

REAKTİF GÜÇ KOMPANZASYONU İÇİN ZEKİ BİR SİMÜLATÖR TASARIMI VE GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Ramazan BAYINDIR, Şevki DEMİRBAŞ ve Ömer SESVEREN*

Gazi Elektrik Makineleri ve Enerji Kontrol Grubu (GEMEC), Gazi Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi,
Elektrik Eğitimi Bölümü 06500 Beşevler, Ankara

*Çukurova Elektrik Meslek Lisesi, Kenan Evren Bulvarı, Seyhan, Adana

(Geliş/Received: 30.10.2007; Kabul/Accepted: 25.03.2008)

ÖZET

Elektrik güç sistemlerinden çekilen reaktif güç üretim maliyetlerinin yükselmesine ve enerji sistemlerinin verimsizliğine sebep olmaktadır. Güç sistemlerinden çekilen reaktif gücü azaltmanın yolu, reaktif enerjinin tüketildiği noktada kompanse edilmesidir. Bu çalışmada, senkron motor ile yapılan reaktif güç kompanse edicisi (RGK) denetiminde kullanılabilen Yapay Sinir Ağları (YSA) modeli tasarımı ve uygulaması gerçekleştirilmiştir. Sonuçta, YSA yapısının gerçek zamanlı uygulamalara kolaylıkla adapte edilebileceği esnek bir sistem elde edilmiştir. Gerçekleştirilen model eğitim amaçlı olarak kullanılabilirliği gibi, farklı YSA yapılarının ve algoritmalarının test edilebileceği uygulamalarda da kullanılabilirliği.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağı modeli, senkron kompanse edici, reaktif güç kompanse edicisi.

DESIGN AND IMPLEMENTATION OF AN INTELLIGENT SIMULATOR FOR REACTIVE POWER COMPENSATION

ABSTRACT

The reactive power drawn from the electrical power stations increases the cost of the energy produced and reduces the efficiency of energy systems. The reactive energy should be compensated at the load sides in order to reduce the consumption of the reactive power. In this study, an artificial neural network (ANN) model has been designed and implemented to control the reactive power compensator (RPC) with a synchronous motor. Since the ANN model obtained has a flexible structure, it can easily be adapted to the real time applications. Furthermore, the model developed can also be used for educational purposes as well as different applications in which ANN algorithms and structures can be tested.

Keywords: Artificial neural network model, synchronous compensator, reactive power compensation.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Güç sistemlerinde aktif güç akışının yanında yükün ve sistemin ihtiyacını karşılayabilmek için reaktif güç akışı da olmaktadır. Elektrik sisteminin ve yüklerin reaktif güce gerek duyulan yerlerde belirli teknikler kullanılarak karşılanması "reaktif güç kompanse edicisi" olarak adlandırılmaktadır [1, 2].

Enerji sarfiyatı yüksek olan şirketler için bu durum çok önemli olduğundan, reaktif güç kompanse edicisi mutlaka yapılmakta ve yüksek maliyetli donanımlar kullanılarak yüksek enerji bedellerinden kurtulmaya çalışılmaktadır. Bu amaçla son yıllarda yapılan çalışmalar ile kayıplara

sebep olan reaktif gücün ortadan kaldırılması için çeşitli teknikler uygulanmaktadır. Bu nedenle reaktif gücün ihtiyaç duyulan noktaya en yakın yerde üretilmesi sistemin verimini artırmak açısından büyük faydalar sağlamaktadır. Reaktif güç kompanse edicisi için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemlerde yüklerin ihtiyacı olan reaktif güçler, statik olarak kapasitör ve reaktörlerle, dinamik olarak senkron motorlarla karşılanmaktadır [3, 4].

Kondansatör grupları kullanılarak gerçekleştirilen kompanse edicisi yönteminde kondansatör grupları kademeli olarak devreye alınarak kompanse edicisi yapılmaktadır. Bu yöntemde yükün ihtiyacı olan

reaktif enerjiyi tam olarak kompanze etmek her zaman mümkün olmayabilir. Ayrıca kondansatörlerin devreye alınıp çıkartılmaları kontaktör ve reaktif güç röleleri tarafından yapıldığından, belirli bir zaman gecikmesi oluşmaktadır. Yüklerin aşırı veya düşük kompanze edilmesi veya kompanzasyonun zaman gecikmeli yapılması az da olsa enerji nakil hatlarının aşırı yüklenmesine sebep olabilmektedir [4, 5].

Senkron motor ile kompanzasyon, uyarım akımının değiştirilerek motorun kapasitif veya endüktif olarak çalıştırılmasıyla sağlanabilir [6]. Ayrıca senkron motorun şebekeden çektiği reaktif gücün miktarı da uyarım akımı ile ayarlanabilmektedir. Senkron motor reaktif güç kompanzasyon sistemlerinde kullanılırken üzerinde herhangi bir yük yok ise, kaynaktan çekeceği aktif güç sadece mekanik kayıpları karşılamak içindir. Eğer senkron motor, kompanzasyon yapılan sistemde başka bir amaçla kullanılmıyorsa ekonomik değildir. Fakat dokuma tezgahı, maden öğütme işlemi, kâğıt rulo tezgahı gibi sabit hız istenen işlerde çalıştıran bir senkron motor varsa, motordan hem mekanik güç alınır, hem de aşırı uyarım sağlanarak senkron motorun kapasitif çalışması sağlanır. Böylece hem mekanik enerji üretilir, hem de işletmenin güç katsayısı düzeltilebilir.

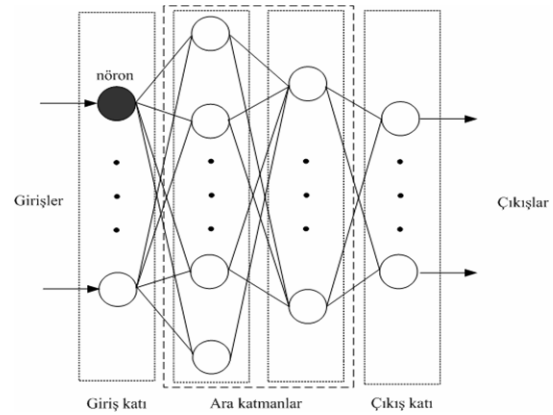
Genel olarak güç kompanzasyonunda yaklaşımlar incelendiğinde; mekanik, harmonik, zaman gecikmesi güvenilirlik, doğruluk, basitlik, enerji tüketimi, zaman ve kayıplar ön plana çıkmaktadır. İyi bir kompanzasyon sisteminde istenilmeyen durumların giderilmesi, yüksek doğruluk, güvenilir sonuçlar, basit işlemler, kısa hesaplama süreleri ve matematiksel modele ihtiyaç duymaması her zaman beklenen özelliklerdir [7-9].

Yukarıda belirtilen sıkıntıların giderilmesi ve ideal bir kompanzasyon sisteminden beklenen özelliklerin sağlanabilmesi için Yapay Sinir Ağları (YSA) bilinen en iyi yapay zeka yöntemlerinden birisidir. Bu nedenle son zamanlarda güç sistemlerinin güvenliği, kararlılığı, reaktif güç kompanzasyonunda ve motor kontrol uygulamalarında YSA'ların sıkça tercih edildiği rapor edilmektedir [7, 9]. Sağıroğlu ve arkadaşları [9], Bayındır ve arkadaşları [7] ile farklı YSA öğrenme algoritmaları kullanarak YSA tabanlı kompanzasyon teknikleri geliştirmişlerdir.

Bu çalışmada, reaktif güç kompanzasyonu (RGK) uygulamaları için YSA tabanlı bir simülasyon tasarımı gerçekleştirilmiştir. YSA denetleyici, *artırmalı back propagation (BP)*, *artırmalı BP momentum*, *grup BP* ve *grup BP momentum* algoritmaları ile eğitilmiş ve böylece sistemin daha hızlı öğrenme, daha basit bir yapı elde edebilme gibi özelliklere sahip olması sağlanmıştır. Geliştirilen RGK simülasyonu, esnek ve zeki yapısıyla yüksek başarılı bir eğitim aracı olarak kullanılabilir.

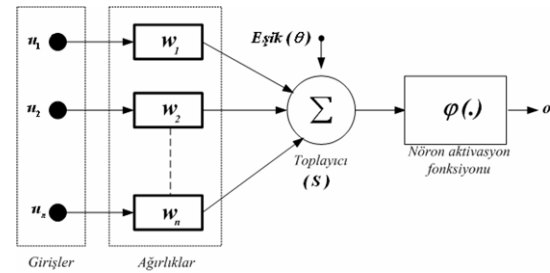
2. YAPAY SİNİR AĞLARI (ARTIFICIAL NEURAL NETWORK)

Yapay sinir ağları (YSA), öğrenme yeteneği, kolayca farklı problemlere uyarlanabilirliği, genelleme yapabilmesi, paralel yapılarından dolayı hızlı çalışabilme yeteneği ve kullanıcının giriş ile çıkış arasındaki ilişkiyi tarif etme mecburiyetinin olmayışı gibi üstünlüklerden dolayı, pek çok uygulamada kullanılmaktadır [10, 11]. Literatürde birçok YSA yapısı mevcuttur [10, 11]. Tercih edilen YSA yapısı, farklı problemlere kolaylıkla adapte edilebilmesi oldukça basit bir yapıda olması, farklı öğrenme algoritmalarının kolaylıkla uygulanabilmesi ve yaygın olarak kullanılmasından dolayı Şekil 1'de verilen Çok Katlı Perseptron (ÇKP) ağı olarak belirlenmiştir.



Şekil 1. Bir ÇKP-YSA modeli (ANN model of a multi layer perceptron)

Şekil 1'de verilen her bir nöronun kapsamlı gösterimi Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. Bir nöronun yapısı (Structure of neuron)

$$S = w_1 u_1 + w_2 u_2 + \dots + w_n u_n - \theta \quad (1)$$

$$S = \sum_{i=1}^N w_i u_i - \theta \quad (2)$$

$$o = \varphi(S) \quad (3)$$

Her bir girdideki değişim, nöron çıkışında belirli bir değişime neden olmakta ve bu değişimin genliği, girdinin etki derecesini belirleyen bağlantı kazançlarına, toplayıcının eşik değerine ve nöron

aktivasyon fonksiyonunun tipine bağlı olarak elde edilebilmektedir. Burada w_j ile gösterilen kazançlar ağırlık olarak, θ değeri eşik olarak, φ ise nöron aktivasyon fonksiyonudur. Çalışmada aktivasyon fonksiyonu olarak Eş. 4'te verilen sigmoid ve Eş. 5'te verilen hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılabilir. Eşik değeri pratikte +1 ya da -1 değerine sahip bir sabit sayıdır.

$$\Psi_1(S) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad (4)$$

$$\Psi_2(S) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}} = \tanh(S) \quad (5)$$

Diğer katlardaki nöronların çıkışları da aynı şekilde hesaplanır. Kullanılan eğitim algoritmasına göre, ağırlık çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata tekrar geriye doğru yayılarak hata minimuma düşünceye kadar YSA'larının ağırlıkları değiştirilir [10]. Bu çalışmada ağırlık çıkışları ile arzu edilen çıkışlar arasındaki hata tüm giriş seti için bulunduktan sonra ağırlıklar tercih edilen öğrenme algoritmasına göre değiştirilmektedir.

Yapay sinir ağlarında kullanılan çok sayıda öğrenme algoritması bulunmaktadır. Sunulan çalışmada bilinen en yaygın geri yayılım algoritması tercih edilmiştir. Geri yayılım algoritmasının gradiyent azaltma algoritması ile uygulanabilecek; artırmalı ve grup öğrenme modlarında standart geri yayılım ve momentumlu geri yayılım algoritmaları öğrenmede uygulanabilmektedir. Bu çalışmada, Artırmalı Mod Geri Yayılım (IBP), Artırmalı Mod Momentumlu Geri Yayılım (IBPM), Grup Mod Geri Yayılım (BBP), Grup Mod Momentumlu Geri Yayılım (BBPM) olmak üzere dört öğrenme algoritması ile YSA performansı test edilebilmektedir. Geri yayılım algoritması danışmanlı öğrenmede kullanılan en genel algoritmadır. Basit olması ve iyi bir öğrenme kapasitesine sahip olması birçok alana uygulanmasını sağlamıştır [12].

Geril yayılım algoritması, Yayılma (propagate) ve uyum gösterme (adapt) olmak üzere iki aşamada işlemleri gerçekleştiren katmanlar arasında tam bir bağlantının bulunduğu çok katmanlı, ileri beslemeli ve danışmanlı olarak eğitilen bir YSA modelidir. Girişlerle çıkışlar arasındaki hata sinyali bulunarak, ağırlıklar bu hata sinyaliyle güncellenmektedir. Hata yani $e_{(k)}$, arzu edilen çıkış (gerçek çıkış - $y^{(k)}$) ile sinir ağının çıkışı ($o^{(k)}$) arasındaki farktır.

$$e_{(k)} = y^{(k)} - o^{(k)} \quad (6)$$

Hesaplanan hata sinyalleri, her çıktı nöronuna karşı gelen ara katmandaki nöronlara aktarılır. Böylece ara katmandaki nöronların her biri toplam hatanın sadece hesaplanan bir kısmını içerir. Bu süreç her katmandaki nöronlar için tek tek hesaplamada, toplam hatanın belirli bir kısmını içerecek şekilde giriş katmanına kadar tekrarlanır. Elde edilen hata

sinyalleri temel alınarak, bağlantı ağırlıkları her nöronda yeniden düzenlenir. Bu düzenleme defalarca uygulanmasıyla istenilen hata değerine ulaşmaya veya istenilen yakınsama sağlanmaya kadar devam eder. Tüm verilerin kodlanabileceği bir duruma ağırlık yakınsamasını sağlar [13].

Bu algoritmada yakınsama işlemi, i ve j kat işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ji}(t)$ değişikliğiyle hesaplanır. Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (7)$$

olarak verilir. Eş. 7'de η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^k - o_j^k) \quad (8)$$

Burada, $net_j = \sum x_j w_{ji}$ ve y^k ise j nöronunun hedef çıkışıdır. Ara katlardaki nöronlar için ise bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum w_{qi} \delta_q \quad (9)$$

olarak verilir. Ara katlardaki nöronlar için herhangi bir hedef çıkış olmadığından, Eş. 8 yerine Eş. 9 kullanılır. Bu duruma bağlı olarak çıkış katından başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki nöronlar için hesaplanır. Daha sonra Eş. 7'deki formüle bağlı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi gerçekleştirilir.

Başarılı ve hızlı bir eğitim süreci için momentum sayısı, öğrenme katsayısı değerlerinin seçimi önemlidir. Geri yayılım öğrenme işlemi bu iki bileşenden oldukça fazla etkilenmektedir. Bu katsayılar için uygun değerlerin seçilmesi deneysel olarak belirlense de bu değerler, uygulamalara ve problemlere bağlıdır. Öğrenme katsayısı için tipik değerler, 0.01 ile 0.9 arasında değişir. Literatürde karmaşık ve zor çalışmalar için daha küçük değerlerin seçilmesi önerilmektedir [10].

Bu çalışmada uygun YSA yapısının elde edilmesi için yapılan denemelerde iterasyon sayısının belirlenmesi için RMS değerleri dikkate alınmıştır. RMS değerinin çok küçük değere düştüğü iterasyon değerinin 2500–6000 arasında olduğu görülmüştür. Bu nedenle eğitimi yapılacak tüm ağ yapıları için 10000 iterasyon sayısı kullanılmasına karar verilmiştir. Bu çalışmada öğrenme katsayısı 0.9 olarak seçilmiştir.

Momentum katsayısı ağırlık yerel gradientleri aşmasını sağladığı gibi aynı zamanda hatanın düşmesine de yardımcı olur. Momentum olmaksızın ağırlık yerel minimum değerine takılarak salınım yapabilir. Momentum değeri 0 ile 1 arasındadır. Eğer momentum 0 ise ağırlık değişimi tamamen gradiente bağımlıdır. Momentum değeri 1 ise ağırlık değişimi gradiyentten bağımsızdır ve bir önceki ağırlık değerine eşit olur [10]. Bu çalışmada eğitimi yapılan ağırlıklar için Momentum katsayısı 0.39 seçilmiştir.

3. REAKTİF GÜÇ KOMPANZASYON SİMÜLATÖRÜ (REACTIVE POWER COMPENSATION SIMULATOR)

Bu çalışmada hazırlanan RGK iki bölümden oluşmaktadır. Birinci bölüm YSA yapısının kararlaştırıldığı, eğitim işlemine ve YSA yapısına ait bileşenlerin ayarlandığı, eğitimin ve testin yapıldığı bölümdür. İkinci bölüm ise Senkron Kompanzatorün sisteme bağlantısının gösterildiği ve YSA'nın yüklenerek çalışmanın benzetiminin yapıldığı bölümdür.

3.1. Simülator (Simulator)

Simülatorlar, gerçek sistemlerin çalışma şartlarını ve sistem tepkilerini bilgisayar ortamında taklit eden yazılımlardır. Yazılım en yalın biçimiyle "bir sistemin donanım bileşenleri dışında kalan her şey" olarak tanımlanır. Yazılım yalnızca bilgisayar programı ya da programlar kümesi olarak algılanmamalıdır. Yazılım, mantık, veri, belge, insan gibi bileşenlerin, belirli bir üretim amacına yönelik bir araya getirilmesi, yönetilebilmesi için kullanılabilen ve üretilen, yöntem, araç, bilgi ve belgelerin tümünü içerir [14]. Simülator, gerçek sistemlerin kurulmasının, çalıştırılmasının zorlukları ve maliyetini ortadan kaldırarak sistemler üzerinde çalışmaya imkan sağlar.

YSA'nın bir kontrol yöntemi olarak kullanılmasında kontrolü yapılacak sistemin incelenmesi, giriş verilerinin değiştirilerek YSA denetleyicilerinin üreteceği kontrol sinyallerinin hesaplanması gibi işlemler YSA simülatorü ile yapılabilir. Farklı yapay sinir ağı metotları ile yağış-akış ilişkisinin modellenmesi [15], bulanık mantık denetleyicili bir iklimlendirme sistemi [16], bulanık mantık denetleyicili fırçasız doğru akım motor hız kontrolü [17], sabit miktatlı senkron motorların YSA ile modellenmesi ve uyarlamalı denetimi [18], fırçasız DA motorun YSA ile kontrolünün eğitim aracı olarak kullanılması [19] gibi farklı uygulama alanları için hazırlanmış simülatorler ile yapay sinir ağı eğitimi [20] gibi eğitim uygulamaları için YSA yazılımları hazırlanmıştır. Bu çalışmalar [15-20] tasarımı düşünülen sistemlerin, prototip olarak fiziksel sistem elemanlarından oluşturulmadan önce bilgisayar ortamında analiz edilmesini sağlamıştır. Ayrıca

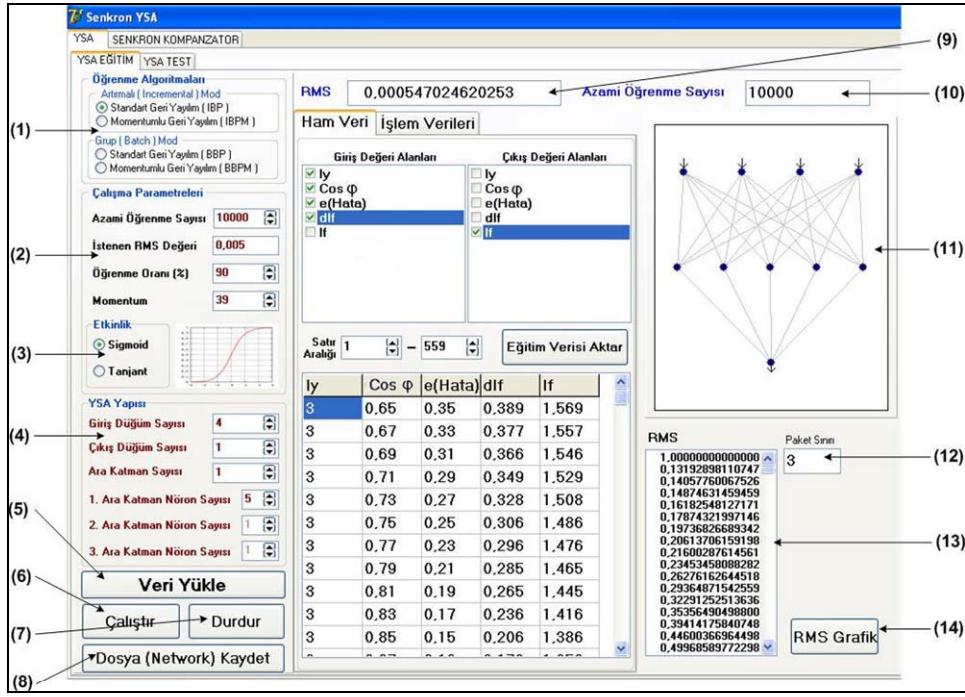
tasarımı yapılan sistemin davranışını önceden görülmesine ve sistemden beklenen sonuçların oluşup oluşmadığı hakkında bilgi edinilmesine yardımcı olmuştur.

RGK simülatorünün daha anlaşılır olabilmesi için, görsel bir programlama dili olan DELPHI kullanılmıştır. YSA denetleyiciye yüklenecek YSA yapısının belirlenmesinde eğitim ve test işlemleri ile uygun olan YSA yapısına karar verilebilmesini sağlayacak doğruluk, güvenilirlik, kullanılabilirlik, esneklik, test kolaylığı ve taşınabilirlik gibi yazılım kalitesi etkenlerinin ön planda tutulduğu bir yazılım hazırlanmıştır [14]. Bu yazılımda geri yayılım algoritmasının momentum, öğrenme oranı, öğrenme sayısı, etkinlik fonksiyonu gibi bileşenleri ile YSA yapısının giriş ve çıkış sayısı, ara katman ve ara katmanda bulunacak nöron sayısı değiştirilerek eğitim için belirlenebilmektedir. Ayrıca YSA yapısına karar verirken kullanıcının yapıyı anlayabilmesi için YSA yapısına ait bir çizim oluşmaktadır.

3.2. RGK Eğitim Ekranının İncelenmesi (Analyzing of the RPC Education Screen)

Şekil.3'de YSA eğitim panelinin görüntüsü verilmiştir. Bu bölümde bir YSA yapısının geri yayılım algoritması ile eğitilmesi yapılmaktadır. Yazılımda giriş-çıkış sayısı, ara katman sayısı ve ara katman nöron sayısı gibi değerlerin kullanıcı tarafından değiştirilmesi ile esnek YSA modeli elde edilmiştir. Eğitim sırasında performans kriteri olarak RMS hesaplanmaktadır. Eğitimi yapılacak çalışma için veriler MSEXcel dosyası (*.xls), sekmeli metin dosyası (*.txt) ve virgülle ayrılmış metin dosyası (*.csv) formatında hazırlanmalıdır. Eğitim işlemi çalışma parametrelerinde bulunan azami öğrenme sayısı (iterasyon sayısı) veya istenen RMS değerine kadar sürdürülmektedir. Veriler yüklenince veri dosyasındaki alan adları ve veriler ham veri alanında görüntülenir. Alan adları ise giriş değeri ve çıkış değeri alanlarında görüntülenir. Alan adlarına göre giriş değerleri alanından giriş verileri, çıkış değerleri alanından çıkış verileri seçilir. Eğitimde kullanılacak alanlar seçildikten sonra veri aralığı da satır sayısı belirlenerek kullanılacak verilere ait bir matris oluşturulur. İşlem verileri alanında veri matrisi ve her sütunun maksimum ve minimum değerleri görüntülenir. YSA yapısının giriş ve çıkış sayısı ile giriş ve çıkış alanlarında seçilen sütun sayısı birbirine eşit olmalıdır. Eğitim çalıştır butonu ile yapılır. Eğitim sürerken RMS değerleri hesaplanır ve ilgili alana yazılır. Eğitim tamamlandıktan sonra YSA yapısı ve değerleri kaydedilir. YSA Eğitim Paneli ekran görüntüsü üzerindeki menülerin görevleri aşağıdaki gibi özetlenebilir.

(1) **YSA öğrenme algoritması:** Yazılımda IBP, IBPM, BBP, BBPM olmak üzere 4 öğrenme algoritması seçimi yapılmaktadır.



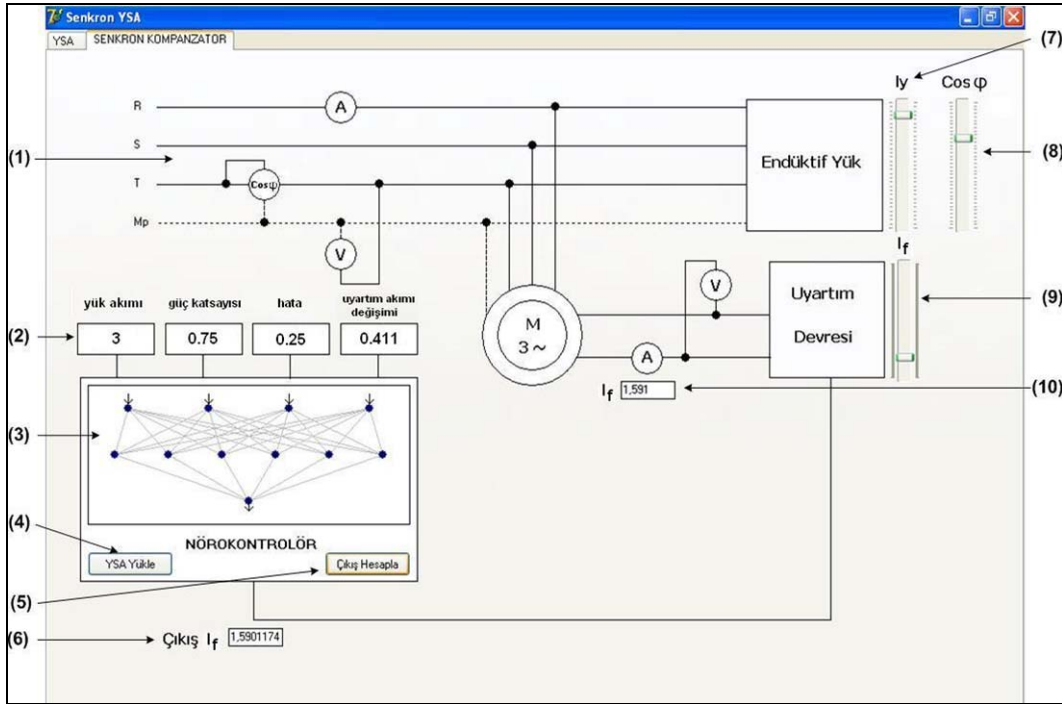
Şekil 3. RGK eğitim paneli tam ekran görüntüsü (Screenshot of the RPC education window)

- (2) **YSA çalışma parametreleri:** YSA'nın eğitiminde kullanılan çalışma parametreleri bu panelden ayarlanır. Çalışma parametreleri şunlardır:
- **Azami öğrenme sayısı:** YSA eğitimi süresince öğrenme sayısının ulaşacağı en yüksek değerdir. İterasyon sayısı da denir. Bu değere ulaşıncaya kadar eğitim durdurulur.
 - **İstenen RMS değeri:** YSA eğitilirken performans kriteri olarak RMS değeri hesaplanmaktadır. RMS değerinin istenen bir değerine ulaşılması halinde eğitimin başarılı olduğu kabul edilerek eğitim durdurulur.
 - **Öğrenme oranı:** YSA'nın ağırlık değerlerini değiştirirken kullanılan öğrenme sabitidir. Her zaman pozitif ve birden büyük değerler alınmalıdır.
 - **Momentum:** Hatayı azaltmak ve ağırlıkların değiştirilmesinde bir toparlanma sağlamak için 0 ile 1 arasında bir sayıdır. Yazılımda bu değer 0 ile 100 arasında atandıktan sonra yüzdesi alınarak hesaplamalarda kullanılmaktadır.
- (3) **Etkinlik:** Hesaplamalarda kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının seçimini sağlar.
- (4) **YSA yapısı:** YSA'nın giriş, çıkış ve ara katman sayısı ile ara katmandaki nöron sayısı belirlenmektedir. YSA'nın giriş nöron sayısı 10, çıkış nöron sayısı 7 ve her ara katman 20 nörona kadar artırılabilir. Her ara katman için nöron sayısının belirleneceği alanlar seçim yapıldıkça aktif hale gelir. Giriş nöron sayısı ile çıkış nöron sayısı, veri yükleme alanında belirlenen giriş ve çıkış alan sayısı ile aynı olmalıdır. YSA yapısı değiştirildikçe Şekil 3'de (11) ile gösterilen alanda YSA yapısının grafiği de değişir. Kullanıcı yaptığı değişimi grafiksel olarak da görebilmektedir.

- (5) **Veri yükle:** Eğitim veri setinin bulunduğu dosyanın yüklenmesi için kullanılır.
- (6) **Eğitim işlemine başlama:** Tüm atamalar yapıldıktan sonra aktif olan ve eğitimi başlatan butondur.
- (7) **Eğitimi durdurma:** Eğitimin herhangi bir anında çalışmayı durdurur.
- (8) **Dosyaya kaydetme:** Eğitim tamamlandıktan sonra YSA yapısının, azami öğrenme sayısının, hesaplanan ağırlık değerlerinin, momentum değerinin, öğrenme oranı değerinin .NET uzantılı bir dosyaya kaydedilmesinin sağlar.
- (9) **RMS değeri:** Eğitim performansının görülmesinin sağlayan RMS değerinin anlık değeridir.
- (10) **Azami öğrenme sayısı:** Eğitim sırasında işlem yapılan öğrenme sayısı
- (11) **YSA yapısının çizimi:** YSA yapısı belirlendikçe çizilen YSA'nın grafiksel gösterimidir.
- (12) **Paket sınırı:** Anlık RMS değerinin istenen bir sıra ile kaydedilmesinin sağlayan değerdir. 5 olarak atanırsa 1., 6. ve 11. RMS değerleri kaydedilir.
- (13) **RMS:** Hesaplanan RMS değerleri gösterir.
- (14) **RMS grafik:** Hesaplanan RMS değerleri alanındaki değerlerin temel alındığı grafiği çizdirir.

3.3. RGK Senkron Kompanzâtör Test Ekranının İncelenmesi (Analyzing of RPC Synchronous Compensator Test Screen)

RGK ile senkron motorun giriş değerleri değiştirilerek, senkron motorun uyarım devresine uygulanacak uyarım akım değerinin YSA denetleyici ile hesaplanması incelenebilmektedir. Eğitimi



Şekil 4. RGK senkron kompanzatör test ekran görüntüsü (Screenshot of the RPC synchronous compensator test window)

yapılmış ve .NET uzantısı ile kayıt yapılmış bir YSA, YSA denetleyiciye yüklenir. Denetleyiciye 4 giriş ve bir çıkış için bir YSA yapısının yüklenmesi program tarafından kontrol edilmektedir. İstenen giriş değerleri ayar çubukları değiştirilerek ayarlanabilmektedir. İstenen değerler ayarlandıktan sonra YSA Denetleyicinin Çıkış Hesapla butonuna basılarak uyartım akımı değeri hesaplanmaktadır. RGK senkron motor test ekranına ait ekran görüntüsü Şekil 4'de gösterilmiştir. Uygulanan uyartım akımının değiştirilmesi ile aynı zamanda senkron motorun yük akımının ve güç katsayısının nasıl değiştiği görülebilmektedir.

Sistemin bileşenleri olan yük akımı, güç katsayısı değeri, senkron motorun uyartım akımı kullanıcı tarafından değiştirilebilmektedir. Gerçek sistemde de bu değerler çalışma sırasında değişmektedir. Gerçek sistemdeki gibi sistemin bileşenlerinin değiştirilmesi için ayar çubukları konmuştur. Bu ayar çubuklarını hareket ettirdikçe simülasyon ekranında YSA denetleyicinin giriş değerlerinin gösterildiği alanda giriş değerleri değişmektedir. Böylece kullanıcı giriş değerlerinin değiştirdikten sonra istenen güç katsayısı değerini de ayarlar ve uyartım devresine uygulanması gereken uyartım akımı değeri bulunur.

RGK senkron motor test ekran görüntüsü üzerindeki menülerin görevleri aşağıdaki gibi özetlenebilir.

- (1) Senkron kompanzatör devre bağlantı şeması
- (2) YSA denetleyici giriş değerleri olan yük akımı (I_y), güç katsayısı ($\cos \phi$), hata (e) ve uyartım akımındaki değişim (ΔI_f) görülmektedir.

- (3) YSA yapısı şekli, yüklenen YSA yapısına ait bilgiye göre YSA grafiği.
- (4) YSA denetleyiciye YSA dosyası yükleme butonu eğitimi yapılmış ve kaydedilmiş bir YSA dosyasını yükler.
- (5) YSA denetleyicinin çıkış hesaplama butonu, giriş değerlerine göre YSA'nın çıkış değeri üretimini sağlar.
- (6) Hesaplanan çıkış değeri, YSA'nın hesapladığı uyartım akımı değeri.
- (7) Yük akımı ayarı, sistemin yük değerini değiştirir. Eğitimin yapıldığı veri setinde yük akımı alanının en büyük ve en küçük değerlerine göre üst ve alt sınır değerleri atanır.
- (8) $\cos \phi$ ayarı, sistemin akım ve gerilim arasındaki faz farkı değerini değiştirir. 0 ile 1 arasında bir değer ataması yapılır.
- (9) Uyartım akımı ayarı, Sistemde kullanılan senkron motorun uyartım sargılarına uygulanacak akım değerini değiştirir. Eğitimin yapıldığı veri setinde uyartım akımı alanının en büyük ve en küçük değerlerine göre üst ve alt sınır değerleri atanır.
- (10) Uyartım akımının değeri.

4. BENZETİM SONUÇLARI (SIMULATION RESULTS)

Senkron kompanzatörün simülasyonunda ilk olarak YSA denetleyiciye yüklenecek YSA yapısı için eğitim ve test işlemleri yapılmıştır. Yapılan deneyler sonucunda senkron motorun yük akımı (I_y), uyartım akımı (I_f), güç katsayısı ($\cos \phi$) ve uyartım akımındaki değişimler (ΔI_f) kaydedilmiş ve bu değerler kullanılarak YSA modeli oluşturulmuştur.

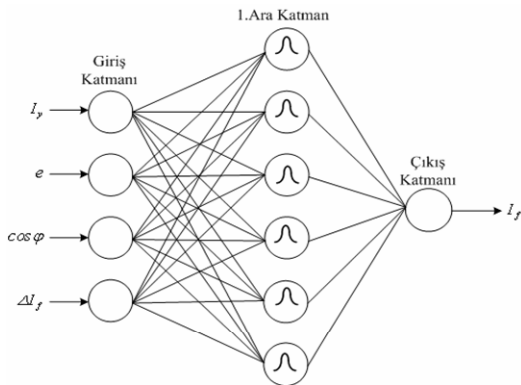
Yüksek performansa sahip bir YSA modeli oluşturmak için 1000 ölçüm yapılmıştır. Elde edilen deneysel verilerden 900'ü eğitim, geri kalan 100'ü ise veri test ve güvenilirlik amacı ile kullanılmıştır. Simülasyonda kullanılacak YSA modeli, farklı ara katman ve nöron sayıları için denenmiş ve yüksek performans elde edilebilecek bir yapı oluşturulmaya çalışılmıştır [7, 9]. [7] nolu kaynakta 4 giriş, iki ara katmanda sırası ile 6 ve 8 nöron ve tek çıkışlı bir yapı, [9] nolu kaynakta 4 giriş iki ara katmanda sırası ile 10 ve 5 nöron ve tek çıkışlı bir yapı kullanılmıştır. Bu çalışmada ise [7] ve [9] nolu kaynaklardan daha basit bir yapı olması için ara katman sayısı bir olarak tercih edilmiştir. Performans ölçütü olarak RMS (Root Mean Square) kullanılmıştır. Bu çalışmada da en uygun YSA yapısını bulmak için yapılan denemelerde, RMS değerinin aynı veri seti için en düşük olduğu yapı elde edilinceye kadar ara katman, ara katmanlardaki nöron sayıları ve uygulanan etkinlik fonksiyonu değiştirilmiştir. Bu çalışmada da en uygun YSA yapısını bulmak için yapılan denemelerde, en iyi çözüm 10000 öğrenme sayısı için Sigmoid etkinlik fonksiyonu kullanılarak 6 nörona sahip bir ara katmanlı YSA yapısı ile sağlanmıştır. Şekil 5'te eğitim sonucu elde edilen ve testte kullanılan YSA modeli gösterilmiştir. 10000 öğrenme sayısı sonunda RMS değeri 0.00098556 olarak hesaplanmıştır.

Etkinlik fonksiyonu Tanjant olarak seçilince 5 nörona sahip bir katmanlı YSA için RMS değeri 0.000233, 5 ve 4 nörona sahip iki katmanlı YSA için RMS değeri 0.0007935 olarak hesaplanmıştır. Uygun bulunan YSA yapısı ve ağırlık değerleri .NET uzantılı bir dosya ile kaydedilmiştir. Kaydedilen dosyalar test işleminde ve senkron kompanzâtör simülasyonunda kullanılmaktadır.

Bu çalışmada, YSA'yı eğitmek için kullanılan deneysel veriler 4 kVA'lık yıldız bağlı bir senkron motora ait deney düzeneğinden elde edilmiştir.

Deneyler etiket değeri aşağıda verilen motor üzerinde yapılmıştır.

Senkron motor etiket değerleri: Y/Δ 400 / 231V, 5.8 / 10 A, cosφ= 0.8, 4 kVA, 1000 d/d., uyarım sargısı: 110 V, DA, 2.25 A.



Şekil 5. 4 giriş, bir çıkışlı YSA yapısı (Structure of ANN with 4 inputs and 1 output)

Deneyde senkron motorun çalıştırıldığı yük akımı (I_y), uyarım akımı (I_f) ve güç katsayısının minimum ve maksimum değerleri aşağıda verilmiştir.

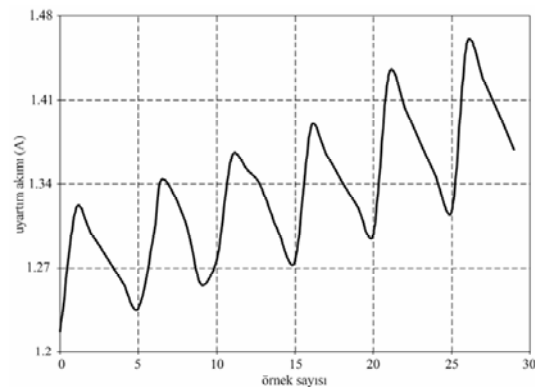
$$3.0 \leq I_y \leq 6.0, 0.65 \leq \cos \varphi \leq 0.95,$$

$$1.318 \leq I_f \leq 2.186$$

Deney, 3x300 VAR değerindeki dengeli yıldız bağlı ayarlı bir yük ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmamızda kullanılan senkron motorun için güç katsayısının 1 olabilmesi için uyarım akımı değeri 1.18 Amperdir. Bu değer, eğitim verisinin ve simülâtörün, uyarım akımı başlangıç değeridir. Bu değer üstündeki akım değerleri senkron motorun kapasitif olarak çalışmasını sağlamaktadır. YSA modeli ile yapılan uygulamada, güç katsayısını ($\cos \varphi = 0.95$) sabit tutabilmek için yük devreye kademe kademe alınmış ve yüke ait güç katsayısı azaldığında, güç katsayısı değerinin 0.95'e getirilmesi için gerekli uyarım akımı değeri YSA tarafından hesaplanarak artırılmıştır. Şekil 6'da güç katsayısını sabit tutmak için, YSA tarafından hesaplanan uyarım akımı değerine ait grafik verilmiştir.

5. DEĞERLENDİRMELER (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, senkron motor ile yapılan RGK denetiminde kullanılabilen YSA modeli gerçekleştirilmiş ve bir senkron kompanzâtörü nasıl kontrol ettiği gösterilmiştir. Girilen yük akımı, $\cos \varphi$, uyarım akımı değişimi değerlerine göre YSA modeli ile senkron motora uygulanacak uyarım akımı değerinin hesaplanması izlenebilmektedir. Ayrıca, YSA denetleyicinin eğitimi ve test işlemlerinin yapılması, YSA yapısının bileşenlerinin değiştirilmesi ile YSA'nın performansının değiştirilmesi, öğrenme sayısı ve etkinlik fonksiyonlarının YSA'nın eğitimine ve test işleminde istenen değerlere yakın sonuçların elde edilmesine olan etkileri izlenebilmektedir. Bu işlemlerde RMS performans kriterinin ve istenen çıkış değerleri ile hesaplanan değerlerin grafikleri görülebilmektedir. Çalışma sonunda YSA yapısının gerçek zamanlı uygulamalara kolaylıkla adapte edilebileceği, eğitim



Şekil 6. Uyarım akımının değişimi (Changing of excitation current)

amaçlı olarak kullanılabileceği, farklı yapıların ve algoritmaların test edilebileceği esnek bir sistem elde edilmiştir.

Çalışma ile öğrencilerin eğitimini güncel teknolojiler kullanılarak desteklemenin yanında, birçok alanda kullanılan yapay zekanın farklı alanlarda uygulanabilirliğine bir örnek olması açısından teknik eğitim ve mühendislik eğitiminde yeni bir yaklaşım hayata geçirilmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen simülatorde bir kontrol için gerekli olan eğitim şartları deneyerek en uygun YSA yapısının tespit edilmesi, bu yapının veya elde edilen herhangi bir yapının simülatorde yüklenerek çalışmanın izlenebilmesi kontrol çalışmasının anlaşılmasını kolaylaştıran önemli bir etkidir.

Çalışmada karşılaşılan güçlükler ise, uygun bir YSA yapısının, fonksiyon tipinin ve öğrenme algoritmasının belirlenmesi, uygun performansı elde etmek için simülatorün birbiri ardınca eğitime tabi tutulması gereği, test düzeneği için veri elde edilmesi olarak sıralanabilir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Bayram M., **Kuvvetli Akım Tesislerinde Reaktif Güç Kompanzasyonu** Ağustos 2000, Birsen Yayınevi.
2. Mekhamer, S.F., El-Hawary, M.E., Mansour, M.M., Moustafa, M.A., & Soliman, S.A., "State of the art in optimal capacitor allocation for reactive power compensation in distribution feeders", **IEEE Large Engineering Systems Conference on Power Engineering**, LESCOPE 02, 2002, 61-75.
3. Bal G., Çolak İ., "Reactive power compensator using constant capacitor and thyristor controlled reactor", Gazi University, **J. of Institute of Science and Technology**, vol. 8, No. 2, 1995, p. 9-15.
4. Miller TJE., Reactive Power Control in Electric Systems, October 1982, **A Viley-Interscience Publication**, New York, p.182-222.
5. El-Sadek, M.Z., Fetih, N.H., & Abdelbar, F.N. "Starting of induction motors by static VAR compensators", 1988, **Third International Conference on Power Electronics and Variable-Speed Drives**, 444-447.
6. Al-Hamrani, M.M., Von Jouanne, A., & Wallace, A., "Power factor correction in industrial facilities using adaptive excitation control of synchronous machines", **Pulp and Paper Industry Technical Conference**, Conference Record of the 2002 Annual, 148-154.
7. Bayındır R., Sagioglu S., Colak I., "Yapay sinir ağı tabanlı reaktif güç kompanzasyonu", Gazi Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi, **Politeknik Dergisi**, 2007, 10(2), 129-135.
8. Colak I., Bayındır R., Bay O.F.: 'Reactive Power Compensation Using A Fuzzy Logic Controlled Synchronous Motor', **Energy Conversion and Management**, 2003, 44 (13), 2059-2215.
9. Sagioglu S., Colak I, Bayındır R., "Power Factor Correction Technique Based on Artificial Neural Networks", **Energy Conversion and Management**, 2006, Vol. 47/(18-19), 3204-3215.
10. Sağiroğlu Ş., Beşdok E., Erler M., **Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları**, 2003, Ufuk Yayınevi, Kayseri.
11. Haykin, S., **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, New York, Macmillan College Publishing Company, 1994, ISBN 0-02-352761-7, 1994.
12. Çetin, M., Uğur, A., Bayzan, Ş., "İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağlarında Backpropagation (Geriyeye Yayılım) Algoritmasının Sezgisel Yaklaşımı", **Akademik Bilişim Kongresi**, Pamukkale Üniversitesi, Denizli, Şubat 2006.
13. Hagan M.T., Demuth H.B. and Beale M., **Neural Network Design**, Boston: PWS Publishing co., 1996.
14. Arifoğlu A., Doğru A., **Yazılım Mühendisliği**, 2001, SAS Bilişim Yayınları.
15. Alp M., Cıgızoğlu H. K., "Farklı yapay sinir ağı metodları ile yağış-akış ilişkisinin modellenmesi", **İTÜ Dergisi**, 2004, 3(1), 80-88.
16. Elmas Ç., "Bulanık mantık denetleyicili bir iklimlendirme sistemi", Gazi Üniv. **Politeknik Dergisi**, 2000, 3(3), 15-22.
17. Elmas Ç., "Bulanık mantık denetleyicili fırçasız doğru akım motor hız kontrolü", Gazi Üniv. **Politeknik Dergisi**, 2000, 3(3), 7-14.
18. Albostan A., Gökbulut M., "Self-Tuning Adaptive Neurocontroller For Brushless DC Motors", **International Journal of Electronics**, 2001, 88,1, 103-114.
19. Dandil B., Gökbulut M., "Asenkron Motorların Sinirsel-Bulanık Denetleyici ile Uyarlamalı Denetimi", **Gazi Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi**, 2005, Vol:20, No:2, 145-153.
20. Güvenç U., Biroğul S., Sönmez Y., "Yapay sinir ağı eğitimi", **The Proceedings of 7th International Educational Technology Conference**, North Cyprus, May 2007.