

Genetik Algoritma Kullanılarak Ağırlıklandırılmış Myriad Filtrelerin Optimizasyonu[†]

Hasan Zorlu¹, Şeyda Sunca^{2*}

¹Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye

²Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Tokat, Türkiye

*(seyda.sunca@gop.edu.tr)

Özet –Bu çalışmada ağırlıklandırılmış Myriad filtrelerin evrimsel algoritmalarından olan Genetik Algoritma ile optimizasyonu ele alınmış ve bu algoritmanın performansı farklı karakteristikteki α -bağımlı gürültü durumları için test edilmiştir. Bununla birlikte Genetik algoritmanın başarımı türeve dayalı klasik bir algoritma ile karşılaştırılmıştır. Myriad filtre yapısı son yıllarda, dürtü gürültülü ortamlar (özellikle α -bağımlı gürültü) için güçlü bir doğrusal olmayan filtre yapısı olarak kullanılmaktadır. Bu filtre yapısı haberleşme, işaret ve görüntü işleme alanlarına başarıyla uygulanmıştır. α -bağımlı 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. Evrimsel algoritmalar öğrenme, genelleme yapma, kolaylıkla farklı problemlere uygulanabilme ve gürültüye karşı toleranslarından dolayı farklı problemlerin çözümünde sıklıkla kullanılmaktadır. Yapılan çalışmalar sonucunda, α -bağımlı gürültülü durumlar için Genetik algoritma kullanılarak düşük optimizasyon hatası ile Myriad filtre ağırlıklarının tespit edilebileceği gözlenmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde Genetik algoritmanın Myriad filtrelerin optimizasyonunda başarılı oldukları tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler –Ağırlıklandırılmış Myriad filtre, α -bağımlı gürültü, Genetik algoritma.

Optimization of Weighted Myriad Filters Using Genetic Algorithm

Abstract –In this study, Optimization of myriad filters by genetic algorithm from evolutionary algorithms are studied and this performance is tested for α -stable noise situations in different characteristics. Also performance of Genetic Algorithm is compared with a derivative based classical algorithm. Myriad filter structure has been used in recent years as a powerful nonlinear filter structure for impulsive noisy environments (especially α -stable noise). This filter structure has been successfully applied to the fields of communication, signal and image processing. The α -stable noise depends on the change of α in the form $0 < \alpha \leq 2$. In this case, the noise that occurs in case of $\alpha = 1$ is Cauchy and the noise that occurs in case of $\alpha = 2$ is Gaussian distributed. Evolutionary algorithms are frequently used to solve different problems due to learning, generalization, application of different problems easily and noise tolerance. As a result of the studies made, for the α -stable noise cases, it has been observed that Myriad filter weights can be detected with low optimization error by using Genetic algorithms. When evaluated generally, Genetic algorithm has been found to be successful in optimizing myriad filters.

Keywords –Weighted Myriad Filter, α -stable noise, Genetic Algorithm.

I. GİRİŞ

İstatistiksel işaret işleme probleminde en iyi çözümü elde etmek için genel yaklaşım, probleme ait belirli işaret ve gürültü modellerinin oluşturulması şeklindedir. Ancak bu yaklaşım kullanılarak elde edilen en iyi çözümde küçük sapmalar göz ardı edilmektedir. Klasik istatistiksel işaret işleme teorisinde istatistiksel karakteristiklerin modellenmesinde Gaussian modeller sıklıkla kullanılmaktadır. Gaussian model bazı gerçek dünya işlemleri için geçerli olmaktadır. Ancak gerçek hayatta birçok Gaussian olmayan durum meydana gelmektedir. Örneğin, fiziksel işlemlerin büyük bir kısmı doğada dürtü şeklinde olup Gaussian olmayan dağılımlarla daha kesin bir şekilde modellenilebilmektedir. Dürtü işaretleri ve gürültüleri, bir veri dizisi içerisinde, keskin, sivri veya arada sırada oluşan durumlar şeklinde karakterize edilmektedir. Dürtü işlemlerine örnek olarak, radyo hatlarında

meydana gelen atmosferik gürültü, okyanus akustik gürültüsü ve telefon kanallarında anahtarlama geçişleri esnasında oluşan gürültüler, verilebilir [1,2]. Sistemler, Gaussian olmayan gürültülü durumlarda Gaussian modellerle optimize edildiğinde performans düşmesi olmaktadır [2]. Örnek olarak, doğrusal bir filtre ile filtrelenen herhangi bir veri dizisi içinde aykırı değerlerin olduğu durumlarda, filtre performansı düşmektedir. Dürtü gürültüsü ile mücadele etmek için güçlü istatistik (robuststatistics) teorisine dayanan birçok 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. α -bağımlı gürültü

[†] This is an extended version of a conference paper (ISMSIT2017).

$\Phi(\omega)=e^{-\gamma|\omega|^\alpha}$ şeklinde bir karakteristik fonksiyona sahiptir. Burada γ dispersiyon parametresi ve α karakteristik değişkendir. Myriad filtre yapısı, 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]. Temel Myriad filtreden türetilmiş Ağırlıklandırılmış Myriad filtre Cauchy dağılımının maksimum olasılık bölgesi olarak tanımlanır. Ağırlıklandırılmış Myriad filtrenin sahip olduğu ağırlık değerlerinin optimizasyonu ideal bir filtrenin tasarlanmasında önemli bir sorundur. Bu nedenle, literatürde bu optimizasyon işlemi için klasik algoritmalar olarak adlandırılan en dik iniş metoduna dayanan türeve dayalı adaptif algoritmalar Kalluri ve Arce tarafından geliştirilmiştir [9]. Ayrıca esnek hesaplama yöntemlerinden olan Diferansiyel Gelişim Algoritması Zorlu tarafından Ağırlıklandırılmış Myriad filtrelerin ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılmıştır [10]. Evrimsel stratejilerden olan Genetik algoritma (GA) fikri J. Holland'a aittir [11]. Genetik algoritma, yönlendirilmiş rasgele araştırma algoritmalarının bir türüdür. Tabii seçme (seleksiyon) ile canlılarda bulunan genetik gelişimin benzetişimini gerçekleştirmektedir. Temel bir GA seleksiyon operatörü, çaprazlama operatörü ve mutasyon operatörünü ihtiva etmektedir. Paralel yapısından dolayı GA, geniş araştırma uzayını etkin bir şekilde araştırabilir ve operatörleri içerisinde geçiş kurallarını uygular. Bununla birlikte standart bir GA yerel araştırma yeteneklerinin yeterli olmaması ve erken yakınsama gibi dezavantajlara sahiptir.

Önerilen makalenin ana amacı, α -bağımlı gürültü çevrelerinde doğrusal olmayan Ağırlıklandırılmış Myriad filtrenin ağırlıklarını Genetik Algoritma ile tahmin etmektir. Ayrıca Genetik Algoritmanın performansı türeve dayalı klasik algoritma ile karşılaştırılmıştır. Farklı α -bağımlı gürültülü durumlarda Ağırlıklandırılmış Myriad filtre yapısı bu algoritmalar kullanılarak optimize edilmiştir. Simülasyon sonuçları, Genetik Algoritmanın Ağırlıklandırılmış Myriad filtrelerinin optimizasyonunda klasik algoritmadan daha iyi performans ürettiğini ve sinyallerdeki α -bağımlı gürültüyü etkili bir şekilde bastırıldığını göstermektedir.

II. AĞIRLIKLANDIRILMIŞ MYRIAD FİLTRE

Myriad filtre yapısı son yıllarda, α -sabitli gürültü ortamlar için güçlü bir doğrusal olmayan filtre yapısı olarak kullanılmaktadır [5-10]. Bu filtre yapısı haberleşme, işaret ve görüntü işleme alanlarına başarıyla uygulanmıştır. Myriad filtre yapısı;

$$y_k = \text{myriad}(K; s_1, s_2, \dots, s_N) = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \log \left[K^2 + (s_i - \beta)^2 \right] \quad (1)$$

şeklinde bir amaç (cost) fonksiyonuna sahiptir. Oluşacak olan myriad değeri, fonksiyonu minimum yapan β değeridir. Burada N, filtre uzunluğu, s_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;

$$y_k = \text{myriad}(K; w_1 \circ s_1, w_2 \circ s_2, \dots, w_N \circ s_N) = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N \log \left[K^2 + w_i (s_i - \beta)^2 \right] \quad (2)$$

şeklinde bir amaç fonksiyonuna sahiptir. Ağırlıklandırılmış Myriad filtre yapısı daha çok uyarlanabilir yapıda kullanılır [6-7]. Yani ağırlık değerlerinin bulunabilmesi

için öğrenme algoritmalarına ihtiyaç duyar. Bundan dolayı Kalluri and Arce [9] tarafından denklem 3'te görülen algoritma geliştirilmiştir.

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \mu \text{sgn}(e(n)) \left\{ \frac{(y - s_i)}{\left[1 + \frac{w_i}{K^2} (y - s_i)^2 \right]^2} \right\} (n) \quad (3)$$

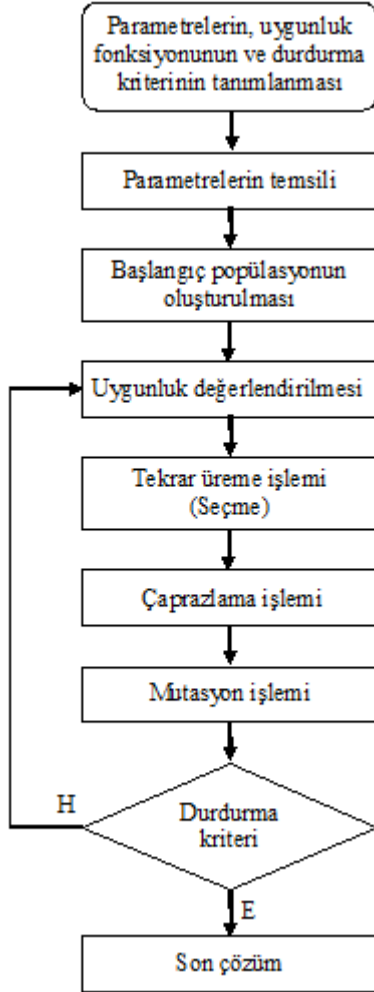
Bu algoritma en dik iniş metoduna dayanan türeve dayalı bir adaptif algoritmadır. Burada w filtre ağırlık değerleri, μ adım büyüklüğü, e istenen işaret ile filtre çıkışı arasındaki fark, s filtrenin giriş işareti, y filtre çıkış işareti ve K lineerlik faktörüdür. [6-9].

III. GENETİK ALGORİTMA

Genetik algoritma (GA), tabiatteki kromozomların eşleşmesi, mutasyonu ve iyi olanın hayatta kalması prensiplerinden esinlenerek Holland tarafından geliştirilmiştir. Birden fazla çözümün bir arada değerlendirildiği ve çözümler arasında bilgi alışverişinin yapıldığı evrimsel algoritmaların bir üyesidir [11]. Probabilistik karakterleri ve çoklu mümkün çözümleri arama gibi önemli özelliklere sahip olmaları ve amaç fonksiyonunun türevinin bilinmesine ihtiyaç duymamaları en önemli avantajlarındandır. Başlangıçta iyi bir yaklaşık çözüm için, herhangi bir bilgiye ihtiyaç duyulmaması da GA'nın diğer bir avantajıdır. Genetik algoritma yönlendirilmiş rasgele araştırma algoritmalarının bir türüdür. Tabii seçme ve canlılarda bulunan genetik gelişimin benzetimini gerçekleştirmektedir. Algoritma diğer evrimsel algoritmalar gibi araştırma uzayında bulunan çözümlerin bazılarının oluşturduğu bir başlangıç popülasyonunu kullanmaktadır. Başlangıç popülasyonu her jenerasyonda, tabii seçme ve tekrar üreme işlemleri vasıtası ile art arda geliştirilir. En son kuşağın en uygun yani en kaliteli bireyi, problem için optimal çözüm olmaktadır. Bu çözüm her zaman optimum olmayabilir ama kesinlikle optimuma yakın bir optimal çözümdür. Holland, basit bit dizileri kullanarak karmaşık yapıların kodlanabileceğini göstermiştir. Yapılar çözülecek problem için çözümleri temsil etmektedir. Bunlar muhtemel tüm çözümleri içine alan araştırma uzayından alınır ve bu dizilerin veya çözümlerin belirli bir miktarı genetik algoritmanın kullanacağı popülasyonu oluşturur. Daha sonra temel genetik operatörlerin belirli bir kümesi, art arda gelen kuşaklarda çözümleri geliştirmek amacıyla kullanılır. Bu işlem uygun şekilde kontrol edilirse çözüm popülasyonunun ortalama kalitesi çok hızlı olarak gelişme gösterir. Yani, çözülecek probleme çok iyi uyarlanmış yapıları içeren çözüm kümesinin ortaya çıkması sağlanır.

Genetik algoritmanın temel blok şeması Şekil 1'de verilmiştir. Başlangıçta parametrelerin, uygunluk fonksiyonunun ve durdurma kriterinin tanımlanması gerekir. Daha sonra, parametrelerin temsili, başlangıç popülasyonunun oluşturulması, uygunluk veya kalitenin değerlendirilmesi, tekrar üreme, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik işlemlerin yapılması gerekir. Durdurma kriteri sağlanınca optimum çözüm bulunmuş olur. Başlangıç yoğunluğunun üretilmesini takiben, her çözümün uygunluğu veya iyiliği, seçilen bir uygunluk fonksiyonu kullanılarak değerlendirilir. Uygunluk fonksiyonu, elde edilen veriler dikkate alınarak belirlendiği için, bunun seçimi probleme bağlıdır. Uygunluk ölçekleme işlemi, bazen daha iyiyi seçmek için elde edilen iyi çözümlerden daha iyi çözümlere kadar devam ettirilen bir işlemdir. Seçme,

çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörler, elde edilen iyi çözümlerden denenmiş yeni çözümler üretmek için kullanılırlar. Bu iyileştirme işlemi, daha önceden belirlenen bir jenerasyon sayısına veya tatmin edici bir sonuca ulaşıncaya kadar devam ettirilir.

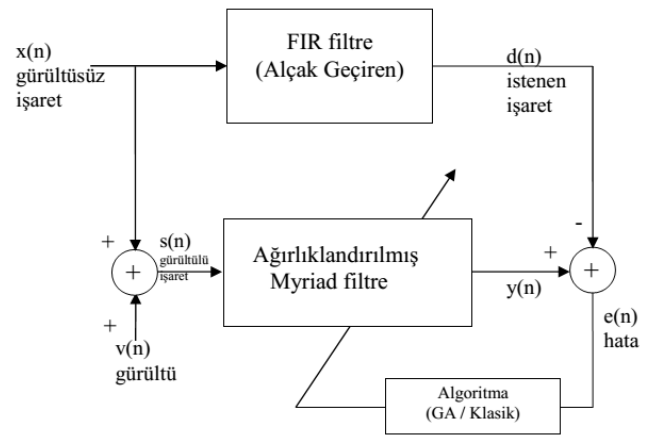


Şekil 1. Genetik Algoritmanın temel blok şeması

Çaprazlama operatörü, var olan iki çözümün uzantılarının belirli bir noktadan itibaren yer değiştirmesi ile denenmiş yeni iki çözüm üretir. Mutasyon operatörü ise, var olan bir çözümün herhangi bir bitinin terslendirilmesi ile yeni bir çözüm üretir [12].

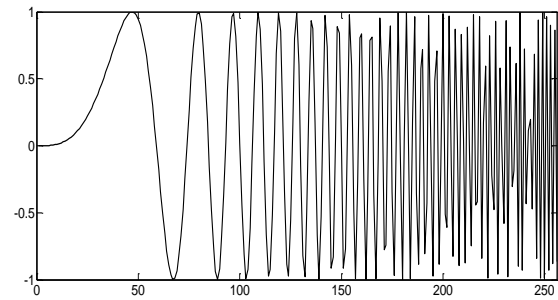
IV. BENZETİM ÇALIŞMALARI

Bu çalışmada, AğırlıklandırılmışMyriad filtre yapısı farklı α -bağımlı gürültülü durumlarda Genetik Algoritma (GA) ve denklem 3'te verilen klasik algoritma kullanılarak uyarlanırlar olarak optimize edilmiş ve filtre ağırlık değerleri tespit edilmiştir. Bu amaçla, AğırlıklandırılmışMyriad filtrelerin optimizasyonu için kullanılan blok şema Şekil 2'de verilmektedir. Bu şekilde göre, $x(n)$ gürültüsüz giriş işaretini, $v(n)$ α -bağımlı gürültü işaretini, $s(n)$; $v(n)$ ile $x(n)$ 'in toplanması ile elde edilen gürültülü işaretini, $d(n)$; $x(n)$ işaretinin alçak geçiren sonlu impuls cevaplı (FIR) filtreden geçirilerek elde edilen istenilen işareti, $y(n)$ AğırlıklandırılmışMyriad filtre çıkışında oluşan işareti, $e(n)$ ise $y(n)$ ile $d(n)$ arasında oluşan hata değerini temsil etmektedir.

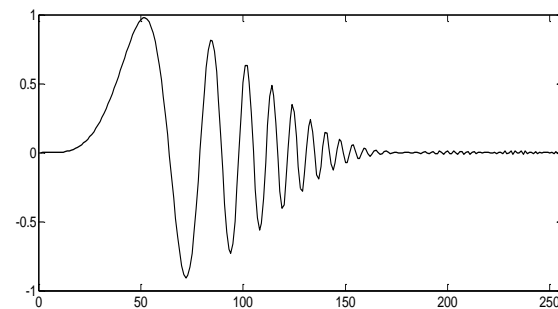


Şekil 2. AğırlıklandırılmışMyriad filtre optimizasyonu

Yapılan benzetim çalışmalarında Şekil 2'de verilen optimizasyon işlemlerinde, AğırlıklandırılmışMyriad filtre çıkışı ile istenilen çıkış arasındaki hata (MSE-MeanSquareError - ortalama en küçük karesel hata) minimize edilinceye kadar GA tarafından optimize edilmiştir. Optimizasyonlarda kullanılan giriş işareti $x(n)=\sin[\theta(n)]$, $n=0,1,\dots,L-1$ şeklinde $\theta(n)=(\pi/3)\cdot[n/(L-1)][n/L-1]^2$ radyan frekansına sahip chirp tipinde bir işaret olup Şekil 3'te verilmektedir. İstenilen işaret, $d(n)$; $x(n)$ işaretinin kesim frekansı $\theta_c = \pi/50$ ve $N=11$ pencere uzunluğuna sahip alçak geçiren FIR filtreden geçirilmesi ile edilir ve Şekil 4 'te verilmektedir. $x(n)$ ve $d(n)$ işaretlerinin veri uzunlukları $L=256$ olarak seçilmiştir.



Şekil 3. $x(n)$ gürültüsüz giriş işareti



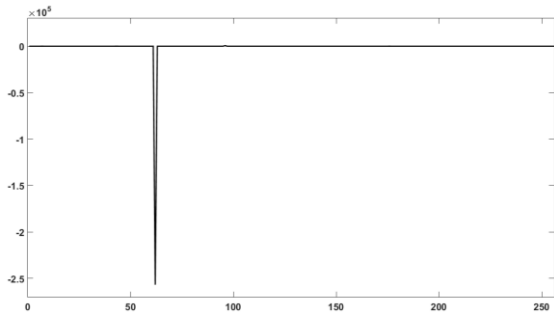
Şekil 4. $d(n)$ istenilen işaret

Benzetim çalışmalarında $x(n)$ işaretine eklenen gürültü işareti olarak, $\alpha=0.5, 1.0$ ve 1.4 ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip farklı α -sabitli gürültüler kullanılmıştır. Optimizasyon işlemlerinde Myriad filtre yapısı GA ve klasik algoritma ile bu gürültülerin eklendiği gürültü işaretleri ile eğitim işlemine tabi tutulmuş ve Myriad filtre ağırlık değerleri (w) elde edilmiştir. Algoritmaların başarımlarının karşılaştırılması için Myriad filtre yapısı eğitim işleminden farklı gürültülü işaretler ile test işlemine tabi tutulmuştur. Eğitim işlemleri sonucunda

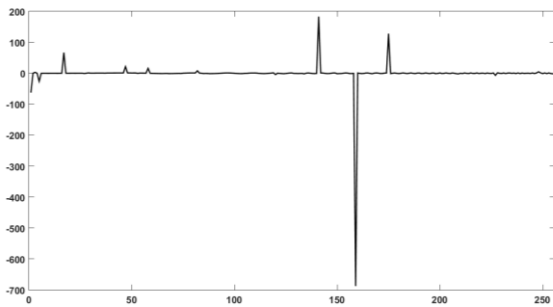
elde edilen Myriad filtre ağırlık değerleri (w), eğitim ve test işlemleri neticesinde tespit edilen istenilen çıkış işaretleri $[d(n)]$ ile Myriad filtre çıkışında oluşan işaret $[y(n)]$ arasındaki MSE değerleri Tablo 1, 2 ve 3'de görülebilmektedir. Bununla birlikte eğitim ve test işlemlerinde kullanılan gürültülü giriş işaretleri $[s(n)]$ ile GA ve klasik algoritma kullanılarak optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan işaretler $[y(n)]$ Şekil 5, 6 ve 7'de verilmektedir.

Tablo 1. $\alpha=0.5$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için eğitim ve test işlemlerinde elde edilen hata (MSE) ve Myriad filtre ağırlık değerleri

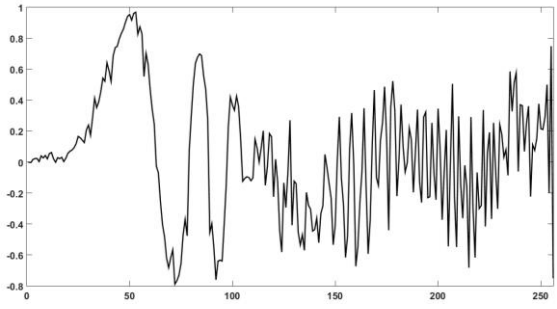
Algoritma	Myriad filtre ağırlık değerleri	Eğitim hata değeri (MSE)	Test hata değeri (MSE)
Klasik	$w_1= 1.8126$; $w_2= 0.7862$; $w_3= 0.8164$; $w_4= 0.9328$; $w_5= 0.4945$; $w_6= 0.5298$; $w_7= 5.9862$; $w_8= 0.6613$; $w_9= 0.3057$; $w_{10}= 1.2372$; $w_{11}= 0.6126$	0.0638	0.0783
GA	$w_1= 0.1355$; $w_2= 0.1757$; $w_3= 0.3325$; $w_4= 0.5407$; $w_5= 0.8522$; $w_6= 0.8942$; $w_7= 0.8015$; $w_8= 0.5430$; $w_9= 0.3314$; $w_{10}= 0.1854$; $w_{11}= 0.1050$	0.0104	0.0242



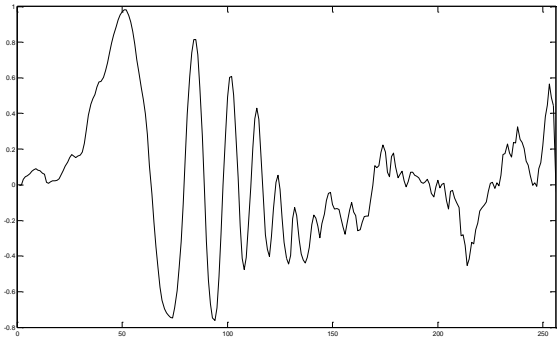
Şekil 5.(a). Eğitim işleminde kullanılan $\alpha=0.5$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



Şekil 5(b). test işleminde kullanılan $\alpha=0.5$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



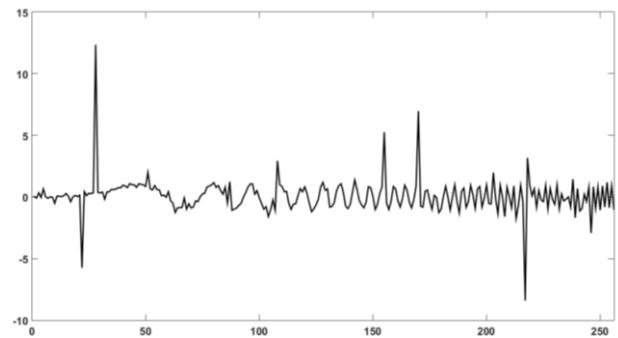
Şekil 5(c). $\alpha=0.5$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, klasik algoritma ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti



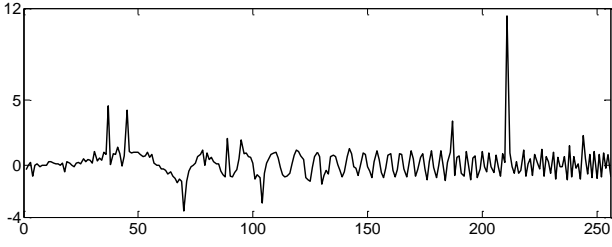
Şekil 5(d). $\alpha=0.5$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, GA ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti

Tablo 2. $\alpha=1.0$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için eğitim ve test işlemlerinde elde edilen hata (MSE) ve Myriad filtre ağırlık değerleri

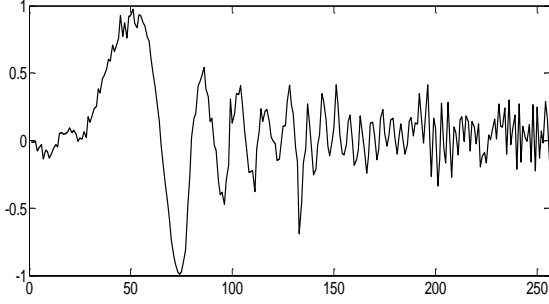
Algoritma	Myriad filtre ağırlık değerleri	Eğitim hata değeri (MSE)	Test hata değeri (MSE)
Klasik	$w_1= 0.9813$; $w_2= 0.5779$; $w_3= 0.7539$; $w_4= 0.3825$; $w_5= 0.7033$; $w_6= 0.4483$; $w_7= 0.4224$; $w_8= 0.8826$; $w_9= 0.1900$; $w_{10}= 0.2028$; $w_{11}= 0.1993$	0.0609	0.0440
GA	$w_1= 0.0658$; $w_2= 0.0923$; $w_3= 0.1864$; $w_4= 0.3421$; $w_5= 0.4964$; $w_6= 0.6339$; $w_7= 0.5915$; $w_8= 0.4647$; $w_9= 0.3167$; $w_{10}= 0.1899$; $w_{11}= 0.1571$	0.0209	0.0131



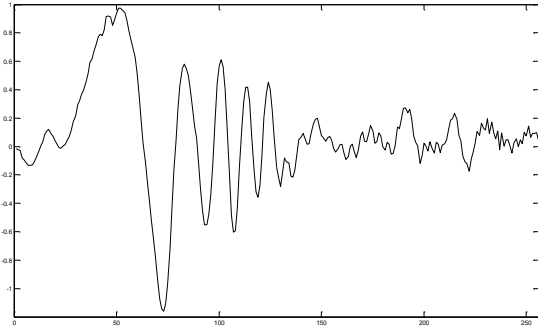
Şekil 6(a). Eğitim işleminde kullanılan $\alpha=1.0$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



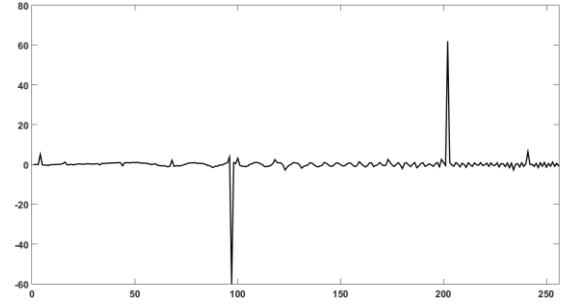
Şekil 6(b). Test işleminde kullanılan $\alpha=1.0$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



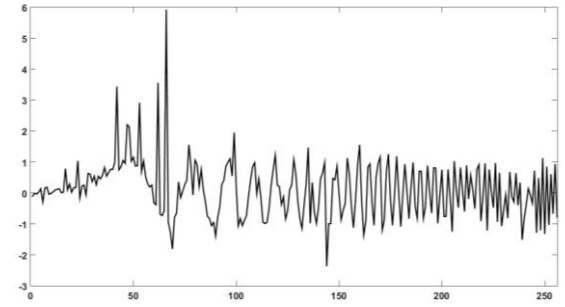
Şekil 6(c). $\alpha=1.0$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, klasik algoritma ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti



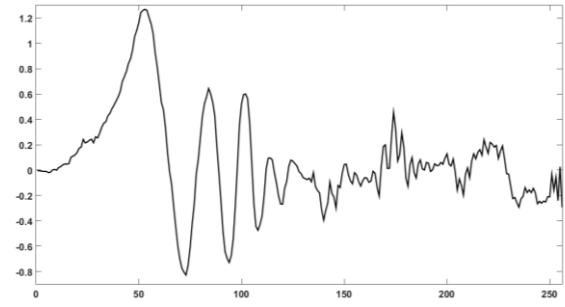
Şekil 6(d). $\alpha=1.0$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, GA ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti



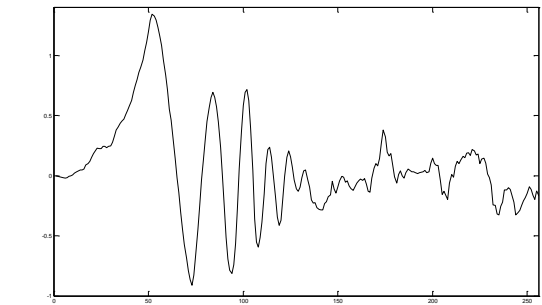
Şekil 7(a). Eğitim işleminde kullanılan $\alpha=1.4$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



Şekil 7(b). Test işleminde kullanılan $\alpha=1.4$ ve $\gamma=0.1$ parametrelerine sahip $s(n)$ gürültülü giriş işareti



Şekil 7(c). $\alpha=1.4$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, klasik algoritma ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti



Şekil 7(d). $\alpha=1.4$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için test işlemi sonucunda, GA ile optimize edilen Myriad filtre çıkışında oluşan $y(n)$ işareti

Tablo3. $\alpha=1.4$ ve $\gamma=0.1$ değerine sahip gürültülü $s(n)$ işareti için eğitim ve test işlemlerinde elde edilen hata (MSE) ve Myriad filtre ağırlık değerleri

Algoritma	Myriad filtre ağırlık değerleri	Eğitim hata değeri (MSE)	Test hata değeri (MSE)
Klasik [9]	$w_1=0.2886$; $w_2=0.415$; $w_3=0.5227$; $w_4=0.6397$; $w_5=0.9361$; $w_6=0.8760$; $w_7=0.9562$; $w_8=0.6250$; $w_9=0.4537$; $w_{10}=0.3902$; $w_{11}=0.2818$ [9]	0.0187 [9]	0.0240
GA	$w_1=0.1415$; $w_2=0.2121$; $w_3=0.3341$; $w_4=0.5503$; $w_5=0.7602$; $w_6=0.8725$; $w_7=0.8094$; $w_8=0.6025$; $w_9=0.3396$; $w_{10}=0.1969$; $w_{11}=0.1087$	0.0155	0.0207

V. SONUÇLAR

Bu çalışmada, doğrusal olmayan filtre yapılarından olan Myriad filtre yapısına ait ağırlıklar Genetik algoritma kullanılarak tespit edilmiştir. Bununla birlikte Genetik algoritmanın başarımı literatürde yer alan türev dayalı klasik bir algoritma ile karşılaştırılmış ve performansı farklı karakteristikteki α -bağımlı gürültü durumları için test

edilmiştir. Yapılan optimizasyon çalışmalarında, α -bağımlı gürültülü durumlarda GA'nın klasik algoritmadan daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte GA ile optimize edilen Myriad filtrenin giriş işaretine eklenen α -bağımlı gürültüyü klasik algoritma ile optimize edilen Myriad filtreden daha iyi bastırdığı gözlenmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde Genetik algoritmanın Myriad filtrelerin optimizasyonunda başarılı oldukları tespit edilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] M. P. Shindeve S. N Gupta., "Signaldetection in the presence of atmospheric noise in tropics," IEEE Trans.Commun.,vol. 22, pp. 1055–1063, 1974.
- [2] P. J.Huber, *RobustStatistics*. New York: Wiley, 1981.
- [3] F. R.Hampel, E. M.Ronchetti, P. J.Rousseuw,ve W. A. Stahel, *Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions*. New York: Wiley, 1986.
- [4] C. L. Nikiasve M.Shao, *SignalProcessingwith Alpha-StableDistributionsand Applications*. New York: Wiley, 1995.
- [5] G. Samorodnitskyve M. S.Taqqu, *StableNon-Gaussian Random Processes*. New York: Chapman&Hall, 1994.
- [6] S.Kalluri, "NonlinearAdaptiveAlgorithmsForRobustSignalProcessingand Communications InImpulsive Environments", Doktora Tezi, University Of Delaware, 1998.
- [7] J.G. Gonzalez, D.W. Griffith, G.R. Arce, "MatchedMyriadFilteringForRobust Communications", InProc. Of The 1998 Conf. on Information ScienceandSystems, Princeton University, 1998.
- [8] S. Kalluri, G. R. Arce, "A General Class Of NonlinearAdaptiveFilteringAlgorithms", IEEE Trans. onSignalProcessing, vol. 47, pp. 2262-2272, 1999.
- [9] S. Kalluri, G. R. Arce, "Adaptive WeightedMyriad FilterAlgorithms For Robust Signal ProcessingIn α -StableNoiseEnvironments", IEEE Trans. onSignalProcessing, vol. 46, pp. 322-334, 1998
- [10] H. Zorlu, "Optimization of weightedmyriad filters with differential evolution Algorithm" Int. J. Electron. Commun. (AEÜ) vol. 77, pp.1-9, 2017.
- [11] J.H.Holland, *Adaption in Natural andArtificialSystems*, MAMIT Press, Cambridge, 1975.
- [12] A. Kaplan, *Nümerik Tabu Arama Algoritması*, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2001