

# SAYISAL İMGELER İÇİN GAUSS GÜRÜLTÜSÜ GİDERİCİ BULANIK SINIR AĞI TABANLI BİR SÜZGEÇ

Alper BAŞTÜRK

M. Emin YÜKSEL

Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, 38039, Kayseri.

[ab@erciyes.edu.tr](mailto:ab@erciyes.edu.tr), [yuksel@erciyes.edu.tr](mailto:yuksel@erciyes.edu.tr)

## ÖZET

Bu çalışmada sayısal imgelerdeki Gauss gürültüsünü gidermek amacıyla kullanılacak bir bulanık süzgeç sunulmaktadır. Geliştirilen ağ gürültünün ortalama ve varyans değişimlerine karşı bağımsızdır. Sunulan yöntemin başarımı ortalama alıcı süzgeç ile karşılaştırılmış ve başarımının bu süzgece göre daha iyi olduğu gösterilmiştir.

## 1. GİRİŞ

Sayısal imgeler astronomi, tıp, biyoloji, uzaktan algılama vb. gibi uygulama ve araştırma sahalarında yaygınca kullanılan önemli veri kaynaklarıdır [1]. Bu nedenle sayısal imgelerin içerdikleri yararlı verilerin azami oranda elde edilmesi her uygulama sahası için büyük önem taşır. Fakat bu amacı engelleyen başlıca sebeplerden birisi gürültü ve distorsiyon gibi bozucu etmenlerdir. Gürültü atmosferik türbülans ve hareket gibi elverişsiz dış ortam şartlarından kaynaklanabileceği gibi sensör gürültüsü, sınırlı doğruluk, sonlu hassasiyet, kuantalama ve termal gürültü gibi iç ortam şartlarındaki yetersizliklerden de kaynaklanabilir.

Son on yıl süresince bozucu etmenlerin ve gürültünün sayısal imgelerdeki etkilerini azaltmak ve/veya gidermek amacıyla yoğun çalışmalar gerçekleştirilmiştir [3-14]. Bu çalışmalar arasında ters süzgeçleme ve çeşitli dönüşümler gibi sıklık uzayı yaklaşımları olduğu gibi, doğrusal ve doğrusal olmayan süzgeçleme tekniklerini içeren konumsal uzay yaklaşımları da mevcuttur. Sıklık uzayı yaklaşımlarının, konumsal uzay yaklaşımlarına göre işlem yüklerinin daha fazla olması araştırmacıların daha çok konumsal uzay tekniklerine odaklanmalarına neden olmuştur. Konumsal uzay yaklaşımları arasında ise makul gürültü başarımları gösterememeleri nedeniyle doğrusal teknikler fazlaca araştırma konusu olamamışlardır. Doğrusal olmayan gürültü giderme teknikleri arasında temel teknik olarak görülen süzgeçleme yaklaşımları ortalama ve orta değer süzgeçleridir. Orta değer süzgeci dürtü gürültüsü için makul bir gürültü giderme başarımı sunarken, ortalama süzgeci ise bozucu etkinin yapısı nedeniyle Gauss gürültüsü ve bulanıklık gibi etmenlere karşı makul bir gürültü giderme başarımı sergilemektedir.

Ortalama süzgeci doğrudan süzgeç penceresi imge elemanlarının aritmetik ortalamasını alması nedeniyle imgenin tamamını süzgeçleme sürecine dahil eder. İmge elemanlarının gürültüden ne denli etkilendiğine dair herhangi bir analiz yapmaksızın imgeyi işleyen ortalama süzgeci her imge elemanı için aynı karakteristiği sergiler. Bu nedenle gürültüden az etkilenmiş imge elemanları ile çok etkilenmiş imge elemanları aynı sürece dahil olmaktadır. Bu ortalama süzgeci için bir dezavantajdır ve bu sorunun çözülmesi imge gürültüsünün giderim başarımını artıracaktır [1].

Doğrusal olmayan süzgeçleme yöntemleri içerisinde diğer bir grubu oluşturan işlemsel zeka yaklaşımları ise konumsal uzay süzgeçlerine göre daha iyi başarımlar sergileyen ve çoğunlukla sezgisel tabanlı tekniklerdir [9-14]. Yapay sinir ağı teknikleri, bulanık mantık teknikleri ve en iyileme algoritmaları gibi yaklaşımların oluşturduğu bu gruptaki teknikler insan zekasını taklit eden ve problemlere insanımsı yaklaşımlar getiren

tekniklerdir. Yapay sinir ağlarının örneklerden öğrenme, bulanık mantık tekniklerinin belirsizliği modelleyebilme özelliklerini biraya getirmeleri sayesinde belirsiz örnekleri modelleyebilen bulanık sinir ağları ise bu özellikleri sayesinde grup teknikleri arasında ön plana çıkmaktadırlar.

Bu çalışmada sayısal imgelerdeki Gauss gürültüsünü gidermek amacıyla kullanılacak bir bulanık süzgeç sunulmaktadır. Geliştirilen süzgeç gürültünün ortalama ve varyans değişimlerine karşı bağımsızdır. Sunulan yöntemin başarımı ortalama alıcı süzgeç ile karşılaştırılmış ve başarımının bu süzgece göre daha iyi olduğu gösterilmiştir. Çalışmanın ana hatları şu şekilde özetlenebilir: ikinci bölümde bulanık sinir ağlarının yapısından ve önerilen sistemden bahsedildikten sonra, üçüncü bölümde önerilen sistemin eğitimine değinilecektir. Dördüncü bölümde elde edilen sonuçlar sunulduktan sonra son bölüm olan çıkarım bölümünde bu çalışma ile elde edilen sonuçlar yorumlanacaktır.

## 2. GAUSS GÜRÜLTÜSÜ GİDERİCİ BULANIK SÜZGEÇ

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

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

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

$$z_k(u_1, u_2, u_3) = d_{k1}u_1 + d_{k2}u_2 + d_{k3}u_3 + d_{k4}, \quad (2)$$

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

burada  $M_{ij}$ ,  $i$ . girişin  $j$ . üyelik fonksiyonunu ve  $z_k$ ,  $k$ . kuralın çıkışı olan doğrusal üyelik fonksiyonunu ifade etmektedir.

$u[i-1, j-1]$	$u[i-1, j]$	$u[i-1, j+1]$
$u[i, j-1]$	$u[i, j]$	$u[i, j+1]$
$u[i+1, j-1]$	$u[i+1, j]$	$u[i+1, j+1]$

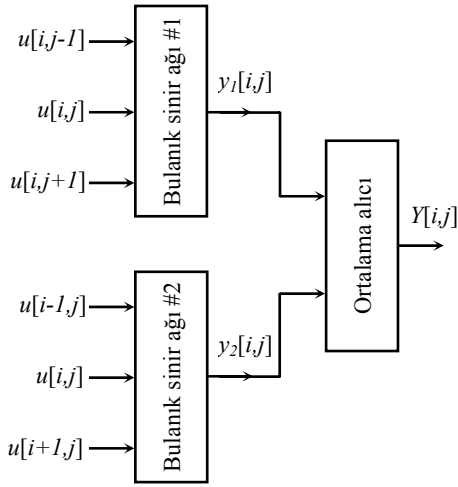
Şekil-1. Süzgeç penceresi imge elemanı komşulukları.

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 girişi ve  $y$  bulanık sinir ağının çıkışını temsil edecek olursa bulanık sinir ağının kural tabanı şu kuralları içerecektir:

- 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  $z_{27} = d_{271}u_1 + d_{272}u_2 + d_{273}u_3 + d_{274}$

(1) ve (2)'deki  $a$ ,  $b$ ,  $c$  ve  $d$  parametreleri üyelik fonksiyonlarının biçimlerini ayarlamak için kullanılırlar. Bu parametrelerin en iyi değerleri [2]'de sunulan karma öğrenme algoritması vasıtasıyla belirlenmektedir.



Şekil-2. Önerilen metod.

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

$$\begin{aligned}
 w_1 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{31}(u_3) \\
 w_2 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{32}(u_3) \\
 w_3 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{21}(u_2) \cdot M_{33}(u_3) \\
 w_4 &= M_{11}(u_1) \cdot M_{22}(u_2) \cdot M_{31}(u_3) \\
 &\vdots \\
 w_{27} &= M_{13}(u_1) \cdot M_{23}(u_2) \cdot M_{33}(u_3)
 \end{aligned} \quad (4)$$

Ağırlıklandırma faktörleri belirlendiğinde bulanık sinir ağının çıkışı kural çıkışlarının ağırlıklı ortalaması hesaplanarak bulunabilir:

$$y = \frac{\sum_{k=1}^{27} w_k z_k}{\sum_{k=1}^{27} w_k} \quad (5)$$

Bulanık sistemlerin detayları ile ilgilenen araştırmacılar konu ile ilgili iyi bir kaynak olan [2] referansına başvurabilirler.

Şekil-2 bu çalışmada önerilen sayısal imgelerden Gauss gürültüsünü gidermek için kullanılan bulanık süzgeci göstermektedir. Önerilen metod iki bulanık sinir ağını ve bu ağlarının çıkışlarının ortalamasını alan bir ortalama alıcıdan oluşmaktadır. İlk bulanık sinir ağı bir 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  $y_1[i,j]$  ve diğer bulanık sinir ağının çıkışı  $y_2[i,j]$  ile temsil edilecek olursa tüm sistemin çıkışı

$$Y[i,j] = \frac{y_1[i,j] + y_2[i,j]}{2} \quad (6)$$

olarak bulunur, ve buradan

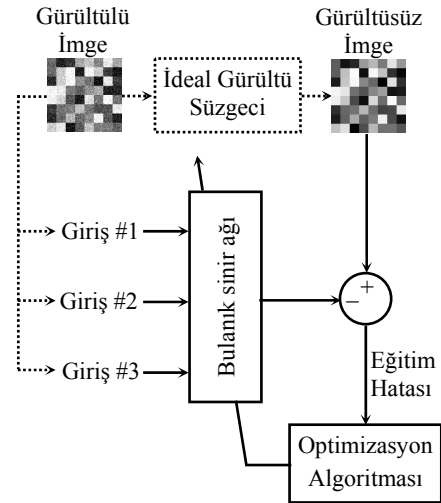
$$Y = \frac{Y_1 + Y_2}{2} \quad (7)$$

elde edilir.

### 3. SÜZGECİN EĞİTİMİ

Süzgeci oluşturan bulanık sinir ağlarının iç parametreleri eğitim vasıtasıyla en iyilenmektedir. Şekil-3 eğitim için kullanılan düzeneği göstermektedir. Burada, bulanık sinir ağının parametreleri ağı çıkış işareti *ideal gürültü süzgeci*'nin çıkış işaretine yakınsayacak şekilde 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-4 eğitim için kullanılan imgeri göstermektedir. Şekil-4a'da kişisel bir bilgisayarda üretilmiş 120x120 boyutunda yapay bir imge olan *asıl (gürültüsüz) eğitim imgesi*, görülmektedir. İmgedeki her bir kutucuk 15x15 imge elemanı boyutlu olup, [0, 255] aralığından eş dağılımlı bir şekilde rasgele seçilmiş aynı parlaklık değerine sahip 225 imge elemanından oluşur.



Şekil-3. Önerilen sistemdeki bulanık sinir ağlarının eğitimi.

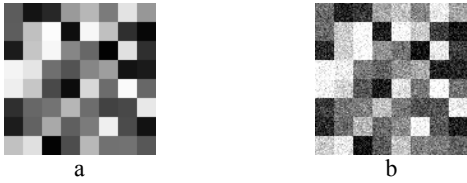
Şekil-4b *gürültülü eğitim imgesi*'dir ve asıl eğitim imgesinin 0 ortalamalı 0.05 varyanslı gauss gürültüsü ile bozulması suretiyle

elde edilmiştir. Bozucu gürültü yoğunluğunun eğitim başarımını doğrudan etkilememesine rağmen, operatörün eğitim imgesinin sahip olduğu gürültü yoğunluğu civarındaki gürültü yoğunluğuna sahip imgeler için daha iyi bir başarımla verdiği deneysel olarak gözlenmiştir. Ayrıca iki gürültü yoğunluğu arasındaki fark arttıkça operatörün başarımının düzgün bir şekilde azaldığı gözlenmiştir. Böylece, geniş bir gürültü yoğunluğu değişimi aralığı için kararlı bir süzgeç elde edebilmek için, bu aralığın düşük ve yüksek değerlerine yakın bir değerin eğitim imgesini bozucu gürültü yoğunluğu olarak seçilmesinden sakınılmalıdır.

Şekil-4a ve Şekil-4b'deki imgeler eğitim süresince sırasıyla *hedef (istenen)* ve *giriş* imgeleri olarak kullanılmaktadır. Ağ parametreleri en küçük kareler ve geriye yayılım en iyileme algoritmalarını karma bir şekilde kullanan karma öğrenme algoritması [2] vasıtasıyla iteratif bir şekilde ayarlanmaktadır. Ağ eğitimi tamamlandığında, iç parametrelerinin değerleri belirlenmiş olacaktır.

#### 4. SONUÇLAR ve TARTIŞMA

Sunulan süzgeç gerçekleştirilmiştir. Sunulan süzgecin başarımını belirlemek üzere literatürde mevcut on popüler test imgesi üzerinde detaylı benzetim deneyleri yapılmıştır. Bu imgeler, *Baboon*, *Blood*, *Boats*, *Bridge*, *Cameraman*, *Goldhill*, *Lena*, *Pentagon*, *Peppers* ve *Rice* imgeleridir. Tüm test imgeleri 256x256 imge elemanı boyutlarındaki 8-bit gri seviyeli imgelerdir.



Şekil-4. Eğitim imgeleri. a. Gürültüsüz eğitim imgesi, b. Gürültülü eğitim imgesi.

Deneysel imgeler her bir test imgesinin gürültünün 0.0125–0.25 aralığındaki ortalama değerleri ve 0.055–0.25 aralığındaki varyans değerleri ile bozulması ile elde edilmiştir. Gürültülü deney imgeleri sunulan süzgeç ile onarılmış ve süzgecin başarımını *ortalama karesel hata (MSE)* ve *tepe sinyal-gürültü oranı (PSNR)* kriterleri vasıtasıyla ölçülmüştür. 8-bit imgeler için, bu kriterler şöyle tanımlanmaktadır:

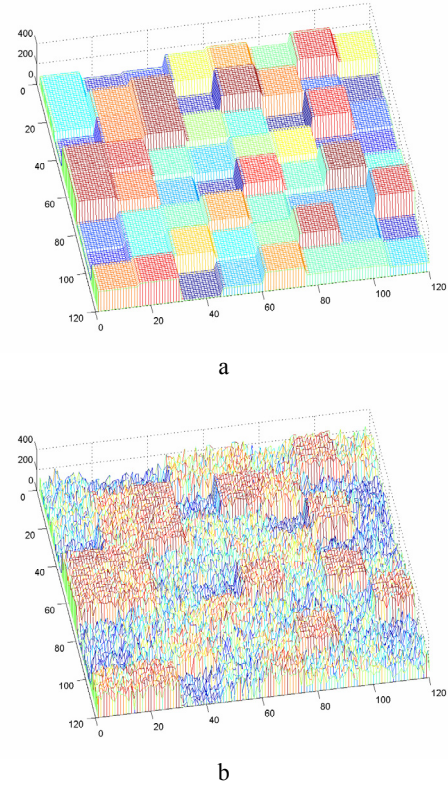
$$MSE = \frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (S[i,j] - Y[i,j])^2 \quad (8)$$

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

Burada  $S[i,j]$  ve  $Y[i,j]$  sırasıyla asıl ve onarılan imgeyi;  $I$  ve  $J$  imgelerin boyutlarını;  $i$  ve  $j$  ise imge elemanlarının satır ve sütun yerleşimlerini temsil etmektedir.

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

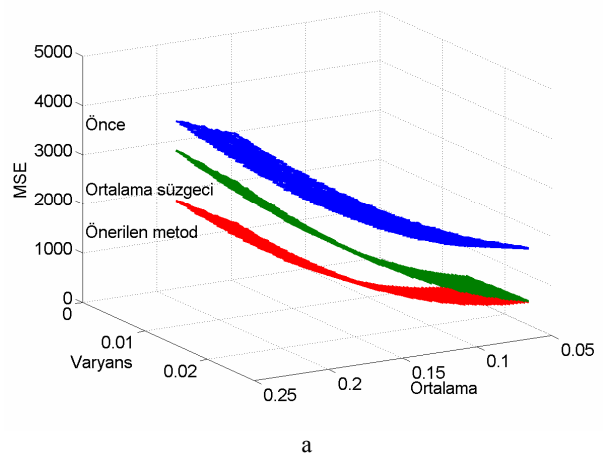
amacıyla, aynı deneysel süreç ortalama süzgeci içinde tekrarlanmıştır.

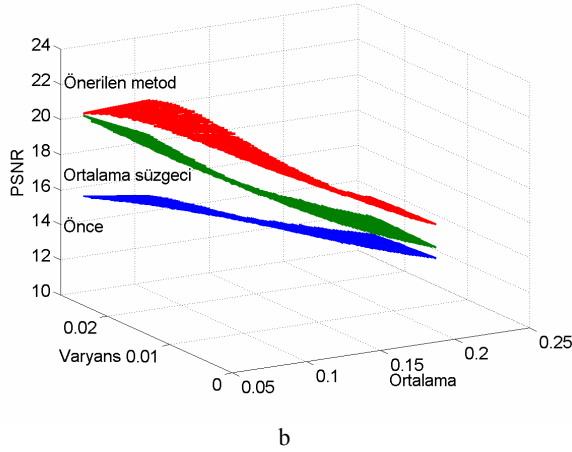


Şekil-5. a. Gürültüsüz eğitim imgesinin, b. Gürültüsüz eğitim imgesinin 0 ortalamalı ve 0.05 varyanslı Gauss gürültüsü ile bozulması ile elde edilen gürültülü eğitim imgesinin 3 boyutlu genlik diyagramı.

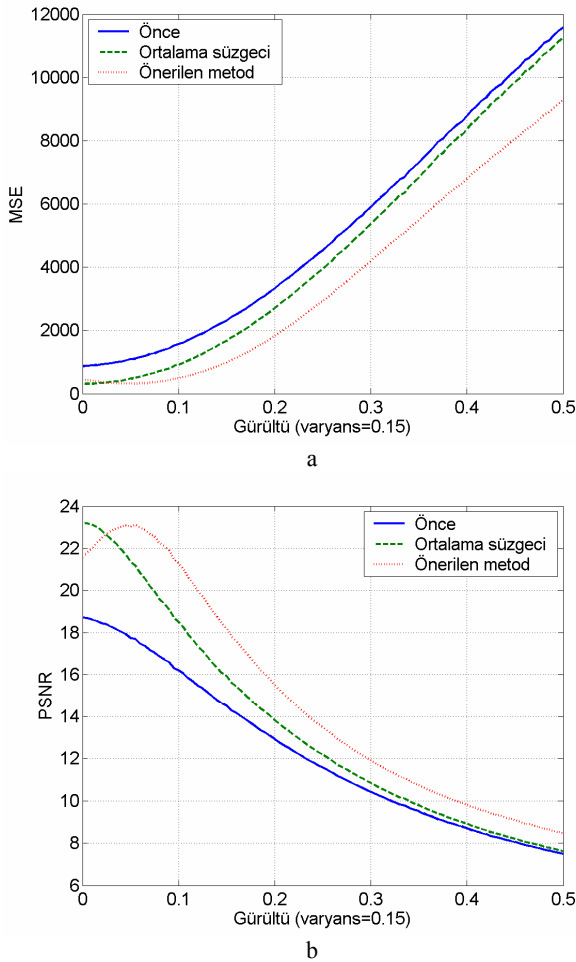
Şekil-5, eğitim imgesinin 0 ortalamalı ve 0.05 varyanslı Gauss gürültüsü ile bozulması durumunda imgedeki değişimi göstermektedir. Bu şekildeki imgeler Şekil-4'deki eğitim imgelerinin 3 boyutlu gösterimleri ile elde edilmiştir.

Benzetimler sonucu elde edilen başarımlar Şekil-6 ve Şekil-7 de verilmiştir. Şekil-6a ve Şekil-6b Gauss gürültüsünün varyans ve ortalama değerinin karşılıklı değişimine göre gürültülü imgenin süzgeçleme öncesi ve ortalama süzgeci ve önerilen yöntem ile süzgeçleme sonrası ulaşılan MSE ve PSNR değerlerini göstermektedir.





Şekil-6. Gürültülü imgelerin süzgeçleme öncesindeki ve ortalama süzgeci ve önerilen yöntem ile süzgeçleme sonrası ulaşılan a. MSE, b. PSNR değerleri.



Şekil-7. Sabit varyans (0.15) ve değişken gürültü ortalaması için süzgeçleme öncesindeki ve ortalama süzgeci ve önerilen yöntem ile süzgeçleme sonrası ulaşılan a. MSE ve b. PSNR değerleri.

Şekil-7a ve Şekil-7b Gauss gürültüsünün varyans değeri sabitlendiğinde gürültünün ortalama değerinin değişimine karşılık imgenin süzgeçleme ve ortalama süzgeci ve önerilen

yöntem ile süzgeçleme sonrası ulaşılan MSE ve PSNR değerlerini göstermektedir.

## 5. ÇIKARIM

Sayısal imgelerdeki Gauss gürültüsünü gidermek için yeni bir bulanık süzgeç sunulmuştur. Süzgeç ortalama süzgecine göre daha iyi bir başarımlı göstermekte ve Gauss gürültüsünü daha iyi bastırmaktadır. Sunulan süzgeç yapısı sayısal imgelerden gauss gürültüsünü gidermek amacıyla basit fakat güçlü bir araç olarak kullanılabilir.

## KAYNAKLAR

- [1] S. E. Umbaugh, Computer Vision and Image Processing, Upper Saddle River, NJ, Prentice-Hall International Inc., 1998.
- [2] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun and E. Mizutani, Neuro-fuzzy and soft computing, Prentice-Hall International Inc., 1997.
- [3] T. Sun and Y. Neuvo, "Detail-preserving median based filters in image processing," Pattern Recognition Letters, vol. 15, pp. 341-347, 1994.
- [4] T. Chen, K. K. Ma and L. H. Chen, "Tri-state median filter for image denoising," IEEE Trans. Image Processing, vol. 8, no. 12, pp. 1834-1838, 1999.
- [5] T. Chen and H. R. Wu, "Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images," IEEE Trans. Circuits and Systems-II, vol. 48, no. 8, pp. 784-789, 2001.
- [6] S. Zhang and M. A. Karim, "A new impulse detector for switching median filters," IEEE Signal Proc. Letters, vol. 9, no. 11, pp. 360-363, 2002.
- [7] E. Abreu, M. Lightstone, S.K. Mitra and K. Arakawa, "A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images," IEEE Trans. Image Processing, vol. 5, no. 6, pp. 1012-1025, 1996.
- [8] T. Chen and H. R. Wu, "Adaptive impulse detection using center weighted median filters," IEEE Signal Proc. Letters, vol. 8, no. 1, pp. 1-3, 2001.
- [9] F. Russo and G.A. Ramponi, "Fuzzy filter for images corrupted by impulse noise," IEEE Signal Process Lett., vol. 3, pp. 168-170, 1996.
- [10] M. E. Yüksel and A. Baştürk, "Efficient removal of impulse noise from highly corrupted digital images by a simple neuro-fuzzy operator," Int. J. Electron. Commun., vol. 57, no. 3, pp. 214-219, 2003.
- [11] M. E. Yüksel and A. Baştürk, "A simple generalized neuro-fuzzy operator for efficient removal of impulse noise from highly corrupted digital images," Int. J. Electron. Commun., baskıda.
- [12] M. E. Yüksel, A. Baştürk and E. Beşdok, "Detail-preserving restoration of impulse noise corrupted images by a switching median filter guided by a simple neuro-fuzzy network," EURASIP J. Applied Signal Processing (Special issue on nonlinear signal and image processing), baskıda.
- [13] M. Emin Yüksel, A. Baştürk, "Sayısal imgelerden dürtü gürültüsü süzmeye yönelik yeni bir anahtarlamalı orta değer süzgeci", Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu ASYU-INISTA 2004, 23-25 Haziran 2004.
- [14] Alper Baştürk, M. Emin Yüksel, "Sayısal İmgelerden Dürtü Gürültüsü Gidermek İçin Bulanık Sinir Ağı Tabanlı Esnek Anahtarlamalı Karma Süzgeç", IEEE 13. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 16-18 Mayıs 2005, Kayseri.