucunda 3 kW' lık motor için stator kaçak reaktans değerinin stator oluk yüksekliği arttıkça büyüdüğü görülmüştür. Bunun için bu güçteki bir motor için seçilecek stator oluk yükseklik değeri 13–17 mm arasında yapılmasının uygun olacağı kanaatine varılmıştır.

TEŞEKKÜR

Bize bu çalışma sırasında motor verilerinde yardımcı olan ELSANAS A.Ş. (Emtaş-Ankara) Motor Fabrikasına teşekkür ederiz.

KAYNAKLAR

- [1] A., G., Yetgin, A., İ., Çanakoğlu, Asenkron Motorlarda Stator Nüve Uzunluğunun Verime Etkisi Ve Optimum Uzunluğun Seçilmesi, II. Ulusal Ege Enerji Sempozyumu ve Sergisi, ss 570–577, 16–17–18 Mayıs, Kütahya, 2004.
- [2] R., M., Bharadwaj, A., G., Parlos, H., A., Toliyat, Adaptive Neural Network-Based State Filter for Induction Motor speed Estimation.
- [3] M., R., Feyzi, H., V., Kalankesh, Optimization Of induction motor design by using the finite element method, pp 845-850.
- [4] H., A., Al-Rashidi, A., Gastli, A., Al-Badi, Optimization of Variable Speed Induction

- Motor Efficiency Using Artificial Neural Network.
- [5] S., B., Park, H., B., Lee, S., Y., Hahn, "Stator Slot Shape Design of Induction Motors for Iron Loss Reduction", IEEE Transaction on Magnetics, Vol:31, No:3, pp 2004-2007, May, 1995.
- [6] A., G., Yetgin, A., İ., Çanakoğlu, Farklı Yöntemler Kullanarak Asenkron Motorun Eşdeğer Devre Parametrelerinin Hesaplanması, ELECO' 2004 Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, ss 122-127, 8-12 Aralık, Bursa, 2004.
- [7] Ö., Kalenderli, Elektrik Mühendisliğinde Sonlu Elemanlar Yöntemi, ITU Elektrik-Elektronik Fakültesi, 140s.
- [8] M., V., K., Chari, P., Silvester, Finite element analysis of magnetically saturated DC machines, IEEE, January 31-February 5, New York, pp 2362-2372, 1971.
- [9] M., V., K., Chari, P., Silvester, Analysis of turbo alternator magnetic fields by finite elements, IEEE Trans., Vol. PAS-90, pp 454-464, March/April, 1971.
- [10] O., W., Anderson, Transformer leakage flux program based on the finite element method, IEEE Trans., Vol. PAS-92, pp 682-689, March/April, 1973.
- [11] J., R., Brauer, Finite element analysis of elektromagnetic induction in transformers, IEEE PES Winter meeting, 5- Feb, pp A77-122, 1977.
- [12] J., R., Brauer, Flux patterns by the finite Element method, Conference Record of IEEE Applied Magnetics Workshop, No. 75CH-0964 7MAG, June, 1975.
- [13] J., R., Brauer, Finite element analysis of selenoids, transformers, generators, and motors, The MacNeal-Schwendler Corporation, Record of Cleveland Electronics Conference, IEEE No.78CH, pp 1300-1303, 1978.
- [14] J., R., Brauer, Finite element analysis of single phase and polyphase induction motors, The MacNeal-Schwendler Corporation, Conference Record of IEEE Industry Application Society Annual Meeting, Philadelphia, PA, October, 1981.
- [15] S., Williamson, Lim, L., H., Robinson, J., M., Finite element models for cage induction motor analysis, IEEE Transactions on Industry Application, Vol. 26, No. 6, pp 1007-1017, 1990.
- [16] L., T., Ergene, S., J., Salon, Y., Akiyama, Calculation of the Bar Resistance and Leakage Inductance in a Solid-Rotor Induction Motors with a One slot Model.
- [17] N., Akbilek, Yapay Sinir Ağları ile Fonksiyon Belirleme, Yüksek Lisans Tezi, SAU Fen Bilimleri Enstitüsü, ss 93, Ağustos, 2003.
- [18] M., Karadeniz, S., Yüncü, M., T., Aydemir, Asenkron Motorlarda Stator Direncinin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, Kocaeli, 2001.
- [19] M., D., Skapura, Building Neural Networks, Addison-Wesley, pp 211-241, 1995.
- [20] A., Rubai, M., D., Kanham, Adaptive Tracking Controller for Induction Motor Drives Online Training of Neural Network, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol:36, No:5, pp 1285-1294, 2000.
- [21] J., Campbell, M., Summer, Practical Sensorless Induction Motor Drive Employing an Artificial Neural Network for Online Parameter adaptation, IEEE Proc.-Electr. Power Appl., Vol:14, No:4, pp 255-260, July, 2002.
- [22] K., Idir, L., Chang, Improved Neural Network Model for Induction Motor Design, IEEE Transaction on Magnetics, Vol:34, No:5, pp 2948-2951, September, 1998.
- [23] Brauer, J., R., Finite Element Analysis Of Selenoids, Transformers, Generators, And Motors, The MacNeal-Schwendler Corporation, Record of Cleveland Electronics Conference, IEEE No.78CH, pp 1300-1303, 1978.
- [24] Brauer, J., R., Finite Element Analysis Of Single Phase And Polyphase Induction Motors, The MacNeal-Schwendler Corporation, Conference Record of IEEE Industry Application Society Annual Meeting, Philadelphia, PA, October, 1981.
- [25] Brauer, J., R., Finite Element Calculations Of Synchronous, Universal And Induction Motor Performance, The MacNeal-Schwendler Corporation, Presented at Motorcon Conference Proceeding, 1982.
- [26] Brauer, J., R., Finite Element Software AIDS Motor Design, The MacNeal-Schwendler Corporation, Presented at the Small Motor Manufacturers Assn., Tenth Annual Meeting Tapma, Florida, 1985.
- [27] Robinson, J., M., Finite Element Calculation Of Equivalent Circuit Parameters For Induction Motors, Ph.D. Thesis, Imperial College of Science and Technology London, University of London, November, p 194, 1983.
- [28] Meeker, D., Induction Motor Example, 2002. www.femm.fostermiller.net.
- [29] Yetgin, A., G., Üç Fazlı Asenkron Makine Tasarımı ve Sonlu Elemanlar Yöntemi İle Analizi, Yüksek lisans tezi, Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kütahya, ss 139, 2004.
- [30] Çanakoğlu, A., İ., Şenol, İ., Bekiroğlu, D., V., Analytical And Numerical Calculation Of Inductance Of Aplunger-Type Magnet, Eleco99 International Conference on Elc-Elc. Eng., pp 455-458, 1-5 December, Bursa, 1999.
- [31] N., Akbilek, S., Boran, Yapay Sinir Ağları ile Fonksiyon Belirleme, SAU Fen Bilimleri

- Enstitüsü Dergisi, 7. Cilt, 3. Sayı, ss 233-240, Eylül, 2004.
- [32] L., Fausett, Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall, pp328-329, 1994.
- [33] C., Lin, G., Lee, Neural Fuzzy Systems, Prentice Hall, pp 236-240,242,445-448.
- [34] L., A., Cabrera, M., E., Elbuluk, I., Husain, Tuning the Stator Resistance of Induction Motors Using Artificial Neural Network, IEEE Transactions on Power Electronics, Vol:12, No:5, pp 779-787, September, 1997.
- [35] E., Öztemel, Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık Eğitim Bilgisayar Sist. San. ve Tic. A.Ş., 1. Basım, ss 232, Ağustos, 2003.
- [36] D., Bea, D., Kim, H., K., Jung, S., Y., Hahn, Determination of Induction Motor Parameters by Using Neural Network Based on FEM Results, IEEE Transaction on Magnetics, Vol:33, No:2, pp 1924-1927, March, 1997.
- [37] M., Ipek, I., H., Cedimoğlu, Due date Determining in a Job Shop Using Neural Networks, 4th International Symposium on Intelligent Manufacturing Systems, 6-8 September, 2004.