

**YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE  
KARMA NORMLAR KULLANILARAK SAR  
GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA**

**2015  
DOKTORA TEZİ  
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ**

**Caner ÖZCAN**

**YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE KARMA NORMLAR  
KULLANILARAK SAR GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA**

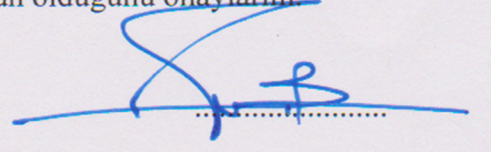
**Caner ÖZCAN**

**Karabük Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında  
Doktora Tezi  
Olarak Hazırlanmıştır**

**KARABÜK  
Aralık 2015**

Cancr ÖZCAN tarafından hazırlanan “YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE KARMA NORMLAR KULLANILARAK SAR GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA” başlıklı bu tezin Doktora Tezi olarak uygun olduğunu onaylarım

Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN  
Tez Danışmanı, Yıldırım Beyazıt Üniversitesi



Dr. Fatih NAR  
Tez Danışmanı, SDT Uzay & Savunma Teknolojileri

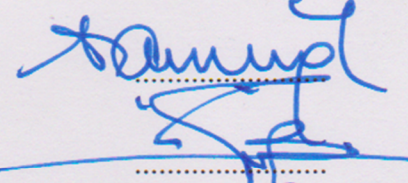


Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir. 11/12/2015

Ünvanı, Adı SOYADI (Kurumu)

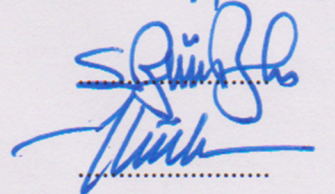
İmzası

Başkan : Prof. Dr. Abdullah ÇAVUŞOĞLU (YÖK Üyesi)

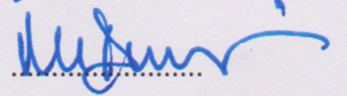


Üye : Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN (YBÜ)

Üye : Yrd. Doç. Dr. Salih GÖRGÜNOĞLU (KBÜ)



Üye : Yrd. Doç. Dr. İlker TÜRKER (KBÜ)

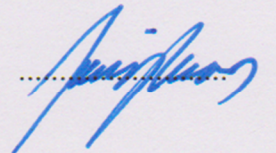


Üye : Yrd. Doç. Dr. Mehmet DEMİRER (HÜ)

...../...../2015

KBÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu, bu tez ile, Doktora derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Nevin AYTEMİZ  
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü



*“Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik ilkelere uygun olarak elde edildiğini ve sunulduğunu; ayrıca bu kuralların ve ilkelerin gerektirdiği şekilde, bu çalışmadan kaynaklanmayan bütün atıfları yaptığımı beyan ederim.”*

Caner ÖZCAN

## **ÖZET**

**Doktora Tezi**

### **YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE KARMA NORMLAR KULLANILARAK SAR GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA**

**Caner ÖZCAN**

**Karabük Üniversitesi**

**Fen Bilimleri Enstitüsü**

**Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Tez Danışmanı:**

**Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN**

**Aralık 2015, 113 sayfa**

Bu çalışmada, algoritma çalışma süresi kısa tutularak gürültü azaltma performansının geliştirilmesi için  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun avantajları ve yerel olmayan ortalama filtrenin doku koruma özelliği bir araya getirilerek yeni bir yöntem geliştirilmektedir. Önerilen yöntem görüntüdeki kenar ve noktasal saçıcıların bozulmasını önleyerek homojen bölgelerin yumuşatılmasını sağlamaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun değişik uygulama senaryolarında birbirlerine göre avantajları olduğu görülmektedir. Görüntülerdeki her bir piksel için bu normlardan uygun olanı kullanılırsa daha iyi bir gürültü azaltma sağlanacaktır. Ayrıca yerel olmayan ortalama filtrenin kullanımı ile de görüntü üzerindeki dokular daha iyi korunabilecektir. Bu yöntemleri bir arada kullanabilmek için yöntemlerin sahip olacağı farklı ağırlık değerlerinden oluşan bir maliyet fonksiyonu tanımlanmaktadır. Önerilen maliyet fonksiyonunun eşlenik gradyan yöntemleri kullanılarak minimize edilmesiyle gürültü azaltma

gerçekleştirilmektedir. Önerilen yöntem etkin bellek kullanımı sağlamaktadır ve yöntemin tüm adımlarının CPU’da OpenMP ve GPU’da CUDA kullanılarak paralelleştirilmesi sağlanmaktadır. Benek gürültü azaltma performansı, çalışma süresi ve bellek kullanımı sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde test edilmiştir.

**Anahtar Sözcükler** : Sentetik açıklıklı radar (SAR), benek gürültü, benek gürültü azaltma, toplam değişim,  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm,  $l_2$ -norm, karma norm, eniyileme, paralel programlama, OpenMP, CUDA.

**Bilim Kodu** : 902.1.014

## **ABSTRACT**

**Ph. D. Thesis**

### **SAR IMAGE DESPECKLING BY USING NON-LOCAL MEANS AND MIXED NORMS**

**Caner ÖZCAN**

**Karabük University**

**Graduate School of Natural and Applied Sciences**

**Department of Computer Engineering**

**Thesis Advisor:**

**Assist. Prof. Dr. Baha ŞEN**

**December 2015, 113 pages**

In this study, a novel method which combines the advantages of  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm and  $l_2$ -norm and texture preserving property of non-local means method in order to improve despeckling quality while keeping execution times of algorithm reasonably short is proposed. The proposed method allows to smooth homogeneous regions with minimal degradation in edges and point scatterers in the image. When the studies in this area is examined,  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm, and  $l_2$ -norm have different advantages with respect to each other for different application scenarios. A better noise reduction will be provided when the appropriate of these norms are used for each pixel in the images. Also textures in the image can be preserved better with the use of non-local means filter. A cost function is defined to use these methods together with different weights. Noise reduction is performed with minimization the proposed cost function using the conjugate gradient methods. The proposed method provides efficient use of

memory and all the steps of the algorithm are parallelized using OpenMP and CUDA. Despeckling performance, execution time and memory usage of the proposed method are shown using synthetic and real-world SAR images.

**Key Word** : Synthetic Aperture Radar (SAR), speckle noise, despeckling, total variation,  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm,  $l_2$ -norm, mixed norm, optimization, parallel programming, OpenMP, CUDA.

**Science Code** : 902.1.014



## TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasının planlanmasında, araştırılmasında, yürütülmesinde ve tamamlanmasında ilgi ve desteğini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım, yönlendirme ve bilgilendirmeleriyle çalışmamı bilimsel temeller ışığında şekillendiren sayın hocalarım Yrd. Doç. Dr. Baha ŞEN ve Dr. Fatih NAR'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca tez çalışması süresince değerli yorum ve değerlendirmeleri ile desteklerini esirgemeyen sayın hocalarım Prof. Dr. Abdullah ÇAVUŞOĞLU ve Yrd. Doç. Dr. Salih GÖRGÜNOĞLU'na teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışma boyunca verdikleri önemli katkılardan dolayı değerli arkadaşlarım Arş. Gör. Ferhat ATASOY, Okt. Pınar MIZRAK ve Okt. Samet GÜVEN'e teşekkür ederim.

Manevi destekleriyle beni hiçbir zaman yalnız bırakmayan değerli eşim Özlem KARACA ÖZCAN'a, tez çalışması sırasında dünyaya gözlerini açan ve doğumundan itibaren mutluluk ve huzur kaynağımız olan sevgili kızım Hüma Karaca ÖZCAN'a ve aileme tüm kalbimle teşekkür ederim.

Bu çalışma Yıldırım Beyazıt Üniversitesi tarafından Bilimsel Araştırma Projesi olarak 590 proje numarasıyla desteklenmiştir.

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
KABUL .....	ii
ÖZET .....	iv
ABSTRACT .....	vi
TEŞEKKÜR .....	viii
İÇİNDEKİLER.....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	xi
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	xiii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xiv
BÖLÜM 1. ....	1
GİRİŞ .....	1
BÖLÜM 2. ....	5
SAR GÖRÜNTÜLEMEDE BENEK GÜRÜLTÜ VE AZALTMA .....	5
2.1. SAR GÖRÜNTÜLEME .....	5
2.2. BENEK GÜRÜLTÜ MODELİ.....	8
2.3. BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA YÖNTEMLERİ .....	9
BÖLÜM 3. ....	24
SEYREKLİK-GÜDÜMLÜ BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA .....	24
3.1. DEĞİŞİMSEL YÖNTEMLER VE TOPLAM DEĞİŞİM.....	24
3.2. SDD MODELİ .....	29
3.3. CPU VE GPU PARALELLEŞTİRME.....	34
3.4. NİTEL SONUÇLAR .....	37
BÖLÜM 4. ....	42
DEĞİŞİMSEL KARMA NORMLAR KULLANILARAK BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA .....	42
4.1. VMND MODELİ .....	42

	<b><u>Sayfa</u></b>
4.2. CPU VE GPU PARALELLEŐTİRME.....	45
4.3. NİTEL SONUÇLAR .....	45
BÖLÜM 5. ....	49
YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE KARMA NORMLAR KULLANILARAK SAR GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA.....	49
5.1. YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE .....	49
5.2. VHND MODELİ.....	53
5.3. NİTEL SONUÇLAR .....	55
BÖLÜM 6. ....	57
DENEYSEL ÇALIŐMALAR VE KARŐILAŐTIRMALAR .....	57
BÖLÜM 7. ....	76
UYGULAMALAR.....	76
BÖLÜM 8. ....	82
SONUÇLAR.....	82
KAYNAKLAR.....	84
EK AÇIKLAMALAR A. EŐLENİK GRADYAN YÖNTEMİ, ÖLÇEKLENDİRMELER VE ÖLÇEKLİ EŐLENİK GRADYAN YÖNTEMİ.....	97
EK AÇIKLAMALAR B. OPENMP VE CUDA PARALELLEŐTİRME.....	103
EK AÇIKLAMALAR C. GÖRÜNTÜ KALİTESİ METRİKLERİ.....	108
ÖZGEÇMİŐ.....	113

## ŞEKİLLER DİZİNİ

### Sayfa

Şekil 2.1. SAR görüntüleme sistemi .....	6
Şekil 2.2. Aynı coğrafi bölgeye ait örnek SAR ve optik görüntüsü.....	7
Şekil 2.3. Örnek bir sentetik görüntü üzerine farklı düzeyli benek gürültü uygulanması .....	8
Şekil 2.4. Orijinal SAR görüntüye farklı filtrelerin uygulanması.....	10
Şekil 2.5. Orijinal SAR görüntüye geleneksel filtrelerin uygulanması.....	11
Şekil 2.6. Wavelet filtreleme örneği .....	13
Şekil 2.7. Orijinal SAR görüntüye Gamma MAP ve Bayes Wavelet uygulanması .	14
Şekil 2.8. Sabit dalgacık filtreleme örneği .....	15
Şekil 2.9. Gauss MRF filtreleme örneği.....	15
Şekil 2.10. NL tabanlı filtreleme yöntemleri.....	17
Şekil 2.11. AD ve SRAD filtreleme sonuçları .....	19
Şekil 2.12. Farklı $\lambda$ değerleri için FPD yöntemi sonuçları .....	20
Şekil 3.1. Sürekli ve ayrık model gösterimi .....	25
Şekil 3.2. Dışbükey olmayan ve dışbükey örnek enerji fonksiyonları.....	28
Şekil 3.3. $l_1$ -norm yakınsamaları ( $\epsilon_d = 0,01, \lambda = 1$ ) .....	32
Şekil 3.4. Fonksiyonlarda kullanılan OpenMP 8 iş parçacığı çalışma yapısı .....	35
Şekil 3.5. A matrisi yapısı örneği.....	37
Şekil 3.6. SDD yönteminde farklı norm değerleri için PSNR(dB) ve SSIM sonuçları.....	40
Şekil 3.7. Farklı $f$ ve $\lambda$ için SDD yöntemi sonuçları.....	41
Şekil 6.1. Sentetik gürültülü görüntü (Lena) gürültü azaltma yöntemi sonuçları ....	59
Şekil 6.2. Orijinal TerraSAR-X spotlight görüntüsü .....	60
Şekil 6.3. SRAD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).....	60
Şekil 6.4. FPD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).....	61
Şekil 6.5. PPB filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü). .....	61
Şekil 6.6. SAR-BM3D filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).....	62
Şekil 6.7. SDD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü). .....	62
Şekil 6.8. VMND filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü) .....	63

## Sayfa

Şekil 6.9. VHND filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).....	63
Şekil 6.10. Orijinal Sentinel SAR görüntüsü.....	64
Şekil 6.11. SRAD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).....	64
Şekil 6.12. FPD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü). ....	65
Şekil 6.13. PPB filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü) .....	65
Şekil 6.14. SAR-BM3D filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).....	66
Şekil 6.15. SDD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).....	66
Şekil 6.16. VMND filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü) .....	67
Şekil 6.17. VHND filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).....	67
Şekil 6.18. Orijinal TerraSAR-X stripmap görüntüsü .....	68
Şekil 6.19. SRAD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).....	68
Şekil 6.20. FPD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).....	69
Şekil 6.21. PPB filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü) .....	69
Şekil 6.22. SAR-BM3D filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).....	70
Şekil 6.23. SDD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü) .....	70
Şekil 6.24. VMND filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü) .....	71
Şekil 6.25. VHND filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).....	71
Şekil 6.26. Yakınlaştırılmış görüntü parçaları üzerinde SDD ve VMND filtreleme..	73
Şekil 6.27. Yakınlaştırılmış görüntü parçaları üzerinde SDD ve VHND filtreleme ..	74
Şekil 7.1. TerraSAR-X stripmap görüntü ile Canny kenar tespiti sonuçları.....	77
Şekil 7.2. Sentinel SAR görüntü ile Canny kenar tespiti sonuçları .....	78
Şekil 7.3. Spotlight SAR görüntü ve SDD filtreleme sonucu üzerine SLIC ve SLICO süperpiksel bölütleme uygulanması. ....	79
Şekil 7.4. Stripmap SAR görüntü ve SDD filtreleme sonucu üzerine SLIC ve SLICO süperpiksel bölütleme uygulanması .....	80
Şekil Ek A.1. CG yöntemi düzlem gösterimi.....	98
Şekil Ek A.2. Örnek CG yöntemi performansı.....	99
Şekil Ek A.3. Jacobi ile ölçeklendirilmiş karesel form eşyüksekti eğrileri .....	101
Şekil Ek B.1. OpenMP çoklu iş parçacığı yapısı.....	104
Şekil Ek B.2. CPU ve GPU için saniyedeki kayan-nokta işlemleri.....	105
Şekil Ek B.3. CPU ve GPU için bellek bant genişlikleri.....	106
Şekil Ek B.4. CUDA programlama modeli.....	107

## ÇİZELGELER DİZİNİ

### Sayfa

Çizelge 3.1. 2048x2048 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için SDD yöntemi iterasyon sayıları ve çalışma süreleri.....	38
Çizelge 3.2. CPU tek iş parçacığı ve GPU için SDD çalışma süreleri (saniye).....	38
Çizelge 3.3. SDD ve karşılaştırma yöntemleri çalışma süreleri (saniye) .....	39
Çizelge 4.1. 2048x2048 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için VMND yöntemi iterasyon sayıları ve çalışma süreleri.....	45
Çizelge 4.2. 1024x1024 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için SDD ve VMND yöntemlerinin farklı $f$ , $\epsilon_d$ ve $\lambda$ değerleri için çalışma süreleri (saniye) .	46
Çizelge 4.3. SDD ve VMND yöntemlerinin çalışma süreleri (saniye) .....	47
Çizelge 5.1. SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin gürültülü Lena ve Barbara görüntüleri için SNR, PSNR ve SSIM metrik sonuçları .....	55
Çizelge 5.2. SDD, VMND ve VHND yöntemleri C++ uygulaması çalışma süreleri (saniye) .....	56

## SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

### SİMGELER

$\lambda$  : yumuşatma seviyesi

$\epsilon$  : epsilon

$\epsilon_d$  : istenen epsilon

$\mu$  : aritmetik ortalama

$\sigma$  : standart sapma

### KISALTMALAR

AD : Anizotropik Difüzyon

BM3D : Block-Matching 3-D (Üç Boyutlu Blok Eşleştirme)

CG : Conjugate Gradient (Eşlenik Gradyan)

DPAD : Detail Preserving Anisotropic Diffusion (Detay Koruyucu Anizotropik Difüzyon)

FPD : Feature Preserving Despeckling (Öznitelik Koruyucu Benek Gürültü Azaltma)

IC : Incomplete Cholesky

MAP : Maximum a Posteriori (En Büyük Sonsal)

MMSE : Minimum Mean Square Error (En Küçük Ortalama Hata Karesi)

MRF : Markov Random Fields (Markov Rassal Alanları)

MSE : Mean Square Error (Ortalama Hata Karesi)

NL : Non-Local (Yerel Olmayan)

NLM : Non-Local Means (Yerel Olmayan Ortalama)

PCG : Preconditioned Conjugate Gradients (Ölçekli Eşlenik Gradyan)

PDE : Partial Differential Equation (Kısmi Diferansiyel Denklem)

PDF : Probability Density Function (Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu)

PPB : Probability Patch-Based (Olasılıksal Yama Tabanlı)

- PSNR : Peak Signal-to-Noise Ratio (Tepe Sinyal Gürültü Oranı)
- ROF : Rudin Osher ve Fatemi
- SAR : Sentetik Açıklıklı Radar
- SDD : Sparsity Driven Despeckling (Seyreklik-Güdümlü Benek Gürültü Azaltma)
- SLIC : Simple Linear Iterative Clustering (Basit Doğrusal İteratif Kümeleme)
- SLICO : Zero Parameter Simple Linear Iterative Clustering (Sıfır Parametre Basit Doğrusal İteratif Kümeleme)
- SNR : Signal-to-Noise Ratio (Sinyal Gürültü Oranı)
- SRAD : Speckle Reducing Anisotropic Diffusion (Benek Gürültü Azaltıcı Anizotropik Difüzyon)
- SSIM : Structural Similarity (Yapısal Benzerlik)
- TV : Total Variation (Toplam Değişim)
- VHND : Variational Hybrit Norm Despeckling (Değişimsel Karma Norm ve Yerel Olmayan Ortalama ile Benek Gürültü Azaltma)
- VMND : Variational Mixed Norm Despeckling (Değişimsel Karma Norm Benek Gürültü Azaltma)



## BÖLÜM 1

### GİRİŞ

Son yıllarda yüksek çözünürlüklü görüntüleme sistemleri uzaktan algılamada yaygın olarak kullanılmaktadır. Uzaktan algılama yöntemleri optik ve sentetik açıklıklı radar (SAR) görüntüleme sistemlerini içermektedir. Optik görüntüleme güneş ışığı ile aydınlatılan hedefin çok bantlı yansımasına bağlı olan özellikleri sunarken, SAR görüntüleme mikrodalga darbeleri aktif olarak ileten ve geri saçılmış yankıları toplayan yapısı sayesinde optik görüntülemeden daha farklı bir özellik sunmaktadır. SAR teknolojisi optik algılayıcılardan farklı dalga boyu kullanmakta ve bu sayede yüksek çözünürlüklü görüntü elde edilmesi sağlanmaktadır.

Aktif bir görüntüleme sistemi olan SAR, dünya yüzeyini görüntülemek için mikrodalga ışınım kullanır ve gönderilen dalgaların yüzeyden yansıyan bölümünü sinyal olarak toplar. Elde edilen sinyal toplamı örneklenerek sayısal görüntüye dönüştürülür. SAR, insanlı ve insansız hava platformlarında kullanılabilen, yüksek çözünürlüklü yeryüzü görüntüleme ve hareketli hedef tespiti amaçlı bir radar sistemidir [1]. Havadan ve uydu aracılığı ile elde edilen SAR görüntülerinin kaliteleri ve sayılarındaki artış nedeniyle bu görüntüler üzerinde yapılacak otomatik işleme ve analiz gibi gereksinimler de artmaktadır. Dolayısıyla bu alanda yapılması planlanan çalışmalar gün geçtikçe daha çok önem kazanmaktadır. Sistem hava koşulları ve zamandan bağımsız olarak (gece ve gündüz, bulut veya sis varken) çalışabilmesinin yanı sıra askeri ve sivil alanda sağladığı yüksek çözünürlük avantajı sayesinde geniş bir kullanım alanına sahiptir. Uzaktan algılama platformlarının yanı sıra uydular da uzaktan algılama araştırmaları için önemli miktarda temel veri sağlamaktadır. Yapılan çalışmalar incelendiğinde uydu sayısı fazla olan ülkelerin daha fazla akademik çalışma ürettiği ve dolayısıyla sahip olunan uydu sayısı ile yapılan akademik çalışma arasında doğrusal bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir [2].

Bu gözlem, uydu gelişiminin uzaktan algılama arařtırmalarında önemli bir itici güç olduğunu ortaya koymaktadır. Ülkemizde yüksek çözünürlüklü görüntü alınması için üretilen ve ilk keřif uydusu olan Göktürk-2 2012 yılında uzaya fırlatılmıştır. Ayrıca Aselsan ve SDT Uzay ve Savunma Teknolojileri işbirliđi ile geliştirilen milli SAR algılayıcımız hali hazırda hava platformuna takılarak çalışabilmektedir. SAR görüntü alma özelliđi taşıyacak Göktürk-3 uydu projesine ise devam edilmekte olup 2019 yılında uzaya gönderilmesi planlanmaktadır. Göktürk-3 SAR uydusu, hava şartlarından bağımsız olarak çalışabilme yeteneđine sahip olacak ve herhangi bir yeryüzü veya hava kısıtlaması olmaksızın alçak irtifa yörüngesinde görüntü alabilecektir. Bu uydu ile elde edilecek yüksek çözünürlüklü SAR görüntüleri hem ülkemizin askeri unsurları tarafından hem de bazı sivil kuruluşlar tarafından kullanılabilir. Hazırlanan uzay yol haritasına göre, ülkemiz 2033 yılına kadar uzaya iki farklı SAR yenileme uydusu daha göndermeyi planlamaktadır. Yapılan çalışmada da belirtildiđi üzere, ülkemizdeki uydu teknolojisindeki bu gelişmeler göz önüne alındığında, uzaktan algılama alanında yapılacak çalışmaların da daha fazla önem kazanacağı öngörülmektedir [2].

Görüntüleme sistemlerinin çođu elde edilen görüntülerin kalitesinde azalmaya sebep olan gürültüden etkilenmektedir. SAR ile elde edilen görüntülerde de görüntü kalitesinin azalmasına sebep olan benek gürültüsü bulunmaktadır. Benek gürültü, SAR görüntüleme sistemlerinin doğasında var olan sinyal bağımlı tanecikli bir gürültüdür [3]. Benek gürültü bir görüntü hücresinde bulunan birden fazla saçıcıdan gelen sinyalin rastgele varsayılabilir özellikte olmasından kaynaklı olarak oluşmakta ve çarpımsal gürültü özelliklerini taşımaktadır. Benek gürültü lazer, akustik ve SAR görüntüleme gibi görüntüleme sistemlerinde yaygın olarak bulunmaktadır ve görüntülerin ince detay özelliklerinin çözülmesini ve yorumlanmasını zorlařtırmaktadır [1,3]. Oluşan bu gürültüye sistemin fiziksel yapısı, görüntüleme aygıtının özellikleri, görüntü oluşturma yönteminin eksiklikleri ya da çevresel faktörler sebep olabilmektedir. Bu gürültünün varlığı hem yeryüzündeki hedeflerin tespit edilme yeteneđini zayıflatarak hem de uzamsal örüntülerin tanınmasını zorlařtırarak SAR görüntülemenin avantajlarını azaltmaktadır. Özellikle uzaktan algılama uygulamalarında ihtiyaç duyulan ayırt edici özniteliklerin bulunabilmesi için radar verilerindeki benek gürültüsü azaltılmalıdır. Gürültü

azaltma hedef tespiti, deęişiklik saptama, kenar tespiti ve sınıflandırma gibi yöntemler için ön-işleme aşamasıdır ve başarımı yüksek ve hızlı bir ön işleme önem arz etmektedir. Ayrıca alan uzmanları ihtiyaçları olan analizleri daha rahat ve daha doğru yapabilmek için hızlı ve detay koruyan bir şekilde deęişik seviyelerde gürültü azaltmaya ihtiyaç duymaktadır.

Benek filtreleme SAR görüntü işlemede en önemli ve yaygın olarak icra edilen adımlardan biridir. Filtrelemenin temel amacı görüntüdeki noktasal unsurlar ve kenarlar korunurken benek gürültüsünü mümkün olduğunca azaltmak ve dolayısıyla görüntü kalitesini arttırmaktır. Gürültünün azaltılması için birçok farklı algoritma önerilmiştir. Bölüm 2’de bu yöntemlerin çalışma prensipleri, gürültü azaltma performansları, çalışma süreleri ve dięer özellikleri detaylı olarak verilmektedir. Ancak literatürdeki bu gürültü azaltma yöntemleri karmaşık yapıdaki benek gürültüyü arzu edilen şekilde azaltamamakta ve sonuç olarak ön-işlem olarak kullanıldığı uygulamaların gereksinimlerini istenildięi ölçüde karşılayamamaktadır.

Bu tezde, algoritma çalışma süresi kısa tutularak gürültü azaltma performansının geliştirilmesi için  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun avantajları ve yerel olmayan ortalama filtrenin doku koruma özellięi bir araya getirilerek yeni bir yöntem geliştirilmektedir. Önerilen yöntem görüntüdeki kenar ve noktasal saçıcıların bozulmasını önleyerek homojen bölgelerin yumuşatılmasını sağlamaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun deęişik uygulama senaryolarında birbirlerine göre avantajları olduğu görülmektedir. Görüntülerdeki her bir piksel için bu normlardan uygun olanı kullanılırsa daha iyi bir gürültü azaltma sağlanacaktır. Ayrıca yerel olmayan ortalama filtrenin kullanımı ile de görüntü üzerindeki dokular daha iyi korunabilmektedir. Bu yöntemleri bir arada kullanabilmek için yöntemlerin sahip olacağı farklı ağırlık deęerlerinden oluşan bir maliyet fonksiyonu tanımlanmaktadır. Önerilen maliyet fonksiyonunun eşlenik gradyan (CG) ve ölçekli eşlenik gradyan (PCG) yöntemleri kullanılarak minimize edilmesiyle gürültü azaltma gerçekleştirilmektedir. Önerilen yöntem etkin bellek kullanımı sağlamaktadır ve yöntemin tüm adımlarının CPU’da OpenMP ve GPU’da CUDA kullanılarak paralelleştirilmesi sağlanmaktadır. Benek gürültü azaltma

performansı, çalışma süresi ve bellek kullanımı sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde test edilmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, literatürdeki gürültü azaltma yöntemleri detaylı olarak incelenmektedir. Bu yöntemlerin gürültü azaltmada sahip oldukları avantajlı ve dezavantajlı özellikler verilmektedir.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde,  $l_0$ -norm, kesirli norm ve  $l_1$ -normdan istenilenin tek bir katsayıyı ile değiştirilerek kullanılmasını sağlayan seyreklik-güdümlü benek gürültü azaltma yönteminin matematiksel modeli, uygulanması ve sahip olduğu özellikler açıklanmaktadır. Yöntemin daha hızlı çalışması için paralelleştirilmesini sağlayacak adımlar gösterilmekte ve gerekli optimizasyonlar anlatılmaktadır. Sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde yapılan deneysel çalışmalar ile elde edilen nitel sonuçlar çizelgeler halinde verilmektedir.

Tez çalışmasının dördüncü bölümünde, üçüncü bölümde verilen eniyileme problemi geliştirilerek karma normlar kullanılarak benek gürültü azaltma yöntemi ve paralelleştirme adımları açıklanmaktadır. Sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde yapılan deneysel çalışmalar ile elde edilen nitel sonuçlar çizelgeler halinde verilmektedir.

Tez çalışmasının beşinci bölümünde, dördüncü bölümde verilen eniyileme problemine yerel olmayan ortalama terimi eklenerek elde edilen yeni yöntem anlatılmaktadır. Sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde yapılan deneysel çalışmalar ile elde edilen nitel sonuçlar çizelgeler halinde verilmektedir.

Tez çalışmasının altıncı bölümünde, gerçekleştirilen deneysel çalışmalar verilmektedir. Önerilen yöntemin literatürde kullanılan diğer yöntemlerle karşılaştırılması gürültü azaltma, çalışma süresi ve bellek kullanımı açısından detaylı olarak gösterilmektedir.

Tez çalışmasının yedinci bölümünde, önerilen yöntemin performansı kenar tespiti ve bölütleme uygulamaları ile değerlendirilmektedir. Verilen görsel sonuçlar ile yöntemin farklı uygulamalar için sağladığı avantajlar ortaya konmaktadır.

Tez çalışmasının sekizinci ve son bölümünde, yapılan çalışmaların önemi, literatüre katkısı ve genel değerlendirmeler verilmektedir. “Ek Açıklamalar A” bölümünde CG yöntemi, ölçeklendirmeler ve PCG yöntemleri, “Ek Açıklamalar B” bölümünde OpenMP ve CUDA ile ilgili detaylı bilgiler, “Ek Açıklamalar C” bölümünde ise deneysel çalışmalarda kullanılan görüntü kalitesi metrikleri detaylı olarak açıklanmaktadır.

## BÖLÜM 2

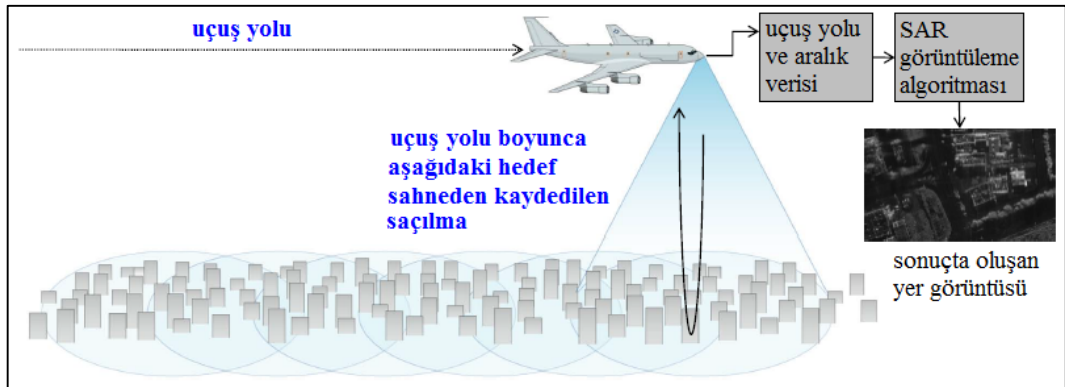
### SAR GÖRÜNTÜLEMEDE BENEK GÜRÜLTÜ VE AZALTMA

SAR uzaktan algılama sistemleri dünya yüzeyinin uzaydan görünen parçalarının görüntüsünün yüksek çözünürlükle elde edilmesini sağlayan sistemlerdir. Hava koşulları ve güneş ışığı aydınlatmasından bağımsız olarak yüksek çözünürlüklü radar görüntüleri üretme yeteneği sayesinde birçok alandaki uzaktan algılama uygulamasında artan bir ilgiye sahiptir. Fakat elde edilen SAR görüntüleri kendine özgü, çarpımsal özellikte ve rastgele yapıya sahip benek gürültü içermektedir. Benek gürültü elde edilen görüntülerin ince detay özellikleri üzerinde olumsuz etkilere sebep olmakta ve özellikle uzaktan algılama uygulamaları için bu gürültünün azaltılması gerekmektedir. Bu bölümde, SAR görüntülemenin özellikleri, benek gürültü modeli ve bu gürültünün azaltılması için literatürde önerilen yöntemler detaylı olarak anlatılmaktadır.

#### 2.1. SAR GÖRÜNTÜLEME

Çevre izleme, yeryüzü kaynak haritalama ve askeri sistemler yüksek çözünürlüklerde geniş alan görüntülemeye gereksinim duymaktadır. SAR, nesnelere iki veya üç boyutlu görüntülerini oluşturmak için birden fazla küçük radar anteni tarafından toplanan radar görüntülerinin birleştirilmesiyle elde edilen radar çeşididir. Daha büyük boyuta sahip antenler ile elde edilen görüntülerle karşılaştırıldığında daha yüksek çözünürlüklü görüntü alınabilmesini sağlamaktadır. Çoğu zaman, SAR görüntülerin geceleri veya kötü hava koşullarında elde edilmesi gerekir. SAR görüntüleme bulut içine nüfuz edebilme özelliği sayesinde tüm hava durumlarında böyle bir yeteneği sağlayabilmektedir. Bununla birlikte SAR, özellikle yıl boyu bulutlanma olan tropikal bölgelerde avantaj sağlamaktadır. SAR aktif bir uzaktan algılama cihazı olduğu için aynı zamanda gece kullanım yeteneğine de sahiptir.

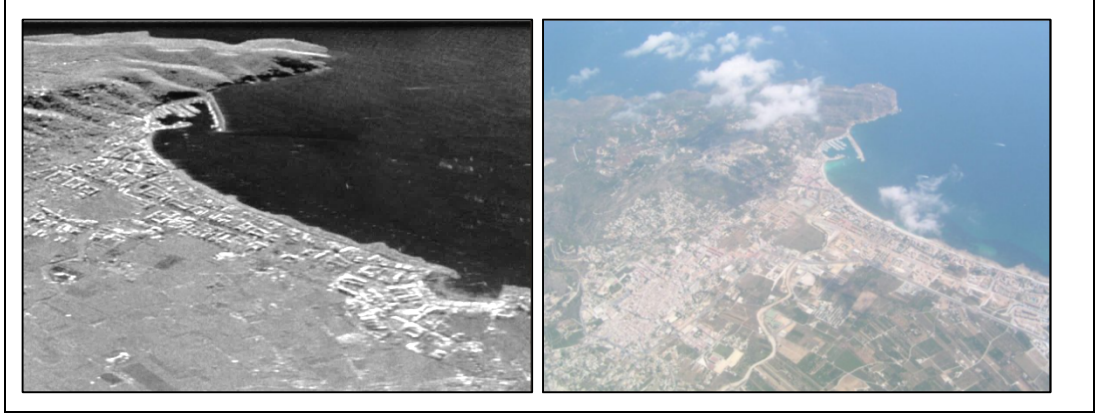
SAR görüntüleme, mikrodalga darbeler dünya yüzeyine doğru bir anten tarafından gönderilir ve buradan uzay aracına geri saçılan mikrodalga enerjisi ölçülür. Geri saçılan bu sinyallerin zaman gecikmesi kullanılarak görüntü oluşturmak için radar prensibinden yararlanır. Gerçek açıklıklı radar görüntüleme, yer çözünürlüğü antenden gönderilen mikrodalga ışının büyüklüğü ile sınırlıdır. Yerdeki ince ayrıntılar daha dar bir ışın kullanılarak çözülebilirken ışın genişliği de anten boyutu ile ters orantılıdır [1]. Dünya yüzeyinin yüksek çözünürlüklü görüntülenmesi için gerekli olan çok uzun bir antenin bir uzay aracı ile taşınması mümkün değildir. SAR bu sınırlamayı aşmak için taşıdığı küçük antenin uzay aracının hareketinden yararlanarak büyük anten gibi davranmasını sağlamaktadır. Alıcıların anten düzlemine farklı konum ve açılarda yerleştirilmesi hedeften yansıyan tüm dalgaların doğru şekilde toplanmasını sağlamakta ve bu sayede karmaşık yapıdaki cisimler de değerlendirilebilmektedir. Şekil 2.1’de görüldüğü üzere uçaktaki küçük bir anten yerde geniş bir alanı aydınlatmaktadır. Aralık profilleri uçuş yolu boyunca kaydedilir ve daha sonra SAR algoritması veriyi yer görüntüsüne dönüştürür [4].



Şekil 2.1. SAR görüntüleme sistemi [4].

Mikrodalgalar bir yüzeye vurduğu zaman algılayıcıdan geri saçılan enerji oranı şu faktörlere bağlıdır:

- Yüzey malzemelerinin yalıtkanlığı gibi fiziksel faktörlere,
- Yüzey sertliği, eğim ve radar ışınının yönü gibi geometrik faktörlere,
- Arazi örtüsü türlerine (toprak, bitki örtüsü ya da insan yapımı nesnelere),
- Mikrodalga frekansı, polarizasyon ve geliş açısına.



Şekil 2.2. Aynı coğrafi bölgeye ait örnek SAR ve optik görüntüsü.

Şekil 2.2’de aynı coğrafi bölgeye ait örnek SAR ve optik görüntüsü verilmektedir. SAR radar teknolojisi yüksek çözünürlük özelliği, hava şartlarından bağımsız oluşu, gece/gündüz görüntüleme yeteneği ve optik sistemleri tamamlayıcı özelliği sayesinde sayısız uygulama alanına sahiptir. Bunlardan bazıları;

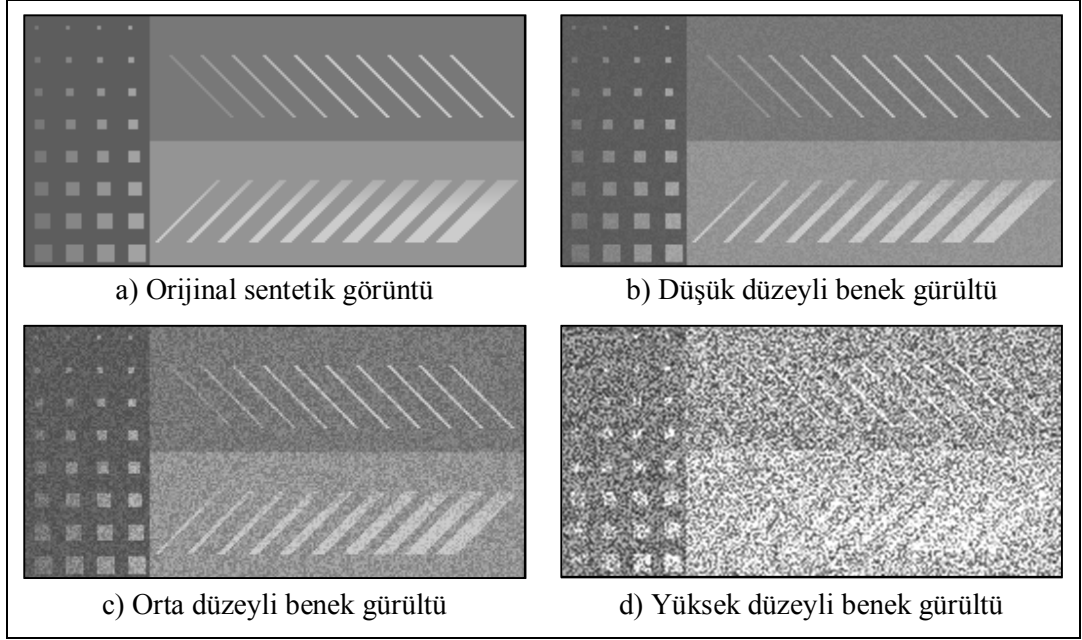
- Topoğrafya (yükseklik haritası oluşturma)
- Denizbilim (dalga spektrumu, rüzgar hızı, okyanus akıntıları)
- Buzulbilim (kar ıslaklığı, kar su eşdeğeri, buzul izleme)
- Tarım (bitki sınıflandırma ve izleme, toprak nemi)
- Yerbilim (arazi ayrımı, yeraltı görüntüleme)
- Ormancılık (orman yüksekliği, biyokütle, ormansızlaşma)
- Hareketli hedef ve değişiklik tespiti
- Volkan ve deprem izleme (diferansiyel girişimölçer)
- Çevre izleme (petrol sızıntıları, su baskını, kentsel büyüme, küresel değişim)
- Askeri gözetleme ve keşif (stratejik politika, taktik değerlendirme)
- Şehirleşme ve kaçak yapılaşma takibi

SAR, ayrıca kalın atmosferik özelliklerinden dolayı yüzeyi gözle görülemeyen gezegenlerin haritalanmasında da geniş kullanım alanına sahiptir. Bu uygulama alanlarının haricinde SAR teknolojisinin düşük maliyetli elektronik altyapısıyla ekonomik hale gelmeye başlaması teknolojinin daha küçük ölçekli kullanıcılara ulaşmasını sağlayacaktır. Uygulamaların çok çeşitli alanlara yayılması aynı zamanda birçok hava ve uzay SAR sistemlerinin teknolojik gelişmesine katkı sağlayacaktır.



## 2.2. BENEK GÜRÜLTÜ MODELİ

Gürültü, görüntüyü bozan rastgele yapıdaki istenmeyen bilgidir. SAR görüntülerde tanecikli yapıya sahip çarpımsal gürültü olarak tanımlanan benek gürültü bulunmaktadır. Bu gürültü, nesnelere geri saçılan dalgaların gücündeki rastgele sapmalar ile ortaya çıkmaktadır ve görüntülerin doku tabanlı analizi üzerinde doğrudan olumsuz bir etkiye sahip olup görüntü kontrastını azaltmaktadır [5]. Benek gürültünün sahip olduğu çarpımsal etki, çeşitli toplamsal gürültülerden daha baskın olarak gözlemlenmektedir. Dolayısıyla SAR görüntülerde gürültü azaltma sırasında toplamsal gürültüler genellikle ihmal edilmektedir. Şekil 2.3'te örnek bir sentetik görüntü üzerine farklı düzeyli benek gürültü uygulanması gösterilmektedir.



Şekil 2.3. Örnek bir sentetik görüntü üzerine farklı düzeyli benek gürültü uygulanması.

SAR benek gürültü modellemesi için literatürde pek çok çalışma yayınlanmıştır. Bunlar arasında çarpımsal modelin SAR görüntüleme için en uygun ve en doğru model olduğu kanıtlanmıştır [6]. Görüntüye eklenen çarpımsal gürültü, görüntünün her yerinde yapay bir doku olarak gözükmekte ve görüntünün gözle yorumlanmasını sınırlandırmaktadır. Benek gürültü modeli şu şekilde ifade edilir:

$$J = I + n * I \quad (2.1)$$

burada  $J$  benek gürültülü görüntüyü,  $I$  orijinal görüntüyü,  $n$  ise ortalaması ve varyansı bilinen eşdağılımlı benek gürültüyü ifade etmektedir. Benek gürültü modelinin istatistik tanımlamaları yapılan çalışmalarda ayrıntılı bir şekilde açıklanmaktadır [7,8]. Tek-bakış SAR görüntüleri Rayleigh dağılımına uygun negatif üssel dağılımlı gürültüye sahipken çoklu-bakış SAR görüntüleri bağımsız olarak görünen gama dağılımlı gürültüye sahiptir [9].

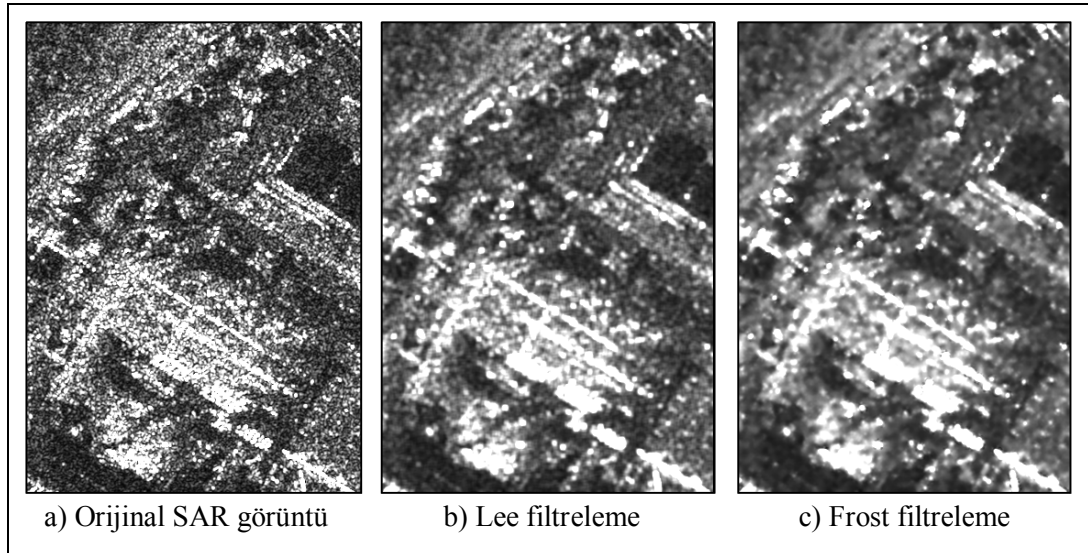
Benek gürültünün azaltılması radar uyumlu görüntülerin kalitesini artırmak için en önemli işlemlerden biridir. Benek gürültü azaltılırken görüntüdeki özneliklerin, dokuların ve noktasal saçıcıların korunması sağlanmalıdır. Gürültü azaltma özellikle bölütleme, sınıflandırma, hedef tespiti ve değişiklik saptama gibi otomatik olarak çalışan yöntemler için ön-işlem aşamasını oluşturmaktadır. Bu gürültü nedeniyle görüntü içerisindeki ilgilenilen nesne ve bölgelerin tespit edilmesi ve çözülmesi uzman yorumlayıcılar için bile çok zor bir görev haline gelmektedir. Bu sebeplerden yüksek performanslı gürültü azaltma yöntemlerine olan ilgi giderek artmaktadır.

### **2.3. BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA YÖNTEMLERİ**

SAR benek filtreleme önemli bir ön işleme adımıdır ve görüntü işleme uygulamalarında performansı artırıcı bir etki göstermektedir. Son yıllarda, SAR görüntülemeindeki benek gürültünün azaltılması için birçok farklı yöntem önerilmiştir. Önerilen bu yöntemler özel gereksinimler ve kaynak uygunluğuna göre bazı avantajlara sahipken bazı kısıtlamalara da maruz kalmaktadır.

Uzamsal-alanda çalışan benek gürültü azaltma yöntemlerinde sinyal, hedef piksel merkezli küçük bir pencerede örneklerin ağırlıklı ortalaması vasıtasıyla tahmin edilir. Filtreler görüntü üzerindeki tüm piksellerin üzerinden matematiksel işlemlerle geçerek yumuşatılmış yeni bir piksel değeri hesaplar. Bu işlem sırasında gürültüsü azaltılmış piksel değeri en küçük ortalama hata karesi (MMSE) kriteri eniyilenecek tahmin edilir. Homojen bölgeler ile kenarları ayırt etmek için yerel istatistikler kullanılır. Bu yaklaşımlardan Lee filtresinde, tanımlanan pencerenin merkezindeki piksel ile bu pencerenin ortalama yoğunluğunun doğrusal birleşimden oluşan bir filtre kullanılır [10]. Filtrelenen piksel, etrafındaki pikseller kullanılarak elde edilen

yeni deęerle deęiştirilir. Bu filtre ile görüntü netlięi ve detayları korunmaya çalışılırken gürültünün azaltılması hedeflenir. Frost filtresi, parametreleri yerel deęişim katsayısı ieren üstel bir filtreye dayanır [11]. Yüksek kontrast ieren bölgeler filtrelenirken yüksek geirgen bir filtre olarak işlev görür. Homojen bölgelerde yumuşatma işlemleri yapılarak gürültü azaltılırken kenar ve dięer nesneler üzerinde yumuşatma işlemleri yapılmadan sinyal deęerleri korunur. Kuan filtresinde ise Lee filtresine benzer farklı bir sinyal modeli kullanılarak ok benzer bir yaklaşım sunulmuştur [12]. Komşu pikseller kullanılarak hesaplanan merkez piksel deęeri üzerinde yerel istatistiklere dayanılarak filtreleme geekleştirilir. Şekil 2.4'te orijinal SAR görüntüsü üzerine Lee ve Frost filtrelerinin uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.

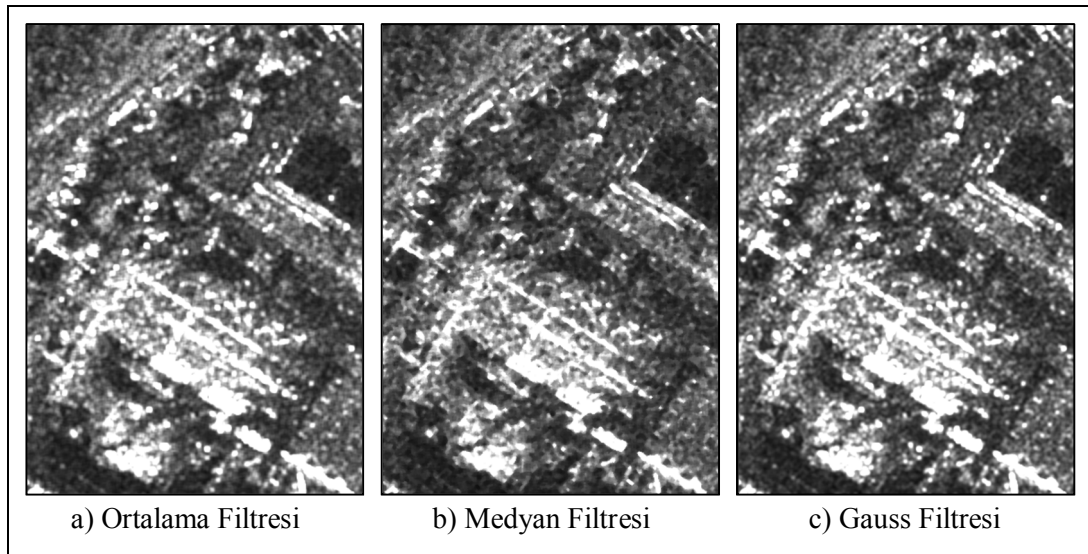


Şekil 2.4. Orijinal SAR görüntüye farklı filtrelerin uygulanması.

Bu yöntemlerin performansı büyük oranda hareketli pencerenin boyutu ve yönelimin seçimine baęlıdır [13]. Yapılan çalışmada, bu filtrelerin deęişim katsayıları üzerinde eşik deęeri tanımlayan farklı bir filtre önerilmiştir [14]. Bu yöntemler genellikle kenar bulanıklaşmasına neden oldukları ve öznelik koruma yeteneklerinin sınırlı olması sebebiyle sınırlı performansa sahiptir. Bununla birlikte gelişmiş filtreler kenar ve dokuları daha iyi koruma potansiyeline sahip olmasına rağmen, homojen bölgeleri kenar ve dokulardan ayırt etmek zor bir işlemdir. Son zamanlarda yapılan bir çalışmada bu konu üzerinde durulmaktadır [15].

1980'lerin başında, Lee tarafından homojen alanların seçilmesi amacıyla sigma filtre önerilmiştir [16]. Bilgisayar teknolojisinin bu dönemlerde çok pahalı olması sebebiyle bu filtrenin asıl amacı hesaplama verimliliğini arttırarak bellek gereksinimini azaltmaktır. Bu nedenle sigma filtresi yüksek yansıtıcı nokta hedeflerin bulanıklaşması ve karanlık noktaların filtrelenememesi gibi bazı dezavantajlara sahiptir. Bu dezavantajların üstesinden gelebilmek için, orijinal sigma filtrenin avantajlarını muhafaza eden ve daha iyi bir performans ortaya koyan geliştirilmiş sigma filtresi önerilmiştir [17]. Yine literatürde önemli bir kullanımı olan Bilateral filtre, çevre piksel değerlerinin doğrusal olmayan bir kombinasyonu aracılığı ile kenarları korumaya çalışarak gürültüyü azaltmaktadır [18]. Bu filtrenin farklı SAR görüntülere uygulaması da yapılan çalışmalar ile gerçekleştirilmiştir [19,20].

Bu filtrelerin yanı sıra SAR görüntülemeye benek gürültü azaltmada Ortalama, Medyan, Gauss, Geometrik, Wiener, Gamma MAP, Yerel Sigma ve Bayes-gauss filtreleri de kullanılmaktadır [21-26]. Bu filtrelerin benek gürültü azaltmadaki performanslarını karşılaştıran bazı çalışmalar da literatürde yer almaktadır [27,28]. Şekil 2.4(a)'da verilen orijinal SAR görüntüsüne Ortalama, Medyan ve Gauss filtreleri uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar Şekil 2.5'te gösterilmektedir.



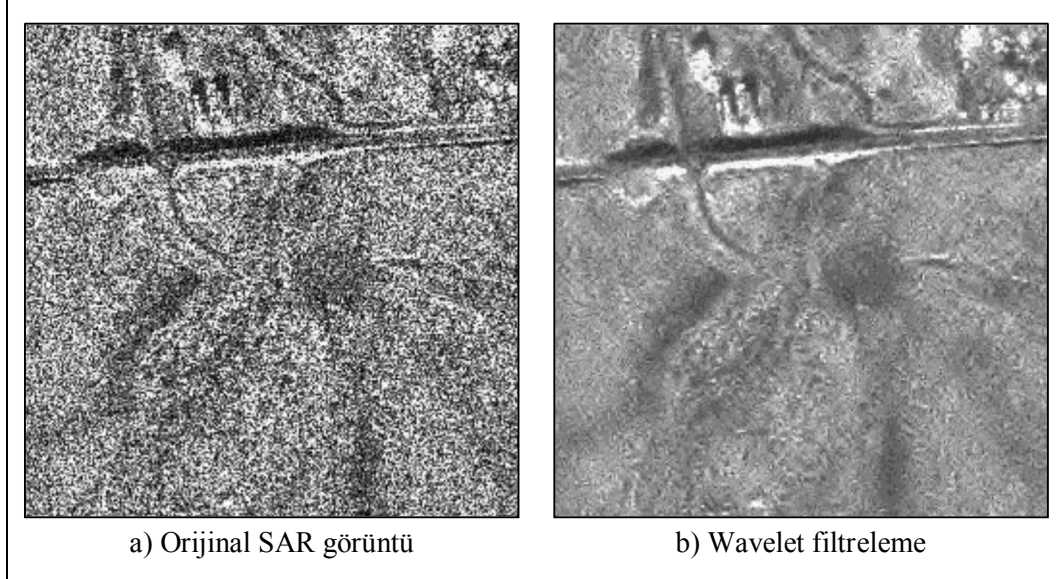
Şekil 2.5. Orijinal SAR görüntüye geleneksel filtrelerin uygulanması.

Bu filtrelerin temel amacı görüntüdeki noktasal unsurlar ve kenarlar korunurken benek gürültüyü mümkün olduğunca azaltmak ve dolayısıyla görüntü kalitesini artırmaktır. Ancak sayılan bu gürültü azaltma yöntemleri karmaşık yapıdaki benek gürültüyü arzu edilen şekilde azaltamamakta ve sonuç olarak şekil analizi, sınıflandırma ve hedef tespiti gibi uygulamaların gereksinimlerini istenildiği ölçüde karşılayamamaktadır [29-31].

Yapılan çalışmada, “mean shift” algoritmasına dayanan filtreleme tekniği SAR görüntülerdeki benek gürültüyü azaltmak için uygulanmıştır [32]. Önerilen bu yöntem, tespit ve sınıflandırma işlemleri için çok önemli olan kenarlar ve doku özelliklerini koruyarak gürültü azaltmayı başarılı bir şekilde sağlamaktadır. Ancak bu çalışmalarda SAR görüntülerin filtrelenmeden önce logaritmik dönüşüm ve normalizasyon gibi ön işleme adımlarına ihtiyaç duyması, yöntemlerin kullanılmasını azaltmaktadır. Tek kanallı SAR görüntülerinin dışında polarimetrik SAR görüntüleri için de benek gürültü azaltma zor gerçekleştirilen bir aşamadır. Kullanılan yöntemden bağımsız olarak, logaritmik dönüşüm yapıldıktan sonra yapılan benek gürültü azaltımı sonrasında görüntüdeki piksel yansıtıcılık değerlerinin bozulduğu literatürde pek çok yayında değinilen bir husustur. Polarimetrik SAR görüntünün polarimetrik imza ve kenar-nokta özelliğinin başarılı bir şekilde korunduğu altuzay filtrelemesi gürültü azaltmada önemli yöntemlerden biridir [33]. Fakat yöntemin gürültü azaltma başarımı, günümüzde önerilen gürültü azaltma yöntemleri ile karşılaştırıldığında çok iyi değildir ve bu yüzden geliştirilmesi gereken bir yöntemdir. Bunun yanında yapılan çalışmada örnek kovaryans matrisi girdilerinin çarpımsal-toplamsal benek gürültü modeline göre işlendiği model tabanlı polarimetrik SAR filtresi önerilmiştir [34].

Gürültü azaltma tekniklerinin gelişmesiyle birlikte, dönüşüm-alanı filtreleme yöntemlerinin uzamsal-alanı filtreleme yöntemlerine göre daha iyi sonuçlar elde ettiği ortaya konmuştur. Dalgacık dönüşümünün türevleri ile birlikte yeni gelişmeler doğrultusunda bu alanda kullanılmasıyla birlikte SAR görüntü gürültüsü azaltma alanında önemli ilerlemeler sağlandı. Dalgacık, bilgi içeriğinin çoğu nispeten az sayıda katsayı ile elde edilen görüntüleri etkin bir şekilde temsil etmek için çok uygun bir yöntemdir [28]. Karmaşık dalgacık katsayı küçültme filtresi ile bazı

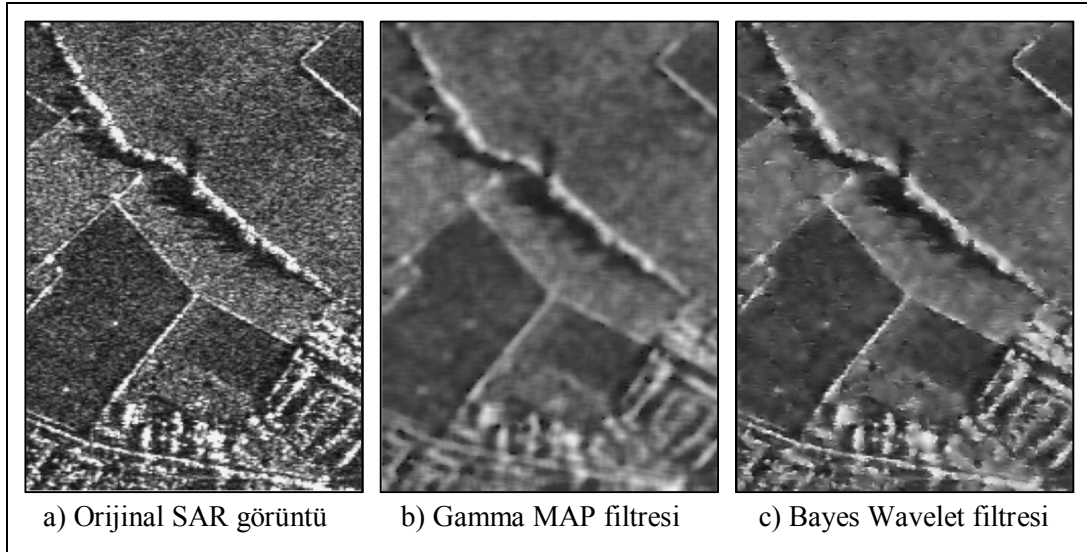
standart benek gürültü filtreleme yöntemlerinin karşılaştırıldığı bir çalışma gerçekleştirilmiştir [35]. Şekil 2.6'da gösterildiği üzere önerilen filtre düşük seviyeli gürültülerde standart filtrelerle benzer bir gürültü azaltma sağlarken yüksek seviyeli gürültülerde daha iyi bir gürültü azaltma sağlamaktadır.



Şekil 2.6. Wavelet filtreleme örneği [35].

Yapılan çalışmada, dalgacık alanında uyarlanabilir bir eşikleme çalışılmış ancak iki boyutlu ayrılabilir dalgacıklar sınırlı yönlülüğe sahip olduğu için kenarlar üzerinde yumuşatma işlemi başarılı bir şekilde gerçekleştirilememiştir [36]. Diğer bir çalışmada, ölçekler arasında ölçek-uzayı korelasyonu kullanılarak benek gürültü azaltmada görüntü özellikleri korunmaya çalışılmıştır [37]. Uzamsal-alanda çalışan benek gürültü azaltma yöntemlerine göre daha iyi bir sonuç elde edilmiş ve bu sayede önerilen yöntemin tespit uygulamalarında etkin bir şekilde kullanılabilmesi sağlanmıştır. Son zamanlarda gerçekleştirilen bir çalışmada ise çarpımsal gürültü görüntü, logaritma alınarak işlenebilir toplamsal gürültülü görüntüye çevrilmiş ve ayrık veri güdümlü dar çerçeveye elde edilerek gürültü azaltma sağlanmıştır [38]. Fakat logaritmik dönüşüm sonrasında yapılan gürültü azaltma, orijinal parlaklık değer ortalamalarının korunamamasına neden olduğu için bu yaklaşıma eleştiriler yönelten bazı araştırmacılar da bulunmaktadır. Önerilen yöntem hem hızlı çalışmakta hem de karşılaştırılabilir başarılı bir performans sunmaktadır.

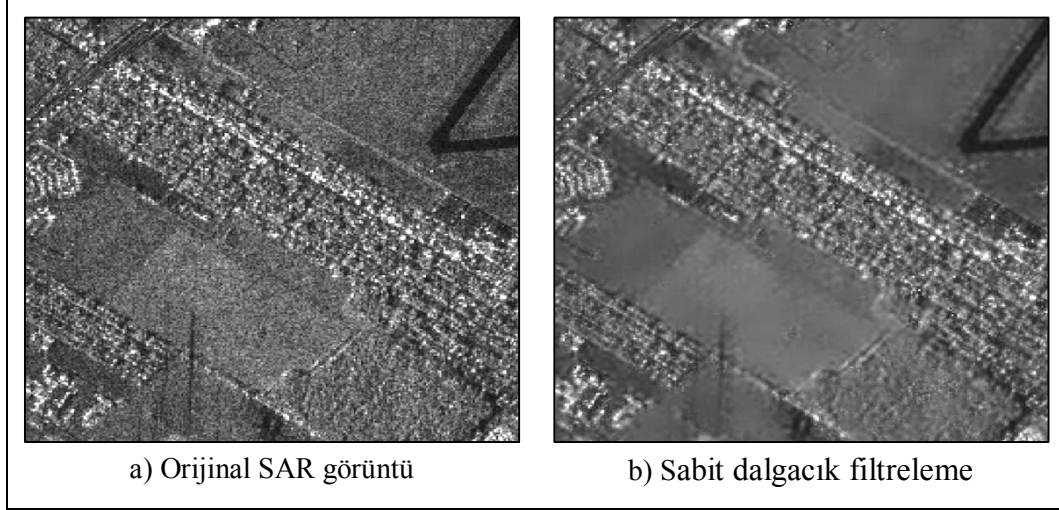
Dalgacık dönüşümü yöntemi ile elde edilen başarılı gürültü azaltma sonuçlarının ardından bazı araştırmacılar tarafından gelişmiş dalgacık alanı teknikleri önerilmiştir. Son yıllarda önerilen tekniklerin önemli bir bölümü en büyük sonsal (MAP) Bayes yaklaşımı ile istatistiksel dalgacık küçültme yöntemine dayanmaktadır. Yapılan çalışmada, SAR görüntülerdeki benek gürültüyü azaltmak için dalgacık analizi çerçevesinde Bayes tabanlı algoritma önerilmiştir [39]. Log dönüşümlü dalgacık katsayılarını tanımlamak için uygun bir olasılık yoğunluk fonksiyonu (PDF) kullanılan benzer yapıli filtre tabanlı bir yöntem çarpımsal gürültünün azaltılması için önerilmiştir [40]. Bayes MAP kestirimi ayrıca eşikleme düzeninin kusurlarını düzeltmek için de kullanılmıştır [41]. Bu çalışmaların yanı sıra en uygun öncel sinyal katsayılarının seçiminde diğer dalgacık küçültme yaklaşımları da benek gürültü azaltma için uygulanmıştır [42-44]. Şekil 2.7’de verilen orijinal SAR görüntüye Gamma MAP ve Bayes Wavelet tabanlı filtre uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.



Şekil 2.7. Orijinal SAR görüntüye Gamma MAP ve Bayes Wavelet uygulanması [43].

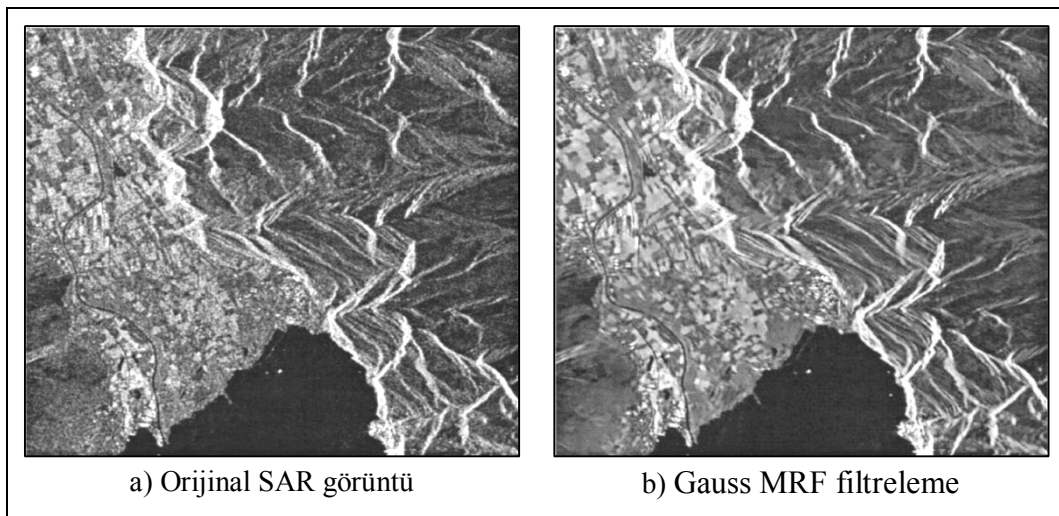
SAR görüntülerdeki benek gürültünün azaltılmasında dalgacık dönüşüm yönteminin türevleri olan sabit dalgacık dönüşümü, eğricik dönüşümü, contourlet dönüşümü, directionlet dönüşümü ve shearlet dönüşümü kullanılmıştır [45-50]. Bu yöntemlerin yanı sıra ikinci nesil dalgacık dönüşümü yöntemleri de SAR görüntülerdeki detay özelliklerini korumak amacıyla literatürde önerilmiştir [51]. Dalgacık tabanlı

teknikler genellikle uygun dalgacık ailesinin seçimine ve görüntü özelliklerinin kaybını önlemek için ayrışma seviyesine bağlıdır. Şekil 2.8’de SAR görüntüye sabit dalgacık yöntemi uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir [45].



Şekil 2.8. Sabit dalgacık filtreleme örneği [45].

SAR görüntülerde benek gürültü azaltma için Markov rassal alanları (MRF) modeline dayanan farklı çalışmalar da sunulmuştur. Önerilen yaklaşım, görüntüdeki dokusal alanlar için Gauss Markov rassal alanı modelini ve homojen alanlar arasındaki kenarların korunması için uyarlanabilir bir komşuluk sistemini kullanmaktadır [52]. Şekil 2.9’da bu yöntem ile elde edilen sonuç gösterilmektedir.



Şekil 2.9. Gauss MRF filtreleme örneği [52].

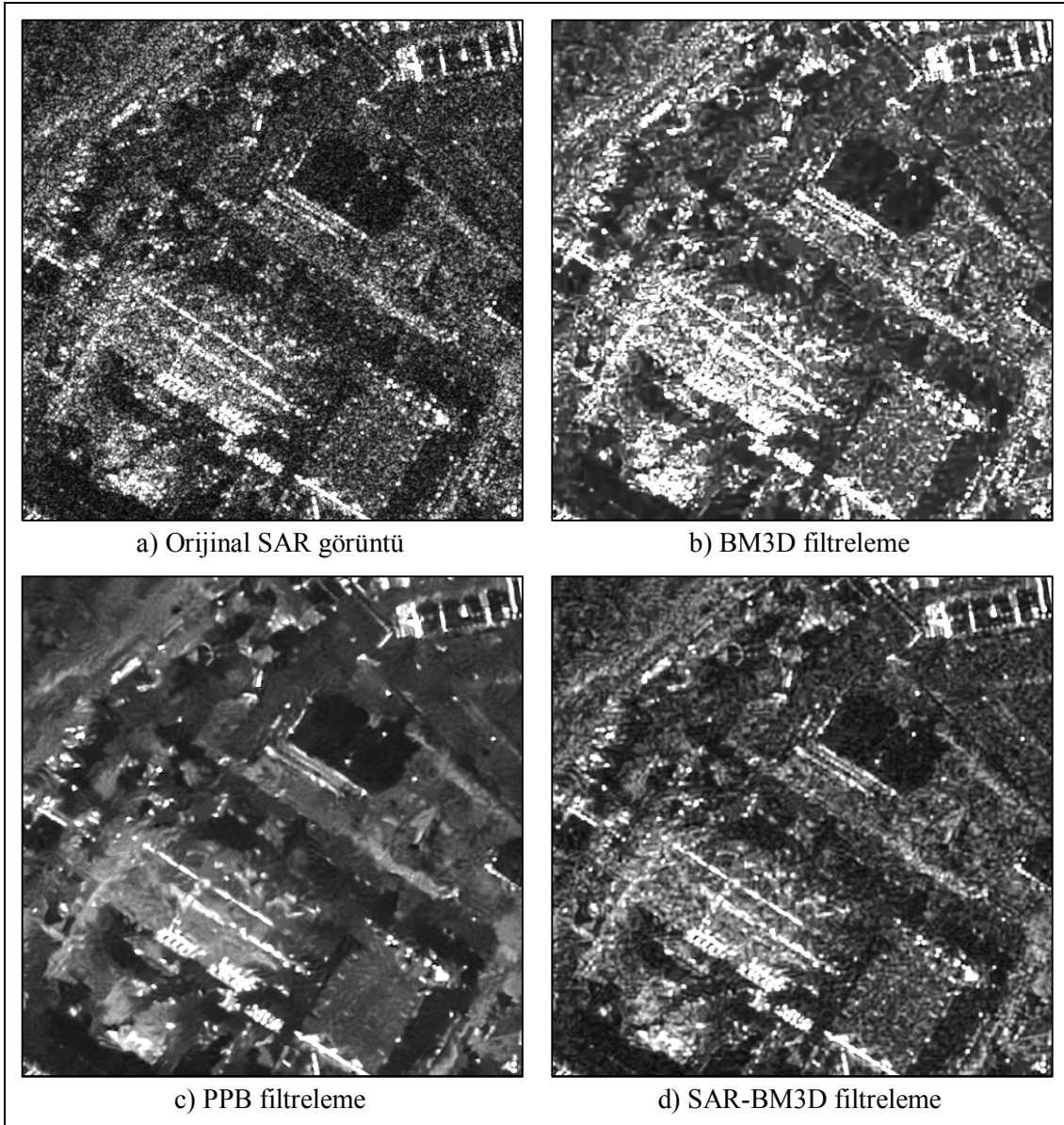


Wavelet Bayes gürültü azaltma ile MRF modeline dayanan görüntü düzenleme yöntemi birleştirilerek benek gürültü azaltma sağlanmıştır [53]. Diğer bir çalışmada ise keskin geçişlerin korunarak homojen bölgelerin yumuşatıldığı toplam değişim (TV) yöntemini kullanan MRF yaklaşımı önerilmektedir [54].

Son zamanlarda, uzamsal-alanda gürültü azaltmayı gerçekleştirmek için yeni bir yöntem olan yerel olmayan (NL) filtreleme literatürde büyük bir ilgi görmüştür. Yöntem gürültülü görüntüdeki hedef pikselin, görüntü içerisinde dikkatlice seçilmiş piksel kümesine dayanarak tahmin edilmesi temeline dayanmaktadır. Burada sadece hedefe yakın olan piksel kümesi değil benzer sinyal yapısına sahip olanlar da dikkate alınmaktadır. Yöntemin temeli geçmiş yıllara kadar uzansa da yakın zamanda önerilen yerel olmayan ortalama (NLM) algoritması ile etkinliği kanıtlanmıştır [55]. Yapılan çalışmalar ile yoğun bir araştırma konusu haline gelmiştir [56-59]. Bu yaklaşım, geniş bir alanda piksel ortalamasının ağırlığını elde etmek için seçilen ve tahmin edilen piksellerin çevresindeki parçalar arasındaki benzerliği kullanmaktadır. Bu düşünce daha sonra sadece en benzer içeriğe sahip birkaç pikselin tahmin için kullanımı yoluyla geliştirilerek üç boyutlu blok eşleştirme (BM3D) olarak sunulmuştur [60]. Elde edilen sonuçlar sayısal olarak ölçeklenebilir bu algoritmanın yüksek başarılı gürültü azaltma performansı sağladığını göstermektedir.

NL tabanlı görüntü filtreleme yöntemleri SAR benek gürültü azaltmada da etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Özellikle olasılıksal yama tabanlı (PPB) algoritmada öklid uzaklığı Nakagami-Rayleigh dağılımına dayanan olasılıksal benzerlik kriteri ile değiştirilerek görüntü gürültüsü temizlemede çok iyi sonuçlar elde edilmiştir [61]. BM3D algoritmasından esinlenilerek önerilen SAR tabanlı algoritma (SAR-BM3D) yerel doğrusal MMSE kriterini ve sabit dalgacık dönüşümünü kullanmıştır [62]. Yapılan diğer çalışmalarda da NL tabanlı görüntü filtreleme SAR görüntüler üzerine başarılı bir şekilde uygulanmıştır [63-69]. Ayrıca NLM algoritması ile yapılan çalışmalar, polarimetrik SAR gürültü azaltma yöntemlerine genişletilmiştir [70-72]. Şekil 2.10'da NL tabanlı yöntemlerin orijinal SAR görüntüye uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.

NL tabanlı yöntemlerde daha iyi bir sonuç elde edebilmek için benzer aday bloklarının sayısının artması hesaplama maliyetini de artırmaktadır. Bunu azaltmak için NL yöntemi paralel hesaplama mimarileri üzerinde tasarlanarak uygulanmıştır [73-75]. Hesaplama yükü SAR çalışma alanı için de büyük bir sorun oluşturmaktadır. SAR gürültü azaltma tekniklerinin hızlandırılması da yapılan çalışmalarla gerçekleştirilmiştir [76,77]. Bu sayede algoritmanın farklı senaryolarda hızlı sonuç verebilecek çözümlerde kullanılması sağlanmıştır.

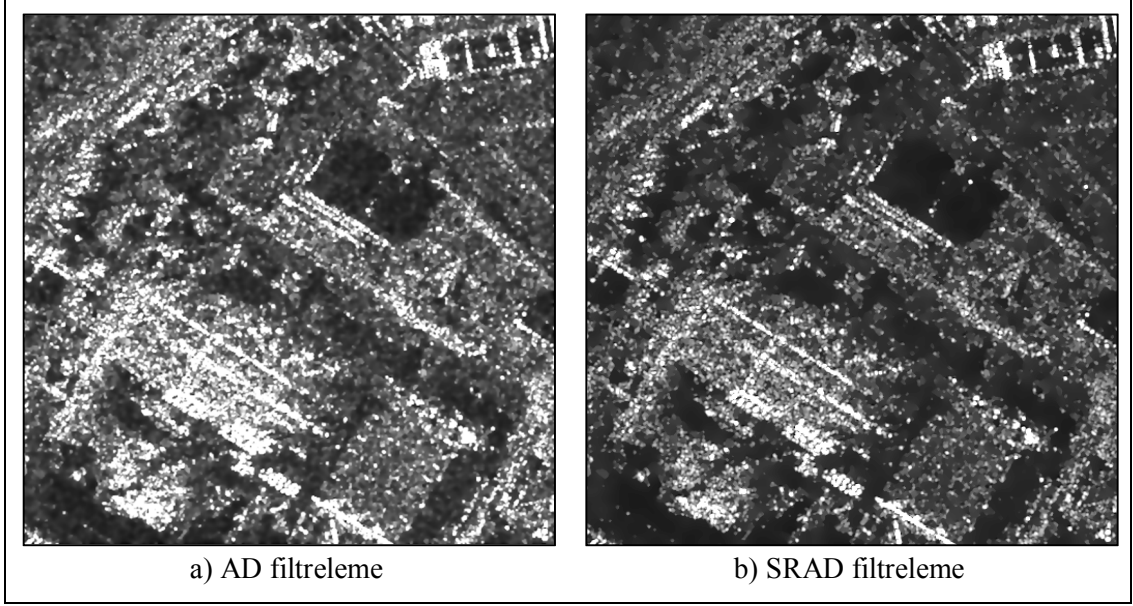


Şekil 2.10. NL tabanlı filtreleme yöntemleri.

Diğer taraftan görüntülerdeki gürültü azaltma seyrek temsiliyet yoluyla gerçekleştirilmiştir [78-80]. Bu çalışmalar literatüre önemli katkılar sağlamıştır. Bu yöntemler daha sonra SAR görüntülerdeki benek gürültünün azaltılması için de uygulanmıştır. Önerilen yöntemde, görüntü yamalarından oluşan uyarlanabilir bir sözlük görüntüden öğrenilmekte ve bu sayede görüntü içeriğinin seyrek temsiliyeti oluşturulmaktadır [81]. Ayrıca seyrek model yerel olmayan ortalama yöntemi ile birleştirilerek SAR görüntülere uygulanmış ve başarılı çalışmalar ortaya çıkmıştır [82-85]. Diğer çalışmalarda ise çarpımsal gürültü azaltma problemi logaritmik dönüşüm ile toplamsal gürültü azaltma problemine çevrilmiş ve sözlük öğrenmesi gerçekleştirilmiştir [86,87]. Daha sonra bu sözlük, oluşturulan değişimsel model içinde gürültü azaltma için kullanılmıştır.

Benek gürültü azaltma tekniklerinin diğer bir sınıfını da difüzyon tabanlı yöntemler oluşturmaktadır. Perona ve Malik tarafından önerilen anizotropik difüzyon (AD), difüzyon tabanlı yaklaşımlardan en çok kullanılanıdır [88]. Bu yaklaşım görüntü kenarları boyunca ve temel eğrilik yönünde farklı seviyede filtreleme yapılmasına imkan sağlamaktadır. Doğrusal olmayan difüzyon modeli çizgi ısı denklemi ile karşılaştırıldığında kenarları ve bazı ayrıntıları daha iyi korumaktadır. Diğer önemli kısmi diferansiyel denklem (PDE) modeli ise Rudin, Osher ve Fatemi (ROF) tarafından önerilen ve gürültünün bazı ön istatistiksel bilgilerini kısıt koşulu olarak dikkate alan ROF modelidir [89]. Bu model sayesinde kenarlar ve bazı ayrıntılar daha iyi korunabilmektedir.

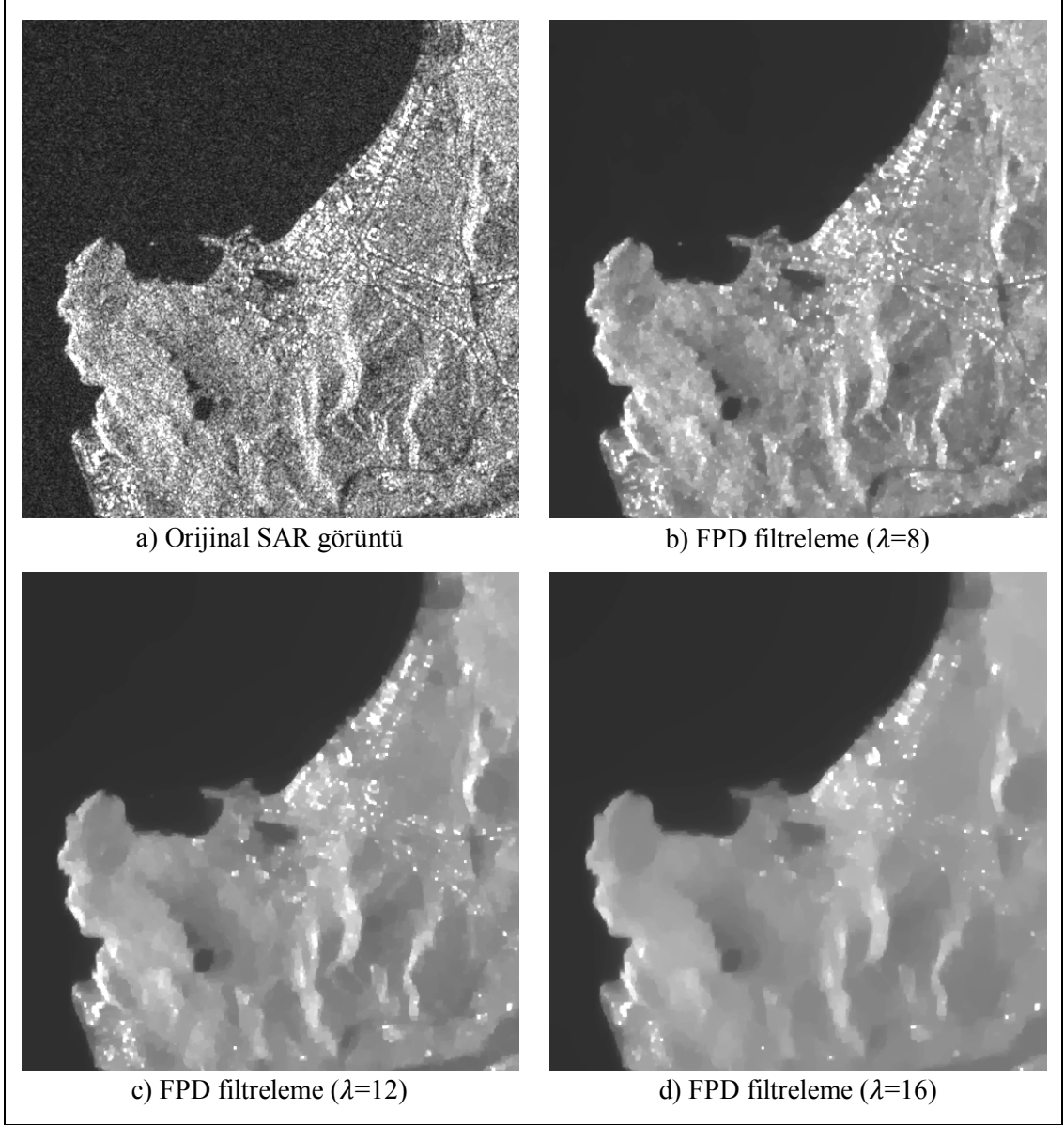
Yu ve Acton tarafından Lee filtresi ile anizotropik difüzyon yönteminin ilişkisi incelenerek PDE modeline dayalı benek gürültü azaltıcı anizotropik difüzyon (SRAD) yöntemi sunulmuştur [90]. Takip eden yıllarda geleneksel Perona ve Malik AD yöntemi daha fazla önem kazanmıştır. Çarpımsal gürültü için kullanılan Frost ve Kuan filtrelerinin geliştirilmiş bir uzantısı olarak detay koruyucu anizotropik difüzyon (DPAD) yöntemi önerilmiştir [91]. SRAD filtresi gradyan ve başçıl eğrilik yönü dikkate alınarak matris anizotropik difüzyon modeline genişletilmiştir [92]. Şekil 2.9(a)'da verilen SAR görüntüsü üzerine AD ve SRAD yöntemleri uygulanması ile elde edilen sonuçlar Şekil 2.11'de gösterilmektedir.



Şekil 2.11. AD ve SRAD filtreleme sonuçları.

Birinci ve ikinci seviye türev operatörlerinin kombinasyonundan oluşan bir difüzyon katsayısı kullanılarak geliştirilen anizotropik difüzyon algoritması SAR görüntü gürültüsü azaltma için önerilmiştir [93]. Yapılan çalışmalar ile AD yönteminin genel iraksama tabanlı formülasyonu, difüzyonun ayrık alanda işleyişi, iki boyutlu anizotropik Gauss fonksiyonu ve çalışma süresinin azaltıldığı hızlı uygulama için bazı etkili sayısal düzenlemeler uygulanmıştır [94-101].

SAR görüntüler üzerinde çalışan difüzyon tabanlı bir yöntem olarak sayılabilecek öznitelik koruyucu benek gürültü azaltma (FPD) yöntemi önerilmiştir [102]. Yapılan diğer çalışmalarda önerilen bu yöntemin OpenMP ve CUDA ile hesaplama etkinliği artırılmış uygulamaları sunulmuştur [103-105]. Bu çalışmalarda üstün benek gürültü azaltma özelliklerine sahip FPD yönteminin en büyük iki dezavantajı olan uzun çalışma süresi ve aşırı bellek kullanımını daha etkin hale getirecek yeni paralel hesaplama yaklaşımları önerilmektedir. Fakat önerilen bu paralel yaklaşımlar dahi yüksek düzeyde yumuşatma için uzun çalışma sürelerini kısaltmaya yeterli olamamaktadır. FPD yönteminin verilen SAR görüntüsü üzerinde farklı  $\lambda$  değerleri için çalışma sonuçları Şekil 2.12’de verilmektedir. Elde edilen sonuçlara göre  $\lambda$  değeri arttıkça görüntüdeki homojen bölgelerin yumuşatılma miktarının da arttığı gözlemlenmektedir.



Şekil 2.12. Farklı  $\lambda$  değerleri için FPD yöntemi sonuçları.

Klasik değişimsel gürültü azaltma metodu, ROF modelinin TV ile eniyilenmesi işlemidir. ROF modeli salınımları azaltıp süreksizliği cezalandırmadan seviye kümelerinin geometrisini düzenlemesine rağmen bazı koşullar altında merdivenlenme ve dokunun kaybedilmesi gibi istenmeyen bazı özelliklere sahiptir [106]. Orijinal ROF modelinin belirtilen bu eksikliklerini gidermek için birçok gelişmiş TV modeli önerilmiştir. Yapılan çalışmalarda bazı dışbükey fonksiyonların en küçüğünün eniyilenmesini amaçlayan alternatif yaklaşımlar önerilmektedir [107-109]. Bu yaklaşımlarda TV modelinin başarısız olduğu bazı durumları doğru bir şekilde ele almak için orijinal TV eniyileme probleminin değişik

örnekleri verilmektedir. Karşıtlık ve doku kaybını önlemek amacıyla ROF modeline dayanan Bregman uzaklık tabanlı iteratif düzenleme yöntemi geliştirilmiştir [110]. Daha sonra bu model dalgacık tabanlı gürültü azaltmaya genişletilmiştir [111].

ROF modelindeki sadakat teriminde yer alan  $l_2$ -norm,  $l_1$ -norm ile değiştirilerek veri güdümlü ölçek seçimi ve çok-ölçekli görüntü ayrıştırma için yeni çıkarımlar sağlanmıştır [112-113]. Xu et al., TV modeli için görüntü gradyanının  $l_1$ -normunu,  $l_0$ -norm ile değiştirerek  $l_0$  gradyan eniyileme olarak bir iyileştirme önermişlerdir [114]. Bu model parçalı sabit görüntüler için TV modeline göre çok daha etkili performans sağlarken, sadece TV modeli olarak merdivenlenme etkisinden hala ciddi bir şekilde etkilenmektedir. Model, sonuçtaki sıfır olmayan gradyanların sayısını saydığından dolayı gürültüye dirençli değildir. Bu zorlukların üstesinden gelebilmek amacıyla, yöntemin iterasyonları boyunca görüntü gradyanı önfiltreden geçirilerek geliştirilmiş bir  $l_0$  gradyan eniyileme modeli önerilmiştir [115]. Yapılan çalışmada, dokulu yüzeylere sahip görüntüleri yumuşatmak için  $l_1$ -norm tabanlı TV şeması uygulanmıştır [116]. Benek gürültü azaltma performansını arttırmak için  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun avantajlarını bir araya getiren ve paralelleştirme ile algoritma çalışma süresini iyileştiren bir yöntem geliştirilmiştir [117]. Genellikle hatalı ölçümlerin mevcut olduğu durumlarda  $l_2$ -norm yerine  $l_1$ -norm sadakat teriminin tercih edilmesi gerektiği ve  $l_0$ -norm gradyanın TV ve  $l_2$ -norm gradyana göre daha iyi bir öncel terim olduğu ifade edilmektedir. Bu nedenle,  $l_1$ -norm sadakat terimi ve  $l_0$ -norm gradyan kullanılarak bu iki avantaj bir araya getirilmiştir [118]. Yapılan diğer çalışmada ise  $l_0$  gradyan eniyilemesi ve bunun özellik koruyucu filtreler üzerine uygulanması için yeni bir yaklaşım algoritması önerilmiştir [119].

Yapılan çalışmada görüntülerdeki ince detay özellikleri daha iyi koruyabilmek için uzamsal değişen sadakat terimi önerilmiştir [120]. Bu terim, görüntü üzerindeki bölgelerin içeriklerine göre gürültü azaltma ölçüsünü kontrol etmektedir. Esedoglu ve Osher, belirli kenar yönlerine ayrıcalık tanımak için ROF modelinin anizotropik uyarlamasını sunmuştur [121]. Yapılan çalışmada, kenar ve eğimleri başarılı bir şekilde ayırt eden yeni bir kenar belirteci dayanan ve fark eğriliği olarak adlandırılan uyarlanabilir bir TV metodu önerilmiştir [122]. Fark eğrilik belirteci gradyan bilgisinden daha iyi çalışmasına rağmen, piksel tabanlı olduğu için yüksek

gürültü söz konusu olduğu zaman iyi çalışmamaktadır. Chen et al. gürültü azaltma için TV düzenleme ile yerel kısıtlamaları birleştiren uyarlanabilir bir TV modeli kullanmıştır [123]. Benzer çalışmada gürültü azaltma kuvvetinin bantlar boyunca ve bantlar arasında ayarlanabildiği uzamsal-spektral uyarlanabilir hiperspektral TV gürültü azaltma yöntemi önerilmiştir [124].

TV filtresi ayrıca sinyal-bağımsız bir filtre olarak da uygulanmıştır [125]. İkinci dereceden kısmi diferansiyel denklem modelleri ve dördüncü dereceden PDE'ler birleştirilerek bazı karma modeller de önerilmiştir [126,127]. Yapılan çalışmada, dışbükey olmayan çarpımsal gürültü azaltma modelinin genel çözümünün hesaplanması için yeni bir boyut eklenerek oluşturulan fonksiyonel yükseltmeye dayalı dışbükey yumuşatma yöntemi önerilmiştir [128]. Diğer bir çalışmada, TV gürültü azaltma yöntemlerinin Gauss, gama-benek, Poisson ve darbe gürültüleri için genel bir araştırması verilmektedir [129]. TV yöntemi, karmaşık algoritma yapısı sebebiyle uzun çalışma süreleri gerektirmekte ve bu nedenle paralelleştirme işlemleri ile bu sürelerin azaltılması gerekmektedir. Yapılan çalışmalarda, TV algoritmasının çalışma sürelerinin paralelleştirme ile başarılı bir şekilde azaltıldığı uygulamalar verilmektedir [130,131].

Geçen yıllar içerisinde, SAR görüntülerde benek gürültü azaltma ile ilgili olarak düzenleme şemalarını kullanan çeşitli yöntemler önerilmiştir [102,132]. Bu yöntemler doğrudan ham karmaşık değerli SAR verileri ile ilgilidir ve SAR görüntülerinde başarılı bir şekilde gürültü azaltma sağlanması amaçlanmaktadır. Bu görüntü restorasyon yöntemleri genellikle problemi ikinci derece fonksiyon ve bunların Tikhonov düzenleme yaklaşımı ve çeşitleri ile modeller [133-136]. Yapılan çalışmada klasik ROF modelini eniyilemek için TV teriminin düzenlenmediği etkili bir algoritma geliştirilmiştir [133]. Önerilen çalışmalarda ise TV düzenleme altındaki esas görüntüyü tahmin edebilmek için split Bregman yaklaşımı kullanılmıştır [135,136].

Benek gürültü azaltma için etkili yöntemlerden biri de gürültüsü azaltılmış görüntünün özelliklerini seyrek olarak temsil eden bir sözlük kullanmaktır. Ancak, bu tür yaklaşımlar doku gibi önemli belirgin özelliklerin yakalanmasında başarısız

olmaktadır. Yapılan çalışmada, restorasyon problemini yapı ve doku bileşenlerini farklı sözlüklerle ayrı ayrı tahmin edip formülleyerek ele alan bir benek gürültü azaltma algoritması sunulmaktadır [137]. Diğer bir çalışmada, TV düzenleme modeline dayanan ve düzenleme parametresi dalgacıklar tarafından tahmin edilen gürültü seviyesine göre uyarlanabilir olan kenar koruyucu gürültü azaltma yöntemi önerilmiştir [138]. Bu yönteme ek olarak kenar koruma performansını belirlemek için farklı piksel boyutlarına sahip iki komşuluk alanının standart sapma oranına bağlı olan bir gürültü azaltma değerlendirme indisi tasarlanmıştır [139]. SAR görüntülerdeki benek gürültünün azaltılmasında etkili bir şekilde kullanılan TV düzenlemeye dayanan değişimsel modeller ile ilgili literatürde birçok çalışma gerçekleştirilmiştir [140-151].

Bu çalışmada görüntüler üzerindeki gürültüleri azaltmada kullanılan  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun avantajları ve yerel olmayan ortalama filtrenin doku koruma özelliği bir araya getirilerek yeni bir karma filtre oluşturulmaktadır. Bu alanda gerçekleştirilen çalışmalar incelendiğinde  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun değişik uygulama senaryolarında birbirlerine göre avantajları olduğu görülmektedir. Görüntülerdeki her bir piksel için bu normlardan uygun olanı kullanılarak daha iyi bir gürültü azaltma sağlanmaktadır. Ayrıca yerel olmayan ortalama filtrenin de bu yöntemlerle birlikte kullanımı ile görüntü içerisindeki dokular korunabilmektedir. Bu yöntemleri bir arada kullanabilmek için de bir maliyet fonksiyonu tanımlanmaktadır. Tanımlanan fonksiyon bu yöntemlerin sahip olacağı farklı ağırlık değerlerinden oluşmakta ve amaç bu maliyet fonksiyonunu minimize etmektir. Maliyet fonksiyonunun minimize edilmesinde nümerik çözüm olarak eşlenik gradyan yöntemleri kullanılmaktadır. Yöntemin benek gürültü azaltma performansı, çalışma süresi ve bellek kullanımı sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde test edilmiştir.



## BÖLÜM 3

### SEYREKLİK-GÜDÜMLÜ BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA

Bu bölümde öncelikle değişimsel yöntemler, TV ve ROF modeli açıklanmaktadır. Daha sonra geliştirilen seyreklik-güdümlü benek gürültü azaltma (SDD) modeli anlatılmaktadır. Bu modelin detayları, CPU-GPU paralelleştirme tasarımı ve yöntemin başarımını gösteren nitel sonuçlar bölümü verilmektedir.

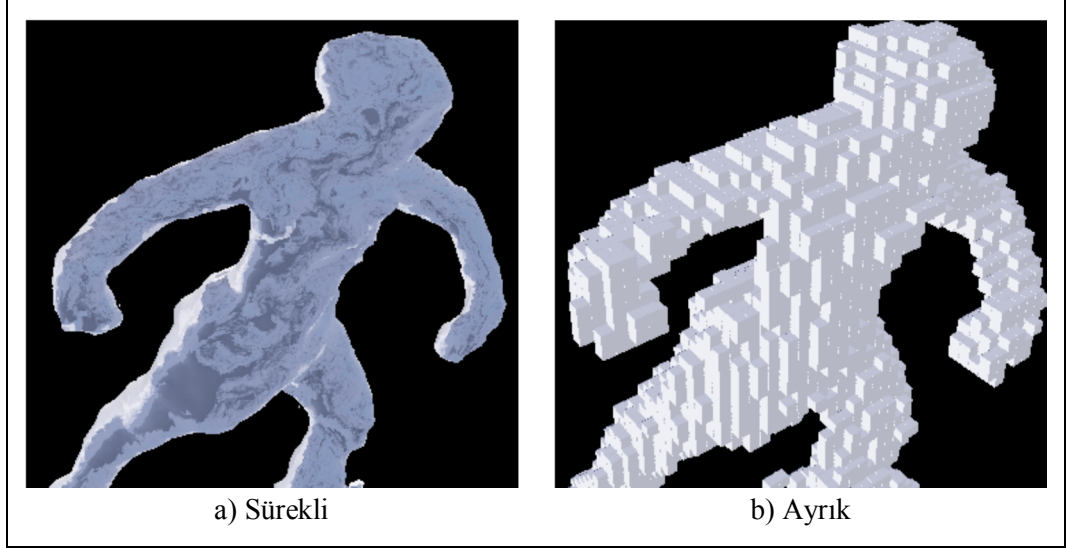
#### 3.1. DEĞİŞİMSEL YÖNTEMLER VE TOPLAM DEĞİŞİM

Değişimsel modeller çok çeşitli onarım problemlerinde son derece başarılı olmuş ve matematiksel görüntü işleme ve bilgisayarla görmede en aktif araştırma alanlarından biri olmaya devam etmektedir. Değişimsel modeller uygun seçilmiş fonksiyonellerin eniyileyicisi olarak bu problemlerin çözümünü sağlar. Bu tür modellerin eniyileme yöntemi seçimi, zorunlu eniyilik ölçütü koşullarından türetilen doğrusal olmayan PDE'lerin çözümünü içerir. Değişimsel ve PDE tabanlı modeller gürültü azaltılmış görüntüler olarak elde edilen çözümlerde geometrik düzenlileştirmeyi uygulamayı özellikle kolaylaştırır. Değişimsel yöntemler aşağıda verilen farklı yöntemler ile birlikte kullanılmaktadır:

- Görüntü gürültü azaltımı, netleştirme ve süper çözünürlük
- Görüntü bölütleme
- Hareket kestirimi
- Seyrek 3D rekonstrüksiyon
- İzleme

Değişimsel yöntemler sürekli ve ayrık olmak üzere iki gruba ayrılır. Sürekli değişimsel yöntemlerde Euler-Lagrange ikinci derece PDE'ler kullanılarak çözüme ulaşılır. Ayrık değişimsel yöntemlerde ise eniyileme fonksiyonu ayrıklaştırılarak

oluşan doğrusal denklemler sisteminin eniyileme yöntemleri ile çözümü gerçekleştirilir. Şekil 3.1’de sürekli ve ayrık modelleri gösterilmektedir.



Şekil 3.1. Sürekli ve ayrık model gösterimi.

Bir  $E$  enerji fonksiyoneli eniyileme problemi çözümü genel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$\arg \min_{u \in V} E(u) \quad (3.1)$$

Gri tonlamalı bir görüntü gerçek-değerli bir fonksiyon ( $\Omega \subset R^2$  açık kümesinde  $u: \Omega \rightarrow R$ ) olurken renkli bir görüntü vektör-değerli bir fonksiyon ( $\Omega \subset R^2$  açık kümesinde  $u: \Omega \rightarrow R^3$ ) olur. Genel kullanımda enerjiler, verilen düzenleştirme ve veri terimini içerirler.

$$\min_u \{ E(u) = R(u) + D(u, f) \} \quad (3.2)$$

burada  $f$  girdi verisi ve  $u$  bilinmeyen çözümdür. Enerji fonksiyoneli, düşük enerji durumu problemin fiziksel özelliklerini yansıtacak şekilde tasarlanmıştır. Eniyileyici problemin en iyi çözümünü sağlar.

Gözlemlenen benek gürültülü sayıl değerli bir görüntü  $f(x), x \in \Omega$ , gürültüsüz görüntü  $u$  ve gürültü  $\xi: f = u + \xi$  toplamı olarak ifade edilebilir.  $u$  görüntüsünün

onarımı tek eşitlikte iki değişken olması nedeniyle görüntü işlemede tipik bir kötü konumlanmış ters bir problemdir. Tikhonov tarafından önerilen kötü konumlanmış ters bir problem çözümü teorisine göre yukarıda belirtilen görüntü onarımı görevi verilen enerji eniyileme problemi olarak şu şekilde modellenebilir:

$$\min_u \left\{ E(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (u - f)^2 dx + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx \right\} \quad (3.3)$$

buradaki ilk terim gürültülü görüntü ile gürültüsüz görüntü arasındaki sadakat terimi, ikinci terim onarılan görüntü için yumuşatma düzenleyici ve  $\lambda$  yumuşatma oranını kontrol eden parametredir. Fakat verilen bu model görüntüdeki kenarların bozulmasına sebep olmaktadır.

1992 yılında Rudin, Osher ve Fatemi tarafından görüntü difüzyonunda kenar korumayı sağlayabilmek için Tikhonov düzenleyici yerine TV düzenleyiciyi kullanan yeni bir değişimsel model önerilmiştir [89]. Bu model PDE tabanlı kenar koruyucu gürültü azaltmada iyi bilinen bir örnektir ve görüntüdeki gürültü ve istenmeyen ince detay özellikler azaltılırken keskin süreksizliklerin (kenarların) korunması amacı ile tasarlanmıştır. ROF modeli dışbükey olması sayesinde en çok istenen bu özelliğe sahip basit bir değişimsel yöntemdir. Bu modelin yenilikçi yönü, süreksizliklere izin verirken aynı zamanda salınımları azaltan düzenleyici terimidir. TV ya da ROF modeli olarak bilinen bu yöntemin enerji fonksiyoneli sürekli yapıda şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\min_u \int_{\Omega} |Du| + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} \|u - g\|_2^2 \quad (3.4)$$

TV enerji fonksiyoneli ayrık yapıda ise şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$h^2 \min_{u \in X} \|\nabla u\|_1 + \|u - g\|_2^2 \quad (3.5)$$

burada  $\|\nabla u\|_1$  ifadesi ayrık TV normu ( $l_1$ -norm) ifade eder ve şu şekilde tanımlanır:

$$\|\nabla u\|_1 = \sum_{i,j} |(\nabla u)_{i,j}|, \quad |(\nabla u)_{i,j}| = \sqrt{((\nabla u)_{i,j}^1)^2 + ((\nabla u)_{i,j}^2)^2} \quad (3.6)$$

$$\|u - g\|_2^2 = \sum_{i,j} (u_{i,j} - g_{i,j})^2 \quad (3.7)$$

Daha önce belirtildiği üzere  $\lambda$  düzenleme parametresidir ( $\lambda > 0$  olmak üzere). Bu parametre çok büyük seçildiğinde gürültüsü azaltılmış görüntü çok fazla yumuşatılırken, çok küçük seçildiğinde ise benek gürültü yeterince azaltılamamaktadır.

Verilen ayrık ROF modeli salınımları azaltmasına ve süreksizliği cezalandırmadan seviye kümelerinin geometrisini düzenlemesine rağmen bazı durumlarda kontrast kaybına sebep olabilmektedir. Orijinal ROF modelinin belirtilen bu eksikliğini gidermek ve ince detay özellikleri daha iyi koruyabilmek için  $l_2$ -norm yerine  $l_1$ -norm kullanılan TV modelleri önerilmiştir. Yapılan bu değişiklik küçük gibi görünse de istenilen sonuçlara ulaşılmasını sağlamaktadır. Bu çalışmalarda Eşitlik (3.5)'te verilen TV enerji fonksiyoneli şu şekilde yeniden tanımlanmaktadır:

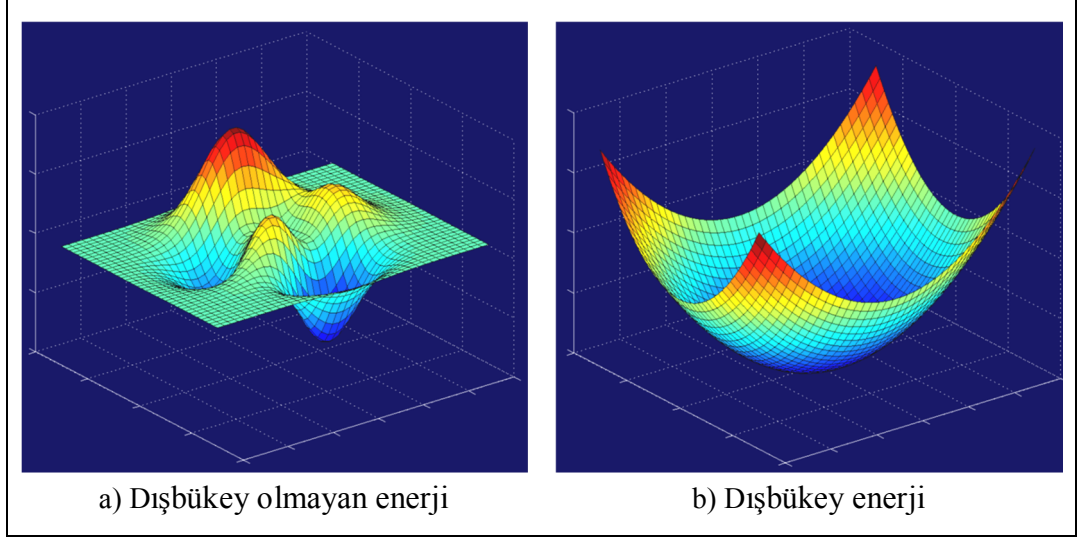
$$h^2 \min_{u \in X} \|\nabla u\|_1 + \|u - g\|_1 \quad (3.8)$$

burada verilen  $l_1$ -norm terimi şu şekilde ifade edilir:

$$\|u - g\|_1 = \sum_{i,j} |u_{i,j} - g_{i,j}| \quad (3.9)$$

Önerilen bu  $l_1$ -norm modeli ile gerçekleştirilen çözümlerin uygulandığı düzenleme daha geometrik olmaktadır. Buradaki daha geometrik ifadesi ile düzenleme işleminin görüntü özellikleri kontrastının, şekillerine göre daha az bağımlı olması ifade edilmektedir. Aslında  $l_1$ -norm modeli verilen görüntüdeki seviye setlerini birbirinden ayırır ve ilişkili seviyeleri (gri-seviyesi değeri) bağımsız olarak işler.

Eniyilemenin alt alanı olan dışbükey eniyileme, dışbükey fonksiyonların dışbükey kümeler üzerinde küçültülmesi problemlerini inceler. Dışbükey özelliği eniyilemeyi genel duruma göre daha kolay hale getirebilir. Örneğin herhangi bir yerel minimum genel minimum olmalıdır. Şekil 3.2(a) ve Şekil 3.2(b)'de sırasıyla dışbükey olmayan ve dışbükey örnek enerji fonksiyonları gösterilmektedir.



Şekil 3.2. Dışbükey olmayan ve dışbükey örnek enerji fonksiyonları.

Genel bir dışbükey eniyileme problemi şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\begin{aligned} \min f_0(x) \\ f_i(x) \leq 0, \quad i = 1 \dots m \\ Ax = b \end{aligned}$$

burada  $f_0(x) \dots f_m(x)$  gerçek-değerli dışbükey fonksiyonlar,  $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n$  m-boyutlu gerçek-değerli vektör,  $Ax = b$  ise ilgin eşitlik kısıttır. Dışbükey eniyileme problemleri çözülebilir olarak kabul edilmektedir ve çözümde kullanılan genel iteratif algoritma adımları şu şekildedir:

1. Herhangi bir başlangıç vektörü seç  $x^0 \in R^n$ ,  $k = 0$  olarak belirle
2. Arama yönünü hesapla  $d^k \in R^n$
3. Adım boyutunu ( $\tau^k$ ) seç, öyle ki  $f(x^k + \tau^k d^k) < f(x^k)$
4.  $x^{k+1} = x^k + \tau^k d^k$ ,  $k = k + 1$
5. Yakınsama yeterliyse dur, değilse 2. adıma git.

Bu yapıdaki dışbükey eniyileme problemlerini çözen çok sayıda etkili çözücü bulunmaktadır.

### 3.2. SDD MODELİ

Bu bölümde, yapılan farklı çalışmalardan esinlenilerek  $l_0$ -norm, kesirli norm ve  $l_1$ -normdan bir parametre ile tercih edileni kullanmaya imkan veren ve SDD yöntemi olarak adlandırılan bir TV yaklaşımı sunulmaktadır. Bu yöntemde TV düzenleme olarak  $l_f$ -norm ( $0 \leq f \leq 2$ ) kullanılarak SAR görüntülerde gürültü azaltma sağlanmaktadır. SDD yönteminde  $l_f$ -norm TV düzenlemesinin dışbükey olmadığı ( $0 \leq f < 1$ ) ya da dışbükey ( $f = 1$ ) olduğu matris-vektör yaklaşımı kullanılarak yeni bir maliyet fonksiyonu önerilmektedir.

Maliyet fonksiyonu, en küçük olduğu durumda gürültüsü azaltılmış görüntü olarak ifade edilen seyrek çözüme yönelmektedir. Burada dikkat edilirse  $f$  azaldıkça çözüm daha seyrek olmaktadır. TV düzenlemesinin dışbükey olması ve ( $1 < f \leq 2$ ) durumu için maliyet fonksiyonunun eniyilemesinin daha verimli olmasına rağmen çözüm seyrek olmamakta dolayısıyla detaylar bozulmaktadır. ( $0 \leq f \leq 1$ ) durumu için önerilen seyrek model artan bir gürültü azaltma performansı ile sonuçlanmakta ve böylece homojen bölgeler kenar ve noktasal saçıcılardaki bozulma en aza indirilerek yumuşatılmaktadır.

SDD yöntemi ayrıca gelişmiş yöntemlerle kıyaslandığı zaman verimli nümerik yapısı sayesinde daha kısa çalışma süreleri gerektirmektedir. Bu bölümde  $l_0$ -norm ve kesirli normdan istenileni bir parametre ile kullanmaya imkan veren benek gürültü azaltma matematiksel modeli anlatılmaktadır. Geliştirilen yöntemin algoritması verilmekte ve sahip olduğu özellikler anlatılmaktadır. Önerilen eniyileme modelinin çözümü için kullanılan iteratif denklem çözümleri açıklanmaktadır. CPU ve GPU ortamında yapılan paralelleştirme adımları ve elde edilen nitel sonuçlar bölüm sonunda çizelgeler halinde verilmektedir.

Geliştirilen SDD modelinde gürültü azaltma performansını arttırmak için  $l_0$ -norm, kesirli norm ve  $l_1$ -normdan bir parametre ile tercih edileni kullanmaya imkan veren yeni bir değişimsel yaklaşım önerilmektedir. Genellikle amaç  $l_0$ -norma göre bir seyrek çözüm üretmek olsa da uygulamada  $l_0$ -norm dışbükey değildir.  $l_0$ -normu içeren eniyileme problemi NP-zor bir problemdir ve bu nedenle TV altında  $l_1$ -norm

dışbükey olarak ele alınır [1]. SAR görüntü üzerinde benek gürültü azaltma eniyileme problemi olarak şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\hat{F} = \arg \min_F J(F) \quad (3.10)$$

burada  $J(F)$  maliyet fonksiyonu Eşitlik (3.11)'deki gibi tanımlanır ve amacımız  $F$ 'ye göre eniyileme yapmaktır.

$$J(F) = \sum_p (E_p - G_p)^2 + \lambda \Lambda(|(\partial F)_p|, f) \quad (3.11)$$

burada  $G$  gözlemlenen gürültülü görüntüyü,  $F$  gürültüsü azaltılmış görüntüyü,  $p$  görüntüdeki piksellerin indis numarasını,  $\lambda$  yumuşatma seviyesini ve  $f$  TV düzenleme norm değerini ifade eder.  $\Lambda(x, f)$  ise  $f = 0$  olduğu zaman  $l_0$ -norm elde edebilmek için tanımlanmış üstel operatör olarak şu şekilde ifade edilir:

$$\Lambda(x, f) = \begin{cases} 0 & x = 0, f = 0 \\ x^f & \text{diğer durumlar} \end{cases}$$

Maliyet fonksiyonundaki ilk terim bulunan  $F$ 'nin gürültülü görüntü  $G$ 'ye olan sadakatini ifade etmektedir. İkinci terim ise görüntü türevideki değişimlerde ceza uygulamayı sağlayan TV düzenleme terimidir. Bu formüleştirmede  $f = 0$  olduğu zaman  $l_0$ -norm,  $f = 1$  olduğu zaman  $l_1$ -norm,  $f$ , 0 ile 1 arasında olduğu zaman kesirli norm elde edilir ve bunların tümü seyrek çözüme olanak sağlar.

$x = 0$  ve  $f = 0$  olduğunda  $\Lambda(x, f)$  süreksizdir, mutlak terimin türevi alınamaz ve düzenleme terimi  $f < 1$  için dışbükey değildir. Dışbükey eniyileme yöntemini kullanabilmek için düzenleme terimindeki  $l_1$ -norm ve ilgili maliyet fonksiyonu (3.11)'e şu şekilde yakınsama sağlar:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + \left( \frac{(\partial_x \tilde{F})_p^2}{|(\partial_x \tilde{F})_p|^{\tilde{f}} + \epsilon} + \frac{(\partial_y \tilde{F})_p^2}{|(\partial_y \tilde{F})_p|^{\tilde{f}} + \epsilon} \right) \quad (3.12)$$

Normalleştirilmiş değişkenler şu şekilde tanımlanır:

$$\epsilon = \epsilon_d \lambda^{-\tilde{f}} \quad (\tilde{f} = 2 - f, \epsilon_d > 0)$$

$$\tilde{G} = G/\lambda \text{ (ölçeklenmiş girdi görüntüsü)}$$

$$F = \tilde{F}\lambda \text{ (gürültüsü azaltılmış çıktı görüntüsü)}$$

Eşitlik (3.12)'de verilen modelde  $\epsilon$  (epsilon),  $\epsilon_d$  (istenen epsilon: küçük pozitif bir sabit),  $\lambda$  ve  $f$  kullanılarak bulunur ve burada yakınsamanın doğruluğu  $\epsilon_d$  küçüldükçe artar. Bu normalizasyonlar, farklı  $\lambda$ ,  $\epsilon_d$  ve  $f$  seçimleri için benzer yaklaşım doğruluğu sağlamak için görüntüye ve yöntem parametrelerine uygulanmaktadır. Eşitlik (3.12)'de verilen model şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + \left( (W_x)_p (\partial_x \tilde{F})_p^2 + (W_y)_p (\partial_y \tilde{F})_p^2 \right) \quad (3.13)$$

burada  $W_x$  ve  $W_y$  şu şekilde tanımlanabilir:

$$(W_x)_p = (|\partial_x \tilde{F}|_p^{\tilde{f}} + \epsilon)^{-1} \quad (3.14)$$

$$(W_y)_p = (|\partial_y \tilde{F}|_p^{\tilde{f}} + \epsilon)^{-1} \quad (3.15)$$

Eşitlik (3.13)'te  $W_x$  ve  $W_y$  dışbükey ve türevlenebilir bir maliyet fonksiyonu oluşturmak için sabit olarak kabul edilir. Maliyet fonksiyonundaki diğer terimlerin tümü karesel ifadelerdir.

Tek boyutlu x-ekseni gradyan sinyali için (-4 ve +4 değerleri arasındaki) Eşitlik (3.13)'te tanımlanan  $l_1$ -norm örnek yakınsaması Şekil 3.3'te gösterilmektedir.  $l_0$ -norm için  $f = 0$  ve yakınsama  $\omega^2(|\omega|^2 + \epsilon)^{-1}$  olur. Burada

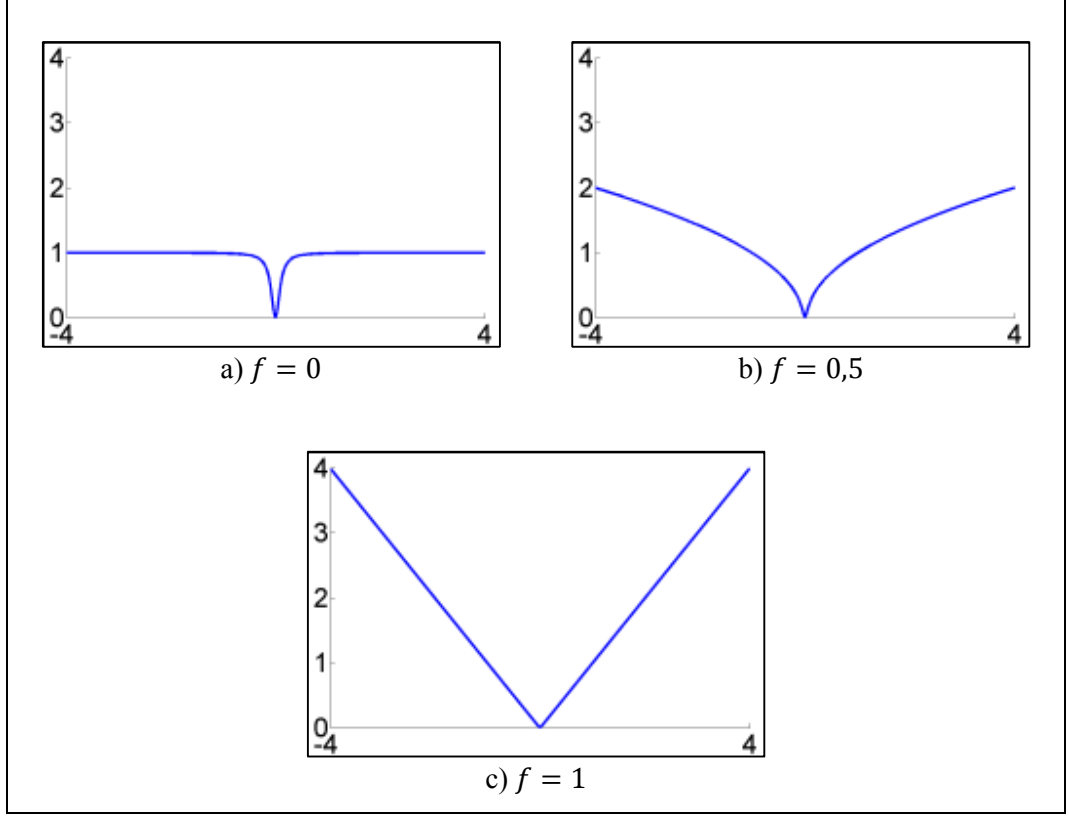
$$\lim_{\omega \rightarrow \infty} \frac{\omega^2}{|\omega|^2 + \epsilon} = 1 \quad \text{ve} \quad \lim_{\omega \rightarrow 0} \frac{\omega^2}{|\omega|^2 + \epsilon} = \lim_{\omega \rightarrow 0} \left( 1 - \frac{\epsilon}{|\omega|^2 + \epsilon} \right) = 0$$

$l_1$ -norm için,  $f = 1$  ve yakınsama  $\omega^2(|\omega| + \epsilon)^{-1}$  olur. Burada

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\omega^2}{|\omega| + \epsilon} = |\omega|$$

Dikkat edilirse  $f = 2$  ve  $\epsilon_d = 0$  için  $l_2$ -norm düzenleme elde edilir.





Şekil 3.3.  $l_1$ -norm yakınsamaları ( $\epsilon_d = 0,01$ ,  $\lambda = 1$ ).

Eşitlik (3.13), matris-vektör yapısında şu şekilde gösterilebilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = (v_F - v_G)^T (v_F - v_G) + (v_F^T C_x^T W_x C_x v_F + v_F^T C_y^T W_y C_y v_F) \quad (3.16)$$

burada  $v_F$  ve  $v_G$ ,  $\tilde{F}$  ve  $\tilde{G}$  için sırasıyla vektör gösterimleridir.  $C_x$  ve  $C_y$  düzlemin sağ ve alt sınırlarından türevi sıfır olan ileri fark türev işleminden gelen Toeplitz matrisidir.  $W_x$  ve  $W_y$  diyagonal matrisleri şu şekilde tanımlanır:

$$W_{x[p,p]} = (|(\partial_x v_F)_p|^{\tilde{f}} + \epsilon)^{-1} \quad (3.17)$$

$$W_{y[p,p]} = (|(\partial_y v_F)_p|^{\tilde{f}} + \epsilon)^{-1} \quad (3.18)$$

Eşitlik (3.16)'da verilen matris-vektör yapısı, her bir adımında doğrusal sistem çözülen aşağıdaki iteratif eniyileme probleminin oluşmasını sağlamaktadır [152].

$$A^{(n)} v_F^{(n+1)} = v_G \quad (3.19)$$

burada  $A^{(n)} = I + C_x^T W_x^{(n)} C_x + C_y^T W_y^{(n)} C_y$  ifadesi  $v_F^{(n)}$  vektörüne dayanan  $W_x^{(n)}$  ve  $W_y^{(n)}$  kullanılarak hesaplanan n. adım ağırlık matrisidir.  $I$  birim matris ve  $n$  adım sayısıdır. SDD algoritmasının adımları şu şekilde verilmektedir:

*Girdi: Görüntü  $G$ , parametreler  $\lambda$ ,  $f$  ve  $\epsilon_d$ , maksIterasyon*

*Başlangıç Atama:  $\tilde{f} \leftarrow (2 - f)$ ,  $\epsilon \leftarrow \epsilon_d \lambda^{-\tilde{f}}$ ,  $\tilde{G} \leftarrow G/\lambda$*

$$v_F^{(1)} \leftarrow \text{image2vector}(\tilde{G})$$

*Döngü  $n = 1$ 'den maksIterasyon'a kadar*

$$W_x^{(n)} \leftarrow v_F^{(n)} \quad (3.12) \text{ denklemini kullanılarak}$$

$$W_y^{(n)} \leftarrow v_F^{(n)} \quad (3.13) \text{ denklemini kullanılarak}$$

$$A^{(n)} \leftarrow I + C_x^T W_x^{(n)} C_x + C_y^T W_y^{(n)} C_y$$

*$A^{(n)}$  ve  $v_G$  kullanılarak  $v_F^{(n+1)}$  bulma ve (3.14)'ü çözme*

*Döngü sonu*

$$\tilde{F} \leftarrow \text{vector2image}(v_F^{(n+1)})$$

*Çıktı: Sonuç görüntüsü  $F \leftarrow \tilde{F}\lambda$*

Geliştirilen yöntemde benek gürültüsü azaltılmış görüntü sadece 5 adımda elde edilmektedir (*maksIterasyon*←5).

Yukarıda verilen algoritmanın tüm adımlarının uygulanması Eşitlik (3.19) ile  $v_F^{(n+1)}$ 'i bulmak dışında kolay ve hesaplamasal olarak maliyeti azdır. Eşitlik (3.19)'daki  $A^{(n)}$  ifadesi seyrek, gerçek, simetrik ve pozitif tanımlı beş-nokta laplas matrisidir. Bu gibi doğrusal sistemler eşlenik CG yöntemi gibi iteratif çözücülerle etkin bir şekilde çözülebilmektedir. CG yöntemi  $Ax = b$  yapısındaki büyük doğrusal denklem sistemlerinin çözümü için en popüler iteratif yöntemlerden biridir ve seyrek matrisler ile uygun bir şekilde kullanılmaktadır. Şayet  $A$  matrisi yoğun ise en iyi seçenek  $A$ 'yı faktörleyip denklemi geriye doğru yerine koyma metodu ile çözmektir.

Çalışmamızda yukarıda belirtildiği gibi  $A^{(n)}$  matrisinin durum değeri Jacobi ve Incomplete Cholesky (IC) ölçeklendirmeleri kullanılarak azaltılmaktadır. SDD yöntemi ile birlikte bu ölçeklendirmeler de test edildi ve buna göre CPU'da tek iş

parçacığı için IC, çoklu iş parçacığı ve GPU uygulamaları için ise Jacobi en verimli ölçeklendirme olarak belirlendi. CG yöntemi bu ölçeklendirmelerle birleştirilerek PCG yöntemi olarak kullanılmaktadır. CG yöntemi, ölçeklendirmeler ve PCG yöntemleri detaylı olarak “Ek Açıklamalar A” bölümünde verilmektedir.

### 3.3. CPU VE GPU PARALELLEŞTİRME

SDD yönteminin Matlab, CPU için C++ OpenMP ve GPU için C++ CUDA olmak üzere üç farklı versiyonu geliştirilmiştir. OpenMP ve CUDA ile ilgili detaylı bilgiler “Ek Açıklamalar B” bölümünde verilmektedir. Matlab kodları, 2015a sürümünde 64 bit kayan nokta hassasiyetinde, seyrek matris yapısında, IC ölçeklendirmeyi elde etmek için ‘ichol’ fonksiyonu, Jacobi ölçeklendirmeyi elde etmek için ‘diag’ fonksiyonu ve PCG için ‘pcg’ fonksiyonu kullanılmaktadır. C++ OpenMP ve CUDA tasarımları için 32-bit kayan nokta hassasiyeti kullanılır ve 3 sütun ve  $m$  satır içeren  $A^{(n)}$  matrisi tutulur ( $m$ : görüntüdeki piksel sayısı).  $A^{(n)}$  simetrik beş nokta Laplacian matrisi olduğu için piksel başına sadece 3 eleman tutmak yeterlidir.  $A^{(n)}$  matrisinin veri gösterimi, matris-vektör çarpımının hesaplama karmaşıklığını  $O(m)$  seviyesine düşürmede etkilidir.

$A^{(n)}$  matrisinin oluşturulması, vektör-vektör ataması, nokta çarpım, norm, Jacobi ölçeklendirmenin tersi, IC ölçeklendirmenin oluşturulması ve IC ölçeklendirmenin Gauss alt ve üst yok etme ile hesaplanması işlemlerinin tümünün hesaplama karmaşıklığı  $O(m)$ 'dir. IC ölçeklendirmenin oluşturulması, alt ve üst Gauss yok etme işlemlerinin tam olarak paralel edilememesi sebebiyle, IC kullanılan PCG yöntemi tek iş parçacığı ile tasarlanmıştır. Jacobi kullanılan PCG yöntemi hem CPU'da hem de GPU'da paralel hale getirilmiştir. Ayrıca 32-bit ve 64-bit kayan nokta hassasiyeti ile elde edilen gürültü azaltma sonuçları arasında herhangi bir farklılık olmadığı görülmektedir.

SDD yönteminde kullandığımız maliyet fonksiyonu ve eniyileme yönteminin önemli bir avantajı da paralel programlama mantığına uygun olmasıdır. Bu yöntemin oluşturulmasında kullanılan ve paralelleştirilmesi mümkün olan tüm fonksiyonların döngü adımları OpenMP iş parçacıkları ile satır bazlı çalışacak şekilde tasarlanmıştır.

Görüntüdeki satır gruplarının iş parçacıkları tarafından işlendiği tasarım örneği 8 iş parçacığı için Şekil 3.4'te gösterilmektedir. Bu tasarıma göre 1. iş parçacığı görüntünün ilk 1/8'lik, 2. iş parçacığı ikinci 1/8'lik ve 3. iş parçacığı ise üçüncü 1/8'lik yükseklik bölümünü işler. Diğer iş parçacıkları da kendilerine ait bölümleri işler ve son olarak 8. iş parçacığı son 1/8'lik yükseklik bölümünü işler. Ayrıca her bir iş parçacığı görüntü genişliği boyunca da çalışmaktadır.

$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	.....
.....										
$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	$t_1$	.....
$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	.....
.....										
$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	$t_2$	.....
$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	.....
.....										
$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	$t_3$	.....
.....										
$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	.....
.....										
$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	$t_8$	.....

Şekil 3.4. Fonksiyonlarda kullanılan OpenMP 8 iş parçacığı çalışma yapısı.

Vektör-vektör ataması,  $A^{(n)}$  matrisinin ve Jacobi ölçeklendirmenin oluşturulması işlemleri uygun bir şekilde paralelleştirilmiştir. Bunun yanında SDD'de tekrarlı bir şekilde çalışan eşlenik gradyan yöntemi içerisindeki Jacobi ölçeklendirme tersi, nokta çarpım, norm, vektör çarpım, vektör toplam, vektör fark ve kopyalama gibi fonksiyonlar da paralel çalışacak şekilde oluşturulmuştur. IC ölçeklendirmenin oluşturulması ile alt ve üst Gauss yok etme tam olarak paralel edilemediği için tek iş parçacığı ile tasarlanmıştır. Elde edilen sonuçlar Bölüm 3.3'te verilmektedir.

Yukarıdaki CPU OpenMP paralelleştirme bölümünde belirtildiği üzere IC ölçeklendirmenin oluşturulması ile alt ve üst Gauss yok etme işlemlerinin haricindeki tüm fonksiyonlar GPU CUDA ortamında paralel hale getirilmiştir. GPU bellek bant genişliği sınırlaması dikkate alınarak maliyet fonksiyonu ve eniyileme yöntemi en az bellek alanı kullanacak şekilde tasarlanmıştır.

Jacobi ölçeklendirmesi ve PCG yönteminin tüm adımları GPU ortamında verimli bir şekilde paralelleştirilmiştir. PCG algoritması adımlarının uygun bir şekilde uygulanması için CPU ile GPU arasındaki veri transferini en aza indirecek yeni stratejiler geliştirilmiştir. PCG yönteminin boyutu büyük görüntüler için çok fazla bellek gerektirmesi ve GPU belleğine uygun bir şekilde yerleştirilememesi nedeniyle büyük boyutlu görüntüler için bölünme yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yaklaşımda görüntü belirlenen boyutta parçalara ayrılarak her bir parça GPU üzerinde ayrı ayrı işlenmektedir. Performans kaybını minimuma indirmek için eş zamanlı çoklu CUDA işlemi gerçekleştirme yeteneğine sahip GPU paralel akış yapıları görevlendirilmiştir.

CUDA akışları uygulamaların hızlandırılmasında önemli rol oynamaktadır. Bir CUDA akışı belirli bir sırada çalıştırılacak GPU işlemleri kuyruğunu temsil etmektedir. Bir akış içerisine çekirdek çalıştırma, bellek kopyalama, olay başlatma ve bitirme gibi işlemler eklenebilmektedir. İşlemlerin akış içerisine eklenme sırası aynı zamanda çalıştırılma sırasını da belirtir. Her bir akış GPU'daki bir görev olarak düşünülebilir ve bu görevlerin paralel yürütülmesi mümkündür.

Gerçekleştirilen kodlamalarda CUDA çekirdeğinin yeni bir iç içe çalışma oluşturması ve bunu senkronize etmesini sağlayan dinamik paralellik tasarımı kullanılmıştır. OpenMP ile çalıştırılan paralel yöntemler CUDA için tekrar düzenlenerek tasarlanmıştır. Vektör-vektör ataması,  $A^{(n)}$  matrisinin ve Jacobi ölçeklendirmenin oluşturulması işlemleri uygun bir şekilde paralelleştirilmiştir. Bunun yanında SDD'de tekrarlı bir şekilde çalışan eşlenik gradyan yöntemi içerisindeki Jacobi ölçeklendirme tersi, nokta çarpım, norm, vektör çarpım, vektör toplam, vektör fark ve kopyalama gibi fonksiyonlar da GPU ortamında CUDA ile paralel çalışacak şekilde oluşturulmuştur.

PCG yöntemi içinde kullanılan  $A$  matrisi Şekil 3.5'te gösterilen örnek yapıda 5 diyagonale sahip simetrik, seyrek ve pozitif tanımlı bir matristir. Paralleleştirme adımlarında bellek kullanımını etkin bir şekilde sağlamak için bu matris yapısını kullanmak yerine  $A$  matrisi içindeki simetrik 5 adet diyagonal veriyi üç sütunluk bir dizide tutarak bu veri yapısını baz alan kendi matris-vektör ( $Ax$ ) çarpımı

fonksiyonlarımızı oluşturduk. Bu sayede görüntüdeki piksel sayısı  $m = (W \times H)$  olduğu zaman PCG'nin her bir iterasyonunun karmaşıklığı  $O(m)$  olmaktadır.

2,47	-0,2	0	0	0	-1,3	0	0	0	0	0	0	0
-0,2	2,46	-0,6	0	0	0	-0,7	0	0	0	0	0	0
0	-0,6	6,5	-0,2	0	0	0	-4,6	0	0	0	0	0
0	0	-0,2	6,15	-0,3	0	0	0	-4,6	0	0	0	0
0	0	0	-0,3	1,47	0	0	0	0	-0,2	0	0	0
-1,3	0	0	0	0	6,39	-0,1	0	0	0	-4	0	0
0	-0,7	0	0	0	-0,1	6,09	-4	0	0	0	-0,3	0
0	0	-4,6	0	0	0	-4	10,6	-0,2	0	0	0	-0,8
0	0	0	-4,6	0	0	0	-0,2	10,8	-4,6	0	0	0
0	0	0	0	-0,2	0	0	0	-4,6	6,02	0	0	0
0	0	0	0	0	-4	0	0	0	0	20,9	-0,3	0
0	0	0	0	0	0	-0,3	0	0	0	-0,3	2,64	-0,7
0	0	0	0	0	0	0	-0,8	0	0	0	-0,7	4,66

Şekil 3.5. A matrisi yapısı örneği.

Cuda ile yapılan deneysel çalışmaların tümü Nvidia Tesla K20c GPU kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

### 3.4. NİTEL SONUÇLAR

SDD yönteminin IC ve Jacobi ölçeklendirmeleri için sayısal çözücü dahilindeki yineleme sayısı ve çalışma süreleri Çizelge 3.1'de verilmektedir. SDD öncelikle Matlab ortamında ölçeklendirme olmadan CG çözücüsü ile çalıştırılmış, daha sonra Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri kullanılarak PCG yöntemi ile çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre ölçeklendirme kullanılmadan yapılan çalışmaların iterasyon sayısı yaklaşık olarak Jacobi'nin 2.5 katı, IC'nin ise 8 katı olmaktadır. Çalışma süreleri ise ölçeklendirme olmadan Jacobi ile benzer olmaktadır IC'de bu süre yarıya düşmektedir. SDD daha sonra C++ ortamında 1 ve 8 iş parçacığı kullanılarak Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri ile test edilmiştir. Çizelgede verilen sonuçlara göre Jacobi paralelleştirilmesi ile 1,4 kat hızlanma sağlanırken, IC'de bu oran 1,3 kat olmaktadır.

Çizelge 3.1. 2048x2048 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için SDD yöntemi iterasyon sayıları ve çalışma süreleri.

		Ölçeklendirme	Çözücü	İterasyon	Süre (saniye)
Matlab	1 İş Parçacığı	Yok	CG	847	150,21
		Jacobi	PCG	316	145,41
		IC	PCG	110	72,95
C++ OpenMP	1 İş Parçacığı	Jacobi	PCG	325	18,26
	8 İş Parçacığı		PCG	348	13,06
	1 İş Parçacığı	IC	PCG	109	14,71
	8 İş Parçacığı		PCG	111	11,87

Sonuç olarak IC, iterasyon sayısını daha iyi düşürürken, Jacobi daha iyi paralel hale getirilebilmektedir. Çizelge detaylı olarak incelendiğinde C++ uygulaması verimli seyrek matris veri gösterimi sayesinde Matlab uygulamasına göre ortalama 7 kat hızlanma sağlamaktadır. IC ölçeklendirmesi seri ve paralel çalışmada iyi performans sağlarken Jacobi ölçeklendirmesinin daha iyi paralelleşme özelliklerine sahip olduğu görülmektedir. Geliştirilen SDD yönteminin CPU C++ ortamında 1-8 iş parçacığı ve GPU’da CUDA ile paralelleştirilmesi ile elde edilen çalışma süreleri sonuçları farklı boyutlardaki görüntüler için Çizelge 3.2’de verilmektedir. Çizelgede verilen sonuçlara göre CPU 8 iş parçacığı kullanılarak CPU 1 iş parçacığına göre ortalama 2,4 kat hızlanma sağlanırken, GPU tasarımında ise bu oran ortalama 13,2 kat olmaktadır.

Çizelge 3.2. CPU tek iş parçacığı ve GPU için SDD çalışma süreleri (saniye).

Görüntü Boyutu	SDD ( $\lambda = 25, \epsilon_d = 0, 1, f = 0, 5$ )		
	CPU (1 İş parçacığı)	CPU (8 İş parçacığı)	GPU
1024x1024	4,35	1,49	0,371
2048x2048	15,56	7,07	1,16
4096x4096	58,88	25,27	4,08
8192x8192	223,56	104,47	17,11

Çizelge 3.3’te SDD yönteminin literatürde önemli bir yere sahip olan bazı benek görüntü azaltma yöntemleri ile çalışma süresi açısından C++ tek iş parçacığı için karşılaştırması verilmektedir. Bu çizelgede verilen SRAD, FPD, PPB ve SAR-BM3D

ile ilgili detaylı bilgiler Bölüm 2.3’de verilmektedir. SDD ve karşılaştırma yöntemlerinin parametreleri, gürültü azaltmalar görsel olarak fark edilemeyecek kadar benzer olacak şekilde belirlenmiştir. Farklı boyutlardaki görüntüler için elde edilen çalışma sürelerine göre SDD yöntemi diğer gelişmiş yöntemlere göre çok daha hızlı çalışmaktadır. NL yöntemleri olan PPB ve SAR-BM3D yöntemlerinin beklenildiği gibi çalışma süreleri çok uzun sürmektedir. SDD yöntemi SRAD yöntemine göre ortalama 17 kat hızlı çalışırken, FPD yöntemine göre ise 4,7 kat hızlı çalışmaktadır.

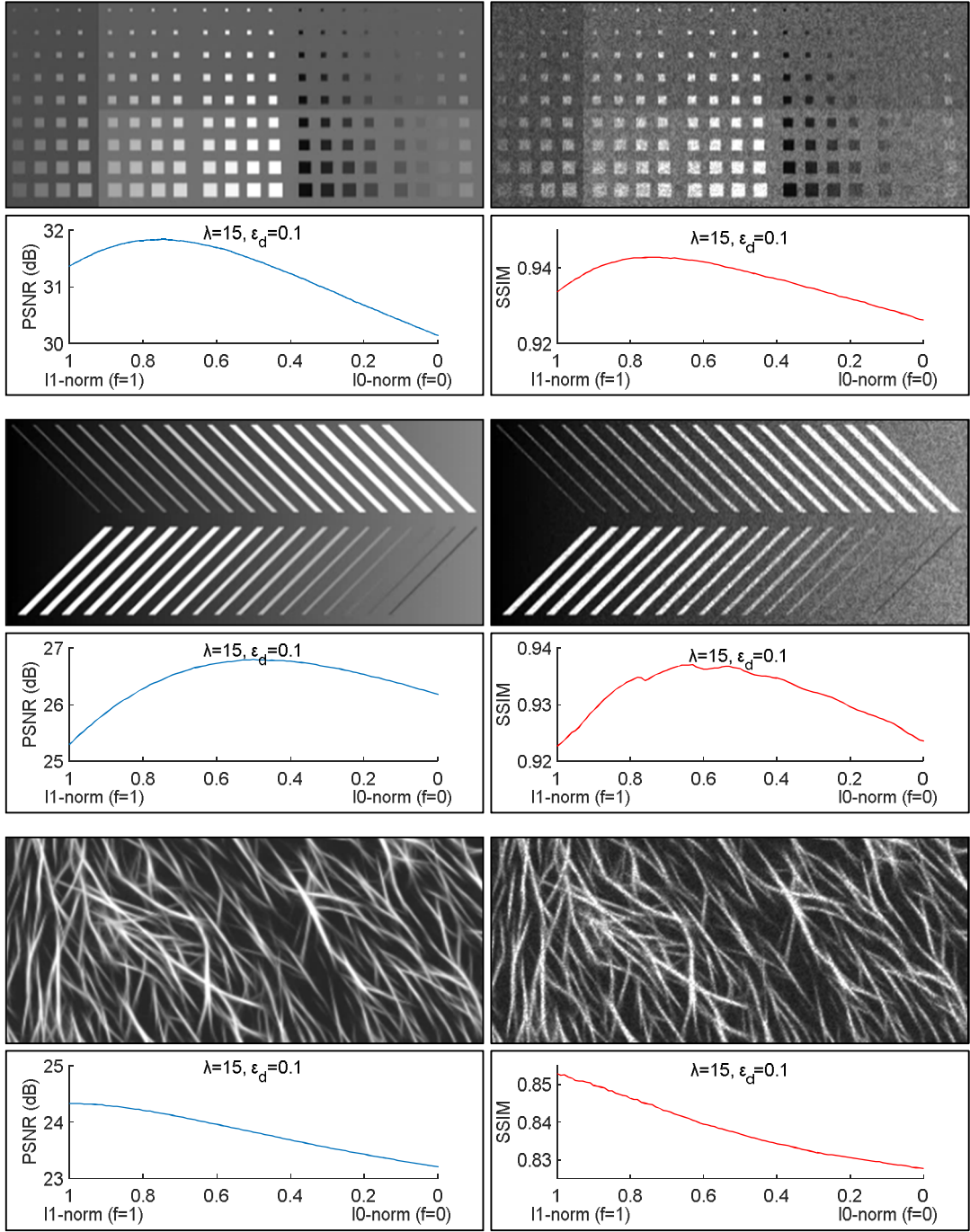
Çizelge 3.3. SDD ve karşılaştırma yöntemleri çalışma süreleri (saniye).

Görüntü Boyutu	SRAD	FPD	PPB	SAR-BM3D	SDD
<b>1024x1024</b>	65,25	16,39	241,15	428,21	4,35
<b>2048x2048</b>	254,82	63,29	975,98	1172,54	15,56
<b>4096x4096</b>	1022,11	383,75	4170,28	6949,27	58,88
<b>8192x8192</b>	4237,88	1013,50	21641,29	29001,59	223,56

FPD yöntemi nümerik yapısının GPU ortamında paralelleştirilmesinin verimli olmaması nedeniyle SDD yöntemin GPU ile çalışma performansı göz önüne alındığında bu oran çok daha fazla olmaktadır. SDD yönteminde aynı zamanda benek gürültü azaltma performansının da daha iyi olduğu düşünülürse elde edilen çalışma süreleri bu yöntemin başarısını ortaya koymaktadır.

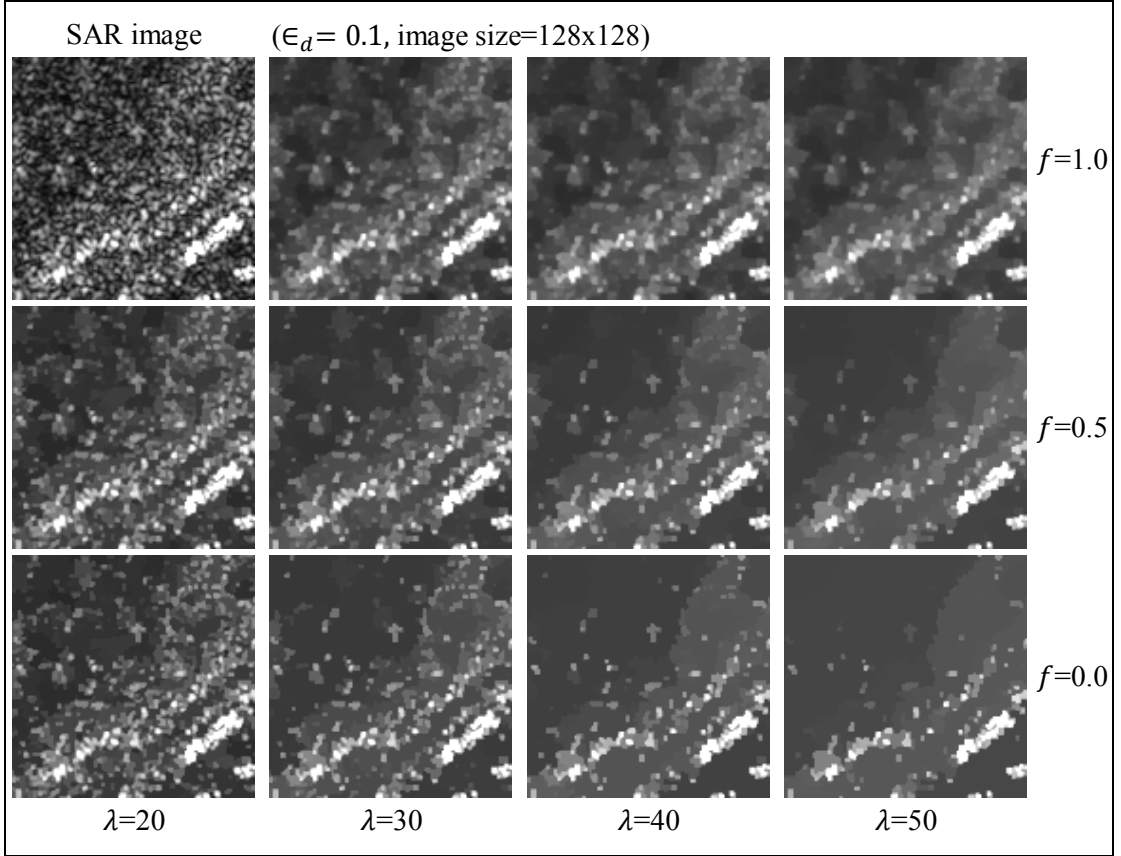
SDD yöntemi üç parametreye bağlı olarak çalışmaktadır. Bunlardan ilki gürültü azaltma şeklini kontrol eden  $l_1$ -norm yapısındaki  $f$ , ikincisi gürültü azaltma seviyesini kontrol eden  $\lambda$ , üçüncüsü ise norm yakınsamasını kontrol eden  $\epsilon_d$ ’dir.  $f$  sıfıra yaklaştıkça homojen bölgeler daha iyi yumuşatılmakta ve kenarlar keskinleşmektedir.  $\lambda$  arttıkça görüntü daha fazla yumuşatılır.  $\epsilon_d$  azaldıkça normun yakınsaması daha doğru gerçekleşmektedir. Çalışma süresi  $\lambda$  arttığında ya da  $f$  ve  $\epsilon_d$  azaldıkça artmaktadır.  $f$  değerinin etkisi üç farklı sentetik test modeli üzerinde sabit  $\lambda$  ve  $\epsilon_d$  değerleri ile tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) ve yapısal benzerlik (SSIM) değerleri kullanılarak Şekil 3.6’da verilmektedir. PSNR ve SSIM görüntü kalitesi metrikleri detaylı olarak “Ek Açıklamalar C” bölümünde verilmektedir.





Şekil 3.6. SDD yönteminde farklı norm değerleri için PSNR(dB) ve SSIM sonuçları.

Şekil 3.7'de  $f$ 'nin gürültü azaltma şeklini kontrol ettiği,  $\lambda$ 'nın ise gürültü azaltma seviyesini ayarladığı sonuçlar görülmektedir. Görüntüdeki bölgeler  $f$  sıfıra yaklaştıkça daha düz hale gelmektedir ve görüntü  $\lambda$  arttıkça daha fazla yumuşatılmaktadır.  $l_1$ -norm yakınsaması  $\epsilon_d$  azaldıkça daha iyi olmaktadır, fakat görsel olarak bunu tespit etmek oldukça zordur. Dolayısıyla  $\epsilon_d$  değeri Şekil 3.7'de 0,1 olarak sabitlenmiştir.



Şekil 3.7. Farklı  $f$  ve  $\lambda$  için SDD yöntemi sonuçları.

## BÖLÜM 4

### DEĞİŞİMSSEL KARMA NORMLAR KULLANILARAK BENEK GÜRÜLTÜ AZALTMA

Bu bölümde, Bölüm 3’te verilen SDD yöntemi geliştirilerek değişimsel karma norm benek gürültü azaltma (VMND) yöntemi verilmektedir. Yöntemin daha hızlı çalışması için paralelleştirilmesini sağlayacak adımlar gösterilmekte ve gerekli optimizasyonlar anlatılmaktadır. Sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde yapılan deneysel çalışmalar ile elde edilen nitel sonuçlar çizelgeler halinde gösterilmektedir.

#### 4.1. VMND MODELİ

VMND yöntemi için Eşitlik (3.10)’da verilen eniyileme problemindeki  $J(F)$  maliyet fonksiyonu Eşitlik (4.1)’deki gibi tanımlanmakta ve amacımız  $F$ ’ye göre eniyileme yapmaktır.

$$J(F) = \sum_p (F_p - G_p)^2 + \lambda \Lambda_p(|(\partial F)_p|, f) \quad (4.1)$$

burada  $G$  gözlemlenen gürültülü görüntüyü,  $F$  gürültüsü azaltılmış görüntüyü,  $p$  görüntüdeki piksellerin indis numarasını,  $\lambda$  yumuşatma seviyesini ve  $f$  TV düzenlileştirme norm değerini ifade eder.  $\Lambda_p(x, f)$  ise  $f = 0$  olduğu zaman  $l_0$ -norm elde edebilmek için kullanılan üstel operatör olarak ifade edilir. SDD yönteminden farklı olarak burada  $\Lambda_p$  piksel bazlı hale getirilmiştir.

$$\Lambda_p(x, f) = \begin{cases} 0 & x = 0, f = 0 \\ x^f & \text{diğer durumlar} \end{cases}$$

Maliyet fonksiyonundaki terimlerin açıklaması Bölüm 3’te detaylı olarak verilmektedir. Dışbükey eniyileme yöntemini kullanabilmek için düzenlileştirme

terimindeki  $l_1$ -norm ve ilgili maliyet fonksiyonu (4.1)'e şu şekilde yakınsama sağlanır:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + \left( \frac{(\partial_x \tilde{F})_p^2}{|(\partial_x \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon_p} + \frac{(\partial_y \tilde{F})_p^2}{|(\partial_y \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon_p} \right) \quad (4.2)$$

burada

$$\begin{aligned} \tilde{f}_p &= (2 - f) * \min \left[ \lambda^2 \left( |(\partial_x \tilde{F})_p| + |(\partial_y \tilde{F})_p| \right), 1 \right] \\ \epsilon_p &= \epsilon_d \lambda^{-\tilde{f}_p} \quad (\epsilon_d > 0) \\ \tilde{G} &= G / \lambda \quad (\text{ölçeklenmiş girdi görüntüsü}) \\ F &= \tilde{F} \lambda \quad (\text{gürültüsü azaltılmış çıktı görüntüsü}) \end{aligned}$$

Eşitlik (4.2)'de verilen modelde  $\epsilon_p$  (epsilon),  $\epsilon_d$  (istenen epsilon: küçük pozitif bir sabit),  $\lambda$  ve  $\tilde{f}_p$  kullanılarak bulunur ve burada yakınsamanın doğruluğu  $\epsilon_d$  küçüldükçe artar. Seçilen  $\lambda$  değerine göre aynı zamanda VMND yönteminin SDD yöntemine ne kadar iyi yakınsadığına karar verilmektedir.  $\lambda$  küçüldükçe algoritma çalışma hızı artmaktadır fakat yumuşatma oranı azalmaktadır yani yakınsama daha düşük hassasiyette yapılmaktadır.  $\lambda$  belli bir noktadayken VMND yöntemi ile SDD yöntemi yaklaşık olarak aynı olmakta fakat VMND yönteminde homojen bölgeler daha fazla yumuşatılmaktadır.  $\tilde{f}_p$  parametresinin hesaplanmasında  $\lambda^2$  değerinin kullanılması çok farklı görüntülerle farklı  $\lambda$ ,  $f$  ve  $\epsilon_d$  için yapılan deneysel çalışmalar ile doğrulanmıştır.

Verilen normalizasyonlar, farklı  $\lambda$ ,  $\epsilon_d$ ,  $f$  ve  $G$  seçimleri için benzer yaklaşım doğruluğu sağlamak için görüntüye ve yöntem parametrelerine uygulanmaktadır. Eşitlik (4.2)'de verilen model şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + \left( (W_x)_p (\partial_x \tilde{F})_p^2 + (W_y)_p (\partial_y \tilde{F})_p^2 \right) \quad (4.3)$$

burada  $W_x$  ve  $W_y$  şu şekilde tanımlanabilir:

$$(W_x)_p = (|(\partial_x \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon)^{-1} \quad (4.4)$$

$$(W_y)_p = (|(\partial_y \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon)^{-1} \quad (4.5)$$

Eşitlik (4.3)'te  $W_x$  ve  $W_y$  dışbükey ve türevlenebilir bir maliyet fonksiyonu oluşturmak için sabit olarak kabul edilir. Maliyet fonksiyonundaki diğer terimlerin tümü karesel ifadelerdir. Eşitlik (4.3), matris-vektör yapısında şu şekilde gösterilebilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = (v_F - v_G)^T (v_F - v_G) + (v_F^T C_x^T W_x C_x v_F + v_F^T C_y^T W_y C_y v_F) \quad (4.6)$$

burada  $v_F$  ve  $v_G$ ,  $\tilde{F}$  ve  $\tilde{G}$  için sırasıyla vektör gösterimleridir.  $C_x$  ve  $C_y$  düzlemin sağ ve alt sınırlarından türevi sıfır olan ileri fark türev işleminden gelen Toeplitz matrisidir.  $W_x$  ve  $W_y$  diyagonal matrisleri şu şekilde tanımlanır:

$$W_{x[p,p]} = (|(\partial_x v_F)_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon)^{-1} \quad (4.7)$$

$$W_{y[p,p]} = (|(\partial_y v_F)_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon)^{-1} \quad (4.8)$$

Eşitlik (4.6)'da verilen matris-vektör yapısı, her bir adımında doğrusal sistem çözülen aşağıdaki özel iteratif eniyileme probleminin oluşmasını sağlamaktadır [152].

$$A^{(n)} v_F^{(n+1)} = v_G \quad (4.9)$$

burada  $A^{(n)} = I + C_x^T W_x^{(n)} C_x + C_y^T W_y^{(n)} C_y$  ifadesi  $v_F^{(n)}$  vektörüne dayanan  $W_x^{(n)}$  ve  $W_y^{(n)}$  kullanılarak hesaplanan  $n$ . adım ağırlık matrisidir.  $I$  birim matris ve  $n$  adım sayısıdır. Eşitlik (4.9)'daki  $A^{(n)}$  ifadesi seyrek, gerçek, simetrik ve pozitif tanımlı beş-nokta laplas matrisidir. Bu gibi doğrusal sistemler CG yöntemi gibi iteratif çözümlerle etkin bir şekilde çözülebilmektedir.

CG yönteminin yakınsaması için gerekli olan adım sayısı  $A^{(n)}$  matrisinin durum değerine bağlıdır. Çalışmamızda  $A^{(n)}$  matrisinin durum değeri Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri kullanılarak azaltılmaktadır. Eşlenik gradyan yönteminin yakınsamasının hızlı bir şekilde sağlanması için bu ölçeklendirmelerle birleştirildiği PCG yöntemi kullanılmaktadır.

## 4.2. CPU VE GPU PARALELLEŐTİRME

VMND yönteminin de SDD yöntemi gibi CPU’da OpenMP ve GPU’da CUDA ile paralelleştirilmesi gerçekleştirilmiştir. SDD yöntemi için hazırlanan paralel tasarımı fonksiyonlar yapısal olarak VMND yöntemindeki fonksiyonlara benzemektedir. Bu nedenle Bölüm 3.2’de anlatılan ilgili tasarımlar bu bölümde tekrar açıklanmayacaktır. VMND yöntemine uyarlanan bu fonksiyonlar sayesinde algoritmaların daha hızlı çalışması sağlanmıştır. Elde edilen sonuçlar Bölüm 4.3’te nitel sonuçlar başlığı altında detaylı olarak verilmektedir.

## 4.3. NİTEL SONUÇLAR

VMND yönteminin IC ve Jacobi ölçeklendirmeleri için sayısal çözücü dahilindeki yineleme sayısı ve çalışma süreleri 2048x2048 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için Çizelge 4.1’de verilmektedir. VMND öncelikle Matlab ortamında ölçeklendirme olmadan CG çözücüsü ile çalıştırılmış, daha sonra Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri kullanılarak PCG yöntemi ile çalıştırılmıştır.

Çizelge 4.1. 2048x2048 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için VMND yöntemi iterasyon sayıları ve çalışma süreleri.

		Ölçeklendirme	Çözücü	İterasyon Sayısı	Süre (saniye)
Matlab	1 İş Parçacığı	Yok	CG	674	129,18
		Jacobi	PCG	227	114,79
		IC	PCG	45	43,65
C++ OpenMP	1 İş Parçacığı	Jacobi	PCG	237	15,86
	8 İş Parçacığı		PCG	249	8,33
	1 İş Parçacığı	IC	PCG	46	9,13
	8 İş Parçacığı		PCG	46	6,92

Elde edilen sonuçlara göre ölçeklendirme kullanılmadan yapılan çalışmaların iterasyon sayısı yaklaşık olarak Jacobi’nin 3 katı, IC’nin ise 15 katı olmaktadır. Çalışma süreleri ise ölçeklendirme olmadan Jacobi ile benzer olmaktadır IC’de bu

süre yarıya düşmektedir. VMND daha sonra C++ ortamında 1 ve 8 iş parçacığı kullanılarak Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri ile test edilmiştir. Çizelgede verilen sonuçlara göre Jacobi'nin paralelleştirilmesi ile 1,9 kat hızlanma sağlanırken, IC'de bu oran 1,3 kat olmaktadır. Çizelge detaylı olarak incelendiğinde C++ uygulaması verimli seyrek matris veri gösterimi sayesinde Matlab uygulamasına göre 6 kata kadar hız sağlamaktadır. Sonuç olarak IC ölçeklendirmesi iterasyon sayısını daha iyi düşürerek seri ve paralel çalışmada iyi performans sağlarken, Jacobi daha iyi paralel hale getirilebilmektedir. VMND yöntemi SDD ile karşılaştırıldığında ise Jacobi ölçeklendirilmesi kullanıldığında 1,2 kat, IC ölçeklendirmesi kullanıldığında 1,6 kat hızlanma sağlanmaktadır.

Çizelge 4.2. 1024x1024 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için SDD ve VMND yöntemlerinin farklı  $f$ ,  $\epsilon_d$  ve  $\lambda$  değerleri için çalışma süreleri (saniye).

Norm ( $f$ )	Epsilon ( $\epsilon_d$ )	Lambda ( $\lambda$ )	SDD	VMND
0	0,1	25	12,22	10,56
		50	32,11	28,11
		75	54,34	50,64
	0,01	25	37,22	24,24
		50	61,01	56,04
		75	65,99	58,41
	0,001	25	60,59	51,77
		50	66,20	56,84
		75	71,11	58,35
0,5	0,1	25	4,85	4,70
		50	9,15	8,67
		75	13,88	13,22
	0,01	25	11,61	8,15
		50	24,62	19,94
		75	39,88	33,02
	0,001	25	30,01	11,86
		50	51,09	32,52
		75	56,95	49,87
1,0	0,1	25	1,25	1,19
		50	1,94	1,80
		75	2,53	2,38
	0,01	25	2,18	1,77
		50	3,92	3,01
		75	5,33	4,23
	0,001	25	3,97	2,09
		50	7,22	3,92
		75	9,52	5,51

Çizelge 4.2’de SDD ve VMND yöntemlerinin farklı  $f$ ,  $\epsilon_d$  ve  $\lambda$  değerleri için 1024x1024 boyutlu örnek bir SAR görüntüsü için CPU’da tek bir iş parçacığı çalışma süreleri verilmektedir. Çizelge oluşturulurken yöntemlerin uygulanması sonucu elde edilen görsellerin birbirine benzerliği önemsenmiştir. Bu açıdan benzer gürültü azaltma sağlanarak elde edilen sonuçlara göre VMND yöntemi farklı test senaryoları için her koşulda SDD yöntemine göre daha hızlı çalışmaktadır. Çizelge detaylı olarak incelendiğinde  $\epsilon_d$  parametresi değerinin küçük olduğu durumlarda VMND yöntemi SDD yöntemine yakın çalışma sürelerine sahip olmaktadır. Gürültü azaltma performansının  $\epsilon_d$  değerinin azaldığı durumlarda yüksek olduğu gerçeği ile  $f = 0,5$ ,  $\epsilon_d = 0,001$  ve  $\lambda = 25$  iken elde edilen sonuçlarda VMND, SDD’ye göre 2,5 kat hızlı çalışmaktadır. Birden fazla iş parçacığı veya GPU kullanıldığında bu hızlanmalar Çizelge 4.3’te görüleceği üzere daha fazla olmaktadır.

VMND yönteminin hesaplama maliyetinin SDD yöntemine göre daha az olması sebebiyle Çizelge 4.2’den de görüleceği üzere yapılan deneysel çalışmaların tümünde VMND çalışma süresi daha az olmaktadır. Çalışmalarda  $\epsilon_d$  parametresinin 0,1 değerine yakın olduğu durumlarda VMND çalışma süresi SDD ile benzer olmaktadır,  $\epsilon_d$  değeri azaldıkça VMND çalışma süresi SDD’ye göre azalmaktadır. Yani VMND,  $\epsilon_d$  değerinin küçülmesinden SDD yöntemine göre daha az etkilenmektedir.

Çizelge 4.3. SDD ve VMND yöntemlerinin çalışma süreleri (saniye).

Görüntü Boyutu	SDD		VMND	
	CPU (1 İş Parçacığı)	GPU	CPU (1 İş Parçacığı)	GPU
1024x1024	15,26	1,56	9,21	0,52
2048x2048	60,09	5,03	35,54	1,59
4096x4096	205,27	17,57	139,06	5,49
8192x8192	831,69	72,81	525,43	22,68

Çizelge 4.3’te SDD ve VMND yöntemlerinin CPU C++ ortamında 1 iş parçacığı ve GPU ile elde edilen çalışma süreleri verilmektedir. Çalışma süreleri ölçümünde yöntemlerin parametreleri  $\lambda = 25$ ,  $\epsilon_d = 0,005$  ve  $f = 0,5$  olarak seçilmiş ve görsel



olarak fark edilmeyecek kadar benzer gürültü azaltma sağlanmıştır. Farklı boyutlardaki görüntüler için elde edilen çalışma sürelerine göre CPU 1 iş parçacığı için VMND yönteminde SDD yöntemine göre ortalama 1,6 kata yakın hızlanma sağlanmakta iken bu oran GPU için 3,2 kat olarak görülmektedir.

SDD yönteminde  $0 \leq f \leq 1$  için, bazı piksellerde türev sifıra yaklaşmasına rağmen diğer piksellerde sıfırdan farklı olduğundan durum değeri artmakta ve çalışma süresi uzamaktadır. Fakat  $f = 2$  yani  $l_2$ -norm için çalışma süresi bu parametrelerden çok az etkilenmektedir. Dolayısıyla türev azaldığında  $l_2$ -norma geçiş yapılması hız artışı sağlamakta ve bu sayede VMND yöntemi hızlı çalışmaktadır. Sonuç olarak VMND yaklaşımı SDD'ye göre formülasyon ve kodlama bakımından çok az bir farklılığa sahip olmasına rağmen iyi bir performans sağlamaktadır.

## BÖLÜM 5

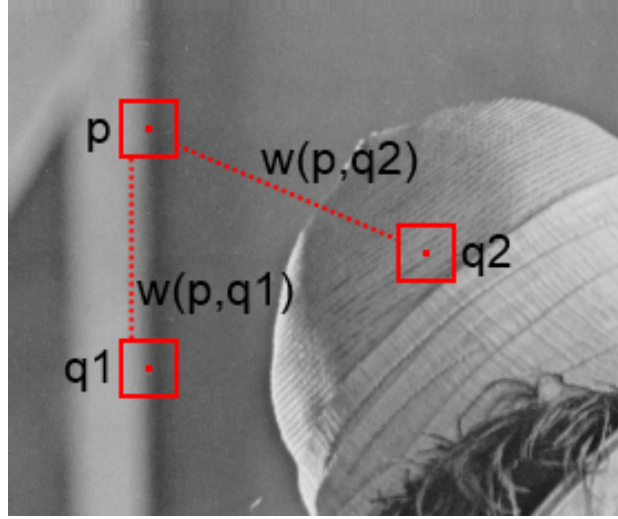
### YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE İLE KARMA NORMLAR KULLANILARAK SAR GÖRÜNTÜ GÜRÜLTÜSÜ AZALTMA

Bu bölümde öncelikle yerel olmayan ortalama yöntemi açıklanmakta ardından kesirli normlar ile bu yöntemin birleştirildiği eniyileme problemi oluşturulmaktadır. Bölüm 4'te verilen maliyet fonksiyonuna NLM terimi eklenerek değişimsel karma norm ve NLM ile benek gürültü azaltma (VHND) yöntemi oluşturulmuştur. Uygulanan norm her bir piksel için uyarlanabilir olarak seçilmektedir. Bu sayede homojen bölgelerin yumuşatılması, dokuların ve kenar özelliklerinin başarılı bir şekilde korunması sağlanmaktadır.

#### 5.1. YEREL OLMAYAN ORTALAMA FİLTRE

Yerel olmayan ortalama filtresi görüntü işlemede görüntüdeki gürültüyü azaltmak için kullanılan bir algoritmadır. Diğer yerel yumuşatma filtrelerin aksine, yerel olmayan ortalama tek bir pikseli kurtarmak için gözlemlenmiş piksellerin tümünün ortalamasını alır. Her pikselin ağırlığı, yoğunluk gri seviye vektörü ile hedef piksel arasındaki mesafeye bağlıdır. Bu yöntem görüntünün geniş bir miktarının öz benzerliğini varsayar.

Öz benzerliğin bir örneği Şekil 5.1'de verilmektedir. Burada  $p$ ,  $q1$ , ve  $q2$  pikselleri ve komşulukları gösterilmiştir.  $p$  ve  $q1$  piksellerinin komşulukları benzerdir fakat  $p$  ve  $q2$  piksellerinin komşulukları benzer değildir. Bitişik pikseller benzer komşuluklara sahip olma eğilimi gösterir fakat bitişik olmayan piksellerde benzer komşuluklara sahip olabilir. Şekilde  $p$  ile aynı sütundaki pikseller  $p$ 'nin komşuluğuyla benzer komşuluklara sahiptir. Öz-benzerlik varsayımı bir görüntüdeki gürültüyü azaltmak için kullanılabilir. Benzer komşuluklara sahip pikseller gürültüye sahip piksel değerlerinin tespitinde kullanılabilir.



Şekil 5.1. Görüntü üzerindeki öz-benzerlik örneği.

Yerel olmayan ortalama ile gürültüsü azaltılmış görüntünün her bir  $p$  pikseli aşağıda verilen formül ile hesaplanmaktadır [55]:

$$NL(V)(p) = \sum_{q \in V} w(p, q) V(q) \quad (5.1)$$

Burada  $V$  gürültülü görüntü,  $w(p, q)$  ise aşağıdaki koşulları sağlayan ağırlık değerleridir.

$$0 \leq w(p, q) \leq 1$$

$$\sum_q w(p, q) = 1$$

Her piksel, görüntüdeki tüm piksellerin ağırlıklı ortalamasıdır. Ağırlıklar,  $p$  ve  $q$  piksellerinin komşulukları arasındaki benzerliğe dayanmaktadır [55,56]. Şekil 5.1'de verilen görüntüdeki  $w(p, q1)$  ağırlığı  $w(p, q2)$  ağırlığından daha büyüktür. Çünkü  $p$  ve  $q1$  pikselleri benzer komşuluklara sahipken  $p$  ve  $q2$  pikselleri benzer komşuluklara sahip değildir. Benzerliği hesaplamak amacıyla, bir komşuluk tanımlanmalıdır.  $N_i$ ,  $i$  pikseli merkezli,  $Rsim$  yarıçaplı bir karesel komşuluk olsun. İki komşuluk arasındaki benzerliği hesaplamak için komşuluklar arasındaki kareler farkının ağırlıklı toplamı aşağıdaki formül ile hesaplanır.

$$d(p, q) = \|V(N_p) - V(N_q)\|_{2,F}^2 \quad (5.2)$$

$F$ , komşulukların karesel farkına uygulanan komşuluk filtresidir. Ağırlıklar aşağıdaki formül kullanılarak hesaplanır.

$$w(p, q) = \frac{1}{Z(p)} e^{-\frac{d(p,q)}{h}} \quad (5.3)$$

$Z(p)$ , aşağıda verilen formül ile tanımlanan normalizasyon sabitidir.

$$Z(p) = \sum_q e^{-\frac{d(p,q)}{h}} \quad (5.4)$$

$h$ , ağırlık azalım kontrol parametresidir. Daha önce bahsedilen  $Rsim$  yarıçaplı  $F$  komşuluk filtresinin ağırlıkları aşağıdaki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\frac{1}{Rsim} \sum_{i=-m}^{Rsim} \frac{1}{(2 * i + 1)^2} \quad (5.5)$$

Burada,  $m$  filtrenin merkezine olan uzaklıktır. Filtre, komşuluğun merkezine yakın olan piksellere daha fazla ağırlık verirken komşuluğun kenarına yakın olan piksellere daha az ağırlık verir.  $q = p$  olduğu zaman,  $w(p, p)$  ağırlık değeri görüntüdeki diğer tüm piksellerin ağırlıklarından daha büyük olacaktır. Her komşuluk kendisine benzer olduğu için bu durumu ortadan kaldırmak için aşağıdaki gibi bir matematiksel ifade tanımlanmalıdır.

$$w(p, p) = \max\{ w(p, q) \mid p \neq q \}$$

Yerel olmayan ortalama algoritması üç parametreye sahiptir. İlk parametre olan  $h$ , ağırlıkların azalan üstel eğrinin neresinde bulunduğunu kontrol eden ağırlık azalım kontrol parametresidir.  $h$  değeri çok küçük seçilirse yeterli miktarda gürültü azaltılamazken,  $h$  değeri çok büyük seçilirse görüntü bulanık hale gelir. Şayet görüntü  $\sigma$  standart sapma değerine sahip bir gürültü içermekteyse  $h$  değeri  $10\sigma$  ile  $15\sigma$  arasında seçilmelidir.

İkinci parametre olan  $Rsim$ , iki piksel arasındaki benzerliği bulmak için kullanılan komşulukların yarıçapıdır.  $Rsim$  değeri çok büyük seçilirse benzer komşuluklar bulunamayacak iken çok küçük seçilirse birçok benzer komşuluklar bulunacaktır.

Rsim için genel olarak 3 ve 4 değerleri seçilerek sırasıyla 7x7 ve 9x9 komşuluklar üzerinde işlemler gerçekleştirilebilir.

Üçüncü parametre olan  $Rwin$ , arama penceresinin yarıçapıdır. Her piksel için her pikselin ağırlıklı ortalaması alınmaktansa, bir penceredeki tüm piksellerin ağırlıklı ortalaması alınacaktır. Pencere, hesaplama yapılan piksel merkezde olacak şekilde yerleştirilir.  $Rwin$  için genel olarak 7 ve 9 değerleri seçilerek sırasıyla 15x15 ve 19x19 pencere genişlikleri elde edilir. Bu değişiklik sayesinde algoritma,  $N \times N$  görüntü için  $N^2$  pikselin yerine  $15^2$  pikselin ağırlıklı ortalamasını alacaktır [55,56]. Yerel olmayan ortalama yöntemi için kullanılan sözde kod şu şekildedir:

```
Girdiler:  $G$ : gürültülü görüntü
           $t$ : arama penceresi boyutu
           $f$ : benzerlik penceresi boyutu
           $h$ : filtreleme derecesi
          kernel:  $f$  boyutlu
           $F \leftarrow G$ 
          döngü  $i = 0$ 'dan görüntü genişliği kadar
          döngü  $j = 0$ 'dan görüntü yüksekliği kadar
             $rmin, rmax, smin, smax$  bulma
             $w1 \leftarrow F(i-f:i+f, j-f:j+f)$ 
            döngü  $r = rmin$ 'den  $rmax$ 'a kadar
            döngü  $s = smin$ 'den  $smax$ 'a kadar
              koşul( $(r \neq i)$  ve  $(s \neq j)$ )
                 $w2 \leftarrow F(r-f:r+f, s-f:s+f)$ 
                 $d \leftarrow toplam((kernel * (w1 - w2)) * (w1 - w2))$ 
                 $w \leftarrow exp(-d/h)$ ;
                if ( $w > wmax$ )
                   $wmax \leftarrow w$ ;
                 $sweight \leftarrow (sweight + w)$ ;
                 $average \leftarrow (average + w * F(r,s))$ ;
              koşul sonu
            döngü sonu
          döngü sonu
        döngü sonu
        döngü sonu
Çıktı: Sonuç görüntüsü  $F$ 
```

## 5.2. VHND MODELİ

Benek gürültülü bir görüntü dikkate alındığında, SAR görüntü benek gürültüsü azaltma problemi verilen eniyileme problemi olarak Bölüm 3'te verilen Eşitlik (3.10)'daki gibi tanımlanmaktadır. Bu eşitlikte verilen  $J(F)$  maliyet fonksiyonu Eşitlik (5.6)'daki gibi tanımlanır ve amacımız  $F$ 'e göre eniyileme yapmaktır.

$$J(F) = \sum_p (F_p - \hat{G}_p)^2 + \lambda \Lambda_p(T_p |(\partial F)_p|, f) \quad (5.6)$$

burada  $\hat{G}$  yerel olmayan ortalama filtre sonucunu,  $F$  gürültüsü azaltılmış görüntüyü,  $p$  görüntüdeki piksellerin indis numarasını,  $\lambda$  TV yumuşatma seviyesini ve  $f$  ise TV düzenleme norm değerini ifade eder.  $\Lambda_p(x, f)$  ise  $f = 0$  olduğu zaman  $l_0$ -norm elde edebilmek için kullanılan ve Bölüm 4'te verilen üstel operatör olarak ifade edilir. Eşitlikte verilen  $T$  parametresi NLM içerisinde her piksel için geçiş haritasını oluşturmaktadır. NLM içinde  $T_p$  değerine göre bazı pikseller yumuşatılmamakta ve bu işlem TV'ye bırakılmaktadır.  $T$  değeri 0'a yaklaştıkça NLM ağırlığı artarken, TV ağırlığı azalmaktadır.  $T$  değeri 1'e yaklaştıkça ise NLM ağırlığı azalmakta ve TV ağırlığı artmaktadır. Maliyet fonksiyonundaki ilk terim bulunan  $F$ 'nin yerel olmayan ortalama filtre sonucu  $\hat{G}$ 'ye olan sadakatini ifade etmektedir. İkinci terim görüntü türevindeki değişimlerde ceza uygulamayı sağlayan TV düzenleme terimidir.

$x = 0$  ve  $f = 0$  olduğunda  $\Lambda_p(x, f)$  süreksiz olduğu için mutlak terimin türevi alınamaz ve düzenleme terimi  $f < 1$  için dışbükey değildir. Dışbükey eniyileme yöntemini kullanabilmek için düzenleme terimindeki  $l_1$ -norm ve ilgili maliyet fonksiyonu (5.6)'ya şu şekilde yakınsama sağlanır:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + T_p \left( \frac{(\partial_x \tilde{F})_p^2}{|(\partial_x \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon_p} + \frac{(\partial_y \tilde{F})_p^2}{|(\partial_y \tilde{F})_p|^{\tilde{f}_p} + \epsilon_p} \right) \quad (5.7)$$

Normalleştirilmiş değişkenler şu şekilde tanımlanır:

$$\tilde{f}_p = (2 - f) * \min \left[ \lambda \left( |(\partial_x \tilde{F})_p| + |(\partial_y \tilde{F})_p| \right), 1 \right]$$

$$\begin{aligned}\epsilon_p &= \epsilon_d \lambda^{-\tilde{f}_p} \quad (\epsilon_d > 0) \\ \tilde{G} &= \hat{G} / \lambda \quad (\text{ölçeklenmiş girdi görüntüsü}) \\ F &= \tilde{F} \lambda \quad (\text{gürültüsü azaltılmış çıktı görüntüsü})\end{aligned}$$

Seçilen  $\lambda$  değerine göre aynı zamanda VHND yönteminin SDD yöntemine ne kadar iyi yakınsadığına karar verilmektedir.  $\lambda$  küçüldükçe algoritma çalışma hızı artmakta fakat yumuşatma oranı azalmaktadır, yani yakınsama daha düşük hassasiyette yapılmaktadır.

Eşitlik (5.7)'de verilen model şu şekilde yeniden yazılabilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = \sum_p (\tilde{F}_p - \tilde{G}_p)^2 + \left( (W_x)_p (\partial_x \tilde{F})_p^2 + (W_y)_p (\partial_y \tilde{F})_p^2 \right) \quad (5.8)$$

burada  $W_x$  ve  $W_y$  şu şekilde tanımlanabilir:

$$(W_x)_p = T_p \left( \left| (\partial_x \tilde{F})_p \right|^{\tilde{f}_p} + \epsilon \right)^{-1} \quad (5.9)$$

$$(W_y)_p = T_p \left( \left| (\partial_y \tilde{F})_p \right|^{\tilde{f}_p} + \epsilon \right)^{-1} \quad (5.10)$$

Eşitlik (5.8)'de  $W_x$  ve  $W_y$  dışbükey ve türevlenebilir bir maliyet fonksiyonu oluşturmak için sabit olarak kabul edilir. Maliyet fonksiyonundaki diğer terimlerin tümü karesel ifadelerdir. Eşitlik (5.8), matris-vektör yapısında şu şekilde gösterilebilir:

$$\tilde{J}(\tilde{F}) = (v_F - v_G)^T (v_F - v_G) + \left( v_F^T C_x^T W_x C_x v_F + v_F^T C_y^T W_y C_y v_F \right) \quad (5.11)$$

burada  $v_F$  ve  $v_G$ ,  $\tilde{F}$  ve  $\tilde{G}$  için sırasıyla vektör gösterimleridir.  $C_x$  ve  $C_y$  düzlemin sağ ve alt sınırlarından türevi sıfır olan ileri fark türev işleminden gelen Toeplitz matrisidir.  $W_x$  ve  $W_y$  diyagonal matrisleri şu şekilde tanımlanır:

$$W_{x[p,p]} = T_p \left( \left| (\partial_x v_F)_p \right|^{\tilde{f}_p} + \epsilon \right)^{-1} \quad (5.12)$$

$$W_{y[p,p]} = T_p \left( \left| (\partial_y v_F)_p \right|^{\tilde{f}_p} + \epsilon \right)^{-1} \quad (5.13)$$

Eşitlik (5.11)'de verilen matris-vektör yapısı, her bir adımında doğrusal sistem çözülen aşağıdaki özel iteratif eniyileme probleminin oluşmasını sağlar [152].

$$A^{(n)}v_F^{(n+1)} = v_G \quad (5.14)$$

burada  $A^{(n)} = I + C_x^T W_x^{(n)} C_x + C_y^T W_y^{(n)} C_y$  ifadesi  $v_F^{(n)}$  vektörüne dayanan  $W_x^{(n)}$  ve  $W_y^{(n)}$  kullanılarak hesaplanan  $n$ . adım ağırlık matrisidir.  $I$  birim matris ve  $n$  adım sayısıdır.

### 5.3. NİTEL SONUÇLAR

VHND yöntemi ile öncelikle sentetik Lena ve Barbara görüntüleri üzerinde deneysel çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu görüntülere farklı varyans değerlerinde (0,01; 0,05; 0,1) benek gürültü eklenerek gürültülü görüntüler elde edilmiştir. Çizelge 5.1'te bu görüntüler üzerine SDD, VMND ve VHND yöntemleri uygulanmasıyla elde edilen gürültüsü azaltılmış görüntülerin orijinal görüntülere göre SNR, PSNR ve SSIM metrik sonuçları verilmektedir.

Çizelge 5.1. SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin gürültülü Lena ve Barbara görüntüleri için SNR, PSNR ve SSIM metrik sonuçları.

		Lena (Gürültülü)			Barbara (Gürültülü)		
		(var: 0.01)	(var: 0.05)	(var: 0.1)	(var: 0.01)	(var: 0.05)	(var: 0.1)
SNR	SDD	21,89	21,64	19,87	20,71	17,94	16,74
	VMND	22,09	21,72	20,35	20,71	17,94	16,74
	VHND	22,89	21,98	20,41	20,81	17,99	16,75
PSNR	SDD	27,62	27,37	25,7	26,67	23,97	22,85
	VMND	27,81	27,46	26,13	26,67	23,98	22,85
	VHND	28,61	27,71	26,22	26,78	24,03	22,89
SSIM	SDD	0,77	0,73	0,69	0,77	0,65	0,58
	VMND	0,78	0,73	0,72	0,77	0,65	0,58
	VHND	0,79	0,74	0,73	0,78	0,67	0,59



Çizelge detaylı olarak incelendiğinde VHND yönteminde doku koruma özelliği sayesinde SDD ve VMND yöntemine göre daha iyi sonuçlar elde edilmektedir.

Çizelge 5.2’de SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin CPU C++ uygulaması 1 ve 8 iş parçacığı ile elde edilen çalışma süreleri verilmektedir. Çalışma süreleri ölçümünde yöntemlerin parametreleri  $\lambda = 25$ ,  $\epsilon_d = 0,005$  ve  $f = 0,5$  olarak seçilmiş ve görsel olarak fark edilemeyecek kadar benzer gürültü azaltma sağlanmıştır. Farklı boyutlardaki görüntüler için elde edilen çalışma sürelerine göre, CPU 1 iş parçacığı için VHND yönteminde VMND yöntemine yakın olmakta iken SDD yöntemine göre ortalama 1,4 kata yakın hızlanma sağlanmaktadır.

Çizelge 5.2. SDD, VMND ve VHND yöntemleri C++ uygulaması çalışma süreleri (saniye).

<b>Görüntü Boyutu</b>	<b>SDD</b>	<b>VMND</b>	<b>VHND</b>
<b>1024x1024</b>	15,26	9,21	10,14
<b>2048x2048</b>	60,09	35,54	39,78
<b>4096x4096</b>	205,27	139,06	154,84
<b>8192x8192</b>	831,69	525,43	621,04

## BÖLÜM 6

### DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE KARŞILAŞTIRMALAR

Bu bölümde geliştirilen SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin benek gürültü azaltma performansları sentetik ve gerçek SAR görüntüleri kullanılarak verilmektedir. Deneysel çalışmaların tümü Intel i7 3.3 GHz dört çekirdekli CPU ve Nvidia Tesla K20c GPU kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Literatürdeki deneysel çalışmalarda sık kullanıma sahip olan, doku ve kenarlar gibi farklı özellikler içeren ve Şekil 6.1(a)'da verilen Lena görüntüsü gerçek sentetik görüntü olarak seçilmiştir. Gerçek SAR görüntüleri için kentsel bir bölge içeren ve Şekil 6.2'de verilen TerraSAR-X görüntüsü kullanılmıştır. Bu SAR görüntüsü Hindistan Visakhapatnam limanına ait ve "Airbus Defence and Space" örnek radar görüntüleri veritabanından alınan tek polarizasyonlu (VV kanal) ve 1 metre çözünürlüklü spotlight mod görüntüdür. Yine aynı veritabanından alınan ve Şekil 6.10'da verilen TerraSAR-X görüntüsü tek polarizasyonlu (HH kanal) ve 7 metre çözünürlüklü stripmap mod görüntüdür. ABD Güney Mississippi deltasına ait olan bu SAR görüntüsü deniz ve karasal bölgeler içermektedir. Deneysel çalışmalarda kullanılan diğer SAR görüntüsü ise Sentinel uydusundan alınmış (10 metre çözünürlüklü) ve Antalya Belek bölgesine aittir. Şekil 6.18'de verilen bu görüntü de deniz ve karasal bölgeler içermektedir.

Deneysel çalışmalarda geliştirilen SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin performanslarını incelemek için literatürde önemli kullanıma sahip olan ve Bölüm 2.3'de açıklanan SRAD, FPD, PPB ve SAR-BM3D yöntemleri kullanılmıştır. SRAD, PDE modeline dayalı benek gürültü azaltıcı anizotropik difüzyon yöntemidir. FPD ise difüzyon tabanlı bir yöntem olarak sayılabilecek öznetelik koruyucu benek gürültü azaltma yöntemidir. PPB ve SAR-BM3D yöntemleri NL tabanlı benek gürültü azaltıcılarıdır. Görüntü içerisindeki parçaların birbirine benzerliğini kullandıkları için benzer dokuya sahip bölgelerin gürültü azaltımında yüksek performans sağlamaktadırlar.

Şekil 6.1(a)'da verilen gürültüsüz Lena görüntüsü üzerine benek gürültüsü eklenerek Şekil 6.1(b)'de verilen gürültülü görüntü elde edilmiştir. Bu gürültülü görüntü üzerinde geliştirilen SDD, VMND ve VHND yöntemlerinin yanı sıra PPB, FPD ve SAR-BM3D yöntemleri de uygulanmıştır. Yöntemlerin parametreleri en iyi SSIM ve sinyal gürültü oranı (SNR) değerleri alınacak şekilde ayarlanmıştır. Şekil 6.1'de verilen bu sonuçlar incelendiğinde yöntemlerin birbirine benzer gürültü azaltma sağladığı görülmektedir. PPB ve SAR-BM3D yöntemleri görüntüdeki yamaların benzerliğinden faydalandığı için özellikle dokulu bölgelerde çok iyi performans sağlamaktadır. Geliştirdiğimiz yöntemler ise homojen bölgeler, kenarlar ve noktasal saçıcılar için başarılı sonuçlar vermektedir.



Şekil 6.1. Sentetik gürültülü görüntü (Lena) gürültü azaltma yöntemi sonuçları.

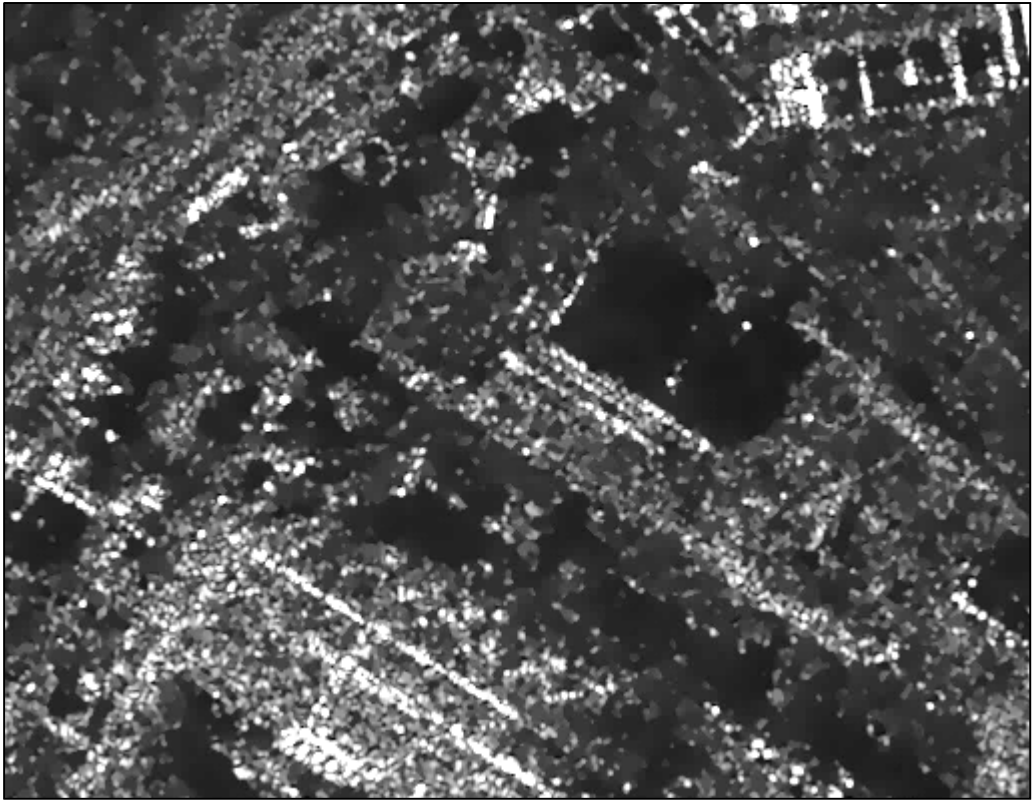


Şekil 6.1. (devam ediyor).

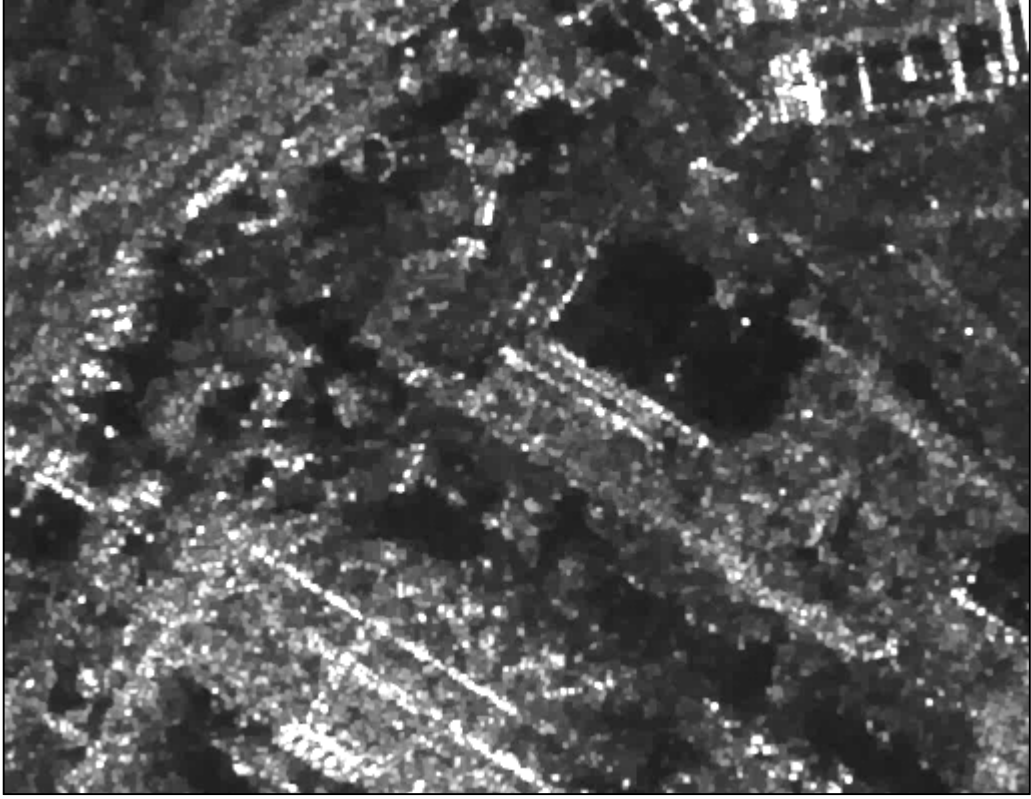
Gerçek SAR görüntüleri ile yapılan deneysel çalışmalarda, benek gürültü azaltma sonuçları her bir yöntemin parametreleri en iyi görsel gürültü azaltma sonucunu verecek şekilde ayarlanmıştır. Bu ayarlama ile özellikle homojen bölgelerin benzer miktarlarda yumuşatılması ve gürültü azaltmanın benzer oranlarda yapılması sağlanmıştır. Benek gürültü azaltma sonuçları SRAD, FPD, PPB, SAR-BM3D, SDD, VMND ve VHND yöntemleri uygulanmasıyla elde edilmektedir. Kentsel bir bölgeye ait olan ve Şekil 6.2’de gösterilen TerraSAR-X spotlight SAR görüntüsüne verilen benek gürültü azaltma yöntemlerinin uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar Şekil 6.3 ile Şekil 6.9 arasında sırasıyla verilmektedir.



Şekil 6.2. Orijinal TerraSAR-X spotlight görüntüsü.



Şekil 6.3. SRAD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



Şekil 6.4. FPD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



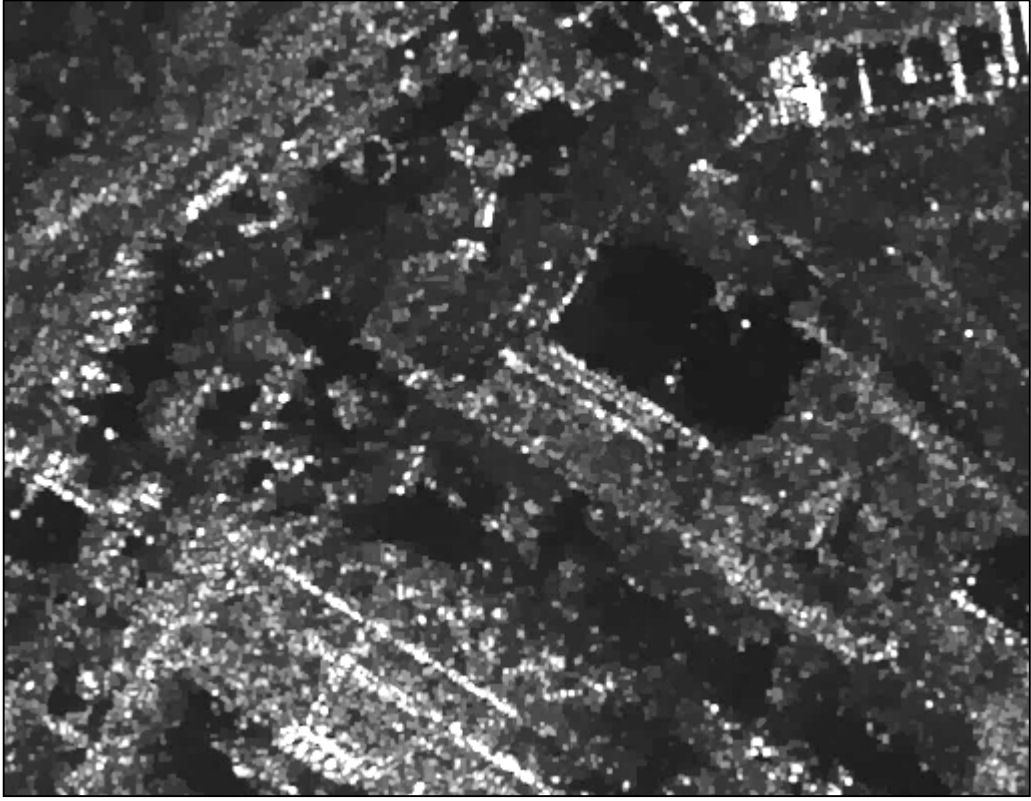
Şekil 6.5. PPB filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



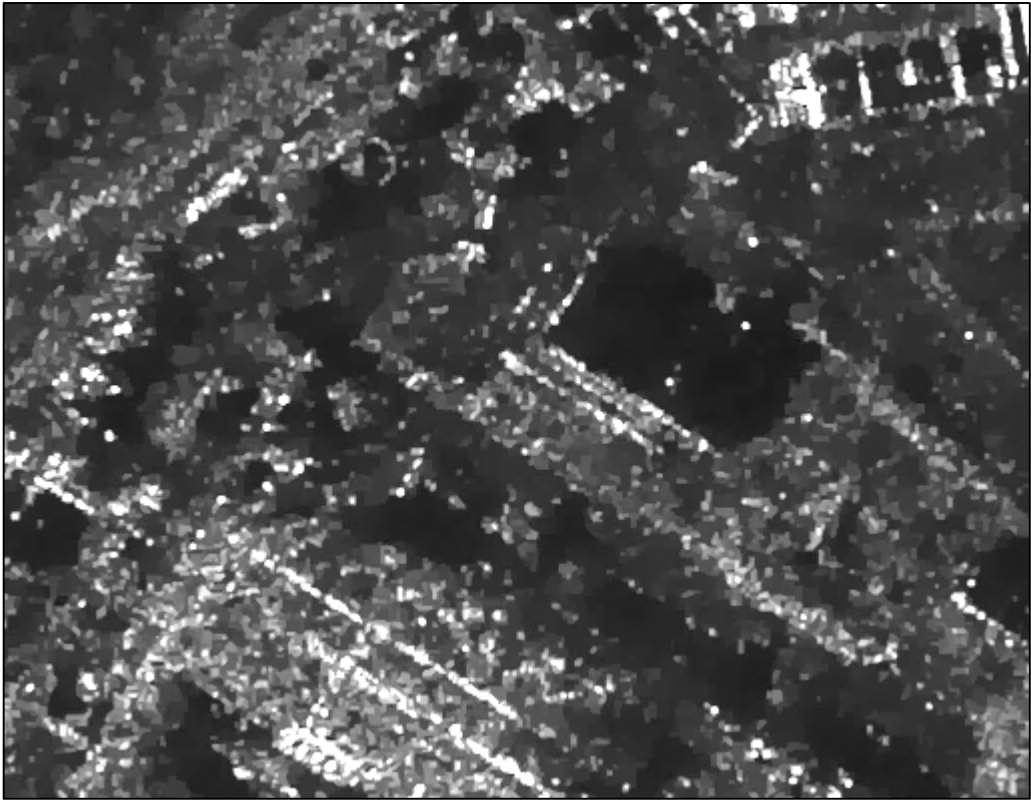
Şekil 6.6. SAR-BM3D filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



Şekil 6.7. SDD filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



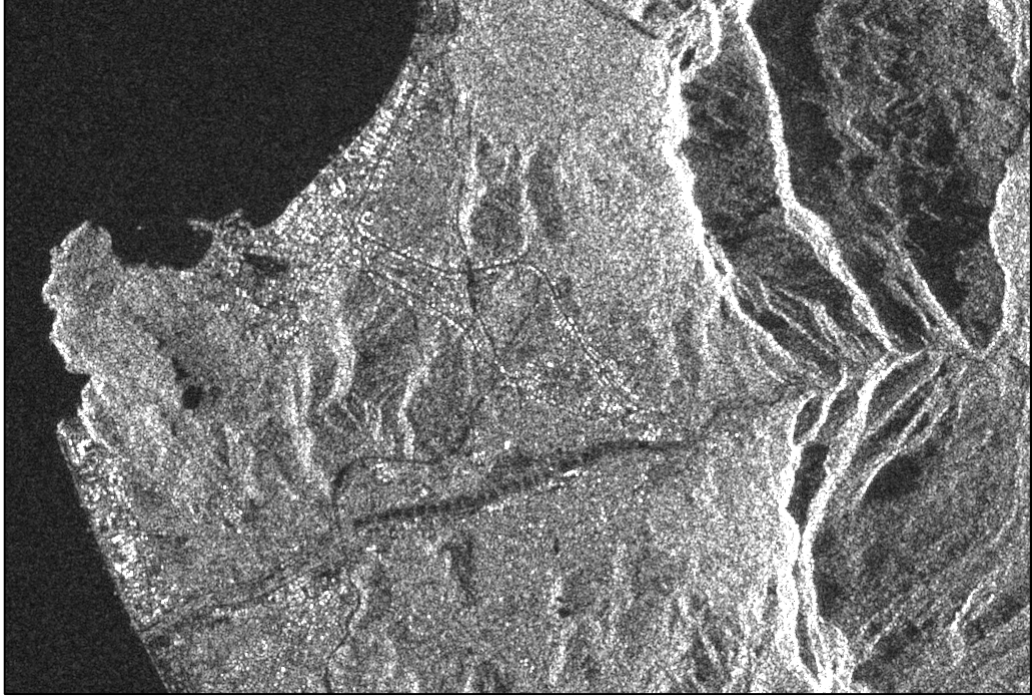
Şekil 6.8. VMND filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



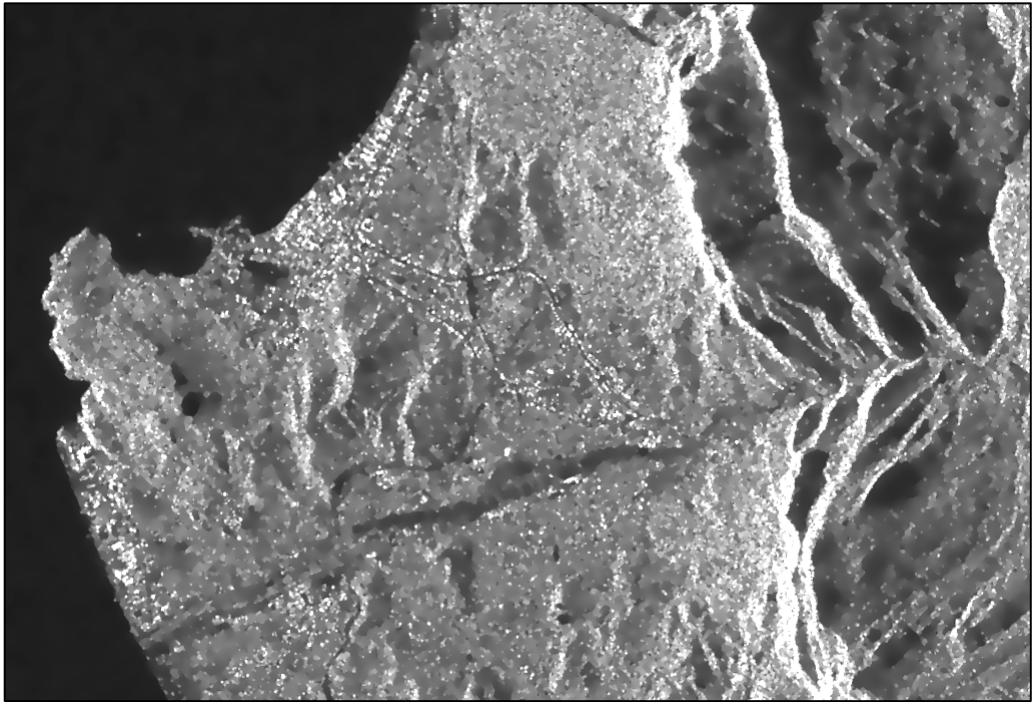
Şekil 6.9. VHND filtreleme sonucu (TerraSAR-X spotlight görüntüsü).



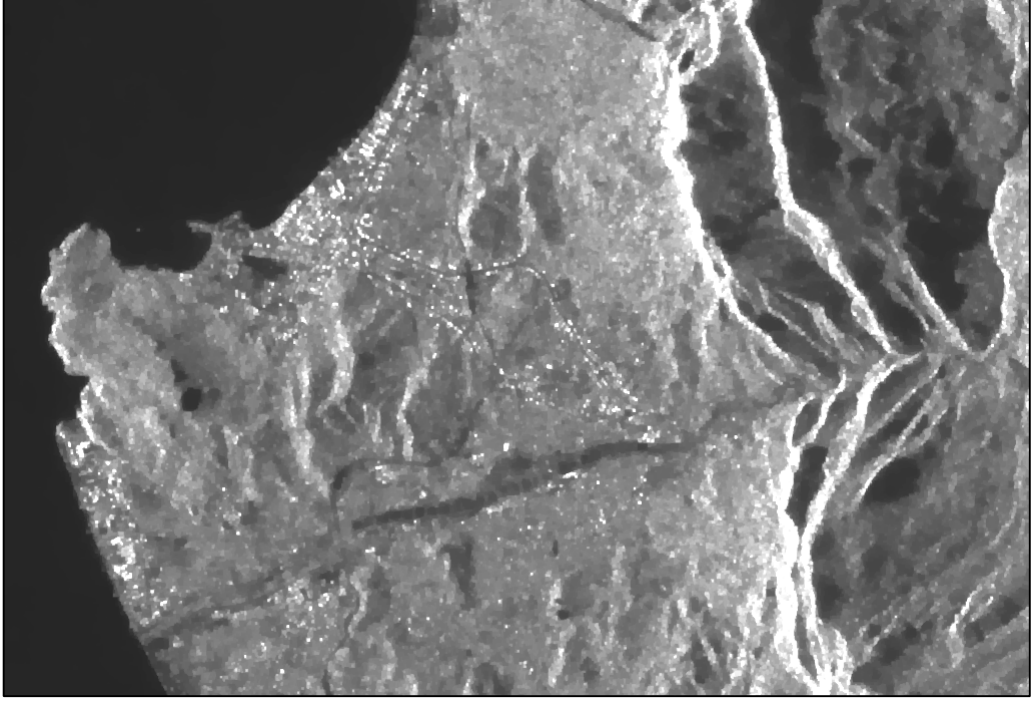
Deniz ile karasal bölgeden oluşan ve Şekil 6.10’da gösterilen Sentinel SAR görüntüsüne benek gürültü azaltma yöntemlerinin uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar Şekil 6.11 ile Şekil 6.17 arasında sırasıyla verilmektedir.



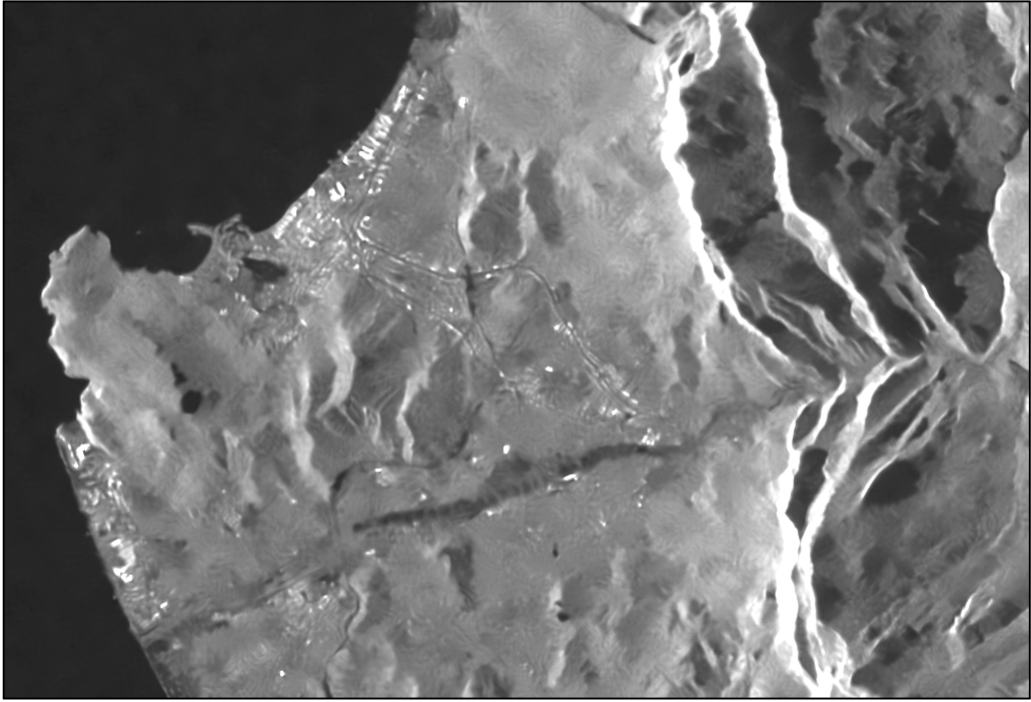
Şekil 6.10. Orijinal Sentinel SAR görüntüsü.



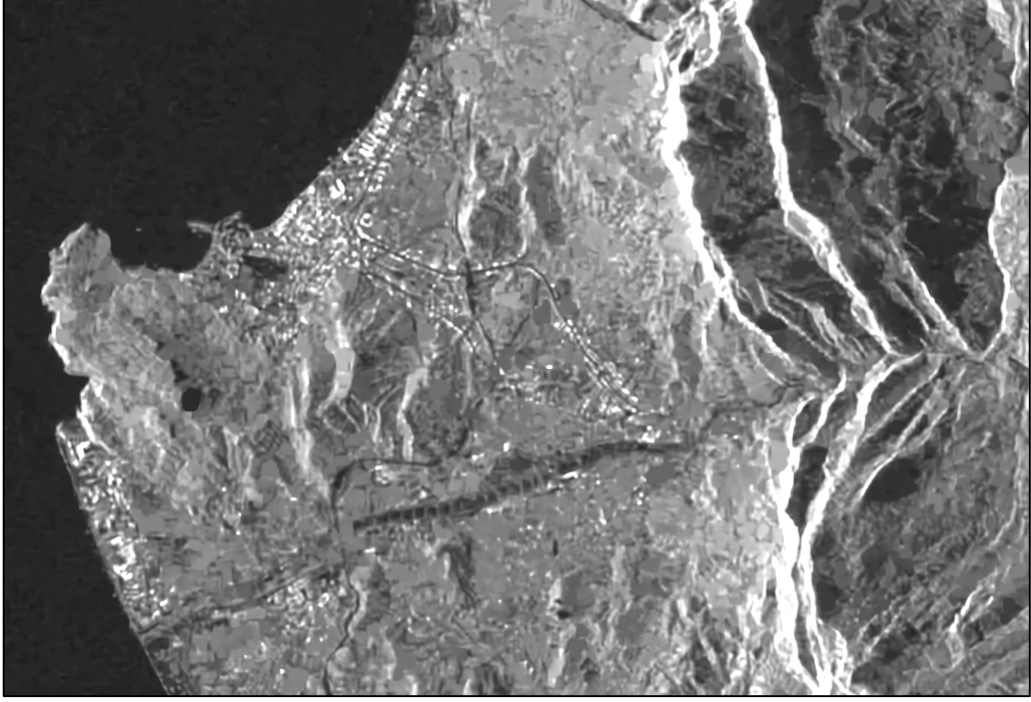
Şekil 6.11. SRAD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).



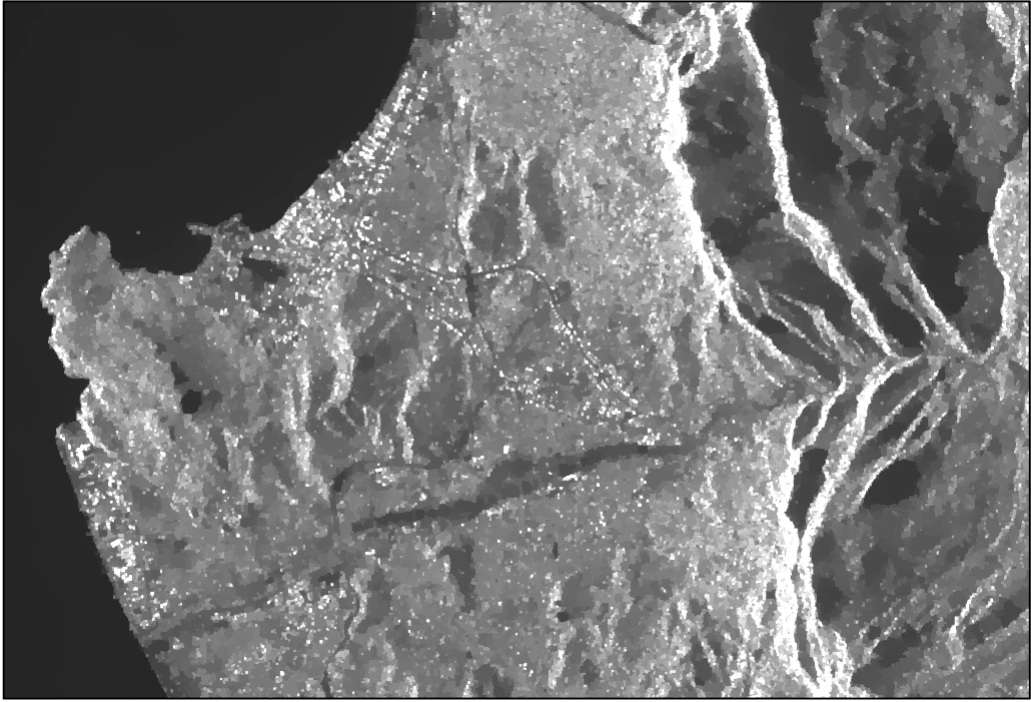
Şekil 6.12. FPD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).



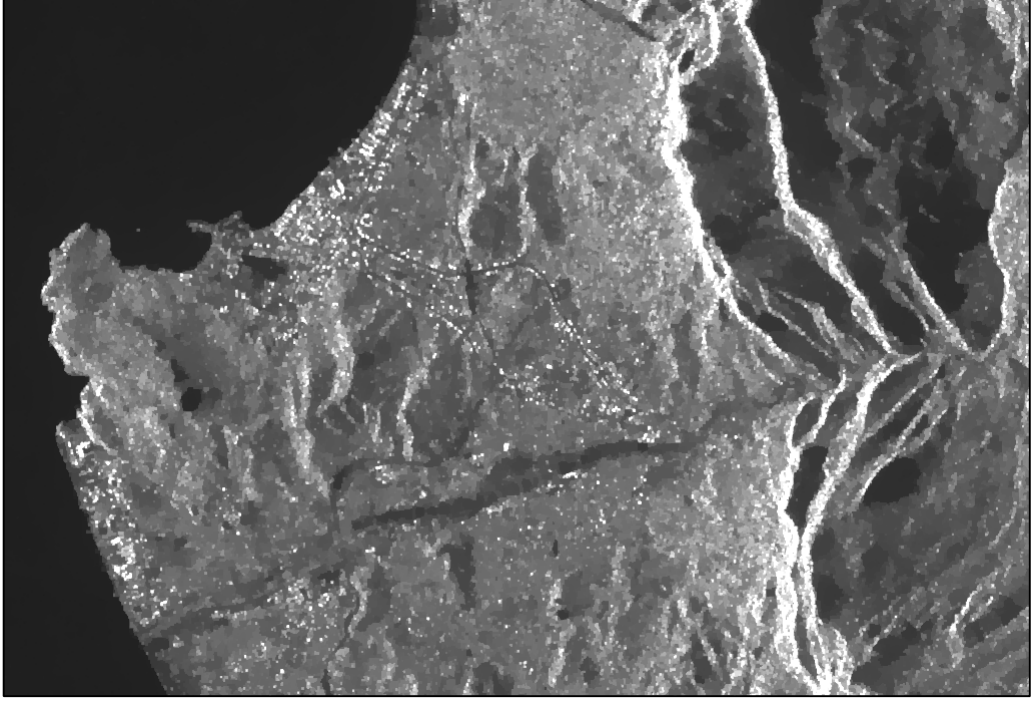
Şekil 6.13. PPB filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).



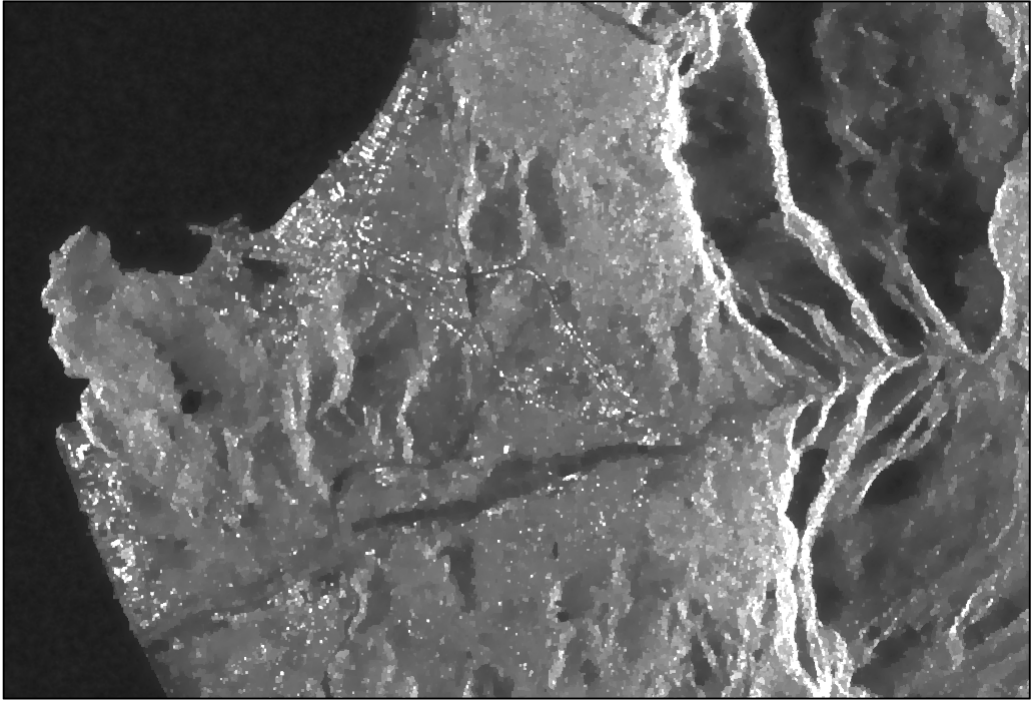
Şekil 6.14. SAR-BM3D filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).



Şekil 6.15. SDD filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).



Şekil 6.16. VMND filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).

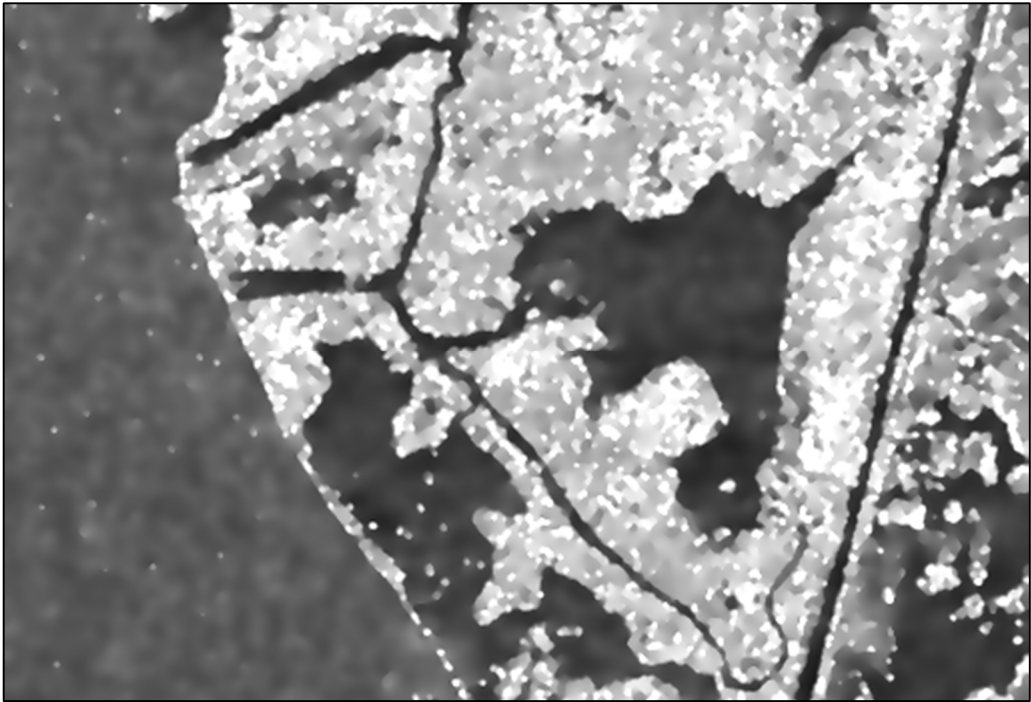


Şekil 6.17. VHND filtreleme sonucu (Sentinel SAR görüntüsü).

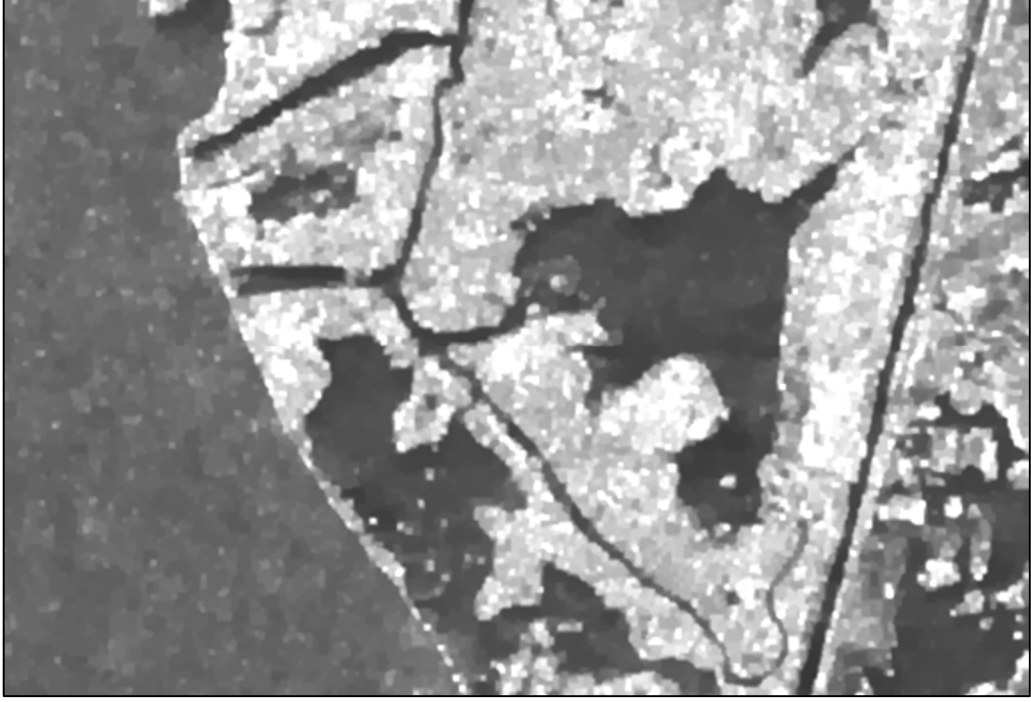
Deniz ile karasal bölgeden oluşan ve Şekil 6.18’de gösterilen TerraSAR-X stripmap görüntü SAR görüntüsüne benek gürültü azaltma yöntemlerinin uygulanmasıyla elde edilen sonuçlar Şekil 6.19 ile Şekil 6.25 arasında sırasıyla verilmektedir.



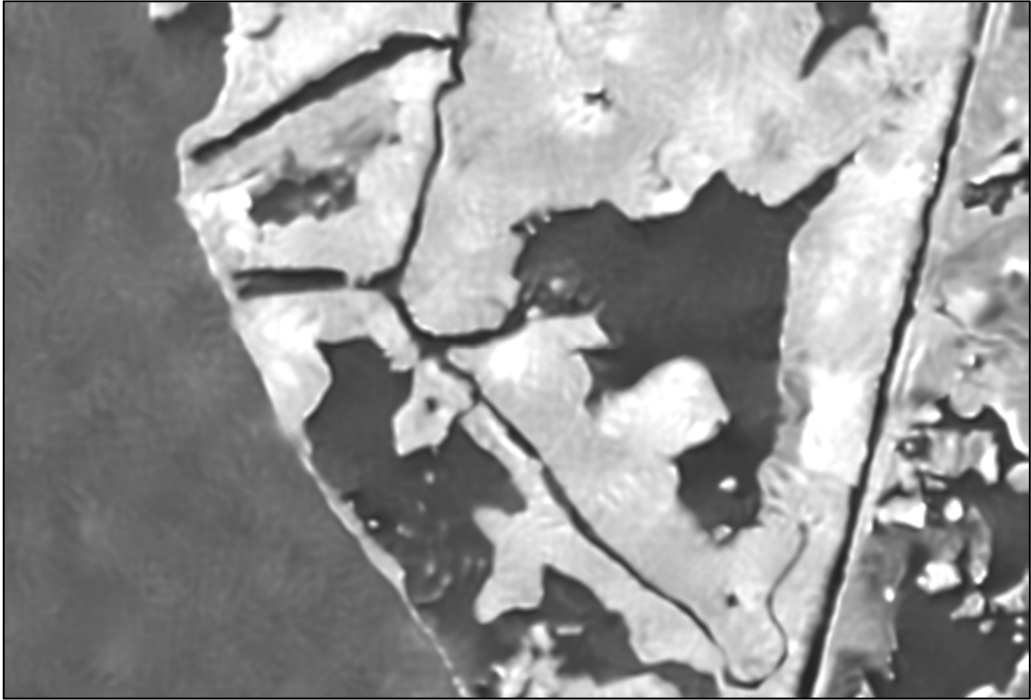
Şekil 6.18. Orijinal TerraSAR-X stripmap görüntüsü.



Şekil 6.19. SRAD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



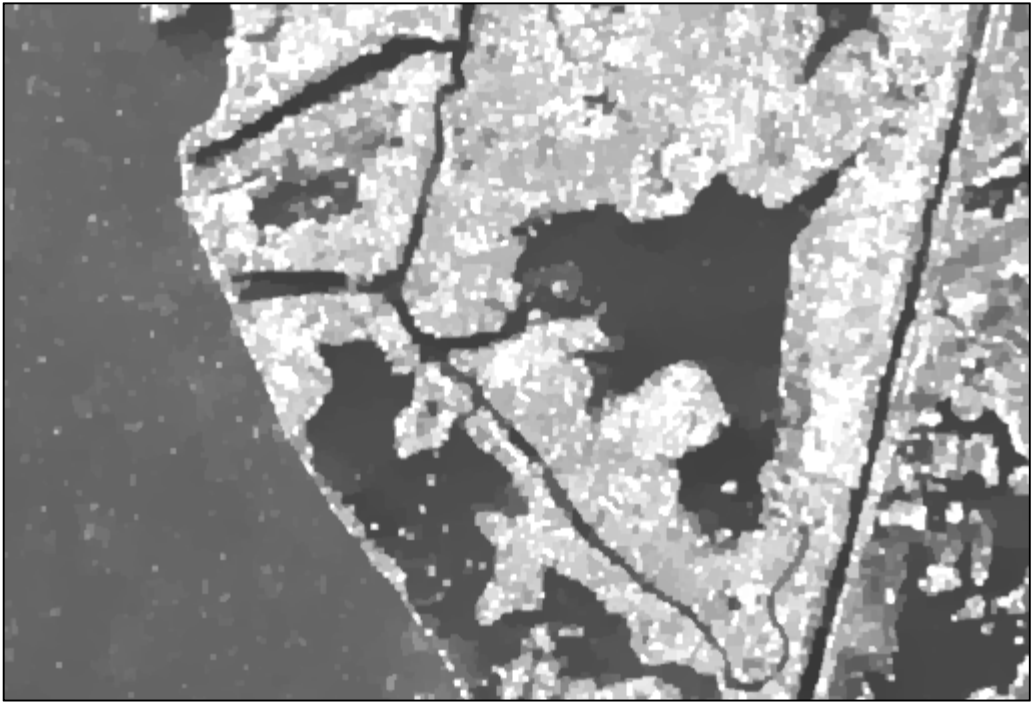
Şekil 6.20. FPD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



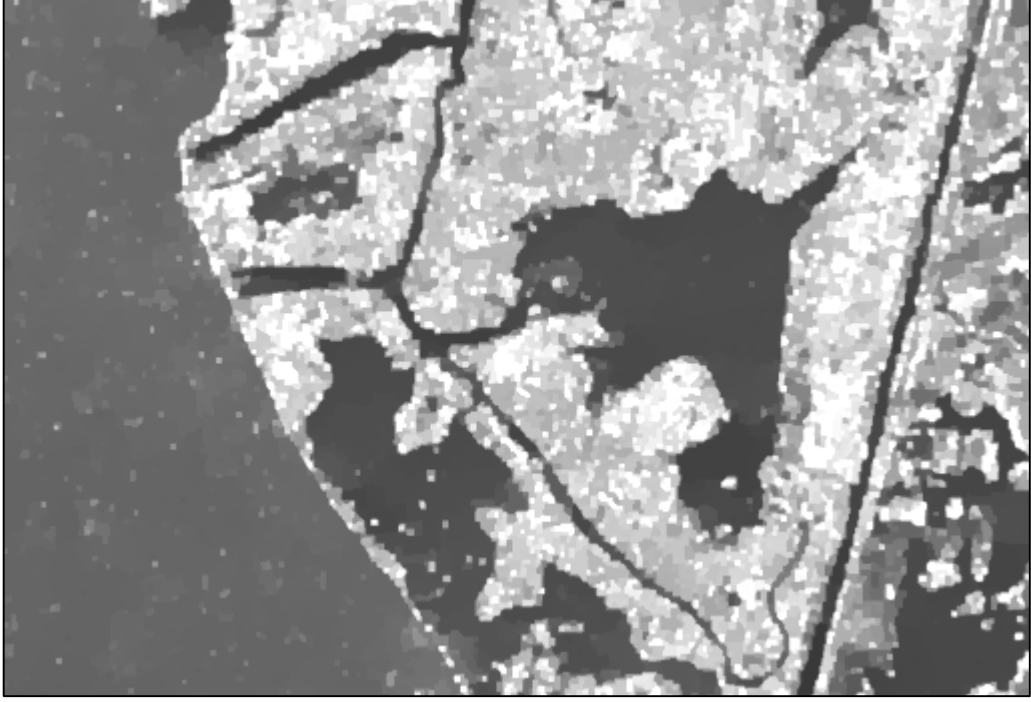
Şekil 6.21. PPB filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



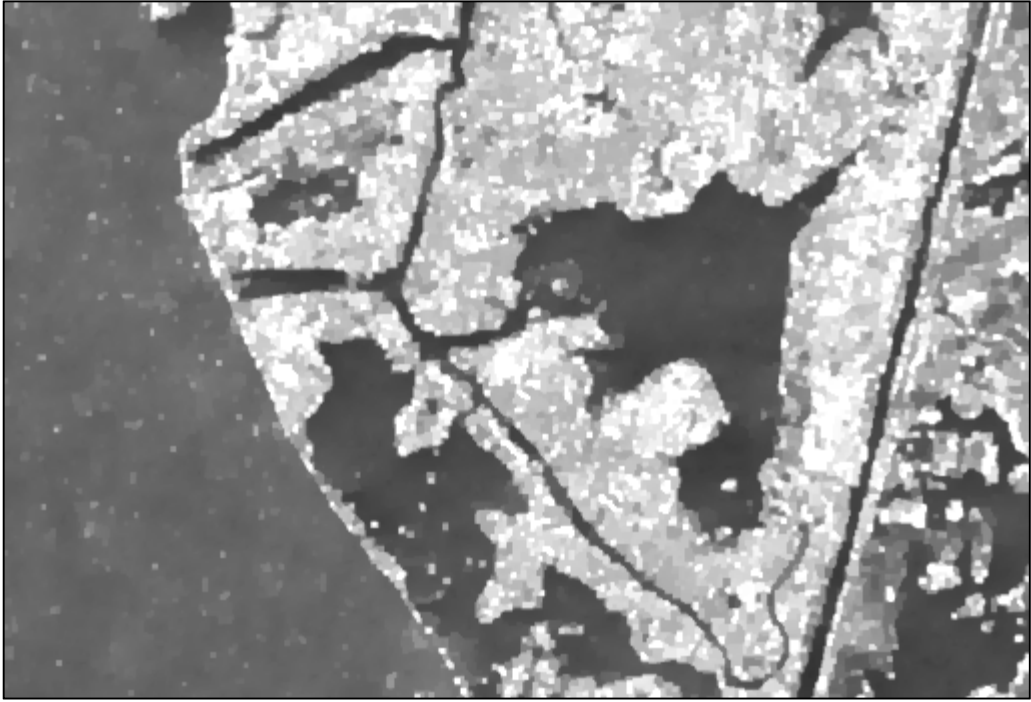
Şekil 6.22. SAR-BM3D filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



Şekil 6.23. SDD filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



Şekil 6.24. VMND filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).



Şekil 6.25. VHND filtreleme sonucu (TerraSAR-X stripmap görüntüsü).

Sentetik görüntüler ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde yaptığımız analizler, SAR-BM3D yönteminin görüntüdeki gürültü modelinin çalışmada gerçekleştirilen gürültü

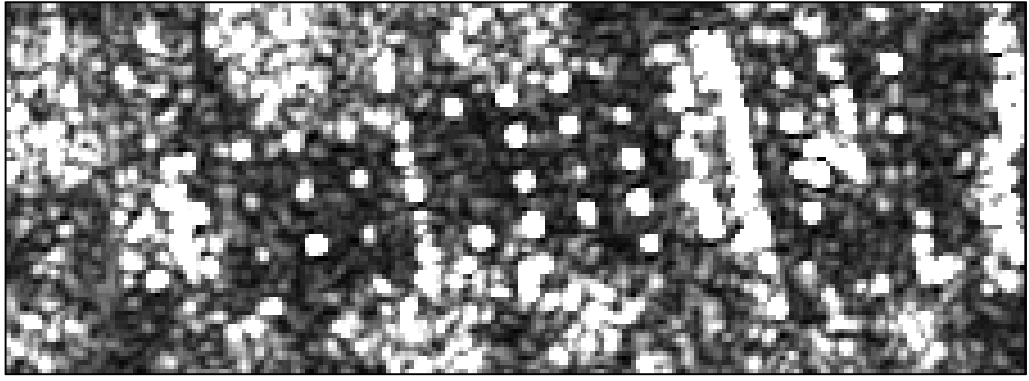


modeli ile uygun olması durumunda daha iyi bir performans sağladığını göstermektedir (sentetik ve düşük-çözünürlüklü görüntülerde). Diğer taraftan yüksek çözünürlüklü görüntülerde performans azalmaktadır. SAR-BM3D yöntemi dokulu bölgeler için iyi sonuç üretirken, geliştirilen yöntemler özellikle homojen bölgeler, kenarlar ve noktasal saçıcılar için daha iyi bir performans sağlamaktadır. PPB yöntemi de NL çalışan bir yöntem olarak gürültü azaltmayı iyi bir şekilde sağlarken noktasal özelliklerin korunmasını sağlayamamaktadır. Yöntemin çalışma süresinin de çok uzun olması önemli bir dezavantaj oluşturmaktadır.

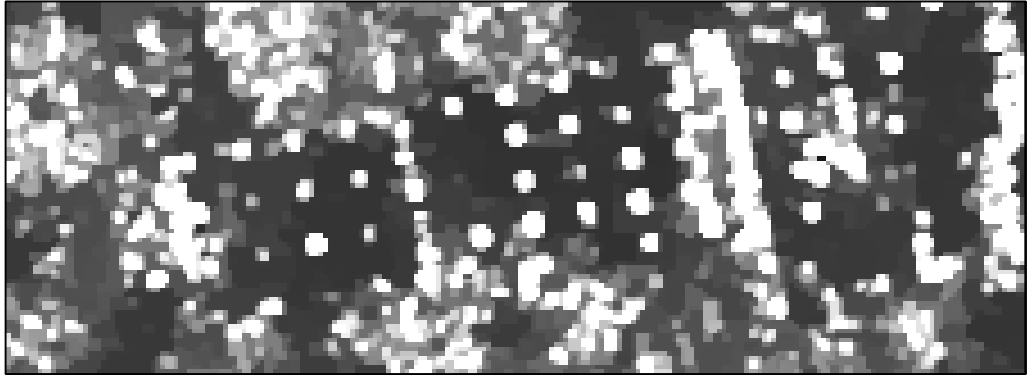
SRAD yöntemi de SAR görüntülerde benek gürültü azaltmayı başarılı bir şekilde sağladığı için literatürde önemli bir kullanıma sahiptir. Fakat bu yöntem de yüksek boyutlu SAR görüntülerde uzun çalışma süreleri gerektirmektedir. Karşılaştırma için kullanılan diğer bir yöntem olan FPD, homojen bölgelerin yumuşatılması ve kenar özelliklerinin korunmasını başarılı bir şekilde sağlayarak istenilen seviyede gürültü azaltmayı gerçekleştirmektedir. Yöntemin farklı boyutlu görüntüler için çalışma süreleri incelendiğinde diğer yöntemlere göre daha hızlı olduğu görülmektedir. Fakat FPD’de kullanılan nümerik çözüm yaklaşımı nedeniyle SDD ve VMND’ye göre çok daha yavaş çalışmaktadır.

Geliştirilen SDD, VMD ve VHND diğer yöntemlere göre benzer veya daha iyi gürültü azaltmayı etkili nümerik yapıları sayesinde önemli ölçüde daha hızlı gerçekleştirmektedir. Çalışma süreleri Bölüm 3.3, Bölüm 4.3 ve Bölüm 5.3’te nitel sonuçlar bölümünde çizelgeler halinde detaylı olarak verilmektedir. Elde edilen sonuçlar geliştirilen yöntemlerin oldukça hızlı (gerçek-zamana yakın) olduklarını ve yüksek kaliteli SAR gürültü azaltma sağladıklarını göstermektedir.

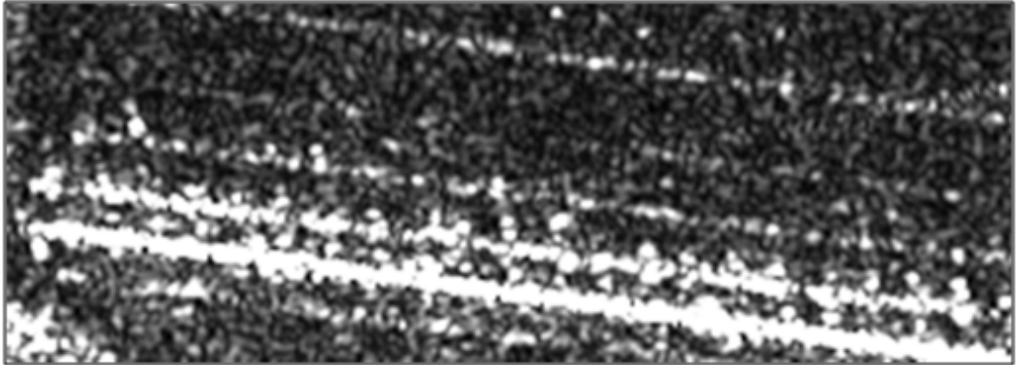
SDD yöntemi geliştirilerek oluşturulan VMND yöntemi benzer gürültü azaltma sonuçlarını daha kısa çalışma sürelerinde gerçekleştirebilmektedir. SDD’de  $f$  ve  $\epsilon_a$  değerleri küçüldükçe görüntüdeki homojen bölgelerde merdivenlenme etkisi oluşabilmektedir, fakat VMND’de türev azaldıkça  $l_2$ -norma geçiş sağlandığı için homojen bölgelerde bu etki görülmemektedir. VMND yönteminin homojen bölgelerde sağladığı bu avantaj ile birlikte çalışma süresinin daha kısa olması yöntemin sağladığı başarıyı ortaya koymaktadır.



a) Noktasal saçıcı özelliklerine sahip görüntü



b) SDD filtreleme (Noktasal saçıcı özelliklerine sahip görüntü)

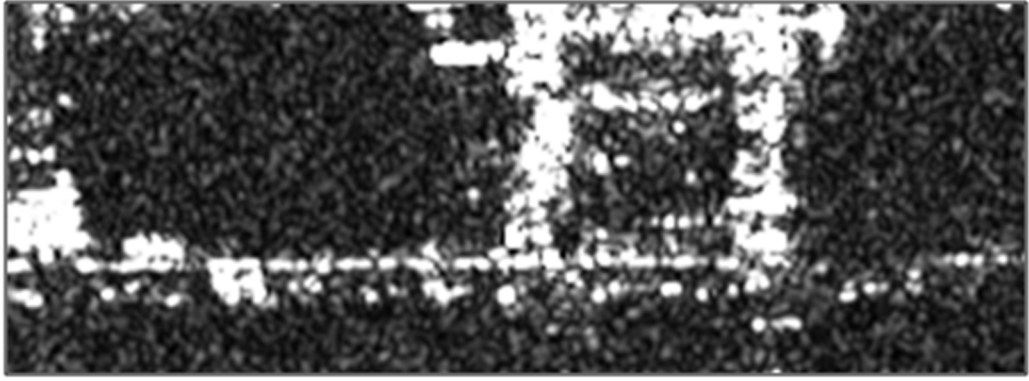


c) Homojen bölge ve kenar özelliklerine sahip görüntü

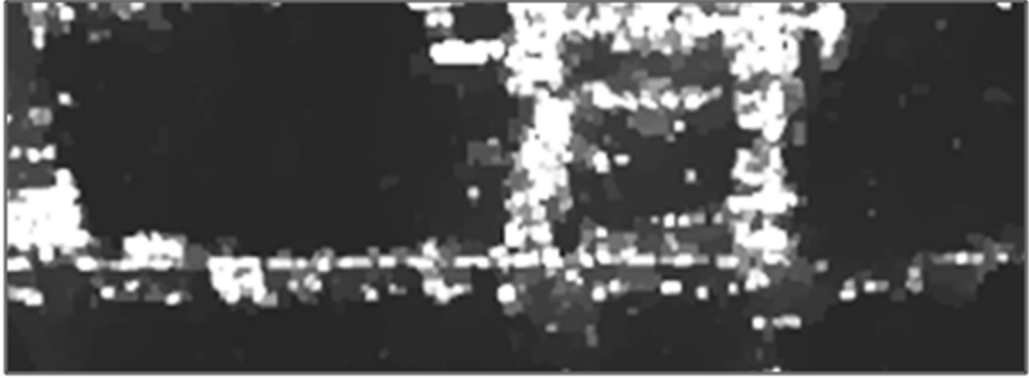


d) VMND filtreleme (Homojen bölge ve kenar özelliklerine sahip görüntü)

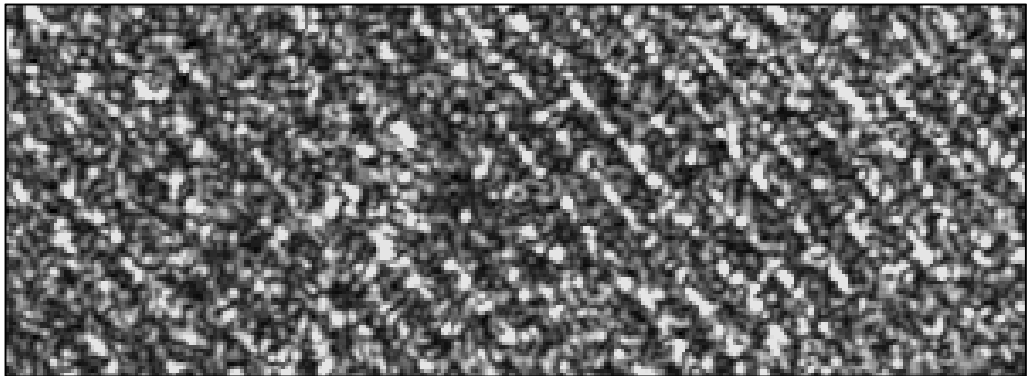
Şekil 6.26. Yakınlaştırılmış görüntü parçaları üzerinde SDD ve VMND filtreleme.



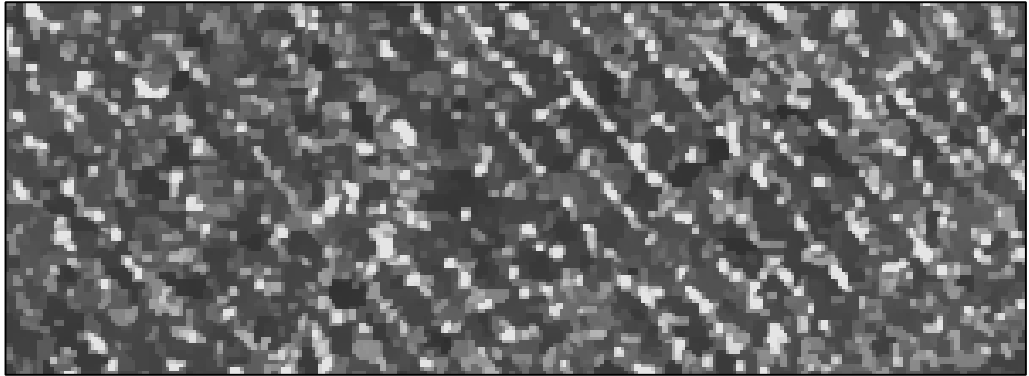
a) Homojen bölge ve noktasal saçıcı özelliklerine sahip görüntü



b) SDD filtreleme (Homojen bölge ve noktasal saçıcı özelliklerine sahip görüntü)



c) Doku özelliklerine sahip görüntü



d) VHND filtreleme (Doku özelliklerine sahip görüntü)

Şekil 6.27. Yakınlaştırılmış görüntü parçaları üzerinde SDD ve VHND filtreleme.

Yakınlaştırılmış SAR görüntü parçaları üzerinde SDD ve VMND yöntemleri uygulanarak benek gürültü azaltma gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar Şekil 6.26'da verilmiştir. Şekil 6.26 (a)'da verilen görüntü içerisindeki noktasal özelliklerin SDD filtreleme sonucu başarılı bir şekilde korunduğu aynı zamanda homojen bölgelerin de istenilen seviyede yumuşatıldığı Şekil 6.26 (b)'de görülmektedir. Şekil 6.26 (c)'de verilen görüntü üzerine VMND filtreleme uygulanarak homojen bölgelerin yumuşatıldığı ve kenar özelliklerinin etkili bir şekilde korunduğu Şekil 6.26 (d)'de görülmektedir. Şekil 6.27'de yakınlaştırılmış SAR görüntü parçaları üzerinde SDD ve VHND yöntemleri uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir. Şekil 6.27 (a)'da verilen görüntü içerisindeki homojen bölgelerin SDD ile çok iyi yumuşatılırken, noktasal özelliklerin de etkin bir şekilde korunduğu Şekil 6.27 (b)'de görülmektedir. Şekil 6.27 (c)'de ise doku özelliklerine sahip SAR görüntüdeki benek gürültünün dokular kaybedilmeden başarılı bir şekilde azaltıldığı Şekil 6.27 (d)'de görülmektedir. Yerel olmayan ortalama yöntemi kullanılarak oluşturulan VHND yöntemi benzer gürültü azaltma sonuçlarını SDD'ye göre daha kısa, VMND'ye ise benzer sürelerde gerçekleştirebilmektedir.

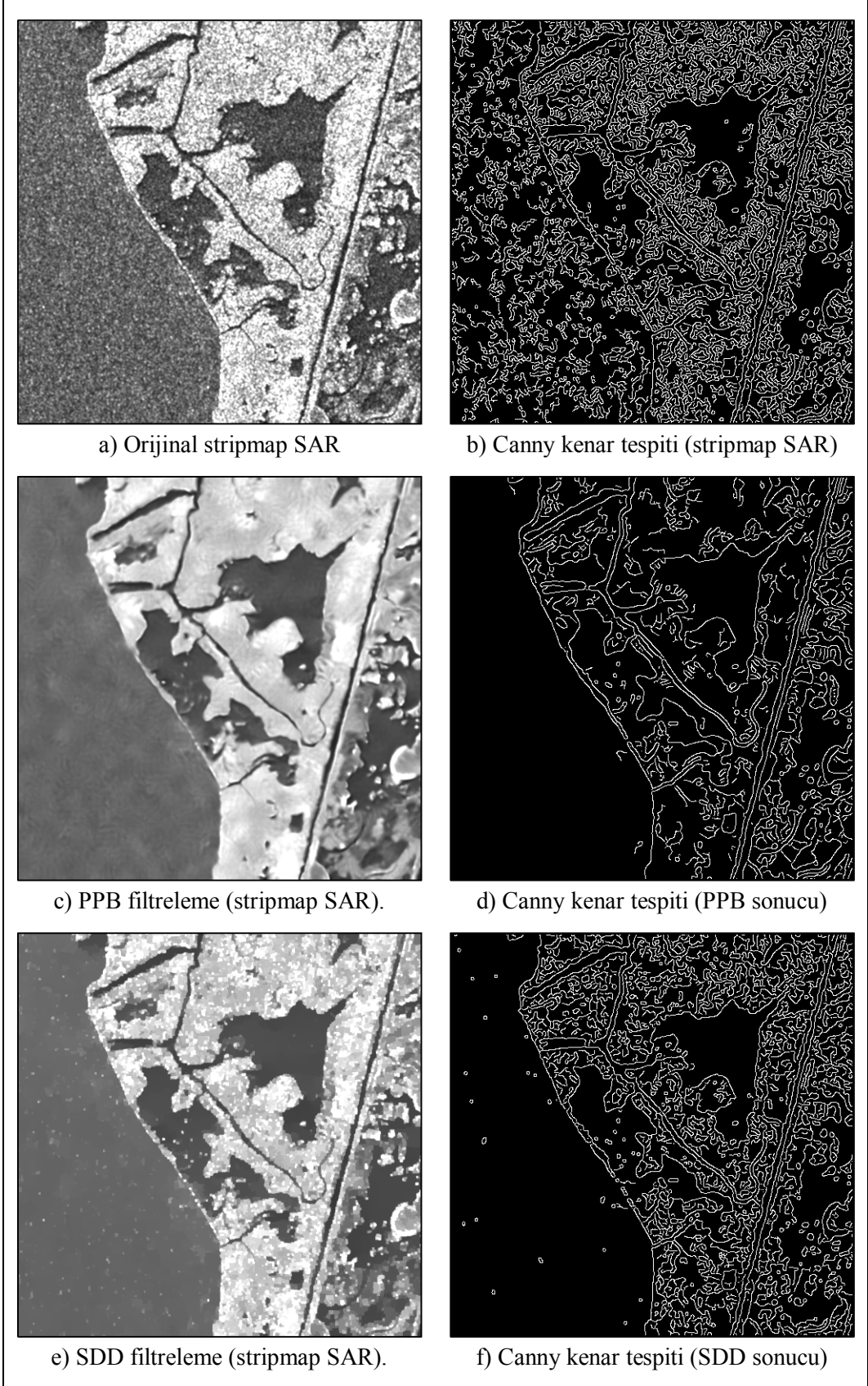
## BÖLÜM 7

### UYGULAMALAR

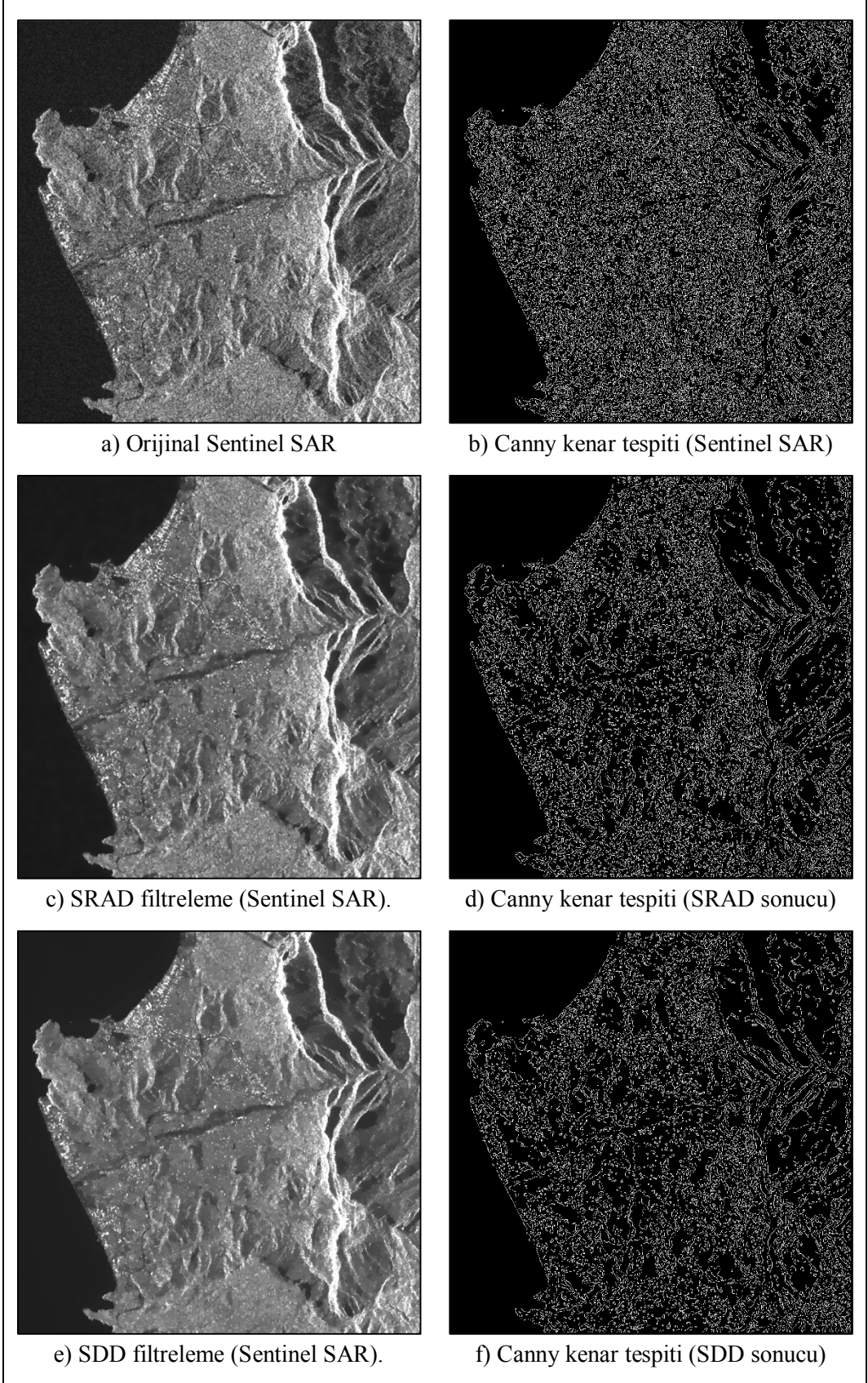
Bu bölümde SAR benek gürültü azaltma için geliştirilen yöntemler sonucu elde edilen görüntülerin farklı uygulamalarda kullanılması incelenmektedir. Bu uygulamalarda kenar tespiti için Canny kenar bulma algoritması ve süperpiksel bölütleme yaklaşımı için basit doğrusal iteratif kümeleme (SLIC) ile sıfır parametre uyarlaması (SLICO) seçilmiştir [153-155]. Bölüm 6'da verilen görsel sonuçlardan bazıları seçilerek bu uygulamalar ile test edilmiştir.

Canny kenar bulma algoritması kenar tespiti için literatürde önemli bir kullanıma sahiptir. Bu algoritma kenarların tespit edilmesinde Gauss işlecini kullanarak yumuşatılmış görüntünün gradyanını hesaplamakta ve bunu bir eniyileme süreci olarak ele almaktadır. Bu yöntem güçlü ve zayıf kenarları saptamak için iki eşik değeri kullanmaktadır. Zayıf kenarların güçlü kenarlarla bağlantısı var ise sonuç görüntüsünde bu kenarlar da yer almaktadır. Algoritmanın test edilmesi için Matlab içerisinde tanımlanan hazır Canny kenar bulma algoritması kullanılmış ve sonuçlar elde edilmiştir.

Şekil 7.1'de TerraSAR-X stripmap orijinal görüntüsü üzerinde Canny kenar bulma algoritması uygulanması ile elde edilen sonuçlar verilmektedir. Şekil 7.1(a)'da orijinal stripmap SAR görüntüsü, Şekil 7.1(c)'de PPB yöntemi sonucu, Şekil 7.1(e)'de SDD yöntemi sonucu, Şekil 7.1(b), Şekil 7.1(d) ve Şekil 7.1(f)'de ise sırasıyla Canny kenar tespiti uygulama sonuçları verilmektedir. Şekil 7.2(a)'da orijinal Sentinel SAR görüntüsü, Şekil 7.2(c)'de SRAD yöntemi sonucu, Şekil 7.2(e)'de SDD yöntemi sonucu, Şekil 7.2(b), Şekil 7.2(d) ve Şekil 7.2(f)'de ise sırasıyla Canny kenar tespiti uygulama sonuçları verilmektedir.

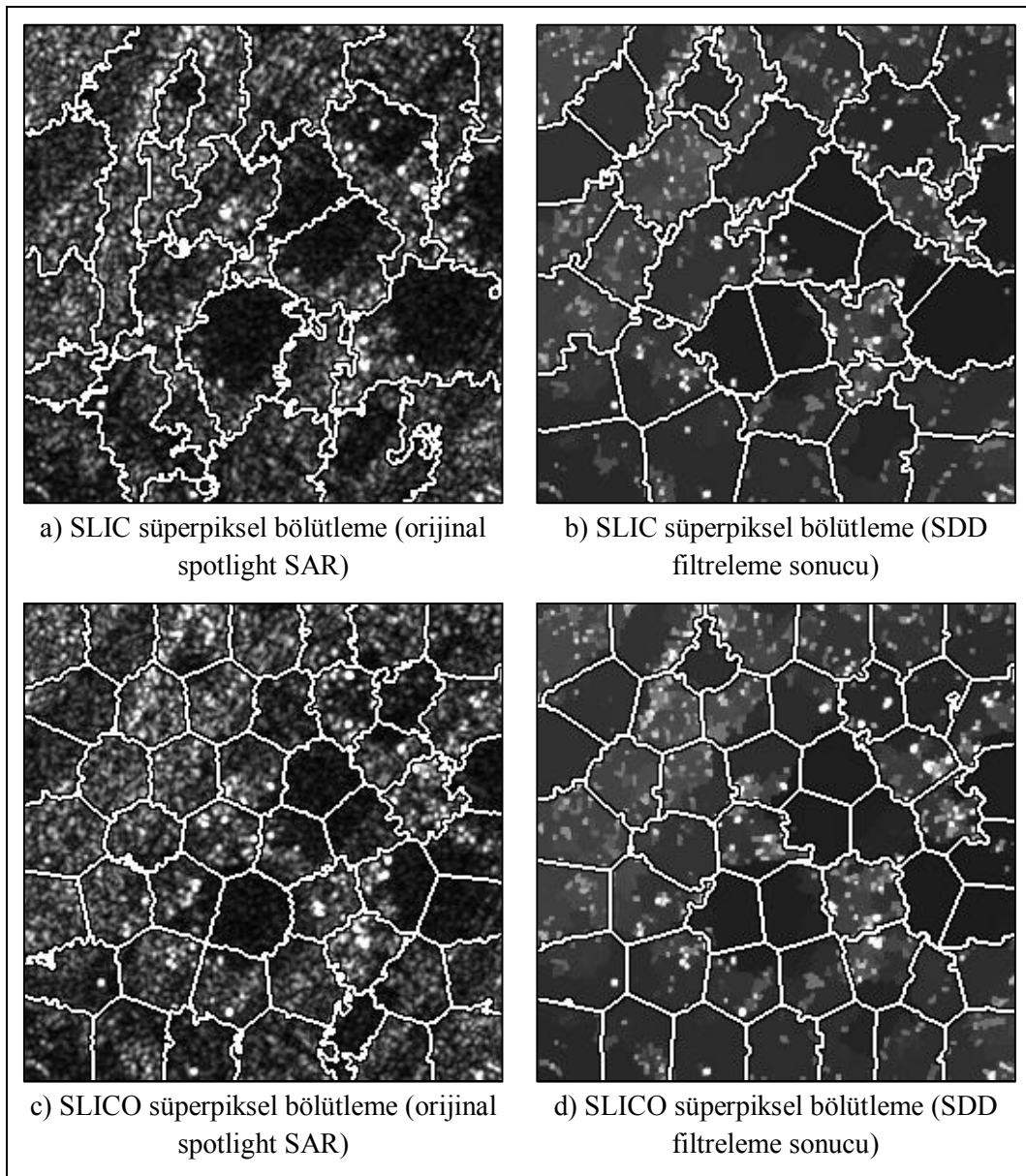


Şekil 7.1. TerraSAR-X stripmap görüntü ile Canny kenar tespiti sonuçları.



Şekil 7.2. Sentinel SAR görüntü ile Canny kenar tespiti sonuçları.

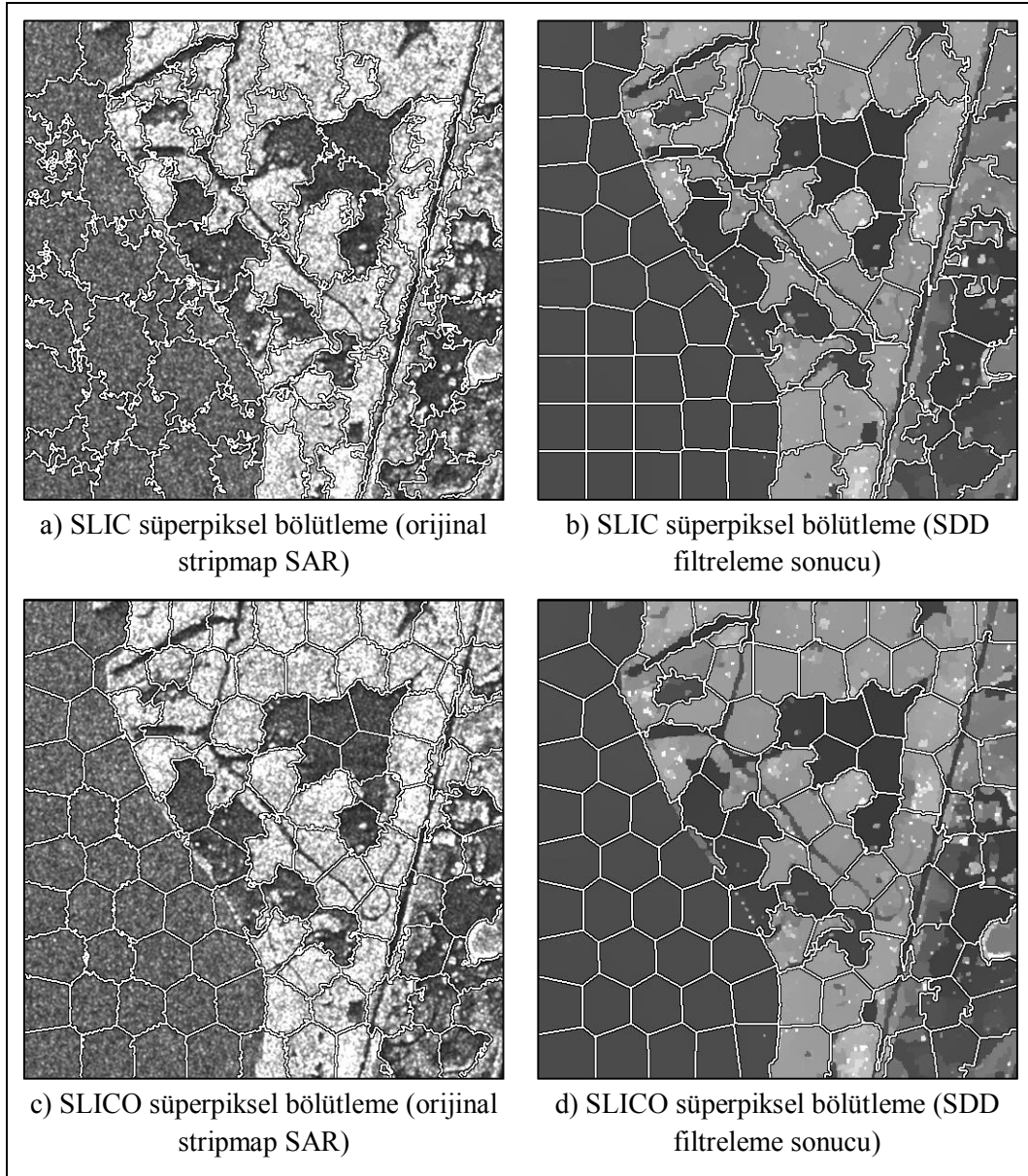
Elde edilen görsel sonuçlar detaylı olarak incelendiğinde SDD yöntemi görüntüde bulunan gürültüyü kenar özellikleri korunacak şekilde azaltmaktadır. Gürültünün azaltılmasıyla görüntüdeki kenarların belirginleşmesi sağlanmakta ve bu sayede daha doğru kenar tespiti gerçekleştirilmektedir. Şekil 7.1’de PPB yöntemi görüntüdeki bazı nokta ve kenar özellikleri kaybetmekte bu nedenle Canny algoritması sonucu elde edilen görüntüde bu özellikler azalmaktadır. Şekil 7.2’de ise SRAD yöntemi kenar özelliklerini korumak için gürültüyü istenilen düzeyde azaltamamakta ve bu nedenle elde edilen Canny algoritması sonucunda gürültü etkisi görülebilmektedir.



Şekil 7.3. Spotlight SAR görüntü ve SDD filtreleme sonucu üzerine SLIC ve SLICO süperpiksel bölütleme uygulanması.



Görüntü bölütleme uygulamaları için süperpiksel yapısı oluşturan SLIC ve sıfır parametre uyarlaması olan SLICO yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yöntemlerde görüntü alt bloklara ayrılarak piksel değerlerinden birbirine yakın olanlar kümelenebilir. Kümelenen bu pikseller tek bir piksel olarak kabul edilir ve süperpiksel oluşturulur. Şekil 7.3 ve Şekil 7.4'te sırasıyla spotlight ve stripmap SAR görüntüleri ve SDD filtreleme sonuçları için SLIC ve SLICO süperpiksel bölütleme sonuçları verilmektedir.



Şekil 7.4. Stripmap SAR görüntü ve SDD filtreleme sonucu üzerine SLIC ve SLICO süperpiksel bölütleme uygulanması.

SLIC yönteminde görüntüdeki tüm süperpikseller için kullanıcı tarafından tanımlanan aynı yoğunluk katsayısı kullanılmaktadır. Bu katsayısının belirlenmesi görüntüdeki homojen ve dokulu bölgelerin daha düzgün sınıflandırılması açısından önemli bir problem oluşturmaktadır. Bu problemi gidermek ve kullanıcı tanımlı bu katsayıyı kaldırmak için SLICO yöntemi önerilmiştir. SLICO’da yoğunluk katsayısı her bir süperpiksel için uyarlanabilir olarak belirlenmektedir. Görüntü bölütleme çalışmalarında süperpiksel sayısı Şekil 7.3’te 50, Şekil 7.4’te ise 100 olarak seçilmiştir. SLIC yönteminde yoğunluk katsayısı 10 olarak seçilmiştir. Görsel sonuçlar incelendiğinde SDD ile elde edilen gürültüsü azaltılmış görüntülerde süperpiksel bölütleme uygulaması çok daha etkili çalışmaktadır.

Bu bölümde elde edilen sonuçlar, geliştirilen SDD ve benzer sonuçlar elde ettiğimiz VMND ile VHND yöntemlerinin farklı uygulamalarda kullanılacak görüntüler için başarılı bir gürültü azaltma sağladığını göstermektedir. Elde edilen başarı sayesinde bu uygulamaların sonuçları da olumlu olarak etkilenmektedir.

## BÖLÜM 8

### SONUÇLAR

Bu tezde,  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun avantajları ve yerel olmayan ortalama filtrenin doku koruma özelliği bir araya getirilerek yeni bir yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemde algoritma çalışma süresi kısa tutularak gürültü azaltma performansı geliştirilmiştir. Önerilen yöntem görüntüdeki kenar ve noktasal saçıcıların bozulmasını önleyerek homojen bölgelerin başarılı bir şekilde yumuşatılmasını sağlamaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde  $l_0$ -norm,  $l_1$ -norm ve  $l_2$ -normun değişik uygulama senaryolarında birbirlerine göre farklı avantajlara sahip olduğu görülmektedir. Görüntülerdeki her bir piksel için bu normlardan uygun olanı kullanılarak daha iyi bir gürültü azaltma sağlanmaktadır. Ayrıca yerel olmayan ortalama filtrenin kullanımı ile de görüntü üzerindeki dokusal bölgeler daha iyi korunmaktadır. Bu yöntemleri bir arada kullanabilmek için yöntemlerin sahip olduğu farklı ağırlık değerlerinden oluşan bir maliyet fonksiyonu tanımlanmıştır. Önerilen maliyet fonksiyonunun CG ve PCG yöntemleri kullanılarak minimize edilmesiyle gürültü azaltma gerçekleştirilmektedir. Önerilen yöntem etkin bellek kullanımı sağlamaktadır. Yöntemin tüm adımlarının CPU'da OpenMP ve GPU'da CUDA kullanılarak paralelleştirilmesi sağlanmaktadır. Benek gürültü azaltma performansı, çalışma süresi ve bellek kullanımı sentetik ve gerçek SAR görüntüleri üzerinde test edilmiş ve "Deneysel Çalışmalar" bölümünde verilmiştir.

Tez kapsamında aşağıda belirtilen akademik çalışmalar gerçekleştirilmiştir:

- Proje: "Görüntüler Üzerindeki Gürültüyü Gidermede Hibrit Yöntem Geliştirilmesi", Yıldırım Beyazıt Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projesi, Araştırmacı, Proje No: YBU-BAP-590, Ağustos 2013-Ağustos 2015.
- Uluslararası Makale: "Sparsity-driven despeckling for SAR images", IEEE Geoscience Remote Sensing Letter, 2015.

- Uluslararası Konferans: “GPU efficient SAR image despeckling using mixed norms”, Proc. SPIE 9247: High-Performance Computing in Remote Sensing IV, 2014.
- Ulusal Konferans: “Early-exit optimization using mixed norm despeckling for SAR images”, IEEE 23. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 2015.
- Ulusal Konferans: “Fast feature preserving despeckling”, IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 2014.

Tez çalışması kapsamında geliştirilen SDD yöntemi dünyadaki en önemli ticari GIS yazılımı olan “ERDAS Imagine” 2016 sürümünde “Radar Toolbox” içerisinde yer alacaktır.

## KAYNAKLAR

1. Moreira, A., Prats-Iraola, P., Younis, M., Krieger, G., Hajnsek, I. and Papathanassiou, K. P., "A tutorial on synthetic aperture radar", *IEEE Geosci. Remote Sensing Mag.*, 1 (1): 6-43 (2013).
2. Zhuang, Y., Liu, X., Nguyen, T., He, Q. and Hong, S., "Global remote sensing research trends during 1991-2010: A bibliometric analysis", *Scientometrics*, 96 (1): 203-219 (2013).
3. Argenti, F., Lapini A., Bianchi, T. and Alparone, L., "A tutorial on speckle reduction in synthetic aperture radar images", *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.*, 1 (3): 6-35 (2013).
4. Carrara, W. G., Majewski, R. M. and Goodman, R. S., "Spotlight synthetic aperture radar: signal processing algorithms", *Artech House*, Norwood, MA (1995).
5. Raney, R. K., "Radar fundamentals: technical perspective", *John Wiley and Sons*, Toronto (1998).
6. Huang, Y. and van Genderen, J. L., "Evaluation of several speckle filtering techniques for ERS-1&2 imagery", *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vienna (1996).
7. Porcello, L. J., Massey, N. G., Innes, R. B. and Marks, J. M., "Speckle reduction in synthetic aperture radar", *J. Opt. Soc. Am.*, 66 (11): 1305-1311 (1976).
8. Lee, J. S., "Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images", *Opt. Eng.*, 25 (5): 636-643 (1986).
9. Schulze, M. A. and Wu, Q. X., "Noise reduction in synthetic aperture radar imagery using a morphology-based nonlinear filter", *Proceedings of Digital Image Computing: Techniques and Applications, Conference of the Australian Pattern Recognition Society*, Brisbane, Australia, 661-666 (1995).
10. Lee, J. S., "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, PAMI-2 (3): 165-168 (1980).
11. Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K. S. and Holtzman, J. C., "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 4 (2): 157-166 (1982).

12. Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. and Chavel, P., "Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 7 (2): 165-177 (1985).
13. Yahya, N., Kamel, N. S. and Malik, A. S., "Subspace-based technique for speckle noise reduction in SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52 (10): 6257-6271 (2014).
14. Lopes, A., Touzi, R. and Nezry, E., "Adaptive speckle filters and scene heterogeneity", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 28 (6): 992-1000 (1990).
15. Feng, H., Hou, B. and Gong, M., "SAR image despeckling based on local homogeneous-region segmentation by using pixel-relativity measurement", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 49 (7): 2724-2737 (2011).
16. Lee, J. S., "A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, SMC-13 (1): 85-89 (1983).
17. Lee, J.-S., Wen, J.-H., Ainsworth, T., Chen, K.-S. and Chen, A., "Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 47 (1): 202-213 (2009).
18. Tomasi, C. and Mandnchi, R., "Bilateral filtering for gray and color images", *In Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, 836-846 (1998).
19. Zhang, W. G., Liu, F. and Jiao, L. C., "SAR image despeckling via bilateral filtering", *Electron. Lett.*, 45 (15): 781-783 (2009).
20. Li, G.-T., Wang, C.-L., Huang, P.-P. and Yu, W.-D., "SAR image despeckling using a space-domain filter with alterable window", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 10 (2): 263-267 (2013).
21. Gonzalez, R. C and Woods, R. E., "Digital image processing (3rd edition)", *Prentice Hall* (2008).
22. Crimmins, T. R., "Geometric filter for reducing speckle", *Opt. Eng.*, 25 (5): 651-654 (1986).
23. Kondo, K., Ichioka, Y. and Suzuki, T., "Image restoration by Wiener filtering in the presence of signal-dependent noise", *Applied Optics*, 16 (9): 2554-2558 (1977).
24. Lopes, A., Laur, H. and Nezry, E., "Statistical distribution and texture in multilook and complex SAR images", *Proc. IEEE IGARSS*, 2427-2430 (1990).
25. Eliason, E. M. and McEwen, A. S., "Adaptive box filters for removal of random noise from digital images", *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56 (4): 453-458 (1990).

26. Sarkka, S., "Bayesian filtering and smoothing", *Cambridge University Press* (2013).
27. Saxena, N. and Rathore, N., "A review on speckle noise filtering techniques for SAR images", *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Electronics Engineering (IJARCSEE)*, 2 (2): 243-247 (2013).
28. Di Martino, G., Poggi, G., Poderico, M., Riccio, D. and Verdoliva, L., "Benchmarking framework for SAR despeckling", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52 (3): 1596-1615 (2014).
29. Nar, F., Demirkesen, C., Okman, O. E. and Cetin, M., "Region based target detection approach for synthetic aperture radar images and its parallel implementation", *in Proc. SPIE 8394*, 83940O-83940O-14 (2012).
30. Sevilmis, B., Okman, O. E., Nar, F., Demirkesen, C. and Cetin, M., "A robust nonlinear scale space change detection approach for SAR images", *in Proc. SPIE 8892* (2013).
31. Karvonen, J. A., "Baltic sea ice SAR segmentation and classification using modified pulse-coupled neural networks", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42 (7): 1566-1574 (2004).
32. Jarabo-Amores, P., Rosa-Zurera, M., de la Mata-Moya, D., Vicen-Bueno, R. and Maldonado-Bascon, S., "Spatial-range mean-shift filtering and segmentation applied to SAR images", *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 60 (2): 584-597 (2011).
33. Gu, J., Yang J. and Zhang, H., "Speckle filtering in polarimetric SAR data based on the subspace decomposition", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42 (8): 1635-1641 (2004).
34. Lopez-Martinez, C. and Fabregas, X., "Model-based polarimetric SAR speckle filter", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46 (11): 3894-3907 (2008).
35. Gagnon, L., "Speckle filtering of SAR images: A comparative study between complex wavelet-based and standard filters", *Proc. SPIE 3169*, 80-91 (1997).
36. Sveinsson, R. and Benediktsson, J. A., "Almost translation invariant wavelet transformations for speckle reduction of SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 41 (10): 2404-2408 (2003).
37. Gupta, K. K. and Gupta, R., "Feature preserving speckle filtering of the SAR images by wavelet transform", *J. Indian Soc. Remote Sens.*, 36 (1): 51-60 (2008).
38. Feng, W. S. and Lei, H., "SAR image despeckling using data-driven tight frame", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 11 (9): 1455-1459 (2014).

39. Achim, A., Kuruoglu, E. E. and Zerubia, J., "SAR image filtering based on the heavy-tailed Rayleigh model", *IEEE Trans. Image Process.*, 15 (9): 2686-2693 (2006).
40. Argenti, F., Bianchi, T. and Alparone, L., "Multiresolution MAP despeckling of SAR images based on locally adaptive generalized Gaussian pdf modeling", *IEEE Trans. Image Process.*, 15 (11): 3385-3399 (2006).
41. Gleich, D. and Datcu, M., "Wavelet-based despeckling of SAR images using Gauss-Markov random fields", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45 (12): 4127-4143 (2007).
42. Achim, A., Tsakalides, P. and Bezerianos, A., "SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy-tailed modeling", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 41 (8): 1773-1784 (2003).
43. Dai, M., Peng, C., Chan, A. K. and Loguinov, D., "Bayesian wavelet shrinkage with edge detection for SAR image despeckling", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42 (8): 1642-1648 (2004).
44. Bianchi, T., Argenti, F. and Alparone, L., "Segmentation-based MAP despeckling of SAR images in the undecimated wavelet domain", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 46 (9): 2728-2742 (2008).
45. Argenti, F. and Alparone, L., "Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 40 (11): 2363-2374 (2002).
46. Solbo, S. and Eltoft, T., "Homomorphic wavelet-based statistical despeckling of SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 42 (4): 711-721 (2004).
47. Sveinsson, J. R. and Benediktson, J. A., "Combined wavelet and curvelet denoising of SAR images using TV segmentation", *Proc. IEEE IGARSS*, 503-506 (2007).
48. Gupta, A., Tripathi, A. and Bhateja, V., "Despeckling of SAR images in contourlet domain using a new adaptive thresholding", *Proc. of 3rd International Advance Computing Conference*, 1257-1261 (2013).
49. Lu, Y.-X., Gao, Q.-W., Zhang, D.-X. and Sun, D., "Directionlet-based Bayesian filter for SAR image despeckling", *Procedia Engineering*, 11, 2788-2792 (2011).
50. Liu, S. Q., Hu, S. H., Xiao, Y. and An, Y. L., "Bayesian Shearlet shrinkage for SAR image de-noising via sparse representation", *Multidimens. Syst. Signal Process.*, 25 (4): 683-701 (2013).



51. Gleich, D., Kseneman, M. and Datcu, M., “Despeckling of TerraSAR-X data using second-generation wavelets”, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 7 (1): 68-72 (2010).
52. Walessa, M. and Datcu, M., “Model-based despeckling and information extraction from sar images”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 38, 2258-2269 (2000).
53. Xie, H., Pierce, L. E. and Ulaby, F. T., “SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling”, *IEEE Trans. Image Process.*, 40 (10): 2196-2212 (2002).
54. Denis, L., Tupin, F., Darbon, J. and Sigelle, M., “SAR Image Regularization with Fast Approximate Discrete Minimization”, *IEEE Trans. Image Process.*, 18 (7): 1588-1600 (2009).
55. Buades, A., Coll, B. and Morel, J. M., “A review of image denoising algorithms, with a new one”, *Multiscale Model. Simul.*, 4 (2): 490-530 (2005).
56. Buades, A., Coll, B. and Morel, J. M., “A non-local algorithm for image denoising”, *Proc. IEEE CVPR*, 60-65 (2005).
57. Brox, T. and Cremers, D., “Iterated nonlocal means for texture restoration”, *Proc. Conf. Scale-Space and Variational Methods in Computer Vision*, 13-24 (2007).
58. Brox, T., Kleinschmidt, O. and Cremers, D., “Efficient nonlocal means for denoising of textural patterns”, *IEEE Trans. Image Process.*, 17 (7): 1083-1092 (2008).
59. Buades, A., Coll, B. and Morel, J. M., “Nonlocal image and movie denoising”, *Int. J. Comput. Vis.*, 76 (2): 123-139 (2008).
60. Dabov, K., Foi, A., Katkovnik, V. and Egiazarian, K., “Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering”, *IEEE Trans. Image Process.*, 16 (8): 2080-2095 (2007).
61. Deledalle, C. A., Denis, L. and Tupin, F., “Iterative weighted maximum likelihood denoising with probabilistic patch-based weights”, *IEEE Trans. Image Process.*, 18 (12): 2661-2672 (2009).
62. Parrilli, S., Poderico, M., Angelino, C. V. and Verdoliva, L., “A nonlocal SAR image denoising algorithm based on LLMMSE wavelet shrinkage”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 50 (2): 606-616 (2012).
63. Makitalo, M., Foi, A., Fevrale, D. and Lukin, V., “Denoising of single-look SAR images based on variance stabilization and nonlocal filters”, *in Proc. Int. Conf. Math. Methods Electromagn. Theory*, 1-4 (2010).

64. Zhong, H., Li, Y. and Jiao, L. C., "SAR image despeckling using Bayesian nonlocal means filter with sigma preselection", *IEEE. Geosci. Remote Sens. Lett.*, 8 (4): 809-813 (2011).
65. Yang, X. and Clausi, D. A., "Structure-preserving speckle reduction of SAR images using nonlocal means filters", *Proc. IEEE 16th Int. Conf. Image Process.*, 2985-2988 (2009).
66. Parrilli, S., Poderico, M., Angelino, C., Scarpa, G. and Verdoliva, L., "A nonlocal approach for SAR image denoising", *Proc. IEEE IGARSS*, 726-729 (2010).
67. Deledalle, C., Tupin F. and Denis, L., "A non-local approach for SAR and interferometric SAR denoising", *Proc. IEEE IGARSS* (2010).
68. Liu, G. and Zhong, H., "Nonlocal means filter for polarimetric SAR data despeckling based on discriminative similarity measure", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 11 (2): 514-518 (2014).
69. Deledalle, C. A., Denis, L., Poggi, G., Tupin, F. and Verdoliva, L., "Exploiting patch similarity for SAR image processing: the nonlocal paradigm", *IEEE Signal Process. Mag.*, 31 (4): 69-78 (2014).
70. Chen, J., Chen, Y., An, W., Cui, Y. and Yang, J., "Nonlocal filtering for polarimetric SAR data: A pretest approach", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 49 (5): 1744-1754 (2011).
71. Zhong, H., Zhang, J. and Liu, G., "Robust polarimetric SAR despeckling based on nonlocal means and distributed Lee filter", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52 (9): 4198-4210 (2014).
72. Deledalle, C., Denis, L., Tupin, F., Reigber, A. and Jäger, M., "NL-SAR: A unified nonlocal framework for resolution-preserving (Pol)(In) SAR denoising", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 53 (4): 2021-2038 (2015).
73. Wang, J., Guo, Y., Ying, Y., Liu, Y. and Peng, Q., "Fast non-local algorithm for image denoising", *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process.*, 1429-1432 (2006).
74. Goossens, B., Luong, H., Aelterman, J., Pizurica, A. and Philips, W., "A GPU-Accelerated real-time NLMeans algorithm for denoising color video sequences", *In Proc. 12th Int. Conf. on ACIVS*, 46-57 (2010).
75. Palma, G., Comerci, M., Alfano, B., Cuomo, S., De Michele, P., Piccialli, F. and Borrelli, P., "3d non-local means denoising via multi-gpu", *Proc. Fed CSIS*, 495-498 (2013).
76. Cozzolino, D., Parrilli, S., Scarpa, G., Poggi, G. and Verdoliva, L., "Fast adaptive nonlocal SAR despeckling", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 11 (2): 524-528 (2014).

77. Xue, B. D., Huang, Y., Yang, J. H., Shi, L. S., Zhan, Y. and Cao, X. G., "Fast nonlocal remote sensing image denoising using cosine integral images", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 10 (6): 1309-1313 (2013).
78. Elad, M. and Aharon, M., "Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries", *IEEE Trans. Image Process.*, 15 (12): 3736-3745 (2006).
79. Mairal, J., Elad, M. and Sapiro, G., "Sparse representation for color image restoration", *IEEE Trans. Image Process.*, 17 (1): 53-69 (2008).
80. Mairal, J., Bach, F., Ponce, J., Sapiro, G. and Zisserman, A., "Non-local sparse models for image restoration", *in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, 2272-2279 (2009).
81. Foucher, S., "SAR image filtering via learned dictionaries and sparse representations", *in Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.*, 229-232 (2008).
82. Jiang, J., Jiang, L. and Sang, N., "Non-local sparse models for SAR image despeckling", *in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Remote Sens.* (2012).
83. Amirmazlaghani, M. and Amindavar, H., "A novel sparse method for despeckling SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 50 (12): 5024-5032 (2012).
84. Zhang, X., Bai, T., Meng, H. and Chen, J., "Compressive sensing-based ISAR imaging via the combination of the sparsity and nonlocal total variation", *IEEE Geosci. Remote Sen. Lett.*, 11 (5): 990-994 (2014).
85. Xu, B., Cui, Y., Li, Z. and Yang, J., "An iterative SAR image filtering method using nonlocal sparse model", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 12 (8): 1635-1639 (2015).
86. Hao, Y., Feng, X. and Xu, J., "Multiplicative noise removal via sparse and redundant representations over learned dictionaries and total variation", *Signal Process.*, 92 (6): 1536-1549 (2012).
87. Huang, Y., Moisan, L., Ng, M. K. and Zeng, T., "Multiplicative noise removal via a learned dictionary", *IEEE Trans. Image Process.*, 21 (11): 4534-4543 (2012).
88. Perona, A. and Malik, J., "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 12 (7): 629-639 (1990).
89. Rudin, L., Osher, S. and Fatemi E., "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", *Physica D*, 259-268 (1992).

90. Yu, Y. and Acton, S. T., "Speckle reducing anisotropic diffusion", *IEEE Trans. Image Process.*, 11 (11): 1260-1270 (2002).
91. Fernandez, S. A. and Lopez, C. A., "On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering", *IEEE Trans. Image Process.*, 15 (9): 2694-2701 (2006).
92. Krissian, K., Westin, C.-F., Kikinis, R. and Vosburgh, K., "Oriented speckle reducing anisotropic diffusion", *IEEE Trans. Image Process.*, 16 (5): 1412-1424 (2007).
93. Gupta, A., Tripathi, A. and Bhateja, V., "Despeckling of SAR images via an improved anisotropic diffusion algorithm", *Proc. Int. Conf. on Frontiers in Intell. Comp. Theory and App.*, 199, 747-754 (2012).
94. Weickert, J., "Theoretical foundations of anisotropic diffusion in image processing", *Computing, Suppl*, 11, 221-236 (1996).
95. Weickert, J., "Anisotropic diffusion in image processing", *B. G. Teubner*, Stuttgart, Germany (1998).
96. Luo, H., Zhu, L. and Ding, H., "Coupled anisotropic diffusion for image selective smoothing", *Signal Process.*, 86 (7): 1728-1736 (2006).
97. Wang, Y., Zhang, L. and Li, P., "Local variance-controlled forward-and-backward diffusion for image enhancement and noise reduction", *IEEE Trans. Image Process.*, 16 (7): 1854-1864 (2007).
98. D'Hondt, O., Lopez-Martinez, C., Ferro-Famil, L. and Pottier, E., "Spatially nonstationary anisotropic texture analysis in SAR images", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 45 (12): 3905-3918 (2007).
99. Birkholz, H., "A unifying approach to isotropic and anisotropic total variation denoising models", *J. Comput. Appl. Math.*, 235 (8): 2502-2514 (2011).
100. Liu, P., Huang, F., Li, G. and Liu, Z., "Remote-sensing image denoising using partial differential equations and auxiliary images as priors", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 9 (3): 358-362 (2012).
101. Kim, H. K. and Lee, H. J., "Fast algorithms of anisotropic diffusion filters for parallel processors", *7th International Conference on Computing and Convergence Technology (ICCCT)*, 1384-1389 (2012).
102. Çetin, M. and Karl, W. C., "Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization", *IEEE Trans. Image Process.*, 10 (4): 623-631 (2001).
103. Okman, O. E., Nar, F., Demirkesen, C. and Çetin, M., "Feature preserving SAR despeckling and its parallel implementation with application to railway

- detection”, *European Conference on Synthetic Aperture Radar*, Germany, 151-154 (2012).
104. Ozcan, C., Sen, B. and Nar, F., “Fast feature preserving despeckling”, *IEEE 22nd Signal Process. and Comm. App. Conf.*, Trabzon, Turkey, 1007-1010 (2014).
  105. Ozcan, C., Sen, B. and Nar, F., “Early-exit optimization using mixed norm despeckling for SAR images”, *IEEE 23rd Signal Process. and Comm. App. Conf.*, Malatya, Turkey, 685-688 (2015).
  106. Chan, T., Esedoglu, S., Park, F. and Yip, A., “Recent developments in total variation image restoration”, *Springer*, Berlin (2004).
  107. Chambolle, A. and Lions, P. L., “Image recovery via total variation minimization and related problems”, *Numer. Math.*, 76, 167-188 (1997).
  108. Teboul, A., Blanc-Feraud, L., Aubert, G. and Barland, M., “Variational approach for edge-preserving regularization using coupled PDE's”, *IEEE Trans. Image Process.*, 7 (3): 387-397 (1998).
  109. Chambolle, A., Caselles, V., Cremers, D., Novaga, M. and Pock, T., “An introduction to total variation for image analysis”, *In: Theoretical Foundations and Numerical Methods for Sparse Recovery*, 263-340 (2010).
  110. Osher, S., Burger, M., Goldfarb, D., Xu, J and. Yin, W., “An iterative regularization method for total variation based on image restoration”, *Multiscale Modeling and Simulation*, 4 (2): 460-489 (2005).
  111. Xu, J. and Osher, S., “Iterative regularization and nonlinear inverse scale space applied to wavelet-based denoising”, *IEEE Trans. Image Process.*, 16 (2): 534-544 (2007).
  112. Nikolova, M., “Minimizers of cost-functions involving nonsmooth data-fidelity terms”, *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 40 (3): 965-994 (2002).
  113. Chan, T. and Esedoglu, S., “Aspects of total variation regularized L1 function approximation”, *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 65 (5): 1817-1837 (2005).
  114. Xu, L., Lu, C., Xu, Y. and Jia, J., “Image smoothing via L0 gradient minimization”, *ACM Transactions on Graphics*, 30 (6): Article 174 (2011).
  115. Pang, X., Zhang, S., Gu, J., Li, L., Liu, B. and Wang, H., “Improved L0 gradient minimization with L1 fidelity for image smoothing”, *PLoS ONE*, 10 (9): e0138682 (2015).
  116. Xu, L., Yan, Q., Xia, Y. and Jia, J., “Structure extraction from texture via relative total variation”, *ACM Trans. on Graphics*, 31 (6): 139:1-10 (2012).

117. Ozcan, C., Sen, B. and Nar, F., “GPU efficient SAR image despeckling using mixed norms”, *in Proc. SPIE 9247*, 92470D-92470D-13 (2014).
118. Shen, C. T., Chang, F. J., Hung, Y. P. and Pei, S. C., “Edge-preserving image decomposition using L1 fidelity with L0 gradient”, *SIGGRAPH Asia* (2012).
119. Cheng, X., Zeng, M. and Liu, X., “Feature-preserving filtering with L0 gradient minimization”, *Computers & Graphics*, 38 (2): 150-157 (2014).
120. Gilboa, G., Zeevi, Y. Y. and Sochen, N., “Texture preserving variational denoising using an adaptive fidelity term”, *in: Proceedings of the VLISM*, Nice, France, 137-144 (2003).
121. Esedoglu, S. and Osher, S., “Decomposition of images by the anisotropic Rudin-Osher-Fatemi model”, *Communications in Pure and Applied Mathematics*, 57 (12): 1609-1626 (2004).
122. Chen, Q., Montesinos, P., Sun, Q., Heng, P. and Xia, D., “Adaptive total variation denoising based on difference curvature”, *Image Vis. Comput.*, 28 (3): 298-306 (2010).
123. Chen, D. and Cheng, L., “Spatially adapted total variation model to remove multiplicative noise”, *IEEE Trans. Image Process.*, 21 (4): 1650-1662 (2012).
124. Yuan, Q., Zhang, L. and Shen, H., “Hyperspectral image denoising employing a spectral-spatial adaptive total variation model”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 50 (10): 3660-3677 (2012).
125. Chan, T., Osher, S. and Shen, J., “The digital TV filter and nonlinear denoising”, *IEEE Trans. Image Process.*, 10 (2): 231-241 (2001).
126. Zheng, S., Pan, S., Wang, G. and Yan, X., “A variational model of image restoration based on first and second order derivatives and its split Bregman algorithm”, *in Proc. IEEE Int. Conf. on Audio, Lang. and Image Process.*, 860-865 (2012).
127. Oh, S., Woo, H., Yun, S. and Kang, M., “Non-convex hybrid total variation for image denoising”, *J. of Visual Comm. and Image Rep.*, 24 (3): 332-344 (2013).
128. Liu, C. and Zhu S., “A convex relaxation method for computing exact global solutions for multiplicative noise removal”, *J. Comput. Appl. Math.*, 238, 144-155 (2013).
129. Rodriguez, P., “Total variation regularization algorithms for images corrupted with different noise models: a review”, *Int. J. Electr. Comput Syst. Eng.*, Article 217021 (2013).

130. Pock, T., Unger, M., Cremers, D. and Bischof, H., “Fast and exact solution of total variation models on the GPU”, *CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference*, Anchorage, AK, 1-8 (2008).
131. Dolwitayakul, B., Chantrapornchai, C. and Chumchob, N., “GPU-based total variation image restoration using Sliding Window Gauss-Seidel algorithm”, *Int. Symp. on Intell. Signal Process. and Comm. Systems*, 1-6 (2011).
132. Soccorsi, M., Gleich, D. and Datcu, M., “Huber-Markov model for complex SAR image restoration”, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 7 (1): 63-67 (2010).
133. Chambolle, A., “An algorithm for total variation minimization and applications”, *J. Math. Image Vis.*, 20 (1/2): 89-97 (2004).
134. Shen, C., Pi, L., Peng, Y. and Li, Z., “Variational-based speckle noise removal of SAR imagery”, *Int. Geosci. and Remote Sens. Symp. (IGARSS)* (2007).
135. Bioucas-Dias, J. and Figueiredo, M., “Total variation restoration of speckled images using a split-Bregman algorithm”, *in Proc. IEEE Int. Conf. Image Process.*, Cairo, Egypt, 3717-3720 (2009).
136. Goldstein, T. and Osher, S., “The split Bregman method for L1 regularized problems”, *SIAM J. Image Sci.*, 2 (2): 323-343 (2009).
137. Patel, V. M., Easley, G. R., Chellappa, R. and Nasrabadi, N. M., “Separated component-based restoration of speckled SAR images”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 52 (2): 1019-1029 (2014).
138. Zhao, Y., Liu, J., Zhang, B., Hong, W. and Wu, Y., “An adaptive total variation regularization method for SAR image despeckling”, *Int. Geosci. and Remote Sens. Symp. (IGARSS)*, 3084-3087 (2013).
139. Zhao, Y., Liu, J. G., Zhang, B. and Hong, W., “Adaptive total variation regularization based SAR image despeckling and despeckling evaluation index”, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 53 (5): 2765-2774 (2015).
140. Aubert, G. and Aujol, J. F., “A variational approach to remove multiplicative noise”, *SIAM J. Appl. Math.*, 68 (4): 925-946 (2008).
141. Shi, J. and Osher, S., “A nonlinear inverse scale space method for a convex multiplicative noise model”, *SIAM J. Imag. Sci.*, 1 (3): 294-321 (2008).
142. Huang, Y. M., Ng, M. K. and Wen, Y. W., “A new total variation method for multiplicative noise removal”, *SIAM J. Imag. Sci.*, 2 (1): 20-40 (2009).
143. Bioucas-Dias, J. M. and Figueiredo, M. A. T., “Multiplicative noise removal using variable splitting and constrained optimization”, *IEEE Trans. Image Process.*, 19 (7): 1720-1730 (2010).

144. Durand, S., Fadili, J. and Nikolova, M., “Multiplicative noise removal using L1 fidelity on frame coefficients”, *J. Math Imag. Vis.*, 36 (3): 201-226 (2010).
145. Li, F., Ng, M., K. and Shen, C., “Multiplicative noise removal with spatially varying regularization parameters”, *SIAM J. Imag. Sci.*, 3 (1): 1-20 (2010).
146. Yun, S. and Woo, H., “A new multiplicative denoising variational model based on mth root transformation”, *IEEE Trans. Image Process.*, 21 (5): 2523-2533 (2012).
147. Woo, H. and Yun, S., “Alternating minimization algorithm for speckle reduction with a shifting technique”, *IEEE Trans. Image Process.*, 21 (4): 1701-1714 (2012).
148. Palsson, F., Sveinsson, J. R., Ulfarsson, M. O. and Benediktsson, J. A., “SAR image denoising using total variation based regularization with sure-based optimization of the regularization parameter”, *Int. Geosci. and Remote Sens. Symp. (IGARSS)* (2012).
149. Liu, H., Liu, J., Yan, F., Zhu, J. and Fang, F., “Spatially adapted total variational model for synthetic aperture radar image despeckling”, *J. Electronic Imaging*, 22 (3): 033019 (2013).
150. Dong, Y. and Zeng, T., “A convex variational model for restoring blurred images with multiplicative noise”, *SIAM J. Imaging Sci.*, 6 (3): 1598-1625 (2013).
151. Feng, W., Lei, H. and Gao, Y., “Speckle reduction via higher order total variation approach”, *IEEE Trans. Image Process.*, 23 (4): 1831-1843 (2014).
152. Lischinski, D., Farbman, Z., Uyttendaele, M. and Szeliski, R., “Interactive local adjustment of tonal values”, *ACM Trans. Graph.*, 25 (3): 646-653 (2006).
153. Canny, J., “A computational approach to edge detection”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8 (6): 679-698 (1986).
154. Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P. and Süsstrunk, S., “SLIC superpixels”, *EPFL Technical Report no. 149300* (2010).
155. Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P. and Süsstrunk, S., “SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 34 (11): 2274-2282, (May. 2012).
156. Shewchuk, J. R., “An introduction to the conjugate gradient method without the agonizing pain”, *Carnegie Mellon Univ.*, Pittsburgh (1994).
157. Quinn, M. J., “Parallel programming in C with MPI and OpenMP”, *McGraw-Hill Science/Engineering/Math* (2003).



158. Internet: Lawrence Livermore National Laboratory, “OpenMP/Overview”, <https://computing.llnl.gov/tutorials/openMP/> (2015).
159. Internet: NVIDIA Corporation, “CUDA C Programming Guide”, <https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/> (2015).
160. Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P., “Image quality assessment: From error visibility to structural similarity”, *IEEE Trans. Image Process.*, 13 (4): 600-612 (2004).

**EK AÇIKLAMALAR A.**

**EŞLENİK GRADYAN YÖNTEMİ, ÖLÇEKLENDİRMELER VE ÖLÇEKLİ  
EŞLENİK GRADYAN YÖNTEMİ**

Hemen hemen tüm düşünme algoritmalarının temelini şu adımlar oluşturmaktadır: 1) bir başlangıç noktası ile başlar; 2) sabit bir kurala göre hareket yönüne karar verir; 3) amaç fonksiyonunun göreceli en düşüğü yönünde hareket eder; 4) yeni noktada yeni bir yöne karar verilir ve işlem tekrarlanır. Farklı algoritmalar arasındaki farklılık hangi başarılı hareket yönünün seçildiğini belirten kurala bağlıdır.

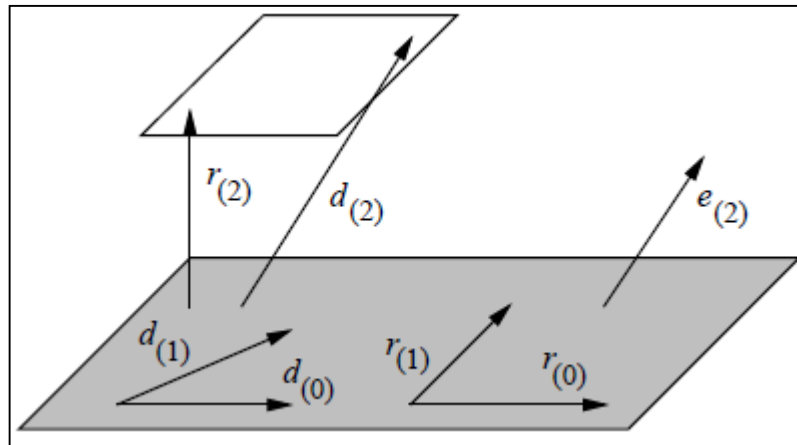
CG yöntemi basitçe arama yönleri kalanlarının birleşmesi ile (örneğin  $u_i = r_{(i)}$ ) oluşturulduğu eşlenik yönler yöntemidir. Bu sayede yeni arama yönü hesabının sadeleştirilmesi sağlanmaktadır. Çünkü,

$$\beta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j + 1 \\ \frac{r_{(i)}^T r_i}{\alpha_{(i-1)} d_{(i-1)}^T A d_{(i-1)}} = \frac{r_{(i)}^T r_i}{r_{(i-1)}^T r_{(i-1)}} & i > j + 1 \\ 0 & \end{cases} \quad (\text{Ek A.1})$$

Yeni arama yönü önceki arama yönü ve yeni kalanın doğrusal bir kombinasyonu olarak belirlenir.

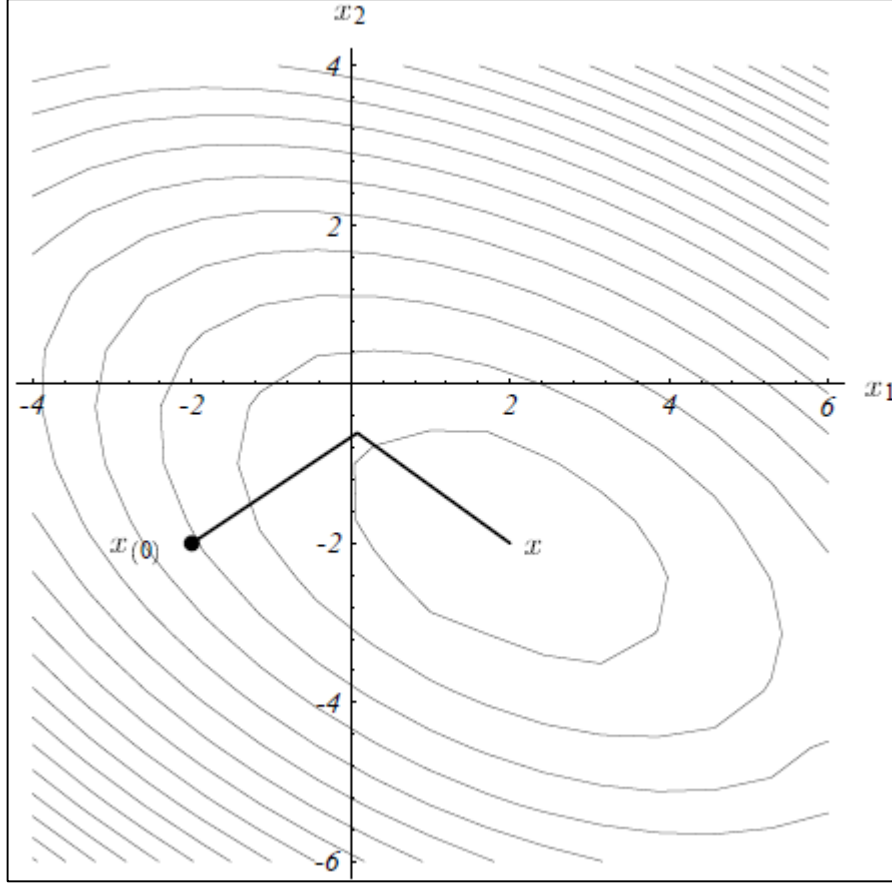
$$d_{(i+1)} = r_{(i+1)} + \beta_i d_i \quad (\text{Ek A.2})$$

Şekil Ek A.1'de gösterildiği üzere her yeni kalan önceki arama yönüne dik olduğu gibi aynı zamanda önceki kalanlara da diktir.  $r_{(2)}$  ve  $d_{(2)}$  uç noktaları düzlemde  $D_2$ 'ye (gölgeli alt uzay) paralel olarak uzanır. CG yönteminde  $d_{(2)}$ ,  $r_{(2)}$  ve  $d_{(1)}$ 'in doğrusal birleşiminden oluşur.



Şekil Ek A.1. CG yöntemi düzlem gösterimi [156].

CG yönteminin performansı örnek bir problem için Şekil Ek A.2’de verildiği gibi oluşmaktadır.



Şekil Ek A.2. Örnek CG yöntemi performansı [156].

CG algoritması gerçek aritmetikte uygulanırsa gerçek çözüm en fazla  $m$  adımda elde edilir yani uzamsal karmaşıklık  $O(m)$ 'dir.

Sonlu hassasiyet aritmetiği kullanıldığında, hataların yuvarlanması kalanlar boyunca kademeli diklik kaybına yol açmakta ve yöntemin sonlu bitiş özelliği kaybolmaktadır. Şayet  $A$  matrisi sadece  $m$  adet farklı özdeğere sahip ise CG yöntemi en fazla  $m$  adımda yakınsayacaktır. CG yöntemine bağlı bir hata A-norm açısından elde edilebilir ve k-adımdan sonra:

$$\|x - x_k\|_A \leq 2 \|x - x_0\|_A \left[ \frac{\sqrt{K(A)} - 1}{\sqrt{K(A)} + 1} \right]^k \quad (\text{Ek A.3})$$

Verilen  $A$ ,  $b$  ve başlangıç değeri  $x_0$  için CG algoritması adımları şu şekildedir:

$$\begin{aligned}
 r_0 &:= b - Ax_0 \\
 p_0 &:= r_0 \\
 k &:= 0 \\
 &\text{tekrar} \\
 \alpha_k &:= \frac{r_k^T r_k}{p_k^T A p_k} \\
 x_{k+1} &:= x_k + \alpha_k p_k \\
 r_{k+1} &:= r_k - \alpha_k A p_k \\
 &\text{\textit{\texttt{şayet } } } r_{k+1} \text{ yeterince küçük ise döngüden çık} \\
 \beta_k &:= \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k} \\
 p_{k+1} &:= r_{k+1} + \beta_k p_k \\
 k &:= k + 1 \\
 &\text{bitir tekrar} \\
 \text{Sonuç: } &x_{k+1}
 \end{aligned}$$

Bununla birlikte CG yönteminin yakınsaması için gerekli olan adım sayısı  $A^{(n)}$  matrisinin durum değerine bağlıdır. SDD yöntemi ile tanımlanan benek gürültü azaltma probleminin çözümü  $f$  ile  $\epsilon_d$  azaldıkça ve  $\lambda$  arttıkça zorlaşmaktadır.  $A^{(n)}$  matrisinin durum değerinin artması da CG adımlarının sayısını artırmaktadır.

İteratif yöntemlerin başarılı bir şekilde kullanımı için ölçeklendirme işleminin gerekli olduğu gerçeği ile bu konuda yapılan çalışmalar önem kazandı. Ölçeklendirme zor bir problemin çözülmesi daha kolay bir hale getirilmesi, iteratif yöntemlerin yakınsama oranının artırılması ve matrislerin durum değerinin geliştirilmesi için önemli bir yoldur. Örneğin  $M$  matrisinin  $A$  matrisine yakınsayan simetrik, pozitif-tanımlı ve tersinin daha kolay alınabildiğini varsayalım.  $Ax = b$  orijinal sistemini çözmek yerine aşağıdaki değiştirilmiş sistem çözülebilir:

$$M^{-1}Ax = M^{-1}b \quad (\text{Ek A.4})$$

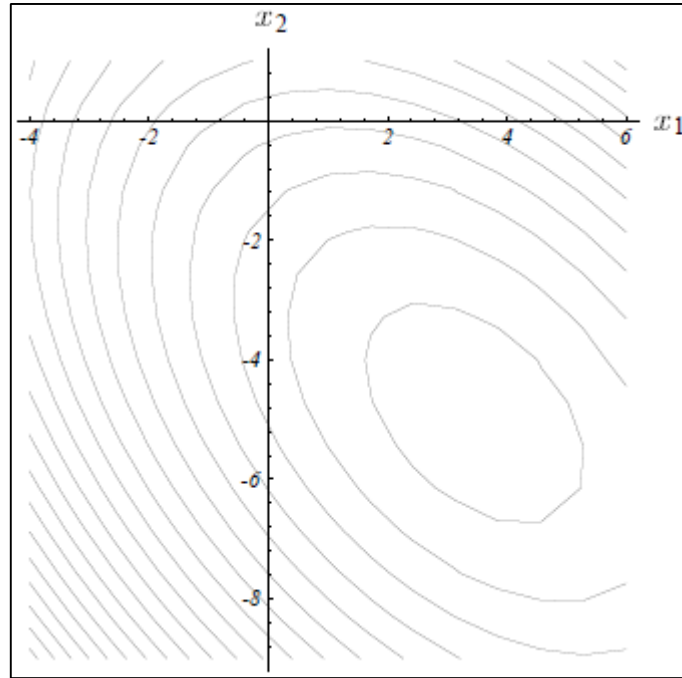
Ölçeklendirmenin etkinliği  $M^{-1}A$ 'nın durum değerine bağlıdır. Sezgisel olarak ölçeklendirme karesel ifadenin daha fazla küresel gözükmelerini sağlayan bir girişimdir ve bu nedenle özdeğerler birbirine daha yakın hale gelir. En iyi

ölçeklendirme  $M = A$  durumudur ve burada  $M^{-1}A$ 'nın durum değeri 1 olur. Karesel ifade mükemmel bir küre olduğu için çözüm sadece bir yineleme sürer. Ne yazık ki ölçeklendirme adımı  $Mx = b$  sistemini çözmek olur ve bu iyi bir ölçeklendirme olmaz. Literatürde kullanılan farklı ölçeklendirme türleri vardır. Bu çalışmada Jacobi ve IC ölçeklendirmeleri kullanılmaktadır.

En basit ölçeklendirme diyagonal değerleri  $A$  matrisi ile aynı olan diyagonal matristir. Bu ölçeklendirmeyi uygulama işlemi diyagonal ölçeklendirme ya da Jacobi ölçeklendirme olarak bilinmektedir ve koordinat eksenleri boyunca karesel ifadeyi ölçeklendirme ile eşdeğerdir.

$$M = D = \text{diag}\{a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn}\}$$

Diyagonal bir matrisin ters çevrilmesi önemsiz bir iş yüküdür. Şekil Ek A.3'te Jacobi ile ölçeklendirilmiş örnek problemin karesel form eşyükselti eğrileri gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlara göre durum değerinde bazı iyileşmelerin ortaya çıktığı açıkça görülmektedir. Denklem sisteminin boyutu arttıkça bu iyileşme miktarı da dolayısıyla artmaktadır [156].



Şekil Ek A.3. Jacobi ile ölçeklendirilmiş karesel form eşyükselti eğrileri [156].

Ölçeklendirme yöntemlerinin literatürde önemli bir yere sahip olan diğer türü IC ölçeklendirmesidir. Cholesky faktörizasyonu  $A$  matrisini  $LL^T$  yapısına dönüştürme tekniğidir. Burada  $L$  alt üçgen matrisi oluşturmaktadır. IC faktörizasyonunda  $A$  matrisi  $LL^T$  yapısına yakınsarken,  $L$  matrisinin  $A$  matrisinin sıfır olmayan elemanları desenine sahip olmasına kısıtlanabilir ve  $L$  matrisinin diğer elemanları atılır.  $LL^T$  yapısını ölçeklendirme olarak kullanmak için  $LL^T w = z$  eşitliği geriye yerine koyma ile çözülür.

Eşlenik gradyan yönteminin yakınsamasının hızlı bir şekilde sağlanması için bu ölçeklendirmelerle birleştirilerek birlikte kullanıldığı yeni yöntem PCG yöntemi adı verilir. Verilen  $A$ ,  $b$  ve başlangıç değeri  $x_0$  için PCG algoritması adımları şu şekildedir:

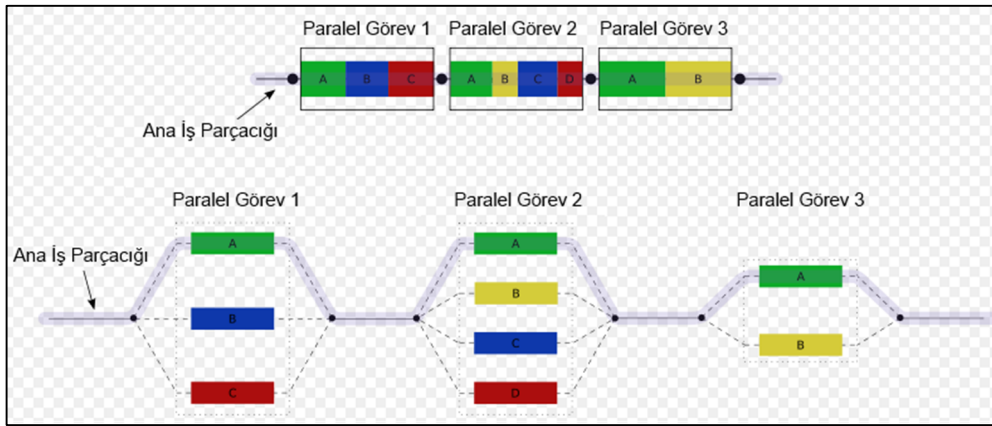
$$\begin{aligned}
 r_0 &:= b - Ax_0 \\
 z_0 &:= M^{-1}r_0 \\
 p_0 &:= z_0 \\
 k &:= 0 \\
 &\text{tekrar} \\
 \alpha_k &:= \frac{r_k^T z_k}{p_k^T A p_k} \\
 x_{k+1} &:= x_k + \alpha_k p_k \\
 r_{k+1} &:= r_k - \alpha_k A p_k \\
 &\text{\textit{şayet } } r_{k+1} \text{ yeterince küçük ise döngüden çık} \\
 z_{k+1} &:= M^{-1}r_{k+1} \\
 \beta_k &:= \frac{z_{k+1}^T r_{k+1}}{z_k^T r_k} \\
 p_{k+1} &:= z_{k+1} + \beta_k p_k \\
 k &:= k + 1 \\
 &\text{bitir tekrar} \\
 &\text{Sonuç: } x_{k+1}
 \end{aligned}$$

**EK AÇIKLAMALAR B.**

**OPENMP VE CUDA PARALELLEŞTİRME**



OpenMP, paralel hesaplamada işlemleri kolaylaştırmak için çoklu iş parçacığı gerçekleştirimi yapan bir uygulama programlama arayüzüdür. Çoklu-platform paylaşımlı bellek ile birçok mimaride C/C++ çoklu işlem programlaması sağlar. Paylaşımlı bellek sistemleri için tasarlanmıştır ve genellikle daha az çaba harcanarak paralellik uygulaması sağlanır. OpenMP kullanımı ile derleyici komutlarında paralellik sağlanır. Taşınabilir ve ölçeklenebilir bir model olduğu için programcıların masaüstünden süper bilgisayara kadar farklı platformlar için paralel uygulamalar geliştirebilmeleri için basit ve esnek bir arayüz sağlar. OpenMP’de yürütme işlemi yalnızca ana iş parçacığı üzerindedir. Yavru iş parçacıkları işlemlerin okunması sırasında ve kendilerine ihtiyaç duyulduğu yerde çalışmaya başlar. İş parçacıkları, program paralel alana girdiğinde ortaya çıkar ve işlem yapılır. Paralel bölgeden çıkıldığında ise iş parçacıkları bırakılır [157]. Şekil Ek B.1’de OpenMP çoklu iş parçacığı yapısı gösterilmektedir. Şekilde görüldüğü üzere ana iş parçacığı hem paralel hem de seri bölgede görev yapmakta ve iş parçacıklarının sayısı paralel alanda artarken paralel alan dışında serbest kalmaktadır.

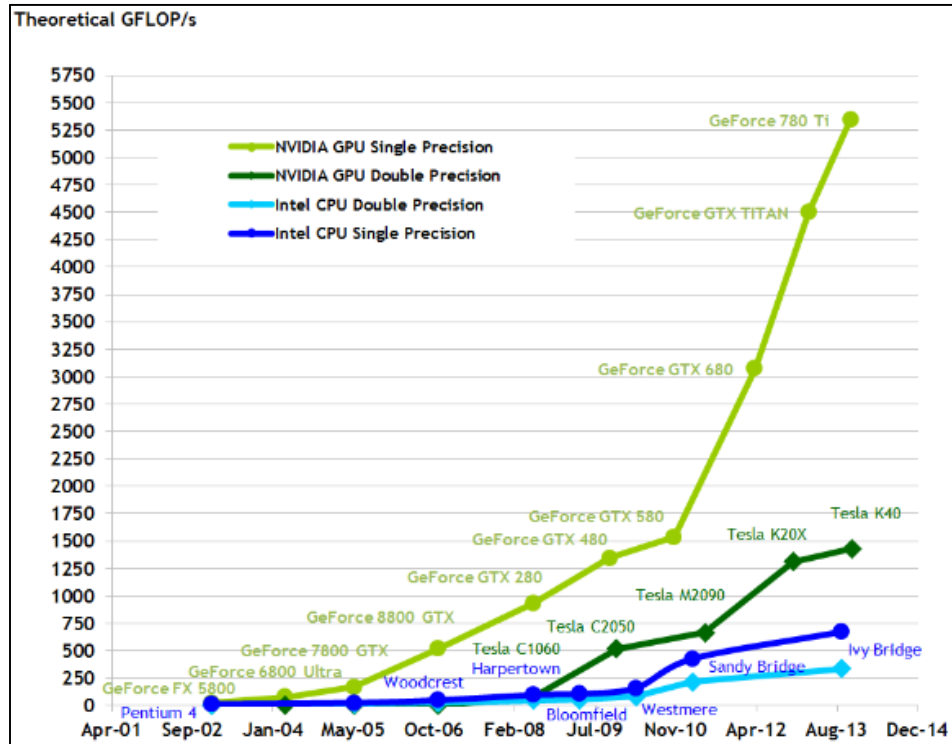


Şekil Ek B.1. OpenMP çoklu iş parçacığı yapısı [158].

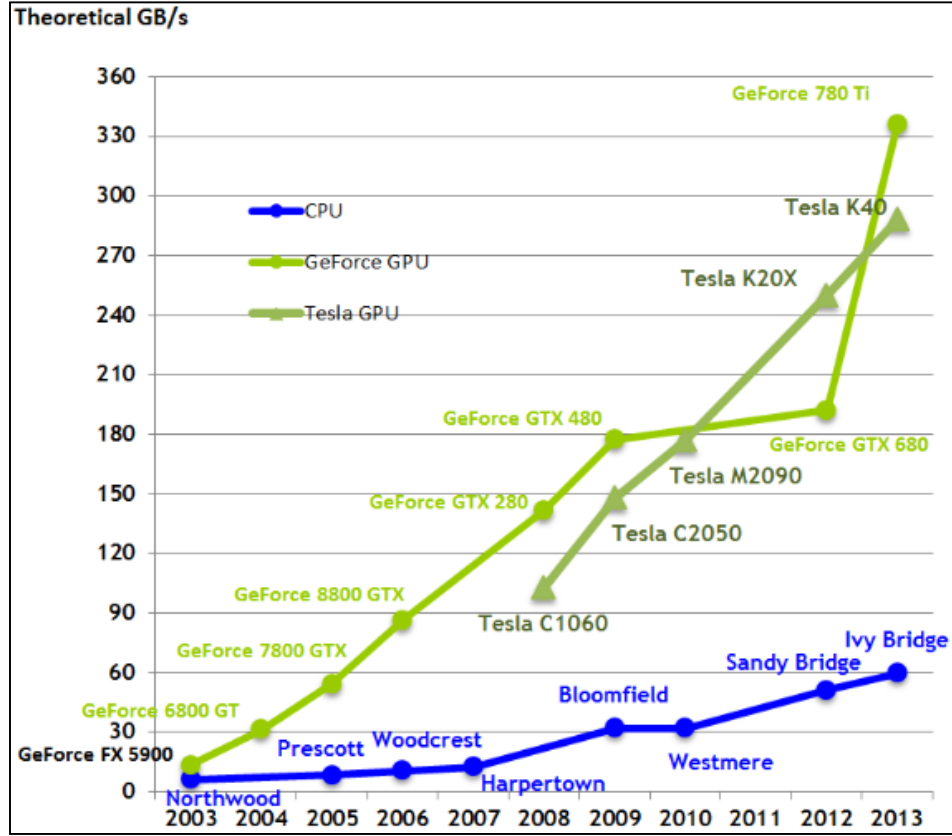
Çalışmada kullandığımız diğer paralelleştirme ortamı GPU CUDA’dır. Teknolojik gelişmelerle birlikte GPU’lar sağladıkları yüksek çalışma performansı sayesinde genel amaçlı uygulama programlarında da kullanılmaya başlanmıştır. GPU hesaplama modeli bilimsel ve mühendislik problemlerinde CPU ve GPU’yu bir heterojen hesaplama modelinde birlikte kullanmaktır. Bu modelin temelinde geliştirilen uygulamaların türüne göre CPU ve GPU işlemcilerinden ayrı ayrı yararlanma fikri yatar. Uygulamanın sıralı kısmı CPU’da, hesaplama yoğunluklu

kısmı GPU'da çalıştırılır. CPU işlemcisi program içerisinde yer alan seri işlemler kısmında iyi sonuç verirken, GPU işlemcisi eşzamanlı paralel olarak çalıştırılabilir işlemler kısmında daha iyi sonuç vermektedir. Heterojen hesaplama modelinde önemli olan hazırlanan işlem blokları için doğru işlemciyi seçmektir.

Teknolojik gelişmelerle birlikte GPU kayan-nokta performansı son yıllarda teraflop seviyelerine ulaşmıştır. Nvidia, saniyedeki kayan-nokta işlemleri ile yonga bant genişliğindeki performans artışlarının yanı sıra CPU'ya göre GPU üzerinde çok daha hızlı bir yapı sunmaktadır. GPU yüksek paralellik ve çoklu iş parçacığı yapısı ve çok çekirdekli işlemci mimarisi ile mükemmel bir hesaplama gücü sağlamaktadır [159]. Nvidia tarafından son paylaşılan verilere göre CPU ve GPU için saniyedeki kayan-nokta işlemleri Şekil Ek B.2'de, bellek bant genişlikleri ise Şekil Ek B.3'te verilmektedir. GPU tarafından erişilen saniyedeki kayan-işlem miktarı ve GPU bant genişliği hızlı bir şekilde artış göstermektedir. Bu nedenle, paralelleştirme için seçtiğimiz GPU'lar, algoritmalarımızın büyük bir bölümünün eş zamanlı olarak oluşturulmasını ve GPU'nun yüksek hesaplama gücü avantajlarından yararlanmamızı sağlamaktadır.



Şekil Ek B.2. CPU ve GPU için saniyedeki kayan-nokta işlemleri [159].

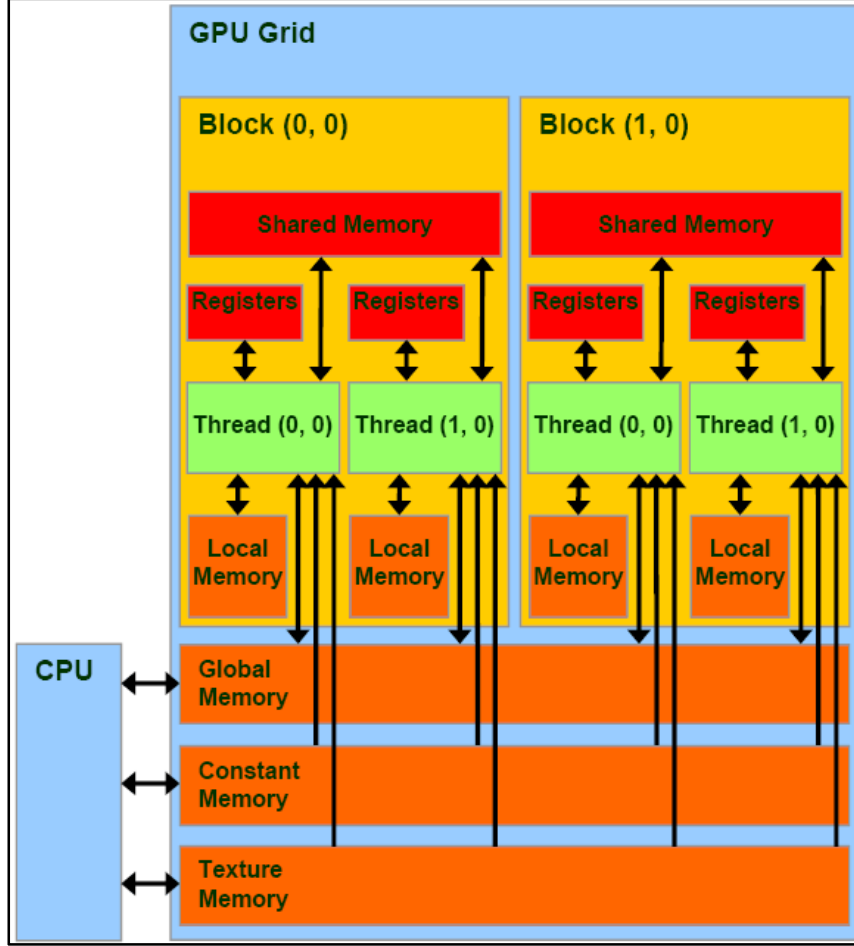


Şekil Ek B.3. CPU ve GPU için bellek bant genişlikleri [159].

NVIDIA, sahip olduğu performansı kullanıcıların daha geniş alanlarda yararlanabileceği bir platforma taşıyıp GPU üzerinde gerekli düzenlemeler yaparak bilimsel uygulamalarda tümüyle programlanabilir hale getirmek için, C ve C++ gibi yüksek seviyeli diller için bir destek ekledi. Bu çalışmalar GPU için CUDA mimarisinin ortaya çıkmasını sağladı. CUDA bir yazılım ve donanım mimarisi olarak GPU'nun çeşitli yüksek seviye programlama dilleri ile programlanabilmesini sağlamaktadır. Bu paralel programlama modeli, programcıları problemi paralelde bağımsız olarak çözülebilecek büyük alt problemlere bölüştürmeye yönelmektedir.

CUDA programlama modelinde kernel, iş parçacığı yığınları tarafından işlenmektedir. İş parçacığı yığınlarının organize edilmesiyle iş parçacığı blokları, bloklarında bir araya getirilmesiyle Şekil Ek B.4'te gösterilen ızgara yapısı oluşmaktadır. Her çoklu işlemci sırasıyla blok yığınlarını işler. Bir blok sadece bir çoklu işlemci tarafından işlenir ve yonga üzerinde bulunan paylaşımlı bellek alanı

sayesinde çok hızlı bellek erişimleri sağlanır. Bir iş parçacığı topluluğu iş parçacığı bloğu olarak isimlendirilir. Her blok kendi blok numarası ile tanımlanır.



Şekil Ek B.4. CUDA programlama modeli [159].

Bloklar verilerini paylaşımlı bellek alanı üzerinden paylaşarak birbirleriyle verimli bir şekilde çalışırlar. Bellek erişimini koordine etmek için kendilerini senkronize ederler. Senkronize noktasının çekirdek içinde belirlenmesi gerekmektedir. Senkronizasyon noktasına erişilmeden bloklardaki iş parçacıkları işletilmez. Her iş parçacığı kendi iş parçacığı numarası ile tanımlanır. Bir bloktaki maksimum iş parçacığı sayısı sınırlıdır. Bununla birlikte aynı çekirdek içinde çalışan bloklar aynı blok ızgarası içinde yer alır. Aynı ızgara fakat farklı bloklar içinde bulunan iş parçacıkları birbirleriyle iletişim kuramazlar. Bu modele göre, çekirdekler farklı paralel cihazlar üzerinde tekrar derlenmedikçe etkin bir şekilde çalışır [159].

**EK AÇIKLAMALAR C.**

**GÖRÜNTÜ KALİTESİ METRİKLERİ**

Ortalama karesel hata (MSE) ve bu ölçüme dayanan SNR ve PSNR gibi metrikler, matematiksel görüntü kalitesi ölçümlerinin temelini oluşturmaktadır. Gürültüsü azaltılmış görüntülerin kalitesi de bu metrikler kullanılarak hesaplanmaktadır. Bunların yanı sıra görüntünün yapısal durumunu da dikkate alan SSIM metriği kullanılmaktadır.

MSE, rastsal örneklerin istatistiksel varyansının hesaplanması için kullanılan istatistiksel bir ifadedir. Görüntüdeki örnekleri bağımsız ele alması ve hesaplanmasının kolay olması sebebiyle literatür içerisinde sıklıkla kullanılan bir metriktir. MSE, sinyal uygunluk terimi olarak kullanılır ve bu terimin amacı iki sinyal arasındaki hata ya da bozulma düzeyini belirlemek için sayısal bir değer elde ederek bu sinyalleri karşılaştırmaktır.  $x$  ve  $y$  olarak verilen iki sinyal arasındaki MSE hesabı şu şekilde yapılmaktadır:

$$MSE(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (\text{Ek C.1})$$

Hata sinyali  $e_i = x_i - y_i$ , orijinal ve bozulmuş sinyal arasındaki farktır. Hata duyarlıklı yöntemler etkinliğini Minkowski metriğinden almaktadır. Bu metrik şu şekilde ifade edilmektedir:

$$E_p = \left( \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (\text{Ek C.2})$$

Bu ifadede  $p = 2$  olduğu durumda Minkowski metriği, MSE metriği haline gelmektedir. MSE bununla birlikte genellikle PSNR olarak şu şekilde ifade edilmektedir:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE} \quad (\text{Ek C.3})$$

Burada  $L$ , izin verilen piksel yoğunluğu aralığıdır ve 8 bit boyutlu görüntüler için  $L = 2^8 - 1 = 255$  olarak hesaplanır. PSNR, görüntü sadece farklı piksel aralığına sahip olduğu zaman farklılık gösterir ve bunun dışında MSE ile ilgili yeni bir bilgi içermez [21]. PSNR metriğinin yanı sıra görüntü kalitesinin hata duyarlılığını ölçen

benzer metrikler vardır. SNR, var olan sinyaldeki sinyal gücünün gürültü gücüne oranı olarak şu şekilde ifade edilmektedir:

$$SNR = \frac{P_S}{P_N} = \frac{(A_{sinyal})^2}{(A_{gürültü})^2} \quad (\text{Ek C.4})$$

Burada  $P_S$  sinyal gücü,  $P_N$  gürültü gücüdür.  $A_{sinyal}$  sinyal genliği,  $A_{gürültü}$  ise gürültü genliğidir. Bu oran genellikle logaritmik desibel ölçeği kullanılarak, SNR olarak şu şekilde ifade edilmektedir:

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \frac{P_{sinyal}}{P_{gürültü}} = 10 \log_{10} \frac{(A_{sinyal})^2}{(A_{gürültü})^2} \quad (\text{Ek C.5})$$

SNR, sinyal seviyesi ile gürültü arasındaki oranı ölçerken temsili bir referans sinyaline gereksinim duyar. Görüntü işlemede bu temsili sinyal, gürültü içermeyen referans görüntüdür. Verilen eşitliğin payı sinyalin tepe noktasının karesi iken, paydası gürültünün varyansına eşittir. 8 bitlik bir görüntü 0-255 arasında değer alırken, her durumda  $A^2_{sinyal} = 255^2$  olur. Bununla birlikte  $A^2_{gürültü} = MSE$  ifadesi ile iki görüntü arasındaki hata ölçülür.

Gürültü azaltma süreci yapısal bir değişim sürecidir. Minkowski metriği sinyal örneklerinin sırasını ve dokusunu göz önüne almaz. Fakat piksel dizilişi, görüntüdeki önemli görsel bilgiyi taşır. MSE'ye dayalı görüntü kalite metrikleri yapısal değişiklikleri ölçememektedir. İnsan görme sistemi de yapısal bozulmalara son derece duyarlıdır. Bu fonksiyonelliği sağlamak amacıyla Wang vd. (2004), yapısal benzerlik (SSIM) metriğini geliştirmiştir [160].

SSIM, görüntü parçasındaki parlaklık, kontrast ve yapısal benzerlik özelliklerini ölçen bir metriktir. Bu özellikler görüntünün tümü için ayrı ayrı hesaplanır ve SSIM için bir araya getirilir. Her bir sinyalinin parlaklığı, ortalama parlaklık olarak şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\mu_x = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{Ek C.6})$$

Ortalama parlaklık değeri sinyal değerinden çıkarılır ve standart sapma değeri sinyal kontrastını hesaplamak için şu şekilde tanımlanır:

$$\sigma_x = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (\text{Ek C.7})$$

Parlaklık karşılaştırma fonksiyonu şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (\text{Ek C.8})$$

Yapılan hesaplamalarda  $C_1 = 0$  olarak alınmıştır fakat genel varsayımda  $L$  resmin dinamik aralığı ve  $K_1 \ll 1$  olmak üzere  $C_1 = (K_1L)^2$  olarak hesaplanmaktadır. Kontrast karşılaştırma fonksiyonu, parlaklık karşılaştırma fonksiyonuna benzer olarak şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (\text{Ek C.9})$$

Yapılan hesaplamalarda  $C_2 = 0$  olarak alınmıştır fakat genel varsayımda  $L$  resmin dinamik aralığı ve  $K_2 \ll 1$  olmak üzere  $C_2 = (K_2L)^2$  olarak hesaplanmaktadır. Yapı karşılaştırma, parlaklık çıkarma ve kontrast normalleştirmeden sonra gerçekleştirilen bir işlemdir. Yapı karşılaştırma fonksiyonu şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (\text{Ek C.10})$$

Yapılan hesaplamalarda  $C_3 = 0$  olarak alınmıştır. Çapraz korelasyon katsayısı  $\sigma_{xy}$  şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (\text{Ek C.11})$$

Parlaklık, kontrast ve yapısal benzerlik fonksiyonları bir araya getirilerek yapısal benzerlik metriği şu şekilde tanımlanmaktadır [160]:



$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \times [c(x, y)]^\beta \times [s(x, y)]^\gamma \quad (\text{Ek C.12})$$

Burada  $\alpha > 0$ ,  $\beta > 0$  ve  $\gamma > 0$  olacak şekilde özelliklerin önem derecesi değiştirilebilmektedir. Yapılan hesaplamalarda  $\alpha = \beta = \gamma = 1$  olarak alınmaktadır. Yapısal benzerlik metriği, bu üç özellik birleştirilerek şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$SSIM(x, y) = \left( \frac{2\mu_x\mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2} \right) \times \left( \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \right) \times \left( \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \right) \quad (\text{Ek C.13})$$

$$SSIM(x, y) = \frac{4\mu_x\mu_y\sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \quad (\text{Ek C.14})$$

Burada  $\mu_x$  ve  $\mu_y$ ,  $x$  ve  $y$  örneklerinin ortalamasını  $\sigma_x$  ve  $\sigma_y$ , standart sapma değerlerini,  $\sigma_{xy}$  ise  $x$  ve  $y$ 'nin ortalama çıkartıldıktan sonra çapraz korelasyonu olarak verilmektedir.

## ÖZGEÇMİŞ

Caner ÖZCAN 1986 yılında Karabük'te doğdu; ilk ve orta öğrenimini aynı şehirde tamamladı. 2000 yılında Safranbolu Anadolu Lisesi'nde başladığı lise öğrenimini 2004 yılında tamamladı. Aynı yıl Yıldız Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde öğrenime başladı ve 2008 yılında buradan mezun oldu. 2008 yılında Karabük Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Bilgisayar Bilimleri Anabilim Dalı'nda Araştırma Görevlisi olarak göreve ve aynı anabilim dalında yüksek lisans eğitimine başladı. 2011 yılında yüksek lisanstan mezun olarak Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda doktora eğitimine başladı. Doktora eğitimini 2015 yılı Aralık ayında tamamladı. Halen aynı üniversitede görevine devam etmektedir. Evli ve bir kız çocuğu vardır.

### **ADRES BİLGİLERİ**

Adres : Karabük Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi,  
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü  
Demir-Çelik Kampüsü / KARABÜK

Tel : (535) 780 6093

E-posta : canerozcan@karabuk.edu.tr