

YAPAY SİNİR AĞLARI İLE GERİLİM KARARLILIĞI İNDEKSİNİN BELİRLENMESİ

Hakan KARADAL Tankut YALÇINÖZ Halis ALTUN

Niğde Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü,
Niğde 51200 / Türkiye

e-posta:tyalcinoz@nigde.edu.tr ve haltun@ieee.org

Anahtar sözcükler: Yapay Sinir Ağları, Gerilim Kararlılığı, Enerji Sistemleri

ÖZET

Enerji sistemlerinin planlanması, işletilmesi ve kontrol edilebilmesi durumları için gerilim kararlılığı oldukça önemli ve yönlendirici bir kavramdır. Gerilim kararlılığına etki eden faktörler incelenirken özellikle gerilimde meydana gelebilecek kararsızlıkların sürecini hızlandıracak olan dinamik etkilerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Bu makalede güç sistemlerinde gerilim kararlılığı ve gerilim çökmesi olaylarının gerilim çökme belirti indeksleri ile analizi gerçekleştirilmiştir. Güç sisteminden elde edilen özneliklerden hareketle gerilim kararsızlıkları yapay sinir ağları ile analiz edilerek, sistemde gerilim çökmesi olayının önlenmesi amaçlanmıştır. Yapılan denemeler sistemin gerilim çökmesi olayından önceki durumunun yapay sinir ağları tarafından tespit edilen gerilim çökme belirti indeksleri yardımı ile hızlı ve doğru bir şekilde belirlenebileceğini göstermiştir.

Eğer gerilimde meydana gelen bozucu etki sonrasında oluşan denge gerilimlerinin değerleri önceden belirlenmiş limitlerin altında bulunuyor ise verilen çalışma durumundaki güç sisteminin durumu ve verilen bozucu etkilere dayanmanın içeriği gerilim çökmesi olayıdır. Bu olay kısmi veya genel olarak meydana gelmiş olabilir.

Gerilim çökme olayının tespit edilmesi için geliştirilmiş klasik yöntemler statik ve dinamik yöntemler olarak ayrıştırılabilir. Statik metotlar sistemlerin kararlı hal modelleri veya lineerleştirilmiş modelleri üzerinde inceleme yapar. Dinamik sistemler ise sistemi tanımlayan dinamik denklemlerin oluşturulması ve bunların çözümünü gerekli kılar. Ancak genellikle bu çözümler oldukça zaman alıcıdır ve sistemin o anki kararlılık derecesi hakkında bilgi vermezler. Literatürde güç sisteminin kararlılığının bir ölçüsü olacak indeksler geliştirilmiştir [3-5].

1 GİRİŞ

Gerilim kararlılığı, yük baralarının gerilimlerinin genliklerini gerek sürekli hal gerilim kararlılığı gerekse geçici hal gerilim kararlılığı olayları sürecinde önceden belirlenmiş işletme sınırları içerisinde tutulabilmesi yeteneği olarak tanımlanabilir. Genellikle pek çok araştırmacı için gerilim kararsızlığı ile gerilim çökmesi aynı anlamı taşımaktadır. Gerilim kararsızlığı ve gerilim çökmesinin statik (yük akışı) analizlerde bir sabit durum problemi olarak görülmesi problemin daha kolay analiz edilebilmesi için uygun bir yoldur. [1,2]

Sabit çalışma şartları sırasında üretim alanlarından tüketim alanlarına reaktif gücün transfer edilebilmesi kabiliyeti gerilim kararlılığının konusudur. Kararlılık kelimesi dinamik bir sistemi ifade etmektedir.

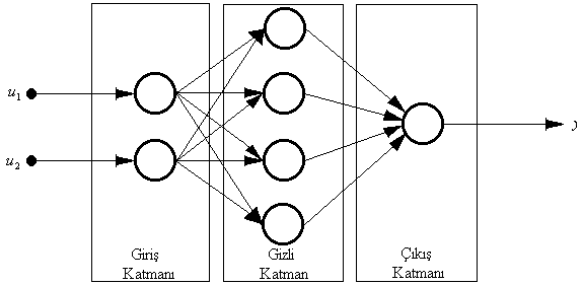
Bir güç sisteminde eğer yüklere yakın olan gerilimlerde herhangi küçük bir bozucu etki meydana geliyor ise ve bu andaki gerilim değeri ile bozucu etki değerleri aynı veya aralarında çok küçük değerlerde bir farklılık var ise bu güç sistemi için ‘‘küçük bozucu etkili gerilim kararlıdır’’ denir.

Enerji sistemlerinin yapısı günümüzde enerji sektörünün özelleştirilmesi ve daha büyük bir enerji sistemine ihtiyacın getirdiği baskı nedeniyle büyümüş ve karmaşık hale gelmiştir. Bunun sonucu yeni tekniklerin enerji sistemlerinin problemlerini çözmek için geliştirilmesi ihtiyacı ortaya çıkmıştır. 1989’lardan sonra yapay sinir ağları enerji sistemlerinin bir çok problemini çözmek için kullanılmaya başlamıştır [6]. İngiliz enerji iletim şirketi (NGC) YSA’yı kullanarak kararlılık analizlerinin çözümünü gerçekleştirmiştir ve YSA’nın pratik uygulamalarda da kullanılabilirliğini kanıtlanmıştır [7]. Kohonen, Elman ve çok katlı ileri beslemeli ağlar genel olarak gerilim kararlılığı problemlerinin çözümünde kullanılmıştır [7-10].

Bu çalışmada güç sistemlerinde gerilim kararlılığı probleminin çözümü için gerilim çökme belirti indekslerinin yapay sinir ağı kullanılarak belirlenmesi çalışılmıştır. Önerilen metot 5 baralı bir örnek sisteme uygulanmıştır.

2. YAPAY SINIR AĞLARI

Yapay sinir ağı (YSA) nöron olarak adlandırılan işlem unitelerinin hiyerarşik olarak bir araya gelmesi ile oluşturulmuş ve canlılarda var olan sinir ağlarını modelleyen bir hesaplama yöntemidir. Bir yapay sinir ağı tabakalar halinde sıralanmış nöronlardan meydana gelir. Ağ tipine bağlı olarak bir tabakadaki nöron diğer tabakalardaki nöronlarla ve aynı tabakadaki diğer nöronlar ile ağırlıklı bir bağlantılıya sahip olabilir. Bilgi bu ağlar yardımı ile giriş katmanından çıkış katmanına doğru yayılır. Yapay sinir ağları konvansiyonel metotlardan farklı olarak bir problemi, analitik olarak çözme yerine problemi tanımlayan örnek veriler üzerinden problemi öğrenme ile çözüme ulaştır. Ağırlıklı bağlantılar yapay sinir ağının eğitimi sürecinde öğrenme algoritmalarına bağımlı olarak ulaştırılması istenen amacı sağlayacak şekilde yenilenir.



Şekil 1. 2-4-1 Düzenine sahip ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı

Paralel işlem yeteneği ve doğrusal olmayan haritalandırma yetenekleri ile YSA genel bir fonksiyon uydurma işlevi gerçekleştirebilir. Ayrıca genelleştirme yetenekleri ve gürültülü verilerden bir problemi öğrenebilmeleri gibi avantajları nedeni ile özellikle uygulamalı bilimlerde çok geniş bir kullanım alanına bulmaktadır. Bu çalışmada yapay sinir ağları giriş verileri olarak bir test sisteminden elde edilen aktif ve reaktif güç değerlerini, sistemin kararlılık derecesinin tespit edilmesinde kullanacak olan bara gerilim ve gerilim çökme belirti indekslerine haritalandırmak için kullanılacaktır. Şekil 1'de katmanlar arasında ağırlıklı bağlantılara sahip bir ileri-beslemeli yapay sinir ağı gösterilmiştir. Bu ağ yapısı tek veya iki saklı katmanlı bir topolojide kullanılarak geriye yayılım algoritması ile eğitilecek ve test sistemi olarak seçilen 5 baralı bir güç sisteminde gerilim çökme analizi için kullanılacaktır.

3. GERİLİM ÇÖKME BELİRTİ İNDEKSİ VE YSA UYGULAMASI

Bu çalışmada, güç sistemlerinde gerilim kararlılığının ve gerilim çökmesinin yakınlık etkisi ile yapay sinir ağı kullanılarak çözümü incelenmiştir. Yapay sinir ağları yardımı ile sistemde meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayı önlenir. Bu çalışmada Matlab ortamında yazılmış olan güç akışı programı yardımı ile değişik yüklerde bara gerilimleri ve gerilim çöküş indeksleri hesaplanmış ve yapay sinir ağının eğitiminde bu değerler kullanılmıştır. Gerilim

çöküş indeksi, bu çalışmada, minimum tek değer metodu (MSV) ile hesaplanmıştır [8]. Yük akışı Newton – Raphson metodu ile çözülmüştür.

Gerilim çökme belirti indeksleri ile bir gerilim kararlılığı analizinin gerçekleştirileceği 5 baralı sistem Şekil.2'de gösterilmiştir. Burada kullanılan indeks yük akışı hakkında bilgi vermektedir. Bu metod ayrıca her bir yük barası için bölgesel olarak uygun indeks seçiminin yapılmasında da kullanılabilir. L ile ifade edilen indeksler çok basit yapıya gereçler olup çok düğümlü güç sistemlerine kolayca tatbik edilebilirler. İndeks değişkenleri (L) 0 ile 1 arasında seçilirler. Bu değerler yüksüz sistemde 0 değerini, gerilim çökmesi yaşanmış sistemlerde ise 1 değerini alır. Bu çalışmada gerilim çöküş indeksi olarak M.M. Salama [8] tarafından önerilen indeksler kullanılmıştır. Bu indeksler aşağıdaki gibi verilebilir. Bölgesel indeks L_j ve buna bağlı olarak her bir düğüm noktası da J olmak üzere her bir L_j değeri:

$$L_j = \left| S_j^+ I (Y_{jj}^+ * V_j^2) \right| \quad (1)$$

denklemleri ile hesaplanır.

S_j^+ Dönüştürülmüş güçtür ve

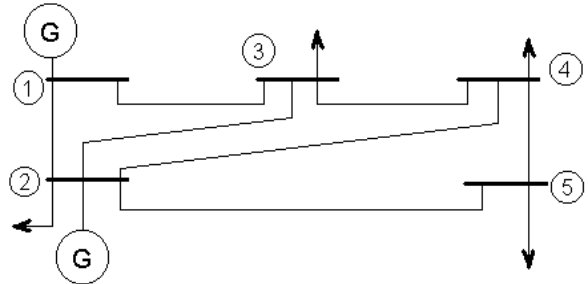
$S_j^+ = S_j + S_j^{cor}$ şeklinde verilmiştir. Burada S_j^{cor} değeri;

$$S_j^{cor} = \left[\sum_{i \in \alpha_L} (Z_{ji}^* / Z_{jj}^*) \cdot (S_i / V_i) \right] V_j \quad (2)$$

eşitliği ile hesaplanır.

α_L değeri yük (tüketici) baralarını ifade eder. S_j ve S_j^{cor} ile ifade edilen j düğümünden çekilen eşdeğer gücün gerilimi V_j ' dir ve sistemde bulunan tüm güç noktaları için hesaplanır. $Y_{jj}^+ = \text{Dönüşüm admıtansı} = (1/Z_{jj})$ ve V_j tüketiciye ait düğüm gerilimidir.

Kararlı bir durum için gerilim çöküş belirti indeksi $L_j \leq 1$ olmalı ve bu durum düğüm noktalarının her biri için geçerli sağlanmalıdır.



Şekil.2: 5 baralı güç sistemi

Bu teori iki değişken durum için yukarıda da bahsedildiği üzere kesin sonuç verir. Bunlar:

1. Tüm generatörlerin gerilim değerleri sabit kalmalıdır, yani fazların genlikleri değişmemelidir
2. Toplam akım değeri düğüm akımları (I_J) toplamı kadar olmalıdır veya orantılı olmalıdır. Ancak gerilim değeri ile doğrudan orantılı olmayabilir.

Analiz edilecek sistemde 1 ve 2 no'lu baralara bağlı olmak üzere 2 adet generatör mevcuttur. 2, 3, 4, ve 5 no'lu baralar yük baralarıdır. Eğitim veri seti değişik çalışma şartları altında üretilmiştir. Oluşturulmuş bulunan bu 5 baralı özel sistemde generatörlerin ürettiği aktif ve reaktif güç değerleri ile generatör çıkış gerilimleri yapay sinir ağı için giriş verileri olarak alınmıştır. Eğitim setinde hedef veriler ise yük baralarının gerilim ve gerilim çökme belirti indekslerinden oluşmaktadır

1 – 3, 4 ve 5 no'lu test baralarında bir yük artışı mevcuttur. Ele alınan 5 baralı sistemde 5 no'lu yük barası üzerinde bir gerilim çökmesi olayının gerçekleşebileceği yük barasıdır. Bu noktada yapay sinir ağı bir'den fazla yük barasında yük barasında gerilim çökmesi olayının gerçekleşebileceği göz önüne alınarak oluşturulmalıdır. Bu nedenle 3, 4 ve 5 no'lu baralara ait aktif ve reaktif yükler yani: $P_3, Q_3, P_4, Q_4, ve P_5, Q_5$ bilgileri yapay sinir ağı için giriş bilgileri olarak alınmışlardır.

2 – Yapay sinir ağının diğer giriş parametreleri yük artışlarına karşılık gelen gerilim verilerinden oluşturulmuşlardır. V_1 salınım barasının gerilimidir. V_2 ve P_2 generatör PV barasının gerilimi ve gücünü ifade etmektedir. Bu aşamada yük baralarının reaktif güce karşı kompanzasyonları hesaplamalara dahil edilmemişlerdir.

3 – Sistemin ilk çalışma durumunda 3, 4 ve 5 no'lu baralardaki yükler sistematik bir şekilde artırılarak gerilim kararlılığı analizine başlanır. P_2 'nin bir kademe artırılması ile sistemin yükü de buna bağlı olarak artar. Her bir sistem yapısı için yük akışı metodu kullanılarak analiz gerçekleştirilir. Yük akışı analizi sonucunda oluşturulan jakobiyen matrisinden minimum tek değer metodu (MSV) yardımı ile gerilim çöküş belirti indeksleri oluşturulmuştur. Yukarıda belirtilen yöntemler kullanılarak eğitim veri seti için toplam 47 örnek durum oluşturulmuştur.

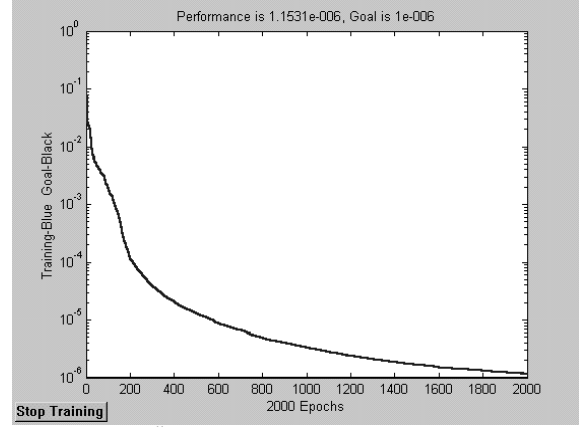
3, 4 ve 5 no'lu baralardaki yük faktörleri 1'den itibaren 0,05 adımlar ile 3,1 yük faktörü değerine ulaşıncaya kadar artırılmıştır. Bu noktadan sonra adım büyüklüğü 0,02'ye düşürülmüştür ve yük faktörü değerinin 3,18 değerine ulaştığı noktada 5 no'lu barada bir gerilim çökmesi olayının gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Yukarıda da bahsedildiği üzere yük

faktörü artışındaki adım büyüklüğü gerilim çökmesi sınırında azaltılmıştır.

4. TEST SONUÇLARI

Şekil 2'de önerilen yapay sinir ağı metodunun test edildiği örnek enerji sistemi gösterilmektedir. Bu çalışmada önerilen YSA metodu 5 baralı bir sisteme uygulanmıştır.

Elde edilen eğitim veri seti kullanılarak farklı yapılar da tek ve iki saklı katmana sahip yapay sinir ağları eğitimi gerçekleştirilmiştir. Bu denemeler sırasında geriye yayılım algoritması kullanılarak ağırlıklı bağlantılar optimize edilmiştir. Tüm denemelerde yapay sinir ağı aynı başlangıç şartları altında eğitilmiştir. Öğrenme katsayısı 0.1 ve momentum katsayısı 0.95 alınmış ve MATLAB yapay sinir ağı araç paketi kullanılmıştır.



Şekil.3: Öğrenme hatasının iterasyon sayısına göre değişimi

Giriş-çıkış verileri bir önceki bölümde anlatıldığı gibi yük akışı programı ile oluşturularak eğitim setleri oluşturulmuştur. İki ara katmanlı bir yapay sinir ağının gerilim kararlılığı analizi için en iyi sonucu verdiği gözlenmiştir. Bu çalışmada birinci ara katmanda 12 adet nöron ve ikinci ara katmanda ise 8 adet nöron bulunan bir yapay sinir ağı yapısı ile elde edilen sonuçlar incelenecektir. YSA'nın 8 girişi ve 6 çıkışı vardır. Maksimum iterasyon sayısı 2.000 olarak seçilmiştir. Bu ağ yapısında öğrenme hatasının iterasyon sayısına göre değişimi Şekil.3'de gösterilmiştir. Bu hata oranı değeri iki ara katmanlı bir yapay sinir ağı modeli ile gerçekleştirilen gerilim kararlılığı analizi için alınabilen en iyi hata oranı değeridir.

Tablo.1'de 6 farklı yük durumu için yapay sinir ağı test sonuçları ile yük akışı analizinden elde edilmiş gerçek sonuçlar karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar yapay sinir ağ yapılarının gerilim kararlılığı analizlerinde gösterdikleri yüksek performansı açık bir şekilde göstermektedir. Bu şartlar altında YSA ile bulunan simülasyon sonuçları ile yük akışı ile elde edilen gerçek sonuçların karşılaştırılması sonucu

%0,1583 değerinde bir hata oranı değeri elde edilmiştir.

Bu örnek sistem için 5 no'lu barada meydana gelebilecek bir gerilim çökmesi olayı göstergelerden izlenerek yapay sinir ağları ile önceden belirlenmiş olup doğruluğu kanıtlanmıştır. Yapay sinir ağının bir gerilim çökmesi olayını en yüksek hassasiyet derecesine sahip olan, yakınlık etkisi ile çalışan ve gerilim çökmesi olayını önceden belirleyebilen göstergeler kadar başarılı bir sonuç verdiği 5 no'lu bara üzerinde gözlemlenmiştir. 5 no'lu bara için gerçek sonuçlar ve yapay sinir ağlarından elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında gerilim çökmesi olayının analizi için yapay sinir ağları ile yapılan çalışmaların ne kadar gerçekçi sonuçlar verebileceği görülebilir.

5. SONUÇ

Bu makalede güç sistemlerinde gerilim çökme olayının başlangıç şartları yapay sinir ağları ile analizler edilerek gerilim çökmesi olayının önceden belirlenmesi amaçlanmıştır. Yapay sinir ağı eğitmek için gerekli olan eğitim verileri 5 baralı bir sistem için yük akış programı ile elde edilmişlerdir. Yapay sinir ağları yardımı ile gerilim çökme belirti indekslerinin hızlı ve doğru bir şekilde tespit edilmesinin mümkün olduğu görülmüştür. Yapay sinir ağları ile yapılan kestirimin hata oranı %0.1583 olarak bulunmuştur. Bu değer gerilim çökme olayının oluşumu öncesindeki sistem durumunun doğru olarak tayin edilmesi için uygun bir değerdir.

KAYNAKLAR

- [1] Taylor C.W., 1994, Power System Voltage Stability, MC GRAW-HILL, Inc, New York.
 [2] Voltage stability of power system: concept, analytical tools, and industry experience, IEEE SPECIAL PUBLICATION, 90TH0358-2-PWR, 1990.

- [3] Lof P.A., Andersson G., Hill D.J., Voltage stability indices for stressed power systems, IEEE TRANS. POWER SYST, Vol. 8, No. 1, pp. 326-335, 1993.
 [4] B. Gao, G.K. Morison, P. Kundur, Voltage stability evaluation using modal analysis, IEEE TRANS. POWER SYST. Vol. 7, No. 4, pp. 1529-1542, 1992.
 [5] A.M. Chebbo, M.R. Irving, M.J.H. Sterling, Voltage collapse proximity indicator: behaviour and implications, IEE PROC. C, pp. 241-252, 1992.
 [6] Vankayala, V.S., Rao N.D., Artificial neural networks and their applications to power systems-a bibliographical survey, ELECTR. POWER SYST. RES. Vol. 27 pp. 67-79, 1993.
 [7] Short M.J., Hui K.C., Macqueen J.F., Ekwue A.O.R., Application of artificial neural networks for NGC voltage collapse monitoring, INTER. CONF. ON LARGE HIGH VOLTAGE ELECTRIC SYSTEMS, CIGRE , Paris, 28 Aug.- 3 Sep., paper 38-205, 1994.
 [8] Salama M.M., Saied E.M., Abou-Elsaad M.M., Ghariany E.F., Estimating the voltage collapse proximity indicator using artificial neural network, ENERGY CONVERSION & MANAGEMENT, Vol. 42, pp. 69-79, 2001.
 [9] Y.H. Song, H.B. Wan, A.T. Johns, Kohonen neural network based approach to voltage weak buses: areas identification, PROC. IEE C, Vol. 144, No. 3, pp. 340-344, 1997.
 [10] El-Keib AA, Ma X., Application of artificial neural networks in voltage stability assessment, IEEE TRANS. POWER SYST. Vol. 10, No. 4, pp. 1890-1896, 1995.
 [11] Kaynak O., Efe M.Ö., Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları, BOĞAZIÇI ÜNİVERSİTESİ, 2000

Tablo 1 Yük akışı simülasyonu sonuçları ile yapay sinir ağı sonuçlarının karşılaştırılması

Yük Faktörü	Yük Akış simülasyonu sonuçları						Yapay Sinir Ağı Sonuçları					
	V3	V4	V5	L1	L2	L3	V3	V4	V5	L1	L2	L3
1.45	0.9899	0.9881	0.9782	0.0655	0.0632	0.2483	0.9901	0.9879	0.9778	0.0656	0.0634	0.2466
1.80	0.9589	0.9560	0.9421	0.0884	0.0854	0.3370	0.9596	0.9558	0.9415	0.0883	0.0853	0.3354
2.15	0.9224	0.9182	0.8993	0.1158	0.1121	0.4454	0.9230	0.9184	0.8993	0.1156	0.1117	0.4464
2.70	0.8451	0.8382	0.8075	0.1768	0.1720	0.6967	0.8444	0.8383	0.8078	0.1768	0.1719	0.6969
3.05	0.7598	0.7495	0.7027	0.2517	0.2464	1.0327	0.7595	0.7492	0.7023	0.2526	0.2479	1.0315
3.14	0.7125	0.7001	0.6420	0.2980	0.2932	1.2636	0.7136	0.7004	0.6419	0.2986	0.2938	1.2726