

YAPAY SİNİR AĞLARI YÖNTEMLERİ İLE BAŞAĞRISI HASTALIKLARININ SINIFLANDIRILMASI

Muzaffer DOĞAN¹

Ahmet BABANLI²

Sedat TELÇEKEN³

^{1,2,3}Anadolu Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,
26470, Eskişehir

¹e-posta: muzafferd@anadolu.edu.tr ²e-posta: babanli@anadolu.edu.tr

³e-posta: stelceken@anadolu.edu.tr

Anahtar sözcükler:Yapay Sinir Ağları, Başağrısı Hastalıkları, Uzman Sistemler, Teşhis Problemleri.

ABSTRACT

Perceptron, Self Organizing Mapping and Backpropagation networks are applied to headache diagnosis. This paper compares the results of those networks. Several backpropagation algorithms are tried and the Levenberg-Marquardt algorithm is found to be the fastest. Overall comparison shows that the best method to use in headache disease diagnosis is Perceptron.

1. GİRİŞ

Yapay Sinir Ağları (YSA) üzerine yapılan çalışmalar gittikçe yoğunlaşmakta ve yapay sinir ağlarının uygulama alanları gün geçtikçe artmaktadır. Hastalıkların teşhisinde yapay zeka yöntemlerinin yanında yapay sinir ağları da kullanılmaya başlamıştır. Başağrısı hastalıklarının teşhisinde doktorlar, bilgilerine, tecrübelerine ve laboratuvar sonuçlarına bakarak karar verebilmektedirler. Doktor ne kadar konusunda uzman da olsa bazen bazı noktalar gözden kaçmakta ve yanlış teşhisler konulabilmektedir. Teşhis problemlerinde insan faktörünü ortadan kaldırmak için bilgisayar ortamında çözüm üretilmesi için bugüne kadar yurt içinde ve yurt dışında birçok çalışma yapılmıştır [1,2].

Başağrısı hastalıkları 13 ana başlık altında toplanmıştır. Bu hastalıklar kendi aralarında toplam 127 alt gruba ayrılmıştır. Bunun dışında başağrısı hastalıkları iki temel gruba ayrılabilir. İlk grup, nöroloji bilim dalını doğrudan ilgilendiren ve başka bir hastalık veya tıbbî durumla ilgili olmayan primer (birincil) başağruları şeklinde isimlendirilen başağrularıdır. Bu gruba giren hastalıklar migren, gerilim tipi başağruları ve küme tipi başağrularıdır. İkinci grup başağruları ise darbeler, göz hastalıkları, kulak burun boğaz hastalıkları, boyun hastalıkları, beyin kanaması, beyin tümörü gibi tıbbî durumlar

sebebiyle oluşan ve sekonder (ikincil) başağruları şeklinde isimlendirilen başağrularıdır [3].

Bu bildiriye en sık rastlanan başağrısı hastalıkları olan auralı migren, aurasız migren ve gerilim tipi başağrısı hastalıklarının teşhisi için yapay sinir ağları algoritmalarından perseptron, kendini düzenleyen ağlar ve geri yayılım algoritması ile birer çözüm önerilmiş ve bu çözümlerin verimlilikleri karşılaştırılmıştır.

2. BAŞAĞRISI HASTALIKLARI, SINIFLANDIRILMALARI VE TEŞHİSİ

Başağruları, Uluslar arası Başağrısı Derneği (IHS = International Headache Society) tarafından 1988 yılında 13 ana sınıfa ayrılmış ve o zamandan bu yana çok az değişikliğe uğramıştır [3]. Bu 13 ana sınıftan 4 tanesi primer (birincil) başağruları olarak, diğer 10 tanesi ise sekonder (ikincil) başağruları olarak sınıflandırılmaktadır. Sekonder başağruları, darbeler, göz hastalıkları, boyun hastalıkları, beyin kanaması, beyin tümörü gibi tıbbî durumlar nedeniyle oluşan ve tedavisi nöroloji bölümü dışındaki ilgili kliniklerde yapılan hastalıklardır. Nöroloji bilimini doğrudan ilgilendiren primer başağruları ise migren, gerilim tipi başağruları, küme başağruları ve yapısal lezyonlarla ilgisi olmayan diğer başağrularıdır.

Migren, çok sık rastlanan bir başağrısı tipidir. Çoğunlukla tek taraflı; epizodik; kusma fobisi ve fonofobi ile birlikte olan; herediter yönü olan bir başağrısı hastalığıdır. Kadınlarda erkeklerden daha çok görülür. Migren hastalarının %60'ının ailesinde migren hikayesi vardır. Tiramin ve nitrit içeren bazı yiyecekler, egzersiz, aşırı ışık ve psikojenik gerginlikler migren atağını başlatabilir. Migren, 7 sınıfa ayrılmaktadır. Bu 7 sınıf içerisinde en sık rastlananları auralı migren ve aurasız migren şeklinde adlandırılan iki sınıftır. Aura, ataktan önce başlayan,

bir müddet devam eden, görsel ve duyuşal fenomenlerle karakterize belirtilerdir. Parlak bir ışık görmek; görüşte bulanıklık, çizgilenmeler ve zikzaklar; yarım görme; görme alanındaki karanlık nokta gibi öncü belirtiler auraya örnek olarak sayılabilir [4].

En sık görülen başağrısı tipi gerilim tipi başağrısıdır. Tüm başağrılarının %75'i bu gruptandır. Zonklayıcı olmaktan çok, sabit bir ağrı söz konusudur. Ağrı genellikle boyundan başlayıp yukarı doğru çıkar. Ağrı, migrenin aksine tek taraflı değildir; yaygın bir seyir gösterir. Bulantı ve baş dönmesi gibi şikayetler ağrıya eşlik eder. Ağrı genellikle birkaç saat sürer; ancak günlerce de devam edebilir [5].

Tüm başağrılarının en ağır formu olmakla birlikte en nadir görüleni küme başağrılarıdır. Yılın belirli zamanlarında, özellikle sonbahar ve ilkbaharda sık olmak üzere kümeler halinde ortaya çıktığı için bu isim verilmiştir. Ağrı oldukça şiddetlidir. Genellikle tek göz çevresinde veya arkasında, alnın sadece bir tarafındadır. Gözde kızarıklık, göz yaşarması, burun akması, göz bebeklerinde küçülme gibi belirtiler eşlik edebilir. Ağrı günde birkaç kez 15 dakikadan bir 1,5 saate kadar sürebilir. Sonra bir daha aylarca tekrarlamayabilir [3].

Baş ağrısı hastalıklarının teşhisindeki en güçlü yöntem, hastanın iyice bir hikayesinin alınmasıdır. Hastanın rahat anlayıp açıklıkla cevap vereceği şekilde teşhise götürücü bilgilerin alınması gerekir. Hikaye almada özellikle baş ağrısının başlangıç şekli, gün içindeki zamanı, süresi, ağrı tipi, sıklığı, eşlik eden bulguları, yeri ve yayılımı, ağrıyı azaltan ve arttıran faktörler sorulmalıdır. Bu bilgiler, ancak tecrübeli bir doktor tarafından güvenli ve sağlam biçimde alınabilir [5].

Baş ağrısı hastalıklarında görülen belirtiler, Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Nöroloji Bölümü ile ortaklaşa yapılan bir çalışma sonucu ayrıştırmış ve bütün baş ağrısı hastalıklarının ait toplam 423 belirtinin olduğu bulunmuştur [6].

3. TEŞHİS İÇİN ÖNERİLEN YSA ÇÖZÜMLERİ

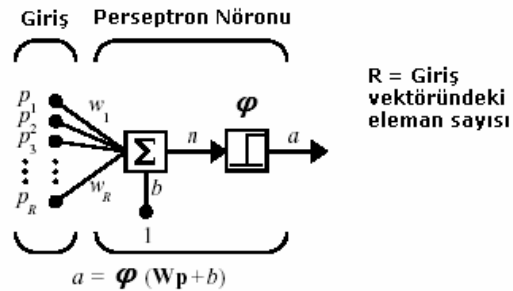
Yapay Sinir Ağı'nın oluşturulması için gerekli veriler, Osmangazi Üniversitesi Tıp Fakültesi Nöroloji Polikliniği'ne gelen 64 hastadan toplanmıştır. İkincil baş ağrılı hastalar Nöroloji Polikliniği'nden ilgili diğer polikliniklere aktarıldığından, toplanan örneklerin tamamı birincil baş ağrılarına aittir. Birincil baş ağrılarında olan yapısal lezyonlarla ilişkisi olmayan diğer baş ağrıları ve küme tipi baş ağrıları sınıflarına dahil edilen hiçbir hasta olmadığından yapay sinir ağı modelleri aurasız migren, aurasız migren ve gerilim tipi migren hastalıklarının teşhisi üzerine odaklanmıştır.

Teşhis konulacak hastalık sayısının üçe inmesinden dolayı sadece bu hastalıkları ilgilendiren belirtiler üzerinde durulması gerekmiştir. Yapılan incelemeler sonucunda aurasız migren, aurasız migren ve gerilim tipi baş ağrılarını birbirinden ayırabilmek için var/yok şeklinde ifade edilebilen 10 belirtinin yeterli olduğu ortaya çıkmıştır. Teşhis için yeterli olan bu belirtiler Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Teşhiste yeterli belirtiler.

Belirti No	Belirti
1	Atak süresi 4-72 saat arasında mı?
2	Baş ağrısının yerleşimi tek taraflı mı?
3	Baş ağrısının karakteri zonklayıcı mı?
4	Baş ağrısı orta şiddetli mi?
5	Baş ağrısının şiddeti hareket ile artıyor mu?
6	Bulantı var mı?
7	Kusma var mı?
8	Fotofobi var mı?
9	Fonofobi var mı?
10	Aura belirtileri var mı?

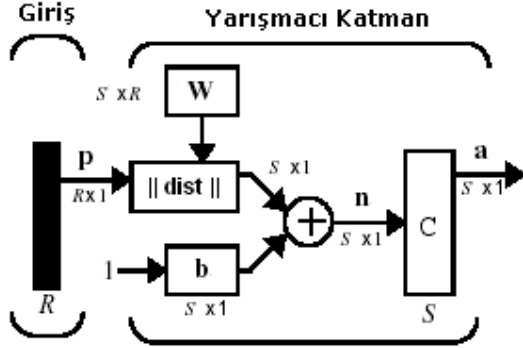
Birinci çözüm için tek katmanlı, iki nöronlu ve basamak transfer fonksiyonlu perseptron ağı kullanılmıştır (Şekil 1). Basamak transfer fonksiyonundan dolayı perseptrondaki nöronların çıktıları sadece 0 ve 1 değerlerini alabilmektedir. Bundan dolayı 3 hastalığı ifade edebilmek için 2 nöron hücresi yeterli olmuştur. Sistemin eğitiminde öğreticili öğrenme metodu ve perseptron öğrenme kuralı kullanılmıştır [7]. Nöronların çıktılarında (1,1) çıktısı aurasız migren, (1,0) çıktısı aurasız migren ve (0,1) çıktısı ise gerilim tipi baş ağrıları için kullanılmıştır. Eldeki 64 veriden 45'i eğitim için, 19'u test için kullanılmıştır. 7 epok sonunda sıfır hata ile çözüme ulaşılmıştır. Test örnekleri için kontrol yapıldığında 18 örneğin doğru, 1 örneğin yanlış teşhis edildiği gözlenmiştir. Sonuç olarak perseptron ağı %94,7 oranında başarılı olmuştur.



Şekil 1. Perseptron sinir hücresi.

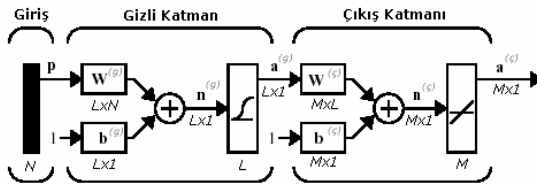
İkinci olarak Kendini Düzenleyen Ağlar ile çözüm üretilmiştir (Şekil 2). Bu ağda 10 nöronlu bir yarışmacı katman, verileri 3 ayrı sınıfa ayıracak şekilde oluşturulmuştur. Sistemin eğitimi ise bir öğreticisiz öğrenme metodu olan Kohonen öğrenme kuralı ile sağlanmıştır. Perseptronda olduğu gibi 45

örnek eğitim için, 19 örnek test için ayrılmıştır. Eğitim 100 epok sonunda sonlandırılmış ve 45 örnekten 43'ünün doğru, 2'sinin yanlış sınıflandırıldığı gözlemlenmiştir. Test örneklerinin ise 15'inin doğru, 4'ünün yanlış sınıflandırıldığı görülmüştür. Oluşturulan bu ağ, %78,9 oranında başarı sağlamıştır.



Şekil 2. Kendini düzenleyen ağ modeli.

Üçüncü ve son olarak Geri Yayılım Ağı ile çözüme ulaşılmaya çalışılmıştır. Ağ, 10 nöronlu bir gizli katman ve tek nöronlu bir çıkış katmanından oluşturulmuştur (Şekil 3). Transfer fonksiyonu olarak gizli katmanda logaritmik sigmoid fonksiyonu, çıkış katmanında doğrusal transfer fonksiyonu seçilmiştir. Sistemin verdiği sonuç 0 olduğunda gerilim tipi başağrısını, 1 olduğunda aurasız migreni ve 2 olduğunda auralı migreni ifade etmesi düşünülmüştür. Çıkış katmanının transfer fonksiyonu sebebiyle sistemin çıkışında her reel sonuç elde edilebileceğinden sonucun kesikli bir yapıya dönüştürülmesi gerekmektedir. Bunun için sıfırdan küçük değerler sıfıra, 2'den büyük değerler 2'ye ve ara değerler en yakın tamsayıya yuvarlanmıştır. 45 örnek eğitim için, 19 örnek test için kullanılmıştır.



Şekil 3. Geri yayılım ağı modeli.

Eğitim algoritması olarak Kümelerin yokuş inmesi (Batch gradient descent); Kümelerin momentumlu yokuş inmesi (Batch gradient descent with momentum); Değişken öğrenme (Variable learning); Momentumlu değişken öğrenme (Variable learning with momentum extension) [7]; Esnek geri yayılım algoritması (Resilient backpropagation) [8]; Fletcher-Reeves güncelleme algoritması [9]; Polak-Ribière güncelleme algoritması [9]; Powell-Beale yenileme algoritması [10]; Kademeli çekim eğimi algoritması (Scaled conjugate gradient) [11]; Broyden, Fletcher, Goldfarb, ve Shanno (BFGS) algoritması [12]; Tek

adım sekant algoritması (One step secant algorithm) [13]; ve Levenberg-Marquardt algoritması [14] denenmiştir. Sistemin her eğitiminde sonuca ulaşılan epok sayısı değişmekte olduğundan eğitim işlemleri 10'ar defa tekrarlanmış ve eğitimler sonucundaki kare hatalarının ortalaması hesaplanmıştır. Sistemin eğitilmesi uzun sürebileceği için maksimum epok sayısı belirlenmiş ve bu sayıya ulaşıldığında eğitim sona erdirilerek sonuçlar karşılaştırılmıştır. Maksimum epok sayısı 100, 1000 ve 10000 olarak seçildiğinde eğitim algoritmalarının verdiği ortalama kare hataları Tablo 2, 3 ve 4'te gösterilmiştir. Ortalama hatanın sıfıra indiği epok sayılarının ortalaması Tablo 5'te gösterilmiştir.

100, 1000 ve 10000 maksimum epok sayıları verildiğinde test örneklerinden ortalama kaç tanesinin yanlış teşhis edildiğini gösteren sayılar Tablo 6'da gösterilmiştir.

Tablo 2. 100 epok sonunda ortalama kare hataları.

Algoritma	Ort. Kare Hata
Kümelerin yokuş inmesi	0,38
Kümelerin mom. yokuş inmesi	0,306
Değişken öğrenme	0,0715
Mom. değişken öğrenme	0,151
Esnek geri yayılım algoritması	0,00287
Fletcher-Reeves algoritması	0,0312
Polak-Ribière algoritması	0,0015
Powell-Beale algoritması	0,00124
Kademeli çekim eğimi alg.	0,000481
BFGS algoritması	0,000129
Tek adım sekant algoritması	0,00184
Levenberg-Marquardt	0

Tablo 3. 1000 epok sonunda ortalama kare hataları.

Algoritma	Ort. Kare Hata
Kümelerin yokuş inmesi	0,138
Kümelerin mom. yokuş inmesi	0,228
Değişken öğrenme	0,00767
Mom. değişken öğrenme	0,00201
Esnek geri yayılım algoritması	0,00000668
Fletcher-Reeves algoritması	0
Polak-Ribière algoritması	0
Powell-Beale algoritması	0
Kademeli çekim eğimi alg.	0
BFGS algoritması	0
Tek adım sekant algoritması	0

Tablo 4. 10000 epok sonunda ortalama kare hataları.

Algoritma	Ort. Kare Hata
Kümelerin yokuş inmesi	0,0306
Kümelerin mom. yokuş inmesi	0,0215
Değişken öğrenme	0,000548
Mom. değişken öğrenme	0,00000245
Esnek geri yayılım algoritması	0

Tablo 5. Sıfır hata ile eğitim ortalama epok sayıları.

Algoritma	Epok Sayısı
Kümelerin yokuş inmesi	10000+
Kümelerin mom. yokuş inmesi	10000+
Değişken öğrenme	10000+
Mom. değişken öğrenme	10000+
Esnek geri yayılım algoritması	1559
Fletcher-Reeves algoritması	498
Polak-Ribiére algoritması	435
Powell-Beale algoritması	272
Kademeli çekim eğimi alg.	490
BFGS algoritması	188
Tek adım sekant algoritması	601
Levenberg-Marquardt alg.	18

Tablo 6. 19 test örneğindeki ortalama yanlış sayıları.

Algoritma	Maksimum Epok Sayıları		
	100	1000	10000
Kümelerin yokuş inmesi	7,8	3,9	2,3
Küm. mom. yokuş inm.	7,4	4,9	3,0
Değişken öğrenme	4,5	3,0	2,8
Mom. değişken öğr.	3,7	2,9	3,1
Esnek geri yayılım alg.	2,4	2,2	2,4
Fletcher-Reeves alg.	3,2	2,2	
Polak-Ribiére alg.	1,9	3,4	
Powell-Beale alg.	2,4	2,3	
Kad. çekim eğimi alg.	2,6	2,9	
BFGS algoritması	3,2	2,8	
Tek adım sekant alg.	2,4	2,2	
Levenberg-Marquardt	3,5		

3. SONUÇ

Bu çalışmada başağrısı hastalıklarının teşhisi için yapay sinir ağları metotlarından perseptron, kendini düzenleyen ağlar ve geri yayılım algoritmaları denenmiştir. Geri yayılım algoritmaları arasında en hızlı çalışan algoritmanın Levenberg-Marquardt algoritması olduğu gözlemlenmiştir. 19 test örneğinden ortalama 3,5 örneği yanlış teşhis etmiş olmasına rağmen diğer geri yayılım algoritmalarıyla kıyaslandığında Levenberg-Marquardt algoritmasının tercih edilebilir bir algoritma olduğu tespit edilmiştir. Fakat, geri yayılım algoritmalarının en verimli olanı bile perseptronun sağladığı hızı ve güvenilirliği verememiştir. Perseptron, en basit yapay sinir ağı modeli olmasına rağmen başağrısı hastalıklarının teşhisinde çok etkili olmuştur. Bunda, belirtiler uzayının doğrusal olarak ayrılabilir olmasının payının büyük olduğu düşünülmektedir. Kendini düzenleyen ağlar ise perseptrona yakın başarı ve hız sağlamıştır.

4. TEŞEKKÜR

Bu çalışma için başağrısı hastalıklarının belirtilerinin ayrıştırılmasında ve kodlanmasında büyük yardımları bulunan Osmangazi Üniversitesi Nöroloji Bölümü

doktorlarından Doç.Dr.Nevzat UZUNER ve Dr.Melek ALTUN'a katkılarından dolayı teşekkürü bir borç bilirim.

KAYNAKLAR

- [1] FEIGENBAUM, E.A., BUCHANAN, B.G. ve LEDERBERG, J., On Generality and Problem Solving: A Case Study Using the DENDRAL Program, Edinburgh University Press, Edinburgh, Scotland, 1971.
- [2] BABANLI, A., Kurala Dayalı Tıbbî Uzman Sistem, 8. Türk Yapay Zekâ ve Yapay Sinir Ağları Sempozyumu, 23-25 Haziran 1999, Boğaziçi Üniversitesi, Türkiye.
- [3] OLESEN, J., The IHS Members' Handbook, USA, 2000.
- [4] SAPER, J.R., SILBERSTEIN, S., GORDON, C.D., HAMEL, R.L. ve SWIDON, S., Handbook of Headache Management, 2nd Ed., Lippincott Williams and Wilkins, Philadelphia, USA, 1999.
- [5] www.agrilarikeser.com.
- [6] DOĞAN, M., Yapay Sinir Ağları Temelli Tıbbî Teşhis Sistemi, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Anadolu Üniversitesi, 2003, pp 50-89, 2003.
- [7] HAGAN, M.T., DEMUTH, H.B., ve BEALE, M.H., Neural Network Design, Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
- [8] RIEDMILLER, M., ve BRAUN, H., A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1993.
- [9] FLETCHER, R., ve REEVES, C.M., Function Minimization by Conjugate Gradients, Computer Journal, vol. 7, pp. 149-154, 1964.
- [10] POWELL, M.J.D., Restart Procedures for the Conjugate Gradient Method, Mathematical Programming, vol. 12, pp. 241-254, 1977.
- [11] MOLLER, M.F., A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning, Neural Networks, vol. 6, pp. 525-533, 1993.
- [12] DENNIS, J.E., ve SCHNABEL, R.B., Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.
- [13] BATTITI, R., First and Second Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton's Method, Neural Computation, vol. 4, no. 2, pp.141-166, 1992.
- [14] MARQUARDT, D., An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. SIAM J. Appl. Math. 11, 431-441, 1963.