

# MYRIAD FİLTRELERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE KİMLİKLENDİRİLMESİ

Hasan ZORLU, Şaban ÖZER  
Erciyes Üniversitesi  
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Melikgazi, Kayseri  
hzorlu@erciyes.edu.tr, sozer@erciyes.edu.tr

**Özet:** Bu çalışmada, doğrusal olmayan filtre yapılarından olan Myriad filtrelerin Yapay Sinir Ağları (YSA) ile kimliklendirilmesi ve farklı öğrenme algoritmalarıyla eğitilmiş YSA modellerinin kimliklendirmedeki performansları karşılaştırılmıştır. Simülasyonlarda 2 farklı pencere uzunluğuna sahip filtre yapıları,  $\alpha$ -bağımlı gürültülü ve gürültüsüz durumlar için test edilmiştir. Simülasyon sonuçlarına göre gürültülü ve gürültüsüz durumlarda myriad filtrelerin YSA kullanılarak düşük modelleme hatası ile modellenebileceği görülmüştür. Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması ile eğitilmiş YSA modeli 4 farklı algoritma içerisinde en başarılı eğitim algoritması bulunmuştur.

## 1. Giriş

Sistem kimliklendirme, deneysel veya matematiksel yolla elde edilmiş verilerden faydalanarak sistemlerin modellerinin elde edilmesidir [1]. Gerçek hayatta karşılaşılan birçok sistem, doğrusal olmayan dinamik ve kompleks özelliklere sahip olduğundan dolayı, böyle sistemlerin modellenmesi işlemi oldukça zordur. Myriad filtre yapısı son yıllarda, dürtü gürültülü ortamlar (özellikle  $\alpha$ -bağımlı gürültü) için güçlü bir doğrusal olmayan filtre yapısı olarak kullanılmaktadır [2]. Bu filtre yapısı haberleşme, işaret ve görüntü işleme alanlarına başarıyla uygulanmıştır [3].  $\alpha$ -bağımlı gürültü  $\alpha$ 'nın  $0 < \alpha \leq 2$  şeklindeki değişimine bağlıdır. Burada  $\alpha=1$  durumunda oluşan gürültü Cauchy dağılımlı,  $\alpha=2$  durumunda oluşan gürültü ise Gaussian dağılımlıdır [3]. Myriad filtre yapısı

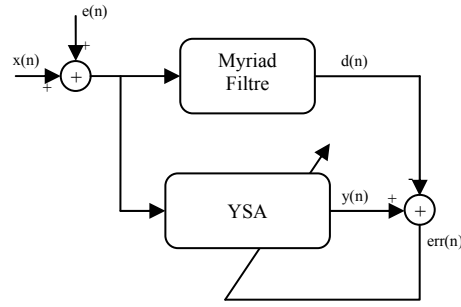
$$\beta_K = \text{myriad}(K; x_1, x_2, \dots, x_N) = \arg \min \sum_{i=1}^N \log [K^2 + (x_i - \beta)^2] \quad (1)$$

şeklinde bir transfer fonksiyonuna sahiptir. Oluşacak olan Myriad değeri, fonksiyonu minimum yapan  $\beta$  değeridir. Burada  $N$ , filtre uzunluğu,  $x_i$  giriş verilerinden alınan örnek veri değerleri,  $K$  ise lineerlik faktörüdür. Burada  $K$  önemli bir faktördür, örneğin  $\{3, 10, 1, -1, 6\}$  şeklindeki bir veri setinin  $K=20, 2$  ve  $0.2$  değerleri için Myriad filtreden geçirildiği durumda  $\beta_{20} = 1.8$ ,  $\beta_2 = 0.1$  ve  $\beta_{0.2} = 1$  olmaktadır.

Yapay zeka teknikleri öğrenme, genelleme yapma, kolaylıkla farklı problemlere uygulanabilme ve gürültüye karşı toleranslarından dolayı farklı problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır [4]. Bazı yapay zeka parametrelerinin sisteme bağımlı olarak doğru şekilde seçilmesi ve çeşitli deneme-yanılma işlemlerinin yapılması bu yaklaşımlarda karşılaşılan güçlüklerdir. Literatürde YSA ile sistem kimliklendirmede birçok çalışmalar mevcuttur [4, 5]. Myriad filtrelerin YSA ile kimliklendirilmesi blok olarak Şekil 1' de verilmektedir. Bu çalışmada Myriad filtrelerin yapay zeka tekniklerinden olan YSA ile kimliklendirilmesi ele alınmış ve 4 farklı eğitim algoritmalarıyla eğitilmiş YSA modellerinin sistem kimliklendirme performansları  $\alpha$ -bağımlı gürültü durumlar için test edilmiştir. Ayrıca YSA yapısı performans açısından farklı öğrenme algoritmaları kullanılarak test edilmiştir. Geri-yayılım (GY), Powell-Beale eşleştirmeli gradiyent (PBEG), Levenberg-Marquardt (LM) ve esnek yayılım (EY), algoritmaları YSA'ları eğitmede kullanılan öğrenme algoritmaları olmuşlardır.

## 2. Yapay Sinir Ağları

YSA, bir çok alanda başarıyla uygulanmaktadır [6]. Bu ağları öğretmede bir çok algoritma kullanılmaktadır. Bir YSA temel olarak giriş, ara kat ve çıkış katı olmak üzere üç katmandan oluşmuştur ve ara katta iki saklı tabaka mevcuttur. Giriş katındaki nöronlar tampon gibi davranırlar ve giriş sinyalinin ( $x_i$ ) ara kattaki nöronlara dağıtırlar.



**Şekil 1.** Myriad filtre kimliklendirme yapısı

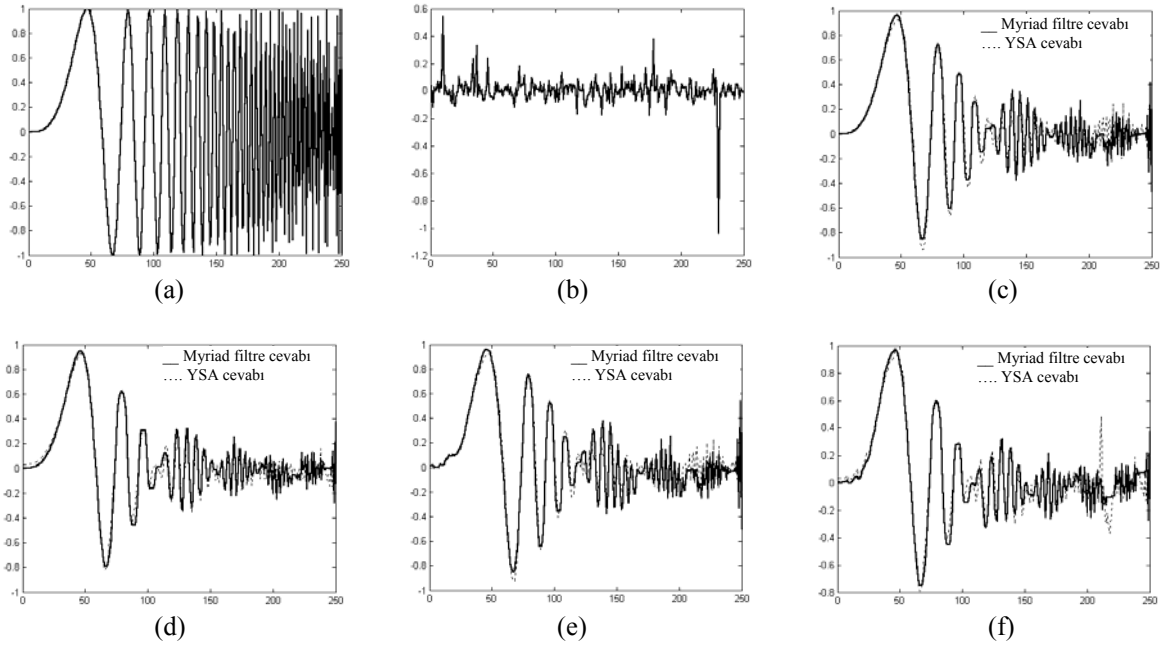
Literatürde, bir çok YSA öğrenme algoritması bulunmaktadır [6]. Geri yayılım (GY) algoritması; anlaşılması kolay ve matematiksel olarak gösterimi kolay olmasından dolayı en çok tercih edilen öğrenme algoritmasıdır. GY algoritması gradiyent azaltan ve YSA'ların eğitiminde en sık kullanılan algoritmadır [4]. Bu algoritmada lokal minimuma takılma problemi vardır. Esnek yayılım (EY) algoritması; Türev yerine yalnızca işarete göre parametrelerin yenilenmesini sağlamak amacıyla geliştirilmiştir [4]. Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, maksimum komşuluk fikrine dayanan en küçük kareler yöntemidir [4]. Powell-Beale (PBEG) eşleştirmeli gradiyent algoritmalarıdır [4]. Basit GY algoritması ağırlık değerlerini gradiyentin negatifi yönünde dengeler. Bu doğrultu, gradiyentin hızla düştüğü doğrultu olarak bilinir. Eşleştirmeli gradiyent algoritmalarında düşüş doğrultusundan genellikle daha çabuk sonuca yakınsayan eşleştirme doğrultusunda bir arama işlemi uygulanır [4].

### 3. Simülasyon Sonuçları

Bu çalışmada myriad filtrelerin YSA ile kimliklendirilmesi ele alınmış ve 4 farklı eğitim algoritmalarıyla eğitilmiş YSA modellerinin performansları gürültülü ve gürültüsüz durumlar için test edilmiştir. Bu testlerde kullanılan myriad filtreler, farklı filtre uzunluklarına sahip olup,  $N=9$  ve  $N=11$  olarak seçilmiştir. Farklı pencere uzunluklarına sahip Myriad filtre yapılarına gauss dağılımında, sıfır ortalamalı, standart sapma değeri 1 olan,  $n=250$  adet elemana sahip giriş dizisi uygulanmış ve istenen çıkış dizisi elde edilmiştir. Bu giriş ve çıkış dizileri YSA yapılarını eğitmede kullanılmıştır. YSA kimliklendiriciler,  $\alpha$ -bağımlı gürültülü ( $\alpha=1.4$ ) ve gürültüsüz durumlar için test edilmiştir. YSA için ilk test sisteminde ( $N=9$ )  $9 \times 250$  boyutlarındaki matris, çıkış dizisi olarak ise filtre çıkış dizisi kullanılmıştır. Buradaki YSA yapısı 9 giriş, 9 ve 18 nörondan oluşan iki adet gizli katman ve 1 adet nöronun yer aldığı çıkış katmanından ibarettir. İkinci test sisteminde ( $N=11$ )  $11 \times 250$  boyutlarındaki giriş matrisi kullanılmıştır. Buradaki YSA yapısı 11 giriş, 11 ve 22 nörondan oluşan iki adet gizli katman ve 1 adet nöronun yer aldığı çıkış katmanından ibarettir. YSA yapıları için ara katmanlarda hiperbolik tanjant sigmoid, çıkış katmanında ise lineer transfer fonksiyonları seçilmiştir. Kullanılan ağ yapıları deneme yanılma yoluyla en iyi sonucu verecek şekilde elde edilmiştir. Sistemler, farklı öğrenme algoritmaları için farklı iterasyonlarda eğitilmiş, daha sonra YSA modelleri, öğrenmede kullanılmayan, uzunluğu  $L=250$  olan  $x(n)=\sin[w(n)]$ ,  $n=0,1,\dots,L-1$ , ve  $w(n)=(\pi/3) \cdot [L/(L-1)] \cdot [n/L-1]^2$  radyan frekansına sahip işaretlerle test işlemine tabi tutulmuştur. Filtre çıkışlarından elde edilen dizi ile YSA kimliklendiricilerin çıkışı arasındaki farkın MSE değerleri ve iki çıkış arasındaki korelasyon değerleri gürültülü ve gürültüsüz durumlar için sırasıyla Tablo 1'de verilmiştir. Burada YSA için verilen sonuçlar test işlemi sonucu oluşan hata ve korelasyon değerleridir. Ayrıca myriad filtre ve YSA kimliklendiricilerin test işlemi sonucu elde edilen grafiksel değerlerde Şekil 2' de verilmiştir.

**Tablo 1.** YSA kimliklendiricilerin çıkışı ile Myriad filtrelerin çıkışı arasında oluşan MSE ve COR sonuçları

| Filtre                   | Öğrenme Algoritması | Gürültüsüz durum |         | $\alpha$ -Stable Gürültülü durum |         |
|--------------------------|---------------------|------------------|---------|----------------------------------|---------|
|                          |                     | MSE              | COR (%) | MSE                              | COR (%) |
| Myriad Filtre ( $N=9$ )  | LM                  | 0.0060           | 97.60   | 0.0066                           | 97.40   |
|                          | GY                  | 0.0290           | 92.34   | 0.0339                           | 89.01   |
|                          | EY                  | 0.0106           | 95.90   | 0.0116                           | 95.54   |
|                          | PBEG                | 0.0069           | 97.31   | 0.0103                           | 96.15   |
| Myriad Filtre ( $N=11$ ) | LM                  | 0.0065           | 96.91   | 0.0060                           | 97.21   |
|                          | GY                  | 0.0171           | 95.69   | 0.0163                           | 95.06   |
|                          | EY                  | 0.0100           | 95.22   | 0.0100                           | 94.80   |
|                          | PBEG                | 0.0097           | 95.36   | 0.0138                           | 93.32   |



**Şekil 2.** (a) Myriad filtrele ve YSA kimliklendiricilere uygulanan giriş işareti (b) Giriş işaretine eklenen gürültü (c) Gürültüsüz giriş işaretine Myriad filtre (N=9) ve YSA kimliklendiricinin cevabı (d) Gürültüsüz giriş işaretine Myriad filtre (N=11) ve YSA kimliklendiricinin cevabı (e) Gürültülü giriş işaretine Myriad filtre (N=9) ve YSA kimliklendiricinin cevabı (f) Gürültülü giriş işaretine Myriad filtre (N=11) ve YSA kimliklendiricinin cevabı

#### 4. Sonuçlar ve Değerlendirme

Yapılan simülasyonlar sonucunda Tablo 1’ de verilen nümerik değerler ve Şekil 2’ de verilen grafiksel değerler incelendiğinde,  $\alpha$ -bağımlı gürültülü durumlar için YSA kullanılarak düşük modelleme hatası ile modelleme yapılabileceği ve myriad filtre davranışının YSA tarafından iyi bir şekilde öğrenilebildiği gözlenmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde YSA’ların Myriad filtrelerin kimliklendirilmesinde başarılı oldukları tespit edilmiştir.

#### Kaynaklar

- [1] Töderstrom S., System Identification, Prentice-Hall, 1989.
- [2] Kalluri S., Nonlinear Adaptive Algorithms for Robust Signal Processing and Communications in Impulsive Environments. Doktora Tezi, University of Delaware, 1998
- [3] Kalluri S. ve Arce G. R., “Adaptive Weighted Myriad Filter Algorithms for Robust Signal Processing in  $\alpha$ -Stable Noise Environments” IEEE Tran. on Signal Process., 46(2), s.322-334, 1998.
- [4] Zorlu H. ve Özer Ş., Sagioglu, Ş., Comparison for Volterra System Identification, Proc. of Int. Conf. On Electrical and Electronics Engineering (ELECO), s.166-170, 2003.
- [5] Zorlu H. ve Özer, Ş., Yapay Sinir Ağları ile Bilinear Sistemlerin Kimliklendirilmesi ASYU-INISTA 2004, s.179-182, 2004
- [6] Haykin S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, New York, USA, ISBN 0-02-352761-7, 1994