

SAR İMGELERİ İÇİN SPECKLE GÜRÜLTÜSÜ GİDERİCİ BULANIK SINIR AĞI YÖNTEMİ

Alper BAŞTÜRK ve M. Emin YÜKSEL

Elektrik–Elektronik Mühendisliği Bölümü, Erciyes Üniversitesi, Kayseri.
e-posta: {ab,yuksel}@erciyes.edu.tr

Anahtar Sözcükler: SAR imgeleri, speckle gürültüsü, bulanık sınır ağları.

ABSTRACT

In this paper, a method based on neuro-fuzzy networks is proposed for speckle noise reduction in synthetic aperture radar (SAR) images. For this purpose, two neuro-fuzzy networks are trained and outputs of these networks are converted to one output value using a mean calculator. Performance of the proposed method is determined using mean squared error (MSE) and peak signal to noise ratio (PSNR) criteria and compared with performances of state-of-the-art methods in the literature about speckle noise reduction.

1. GİRİŞ

Uzaktan algılama, ilgilenilen bir nesne, alan veya fenomenden, nesne, alan veya fenomen ile herhangi bir bağı olmayan bir cihaz vasıtasıyla veri toplama ve analizi yoluyla bilgi edinilmesi bilimi olarak tarif edilmektedir [1]. Uzaktan algılama sistemde kullanılan dalgaboyuna bağlı olarak optik ve mikrodalga olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Optik uzaktan algılama görülebilir ve kızılötesi dalgaları kullanırken, mikrodalga uzaktan algılama radyo dalgalarını kullanır.

Bir mikrodalga uzaktan algılayıcısı olarak RADAR dış ortama mikrodalga elektromanyetik yayılım darbelerini gönderir ve gönderilen ve yansıyan darbelerin güçlerini ve aralarındaki zaman farkını ölçerek yansıtıcının hem cinsini hem de uzaklığını belirler [2]. Yüzeylerin pürüzlülük, geometri ve nem gibi özelliklerini belirleyebilmek amacıyla farklı darbe aralıkları, farklı dalgaboyları, farklı geometri ve polarizasyonlar kullanılabilir [3]. Son yirmi yıl süresince RADAR sensörlerini kullanan birçok farklı uydu uzaya yerleştirilmiştir.

Bir sentetik açıklık radar (SAR) sistemi, ilgilenilen alanı mikrodalgalarla tarar ve alandan geri yansıyan yayınının hem genliğini hemde fazını kaydeder. Alınan işaret örneklenir ve bir sayısal imge haline

getirilir. x imge elemanına denk gelecek kaydedilen alan $E(x)$,

$$E(x) = \sum_s a(s) \exp(i\varphi(s)) h(s, x) \quad (1)$$

ile verilir [4]. Bu eşitlikte, $a(s)$ ve $\varphi(s)$ sırasıyla s yansıtıcısından dönen işaretin genliğini ve fazını temsil etmektedir ve h ise enstrüman (nokta-yayımlı) fonksiyonudur. s yansıtıcısı x imge elemanına denk gelen hücre içerisindeyse veya bu hücreye yakınsa h 'ın değeri 1'e yaklaşırken, tersi durumda 0'a yaklaşmaktadır. h 'ın x 'e bağlı olmadığı farzedildiğinde h , $h(s-x)$ şeklinde tek parametrelili bir fonksiyon olarak yazılabilir.

Algılanan E alanı, bir karmaşık sayı dizisidir. x 'deki alanın modülünün karesi x 'deki algılanan yoğunluk olarak; yoğunluğun karekökü ise zarf veya genlik olarak adlandırılır. Bu alınan işaretin genliği ile aynı şey değildir, çünkü alınan alan enstrüman fonksiyonu vasıtasıyla zayıflatılmaktadır. Alınan işaretin genliği $a(s)$ yansıtıcılık olarak adlandırılırken, bu değer karesi yüzey alanı olarak adlandırılmaktadır. Bu değer speckle gürültüsü nedeniyle bozulur ve tüm speckle gürültüsü giderme yöntemlerinin amacı bu değer gerçek değerini tekrar elde etmektir.

Optik uzaktan algılama ile karşılaştırıldığında radar görüntülemenin birtakım avantajları vardır. İlk olarak aktif bir sistem olarak radar görüntüleme bir gece/gündüz veri yakalama sistemidir. Ayrıca, RADAR elektromanyetik dalga aralığının karakteristiği düşünülecek olursa, bulut, ışık, yağmur, sis veya duman gibi atmosferik özellikler RADAR veri yakalama sistemlerinin yetenekleri üzerinde daha az etkiye sahiptir. Bu durum RADAR'ı tüm hava şartlarında kullanılabilir bir uzaktan algılama sistemi haline getirmektedir. Ek olarak, RADAR işaretleri kum ve bitki topluluklarının iç kısımlarına

da belirli miktarlarda işleyebildiğinden yüzey bilgisine ek olarak, alt yüzey bilgisi de RADAR vasıtasıyla edinilebilmektedir.

Tüm RADAR görüntüleme sistemleri speckle gürültüsünden etkilenirler. Speckle gürültüsü çoğunlukla homojen olmayan yüzeylerden kaynaklanan yansımadaki değişkenlikler sebebiyle ortaya çıkar. Bu gürültü radar görüntülerine mozaikimsi bir etki verir. Bu durum imgelerin doku temelli analizleri üzerinde negatif bir etkiye sahip olan kontrast zayıflamasına yol açar [2]. Speckle gürültüsü imgelerin konumsal uzay istatistiksel özelliklerini katı bir şekilde değiştirmektedir [5]. Bu nedenle RADAR imgelerinden daha sağlıklı ve daha doğru bilgilerin elde edilmesi için speckle gürültüsü etkin bir şekilde giderilmelidir (idealde gürültü ortadan kaldırılmalıdır). Ancak tüm gürültü giderme yöntemlerinde olduğu gibi speckle gürültüsü giderme yönteminin bir taraftan gürültüyü giderirken diğer taraftan da imgenin sahip olduğu detayları koruması gerekmektedir.

Bu çalışmada RADAR imgelerindeki speckle gürültüsü etkilerinin giderilmesi için bulanık sinir ağı tabanlı bir yöntem sunulmaktadır. Bu amaçla speckle gürültüsü giderici iki adet bulanık sinir ağı eğitilmiş ve bulanık sinir ağlarının çıkışları bir ortalama alıcı ile tek bir değere dönüştürülmüştür. Sunulan yöntemin başarımı ortalama karesel hata (MSE) ve tepe işaret gürültü oranı (PSNR) kriterleri ile belirlenmiş, literatürdeki güncel speckle gürültüsü giderme yöntemlerinin başarımları ile kıyaslanmıştır. Çalışmanın geri kalan kısmı şu şekilde organize edilmiştir: İkinci bölümde bulanık sinir ağlarından ve sunulan yöntemden bahsedilmektedir. Üçüncü bölümde bulanık sinir ağlarının eğitimine değinilecek ve dördüncü bölümde speckle gürültüsü giderme yöntemlerinin ve sunulan yöntemin başarımı karşılaştırılarak görsel sonuçlar verilecektir. Son bölümde ise çıkarım sunulmaktadır.

2. BULANIK SINIR AĞLARI VE SUNULAN YÖNTEM

Sunulan yöntem birinci dereceden 3 girişli 1 çıkışlı Sugeno tipi iki bulanık sinir ağından ve bir ortalama alıcıdan oluşmaktadır. Süzgeci oluşturan bulanık sinir ağlarının girişlerinde üçer adet *genelleştirilmiş çan tipi* üyelik fonksiyonu (2), çıkışlarında ise *doğrusal* üyelik fonksiyonu (3) kullanılmıştır.

$$M_{ij}(u) = \frac{1}{1 + \left| \frac{u - a_{ij}}{b_{ij}} \right|^{2c_{ij}}}, \quad (2)$$

$$(i = 1, \dots, 3; j = 1, \dots, 3).$$

$$z_k(u_1, u_2, u_3) = d_{k1}u_1 + d_{k2}u_2 + d_{k3}u_3 + d_{k4}, \quad (3)$$

$$(k = 1, \dots, 27).$$

burada M_{ij} i . girişin j . üyelik fonksiyonunu ve z_k k . kuralın çıkışını ifade etmektedir.

Her bir bulanık sinir ağının kural tabanı girişlerin ve girişler ile ilintili üyelik fonksiyonlarının tüm olası kombinasyonlarını bir araya getiren 27 kuraldan oluşmaktadır. u_1 , u_2 ve u_3 bulanık sinir ağına ait üç giriş ve \hat{y} bulanık sinir ağının çıkışını temsil edecek olursa bulanık sinir ağının kural tabanı şu kuralları içerecektir:

1. Eğer (u_1, M_{11}) ve (u_2, M_{21}) ve (u_3, M_{31}) ,
ise $z_1 = d_{11}u_1 + d_{12}u_2 + d_{13}u_3 + d_{14}$
2. Eğer (u_1, M_{11}) ve (u_2, M_{21}) ve (u_3, M_{32}) ,
ise $z_2 = d_{21}u_1 + d_{22}u_2 + d_{23}u_3 + d_{24}$
3. Eğer (u_1, M_{11}) ve (u_2, M_{21}) ve (u_3, M_{33}) ,
ise $z_3 = d_{31}u_1 + d_{32}u_2 + d_{33}u_3 + d_{34}$
4. Eğer (u_1, M_{11}) ve (u_2, M_{22}) ve (u_3, M_{31}) ,
ise $z_4 = d_{41}u_1 + d_{42}u_2 + d_{43}u_3 + d_{44}$
- ⋮
- ⋮
27. Eğer (u_1, M_{13}) ve (u_2, M_{23}) ve (u_3, M_{33}) ,
ise $z_{27} = d_{27,1}u_1 + d_{27,2}u_2 + d_{27,3}u_3 + d_{27,4}$

(2) ve (3)'deki a , b , c ve d parametreleri üyelik fonksiyonlarının biçimlerini ayarlamak için kullanılırlar. Bu parametrelerin optimal değerleri [6]'da sunulan ve izleyen bölümlerde tartışılacak karma öğrenme algoritması vasıtasıyla belirlenmektedir.

Bulanık sinir ağının çıkışı kural çıkışlarının ağırlıklı ortalaması olmaktadır. Her bir kuralın ağırlıklandırma faktörü w_k , kurallara ait geçmişteki üyelik fonksiyonlarından yararlanarak hesaplanır. Bu işlem için ilk olarak giriş üyelik fonksiyonları vasıtasıyla giriş değerleri bulanık üyelik değerlerine dönüştürülür ve ardından \vee operatörü bu üyelik değerlerine uygulanır. \wedge operatörü giriş üyelik değerlerinin çarpımına denk gelmektedir. Böylece, kuralların ağırlıklandırma faktörleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\begin{aligned} w_1 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{31}(u_3) \\ w_2 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{32}(u_3) \\ w_3 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{33}(u_3) \\ w_4 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{22}(u_2) \cdot M_{31}(u_3) \\ &\vdots \\ w_{27} &= M_{13}(u_1) \cdot M_{23}(u_2) \cdot M_{33}(u_3) \end{aligned} \quad (5)$$

Ağırlıklandırma faktörleri belirlendiğinde bulanık sinir ağının çıkışı kural çıkışlarının ağırlıklı ortalaması

hesaplanarak bulunabilir:

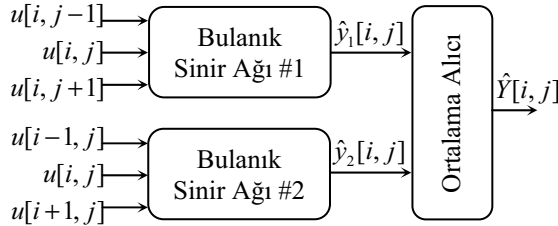
$$\hat{y} = \frac{\sum_{k=1}^{27} w_k z_k}{\sum_{k=1}^{27} w_k} \quad (6)$$

Bulanık sistemlerin detayları ile ilgilenen araştırmacılar konu ile ilgili iyi bir kaynak olan [6] referansına başvurabilirler.

Şekil-1 bu çalışmada önerilen sayısal imgelerden speckle gürültüsünü gidermek için kullanılan bulanık sinir ağı yöntemini göstermektedir. Önerilen metod iki bulanık sinir ağını ve bu ağların çıkışlarının ortalamasını alan bir ortalama alıcısı içermektedir. İlk bulanık sinir ağı, süzgeç penceresi merkez imge elemanının yatay komşularını ve imge elemanının kendisini giriş olarak alırken, diğer bulanık sinir ağı dikey komşuları ve yine imge elemanının kendisini giriş olarak almaktadır. İlk bulanık sinir ağının çıkışı $\hat{y}_1[i, j]$ ve diğer bulanık sinir ağının çıkışı $\hat{y}_2[i, j]$ ile temsil edilecek olursa tüm sistemin çıkışı,

$$\hat{Y}[i, j] = \frac{\hat{y}_1[i, j] + \hat{y}_2[i, j]}{2} \quad (7)$$

olarak bulunur.

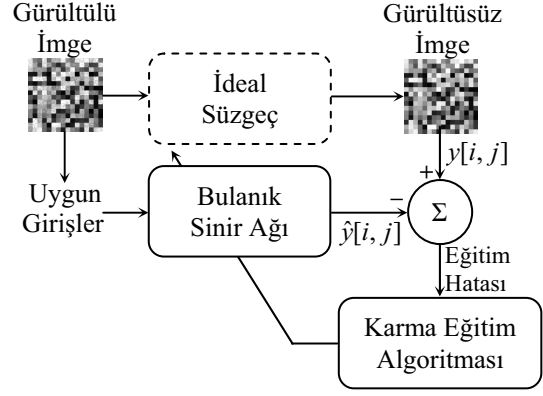


Şekil 1: Sunulan yöntem.

3. BULANIK SİNİR AĞLARININ EĞİTİMİ

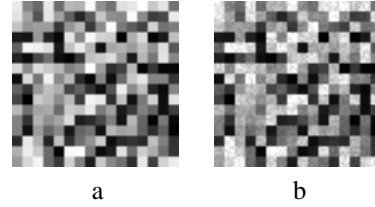
Süzgeci oluşturan bulanık sinir ağlarının iç parametreleri eğitim vasıtasıyla en iyilenmektedir. Şekil-2 eğitim için kullanılan düzeneği göstermektedir. Burada, ağı çıkış işareti ideal gürültü süzgecinin çıkış işaretine yakınsayacak şekilde bulanık sinir ağının parametreleri iteratif bir şekilde en iyilenir. İdeal gürültü süzgeci kavramsal bir süzgeçtir. İdeal gürültü süzgecinin çıkışı sadece eğitim için gereklidir ve asıl (gürültüsüz) eğitim imgesini temsil etmektedir.

Şekil-3 eğitim için kullanılan imgeleri göstermektedir. Şekil-3a'da kişisel bir bilgisayarda üretilmiş 64x64 boyutunda yapay bir imge olan asıl (gürültüsüz) eğitim imgesi görülmektedir. İmgedeki her bir kutucuk 4x4 imge elemanı boyutlu olup, [0, 255] aralığından eş dağılımlı bir şekilde rasgele seçilmiş



Şekil 2: Bulanık sinir ağının eğitimi.

aynı parlaklık değerine sahip 16 imge elemanından oluşur.



Şekil 3: Bulanık sinir ağlarının eğitimi esnasında kullanılan eğitim imgeleri.

Şekil-3b gürültülü eğitim imgesidir ve asıl eğitim imgesinin 0 ortalamalı ve imge elemanı başına 0.005 varyanslı speckle gürültüsü ile bozulması suretiyle elde edilmiştir. Bozucu gürültü varyansının eğitimin başarımını doğrudan etkilememesine rağmen, operatörün eğitim imgesinin sahip olduğu gürültü varyansı civarındaki gürültü varyansına sahip imgeler için daha iyi bir başarımla doğru bir şekilde gözlenmiştir. Ayrıca iki gürültü varyansı arasındaki fark arttıkça operatörün başarımının düzgün bir şekilde azaldığı gözlenmiştir. Böylece, geniş bir gürültü varyansı değişimi aralığı için kararlı bir süzgeç elde edebilmek için, bu aralığın düşük ve yüksek değerlerine yakın bir değer eğitim imgesini bozucu gürültü varyansı olarak seçilmesinden sakınılmalıdır.

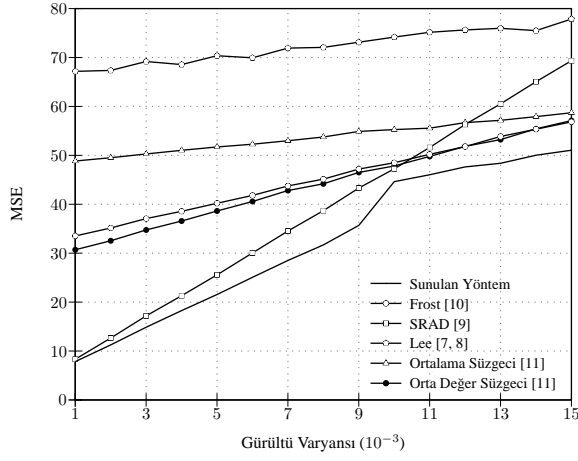
Ağ parametreleri en küçük kareler ve geriye yayılım en iyileme algoritmalarını karma bir şekilde kullanan karma eğitim algoritması [6] vasıtasıyla iteratif bir şekilde ayarlanmaktadır. Ağ eğitimi tamamlandığında, iç parametrelerinin değerleri belirlenmiş olacaktır.

4. SONUÇLAR

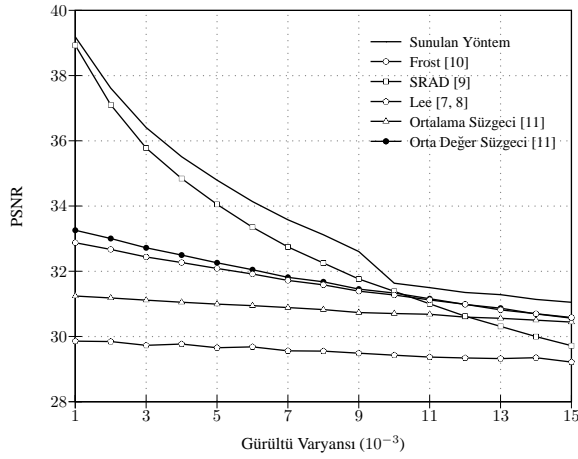
Sunulan yöntem gerçekleştirilmiştir. Sunulan yöntemin başarımını literatürde mevcut popüler SAR test imgeleri üzerinde test edilmiştir. Tüm test imgeleri 256x256

	Sunulan Yöntem	Frost [10]	SRAD [9]	Lee [7, 8]	Ortalama S. [11]	Orta Değer S. [11]
MSE	46.2786	50.3454	52.0751	72.5102	56.0136	49.8360
PSNR	31.4770	31.1112	30.9645	29.5268	30.6479	31.1554

Tablo 1: İmge elemanı başına $11 \cdot 10^{-3}$ değerinde varyansa sahip gürültü ile bozulmuş test imgesi için süzgeçlerin başarımları.



a

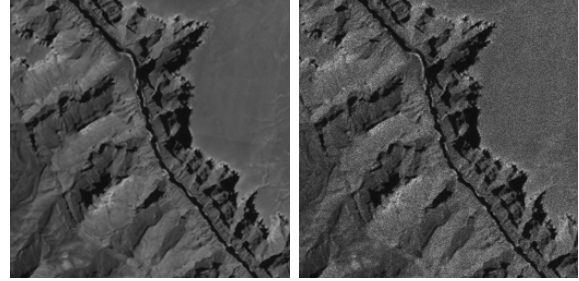


b

Şekil 4: Süzgeç başarımları. Yatay eksen imge elemanı başına speckle gürültüsü varyansını, dikey eksen a. MSE, b. PSNR başarımlarını göstermektedir.

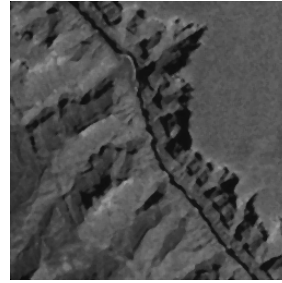
imge elemanı boyutlarındaki 8-bit gri seviyeli imgelerdir.

Her bir test imgesi imge elemanı başına 0.001'lik gürültü varyansından 0.015'lik gürültü varyansına kadar 0.001'lik adımlarla bozularak deneysel imgeler elde edilmiştir. Gürültülü deney imgeleri sunulan yöntem ile onarılmış ve süzgecin başarımı MSE ve PSNR kriterleri vasıtasıyla ölçülmüştür. 8-bit imgeler



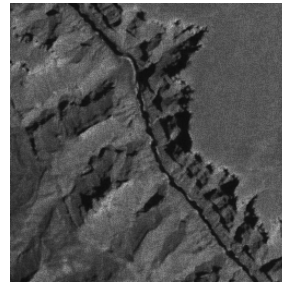
a

b



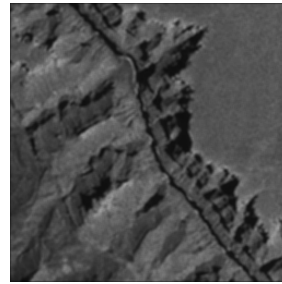
c

d



e

f



g

h

Şekil 5: Görsel başarımların karşılaştırması, a. Orjinal, b. Gürültülü imge (varyans $11 \cdot 10^{-3}$), c. Sunulan yöntem, d. Frost süzgeci [10], e. SRAD süzgeci [9], f. Lee süzgeci [7, 8], g. Ortalama süzgeci [11], h. Orta değer süzgeci [11].

için, bu kriterler şöyle tanımlanmaktadır:

$$MSE = \frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (y[i, j] - \hat{y}[i, j])^2 \quad (8)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J 255^2}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (y[i, j] - \hat{y}[i, j])^2} \quad (9)$$

burada $y[i, j]$ ve $\hat{y}[i, j]$ sırasıyla asıl ve onarılan imgeyi; I ve J imgelerin boyutlarını; i ve j ise imge elemanlarının yerleşimlerini temsil etmektedir.

Gürültünün rasgele bir süreç olması nedeniyle, deney şartları aynı olsa bile aynı deneyin her gerçekleşmesi farklı sonuçlar üretecektir. Bu nedenle, her bir test imgesi ve farklı her gürültü varyansı için süzgeçleme işlemi on kez tekrarlanmış ve ortalama MSE ve PSNR değerleri hesaplanmıştır.

Karşılaştırma amacıyla, aynı deneysel süreç literatürdeki güncel speckle gürültüsü giderici teknikler ile de tekrarlanmıştır.

Yapılan benzetimler sonucunda elde edilen başarımlar Şekil-4 ve 5'de ve Tablo-1'de sunulmuştur. Şekil-4'den görülebileceği gibi sunulan yöntem literatürdeki diğer speckle gürültüsü giderme süzgeçlerine göre başarımları daha iyi olan bir yöntemdir. Süzgeçlerin başarımlarının görsel olarak karşılaştırılabilmesi amacıyla imge elemanı başına $11 \cdot 10^{-3}$ varyans değerine sahip speckle gürültüsü ile bozulmuş SAR imgesi için süzgeçlere ait çıkış imgeleri Şekil-5'de sunulmuştur. Süzgeçleme sonucu elde edilen imgeler ile Şekil-5a'da verilen orjinal imge arasındaki MSE ve PSNR değerleri Tablo-1'de verilmektedir.

Sunulan yöntemin gürültüyü giderirken imge detaylarını koruduğu, imgeye ek bir bulanıklık vermediği Şekil-5'de görülmektedir. Diğer yöntemler ise gürültüyü giderme esnasında imgeye az veya çok oranda ek bir bulanıklık katmaktadır.

5. ÇIKARIM

Bu çalışmada SAR imgelerinden speckle gürültüsünü gidermek üzere kullanılacak yeni bir bulanık sinir ağı yöntemi sunulmuştur. Süzgeç speckle gürültüsü giderici iki adet bulanık sinir ağı ve bir ortalama alıcı içermektedir. Bu süzgeçlerden biri 3×3 'lük süzgeç penceresinin merkez imge elemanına ait yatay komşuluk değerlerini süzgeçlemek üzere, diğeri ise dikey komşuluk değerlerini süzgeçlemek üzere eğitilmiştir. Geliştirilen yöntem gürültüyü giderirken imge detaylarını da korumakta, imgeyi bulanıklaştırmamaktadır. Sonuç olarak sunulan süzgeç yapısı SAR imgelerinden speckle gürültüsü

gidermek amacıyla basit fakat güçlü bir araç olarak kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] H.C. Andrews and B.R. Hunt, "Digital Image Restoration," *Prentice-Hall, Engle-Wood Cliffs*, 1977.
- [2] R.K. Raney, "Radar Fundamentals: Technical Perspective. Chapter 2 in Principles and Applications of Imaging Radar, Manual of Remote Sensing, Third Edition, Volume 2, ASPRS," *John Wiley and Sons Inc.*, Toronto, 1998.
- [3] F.M. Henerson and A.J. Lewis, "Principles and Application of Imaging Radar, Volume1," *John Wiley and Sons Inc.*, New York, 1998.
- [4] InfoSAR Ltd., "InfoPACK User Guide Version 1.0," <http://www.infosar.co.uk>, 2006.
- [5] M.J. Durand, B.J. Gimonet and J.R. Perbos, "SAR Data Filtering for Classification," *IEE*, GE25(5), pp. 629-637, 1987.
- [6] J.-S.R. Jang, C.-T. Sun and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing," *Prentice-Hall International Inc.*, 1997.
- [7] J.S. Lee, "Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 17, pp. 24-32, 1981.
- [8] J.S. Lee, "Digital Image Smoothing and the Sigma Filter," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 24, pp. 255-269, 1983.
- [9] Y. Yu and S.T. Acton, "Speckle Reducing Anisotropic Diffusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 11, 2002.
- [10] A. Lopes, E. Nezry, R. Touzi and H. Laur, "Maximum A Posteriori Speckle Filtering and First Order Texture Models in SAR Images," *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 1990.
- [11] S.E. Umbaugh, "Computer Vision and Image Processing," *Prentice Hall Inc.*, 1998.