

**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**DERİN ÖĞRENME TABANLI YÖNTEMLERLE  
DÜŞÜK IŞIKLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Emin Cihangir US**

**Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Telekomünikasyon Mühendisliği Programı**

**TEMMUZ 2024**



**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**DERİN ÖĞRENME TABANLI YÖNTEMLERLE  
DÜŞÜK IŞIKLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Emin Cihangir US  
(504211306)**

**Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Telekomünikasyon Mühendisliği Programı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ender Mete EKŞİOĞLU**

**TEMMUZ 2024**





**ISTANBUL TECHNICAL UNIVERSITY ★ GRADUATE SCHOOL**

**LOW LIGHT IMAGE ENHANCEMENT  
WITH DEEP LEARNING BASED METHODS**

**M.Sc. THESIS**

**Emin Cihangir US  
(504211306)**

**Department of Electronics and Telecommunication Engineering**

**Telecommunication Engineering Programme**

**Thesis Advisor: Prof. Dr. Ender Mete EKŞİOĞLU**

**JULY 2024**



İTÜ, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün 504211306 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Emin Cihangir US, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “DERİN ÖĞRENME TABANLI YÖNTEMLERLE DÜŞÜK IŞIKLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

**Tez Danışmanı :**      **Prof. Dr. Ender Mete EKŞİOĞLU** .....  
İstanbul Teknik Üniversitesi

**Jüri Üyeleri :**      **Prof. Dr. Mesut KARTAL** .....  
İstanbul Teknik Üniversitesi

**Prof. Dr. Hacı İLHAN** .....  
Yıldız Teknik Üniversitesi

**Teslim Tarihi :**      **28 Mayıs 2024**  
**Savunma Tarihi :**      **04 Temmuz 2024**





*Hayat arkadaşına ve değerli anneme...*



## ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimi süresince manevi desteğini hiç esirgemeyen aileme ve yakın arkadaşlarıma teşekkür ederim. Tez çalışmamın sonuçlanmasını kendilerinin desteğine müteşekkirim.

Ayrıca yol göstericiliği ve ilgisi dolayısıyla başta danışmanım sayın Prof. Dr. Ender Mete EKŞİOĞLU'na çok teşekkür ederim. Tez savunmasında jüri olan tezin son hale getirilmesinde yardımcı olan sayın jüri hocalarıma teşekkürlerimi sunarım.

Temmuz 2024

Emin Cihangir US  
Yazılım Mühendisi





## İÇİNDEKİLER

|                                                                                   | Sayfa        |
|-----------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| <b>ÖNSÖZ</b> .....                                                                | <b>ix</b>    |
| <b>İÇİNDEKİLER</b> .....                                                          | <b>xii</b>   |
| <b>KISALTMALAR</b> .....                                                          | <b>xiv</b>   |
| <b>ÇİZELGE LİSTESİ</b> .....                                                      | <b>xvii</b>  |
| <b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....                                                        | <b>xxi</b>   |
| <b>ÖZET</b> .....                                                                 | <b>xxiii</b> |
| <b>SUMMARY</b> .....                                                              | <b>xxv</b>   |
| <b>1. GİRİŞ</b> .....                                                             | <b>1</b>     |
| 1.1 Tezin Amacı .....                                                             | 1            |
| 1.2 Çift Kamera Görüntü İşleme .....                                              | 2            |
| 1.2.1 Görüntü İyileştirme .....                                                   | 2            |
| 1.2.2 Derinlik Tahmini .....                                                      | 3            |
| 1.3 Literatür Araştırması .....                                                   | 4            |
| 1.4 Problem Açıklanması .....                                                     | 6            |
| <b>2. DÜŞÜK IŞIKTA GELENEKSEL GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME</b>                             |              |
| <b>TEKNİKLERİ</b> .....                                                           | <b>7</b>     |
| 2.1 Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme Giriş .....                                | 7            |
| 2.2 Gri Dönüşüm Yöntemleri .....                                                  | 12           |
| 2.2.1 Lineer Dönüşüm .....                                                        | 12           |
| 2.2.2 Lineer Olmayan Dönüşüm .....                                                | 14           |
| 2.3 Histogram Eşitleme Yöntemleri .....                                           | 17           |
| 2.3.1 Histogram Eşitleme Temelleri .....                                          | 18           |
| 2.3.2 Histogram Eşitleme Modelleri .....                                          | 19           |
| 2.3.3 Histogram Eşitleme Algoritmaları .....                                      | 21           |
| 2.4 Retinex Tabanlı Yöntemler .....                                               | 26           |
| 2.4.1 Tek Ölçekli Retinex (SSR) .....                                             | 28           |
| 2.4.2 Çok Ölçekli Retinex (MSR) .....                                             | 29           |
| 2.4.3 Renk Restorasyonu İle Çok Ölçekli Retinex (MSRCR) .....                     | 30           |
| 2.4.4 Diğer Retinex Tabanlı Yöntemler .....                                       | 31           |
| 2.5 Frekans Alanı Yöntemleri .....                                                | 34           |
| 2.5.1 Homomorfik Filtreleme .....                                                 | 34           |
| 2.5.2 Dalgacık Dönüşümü .....                                                     | 38           |
| 2.6 Görüntü Füzyon Yöntemleri .....                                               | 44           |
| 2.6.1 Multispektral Görüntü Füzyonu .....                                         | 44           |
| 2.6.2 Arka Plana Dayalı Görüntü Füzyonu .....                                     | 45           |
| 2.6.3 Çoklu Poza Dayalı Görüntü Füzyonu .....                                     | 46           |
| 2.6.4 Tekil Görüntü Dayalı Görüntü Füzyonu .....                                  | 48           |
| 2.7 Sis Giderme Model Tabanlı Yöntemler .....                                     | 50           |
| <b>3. DÜŞÜK IŞIKTA DERİN ÖĞRENME TABANLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME TEKNİKLERİ</b> ..... | <b>53</b>    |
| 3.1 Derin Öğrenme .....                                                           | 53           |
| 3.1.1 Sinir Ağları .....                                                          | 53           |
| 3.1.2 Çoklu Katmanlı Ağlar .....                                                  | 54           |
| 3.1.3 İleri Yayılım .....                                                         | 55           |
| 3.1.4 Geri Yayılım .....                                                          | 56           |
| 3.1.5 ADAM Optimizasyonu .....                                                    | 58           |
| 3.1.6 Aktivasyon Fonksiyonları .....                                              | 59           |
| 3.1.7 Otomatik Kodlayıcı (AE) .....                                               | 60           |
| 3.1.8 Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) .....                                      | 61           |

|                  |                                                                                       |            |
|------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 3.1.9            | Devirli Sinirsel Ağlar (RNN) .....                                                    | 63         |
| 3.1.10           | Üretken Çekişmeli Ağlar (GAN) .....                                                   | 64         |
| 3.2              | Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Tabanlı Model Yöntemleri .....                      | 65         |
| <b>4.</b>        | <b>DÜŞÜK IŞIKLI TEKİL GÖRÜNTÜLERDE İYİLEŞTİRME .....</b>                              | <b>71</b>  |
| 4.1              | MSR-Net Ağı ile Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme .....                              | 71         |
| 4.2              | SID Yöntemiyle Çok Karanlık Görüntülerde İyileştirme .....                            | 78         |
| 4.3              | Sıfır Referanslı Derin Ağ (Zero-DCE Net) ile Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme ..... | 83         |
| <b>5.</b>        | <b>DÜŞÜK IŞIKLI ÇİFTLİ GÖRÜNTÜLERDE İYİLEŞTİRME .....</b>                             | <b>91</b>  |
| 5.1              | İkili Kamera Sistemlerinde Görüntü İyileştirme .....                                  | 91         |
| 5.2              | İkili Kamera Sistemlerinde MC-CNN Ağı .....                                           | 93         |
| 5.3              | İkili Kamera Görüntü Verilerinin Kullanılması .....                                   | 103        |
| <b>6.</b>        | <b>SONUÇLAR VE ÖNERİLER .....</b>                                                     | <b>107</b> |
| 6.1              | Karşılaştırma Parametreleri .....                                                     | 107        |
| 6.2              | Sonuçlar .....                                                                        | 108        |
| 6.3              | Öneriler .....                                                                        | 112        |
| <b>KAYNAKLAR</b> | <b>.....</b>                                                                          | <b>113</b> |
| <b>ÖZGEÇMİŞ</b>  | <b>.....</b>                                                                          | <b>133</b> |

## KISALTMALAR

|                |                                                           |
|----------------|-----------------------------------------------------------|
| <b>CNN</b>     | : Convolutional Neural Network                            |
| <b>ML</b>      | : Machine Learning                                        |
| <b>DL</b>      | : Deep Learning                                           |
| <b>MC-CNN</b>  | : Multi Channel CNN                                       |
| <b>GAN</b>     | : Generative Adversarial Networks                         |
| <b>RNN</b>     | : Recurrent Neural Network                                |
| <b>HE</b>      | : Histogram Equalization                                  |
| <b>GHE</b>     | : Global Histogram Equalization                           |
| <b>LHE</b>     | : Local Histogram Equalization                            |
| <b>BBHE</b>    | : Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization         |
| <b>DSIHE</b>   | : Dualistic Sub Image Histogram Equalization              |
| <b>MMBEBHE</b> | : Minimum Mean Brightness Error Bi-histogram Equalization |
| <b>IBBHE</b>   | : Iterative Brightness Bi-histogram Equalization          |
| <b>POSHE</b>   | : Partially Overlapped Sub-block Histogram-equalization   |
| <b>CLAHE</b>   | : Contrast Limited Adaptive Histogram-equalization        |
| <b>FIRF</b>    | : Finite Impulse Response Filter                          |
| <b>WF</b>      | : Wiener Filter                                           |
| <b>RMSHE</b>   | : Recursive Mean-separate Histogram Equalization          |
| <b>BBPHE</b>   | : Background Brightness Preserving Histogram Equalization |
| <b>GCCHE</b>   | : Gain Controllable Clipped Histogram Equalization        |
| <b>RSIHE</b>   | : Recursive Sub-image Histogram Equalization              |
| <b>EDSHE</b>   | : Entropy-based Dynamic Sub-histogram Equalization        |
| <b>DHE</b>     | : Dynamic Histogram Equalization                          |
| <b>BPDHE</b>   | : Brightness Preserving Dynamic Histogram Equalization    |
| <b>BHEPL</b>   | : Bi-histogram Equalization Plateau Limit                 |
| <b>MMSICHE</b> | : Median-Mean Based Sub-Image-Clipped HE                  |
| <b>ESIHE</b>   | : Exposure based Sub-Image Histogram Equalization         |
| <b>AMHE</b>    | : Adaptively Modified Histogram Equalization              |
| <b>WHE</b>     | : Weighted Histogram Equalization                         |
| <b>HMF</b>     | : Histogram Modification Framework                        |
| <b>CegaHE</b>  | : Contrast Enhancement Algorithm based Gap Adjustment HE  |
| <b>UMHE</b>    | : Uncertainty Masking Histogram Equalization              |
| <b>SSR</b>     | : Single-scale Retinex                                    |
| <b>MSR</b>     | : Multi-scale Retinex                                     |
| <b>MSRCR</b>   | : Multi-scale Retinex with Color Restoration              |
| <b>SRIE</b>    | : Simultaneous Reflectance and Illumination Estimation    |
| <b>MSRCP</b>   | : Multi-scale Retinex with Chromacity Preservation        |
| <b>HF</b>      | : Homomorphic Filter                                      |
| <b>WT</b>      | : Wavelet Transform                                       |
| <b>FFT</b>     | : Fast Fourier Transform                                  |
| <b>IFFT</b>    | : Inverse Fast Fourier Transform                          |
| <b>HDR</b>     | : High Dynamic Range                                      |

|                |                                                     |
|----------------|-----------------------------------------------------|
| <b>DCT</b>     | : Discrete Cosine Transform                         |
| <b>GWT</b>     | : Generalized Wavelet Transform                     |
| <b>DWT</b>     | : Discrete Wavelet Transform                        |
| <b>MEF</b>     | : Multi-exposure Image Fusion                       |
| <b>CRM</b>     | : Camera Response Model                             |
| <b>CEM</b>     | : Colour Enhancement Model                          |
| <b>LLNet</b>   | : Low-light Network                                 |
| <b>LLCNN</b>   | : Low-light Convolutional Neural Network            |
| <b>KinD</b>    | : Kindling the Darkness                             |
| <b>SID</b>     | : See In The Dark                                   |
| <b>EDD</b>     | : Exclusively Dark Dataset                          |
| <b>LIME</b>    | : Low-light Image Enhancement Dataset               |
| <b>MSR-Net</b> | : Multi-scale Residual Convolutional Neural Network |
| <b>ZeroDCE</b> | : Zero Deep Curve Estimation Network                |
| <b>PSNR</b>    | : Power Signal to Noise Ratio                       |
| <b>MSE</b>     | : Mean Square Error                                 |
| <b>SSIM</b>    | : Structural Similarity Index Measure               |

## ÇİZELGE LİSTESİ

|                                                                                          | <u>Sayfa</u> |
|------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| <b>Çizelge 5.1 :</b> Eğitim veri kümesinin oluşturulmasında kullanılan parametreler .... | <b>104</b>   |
| <b>Çizelge 6.1 :</b> Ağ eğitimi sırasında kullanılan parametreler .....                  | <b>109</b>   |
| <b>Çizelge 6.2 :</b> PSNR ve SSIM değerlerinin yöntemlere göre karşılaştırılması .....   | <b>111</b>   |





## ŞEKİL LİSTESİ

|                                                                                                                                                                                                | <u>Sayfa</u> |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| Şekil 1.1 : Bayer filtreleme mekanizması .....                                                                                                                                                 | 3            |
| Şekil 1.2 : Apple Iphone tarafından çoklu kamera sistemi kullanılarak yakalanan<br>Bokeh efekti .....                                                                                          | 4            |
| Şekil 2.1 : Düşük ışıklı görüntü örnekleri ışık seviye grafikleri.....                                                                                                                         | 8            |
| Şekil 2.2 : RGB renk uzayında görüntü iyileştirme .....                                                                                                                                        | 10           |
| Şekil 2.3 : HSI renk uzayında görüntü iyileştirme.....                                                                                                                                         | 10           |
| Şekil 2.4 : Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme yöntemlerinin sınıflandırılması.....                                                                                                            | 12           |
| Şekil 2.5 : Doğrusal dönüşüm eğrileri.....                                                                                                                                                     | 13           |
| Şekil 2.6 : Doğrusal olmayan dönüşüm eğrileri .....                                                                                                                                            | 15           |
| Şekil 2.7 : $\gamma = 0,5$ için gamma dönüşümünün girişi ve çıkışı .....                                                                                                                       | 15           |
| Şekil 2.8 : Gri bir görüntünün histogram eşitlemesi .....                                                                                                                                      | 18           |
| Şekil 2.9 : Global histogram eşitleme temel modeli .....                                                                                                                                       | 19           |
| Şekil 2.10 : a) LHE örtüşmeyen alt bloklar b) LHE örtüşen alt bloklar $X_1$ ve $Y_1$<br>alt blokların merkez frekansı c) LHE kısmen örtüşen altbloklar $h$ ve<br>$w$ adım uzunluklarıdır ..... | 20           |
| Şekil 2.11 : Görüntünün ayrıştırılması.....                                                                                                                                                    | 24           |
| Şekil 2.12 : RGB modeli kullanarak görüntü iyileştirme .....                                                                                                                                   | 25           |
| Şekil 2.13 : HSI modeli kullanarak görüntü iyileştirme .....                                                                                                                                   | 25           |
| Şekil 2.14 : Işık yansıma modeli .....                                                                                                                                                         | 26           |
| Şekil 2.15 : Retinex algoritması genel işleyişi .....                                                                                                                                          | 27           |
| Şekil 2.16 : SSR algoritması ile iyileştirme .....                                                                                                                                             | 29           |
| Şekil 2.17 : SSR algoritması ile iyileştirme .....                                                                                                                                             | 31           |
| Şekil 2.18 : Homomorfik filtrenin genlik-frekans eğrisi .....                                                                                                                                  | 36           |
| Şekil 2.19 : Homomorfik filtre işleminin akış şeması .....                                                                                                                                     | 37           |
| Şekil 2.20 : Homomorfik filtre etkileri.....                                                                                                                                                   | 38           |
| Şekil 2.21 : WT işleminin akış diyagramı .....                                                                                                                                                 | 40           |
| Şekil 2.22 : WT ile düşük ışıktaki görüntü iyileştirme .....                                                                                                                                   | 41           |
| Şekil 2.23 : Arka plana dayalı görüntü füzyonu.....                                                                                                                                            | 46           |
| Şekil 2.24 : Tekil görüntü üzerinden füzyon işlemi .....                                                                                                                                       | 48           |
| Şekil 2.25 : Sisli görüntü ve normal görüntü histogramları .....                                                                                                                               | 50           |
| Şekil 3.1 : Yapay nöron .....                                                                                                                                                                  | 54           |
| Şekil 3.2 : Tam bağlı çoklu katmanlı sinir ağları .....                                                                                                                                        | 55           |
| Şekil 3.3 : ADAM iyileştirici temel algoritma akışı .....                                                                                                                                      | 58           |
| Şekil 3.4 : Tam bağlantılı CNN yapısı .....                                                                                                                                                    | 63           |
| Şekil 3.5 : RNN yapısı .....                                                                                                                                                                   | 64           |
| Şekil 3.6 : GAN temelleri .....                                                                                                                                                                | 65           |
| Şekil 4.1 : CNN tabanlı MSR-Net ağ mimarisi .....                                                                                                                                              | 75           |
| Şekil 4.2 : Düşük ışıklı görüntü ile $f_1, f_2, f_3$ sonuçları .....                                                                                                                           | 76           |

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |     |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| <b>Şekil 4.3 :</b> MSR-Net ile elde edilen başarımların çıktıları.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       | 77  |
| <b>Şekil 4.4 :</b> SID veri setindeki örnek görüntüler. Üst iki satırda dış mekan görüntüleri, alt satırlarda iç mekan görüntüleri. Uzun pozlama referans (ground truth) görüntüleri önde gösterilmiştir. Kısa pozlamalı referans görüntüleri (neredeyse tamamen siyah) arkada gösterilmiştir. ....                                                                                                                                                                                                          | 79  |
| <b>Şekil 4.5 :</b> Yukarıdan aşağıya doğru: geleneksel bir görüntü işleme hattı, L3 veri hattı [1] ve bir patlama(burst) görüntüleme veri hattı [2] .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    | 80  |
| <b>Şekil 4.6 :</b> SID veri akış hattı .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 | 81  |
| <b>Şekil 4.7 :</b> ISO oranının parlaklığa etkileri.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     | 82  |
| <b>Şekil 4.8 :</b> Geleneksel ardışık veri hatları, HDR-Net ve SID yöntemlerinin karşılaştırılması.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      | 83  |
| <b>Şekil 4.9 :</b> (a) Zero DCE-Net. Bir DCE-Net, belirli bir giriş görüntüsünü iteratif olarak iyileştiren bir dizi en uygun Işık İyileştirme eğrisini (LE-eğrileri) tahmin etmek için tasarlanmıştır. (b, c) Farklı ayarlama parametreleri $\alpha$ ve yineleme sayısı $n$ olan LE eğrileri. (c) $\alpha_1$ , $\alpha_2$ ve $\alpha_3$ -1'e eşitken $n$ değeri 4'e eşittir. Her alt şekilde yatay eksen giriş piksel değerlerini temsil ederken dikey eksen çıkış piksel değerlerini temsil eder [3] ..... | 84  |
| <b>Şekil 4.10 :</b> DCE-Net görselleştirmiş ağ yapısı .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | 87  |
| <b>Şekil 4.11 :</b> Düşük ışıklı görüntünün farklı eğitim verilerinden Zero DCE başarımların çıktıları.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | 89  |
| <b>Şekil 4.12 :</b> Zero DCE çıktı başarımların sonuçları .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              | 90  |
| <b>Şekil 5.1 :</b> İkili görüntülerde görselleştirme .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 91  |
| <b>Şekil 5.2 :</b> Bir görüntü çiftinin üst üste bindirilmiş halidir. Bu görüntü, sol ve sağ görüntü arasındaki eşitsizliği gösterir .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 91  |
| <b>Şekil 5.3 :</b> CNN'i eğitmek için yamaların çıkarılma işlemi .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                       | 92  |
| <b>Şekil 5.4 :</b> Giriş çifti (sol ve sağ kamera) görüntüleri ve çıkış eşitsizlik haritasıdır. Kameralara daha yakın nesnelerin daha uzaktaki nesnelerden daha büyük eşitsizliklere sahip olduğuna dikkat edilmelidir. Daha büyük eşitsizlikler daha sıcak renklerle gösterilir .....                                                                                                                                                                                                                       | 93  |
| <b>Şekil 5.5 :</b> Çift görüntü yamaları için hızlı MC-CNN mimarisi.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     | 95  |
| <b>Şekil 5.6 :</b> Çift görüntü yamaları için doğru MC-CNN mimarisi .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    | 96  |
| <b>Şekil 5.7 :</b> Middlebury veri seti örneği .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         | 97  |
| <b>Şekil 5.8 :</b> Middlebury veri seti örneği için hızlı ve doğru MC-CNN çıktıları .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    | 98  |
| <b>Şekil 5.9 :</b> Çiftli görüntüler kullanılarak düşük ışıkta iyileştirme için kullanılan stereo iyileştirici ağ mimarisi .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | 99  |
| <b>Şekil 5.10 :</b> Stereo iyileştirici CNN yapısında kullanılan artık blok yapısı .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     | 100 |
| <b>Şekil 5.11 :</b> Stereo (İkili) ağ iyileştirme mimarisi .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | 102 |
| <b>Şekil 5.12 :</b> Stereo (İkili) görüntülerin kaydedilmesi .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 103 |
| <b>Şekil 5.13 :</b> İlgili MC-CNN ağımları eğitmek için kullanılan Middlebury veri setinin farklı görüntü örnekleri.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     | 104 |
| <b>Şekil 5.14 :</b> Farklı ortam ışıkları (her sütun) ve pozlama süreleri (her satır) Middlebury görüntülerinden sınıflandırılması .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                     | 105 |
| <b>Şekil 5.15 :</b> Görüntü çifti için eşitsizlik eşlemesi gösterilmektedir. Parlak yoğunluklar çift kamera kurulumuna yakın nesnelere karşılık gelirken, koyu yoğunluklar uzak nesneleri temsil etmektedir .....                                                                                                                                                                                                                                                                                            | 106 |



|                                                                                                                        |            |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| <b>Şekil 6.1 :</b> MC-CNN ağı için ışıklılık kayıp fonksiyonu .....                                                    | <b>109</b> |
| <b>Şekil 6.2 :</b> MC-CNN ağı için renk kayıp fonksiyonu .....                                                         | <b>110</b> |
| <b>Şekil 6.3 :</b> Stereo farklı pozlamalı görüntülerde kullanılan yöntem ile diğer yöntemlerin karşılaştırılması..... | <b>110</b> |
| <b>Şekil 6.4 :</b> Stereo farklı pozlamalı görüntülerde kullanılan yöntem ile diğer yöntemlerin karşılaştırılması..... | <b>111</b> |





## DERİN ÖĞRENME TABANLI YÖNTEMLERLE DÜŞÜK IŞIKLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME

### ÖZET

Bu çalışmada, düşük ışık koşullarında görüntü iyileştirme yöntemleri incelenmektedir. Geleneksel yöntemlerden başlayarak, makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı modern tekniklere kadar geniş bir yelpazede ele alınan yöntemler, detaylı tez başlıkları altında incelenmiştir. Çalışmanın diğer nihai amacı, tekil ve çiftli düşük ışıklı görüntülerin kalitesini artırmak için yeni yöntemlere yol açmaktır.

İlk olarak, tekil görüntülerde geleneksel yöntemler teorik ve deneysel olarak incelenmiştir. Bu yöntemler arasında histogram eşitleme, retinex yöntemleri ve çeşitli filtreleme gibi yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemlerin düşük ışık koşullarında görüntülerin parlaklık ve detay seviyesini artırma konusundaki etkinlikleri değerlendirilmiştir.

Makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı yöntemlerin incelenmesine geçilmiştir. Bu bölümde, genel derin öğrenme ağı teorik bilgisi kullanılarak önemli yöntemler değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, MSR-Net, SID ve Zero-DCE gibi popüler olarak atıf alan teknikler üzerinde çalışılmıştır.

MSR-Net (Multi-Scale Retinex Network) yönteminde, farklı ölçeklerdeki retinex teorisini kullanarak görüntü iyileştirme yapar. Düşük ışık koşullarında detayları ve kontrastı artırarak görüntü kalitesini iyileştirir. SID (See-in-the-Dark) yönteminde, düşük ışıklı görüntüleri iyileştirmek için özel olarak tasarlanmış bir derin öğrenme modelidir. Bu model, düşük ışıklı görüntüleri yüksek ışıklı versiyonlarına dönüştürmede oldukça etkilidir. Zero-DCE (Zero-Dark Channel Enhancement) yönteminde, tamamen öğrenme tabanlı bir yöntem olup, düşük ışık koşullarında görüntü iyileştirme işlemlerini gerçekleştirmek için derin evrimsel sinir ağlarını kullanır. Özellikle belli görüntü gruplarında parlaklık ve renk iyileştirme konusunda başarılıdır.

Bu çalışmanın bir diğer önemli yönü, mevcut çiftli görüntüleme çözünürlük sistemlerinin düşük ışıklı çiftli görüntülere uyarlanmasıdır. Geleneksel olarak, çiftli görüntüleme yöntemleri derinlik tahmini yapmaya odaklanmıştır, ancak bu çalışmada çiftli görüntülerin düşük ışık koşullarında geliştirilmesi hedeflenmiştir. Sol ve sağ görüntüler arasındaki farklılık, düşük ışık koşullarında belirgin zorluklardan biridir.

Bu zorlukları aşmak için, uçtan uca bir evrimsel sinir ağı olan MC-CNN önerilmektedir. MC-CNN iki aşamalı bir yapıya sahiptir:

İlk aşama parlaklık iyileştirme aşamasıdır. İlk aşamada, ağ çiftli görüntülerin parlaklık durumunu iyileştirmeyi öğrenir. Bu şekilde, görüntülerin düşük ışık koşullarında daha fazla ayrıntı ve netlik kazanması hedeflenir.

İkinci aşama ise renk restorasyonu aşamasıdır. İkinci aşamada, ağ geliştirilmiş parlaklık ve renk bilgisini kullanarak giriş görüntüsünün normal ışıktaki tam renkli bir görüntüsünü derin öğrenme yardımıyla yeniden oluşturur. Geliştirilmiş çiftli görüntülerin orijinal renklerine daha yakın bir şekilde sunulmasını sağlar.

Kullanılan MC-CNN yöntemi, düşük ışık koşullarındaki çiftli görüntüleri tek bir görüntü düşük ışık geliştirme yöntemlerinden daha etkili bir şekilde geliştirmektedir. Bu yaklaşım, çiftli görüntülerin kalitesini artırırken aynı zamanda disparite tahminine dayanmadığı için daha hızlı ve daha etkili bir çözüm sunmaktadır.

Sonuç olarak, sunulan yöntem düşük ışık koşullarında çiftli görüntülerin kalitesini artırmak ve tekil görüntü iyileştirme yöntemlerinde detaylı inceleyerek tez için yenilikçi bir yaklaşım sunmaktadır. Bu çalışma, görüntü işleme alanında düşük ışık koşullarında tekil ve çiftli görüntülerin geliştirilmesi konusunda yapay zeka tabanlı yüksek doğruluklu yeni kapılar açabilmektedir. Özellikle MSR-Net, SID ve Zero-DCE gibi yöntemlerin de kullanılması, sunulan yaklaşımın etkinliğini ve geçerliliğini artırmaktadır ve çiftli düşük görüntü iyileştirmede iyi sonuçlar elde edilerek gelecekteki çalışmalar için giriş niteliği taşımaktadır.

# **LOW LIGHT IMAGE ENHANCEMENT WITH DEEP LEARNING BASED METHODS**

## **SUMMARY**

This thesis investigates image enhancement methods under low-light conditions, starting from traditional techniques and progressing to advanced machine learning and deep learning methods. The study's ultimate aim is to propose a novel method for enhancing the quality of stereo images in low-light environments.

Initially, the research focuses on traditional image enhancement methods applied to single images. These methods are analyzed both theoretically and experimentally to provide a comprehensive understanding of their mechanisms and effectiveness. Techniques such as histogram equalization, retinex methods, and various filtering methods are scrutinized for their ability to improve image brightness and detail under low-light conditions. Histogram equalization is a widely used technique that enhances image contrast by spreading out the most frequent intensity values. Various adaptive histogram equalization improves upon this by considering local regions of the image, providing better local contrast and detail.

Following the examination of traditional methods, the study transitions to machine learning and deep learning-based techniques. These methods leverage the power of convolutional neural networks (CNNs) and other advanced algorithms to enhance image quality. A thorough review of general deep learning network theories is conducted, highlighting key architectures and their applications in image enhancement. Important research papers are analyzed to observe the performance and success rates of these methods. Deep learning has revolutionized image enhancement, offering unprecedented performance improvements. Generative Adversarial Networks (GANs), for example, generate highly realistic images from noisy or low-light inputs. Autoencoders, another class of neural networks, learn efficient data representations to reconstruct higher quality images from low-light inputs. Specialized CNNs designed for low-light image enhancement incorporate innovative architectures and loss functions that focus on preserving details and enhancing brightness simultaneously.

The study includes an in-depth analysis of key methods such as MSR-Net, SID, and Zero-DCE.

**MSR-Net (Multi-Scale Retinex Network):** This method applies the Retinex theory at multiple scales to enhance image quality. It improves details and contrast in low-light conditions, making it a robust solution for image enhancement.

**SID (See-in-the-Dark):** SID is specifically designed for low-light image enhancement. It uses a deep learning model to convert low-light images to their well-lit counterparts, demonstrating remarkable effectiveness in improving image quality.

**Zero-DCE (Zero-Dark Channel Enhancement):** Zero-DCE is a fully learning-based method that employs deep convolutional neural networks for low-light image enhancement. It excels in brightness and color enhancement, producing visually appealing results.

Building on the insights gained from single-image enhancement, the study adapts existing resolution systems to stereo imaging under low-light conditions. Traditionally, stereo imaging methods focus on depth estimation from pairs of images, but this research shifts the focus to enhancing the quality of stereo images captured in poor lighting. A significant challenge addressed is the disparity between the left and right images, which becomes more pronounced in low-light environments. Disparity estimation in stereo imaging involves calculating the pixel-wise difference between the left and right images to extract depth information. However, low-light conditions exacerbate the difficulties in accurate disparity estimation due to increased noise and reduced detail. This study proposes a method that bypasses the need for disparity estimation, focusing instead on directly enhancing the quality of the stereo images.

To overcome the challenges associated with low-light stereo imaging, an end-to-end convolutional neural network named MC-CNN is proposed. The MC-CNN operates in two primary stages:

**Brightness Enhancement Stage:** In this initial stage, the network learns to enhance the brightness of the stereo images. This is achieved through a series of convolutional layers that adjust the brightness levels, aiming to reveal more details and clarity in the images captured under low-light conditions. The goal is to improve the visibility of features that are typically obscured in poor lighting. The network is trained using a large dataset of low-light and normal-light stereo images, enabling it to learn the complex mappings required to enhance brightness effectively. Advanced techniques such as batch normalization and dropout are employed to ensure robust learning and to prevent overfitting.

**Color Restoration Stage:** The second stage of the network utilizes the enhanced brightness and color information from the first stage to reconstruct a full-color image as if it were captured under normal lighting conditions. This is accomplished using deep learning techniques that ensure the output images are not only brighter but also color-accurate and true to their original appearance. This stage involves a more complex network architecture designed to handle color information and spatial details simultaneously. The network leverages residual learning to focus on the differences between the enhanced image and the desired output, ensuring that color restoration is precise and natural-looking.

The studied MC-CNN method demonstrates superior performance in enhancing the quality of stereo images in low-light conditions compared to traditional single-image enhancement techniques. By avoiding reliance on disparity estimation, the method offers a faster and more efficient solution, making it suitable for real-time applications where speed and accuracy are critical. Extensive experiments are conducted to evaluate the performance of the MC-CNN. Metrics such as Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index (SSIM) are used to quantitatively assess the enhancement quality. The results indicate that MC-CNN outperforms existing methods in terms of both objective metrics and subjective visual quality.

In conclusion, this thesis presents a comprehensive study of image enhancement methods under low-light conditions, encompassing both traditional and deep learning-based approaches. The proposed MC-CNN method stands out as an innovative solution for improving the quality of stereo images in challenging lighting environments. This research contributes significantly to the field of image processing, providing a high-accuracy, AI-based approach that opens new possibilities for enhancing both single and stereo images under low-light conditions. The findings of this study pave the way for future advancements in artificial intelligence and image processing, particularly in scenarios where low-light conditions pose a significant challenge.







## 1. GİRİŞ

Bilgisayarla görme, dijital görüntülerden üst düzey bilgilerin çıkarılmasıyla ilgilenen akademik bir alandır. Dijital görüntü işleme ise görüntü iyileştirme, görüntü sıkıştırma gibi işlemlerle ilgilenen başka bir alandır. Her iki alan da onlarca yıldır aktiftir ve her birinde önemli gelişmeler kaydedilmiştir. Cep telefonları ve dijital kameralar, yüksek kaliteli görüntüler oluşturmak için görüntü işleme şemasını kullanır. Yüz algılama gibi birçok bilgisayarla görme tabanlı algılama algoritması önerilmiştir ve bunların doğruluğu insan performansına yakın veya hatta daha iyidir. Hala görüntü iyileştirme alanı için özellikle düşük ışıktaki derin öğrenme yöntemleriyle olan alan araştırma alanı vardır. Aslında, görüntü işleme ve bilgisayarla görme görevlerinin birçoğu derin öğrenme yaklaşımından faydalanabilir. Alex Krizhevsky ve Geoffrey E. Hinton [4] 2012 yılında nesne tanıma görevi için AlexNet'i önerdiğinde, bilgisayarla görme ve görüntü işleme araştırmacıları derin öğrenmede büyük bir potansiyel olduğunu fark ettiler. Sinir ağları yeni bir fikir değildir ve geçtiğimiz yüzyılda bu konularda çok sayıda makaleler yayınlanmıştır [5].

### 1.1 Tezin Amacı

Bu tezin amacı, düşük ışık koşullarında çekilen görüntülerin kalitesini iyileştirmek için gelişmiş görüntü işleme tekniklerini araştırmak ve uygulamaktır. Özellikle, iki farklı odak uzaklığına sahip çift kamera sistemleri üzerinde odaklanarak, çift kamera düşük ışıktaki görüntü iyileştirme yöntemlerinin etkinliğini değerlendirmektir.

Tekil Düşük Işık Altındaki Görüntülerde İyileştirme bölümünde, düşük ışık koşullarında çekilen görüntülerin gürültüsünü azaltma, parlaklık düzeylerini iyileştirme ve kontrastı artırma gibi temel görüntü iyileştirme tekniklerini araştıracağız. Bu teknikleri, düşük ışıktaki daha net ve daha canlı görüntüler elde etmek için kullanacağız. Araştırmalarımda, derin öğrenme tabanlı yaklaşımları, görüntü

süper çözünürlük yöntemlerini ve histogram eşitleme gibi geleneksel yöntemleri değerlendirilmektedir.

Çiftli Düşük Işık Altındaki Görüntülerde İyileştirme bölümünde ise, çift kamera sistemlerinin düşük ışıktaki görüntü iyileştirmede nasıl kullanılabileceğini araştıracağız. Farklı odak uzaklıklarına sahip iki kamera kullanarak daha fazla ışık bilgisine erişim sağlayabiliriz. Bu bölümde, çift kamera görüntüleri arasındaki farkları analiz edecek, görüntü hizalama tekniklerini uygulayacak ve çift kamera verilerini birleştiren yeni bir algoritma geliştireceğiz. Ayrıca, derin öğrenme yöntemlerini kullanarak çift kamera düşük ışık görüntülerini iyileştirmek için yeni yaklaşımlar araştıracağız.

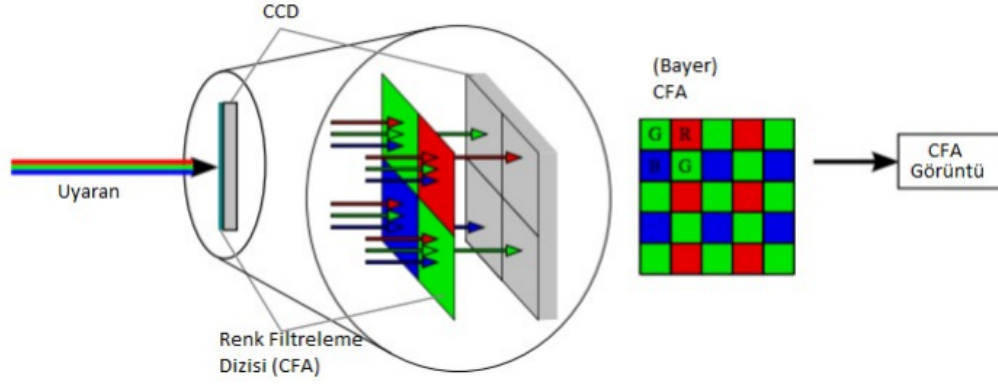
Bu tez çalışması, düşük ışık koşullarında çekilen görüntülerin kalitesini iyileştirmek için gelişmiş görüntü işleme tekniklerinin kullanılabilirliğini ve çift kamera sistemlerinin düşük ışıktaki görüntü iyileştirme performansını değerlendirecektir. Bu çalışma, daha iyi görüntü kalitesi sunarak, düşük ışıktaki fotoğraf çekimi deneyimini geliştirmeye yönelik pratik uygulamalara katkıda bulunmayı hedeflemektedir.

## **1.2 Çift Kamera Görüntü İşleme**

Son zamanlarda, iki ya da daha fazla görüntü sensöründen oluşan çift kameralar, görüntü iyileştirme, algılama ve tanıma görevlerinde sağladıkları avantajlar nedeniyle akıllı telefonlarda bir norm trendi haline gelmiştir. Bu bölümde, bazı önde gelen şirketler tarafından sunulan birkaç çift kamera sistemi örneği gözden geçirilecektir.

### **1.2.1 Görüntü İyileştirme**

Günümüzde başta teknoloji devleri olmak üzere birçok akıllı telefonlarda görüntü iyileştirme için kullanılan çift kamera bulunur. Çift kamera sistemleri, yakalanan görüntüleri geliştirmek için kullanılan bir monokrom ve bir Bayer sensöründen oluşur. Tek renkli bir sensör, dijital bir görüntü oluştururken alandaki tüm ışığı yakalar. Bununla birlikte, çıktı görüntüsü gri ölçekli bir görüntüdür. Tek renkli görüntüdeki yoğunluklar, yakalanan ışık bir renk filtresi dizisinden geçirilmediği için tüm ayrıntıları ve yüksek frekanslı bilgileri gösterir. Buna karşılık, bir Bayer sensörü gri ölçekli bir görüntü yakalar (tek renkli sensöre benzer) ve görüntüyü bir görüntü işleme hattından



**Şekil 1.1 : Bayer filtreleme mekanizması**

geçirerek tam renkli bir görüntü oluşturur. Yakalanan ışık sensörün önünde bulunan Bayer filtresi adı verilen bir filtreden geçer ve mozaiklenmiş bir görüntü üretilir. Bayer filtresi, görüntü sensörünün her pikselini Bayer deseni adı verilen önceden belirlenmiş bir desene dayalı olarak bir renk bileşenine (örneğin R, G, B) atar. Şekil 1.1’de Bayer filtreleme mekanizmasını göstermektedir.

Kameranın görüntü işleme hattı, tam renkli görüntüyü oluşturmak için mozaiklenmiş görüntü üzerinde gürültü giderme, beyaz dengesi, mozaik giderme, gamma düzeltme gibi bir dizi kademeli adım uygular. Mozaik giderme adımı, ana kırmızı, yeşil ve mavi bileşenlerdeki eksik değerleri veya daha karmaşık yöntemleri interpolate ederek tam renkli görüntüyü oluşturur [6].

Yeni nesil akıllı telefonlar, yakalanan görüntü kalitesini artırmak için bir çiftli hatta daha çoğul görüntüye (tek renkli ve Bayer yapıya) sahiptir. Ancak, geliştirmeyi tam olarak nasıl gerçekleştirdiklerine dair herhangi bir yayın veya belge bulunmamaktadır. Mevcut yöntemlerden en yakın elde edilen çalışmalar ve bu çalışmaların üzerine katarak geliştirme üzerine durulmuştur.

### 1.2.2 Derinlik Tahmini

Apple, Bokeh efekti ve optik zoom gerçekleştirmek için başka bir çift kamera sistemi sundu. Fotoğrafçılıkta Bokeh efekti, bir görüntüdeki ilgili bir bölgeye odaklanmak ve diğer kısımları bulanıklaştırmaktır. Şekil 1.2’de bir Apple akıllı telefon tarafından üretilen Bokeh efektini göstermektedir. Çift kamera sahnenin derinlik bilgisini



**Şekil 1.2 :** Apple Iphone tarafından çoklu kamera sistemi kullanılarak yakalanan Bokeh efekti

tahmin eder ve bir segmentasyon algoritması ön plan kısmını arka plandan ayırmak için derinlik bilgisini kullanır. Akıllı telefonlarda kullanılan kompakt lensler, odak uzaklığının yetersizliği nedeniyle arka planı ön plandan doğru bir şekilde ayıramaz. Ancak çift kamera sistemi, büyük odak uzaklığına sahip bir optik lensi simüle etmeye yardımcı olur.

### 1.3 Literatür Araştırması

Düşük ışık koşullarında elde edilen görüntüler genellikle düşük kontrast, yüksek gürültü ve azalan ayrıntı seviyeleri gibi sorunlarla karşı karşıyadır. Bu nedenle, düşük ışıktaki görüntü iyileştirme teknikleri, daha net ve daha canlı görüntüler elde etmek için önemli bir araştırma alanı olmuştur.

Geleneksel görüntü işleme yöntemlerinden bazıları, düşük ışıktaki görüntü iyileştirmek için kullanılmıştır. Bunlar arasında histogram eşitleme, kontrast sınırlama, median filtreleme ve gürültü azaltma teknikleri bulunur. Ancak, bu yöntemler genellikle yetersiz sonuçlar verir ve ayrıntı kaybına neden olabilir.

Son yıllarda, derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar düşük ışıktaki görüntü iyileştirmek için önemli bir etki yapmıştır. Özellikle, derin sinir ağları ve konvolüsyonel sinir

ağları (CNN), düşük ışık görüntülerindeki gürültüyü azaltma, parlaklık düzeylerini iyileştirme ve ayrıntıları artırma gibi görevlerde etkili sonuçlar vermiştir. Örnek olarak, [7], bir CNN tabanlı model kullanarak düşük ışıkta görüntü iyileştirmeyi gerçekleştiren bir yöntem sunmuştur. Benzer şekilde, [8], derin öğrenme tabanlı bir yaklaşım kullanarak düşük ışıkta görüntü iyileştirmeyi gerçekleştirmiştir.

Çift kamera sistemleri, farklı odak uzaklıklarına sahip iki kamerayı birleştirerek daha fazla ışık bilgisine erişim sağlar. Bu özellik, düşük ışık koşullarında görüntü kalitesini iyileştirmek için kullanılabilir.

Çift kamera düşük ışıkta görüntü iyileştirme yöntemleri, farklı kamera görüntülerinin analizini ve birleştirilmesini içerir. Bu yaklaşım, farklı odak uzunluklarından kaynaklanan bilgileri birleştirerek daha net ve daha ayrıntılı görüntüler oluşturmayı amaçlar.

Literatürde, çift kamera düşük ışıkta görüntü iyileştirme için farklı yöntemler önerilmiştir. Örneğin, [9], farklı kamera görüntülerini hizalamak ve birleştirmek için bir algoritma geliştirmiştir. Bu yöntem, düşük ışık koşullarında daha net ve daha parlak görüntüler elde etmeyi başarmıştır.

Ayrıca, ilk olarak derin öğrenme teknikleri de çift kamera düşük ışıkta görüntü iyileştirmede kullanılmıştır [10]. Derin öğrenme tabanlı bir model kullanarak çift kamera görüntülerini birleştirerek düşük ışıkta görüntü iyileştirmeyi gerçekleştirmiştir. Bu yöntem, farklı kamera görüntülerinden gelen bilgileri birleştirerek daha iyi ayrıntı ve kontrast sağlamıştır.

Sonuç olarak, literatür taraması düşük ışıkta görüntü iyileştirme ve çift kamera düşük ışıkta görüntü iyileştirme üzerine yapılan çalışmaları inceledi. Geleneksel görüntü işleme yöntemleri, derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar ve çift kamera sistemleri, düşük ışık koşullarında daha iyi görüntü kalitesi elde etmek için kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır. Bu tez çalışması, bu yöntemleri birleştirerek daha etkili ve verimli bir düşük ışık görüntü iyileştirme yöntemi geliştirmeyi amaçlamaktadır.

#### 1.4 Problem Açıklanması

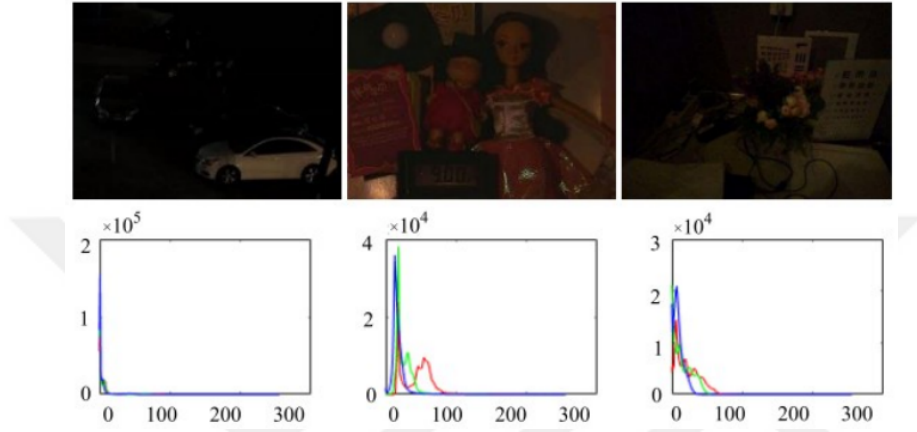
Bu tez çalışması kapsamında, düşük ışıklı çiftli görüntü iyileştirme için bir konvolüsyonel sinir ağı (CNN) yaklaşımı öneriyoruz. Bu nedenle, modelimizin girdisi düşük ışıklı bir çiftli görüntü çifti (sol ve sağ görüntü çiftleri), çıktısı ise geliştirilmiş bir ışık görüntüsüdür. Sol ve sağ görüntüleri hizalamak için füzyon veya kayıt yöntemleri kullanmak yerine, az pozlanmış görüntüleri iyileştirmek için bir gelişmiş CNN, GAN ve Retinex tabanlı bu tarz modellerden yararlanılmaktadır. Aynı şekilde bu çalışmalardan önce literatürdeki normal tekil imge üzerinden olan çalışmalar incelenerek birçoğu üzerinde teorik ve pratik çalışmaları yapılmıştır. Araştırmalarda, CNN tabanlı bir yöntem kullanarak düşük ışık koşulunu tekil görüntüye göre daha çok iyileştirmek için bir ikili kamera yönteminden ilham alınan çiftli görüntü yöntemi de kullanılmıştır. Tez içeriğinde bahsedilen elde edilen sonuçlarda da önerilen yöntemin ve diğer düşük ışıktaki görüntü iyileştirme yöntemlerinin verimliliğini göstermektedir.

## **2. DÜŞÜK IŞIKTA GELENEKSEL GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME TEKNİKLERİ**

### **2.1 Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme Giriş**

Bilgisayarla görme teknolojisinin hızla gelişmesiyle, dijital görüntü işleme sistemleri endüstriyel üretim [11], video izleme [12], akıllı ulaşım ve uzaktan algılama izleme [13] gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır ve bu nedenle endüstriyel üretimde, günlük yaşamda, askeri uygulamalarda [14] vb. önemli roller oynamaktadır. Bununla birlikte, görüntü elde etme sürecinde genellikle kontrol edilemeyen bazı faktörler mevcuttur ve bu da çeşitli görüntü kusurlarına neden olur. Özellikle, iç mekan, gece veya bulutlu günler gibi zayıf aydınlatma koşulları altında, nesne yüzeyinden yansıyan ışık zayıf olabilir; sonuç olarak, bu tür düşük ışıklı bir görüntünün görüntü kalitesi, renk bozulmaları ve gürültü nedeniyle ciddi şekilde bozulabilir [15] - [17]. Görüntü dönüştürme, depolama, iletim ve diğer işlemlerden sonra, bu tür düşük ışıklı görüntülerin kalitesi ciddi şekilde daha da düşer. Düşük ışık, adından da anlaşılacağı gibi, aydınlığın normal standardı karşılamadığı çevresel koşulları ifade eder [18]. Nispeten zayıf ışıklı bir ortamda çekilen görüntüler genellikle düşük ışıklı görüntüler olarak kabul edilir [19]. Bununla birlikte, pratik uygulamalarda düşük ışıklı bir ortamı tanımlayan belirli teorik değerleri belirlemek şimdiye kadar mümkün olmamıştır ve sonuç olarak birleşik bir standart mevcut değildir. Bu nedenle, her görüntü sensörü üreticisinin kendi standartları vardır; örneğin, Hikvision genellikle düşük ışıklı ortamları şu kategorilere ayırır: karanlık seviye (0,01 Lux - 0,1 Lux), ay ışığı seviyesi (0,001 Lux - 0,01 Lux) ve yıldız ışığı seviyesi (0,001 Lux'tan az). Bu tür ortamlarda çekilen görüntüler düşük parlaklık, düşük kontrast, dar bir gri aralık ve renk bozulmasının yanı sıra önemli ölçüde gürültü gibi özellikler sergiler [20]. Şekil 2.1'de düşük parlaklığa sahip üç görüntü ve bunlara karşılık gelen gri histogramları gösterilmektedir; burada X eksenini gri tonlama değerlerini, Y eksenini ise piksel sayısını temsil etmektedir. Bu görüntülerin piksel değerleri, aydınlatma eksikliği nedeniyle

çoğunlukla alt aralıkta odaklanmıştır ve renkli görüntünün çeşitli kanalları arasında karşılık gelen piksellerin gri farkı sınırlıdır. Görüntünün maksimum ve minimum gri seviyeleri arasında sadece küçük bir boşluk vardır. Tüm renk katmanını sapmalar gösterir ve kenar bilgileri zayıftır; sonuç olarak, görüntünün ayrıntılarını ayırt etmek zordur. Bu özellikler, bu tür görüntülerin kullanılabilirliğini azaltır, öznel görsel etkilerini ciddi şekilde bozar ve çeşitli görsel sistemlerin işlevselliğini büyük ölçüde sınırlar [21,22].



**Şekil 2.1 :** Düşük ışıklı görüntü örnekleri ışık seviye grafikleri

Düşük aydınlatmalı ortamlardan video/görüntü alımının etkisini zayıflatmak için araştırmacılar hem donanım hem de yazılım açısından çeşitli iyileştirmeler peşinde koşmuşlardır. Yaklaşımlardan biri görüntü alma sistemi donanımını iyileştirmektir [23,24]. Bir diğeri ise görüntülerin oluşturulduktan sonra işlenmesidir. Düşük ışık seviyeli kameralar, düşük ışık seviyeli görüntüleme için görüntüleme kalitesini iyileştirmek amacıyla temel bileşenler olarak yüksek performanslı şarj bağlantılı cihaz (CCD) veya tamamlayıcı metal oksit yarı iletken (CMOS) teknolojisi, profesyonel düşük ışık devreleri ve filtreler kullandığından, üretim süreçleri oldukça titiz ve teknolojileri karmaşıktır [25]. Sony, Photonis, SiOnyx ve Texas Instruments (TI) gibi şirketler tarafından üretilen bazı profesyonel düşük ışık kameraları piyasaya çıkmış olsa da, yüksek fiyatları nedeniyle günlük hayatta yaygın olarak kullanılmamaktadır.

Alternatif bir yaklaşım olarak, yazılım algoritmalarının geliştirilmesi büyük bir esneklik sunmaktadır ve dijital görüntü işleme yoluyla düşük ışıklı video ve görüntülerin kalitesinin iyileştirilmesi her zaman önemli bir araştırma yönü olmuştur. Bu nedenle, görüntüleme cihazlarının performansını artırmak için düşük ışıklı

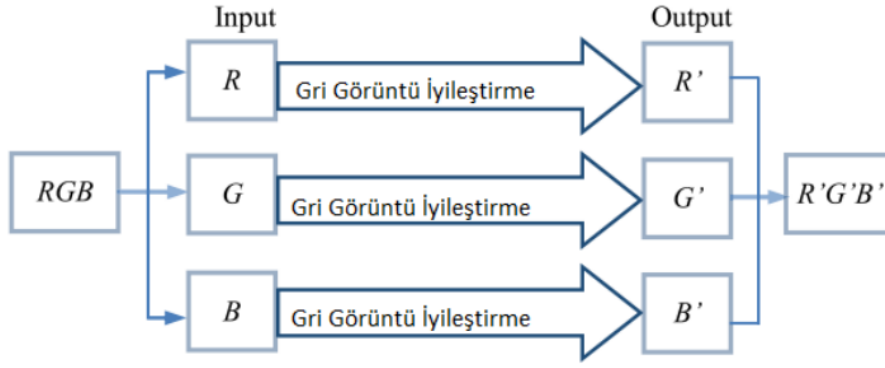


görüntüler için iyileştirme algoritmalarını incelemek büyük önem ve pratik değer taşımaktadır. Düşük ışıktaki görüntü iyileştirmenin temel amacı, görüntünün genel ve yerel kontrastını iyileştirmek, görsel etkisini iyileştirmek ve görüntüyü insan gözlemi veya bilgisayar işleme için daha uygun bir forma dönüştürürken, gürültü amplifikasyonundan kaçınmak ve iyi bir gerçek zamanlı performans elde etmektir [26] - [28].

Bu amaçla, net görüntüler veya videolar elde etmek için düşük aydınlatma altında yakalanan verilerin geçerliliğini ve kullanılabilirliğini artırmak çok önemlidir. Bu tür bir iyileştirme, görüntüleri yalnızca bireylerin öznel görsel algısıyla daha tutarlı hale getirmekle ve dış mekan görsel sistemlerinin güvenilirliğini ve sağlamlığını artırmakla kalmaz, aynı zamanda bu tür görüntülerin bilgisayarla görme ekipmanı tarafından daha rahat analiz edilmesine ve işlenmesine olanak tanır, bu da görüntü bilgi madenciliğinin gelişimini teşvik etmek için büyük önem taşır [29]. İlgili araştırma sonuçları, kentsel trafik izleme, dış mekan video alımı, uydu uzaktan algılama ve askeri havacılık araştırması gibi alanlarda yaygın olarak uygulanabilir ve su altı görüntü analizi ve puslu görüntü netliği gibi konulardaki çalışmalar için referans olarak kullanılabilir [30]. Ayrıca, görüntü işleme alanında önemli bir araştırma dalı olan düşük ışıktaki görüntü iyileştirme, disiplinler arası ve yenilikçi bir çekiciliğe ve geniş uygulama olanaklarına sahiptir ve son yıllarda disiplinler arası araştırmaların odak noktası haline gelmiştir [31]. Yurtiçinde ve yurtdışında çok sayıda araştırmacı bir süredir bu alana artan bir ilgi göstermektedir [32] - [34].

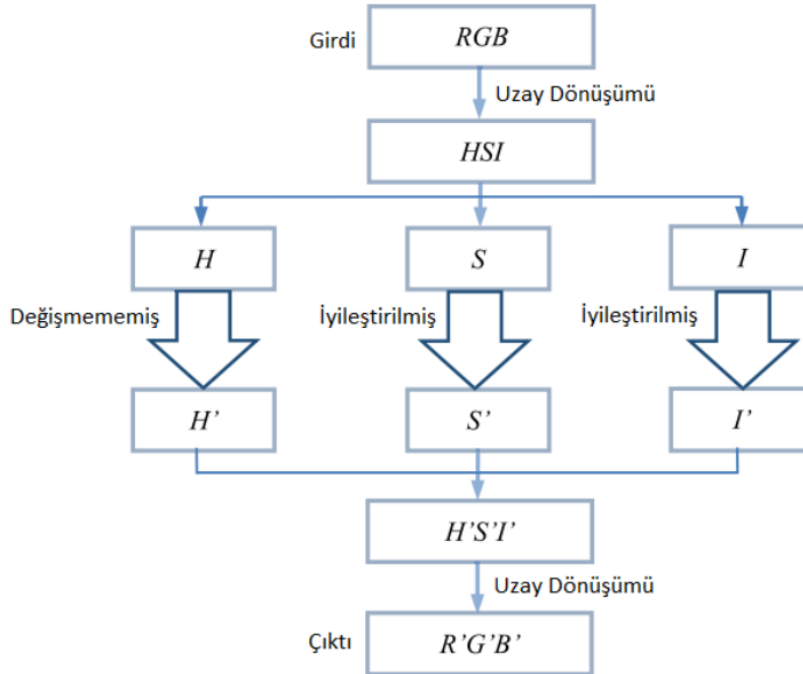
Gerçek dünyada en yaygın olarak renkli görüntüler kullanılır, bu nedenle algoritmaların çoğu ya renkli görüntü iyileştirme için tasarlanmıştır ya da gri görüntü iyileştirme yöntemlerinden türetilmiştir. Başlıca bu tip yöntemler aşağıda listelenmiştir.

(i) RGB (kırmızı, yeşil, mavi) renk uzayına dayalı iyileştirme. Belirli adımlar aşağıdaki gibidir. Üç renk bileşeni (R, G ve B) orijinal RGB renkli görüntüden çıkarılır. Ardından, bu üç bileşenin her biri bir gri tonlamalı görüntü iyileştirme yöntemi kullanılarak ayrı ayrı geliştirilir. Son olarak, üç bileşen birleştirilir ve geliştirilmiş sonuçlar çıktı olarak alınır. Spesifik prensip Şekil 2.2'de görsel olarak



**Şekil 2.2 :** RGB renk uzayında görüntü iyileştirme

özetlenmiştir. Bu yöntem basittir ancak bileşenler arasındaki korelasyonları ihmal ettiği için geliştirilmiş görüntülerde ciddi renk sapmalarına neden olabilir.



**Şekil 2.3 :** HSI renk uzayında görüntü iyileştirme

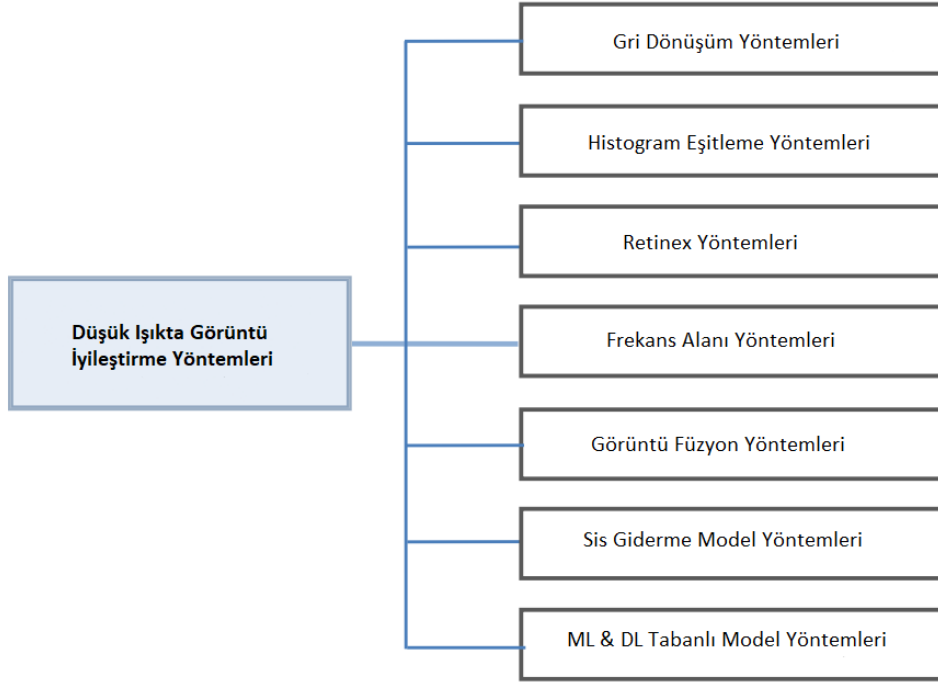
(ii) HSI (renk tonu, doygunluk, yoğunluk) renk uzayına (veya YCbCr,  $L^*a^*b$ , YUV renk uzayına) dayalı iyileştirmedir [35,36]. HSI renk uzayındaki parlaklık bileşeni I, krominans bileşeni H'den, yani bir görüntünün renk bilgisinden ayrıdır ve onunla ilişkisizdir. Renklilik değişmediğinde, parlaklık ve doygunluk tüm görüntü bilgisini belirleyecektir. Bu nedenle, renkli bir görüntüyü iyileştirmek için, I ve S bileşenleri genellikle aynı H kromatikliği korunarak ayrı ayrı iyileştirilir.

Şekil 2.3, bu iyileştirme yaklaşımının akış şemasını göstermektedir.

Son yıllarda, renkli görüntüleri işlemek için kullanılan yaygın bir yöntem, bir bileşeni değiştirmeden bırakırken diğer bileşenleri bir uzay dönüşümüne dayalı olarak iyileştirmek olmuştur. Özellikle, renk uzayının mevcut dönüşümleri çeşitlidir ve bir görüntünün biçimi belirli bir uzayla sınırlı değildir. Kullanılan renk uzayı ne olursa olsun, işleme adımları HSI uzayına dayalı bir iyileştirme yönteminin adımlarına benzerdir [37,38]. Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme teknolojisi üzerine çalışmalar halen birçok araştırmacı tarafından yürütülmektedir. Umut verici bulgular elde edilmiş olmasına rağmen, bu teknoloji hala tam olgunlaşmamıştır. Özellikle, mevcut algoritmalar genellikle belirli bir açıdan diğerlerine göre daha iyi bir etkiye sahiptir. Bu nedenle, bu alan hala önemli bir araştırma değerine sahiptir ve araştırmacılar için cazip olan geniş bir geliştirme alanı sunmaktadır.

Düşük ışıklı video ve görüntüleri farklı açılardan iyileştirmek amacıyla düşük aydınlatma koşullarında çekilen görüntüler için birçok görüntü iyileştirme algoritması önermiştir [15]. Bu makale, parlaklık iyileştirme için kullanılan algoritmalara uygun olarak, bu işleme yöntemlerini yedi sınıfa ayırmaktadır: gri dönüşüm yöntemleri, histogram eşitleme (HE) yöntemleri, Retinex yöntemleri, frekans alanı yöntemleri, görüntü füzyon yöntemleri, buğu/sis giderme modeli yöntemleri ve makine öğrenimi ve derin öğrenme yöntemleridir. Bu yöntemler, prensiplerindeki farklılıklara göre farklı alt sınıflara da ayrılabilir.

Şekil 2.4’de, genel hatlarıyla yöntemlerin sınıflandırılması grafik olarak gösterilmiştir. Bu tasnif içinde listelenen "ML ve DL Tabanlı Model Yöntemler" için detaylı incelemeler 3. Bölümde sunulacaktır.



**Şekil 2.4 :** Düşük ışıklı görüntü iyileştirme yöntemlerinin sınıflandırılması

## 2.2 Gri Dönüşüm Yöntemleri

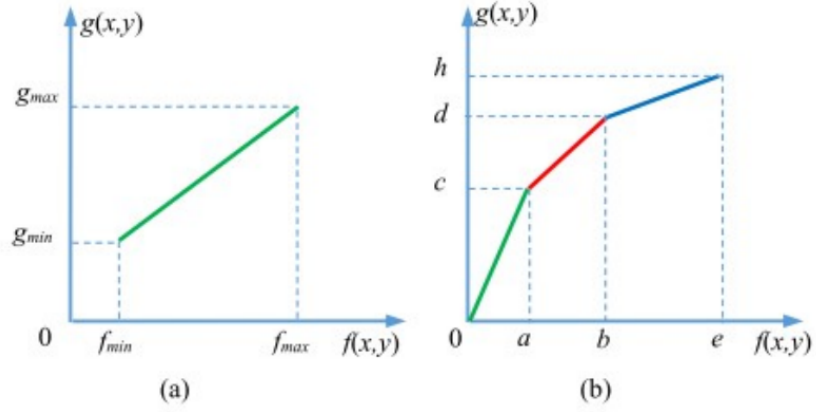
Gri dönüşüm yöntemi, genellikle eşleme tabanlı bir yaklaşım olarak adlandırılan matematiksel bir fonksiyon [39] aracılığıyla tek piksellerin gri değerlerini diğer gri değerlere dönüştürme ilkesine dayanan uzamsal alan görüntü iyileştirme algoritmasıdır. Böyle bir yöntem, piksellerin gri değerlerinin dağılımını ve dinamik aralığını değiştirerek bir görüntüyü iyileştirir [15].

Bu tür yöntemlerin ana alt sınıfları lineer ve lineer olmayan dönüşümleri içerir.

### 2.2.1 Lineer Dönüşüm

Doğrusal germe olarak da bilinen gri değerlerin doğrusal dönüşümü, giriş görüntüsünün gri değerlerinin doğrusal bir fonksiyonudur [11] ve formülü aşağıdaki gibidir:

$$g(x,y) = C.f(x,y) + R \quad (2.1)$$



**Şekil 2.5 : Doğrusal dönüşüm eğrileri**

Burada,  $f(x,y)$  ve  $g(x,y)$  sırasıyla giriş ve çıkış görüntülerini,  $C$  ve  $R$  ise doğrusal dönüşümün katsayılarını temsil etmektedir. Bir görüntü, yukarıdaki formüldeki katsayıların değerleri ayarlanarak farklı derecelerde iyileştirilebilir. Karşılık gelen bir dönüşüm eğrisi Şekil 5(a)'da gösterilmektedir. Doğrusal gri gerdirme için yaygın bir formül aşağıdaki gibidir:

$$g(x,y) = \frac{f(x,y) - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} \cdot (g_{max} - g_{min}) + g_{min} \quad (2.2)$$

Burada  $f_{max}$  ve  $f_{min}$  sırasıyla giriş görüntüsünün maksimum ve minimum gri değerlerini ve  $g_{max}$  ve  $g_{min}$  sırasıyla çıkış görüntüsünün maksimum ve minimum gri değerlerini temsil eder [11].

Böylece, görüntünün dinamik aralığı, parlaklığı ve kontrastı artırmak için  $[f_{min}, f_{max}]$ 'dan  $[g_{min}, g_{max}]$ 'a dönüştürülür. Bazen, görüntünün yalnızca belirli bir alanındaki gri değerlerin, kontrastı ayarlamak için parçalı doğrusal bir dönüşüm uygulanarak gerilmesi veya sıkıştırılması gerekir. Böyle bir dönüşümün formülü aşağıdaki gibidir:

$$g(x) = \begin{cases} \frac{c}{a} \cdot f(x,y), & 0 \leq f(x,y) \leq a \\ \frac{d-c}{b-a} (f(x,y) - a) + c, & a \leq f(x,y) \leq b \\ \frac{h-d}{e-b} (f(x,y) - b) + d, & b \leq f(x,y) \leq e \end{cases} \quad (2.3)$$

Parçalı formüldeki çeşitli fonksiyonlar, dönüşüme karşılık gelen koordinat sisteminde renkli çoklu çizgilerle temsil edilir. Süreksizlik noktalarının konumları her bir görüntü

için ayrı ayrı belirlenmelidir. Böyle bir parçalı doğrusal dönüşüm eğrisinin bir örneği Şekil 2.5’de gösterilmektedir. Parçalı doğrusal dönüşüm yönteminde, parametre optimizasyonu yalnızca deneyime dayalı olarak veya önemli ölçüde insan katılımıyla gerçekleştirilebilir; bu nedenle uyarlanabilir bir mekanizmadan yoksundur. Ayrıca, optimum iyileştirme etkisini elde etmek zordur [40,41].

Bu sorunların üstesinden gelmek için, görüntü iyileştirme işlemi için diferansiyel konvolüsyon ile birleştirilmiş hibrit bir genetik algoritma uygulanmıştır [42]. Optimum dönüşüm eğrisi, bu algoritmanın uyarlanabilir mutasyon ve hızlı arama yetenekleri sayesinde elde edilmiştir.

Özetle, doğrusal görüntü iyileştirme prensibinin uygulanması basit ve hızlıdır, ancak etkisi tatmin edici değildir, düzensiz görüntü iyileştirme nedeniyle bazı görüntü ayrıntıları genel olarak kaybolur.

### 2.2.2 Lineer Olmayan Dönüşüm

Doğrusal olmayan gri dönüşümün temel fikri, bir görüntünün gri değerlerini dönüştürmek için doğrusal olmayan bir fonksiyon kullanmaktır [43].

Sıklıkla kullanılan doğrusal olmayan dönüşüm fonksiyonları arasında logaritmik fonksiyonlar, gamma fonksiyonları ve diğer çeşitli geliştirilmiş fonksiyonlar bulunmaktadır [44,45].

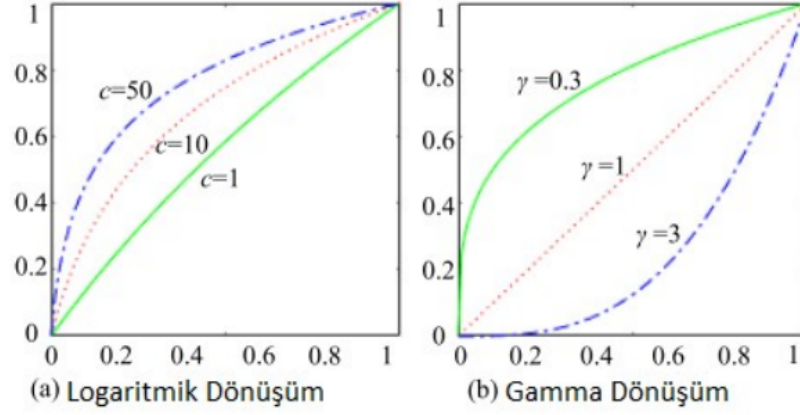
Logaritmik bir dönüşüm fonksiyonu, çıkış görüntüsündeki her bir pikselin değeri ile giriş görüntüsündeki karşılık gelen pikselin değeri arasında logaritmik bir ilişki olduğu anlamına gelir. Bu tür bir dönüşüm aşırı karanlık bir görüntü için uygundur çünkü daha yüksek gri değerlere sahip piksellerin dinamik aralığını sıkıştırırken görüntünün daha düşük gri değerlerini esnetebilir [46].

Genelleştirilmiş formül aşağıdaki gibidir:

$$g(x,y) = 1 + \log(1 + c \cdot f(x,y)) \quad (2.4)$$

Burada  $c$  bir kontrol parametresidir. Çeşitli logaritmik dönüşüm fonksiyonlarının şekilleri Şekil 2.6’da gösterilmektedir. Bir logaritmik dönüşüm fonksiyonu, düşük gri

değerli alanlardaki piksellerin gri değerlerini uzatır ve yüksek gri değerli alanlardaki piksellerin değerlerini sıkıştırır.



**Şekil 2.6 :** Doğrusal olmayan dönüşüm eğrileri

Gamma düzeltmesi basit bir yöntemdir ve daha parlak bir görüntü elde etmek için görüntü histogramını genişletir. Başka bir deyişle, gama düzeltme yöntemi, daha yüksek kontrastlı bir görüntü oluşturmak için küçük değerleri artırarak ve büyük değerleri sıkıştırarak düşük kontrastlı görüntüleri iyileştirir.



**Şekil 2.7 :**  $\gamma = 0,5$  için gamma dönüşümünün girişi ve çıkışı

Gamma düzeltme yöntemi basittir ve çıktının hesaplanmasında renk kanalları ile komşu pikseller arasındaki ilişkiyi dikkate almaz. Başka bir deyişle, giriş görüntüsünü genel olarak geliştirir, bu da çıkış görüntüsünde gürültüye neden olur ve ayrıca en iyi gammayı seçmek zor olabilir.

Burada  $\gamma$  parametresi genellikle bir sabit olan düzeltme parametresini gösterir. Şekil 2.6 (b)'de birkaç gamma dönüşüm eğrisi gösterilmektedir.

$$g(x,y) = f(x,y)^\gamma \quad (2.5)$$

2.6 (b)'de gösterildiği gibi, gamma parametresi değiştirilerek birkaç farklı dönüşüm eğrisi elde edilebilir.  $\gamma > 1$  olduğunda, dönüşüm görüntünün düşük gri değerli alanlarının dinamik aralığını genişletecek ve yüksek gri değerli alanların aralığını sıkıştıracaktır. Bunun aksine,  $\gamma < 1$  olduğunda, dönüşüm düşük gri değerleri sıkıştırarak ve yüksek gri değerleri esnetmektedir.  $\gamma = 1$  olduğunda, çıktı aynı kalır [55]. Bu nedenle, bir görüntünün farklı gri bölgeleri, daha iyi bir iyileştirme etkisi elde etmek için bu parametreyi ayarlayarak seçici olarak uzatılabilir veya sıkıştırılabilir.

Şekil 2.7'de gamma dönüşümünün düşük ışıklı görüntü üzerinde sonucu görülmektedir.

Bir görüntünün dinamik aralığının, uyarlanabilir bir logaritmik fonksiyon kullanarak görüntünün gri değerlerini eşleyerek etkili bir şekilde sıkıştırılabileceğini öne sürülmüştür [47].

Parlak bölgelerin iyileştirilmesini engellerken karanlık bölgelerin parlaklığını artıran doğrusal olmayan bir eşleme işlevini kendiliğinden uyarlamalı olarak elde etmek için 0,1 değerine sahip bir görüntünün kümülatif histogramına karşılık gelen bir gri değer kullanmıştır [48].

Benzer şekilde, logaritmik işleme modeline dayalı bir düşük ışık renkli görüntü iyileştirme algoritması önerilmiştir [49].

İlk olarak, bu algoritma bir görüntünün parlaklık bileşenlerine doğrusal olmayan bir iyileştirme işlemi uygular. Daha sonra, üyelik fonksiyonu bir iyileştirme operatörü eklenerek değiştirilir. Son olarak, üyelik fonksiyonunun ters dönüşümü vasıtasıyla iyileştirilmiş görüntü elde edilir.

Gamma düzeltme parametresinin kümülatif olasılık dağılımı histogramına göre uyarlamalı olarak elde edildiği uyarlamalı bir gama düzeltme algoritması önermiştir. Ancak, bu gamma düzeltme yöntemi tek bir parametreye dayandığından, parlak alanların aşırı artmasına neden olmaya eğilimlidir [50].



Bu eksikliğin üstesinden gelmek için bir çift gamma fonksiyonu oluşturulmuş ve aydınlatma haritasının dağılım özelliklerine göre ayarlanmıştır [51], böylece yerel yüksek parlaklıklı bölgelerdeki gri değerleri bastırırken düşük parlaklıklı alanlardaki gri değerleri iyileştirilmiştir. Ayrıca, bir görüntünün renk tonu bileşenini uygun bir aralığa eşlemek için bir arktanjan hiperbolü kullanılmış ve daha sonra, optimum hiperbolik tanjant profiline dayalı düşük ışıklı görüntü iyileştirme önerilmiştir [52,53]. Doğrusal olmayan dönüşüm, doğrusal dönüşüme göre daha karmaşık hesaplamalar ve dolayısıyla daha uzun bir süre gerektirir [54].

Özetle, gri dönüşümü ilgilenilen gri alanları vurgulayabilir ve basit uygulama ve yüksek hız avantajlarına sahiptir. Bununla birlikte, bu tür yöntemler bir görüntünün genel gri dağılımını dikkate almaz; sonuç olarak, iyileştirme yetenekleri sınırlıdır ve uyarlanabilirlikleri zayıftır.

### 2.3 Histogram Eşitleme Yöntemleri

Gri düzeyleri  $[0, L]$  aralığında olan bir dijital görüntü için bir histogram, ayrık bir  $h(rk) = nk$  fonksiyonudur; burada  $rk$ ,  $k$ 'inci gri düzeyidir ve  $nk$ , görüntüdeki gri düzeyine sahip piksellerin sayısıdır.

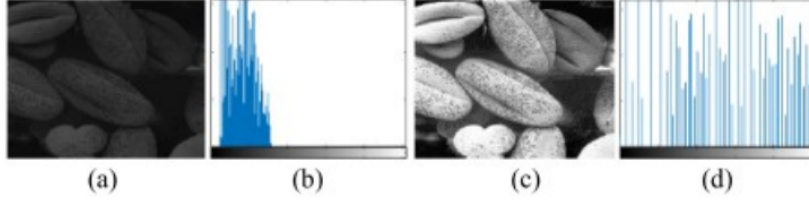
Ek olarak, normalleştirilmiş histogram,  $k = 0, 1, \dots, L-1$  için  $p(rk) = nk/n$  ile verilir. Kabaca,  $p(rk)$  bize görüntünün olasılık dağılım fonksiyonunun (PDF) bir tahminini verir [55].

Histogramlar birçok görüntü iyileştirme tekniğinin yanı sıra görüntü histogram eşitlemesinin de temelini oluşturur. Bir görüntünün histogramının yazılım ve donanımda hesaplanması kolaydır. Bu nedenle gerçek zamanlı görüntü işleme için popüler bir araçtır [55].

Bir görüntünün piksel değerleri tüm olası gri seviyelerine eşit olarak dağılmışsa, görüntü yüksek kontrast ve geniş bir dinamik aralık gösterir. Bu özelliğe dayanarak HE algoritması, çıktı gri seviyelerini tekdüze bir dağılıma karşılık gelen bir olasılık yoğunluk fonksiyonuna sahip olacak şekilde ayarlamak için kümülatif dağılım fonksiyonunu (CDF) kullanır; bu şekilde, karanlık alanlardaki gizli ayrıntıların

yeniden ortaya çıkması sağlanabilir ve giriş görüntüsünün görsel etkisi etkili bir şekilde geliştirilebilir [56].

### 2.3.1 Histogram Eşitleme Temelleri



**Şekil 2.8 :** Gri bir görüntünün histogram eşitlemesi

Şekil 2.8’de görüntülerin histogramların karşılaştırılması gösterilmiştir. HE yönteminde, CDF görüntü gri değerleri için dönüşüm eğrisi olarak kullanılır [57,58].

$I$  ve  $L$  sırasıyla bir görüntüyü ve gri seviyelerini gösterebilir.  $I(i, j)$  koordinatları olan konumdaki gri değeri,  $N$  görüntüdeki toplam piksel sayısını ve  $n_k$ ,  $k$  gri seviyesindeki piksel sayısını temsil eder.

Ardından,  $I$  görüntüsünün gri seviye olasılık yoğunluk fonksiyonu şu şekilde tanımlanır:

$$p(k) = \frac{n_k}{n}, (k = 0, 1, 2, \dots, L - 1) \quad (2.6)$$

$I$  görüntüsünün gri seviyelerinin CDF’si şöyledir:

$$c(k) = \sum_{r=0}^k p(r), (k = 0, 1, 2, \dots, L - 1) \quad (2.7)$$

Standart HE algoritması, orijinal görüntüyü CDF’ye dayalı olarak yaklaşık tekdüze bir gri seviye dağılımına sahip geliştirilmiş bir görüntüye eşler. Eşleme ilişkisi şöyledir aşağıdaki gibidir:

$$f(k) = (L - 1) \cdot c(k) \quad (2.8)$$

HE'nin bir örneği Şekil 2.8'de gösterilmektedir;

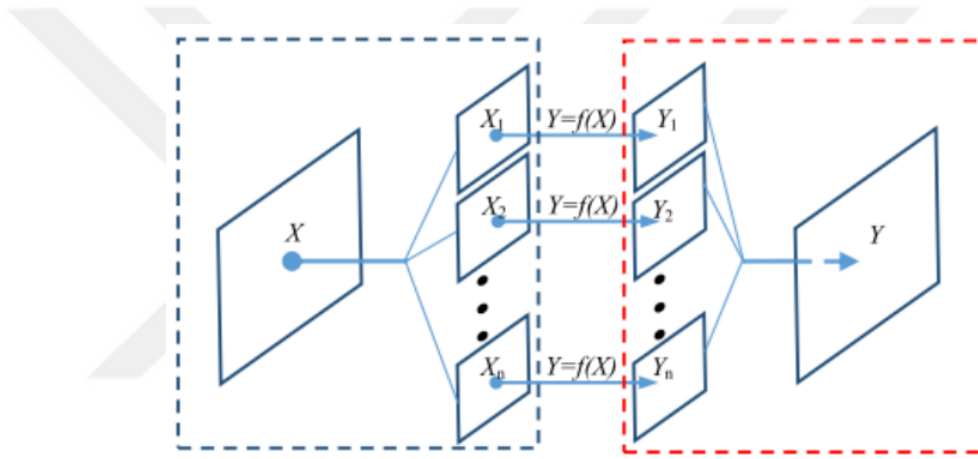
(a) düşük ışıklı giriş görüntüsü,

(b) düşük ışıklı giriş görüntüsünün histogramı,

(c) HE'den sonra iyileştirilmiş görüntü ve (d) iyileştirilmiş görüntünün histogramı gösterilmektedir.

Standart HE algoritmasının prensibi basittir ve gerçek zamanlı olarak yürütülebilir. Bununla birlikte, geliştirilmiş görüntünün parlaklığı düzensiz olacaktır ve gri seviye birleştirme nedeniyle bazı ayrıntılar kaybolabilir.

### 2.3.2 Histogram Eşitleme Modelleri



Şekil 2.9 : Global histogram eşitleme temel modeli

Hesaplama dikkate alınan bölgelere bağlı olarak, HE yöntemleri küresel histogram eşitleme (GHE) ve yerel histogram eşitleme (LHE) olarak ikiye ayrılabilir [59].

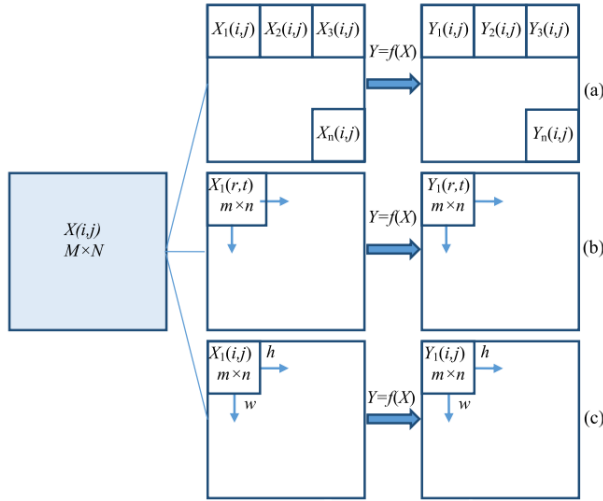
Bir GHE algoritmasının genel konsepti Şekil 2.9'da gösterilen modelle gösterilmektedir; burada  $X$  orijinal görüntüyü,  $Y$ , HE algoritması tarafından oluşturulan geliştirilmiş görüntüyü,  $Y = f(X)$  geleneksel HE sürecini veya geliştirilmiş bir versiyonunu ve  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  orijinal görüntüdeki piksellerden oluşur.  $Q(x)$  olarak tanımlanan belirli bir özelliğe göre belirli koşulları sağlayan  $n$  alt görüntüyü temsil etmektedir.  $X$  parametresi görüntünün gri değerinin büyüklüğünü,  $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n$   $n$  alt görüntüye karşılık gelen eşitlenmiş görüntüleri ve eşitleme sonrasında  $Y$  görüntüsü alt görüntülerin piksel konumlarına uygun olarak birleştirilmesiyle elde edilir.

GHE modeli, nispeten az hesaplama ve yüksek verimlilik gibi çeşitli avantajlara sahiptir ve özellikle genel olarak daha koyu veya daha parlak görüntülerin iyileştirilmesi için uygundur [49].

Bununla birlikte, tüm görüntünün gri değerlerine dayalı istatistiksel işlemler gerçekleştiren global bir algoritmanın her yerel bölge için en uygun kurtarılmış değerleri elde etmesi zordur. Böyle bir algoritma, giriş görüntüsünün yerel parlaklık özelliklerine uyum sağlayamaz ve sonuç olarak, işlemten sonra görüntüdeki derinlik hissi azalacaktır.

Bu sorunu çözmek için birçok araştırmacılar bunun yerine bir LHE algoritmasının kullanılmasını önermiş ve bu tür algoritmalar bu nedenle geniş çapta uygulamaya konulmuştur. LHE'nin temel fikri, HE işlemini bir görüntünün çeşitli yerel alanlarına ayrı ayrı uygulamaktır. Orijinal görüntü uzamsal olarak birden fazla alt bloğa bölünür ve istenen iyileştirme etkisini elde etmek için görüntünün yerel bilgilerini uyarlamalı olarak iyileştirmek üzere her alt blokta ayrı ayrı eşitleme yapılır.

LHE yöntemleri, Şekil 2.10'da gösterildiği gibi, örtüşmeyen alt bloklarla LHE, örtüşen alt bloklarla LHE ve kısmen örtüşen alt bloklarla LHE olmak üzere üç yaklaşıma ayrılabilir [59]. Bu algoritmalar için uygulama süreci de aşağıdaki gibidir.



**Şekil 2.10 :** a) LHE örtüşmeyen alt bloklar b) LHE örtüşen alt bloklar  $X_1$  ve  $Y_1$  alt blokların merkez frekansı c) LHE kısmen örtüşen altbloklar  $h$  ve  $w$  adım uzunluklarıdır

(i) Belirli bir  $M \times N$  boyutundaki giriş görüntüsü için, görüntünün sol üst köşesinde  $m \times n$  boyutlarında bir alt blok tanımlanır ve sırasıyla  $h$  ve  $w$  adım boyutlarıyla yatay ve dikey yönler boyunca hareket ettirilerek ek alt bloklar tanımlanır.

(ii) HE işlemi her bir alt bloğa GHE algoritması ile aynı şekilde uygulanır. Daha sonra sonuçlar çıkış görüntüsüne eklenir ve her piksel için alt blok işleme turlarının kümülatif sayısı kaydedilir.

(iii) Sonraki alt bloklar, yatay adım boyutu  $h$  ile yatay olarak ve dikey adım boyutu  $w$  ile dikey olarak hareket ettirilerek tanımlanır. Görüntü sınırını aşmayan her alt blok için adım (ii) tekrarlanır; bu tür işlenmemiş alt bloklar kalmazsa, yöntem bir sonraki adıma geçer.

(iv) Çıktı görüntüsü, çıktı görüntüsündeki her pikselin gri değerinin ilgili kümülatif alt blok işleme tur sayısına bölünmesiyle elde edilir. Bu algoritmanın dezavantajları yerel blok etkileri ve çok sayıda hesaplama.

### 2.3.3 Histogram Eşitleme Algoritmaları

Klasik HE yaklaşımına dayanan birçok algoritma geliştirilmiştir. Örneğin, ilk olarak görüntü parlaklığını korumak için parlaklığı koruyan bi-histogram eşitlemeyi (BBHE) önermiştir [60], burada giriş görüntüsü eşik olarak orijinal görüntünün ortalama parlaklığı kullanılarak iki alt görüntüye ayrılır. Daha sonra HE, geliştirilmiş görüntünün yerel alanlarındaki eşit olmayan parlaklık sorununu ele almak için her bir alt görüntüye uygulanır.

Daha sonra, eşit alanlı dualistik alt görüntü histogram eşitleme (DSIHE) algoritmasını önermiştir [61]. Bu algoritma, orijinal görüntünün medyan gri değerini, entropi değerini en üst düzeye çıkarmak için görüntüyü aynı boyutta iki parçaya bölmek için bir eşik olarak kullanır, böylece standart HE algoritmasının neden olduğu görüntü bilgisi kaybının üstesinden gelir.

Çıkış görüntüsü ile orijinal görüntü arasındaki ortalama parlaklık hatasını en aza indiren minimum ortalama parlaklık hatası bi histogram eşitleme (MMBEBHE) modelini [62] önermiştir.

Ayrıca, geleneksel HE’de meydana gelebilecek hedef ve arka plan arasındaki karışıklığı önlerken ortalamanın optimuma yakınsamasını sağlamak için segmentasyon eşliğinin iteratif bir yöntemle seçildiği iteratif parlaklık bi-histogram eşitleme (IBBHE) algoritmasını [63] önermiştir.

Benzer şekilde, renk bilgisini koruyan bir BBHE algoritması önerilmiştir. Bu algoritma yalnızca giriş görüntüsünün renk bilgisini korumakla kalmaz, aynı zamanda görüntü ayrıntılarını da geliştirir [64].

Yerel yaklaşımlar da dahil olmak üzere diğer optimizasyon yöntemleri de sürekli olarak ortaya çıkmaktadır. Örneğin, standart bir uyarlanabilir histogram eşitleme (AHE) algoritması önerilirken [65], başka noktada görüntü kontrastını iyileştirmek için bir blok yinelemeli histogram yöntemi kullanılmış ve görüntünün her bir parçası için kısmen örtüşen alt blok histogram eşitleme (POSHE) işlemi için hareketli bir şablon kullanılmıştır [66].

Örtüşmeyen alt bloklar temelinde histogram-sayı tabanlı gri seviye koruma mekanizması kullanan bir LHE yöntemi [67] önermiştir. Ağırlıklar ayarlanırken her bir bloktaki piksellerin uzamsal konumları dikkate alınır ve böylece blok etkisi etkin bir şekilde ortadan kaldırılır. Bir görüntünün parlaklığını korurken kontrastını iyileştirebilen yeni bir LHE algoritması [68] önermiştir. Kontrast sınırlı uyarlanabilir histogram eşitleme (CLAHE) algoritmasını önermiştir [69].

Bu algoritma, iyileştirme sürecinde ortaya çıkan blok etkisini etkili bir şekilde azaltır ve bir eşik belirleyerek yerel kontrast iyileştirmesini sınırlar, böylece görüntü kontrastının aşırı iyileştirilmesini önler. CLAHE yöntemi, görüntü kontrastı iyileştirmesi için Wiener filtresi (WF) veya sonlu dürtü yanıtı filtresi (FIRF) ile birleştirilebilir [70,71].

BBHE ve özyinelemeli ortalama-ayrı histogram eşitleme (RMSHE) [72] temel alınarak, görüntü parlaklığını koruyan bir LHE algoritması’da önerilmiştir [73]. Bu algoritmada, RMSHE her alt bloğa uygulanır, böylece alt blokların ortalama parlaklığı etkili bir şekilde korunur.

DSIHE ve RMSHE’ye dayalı olarak, eşit alanlı özyinelemeli ayrıştırmaya sahip bir POSHE yöntemi [74] önerilmiştir. Bu algoritmada, DSIHE ile karşılaştırıldığında

görüntü parlaklığını daha etkili bir şekilde korumak için DSIHE ve RMSHE ile birlikte alt bloklara birden fazla eşit alanlı özyinelemeli ayrıştırma uygulanır. Eş zamanlı olarak, her bir alt blok ile harici olarak bitişik iki alt blok arasındaki kontrast farklarını ortadan kaldırmak için bir bilineer fark ölçüsü kullanılır ve böylece görüntünün görsel etkisi iyileştirilir.

Buna ek olarak, entropi maksimizasyonu ve parlaklık korumasına dayalı bir LHE algoritması [75] önerilmiştir. Bu algoritma alt blokların entropisini maksimize ederken ortalama parlaklıklarını eşitlemeden önce ve sonra değiştirmeden bırakır, böylece görüntü ayrıntılarını etkili bir şekilde geliştirir.

Bağlamsal ve varyasyonel kontrast iyileştirme algoritması [76] önerilmiştir. Bu algortmada, giriş görüntüsünün iki boyutlu histogramı ve bağlam bilgisi modeli, zayıf ışıklı bir görüntüyü iyileştirmek için doğrusal olmayan veri eşlemesini uygulamak için kullanılır.

Gamma düzeltmeli bir HE yöntemi önerilmiş ve çıktı görüntüsünün kalitesi ile hesaplama süresi arasında bir denge sağlanmıştır. Bununla birlikte, yukarıda tartışılan HE yöntemleri tipik olarak zayıf aydınlatılmış görüntülerdeki potansiyel olarak ciddi gürültü parazitini etkili bir şekilde ortadan kaldıramaz; hatta bu tür gürültüyü artırabilirler.

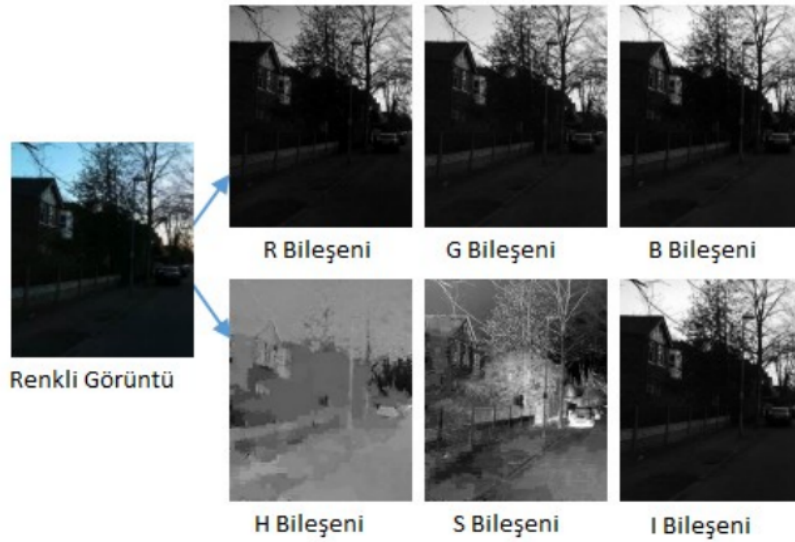
Bu nedenle araştırmacılar, mevcut pikseller için dönüşüm fonksiyonunu belirlemek için doğrusal enterpolasyon yöntemlerinin kullanıldığı enterpolasyon tabanlı HE algoritmaları önermiş, böylece HE'de örtüşmeyen alt blokların neden olduğu "blok etkisinin" üstesinden gelmiş ve daha iyi bir iyileştirme etkisi elde etmişlerdir. Son zamanlarda, yeni önerilen algoritmaların tümü görüntü analizi ile birleştirilmiştir.

Arka plan parlaklığını koruyan histogram eşitleme (BBPHE) algoritması [77] giriş görüntüsünü arka plan bölgesine ve hedef bölgeye ayırırken, baskın yönelim tabanlı doku histogram eşitleme algoritması [78] görüntüyü dokulu ve pürüzsüz bölgelere ayırır.

Diğer tipik algoritmalar arasında kazanç kontrollü kırılmış histogram eşitleme (GCCHE) [72], özyinelemeli alt görüntü histogram eşitleme (RSIHE) [79], entropi tabanlı dinamik alt histogram eşitleme (EDSHE) [80], dinamik histogram eşitleme

(DHE) [81], parlaklığı koruyan dinamik histogram eşitleme (BPDHE) [82], plato limitli bi-histogram eşitleme (BHEPL) [83] bulunmaktadır, medyan-ortalama tabanlı alt görüntü kırılmış histogram eşitleme (MMSICHE) [84], pozlama tabanlı alt görüntü histogram eşitleme (ESIHE) [85], uyarlamalı olarak değiştirilmiş histogram eşitleme (AMHE) [86], ağırlıklı histogram eşitleme (WHE) [87], bir histogram modifikasyon çerçevesi (HMF) [88], histogram eşitleme için boşluk ayarlama (CegaHE) [89] ve histogram eşitleme ile keskin olmayan maskeleye (UMHE) [90] yöntemleri bulunmaktadır.

HE yöntemlerinin renk üzerindeki performansını göstermek için görüntüler, AMHE, BBHE, CLAHE , DSIHE, HE , RMSHE, RSIHE ve WHE algoritmaları burada hem RGB hem de HSI renk uzaylarıdır. Tez ön çalışma kapsamında elde ettiğim test görüntüsü ve sonuçları gösterilmektedir.



**Şekil 2.11 : Görüntünün ayrıştırılması**

Şekil 2.11, Şekil 2.12 ve Şekil 2.13 sırasıyla takip edildiğinde, bu tarz geleneksel histogram iyileştirme işlemlerinde nasıl ilerlenmesi gerektiği görselleştirilmiştir.





**Şekil 2.12 : RGB modeli kullanarak görüntü iyileştirme**



**Şekil 2.13 : HSI modeli kullanarak görüntü iyileştirme**

(i) Üç R, G ve B alt görüntüsünün eşitlenmesi ve birleştirilmesi gri görüntülerin kontrastı etkili bir şekilde artırılabilir; ancak, üç bileşenli renkli bir görüntü için, eşitlemeden sonra R, G ve B alt görüntülerinin basitçe eşitlenmesi ve birleştirilmesiyle sonuç görüntü elde edilirse, görüntüde ciddi renk bozulması gözlemlenebilir.

Bunun temel nedeni, geleneksel HE algoritmasının görüntü parlaklığını aşırı derecede artırmasıdır. Renkli bir görüntünün üç R, G ve B alt görüntüsünden birinin ortalama

parlaklığı çok koyu veya çok parlaksa, eşitlemeden sonra bu alt görüntünün ortalama parlaklığı bu bileşenin medyan gri değerine yakın olacaktır.

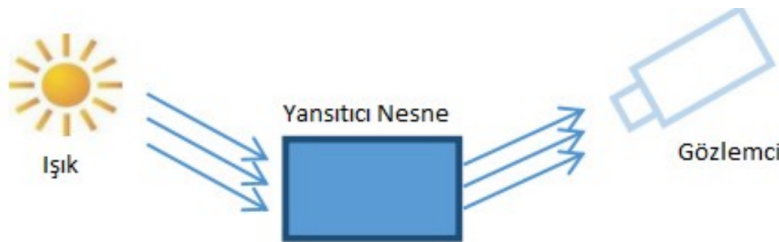
Sonuç olarak, bu alt görüntüye karşılık gelen renk, iyileştirmeden sonra ya güçlendirilecek ya da zayıflatılacak, bu danihai renkli görüntüde belirgin renk bozulmasına ve tutarsızlığa neden olacaktır. Bu nedenle, bu yöntemi kullanan bir renkli görüntü için HE'nin birincil amacı, görüntü kontrastını artırırken görüntünün ortalama parlaklığını korumaktır.

(ii) HSI modelinde sadece parlaklık bileşeni eşitlenir. Bu yöntemde, giriş renkli görüntüsü önce RGB renk uzayından HSI renk uzayına dönüştürülür ve ardından parlaklık bileşeni I'ye HE iyileştirmesi uygulanır. Son olarak, renkli görüntü tekrar RGB uzayına dönüştürülür.

Bu şekilde, eşitleme sayısı 3'ten 1'e düşürülür. Ancak, renk uzayları arasındaki dönüşüm için hala bazı hesaplamalar gereklidir ve hala aşırı görüntü iyileştirme riski vardır.

Özetle, HE algoritmaları düşük ışıklı görüntüleri etkili bir şekilde iyileştirebilir ve genellikle diğer yöntemlerle birlikte kullanılır. Böyle bir görüntünün görsel etkisi, bir HE algoritması tarafından sağlanan kontrast ve detay geliştirmeye dayalı olarak iyileştirilebilir. Ancak bu yöntemler aynı zamanda kolayca renk doğruluğu kaybına ve gürültü oluşumuna neden olarak görüntü bozulmasına yol açabilir.

## 2.4 Retinex Tabanlı Yöntemler



**Şekil 2.14 :** Işık yansıma modeli

Retinex teorisi, yani Land ve McCann tarafından oluşturulan retinal korteks teorisi, insan gözünün renk algısına ve renk değişmezliğinin modellenmesine dayanmaktadır

[91]. Şekil 2.14’de fiziksel olarak ışık yansıma modeli verilmiştir. Bu teorisinin özü, aydınlatıcı ışığın etkilerini görüntüden çıkararak bir nesnenin yansıtıcı doğasını belirlemektir.

Retinex teorisine göre, insan görme sistemi görsel bilginin iletimi sırasında bilgiyi belirli bir şekildeişler, böylece ışık kaynağının yoğunluğu ve ışığın düzensizliği gibi bir dizi belirsiz faktörü ortadan kaldırır.

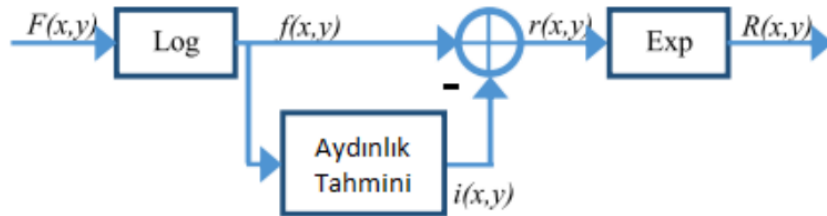
Sonuç olarak, yalnızca yansıma katsayısı gibi nesnenin temel özelliklerini yansıtan bilgiler korunur [92] - [94]. Aydınlatma-yansıma modeline dayanarak, bir görüntü bir yansıma bileşeni ve bir aydınlatma bileşeninin çarpımı olarak ifade edilebilir [95]:

$$I(x,y) = R(x,y) \cdot L(x,y) \quad (2.9)$$

Burada,  $R(x,y)$  nesne yüzeyinin yansıtıcı özelliklerini temsil eden yansıma bileşenidir;  $L(x,y)$  çevresel ışık özelliklerine bağlı olan aydınlatma bileşenidir; ve  $I(x,y)$  alınan görüntüdür.  $L(x,y)$  görüntünün dinamik aralığını belirlerken,  $R(x,y)$  görüntünün doğal yapısını belirler.

Retinex teorisine göre,  $L(x,y)I(x,y)$ ’den tahmin edilebilirse, yansıma bileşeni toplam ışık miktarından ayrılabilir ve görüntüyü iyileştirmek için aydınlatma bileşeninin görüntü üzerindeki etkisi azaltılabilir [96].

Retinex algoritması keskinleştirme kabiliyeti, renk sabitliği, geniş dinamik aralık sıkıştırma ve yüksek renk doğruluğu özelliklerine sahiptir. Retinex algoritmasının genel süreci Şekil 2.15’te gösterilmektedir; burada  $Log$  logaritmik işlemi,  $Exp$  ise üstel işlemi ifade etmektedir.



**Şekil 2.15 :** Retinex algoritması genel işleyişi

Birçok araştırmacı Retinex teorisine dayalı etkili görüntü iyileştirme algoritmaları önermiştir. İlk olarak, düzensiz aydınlatmanın etkisini azaltmak için rastgele bir yol algoritması kullanarak aydınlatma bileşeninin tahmin edilebileceğini öne sürmüştür. Ancak, bu rastgele yol algoritması karmaşıktır ve yaygın bir etkiye sahiptir.

Daha sonra, merkezi Retinex algoritması olarak adlandırılan iki boyutlu bir yol seçim yöntemi önerilmiştir. Ana fikri şöyledir: mevcut pikselin komşuluğundaki piksel değerlerinin ağırlığını belirlemek için uygun bir çevre işlevi seçilir ve bunlar daha sonra mevcut piksel değerini değiştirmek için kullanılır.

Daha sonra ise, tek ölçekli Retinex(SSR) algoritmasını [97], ardından çok ölçekli Retinex (MSR) algoritmasını ve renk restorasyonlu çok ölçekli Retinex algoritmasını (MSRCR) [98] önerilmiştir.

#### 2.4.1 Tek Ölçekli Retinex (SSR)

Esasen, SSR algoritması aşağıdaki formüllerle bir yansıma görüntüsü elde eder ortam parlaklığının tahmin edilmesi üzerinedir. Formül aşağıdaki gibidir:

$$\log(R_i(x, y)) = \log(I_i(x, y)) - \log(G(x, y) * I_i(x, y)) \quad (2.10)$$

Burada,  $I(x, y)$  giriş görüntüsünü,  $R(x, y)$  yansıma görüntüsünü,  $i$  çeşitli renk kanallarını,  $(x, y)$  görüntüdeki bir pikselin konumunu,  $G(x, y)$  Gauss çevre fonksiyonunu ve konvolüsyon '\*' operatörünü temsil eder.

Gauss çevreleme fonksiyonu:

$$G(x, y) = Ke^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \quad (2.11)$$

burada  $\sigma$  bir ölçek parametresidir. Bu parametrenin değeri ne kadar küçük olursa, görüntünün dinamik aralık sıkıştırması o kadar büyük olur ve yerel değerler o kadar net olur.  $K$  parametresi, Gauss fonksiyonunun aşağıdakileri karşılamasını sağlamak için bir normleştirme faktörüdür.

$$\int \int G(x,y) dx dy = 1 \quad (2.12)$$

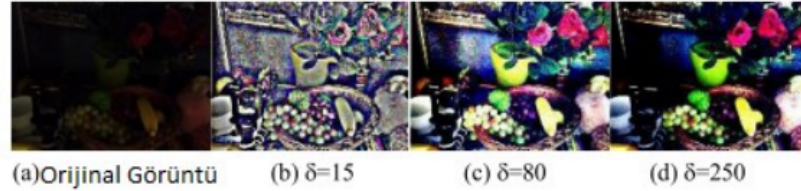
İnsan görsel sisteminin özelliklerini daha iyi taklit etmek için, genellikle otomatik kazanç telafisi gereklidir. Yani, çıktı görüntüsü doğrusal bir gri germe algoritması kullanılarak  $[0, 255]$  ile eşleştirilir.

Matematiksel formül aşağıdaki gibidir:

$$R'_i(x,y) = 255 \cdot \frac{R_i(x,y) - R_{min}}{R_{max} - R_{min}} \quad (2.13)$$

Burada, i'inci renk kanalının gri germe sonrası çıktısıdır ve  $R_{max}$  ve  $R_{min}$  sırasıyla orijinal görüntünün maksimum ve minimum gri seviyeleridir. Aşağıdaki şekilde, parametre değerleri sırasıyla 15, 80 ve 250 olduğunda SSR yöntemi kullanılarak elde edilen iyileştirme sonuçlarını göstermektedir.

Bununla birlikte, SSR algoritmasının bazı sınırlamaları vardır. Tek bir ölçek parametresinin kullanılması nedeniyle bu algoritma ile işlenen görüntülerde ayrıntılı bilgi iyileştirme ve renk doğruluğu arasında bir denge sağlamak zordur.



**Şekil 2.16 :** SSR algoritması ile iyileştirme

Şekil 2.16'da farklı parametre değerleri için SSR başarımları gösterilmektedir.

#### 2.4.2 Çok Ölçekli Retinex (MSR)

Dinamik aralık sıkıştırması ve renk sabitliği arasındaki dengeyi korumak için tek ölçekli algoritmayı çok ölçekli bir algoritmaya, yani aşağıdaki gibi ifade edilen MSR algoritmasına genişletilmiştir:

$$MSR = \log R_i(x,y) = \sum_{k=1}^N \omega_k [\log I_i(x,y) - \log [G_k(x,y) * I_i(x,y)]] \quad (2.14)$$

$$\sum_{k=1}^N \omega_k = 1 \quad (2.15)$$

Burada,  $i$  üç renk kanalını temsil eder,  $k$  Gauss çevre ölçeklerini temsil eder,  $N$  ölçek sayısıdır ve  $\omega$  parametreleri ölçek ağırlıklarıdır.

SSR algoritması ile karşılaştırıldığında, MSR algoritması çoklu ölçeklerin avantajlarından yararlanabilir. MSR algoritması sadece görüntü detaylarını ve kontrastı iyileştirmekle kalmaz, aynı zamanda daha iyi renk tutarlılığı ve gelişmiş bir görsel etki sergileyen gelişmiş görüntüler üretir.

### 2.4.3 Renk Restorasyonu İle Çok Ölçekli Retinex (MSRCR)

Görüntü iyileştirme işlemi sırasında, SSR veya MSR algoritması üç R, G ve B renk kanalına ayrı ayrı uygulanır. Bu nedenle, orijinal görüntü ile karşılaştırıldığında, üç renk kanalının göreceli oranları iyileştirmeden sonra değişebilir ve böylece renk bozulmasına neden olabilir.

Bu sorunun üstesinden gelmek için MSRCR önerilmiştir. Bu algoritma, giriş görüntüsündeki üç renk kanalı arasındaki orantılı ilişkiye dayalı olarak hesaplanan ve daha sonra renk bozulmasını ortadan kaldırmak için çıkış görüntüsünün rengini düzeltmek için kullanılan her kanal için bir renk kurtarma faktörü  $C$  içerir.

Renk geri kazanım faktörü formülü aşağıdaki gibidir:

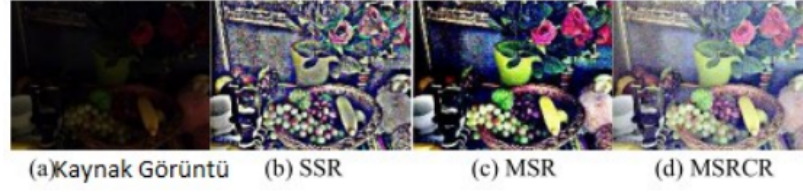
$$C_i(x,y) = f\left(\frac{I_i(x,y)}{\sum_i^3 I_i(x,y)}\right) \quad (2.16)$$

Burada  $f$  eşleme fonksiyonunu ve  $C_i(x,y)$  renk kurtarma faktörünü göstermektedir. En iyi renk kurtarma etkisinin eşleme fonksiyonu logaritmik bir fonksiyon olduğunda elde edildiğini bulmuşlardır.

$$MSCR = \log R_i(x,y) = \sum_{k=1}^N C_i \omega_k [\log l_i(x,y) - \log(G_k(x,y) * l_i(x,y))] \quad (2.17)$$

Algoritma, Gauss fonksiyonları ile konvolüsyon işleminden faydalanmaktadır. Büyük, orta ve küçük ölçeklerdeki özellikler için dinamik aralık sıkıştırması ve renk sabitliği sağlanmakta, böylece nispeten ideal bir görsel etki elde edilmektedir.

SSR, MSR ve MSRCR algoritmaları ile elde edilen deneysel sonuçları Şekil 2.17’de gösterilmektedir.



**Şekil 2.17 : SSR algoritması ile iyileştirme**

#### 2.4.4 Diğer Retinex Tabanlı Yöntemler

Retinex teorisi, insan görsel algısının özelliklerine uygundur; sonuç olarak, yaygın olarak uygulanmış ve geliştirilmiştir. Retinex teorisine dayanan birçok iyileştirme algoritması önerilmiştir [99] - [101].

Üstün hipotezi kullanarak varyasyonel çerçeveye dayalı bir Retinex algoritması önerilmiştir [102]. Bu algoritmada aydınlatma tahmini problemi optimal bir ikinci dereceden programlama problemine dönüştürülmüştür. Yüksek karmaşıklığına rağmen bu algoritma iyi sonuçlar elde etmektedir.

Bir görüntüdeki kenarları işleyebilen ve karanlık alanlardaki gürültüyü bastırabilen yinelemesiz bir Retinex algoritması önerilmiştir [103].

Yüksek dinamik aralığa sahip görüntüleri sunmak ve görüntüleri hem küresel hem de yerel olarak insan görsel sistemine uyarlamak için yeni bir model önerilmiştir. Bu algoritmada, halo etkileri ve parlaklık modifikasyonunun neden olduğu renk sapmalarını azaltmak için uyarlanabilir bir filtre uygulanmaktadır [104].

Yüksek aydınlık ve karanlık kontrast alanlarında geleneksel Retinex algoritması ile karşılaşılan halo fenomenini ortadan kaldıran hızlı bir Retinex görüntü iyileştirme yöntemleri önerilmiştir [105].

Benzer şekilde, bir gölge görüntüdeki renk hatasını azaltmak ve ayrıntıları iyileştirmek için uygun bir rastgele değişken ağırlıklı çekirdek işlevinin beklenen değerini hesaplamaya dayanan bir çekirdek tabanlı Retinex (KBR) yöntemi önermiştir [106].



2011 yılında Retinex algoritmasına dayalı bir toplam varyasyon modeli önerilmiştir; bu modelde aydınlatma bileşeni uzamsal olarak pürüzsüz, yansıma bileşeni ise parçalı olarak süreklidir. Ayrıca, varyasyon modelinin ortaya çıkardığı minimizasyon problemini çözmek için hızlı bir hesaplama yöntemi kullanılmıştır. Son olarak, önerilen modelin geçerliliği deneyler yoluyla doğrulanmıştır [107].

Buna ek olarak, gözlenen görüntülerin eş zamanlı yansıtma ve aydınlatma tahmini (SRIE) için ağırlıklı bir varyasyon modeli önermişlerdir; bu model gürültüyü bir dereceye kadar engellerken tahmin edilen yansıtıcılığı tam olarak koruyabilmektedir [108].

Kromatiklik korumalı çok ölçekli bir Retinex algoritması (MSRCP) önermişlerdir [109]. İlk olarak, görüntü parlaklığı verileri MSR algoritması kullanılarak işlenir; ardından sonuçlar R, G ve B kanalları arasındaki orijinal orantılı ilişkiye uygun olarak her bir kanala eşlenir. Böylece görüntü orijinal renk dağılımı korunarak iyileştirilir ve MSRCR algoritması kullanılarak iyileştirilen görüntülerde tipik olarak gözlemlenen grimsi renk etkili bir şekilde iyileştirilir [110].

Daha sonra, parametrelerin manuel olarak ayarlanmasını önlemek için parçacık sürüsü optimizasyonu kullanarak MSRCP yöntemini optimize etmiştir [111].

Görüntülerin doğal rengini korumak için Retinex ve histogram esnetme yöntemine dayalı bir görüntü iyileştirme algoritması önermiştir. Retinex'e dayanan ve sağlam bir zarf içeren bir görüntü iyileştirme algoritması önermiştir [112].

Renk bozulmasını önlemek için bir görüntünün ana rengini tahmin etmek için MSR kullanımına dayalı bir görüntü iyileştirme algoritması önermiştir [113].

Retinex teorisinden esinlenen görüntüleri iyileştirmek için biyotik bir yöntem kullanmıştır. Parlaklık sınıflandırmasına dayalı ayarlanabilir bir MSR algoritması [114] önerilmiştir.

Karanlık alanlardaki ve parlak alanlardaki pikseller için, görüntünün genel görsel etkisini artırmak amacıyla daha büyük ölçekli SSR bileşenlerine daha yüksek ağırlıklar verilmiştir. Görüntü doğallığını korumak için komşuluk parlaklık bilgisi ile birlikte bir parlak geçiş filtresi önermiş, sadece görüntü kontrastını iyileştirmekle kalmamış,



aynı zamanda doğallığı korunmuş geliştirme gerektirmeden doğal parlaklığı daha iyi korumuştur [115].

Retinex teorisine dayanarak, bazı araştırmacılar yansıma ve aydınlatma bileşenlerini ayırmış ve ardından daha parlak ve daha doğal bir görüntü oluşturmak için yerel bir doğrusal olmayan dönüşüm modeli kullanarak ikincisini geliştirmiştir [116].

Alternatif olarak, gürültü amplifikasyonunu ve renk bozulmasını önlemek için farklı parlaklık değerlerinin iyileştirme derecelerini ayarlamak üzere bir iyileştirme ayarlama faktörü tanımlanmıştır. Anormal iyileştirmeyi bastırırken bir görüntünün kontur ayrıntılarını etkili bir şekilde iyileştiren bir varyasyon çerçevesine dayanan bir Retinex algoritması önermiştir [117].

2014 yılında, Markov rastgele alan modeline dayalı bir Retinex algoritması önermiştir. Bu algoritma, kılavuzlu filtreleme yoluyla bir görüntünün aydınlatma bileşenini tahmin eder ve Markov rastgele alan modeline dayalı olarak ilgilenilen nesnenin yansıma bileşenini çözer; ayrıca bu algoritma, MSRCR algoritması gece renkli görüntüleri işlemek için kullanıldığında karşılaşılan ayrıntı kaybı, renk bozulması ve halo etkileri gibi sorunları çözer. Daha sonrasında ağırlıklı en küçük karelere dayalı bir Retinex algoritması önermişlerdir.

Bir füzyon stratejisi ile alt bant ayrıştırmaya dayalı bir MSR algoritması önermiştir [118].

Ayrıca, Retinex algoritmasını iki taraflı filtreleme ile birleştirmiş, böylece nihai görüntüdeki renk bozulmasını ve ayrıntı kaybını etkili bir şekilde iyileştirmiş, ancak algoritmanın karmaşıklığını da artırmıştır [119].

Kısacası, Retinex algoritmalarının açık faydaları vardır ve kolayca uygulanabilir. Bu yöntemler yalnızca bir görüntünün kontrastını ve parlaklığını artırmakla kalmaz, aynı zamanda renkli görüntü iyileştirme açısından da bariz avantajlara sahiptir. Bununla birlikte, bu algoritmalar aydınlatma tahmini için Gauss konvolüsyon şablonunu kullanır ve kenarları koruma yeteneğine sahip değildir. Sonuç olarak, keskin sınırları olan bazı bölgelerde halo fenomenine yol açabilir veya tüm görüntünün çok parlak olmasına neden olabilirler.

## 2.5 Frekans Alanı Yöntemleri

Çok ölçekli görüntü analizi teknolojisinin gelişmesiyle birlikte, görüntü iyileştirme algoritmaları üzerine yapılan araştırmalar uzamsal alandan frekans alanına genişletilmiştir [120].

Frekans alanına dayalı görüntü iyileştirme yöntemleri, bir görüntüyü Fourier analizi yoluyla filtreleme için frekans alanına dönüştürür ve nihai görüntü daha sonra tersine uzamsal alana geri dönüştürülür. Tipik frekans alanı yöntemleri homomorfik filtreleme (HF) ve dalgacık dönüşümü (WT) yöntemlerini içerir.

### 2.5.1 Homomorfik Filtreleme

HF tabanlı iyileştirme yöntemleri, aydınlatma ve yansıma bileşenlerini bir çarpım yerine logaritmik alanda bir toplam şeklinde dönüştürmek için aydınlatma-yansıma modelinin özelliklerini kullanır. Fourier dönüşümü, bir sinyali frekans bileşenlerine ayırır. Görüntülerde, yüksek frekans bileşenleri genellikle yüzey veya kenarlardaki hızlı değişimleri, yani yüksek frekanslı yansıma bileşenlerini temsil eder. Düşük frekans bileşenleri ise genel aydınlatma ve düşük frekanslı değişimleri, yani düşük frekanslı aydınlatma bileşenlerini temsil eder. [15].

HF sürecinin belirli adımları aşağıdaki gibi sıralanmaktadır.

(i) Aydınlatma-yansıma modelinde, aydınlatma bileşeni frekans alanına dönüştürülemeyen yansıma bileşeni ile çarpılır. Frekans alanına dönüştürülemeyen yansıma bileşeni, yüzey özelliklerini temsil eden ve uzamsal alanda kalan bileşendir. Bu bileşen, aydınlatma bileşeni ile çarpılarak görüntü parlaklığını oluşturur. Bu nedenle, bu bileşenlerin ayrı ayrı işlenmesine izin vermek için, bu çarpımsal bileşenleri eklemeli bileşenlere dönüştürmek için önce logaritmik dönüşüm uygulanmalıdır.

$$\ln I(x,y) = \ln L(x,y) + \ln R(x,y) \quad (2.18)$$

(ii) Görüntü, Fourier dönüşümü aracılığıyla uzamsal alandan frekans alanına dönüştürülür, yani Fourier dönüşümü yukarıdaki denklemin her iki tarafına da uygulanır:

$$F[\ln I(x,y)] = F[\ln L(x,y) + \ln R(x,y)] \quad (2.19)$$

Denklem daha sadeleştirilmiş haliyle,

$$I(u,v) = L(u,v) + R(u,v) \quad (2.20)$$

Burada  $I(u,v)$ ,  $L(u,v)$  ve  $R(u,v)$  sırasıyla  $I(x,y)$ ,  $L(x,y)$  ve  $R(x,y)$ 'nin Fourier dönüşümleridir. Spektral fonksiyon  $L(u,v)$  esas olarak düşük frekans aralığında yoğunlaşırken, spektral fonksiyon  $R(u,v)$  esas olarak yüksek frekans aralığında yoğunlaşır.

(iii) Kontrast iyileştirme için uygun bir yüksek geçiren filtre seçilir ve frekans alanındaki  $R(u,v)$  bileşeni  $H(u,v)$  transfer fonksiyonu ile geliştirilir.

Ortaya çıkan ifade aşağıdaki gibidir:

$$S(u,v) = H(u,v)I(u,v) = H(u,v)L(u,v) + H(u,v)R(u,v) \quad (2.21)$$

(iv) Ters Fourier dönüşümü, görüntüyü frekans alanından tekrar uzamsal alana dönüştürmek için kullanılır.

$s(x,y)$ ,  $S(u,v)$ 'ye karşılık gelen ters Fourier dönüşümünü gösterebilir; O zaman, ters Fourier dönüşümü sonucunda çıkan ifade:

$$s(x,y) = F^{-1}(H(u,v)L(u,v)) + F^{-1}(H(u,v)R(u,v)) = h_L(x,y) + h_R(x,y) \quad (2.22)$$

Bu nedenle, iyileştirilmiş görüntü aydınlatma bileşeni ve yansıma bileşeninin süperpozisyonuna karşılık gelir.

(v) Ters logaritmik dönüşüm  $G(x,y) = \exp[s(x,y)]$  nihai düzeltilmiş görüntüyü elde etmek için uygulanır. Böylece, denklemde her iki tarafının üssü alınarak, frekans alanı düzeltilmesinden geçirilir.

$$G(x,y) = \exp|h_L(x,y)| \cdot \exp|h_R(x,y)| \quad (2.23)$$

Bu nedenle, HF tekniğinin özü, dinamik aralığı sıkıştırmak ve kontrastı artırmak için bir frekans filtresi ve bir gri dönüşüm ile birlikte aydınlatma bileşeni ve yansıma bileşeni ile karakterize edilen görüntü özelliklerine dayalı uygun bir filtre  $H(u,v)$  tasarlamaktır.

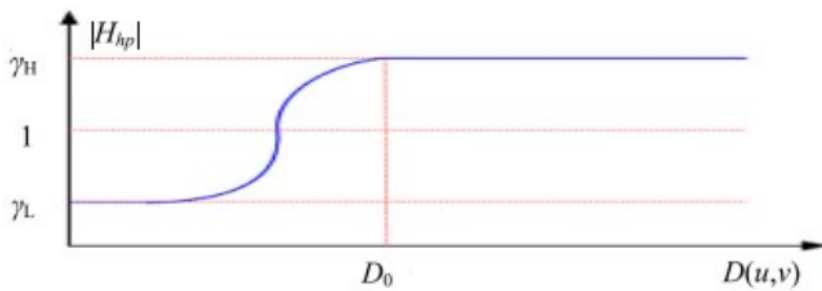
Homomorfik bir filtre aşağıdaki genel forma sahiptir:

$$H(u,v) = (\gamma_H - \gamma_L)H_{hp}(u,v) + \gamma_L \quad (2.24)$$

Burada  $\gamma_L < 1$  ve  $\gamma_H < 1$ ; bu parametrelerin amacı filtre genliğinin kapsamını kontrol etmektir.  $H_{hp}$  parametresi genellikle Gauss yüksek geçiren filtresi, Butterworth yüksek geçiş filtresi veya Laplacian filtresi gibi bir yüksek geçiren filtredir.

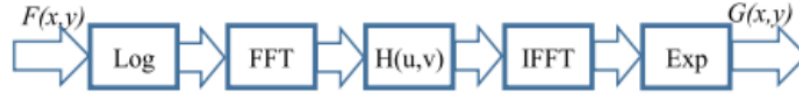
$H_{hp}$  olarak bir Gauss filtresi kullanılırsa:

$$H_{hp} = 1 - \exp[-c \cdot (D^2(u,v)/D_0^2)] \quad (2.25)$$



**Şekil 2.18 :** Homomorfik filtrenin genlik-frekans eğrisi

Buradaki,  $c$  parametresi, filtrenin biçimini kontrol eden bir sabittir. Düşük frekanstan yüksek frekansa geçiş gradyanının değeri ne kadar büyük olursa, Şekil 2.18’de gösterildiği gibi eğim o kadar dik olur.



**Şekil 2.19 :** Homomorfik filtre işleminin akış şeması

HF yönteminin özel algoritma akışı Şekil 2.19’da gösterilmektedir.

Bu şekilde Log logaritmik dönüşüm, FFT hızlı Fourier dönüşümü,  $H(u,v)$  frekans filtreleme fonksiyonu, IFFT ters FFT ve Exp üstel işlemine karşılık gelmektedir.

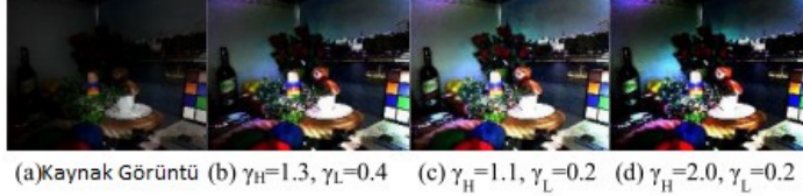
Geleneksel HF algoritması iki Fourier dönüşümü gerektirir ve bu nedenle gerçek zamanlı işleme için uygun değildir. Bu sorunu çözmek için bazı araştırmacılar uzamsal filtreye dayalı bir HF algoritması önermiştir [121].

Ana fikir geleneksel HF algoritmasına benzerdir. İlk olarak, orijinal görüntü logaritmik alana dönüştürülür ve ardından, alçak geçiren bir filtrenin çıkışı aydınlatma bileşenini tahmin etmek için kullanılır.

Son olarak, iyileştirilmiş görüntüyü elde etmek için yansıma bileşeni eklenir. Geleneksel HF algoritması görüntü uzayının yerel özelliklerini hesaba katmadığından, blok ayrık kosinüs dönüşümüne (DCT) dayalı bir HF algoritması önermiş ve DCT’nin özelliklerinin yanı sıra komşu alt görüntülerle olan ortalama sınırları da dikkate alarak HF’den sonra blok etkisini ortadan kaldırmıştır. Bu algoritma ile işlenen görüntüler yerel kontrast açısından iyi bir etki göstermektedir.

Ek olarak, HSV renk uzayına dayalı iki kanallı bir HF renkli görüntü iyileştirme yöntemi de kullanılmıştır. İlk olarak, giriş renkli görüntüsü RGB uzayından HSV uzayına dönüştürülür, böylece ayrı renk, doygunluk ve parlaklık kanallı görüntüler elde edilir. Ardından, doygunluk (S)-kanalı görüntüsü Butterworth HF ile ve parlaklık (V)-kanalı görüntüsü Gaussian HF ile geliştirilir.

Son olarak, geliştirilmiş görüntüyü elde etmek için görüntü RGB uzayına geri dönüştürülür. Şekil 2.20’de, Gauss yüksek geçiş filtresi ile iyileştirme işleminin etkilerini göstermekte ve görüntülere karşılık gelen histogramları sunmaktadır. HF işleminden sonra görüntü parlaklığı iyileştirilmiştir, ancak görüntü ayrıntıları bulanıktır.



**Şekil 2.20 :** Homomorfik filtre etkileri

HF orijinal görüntü içeriğini daha iyi koruma avantajına sahiptir, ancak dezavantajı iki Fourier dönüşümü, yani bir üstel işlem ve bir logaritmik işlem gerektirmesi ve bu nedenle daha fazla hesaplama gerektirmesidir [122].

Yüksek geçiren filtrenin kesim frekansı çok yüksekse, dinamik aralık sıkıştırılacak ve ayrıntılar kaybolacaktır. Kesme frekansı çok düşükse, dinamik aralık sıkıştırması minimum düzeyde olur ve algoritma kendini uyarlama yeteneğinden yoksun olur. Bu yöntem tek tip aydınlatma önermesine dayanmaktadır. Sonuç olarak, hem aydınlık hem de karanlık alanlara sahip gece görüntüleri için iyileştirme etkisi zayıftır.

HF algoritmaları, bir görüntünün kontur bilgisini korurken ışık tarafından oluşturulan düzensiz bölgeleri kaldırabilir. Bununla birlikte, böyle bir algoritma, bir görüntüdeki her piksel için iki Fourier dönüşümü, yani bir üstel işlem ve bir logaritmik işlem gerektirir; bu nedenle, hesaplama yükü büyük olmaktadır.

### 2.5.2 Dalgacık Dönüşümü

Fourier dönüşümüne benzer şekilde WT, bir sinyali temsil etmek veya yaklaşık olarak göstermek için dalgacık fonksiyonu temeli adı verilen bir grup fonksiyon kullanan matematiksel bir dönüşümdür [123].

WT, yalnızca zaman ve frekans alanlarındaki sinyallerin yerel özelliklerini karakterize etmek için değil, aynı zamanda ölçekleme ve öteleme gibi işlemler yoluyla fonksiyonların veya sinyallerin çok ölçekli bir analizini yapmak için de kullanılabilir.

Böylece, WT yöntemleri kullanılarak görüntü kontrastının iyileştirilmesinde büyük ilerleme kaydedilmiştir.

WT tabanlı bir görüntü iyileştirme algoritmasında, giriş görüntüsü önce düşük frekanslı ve yüksek frekanslı görüntü bileşenlerine ayrıştırılır; ardından, farklı frekanslardaki görüntü bileşenleri, görüntünün ayrıntılarını vurgulamak için ayrı ayrı iyileştirilir.

Dalgacık analizi yönteminin ana fikri, farklı alt bantlar için dalgacık katsayılarını elde etmek için orijinal görüntüye dalgacık ayrıştırması uygulamak, bu dalgacık katsayılarını ayarlamak ve ardından işlenmiş görüntüyü elde etmek için yeni katsayılarla ters dönüşümü uygulamaktır.

Böyle bir görüntü iyileştirme algoritması, WT'ye dayalı olarak bir görüntüyü birden çok ölçekte iyileştirebilir. Düşük aydınlatma koşullarının, genellikle bir görüntünün kenarlarında ve kontur bölgelerinde yoğunlaşan yüksek frekanslı görüntü bileşenleri üzerinde daha büyük bir etkiye sahip olduğuna inanılmaktadır [124].

Bu nedenle, WT tabanlı bir algoritma giriş görüntüsünün yüksek frekanslı bileşenlerini geliştirecek ve düşük frekanslı bileşenlerini bastıracaktır. Özellikle, çift ağaçlı karmaşık WT genellikle tatmin edici sonuçlar elde edebilir [125].

WT tabanlı görüntü iyileştirmenin temel süreci aşağıdaki gibidir. Temel dalgacığı (ana dalgacık) tanımlayan  $\psi(t)$  fonksiyonu için  $\tau$  yer değiştirmesinin işlenmesi gerçekleştirilir; daha sonra, işlenmiş  $\psi(t)$  ile çeşitli  $a$  ölçeklerinde analiz edilecek sinyal  $x(t)$  arasındaki iç çarpım alınarak bir dalgacık dizisi elde edilebilir.

$$WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, \quad (a > 0) \quad (2.26)$$

Frekans alanındaki karşılık gelen matematiksel ifadesi olarak:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\omega) \Psi^*(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (2.27)$$

Burada  $X(\omega)$  ve  $\psi(\omega)$  sırasıyla  $x(t)$  ve  $\psi(t)$ 'nin Fourier dönüşümlerini temsil eder. Standart WT tabanlı görüntü iyileştirmede, giriş görüntüsü genellikle ilk olarak

bir alçak geçiren alt görüntüye ve üç yönlü yüksek geçiren alt görüntüye, yani yatay detay görüntüsüne, dikey detay görüntüsüne ve diyagonal detay görüntüsüne ayrıştırılır. Alçak geçiren alt görüntü, görüntüdeki pürüzsüz bölgelere karşılık gelen düşük frekanslı bilgileri temsil eder. Yüksek geçişli alt görüntüler, görüntüdeki ayrıntılı görüntü bilgilerine karşılık gelen yüksek frekanslı bilgileri temsil eder. Bu alt görüntülerin özelliklerine bağlı olarak, farklı frekans bileşenlerinin katsayılarını iyileştirmek için en etkili yöntem seçilir. Son olarak, uzamsal alanda iyileştirilmiş görüntü de ters dönüşüm yoluyla elde edilir.

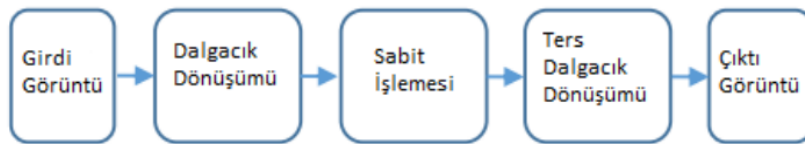
WT tabanlı görüntü iyileştirme adımları aşağıdaki gibidir [126].

- (i) Orijinal görüntü girdidir.
- (ii) Orijinal görüntünün düşük frekanslı ve yüksek frekanslı bileşenleri dalgacık ayrıştırması ile elde edilir.
- (iii) Dalgacık katsayıları doğrusal olmayan şekilde tatmin eden fonksiyonel bir ilişki ile geliştirilir.

$$W_0 = \begin{cases} W_i + G \cdot (T - 1), & W_i > T \\ G \cdot W_i, & |W_i| \leq T \\ W_i - G \cdot (T - 1), & W_i < -T \end{cases} \quad (2.28)$$

Burada,  $G$  dalgacık katsayısı için kazanç,  $T$  dalgacık katsayısı için eşik,  $W_i$  görüntü ayrıştırma sonrası dalgacık katsayısı ve  $W_0$  iyileştirme sonrası dalgacık katsayısıdır.

- (iv) Geliştirilmiş dalgacık katsayıları, yeniden yapılandırılmış geliştirilmiş görüntüyü elde etmek için tersine dönüştürülür. WT tabanlı görüntü iyileştirme sürecinin temel akışı Şekil 2.21’de gösterilmektedir.



**Şekil 2.21 : WT işleminin akış diyagramı**

WT tabanlı görüntü iyileştirme sonuçları Şekil 2.22’de gösterilmektedir. Burada ise  $n$  dalgacık ölçeğidir.





**Şekil 2.22 : WT ile düşük ışıktaki görüntü iyileştirme**

Düşük ışıklı görüntülerde, görüntü gürültüsünü görüntü detaylarından ayırt etmek zordur. WT ile ayrıştırılmış görüntü üzerinde yüksek frekanslı bir analiz gerçekleştirilir ve ardından ayrıştırılmış dalgacık katsayılarını işlemek için, ayrıntı bileşenlerini geliştirirken gürültüyü etkili bir şekilde gidermek için çeşitli eşikler ve geliştirme faktörleri uygulanır. Genel olarak, iyileştirme etkisi geleneksel görüntü iyileştirme algoritmalarından daha iyidir.

Çok ölçekli dalgacık analizine dayalı bir kontrast iyileştirme yöntemi vardır. Bu yöntemde, dalgacık katsayılarını işlemek için çok ölçekli doğrusal olmayan bir yüksek geçiş fonksiyonu kullanılır ve böylece ultrasonik görüntülerin iyileştirilmesi sağlanır.

Farklı olarak, yerel dalgacık katsayılarının istatistiklerine dayanan uyarlanabilir bir kontrast iyileştirme yöntemi önermiştir [123]. Yerel dalgacık katsayıları için ikili Cauchy dağılımı temelinde bir model oluşturulmuş ve böylece dalgacık katsayısı sıkıştırması için doğrusal olmayan bir iyileştirme fonksiyonu elde edilmiştir.

Gama düzeltmesine (GWT) dayalı WT tabanlı bir görüntü iyileştirme algoritması önerilmiştir; burada düşük frekanslı katsayıları iyileştirmek için geliştirilmiş bir diz fonksiyonu ve bir gamma dönüşüm fonksiyonu kullanılmaktadır. Ardından, iyileştirmeden sonra, düşük frekanslı katsayılar yüksek frekanslı katsayılarla birleştirilir ve son olarak, geliştirilmiş görüntüyü elde etmek için ters WT uygulanır.

GWT algoritması görüntülerin genel parlaklığını ve kontrastını iyileştirir. Kontrast entropisine dayalı WT tabanlı bir görüntü iyileştirme algoritması [127] önerilmiştir. Dalgacık ayrıştırmasından sonra, görüntünün düşük frekanslı bileşenleri HE ile geliştirilir ve yüksek frekanslı bileşenler kontrast entropisini en üst düzeye çıkararak geliştirilir.

Benzer şekilde, düşük frekanslı görüntülerin tekil değer matrisleri, geliştirilmiş bir dalgacık ayrıştırma yaklaşımı ile elde edilmiş ve bu da gelişmiş bir görüntü iyileştirme etkisi elde etmiştir [128].

WT'ye dayalı düşük ışıklı görüntüler için hızlı ve uyarlanabilir bir iyileştirme algoritması verilmiştir. Bu algoritmada, RGB giriş görüntüsü HSV uzayına dönüştürülür ve ayrık dalgacık dönüşümü (DWT), yüksek frekanslı ve düşük frekanslı alt bantları ayırmak için parlaklık (V) görüntüsüne uygulanır. Görüntünün düşük frekanslı WT alt bantlarındaki aydınlatma bileşenleri, iki taraflı filtreleme kullanılarak hızlı bir şekilde tahmin edilir ve kaldırılırken, kenar ve doku bilgilerinin iyileştirilmesini ve gürültü giderimi gerçekleştirmek için bulanık bir dönüşüm kullanılır.

WT tabanlı görüntü iyileştirme teorisi genellikle bulanıklık teorisi, görüntü füzyonu ve HE gibi diğer yaklaşımlarla birleştirilir. Orijinal görüntü üzerinde dalgacık ayrıştırması gerçekleştirildikten sonra, HE her bir alt bant görüntüsü üzerinde ayrı ayrı gerçekleştirilebilir. Son olarak, ters WT geliştirilmiş, gürültüsü azaltılmış görüntüyü yeniden yapılandırmak için kullanılabilir [129].

WT yaklaşımı ayrıca düşük ışıklı görüntüleri iyileştirmek için Retinex teorisi ile birleştirilmiştir, böylece daha iyi bir iyileştirme etkisi elde edilmiştir [130]. Dalgacık alanında çok ölçekli eşitleme yoluyla görüntü kalitesini iyileştirmek için bir yöntem önerilmiştir. [131] Dalgacık ve kesirli diferansiyel modelleri birleştiren bir görüntü iyileştirme yöntemi vardır. WT, bir görüntünün hem zaman alanı hem de frekans alanı özelliklerini yansıtabilir. Özellikle, bu model bir görüntüden yalnızca kenar bilgilerini çıkarmakla kalmaz, aynı zamanda düşük ışıklı görüntü iyileştirme ihtiyaçlarıyla tutarlı olan genel yapısını da çıkarır. Bununla birlikte, dalgacık temelinin önceden tanımlanması gerektiğinden, bu algoritmanın uygulaması sınırlıdır.

Eğricik dönüşümü, WT'ye dayalı olarak geliştirilen ve bir görüntüdeki eğri kenarları iyileştirerek WT'nin sınırlamalarının üstesinden gelebilen çok ölçekli bir analiz yöntemidir [132]. Curvelet dönüşümüne dayalı çok ölçekli bir analiz yöntemi önermiş ve bu yöntemi WT algoritması ile karşılaştırarak renkli görüntü iyileştirmedeki üstünlüğünü ortaya koymuştur.

Curvelet dönüşümü tabanlı iyileştirme algoritması gürültülü görüntüler için daha iyi bir etki elde etmektedir; ancak gürültüsüz veya neredeyse gürültüsüz görüntüler için WT yöntemi kadar etkili değildir [133]. WT, kenar korumalı görüntü iyileştirme elde etmek için curvelet dönüşümü ile birleştirilmiştir. Belirli adımlar aşağıdaki gibidir. İlk olarak, curvelet dönüşümü kenar detaylarını kaybetmeden gürültüyü gidermek için uygulanır; daha sonra görüntü WT kullanılarak iyileştirilir [134].

İkinci nesil curvelet dönüşümüne dayalı gürültülü düşük ışıklı renkli görüntüler için geliştirilmiş bir iyileştirme algoritması verilmiştir. Curvelet katsayılarını bastırmak, yükseltmek veya korumak için YUV (parlaklık ve kromatiklik) renk uzayı için bir uzlaşma faktörü ve geliştirilmiş birkazanç fonksiyonu kullanılmıştır. Bu yaklaşım, gürültüyü etkili bir şekilde bastırırken, düşük aydınlatma altında elde edilen bir görüntüdeki hem kenarları hem de pürüzsüz kısımları en iyi şekilde kurtarır. Böylece, görüntü iyileştirme kalitesi etkili bir şekilde geliştirilir.

WT'ye dayalı görüntü iyileştirme yöntemlerinin temel avantajı, görüntülerin zaman ve frekans alanı özelliklerinin çoklu ölçeklerde analiz edilmesine izin vermesidir [135]. Dalgacık analizinin bir başka avantajı da rafine yerel analiz yeteneklerinde yatmaktadır, çünkü bu tür yöntemler hem uzamsal hem de frekans alanlarında daha iyi yerel özelliklere sahiptir ve bu nedenle bir görüntünün ayrıntılarını analiz etmek ve vurgulamak için faydalıdır. Dalgacık analizi temel olarak kızılötesi görüntüler ve tıbbi görüntü iyileştirme [136] için kullanılır. Dezavantajı ise aşırı parlak aydınlatmanın önlenememesidir.

Özetle, frekans alanı tabanlı algoritmalar dalgacık katsayılarının iyileştirilmesi yoluyla bir görüntünün ayrıntılarını etkili bir şekilde vurgulayabilir, ancak aynı zamanda görüntüdeki gürültüyü de kolayca büyütebilirler. Diğer frekans alanı dönüşüm yöntemleri gibi, bu görüntü iyileştirme yöntemleri de büyük miktarda hesaplama gerektirir ve dönüşüm parametrelerinin seçimi genellikle manuel müdahale gerektirir.

## 2.6 Görüntü Füzyon Yöntemleri

Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme konusundaki araştırmaların bir başka yönü de görüntü füzyon tekniklerine dayalı yöntemleri içermektedir [137]. Bu yöntemlerde, aynı sahnenin birçok görüntüsü farklı sensörlerle elde edilir veya aynı sensörle çeşitli görüntüleme yöntemleri kullanılarak veya farklı zamanlarda ek görüntüler elde edilir. Son olarak, yüksek kaliteli bir görüntü sentezlemek için her görüntüden mümkün olduğunca çok yararlı bilgi çıkarılır ve böylece görüntü bilgilerinin kullanım oranı iyileştirilir. Sentezlenen görüntü, sahneyi kapsamlı bir şekilde tanımlamak için orijinal görüntülerden çok düzeyli bilgileri yansıtabilir, böylece mevcut görüntü bilgilerinin hem insan gözlemcilerin hem de bilgisayar görme sistemlerinin gereksinimlerini daha iyi karşılamasını sağlar.

### 2.6.1 Multispektral Görüntü Füzyonu

Multispektral görüntü füzyonu, görünür bir görüntüyü kızılötesi bir görüntüyle birleştirerek düşük ışıktaki görüntülen bir sahnenin ayrıntılarını elde etmek için geliştirilmiş bir yöntemdir. Yakın kızılötesi ışığın görünür ışığa göre daha uzun dalga boyuna ve daha güçlü nüfuz etme kabiliyetine sahip olması, filtrelenmiş bir kızılötesi görüntüden gereksiz bilgilerin çıkarılmasına olanak tanır. Ayrıca, düşük ışıklı görünür bir görüntü zengin arka plan bilgisi sağlayabilir; sonuç olarak, görüntü füzyonu yoluyla daha iyi görüntüler elde edilebilir. Örneğin, ABD Deniz Araştırma Laboratuvarı tarafından geliştirilen bir yöntemde, bir kızılötesi termal görüntüleyici ile elde edilen görüntüler, gece görüş renkli görüntüler elde etmek için düşük ışıklı bir gece görüş cihazı ile elde edilen R, G ve B kanal görüntüleri ile entegre edilir [138].

Kızılötesi ve görünür görüntüler için bir sözde renk füzyon algoritması önerilmiştir; bu algoritma çeşitli sensörler tarafından yakalanan benzersiz bilgileri korurken görüntü ayrıntılarının netliğini artırır. Ayrıca, bu algoritma yalnızca toplama ve çıkarma işlemlerini içerir ve bu nedenle gerçek zamanlı olarak basit donanım kullanılarak uygulanabilir.

Gece görüşü uygulamaları için gece görüşü bağlam iyileştirme [139] adı verilen bir füzyon çerçevesi önermişlerdir; bu çerçevede üç farklı kural kullanılarak ayrıştırılmış görüntüler birleştirilerek füzyon sonucu elde edilmektedir. Ayrıca, birçok çalışmada gece görüş teknolojisinin bispektral ve trispektral özelliklere dayalı tek ve çift kanallı düşük ışık renk füzyonu için kullanımını incelemiştir. Düşük ışık ve kızılötesi termal görüntü füzyonu, düşük ışık ve uzun dalga kızılötesi görüntü füzyonu, ultraviyole ve düşük ışık görüntü füzyonu ve hatta düşük ışık, orta dalga ve uzun dalga kızılötesi görüntülere dayalı trispektral renk füzyonu temelinde görüş teknolojisi geliştirilmiştir [140]. Bununla birlikte, görünür ve kızılötesi görüntülerin eş zamanlı olarak elde edilmesi gerekir, bu da bu tür algoritmaların desteklemek için gerekli donanım koşulları açısından kısıtlar. Dahası, bu algoritmaların zekası ve uyarlanabilirliği zayıftır ve parametrelerinin yapay olarak ayarlanması gerekir. Bu nedenle, bu algoritmalar hala yaygın olarak benimsenmemiştir.

### **2.6.2 Arka Plana Dayalı Görüntü Füzyonu**

Genel olarak, arka plan vurgulamaya dayalı görüntü füzyon yöntemleri, görüntü ayrıntılarını iyileştirmek için düşük ışıklı görüntülerin gündüz görüntüleriyle entegrasyonuna dayanır ve böylece düşük ışıklı görüntülerin görsel etkisini iyileştirir

İlk olarak, birleştirilmiş görüntü için arka plan kaynağı olarak kullanılmak üzere makul derecede yeterli aydınlatma koşulları altında gündüz vakti bir görüntü elde edilir. Ardından, aynı konumda düşük aydınlatma altında başka bir görüntü elde edilir ve bu görüntünün arka planı kaldırılır. İkinci görüntünün geri kalanı birleştirilmiş görüntünün ön planı olarak alınır. Son olarak, arka plan ve ön plan uygun bir algoritma kullanılarak tek bir görüntüye entegre edilir. Örneğin, Aynı sahnenin birden fazla düşük ışıklı görüntüsünün ve gündüz görüntüsünün karışık gradyan alanının yoğunluğunu tahmin etmiş ve böylece düşük ışıklı görüntülerin görsel etkisini iyileştirmiştir [141].

Video karesi füzyonuna dayalı bir düşük ışık iyileştirme yöntemi önermiştir [142]. Her bir düşük ışıklı video karesinin ön plan alanı, düşük ışıklı videonun parlaklığını iyileştirmek ve ayrıntı kaybını telafi etmek için aynı sahnenin gündüz video karesinden arka plan alanı ile birleştirilmiştir. Aynı bölgeden çeşitli zamanlarda alınan gündüz



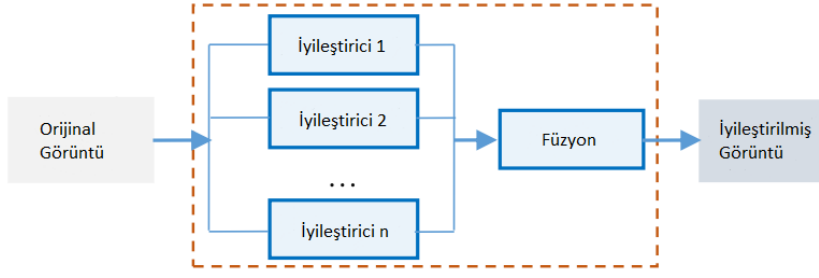
Nihai HDR görüntü, her bir pozlama süresine karşılık gelen görüntülerden en iyi detayların sentezlenmesiyle elde edilir.

Gradyan alanı HDR sıkıştırma algoritması da kullanılmıştır [146]. Bu algoritmada, farklı gradyanlar görüntülerin gradyan alanında orantılı olarak sıkıştırılır ve Poisson denklemi, düşük dinamik aralığa sahip çıktı görüntüleri elde etmek için değiştirilmiş gradyan alanında çözülür. Bu algoritma, HDR gece görüntülerinde çeşitli parlaklıktaki alanlarda ayrıntılı bilgileri de ortaya çıkarabilir. Çoklu görüntü füzyonuna dayalı bir görüntü iyileştirme algoritması önermiştir [147]. Bu algoritmada, aynı sahnenin birden fazla görüntüsü önce farklı pozlama süreleriyle elde edilir ve ardından her görüntüden çeşitli ayrıntılar çıkarılır. Son olarak, bu ayrıntılar geliştirilmiş bir HDR görüntüsü oluşturmak için entegre edilir. Biri parlaklık kanalının füzyonu ve diğeri renk kanallarının füzyonu için olmak üzere iki görüntü füzyon yöntemini birleştirmiştir. Bu şekilde elde edilen füzyon çıktısı, her iki ayrı yöntemden daha iyi performans göstermektedir.

Yayılmış görüntü filtresi kullanarak uzamsal alanda yeni bir füzyon yaklaşımı önermiştir. Önerilen yaklaşımda, yayılan görüntü filtresi ve gradyan alanı son işleme kullanılarak her giriş görüntüsü için bir ağırlık haritası hesaplanmaktadır [148].

Aynı sahnedan elde edilen birden fazla görüntünün füzyonu, düşük ışıklı görüntüleri etkili bir şekilde iyileştirmek için uygulanabilir. Aynı sahnedan iyi kalitede görüntü bilgisi gerektiğinden, bu tür yöntemlerin görüntü elde etme açısından katı gereksinimleri vardır; özellikle kamera ekipmanının sabit olması gerekir. Uzun bir çekim süresi gerektiğinden, bu yöntem gerçek zamanlı görüntüleme veya video iyileştirme için uygulanamaz. Ayrıca, küresel olarak düşük parlaklıktaki görüntüler için iyileştirme etkisi zayıftır.

#### 2.6.4 Tekil Görüntü Dayalı Görüntü Füzyonu



**Şekil 2.24 :** Tekil görüntü üzerinden füzyon işlemi

Birçok araştırmacı, Şekil 2.24'te gösterildiği gibi görüntü dizilerine olan bağımlılığı kırmak için tek bir görüntüden çeşitli şekillerde çıkarılan ayrıntılar da dahil olmak üzere bir sahnenin tüm dinamik aralığının sentezi üzerinde çalışmıştır. Orijinal görüntüyü logaritmik bir dönüşümden sonra elde edilen görüntüyle birleştirerek bir görüntünün kontrastını iyileştirmiştir. Hem parlak hem de karanlık alanlarda yüksek görünürlük elde etmek için bir kaynak görüntü ve Retinex işlenmiş görüntü kullanan bir görüntü füzyon tekniği sunmuştur [149].

Aydınlatma-yansıma modeline çok ölçekli teoriye uygun olarak doğrusal olmayan fonksiyonel dönüşümlere dayalı iki yeni görüntüyü uyarlamalı olarak oluşturmuş ve düşük ışıklı bir görüntüyü iyileştirmek için temel bileşen analizi (PCA) tabanlı bir füzyon yöntemi kullanmıştır [150].

Orijinal bir görüntü dizisinden az pozlanmış ve aşırı pozlanmış görüntüler oluşturmak için uyarlanabilir bir histogram ayırma yöntemi kullanılmış; bu görüntüler daha sonra ayrı ayrı işlenmiş ve son olarak, çoklu pozlama görüntü füzyonu yoluyla HDR görüntüler oluşturulmuştur.

Buna ek olarak, çoklu iyileştirme tekniklerinin sonuçlarının füzyonuna dayanan bir görüntü iyileştirme algoritması önermiştir [151]. Bu algoritma, geliştirme etkisini iyileştirmek için doğrusal ağırlıklı bir füzyon stratejisi aracılığıyla birden fazla görüntü iyileştirme tekniğini entegre etmektedir.



Ancak bu strateji gerçek zamanlı gereksinimleri karşılamak için çok karmaşıktır. Önerilen algoritma, MSRCR'yi altın kule tekniğini kullanan bir piramit algoritmasına dahil ederek ve geleneksel bir düşük ışık görüntüsünün etkili renk iyileştirmesini elde etmek için görüntü bilgilerine bağlı olarak farklı ağırlık parametreleri belirleyerek orijinal veya önceden işlenmiş bir görüntünün renk kontrastını, doygunluğunu ve pozlama parlaklığını entegre eder [152].

Birden fazla görüntü oluşturmak için genellikle bir kamera yanıt modeli (CRM) kullanılır. Kamera yanıt fonksiyonu yeniden yapılandırmasına dayalı HDR görüntüler oluşturmak için tek görüntü tabanlı bir yöntem önermişlerdi [153].

Kaynak görüntünün simüle edilmiş bir CRM temelinde oluşturulduğu ve görüntü füzyonu için ağırlık matrisinin aydınlatma tahmin teknikleri kullanılarak tasarlandığı yeni bir biyo-esinlenmiş iyileştirme modeli önermiştir [154]. Eski sunulan modelin aksine, daha sonra atıfta bulunulan makalelerde sunulan model, bir görüntü pikselinin az pozlanmış olup olmadığına dair herhangi bir sezgisel yargıdan kaçınır ve bu nedenle daha ara iyileştirme sonuçları üretmede daha esnektir.

CRM ve ağırlıklı en küçük kareler stratejisine dayalı bir çerçeve önerilmiştir [155]. Bu çerçevede her piksel hesaplanan bir pozlama haritasına ve Retinex teorisine göre ayarlanmaktadır; bu çerçeve kontrastı, renk düzeltmeyi ve gürültü bastırmayı iyileştirirken ayrıntıları koruyabilmektedir.

Buna ek olarak, hafifliğe duyarlı bir CRM'ye dayalı olarak birden fazla geliştirilmiş görüntü oluşturmuş ve ardından yama tabanlı bir görüntü ayrıştırma modeline dayalı olarak bu görüntülerin orta seviye füzyonunu gerçekleştirmiştir [156]. Ancak bu model, bir alanın zaten aşırı geliştirilmiş olduğu görüntüleri iyileştirme konusunda sınırlı bir yeteneğe sahiptir. Bu durumda, aşırı geliştirilmiş alan daha da güçlü bir şekilde geliştirilir ve önemli ayrıntıların kaybolmasına neden olur.

Kısacası, görüntü füzyonuna dayalı yöntemlerin ana fikri, aynı hedef hakkında birden fazla kaynaktan toplanan yararlı bilgilerin, fiziksel bir model gerektirmeden, görüntü işleme ve bilgisayar teknolojisi yoluyla nihai bir yüksek kaliteli görüntü elde etmek için daha fazla kullanılabilmesidir. Bu füzyon tabanlı yöntemler basittir ve iyi sonuçlar elde edebilir. Bununla birlikte, aynı sahnenin iki veya daha fazla farklı görüntüsünü

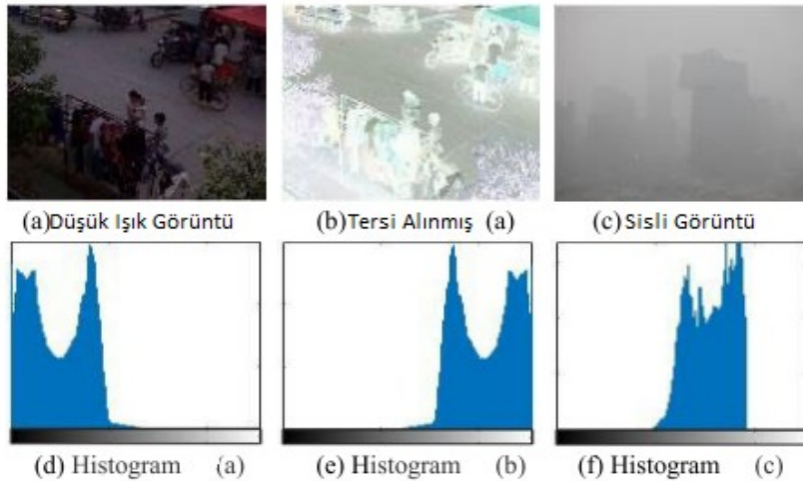
gerektirirler; bu nedenle, gerçek zamanlı izleme durumları için gerekli olduğu gibi kısa sürede görüntü iyileştirme gerçekleştirmek zordur ve bu yöntemlerin pratikte uygulanması ve yaygınlaştırılması zordur.

## 2.7 Sis Giderme Model Tabanlı Yöntemler

Görüntü iyileştirme alanının bir dalı olarak, görüntü buğu giderme teknikleri son yıllarda büyük ilerleme kaydetmiş ve iyi sonuçlar vermiştir. Görüntüler için karanlık kanal önceliği teorisini önermiş ve bu teori yaygın olarak uygulanmıştır. Daha sonrasında, buğu giderme teorisine dayalı olarak parlak kanal önceliği yöntemi, olarak da adlandırılan bir düşük ışık iyileştirme algoritması [157] önerilmiştir. Bu yöntem, düşük ışıktaki ters çevrilmiş bir görüntünün koyu birincil renk versiyonunun ve sisli bir görüntünün koyu birincil renk versiyonunun istatistiksel analizine dayanmaktadır.

Algoritmanın ana fikri, karanlık bir ortamda çekilen bir RGB görüntüsü ters çevrildiğinde, görsel etkinin sisli bir ortamda çekilen gündüz görüntüsüne benzer olmasıdır. Bu nedenle, ters çevrilmiş düşük ışık görüntüsünü işlemek için karanlık kanal öncesine dayalı bir buğu giderme algoritması kullanılabilir; daha sonra, geliştirilmiş bir düşük ışık görüntüsü elde etmek için görüntü tekrar ters çevrilebilir.

Karşılaştırma adına, sisli ve normal görüntü histogramları Şekil 2.25’de gösterilmiştir.



Şekil 2.25 : Sisli görüntü ve normal görüntü histogramları

Bu iyileştirme yöntemi, düşük ışıklı görüntünün özelliklerini analiz ederek ve bunları sisli görüntü bozulma modeliyle modelleyerek görüntü parlaklığını büyük ölçüde iyileştirir ve görüntünün görsel ayrıntılarını geliştirir. Koyu ana renk buğu giderme tekniklerine dayanan düşük ışıklı görüntü iyileştirme yöntemlerinin bazı sorunları vardır. Örneğin, düşük ışıklı görüntüler kaçınılmaz olarak gürültü içerir; ancak böyle bir algorithmada kullanılan sisli görüntü bozulma modeli gürültünün etkisini dikkate almaz. Bu nedenle, görüntü gürültüsü tipik olarak güçlendirilecek ve bu da görüntü iyileştirme sonuçlarını görsel olarak etkileyecektir [158].

Gürültü işleme ihtiyacını göz önünde bulundurarak, geçirgenliği doğru bir şekilde çıkarmadan böyle bir algoritmanın işlem hızını optimize etmişlerdir. Bu nedenle, son geliştirilmiş görüntüler bloklu bir etki sergilemiştir. Geçirgenlik tahmini için parametrelerin doğrudan deneyime dayalı olarak seçildiği optimize edilmiş bir algoritma önerilmiştir. Sonuç olarak bu algoritmanın sağlamlığı zayıftır [159].

Ayrıntıları kaldırmak için filtreler kullanmış ve pürüzsüz bir iletim katsayısı hesaplamak için bir piramit işlemi getirmiştir. Bu işlem sadece işlem hızını artırmakla kalmamış aynı zamanda daha iyi doğallık da sağlamıştır. Aynı zamanda gürültü de bastırılmıştır.

Daha sonrasında, blok artefaktlarıyla ilgili bir sorunun üstesinden gelmek için bu modeli geliştirmiştir [160]. Görüntü kontrastını iyileştirmek için bir gama dönüşümü sunmuştur. Buğu giderme yaklaşımını iki taraflı filtreleme ile birleştirerek gerçek zamanlı çalışabilen düşük ışıklı bir görüntü iyileştirme yöntemi önermişlerdir. Parametreler başlangıçta bir karanlık kanal önceliği kullanılarak tahmin edildikten sonra, iki taraflı bir filtre kullanılarak optimize edilir. Böylece gürültünün etkisi azaltılır [161].

Aydınlık kanal önceliğini konvolüsyonel sinir ağı (CNN) ile [162], başka çalışmada ise aydınlık kanal önceliğini [163] Retinex iyileştirme algoritması ile birleştirmiştir. Her ikisi de iyileştirilmiş sonuçlar elde etmiştir.

Retinex teorisi karanlık kanal önceliği teorisi ile birleştirilerek düşük ışıklı videolar için hızlı bir iyileştirme algoritması önerilmiştir ve bu algoritma video iyileştirme için

sahne algılama, kenar telafisi ve çerçeveler arası telafi teknikleri ile birleştirilebilir [164].

Sisli bir bozulma modeline ve bir CNN'e dayanan geçirgenlik problemini çözmek için bir yöntem önerilmiştir; bu yöntemde, gelişmiş bir düşük ışık görüntüsü elde etmek için iletim haritası ve atmosferik ışık haritası kılavuzlu filtreleme yoluyla değiştirilmiştir.

Son zamanlarda, daha iyi bir görsel etki elde etmek için bir karanlık kanal önceliği ve bir gürültü giderme yöntemi ile bir sis giderme algoritmasını birleştiren güçlü aydınlatma azaltma ve parlak halo bastırma özelliğine sahip bir iyileştirme yöntemi sunulmuştur [165].

Sis ya da buğu çözme modellerine dayalı algoritmalar, düşük hesaplama karmaşıklığı ile iyi performans sunar. Bununla birlikte, fiziksel yorumlamaları biraz eksiktir ve bazı ayrıntılı alanlarda aşırı iyileştirmeye karşı hala hassastırlar. Ters çevrilmiş düşük ışıklı görüntülerin kendine özgü özellikleri vardır ve bu tür görüntülere buğu giderme algoritmalarının doğrudan uygulanması, görüntü iyileştirme için hala tam net ideal bir yaklaşım değildir.

### 3. DÜŞÜK IŞIKTA DERİN ÖĞRENME TABANLI GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME TEKNİKLERİ

#### 3.1 Derin Öğrenme

İlk zamanlarda, düşük ışıklı görüntüler genellikle geleneksel iyileştirme algoritmalarıyla iyileştiriliyordu. Bununla birlikte, derin öğrenmenin çeşitli alanlarda geniş çapta uygulanmasıyla, düşük ışıklı görüntüler için birçok derin öğrenme iyileştirme tekniği önerilmiştir.

Bu kısımda:

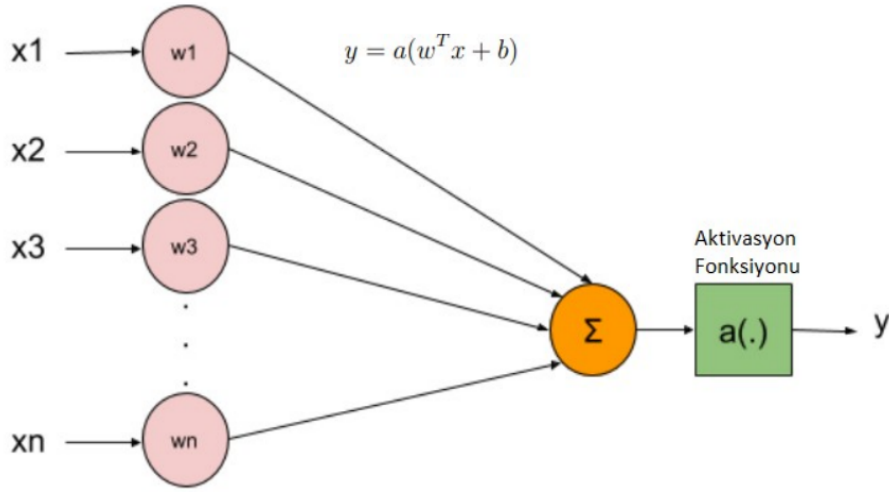
- Düşük ışıklı görüntüler için derin öğrenme iyileştirme yöntemleri özetlenmiş ve derin öğrenmede kullanılan sinir ağı yapısı ve öğrenme algoritmasına göre derin öğrenme iyileştirme yöntemleri sırasıyla tanıtılmıştır.
- Düşük ışıklı görüntüler için derin öğrenme iyileştirme yönteminde kullanılan veri kümelerine ve ortak değerlendirme göstergelerine kısa bir genel bakış yapılacaktır.

##### 3.1.1 Sinir Ağları

Biyoloji sinir ağlarına ilham verse de, beynimizin (karmaşık bir sinir ağı olarak) tam olarak yapay ağ modelleri gibi çalıştığını düşünmek yanıltıcı olabilir. İnsan beyni paralel olarak çalışan yaklaşık 100 milyar nöron içerir [166]. Ancak yapay sinir ağları insanlar tarafından tasarlanır ve insan beyninin nöronlarından çok daha basittir.

Basit bir yapay nöron görsel olarak Şekil 3.1’de gösterilmektedir.

Bir girdi vektörü  $x \in \mathbb{R}^n$  alır ve girdi ile ağırlık vektörü  $w \in \mathbb{R}^n$ ’nin nokta çarpımını hesaplar ve sonucu skaler bir önyargı değeri  $b$ ’ye ekler. Çıktı daha sonra nöron çıktısını üreten bir aktivasyon fonksiyonuna  $a$  ile beslenir. Bu nedenle, bir nöronu doğrusal bir denklem yardımıyla formüle edebilir.



**Şekil 3.1 :** Yapay nöron

Burada  $y$  değeri skalar bir değerdir ve nöronun çıktısını vermektedir.

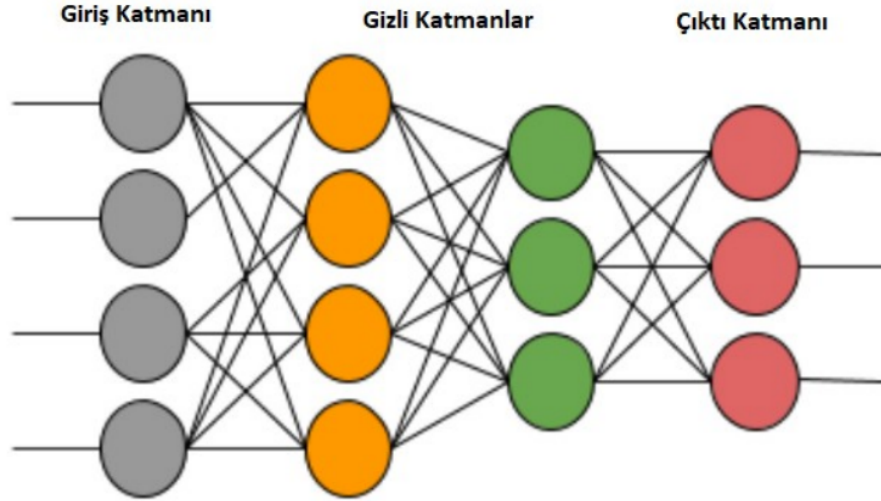
Sinir ağı tasarımındaki temel anahtar olaylardan ilki ağ mimarisinin seçilmesi ve diğeri ağırlık ve yanlılık değerlerinin seçilmesidir. Bunlardan ilki uygulamaya ve veri setine bağlı olarak gerçekleştirilir. Ancak, ikincisi ağırlık değerinin ayarlanması için ağı eğitilmesi aşaması ile ilgilidir.

### 3.1.2 Çoklu Katmanlı Ağlar

Her sinir ağı üç tür katman içerir: bir giriş katmanı, bazı gizli katmanlar ve bir çıktı katmanıdır. Bunlar doğal olarak algılayıcılardan(perseptronlar) daha karmaşık görevleri üstlenmek için kullanılırlar.

Şekil 3.2 genelleştirilmiş bir tam bağlantılı sinir ağını göstermektedir.

Yapay sinir ağı modelleri bir eğitim veri kümesi kullanarak karmaşık veya basit fonksiyonları tahmin eder. Yeterli veriye ve yeterli sayıda katmana sahip iyi tasarlanmış bir ağa sahipsek herhangi bir fonksiyonu doğru bir şekilde tahmin edebiliriz. Eğitim aşamasında, bir kayıp fonksiyonunu minimize ederek ağ ağırlıklarını hesaplamak için bir optimizasyon algoritması kullanırız.



**Şekil 3.2 :** Tam bağlı çoklu katmanlı sinir ağı

### 3.1.3 İleri Yayılım

İleri yayılım, girdi verilerinin bir çıktı oluşturmak için bir ağ üzerinden ileri yönde beslendiği yerdir. Veriler gizli katmanlar tarafından kabul edilir ve aktivasyon fonksiyonuna göre işlenerek bir sonraki katmana geçer. Verilerin ileriye doğru akışı, verilerin bir çıktı oluşturmayan dairesel bir hareketle hareket etmesini önlemek için tasarlanmıştır.

İleri yayılım sırasında, bir sinir ağının her bir gizli ve çıkış katmanı düğümünde ön aktivasyon ve aktivasyon gerçekleşir. Ön aktivasyon fonksiyonu ağırlıklı toplamın hesaplanmasıdır. Aktivasyon fonksiyonu, sinir ağının önyargı kullanarak doğrusal olmayan bir şekilde akmasını sağlamak için ağırlıklı toplama dayalı olarak uygulanır.

Genel olarak, ağın girdi ile beslenmesi ve çıktı üretmesi ileri yayılım olarak adlandırılır. Her nöron girdisini alır ve çıktısını bir sonraki birime aktarır. Test aşamasında sadece ileri yayılım gerçekleştirilir. Ancak eğitim aşamasında, ağ parametrelerini ayarlamak için geri yayılıma da ihtiyacımız vardır.

### 3.1.4 Geri Yayılım

Geri yayılım, ilgili çıktıyı oluşturmak için ağırlıkları hesaplayan bir süreçtir. Temel olarak bu süreçte ağ, bir maliyet fonksiyonunu en aza indirmek için bir optimizasyon algoritması kullanır. Maliyet fonksiyonu uygulamaya bağlıdır.

Gradyan iniş, sinir ağlarında kullanılan ünlü algoritmalarından biridir. Yinelemeli ve bazı durumlarda uzun zaman alan bir algoritmadır, ancak pratikte yeterince iyi çalışır.

İlk olarak, ağın tüm ağırlıkları rastgele değerlerle başlatılır. Daha sonra algoritma bir girdi alır ve ileri yayılım ile çıktıyı hesaplar. Şimdi, çıktı bir kayıp fonksiyonu kullanılarak istenen veya temel gerçek çıktı ile karşılaştırılır. Temel gerçek çıktısı ile tahmin edilen çıktı arasındaki farka hata değeri denir. Optimize edici, ağırlıkları ters (geri) sırada güncellemek için bu hata değerini kullanır. Başka bir deyişle, hata değerini kullanır ve bu hatayı ağ boyunca geri yayar.

Tüm optimizasyon algoritmalarına benzer şekilde,  $w$ 'nin ağın parametreleri olduğu bir  $J(w)$  gibi maliyet fonksiyonuna ihtiyacımız var. Bu maliyet fonksiyonunu minimize etmek için bir optimizasyon algoritmasına ihtiyacımız vardır. Genellikle sinir ağ modelleri eğitim aşamasında gradyan iniş algoritmasının farklı varyasyonlarını kullanabilir. Bu bölümde basit gradyan iniş algoritmasını tartışmak ve daha sonra kullandığımız ve bugünlerde birçok sinir ağ modelinde de kullanılan ADAM iyileştiricisi açıklanmaktadır.

Maliyet fonksiyonumuzun aşağıdaki gibi tanımlandığını varsayılırsa,

$$J(w) = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.1)$$

Burada  $N$  eğitim örneklerinin sayısı,  $y_i$  temel gerçek çıktısı ve  $\hat{y}_i$  ağın ağırlıklarına  $w$  bağlı olan sinir ağının çıktısıdır. Böylece  $J$ , girdimizin ve ağ ağırlıklarının bir fonksiyonudur. Girdi verilerimizi değiştiremeyeceğimize göre, ağırlıkları değiştirerek maliyetimizi en aza indirmemiz gerekir.



Gradyan iniş algoritması işletim açısında açgözlü bir algoritmadır ve her adımda maliyet fonksiyonunun gradyanının tersi yönünde ilerler. Genel olarak, yeterli sayıda iterasyondan sonra yerel bir minimuma ulaşır.

Ağıdaki her ağırlığa göre maliyet fonksiyonunun gradyanını hesaplamamız gerekir. Son katmandan (çıktı katmanı) başlanır ve bu katmanın ağırlıklarına göre gradyanı hesaplanır. Daha sonra zincir kuralını kullanarak maliyet fonksiyonunun diğer tüm ağırlıklara göre türevini ve ilgili parametrelerini hesaplanabilir.

Bir sonraki adım olarak ağırlıkların güncellenmesiyle ilgilidir.

Genel güncelleme matematiksel ilişkisi aşağıdaki gibidir,

$$w := w - \alpha \frac{\partial J}{\partial w} \quad (3.2)$$

Burada,  $w$  güncellemek istediğimiz ağırlık vektörüdür,  $\alpha$  öğrenme oranı olarak adlandırılır ve  $\frac{\partial J}{\partial w}$  maliyet fonksiyonunun  $w$ 'ye göre türevidir.

Öğrenme oranı, negatif gradyan yönünde ilerlemenin adım boyutunu belirleyen bir parametredir. Modelimizin bir hiper parametresidir.

Öğrenme oranının büyük değeri yerel minimuma doğru daha hızlı ilerlerken, minimum değeri kaçırabilir ve yakınsama sürecinde bazı kararsızlıklara neden olabilir. Buna karşılık, öğrenme oranının küçük değerleri yakınsamayı yavaşlatır [167].

Gradyan iniş algoritması birçok problemde işe yarasa da, günümüzde birçok araştırmacı gradyan inişinin daha iyi sonuç veren geliştirilmiş bir versiyonunu kullanmaktadır. ADAM optimizasyonu da bunlardan biridir.

### 3.1.5 ADAM Optimizasyonu

ADAM Optimizasyonu [170] stokastik amaç fonksiyonlarını optimize etmek için momentum tekniğini kullanır. Hesaplama açısından verimlidir, az miktarda bellek gerektirir ve büyük miktarda veri veya parametre içeren problemler için çok uygundur. ADAM algoritması önceki gradyanların ve parametrelerin geçmişini kullanır. Temel olarak söylemek gerekirse, önceki adımlardaki gradyanların ve parametre değerlerinin hareketli ortalamasını iyileştirme için kullanır.

```
Giriş:
- Öğrenme hızı (alpha)
- İlk momentum parametresi (beta1)
- İkinci moment parametresi (beta2)
- Epsilon değeri (eps)
- İlk momentum vektörü (m)
- İkinci momentum vektörü (v)

Başlangıç:
- m = 0 (Boyutu parametrelerle aynı olan sıfır vektörü)
- v = 0 (Boyutu parametrelerle aynı olan sıfır vektörü)
- t = 0 (Adım sayacı)

Her bir adım için:
1. t = t + 1 (Adım sayacını güncelle)
2. Gradient hesaplama: g = hesaplama_gradyan()
3. m = beta1 * m + (1 - beta1) * g (Birinci momentum güncelleme)
4. v = beta2 * v + (1 - beta2) * g^2 (İkinci moment güncelleme)
5. m_yenileme = m / (1 - beta1^t) (Birinci momentum düzeltilmesi)
6. v_yenileme = v / (1 - beta2^t) (İkinci momentum düzeltilmesi)
7. Parametre güncelleme: parametreler = parametreler - alpha * m_yenileme / (sqrt(v_yenileme) + eps) (Parametre güncellemesi)
```

Şekil 3.3 : ADAM iyileştirici temel algoritma akışı

Şekil 3.3'de pseudo kod algoritma akışı daha iyi anlaşılması açısından eklenmiştir.

Özetle, ADAM optimize edici önemli miktarda veri ve yüksek boyutlu parametre uzayına sahip problemlerde sıkça kullanılır. Ayrıca çalışmada önceki sıkça kullanılan iki optimizasyon algoritmasının gücünü birleştirir.

- \* AdaGrad [168]: Seyrek gradyanlarla başa çıkma yeteneği ile öne çıkan algoritmadır.
- \* RMSProp [169]: Durağan olmayan hedeflerle başa çıkma yeteneği ile öne çıkan algoritmadır.

Ayrıca, ADAM algoritması az miktarda bellek kullanır. Araştırmacılar, ADAM algoritmasını makine öğrenimi alanında çok çeşitli dışbükey olmayan optimizasyon problemleri için sağlam ve uygun bulmuşlardır [170].

### 3.1.6 Aktivasyon Fonksiyonları

Bir sinir ağındaki nöronlar,  $n$  sayıda girdi alır ve tek bir çıktı üreten temel hesaplama birimleridir. Bir yapay nöron, girdilerin  $x$  ağırlıklarının  $w$  toplamını hesaplar, buna bias değerini  $b$  ekler ve aşağıdaki formülle bir çıktı  $y$  üretir:

$$y = \text{aktivasyon}(\sum w \cdot x + b) \quad (3.3)$$

Aktivasyon fonksiyonu, bir nöronun aktif olup olmayacağına karar vermek ve çıktı değerini kontrol etmek için kullanılır. Aktivasyon fonksiyonları, derin sinir ağları için önemli bir özellik olarak kabul edilir. Bu yazıda, yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları ve bu fonksiyonların Python uygulamaları sunulmuştur [173].

- \* Step Fonksiyonu: Bir eşik değeri olarak ikili bir sınıflandırma çıktısı (0 yada 1) üretir.
- \* Sigmoid Fonksiyonu: En yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından birisidir,  $[0,1]$  aralığında çıktı üretir.
- \* Tanh Fonksiyonu:  $[-1,1]$  aralığında çıktı üreten doğrusal olmayan bir fonksiyondur.
- \* ReLU Fonksiyonu: Doğrultulmuş lineer birim doğrusal olmayan bir fonksiyondur. ReLU fonksiyonu negatif girdiler için 0 değerini alırken,  $x$  pozitif girdiler için  $x$  değerini almaktadır.
- \* Softmax Fonksiyonu: Çoklu sınıflandırma problemleri için kullanılan bu fonksiyon, verilen her bir girdinin bir sınıfa ait olma olasılığını gösteren  $[0,1]$  arası çıktılar üretmektedir.

\* Softplus Fonksiyonu: Sigmoid ve Tanh gibi geleneksel aktivasyon fonksiyonlarına alternatif olarak sunulan bu fonksiyon  $(0, \infty)$  aralığında türevlenebilir bir çıktı üretmektedir.

\* ELU Fonksiyonu: Üstel lineer birim, negatif girdiler hariç ReLU ile benzerdir. Negatif girdilerde ise genellikle 1.0 alınan alfa parametresi almaktadır.

\* PReLU Fonksiyonu: Parametrik ReLU olarak geçen bu aktivasyon fonksiyonu da negatif girdiler için extra alfa sabiti ile verilen girdinin çarpım sonucunu çıktı olarak üretmektedir.

\* Swish Fonksiyonu: Google araştırmacıları tarafından yeni keşfedilen bu fonksiyon girdiler ile sigmoid fonksiyonunun çarpımını çıktı olarak üretmektedir.

### 3.1.7 Otomatik Kodlayıcı (AE)

AE'yi ve AE'nin yoğun ilgi görmesini sağlayan bazı kavramları önermiştir [172].

AE, denetimsiz bir öğrenme algoritmasıdır. Otomatik kodlayıcı, kodlayıcı ve kod çözücünün birlikte otomatik kodlayıcıyı oluşturduğu bir veri sıkıştırma algoritmasıdır, yani kodlayıcı ve kod çözücü aracılığıyla verilerin boyutluluğunun azaltılmasını veya özellik öğrenimini gerçekleştirir. Giriş verileri kodlayıcı tarafından düşük boyutlu değişkenlere sıkıştırılır ve daha sonra düşük boyutlu değişkenler kod çözücü tarafından girişin orijinal boyutları olacak şekilde yeniden yapılandırılır. AE, geri yayılım algoritması gibi optimizasyon yöntemleri aracılığıyla giriş verilerini denetim olarak kullanır ve yeniden yapılandırılmış çıktıyı elde etmek için ağı yönlendirir. Bir otoenkoder tasarlanırken, giriş ve çıkış tamamen eşit olacak şekilde tasarlanmaz, bu nedenle giriş ve yeniden yapılandırılmış çıkışı mümkün olduğunca eşit hale getirmek için genellikle otoenkodere bazı kısıtlamalar eklenir. Bu nedenle, bazı kısıtlamalar eklendikten sonra bazı yeni kodlayıcılar elde edilir: denoising autoencoder, sparse autoencoder, stacked autoencoder, variational autoencoder, ve contractive autoencoder, benzerleri olmaktadır [171].

### 3.1.8 Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN)

Bir sinir ağı birçok gizli katmana sahip olabilir. Bu durumda, genellikle derin sinir ağı olarak adlandırılır. Çok katmanlı ağlar teoride 1980'lerden beri kullanılmasına rağmen, birçok neden çok sayıda gizli katmana sahip ağların eğitilmesini engellemiştir [173]. İlk sorun, boyutluluk lanetidir. Girdinin özellik sayısı arttıkça, ağırlık sayısı da artmalıdır. Bu, ağı etkili bir şekilde eğitmek için daha fazla veriye ihtiyacımız olduğu anlamına gelir ki çoğu durumda önemli miktarda veri toplamak zordur; ve daha fazla hesaplama gücü ve zaman karşılık gelmektedir.

Bu sorunu önlemek için, Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) tanıtılmıştır. Görüntü işleme veya bilgisayarla görme problemleri için çok kullanışlıdır çünkü görüntülerde çok fazla bilgi vardır ve araştırmacılar tüm bu bilgileri verimli bir şekilde kullanmak ve faydalanmak isterler.

Tam bağlantılı sinir ağlarında kullanmak için görüntüleri düzleştirmek yerine, CNN'ler bir filtreyi girişle konvolüsyonel işleme sokarak uzamsal bilgiyi kullanmaya çalışır.

Görüntü işlemede, görüntüler farklı görünür efektler üretmek için konvolüsyon işlemi kullanılarak filtrelenir.

Konvolüsyon için denklem şu şekildedir:

$$h[x,y] = M[x,y] * f[x,y] = \sum_n \sum_m M[n,m] f[x-n,y-m] \quad (3.4)$$

Burada,  $h[x,y]$ ,  $x$  satırı ve  $y$  sütunu için çıktı değerini,  $f$  giriş görüntüsünü ve  $M$  filtre maskesini temsil eder. Aslında, konvolüsyon bir giriş görüntüsü üzerinde kayan bir pencereyi (maske) hareket ettirmeye benzer ve her adım için bu örtüşme bölgesinin nokta çarpımını hesaplar ve çıktıyı oluşturur [55].

CNN'deki bir konvolüsyonel katman, bir dizi evrimsel filtre içerir. Tüm filtreler katmanın parametreleri olarak kabul edilir ve tam bağlantılı katmanlardaki nöronlara benzer.

Bu nedenle, her bir evrişimsel katman  $h \times w \times c$  boyutunda bir girdi matrisi (tensör) alır; burada  $h$  yükseklik,  $w$  genişlik ve  $c$  girdi kanallarının sayısıdır ve girdiyi tüm filtreleriyle konvolüsyon işlemi yapar. Her bir evrişimsel katman için filtre parametresi,  $f_h \times f_w \times f_c$  boyutunda bir matristir; burada  $f_h$  ve  $f_w$ , filtrelerin yüksekliği ve genişliğidir ve  $f_c$ , girdi ile evrilecek ve çıktıyı oluşturacak filtre sayısıdır.

Çıktı boyutu diğer iki parametreye bağlıdır: uzun adımlama (stride) ve boşluk doldurma (padding). Uzun adımlama, konvolüsyon işleminde bir sonraki piksele atlama boyutunu belirleyen bir parametredir, yani 'stride 2', konvolüsyonun hem yatay hem de dikey yönde her diğer pikseli atlaması anlamına gelir. Böylece çıktı boyutu her iki yönde de yarıya iner.

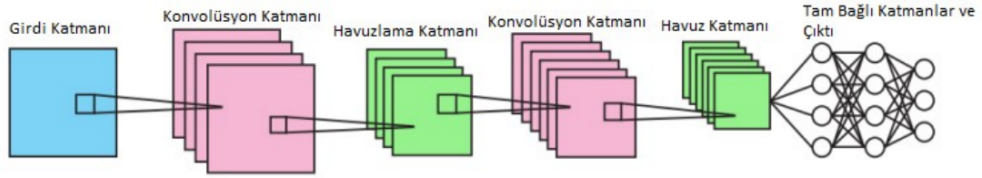
Diğer bir faktör de sınır pikselleri işlenirken girdinin nasıl doldurulduğudur. Sınır pikselleri için, giriş görüntüsüne bazı sıfır satır ve sütunlar ekleyebilir ve konvolüsyon işlemini ilk gerçek pikselden başlatabiliriz veya konvolüsyonu, çıkış görüntü boyutunun küçüldüğü giriş görüntüsünün  $f_h/2$ ,  $f_w/2$  satır ve sütunlarından başlatabiliriz.

Genel olarak, çıktı boyutu şu şekil ifade edilebilir:

$$o = \frac{w - k + 2p}{s} + 1 \quad (3.5)$$

Burada,  $o$  çıktı yüksekliği/genişliği,  $w$  girdi yüksekliği/genişliği,  $k$  filtre boyutu,  $p$  dolgu ve  $s$  uzun adımdır.

Giriş görüntüsünün tüm parçaları için aynı filtreler kullanıldığından, filtre parametrelerinin sayısı tam bağlantılı ağ parametrelerinden çok daha azdır. Dahası, CNN'ler görüntülerdeki tüm uzamsal bilgileri dikkate alırlar.



**Şekil 3.4 : Tam bağlantılı CNN yapısı**

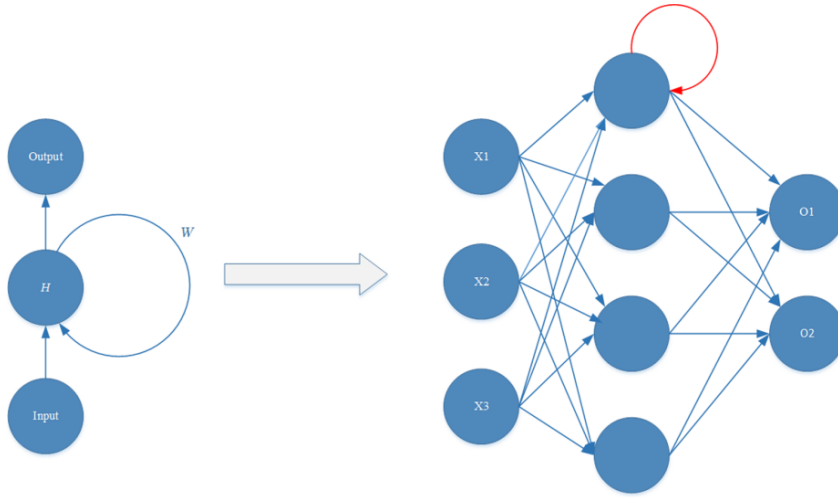
Birkaç konvolüsyonel katmanın basamaklandırılması bir konvolüsyonel sinir ağı oluşturur. Şekil 3.4’te bir CNN gösterilmektedir [174]. Geri yayılım süreci parametreleri ayarlamak için kullanılır.

Teorik olarak, bir CNN’in ilk katmanları girdi görüntüsünün kenarlar, köşeler gibi düşük seviyeli özelliklerini temsil ederken son katmanlar daha karmaşık özellikleri temsil ederler [175].

### 3.1.9 Devirli Sinirsel Ağlar (RNN)

RNN, 21. yüzyılın başlarında derin öğrenme algoritmalarından biri haline gelmiştir. İlk tam bağlantılı RNN’yi önermiştir. Daha sonra, gradyan kaybolması ve gradyan patlaması sorunları nedeniyle, araştırmacılar RNN’de bir dizi iyileştirme yapmışlardır; bunlar arasında Bi-RNN70 ve LSTM71 daha yaygın olarak kullanılan RNN’lerdir [176].

RNN’ler geleneksel ağlara kıyasla bellek özelliklerine sahiptir. Geleneksel sinir ağları için giriş ve çıkış birbirinden bağımsızdır. Ancak bazı görevler için, çıktı yalnızca mevcut girdiyle değil, aynı zamanda önceki andaki girdiyle de ilgilidir, bu nedenle RNN, Şekil 3.5’de gösterildiği gibi bellek özelliklerine sahiptir. Yani, çıktı önceki girdi dizisine bağlıdır ve RNN ayrıca hibrit bir sinir ağı oluşturmak için diğer ağlarla birleştirilebilir.



**Şekil 3.5 : RNN yapısı**

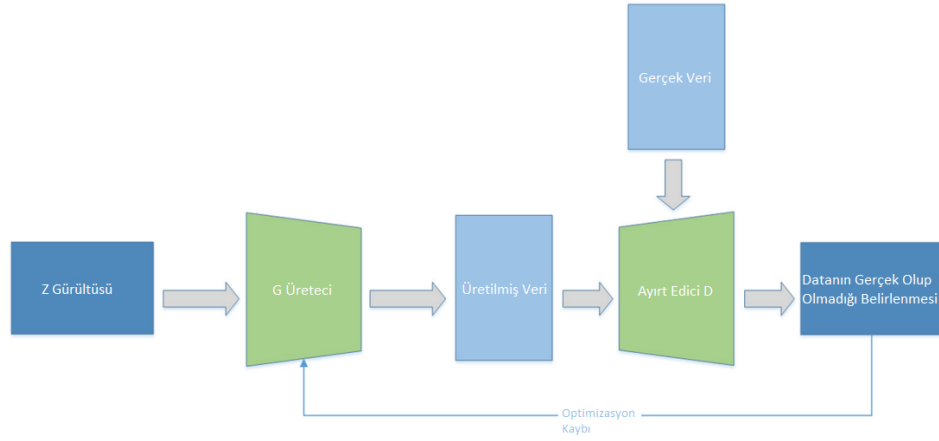
### 3.1.10 Üretken Çekişmeli Ağlar (GAN)

GAN, derin öğrenmede yaygın olarak kullanılan bir ağıdır ve yaygın olarak kullanılan bir denetimsiz öğrenmedir. Üreteç rastgele bir  $z$  gürültüsü alır ve ardından bu gürültüsü aracılığıyla bir  $G(z)$  görüntüsü üretir. Ayırıcı, bir görüntünün gerçek olup olmadığına karar vermek içindir, bir  $x$  görüntüsü girer ve  $D(x)$  çıktısı,  $x$ 'in gerçek bir görüntü olma olasılığı anlamına gelir. Eğer  $D(x) = 1$  ise, bu gerçek bir görüntü olduğu anlamına gelir. Eğer  $D(x) = 0$  ise, gerçek bir görüntü olmadığı anlamına gelir [177].

Eğitim sürecinde, üretken model  $G$ 'nin görevi ayırt edici model  $D$ 'yi kandırmak için mümkün olduğunca gerçek görüntüler üretmek; ayırt edici model  $D$ 'nin görevi ise üretken model  $G$  tarafından üretilen görüntüleri mümkün olduğunca gerçek görüntülerden ayırt etmektir. En ideal durum, üretken model  $G$ 'nin gerçek görüntülere çok benzeyen görüntüler üretebilmesi, buna karşın ayırt edici model  $D$ 'nin  $G$  tarafından üretilen görüntülerin gerçek olup olmadığını belirlemesinin zor olması ve  $D(G(z)) = 0,5$  olmasıdır.

Şekil 3.6'da temel GAN akışı gösterilmektedir.





**Şekil 3.6 : GAN temelleri**

### 3.2 Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme Tabanlı Model Yöntemleri

Mevcut düşük ışıklı görüntü iyileştirme tekniklerinin çoğu veri odaklı tekniklerden ziyade model tabanlı tekniklerdir. Sadece son yıllarda görüntü iyileştirme için makine öğrenmesine dayalı yöntemler önemli sayıda ortaya çıkmaya başlamıştır [178]–[180]. Örneğin, bir nesnenin yansıma bileşeni seyrek bir temsil yöntemi kullanılarak temsil edilmiş ve yansıma bileşeninde bulunan görüntü ayrıntıları bir sözlük öğrenme yöntemi kullanılarak öğrenilmiş ve böylece iyileştirilmiş bir iyileştirme etkisi elde edilmiştir [181]. Ancak, makine öğrenimi sürecinde gürültü kolayca ortaya çıkabilir.

Renk tahmin modeline (CEM) dayalı bir görüntü iyileştirme yöntemi de [182] önerilmiştir; bu yöntemde RGB renk uzayında renkli görüntülerin dinamik aralığı, iyileştirilmiş görüntülerin aşırı doygunluğunu etkili bir şekilde engellemek için CEM parametreleri ayarlanarak kontrol edilmiştir.

Seyrek görüntü temsiline dayalı bir düşük ışıklı görüntü iyileştirme algoritması önermişlerdir [183] ve bu algoritmada hem bir düşük ışık durumu sözlüğü hem de bir gün ışığı durumu sözlüğü oluşturulmuştur. Seyrek kısıtlama, sözlükleri güncellemek için ön bilgi olarak kullanılmış ve düşük ışıklı görüntü blokları, karşılık gelen gün ışığı görüntülerini yaklaşık olarak tahmin etmek için kullanılmıştır.

Bir dizi bulanık kural oluşturmak için bulanık teori ve makine öğrenimi uygulanarak üç geleneksel iyileştirme yönteminin birleştirildiği ve görüntü iyileştirme elde etmek için farklı görüntüler için en iyi iyileştirme algoritmasının uyarlanabilir olarak

seçildiği bulanık kural muhakemesine [184] dayalı bir görüntü iyileştirme algoritması önerilmiştir. Bu yöntem, görüntü iyileştirme etkisini objektif ve doğru bir şekilde değerlendirmek için de kullanılabilir.

2016'dan günümüze, görüntü iyileştirme için birkaç derin öğrenme tabanlı yöntem de ortaya çıkmıştır. Örneğin, Fotoğraf ayarlama için ilk derin öğrenme tabanlı yöntemi önermiştir [185]. Düşük ışıklı görüntü iyileştirme için bir LLNet'i eğitmeye yönelik bir çerçevede yığılmış seyrek denoising oto kodlayıcısını benimsemiştir [186]. Bu çerçevede, kayıp fonksiyonu olarak seyrekliği düzenlenmiş bir yeniden yapılandırma kaybı alınmış ve uyarlanabilir parlaklık ayarı ve denoising gerçekleştirmek için çeşitli düşük aydınlatma koşulları altında elde edilen görüntü sinyallerinin özelliklerini öğrenmek için kendi kendine kodlayıcı yaklaşımına dayalı derin öğrenme kullanılmıştır.

Ayrıca, Retinex teorisine dayalı bir ikili oto kodlayıcı ağ modeli de önerilmiştir [187]. Bu modelde, düşük ışıktaki iyileştirme ve gürültü azaltma gerçekleştirmek için yığılmış bir otomatik kodlayıcı, konvolüsyonel bir otomatik kodlayıcı ile birleştirilmiştir.

Az sayıda gizli birime sahip yığılmış otomatik kodlayıcı, uzaydaki pürüzsüz aydınlatma bileşenini tahmin etmek için kullanılmış ve konvolüsyonel otomatik kodlayıcı, parlaklık artırma işlemi sırasında gürültünün amplifikasyonunu azaltmak için iki boyutlu görüntü bilgilerini işlemek için kullanılmıştır.

CNN'ler birçok araştırma çalışmasında derin öğrenme çerçevelerinin temeli olarak kullanılmıştır [188]. Farklı çekirdeklere sahip düşük ışıklı görüntülerden öğrenerek gelişmiş bir görüntü oluşturmak için çok aşamalı bir karakteristik haritanın kullanıldığı düşük ışıklı bir CNN (LLCNN) önerilmiştir [189].

Küresel aydınlatmaya duyarlı ve ayrıntıları koruyan bir ağ (GLADNet) tasarlanmıştır [190]. Bu ağda, giriş görüntüsü önce belirli bir boyuta ölçeklendirilir ve ardından aydınlatmanın küresel ön bilgisini oluşturmak için kodlayıcı ve kod çözücü ağlara geçirilir. Bu ön bilgiye ve orijinal görüntülere dayanarak, daha sonra görüntü ayrıntılarını yeniden yapılandırmak için bir konvolüsyon ağı kullanılır. Bir cep telefonu kamerası ve dijital tek lensli refleks (DSLR) kamera tarafından elde edilen görüntüler arasında bir eşleme öğrenmeye yönelik farklı bir yaklaşım benimsemiştir.

Aynı sahnenin farklı kameralar tarafından çekilen görüntülerinden oluşan bir veri kümesi oluşturmuşlar [191] ve sıradan fotoğrafları DSLR kalitesinde görüntülere dönüştürmek için uçtan uca bir derin öğrenme yaklaşımı sunulmuştur.

Bir özellik çıkarma modülü (FEM), bir iyileştirme modülü (EM) ve bir füzyon modülünden (FM) oluşan yeni bir ağ (MBLLEN) önerilmektedir [192] ve bu ağ özellik füzyonu yoluyla çıktı görüntüleri üretmektedir.

HDR görüntülerden oluşan büyük bir veri kümesine dayalı olarak derin bir evrişimli sinir ağı (DCNN) [193] tasarlamış ve niceleme nedeniyle kaybolan ayrıntıları kurtarmak için DCNN'yi yalnızca sentetik veriler kullanarak eğitilmektedir [194].

Daha sonra, ham kısa pozlamalı düşük ışık görüntülerinden oluşan bir veri kümesi (See-in-the-Dark(SID) veri tabanı) sunmuş ve bu görüntüleri işlemek için tam evrişimli ağa (FCN) dayalı bir işlem hattı geliştirmiştir [195]. Uçtan uca eğitim sayesinde, geleneksel düşük ışıklı görüntü işleme yöntemine göre iyi bir gelişme elde edilmiştir.

Retinex teorisine dayanan [196], MSR algoritmasının performansını bir CNN çerçevesi perspektifinden analiz etmiş ve bir CNN mimarisine dayalı bir MSR ağı (MSR-net) kullanarak düşük ışıklı görüntüleri iyileştirmek için bir yöntem önerirken, bir gürültü giderme ağı ve düşük ışıklı görüntü iyileştirme ağından (LLIE-net) oluşan boru hattı sinir ağıımızı önerilmektedir [197]. Gözlemlenen görüntülerin yansıma ve aydınlatma bileşenlerine ayrıştırılabileceğini varsaymış, düşük/normal ışıklı görüntü çiftlerini içeren bir Low-Light (LOL) veri kümesi toplamış ve RetinexNet [198] adlı derin bir ağ önerilmiştir.

CNN mimarisine dayalı LightenNet adında bir ağ tasarlanmıştır [199]. Bu ağ zayıf aydınlatılmış bir görüntüyü girdi olarak alır ve daha sonra Retinex modeline dayalı olarak geliştirilmiş bir görüntü oluşturmak için kullanılan karşılık gelen bir aydınlatma haritası çıkarır. Katman ayrıştırma ağı, yansıtma restorasyon ağı ve aydınlatma ayarlama ağından oluşan Kindling the Darkness (KinD) ağı [200] adında basit ama etkili bir ağ oluşturmuş ve farklı pozlama koşullarında çekilen görüntü çiftleri üzerinde eğitmiştir.

Çoklu görüntü füzyon yönteminden esinlenilerek, tek görüntüleri iyileştirmek için eğitilmiş bir CNN'e dayalı bir çerçeve önermiştir [201]. Bu çalışmada, büyük ölçekli

çoklu pozlama görüntü veri kümesinden her bir görüntü serisi için geliştirilmiş bir görüntü oluşturmak üzere on üç farklı MEF ve HDR sıkıştırma yöntemi kullanılmıştır. Son olarak, düşük ışıklı görüntüler, düşük kontrastlı ve yüksek kontrastlı görüntü veri kümesi üzerinde uçtan uca eğitimden sonra CNN tarafından geliştirilmiştir.

RGB görüntü iyileştirme [202] için bir araç oluşturmak üzere iki CNN kullanmışlardır; bu araçta ara HDR görüntüler ilk olarak giriş RGB görüntülerinden üretilmekte ve sonuçta yüksek kaliteli LDR görüntüler elde edilmektedir. Bununla birlikte, tek görüntülerden HDR görüntüler üretmek zorlu bir sorundur. Hem yerel hem de global özellikleri işlemek için yerel bir kodlayıcı, global bir kodlayıcı ve mevcut HDR görüntülerden elde edilen ton eşlemeli görüntüler üzerinde eğitilmiş bir kod çözücünden oluşan bir mimari önerilmiştir [203]. Deneysel sonuçlar, CNN tabanlı yöntemler de dahil olmak üzere geleneksel görüntü iyileştirme yöntemlerine kıyasla mükemmel performansını göstermiştir.

Denetimli öğrenme yöntemlerinin aksine, GAN tabanlı yöntemler, görüntü çiftleri üzerinde eğitim yapmadan görüntü iyileştirme için kullanılabilir [204,205]. Örneğin, GAN'ların gerçek veri dağılımlarından görüntü üretme konusundaki güçlü yeteneğinden yararlanan gece görüntüsü iyileştirme için GAN tabanlı bir çerçeve önermiş ve sonuçlar etkinliğini göstermiştir. Bildiğimiz kadarıyla, GAN'lar ilk kez gece görüntüsü iyileştirme amacıyla uygulanmıştır.

Hem GAN'ların hem de CNN'lerin avantajlarını tam olarak kullanmış ve eşleştirilmiş temel gerçek fotoğraflara olan ihtiyacı hafifletmek için geliştirilmiş görüntüleri kaynak görüntülerin uzayına geri eşlemek için geçişli bir CNN kullanmışlardır [206]. Eğitim görüntülerini oluşturmak için yerel aydınlatma uygulamış ve Low-Lightgan'ı oluşturmak için gelişmiş bir üretken düşman ağı kullanmıştır [207]. Bu tür ağların temel avantajları, kolayca eğitilebilmeleri ve geleneksel geliştiricilerden daha iyi deneysel sonuçlar elde edebilmeleridir.

Kuşkusuz, derin öğrenme tabanlı yöntemler düşük ışıpta görüntü iyileştirmede mükemmel performans elde edebilir ve aynı zamanda görüntü işleme araştırmalarında mevcut gelişimin önemli bir eğilimini temsil eder. Bununla birlikte, bu tür yöntemler büyük veri kümeleriyle desteklenmelidir ve bir modelin karmaşıklığındaki artış, ilgili

algoritmanın zaman karmaşıklığında keskin bir artışa yol açacaktır. Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme araştırmalarının istikrarlı bir şekilde artmasıyla birlikte, PASCAL VOC [209], ImageNet [208] ve Microsoft COCO [210] gibi yaygın olarak kullanılan genel kıyaslama veri kümelerinden bazı düşük ışık verileri elde edilmesinin yanı sıra, araştırmacılar SID [195] ve EDD (Exclusively Dark Dataset) [211], LIME (Low-light Image Enhancement Dataset) [212] gibi düşük ışıktaki görüntü işleme için özel olarak tasarlanmış genel veri kümeleri de kullanılmaktadır.





## 4. DÜŞÜK IŞIKLI TEKİL GÖRÜNTÜLERDE İYİLEŞTİRME

### 4.1 MSR-Net Ağı ile Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme

Düşük ışıklı görüntü iyileştirme yöntemi olarak çok ölçekli Retinex'in, farklı Gauss konvolüsyon çekirdeklerine sahip ileri beslemeli bir konvolüsyonel sinir ağına eşdeğer olduğunu yeni bir methodoloji ile detaylandırılmaktadır. Daha sonra, karanlık ve parlak görüntüler arasında uçtan uca bir eşlemeyi doğrudan öğrenen bir konvolüsyonel sinir ağı (MSR-Net) önerilmektedir.

*Çok Ölçekli Retinex CNN Ağı:*

Retinex teorisinin baskın varsayımı olarak görüntü yansıma ve aydınlatma olarak ayrıştırılabilir:

$$I(x,y) = r(x,y) \cdot S(x,y) \quad (4.1)$$

Burada,  $I$  ve  $r$  sırasıyla çekilen görüntüyü ve istenen geri kazanım görüntüyü temsil eder. Merkez/çevre Retinex'e dayanan Tek Ölçekli Retinex (SSR) [213], doğal görme biliminde yaygın olarak kullanılan Gauss farkı fonksiyonuna benzerdir.

Matematiksel olarak şu biçimi alır:

$$R_i(x,y) = \log I_i(x,y) - \log[F(x,y) * I_i(x,y)] \quad (4.2)$$

Buradaki,  $R_i(x,y)$  ilgili Retinex çıktısı,  $I_i(x,y)$   $i$ 'inci renk spektral bandındaki görüntü dağılımı, '\*' konvolüsyon işlemini ve  $F(x,y)$  de Gauss çevre fonksiyonunu göstermektedir.

$$F(x,y) = Ke^{-\frac{x^2+y^2}{2c^2}} \quad (4.3)$$

Burada,  $c$  değeri, Gauss fonksiyonunun standart sapmasıdır ve  $K$  şu şekilde seçilir:

$$\int \int F(x,y) dx dy \quad (4.4)$$

Yukarıdaki formülde logaritmanın konumunu değiştirildiğinde,

$$R_i(x,y) = \log I_i(x,y) - \log[I_i(x,y)] * F(x,y) \quad (4.5)$$

Bu şekilde klasik bir yüksek geçiren doğrusal filtre elde edilmektedir, ancak  $I$  yerine  $\log(I)$ 'ye uyguladık. Yukarıdaki iki formül, Denklem 4.2 ve Denklem 4.5, elbette matematiksel formda eşdeğer değildir. İlki görüntü ile ağırlıklı ortalaması arasındaki oranın logaritması iken, ikincisi görüntü ile ağırlıklı çarpım arasındaki oranın logaritmasıdır. Aslında bu, aritmetik ortalama ile geometrik ortalama arasında seçim yapmak anlamına gelmektedir. Deneylerde de bu iki yöntemin çok farklı olmadığını göstermektedir. Bu çalışmada basitlik açısından ikincisini seçerek devam edilecektir.

Ayrıca, çok ölçekli Retinex (MSR) [97], birkaç farklı SSR çıktısının ağırlıklı bir toplamı olarak kabul edilir.

Matematiksel olarak;

$$R_{MSR_i} = \sum_{n=1}^N w_n R_{n_i} \quad (4.6)$$

Burada,  $N$  ölçek sayısı,  $R_{n_i}$   $n$ 'inci ölçeğin  $i$ 'inci bileşenini,  $R_{MSR_i}$  çıktısının  $i$ 'inci spektral bileşenini ve  $w_n$   $n$ 'inci ölçekle ilişkili ağırlığı göstermektedir. Bir küçük ölçek (standart sapma  $c < 20$ ) ve bir büyük ölçek (standart sapma  $c > 200$ ) denendikten sonra, güçlü kenarların yakınındaki görünür. Bu "halo" yapaylıklarını artifakt etkilerini ortadan kaldırmak için üçüncü ara ölçeğe duyulan ihtiyaç hemen ortaya çıkmıştır.

Dolayısıyla matematiksel formül aşağıdaki gibi olmaktadır:

$$R_{MSR_i}(x,y) = \log I_i(x,y) - \frac{1}{3} \log I_i(x,y) * \left[ \sum_{n=1}^3 K_n e^{-\frac{x^2+y^2}{2c_n^2}} \right] \quad (4.7)$$



İki Gauss fonksiyonunun konvolüsyonunun hala varyansı iki orijinal varyansın toplamına eşit olan bir Gauss fonksiyonu olduğu gerçeğine dikkat edilmelidir. Bu nedenle, yukarıdaki denklem 4.7’i basamaklı yapıyı kullanarak temsil edilebilir.

Üç kademeli konvolüsyon katmanı üç farklı Gauss çekirdeği olarak kabul edilir. Daha somut olarak, ilk konvolüsyon katmanının parametresi, varyansı  $c_1^2$  olan bir Gauss dağılımına dayanmaktadır. Benzer şekilde, ikinci ve üçüncü konvolüsyon katmanlarının varyansları sırasıyla  $c_2^2 - c_1^2$ ,  $c_3^2 - c_2^2$ ’dir. Son olarak, birleştirme ve  $1 \times 1$  konvolüsyon katmanları ağırlıklı ortalamayı temsil eder. Kısacası, çok ölçekli Retinex pratikte artık yapıya sahip ileri beslemeli bir konvolüsyonel sinir ağına eşdeğerdir.

MSR-Net tabanlı CNN çalışmasında algoritmanın üç ana bileşeni vardır: Çok ölçekli Logaritmik Dönüşüm, Konvolüsyon Farkı ve Renk Restorasyon Fonksiyonudur [196].

Biçimsel olarak,  $X$  giriş düşük ışıklı görüntüyü gösterebilir ve karşılık gelen parlak görüntüyü  $Y$  olarak gösterebilir.  $f_1$ ,  $f_2$  ve  $f_3$ ’ün bahsedilen üç bileşeni temsil ettiğini varsayalım.

Dolayısıyla, önerilen ağ üç fonksiyonun bileşimidir:

$$f(X) = f_3(f_2(f_1(X))) \quad (4.8)$$

*Çok Ölçekli Logaritmik Dönüşüm:*  $f_1(X)$  düşük ışıklı giriş görüntüsü  $X$ ’i alır ve aynı boyutta çıktı hesaplar. İlk olarak, giriş görüntüsü birkaç logaritmik dönüşümle parlaklaştırılır.

$$M_j = \log_{v_j+1}(1 + v_j.X), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4.9)$$

Burada  $M_j$  logaritmik tabanı  $v_j + 1$  olan  $j$ ’inci ölçeğin çıktısını ve  $n$  logaritmik dönüşüm fonksiyonunun sayısını gösterir. Daha sonra, bu 3 boyutlu tensörler (yükseklik  $\times$  genişlik  $\times$  3 kanal) bir araya getirilir.

$$M = [M_1, M_2, \dots, M_n] \quad (4.10)$$

Şimdi, bu daha büyük 3 boyutlu tensör iki ardışık konvolüsyonel katmana beslenirler:

$$f_1(X) = \max(0, M * W_{-1} + b_{-1}) * W_0 + b_0 \quad (4.11)$$

İlk konvolüsyonel katman giriş kanalını  $3n$ 'den 3'e küçültür ve bir ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanır.

İkinci konvolüsyonel katmanın aktivasyon fonksiyonu yoktur. Bu kısım temel olarak, sinir ağının yakınsamasını hızlandıran çoklu logaritmik dönüşümlerin ağırlıklı toplamları yoluyla daha iyi bir görüntü elde etmek için tasarlanmıştır.

*Konvolüsyon Farkı:*  $f_2$  fonksiyonu,  $f_1$  fonksiyonunun çıktısını girdi olarak alır ve aynı boyutta bir çıktı hesaplar. İlk olarak, girdi birkaç konvolüsyonel katmanlardan geçer.

$$H_0 = f_1(X) \quad (4.12)$$

$$H_m = \max(0, H_{m-1} * W_m + b_m), \quad m = 1, 2, \dots, K \quad (4.13)$$

Burada,  $K$  değeri bu algoritmada bir hiper parametredir ve bu bölümdeki konvolüsyonel katman sayısını gösterir. Tüm bu  $H_m$  çıktıları bir araya getirilir ve daha büyük tensör aktivasyon fonksiyonu olmadan başka bir konvolüsyonel katmandan geçer.

$$H = [H_0, H_1, \dots, H_K] \quad (4.14)$$

$$H_{K+1} = H * W_{K+1} + b_{K+1} \quad (4.15)$$

Son katman, bu  $K$  görüntülerinin ağırlıklı ortalamasına eşdeğerdir.

Son katman çıktısı olarak:

$$f_2(f_1(X)) = f_1(X) - H_{K+1} \quad (4.16)$$

*Renk Restorasyon Fonksiyonu:* Bu adım, renk bileşenlerini iyileştirmek için bir konvolüsyonel katman kullanır.

$$f_3(f_2(f_1(X))) = f_2(f_1(X)) * W_{K+2} + b_{K+2} \quad (4.17)$$

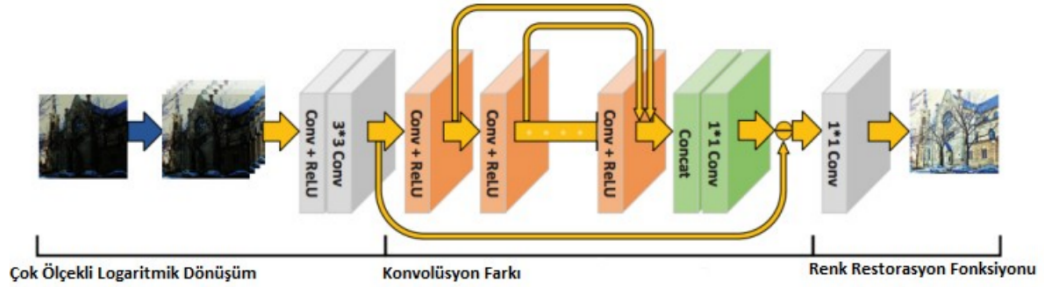
Modelimizin amacı,  $f(X)$  çıktısını ve  $Y$  etiketini Frobenius normu kriterleri altında mümkün olduğunca yakın hale getirmek için derin bir konvolüsyonel sinir ağını eğitmektir.

Bu çalışmada kayıp fonksiyonu olarak düzenlenmiş Frobenius normu kullanılmıştır:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|f(X_i) - Y_i\|_F^2 + \lambda \sum_{i=-1}^{K+2} \|W_i\|_F^2 \quad (4.18)$$

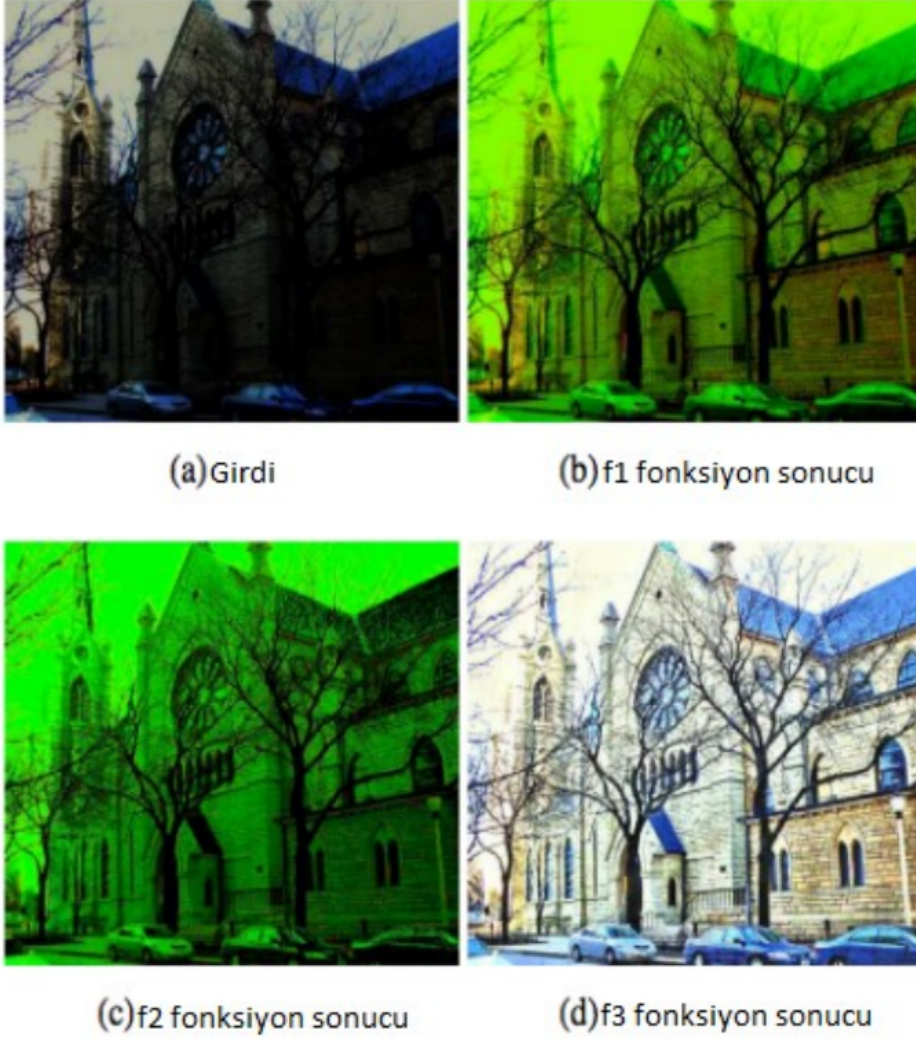
Burada,  $N$  eğitim örneklerinin sayısıdır ve  $\lambda$  düzenleme parametresini ifade eder. Ağırlıklar  $W$  ve bias  $b$  modelimizdeki tüm parametrelerdir. Ayrıca,  $n$  logaritmik dönüşüm fonksiyonu sayısı,  $v$  logaritmik dönüşüm ölçeği ve  $K$  evrimsel katman sayısı, modeldeki hiper-parametreler olarak kabul edilir.

Gerçekleştirilen modeldeki parametreler geri yayılım ile optimize edilirken, hiper-parametreler grid arama ile seçilmiştir.



**Şekil 4.1 :** CNN tabanlı MSR-Net ağ mimarisi

Şekil 4.1’ de genel ağ mimarisi ve bahsedilen 3 ana parçası verilmiştir.



**Şekil 4.2 :** Düşük ışıklı görüntü ile  $f_1, f_2, f_3$  sonuçları

Şekil 4.2’de farklı fonksiyon çıktıları daha iyi anlamak için kısmi olarak başarımların sonuçları alınmıştır.

Bir görüntü veri kümesini ayrıntılı bir şekilde oluşturuyor ve Caffe yazılım paketini [214] kullanarak uçtan uca ağı eğitmek için yaklaşık 47 saat harcanılmıştır. MSR-Net ağına düşük ışıklı görüntüler üzerindeki performansını değerlendirmek için hem sentetik test verilerini hem de halka açık gerçek dünya veri kümesini kullanılır. Aynı zamanda, çalışma süresinin efektifliğini analiz edilmekte ve hiper-parametrelerin nihai sonuçlara etkisini değerlendirilmektedir.



**Şekil 4.3 :** MSR-Net ile elde edilen başarımlı çıktıları

Eğitim veri seti oluşturmak için yazarlar UCID veri setinden [215], BSD veri setinden [216] ve Google görsel aramadan 10.000’den fazla görüntü seçmiştir.

Her görüntü için, düşük ışıklı görüntüler oluşturmak amacıyla parlaklık ve kontrast manuel olarak azaltılmıştır.

Son olarak, yaklaşık bir milyon  $64 \times 64$  yüksek kaliteli/düşük kaliteli yama çifti çıkarılmıştır. Ağ eğitmek için 300K iterasyon için ADAM optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Logaritmik dönüşüm fonksiyonu sayısı  $n = 4$  ve  $v = 1, 10, 100, 300$  olarak değerler seçilmiştir.

Şekil 4.3’de sentezlenen üç düşük ışık görüntüsünün görsel karşılaştırmasını göstermektedir. Çıktı son derece doğaldır ve yapay artefaktlara çok fazla sahip değildir.

## 4.2 SID Yöntemiyle Çok Karanlık Görüntülerde İyileştirme

Düşük ışıkta görüntüleme, düşük foton sayısı ve düşük SNR nedeniyle zordur. Kısa pozlamalı görüntüler gürültüden muzdaripken, uzun pozlama bulanıklığa neden olabilir ve genellikle pratik değildir. Çeşitli gürültü giderme, blur giderme ve iyileştirme teknikleri önerilmiştir, ancak bunların etkinliği gece video hızı görüntüleme gibi aşırı koşullarda sınırlıdır.

Düşük ışıkta görüntü işleme için öğrenmeye dayalı ardışık düzenlerin geliştirilmesini desteklemek amacıyla, kısa pozlamalı düşük ışıkta ham görüntülerden oluşan bir veri kümesi ve buna karşılık gelen uzun pozlamalı referans görüntüler sunulmaktadır. SID veri kümesini kullanarak, tamamen konvolüsyonel bir ağın uçtan uca eğitimine dayanan düşük ışık görüntülerini işlemek için bir ardışık düzenleri(pipeline) geliştirilir. Ağ, doğrudan ham sensör verileri üzerinde çalışıyor ve bu tür veriler üzerinde düşük performans gösterme eğiliminde olan geleneksel görüntü işleme hattının çoğunun yerini alıyor. Yeni veri kümesi üzerinde iyi sonuçlar göstermektedir, performansı etkileyen faktörleri analiz etmektedir.

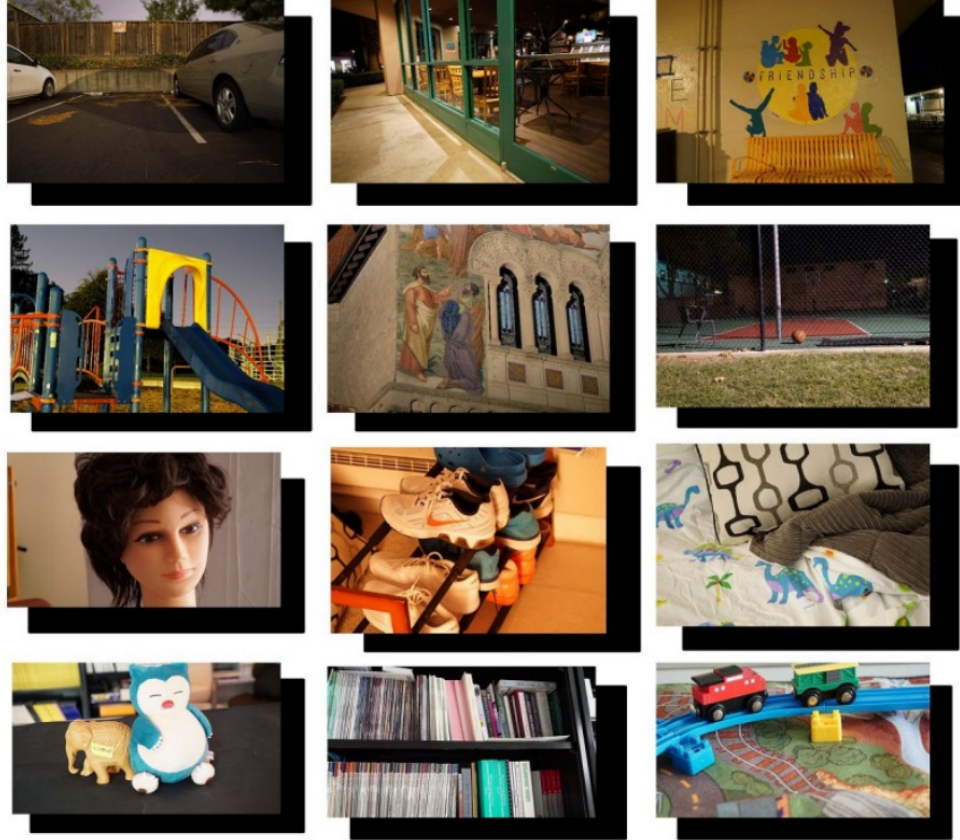
Düşük ışıkta çekilmiş ham görüntülerin tek görüntülü işlenmesini eğitmek ve kıyaslamak için yeni bir veri kümesi topladık. See-in-the-Dark (SID) veri kümesi, her biri karşılık gelen uzun pozlama referans görüntüsüne sahip 5094 ham kısa pozlama görüntüsü içerir.

Birden fazla kısa pozlama görüntüsünün aynı uzun pozlama referans görüntüsüne karşılık gelebileceğini unutulmamalıdır. Örneğin, patlak(burst) denoising yöntemlerini değerlendirmek için kısa pozlamalı görüntü dizileri içermektedir. Bu görüntülerin her biri gerçek görüntüleme artefaktları içerdiğinden ve eğitim ve test için yararlı olduğundan, dizideki her görüntü farklı bir düşük ışık görüntüsü olarak sayılır.

SID’deki farklı uzun pozlama referans görüntülerinin sayısı ise 424’tür.



Veri kümesi hem iç hem de dış mekan görüntüleri içermektedir. Dış mekan görüntüleri genellikle gece, ay ışığı veya sokak aydınlatması altında çekilmiştir. Dış mekan sahnelerinde kameradaki aydınlık genellikle 0,2 lüks ile 5 lüks arasındadır. İç mekan görüntüleri daha da karanlıktır. Normal ışıkların kapalı olduğu kapalı odalarda ve bu amaç için ayarlanmış zayıf dolaylı aydınlatma ile çekilmişlerdir. İç mekan sahnelerinde kameradaki aydınlık genellikle 0,03 lüks ile 0,3 lüks arasında yer almaktadır.



**Şekil 4.4 :** SID veri setindeki örnek görüntüler. Üst iki satırda dış mekan görüntüleri, alt satırlarda iç mekan görüntüleri. Uzun pozlama referans (ground truth) görüntüleri önde gösterilmiştir. Kısa pozlamalı referans görüntüleri (neredeyse tamamen siyah) arkada gösterilmiştir.

İşlenilen görüntü verileri iyi anlamak için öncelikle ne tür veriler kullanıldı ve özelliklerinin iyi bilinmesi gereklidir. Görüntüler iki kamera kullanılarak çekilmiştir: Sony a7S II ve Fujifilm X-T2. Bu kameralar farklı sensörlere sahiptir: Sony kamera Full Frame Bayer sensöre, Fuji kamera ise APS-C X-Trans sensöre sahiptir. Bu, farklı filtre dizileri tarafından üretilen görüntüler üzerinde düşük ışıktaki görüntü

işleme işlem hatlarının değerlendirilmesini destekler. Çözünürlük Sony görüntüleri için 4240×2832 ve Fuji görüntüleri için 6000×4000'dir. Sony seti iki farklı lens kullanılarak toplanmıştır. Şekil 4.4'de SID veri seti örnek görüntüleri verilmektedir.

Her sahnede diyafram açıklığı, ISO, odak ve odak uzaklığı gibi kamera ayarları referans (uzun pozlama) görüntülerin kalitesini en üst düzeye çıkarmak için ayarlanılır. Uzun pozlama referans görüntüsü alındıktan sonra, bir dizi kısa pozlama görüntüsü için pozlama süresini 100 ila 300 kat azaltmak için uzak bir akıllı telefon uygulaması kullanılır. Uzun pozlama ve kısa pozlama görüntüleri arasında kameraya dokunulmamaktadır. Mükemmel hizalamadan yararlanan idealize edilmiş bir seri görüntüleme işlem hattıyla karşılaştırmayı desteklemek için kısa pozlamalı görüntü dizileri toplanmıştır.

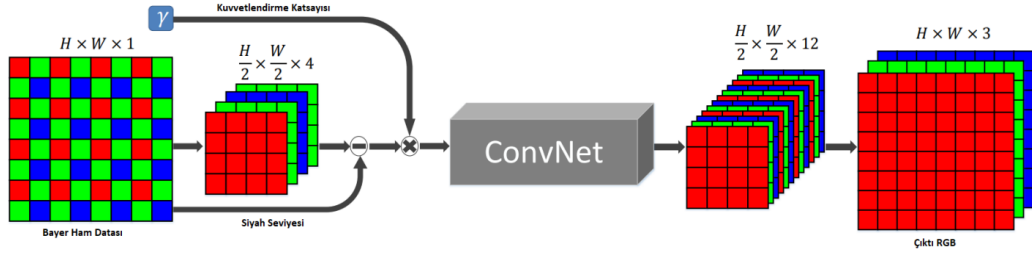
Uzun pozlamalı referans görüntüler hala bir miktar gürültü içerebilir, ancak algısal kalite bu görüntülerin temel doğruluk olarak hizmet etmesi için yeterince yüksektir. Tüm gürültüyü tamamen ortadan kaldırmak veya görüntü kontrastını en üst düzeye çıkarmak yerine, düşük ışık koşullarında algısal olarak iyi görüntüler üretmeyi amaçlayan uygulamalar hedeflenmektedir.



**Şekil 4.5 :** Yukarıdan aşağıya doğru: geleneksel bir görüntü işleme hattı, L3 veri hattı [1] ve bir patlama(burst) görüntüleme veri hattı [2]

Şekil 4.5'de farklı veri hatları için ham datalarda düşük ışıktaki görüntü iyileştirme gösterilmektedir.





**Şekil 4.6 : SID veri akış hattı**

Bir görüntüleme sensöründen ham verileri aldıktan sonra, geleneksel görüntü işleme hattı beyaz dengesi, demozaik, gürültü giderme, keskinleştirme, renk alanı dönüştürme, gama düzeltme ve diğerleri gibi bir dizi modül uygular. Bu modüller genellikle belirli kameralar için ayarlanır.

Jiang [217], modern tüketici görüntüleme sistemlerinde bulunan karmaşık doğrusal olmayan ardışık düzenlere yaklaşmak için geniş bir yerel, doğrusal ve öğrenilmiş (L3) filtre koleksiyonu kullanmayı çalışmasında önerilmiştir. Ancak ne geleneksel ardışık düzen ne de L3 ardışık düzeni, aşırı düşük SNR ile başa çıkamadıkları için düşük ışıktaki hızlı görüntülemeyle başarılı bir şekilde başa çıkamamaktadır.

Hasinoff çalışmasında [2] akıllı telefon kameraları için bir patlama(burst) görüntüleme ardışık düzenini tanımlamıştır. Bu yöntem, birden fazla görüntüyü hizalayarak ve harmanlayarak iyi sonuçlar üretebilir, ancak örneğin yoğun yazışma tahmini ihtiyacı nedeniyle belirli bir karmaşıklık düzeyi getirir ve örneğin şans bazlı görüntülemenin kullanılması nedeniyle video yakalamaya kolayca genişletilemeyebilir.

Düşük ışıktaki hızlı görüntülerin doğrudan tek görüntü olarak işlenmesi için uçtan uca öğrenme yöntemini kullanılması önerilmektedir. Özellikle, tüm görüntü işleme hattını gerçekleştirmek için tamamen evrimsel bir ağ (FCN) [218] eğitimi yapılmıştır. Yakın zamanda başka yapılan çalışmalarda, saf FCN'lerin birçok görüntü işleme algoritmasını etkili bir şekilde temsil edebildiğini göstermiştir [219]. Geleneksel kamera işleme hatları tarafından üretilen normal sRGB görüntüler üzerinde çalışmak yerine, ham sensör verileri üzerinde çalışılmaktadır.

Şekil 4.6'da sunulan veri hattının yapısını göstermektedir. Bayer dizileri için girdiyi dört kanala paketlenir ve buna bağlı olarak uzamsal çözünürlüğü her boyutta iki kat azaltılmaktadır. X-Trans dizileri için, ham veriler 6x6 bloklar halinde düzenlenmiştir;

bitişik öğeleri değiştirerek 36 kanal yerine 9 kanala paketlemesi yapılır. Siyah seviyeyi çıkarırız ve verileri istenen amplifikasyon oranına göre ölçeklendirilir (örn. x100 veya x300). Paketlenmiş ve güçlendirilmiş veriler tamamen konvolüsyonel bir ağı beslenir. Çıktı, uzamsal çözünürlüğün yarısına sahip 12 kanallı bir görüntüdür. Bu yarı boyutlu çıktı, orijinal çözünürlüğü geri kazanmak için bir alt piksel katmanı tarafından işlenir [220].

Daha sonra, işlem hattımızın çekirdeğini oluşturan tam konvolüsyonel ağ için iki genel yapıya odaklanılır: yakın zamanda hızlı görüntü işleme için kullanılan çok ölçekli bir bağlam toplama ağı (CAN) [219] ve bir diğeri de U-net [221] ağlarıdır.

Mimari seçimini etkileyen bir diğer ayrıntı da bellek tüketimidir: GPU belleğinde tam çözünürlüklü bir görüntüyü (örneğin 4240×2832 veya 6000×4000 çözünürlükte) işleyebilen mimariler kullanılmaktadır. Bu nedenle, küçük görüntü yamalarının işlenmesini ve yeniden birleştirilmesini gerektiren tam bağlantılı katmanlardan kaçınıldı [171]. Varsayılan genel mimari tez gerçekleştirme bu çalışmalarında U-net bazlı seçilmiştir. Kuvvetlendirme katsayısı, çıktının parlaklığını belirler. Ardışık düzenimizde, kuvvetlendirme katsayısı harici olarak ayarlanır ve fotoğraf makinelerindeki ISO ayarına benzer şekilde ardışık düzene girdi olarak sağlanır.

Şekil 4.7, farklı amplifikasyon oranlarının etkisini göstermektedir. Kullanıcı, farklı amplifikasyon faktörleri ayarlayarak çıktı görüntüsünün parlaklığını ayarlayabilir. Test zamanında, veri hattı kör gürültü bastırma ve renk dönüşümü gerçekleştirir. Ağ, işlenmiş görüntüyü doğrudan sRGB uzayında çıkarma işlemi yapar.



**Şekil 4.7 : ISO oranının parlaklığa etkileri**

U-Net hemen hemen aynı bir ağ mimarisi kullanılır. Mevcutsa bir GPU üzerinde eğitilmelidir. GPU kullanmak için Parallel Computing Toolbox ve CUDA özellikli bir NVIDIA GPU gerekir.

Eğitimli ağ, zorlu çekim koşulları altında çok az gürültü veya diğer görsel yapaylıklarla etkileyici bir şekilde görüntüyü kurtarır. Ağ tahmininin renkleri, sahnenin temel gerçek uzun pozlama görüntüsünden daha az doygun ve canlıdır.



**Şekil 4.8 :** Geleneksel ardışık veri hatları, HDR-Net ve SID yöntemlerinin karşılaştırılması

Şekil 4.8’de Geleneksel ve BM3D gürültü giderme, HDR-Net tabanlı yapılan karşılaştırmalarda implemente edilen SID yönteminin çok daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

### 4.3 Sıfır Referanslı Derin Ağ (Zero-DCE Net) ile Düşük Işıktaki Görüntü İyileştirme

Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme için Sıfır Referanslı Derin Eğri Tahmini (ZeroDCE) yöntemi kullanılmaktadır. Tekdüze olmayan ve zayıf aydınlatma durumları da dahil olmak üzere çeşitli aydınlatma koşullarıyla başa çıkabilir.

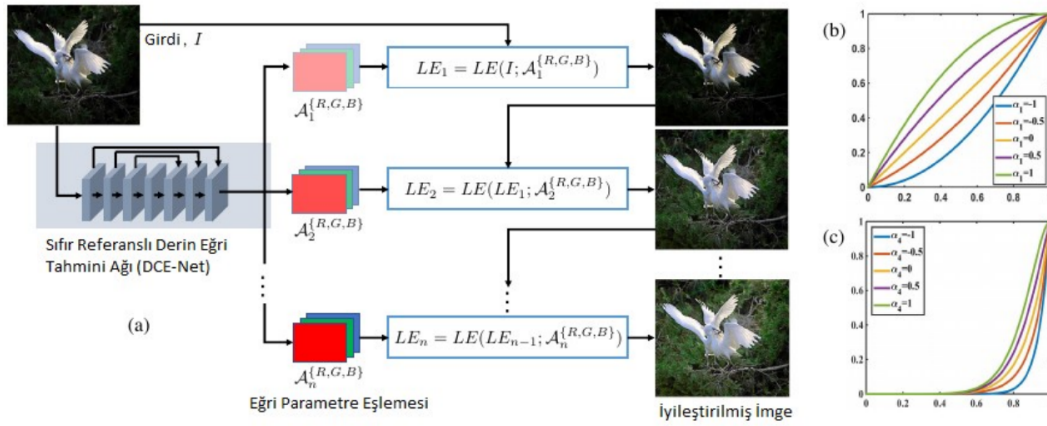
Görüntüden görüntüye eşleme yapmak yerine, görevi görüntüye özgü bir eğri tahmin problemi olarak yeniden formüle edilmektedir. Özellikle, önerilen yöntem düşük ışıklı bir görüntüyü girdi olarak alır ve çıktı olarak yüksek dereceli eğriler üretir. Bu eğriler daha sonra gelişmiş bir görüntü elde etmek için girdinin dinamik aralığında piksel bazında ayarlama yapmak için kullanılır. Eğri tahmini, geliştirilmiş görüntünün aralığını koruyacak şekilde dikkatlice formüle edilmiştir ve komşu piksellerin kontrastını korur.

Daha da önemlisi, farklılaştırılabilir yapıdadır. Böylece eğrilerin ayarlanabilir parametrelerini derin bir konvolüsyonel sinir ağı aracılığıyla öğrenebilir hale gelmektedir. Önerilen bu ağ hafiftir ve daha sağlam ve doğru dinamik aralık ayarlaması için daha yüksek dereceli eğrilere yinelemeli olarak uygulanabilir, farklılaştırılabilir

ve böylece eğrilerin ayarlanabilir parametrelerini derin bir konvolüsyonel sinir ağı aracılığıyla öğrenebilir.

Derin öğrenme tabanlı yöntemimizin benzersiz bir avantajı sıfır referanslı olmasıdır, yani mevcut CNN tabanlı [222] ve GAN tabanlı yöntemlerde [223] olduğu gibi eğitim sürecinde herhangi birleştirilmiş veya hatta eşleştirilmemiş veri gerektirmez. Bu, uzamsal tutarlılık kaybı, pozlama kontrol kaybı, renk sabitliği kaybı ve aydınlatma düzgünlüğü kaybı dahil olmak üzere özel olarak tasarlanmış bir dizi referans dışı kayıp fonksiyonu sayesinde mümkün olmaktadır ve bunların tümü çok faktörlü ışık iyileştirmesini dikkate almaktadır.

Sıfır referanslı eğitimde bile Zero-DCE'nin eğitim için eşleştirilmiş veya eşleştirilmemiş veri gerektiren diğer yöntemlere karşı rekabetçi bir performans sergileyebildiği görülmektedir.



**Şekil 4.9 :** (a) Zero DCE-Net. Bir DCE-Net, belirli bir giriş görüntüsünü iteratif olarak iyileştiren bir dizi en uygun Işık İyileştirme eğrisini (LE-eğrileri) tahmin etmek için tasarlanmıştır. (b, c) Farklı ayarlama parametreleri  $\alpha$  ve yineleme sayısı  $n$  olan LE eğrileri. (c)  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  ve  $\alpha_3$  -1'e eşitken  $n$  değeri 4'e eşittir. Her alt şekilde yatay eksen giriş piksel değerlerini temsil ederken dikey eksen çıkış piksel değerlerini temsil eder [3]

Derin Eğri Tahmin Ağı (DCE-Net), bir giriş görüntüsü verilen bir dizi en uygun Işık iyileştirme eğrisini (LE-eğrileri) tahmin etmek için tasarlanmıştır. Çerçeve daha sonra nihai iyileştirilmiş görüntüyü elde etmek için eğrileri yinelemeli olarak uygulayarak girdinin RGB kanallarının tüm piksellerini eşler. Zero-DCE'nin temel bileşenleri olan LE-eğrisi, DCE-Net ve referans dışı kayıp fonksiyonlarından oluşmaktadır.

### *LE İyileştirme Eğrileri:*

Fotoğraf düzenleme yazılımlarında kullanılan eğri ayarlamalarından esinlenerek, düşük ışıklı bir görüntüyü otomatik olarak geliştirilmiş versiyonuna eşleyebilen, kendinden uyarlamalı eğri parametrelerinin yalnızca giriş görüntüsüne bağlı olduğu bir tür eğri tasarlamaya çalışılmaktadır [3].

Böyle bir eğrinin tasarımında üç hedef vardır:

- 1) Geliştirilmiş görüntünün her bir piksel değeri, taşma kesmesinin neden olduğu bilgi kaybını önlemek için normalleştirilmiş  $[0,1]$  aralığında olmalıdır.
- 2) Komşu piksellerin farklılıklarını (kontrast) korumak için bu eğri monoton olmalıdır.
- 3) Bu eğrinin şekli mümkün olduğunca basit olmalı ve gradyan geri yayılımı sürecinde farklılaştırılabilir olmalıdır.

Bu üç hedefe ulaşmak için, şu şekilde ifade edilebilecek ikinci dereceden bir eğri tasarlanır:

$$LE(I(x); \alpha) = I(x) + \alpha I(x)(1 - I(x)) \quad (4.19)$$

Burada  $x$  piksel koordinatlarını,  $LE(I(x); \alpha)$  verilen giriş  $I(x)$ 'in geliştirilmiş versiyonunu,  $\alpha \in [-1, 1]$  ise LE-eğrisinin büyüklüğünü ayarlayan ve aynı zamanda pozlama seviyesini kontrol eden eğitilebilir eğri parametresini göstermektedir.

Her piksel  $[0, 1]$  değerine normalleştirilir ve tüm işlemler piksel bazında yapılır. LE-eğrisini yalnızca aydınlatma kanalı yerine üç RGB kanalına ayrı ayrı uyguluyoruz. Üç kanal ayarı, doğal rengi daha iyi koruyabilir ve aşırı doygunluk riskini azaltabilir.

Farklı  $\alpha$  ayarlama parametrelerine sahip LE eğrilerinin bir örneği Şekil 4.9(b)'de gösterilmektedir.

LE-eğrisinin yukarıda belirtilen üç hedefe uygun olduğu açıktır. Buna ek olarak, LE-eğrisi bir giriş görüntüsünün dinamik aralığını artırmamızı veya azaltmamızı sağlar. Bu özellik, yalnızca düşük ışıklı bölgelerin iyileştirilmesine değil, aynı zamanda aşırı pozlama yapaylıklarının giderilmesine de yardımcı olur.

*Daha Yüksek Dereceli Eğri*, denklem 4.19’da tanımlanan LE eğrisi, zorlu düşük ışık koşullarıyla başa çıkmak için daha çok yönlü ayarlama sağlamak üzere iteratif olarak uygulanabilir.

$$LE_n(x) = LE_{n-1}(x) + \alpha_n LE_{n-1}(x)(1 - LE_{n-1}(x)) \quad (4.20)$$

Burada  $n$ , eğriliği kontrol eden iterasyon sayısıdır. Bu çalışmada,  $n$  değerini çoğu durumla tatmin edici bir şekilde başa çıkabilecek şekilde 8 olarak belirlenildi. Denklem (4.20),  $n$  değeri 1’e eşit olduğunda Denklem (4.19)’a indirgenebilir. Şekil 4.9(c), Şekil 4.9(b)’deki eğrilerden daha güçlü ayarlama kabiliyetine (yani daha büyük eğrilik) sahip olan farklı  $\alpha$  ve  $n$  değerlerine sahip yüksek dereceli eğrileri gösteren bir örnek sunmaktadır.

Daha yüksek dereceli bir eğri, bir görüntüyü daha geniş bir dinamik aralıkta ayarlayabilir. Bununla birlikte,  $\alpha$  tüm pikseller için kullanıldığından hala global bir ayarlamadır. Küresel bir eşleme, yerel bölgeleri aşırı/eksik iyileştirme eğilimindedir.

Bu sorunu çözmek için  $\alpha$ ’yı piksel bazında bir parametre olarak formüle ediyoruz, yani verilen giriş görüntüsünün her pikseli, dinamik aralığını ayarlamak için en iyi uyan  $\alpha$  ile karşılık gelen bir eğriye sahiptir.

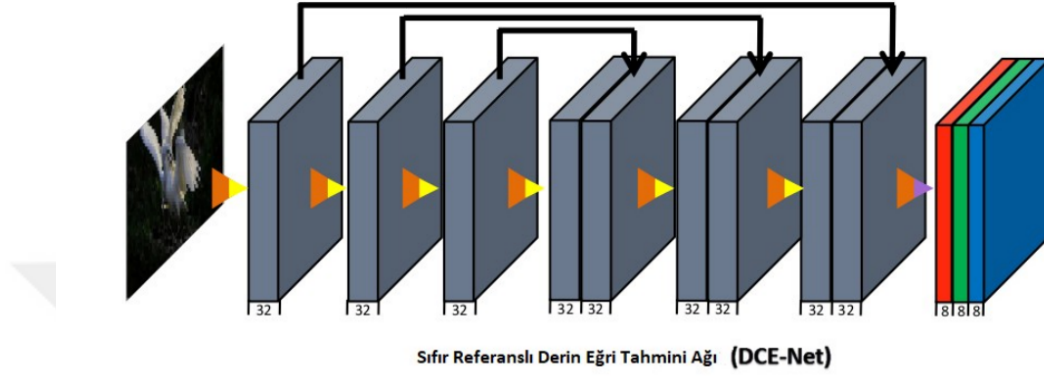
Dolayısıyla, Denklem (4.20) şu şekilde yeniden formüle edilebilir:

$$LE_n(x) = LE_{n-1}(x) + A_n(x)LE_{n-1}(x)(1 - LE_{n-1}(x)) \quad (4.21)$$

Burada  $A$ , verilen görüntü ile aynı boyutta bir parametre haritasıdır. Burada, yerel bir bölgedeki piksellerin aynı yoğunluğa (aynı zamanda aynı ayar eğrilerine) sahip olduğunu ve böylece çıktı sonucundaki komşu piksellerin hala monoton ilişkileri koruduğunu varsayıyoruz. Bu şekilde, piksel bazında daha yüksek dereceli eğriler de üç hedefe uymaktadır.

### DCE-Net:

Bir giriş görüntüsü ile en uygun eğri parametre haritaları arasındaki eşlemeyi öğrenmek için bir Derin Eğri Tahmin Ağı (DCE-Net) önerilebilir. DCE-Net'in girdisi düşük ışıklı bir görüntüdür. Çıktılar ise karşılık gelen yüksek dereceli eğriler için bir dizi piksel bazında eğri parametresi haritasıdır.



**Şekil 4.10 : DCE-Net görselleştirmiş ağ yapısı**

Simetrik birleştirme ile yedi konvolüsyonel katmandan oluşan düz bir CNN kullanılır. Her katman  $3 \times 3$  boyutunda 32 konvolüsyonel çekirdekten ve ReLU aktivasyon fonksiyonunu takip eden 1 adımdan oluşmaktadır. Komşu piksellerin ilişkilerini bozan aşağı örnekleme ve yığın normalleştirme katmanlarını atıyoruz. Son konvolüsyonel katmanı, 8 iterasyon ( $n = 8$ ) için 24 parametre haritası üreten *Tanh* aktivasyon fonksiyonu takip eder. Burada her iterasyon üç kanal için üç eğri parametre haritası gerektirir. DCE-Net'in ayrıntılı mimarisi ek materyalde verilmiştir. DCE-Net'in  $256 \times 256 \times 3$  boyutundaki bir giriş görüntüsü için yalnızca 79.416 eğitilebilir parametreye ve 5,21G Flop'a sahip olması dikkat çekicidir. Bu nedenle hafiftir ve mobil platformlar gibi hesaplama kaynağı sınırlı cihazlarda da kullanılabilir.

DCE-Net'te sıfır referanslı öğrenmeyi mümkün kılmak için, geliştirilmiş görüntülerin kalitesini değerlendirmemize olanak tanıyan bir dizi farklılaştırılabilir referans dışı kayıp öneriyoruz. DCE-Net'imizi eğitmek için aşağıdaki dört kayıp türü benimsenmiştir.

Uzamsal tutarlılık kaybı, ' $L_{spa}$ ', giriş görüntüsü ile geliştirilmiş versiyonu arasındaki komşu bölgelerin farkını koruyarak geliştirilmiş görüntünün uzamsal tutarlılığını teşvik eder.

$$L_{spa} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sum_{j \in \pi(i)} (|Y_i - Y_j| - |I_i - I_j|)^2 \quad (4.22)$$

Burada,  $K$  yerel bölge sayısıdır ve  $\pi(i)$   $i$  bölgesini merkez alan dört komşu bölgedir (üst, alt, sol, sağ).  $Y$  ve  $I$  sırasıyla geliştirilmiş sürümdeki ve giriş görüntüsündeki yerel bölgenin ortalama yoğunluk değeri olarak gösterilir. Yerel bölgenin boyutu deneysel olarak 4x4 olarak belirlendi. Bu kayıp, diğer bölge boyutları göz önüne alındığında kararlıdır.

Maruziyet Kontrol Kaybı, az ya da aşırı pozlanmış bölgeleri sınırlamak için, pozlama seviyesini kontrol etmek üzere bir pozlama kontrol kaybı  $L_{exp}$  tasarlanılmaktadır. Pozlama kontrol kaybı, yerel bir bölgenin ortalama yoğunluk değeri ile iyi pozlanmışlık seviyesi  $E$  arasındaki mesafeyi ölçer.  $E$ 'yi RGB renk uzayında gri seviye olarak ayarlamak için mevcut uygulamaları takip edilir.  $E$ 'yi 0.4 ile 0.7 aralığında ayarlayarak çok fazla performans farkı bulamamak da denemelerde  $E$ 'yi 0.6 olarak ayarladık.

$L_{exp}$  kaybı şu şekilde ifade edilebilir:

$$L_{exp} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M |Y_k - E| \quad (4.23)$$

Burada  $M$ , 16x16 boyutundaki örtüşmeyen yerel bölgelerin sayısını,  $Y$  ise geliştirilmiş görüntüdeki bir yerel bölgenin ortalama yoğunluk değerini temsil eder.

Renk Sabitliği Kaybı, her bir sensör kanalındaki rengin tüm görüntü boyunca griye ortalama olduğu Gri-Dünya renk sabitliği hipotezini takip ederek, geliştirilmiş görüntüdeki potansiyel renk sapmalarını düzeltmek ve ayrıca ayarlanmış üç kanal arasındaki ilişkileri kurmak için bir renk sabitliği kaybı tasarlanılmaktadır.

Renk sabitliği kaybı  $L_{col}$  şu şekilde ifade edilebilir:

$$L_{col} = \sum_{\forall (p,q) \in \mathcal{E}} (J^p - J^q)^2, \quad \mathcal{E} = (R, G), (R, B), (G, B) \quad (4.24)$$



Burada  $J^p$ , geliştirilmiş görüntüdeki  $p$  kanalının ortalama yoğunluk değerini,  $(p, q)$  ise bir kanal çiftini temsil eder.

Aydınlatma Düzgünlüğü Kaybı, komşu pikseller arasındaki monotonluk ilişkilerini korumak için, her eğri parametre haritasına bir aydınlatma düzgünlüğü kaybı ekliyoruz

Aydınlatma düzgünlüğü kaybı  $L_{tvA}$  şu şekilde tanımlanır:

$$L_{tvA} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{c \in \xi} (|\nabla_x A_n^c| + |\nabla_y A_n^c|)^2, \quad \xi = R, G, B \quad (4.25)$$

Burada,  $N$  iterasyon sayısıdır,  $\nabla_x$  ve  $\nabla_y$  sırasıyla yatay ve dikey gradyan işlemlerini temsil eder.

Toplam kayıp, şu şekilde ifade edilebilir:

$$L_{total} = L_{spa} + L_{exp} + W_{col}L_{col} + W_{tvA}L_{tvA} \quad (4.26)$$

Burada  $W_{col}$  ve  $W_{tvA}$  parametreleri de kayıpların ağırlıklarıdır.



**Şekil 4.11 :** Düşük ışıklı görüntünün farklı eğitim verilerinden Zero DCE başarımları çıktıları

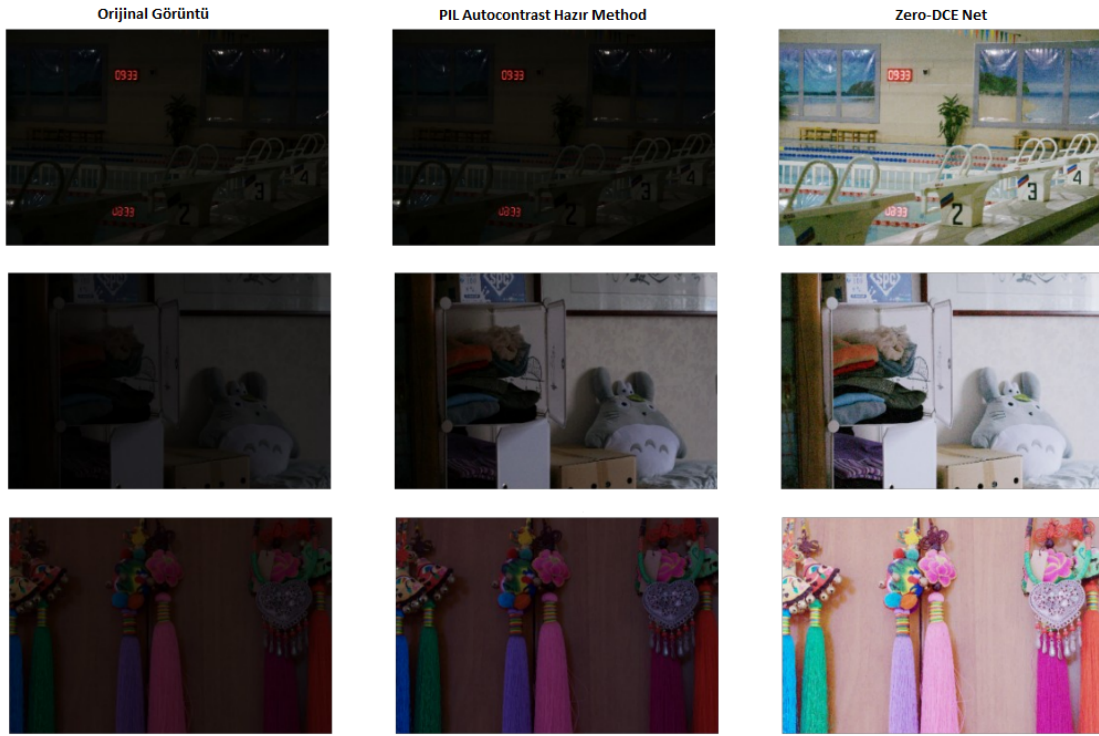
Eğitim verilerinin etkisini test etmek için Zero-DCE'yi farklı veri kümeleri üzerinde yeniden eğitilmektedir:

- 1) Orijinal eğitim setindeki 2.422 görüntüden yalnızca 900 düşük ışıklı görüntü (Zero-DCELow),
- 2) DARK FACE veri setinde [224] sağlanan 9000 etiketsiz düşük ışık görüntüsü (ZeroDCELargeL) ve

3) SICE veri setindeki [201] Part1 ve Part2 alt kümelerinin veri artırılmış kombinasyonundan 4800 çoklu pozlama görüntüsü (Zero-DCELargeLH).

Şekil 4.11 (c) ve Şekil 4.11 (d)'de gösterildiği gibi, aşırı pozlanmış eğitim verileri çıkarıldıktan sonra, Zero-DCE daha fazla düşük ışıklı görüntü kullanmasına rağmen (yani Zero-DCELargeLH) iyi aydınlatılmış bölgeleri (örneğin yüz gibi) aşırı iyileştirme eğilimindedir.

Bu sonuçlar, ağın eğitim sürecinde çoklu pozlama eğitim verilerinin kullanılmasının rasyonelliğini ve gerekliliğini göstermektedir. Buna ek olarak, ZeroDCE daha fazla çoklu pozlama eğitim verisi kullanıldığında (yani Zero-DCELargeLH) karanlık bölgeleri daha iyi kurtarabilmektedir. Bu sonuç Şekil 4.11 (e)'de gösterilmektedir.

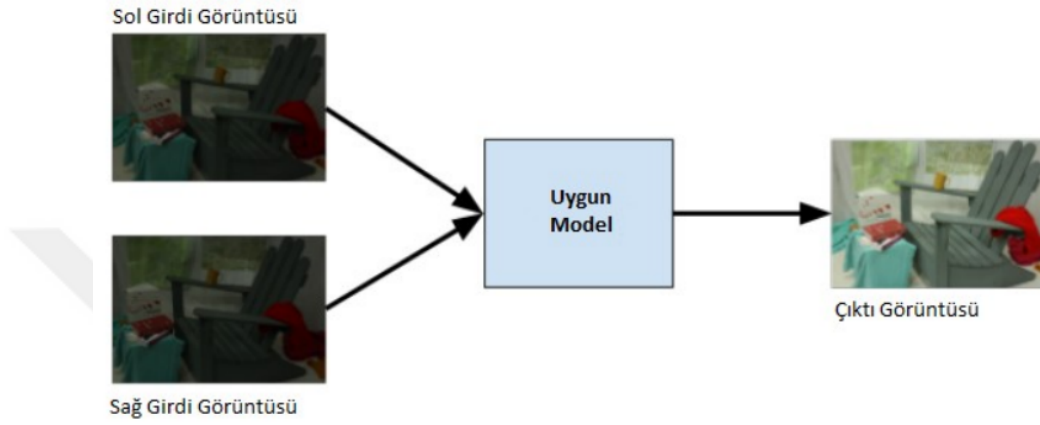


**Şekil 4.12 :** Zero DCE çıktı başarımları

Sıfır referans görüntü ile uçtan uca eğitilebilir derin öğrenme bazlı ağıdır. Bu, düşük ışıklı görüntü iyileştirme görevini görüntüye özgü bir eğri tahmin problemi olarak formüle ederek ve bir dizi farklılaştırılabilir referans dışı kayıp tasarlayarak elde edilir. Deneyler, Şekil 4.12'de görüldüğü gibi gerçekleştirilen yöntemin referanssız olmasına göre bir çok mevcut düşük ışık iyileştirme yönteminden üstünlüğünü göstermektedir.

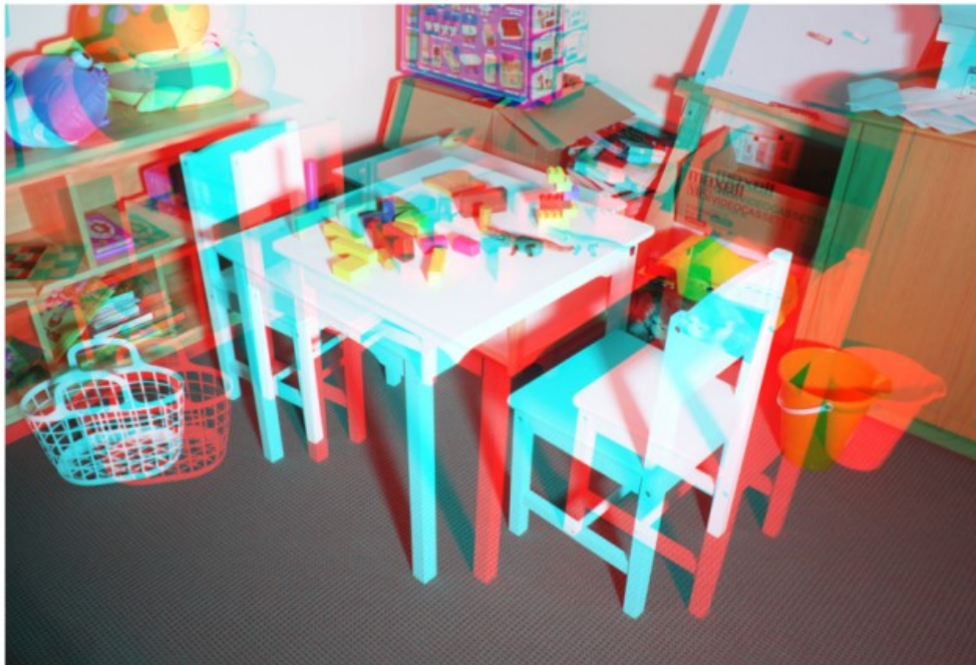
## 5. DÜŞÜK IŞIKLI ÇİFTLİ GÖRÜNTÜLERDE İYİLEŞTİRME

### 5.1 İkili Kamera Sistemlerinde Görüntü İyileştirme



Şekil 5.1 : İkili görüntülerde görselleştirme

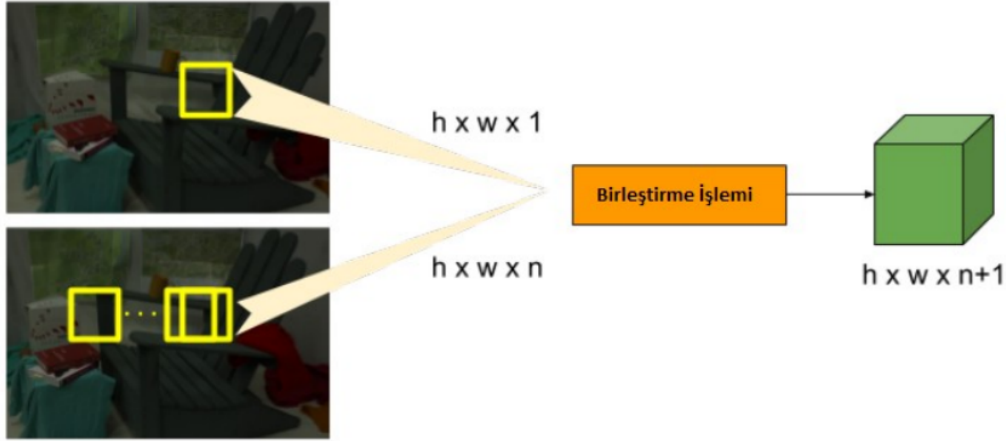
Şekil 5.1, kullanılan MC-CNN bazlı modelin giriş ve çıkışını göstermektedir.



Şekil 5.2 : Bir görüntü çiftinin üst üste bindirilmiş halidir. Bu görüntü, sol ve sağ görüntü arasındaki eşitsizliği gösterir

Çift kamera sisteminde, 3 boyutlu uzaydaki her nokta, biri sol görüntüde diğeri sağ görüntüde olmak üzere iki pikselle temsil edilir. Bu iki pikselin koordinatları iki kamera arasındaki mesafe nedeniyle farklıdır. Eşitsizlik, bu iki karşılık gelen koordinatları arasındaki farktır. Şekil 5.2’de, iki görüntüyü üst üste bindirerek sol ve sağ görüntüler arasındaki eşitsizliği göstermektedir.

Çift kameralı bir sistemde çiftli görüntüleri iyileştirmenin bir yolu, önce iki görüntüyü hizalamak veya kaydetmek ve ardından iyileştirilmiş normal ışık çıkış görüntüsünü üretmek için bir iyileştirme yöntemi kullanmaktır. Ancak, eşitsizliği tahmin etmek hala üzerinde çalışılan aktif bir araştırma konusudur ve doğru bir eşitsizlik bulmak zor bir iştir. Bunun yerine, bir çiftli görüntü çiftindeki eşitsizliği tahmin etmekten kaçınmak için uçtan uca CNN tabanlı bir yöntem önerilmektedir.



**Şekil 5.3 :** CNN’i eğitmek için yamaların çıkarılma işlemi

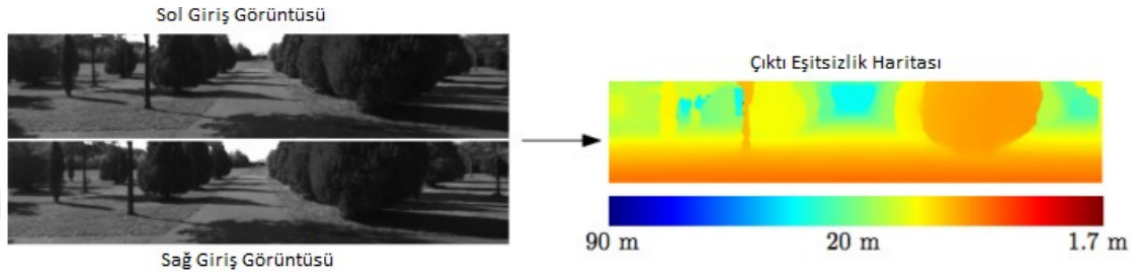
Düşük ışıklı bir görüntü çiftinden normal ışıklı bir görüntüye eşleme yapmayı öğrenen bir konvolüsyonel sinir ağı tasarlamak için, sol görüntüden bir yama ve sağ görüntüden karşılık gelen sol yamaya göre farklı kaydırma ofsetlerine sahip  $n$  tane yama çıkarıyoruz. Kaydırılmış yamalar özellikle sol ve sağ yama çiftleri arasındaki kesin olmayan eşitsizliğe uyum sağlamak için kullanılır.

Bu yamalar, ağın girdisi olan  $h \times w \times (n + 1)$  boyutunda bir 3D tensör oluşturmak için bir araya getirilir.  $h$  ve  $w$  sırasıyla tensörün yüksekliği ve genişliğidir. Bu geliştirmede  $n = 64$ ’ü seçildi çünkü iki sol ve sağ yama arasındaki eşitsizliği karşılamak için fazlasıyla yeterlidir. Şekil 5.3’de, CNN’i eğitmek için giriş yamalarını çıkarma sürecini göstermektedir. Merkez konumu  $(x,y)$  olan sol görüntüdeki belirli bir yama

için, kaydırılmış yamalar  $j$ 'nin 1'den  $n$ 'ye kadar değiştiği sağ görüntüden  $(x - j, y)$  merkez konumlarıyla çıkarılır.

## 5.2 İkili Kamera Sistemlerinde MC-CNN Ağı

Bir çift stereo görüntü kullanarak derinliği hesaplamak için önce iki görüntü arasındaki eşitsizliği (disparitesini) hesaplanması gerekir. Her piksel için eşitsizlik, sol ve sağ görüntüdeki bir nesnenin yatay konumundaki farkı ifade eder [225].



**Şekil 5.4 :** Giriş çifti (sol ve sağ kamera) görüntüleri ve çıkış eşitsizlik haritasıdır. Kameraya daha yakın nesnelerin daha uzaktaki nesnelerden daha büyük eşitsizliklere sahip olduğuna dikkat edilmelidir. Daha büyük eşitsizlikler daha sıcak renklerle gösterilir

Başka bir deyişle, sol görüntüde  $(x, y)$  konumundaki bir piksel için ilgili görüntüde karşılık gelen piksel  $(x - d, y)$ 'dir ve burada  $d$  eşitsizliği gösterir. Bu problemde stereo görüntüler dikey olarak hizalanır ve  $y$  boyutunda eşitsizlik olmadığı varsayılır. Bu iki görüntü rektifiye edilmiş olarak adlandırılır.

Her piksel için eşitsizliği biliyorsak, derinliği aşağıdaki denklemle hesaplayabiliriz.

$$z = \frac{fb}{d} \quad (5.1)$$

Burada,  $f$  kameranın odak uzaklığı ve  $b$  kamera merkezleri arasındaki mesafedir. Şekil 5.4'de bir derinlik/eşitsizlik tahmin algoritmasının giriş ve çıkışı gösterilmektedir. Tanımlanan çiftli eşleştirme problemi, otonom sürüş, robotik, ara görünüm oluşturma ve üç Boyutlu sahne yeniden yapılandırma gibi birçok alanda önemlidir [225]. İlgili çalışmada [226] bir çiftli eşleştirme algoritmasının yapısını belirlemiştir.

Her çiftli eşleştirme algoritmasının dört adımı vardır: eşleştirme maliyeti hesaplama, maliyet toplama, optimizasyon ve eşitsizlik gidermedir. İlk iki adım, bu bölümün birincil odak noktası olan eşleştirme maliyetine atıfta bulunmaktadır. Araştırmacılar tarafından yapılan çalışma [225], CNN'leri eşitsizlik eşleştirme (çiftli eşleştirme) problemine uygulayan ilk çalışmadır.

Eşleştirme maliyetini hesaplamak için basit bir yöntem, dikkate alınan tüm  $d$  eşitsizlikleri için her bir  $p$  konumundaki mutlak farkların toplamıdır:

$$C_{SAD}(p, d) = \sum_{q \in N_p} |I^L(q) - I^R(q - d)| \quad (5.2)$$

Buradaki  $I^L(p)$  ve  $I^R(p)$  sol ve sağ görüntüde  $p$  konumundaki görüntü yoğunluklarıdır. Ve  $N_p$   $p$  merkezli sabit bir dikdörtgen pencere içindeki konumlar kümesidir.

Denklem 5.2'de,  $p$  konumunda ortalanmış sol görüntüdeki bir yamanın,  $(p - d)$  konumunda ortalanmış sağ görüntüdeki bir yama ile eşleştirilmesine karşılık gelen maliyetin ölçülmesi olarak düşünülebilir. Amaç, aynı üç boyutlu noktanın görüntüsü etrafında merkezlenmiş iki yama için bu denklemi en aza indirmektir. Buna karşılık, aynı 3 boyutlu noktayla ilişkili olmayan iki yama için bu maliyeti en üst düzeye çıkarmak istenilmektedir. Bu sorunu, açık kaynak veri setlerinden iyi (eşleşen) ve kötü (eşleşmeyen) yamaları çıkararak ve çıkarılan bu yamalar üzerinde bir CNN eğiterek çözmeye çalışılabilmektedir. Aslında, eğitim aşaması iki sınıflı bir sınıflandırma problemidir: bir yama çiftinin eşleştiğini (sınıf 0) veya eşleşmediğini (sınıf 1) belirlemektir.

Bu tezde önce kısımlarda bahsedilenlerin yanı sıra özellikle çiftli görüntülerde, Middlebury [227] ve KITTI [228] veri setlerini kullanmıştır. Bu veri setleri, sol ve sağ görüntülerin yanı sıra hem sol hem de sağ görüntüler için karşılık gelen eşitsizlikleri sağlamaktadır. KITTI veri setinde LIDAR, Middlebury veri setinde ise yapılandırılmış ışık kullanılarak zemin gerçeği eşitsizlikleri elde edilmiştir.

CNN'i eğitmek için araştırmacılar [225] ikili sınıflandırma veri setleri oluşturmuştur: eşleşen yamalar (sınıf 0) ve yanlış eşleşen yamalar (sınıf 1). Gerçek eşitsizliğin bilindiği her konumda, bir negatif ve bir pozitif eğitim örneği çıkarmışlardır. Bu,



iki sınıfın aynı sayıda örneğe sahip olmasını sağlar. Pozitif bir örnek, iki yamanın merkezlerinin aynı üç boyutlu noktaya karşılık geldiği bir görüntü çiftinden iki görüntü yamasından oluşurken, negatif bir örnek, durumun böyle olmadığı bir yama çiftidir.

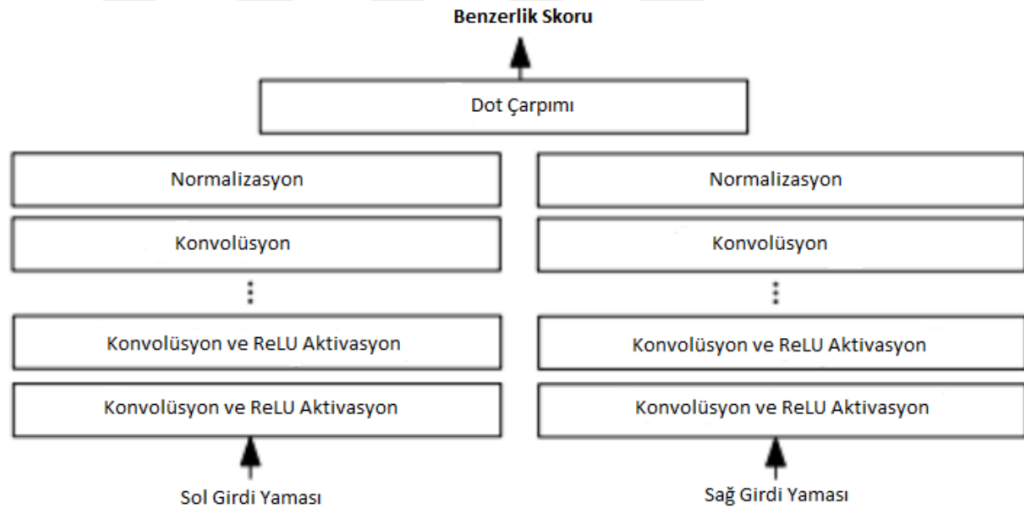
Örneğin,  $\langle P^{L \times n \times n}(p), P^{R \times n \times n}(q) \rangle$  bir yama çiftini gösterebilir. Burada  $P^{L \times n \times n}(p)$ ,  $p = (x, y)$  konumunda ortalanmış sol görüntüden bir  $nn$  yama,  $P^{R \times n \times n}(q)$  ise,  $q$  konumunda ortalanmış sağ görüntüden bir  $nn$  yama ve  $(d, p)$  konumundaki gerçek eşitsizliği gösterir.

Negatif bir örnek, sağ yamanın merkezini şu şekilde ayarlayarak elde edilir:

$$q = (x - d + o_{neg}, y) \quad (5.3)$$

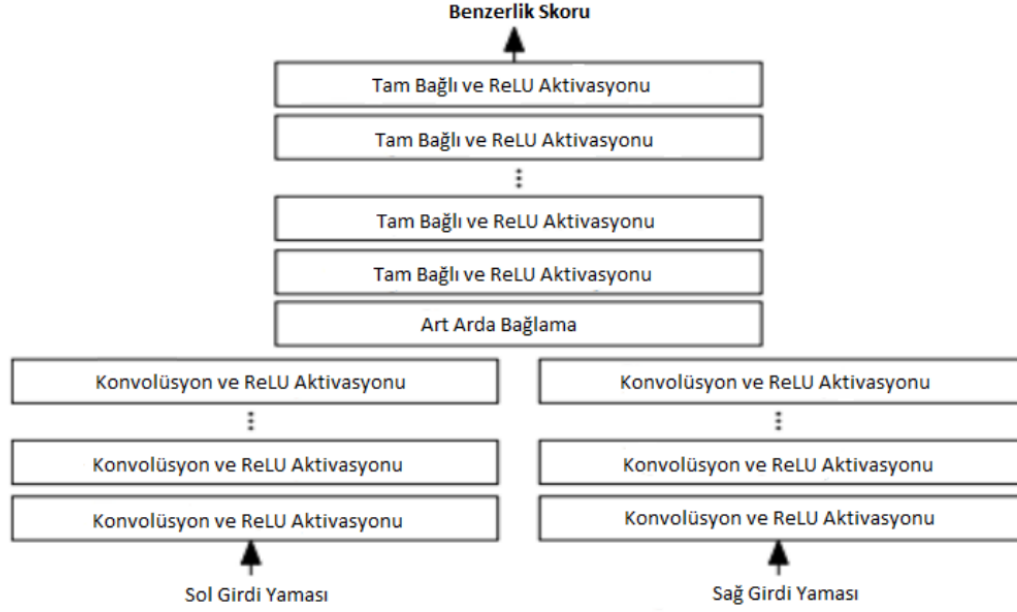
$o_{neg}$ , iki yamanın eşleşmemesini sağlayan önceden belirlenmiş bir aralıktan seçilir.

Pozitif bir örnek, ayarlanarak elde edilen negatif örneklere benzerdir.



**Şekil 5.5 :** Çift görüntü yamaları için hızlı MC-CNN mimarisi

Bu tez kapsamında önceden yapılan çalışmalar incelediğinde, eşitsizlik eşlemesini tahmin etmek için iki ağ mimarisi önermiştir [225]. İlk mimari daha hızlıdır ancak daha az doğru sonuçlar üretirken, diğeri daha yavaştır ve daha doğru sonuçlar üretir. Hızlı mimari, CNN'in ilk bölümünden çıkarılan iki özellik haritasını karşılaştırmak için sabit bir benzerlik ölçüsü kullanırken, doğru olan, çıkarılan özellik haritaları üzerinde istenen bir benzerlik ölçüsünü öğrenmeye çalışır. Şekil 5.5 ve Şekil 5.6 sırasıyla hızlı ve doğru CNN mimarileri akış şemalarını göstermektedir.



**Şekil 5.6 :** Çift görüntü yamaları için doğru MC-CNN mimarisi

Hızlı mimari bir siyam ağıdır. Siyam ağı, baş kısmında birleştirilmiş iki paylaşılan ağırlıklı alt ağıdır. Alt ağlar ReLU katmanını takip eden bazı konvolüsyonel katmanları içerir. Her iki alt ağ da iki giriş yaması için bir özellik haritası üretir. İki özellik haritası bir nokta çarpımı kullanılarak karşılaştırılır ve bir benzerlik puanı oluşturulur.

Hızlı ağda kullanılan kayıp fonksiyonu bir destek (hinge) kaybıdır:

$$J = \max(0, m + s_- - s_+) \quad (5.4)$$

Burada  $s_+$  pozitif bir örnek için çıktı,  $s_-$  negatif bir örnek için ağ çıktısı ve  $m$  değeri 0.2 olarak ayarlanmış sabit bir marj parametresidir. Pozitif örneğin benzerliği negatif örneğin benzerliğinden en az  $m$  marjı kadar büyük olduğunda kayıp sıfırdır.

Diğeri, doğru mimari, nokta(dot) çarpımını başka bir alt ağ ile değiştiren hızlı mimariye benzerdir. Bu alt ağın girdisi, sol ve sağ alt ağların özellik haritalarının birleştirilmesidir. Temel olarak, bu yeni alt ağ girdi yamaları arasındaki benzerlik puanını öğrenirler.



Eğitim için ikili çapraz entropi kaybı kullanılır:

$$J = t \log(s) + (1 - t) \log(1 - s) \quad (5.5)$$

Burada  $t$ , giriş yama çifti için gerçek etikettir (pozitif için 1 ve negatif için 0 örnekler) ve  $s$  de ağıın çıktısıdır.

CNN (hızlı veya doğru) ağıının çıktısını eşleştirme maliyeti için bir başlangıç olarak kullanırlar:

$$C_{CNN}(p, d) = -s(< P^L(p), P^R(p - d) >) \quad (5.6)$$

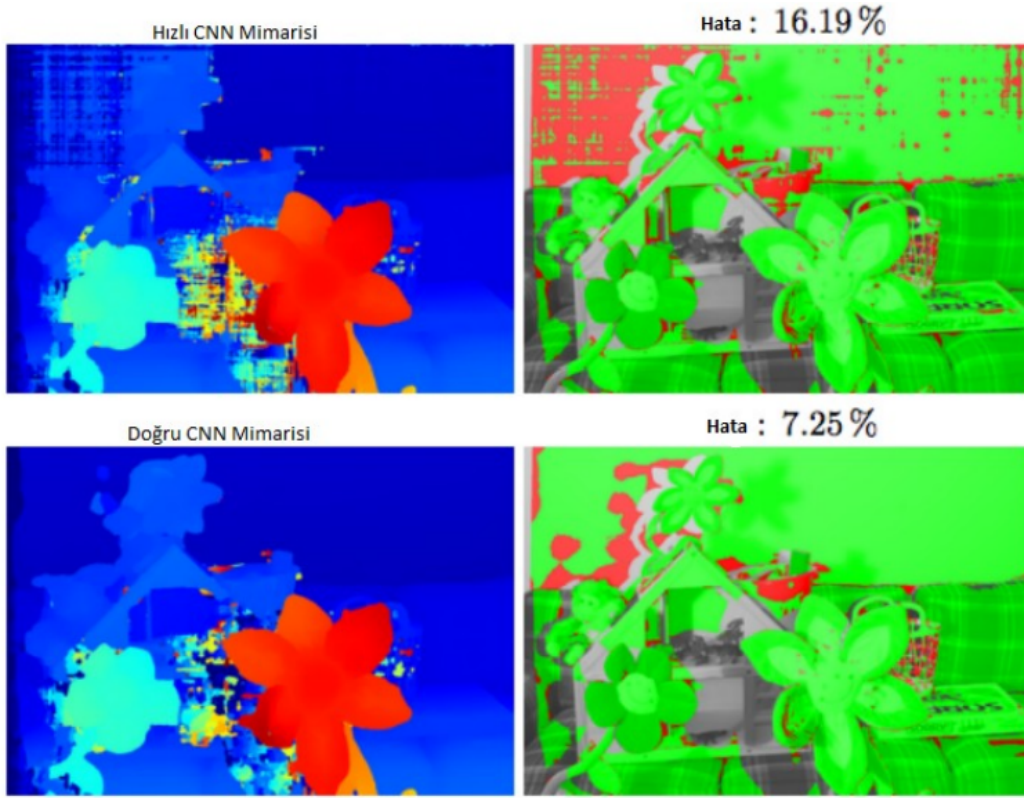
Burada  $s(< P^L(p), P^R(p - d) >)$ , bir dizi olası  $d$  değeri için  $P^L(p)$  ve  $P^R(p - d)$  girdi yamaları üzerinde çalıştırıldığında ağıın çıktısıdır. Eksi işareti, benzerlik puanını eşleştirme maliyetine dönüştürmek içindir.

Bir görüntü çifti için eşleştirme maliyetini hesaplamak için, alt ağıları her görüntü için bir kez çalıştırmayı ve tam bağlantılı katmanları (doğru mimari)  $d$  kez çalıştırmayı önermektedir. Burada  $d$  değeri, dikkate alınan maksimum eşitsizliktir. Hızlı mimari için nokta çarpımı işlemi de aynı şekilde  $d$  kez çalıştırılır.



**Şekil 5.7 :** Middlebury veri seti örneği

Şekil 5.7’de Middlebury etiketli veri örnekleri verilmektedir.

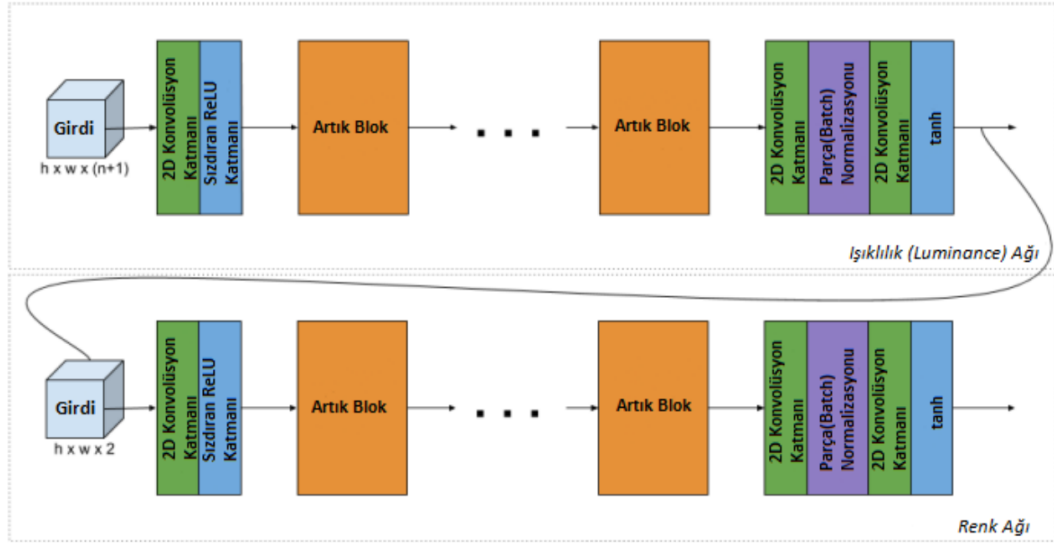


**Şekil 5.8 :** Middlebury veri seti örneği için hızlı ve doğru MC-CNN çıktıları

Şekil 5.8’de Hızlı ve Doğru CNN mimarilerinin Middlebury veri setindeki hız durumlarına göre doğruluklarını belirten hata oranlarını göstermektedir.

Tüm konvolüsyon katmanları, filtre boyutu  $3 \times 3$ , adım=1 ve dolgu ile aynı sayıda filtreye (64) sahiptir. Işıklılık ve renk ağırları olmak üzere ağın 2 temel bölümü vardır.

Çiftli görüntülerin düşük aydınlatma koşullarında görüntü kalitesini iyileştirmek için [229] esinlenen bir derin CNN ağı mimarisi kullanılmıştır. Ağ, giriş görüntüsünün parlaklık ve krominans bileşenlerini kademeli bir mimaride işlemektedir. Bu ağın ilk kısmı, düşük ışıklı bir çiftli görüntü çiftinin normal ışıklı bir görüntüye parlaklık eşlemesini öğrenirken, ikinci kısım, düşük ışıklı sol görüntünün hem geliştirilmiş parlaklığından hem de krominansından normal bir görüntüye renk dönüşümü eşlemesini öğrenir. Işıklılık ağı için giriş tensörü  $n + 1$  kanala sahiptir ve renk ağı için giriş tensörü sol görüntüden yalnızca iki krominans kanalına ve ayrıca sol görüntünün bir tahmini parlaklık kanalına sahiptir.

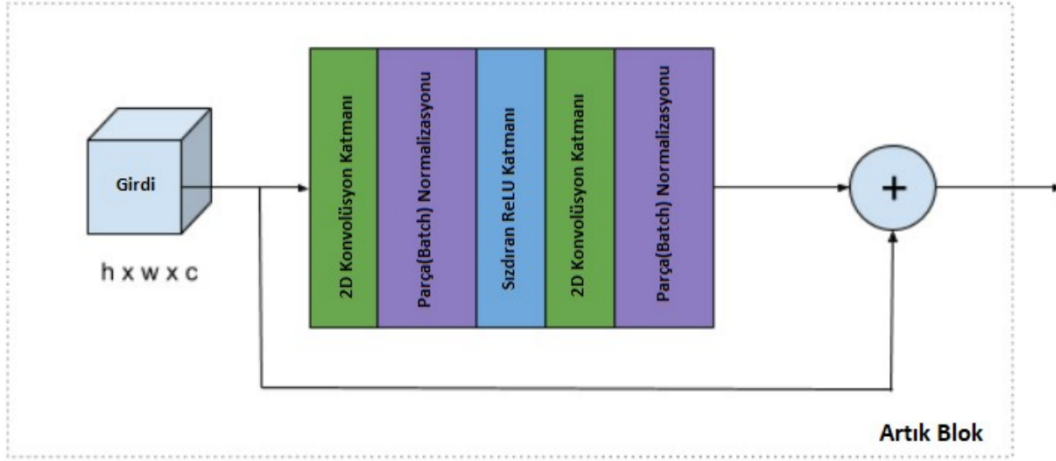


**Şekil 5.9 :** Çiftli görüntüler kullanılarak düşük ışıktaki iyileştirme için kullanılan stereo iyileştirici ağ mimarisi

Şekil 5.9’da renk ve ışıklılık ağının blok diyagramı katman bazlı mimarisi gösterilmektedir.

Renk ağı, çiftli görüntülerin renk bileşenlerini iyileştirmek için kullanılır. Renk ağı, öncelikle renk doğruluğunu artırmak, renk dengelemesini ayarlamak ve renkli nesnelerin ayrıntılarını iyileştirmek gibi renk bazlı işlemleri gerçekleştirir. Renk ağı genellikle evrişim tabanlı sinir ağları (CNN) veya derin öğrenme modelleri kullanır. Bu ağ, çiftli görüntülerin renkli piksellerini girdi olarak alır ve renk düzeltme, renk dengelemesi, renkli nesnelerin ayrıntılarının artırılması gibi işlemlerle iyileştirilmiş renkli çıktılar üretir.

Işıklılık ağı, çiftli görüntülerin parlaklık bileşenlerini iyileştirmek için kullanılır. Genellikle görüntü gürültüsünü azaltmak, kontrastı artırmak ve detayları vurgulamak gibi parlaklık bazlı işlemleri gerçekleştirir. Işıklılık ağı da evrişim tabanlı sinir ağları veya derin öğrenme modelleri kullanır. Bu ağ, çiftli görüntülerin parlaklık bilgilerini girdi olarak alır ve parlaklık düzenlemesi, gürültü azaltma, kontrast artırma gibi işlemlerle iyileştirilmiş parlaklıklar yani ışıklılık çıktıları üretir.



**Şekil 5.10 :** Stereo iyileştirici CNN yapısında kullanılan artık blok yapısı

Her iki konvolüsyonel katman filtre boyutu  $3 \times 3$ , stride değeri 1 ve padding ile 64 filtreye sahiptir.

Şekil 5.9’da, ışıklılık ve renk bölümlerinin her birinde 32 artık blok bulunmaktadır. Artık öğrenme, gradyan kaybolması sorunundan muzdarip olmadan ağırları daha derin hale getirir. Şekil 5.10, Şekil 5.9’da gösterilen her bir artık bloğun mimarisine karşılık gelmektedir.

Stereo iyileştirici CNN yapısında, Kırmızı, yeşil, mavinin cihaz odaklı renk temsili kullanmak yerine, üç renk kanalını ( $H \times W \times C \in R^3$ ) boyutunda bir 3D tensör olarak ( $YC_bC_r$ ) parlaklık  $Y$  ve krominans  $C_bC_r$  katsayılarına dönüştürülür. Burada  $H$  yükseklik,  $W$  genişlik ve  $C$  bir giriş görüntüsündeki kanal sayısını göstermektedir.

Ağın ilk bölümünü, normal ışık yaması ile sol yama ve kaydırılmış sağ yamalar yığını arasında bir parlaklık eşlemesi öğrenecek şekilde tasarlanılmaktadır. Bir eğitim veri setinin  $\{X^i, Y^i\}$   $i = 1$ ’den  $N$  değerine kadar olduğunu varsayalım.  $X^i$ ’nin bir çiftli görüntü çiftini temsil ettiği ve  $Y^i \in H \times W \times 3$ ’ün  $i$ . görüntü için temel gerçek normal ışık görüntüsünün ( $YC_bC_r$ ) gösterimini ifade ettiği  $N$  sayıda eğitim görüntüsünden verilir.  $X = \{X_l, X_r\}$  iki sol  $X_l \in H \times W \times 3$  ve sağ  $X_r \in H \times W \times 3$  düşük ışıklı çift görüntünün ( $YC_bC_r$ ) temsili içerir.

Kullanılan ağıın temel amacı, verilen çiftli giriş  $X$ 'ten normal ışıklık bir görüntü ( $\hat{Y} = F(X)$ ) tahmin edebilen bir  $F$  modeli öğrenmektir. Bu bölümün başında belirtildiği gibi, kullandığım çalışılan model iki bölümden oluşmaktadır: bir ışıklılık bölümü ve bir renk bölümü olmak üzeredir. Uçtan uca bir eşleme öğrenmek için her iki parçayı birlikte eğitilmesi gerekmektedir. Bu bölümde görüntüleri büyük harfle ( $X$ ), yamaları ise küçük harflerle, yani ( $x$ ) ile gösterilmektedir.

*Işıklılık Bölümü*, ayrık eşitsizliği belirleyen geleneksel blok eşleştirmeyi kullanmak yerine derin konvolüsyonel ağlar kullanarak kaydırılmış yamalara sahip giriş çiftli tensöründeki benzer yamaları tespit eder. Bu, ışıklılık ağıımızın farklı kaydırma ofsetlerine sahip yamalar içeren çiftli kanallardaki yama benzerliklerini tespit ettiği anlamına gelir. Benzer yamaları bulmak, eşitsizlik için yama yazışmalarından bağımsız olarak yama düşük ışık koşulunu iyileştirmenin daha etkili bir yoludur. Düşük ışık koşulunu iyileştirmemiz için eşitsizlik haritasına gerek olmadığını unutmamak gereklidir. Eğitim aşamasında, ilk ağ,  $h$  ve  $w$ 'nin yamaların yüksekliği ve genişliği olduğu eğitim veri seti üzerinden normal ışıktaki parlaklık yaması  $l_y \in h \times w \times 1$  ile düşük ışıktaki parlaklık stereo yama yığını  $l_x \in h \times w \times (n + 1)$  arasındaki eşlemeyi öğrenir.

Işıklılık ağına giriş tensörü aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$l_{x,k}(i, j) = \begin{cases} l_{x,r}(i - k, j) & : k \in \{1, \dots, n\} \\ l_{x,l}(i, j) & : k = n + 1 \end{cases} \quad (5.7)$$

Burada  $l_{x,l}(i, j) \in h \times w \times 1$  ve  $l_{x,r}(i, j) \in h \times w \times 1$ ,  $(i, j)$  merkez konum koordinatlarına sahip iki sol ve sağ yamanın parlaklık kanalıdır. Işıklılık ağıının çıkışı  $\hat{l}_y$ ,  $h \times w \times 1$  boyutunda geliştirilmiş normal ışık parlaklık yamasıdır.

*Renk Bölümü*, Renk ağıının girişi  $c_x$ , yeniden yapılandırılmış normal ışık parlaklık yamasının  $\hat{l}_y$  ve düşük ışık sol yamasındaki  $C_b$  ve  $C_r$  kanallarından düşük ışık krominans kanallarının  $b_l \in h \times w \times 1$  ve  $r_l \in h \times w \times 1$  birleştirilmesidir. Renk ağıının çıktısı  $\hat{y} \in h \times w \times 3$  boyutunda geliştirilmiş normal-ışık tam renkli yamadır.

Eğitim veri setindeki tüm görüntüler  $[-1, 1]$  aralığına göre normalleştirilir:

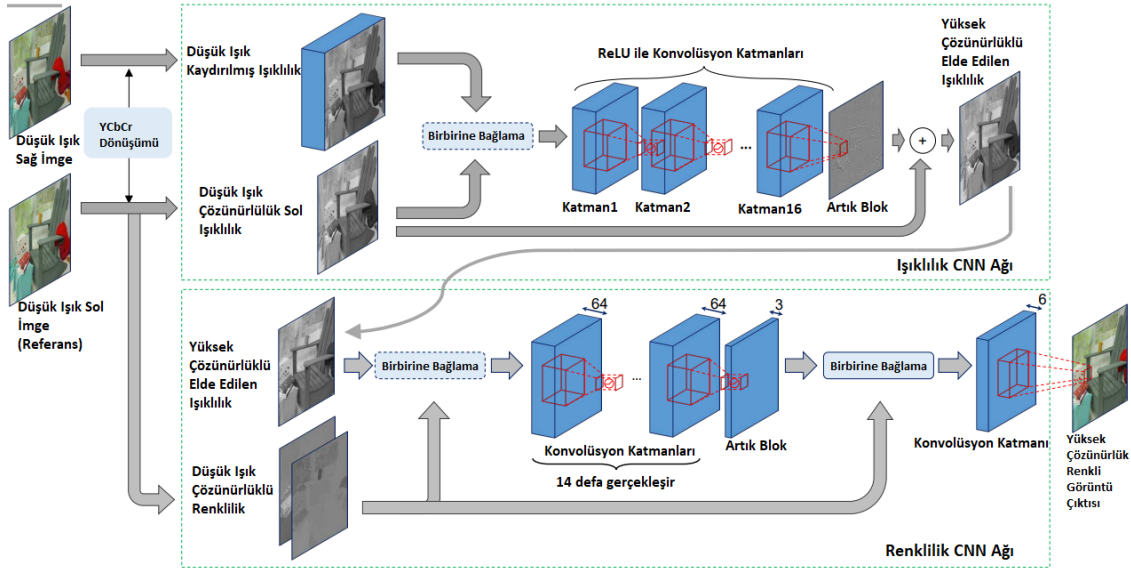
$$y = \frac{x}{127,5} - 1 \quad (5.8)$$

Burada,  $y$  normalleştirilmiş değer,  $x$  ise  $[0, 255]$  aralığındaki tamsayı piksel değeridir. Her iki ağdaki son katman,  $[-1, 1]$  aralığında veri çıktısı veren bir  $\tanh$  aktivasyon fonksiyonu kullanır. Sonuçları göstermek ve saklamak için çıktı değerlerini  $[0, 255]$  aralığına denormalize edilir.

Kayıp fonksiyonu açısından, eğitim aşamasında, aşağıdaki kayıp fonksiyonunu kullanarak hem ışıklılık ve renklilik parçaları aynı anda eğitilir.

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|l_y^i - F_{lum}(l_x^i)\|_2^2 + \lambda \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|y^i - F_{color}(c_x^i)\|_2^2 \quad (5.9)$$

Burada  $i$ , kaçınıcı eğitim örneği olduğunu,  $N$  eğitim örneklerinin sayısını,  $l_y$  gerçek sol yamanın parlaklık bileşenini,  $y$  sol yamanın gerçek ( $YC_bC_r$ ) katsayılarını ve  $l_x$ ,  $c_x$  sırasıyla ışıklılık ve renk ağının girişini temsil eder. Son olarak,  $F_{lum}$  ve  $F_{color}$  ise ışıklılık ve renk ağlarının çıkışını temsil eder.  $\lambda$ , renk ağının ışıklılık ağına kıyasla önemini kontrol eden bir ağırlık parametresidir.

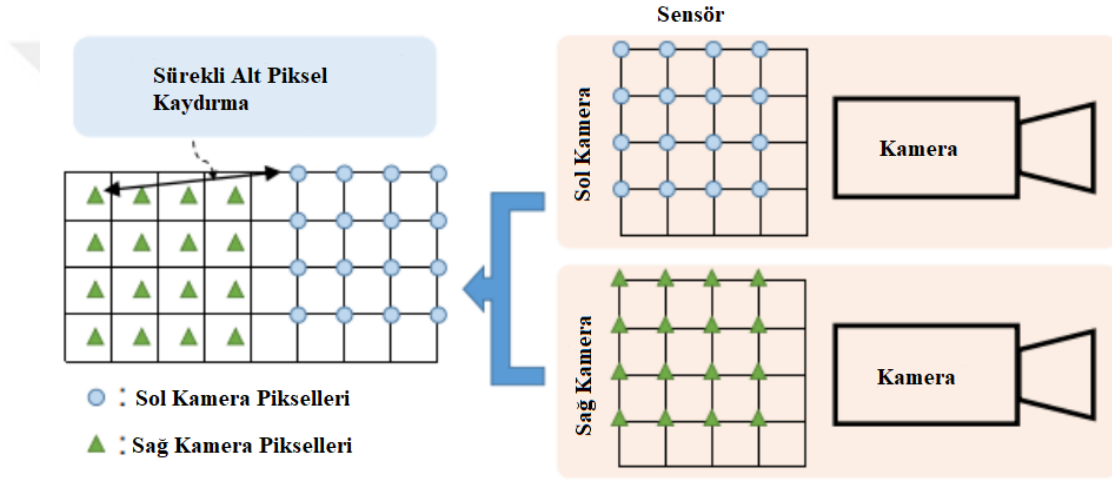


Şekil 5.11 : Stereo (İkili) ağ iyileştirme mimarisi

Şekil 5.11’de çiftli/ikili görüntülerde ağ iyileştirme mimarisi genel akışı gösterilmektedir.

### 5.3 İkili Kamera Görüntü Verilerinin Kullanılması

Bu geliştirmede, kamuya açık Middlebury ve KITTI veri setlerini ve başka açık veri setlerini karıştırarak kullanılır [227,228]. Aslında, bu veri seti derinlik tahmini konusu için tanıtılmıştır. Ancak bu veri setini çiftli iyileştirme problemimiz için kullanılmaktadır çünkü aşırı pozlanmış (aydınlık), az pozlanmış (karanlık) ve normal aydınlık çiftli görüntüler içeriyor.



Şekil 5.12 : Stereo (İkili) görüntülerin kaydedilmesi

Middlebury veri setinde 33 farklı iç mekan sahnesi bulunmaktadır ve her sahne için dört farklı ortam ışığı mevcuttur. Her ortam ışığı için, çok parlaktan çok karanlığa kadar farklı pozlama sürelerine sahip sekiz çiftli görüntü çifti (sol ve sağ) vardır. Ayrıca, tüm bu sahneler için bir temel gerçek eşitsizlik eşlemesi de mevcuttur.

Düşük ışıktaki görüntü iyileştirme yöntemimiz için bir eğitim veri seti oluşturmak üzere, az pozlanmış bir görüntü çiftine ve buna karşılık gelen normal ışıktaki çiftli görüntü çiftlerine ihtiyacımız var. Her ortam ışığı için, tüm farklı pozlama süresi görüntü çiftleri arasında en iyi normal görüntüyü seçiyoruz. Örneğin, Şekil 5.14’de dördüncü sırayı normal-ışık temel gerçek çiftli görüntü çifti olarak seçiyoruz. Ayrıca, yalnızca düşük ışıklı çiftli görüntüleri iyileştirmeyi amaçladığımız için ilk üç temel





**Şekil 5.13 :** İlgili MC-CNN ağıımızı eğitmek için kullanılan Middlebury veri setinin farklı görüntü örnekleri

**Çizelge 5.1 :** Eğitim veri kümesinin oluşturulmasında kullanılan parametreler

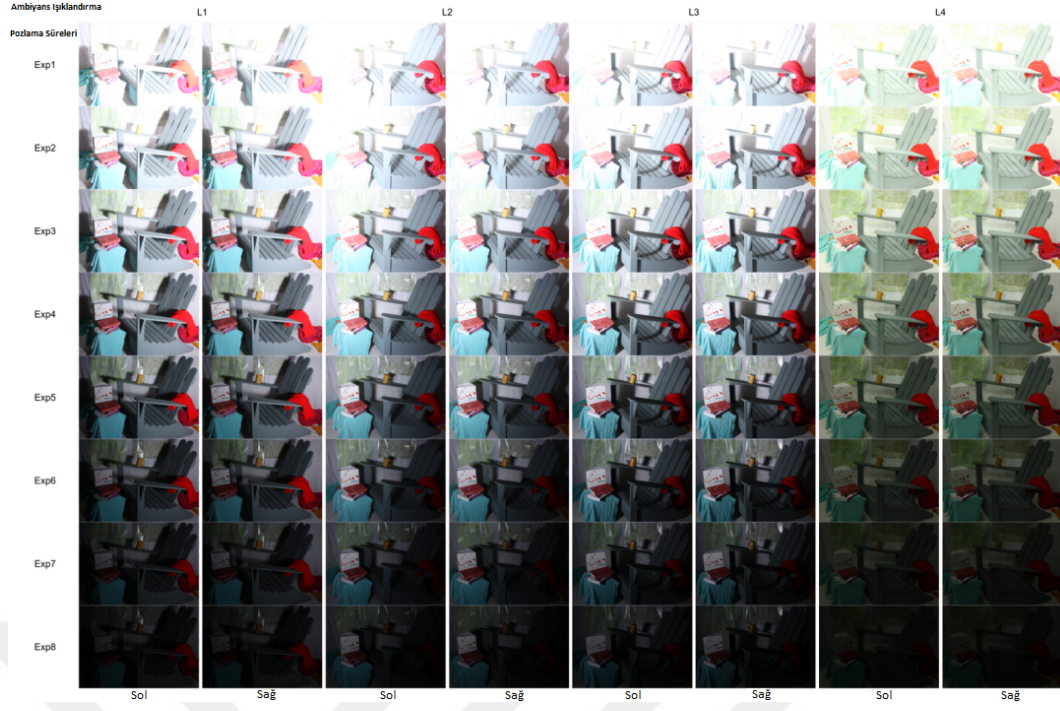
| Parametre                         | Değeri |
|-----------------------------------|--------|
| Yama Boyutu                       | 33x33  |
| Adım                              | 24     |
| Sağ Görüntüdeki Kaydırılmış Patch | 64     |
| Toplam Yama Sayısı                | 517586 |

sırayı da kaldırıldı. Bu örnekte, eğitim veri setini oluşturmak için dört temel gerçek görüntü çiftimiz ve 4 düşük ışıklı görüntü çiftimiz vardır. Bu veri setindeki diğer tüm sahneler için de aynı prosedür uygulanmaktadır. Şekil 5.12’de stereo kaydedici kamera tiplerinin çalıştırılması gösterilmektedir.

Çizelge 5.1’de, eğitim veri setinin oluşturulmasında kullanılan tüm parametreleri göstermektedir. Adım, hem yatay hem de dikey ekseninde bir sonraki yamaya gitmek için gereken atlama değeridir. Toplamda 78 normal ışık (zemin gerçeği) ve 230 düşük ışık çiftli görüntümüz var. Bu görüntülerden adım 24 ile  $33 \times 33$  boyutunda yaklaşık 517586 adet yama çıkarıldı.

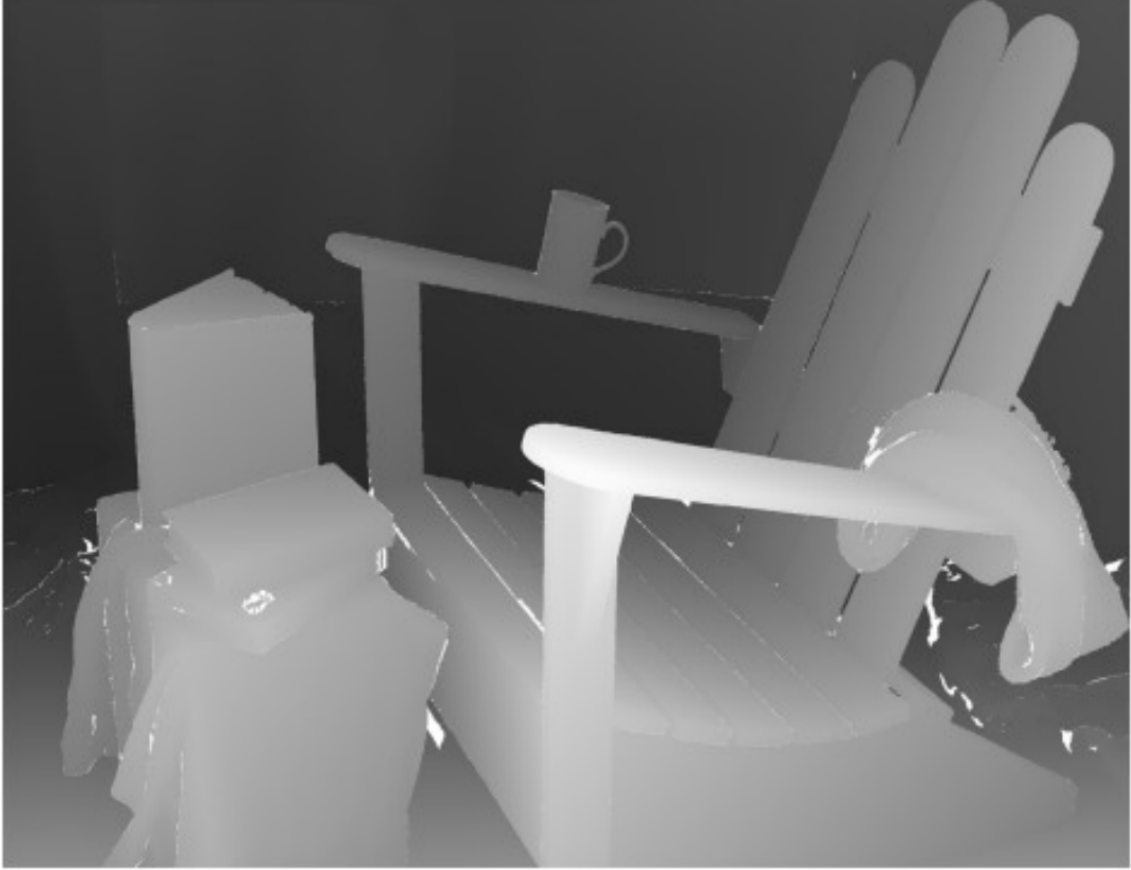
Şekil 5.13’de bu veri setinde bulunan farklı sahneler gösterilmektedir. Şekil 5.14’de Middlebury veri seti sahnelerinden biri için farklı ortam ışıkları ve pozlama süreleri





**Şekil 5.14 :** Farklı ortam ışıkları (her sütun) ve pozlama süreleri (her satır) Middlebury görüntülerinden sınıflandırılması

gösterilmektedir. İki görüntü arasındaki fark eşitsizlik durumları Şekil 5.15’de gösterilmektedir.



**Şekil 5.15 :** Görüntü çifti için eşitsizlik eşlemesi gösterilmektedir. Parlak yoğunluklar çift kamera kurulumuna yakın nesnelere karşılık gelirken, koyu yoğunluklar uzak nesneleri temsil etmektedir

## 6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

### 6.1 Karşılaştırma Parametreleri

Görüntü kalitesi değerlendirmesi için yaygın olarak kullanılan kriterler Ortalama Karese Hata (MSE), Tepe Sinyal-Gürültü Oranı (PSNR) ve Yapısal benzerlik (SSIM) [230]. Tüm bu ölçütler bir referans görüntü  $I_{ref}$  ile bir hedef görüntü  $I_{tar}$  karşılaştırır. Burada bu üç değerlendirme ölçütü ele alınacaktır.

**MSE**, temel olarak görüntülerdeki sapmaların ağırlıklı bir fonksiyonudur veya karşılaştırılan görüntüler arasındaki farkın karesidir [231].  $M \times N$  boyutundaki iki görüntü  $I_{ref}$  ve  $I_{tar}$  için MSE aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{ref}(i, j) - I_{tar}(i, j))^2 \quad (6.1)$$

**PSNR**, MSE ile güçlü bir şekilde ilişkili olan bir diğer ölçüt, denklem (6.2) ile tanımlanan PSNR'dir. Kayıpların veya sinyal bütünlüğünün seviyesini gösterir [230]. burada  $\max(I)$  iki görüntüdeki tüm pikseller için maksimum değerdir. Örneğin, 8 bit görüntüler için bu değer 255'tir.

$$PSNR = 10 \log \left( \frac{\max(I)^2}{MSE} \right) \quad (6.2)$$

SSIM, parlaklık ( $\mu$ ), kontrast ( $c$ ) ve yapı ( $s$ ) gibi faydalı bilgileri çıkardığı için insan görsel sistemiyle daha yakından ilgilidir. Yapının korunmasını ve gürültünün giderilmesini değerlendirmek için uygulanabilir [230]. SSIM indeksi iki görüntünün çeşitli pencereleri üzerinde hesaplanır.

Ortak  $N \times N$  boyutundaki iki  $x$  ve  $y$  penceresi arasındaki ölçü şöyledir:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (6.3)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (6.4)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + \frac{c_2}{2}}{\sigma_x\sigma_y + \frac{c_2}{2}} \quad (6.5)$$

Burada,  $c_1 = (k_1L)^2$  ,  $c_2 = (k_2L)^2$  zayıf paydalı bölmeyi stabilize etmek için iki değişkendir.  $L$  piksel değerlerinin dinamik aralığıdır ve tipik olarak  $L = 2^{pikselbasinabitsayisi} - 1$  ve  $k_1 = 0.01$ ,  $k_2 = 0.03$ 'tür.

SSIM, daha sonra bu karşılaştırmalı ölçümlerin ağırlıklı bir kombinasyonuna karşılık gelmektedir:

$$SSIM(x, y) = \left[ l(x, y)^\alpha \cdot c(x, y)^\beta \cdot s(x, y)^\gamma \right] \quad (6.6)$$

Elde edilen SSIM indeksi -1 ile 1 arasında ondalık bir değerdir ve 1 değerine yalnızca iki aynı görüntü olması durumunda ulaşılabilir. Tipik olarak  $8 \times 8$  pencere boyutlarında hesaplanır. Pencere görüntüler üzerinde piksel piksel yer değiştirebilir, ancak araştırmacılar hesaplamamanın karmaşıklığını azaltmak için olası pencerelerin yalnızca bir alt grubunu kullanmayı önermektedir.

## 6.2 Sonuçlar

Düşük ışıktaki stereo görüntü iyileştirmeye yönelik önerdiğimiz çözümü uygulamak için TensorFlow ve Pytorch derin öğrenme çerçeveleri [232] kullanılmıştır. Ağırlıklara gradyan hesaplamak ve uygulamak için, 0,001 başlangıç öğrenme oranına sahip ADAM optimizasyonu [170] seçilmiştir. İlk momentum için üstel bozunma oranını  $\beta_1 = 0,9$  ve ikinci momentum için  $\beta_2 = 0,999$  olarak belirledim ve her üç epoktan sonra öğrenme oranını 10'a bölündü. Her epokta, optimizasyon algoritması tüm eğitim örnekleri üzerinden yineleme yapar.

**Çizelge 6.1 : Ağ eğitimi sırasında kullanılan parametreler**

| Parametre                             | Değeri |
|---------------------------------------|--------|
| Epoch Sayısı                          | 10     |
| Batch Boyutu                          | 64     |
| İlk Öğrenme Oranı                     | 0.001  |
| Sağ Görüntü Komsu Yama Sayısı         | 64     |
| Kayıp Fonksiyonunda $\lambda$ Değeri  | 0.5    |
| Her Networkteki Artık Blok Sayısı     | 32     |
| Her Katman için Özellik Harita Boyutu | 64     |

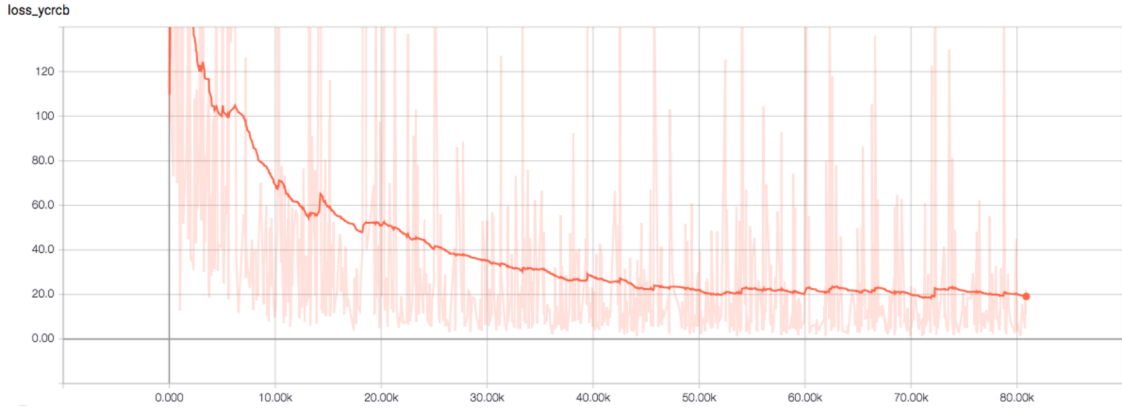
İki ışıklılık ve renk ağının eğitimi, 3.00 GHz Intel i5-10700 CPU ve NVIDIA GTX 1650-Ti ve tekil imge lab uygulamaları için de i9 9.nesil, RTX 2080 İTÜ LAB GPU kartına sahip bir makinede ve Google Colab Pro standart cihazları kullanılmıştır. Ortalama 10 epok için 64'lük bir parti boyutuyla yaklaşık 12 saat sürmektedir.

Çizelge 6.1'de, önerilen ağı eğitmek için kullanılan tüm parametreleri göstermektedir. 10 adet epoktan daha fazla öğrenmenin sonuçları önemli ölçüde iyileştirmediği görülmektedir.

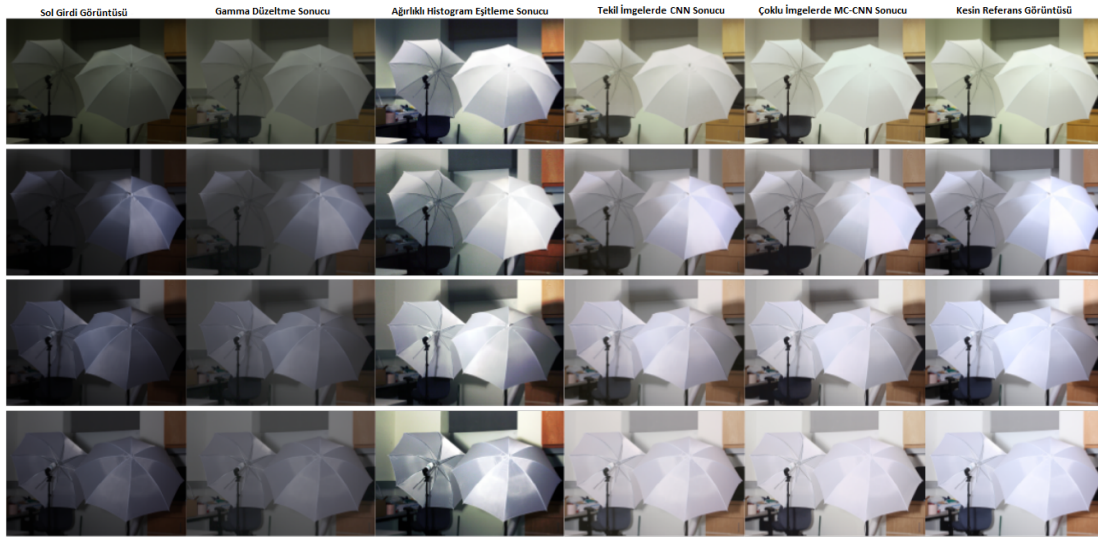


**Şekil 6.1 : MC-CNN ağı için ışıklılık kayıp fonksiyonu**

Şekil 6.1 ve Şekil 6.2'de, hem aydınlık hem de renk ağları için eğitim aşamasındaki tüm iterasyonlar için kayıp fonksiyonu grafiğini göstermektedir. Toplam kayıp, bu iki kaybın  $\lambda = 0,5$  ile ağırlıklı toplamıdır. Kayıp fonksiyonundaki dalgalanmalar, modelin farklı veri örneklerine verdiği tepkileri ve genel öğrenme sürecini yansıtır. Eğitim sürecinin sonunda, kayıp fonksiyonun düşük ve sabit bir değerde olması, modelin iyi bir performans sergilediğini ve ışıklılık ile renk tahminlerinde doğru sonuçlar ürettiğini gösterir.



**Şekil 6.2 :** MC-CNN ağı için renk kayıp fonksiyonu



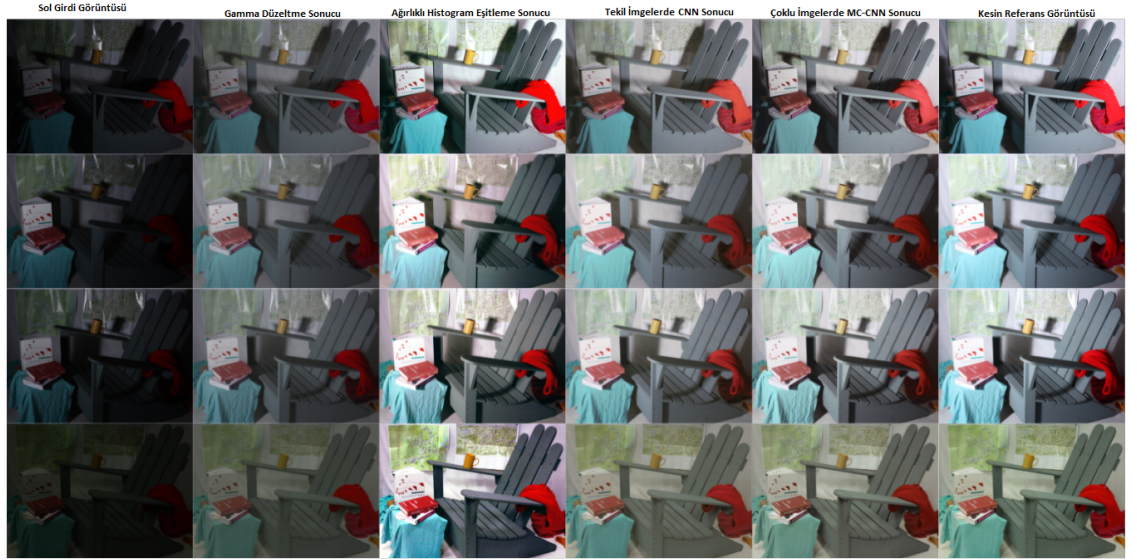
**Şekil 6.3 :** Stereo farklı pozlamalı görüntülerde kullanılan yöntem ile diğer yöntemlerin karşılaştırılması

İkili kamera sistemi kullanmanın tek kamera kurulumundan daha iyi sonuçlar verdiğini göstermek için, Şekil 6.3 ile Şekil 6.4 farklı pozlama değerlerine göre başarımlarını gösterilmektedir. Bu ağda, ışıklılık ağına giriş katmanında bir farkla MC-CNN ağına tamamen aynı olan başka bir ağ eğitilmektedir. Bu tek kameralı ağ, sol yamanın yalnızca parlaklık kısmını alır ve düşük ışıklı sol görüntüyü normal ışıklı sol görüntüye eşler.



**Çizelge 6.2 :** PSNR ve SSIM değerlerinin yöntemlere göre karşılaştırılması

| Veri Setinden Rastgele Seçilen 8 Görüntü | Gamma Düzeltmesi |        | Ağırlıklı Histogram Eşitleme |        | Tekil Görüntü CNN |               | Çoklu Görüntülerde MC-CNN |               |
|------------------------------------------|------------------|--------|------------------------------|--------|-------------------|---------------|---------------------------|---------------|
|                                          | PSNR             | SSIM   | PSNR                         | SSIM   | PSNR              | SSIM          | PSNR                      | SSIM          |
| 1                                        | 11.33            | 0.7515 | 15.95                        | 0.3449 | 28.34             | 0.9183        | <b>35.88</b>              | <b>0.9233</b> |
| 2                                        | 11.91            | 0.7403 | 19.43                        | 0.5482 | 28.88             | 0.8369        | <b>35.13</b>              | <b>0.8517</b> |
| 3                                        | 10.85            | 0.7618 | 15.59                        | 0.5862 | 28.04             | 0.8258        | <b>34.61</b>              | <b>0.8526</b> |
| 4                                        | 9.87             | 0.7784 | 10.73                        | 0.5154 | 27.45             | 0.7692        | <b>34.21</b>              | <b>0.8326</b> |
| 5                                        | 11.78            | 0.6770 | 17.18                        | 0.7460 | 26.31             | 0.8296        | <b>29.51</b>              | <b>0.8480</b> |
| 6                                        | 11.44            | 0.7043 | 22.35                        | 0.6346 | 26.34             | 0.8291        | <b>30.56</b>              | <b>0.8417</b> |
| 7                                        | 11.47            | 0.7082 | 21.62                        | 0.6732 | 26.43             | 0.8284        | <b>30.79</b>              | <b>0.8481</b> |
| 8                                        | 13.16            | 0.6822 | 24.04                        | 0.4561 | 27.51             | <b>0.8859</b> | <b>31.56</b>              | 0.8814        |
| Ortalama                                 | 11.48            | 0.7255 | 18.36                        | 0.5631 | 27.41             | 0.8404        | <b>32.78</b>              | <b>0.8599</b> |



**Şekil 6.4 :** Stereo farklı pozlamalı görüntülerde kullanılan yöntem ile diğer yöntemlerin karşılaştırılması

Çizelge 6.2’de, hem gamma düzeltme hem de histogram eşitleme yöntemleriyle yeniden yapılandırılan görüntüler küresel bir gürültüden muzdariptir ve bu da düşük PSNR ile sonuçlanır. Tek kamera yöntemiyle karşılaştırıldığında, yöntemimiz PSNR ve SSIM açısından tek kameralı iyileştirme yapan derin öğrenme tabanlı tekil CNN sadece sol görüntü işlenerek yapılan iyileştirmelerden daha iyi performans göstermekte ve bu da önerilen stereo görüntülerde MC-CNN yöntemin etkinliğini deneysel olarak göstermektedir.

### 6.3 Öneriler

Bu çalışmanın sonuçları, MC-CNN tabanlı ve diğer networklerle entegre olabilecek stereo (ikili/çiftli) görüntü iyileştirme yönteminin etkinliğini ve potansiyelini ortaya koymaktadır. Ancak, gelecekte yapılacak çalışmalarla daha fazla iyileştirme sağlanabilir.

Alandaki ileriye dönük öneriler şu şekildedir:

-Veri Setlerinin Çeşitlendirilmesi: Farklı çevresel koşullarda ve aydınlatma şartlarında çekilmiş daha geniş ve çeşitli veri setlerinin kullanılması, modelin genelleme kabiliyetini artırabilir. Bu sayede, modelin gerçek dünya uygulamalarındaki performansı daha da iyileştirilebilir.

-Modelin Optimize Edilmesi: Modelin işlem süresini ve bellek kullanımını azaltmak için optimizasyon teknikleri uygulanabilir. Bu, özellikle sınırlı kaynaklara sahip cihazlarda modelin daha verimli çalışmasını sağlayabilir.

-Gerçek Zamanlı Uygulamalar: Modelin gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilirliğini artırmak için donanım hızlandırma (GPU/CPU kullanımı) ve paralel işlem teknikleri araştırılabilir. Bu, özellikle otonom araçlar ve robotik sistemlerde kritik öneme sahiptir.

-Alan Spesifik İyileştirmeler: Örneğin, tıbbi görüntüleme veya nesne tespiti/takibi gibi spesifik alanlarda modelin performansını optimize etmek için özel eğitim stratejileri ve veri ön işleme teknikleri geliştirilebilir.

Bu öneriler, MC-CNN tabanlı stereo görüntü iyileştirme çalışmalarının daha ileriye taşınmasına ve farklı uygulama alanlarında daha geniş bir etki yaratmasına katkı sağlayacaktır. Gelecekteki araştırmalar, bu öneriler doğrultusunda devam ettirilerek, stereo görüntü işleme teknolojilerinin gelişimine katkıda bulunabilir.



## KAYNAKLAR

- [1] **Jiang, H., Tian, Q., Farrell, J. ve Wandell, B.A.** (2017). Learning the Image Processing Pipeline, *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(10), 5032–5042.
- [2] **Hasinoff, S., Sharlet, D., Geiss, R., Adams, A., Barron, J.T., Kainz, F., Chen, J. ve Levoy, M.** (2016). Burst photography for high dynamic range and low-light imaging on mobile cameras, *SIGGRAPH Asia*.
- [3] **Guo, C., Li, C., Guo, J., Loy, C.C., Hou, J., Kwong, S. ve Runmin, C.** (2020). Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement, *CVPR*.
- [4] **Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G.E.** (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks.
- [5] **Kurenkov, A.** (2015). A brief history of neural nets and deep learning, *andreykurenkov.com*, December, 24.
- [6] **Lezoray, Charrier C., C.H.** (2008). Machine Learning in Image Processing, *EURASIP J. Adv. Signal Process.*
- [7] **Ma, N., Zhang, X., Zheng, H.T. ve Sun, J.** (2018). ShuffleNet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design, *Computer Vision – ECCV 2018*, Springer International Publishing, s.122–138.
- [8] **Ren, Y., Ying, Z., Li, T. ve Li, G.** (2018). LECARM: Low-Light Image Enhancement using Camera Response Model, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, PP, 1–1.
- [9] **Hao, Y., Xu, Z., Wang, J., Liu, Y. ve Fan, J.** (2017). An Effective Video Processing Pipeline for Crowd Pattern Analysis, *Proceedings of the 23rd International Conference on Automation Computing*, (University of Huddersfield, 7-8 September 2017), Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., United States.
- [10] **Ying, Z., Li, G., Ren, Y., Wang, R. ve Wang, W.** (2017). A New Low-Light Image Enhancement Algorithm Using Camera Response Model, *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, s.3015–3022.
- [11] **Hao, Ye, Hong-hai ve Jing-zhong** (2017). Review of image enhancement algorithms, *Chinese Optics*, 10, 438–448.

- [12] **Wang, W., Yuan, X., Wu, X. ve Liu, Y.** (2017). Fast Image Dehazing Method Based on Linear Transformation, *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(6), 1142–1155.
- [13] **Fang, M., Li, H., Lei, L. ve diğerleri** (2016). A review on low light video image enhancement algorithms, *J. Changchun Univ. Sci. Technol*, 39(3), 56–64.
- [14] **Ko, S., Yu, S., Kang, W., Park, C., Lee, S. ve Paik, J.** (2017). Artifact-Free Low-Light Video Enhancement Using Temporal Similarity and Guide Map, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, PP, 1–1.
- [15] **Park, S., Kim, K., Yu, S. ve Paik, J.** (2018). Contrast Enhancement for Low-light Image Enhancement: A Survey, *IEIE Transactions on Smart Processing Computing*, 7, 36–48.
- [16] **Yang, K.F., Zhang, X.S. ve Li, Y.J.** (2020). A Biological Vision Inspired Framework for Image Enhancement in Poor Visibility Conditions, *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, 1493–1506.
- [17] **Wang, Y.F., Liu, H.M. ve Fu, Z.W.** (2019). Low-Light Image Enhancement via the Absorption Light Scattering Model, *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(11), 5679–5690.
- [18] **Kim, M., Park, D., Han, D. ve Ko, H.** (2014). A novel framework for extremely low-light video enhancement, *2014 IEEE International Conference on Consumer Electronics, ICCE 2014*, Digest of Technical Papers - IEEE International Conference on Consumer Electronics, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., s.91–92.
- [19] **Heredia Conde, M., Zhang, B., Kagawa, K. ve Loffeld, O.** (2016). Low-Light Image Enhancement for Multiaperture and Multitap Systems, *IEEE Photonics Journal*, 8, 1–1.
- [20] **Kp, Aditya Reddy, V. ve Hariharan, R.** (2014). Enhancement Technique for Improving the Reliability of Disparity Map Under Low Light Condition, cilt 14.
- [21] **Shi, Z., Zhu, M., Guo, B. ve Zhao, M.** (2017). A photographic negative imaging inspired method for low illumination night-time image enhancement, *Multimedia Tools and Applications*, 76.
- [22] **Chandrasekharan, R. ve Sasikumar, M.** (2018). Fuzzy Transform for Contrast Enhancement of Non-uniform Illumination Images, *IEEE Signal Processing Letters*, 1–1.
- [23] **Jin, Z., Li, L., Weiqi, J., Shuo, L., Xia, W. ve Xiao-feng, B.** (2018). Natural-appearance Colorization and Enhancement for the Low-light-level Night Vision Imaging, *Acta Photonica Sinica*, 47, 410002.

- [24] **Faramarzpour, N., Deen, M., Shirani, S., Fang, Q., Liu, L., De, F., Campos, F. ve Swart, J.** (2007). CMOS-Based Active Pixel for Low-Light-Level Detection: Analysis and Measurements, *IEEE TRANSACTIONS ON ELECTRON DEVICES*, 54.
- [25] **Yuantao, Mengyang, D. ve Yinnian** (2018). Digital TDI Technology Based on Global Shutter sCMOS Image Sensor for Low-Light-Level Imaging, *Acta Optica Sinica*, 38, 0911001.
- [26] **Hao, S., Feng, Z. ve Guo, Y.** (2018). Low-light image enhancement with a refined illumination map, *Multimedia Tools and Applications*, 77.
- [27] **Shiau, Y.H., Chen, P.Y., Yang, H.Y. ve Li, S.Y.** (2015). A Low-Cost Hardware Architecture for Illumination Adjustment in Real-Time Applications, *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, 16, 934–946.
- [28] **Yu, S.Y. ve Zhu, H.** (2019). Low-Illumination Image Enhancement Algorithm Based on a Physical Lighting Model, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1–1.
- [29] **Wang, W., Chang, F., Ji, T. ve Wu, X.** (2018). A Fast Single-Image Dehazing Method Based on a Physical Model and Gray Projection, *IEEE Access*, 1–1.
- [30] **Lim, J., Heo, M., Lee, C. ve Kim, C.S.** (2017). Contrast enhancement of noisy low-light images based on structure-texture-noise decomposition, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 45, 107–121.
- [31] **Guohao, L., Huang, H., Yin, H., Luo, S. ve Jiang, X.** (2015). A novel visual perception enhancement algorithm for high-speed railway in the low light condition, *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP, 2015*, 1022–1025.
- [32] **Pei, S.C. ve Shen, C.T.** (2017). Color Enhancement With Adaptive Illumination Estimation for Low-Backlighted Displays, *IEEE Transactions on Multimedia, PP*, 1–1.
- [33] **Su, H. ve Jung, C.** (2018). Perceptual Enhancement of Low Light Images Based on Two-Step Noise Suppression, *IEEE Access, PP*, 1–1.
- [34] **Sun, X., Liu, H., Wu, S., Fang, Z. ve Yin, J.** (2017). Low-Light Image Enhancement Based on Guided Image Filtering in Gradient Domain, *International Journal of Digital Multimedia Broadcasting*, 2017, 1–13.
- [35] **Bhupendra, G. ve Agarwal, T.** (2017). New contrast enhancement approach for dark images with non-uniform illumination, *Computers Electrical Engineering*, 70.
- [36] **Iqbal, M., Syed, S., Riaz, M., Ghafoor, A. ve Ahmad, A.** (2020). Color and White balancing in low-light image enhancement, *Optik*, 209, 164260.

- [37] **Nandal, A., Bhaskar, V. ve Dhaka, A.** (2018). Contrast based Image Enhancement Algorithm using Grayscale and Colour Space, *IET Signal Processing*, 12.
- [38] **Mu, Q., Wei, Y. ve Li, Z.** (2018). Color Image Enhancement Method Based on Weighted Image Guided Filtering, *CoRR*, *abs/1812.09930*, <http://arxiv.org/abs/1812.09930>, 1812.09930.
- [39] **Xu, Q., Jiang, H., Scopigno, R. ve Sbert, M.** (2014). A novel approach for enhancing very dark image sequences, *Signal Processing*, 103, 309–330, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168414000838>.
- [40] **Feng, Z. ve Hao, S.** (2017). Low-Light Image Enhancement by Refining Illumination Map with Self-Guided Filtering, s.183–187.
- [41] **Florea, L., Florea, C. ve Ionascu, C.** (2016). Avoiding the Deconvolution: Framework Oriented Color Transfer for Enhancing Low-Light Images, s.936–944.
- [42] **Mu, D., Xu, C. ve Ge, H.** (2011). Hybrid Genetic Algorithm Based Image Enhancement Technology.
- [43] **Yaghoobi, S., Hemayat, S. ve Mojallali, H.** (2015). Image gray-level enhancement using Black Hole algorithm, *2015 2nd International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (IPRIA)*, s.1–5.
- [44] **Srinivas, K. ve Bhandari, A.** (2020). Low Light Image Enhancement with Adaptive Sigmoid Transfer Function, *IET Image Processing*, 14.
- [45] **Kim, W., Lee, R., Park, M. ve Lee, S.H.** (2020). Low-Light Image Enhancement Based on Maximal Diffusion Values, *IEEE Access*.
- [46] **Panetta, K., Zhou, Y. ve Wharton, E.** (2010). Parameterized Logarithmic Framework for Image Enhancement, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, 41, 460–73.
- [47] **Drago, F., Myszkowski, K., Annen, T., Chiba, N., Brunet, P. ve Fellner, D.** (2003). Adaptive Logarithmic Mapping For Displaying High Contrast Scenes, *EUROGRAPHICS 2003 (EUROGRAPHICS-03) : the European Association for Computer Graphics, 24th Annual Conference, Blackwell*, 419-426 (2003), 22.
- [48] **Tao, I. ve Asari, V.** (2004). An integrated neighborhood dependent approach for nonlinear enhancement of color images, *cilt 2*, s.138 – 139 Vol.2.
- [49] **Qing-zhi, F. ve Dan, W.** (2018). A Novel Algorithm for Low Illumination Image Enhancement Based on LIP and CLAHE, *Electro-Optic Technology Application*, 33(11), 31.

- [50] **Yeh, w.c., Cheng, F.C. ve Chiu, Y.S.** (2012). Efficient Contrast Enhancement Using Adaptive Gamma Correction With Weighting Distribution, *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 22.
- [51] **Al Sabbahi, R. ve Tekli, J.** (2022). Low-Light Image Enhancement Using Image-to-Frequency Filter Learning, s.693–705.
- [52] **Yu, C.Y., Ouyang, Y., Wang, C.M. ve Chang, C.I.** (2010). Adaptive Inverse Hyperbolic Tangent Algorithm for Dynamic Contrast Adjustment in Displaying Scenes, *EURASIP J. Adv. Sig. Proc.*, 2010.
- [53] **Liu, S., Liu, S., Wu, H., Rahman, M.A., Lin, S., Wong, C., Kwok, N. ve Shi, H.** (2017). Enhancement of Low Illumination Images based on an Optimal Hyperbolic Tangent Profile, *Computers Electrical Engineering*, 70.
- [54] **Rahman, S., Rahman, M.M., Abdullah-Al-Wadud, M., Al-Quaderi, G.D. ve Shoyaib, M.** (2016). An adaptive gamma correction for image enhancement, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 35.
- [55] **Gonzalez, R.C. ve Woods, R.E.** (2006). *Digital Image Processing (3rd Edition)*, Prentice-Hall, Inc., USA.
- [56] **Seungwon, L., Kim, N. ve Paik, J.** (2015). Adaptively partitioned block-based contrast enhancement and its application to low light-level video surveillance, *SpringerPlus*, 4, 431.
- [57] **Singh, K., Kapoor, R. ve Sinha, S.** (2015). Enhancement of low Exposure Images via Recursive Histogram Equalization Algorithms, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*.
- [58] **Singh, A. ve Gupta, K.** (2015). A Contrast Enhancement Technique for Low Light Images, cilt1715.
- [59] **R, N.C., C, R.A. ve Preethi** (2016). Survey on Histogram Equalization method based Image Enhancement techniques, *2016 International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE)*, s.150–158.
- [60] **Kim, Y.T.** (1997). Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 43(1), 1–8.
- [61] **Wang, Y., Chen, Q. ve Zhang, B.** (1999). Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 45(1), 68–75.
- [62] **Chen, S.D. ve Ramli, A.** (2003). Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4), 1310–1319.
- [63] **Shen, H., Sun, S., Lei, B. ve Zheng, S.** (2011). An Adaptive Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization, *8005*, 24–.

- [64] **Kapoor, K. ve Arora, S.** (2015). Colour Image Enhancement based on Histogram Equalization, *Electrical Computer Engineering: An International Journal*, 4, 73–82.
- [65] **Kim, T.K., Paik, J.K. ve Kang, B.S.** (1998). Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 44(1), 82–87.
- [66] **Kim, J.Y., Kim, L.S. ve Hwang, S.H.** (2001). An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 11(4), 475–484.
- [67] **Liu, B., Jin, W., Chen, Y., Liu, C. ve Li, L.** (2011). Contrast Enhancement using Non-overlapped Sub-blocks and Local Histogram Projection, *IEEE Transactions on Consumer Electronics - IEEE TRANS CONSUM ELECTRON*, 57, 583–588.
- [68] **Yeh, w.c. ve Yeh, C.H.** (2013). Image contrast enhancement for preserving mean brightness without losing image features, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26, 1487–1492.
- [69] **Yadav, G., Maheshwari, S. ve Agarwal, A.** (2014). Contrast limited adaptive histogram equalization based enhancement for real time video system, *2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, s.2392–2397.
- [70] **Al-Sammaraie, M.** (2015). Contrast enhancement of roads images with foggy scenes based on histogram equalization, s.95–101.
- [71] **Yadav, G., Maheshwari, S. ve Agarwal, A.** (2014). Foggy image enhancement using contrast limited adaptive histogram equalization of digitally filtered image: Performance improvement, *2014 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2225–2231.
- [72] **Chen, S.D. ve Ramli, A.R.** (2003). Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 49, 1301 – 1309.
- [73] **Jiang, J.L., Zhang, Y.S., Xue, F. ve Hu, M.** (2006). Local histogram equalization with brightness preservation, 34, 861–866.
- [74] **Sun, C.F. ve Yuan, F.** (2009). Partially overlapped sub-block histogram equalization based on recursive equal area separateness, 17, 2292–2230.
- [75] **Tian, Y., Wan, Q. ve Wu, F.** (2007). Local Histogram Equalization Based on the Minimum Brightness Error, s.58 – 61.
- [76] **Celik, T. ve Tjahjadi, T.** (2012). Contextual and Variational Contrast Enhancement, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 20, 3431 – 3441.

- [77] **Mustafa, W. ve Kader, M.** (2018). A Review of Histogram Equalization Techniques in Image Enhancement Application, *Journal of Physics: Conference Series*, 1019, 012026.
- [78] **Singh, K., Vishwakarma, D., Walia, G. ve Kapoor, R.** (2016). Contrast enhancement via texture region-based histogram equalization, *Journal of Modern Optics*, 63, 1–7.
- [79] **Sim, k.s., Tso, C.P. ve Tan, Y.** (2007). Recursive sub-image histogram equalization applied to gray scale images, *Pattern Recognition Letters*, 28, 1209–1221.
- [80] **Parihar, A. ve Verma, O.** (2016). Contrast Enhancement using Entropy based Dynamic Sub-Histogram Equalization, *IET Image Processing*, 10.
- [81] **Abdullah-Al-Wadud, M., Kabir, M.H., Akber Dewan, M.A. ve Chae, O.** (2007). A Dynamic Histogram Equalization for Image Contrast Enhancement, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53(2), 593–600.
- [82] **Ibrahim, H. ve Kong, N.** (2007). Kong, N.S.P.: Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Trans. Consumer Electronics* 53(4), 1752-1758, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 53, 1752 – 1758.
- [83] **Ooi, C., Kong, N. ve Ibrahim, H.** (2009). Bi-Histogram Equalization with a Plateau Limit for Digital Image Enhancement, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 55, 2072 – 2080.
- [84] **Singh, K. ve Kapoor, R.** (2014). Image enhancement via Median-Mean Based Sub-Image-Clipped Histogram Equalization, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 124.
- [85] **Singh, K. ve Kapoor, R.** (2014). Image enhancement using Exposure based Sub Image Histogram Equalization, *Pattern Recognition Letters*, 36, 10–14.
- [86] **Kim, H.J., Lee, J.M., Lee, J.A., Oh, S.G. ve Kim, W.Y.** (2006). Contrast Enhancement Using Adaptively Modified Histogram Equalization, s.1150–1158.
- [87] **Kim, M. ve Chung, M.** (2008). Chung, M.G.: Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization for Brightness Preservation and Contrast Enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics* 54(3), 1389-1397, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 54, 1389 – 1397.
- [88] **Arıcı, T., Dikbas, S. ve Altunbasak, Y.** (2009). A Histogram Modification Framework and Its Application for Image Contrast Enhancement, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 18, 1921 – 1935.

- [89] **Chiu, C.C. ve Ting, C.C.** (2016). Contrast Enhancement Algorithm Based on Gap Adjustment for Histogram Equalization, *Sensors*, 16, 936.
- [90] **Kansal, S., Purwar, S. ve Tripathi, R.** (2018). Image contrast enhancement using unsharp masking and histogram equalization, *Multimedia Tools and Applications*, 77.
- [91] **Land, E. ve McCann, J.** (1971). Lightness and Retinex Theory, *Journal of the Optical Society of America*, 61, 1–11.
- [92] **Park, S., Yu, S., Moon, B., Ko, S. ve Paik, J.** (2017). Low-light image enhancement using variational optimization-based retinex model, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 63, 178–184.
- [93] **Liao, S., Piao, Y. ve Li, B.** (2017). Low illumination color image enhancement based on improved Retinex, *LIDAR Imaging Detection and Target Recognition 2017*, cilt10605, International Society for Optics and Photonics, SPIE, s.1060532, <https://doi.org/10.1117/12.2295105>.
- [94] **Li, M., Liu, J., Yang, W., Sun, X. ve Guo, Z.** (2018). Structure-Revealing Low-Light Image Enhancement Via Robust Retinex Model, *IEEE Transactions on Image Processing*, 1–1.
- [95] **Lee, H.G., Yang, S. ve Sim, J.Y.** (2015). Color preserving contrast enhancement for low light level images based on Retinex, s.884–887.
- [96] **Liu, H., Sun, X., Han, H. ve Cao, W.** (2016). Low-light video image enhancement based on multiscale Retinex-like algorithm, s.3712–3715.
- [97] **Rahman, Z., Jobson, D. ve Woodell, G.** (1996). Multi-scale retinex for color image enhancement, *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*, cilt 3, s.1003–1006 vol.3.
- [98] **Rahman, Z., Jobson, D.J. ve Woodell, G.A.** (2004). Retinex processing for automatic image enhancement, *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 100–110, <https://doi.org/10.1117/1.1636183>.
- [99] **Ren, X., Yang, W., Cheng, W.H. ve Liu, J.** (2020). LR3M: Robust Low-Light Enhancement via Low-Rank Regularized Retinex Model, *IEEE Transactions on Image Processing*, PP, 1–1.
- [100] **Hao, S., Han, X., Guo, Y., Xu, X. ve Wang, M.** (2020). Low-Light Image Enhancement With Semi-Decoupled Decomposition, *IEEE Transactions on Multimedia*, 22, 3025–3038.
- [101] **Gu, Z., Li, F., Fang, F. ve Zhang, G.** (2020). A Novel Retinex-Based Fractional-Order Variational Model for Images With Severely Low Light, *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, 3239–3253.



- [102] **Kimmel, R., Elad, M., Shaked, D., Keshet, R. ve Sobel, I.** (2003). A Variational Framework for Retinex, *International Journal of Computer Vision*, 52, 7–23.
- [103] **Elad, M.** (2005). Retinex by Two Bilateral Filters, *Scale-Space*.
- [104] **Meylan, L. ve Susstrunk, S.** (2006). High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter, *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(9), 2820–2830.
- [105] **Wei, J., Zhijie, Q., Bo, X. ve Dean, Z.** (2018). A nighttime image enhancement method based on Retinex and guided filter for object recognition of apple harvesting robot, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 15(1), 1729881417753871.
- [106] **Bertalmío, M., Caselles, V. ve Provenzi, E.** (2009). Issues About Retinex Theory and Contrast Enhancement, *International Journal of Computer Vision*, 83, 101–119.
- [107] **Ng, M. ve Wang, W.** (2011). A Total Variation Model for Retinex, *SIAM J. Imaging Sciences*, 4, 345–365.
- [108] **Fu, X., Zeng, D., Huang, Y., Zhang, X.P. ve Ding, X.** (2016). A Weighted Variational Model for Simultaneous Reflectance and Illumination Estimation, s.2782–2790.
- [109] **Petro, A.B., Sbert, C. ve Morel, J.M.** (2014). Multiscale Retinex, *Image Process. Line*, 4, 71–88.
- [110] **Lin, H. ve Shi, Z.** (2014). Multi-scale retinex improvement for nighttime image enhancement, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 125.
- [111] **Matin, F., Jeong, Y., Kim, K. ve Park, K.** (2018). Color Image Enhancement Using Multiscale Retinex Based on Particle Swarm Optimization Method, *Journal of Physics: Conference Series*, 960, 012026.
- [112] **Shen, C.T. ve Hwang, W.L.** (2009). Color image enhancement using retinex with robust envelope, s.3141–3144.
- [113] **Jang, I.S., Park, K.H. ve Ha, Y.H.** (2009). Color Correction by Estimation of Dominant Chromaticity in Multi-Scaled Retinex, *Journal of Imaging Science and Technology*, 53, 050502.
- [114] **Lee, C.H., Shih, J.L., Lien, C.C. ve Han, C.C.** (2013). Adaptive Multiscale Retinex for Image Contrast Enhancement, s.43–50.
- [115] **Wang, S., Zheng, J., Hu, H.M. ve Li, B.** (2013). Naturalness Preserved Enhancement Algorithm for Non-Uniform Illumination Images, *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(9), 3538–3548.

- [116] **Wang, D., Niu, X. ve Dou, Y.** (2014). A piecewise-based contrast enhancement framework for low lighting video, *Proceedings 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)*, s.235–240.
- [117] **Fu, X., Liao, Y., Zeng, D., Huang, Y., Zhang, X.P. ve Ding, X.** (2015). A Probabilistic Method for Image Enhancement With Simultaneous Illumination and Reflectance Estimation, *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12), 4965–4977.
- [118] **Ra, J., Jang, J. ve Bae, Y.** (2012). Contrast-Enhanced Fusion of Multi-Sensor Images Using Subband-Decomposed Multiscale Retinex., *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 21.
- [119] **rong Wang, M. ve qing Jiang, S.** (2015/04). Image enhancement algorithm combining multi-scale Retinex and bilateral filter, *Proceedings of the 2015 International Conference on Automation, Mechanical Control and Computational Engineering*, Atlantis Press, <https://doi.org/10.2991/amcce-15.2015.216>.
- [120] **Wang, M., Tian, Z., Gui, W., Zhang, X. ve Wang, W.** (2020). Low-Light Image Enhancement Based on Nonsubsampled Shearlet Transform, *IEEE Access*, 8, 63162–63174.
- [121] **Fan, C.N. ve Zhang, F.Y.** (2011). Homomorphic filtering-based illumination normalization method for face recognition, *Pattern Recognition Letters*, 32(10), 1468–1479.
- [122] **Xiao, L., li, c., Wu, Z. ve Wang, T.** (2016). An Enhancement Method for X-ray Image via Fuzzy Noise Removal and Homomorphic Filtering, *Neurocomputing*, 195.
- [123] **Loza, A., Bull, D. ve Achim, A.** (2010). Automatic contrast enhancement of low-light images based on local statistics of wavelet coefficients, s.3553 – 3556.
- [124] **Sun, T., Jung, C., Ke, P., Song, H. ve Hwang, J.** (2017). Readability Enhancement of Low Light Videos Based on Discrete Wavelet Transform, *2017 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM)*, 342–345.
- [125] **Yang, M., Tang, G., Liu, X., Wang, L., Cui, Z. ve Luo, S.** (2018). Low-light image enhancement based on Retinex theory and dual-tree complex wavelet transform, *Optoelectronics Letters*, 14, 470 – 475.
- [126] **Hsung, T.C., Lun, D. ve Wai Lam, N.** (2011). Efficient fringe image enhancement based on dual-tree complex wavelet transform, *Applied optics*, 50, 3973–86.
- [127] **Kim, S., Jeon, J. ve Eom, I.** (2016). Image contrast enhancement using entropy scaling in wavelet domain, *Signal Processing*, 127, 1–11.

- [128] **Demirel, H., Ozcinar, C. ve Anbarjafari, G.** (2010). Satellite Image Contrast Enhancement Using Discrete Wavelet Transform and Singular Value Decomposition, *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 7, 333 – 337.
- [129] **Wei, Z., Jun, W., Zebin, S. ve Huang, L.** (2015). Combination of contrast limited adaptive histogram equalisation and discrete wavelet transform for image enhancement, *IET Image Processing*, 9.
- [130] **Kawasaki, K. ve Taguchi, A.** (2015). A multiscale retinex based on wavelet transformation, *IEEE Asia-Pacific Conference on Circuits and Systems, Proceedings, APCCAS, 2015*, 33–36.
- [131] **Russo, F.** (2002). An image enhancement technique combining sharpening and noise reduction, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 51(4), 824–828.
- [132] **Asmare, M., Asirvadam, V. ve Mohd Hani, A.F.** (2015). Image enhancement based on contourlet transform, *Signal, Image and Video Processing*, 9.
- [133] **Starck, J.L., Murtagh, F., Candes, E. ve Donoho, D.** (2003). Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform, *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(6), 706–717.
- [134] **Bhutada, G.G., Anand, R.S. ve Saxena, S.C.** (2011). Edge preserved image enhancement using adaptive fusion of images denoised by wavelet and curvelet transform, *Digit. Signal Process.*, 21(1), 118–130.
- [135] **Han, T., Kim, D., Lee, S. ve Song, B.** (2018). Infrared Image Super-Resolution using Auxiliary Convolutional Neural Network and Visible Image under Low-Light Conditions, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 51.
- [136] **Li, L., Si, Y. ve Jia, Z.** (2018). Medical Image Enhancement Based on CLAHE and Unsharp Masking in NSCT Domain, *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 8, 431–438.
- [137] **Wang, L., Fu, G., Jiang, Z., Ju, G. ve Men, A.** (2020). Low-Light Image Enhancement with Attention and Multi-level Feature Fusion, s.276–281.
- [138] **Toet, A., Hogervorst, M., van Son, R. ve Dijk, J.** (2011). Augmenting full colour-fused multi-band night vision imagery with synthetic imagery in real-time, *International Journal of Image and Data Fusion*, 2, 287–308.
- [139] **Zhu, J., Jin, W., Li, L., Han, Z. ve Wang, X.** (2018). Fusion of the low-light-level visible and infrared images for night-vision context enhancement, *Chinese Optics Letters*, 16(11), 013501.
- [140] **Zeng, X., Luo, Z. ve Xiong, X.** (2020). A Fast Fusion Method for Visible and Infrared Images Using Fourier Transform and Difference Minimization, *IEEE Access*, 8.

- [141] **Raskar, R., Ilie, A. ve Yu, J.** (2004). Image Fusion for Context Enhancement and Video Surrealism.
- [142] **Rao, Y., Lin, W. ve Chen, L.** (2010). Image-based fusion for video enhancement of night-time surveillance, *Optical Engineering - OPT ENG*, 49.
- [143] **Rao, Y., Chen, Z., Sun, M.T., Hsu, Y.F. ve Zhang, Z.** (2011). An effective night video enhancement algorithm, *2011 IEEE Visual Communications and Image Processing, VCIP 2011*.
- [144] **Petschnigg, G., Szeliski, R., Agrawala, M., Cohen, M., Hoppe, H. ve Toyama, K.** (2004). Digital Photography with Flash and No-Flash Image Pairs, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 23, 664–672.
- [145] **Reinhard, E., Ward, G., Pattanaik, S. ve Debevec, P.** (2010). *High dynamic range imaging : acquisition, display, and image-based lighting*.
- [146] **Fattal, R., Lischinski, D. ve Werman, M.** (2002). Gradient Domain High Dynamic Range Compression, *ACM Transactions on Graphics*, 21.
- [147] **Li, Z., Zheng, J. ve Rahardja, S.** (2012). Detail-Enhanced Exposure Fusion, *IEEE transactions on image processing : a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 21, 4672–6.
- [148] **Patel, D., Sonane, B. ve Raman, S.** (2017). Multi-exposure Image Fusion Using Propagated Image Filtering, *International Conference on Computer Vision and Image Processing*.
- [149] **Yamakawa, M. ve Sugita, Y.** (2018). Image enhancement using Retinex and image fusion techniques, *Electronics and Communications in Japan*, 101.
- [150] **Wang, W., Chen, Z., Yuan, X. ve Wu, X.** (2019). Adaptive Image Enhancement Method for Correcting Low-Illumination Images, *Information Sciences*, 496.
- [151] **Fu, X., Zeng, D., Huang, Y., Liao, Y., Ding, X. ve Paisley, J.** (2016). A Fusion-based Enhancing Method for Weakly Illuminated Images, *Signal Processing*, 129.
- [152] **Yue, H., Yang, J., Sun, X., Wu, F. ve Hou, C.** (2017). Contrast Enhancement Based on Intrinsic Image Decomposition, *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(8), 3981–3994.
- [153] **Ren, Y., Ying, Z., Li, T. ve Li, G.** (2018). LECARM: Low-Light Image Enhancement using Camera Response Model, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1–1.
- [154] **Ying, Z., Li, G. ve Gao, W.** (2017). *A Bio-Inspired Multi-Exposure Fusion Framework for Low-light Image Enhancement*, 1711.00591.

- [155] **Rahman, Z., Aamir, M., Pu, Y.F., Ullah, F. ve Dai, Q.** (2018). A Smart System for Low-Light Image Enhancement with Color Constancy and Detail Manipulation in Complex Light Environments, *Symmetry*, 10(12).
- [156] **Zhiyuan, Z., Feng, Z., Liu, J. ve Hao, S.** (2020). Single-image low-light enhancement via generating and fusing multiple sources, *Neural Computing and Applications*, 32.
- [157] **Dong, X., Wang, G., Pang, Y., Li, W., Wen, J., Meng, W. ve Lu, Y.** (2011). Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video, *cilt 7*, s.1 – 6.
- [158] **Shi, Z., Zhu, M., Guo, B., Zhao, M. ve Zhang, C.** (2018). Nighttime low illumination image enhancement with single image using bright/dark channel prior, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018.
- [159] **Zhang, X., Shen, P., Luo, L., Zhang, L. ve Song, J.** (2012). Enhancement and noise reduction of very low light level images, s.2034–2037.
- [160] **Song, J., Zhang, L., Shen, P., Peng, X. ve Zhu, G.** (2016). Single Low-Light Image Enhancement Using Luminance Map, **T. Tan, X. Li, X. Chen, J. Zhou, J. Yang ve H. Cheng.** (düzenleyenler), *Pattern Recognition*, Springer, Singapore, s.101–110.
- [161] **Gao, Y., Zheng, Y., Su, J. ve Bao, M.** (2022). Joint Contrast Enhancement and Noise Suppression of Low-light Images Via Deep Learning, s.277–282.
- [162] **Tao, L., Zhu, C., Song, J., Lu, T., Jia, H. ve Xie, X.** (2017). Low-light image enhancement using CNN and bright channel prior, s.3215–3219.
- [163] **Lee, H., Sohn, K. ve Min, D.** (2020). Unsupervised Low-Light Image Enhancement Using Bright Channel Prior, *IEEE Signal Processing Letters*, 1–1.
- [164] **Hu, Y., Shang, Y., Fu, X. ve Ding, H.** (2015). A low illumination video enhancement algorithm based on the atmospheric physical model, *2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, s.119–124.
- [165] **Tang, C., Wang, Y., Feng, H., Xu, Z., Li, Q. ve Chen, Y.** (2019). Low-light image enhancement with strong light weakening and bright halo suppressing, *IET Image Processing*, 13.
- [166] **Long, L. ve Gupta, A.** (2008). Biologically-Inspired Spiking Neural Networks with Hebbian Learning for Vision Processing.
- [167] **Boyd, S. ve Vandenberghe, L.** (2004). *Convex Optimization*, Cambridge University Press.
- [168] **Duchi, J., Hazan, E. ve Singer, Y.** (2011). Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization, *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2121–2159.

- [169] **Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G.** (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Neural Information Processing Systems*, 25.
- [170] **Kingma, D. ve Ba, J.** (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization, *International Conference on Learning Representations*.
- [171] **Lore, K.G., Akintayo, A. ve Sarkar, S.** (2015). LLNet: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement, *ArXiv, abs/1511.03995*.
- [172] **Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Salakhutdinov, R.** (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929–1958.
- [173] **Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A.** (2016). *Deep Learning*, MIT Press.
- [174] **Stenroos, O.** (2017). Object detection from images using convolutional neural networks, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:56293615>.
- [175] **Fukushima, K.** (1990). Neocognitron: A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition, *Neural Networks*, 1, 119–130, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6527089>.
- [176] **Cho, K., van Merriënboer, B., Çağlar Gülçehre, Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H. ve Bengio, Y.** (2014). Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation, *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*.
- [177] **Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z. ve Shi, W.** (2017). Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network, *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, s.105–114.
- [178] **Gómez, P., Semmler, M., Schützenberger, A., Bohr, C. ve Döllinger, M.** (2019). Low-light image enhancement of high-speed endoscopic videos using a convolutional neural network, *Medical Biological Engineering Computing*, 57.
- [179] **Priyadarshini, R., Bharani, A., Rahimankhan, E. ve Rajendran, N.** (2021). Low-Light Image Enhancement Using Deep Convolutional Network.
- [180] **Ren, W., Liu, S., Ma, L., Xu, Q., Xu, X., Cao, X., Du, J. ve Yang, M.H.** (2019). Low-Light Image Enhancement via a Deep Hybrid Network, *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(9), 4364–4375.
- [181] **Chang, H., Ng, M., Wang, W. ve Zeng, T.** (2015). Retinex image enhancement via a learned dictionary, *Optical Engineering*, 54.

- [182] **Fu, H., Ma, H. ve Wu, S.J.** (2012). Night Removal by Color Estimation and sparse representation, *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 3656–3659.
- [183] **Fotiadou, K., Tsagkatakis, G. ve Tsakalides, P.** (2014). Low Light Image Enhancement via Sparse Representations, *International Conference on Image Analysis and Recognition*.
- [184] **Cepeda-Negrete, J. ve Sanchez-Yanez, R.** (2015). Automatic selection of color constancy algorithms for dark image enhancement by fuzzy rule-based reasoning, *Applied Soft Computing*, 28, 1–10.
- [185] **Yan, Z., Zhang, H., Wang, B., Paris, S. ve Yu, Y.** (2016). Automatic photo adjustment using deep neural networks, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 35(2), 1–15.
- [186] **Lore, K.G., Akintayo, A. ve Sarkar, S.** (2015). LLNet: A Deep Autoencoder Approach to Natural Low-light Image Enhancement, *Pattern Recognition*, 61.
- [187] **Park, S., Yu, S., Park, K. ve Paik, J.** (2018). Dual Autoencoder Network for Retinex-Based Low-Light Image Enhancement, *IEEE Access*, 1–1.
- [188] **Kim, M.** (2022). Improvement of Low-Light Image by Convolutional Neural Network, s.189–192.
- [189] **Tao, L., Zhu, C., Xiang, G., Li, Y., Jia, H. ve Xie, X.** (2017). LLCNN: A convolutional neural network for low-light image enhancement, s.1–4.
- [190] **Wang, W., Wei, C., Yang, W. ve Liu, J.** (2018). GLADNet: Low-Light Enhancement Network with Global Awareness, s.751–755.
- [191] **Ignatov, A., Kobyshev, N., Timofte, R., Vanhoey, K. ve Van Gool, L.** (2017). Dslr-quality photos on mobile devices with deep convolutional networks, *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, s.3277–3285.
- [192] **Lv, F., Lu, F., Wu, J. ve Lim, C.** (2019). MBLLEN: Low-light image/video enhancement using CNNs., *BMVC*, cilt220, Northumbria University, s. 4.
- [193] **Eilertsen, G., Kronander, J., Denes, G., Mantiuk, R.K. ve Unger, J.** (2017). HDR image reconstruction from a single exposure using deep CNNs, *ACM transactions on graphics (TOG)*, 36(6), 1–15.
- [194] **Liu, C., Wu, X. ve Shu, X.** (2018). Learning-based dequantization for image restoration against extremely poor illumination, *arXiv preprint arXiv:1803.01532*.
- [195] **Chen, C., Chen, Q., Xu, J. ve Koltun, V.** (2019). Learning to see in the dark, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, s.3291–3300.

- [196] **Shen, L., Yue, Z., Feng, F., Chen, Q., Liu, S. ve Ma, J.** (2017). Msr-net: Low-light image enhancement using deep convolutional network, *arXiv preprint arXiv:1711.02488*.
- [197] **Guo, Y., Ke, X., Ma, J. ve Zhang, J.** (2020). A pipeline neural network for low-light image enhancement, *IEEE Access*, 7, 13737–13744.
- [198] **Wei, C., Wang, W., Yang, W. ve Liu, J.** (2018). Deep retinex decomposition for low-light enhancement, *arXiv preprint arXiv:1808.04560*.
- [199] **Li, C., Guo, J., Porikli, F. ve Pang, Y.** (2018). LightenNet: A convolutional neural network for weakly illuminated image enhancement, *Pattern recognition letters*, 104, 15–22.
- [200] **Zhang, Y., Zhang, J. ve Guo, X.** (2019). Kindling the darkness: A practical low-light image enhancer, *Proceedings of the 27th ACM international conference on multimedia*, s.1632–1640.
- [201] **Cai, J., Gu, S. ve Zhang, L.** (2018). Learning a deep single image contrast enhancer from multi-exposure images, *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(4), 2049–2062.
- [202] **Yang, X., Xu, K., Song, Y., Zhang, Q., Wei, X. ve Lau, R.W.** (2018). Image correction via deep reciprocating HDR transformation, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, s.1798–1807.
- [203] **Kinoshita, Y. ve Kiya, H.** (2020). Convolutional neural networks considering local and global features for image enhancement, *2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, s.2110–2114.
- [204] **Chen, Y.S., Wang, Y.C., Kao, M.H. ve Chuang, Y.Y.** (2018). Deep photo enhancer: Unpaired learning for image enhancement from photographs with gans, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, s.6306–6314.
- [205] **Wang, J., Tan, W., Niu, X. ve Yan, B.** (2020). RDGAN: Retinex decomposition based adversarial learning for low-light enhancement, *2020 IEEE international conference on multimedia and expo (ICME)*, IEEE, s.1186–1191.
- [206] **Ignatov, A., Kobyshev, N., Timofte, R., Vanhoey, K. ve Van Gool, L.** (2018). Wespe: weakly supervised photo enhancer for digital cameras, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*, s.691–700.
- [207] **Kim, G., Kwon, D. ve Kwon, J.** (2020). Low-lightgan: Low-light enhancement via advanced generative adversarial network with task-driven training, *2020 IEEE International conference on image processing (ICIP)*, IEEE, s.2811–2815.



- [208] **Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.J., Li, K. ve Fei-Fei, L.** (2009). Imagenet: A large-scale hierarchical image database, *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, Ieee, s.248–255.
- [209] **Everingham, M., Van Gool, L., Williams, C.K., Winn, J. ve Zisserman, A.** (2010). The pascal visual object classes (voc) challenge, *International journal of computer vision*, 88, 303–338.
- [210] **Lin, T.Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P. ve Zitnick, C.L.** (2014). Microsoft coco: Common objects in context, *Computer Vision–ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, Proceedings, Part V 13*, Springer, s.740–755.
- [211] **Loh, Y.P. ve Chan, C.S.** (2019). Getting to know low-light images with the exclusively dark dataset, *Computer Vision and Image Understanding*, 178, 30–42.
- [212] **Guo, X., Li, Y. ve Ling, H.** (2016). LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation, *IEEE Transactions on image processing*, 26(2), 982–993.
- [213] **Jobson, D., Rahman, Z. ve Woodell, G.** (1997). Properties and performance of a center/surround retinex, *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(3), 451–462.
- [214] **Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., Guadarrama, S. ve Darrell, T.** (2014). Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding, *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia*, s.675–678.
- [215] **Schaefer, G. ve Stich, M.** (2004). UCID: An uncompressed color image database, *cilt5307*, s.472–480.
- [216] **Arbelaez, P., Fowlkes, C. ve Martin, D.** (2007). The Berkeley segmentation dataset and benchmark, *Computer Science Department, Berkeley University*. [Online]. Available: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds>.
- [217] **Jiang, H., Tian, Q., Farrell, J. ve Wandell, B.** (2016). Learning the Image Processing Pipeline, *IEEE Transactions on Image Processing*.
- [218] **Long, J., Shelhamer, E. ve Darrell, T.** (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation, s.3431–3440.
- [219] **Chen, Q., Xu, J. ve Koltun, V.** (2017). Fast Image Processing with Fully-Convolutional Networks, *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2516–2525.

- [220] **Shi, W., Caballero, J., Huszár, F., Totz, J., Aitken, A., Bishop, R., Rueckert, D. ve Wang, Z.** (2016). Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network.
- [221] **Ronneberger, O., Fischer, P. ve Brox, T.** (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, Springer International Publishing, s.234–241.
- [222] **Wang, R., Zhang, Q., Fu, C.W., Shen, X., Zheng, W.S. ve Jia, J.** (2019). Underexposed photo enhancement using deep illumination estimation, *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, s.6849–6857.
- [223] **Jiang, Y., Gong, X., Liu, D., Cheng, Y., Fang, C., Shen, X., Yang, J., Zhou, P. ve Wang, Z.** (2021). Enlightengan: Deep light enhancement without paired supervision, *IEEE transactions on image processing*, 30, 2340–2349.
- [224] **Yuan, Y., Yang, W., Ren, W., Liu, J., Scheirer, W.J. ve Wang, Z.** (2019). UG Track 2: A Collective Benchmark Effort for Evaluating and Advancing Image Understanding in Poor Visibility Environments, *arXiv preprint arXiv:1904.04474*.
- [225] **Žbontar, J. ve Lecun, Y.** (2016). Stereo Matching by Training a Convolutional Neural Network to Compare Image Patches, 17.
- [226] **Scharstein, D., Szeliski, R. ve Zabih, R.** (2002). A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms, *Proceedings IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision (SMBV 2002)*, s.131–140.
- [227] **Scharstein, D., Hirschmüller, H., Kitajima, Y., Krathwohl, G., Nešić, N., Wang, X. ve Westling, P.** (2014). High-resolution stereo datasets with subpixel-accurate ground truth, *Pattern Recognition: 36th German Conference, GCPR 2014, Münster, Germany, September 2-5, 2014, Proceedings 36*, Springer, s.31–42.
- [228] **Geiger, A., Lenz, P. ve Urtasun, R.** (2012). Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite, *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, s.3354–3361.
- [229] **Jeon, D.S., Baek, S.H., Choi, I. ve Kim, M.H.** (2018). Enhancing the spatial resolution of stereo images using a parallax prior, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, s.1721–1730.
- [230] **Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H. ve Simoncelli, E.** (2004). Image quality assessment: from error visibility to structural similarity, *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600–612.
- [231] **Huynh-Thu, Q. ve Ghanbari, M.** (2008). Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment, *Electronics Letters*, 44, 800 – 801.

- [232] **Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G.S., Davis, A., Dean, J., Devin, M. ve diğeri** (2016). Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems, *arXiv preprint arXiv:1603.04467*.





## ÖZGEÇMİŞ

**Adı Soyad:** Emin Cihangir US

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Yüksek Lisans:** 2024, İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, Telekomünikasyon Mühendisliği.
- **Lisans:** 2019, Kocaeli Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği.

### YÜKSEK LİSANS TEZİNDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **US, Emin Cihangir & Ekşioğlu, Ender Mete** (2024). Deep Low-Light Image Enhancement via Self Supervised Curve Estimation Method, *3rd International Graduation Research Symposium, IGRS 2024*