



**KIZILÖTESİ GÖRÜNTÜ VE GÖRÜNÜR
GÖRÜNTÜ FÜZYON METOTLARININ
KARŞILAŞTIRILMASI**

Oğuzhan KARACA

Yüksek Lisans Tezi

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

2022

Her hakkı saklıdır.



**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**KIZILÖTESİ GÖRÜNTÜ VE GÖRÜNÜR GÖRÜNTÜ
FÜZYON METOTLARININ KARŞILAŞTIRILMASI**

Oğuzhan KARACA

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Anabilim Dalı: Elektrik Elektronik Mühendisliği

Erzurum

2022

Her hakkı saklıdır

ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

Erzurum Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki tüm bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davrandığımı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

06 / 01 / 2022

Oğuzhan KARACA

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KIZILÖTESİ GÖRÜNTÜ VE GÖRÜNÜR GÖRÜNTÜ FÜZYON METOTLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Oğuzhan KARACA

Erzurum Teknik Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Kızılötesi görüntüleme sistemleri, farklı hava koşullarında iyi görüntüleme yapabilme kabiliyetine sahiptirler ve termal farka dayalı olarak hedefleri arka planlarından ayırt edebilmektedirler. Görünür görüntüleme sistemleri ise, insan görsel sistemine uygun olarak yüksek çözünürlük ve doku ayrıntıları sağlayabilmektedirler. Bu nedenle, termal radyasyon ve ayrıntılı doku bilgisi avantajlarının birleştirilmesi istenir. Bu tez çalışmasında kızılötesi ve görünür görüntü füzyonunun ana uygulamalarına ve kullanılan metotların tümüne genel bir bakış sunularak seçilen metotlar karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan görüntü füzyon metotları olarak: Ayrık sabit dalgacık dönüşümü (DSWT), Seyrek gösterim (SR), Temel bileşen analizi (PCA), Belirginlik temelli metot, Hibrit metot (Curvelet dönüşümü ve Seyrek gösterim) ve Kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruması metotları seçilmiştir. Ardından, füzyon performansını kıyaslayan kalite değerlendirme ölçütleri detaylı olarak ele alınmıştır. Karşılaştırma yapmak için seçilen 6 metot ve 9 değerlendirme ölçütü uygulamalı olarak MATLAB™ ortamında simüle edilerek karşılaştırılmıştır. Görsel kalite değerlendirme ölçüt sonuçlarına göre: DSWT metodu düşük parlaklık sonucu vermiştir. Seyrek gösterim metodu birleşmiş görüntüde bozulmalara sebep olmuştur. PCA metodu parlaklık olarak en iyi sonucu vermiştir. Belirginlik temelli metot 3 kaynak görüntü setinde en iyi görsel sonuçları vermiştir. Hibrit metot birleşmiş görüntüye kızılötesi görüntü bilgilerini fazla aktardığından, görsel detay bilgilerini bozmuştur. IR özellik çıkarma metodu sadece kızılötesi özelliğe odaklandığından diğer görsel bilgilere yoğunlaşmadan ortalama bir sonuç vermiştir. Nesnel kalite değerlendirme ölçüt sonuçlarına göre: kullanılan 12 çift kaynak görüntü setinden 3'ünde DSWT metodu, 3'ünde seyrek gösterim metodu, 6'sında ise PCA metodu üstün gelerek en iyi nesnel sonucu veren metotlar olmuştur.

2022, 73 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Görünür Görüntü, Kızılötesi Görüntü, Görüntü Füzyonu, Füzyon

ABSTRACT

MS. Thesis

COMPARISON OF INFRARED IMAGE AND VISIBLE IMAGE FUSION METHODS

Oğuzhan KARACA

Erzurum Technical University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electrical Electronic Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Infrared imaging can provide high-quality images for different conditions and can distinguish targets from their backgrounds based on thermal difference. Visible imaging can provide high-resolution and texture details in accordance with the human visual system. Therefore, it is desirable to fuse advantages of thermal radiation and detailed tissue information. In this thesis, an overview of the main applications of infrared and visible image fusion and all methods used is presented and selected methods are compared. As image fusion methods: DSWT, SR, PCA, Saliency Based, Hybrid (Curvelet and SR) and Infrared Feature Extraction methods have been selected. Then, the quality evaluation metrics that compare the fusion performance of each metric have been discussed in detail. For comparison, 6 methods and 9 evaluation metrics have been used practically by simulating in MATLAB™. According to results of visual quality evaluation criterions: DSWT method gave the lowest result in terms of brightness. The SR method has caused distortions for fused image. The PCA method gave the highest result in terms of brightness. Saliency-based method gave the best visual results for 3 source image sets. Since hybrid method over-transfers infrared image information to the fused image, visual detail information is distorted. Since infrared feature extraction method focused only on infrared feature, it gave an average result without concentrating on other visual information. According to results of objective quality evaluation metrics: DSWT and SR were superior in 3 of 12 pairs source image sets. PCA was superior in other 6 of 12 pairs source image sets.

2022, 73 pages

Keywords: Visible Image, Infrared Image, Image Fusion, Fusion

TEŞEKKÜR

Yaptığım bu tez çalışmasında bilgi, tecrübe, sabır ve hoşgörüsünü benden esirgemeyen, değerli danışman hocam Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN'a en içten teşekkür ve saygılarımı sunarım.

Yüreğindeki ucu bucağı olmayan sevgisi ve sınırsız sabrı ile bana destek olan ve eğitim-öğretim hayatımda maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen değerli aileme teşekkür, sevgi ve saygılarımı sunarım.

Oğuzhan KARACA

Ocak 2022

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ	1
1.1. Kızılötesi ve Görünür Görüntü	1
1.2. Görüntü Füzyonu	2
1.3. Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyonu	3
1.4. Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyon Metotları.....	4
2. KAYNAK ÖZETLERİ	8
3. MATERYAL ve YÖNTEM	18
3.1. Görüntü Hizalama	18
3.2. Seçilen Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyon Metotları.....	19
3.2.1. Ayrık sabit dalgacık dönüşümü metodu (DSWT).....	20
3.2.2. Seyrek gösterim metodu (SR)	22
3.2.3. Temel bileşen analizi metodu (PCA)	26
3.2.4. Belirginlik temelli metot	27
3.2.5. Hibrit curvelet ve seyrek gösterim metodu	32
3.2.6. Kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruması metodu.....	38
3.3. Kalite Değerlendirme Ölçütleri.....	44
3.3.1. Entropi.....	45
3.3.2. Karşılıklı bilgi	45
3.3.3. Yapısal benzerlik indeksi ölçüsü.....	46
3.3.4. Objektif füzyon performans ölçüsü.....	47
3.3.5. Standart sapma	48
3.3.6. Uzamsal frekans	48
3.3.7. Ortalama gradyan	49

3.3.8. Ortalama karesel hata	49
3.3.9. Ortalama karesel hatanın karekökü	50
3.3.10. Tepe sinyal gürültü oranı	50
3.3.11. Korelasyon katsayısı	51
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA	52
4.1. Kaynak IR ve VIS Görüntüler	52
4.2. Görsel Karşılaştırma.....	52
4.3. Nicel Karşılaştırma.....	57
5. SONUÇ ve ÖNERİLER	65
KAYNAKLAR	68



SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler

Açıklama

Belirginlik temelli metotta

$\Phi_1(x, y)$ ve $\Phi_2(x, y)$	VIS ve IR Kaynak Görüntüler
Φ_1^B ve Φ_2^B	VIS ve IR Temel Katmanları
Φ_1^D ve Φ_2^D	VIS ve IR Detay Katmanları
$\xi(x, y)$, $ $ ve $ $	Belirginlik Haritası, Mutlak Değer ve L2 normu
Φ_μ	Pencere Boyutu w_μ olan Ortalama Filtrenin Çıktısı
Φ_η	Pencere Boyutu w_η olan Medyan Filtrenin Çıktısı
Φ_η^R, Φ_η^G ve Φ_η^B	Ortalama Filtre Çıktısının RGB Bileşenleri
Φ_μ^R, Φ_μ^G ve Φ_μ^B	Medyan Filtre Çıktısının RGB Bileşenleri
d_e, ψ_1 ve ψ_2	Öklit mesafesi, VIS ve IR Ağırlık Haritaları
Φ^D, Φ^B ve $\gamma(x, y)$	Son Detay Katman, Temel Katman ve Birleşmiş Görüntü

DSWT metodunda

$h_1[]$ ve $g_1[]$	1. seviye Alçak Geçiren Filtre ve Yüksek Geçiren Filtre
$h_2[]$ ve $g_2[]$	2. seviye Alçak Geçiren Filtre ve Yüksek Geçiren Filtre
A_1 ve H_1, V_1, D_1	1. seviye Yaklaşık ve Detay alt bantları
A_2 ve H_2, V_2, D_2	2. seviye Yaklaşık ve Detay alt bantları

Hibrit metotta

ε ve α_i	Hata Toleransı ve Bilinmeyen Seyrek vektörler
$I_A/I_B, H_A/H_B$ ve L_A/L_B	Kaynak Görüntüler, Yüksek ve Alçak Geçiş bantları
p_A^i ve p_B^i	T Yamaları
V_A^i/V_B^i ve $\hat{V}_A^i/\hat{V}_B^i$	Sütun Vektörleri ve Sıfıra Normalleştirilmiş Vektörler
$\bar{v}_A^i$ ve $\bar{v}_B^i$	V_A^i ve V_B^i 'deki Tüm Öğelerin Ortalama Değerleri
α_A^i, α_B^i	$\{\hat{V}_A^i, \hat{V}_B^i\}$ 'nin Seyrek Katsayı Vektörleri

D	Öğrenilen Sözlük
α_F^i ve $\bar{v}_F^i$	Birleştirilmiş Seyrek Katsayı Vektörü ve Ortalama Değeri
$V_F^i, L_F/H_F$ ve I_F	Tüm Birleşmiş vektörler, Alçak/Yüksek Geçiren Birleştirilmiş Sonuç ve Birleşmiş Görüntü

Kalite değerlendirme ölçütlerinde

p_l	Birleşmiş Görüntüdeki Gri Seviyenin Normalleştirilmiş Histogramı
$MI_{A,F}$ ve $MI_{B,F}$	Kızılötesi ve Görünür Görüntülerden Birleşmiş Görüntüye Aktarılan Bilgi Miktarları
$P_X(x)$ ve $P_F(f)$	Kaynak Görüntü ve Birleşmiş Görüntünün Marjinal Histogramları
$SSIM_{X,F}$	Kaynak görüntü ile Birleşmiş Görüntü Arasındaki Yapısal Benzerlik
x ve f	Kayan Pencerede Kaynak ve Birleşmiş Görüntülerin Görüntü Yamaları
σ_{xf}	Kaynak ve Birleşmiş Görüntülerin Kovaryansı
σ_x ve σ_f	Kaynak ve Birleşmiş Görüntülerin Standart Sapması
μ_x ve μ_f	Kaynak ve Birleşmiş Görüntülerin Ortalama Değerleri
C_1, C_2 ve C_3	Algoritmayı Kararlı Hale Getirmek için Parametreler
$Q_g^{XF}(i, j)$ ve $Q_a^{XF}(i, j)$	Kenar Kuvveti ve Oryantasyon Değerleri
w^x	Her Kaynak Görüntünün Birleşmiş Görüntü İçin Önemini İfade Eden Ağırlık
$MSE_{AF}(MSE_{BF}, RMSE_{AF}, RMSE_{BF})$	Birleşmiş ve Kaynak Görüntüler Arasındaki Farklılık
R	Birleşmiş Görüntünün Tepe Değeri

Kızılötesi özellik çıkarma metodunda

(u, v)	Enterpolasyonlu Konum
(U, V)	(u, v) 'nin Değişken Enterpolasyon Katsayısı
M ve P	Sabit Enterpolasyon Katsayı Matrisi ve 16 kontrol Noktasından Oluşan 4x4 matris
I_{BIR} ve I_{FBIR}	IR Arka Plan ve Doğal (yumuşatılmış) IR Arka Plan
BF ve BF'	Kızılötesi Parlak Özellikler ve Parlak Özellikli Görüntü
$\max(I_{vis} - I_{IR}, 0)$ ve α	Tahmini Arka Plan ve Arka Plan Bastırma Oranı
β ve $A_{ver0.5}$	Özellik Bastırma Oranı ve VIS ve Parlak Özellikli Görüntü
BF_{Final} ve I_{Fusion}	Son Kızılötesi Parlak Özellikler ve Birleşmiş Görüntü

PCA metodunda

I_1, I_2 ve I_f	VIS, IR Kaynak Görüntüler ve Birleşmiş Görüntü
P_1 ve P_2	PCA Sonucunda Oluşan Normalleştirilmiş Bileşenler

Seyrek gösterim metodunda

ε ve α_i	Hata Toleransı ve Bilinmeyen Seyrek vektörler
I_{IR} ve I_{VIS}	Kaynak Kızılötesi Görüntü ve Kaynak Görünür Görüntü
K_{IR}^i ve K_{VIS}^i	T Yamaları
P_{IR}^i/P_{VIS}^i ve $\hat{P}_{IR}^i/\hat{P}_{VIS}^i$	Sütun Vektörleri ve Sıfıra Normalleştirilmiş Vektörler
$\bar{p}_{IR}^i$ ve $\bar{p}_{VIS}^i$	P_A^i ve P_B^i 'deki Tüm Öğelerin Ortalama Değerleri
S_{IR}^i, S_{VIS}^i	$\{\hat{P}_A^i, \hat{P}_B^i\}$ 'nin Seyrek Katsayı Vektörleri
D	Öğrenilen Sözlük
S_F^i ve $\bar{p}_F^i$	Birleştirilmiş Seyrek Katsayı Vektörü ve Ortalama Değeri
P_F^i ve I_F	Tüm Birleşmiş vektörler ve Birleşmiş Görüntü

Kısaltmalar

AG	Average Gradient
CC	Correlation Coefficient
CF	Column Frequency
CT	Computed Tomography
CVT	Curvelet Transform
DCT	Discrete Cosine Transform
DSWT	Discrete Stationary Wavelet Transform
EN	Entropy
EVS	Enhanced Vision System
ICA	Independent Component Analysis
IR	Infrared
JSR	Joint Sparse Representation
LWT	Lifting Wavelet Transform
MI	Mutual Information
MRI	Magnetic Resonance Imaging
MSE	Mean Squared Error
MST	Multi Scale Transform
NMF	Non-negative Matrix Factorization
NSCT	Non Subsampled Contourlet Transform
PCA	Principal Component Analysis
PCNN	Pulse Coupled Neural Network
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio
QWT	Quaternion Wavelet Transform
RF	Row Frequency
RMSE	Root Mean Squared Error
SD	Standard Deviation
SF	Spatial Frequency
SLWT	Stationary Lifting Wavelet Transform
SR	Sparse Representation
SSIM	Structural Similarity Index Measure
VIS	Visible

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Dalga boyu spektrumu	1
Şekil 1.2. Görünür ve kızılötesi görüntü örnekleri	2
Şekil 1.3. Kızılötesi ve görünür görüntülerin tamamlayıcı özellikleri.....	3
Şekil 1.4. Tanıma örneği.....	4
Şekil 1.5. Gözetim örneği	4
Şekil 1.6. Renkli görme (renk oluşturma) şeması.....	4
Şekil 1.7. Çok ölçekli dönüşüme dayanan füzyon adımları.....	5
Şekil 1.8. Kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları	7
Şekil 3.1. Hizalanmış uzaktan algılama örneği.....	18
Şekil 3.2. Seçilen kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları	19
Şekil 3.3. İki seviyeli ayrık sabit dalgacık dönüşümü	21
Şekil 3.4. İki seviyeli ayrık sabit dalgacık dönüşümünün füzyon şeması	22
Şekil 3.5. Seyrek gösterime dayalı görüntü füzyon şeması	25
Şekil 3.6. PCA tabanlı görüntü füzyon şeması	27
Şekil 3.7. Belirginlik temelli füzyon metodunun şematik diyagramı	29
Şekil 3.8. Görsel belirginlik haritası tespitinin şematik diyagramı.....	29
Şekil 3.9. (a) VIS görüntü (b) IR görüntü (c) VIS belirginlik haritası (d) IR belirginlik haritası (e) VIS ağırlık haritası (f) IR ağırlık haritası	31
Şekil 3.10. Curvelet dönüşümü akış şeması	34
Şekil 3.11. Curvelet ve seyrek gösterim metodunun şematik diyagramı.....	35
Şekil 3.12. Kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruma metodunun genel yapısı	38
Şekil 3.13. (a) IR görüntü (b) morfoloji açma (dilation) operatörü (c) bézier enterpolasyonu	39
Şekil 3.14. (a) VIS (b) IR (c) IR üzerinde ayrıştırılmış dörtlü ağaç yapısı (d) dörtlü ağaç yapısı ve bézier enterpolasyonu kullanılarak yeniden yapılandırılmış IR arka plan (e) başlangıçtaki parlak özellikler (b-d) (f) e üzerinde poz bastırılmış rafine parlak özellikler (g) tahmin edilen arka plan (b-a) (h) son parlak özellikler (f x a) (i) son füzyon görüntüsü....	43
Şekil 3.15. Kalite değerlendirme ölçütleri	45

Şekil 4.1. Kaynak IR ve VIS görüntü setleri	52
Şekil 4.2. Kaynak görüntü seti 1 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma	53
Şekil 4.3. Kaynak görüntü seti 2 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma	54
Şekil 4.4. Kaynak görüntü seti 3 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma	55
Şekil 4.5. Kaynak görüntü seti 4 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma	56

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. Kaynak görüntü seti 1 için kalite ölçüt bulguları.....	58
Çizelge 4.2. Kaynak görüntü seti 2 için kalite ölçüt bulguları.....	59
Çizelge 4.3. Kaynak görüntü seti 3 için kalite ölçüt bulguları.....	60
Çizelge 4.4. Kaynak görüntü seti 4 için kalite ölçüt bulguları.....	61
Çizelge 4.5. 12 adet kaynak görüntü seti için kalite ölçüt bulgularının ortalama değerleri	62



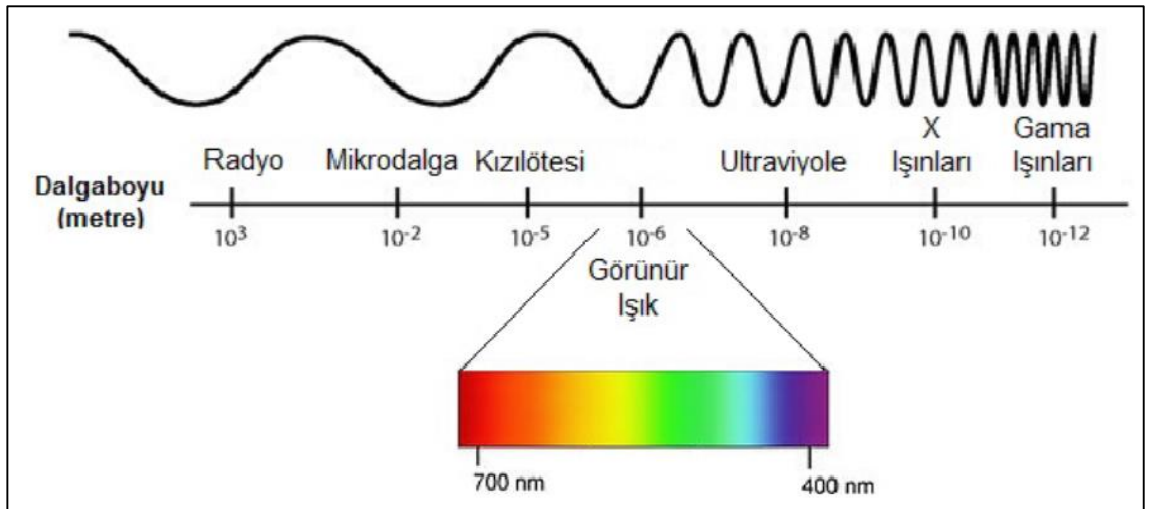
1. GİRİŞ

1.1. Kızılötesi ve Görünür Görüntü

Görünür bölge, görülebilir ışıkla birlikte ortaya çıkan bir durumdur. Karanlık ortamlarda tüm cisimler renksizdir. Görünür bölge olarak adlandırılan spektrum insan gözünün görüş hassasiyeti ile ilgilidir. Sağlıklı bir insan gözü 400 ile 700 nm arasını algılayabilir. Görünür (Visible veya VIS) görüntü göz retinasındaki renk pigmentleri ile doğrudan alakalıdır (Anonim2 2021).

Kızılötesi (Infrared veya IR) görüntüleme yöntemi, gözle görülemeyen kızılötesi enerjiyi temel alan ve görüntünün genel yapısını IR enerjiye göre oluşmuş renkler ve şekillerin belirlediği görüntüleme sistemidir. Kızılötesi görüntüleme kızılötesi ışınlar ile oluşur. Dalga boyu 700 nm ile 1 μm arasındadır. Bazı gece görüş gözlükleri ve termal kameralar bu ışınları algılayabilirler (Anonim1 2018).

Şekil 1.1'de dalga boyu spektrumu, Şekil 1.2'de ise örnek kızılötesi ve görünür görüntüler yer almaktadır.



Şekil 1.1. Dalga boyu spektrumu (Anonim2 2021)



Şekil 1.2. Görünür ve kızılötesi görüntü örnekleri (Anonymous14 2020)

1.2. Görüntü Füzyonu

Teknoloji çağında sensör teknikleri hızla gelişmektedir. Çeşitli koşulların daha iyi anlaşılması için görüntüdeki ayrıntıların insan ve makina algısına uygun olması gerekir. Aynı türden kamera/sensörler bilgiyi yalnızca bir yönden alırlar. Bu nedenle gerekli tüm bilgileri sağlayamazlar. Ancak, birleşmiş görüntü, giriş görüntülerinin herhangi birinden daha bilgilendirici olduğundan dolayı görüntü füzyon teknikleri modern uygulamalarda giderek daha önemli bir rol oynamaktadır. Görüntü füzyonu, daha iyi veya bilgilendirici bir görüntü oluşturmak için farklı türden görüntüleri birleştirmeyi amaçlayan bir geliştirme tekniğidir. Başka bir deyişle görüntü füzyonu, birden çok görüntüden tüm önemli bilgilerin toplanması ve bunların tek bir görüntüye aktarılması olarak tanımlanır (Anonymous16 2021).

Görünür, kızılötesi, bilgisayarlı tomografi (Computed Tomography, CT) ve manyetik rezonans görüntüleme (Magnetic Resonance Imaging, MRI) gibi farklı türlerdeki görüntüler, görüntü füzyonu için başlıca kaynak görüntülerdir. Bu türlerin kombinasyonları arasında kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu birçok yönden üstündür. Birincisi, görünür görüntüler yansıyan ışığı yakalarken, kızılötesi görüntüler termal radyasyonu yakalar. Bu nedenle, bu kombinasyon, tek başına bir görüntüden daha bilgilendiricidir. İkinci olarak, kızılötesi ve görünür görüntüler, neredeyse tüm bilgileri bize sunar. Ayrıca bu görüntüler, elde edilmesi zor olan CT ve MRI gibi görüntüleme tekniklerinin aksine, nispeten basit ekipmanlarla elde edilebilir (Ma et al. 2018).

1.3. Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyonu

Görünür görüntüler tipik olarak yüksek çözünürlüğe ve önemli ayrıntılara (ışık ve gölgeye) sahiptir. Bu nedenle insan görsel algısına uygundur. Ancak, bu görüntüler zayıf aydınlatma, sis ve diğer kötü hava koşulları gibi şiddetli koşullardan kolayca etkilenebilir. Nesnelerin termal radyasyonunu gösteren kızılötesi görüntüler ise bu tür bozulmalara karşı dirençlidir. Ancak kızılötesi görüntüler, düşük çözünürlüğe ve zayıf dokuya sahiptir. Yani kızılötesi ve görünür görüntüler birbirlerini tamamlayıcı özelliklere sahiptirler (Anonymous15 2020). Bu görüntülerin füzyonu sonucunda sağlam ve bilgilendirici görüntüler üretilmiş olur. Tanıma (Singh et al. 2008), nesne algılama, izleme, gözetim (Kumar et al. 2006), renkli görme veya renk oluşturma (Yin et al. 2010) ve uzaktan algılama (Wong et al. 2007) kızılötesi ve görünür görüntü füzyonunun tipik uygulamalarıdır.

Şekil 1.3'te IR ve VIS görüntülerin tamamlayıcı örneklerini gösteren bir görsel sunulmuştur. Şekil 1.4'te tanıma uygulamasını gösteren bir görsel sunulmuştur. Şekil 1.5'te gözetim uygulamasını gösteren bir görsel sunulmuştur. Şekil 1.6'da renk oluşturma uygulamasını gösteren şema yer almaktadır.



Şekil 1.3. Kızılötesi ve görünür görüntülerin tamamlayıcı özellikleri (Anonymous15 2020).

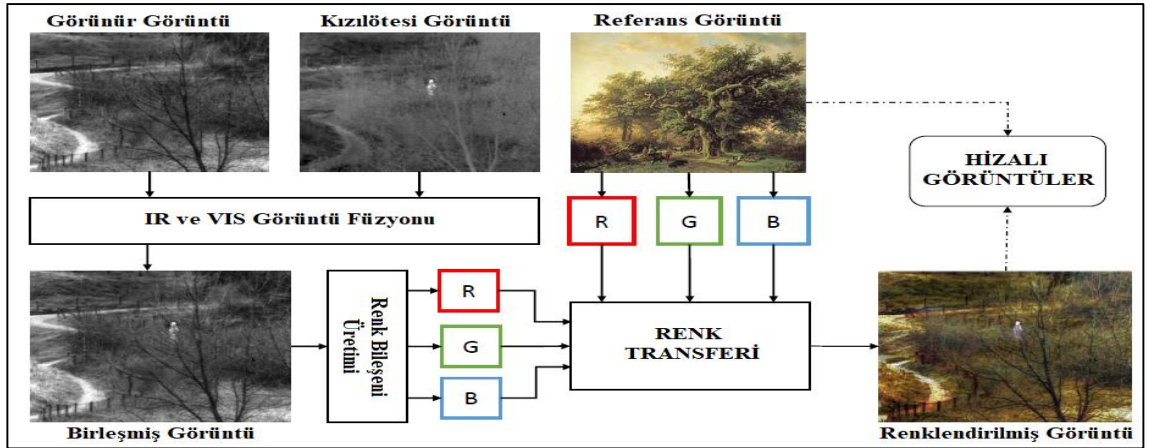
1. GİRİŞ



Şekil 1.4. Tanıma örneği (Singh et al. 2008)



Şekil 1.5. Gözetim örneği (Kumar et al. 2006)



Şekil 1.6. Renkli görme (renk oluşturma) şeması (Yin et al. 2010)

1.4. Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyon Metotları

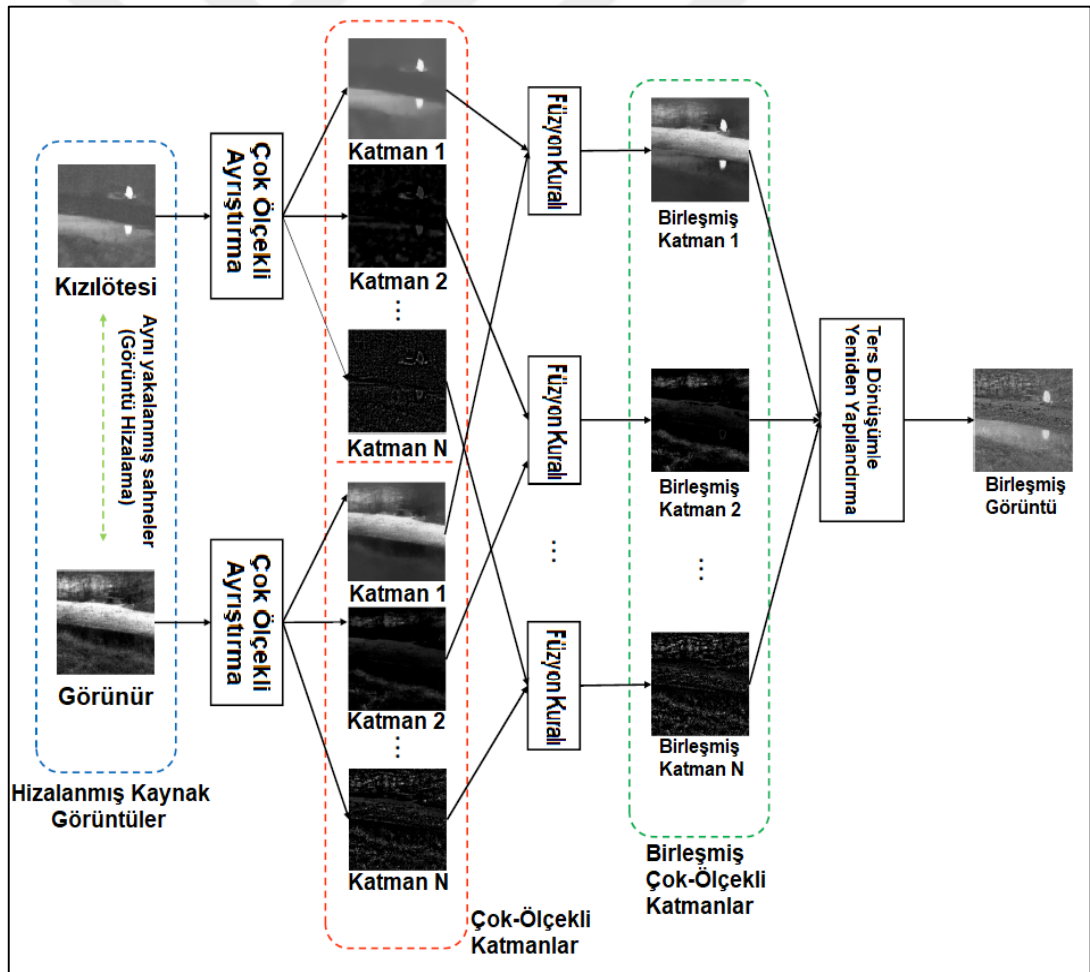
Füzyon algoritmaları, farklı metotlarla geliştirilebilir ve genel olarak benimsedikleri teorilere göre yedi kategoriye ayrılır. Bu kategoriler; çok ölçekli dönüşüm tabanlı metotlar, seyrek gösterim tabanlı metotlar, sinir ağı tabanlı metotlar, alt-uzay

1. GİRİŞ

tabanlı metotlar, belirginlik temelli metotlar, hibrit metotlar ve diğer metotlar olarak sıralanabilir (Ma et al. 2018).

Çok ölçekli dönüşüm tabanlı metotlar, orijinal görüntüleri farklı ölçeklerdeki bileşenlere ayırır, her bileşen her ölçekte alt görüntüyü temsil eder. Genel olarak, çok ölçekli dönüşümlere dayanan görüntü füzyon şemaları, üç adımı içerir. İlk olarak, her kaynak görüntü bir dizi çok ölçekli parçaya ayrıştırılır. Ardından, kaynak görüntünün çok ölçekli parçaları, belirli bir füzyon kuralına göre birleştirilir. Son olarak, birleşmiş (fused) görüntü, birleşmiş parçalar üzerinde karşılık gelen ters çok ölçekli dönüşümler kullanılarak elde edilir (Piella 2003).

Şekil 1.7'de çok ölçekli dönüşüm metotlarının füzyon adımları gösterilmiştir.



Şekil 1.7. Çok ölçekli dönüşüme dayanan füzyon adımları (Ma et al. 2018)

Seyrek gösterim, insan görsel sistemini karakterize etmek için etkili bir araçtır. Görüntü analizi, bilgisayarlı tomografi, örüntü tanıma ve makine öğrenimi gibi farklı alanlarda başarıyla uygulanmıştır. Seyrek gösterim füzyon metotları, çok sayıda yüksek kaliteli doğal görüntüden aşırı eksiksiz bir sözlüğü öğrenmeyi amaçlamaktadır (Zhang et al. 2018).

Sinir ağı tabanlı metotlar, insan sinir sistemini taklit eder. Bu metotlar iyi uyarlanabilirlik, hata toleransı ve gürültü önleme kapasitesi gibi avantajlara sahiptir (Jiang 2011).

Alt uzay tabanlı metotlar, yüksek boyutlu girdi görüntülerini düşük boyutlu alanlara veya alt uzaylara yansıtmayı amaçlar. Çoğu doğal görüntü gereksiz bilgi içerir ve düşük boyutlu alt uzaylar, orijinal görüntülerin iç yapılarını yakalamaya yardımcı olabilir. Ek olarak, düşük boyutlu görüntüleri işlemek, yüksek boyutlu görüntülerden daha az zaman ve bellek tüketir. Temel bileşen analizi (Principal Component Analysis-PCA), negatif olmayan matris çarpanlara ayırma (Non-Negative Matrix Factorization-NMF) ve bağımsız bileşen analizi (Independent Component Analysis-ICA) bu kategorideki ana metotlardır (Mitchell 2014).

Belirginlik temelli metotlar, insanın görsel dikkatinin bazı önemli nesneler veya pikseller tarafından yakalandığı gerçeğine dayanır. Ek olarak, bu metotlar, belirgin nesne bölgelerinin bütünlüğünü koruyabilir ve birleşmiş görüntülerin görsel kalitesini iyileştirebilir (Shibata 2015).

Yukarıda bahsedilen kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının avantajları ve dezavantajları vardır. Hibrit metotlar, görüntü füzyon performansını iyileştirmek için bu mevcut metotların avantajlarını birleştirmeyi hedefler (Lin et al. 2008; Liu et al. 2015; Zhang, X. et al. 2017; Yin et al. 2017).

Diğer metotlar bulanık teoriye, entropiye ve birçok yeni metoda dayanmaktadır. Bu metotlar, yeni metotların tasarımına ilham verirken, kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu için yeni bir vizyona yol açması beklenmektedir (Han et al. 2013; Bai 2015; Bai 2016; Kashyap 2017; Zhao et al. 2017; Zhang, Y. et al. 2017).

Füzyon metotlarının yapısı şematik olarak Şekil 1.8'de gösterilmektedir.



Şekil 1.8. Kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Daha önce de ifade edildiği gibi kızılötesi ve görünür görüntülerin füzyonu yedi kategoriye ayrılmaktadır.

Bu kategorilerden ilki çok ölçekli dönüşüm tabanlı füzyon metotlarıdır.

Bulanon et al. (2009) çalışmalarında, meyvelerin kızılötesi ve görünür görüntülerini birleştirmek için Laplacian piramit dönüşümünü ve bulanık mantığı benimsemiştir. Bu metot, yalnızca kızılötesi görüntü kullanmaktan daha iyi performans elde etmiştir.

Kontrast piramidi dönüşümü, öncelikle Laplacian piramidi dönüşümüne dayanır ve Gauss piramidinin iki bitişik alçak geçişli filtreleme görüntüsünün oranını hesaplar. Bu sayede, model yerel kontrastı dikkate almış olur. Jin et al. (2008) çalışmalarında, kontrast piramidi ve çok amaçlı evrimsel algoritmaya dayanan bir kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metodu önermiştir. Algoritma, füzyon katsayılarını optimize etmek için kullanılmıştır.

Yan et al. (2015) çalışmalarında, spektral grafik dalgacık dönüşümüne dayanan yeni bir kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu önermişlerdir. Önerilen yaklaşım, yalnızca farklı kaynak görüntülerin ayrıntılarını etkin bir şekilde korumakla kalmayıp, aynı zamanda kaynak görüntülerin düzensiz alanlarını da mükemmel bir şekilde temsil eder. Öte yandan, alçak ve yüksek frekanslı alt bantları birleştirmek için iki taraflı filtreye dayalı yeni bir ağırlıklı ortalama yöntemi önerilmiştir. Sonuçlar, önerilen metodun hem görsel etki hem de nesnel değerlendirme ölçütleri açısından yakın zamanda önerilen görüntü füzyon metotlarından daha iyi performans verdiğini göstermektedir.

Çok ölçekli dönüşüme (Multi Scale Transform-MST) dayalı görüntü füzyon metotları, alçak geçiş ve yüksek geçiş filtreleme adımlarında hızlı Fourier dönüşümlerinin kullanılması nedeniyle yüksek hesaplama yükünden muzdariptir. Kaplan vd (2016) çalışmalarında, bu soruna bir çözüm olarak ikinci nesil dalgacıkları temel alan lifting (kaldırma) dalgacık şeması kullanmıştır. Kaldırma Dalgacık Dönüşümü (Lifting Wavelet

Transform-LWT), tümü çarpma ve toplama kullanılarak uzaysal alanda uygulanan bölme, tahmin ve güncelleme işlemlerinden oluşur, bu nedenle hesaplama süresi oldukça azalır. Görüntü füzyon performansı kırımsız dönüşümden yararlandığından, daha sonra Sabit Kaldırma Dalgacık Dönüşümü'ne (Stationary Lifting Wavelet Transform-SLWT) genişletilmiştir. Ayrıca, MST analiz adımı için kafes filtreyi kullanmayı önermişlerdir.

Adu et al. (2012) çalışmalarında, Alt örneklenmemiş contourlet dönüşümü (Non-Subsampled Contourlet Transform-NSCT) ve gradyan özelliklerine dayanan yeni bir füzyon metodu önermişlerdir. İlk olarak, iki kaynak görüntü NSCT kullanılarak farklı frekans alt bant katsayılarına ayrıştırılmış ve ardından sırasıyla alçak frekans alt bant katsayısı ve bant geçiş yönü alt bant katsayısının seçimi yapılmıştır. Alçak frekans alt bant katsayısının seçimi için, bölgelerin görsel özelliklerine ve gradyan özelliklerine dayalı katsayı seçen yeni bir yöntem önermişlerdir. Bant geçiş yönü ve alt bant katsayısının seçimi için, bölgelerin görsel özellikleri ile elde edilen maksimum bölgesel değişmezliğe dayalı doğrudan bir yöntem kullanılmıştır. Son olarak, birleşik katsayılar üzerinde ters NSCT gerçekleştirilerek birleşmiş görüntü elde edilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen bu füzyon metodunun, kızılötesi görüntüdeki hedefi çıkarmak ve hedefin kenarını korumak için önemli sonuçlar elde ettiğini göstermektedir.

Farbman et al. (2008) çalışmalarında, kenar koruyucu filtrenin kaynak görüntüyü düz bir temel katmana ve bir veya daha fazla ayrıntı katmanına ayırdığını ve yapıların uzamsal tutarlılığını koruduğunu ve kenarların etrafındaki parlak yapay dokuları azalttığını tespit etmişlerdir. Temel katman tipik olarak görüntü üzerinde bir kenar koruyucu filtre kullanılarak elde edilir, böylece potansiyel olarak yoğunluktaki büyük değişiklikleri yakalar. Ayrıntı katmanları, ayrıntıları çeşitli aşamalı olarak ince ölçeklerde koruyabilen bir dizi farklı görüntü içerir. Kenar koruma filtresi, bu avantajları nedeniyle çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

He et al. (2013) çalışmalarında, kılavuzlu filtre ile görüntünün kendisini veya farklı bir görüntüyü kılavuz olarak kullanmışlardır ve kılavuz görüntünün içeriğini dikkate alarak filtre çıktısını hesaplamışlardır. Yani kılavuzlu filtre, kenar koruyucu bir yumuşatma operatörü olarak kullanılabileceği gibi farklı amaçlar için de kullanılabilir.

Ayrıca, kılavuzlu filtre, çekirdek boyutu ve yoğunluk aralığından bağımsız olarak hızlı ve yaklaşık olmayan bir doğrusal zaman algoritmasına sahiptir.

Zhou et al. (2016) çalışmalarında, gauss ve bilateral filtrelerle dayanan yeni bir metot önermişlerdir. Metotları, görüntüyü çok ölçekli kenar ve doku ayrıntılarına ayırmıştır. Görünür görüntüye yumuşak bir şekilde enjekte edilen IR spektral bilgisinin nispi miktarını kontrol etmek için, kullanıcı tercihlerine bağlı olarak daha fazla ayarlanabilen bir düzenleme parametresi eklenmiştir. Hem nesnel hem de öznel değerlendirmeler, önerilen metodun üstünlüğünü ortaya koymuştur.

Chai et al. (2017) çalışmalarında, quaternion dalgacık dönüşümü (Quaternion Wavelet Transform-QWT) ve çoklu öznitelikleri kullanan yeni bir görüntü füzyon metodu önermişlerdir. QWT, etkili çok ölçekli ayrıştırma araçlarından biridir. İlk olarak, alçak frekans katsayıları ve yüksek frekans katsayıları elde etmek için her kaynak görüntü üzerinde QWT gerçekleştirilmiştir. İkinci olarak, alçak frekanslı alt bantları birleştirmek için alçak frekanslı alt bant ve uzamsal varyansın fazına ve büyüklüğüne dayalı bir ağırlıklı ortalama füzyon kuralı önerilmiştir. Daha sonra, yüksek frekanslı alt bantları birleştirmek için katsayının kontrastına ve enerjisine dayalı bir max-max füzyon kuralı önerilmiştir. Max-max kuralı çıkış olarak bu bantların maksimum kontrast ve enerji yoğunluğunun seçilmesi demektir. Son olarak, ters QWT ile füzyon görüntüsü oluşturulmuştur.

Kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu için ikinci kategori seyrek gösterim tabanlı metotlardır. Seyrek temsil tabanlı füzyon şemalarının anahtarı; aşırı tam sözlük yapısı, seyrek kodlama ve füzyon kuralında yatmaktadır.

Bin et al. (2016) çalışmalarında, kızılötesi ve görünür görüntüleri temsil etmek için sabit bir aşırı tam ayrık kosinüs dönüşümü sözlüğü benimsemiştir. Görüntü yamalarının kaynaşmasına rehberlik etmek için kullanılan yaklaşık seyrek katsayıları üretme sürecini hızlandırmak için bir çoklu seçim stratejisi kullanılmıştır. Göreceli parametreler ayrıca hesaplama süresini daha da azaltmak için deneysel olarak araştırılır. Deneysel sonuçlar, önerilen metodun ilgili diğer metotlara göre daha hızlı ve üstün füzyon sonuçları verdiğini göstermektedir.

Chang et al. (2017) çalışmalarında, aşırı tam bir sözlük oluşturmak için 40 yüksek kaliteli görüntüden 8x8 lik yamalar (parçalar) oluşturularak toplam 100 bin parçadan oluşan bir eğitim seti kullanmıştır. Deneysel sonuçlar, son teknoloji metotlardan daha iyi performans sağladığını göstermektedir.

Liu, C. et al. (2017) çalışmalarında, aşırı eksiksiz sözlüğü oluşturmak için eğitim seti olarak kaynak kızılötesi ve görünür görüntülerin örtüşen yamalarını kullanmıştır. İlk olarak, ortak seyrek temsil (Joint Sparse Representation-JSR) modeli çerçevesinde, kaynak görüntülerin seyrek katsayılara dayalı olarak küresel ve yerel belirginlik haritaları elde edilmiştir. Ardından, entegre bir belirginlik haritası oluşturmak için küresel ve yerel belirginlik haritalarını birleştiren bir belirginlik tespit modeli önerilmiştir. Son olarak, füzyon ilerlemesini elde etmek için entegre belirginlik haritasına dayalı ağırlıklı bir füzyon algoritması geliştirilmiştir.

Yang et al. (2012) çalışmalarında, seyrek gösterimi, küçük boyutlu bir sözlüğün gerekli olduğu tüm görüntü yerine örtüşen yamalar üzerinde kullanmıştır. Ek olarak, farklı kaynak görüntülerin seyrek olarak aynı sözlük tabanları alt kümesine ayrıştırılmasını garanti etmek için eş zamanlı ortogonal eşleştirme takip tekniğini kullanmıştır. Bu teknik, görüntü birleştirmenin anahtarıdır. Deneysel sonuçlar, önerilen metodun birkaç füzyon değerlendirme indeksi açısından üstün füzyon görüntüsü sağlayabileceğini göstermektedir.

Sinir ağı tabanlı kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının çoğu, pulse-coupled sinir ağını (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) veya varyantlarını kullanır. PCNN, Eckhorn et al. (1989) tarafından 1980'lerin sonunda kedilerin göz kortekslerindeki nöronların darbelerini ve eşleşmesini simüle etmek için Eckhorn modeli adı verilen nöral bir yaklaşım getirilmiştir. Bu keşifler, PCNN'nin gelişmesini ve üretilmesini sağlamıştır.

Broussard et al. (1996) çalışmalarında, PCNN'yi ilk kez görüntü füzyonuna uygulamışlardır. Böylece PCNN'nin uygulanabilirliğini ve avantajlarını göstermişlerdir. O zamandan beri, PCNN ve varyantlarına dayanan birçok kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metodu önerilmiştir.

PCNN tabanlı kızılötesi ve görünür görüntü füzyon şemalarının anahtarı, füzyon stratejilerinde PCNN kullanımında yatmaktadır ve birçok araştırmacı PCNN'leri yüksek frekanslı alt bantlarda kullanmıştır. Li et al. (2011) çalışmalarında, NSCT domainindeki yüksek frekans katsayılarını ayarlamak için değiştirilmiş bir PCNN modelini sunarken, alçak frekanslı alt bant katsayılarını birleştirmek için bölgesel varyans entegrasyon kuralını benimsemiştir.

PCNN, alçak ve yüksek frekanslı alt bant katsayılarını birleştirmek için de kullanılabilir. Chai et al. (2010) çalışmalarında, orijinal görüntülerin esnek çok ölçekli kayan değişken gösterimini elde etmek için sabit kaldırıcı dalgacık dönüşümünü (SLWT) benimsemiştir ve yüksek ve alçak frekans alt bant katsayılarını birleştirmek için çift kanallı PCNN'yi kullanmıştır.

Son yıllarda derin öğrenme; bilgisayarlı tomografi, örüntü tanıma ve görüntü işleme gibi çeşitli alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır. Derin öğrenmenin, veriler arasındaki karmaşık ilişkileri modelleme konusunda güçlü bir yeteneği vardır. Dahası, derin öğrenme, manuel müdahale olmaksızın verilerden ayırt edici özellikleri otomatik olarak çıkarabilir. Liu, Y. et al. (2017) çalışmalarında, özellikle manuel tasarımın zorluğunun üstesinden gelmek için kızılötesi ve görünür görüntü füzyonunda bir bütün olarak aktivite seviyesi ölçümü ve ağırlık tahsisi ile başa çıkabilen evrimsel sinir ağlarına dayalı bir metot önermiştir.

Füzyon kategorilerinden bir diğeri de alt uzay tabanlı metotlardır. Bu metotlardan ilki Temel Bileşen Analizini kullanmıştır. PCA, birbiriyle ilişkili değişkenleri ana bileşenler adı verilen ilişkisiz değişkenlere dönüştürmeyi, böylece boyutsallığı azaltmayı ve orijinal verilerin bilgilerini korumayı amaçlamaktadır. Ek olarak, PCA gereksiz bilgiyi azaltabilir, benzerlikleri ve farklılıkları vurgulayabilir (Zhou et al. 2011). Bu nedenle, PCA kızılötesi ve görünür görüntü füzyonunda da başarıyla uygulanmıştır.

Li et al. (2016) çalışmalarında, morfoloji-şapka dönüşümü ile ayrıştırılan alçak frekanslı görüntüleri birleştirmek için PCA'yı kullanmışlardır. Enerji bilgisi esas olarak alçak frekanslı görüntülerde mevcuttur ve orijinal görüntülerin parlaklık bilgisini korumak için PCA'yı kullanmışlardır.

Bavirisetti et al. (2017) çalışmalarında, dördüncü dereceden kısmi diferansiyel denklemlerle ayrıştırılan ayrıntılı görüntüleri birleştirmek için PCA'yı kullanmışlardır. Önerdikleri metot, detay bilgisinin son birleşmiş görüntüye aktarılması için en uygun ağırlıkları elde edebilmiştir.

ICA, PCA'nın bir uzantısıdır ve birbiriyle ilişkili değişkenleri ilişkisiz ve bağımsız değişkenlere dönüştürmeyi amaçlamaktadır (Mitchell 2014). ICA tabanlı görüntü füzyon metotları, genellikle birleştirilecek görüntülerle benzer içeriğe sahip birkaç doğal görüntü kullanarak bir dizi taban (bases) eğitir. Bu eğitilmiş bir dizi taban (bases) elde edildikten sonra, benzer içeriklere sahip olanlarla birleştirilmiştir.

Cvejic et al. (2007) çalışmalarında, kaynak görüntülerin farklı bölgelere bölündüğü ve önceden eğitilmiş tabanlar (bases) kullanılarak her bölge için ICA katsayılarının elde edildiği bölge tabanlı bir ICA görüntü füzyon metodu önermişlerdir. ICA katsayıları daha sonra, en üst düzeydeki birleşmiş görüntü kalitesi kriterine göre Piella füzyon ölçüsü ile ağırlıklandırılabilir.

Mitianoudis et al. (2007) çalışmalarında, piksel ve bölge tabanlı füzyon şemaları altında görüntü füzyonu için ICA ve topografik ICA tabanlarını (bases) benimsemiştir. Topografik ICA tabanları, geleneksel ICA tabanlarından daha iyi bir yönsel seçicilik sergilemiştir ve bu nedenle görüntü özelliklerini daha iyi yakalamıştır.

Negatif olmayan matris çarpanlara ayırma (NMF), orijinal veri matrisini iki negatif olmayan matrisin çarpımına ayırmayı amaçlamaktadır. Bu yaklaşım, insan algılama mekanizmasıyla tutarlı olan, parça tabanlı bir nesne temsil modelidir (Li et al. 2017). Bu avantajlar göz önüne alındığında, NMF kızıllötesi ve görünür görüntü füzyonunda da uygulanmıştır.

Mou et al. (2013) çalışmalarında, kaynak görüntülerin karakteristik tabanlarını çıkarmak için NMF'yi benimsemiştir, böylece görünür görüntüdeki ayrıntılar korunmuş, kızıllötesi görüntüdeki özellikler vurgulanmış ve gürültü ortadan kaldırılmıştır.

Bir diğer füzyon kategorisi olan belirginlik temelli füzyon metotları, belirgin nesne bölgesinin bütünlüğünü korumayı ve birleşmiş görüntünün görsel kalitesini iyileştirmeyi hedeflemişlerdir.

Son yıllarda, araştırmacılar kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu için belirginlik temelli metotları iki şekilde benimsemişlerdir. Bunlar, ağırlık hesaplaması ve göze çarpan nesne çıkarma'dır. İlk durumda, birleşmiş görüntünün yeniden inşası için belirginlik benimsenmiştir. Kızılötesi ve görünür görüntüler, çok ölçekli bir dönüşüm yoluyla bir temel katmana ve bir ayrıntı katmanına ayrıştırılır ve belirginlik haritasını elde etmek için kaynak görüntünün temel veya ayrıntı katmanına belirginlik çıkarma modelleri uygulanır. Daha sonra, birleşmiş temel görüntü veya detay görüntüyü elde etmek için ağırlık haritası kullanılır. Ağırlık haritası, belirginlik haritası ile elde edilir. Daha sonra birleşmiş görüntü, birleşmiş temel görüntü ve detay görüntü aracılığıyla oluşturulabilir. İkinci durumda, belirginlik, kaynak görüntülerin önemli nesne bölgelerini çıkarmak için de kullanılabilir, böylece iyi görsel efektler elde edilir ve görüntü ayrıntıları korunur. Bu nedenle, bu metot hedef tespiti ve tanıma gibi gözetim uygulamaları için oldukça uygundur (Ma et al. 2018)

Gan et al. (2015) çalışmalarında, kaynak görüntülerin temel ve detay katmanlarının belirginlik haritalarını elde etmek için faz uygunluğunu kullanmış ve ardından ağırlık haritalarını elde etmek için belirginlik haritalarına kılavuzlu filtrele uygulamıştır.

Ma et al. (2017) çalışmalarında, kızılötesi ve görünür görüntüleri temel ve ayrıntı katmanlarına ayırmak için yuvarlanan kılavuz (rolling guided) ve gauss filtrelerini benimsemiştir ve ardından sırasıyla temel ve ayrıntı katmanlarını birleştirmek için geliştirilmiş görsel belirginlik haritasını ve ağırlıklı en küçük kare optimizasyonunu kullanmıştır.

Belirginlik, kaynak görüntülerin önemli nesne bölgelerini çıkarmak için de kullanılabilir, böylece iyi görsel efektler elde edilir ve görüntü ayrıntıları korunur. Bu nedenle, bu metot hedef tespiti ve tanıma gibi gözetim uygulamaları için oldukça uygundur.

Shibata et al. (2015) çalışmalarında, görünür görüntü ve kızılötesi görüntü için yeni bir görüntü füzyon algoritması sunmaktadır. Metotta, yerel belirginlik, yerel bir kontrastla ölçülür. Ardından, gradyan bilgisi birleştirilir ve çıktı görüntüsü, her iki görüntünün gradyan bilgisini koruyan bir Poisson görüntü düzenlemesi ile oluşturulur. Önerilen füzyon algoritmasının etkinliği, gürültü giderme, bulanıklaştırma ve görüntü iyileştirme gibi çeşitli uygulamalarda gösterilmiştir. Kısaca kızılötesi ve görünür görüntülerden göze çarpan bilgiler çıkarılmış ve böylece göze çarpan bilgiler korunmuştur.

Yukarıda ifadesi bulunan füzyon kategorilerini bir arada değerlendiren hibrit metotlar da bulunmaktadır. Füzyon metotlarının hepsinin avantajları ve dezavantajları vardır. Bu avantajlar, görüntü füzyon performansını iyileştirmek için birleştirilmelidir. En yaygın hibrit kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları: hibrit çok ölçekli dönüşüm ve seyrek gösterim, hibrit çok ölçekli dönüşüm ve sinir ağı, hibrit çok ölçekli dönüşüm ve belirginlik, hibrit çok ölçekli dönüşüm seyrek gösterim ve sinir ağı metotlarıdır.

Liu et al. (2015) çalışmalarında, çok ölçekli dönüşümü seyrek gösterimle birleştirerek genel bir görüntü füzyon çerçevesi önermiş ve birleşmiş alçak frekanslı alt bant katsayılarını elde etmek için seyrek gösterimi benimsemiştir.

Lin et al. (2008) çalışmalarında, curvelet dönüşümüne ve geliştirilmiş bir PCNN 'ye dayanan yeni bir kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metodu önermişlerdir. Curvelet dönüşümü, kaynak görüntüleri çok ölçekli alt görüntülere ayırmak için kullanırken gelişmiş PCNN, yüksek ve alçak frekans alt bant katsayılarını birleştirmek için kullanılmıştır.

Zhang, X. et al. (2017) çalışmalarında, kaynak görüntüleri temel ve ayrıntı katmanlarına ayırtmak için yerel kenar koruma filtresini benimsemiş ve taban katmanının ağırlığını belirlemek için kızılötesi görüntünün tespit edilen belirgin hedeflerini kullanmışlardır.

Yin et al. (2017) çalışmalarında, mevcut metotların avantajlarını birleştirmek ve görüntü füzyon performansını iyileştirmek için yeni bir hibrit çok ölçekli dönüşüm, seyrek temsil ve sinir ağı füzyon metodu önermiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen yaklaşımın hem nesnel değerlendirme kriterleri hem de görsel kalite açısından geleneksel görüntü füzyon metotlarıyla karşılaştırıldığında en gelişmiş performansı elde ettiğini göstermektedir.

Yukarıda belirtilen kategorilerin dışında kalan diğer metotlar da bulunmaktadır. Bunlar; Bulanık Mantık, Entropi, Markov Rastgele Alanı, Morfolojik Metotlar ve Kızılötesi Özellik Çıkarma ve Görsel Bilgi Koruması metotlarıdır.

Yüksek kalitede bir görüntü füzyonu bulanık (fuzzy) bir problemdir ve bulanık teori, bulanık problemi çözmek için etkili bir araçtır. Bu nedenle bulanık teori, kızılötesi ve görünür görüntü füzyonunda da başarıyla uygulanmıştır.

Kashyap (2015) çalışmasında, kızılötesi ve görünür görüntü füzyonuna bulanık mantık sistemini (tip 1 ve tip 2) uygulamıştır. Çalışma için gelişmiş bir görüntü sisteminden (Enhanced Vision System-EVS) elde edilen görünür ve kızılötesi görüntüler kullanmıştır. Birleştirilmiş görüntü, bulanık mantık sistemi tip 1 ve tip 2 bulanık mantık sistemleri için çeşitli tasarım durumları için değerlendirmiştir. Ayrıca nitel ve analitik analizlere dayalı olarak, tip 2 bulanık mantık sisteminin, tip 1 bulanık mantık sisteminden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varmıştır.

Entropi, kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye aktarılan bilgi miktarını ölçmek için kullanılan nesnel bir ölçüttür. Zhao et al. (2017) çalışmalarında, kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye olabildiğince fazla bilgi aktarmak için küresel maksimum entropi kriterini benimsemişlerdir.

Markov rasgele alanı da kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu için etkili bir araçtır. Bu bağlamda, Han et al. (2013) çalışmalarında, bir piksel etiketleme problemi olarak formüle edilebilen Markov rastgele alanını belirginlik tespiti için benimsemiştir.

Görüntü füzyonuna morfolojik metotlar da uygulanmıştır. Örneğin, Bai et al. (2015, 2016) çalışmalarında, kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu için çok ölçekli morfolojik özellikleri çıkarmak için morfolojik metotları kullanmışlardır.

Zhang, Y. et al. (2017) çalışmalarında, kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruma yoluyla basit, hızlı ve etkili bir kızılötesi ve görsel görüntü füzyon algoritması önermişlerdir. İlk olarak, kızılötesi arka planı yeniden oluşturmak için dörtlü ağaç ayrıştırmasından ve b zier enterpolasyonundan yararlanılmıştır. İkinci olarak, kızılötesi parlak nesnel, yeniden oluşturulmuş arka planın kızılötesi görüntüden çıkarılmıştır ve daha sonra fazla arka plan bilgisi azaltılarak rafine edilmiştir. Bu şekilde, füzyon görüntüsü, kızılötesi parlak özellikleri entegre ederek yalnızca görünmeyen ancak önemli kızılötesi nesneleri ortaya çıkarmakla kalmayıp, aynı zamanda orijinal görsel bilgilerin çoğunu koruyarak iyi bir görsel kalite göstermiştir.

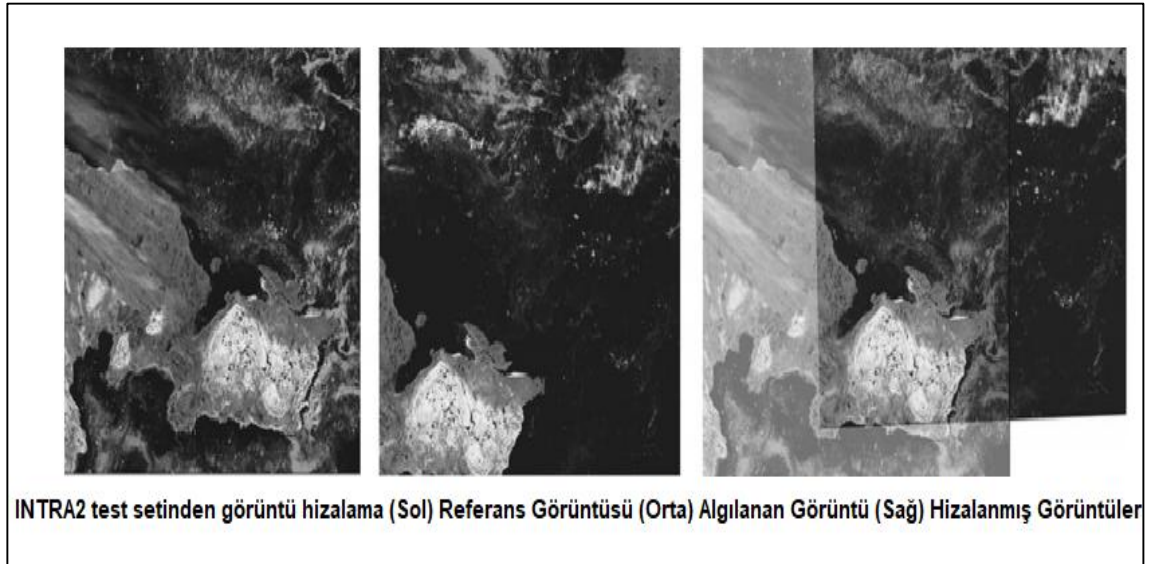
3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu bölümde görüntü füzyonunun ön koşulu olan görüntü hizalama anlatılmıştır. Çünkü görüntü hizalamanın olmadığı füzyonlar gölgelenmeye sebep olur ve başarısız füzyon gerçekleştirilmiş olur. Ardından seçilen 6 adet görüntü füzyon metodu detaylı olarak anlatılmıştır. Son olarak bu metotların nesnel olarak değerlendirilmesi için 11 adet kalite değerlendirme ölçütü tanıtılmıştır.

3.1. Görüntü Hizalama

Başarılı görüntü füzyonunun bir ön koşulu vardır; farklı kaynak görseller önceden kesin bir şekilde hizalanmalıdır. Yani görüntü füzyonundan önce görüntülerin kesinlikle geometrik olarak aynı olması gereklidir. Hizalama olmazsa, yakalanan görüntüler boyut, perspektif ve görüş alanı açısından farklı olur ve füzyon başarılı şekilde sağlanamaz. Ayrıca görüntü hizalama; bilgisayarlı tomografi, tıbbi görüntü analizi ve uzaktan algılama dahil olmak üzere birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır (Wong et al. 2007).

Şekil 3.1'de hizalama ile ilgili INTRA2 test setinden bir örnek görsel sunulmuştur.



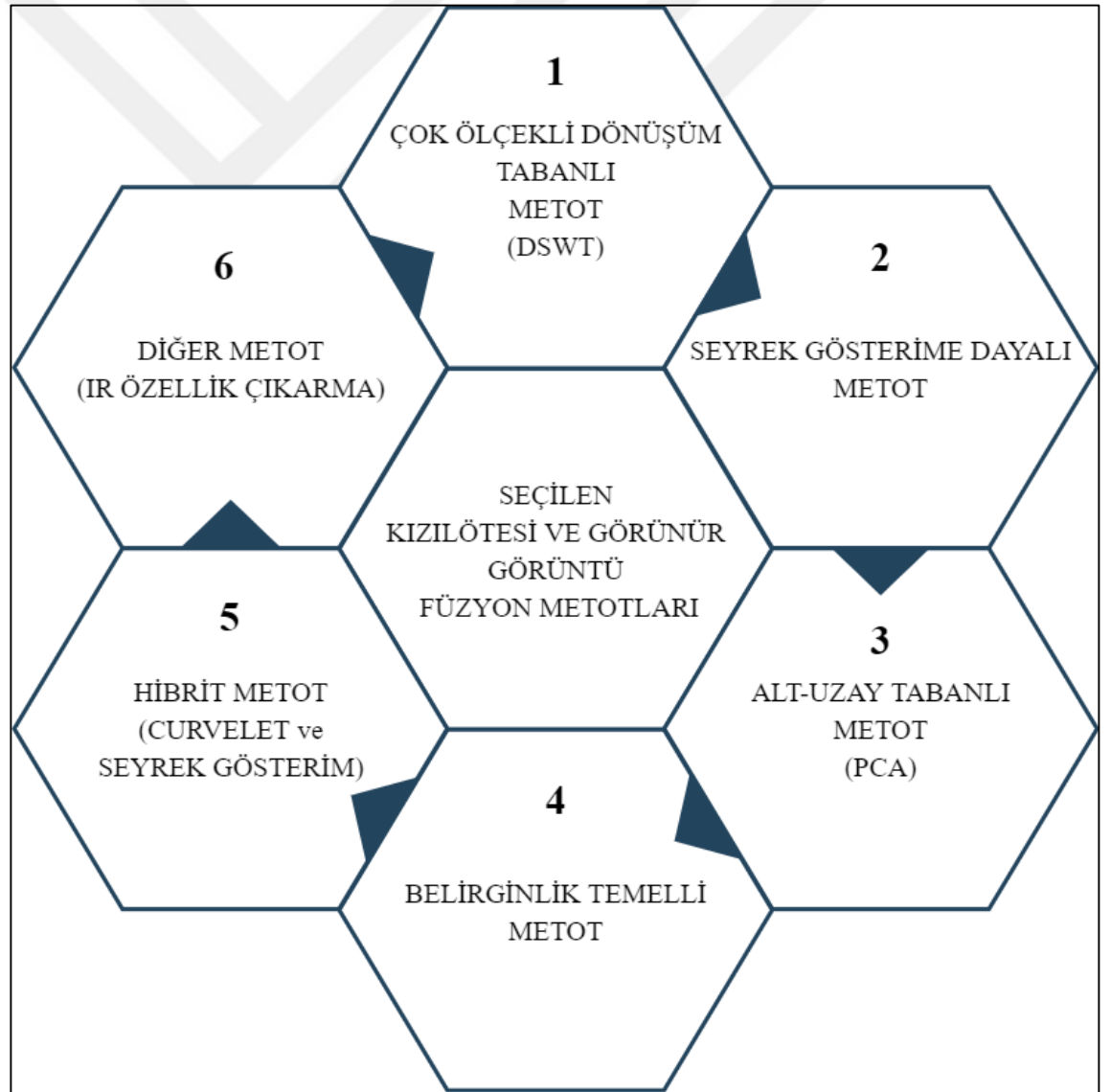
Şekil 3.1. Hizalanmış uzaktan algılama örneği (Wong et al. 2007)

Bu tez kapsamında kullanılan kaynak kızılötesi ve görünür görüntüler önceden kesin bir şekilde hizalanmış görüntülerdir.

3.2. Seçilen Kızılötesi ve Görünür Görüntü Füzyon Metotları

Bu bölümde, seçilen kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Bu tez kapsamında detaylı incelenen metotlar; Ayırık sabit dalgacık dönüşümü (Discrete Stationary Wavelet Transform-DSWT) metodu, Seyrek gösterim (Sparse Representation-SR) metodu, Temel bileşen analizi (Principal Component Analysis-PCA) metodu, Belirginlik temelli metot, Hibrit (Curvelet ve Seyrek gösterim) metot ve IR özellik çıkarma metodudur (Ma et al. 2018).

Şekil 3.2'de seçilen füzyon metotları gösterilmektedir.



Şekil 3.2. Seçilen kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotları

3.2.1. Ayırık sabit dalgacık dönüşümü metodu (DSWT)

Bu metot, dalgacık ayrıştırmasını gerçekleştirmek için 2 seviyeli DSWT kullanır. $h_1[]$ ve $g_1[]$ sırasıyla birinci seviye dönüşümün alçak geçiren filtresini ve yüksek geçiren filtresini göstermektedir.

Kaynak görüntüye uygulanan ilk seviye DSWT çıkışları sonucu yaklaşık alçak frekans alt bandı A_1 (3.1) ve detay alt bantları: yatay yüksek frekans alt bandı H_1 (3.2), dikey yüksek frekans alt bandı V_1 (3.3), diyagonal yüksek frekans alt bandı D_1 (3.4) elde edilir. * konvolüsyon işlemini temsil eder.

$$A_1 = I(m \times n) * h_1[m] * h_1[n] \quad (3.1)$$

$$H_1 = I(m \times n) * h_1[m] * g_1[n] \quad (3.2)$$

$$V_1 = I(m \times n) * g_1[m] * h_1[n] \quad (3.3)$$

$$D_1 = I(m \times n) * g_1[m] * g_1[n] \quad (3.4)$$

İkinci seviye filtreleri $h_2[]$ ve $g_2[]$ birinci seviyenin üst-örneği ile elde edilir. Sonra bu filtreler, A_1 yaklaşık alçak frekans alt bandına tekrar DSWT uygulanarak yaklaşık alçak frekans alt bandı A_2 (3.5), yatay yüksek frekans alt bandı H_2 (3.6), dikey yüksek frekans alt bandı V_2 (3.7) ve diyagonal yüksek frekans alt bandı D_2 (3.8) elde edilir (Mu et al. 2018).

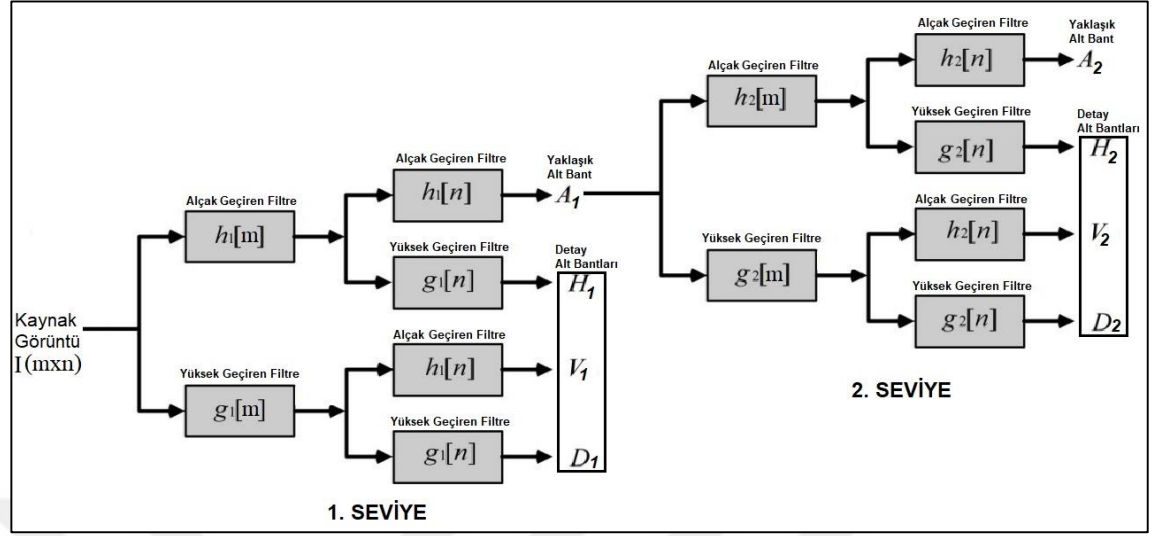
$$A_2 = A_1 * h_2[m] * h_2[n] \quad (3.5)$$

$$H_2 = A_1 * h_2[m] * g_2[n] \quad (3.6)$$

$$V_2 = A_1 * g_2[m] * h_2[n] \quad (3.7)$$

$$D_2 = A_1 * g_2[m] * g_2[n] \quad (3.8)$$

Şekil 3.3'te 2 seviyeli DSWT süreci gösterilmektedir.



Şekil 3.3. İki seviyeli ayrık sabit dalgacık dönüşümü

Seçilen metotta, her bir kaynak görüntü için 2 seviyeli DSWT işleminin ardından yaklaşık alçak frekans alt bantları (A) ve detay yüksek frekans alt bantları (H, V, D) elde edilir (3.9), (3.10).

$$(A_{IR}, H_{IR}, V_{IR}, D_{IR}) = DSWT(I_{IR}(m, n)) \quad (3.9)$$

$$(A_{VIS}, H_{VIS}, V_{VIS}, D_{VIS}) = DSWT(I_{VIS}(m, n)) \quad (3.10)$$

Burada $I_{IR}(m, n)$ ve $I_{VIS}(m, n)$, sırasıyla IR ve VIS kaynak görüntülerini temsil eder.

Ardından yaklaşık alçak frekans alt bantları "ortalama" kuralı kullanılarak birleştirilir (3.11). Yatay yüksek frekans alt bantları ise "maksimum" kuralı ile birleştirilir (3.12), (3.13), (3.14). Son olarak birleşmiş alt bantlara ters DSWT işlemi uygulanarak birleşmiş görüntü elde edilir (3.15). Alçak geçiren ve yüksek geçiren alt bantlar, orijinal görüntü ile aynı boyuta sahiptir, bu da DSWT'nin ötelemeyle değişmezliğe (shift-invariance) sahip olmasını sağlar, böylece detay bilgileri iyi korunmuş olur (Mu et al. 2018).

$$A_F = (A_{IR} + A_{VIS})/2 \quad (3.11)$$

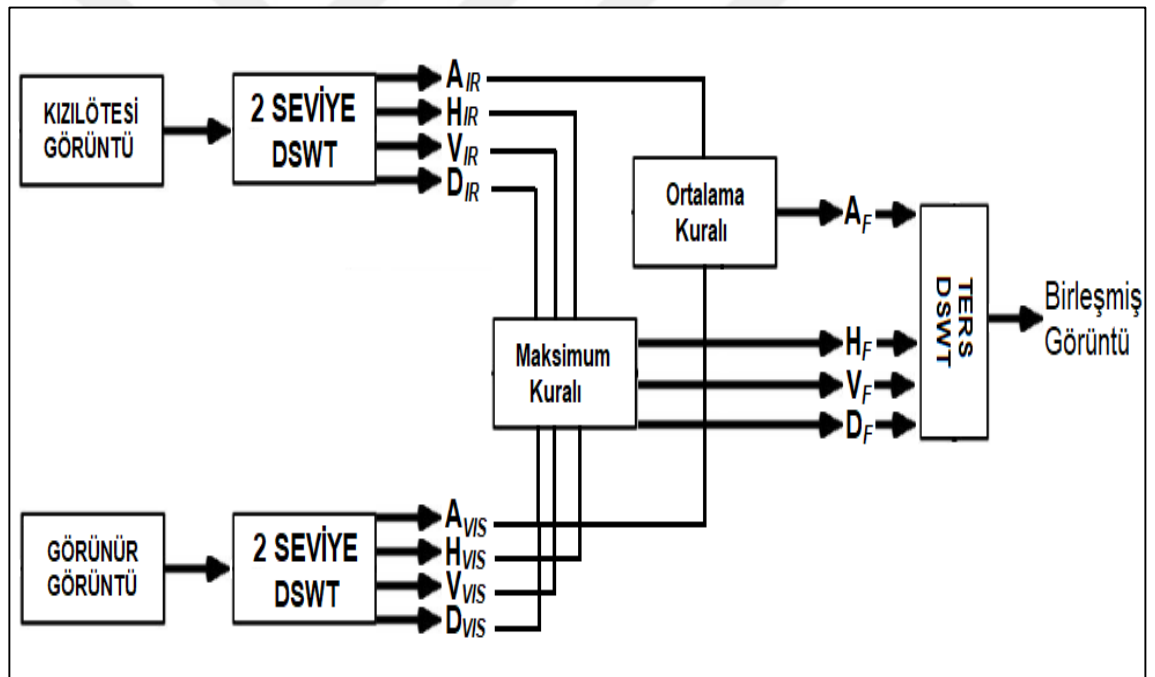
$$H_F = H_{IR} = \{Eğer H_{IR} > H_{VIS} ise\}, H_F = H_{VIS} = \{Eğer H_{VIS} > H_{IR} ise\} \quad (3.12)$$

$$V_F = V_{IR} = \{Eğer V_{IR} > V_{VIS} ise\}, V_F = V_{VIS} = \{Eğer V_{VIS} > V_{IR} ise\} \quad (3.13)$$

$$D_F = D_{IR} = \{Eğer D_{IR} > D_{VIS} ise\}, D_F = D_{VIS} = \{Eğer D_{VIS} > D_{IR} ise\} \quad (3.14)$$

$$I_F = TERS\ DSWT(A_F, H_F, V_F, D_F) \quad (3.15)$$

Şekil 3.4'te 2 seviyeli DSWT füzyon şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.4. İki seviyeli ayırık sabit dalgacık dönüşümünün füzyon şeması

3.2.2. Seyrek gösterim metodu (SR)

Seyrek gösterim, insan görsel sistemini karakterize etmek için etkili bir araçtır ve görüntü analizi, bilgisayarlı tomografi, örüntü tanıma ve makine öğrenimi gibi farklı alanlarda başarıyla uygulanmıştır. Çok ölçekli dönüştürmeye dayalı kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metodlarının aksine, seyrek gösterim görüntü füzyon metodu, çok sayıda

yüksek kaliteli doğal görüntüden aşırı tam bir sözlüğü öğrenmeyi amaçlamaktadır. Daha sonra, kaynak görüntüler öğrenilmiş sözlük tarafından seyrek bir şekilde temsil edilir. Böylece anlamlı ve kararlı görüntülerin temsili potansiyel olarak artırır (Yang et al. 2012).

Ayrıca, yanlış hizalama veya gürültü, birleşmiş çok ölçekli temsil katsayılarında sapma meydana getirir. Böylece birleşmiş görüntüde görsel kusurlara yol açar. Bu arada, seyrek gösterime dayalı füzyon metodu, kaynak görüntüleri kayan bir pencere stratejisi kullanarak üst üste binen birkaç yamaya böler. Böylece potansiyel olarak görsel yapay dokuları azaltır ve yanlış hizalamalara karşı dayanıklılığı artırır (Yang et al. 2012).

Genel olarak, seyrek gösterime dayalı kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu metodu dört adımı içerir. İlk olarak, her kaynak görüntü, bir kayan pencere stratejisi kullanılarak birkaç örtüşen yamaya ayrıştırılır. İkinci olarak, birçok yüksek kaliteli doğal görüntüden aşırı tam bir sözlük öğrenilir ve öğrenilen aşırı tam sözlüğü kullanarak seyrek temsil katsayısını elde etmek için her yamada seyrek kodlama yapılır. Ardından, seyrek gösterim katsayıları belirli bir füzyon kuralına göre birleştirilir. Son olarak, birleşmiş görüntü, öğrenilen aşırı tam sözlük kullanılarak birleştirilmiş katsayılar kullanılarak yeniden oluşturulur. Seyrek gösterim tabanlı füzyon şemalarının anahtarı, aşırı tam sözlük yapısı, seyrek kodlama ve füzyon kuralında yatmaktadır (Yang et al. 2012).

$\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutundaki M eğitim yamalarının R^n uzayındaki sütun vektörlerine yeniden düzenlendiğini, dolayısıyla $\{y_i\}$ eğitim veritabanının her $(y_i) \in (R^n)$ ile oluşturulduğu varsayılırsa: Sözlük öğrenme modeli şu şekilde sunulabilir (3.16) (Liu et al. 2015):

$$\min_{D, \{S\}_{i=1 \rightarrow M}} \sum_{i=1}^M \|S\|_0 \quad s.t. \quad \|y_i - DS\|_2 < \varepsilon, i \in \{1, \dots, M\} \quad (3.16)$$

$\varepsilon > 0$ bir hata toleransı olduğunda $\{S_{IR,VIS}\}$, $\{y_i\}$ 'ye karşılık gelen bilinmeyen seyrek vektörlerdir ve $D \in R^{n \times m}$ öğrenilecek bilinmeyen sözlüktür. Bu sorunu çözmek için bazı metotlar önerilmiştir fakat öğrenilmiş sözlükler genellikle önceden oluşturulmuş olanlardan daha iyi temsil kabiliyetine sahiptir. Bu nedenle seyrek gösterimde çoğunlukla

öğrenmeye dayalı sözlük oluşturma benimsenmiştir (Liu et al. 2015).

Kaynak görüntülerin her biri s piksel adım uzunluğunda sol üstten sağ alta doğru $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutunda görüntü parçalarına bölmek için kayan pencere tekniği uygulanır. I_{IR} ve I_{VIS} 'da sırasıyla $\{K_{IR}^i\}$ ve $\{K_{VIS}^i\}$ ($i=1 \rightarrow T$) olarak gösterilen T yamalarıdır (Liu et al. 2015).

Her i konumu için, $\{K_{IR}^i, K_{VIS}^i\}$, $\{P_{IR}^i, P_{VIS}^i\}$ sütun vektörlerine yeniden düzenlenir ve ardından $\{\hat{P}_{IR}^i, \hat{P}_{VIS}^i\}$ 'i elde etmek için her vektörün ortalama değeri sıfıra normalleştirilir (3.17), (3.18) (Liu et al. 2015):

$$\hat{P}_{IR}^i = P_{IR}^i - \bar{p}_{IR}^i \cdot 1 \quad (3.17)$$

$$\hat{P}_{VIS}^i = P_{VIS}^i - \bar{p}_{VIS}^i \cdot 1 \quad (3.18)$$

(.1), hepsi bir değerde bir nx1 vektörünü belirtirken, $\bar{p}_{IR}^i$ ve $\bar{p}_{VIS}^i$ sırasıyla P_{IR}^i ve P_{VIS}^i 'daki tüm öğelerin ortalama değerleridir (Liu et al. 2015).

$\{\hat{P}_{IR}^i, \hat{P}_{VIS}^i\}$ 'ın seyrek katsayı vektörleri $\{S_{IR}^i, S_{VIS}^i\}$ ortogonal eşleştirme takibi (OMP) algoritmasını kullanarak hesaplanır (3.19), (3.20) (Liu et al. 2015).

$$S_{IR}^i = \underset{S}{\operatorname{argmin}} ||S||_0 \quad s. t. \quad ||\hat{P}_{IR}^i - DS||_2 < \varepsilon \quad (3.19)$$

$$S_{VIS}^i = \underset{S}{\operatorname{argmin}} ||S||_0 \quad s. t. \quad ||\hat{P}_{VIS}^i - DS||_2 < \varepsilon \quad (3.20)$$

Burada “D” öğrenilen sözlük anlamına gelir.

Birleşmiş seyrek vektörü elde etmek için S_{IR}^i ve S_{VIS}^i üzerine füzyon kuralı olarak genellikle "max-L1" kuralı uygulanır (3.21) (Liu et al. 2015):

$$S_F^i = \{S_{IR}^i \text{ Eğer } \|S_{IR}^i\|_1 > \|S_{VIS}^i\|_1 \text{ ise}, S_{VIS}^i \text{ Diğer Durumlarda}\} \quad (3.21)$$

P_{IR}^i ve P_{VIS}^i 'in birleştirilmiş sonucu şu şekilde hesaplanır (3.22):

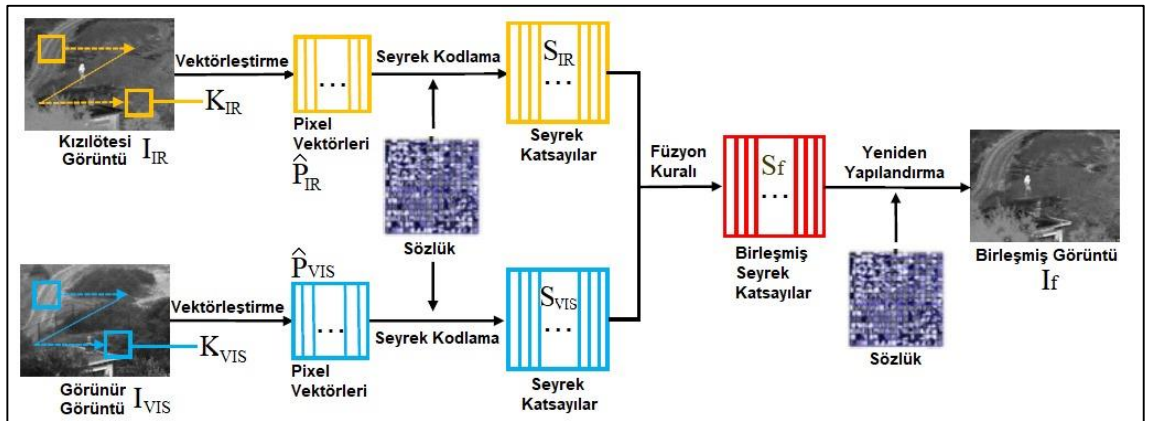
$$P_F^i = DS_F^i + \bar{p}_F^i \cdot 1 \quad (3.22)$$

Burada birleştirilmiş ortalama değer $\bar{p}_F^i$, şu şekilde elde edilir (3.23) (Liu et al. 2015):

$$\bar{p}_F^i = \{\bar{p}_{IR}^i \text{ Eğer } S_F^i = S_{IR}^i \text{ ise}, \bar{p}_{VIS}^i \text{ Diğer Durumlarda}\} \quad (3.23)$$

Tüm birleşmiş vektörleri $\{P_F^i\}$ ($i=1 \rightarrow T$) elde etmek için $\{K_{IR}^i, K_{VIS}^i\}$ içindeki tüm kaynak görüntü yamaları için yukarıdaki işlemler yinelenir. I_F , birleşmiş görüntüyü gösterebilir. Her P_F^i bir K_F^i yamasıyla yeniden şekillendirilir ve ardından K_F^i , I_F 'deki orijinal konumuna yerleştirilir. Yamalar üst üste bindikçe, her pikselin I_F 'deki değerinin, birikim süreleri üzerinden ortalaması alınır (Liu et al. 2015).

Şekil 3.5'te seyrek gösterime dayalı görüntü füzyon şeması gösterilmektedir.



Şekil 3.5. Seyrek gösterime dayalı görüntü füzyon şeması (Ma et al. 2018)

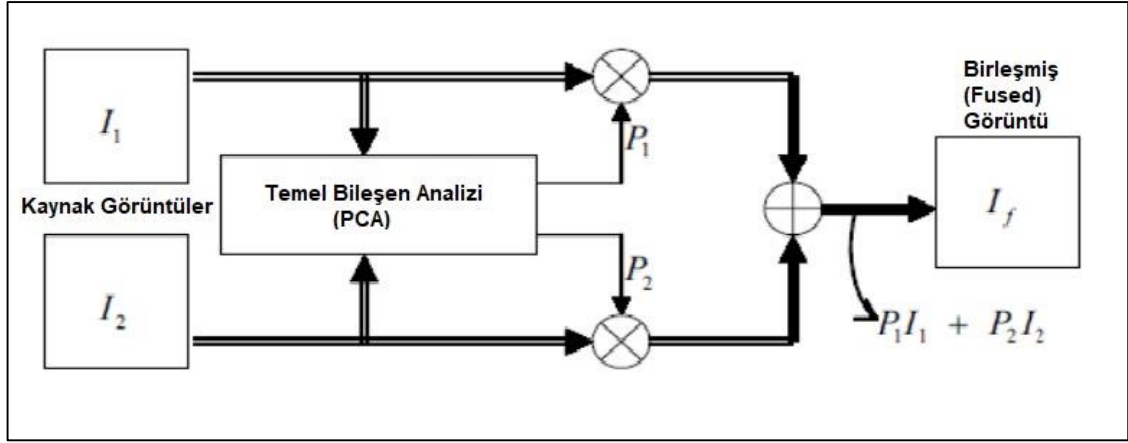
3.2.3. Temel bileşen analizi metodu (PCA)

Temel Bileşen Analizi (PCA), özellikle görüntü sıkıştırma ve görüntü sınıflandırma tekniklerinde kullanılmaktadır. Temel Bileşen Analizi (PCA), genellikle çok boyutlu veri kümelerini analiz için daha düşük boyutlara indirgemek için kullanılan bir vektör uzay dönüşümüdür, başka bir deyişle PCA, ilişkili değişkenlerin sayısını temel bileşenler adı verilen bağımsız değişkenlere dönüştürür. PCA'nın en önemli avantajı, veri boyutu sıkıştırıldığında ve boyutları değiştirildiğinde çıktı görüntüsünde çok fazla bilgi kaybı olmamasıdır. Füzyon, birleştirilecek görüntülerin ağırlıklı ortalaması ile gerçekleştirilir. Her bir kaynak görüntü için ağırlıklar elde etmek için her kaynağın kovaryans matrislerinin en büyük öz değerine ilişkin öz vektörü kullanılır. Maksimum varyansın yönü, birinci ana bileşeni hesaplamak için kullanılır. İkinci ana bileşen, birincinin düşey (dikey) alt uzayında yer almaya zorlanır. Bu alt uzayın içinde, bu bileşen maksimum varyansın yönünü gösterir. Üçüncü ana bileşen, ilk ikisine dikey alt-uzayda maksimum varyans yönündedir ve bu böyle devam eder. PCA, Hotelling Dönüşümü veya Karhunen-Loeve dönüşümleri olarak da bilinir (Patel 2015).

Kaynak görüntüler I_1 ve I_2 , (x, y) olarak iki sütun vektöründe düzenlenir ve ampirik ortalamaları çıkarılır. Ortaya çıkan vektör $n \times 2$ boyutuna sahiptir. Burada n , her görüntü vektörünün uzunluğudur. Bu elde edilen vektörün özvektörü ve özdeğerleri hesaplanır ve daha büyük özdeğere karşılık gelen özvektörler elde edilir. Normalleştirilmiş bileşenler P_1 ve P_2 ($P_1 + P_2 = 1$ 'dir), elde edilen özvektörden hesaplanır. Son olarak birleşmiş görüntü normalleştirilmiş bileşenlerin kaynak görüntülerin sütun vektörleri ile çarpılıp toplanması ile elde edilir (3.24) (Patel 2015).

$$I_f(x, y) = P_1 I_1(x, y) + P_2 I_2(x, y) \quad (3.24)$$

Şekil 3.6'da PCA tabanlı görüntü füzyon metodunun şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.6. PCA tabanlı görüntü füzyon şeması (Patel 2015)

3.2.4. Belirginlik temelli metot

Belirginlik temelli metotta, füzyonu gerçekleştirmek için görüntü ayrıştırma, füzyon ve görüntünün yeniden inşası adımlarına ihtiyaç vardır. Ayrıştırma, temel ve detay katmanlarını elde etmek için bir ortalama filtre ve medyan filtre kullanılarak yapılır. Bu ayrıştırılmış taban ve detay katmanları, farklı füzyon kuralları kullanılarak birleştirilir. Birleşmiş (fused) görüntü, son temel ve detay katmanlarından yeniden oluşturulur.

İki ölçekli görüntü ayrıştırma için, $\Phi_1(x, y)$ ve $\Phi_2(x, y)$ boyutunda sırasıyla VIS ve IR kaynak görüntüleri ele alınırsa: Bu kaynak görüntüler, büyük ölçekli varyasyonlar içeren temel katmanlara ve küçük varyasyonlar içeren detay katmanlarına ayrıştırılır. Bu amaçla basit bir ortalama filtre veya medyan filtre kullanılır. Bu işlem şu şekilde temsil edilir (3.25), (3.26).

$$\Phi_1^B(x, y) = \Phi_1(x, y) * \mu(x, y) \quad (3.25)$$

$$\Phi_2^B(x, y) = \Phi_2(x, y) * \mu(x, y) \quad (3.26)$$

Burada Φ_1^B ve Φ_2^B , sırasıyla VIS ve IR kaynak görüntülerine karşılık gelen temel katmanlardır. w_μ boyutlu kare pencerenin ortalama filtresi μ ile verilir ve $*$ konvolüsyonu temsil eder.

Detay katmanları, kaynak görüntülerden temel katmanlar çıkarılarak çıkarılır (3.27), (3.28).

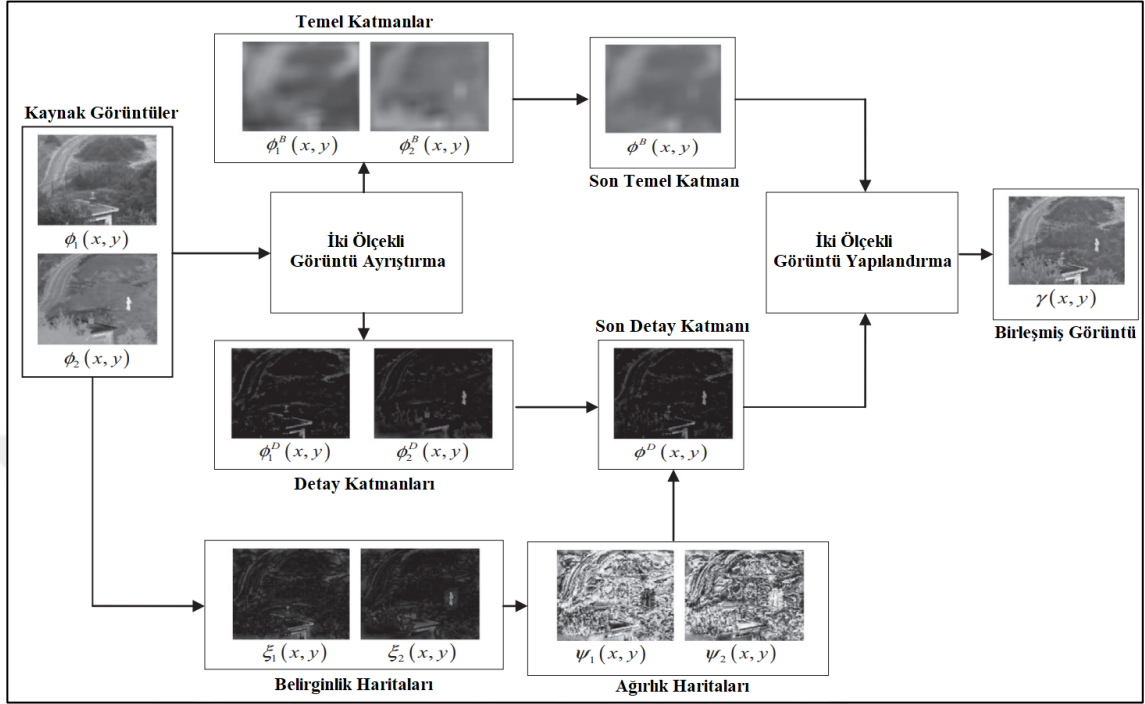
$$\Phi_1^D(x, y) = \Phi_1(x, y) - \Phi_1^B(x, y) \quad (3.27)$$

$$\Phi_2^D(x, y) = \Phi_2(x, y) - \Phi_2^B(x, y) \quad (3.28)$$

Burada Φ_1^D ve Φ_2^D , detay katmanlarıdır.

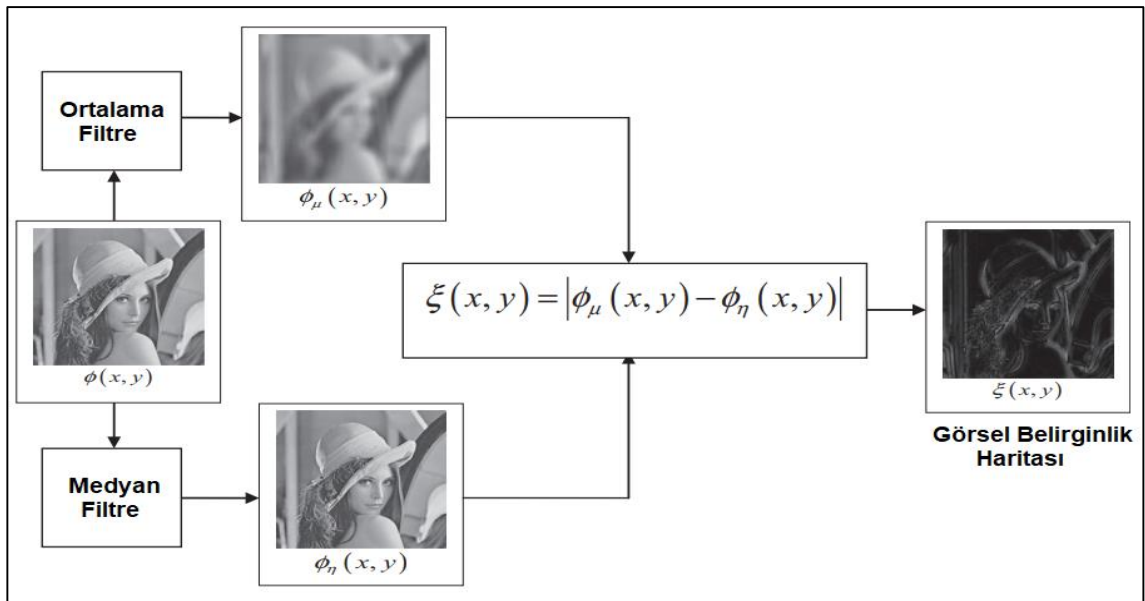
Görsel belirginlik haritası tespiti, görüntüdeki daha önemli olan kişiler, nesneler veya pikseller gibi bölgeleri tespit etme veya tanımlama işlemidir. Bu göze çarpan bölgeler, görüntüdeki diğer bölgelere kıyasla insanın görsel dikkatini daha fazla çeker. Şekil 3.8'de gösterildiği gibi, bir piksel ve komşuları arasındaki yoğunluk değişimlerini azaltmak için her kaynak görüntüye bir ortalama filtre uygulanır. Bu filtre, kenar bilgisi ile uğraşmadan tüm görüntü üzerinde düzgünleştirme işlemi gerçekleştiren doğrusal bir filtredir. Gürültü veya yapaylıkları gidermek için her kaynak görüntüye bir medyan filtresi uygulanır. Bu doğrusal olmayan bir filtredir. Böylece kenar bilgilerini korurken her kaynak görüntü üzerinde yumuşatma işlemi gerçekleştirir. Her bir kaynak görüntünün belirginlik haritası, ortalama ve medyan filtreleme çıktılarının farkı alınarak hesaplanır, çünkü bu filtreleme çıktılarının farkı, komşularından daha önemli olan kenarlar ve çizgiler gibi belirginlik bilgilerini vurgulayabilir. Farkın bir normu hesaplanır çünkü sadece farklılıkların büyüklüğü gereklidir.

Seçilen bu metodun blok diyagramı Şekil 3.7'de gösterilmektedir (Bavirisetti et al. 2016).



Şekil 3.7. Belirginlik temelli füzyon metodunun şematik diyagramı (Bavirisetti et al. 2016).

Şekil 3.8'de görsel belirginlik haritası tespitinin şematik diyagramı gösterilmektedir (Bavirisetti et al. 2016).



Şekil 3.8. Görsel belirginlik haritası tespitinin şematik diyagramı (Bavirisetti et al. 2016)

Şekil 3.8'de gösterildiği gibi, gri ölçekli bir görüntünün (Φ), belirginlik haritası (ξ) şu şekilde verilir (3.29):

$$\xi(x, y) = |\Phi_\mu(x, y) - \Phi_\eta(x, y)| \quad (3.29)$$

Burada $|$, mutlak değerdir. Φ_μ , pencere boyutu w_μ olan bir ortalama filtrenin çıktısıdır. Φ_η , w_η boyutunda bir medyan filtresinin çıktısıdır.

Bu belirginlik algılama algoritması, renkli görüntü işlemeye genişletilebilir. Renkli bir görüntünün görsel belirginlik çıkarımı şu şekilde verilir (3.30):

$$\xi(x, y) = \|\Phi_\mu(x, y) - \Phi_\eta(x, y)\| \quad (3.30)$$

Burada $\|$, L2 normu veya Öklit mesafesidir.

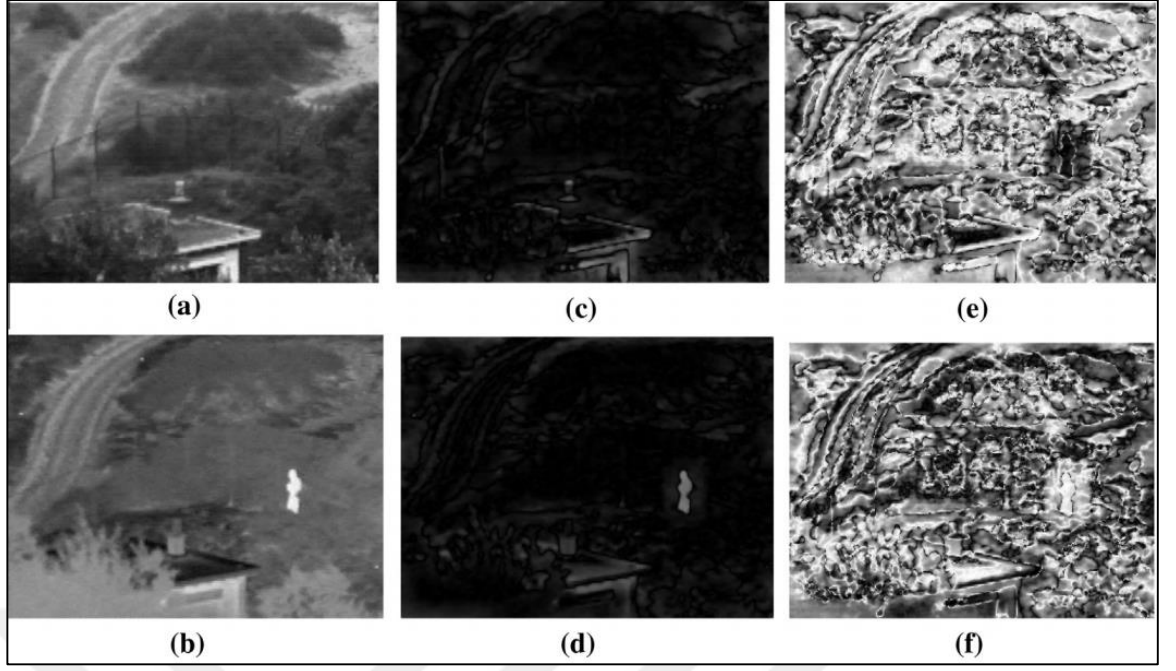
Bu denklem daha da genişletilebilir (3.31):

$$\xi(x, y) = d_e(\Phi_\mu, \Phi_\eta) = \sqrt{(\Phi_\mu^R(x, y) - \Phi_\eta^R(x, y))^2 + (\Phi_\mu^G(x, y) - \Phi_\eta^G(x, y))^2 + (\Phi_\mu^B(x, y) - \Phi_\eta^B(x, y))^2} \quad (3.31)$$

Burada “ d_e ” Öklit mesafesidir. Φ_μ^R , Φ_μ^G ve Φ_μ^B , sırasıyla ortalama filtreleme çıktısının R, G ve B bileşenleridir. Benzer şekilde, Φ_η^R , Φ_η^G ve Φ_η^B , sırasıyla medyan filtreleme çıktısının R, G ve B bileşenleridir.

Kaynak görüntüler Φ_1 ve Φ_2 için, belirginlik haritaları sırasıyla ξ_1 ve ξ_2 ile gösterilir. Şekil 3.9'da kaynak görüntünün analizi sunulmuştur.

VIS ve IR görüntüleri sırasıyla Şekil 3.9. (a) ve (b)'de gösterilmektedir. Karşılık gelen belirginlik haritaları sırasıyla Şekil 3.9. (c) ve (d)'de sunulmaktadır.



Şekil 3.9. (a) VIS görüntü (b) IR görüntü (c) VIS belirginlik haritası (d) IR belirginlik haritası (e) VIS ağırlık haritası (f) IR ağırlık haritası (Bavirisetti et al. 2016).

Ağırlık haritaları, belirginlik haritalarının normalizasyonu ile hesaplanır. Bu ağırlık haritaları şu şekilde verilmektedir (3.32), (3.33):

$$\psi_1 = \frac{\xi_1(x,y)}{(\xi_1(x,y) + \xi_2(x,y))} \quad (3.32)$$

$$\psi_2 = \frac{\xi_2(x,y)}{(\xi_1(x,y) + \xi_2(x,y))} \quad (3.33)$$

ψ_1 ve ψ_2 , sırasıyla ξ_1 ve ξ_2 'den hesaplanan ϕ_1^D ve ϕ_2^D 'ye karşılık gelen ağırlık haritalarıdır (bkz. formül (3.30)).

ψ_1 ve ψ_2 ağırlıkları birbirini tamamlayıcıdır, yani $\psi_1 + \psi_2 = 1$ 'dir. Bu toplamın 1 kalabilmesi için, eğer bu ağırlık haritası oluşturma süreci bir piksele daha fazla ağırlık verirse, detay görüntü aynı konumdaki piksele daha az ağırlık verir ve bunun tersi de geçerlidir. VIS ve IR görüntüler için karşılık gelen belirginlik haritaları sırasıyla Şekil 3.9. (e) ve (f) 'de sunulmaktadır.

Ayrıntı katmanı füzyonu için: ayrıntı katmanlarından önemli bilgiler, ψ_1 ve ψ_2 ağırlık haritalarının sırasıyla Φ_1^D ve Φ_2^D ayrıntı katmanlarıyla çarpılır, toplanır ve tek bir görüntüye entegre edilir (3.34).

$$\Phi^D(x, y) = \psi_1(x, y) \cdot \Phi_1^D(x, y) + \psi_2(x, y) \cdot \Phi_2^D(x, y) \quad (3.34)$$

Burada Φ^D , son ayrıntı katmanıdır.

Temel katman füzyonu için ortalama bir füzyon kuralı kullanılır (3.35).

$$\Phi^B(x, y) = 0.5 \cdot (\Phi_1^B(x, y) + \Phi_2^B(x, y)) \quad (3.35)$$

Burada Φ^B , son temel katmandır.

Son olarak, iki ölçekli görüntünün yeniden inşası yapılır. Birleşmiş görüntü, son taban ve son detay katmanlarının doğrusal toplamı ile oluşturulur (3.36).

$$\gamma(x, y) = \Phi^B(x, y) + \Phi^D(x, y) \quad (3.36)$$

3.2.5. Hibrit curvelet ve seyrek gösterim metodu

Seçilen hibrit metot, çok ölçekli dönüşüm (MST) metodu olan curvelet dönüşümünün seyrek gösterim (SR) metoduyla birleştirilmesidir. Mevcut kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının avantajları ve dezavantajları vardır. Hibrit metotlar, görüntü füzyon performansını iyileştirmek için bu mevcut metotların avantajlarını birleştirmeyi amaçlar (Liu et al. 2015).

MST tabanlı görüntü birleştirme metodları için yüksek geçiş bantları "maksimum mutlak" kuralı ile birleştirilirken alçak geçiş bantları "ortalama" kuralı kullanılarak birleştirilir. Bunun da iki ana dezavantajı vardır. Birincisi kontrast kaybıdır. İkincisi, MST ayırıştırma seviyesinin seçilmesindeki zorluktur. Öte yandan, kaynak görüntülerden yeterli uzamsal ayrıntıların çıkarılabilmesini sağlamak için, ayırıştırma düzeyi 1 veya 2

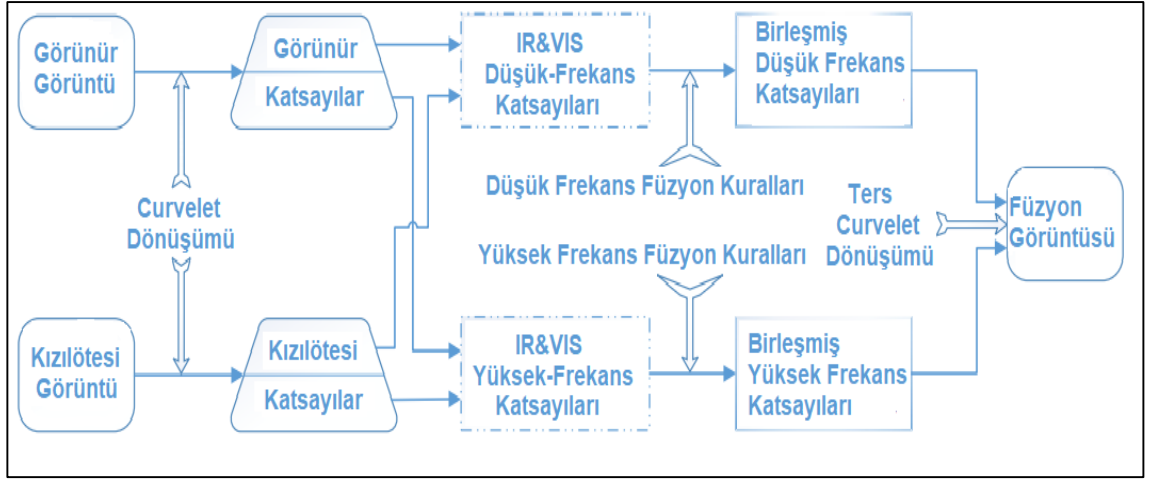
gibi çok küçük seçilmemelidir. SR tabanlı görüntü füzyonu, yukarıdaki iki kusurun üstesinden gelmek için MST tabanlı füzyon metotlarıyla birleştirilir. Curvelet, alçak geçiş bantlarını birleştirmek için SR tabanlı metot kullanılır. Bu nedenle, kaynaşmış görüntüdeki kontrast iyileştirilir. İkinci kusur için, SR tabanlı metot alçak geçiş bandındaki uzamsal ayrıntıları çıkararak, metodu yanlış hizalamaya karşı daha sağlam hale getirmek için çok odaklı görüntü füzyonu için ayrıştırma seviyesi 4'ten daha az ayarlanabilir. Böylece, ayrışma seviyesinin belirlenmesindeki zorluk çözülür (Liu et al. 2015).

Seyrek gösterim tabanlı görüntü füzyon metodu esas olarak şu üç kusura sahiptir: Birincisi, dokular ve kenarlar gibi kaynak görüntülerdeki ince ayrıntılar, düzgünleştirilme eğilimindedir. İkincisi ise, “max-L1” kuralı, kaynak görüntüler farklı görüntüleme metodları ile yakalandığında, birleşmiş görüntüde uzamsal tutarsızlığa neden olabilir. Üçüncüsü, düşük hesaplama verimliliğidir. Curvelet dönüşümü, seyrek gösterim tabanlı metodun yukarıdaki üç kusurunun üstesinden gelebilir. Yüksek frekanslı uzamsal bilgi, curvelet gerçekleştirilerek elde edilir ve “maksimum mutlak” kuralı ile çıkarılır (Liu et al. 2015).

Metot adımları aşağıdaki gibidir:

- Kızılötesi ve görünür görüntüler üzerinde Curvelet ayrıştırması gerçekleştirilerek iki curvelet katsayısı elde edilir.
- Katsayılar, karşılık gelen çözünürlüğe dayalı olarak alçak frekans ve yüksek frekans bileşenlerine ayrılır. Bu bileşenler, alçak frekans ve yüksek frekans katsayılarına ayrı ayrı uygulanan füzyon kurallarıyla birleştirilir.
- Birleştirilmiş katsayılar kullanarak, füzyon görüntüsü elde etmek için ters curvelet dönüşümü uygulanır ve görüntü füzyonu tamamlanmış olur (Quan et al. 2014).

Şekil 3.10'da tek metot olarak, Curvelet Dönüşüm'ün (Curvelet Transform-CVT) akış şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.10. Curvelet dönüşümü akış şeması (Quan et al. 2014)

Hibrit metodun bir bütün halinde ayrıntılı anlatımı yapılacak olursa:

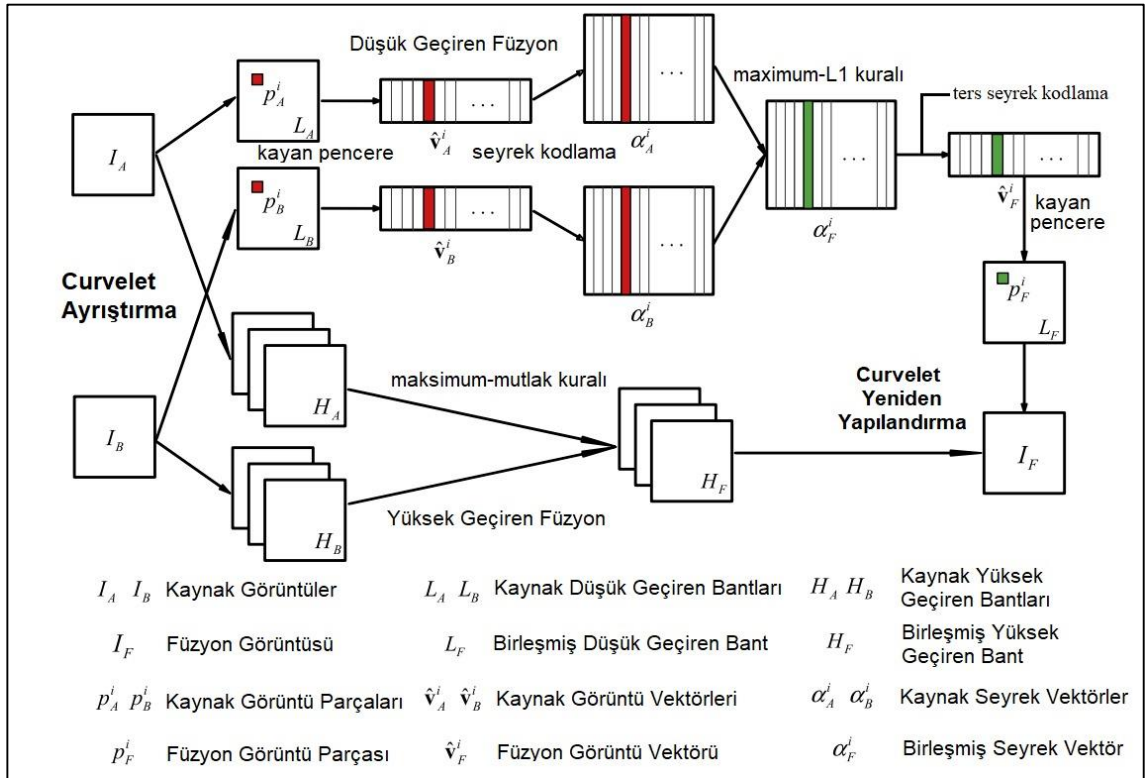
Öncelikle sözlük öğrenme gerçekleştirilir. Aşırı tam sözlük (overcomplete-dictionary), seyrek kodlamanın temsil kabiliyetini belirler. Aşırı tam sözlüğün manası, görüntü boyutu için gereken minimum sütun sayısından daha fazla sütun sayısına sahip olduğu anlamına gelir. Genel olarak, bir sözlük elde etmek için iki ana yaklaşım vardır. Birincisi, ayırık kosinüs dönüşümü (Discrete Cosine Transform-DCT) ve curvelet dönüşümü (CVT) gibi analitik modelleri doğrudan kullanmaktır. Ancak, bu sözlük kategorisi belirli bir türdeki sinyallerle sınırlıdır ve her sinyal için kullanılamaz. İkinci kategori, çok sayıda eğitim görüntüsü yamasından sözlüğü elde etmek için makine öğrenimi tekniğini uygulamaktır. $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutundaki M eğitim yamalarının R^n uzayındaki sütun vektörlerine yeniden düzenlendiğini, dolayısıyla $\{y_i\}$ eğitim veritabanının her $(y_i) \in (R^n)$ ile oluşturulduğu varsayılırsa: Sözlük öğrenme modeli şu şekilde sunulabilir (3.37):

$$\min_{D, \{\alpha_i\}_{i=1 \rightarrow M}} \sum_{i=1}^M \|\alpha_i\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|y_i - D\alpha_i\|_2 < \varepsilon, i \in \{1, \dots, M\} \quad (3.37)$$

$\varepsilon > 0$ bir hata toleransı olduğunda $\{\alpha_i\}$, $\{y_i\}$ 'ye karşılık gelen bilinmeyen seyrek vektörlerdir ve $D \in R^{n \times m}$ öğrenilecek bilinmeyen sözlüktür. Bu sorunu çözmek için bazı metotlar önerilmiştir fakat öğrenilmiş sözlükler genellikle önceden oluşturulmuş olanlardan daha iyi temsil kabiliyetine sahiptir. Bu nedenle metotta, öğrenmeye dayalı sözlük oluşturma benimsenmiştir.

Hibrit metotta curvelet, alçak geçiren bantların füzyonu için seyrek kodlama tekniği kullanılmıştır. Eğitim yamalarını almanın olası bir yolu, aynı ayrıştırma koşulu altında bazı eğitim görüntülerinden elde edilen karşılık gelen curvelet alçak geçiş bantlarından örneklemektir. Metotta, herhangi bir özel dönüşüm alanı ve parametre ayarlarında kullanılabilecek evrensel bir sözlük öğrenmesi hedeflenmiştir. Görüntü filtreleme ile elde edilen curvelet alçak frekans bandı, orijinal görüntünün pürüzsüz bir versiyonu olarak görülebilir. Doğal bir görüntüde bulunan sayısız "düz" yamalar, doğal görüntü parçalarından öğrenilen bir sözlük tarafından seyrek olarak temsil edilebildiğinden, alçak frekans bantlarındaki yamaları temsil etmek için aynı sözlüğü kullanmak teorik olarak mümkündür. Örneklenen her yamanın ortalama değeri, eğitimden önce sıfıra eşitlenir. Bu durumda elde edilen sözlükteki her bir parçacığın ortalama değeri de sıfırdır, dolayısıyla parçacıklar sadece yapısal bilgi içerir. Bir girdi yamasının temsil edilmesi için, seyrek kodlamadan önce ortalama değeri de sıfıra eşitlenmelidir. Böylece, evrensel bir sözlüğü öğrenmek için doğrudan doğal görüntü yamaları kullanılabilir (Liu et al. 2015).

Hibrit füzyonun ayrıntılı şematik diyagramı Şekil 3.11'de gösterilmiştir.



Şekil 3.11. Curvelet ve seyrek gösterim metodunun şematik diyagramı (Liu et al. 2015)

Ayrıntılı füzyon şeması aşağıdaki dört adımı içerir.

Adım 1: Curvelet ayrıştırması

$\{H_A, H_B\}$ yüksek ve $\{L_A, L_B\}$ alçak geçiş bantlarını elde etmek için iki kaynak görüntü $\{I_A, I_B\}$ üzerinde bir curvelet gerçekleştirilir.

Adım 2: Alçak geçiren füzyon

(i) L_A ve L_B 'yi s piksel adım uzunluğunda sol üstten sağ alta doğru $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutunda görüntü parçalarına bölmek için kayan pencere tekniği uygulanır. L_A ve L_B 'de sırasıyla $\{p_A^i\}$ ve $\{p_B^i\}$ ($i=1 \rightarrow T$) olarak gösterilen T yamalarıdır.

(ii) Her i konumu için, $\{p_A^i, p_B^i\}$, $\{V_A^i, V_B^i\}$ sütun vektörlerine yeniden düzenlenir ve ardından $\{\hat{V}_A^i, \hat{V}_B^i\}$ 'yi elde etmek için her vektörün ortalama değeri sıfıra normalleştirilir (3.38), (3.39):

$$\hat{V}_A^i = V_A^i - \bar{v}_A^i \cdot 1 \quad (3.38)$$

$$\hat{V}_B^i = V_B^i - \bar{v}_B^i \cdot 1 \quad (3.39)$$

.1, hepsi bir değerde bir $n \times 1$ vektörünü belirtirken, $\bar{v}_A^i$ ve $\bar{v}_B^i$, sırasıyla V_A^i ve V_B^i 'deki tüm öğelerin ortalama değerleridir.

(iii) $\{\hat{V}_A^i, \hat{V}_B^i\}$ 'nin seyrek katsayı vektörleri $\{\alpha_A^i, \alpha_B^i\}$ ortogonal eşleştirme takibi (OMP) algoritmasını kullanarak hesaplanır (3.40), (3.41).

$$\alpha_A^i = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \|\alpha\|_0 \quad s. t. \quad \|\hat{V}_A^i - D\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (3.40)$$

$$\alpha_B^i = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \|\alpha\|_0 \quad s. t. \quad \|\hat{V}_B^i - D\alpha\|_2 < \varepsilon \quad (3.41)$$

Burada “D” öğrenilen sözlük anlamına gelir.

(iv) Birleşmiş seyrek vektörü elde etmek için α_A^i ve α_B^i "max-L1" kuralıyla birleştirilir (3.42).

$$\alpha_F^i = \{\alpha_A^i \text{ Eğer } \|\alpha_A^i\|_1 > \|\alpha_B^i\|_1 \text{ ise}\}, \alpha_F^i = \{\alpha_B^i \text{ Diğer Durumlarda}\} \quad (3.42)$$

V_A^i ve V_B^i 'nin birleştirilmiş sonucu şu şekilde hesaplanır (3.43):

$$V_F^i = D\alpha_F^i + \bar{v}_F^i \cdot 1 \quad (3.43)$$

Burada birleştirilmiş ortalama değer $\bar{v}_F^i$, şu şekilde elde edilir (3.44):

$$\bar{v}_F^i = \{\bar{v}_A^i \text{ Eğer } \alpha_F^i = \alpha_A^i \text{ ise}\}, \bar{v}_F^i = \{\bar{v}_B^i \text{ Diğer Durumlarda}\} \quad (3.44)$$

(v) Tüm birleşmiş vektörleri $\{V_F^i\}$ ($i=1 \rightarrow T$) elde etmek için $\{p_A^i, p_B^i\}$ içindeki tüm kaynak görüntü yamaları için yukarıdaki işlemler yinelenir. L_F , alçak geçiren birleştirilmiş sonucu gösterebilir. Her V_F^i bir p_F^i yamasıyla yeniden şekillendirilir ve ardından p_F^i , L_F 'deki orijinal konumuna yerleştirilir. Yamalar üst üste bindikçe, her pikselin L_F 'deki değerinin, birikim süreleri üzerinden ortalaması alınır.

Adım 3: Yüksek geçiren füzyon

Etkinlik düzeyi ölçümü olarak her katsayının mutlak değerini kullanan "maksimum mutlak" kuralıyla H_F 'yi elde etmek için H_A ve H_B birleştirilir.

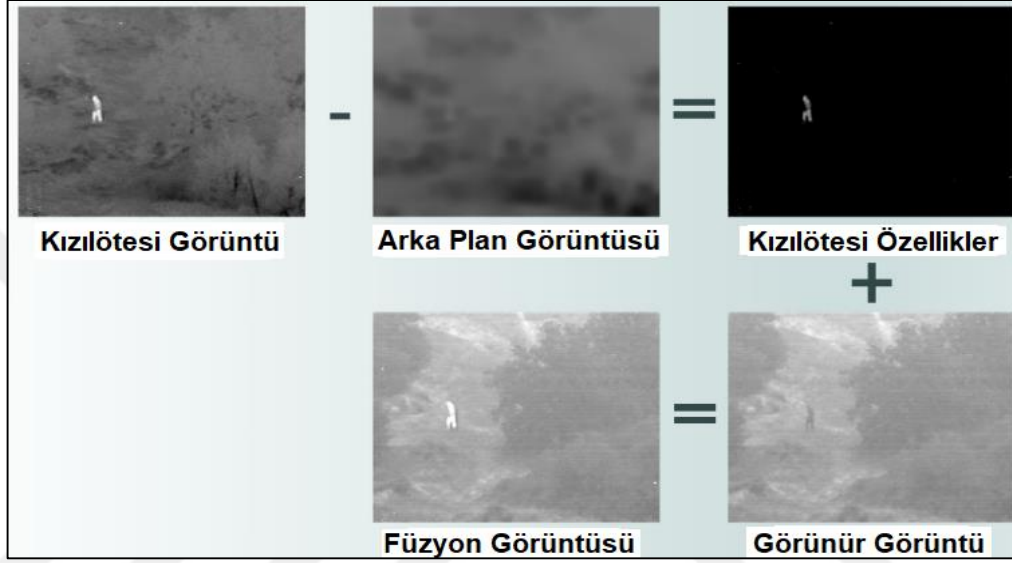
Adım 4: Füzyon görüntüsünün oluşturulması

Son füzyon görüntüsünü (I_F) yeniden oluşturmak için, L_F ve H_F üzerinde karşılık gelen ters curvelet gerçekleştirilir.

3.2.6. Kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruması metodu

Seçilen bu metot esas olarak üç adımı içerir, bunlar: kızılötesi özellik çıkarma, kızılötesi özellik iyileştirme ve son olarak görüntü füzyonudur (Zhang, Y. et al. 2017).

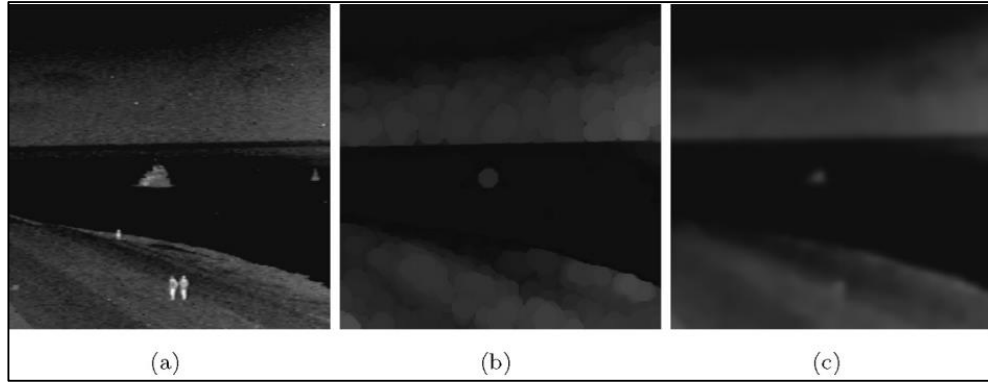
Bu metodun daha iyi anlaşılması için metot yapısı Şekil 3.12'de gösterilmektedir.



Şekil 3.12. Kızılötesi özellik çıkarma ve görsel bilgi koruma metodunun genel yapısı (Zhang, Y. et al. 2017).

Metodun üç esas adımından ilki olan “kızılötesi özellik çıkarma” adımı kullanılarak 2 yöntem vardır ve bunlar: Bézier enterpolasyonu veya morfoloji açma operatörüdür. Bézier enterpolasyonu, gerçek arka plana çok benzeyen ve kızılötesi parlak özelliklerin çıkarılması için arzu edilen bir pürüzsüz dışbükey arka plan oluşturabilir.

Şekil 3.13'te kızılötesi arka planın yeniden yapılandırılmasında morfolojik (açma ve kapama) operatörünün ve bézier enterpolasyon yönteminin görsel bir karşılaştırma örneği gösterilmektedir. Bu örnek, bézier enterpolasyon yönteminin kızılötesi arka planı yeniden yapılandırmak için morfolojik yöntemden daha üstün ve uygun olduğunu göstermektedir (Zhang, Y. et al. 2017).



Şekil 3.13. (a) IR görüntü (b) morfoloji açma (dilation) operatörü (c) b zier enterpolasyonu (Zhang, Y. et al. 2017).

Bu nedenle, kızıl tesi arka planı oluřturmak i in Bezier enterpolasyon y ntemi benimsenmiřtir. B zier enterpolasyonu, arka planda yeterli kontrol noktalarını  rnekleyerek g r nt  arka planını tahmin etmek i in uyarlanır,  nceden bilinen bazı kontrol noktalarına enterpolasyon yaparak b y k boyutlu bir matrisi geri y klemek i in bir y ntemdir. Kızıl tesi arka planı dođru bir řekilde oluřturmak i in, kızıl tesi nesne noktaları hari  tutulur ve kızıl tesi arka plandan m mk n olduđunca  ok sayıda kontrol noktası  rneklenmelidir. Ancak, mevcut kontrol noktası bulma y ntemi, kontrol noktalarını piksel piksel arar, bu da zaman alıcı ve g r lt ye karřı hassastır. Nesne noktalarını hari  tutarken uygun arka plan noktalarını  rneklemenin etkili bir yolu, nesne ana hatlarını tahmin etmektir. D rtl  ađa  ayrıştırma y ntemi, nesne ana hatlarını tahmin etmek i in iyi bir y ntemdir ve ayrıştırma iřleminde daha az zaman alır. Bu nedenle, ilk olarak, d rtl  ađa  ayrıştırma y ntemi benimsenmiřtir. D rtl  ađa  ayrıştırmasını ve b zier enterpolasyonunu kullanan kızıl tesi arka plan yapımı i in adımlar ařađıda a ıklanmıřtır:

 lk olarak, kızıl tesi g r nt , kızıl tesi nesnelerin ana hatlarını kabaca tahmin edebilen bir d rtl  ađa  yapısında uygun boyutlarda yamalar halinde ayrıştırılır. Spesifik olarak, bir g r nt n n d rtl  ađa  ayrıştırması genellikle řu adımlar ile ger ekleřtirilir:

 lk olarak kızıl tesi g r nt  d rtl  ađa  yapısının k k yaması olarak bařlatılır ve mevcut yamanın maksimum gri deđeri negatif ise d rt k   k yamaya b l nmelidir. Bařlangı ta mevcut yamanın minimum gri deđeri  nceden ayarlanmış eřikten daha b y kt r ve bu iřlem, hi bir yama daha fazla b l nmeyinceye veya yama boyutu izin verilen minimum boyuta ulařana kadar devam eder. D rtl  ađa  ayrıştırmada, eřik T_{quad}

ve boyut sz iki önemli parametredir. T_{quad} , dörtlü ağaçtaki yamanın daha fazla ayrıştırılması gerekip gerekmediğini belirlemek için kullanılır ve genellikle küçük bir eşik, parazit pikselleri tarafından bir düz yamanın dalgalanmasını engellemek için seçilir. Olası gürültüleri ortadan kaldırmak için $T_{quad} = 20$ olarak ayarlanmıştır. İzin verilen minimum boyut, kızilötesi nesnelerin tamamını veya çoğunu kaplayacak kadar büyük olmalıdır ve bu nedenle bu parametreyi kızilötesi nesnelerin maksimum boyutu olarak belirlenmiştir. Kızilötesi nesnelerin maksimum boyutu, kızilötesi görüntünün gri değerlerinin yüzde beşinin ortalaması kullanılarak bölümlere ayrılmasıyla tahmin edilir. Bu iki ayar aracılığıyla, kızilötesi görüntünün dörtlü ağaç yapısı iyi bir şekilde oluşturulabilir.

İkinci olarak, 16 kontrol noktasının konumları (x-koordinatları ve y-koordinatları) dörtlü ağaç yapısındaki her bir yamadan eşit olarak örneklenir. Farklı olarak, kontrol noktalarının gri değerleri, karşılık gelen konumun yerel minimumu olarak ayarlanır. Bu ayarın nedeni, dörtlü ağaç yapısının, tepe noktalarının çoğunun kızilötesi arka planda yer aldığını doğrulayabilmesidir, ancak kızilötesi nesnenin içinde birkaç nokta olabilir ve yerel minimum gri değer genellikle arka planı belirtir. Daha sonra, her bir yamanın b zier y zeyi, (3.45)'e g re karşılık gelen 16 kontrol noktasının x-koordinatları, y-koordinatları ve gri değerlerinin enterpolasyonu yoluyla yeniden oluşturulabilir (3.45).

$$Q(u, v) = UPM^T V^T \quad (3.45)$$

Burada (u, v), 0 ile 1 arasındaki enterpolasyon oranı ile temsil edilen enterpolasyonlu konumu belirtir. (U, V), (u, v) ile ilgili deęişken enterpolasyon katsayısını belirtir. M, sabit enterpolasyon katsayısı matrisini g sterir. P, 16 kontrol noktasından oluřan 4x4 matrisi ifade eder. Spesifik olarak, U; V; M ve P ařaęıdaki gibi tanımlanır:

$$U = [u^3, u^2, u^1, u^0] \quad (3.46)$$

$$V = [v^3, v^2, v^1, v^0] \quad (3.47)$$

$$M = [1 \ 0 \ 0 \ 0; -3 \ 3 \ 0 \ 0; 3 \ -6 \ 3 \ 0; -1 \ 3 \ -3 \ 1] \quad (3.48)$$

$$P = [p_{11} \ p_{12} \ p_{13} \ p_{14}; p_{21} \ p_{22} \ p_{23} \ p_{24}; p_{31} \ p_{32} \ p_{33} \ p_{34}; p_{41} \ p_{42} \ p_{43} \ p_{44}] \quad (3.49)$$

Burada pij, ij kontrol noktasının herhangi bir özelliğın boyutunu (x-koordinatı, y-koordinatı ve görüntü yoğunluğu) belirtir. p, x koordinatını temsil eder. Q ise enterpolasyonlu x koordinatını temsil eder.

Kontrol noktaları her bir kare yamadan üniform bir şekilde örneklendiğinden, bu nedenle her bir yamanın b zier y zeyi, u ve v (3.45)'de üniform olarak ayarlanarak kolayca yeniden oluřturulabilir. Daha sonra, kıızıl tesi arka plan (I_{BIR}), d rtl  ağaç yapısında her bir yamanın b zier y zeyi birleřtirilerek iyi bir şekilde yeniden oluřturulabilir. Bununla birlikte, t m b zier y zeylerinin doğrudan kombinasyonu yapay dokulara neden olabilir, bu nedenle kıızıl tesi arka plan bir Gauss filtresi ile yumuřatılır (3.50).

$$I_{FBIR} = I_{BIR} * g(s, \sigma) \quad (3.50)$$

Burada s ve σ , sırasıyla gauss filtresinin boyutunu ve standart sapmasını g sterir. Genel olarak, baėlı b zier yamaları  ok benzerdir, bu nedenle p r zs z arka plan oluřturmak i in k   k bir yumuřatma derecesi uygun olabilir. Gauss filtresi i in $s=11$ ve

$\sigma=5$ boyutuna ayarlanmıřtır. Daha sonra, p r zs z ve doėal bir kıızıl tesi arka plan g r nt s  (I_{FBIR}) elde edilir ve ardından kıızıl tesi parlak  zellikler, arka plan g r nt s n  kıızıl tesi g r nt den  ıkararak basit e elde edilir (3.51).

$$BF = \max(I_{IR} - I_{FBIR}, 0) \quad (3.51)$$

Metodun    esas adımımdan ikincisi “kıızıl tesi  zellik iyileřtirme” adımıdır. Kıızıl tesi arka plan karmařık olduėundan, m kemmел bir şekilde oluřturulamaz. Bu nedenle,  ıkarılan kıızıl tesi parlak  zellikler (BF) hala istenmeyen arka plan bilgisi ile karıřtırılabilir. Bu sorunu   zmek i in, bařka bir yaklařım y ntemiyle tahmin edilen olası arka plan bilgisi azaltılır ve kıızıl tesi  zelliklerden gelen arka plan bilgisi engellenir. Tahmini arka plan  ok y zeyseldir fakat olası arka plan alanlarının  oėunu ve arka plan bastırma i in gerekli bazı kıızıl tesi parlak  zellikleri i erir. Ancak, t m tahmini arka plan bilgilerinin kıızıl tesi  zelliklerden  ıkarılması,  ok fazla kıızıl tesi  zelliėi kaybettirebilir. Bu nedenle, parlak  zelliklerden uygun bir bastırma oranı α ile  arpılan

tahmini arka plan çıkarılır. Böylece kullanışlı parlak özellikler korunurken gereksiz arka plan bilgisi büyük ölçüde azaltılır (3.52).

$$BF' = BF - \alpha \cdot \max(I_{vis} - I_{IR}, 0) \quad (3.52)$$

Burada α , arka plan bastırma oranını gösterir. Genel olarak, α deneysel olarak 0,6 olarak belirlenen, 0 ile 1 arasında değişen pozitif bir değerdir.

Nihai füzyon görüntüsünü elde etmenin basit bir yöntemi, parlak özellikleri doğrudan görsel görüntüye eklemektir. Bununla birlikte, bu yöntem bazen aşırı pozlamadan muzdarip füzyon görüntüleri üretir. Orijinal görsel bilgileri korurken bu sorunu çözmek için kızılötesi özellikleri aşağıdaki gibi daha da sıkıştırılır (3.53).

$$BF_{Final} = \beta \times BF' \quad (3.53)$$

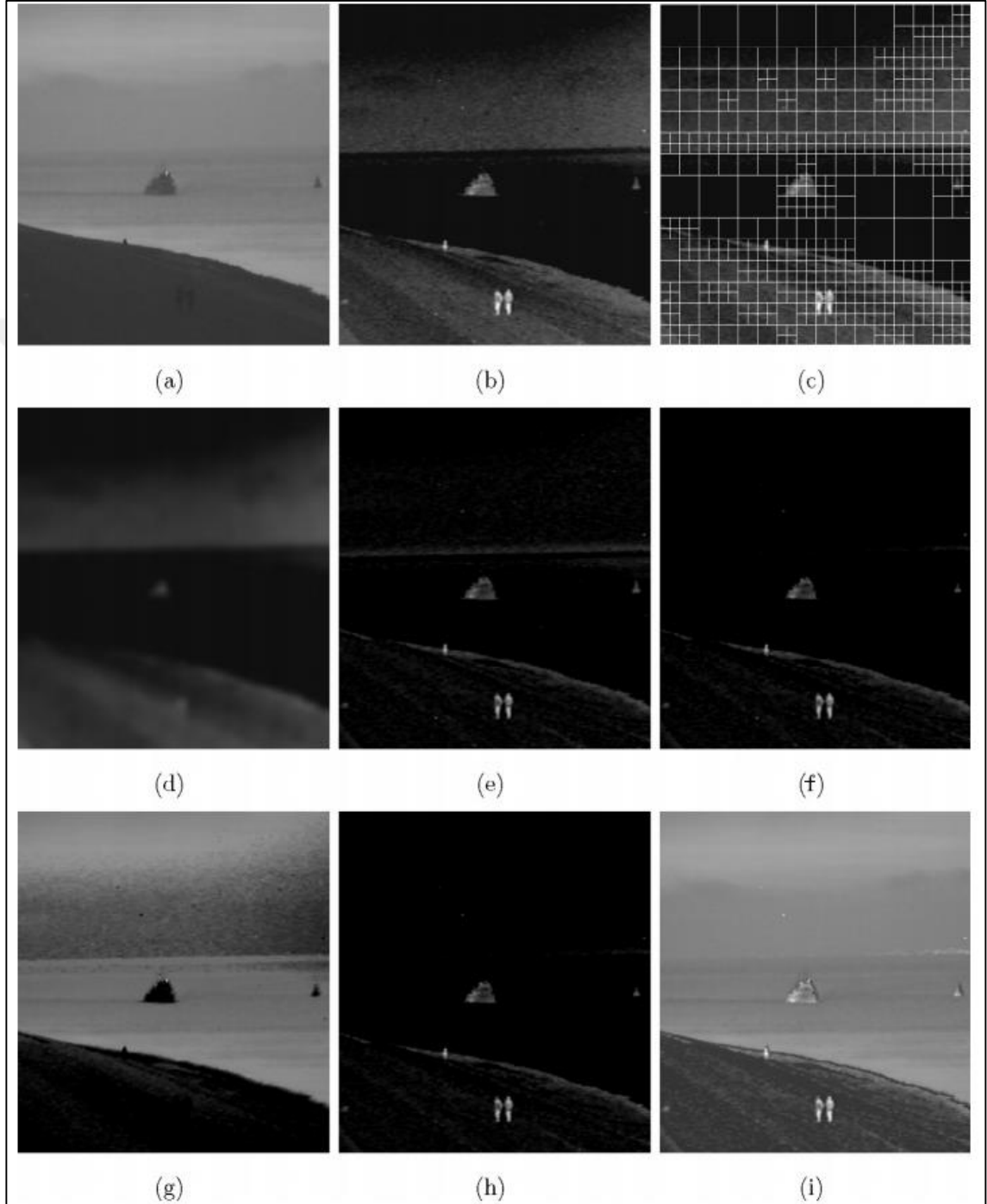
Burada β , özellik bastırma oranını gösterir. Bir görüntünün pozlama derecesi, görüntünün maksimum gri değerleriyle ölçülebilir. İlk olarak, doğrudan birleştirilmiş görüntünün aşırı pozlama derecesini gösteren, görünür görüntü (VIS) ve parlak özellikli görüntü BF' toplamının ilk yüzde 0,5'inin ortalaması hesaplanır ($A_{ver0.5}$ ile gösterilir). Ardından, β , $255/A_{ver0.5}$ ve 1'in minimum değeri olarak hesaplanır (3.54). Yani, $A_{ver0.5}$, 255'ten büyükse, mevcut parlak özellikler füzyon görüntüsünün aşırı pozlanmasına neden olabilir ve bu nedenle $(255/ A_{ver0.5})$ tarafından bastırılmalıdır. Aksi takdirde parlak özellikler değişmeden kalır. Matematiksel olarak β 'nın hesaplanması aşağıdaki gibi ifade edilir (3.54).

$$\beta = \min (255 \div A_{ver0.5}, 1) \quad (3.54)$$

Metodun üç esas adımından sonuncusu “görüntü füzyonu” adımıdır. İyileştirmeden sonra, kızılötesi özellikler artık görüntü füzyonu için uygun hale gelir. Böylece, nihai kızılötesi parlak özellikleri BF_{Final} 'i görünür görüntüye (I_{vis}) doğrudan ekleyerek füzyon görüntüsü oluşturulur. Böylece füzyon görüntüsü kızılötesi özellikleri iyi bir şekilde entegre eder ve birçok görsel bilgiyi korur (3.55).

$$I_{Fusion} = BF_{Final} + I_{vis} \quad (3.55)$$

Seçilen ve anlatılan bu metodun bir gösterim örneği Şekil 3.14'te sunulmuştur.



Şekil 3.14. (a) VIS (b) IR (c) IR üzerinde ayrıştırılmış dörtlü ağaç yapısı (d) dörtlü ağaç yapısı ve b zier enterpolasyonu kullanılarak yeniden yapılandırılmış IR arka plan (e) başlangı tadaki parlak  zellikler (b-d) (f) e  zerinde poz bastırılmış rafine parlak  zellikler (g) tahmin edilen arka plan (b-a) (h) son parlak  zellikler (f x a) (i) son f zyon g r nt s  (Zhang, Y. et al. 2017).

3.3. Kalite Değerlendirme Ölçütleri

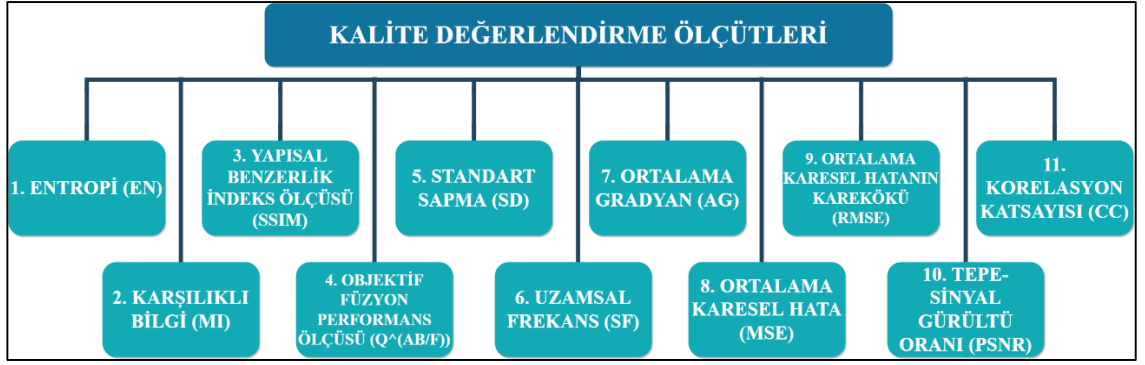
Kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu, son yıllarda bilgi füzyonunda büyük ilgi görmüştür. Bununla birlikte, farklı füzyon metotları farklı özelliklere sahiptir ve gerçek hayattaki uygulamalarda füzyon metotlarının performansları, büyük ölçüde birleşmiş görüntülerin kalitesine bağlıdır. Bu nedenle farklı metotların füzyon performansları nitel ve nicel olarak değerlendirilmelidir.

Farklı kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının performanslarını değerlendirmek için çok sayıda kalite değerlendirme ölçütü önerilmiştir. Kalite değerlendirme ölçütleri, farklı füzyon metotlarının performanslarını karşılaştırmak için kullanılabilir ve bunlar öznel ve nesnel değerlendirme ölçütleri olarak sınıflandırılabilir.

Öznel değerlendirme ölçütleri, füzyon kalitesi değerlendirmesinde önemli bir rol oynar. Bununla birlikte, en basit öznel değerlendirme ölçütü eğitimli gözlemciler tarafından birleşmiş görüntüleri puanlamaktır. Fakat bu ölçütün, insan müdahalesi, önemli ölçüde zaman harcanması, yüksek maliyet ve yeniden üretilemezlik gibi dezavantajları vardır. Bu problemlerin üstesinden gelmek için birleşmiş görüntülerin niteliklerini nicel ve otomatik olarak ölçebilen nesnel değerlendirme ölçütleri önerilmiştir.

Nesnel değerlendirme ölçütleri, birleşmiş görüntü kalitesini nicel olarak değerlendirir; insan görsel algısıyla oldukça tutarlıdır. Nesnel değerlendirme ölçütleri, bilgi teorisine, yapı benzerliğine, görüntü gradyanına, istatistiklere ve insan görsel sistemine dayanan farklı türlerde olabilir.

Şekil 3.15'te bazı görüntü kalite değerlendirme ölçütleri gösterilmektedir.



Şekil 3.15. Kalite değerlendirme ölçütleri

3.3.1. Entropi

Entropi (Entropy-EN), bilgi teorisi temelinde birleşmiş görüntünün içerdiği bilgi miktarını ölçer (Roberts et al. 2008). EN matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$EN = -\sum_{l=0}^{L-1} p_l \log_2(p_l) \quad (3.56)$$

Burada L , gri seviyelerin sayısını gösterir ve p_l , birleşmiş görüntüdeki karşılık gelen gri seviyenin normalleştirilmiş histogramıdır. EN ne kadar büyük olursa, birleşmiş görüntüde o kadar fazla bilgi bulunur ve füzyon metodunun performansı o kadar iyi olur. Ancak EN gürültüden de etkilenmiş olabilir; birleşmiş görüntü ne kadar fazla gürültü içeriyorsa, EN o kadar büyük olur. Bu nedenle EN genellikle yardımcı bir ölçüt olarak kullanılır.

3.3.2. Karşılıklı bilgi

Karşılıklı bilgi (Mutual Information-MI), kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye aktarılan bilgi miktarını ölçen bir kalite değerlendirme ölçütüdür (Mitchell 2014; Qu et al. 2002). MI, bilgi teorisinde temel bir kavramdır ve iki rastgele değişkenin bağımlılığını ölçer. MI matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$MI = MI_{A,F} + MI_{B,F} \quad (3.57)$$

Burada $MI_{A,F}$ ve $MI_{B,F}$, sırasıyla kızılötesi ve görünür görüntülerden birleşmiş

görüntüye aktarılan bilgi miktarını gösterir. İki rastgele değişken arasındaki MI, aşağıda tanımlanan Kullback-Leibler ölçümü ile hesaplanabilir:

$$MI_{X,F} = \sum_{x,f} p_{X,F}(x,f) \log \frac{p_{X,F}(x,f)}{p_X(x) p_F(f)} \quad (3.58)$$

Burada $P_X(x)$ ve $P_F(f)$, sırasıyla kaynak görüntü X ve birleşmiş görüntü F'nin marjinal histogramlarını gösterir. $P_{X,F}(x,f)$, kaynak görüntü X ve birleşmiş görüntü F'nin ortak histogramını belirtir. Büyük bir MI, kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye önemli miktarda bilgi aktarıldığı anlamına gelir, bu da iyi bir füzyon performansını gösterir.

3.3.3. Yapısal benzerlik indeksi ölçüsü

İnsan görsel sistemi, yapı kaybına ve bozulmaya karşı hassastır. Bu hassasiyet için, görüntü kaybı ve bozulmasını modellemek için yapısal benzerlik indeksi ölçüsü (Structural Similarity Index Measure-SSIM) adı verilen evrensel bir kalite indeksi önerilmiştir (Wang et al. 2004).

İndeks esas olarak üç bileşenden oluşur: korelasyon, parlaklık kaybı ve kontrast bozulması. Üç bileşenin ürünü, birleşmiş görüntünün değerlendirme sonucudur ve SSIM matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$SSIM_{X,F} = \sum_{x,f} \frac{2\mu_x\mu_f+C_1}{\mu_x^2+\mu_f^2+C_1} \frac{2\sigma_x\sigma_f+C_2}{\sigma_x^2+\sigma_f^2+C_2} \frac{\sigma_{xf}+C_3}{\sigma_x\sigma_f+C_3} \quad (3.59)$$

Burada $SSIM_{X,F}$, kaynak görüntü X ile birleşmiş görüntü F arasındaki yapısal benzerliği belirtir. Sırasıyla μ_x ve μ_f , bir kayan pencerede kaynak ve birleşmiş görüntülerin görüntü yamalarını; σ_{xf} , kaynak ve birleşmiş görüntülerin kovaryansını; σ_x ve σ_f , kaynak ve birleşmiş görüntülerin standart sapmasını (Standard Deviation-SD); μ_x ve μ_f sırasıyla kaynak ve birleşmiş görüntülerin ortalama değerlerini ifade eder. C_1 , C_2 ve C_3 , algoritmayı kararlı hale getirmek için kullanılan parametrelerdir. $C_1 = C_2 = C_3 = 0$ olduğunda, SSIM evrensel görüntü kalite indeksine indirgenir.

Böylece, tüm kaynak görseller ile birleşmiş görüntü arasındaki yapısal benzerlikler şu şekilde yazılabilir:

$$SSIM = \frac{(SSIM_{A,F} + SSIM_{B,F})}{2} \quad (3.60)$$

Burada $SSIM_{A,F}$ ve $SSIM_{B,F}$, kızılötesi/görünür ve birleşmiş görüntüler arasındaki yapısal benzerlikleri gösterir. Büyük bir SSIM değeri daha iyi bir füzyon sonucunu gösterir.

3.3.4. Objektif füzyon performans ölçüsü

Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$), kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye aktarılan kenar bilgisi miktarını ölçer ve kaynak görüntülerdeki kenar bilgilerinin birleşmiş görüntüde korunduğu varsayımına dayanır (Xydeas et al. 2000). $Q^{AB/F}$ matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Q^{AF}(i,j)w^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)w^B(i,j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (w^A(i,j) + w^B(i,j))} \quad (3.61)$$

$$Q^{XF}(i,j) = Q_g^{XF}(i,j)Q_a^{XF}(i,j) \quad (3.62)$$

Burada sırasıyla $Q_g^{XF}(i,j)$ ve $Q_a^{XF}(i,j)$: (i, j) konumundaki kenar kuvveti ve oryantasyon değerlerini gösterir. w^x , her kaynak görüntünün birleşmiş görüntü için önemini ifade eden ağırlığı belirtir. Büyük bir $Q^{AB/F}$, önemli kenar bilgilerinin birleşmiş görüntüye aktarıldığı anlamına gelir.

3.3.5. Standart sapma

Standart sapma (Standard Deviation-SD), birleşmiş görüntünün dağılımını ve kontrastını yansıtan istatistiksel mantığa dayanmaktadır (Jagalingam et al. 2015). SD matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - \mu_f)^2} \quad (3.63)$$

Burada μ_f , birleşmiş görüntünün ortalama değerini belirtir. Yüksek kontrastlı bölgeler, insan görsel sisteminin kontrasta duyarlılığı nedeniyle her zaman insanın dikkatini çeker. Bu nedenle, yüksek kontrastlı birleşmiş bir görüntü genellikle büyük bir SD ile sonuçlanır, bu da birleşmiş görüntünün iyi bir görsel efekt elde ettiği anlamına gelir.

3.3.6. Uzamsal frekans

Uzamsal frekans (Spatial Frequency-SF), gradyanlara, yani sırasıyla uzamsal satır frekansı (Row Frequency-RF) ve sütun frekansı (Column Frequency-CF) olarak da adlandırılan yatay ve dikey gradyanlara dayalı bir görüntü kalite indeksidir (Eskicioglu et al. 1995). SF, bir görüntünün gradyan dağılımını etkili bir şekilde ölçebilir, böylece bir görüntünün ayrıntısını ve dokusunu ortaya çıkarabilir. SF matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (3.64)$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i, j - 1))^2} \quad (3.65)$$

$$SF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i, j) - F(i - 1, j))^2} \quad (3.66)$$

Büyük bir SF'ye sahip birleşmiş bir görüntü daha iyi bir füzyonu gösterir, insan görsel sistemine göre insan algısına duyarlıdır ve zengin kenarlara ve dokulara sahiptir.

3.3.7. Ortalama gradyan

Ortalama gradyan (Average Gradient-AG), birleşmiş görüntünün gradyan bilgisini ölçer ve ayrıntısını ve dokusunu temsil eder (Jin et al. 2014). AG matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{\nabla F_x^2(i,j) + \nabla F_y^2(i,j)}{2}} \quad (3.67)$$

$$\nabla F_x(i,j) = F(i,j) - F(i+1,j) \quad (3.68)$$

$$\nabla F_y(i,j) = F(i,j) - F(i,j+1) \quad (3.69)$$

AG ne kadar büyük olursa, birleşmiş görüntü o kadar fazla gradyan bilgisi içerir ve füzyon algoritmasının performansı o kadar iyi olur.

3.3.8. Ortalama karesel hata

Ortalama karesel hata (Mean Squared Error-MSE), birleşmiş görüntünün hatasını kaynak görüntülerdekilerle karşılaştırarak hesaplar. Böylece birleşmiş görüntü ile kaynak görüntüler arasındaki farklılığı ölçer (Pal et al. 2017). MSE matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$MSE = \frac{MSE_{AF} + MSE_{BF}}{2} \quad (3.70)$$

$$MSE_{XF} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (X(i,j) - F(i,j))^2 \quad (3.71)$$

MSE_{AF} ve MSE_{BF} , birleşmiş/kızılötesi ve birleşmiş/görünür görüntüler arasındaki farklılığı ifade eder. Küçük bir MSE, iyi bir füzyon performansını gösterir; bu, birleşmiş görüntünün kaynak görüntülere yaklaştığı ve füzyon sürecinde minimum hata oluştuğu anlamına gelir.

3.3.9. Ortalama karesel hatanın karekökü

Ortalama karesel hatanın karekökü (Root Mean Squared Error-RMSE), MSE ölçütüne benzer (Pal et al. 2017). RMSE matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$RMSE = \frac{RMSE_{AF} + RMSE_{BF}}{2} \quad (3.72)$$

$$RMSE_{XF} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (X(m, n) - F(m, n))^2} \quad (3.73)$$

$RMSE_{AF}$ ve $RMSE_{BF}$, birleşmiş/kızılötesi ve birleşmiş/görünür görüntüler arasındaki farklılığı ifade eder. Küçük bir RMSE, birleşmiş görüntüde az miktarda hata ve bozulma olduğunu gösterir.

3.3.10. Tepe sinyal gürültü oranı

Tepe-sinyal gürültü oranı (Peak Signal to Noise Ratio-PSNR), birleşmiş görüntüdeki tepe değer gücü ile gürültü gücünün oranıdır ve bu nedenle füzyon işlemi sırasında bozulmayı yansıtır (Pal et al. 2017). PSNR matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{R^2}{MSE} \quad (3.74)$$

Burada “R” birleşmiş görüntünün tepe değerini gösterir. PSNR ne kadar büyükse, birleşmiş görüntü kaynak görüntülere o kadar yakındır ve füzyon metodunun ürettiği bozulma o kadar az olur.

3.3.11. Korelasyon katsayısı

Korelasyon katsayısı (Correlation Coefficient-CC), birleşmiş görüntü ve kaynak görüntülerin doğrusal korelasyon derecesini ölçer (Deshmukh et al. 2010). CC matematiksel olarak şu şekilde tanımlanır:

$$CC = \frac{r_{AF} + r_{BF}}{2} \quad (3.75)$$

$$r_{XF} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - \mu_x)(F(i,j) - \mu_f)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - \mu_x)^2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - \mu_f)^2}} \quad (3.76)$$

Burada μ_x , kaynak X görüntüsünün ortalama değerini, μ_f ise F birleşmiş görüntünün ortalama değerini belirtir. CC ne kadar büyük olursa, birleşmiş görüntü kaynak görüntülere o kadar benzer ve füzyon performansı o kadar iyi olur.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

4.1. Kaynak IR ve VIS Görüntüler

Seçilen 6 adet füzyon metodu için 12'si IR ve 12'si VIS olmak üzere 12 çift kaynak görüntü seti kullanılmıştır. Şekil 4.1 kaynak IR ve VIS görüntü setlerinin 4 çiftini göstermektedir (Anonymous14 2020).

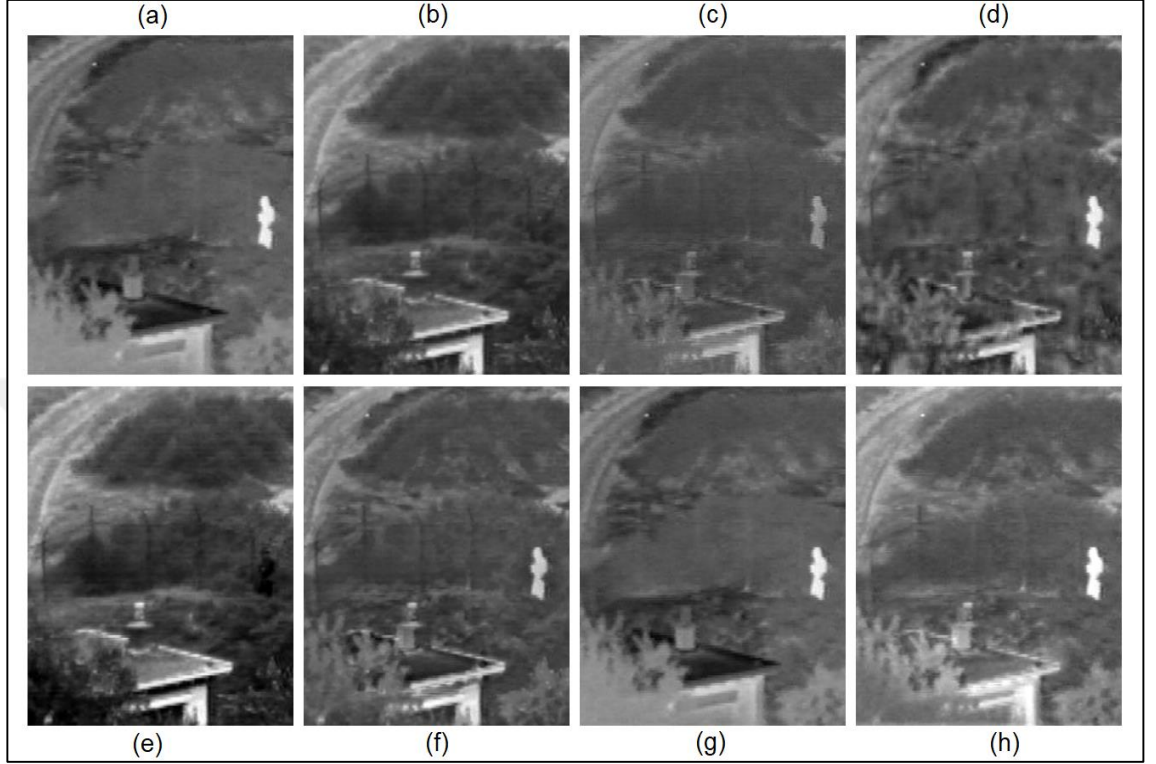


Şekil 4.1. Kaynak IR ve VIS görüntü setleri

4.2. Görsel Karşılaştırma

Yukarıdaki 4 çift kaynak görüntüye uygulanan 6 adet füzyon metodu sonucunda 24 adet birleşmiş görüntü elde edilmiştir. Bu bölümde füzyon ile oluşan her birleşmiş görüntünün detaylı olarak yorumlaması yapılmış ve görsel olarak karşılaştırılmıştır.

Şekil 4.2 Kaynak görüntü seti 1 (a) IR (b) VIS ve (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma metotlarının birleşmiş görüntülerini göstermektedir.



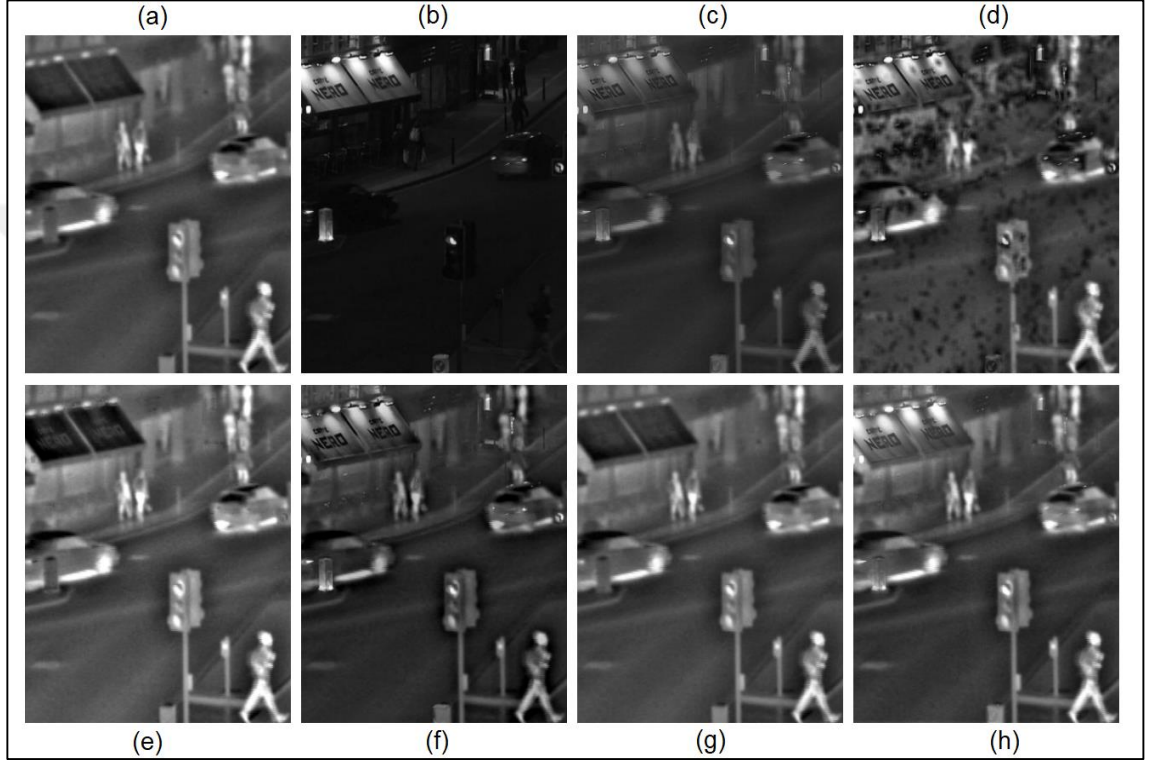
Şekil 4.2. Kaynak görüntü seti 1 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma.

Şekil 4.2'ye bakılarak şu görsel değerlendirme yorumları yapılabilir:

DSWT metodu kaynak görüntülerden bilgi aktarımı olarak ortalama bir sonuç vermiştir. Ayrıca bu metotta düşük parlaklık sorunu görülmektedir. Seyrek gösterim metodu kızılötesi belirgin nesne için parlaklığı yüksek sonuç vermiştir. PCA metodu belirgin kızılötesi detay olarak eksik kalmıştır. Ancak yine de tam görsel için en iyi sonuç veren metotlardan biri olduğu söylenebilir. Belirginlik temelli metodun kaynak görüntü detaylarını en uygun şekilde aktararak görsel olarak en iyi sonucu verdiği yorumu yapılabilir. Hibrit metot birleşmiş görüntüye kızılötesi görüntü bilgilerini çok fazla aktararak görsel detay bilgileri bozmuştur. Bu sonuç çizelgelerdeki MI değerlerinde de açıkça görülmektedir (bkz. s.53 çizelge 4.1 curvelet ve seyrek gösterim MI değeri). IR özellik çıkarma metodu parlaklık olarak yüksek görsel sonucu vermiştir. Ancak bu

yöntem sadece kızılötesi özelliğe odaklandığından görünür kaynak görüntüdeki bilgilere yoğunlaşmadan ortalama bir sonuç vermiştir.

Şekil 4.3 Kaynak görüntü seti 2 (a) IR (b) VIS ve (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma metotlarının birleşmiş görüntülerini göstermektedir.



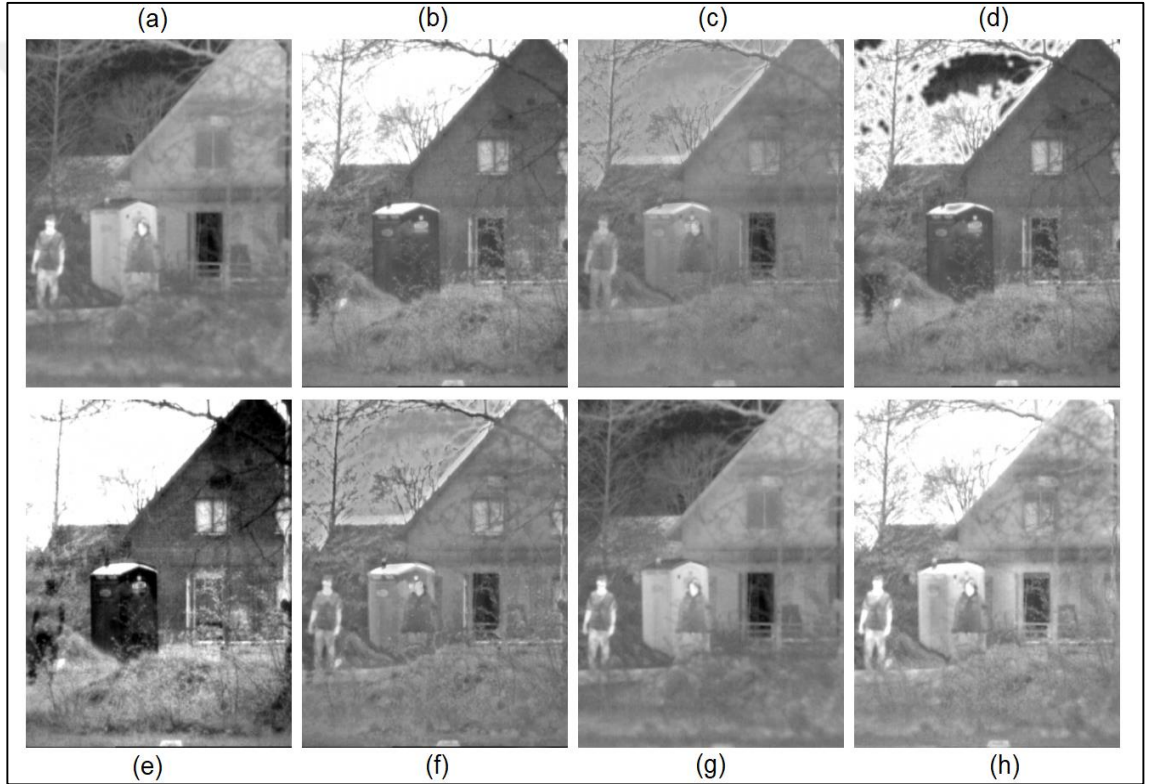
Şekil 4.3. Kaynak görüntü seti 2 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma.

Şekil 4.3'e bakılarak şu görsel değerlendirme yorumları yapılabilir:

DSWT metodu kaynak görüntülerden bilgi aktarımı olarak ortalama bir sonuç vermiştir. Ayrıca bu metotta düşük parlaklık sorunu olmasına rağmen tam görsel için en iyi sonuç veren metotlardan biri olduğu söylenebilir. Seyrek gösterim metodu birleşmiş görüntüde aşırı bozulmalara sebep olmuştur. PCA metodu parlaklık olarak en yüksek sonucu vermiştir. Belirginlik temelli metot görünür görüntüdeki detayları daha çok aktarabilmesine rağmen ortalama bir sonuç vermiştir. Hibrit metot birleşmiş görüntüye kızılötesi görüntü bilgilerini çok fazla aktararak görsel detay bilgileri bozmuştur. Bu

sonuç çizelgelerdeki MI değerlerinde de açıkça görülmektedir (bkz. s.55 çizelge 4.2 curvelet ve seyrek gösterim MI değeri). IR özellik çıkarma metodu temelde IR detaylara ağırlık verir. Bu metot diğer 3 kaynak setinin aksine bu kaynak seti için görsel olarak en iyi sonucu veren metot olarak durmaktadır. Bunun sebebinin ise kaynak görüntü seti 2'de çok fazla kızılötesi detayın bulunması yorumu yapılabilir.

Şekil 4.4 Kaynak görüntü seti 3 (a) IR (b) VIS ve (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma metotlarının birleşmiş görüntülerini göstermektedir.



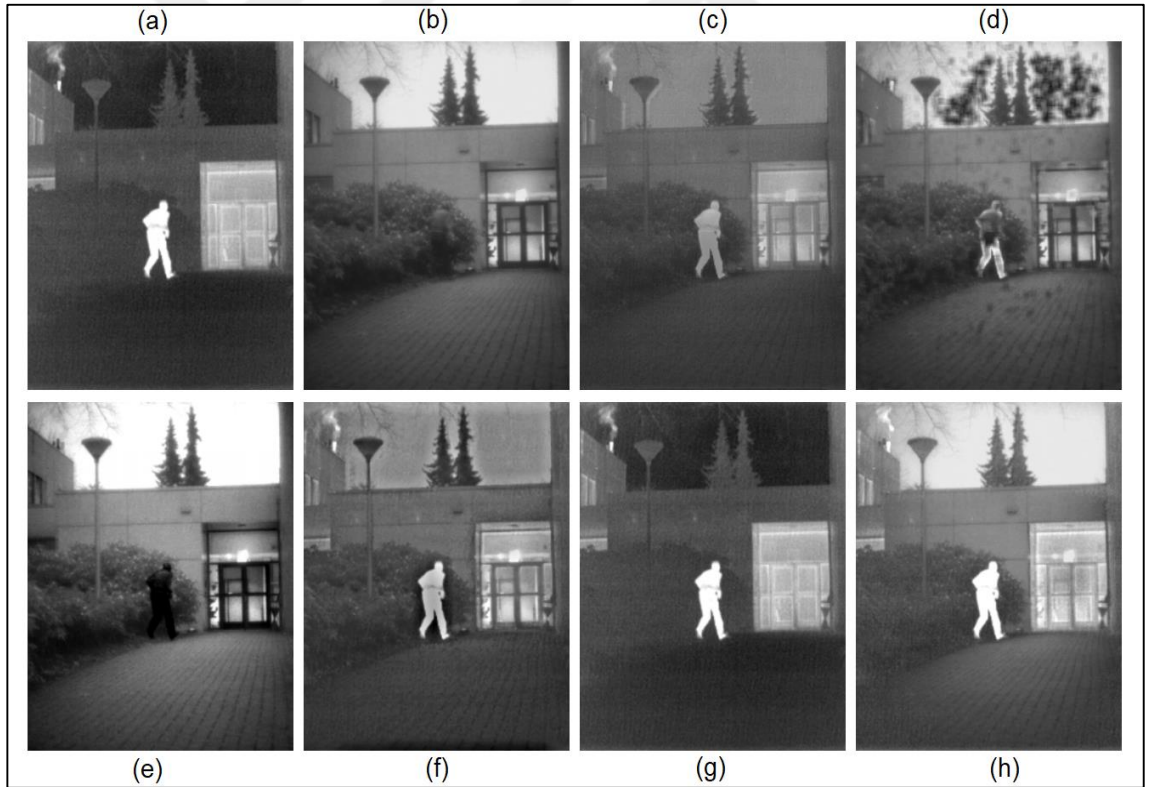
Şekil 4.4. Kaynak görüntü seti 3 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma.

Şekil 4.4'e bakılarak şu görsel değerlendirme yorumları yapılabilir:

DSWT metodu detay olarak ortalama seviyededir. Ancak parlaklık olarak en düşük sonucu vermiştir. Seyrek gösterim metodu birleşmiş görüntüde bozulmalara sebep olmuştur. PCA metodu belirgin kızılötesi detay ve bazı görünür görüntü detayları

bakımından eksik kalmıştır. Ancak yine de tam görsel için en iyi sonuç veren metotlardan biri olduğu söylenebilir. Belirginlik temelli metodun kaynak görüntü detaylarını en uygun şekilde aktararak görsel olarak en iyi sonucu verdiği yorumu yapılabilir. Hibrit metot birleşmiş görüntüye kızılötesi görüntü bilgilerini çok fazla aktararak görsel detay bilgileri bozmuştur. Bu sonuç çizelgelerdeki MI değerlerinde de açıkça görülmektedir (bkz. s.56 Çizelge 4.3 curvelet ve seyrek gösterim MI değeri). IR özellik çıkarma metodu parlaklık olarak yüksek görsel sonucu vermiştir. Ancak bu yöntem sadece kızılötesi özelliğe odaklandığından görünür kaynak görüntüdeki bilgilere yoğunlaşmadan ortalama bir sonuç vermiştir.

Şekil 4.5 Kaynak görüntü seti 4 (a) IR (b) VIS ve (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma metotlarının birleşmiş görüntülerini göstermektedir.



Şekil 4.5. Kaynak görüntü seti 4 ve birleşmiş görüntüler (a) IR (b) VIS (c) DSWT (d) seyrek gösterim (e) PCA (f) belirginlik temelli (g) curvelet ve seyrek gösterim (h) IR özellik çıkarma.

Şekil 4.5'e bakılarak şu görsel değerlendirme yorumları yapılabilir:

DSWT metodu kaynak görüntülerden uygun oranda bilgi aktarımı yaparak doğal ve en iyi görsel sonucu veren metotlardan biridir. Seyrek gösterim metodu birleşmiş görüntüde bozulmalara sebep olmuştur. PCA metodu tam görsel bakımından parlaklık olarak en yüksek sonucu vermiştir. Ancak IR detaylar diğer beş metodun aksine eksik kalmıştır. Belirginlik temelli metot görünür görüntüdeki detayları daha çok aktarabilmesine rağmen ortalama bir sonuç vermiştir. Hibrit metot birleşmiş görüntüye kıızılötesi görüntü bilgilerini çok fazla aktararak görsel detay bilgileri bozmuştur. Bu sonuç çizelgelerdeki MI değerlerinde de açıkça görülmektedir (bkz. s.57 çizelge 4.4 curvelet ve seyrek gösterim MI değeri). IR özellik çıkarma metodu parlaklık olarak yüksek görsel sonucu vermiştir. Ancak bu yöntem sadece kıızılötesi özelliğe odaklandığından görünür kaynak görüntüdeki bilgilere yoğunlaşmadan ortalama bir sonuç vermiştir.

4.3. Nicel Karşılaştırma

Seçilen 6 adet metottan hangisinin daha iyi füzyon sonucu verdiğini nesnel olarak tayin etmek için kalite değerlendirme ölçüt değerleri bilgi verir.

Entropi (EN), birleşmiş görüntünün içerdiği bilgi miktarını ölçer. 0 ile ∞ arasında değer alır. Ancak EN gürültüden de etkilenmiş olabilir. Çünkü birleşmiş görüntü ne kadar fazla gürültü içeriyorsa, EN o kadar büyük olur. Bu nedenle EN genellikle yardımcı bir ölçüt olarak kullanılır. Büyük bir EN değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Karşılıklı bilgi (MI), kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye aktarılan bilgi miktarını ölçen bir kalite ölçütüdür. 0 ile ∞ arasında değer alır. Büyük bir MI değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Yapısal benzerlik indeksi ölçüsü (SSIM), kıızılötesi/görünür ve birleşmiş görüntüler arasındaki yapısal benzerlikleri gösterir. 0 ile 1 arasında değer alır. Büyük bir SSIM değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$), kaynak görüntülerden birleşmiş görüntüye aktarılan kenar bilgisi miktarını ölçer ve kaynak görüntülerdeki kenar bilgilerinin birleşmiş görüntüde korunduğu varsayımına dayanır. 0 ile 1 arasında değer alır. Büyük bir $Q^{AB/F}$ daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Standart sapma (SD), birleşmiş görüntünün

dağılımını ve kontrastını ölçer. 0 ile ∞ arasında değer alır. Büyük bir SD değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Uzamsal frekans (SF), bir görüntünün gradyan (satır ve sütun frekans) dağılımını ölçer. 0 ile ∞ arasında değer alır. Büyük bir SF değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Ortalama gradyan (AG), birleşmiş görüntünün gradyan bilgisini ölçer ve ayrıntısını ve dokusunu temsil eder. 0 ile ∞ arasında değer alır. Büyük bir AG değeri iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) birleşmiş görüntüdeki tepe değer gücü ile gürültü gücünün oranıdır ve bu nedenle füzyon işlemi sırasında bozulmayı yansıtır. 0 ile ∞ arasında değer alır. Büyük bir PSNR değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Korelasyon katsayısı (CC) birleşmiş görüntü ve kaynak görüntülerin doğrusal korelasyon derecesini ölçer. 0 ile 1 arasında değer alır. Büyük bir CC değeri daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına gelir. Yani özetle, büyük bir EN, MI, SSIM, $Q^{AB/F}$, SD, SF, AG, PSNR ve CC değerinin daha iyi füzyon yapıldığı ve daha iyi birleşmiş görüntü elde edildiği anlamına geldiği bilgisiyle şu sonuçlara varılır:

Kaynak görüntü seti 1 için, seçilen 9 adet kalite değerlendirme ölçütünün bulguları çizelge 4.1'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Kaynak görüntü seti 1 için kalite ölçüt bulguları

Metot→ Ölçüt↓	DSWT	SEYREK GÖSTERİM	PCA	BELİRGİNLİK TEMELLİ	CURVELET ve SEYREK GÖSTERİM	IR ÖZELLİK ÇIKARMA
EN	6.2890	6.6226	<u>7.4664</u>	6.6388	6.7422	6.7657
MI	1.5391	1.7944	4.3071	1.5261	<u>7.3365</u>	2.5539
SSIM	<u>0.7580</u>	0.6416	0.5835	0.5663	0.6907	0.7044
$Q^{AB/F}$	0.3785	0.3998	0.5206	0.4476	<u>0.5264</u>	0.4447
SD	23.1597	27.7735	<u>48.9606</u>	29.2530	28.4575	32.1404
SF	9.5171	11.0368	<u>12.3221</u>	11.0309	8.5679	10.5268
AG	24.6801	33.1511	<u>37.3088</u>	32.8708	24.8401	31.9511
PSNR	<u>19.7047</u>	18.2757	14.8485	19.1433	16.7474	16.5633
CC	<u>0.6475</u>	0.5232	0.3700	0.6226	0.4390	0.6121

Çizelge 4.1'e göre:

Entropi (EN) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Karşılık bilgi (MI) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Yapısal benzerlik indeks ölçüsü (SSIM) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Standart sapma (SD) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Uzamsal frekans (SF) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Ortalama gradyan (AG) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Korelasyon katsayısı (CC) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Toplamda 4 kalite değerlendirme ölçütünde üstün gelerek kaynak görüntü seti 1 için en iyi sonuçları veren metodun **PCA** olduğu sonucu elde edilir.

Kaynak görüntü seti 2 için, seçilen 9 adet kalite değerlendirme ölçütünün bulguları çizelge 4.2'de gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Kaynak görüntü seti 2 için kalite ölçüt bulguları

Metot→ Ölçüt↓	DSWT	SEYREK GÖSTERİM	PCA	BELİRGİNLİK TEMELLİ	CURVELET ve SEYREK GÖSTERİM	IR ÖZELLİK ÇIKARMA
EN	5.9421	6.8046	<u>6.9892</u>	6.4134	6.7291	6.6984
MI	2.2875	2.6547	4.9560	1.9567	<u>7.0243</u>	2.5118
SSIM	<u>0.6753</u>	0.5434	0.5949	0.6534	0.6509	0.6623
$Q^{(AB/F)}$	0.4352	0.5169	0.5678	0.5943	<u>0.6184</u>	0.6072
SD	21.3773	36.7615	<u>40.5680</u>	30.5832	32.9908	38.2702
SF	10.5308	<u>14.0434</u>	10.5148	11.7639	8.5163	10.8579
AG	17.3561	<u>33.6645</u>	25.4274	24.9286	20.9303	25.4323
PSNR	<u>16.8950</u>	14.7663	12.2438	16.4838	13.9060	14.6700
CC	<u>0.6769</u>	0.5292	0.3936	0.6508	0.4681	0.6388

Çizelge 4.2'ye göre:

Entropi (EN) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Karşılıklı bilgi (MI) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Yapısal benzerlik indeks ölçüsü (SSIM) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Standart sapma (SD) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Uzamsal frekans (SF) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Ortalama gradyan (AG) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Korelasyon katsayısı (CC) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Toplamda 3 kalite değerlendirme ölçütünde üstün gelerek kaynak görüntü seti 2 için en iyi sonuçları veren metodun **DSWT** olduğu sonucu elde edilir.

Kaynak görüntü seti 3 için, seçilen 9 adet kalite değerlendirme ölçütünün bulguları çizelge 4.3'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Kaynak görüntü seti 3 için kalite ölçüt bulguları

Metot→ Ölçüt↓	DSWT	SEYREK GÖSTERİM	PCA	BELİRGİNLİK TEMELLİ	CURVELET ve SEYREK GÖSTERİM	IR ÖZELLİK ÇIKARMA
EN	6.4740	<u>7.1762</u>	6.9293	6.7680	7.0566	6.5474
MI	1.8369	7.0487	3.6935	1.3853	<u>7.6906</u>	2.9295
SSIM	<u>0.7741</u>	0.6802	0.4742	0.7319	0.7118	0.7205
$Q^{AB/F}$	0.4014	<u>0.6343</u>	0.3478	0.4850	0.4263	0.4596
SD	24.1066	50.3012	<u>112.5702</u>	30.0729	32.6729	44.2157
SF	10.0023	13.7889	<u>21.4945</u>	11.9728	4.7622	9.4572
AG	23.4688	36.3315	<u>40.3898</u>	31.5044	18.2031	27.6932
PSNR	<u>15.8778</u>	13.2335	10.3725	15.6224	12.8948	12.6365
CC	<u>0.3936</u>	0.2042	0.1366	0.3802	0.2048	0.3305

Çizelge 4.3'e göre:

Entropi (EN) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Karşılıklı bilgi (MI) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Yapısal benzerlik indeks ölçüsü (SSIM) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Standart sapma (SD) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Uzamsal frekans (SF) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Ortalama gradyan (AG) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Korelasyon katsayısı (CC) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Toplamda 3 kalite değerlendirme ölçütünde üstün gelerek kaynak görüntü seti 3 için en iyi sonuçları veren metotların **PCA ve DSWT** olduğu sonucu elde edilir. Bu iki metot arasında diğer kalite değerlendirme ölçütleri de dikkate alınırsa kalan 3 ölçütte (EN, MI ve $Q^{AB/F}$) PCA, EN ve MI değerlerinde daha üstündür. Böylece kaynak görüntü seti 3 için en iyi sonuçları veren metodun **PCA** olduğu sonucu elde edilir.

Kaynak görüntü seti 4 için, seçilen 9 adet kalite değerlendirme ölçütünün bulguları çizelge 4.4'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. Kaynak görüntü seti 4 için kalite ölçüt bulguları

Metot→ Ölçüt↓	DSWT	SEYREK GÖSTERİM	PCA	BELİRGİNLİK TEMELLİ	CURVELET ve SEYREK GÖSTERİM	IR ÖZELLİK ÇIKARMA
EN	6.5946	7.0905	7.0011	6.8424	6.9549	6.9710
MI	1.9660	3.6127	4.0332	1.7671	7.6217	3.3577
SSIM	0.7682	0.6449	0.5098	0.7373	0.7158	0.7292
$Q^{AB/F}$	0.4013	0.3510	0.3249	0.4614	0.6186	0.5268
SD	31.7944	45.3366	82.0067	36.6326	39.4423	52.7806
SF	7.4624	9.5818	9.5324	8.7304	8.0487	9.1035
AG	20.0529	26.0033	22.4062	24.3372	23.9226	25.9283
PSNR	16.3920	14.6070	11.4510	16.1169	13.3945	13.7616
CC	0.6073	0.4308	0.3099	0.5909	0.3916	0.5586

Çizelge 4.4'e göre:

Entropi (EN) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Karşılıklı bilgi (MI) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur Yapısal benzerlik indeks ölçüsü (SSIM) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Standart sapma (SD) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Uzamsal frekans (SF) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Ortalama Gradyan (AG) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Korelasyon katsayısı (CC) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Toplamda 3 kalite değerlendirme ölçütünde üstün gelerek kaynak görüntü seti 4 için en iyi sonuçları veren metotların **DSWT ve seyrek gösterim** olduğu sonucu elde edilir. Entropinin yardımcı ölçüt olarak kullanılacağı düşünüldüğünde bu iki metot arasında kaynak görüntü seti 4 için en iyi sonuçları veren metodun **DSWT** olduğu sonucu elde edilir.

Kullanılan 12 adet görüntü seti için, seçilen 9 adet kalite değerlendirme ölçütünün ortalama sonuçları çizelge 4.5'te gösterilmiştir.

Çizelge 4.5. 12 adet kaynak görüntü seti için kalite ölçüt bulgularının ortalama değerleri

Metot→ Ölçüt↓	DSWT	SEYREK GÖSTERİM	PCA	BELİRGİNLİK TEMELLİ	CURVELET ve SEYREK GÖSTERİM	IR ÖZELLİK ÇIKARMA
EN	6.3789	<u>7.0411</u>	6.7711	6.6574	6.6483	6.6470
MI	1.9959	5.1802	4.0961	1.7143	<u>7.1984</u>	3.6235
SSIM	<u>0.7549</u>	0.6469	0.5590	0.7222	0.7016	0.7102
$Q^{AB/F}$	0.4280	<u>0.5544</u>	0.4647	0.5124	0.4838	0.4966
SD	24.6727	43.7598	<u>76.6943</u>	30.1903	29.5685	40.3914
SF	10.0331	12.7496	<u>15.5304</u>	11.2169	6.3429	9.7228
AG	22.3078	33.3851	<u>33.6324</u>	28.9608	18.9155	26.4170
PSNR	<u>16.6102</u>	14.2582	11.8522	16.3157	13.6262	13.5447
CC	<u>0.5394</u>	0.3480	0.3095	0.5247	0.3508	0.4723

Çizelge 4.5'e göre:

Ortalama entropi (EN) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Ortalama karşılıklı bilgi (MI) için en iyi sonuç veren metot hibrit metot olmuştur. Ortalama yapısal benzerlik indeks ölçüsü (SSIM) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Ortalama objektif füzyon performans ölçüsü ($Q^{AB/F}$) için en iyi sonuç veren metot seyrek gösterim metodu olmuştur. Ortalama standart sapma (SD) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Ortalama uzamsal frekans (SF) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Ortalama ortalama Gradyan (AG) için en iyi sonuç veren metot PCA metodu olmuştur. Ortalama tepe sinyal gürültü oranı (PSNR) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Ortalama korelasyon katsayısı (CC) için en iyi sonuç veren metot DSWT metodu olmuştur. Toplamda 3 kalite değerlendirme ölçütünde üstün gelerek ortalaması alınan 12 adet kaynak görüntü seti için en iyi sonuçları veren metotların **PCA ve DSWT** olduğu sonucu elde edilir. Bu iki metot arasında diğer kalite değerlendirme ölçütleri de dikkate alınırse kalan 3 ölçütte (EN, MI ve $Q^{AB/F}$) PCA, bu 3 ölçüt değerlerinde daha üstündür. Böylece ortalaması alınan 12 adet kaynak görüntü seti için en iyi sonuçları veren metodun **PCA** olduğu sonucu elde edilir.

Elde edilen görsel ve nicel karşılaştırma sonuçları bir arada değerlendirildiğinde:

Şekil 4.2 ve Çizelge 4.1 beraber değerlendirilip ortak bir sonuca varılacak olursa: Şekil 4.2 görsel olarak yorumlandığında ve başka yorumlara da açık olmakla birlikte; en iyi birleşmiş görüntü PCA ve belirginlik temelli metotları ile elde edilmiştir. Çizelge 4.1'deki kalite değerlendirme ölçüt nesnel sonucuna göre ise en iyi metodun PCA olduğu görülmektedir.

Şekil 4.3 ve Çizelge 4.2 beraber değerlendirilip ortak bir sonuca varılacak olursa: Şekil 4.3 görsel olarak yorumlandığında ve başka yorumlara da açık olmakla birlikte; en iyi birleşmiş görüntü DSWT ve IR özellik çıkarma ile elde edilmiştir. Çizelge 4.2'deki kalite değerlendirme ölçüt nesnel sonucuna göre ise en iyi metodun DSWT olduğu görülmektedir.

Şekil 4.4 ve Çizelge 4.3 beraber değerlendirilip ortak bir sonuca varılacak olursa: Şekil 4.4 görsel olarak yorumlandığında ve başka yorumlara da açık olmakla birlikte; en iyi birleşmiş görüntü PCA ve belirginlik temelli metotları ile elde edilmiştir. Çizelge 4.3'deki kalite değerlendirme ölçüt nesnel sonucuna göre ise en iyi metodun PCA olduğu görülmektedir.

Şekil 4.5 ve Çizelge 4.4 beraber değerlendirilip ortak bir sonuca varılacak olursa: Şekil 4.5 görsel olarak yorumlandığında ve başka yorumlara da açık olmakla birlikte; en iyi birleşmiş görüntüler DSWT ve belirginlik temelli metotları ile elde edilmiştir. Çizelge 4.4'deki kalite değerlendirme ölçüt nesnel sonucuna göre ise en iyi metodun DSWT olduğu görülmektedir.



5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Kızılötesi ve görünür görüntü füzyonu, daha iyi ve bilgilendirici bir görüntü oluşturmak için görüntüleri birleştirmeyi amaçlayan bir geliştirme tekniğidir. Birleşmiş görüntü, giriş görüntülerinin herhangi birinden daha bilgilendirici olur ve bu nedenle, görüntü füzyonu daha iyi görüntüler elde etmek için kullanılır. Kaynak görüntüler değiştirilerek hizalanmış farklı türdeki görüntüler de mevcut yöntemlerle birleştirilebilir (bilgisayarlı tomografi (CT), manyetik rezonans görüntüleme (MRI) vb.).

Bu çalışmada ilk olarak, füzyonun ön koşulu olan görüntü hizalama ve daha sonra mevcut füzyon metotlarından seçilen DSWT, seyrek gösterim, PCA, belirginlik temelli, hibrit curvelet ve seyrek gösterim ve IR özellik çıkarma metotları detaylı olarak tanıtılmış ve MATLAB™ 'de simüle edilmiştir. DSWT metodunda mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, kaynak görüntü seti 2 ve 4'te en iyi sonuçları veren metotlardan biridir. Seyrek gösterim metodunda mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, birleşmiş görüntüye gürültüyü aktararak çoğu kaynak görüntü setinde bozulmalara sebep olmuştur. PCA metodunda mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, kaynak görüntü seti 1 ve 3'te en iyi sonuçları veren metotlardan biridir. Belirginlik temelli metotta mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, kaynak görüntü seti 1, 3 ve 4'te en iyi sonuçları veren metotlardan biridir. Hibrit curvelet ve seyrek gösterim metodunda mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, birleşmiş görüntüye kızılötesi görüntü bilgilerini çok fazla aktararak görsel detay bilgileri bozmuştur. Bu sonuç çizelgelerdeki MI değerlerinde de açıkça görülmektedir (bkz. çizelgeler curvelet ve seyrek gösterim MI değerleri). IR özellik çıkarma metodunda mevcut görsel sonuçlara bakıldığında, IR özellik çıkarma metodu temelde IR detaylara ağırlık verir. Bu metot diğer 3 kaynak setinin aksine kaynak seti 2 için görsel olarak en iyi sonucu veren metot olarak durmaktadır. Bunun sebebinin ise kaynak görüntü seti 2'de çok fazla kızılötesi detayın bulunması yorumu yapılabilir. Bu metot diğer 3 kaynak setinde parlaklık olarak yüksek sonuçlar vererek ortalama bir sonuç vermiştir.

Kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının performanslarını değerlendirmek için EN, MI, SSIM, $Q^{AB/F}$, SD, SF, AG, MSE, RMSE, PSNR ve CC görüntü füzyonu kalite değerlendirme ölçütleri sırasıyla tanıtılmış ve MATLAB™ ortamında simüle edilmiştir. Nesnel kıyaslama için 9 adet kalite değerlendirme ölçütü

seçilmiştir. 9 ölçütün seçilme sebebi pratikte MSE, RMSE ve PSNR ölçütlerinin aynı olmasıdır ve bu aynı 3 ölçütten sadece PSNR ölçütünün değeri kıyaslama için kullanılmıştır. Seçilen 9 ölçütten daha büyük değere sahip olanın daha iyi füzyon sonucu anlamına geldiği ve entropinin gürültüden etkilenmiş olabileceği için yardımcı ölçüt olarak kullanılması gerektiği bilinmektedir. Elde edilen kalite değerlendirme ölçüt değerleri ile kıyaslama yapıldığında kaynak görüntü seti 1'de en iyi nesnel sonuçları veren metot PCA olmuştur. Kaynak görüntü seti 2'de en iyi nesnel sonuçları veren metot DSWT olmuştur. Kaynak görüntü seti 3'te en iyi nesnel sonuçları veren metot PCA olmuştur ve son olarak kaynak görüntü seti 4'te en iyi nesnel sonuçları veren metot DSWT olmuştur.

Sonuç olarak, farklı görüntü setleri için farklı yöntemlerin daha iyi sonuçlar aldığı görülmektedir. Bu nedenle, kızılötesi ve görünür görüntü füzyon metotlarının kendi güçlü ve zayıf yönleri vardır ve verimli hibrit görüntü füzyon metotları elde etmek için farklı metotların avantajları birleştirilmelidir. Bu farklı metotlar seçilirken dikkat edilmesi gereken kriter, birleştirilen metotların tek başına güçlü bir füzyon sonucu vermesi olmalıdır.

Geleneksel füzyon metotları, temel olarak, kaynak görüntülerde faydalı bilgileri mümkün olduğunca tutmak için uygun ilkeleri tasarlamaya odaklanır. Örneğin, bilgilendirici bir görüntü üretmek yerine, füzyon daha değerli bilgileri vurgulamalıdır. Bu da diğer füzyon metotları ile mümkün olacaktır. Geleneksel metotlara bağlı kalmadan yeni fikirlerle farklı yöntemler önerilmesi gelecekte daha iyi birleşmiş görüntüler elde etmek için olanak sağlayacaktır.

Bu çalışmada, füzyon metotlarının kullanılan kaynak görüntü boyutları ve çözünürlükleriyle ilgili ilişkisine bakılarak bazı sonuçlar elde edilmiştir. İlk olarak aynı boyuttaki farklı kaynak görüntülerin farklı füzyon metotlarında daha iyi sonuç verdiği tespit edilerek kaynak görüntülerin boyutlarının üstün gelecek füzyon metoduyla bir ilişkisi olmadığı tespit edilmiştir. İkinci olarak farklı çözünürlükteki farklı kaynak görüntülerin aynı füzyon metotlarında daha iyi sonuç vermediği tespit edilerek çözünürlüğün de üstün gelecek füzyon metoduyla ilişkisi olmadığı tespit edilmiştir.

Her metodun kendi içerisinde üstünlükleri olduğu sonucuna varılmıştır. Yani her metod farklı amaçlar için kullanılır. PCA, Çizelge 4.5'te görüldüğü üzere ortalama olarak SD, SF ve AG ölçütlerinde çok iyi sonuçlar vermiştir. Yani eğer bir görüntü füzyonundan; yüksek dağılım/kontrast, yüksek gradyan dağılımı ve yüksek ayrıntı/doku isteniyorsa füzyon için PCA metodu kullanılmalıdır. DSWT, Çizelge 4.5'te görüldüğü üzere ortalama olarak SSIM, PSNR ve CC ölçütlerinde çok iyi sonuçlar vermiştir. Yani eğer bir görüntü füzyonundan; kaynak görüntü ve birleşmiş görüntünün yapısal olarak birbirine benzemesi, bozulmaların az olması ve doğrusal korelasyon derecesinin fazla olması isteniyorsa füzyon için DSWT metodu kullanılmalıdır.

Füzyon kalite değerlendirme ölçütleri, kızılötesi ve görünür görüntülerin birleşmiş görüntüye katkılarını hesaplamak için genellikle kenar ve yoğunluğu kullanır, ancak bu özellikler, insan görsel sistemine tam olarak uymamaktadırlar. İnsan görsel sistemine uyan görsel bilgileri temsil eden özelliklerin tasarlanması düşünülebilir. Başka bir çözüm olarak, birleşmiş ve kaynak görüntüler arasındaki bilgi dönüşümünü temsil etmek için yeni bir ölçüt düşünülebilir.

Kullanılan hizalanmış kaynak görüntü setlerinin çok fazla sayıda tutulması üstün gelen füzyon metodunun belirlenmesinde önemli bir rol oynayacaktır. Bu çalışma sonucunda %50 PCA, %25 DSWT ve %25 seyrek gösterim metodları üstün gelmiştir. En iyi füzyon metodunun belirlenmesinde 12 çift kaynak görüntü seti kullanılmasına rağmen yüksek oranlarda en iyi metod belirlenememiştir.

KAYNAKLAR

- Adu, J., Wang, M., Wu, Z. ve Hu, J. 2012. Infrared image and visible light image fusion based on nonsubsampling contourlet transform and the gradient of uniformity. International Journal of Advancements in Computing Technology, 4(5), 114-121.
- Anonim1, 2018. Web Sitesi: <https://lifeofmedical.com/kizilotesi-goruntuleme-nedir>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonim2, 2021. Web Sitesi: <https://gunesisigi.weebly.com/spektrum.html>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous1, 1999. PCA Matlab Kodları için Web Sitesi: <http://www.metapix.de/toolbox.htm>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous2, 2007. $Q^A(AB/F)$ için Web Sitesi: https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/68674-infrared-and-visual-image-fusion-method-based-on-swt_dct_sf/, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous3, 2011. DSWT Matlab Kodları için Web Sitesi: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28923-image-fusion>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous4, 2013. SD ve SF için Web Sitesi: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/43566-novel-image-fusion-techniques-using-dct>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous5, 2017. Belirginlik Temelli Matlab Kodları için Web Sitesi: https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/63571-two-scale-image-fusion-of-visible-and-infrared-images-using-saliency-detection?s_tid=srchtitle, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous6, 2018. IR Özellik Çıkarma Matlab kodları için Web Sitesi: <https://github.com/uzeful/Infrared-and-Visual-Image-Fusion-via-Infrared-Feature-Extraction-and-Visual-Information-Preservation>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous7, 2018. EN için Web Sitesi: https://github.com/jiayima/GTF/blob/master/Fusion%20evaluation/entropy_fusion.m, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous8, 2018. Hibrit Matlab Kodları için Web Sitesi: https://github.com/jiayima/GTF/blob/master/A%20general%20framework%20for%20image%20fusion%20based%20on%20multi-scale%20transform%20and%20sparse%20representation/curvelet_sr_fuse.m, Erişim Tarihi: 06.01.2022.

- Anonymous9, 2018. Matlab SR Dictionary ve sparse_fusion function için Web Sitesi: <https://github.com/jiayi-ma/GTF/tree/master/A%20general%20framework%20for%20image%20fusion%20based%20on%20multi-scale%20transform%20and%20sparse%20representation/sparsefusion>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous10, 2018. Matlab SR main code için Web Sitesi: https://github.com/jiayi-ma/GTF/blob/master/A%20general%20framework%20for%20image%20fusion%20based%20on%20multi-scale%20transform%20and%20sparse%20representation/SR_main.m, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous11, 2018. MI için Web Sitesi: https://github.com/jiayi-ma/GTF/blob/master/Fusion%20evaluation/mutural_information.m, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous12, 2019. CC için Web Sitesi: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/answers/470949-finding-the-correlation-coefficient-between-two-images>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous13, 2019. AG için Web Sitesi: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/answers/477767-how-to-calculate-the-average-gradient-of-an-image>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous14, 2020. Kaynak Görüntüler için Web Sitesi: https://github.com/hli1221/imagefusion_mdlatlr/tree/master/IV_images, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous15, 2020. Web Sitesi: <https://www.flir.com/discover/rd-science/can-thermal-imaging-see-through-fog-and-rain>, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous16, 2021. Web Sitesi: https://en.wikipedia.org/wiki/Image_fusion, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Anonymous17, 2021. SSIM, MSE, RMSE, PSNR için Web Sitesi: https://www.mathworks.com/help/images/referencelist.html?type=function&category=image-quality&s_tid=CRUX_topnav, Erişim Tarihi: 06.01.2022.
- Bai, X. 2015. Infrared and visual image fusion through feature extraction by morphological sequential toggle operator. Infrared Physics Technology, 71, 77-86.
- Bai, X. 2016. Morphological center operator based infrared and visible image fusion through correlation coefficient. Infrared Physics Technology, 76, 546-554.
- Bavirisetti, D. P. ve Dhuli, R. 2016. Two-scale image fusion of visible and infrared images using saliency detection. Infrared Physics and Technology, 76, 52-64.
- Bavirisetti, D. P., Xiao, G. ve Liu, G. 2017. Multi-sensor Image Fusion Based on Fourth Order Partial Differential Equations, Proceedings of the International Conference on Information Fusion, 10-13 July, National Program on Key Basic Research Program, 1-9, Shangai, China.

- Bin, Y., Chao, Y. ve Guoyu, H. 2016. Efficient image fusion with approximate sparse representation. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 14(04), 1650024 1-15.
- Broussard, R. P. ve Rogers, S. K. 1996. Physiologically Motivated Image Fusion Using Pulse-coupled Neural Networks, *SPIE Conference on Applications of Artificial Neural Networks*, 8 April, Applications and Science of Artificial Neural Networks II, Volume 2760, 372-383, Orlando, ABD.
- Bulanon, D., Burks, T. ve Alchanatis V. 2009. Image fusion of visible and thermal images for fruit detection. *Biosystems Engineering*, 103(1), 12-22.
- Chai, P., Luo, X. ve Zhang, Z. 2017. Image fusion using quaternion wavelet transform and multiple features. *IEEE Access*, 5, 6724-6734.
- Chai, Y., Li, H. ve Qu, J. 2010. Image fusion scheme using a novel dual-channel pcnn in lifting stationary wavelet domain. *Optics Communications*, 283(19), 3591-3602.
- Chang, L., Feng, X., Zhang, R., Huang, H., Wang, W. ve Xu, C. 2017. Image decomposition fusion method based on sparse representation and neural network. *Applied Optics*, 56(28), 7969-7977.
- Cvejic, N., Bull, D. ve Canagarajah, N. 2007. Region-based multimodal image fusion using ICA bases. *IEEE Sensors Journal*, 7(5), 743-751.
- Deshmukh, M. ve Bhosale, U. 2010. Image fusion and image quality assessment of fused images. *International Journal of Image Processing (IJIP)*, 4(5), 484-508.
- Eckhorn, R., Reitbock, H. J., Arndt, M. ve Dicke, P. 1989. A neural network for feature linking via synchronous activity: Results from cat visual cortex and from simulations. *Canadian Journal of Microbiology*, 46(8), 759-763.
- Eskicioglu, A. M. ve Fisher, P. S. 1995. Image quality measures and their performance. *IEEE Transactions on communications*, 43(12), 2959-2965.
- Farbman, Z., Fattal, R. ve Lischinski, D. 2008. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3), 1-10.
- Gan, W., Wu, X., Wu, W., Yang, X., Ren, C., He, X. ve Liu, K. 2015. Infrared and visible image fusion with the use of multi-scale edge-preserving decomposition and guided image filter. *Infrared Physics and Technology*, 72, 37-51.
- Han, J., Pauwels, E. J. ve Zeeuw P. D. 2013. Fast saliency-aware multi-modality image fusion. *Neurocomputing* 111, 70-80.
- He, K., Sun, J. ve Tang, X. 2013. Guided image filtering. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(6), 1397-1409.
- Jagalingam, P. ve Hegde, A. V. 2015. A Review of Quality Metrics for Fused Image. *Aquatic Procedia*, 4, 133-142.

- Jiang, H. ve Tian, Y. 2011. Fuzzy image fusion based on modified self-generating neural network. *Expert Systems with Applications*, 38, 8515-8523.
- Jin, H. ve Wang, Y. 2014. A fusion method for visible and infrared images based on contrast pyramid with teaching learning based optimization. *Infrared Physics and Technology*, 64, 134-142.
- Jin, H., Jiao, L., Liu, F. ve Qi, Y. 2008. Fusion of infrared and visual images based on contrast pyramid directional filter banks using clonal selection optimizing. *Optical Engineering*, 47(2), 027002 1-8.
- Kaplan, N. H., Erer, I. ve Ersoy, O. 2016. Fusion of multifocus images by lattice structures. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 38, 848-857.
- Kashyap, S. K. 2015. IR and Color Image Fusion Using Interval Type 2 fuzzy Logic System, *Proceedings of the International Conference on Cognitive Computing and Information Processing (CCIP)*, 3-4 March, IEEE, 1-4, Noida, India.
- Kumar, P., Mittal, A. ve Kumar, P. 2006. Fusion of Thermal Infrared and Visible Spectrum Video for Robust Surveillance, *Conference: Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP)*, 13-16 December, Springer, Volume 4338, 528-539, Madurai, India.
- Li, H., Liu, L., Huang, W. ve Yue, C. 2016. An improved fusion algorithm for infrared and visible images based on multi-scale transform. *Infrared Physics and Technology*, 74, 28-37.
- Li, X., Cui, G. ve Dong, Y. 2017. Graph regularized non-negative low-rank matrix factorization for image clustering. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 47(11), 3840-3853.
- Li, Y., Song, G.-h. ve Yang, S.-c. 2011. Multi-sensor Image Fusion by NSCT-PCNN Transform, *International Conference on Computer Science and Automation Engineering*, 10-12 June, IEEE, 638-642, Shangai, China.
- Lin, Y., Song, L., Zhou, X. ve Huang, Y. 2008. Infrared and visible image fusion algorithm based on contourlet transform and pcnn. *Infrared Materials, Devices and Applications*, 6835, 683514 1-11.
- Liu, C., Qi, Y. ve Ding, W. 2017. Infrared and visible image fusion method based on saliency detection in sparse domain. *Infrared Physics and Technology*, 83, 94-102.
- Liu, Y., Chen, X., Cheng, J., Peng, H. ve Wang, Z. 2017. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks. *International Journal of Wavelets, Multiresolution Information Processing*, 16(3), 1850018 1-20.
- Liu, Y., Liu, S. ve Wang, Z. 2015. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation. *Information Fusion*, 24, 147-164.

- Ma, J., Zhou, Z., Wang, B. ve Zong, H. 2017. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization. *Infrared Physics and Technology*, 82, 8-17.
- Ma, J., Ma, Y. ve Li, C. 2018. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey. *Information Fusion*, 45, 153-178.
- Mitchell, H. B. 2014. *Image Fusion: Theories, Techniques and Applications*. Springer, 247, Berlin Heidelberg.
- Mitianoudis, N. ve Stathaki, T. 2007. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases. *Information Fusion*, 8(2), 131-142.
- Mou, J., Gao, W. ve Song, Z. 2013. Image Fusion Based on Non-negative Matrix Factorization and Infrared Feature Extraction, *Proceedings of the International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, 16-18 December, IEEE, 1046-1050, Hangzhou, China.
- Mu, N., Xu, X., Zhang, X. ve Lin, X. 2018. Discrete stationary wavelet transform based saliency information fusion from frequency and spatial domain in low contrast images. *Pattern Recognition Letters*, 115, 84-91.
- Pal, A. R. ve Singha, A. 2017. A Comparative Analysis of Visual and Thermal Face Image Fusion Based on Different Wavelet Family, *International Conference on Innovations in Electronics, Signal Processing and Communication (IESC)*, 6-7 April, IEEE, 213-218, Shillong, India.
- Patel, K. 2015. Fusion algorithms for images based on principal component analysis and discrete wavelet transform. *International Journal for Innovative Research in Science and Technology (IJIRST)*, 1(9), 180-182.
- Piella, G. 2003. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions. *Information Fusion*, 4(4), 259-280.
- Qu, G., Zhang, D. ve Yan, P. 2002. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters*, 38(7), 313-315. Doi:10.1049/el:20020212.
- Quan, S., Qian, W., Guo, J. ve Zhao, H. 2014. Visible and Infrared Image Fusion Based on Curvelet Transform, *2nd International Conference on Systems and Informatics*, 15-17 November, IEEE, 828-832, Shangai, China.
- Roberts, J. W., Aardt, J. V. ve Ahmed, F. 2008. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2(1), 023522 1-28.
- Shibata, T., Tanaka, M. ve Okutomi, M. 2015. Visible and near-infrared image fusion based on visually salient area selection. *Journal of Electronic imaging*, 9404, 94040G 1-6.
- Singh, R., Vatsa, M. ve Noore, A. 2008. Integrated multilevel image fusion and match score fusion of visible and infrared face images for robust face recognition. *Pattern Recognition*, 41, 880-893.

- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. ve Simoncelli, E. P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600-612.
- Wong, A. ve Clausi, D. A. 2007. ARRSI: Automatic registration of remote sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(5), 1483-1493.
- Xydeas, C. S. ve Petrovic, V. 2000. Objective image fusion performance measure, *Electronics Letters*, 36(4), 308-309. Doi: 10.1049/el:20000267.
- Yan, X., Qin, H., Li, J., Zhou, H. ve Zong J.-g. 2015. Infrared and visible image fusion with spectral graph wavelet transform. *Journal of the Optical Society of America*, 32(9), 1643-1652.
- Yang, B. ve Li, S. 2012. Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit. *Information Fusion*, 13(1), 10-19.
- Yin, M., Duan, P., Liu, W. ve Liang, X. 2017. A novel infrared and visible image fusion algorithm based on shift-invariant dual-tree complex shearlet transform and sparse representation. *Neurocomputing*, 226, 182-191.
- Yin, S., Cao, L., Ling, Y. ve Jin, G. 2010. One color contrast enhanced infrared and visible image fusion method. *Infrared Physics and Technology*, 53(2), 146-150.
- Zhang, Q., Liu, Y., Blum, R. S., Han, J. ve Tao, D. 2018. Sparse representation based multi-sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: A review. *Information Fusion*, 40, 57-75.
- Zhang, X., Ma, Y., Fan, F., Zhang, Y. ve Huang, J. 2017. Infrared and visible image fusion via saliency analysis and local edge-preserving multi-scale decomposition. *Journal of the Optical Society of America*, 34(8), 1400-1410.
- Zhang, Y., Zhang, L., Bai, X. ve Zhang, L. 2017. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation. *Infrared Physics and Technology*, 83, 227-237.
- Zhao, J., Cui, G., Gong, X., Zang, Y., Tao, S. ve Wang, D. 2017. Fusion of visible and infrared images using global entropy and gradient constrained regularization. *Infrared Physics and Technology*, 81, 201-209.
- Zhou, Y., Mayyas, A. ve Omar, M. A. 2011. Principal component analysis-based image fusion routine with application to automotive stamping split detection. *Research in Nondestructive Evaluation*, 22(2), 76-91.
- Zhou, Z., Wang, B., Li, S. ve Dong, M. 2016. Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with gaussian and bilateral filters. *Information Fusion*, 30, 15-26.