

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ÇOKLU-ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Müh. Samet AYMAZ

ARALIK 2017

TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce

Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /

Tezin Savunma Tarihi : / /

Tez Danışmanı :

Trabzon

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında
Samet AYMAZ Tarafından Hazırlanan

ÇOKLU-ODAKLI GÖRÜNTÜLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ

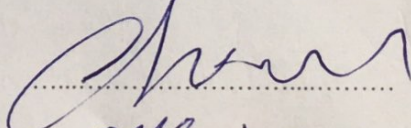
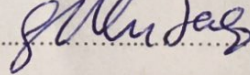
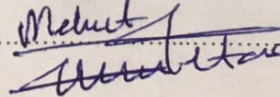
başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 14/ 11/2017 gün ve 1727 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Cemal KÖSE

Üye : Yrd. Doç. Dr. Güzin ULUTAŞ

Üye : Yrd. Doç. Dr. Mehmet Sıddık AKTAŞ

Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Çalışmada, çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesiyle yüksek çözünürlüklü tüm-odaklı görüntüler elde edebilmek amacıyla hibrit bir yöntem önerilmiştir. Böylece tek başına ele alındığında anlamsız olan görüntülerden anlamlı ve işlenebilir görüntüler oluşturulmuştur.

Yüksek lisans eğitimim ve tez danışmanlığım boyunca ilgi, destek ve tecrübelerini esirgemeyen saygıdeğer hocam Prof. Dr. Cemal KÖSE'ye,

Çalışmalarımda desteğini bir an olsun esirgemeyen hayat arkadaşım Şeyma AYMAZ'a, destek ve sevgileriyle yanımda olan aileme teşekkürü bir borç bilirim.

Samet AYMAZ

Trabzon 2017

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Çoklu-odaklı Görüntülerin Birleştirilmesi” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Cemal KÖSE'nin sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 07 / 12 / 2017

Samet AYMAZ

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ	IV
İÇİNDEKİLER	V
ÖZET.....	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	X
TABLolar DİZİNİ	XIII
SEMBOLLER DİZİNİ.....	XIV
1. GENEL BİLGİLER	1
1.1. Giriş.....	1
1.2. Literatür Araştırması	4
1.3. Süper-Çözünürlük Elde Etme Yöntemleri	10
1.3.1. Çoklu Çerçevesel Süper-Çözünürlük	10
1.3.2. Tekli Çerçevesel Süper-Çözünürlük..	11
1.3.2.1. İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük	11
1.3.2.1.1. En Yakın Komşu Tabanlı Süper-Çözünürlük	11
1.3.2.1.2. Bicubic İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük.....	12
1.3.2.1.3. Bilinear İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük	14
1.3.3. Dalgacık Dönüşümleri..	15
1.3.3.1. Sabit Dalgacık Dönüşümü.....	15
1.3.3.2. Sabit Dalgacık Dönüşümünde Kullanılabilecek Filtrelemeler.....	18
1.3.3.2.1. Dalgacık Filtreleri	18
1.3.3.2.2. Discrete Meyer Filtresi.....	18
1.3.3.2.3. Daubechies Filtresi.....	19
1.3.3.2.4. Haar Filtresi.....	20
1.3.4. Bulanıklık Azaltma Yöntemleri	20
1.3.4.1. Ters Filtreleme	20
1.3.4.2. Wiener Filtresi.....	21
1.3.5. Görüntü Füzyonu Çeşitleri.....	21
1.3.5.1. Çoklu-Zamanlı Görüntü Füzyonu	21

1.3.5.2.	Çoklu-Sensörlü Görüntü Füzyonu	22
1.3.5.3.	Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu ..	22
1.3.6.	Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu Seviyeleri	22
1.3.6.1.	Piksel Seviyesi ..	22
1.3.6.2.	Özellik Seviyesi ..	23
1.3.6.3.	Karar Seviyesi	23
1.3.7.	Temel Füzyon Kuralları	23
1.3.7.1.	Ortalama Alma	23
1.3.7.2.	Maksimumu Seçme	24
1.3.8.	Temel Bileşenler Analizi.....	24
1.3.8.1.	Temel Bileşen Analizinin Görüntü Füzyonunda Kullanımı	26
1.3.9.	Çoklu-Odaklı Görüntülerde Füzyon..	26
1.3.9.1.	Mekansal Alan Teknikleri.....	27
1.3.9.1.1.	Maksimumu Seçme	27
1.3.9.1.2.	Ortalama Alma	28
1.3.9.2.	Frekans Alan Teknikleri.....	28
1.3.9.2.1.	Piramit Tabanlı Yöntemler.....	28
1.3.9.2.2.	Dalgacık Tabanlı Yöntemler	29
1.3.10.	Medikal Görüntülerde Füzyon	29
1.3.11.	Renkli Görüntülerde Füzyon.....	29
1.3.12.	Birleştirilmiş Görüntülerde Kullanılan Performans Metrikleri.....	29
1.3.12.1.	Referans Görüntü Bulduğunda Kullanılan Metrikler.....	30
1.3.12.1.1.	RMSE.....	30
1.3.12.1.2.	PSNR.....	31
1.3.12.2.	Referans Görüntü Bulunmadığında Kullanılan Metrikler.....	31
1.3.12.2.1.	Standart Sapma (SD).....	32
1.3.12.2.2.	Uzaysal Frekans (SF)	32
1.3.12.2.3.	Karşılıklı Bilgi (MI)	33
1.3.12.2.4.	QABF.....	33
1.3.12.2.5.	Ortalama Gradyan (AG).....	34
1.3.12.2.6.	Entropi	34
1.3.12.2.7.	Korelasyon Katsayısı (CC) ..	35
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME.....	36

2.1.	Giriş.....	36
2.2.	Süper-Çözünürlük Yöntemi	39
2.3.	Temel Bileşenler Analizi.....	39
2.4.	Sabit Dalgacık Dönüşümü.....	41
2.5.	Deneysel Sonuçlar.....	44
2.5.1.	Subjektif Metrik Sonuçları	44
2.5.2.	Subjektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları	46
2.5.3.	Objektif Metrik Sonuçları	47
2.5.4.	Objektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları.....	51
2.5.5.	Objektif Metriklerle Genel Karşılaştırma Sonuçları	59
3.	SONUÇLAR VE TARTIŞMA.	62
4.	ÖNERİLER.	65
5.	KAYNAKLAR	66
	ÖZGEÇMİŞ	

ÖZET

ÇOKLU-ODAKLI GÖRÜNTÜLERDE BİRLEŞTİRME

Samet AYMAZ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Cemal KÖSE
2017, 72 Sayfa

Çoklu-odaklı görüntü birleştirme, bir görüntünün farklı odaklanma değerlerine sahip iki veya daha fazla kopyasının tek odaklı anlaşılır bir görüntü haline getirilmesidir.

Çalışmamızda çoklu-odaklı görüntüleri birleştirmek amacıyla süper-çözünürlük tabanlı hibrit bir yöntem geliştirilmiştir. İlk olarak kaynak görüntülere bicubic interpolasyon tabanlı süper-çözünürlük yöntemi uygulanmıştır. Süper-çözünürlük yöntemi sayesinde görüntülerdeki bilgi miktarı artırılmaktadır. İkinci olarak kaynak görüntülerin alt frekans bölgelerine ayrıştırılması amacıyla Sabit Dalgacık Dönüşümü (SWT) uygulanmaktadır. Sabit Dalgacık Dönüşümü sonrası her bir kaynak görüntü için dört alt bant oluşmaktadır. Oluşan her bir alt banta Temel Bileşen Analizi (PCA) uygulanmıştır. Bu alt bantlar için özvektörler ve özdeğerler hesaplanmıştır. Hesaplanan özvektörler sıralanarak, her bir alt bant için genliği maksimum olan özvektör seçilmektedir. Bu değerler yardımıyla birleştirme kuralı uygulanarak yeni alt bantlar üretilmektedir. Alt bantları tekrar birleştirebilmek amacıyla Ters Sabit Dalgacık Dönüşümü (ISWT) uygulanmıştır. Oluşan görüntü bicubic interpolasyon tabanlı yeniden boyutlandırma yöntemi yardımıyla orijinal görüntü boyutuna dönüştürülmüştür.

Yapılan çalışma diğer çalışmalara oranla daha net, daha fazla kenar bilgisine sahip ve düzlemsel bozulmalardan daha uzaktır. Sonuçlar, performans ölçümleriyle kanıtlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Çoklu-Odaklı, SWT, PCA, Süper-Çözünürlük, İnterpolasyon.

Master Thesis

SUMMARY

MULTI-FOCUS IMAGE FUSION

Samet AYMAZ

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Computer Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Cemal KÖSE
2017, 72 Pages

Multifocus Image fusion is the making of two or more copies of a scene with different focus values into a single focus clear Image.

In our study, super-resolution based hybrid technique is implemented for multi-focus Image fusion. Firstly, bicubic interpolation based super-resolution technique is applied to all source Images. Thanks to this, the information of source Images are enhanced. Secondly, Stationary Wavelet transform is implemented to decompose source Images. After this processing, the each source Image is divided into four sub-bands. Then for each sub-band Principal Component Analysis is applied. Eigenvalues and eigenvectors are calculated for each sub-band of source Images. Calculated eigenvectors are sorted and selected eigenvector which has maximum amplitude for each sub-band. Using these values, new fused sub-bands are created. And to reconstruct the new sub-bands, Inverse Stationary Wavelet Transform is implemented. To perform quality objectively, the fused Image is resized using bicubic interpolation method.

The proposed method's results have more clarify, more edge information and far from spatial distortions. The performance measuing proves that.

Key Words: Multi-Focus, SWT, PCA, Super-Resolution, Interpolation.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1. En Yakın Komşu İnterpolasyonu	12
Şekil 1.2. Bicubic İnterpolasyon	13
Şekil 1.3. Bilinear İnterpolasyon	14
Şekil 1.4. Sabit Dalgacık Dönüşümü	16
Şekil 1.5. Ayrık Meyer Filtresi	19
Şekil 1.6. Daubechies Filtresi.....	19
Şekil 1.7. Haar Filtresi	20
Şekil 1.8. Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu Teknikleri.....	27
Şekil 2.1. Önerilen Yöntem Akış Diyagramı	38
Şekil 2.2. PCA Birleştirme Kuralı.....	41
Şekil 2.3. Sabit Dalgacık Dönüşümü Akış Diyagramı	43
Şekil 2.4. Çoklu-Odaklı Book Görüntüsü	44
Şekil 2.4. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	44
Şekil 2.4. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	44
Şekil 2.4. (c) Orijinal Görüntü.	44
Şekil 2.4. (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	44
Şekil 2.5. Çoklu-Odaklı Clock Görüntüsü	45
Şekil 2.5. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45
Şekil 2.5. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45
Şekil 2.5. (c) Orijinal Görüntü.	45
Şekil 2.5. (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	45
Şekil 2.6. Çoklu-Odaklı Saras Görüntüsü	45
Şekil 2.6. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45
Şekil 2.6. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45
Şekil 2.6. (c) Orijinal Görüntü.	45
Şekil 2.6. (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	45
Şekil 2.7. Çoklu-Odaklı Coca-Cola Görüntüsü.....	45
Şekil 2.7. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45
Şekil 2.7. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	45

Şekil 2.7. (c) Orijinal Görüntü.	45
Şekil 2.7. (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	45
Şekil 2.8. Çoklu-Odaklı Lena Görüntüsü.....	48
Şekil 2.8. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	48
Şekil 2.8. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	48
Şekil 2.8. (c) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	48
Şekil 2.8. (d) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	48
Şekil 2.8. (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü..	48
Şekil 2.8. (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	48
Şekil 2.9. Çoklu-Odaklı Leopard Görüntüsü.....	49
Şekil 2.9. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	49
Şekil 2.9. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	49
Şekil 2.9. (c) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	49
Şekil 2.9. (d) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	49
Şekil 2.9. (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü..	49
Şekil 2.9. (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	49
Şekil 2.10. Çoklu-Odaklı Lytro Görüntüsü.....	50
Şekil 2.10. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	50
Şekil 2.10. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	50
Şekil 2.10. (c) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	50
Şekil 2.10. (d) Süper-Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü. ...	50
Şekil 2.10. (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü..	50
Şekil 2.10. (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü.....	50
Şekil 2.11. Çoklu-Odaklı Clock Görüntüsü.....	52
Şekil 2.11. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	52
Şekil 2.11. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	52
Şekil 2.11. (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.	52
Şekil 2.11. (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.	52
Şekil 2.11. (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü.....	52
Şekil 2.11. (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü.....	52
Şekil 2.12. Çoklu-Odaklı Leaf Görüntüsü.....	54
Şekil 2.12. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	54
Şekil 2.12. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	54

Şekil 2.12. (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.	54
Şekil 2.12. (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.	54
Şekil 2.12. (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü.	54
Şekil 2.12. (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü.....	54
Şekil 2.13. Çoklu-Odaklı Pepsi Görüntüsü.....	56
Şekil 2.13. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.....	56
Şekil 2.13. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.....	56
Şekil 2.13. (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.	56
Şekil 2.13. (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.	56
Şekil 2.13. (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü.	56
Şekil 2.13. (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü.....	56
Şekil 2.14. Çoklu-Odaklı Book Görüntüsü.....	58
Şekil 2.14. (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntüsü.....	58
Şekil 2.14. (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntüsü.....	58
Şekil 2.14. (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü.	58
Şekil 2.14. (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü.	58
Şekil 2.14. (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü.	58
Şekil 2.14. (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü.....	58

TABLULAR DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 2.1. Subjektif Metrik Sonuçları	46
Tablo 2.2. Subjektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları	46
Tablo 2.3. Objektif Metrik Sonuçları	51
Tablo 2.4. Clock Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları	53
Tablo 2.5. Leaf Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları	55
Tablo 2.6. Pepsi Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları	57
Tablo 2.7. Book Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları	59
Tablo 2.8. Objektif Metrik Sonuçlarına Göre Genel Karşılaştırma Tablosu	60

SEMBOLLER DİZİNİ

SWT	Sabit Dalgacık Dönüşümü (Stationary Wavelet Transform)
ISWT	Ters Sabit Dalgacık Dönüşümü (Inverse Stationary Wavelet Transform)
DWT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform)
PCA	Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
MI	Karşılıklı Bilgi (Mutual Information)
QAB/F	Petrovic Tarafından Önerilen Metrik (Petrovic's Metric)
AG	Ortalama Gradyan (Average Gradient)
RMSE	Ortalama Karese Hata (Root Mean Square Error)
PSNR	Tepe Sinyal Gürültü Oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio)
SD	Standart Sapma (Standard Deviation)
SF	Uzaysal Frekans (Spatial Frequency)
CC	Korelasyon Katsayısı (Correlation Coefficient)
LL	Alçak-Alçak Altband (Low-Low Subband)
LH	Alçak-Yüksek Altband (Low-High Subband)
HL	Yüksek-Alçak Altband (High-Low Subband)
HH	Yüksek-Yüksek Altband (High-High Subband)
SR	Süper-Çözünürlük (Super-Resolution)
Dmey	Ayrık Meyer Filtresi (Discrete Meyer Filter)
DB	Daubechies Filtresi (Daubechies Filter)
DCT	Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform)
IHS	Yoğunluk Tonu Doygunluğu (Intensity Hue Saturation)
hPCA	Hiyerarşik Temel Bileşen Analizi (Hierarchical Principal Component Analysis)

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Geleneksel kameralardaki optik mercekler sınırlı alan derinliği problemine sahiptir. Bu özellik pahalı uzman optik ve sensörler olmadan odaklanan tüm ilgili nesnelere içeren bir görüntü elde etmeyi imkânsız hale getirir [1]. Alan derinlikli görüntüler genellikle net ve bulanık parçalar içerir. Alan derinliği içinde olan nesnelere odaklanmış görünürken, diğer nesnelere genellikle bulanık görünmektedir. Bununla birlikte, insan görsel algısı ve bilgisayar işlemleri için, tüm-odaklı görüntüler daha caziptir çünkü keskin odaklanmış görüntülerden bulanık olanlara göre daha fazla bilgi elde edilebilir. Farklı odak ayarlarında yakalanan aynı sahnenin birden çok görüntüsünü tek bir odaklama görüntüsüne dönüştürmeyi amaçlayan çoklu-odaklı görüntü birleştirme, bu sorunu çözmek için etkili bir yöntemdir.

Görüntü füzyon sürecinin üç temel seviyesi piksel, özellik ve karar seviyeleridir. Piksel seviyesi görüntü füzyonu için düşük seviyededir ve görüntüleme sensörü çıktısında elde edilen piksellerle ilgilidir. Piksel seviyesi çoğunlukla görsel iyileştirme ile ilgilidir. Görüntü füzyon süreci, piksel seviyesindeki kaynak görüntülerin piksel parlaklık değerlerini ele alır. Gürültüyü ve düşük karmaşıklık algılamaları piksel seviyesinde füzyonun avantajları arasındadır. Piksel tabanlı görüntü füzyon yöntemleri uygulama kolaylığına sahiptir, daha az karmaşıktır ancak bunlar hatalı kayıtlara karşı oldukça hassastır ve bulanıklaştırmaya neden olmaktadır [2]. Yanlış tespit ve gürültüye duyarlılık sorununu gidermek için bölge tabanlı yöntemler kullanılabilir. Özellik seviyesinde füzyon işlemi, kaynak görüntülerden çıkarılan özellikler üzerinde gerçekleştirilmektedir. Görüntü bölgelere bölünür ve füzyon kuralı kullanılarak birleştirilir. Özellik seviyesinde, boyut, şekil ve zıtlık gibi görüntü özellikleri kullanılarak görüntüler birleştirilmektedir. Karar seviyesi, resim tanımlayıcılarıyla ilgilidir. Piksel seviyesinde görüntü füzyonu özellik ve karar seviyesi görüntü füzyonuna göre daha ayrıntılı bilgi sağlamaktadır [3].

Füzyon işlemi, mekânsal alan ve frekans alan olmak üzere iki sınıf alanına sahiptir. Mekânsal alan, ilgili bilgileri birleştirmek için doğrudan piksellerle ilgilenmektedir. Temel Bileşen Analizi (PCA), Brovey Yöntemi, Yoğunluk Ton Doygunluğu [4], yüksek geçiren filtreleme gibi yöntemler mekânsal alan kategorisine girmektedir. Frekans alanında,

görüntü frekans bileşenlerine dönüştürülür ve füzyon edilmiş görüntüyü elde etmek için frekans katsayıları birleştirilir. Ayrık Dalgacık Dönüşümü [5], Haar Dalgacık [6], Sabit Dalgacık Dönüşümü [7] ve Daubechies Dalgacıkları [8], dalgacık tabanlı yöntemler, piramid tabanlı yöntemler [8], düşük geçişli piramid [9], laplas piramidi [10] vb. frekans alanı yöntemleri kategorisine girmektedir. Mekânsal alan teknikleri, yeni kaynaştırılmış görüntüde mekânsal bozulma üretme dezavantajına sahiptir. Bu mekânsal bozulma problemi frekans alanında çözülmüştür. Mekânsal alan, yüksek uzamsal bilgiler içermektedir, ancak görüntü bulanıklığı problemine neden olmaktadır. Görüntü kayıt ve görüntülerin füzyon kuralı kullanılarak birleştirilmesi temel füzyon işlem adımlarını oluşturmaktadır. Görüntü birleştirme öncesi ön işlem adımı görüntü kaydı olarak adlandırılmaktadır. Görüntü kayıt işlemi birkaç görüntüyü aynı koordinat sistemine aktarma işlemidir [11].

Görüntü füzyon kuralları çoklu-odaklı görüntü birleştirme için en önemli adımlardan birini oluşturmaktadır. Görüntü birleştirme kurallarının ana katkısı, birden fazla orijinal görüntünün tek bir görüntüde bir araya getirilmesidir. Görüntü füzyon kuralları, görüntünün ilgi duyulan özelliklerini vurgulamaya ve önemsiz özelliklerini sınırlamaya çalışan algoritmalara atıfta bulunmaktadır. Görüntü birleştirmenin son adımını oluşturmaktadır. Görüntü füzyon kurallarına uygun olarak birleştirilmiş görüntü için sonraki aşama, birleştirme sonuçlarının değerlendirilmesidir. Değerlendirme amacıyla çok fazla metrik kullanılmaktadır. Bunlar referans bir görüntü olduğunda yani orijinal görüntü elimizde bulunduğu kullanılabilecek metrikler ve referans görüntü olmadığı kullanılabilecek metrikler olmak üzere iki ana gruba ayrılmaktadır. PSNR ve RMSE gibi metrikler referans görüntü bulunduğu kullanılabilecek değerlendirme parametrelerine, QAB/F, MI ve AG gibi metrikler ise referans görüntü bulunmadığında kullanılabilecek değerlendirme parametrelerine örnek olarak verilebilir [12].

Bu tez çalışmasında farklı veri tabanları kullanılarak çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesi üzerine çalışılmıştır. Çalışmada literatürde bulunmayan hibrit bir teknik önerilmiştir. İlk olarak bicubic interpolasyon tabanlı süper çözünürlük algoritması kullanılarak kaynak görüntülerin çözünürlükleri artırılmıştır. Buradaki amaç, kaynak görüntülerden alınabilecek bilgi miktarının artırılmasıdır. Çözünürlük artırma işlemi, çözünürlük katsayısı iki olarak kullanılmıştır. Bu sayede kaynak görüntü çözünürlükleri iki kat artırılmıştır. Çözünürlük artımı sonucunda oluşabilecek bulanıklaşma veya diğer gürültüleri azaltabilmek amacıyla yüksek çözünürlüklü bu görüntülere Wiener filtresi

uygulanmıştır ve görüntülerin daha pürüzsüz bir hal alması sağlanmıştır. Daha sonraki adımda, çözünürlüğü artırılmış kaynak görüntülere Sabit Dalgacık Dönüşümü uygulanarak piksel değerleri frekans uzayına aktarılmıştır. Literatüre bakıldığında frekans uzayı yöntemleri sıklıkla kullanılmaktadır ve bu alanda başarılı oldukları görülmektedir. Sabit Dalgacık Dönüşümü orijinal görüntüyle aynı boyutta alt bantlar üretmesi ve kaydırmadan bağımsız olması nedeniyle seçilmiştir. Dönüşüm sonrası görüntüler alçak-alçak (LL), alçak-yüksek (LH), yüksek-alçak (HL) ve yüksek-yüksek (HH) olmak üzere dört alt banta aktarılmış olmaktadır. LL bantı yaklaşım bileşenlerini içerirken diğer bantlar detay bileşenlerini içermektedir. Görüntü füzyonu için en önemli konulardan birisi de görüntülerin hangi kurala göre birleştirileceğidir. Bu konuda birçok çalışma yapılmaktadır. Temelde iki yöntem bulunmaktadır; bunlar kaynak görüntülerin piksel değerlerinin ortalaması alınarak birleştirme ve kaynak görüntülerden piksel değeri büyük olanın birleştirilmiş görüntüye aktarılmasıdır. Bu tezde füzyon kuralı olarak Temel Bileşen Analizi kullanılmıştır. Her bir kaynak görüntünün alt bantlarına bu yöntem uygulanmaktadır. Yöntem sonrası her bir alt bant için özvektörler hesaplanmaktadır. Yapılan araştırmalar sonucunda en büyük özvektör genlik değerinin görüntüyü en iyi temsil ettiği görülmektedir. İlk özvektör değeri kullanılarak yapılan hesaplamalar ve işlemler sonucu yeni alt bantlar oluşturulmaktadır. Kaynak görüntülerin özvektör değerlerinden elde edilen oran, hangi görüntünün birleştirilmiş görüntüye ne kadar bilgi aktaracağı hakkında bilgi vermektedir. Füzyon kuralı uygulandıktan sonra ortaya çıkan yeni bantlar ilk olarak orijinal boyutuna döndürülmektedir. Orijinal boyutuna geri döndürme işlemi bicubic interpolasyon tekniği yardımıyla sağlanmaktadır. Daha sonra Ters Sabit Dalgacık Dönüşümü yardımıyla frekans uzayında bulunan görüntü, piksel bileşenlerine döndürülmüş olur. Bu orijinal görüntü bize birleştirilmiş görüntüyü vermektedir. Yöntemin performansını değerlendirirken referans bir görüntü olmadığında, referans görüntü bulunmayan nesnel değerlendirme metriklerinden Mutual Information (MI), QABF, Standard Sapma, Uzaysal Frekans ve Korelasyon Katsayısı kullanılmıştır. Referans bir görüntü olduğunda ise referans görüntü bulunan subjektif metriklerden RMSE ve PSNR performans ölçümü amacıyla kullanılmıştır.

1.2. Literatür Araştırması

Görüntü füzyonu, görüntü işleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Çeşitli görüntülerde bulanıklaştırıcı etkileri azaltmak için literatürde füzyon yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemlerin çoğu, görüntü işleme sonrası fikrine dayanmaktadır. Diğer bir deyişle, görüntü füzyonu görüntünün gürültüsünü ve bulanıklığını gidererek görüntünün kalitesini arttırmaktadır. Literatürde bu konuyla ilgili yapılmış çalışmaların bazıları bu bölümde aktarılmaktadır.

P. Ujwala ve ark. (2011) [13] hiyerarşik PCA kullanarak görüntü füzyonunu gerçekleştirmeye odaklanmıştır. Yazarlar, görüntü füzyonunun, daha bilgilendirici görüntüyü elde etmek için aynı sahnenin iki veya daha fazla görüntüsünü (kayıtlı olan) birleştirmek olduğunu belirtmektedir. Hiyerarşik çok ölçekli ve çok çözünürlüklü görüntü işleme teknikleri, piramit ayrıştırma, görüntü füzyon algoritmalarının çoğunluğunun temelini oluşturmaktadır. Temel Bileşen Analizi (PCA), öznitelik çıkarma ve boyut azaltma için iyi bilinen bir şemadır ve görüntü füzyonu için de kullanılmaktadır. P. Ujwala ve ark. (2011), piramit, dalgacık ve PCA füzyon tekniklerini kullanarak füzyon işlemini gerçekleştirdi ve çeşitli veri setleri için farklı kalite metrikleri kullanarak bu füzyon yöntemlerinin performans analizini gerçekleştirdi. Sonuçlar diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında hPCA yönteminin daha üstün olduğu görülmüştür.

V.P.S. Naidu ve J.R. Rao [14], PCA kullanarak piksel seviyesinde görüntü füzyonu önerdiler. Kaynaştırma, ağırlıklı ortalama girdi görüntüleri ile sağlandı. Her bir kaynak görüntüsünün ağırlığı, her kaynağın kovaryans matrislerinin en büyük özdeğerine karşılık gelen özvektörden elde edildi. Farklı görüntü füzyonu yöntemleriyle referans görüntüsü olan ve olmayan performans metrikleri kullanılarak karşılaştırıldı. Sonuçlara bakıldığında, basit ortalama tabanlı füzyon algoritmasının, PCA'ya kıyasla performansının daha düşük olduğu görüldü.

Q. Wang ve ark. (2004) [15], görüntü füzyonunun görüntü işlemedeki en sıcak konulardan biri haline geldiğini tartıştılar. Pek çok uygulamada görüntü füzyon yöntemi kullanılmaktadır. Bu çalışmada hiyerarşik füzyon yapısı, genel füzyon yapısı ve keyfi füzyon yapısı olarak sınıflandırılan görüntü füzyon sürecinin yapıları tartışıldı. Ve görüntü füzyon yapılarının görüntü füzyonu performansına olan etkileri analiz edildi. Çalışmada, yazarlar tipik hiper spektral görüntü veri setinin, aynı dalgacık dönüşümü tabanlı görüntü füzyon tekniğini kullanarak, ancak farklı füzyon yapıları uygulayarak kaynaştırıldığını

açıkladı. Birleştirilmiş görüntüler arasındaki farklar analiz edildi. Deneysel sonuçlar, görüntü füzyon tekniklerindeki performansların yalnızca füzyon algoritmasına değil, aynı zamanda füzyon yapılarına da bağlı olduğunu gösterdi.

R. P. Desale ve ark. (2013) [16] görüntü füzyon yönteminin amacının, bir dizi görüntüdeki ilgili bilgiyi tek bir görüntüde birleştirmek olduğunu ve böylece sonuçtaki birleştirilen görüntünün girdi görüntülerinden daha bilgilendirici ve eksiksiz olacağını açıkladı. PCA ve DCT, pek çok dezavantaja sahip olan geleneksel füzyon teknikleridir, oysa DWT tabanlı teknikler, görüntü füzyonu yönteminde daha iyi sonuçlar sağladığı için daha elverişlidir. Bu yazıda, DWT temelli iki algoritma önerilmektedir; bunlar piksel ortalaması ve maksimum piksel değiştirme yaklaşımıdır.

C. Prakash ve ark. (2012) [17], görüntü füzyonunun temel olarak, birden fazla görüntüden tek bir sonuç veren birleştirilmiş görüntü oluşturma süreci olduğunu açıkladılar. Bu birleştirilen görüntü, orijinal giriş görüntüleriyle karşılaştırıldığında daha verimlidir. Tıbbi imgelerdeki füzyon tekniği hastalık teşhisinin daha doğru koyulabilmesi için yararlıdır. Bu çalışmada, farklı multimodalite medikal görüntü füzyon teknikleri ve bunların çeşitli niceliksel metriklerle değerlendirilmesi sonucu ortaya çıkan sonuçlar tartışılmaktadır. Öncelikle iki kayıtlı görüntü CT (anatomik bilgi) ve MR-T2 (işlevsel bilgi) girdi olarak alınmaktadır. Ardından, maksimum Mamdani tipi minimum-toplam (MIN-SUM-MOM) ve Yedeklik Ayrık Dalgacık Dönüşümü (RDWT) gibi füzyon teknikleri girdi görüntülerine uygulanmaktadır. Sonuç olarak birleştirilen görüntü, Over All Cross Entropi (OCE), En Yüksek Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR), Sinyal Gürültü Oranı (SNR), Yapısal Benzerlik İndeksi (SSIM), Karşılıklı Bilgi (MI) metrikleri kullanılarak analiz edilmektedir. Deneysel sonuçlardan Mamdani tipi MIN-SUM-MOM yönteminin RDWT yönteminden daha üretken olduğu ve metriklere bakıldığında üretilen görüntünün kaynak görüntülerden daha fazla bilgi taşıdığı görülmektedir.

M.A. Mohamed ve ark. (2011) [18], görüntü füzyonunu aynı sahnedeki iki veya daha fazla kaynak görüntünün verilerini birleştirerek, sahnenin herhangi bir kaynak görüntüsünden daha hassas ayrıntılar içeren tek bir görüntü oluşturmak üzere uygulanan bir süreç olarak tanımlamıştır. Ortalama alma, birincil bileşen analizi ve çeşitli Piramit Dönüşümleri, Ayrık Kosinüs Dönüşümü, Ayrık Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları gibi yöntemler görüntü füzyonu konusunda yaygın olarak kullanılan yaklaşımlardır. Bu makale, görüntü füzyonunda kullanılan bu yöntemleri ele almaktadır. Bu araştırmada sunulan farklı tekniklerle iki görüntü birleştirildi, ayrıca kaynaşmış görüntülerin yukarıdaki

yöntemlerle kalite değerlendirmesi, en iyi yaklaşımı belirlemek için farklı teknikler karşılaştırması ve Saha Programlanabilir Kapı Dizileri (FPGA) kullanılarak en iyi tekniğin uygulanması anlatıldı. İlk önce bu teknikler hakkında kısa bir gözden geçirme sunulmuş ve daha sonra her füzyon yöntemi çeşitli görüntülerde gerçekleştirilmiştir.

Haghighat ve ark. (2010) [19], görüntü füzyonunun yalnızca yararlı bilgileri sunmak için aynı sahnenin birden çok görüntüsünden gelen bilgileri birleştiren bir teknik olduğunu açıkladılar. Görüntü füzyonunda Ayrık Kosinüs Dönüşümü (DCT) tabanlı yöntemlerin, gerçek zamanlı sistemde daha uygun olduğunu ve zaman kazandırdığını tartışmaktadırlar. Bu çalışmada DCT yöntemi kullanılarak hesaplanan varyansa dayalı çoklu-odaklı görüntülerin füzyonu için etkili bir yaklaşım sunulmaktadır. Deneysel sonuçlar, son zamanlarda önerilen birçok tekniğe kıyasla, yöntemin karmaşıklığı azaltarak verimi arttırdığını göstermektedir.

Y. Pei ve ark. (2010) [20], bu çalışmada, ayrı dalgacık çerçeve ilkelerini ve karakteristiklerini inceledikten sonra geliştirilmiş ayrı bir dalgacık framework tabanlı görüntü füzyon algoritması önerdiler. Yöntemin farklılığı yüksek frekanslı altbant görüntü bölge karakteristiğinin dikkatle ele alınmasıdır. Algoritmalar, birden çok sensörden alınan her kaynak görüntünün yararlı bilgilerini verimli bir şekilde sentezleyebilmektedir. Çoklu-odaklı görüntü füzyon deneyi ve tıbbi görüntü füzyon deneyi, önerilen algoritmanın görüntü füzyonunda etkililiğini doğrulamaktadır.

Li ve ark. (1995) [21], bu çalışmada, girdi görüntülerinin dalgacık dönüşümleri yardımıyla uygun bir şekilde birleştirildiğini ve yeni görüntünün, kaynaştırılmış ters dalgacık dönüşümü kullanılarak elde edildiğini tartıştılar. Özellik seçimi için alan tabanlı maksimum seçim kuralı ve tutarlılık doğrulama adımı kullanılmaktadır. Özel olarak oluşturulan test görüntülerini kullanan bir performans metriği de önerilmektedir.

D. He ve ark. (2004) [22], görüntü füzyonunun asıl amacının, orijinal görüntülerin tamamlayıcı bilgilerini yeniden gruplandırarak yeni bir görüntü yaratmak olduğunu açıkladılar. Bu nedenle yöntemdeki zorluk, düşük çözünürlüklü görüntülerin hem spektral yönlerini hem de yüksek çözünürlüklü görüntülerin mekânsal yönlerini birleştiren yeni görüntüler oluşturularak bu iki görüntünün kaynaştırılması olduğu açıklanmaktadır. En yaygın olarak kullanılan görüntü füzyon teknikleri: Temel Bileşenler Analizi (PCA), Yoğunluk-Ton-Doygunluk Dönüşümü (IHS), Yüksek Geçiş Filtresi (HPF) ve Dalgacık Dönüşümü (WT)'dür. PCA ve IHS kullanımı kolaydır, ancak elde edilen görüntü orijinal görüntülerde bulunan renkleri korumamasından dolayı tercih edilmemektedir. HPF

yöntemi, kullanılan filtreleme (filtreleme türü, filtre penceresi boyutu, vb.) ve kullanılan matematiksel işlemlere karşı hassastır. WT yaklaşımı literatürde çok sık kullanılmaktadır, ancak yöntem karmaşık ve sofistike bir piramidal dönüşüm üzerine kurulu olduğundan, burada sonuç, ayrışma seviyesine ve dalgacık katsayılarını oluşturmak için kullanılan filtreleme tekniğine bağlı kalmaktadır. Burada, yüksek çözünürlüklü bir görüntüyü, bu iki görüntü arasında var olan herhangi bir spektral ilişki bulunan veya bulunmayan düşük çözünürlüklü bir görüntü ile birleştiren, yüksek çözünürlüklü görüntünün mekânsal bilgisini bütünleştirirken düşük çözünürlüklü görüntünün spektral yönünü muhafaza eden yeni ve orijinal bir füzyon yöntemi sunulmaktadır. Literatürde bildirilen mevcut yöntemlere kıyasla yeni önerilen yöntem kendi başına yenilikçi ve benzersiz bir tekniktir.

T. Zaveri ve ark. (2009) [23], görüntü füzyonunun, aynı sahnenin birden çok girdi görüntüsünde, her bir orijinal görüntünün önemli özelliklerini koruduğu, insan ve makine algılaması için görüntüleri daha uygun hale getiren tek birleştirilmiş görüntüye dönüştüren bir süreç olduğunu açıkladılar. Bu çalışmada yeni bir bölge tabanlı görüntü füzyon yöntemi önerilmiştir. Literatürde, bölge tabanlı görüntü füzyon yöntemlerinin piksel tabanlı füzyon yöntemlerinden daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Önerilen algoritma, çok sayıda kayıtlı görüntüye uygulanır ve sonuçlar, standart referans kullanılarak ve referansa dayalı füzyon parametreleri kullanılmaksızın karşılaştırılır. Önerilen yöntem, literatürde bildirilen farklı yöntemlerle de karşılaştırılmıştır. Simülasyon sonuçları, yöntemin diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini kanıtlamaktadır.

O. Rockinger ve ark. (1997) [24], mekânsal olarak kayıtlı görüntülerin ve görüntü dizilerinin kaynaştırılması için yeni bir yaklaşım tartıştılar. Füzyon yöntemi, Ayrık Dalgacık Dönüşümünün kaydırmalı değişmez uzantısını içermektedir. Önerilen yöntemin avantajı, diğer mevcut füzyon yöntemlerine kıyasla, kaynaştırılmış dizinin geliştirilmiş geçici stabilitesi ve tutarlılığıdır. Ayrıca, kaynaştırılmış görüntü dizisinin kararlılığını ve tutarlılığını nicelikselleştirmek için karşılıklı bilgiye dayanan MI metriği kullanılmıştır.

G. Deepak ve ark. (2011) [25], görüntü iyileştirmesinin asıl amacının görüntünün bazı özelliklerini görsel açıdan daha iyi hale getirmek olduğunu belirttiler. Bu çalışmada, ayrıntıları koruyarak doğrusal olmayan aktarım fonksiyonuna bağlı ve piksel komşuluğunu temel alan renkli görüntülerin geliştirilmesi için bir yöntem önerilmektedir. Önerilen yöntemde, görüntü zenginleştirilmesi yalnızca HSV renk görüntüsünün V (parlaklık değeri) bileşenine uygulanmaktadır. HS ve HD bileşenleri arasındaki renk dengesinin bozulmasını önlemek için H ve S bileşeni değiştirilmeden tutulmaktadır. V kanalı iki adımda

geliştirilmektedir. Önce, V bileşeni görüntüsü daha küçük örtüşen bloklara bölünmekte ve blok içindeki her piksel için parlaklık artırma işlemi, doğrusal olmayan aktarım fonksiyonu kullanılarak gerçekleştirilmektedir. İkinci aşamada, her bir piksel, merkez piksel değerine ve komşu piksel değerlerine bağlı olarak görüntü kontrastının ayarlanması için daha da geliştirilmektedir. Sonuç olarak, orijinal H ve S bileşen görüntüsü ve geliştirilmiş V bileşeni görüntüsü, RGB görüntüsüne dönüştürülmektedir. Subjektif ve objektif performans değerlendirmesi, önerilen iyileştirme yönteminin geleneksel yöntemlerle karşılaştırıldığında görüntünün orijinal rengini değiştirmeden daha iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Sruthy ve ark. (2013) [26], görüntü füzyonunun, iki veya daha fazla görüntünün bilgisini, orijinal görüntülerin tüm önemli özelliklerini koruyabilen tek bir görüntüye dönüştürme süreci olduğunu belirttiler. Bu çalışma, Çift Ağaç Kompleks Dalgacık Dönüşümünü (DTCWT) kullanan bir görüntü füzyon yönteminin geliştirilmesine odaklanmaktadır. Sonuçlar önerilen algoritmanın temel yöntemlerden daha iyi görsel kaliteye sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca, kaynaştırılan görüntünün kalitesi bir dizi kalite metriği kullanılarak değerlendirilmiştir.

S. K. Panjeta ve D. Sharma (2012) [27], Brovey yöntemi gibi yöntemlerin keskin ayrıntılara sahip görüntüler sağladığını belirttiler. Ancak bu görüntüler yakından incelendiğinde, birleştirilmiş görüntüde karanlık alanların daha koyu hale geldiğini ve beyazın orijinal görüntülerden daha beyaz olduğu sonucuna vardılar. Fakat PCA yönteminin daha iyi geliştirilmiş kaynaşmış görüntüler sunduğunu belirttiler. Daha iyi kaynaştırılmış görüntü, orijinal görüntünün spektral ve uzamsal bilgilerinde çok fazla değişiklik içermemektedir. PCA ve dalgacık füzyon teknikleri, olası tüm RGB bant kombinasyonlarında orijinal renkleri korumaktadır. Ancak, dalgacık füzyon yönteminde küçük bozulmalar olmaktadır.

D. K. Sahu ve M. P. Parsai (2012) [28], morfolojik işleme ile DWT ve PCA'nın kombinasyonuna dayanan bir görüntü füzyon algoritması üzerinde çalışmıştır. Algoritma, görüntü füzyon kalitesini geliştirmektedir. Çünkü Dalgacık dönüşümleri, görüntü füzyonunun temel özelliği olan yüksek kaliteli bir spektral içerik sağlayan çok iyi bir uygulama olarak adlandırılmaktadır.

S. S. Bedi ve R. Khandelwal (2013) [29] görüntü füzyon algoritmalarının üç kategorisini incelediler. Bu algoritmalar, piramit tabanlı algoritmalar, temel DWT algoritmaları ve temel füzyon algoritmalarıdır. Araştırmacılar, dönüştürme alanındaki bu

gibi özelliklerle çalışan ve daha iyi kaynaşmış görüntüler üreten füzyon uygulamalarını ortaya koymaktadır. Özelliğe dayalı füzyon teknikleri tipik olarak deneysel veya sezgisel kurallara dayanmaktadır. Yazarlar, mekânsal alan tekniklerinin yüksek uzamsal çözünürlüğü sağladığını, ancak uzamsal alan tekniklerinin görüntü bulanıklaştırma problemi olduğunu gözlemlemişlerdir. Bu problem, yüksek kaliteli bir spektral içerik sağlayan görüntü füzyonu için çok iyi bir teknik olan dalgacık dönüşümleri kullanılarak aşılmıştır.

G. Kaur ve ark. (2015) [30] DCT (Ayrık Kosinüs Dönüşümü) ve varyansın birleşimi olan görüntü füzyon yöntemi önerdiler. Ayrıca bu işlem hibrit DWT (Ayrık Dalgacık Dönüşümü) ile karşılaştırılmaktadır. Görüntü füzyonu için yeni bir hibrit teknik olan bu yöntemin sadece iki görüntü kullandığı gözlemlenmiştir. Sonuç olarak, füzyon iki videoda ya da bir video ve bir resimde ya da bir ses ve bir resim üzerinde yapılabileceğinden, ileride farklı çalışmalar oluşturulabileceği belirtilmektedir.

A. Purushotham, U. Rani ve S. Naik (2015) [31], dalgacıklar kullanılarak görüntü füzyonunda üst düzey bozulmaların giderilebileceğini belirttiler. Fakat bazı görüntüler için de PCA'nın daha iyi performans gösterdiğini belirttiler. Ayrıca bu çalışmada DWT'nin PCA'dan daha iyi performans gösterdiği de gözlemlenmektedir.

S. Mehta, P. B. Marakarkandy [32], görüntüleri kaynaştırmak için Curvelet dönüşümünü kullandılar. Deneyler, yöntemin kaynak görüntülerden kaynaşmış görüntülere yararlı bilgileri aktardığını ve böylece net görüntülerin elde edilebileceğini göstermektedir. Bu yazıda Dalgacık dönüşümü ve Curvelet dönüşümü temelli bir görüntü füzyon algoritması ortaya atılmaktadır. Düşük ve yüksek frekans katsayıları, Dalgacık ve Curvelet dönüşümünden sonra farklı frekans alanlarına göre seçilmektedir. Düşük frekans katsayılarının seçiminde lokal varyans kavramı kullanılmıştır. Yüksek frekans katsayılarının seçiminde ise, pencere yaklaşımı ve piksellerin yerel özellikleri analiz edilmiştir. Son olarak, bu çalışmada önerilen algoritma, çoklu-odaklı görüntü füzyonu deneylerine uygulanmıştır.

Y. Zheng, E. A. Essock ve B. C. Hansen [33], Geliştirilmiş DWT (aDWT) yönteminin füzyon performansı altı diğer yöntemle karşılaştırıldı ve dört niceliksel metrik temel alındı. Dört girdi görüntüsü tipinde test edildiğinde önerilen yöntemin en iyi sonucu elde ettiği görüldü. Burada kullanılan farklı görüntü kaynakları, yoğunluk, kontrast, ses ve içsel özelliklere göre değiştiği için, aDWT, homojen olmayan görüntüler için umut verici bir görüntü füzyon prosedürü olarak belirtildi.

Z. Bin ve ark. [34], Kaldırma Dalgacık Dönüşümü (LWT) üzerine yeni bir görüntü füzyon tekniği geliştirdi. LWT görüntü füzyon için hızlı bir yaklaşımdır ve geleneksel dalgacık dönüşümlerine kıyasla benzersiz avantajlara sahip olmaktadır. Bu yeni kaynaştırma kuralı, kaynak görüntülerin türüne göre füzyon işlemini bölgesel özellik seçimine dayalı olarak gerçekleştirmektedir. Bu yöntemin, çoklu-odaklı kaynak görüntülerde hızlı füzyon işlemi olarak kullanılabilmesi sonucuna varmışlardır.

Y. Yang [35], dalgacık dönüşümüne dayalı görüntü füzyon yöntemini önerdi. Başlangıçta, her iki kaynak görüntü de düşük frekanslı bantlara ve yüksek frekanslı bantlara ayrıştırılmıştır. Daha sonra her iki ayrışma görüntüsünün düşük frekanslı bantları kenar tabanlı füzyon kuralı ile seçilmekte ve yüksek frekans bantları ise varyansa dayalı füzyon kuralı ile seçilmektedir. Son olarak, birleştirilen görüntü, ters dalgacık dönüşümü ile oluşturulmuştur.

N. Joshitha ve M. Selin R. [36], ayak izi tanıma sistemi için Temel Bileşen Analizine dayanan bir görüntü füzyon tekniği önerdiler. Bu yöntem, bilgi içeriğine ve artık bilgilerin silinmesine bakarak uygun ağırlıklandırma katsayılarının çıkarılmasında etkili olmuştur.

1.3. Süper-Çözünürlük Elde Etme Yöntemleri

Görüntü süper çözünürlüğü, düşük çözünürlüklü bir görüntüyü geliştirmek ve böylece yüksek çözünürlüklü bir görüntü üretmek için ek bilgilerin dahil edildiği işlemdir [37]. Yani düşük çözünürlüklü görüntü kullanılarak yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmektir. Süper-çözünürlük yöntemleri iki ana başlık altında toplanmaktadır. Bunlar çoklu çerçeve süper-çözünürlük yöntemleri ve tekli çerçeve süper-çözünürlük yöntemleridir.

1.3.1. Çoklu Çerçeveli Süper-Çözünürlük

Çoklu çerçeveli süper-çözünürlük bir grup düşük çözünürlüklü görüntüyü kullanarak tek bir yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmeyi amaçlamaktadır. Birçok gerçek zamanlı uygulamada bu sisteme ihtiyaç duyulduğundan son yıllarda fazlaca kullanılmaktadır. Örneğin askeri ve sivil uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu alanlarda yüksek çözünürlüklü görüntülere daha fazla ihtiyaç duyulmaktadır. Yüksek çözünürlüklü görüntü diğer bir deyişle bir görüntü boyutu içerisinde piksel sayısının çok olması anlamına gelmektedir [38].

1.3.2. Tekli Çerçevesel Süper-Çözünürlük

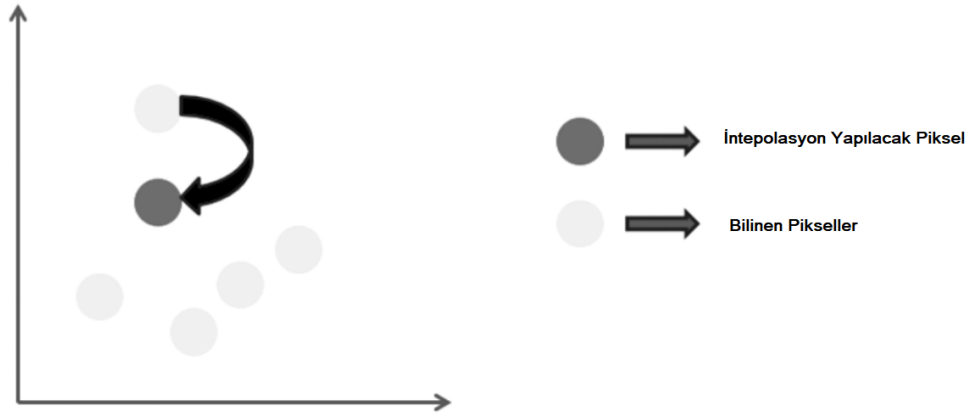
Mevcut tek bir düşük çözünürlüklü görüntü kullanılarak yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmeyi amaçlamaktadır. Orijinal görüntüde bulunmayan fakat basit bir kestirimle ortaya çıkarılabilecek yüksek çözünürlüklü bilgiyi ortaya çıkarmaktadır. Bu işlem için piksel sayısını azaltmak ya da görüntünün boyutunu küçültmek kullanılabilir. Fakat bu işlemler gürültüyü ve görüntüdeki ışık miktarını arttırmamasından dolayı tercih edilmezler [38].

1.3.2.1. İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük

Görüntü kalitesi, kullanılan interpolasyon tekniğinin türüne bağlıdır. Birçok görüntü işleme ve bilgisayar görüntüleme uygulamasında, görüntü ayrıntılarını büyütme ve içinde bulunan küçük yapıları vurgulamak için dijital görüntüler büyütülmelidir (görüntü ölçeği artırılmalıdır). Böylece, görüntüdeki belirli bir ilgi alanındaki piksellerin birden fazla kopyasını çıkararak yapılır. Resmimizi, bir piksel ızgaradan diğerine yeniden boyutlandırdığımızda veya bozduğumuzda, interpolasyon oluşur. Temelde interpolasyon, görüntü kalitesini değiştirmeden görüntüyü bir çözünürlükten diğerine aktarma işlemidir. Basit bir deyişle, bir görüntüdeki eksik yerlerde yoğunluk değerlerinin "tahmin"ine atıfta bulunmaktır. Görüntü interpolasyonu; yakınlaştırma, görüntünün zenginleştirilmesi, yeniden boyutlandırma, resim restorasyonu, görüntü parçalanması gibi alanlarda kullanılmaktadır [39].

1.3.2.1.1. En Yakın Komşu Tabanlı Süper-Çözünürlük

En Yakın Komşu Tabanlı Süper-Çözünürlük en basit interpolasyon tekniğidir. Bu yöntemde, her interpolasyonlu çıktı piksele, giriş görüntüsündeki en yakın numune noktasının değeri atanır. Karmaşıklığının az olması nedeniyle basit bir interpolasyon yöntemi olarak adlandırılmaktadır. Bu yöntemde, piksel adresinin kesirli kısmı kaldırılır. Kaynak görüntüdeki piksel parlaklık değeri, büyütülen görüntüye veya ölçekli görüntüye kopyalanır. Piksel parlaklık değerlerini interpolasyona sokmayan bu yöntem, sadece mevcut değerleri, büyütülen görüntüye kopyalamaktadır [40].

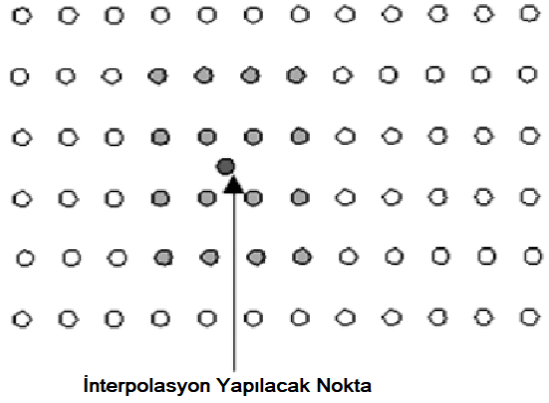


Şekil 1.1. En Yakın Komşu İnterpolasyonu

$$v(x, y) = \begin{cases} f\left(\left[\frac{x}{s}\right], \left[\frac{y}{s}\right]\right), & \frac{x}{s} \leq 0.5 \text{ ve } \frac{y}{s} \leq 0.5 \\ f\left(\left[\frac{x}{s}\right], \left[\frac{y}{s}\right]\right), & \frac{x}{s} > 0.5 \text{ ve } \frac{y}{s} \leq 0.5 \\ f\left(\left[\frac{x}{s}\right], \left[\frac{y}{s}\right]\right), & \frac{x}{s} \leq 0.5 \text{ ve } \frac{y}{s} > 0.5 \\ f\left(\left[\frac{x}{s}\right], \left[\frac{y}{s}\right]\right), & \frac{x}{s} > 0.5 \text{ ve } \frac{y}{s} > 0.5 \end{cases} \quad (1.1)$$

1.3.2.1.2. Bicubic İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük

Bicubic interpolasyon sonucu oluşan görüntüler diğer interpolasyonlara göre daha pürüzsüz sonuçlar üretmektedir. Bicubic İnterpolasyon temel olarak, belirtilen girdi koordinatlarına en yakın 16 pikselin ağırlıklı ortalamasını alarak bu değeri çıkış koordinatına atar. Bilinear fonksiyondan farkı ve iyi sonuçlar üretmesi, bilinear fonksiyonda komşu dört piksel değerlendirmeye alınırken, bu yöntemde değerlendirmeye alınan piksel sayısının 16 olmasıdır [41].



Şekil 1.2. Bicubic İnterpolasyon

Daha yakın piksellerin değerlendirme sürecinde daha yüksek ağırlıklı olduğu düşünüldüğü için interpolasyon işleminde komşu olan 16 piksel kullanılmaktadır.

Bicubic interpolasyon tekniği kenarlarda nispeten daha az bulanıklık üretmektedir. Ayrıca hesaplama zamanı olarak daha kısa olmaktadır ve çıktı kalitesi daha fazladır. Bu yüzden Adobe Photoshop, Printer Drivers gibi çoğu görüntü programı bu yöntemi kullanmaktadır.

16 komşu pikselden oluşan matris aşağıdaki denklem ile verilmektedir;

$$\begin{bmatrix} P11 & P12 & P13 & P14 \\ P21 & P22 & P23 & P24 \\ P31 & P32 & P33 & P34 \\ P41 & P42 & P43 & P44 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(r-1,c-1) & f(r-1,c) & f(r-1,c+1) & f(r-1,c+2) \\ f(r,c-1) & f(r,c) & f(r,c+1) & f(r,c+2) \\ f(r+1,c-1) & f(r+1,c) & f(r+1,c+1) & f(r+1,c+2) \\ f(r+2,c-1) & f(r+2,c) & f(r+2,c+1) & f(r+2,c+2) \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Satırın piksel konumu r ile temsil edilmekte, sütunun piksel konumu ise c ile temsil edilmektedir. Görüntünün piksel değerleri P ile gösterilmektedir [41].

Görüntüde bicubic algoritma kullanılarak yüksek çözünürlüklü blok $v(x, y)$ oluşturulur, a_{ij} hesaplanan süper çözünürlük faktörünü temsil eder. 16 komşu piksel seçimi nedeniyle, i ve j üçe kadar devam etmektedir. i satır numarasını, j ise sütun numarasını gösterir. Denklem 1.3 ile $v(x,y)$ 'nin hesaplanması verilmektedir.

$$v(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_i P_{ij} b_j \quad (1.3)$$

a_{ij} katsayıları, La-grange Denklemi kullanılarak hesaplanabilir; bu hesaplama denklem 1.4 ve denklem 1.5 ile verilmektedir. S değeri sabit olup, süper-çözünürlük katsayısını temsil etmektedir.

$$a_i = \prod_{k=0}^3 k \neq i \frac{(x - [sx(c+k)])}{[sx(c+i)] - [sx(c+k)]} \quad (1.4)$$

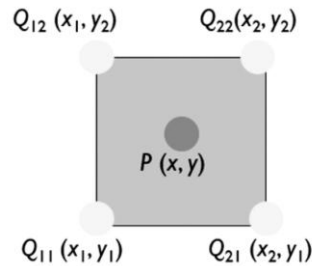
$$b_j = \prod_{k=0}^3 k \neq j \frac{(y - [sx(r+k)])}{[sx(r+j)] - [sx(r+k)]} \quad (1.5)$$

a_{ij} matrisini bulduktan sonra, denklem 1.6 uygulanır ve yüksek çözünürlüklü görüntü bloğu oluşturulur.

$$v(x, y) = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4] x \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} \\ P_{41} & P_{42} & P_{43} & P_{44} \end{bmatrix} X \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

1.3.2.1.3. Bilinear İnterpolasyon Tabanlı Süper-Çözünürlük

Kesirli ölçeklendirmenin yol açtığı görsel bozulmaları azaltır. Burada piksel adresinin kesirli kısmı, kaynak görüntüdeki piksellerin küçük bir bölgesindeki piksel parlaklık değerlerinin ağırlıklı bir ortalaması hesaplanırken kullanılır. Bilinear interpolasyon en yakın komşuya göre daha estetik sonuçlar üretir.



Şekil 1.3. Bilinear İnterpolasyon

Bilinear interpolasyon algoritmasında bilinmeyen pikseli çevreleyen, bilinen piksel değerlerinden en yakın 2x2 komşusu dikkate alınır ve daha sonra elde edilen görüntüde son interpolasyon değerine ulaşmak için bu dört pikselin ağırlıklı ortalaması alınarak sonuç görüntüsü oluşturulmaktadır. Bilinear interpolasyon yöntemi, en yakın komşu yöntemine göre çok daha pürüzsüz görsel sonuçlar vermektedir [40]. Bilinear interpolasyon hesabı denklem 1.7 ile verilmektedir.

$$f(x, y) \cong \frac{1}{(x_2-x_1)(y_2-y_1)} x(f(Q1)(x_2-x)(y_2-y)) + (f(Q1)(x-x_1)(y_2-y)) + (f(Q1)(x_2-x)(y-y_1)) + (f(Q1)(x-x_1)(y-y_1)) \quad (1.7)$$

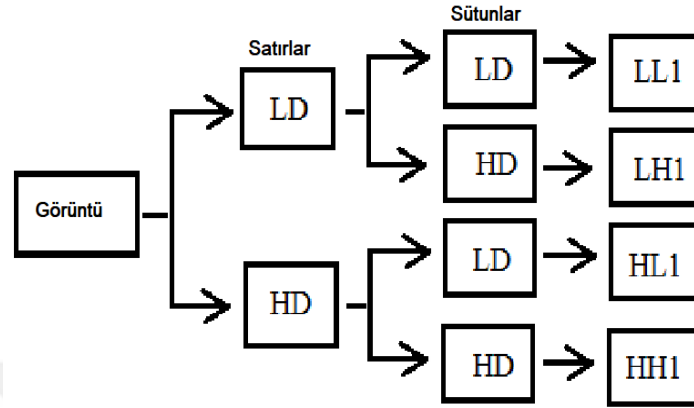
Denklemden x ve y değerleri piksellerin koordinat değerlerini, f(Q1) fonksiyonları bu koordinatlara denk düşen gri seviye parlaklık değerlerini ifade etmektedir.

1.3.3. Dalgacık Dönüşümleri

1.3.3.1. Sabit Dalgacık Dönüşümü

Geleneksel dalgacık dönüşümlerinde sinyali yeni seviyedeki alt bölgelere ayrıştırmak amacıyla ilk olarak filtreler uygulanır ve sinyal alt örneklendirilir. Yeni sinyalin boyutu üst seviyedeki sinyalin yaklaşık 1/4'üdür, bu nedenle dalgacık dönüşümü gereğinden fazla bilgi taşımaz [42]. Buna karşılık Nason ve Silverman tarafından önerilen Sabit Dalgacık Dönüşümü çoklu ölçekleme ve çoklu yönlendirme temelinde kaymadan bağımsızlık ve yedeklilik özelliklerini taşımaktadır. Sinyale alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreler uygulanmaktadır. Daha sonra SWT diğer dönüşümlerden farklı olarak aşağı örnekleme uygulamak yerine filtreleri sıfırlarla doldurarak her bir seviyede yukarı örnekleme yapmaktadır. Böylece orijinal sinyal bozulmamaktadır. Sonuç olarak, yeni sinyal, üst seviyedeki yaklaşma sinyali ile aynı boyuta sahiptir ve gereksiz parçalanmaya neden olsa da bu sayede kaymadan bağımsızlık elde edilmiş olmaktadır. Aynı zamanda gereğinden fazla ayrıştırma sayesinde daha fazla detay elde edilmiş olur. Bu özelliğine rağmen hesaplama zamanı düşüktür. İki seviyeli Sabit Dalgacık Dönüşümü sonrasında orijinal görüntü dört alt banta ayrıştırılmış olur. Bunlar LL (low-low), LH (low-high), HL (high-low) ve HH (high-high) bantlarıdır. LL bantı yaklaşım bileşen olarak adlandırılmaktadır.

Diğer bantlar ise detay bileşenleri olarak adlandırılmaktadır. Bu alt bantlar orijinal görüntü ile aynı boyuta sahiptir.



Şekil 1.4. Sabit Dalgacık Dönüşümü

Yöntem, önce satırlara, sonra sütunlara uygulanır. Kaynak görüntüler SWT kullanılarak dört alt banta ayrılmıştır. Bu alt bantların boyutları orijinal resimlerle aynıdır. LL, LH, HL ve HH, görüntülerin alt bantlarıdır. LL, düşük frekanslı alt banttır ve bu alt bant, kaynak görüntü hakkında yaklaşık bilgi içerir. LH, HL ve HH, yüksek frekanslı alt bantlardır ve orijinal görüntünün ayrıntılı katsayılarıdır. Ayrıştırma görüntüleri farklı yöntemler kullanılarak işlenir. Daha sonra ters SWT kullanılarak, orijinal görüntü yeniden oluşturulur. SWT akış diyagramı Şekil 1.4'de gösterilmiştir. Alçak geçiren filtre LD ile yüksek geçiren filtre ise HD ile temsil edilmektedir. LL1 kaynak görüntünün yaklaşım bileşeni, LH1, HL1 ve HH1 kaynak görüntünün ayrıntılı bileşenleridir.

Ayrıca, hataların ve faz bozulmalarının azaltılması için Ayırık Meyer (Dmey) dalgacık filtresi uygulanmaktadır. Dmey bu alanda diğer dalgacık filtrelerden daha başarılıdır. Ayırık Meyer, hızlı bozunum ve sonsuz diferensiyellenebilirliği sağlarken frekans alanında kompakt bir destek sağlar [43].

$X(t)$ bir sinyaldir ve $X(t)$ 'nin dalgacık dönüşümü hesabı aşağıdaki denklemlerle verilmektedir [43].

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t)\varphi_{a,b}(t)dt \quad (1.8)$$

Ana dalgacık genişletildiğinde ve döndürüldüğünde, $\varphi_{a,b}$ aşağıdaki eşitlik ile gösterilmektedir:

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-a}{b}\right) \quad (1.9)$$

Burada gerçekte ve pozitif sayıdaki a ve b , genişleme ve çeviriyi temsil eder. Aşağıdaki denklem, sinyalin dalgacık dönüşümünü belirler;

$$W(a,b) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[m] \varphi_{k,l}[m] \quad (1.10)$$

Ana dalgacık dilatasyonlu ve çevrilmiş versiyonu $\varphi_{k,l}[m]$ olarak gösterilir ve aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır.

$$\varphi_{k,l}[m] = 2^{\frac{-k}{l}} \varphi[2^{-k}m - l] \quad (1.11)$$

Kesintisiz SWT'de, yaklaşık ve ayrıntılı katsayıları çıkarmak için, kaynak görüntüsüne düşük geçişli ve yüksek geçişli filtre uygulanır. $M \times N$ boyutundaki kaynak görüntü için, j . düzeydeki Sabit Dalgacık Dönüşümü bileşenleri denklem 1.12, 1.13, 1.14 ve 1.15 ile gösterilmektedir [44].

$$LL_{j+1}(a+b) = \sum_x \sum_y l_x^j l_y^j LL_j(a+x, b+y) \quad (1.12)$$

$$LH_{j+1}(a+b) = \sum_x \sum_y h_x^j l_y^j LL_j(a+x, b+y) \quad (1.13)$$

$$HL_{j+1}(a+b) = \sum_x \sum_y l_x^j h_y^j LL_j(a+x, b+y) \quad (1.14)$$

$$HH_{j+1}(a+b) = \sum_x \sum_y h_x^j h_y^j LL_j(a+x, b+y) \quad (1.15)$$

Burada $a = 1, 2, \dots, M$ ve $b = 1, 2, \dots, N$, l ve h düşük geçiren ve yüksek geçiren filtreleri temsil etmektedir. LL_{j+1} ve LL_j sırasıyla $j+1$. ve j . seviyedeki düşük frekans bileşenleridir. LH_{j+1} , $j+1$ seviyedeki yatay detay bileşeni; HL_{j+1} , $j+1$ seviyedeki dikey detay bileşeni ve HH_{j+1} ise $j+1$ seviyedeki çapraz detay bileşenini temsil etmektedir.

1.3.3.2. Sabit Dalgacık Dönüşümünde Kullanılabilecek Filtrelemeler

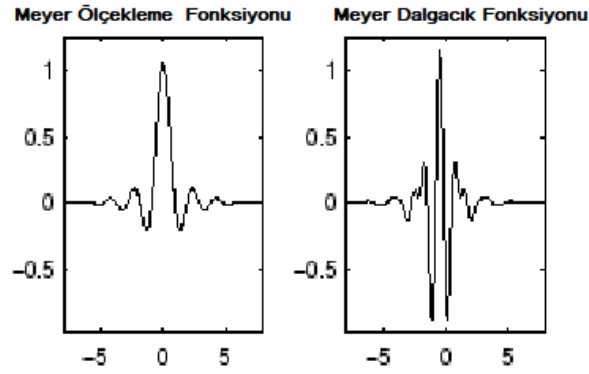
1.3.3.2.1. Dalgacık Filtreleri

Farklı dalgacık aileleri vardır ve üretilen temel fonksiyonların özelliklerine göre sınıflandırılmaktadırlar. Dalgacık aileleri ortogonal, ortogonal olmayan ve biortogonal olmak üzere üç ana sınıfa ayrılmaktadır. Haar, Daubieches, Coiflet, Symlet ve Meyer ortogonal dalgacık ailelerindedir. B-spline, biortogonal ve Morgan, Gaussian ve Mexican Hat ise ortogonal olmayan dalgacık ailelerine örnek olarak verilebilir.

Dalgacık filtrelerinin avantajlarını en üst düzeye çıkarabilmek için filtrenin ana dalgacığa uygun olarak seçilmesi gerekmektedir. Ayrıca bu filtreleme işlemleri, dalgacık analizini gerekli analiz seviyeleri sayısı açısından basitleştirecektir. Bu ailelerden Haar, Daubieches ve Meyer filtreleri yaygın olarak kullanılmaktadır, bu yüzden detaylı olarak sonraki bölümlerde anlatılmaktadır [45].

1.3.3.2.2. Discrete Meyer Filtresi

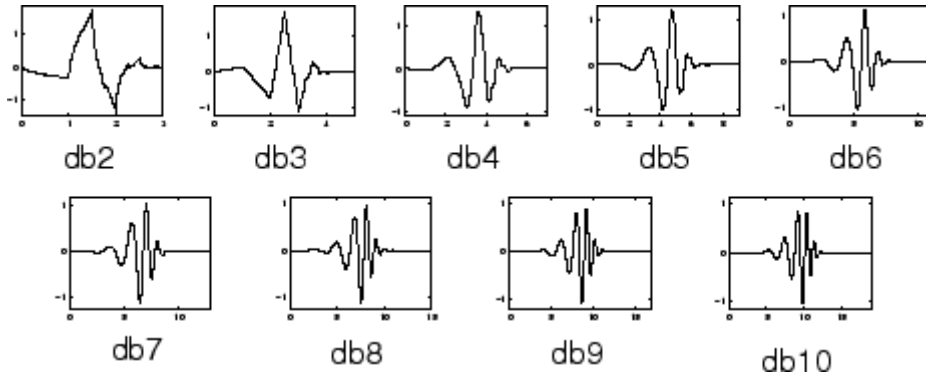
Meyer dalgacık, Yves Meyer tarafından önerilen dikey bir dalgacıktır. Frekans alanında tanımlanır ve sınırsız destek ile süresiz türevlenebilir. Dmey Filtresi Şekil 1.5'de gösterilmektedir.



Şekil 1.5. Ayrık Meyer Filtresi

1.3.3.2.3. Daubechies Filtresi

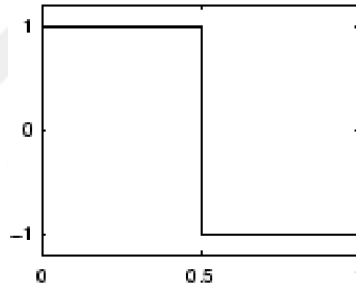
Dalgacık araştırmasındaki en yaygın filtrelerden biri olan sıkıştırılmış destekli orthonormal dalgacıklar olarak da adlandırılan bu filtreyi Ingrid Daubechies önermiştir. Böylece ayrı dalgacık analizleri yapılabilir hale gelmiştir. Daubechies ailesi dalgacıkları dbN olarak yazılır; burada db dalgacıkların aile adı, N ise aile sırasıdır. Enerji kazanımı sağlaması filtrenin avantajı olarak görülmektedir. Ayrıca işlem zamanını kısaltmaktadır. Dokuz farklı filtresi bulunmaktadır. Bu filtrelere ait görseller Şekil 1.6'da verilmektedir.



Şekil 1.6. Daubechies Filtresi

1.3.3.2.4. Haar Filtresi

Süreksizdir ve bir adım işlevini andırır. Daubechies db1 ile benzer dalgacıkları temsil eder. Haar dalgacık dönüşümü, giriş değerlerini eşleştirmek, farkı saklamak ve toplamı geçmek şeklinde düşünülmektedir. Bu işlem sürekli tekrarlanır ve bir sonraki ölçeği sağlamak için toplamları eşleştirir. Sonuç olarak farklılıklara ve nihai toplama ulaşılmış olur. Haar dalgacık, ortalama ve fark terimlerini içeren, ayrıntılı katsayıları depolayan, verileri ortadan kaldıran ve oluşturulan matrisin başlangıç matrisine benzemesi için matrisi yeniden yapılandıran basit bir sıkıştırma formudur. Haar dalgacıklarının kompakt desteği, haar ayrışmasının iyi bir zaman lokalizasyonuna sahip olmasını sağlar. Özellikle, bu, haar katsayılarının sıçrama süreksizliklerini bulmak için ve aynı zamanda küçük destekli sinyallerin etkili bir şekilde gösterilmesi için anlamına gelir. Haar filtresi Şekil 1.7'de gösterilmektedir.



Şekil 1.7. Haar Filtresi

1.3.4. Bulanıklık Azaltma Yöntemleri

Bulanıklığın azaltılması ile görüntü restorasyonu doğrusal filtre tekniklerinin önemli bir uygulamasıdır. Bu filtreleme teknikleri, frekans alanında kolay bir şekilde uygulanabilir. Ters Filtreleme ve Wiener Filtresi en çok kullanılan bulanıklık azaltma yöntemleridir.

1.3.4.1. Ters Filtreleme

Ters filtreleme, dekonsolüsyon için önerilen bir yenileme tekniğidir. Görüntü, bilinen bir alçak geçiren filtre ile bulanıklaştırıldığında, görüntüyü ters filtreleme veya

genelleştirilmiş ters filtreleme ile kurtarmak mümkündür. Bununla birlikte, ters filtreleme, ilave gürültüye karşı çok hassastır. Her seferinde bir bozulmayı azaltma yaklaşımı, her bir bozulma türü için bir restorasyon algoritması geliştirmemize ve bunları basitçe birleştirmemize izin verir.

1.3.4.2. Wiener Filtresi

Wiener filtresi, ters filtreleme ve gürültüyü yumuşatma arasında optimum dengeyi gerçekleştirir. Bulanıklığı önlemesinin yanında katkı gürültüsünü de gidermektedir.

Wiener filtresi, ortalama karesel hata açısından optimaldir. Diğer bir deyişle, ters filtreleme ve gürültü yumuşatma işlemindeki genel ortalama karekök hatasını asgariye indirmektedir. Wiener filtreleme, orijinal görüntünün doğrusal bir tahmini olarak adlandırılmaktadır. Wiener filtresi aşağıdaki eşitlik ile ifade edilmektedir;

$$W(f_1, f_2) = \frac{H^*(f_1, f_2) x S_{xx}(f_1, f_2)}{|H(f_1, f_2)|^2 x S_{xx}(f_1, f_2) + S_{nn}(f_1, f_2)} \quad (1.16)$$

Burada $S_{xx}(f_1, f_2)$ kaynak görüntünün güç spektrumunu, $S_{nn}(f_1, f_2)$ gürültüyü ve $H(f_1, f_2)$ bulanıklaştırma filtresini ifade etmektedir. Wiener filtresi, ters filtreleme parçası ve gürültüyü yumuşatma parçası olmak üzere iki ayrı parçaya sahiptir. Ters dönüşümü, tersine filtreleme (yüksek geçiren filtreleme) ile gerçekleştirmekte, aynı zamanda sıkıştırma işlemi ile gürültüyü de (düşük geçiren filtreleme) kaldırabilmektedir [46].

1.3.5. Görüntü Füzyonu Çeşitleri

Görüntü füzyonu çoklu-zamanlı, çoklu-sensörlü ve çoklu-odaklı olmak üzere üç kategoride incelenmektedir [49].

1.3.5.1. Çoklu-Zamanlı Görüntü Füzyonu

Temporal görüntü füzyonu, bir zaman dizisinin bir görüntüsünde algılanamayan bilgiyi açığa çıkaran izleyicinin, eşzamanlı olarak uzamsal ve zamansal evrimini bütünleştirmektedir. Genellikle dinamik çalışmalar, görüntü üzerinde manuel bölgelerin

(ROI) çizilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Bu görüntü, verilen ROI için optimum kontrastını gösteren farklı zaman kazanımlarından seçilmektedir. Ardından, bu ROI'ye ait piksellerin ortalama değeri toplanır ve kinetik parametreler ilgili veriye bio-matematik modda enjekte edilerek çoklu-zamanlı görüntü füzyonu gerçekleşmiş olur.

1.3.5.2. Çoklu-Sensörlü Görüntü Füzyonu

Duyusal sistemlerin geliştirilmesiyle ilişkili olan bilgi bilimi araştırması, esasen, dünyadaki bilgilerin duyusal verilerden nasıl çıkarılabileceğine odaklanmaktadır. Algılama süreci, dünyanın çok daha düşük bir boyuta haritalanması olarak yorumlanabilir. Haritalama çoktan aza doğru yapılmaktadır yani ölçülen duyu verisine yol açabilecek tipik olarak dünyanın birçok olası konfigürasyonu bulunmaktadır. Bu nedenle, birçok durumda, tek bir sensör, gerçek dünyayı doğru algılamak için yeterli olmamaktadır.

1.3.5.3. Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu

Optik lensin sınırlı odaklama derinliğinden dolayı, odaklanan tüm ilgili nesnelere içeren bir görüntü elde etmek genellikle mümkün değildir. Bu cihazlar tarafından çekilen bir görüntüde, alan derinliği içindeki nesnelere odaklanırken diğer nesnelere bulanık görünmektedir. Her nesnenin odaklı olduğu bir görüntü elde etmek için, çoklu-odaklı görüntü birleştirme işlemi gereklidir. Birleştirilmiş görüntü, insan veya makine algılaması için daha iyi bir yapıya sahip olmaktadır.

1.3.6. Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu Seviyeleri

Çoklu-odaklı görüntü füzyonu üç farklı seviyede incelenmektedir. Bunlar piksel seviyesi, özellik seviyesi ve karar seviyesi birleştirmeleridir [47].

1.3.6.1. Piksel Seviyesi

Piksel seviyesinde füzyon, çoklu kaynak görüntülerdeki ham verilerin tek bir görüntüde birleştirilmesidir. Piksel tabanlı füzyon, piksel bazında gerçekleştirilir. Her bir

piksel değeri kaynak görüntüde ilgili olduğu piksel değeriyle işleme girer; bu da segmentasyon gibi görüntü işleme görevlerinin performansını artırır [48].

1.3.6.2. Özellik Seviyesi

Özellik seviyesi füzyonu, özellikler birbirine kaynaşmadan önce kaynak görüntülerden benzersiz önemli özelliklerin çıkarılmasını gerektirir. Özellik tabanlı füzyon, çeşitli veri kaynaklarında tanınan nesnelerin çıkarılması mantığına dayanır. Piksel yoğunlukları, görüntü kenarları veya dokuları çıkarılan bazı özelliklerdendir. Giriş görüntülerinden elde edilen bu özellikler birleştirilmektedir [48].

1.3.6.3. Karar Seviyesi

Karar seviyesi füzyonu, çoklu algoritmalarından elde edilen sonuçları birleştirerek son birleşim kararını verir. Karar seviyesinde füzyon, bilgilerin soyutlamayla daha yüksek bir seviyede birleşmesinden oluşur ve karar vermek için çoklu algoritmalarından elde edilen sonuçları birleştirir. Giriş görüntüleri bilgi çıkarımı için ayrı ayrı işlenir. Elde edilen bilgiler daha sonra ortak yorumlamayı güçlendirmek için karar kurallarını uygulayarak birleştirilir [48].

1.3.7. Temel Füzyon Kuralları

Temel görüntü füzyon teknikleri esas olarak piksel seçimi, toplama, çıkarma, maksimum seçme veya ortalama alma gibi basit işlemlerdir. Bu yöntemler her zaman etkili olmayıp, bazen dikkate alınan görüntünün türüne göre kritiktir [50].

1.3.7.1. Ortalama Alma

Görüntü füzyonu için en temel kural, kaynak görüntülerin karşılıklı gelen piksel yoğunluklarının ortalamasının alınarak füzyon edilmiş görüntüye aktarılmasıdır. Bu yöntemle üretilen kaynaştırılmış görüntü, kaynak görüntülerdeki hem iyi hem de kötü bilgileri içerebilmektedir. Ortalama işleminden ötürü, hem iyi hem de kötü bilgiler,

ortalama bir görüntüye ulaşarak en aza indirgenir. Dolayısıyla bu algoritma, görüntüleri mükemmel şekilde kaynaştırmaz.

1.3.7.2. Maksimum Seçme

Görüntü füzyonu için uygulanan diğer bir temel kural maksimumu seçmedir. Kaynak görüntülerin karşılıklı eşleşen piksellerinden yoğunluğu daha fazla olanın füzyon edilen görüntüye aktarılmasıdır. Böylece etkili bir şekilde, kaynaştırılan resmin her pikseli, kaynak görüntüsündeki ilgili konum piksellerinin maksimum yoğunluğuna sahip pikseli olacaktır. Bu yöntemin ortalama alma yöntemine göre bir avantajı, girdi görüntülerinde bulunan iyi bilgilere yönelik herhangi bir uzlaşmanın yapılmamasıdır. Burada en yoğun piksellerin aktarımı yapılmış olur. Dezavantajı ise yüksek yoğunluklu bilgilerin her zaman en doğru bilgiyi ifade etmemesidir. Bu yüzden ya doğru bilgiyi tamamen alabiliriz ya da tamamen bilgiden uzaklaşabiliriz.

1.3.8. Temel Bileşenler Analizi

İlişkisiz değişkenler, Temel Bileşen Analizi (PCA) kullanılarak ilişkili değişkenlere dönüştürülür. Görüntü sıkıştırma ve görüntü sınıflandırma alanları, PCA kullanan iki ana alanı oluşturmaktadır. PCA, verileri analiz etmek için iyi bir araçtır ve veri seti için en iyi özellikleri bulmaktadır. Maksimum varyansa sahip veriler, birinci temel bileşen ile temsil edilir. Birinci temel bileşen, veriyi iyi temsil eder ve maksimum varyans yönünü gösterir.

Temel Bileşen Analizinde, ilk olarak görüntülerin satır ve sütun vektörlerinin ortalamaları alınır. Ortalama işlemi aşağıdaki formüller kullanılarak yapılmaktadır, denklem 1.17 satır yönünde ortalama almayı gösterirken denklem 1.18 ise sütun yönünde ortalama almayı göstermektedir.

$$\bar{X} = \frac{\sum_{l=1}^n X_l}{n} \quad (1.17)$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{l=1}^n Y_l}{n} \quad (1.18)$$

Denklemden ortalama değeri \bar{X} olarak ifade edilmektedir. i eleman sayısına kadar devam ederken, n ise eleman sayısını temsil etmektedir.

Daha sonra ortalama değerlerden de faydalanarak kovaryans matrisi oluşturulmaktadır;

$$cov(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1} \quad (1.19)$$

Denklemden iki boyutlu bir görüntü için kovaryans matrisi verilmekte olup \bar{X} ve \bar{Y} sırasıyla satır ve sütun vektörlerinin ortalamalarını ifade etmektedir. 2×2 boyutundaki kovaryans matrisi aşağıdaki gibi olmaktadır.

$$cov(x, y) = \begin{bmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) \\ cov(y, x) & cov(y, y) \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

Ayrıca kovaryans matrisi simetrik bir özellik gösterdiğinden aşağıdaki eşitlik de doğru olacaktır;

$$cov(x, y) = cov(y, x) \quad (1.21)$$

Kovaryans matrisinin oluşturulmasından sonra bu matris yardımıyla özdeğer ve özvektörler hesaplanmaktadır. Bu değerlerin hesabı aşağıdaki denklemler ile verilmektedir. İlk olarak özdeğerler bulunmaktadır, özdeğerlerin bulunabilmesi için aşağıdaki eşitlikler sağlanmalıdır;

$$\det(cov(x, y) - D \times I) = 0 \quad (1.22)$$

Burada D bilinmeyen olup özdeğerleri ifade etmektedir. I ise birim matrisi ifade etmektedir. Bu eşitliğin çözülmesiyle kovaryans matrisine ait D özdeğerleri bulunacaktır.

Son olarak bulunan her bir D özdeğeri aşağıdaki eşitlikte yerine yazılarak özvektörler hesaplanmaktadır;

$$(cov(x, y) - D \times I) \times V = 0 \quad (1.23)$$

Bu denklemde D özdeğerleri ifade ederken, V ise hesaplanacak özvektörleri ifade etmektedir.

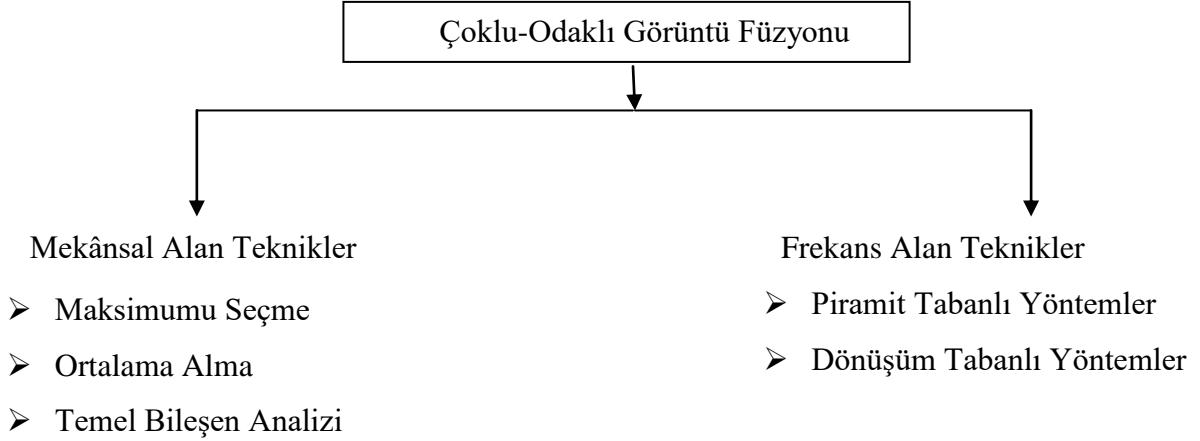
Temel bileşen analizi kullanılarak hesaplanan özdeğer ve özvektörler büyükten küçüğe sıralanır. Elde edilen en büyük değerler kullanılarak görüntü en iyi şekilde işlenebilmektedir.

1.3.8.1. Temel Bileşen Analizinin Görüntü Füzyonunda Kullanımı

PCA boyut azaltma ve görüntü işleme için uygun bir yöntemdir. Bu yöntemde görüntülerin kalitelerini arttırabilmek amacıyla veriler orijinal uzaydan eigen uzayına aktarılmaktadır. Bu yöntem, gereksiz veriyi azaltır ve kaynak görüntülerin en önemli bileşenlerini çıkarır. Ayrıca, PCA, gürültüye karşı en büyük etkiye sahip bileşenleri vurgular. PCA bulanıklaştırma ve uzaysal bozulmaları azaltır, böylece kaynaştırılmış görüntü daha net kenarlara, daha iyi görsel ve makine algısına sahip olur. Yani, kaynaştırılmış görüntü, işleme için daha uygun hale gelir. Kural, iki veya daha fazla resim için kolayca kullanılabilir.

1.3.9. Çoklu-Odaklı Görüntülerde Füzyon

Çoklu-odaklı görüntülerde füzyon son yıllarda araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılmaktadır. Görüntü alma cihazlarının sınırlı derinliğe ulaşabilmelerinden dolayı ortaya çıkan her cismin odaklanamaması problemi bu alana ilgiyi arttırmaktadır. Bu görüntülerden anlamlı tek bir görüntü oluşturabilmek amacıyla çoklu görüntülerde birleştirme metotları uygulanmaktadır. Birleştirilmiş görüntü, insan veya makine algılaması için daha iyi bir görüntü sağlamaktadır. Temel olarak iki alanda incelenmektedir. Bunlar mekânsal alan teknikleri ve frekans alan teknikleridir [52].



Şekil 1.8. Çoklu-Odaklı Görüntü Füzyonu Teknikleri

1.3.9.1 Mekânsal Alan Teknikler

Uzamsal alanda, kaynak görüntülerin geçerli piksel değerleri, kaynaştırılmış görüntüdeki piksel değerlerine eklenir. Uzamsal etki alanı yöntemleri genelde spektral bilgilerin bulunmadığına kılavuzluk eder ve mekânsal bozulmalar getirir. Ortalama alma ve maksimumu seçme gibi piksel seviyesinde füzyon yöntemleri bu tekniklere örnek olarak verilebilir [52].

1.3.9.1.1 Maksimumu Seçme

Bu yöntemde, iki girdi görüntüsü alınmaktadır. Bu girdi görüntülerine karşılık gelen maksimum pikseller hesaplanmaktadır. Elde edilen kaynaştırılmış görüntü, her iki giriş görüntüsünden de karşılık gelen piksellerin maksimum yoğunluğu seçilerek elde edilmektedir [50].

$$F(i, j) = \begin{cases} S1(i, j) \geq S2(i, j), & S1(i, j) \\ S1(i, j) < S2(i, j), & S2(i, j) \end{cases} \quad (1.24)$$

Yukarıdaki denklemde $i=1,2\dots M$ ve $j=1,2\dots N$ kadar devam etmektedir. M görüntüdeki satır sayısını, N ise sütun sayısını vermektedir. Birleştirilmiş görüntü F ile, kaynak görüntüler ise sırasıyla $S1$ ve $S2$ ile gösterilmektedir.

1.3.9.1.2 Ortalama Alma

Bu yöntemde, iki girdi görüntüsü alınmaktadır. Bu girdi görüntülerine karşılık gelen ortalama pikseller hesaplanmaktadır. Elde edilen kaynaştırılmış görüntü, her iki giriş görüntüsünden de karşılık gelen piksellerin ortalama yoğunluğu seçilerek elde edilmektedir [50].

$$F(i, j) = \frac{S1(i, j) + S2(i, j)}{2} \quad (1.25)$$

Yukarıdaki denklemde $i=1,2,...M$ ve $j=1,2,...N$ kadar devam etmektedir. M görüntüdeki satır sayısını, N ise sütun sayısını vermektedir. Birleştirilmiş görüntü F ile kaynak görüntüler ise sırasıyla S1 ve S2 ile gösterilmektedir.

1.3.9.2. Frekans Alan Teknikleri

Frekans alan tabanlı füzyon, basit uzamsal alan füzyonuna kıyasla daha sağlam ve güvenilirdir. Bu tür algoritmalar, alçak geçişli filtreleme, ayarlama (parlaklık ve kontrast), bulanıklaştırma gibi basit görüntü işleme operasyonlarına karşı dayanıklıdır [50]. Piramit tabanlı ve dönüşüm tabanlı yöntemler bu tekniklere örnek olarak gösterilebilir.

1.3.9.2.1 Piramit Tabanlı Yöntemler

Bir piramit görüntü, görüntünün geçtiği bir dizi alçak geçiren filtreden oluşur. Belirli seviyedeki bir resim, aynı seviyedeki ikinci resmin boyutunun yarısı kadar olacaktır. Giriş görüntülerinin piramit dönüşümleri oluşur, birleştirilir ve ters piramit alınmasıyla kaynaşmış görüntü oluşturulur. Keskin kontrast değişiklikleri hakkında bilgi sağlayabilir ve insan görsel sistemi bu keskin kontrast değişikliklerine karşı hassastır. Ayrıca hem mekânsal hem de frekans alan lokalizasyonunu sağlayabilir. Laplace piramidi ve gauss piramidi bunlardan bazılarıdır [53].

1.3.9.2 Dalgacık Tabanlı Yöntemler

Çoklu-odaklı görüntü füzyonu için dalgacık dönüşümü (WT) tabanlı füzyon yöntemleri, çok ölçekli geometrik analiz araçları olarak görülmektedir. İlk olarak, giriş imgesi düşük ve yüksek frekans bileşenlerine ayrıştırılır. İkinci olarak, farklı görüntü birleştirme kuralları, farklı frekans bileşenlerini birleştirmek için seçilir. Son olarak, birleştirilen görüntü, ters dönüşümle elde edilir [12]. Farklı görüntü çözünürlüğünü yönetmek için çok yönlü (çok çözünürlüklü) bir yaklaşım sunmaktadır. Sabit Dalgacık Dönüşümü, Ayrık Dalgacık Dönüşümü bunlardan bazılarıdır.

1.3.10. Medikal Görüntülerde Füzyon

Çok modlu medikal görüntü füzyonu, tekli ya da çoklu görüntüleme yöntemlerinden birden fazla görüntünün kombinasyonu olarak bilinmektedir. Medikal görüntü füzyonunun amacı, tıbbi problemlerin teşhisi ve değerlendirilmesi için görüntülerin klinik uygulanabilirliğini artırmak, belirli özellikleri koruyarak görüntü kalitesini iyileştirmektir. Tıbbi görüntü füzyon yöntemleri, görüntü işleme, bilgisayarla görme, desen tanıma, makine öğrenimi ve yapay zekâ gibi geniş alanlarda hekimlere fayda sağlamaktadır [12].

1.3.11. Renkli Görüntülerde Füzyon

Genellikle çoklu-odaklı görüntülerde füzyon gri seviye görüntülerde uygulanmaktadır. Renkli görüntülerde birleştirme kuralı uygulanabilmesi için füzyon kuralının R,G ve B uzaylarında ayrı ayrı uygulanması gerekmektedir.

1.3.12. Birleştirilmiş Görüntülerde Kullanılan Performans Metrikleri

Füzyon edilmiş görüntü, kaynak görüntülerinin yararlı bilgilerinin tamamına yakını taşımalı, insan gözünü rahatsız edebilecek herhangi bir görsel sıkıntı üretmemeli ve gürültüye karşı dayanıklı olmalıdır. Çoğu uygulamada mükemmel füzyon edilmiş görüntü oluşturulması zordur, bu yüzden değerlendirmeler genellikle öznel olur. Füzyon performansının nesnel olarak nasıl değerlendirileceği bu konuda önemli bir yer tutmaktadır.

Mevcut füzyon değerlendirme metrikleri, referans görüntü bulunduğunda kullanılan metrikler ve referans görüntü bulunmadığında kullanılan metrikler olmak üzere iki ana sınıfa ayrılmaktadır [54].

1.3.12.1. Referans Görüntü Bulunduğunda Kullanılan Metrikler

Bazı uygulamalarda ideal füzyon edilmiş görüntü olabilir ya da bu görüntü manuel olarak elde edilebilir. Bu görüntüler füzyon algoritmasının performansını analiz edebilmek için kullanılabilir. Örneğin, uzaktan algılama görüntüsü birleştirme işleminde, girişli çoklu-spektral (MS) ve panokromatik (PAN) görüntüler birleştirilir. Daha sonra birleştirilen görüntüler füzyon performansını değerlendirmek için orijinal MS görüntüleri ile karşılaştırılabilir. Çoklu-odaklı görüntü füzyonunun bazı özel durumlarda, elle bölütleme ve her girdi resminin odaklanmış bölgelerinin kombinasyonu gerçekleştirilerek, tüm odaklı kaynaştırılmış bir referans görüntü oluşturulabilir.

Referans füzyonlu görüntü mevcut olduğunda, çeşitli objektif füzyon metrikleri (tam referans kalite metrikleri olarak da bilinmektedir) kullanılabilir. RMSE ve PSNR bunlardan en fazla kullanılanlarıdır [55].

1.3.12.1.1. RMSE

Genellikle piksel değerlerindeki değişimi doğrudan hesaplayarak referans ve birleştirilen görüntüler arasındaki farkı karşılaştırmak için kullanılır. Birleştirilmiş resim, RMSE değeri sıfır olduğunda referans resme yakındır. RMSE, kaynaştırılmış görüntünün spektral kalitesinin iyi bir göstergesidir [54]. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_R(i, j) - I_F(i, j))^2} \quad (1.26)$$

Yukarıdaki denklemde M değeri görüntünün satır sayısını, N değeri ise sütun sayısını ifade etmektedir. $I_R(i, j)$ referans alınan görüntüde i ve j noktalarına karşılık düşen gri

seviye parlaklık değerini, $I_F(i, j)$ füzyon edilmiş görüntüde bu noktalara karşılık gelen gri seviye parlaklık değerini ifade etmektedir.

1.3.12.1.2. PSNR

PSNR, bir sinyalin mümkün olan maksimum gücü ile gösteriminin doğruluğunu etkileyen bozucu gürültünün gücü arasındaki oranı ifade etmektedir. Değer yüksek olduğunda, birleştirilen ve referans görüntüler benzerdir. Daha yüksek bir değer, üstün füzyonu gösterir [54]. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$PSNR = 10x \log_{10} \left(\frac{L^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_R(i, j) - I_F(i, j))^2} \right) \quad (1.27)$$

Yukarıdaki denklemde M değeri görüntünün satır sayısını, N değeri ise sütun sayısını ifade etmektedir. $I_R(i, j)$ referans alınan görüntüde i ve j noktalarına karşılık düşen gri seviye parlaklık değerini, $I_F(i, j)$ füzyon edilmiş görüntüde bu noktalara karşılık gelen parlaklık değerini ifade etmektedir. L değeri ise gri parlaklık seviyesi sayısını ifade etmektedir.

1.3.12.2. Referans Görüntü Bulunmadığında Kullanılan Metrikler

Çoğu görüntü füzyonu uygulamasında ideal bir füzyon edilmiş görüntü bulunmamaktadır. Bu nedenle, "gerçekçi" birleştirilmiş görüntünün (referans dışı kalite metrikleri olarak da bilinmektedir) kullanılabileceğini varsaymayan nesnel görüntü füzyon kalite değerlendirme metrikleri çok fazla kullanılmaktadır. Genel olarak, referans görüntü bulunmadığında kullanılan füzyon metrikleri iki ana gruba ayrılabilir. Bilgi teorisine dayalı metrikler, sadece girdilerden kaynaştırılmış görüntüye ne kadar bilgi aktarıldığını ele alır. Yerel özellik tabanlı füzyon metrikleri ise giriş görüntülerinden kaynaştırılmış görüntüye aktarılan göreceli miktardaki özellikleri (insan görüş sistemine duyarlı) değerlendirir. Kaynaştırılan görüntüde korunan bilginin miktarını ölçmek için önerilen metriklerden bazıları bölüm alt başlıklarında anlatılmaktadır.

1.3.12.2.1. Standart Sapma (SD)

Standart sapma, birleştirilen görüntünün kontrastını ölçmek için kullanılır. Değeri ne kadar yüksekse, birleştirilen görüntü o kadar yüksek kontrasta sahip demektir [54]. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$SD = \sqrt{\sum_{x=0}^L (i - i')^2} x h_{I_f}(x) \quad (1.28)$$

Burada, normalleştirilmiş histogram $h_{I_f}(x)$ ile gösterilmekte ve frekans seviyelerinin sayısı L ile gösterilmektedir.

1.3.12.2.2. Uzaysal Frekans (SF)

Uzaysal frekans, kaynaştırılmış görüntünün satır frekansı ve sütun frekansı kullanılarak hesaplanır. Yüksek SF değeri, giriş görüntüsünün ve birleştirilen görüntünün benzer olduğunu gösterir [54]. Metrik aşağıdaki denklemler kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$SF = \sqrt{RF^2 + SF^2} \quad (1.29)$$

RF değeri satır frekans bilgisini, SF değeri ise sütun frekans değerini göstermektedir.

$$CF = \frac{1}{MxN} \sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=2}^N (I_f(x, y) - I_f(x, y - 1))^2} \quad (1.30)$$

$$RF = \frac{1}{MxN} \sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=2}^N (I_f(x, y) - I_f(x - 1, y))^2} \quad (1.31)$$

Yukarıdaki denklemde M ve N değerleri sırasıyla satır ve sütun sayısını verirken, $I_f(x, y)$ ise füzyon edilmiş görüntüde x ve y koordinatlarına karşılık düşen parlaklık değerini ifade etmektedir.

1.3.12.2.3. Karşılıklı Bilgi (MI)

Karşılıklı Bilgi (MI), Qu ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir. Bu metrik iki değişkenin arasındaki istatistiksel bağlantıyı ifade etmektedir. Karşılıklı bilgi, giriş görüntüleri ile kaynaştırılmış görüntü arasındaki bağımlılık derecesini hesaplamak için kullanılır. Kaynak görüntülerin faydalı bilgilerinin ne kadarının birleştirilmiş görüntüye aktarıldığını hesaplamaktadır. Daha büyük bir MI değeri, kaynaştırılmış görüntünün kalitesinin daha iyi olduğunu gösterir [56]. Metrik aşağıdaki denklemler kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$I_{AF} = \sum_{a,f} P_{AF}(a, f) \log \frac{P_{AF}(a, f)}{P_A(a)P_F(f)} \quad (1.32)$$

$$I_{BF} = \sum_{b,f} P_{BF}(b, f) \log \frac{P_{BF}(b, f)}{P_B(b)P_F(f)} \quad (1.33)$$

Kaynak görüntüler A ve B ile ifade edilmektedir, kaynaştırılan görüntü ise F ile ifade edilmektedir. Kaynaştırılmış görüntüler arasındaki kaynak görüntülerin ortak histogramları P_{AF} ve P_{BF} ile ifade edilmektedir. A, B ve F görüntüleri için, bu görüntülerin histogramı sırasıyla P_A, P_B, P_F ' dir. Denklem 1.32 ve denklem 1.33 kaynaşmış görüntüler arasındaki karşılıklı bilgileri ayrı ayrı göstermektedir. Ve nihai sonuç aşağıdaki denklemlerle hesaplanmaktadır.

$$MI = I_{AF} + I_{BF} \quad (1.34)$$

1.3.12.2.4. QABF

Xydeas ve Petrovic, kaynak görüntülerden füzyon sonucuna aktarılan kenar bilgisi miktarını tahmin eden gradyan tabanlı bir füzyon metriği önermektedir. $Q^{AB/F}$ ölçümü, normalleştirilmiş kenar koruma ölçüsüne dayanan objektif bir piksel seviyesinde görüntü füzyon değerlendirme çerçevesidir. $Q^{AB/F}$ ölçümünün daha düşük değerleri, kenar bilgileri

üzerindeki daha fazla kayba karşılık gelir [56]. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Q^{AF}(i,j)w^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)w^B(i,j))}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (w^A(i,j) + w^B(i,j))} \quad (1.35)$$

$Q^{AF}(i,j) = Q_a^{AF}(i,j)Q_b^{AF}(i,j)$ ve $0 \leq Q^{AF}(i,j) \leq 1$ 'dir. F'deki bilginin algısal kaybı $Q_a^{AF}(i,j)$ ve $Q_b^{AF}(i,j)$ ile ifade edilmektedir. $Q^{AF}(i,j)$ ve $Q^{BF}(i,j)$ ağırlıkları sırasıyla $w^A(i,j)$ ve $w^B(i,j)$ ile ifade edilmektedir. Q^{AF} , kenar görüntüsü arayan kaynak görüntü (A) ve kaynaşmış görüntü (F) arasındaki ilişkiyi gösterir. Ve w^A , A'nın kenar gücünü gösterir. Daha büyük $Q^{AB/F}$ değeri, F görüntüsünün, A ve B kaynak görüntülerine ait kenarları ve yapıları daha fazla koruduğunu gösterir.

1.3.12.2.5. Ortalama Gradyan (AG)

AG, görüntüdeki kontrast ve doku değiştirme özelliklerinin detaylarını çıkarır. Aynı zamanda görüntü netliğini de tanımlar [57]. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sqrt{\frac{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2}{2}} \quad (1.36)$$

Pikselin x ve y yönlerinde birinci dereceden farkı sırasıyla ΔI_x ve ΔI_y ile ifade edilmektedir. M ve N, sırasıyla görüntünün yükseklik ve genişlik özellikleridir. AG'nin daha büyük değerleri, yöntemin performansının iyi olduğunu göstermektedir.

1.3.12.2.6. Entropi

Entropi, kaynaştırılmış bir görüntünün bilgi içeriğini ölçmek için kullanılır. Yüksek entropi değeri birleştirilen görüntünün zengin bilgi içeriği olduğunu gösterir. Piksel

değerlerinin olasılığına bakılarak görüntünün önemli bilgilerinin saptanması sağlanır. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$E = \sum_{i=0}^{L-1} P(i) \log_2 P(i) \quad (1.37)$$

$P(i)$ piksel olasılık değerini, L ise frekans seviye sayısını ifade etmektedir.

1.3.12.2.7. Korelasyon Katsayısı (CC)

Kaynak görüntü ve füzyon edilmiş görüntü arasındaki yapı benzerliğini vermektedir. Korelasyon değeri ne kadar büyükse kaynak resimlerden o kadar fazla bilgi alınmış demektir. Bu katsayı, 0-1 arasında değerler almaktadır. Metrik aşağıdaki denklem kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F_s(i,j) - F_f(i,j))^2}{M \times N}} \quad (1.38)$$

M ve N sırasıyla satır ve sütun sayılarını belirtirken, $F_s(i,j)$ kaynak görüntüyü, $F_f(i,j)$ ise füzyon edilmiş görüntüyü tanımlamaktadır.

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

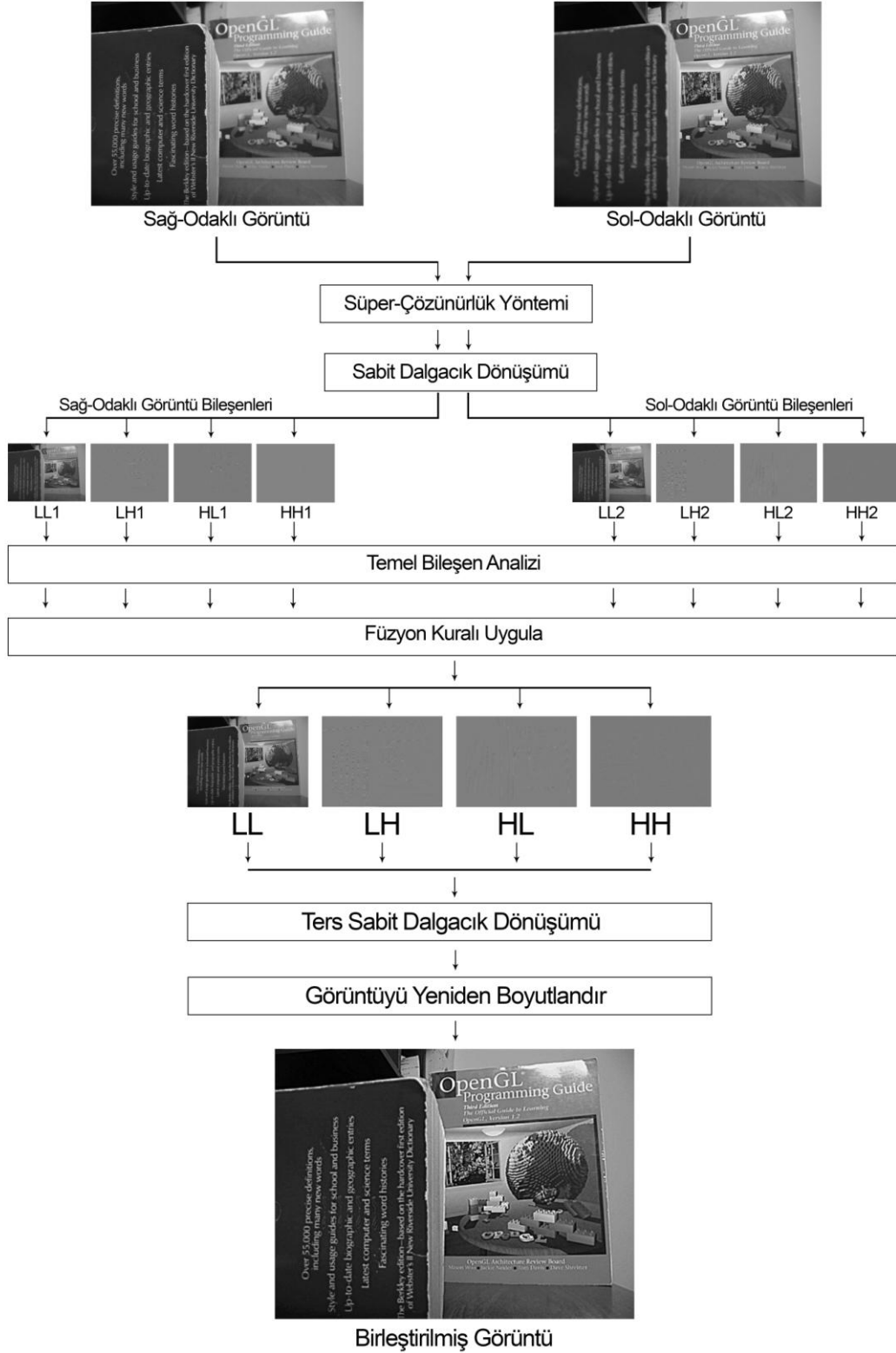
2.1. Giriş

Çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesi, tek başına anlamsız iki veya daha fazla görüntünün kurallar yardımıyla birleştirilerek tek bir anlamlı görüntü oluşturulması olayıdır. Günümüzde görüntüleme cihazlarının sınırlı derinliklere inebilmeleri nedeniyle bir görüntüdeki cisimler farklı odaklanmalara sahip olabilmektedir. Bu da görüntüdeki bazı cisimlerin bulanık olmasına neden olmaktadır. Bu tür durumlar her alanda karşımıza çıkabilmektedir. Sağlık alanı, askeri izlemeler, google görüntüleri vb. bu alanlardan bazılarıdır.

Çalışmada bu tür sıkıntılardan kurtulabilmek amacıyla süper-çözünürlük tabanlı hibrit bir yöntem önerilmektedir. İlk olarak bicubic interpolasyon tabanlı süper-çözünürlük yöntemi tüm kaynak görüntülere ayrı ayrı uygulanmaktadır. Süper-çözünürlük katsayısı iki olarak seçilmiştir. Yani görüntülerin çözünürlükleri iki katına çıkarılmaktadır. Süper-çözünürlük yöntemi görüntünün düşük veya yüksek çözünürlüklü olup olmadığına bakılmaksızın uygulanmaktadır. Burada amaç, görüntü çözünürlüğü ne olursa olsun, görüntüdeki bilgi miktarını arttırmaktır. Süper çözünürlük uygulanan görüntüler diğerlerine göre daha fazla kenar, daha fazla kontrast vb. bilgilere sahiptir. Burada süper-çözünürlük yöntemi olarak bicubic interpolasyon yöntemi seçilmiştir. Bu yöntemin günümüzde kullanılan Adobe Photoshop gibi ünlü programlarda da kullanıldığı bilinmektedir. Süper çözünürlüklü görüntüler daha sonra gürültü azaltmak amacıyla Wiener filtresinden geçirilmektedir. Bu da görüntünün daha pürüzsüz olmasını sağlamaktadır. Elde edilen görüntüler Sabit Dalgacık Dönüşümü yardımıyla dört alt banta ayrıştırılmaktadır. İki seviyeli Sabit Dalgacık Dönüşümü kullanılmaktadır. Bu alt bantlar LL, LH, HL ve HH alt bantlarıdır. LL bantı yaklaşım bileşenini, diğer bantlar ise detay bileşenlerini ifade etmektedir. SWT daha detaylı olarak bölüm 2.4'te anlatılmaktadır. Kaynak görüntüler alt bantlara ayrıldıktan sonra her bir alt banta ayrı ayrı PCA uygulanmaktadır. PCA sonucu her bir alt bantın özdeğer ve özvektörleri çıkarılmaktadır. Daha sonra özvektörler sıralanarak her bir alt bant için genliği maksimum olan özvektör seçilir. Maksimum özvektörlerin görüntüyü en iyi temsil eden ağırlık katsayıları olduğu bilinmektedir. Bu özvektör değerleri kullanılarak alt bantlar birleştirilir. Bu kural bölüm 2.3.'te detaylı

anlatılmıştır. Birleştirilen alt bantlar Ters Sabit Dalgacık Dönüşümü yardımıyla orijinal görüntüye dönüştürülmüş olur. Bu görüntü süper-çözünürlük uygulamasından dolayı kaynak görüntülerin boyutunun iki katı kadardır. Objektif karşılaştırma yapılabilmesi için yine bicubic tabanlı yeniden boyutlandırma yöntemi yardımıyla birleştirilmiş görüntünün boyutu kaynak görüntü boyutuna düşürülmüştür. Sonuç olarak birleştirilmiş görüntü elde edilmiş olur. Yöntemin verimliliğinin ölçülebilmesi amacıyla görüntüye objektif ve subjektif değerlendirme metrikleri uygulanmıştır. Yöntemin her iki değerlendirme kategorisinde de başarılı olduğu görülmektedir. Yönteme ait akış diyagramı Şekil 2.1’de verilmiştir.





Şekil 2.1. Önerilen Yöntem Akış Diyagramı

2.2. Süper-Çözünürlük Yöntemi

Süper-çözünürlük yöntemi, düşük çözünürlüklü görüntüyü yüksek çözünürlüklü görüntüye dönüştüren bir yöntemdir. Yüksek çözünürlüklü görüntüler düşük çözünürlüklü görüntülere göre daha ayrıntılı bilgiye sahiptir, bu nedenle süper-çözünürlük, görüntü işleme için başarılı bir yöntemdir. Uzaktan algılama, medikal görüntüleme gibi farklı alanlarda kullanılan sıcak bir konudur [39]. Ve özellikle yüksek çözünürlüklü görüntülerin sahip olduğu maksimum mekânsal frekans nedeniyle gürültüyü ve bulanıklık etkisini azaltmaktadır. Bu özelliklerden dolayı ise görüntü füzyonunda kullanılmaktadır.

Piksel boyutunu azaltmak ve süper-çözünürlük, çözünürlüğü artırma yöntemleri arasındadır. Piksel boyutunun düşürülmesi sadece çözünürlüğü arttırmakla kalmaz aynı zamanda resmin gürültüsünü de artırır. Süper-çözünürlük yöntemi, piksel boyutunu azaltma yöntemine göre daha fazla avantaja sahiptir. Süper-çözünürlük yöntemleri görüntü varyansı, yoğunluğu, kontrastı vb. gibi bilgileri geliştirir. Dolayısıyla bu görüntüler daha kolay işlenir. Süper-çözünürlük yöntemini gerçekleştirebilmek için iki farklı yöntem uygulanabilir. Bunlar Çok Çerçevesel Süper-Çözünürlük ve Tek Çerçevesel Süper-Çözünürlüktür. Çok Çerçevesel Süper-Çözünürlük, düşük çözünürlüklü görüntü setlerinden yüksek çözünürlüklü bir görüntü sağlar. Tek Çerçevesel Süper-Çözünürlük ise düşük çözünürlüklü bir görüntüden, görüntü seti olmayan yüksek çözünürlüklü bir görüntü oluşturur [38].

Önerilen hibrit yöntemde, bicubic interpolasyon tabanlı Tek Çerçevesel Süper-Çözünürlük yöntemi uygulanmıştır.

2.3. Temel Bileşenler Analizi

Temel Bileşen Analizi özellik silme, boyut indirgeme ve veri temsilinde kullanılan önemli algoritmalardan biridir. PCA hesaplama ve anlaşılma kolaylığından dolayı birçok görüntü füzyonu uygulamasında da kullanılmaktadır. PCA aynı zamanda başarılı bir istatistiksel korelasyon tekniği ve verinin önemli temel bileşenlerini büyük çoğunlukla korumasından dolayı füzyon uygulamalarında da kullanılır. Temel bileşenler görüntülerin kovaryans matrisi ve onun köşegenleştirilmesi sonucu oluşan özdeğer ve özvektörlerden çıkarılmaktadır. Temel bileşenler, kaynak görüntülerin detay bilgilerinin doğrusal olarak gösterilmesidir. Kovaryans matrisinin öz değerlerine paralel olan bu en büyük temel

bileşenler, füzyon kuralındaki girdi görüntüleri için ağırlıkları temsil etmektedir. Veri setlerinin kompakt ve en iyi biçimde tasvirini hesaplar. İlk temel unsur, verideki olabildiğince çok varyansa ilişkin açıklamayı ifade etmektedir. Birinci temel bileşen, maksimum varyansla birlikte alınır. İkinci temel bileşen, maksimum varyansın yönünü dik olarak gösterir. Üçüncü temel bileşen, alt uzayda birinci ve ikinci temel bileşene dikey vaziyette maksimum varyans yönünde alınır. Ve daha fazla temel bileşen kullanılması halinde işlemler benzer şekilde devam etmektedir.

Birleştirme (füzyon) kuralı, çok odaklı görüntü füzyonunun en önemli parçasıdır. Birleştirme kuralı, kaynak görüntülerin özellik vektörlerinin matematiksel bir işlem kullanılarak etkin bir şekilde birleştirilmesi anlamına gelmektedir. Maksimum değer seçimi ve ortalama alma geleneksel birleştirme yollarında sıklıkla kullanılmaktadır. Ancak bu yöntemlerin, daha az kalite, daha az görsel algılama ve mekânsal bozulma gibi dezavantajları vardır [58], [59]. Bu çalışmada, füzyon kuralı olarak PCA uygulanmaktadır. PCA, verinin maksimum varyansını sunar. Yani, bu yöntem gereksiz veriyi azaltır ve kaynak görüntülerin en önemli bileşenlerini ön plana çıkarır. Ayrıca PCA, gürültüye en fazla dayanıklı olan ve en büyük etkiye sahip bileşenleri vurgular. PCA bulanıklaştırma ve uzaysal bozulmaları azaltır ve böylece kaynaştırılmış görüntünün daha ayrıntılı bilgiye, daha net kenarlara, daha iyi görsel ve makine algılamasına sahip olmasını sağlar. Oluşturulan kaynaştırılmış görüntü, görüntü işleme için daha uygun hale gelmiş olur. Kural, iki veya daha fazla resim için kolayca kullanılabilir.

Yapılan çalışmada görüntüler SWT yöntemiyle dört alt banta ayrılmıştır. Her alt bant için PCA yöntemi uygulanmış, özdeğer ve özvektörler hesaplanmıştır. Daha sonra özvektör değerleri büyükten küçüğe sıralanmıştır ve en büyük değer ağırlık değeri olarak belirlenmiştir. Bunun nedeni en büyük değer maksimum varyansa sahip olması ve görüntüyü en iyi temsil ettiğinin düşünülmesidir. Görüntünün yeni detay ve yaklaşım bileşenleri, kendi aralarında bu ağırlık değerlerini kullanarak hesaplanmaktadır. Görüntülerin yeni değerlerinin hesaplanması aşağıdaki denklemlerle sağlanmaktadır;

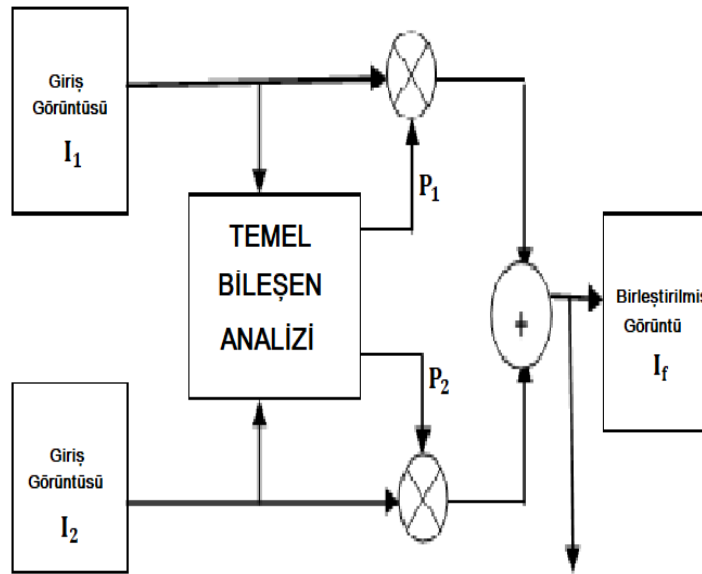
$$LL(i, j) = p1 \times LL1(i, j) + p2 \times LL2(i, j) \quad (2.1)$$

$$HL(i, j) = p3 \times HL1(i, j) + p4 \times HL2(i, j) \quad (2.2)$$

$$LH(i, j) = p_5 \times LH1(i, j) + p_6 \times LH2(i, j) \quad (2.3)$$

$$HH(i, j) = p_7 \times HL1(i, j) + p_8 \times HL2(i, j) \quad (2.4)$$

Burada LL füzyon edilmiş görüntüdeki yaklaşım bileşenini; HL, LH ve HH ise füzyon edilmiş görüntüdeki detay bileşenlerini göstermektedir. LL1, LH1, HL1, HH1 birinci kaynak görüntünün bileşenlerini; LL2, LH2, HL2, HH2 ise ikinci kaynak görüntünün bileşenlerini göstermektedir. p_1 değeri birinci kaynak görüntünün LL1 bantı için hesaplanan en büyük özvektörün genliğini, p_2 ise ikinci kaynak görüntünün yaklaşım bileşeni için hesaplanan en büyük özvektörün genliğini ifade etmektedir. Bu işlemler sonucunda füzyon edilmiş yeni bileşenler ortaya çıkmaktadır. Şekil 2.2 uygulanan füzyon kuralını göstermektedir.



Şekil 2.2. PCA Birleştirme Kuralı

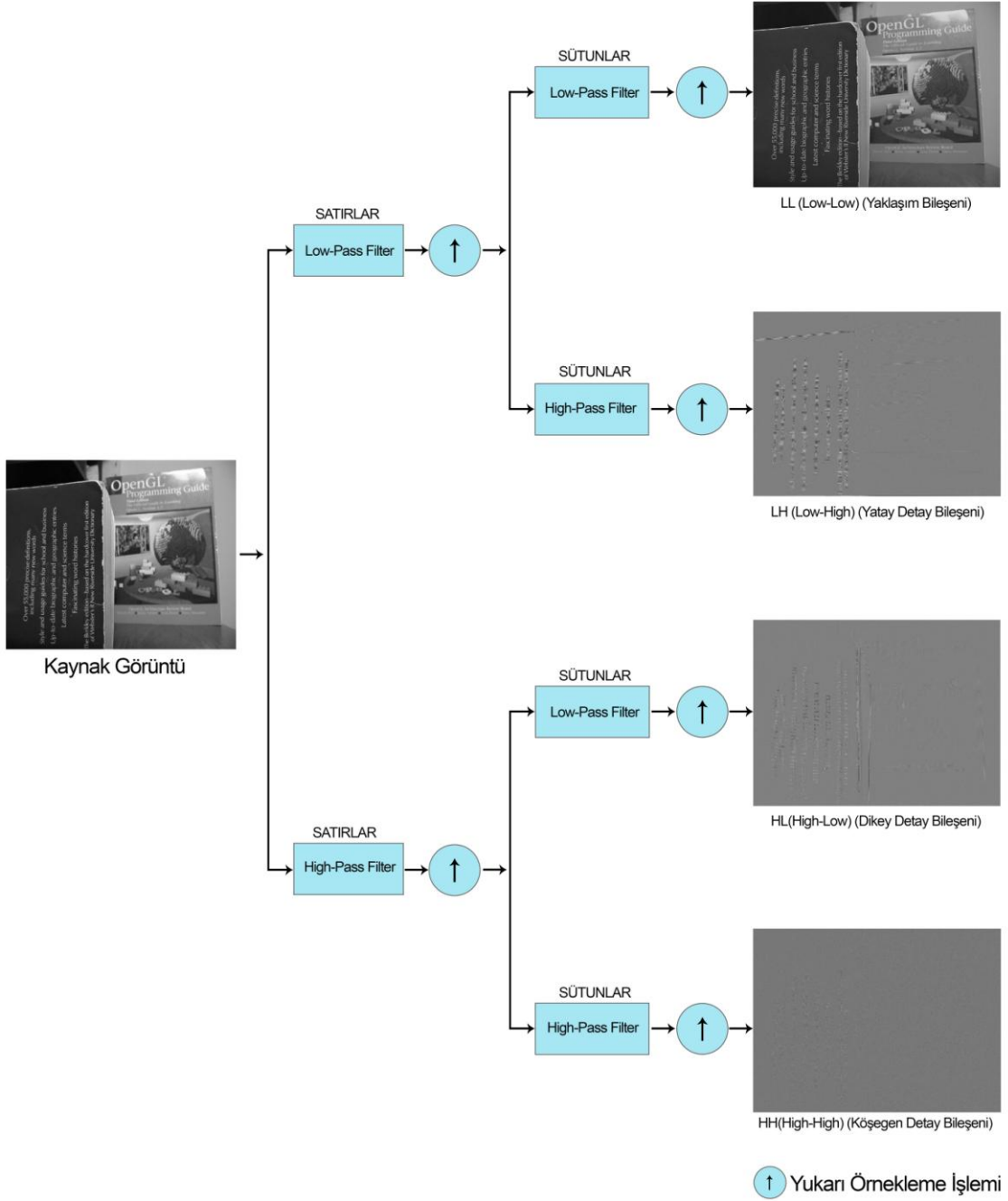
2.4. Sabit Dalgacık Dönüşümü

Sabit Dalgacık Dönüşümü değişimlerden bağımsız bir dalgacık dönüşümdür. Bu özelliğinden dolayı dalgacık dönüşümü yöntemi olarak SWT tercih edilmiştir. SWT Nason tarafından önerilmiştir. Diğer dalgacık dönüşümleri ile karşılaştırıldığında, SWT

metodu fazlalık ve kayma değişmezliği gibi özelliklere sahiptir. Değişim bağımsızlık, görüntü işleme ve gürültü azaltma gibi alanlarda başarılı olmaktadır. Diğer dalgacık dönüşümlerine göre işlem adımları farklıdır. Diğer dönüşümlerde hem aşağı örnekleme hem de yukarı örnekleme yapılırken, SWT'de sadece yukarı örnekleme yapılmaktadır. Yukarı örnekleme her ayrışma seviyesinde filtre içeriklerine sıfır eklenmesiyle yapılmaktadır. Bu sayede fazlalık ayrıştırma yapmasına rağmen hesaplama zamanı kısalmaktadır. Ayrıca bu sayede sinyal orijinal boyutunu korur ve değişim bağımsızlık sağlanmış olur.

Bu yöntem ilk olarak satırlara daha sonra sütunlara uygulanmaktadır [60]. İki seviyeli yöntem sonrası görüntüler dört alt banta ayrılmaktadır. Bu alt bantlar LL (low-low), LH (low-high), HL (high-low) ve HH (high-high) alt-bantlarıdır. LL bantı yaklaşım bileşenini, diğer bantlar ise detay bileşenlerini ifade etmektedir. Gerekli işlemler yapıldıktan sonra orijinal görüntüye dönüşüm yapabilmek amacıyla Ters Dalgacık Dönüşümü uygulanmaktadır.

SWT'de kullanılan işlem adımları Şekil 2.3'te görülmektedir. Şekilde bulunan yukarı ok simgesi ile yukarı örnekleme temsil edilmektedir. Şekilde de görüldüğü gibi görüntü satırlarına ilk olarak yüksek geçiren ve alçak geçiren filtreler ayrı ayrı uygulanarak iki farklı görüntü elde edilmiş olur. Yüksek geçiren filtre, alçak frekans bilgilerini azaltırken yüksek frekans bilgilerini korumaktadır. Alçak geçiren filtre ise yüksek frekans bilgilerini azaltırken alçak frekans bilgilerini korumaktadır. Bu filtrelemeler sonucunda daha yumuşak, daha keskin ve kenarları daha belirgin görüntüler oluşmaktadır. Bu işlemlerden sonra oluşan görüntülere, filtreler bir seviye daha uygulandıktan sonra dört farklı görüntü elde edilmiş olur.



Şekil 2.3. Sabit Dalgacık Dönüşümü Akış Diyagramı

Ayrıca burada önemli bir nokta da dalgacık dönüşümünde uygulanan dalgacık aileleridir. Bu aileler yapılan işleme göre çeşitli sonuçlar verebilmektedir.

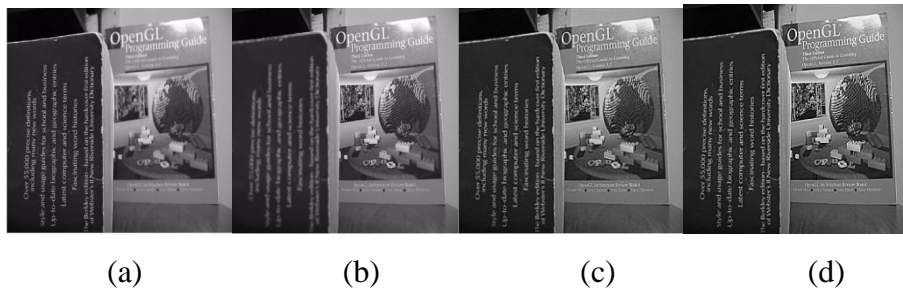
Bu çalışmada yapılan denemeler sonucunda Dmey filtresinin bu konuda etkin olduğu görülmüştür. Bu filtre, hataları ve görüntülerde bozulmayı en aza indirmek amacıyla kullanılmaktadır.

2.5. Deneysel Sonular

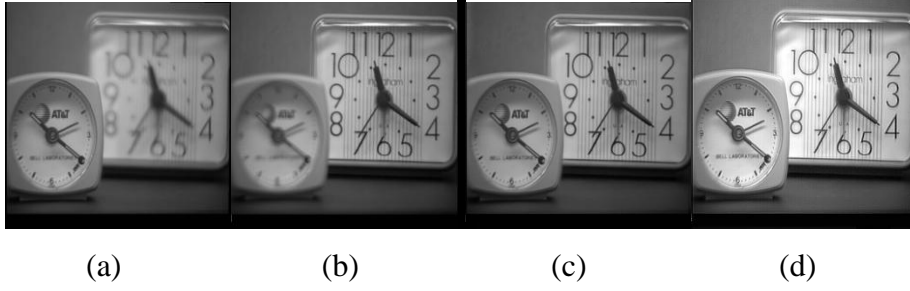
Bu tezde oklu-odaklı grntlerde birleřtirme yapabilmek amacıyla sper-znrlk tabanlı hibrit bir yntem nerilmiřtir. nerilen yntemin bařarısını lebilmek amacıyla objektif ve subjektif metrikler kullanılmıřtır. Objektif metriklerden MI, QAB/F ve AG, subjektif metriklerden ise RMSE ve PSNR metrikleri diđer alıřmalarda da ok fazla kullanılmasından dolayı tercih edilmiřtir. Farklı veri setlerinden alınan farklı boyutlardaki resimlerle alıřmalar yapılmıřtır. Karřılařtırma iin kullanılan grntler bu alanda popler olan grntlerden oluřmaktadır. Ayrıca nerilen yntem farklı zelliklere sahip grntlerden oluřan Lytro veri setinde de denenmiřtir. nerilen yntemin oklu-odaklı grntleri birleřtirme konusunda bařarılı olduđu grlmřtr. Yani nerilen yntem farklı oklu-odaklı grntler iin uygundur.

2.5.1. Subjektif Metrik Sonuları

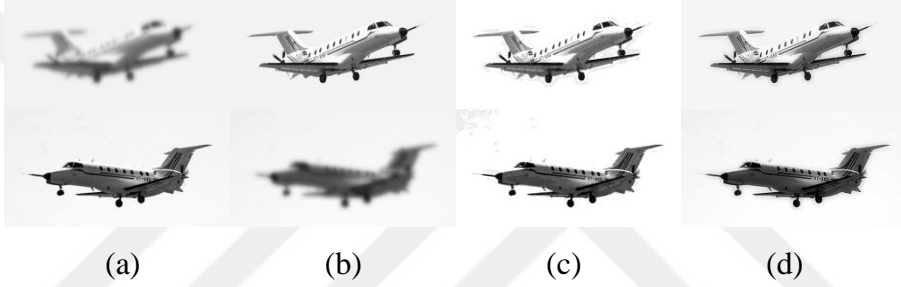
Subjektif metrikler eđer elimizde karřılařtırma yapabileceğimiz orijinal referans grnt varsa kullanılmaktadır. Bu metriklerden en nemlileri RMSE ve PSNR'dir. Yntem sonucu, birleřtirilmiř grntlerin orijinal grntlerle ne kadar benzerlik gsterdiğini vermektedir. Ařađıda nerilen yntemin, literatrde popler olarak kullanılan grntlere ait grsel sonuları verilmektedir.



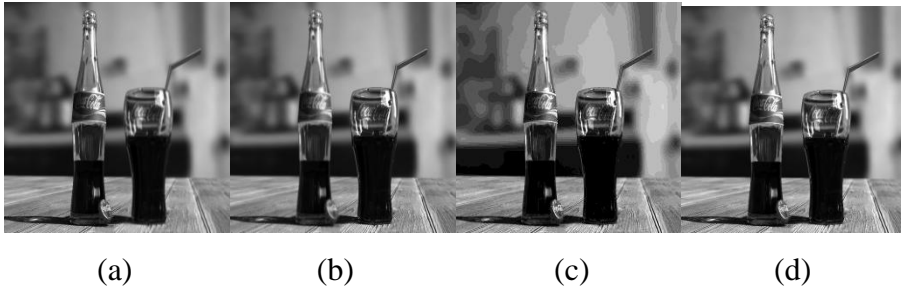
řekil 2.4. oklu-Odaklı Book Grnts (384x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Grnt (384x512), (b) Sađ-Odaklı Kaynak Grnt (384x512), (c) Orijinal Grnt (384x512), (d) nerilen Yntem Sonrası Birleřtirilmiř Grnt (384x512).



Şekil 2.5. Çoklu-Odaklı Clock Görüntüsü (512x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (c) Orijinal Görüntü (1024x1024), (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (1024x1024).



Şekil 2.6. Çoklu-Odaklı Saras Görüntüsü (512x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (c) Orijinal Görüntü (512x512), (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (512x512).



Şekil 2.7. Çoklu-Odaklı Coca-Cola Görüntüsü (1200x1920) (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (1200x1920) (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (1200x1920), (c) Orijinal Görüntü (1200x1920), (d) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (1200x1920).

Şekil 2.4, Şekil 2.5, Şekil 2.6 ve Şekil 2.7'de (a) çoklu-odaklı görüntünün sol kısmının odaklı diğer kısımlarının odaksız olduğu durumları, (b) çoklu-odaklı görüntünün sağ kısmının odaklı diğer kısımlarının odaksız olduğu durumları, (c) veri setinden alınan orijinal görüntüyü ve (d) önerilen yöntem sonrası oluşan birleştirilmiş görüntüyü temsil etmektedir. (c) ve (d)'de verilen görüntülerin birbirine ne kadar benzediği sonucun ne kadar başarılı olduğu anlamına gelmektedir.

Bazı görüntüler için subjektif metrik sayısal sonuçları Tablo 2.1.'de verilmektedir.

Tablo 2.1. Subjektif Metrik Sonuçları

Metrik	Book	Clock	Flower	Lab	Cola	Flora	Saras	Plane	Leopard	Disk
RMSE	5.28	0.95	4.99	2.91	2.21	4.68	4.89	12.56	3.86	3.88
PSNR	54.93	59.73	61.99	60.22	61.25	54.99	59.79	47.43	50.79	56.56

2.5.2. Subjektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları

Subjektif metrikler çalışmalarda genelde tercih edilmemektedir. Çünkü görüntülerin orijinallerine ulaşmak zordur. Bu tez çalışmasında önerilen yöntem, subjektif metrikleri kullanan iki farklı yöntemle karşılaştırılmıştır. Bunlardan birincisi Empirical Dalgacık Dönüşümü tabanlı görüntü füzyonu [62], ikincisi ise Denoising Scheme tabanlı Homogeneity Similarity [63] yöntemidir. Karşılaştırma sonuçları Tablo 2.2.'de verilmektedir.

Tablo 2.2. Subjektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları

Methods	Book Image		Clock Image		Lab Image		Flower Image	
	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR
Moushmi et al.[62]	7.04	X	4.51	X	X	X	X	X
Li et al.[63]	X	X	X	X	4.65	X	7.84	X
Önerilen	5.28	54.93	0.95	59.73	2.91	60.22	4.99	51.99

Tabloda koyu olarak gösterilen sonuçlar, verilen resimler için en iyi sonuçları temsil etmektedir. Karşılaştırma amaçlı olarak iki çalışma bulunabilmiştir ve bu çalışmalar sadece RMSE metriğini kullanmıştır. Ve tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir. Önerilen yöntemin, karşılaştırılan diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

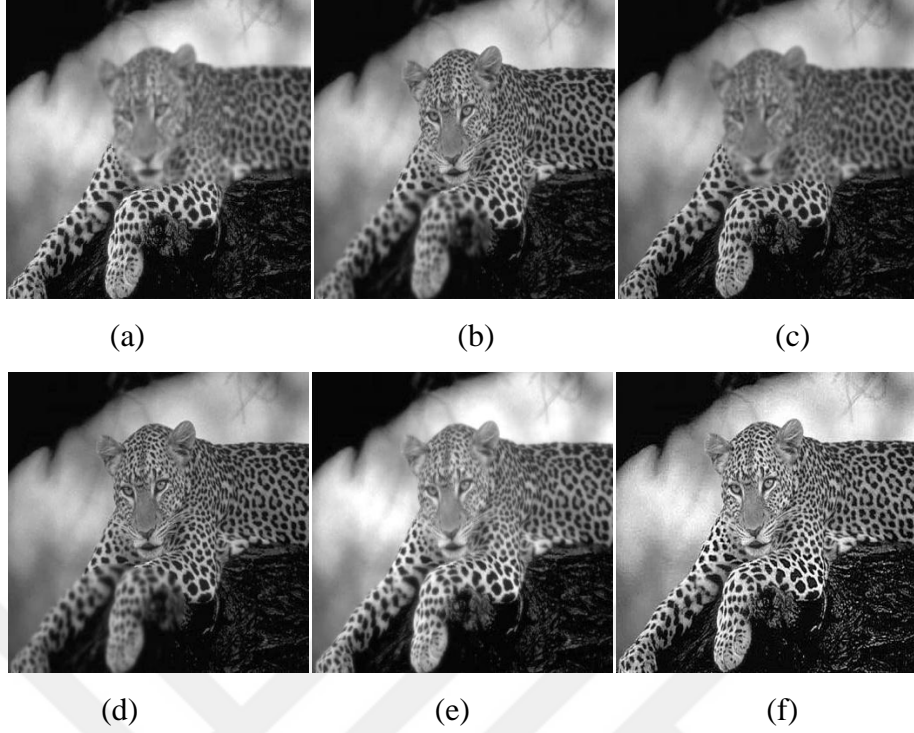
2.5.3. Objektif Metrik Sonuçları

Objektif metrikler eğer elimizde karşılaştırma yapabileceğimiz orijinal referans görüntü yoksa kullanılmaktadır. Yöntemin Lena (572x572), Leopard (360x480) ve Lytro (520x520) kaynak görüntüleri için uygulanmış görsel sonuçları Şekil 2.8, Şekil 2.9 ve Şekil 2.10 ile gösterilmektedir. Ayrıca farklı görüntüler için objektif metrik sonuçları Tablo 2.3'te verilmektedir.



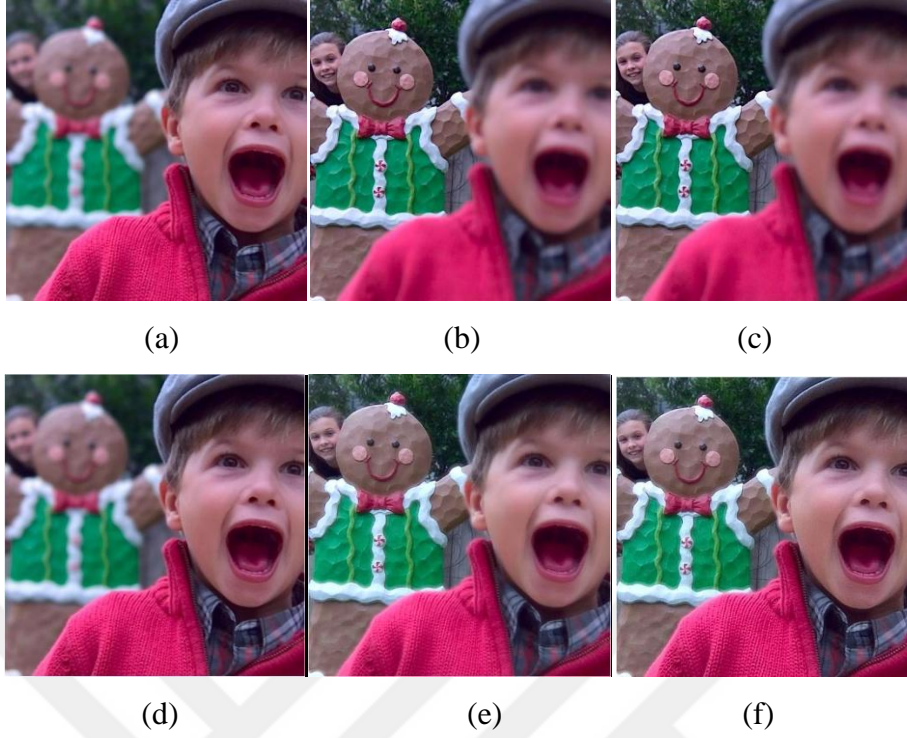
Şekil 2.8. Çoklu-Odaklı Lena Görüntüsü: (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (572x572), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (572x572), (c) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (1144x1144), (d) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (1144x1144), (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü (572x572), (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (572x572).

Lena görüntüsü için görsel çıktılar Şekil 2.8'de gösterilmektedir. Burada çoklu-odaklı görüntülerde sağ ve sol odaklı olmak üzere iki farklı odak noktasına sahip görüntüler bulunmaktadır. Görüntünün sağ kısmının odaklı diğer kısımlarının odaksız olması sağ-odaklı görüntü olarak, görüntünün sol kısmının odaklı diğer kısımlarının odaksız olması sol-odaklı görüntü olarak adlandırılmaktadır. Şekil 2.8.(c) ve Şekil 2.8.(d) de süper-çözünürlük sonrası çözünürlükleri artırılan sağ-odaklı ve sol-odaklı görüntüler gösterilmektedir. Burada süper çözünürlük katsayısı iki olarak seçildiği için bu görüntülerin boyutları orijinal görüntülerin boyutlarının iki katıdır. Şekil 2.8.(e) süper-çözünürlük yöntemi olmadan sadece hibrit yöntem uygulanarak oluşturulan görüntüyü göstermektedir. Şekil 2.8.(f) ise önerilen yöntem sonrası oluşan birleştirilmiş görüntüyü temsil etmektedir. Burada süper-çözünürlük yönteminin katkısı açıkça görülebilmektedir.



Şekil 2.9. Çoklu-Odaklı Leopard Görüntüsü (360x480): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (360x480), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (360x480), (c) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (720x960), (d) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (720x960), (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü (360x480), (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (360x480).

Denemeler aynı zamanda renkli görüntülerin bulunduğu Lytro veri setinde [61] yapılmıştır. Şekil 2.10 Lytro veri setinde yöntemin sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 2.10. Çoklu-Odaklı Lytro Görüntüsü (520x520): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (520x520), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (520x520), (c) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (1040x1040), (d) Süper Çözünürlük Yöntemi Sonrası Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (1040x1040), (e) Süper-Çözünürlük Yöntemi Uygulanmayan Birleştirilmiş Görüntü (520x520), (f) Önerilen Yöntem Sonrası Birleştirilmiş Görüntü (520x520).

Görsel sonuçların oldukça başarılı olduğu görülmektedir. Tablo 2.3'te ise objektif performans metrikleri uygulandığında yöntemin verdiği sayısal sonuçlar gösterilmektedir. Sonuçlar, literatürde popüler olarak kullanılan görüntülerden elde edilmiştir.

Tablo 2.3. Objektif Metrik Sonuçları

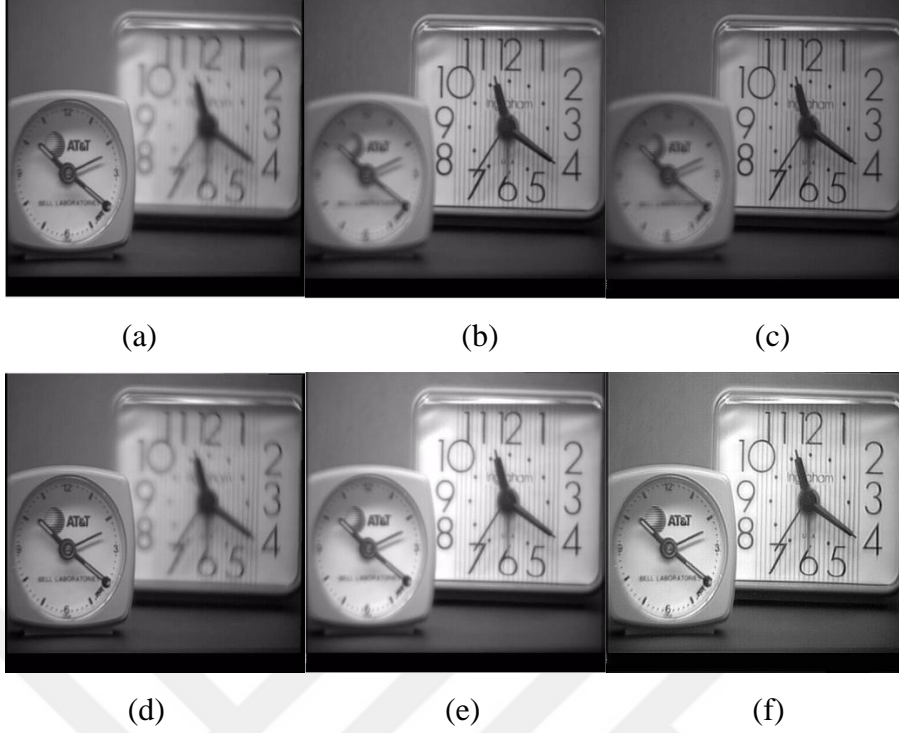
Görüntü	MI	QAB/F	AG	SD	SF	CC
Lab	9.37	0.89	7.81	66.25	15.03	0.98
Lena	8.11	0.92	8.61	77	22	0.98
Flower	6.44	0.85	18.08	53.76	33.68	0.95
Plane	6.5	0.82	7.5	35.21	15.87	0.98
Leopard	11.26	0.92	16.15	68.67	24.51	0.98
Desk	8.32	0.88	11.86	57.66	18.54	0.98
Wine	5.07	0.87	35	77.1	51.1	0.99
Corner	6.48	0.85	16.5	60.3	30.21	0.98
Lytro	8.3	0.9	7.6	44.83	13.54	0.97
Flora	7.60	0.92	13.73	62.38	30.94	0.97
Saras	5.77	0.91	8	59.91	25.74	0.99

2.5.4. Objektif Metrik Karşılaştırma Sonuçları

Literatüre bakıldığında karşılaştırma amacıyla genellikle objektif metrikler kullanılmaktadır. Bu metriklerle ölçüm yapılırken orijinal görüntüye ihtiyaç duyulmaması tercih sebeplerindedir. Çünkü çoğu zaman çoklu-odaklı görüntülerin orijinal görüntüsünü bulmak kolay değildir.

Çalışmada literatürdeki diğer metotlarla [58], [64] - [70] karşılaştırma yapabilmek için Pepsi (512x512), Leaf (204x268), Clock (512x512), Book (384x512), Flower (384x512), Plane (160x160), Lab (480x640) ve Disk (480x640) görüntüleri kullanılmıştır. Sonuçlar hem sayısal hem de görsel olarak da verilmiştir.

Clock görüntüsü için görsel sonuçlar Şekil 2.11.'de verilmektedir.



Şekil 2.11. Çoklu-Odaklı Clock görüntüsü (512x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (512x512), (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (1024x1024), (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (1024x1024), (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü (512x512), (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü (512x512).

Sol odaklı ve sağ odaklı görüntüler Şekil 2.11.(a) ve Şekil 2.11.(b)'de sırasıyla gösterilmektedir. Sol odaklı görüntü; görüntüde sol kısmın odaklı, sağ kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Sağ odaklı görüntü; görüntüde sağ kısmın odaklı, sol kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Kaynak görüntülere süper-çözünürlük uygulanması sonucu oluşan süper-çözünürlüklü sol odaklı görüntü ve süper-çözünürlüklü sağ-odaklı görüntü sırasıyla Şekil 2.11.(c) ve Şekil 2.11.(d)'de gösterilmektedir. Burada süper çözünürlük katsayısı iki olarak kullanılmaktadır. Önerilen yöntemden süper-çözünürlük yöntemi çıkarılarak elde edilen görüntü Şekil 2.11.(e)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntem ile elde edilen tüm-odaklı görüntü ise Şekil 2.11.(f)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntemin performansının karşılaştırılabilmesi için MI, AG ve QAB/F metrikleri kullanılmıştır. Clock görüntüsü için sonuçlar Tablo 2.4'te verilmektedir. Sonuçlar, önerilen yöntemin daha fazla bilgi, daha fazla kontrast ve daha fazla açıklık ürettiğini göstermektedir. Tablo 2.4'te önerilen yöntemden süper-çözünürlük çıkarılarak elde edilen yöntem, Without SR olarak

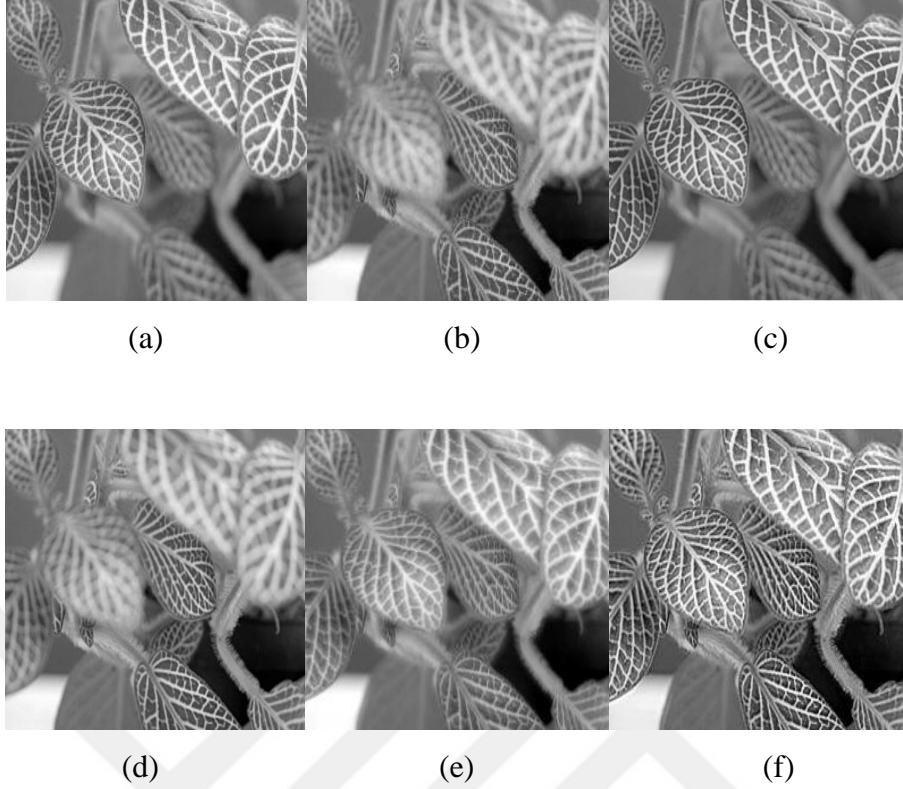
adlandırılmıştır. Ve tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir.

Tablo 2.4. Clock Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları

Yöntem	MI	QAB/F	AG
Yin et al.[58]	5.49	0.71	3.46
Baohua et al.[65]	7.62	0.7	X
Hua et al.[68]	8.29	0.73	X
Li et al.[69]	8.52	0.68	X
Zhang et al.[70]	7.83	0.71	X
Without SR	6.1	0.78	4.26
Önerilen	8.62	0.90	6.97

Tabloda metrik sonuçlarının en başarılıları koyu olarak gösterilmektedir. Clock görüntüsü için elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin literatürdeki diğer yöntemlerden [58], [65], [68], [69], [70] daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Leaf görüntüsü için görsel sonuçlar Şekil 2.12.'de verilmektedir.



Şekil 2.12. Çoklu-Odaklı Leaf görüntüsü (204x268): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (204x268), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (204x268), (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (408x536), (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (408x536), (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü (204x268), (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü (204x268).

Sol odaklı ve sağ odaklı görüntüler Şekil 2.12.(a) ve Şekil 2.12.(b)'de sırasıyla gösterilmektedir. Sol odaklı görüntü; görüntüde sol kısmın odaklı, sağ kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Sağ odaklı görüntü; görüntüde sağ kısmın odaklı, sol kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Kaynak görüntülere süper-çözünürlük uygulanması sonucu oluşan süper-çözünürlüklü sol odaklı görüntü ve süper-çözünürlüklü sağ-odaklı görüntü sırasıyla Şekil 2.12.(c) ve Şekil 2.12.(d)'de gösterilmektedir. Burada süper çözünürlük katsayısı iki olarak kullanılmaktadır. Önerilen yöntemden süper-çözünürlük yöntemi çıkarılarak elde edilen görüntü Şekil 2.12.(e)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntem ile elde edilen tüm-odaklı görüntü ise Şekil 2.12.(f)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntemin performansının karşılaştırılabilmesi için MI, AG ve QAB/F metrikleri kullanılmıştır. Leaf görüntüsü için sonuçlar Tablo 2.5'te verilmektedir. Sonuçlar, önerilen yöntemin daha fazla bilgi, daha fazla kontrast ve daha fazla açıklık ürettiğini göstermektedir. Tablo 2.5'te önerilen yöntemden süper-çözünürlük çıkarılarak elde edilen yöntem, Without SR olarak

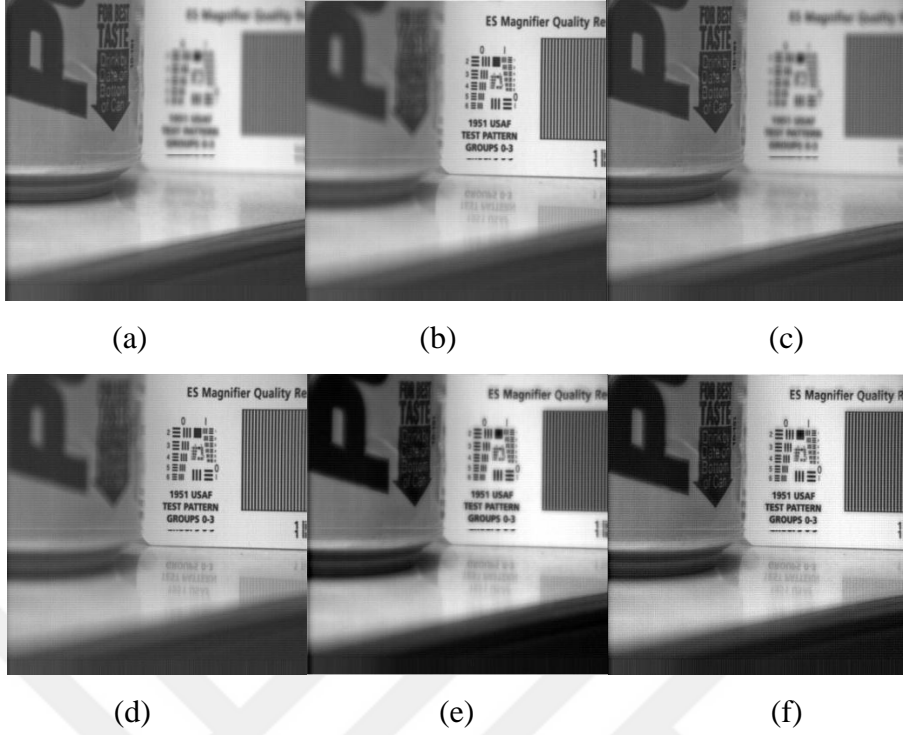
adlandırılmıştır. Ve tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir.

Tablo 2.5. Leaf Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları

Yöntem	MI	QAB/F	AG
Yin et al.[58]	4.75	0.73	10.88
Baohua et al.[65]	6.45	0.73	X
Zhang et al.[66]	4.71	0.69	X
Without SR	4.18	0.75	11.97
Önerilen	4.85	0.88	24.18

Tabloda metrik sonuçlarının en başarılıları koyu olarak gösterilmektedir. Leaf görüntüsü için elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin literatürdeki diğer yöntemlerden [58], [65], [66] daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Pepsi görüntüsü için görsel sonuçlar Şekil 2.13'te verilmektedir.



Şekil 2.13. Çoklu-Odaklı Pepsi Görüntüsü (512x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntüsü (512x512), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntüsü (512x512), (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (1024x1024), (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (1024x1024), (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü (512x512), (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü (512x512).

Sol odaklı ve sağ odaklı görüntüler Şekil 2.13.(a) ve Şekil 2.13.(b)'de sırasıyla gösterilmektedir. Sol odaklı görüntü; görüntüde sol kısmın odaklı, sağ kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Sağ odaklı görüntü; görüntüde sağ kısmın odaklı, sol kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Kaynak görüntülere süper-çözünürlük uygulanması sonucu oluşan süper-çözünürlüklü sol odaklı görüntü ve süper-çözünürlüklü sağ-odaklı görüntü sırasıyla Şekil 2.13.(c) ve Şekil 2.13.(d)'de gösterilmektedir. Burada süper çözünürlük katsayısı iki olarak kullanılmaktadır. Önerilen yöntemden süper-çözünürlük yöntemi çıkarılarak elde edilen görüntü Şekil 2.13.(e)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntem ile elde edilen tüm-odaklı görüntü ise Şekil 2.13.(f)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntemin performansının karşılaştırılabilmesi için MI, AG ve QAB/F metrikleri kullanılmıştır. Pepsi görüntüsü için sonuçlar Tablo 2.6'da verilmektedir. Sonuçlar, önerilen yöntemin daha fazla bilgi, daha fazla kontrast ve daha fazla açıklık ürettiğini göstermektedir. Tablo 2.6'da önerilen yöntemden süper-çözünürlük çıkarılarak elde edilen yöntem, Without SR olarak

adlandırılmıştır. Ve tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir.

Tablo 2.6. Pepsi Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları

Yöntem	MI	QAB/F	AG
Yin et al.[58]	5.51	0.78	4.01
Baohua et al.[65]	8.38	0.75	X
Chen et al.[67]	7.42	0.75	X
Hua et al.[68]	7.8	0.76	X
Li et al.[69]	8.83	0.76	X
Zhang et al.[70]	7.09	0.78	X
Without SR	6.78	0.81	6
Önerilen	9.27	0.93	15.06

Tabloda metrik sonuçlarının en başarılıları koyu olarak gösterilmektedir. Pepsi görüntüsü için elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin literatürdeki diğer yöntemlerden [58], [65], [67], [68], [69], [70] daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Book görüntüsü için görsel sonuçlar Şekil 2.14'te verilmektedir.



Şekil 2.14. Çoklu-Odaklı Book Görüntüsü (384x512): (a) Sol-Odaklı Kaynak Görüntüsü (384x512), (b) Sağ-Odaklı Kaynak Görüntüsü (384x512), (c) Süper-Çözünürlüklü Sol-Odaklı Kaynak Görüntü (768x1024), (d) Süper-Çözünürlüklü Sağ-Odaklı Kaynak Görüntü (768x1024), (e) Süper-Çözünürlüksüz Birleştirilmiş Görüntü (384x512), (f) Sonuç Birleştirilmiş Görüntüsü (384x512).

Sol odaklı ve sağ odaklı görüntüler Şekil 2.14.(a) ve Şekil 2.14.(b)'de sırasıyla gösterilmektedir. Sol odaklı görüntü; görüntüde sol kısmın odaklı, sağ kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Sağ odaklı görüntü; görüntüde sağ kısmın odaklı, sol kısmın ise odaksız olduğu görüntüdür. Kaynak görüntülere süper-çözünürlük uygulanması sonucu oluşan süper-çözünürlüklü sol odaklı görüntü ve süper-çözünürlüklü sağ-odaklı görüntü sırasıyla Şekil 2.14.(c) ve Şekil 2.14.(d)'de gösterilmektedir. Burada süper çözünürlük katsayısı iki olarak kullanılmaktadır. Önerilen yöntemden süper-çözünürlük yöntemi çıkarılarak elde edilen görüntü Şekil 2.14.(e)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntem ile elde edilen tüm-odaklı görüntü ise Şekil 2.14.(f)'de gösterilmektedir. Önerilen yöntemin performansının karşılaştırılabilmesi için MI, AG ve QAB/F metrikleri kullanılmıştır. Book görüntüsü için sonuçlar Tablo 2.7'de verilmektedir. Sonuçlar, önerilen yöntemin daha fazla bilgi, daha fazla kontrast ve daha fazla açıklık ürettiğini göstermektedir. Tablo 2.7'de önerilen yöntemden süper-çözünürlük çıkarılarak elde edilen yöntem, Without SR olarak

adlandırılmıştır. Ve tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir.

Tablo 2.7. Book Görüntüsü için Karşılaştırma Sonuçları

Yöntem	MI	QAB/F	AG
Liu et al.[64]	6.04	0.79	9.36
Zhang et al.[66]	9.2	0.72	X
Chen et al.[67]	8.61	0.71	X
Hua et al.[68]	9.24	0.73	X
Li et al.[69]	9.63	0.71	X
Without SR	7.57	0.81	10.83
Önerilen	10.87	0.92	13.98

Tabloda metrik sonuçlarının en başarılıları koyu olarak gösterilmektedir. Book görüntüsü için elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin literatürdeki diğer yöntemlerden [64], [66], [67], [68], [69] daha başarılı olduğunu göstermektedir.

2.5.5. Objektif Metriklerle Genel Karşılaştırma Sonuçları

Önerilen yöntem literatürdeki sekiz farklı yöntem ile karşılaştırılmıştır. MI, AG ve QAB/F metrikleri karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır. Sekiz farklı yöntem ile karşılaştırma sonuçları Tablo 2.8’de gösterilmiştir. Tabloda metrik sonuçlarının en başarılıları koyu olarak gösterilmektedir. Tablo 2.8’de; Clock görüntüsü için Yin ve ark. [58] tarafından önerilen yöntem MI metriği için 5.49 sonucunu verirken önerilen yöntem 8.62 sonucunu vermektedir. Yine aynı resim için Yin ve ark. [58] önerdiği yöntem AG metriği için 3.46 değerini verirken Chen ve ark. [67] önerdiği yöntemin bu metriği kullanmadığı görülmektedir. Önerilen yöntemde ise bu metrik 6.97 olarak hesaplanmaktadır. Pepsi görüntüsü için Zhang ve ark. [70] önerdiği yöntem QAB/F metriği için 0.78 sonucunu verirken önerilen yöntem aynı resim için 0.93 olarak sonuç vermektedir. Tabloda gösterilen X, o metriğe ait herhangi bir hesaplama olmadığını göstermektedir. Örneğin, Book görüntüsü için Yin ve ark. [58] önerdiği yöntem ve Baohua ve ark. [65] önerdiği yöntem AG metriği için herhangi bir hesaplama yapmamıştır.

Tablo 2.8. Objektif Metrik Sonuçlarına Göre Genel Karşılaştırma Tablosu

	Görüntü Metrik	Book	Clock	Pepsi	Lab	Disk	Leaf	Flower	Plane
Yin et al. [58]	MI	X	5.49	5.16	X	X	4.75	X	X
	AG	X	3.46	4.01	X	X	10.88	X	X
	QAB/F	X	0.71	0.78	X	X	0.73	X	X
Baohua et al. [65]	MI	X	7.62	8.38	X	7.68	6.45	X	X
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	X	0.7	0.75	X	0.71	0.73	X	X
Chen et al. [67]	MI	8.61	X	7.42	8.1	7.66	X	X	X
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	0.71	X	0.75	0.73	0.71	X	X	X
Liu et al. [64]	MI	6.04	X	X	X	X	X	5.52	5.96
	AG	9.36	X	X	X	X	X	9.22	4.64
	QAB/F	0.79	X	X	X	X	X	0.71	0.74
Hua et al. [68]	MI	9.24	8.29	7.8	8.5	8	X	X	X
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	0.73	0.73	0.76	0.74	0.73	X	X	X
Zhang et al. [66]	MI	9.2	X	X	X	X	4.71	X	4.92
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	0.72	X	X	X	X	0.69	X	0.73
Zhang et al. [70]	MI	X	7.83	7.09	8.04	6.49	X	X	X
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	X	0.71	0.78	0.73	0.68	X	X	X
Li et al. [69]	MI	9.63	8.52	8.83	8.78	X	X	X	X
	AG	X	X	X	X	X	X	X	X
	QAB/F	0.71	0.68	0.76	0.73	X	X	X	X
Without SR	MI	7.57	6.1	6.78	6.6	5.96	4.18	5.04	4.01
	AG	10.83	4.26	6	4.8	6.6	11.97	9.47	4.47
	QAB/F	0.81	0.78	0.81	0.84	0.84	0.75	0.79	0.76
Önerilen Yöntem	MI	10.87	8.62	9.27	9.37	8.32	4,85	6.44	6.5
	AG	13.9	6.97	15.06	7.81	11.86	24.18	18.08	7.5
	QAB/F	0.92	0.9	0.93	0.89	0.88	0.88	0.85	0.82

Tablo 2.8’de objektif metrik sonuçlarına göre önerilen metodun diğer metodlarla karşılaştırmaları verilmektedir. Kullanılan metrikler kaynak görüntülerdeki önemli bilgilerin ne kadarının birleştirilmiş görüntüye aktarıldığını, kenar bilgilerinin ne kadarının korunduğunu göstermektedir. Önerilen yöntem, görüntünün daha fazla bilgi içerdiğini,

daha fazla kenar bilgisini koruduđunu ve daha net olduđunu göstermektedir. G6rsel sonular da bunu kanıtlar niteliktedir.



3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu tez çalışmasında, çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesi amacıyla süper-çözünürlük tabanlı hibrit bir yöntem önerilmektedir. Çoklu-odaklı görüntü füzyonu sağlık, gözetim, askeri sistem gibi farklı alanlarda kullanılmaktadır. Çoklu-odaklı görüntü füzyonu yöntemi iki veya daha fazla aynı sahneye ait görüntünün odaksız olan kısımlarının odaklı olmasını amaçlamaktadır. Böylece tüm cisimlerin odaklı olduğu tek bir tüm-odaklı görüntü oluşturulmaktadır. Tüm-odaklı görüntüler oluşturuldukları görüntülere oranla oldukça fazla detay sunmaktadır. Çoklu-odaklı görüntü füzyonu alanında birçok yaklaşım uygulanmıştır. Bu yöntemlerin her birinin avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Yalnızca SWT veya PCA kullanan çoklu-odaklı görüntü füzyonu yöntemlerinde mekânsal bozulmalar, kenar kaybı, bulanıklaştırma vb. gibi dezavantajlar oluşmaktadır. Önerilen yöntemde, görüntüler süper-çözünürlükle etkili bir şekilde birleştirildiğinden, bu dezavantajların ortadan kalktığı görülmektedir. Önerilen yöntemin avantajı, süper-çözünürlük metodunu kullanarak kaynak görüntülerin bilgisini arttırmak ve böylece kaynaşmış görüntünün daha fazla detay içermesini sağlamaktır.

Çalışmada öncelikle kaynak görüntülerin interpolasyon tabanlı süper-çözünürlük yöntemi ile çözünürlükleri arttırılmaktadır. Süper-çözünürlük yöntemi uygulanırken kaynak görüntülerin yüksek ya da düşük çözünürlüklü olup olmadığı göz önüne alınmamıştır. Burada amaç görüntünün çözünürlüğüne bakılmaksızın bilgi miktarının arttırılmasıdır. Çözünürlük katsayısı denemeler sonucunda iki olarak seçilmiştir. Çözünürlük katsayısının ikiden büyük seçilmesi görüntü kalitesinin artmasının yanında koşum zamanının artmasına da neden olmaktadır. Çalışma iki veya daha fazla görüntü için uygulanabilmektedir. Görüntülerin çözünürlüklerinin arttırılması işleminin ardından, görüntüleri ayırıştırmak için kaymadan bağımsız dönüşüm olan SWT uygulanmaktadır. Her bir kaynak görüntü dört farklı alt banta ayırıştırmaktadır. Oluşan alt bantlar kaynak görüntülerle aynı boyutta olup, orijinal görüntünün detay bilgilerini korumaktadır. Bu alt bantlar LL (low-low) yaklaşım bileşeni ve LH (low-high), HL (high-low), HH (high-high) detay bileşenlerinden oluşmaktadır. Oluşan alt bantların her birine birleştirme kuralı olarak PCA uygulanmaktadır. PCA sonucu oluşan özvektörler yardımıyla kaynak görüntülere ait alt bantlar birleştirilerek birleştirilecek görüntüye ait alt bantlar oluşturulmaktadır. Birleştirilecek görüntüye ait alt bantlar ISWT uygulanarak tüm-odaklı birleştirilmiş

görüntü elde edilir. Birleştirilmiş görüntünün çözünürlüğü kaynak görüntülerin iki katı olduğundan objektif performans analizi yapılabilmesi için birleştirilmiş görüntü bicubic interpolasyon tabanlı boyutlandırma yöntemiyle tekrar orijinal boyutuna döndürülmektedir. Çoklu-odaklı görüntü füzyonu için iki ana hedef vardır. Bunlar, kaynak görüntülerde gürültü ve bozulma olmadan ilgili tüm bilgilerin alınması ile kenarlar, yüksek kontrastlı bölgeler gibi diğer önemli değerlerin kaybedilmemesidir [69]. Önerilen yöntem, metrik sonuçlarına bakılarak bu hedefleri başarıyla yerine getirdiğini ispatlamaktadır.

Önerilen yöntemin kalitesini ölçmek için, referans görüntüsü olmadığına tercih edilen Karşılıklı Bilgi (MI), Ortalama Gradyan (AG), Petrovic'in metriği (QAB/F) gibi metrikler kullanılmaktadır. Referans görüntü olmadığına uygulanan metrikler objektif metrikler olarak adlandırılmaktadır. Deneysel sonuçlar, yaklaşımın bu alanda başarılı olduğunu göstermektedir. Ayrıca, önerilen yöntem renkli görüntüler ve diğer füzyon alanları için de uygulanabilmektedir. Renkli görüntülerde yöntemin uygulanması gri seviyeden farklı olarak renkli görüntünün R, G ve B bileşenlerine ayrı ayrı uygulanmasıdır. Renkli görüntülerde denemeler için Lytro veri seti kullanılmıştır. Önerilen yöntem literatürdeki çalışmalara oranla, daha net kenarlara, daha iyi görsel algıya, daha iyi netliğe ve daha az bozulmaya sahip görüntü üretmektedir. Sonuçlarda süper-çözünürlük yönteminin etkisini gösterebilmek amacıyla denemeler süper-çözünürlüklü ve süper-çözünürlüksüz olarak ayrı ayrı yapılmıştır. Yapılan denemelerin sonuçları, süper-çözünürlük yönteminin çoklu-odaklı görüntü füzyonunda oldukça etkili olduğunu göstermektedir. Yaklaşım literatürdeki [58], [64] - [70] yöntemlerle objektif metrik sonuçları yardımıyla karşılaştırılmıştır. Ayrıca performans ölçümü ve karşılaştırma amacıyla en çok kullanılan subjektif metriklerden olan RMSE ve PSNR metrikleri de hesaplanmaktadır. Karşılaştırma yapabilmek amacıyla, referans görüntü bulunması durumunda kullanılan metrikler subjektif metrikler olarak adlandırılmaktadır. Burada yapılan hesaplamalar sonucu önerilen yöntem, literatürde bu metrikleri kullanan diğer yöntemlerle [62], [63] karşılaştırılmaktadır. Subjektif metrikler referans görüntü bulmanın zorluğundan dolayı çalışmalarda çok fazla tercih edilmemektedir. Karşılaştırma sonuçları subjektif metrikler için de önerilen yöntemin iyi sonuçlar verdiğini göstermektedir. Kullanılan referans görüntüler farklı özelliklere sahip olup, [71] veri setinden yararlanılmıştır.

Yapılan SWT ve PCA tabanlı süper-çözünürlüksüz yöntemine dayanan 1 adet bildiri Uluslararası Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Konferansında (ELECO 2017) sözlü olarak sunulmuş ve bildiri kitapçığında basılmıştır [72].

Önerilen SWT ve PCA tabanlı süper-çözünürlüklü hibrit yöntemin sunulduğu bir yayın 13 Temmuz 2017 tarihinde SCI Expanded kapsamındaki Information Fusion Dergisine gönderilmiş olup under review durumundadır.



4. ÖNERİLER

Çalışmamızda çoklu-odaklı görüntülerin birleştirilmesi ele alınmıştır. Önerilen yöntem çoklu-odaklı görüntüler için tasarlanmış olup bu alanda başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Gelecek çalışma olarak önerilen yöntemin farklı alanlara uygulanması düşünülebilir.

Çoklu-odaklı füzyon çalışmalarında referans görüntülerin bulunması zorluklar arasındadır. Referans görüntüler ya otomatik olarak üretilmekte ya da elle odaklı bölgeler seçilerek oluşturulmaktadır. Bu nedenle referans görüntü içeren veri setleri bulmak oldukça zordur. Referans görüntü içeren veri setleri oluşturulması gelecek çalışma olarak düşünülebilir.

Performans ölçümü yöntemlerin karşılaştırılabilmesi için büyük bir öneme sahiptir. Mevcut literatür çalışmaları performans ölçümü için belirli metriklere odaklanmaktadır. Bu da ölçüm yapılacak metriklerin sınırlı olmasına neden olmaktadır. Bu nedenle gelecek çalışmalar için özgün metrikler üretilebilir.

5. KAYNAKLAR

1. Yin, M., Duan, P., Liu, W. ve Liang, X., A Novel Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Shift-Invariant Dual-Tree Complex Shearlet Transform and Sparse Representation, Neurocomputing, 226 (2017) 182-191.
2. Garg, R., Gupta, P. ve Kaur, H., Survey on Multi-Focus Image Fusion Algorithms, Engineering and Computational Sciences (RAECS), March 2014, Chandigarh, India, Bildiriler Kitabı, 1-5.
3. Mengyu, Z. ve Yuliang, Y., A New Image Fusion Algorithm Based on Fuzzy Logic, International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, November 2008, Washington, Bildiriler Kitabı, 83-86.
4. Myungjin, C., A New Intensity-Hue-Saturation Fusion Approach to Image Fusion with a Tradeoff Parameter, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44, 6 (2006) 1672-1682.
5. Pu, T. ve Ni, G., Contrast-based Image Fusion Using The Discrete Wavelet Transform, Optical Engineering, 39, 8 (2000) 2075.
6. Singh, G. ve Aujla, G., S., MHWT-A Modified Haar Wavelet Transformation for Image Fusion, International Journal of Computer Applications, 79, 1 (2013) 26-31.
7. Kim, H., Kang, S., Park, J., Ha, H., Lim, J. ve Lim, D., Robust Image Fusion Using Stationary Wavelet Transform, Korean Journal of Applied Statistics, 24, 6 (2011) 1181-1196.
8. Clonda, D., Lina, J. ve Goulard, B., Complex Daubechies Wavelets: Properties and Statistical Image Modelling, Signal Processing, 84, 1 (2004) 1-23.
9. Toet, A., Image Fusion by a Ratio of Low-pass Pyramid, Pattern Recognition Letters, 9, 4 (1989) 245-253.
10. Burt, P. ve Adelson, E., The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code, IEEE Transactions on Communications, 31, 4 (1983) 532-540.
11. Kaur, G. ve Kaur, P., Survey on Multifocus Image Fusion Techniques, International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), March 2016, Chennai, India, Bildiriler Kitabı, 1420-1425.

12. Du, J., Li, W., Lu, K. ve Xiao, B., An Overview of Multi-modal Medical Image Fusion, Neurocomputing, 215 (2016) 3–20.
13. Ujwala, P. ve Mudengudi, U., Image Fusion Using Hierarchical PCA, International Conference on Image Information Processing (ICIIP), November 2011, Shimla, India, Bildiriler Kitabı, 1-6.
14. Naidu, V., P., S. ve Raol, J., R., Pixel-level Image Fusion using Wavelets and Principal Component Analysis, Defence Science Journal, 58, 3 (2008) 338-352.
15. Wang, Q., Qiang ve Shen, Y., The Effects of Fusion Structures on Image Fusion Performances, Instrumentation and Measurement Technology Conference, May 2004, Como, Italy, Bildiriler Kitabı, 468-471.
16. Desale, R., P., Pandit, R. ve Verma, S., V., Study and Analysis of PCA, DCT & DWT Based Image Fusion Techniques, International Conference on Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition (ICSIPR), February 2013, Coimbatore, India, Bildiriler Kitabı, 66-69.
17. Prakash, C., Chandra, Rajkumar, S. ve Mouli, P., V., S., S., R., Medical Image Fusion Based on Redundancy DWT and Mamdani Type Min-Sum Mean-Of-Max Techniques With Quantitative Analysis, International Conference on Recent Advances in Computing and Software Systems (RACSS), April 2012, Chennai, India, Bildiriler Kitabı, 54-59.
18. Mohamed, M., A. ve El-Den, B., M., Implementation of Image Fusion Techniques for Multi-Focus Images Using FPGA, National Radio Science Conference (NRSC), April 2011, Egypt, Bildiriler Kitabı, 1-8.
19. Haghghat, Akbari, M., B., Aghagolzadeh, A. ve Seyedarabi, H., Real-Time Fusion of Multi-Focus Images for Visual Sensor Networks, Machine Vision and Image Processing (MVIP), October 2010, Isfahan, Iran, Bildiriler Kitabı, 1-6.
20. Pei, Y., Yijian, Zhou, H., Yu, J. ve Cai, G., The Improved Wavelet Transforms Based Image Fusion Algorithm and The Quality Assessment, Image and Signal Processing (CISP), October 2010, Yantai, Chiana, Bildiriler Kitabı, 219-223.
21. Li, Hui, Manjunath, B., S. ve Mitra, S., K., Multisensor Image Fusion Using The Wavelet Transforms, Graphical Models And Image Processing, 3 (1995) 235-245.
22. He, D., Wang, L. ve Amani, M., A New Technique For Multi-Resolution Image Fusion, In Geoscience and Remote Sensing Symposium, September 2004, Anchorage, AK, USA, Bildiriler Kitabı, 4901-4904.

23. Zaveri, T., Zaveri, M., Shah, V. ve Patel, N., A Novel Region Based Multifocus Image Fusion Method, In Digital Image Processing, March 2009, Bangkok Thailand, Bildiriler Kitabı, 50-54.
24. Rockinger, O., Image Sequence Fusions Using a Shift-invariant Wavelet Transform, International Conference on Image Processing (ICIIP), October 1997, SantaBarbara, CA, USA, Bildiriler Kitabı, 288-291.
25. Deepak, G. ve Lee, J., Nonlinear Transfer Function-Based Local Approach for Color Image Enhancement, International Conference on Consumer Electronics, May 2011, Berlin, Bildiriler Kitabı, 858-865.
26. Sruthy, Parameswaran, S., L. ve Sasi, A., P., Image Fusion Technique using DT-CWT, International Conference on Automation, Computing, Communication, Control and Compressed Sensing (iMac4s), March 2013, Kottayam, India, Bildiriler Kitabı, 160-164.
27. Panjeta, S., K. ve Sharma, D., A Survey On Image Fusion Techniques Used To Improve Image Quality, International Journal of Applied Engineering Research, 7, 11 (2012), 973-985.
28. Sahu, D., K. ve Parsai, M., P., Different Image Fusion Techniques – A Critical Review, International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), 2, 5 (2012) 4298-4301.
29. Bedi, S., S. ve Khandelwal, R., Various Image Enhancement Techniques - A Critical Review, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2, 3 (2013) 1605-1609.
30. Kaur, G. ve Mittal, A., K., A New Hybrid Wavelet Based Approach for Image Fusion, International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology, 4, 1 (2015) 19034-19043.
31. Purushotham, A., Rani, G., U. ve Naik, S., Image Fusion Using DWT & PCA, International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 5, 4 (2015) 800-804.
32. Mehta, S. ve Marakarkandy, P., B., CT and MRI Image Fusion Using Curevelet Transform, Journal Of Information, Knowledge And Research In Electronics And Communication Engineering, 2, 2 (2013) 848-852.
33. Zheng, Y., Essock, E., A. ve Hansen, B., C., Advanced Discrete Wavelet Transform Fusion Algorithm and Its Optimization By Using The Metric of Image Quality Index, Optical Engineering, 44, 3 (2005) 1-12.

34. Bin, Z., Yongguo, Z. ve Daoquan, L., Multi-Sensor Image Fusion Algorithm Based on The Lifting Wavelet Transform, Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 32 (2011) 106-109.
35. Yang, Y., A Novel DWT Based Multi-focus Image Fusion Method, Procedia Engineering, 24 (2011) 177 – 181.
36. Joshitha, N. ve Selin, J., R., M., Image Fusion Using PCA In Multi Feature Based Palm Print Recognition, International Journal of Soft Computing and Engineering, 2, 2 (2012) 226-230.
37. Ni, K., S. ve Nguyen, T., Q., Image Superresolution Using Support Vector Regression, Ieee Transactions on Image Processing, 16, 6 (2007) 1596-1610.
38. Vijitha, B. ve Reddy, K., S., Image Reconstruction With Super Resolution, International Journal Of Research In Computer Applications And Robotics, 4, 9 (2016) 36-40.
39. Zhao, J., Hu, H. ve Cao, F., Image Super-Resolution via Adaptive Sparse Representation, Knowledge-Based Systems, 124 (2017), 23-33.
40. Shinde, A. ve Ruikar, S., Nearest Neighbor and Interpolation Based Super-Resolution, International Journal of Control Theory and Applications, 10 (2017) 745-753.
41. Anbarjafari, G. ve Demirel, H., Image Super-resolution Based on Interpolation of Wavelet Domain High Frequency Subbands and the Spatial Domain Input Image, ETRI Journal, 32, 3 (2010) 390-394.
42. Nason, G., P. ve Silverman, B., W., The Stationary Wavelet Transform and Some Statistical Applications, Lecture Notes in Statistics, 103 (1995) 281–299.
43. Lu, J., Liu, H., P. ve Hsu, C., Y., Discrete Meyer Wavelet Transform Features for Online Hangul Script Recognition, Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, 4 (2012) 3905-3910.
44. Qayyum, H., Majid, M., Anwar, S., M. ve Khan, B., Facial Expression Recognition Using Stationary Wavelet Transform Features, Mathematical Problems in Engineering, 2017 (2017) 1-9.
45. Singhai, N., K. ve Misra, P., Performance Analysis of Wavelet Family for Image Compression, Online International Journal, ISSN- 2394-4777.
46. <http://www.owl.net.rice.edu/~elec539/Projects99/BACH/proj2/Wiener.html>, 12 November 2015.

47. Gupta, C. ve Gupta, P., A Study and Evaluation of Transform Domain based Image Fusion Techniques for Visual Sensor Networks, International Journal of Computer Applications, 116 (2015) 26-30.
48. Jiang, D., Zhuang, D., Huang, Y. ve Fu, J., Image Fusion and Its Applications, InTech, London, 2011.
49. Suhail, M., M., Balamurugan, R., Muthukumaravel, A. ve Ganeshkumar, P., V., Multi-focus Image Fusion Using Discrete Wavelet Transform Algorithm, International Journal of Advanced Research in Computer Science, 5, 7 2014 83-90.
50. Sharma, M. ve Khandelwal, S., Image Fusion on Coloured and Gray Scale Multi Focus Images by Using Hybrid DWT-DCT, International Journal of Computer Applications, 152, 9 (2016) 30-34.
51. Malhotra, G. ve Chopra, V., A Review on Various Image Fusion Techniques, International Journal of Computer Engineering and Applications, 6, 3 (2014) 333-339.
52. Kaur, P. ve Sharma, R., A Study of Various Multi-Focus Image Fusion Techniques, International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 4, 6 (2015) 1139 – 1146.
53. Suthakar, R., J., Esther, J., M., Annapoorani, D. ve Samuel, F., R., S., Study of Image Fusion- Techniques, Method and Applications, International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 3, 11 (2014) 469 – 476.
54. Pa, J. ve Hegde, A., V., A Review of Quality Metrics for Fused Image, International Conference on Water Resources, Coastal and Ocean Engineering (ICWRCOE), March 2015, Karnataka, India, Bildiriler Kitabı, 133-142.
55. Li, S., Kang, X., Fang, L., Hu, J. ve Yin, H., Pixel-Level Image Fusion: A Survey of The State Of The Art, Information Fusion, 33 (2017) 100-112.
56. Zhang, X., Li, X. ve Feng, Y., A New Multi-Focus Image Fusion Based on Spectrum Comparison, Signal Processing, 123(2016) 127-142.
57. Fu, W., Huang, S., Li, Z., Shen, H., Li, J. ve Wang, P., The Optimal Algorithm for Multi-Source RS Image Fusion, MethodsX, 3 (2016) 87–101.
58. Yin, H., Li, Y., Chai, Y., Liu, Z. ve Zhu, Z., A Novel Sparse-Representation-Based Multi-Focus Image Fusion Approach, Neurocomputing, 216 (2016) 216-229.

59. Deshmukh, C., A Comparative Study of Different Image Fusion Techniques for Toned-Mapped Images, International Journal of Scientific & Engineering Research, 7, 2 (2016) 474-478.
60. Kannan, K., Perumal, S., A. ve Arulmozhi, K., Performance Comparison of Various Levels of Fusion of Multi-Focused Images Using Wavelet Transform, International Journal of Computer Applications, 1 (2010) 71-78.
61. <http://mansournejati.ece.iut.ac.ir/content/lytro-multi-focus-dataset>, 9 March 2015.
62. Moushmi, S., Sowmya, V. ve Soman, K., P., Empirical Wavelet Transform for Multifocus Image Fusion, Proceedings of the International Conference on Soft Computing Systems, Advances in Intelligent Systems and Computing, January 2016, India, Bildiriler Kitabı, 257-263.
63. Li, H., Chai, Y., Yin, H. ve Liu, G., Multifocus Image Fusion and Denoising Scheme Based On Homogeneity Similarity, Optics Communications, 285 (2012) 91–100.
64. Liu, Z., Chai, Y., Yin, H., Zhou, J. ve Zhu, Z., A Novel Multi-Focus Image Fusion Approach Based on Image Decomposition, Information Fusion, 35 (2017) 102-116.
65. Baohua, Z., Xiaoqi, L., Haiquan, P., Yanxian, L. ve Wentao, Z., Multi-Focus Image Fusion Based on Sparse Decomposition and Background Detection, Digital Signal Processing, 58 (2016) 50-63.
66. Zhang, X., Li, X. ve Feng, Y., A New Multi-Focus Image Fusion Based on Spectrum Comparison, Signal Processing, 123 (2016) 127-142.
67. Chen, C., Gend, P. ve Lu, K., Multifocus Image Fusion Based on Multiwavelet and DFB, Chemical Engineering Transactions, 46 (2015) 277-282.
68. Hua, K., L., Wang, H., C., Rusdi, A., H. ve Jiang, S., Y., A Novel Multi-Focus Image Fusion Based on Random Walks, Journal of Visual Communication and Image Representation, 25 (2014) 951-962.
69. Li, H., Li, X., Yu, Z. ve Mao, C., Multifocus Image Fusion by Combining with Mixed-Order Structure Tensors and Multiscale Neighborhood, Information Sciences, 349-350 (2016) 25-40.
70. Zhang, B., Lu, X., Pei, H., Liu, H., Zhao, Y. ve Zhou, W., Multi-Focus Image Fusion Algorithm Based on Focused Region Extraction, Neurocomputing, 174 (2016) 733-748.
71. <http://bdps1989.wixsite.com/durgaprasad/datasets>, 3 January 2017.

72. Aymaz, S. ve Köse, C., Multi-focus Image Fusion Using Stationary Wavelet Transform (SWT) with Principal Component Analysis (PCA), 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO 2017), November 2017, Bursa, Turkey, Bildiriler Kitabı, 1176-1180.



ÖZGEÇMİŞ

Samet AYMAZ, 1989 Bafra/Samsun doğumludur. İlkokulu ve ortaokulu Mustafa Kemal İlköğretim Okulu'nda ve liseyi Bafra Anadolu Lisesi'nde tamamlamıştır. Lisans öğrenimini Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nden 2012 yılında tamamlamıştır. 2013 yılında Milli Eğitim Bakanlığı'nda Mühendis olarak göreve başlamıştır. Şu an Sağlık Bakanlığı Kanuni Eğitim ve Araştırma Hastanesi'nde Mühendis olarak görev yapmaktadır. 2015-2016 eğitim-öğretim yılının güz döneminde Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda yüksek lisans programına başlamıştır. İyi derecede İngilizce bilmektedir.