

α -SABİTLİ GÜRÜLTÜLÜ DURUMLAR İÇİN YAPAY SINIR AĞI TABANLI ESNEK ANAHTARLAMALI KARMA SÜZGEÇ

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

Özet: Bu çalışmada, sayısal işaretlerden α -sabitli gürültüyü (α -stable noise) gideren yapay sinir ağı tabanlı esnek anahtarlama yeni ve basit bir karma süzgeç sunulmaktadır. Süzgeç, bir uyarlanabilir sonlu impuls cevaplı (FIR) süzgeç, bir uyarlanabilir ağırlıklandırılmış myriad (WMy) süzgeç ve bir yapay sinir ağı tabanlı esnek anahtarlama mekanizmasından oluşmaktadır. Sunulan süzgecin başarımı α -sabitli gürültülü durumda test edilmiş ve uyarlanabilir FIR süzgeç ve uyarlanabilir ağırlıklandırılmış myriad süzgeç başarımları ile karşılaştırılmıştır. Benzetim sonuçları, önerilen karma süzgecin, FIR süzgeç ve myriad süzgeçlere göre daha iyi performans verdiğini göstermektedir.

1. Giriş

Bir istatistiksel işaret işleme probleminde optimal çözümü elde etmeye yönelik ele alınan geleneksel yaklaşım, probleme ait belirli işaret ve gürültü modellerinin oluşturulmasıdır. Bu yaklaşımla elde edilen optimal çözümde küçük sapmalar göz ardı edilmektedir. Klasik istatistiksel işaret işleme teorisinde istatistiksel karakteristiklerin modellenmesinde Gaussian modeller daha baskın olarak kullanılmaktadır. Gaussian model bazı gerçek dünya işlemleri için geçerlidir ve Merkezi Limit Teoremi tarafından kanıtlanmaktadır. Ancak pratikte bir çok Gaussian olmayan durum meydana gelmektedir. Örnek olarak, fiziksel işlemlerin büyük bir kısmı doğada dürtü şeklindedir ve Gaussian olmayan dağılımlarla daha kesin bir şekilde modellenebilmektedir. Bir veri dizisinde dürtü işaretleri ve gürültüleri, keskin, sivri veya arada sırada oluşan durumlar şeklinde karakterize edilmektedir. Dürtü işlemlerine, radyo hatlarında meydana gelen atmosferik gürültü, okyanus akustik gürültüsü ve telefon kanallarında anahtarlama geçişleri esnasında oluşan gürültüler, örnek olarak verilebilir. [1,2]. Sistemler, Gaussian olmayan gürültülü durumlarda Gaussian modellerle optimize edildiğinde performans düşmesi olmaktadır. [2]. İyi bilinen bir örnek olarak doğrusal süzgeç performansı veri dizisi içinde aykırı değerlerin olduğu durumlarda düşmektedir. Dürtü gürültüsü ile mücadele etmek için güçlü istatistik (robust statistics) teorisine dayanan bir çok teknik geliştirilmiştir [3,4].

Son yıllarda, dürtü gürültülü işlemlerin tam bir modeli olarak kabul edilen α -sabitli dağılıma dayalı işaret işleme çalışmaları önemli ölçüde artmaktadır [5]. α -sabitli gürültü α 'nın $0 < \alpha \leq 2$ şeklindeki değişimine bağlıdır. Burada $\alpha=1$ durumunda oluşan gürültü Cauchy dağılımlı, $\alpha=2$ durumunda oluşan gürültü ise Gaussian dağılımlıdır [27]. α -bağımlı gürültü $\Phi(\omega) = e^{-\gamma|\omega|^\alpha}$ şeklinde bir karakteristik fonksiyona sahiptir. Burada γ dispersiyon parametresi ve α karakteristik değişkendir. Myriad filtre yapısı son yıllarda, dürtü gürültülü ortamlar (özellikle α -sabitli gürültü) için güçlü bir doğrusal olmayan filtre yapısı olarak kullanılmaktadır [6]. Bu filtre yapısı haberleşme, işaret ve görüntü işleme alanlarına başarıyla uygulanmıştır [6-9].

Bu çalışmada, sayısal işaretlerden α -sabitli gürültüyü gidermek için uyarlanabilir FIR süzgeç, uyarlanabilir ağırlıklandırılmış myriad süzgeç ve yapay sinir ağı (YSA) tabanlı esnek anahtarlama mekanizmasından oluşan karma süzgeç (EAKS) sunulmaktadır. Sunulan süzgecin başarımı alfa sabitli gürültülü durumda test edilmiş ve uyarlanabilir FIR süzgeç ve uyarlanabilir ağırlıklandırılmış myriad süzgeç başarımları ile karşılaştırılmıştır. Benzetim sonuçları, önerilen karma süzgecin, FIR süzgeç ve myriad süzgeçlere göre daha iyi performans verdiğini göstermektedir.

2. Ağırlıklandırılmış Myriad Filtre Yapısı

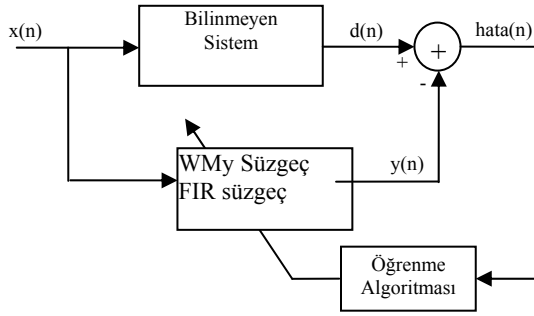
Myriad filtre yapısı son yıllarda, α -sabitli gürültü ortamlar için güçlü bir doğrusal olmayan filtre yapısı olarak kullanılmaktadır [6]. Bu filtre yapısı haberleşme, işaret ve görüntü işleme alanlarına başarıyla uygulanmıştır [6-9] Myriad filtre yapısı

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

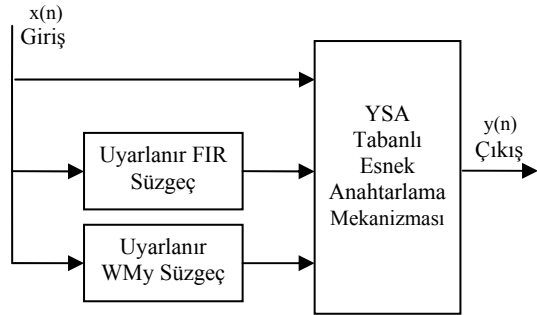
şeklinde bir amaç (cost) fonksiyonuna sahiptir. Oluşacak olan myriad değeri, fonksiyonu minimum yapan β değeridir. Burada N , filtre uzunluğu, x_i giriş verilerinden alınan örnek veri değerleri, K ise doğrusallık faktörüdür. Ağırlıklandırılmış myriad filtre yapısı, myriad filtre yapısında yer alan giriş örneklerinin pozitif ağırlıklandırılması ile daha genel hale getirilmiş halidir. Ağırlıklandırılmış myriad filtre yapısı

$$\beta_K = \text{myriad}(K; w_1 \circ x_1, w_2 \circ x_2, \dots, w_N \circ x_N) = \arg \min \sum_{i=1}^N \log [K^2 + w_i (x_i - \beta)^2] \quad (2)$$

şeklinde bir amaç fonksiyonuna sahiptir. Ağırlıklandırılmış myriad filtre yapısı daha çok uyarlanabilir yapıda kullanılır [6-9]. Yani ağırlık değerlerinin bulunabilmesi için öğrenme algoritmalarına ihtiyaç duyar. Bilinmeyen bir sistemin WMy süzgeç kullanılarak adaptif olarak modellenmesinin blok şeması Şekil 1' de gösterilmektedir.



Şekil 1. WMy ve FIR süzgeç kullanılarak uyarlanırlı modelleme



Şekil 2. YSA tabanlı EAKS modeli

3. YSA Tabanlı Esnek Anahtarlama Karma Süzgeç Modeli

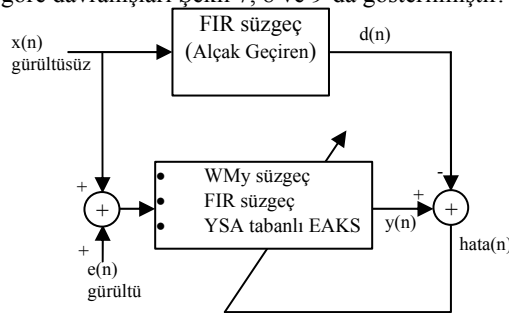
Yapay zeka teknikleri öğrenme, genelleme yapma, kolaylıkla farklı problemlere uygulanabilme ve gürültüye karşı toleranslarından dolayı farklı problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır [10]. Bazı yapay zeka parametrelerinin sisteme bağımlı olarak doğru şekilde seçilmesi ve çeşitli deneme-yanılma işlemlerinin yapılması bu yaklaşımlarda karşılaşılan güçlüklerdir.

Yapay zeka tekniklerinden olan yapay sinir ağları sistemlerinin evrensel yaklaşım (universal approximation) yeteneği, bu ihtiyaca cevap verebilecek niteliktedir. YSA, yerel bir hafıza yapısı tanımlayan ve birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlantılı olan veri işleme elemanlarının dağıtılmış veriyi geliştirebildikleri paralel bir yapıdır. YSA, matematiksel modelleri oluşturulamayan veya matematiksel modelleri çok zor tanımlanabilen problemlerin çözümü için sıklıkla kullanılmaktadır [11]. Bu çalışmada, doğrusal olmayan sistemlerin kimliklendirilmesi için önerilen YSA tabanlı esnek anahtarlama karma süzgeç (EAKS) modelinin blok şeması Şekil 2' de verilmiştir.

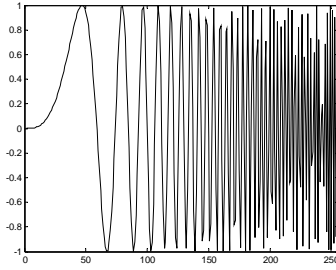
4. Benzetim Çalışmaları

Bu çalışmada sayısal işaretlerden α -sabitli gürültü işaretinin giderilmesi için YSA tabanlı EAKS modeli sunulmuştur. Sunulan karma süzgecin performansı uyarlanırlı FIR süzgeç ve uyarlanırlı WMy süzgeçlerle karşılaştırılmıştır. Benzetim çalışmaları esnasında kullanılan uyarlanırlı FIR süzgeç, uyarlanırlı WMy süzgeç ve sunulan YSA tabanlı EAKS yapılarının eğitim modeli Şekil 3'te verilmektedir. Şekil 3'te görüldüğü gibi istenilen işaret $d(n)$, giriş işaretinin alçak geçiren FIR süzgeçten geçirilmesi ile elde edilmiştir ve Şekil 5'de verilmektedir. Alçak geçiren FIR süzgeç $\pi/50$ kesim frekansında ve $N=11$ pencere uzunluğuna sahiptir. Optimizasyonda kullanılacak olan giriş işareti $x(n)=\sin[w(n)]$, $n=0,1,\dots,L-1$, ve $w(n)=(\pi/3) \cdot [L/(L-1)] \cdot [n/L-1]^2$ radyan frekansına sahip bir işarettir ve Şekil 4'de verilmektedir.

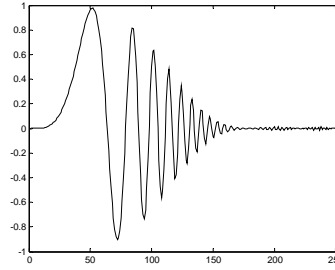
Uyarlanırlı FIR ve WMy süzgeçlerin optimizasyonu blok olarak Şekil 1'de görülmektedir. Burada FIR süzgeç optimizasyonunda öğrenme algoritması olarak LMAD algoritması [9], WMy süzgeç optimizasyonunda ise [9] nolu referansta Kalluri ve Arce tarafından geliştirilen algoritma kullanılmıştır. Bu iki süzgecin eğitimi esnasında giriş işareti olarak Şekil 4'teki giriş işaretine, parametreleri $\alpha = 1.6$ ve $\gamma = 0.01$ olarak seçilen α -sabitli gürültü işareti eklenmiş ve çıkış olarak yine Şekil 5'de verilen işaret kullanılmıştır. Sunulan EAKS modelinin blok şeması Şekil 2' de verilmektedir. Bu şekilde göre uyarlanırlı FIR süzgeç çıkışı, WMy süzgeç çıkışı ve giriş işareti, YSA'nın girişine beslenmektedir. Kullanılan YSA yapısı 3 nörondan oluşan giriş katmanı, 6 ve 12'şer nörondan oluşan iki adet gizli katman ve 1 adet nöronun yer aldığı çıkış katmanından ibarettir. Ara katmanındaki transfer fonksiyonları için hiperbolik tanjant sigmoid, çıkış katmanındaki transfer fonksiyonu için de lineer transfer fonksiyonları seçilmiştir. YSA yapısı Levenberg-Marquardt (LM) algoritması ile eğitilmiştir. Süzgeçlerin başarımlarının test edilmesi için yapılan işlem esnasında kullanılan giriş işareti süzgeçlerin eğitimi için kullanılan işaret (Şekil 4) ile aynıdır. Ancak test işlemi esnasında giriş işaretine eklenen gürültü işareti parametreleri $\alpha = 1.4$ ve $\gamma = 0.01$ olarak seçilmiştir ve Şekil 6'da verilmektedir. Yapılan test işlemi sonucunda uyarlanırlı FIR süzgeç çıkışı, WMy süzgeç çıkışı ve önerilen EAKS model çıkışının istenilen cevaba göre davranışları Şekil 7, 8 ve 9'da gösterilmiştir.



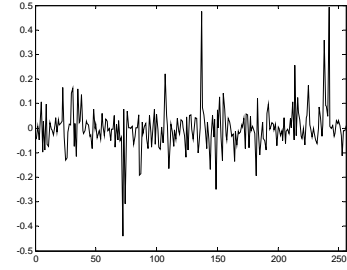
Şekil 3. Benzetim çalışmaları esnasında kullanılan eğitim modeli



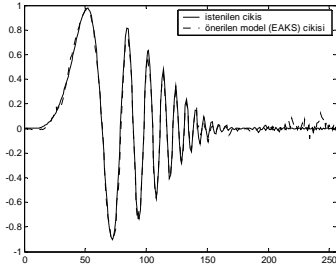
Şekil 4. Giriş işareti



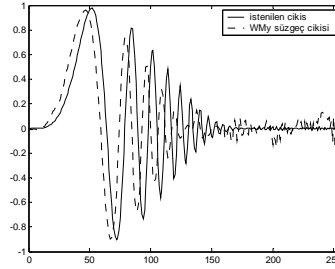
Şekil 5. İstenilen işaret



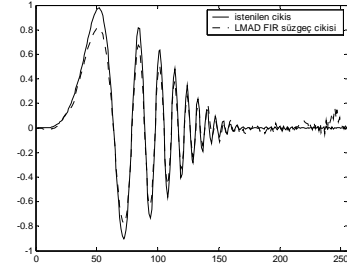
Şekil 6. Test işleminde giriş işaretine eklenen α -sabitli gürültü işareti



Şekil 7. İstenilen işaret ile EAKS modelinin çıkışı



Şekil 8. İstenilen işaret ile WMy süzgecin çıkışı



Şekil 9. İstenilen işaret ile uyarlanırlı FIR süzgecin çıkışı

5. Değerlendirme ve Sonuç

Bu çalışmada, sayısal işaretlerden α -sabitli gürültüyü gideren YSA tabanlı esnek anahtarlamalı yeni ve basit bir karma süzgeç önerilmiştir. Süzgeç, bir uyarlanırlı FIR süzgeç, bir uyarlanırlı WMy süzgeç ve bir YSA tabanlı esnek anahtarlama mekanizmasından oluşmaktadır. Sunulan süzgecin başarımı α -sabitli gürültülü durumda test edilmiş ve uyarlanırlı FIR süzgeç ve uyarlanırlı WMy süzgeç başarımları ile karşılaştırılmıştır. Şekil 7, 8 ve 9' dan hareketle önerilen yöntemin çok daha iyi sonuç verdiği anlaşılmaktadır. Sonuç olarak, önerilen modelin sistemin girişine eklenen α -sabitli gürültüden, FIR ve WMy süzgeçlere göre daha az etkilendiği ve istenilen çıkışa daha çok yakınsadığı görülmektedir.

6. Ek Bilgi

Bu çalışma Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından desteklenmektedir. .

Kaynaklar

- [1] Shinde M. P. ve Gupta S. N., "Signal detection in the presence of atmospheric noise in tropics," IEEE Trans. Commun., 22, s. 1055-1063, 1974.
- [2] Huber P. J., Robust Statistics. New York: Wiley, 1981.
- [3] Hampel F. R., Ronchetti E. M., Rousseeuw P. J., ve W. A. Stahel, Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions. New York: Wiley, 1986.
- [4] Nikias C. L. ve Shao M., Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications. New York: Wiley, 1995.
- [5] Samorodnitsky G. ve Taqqu M. S., Stable Non-Gaussian Random Processes. New York: Chapman & Hall, 1994.
- [6] Kalluri, S., Nonlinear Adaptive Algorithms For Robust Signal Processing and Communications In Impulsive Environments, Doktora Tezi, University Of Delaware, 1998.
- [7] Gonzalez, J.G., Griffith, D.W., Arce, G.R., "Matched Myriad Filtering For Robust Communications", In Proc. Of The 1998 Conf. on Information Science and Systems, Princeton University, 1998.
- [8] Kalluri, S., Arce, G.R., "A General Class Of Nonlinear Adaptive Filtering Algorithms", IEEE Trans. on Signal Processing, 47, s. 2262-2272, 1999.
- [9] Kalluri, S., Arce, G.R., "Adaptive Weighted Myriad Filter Algorithms For Robust Signal Processing In α -Stable Noise Environments", IEEE Trans. on Signal Processing, 46, s. 322-334,
- [10] Haykin, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Macmillan College Publishing Company, New York, USA, ISBN 0-02-352761-7, 1994
- [11] Lippmann, R.P., "An Introduction To Computing With Neural Nets", IEEE Assp Mag., 1987, p.4-22.