



**EĐRİCİK DÖNÜŐÜMÜ KULLANILARAK
İMGELERDE GÜRÜLTÜ GİDERİMİ VE
İÇERİK TABANLI GÖRÜNTÜ ERİŐİMİ**

Mustafa Alptekin ENGİN

Doktora Tezi
Elektrik Elektronik MühendisliĐi Anabilim Dalı
Haberleşme Bilim Dalı
Doç. Dr. Bülent ÇAVUŐOĐLU
2016
Her Hakkı Saklıdır

**ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

DOKTORA TEZİ

**EĞRİCİK DÖNÜŞÜMÜ KULLANILARAK İMGELERDE
GÜRÜLTÜ GİDERİMİ VE İÇERİK TABANLI GÖRÜNTÜ ERİŞİMİ**

Mustafa Alptekin ENGİN

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
Haberleşme Bilim Dalı**

**ERZURUM
2016**

Her hakkı saklıdır



TEZ ONAY FORMU

EĞRİCİK DÖNÜŞÜMÜ KULLANILARAK İMGELERDE GÜRÜLTÜ GİDERİMİ VE
İÇERİK TABANLI GÖRÜNTÜ ERİŞİMİ

Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU danışmanlığında, Mustafa Alptekin ENGİN tarafından hazırlanan bu çalışma, 22/07/2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından tarafından Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Haberleşme Bilim Dalı'nda Doktora tezi olarak ~~oybirliği /oy çokluğu~~ (5/5) ile kabul edilmiştir.

Başkan: Prof. Dr. Ahmet CANSIZ

İmza :

Üye : Prof. Dr. Cemal KÖSE

İmza :

Üye : Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

İmza :

Üye : Yrd. Doç. Dr. Emin Argun ORAL

İmza :

Üye : Yrd. Doç. Dr. Tolga AYDIN

İmza :

Yukarıdaki sonuç;

Enstitü Yönetim Kurulu'nun 05.08/2016 tarih ve 31...../.....16..... nolu kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Ertan YILDIRIM
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildiriş, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ÖZET

Doktora Tezi

EĞRİCİK DÖNÜŞÜMÜ KULLANILARAK İMGELERDE GÜRÜLTÜ GİDERİMİ VE İÇERİK TABANLI GÖRÜNTÜ ERİŞİMİ

Mustafa Alptekin ENGİN

Atatürk Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Haberleşme Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

Günümüz dijital multimedya haberleşme sistemlerinde son yirmi yıldır gerçekleşen evrim sonucunda görüntü erişimi ve gürültü giderimi daha önemli ve gerekli bir konuma gelmiştir. Görüntü analizi yöntemlerindeki hızlı ve yenilikçi gelişimlere rağmen görüntü erişimi ve gürültü giderimi üzerine daha başarılı yöntemlere olan ihtiyaç söz konusu olduğunda mevcut teknoloji geride kalmaktadır.

Gürültü giderimi ve görüntü erişimi üzerine yapılan birçok çalışmanın içerisinde yer alan bu çalışmada çok çözünürlüklü eğricik dönüşümü üzerine iki yeni yöntem yer verilmektedir. Bunlardan ilki, eğricik dönüşümü ve Gauss karışımları yöntemi kullanılarak imgelerde toplanır beyaz Gauss gürültüsünün giderimi için önerilen yeni bir yaklaşımdır. Bu yöntem sonucunda elde edilen istatistiksel parametreler kullanılarak bir eşik değeri tespit edilmiş ve sert eşikleme yapılarak gürültü azaltılması hedeflenmiştir. Ayrıca, eğricik dönüşümüne ilişkin her seviye için farklı bir eşik değeri kullanılarak gürültü gideriminde başarılı sonuçlara ulaşılmıştır.

Bu çalışmanın ikinci kısmını oluşturan, görüntü erişimi için önerilen yöntemde ise yönelim bağımsızlık sağlanmış eğricik dönüşümü kullanılarak eş oluşum matrisleri ve gauss karışımları yöntemleri vasıtasıyla yenilikçi bir öznelik çıkarımı sunulmuştur. Bu yöntemde eğricik dönüşümü imgelere uygulandıktan sonra her bir ölçek ve açı değeri için elde edilen katsayılara gauss karışımları yöntemi uygulanmıştır. Ayrıca belirli ölçekteki katsayılardan eş oluşum öznelikleri çıkarılmış ve yönelimden bağımsızlık Gauss karışımı parametreleri etrafında yapılan dairesel öteleme ile sağlanmıştır. Sunulan her iki yöntem için literatürde kullanılan çeşitli veri tabanlarında deneysel sonuçlar elde edilmiştir. Bu sonuçlar hem Duyarlılık-Anma (Precision-Recall, P-R) hem de sınıflandırma başarımları açısından analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, bu çalışma literatürde var olan yöntemlerle karşılaştırılmış ve daha az karmaşıklığa sahip bir yöntem ortaya konulduğu, ayrıca eğricik dönüşümünün uyumlu başka teknikler ile beraber kullanılması ile daha yüksek başarıma erişilebildiği gösterilmiştir.

2016, 111 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Eğricik Dönüşümü, Gürültü Giderimi, Görüntü Erişimi

ABSTRACT

Ph. D. Thesis

IMAGE DENOISING AND CONTENT BASED IMAGE RETRIEVAL VIA CURVELET TRANSFORM

Mustafa Alptekin ENGİN

Atatürk University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering
Communications Department

Supervisor: Assoc. Prof. Bülent ÇAVUŞOĞLU

As a result of the evolution of digital multimedia systems continuing for more than 20 years, image denoising and retrieval problems have become more important and necessary. Despite rapid growth of new image analysis techniques demand for better denoising and retrieval methods continue to outstrip the capabilities of available technologies.

Among the wide variety of applications related to image denoising and image retrieval, this study presents two novel methods based on the multiresolution curvelet transform. The first one of the proposed methods presents a novel image denoising method based on curvelet transform and Gaussian Mixture Model. After transforming noisy images into curvelet domain, Gaussian Mixture Model is applied. Statistical parameters obtained through evaluation of curvelet coefficients are used for calculating level-dependent thresholds in order to achieve image denoising. By applying hard-thresholding for the curvelet coefficients of each sub-band based on these statistical parameters noise removal is achieved.

The second part of this study presents a novel rotation invariant texture representation model based on the multiresolution curvelet transform via co-occurrence and Gaussian mixture features for image retrieval and classification. To extract these features, curvelet transform is applied and the coefficients are obtained for each scale and orientation. The Gaussian mixture model features are computed from each of the sub bands and co-occurrence features are computed for only specific sub band. Rotation invariance is provided by applying cycle-shift around the Gaussian Mixture Model features. Both methods are experimentally validated on various databases used in the literature. These results are evaluated in terms of both precision-recall (P-R) curves and classification rates. According to the obtained results, this study provides a method which is both comparable with the existing state of art methods of the literature and includes less calculation complexity due to smaller feature vector size. Additionally, this study also shows that if curvelet transform is combined with appropriate techniques it can reach higher performances for denoising and image retrieval studies.

2016, 111 pages

Keywords: Curvelet Transform, Image Denoising, Image Retrieval

TEŞEKKÜR

Doktora tezi olarak sunduđum bu alıřma, Atatürk Üniversitesi Mühendislik Fakóltesi Elektrik-Elektronik Mühendisliđi Haberleřme Bilim Dalı'nda hazırlanmıřtır.

Tez alıřmamda her zaman manevi desteđini, tecrübe ve bilgi birikimlerini benimle paylařan ok deđerli danıřman hocam Sayın Do. Dr. Bülent AVUŐOĐLU'na itenlikle teřekkürlerimi sunarım.

Bařta Atatürk Üniversitesi Mühendislik Fakóltesinde görev yapan öđretim üyesi hocalarım, Sayın Yrd. Do. Dr. Emin Argun ORAL'a, Sayın Do. Dr. İbrahim Yücel ÖZBEK'e ve Sayın Do. Dr. Birol SOYSAL'a, bu alıřmanın gerekleřtirilmesinde destek olan Sayın Arř. Gör. Gökhan ÖZTÜRK'e teřekkür ederim.

Ayrıca hayatımın her anında yanımda olan, bütün alıřmalarımda olduđu gibi yine maddi ve manevi hibir yardımdan kaınmayan, desteklerini her an arkamda hissettiđim ok kıymetli aileme řükranlarımı sunarım.

Mustafa Alptekin ENGİN

Temmuz, 2016

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
SEMBOLLER ve KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Dönüşüm Tabanlı Gürültü Giderimi	6
1.2. CBIR Sisteminin Mimarisi	7
2. KAYNAK ÖZETLERİ	10
3. MATERYAL ve YÖNTEM	21
3.1. Eğricikler	21
3.1.1. Klasik çok ölçekli analiz	21
3.1.1.a. Kenarlı nesnelerin en uygun bir biçimde ayrık gösterimi	23
3.1.1.b. Dalga üreticilerin ideal aralıklı gösterimi.....	23
3.1.1.c. Kötü konumlanmış problemlerde en uygun imge rekonstrüksiyonu.....	24
3.1.2. Ayrık eğricik dönüşümü	25
3.1.3. Sürekli zaman eğricik dönüşümü	26
3.1.3.a. Sıkıştırılmış pencere	29
3.1.3.b. Parabolik ölçekleme	29
3.1.3.c. Salınımlı davranış	30
3.1.3.d. Sınır anları	30
3.1.4. Dijital eğricik dönüşümü	31
3.1.4.a. Dijital koronizasyon	31
3.1.4.b. USFFT aracılığıyla dijital eğricik dönüşümü.....	34
3.1.4.c. Sarma aracılığı ile eğricik dönüşümü	31
3.1.5. Eğricik organizasyonu	40
3.2. Gauss Karışım Modeli.....	43
3.2.1. Maksimum olabilirlik parametre kestirimi.....	45

3.2.2. En büyük sonsal parametre kestirimi	46
3.2.3. Eğricik katsayılarının GKM ile modellenmesi.....	49
3.3. Eş Oluşum Matrisleri.....	49
3.3.1. Eş oluşum doku özellikleri	52
3.3.1.a. Açısal ikinci moment.....	53
3.3.1.b. Entropi	53
3.3.1.c. Korelasyon.....	53
3.3.1.d. Homojenlik (Ters diferansiyel moment)	54
3.3.1.e. Karşıtlık (Kontrast).....	54
3.3.1.f. Varyans	54
3.3.1.g. Toplam ortalama.....	55
3.3.1.h. Toplam varyans	55
3.3.1.i. Toplam Entropi	55
3.3.1.j. Diferansiyel varyans.....	55
3.3.1.k. Diferansiyel entropi.....	56
3.3.1.l. Birinci korelasyon ölçüsü.....	566
3.3.1.m. İkinci korelasyon ölçüsü.....	566
3.3.1.n. Maksimum korelasyon katsayısı	56
3.3.2. Eğricik katsayılarından eş oluşum özniteliklerinin çıkarımı	57
3.4. İmgelerde Gürültü Giderimi Üzerine Dönüşüm Tabanlı Yaklaşım	60
3.4.1. Eşikleme	61
3.4.2. Mevcut eşikleme yöntemleri	63
3.4.3. Sunulan gürültü giderimi yöntemi.....	66
3.5. İçerik Tabanlı Görüntü Erişimi Üzerine Dönüşüm Tabanlı Yaklaşım.....	71
3.5.1. Sunulan içerik tabanlı görüntü erişimi üzerine yöntem.....	74
3.5.1.a. Özellik çıkarımı	75
3.5.1.b. Yönelim bağımsızlık	78
3.5.2. Performans değerlendirmesi.....	81
4. ARAŞTIRMA BULGULARI	84
4.1. Görüntü Erişimi ve Sınıflandırma Üzerine Elde Edilen Bulgular.....	84
4.1.1. Brodatz veri tabanı	84
4.1.2. Outex_TC_00010 veri tabanı	84

4.1.3. Outex_TC_00012 horizon veri tabanı.....	85
4.1.4. Outex_TC_00012 t184 veri tabanı.....	85
4.1.5. KTH_TIPS veri tabanı.....	86
4.1.6. Vistex veri tabanı.....	86
4.1.7. Görüntü erişimi üzerine elde edilen bulgular	88
4.1.8. Sınıflandırma üzerine elde edilen bulgular	88
4.2. Gürültü Giderimi Üzerine Elde Edilen Bulgular.....	89
5. TARTIŞMA ve SONUÇLAR	94
5.1. Gürültü Giderimi Konusunda Geliştirilen Yöntemin Başarım Analizi.....	94
5.2. Görüntü Erişimi ve Sınıflandırma Konusunda Geliştirilen Yöntemin Başarım Analizi	95
KAYNAKLAR	103
ÖZGEÇMİŞ	111

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

\log	Logaritma
\in	Elemanıdır
μ	Ortalama
σ	Standart Sapma
dB	Desibel
N_g	Grilik Seviyesi
d	Pikseller Arası Mesafe
θ	Pikseller Arası Aç
ε	Gürültü
τ	Eşik Değeri
sgn	İşaret Fonksiyonu
$^\circ$	Derece

Kısaltmalar

2D	Two Dimension (İki Boyutlu)
AWGN	Additive White Gaussian Noise (Toplamsal Beyaz Gauss Gürültüsü)
CBIR	Content Base Image Retrieval (İçerik Tabanlı Görüntü Erişimi)
DCT	Discrete Cosine Transform (Ayrık Kosinüs Dönüşümü)
EM	Expectation Maximization (Beklentinin En Büyüklenmesi)
FDCvT	Fast Discrete Curvelet Transform (Hızlı Ayrık Eğricik Dönüşümü)
FFT	Fast Fourier Transform (Hızlı Fourier Dönüşümü)
GGD	Generalized Gaussian Density (Genelleştirilmiş Gauss Yoğunluğu)
GKM	Gauss Karışım Modeli
GLCM	Gray Level Co-occurrence Matrix (Gri Seviye Eş-Oluşum Matrisi)
GLOH	Gradient Location and Orientation Histogram
GSCE	Generalized Spherically Contoured Exponential

ICA	Independent Component Analysis (Bağımsız Bileşenler Analizi)
IDFT	Inverse Discrete Fourier Transform (Ters Ayırık Fourier Dönüşümü)
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform (Ters Hızlı Fourier Dönüşümü)
JPEG	Joint Photographic Experts Group
KDE	Kernel Density Estimate (Çekirdek Yoğunluk Kestirimi)
KPCB	Kleiner Perkins Caufield & Byers
LBP	Local Binary Pattern (Yerel İkili Örüntü)
LDA	Linear Discriminant Analysis (Doğrusal Ayırtaç Analizi)
MAP	Maximum A Posteriori (En Büyük Sonsal)
ML	Maximum Likelihood (Maksimum Olabilirlik)
MR	Magnetic Resonance (Manyetik Rezonans)
MRA	Multi Resolution Analysis (Çok Çözünürlük Analizi)
MSE	Mean Squared Error (Ortalama Karese Hata)
MS-VST	Multiscale Variance Stabilizing Transform
OCR	Optical Character Recognition (Optik Karakter Tanımlama)
PCA	Principal Component Analysis (Temel Bileşenler Analizi)
PO	Principal Orientation (Temel Yönelim)
P-R	Precision – Recall (Duyarlılık – Anma)
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio (Pik Sinyal Gürültü Oranı)
RIFT	Rotation Invariant Feature Transform (Yönelim Bağımsız Özellik Çıkarımı)
RME	Robust Median Estimator (Gürbüz Medyan Kestirimi)
SIFT	Scale Invariant Feature Transform (Ölçek Bağımsız Özellik Çıkarımı)
STFT	Short Time Fourier Transform (Kısa Süreli Fourier Dönüşümü)
SURF	Speed Up Robust Features
TSE	Total Spectral Energy (Toplam Spektral Enerji)
TV	Total Variation (Toplam Varyasyon)
USFFT	Unequally Spaced Fast Fourier Transform (Eşit Aralıklı Olmayan Hızlı Fourier Dönüşümü)
VQ	Vector Quantization (Vektör Nicemleme)
WA	Wave Atom

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Belirli platformlarda günlük işlem gören imge sayıları.....	3
Şekil 1.2. (a) Gri tonlama paleti, (b) Gri tonlamalı imge.....	4
Şekil 1.3. Sayısal görüntü işleme üzerine mevcut uygulama alanları.....	5
Şekil 1.4. Dönüşüm tabanlı görüntü gürültüsünün giderilmesi blok şeması	6
Şekil 1.5. Genel olarak içerik tabanlı görüntü erişim sisteminin blok şeması.....	8
Şekil 2.1. Eğricik dönüşümü üzerine literatürdeki yayın sayıları	12
Şekil 3.1. Eğricik dönüşümü, Fourier frekans uzayı bölümlenmesi (sol) ve bir takozun (wedge) uzamsal (sağ) uzayda gösterimi	28
Şekil 3.2. Temel dijital fayanslar	33
Şekil 3.3. Paralelkenar içindeki sarma verisinin periyodiklik ile dikdörtgen haline gelmesi.....	39
Şekil 3.4. Test imgesi ve bu imgeye ait eğricik katsayılarının logaritmik gösterimi	41
Şekil 3.5. Test imgesine ait seviyelere göre ortalama katsayı dağılımları ve seviyelerin toplam enerjileri	42
Şekil 3.6. Belirli açı ve ölçekteki eğricik temel fonksiyonları.....	42
Şekil 3.7. Eğricik tipleri	43
Şekil 3.8. Eğricik katsayılarının ikili GKM ile modellenmesi.....	50
Şekil 3.9. Piksel çiftleri arasındaki açısal ilişki	50
Şekil 3.10. Test imgesine ait eğricik dönüşümü birinci seviye matris yapısı	58
Şekil 3.11. Katsayıların farklı açılarda eş oluşum matrisleri gösterimi ($N_g = 8, d = 1$)	58
Şekil 3.12. Normalize eş oluşum matrisi ($\theta = 0^\circ$).....	59
Şekil 3.13. Görüntü gürültüsünün giderilmesi blok şeması.....	60
Şekil 3.14. Eğricik dönüşümü tabanlı görüntü gürültüsü giderilmesi blok şeması	62
Şekil 3.15. Curvelet Dönüşümü ile lena resminin gürültüden arındırılması.....	64
Şekil 3.16. Sert eşikleme ile eğricik dönüşümü tabanlı gürültü ayıklama yöntemi.....	65
Şekil 3.17. Eğricik dönüşümü seviyelerinin etkisi	68
Şekil 3.18. Eğricik katsayılarının ikili GKM ile modellenmesi.....	69

Şekil 3.19. Gürültü enerjisinin eğricik seviyelerine dağılımı	69
Şekil 3.20. Gürültü eklendiğinde imge enerjisinin eğricik seviyelerine dağılımı.....	70
Şekil 3.21. Sunulan yöntemin blok şeması	75
Şekil 3.22. GKM ile bir imgenin eğricik dönüşümü sonrası modellenmesi.....	77
Şekil 3.23. Outex_TC_00010 veritabanı için ölçeğe bağlı P-R sonuçları	78
Şekil 3.24. Döndürme açısına karşılık MSE değerleri.....	80
Şekil 3.25. P-R grafiği (üstte) ve ara değerli P-R grafiği (altta)	83
Şekil 4.1. Brodatz veri tabanına ait örnek imgeler.....	85
Şekil 4.2. Outex_TC_00010 veri tabanına ait örnek imgeler	86
Şekil 4.3. KTH_TIPS veri tabanı örnek imgeler	86
Şekil 4.4. Vistex veri tabanına ait kullanılan imgeler	87
Şekil 4.5. Lena (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı	90
Şekil 4.6. Barbara (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı	91
Şekil 4.7. Peppers (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı	92
Şekil 4.8. Photographer (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı	93
Şekil 5.1. Sunulan yöntemin mevcut yöntem ile karşılaştırılması.....	94
Şekil 5.2. Farklı veri tabanları için mevcut ve sunulan yöntemlerin karşılaştırılması.....	96
Şekil 5.3. Brodatz veri tabanına ait bazı sınıflara ait mevcut yöntem ile sunulan yöntemin karşılaştırılması	97

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Eğricik katsayılarının yapısı	40
Çizelge 3.2. Yönelim değerleri	51
Çizelge 3.3. Eş oluşum özellikleri	60
Çizelge 3.4. Bir imgenin (512x512) eğricik dönüşümü sonrası katsayı organizasyonu.....	67
Çizelge 3.5. Uygulanacak eşiklerin belirlenmesi.....	70
Çizelge 3.6. Seviyelere göre imgenin ve gürültünün enerji dağılımları	71
Çizelge 3.7. Dairesel öteleme öncesi GKM ile elde edilen katsayılar.....	79
Çizelge 3.8. Dairesel öteleme sonrası GKM ile elde edilen katsayılar.....	80
Çizelge 4.1. Kullanılan veritabanları için Sunulan yöntemin başarımı	88
Çizelge 4.2. Sunulan özellik çıkarım yönteminin sınıflandırmadaki başarımı	89
Çizelge 5.1. Sunulan yöntemlerin mevcut yöntemler ile karşılaştırılması	99
Çizelge 5.2. Sunulan yöntemin mevcut yöntemler ile kısmi olarak karşılaştırılması	100
Çizelge 5.3. Sınıflandırmanın özellik boyutu ve işlem yükü açısından karşılaştırılması	101

1. GİRİŞ

Varoluş tarihi boyunca canlı ve cansız varlıklar birbirleriyle sürekli etkileşim halindedir. Fakat bu etkileşimi analiz edip kendi lehine en verimli halde yorumlayabilen varlıklar canlılardır. Canlı varlıkların içerisinde bu eylemi en başarılı halde gerçekleştiren ise en gelişmiş varlık olan insandır. İlk insanlardan bu zamana gelinceye kadar yakın mesafelerde konuşarak veya vücut diliyle anlaşan insanlar, uzak mesafelerde dumanla, kuşlarla ve diğer canlı veya cansız varlıkları kullanarak birbirleriyle iletişim kurmuşlardır. M.Ö. 4000 yıllarının sonunda insanlık tarihinde büyük çığır açan yazının icadı ile insanlar yüzyıllar sonrasına haber verebilmektedirler.

İnsanoğlu, hayat şartlarını kolaylaştırmak için daima çalışmış yeni yöntemler ve yaklaşımlar geliştirmiştir. Haberleşmenin insanlığın gelişmesindeki en önemli mihenk taşlarından biri olması nedeniyle teknolojideki bu gelişmeler ile daha hızlı ve daha verimli haberleşme yöntemleri amaçlanmıştır. 1835 yılında ilk elektro-mıknatıslı telgrafın icadı daha sonrasında 1876 yılında sesi anlaşılır biçimde iletebilen telefonun icadı ile uzak mesafeler arasında eş zamanlı haberleşme sağlanmıştır. Tüm bu gelişimler insanların yakın mesafedeki iletişim becerisini ve kalitesini uzak mesafelerde de sağlayabilmesi üzerinedir. Günümüzde uydu teknolojisi ve cep telefonlarının hayatımıza girmesi ile bu mesafelerin saniyeler içinde aşılması söz konusudur.

İnsan hayatındaki süregelen zorlukları kolaylaştırma ve bu zorlukların kısa sürede üstesinden gelme konusunda bilgisayarlar şüphesiz önemli bir araçtır. Kişisel bilgisayarların ve internetin gelişimi akabinde hayatımızda vazgeçilmez bir konuma erişmeleri ile insanlar arasındaki haberleşme şekil değiştirmekle kalmayıp kitlesel boyutlara ulaşmaktadır.

Günümüzde bilgisayarlar üzerine gelişen yazılım ve donanım teknolojileriyle hayatımızın her aşamasında karşı karşıyayız. Donanım ile paralel olarak haberleşme teknolojilerindeki bu gelişmeler metnin yanında sesin, imgelerin, grafiklerin,

müziklerin, animasyonların ve videoların da iletimini mümkün kılmaktadır. Sayısal ortamda mevcut bu gelişmeler, daha kısa sürede daha fazla verinin kaliteli iletimi ve istenildiğinde en kısa yoldan erişimi ihtiyacı doğrultusunda ilerlemektedir. Bu anlamda çoklu ortam haberleşmesi birçok problemi de beraberinde getirmektedir. Sayısal verilerin fazla olması neticesinde depolama, iletim ve erişim problemleri bu problemlerden sadece bazılarıdır.

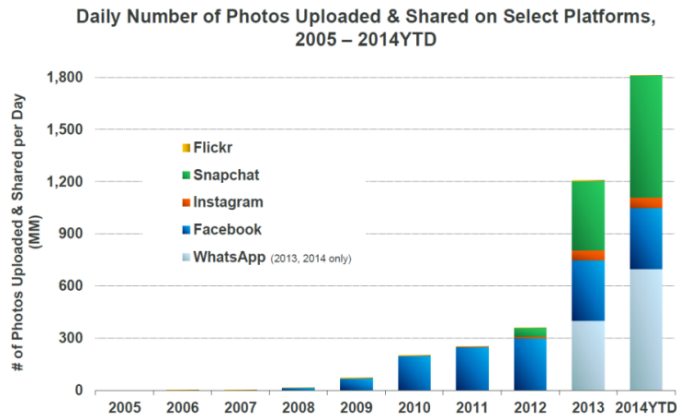
Verilerin iletim esnasında çeşitli etmenlerle karşılaşması kaliteli veri transferinin önündeki en büyük engeldir. Bir haberleşme sisteminde eklenen gürültü etmenlerinin azaltılması ve giderilmesi hususunda verici, kanal ve alıcı tarafında uygulanabilecek birçok yöntem mevcuttur. Verici tarafında uygulanan yöntemlerin çoğu, istenmeyen bir durum olan iletim verisinin artmasına sebep olmaktadır. Kanal için düşünüldüğünde ise gürültü etmeninden korunmak için daha üst düzey iletim hatlarına ve ek donanımlara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu da istenilmeyen bir durum olan iletim maliyetlerini artırmaktadır. Hatta kablosuz haberleşmede olduğu gibi çoğu zaman iletim ortamına müdahale etmek oldukça zordur. Bu bakımdan yapılan çalışmaların çoğunluğunu haberleşme sisteminin alıcı tarafında uygulanacak yöntemler oluşturmaktadır. Bu yöntemler genel olarak iletim esnasında eklenen gürültü parametrelerinin kestirimi ile gürültünün veriden ayrılması üzerinedir. Bu yüzden tasarlanan yöntemlerin işlem yoğunluğu oldukça fazladır. Yapılan tüm çalışmalarda daima gürültü etkisini azaltıp hatta ortadan kaldırıp daha kaliteli yani orijinal veriye daha yakın veriye erişim amaçlanmaktadır. Bu bakımdan başarıyı yüksek ve hızlı çalışan yeni yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Çoklu ortam haberleşmesinde karşılaşılan bir diğer problem ise istenilen verilere erişimdir. Veri erişimi, kişinin istediği bilgiye ulaşmak için izlediği yol olarak tanımlanmaktadır (Tonta 2002). Veri boyutlarının ve çeşitliliğinin artması, istenilen verilere erişim konusunda birçok zorluğu beraberinde getirmektedir. Bu zorlukların üstesinden gelebilmek için birçok yöntem mevcuttur. Metin tabanlı dizinleme bu yöntemlerden biridir. Fakat farklı türden verilerin dizinlemede metin tabanlı

sistemlerin kullanımı yetersiz kalmaktadır. Bu bakımdan birebir veya benzer verilerin analizi için daha hızlı ve daha başarılı yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır.

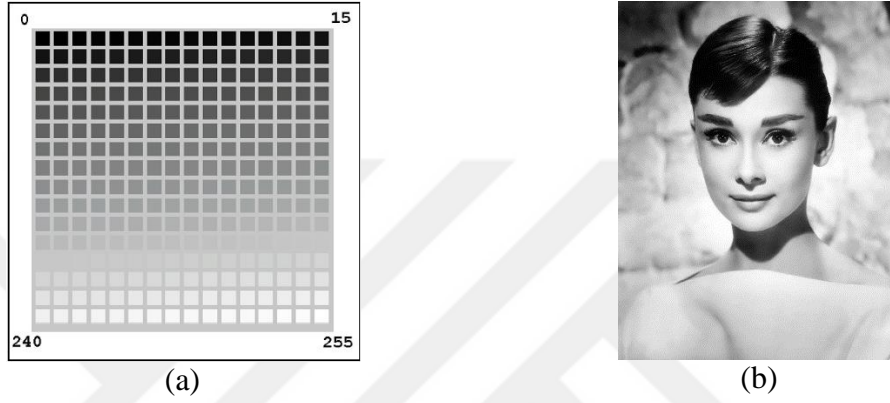
Günümüzde dijital görüntü işleme, özellikle dijital görüntü kaydının yaygınlaşmasıyla önemini giderek artırmaktadır. Bir deyimde söylendiği gibi; “bir resmin bin kelimeye eşdeğer olduğu” göz önünde bulundurulduğunda görsel veri tabanı sistemleri yaygın olarak kullanılmakta ve görsel verilerin işlenmesinin önemi gün geçtikçe artmaktadır. Sanat alanında, tıp alanında, mimari alanda, güvenlik ve sanayi alanında depo edilen milyarlarca görüntünün var olması ve görüntülerin istenildiğinde belirli amaçlar doğrultusunda ulaşılabilir olması problemi son yıllarda ortaya çıkan önemli problemlerden biridir. Dijital sinyal işleme konusundaki gelişen donanım teknolojileri, ham bir görüntünün saklanması ve istenildiğinde tekrar hızlı biçimde ulaşılması sorununun giderilmesinde yeterli değildir.

KPCB (Kleiner Perkins Caufield and Byers) firmasından analist Mary Meeker’ın yıllık internet eğilimleri üzerine yaptığı 2014 tarihli bir çalışmada farklı platformlarda günlük 1,8 milyar fotoğrafın paylaşıldığı Şekil 1.1’de gösterilmektedir (Meeker 2014). Meeker 2013 tarihli raporunda ise bu sayının 1,2 milyar civarında olduğunu göstermiş ve 2012 ye göre yaklaşık dört katına çıktığını rapor etmiştir. Günümüzde ise sosyal paylaşım sitelerine olan ilginin artmasıyla bu sayının verilen değerlerin çok üzerinde olduğu varsayılmaktadır.



Şekil 1.1. Belirli platformlarda günlük işlem gören imge sayıları (Meeker 2014)

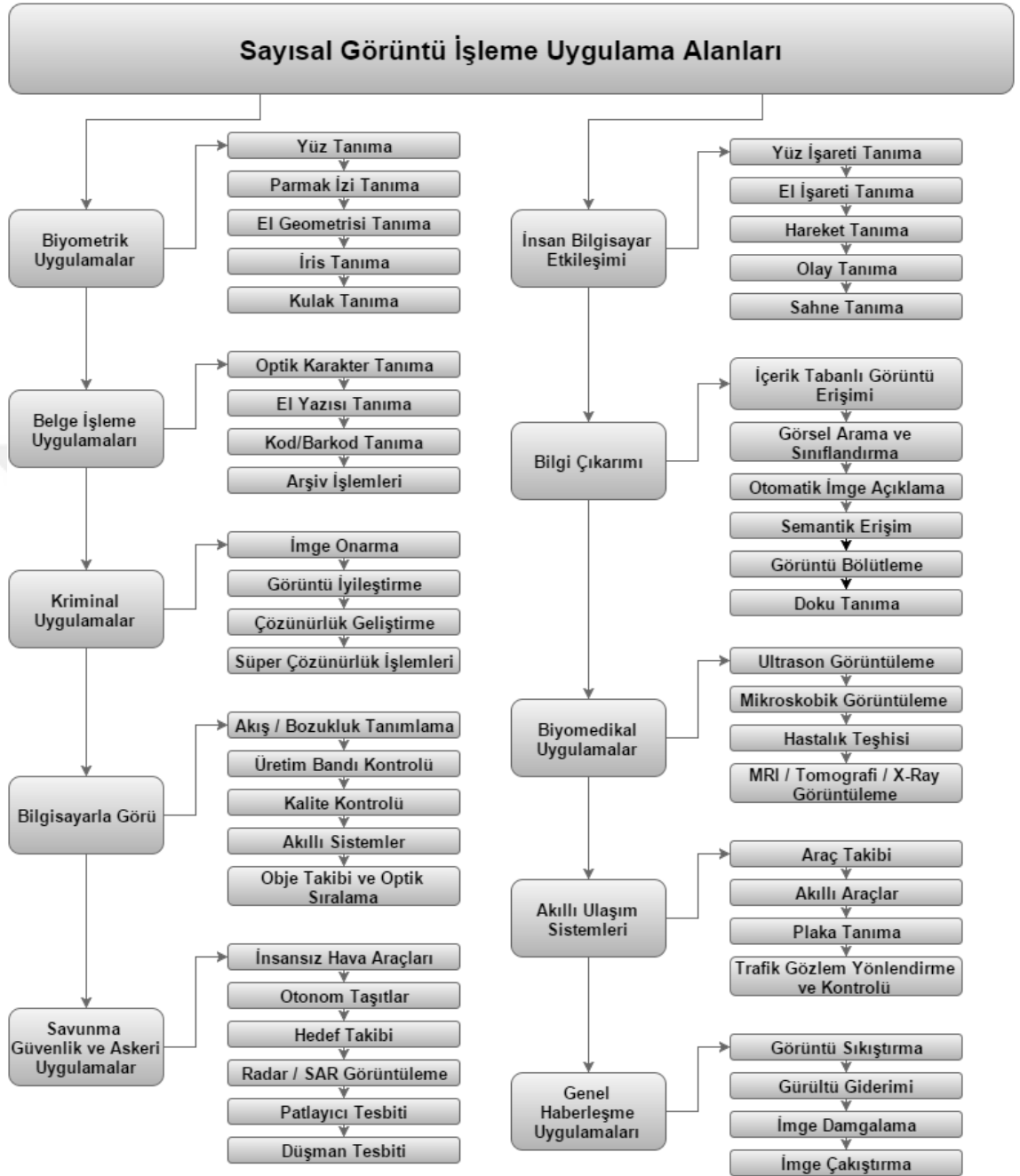
Gri tabanlı imgeler incelendiğinde, insan gözünün 2^8 farklı gri tonu ayırt edebildiği göz önünde tutulduğunda, sayısal hale getirilen imgelerdeki her piksel belirli aralıktaki grilik seviyesini belirten yani her noktadaki ışık şiddetini temsil eden bir dizi sayıdır. Şekil 1.2’de gri tonlamalı resme ait palet ve bu palet vasıtası oluşturulmuş bir imgeye yer verilmektedir.



Şekil 1.2. (a) Gri tonlama paleti, (b) Gri tonlamalı imge

Sayısal görüntü işleme, imgeyi temsil eden bu sayı dizileri üzerine yapılan matematiksel işlemleri ifade etmektedir. Yapılan çalışmalar incelendiğinde sayısal görüntü işlemenin çok geniş bir ölçekte uygulama alanı mevcuttur. Biyometrik tanımlama, belge işleme, kriminoloji, bilgisayarla görü, savunma ve askeri uygulamalar, insan bilgisayar etkileşimi, bilgi çıkarımı, biyomedikal uygulamalar, ulaşım sistemleri ve haberleşme uygulamaları bu alanlardan belli başlı olanlarıdır.

En genel anlamda sayısal görüntü işleme uygulamalarında kullanılan yöntemleri birbirlerinden ayırt etmek ve her uygulamayı diğerlerinden tam anlamıyla bağımsız kılmak mümkün değildir. Örneğin görüntü iyileştirme, biyomedikal alanda hastalık teşhisinde kullanıldığı gibi farklı bir teknik vasıtasıyla ulaşım sistemleri alanında araç plaka tanımlamada da kullanılmaktadır. Bu bakımdan belirtilen uygulamaları birbirlerinden ayıran en temel özellik kullanılan tekniklerdir. Şekil 1.3’de sayısal görüntü işleme üzerine mevcut uygulama alanları ve bu alanlarda kullanılan en temel başlıklar gösterilmektedir.



Şekil 1.3. Sayısal görüntü işleme üzerine mevcut uygulama alanları

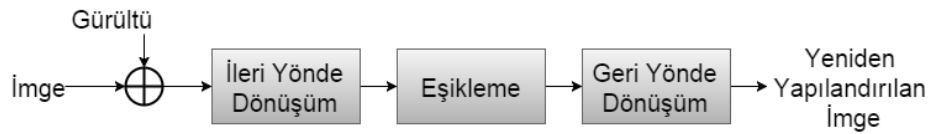
Gerek bireysel gerek kurumsal anlamda görsel bilgilerin kullanılmasıyla görüntü arşivlerine ulaşımda ve gürültü gideriminde ciddi anlamda sıkıntılarla karşılaşmaktadır. İmgelerde gürültü giderimi üzerine mevcut birçok yöntemin bulunmasına rağmen dönüşüm tabanlı gürültü giderimi algoritmaları halen popüler olarak kullanılmaktadır.

1.1. Dönüşüm Tabanlı Gürültü Giderimi

Multimedya haberleşmesindeki en büyük problemlerden biri iletim esnasında gürültünün veriyi bozmasıdır. Sağlıklı bir haberleşmenin sağlanması için iletilen verinin alıcı tarafta gürültüden ayrılması gerekmektedir. Gürültü giderilmesinde amaç alınan veri üzerindeki önemli özelliklerden bahsedilen gürültünün ayıklanmasıdır. Bir başka deyişle sinyal ile gürültünün birbirinden ayırt edilebilmesidir. Eğer sinyale ve gürültüye ait var olan modeller uygunsu bu işlem etkin bir şekilde gerçekleştirilebilir. Örneğin sinyalin ve gürültünün güç spektrumu biliniyorsa, belirli filtreleme teknikleri kullanılabilir. Fakat imge haberleşmesinde her bir resmin farklı özellikler ihtiva etmesinden dolayı genel bir model kurulması ve kullanılması zordur. Mevcut görüntü modelleri ise doku benzerliği, kenar bileşenleri benzerliği gibi sınırlı benzerlik öğelerine sahip, oldukça kısıtlayıcı konuları içermektedir.

Dönüşüm bir işaretin belirli bir domainde belirgin olmayan özelliklerini ortaya çıkarmak için başka bir domaine taşınması işlemidir. Çoğu işaret işlenmediği durumda zamanın bir fonksiyonudur fakat bir işaretin en önemli bileşenleri frekans domaininde saklı olması neticesinde işaretlerin zamanın bir fonksiyonu olarak analiz edilmesi yeterli olmayacaktır. Bu bakımdan işaretlerin özelliklerini başarılı bir şekilde analiz edebilecek dönüşümlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Dönüşüm tabanlı görüntü gürültüsünü gideren sistemlerin ortak noktası ters dönüşümü mümkün olan bir teknikle gürültülü görüntünün dönüşüm katsayılarına uygulanacak eşik vasıtasıyla gürültü birleşenin ayıklanmasıdır. Şekil 1.4'de genel olarak dönüşüm tabanlı görüntü gürültüsünün giderilmesi blok şemasına yer verilmektedir.



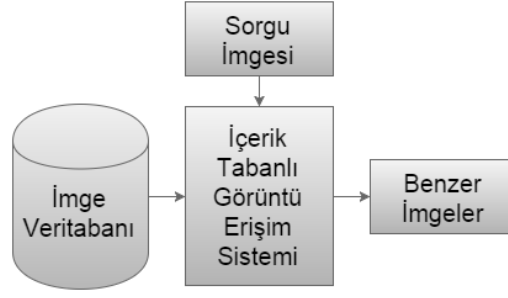
Şekil 1.4. Dönüşüm tabanlı görüntü gürültüsünün giderilmesi blok şeması

Şekil 1.4’de bahsedilen sistemin performansını göreceli olarak değiştiren üç temel birleşenden bahsetmek mümkündür. Dönüşüm işleminde amaç mümkün olduğunca küçük genlikli sayılar ihtiva eden dönüşüm katsayılarında daha fazla bilgiyi depolamaktır. Eşikleme yöntemiyle dönüşüm katsayıları eşik değer ile karşılaştırılmaktadır. Eşik uygulama, sert eşikleme ile yani mutlak değerleri belirli seviyenin altında olan katsayıları sıfırlayarak veya yumuşak eşikleme ile mutlak değerleri eşik altında olan elemanları sıfır yaparak, eşik üzerindeki elemanları ise belirli bir ölçüğe bağlı olarak sıfıra yaklaştırarak yapılmaktadır (Gonzalez and Woods 2001). Bu işlem temel eşikleme kuralı olarak isimlendirilir. Bu yaklaşım eşik değerinden küçük katsayıların önemsiz olduğunu ve büyük ihtimalle gürültü nedeniyle oluştuğunu eşik değerinden büyük katsayıların ise sinyal muhtevastaki önemli bileşenlere tekabül ettiğini kabul eder. Bu bakımdan ele alındığında eşik değeri, sinyal enerjisinin gürültü enerjisine oranını yansıtacak şekilde seçilmelidir. En son aşamada ise ters dönüşüm yapılarak gürültüden arındırılan imgenin yeniden yapılandırılması amaçlanmaktadır.

Gürültü giderimi gibi multimedya haberleşmesindeki diğer bir problem görüntü erişimi ve sınıflandırma işlemidir. Çoklu ortam uygulamalarının günden güne artması ve her bir uygulamanın farklı kullanıcılar açısından farklı yorumlanabilmesi içerik tabanlı dizinlemeyi kullanıcılar açısından cezbedici hale getirmektedir. Literatürde içerik tabanlı görüntü erişimi teriminin (Content Base Image Retrieval, CBIR) ilk kullanımı 90’larda yaptığı çalışmaları bu isimle tanımlayan Kato’ya aittir (Kato 1992). İçerik tabanlı görüntü erişimi, sorgu imgesine ait özniteliklerin veri tabanındaki diğer imgelerin öznitelikleri ile birebir karşılaştırması ve benzerliğin nicel olarak belirlenmesi ile gerçekleştirilir.

1.2. CBIR Sisteminin Mimarisi

Şekil 1.5’de içerik tabanlı görüntü erişim sistemine ait blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 1.5. Genel olarak içerik tabanlı görüntü erişim sisteminin blok şeması

Temel olarak içerik tabanlı görüntü erişimi ve sınıflandırma üzerine bir sisteminin üç ana unsuru bulunmaktadır.

- Özellik Çıkarımı (Feature Extraction)
- Özellik Eğitimi (Training)
- Karşılaştırma (Testing)

Özellik çıkarımında sorgu imgesine ve veri tabanına ait tüm imgelere aynı şekilde uygulanan belirli sayısal yöntemlerle elde edilen karakteristik özellikler çıkartılmaktadır. Bu özellikler imgeye ait piksel ilişkilerini içerebileceği gibi (spatial features) belirli bir dönüşüm sonrasında farklı domaindeki ilişkileri de (spectral features) ihtiva edebilmektedir. Daha sonra her sınıfa ait belirli sayıda imgenin ortak özellikleri kullanılarak o sınıfın karakterine ait özellik eğitimi gerçekleştirilmektedir. Son olarak sorgu imgesi elde edilen tüm sınıfların özellikleri ile nicel olarak karşılaştırılarak hangi sınıfa ait olduğu belirlenmektedir. Eğer bir sınıflandırma söz konusu değil ise sorgu imgesi veri tabanındaki tüm imgelerle tek tek karşılaştırılır. Tüm bu adımlar tek tek incelendiğinde her üç unsur için farklı yöntemler mevcuttur. Kullanılan yöntemler için en temel gereksinim işlem yükünün belirli bir seviyede tutulup en kısa sürede başarılı sonuçlara ulaşımıdır. Her adımda kullanılan yöntem diğer adımları da etkileyecektir. Örneğin özellik çıkarım işleminde fazla sayıda özelliğin kullanılması daha fazla sayıda özelliğin eğitim için kullanılmasına ve daha fazla verinin karşılaştırılmasına neden olacaktır. Bu bakımdan imgenin en temel belirleyici unsurlarının özellik olarak kullanılması gerekmektedir.

Gürültü giderimi ve görüntü erişimi üzerine yapılan çalışmaların içerisinde bu çalışmada eğricik dönüşümü üzerine iki yeni yöntem yer verilmektedir. İlk olarak gürültü giderimi için eğricik dönüşümü ve gauss karışımları modeli yöntemi kullanılarak imgelerde toplanır beyaz gauss gürültüsünün giderimi üzerine yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Görüntü erişimi üzerine yapılan çalışmada ise yönelim bağımsızlık üzerine çok çözünürlüklü eğricik dönüşümü kullanılarak eş oluşum matrisleri ve gauss karışımları modeli yöntemleri vasıtasıyla yenilikçi bir özellik çıkarımı sunulmuştur. Her iki sunulan yöntem için deneysel sonuçlar incelendiğinde eğricik dönüşümünün uyumlu başka teknikler ile beraber kullanılması ile mevcut yöntemlere göre daha yüksek başarıma erişildiği görülmektedir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Yapılan çalışmada, içerik tabanlı görüntü erişimi ve gürültü giderimi üzerine sunulan iki yenilikçi yöntemde de eğricik dönüşümü ortak olarak kullanılmıştır. Bu bakımdan geçmiş çalışmalar eğricik dönüşümünün görüntü işlemedeki konumuna ağırlık verilerek incelenecektir.

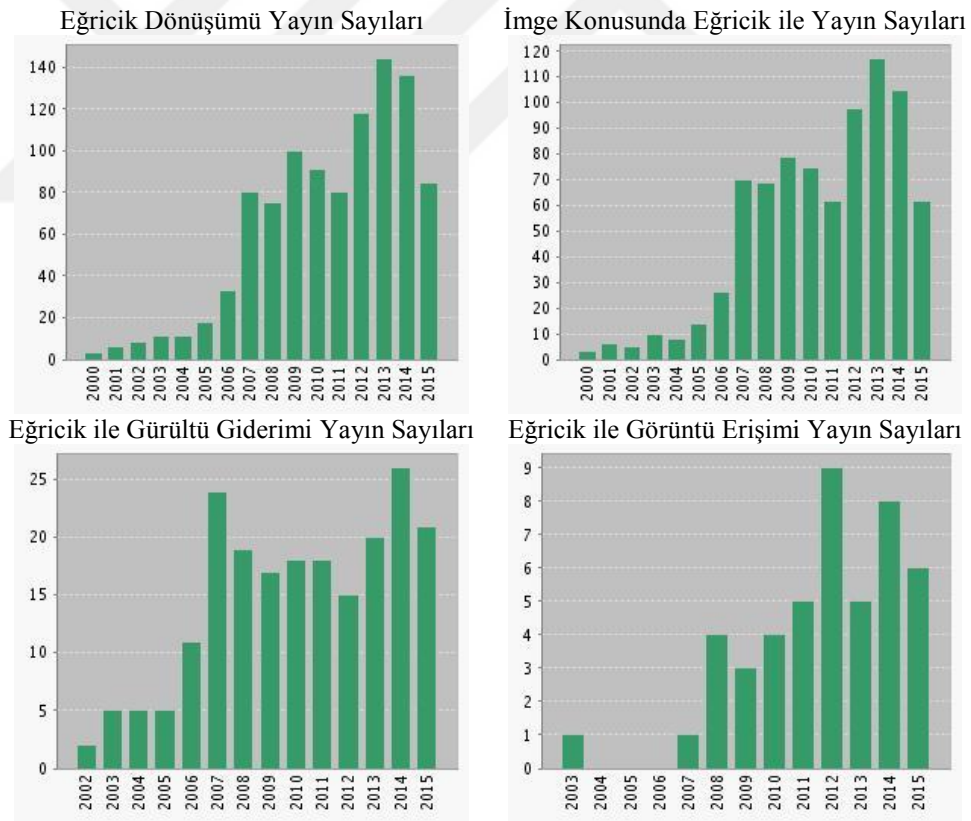
Lineer dönüşümler sinyal işleme konusunun matematiksel araçlarıdır. Bu dönüşümlerin harmonik analizindeki en klasik yaklaşımı fourier dönüşümüdür (Fourier 1878). Fourier dönüşümü ile sinyallerin spektral domainde gösterimi mümkün kılınmıştır. Bu sayede zaman içerisinde gelişen fourier dönüşümünü temelinde barındıran yeni yaklaşımlar ve yöntemler uygulama alanı bulmuştur. İki boyutlu fourier dönüşümü ve uzantıları görüntü işlemede kullanılan birçok uygulamanın özünü oluşturmaktadır. Örneğin görüntü sıkıştırımda kullanılan JPEG standardı ayırık kosinüs dönüşümüne (Discrete Cosine Transformation, DCT) dayanmaktadır (Ahmed and Rao 1974). Zaman içerisinde fourier dönüşümünün yeterli olmadığı görülmüş ve sinyallerin temsili üzerine daha gelişmiş yöntemler tasarlanmıştır. Zaman-frekans bakış açısından kısa süreli fourier dönüşümü (Short-Time Fourier Transform, STFT) bu yöntemlerden biridir (Rabiner and Schafer 1978; Allen 1982).

Donanım teknolojilerinin gelişmesi daha hızlı ve daha başarılı alternatif yöntemlerin geliştirilmesine olanak sağlamıştır. Aynı imgeyi farklı çözünürlük seviyelerinde ele alan çoklu çözünürlük yaklaşımının en popüler yöntemi olan dalgacık dönüşümü (Meyer 1993; Kaiser 1994; Rao and Bopardikar 1998) sayesinde imge temsili üzerine yeni bir eğilim doğmuştur. Dalgacık dönüşümü sayesinde imgeler bütünden parçalara doğru başarılı şekilde temsil edilmiştir. Ayrıca lokalizasyon, kritik örnekleme ve diğer yapısal özellikleri sayesinde dalgacık dönüşümü bir imgedeki noktasal süreksizlikleri başarılı olarak temsil edebilmektedir. Bu sayede görüntü erişimi, gürültü giderimi, görüntü sıkıştırma ve bölütleme başta olmak üzere görüntü işleme üzerine yapılan birçok uygulamada başarılı sonuçlara ulaşılmasına imkân sağlamıştır (Ardizzoni 1999; Belkasım 2004; Seo 2006; An 2008). Haar, Meyer, Daubechies en çok bilinen

dalgacıklardandır. Fakat doğada bulunan imgeler genellikle farklı yapıdaki yönlü eğrisel elemanların birleşimi şeklinde düşünüldüğünde dalgacıkların, yönlü eğrisel süreklilik barındıran imgelerin temsilinde yeterli olmaması sebebiyle farklı yöntemlerin geliştirilmesi ihtiyacı doğmuştur. Çok-çözünürlüklü çözümleme (multi-resolution analysis – MRA) yaklaşımının doğrusal süreksizlikleri tanımlama üzerine üretilen sırtcık (ridgelet) yaklaşımı bu ihtiyacın karşılanmasında ilk adım olarak sunulmuştur (Candès 1998; Candès 1999; Candès and Donoho 1999). Sırtcıklar frekans uzayında çoklu radyal doğrultuları kullanarak bir imgenin yapısal özellikleri hakkında bilgi vermektedir. Kenar belirlemede kullanılan sırtcık dönüşümü, çizgisel süreksizliklerin olduğu bölgelerde dalgacıklardan daha yüksek performans göstermelerine karşılık, imge temsilinde daha çok doğrusal radyal yapılarda etkili olmaktadır. Sırtcıkların eğrilerin bulunduğu imgeleri temsildeki yetersizlikleri eğriler boyunca olan değişimleri tanımlamada etkili olan ve yine sırtcıklar üzerine geliştirilen eğricik (curvelet) yaklaşımının doğmasına imkân sağlamıştır.

Eğricik dönüşümü ilk kez 2000 yılında Candès ve Donoho tarafından sunulmuştur (Candès and Donoho 2000). Elde edilmesinde ridgelet yaklaşımını kullanan birinci nesil olarak adlandırılan bu yeni yaklaşım daha sonra farklı bir frekans ayırma tekniğinin kullanılması ile aynı araştırmacılar tarafından geliştirilmiş ve bu gelişim ikinci nesil eğricik dönüşümü olarak adlandırılmıştır (Candès and Donoho 2004, 2004, 2005). 2006 yılında ikinci nesil hızlı eğricik dönüşümünün iki dijital uygulamasının sunulması (Candès *et al.* 2006) bu dönüşümün birçok sayısal uygulamada başarılı olarak kullanılmasına imkan sağlamıştır. Eğricik dönüşümü son yıllarda sismik araştırmalarda, akışkanlar mekaniğinde, kısmi diferansiyel denklemlerin çözümünde, ayırık örneklemede ve özellikle görüntü işleme konularının içerisinde uygulama alanına sahip bir dönüşüm haline gelmiştir (Ma and Plonka 2010). Görüntü işlemede eğricik dönüşümünün, dalgacık yaklaşımına göre yönel kabiliyetinin bulunması ve sırtcık yaklaşımına göre eğrisel elemanları daha iyi tanımlaması sayesinde imge temsilinde ve kenar göstermede daha başarılı olmasına imkan vermektedir. Eğricik dönüşümü ve görüntü işleme alanlarına uygulanması ile ilgili literatürdeki yayın sayıları Şekil 2.1’de verilmiştir. Bu çalışmaların büyük çoğunluğunu konferans yayınları oluşturmaktadır. Eğricik

dönüşümünün görüntü işleme; gürültü giderimi, görüntü erişimi ve sınıflandırma dışında en yoğun kullanıldığı alanlar, görüntü sıkıştırma (Iqbal *et al.* 2007; Manikandan *et al.* 2007; Li *et al.* 2010) ve yüz tanıma sistemleri (Mandal *et al.* 2009; Rziza *et al.* 2009; Radha and Nallammal 2011) üzerine yapılan uygulamalardır. Eğricik dönüşümü üzerine yapılan yüz tanıma sistemlerinde eğricik dönüşümü ile boyut azaltma üzerine çeşitli yöntemlerin hibrit kullanımına yer verilmiştir. Bu yöntemler temel bileşenler analizi (Principal Component Analysis, PCA), doğrusal ayırtaç analizi (Linear Discriminant Analysis, LDA) ve bağımsız bileşenler analizidir (Independent Component Analysis, ICA). Görüntü sıkıştırma üzerine yapılan çalışmalarda ise eğricik dönüşümü katsayılarının genlikleri üzerine nicemle yapılarak detay bilgisinin göz ardı edilmesi yöntemi kullanılmıştır.



Şekil 2.1. Eğricik dönüşümü üzerine literatürdeki yayın sayıları (Web of Science 2015)

Eğricik dönüşümü üzerine yapılan mevcut çalışmaların çoğunluğunu imgelerde gürültü giderimi üzerine yapılan araştırmalar oluşturmaktadır. Bu alandaki ilk çalışmalar Starck

(2001) ve eğricik dönüşümünü tasarlayan bilim adamları tarafından gerçekleştirilmiştir (Starck *et al.* 2002). Yapılan ilk çalışmada dalgacık ve eğricik dönüşümü beraber kullanılarak gürültü giderimi üzerine bir yöntem yer verilmiştir (Starck *et al.* 2001). Daha sonra aynı araştırmacılar dalgacık dönüşümü üzerinde kullanılan bazı yöntemleri eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılara uygulamışlardır (Starck *et al.* 2002). Temel teşkil eden bu çalışmalar daha sonraki yıllarda başka teknikleri kullanan yöntemler ile geliştirilmiştir. Mevcut bir çalışmada eğricik dönüşümü, eklenen gürültünün varyans değerinin her bir eğricik indeksine Monte Carlo benzetim metodu ile kestirimi için kullanılmış ve mutlak değer eğricik katsayılarına sert eşikleme uygulanması ile toplanır beyaz gauss gürültüsünün (Additive White Gaussian Noise, AWGN) giderimi sağlanmıştır (Saevarsson *et al.* 2004). Diğer bir çalışmada ise gürültü giderimi için, yine Monte Carlo benzetim metodu kullanılarak eklenen gürültü bileşenlerinin kestirimi yoluna gidilmiş ve anizotropik resimlerin gürültü giderimi üzerine adaptif olarak eşikleme uygulayan bir yöntem geliştirilmiştir (Bai and Fang 2007). Gürültü standart sapmasının kestirimi için Monte Carlo benzetim yöntemini kullanan diğer bir çalışmada ise elde edilen gürültü bileşeni bir katsayı ile çarpılıp eğricik dönüşümü katsayılarına dairesel döndürme (cycle spinning) yöntemi ile uygulanmıştır (Wang *et al.* 2008).

Dönüşüm tabanlı gürültü giderim algoritmaları popüler olarak kullanılsa da bazen dönüşümden kaynaklanan süreksizlik noktalarında belirli kalıntılar kalabilmektedir. Bu sıçramalı süreksizlik noktalarındaki kalıntılar Pseudo Gibbs fenomeni ile açıklanmaktadır. Dairesel döndürme ile eğricik dönüşümünü kullanan mevcut bir çalışmada, dairesel döndürmenin dönüşümden kaynaklanan bu süreksizlik noktalarını çevreleyerek bozulma etkisinin azaltılması ile gürültü gideriminde daha fazla detay bilgisinin korunarak farklı gürültülerin giderimi amaçlanmıştır (Cheng *et al.* 2008). Dairesel döndürmenin kullanıldığı diğer bir çalışmada ise eşik belirlemede mutlak değerli eğricik katsayılarının varyans, ortalama ve medyan değerleri kullanılarak seviyeye bağlı bir yöntem sunulmuştur (Binh and Khare 2010). Bir başka çalışmada dalgacık dönüşümünde noktasal süreksizlik neticesinde oluşan Pseudo Gibbs fenomeni etkisinin eğricik dönüşümünde yönelimler doğrultusunda gerçekleştiğini göstermiş ve

azaltmak için yine dairesel döndürme yöntemini kullanmıştır (Dan and Jiansheng 2010). Pseudo Gibbs fenomeni etkisini kaldırmak için kullanılan bir diğer yöntem toplam varyasyon (TV) metodudur. Örneğin Wang *et al.* (2010) Eğricik dönüşümü ve toplam varyasyon yöntemini kullanarak toplanır beyaz gauss gürültüsünün giderimi üzerine hibrit bir sistem sunmaktadır. Toplam varyasyon yöntemi üzerine diğer bir çalışmada ise, gradyan bağımlı bir yöntem ile imge restorasyonu hakkında bir model anlatılmaktadır (Xiao *et al.* 2010). Ayrıca 3 boyutlu eğricik dönüşümü kullanılarak sismik verilerin gürültü gideriminde kullanılan mevcut bir yöntemde de toplam varyasyon metoduna yer verilmektedir (Tang and Ma 2011).

Eğricik dönüşümü tabanlı gürültü giderimi üzerine yapılan ilk çalışmalar genellikle dalgacık dönüşümünde başarı göstermiş yöntemlerin eğricik dönüşümüne uyarlanmasını konu edinmektedir. Örneğin mevcut bir çalışmada, gürültü ve imge verisini ayırt etmek için, eğricik dönüşümü katsayılarına istatistiki analiz yapılarak, daha önceden dalgacık dönüşümü ile gürültü giderimi üzerine kullanılan ProbShrink metodu kullanılmıştır (Tessens *et al.* 2008). Eklenen gürültünün standart sapmasının kestirimi üzerine yapılan bir çalışmada ise eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılara ölçek bağımlı olarak logaritmik değişim gösteren bir eşik değeri tanımlanarak gauss gürültüsünün bertaraf edilmesine yönelik bir yöntem sunulmuştur (Swami *et al.* 2009). Eşikleme üzerine yapılan bir diğer çalışmada ise gürültü giderimi ve kayıplı sıkıştırma işlemlerinde kullanılmak üzere ortak tasarlanan bir eşikleme yöntemine yer verilmektedir (Jagadeeswar 2008). Jiang *et al.* (2008) modifiye edilmiş Daubechies-Tesche modeli kullanarak eğricik dönüşümü ile görüntü iyileştirme üzerine eşikleme kullanarak yeni bir yaklaşım sunmaktadırlar. Yapılan bir çalışmada ise gürültünün standart sapması gürbüz medyan kestirim (Robust Median Estimator, RME) ile hesaplanmış daha sonra bayes shrink yumuşak eşikleme algoritması eğricik katsayılarına uygulanmıştır (Patil and Singhai 2010). Ayrıca diğer bir çalışmada imgelerin farklı bölümlerine gürültü etkisinin farklı yansıtacağı göz önünde bulundurularak bölütleme yöntemi kullanılmış, dalgacık ve eğricik dönüşümü tabanlı yöntemler birleştirilerek gürültü giderimi sağlanmıştır (Tao *et al.* 2010).

Gürültü giderimi üzerine eğricik dönüşümünü kullanan güncel araştırmalarda eğricik dönüşümüne uygun diğer yöntemler üzerinde de çalışılmıştır. Örneğin mevcut bir çalışmada gürültü giderimi için çok değişkenli genelleştirilmiş küresel çevrimli eksponansiyel (multivariate generalized spherically contoured exponential, GSCE) olasılık yoğunluk fonksiyonu kullanılarak birbirlerine yakınlık bulunan eğricik katsayıları modellenmiş ve buna binaen çok değişkenli eşikleme fonksiyonu en büyük sonsal (MAP) kestirimi ile bulunarak uygulanmıştır (Guo and Yu 2010). Başka bir çalışmada hızlı ayrık eğricik dönüşümü (FDCvT), wave atom (WA) ve çok ölçekli varyans durağanlaştırma dönüşümleri (multiscale variance stabilizing transform MS-VST) yöntemleri birleştirilip poisson gürültüsünün giderimi üzerine bir yaklaşım sunulmuştur (Palakkal and Prabhu 2012). Doküman imgeleri üzerine yapılan bir diğer çalışmada ise gauss ve darbe gürültülerine maruz kalmış verilerin eğricik dönüşümü ve binarizasyon şemaları üzerine yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Sunulan yöntemde seviyeye bağlı olarak dönüşüm katsayılarına modifiye edilmiş sqtwolog metodu gürültünün standart sapması kestirilerek sert eşikleme ile uygulanmıştır. Gürültü gideriminin akabinde optik karakter tanımlama (Optical Character Recognition, OCR) performansını yükseltmek için imge global otsu yöntemi ile binarize edilmiş, izole pikseller kaldırılarak metin sınırları belirlenmiştir. Sunulan yöntem her iki gürültü için ayrı ayrı ve birlikte olmak koşulu ile dalgacık dönüşümü tabanlı yöntem ile karşılaştırılmış ve yeni yaklaşımın daha başarılı olduğu tespit edilmiştir (Patvardhan *et al.* 2012).

Eğricik dönüşümü üzerine gürültü giderimi haricinde yapılan mevcut çalışmaların diğer bir çoğunluğunu, görüntü erişimi ve sınıflandırma üzerine yapılan uygulamalar oluşturmaktadır. Bu uygulamaların içerisinde medikal uygulamalar ise önemli yer tutmaktadır. Örneğin bilgisayarlı tomografi (kesityazar) sonucunda elde edilen imgelerin, eğricik dönüşüm katsayılarının enerji, entropi, ortalama ve standart sapma gibi istatistiki değerleri kullanarak dokularına göre sınıflandırma yapan (Semler and Dettori 2006) ve eğricik dönüşümü ile sınıflandırma sonuçlarını dalgacık (wavelet), sırtcık (ridgelet) gibi diğer başlıca çoklu çözünürlük yöntemleri ile karşılaştıran (Dettori and Semler 2007) araştırmalar ilk çalışmalardan sayılmaktadır. Eğricik dönüşümünün

avantajlarından diğerk medikal uygulamalarda da faydalanılmıştır. Diş implantında çene kemiği yapısının önemli olması neticesinde çene kemiği imgelerine eğricik dönüşümü uygulanmasıyla yapılan sınıflandırmada imgelerin yaş ve cinsiyete göre başarılı şekilde ayrımı sağlanmıştır (Reddy and Kumaravel 2010). Ayrıca göğüs kanseri teşhisi üzerine dijital mamogram imgeleri üzerine eğricik dönüşümü uygulanarak sorunlu bölgeler çıkarılmış ve en yakın komşuluk sınıflandırma ve Öklid mesafesi teknikleri ile mevcut tümörler ile karşılaştırılmış bu sayede normal ve anormal olarak dokular sınıflandırılmıştır (Eltoukhy *et al.* 2010) . Mevcut bir çalışmada ise manyetik rezonans görüntüleme (MR) tekniği ile elde edilen imgelerin eğricik dönüşümü kullanılarak özellik çıkarımı ve sınıflandırma açısından Mahalonobis ve Öklid mesafesi karşılaştırması ile incelenmesine yer verilmiştir (Rajakumar and Muttan 2013). MR üzerine yapılan bir diğerk çalışmada beyin tümörlerinin sınıflandırılması üzerine eğricik dönüşümü tabanlı ve eş oluşum matrisleri kullanılarak bir yöntem geliştirilmiştir. Yöntemde sorunlu bölge bölütleme işlemine tabi tutulmuş ve bu bölge üzerinden enerji ve entropi eş oluşum matrisi özellikleri çıkarılmıştır. Daha sonra C ortalamalı bulanık küme algoritması ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir (Prabha and Sasikala 2013). Mikroskopik imgelerde kenar belirtme için eğricik dönüşümü ile ölçek bağımsız özellik dönüşümü (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) yöntemlerini beraber kullanan (Djimeli *et al.* 2013) ve deri enfeksiyonu ve egzama üzerine eğricik dönüşümü ile temel bileşenler analizi yöntemlerini beraber kullanan (Nikita and Singh 2014) araştırmalar ise eğricik dönüşümü üzerine medikal alandaki güncel çalışmaları oluşturmaktadır.

Eğricik dönüşümü üzerine yapılan tanımlama ve erişim uygulamalarının bir diğerk kullanım alanı yazı karakterleri üzerinedir. Örneğin bir çalışmada çok ölçekli ve yönelim kabiliyetine sahip eğricik dönüşümü ile el yazısı karakterlerinin eğim keskinliklerini indeksleme için bir yaklaşım sunulmuştur (Joutel *et al.* 2007). Diğerk bir çalışmada ise 20 popüler Hint alfabesi fonu incetilip kalınlaştırma yöntemi ile daha büyük veri kümesi elde edilerek, karakterleri tanımlamak üzere eğricik dönüşümü kullanılmıştır. Eğricik dönüşümü katsayılarından özellik çıkarımı ve en yakın komşuluk

yöntemi ile sınıflandırma yapılan çalışmada yüksek isabet başarımları elde edilmiştir (Majumdar 2007).

Eğricik dönüşümü ile özellik çıkarımı üzerine farklı çalışmalar da mevcuttur. Örneğin mevcut bir çalışmada, eğricik dönüşüm katsayılarından kenar tanımlayıcı istatistik verilerin çıkartılması (enerji, entropi, ortalama, standart sapma, maksimum değer minimum değer ve karşıtlık) ve bu özelliklerin gri seviye eş oluşum matrisleriyle hesaplanan doku tanımlayıcı özelliklerle beraber kullanılması ile durağan imgelerde insan tanımlama üzerine yeni bir yaklaşım sunulmuştur (Han *et al.* 2010). Ayrıca Obje takibi üzerine eğricik dönüşümü katsayılarının enerji dağılımlarına bakılarak baskın açılma seviyeye göre obje konumunun bulunması (Nayak *et al.* 2012) da bu çalışmalardan bir diğeridir. Mevcut bir diğer çalışmada ise parmak izi imgelerinde gürültü giderimi ve sınıflandırma üzerine eş oluşum matrislerini kullanarak yenilikçi iki yöntem yer verilmektedir (Luo *et al.* 2014).

Eğricik dönüşümü kullanılarak sınıflandırma üzerine yapılan araştırmaların büyük çoğunluğunu materyal dokuları üzerine yapılan çalışmalar oluşturmaktadır. Örneğin doku imgeleri üzerine mevcut bir çalışmada eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayıların ortalama ve standart sapma gibi istatistiksel özelliklerini ve eş oluşum matrisleriyle çıkartılan özelliklerle beraber kullanılması ile sınıflandırma üzerine yeni bir yaklaşım sunulmuştur (Arivazhagan *et al.* 2006). Diğer bir çalışmada ise eğricik, dalgacık ve sırtcık dönüşümü vasıtasıyla elde edilen katsayıların ortalama ve varyans değerleri özellik olarak kullanılmış, doku sınıflandırması için karşılaştırmalı bir araştırma yapılmış ve eğricik dönüşümünü kullanan yöntemin en başarılı yöntem olduğu gösterilmiştir (Shen and Yin 2009).

Doku analizi için içerik tabanlı görüntü erişimi üzerine coğrafi alanda (Gasteratos *et al.* 2004), mühendislik ve mimari alanda (Brilakis *et al.* 2006), medikal alanda (Müller *et al.* 2009), psikoloji ve sanat alanında (Machajdik and Hanbury 2010), güvenlik alanında (Iqbal *et al.* 2012), tekstil alanında (Chun and Kim 2013) birçok çalışma mevcuttur. Tüm bu alanlarda yapılan çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda özellik çıkarımı

hususunun içerik tabanlı görüntü erişiminde en önemli konu olduğu görülmektedir. Özellik çıkarımı, farklı alanlarda kullanılan farklı tekniklerin avantajları doğrultusunda incelendiğinde tüm alanlarda genel geçer bir yöntemin bulunmadığı görülmektedir. Bir erişim sisteminde özellik çıkarımı hususunda dikkat edilmesi gereken en önemli nokta bağımsız özelliklerin çıkarımıdır. Çünkü doğada bulunan dokular her zaman aynı ölçek açısı ve pozda bulunmazlar. Bu sorunu gidermek için bağımsız özelliklerin tespitinde, dönüşüm tabanlı geçmiş çalışmalarda SIFT (Lowe 1999), RIFT (Lazebnik *et al.* 2003), GLOH (Mikolajczyk and Schmid 2003), SURF (Bay *et al.* 2006) gibi başarılı uygulamalar mevcuttur. Fakat sonuçlar açısından bakıldığında başarılı uygulamaların yüksek boyutta özellik matrisleri kullanması böylece işlem yükünün ağır olması problemi bakımdan incelendiğinde aynı imgeyi farklı çözünürlük seviyelerinde ele alan çoklu çözünürlük analizi ile daha düşük boyutta özellik matrisi ile imgelerin temsili üzerine yöntemler geliştirilmiştir. Geliştirilen bu yöntemlerin ise başarımları sınırlıdır.

Eğricik dönüşümü fikrinin ortaya atılması ve çoklu çözünürlük yöntemleri içerisinde kenar belirtmedeki başarısının görülmesi akabinde içerik tabanlı görüntü erişimindeki uygulamalarda yerini alması gecikmemiştir. Mevcut bir çalışmada eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayıların ortalama ve standart sapma değerleri özellik olarak kullanılmış ve eğricik dönüşümü seviye sayısının artırılması ile daha başarılı sonuçlara ulaşılabileceği gösterilmiştir (Sumana 2008). Diğer bir çalışmada ise eğricik dönüşümü kullanılarak bölge tabanlı görüntü erişimi üzerinde durulmuştur. İmgelerin bölgesel olarak parçalara bölünerek en baskın bölgeler göz önünde bulundurularak renk ve doku özelliklerine göre görüntü erişimi gerçekleştirilmiştir. Renk özelliklerinin çıkarımı için renk histogramları, doku özelliklerinin çıkarımı için ise eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayıların ortalama ve standart sapma değerleri kullanılmıştır (Manipoonchelvi and Muneeswaran 2011). Diğer bir çalışmada ise eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılar genelleştirilmiş gauss yoğunluk yöntemi (Generalized Gaussian Density, GGD) ile modellenmiş benzerlik ölçütü için Kullback Leibler mesafesi yöntemi kullanılmıştır. Sonuçlar aynı yöntemi kullanan dalgacık dönüşümü üzerine yapılan çalışma ile karşılaştırılmış ve eğricik dönüşümünün daha başarılı olduğu tespit edilmiştir (Sumana *et al.* 2012). Karşılaştırma üzerine yapılan bir diğer çalışmada

ise renk özellikleri açısından HSV ve YCbCr renk uzayı gösterim yöntemleri, doku özellikleri açısından eğricik dönüşümü ve dalgacık dönüşümü kullanılmak üzere dört ayrı yöntem ile görüntü erişimi üzerine performans analizine yer verilmiştir. Eğricik dönüşümü tabanlı yöntemin daha başarılı olduğu gösterilmiştir (Das *et al.* 2012). Renk ve doku özelliklerini beraber kullanan bir diğer çalışmada eğricik dönüşümü ile elde edilen katsayıların istatistiksel değerleri doku özellikleri olarak, renk histogramları ile elde edilen özelliklerin ise renk özellikleri olarak kullanılması ile başarılı sonuçlara ulaşılmıştır (Namdeo and Katariya 2013). Mevcut bir diğer çalışmada ise doku özellikleri açısından eğricik dönüşümü seviye sayısının artırılması ve renk özelliklerinin erişim için beraber kullanılması ile başarımın artırılacağı anlatılmaktadır (Malao and Shahane 2013).

Eğricik dönüşümü üzerine görüntü erişimi üzerine yapılan yukarıdaki anlatılan çalışmalar, bağımsız özelliklerin kullanılmamasından dolayı sınırlı başarıma sahiplerdir. Yönelimden bağımsızlık üzerine yapılan bir çalışmada gauss gürültüsü etkisiyle birlikte erişim performansı açısından karşılaştırmalı olarak, çok kanallı gabor filtreleme yöntemi, kenar özellikleri işleme yöntemi, dairesel eşzamanlı ve özbağlanımlı model yöntemi ve dalgacık ayrıştırma tabanlı saklı markov modeli yöntemleri incelenmiş gabor filtreleme üzerine geliştirilen yöntemin hem gürültü etkisinde hem de gürültü etkisi olmadan en başarılı yöntem olduğu gösterilmiştir (Fountain *et al.* 1998). Bu bakımdan eğricik dönüşümü tabanlı yönelim bağımsızlık içeren imge erişimi üzerine yapılan çalışmaların çoğunda gabor filtreleme yöntemi karşılaştırma açısından oldukça sıklıkla kullanılmıştır. Eğricik dönüşümü ve yönelim bağımsızlık konularını ortak olarak barındıran bir çalışmada destek vektör makineleri yöntemi kullanılarak yeni bir yaklaşım sunulmuştur. İlk olarak eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen alt bantların enerjileri hesaplanmış ve yönelimden bağımsızlık dairesel öteleme ile elde edilmiştir (Shang *et al.* 2008). Diğer bir çalışmada ise özellik çıkarımı için eğricik dönüşüm katsayılarının ortalama ve standart sapma değerleri hesaplanmıştır. Yapılan çalışmada eğricik katsayılarının enerji değerleri incelendiğinde en büyük birinci ve ikinci alt bant matrisi enerjilerinin bir arada bulunduğu tespit edilmiştir. Bu sayıların peş peşe gelecek şekilde yeniden düzenlemesi ile yani yapılan dairesel öteleme ile yönelimden

bağımsızlık kazandırılabilceği tespit edilmiştir (İslam *et al.* 2009). Aynı yazarlar tarafından yapılan mevcut çalışma geliştirilerek bölge tabanlı görüntü erişimi üzerine uygulanmış ve yapılan çalışma gabor filtreleme tekniğinden daha başarılı bir yöntem olarak literatüre kazandırılmıştır (Zhang *et al.* 2012). Mevcut bir diğer çalışmada ikinci nesil eğricik dönüşümü ile ölçek bağımsız özellik dönüşümü yöntemleri beraber kullanılarak imge erişimi üzerine yeni bir yöntem geliştirilmiştir (Chen *et al.* 2013).

Çekirdek yoğunluk kestirimi (Kernel Density Estimate, KDE) ile eğricik alt bantlarının modellenmesi ve blokların çapraz korelasyonu üzerine, temel yönelim (principle orientation, PO) yöntemi ile doku sınıflandırması yapan çalışma (Çavuşoğlu 2014) ve eğricik dönüşümü ile gabor dalgacık yöntemlerini birleştirip bölge tabanlı görüntü erişimi üzerine yeni bir yaklaşım sunan çalışma (Zand *et al.* 2015) mevzubahis alandaki güncel uygulamaları oluşturmaktadır.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu bölümde yapılan çalışmada kullanılan yöntemlere yer verilecektir.

3.1. Eğricikler

Öncelikle gürültü giderimi ve görüntü erişimi üzerine sunulan iki yenilikçi çalışmada iki boyutlu (2D) ikinci nesil eğricik dönüşümü olarak adlandırılan matematiksel gösterimin iki dijital uygulaması anlatılacaktır. İlk dijital dönüşüm eşit aralıklı olmayan hızlı Fourier dönüşümüne (Unequally Spaced Fast Fourier Transform, USFFT) dayandırılırken; ikincisi özel olarak seçilmiş Fourier örneklerinin sarmasına (wrapping) dayandırılır. İki uygulama aslında, eğriciği her bir ölçek ve açıda dönüştürmek için kullanılan uzamsal sistem tercihinin göre değişiklik göstermektedir. Her iki dijital dönüşüm, ölçek parametresi, yön parametresi ve uzamsal mekân parametresi tarafından endekslenmiş dijital eğricik katsayısı tablosu olarak geri döner. Her iki uygulama da, $O(n^2 \log n)$ işlem adımında, n 'e n kartezyen dizileri içinde çalışmaları bakımından hızlıdır. Buna ek olarak, yaklaşık aynı karmaşıklıkta hızlı geri dönüşüm algoritmalarıyla terslenebilmektedirler. İkinci nesil eğricik dönüşümü ilk kuşak eğriciklere dayandırılan önceki uygulamalardan kavramsal olarak daha basit, hızlı ve çok daha sade olması bakımından daha başarılıdır.

3.1.1. Klasik çok ölçekli analiz

Son yirmi yılda, çok ölçekli fikirlere dayalı sayısal ve yeni matematiksel araçların gelişiminde büyük çapta faaliyetler gerçekleşmiştir. Bugün, çok ölçekli/çoklu çözünürlük fikirleri çok sayıda çağdaş bilim ve teknoloji alanlarına nüfuz etmiştir. Bilişim biliminde ve özellikle sinyal işlemede, dalgacık gelişimi ve bağlantılı fikirler, sıkıştırılmış verilerin hızlı bir şekilde iletimi, sinyallerden ve imgelerden gürültünün kaldırılması ve veri kümelerindeki kritik özelliklerin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

Bilimsel veri işleme alanında, dalgacıklar ve bağlantılı çoklu ölçek metotları bazen kısmi diferansiyel denklemlerin çözümünün sayısal değerlendirmesinde olduğu gibi temel bilgi işlemin hızlandırılmasına olanak sağlamaktadır (Beylkin *et al.* 1991). Günümüze kadar incelendiğinde, çok ölçekli düşünce ile tasarlanmış etkileyici ve sayıları giderek artan başarılı yöntemler mevcuttur. Bu rağmen, son yıllardaki derin araştırmalar klasik çoklu çözünürlük fikirlerinin evrensel olarak yeterli olmaktan çok uzak olduğunu göstermektedir. Bilim adamlarının Fourier dönüşümünün tüm amaçlar için uygun olmadığını fark etmesi sonucunda dalgacık gibi yeni sistemler öne sürülmüştür. Araştırmacılar dalgacık analizine yeni alternatifler aramaktadırlar. Sinyal işlemede, iki boyutlu imgelerdeki kenarlar gibi, belirleyici yapıların eğri ya da tabaka boyunca ortaya çıktığı kabul görmektedir. Dalgacıklar kesinlikle tekillikler gibi belirleyici yapıların süreksizlik ihtiva eden noktalarında ilişkilendirildiği nesnelere temsili için uygunken, boyutlu ve yönlü birleşik yapıları saptamaya, düzenlemeye veya temsil etmeye uygun değildir. Bu boyutlu bileşenlere önem verildiğinde, geleneksel çok ölçekli analizden edinilen fikirlerle daha iyi uyarlanmış alternatifler sağlamak için birçok araştırma başlığı mevcuttur (Donoho 1999; Do and Vetterli 2005; Pennec and Mallat 2005). Son yıllarda dalgacık gibi geleneksel çok ölçekli temsillerin yapısından kaynaklanan kısıtlamaları aşmak için eğricik dönüşümü geliştirilmiştir (Candes and Donoho 1999).

Kavramsal olarak eğricik dönüşümü, her bir ölçekte birçok yön ve pozisyonda analiz yeteneğine sahip, özellikle ileri ölçeklerde iğne görünümlü, çok ölçekli standart olmayan bir piramit yapısındadır. Aslında, eğricikleri dalgacıklardan ve benzerlerinden ayıran kullanışlı geometrik özelliklere sahiptir. Örneğin, eğricikler, 2^{-j} ölçeğinde her bir unsur $2^{-j/2}$ uzunluğunda ve 2^{-j} genişliğinde olduğu bir kenar boyunca sıralanan bir yapıya sahip olduğunu söyleyen parabolik bir ölçekleme ilişkisine uymaktadır. Eğricik dönüşümünün matematiksel yapısına ve bu yapı sayesinde kazandığı üstünlüklerine ileriki bölümde değinilecektir. Aşağıda eğriciklerin, dalgacıkların kullanımının ideal olmadığı durumlardaki üstünlükleri maddeler halinde incelenecektir.

3.1.1.a. Kenarlı nesnelerin en uygun bir biçimde ayrık gösterimi

Eğricik gösteriminin amacı, yapıları genel bir eğri boyunca yumuşak geçişlere sahip olan ve süreklilik gösteren nesnelerin en uygun biçimde ayrık gösterimlerini sağlamaktır. Kestirim teorisinde, $f(x_1, x_2) \in L^2(\mathbb{R}^2)$ nesnesinin m terimli eğricik yaklaşımı f_m kabul edilirse (eğricik serilerinde m en büyük katsayılarla denk gelmektedir). Geliştirilmiş ayrık gösterimi eğer f nesnesi, kapsamlı bir düzlükte C^2 eğrisi boyunca tekil değilse yaklaşım hatası $\|f - f_m\|_{L^2}^2 \leq C (\log m)^3 m^{-2}$ ifadesine uyar.

Başka bir temsilin aynı sayıdaki terimlerle daha küçük asimptotik bir hataya uyum sağlayabilmesi uygun değildir. Buradaki istatistiksel çıkarım, böyle nesnelerin basit eğricik daralmasıyla gürültülü verinin iyileştirilebileceği ve geleneksel yöntemlerle elde edilenden büyüklük sırasına göre daha iyi bir Ortalama Karesel Hatası (MSE) elde edilebildiğidir. Aslında, iyileşme asimptotik olarak ideale yakındır. Eğricik daralmasının istatistiksel idealliği kötü konumlanmış ters dönüşüm problemlerinin geniş bir sınıfında olduğu gibi dolaylı ölçümler içeren diğer durumlara kadar uzanmaktadır (Candes and Donoho 2002).

3.1.1.b. Dalga üreticilerin ideal aralıklı gösterimi

Eğricikler, kısmi diferansiyel denklemlerin hesaplanması ve analizi için çok önemli bir araç da olabilmektedir. Örneğin, eğriciklerin dalga üreticilerin geometrisine sadık bir model olması dikkate değer bir niteliktir. Bir eğricik üstündeki dalga grubu eylemi Hamiltonian akışları boyunca eğricik merkezinin basitçe dönüştürülmesiyle çok iyi bir şekilde tahmin edilmiştir. Bu sonucun fiziksel yorumu, eğriciklerin yeterli frekans lokalizasyonu ile uyumlu dalga şekli olarak görülebilmesidir. Böylece aynı anda hem dalgalar gibi hem de yeterli uzamsal lokalizasyonla parçacıklar gibi davranırlar (Candes and Demanet 2005).

u 'nun m boyutlu vektör ve $x \in R^n$ olduğu kabul edilirse, doğrusal hiperbolik diferansiyel denklemlerinin simetrik bir sistem formu Denklem 3.1 şeklinde düşünüldüğünde;

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \sum_k A_k(x) \frac{du}{dx_k} + B(x)u = 0, \quad u(0, x) = u_0(x) \quad (3.1)$$

A_k ve B uzamsal değişkenleri x 'e kolayca dayandırılabilir ve A_k simetriktir. E_t , t zamanda $u(t, x)$ dalga alanı içinde sıfır zamanda $u(0, x)$ dalga alanını saptayan çözüm operatörü ve (φ_n) vektörü eğriciklerin sıkıştırma penceresi olduğu kabul edildiğinde, (Candes and Demanet 2005) Denklem 3.2 ile gösterilen eğricik matrisi ayrık ve iyi organize edilmiş haldedir.

$$E_t(n, n') = \langle \varphi_n, E_t \varphi_{n'} \rangle \quad (3.2)$$

Ayrıklık, matris girdilerinin gelişigüzel satır veya sütunda nerdeyse eksponansiyel şekilde hızlı azalması sayesinde ve göz ardı edilemeyen girdilerin çok az kaydırılmış diyagonalin yakınında yer alması bakımından iyi organize edilmiştir. Gayri resmi olarak, eğricikler hiperbolik diferansiyel denklemlerinin büyük bir sınıfında, çözüm operatörünün yakın öz fonksiyonu olarak düşünülebilir.

Eğricik domainindeki çözüm operatörünün geliştirilmiş ayrıklığı bir yandan matematiksel analizi basitleştirip keskin eşitsizliklerin ispatlanmasına olanak sağlarken diğer yandan, belirlenmiş doğrulukta gerekli hesap adımı sayısına göre çok daha iyi asimptotik özelliklerle yeni sayısal algoritmaların tasarımına olanak sağlar.

3.1.1.c. Kötü konumlanmış problemlerde en uygun imge rekonstrüksiyonu

Eğricikler, eksik veri ile rekonstrüksiyon problemlerine kolayca adapte olan özel mikro-lokal özelliklere sahiptir. Örneğin, medikal uygulamalarda, gürültülü ve

tamamlanmamış tomografik veride (Natterer 1986), $f(x_1, x_2)$ nesnesini yeniden yapılandırılmak için toplanır gürültü tarafından bozulan f eğrisel integrallerin alt kümesi ölçümlerindeki belirsizliğin modellenenebilmesi önemli bir ihtiyaçtır. Bu probleme eğricikler şaşırtıcı bir şekilde yeni nicel açılımlar sunar (Candes and Donoho 2004). Örneğin, faz-uzay lokalizasyonunun iyi bir uyarlaması olan eğricik dönüşümü, f nesnesinin verilerden doğru ve iyi bir şekilde nasıl yeniden yapılandırılmasına ve kurtarılamayan özelliklerinin başarılı olarak tanımlanmasına olanak sağlar. Kabaca söylemek gerekirse, $f = \sum_{n \in iyi} \langle f, \varphi_n \rangle \varphi_n + \sum_{n \notin iyi} \langle f, \varphi_n \rangle \varphi_n$ ifadesine göre veri toplama geometrisi nesnenin eğricik açılımını iki parçaya ayırır.

Açılımın ilk parçası doğru bir şekilde kurtarılabilmesine rağmen, ikinci açılım kurtarılamaz. Burada dikkat edilmesi gereken husus, kurtarılabılır kısmın eksik veriye sahip olsa bile benzer bir doğrulukla yeniden yapılandırılabilirdir. Nesnede kurtarılabılır süreksizliklere olanak veren bazı istatistiksel modeller için yakınsaklığın uygun istatistiksel oranlarını elde eden eğricik biortagonal dekompozisyonların daralmasına dayanan basit algoritmaların olduğu nicel bir teori olmasına rağmen, asimtotik açıdan, temel olarak daha iyi MSE değeri veren başka bir kestirim prosedürü yoktur (Candes and Donoho 2004).

Özet olarak, eğricik dönüşümü matematiksel olarak başarılıdır ve imge işleme, veri analizi, bilimsel hesaplama gibi dalgacık benzeri fikirlerin kullanıldığı uygulama alanlarında oldukça gelecek vadeden potansiyele sahiptir. Bu potansiyeli fark etmek ve bu teknolojiyi çok sayıda problemlere uygulamak için, hızlı ve dijital verileri işleyen doğru bir ayrık eğricik dönüşümüne ihtiyaç olacaktır.

3.1.2. Ayrık eğricik dönüşümü

2000 yılında öne sürülen eğricikler günümüze kadar on beş yılı aşkındır kullanılmaktadırlar. Tanıtımlarından hemen sonra, araştırmacılar uygulamaları için sayısal algoritmalar geliştirmiş ve bilim adamları, pratik başarı serileri hakkında raporlar hazırlamaya başlamışlardır. Mevcut öncül uygulamalar, sırtcık (ridgelet)

dönüşümünün faz-uzay ayrımını içeren ve ön işleme adımı kullanan (Candes and Donoho 2000) uzay ve frekansta iyi bir şekilde yerleştirilmiş veri bloklarını kapsayan (Candes and Donoho 1999) orijinal bir yapıya dayandırılmaktadırlar.

İlk uygulamaların akabindeki birkaç yıl içerisinde eğricikler, daha kolay kullanılabilmesi ve anlaşılması için yeniden tasarlanmışlardır. Bunun sonucunda, yeni yapı daha basit ve tamamıyla anlaşılır haldedir. Burada dikkat edilmesi gereken husus yeni matematiksel mimarinin, yenilikçi algoritma stratejileri sayesinde daha önceki uygulamaların daha iyisini yapmak için fırsat sağlamasıdır. Bu bölümde;

- USFFT (Unequally Spaced Fast Fourier Transform) aracılığıyla eğricikler ve
- Sarma (Wrapping) aracılığıyla eğricikler.

Olmak üzere, hızlı ayrık eğricik dönüşümünün (FDCvT) iki farklı sayısal uygulamasına, sürekli zaman eğricik dönüşümü ilk olarak anlatılmak suretiyle yer verilecektir. Her iki ileri FDCvT yöntemi de n 'e n Kartezyen dizisinde $O(n^2 \log n)$ işlem adımına sahiptir ve ayrıca yaklaşık olarak aynı işlem karmaşıklığıyla hızlı geri dönüşüm algoritmasıyla tersinirdirler.

3.1.3. Sürekli zaman eğricik dönüşümü

Yapılan çalışmada tüm ifadeler iki boyut için incelenecektir. R^2 de uzamsal değişken x , frekans domain değişkeni ω , r ve θ kutupsal koordinatları frekans domaininde kabul edildiğinde, sırasıyla “radyal pencere” ve “açısal pencere,” olarak adlandırılan $W(r)$ ve $V(t)$ bir çift penceredir. Bu pencereler, W 'nin pozitif gerçel argümanlarının alınıp $r \in (1/2, 2)$ üzerinde desteklenmesiyle ve V 'nin gerçel argümanlarının alınıp $t \in [-1, 1]$ üzerinde desteklenmesiyle iki pencere de düzgün, pozitif ve reel değerlidir. Ayrıca bu pencereler her zaman Denklem 3.3 ve 3.4'de belirtilen onanırılık koşullarına (admissibility conditions) uymaktadır.

$$\sum_{j=-\infty}^{\infty} W^2(2^j r) = 1, \quad r \in (3/4, 3/2) \quad (3.3)$$

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} V^2(t - l) = 1, \quad t \in (-1/2, 1/2) \quad (3.4)$$

Her $j \geq j_0$ için, Fourier alanında aşağıdaki formül tarafında tanımlanan U_j frekans penceresi hesaplandığında Denklem 3.5 elde edilir.

$$U_j(r, \theta) = 2^{-\frac{3j}{4}} W(2^{-j} r) V\left(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor} \theta}{2\pi}\right) \quad (3.5)$$

$\lfloor j/2 \rfloor$, $j/2$ 'nin tamsayı kısmıdır. Böylece, U_j desteği ile W ve V kullanılarak her bir doğrultuda ölçek bağımlı pencere genişliğiyle uygulanan radyal ve açısal pencereler sonucu kutupsal takoz (wedge) tanımlanır. Reel değerli eğricikler elde etmek için, Denklem 3. 5'in simetrik versiyonuyla, yani $U_j(r, \theta) + U_j(r, \theta + \pi)$ ile çalışılır.

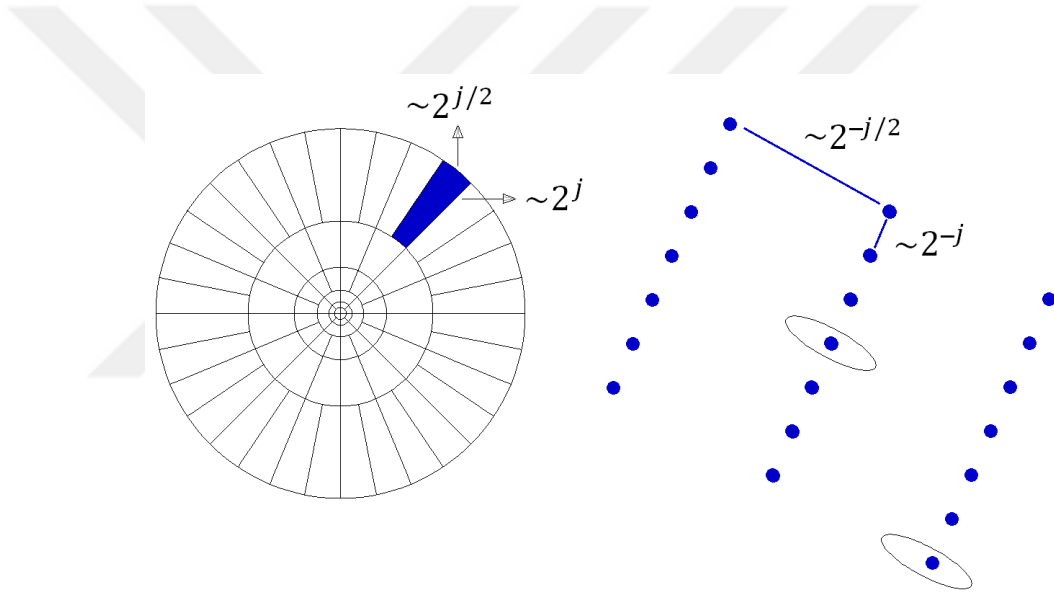
Dalga şekli $\varphi_j(x)$, Fourier dönüşümü $\widehat{\varphi}_j(\omega) = U_j(\omega)$ aracılığıyla tanımlanır. φ_j 'nin rotasyonu ve tanımlanması yoluyla bütün eğriciklerin 2^j ölçeğinde elde edilmesi bakımından φ_j , ana eğricik olarak düşünülebilir. Rotasyon açılarının eşit uzaklıkta yerleştirilmiş dizisi $\theta_l = 2\pi \cdot 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} \cdot l$, $l = 0, 1, \dots$ ile $0 \leq \theta_l < 2\pi$ (ardışık açılar arasındaki boşluğun ölçek bağımlı olduğu dikkate alınır.) ve çeviri parametrelerinin $k = (k_1, k_2) \in Z^2$ olduğu kabul edildiğinde, 2^j ölçeğindeki, θ_l oryantasyonundaki ve $x_k^{(j,l)} = R_{\theta_l}^{-1}(k_1 \cdot 2^{-j}, k_2 \cdot 2^{-j/2})$ pozisyonundaki eğricikler $x = (x_1, x_2)$ ifadesinin fonksiyonu olarak $\varphi_{j,l,k}(x) = \varphi_j(R_{\theta_l}(x - x_k^{(j,l)}))$ ile tanımlanır;

R_θ 'in, θ radyanları tarafından rotasyonu ve R_θ^{-1} tersi (ayrıca transpozu) olarak kabul edildiğinde, $R_\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}$, $R_\theta^{-1} = R_\theta^T = R_{-\theta}$ bulunur. Bir eğricik katsayısı o halde basitçe $f \in L^2(R^2)$ elemanı ve $\varphi_{j,l,k}$ eğriciği arasında bir iç çarpımdır.

$$c(j, l, k) := \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle = \int_{\mathbb{R}^2} f(x) \overline{\varphi_{j,l,k}} dx \quad (3.6)$$

Dijital eğricik dönüşümü frekans alanında çalıştığı için, Plancherel teoremine uygulanmasına ve bu iç çarpımın frekans düzlemi üzerinde integral olarak ifade edilmesine elverişlidir.

$$c(j, l, k) := \frac{1}{2\pi^2} \int \hat{f}(\omega) \overline{\hat{\varphi}_{j,l,k}(\omega)} d\omega = \frac{1}{2\pi^2} \int \hat{f}(\omega) U_j(R_{\theta_l} \omega) e^{i\langle x_k^{(j,l)}, \omega \rangle} d\omega \quad (3.7)$$



Şekil 3.1. Eğricik dönüşümü, Fourier frekans uzayı bölümlenmesi (sol) ve bir takozun (wedge) uzamsal (sağ) uzayda gösterimi

Dalgacık teorisinde olduğu gibi eğricik dönüşümünde de kaba (coarse) ölçek unsurları bulunmaktadır. Sunulan alçak geçiren pencere W_0 , $|W_0(r)|^2 + \sum_{j \geq 0} |W(2^{-j}r)|^2 = 1$ ifadesine uyar. Buna göre $k_1, k_2 \in Z$ için, kaba ölçek eğricikleri $\varphi_{j_0,k}(x) = \varphi_{j_0}(x - 2^{-j_0}k)$, $\hat{\varphi}_{j_0}(\omega) = 2^{-j_0}W_0(2^{-j_0}|\omega|)$ gibi tanımlanır. Dolayısıyla, kaba ölçekli eğricikler yönsüzdür. Tam eğricik dönüşümü iyi (fine) ölçekli yönlü unsurlardan $(\varphi_{j,l,k})_{j \geq j_0, l, k}$ ve kaba ölçekli izotropik (yönlü) kurucu dalgacıklardan $(\Phi_{j_0,k})_k$ oluşur. Buradaki önem, iyi ölçekli yönlü unsurların davranışdır. Şekil 3.1 yapının ana öğelerini özetler.

Eğricik dönüşümünün bazı önemli özellikleri aşağıda başlıklar altında anlatılmaktadır.

3.1.3.a. Sıkıştırılmış pencere

Eğricik serileri gelişigüzel fonksiyon $f(x_1, x_2) \in L^2(\mathbb{R}^2)$ olarak kolayca genişletilebilir: L^2 bağlamında tutulan eşitlik ile beraber rekonstrüksiyon formülü Denklem 3.8'de belirtildiği üzere bulunur.

$$f = \sum_{j,l,k} \langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle \varphi_{j,l,k} \quad (3.8)$$

Parseval ilişkisi aşağıdaki gibidir.

$$\sum_{j,l,k} |\langle f, \varphi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|_{L^2(\mathbb{R}^2)}^2, \quad \forall f \in L^2(\mathbb{R}^2) \quad (3.9)$$

(Hem Denklem 3.8'de hem de 3.9'da toplam, kaba ölçekli unsurlara genişler.)

3.1.3.b. Parabolik ölçekleme

φ_j 'in frekans lokalizasyonu, $\varphi_j(x)$ dikey yönde baskın eksen gösterimiyle 2^{-j} , $2^{-j/2}$ dikdörtgeninden hızlı bozulma ile elde edilir. Kısacası, etkili uzunluk ve genişlik anizotropik (eş yönsüz) ölçekleme ilişkisine uyar

$$\text{uzunluk} \approx 2^{-\frac{j}{2}}, \text{genişlik} \approx 2^{-j} \Rightarrow \text{genişlik} \approx \text{uzunluk}^2 \quad (3.10)$$

3.1.3.c. Salınlı davranış

Tanımından da anlaşıldığı üzere, $\hat{\varphi}_j$ aslında dikey eksenin $\omega_1 = 0$ ötesinde desteklenir fakat yatay $\omega_2 = 0$, eksene yakındır. Kısacası, bu durum $\hat{\varphi}_j(x)$ 'in x_1 yönünde salınlı, x_2 yönünde alçak geçişli olduğunu söyler. Dolayısıyla, 2^{-j} ölçeğinde, bir eğriciğin zarfı, ana sırt (ridge) boyunca salınlı bir davranış gösteren ve etkili $2^{-j/2}$ uzunluğu ve 2^{-j} genişliği belirlenmiş olan küçük bir iğne şeklindedir.

3.1.3.d. Sınır anları

Eğricik modeli φ_j 'nin tüm $0 \leq n < q$ olduğunda ve tüm x_2 değerleri için q sınır anlarına sahip olduğu göstermektedir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \varphi_j(x_1, x_2) x_1^n dx_1 = 0 \quad (3.11)$$

Aynı özellik, x_1 ve x_2 'nin denk gelen dönüştürülmüş koordinatları için alındığında, dönüştürülmüş eğricikler içinde geçerli olur. Sırtta dik yönde alınan integrale dikkat edildiğinde sayılan sınır anları, yukarıda bahsedilen salınım özelliğini ölçmek için bir yoldur. Fourier domaininde Denklem 3.11, $0 \leq n < q$ ve tüm ω_2 değerleri için bir sıfırlar sırası haline gelir. Bu olay $\frac{\partial^n \hat{\varphi}_j}{\partial \omega_1^n}(0, \omega_2) = 0$ ifadesiyle tanımlanır.

Şekil 3.1 ve Şekil 3.2'de gösterildiği gibi frekans düzleminde orijinden uzakta iyi sıkıştırılmış bir şekilde olmalarından dolayı bu kısımda tanımlanan ve uygulanan eğricikler sonsuz sayıda sınır anlarına sahiptir.

3.1.4. Dijital eğricik dönüşümü

Bu kısımda, yukarıda matematiksel ifadelerle özetlenen eğricik dönüşümünün iki dijital uygulamasına yer verilmektedir. Bu dijital dönüşümler doğrusaldır ve $f[t_1, t_2]$, $0 \leq t_1, t_2 < n$, formunun Kartezyen dizilerini girdi olarak alırlar. Bu form Denklem 2.4 için analogdan dijital dönüşüm ile elde edilen $c^D(j, l, k)$ katsayılarının çıktısı olarak düşünülmeye olanak sağlar. (D üst gösterimi dijital anlamına gelmektedir.)

$$c^D(j, l, k) := \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] \overline{\varphi_{j,l,k}^D[t_1, t_2]} \quad (3.12)$$

Her bir $\varphi_{j,l,k}^D$ ifadesi dijital eğricik dalga formunu temsil etmektedir. Temel farklılıkları detaylandırmadan önce, iki dijital dönüşümün ortak bir mimariyi paylaştığı ilk önce gösterilecektir.

3.1.4.a. Dijital koronizasyon

Denklem 3.5'deki sürekli zaman tanımında, U_j penceresi diyadik korona $\{2^j \leq r \leq 2^{j+1}\}$ ve açılı $\{-\pi \cdot 2^{j/2} \leq 0 \leq 2^{-j/2}\}$ yakınındaki frekansları kolayca çıkarır. Korona ve rotasyonlar bilhassa Kartezyen dizilerine uyarlanamazlar. Onun yerine, Kartezyen eşitliklerin, eş merkezli kareler (daireler yerine) ve kırılma temelli Kartezyen korona, yoluyla temsili uygun olmaktadır. Örneğin, analog Kartezyen kümesine $(W_j)_{j \geq 0}$, $W_j(\omega) = W(2^{-j}\omega)$ formun bir penceresi olarak;

$\tilde{W}_j(\omega) = \sqrt{\Phi_{j+1}^2(\omega) - \Phi_j^2(\omega)}$, $j \geq 0$ ifadesine uygundur. Burada Φ alçak geçişli bir boyutlu pencerelerin çarpımı olarak $\Phi_j(\omega_1, \omega_2) = \phi(2^{-j}\omega_1)\phi(2^{-j}\omega_2)$ şeklinde tanımlanmaktadır.

ϕ fonksiyonu $0 \leq \phi \leq 1$ 'e uyar, $[-1/2, 1/2]$ aralığında 1'e eşit olabilir ve $[-2, 2]$ aralığı dışında sıfırlanır. Bunu doğrudan kontrolü Denklem 3.13'de belirtilmektedir.

$$\Phi_0(\omega)^2 + \sum_{j \geq 0} \tilde{W}_j^2(\omega) = 1 \quad (3.13)$$

Kartezyen yakınlık tarzında ölçeklerin nasıl ayrılacağı böylece tanımlanmıştır. Böylece sıra açısız lokalizasyona gelmektedir. V daha önceki bölümde açıklandığı gibi farz edildiğinde yani Denklem 3.4 göz önüne alındığında, $V_j(\omega) = V(2^{\lfloor j/2 \rfloor} \omega_2 / \omega_1)$ ifadesi bulunur. \tilde{W}_j ve V_j daha sonra Kartezyen penceresini tanımlamak için kullanılır.

$$\tilde{U}_j(\omega) := \tilde{W}_j(\omega)V_j(\omega) \quad (3.14)$$

\tilde{U}_j 'in köşeye yakın $\{(\omega_1, \omega_2) : 2^j \leq \omega_1 \leq 2^{j+1}, -2^{-j/2} \leq \omega_2 / \omega_1 \leq 2^{-j/2}\}$, frekanslarını diğerlerinden ayırdığı ve Kartezyen'in önceki anlatılan kutupsal penceresine eşdeğer olduğu açıktır. Eşit uzaklıkta yerleştirilmiş eğimler dizisi; $\tan \theta_l := l \cdot 2^{-\lfloor j/2 \rfloor}$, $l = -2^{\lfloor j/2 \rfloor}, \dots, 2^{\lfloor j/2 \rfloor} - 1$ ile gösterilir ve $\tilde{U}_{j,l}(\omega) := W_j(\omega)V_j(S_{\theta_l}\omega)$ ifadesi ile tanımlanır. Burada $S_\theta := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta & 1 \end{pmatrix}$ kırılma matrisini belirtmektedir.

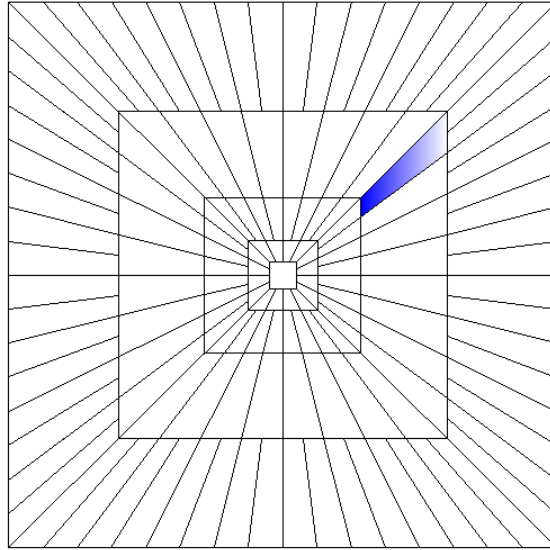
θ_l açıları burada eşit uzaklıkta olmamalarına rağmen eğimler eş uzaklıktadır. Orijin ve $\mp \pi/2$ radyan değerlerindeki rotasyonlar çevresindeki simetri aracılığıyla tamamlandığında, önceki kısımda anlatılan $U_j(R_{\theta_l}\omega)$ kümesine Kartezyen analog olan $\tilde{U}_{j,l}$ tanımlanır. $\tilde{U}_{j,l}$ kümesi, Şekil 3.2'de geometrisi gösterilen eş merkezli fayanslar (tiling) anlamına gelmektedir. Böyle yerleştirilen pencereleri tanımlamanın başka yolları da vardır. \tilde{U}_j 'i, $\tilde{U}_j(\omega) := \psi_j(\omega_1)V_j(\omega)$ şeklinde seçmek bunlardan biridir.

Her bir $\theta_l \in [-\pi/4, \pi/4]$ için tanımlanan ve $\psi_j(\omega_1) = \psi(2^{-j}\omega_1)$ ile $\psi(\omega_1) = \sqrt{\phi(\omega_1/2)^2 - \phi(\omega_1)^2}$ bant geçiren profil yapısı ile; $\tilde{U}_{j,l}(\omega) := \psi_j(\omega_1)V_j(S_{\theta_l}\omega) = \tilde{U}_j(S_{\theta_l}\omega)$

Bulunur. Bu özel tanımla birlikte, verilen herhangi bir ölçekte pencereler kırılmadan etkilenmemektedir. Uygulamada, her iki seçim de çok sayıda açı ilgisi bulunduğunda eşdeğerdir. Çünkü çoğu ϕ aslında benzer $\tilde{U}_{j,l}$ pencerelerini tanımlar.

Şekil 3.2’de gösterilen $\tilde{U}_{j,l}$ pencereleri, parabolik ölçeklemeye uyan, kırılmış köşeler yakınındaki Fourier dönüşümünü kolayca lokalize eder. Gölgeleştirilmiş alan, bu şekilde elde edilen tipik bir takozu (wedge) temsil etmektedir.

$V_j(S_{\theta_l}\omega) = V(2^{\lfloor \frac{j}{2} \rfloor} \omega_2 / \omega_1 - l)$ yapısına göre ve her $\omega = [\omega_1, \omega_2]$ için $\omega_1 > 0$ ile birlikte, Denklem 3. 4’den, $\sum_{-\infty}^{\infty} |V_j(S_{\theta_l}\omega)|^2 = 1$ bulunmaktadır.



Şekil 3.2. Temel dijital fayanslar

V fonksiyonu üzerindeki kısıtlama desteği yüzünden, yukarıdaki toplam, açıların ilişkisi için kısıtlanır. $-1 \leq \tan\theta_l < 1$, $\frac{\omega_2}{\omega_1} \in \left[-1 + 2^{-\lfloor \frac{j}{2} \rfloor}, 1 - 2^{-\lfloor \frac{j}{2} \rfloor}\right]$ için $\sum_{\text{tüm açılar}} |V_j(S_{\theta_l}\omega)|^2 = 1$ ‘e uyar. Böylece Denklem 3.13’den aşağıda belirtilen Denklem 3.15 elde edilir.

$$\sum_{\text{tüm ölçekler}} \sum_{\text{tüm açılar}} |\tilde{U}_{j,l}(\omega)|^2 = 1 \quad (3.15)$$

Şekil 3.2'deki frekans düzlemindeki yamuk şeklindeki pseudopolar fayanslar, ideal polar fayanslara iyi bir alternatif olacak şekilde yapılandırılmıştır. Cevircik (Contourlet) mimarisi bu yöntemin ilk uygulamasıdır ve düzgün bir şekilde kırılmış yönlü filtrelerinin kaskat yapısı ile temellendirilmiştir (Do and Vetterli 2003). Diğer yandan sırtcık paketleri, doğrudan frekans düzleminde yamuk şekli ile hizalanmış bir pseudopolar sistem üzerine interpolasyon aracılığıyla tanımlanır. Bir sonraki kısımda USFFT ve sarma (wrapping) aracılığı ile eğricik dönüşümü üzerine iki yöntemi birbirlerine paralel olarak açıklanacaktır.

3.1.4.b. USFFT aracılığıyla dijital eğricik dönüşümü

Dijital Koronizasyon, süreksiz değerler $b := (k_1 \cdot 2^{-j}, k_2 \cdot 2^{-j/2})$ üstünde b 'nin aldığı $\tilde{\varphi}_{j,l,k}(x) = 2^{\frac{3j}{4}} \tilde{\varphi}_j(S_{\theta_l}^T(x - S_{\theta_l}^{-T}b))$ formun Kartezyen eğricikleri ortaya koyar. Amaç, aşağıdaki formül tarafından verilen katsayıların analogdan dijital dönüşümünü bulmaktır.

$$c(j, l, k) = \int \hat{f}(\omega) \tilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1}\omega) e^{i(S_{\theta_l}^{-T}b, \omega)} d\omega \quad (3.16)$$

Kolaylık açısından $\theta_l = 0$ varsayılır. Denklem 3.16'yı ayrık veriyle sayısal olarak değerlendirmek için,

1. f nesnesinin 2D FFT'si alınır ve \hat{f} elde edilir,
2. \tilde{U}_j penceresi \hat{f} ile çarpılır,
3. $b := (k_1 \cdot 2^{-j}, k_2 \cdot 2^{-j/2})$ uygun Kartezyen sistemi üstündeki ters Fourier dönüşümü alınır.

Buradaki zorluk, $\theta_l \neq 0$ için, standart olmayan kırılmış sistem $S_{\theta_l}^{-T}(k_1 \cdot 2^{-j}, k_2 \cdot 2^{-j/2})$ üzerinde ters ayrık Fourier dönüşümünün (IDFT) değerlendirilmesi istemidir. Bu bakımdan klasik FFT algoritması uygulanmaz. Uygun dikdörtgen sistemini kurtarmak için, yine de, kırılma operasyonu \hat{f} için geçilebilir ve Denklem 3.16 aşağıdaki gibi yeniden yazılabilir.

$$c(j, l, k) = \int \hat{f}(\omega) \tilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1}\omega) e^{i\langle b, S_{\theta_l}^{-1}\omega \rangle} d\omega = \int \hat{f}(S_{\theta_l}\omega) \tilde{U}_j(\omega) e^{i\langle b, \omega \rangle} d\omega \quad (3.17)$$

Bir Kartezyen dizilimi $f[t_1, t_2]$, $0 \leq t_1, t_2 < n$ verildiğinde ve $\hat{f}[n_1, n_2]$ bu dizinin 2D ayrık Fourier dönüşümünü göstermek kaydıyla $\hat{f}[n_1, n_2] = \sum_{t_1, t_2=0}^{n-1} f[t_1, t_2] e^{-\frac{i2\pi(n_1 t_1 + n_2 t_2)}{n}}$, $-\frac{n}{2} \leq n_1, n_2 < \frac{n}{2}$ ve $\hat{f}[n_1, n_2] = \hat{f}(2\pi n_1, 2\pi n_2)$ ifadeleri elde edilmektedir.

Trigonometrik polinomal interpolasyon ile \hat{f} , aşağıdaki formül aracılığıyla tanımlanır

$$\hat{f}(\omega_1, \omega_2) = \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] e^{-i(\omega_1 t_1 + \omega_2 t_2)/n} \quad (3.18)$$

Daha sonra, $\tilde{U}_j[n_1, n_2]$ 'in $L_{1,j}$ uzunluğunda ve $L_{2,j}$ genişliğinde bazı dikdörtgenler üzerinde desteklendiği varsayılır.

$$P_j = \{(n_1, n_2): n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\} \quad (3.19)$$

(Burada $(n_{1,0}, n_{2,0})$ dikdörtgenin alt-solundaki piksel indeksidir). Parabolik ölçekleme yüzünden, $L_{1,j}$ yaklaşık 2^j ve $L_{2,j}$ ise yaklaşık $2^{j/2}$ boyutundadır. Bu verilerle FDCvT, USFFT aracılığıyla basit bir şekilde hesaplanır.

$$c^D(j, l, k) = \sum_{n_1, n_2 \in P_j} \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2] e^{i2\pi \left(\frac{k_1 n_1}{L_{1,j}} + \frac{k_2 n_2}{L_{2,j}} \right)}$$

$$\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] = \hat{f}(2\pi n_1, 2\pi(n_2 - n_1 \tan \theta_l)) \quad (3.20)$$

Bu bakış açısı ile USFFT aracılığıyla FDCvT mimarisi kabaca şu şekildedir:

1. 2D FFT uygulanır ve Fourier örnekleri $\hat{f}[n_1, n_2]$, $-\frac{n}{2} \leq n_1, n_2 < \frac{n}{2}$ elde edilir.
2. Her bir ölçek ve açı çifti (j, l) için, $(n_1, n_2) \in P_j$ için $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l]$ örneklenmiş değerlerin elde edilmesi için $\hat{f}[n_1, n_2]$ yeniden örneklenir (veya interpolasyon).
3. interpolate (veya kırılan) \hat{f} nesnesi, parabolik \tilde{U}_j penceresiyle çarpılır, θ_l yönünde paralelkenara yakın \hat{f} etkili bir şekilde yerleştirilir ve aşağıdaki ifade elde edilir.

$$\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \tilde{U}_j[n_1, n_2]$$

4. Ters 2D FFT her bir $\tilde{f}_{j,l}$ için uygulanır dolayısıyla, ayrık katsayılar $c^D(j, l, k)$ elde edilir.

3.1.4.c. Sarma aracılığı ile dijital eğricik dönüşümü

Sarma yaklaşımı, daha önce belirtilen aynı dijital koronizasyonu kullanır fakat her ölçek ve açıda eğricikleri çevirmek için uzamsal sistemin kısmen daha basit seçimiyle farklılaşır. Eğilmiş bir sistem yerine, düzgün bir dikdörtgen sistemi kullanır ve esas olarak daha önce anlatıldığı formda Kartezyen eğricikler tanımlanır.

$$c(j, l, k) = \int \hat{f}(\omega) \tilde{U}_j(S_{\theta_l}^{-1} \omega) e^{i\langle b, \omega \rangle} d\omega \quad (3.21)$$

Denklem 3.16'da $S_{\theta_l}^{-T} b$ 'nin dikdörtgen sistem üzerindeki değerleri alarak $b \cong (k_1 2^{-j}, k_2 2^{-j/2})$ tarafından değiştirildiğine dikkat edilmelidir. Daha önce olduğu gibi, bu formül b için $\theta \in \left(-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right)$ veya $\left(\frac{3\pi}{4}, \frac{5\pi}{4}\right)$ olduğunda anlaşılır, diğer şekilde $L_{1,j}$ ve $L_{2,j}$ 'nin rolleri birbirleriyle değişir. Bu yaklaşımın arkasındaki zorluk, frekans düzleminde, 2D IFFT'nin Denklem 3.11'i hesaplamak için uyarlanabildiği eksenlerle hizalanmış, $\tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2]$ penceresinin $\sim 2^j \times 2^{j/2}$ boyutlu bir dikdörtgene sığmamasıdır. Ayrık hale getirdikten sonra, ω üstündeki integral, 2D IFFT tarafından izin verilen sınırlar ötesinde genişletilecek olan n_1, n_2 üstündeki bir toplam haline gelir. Denklem 3.21'in standart bir 2D IFFT ile olan benzerliği bu açıdan sadece biçimseldir. Dikdörtgen boyutlarının neden bir sorun olduğunu anlamak için, $\tilde{U}_{j,l}$ 'nin paralel yüzlü alanda nasıl desteklendiği $P_{j,l} = S_{\theta_l} P_j$ göz önüne alınarak incelenir.

Açısal değişken θ_l 'in çoğu değeri için $P_{j,l}$, ikisi de 2^j sırasında olan eksenlerle ve kenar uzunluklarıyla hizalanmış $R_{j,l}$ dikdörtgeninin içinde desteklenir. Kural olarak, 2D ters FFT bu daha büyük dikdörtgen üzerinde kullanılabilir. Bu olay Vanderghenst ve Gobbers tarafından öne sürülen sürekli yönlü dalgacık dönüşümü ayrıklaştırılmasına yakındır (Vanderghenst and Gobbers 2002). Bu olay ideal görünür fakat bu yaklaşımda katsayıların belirgin yüksek hızda örneklenmesi gibi açık bir dezavantaj vardır. Başka bir deyişle, önceki yaklaşım, bir yönde $n/2^j$ değerinde ise $n/2^{j/2}$ civarında anizotropik uzamsal aralık ile eğricik tasarımının mümkün olduğunu gösterirken, bu yaklaşımın her iki yönde de $n/2^j$ civarında kenar uzunluklarıyla sade düzenli bir dikdörtgen sistem gerektirdiği görülmektedir. Farklılık, USFFT temelli uygulamada sadece $2^{3j/2}$ 'e karşılık gelen katsayılar hesaplanırken, bu yaklaşımda her ölçek ve açıda 2^{2j} katsayıları sırası üzerindeki hesaplamak gerektiğidir. $2^j \approx n$ 'e kadar ki, en üst eğricik ölçüğünden yola çıkarak, bu yaklaşımın USFFT versiyonu için, $O(n^2)$ hafıza gerektirmesine karşı $O(n^{2.5})$ kadar hafıza gerektirir. Yine de, hassas sistemi aşağı örnekleme ile her ölçek ve açı için USFFT uygulamasında kullanılan aynı niceliğe sahip bir alt sistem elde etmek mümkündür. Burada amaç, frekans örneklerini aşağıda anlatılacağı gibi periyodik hale getirmektir.

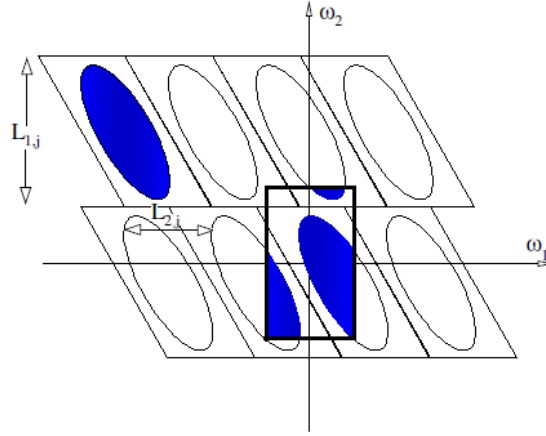
Önceden olduğu gibi, $P_{j,l}$ 'nin ayrık yerleştiren $\tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2]$ penceresinin desteğini içeren bir paralelkenar olduğu kabul edilir ve her j ölçeği için, iki $L_{1,j} \sim 2^j$ ve $L_{2,j} \sim 2^{j/2}$ sabiti olduğu varsayılırsa, her θ_l oryantasyonu için, yatay yönde $L_{1,j}$ ve dikey yönde $L_{2,j}$ çarpımıyla, iki boyutlu düzlem $P_{j,l}$ ifadesi elde edilir. Periyodikliğe uygun penceredeki veri $d[n_1, n_2] = \tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2]$, $Wd[n_1, n_2] = \sum_{m_1 \in Z} \sum_{m_2 \in Z} d[n_1 + m_1 L_{1,j}, n_2 + m_2 L_{2,j}]$ şeklindedir.

Orijin çevresindeki paketlenmiş penceredeki veri, daha sonra orijin yakınındaki $L_{1,j} \times L_{2,j}$ kenar uzunluğu ile bir dikdörtgen içindeki n_1, n_2 indisleri için $Wd[n_1, n_2]$ 'nin kısıtlaması olarak $0 \leq n_1 < L_{1,j}$, $0 \leq n_2 < L_{2,j}$ şekilde tanımlanır.

Paketlenmiş ve $P_{j,l}$ içinde verilen orijinal indisler (n_1, n_2) , (muhtemelen $L_{1,j}, L_{2,j}$ 'den çok daha geniş), arasında bire bir uygunluk söz konusudur. Dolayısıyla, paket dönüşümü verinin basit bir yeniden indekslenmesidir. Orijin etrafındaki $d[n_1, n_2]$ dizisinin sarmasını, modüler fonksiyonu kullanarak daha basitçe ifade etmek mümkündür;

$$Wd[n_1 \bmod L_{1,j}, n_2 \bmod L_{2,j}] = d[n_1, n_2] \quad (3.22)$$

$(n_1, n_2) \in P_{j,l}$ ile birlikte modüler işlem, orijinal (n_1, n_2) 'nin orijin yakınındaki yeni pozisyonlarını saptar. $\theta \in (\frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4})$ aralığındaki bu açılar için, koordinat eksenleri değiştirildikten sonra, paketleme işlemi benzer şekilde yapılır. Bu durum, Şekil 3.3'de gösterilmektedir. Şekil 3.3'de eğriğin frekans desteğini içeren siyah paralelkenar $P_{j,l}$ levhası iken, gri paralelkenarlar periyodiklikten kaynaklanan maskelerdir. Dikdörtgen orijinde merkeze alınır. Paketlenmiş elips parçalı şekilde ortaya çıkar fakat bu işlem zıt kenarların belirlendiği periyodik dikdörtgende bir sorun teşkil etmemektedir.



Şekil 3.3. Paralelkenar içindeki sarma verisinin periyodiklik ile dikdörtgen haline gelmesi

Yukarıda belirtilen tanımlar ile uygulanan sarma aracılığıyla FDCvT'nin mimarisi şu şekildedir:

1. 2D FTT uygulanır ve Fourier örnekleri bulunur. $\hat{f}[n_1, n_2]$, $-\frac{n}{2} \leq n_1, n_2 < \frac{n}{2}$
2. Her bir j ölçeği ve l açısı için, $\tilde{U}_{j,l}[n_1, n_2] \hat{f}[n_1, n_2]$ çarpımı hesaplanır.
3. Bu çarpım orijin çevresinde sarılır n_1 ve n_2 , $0 \leq n_1 < L_{1,j}$, $0 \leq n_2 < L_{2,j}$ olmak üzere, $\theta \in (-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4})$ aralığı için $\tilde{f}_{j,l}[n_1, n_2] = W(\tilde{U}_{j,l} \hat{f})[n_1, n_2]$ elde edilir.
4. Her bir $\tilde{f}_{j,l}$ 'ye 2D ters FTT uygulanır. Böylece $c^D(j, l, k)$ ayırık katsayıları bulunur.

Özet olarak, her iki dijital uygulamada da frekans aralığı, eş merkezli karelere dayalı diyardik halkalara bölünür. Her halka, ikizkenar yamuk alanlar halinde parçalara ayrılır. USFFT'de trigonometrik polinom olarak görülen ayırık Fourier dönüşümü, paralelkenar eksenleriyle hizalanan eşit aralıklı sisteme göre her paralel yüzlü alanı içinde örneklenir. Dolayısıyla, her ölçek/rotasyon kombinasyonu için farklı bir örnekleme sistemi vardır. Sarma yönteminde interpolasyon yerine, IFFT uygulanabilen dikdörtgen alan içindeki Fourier örneklerini yerleştirmek için periyodik yaklaşım kullanılır.

3.1.5. Eğricik organizasyonu

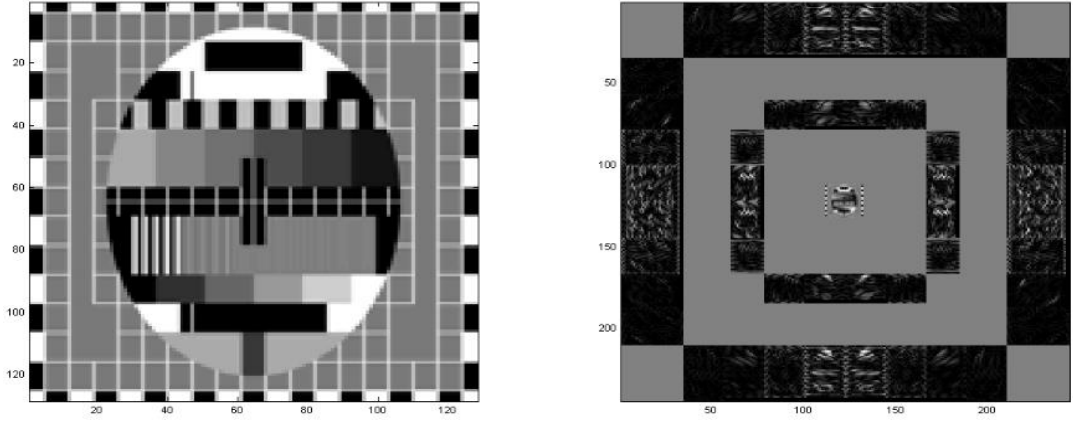
$M \times N$ piksel ihtiva eden bir imge çok çözünürlük ve yönelim kabiliyetine sahip eğricik dönüşümü ile frekans domainine dönüştürüldüğünde $\log_2 \min(M, N) - 3$ adet dönüşüm seviyesi bulunmaktadır. 128×128 piksel ihtiva eden bir imge için seviye sayısı 4 olarak bulunmaktadır. Çizelge 3.1’de dört seviyeli bir eğricik dönüşümü sonucunda $50(=1+16+32+1)$ adet alt bantta eğricik katsayıları yerleşimi gösterilmektedir.

Çizelge 3.1’de yer alan her alt banttaki (ölçekteki) matrisler farklı bir açıya tekabül etmektedir. Bu bakımdan ele alındığında 128×128 piksel içeren bir imgenin eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılar incelendiğinde ölçek 2 için 16 adet ölçek 3 için ise 32 adet farklı açı değeri için değişken boyutlarda bir matris değeri elde edilmektedir.

Çizelge 3.1. Eğricik katsayılarının yapısı

Ölçek	Rotasyon	Karakteristik	Matris Formu
1	1	Düşük Frekans Yüksek Enerji Yüksek Genlik Düşük Sıfır Sayısı	[21x21]
2	16		[18x22] [22x18] [18x22] [22x18] [16x22] [22x16] [16x22] [22x16] [16x22] [22x16] [16x22] [22x16] [18x22] [22x18] [18x22] [22x18]
3	32		[34x22] [22x34] [34x22] [22x34] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [32x22] [22x32] [34x22] [22x34] [34x22] [22x34]
4	1	Yüksek Frekans Düşük Enerji Düşük Genlik Yüksek Sıfır Sayısı	[128x128]

Şekil 3.4’de test imgesine ait eğricik katsayılarının logaritmik gösterimine yer verilmektedir.

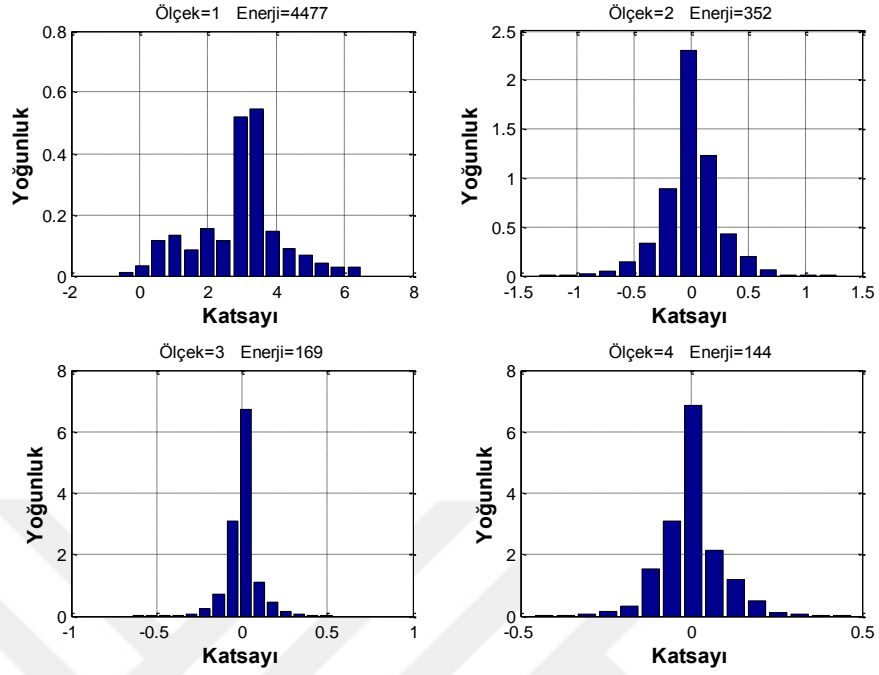


Şekil 3.4. Test imgesi (solda) ve bu imgeye ait eğricik katsayılarının logaritmik gösterimi (sağda)

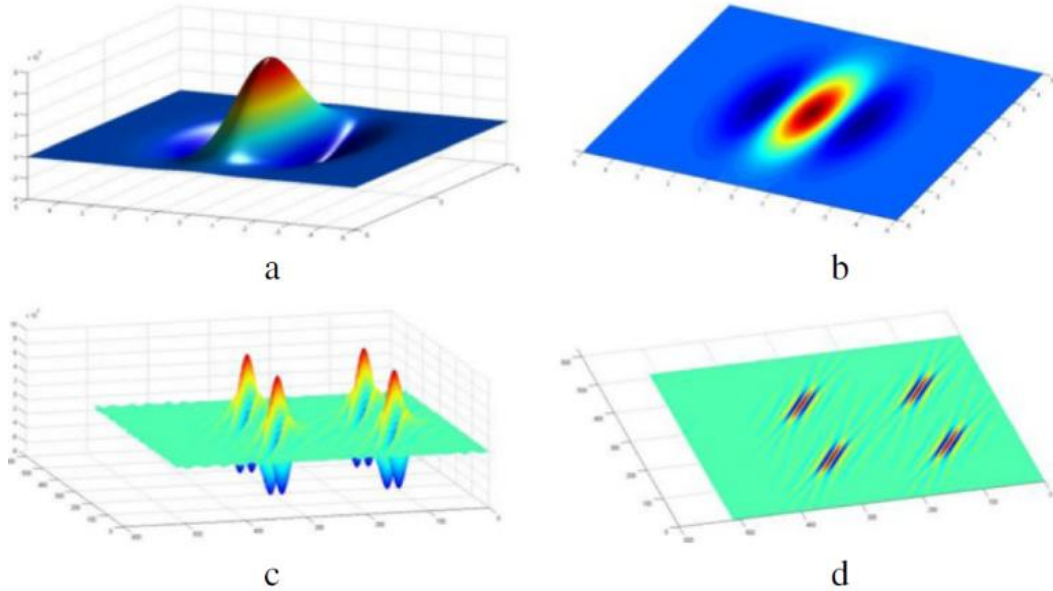
İstatistiki açıdan katsayılar incelendiğinde ilk seviye katsayılarının yönsüz ve son ölçekteki katsayıların dalgacık tabanlı olduğu göz önüne alındığında; enerjinin en yüksek olduğu en düşük frekanslı katsayıların birinci seviyede olduğu ve seviye sayısı arttıkça katsayıların enerjileri düşerken frekansının da arttığı görülmektedir. Ayrıca seviye sayısı arttıkça katsayı genlikleri azalmakta ve matrisler içerisindeki sıfır yoğunluğu da artmaktadır. Şekil 3.5’de Şekil 3.4’deki test imgesine ait seviyelere göre ortalama katsayı dağılım histogramlarına ve seviyelerin toplam enerjilerine yer verilmektedir. Seviyelere göre katsayıların enerji dağılımları Denklem 3.23’e göre hesaplanmıştır.

$$E = \sum_{(i,j) \in \text{hücre sınırları}} |C_{i,j}|^2 \quad (3.23)$$

Şekil 3.6’da belirtildiği üzere eğriciklerin yapısı göz önünde bulundurulduğunda Candès ve Donoho tarafından sunulan sezgisel bir argümana göre eğricik katsayıları Şekil 3.7’de belirtilen kesişim durumlarına göre üç ayrı kategoride değerlendirilebilmektedir (Candès and Donoho 2002).

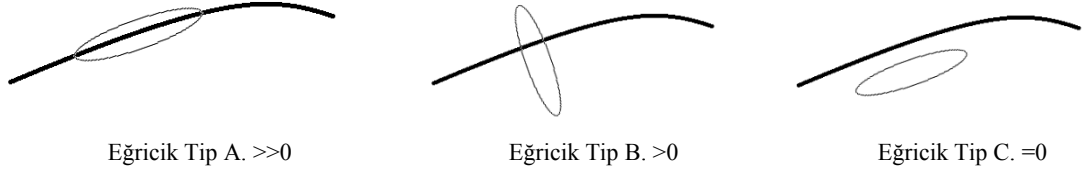


Şekil 3.5. Test imgesine ait seviyelere göre ortalama katsayı dağılımları ve seviyelerin toplam enerjileri



Şekil 3.6. Belirli açı ve ölçekteki eğricik temel fonksiyonları

(a) Meksika şapkası tabanlı eğricik fonksiyonunun 3D görüntüsü (b) Meksika şapkası tabanlı eğricik fonksiyonunun üst görünüşü. (c) Meyer-tabanlı eğricik fonksiyonunun 3D görüntüsü. (d) Meyer eğricik fonksiyonunun üst görünüşü (Çavuşoğlu 2014)



Şekil 3.7. Eğricik tipleri

İmgedeki bir eğrinin kritik açı ile eğricik boyunca kesişmesi durumunda ilgili açı, ölçek ve konumdaki katsayı genliği en büyük durumunu almaktadır. Bu durum tip A olarak isimlendirilmektedir. Eğer bu kesişim kritik açı ile eğricik boyunca gerçekleşmiyor ise katsayı genliği sıfırdan farklı fakat sıfıra yakın olacaktır. Bu durum ise tip B olarak isimlendirilmektedir. Eğer eğricik ile imgedeki eğri kesişim göstermiyor ise bu durumda katsayı genliği sıfır olmakta ve bu durum ise tip C olarak isimlendirilmektedir. Bu yaklaşım göz önüne alındığında genliği büyük olan katsayılar eğrisel süreklilik barındıran keskin geçiş bilgisini, genliği küçük olan katsayılar ise ilgili açı ölçek ve konumdaki eğrisel süreksizlikleri ve imgeye ait artalan doku bilgisini barındırmaktadır. Bu bileşenler bir imgenin en temel özellikleridir ve ayrı ayrı değerlendirilmesi gerekmektedir.

3.2. Gauss Karışım Modeli

Gauss karışım modeli (Gaussian Mixture Model-GMM) parametrik olasılık yoğunluk fonksiyonunu gauss bileşenlerinin yoğunlukları toplamı olarak ifade eden bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Gauss karışım modeli (GKM), sinyal işlemede ve istatistiksel sınıflandırmada, olasılık yoğunluklarının sürekli ölçümlerinde veya özneliklerin parametrik modellemesinde sıklıkla kullanılmaktadır. GKM parametreleri bir veri kümesinde iteratif beklentinin en büyüklenmesi algoritması (Expectation-Maximization, EM) veya en büyük sonsal (Maximum A posteriori, MAP) kestirimi ile öncü model vasıtasıyla bulunabilmektedir.

GKM, M adet gauss yoğunluğunun ağırlıklı toplamı olarak aşağıda gösterilmektedir.

$$p(x|\lambda) = \sum_{i=1}^M \omega_i g(x|\mu_i, \Sigma_i) \quad (3.24)$$

Burada x , D boyutlu rastsal vektörü (ölçümler veya öznitelikler), ω_i , $i = 1, \dots, M$, karışım ağırlıkları ve $g(x|\mu_i, \Sigma_i)$, $i = 1, \dots, M$, gauss yoğunluk bileşenleridir. Her yoğunluk bileşeni D rastlantı değişkeni rastlantı değişkeni Gauss fonksiyonunun formülü aşağıdaki şekildedir.

$$g(x|\mu_i, \Sigma_i) = \frac{1}{2\pi^{D/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right\} \quad (3.25)$$

Burada $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$ olmak üzere μ_i ortalama vektörü, Σ_i kovaryans matrisini belirtmektedir.

Gauss karışım modeli parametrelerinin tanımlanması için ortalama vektörlerinin, kovaryans matrislerinin ve karışım ağırlıklarının tüm yoğunluk bileşenlerinden elde edilmesi gerekmektedir. Bu parametreler Denklem 3.26'da gösterilmektedir.

$$\lambda = \{\omega_i, \mu_i, \Sigma_i\} \quad i = 1, \dots, M \quad (3.26)$$

Kovaryans matrisleri Σ_i , genellikle diyagonal formda bulunmaktadır. Buna ek olarak tüm bileşenlerin ortak kovaryans matrisine sahip olması gibi Gauss bileşenleri arasında parametreler paylaşımlı veya birbirlerine bağlı olarak da bulunabilmektedir. Model yapılanması seçimi (bileşen sayısı, tam diyagonal kovaryans matrisleri ve bağlama parametresi gibi) GKM parametrelerinin tahminine ve veri kümesi büyüklüğüne göre kullanılacak uygulama alanı göz önünde bulundurularak tanımlanmaktadır. Ayrıca dikkat edilmesi gereken bir diğer husus, Gauss bileşenlerinin genel özellik yoğunluğunun birlikte hareket etmesinden dolayı, özniteliklerin istatistiki açıdan bağımsız olmamaları durumunda bile tam kovaryans matrislerinin gerekli olmamasıdır. Diyagonal kovaryans temelli Gauss doğrusal kombinasyonu öznitelik vektörü

elemanları arasındaki ilişkileri modelleme yeteneğine sahiptir. Gauss eğrileri üzerinden düşünüldüğünde M boyutunda bir dizi tam kovaryans matrisi kullanılmasının etkisi daha büyük boyutta diyagonal kovaryans matrisi kullanılması ile aynıdır.

3.2.1. Maksimum olabilirlik parametre kestirimi

Verilen eğitim vektörlerine göre GKM yapılandırılmasında, GKM parametrelerinin (λ), eğitim vektörlerinin dağılımı ile uyuşacak şekilde kestirimi amaçlanmaktadır. Bu problem üzerine GKM parametrelerinin kestirimi için bazı yaklaşımlar mevcuttur (McLachlan G 1988). Bu yaklaşımların içerisinde günümüzde kullanılan en popüler ve başarılı yaklaşım maksimum olabilirlik (Maximum Likelihood, ML) kestirimidir. ML kestirim yönteminde amaç, verilen eğitim verisindeki GKM olabilirliğini en büyük hale getirecek model parametrelerinin bulunmasıdır.

Bir T dizisi için, eğitim vektörleri $X = \{x_1, \dots, x_T\}$ olmak üzere, GKM olabilirliği, vektörler kendi aralarında bağımsız sayılmak suretiyle şu şekilde yazılabilir.

$$p(x|\lambda) = \prod_{t=1}^T p(x_t|\lambda) \quad (3.27)$$

Fakat bu ifade λ parametrelerinin doğrusal fonksiyon olmamalarından dolayı direkt en üst düzeye çıkarma mümkün değildir ancak ML parametre kestirimi ile iteratif olarak beklentinin en büyüklenmesi (EM) algoritmasının özel durumu kullanılarak elde edilebilmesi mümkündür (Dempster *et al.* 1977).

EM algoritmasının temel aşaması, λ öncü model ile başlayıp $p(X|\bar{\lambda}) \geq p(X|\lambda)$ şartını sağlayan $\bar{\lambda}$ yeni modelin kestirimi ile devam etmektir. Daha sonra yeni model öncü model olarak alınır ve bir sonraki iterasyona geçilir. Bu işlem belirli yakınsama eşiğine ulaşıncaya kadar tekrar eder. Öncü model tipik olarak ikili vektör nicemleme (binary vector quantizer, VQ) kestirimi ile türetilmektedir.

Her EM iterasyonunda olabilirlik değerinin tek düze artışı garanti ettiği aşağıdaki yeniden kestirim formülleri kullanılır.

Karışım ağırlıkları;

$$\bar{\omega}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda) \quad (3.28)$$

Ortalamalar;

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda) x_t}{\sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda)} \quad (3.29)$$

Varyanslar (diyagonal kovaryans);

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda) x_t^2}{\sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda)} - \bar{\mu}_i^2 \quad (3.30)$$

i bileşeni için sonsal olasılık (posteriori probability) Denklem 3.31'deki şekilde elde edilebilmektedir.

$$\Pr(i|x_t, \lambda) = \frac{\omega_i g(x_t | \mu_i, \Sigma_i)}{\sum_{k=1}^M \omega_k g(x_t | \mu_k, \Sigma_k)} \quad (3.31)$$

3.2.2. En büyük sonsal parametre kestirimi

EM algoritması ile GKM parametrelerinin kestirimine ek olarak mevzubahis parametrelerin MAP kestirimi ile bulunması da mümkündür.

EM algoritmasında olduğu gibi MAP kestiriminde de iki aşamalı yöntem söz konusudur. Birinci aşamada EM algoritmasındakine benzer şekilde eğitim verisinden yeterli istatistik (karışım ağırlıkları, ortalama ve varyans değerlerinin elde edilmesi için gereken istatistik değerler) kestirimi öncü modelde her karışım için hesaplanır. İkinci aşamada EM algoritmasından farklı olarak öncü karışım parametrelerinden veri bağımlı karışım katsayısı vasıtasıyla bulunan eski yeterli istatistikler ile yeni yeterli istatistikler kestirerek adaptasyon için beraber kullanılır. Daha sonra veri bağımlı karışım katsayıları tasarlanır. Böylece yeni verinin yüksek değerli karışımları en son parametre kestirimi için yeni yeterli istatistiklerden daha güvenilirdir. Aynı zamanda yeni verinin düşük değerli karışımları en son parametre kestirimi için eski yeterli istatistiklerden daha güvenilirdir. Adaptasyon için ilgili tanımlar aşağıda belirtilmektedir. İstenilen sınıf için verilen öncü model ve eğitim matrisleri $X = \{x_1, \dots, x_T\}$ olmak üzere, ilk olarak eğitim vektörlerinin öncü karışım bileşenlerine olasılık hizalaması gerçekleştirilir. Bu işlem öncü modelde i karışımı için $\Pr(i|x_t, \lambda_{\text{öncü}})$, Denklem 3.31'deki gibi hesaplanılarak sağlanır. Daha sonra ağırlık, ortalama ve varyans parametreleri için yeterli istatistikler bulunur.

$$n_i = \sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda_{\text{öncü}}) \quad \text{ağırlık,} \quad (3.32)$$

$$E_i = \frac{1}{n_i} \sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda_{\text{öncü}}) x_t \quad \text{ortalama,} \quad (3.33)$$

$$E_i(x^2) = \frac{1}{n_i} \sum_{t=1}^T \Pr(i|x_t, \lambda_{\text{öncü}}) x_t^2 \quad \text{varyans,} \quad (3.34)$$

Bu kısım EM algoritması ile benzer şekilde gerçekleştirilmektedir. Son olarak eğitim verisinden elde edilen bu yeni yeterli istatistikler i karışımı için oluşturulan adaptif parametreler aynı karışım için öncü yeterli istatistiklerin yerine aşağıdaki eşitlikler göz önünde bulundurularak kullanılmaktadır.

$$\hat{\omega}_i = [\alpha_i^\omega n_i/T + (1 - \alpha_i^\omega)\omega_i]\gamma \quad \text{adapte karışım ağırlığı,} \quad (3.35)$$

$$\hat{\mu}_i = \alpha_i^m E_i(x) + (1 - \alpha_i^m)\mu_i \quad \text{adapte karışım ortalaması,} \quad (3.36)$$

$$\hat{\sigma}^2_i = \alpha_i^v E_i(x^2) + (1 - \alpha_i^v)(\sigma_i^2 + \mu_i^2) - \hat{\mu}_i^2 \quad \text{adapte karışım varyansı,} \quad (3.37)$$

Adaptasyon katsayıları eski ve yeni kestirimler arası dengeyi ağırlıklar, ortalamalar ve varyanslar için sırayla kontrol eder $\{\alpha_i^\omega, \alpha_i^m, \alpha_i^v\}$. Ölçek faktörü γ ise, her bir adapte karışım ağırlığının toplamının bire eşit olmasını sağlamak için kullanılır. Yukarıda belirtilen denklemlerde her bir karışım ve parametre için, Denklem 3.38'de belirtildiği üzere, bir veri bağımlı adaptasyon katsayısı $\alpha_i^\rho, \rho \in \{\omega, m, v\}$ kullanılmaktadır.

$$\alpha_i^\rho = \frac{n_i}{n_i + r^\rho} \quad (3.38)$$

Burada r^ρ , ρ parametresi için uyumluluk (relevance) faktörüdür. Mevcut birçok uygulamada tek bir adaptasyon katsayısının ($\alpha_i^\omega = \alpha_i^m = \alpha_i^v = n_i/(n_i + r)$) tüm parametreler için ve dahası sadece ortalama vektörleri gibi belirli adapte GKM parametreleri için kullanılması uygundur. Veri bağımlı adaptasyon katsayısı kullanılması, parametrelerin karışım bağımlı adaptasyonuna izin verir. Eğer bir karışım bileşeni düşük olasılık değerine sahipse, n_i değeri göz önüne alındığında $\alpha_i^\rho \rightarrow 0$, olmak koşulu ile yeni parametrelerin etkisi azalırken eski parametrelerin etkisi artar. Yüksek olasılık değerine sahip olması durumunda ise $\alpha_i^\rho \rightarrow 1$, olmak koşulu ile yeni sınıf bağımlı parametrelerin kullanımı sağlanır. Uyum faktörü yeni parametrelerin eski parametrelerin yerini almadan önce bir karışımdaki gözlemlenebilen yeni verinin miktarının kontrolünü sağlar. Bu yaklaşım sayesinde sınırlı eğitim verisi gürbüz hale gelmektedir.

3.2.3. Eğricik katsayılarının GKM ile modellenmesi

Eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen belirli ölçek ve açıdaki katsayı matrisleri incelendiğinde genliği büyük olan katsayılar eğrisel süreklilik barındıran keskin geçiş bilgisini, genliği küçük olan katsayılar ise eğrisel süreksizlikleri ve imgeye ait artalan doku bilgisini barındırmaktadır. Bu bileşenler bir imgenin en temel özellikleridir.

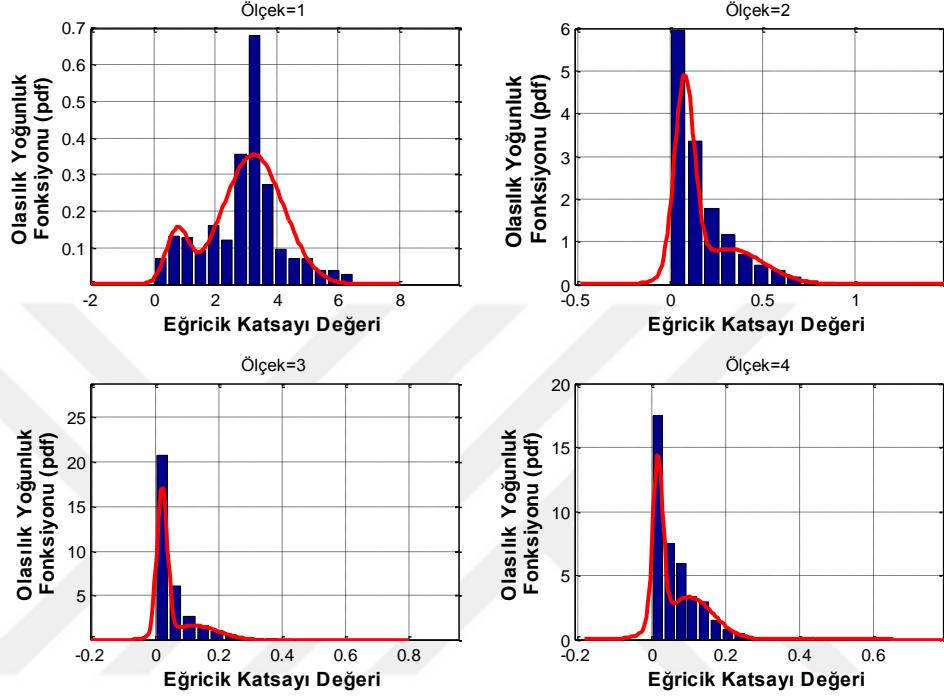
Eğricik dönüşümü sonrasında her ölçek ve açığı temsil eden katsayı matrislerine ikili gauss karışımları modeli (GKM) uygulayarak bu iki bileşeni birbirlerinden ayrı olarak temsil edebilmek mümkündür. Temel olarak eğricik katsayıları gauss dağılımına uygunluk göstermektedir. Yüksek genlikteki negatif ve pozitif katsayıların detay bilgisini barındırdığı göz önüne alındığında belirli ölçek ve açıdaki tüm katsayıların mutlak değerleri üzerinden uygulanan GKM imgedeki keskin geçişleri bütün olarak inceleme imkânı verir.

Şekil 3.8’de test imgesine ait eğricik katsayılarının mutlak değerlerine uygulanan ikili GKM ile elde edilen gauss eğrileri gösterilmektedir. İkinci ve üçüncü seviyelerdeki tüm katsayılar her seviye için ayrı ayrı birleştirilmiş ve GKM bunun akabinde uygulanmıştır. Şekilden de anlaşılacağı üzere seviye sayısı azaldıkça yani düşük seviyelerde, eğricik katsayılarının dağılımları normal dağılımdan uzaklaşmaktadır. Bu bakımdan düşük seviyelerde uygulanan GKM ile daha başarılı bir modelleme sağlanmaktadır.

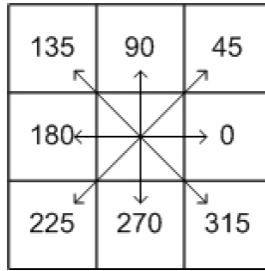
3.3. Eş Oluşum Matrisleri

Eş oluşum matrisi kullanarak özellik çıkarımı ilk defa 1973 yılında Haralick tarafından sunulmuştur (Haralick *et al.* 1973). Günümüzde hala popülerliğini koruyan bu yöntem iki aşamadan oluşmaktadır. İlk adım eş oluşum matrislerinin hesaplanması ikinci adım ise bu eş oluşum matrislerinden imgeye ait özelliklerin çıkarılmasıdır. Gri seviye eş oluşum matrisi (Gray level co-occurrence matrix, GLCM) iki komşu piksel arasındaki ilişkiyi inceleyen ikinci dereceden istatistiksel bir modeldir. Eş oluşum matrisi; belirli grilik seviyesinde (Ng), ilk piksel referans olmak üzere, d mesafesi ve θ açısı ile

belirlen komşu pikselin tüm resimde kaç adet çift oluşturduğu bilgisini bulundurur. Şekil 3.9’da piksel çiftleri arasındaki açısal ilişki gösterilmektedir ($d = 1$).



Şekil 3.8. Eğricik katsayılarının ikili GKM ile modellenmesi



Şekil 3.9. Piksel çiftleri arasındaki açısal ilişki

Aşağıda belirtildiği gibi GLCM, diyagonal simetriye sahip kare bir matristir. N_g İmgedeki grilik seviyesi olmak üzere, $P(i, j)$ değeri, “ i ” gri seviyesindeki piksel değerinin “ j ” gri seviyesindeki piksel değeriyle belirli açı ve uzaklıkta kaç defa çift oluşturduğunun toplam bilgisini içermektedir.

$$GLCM = \begin{bmatrix} P(1,1) & \cdots & P(1, N_g) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P(N_g, 1) & \cdots & P(N_g, N_g) \end{bmatrix}$$

I, NxN boyutundaki imgeyi belirtmek üzere; normalize edilmemiş GLCM için P_{ij} değeri Çizelge 3.2'de belirtilen yönelimlerin göz önüne alınması doğrultusunda $P_{i,j,\theta} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N C\{I(x,y) = i\}^{(I(x \pm d\theta_0, y \mp d\theta_1) = j)}$ şeklinde tanımlanır.

Çizelge 3.2. Yönelim değerleri

θ	0°	45°	90°	135°
θ_0	0	1	1	1
θ_1	1	1	0	-1

Burada $C\{.\}=1$ ise argüman doğru ve $C\{.\}=0$ ise aksi hali göz önünde tutulur. \pm ve \mp işaretlerini ise GLCM çapraz simetriyi elde etmek amacıyla her piksel çiftinin iki defa, önce ileri sonra geri yönde sayılmasını göstermektedir.

GLCM hesabında dikkat edilmesi gereken en önemli husus mesafe (d), açı (θ) ve grilik seviyesi (N_g) değerlerinin seçimidir. GLCM hesabı için mevcut çalışmalarda d mesafesinin seçimi üzerine 1 ile 64 arasında farklı değerlerin tanımlanması söz konusudur. Fakat doku özelliklerinin kaybolmadan en başarılı şekilde çıkarımı için en başarılı sonuçların d mesafesinin düşük olduğu değerlerde elde edildiği kabul edilmektedir (Chen *et al.* 1989). Açı değeri $d = 1$ mesafesi için Şekil 3.9'da belirtilen piksel çiftleri arasındaki açısal ilişki göz önünde bulundurularak çeşitli yaklaşımlar mevcuttur. GLCM hesabı göz önünde bulundurulduğunda 0° için elde edilen matris 180° için elde edilen matrise yakın çıkacağı için genellikle 0° , 45° , 90° ve 135° için hesaplama yapılmaktadır. İzotropik imgelerde yönelim hususunun önem arz etmemesinden kaynaklı tüm açılardan elde edilen GLCM matrislerinin ortalamasının alınması da yaygın bir kullanımdır (Soh and Tsatsoulis 1999). Açısal ilişkileri d mesafesini farklı alarak genişletmek de mümkündür. Grilik seviyesi GLCM hesabında

önemli rol üstlenen bir diğer parametredir. Grilik seviyesi mevcut çalışmalarda 2 ile 256 arası değerler alabilmektedir. Yüksek seviye grilik düzeyi daha isabetli öznelik çıkarımını sağlarken daha büyük boyuttaki matrislerle çalışmak işlem yükünü artırmaktadır. Tüm bu veriler ışığında GLCM hesabında kullanılacak parametrelerin uygulama alanına göre belirlenmesi en uygun yaklaşım olarak kabul edilmektedir.

GLCM elde edildikten sonra özellik çıkarımı işlemi için, elde edilen GLCM üzerinden istatistiksel özellikler hesaplanır.

3.3.1. Eş oluşum doku özellikleri

Dokulara ait sınıflandırma için birçok eş oluşum özelliği belirlenmiştir. Haralick tarafından önerilen on dört doku özelliği; açısız ikinci moment veya enerji, karşıtlık, korelasyon, varyans, ters diferansiyel moment, toplam ortalama, toplam varyans, toplam entropi, entropi, diferansiyel varyans, diferansiyel entropi, birinci korelasyon ölçüsü, ikinci korelasyon ölçüsü, maksimum korelasyon katsayısıdır (Haralick *et al.* 1973). Görüntülere ait belirtilen bu doku özellikleri GLCM vasıtasıyla hesaplanarak özellik vektörleri oluşturulmaktadır. $P(i, j)$, GLCM de (i, j) 'inci girişe ait değer olmak üzere;

- $P_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j)$, $P_y(j) = \sum_{i=1}^{N_g} P(i, j)$
- $P_{x+y}(k) = \sum_{i,j:i+j=k} P(i, j)$, $k = 2, 3, \dots, 2N_g$
- $P_{x-y}(k) = \sum_{i,j:|i-j|=k} P(i, j)$, $k = 0, 1, \dots, N_g - 1$
- $\mu = P(i, j)$ 'nin ortalamasını,
- μ_x, μ_y ifadeleri P_x ve P_y değerlerine ait ortalama değerlerini,
- $\mu_{x-y} = \sum_{i=0}^{N_g-1} i P_{x-y}(i)$
- σ_x ve σ_y ifadeleri P_x ve P_y değerlerine ait standart sapma değerlerini,
- HX, HY ifadeleri P_x ve P_y değerlerine ait entropi değerlerini,
- $HXY = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log(P(i, j))$
- $HXY1 = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log\{P_x(i)P_y(j)\}$

- $HXY2 = -\sum_i \sum_j P_x(i)P_y(j) \log\{P_x(i)P_y(j)\}$
- N_g , grilik seviye sayısını belirtmektedir.

Yukarıda belirtilen tanımlar ve eşitlikler göz önünde bulundurularak, Haralick tarafından sunulan (Haralick *et al.* 1973) 14 adet GLCM özellikleri aşağıda başlıklar halinde tanımlanmıştır.

3.3.1.a. Açısal ikinci moment

Açısal ikinci moment bir resimdeki tekdüzeliği belirtir aynı zamanda enerji olarak da isimlendirilir. Bir imgedeki piksel değerleri birbirlerine yakın olduğunda açısal ikinci moment yani enerji değeri de büyük çıkacaktır. GLCM den enerji özelliği Denklem 3.39 ile hesaplanmaktadır.

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{P(i, j)\}^2 \quad (3.39)$$

3.3.1.b. Entropi

Entropi zor tanımlanan bir kavramdır. Çoğunlukla bir sistemdeki düzensizlik olarak tanımlanır ve istatistikten teolojiye birçok alanda yararlanır. GLCM den entropi özelliği Denklem 3.40 ile hesaplanmaktadır.

$$f_2 = -\sum_i \sum_j P(i, j) \log(P(i, j)) \quad (3.40)$$

3.3.1.c. Korelasyon

Korelasyon özelliği eş-oluşum matrisi içinde gri seviye değerlerinin doğrusal bağımlılığını gösterir. Referans pikselin komşu piksel ile ilişkisini inceleyen korelasyon Denklem 3.41 ile hesaplanmaktadır.

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij)P(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.41)$$

3.3.1.d. Homojenlik (Ters diferansiyel moment)

Homojenlik kavramı aynı zamanda ters diferansiyel moment olarak da isimlendirilmektedir. Bu özellik, piksel çiftleri arasındaki küçük ton farklılıklarını büyüterek imgedeki homojenliği inceler. Ayrıca bu özellik GLCM deki yakın çapraz elemanların varlığına daha duyarlıdır. İmgedeki tüm elemanlar aynı değerde olduğunda homojenlik en büyük değere sahip olur. GLCM özelliklerinden enerji sabit tutulduğunda kontrast artarsa homojenlik düşer. Homojenlik Denklem 3.42 ile hesaplanmaktadır.

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i,j) \quad (3.42)$$

3.3.1.e. Karşıtlık (Kontrast)

Kontrast referans piksel ile komşu piksel arasındaki parlaklık farkını yani imgede bulunan lokal varyasyonların büyüklüğünü ölçer. i ve j değeri eşit ise yani diyagonal üzerinde ise fark 0 olacak ve ağırlığı da 0 olacaktır. Eğer i ve j arasında 1 fark bulunursa düşük bir karşıtlık bulunacak ve ağırlığı da 1 olacaktır. Eğer i ve j arasında 2 fark bulunursa karşıtlık artacak ve ağırlığı 4 olacaktır. Bu şekilde ağırlık eksponansiyel şekilde artış gösterecektir. GLCM de kontrast Denklem 3.43 ile hesaplanmaktadır.

$$f_5 = \sum_{i,j} |i-j|^2 P(i,j) \quad (3.43)$$

3.3.1.f. Varyans

Bu istatistik, heterojenliğin ölçüsüdür ve standart sapma gibi birinci dereceden istatistik değişkenlerle güçlü bir ilişkiye sahiptir. Belirli pencerede entropi özelliğine benzer

şekilde referans piksel ile komşu piksel arasında belirli penceredeki farkın ortalama etrafındaki yayılımını gösterir. Grilik seviye değerleri ortalamadan farklı bir değer aldığı anda varyans değeri yükselmektedir. Varyans, Denklem 3.44 ile hesaplanmaktadır.

$$f_6 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 P(i, j) \quad (3.44)$$

3.3.1.g. Toplam ortalama

GLCM de toplam ortalama Denklem 3.45 ile hesaplanmaktadır.

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} i P_{x+y}(i) \quad (3.45)$$

3.3.1.h. Toplam varyans

GLCM de toplam varyans Denklem 3.46 ile hesaplanmaktadır.

$$f_8 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_6)^2 P_{x+y}(i) \quad (3.46)$$

3.3.1.i. Toplam Entropi

GLCM de toplam entropi Denklem 3.47 ile hesaplanmaktadır.

$$f_9 = - \sum_{i=2}^{2N_g} P_{x+y}(i) \log\{P_{x+y}(i)\} \quad (3.47)$$

3.3.1.j. Diferansiyel varyans

GLCM de diferansiyel varyans Denklem 3.48 ile hesaplanmaktadır.

$$f_{10} = -\sum_{i=0}^{N_g-1} i^2 P_{x-y}(i) \quad (3.48)$$

3.3.1.k. Diferansiyel entropi

GLCM de diferansiyel entropi Denklem 3.49 ile hesaplanmaktadır.

$$f_{11} = -\sum_{i=0}^{N_g-1} P_{x-y}(i) \log\{P_{x-y}(i)\} \quad (3.49)$$

3.3.1.l. Birinci korelasyon ölçüsü

GLCM de birinci korelasyon ölçüsü Denklem 3.50 ile hesaplanmaktadır.

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (3.50)$$

3.3.1.m. İkinci korelasyon ölçüsü

GLCM de ikinci korelasyon ölçüsü Denklem 3.51 ile hesaplanmaktadır.

$$f_{13} = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (3.51)$$

3.3.1.n. Maksimum korelasyon katsayısı

GLCM de maksimum korelasyon katsayısı Denklem 3.52 ile hesaplanmaktadır.

$$f_{14} = (Q \text{ değerinin en büyük ikinci öz değeri})^{1/2} \quad Q(i, j) = \frac{P(i, k)P(j, k)}{P_x(i)P_y(k)} \quad (3.52)$$

3.3.2. Eğricik katsayılarından eş oluşum özneliklerinin çıkarımı

Genel olarak eş oluşum matrisleri ile özellik çıkarımı işlemi uzamsal (spatial) domainde uygulanmasına rağmen spektral (spectral) domainde de nadir olarak kullanılmaktadır. 2006 yılında Arivazhagan tarafından eğricik katsayıları üzerine eş oluşum matrislerinin kullanılması üzerine detaylı bir çalışma yapılmıştır (Arivazhagan *et al.* 2006). Yapılan çalışmada eş oluşum özelliklerinin tek başlarına kullanıldığında görüntü erişimi başarı oranının katsayıların ortalama ve standart sapma değerleri gibi istatistik özelliklerinin tek başlarına kullanıldığı duruma göre daha verimsiz olduğu gösterilmiştir. Fakat aynı çalışmada, eş oluşum özelliklerinin birinci dereceden istatistiksel özelliklerle beraber kullanılması durumunda ayrı ayrı kullanılması durumuna göre daha başarılı sonuçlara ulaşıldığı gösterilmiştir. Bu bakımdan eğricik katsayılarından özellik çıkarımı için eş oluşum yaklaşımı performans artırımı için yardımcı bir yöntem olarak kullanılabilir. Fakat tüm eş oluşum özelliklerinin öznelik çıkarımında beraber kullanılması hem öznelik vektör boyutunu hem de karşılaştırma işlemindeki hızı etkileyeceğinden, kullanılan öznelikler birbirlerini tamamlayıcı yani birbirlerinin eksikliklerini giderici yönde olması önem arz etmektedir. Eğricik dönüşümü sonrası elde edilen katsayılar bütün olarak incelendiğinde farklı ölçek ve açıda birden fazla matris yapısı bulunmaktadır. Bu bölümde eğricik katsayılarının sadece birinci ölçeğindeki katsayılar eş oluşum yaklaşımı ile analiz edilecektir. 128x128 piksel içeren test imgesi için ele alındığında birinci seviye eğricik katsayılarının 22x22 boyutundaki matris yapısı Şekil 3.10'da gösterilmektedir.

Test imgesi için eş oluşum matrisinin çıkarımı $Ng = 8$ seviyede, $d = 1$ mesafesi ve $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° için ayrı ayrı hesaplanmıştır ve elde edilen eş oluşum matrisleri Şekil 3.11'de gösterilmiştir. Daha sonra tüm matris elemanlarının toplanıp her bir eş oluşum matrisi değerine bölünmesi ile normalizasyon işlemi gerçekleştirilmektedir. $\theta = 0^\circ$ için normalize eş oluşum matrisi Şekil 3.12'de gösterilmektedir.

2,86	3,12	3,71	3,19	3,54	3,44	3,32	3,37	3,67	4,10	3,97	4,09	3,57	3,39	3,30	3,49	3,45	3,25	3,71	2,98	2,92
1,19	3,58	3,26	3,18	3,43	3,10	3,18	3,42	3,75	4,23	4,46	4,13	3,65	3,34	3,07	3,07	3,42	3,10	3,40	3,36	0,80
5,46	3,16	3,06	3,23	3,33	3,27	4,52	5,22	1,52	0,01	1,02	-0,07	2,24	5,46	4,30	3,35	3,34	3,25	2,99	3,40	5,82
3,58	3,36	2,90	2,92	3,60	2,41	3,29	5,90	3,68	2,19	3,01	2,05	4,31	5,90	2,73	2,56	3,66	2,78	2,99	3,42	3,58
0,88	3,69	2,90	3,02	3,57	0,60	0,48	4,62	6,20	6,19	6,53	6,07	6,40	4,37	0,19	0,98	3,57	2,80	3,16	3,43	0,42
5,34	3,14	3,10	3,42	3,03	1,91	1,76	2,87	3,00	2,81	2,88	2,88	3,09	2,84	1,93	1,69	2,79	3,73	2,93	3,31	5,84
3,76	3,26	3,22	3,13	3,19	3,26	2,96	2,42	2,04	1,96	1,80	1,69	1,50	1,81	2,26	1,61	2,15	3,48	3,14	3,22	4,04
0,78	3,58	3,21	3,14	4,17	3,54	3,04	3,14	3,13	3,06	2,58	2,29	1,90	1,39	0,97	0,18	1,08	2,75	3,56	3,15	0,49
5,20	3,09	3,12	3,73	4,32	4,35	3,68	3,29	3,06	2,01	0,88	1,49	1,80	1,32	1,62	0,63	0,29	2,79	3,28	3,19	5,56
4,17	3,16	3,23	3,07	2,65	2,43	2,05	1,99	2,11	1,61	1,07	1,39	1,47	1,01	1,05	0,63	0,62	2,52	3,34	3,22	4,31
0,76	3,48	3,45	1,85	0,91	0,87	1,07	0,92	0,80	1,05	1,24	0,93	0,69	0,81	0,86	0,58	0,86	2,12	3,65	3,14	0,40
4,93	3,01	3,46	1,82	0,64	2,35	2,43	2,10	2,59	1,70	0,91	2,02	2,72	2,21	2,82	2,47	0,78	2,26	3,42	3,13	5,29
4,47	3,01	3,58	1,92	1,34	3,51	3,54	3,24	3,84	2,82	1,83	3,03	3,70	2,88	3,44	2,78	0,66	2,30	3,58	3,02	4,82
0,73	3,39	3,60	2,16	1,63	2,87	3,43	2,72	2,66	2,81	2,75	2,81	2,58	2,69	3,36	2,59	1,66	2,48	3,73	3,04	0,39
4,83	2,97	3,29	3,34	1,23	0,50	1,31	2,12	2,77	3,15	3,57	3,93	4,50	4,54	4,42	4,97	4,02	3,08	3,18	3,32	4,81
4,89	3,01	3,16	3,58	2,16	1,88	2,17	1,20	1,16	1,67	1,92	2,51	2,87	3,76	5,71	6,22	4,27	3,16	3,14	3,33	4,90
0,72	3,53	3,07	2,91	3,38	5,37	5,46	0,98	-0,30	0,33	-0,07	0,43	-0,63	1,26	5,85	4,90	2,97	2,89	3,24	3,26	0,29
4,46	3,19	2,94	3,13	3,09	4,10	4,52	3,08	2,78	2,12	1,14	2,33	2,57	3,02	4,40	3,71	3,02	3,17	2,88	3,36	4,64
4,88	3,22	3,04	3,37	3,11	2,98	3,14	3,88	4,69	3,38	2,13	3,78	4,82	3,93	3,36	3,28	3,28	3,33	2,98	3,44	5,09
0,93	3,58	3,32	3,17	3,47	3,47	3,40	3,07	3,74	3,49	2,74	3,61	3,50	2,90	3,25	3,20	3,35	3,13	3,45	3,31	0,52
3,42	3,02	3,75	3,23	3,47	3,29	3,47	3,56	2,97	2,97	2,91	3,00	3,08	3,71	3,48	3,50	3,47	3,30	3,73	2,93	3,59

Şekil 3.10. Test imgesine ait eğricik dönüşümü birinci seviye matris yapısı

0	1	1	0	0	0	0	0
1	9	7	7	5	1	0	0
1	10	23	12	5	0	1	0
0	3	12	29	35	1	1	0
0	8	5	32	136	17	8	0
0	1	0	0	20	8	2	1
0	0	2	1	4	2	1	1
0	0	0	0	0	2	0	4

$\theta = 0^\circ$

0	0	1	0	1	0	0	0
0	4	5	11	8	1	1	0
0	6	17	15	10	3	1	0
1	13	12	16	30	4	0	4
1	9	11	29	114	16	8	1
0	0	2	5	18	3	2	0
0	0	2	1	5	2	0	1
0	0	0	2	1	2	1	0

$\theta = 45^\circ$

0	0	1	1	0	0	0	0
0	7	8	8	4	9	1	0
0	7	22	14	7	2	0	0
2	11	11	21	26	6	0	3
0	1	7	27	142	9	3	2
0	5	1	6	6	8	9	1
0	6	2	1	2	2	3	0
0	0	0	2	2	2	0	0

$\theta = 90^\circ$

0	0	1	1	0	0	0	0
0	4	11	5	10	1	1	0
0	5	17	18	9	1	0	0
1	13	15	12	27	7	1	4
1	7	6	34	116	16	6	2
0	1	1	5	16	4	2	0
0	0	1	2	8	2	0	0
0	0	0	2	2	1	1	0

$\theta = 135^\circ$

Şekil 3.11. Katsayıların farklı açılarda eş oluşum matrisleri gösterimi ($Ng = 8, d = 1$)

0	0,0024	0,0024	0	0	0	0	0
0,0024	0,0214	0,0167	0,0167	0,0119	0,0024	0	0
0,0024	0,0238	0,0548	0,0286	0,0119	0	0,0024	0
0	0,0071	0,0286	0,0690	0,0833	0,0024	0,0024	0
0	0,0190	0,0119	0,0762	0,3238	0,0405	0,0190	0
0	0,0024	0	0	0,0476	0,0190	0,0048	0,0024
0	0	0,0048	0,0024	0,0095	0,0048	0,0024	0,0024
0	0	0	0	0	0,0048	0	0,0095

Şekil 3.12. Normalize eş oluşum matrisi ($\theta = 0^\circ$)

Daha sonra eş oluşum özellikleri Şekil 3.12’de elde edilen matris vasıtası ile daha önce belirtilen bağıntılar kullanılarak hesaplanmaktadır. Haralick tarafından sunulan 14 adet eş oluşum özelliği Çizelge 3.3’de gösterilmiştir.

Test imgesinin eğricik dönüşümü birinci seviyesine ait katsayılarının eş oluşum özellikleri incelendiğinde her açı için toplam 14 adet özellik çıkarılabileceği gözlenmektedir. Eş oluşum özellikleri açısından düşünüldüğünde bir matris göz önüne alınırsa 4 açı değeri için toplam 56 (=4x14) adet özelliğin elde edilmesi mümkündür. 128x128 piksel ihtiva eden bir imge için eğricik dönüşümü uygulandığında tüm seviyelerdeki her bir açı için toplam 50 (=1+16+32+1) adet matris elde edilmektedir. Her bir matrise 4 açı değeri için eş oluşum yöntemi uygulandığında toplam 2800 (=50x56) adet eş oluşum özneliği elde edilebilmesi söz konusudur. Fakat görüntü erişimi açısından düşünüldüğünde hem işlem yükü hem de erişim kabiliyeti göz önünde bulundurulursa imgelere ait ayırt edici temel özelliklerin kullanılması başarımı daha fazla artıracaktır. Bu bakımdan eş oluşum özelliklerinden uygulama alanına göre belirli olanları kullanmak daha avantajlıdır.

Çizelge 3.3. Eş oluşum özellikleri

	$\theta = 0^\circ$	$\theta = 45^\circ$	$\theta = 90^\circ$	$\theta = 135^\circ$
Açısal ikinci moment (enerji)	0,134	0,107	0,135	0,110
Karşıtlık(kontrast)	1,235	2,170	2,357	2,070
Korelasyon	0,584	0,296	0,289	0,328
Varyans	21,552	21,355	21,614	21,422
Ters diferansiyel moment (homojenlik)	0,703	0,599	0,658	0,640
Entropi	2,695	2,922	2,845	2,899
Toplam ortalama	8,997	8,950	8,971	8,950
Toplam varyans	52,786	52,106	53,323	52,267
Toplam entropi	2,063	2,0139	1,968	2,009
Diferansiyel varyans	1,235	2,170	2,357	2,070
Diferansiyel entropi	1,103	1,337	1,314	1,315
Birinci korelasyon ölçüsü	-0,199	-0,0862	-0,189	-0,101
İkinci korelasyon ölçüsü	0,671	0,482	0,670	0,516
Maksimum korelasyon katsayısı	0,972	0,987	0,799	0,972

3.4. İmgelerde Gürültü Giderimi Üzerine Dönüşüm Tabanlı Yaklaşım

Uzaydaki bir uydu tarafından çekilen görüntüler, medikal alanda elde edilen tıbbi görüntüler ya da bir ağ üzerinden yapılan video konferansı esnasında iletilen veriler gibi birçok uygulamada büyük boyutlardaki görüntülerin kısa sürede işlenmesi ve iletilmesi gereklidir. Bu iletim esnasında ya da görüntünün elde edilme işleminde veriler mutlaka birçok farklı türde gürültüye maruz kalmaktadır (Angwin *et al.* 1991). İmgelerdeki gürültü giderimi üzerine geçmişten bu yana birçok yöntem uygulanmıştır. Bu çalışmalarda her zaman gürültü etkisini ortadan kaldırıp daha kaliteli yani orijinal imgeye daha yakın görüntüye erişim amaçlanmaktadır.

Dönüşüm tabanlı görüntü gürültüsü gideren sistemlerin ortak noktası gürültülü görüntünün dönüşüm katsayılarına dönüşüm özelliklerine bağlı olarak uygulanacak eşik vasıtasıyla gürültü birleşenin ayıklanmasıdır.



Şekil 3.13. Görüntü gürültüsünün giderilmesi blok şeması

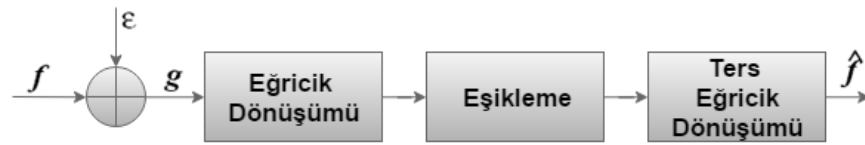
Şekil 3.13’de bahsedilen sistemin performansı üç temel birleşene bağlıdır. Dönüşüm işleminin amacı mümkün olduğunca küçük genlikli sayılar bulunduran dönüşüm katsayılarında daha fazla bilgiyi biriktirmektir. Eşikleme işlemi, sert eşikleme ile yani mutlak değerleri belirli seviyenin altında olan katsayıları sıfıra çekerek veya yumuşak eşikleme ile mutlak değerleri eşğin altında olan elemanları sıfıra çekerek, eşğin üzerindeki elemanları ise belirli bir ölçeğe bağlı olarak sıfıra yakınsayarak yapılmaktadır (Gonzalez and Woods 2006). Son olarak ters dönüşüm uygulayarak gürültüden arındırılan imgenin yeniden yapılandırılması amaçlanmaktadır.

3.4.1. Eşikleme

Multimedya haberleşmesindeki en büyük problemlerden biri iletim esnasında gürültünün veriyi bozmasıdır. Sağlıklı bir haberleşmenin sağlanması için iletilen verinin alıcı tarafta gürültüden ayrılması gerekmektedir. Gürültü giderilmesinde amaç alınan veri üzerindeki önemli özelliklerden bu bahsedilen gürültünün ayıklanmasıdır bir başka deyişle sinyal ile gürültünün birbirinden ayırt edilebilmesidir. Eğer sinyale ve gürültüye ait var olan modeller uygunsa bu işlem etkin bir şekilde gerçekleştirilebilir. Örneğin sinyalin ve gürültünün güç spektrumu biliniyorsa wiener filtreleme kullanılabilir. Fakat imge haberleşmesinde her bir resmin farklı özellikler ihtiva etmesinden dolayı genel bir model kurulması ve kullanılması zordur. Mevcut görüntü modelleri ise doku benzerliği, kenar bileşenleri benzerliği gibi sınırlı benzerlik öğelerine sahip oldukça kısıtlayıcı konuları içermektedir.

Mevcut alanda eşikleme ile görüntü gürültüsü giderilmesi konusunda ilk çalışmalar Donoho ve Johnstone tarafından dalgacık katsayıları üzerinde gerçekleştirilmiştir (Donoho 1994). Eşikleme yöntemiyle dönüşüm katsayıları eşik değeri ile karşılaştırılmaktadır. Eğer bir katsayının genliği eşikten küçük ise sıfır olarak değiştirilir, değilse katsayı üzerinde herhangi bir değişiklik yapılmaz. Bu işlem temel eşikleme kuralı olarak isimlendirilir. Bu yaklaşım eşik değerinden küçük katsayıların önemsiz olduğunu ve büyük ihtimalle gürültü nedeniyle oluştuğunu eşik değerinden büyük katsayıların ise sinyal muhtevastaki önemli bileşenlere tekabül ettiğini kabul

eder. Bu şekildeki eşikleme ile seyrek ya da seyreğe yakın temsil edilen yani küçük bir katsayı alt kümesini kullanarak sinyalin tamamına yakınının tanımlandığı sistemlerde etkili bir gürültüden arındırma işlemi gerçekleştirebilmek mümkündür. Bu eşikleme ile sıfır değeri etrafında göz ardı edilebilir bir katsayı grubu oluşturulur. Bu grubun dışında kalan katsayılar önemli bileşenleri bulunduran katsayılar olarak saklanır. Şekil 3.14’de eğricik dönüşümü tabanlı görüntü gürültüsü giderilmesi blok şeması gösterilmektedir,



Şekil 3.14. Eğricik dönüşümü tabanlı görüntü gürültüsü giderilmesi blok şeması

N bir tamsayı olmak üzere, sinyal; f_{ij} ($i, j = 1, \dots, N$) olarak tanımlanırsa, gürültü eklendiğinde sinyal; $g_{ij} = f_{ij} + \varepsilon_{ij}$ ($i, j = 1, \dots, N$) olarak tanımlanır, Burada ε_{ij} , f_{ij} den bağımsız, $N(0, \sigma^2)$ dağılımına sahip toplanır gürültü olarak kabul edilmektedir. Şekil 3.14’de görüldüğü gibi gürültü ayıklama işlemi eğricik dönüşümü sonrasında bulunan gürültülü katsayılar üzerinden eşikleme işlemi ile gerçekleştirilmektedir, Eşik değerinin nasıl seçileceği hususunda istatistik alanında birçok mevcut yaklaşım olmasına rağmen imge eşiklemesi konusunda sınırlı sayıda yaklaşım mevcuttur.

Fourier ve dalgacık dönüşümlerinde olduğu gibi eğricik dönüşümünde de başarılı bir enerji sıkıştırma özelliği söz konusu olduğundan genel anlamda dönüşüm sonucu elde edilen büyük genlikteki katsayılar baskın sinyal özelliklerine, küçük genlikteki katsayılar ise baskın olmayan detaylara karşılık gelmektedir.

Gürültü etkisi ile katsayılar üzerinde bozulmalar gerçekleşmektedir. Eğer gürültünün enerjisi düşük ise bozulma az olur ve en çok küçük katsayılara etki eder. Diğer açıdan eğer gürültünün gücü yüksekse çok büyük olan katsayılar yani imgeye ait görülebilir baskın özellikleri barındıran katsayılar elde edilen gürültülü sinyal içerisinde

saklanmalıdır. Bu bakımdan ele alındığında eşik değeri, sinyal enerjisinin gürültü enerjisine oranını yansıtacak şekilde seçilmelidir.

3.4.2. Mevcut eşikleme yöntemleri

Eşikleme yöntemi kullanılarak gürültü giderilmesi işlemi teorik olarak basit ve etkili olsa da, uygulamada genel ve başarılı bir eşik değeri tespit etmek kolay değildir. Bu problemi aşmak için literatürde birçok yöntem sunulmuştur, Bir boyutlu deterministik sinyaller için Donoho ve Johnstone, $T = \sigma\sqrt{2 \ln N}$ (global) veya $T = \sigma\sqrt{2 \ln N_{j,l}}$ (alt band bağımlı) ile ifade edilen evrensel bir eşik değeri belirlemişlerdir (Donoho 1994). Burada N toplam örnek sayısını ve $N_{j,l}$ ise j ölçeğinde ve l yönündeki katsayıyı göstermektedir. Farz edelim ki gürültü, j ölçeği, l yönelimi, k ise pozisyonu belirtecek şekilde sıfır ortalamalı, standart sapması $\sigma_{j,l}$ olan toplanır bir gauss olsun. Φ standart normal kümülatif dağılım fonksiyonu, belirtilen hata seviyesi α için kritik eşik seviyesi $\tau = \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$ formülü ile hesaplanır (Starck 2010).

Daha sonra katsayılar eşikçe göre aşağıdaki düzene göre değerlendirilir,

$$\begin{aligned} |\beta_{j,l,k}| &\geq \tau \sigma_{j,l} \text{ ise } \beta_{j,l,k} \text{ önemlidir.} \\ |\beta_{j,l,k}| &< \tau \sigma_{j,l} \text{ ise } \beta_{j,l,k} \text{ önemli değildir.} \end{aligned}$$

genellikle $\tau = 3$ olarak seçilmektedir. Bu durumda “alfa”=0.0027 olarak alınır (Starck 2010). Eşik belirleme konusunda birçok yöntem olmasına rağmen en çok bilinen yöntemler sert ve yumuşak eşiklemedir. $t_{j,l}$ eşik olarak kabul edilirse;

$$\check{\beta}_{j,l,k} = \text{Sert Eşikleme}_{t_{j,l}}(\beta_{j,l,k}) = \begin{cases} \beta_{j,l,k} & , \text{Eğer } |\beta_{j,l,k}| \geq t_{j,l} \\ 0 & , \text{Diğer} \end{cases}$$

Sert eşikleme olarak ifade edilir. Sert eşikleme binary karar verme kuralına göre çalışır. Yani sakla veya sıfırla kuralı sert eşiklemenin temelini oluşturur.

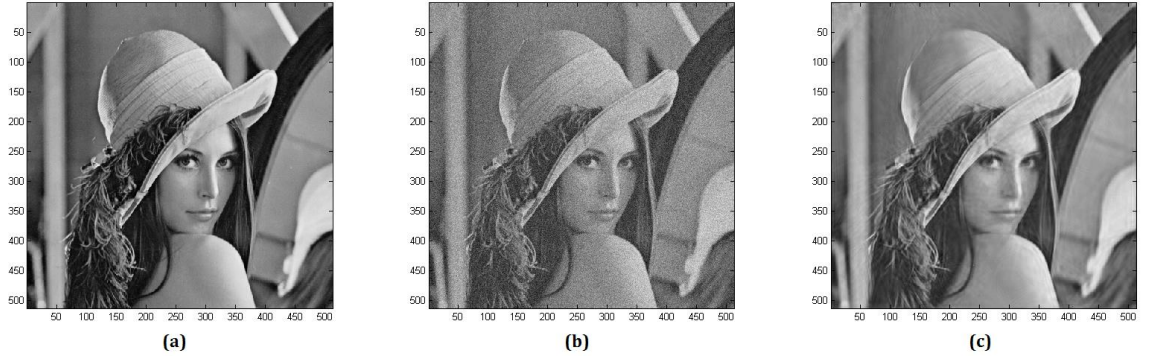
$$\check{\beta}_{j,l,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\beta_{j,l,k})(|\beta_{j,l,k}| - t_{j,l}) & , \text{Eğer } |\beta_{j,l,k}| \geq t_{j,l} \\ 0 & , \text{Diğer} \end{cases}$$

İfadesi ise yumuşak eşitleme olarak ifade edilir. Eşiğin üzerindeki katsayılar orijin etrafında daraldığından aşağıdaki ifade yazılabilir (Starck 2010);

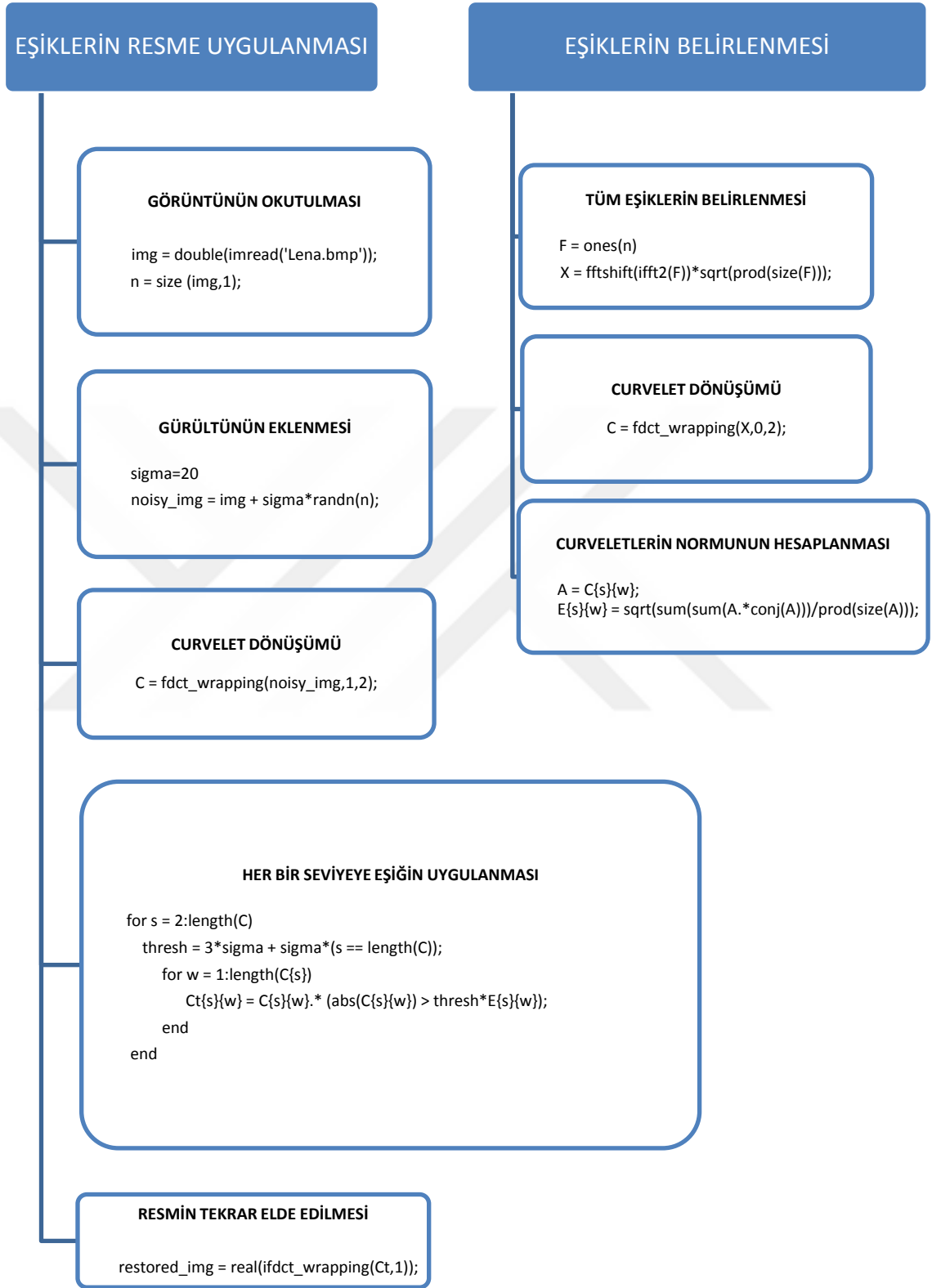
$$\check{\beta}_{j,l,k} = \text{Yumuşak Eşikleme}_{t_{j,l}}(\beta_{j,l,k}) = \text{sgn}(\beta_{j,l,k})(|\beta_{j,l,k}| - t_{j,l})_+,$$

$$\text{where } (\cdot)_+ = \max(\cdot, 0)$$

Şekil 3.15'de gürültü standart sapması $\sigma = 20$ olarak alınan lena için $\tau = 3\sigma * \tau'$ eşiği uygulanarak sert eşikleme yöntemi ile yapılan gürültü arındırma işlemi gösterilmiştir. Şekil 3.15'de kullanılan yöntemin ayrıntılı blok şeması Şekil 3.16'da verilmiştir.



Şekil 3.15. Curvelet Dönüşümü ile Lena resminin gürültüden arındırılması
(a) orjinal imge, (b) Gürültülü imge, (c) Gürültüden arındırılmış resim



Şekil 3.16. Sert eşikleme ile eğricik dönüşümü tabanlı gürültü ayıklama yöntemi

3.4.3. Sunulan gürültü giderimi yöntemi

2002 yılında ilk nesil eğricik dönüşümü, imgelerde gürültü giderimi üzerine ilk kez uygulanmıştır (Starck *et al.* 2002). İkinci nesil eğricik dönüşümünün 2004 yılında geliştirilmesi ile kullanım alanı genişlemiş özellikle imge ve hareketli imgelerde gürültü giderimi, sıkıştırma, görüntü iyileştirme ve sınıflandırma konularında hızlı bir şekilde artmıştır (Candes *et al.* 2004). Fakat tek başına ayırık eğricik dönüşümü gürültü giderimine uygun değildir. Eğricik dönüşümündeki çok çözünürlüklü yapı nedeni ile eğricik çerçevelerinde oluşan fazlalık, görüntü işleme konusundaki ayırık eğricik dönüşümü kullanan en başarılı çalışmaların genellikle eğricik yaklaşımının bir başka teknik ile birleştiği hibrit yöntemler üzerine kaymasına neden olmuştur.

Bu kısımda gürültü ihtiva eden bir imgenin eğricik dönüşümü katsayılarına gauss karışımları modeli (GKM) uygulanarak elde edilen bir eşik değeri ile katsayılara sert eşikleme uygulayıp gürültü giderimi işlemi gerçekleştirilen yenilikçi bir yöntem anlatılacaktır.

$M \times N$ piksel ihtiva eden bir imgeye eğricik dönüşümü uygulanması sonucu $\log_2 \min(M, N) - 3$ adet dönüşüm seviyesi (ölçek) bulunmaktadır. 512×512 piksel içeren bir imge için bu sayı 6 ($= \log_2 512 - 3$) olarak hesaplanır. 512×512 piksel içeren lena.bmp resmi için uygulanan eğricik dönüşümü katsayılarının dağılımı Çizelge 3.4'de gösterilmiştir. Eğricik dönüşümü uygulandıktan sonra elde edilen katsayılar temel, detay ve hassas olarak isimlendirilen üç seviyede incelenmiştir (Li *et al.* 2010). En küçük frekansa sahip olan katsayılar temel seviyede bulunmaktadır. Bu eğricik dönüşümünde ilk seviyeye tekabül eder. Orta büyüklükteki frekansa sahip katsayılar detay seviyeler olan 2., 3., 4. ve 5. Seviyelere tekabül etmektedir. En yüksek frekansa sahip olan katsayılar ise en son seviye olan 6. Seviyede bulunmaktadır. bu seviyelere ait katsayılar ise en yüksek detay bilgisinin ihtiva ettiği için hassas olarak isimlendirilmiştir.

Çizelge 3.4. Bir imgenin (512x512) eğricik dönüşümü sonrası katsayı organizasyonu

TEMEL	DETAY									HASSAS
Seviye 1	Seviye 2	Seviye 3		Seviye 4		Seviye 5			Seviye 6	
1x1 (açı)	1x16 (açı)	1x32 (açı)		1X32 (açı)		1X64 (açı)			1X1 (açı)	
21x21	18x22	34x22	34x22	67x44	67x44	131x44	44x131	131x44	44x131	512x512
	16x22	32x22	32x22	64x43	64x43	128x43	43x128	128x43	43x128	
	16x22	32x22	32x22	64x43	64x43	128x43	43x128	128x43	43x128	
	18x22	32x22	32x22	64x44	64x44	128x44	44x128	128x44	44x128	
	22x18	32x22	32x22	64x44	64x44	128x44	44x128	128x44	44x128	
	22x16	32x22	32x22	64x43	64x43	128x43	43x128	128x43	43x128	
	22x16	32x22	32x22	64x43	64x43	128x43	43x128	128x43	43x128	
	22x18	34x22	34x22	67x44	67x44	128x44	44x128	128x44	44x128	
	18x22	22x34	22x34	44x67	44x67	128x44	44x128	128x44	44x128	
	16x22	22x32	22x32	43x64	43x64	128x43	43x128	128x43	43x128	
	16x22	22x32	22x32	43x64	43x64	128x43	43x128	128x43	43x128	
	18x22	22x32	22x32	44x64	44x64	128x44	44x128	128x44	44x128	
	22x18	22x32	22x32	44x64	44x64	128x44	44x128	128x44	44x128	
	22x16	22x32	22x32	43x64	43x64	128x43	43x128	128x43	43x128	
	22x16	22x32	22x32	43x64	43x64	128x43	43x128	128x43	43x128	
	22x18	22x34	22x34	44x67	44x67	131x44	44x131	131x44	44x131	

Eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılar istatistiki analizi maddeler halinde özetlenirse (Li *et al.* 2010);

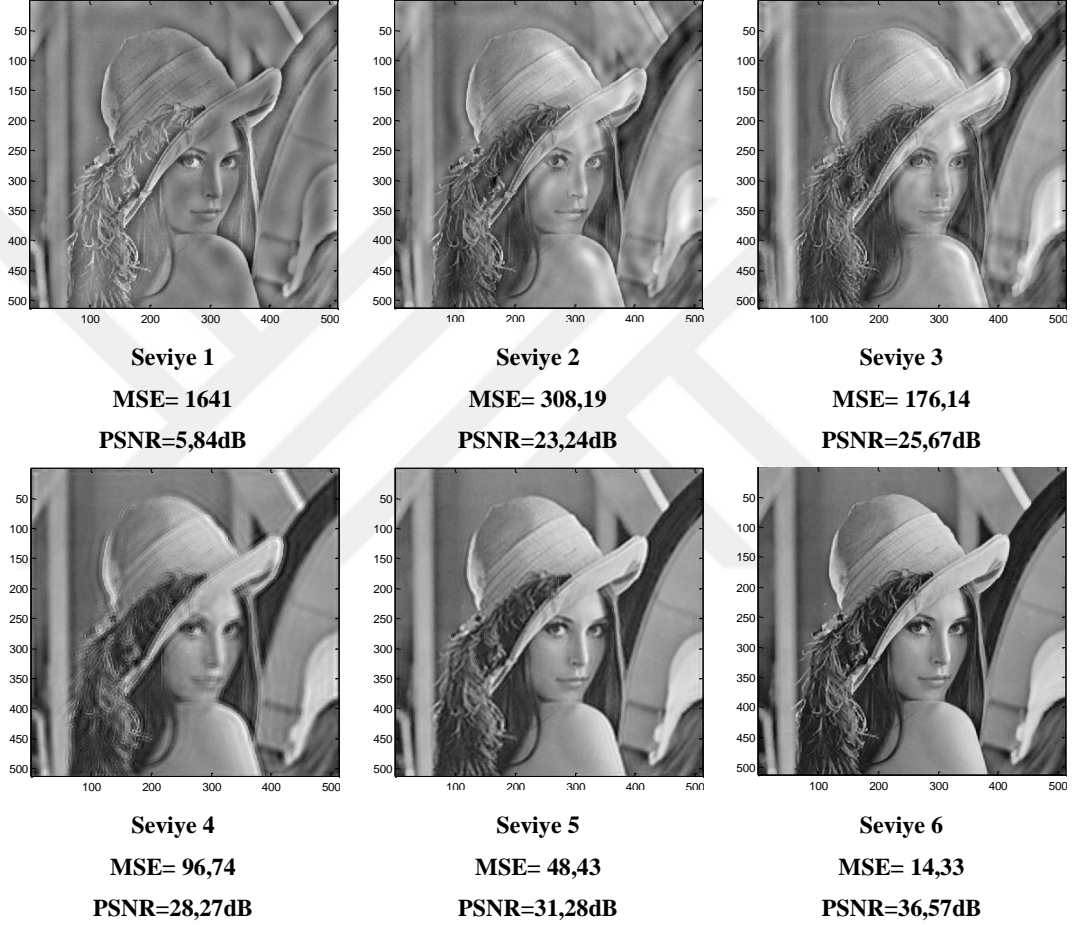
1. En büyük enerji en düşük seviyede bulunmaktadır. Kalan enerji ise seviye sayısı ilerledikçe diğer seviyelere azalarak yayılım gösterir.
2. En büyük katsayılar birinci seviyede yoğunlaşmıştır.
3. En küçük katsayılar son seviyede yoğunlaşmıştır.
4. Seviye sayısı arttıkça katsayı matrisleri daha fazla sıfır ihtiva etmektedir.

Bu özellikler doğrultusunda incelendiğinde bir imgeye eğricik dönüşümü uygulandığında hangi seviyenin daha fazla önem arz ettiğini incelemek için tek tek tüm seviyelerdeki katsayıların sıfırlanması ile imgenin tekrar elde edilmesi Şekil 3.17’de belirtilmektedir. Yeniden elde edilen imgelerin orijinal imgeye yakınlıkları ve görüntü kaliteleri için MSE ve PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) değerleri aşağıda belirtilen Denklem 3.53 ile 3.54’da gösterildiği üzere hesaplanmıştır (Granrath 1981).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{i,j} - \hat{x}_{i,j})^2}{N \times M} \quad (3.53)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (3.54)$$

Burada $x_{i,j}$ ve $\hat{x}_{i,j}$ sırası ile orijinal ve yeniden oluşturulan imgeleri temsil etmektedir.

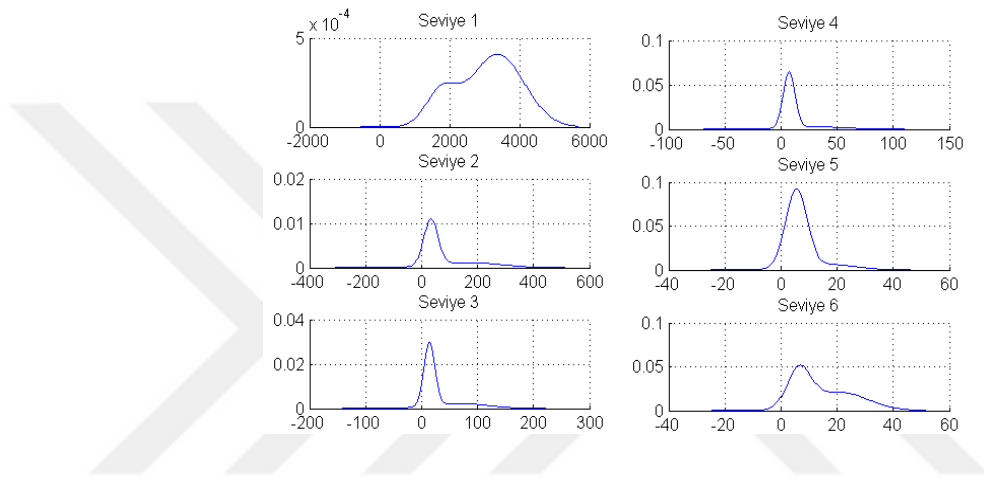


Şekil 3.17. Eğricik dönüşümü seviyelerinin etkisi

Şekil 3.17 incelendiğinde yeniden oluşturulmada en hassas seviyenin birinci seviye olduğu ve seviye arttıkça hassasiyetin düştüğü açıkça görülmektedir.

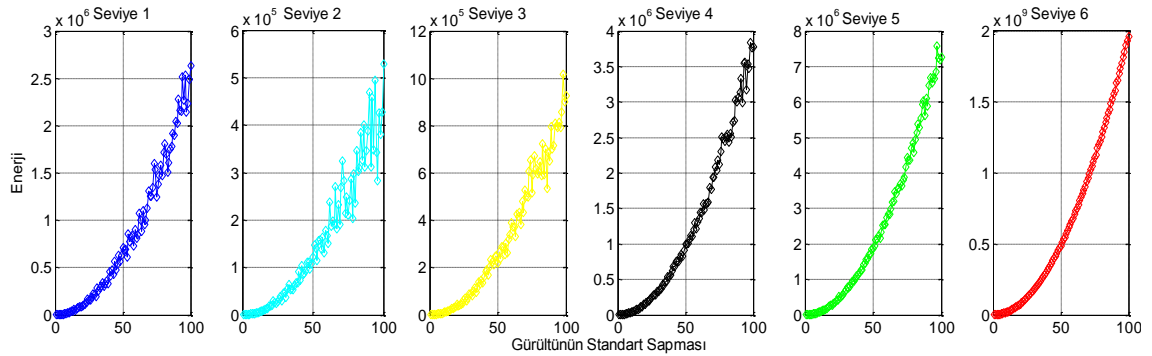
Yapılan çalışmada yukarıda bahsedilen istatistiki veriler göz önüne alınıp her seviyedeki her bir açıyı temsil eden katsayı matrislerine iki bileşenli GKM uygulanmıştır. GKM’inde bir sınıfa ait örneklerin yoğunluk dağılımı gauss işlevi şeklinde olmasa da,

doğrusal bir karışım şeklinde gösterilebilmektedir. Bu gösterim modeldeki bileşen sayısı artırılarak, istenilen hassasiyette örnek dağılımının gausslar ile modellenmesini mümkün kılar (Permuter 2006). Şekil 3.18’de gürültü eklenmiş lena imgesine ait her bir eğricik dönüşümü seviyesinin normalize edilmemiş tüm katsayılarının mutlak değeri alınarak ikili gauss karışımları yöntemi ile modellenmesi sonucunda elde edilen grafikler gösterilmektedir.

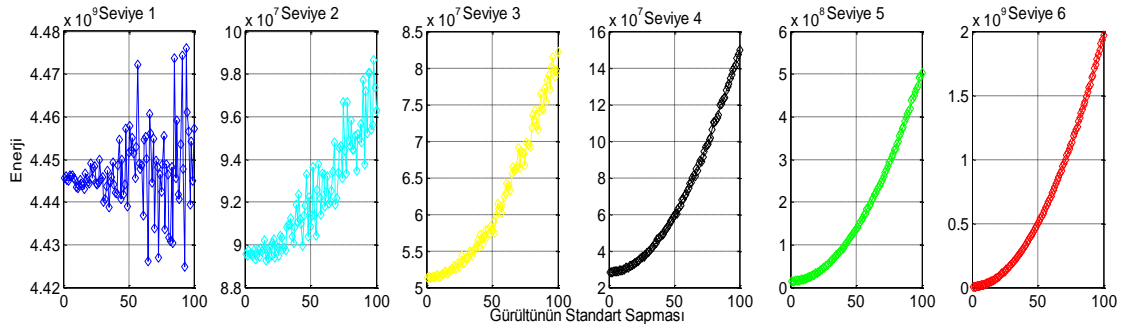


Şekil 3.18. Eğricik katsayılarının ikili GKM ile modellenmesi

Lena imgesine ait eklenen gürültünün ve gürültü eklenmiş imgenin enerjisinin eklenen gürültünün standart sapmasına göre seviyelere dağılımı ise Şekil 3.19 ve Şekil 3.20’de gösterilmektedir.



Şekil 3.19. Gürültü enerjisinin eğricik seviyelerine dağılımı



Şekil 3.20. Gürültü eklendiğinde imge enerjisinin eğricik seviyelerine dağılımı

Sunulan yöntemde her bir eğricik dönüşümü seviyesine ait alt matrislere mutlak değeri alınmak suretiyle GKM tek tek uygulanmış ve en düşük değerdeki modelin ortalama ve varyans değerlerinin ortalaması alınmıştır. Bu veriler kullanılarak o seviye için eşik değerinin nasıl belirleneceği Çizelge 3.5’de gösterilmektedir. Eşik uygulanırken asıl imge dikkate alındığında enerji yoğunluğunun en fazla olduğu birinci seviye göz ardı edilmiştir ve eşik uygulanmamıştır. Enerji yoğunluğunun en düşük olduğu son seviye ise gürültüden en fazla etkilenen seviye olduğu için tamamına eşik uygulanmıştır.

Çizelge 3.5. Uygulanacak eşiklerin belirlenmesi

Seviye	Uygulanan Eşik
1	Eşik uygulanmadı
2	$\bar{\mu}_2$
3	$\bar{\mu}_3 + 2\bar{\sigma}_3$
4	$\bar{\mu}_4 + 3\bar{\sigma}_4$
5	$\bar{\mu}_5 + 4\bar{\sigma}_5$
6	Tamamen eşiklendi

Çizelge 3.6’da imgeye ait eğricik dönüşümü sonrası seviyelerin enerjileri, eğricik dönüşümü sonrası gürültü ($\sigma=20$) enerjisinin seviyelere dağılımı ve birbirlerine oranı (Sinyal/Gürültü oranı) gösterilmektedir. Çizelge 3.6’dan anlaşılacağı üzere seviye sayısı ilerledikçe imge enerjisinin gürültü enerjisine oranı düşmekte ve son seviyede en düşük değerini almaktadır. İmgenin ve gürültünün enerjileri oranı bakımından ele alındığında, ilk seviyeden son seviyeye gidildikçe ilgili seviyeye göre Çizelge 3.5’de gösterildiği gibi şiddeti artan bir eşik değeri kullanılması gerekmektedir. Sunulan yöntemde, son

seviyede bahsedilen bu oranın en küçük değerde olması neticesinde ilgili seviyenin tamamen eşiklenmesi gerçekleştirilmiştir.

Çizelge 3.6. Seviyelere göre imgenin ve gürültünün enerji dağılımları

Seviye	İmge Enerjisi ($\times 10^9$)	Gürültü Enerjisi ($\times 10^7$)	Oran (S/G)
1	4,4458	0,0098	$4,54 \times 10^4$
2	0,0896	0,0021	$4,27 \times 10^3$
3	0,0513	0,0037	$1,39 \times 10^3$
4	0,0283	0,0162	174,69
5	0,0143	0,0286	50
6	0,0050	7,8468	0,0637

Sunulan yöntemin algoritması adım adım incelenirse;

1. Reel değerli eğricik dönüşümü gürültü eklenmiş resme uygulanır.
2. Her eğricik dönüşümü seviyesi için tüm alt matrislerin mutlak değerlerine ikili GKM uygulanır ve o seviye için tüm karışımların minimum ortalamaya sahip olanının ortalama ve varyans değerinin ortalaması alınır.
3. Her seviye için tablo 1 de belirtilen yöntem ile tek bir eşik değeri hesaplanır.
4. Bulunan eşik değerleri aşağıda verilen sert eşikleme kuralı ile seviyelere uygulanır.

$$S.E = \begin{cases} |C_{i,j}| \leq E, & \hat{C}_{i,j} = 0 \\ |C_{i,j}| > E, & \hat{C}_{i,j} = C_{i,j} \end{cases}$$

5. Yeniden oluşturulan katsayılara reel değerli ters eğricik dönüşümü uygulanır ve gürültüden arındırılmış resim tekrar elde edilir.

3.5. İçerik Tabanlı Görüntü Erişimi Üzerine Dönüşüm Tabanlı Yaklaşım

Son birkaç yıl içerisinde görüntü erişimi ve sınıflandırma konuları haberleşme sistemlerinde önemli başlıklar haline gelmiştir. Birçok alanda birebir veya benzer dokuların başarılı olarak eşleşmesini sağlayacak içerik tabanlı görüntü erişim (CBIR) sistemine ihtiyaç duyulmaktadır.

Doğada bulunan dokulardan özellik çıkarımı işlemi CBIR işlemindeki en zorlayıcı ve önemli adımdır. Dokuları birbirlerinden ayıracak istatistiksel verileri kullanarak özellik uzayında her doku için bir model oluşturma işlemi özellik çıkarımı için en önemli aşamasıdır. Başka bir açıdan incelendiğinde doğadaki dokular nadir olarak aynı ölçek, yönelim, poz ve karışıklıkta bulunması sonucunda dokulara ait bağımsız özelliklerin bulunması önem arz etmektedir (Tan 1995).

Ölçek, yönelim ve poz benzeri bağımsız özelliklerin bulunması hususunda çok sayıda dönüşüm yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden SIFT (Lowe 1999), RIFT (Lazebnik 2003), GLOH (Mikolajczyk and Schmid 2003) ve SURF (Bay et al 2006) çeşitli alanlarda başarılı performans sağlamaktadırlar. Fakat sonuçlar açısından incelendiğinde tanımlama analizi kullanan bu yöntemlerde anahtar nokta sayısının belirli bir yeterlilikte olması gerekmektedir. Bu işlem ise istenmeyen bir durum olan özellik sayısını artırmaktadır. Örneğin ölçek ve yönelim konusunda bağımsız özellikler üzerine düzensiz dokularda başarılı sonuçlar veren SIFT yönteminde özellik vektörü uzunluğu 1000'ler mertebesinde olmaktadır. Büyük özellik vektörleri ile çalışmak yüksek hafıza ve hesaplama yükü gereksinimlerini de beraberinde getirmektedir. Bu problem bakımdan incelendiğinde aynı imgeyi farklı çözünürlük seviyelerinde ele alan çoklu çözünürlük analizi ile daha düşük boyutta spektral (Rajlaxmi and Lokhande 2015) veya uzamsal özellikler (Kaushik *et al.* 2012) ile imgelerin temsili üzerine yöntemler geliştirilmiştir. Geliştirilen bu yöntemlerin ise başarımları sınırlıdır.

Çoklu çözünürlük yaklaşımının en popüler yöntemi olan dalgacıkların dokulardaki süreklilik gösteren eğrilerin temsili için yetersiz olmaları sebebiyle son yıllarda dokulardaki eğrisel bileşenlerin tespitinde curvelet yaklaşımı oldukça yaygınlaşmıştır. Eğricik dönüşümü farklı açı ve ölçeklerde analiz kabiliyetine sahip olması nedeniyle dokuları oluşturan süreklilik gösteren eğrisel bileşenleri daha başarılı olarak temsil edebilmektedir.

Geçmiş çalışmalar incelendiğinde Gabor ve dalgacık yöntemi ile bağımsız özelliklerin çıkarımı üzerine birçok yöntem bulunmaktadır (Haley and Manjunath 1999; Grigorescu

et al. 2002; Han and Ma 2007). Fakat ölçek ve rotasyona oldukça duyarlı olan eğricik dönüşümü üzerine yapılan mevcut bir çalışmada yazarlar, eğricik bloklarının ortalama ve standart sapma değerlerini özellik olarak kullanan yöntemin gabor filtre yönteminden daha başarılı olduğunu göstermişlerdir (Sumana et al 2008). Aynı yazarların daha sonraki çalışmalarında her bir ölçekte Toplam spektral enerji (TSE) değeri en büyük olan eğricik alt bant matrisi temel noktası kabul edilerek ikinci en büyük TSE değeri yönünde dairesel öteleme ile yeniden düzenlen özellik matrisi ile yönelim bağımsızlık sağlanmıştır (Zhang *et al.* 2012). Fakat bu çalışmada da eğricik dönüşümü ile görüntü erişimi konusundaki yapılan benzer çalışmalarda (Shen and Yin 2009; Malao and Shahane 2013) olduğu gibi eğricik bloklarının ortalama ve standart sapma değerleri özellik olarak kullanılmıştır.

Doğada bulunan dokuların birbirlerinden farklı karakteristiklerdeki eğriler tarafından meydana gelmesinden dolayı düşük ölçekteki eğricik katsayıları gauss dağılımına uygunluk göstermemektedir. Bu bakımdan belirli ölçek ve açıda bulunan eğricik katsayılarının ortalama ve standart sapma değerlerini özellik olarak kullanmak yeterli olmayacaktır. Bu yetersizlik nedeniyle yüksek başarımın sağlanması için başka özellik çıkarım yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu yöntemlerden biri eş oluşum özellik çıkarım yöntemidir (Haralick 1973). Geçmiş bir çalışmada (Arivazhagan 2006) eğricik katsayılarının istatistiksel özellikleri (ortalama ve standart sapma) ile dört farklı eğricik eş oluşum özelliklerinin beraber kullanılmasının bu iki yöntemin ayrı ayrı kullanılmasından daha başarılı sonuç sağladığını göstermiştir. Fakat bu çalışmada eş oluşum özellik çıkarım yöntemi tüm eğricik alt bantlarına uygulanmıştır. Böylece hem özellik sayısı hem de işlem yükü artmıştır. Bu istenmeyen bir durumu oluşturmaktadır. Ayrıca yönelim bağımsızlık hususuna da bu çalışmada değinilmemiştir. Geçmiş bir diğer çalışmada ise (Çavuşoğlu 2014) kernel density estimate (KDE) ile gauss dağılımına uygunluk göstermeyen blokların temsili sorunun önüne geçilmiştir. Ayrıca bu çalışmada yönelim bağımsızlık, en yüksek çapraz korelasyona sahip eğricik bloğu temel kabul edilerek diğer katsayılar etrafında dairesel öteleme ile sağlanmıştır.

Sunulan yöntemin ana fikri eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayıları kullanarak düzensiz doku hatlarını ve farklı eğri yapılarını temsil edebilecek düşük boyut ve yönelim bağımsızlık özelliklerine sahip başarılı bir görüntü erişim yöntemi elde etmektir. Eğricik dönüşümü kullanılarak görüntü erişimi üzerine birçok yaklaşım olmasına rağmen var olan yöntemler istenilen başarıyı tam olarak karşılayamamaktadır.

Yapılan çalışmada eğricik katsayılarının gauss karışım modeli (GKM) ile modellenmesi üzerine yenilikçi bir yöntem sunulmaktadır. GKM vasıtası ile eğricik dönüşümü sonrası gauss dağılımına uymayan alt bantların daha iyi temsili sağlanmıştır. GKM uygulanmasından sonra elde edilen gauss eğrilerinin ortalama değerleri özellik olarak kullanılmış, yönelim bağımsızlık ise ortalamanın en büyük olduğu değer etrafında yapılan dairesel öteleme ile sağlanmıştır. Ayrıca dokulardaki düzensizlik ihtiva eden hatları daha iyi analiz edip başarıyı artırmak için eğricik dönüşümü sonrasında sadece enerjinin en yüksek olduğu birinci alt banttan dört adet eş oluşum özelliği çıkarılmıştır. Elde edilen eş oluşum özellikleri hem sunulan GKM özellikleri ile hem de ortalama ve standart sapma değerlerini özellik olarak kullanan yöntemle (Zhang *et al.* 2012) beraber kullanılmıştır. Sunulan iki yöntem güncel eğricik dönüşümü tabanlı yönelim bağımsızlık üzerine geliştirilmiş yöntemler ile karşılaştırılmıştır. Deneysel sonuçlar incelendiğinde sunulan düşük boyuttaki özellik kümesini kullanan yöntemin karşılaştırılan mevcut yöntemlerden daha başarılı olduğu görülmektedir.

3.5.1. Sunulan içerik tabanlı görüntü erişimi üzerine yöntem

Yapılan çalışmada, farklı çözünürlük seviyelerindeki eğricik katsayıları kullanılarak imgelerin global özellik ilişkilerini içerecek bir öznitelik vektörü eş oluşum matrisleri ve gauss karışımları yöntemi yardımıyla oluşturulup belirli bir görüntü erişim mekanizması elde edilmiştir. Sunulan yöntemin blok şeması Şekil 3.21’de gösterilmiştir. Şekilden anlaşılacağı gibi ilk adım olarak reel değerli FDCvT veri tabanındaki tüm imgelere ayrı ayrı uygulanmıştır. Eğricik katsayıları üzerinden özellik çıkarımı için eş oluşum ve gauss karışım modeli yöntemleri beraber kullanılmıştır. Yönelimden bağımsızlık ise dairesel öteleme yöntemi ile sağlanmıştır.



Şekil 3.21. Sunulan yöntemin blok şeması

Sistemin algoritması aşağıda belirtilen adımlara sahiptir;

1. FDCT uygulanması ve katsayıların elde edilmesi
2. Tüm açı ve ölçekteki katsayılara ikili GMM uygulanması ve elde edilen modellerin ortalama değerlerinin öznitelik olarak saklanması
3. Sadece 1. Ölçekte bulunan katsayıların co-occurrence özelliklerinin çıkarılması
4. Yönelim bağımsızlık için öznitelik matrisine cycle shift uygulanması ve özelliklerin yeniden sıralanması
5. P-R değerlerinin hesaplanması
6. En yakın komşuluk sınıflandırma yönteminin uygulanması.

3.5.1.a. Özellik çıkarımı

İçerik tabanlı görüntü erişimi sistemlerinde en önemli işlem özellik çıkarımıdır. Sorgu imgesine ve veri tabanındaki tüm imgelere aynı şekilde uygulanan bu işlem, başarılı bir karşılaştırmanın sağlanabilmesi için en temel adımdır. Eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılar ölçek ve yönelim kabiliyeti açısından imgeleri başarılı olarak temsil etmesine rağmen tek başlarına kullanıldıklarında yetersiz oldukları gözlemlenmektedir. Fakat sınıflandırma esnasında kullanılan öznitelik sayısının artması hem işlem yoğunluğu açısından hem de sınıflar arasındaki benzerlik ilişkisini

artıracağından fazla sayıda özneliğin kullanılması istenilmeyen durumdur. Bu bakımdan ilgili sınıfın en uygun ayırt edici temel özneliklerinin seçilmesi önemlidir.

Temel olarak eğricik katsayıları gauss dağılımına uygunluk göstermektedir. Yüksek genlikteki negatif ve pozitif katsayıların detay bilgisini barındırdığı göz önüne alındığında belirli ölçek ve açıdaki tüm katsayıların mutlak değerleri üzerinden uygulanan ikili GMM imgedeki keskin geçişleri ve süreksizlik içeren eğrisel unsurlarla birlikte artalan dokusu bilgisini ilgili ölçek ve açıda bütün olarak inceleme imkânı verir.

Yapılan çalışmada eğricik katsayılarına ikili gauss karışımları yöntemi uygulanmıştır ve elde edilen gauss modellerinin ortalama değerleri özellik olarak kullanılmıştır. İki adet gauss eğrisi söz konusu olduğundan elde edilen iki ortalama değerinden büyük olan keskin geçişleri küçük olan artalan dokuyu temsil etmektedir.

Dört seviyeli bir eğricik dönüşümü sonucunda $50(=1+16+32+1)$ adet alt bantta eğricik katsayıları oluşmaktadır. Fakat aynı seviyedeki θ açısına karşılık gelen eğricik katsayıları ile $\theta+\pi$ açısındaki eğricik katsayıları simetri gösterdiğinden, seviye 2 ve 3 deki alt bant matrislerinin yarısı bu simetriden ötürü çıkartılabilir. Örnek 128×128 piksel içeren bir imgeye GMM uygulanması Şekil 3.22’de gösterilmiştir. Sonuç olarak yapılan çalışmada $26(=1+8+16+1)$ adet alt bant eğricik katsayılarına GKM uygulanmış ve bu aşama için 52 birim uzunluğunda özellik vektörü elde edilmiştir. Elde edilen özellik vektörü aşağıdaki şekildedir. Burada $g1$ küçük, $g2$ ise büyük ortalama değerini göstermektedir.

$$f_{GMM} = [\mu_{11}^{g1}, \mu_{11}^{g2}, \mu_{21}^{g1}, \mu_{21}^{g2}, \mu_{22}^{g1}, \mu_{22}^{g2}, \dots, \mu_{28}^{g1}, \mu_{28}^{g2}, \mu_{31}^{g1}, \mu_{31}^{g2}, \mu_{32}^{g1}, \mu_{32}^{g2}, \dots, \mu_{316}^{g1}, \mu_{316}^{g2}, \mu_{41}^{g1}, \mu_{41}^{g2}]$$

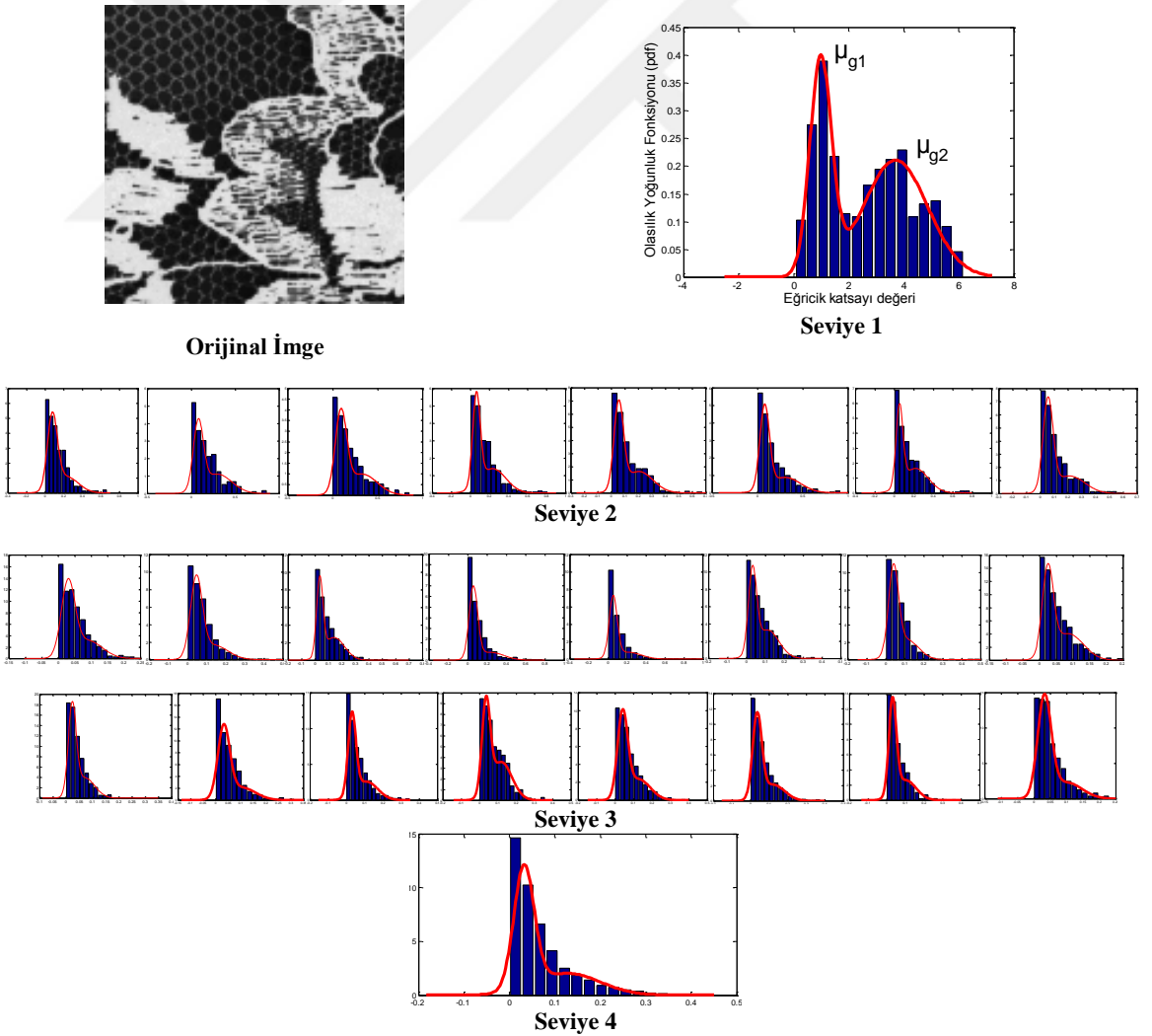
Yapılan çalışmada sadece enerjinin en yoğun olduğu ölçek 1 deki eğricik dönüşümü katsayılarına GLCM işlemi uygulanmıştır. 8 grilik seviyesi olmak üzere GLCM iki parametreye bağlı olarak hesaplanmıştır. Piksel çiftleri arasındaki en yakın mesafe ($d=1$) ve 4 yönelim açısı doğrultusunda ($\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135°) hesaplanan GLCM ‘lerin ortalama değeri alınıp normalizasyon işlemine tabi tutulmuştur. İşlem yoğunluğunun ve

öznitelik matrisinin fazla uzun olmaması için diğer seviyelere bu yöntem uygulanmamıştır. Elde edilen GLCM den yukarıda bahsedilen ve birçok çalışmada bir arada kullanılan 4 adet haralick özelliği çıkartılmıştır. Bu özellikler sırası ile enerji (asm), entropi (ent), homojenlik (hom) ve korelasyondur (corr). Yapılan özellik çıkarımı işlemi akabinde elde edilen özellik vektörü aşağıda belirtilen şekilde elde edilmektedir;

$$f_{co-oc.} = [f_{11}^{asm}, f_{11}^{ent}, f_{11}^{hom}, f_{11}^{corr}]$$

Bu özellikler gauss karışımları yöntemi ile elde edilen özelliklerle beraber aşağıda belirtilen şekilde kullanılmıştır;

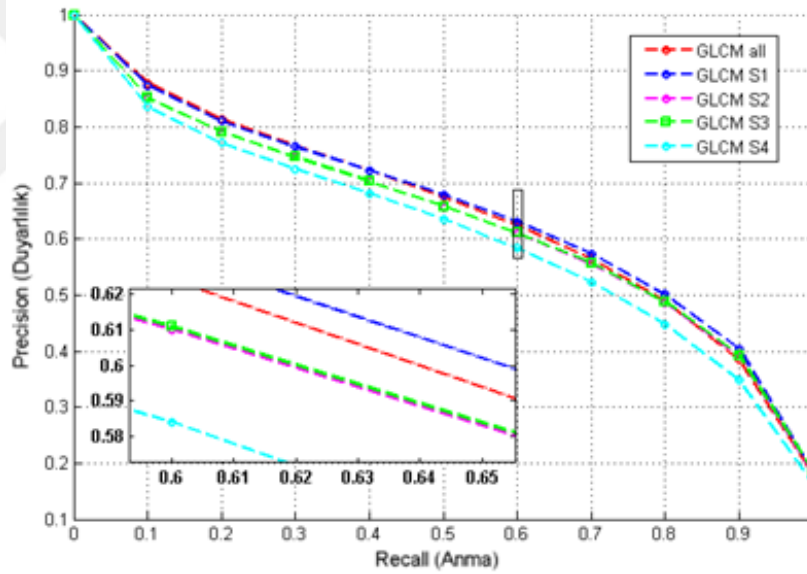
$$F_{fused} = [f_{GMM}, f_{co-oc.}]$$



Şekil 3.22. GKM ile bir imgenin eğricik dönüşümü sonrası modellenmesi

Şekil 3.23’de GKM ile GLCM yöntemlerinin seviyelere göre beraber kullanılmasındaki en uygun durum gösterilmektedir. Grafikte GKM özellikleri her seviyede çıkartılmasına karşılık GLCM özelliklerinin belirli seviyelere uygulanması ile elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.

Şekil 3.23’den anlaşılacağı üzere tüm ölçeklere uygulanan GKM ile belirli ölçeğe ve tüm ölçeklere ayrı ayrı uygulanan GLCM yaklaşımının kullanıldığı en uygun durumun birinci ölçeğe GLCM uygulanması ile elde edildiği anlaşılmaktadır. P-R grafiğinin elde edilmesi hususuna performans değerlendirilmesi başlığı altında detaylı olarak değinilecektir.









Şekil 3.23. Outex_TC_00010 veritabanı için ölçeğe bağlı P-R sonuçları

3.5.1.b. Yönelim bağımsızlık

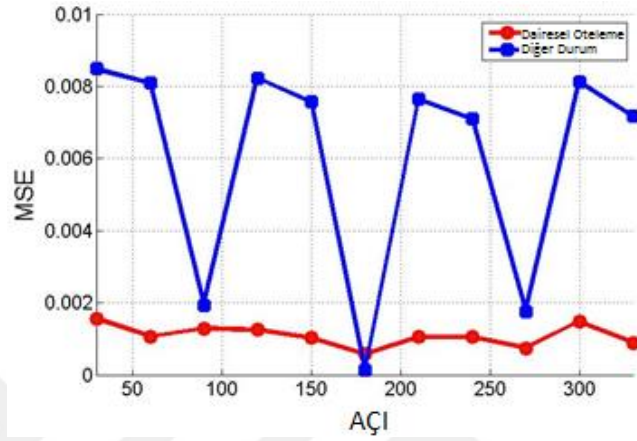
GLCM ve GMM yöntemleri uygulanmasıyla elde edilen 56(=4+52) değere sahip öznelik matrisinin düzenlenmesi ile yönelimden bağımsızlık kazanmak mümkündür. Geçmiş çalışmada (Zhang *et al.* 2012) belirli seviyedeki her bir açığı temsil eden katsayı matrislerinin toplam spektral enerjilerine (TSE) göre yeniden bir düzenleme yapılmıştır. TSE değeri en büyük olan açığı temsil eden değer temel kabul edilerek, en büyük

enerjiye sahip değerin bir önceki ve bir sonraki sıradaki enerjinin daha büyük olanın yönünde dairesel öteleme yapılarak mutlak değerli eğricik katsayılarının ortalama ve standart sapma değerlerinden oluşan öznitelik matrisine yönelimden bağımsızlık kazandırılmıştır. Sunulan yöntemde, ikili GKM yöntemi sonucunda iki adet gauss eğrisi söz konusu olduğundan elde edilen iki ortalama değerinden büyük olanı temel alınarak ilgili ölçekte yapılan dairesel öteleme sayesinde yönelim bağımsızlık elde edilmiştir. Çizelge 3.7’de dairesel öteleme öncesi GKM ile elde edilen katsayılar Çizelge 3.8’de ise GKM sonucu elde edilmiş büyük ve küçük ortalama değerlerine büyük ortalama temel alınarak dairesel öteleme uygulanmasıyla yönelim bağımsızlığın nasıl sağlandığı gösterilmiştir. İlgili çizelgelerde bulunan μ_{ij}^{g2} büyük ortalama değerini, μ_{ij}^{g1} ise küçük ortalama değerini göstermektedir.

Çizelge 3.7. Dairesel öteleme öncesi GKM ile elde edilen katsayılar

Ölçek i	Rotasyon j													
		μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	
S 1	1	4,07	3,29	4,23	3,41	4,11	3,29	4,16	3,38	4,13	3,38	4,09	3,32	
	2	0,08	0,02	0,39	0,09	0,12	0,03	0,06	0,02	0,28	0,07	0,14	0,04	
S 2	3	0,33	0,07	0,09	0,02	0,21	0,07	0,35	0,08	0,11	0,03	0,21	0,04	
	4	0,09	0,03	0,10	0,03	0,40	0,09	0,08	0,02	0,11	0,03	0,42	0,09	
	5	0,07	0,02	0,26	0,07	0,13	0,04	0,07	0,02	0,42	0,09	0,13	0,04	
	6	0,22	0,05	0,34	0,08	0,10	0,02	0,41	0,11	0,24	0,06	0,12	0,03	
	7	0,33	0,08	0,10	0,03	0,22	0,05	0,30	0,06	0,10	0,02	0,22	0,07	
	8	0,08	0,02	0,10	0,02	0,39	0,09	0,09	0,03	0,09	0,02	0,34	0,07	
	S 3	1	0,02	0,00	0,05	0,01	0,03	0,01	0,02	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01
		2	0,03	0,01	0,24	0,05	0,04	0,01	0,03	0,01	0,10	0,02	0,03	0,01
3		0,04	0,01	0,10	0,02	0,03	0,01	0,04	0,01	0,11	0,03	0,04	0,01	
4		0,23	0,04	0,07	0,02	0,05	0,02	0,10	0,02	0,06	0,02	0,05	0,02	
5		0,22	0,04	0,04	0,01	0,05	0,02	0,16	0,03	0,05	0,01	0,06	0,01	
6		0,05	0,01	0,04	0,01	0,06	0,02	0,06	0,02	0,05	0,01	0,09	0,02	
7		0,03	0,01	0,03	0,01	0,10	0,03	0,03	0,01	0,03	0,01	0,24	0,05	
8		0,02	0,01	0,02	0,01	0,05	0,01	0,02	0,01	0,03	0,01	0,04	0,01	
9		0,02	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	0,02	0,01	0,05	0,01	0,03	0,01	
10		0,02	0,01	0,08	0,02	0,04	0,01	0,03	0,01	0,24	0,05	0,04	0,01	
11		0,04	0,01	0,13	0,03	0,04	0,01	0,04	0,01	0,10	0,02	0,03	0,01	
12		0,09	0,02	0,05	0,01	0,04	0,01	0,19	0,03	0,06	0,02	0,05	0,02	
13		0,15	0,03	0,04	0,01	0,06	0,02	0,19	0,03	0,04	0,01	0,05	0,02	
14		0,05	0,01	0,04	0,01	0,09	0,02	0,04	0,01	0,04	0,01	0,07	0,02	
15		0,03	0,01	0,03	0,01	0,25	0,05	0,03	0,01	0,03	0,01	0,10	0,03	
16		0,02	0,01	0,03	0,01	0,06	0,02	0,02	0,01	0,02	0,01	0,05	0,01	
S 4	1	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01	

Çizelge 3.7 ve 3.8’de GKM sonucundaki elde edilen katsayıları gösterilen imge için, 0° temel alınarak her bir döndürme açısındaki değerlerin, MSE değerleri dairesel öteleme uygulanması ve uygulanmaması durumlarında Şekil 3.24’de gösterilmiştir.



Şekil 3.24. Döndürme açısına karşılık MSE değerleri

Çizelge 3.8. Dairesel öteleme sonrası GKM ile elde edilen katsayılar

Ölçek i	Rotasyon j	0°		30°		60°		90°		120°		150°		
		μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	μ_{ij}^{g2}	μ_{ij}^{g1}	
S 1	1	4,07	3,29	4,23	3,41	4,11	3,29	4,16	3,38	4,13	3,38	4,09	3,32	
	2	0,33	0,07	0,39	0,09	0,40	0,09	0,41	0,11	0,42	0,09	0,42	0,09	
S 2	3	0,29	0,06	0,27	0,07	0,21	0,07	0,30	0,06	0,24	0,06	0,21	0,04	
	4	0,08	0,02	0,10	0,03	0,12	0,03	0,06	0,02	0,09	0,02	0,14	0,04	
	5	0,33	0,08	0,26	0,07	0,39	0,09	0,22	0,05	0,28	0,07	0,34	0,07	
	6	0,22	0,05	0,34	0,08	0,22	0,05	0,35	0,08	0,34	0,08	0,22	0,07	
	7	0,07	0,02	0,10	0,03	0,10	0,02	0,08	0,02	0,11	0,03	0,12	0,03	
	8	0,09	0,03	0,10	0,02	0,13	0,04	0,07	0,02	0,11	0,03	0,13	0,04	
	9	0,23	0,04	0,24	0,05	0,25	0,05	0,19	0,03	0,24	0,05	0,24	0,05	
	10	0,22	0,04	0,10	0,03	0,09	0,02	0,19	0,03	0,10	0,02	0,09	0,02	
S 3	11	0,05	0,01	0,07	0,02	0,06	0,02	0,04	0,01	0,06	0,02	0,06	0,01	
	12	0,03	0,01	0,04	0,01	0,04	0,01	0,03	0,01	0,04	0,01	0,05	0,02	
	13	0,02	0,01	0,04	0,01	0,04	0,01	0,03	0,01	0,04	0,01	0,05	0,02	
	14	0,02	0,01	0,04	0,01	0,03	0,01	0,02	0,01	0,05	0,01	0,03	0,01	
	15	0,02	0,00	0,03	0,01	0,04	0,01	0,02	0,01	0,03	0,01	0,04	0,01	
	16	0,03	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	0,03	0,01	
	17	0,04	0,01	0,05	0,01	0,06	0,02	0,04	0,01	0,05	0,01	0,04	0,01	
	18	0,02	0,01	0,04	0,01	0,05	0,01	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01	
	S 4	19	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01
		20	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01	0,06	0,02	0,05	0,01	0,05	0,01

Şekil 3.24’de gösterildiği gibi dairesel öteleme sonucunda alttaki eğri elde edilmiştir. MSE değeri dairesel öteleme olmadığı durumda yani üstteki eğride daha yüksek bulunmaktadır. Ayrıca Yapılan çalışmada, imgeye ait en genel hatların en geniş ölçekle ele alındığı en yüksek enerjiye sahip eğricik dönüşümü katsayılarından birinci seviyeye uygulanan eş oluşum yöntemi ile global öznelik çıkarımı sağlanmıştır. Dört açı değeri için ortalama değeri hesaplanan normalize eş oluşum matrisinden özellik çıkarımı vasıtası ile kısmi yönelim bağımsızlık elde edilmiştir.

3.5.2. Performans değerlendirmesi

Görüntüler arasındaki benzerlikler ölçülürken genel olarak karşılaştırılan görüntüler için çıkarılmış özellik vektörlerinin birbirlerine olan uzaklığı hesaplanmaktadır. Böylece görüntüler arasındaki hesaplanan bu mesafelere bağlı olarak birbirlerine olan benzerliği hakkında bir metrik elde edilmiş olmaktadır. Literatürde yaygın olarak iki vektör arasındaki uzaklığın Öklid mesafesi ile ölçüldüğü tespit edilmiştir. $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ ve $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ olarak belirtilen “n” boyutlu iki nokta arasındaki uzaklık $d(p, q)$ veya $d(q, p)$ olarak gösterilmek üzere; $d(p, q)$ Öklid Mesafesi eşitlik Denklem 3.55’de belirtilen şekilde hesaplanmaktadır.

$$d(p, q) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (3.55)$$

Sorgu neticesinde ortaya çıkan erişim performansının değerlendirilmesi içerik tabanlı görüntü erişim sistemlerinde kritik bir problemdir. Bilgi erişim sistemlerinde en genel değerlendirme ölçümleri duyarlık (precision) ve anma (recall) ölçütleridir. Duyarlık, sistemin sadece gerekli uygun görüntülere erişimdeki gücünü Denklem 3.56’de belirtilen şekilde ifade ederken; Anma sistemin tüm uygun görüntülere erişimdeki gücünü Denklem 3.57’de belirtilen şekilde ifade etmektedir.

$$\text{Duyarlık (Precision)} = \frac{\text{Erişilen Uygun Görüntü Sayısı}}{\text{Erişilen Toplam Görüntü Sayısı}} \quad (3.56)$$

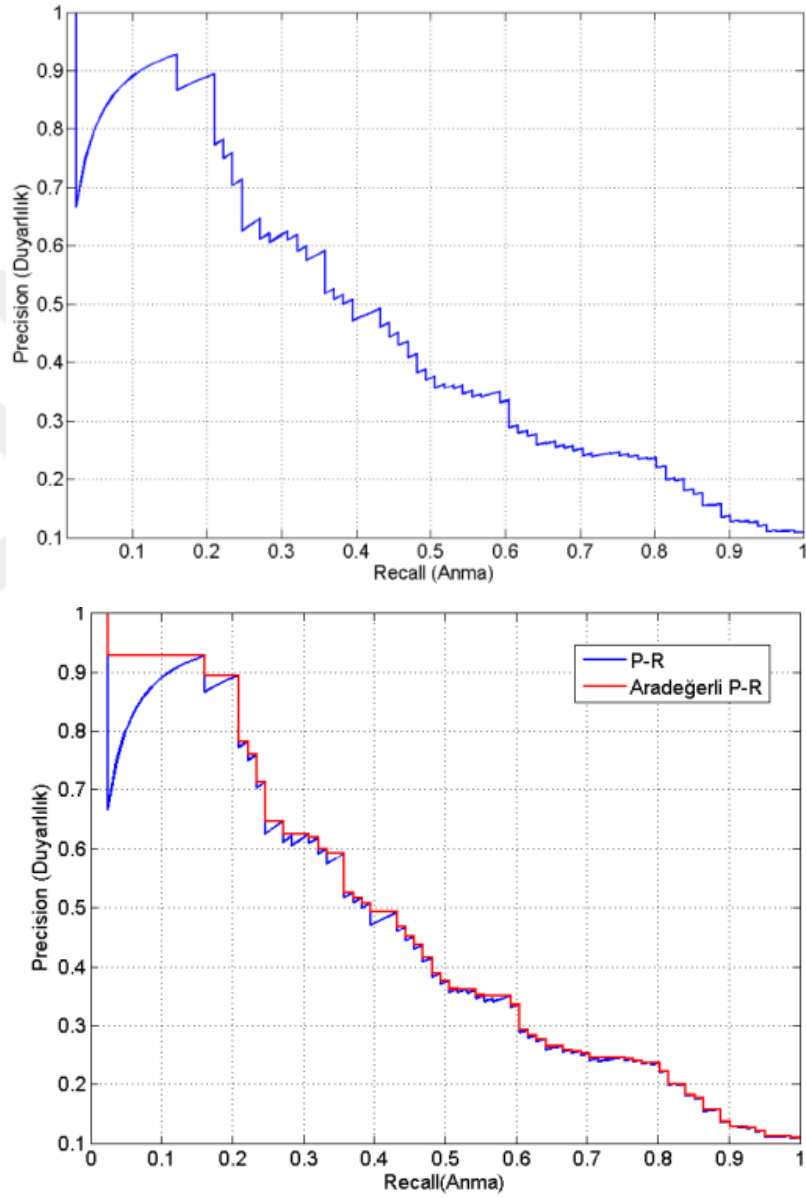
$$\text{Anma (Recall)} = \frac{\text{Erişilen Uygun Görüntü Sayısı}}{\text{Görüntü Arşivindeki Toplam Uygun Görüntü Sayısı}} \quad (3.57)$$

Yukarıda belirtilen eşitlikler incelendiğinde; k erişilen imge sayısını vermek üzere, $(k + 1)$. imge ele alındığında, referans sorgu ile uyumlu değil ise anma değeri k . dokümanınki ile aynı olmasına rağmen duyarlılık değeri düşer. Eğer uyumlu ise $(k + 1)$. imge hem duyarlılık hem anma değerini artırır. Bu istenmeyen durum Şekil.3.25’de üstte belirtilen P-R grafiğinde de görüleceği gibi eğrinin sağa doğru eğim yaparak testere dişi şeklinde bir görünüme sahip olmasına yol açmaktadır. Bu durumu düzeltmenin en standart yolu ara değerli duyarlılık yöntemidir. Belirli bir anma seviyesindeki (r) ara değerli duyarlılık (P_{interp}) Şekil 3.25’de altta gösterildiği gibi mevcut ya da daha sonraki recall seviyelerindeki en yüksek duyarlılık değeri olarak tanımlanır. Ara değerli duyarlılık Denklem 3.58’de belirtilen şekilde hesaplanır

$$P_{interp}(r) = \max_{r' \geq r} P(r') \quad , r' \geq r \quad (3.58)$$

Bir yöntemin başarımının incelenmesi ve mukayese edilebilmesi için belirli anma değerlerindeki duyarlılık değerleri karşılaştırılmalıdır. Bunun için on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık (eleven point interpolated average precision) değerleri çıkartılmaktadır. Bu işlem 0 ile 1 arasında değerler alan anma değerinin 0.1 aralıklar ile aldığı değerlere karşılık gelen ve sürekli düşüş eğiliminde olan duyarlılık değerlerinin bulunmasıyla gerçekleştirilmektedir. Bir veri tabanı incelendiğinde tasarlanan yöntemin uygulanması ile tüm resimler için elde edilen on bir nokta ara değerli duyarlılık

değerlerinin ortalaması alınarak ilgili veri tabanına ait on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık değerleri çıkartılır. Böylece aynı veri tabanı mevcut diğer yöntemlerle karşılaştırılabilecek duruma elverişli hale gelmektedir.



Şekil 3.25. KTH_TIPS veri tabanına ait P-R grafiği (üstte) ve ara değerli P-R grafiği (altta)

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Yapılan çalışmada sunulan gürültü giderimi ve görüntü erişimi üzerine yöntemlere ait deneysel bulgular ayrı ayrı bu bölümde incelenmektedir.

4.1. Görüntü Erişimi ve Sınıflandırma Üzerine Elde Edilen Bulgular

Yapılan çalışmada sınıflandırma ve görüntü erişimi için sunulan yöntemin başarımını ölçmek için altı adet imge veri tabanı kullanılmıştır. Bu veri tabanları; Brodatz, Outex_TC_00010, Outex_TC_00012horizon, Outex_TC_00012t184, Vistex ve KTH_TIPS olarak isimlendirilmektedir. Bahsedilen veri tabanlarının kullanımları hakkında detaylı bilgi aşağıda başlıklar halinde belirtilmektedir.

4.1.1. Brodatz veri tabanı

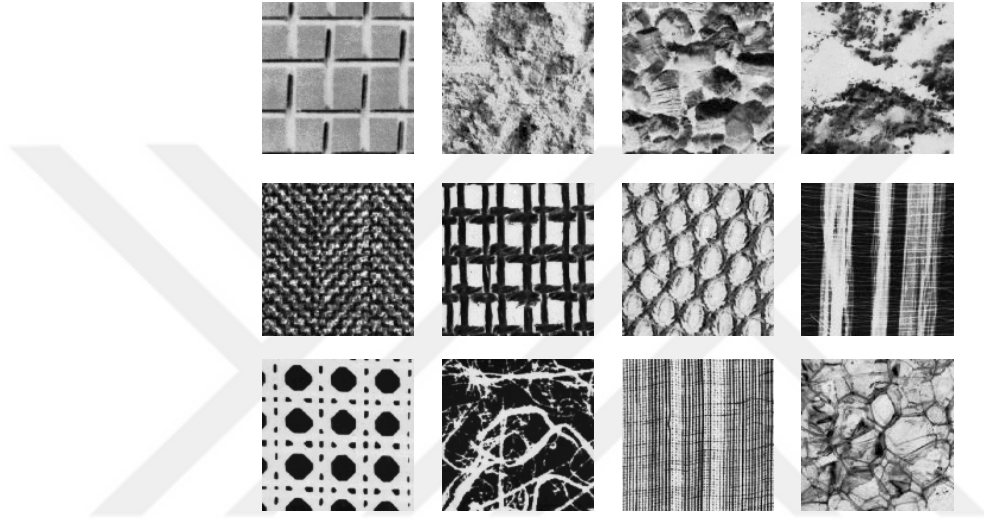
112 farklı imge sınıf olarak kabul edilmiştir ve her bir imge 16 adet 128x128 piksellik parçalara ayrılmıştır her bir parça 30 derecelik farklar ile 12 temel açı doğrultusunda (00, 30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300, 330 derece) döndürülmüştür. Sonuç olarak 21504 (=112x16x12) imgelik bir veri tabanı elde edilmiştir (Brodatz 1966). Brodatz veri tabanına ait örnek imgeler Şekil 4.1'de gösterilmektedir.

4.1.2. Outex_TC_00010 veri tabanı

24 farklı sınıftaki, ince aydınlatma ile elde edilmiş imgelerin 20 adet üst üste gelmeyecek parçalara ayrılmasıyla 00, 05, 10, 15, 30, 45, 60, 75, 90 derecelik döndürmelerle her sınıfta 180 imge içerecek şekilde toplam 4320 (=24x20x9) tane 128x128 piksellik imge içeren bir veri tabanı oluşturulmuştur (Hayman E. 2004). Outex_TC_00010 veritabanına ait örnek imgeler Şekil 4.2'de gösterilmektedir.

4.1.3. Outex_TC_00012 horizon veri tabanı

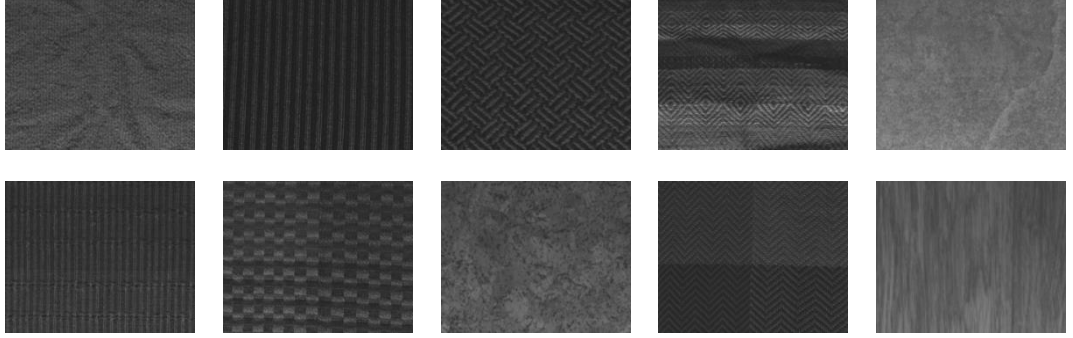
24 farklı sınıftaki, horizon aydınlatma ile elde edilmiş imgelerin Outex_TC_00010'daki şekilde döndürmelerle her sınıfta 180 imge içerecek şekilde toplam 4320 tane 128x128 piksellik imge içeren bir veri tabanı oluşturulmuştur (Hayman E. 2004).



Şekil 4.1. Brodatz veri tabanına ait örnek imgeler

4.1.4. Outex_TC_00012 tl84 veri tabanı

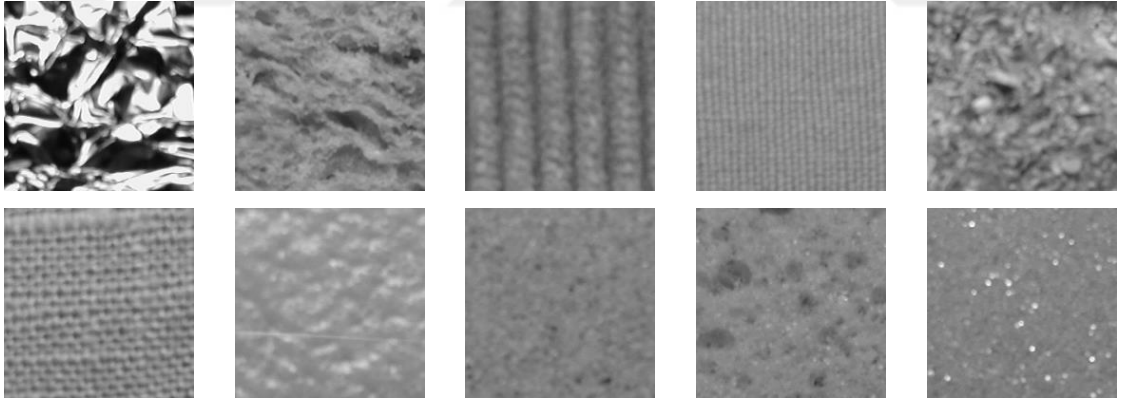
24 farklı sınıftaki, fluorescent aydınlatma ile elde edilmiş imgelerin Outex_TC_00010'daki şekilde döndürmelerle her sınıfta 180 imge içerecek şekilde toplam 4320 tane 128x128 piksellik imge içeren bir veri tabanı oluşturulmuştur.



Şekil 4.2. Outex_TC_00010 veri tabanına ait örnek imgeler

4.1.5. KTH_TIPS veri tabanı

10 sınıf ve her bir sınıf içerisinde 81 adet imge içeren veri tabanı farklı aydınlatma poz ve ölçekte kaydedilmiştir. Toplam 810 (=10x81) adet imge içermektedir (Hayman E. 2004). KTH_TIPS veritabanına ait örnek imgeler Şekil 4.3’de belirtilmektedir.

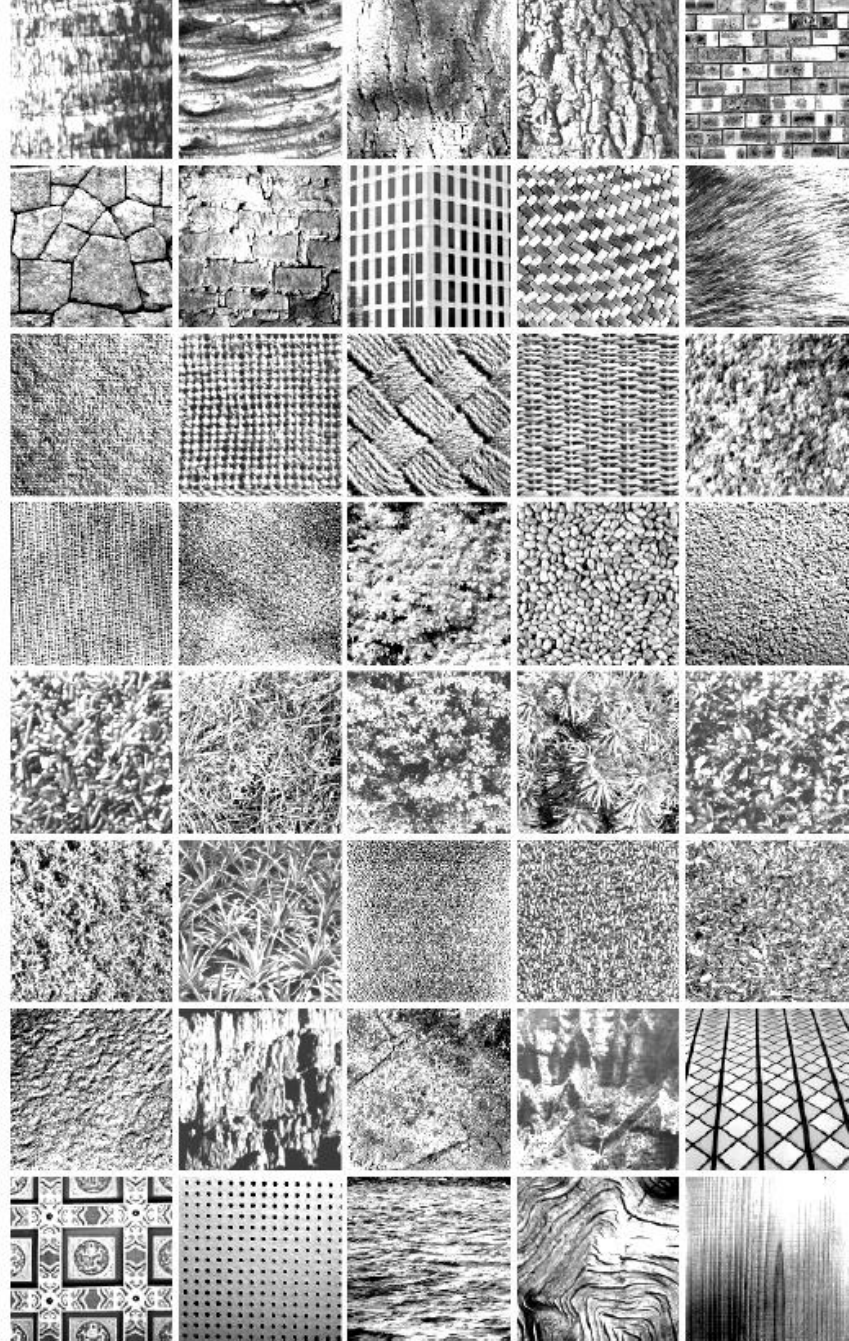


Şekil 4.3. KTH_TIPS veri tabanı örnek imgeler

4.1.6. Vistex veri tabanı

40 farklı imge sınıfı olarak kabul edilmiştir ve her bir imge 16 adet 128x128 piksellik parçalara ayrılmıştır her bir parça 30 derecelik farklar ile 12 temel açı doğrultusunda Brodatz veri tabanında kullanılan yöntem ile (00, 30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300, 330 derece) döndürülmüştür. Sonuç olarak 7680 (=40x16x12) imgelik bir veri

tabanı elde edilmiştir (Do M. N. 2002). Vistex veritabanına ait kullanılan imgeler Şekil 4.4'de belirtilmektedir.



Şekil 4.4. Vistex veri tabanına ait kullanılan imgeler (Do 2002)

4.1.7. Görüntü erişimi üzerine elde edilen bulgular

Görüntü erişimi için on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık ve anma yöntemi her bir veri tabanı için uygulanmıştır. İlgili veri tabanındaki tüm imgelerin sorgu imgesi olarak kullanılması ile elde edilen on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık ve anma değerlerinin ortalaması her sınıf için ayrı ayrı alınmıştır. Sunulan yöntemle ait veriler Çizelge 4.1’de gösterilmektedir.

Çizelge 4.1. Kullanılan veritabanları için Sunulan yöntemin başarımı

	Brodatz Veri tabanı	Outex TC_00010 Veri tabanı	Outex TC_00012h Veri tabanı	Outex TC_00012tl84 Veri tabanı	Vistex Veri tabanı	KTH TIPS Veri tabanı
Anma (Recall)	Duyarlılık (Precision)	Duyarlılık (Precision)	Duyarlılık (Precision)	Duyarlılık (Precision)	Duyarlılık (Precision)	Duyarlılık (Precision)
0,0	1	1	1	1	1	1
0,1	0,97	0,89	0,91	0,88	0,83	0,66
0,2	0,95	0,84	0,86	0,82	0,73	0,53
0,3	0,92	0,80	0,82	0,78	0,65	0,46
0,4	0,89	0,76	0,78	0,74	0,58	0,40
0,5	0,87	0,73	0,74	0,69	0,53	0,36
0,6	0,83	0,69	0,70	0,64	0,48	0,31
0,7	0,79	0,65	0,65	0,60	0,43	0,28
0,8	0,72	0,59	0,58	0,55	0,38	0,24
0,9	0,64	0,50	0,50	0,47	0,30	0,19
1,0	0,35	0,23	0,25	0,21	0,17	0,14

4.1.8. Sınıflandırma üzerine elde edilen bulgular

Sınıflandırma işleminde en yakın komşuluk sınıflandırma yöntemi uygulanmıştır. Sorgu imgesine ait öznelik vektörü her sınıfın seçilmiş eğitim imgelerine ait öznelik vektörleri ile tek tek karşılaştırılmış ve iki vektör arasındaki en küçük fark bulunarak

sorgu imgesi ilgili sınıfa atanmıştır. Bu farkın bulunmasında öklid mesafesi hesaplanmıştır. Sınıflandırma işlemi için belirli sayıda rastgele seçilen imgeler eğitim için kullanılmış, eğitim için kullanılmayan imgeler ise test için kullanılmıştır. Sonuçlar 100 defa tekrarlanmış ve ortalama değerler sunulmuştur. Çizelge 4.2’de sınıflandırma için yüzde olarak belirtilen başarımların değerleri tek tek 10, 20, 30, 40, 50, 60 ve 70 imgenin eğitim için kullanılması ile elde edilmiştir.

Çizelge 4.2. Sunulan özellik çıkarım yönteminin sınıflandırmadaki başarımı

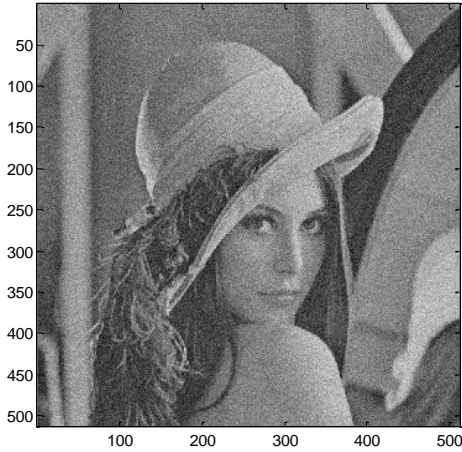
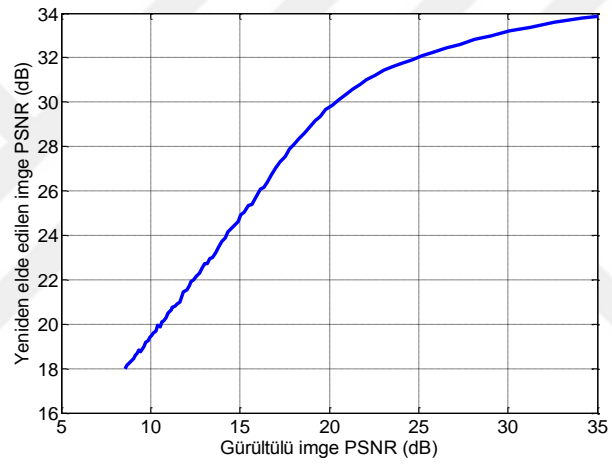
	Brodatz Veri tabanı	Outex TC_00010 Veri tabanı	Outex TC_00012h Veri tabanı	Outex TC_00012t84 Veri tabanı	Vistex Veri tabanı	KTH TIPS Veri tabanı
Eğitim 10	96,45	87,77	89,16	86,5	82,13	70,84
Eğitim 20	97,91	91,92	92,21	89,81	88,64	77,21
Eğitim 30	98,54	93,59	93,84	91,33	91,77	82,16
Eğitim 40	98,88	94,54	94,83	92,52	93,85	84,39
Eğitim 50	99,11	95,13	95,75	93,98	95,19	87,09
Eğitim 60	99,24	95,6	96,14	94,41	96,13	88,57
Eğitim 70	99,56	95,75	96,75	94,88	96,86	91,88

4.2. Gürültü Giderimi Üzerine Elde Edilen Bulgular

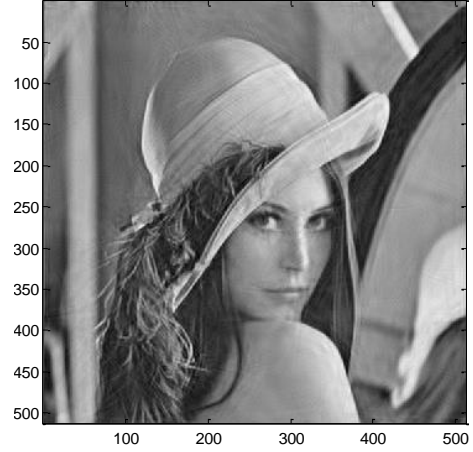
Sunulan gürültü giderimi üzerine yöntemde orijinal imgelere gürültü ekleyip gürültünün standart sapmasının 1 ile 100 arasında değişimine karşılık gürültülü imgelerin PSNR değerleri sunulan yöntemin uygulanması ile elde edilen gürültüden arındırılmış imgelerin PSNR değerleri ile karşılaştırılarak başarımlar ölçülmüştür. Sonuçlar bu alanda yoğun olarak kullanılan 4 adet test imgesi üzerinde test edilmiştir. Sonuçlar Şekil 4.5, 4.6, 4.7 ve 4.8 de belirtilmiştir.



Orijinal İmge

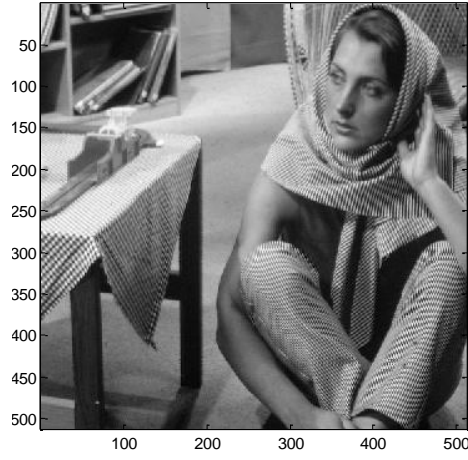


Gürültü eklenmiş imge ($\sigma = 20$)
PSNR=22.11 dB

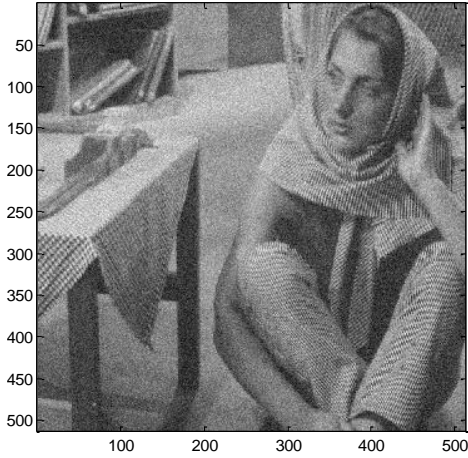
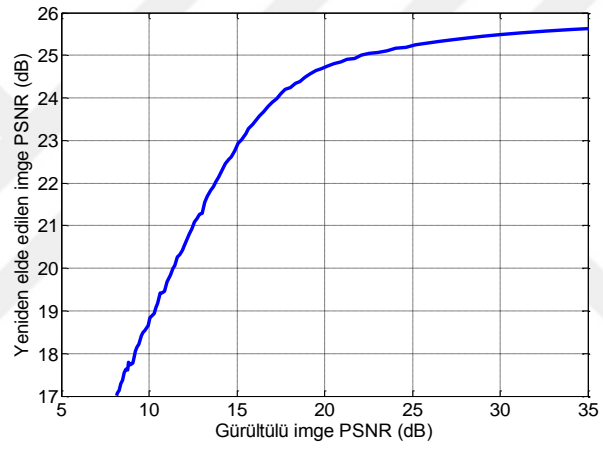
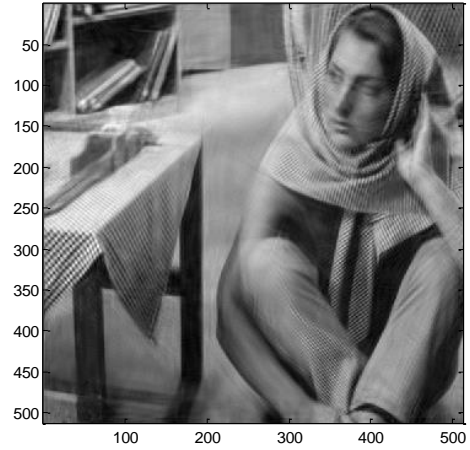


Gürültü giderimi sonucu yeniden elde edilen imge
PSNR=30.86 dB

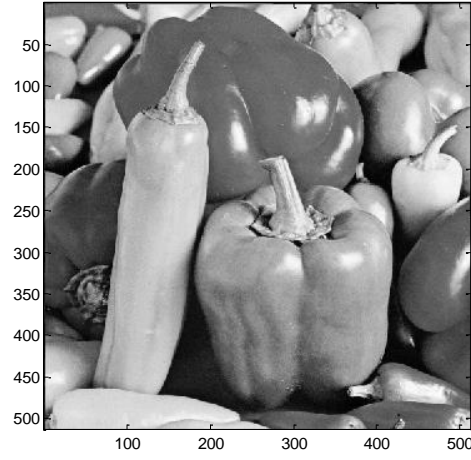
Şekil 4.5. Lena (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı



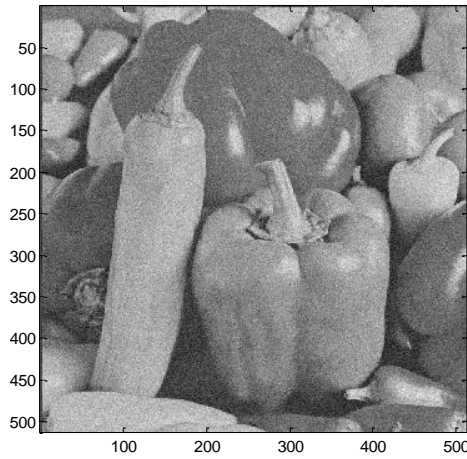
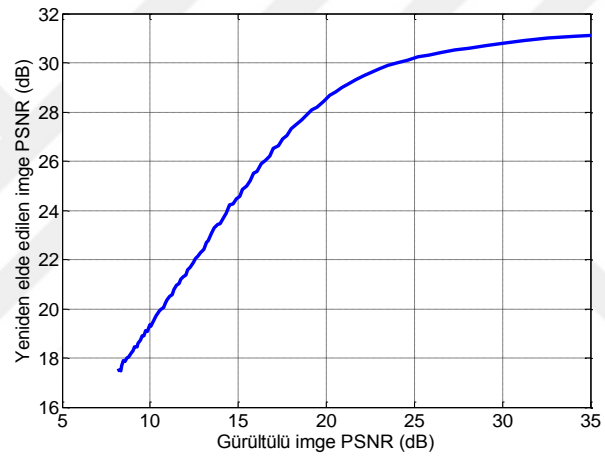
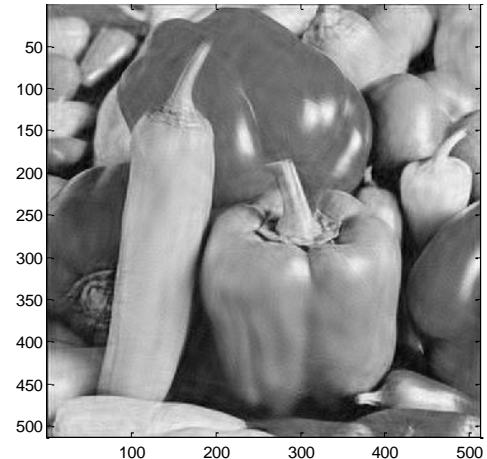
Orjinal İmge

Gürültü Eklenmiş imge ($\sigma = 20$)
PSNR=22.11 dBGürültü Giderimi sonucu yeniden elde edilen imge
PSNR=24.84 dB

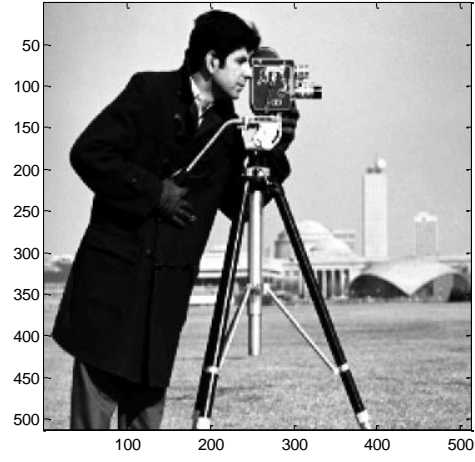
Şekil 4.6. Barbara (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı



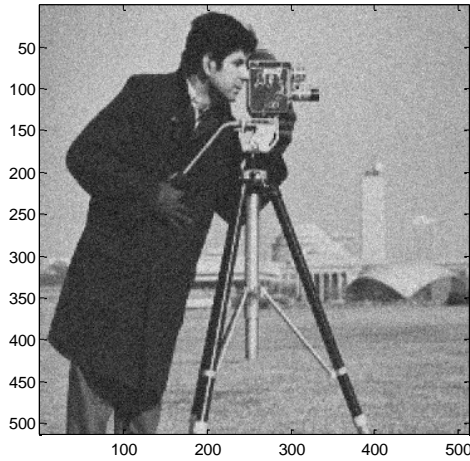
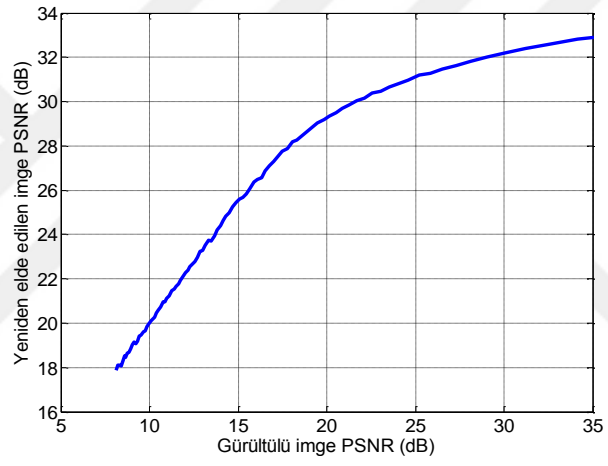
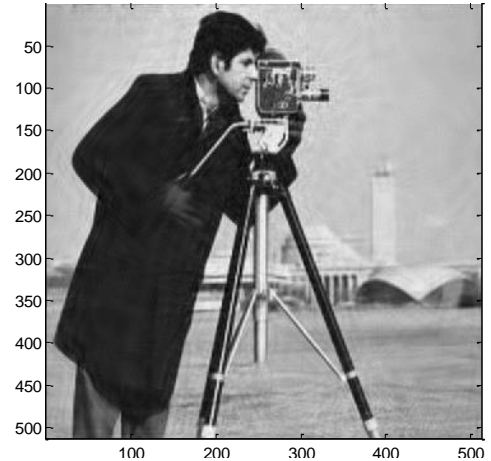
Orijinal İmge

Gürültü Eklenmiş imge ($\sigma = 20$)
PSNR=22.12 dBGürültü Giderimi sonucu yeniden elde edilen imge
PSNR=28.98 dB

Şekil 4.7. Peppers (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı



Orijinal İmge

Gürültü Eklenmiş imge ($\sigma = 20$)
PSNR=22.10 dBGürültü Giderimi sonucu yeniden elde edilen imge
PSNR=29.53 dB

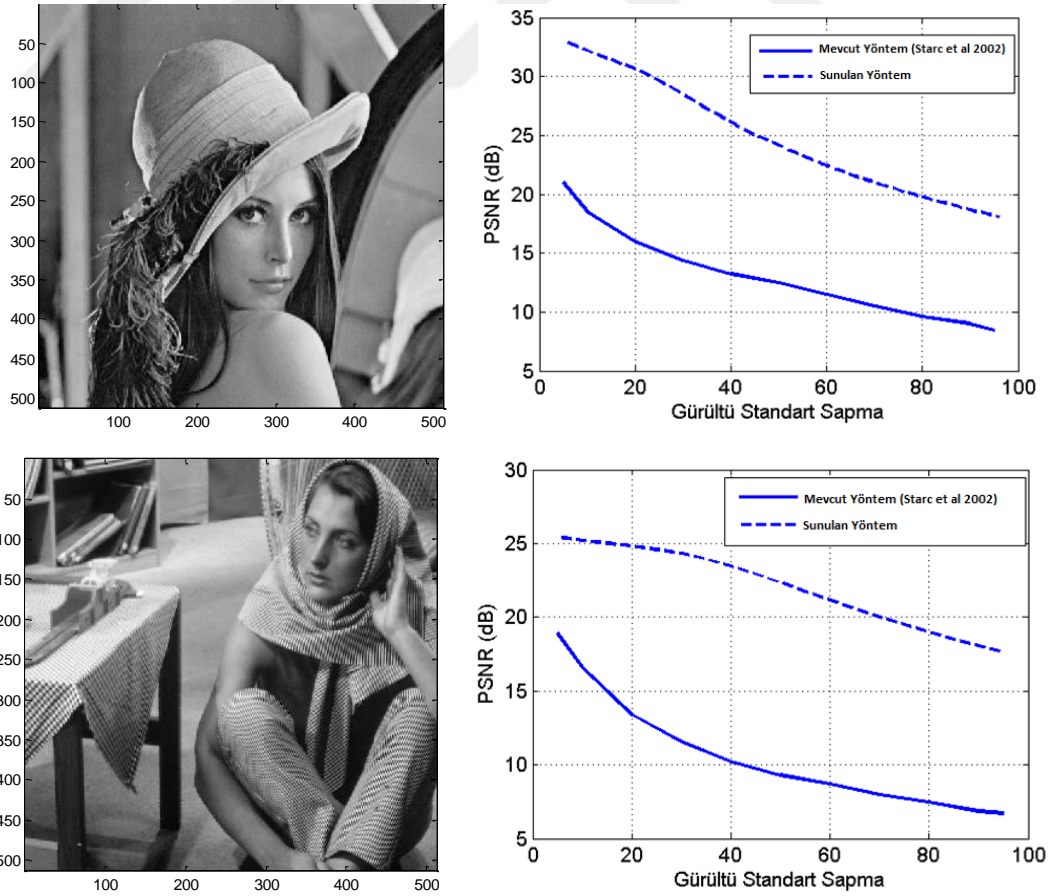
Şekil 4.8. Photographer (512x512) imgesine ait sunulan yöntemin başarımı

5. TARTIŞMA ve SONUÇLAR

Bu bölümde eğricik dönüşümü tabanlı gürültü giderimi, görüntü erişimi ve sınıflandırma üzerine sunulan yöntemlerin başarımları mevcut yöntemler ile ayrı ayrı karşılaştırılmaktadır.

5.1. Gürültü Giderimi Konusunda Geliştirilen Yöntemin Başarım Analizi

Sunulan yöntemin başarımını mevcut yöntem ile karşılaştırmak için 2 adet test imgesi kullanılmıştır. Bu karşılaştırma Şekil 5.1'de belirtildiği gibi, eklenen gürültünün standart sapmasına bağlı olarak gürültüden arındırılmış imgenin PSNR değerlerinin mukayese edilmesi ile gerçekleştirilmiştir.



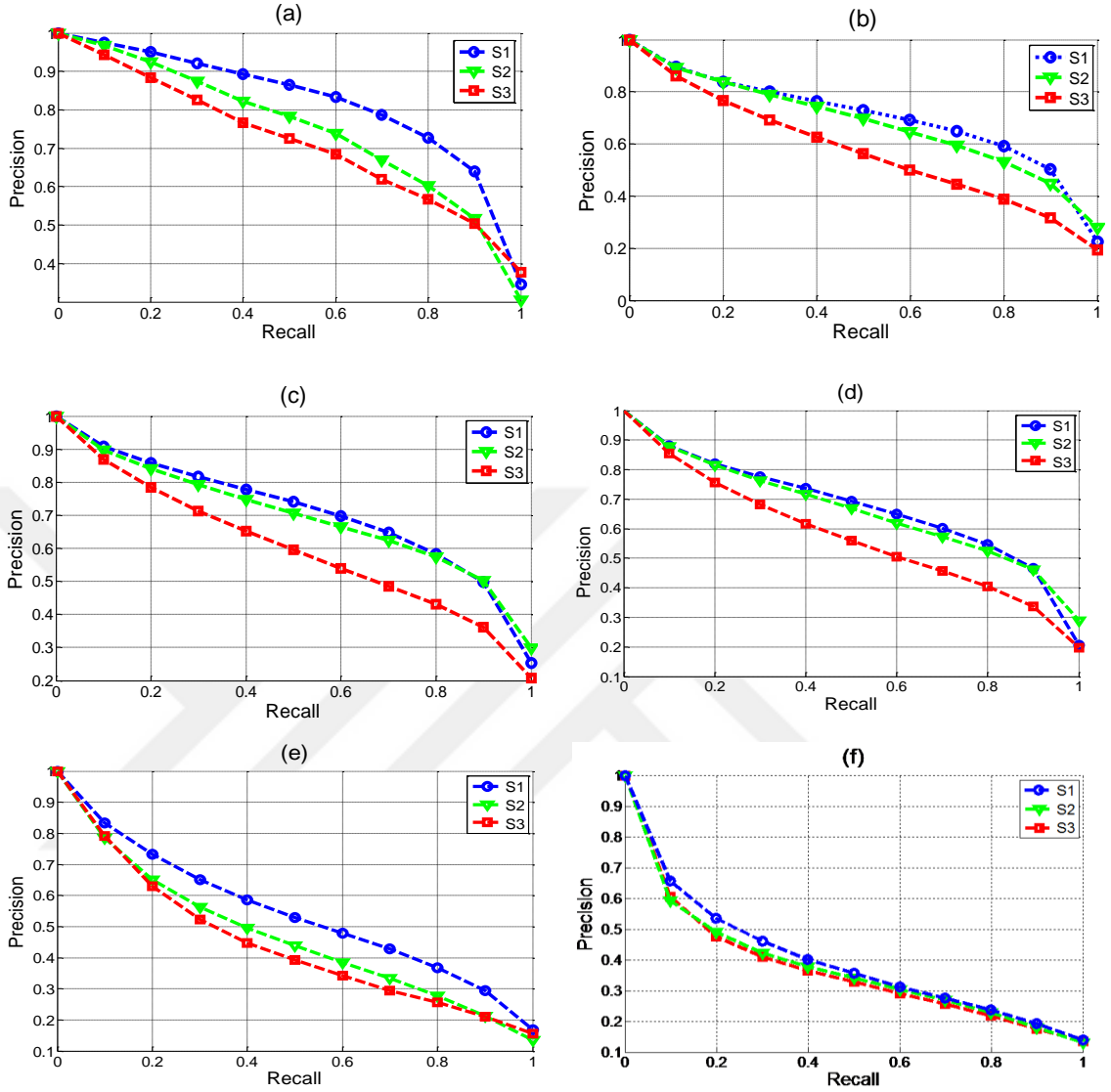
Şekil 5.1. Sunulan yöntemin mevcut yöntem (Starck *et al.* 2002) ile karşılaştırılması

Sunulan gürültü giderim yönteminin en büyük avantajı gürültünün standart sapmasından bağımsız bir eşik değeri vasıtası ile imgenin gürültüden arındırılmasını sağlanmasıdır. Mevcut yöntemler eklenen gürültünün standart sapmasının kestirimi üzerinden işlem yaptığı için bu aşamada yoğun işlem adımları gerçekleştirilmektedir. Ayrıca eğricik dönüşümü sonrasında elde edilen katsayılara gauss karışım modelinin uygulanması sonucunda elde edilen model parametrelerinden ortalama ve standart sapmanın beraber kullanımı ile dönüşüm seviyesine bağlı bir eşik değeri belirlenmesi ile başarımlar artmaktadır. Eklenen gürültüden her seviyenin aynı oranda etkilenmemesi yüzünden her eşik farklı bir çarpan değeri ile genişletilmiştir. Bu işlem sayesinde seviyeye uygun eşik belirlenmiştir. Sonuç olarak eğricik dönüşümünün çok çözünürlüklü yapısından kaynaklanan dezavantajların uyumlu başka teknikler ile giderilmesi vasıtasıyla daha yüksek başarımlara erişilebileceği görülmektedir.

5.2. Görüntü Erişimi ve Sınıflandırma Konusunda Geliştirilen Yöntemin Başarım Analizi

Görüntü erişimi için sunulan yöntem ve eğricik dönüşümü üzerine yönelim bağımsızlık özelliğine sahip mevcut yöntem (Zhang *et al.* 2012), on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık ve anma yöntemi ile her bir veri tabanına uygulanmıştır. Her yöntemde ilgili veri tabanındaki tüm imgelerin sorgu imgesi olarak kullanılması ile elde edilen on bir nokta ortalama ara değerli duyarlılık ve anma değerlerinin ortalaması alınıp o veri tabanı için tek bir P-R grafiği elde edilmiştir. Şekil 5.2’de sunulan yöntem, mevcut yöntem (Zhang *et al.* 2012) ve mevcut yönteme, sadece birinci seviye eğricik katsayılarından çıkarılan dört adet eş oluşum özelliğinin eklenmesi ile elde edilen yöntem karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir. Bu üç yöntemin aynı eksen üzerinde gösterimi sayesinde eş oluşum özellikleri ve GKM sonucunda elde edilen özelliklerin kazanımları ve sunulan yöntemin başarımları ayrı ayrı analiz edilebilmektedir.

Sunulan sistemin daha derin analizi için Brodatz veri tabanındaki belirli sınıflar için ortalama P-R grafikleri Şekil 5.3’de gösterilmiştir. Bu sayede mevcut dokularda sunulan yöntemin başarımları karşılaştırmalı olarak incelenebilmektedir.

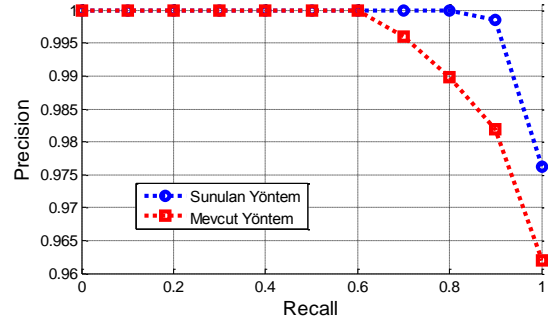
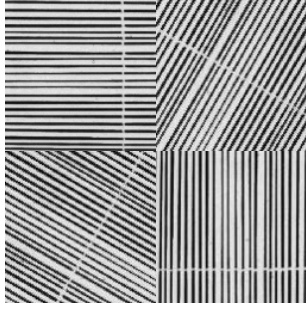


Şekil 5.2. Farklı veri tabanları için mevcut ve sunulan yöntemlerin karşılaştırılması

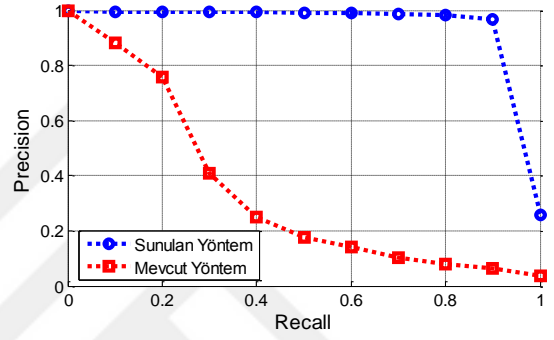
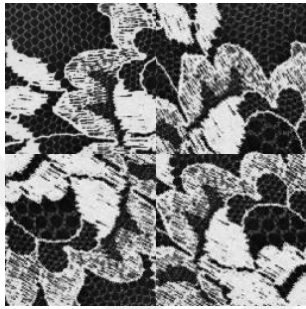
(a) Brodatz, (b) Outex_TC_00010, (c) Outex_TC_00012horizon (d) Outex_TC_00012tl84 (e) Vistex (f) KTH_TIPS veri tabanları için S1: Sunulan F_{fused} öznelik vektörünü kullanan yöntem, S2: mevcut (Zhang *et al.* 2012) yönteme sadece f_{co-oc} özneliklerinin eklenmesi ile elde edilen yöntem S3: mevcut (Zhang *et al.* 2012) yöntemi belirtmektedir. Recall (Anma), Precision (Duyarlılık)

Şekil 5.2 incelendiğinde mevcut yönteme (Zhang *et al.* 2012) sadece birinci seviye eğricik katsayılarından çıkarılan dört adet eş oluşum özelliğinin eklenmesi ile başarımın kayda değer bir artış gösterdiği gözlemlenmektedir. Ayrıca GKM parametreleri ile yine sadece birinci seviye eğricik katsayılarından çıkarılan dört adet eş oluşum özelliğini kullanan sunulan yöntemin ise diğer yöntemler ile altı adet veri tabanı için karşılaştırılan yöntemler içinde en yüksek başarıma sahip olduğu gözlemlenmektedir.

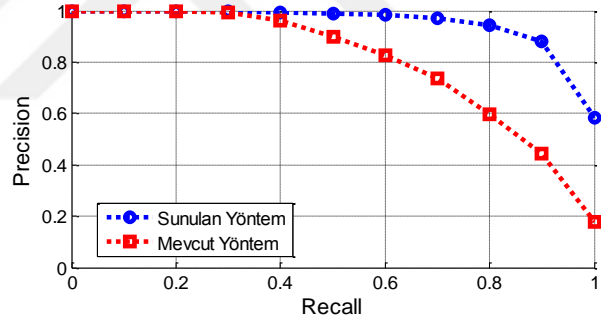
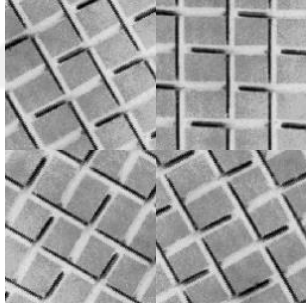
D049-Örnek İmgeler



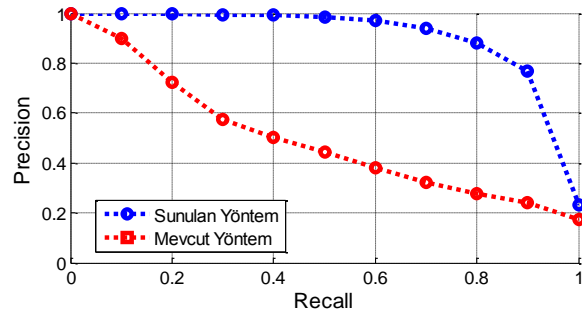
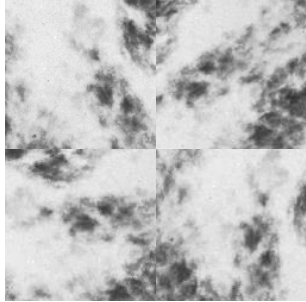
D042-Örnek İmgeler



D001-Örnek İmgeler



D090-Örnek İmgeler



Şekil 5.3. Brodatz veri tabanına ait bazı sınıflara ait mevcut yöntem (Zhang *et al.* 2012) ile sunulan yöntemin karşılaştırılması.

Şekil 5.3 incelendiğinde sunulan yöntemin ayrı ayrı düzenli ve düzensiz hatlara sahip imgeleri bulunduran sınıflar için eğrisel elemanları daha iyi temsil ettiği açıkça görülmektedir. Ayrıca D042 sınıfına ait P-R grafiği incelendiğinde ilk uygun olmayan eşleşmeye %80 anma (recall) ve %100 duyarlılık (precision) değerinde ulaşıldığı görülmektedir. Bunun anlamı ilgili sınıfa ait her bir imgenin referans olarak kabul edilmesiyle yapılan erişimler esnasında en az 90 adet eşleşmenin her seferinde uygun yani ilgili sınıfa ait diğer imgeler olduğudur. Mevcut yöntemde ise bu sınıf için bahsedilen değer sunulan yöntemin oldukça altındadır. Bu sonuçlar doğrultusunda incelendiğinde eğricik katsayılarının GKM ile eş oluşturma matrisleri özelliklerini kullanan ve GKM parametreleri etrafında dairesel öteleme ile yönelim bağımsızlık kazandırılan sunulan yöntemin, eğricik katsayılarının ortalama ve standart sapma özelliklerini kullanıp TSE değerleri etrafında dairesel öteleme yapan mevcut (Zhang *et al.* 2012) yöntemden daha üstün olduğu açıkça görülmektedir.

Yapılan çalışmada ayrıca daha başarılı karşılaştırmanın sağlanabilmesi için imgeler üzerine sınıflandırma uygulamasına da yer verilmiştir. Sınıflandırma işleminde en yakın komşuluk sınıflandırma yöntemi uygulanmıştır. Sorgu imgesine ait öznitelik vektörü her sınıfın seçilmiş eğitim imgelerine ait öznitelik vektörleri ile tek tek karşılaştırılmış ve iki vektör arasındaki en küçük fark bulunarak sorgu imgesi ilgili sınıfa atanmıştır. Bu farkın bulunmasında öklid mesafesi hesaplanmıştır. Sınıflandırma işlemi için belirli sayıda rastgele seçilen imgeler eğitim için kullanılmış, eğitim için kullanılmayan imgeler ise test için kullanılmıştır.

Sınıflandırma açısından adil bir karşılaştırmanın sağlanabilmesi için sonuçlar 100 defa tekrarlanmış ve ortalama değerler sunulmuştur. Çizelge 5.1’de sınıflandırma başarımları değerleri tek tek 10, 20, 30, 40, 50, 60 ve 70 imgenin eğitim için kullanılması ile altı adet veri tabanında ayrı ayrı elde edilmiştir.

Çizelge 5.1. Sunulan yöntemlerin mevcut yöntemler ile karşılaştırılması

		Brodatz Veri tabanı	Outex TC_00010 Veri tabanı	Outex TC_00012h Veri tabanı	Outex TC_00012t184 Veri tabanı	Vistex Veri tabanı	KTH TIPS Veri tabanı
Eğitim 10	Y1	96,45	87,77	89,16	86,5	82,13	70,84
	Y2	95,76	86,31	87,1	84,48	83,18	68,17
	Y3	94,04	87,64	88,32	86,45	79,73	67,39
	Y4	90,04	82,08	84,25	81,25	73,88	66,62
Eğitim 20	Y1	97,91	91,92	92,21	89,81	88,64	77,21
	Y2	97,86	90,63	91,71	88,75	88,8	76,73
	Y3	96,39	91,48	91,89	89,36	83,17	75,23
	Y4	93,76	88,37	89,62	87,94	82,96	74,26
Eğitim 30	Y1	98,54	93,59	93,84	91,33	91,77	82,16
	Y2	98,37	93,31	93,63	91,31	91,66	81,25
	Y3	97,22	93,15	93,56	91,12	89,53	79,44
	Y4	95,41	91,3	91,86	90,19	87,13	78,43
Eğitim 40	Y1	98,88	94,54	94,83	92,52	93,85	84,39
	Y2	98,73	94,45	94,64	92,26	93,53	84,04
	Y3	97,75	94,23	94,45	92,33	92,15	81,82
	Y4	96,64	92,44	93,36	91,99	90,18	81,72
Eğitim 50	Y1	99,11	95,13	95,75	93,98	95,19	87,09
	Y2	99,03	95,01	95,65	93,97	94,5	86,58
	Y3	98,54	94,9	95,19	93,66	93,74	84,37
	Y4	97,27	93,43	94,7	93,43	91,98	83,87
Eğitim 60	Y1	99,24	95,6	96,14	94,41	96,13	88,57
	Y2	99,11	95,51	95,96	94,38	96,09	87,38
	Y3	99,03	95,35	95,7	94,23	96,04	84,8
	Y4	97,84	94,61	94,93	93,63	93,46	84,76
Eğitim 70	Y1	99,56	95,75	96,75	94,88	96,86	91,88
	Y2	99,43	95,81	96,53	94,81	96,8	90,54
	Y3	99,38	95,8	96,22	94,61	96,42	87,27
	Y4	98,24	94,85	95,98	94,27	94,65	86,36

Y1: Sunulan F_{fused} öznitelik vektörünü kullanan yöntemi, Y2: (Çavuşoğlu 2014)'de belirtilen yöntemi, Y3: (Zhang 2012)'de kullanılan yöntem sadece f_{co-oc} özniteliklerinin eklenmesi ile elde edilen yöntemi Y4: (Zhang 2012)'de kullanılan yöntemi belirtmektedir.

Çizelge 5.1'de doku sınıflandırması üzerine KDE ile eğricik alt bantlarının modellenmesi ve blokların çapraz korelasyonu üzerine, PO yöntemi ile yönelim bağımsızlık kazandırılan ve imgeler arası mesafe için KLD kullanan çalışma (Çavuşoğlu 2014), mevcut yöntem (Zhang *et al.* 2012) ve mevcut yöntem sadece

birinci seviye eğricik katsayılarından çıkarılan dört adet eş oluşum özelliğinin eklenmesi ile oluşturulan yöntem, sunulan yöntem ile karşılaştırılmıştır. Sunulan yöntemin genel olarak tüm eğitim derecelerinde her bir veri tabanı için daha başarılı olduğu gözlenmektedir. Ayrıca sınıflandırma üzerine, Çizelge 5.2’de GGD ve KLD kullanan bir diğer çalışma (Gomez and Romero 2011), KDE, PO ve KLD kullanan çalışma (Çavuşoğlu 2014) ve sunulan yönteme ait sonuçlar kısmi olarak KTH-TIPS veri tabanı için 60 ve 70 imgenin eğitim için kullanılması ile elde edilmiştir. Sunulan yöntemin başarımı Çizelge 5.2’de de açıkça görülmektedir.

Çizelge 5.2. Sunulan yöntemin mevcut yöntemler ile kısmi olarak karşılaştırılması

Yöntem (KTH-TIPS veri tabanı için)	Eğitim 60	Eğitim 70
Sunulan Yöntem	88,57	91,88
KDE+PO+KLD	87,38	90,54
GGD+KLD	83,60	86,90

Sunulan yöntemin başarımının incelenebilmesi için bir diğer bakış açısı, özellik matrisi boyutları ve işlem yükü bakımından yöntemin diğer yöntemlerle karşılaştırmalı olarak analiz edilmesi ile sağlanabilir. Çizelge 5.3’de yirmi imgenin eğitim olarak kullanılması sonucunda elde edilen veriler üç veri tabanı için karşılaştırılmaktadır. Karşılaştırma yapılan yöntemleri; KDE, PO ve KLD kullanan çalışma (Çavuşoğlu 2014), eğricik katsayılarının ortalama ve standart sapma (μ, σ) değerlerini öznelik olarak kullanan yöntem (Zhang *et al.* 2012), varyasyonları ile LBP yöntemi ve sunulan yöntem oluşturmaktadır. LBP yöntemi ve varyasyonları ilgili makalede ayrıntılı olarak anlatılmaktadır (Guo *et al.* 2010). Ayrıca kullanılan yöntemlerin işlem yükü açısından da analizi aynı çizelgede belirtilmektedir.

Elde edilen veriler ışında sunulan yöntemin düşük boyuttaki özellik vektörü ile kullanılan LBP yönteminden daha başarılı olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca yüksek boyuttaki özellik vektörü ile kullanılan LBP yönteminin sunulan yöntemden bir nebze daha iyi sonuçlara sahip olduğu anlaşılmaktadır. Fakat yüksek boyuttaki özellik vektörü kullanımının işlem yükünü artırdığı göz önünde bulundurulduğunda sunulan yöntemin

düşük boyuttaki özellik vektörü kullanması ile daha avantajlı konuma sahip olduğu söylenebilmektedir.

Çizelge 5.3. Sınıflandırmanın özellik boyutu ve işlem yükü açısından karşılaştırılması

Yöntem (Eğitim 20)	Özellik Vektörü Boyutu	İşlem Yükü	Outex TC_00010 Veri tabanı İçin Başarım	Outex TC_00012h Veri tabanı İçin Başarım	Outex TC_00012t184 Veri tabanı İçin Başarım
Sunulan Yöntem	56	Düşük	91,92	92,21	89,81
$C_{\mu,\sigma}$	52	Düşük	88,37	89,62	87,94
KDE+PO+KLD	520	Orta	90,63	91,71	88,75
$LBPV_{8,1}^{riu^2}/VAR_{8,1}$	160	Orta	96,66	77,98	79,25
$LBPV_{8,1}^{u^2}GM_{PD2}$	227	Orta	72,99	76,15	72,19
$LBPV_{24,3}^{riu^2}/VAR_{24,3}$	416	Orta	98,15	87,03	87,15
$LBPV_{8,1}^{u^2}GM_{ES}$	451	Orta	73,64	76,57	72,47
$LBPV_{24,3}^{u^2}GM_{PD2}$	2211	Yüksek	97,55	94,18	94,23
$LBPV_{24,3}^{u^2}/GM_{ES}$	13251	Yüksek	97,76	95,57	95,39

Görüntü erişimi ve sınıflandırma üzerine yapılan çalışmada eğricik dönüşümü üzerine her seviye ve açıdaki eğricik katsayılarına ikili Gauss karış modeli uygulanmıştır. İkili Gauss karış modeli uygulanan her eğricik bloğu için elde edilen iki adet ortalama parametresi büyük ortalama değerine göre dairesel öteleme ile yeniden düzenlenmiş ve bu yeniden düzenleme ile elde edilen özellik vektörüne yönelim bağımsızlık kazandırılmıştır. Ayrıca bu ortalama parametreleri ile sadece birinci seviye eğricik katsayılarına eş oluşum özellik çıkarımı yöntemi uygulanarak elde edilen dört adet özelliğin beraber kullanılması aracılığıyla yenilikçi bir özellik çıkarımı yöntemi elde edilmiştir. Bununla beraber birinci seviye eğricik katsayılarına uygulanan dört farklı açıda eş oluşum özellik çıkarımı sayesinde yönelim kabiliyeti bulunmayan ilgili seviyedeki katsayılarla yönelim kabiliyeti kazandırılmıştır. Sunulan yöntemde dairesel ötelemede özellik vektöründe bulunan parametrelerin kullanılması, dairesel öteleme için başka referans değer hesaplanması (TSE, çapraz korelasyon v.b) ve bu değer etrafında dairesel ötelemenin kullanılması üzerine olan yöntemlere göre işlem yükü açısından daha avantajlıdır. Kullanılan ikili GKM sayesinde ise herhangi bir dağılıma uygunluk göstermeyen eğricik katsayı bloklarının temsili başarılı şekilde gerçekleştirilmiştir. Kullanılan yöntemlerin eğricik dönüşümüne uygun olması ve eksikliklerini gidermesi açısından başarılı sonuçlara ulaşılmasında önemli görev üstlenmektedir. Bununla

beraber düşük boyuttaki özellik vektörü ile erişim aşamasındaki işlem yoğunluğu düşük tutulmaktadır.

Sonuç olarak, literatürdeki mevcut çalışmalar ile karşılaştırıldığında sunulan yöntemin yukarıda bahsedilen avantajlarından dolayı yüksek performansa sahip olduğu tespit edilmiştir.



KAYNAKLAR

- Aili, W., Ye, Z., Shaoliang, M. and Mingji, Y. 2008. Image denoising method based on curvelet transform. *Industrial Electronics and Applications*, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference pp.571-574.
- Allen, J. 1982. Applications of the short time Fourier transform to speech processing and spectral analysis. *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP '82.*, vol.7, no., pp.1012-1015
- An, Z.Y., Cui, J.T., Zeng, Z.Y. and Zhou, L.H. 2008. Image retrieval based on radon and wavelet transform. *Journal Of Infrared And Millimeter Waves*, vol. 27, pp. 147-151.
- Angshul, M. 2007. Bangla Basic Character Recognition Using Digital Curvelet Transform. *Journal of Pattern Recognition Research, JPRR Vol 2, No 1* pp 17-26
- Angwin, D.L., Kaufman, H. and Katsaggelos A.K. 1991. *Digital Image Restoration*. Springer Verlag.
- Ardizzoni, S., Bartolini, I. and Patella, M. 1999. Windsurf: region-based image retrieval using wavelets," in *Database and Expert Systems Applications Proceedings. Tenth International Workshop*, pp. 167-173.
- Arivazhagan, S., Ganesan, L. and Kumar, T.G.S. 2006. Texture classification using Curvelet Statistical and Co-occurrence Features. *Pattern Recognition, ICPR '06. 18th International Conference vol.2*, pp.938-941.
- Bay, H., Tuytelaars, T., Van G.L. 2006. Surf: speeded up robust features. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*.
- Belkasim, S., Hong, X. Y. and Basir, O. 2004. Content based image retrieval using discrete wavelet transform. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 18, pp. 19-32.
- Beylkin, G., Coifman R. and Rokhlin, V. 1991. Fast wavelet transforms and numerical algorithms. *Comm. on Pure and Appl. Math.* 44, pp.141–183.
- Binh, N.T. and Khare, A. 2010. Multilevel threshold based image denoising in curvelet domain. *J. Comput. Sci. Technol.* 25/3 pp.632-640.
- Brilakis, I.K., Soibelman, L. and Shinagawa, Y. 2006. Construction site image retrieval based on material cluster recognition, *Advanced Engineering Informatics*, Volume 20, Issue 4, pp. 443-452
- Brodatz, P. 1996. *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers* Dover, NY
- Candes, E. and Donoho, D., 2000. Curvelets A surprisingly effective non adaptive representation for objects with edges, *Curves and Surface Fitting: Saint-Malo Nashville: Vanderbilt Univ. Press*, pp. 105–120.
- Candes, E. and Donoho, D., 2004. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise singularities. *Commun. Pure Appl. Math.*, vol. 57, no. 2, pp. 219–266.
- Candes, E. and Donoho, D., 2005. Continuous curvelet transform. I. Resolution of the wavefront set, *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 19, no. 2, pp. 162–197.
- Candes, E. and Donoho, D., 2005. Continuous curvelet transform. II. Discretization and frames," *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 19, no. 2, pp. 198–222.

- Candes, E., 1998. Ridgelets: theory and applications, Ph.D. thesis, Department of statistics, Stanford university.
- Candes, E., 1999. Harmonic analysis of neural networks,” *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 6, no. 2, pp. 197–218,
- Candes, E., Demanet, L., Donoho, D., Ying, L., 2006. Fast Discrete Curvelet Transforms, *Multiscale Modeling & Simulation*, Vol. 5, No. 3 : pp. 861-899.
- Candes, E.J. and Demanet, L. 2005. The curvelet representation of wave propagators is optimally sparse, *Comm. Pure Appl. Math.*, 58-11, 1472–1528.
- Candes, E.J. and Donoho, D.L. 2002. New Tight Frames of Curvelets and Optimal Representations of Objects with Smooth Singularities. Technical Report, Stanford University.
- Candes, E.J. and Donoho, D.L. 2002. Recovering edges in ill-posed inverse problems: Optimality of curvelet frames. *Ann. Statist.* 30, 784 –842.
- Candes, E.J. and Donoho, D.L. 2004. Curvelets: new tools for limited angle tomography, Manuscript.
- Candes, E.J. and Donoho, D.L., 1999. Ridgelets: A key to higher-dimensional intermittency, *Philos. Trans. R. Soc. London A, Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 357, no. 1760, pp. 2495-2509,
- Candes, E.J., Demanet, L., Donoho, D.L. and Ying, L. 2005. Fast discrete curvelet transforms. *Applied and computational mathematics*. California Institute of Technology, pp. 1–43.
- Çavuşoğlu, B. 2014. Multiscale texture retrieval based on low dimensional and rotation invariant features of curvelet transform. *EURASIP J. Image and Video Processing 2014*: 22.
- Chan, Z. Wang, X. and Lichuan Z. 2013. Image Alignment Based on the Second Generation of Curvelet Transform and Scale Invariant Feature Transform *International Journal of Advancements in Computing Technology*. vol5. issue8. pp.936-943.
- Chen, D.W., Sengupta, S. K., Welch, R.M. 1989. Cloud field classification based upon high spatial resolution textural features: 2. Simplified vector approaches. *Journal of Geophysical Research* 94:D12, 14749.
- Cheng, Y., Li, Y. and Xue D.,2008. Image Denoising Method Based on Curvelet Cycle Spinning. *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing WiCOM '08 4th International Conference* pp.1-3.
- Chun, J.C. and Kim, W.G. 2013. Textile Image Retrieval Using Composite Feature Vectors of Color and Wavelet Transformed Textural Property. *Applied Mechanics and Materials*, Vols. 333-335, pp. 822-827.
- Dan, L. and Jiansheng, Q. 2010. Research on image denoising new method based on curvelet transform. *Image Analysis and Signal Processing (IASP), International Conference* pp.202-205
- Das, S., Garg, S., and Sahoo, G. 2012. Comparison of Content Based Image Retrieval Systems Using Wavelet and Curvelet Transform. *The International Journal of Multimedia & Its Applications (IJMA)* Vol.4, No.4, pp.137-154.
- Dempster, A., Laird, N. and Rubin, D. 1977. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society* 39(1), 1–38

- Dettori, L. and Semler, L. 2007. A comparison of wavelet, ridgelet, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography, *Computers in Biology and Medicine*, Volume 37, Issue 4, Pages 486-498.
- Djimeli, A., Tchiotsop, D. and Tchinda, R. 2013. Analysis Of Interest Points Of Curvelet Coefficients Contributions Of Microscopic Images And Improvement Of Edges, *CoRR2013*.
- Do, M.N. and Vetterli, M. 2002. Rotation invariant texture characterization and retrieval using steerable wavelet-domain hidden Markov models *Multimedia, IEEE Transactions on* 4 (4), 517-527.
- Do, M.N. and Vetterli, M. 2003. Contourlets, in *Beyond Wavelets*, G. V. Welland ed., Academic Press.
- Do, M.N. and Vetterli, M. 2005. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation, *IEEE Trans. Im. Proc.*, to appear
- Donoho, D. L. 1999. Wedgelets: nearly-minimax estimation of edges. *Ann. Statist.* 27 pp. 859–897.
- Donoho, D.L. and Johnstone, I.M. 1994. Ideal spacial adaption bywavelet shrinkage. *Biometrika*, 81,pp.425-455.
- Eltoukhy, M.M., Faye, I. and Samir, B.B. 2010. Curvelet based feature extraction method for breast cancer diagnosis in digital mammogram. *Intelligent and Advanced Systems (ICIAS), 2010 International Conference* pp.1-5.
- Fountain, S.R., Tan, T.N and Baker, K.D. 1998. A Comparative Study of Rotation Invariant Classification and Retrieval of Texture Images. *Proc. of The British Machine Vision Conference*, pp.266-275.
- Fourier, J. B. J. 1878. *The Analytical Theory of Heat*, Cambridge University Press, 496p London, England.
- Gasteratos, A., Zafeiridis, P. and Andreadis, I.T. 2004. An intelligent system for aerial image retrieval and classification. In: Vouros, G., Panayiotopoulos, T. (eds.) *SETN 2004. LNCS*, vol. 3025, pp. 63–71. Springer, Heidelberg.
- Gomez, F. and Romero, E. 2011. Rotation invariant texture characterization using acurvelet based descriptor. *Pattern Recogn Lett* 32, 2178–2186
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. 2006. *Digital Image Processing*. Pearson Education Asia, pp:520-532;
- Granrath, D.J. 1981. The role of human visual models in image processing. *Proceedings of the IEEE* , vol.69, no.5, pp.552-561.
- Grigorescu, S.E., Petkov, N. and Kruizinga, P.2002. Comparison of texture features based on Gabor filters. *IEEE Transactions on Image Processing* 11(10), pp 1160–1167.
- Guo, Q. and Yu, S. 2010. Image denoising using a multivariate shrinkage function in the curvelet domain. *IEICE Electronics Express* vol.7 no.3 pp126-131.
- Guo, Z.H., Zhang, L. and Zhang, D. 2010. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recogn* 43, 706–719.
- Haley, G.M. and Manjunath B.S. 1999. Rotation invariant texture classification using acomplete space frequency model. *IEEE Trans. Image Processing* 8 pp.255-269.
- Han, H., Fan, Y., Jiao, Y. and Chen, Z. 2010. Concatenated edge and co-occurrence feature extracted from Curvelet Transform for human detection. *Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 25th International Conference* pp.1-8

- Han, J. and Ma, K.K. 2007. Rotation-invariant and scale-invariant Gabor features for texture image retrieval, *Image and Vision Computing*, Volume 25, Issue 9, 1, pp. 1474-1481.
- Hayman, E., Caputo, B., Fritz, M. and Eklundh, J.O. 2004. On the significance of real-world conditions for material classification, in *Computer Vision*, ed. by T Pajdla, J Matas (Springer, Berlin Heidelberg, 2004), pp. 253–266.
https://apps.webofknowledge.com/UA_GeneralSearch_input.do?product=UA&search_mode=GeneralSearch&SID=Z1C8sPM7Bf6FCofPWIB&preferencesSaved=!
- Iqbal, K. Odetayo, M.O. and James, A. 2012. Content-based image retrieval approach for biometric security using colour, texture and shape features controlled by fuzzy heuristics. *Journal of Computer and System Sciences*, Volume 78, Issue 4, Pages 1258-1277.
- Iqbal, M. A., Javed, M.Y., Qayyum, U., 2007. Curvelet-Based Image Compression with SPIHT. *Convergence Information Technology, 2007. International Conference* pp.961-965
- Islam, M.M., Zhang, D. and Lu, G. 2009. Rotation invariant curvelet features for texture image retrieval. *Multimedia and Expo ICME'09. IEEE International Conference* pp.562-565.
- Jian, B. and Xiang-Chu, F. 2007. Image Denoising by a Novel Digital Curvelet Reconstruction Algorithm, *Wavelet Analysis and Applications, Applied and Numerical Harmonic Analysis*, Birkhäuser Basel p255-261
- Joutel, G., Eglin, V., Bres, S. and Emptoz, H. 2007. Curvelets Based Queries for CBIR Application in Handwriting Collections. *Document Analysis and Recognition ICDAR 2007. Ninth International Conference* vol.2, no., pp.649-653.
- Kaiser, G. 1994. *A Friendly Guide to Wavelets*. Springer Science & Business Media, 300p.
- Kato, T. 1992. Database architecture for content-based image retrieval. *Proc. SPIE 1662, Image Storage and Retrieval Systems*, 112
- Kaushik, M., Sharma, R. and Vidhyarthi, A. 2012. Analysis of Spatial Features in CBIR System. *International Journal of Computer Applications* 54/17 pp. 11-15.
- Lazebnik, S., Schmid, C. and Ponce, J. 2003. A sparse texture representation using affine-invariant regions. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 319–324 .
- Li, Y., Yang, Q. and Jiao, R., 2010. Image compression scheme based on curvelet transform and support vector machine. *Expert Syst. Appl.* 37/4 pp, 3063-3069.
- Lingling, J., Xiangchu, F. and Haiqing, Y. 2008. Variational Image Restoration and Decomposition with Curvelet Shrinkage. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*. Springer US. Vol:30,No:2, P 125-132.
- Lowe, D.G. 1999. Object recognition from local scale-invariant features. *Computer Vision The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference* vol.2, pp.1150-1157.
- Luo, J., Song, D., Xiu, C., Geng, S. and Dong, T. 2014. Fingerprint Classification Combining Curvelet Transform and Gray-Level Cooccurrence Matrix. *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, 15 pages.
- Ma J., Plonka G., 2010. The Curvelet Transform, *Signal Processing Magazine, IEEE* , vol.27, no.2, pp.118-133,

- Machajdik, J. and Hanbury, A. 2010. Affective image classification using features inspired by psychology and art theory. Proceedings of the international conference on Multimedia (MM '10). ACM, New York, NY, USA, 83-92.
- Maker, M. 2014. KPCB Internet trends from Kleiner Perkins Caufield & Byers. Code Conference Reports
- Malao S.B. and Shahane N.M. 2013. Curvelet Based Image Indexing and Retrieval. International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS). Volume 2, Issue 2, pp.378-382.
- Mandal, T., Wu Q. M. J., Yuan, Y. 2009. Curvelet based face recognition via dimension reduction, Signal Processing, Volume 89, Issue 12, Pages 2345-2353
- Manikandan, M., Saravanan, A., Bagan, K. B., 2007. Curvelet Transform Based Embedded Lossy Image Compression. Signal Processing, Communications and Networking. ICSCN '07. International Conference pp. 274-276, 22-24
- Manipoonchelvi, P. and Muneeswaran, K. 2011. Significant region based image retrieval using curvelet transform. Recent Advancements in Electrical, Electronics and Control Engineering (ICONRAEeCE), International Conference pp.291-294.
- McLachlan, G. 1988. Mixture Models. Marcel Dekker, New York, NY.
- Meyer, Y. 1993. Wavelets: Algorithms and Applications, Society for Industrial and Applied Mathematics, Michigan University, 133p
- Mikolajczyk, K. and Schmid, C. 2003. A performance evaluation of local descriptors. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition.
- Müller, H., Michoux, N., Bandon, D. and Geissbuhler A. 2009. A review of content-based image retrieval systems in medical applications-Clinical benefits and future directions. International Journal of Medical Informatics, Volume 78, Issue 9, Page 638
- Namdeo, D.H. and Katariya, S.S. 2013. Color And Texture Based Image Retrieval Using Discrete Curvelet Transform. International Journal of Electronics, Communication & Instrumentation Engineering Research and Development (IJEIERD) 03/2013; 3(1):211-218.
- Natarajan A. N., Rao, K. R. 1974. Discrete Cosine Transform. IEEE Transactions on Computers C-23 (1): 90-93
- Natterer, F. 1986. The mathematics of computerized tomography. B. G. Teubner; John Wiley & Sons.
- Nayak, R., Bhavsar, J., Chaudhari, J. and Mitra, S.K. 2012. Object tracking in curvelet domain with dominant curvelet subbands. International journal of engineering research and applications (ijera), issn: 2248- 9622, vol. 2, issue 3, pp.1219-1225.
- Nitika, M. and Singh, J. 2014. Skin Infection Recognition using Curvelet. IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSRJECE) Vol 4. Issue 6 pp 37-41.
- Palakkal, S. and Prabhu, K.M.M. 2012. Poisson image denoising using fast discrete curvelet transform and wave atom, Signal Processing, Vol. 92 Issue 9, pp 2002-2017.
- Patil A.A. and Singhai J. 2010. Image denoising using curvelet transform: an approach for edge preservation. Journal of Scientific and Industrial Research (JSIR). Vol:69 p34-38.

- Patvardhan, C., Verma A.K. and Lakshmi, C.V. 2012. Denoising of Document Images using Discrete Curvelet Transform for OCR Applications. *International Journal of Computer Applications* 55(10):20-27.
- Pennec E.L. and Mallat, S. 2005. Sparse geometric image representations with bandelets. *IEEE Trans. Image Process.* 14, 423–438.
- Permuter, H., Francos, J. and Jermyn, I. 2006. A study of Gaussian mixture models of color and texture features for image classification and segmentation. *Pattern Recognit.* 39(4), p.695-706.
- Prabha, S. and Sasikala, M. 2013. Texture Classification Using Curvelet Transform. *International Journal of Advancements in Research & Technology*, Volume 2, Issue4, pp 249-253.
- Rabiner, L.R., Schafer, R.W., 1978, *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice-Hall Michigan University 512p
- Radha, V., Nallammal, N. 2011. Comparative Analysis of Curvelets Based Face Recognition Methods. *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, vol. 1, 2011.
- Rajakumar, K. and Muttan, S. 2013. Texture Based MRI Image Retrieval Using Curvelet With Statistical Similarity Matching *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*. Vol. 10 Issue 2, p 483
- Rajlaxmi, N. and Lokhande, D.M. 2015. Content Based Image Retrieval Using Spectral Feature Extraction Methods. *SSRG International Journal of Electronics and Communication Engineering (SSRG-IJECE)* volume 2 Issue 4.
- Rao, R. and Bopardikar, A. 1998. *Wavelet Transforms: Introduction to Theory and Applications*, Prentice Hall.
- Reddy, J. G., Prasad, J. C. T., Prasad, G. M. N. 2008. Lossy compression and curvelet thresholding for image denoising. *Electronic Design, ICED 2008. International Conference* pp.1-4,
- Reddy, T. and Kumaravel, N. 2010. Segmentation and Classification of Jaw Bone CT images using Curvelet based Texture features. *Bangladesh Journal Of Medical Science*, 9(1), 33-43.
- Rziza, M., Aroussi, M. E., Hassouni, M. E. Ghouzali, S. and Aboutajdine, D. 2009. Local Curvelet Based Classification Using Linear Discriminant Analysis for Face Recognition. *International Journal of Computer Science* 4:1
- Saevarsson, B. B., Sveinsson, J. R., Benediktsson, J. A. 2004. Time invariant curvelet denoising. *Signal Processing Symposium, 2004. NORSIG 2004. Proceedings of the 6th Nordic* , pp.117-120.
- Semler, L. and Dettori, L. 2006. Curvelet-Based Texture Classification of Tissues in Computed Tomography. *Image Processing, 2006 IEEE International Conference* pp.2165-2168.
- Seo, D. W., You, K. S. and Kwak, H. S. 2006. A study on content based image retrieval using template matching of wavelet transform. *Knowledge-Based Intelligent Information And Engineering Systems, Pt 1, Proceedings*. vol. 4251, Springer-Verlag Berlin, pp. 542-549.
- Shang, Y., Diao, Y.H. and Li, C.M. 2008. Rotation invariant texture classification algorithm based on Curvelet transform and SVM. *Machine Learning and Cybernetics, 2008 International Conference* vol.5, pp.3032-3036.

- Shen, L., and Yin, Q. 2009. Texture Classification Using Curvelet Transform. Proceedings of the 2009 International Symposium on Information Processing (ISIP'09) Huangshan, P. R. China. pp. 319-324
- Soh, L.K. and Tsatsoulis, C. 1999. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions*, vol.37, no.2, pp.780-795
- Starck, J.L., Candes, E. J., Donoho, D. L. 2002. The curvelet transform for image denoising. *Image Processing, IEEE Transactions on* , vol.11, no.6, pp.670-684
- Starck, J.L., Donoho, D. L. Candes, E. J. 2001. Very high quality image restoration by combining wavelets and curvelets", *Proc. SPIE 4478, Wavelets: Applications in Signal and Image Processing IX*, 9.
- Starck, J.L., Murtagh, F., Fadili, J.M. 2010. *Sparse Image and signal processing* Cambridge.
- Sumana, I.J., Islam, M.M., Zhang, D. and Lu, G. 2008. Content based image retrieval using curvelet transform. *Multimedia Signal Processing, 2008 IEEE 10th Workshop* pp.11-16.
- Sumana, I.J., Lu, G., and Zhang, D. 2012. Comparison of Curvelet and Wavelet Texture Features for Content Based Image Retrieval. *Multimedia and Expo (ICME), 2012 IEEE International Conference*. pp.290-295
- Swami, P.D., Jain, A. and Singhai, J. 2009. A Multilevel Shrinkage Approach for Curvelet Denoising. *Information and Multimedia Technology ICIMT '09. International Conference* pp.268-272.
- Tan, T. N. 1995. Geometric Transform Invariant Texture Analysis. *Proc. SPIE*, vol. 2, pp. 475-485.
- Tang, G. and Ma J. 2011. Application of Total-Variation-Based Curvelet Shrinkage for Three-Dimensional Seismic Data Denoising. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* , vol.8, no.1, pp.103-107.
- Tao, J., Xin, Z., Wenwen, D. and Junqing, C. 2010. Improved image denoising method based on Curvelet transform. *Information and Automation (ICIA), IEEE International Conference*. pp.1086-1090.
- Tessens L., Pizurica, A., Alecu, A., Munteanu, A. and Philips, W.R. 2008, Context adaptive image denoising through modeling of curvelet domain statistics, *Journal of Electronic Imaging* Volume 17, Issue 3, 17 pages,
- Tonta, Y., 2002. Bilgi erişim sorunları ve Internet. *Kütüphanecilikte Yeni Gelişmeler, Kavramlar, Olgular...* 37. Kütüphane Haftası Bildirileri TKD. (52-62) Ankara.
- Vandergheynst, P. and Gobbers, J. F. 2002. Directional dyadic wavelet transforms: design and algorithms. *IEEE Trans. Im. Proc.* 11-4, 363-372.
- Wang, H., Qian, L. and Zhao, J. 2010. An image denoising method based on fast discrete curvelet transform and Total Variation. *Signal Processing (ICSP) IEEE 10th International Conference* pp.1040-1043.
- Web of Science. 2015. (02.11.2015)
- Xiao, L., Huang, L. and Roysam, B. 2010. Image Variational Denoising Using Gradient Fidelity on Curvelet Shrinkage. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* , 2010:398410 16pages.
- Zand, M., Doraisamy, S., Halin, A.A. and Mustaffa, M.R. 2015. Texture classification and discrimination for region-based image retrieval, *Journal of Visual*

Communication and Image Representation, Volume 26, January 2015, Pages 305-316.

Zhang D., Islam M.M., Lu G. and Sumana I.J. 2012. Rotation Invariant Curvelet Features for Region Based Image Retrieval. International Journal of Computer Vision Springer US. vol:98 no:2 pp 187-201



ÖZGEÇMİŞ

1984'te Erzincan'da dünyaya gelen Mustafa Alptekin ENGİN ilköğrenimini Erzincan, Giresun ve Erzurum'da, orta ve lise öğrenimini Erzurum'da tamamladı. 2003 yılında başladığı Cumhuriyet Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nden 2007'de derece ile mezun oldu. 2004 yılında başladığı Anadolu Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme Bölümü'nden 2009 da mezun oldu. 2007'de Atatürk Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Haberleşme Bilim Dalında lisansüstü eğitim için hak kazandı. 2007-2009 tarihleri arasında Turkcell Yüksek Lisans Bursu aldı. 2010 yılında yüksek lisansını tamamladı ve doktora eğitimine başladı. 2009 yılından buyana Atatürk Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak görevini sürdürmektedir.