



**GÖZ İLE FARK EDİLMEYEN
KÜÇÜK HAREKETLERİN ALGILANMASINDA
GÖRÜNTÜ BÜYÜTME YÖNTEMLERİNİN
PERFORMANS ANALİZİ**

Ümit KAŞ

**Yüksek Lisans Tezi
Yazılım Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Erkan TANYILDIZI
AĞUSTOS-2016**

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GÖZ İLE FARK EDİLMEYEN KÜÇÜK HAREKETLERİN ALGILANMASINDA
GÖRÜNTÜ BÜYÜTME YÖNTEMLERİNİN PERFORMANS ANALİZİ

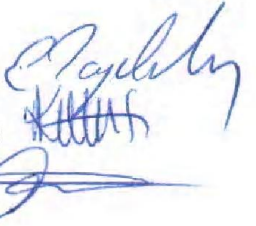
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Ümit KAŞ
(121137102)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 27 Temmuz 2016

Tezin Sunulduğu Tarih : 9 Ağustos 2016

Danışman : Doç. Dr. Erkan TANYILDIZI (F.Ü)
Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR(F.Ü)
Doç. Dr. Davut HANBAY(I.Ü)



AĞUSTOS 2016

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasını yöneten, zaman ve mekân sınırı gözetmeksizin tezin tamamlanmasında yardımlarını esirgemeyen saygıdeğer danışmanım Doç. Dr. Erkan TANYILDIZI'na teşekkür ederim.

Çalışmalarım esnasında, bilgi ve birikimlerini benden esirgemeyen ve bana destek olan Prof. Dr. İbrahim Türkoğlu, Yrd. Doç. Fatih ÖZKAYNAK, Arş. Gör. Dr. Türker TUNCER, Arş. Gör. Dr. Muhammet BAYKARA' ya, manevi desteğini esirgemeyen Serpil KAVASOĞLU ve diğer mesai arkadaşlarıma, yetişmemde emeği geçen kıymetli öğretmenlerime, bu çalışmada nokta kadar emeği olan isimlerini burada belirtmediğim insanlara ve bugün bilimsel olarak ulaştığımız noktaya gelmemizi sağlayan tüm bilim adamlarına teşekkür ederim.

Ayrıca, bugünlere gelmemi sağlayan ve her zaman yanımda olan aileme, iyi dileklerini esirgemeyen dostlarıma teşekkür ederim.

Ümit KAŞ
ELAZIĞ- 2016

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ÖZET	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ	IX
SEMBOLLER LİSTESİ	X
1. GİRİŞ	1
1.1. Amaçlar	8
1.2. Araştırma Yöntemi	8
1.3. Tezin Yapısı	9
2. GÖRÜNTÜ HAREKETİNİ BÜYÜTME	10
2.1. Görüntü Büyütme Teknikleri	10
2.2. Hareket Tahmini.....	11
2.2.1. Blok Karşılaştırma Yöntemleri	12
2.2.2. Optik Akış	14
2.2.2.1. Diferansiyel Tabanlı Yöntemler (Differential Based Methods, DBM).....	15
2.2.2.2. Frekanslı Tabanlı Yöntemler (Frequency Based Methods, FBM).....	18
2.2.2.3. İlinti Tabanlı Yöntemler (Correlation Based Methods, CBM)	18
2.2.2.4. Çoklu Hareket Yöntemleri (Multiple Motion Methods, MMM)	19
2.2.2.5. Zamansal Arıtma Yöntemleri (Temporal Refinement Methods, TRM)	19
2.3. Uzay-Zamansal İşlem.....	20
2.4. Euler Görüntü Büyütme Yöntemi	20
2.4.1. Uzaysal İşlem	20
2.4.2. Büyütme ve Zamansal Filtreleme Arasındaki İlişki.....	21
2.4.3. Büyütme Faktörü.....	22
2.4.4. Büyütme İçin Sınırlar	22
2.4.5. Zamansal Filtreler	23
2.4.5.1. IIR Filtresi	23
2.4.5.2. Butterworth Filtresi	24

2.4.5.3.	Bant Geçiren Filtre	24
2.4.6.	Görüntünün Yeniden Oluşturulması	25
3.	GÖRÜNTÜ AYRIŞTIRMASI	26
3.1.	Görüntü Piramitleri	26
3.1.1.	Alçak Geçiren Piramit	27
3.1.1.1.	Gauss Piramidi	27
3.1.2.	Bant Geçiren Piramit	32
3.1.2.1.	Laplace Piramidi	32
3.1.2.1.1.	Piramidin Yapısı	33
3.1.2.2.	Yönlendirilebilir Piramit	34
3.1.2.2.1.	Sistem Şeması	34
4.	SİSTEMİN YAPISI.....	37
4.1.	Giriş Görüntüleri	37
4.2.	Ayrıştırma.....	39
4.3.	Zamansal Süreç	40
4.4.	Filtreler	40
4.5.	Büyütme	42
4.6.	Yeniden Oluşturma	43
5.	DENEYSEL SONUÇLAR.....	44
5.1.	Hesapsal Analiz.....	44
5.2.	Görüntü Kalitesi	49
5.2.1.	PSNR.....	49
5.2.2.	SSIM.....	69
6.	SONUÇLAR ve ÖNERİLER	86
	KAYNAKLAR.....	87
	ÖZGEÇMİŞ.....	92

ÖZET

Bu tez çalışmasında, insan gözü tarafından algılanması zor olan bir görüntüdeki, gizli renk ve hareket değişimlerini açığa çıkarmada kullanılan görüntü büyütme yöntemlerinin performans analizi yapılmıştır. Bu analiz işleminde, görüntü büyütme yöntemi olarak Euler renk büyütme ve Euler hareket büyütme yöntemleri kullanılmıştır. Her iki görüntü büyütme yönteminde, görüntü ayrıştırma yöntemi olarak hem Laplace piramidi hem de Gauss piramidi kullanılmış ve bu piramitlerin performansları karşılaştırılmıştır. Euler Görüntü Büyütme yönteminde, öncelikle giriş görüntüsü bir piramit yapısı kullanılarak farklı uzaysal frekans bantlarına ayrıştırılır. Bu uzaysal frekans bantlarına ayrıştırma işleminden sonra aynı zamansal filtre tüm bantlara uygulanır. Filtrelenmiş uzaysal bantlar, kullanıcı tarafından belirtilen bir büyütme faktörü ile büyütülür. Bu büyütülmüş sinyaller, daha sonra orijinal sinyalin arkasına eklenir. Tüm bu uzaysal olarak ayrıştırılan görüntü çerçeveleri, büyütülmüş renk ve hareketi içeren son çıkış görüntüsünü elde etmek için yeniden oluşturulur. Tüm piramit ayrıştırmalarından elde edilen çıkış görüntüleri hesapsal olarak analiz edilir ve PSNR(En Büyük İşaret-Gürültü Oranı) ve SSIM(Yapısal Benzerlik İndeksi Ölçümü) değerleri üzerinden birbirleriyle karşılaştırılır. Görüntü işleme zamanı, görüntü ayrıştırma yöntemlerini karşılaştırmada kullanılan bir parametredir. Görüntü ayrıştırma yöntemleriyle yapılan deneylerin sonuçları görüntü işleme zamanı açısından incelendiğinde, Gauss piramit ayrıştırmasıyla görüntü büyütmenin daha iyi bir performansa sahip olduğu görülmüştür. Bu yöntemler görüntü kalitesi olarak PSNR değerleri açısından incelendiğinde, Gauss piramidinin renk büyütme işleminde daha iyi sonuçlar verdiği Laplace piramidinin ise hareket büyütme işleminde daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Gauss Piramidi, Laplace Piramidi, Hareket Büyütme, Görüntü Büyütme, Euler Görüntü Büyütme, Görüntü Kalitesi, PSNR, SSIM

SUMMARY

Performance Analysis of Video Magnification Techniques in Perceiving of Subtle Small Motions

In this thesis, performance analysis of the video magnification techniques which are used to reveal subtle variations of colour and motions in a video that are difficult to perceive with the human eye was achieved. In this analysis process, Eulerian colour magnification and Eulerian motion magnification techniques have been used as video magnification technique. In both video magnification techniques, both Laplace pyramid and Gauss pyramid have been used as video decomposition technique and performances of these pyramids have been compared. In Eulerian Video Magnification technique, the input video is firstly decomposed into different spatial frequency bands by using a pyramid structure. After decomposition process into these spatial frequency bands, the same temporal filter is applied to all bands. Filtered spatial bands are magnified by a magnification factor that is specified by the user. These magnified signals are then added back to the original signal. All of these video frames that are decomposed as spatial are reconstituted to obtain the final output video that contains magnified colour and motion. The output videos that were obtained from the all pyramid decompositions are computationally analyzed and compared with each other through PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) and SSIM(Structural Similarity Index Measurement) values. The video processing time is a parameter which is used to compare with video decomposition techniques. When the results of the experiments that are done with video decomposition techniques investigated in terms of video processing time, it was seen that video magnification with Gauss pyramid decomposition has a better performance. When these techniques investigated in terms of PSNR values as video quality, it was seen that while Gauss pyramid gives a better result in colour magnification process, Laplace pyramid gives a better result in motion magnification process.

Keywords: Gaussian Pyramid, Laplacian Pyramid, Motion Magnification, Video Magnification, Eulerian Video Magnification, Video Quality, PSNR, SSIM

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1. Görüntüdeki hareketin büyütülmesi işlemi	10
Şekil 2. Blok karşılaştırma yöntemi ve araştırma alanı	13
Şekil 3. (x,y,t) konumundan $(x + \nabla x, y + \nabla y, t + \nabla t)$ konumuna hareket eden bir noktanın parlaklık değişmezliği	16
Şekil 4. Euler görüntü büyütme süreci.	22
Şekil 5. IIR filtresinin frekans cevabı	23
Şekil 6. Butterworth filtresinin frekans cevabı	24
Şekil 7. Bant geçiren filtrenin frekans cevabı	24
Şekil 8. Evriştirilmiş hedef örüntüsü	28
Şekil 9. Hedef örüntünün küçültülmüş ölçekli kopyaları	28
Şekil 10. Gauss piramidi.....	29
Şekil 11.a. Eşdeğer ağırlık fonksiyonu	30
Şekil 11.b. 2 Gaussun farkı	30
Şekil 12. Gauss piramit seviyesinin orijinal boyut seviyesine yükseltilmesi	31
Şekil 13. Laplace piramidi.....	32
Şekil 14. Laplace piramidi ile görüntünün üretimi.....	33
Şekil 15. Yönlendirilebilir piramidin zaman bölgesindeki yapısı	34
Şekil 16. Yönlendirilebilir piramit tabanlı görüntü ayrıştırması örneği	36
Şekil 17. Uygulamalarda kullanılan görüntüler.....	38
Şekil 18. Uygulamalarda kullanılan sistemin blok diyagramı.....	39
Şekil 19. Sinyal elde etmede kullanılan filtrelerin frekans cevapları	41
Şekil 20. Yeniden oluşturma aşamasının blok diyagramı	43
Şekil 21. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	50
Şekil 22. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	52
Şekil 23. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	53
Şekil 24. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	54
Şekil 25. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	55
Şekil 26. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	56
Şekil 27. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri	57

Şekil 28. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	58
Şekil 29. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	59
Şekil 30. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	60
Şekil 31. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	61
Şekil 32. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	62
Şekil 33. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	63
Şekil 34. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	64
Şekil 35. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	65
Şekil 36. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	66
Şekil 37. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	67
Şekil 38. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	68
Şekil 39. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının PSNR grafikleri	69
Şekil 40. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	71
Şekil 41. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	71
Şekil 42. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	72
Şekil 43. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	73
Şekil 44. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	73
Şekil 45. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	74
Şekil 46. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	75
Şekil 47. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	75
Şekil 48. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	76
Şekil 49. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	77
Şekil 50. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	77
Şekil 51. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	78
Şekil 52. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	79
Şekil 53. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	79
Şekil 54. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	80
Şekil 55. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	81
Şekil 56. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	82
Şekil 57. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	82
Şekil 58. Gauss ve Laplace ayrıştırmaalarının SSIM grafikleri.....	83

TABLÖLAR LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Görüntüler için kullanılan parametreler.	42
Tablo 2. Uygulama_1 görüntü dizisi için Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar	45
Tablo 3. Uygulama_2 görüntü dizisi için Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar	46
Tablo 4. Uygulama_1 görüntü dizisi için Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar	47
Tablo 5. Uygulama_2 görüntü dizisi için Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar	48
Tablo 6. Uygulama_1 görüntü dizisi için MSSIM değerleri	84
Tablo 7. Uygulama_2 görüntü dizisi için MSSIM değerleri	85

SEMBOLLER LİSTESİ

KISALTMALAR

SSIM	: Structural Similarity Index Measurement
PSNR	: Peak Signal-to-Noise Ratio
EKG	: Elektrokardiyografi
CAF	: Cartoon Animation Filter
EVM	: Eulerian Video Magnification
BPM	: Beats Per Minute
E2VM	: Enhanced Eulerian Video Magnification
PPG	: Photoplethysmograph
FFT	: Fast Fourier Transform
CAND	: Complement of Absolute Normalized Difference
MAST	: Mega-Amper Spherical Tokamak
MHD	: Magnetohydrodynamic
LBP	: Local Binary Patterns
HOOF	: Histogram of Oriented Optical Flow
DVMAG	: Dynamic Video Magnification
ROI	: Region of Interest
MB	: Macro Block
SMB	: Sub Macro Block
3DRS	: 3 Dimensional Recursive Search
MAD	: Mean Absolute Difference
SAD	: Sum of Absolute Differences
DBM	: Differential Based Methods
FBM	: Frequency Based Methods
CBM	: Correlation Based Methods
SNR	: Signal-to-Noise-Ratio
MMM	: Multiple Motion Methods
TRM	: Temporal Refinement Methods
IIR	: Infinite Impulse Responsible
MSE	: Mean Squared Error
dB	: Desibel
Hz	: Hertz
S	: Saniye
FPS	: Frame Per Second
MSSIM	: Mean Structural Similarity Index Measurement

SEMBOLLER LİSTESİ

α	: Büyütme faktörü
$B_k(w)$	: Bant geçiren filtre
$B(x, t)$	: Yoğunluk değişim fonksiyonu
∇I	: Uzaysal yoğunluk gradyeni
δt	: Uzaysal yerdeğişim
f_s	: Kameranın örnekleme frekansı
$G(x, t)$	: Gabor filtresi
I_D	: Bozuk görüntü dizisi
I_R	: Referans görüntü dizisi
I_x	: Optik akışın x bileşeninin yoğunluk türevi
I_y	: Optik akışın y bileşeninin yoğunluk türevi
$I(x, t)$	: Orijinal yoğunluk fonksiyonu
$\hat{I}(x, t)$	: Büyütülmüş yoğunluk fonksiyonu
$I(x, y, t)$	: (x,y) pikselinin parlaklık değeri
λ_c	: Dalga boyu
$\mu_{ID}(n)$	: Bozuk görüntü dizisinin n. çerçevesinin ortalaması
$\mu_{IR}(n)$	: Referans görüntü dizisinin n. çerçevesinin ortalaması
σ	: Standart sapma
$\vec{v}$	: Optik akış
V_x	: Optik akışın x bileşeni
V_y	: Optik akışın y bileşeni
$W_l(Hz)$	: Hareket/Renk büyütme için alt kesim frekansı
$W_h(Hz)$	: Hareket/Renk büyütme için üst kesim frekansı
$w(m, n)$	: Bekleme fonksiyon

1. GİRİŞ

Görüntü işleme, son yıllarda oldukça önem kazanmış olup günümüzde, kimya, ziraat ve tıp bilimleri gibi çeşitli alanlara uygulanmaktadır. Görüntü işlemenin tıp bilimlerindeki kullanımı, son yıllarda oldukça artmıştır. Görüntü işleme, maddelerin ufak ayrıntılarını açığa çıkarabilen araç-gereçlerin geliştirilmesine ve problemlerin kesin olarak belirlenmesi aşamasında bilim adamlarına yardım etmektedir. Bu araç-gereçlerden bir kaçı; röntgen cihazı, EKG (Elektrokardiyografi, Electrocardiography) cihazı, bilgisayarlı tomografiler ve ultrason cihazlarıdır. Ayrıca tedavisi zor olan çeşitli hastalıkların tedavisi için insanlara yardım eden tıp bilimleri alanında, çeşitli görüntü işleme uygulamaları bulunmaktadır. Bu uygulamalardan birisi, düşük görüşlü hastalara yardım eden cihazlardır. Düşük görüşlü hastalar, tipik olarak düşük görüş netliğine ve önemli bir kontrast hassasiyet kaybına sahip olan kişilerdir. Bu tür hastalar, bu bozulmalardan dolayı okuma, yazma, yüzleri ayırt etme, televizyon izleme ve günlük hayatlarındaki diğer aktiviteleri tamamlamada çok sayıda güçlüklerle karşılaşmaktadır. Bu tür problemleri çözmek için kontrast ve görüşü arttırmada, görüntü büyütme sürecini kullanan cihazlar kullanılmaktadır [1]. Görüntü işlemenin kullanıldığı diğer bir alan ise, insan gözü tarafından algılanamayan bir görüntüdeki hareketlerin ortaya çıkarılmasıdır.

İnsan gözü, sınırlı bir uzay-zamansal hassasiyete sahip olmasından dolayı, görüş seviyesinin altında kalan ve oldukça yararlı bilgiler içerebilen sinyalleri tespit edememektedir. Düşük uzaysal genlikli harekete örnek olarak, vücuttaki kan dolaşımından dolayı, cilt rengi değişimi verilebilir [1-4]. Bu görünemeyen sinyallerdeki hareketi ortaya çıkarabilmek ve bu hareketi büyütme için literatürde görüntü büyütme yöntemlerinin uygulandığı çalışmalar yapılmıştır. Görüntü büyütme yöntemleri, Lagrange ve Euler yaklaşımı olmak üzere iki temel kategoriye ayrılmaktadır [1-3, 5-14].

Lagrange yaklaşımı, bir pikselin yörüngesinin zamanla izlenmesi düşüncesine dayalı bir yaklaşımdır [2,3,5,7,10-13,15]. Bu yaklaşımda, hareketler açıkça tahmin edilmektedir [14]. Hareketin doğru tahmin edilmesi, özellikle karışık hareket ve kapanma sınırı alanlarındaki bozulmaları gidermek, zor ve sayısal olarak pahalı bir süreçtir [1-3, 5, 10-12]. Diğer yandan, Euler yaklaşımı, belirli bir hareket tahminine gereksinim duymaksızın verilen bir konumdaki zamansal yoğunluk değişimlerini doğrudan büyütmektedir [5]. Euler yaklaşımı, bir akışkana ait bir pikselinin üç boyutlu karşılığının zamanla değişen basınç ve

hız gibi özelliklerini kullanmaktadır [1-3, 4, 7, 11-13, 16]. Lagrange yaklaşımı sadece hareket değişimlerini büyütebilirken, Euler yaklaşımı hem hareket hem de renk değişimlerini büyütmektedir [2, 14]. Literatürde hem Lagrange hem de Euler yaklaşımına dayalı çeşitli çalışmalar yer almaktadır.

2005 yılında Liu ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada Lagrange yaklaşımı kullanılarak, hemen göze çarpmayan hareketler büyütülüp, analiz edilmiş ve görünmeyen bozulmalar görüntülenmiştir. Bu sistemdeki giriş, sabit bir kamera ile alınan görüntü dizisidir. Referans çerçevesi otomatik olarak yakınlık, benzer renk ve ilişkili hareketlerle sınıflandırılan yaygın öznitelik alanına parçalanır. Bu sistemde, bir mikroskoptaki odaklama işlemi gibi, kullanıcı hareket büyütme faktörünü belirlemek ve değiştirmek için ilgili bölümü belirleyebilmektedir. Çıkış dizisi kullanıcının, sanki fiziksel hareketlerin kendisi büyütülmüş, daha sonra kaydedilmiş gibi sezgisel bir görüntüdeki büyütülmüş hareketlerin şekil ve karakteristiklerini görmesine izin vermektedir. Bu çalışmada, kaliteli bir çıkış görüntüsü elde etmek için hareket bölütleme ve resim içinde boyama gibi ek yöntemler kullanıldığı için algoritmanın karmaşıklığının artması olumsuz yön olarak görülmüştür [2,3, 7, 11-13,15].

2006 yılında Wang ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, Çizgi Film Animasyon Filtresi(Cartoon Animation Filter, CAF) kullanılarak algılanabilir hareket büyütmenin elde edilmesi için Lagrange yaklaşımı kullanılmıştır. Filtre, giriş olarak karışık hareket sinyalini almakta ve çıkış sinyalini daha hareketli veya canlı şekilde harmanlamaktadır. Bu filtre ile orijinal sinyalin ikinci türevinin zaman kaydırılmış, kurtarılmış ve ters çevrilmiş versiyonu, orijinal sinyale eklenmektedir. Bu tür filtrenin hemen hemen tüm parametreleri, otomatik olarak belirlenmesine rağmen sadece filtrenin istenen dayanıklılığı kullanıcı tarafından belirlenmektedir. Deneysel sonuçlar, filtrelenmiş hareket sinyalinin tahmin edilmesi, tamamlanması, büyütülmesi, ezilme ve genişleme(squash and stretch) etkilerinin orijinal hareket verisinde bulunmadığını göstermiştir. CAF' ın uygulamaları, oyunlar gibi gerçek zamanlı uygulamalarda veya PowerPoint gibi iki boyutlu sunum sistemlerinde olacaktır [1- 3, 11-13, 17].

2012 yılında Wu ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, hemen göze çarpmayan değişiklikleri açığa çıkarmak için Euler yaklaşımına dayanan Euler Görüntü Büyütme (Eulerian Video Magnification, EVM) yöntemi önerilmiştir [1-4, 6-9, 13, 14, 16, 18-22]. Bu yöntem, optik akış algoritmalarının temelini oluşturan aynı diferansiyel yaklaşıma dayanmaktadır [2, 3, 11-13]. Giriş görüntü dizisi öncelikle çok ölçekli bir Laplace veya

Gauss yığına ayrıştırılmaktadır. Hemen göze çarpmayan değişiklikler, zamansal olarak filtrelenebilir. Ölçeklenip giriş dizisinin arkasına eklendiğinde büyütülmüş bir çıkış elde edilmiş olur. Bu yöntemde, hareketin büyütülmesi için bir hareket tahmini yapılmamaktadır ve bunun yerine sabit konumlardaki zamansal renk değişimleri büyütülerek hareket büyütülmektedir. Oldukça etkili sonuçlar üretilmesine rağmen sadece küçük büyütme faktörleri ve küçük hareketler tutulabilmektedir. Daha büyük değerler, büyütülmüş görüntüdeki yararlı bilgiyi ortadan kaldırabilen kırpma şeklinde bozulmalar üretmektedir [1-5, 7-9, 13, 14, 16, 18]. EVM yöntemi, literatürde doğrusal yaklaşım veya doğrusal büyütme olarak da adlandırılmaktadır [1-2, 4, 6-9, 13, 14, 16]. Bu yöntemin, Euler renk büyütme ve Euler hareket büyütme olmak üzere iki türü bulunmaktadır. Büyütme yönteminin türüne göre zamansal filtre seçilmektedir. Euler renk büyütme için dar aralıklı bant geçiren bir filtre önerilirken, Euler hareket büyütme için geniş aralıklı bant geçiren bir filtre önerilmektedir [1-3, 7, 22].

2013 yılında Bharadwaj ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, sahte bir yüzün hareket büyütme ile etkili bir şekilde tespit edilmesi gerçekleştirilmiştir. Hareketin büyütülmesi için EVM yöntemi kullanılmıştır. EVM yöntemi, elde edilen bir görüntüdeki insanlar tarafından yaygın olarak sergilenen mikro ve makro yüz ifadelerini büyütmüştür. Yapılan deneysel çalışmalar, yaklaşık olarak büyütülen hareketlerin özellikle doku tabanlı yaklaşımlarda olmak üzere, sahtecilik tespit tekniklerinin performansını artırdığını göstermiştir [5].

2013 yılında Sushma ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, görüntülerdeki küçük hareketlerin yarı otomatik olarak büyütülmesi gerçekleştirilmiştir. Hareketlerin büyütülmesi için EVM yöntemi kullanılmıştır. 2012 yılında Wu ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada [3], her görüntü girişi olarak bir parametre kümesine ihtiyaç duyarken, bu çalışmada, bu parametreler, görüntüden elde edilen bilgi kullanılarak otomatik olarak elde edilmiştir. Bu çalışma ile görüntü büyütmede kullanılan parametrelerin ($W_l, W_h, \alpha, \lambda_c$) otomatik olarak belirlenebileceği gösterilmiştir [23].

2013 yılında Breclj tarafından yapılan seminer çalışmasında, EVM yönteminin matematiksel temelleri anlatılmıştır. Büyütme sınırlarında yapılan büyütme işleminde çok miktarda bozulmanın olmayacağı gösterilmiştir. Ayrıca yöntemin tipik olarak kullandığı filtreler açıklanmış ve görüntünün nasıl üstesinden gelinebileceği fikri açıklanmıştır [18].

2013 yılında Wadhwa ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, doğrusal yaklaşımın sınırlarını aşmak için faz tabanlı başka bir Euler yaklaşımı geliştirilmiştir.

Karmaşık yönlendirilebilir piramit temelli olan bu çalışma, faz tabanlı optik akıştan esinlenmiştir. Bu yaklaşım, tüm uzaysal frekanslarda daha büyük büyütme faktörlerine izin vermiştir ve doğrusal yaklaşımdan daha iyi gürültü performansı elde etmiştir. İyileştirilmiş bu özellikler, doğrusal yaklaşımın uygulama sahasını genişletmiştir [2, 6, 8,13, 19].

2013 yılında Chambino tarafından yapılan yüksek lisans tezi çalışmasında, EVM yöntemi kullanılarak kişinin hayati sinyalleri, Android tabanlı olarak geliştirilen bir uygulama ile elde edilmiştir. Daha önceden kalp atış sayısı, solunum hızı gibi hayati sinyaller web kamerası ve akıllı bir telefon kullanılarak temassız olarak başarılı çalışmalar ile gerçekleştirilmiştir. Ancak, EVM yönteminin akıllı telefonlarda bir uygulaması henüz gerçekleştirilmediği için bu çalışma Android tabanlı olarak gerçekleştirilmiştir. Bundan dolayı, Android yüklü bir cihazda Euler renk büyütme yönteminin makul bir şekilde çalışabilmesi için bu yöntem optimize edilmiştir. Android uygulaması ile kişinin nabzın belirlenmesi, bozulmaların hareketiyle uğraşma ve büyütülmüş kan akışının gerçek zamanlı gösterimi gibi özellikler gerçekleştirilmiştir. Bu uygulama ile birkaç kişi üzerinde yapılan test ölçümleri, *ViTRox* uygulaması [24] ve ateryel kan basıncı ölçer (sfigmomanometre) ile belirlenen değerlerle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Bland-Altman indeksine göre yapılan analiz sonucunda ateryel kan basıncı ölçere göre bu yöntemle yapılan 70bpm(Beats Per Minute, dakikadaki kalp atış sayısı) üzerindeki ölçümlerin doğru tahmin edilmediği görülmüştür [7].

2014 yılında Wadhwa ve arkadaşları tarafından yapılan çalışma ile elde edilen çıkış görüntüleri, 2013 yılında Wadhwa ve arkadaşları tarafından yapılan çalışma[6] ile elde edilen çıkış görüntüleri ile benzer kalitede elde edilmiş ve bu görüntülerin elde edilme süresi %75 oranında azalmıştır. Bu yöntemde uzaysal ayrıştırma işleminde Riesz piramidi kullanılmıştır. Sonuçlar, Riesz piramidinin 8 yönlü kompleks yönlendirilebilir piramitten [6] 4-5 kat daha hızlı çalıştığını göstermiştir. Riesz piramidinin gerçekleştirme maliyetinin kompleks piramidi gerçekleştirme maliyetinden daha az olduğu görülmüştür [13, 19].

2014 yılında Rubinstein tarafından yapılan doktora tezi çalışmasında, görüntülerdeki hem kısa hem de uzun süreli zamansal değişimlerin görselleştirilmesi ve analizi gerçekleştirilmiştir. Görüntülerle birlikte gelen gürültülerin kaldırılması için yeni bir Euler yaklaşımı geliştirilmiştir. Euler yaklaşımının Euler hareket büyütme ve Euler renk büyütme olmak üzere iki farklı yöntemi vardır. Euler hareket büyütme(örneğin; bilek görüntüsünden nabzın elde edilmesi) ve Euler renk büyütme(örneğin; yüz görüntüsünden nabzın elde edilmesi) yöntemleri kullanılarak kişinin kalp atış sayısı elde edilmiştir.

Doğrusal ve faz tabanlı yöntemin temel özellikleri açıklanmıştır. Faz tabanlı yöntemin doğrusal yöntemle göre daha büyük büyütme faktörünü desteklediği ve daha az gürültülü çıkış görüntüleri oluşturduğu görülmüştür [2].

2014 yılında Liu ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, EVM yöntemini geliştirmek için işlem sonrası bir teknik geliştirilmiştir. Bu teknik, Gelişmiş Euler Görüntü Büyütme(Enhanced Eulerian Video Magnification, E2VM) olarak adlandırılmıştır. E2VM süreci, piksel değişikliğine neden olmadığı için E2VM, doğrusal yaklaşıma göre daha büyük büyütme faktörlerine izin vermiş, gürültüden daha az etkilenmiş ve daha az bozulmaya sahip görüntüler elde etmiştir. Doğrusal yaklaşımla kıyaslandığında E2VM' nin çalışma zamanında, %14.5 oranında bir azalma izlenmiştir [8, 13].

2014 yılında Carvalho ve Virani tarafından yapılan çalışmada, web kamerası ile kişinin kalp atış sayısı hesaplanmıştır. Yüzdeki kan akışını görselleştirebilmek için EVM yöntemi kullanılmıştır. Web kamerası ile alınan yüz görüntüleri, uzaysal olarak Gauss piramidi ve zamansal olarak bant geçiren filtre kullanılarak ayrıştırılmıştır. Önerilen yöntemle elde edilen kalp atış sayıları, gerçek kalp atış sayıları ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen değerlerin gerçek değerlere oldukça yakın olduğu tespit edilmiştir [20].

2014 yılında Daneshkohan ve Nasrabadi tarafından yapılan çalışmada, web kamerası ile kişinin kalp atış sayısı hesaplanmıştır. Bu çalışmada, kalp atış sayısını bulmak için EVM yöntemi kullanılmıştır. Otuz iki kişinin el ve yüz görüntüleri eş zamanlı alınmış ve ayrıca sonuçları değerlendirmek için kişilerin parmaklarına takılan PPG(fotoplethysmografi, PhotoPlethysmoGraph) sensörlerinden fotoplethysmografi sinyalleri alınmıştır. Daha sonra el ve yüz görüntüleri EVM sürecinden geçirilerek analiz edilmiş ve görüntülerden sinyaller elde edilmiştir. Sinyallerden kalp atış sayısı Hızlı Fourier Dönüşümü(Fast Fourier Transform, FFT), sıfırdan geçiş(zero crossing) ve zirve tespiti(peak detection) olmak üzere üç yöntem kullanılarak çıkarılmıştır. Sonuçlar, PPG sinyallerinden elde edilen kalp atış sayıları ile Normalleştirilmiş Mutlak Farkın Tümüleyeni(Complement of Absolute Normalized Difference, CAND) indeksine göre karşılaştırılmıştır. Otuz iki kişinin ortalama CAND değerlerine dayanan sonuçlar, yüz görüntüleri için %92.15 uygunluk oranı ile elde edilmiştir. Hatta iki yöntemin(EVM, PPG) birleşik grafiksel ve istatistiksel analizi, Bland-Altman indeksine göre yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar, bu çalışmanın gerçek zamanlı uygulamalarda temassız bir yolla kalp atış sayısının elde edilebildiğini göstermiştir [4].

2014 yılında Ryan tarafından yapılan çalışmada, EVM yöntemi kullanılarak Mega-Amperlik Küresel Tokamak(Mega-Amper Spherical Tokamak, MAST) üzerinde küresel Manyetohidrodinamiğin(MagnetoHydroDynamic, MHD) görüntüsü görünür yapılmıştır. Bu çalışmada, EVM, MAST plazma kenarının yüksek hızlı görünür ışıklı kamera görüntüsüne uygulanmıştır. Geniş genlikli kopma modu, Mirnov bobini kullanılarak tespit edilmiştir. EVM uygulanarak bu mod, yüksek hızlı kamera görüntüsünde kolaylıkla gözle görünür hale getirilmiştir ve bu modun uzaysal yapısı ve zamansal gelişimi detaylıca ortaya çıkmıştır [21].

2014 yılında Gogia ve Liu tarafından yapılan çalışmada, EVM ve faz tabanlı görüntü işleme yöntemleri kullanılarak insan yüzündeki gözle görünmesi zor hareketlerin büyütülmesiyle yüzdeki mikro-ifadeler tespit edilmiştir. Çalışmada, psikolojik araştırmalarla sınıflandırılmış altı evrensel duygunun(mutluluk, üzüntü, nefret, hüsrân, öfke, şaşkınlık) yüz ifadesine ait on kişinin yüz görüntüleri kullanılmıştır. Büyütme işlemi, tüm kişiler için tüm duyguların açık bir şekilde görünürlüğünü sağlamıştır [9].

2014 yılında Bharadwaj ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, hareket büyütme ve pencereli biçimdeki çok özellikli delil birleştirme kullanılarak görüntülerdeki sahte bir yüzün tespiti gerçekleştirilmiştir. Kişiler tarafından yaygın olarak sergilenen mikro ve makro yüz ifadeleri(örneğin; göz kırpma, seğirme ve birleşik göz hareketi) EVM yöntemi kullanılarak büyütülmüştür. Doku ve hareket(canlılık) özellikleri sırasıyla Yerel İkili Örüntüler(Local Binary Patterns, LBP) konfigürasyonu ve Optik Akış Yön Histogramı(Histogram of Oriented Optical Flow, HOOF) özellik çıkarma yöntemleri kullanılarak çıkarılmıştır. Bu çalışmanın sonuçlarının değerlendirilmesi ve mevcut algoritmalarla karşılaştırılması için halka açık mevcut fotoğraf çıktı saldırısı(Print Attack), yeniden oynatma saldırısı(Replay Attack) ve CASIA-FASD veri tabanları kullanılmıştır. Gerçekleştirilen deneyler, EVM yönteminin LBP doku özelliklerinin performansını arttırdığını göstermiştir [10].

2014 yılında Sarode ve Mandaogade tarafından yapılan çalışmada, görüntü büyütme yaklaşımları olan Lagrange ve Euler yaklaşımları genel hatlarıyla incelenmiştir. Öncelikle Lagrange yaklaşımıyla yapılan çalışmalar, daha sonra, Euler yaklaşımıyla yapılan çalışmalar genel özellikleriyle açıklanmıştır. Bu yaklaşımların kullanıldığı uygulama alanları hakkında bilgilendirme yapılmıştır [11].

2014 yılında Sarode ve Mandaogade tarafından yapılan çalışmada, EVM yöntemi kullanılarak dört farklı görüntü üzerinde büyütme işlemi gerçekleştirilmiştir. Görüntü

büyütme yaklaşımları olan Lagrange ve Euler yaklaşımları ile yapılan çalışmalar incelenmiştir. EVM yöntemi ile elde edilen çıkış görüntüsü, iki yönlü bir filtreden geçirilerek yumuşatılmıştır [12].

2014 yılında He ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, EVM, özellikle Euler renk büyütme yöntemi kullanılarak nabız geçiş süresi ölçülmüştür. Nabız geçiş süresi, tam olarak iki nokta arasındaki yayılma zamanı gecikmesidir. Nabız geçiş süresini ölçmek için bilek ve boyun noktaları seçilmiştir. Önerilen sistemin performansını değerlendirmek için ölçülen nabız geçiş süresi, iki nabız sensörü ve Arduino devre kartına dayanan geleneksel bir teknik kullanılarak belirlenen zaman farkıyla karşılaştırılmıştır. Deneysel çalışmalar on kişinin merdiven çıkma, merdiven çıkmadan beş dakika sonrası ve merdiven çıkmadan yirmi dakika sonrası olmak üzere üç durumda gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, EVM yöntemi ile ölçülen nabız geçiş süresinin nabız sensörleri ile belirlenen nabız geçiş süresi ile arasında bir ilişki olduğunu göstermiştir [22].

2015 yılında Kamble ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, EVM yöntemi genel hatlarıyla incelenmiştir. EVM yöntemi çerçevesinde geliştirilen dört teknik açıklanmıştır: 1. Doğrusal yaklaşım metodu [3] 2. Faz tabanlı görüntü işleme [6] 3. Hızlı faz tabanlı görüntü işleme için Riesz piramidi [19] 4. E2VM [8]. Ayrıca, bu çalışmada, bu tekniklerin avantaj ve dezavantajları da açıklanmıştır [13].

2015 yılında Elgharib ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, büyük hareketlerdeki küçük hareketler(örneğin; göz hareketlerindeki mikro seğirmeler) için Dinamik Görüntü Büyütme(Dynamic Video Magnification, DVMAG) yöntemi geliştirilmiştir. Daha önce geliştirilen görüntü büyütme yöntemleri [3, 6, 15, 19] büyük hareketi ve bu hareketin bozulmalarını büyüttüğü için küçük hareket bunlar tarafından gölgelemiştir ve bu durum, büyük hareket içerisindeki küçük hareketin görünmesini zorlaştırmıştır. DVMAG yöntemi ile büyük hareketteki küçük hareketin görünmesi sağlanmıştır. Bu yöntemde, sadece İlgiilenilen Alan(Region of Interest, ROI) büyütülürken diğer alanlar bütünlüğünü korumuştur. Sonuçlar, DVMAG yönteminin daha büyük hareketlerle, daha büyük büyütme faktörlerle uğraştığını ve bozulmalarda önemli derecede azaltma yaptığını göstermiştir [14].

2015 yılında Kamble ve Patil tarafından yapılan çalışmada, EVM yöntemi ile elde edilen çıkış görüntülerindeki gürültülerin giderilmesi amacıyla bir yöntem geliştirilmiştir. Yüksek kalitede bir gürültü temizleme işlemi için zamansal filtre ve dalgacık alanındaki uzaysal filtre birleştirilerek kullanılmıştır. Uzaysal filtrelemede, yeni bir dalgacık küçültme

yöntemi uygulanmıştır. Zamansal filtrelemede, bir hareket algılayıcı ve özyineli zaman ortalaması(recursive time-averaging) kullanılmıştır. Bu yöntem, doğrusal yaklaşım [3], faz tabanlı yaklaşım [6], E2VM yaklaşımı [8] ile PSNR ve SSIM değerlendirme ölçütlerine üç farklı görüntü üzerinde karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, bu yöntemin görsel kalite ve sayısal performans ölçütleri açısından daha iyi olduğunu göstermiştir [16].

2015 yılında Khalili ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada, endoskopik robot destekli kısmi böbrek ameliyatı görüntülerinde nabız şeklinde atan hareketin analizi yardımıyla tıkalı damar dizisinin otomatik bölümlenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu yöntem, Euler yaklaşım tabanlı EVM [3] ve faz tabanlı görüntü büyütme [6] yöntemlerinden esinlenmiştir. EVM yönteminin büyük hareketler durumunda gürültünün büyütülmesi ve hatalara karşı hassas olmasından dolayı tipik ameliyat görüntüleri için EVM yönteminin uygun olmadığı sonucuna varılmıştır. Bu yöntem, faz tabanlı görüntü büyütme yöntemini böbreği saran yağ yüzeyinde çok zor görünen küçük hareketleri tespit etmek ve etiketlendirmek için genişletmiştir. Değerlendirme sonuçları ve kullanıcı çalışmaları, bu yöntemin renk, şekil ve doku gibi diğer görünür özellikleri kullanan mevcut yöntemleri tamamlama için uygun olduğunu göstermiştir [25].

1.1. Amaçlar

Bu tez çalışmasının amaçları:

- Hareket büyütme sürecinde daha iyi sonuçlar üretme yöntemlerini incelemek
- Gürültünün azaltılması ve daha kaliteli çıkış görüntüleri üretme yöntemlerini araştırmak

1.2. Araştırma Yöntemi

Bu çalışmada; Gauss, Laplace ve Yönlendirilebilir görüntü ayrıştırma yöntemleri incelenmiştir. Hem Euler renk büyütme yönteminde hem de Euler hareket büyütme yönteminde, hem Gauss hem de Laplace görüntü ayrıştırma yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler, hem hesapsal analiz açısından hem de görüntü kalitesi açısından karşılaştırılmıştır.

1.3. Tezin Yapısı

Bu tez çalışması, altı bölümden oluşmaktadır. İlk bölüm, giriş kısmını oluşturmakta ve bu bölümde, tezin genel tanıtımı yapılmaktadır. Takip eden başlıklarda tezin amaçlarından bahsedilmiştir.

Tezin ikinci bölümünde, görüntü büyütmenin temel kavramlarından bahsedilmiş ve hareket tahmin yöntemlerine değinilmiştir.

Üçüncü bölümde, görüntü ayrıştırma yöntemlerinden bahsedilmiş ve bu yöntemlerden Gauss, Laplace ve Yönlendirilebilir görüntü ayrıştırma yöntemleri incelenmiştir.

Dördüncü bölümde, uygulamalarda kullanılan görüntü büyütme işleminin sistem modeli açıklanmış ve bu modelde yer alan süreçler ve temel kavramlar açıklanmıştır.

Beşinci bölümde, Laplace ve Gauss piramit ayrışmaları kullanılarak farklı görüntüler üzerinde büyütme işlemi gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar ile bu yöntemlerin performansları karşılaştırılmıştır.

Tezin altıncı bölümü, sonuçlar ve öneriler kısmından oluşmaktadır. Bu bölümde, tez çalışmasında incelenen görüntü büyütme yöntemlerinin deneysel sonuçlarından elde edilen sonuçlara değinilmiş ve gelecekte bu alanda yapılacak çalışmalar için önerilerden bahsedilmiştir.

2. GÖRÜNTÜ HAREKETİNİ BÜYÜTME

Görüntü işlemenin kullanıldığı uygulama alanlarından birisi de görüntüdeki hareketin tahminidir. Hareket tahmini; bir görüntüde hareket eden bir nesnenin hareketini tespit ve takip etmek için kullanılan görüntü işlemlerinden birisidir. Hareket tespiti, görüntü kodlama uygulamalarında oldukça faydalıdır. Bir kodlayıcıya eklenen bir dinamik hareket dedektörü, etkin bir kütlenin hareketli olup olmadığını analiz etme aşamasında bu kodlayıcıya yardım edebilmektedir [26]. Bu hareket bazen insan gözü tarafından görünemeyecek kadar küçüktür. Hemen göze çarpmayan bu hareket, yararlı bir bilgi taşıyabilmektedir. Bu andaki bilgidan ve önemsiz hareketten yararlanmak için bu hareketin büyütülmesi gerekmektedir. Görüntüdeki hareketin büyütülmesi işlemi Şekil 1’de gösterilmektedir. Görüntü hareketini büyütme, normal şartlar altında fark edilemeyen bir görüntüdeki değişiklikleri belirlemek için faydalı bir araçtır [1].



Şekil 1. Görüntüdeki hareketin büyütülmesi işlemi

2.1. Görüntü Büyütme Teknikleri

Görüntü büyütme teknikleri; büyütülmesi gereken görüntüden hareket bilgisini çıkarır ve hareket bilgisini çıkardıktan sonra, bu hareketi büyütürler. Lagrange yöntemine dayanan teknikler, bir görüntüdeki hareketi takip ederken, Euler yöntemine dayanan tekniklerin hareketi takip etmesine gerek yoktur [2]. Lagrange yöntemine dayanan tekniklere, 2005 yılında Liu ve arkadaşları tarafından yapılan hareket büyütme adlı çalışma [15] örnek olarak verilebilir. Euler yöntemine dayanan tekniklere ise 2012 yılında Wu ve arkadaşları tarafından yapılan EVM çalışması [3], 2013 yılında Wadhwa ve arkadaşları tarafından faz

tabanlı görüntü büyütme çalışması [6] ve 2014 yılında Wadhwa ve arkadaşları tarafından yapılan Riesz piramit tabanlı görüntü büyütme çalışması [19] örnek olarak verilebilir.

2.2. Hareket Tahmini

Hareket tahmini, çoğunlukla bir görüntünün komşu çerçeveleri olan iki farklı çerçeve arasındaki bir dönüşümdür. Hareket vektörleri, bu dönüşümü analiz etmek için belirlenmektedir. Hareket vektörü; tüm çerçevelerle ilgiliyse bu tür bir hareket vektörü global hareket vektörü olarak adlandırılır. Ancak, Makro Blok(Macro Block, MB), Alt Makro Blok(Sub Macro Block, SMB) veya bir piksel ile ilgiliyse, bu tür hareket vektörü yerel hareket vektörü olarak adlandırılmaktadır [1]. Bir görüntüye ait hareket vektörünün üç temel özelliğe sahip olması beklenir [27]:

- Doğru hareketi elde etmeli
- Hareket tahmin hatası düşük olmalı
- Düşük bir entropiye sahip olmalıdır.

Hareket tespiti sürecine, kenar belirleme işlemi oldukça yarar sağlamaktadır. Kenar belirlemenin amacı, görüntüdeki bilginin değerlendirilerek, görüntü işleme sürecinde zaman kaybettiren gereksiz bilginin elenmesiyle görüntüyü uygun düzeye getirmektir. Bir resimdeki nesnenin kenarının belirlenmesi, komşu piksel ilkesine göre yapılmaktadır. Piksel yoğunluk değerleri bir karar bloğu ile karşılaştırılır ve daha sonra pikselin bir kenar olup olmadığına karar verilir. Kenar belirlemeden sonra, bir görüntüdeki hareket daha kolay bir şekilde izlenebilir [1].

Hareket tahminine ilişkin az sayıdaki problem; geometri, aydınlatma ve yansıma oranıdır. Şekilsiz nesneler, hızlı hareket eden ışıklı nesneler, gölgeler ve gürültü, hareket tahmini için problemlere neden olmaktadır. Bu problemleri çözmek için sert nesneler, mat ara yüzler ve düşük gürültü gibi bazı varsayımlar yapılmaktadır [1].

Hareket tahmin yöntemleri iki temel grup altında incelenebilir [28]:

- Blok karşılaştırma yöntemleri
- Piksel tabanlı yöntemlerdir.

Blok karşılaştırma yöntemleri, basit oldukları için en sık kullanılan hareket tahmin yöntemleridir. Bu yöntemlerin amacı, üzerinde işlem yapılan görüntü bloğuna uyan en uygun bloğu, bir önceki görüntüden bulmaktır [28].

Piksel tabanlı yöntemlere optik akış(optical flow) örnek olarak verilebilir. Optik akış, 3 boyutlu bir sahnede gözlemcinin hareket etmesi durumunda, görüntüde meydana gelen gözle görülür hareket olarak ifade edilebilir. Görüntüdeki hareketin hem yönünü hem de hızını tanımlamaktadır [29]. Doğru vektör tahmini yapabildiği için akademik çalışmalarda sıklıkla kullanılan bir yöntemdir [28].

Bu hareket tahmin yöntemlerinden hangisinin kullanılacağı, uygulamanın türüne göre kullanıcı tarafından belirlenmektedir.

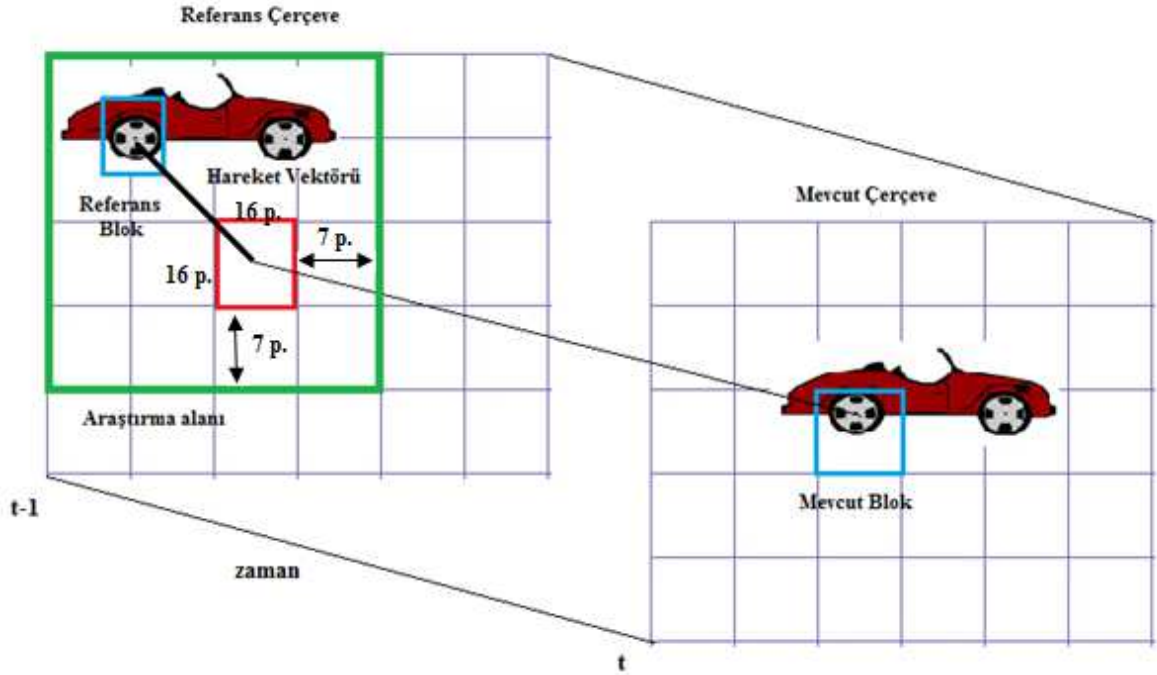
2.2.1. Blok Karşılaştırma Yöntemleri

Blok karşılaştırma yöntemleri, hareket tahminin en temel, en etkili, ama aynı zamanda en eski yöntemlerinden biridir [30].

Araştırmacılar tarafından birçok blok karşılaştırma yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden en kolay ve hesaplama zamanı en yüksek olan tam arama yöntemidir. Bu yöntem, her bir blok için araştırma alanındaki tüm pikselleri değerlendirmektedir. Tam arama yöntemi, hem en iyi eşleşmeye uyan bloğu bulmakta hem de tüm blok karşılaştırma yöntemleri arasındaki en büyük PSNR değerini elde etmektedir [27].

Blok karşılaştırma yöntemleri arasında yer alan bir diğer yöntem olan 3DRS(3 Boyutlu Özyineli Arama, 3 Dimensional Recursive Search) yöntemi, düşük hesaplama maliyetine sahip olması ve doğru hareket vektörünü hesaplayabilmesinden dolayı en sık kullanılan yöntemlerden birisidir. Günümüzde, birçok görüntü ve televizyon sisteminde 3DRS kullanılmaktadır [28].

Blok karşılaştırma yöntemlerinin birçoğunun amacı, daha az hesaplama maliyetiyle tam arama yönteminde elde edilen PSNR değerine ulaşmaktır [27].



Şekil 2. Blok karşılaştırma yöntemi ve araştırma alanı

Blok karşılaştırma yöntemleri, mevcut çerçevedeki her bloğun referans çerçevedeki karşılığı olan bloğu gösteren bir vektör hesaplamaktadır. Karşılaştırma işlemi için seçilen araştırma alanı, mevcut çerçevedeki mevcut blok konumunun referans çerçevedeki karşılığı olan blok ve o bloğun etrafından, p tane piksel uzaklığındaki alandır [27].

Bulunabilecek maksimum hareketin büyüklüğü, p piksel büyüklüğü tarafından belirlenmektedir. Büyük boyutlu hareketlerin tespiti için bu değerin büyük seçilmesi gerekmektedir, ancak bu değerin büyük seçilmesi durumunda da hesaplama karmaşıklığı artacaktır. Yapılan uygulamalar incelendiğinde p değerinin genellikle 7 piksel olarak seçildiği görülmektedir [28]. Blok karşılaştırma yöntemlerindeki karşılaştırma işlemi ve araştırma alanı Şekil 2’de gösterilmektedir. Blok karşılaştırma yöntemlerinin adımları aşağıdaki gibidir [28]:

1. Öncelikle, incelenecek olan mevcut çerçeve, $N \times N$ boyutlarında alt bloklara ayrılır. Hesaplama işlemlerini kolaylaştırmak için N sayısının bir çift sayı, hatta 2’nin kuvveti olması tercih edilir ve genellikle bu bloklar, 16×16 boyutundadır.
2. Mevcut çerçevedeki her blok ile referans çerçevenin aynı konumundaki blok ve bu bloğun komşuları karşılaştırılır. Bu karşılaştırmalar, maliyet fonksiyonu kullanılarak tüm alt bloklar için gerçekleştirilir.

3. Bu karşılaştırmalar sonucunda mevcut çerçevedeki her blok için referans çevredeki bloklarla aynı boyutta ve en iyi maliyet fonksiyonu değerine sahip referans blok ile mevcut blok arasındaki hareket bilgisini veren vektör hesaplanır.

Blok karşılaştırma yöntemleri, hareket vektörlerini bulurken karşılaştırma işlemlerini maliyet fonksiyonu olarak adlandırılan hata hesaplama yöntemini kullanmaktadır. Bu yöntemlerin amacı minimum zamanla en iyi vektörü elde etmek olduğu için maliyet fonksiyonu olarak kullanılacak fonksiyonun hesaplama maliyetinin düşük olması istenmektedir. Bu amaçla, blok karşılaştırma yöntemlerinde en sık kullanılan maliyet fonksiyonları, Ortalama Mutlak Fark(Mean Absolute Difference, MAD) ve Mutlak Farklar Toplamı(Sum of Absolute Differences, SAD) adlı fonksiyonlardır [28]. Bu fonksiyonlara ait formüller, sırasıyla Denklem 1 ve Denklem 2’ de gösterilmiştir. Bu denklemlerdeki, C mevcut bloğu, R referans bloğu ve N ise blok boyutunu ifade etmektedir.

$$MAD = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |C_{ij} - R_{ij}| \quad (1)$$

$$SAD = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |C_{ij} - R_{ij}| \quad (2)$$

2.2.2. Optik Akış

Optik bir akış, nesnelerin belli bir hareketi veya bir resimdeki parlaklık örüntülerinin bir hareketidir. Bu harekete, sahnedeki nesne ve göz arasındaki ilgili bir hareket sebep olmaktadır. Bu kavram, dünyadaki nesnelerin hareket, mesafe, şekil algısını anlamak için Amerikalı bir psikolog tarafından ilk kez tanıtılmıştır. Optik akış, başlangıçta hareket tespiti, parlaklık ve hareket dengeleme için görüntü işleme alanında kullanılmıştı. Optik akış, yaygın olarak robotik gezinti için uygulanmıştır [1].

Optik akışı hesaplamak için bazı varsayımlar alınmaktadır, örneğin incelenen bir nesnenin parlaklığının zaman boyunca sabit olması ve bir hızın düzgünlüğünün sınırlandırılmasıdır [31]. Optik akış, belirli varsayımlar altında sadece görüntü yüzeyindeki aktif hareketin bir yansımasıyla ilişkilendirilir.

Optik akışı hesaplama yöntemleri aşağıdaki gibi sınıflandırılabilir [1]:

- Diferansiyel Tabanlı Yöntemler
- Frekans Tabanlı Yöntemler
- İlişki Tabanlı Yöntemler
- Çoklu Hareket Yöntemleri
- Zamansal Arıtma Yöntemleri

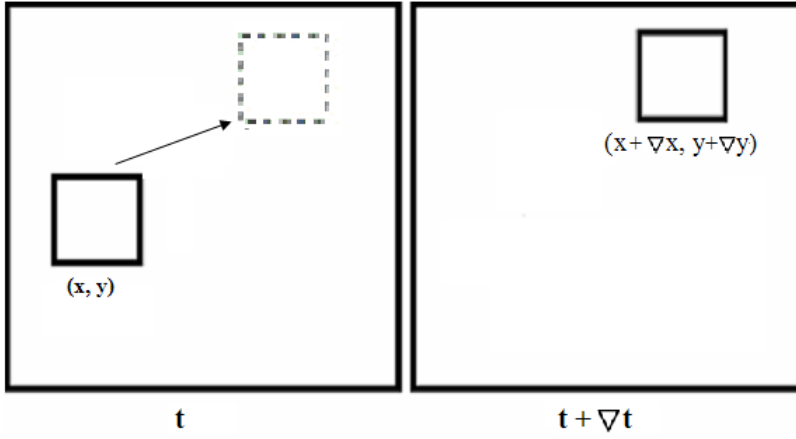
2.2.2.1. Diferansiyel Tabanlı Yöntemler (Differential Based Methods, DBM)

Optik akış yöntemlerinden birisi olan diferansiyel tabanlı yöntemler, gürültü sinyalinin Taylor serisine yaklaşımından dolayı diferansiyel yöntemler olarak bilinmektedir. Optik akış, t ve $t + \nabla t$ örnek zamanlarındaki çerçeveler arasındaki ilgili bir hareketi hesaplamaktadır[1]. Denklem 4'te verilen denklem için 2 çerçeve arasında taşınan bir resmin $r = (x,y)$ pikselindeki parlaklık değeri $I(x,y,t)$ olduğu varsayılmaktadır. Görüntüdeki belirli bir noktanın parlaklığı zamanla değişmezliği Şekil 3'te gösterilmektedir.

$$\frac{dI}{dt} = 0 \quad (3)$$

Ayrıca, noktanın parlaklığı önceki ve sonraki görüntü çerçevelerinde de sabit kalacaktır:

$$I(x,y,t) = I(x + \nabla x, y + \nabla y, t + \nabla t) \quad (4)$$



Şekil 3. (x,y,t) konumundan $(x + \nabla x, y + \nabla y, t + \nabla t)$ konumuna hareket eden bir noktanın parlaklık değişmezliği

Parlaklığın uzay-zamansal düzlemde değişmediği kabulü ile $r = (x,y)$ pikseli etrafındaki $(\nabla x, \nabla y, \nabla t)$ küçük değişimi için bir noktadaki parlaklığın Taylor açılımıyla elde edilen denklem, Denklem 5'te gösterilmektedir:

$$I(x + \nabla x, y + \nabla y, t + \nabla t) = I(x,y,t) + \frac{\partial I}{\partial x} \nabla x + \frac{\partial I}{\partial y} \nabla y + \frac{\partial I}{\partial t} \nabla t + \dots \quad (5)$$

Taylor serileri açılımından elde edilen denklemde, $I(x,y,t) = I(x + \nabla x, y + \nabla y, t + \nabla t)$ olduğundan bu terimler birbirini yok edecektir. Bununla birlikte, en az seviyede zamansal değişim kabulü yapıldığı için, $d_t \rightarrow 0$, yüksek dereceden terimler dikkate alınmaz. Denklem 5 yeniden düzenlenirse, Denklem 6, Denklem 7 ve Denklem 8 elde edilir:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \nabla x + \frac{\partial I}{\partial y} \nabla y + \frac{\partial I}{\partial t} \nabla t = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial I \Delta x}{\partial x \Delta t} \nabla x + \frac{\partial I \Delta y}{\partial y \Delta t} \nabla y + \frac{\partial I \Delta t}{\partial t \Delta t} \nabla t = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial I}{\partial x} V_x + \frac{\partial I}{\partial y} V_y + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (8)$$

Denklem 8'in matris gösterimi, Denklem 9 ile verilmiştir:

$$I_t = -(V_x \ V_y) \begin{pmatrix} I_x \\ I_y \end{pmatrix} \quad (9)$$

Denklem 8’deki V_x ve V_y optik akışın veya görüntü hızının x ve y bileşenleri $\frac{\partial I}{\partial x}$, $\frac{\partial I}{\partial y}$, ve $\frac{\partial I}{\partial t}$, (x,y,t) noktasındaki görüntü yoğunluğunun türevleridir. Genellikle bu kısmi türevler, Denklem 10’daki gibi kısa formda yazılmaktadır:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (10)$$

Optik akışın x ve y bileşenleri olan (V_x, V_y) ile yoğunluk türevleri olan (I_x, I_y, I_t) arasındaki farka dikkat edilmelidir:

$$(I_x, I_y) \cdot (V_x, V_y) = -I_t \quad (11)$$

veya

$$\nabla I \cdot \vec{v} = -I_t \quad (12)$$

Denklem 12’de, $\nabla I = (I_x, I_y)$, uzaysal yoğunluk gradyenini ve $\vec{v} = (V_x, V_y)$, (x,y) pikselinde t anındaki görüntü hızı veya optik akışı göstermektedir.

Görüntüdeki bir nesnenin parlaklığı zamanla değişiyorsa nesnenin hareketinin tespiti imkânsızlaşmaktadır; pikselin bir sonraki görüntü dizisindeki yeri hesaplanamaz. Parlaklığın değişmezliği varsayımı, “Hareket Kısıtlama Denklemi”nin temellerini oluşturmaktadır. Denklem 12’deki formül de “İki Boyutlu Hareket Kısıtlama Denklemi” olarak adlandırılmaktadır. Bu denklem iki bilinmeyenli bir denklemdir ve bu denklemin çözümü sonucunda bir doğru denklemi elde edilmektedir. Doğrultusu bu doğru üzerinde belirli bir (x,y) üzerinde olan birçok hız bileşeni elde edilebilmektedir. Bu nedenle, sadece hareket kısıtlama denkleminde elde edilen doğru, hızın tam yerini bulma konusunda yeterli değildir ve bu problem “Belirsizlik Problemi” olarak adlandırılmaktadır [29, 32].

Bu durum, optik akış algoritmalarının açık bir problemi olarak bilinmektedir. Tüm optik akış yöntemleri, aktif bir akışı tahmin etmek için ek bileşenlere ihtiyaç duymaktadır. Hareket, sadece yeterli bir yoğunluk yapısının olduğu görüntünün konumlarındaki optik akış tarafından tahmin edilebilmektedir [1].

2.2.2.2. Frekanslı Tabanlı Yöntemler (Frequency Based Methods, FBM)

Frekans tabanlı yöntemler, optik akışı Fourier alanında hesaplamaktadır. Bu yöntemlerin avantajlarından birisi, diferansiyel tabanlı yöntemler için elde edilmesi zor olan hareketleri hesaplayabilmesidir. Genellikle, bu tür yöntemler hareket hızlarının hesaplanmasında güvenli bir yöntemle sahip değildir. Bu tür yöntemler, bir konumdaki yalnızca bir tane hızı belirleyebilmektedir [33]. Frekans tabanlı yöntemler aşağıdaki gibi özetlenebilir [34]:

- Yön seçici filtreleme
- Faz tabanlı filtreleme

Yön seçici filtreleme, uzay-zamansal yöne denk olan hareketi belirleyen ve Adelson ve Bergen tarafından önerilen bir yöntemdir. Gabor filtresi, uzay-zamansal enerjiyi açığa çıkaran bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bir Gabor filtresi, bir Gauss fonksiyonunun, bir sinüs veya kosinüs dalga ile çarpımından oluşan filtredir. Denklem 13'te 3 boyutlu bir sinüs(tek) Gabor filtresi gösterilmektedir[35]:

$$G(x, t) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} \sigma_x \sigma_y \sigma_t} e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2} + \frac{t^2}{2\sigma_t^2}\right)} \sin(2\pi(x \cdot k + w \cdot t)) \quad (13)$$

Denklem 13'teki (k,w) merkez frekansını ve σ ise standart sapmayı göstermektedir.

Faz tabanlı filtreleme yönteminde hız, bant geçiren filtrenin çıkışlarının faz davranışına göre tanımlanmaktadır. Bu yöntem, ilk kez Fleet ve Jepson tarafından önerilmiştir [34].

2.2.2.3. İlinti Tabanlı Yöntemler (Correlation Based Methods, CBM)

İlinti tabanlı yöntemler, optik akışı hesaplamak için özelliklerin karşılaştırması mantığına dayanmaktadır. Bu tür yöntemler, frekans tabanlı yöntemlerin problem yaşayabildiği zayıf SNR(Signal-to-Noise-Ratio, İşaret-Gürültü Oranı) değerli görüntülerle iyi çalışabilmektedir. Bu yöntemler, genellikle optik akışı hesaplamak için karşılaştırılabilir özelliklere ihtiyaç duymaktadır. Ancak genellikle, görüntülerdeki çoğu özellik hatalı karşılaştırma yapmaya açıktır. Bu yüzden bu yöntemlerin doğruluğu frekans tabanlı yöntemler kadar iyi değildir [33].

2.2.2.4. Çoklu Hareket Yöntemleri (Multiple Motion Methods, MMM)

Çok sayıda fenomen, çoklu görüntü hareketine neden olabilmektedir. Bu fenomenler arasında, kapanma ve şeffaflık, onların gerçek görüntülerdeki oluşumu açısından önemlidir [35]. Kapanma, bir görüntüdeki bir nesnenin bir bölümünün kasıtlı veya kasıtsız olarak görüntü dışındaki nesneler tarafından engellenmesidir. Şeffaflık ise bir görüntünün arka planın görünmesi halidir. Çoklu hareket yöntemleri aşağıdaki gibi özetlenebilir [35]:

- Hat süreçleri
- Karışık hızlı dağılımlar
- Parametrik modeller

Sürekli olmayan hareketleri tahmin etmek için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bu yöntemlerden olan ve hat süreçleri yöntemleri içerisinde yer alan ikili hat süreçleri görüntüdeki kapanmayı önlemede kullanılmaktadır [35].

Sürekli olmayan hareketleri tahmin etmek için diğer bir yöntem olan karışık hızlı dağılımlar yönteminde, her bir görüntüdeki karışık hızlı dağılımlar için yapılan bir modeldir [35].

Parametrik modeller genellikle görüntü hareketini, görüntü koordinatlarındaki değişimi iki değişkenli polinomlarla tanımlamaktadır ve genellikle optik akışın doğru çıkarımı ile sonuçlanan hareket üzerindeki güçlü kısıtlamaları karşılamaktadır [35].

2.2.2.5. Zamansal Arıtma Yöntemleri (Temporal Refinement Methods, TRM)

Optik akışı hesaplama yöntemlerinin çoğu, önceki hesaplardan elde edilen hareket tahminlerini dâhil etmemektedir. Bir resim dizisi verildiği zaman, optik akış resimlerden sadece bir tanesi için hesaplanmaktadır. Bu problemi çözmek için zamansal arıtma yöntemleri önerilmiştir. Zamansal arıtma yöntemlerinin avantajları; doğruluğu arttırması ve hız tahminlerine anlık erişimdir. Bu yaklaşım; paralel, yerel artan bir biçimdeki kapanma sınırlarını belirleyebilmektedir ve sadece tam hareketleri yakalayabilmektedir [1].

2.3. Uzay-Zamansal İşlem

Hareket tahmini için en yetenekli yaklaşımlardan birisi, uzay-zamansal işlemdir. Sürekli dalgacık dönüşümü tabanlı uzay-zamansal filtreleme, hareket seçiciliğinde kullanılabilir. Görünmez sinyallerin çıkarımı için öncelikle uzaysal işlem sonrasında da zamansal işlem kullanılmaktadır. Görüntüdeki hareketlerin zamansal örtüşmesi, zamansal filtreler kullanılarak azaltılmaktadır [1]. Uzay-zamansal filtrelemeyi kullanan Euler metodu bir görüntüdeki küçük, hemen göze çarpmayan hareketleri açığa çıkarabilen bir yöntemdir [2].

2.4. Euler Görüntü Büyütme Yöntemi

Euler Görüntü Büyütme yöntemi, zamansal işlemin büyütme üretebileceği mantığına dayanmaktadır. Bu yöntem, diferansiyel optik akış analizinde kullanılan Taylor serisinin açılımına dayanmaktadır. Bu açılım, doğrusal yaklaşımı kullanmaktadır. Bu yöntemde, belirli uzaysal konumlar zamansal frekans bantlarındaki değişimleri büyütme için seçilir. Zamansal filtreleme hem renk hem de hareket büyütme işlemini gerçekleştirmektedir. Sistem öncelikle giriş görüntüsünü, bir piramit yapısı kullanılarak farklı uzaysal frekans bantlarına ayırmaktadır. Piramit veri yapısı, bir resmin hiyerarşik olarak farklı çözünürlükteki gösterim şeklidir. Bu uzaysal frekans bantlarına ayırma işleminden sonra, zamansal filtre tüm bantlara uygulanır. Zamansal filtreleme aşamasında, zaman serisi ile uyumlu frekans bantlarındaki her bir pikselin değeri işleme alınır ve daha sonra bant geçiren bir filtre uygulanır. Filtrelenmiş uzaysal bantlar, daha sonra kullanıcıya ve uygulamaya göre özel olarak seçilen bir α büyütme faktörü ile büyütülür. Bu büyütülmüş sinyal orijinal sinyalin arkasına eklenir. Tüm bu uzaysal olarak ayırılan görüntü çerçeveleri, büyütülmüş renk veya hareketi oluşturan son çıkışı oluşturmak için yeniden oluşturulur [2]. Bu yöntemin adımları sonraki bölümlerde tanımlanmaktadır.

2.4.1. Uzaysal İşlem

Uzaysal işlem aşamasında, görüntü dizisi, Laplace piramidi yapısı kullanılarak farklı uzaysal frekans bantlarına ayrıştırılır. Bu frekans bantları, işaret-gürültü oranına bağlı olan farklı uzaysal frekanslardan oluşabilmektedir. Bu bantlardaki bozulmalar, alçak geçiren filtre tarafından temizlenir. Görüntünün çerçeveleri, daha sonra hesapsal verimi arttırmak

için Laplace piramit yapısıyla aşağıya doğru örneklenir. Bu seçici piksel bantları, hareketi belirlemek için zamansal filtreleme aşamasında kullanılmaktadır [1,2].

2.4.2. Büyütme ve Zamansal Filtreleme Arasındaki İlişki

Bir görüntü, uzaysal olarak işlendikten sonra, Şekil 4'te gösterildiği gibi zamansal işleme tabii tutulur. Zamansal filtreleme ve hareket büyütme arasındaki ilişki, Taylor serisi açılımına dayalı Denklem 4 ve Denklem 5'teki formüllerle gösterilebilir [2,3]. 1 boyutlu görüntüler için üretilen Taylor serisi açılımı doğrusal olarak genelleştirilerek 2 boyutlu görüntülere de uygulanabilir [1,2].

$$I(x, t) \approx f(x) + \delta t \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (14)$$

Uzaysal yerdeğişimin δt olduğu varsayılarak zamansal bir bant geçiren filtre $I(x, t)$ görüntü yoğunluk fonksiyonuna uygulandığında, t zaman sonraki ilgilenilen tüm alandaki görüntü yoğunluğunu ifade eden $B(x, t)$ yoğunluk değişim fonksiyonu elde edilir.

$$B(x, t) \approx \delta t \frac{\partial f(x)}{\partial x} \quad (15)$$

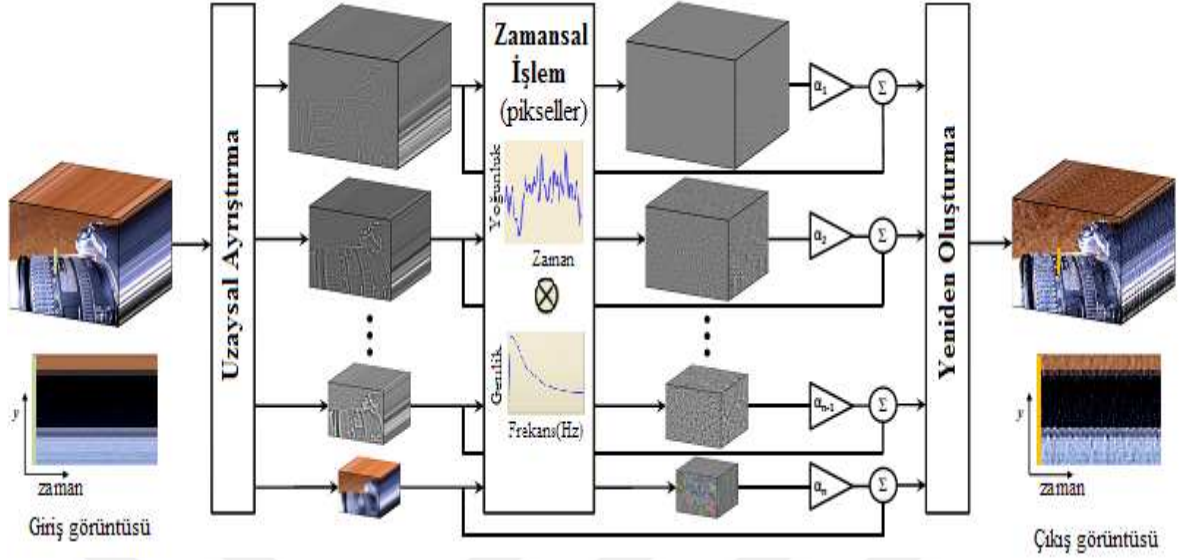
$\tilde{I}(x, t)$ büyütülmüş yoğunluk fonksiyonunu elde etmek için $I(x, t)$ orijinal yoğunluk fonksiyonunun ve α büyütme faktörüyle büyütülen $B(x, t)$ yoğunluk değişim fonksiyonunun toplanması gerekir.

$$\tilde{I}(x, t) = I(x, t) + \alpha B(x, t) \quad (16)$$

Denklem 14,15 ve 16'nın birleştirilmesinden sonra, $\tilde{I}(x, t)$ büyütülmüş yoğunluk fonksiyonu Denklem 17'de gösterildiği gibi ifade edilebilir.

$$\tilde{I}(x, t) \approx f(x + (1 + \alpha)\delta t) \quad (17)$$

Uzaysal yerdeğişimin $(1 + \alpha)$ faktörüyle büyütüldüğü Denklem 17'de gösterilmektedir.



Şekil 4. Euler görüntü büyütme süreci [2].

2.4.3. Büyütme Faktörü

Hareket veya renk gibi büyütülmesi gereken, gerekli frekans bantlarını seçip, çıkardıktan sonra, bu bantlar bir alfa faktörü tarafından büyütülür. Bu değerler, uygulama gereksinimlerine bağlı olarak kullanıcı tarafından kontrol edilebilir. En iyi veya optimize edilmiş bir değer, deneylerin yapılması veya sonuçların incelenmesiyle elde edilmektedir [1,2].

2.4.4. Büyütme İçin Sınırlar

Büyütme faktörü için üst sınır Denklem 18'deki gibi ifade edilebilir [2].

$$(1 + \alpha)\delta t < \frac{\lambda}{8} \quad (18)$$

Denklem 18'deki λ simgesi, görüntü yapısının uzaysal dalga boyunu ifade etmektedir. Bu sınır şartları, küçük bir hareketi yakalamaktadır ve bir büyütme faktörü, kullanıcının türettiği sınırlar için sabitlenir. Bu sınırların aşılması, büyütülmüş görüntülerde büyük bozulmalar oluşturabilmektedir [2,3,18].

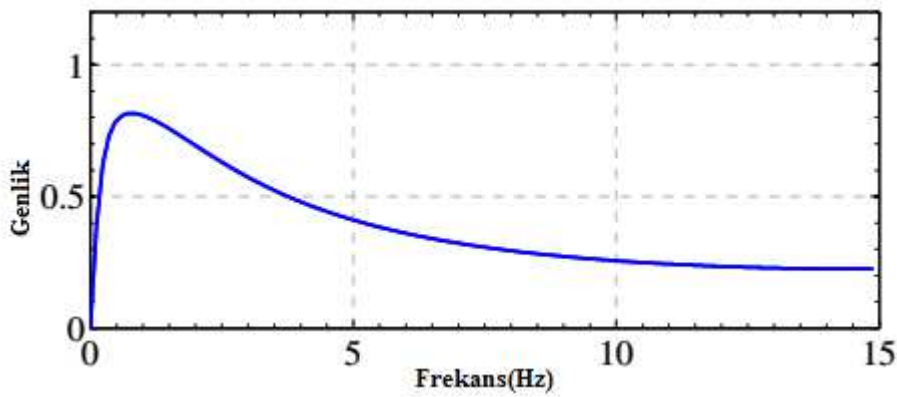
2.4.5. Zamansal Filtreler

Görüntü büyütme için önemli aşamalardan birisi, zamansal filtreleme işlemidir. Bu işlem, Şekil 4'te gösterildiği gibi zamansal işlem bloğunda yapılmaktadır. Uygun bir zamansal filtrenin seçimi, görüntü tipine ve görüntüden çıkarılması gereken bilgiye bağlıdır. Seçilecek filtre, üzerinde çalışılan frekansa göre değişmektedir. Renk büyütülmesi ve küçük hareket büyütme durumundaki bant geçiren filtre özellikleri farklıdır. Filtre seçimindeki bu fark, frekans bantlarından kaynaklanmaktadır. Bir insanın kalp atışının belirlenmesi durumunda, insanın yüz veya bileğindeki kan akışı izlenirken daha iyi ve daha gürültüsüz sonuçlar elde etmek için dar aralıklı bant geçiren filtreler tercih edilmektedir. Belirgin frekanslı ideal bant geçiren filtreler bu görevi yerine getirebilmektedir. Diğer yandan hareket büyütme için geniş aralıklı bant geçiren filtrelerin kullanılması tavsiye edilmektedir [1]. Görüntü büyütme işlemlerinde kullanılan bazı filtreler aşağıda tanımlanmaktadır:

- Sonsuz Dürtü Yanıtlı (Infinite Impulse Responsible, IIR) Filtre
- Butterworth Filtresi
- Bant Geçiren Filtre

2.4.5.1. IIR Filtresi

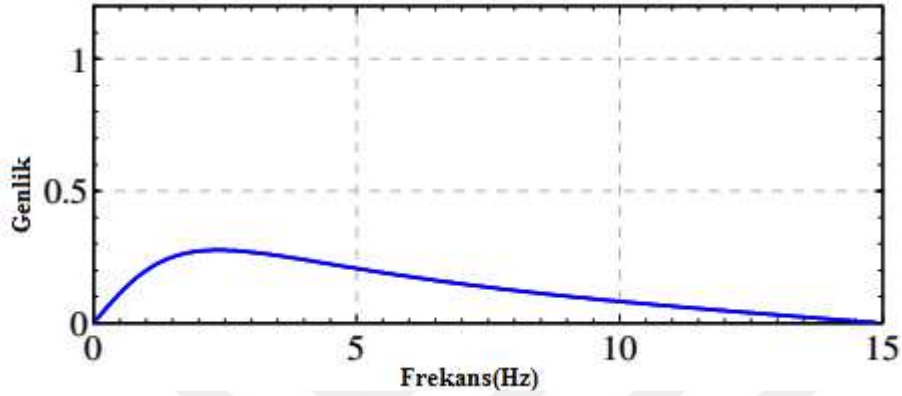
Gerçek zamanda, bu filtreyi hem renk hem de hareket büyütmede kullanmak uygundur. İki düşük değerli IIR filtresi, bir bant geçiren filtre geliştirilmesi için birleştirilebilir [1]. Şekil 5'te 2. dereceli bir IIR filtresinin frekans cevabı gösterilmektedir [2].



Şekil 5. IIR filtresinin frekans cevabı [2].

2.4.5.2. Butterworth Filtresi

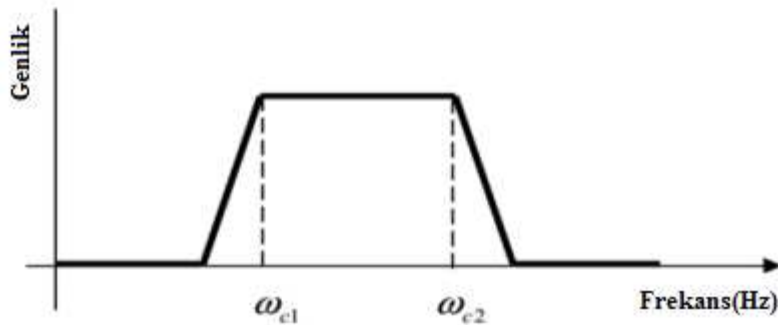
Butterworth filtresi, yatay frekans yanıtlarıyla bilinmektedir. Bu filtre, daha yavaş bir azalma göstermektedir. Bu filtre, tanımlı frekans bandını 2. derece IIR yapısına dönüştürmede kullanılmaktadır [1]. Şekil 6’da bir Butterworth filtresinin frekans cevabı gösterilmektedir [2].



Şekil 6. Butterworth filtresinin frekans cevabı [2].

2.4.5.3. Bant Geçiren Filtre

Alt(ω_{c1}) ve üst (ω_{c2}) kesim noktaları arasında kalan Şekil 7’de gösterildiği gibi sadece tek frekans bandını geçirip, diğer frekans bantlarını geçirmeyen filtre çeşididir [36]. Bant geçiren bir filtre için frekanslar, uygulama şartlarına göre seçilir ve bu değerler denenerek optimize edilebilir [1].



Şekil 7. Bant geçiren filtrenin frekans cevabı [36].

2.4.6. Görüntünün Yeniden Oluşturulması

Çıkış görüntüsünün yeniden oluşturulması aşaması, Şekil 4'te gösterilen son aşamadır. Geçici olarak işlenen ve birleştirilen farklı frekans bantları, büyütülmüş hareketi içeren çıkış görüntüsünü elde etmek için yeniden oluşturulur. Görüntünün yeniden oluşturulması, uzaysal olarak bir ayrıştırma resmini kullanan bir piramidin yukarı örneklenmesiyle gerçekleştirilir yani ayrıştırılan resmin tekrar birleştirilmesidir [1].



3. GÖRÜNTÜ AYRIŞTIRMASI

Sayısal görüntü işleme, çoğu araştırma alanının ilgi noktası olmuştur. Bir resmin kalitesini arttırmak ve resimdeki istenmeyen pikselleri kaldırmak için kullanılan çok sayıda yöntem bulunmaktadır. Görüntü ayrıştırması işleminin, resim oluşturma, daha belirgin görüntüler oluşturma ve bozulmuş resimlerdeki gürültüleri kaldırmak için gerekli bilgileri çıkarma aşamasındaki rolü oldukça önemlidir. Görüntü ayrıştırması işleminde ise görüntü piramitleri kullanılmaktadır. Görüntü piramitleri, resimleri işlemek için bu piramitleri yararlı yapacak olan esnek, kullanışlı, çoklu bir çözünürlük formatını önermektedir [1].

3.1. Görüntü Piramitleri

Bir resimden gerekli bilgileri çıkarma işlemi, karmaşık bir süreçtir. Resimden gerekli bilgiyi çıkarmak için, resmin ihtiyaca göre farklı dizilmiş farklı filtrelerin kombinasyonundan geçmesi gereklidir [1].

İnsanoğlunun görsel algısı oldukça sezgiseldir. Bu algı, daha küçük uzay-zamansal hassasiyet özelliklerine sahiptir. Küçük uzaysal genlikteki hareketteki değişimlerin belirlenmesi, insan görsel algısı için zor veya imkânsızdır [2, 3, 11]. Bir görüntü piramidi, görüntülerdeki küçük ve hemen göze çarpmayan değişiklikleri açığa çıkarmak için kullanılmaktadır. Bir resimdeki önemli verilerin toplanmasında da kullanılan görüntü piramitleri, çevremizdeki önemli değişimleri yakalamada da oldukça kullanışlıdır. Karmaşık matematiksel ve sayısal temsil, büyütme ve ayrıştırma, görüntü piramidini oluşturmada kullanılmaktadır [1].

Piramit veri yapısı, bilgisayarlı görme, görüntü ve sinyal işleme alanlarının ihtiyacı sonucu geliştirilen bir yöntemdir. Piramitler, çok ölçeklilikte sinyalin temsili için kullanılmaktadır. Görüntü piramitlerinin iki türü vardır, birincisi alçak geçiren piramit olarak adlandırılırken diğeri bant geçiren piramit olarak adlandırılmaktadır [1].

3.1.1. Alçak Geçiren Piramit

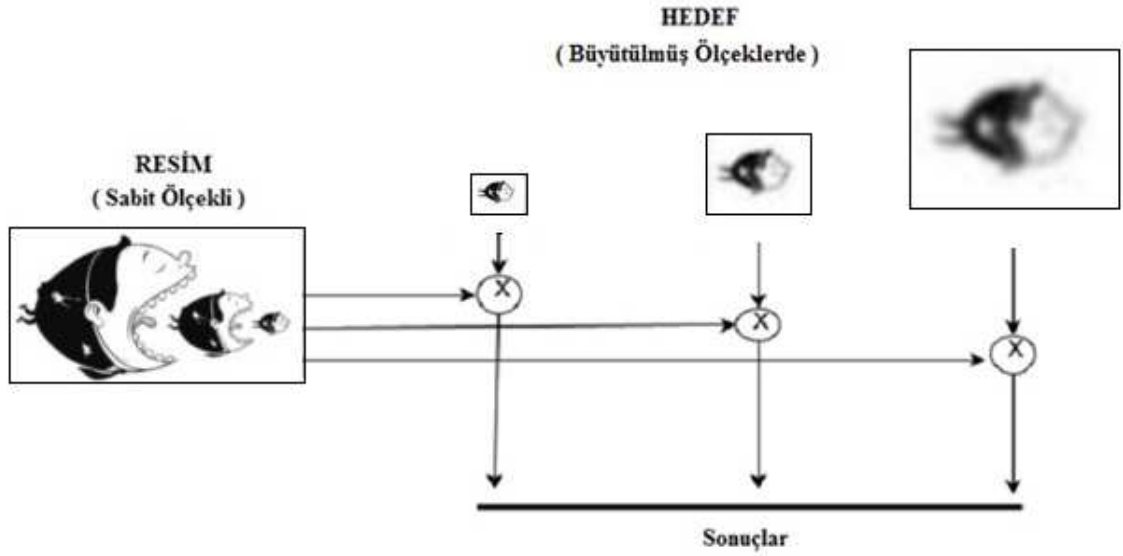
Alçak geçiren piramit yapısında, ilk adım olarak resmin pürüzsüz yapılması beklenmektedir. Bu işlem, düzeltme filtresinin kullanımı ile gerçekleştirilir. Sonraki adım, alçak geçiren piramit ve önceki adımın sonuçlarından elde edilen düzeltilmiş sonuç resminin alt örnekleme işlemidir. Alt örnekleme işlemi, genellikle her bir koordinat boyunca 2 olarak alınan bir büyütme faktörü ile yapılır. Alt örnekleme işlemi tekrarlanır ve daha küçük bir resim elde edilir. Resimlerdeki bu sonuçlar, öncekilerle karşılaştırıldıklarında daha pürüzsüzdür. Bu senaryoda, örnekleme yoğunluğu, her bir seviyedeki her bir adımın işlenmesinden sonra azalmaya devam eder. Tüm işlemlerin matematiksel ve grafiksel temsili bir piramide benzediği için bu veri yapısı piramit olarak adlandırılmıştır [1]. Gauss piramidi, alçak geçiren piramide örnek olarak verilebilir [37].

3.1.1.1. Gauss Piramidi

Gauss piramidi, görüntü işleme alanında kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, genellikle bir resmin küçük sayısal örneklerinden, farklı algoritmalar kullanılarak matematiksel ve grafiksel olarak büyük ölçekli sayısal resimlerin oluşturulması aşamasında kullanılmaktadır. Küçük ölçekli sayısal resimlerin yapısal içeriği, ölçek resmini oluşturma aşamasında bir avantaj sağlamaktadır. Bu yöntem, bilgisayarlı grafik görmesi alanında oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır [1]. Bu yöntemin özellikleri aşağıdaki şekilde özetlenebilir [29]:

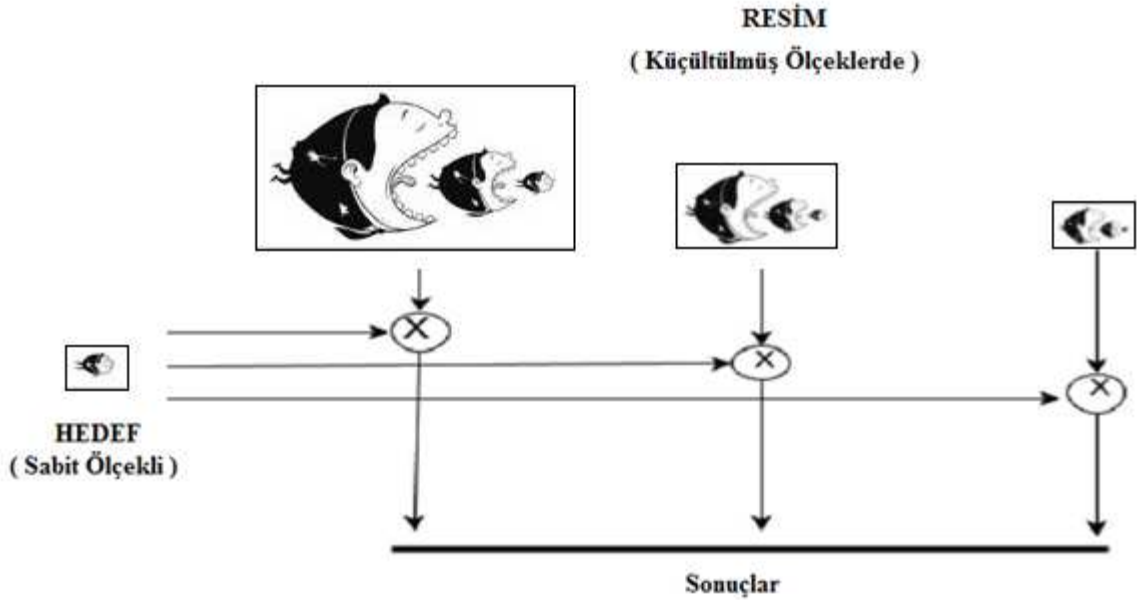
- Çok ölçekli optimizasyon elde etme
- İlgilenilen alanı izole etme
- Gürültü etkisini azaltmadır.

Herhangi bir ölçekteki bazı belirli amaçlı örüntülere yaklaşmak için çok sayıda yöntem bulunmaktadır [1]. Bu yöntemlerden iki tanesi Şekil 8 ve Şekil 9'da açıklanmaktadır.



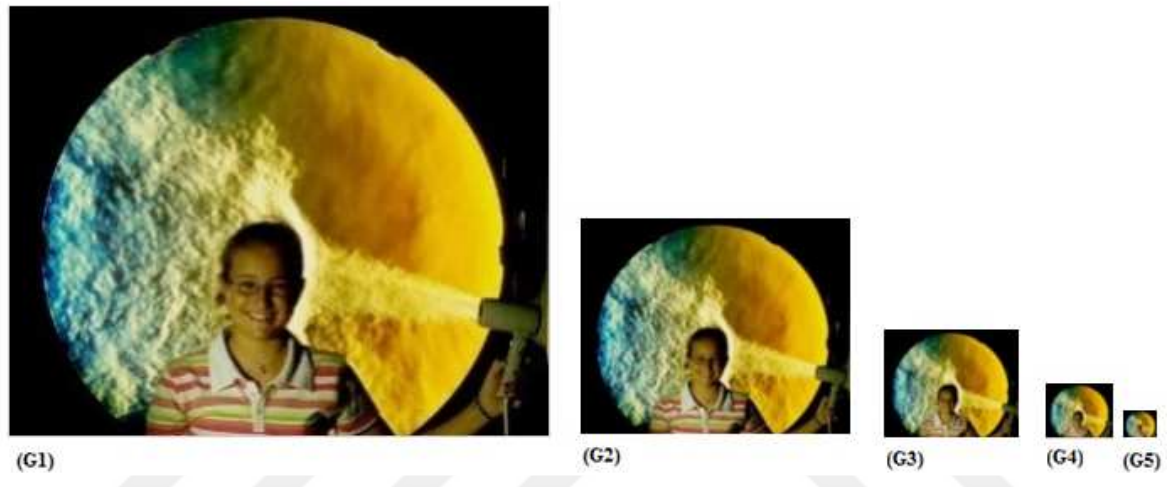
Şekil 8. Evriştirilmiş hedef örüntüsü

Şekil 8’de orijinal resmin artan ölçekli şekli gösterilmiştir. Sonraki adımda, her bir kopya orijinal resimle evriştirilir, ancak bu yöntemin başka bir alternatifi daha bulunmaktadır. Sabit boyutlu bir örüntü, Şekil 9’daki gibi orijinal resmin azaltılmış çözünürlüklü çoklu kopyalarının evriştirilmesiyle elde edilebilir.



Şekil 9. Hedef örüntünün küçültülmüş ölçekli kopyaları

Her iki yaklaşımın sonuçları tamamen aynıdır. Ancak yine de ikinci yaklaşım daha etkilidir. Çünkü büyütülmüş ölçekli bir hedef örüntüde verilmiş herhangi bir evriştirme(konvolüsyon), küçültülmüş ölçekli resimdeki evriştirme ile karşılaştırıldığında daha fazla aritmetik işlem gerektirmektedir. Eğer küçültülmüş ölçekli bir resmin temsili düşünülürse, bir dizide orijinal resmin birkaç kopyası oluşacaktır. Bu şartlar altında, tüm adımlarda ilerlerken resmin örnekleme yoğunluğu ve çözünürlüğü azalmaya devam edecektir [37]. Böyle bir örnek, Şekil 10’da gösterilmektedir.



Şekil 10. Gauss piramidi

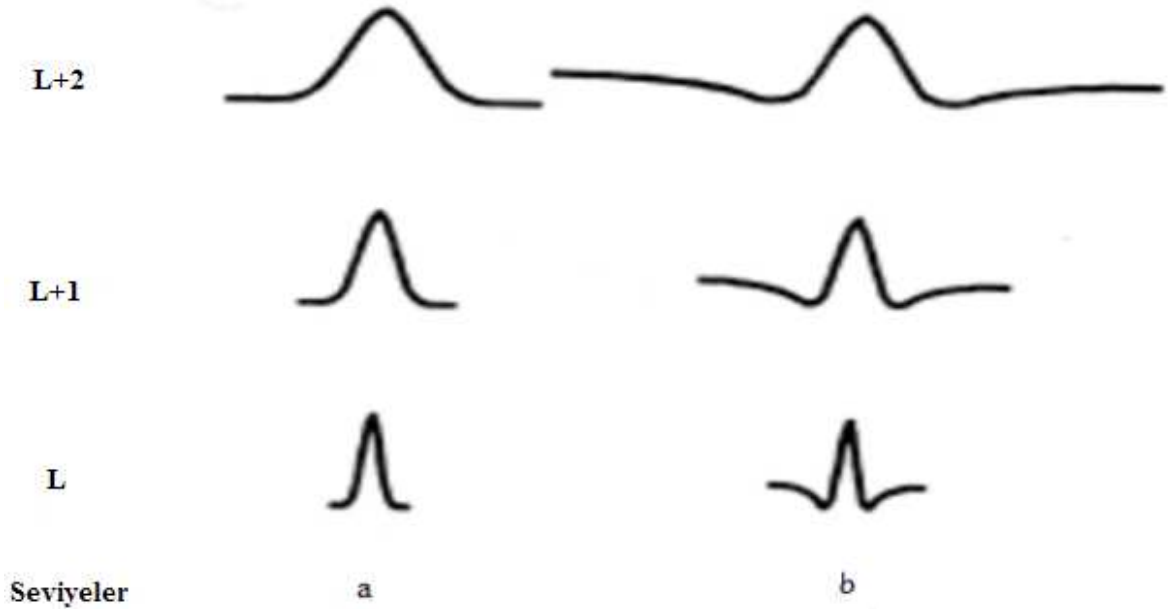
Görüntü oluşturma işlemi için oldukça etkili bir algoritma gerekmektedir. Piramidin alt seviyesi olan $G1$ 'i hesaba katarsak $G1$ orijinal resme denk gelmektedir. $G1$ 'in alçak geçiren bir filtreden geçirilip çözünürlüğünün düşürülmesiyle piramidin sonraki seviyesi olan $G2$ elde edilir. Bu işlemler, bir piramit yapısındaki sonraki seviyeyi elde etmek için tekrarlanır. Bu işleme REDUCE işlemi denir [37]. Bu işlem, Denklem 19 ve Denklem 20 ile ifade edilmektedir. Denklem 19'daki k değişkeni piramidin seviyesini göstermekte olup bu değişken $0 < k < N$ koşulunu sağlamalıdır.

$$G_k(i, j) = \sum_m \sum_n w(m, n) G_{k-1}(2i + m, 2j + n) \quad (19)$$

veya

$$G_j = REDUCED[G_{j-1}] \quad (20)$$

Denklem 19'daki $w(m,n)$ bekleme fonksiyonu, etkili bir verim elde etmek için küçük ve ayrıştırılabilir bir $w(m,n)$ kullanarak gerçekleştirdiği bu işlem çekirdek üretimi olarak adlandırılmaktadır.



Şekil 11.a. Eşdeğer ağırlık fonksiyonu [37].

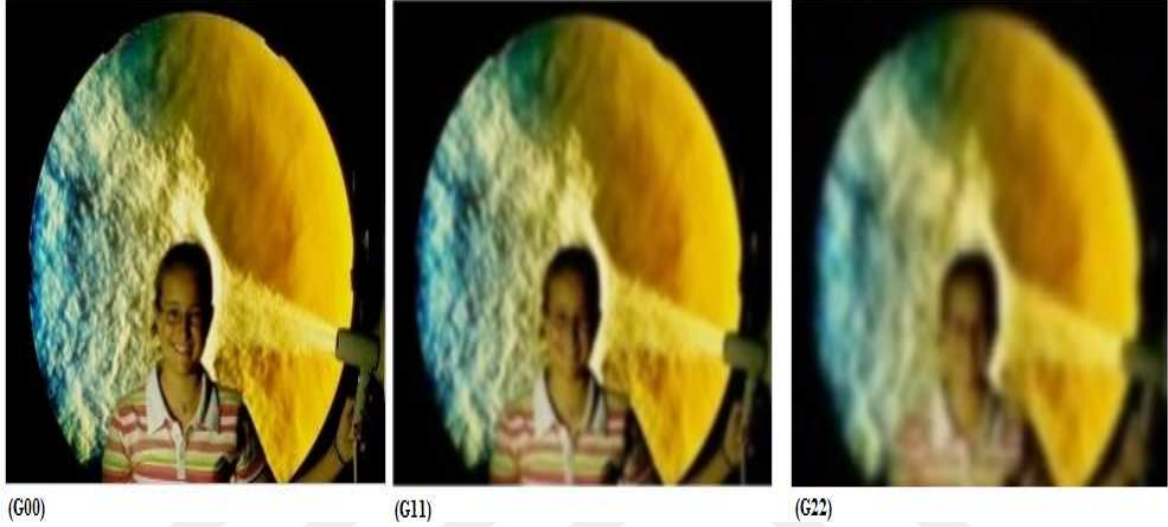
Şekil 11.b. 2 Gaussun farkı [37].

Şekil 10'daki piramidi üretmek için 5 musluklu bir filtre kullanılmıştır. Piramidin yapımı, ağırlık fonksiyonu gibi bir Gauss kümeli orijinal resmin evriştirilmesine eş değer düşünülebilir. Bu ağırlık fonksiyonu, Şekil 11.a'da görülebilmektedir. Bu ağırlık fonksiyonun genişliği, piramidin her seviyesinde 2 kat arttığı düşünülmelidir. Bu fonksiyonun hatta evriştirmenin alçak geçiren bir filtre gibi hareket ettiği varsayılmaktadır. Alçak geçiren bir filtrenin bir bant sınırı, her bir seviyeyle 2 kata uygun olarak azalmaktadır [37].

Çoğu durumda, bir resmin alçak geçiren filtre yerine bant geçiren filtreden geçirilme gereksinimi bulunmaktadır. Bu gereksinim, piramitteki daha düşük seviyeden her bir Gauss(alçak geçiren) seviyesinin çıkarılmasıyla elde edilmektedir. Örnek yoğunluğu açısından bu seviyeler aynı olmadığı için verilen bir seviye ile bu seviyeden düşük olan sonraki seviyeden çıkarılan seviye arasına yeni örnek yoğunluklarının eklenilmesi gerekmektedir. Tüm bu süreç, REDUCE işleminin ters çevrilmesiyle oluşturulabilir ve sözde EXPAND işlemi olarak adlandırılmaktadır [37]. G_l 'nin k defa genişlemesiyle $G_{l,k}$ resmi elde edilir. O zaman, $k > 0$ için $G_{l,k} = EXPAND [G G_{l,k-1}]$ veya $G_{l,0} = G_l$ olur.

$$G_{(i,j)}(i,j) = 4 \sum_m \sum_n G_{l,k-1} \left(\frac{2i+m}{2}, \frac{2j+n}{2} \right) \quad (21)$$

Denklem 21'deki $(2i + m)/2$ ve $(2j + n)/2$ terimleri, toplama katılan tamsayılarıdır. Genişleme işlemi durumunda, her bir resmin boyutu 2 kat artar, böylece $G_{l,1}$ $G_{l,1}$ 'in boyutunu göstermektedir ve $G_{l,1}$ orijinal resimle aynı boyuttadır. Genişletilmiş Gauss piramit seviyelerinin örnekleri Şekil 12'de gösterilmektedir.



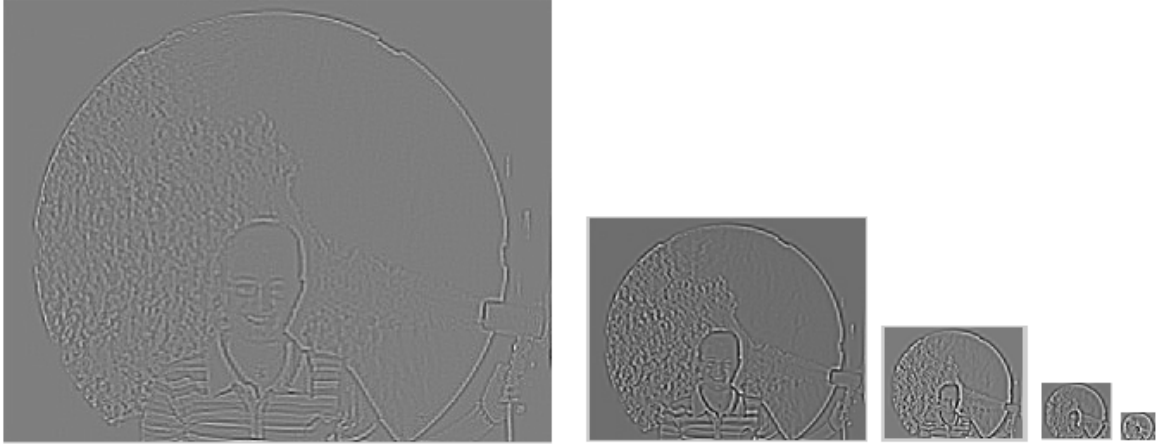
Şekil 12. Gauss piramit seviyesinin orijinal boyut seviyesine yükseltilmesi

Bant geçiren piramidin $L_1, L_2, \dots, L_N$ seviyeleri, alçak geçiren piramit açısından aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$L_l = G_l - EXPAND [G_{l+1}] \quad (22)$$

$$L_l = G_l - G_{l+1,1} \quad (23)$$

Elde edilen bu piramidin ilk 4 seviyesi, Şekil 13'te gösterilmektedir. Gauss piramidinde yer alan her bir düğümün değeri, orijinal resmin eşdeğer ağırlık fonksiyonu gibi bir Gauss fonksiyonu ile evriştirilerek elde edilebilir. Bu bant geçiren piramidin her bir değeri, orijinal resim ile 2 Gauss farkının evriştirilmesiyle elde edilir. Bu fonksiyonlar, Şekil 11.b'de de gösterildiği gibi, görüntü işleme alanında yaygın olarak kullanılan Laplace operatörlerine çok benzemektedir [37]. Bu yüzden, bu bant geçiren piramit Bölüm 3.1.2.1'de açıklanacak olan "Laplace piramidi" olarak adlandırılmaktadır.



Şekil 13. Laplace piramidi

3.1.2. Bant Geçiren Piramit

Bir başka piramit çeşidi, bant geçiren piramit olarak adlandırılmaktadır. Bir piramit yapısında birbiriyle komşu olan farklı seviyeler oluşturulur ve bu seviyeler ayırt edilirse o zaman bu piramit resmin bant geçiren piramit temsili olarak anılır. Laplace piramidi [37] ve Yönlendirilebilir piramit [38] bant geçiren piramide örnek olarak verilebilir.

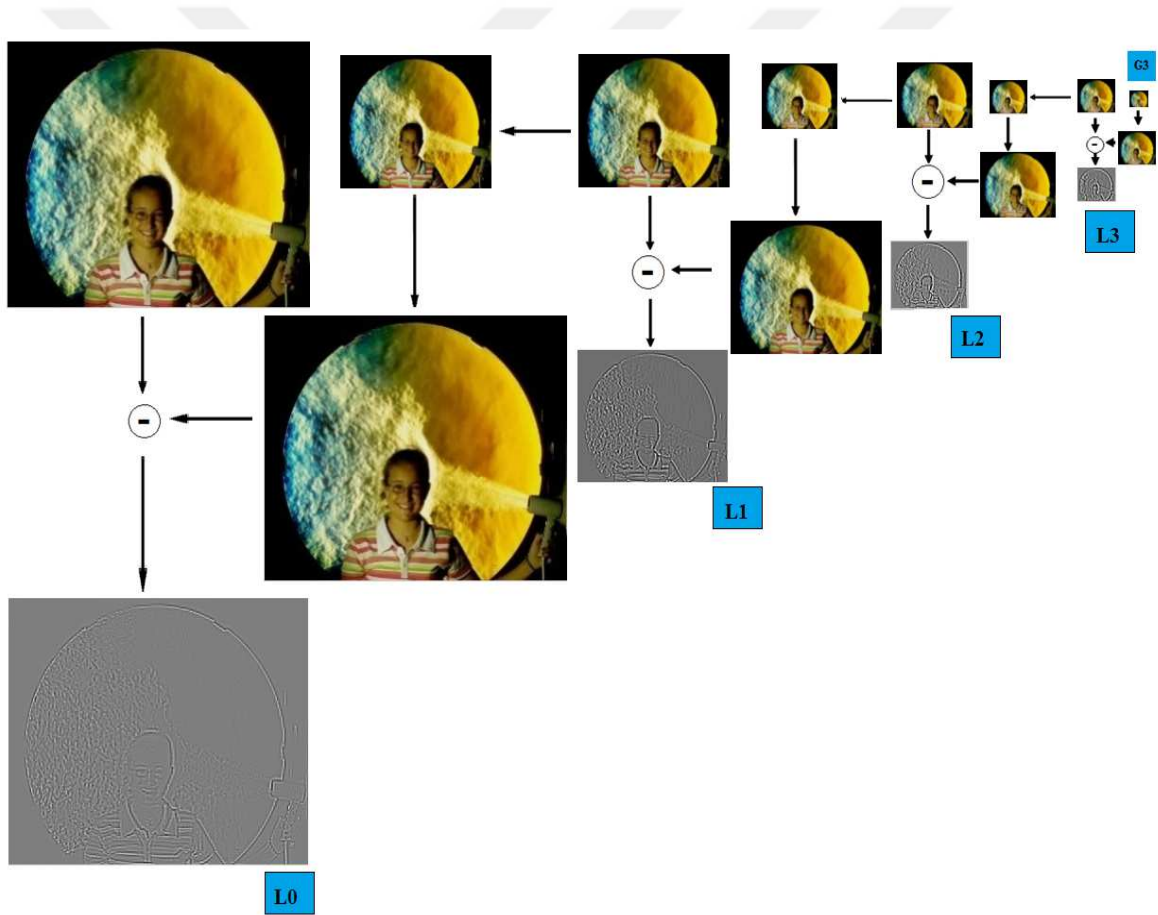
3.1.2.1. Laplace Piramidi

Laplace piramidi, 1983 yılında Burt ve Anderson tarafından geliştirilmiştir. Yapılan bu araştırmanın amacı, bir resmin sıkıştırılmasını sağlamaktır. Laplace piramidi, Gauss piramidinden oluşturulmaktadır. Laplace piramidinin resimleri, kenarları çıkarılmış bir resme benzemektedir. Öğelerinin çoğu sıfırlanmaktadır, çünkü bu öğeler görüntü sıkıştırma işleminde kullanılmaktadır. Laplace piramidinin seviyesi, Gauss piramidindeki aynı seviyeden ve Gauss piramidindeki bir üst seviyesinin yukarı örneklenmiş şeklinin çıkarılmasıyla elde edilmektedir [1].

3.1.2.1.1. Piramidin Yapısı

Laplace piramidinin önemli bir özelliği, tam bir resmi temsil edebilmesidir. Orijinal bir resmi iyileştirmek için bir piramidin yapım süreci ters çevrilmelidir. İlk olarak resmin üst seviyesi olan L_N genişletilir, daha sonra G_{N-1} 'i düzenlemek için L_{N-1} eklenir ve daha sonra bu dizi genişletilir ve G_{N-2} 'i düzenlemek için L_{N-2} eklenir ve işlem bu şekilde devam eder [1]. Denklem 24'teki [37] gibi ifade edilen bu işlem, Şekil 14'te gösterilmektedir.

$$G_0 = \sum L_{l,l} \quad (24)$$



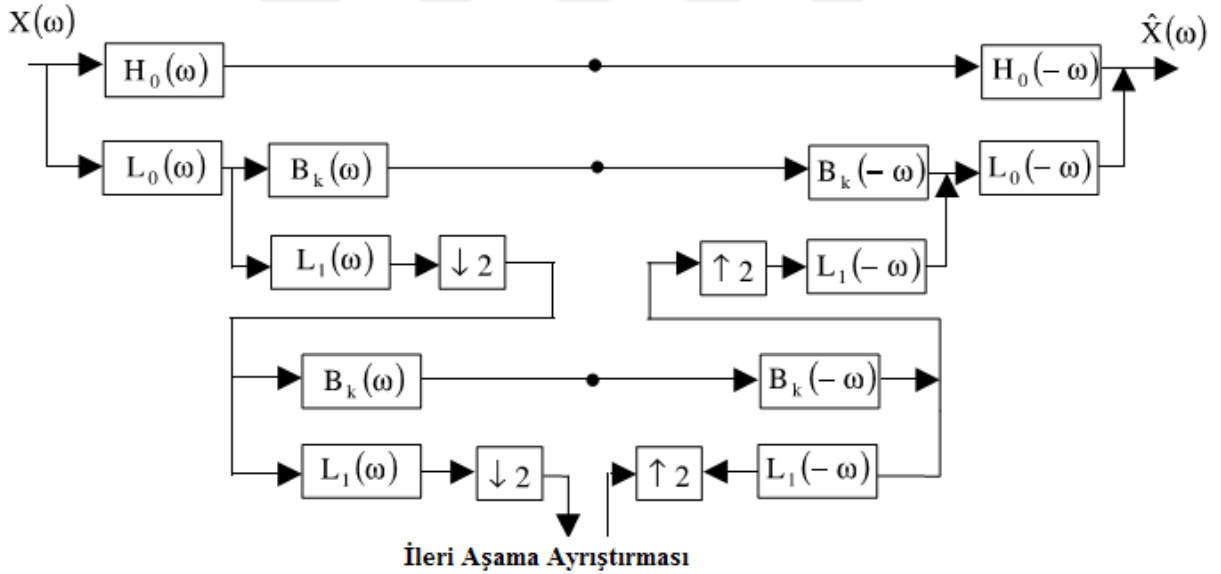
Şekil 14. Laplace piramidi ile görüntünün üretimi

3.1.2.2. Yönlendirilebilir Piramit

Yönlendirilebilir piramit, çok ölçekli, çok yönelimli bir görüntü ayrıştırmasıdır ve tek yönlü bir dalgacığın yönlendirilmiş ve genişletilmiş analiz fonksiyonlarının temsiline benzeyen bir dalgacıktır. Bu yapı, 1990'lı yıllarda Simoncelli ve arkadaşları tarafından geliştirilmiştir [39]. Bu görüntü piramidi, görüntü işleme ve bilgisayarlı görme alanlarına çok yarar sağlamaktadır.

3.1.2.2.1. Sistem Şeması

Yönlendirilebilir piramidin zaman bölgesindeki yapısı Şekil 15'te gösterilmektedir. Tek düzeyli görüntü ayrıştırmanın bir örneği, Şekil 16'da gösterilmektedir. Bu görüntü ayrıştırması, 4 adet bant geçiren filtre içermektedir. Radyal frekans bölümleri ve açılal bölümdeki bu filtrelerin bileşenleri aşağıda tanımlanmaktadır [40]:



Şekil 15. Yönlendirilebilir piramidin zaman bölgesindeki yapısı [40].

Şekil 15'te $H_0(w)$ yönsüz yüksek geçiren bir filtreyi, $L_1(w)$ dar bantlı alçak geçiren bir filtreyi göstermektedir. $B_k(w)$, ($k = 0, 1, \dots, K$) olmak üzere bant geçiren filtreleri ve K ise toplam filtre sayısını göstermektedir. Bant geçiren bileşenlerdeki örtüşmeden kurtulmak için bant geçiren bileşenler aşağı örneklenmemelidir [40]. Eğer $X(w)$ 'in orijinal resim olduğu düşünülürse, o zaman Fourier bölgesinde yeniden yapılmış $\hat{X}(w)$ resmi Denklem 25'teki gibi hesaplanabilir:

$$\hat{X}(w) = \{ |H_0(w)|^2 + |L_0(w)|^2 (|L_1(w)|^2 + \sum_{k=1}^n |B_k(w)|^2) \} X(w) + a.t., \quad (25)$$

Denklem 25'te yer alan *a.t* örtüşme terimleri anlamına gelirken, n yönlendirme sayısından 1 eksiktir ($n = K-1$).

Örtüşme terimlerinden kaçınmak için $L_1(w)$, Denklem 26'daki koşullara zorlanır.

$$|w| > \frac{\pi}{2} \text{ için } L_1(w) = 0 \quad (26)$$

Genlik bozulmasından kaçınmak için sistemin transfer fonksiyonu Denklem 27'deki koşullara zorlanır.

$$|H_0(w)|^2 + |L_0(w)|^2 + [|L_1(w)|^2 + \sum_{k=0}^n |B_k(w)|^2] = 1 \quad (27)$$

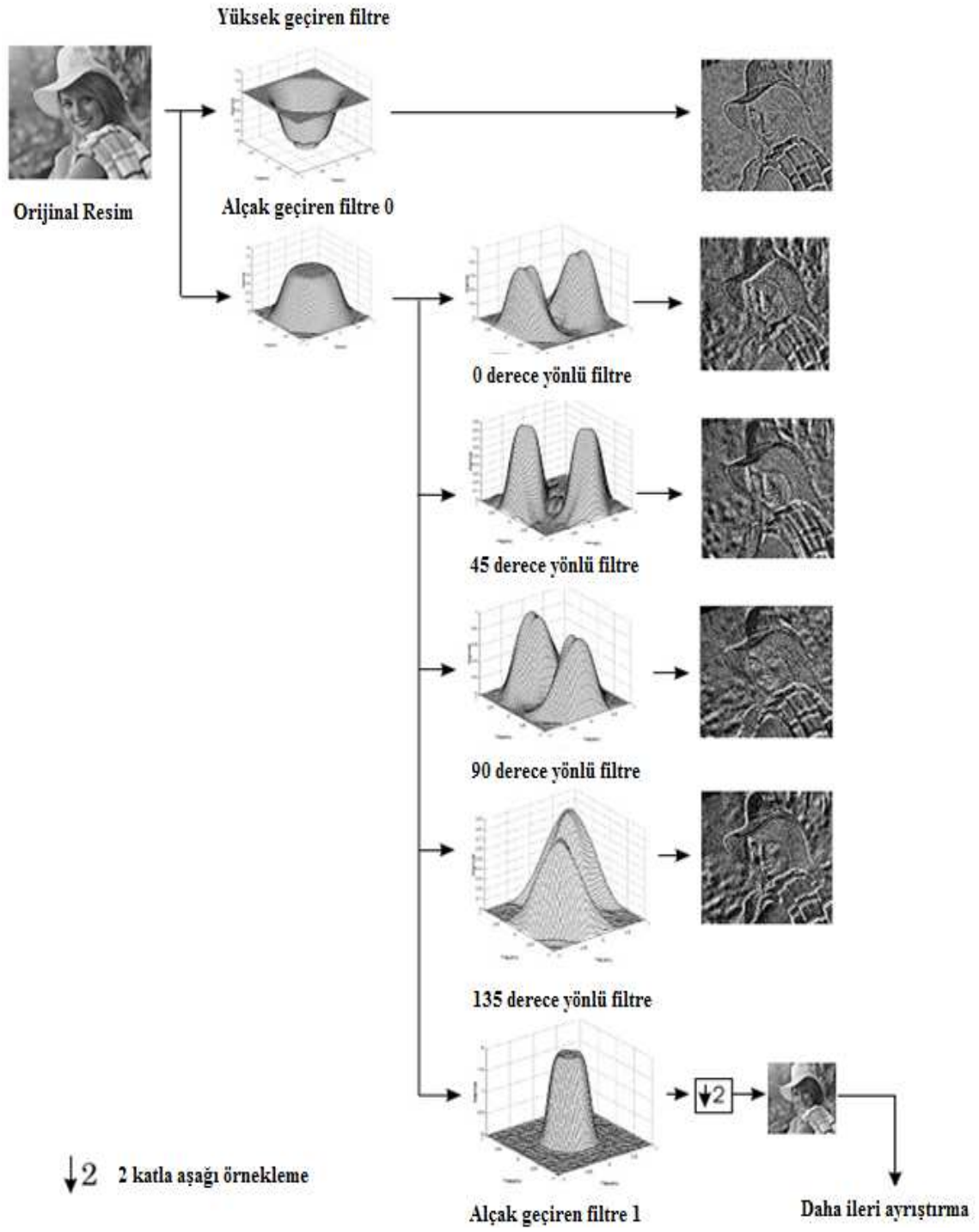
Sistem özyinelemeli olarak basamaklandırılmak istendiğinde filtre Denklem 28'deki gibi olmalıdır.

$$|L_1\left(\frac{w}{2}\right)|^2 = |L_1\left(\frac{w}{2}\right)|^2 [|L_1(w)|^2 + \sum_{k=0}^n |B_k(w)|^2] \quad (28)$$

$B_k(w)$ filtrelerindeki açısal sabit, yönlendirilebilirlik şartı tarafından belirlenir ve bu sabit, Denklem 29'daki gibi ifade edilebilir:

$$B_k(w) = B(w)[-j(\cos\theta - \theta_k)]^n \quad (29)$$

Denklem 29'da, $B(w) = \sqrt{(\sum_{k=0}^n |B_k(w)|)}$ için $\theta = \arg(w)$, $\theta_k = \frac{k\pi}{(n+1)}$ şeklini alırlar. Bu bölümdeki Yönlendirilebilir piramit, 4 adet bant geçiren filtre içerdiği için $n = 3$ olacaktır.



Şekil 16. Yönlendirilebilir piramit tabanlı görüntü ayrıştırması örneği [40].

4. SİSTEMİN YAPISI

Bu bölüm, uygulamalarda kullanılan görüntü büyütme işleminin sistem şemasını ve sistem geliştirilirken kullanılan farklı görüntü ayrıştırma yöntemleri ve filtreleri açıklamaktadır.

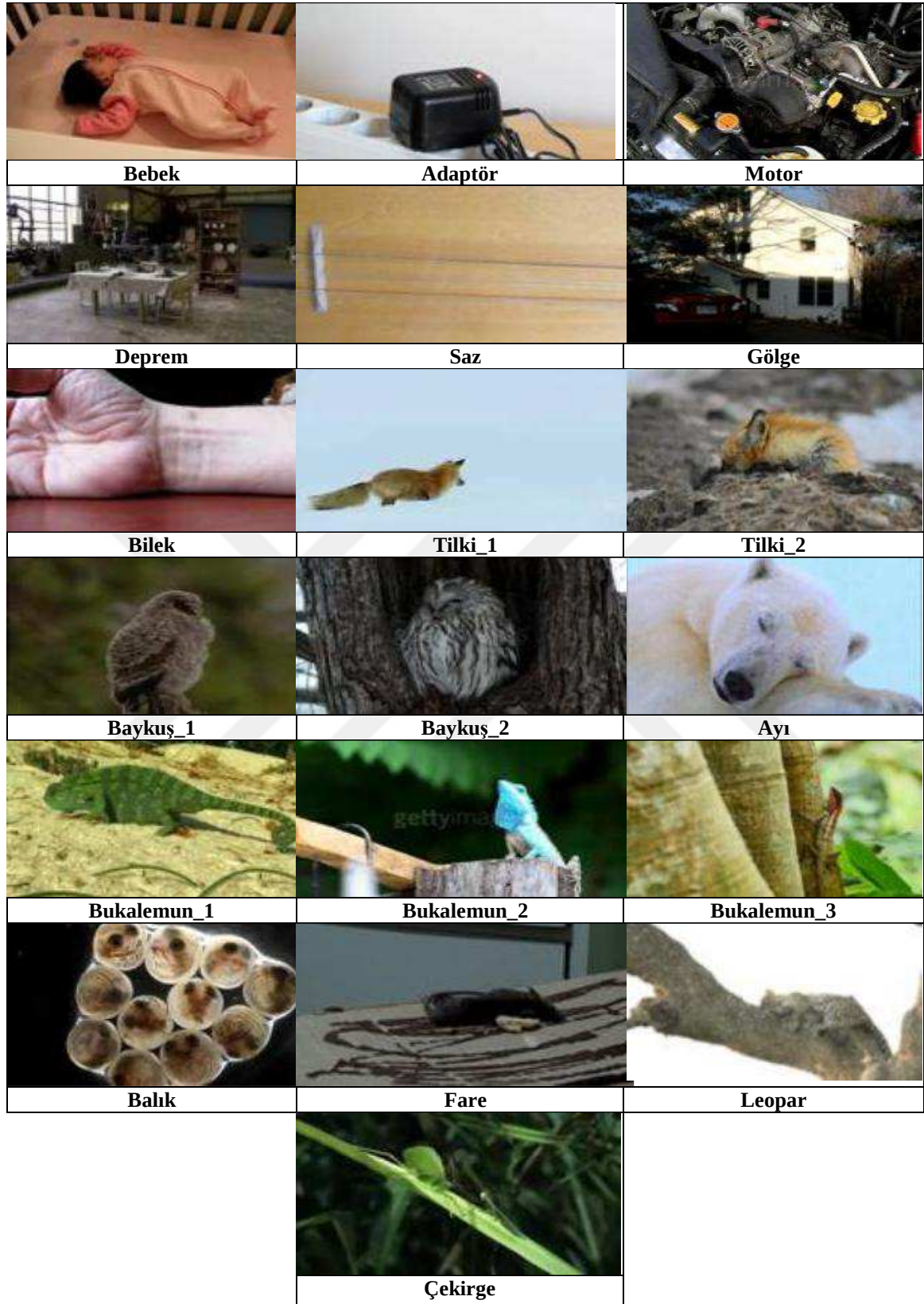
Kullanılan sistemde, renk ve hareket büyütme için uzaysal ve zamansal işlemler birlikte kullanılmıştır. Sistem, öncelikle farklı frekans bantlarına göre giriş görüntüsünü ayırmaktadır. Sistemdeki giriş görüntüsü, çıkıştaki görüntünün kalitesindeki ve performansındaki farklılıkları incelemek için iki farklı piramit ayrıştırma yöntemi kullanılarak ayrıştırılmaktadır. Bu yöntemler:

- Laplace piramidi
- Gauss piramididir.

Aynı zamansal filtreler, tüm bu frekans bantlarına uygulanmaktadır. Filtrelenmiş bantlar, daha sonra verilen bir büyütme faktörü ile büyütülür. Bir çıkış görüntüsü elde etmek için büyütülmüş sinyal, orijinal sinyalin arkasına eklenir. Zamansal filtrenin ve büyütme faktörünün seçimi, farklı uygulamalar düşünülerek ayarlanabilir. Bu sistem modelinin tüm adımları Şekil 18’de gösterilmektedir. Şekil 18’deki her bloğun nasıl çalıştığı sonraki bölümlerde detaylı olarak açıklanacaktır.

4.1. Giriş Görüntüleri

Giriş görüntüsü olarak kullanılan tüm görüntüler, Mpeg-4 görüntü formatındadır. Görüntülerdeki renk değişimi ve gizli hareketi büyütme için farklı çerçeve ve bit oranlarında 19 adet girişi görüntüsü kullanılmıştır. Bu görüntüler Şekil 17’ de gösterilmektedir.

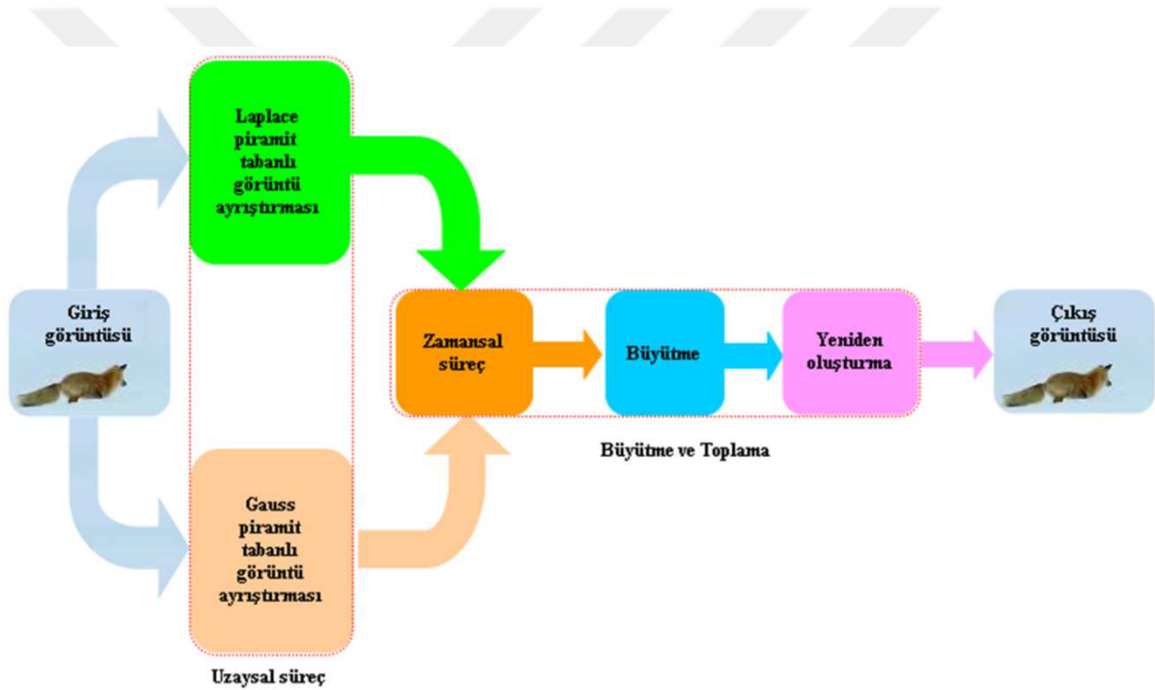


Şekil 17. Uygulamalarda kullanılan görüntüler

4.2. Ayırıştırma

Bir görüntüyle çalışmak için gereken farklı frekans havuzlarını elde etmek amacıyla giriş görüntüsü öncelikle ayrıştırılmaktadır. Euler Görüntü Büyütme yöntemi, bir görüntüdeki hemen göze çarpmayan değişikliklerin büyütülmesi ve görüntüdeki renk değişiminin izlenilmesi için uzaysal ve zamansal süreçlerin birleştirilmesinden oluşmaktadır [1, 2]. İlgili frekans bantlarının elde edilmesi için bu çalışmada iki tür görüntü ayırıştırma metodu kullanılmıştır:

- Gauss piramidi
- Laplace piramidi



Şekil 18. Uygulamalarda kullanılan sistemin blok diyagramı

Bu frekans bantları, farklı olarak büyütülmektedir. Çünkü:

- Bu bantlar, farklı SNR değerleri alabilmektedir.
- Bu bantlar, Euler hareket büyütme yaklaşımında kullanılan doğrusal yaklaşımın yakalayamadığı uzaysal frekansları içerebilmektedir [2, 3].

Uzaysal sürecin amacı, çoklu pikselleri birleştirerek zamansal işaret-gürültü oranını arttırmaktır. Görüntü çerçeveleri, uzaysal olarak bir alçak geçiren filtreden geçirilir ve daha

sonra hesapsal verim için aşağı yönde örneklenir [2, 3]. Uygulamalarda kullanılan sistemin örnekleme işleminde, Laplace ve Gauss piramitleri, tam olarak hesaplanmaktadır.

4.3. Zamansal Süreç

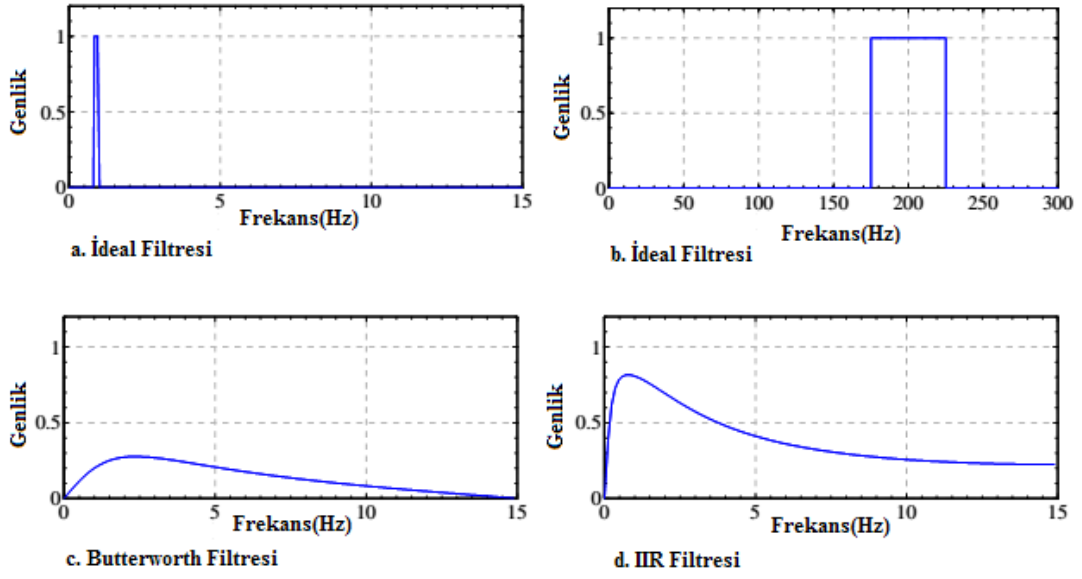
Zamansal süreç, Laplace ve Gauss piramitleri tarafından oluşturulan uzaysal bantların üzerinde gerçekleştirilir. Frekans bandındaki bir pikselin değerine karşılık gelen zaman serileri alınır ve filtreleme yöntemleri, ilgili frekans bantlarını çıkarmak için kullanılır [2,3]. Örnek olarak bir insan nabızı büyütülmek istenirse bant geçiren bir filtre, dakikada 24-240 aralığındaki bir kalp ritmine sahip olan 0.4-4 Hz aralığında seçilmiş frekans değeri boyunca kullanılabilir. Bir insanın nabız sayısı elde edilmek istenirse bu değer civarındaki dar bir bant kullanılabilir [2,3].

Farklı filtreler, farklı görüntü gereksinimlerine göre kullanılabilir. Hareket ve renk büyütülmesi için bu filtrelerden uygun olanının akıllıca seçilmesi gerekmektedir [1]. Zamansal süreç, tüm uzaysal seviyeler ve her seviyedeki tüm pikseller için aynıdır [2,3].

4.4. Filtreler

Bir filtrenin seçimi, kullanılan görüntüye bağlıdır. Düşük gürültülü sonuçlar üretmek için filtre olarak hareket büyütme işleminde, geniş bant geçiren filtre önerilirken renk büyütme işleminde dar bant geçiren filtre önerilmektedir [2, 3].

Renk büyütme işleminde, ideal bant geçiren filtreler sivri bir kesim frekansına sahip oldukları için kullanılmaktadır. Alçak değerli IIR filtreleri, hem renk hem de hareket büyütme işlemlerinde kullanılmaktadır. Kullanılan bazı zamansal filtrelerin frekans cevapları Şekil 19’ da gösterilmektedir [2,3].



Şekil 19. Sinyal elde etmede kullanılan filtrelerin frekans cevapları [2].

Renk büyütme işleminde Gauss piramidi, uzaysal ayrıştırma süreci için kullanılmıştır. Daha sonra bu piramit yapısı, Tablo 1’de gösterilen düşük ve yüksek frekans değerli ideal bant geçiren filtrelerden geçirilmiştir.

Hareket büyütme işleminde Laplace piramidi, uzaysal ayrıştırma süreci için kullanılmıştır. Daha sonra bu piramit yapısı, Tablo 1’de gösterilen düşük ve yüksek frekans değerli Butterworth filtrelerinden geçirilmiştir. Her iki yöntemin performanslarını karşılaştırmak amacıyla iki piramit yapısı için Tablo 1’deki aynı değerler kullanılmıştır.

Tablo 1. Görüntüler için kullanılan parametreler

Görüntü	α	λ_c	$W_l(Hz)$	$W_h(Hz)$	f_s
Bebek	10	16	0.4	3	30
Adaptör	10	16	0.4	3	29
Motor	20	80	0.83	1	25
Deprem	60	90	3.6	6.2	24
Saz	20	80	0.83	1	29
Gölge	5	48	0.5	10	30
Bilek	10	80	0.4	3	30
Tilki_1	10	16	0.4	3	24
Tilki_2	10	16	0.4	3	29
Baykuş_1	10	16	0.4	3	24
Baykuş_2	10	16	0.4	3	30
Ayı	10	16	0.4	3	24
Bukalemun_1	10	16	0.4	3	25
Bukalemun_2	10	16	0.4	3	29
Bukalemun_3	10	16	0.4	3	29
Balık	10	16	0.4	3	29
Fare	10	16	0.4	3	29
Leopar	10	16	0.4	3	29
Çekirge	10	16	0.4	3	30

4.5. Büyütme

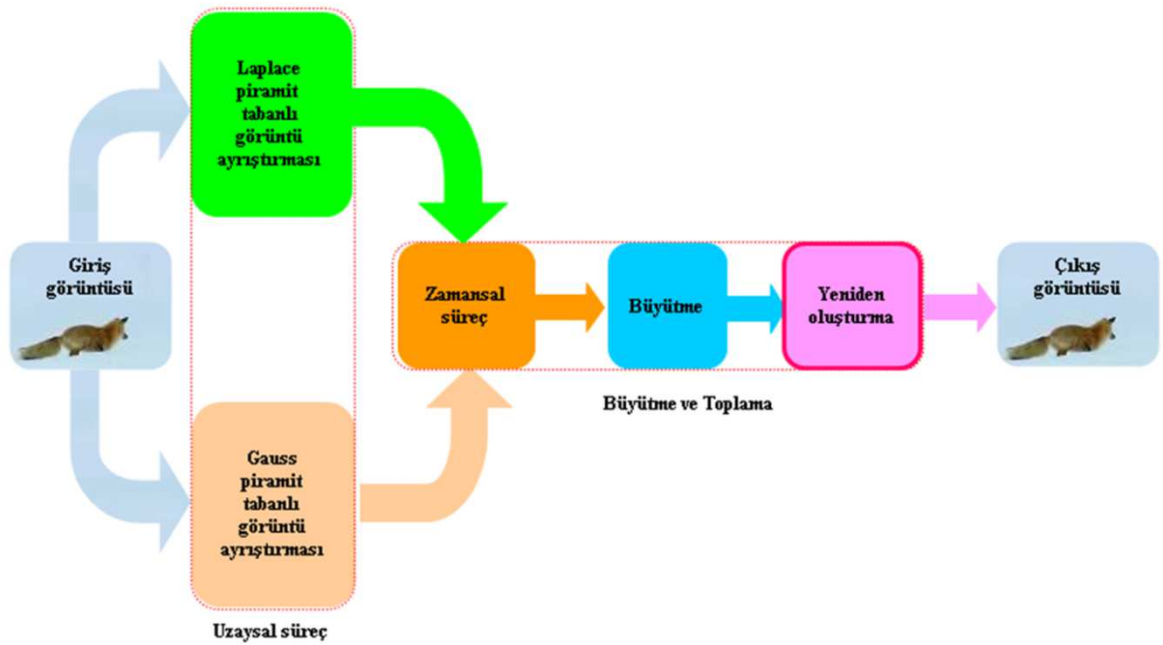
Büyütme faktörünün farklı değerlerde kullanımı, kullanıcı ihtiyaçlarına bağlı olarak değişmektedir. Bir görüntüdeki belirli hareketlere bağlı olarak sınır değerlerin aşılması durumunda çıkış görüntüsü üzerinde büyütme ve renk değişim etkileri oluşabilmektedir. Bu durum, gürültü ve bozulmaları arttırabilmektedir. Eğer bir insan cilt renginin büyütülmesi gerekiyorsa, daha düşük uzaysal frekanslar üzerinde çalışılmalıdır [1].

Tablo 1’de belirtilen büyütme faktörüyle, ilgili bant çarpılarak elde edilen bandı büyütme için büyütme faktörü gereklidir. Herhangi bir kullanıcı, görüntülerle oynamak, farklı değişiklikleri görmek ve bu değişikliklerin görüntüler üzerindeki etkilerini görmek için büyütme faktörünü değiştirebilir, ancak büyütme faktörünün bazı sınırları

bulunmaktadır. Büyütme faktörü, bu sınırları aştığı zaman daha fazla gürültü ve bozulma üretmektedir [2, 3, 18].

4.6. Yeniden Oluşturma

Bu aşamada, büyütülmüş sinyaller giriş görüntüsü sinyallerinin arkasına eklenmektedir. Kullanılan piramitler, renk ve hareket büyütme aşamasında görüntülerin izlenmesi için yukarı örneklennmektedir. Kullanılan sisteme ait yeniden oluşturma aşaması Şekil 20’de gösterilmektedir.



Şekil 20. Yeniden oluşturma aşamasının blok diyagramı

5. DENEYSEL SONUÇLAR

Bu bölümde, yapılan uygulamaların sonuçları anlatılmaktadır. Sonuçlar çıkış görüntülerinin kalitesi ve hesapsal karmaşıklık açısından incelenmektedir. Hesapsal analiz işlemi Matlab 2014 ortamında, görüntü kalitesine ait değerlerin hesaplanması işlemleri Visual Studio 2010 ortamında C# programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir ve elde edilen sonuçlar bu bölümdeki tablolardan ve grafiklerden incelenebilir. Bu deneysel çalışmalar, Windows 7 işletim sistemine sahip Dell dizüstü bilgisayar kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

5.1. Hesapsal Analiz

Bu aşamada, farklı görüntü ayrıştırma yöntemlerini kullanan sistemler arasında bir karşılaştırma yapılır ve elde edilen sonuçlar incelenir. Aşağıdaki parametreler, çıkış görüntülerinin performansındaki artışı incelemek için kullanılmaktadır [1].

- Çerçeve sayısı
- Çerçeve oranı
- Piramit yüksekliği
- Görüntü işlemenin işletim süresi

Farklı piramit yapılarını kullanan ve tablo biçiminde gösterilen tüm parametreler, aynı görüntüler üzerinde hesaplanmıştır. Yapılan uygulamalarda, sistemdeki piramit yapılarındaki değişimin etkisini görmek için Uygulama_1 görüntü dizisinde 7 adet ve Uygulama_2 görüntü dizisinde 12 adet olmak üzere 19 farklı görüntü kullanılmıştır. Uygulama_1 görüntü dizisi, görüntü büyütmenin etkilerini görebilmek amacıyla bir kamera yardımıyla çekilen veya internet ortamından elde edilen görüntülerden oluşmaktadır. Uygulama_1 görüntü dizisinde Bebek, Adaptör, Motor, Deprem, Saz, Gölge ve Bilek isimli görüntüler [41-45] bulunmaktadır. Uygulama_2 görüntü dizisi, ölü numarası yapan, uyuyan, iyi gizlenmiş olan av veya avcı konumundaki hayvanların görüntülerinden oluşmaktadır. Uygulama_2' deki görüntüler, bu tür hayvanlardaki canlılık belirtilerinin daha belirgin bir hale getirilmesi amacıyla seçilmiştir. Uygulama_2 görüntü dizisinde

Tilki_1, Tilki_2, Baykuş_1, Baykuş_2, Ayı, Bukalemun_1, Bukalemun_2, Bukalemun_3, Balık, Fare, Leopar ve Çekirge isimli görüntüler [46-56] bulunmaktadır. Tüm uygulamalara ait görüntü büyütmelerin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçları, Tablo 2, Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5 üzerinden incelenebilir. Bu tablolarda belirtilen işletim süresi, saniye(s) olarak hesaplanmaktadır.

Sonuçlar incelendiğinde Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin işletim süresinin Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin işletim süresinden önemli oranda daha kısa olduğu görülmektedir. Her iki piramit yapısıyla tüm görüntüler işlendikten sonra, çıkış görüntülerinin hemen hemen benzer olduğu görülebilir. Eğer biraz daha az gürültülü hızlı bir çıkış görüntüsü isteniyorsa, o zaman Gauss piramit temelli görüntü büyütme kullanılmalıdır.

Tablo 2. Uygulama_1 görüntü dizisi için Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)	Görüntü çerçevesi
Bebek	30	301	211.005306	
Adaptör	29	379	390.990606	
Motor	25	527	113.193197	
Deprem	24	73	11.650621	
Saz	29	210	219.207398	
Gölge	30	180	127.089683	
Bilek	30	894	243.923197	

Tablo 3. Uygulama_2 görüntü dizisi için Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)	Görüntü çerçevesi
Tilki_1	24	58	8.265959	
Tilki_2	29	103	30.746690	
Baykuş_1	24	200	12.838248	
Baykuş_2	30	299	85.016827	
Ayı	24	151	10.752183	
Bukalemun_1	25	73	22.378926	
Bukalemun_2	29	103	31.428435	
Bukalemun_3	29	480	133.662468	
Balık	29	190	54.481395	
Fare	29	600	630.432158	
Leopar	29	540	153.825119	
Çekirge	30	73	23.144251	

Tablo 4. Uygulama_1 görüntü dizisi için Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)	Görüntü çerçevesi
Bebek	30	301	91.420727	
Adaptör	29	379	193.106049	
Motor	25	527	57.526239	
Deprem	24	73	6.810272	
Saz	29	210	113.165827	
Gölge	30	180	65.532320	
Bilek	30	894	131.681600	

Tablo 5. Uygulama_2 görüntü dizisi için Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)	Görüntü çerçevesi
Tilki_1	24	58	5.011435	
Tilki_2	29	103	17.232774	
Baykuş_1	24	200	7.688994	
Baykuş_2	30	299	44.976563	
Ayı	24	151	6.587989	
Bukalemun_1	25	73	13.213487	
Bukalemun_2	29	103	16.842141	
Bukalemun_3	29	480	67.717310	
Balık	29	190	29.672954	
Fare	29	600	321.976537	
Leopar	29	540	84.242596	
Çekirge	30	73	13.237903	

5.2. Görüntü Kalitesi

Görüntü kalitesi düşüncesi, objektif ve sübjektif kalite olmak üzere iki ana sınıfa ayrılabilir. Sübjektif kalite metotları, kalitenin insan algısı esasına dayanmaktadır. Objektif kalite metotları ise matematiksel algoritmalar esasına dayanmaktadır. Objektif kalite metotları, insan görme sistemi göz önüne alınarak tasarlanmaktadır. Objektif metotların yararlı olmaları için sübjektif kalite metotlarıyla yüksek bir bağlantıya sahip olmaları gerekmektedir. En çok kullanılan objektif yöntemlerin bazıları [1]:

- En Büyük İşaret Gürültü Oranı(PSNR)
- Yapısal Benzerlik İndeksi Ölçümü(SSIM) metotlarıdır.

5.2.1. PSNR

Görüntü kalitesini bozan önemli bir faktör, gürültüdür. PSNR' nin daha yüksek değeri, oldukça kaliteli bir görüntü ve daha düşük bir gürültü seviyesini göstermektedir. PSNR' nin hesaplanması için referans olarak bir giriş görüntüsü alınır ve giriş görüntüsündeki gürültü seviyesini ölçmek için bir çıkış görüntüsüyle giriş görüntüsü karşılaştırılır. Bir görüntünün PSNR değerinin hesaplayan formül, Denklem 30'da gösterilmektedir [1].

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE(I, I_0)}} \right) \quad (30)$$

Denklem 30 ve Denklem 31'deki I ve I_0 sırasıyla giriş ve çıkış görüntülerini göstermektedir. Ortalama Karesel Hata (Mean Squared Error, MSE) Denklem 31'teki formül ile hesaplanmaktadır.

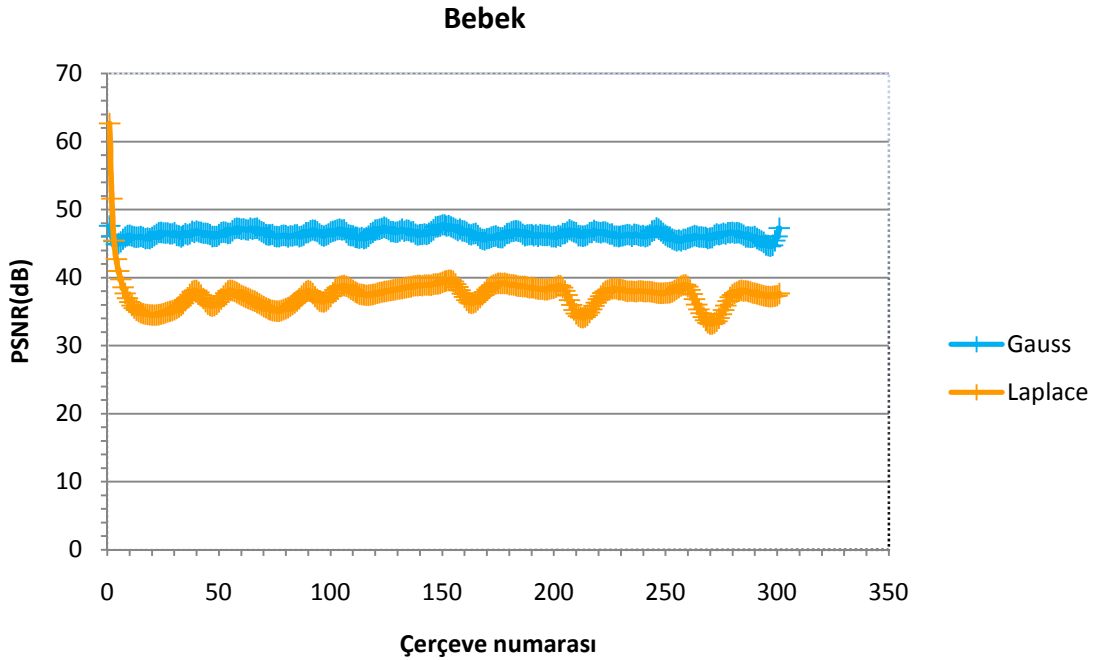
$$MSE(I, I_0) = \frac{1}{M \times N} \times \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N [I - I_0]^2 \quad (31)$$

PSNR ve MSE arasında ters orantılı bir ilişki bulunmaktadır, daha düşük MSE daha az hata ve daha büyük PSNR anlamına gelmektedir.

Uygulamalarda kullanılan görüntülerin ayrıştırılmasında Laplace ve Gauss piramitleri kullanılmıştır. Bu yöntemlerin PSNR grafikleri, bu yöntemlerden daha iyi sonuçlar elde

etmek için çizdirilmiştir. Laplace ve Gauss piramit temelli ayrıştırma metotlarını kullanan farklı görüntülerin PSNR grafikleri, Şekil 21’den Şekil 39’a kadar olan şekillerde gösterilmektedir.

Bu görüntülerden Bebek görüntüsünde [41] yatağında uyuyan bir bebeğin görüntüsü çekilmiştir. Bebek nefes alıp verdiğiğinde bebeğin göğsünde küçük hareketler oluşmaktadır. Bu hareketler, giriş görüntüsünde o kadar belirgin değildir. Amaç, bu hareketlerin büyütülmesi ve bunların çıplak gözle görülebilir belirginliğe ulaşmasını sağlamaktır. Bu hareket büyütme uygulamalarından birisi, hasta nabzının uzaktan izlenmesidir.



Şekil 21. Gauss ve Laplace ayrıştırma yöntemlerinin PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bebek görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 21’de gösterilmektedir. Bu görüntü, 301 adet çerçeve içermektedir. Şekil 21’deki Gauss piramidinin PSNR değeri incelendiğinde, en yüksek PSNR değerinin 47.72dB(desibel) değeri ve en düşük değerinin 44.57dB olduğu görülmüştür. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 46.35dB’ dir. Şekil 21’ deki ayrıştırma için Laplace piramidi kullanıldığında, en yüksek PSNR değerinin 62.63dB ve en düşük değerinin 33.18dB olduğu görülmüştür. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 37.44dB’ dir.

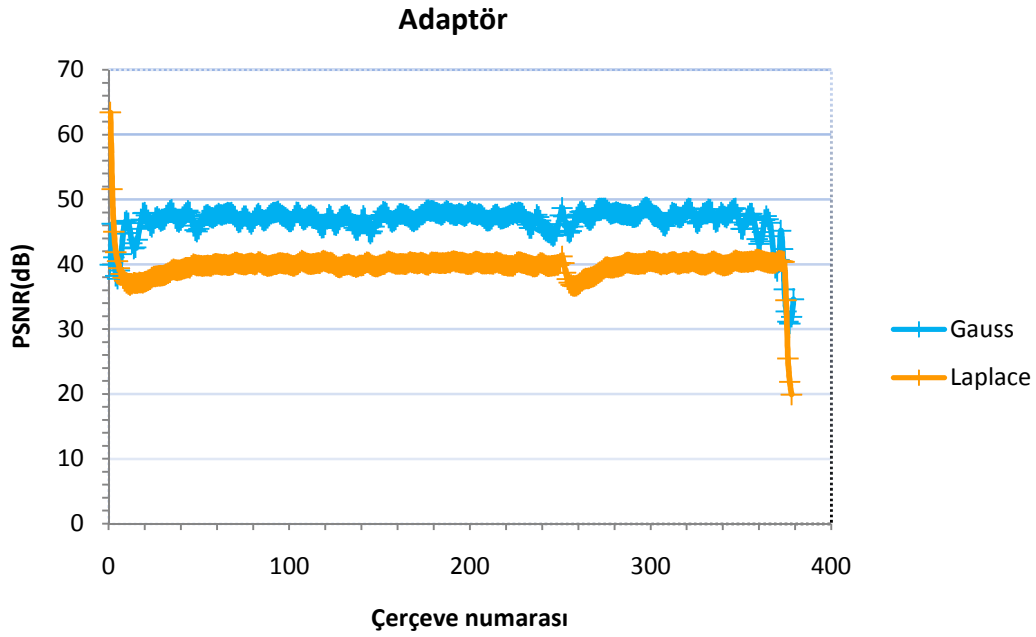
Bebek görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace

ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Bebek giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azaltmaktadır.

Bebek görüntüsü için bulunan PSNR değerleri, literatürdeki PSNR değerleri [16] ile karşılaştırılmış ve bulunan değerlerin literatürdeki değerlerden daha iyi olduğu görülmüştür.

Laplace ve Gauss piramitlerinin Adaptör görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 22’ de gösterilmektedir. Adaptör giriş görüntüsü, şarj edilebilir pilleri şarj eden bir şarj aletinin içerisinde hiçbir pil bulunmaması durumundaki adaptörün görüntüsüdür. Bu görüntü, 379 adet çerçeve içermektedir. Şarj aletinin adaptörü, pilleri şarj ederken üzerindeki ledin ışığı hızlı bir şekilde yapıp sönmekteyken pilleri şarj etmediğinde bu led üzerinde herhangi bir hareket görünmemektedir. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bu hareket insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Kullanılan hareket büyütme yöntemi, başka türlü belirgin olmayan mekanizmanın titreşimsel bir analizini gerçekleştirme işleminde kullanılabilir. Gauss ayrıştırması, Adaptör görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 48.74dB iken en düşük PSNR değeri ise 30.88dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 46.65dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 63.68dB iken en düşük PSNR değeri ise 18.34dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 39.65dB’ dir.

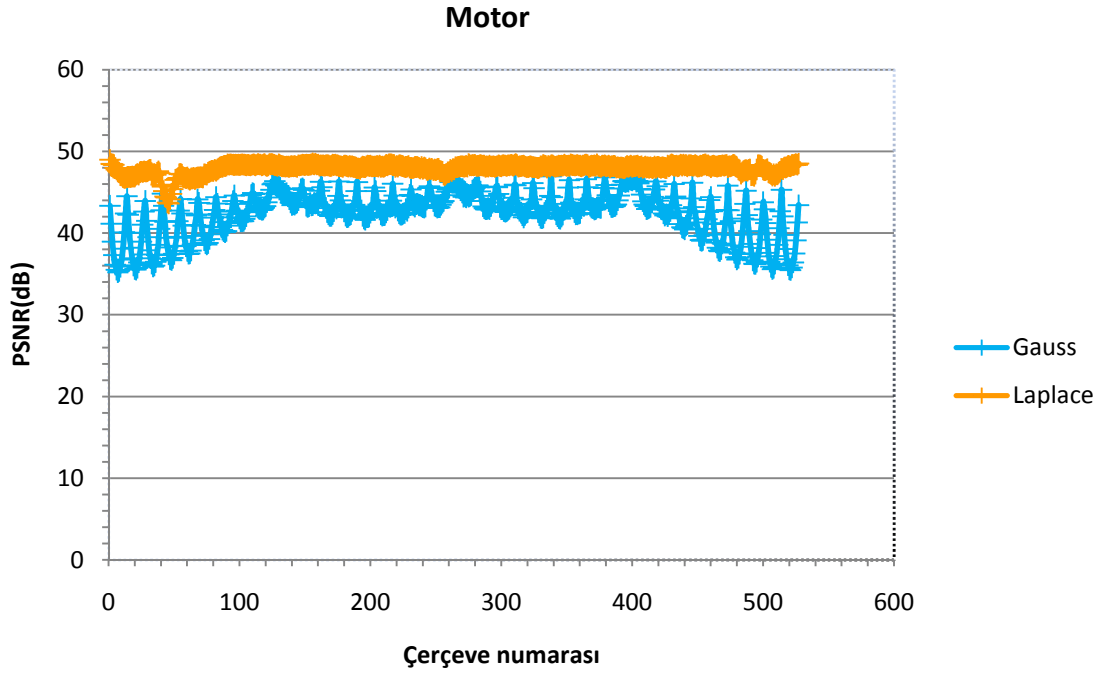
Adaptör görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Adaptör giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 22. Gauss ve Laplace ayrıştırma yöntemlerinin PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Motor görüntüsünde [42] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 23’ te gösterilmektedir. Motor giriş görüntüsü, hareketsiz bir araca ait motorun çalıştırılması sonucu hemen göze çarpmayan hareketler içeren motora ait boruların görüntüsüdür. Bu görüntü, 527 adet çerçeve içermektedir. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bu hareket insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Gauss ayrıştırması, Motor görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 42.37dB iken en düşük PSNR değeri ise 35.21dB’dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 42.37dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 48.97dB iken en düşük PSNR değeri ise 43.40dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 47.93dB’ dir.

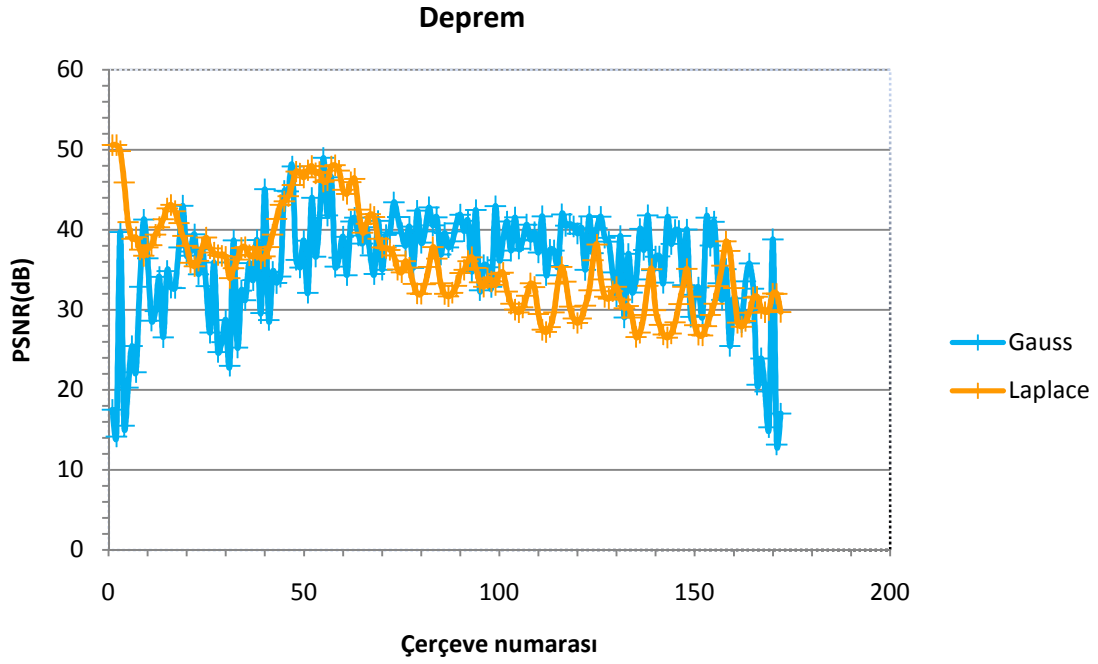
Motor görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Laplace piramidinin, Gauss piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Laplace piramidi, Gauss piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Laplace ayrıştırması, Gauss ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Motor giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 23. Gauss ve Laplace ayrıştırma yöntemlerinin PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Deprem görüntüsünde [43] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 24’ te gösterilmektedir. Deprem giriş görüntüsü, bir deprem simülasyonu esnasında bir depodaki mutfak mobilyaları ve tabakların zarar gördüğünü gösteren bir görüntüdür. Bu görüntü, 172 adet çerçeve içermektedir. Bu görüntünün kullanılma amacı, hem görüntü büyütme yöntemleriyle büyütülen gözle görülebilir hareketlerin büyütülmüş görüntülerdeki etkilerini görebilmek hem de görüntü büyütme yönteminin daha küçük şiddetli depremler esnasındaki küçük titreşimlerin insan gözüyle görülebilir hale getirebileceğini göstermektir. Gauss ayrıştırması, Deprem görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 48.97dB iken en düşük PSNR değeri ise 13.17dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 35.63dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 50.57dB iken en düşük PSNR değeri ise 26.25dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 35.76dB’ dir.

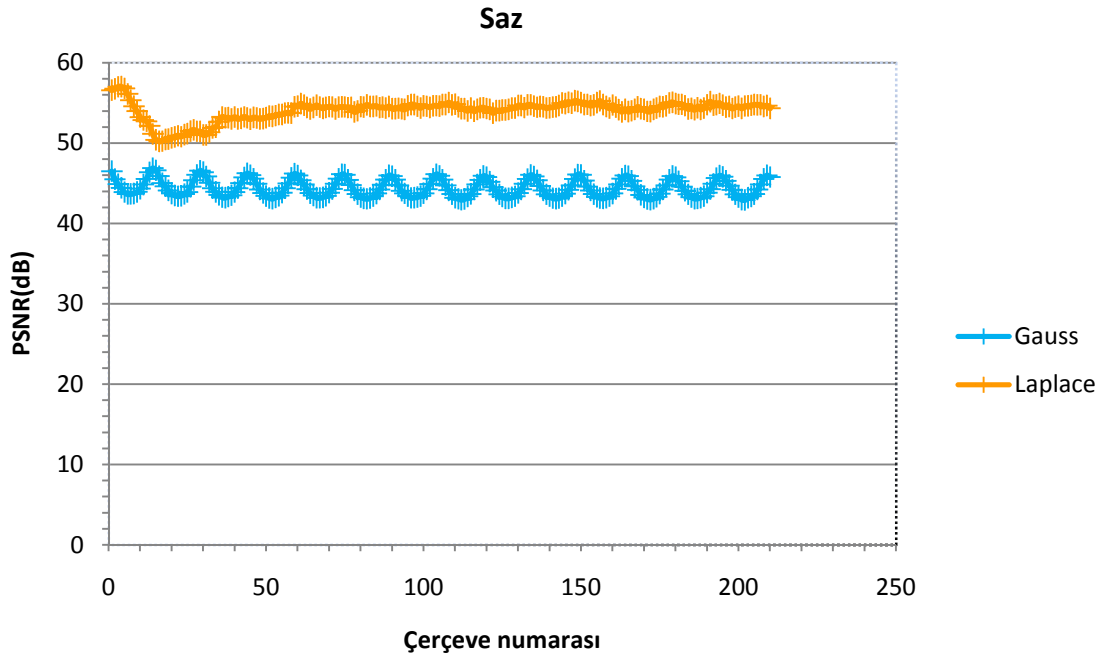
Deprem görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Laplace piramidinin, Gauss piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Laplace piramidi, Gauss piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Laplace ayrıştırması, Gauss ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Deprem giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 24. Gauss ve Laplace ayrıştırma yöntemlerinin PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Saz görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 25’ te gösterilmektedir. Saz giriş görüntüsü, hareketsiz bir sazın tellerini gösteren bir görüntüdür. Bu görüntü, 210 adet çerçeve içermektedir. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman sazın üst telinki titreşim insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Gauss ayrıştırması, Saz görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 46.86dB iken en düşük PSNR değeri ise 42.90dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 44.36dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 57.01dB iken en düşük PSNR değeri ise 50.20dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 54.04dB’ dir.

Saz görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Laplace piramidinin, Gauss piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Laplace piramidi, Gauss piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Laplace ayrıştırması, Gauss ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Saz giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



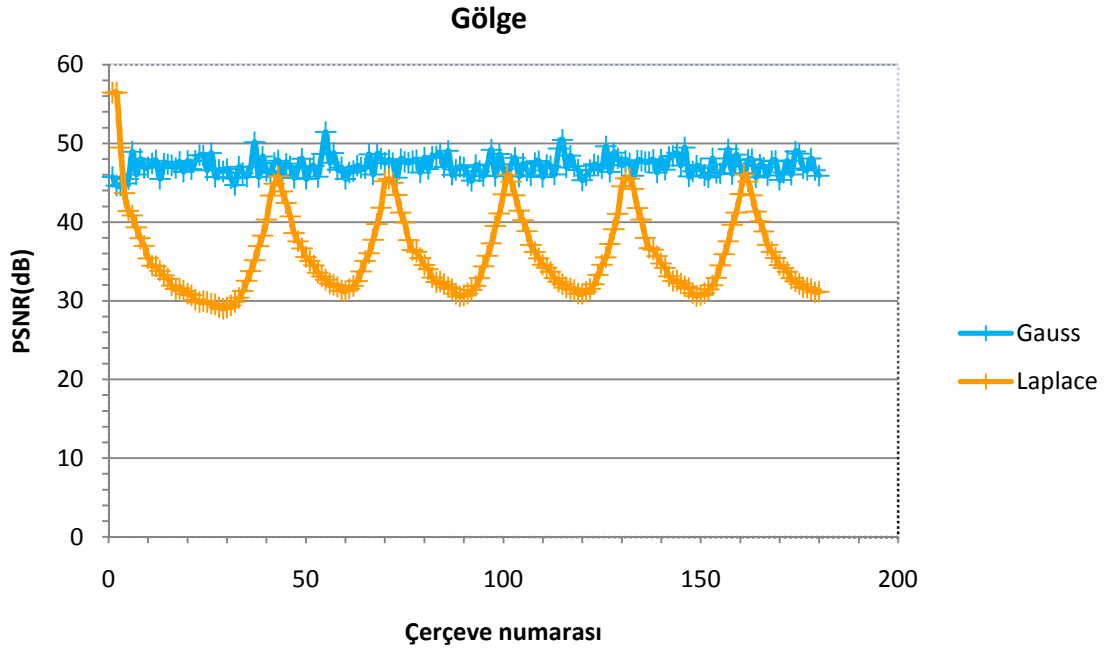
Şekil 25. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

İnsanın yüzleştiği en büyük zorluklardan birisi, çevrenin korunmasıdır. Bu çevresel değişiklikler, uzun zaman periyotlarında yavaş ve kısa oldukları için bu değişiklikleri analiz etmek zordur. Bu değişiklikler insanlar tarafından görüldüğü zaman, iyileştirilemez hasarlar çoktan çevrede oluşmuştur. Gölge görüntüsünde [44], güneş batarken oluşan bir gölge yakalanmıştır. Kısa bir zaman aralığında gölge uzunluğunda kayda değer bir değişiklik bulunmaktadır. Bu değişiklik insan gözünün görebileceği bir değişiklik değildir [1]. Laplace ve Gauss piramitlerinin Gölge görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 26’ da gösterilmektedir. Bu görüntü, 180 adet çerçeve içermektedir. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman gölge uzunluğundaki değişim insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Gauss ayrıştırması, Gölge görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 51.42dB iken en düşük PSNR değeri ise 44.62dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 47.11dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 56.42dB iken en düşük PSNR değeri ise 28.95dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 35.82dB’ dir.

Gölge görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Böylece, Gauss ayrıştırması,

Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Gölge giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

Gölge görüntüsü için bulunan PSNR değerleri, literatürdeki PSNR değerleri [16] ile karşılaştırılmış ve bulunan değerlerin literatürdeki değerlerden daha iyi olduğu görülmüştür.

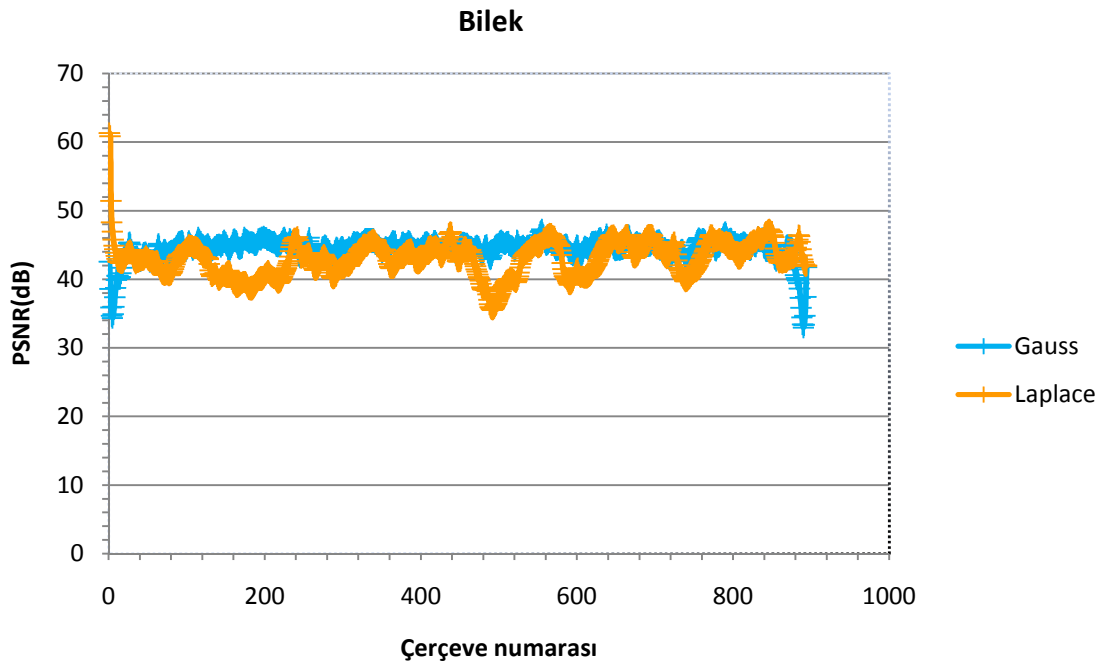


Şekil 26. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bilek görüntüsünde [45] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 27' de gösterilmektedir. Bilek giriş görüntüsü, hareketsiz bir insan bileğinin görüntüsüdür. İnsan kalbi, küçük aralıklarla damarlardan kan pompalamaktadır. Kan, kalp tarafından pompalandığında insan cilt rengi değişmektedir[1]. Giriş görüntüsünde bu cilt rengi değişimi görünmemektedir. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bu cilt rengi değişimi insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu görüntü, 894 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Bilek görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 47.25dB iken en düşük PSNR değeri ise 32.97dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 44.48dB' dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 61.29dB iken en düşük PSNR değeri ise 35.56dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 42.97dB' dir.

Bilek görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Böylece, Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Bilek giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

Bilek görüntüsü için bulunan PSNR değerleri, literatürdeki PSNR değerleri [16] ile karşılaştırılmış ve bulunan değerlerin literatürdeki değerlerden daha iyi olduğu görülmüştür.

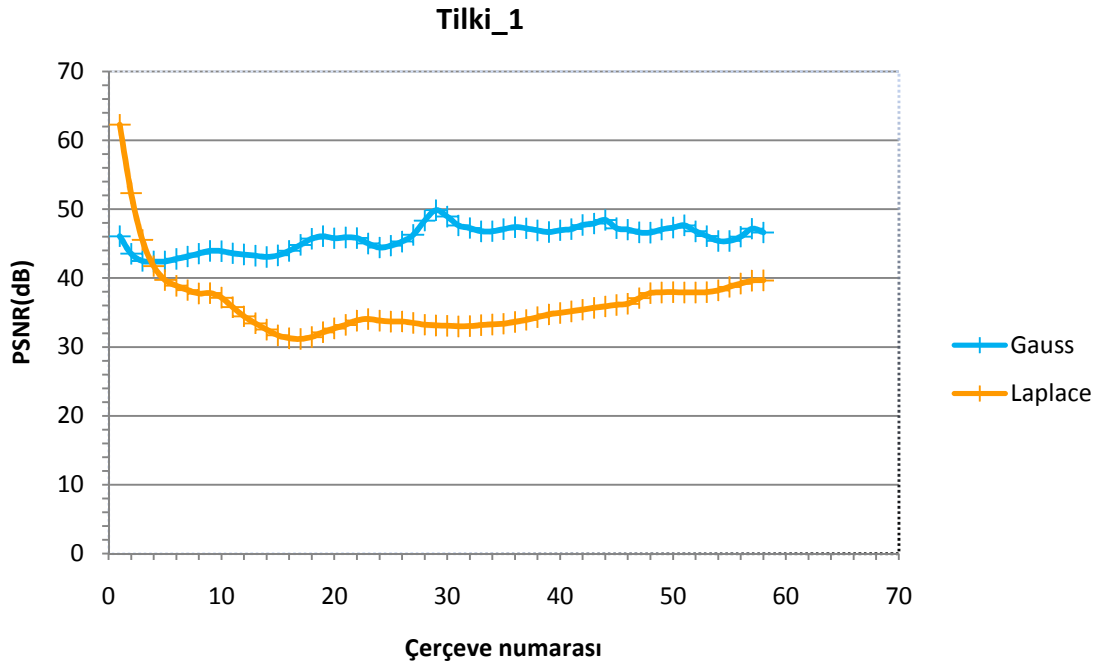


Şekil 27. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramidlerinin Tilki_1 görüntüsünde [46] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 28’ de gösterilmektedir. Tilki_1 giriş görüntüsü, karla kaplı bir ortamdaki bir tilkinin kar artındaki avının yerini tespit etmek için ölü gibi sessizce durup ortamı dinlediği bir görüntüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramidleri kullanılarak işlendiği zaman tilkinin nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, aslında tilkinin soğuktan donmadığı veya ölü olmadığını görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 58 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Tilki_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 49.85dB iken en düşük PSNR değeri ise 42.42dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR

değeri 45.82dB' dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 62.27dB iken en düşük PSNR değeri ise 31.16dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 36.30dB' dir.

Tilki_1 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Tilki_1 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

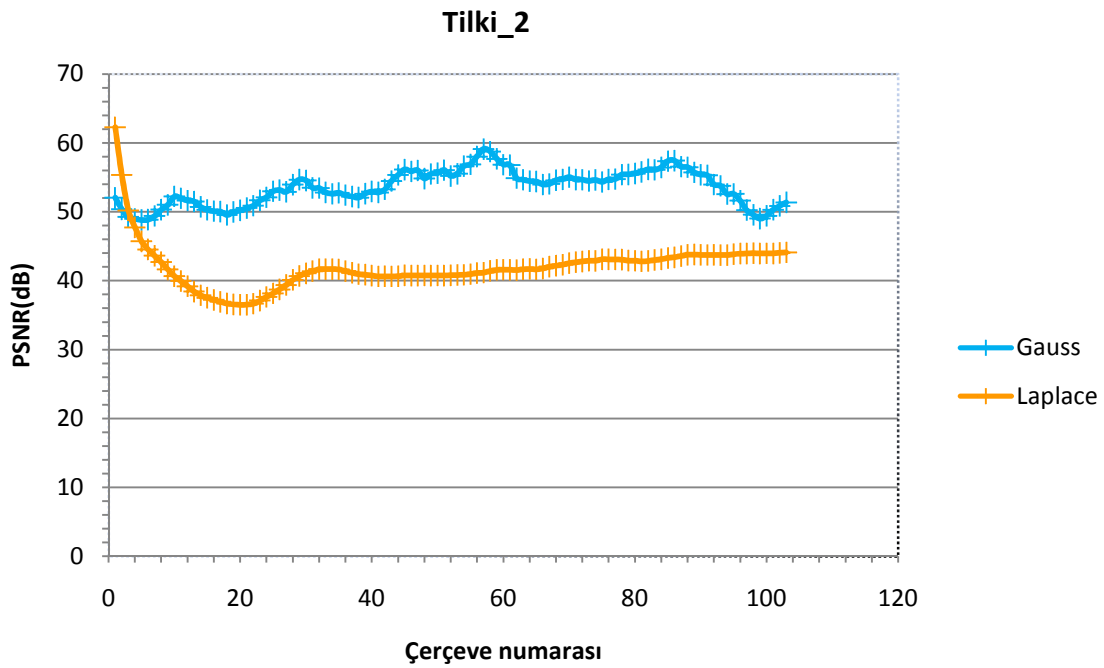


Şekil 28. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Tilki_2 görüntüsünde [47] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 29' da gösterilmektedir. Tilki_2 giriş görüntüsü, dinlenen bir tilkinin görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman tilkinin nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, tilkinin hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 103 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Tilki_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 59.11dB iken en düşük PSNR değeri ise 48.82dB'dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 53.52dB' dir. Laplace

ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 62.27dB iken en düşük PSNR değeri ise 36.51dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 41.96dB' dir.

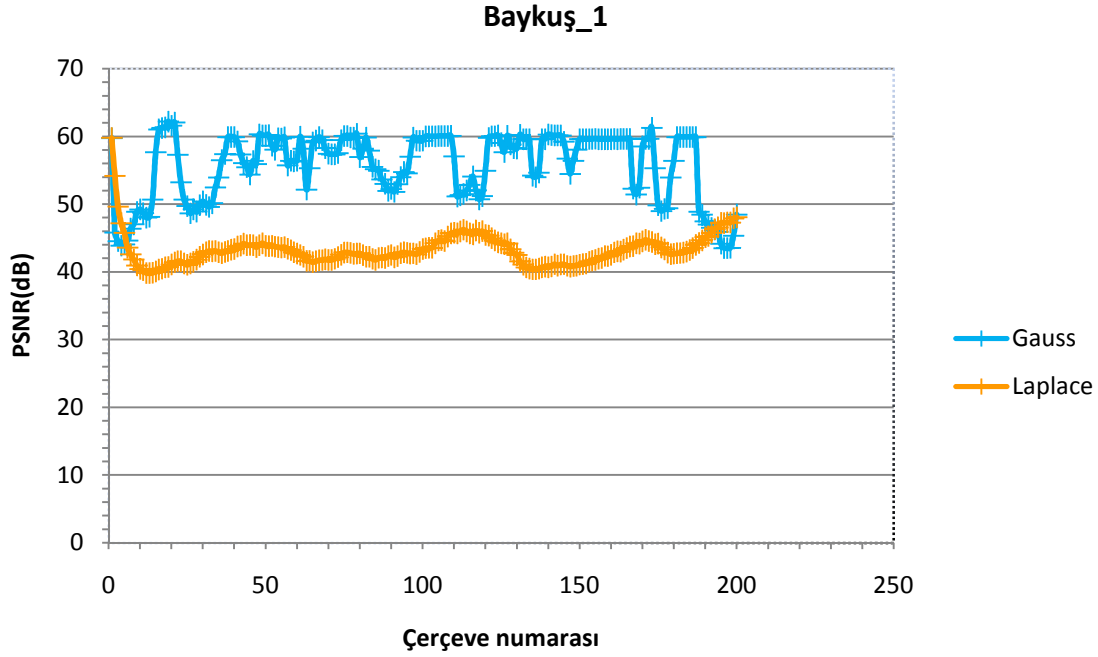
Tilki_2 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Tilki_2 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 29. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Baykuş_1 görüntüsünde [48] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 30' da gösterilmektedir. Baykuş_1 giriş görüntüsü, bir ağaç üzerinde uyuklayan bir baykuşun görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman baykuşun nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, baykuştaki canlılık belirtisini görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 200 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Baykuş_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 62.17dB iken en düşük PSNR değeri ise 43.51dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 55.75dB' dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 59.74dB iken en düşük PSNR değeri ise 39.82dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 43.19dB' dir.

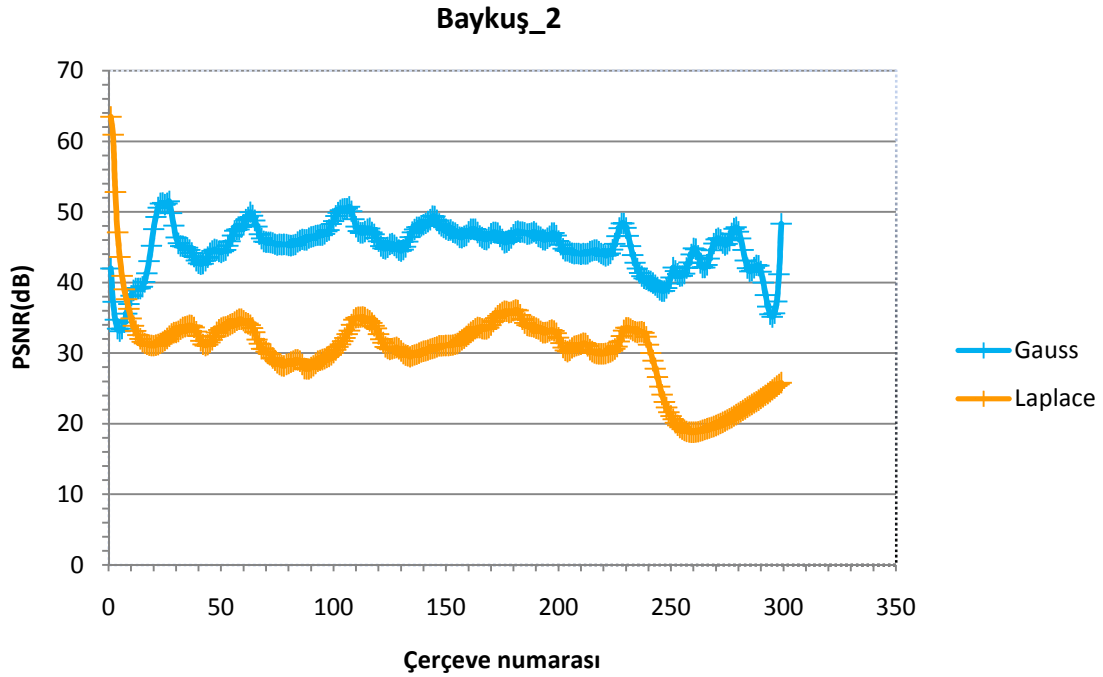
Baykuş_1 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Baykuş_1 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 30. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramidlerinin Baykuş_2 görüntüsünde [49] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 31’ de gösterilmektedir. Baykuş_2 giriş görüntüsü, bir ağaç kovuğunda uyuklayan bir baykuşun görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramidleri kullanılarak işlendiği zaman baykuşun nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, baykuşun hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu yöntemle, ağaçların kovuklarında veya dış yüzeylerinde gizlenmiş olan baykuşların yeri tespit edilebilir. Bu görüntü, 299 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Baykuş_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 51.49dB iken en düşük PSNR değeri ise 33.11dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 45.01dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 63.46dB iken en düşük PSNR değeri ise 18.75dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 39.40dB’ dir.

Baykuş_2 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Baykuş_2 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

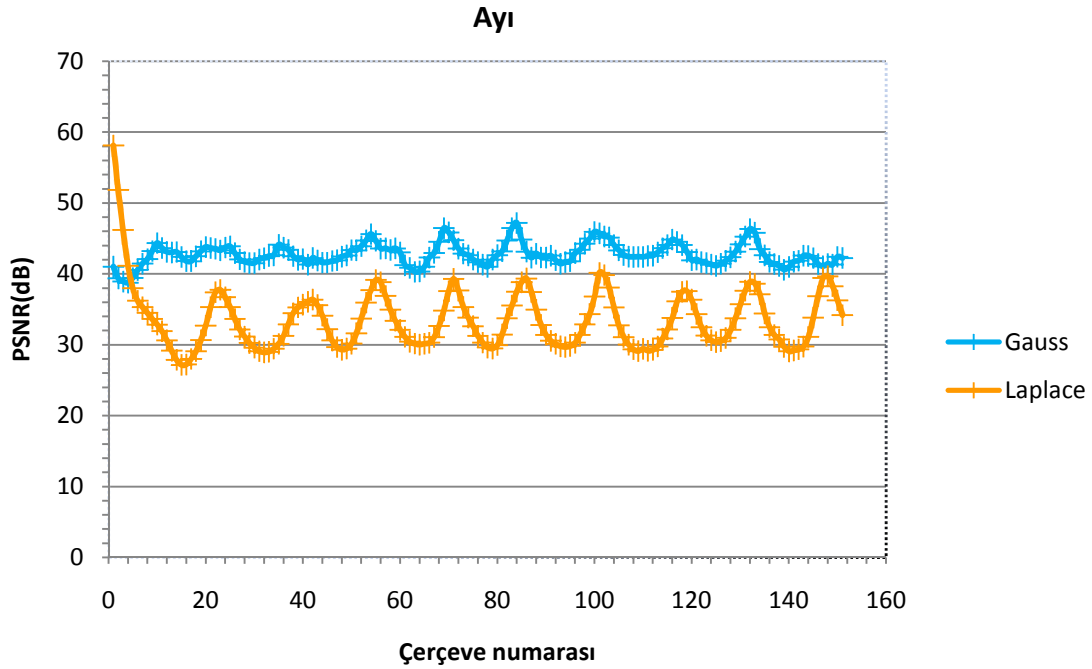


Şekil 31. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Ayı görüntüsünde [50] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 32’ de gösterilmektedir. Ayı giriş görüntüsü, Kuzey Kutup Bölgesi’ndeki buzulların üzerinde uyumakta olan bir kutup ayısının görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman kutup ayısının nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, kutup ayısının donmadığını görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 151 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Ayı görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 47.17dB iken en düşük PSNR değeri ise 38.77dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 42.74dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 58.12dB iken en düşük PSNR değeri ise 27.17dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 33.51dB’ dir.

Ayı görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi,

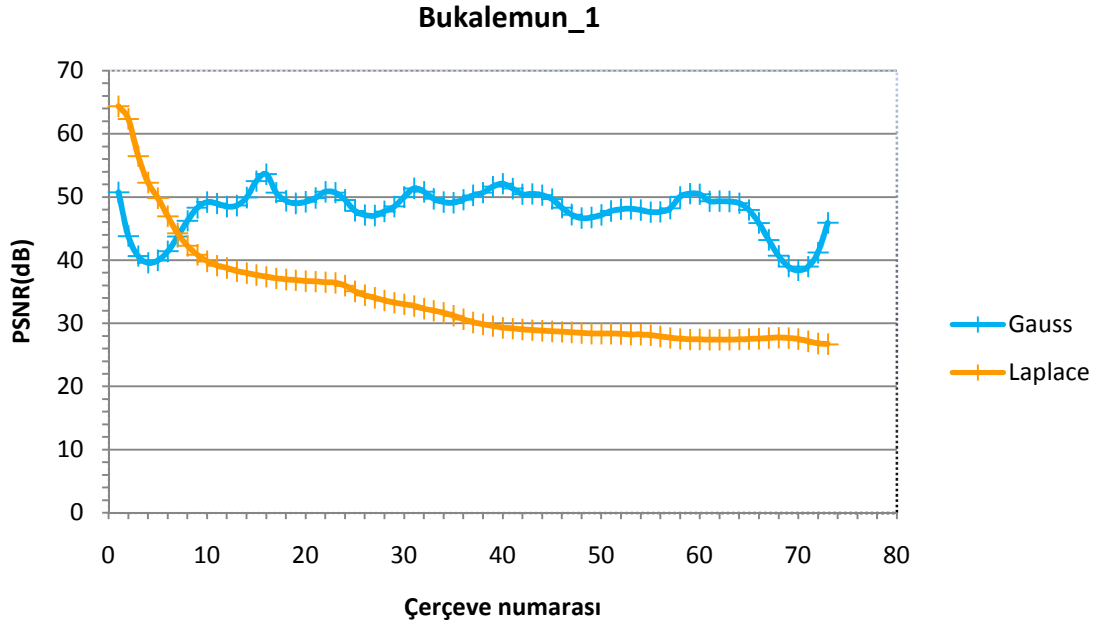
Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Ayı giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 32. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bukalemun_1 görüntüsünde [51] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 33' te gösterilmektedir. Bukalemunlar tehlikelerden korunmak bulundukları ortamın rengini alan hayvanlardır. Bulundukları ortamla aynı renkte oldukları için bukalemunların insan gözüyle görülmesi zordur. Bukalemun_1 giriş görüntüsü, hareket eden bir bukalemunun dinlenme esnasında çekilmiş görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bukalemunun nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, giriş görüntüsünde canlılığını göremediğimiz bukalemunun hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bukalemun_1 görüntüsü, 73 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 53.62dB iken en düşük PSNR değeri ise 38.39dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 47.82dB' dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 64.34dB iken en düşük PSNR değeri ise 26.69dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 33.65dB' dir.

Bukalemun_1 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Bukalemun_1 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

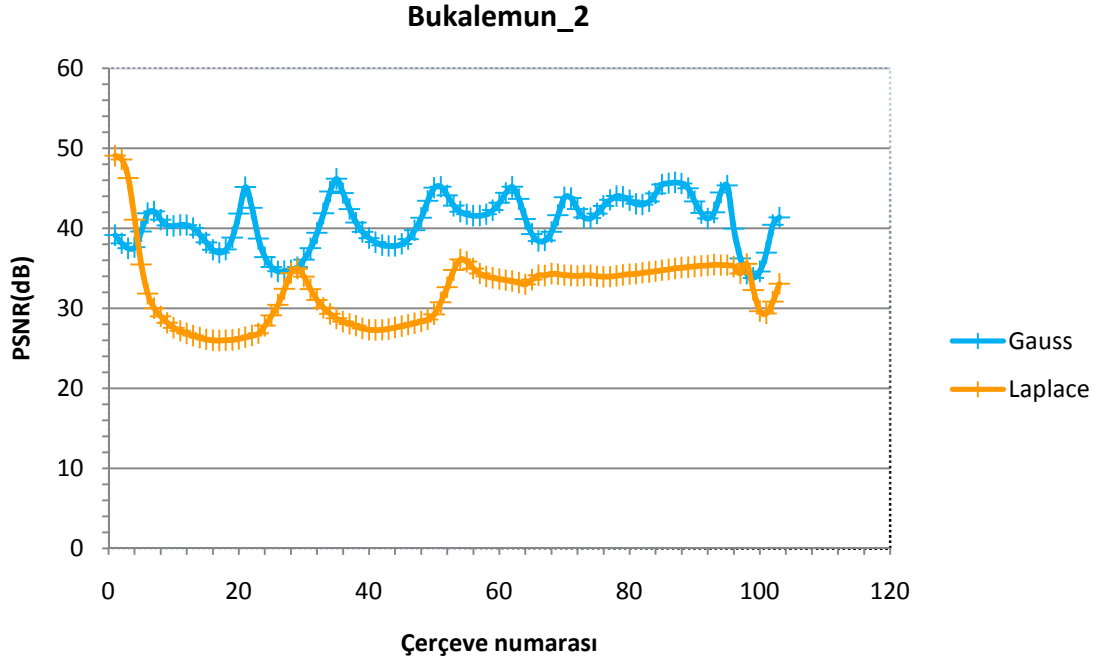


Şekil 33. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bukalemun_2 görüntüsünde [52] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 34’ te gösterilmektedir. Bukalemun_2 giriş görüntüsü, burnu havada bir şekilde bir ağaç üzerinde hareketsiz duran bir bukalemunun görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bukalemunun nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, bukalemunun hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bukalemun_2 görüntüsü, 103 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 46.17dB iken en düşük PSNR değeri ise 33.80dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 40.79dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 49.06dB iken en düşük PSNR değeri ise 25.97dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 32.11dB’ dir.

Bukalemun_2 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss

piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Bukalemun_2 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

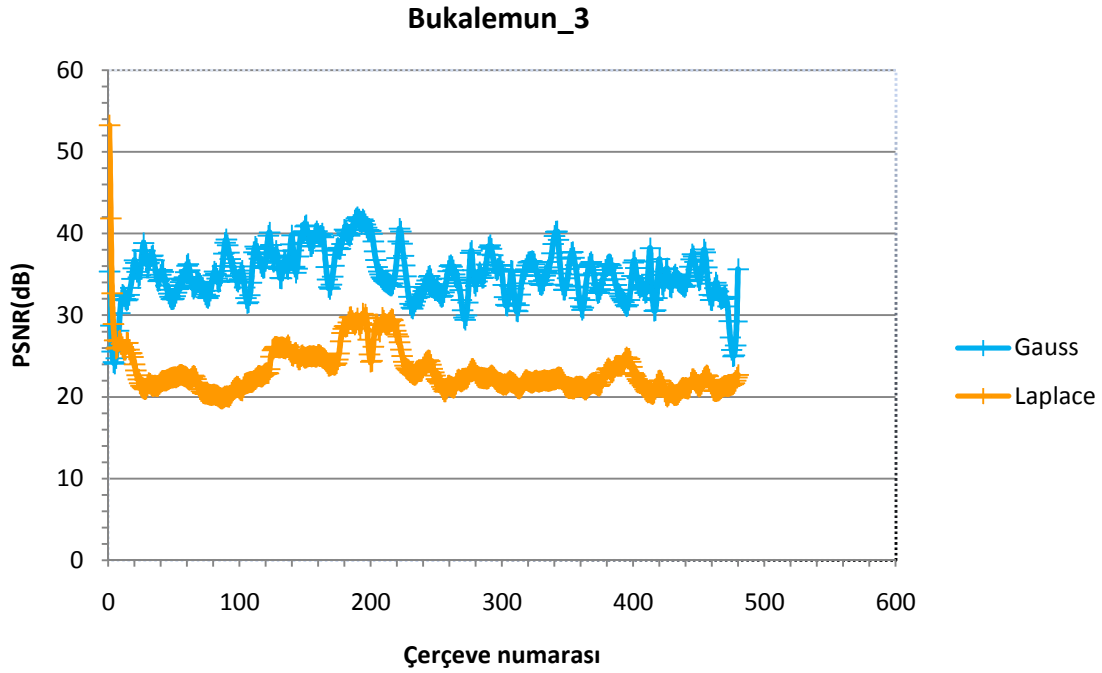


Şekil 34. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bukalemun_3 görüntüsünde [53] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 35’ te gösterilmektedir. Bukalemun_3 giriş görüntüsü, bir yağmur ormanının sıklığında yer alan bir ağacın üzerinde ölü gibi hareketsiz duran bir bukalemunun görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman bukalemunun nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, bukalemunun hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bukalemun_3 görüntüsü, 480 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_3 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 42dB iken en düşük PSNR değeri ise 24.10dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 34.98dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 53.25dB iken en düşük PSNR değeri ise 19.82dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 23.14dB’ dir.

Bukalemun_3 görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması,

Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Bukalemun_3 giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

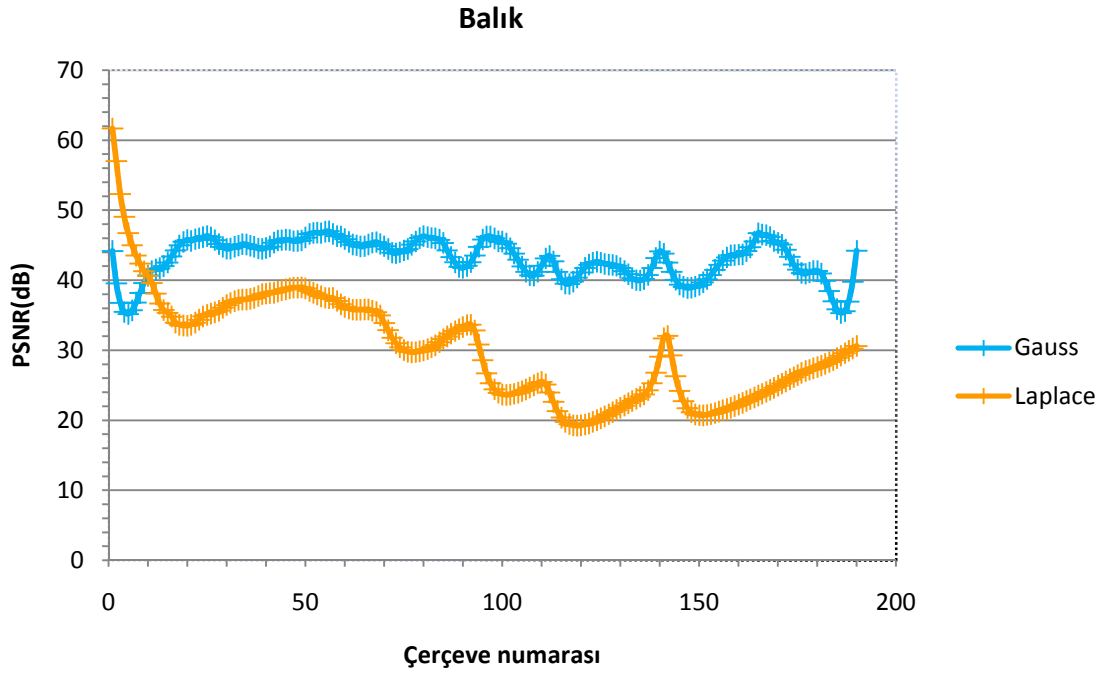


Şekil 35. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Balık görüntüsünde [54] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 36' da gösterilmektedir. Balık giriş görüntüsü, Golyan balıklarının(minnows) yumurtalarından çıkmaya yakın bir dönemdeki larvaların mikroskop altındaki görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman larvaların nefes alış veriş hareketleri ve diğer hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, larvanın hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 190 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Balık görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 46.99dB iken en düşük PSNR değeri ise 35.18dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 43.09dB' dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 61.66dB iken en düşük PSNR değeri ise 19.24dB' dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 30.23dB' dir.

Balık görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace

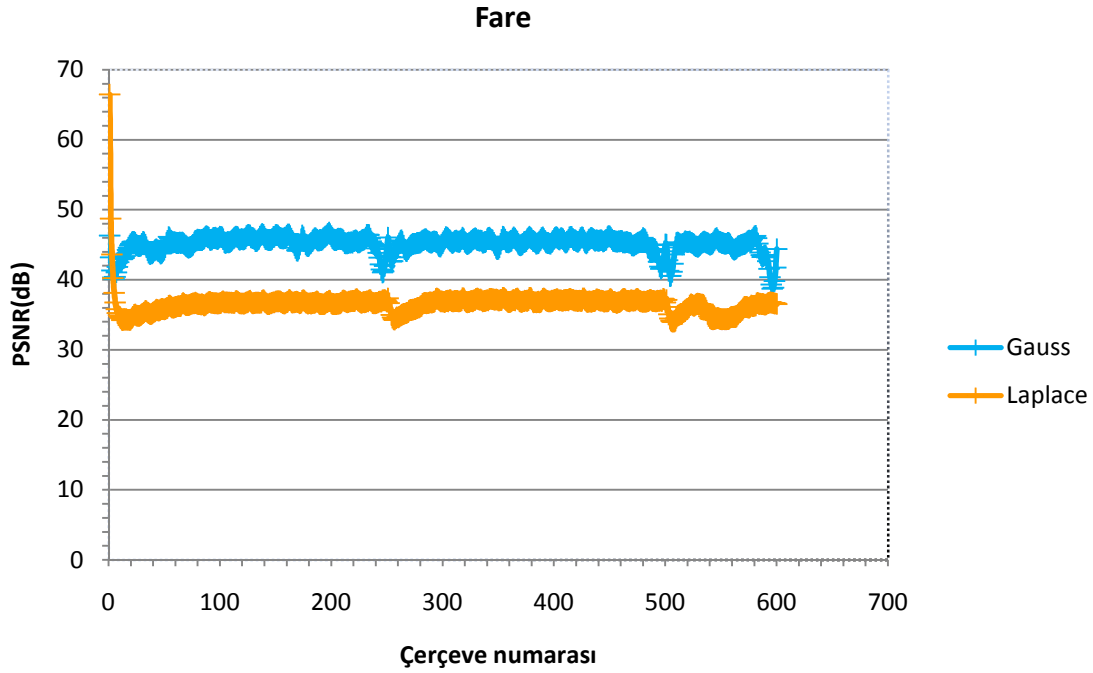
ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Balık giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 36. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Fare görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 37’ de gösterilmektedir. Fare giriş görüntüsü, ölü numarası yapan bir farenin görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman farenin nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, farenin hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 600 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Fare görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 46.74dB iken en düşük PSNR değeri ise 38.75dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 45.11dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 66.43dB iken en düşük PSNR değeri ise 34.01dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 36.51dB’ dir.

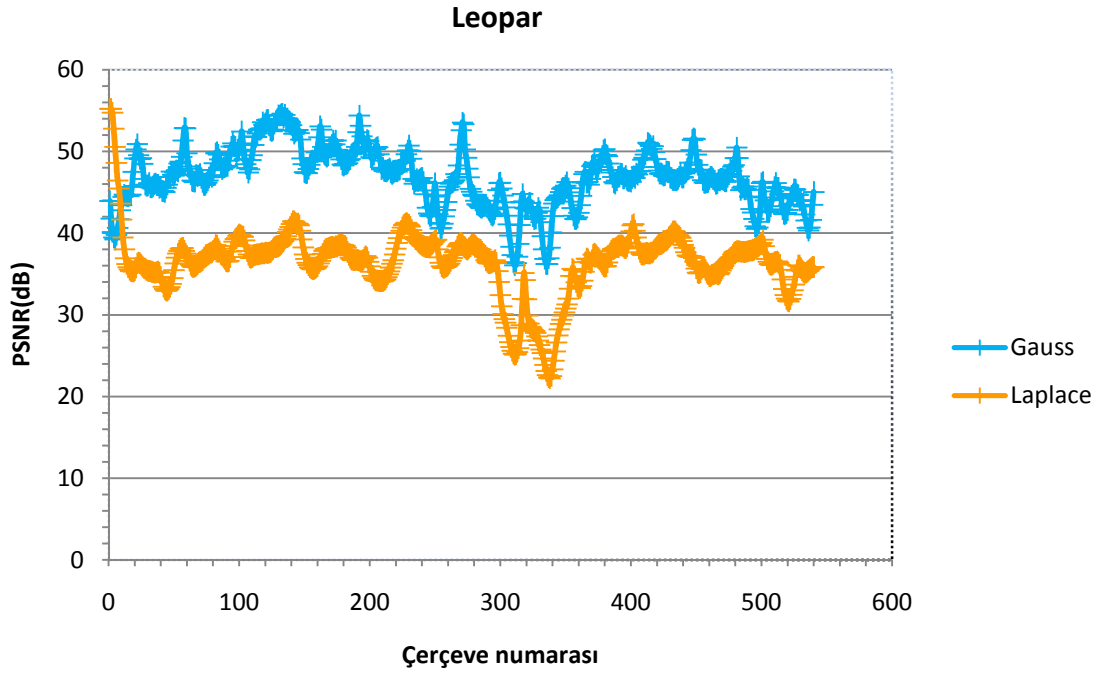
Fare görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Fare giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 37. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Leopar görüntüsünde [55] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 38’ de gösterilmektedir. Leopar giriş görüntüsü, akşam beyaz gökyüzü ışığı altında uyuyan leoparın görüntüsüdür. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman leoparın nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, leoparın hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu yolla, kuru otlar arasında avlarından kolayca gizlenebilen aslan, kaplan, leopar gibi hayvanların yeri tespit edilebilir. Bu görüntü, 540 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Leopar görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 54.61dB iken en düşük PSNR değeri ise 36.08dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 46.82dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 55.18dB iken en düşük PSNR değeri ise 22.25dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 36.43dB’ dir.

Leopar görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace ayrıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Leopar giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.

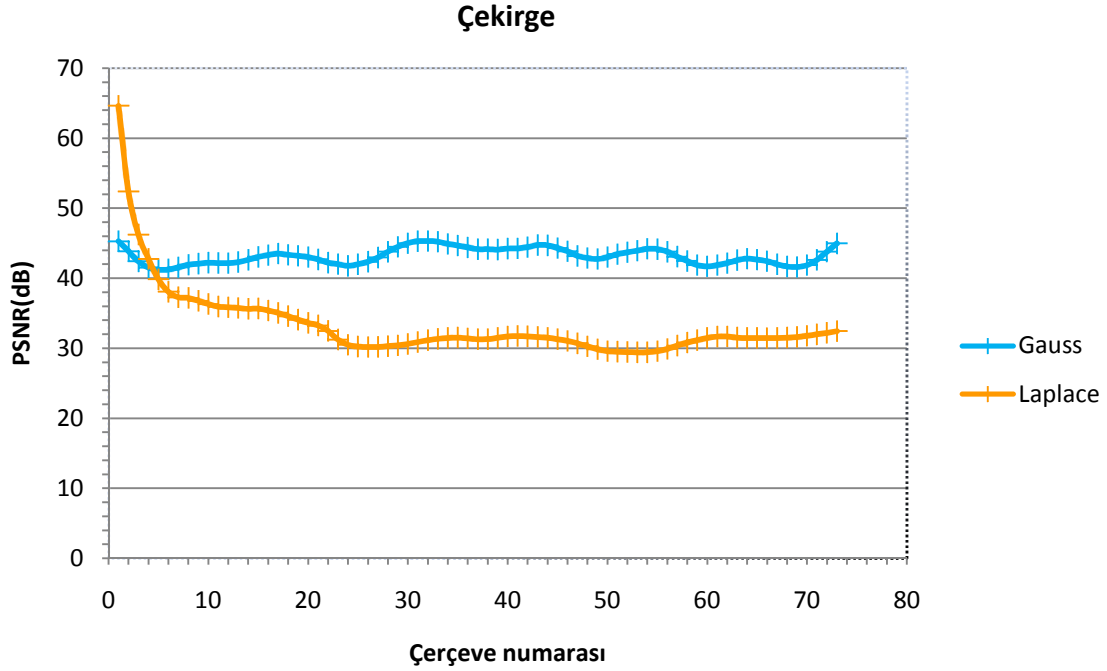


Şekil 38. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

Laplace ve Gauss piramitlerinin Çekirge görüntüsünde [56] kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 39’ da gösterilmektedir. Çekirge giriş görüntüsü, bir çekirge türün olan avcı çayır çekirgesi(predatory katydid) ile avı olan yeşil peygamberdevesinin(green praying mantis) bir dal üzerinde karşılaştıkları görüntüdür. Çayır çekirgeleri yeşil renkli oldukları için bitkiler arasında çok rahat gizlenebilmektedirler. Bu görüntü, görüntü ayrıştırma piramitleri kullanılarak işlendiği zaman çekirgenin nefes alış veriş hareketleri insan gözüyle görülebilir hale gelmektedir. Bu durum, çekirgenin hayatta olduğunu görmemize yardımcı olur. Bu görüntü, 73 adet çerçeve içermektedir. Gauss ayrıştırması, Çekirge görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek PSNR değeri 45.29dB iken en düşük PSNR değeri ise 41.18dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 43.15dB’ dir. Laplace ayrıştırmasının en yüksek PSNR değeri 64.61dB iken en düşük PSNR değeri ise 29.41dB’ dir. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 33.27dB’ dir.

Çekirge görüntüsü için PSNR sonuçlarının karşılaştırmalı analizi yapıldığında Gauss piramidinin, Laplace piramidinden daha iyi uygulandığı görülmektedir. Gauss piramidi, Laplace piramidinden daha yüksek PSNR değerine sahiptir. Gauss ayrıştırması, Laplace

ayırıştırmasıyla karşılaştırıldığında, Çekirge giriş görüntüsündeki gürültüyü daha etkili bir biçimde azalttığı sonucuna varılır.



Şekil 39. Gauss ve Laplace ayırıştırmasının PSNR grafikleri

5.2.2. SSIM

Yapısal benzerlik indeksi, iki çerçeve arasındaki yapısal bir benzerliği ölçen bir kalite ölçütüdür. Bu yöntem, algısal görüntü kalitesinin değerlendirilmesinde hala bir alternatif yöntem olarak kullanılmaktadır [57]. Bu yöntem, iki çerçeve arasındaki yapısal bilginin değişimindeki değişiklikleri algıladığı için çerçevelerdeki kalite bozulmasını dikkate almaktadır. SSIM değeri, Denklem 32’deki formül ile hesaplanmaktadır [1].

$$SSIM(n) = \frac{[2\mu_{I_R}(n)\mu_{I_D}(n) + C_1][2\sigma_{I_R I_D}(n) + C_2]}{[\mu_{I_R}^2(n) + \mu_{I_D}^2(n) + C_1][\sigma_{I_R}^2(n) + \sigma_{I_D}^2(n) + C_2]} \quad (32)$$

Denklem 32’deki $\mu_{I_R}(n)$, $\mu_{I_D}(n)$ işaretleri, referans (I_R) ve bozuk (I_D) görüntü dizisinin n.çerçevesinin ortalaması anlamına gelmektedir ve $\sigma_{I_R}(n)$ ve $\sigma_{I_D}(n)$ referans (I_R) ve bozuk (I_D) görüntü dizisinin n.çerçevesinin standart sapmasıdır. C_1 , C_2 ; yapısal benzerlik karşılaştırmasındaki herhangi bir kararsızlıktan kurtulmak için kullanılan

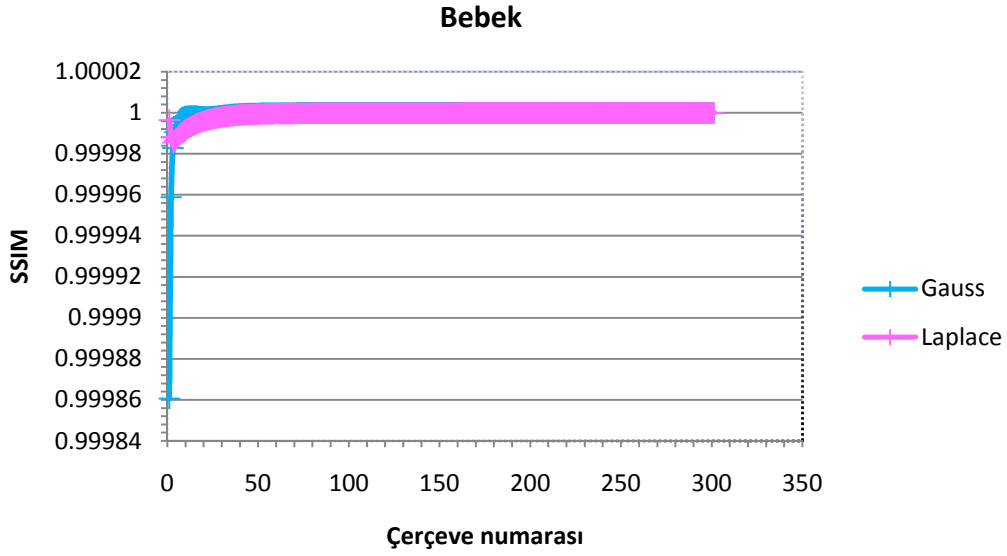
sabitlerdir. Ortalama Yapısal Benzerlik İndeksi Ölçümü(Mean Structural Similarity Index Measurement, MSSIM) ise Denklem 33'teki formül ile hesaplanmaktadır[1]. MSSIM değerleri [0,1] aralığında olmaktadır. Bu aralıktaki daha yüksek değerler, karşılaştırılan çevreler arasında daha yüksek bir benzerlik olduğu anlamına gelmektedir [58].

$$MSSIM = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N SSIM(n) \quad (33)$$

Bu çalışmada SSIM, bir giriş olarak alınan tüm görüntüler için hesaplanmıştır. Öncelikle tüm görüntülerin her bir çerçevesi için SSIM değerleri hesaplanmış ve daha sonra Uygulama_1 ve Uygulama_2 görüntü dizisi için MSSIM değerleri hesaplanmıştır.

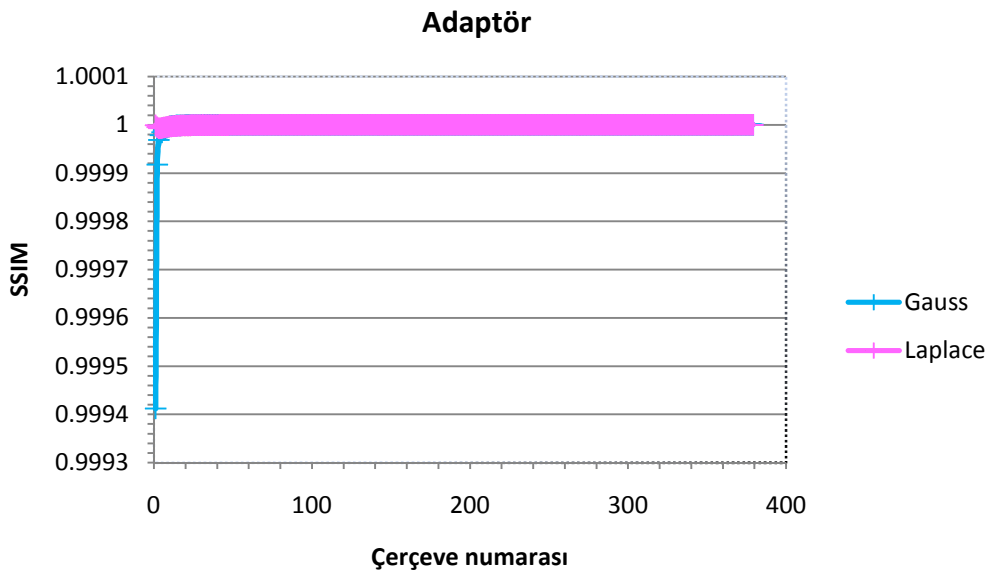
Laplace ve Gauss piramitleri, görüntü ayrıştırma ve yeniden oluşturma yöntemleri olarak kullanıldığındaki SSIM grafiklerinin karşılaştırmaları Şekil 40'tan Şekil 58'e kadar olan şekillerde gösterilmektedir. Bu karşılaştırmalar, literatürde [58] kullanılan her iki piramide ait MSSIM değerlerinin virgülden sonraki dört basamağı dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir.

Bebek görüntüsünün [41] SSIM grafiği Şekil 40'ta gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Bebek görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Bebek görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 40'ta görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



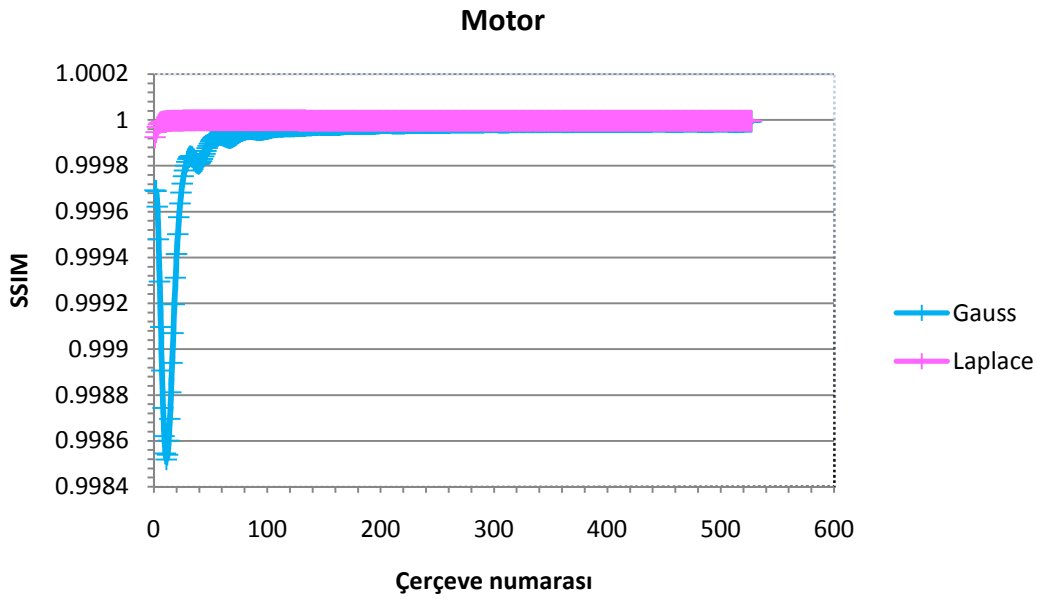
Şekil 40. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Adaptör görüntüsünün SSIM grafiği Şekil 41’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Adaptör görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Adaptör görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 41’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



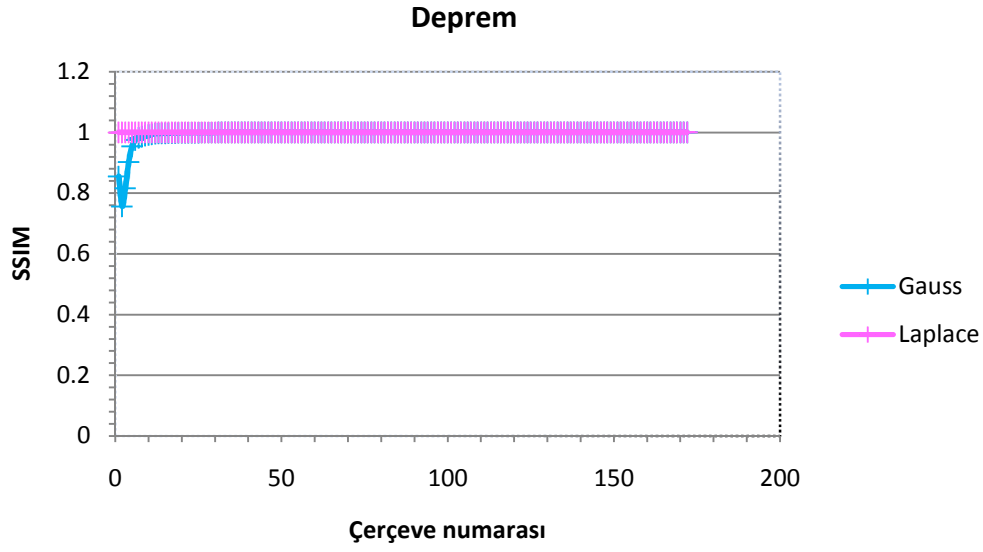
Şekil 41. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Motor görüntüsünün [42] SSIM grafiği Şekil 42’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Motor görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999991 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999934 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999997 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999996 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Motor görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 42’de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



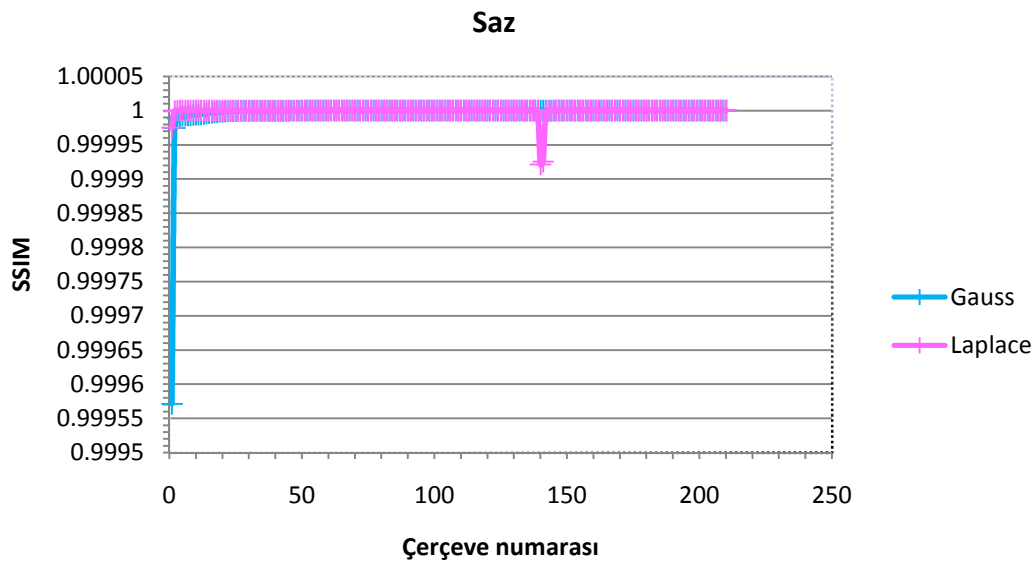
Şekil 42. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Deprem görüntüsünün [43] SSIM grafiği Şekil 43’ te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Deprem görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999989 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.995086 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999998 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999996 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Deprem görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 43’ te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



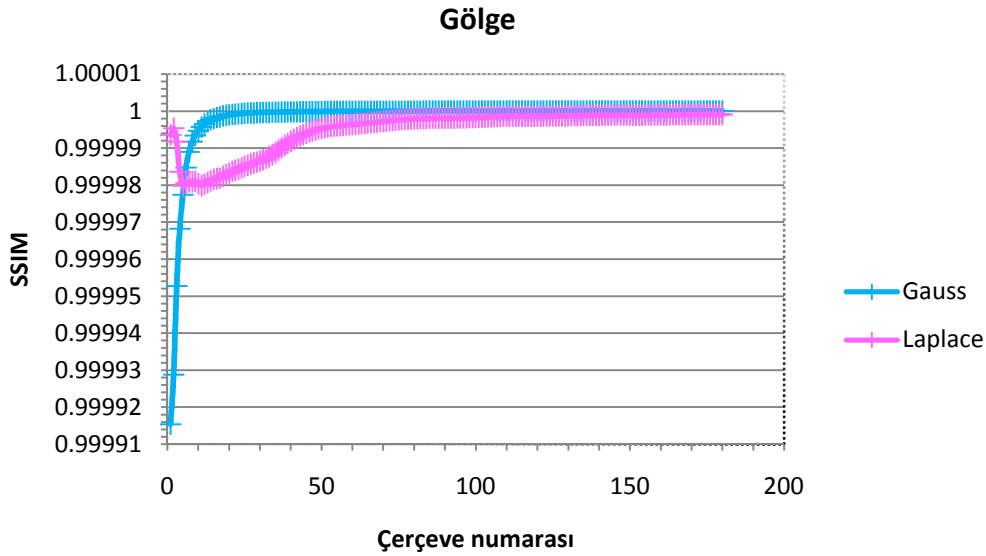
Şekil 43. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Saz görüntüsünün SSIM grafiği Şekil 44’ te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Saz görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999997 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Saz görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 44’ te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



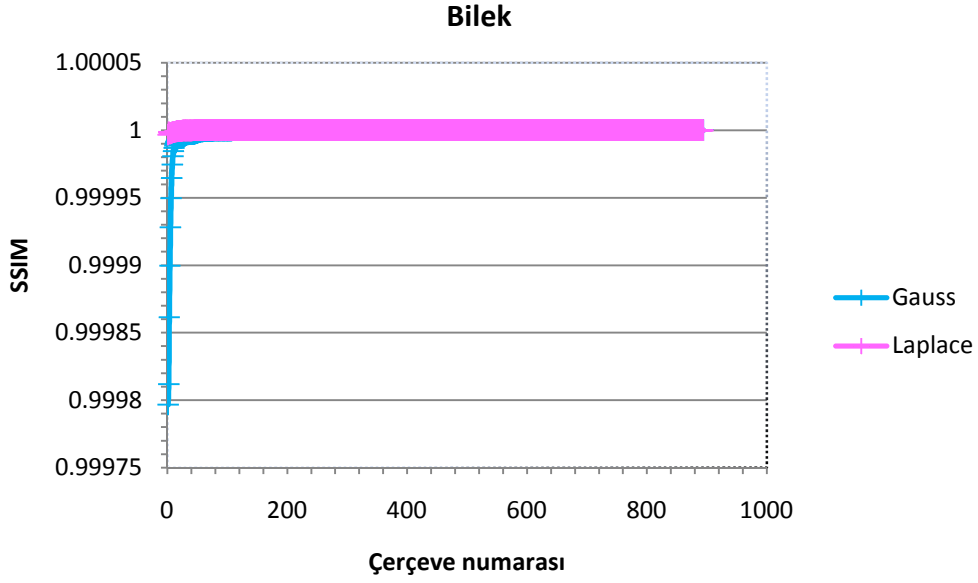
Şekil 44. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Gölge görüntüsünün [44] SSIM grafiği Şekil 45'te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Gölge görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999995 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Gölge görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 45' te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



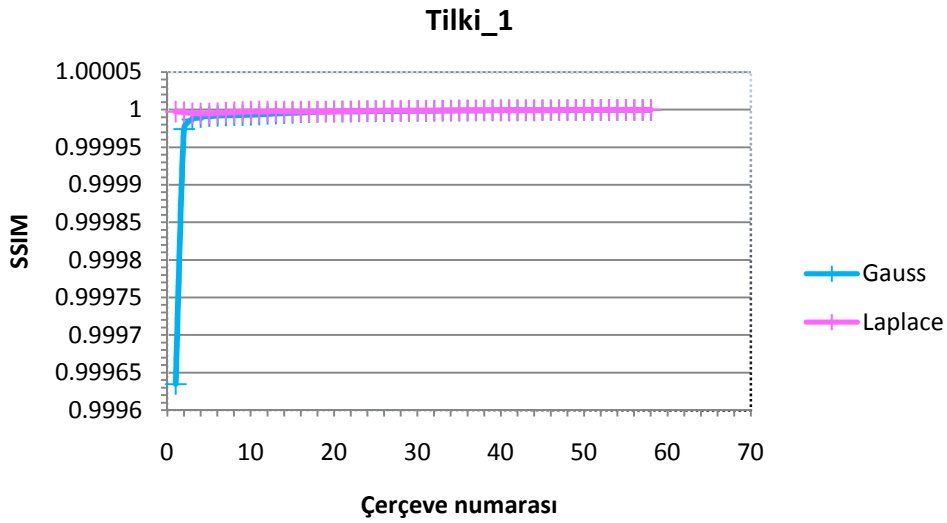
Şekil 45. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Bilek görüntüsünün [45] SSIM grafiği Şekil 46' da gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Bilek görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Bilek görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 46' da görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



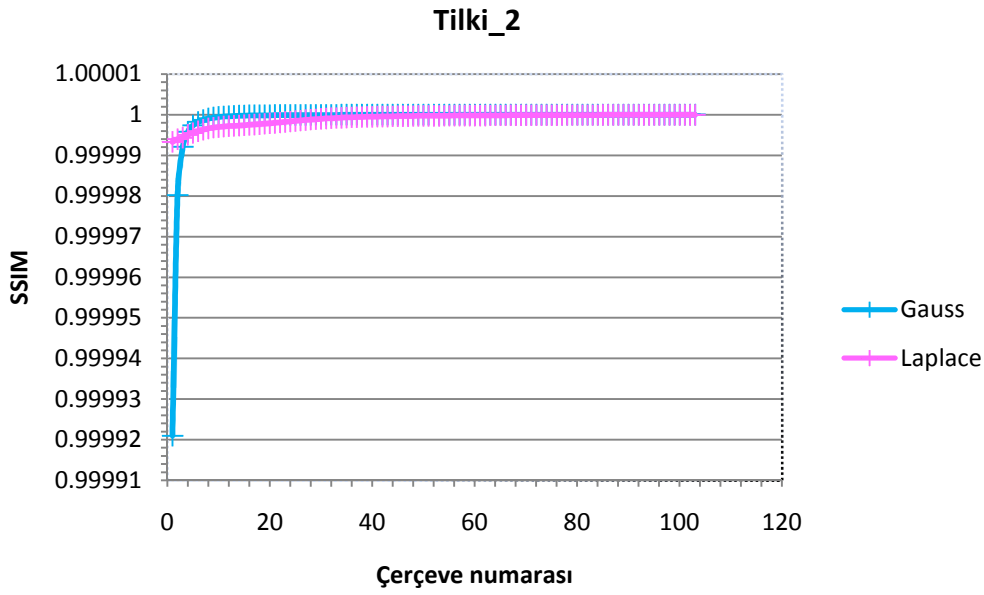
Şekil 46. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Tilki_1 görüntüsünün [46] SSIM grafiği Şekil 47’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Tilki_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999990 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Tilki_1 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 47’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



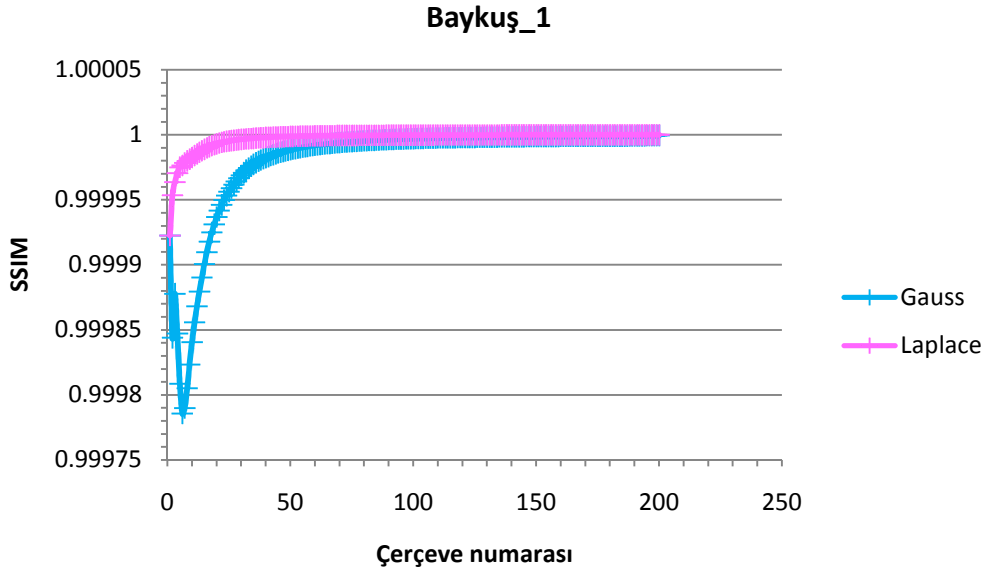
Şekil 47. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Tilki_2 görüntüsünün [47] SSIM grafiği Şekil 48’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Tilki_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Tilki_2 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 48’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



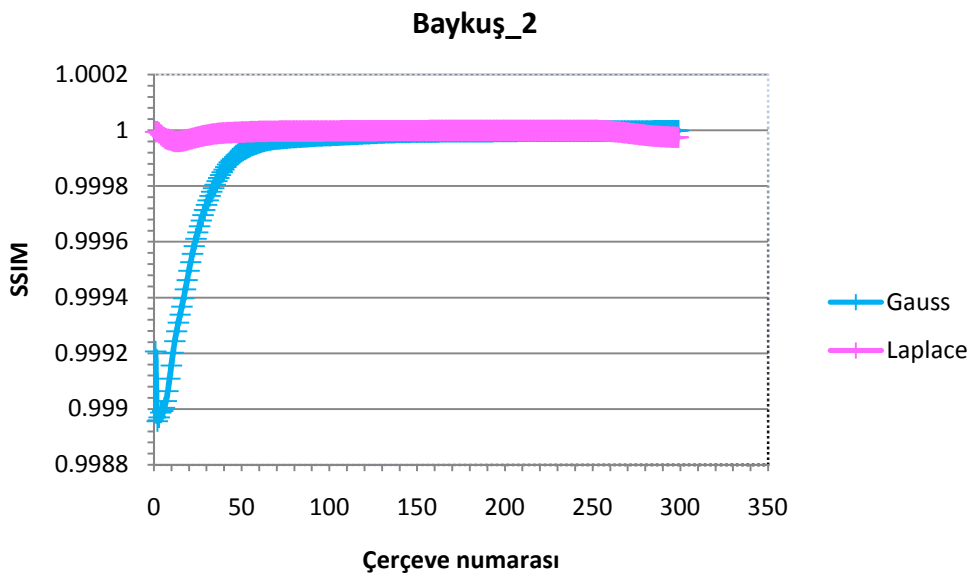
Şekil 48. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Baykuş_1 görüntüsünün [48] SSIM grafiği Şekil 49’ da gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Baykuş_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999981 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999997 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Baykuş_1 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 49’ da görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



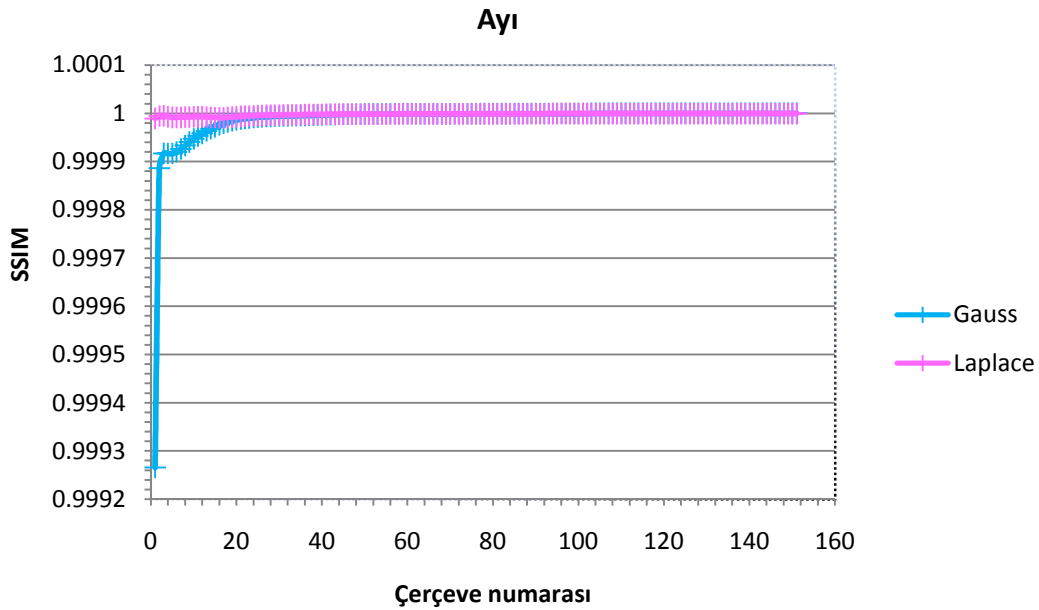
Şekil 49. Gauss ve Laplace ayrıştırmasının SSIM grafikleri

Baykuş_2 görüntüsünün [49] SSIM grafiği Şekil 50’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Baykuş_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999915 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999993 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Baykuş_2 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 50’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



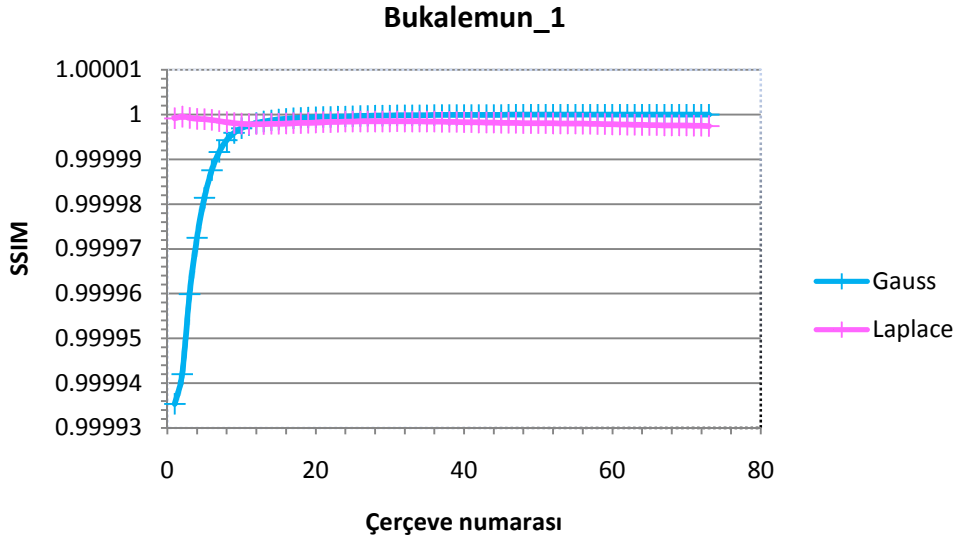
Şekil 50. Gauss ve Laplace ayrıştırmasının SSIM grafikleri

Ayı görüntüsünün [50] SSIM grafiği Şekil 51’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Ayı görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999987 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Ayı görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 51’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



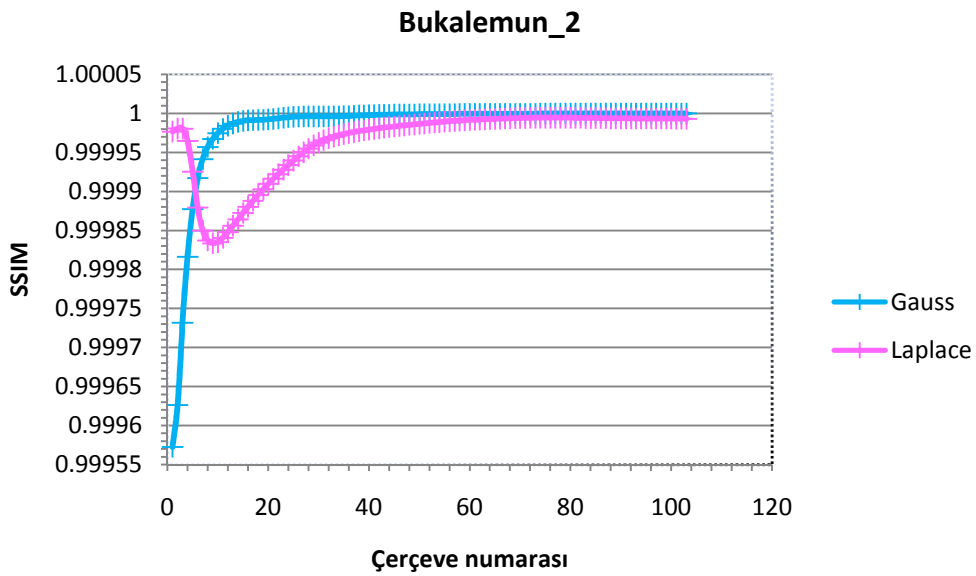
Şekil 51. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Bukalemun_1 görüntüsünün [51] SSIM grafiği Şekil 52’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_1 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999996 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Bukalemun_1 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 52’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



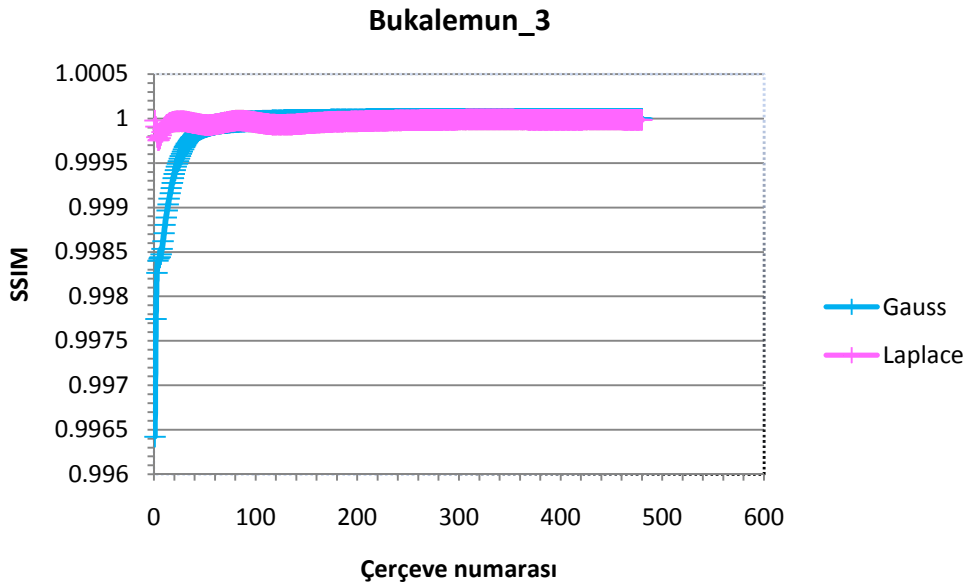
Şekil 52. Gauss ve Laplace ayrıştırmasının SSIM grafikleri

Bukalemun_2 görüntüsünün [52] SSIM grafiği Şekil 53’ te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_2 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999982 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999994 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999965 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Bukalemun_2 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 53’ te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



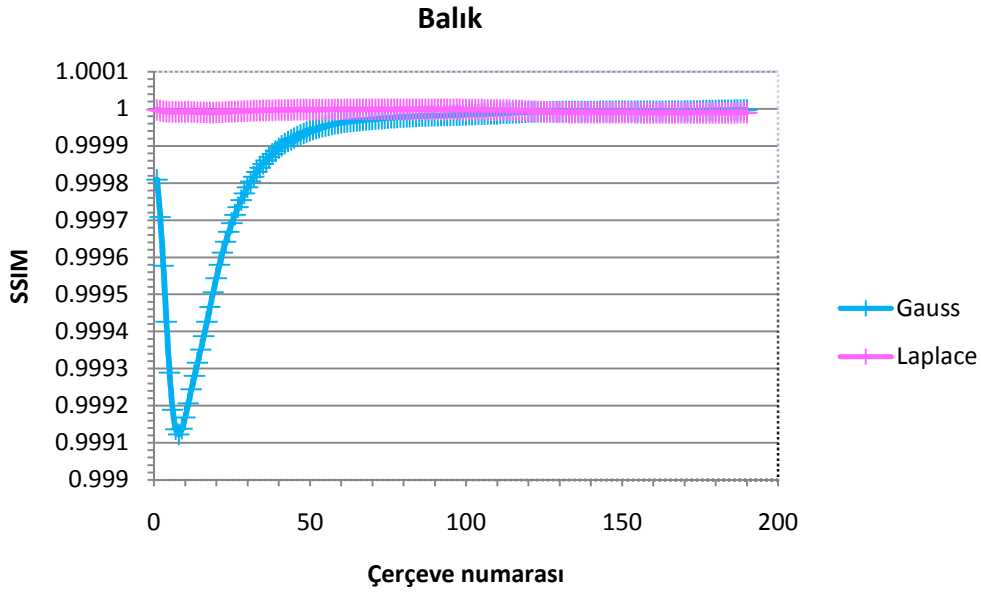
Şekil 53. Gauss ve Laplace ayrıştırmasının SSIM grafikleri

Bukalemun_3 görüntüsünün [53] SSIM grafiği Şekil 54' te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Bukalemun_3 görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999998 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999917 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999991 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999969 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Bukalemun_3 görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 54' te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



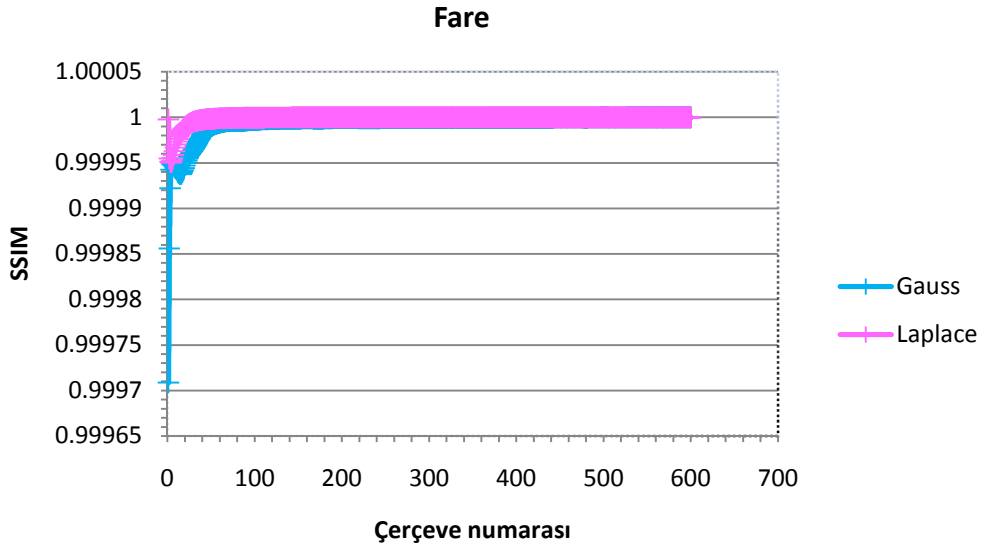
Şekil 54. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Balık görüntüsünün [54] SSIM grafiği Şekil 55' te gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Balık görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999996 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999894 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999998 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999994 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Balık görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 55' te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



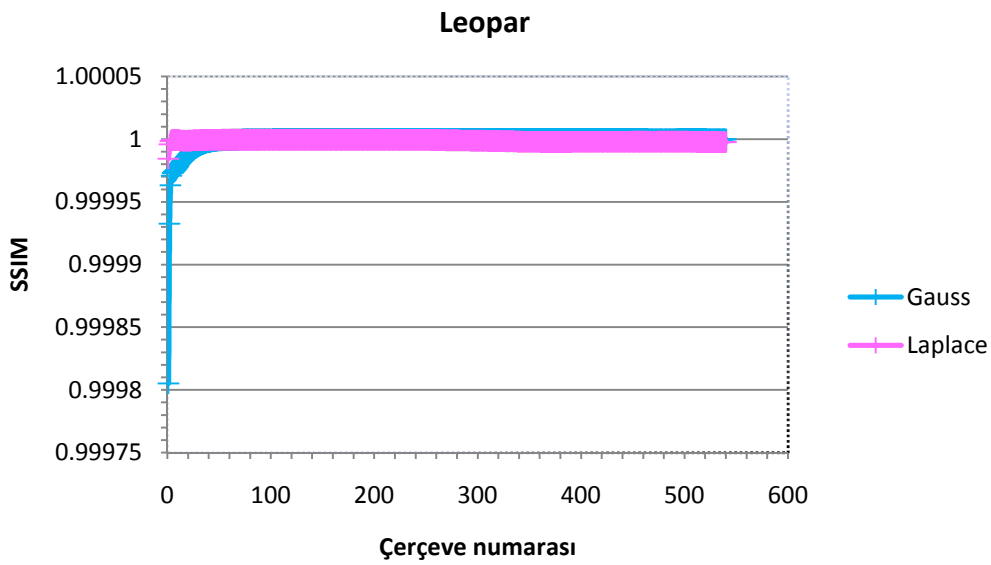
Şekil 55. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Fare görüntüsünün SSIM grafiği Şekil 56' da gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Fare görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999995 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Fare görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 56' da görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



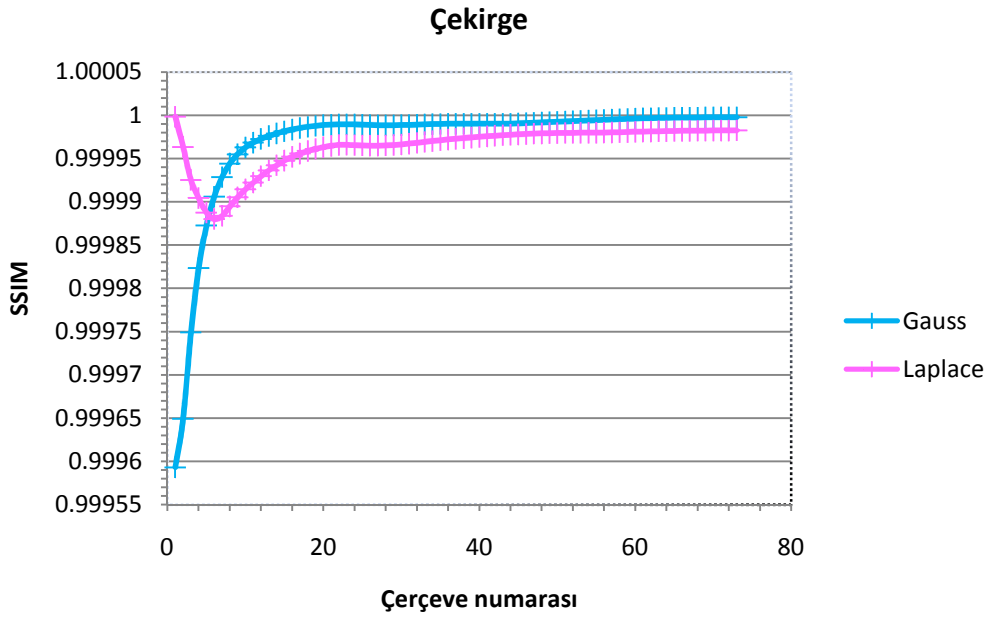
Şekil 56. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Leopar görüntüsünün [55] SSIM grafiği Şekil 57’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Leopar görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999998 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999999 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999999 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Leopar görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 57’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



Şekil 57. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Çekirge görüntüsünün [56] SSIM grafiği Şekil 58’ de gösterilmektedir. Gauss ayrıştırması, Çekirge görüntüsünde hareket büyütme için kullanıldığında en yüksek SSIM değeri 0.999997 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999970 değeridir. Laplace ayrıştırmasının yüksek SSIM değeri 0.999998 değeri iken bu ayrıştırmanın MSSIM değeri 0.999964 değeridir. Grafikler incelendiğinde de her iki piramidin Çekirge görüntüsünde hemen hemen üst üste geldikleri Şekil 58’ de görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramit eşit olarak uygulanır.



Şekil 58. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Uygulama_1 ve Uygulama_2 görüntü dizisi için MSSIM değerleri sırasıyla Tablo 6 ve Tablo 7’de gösterilmektedir.

Tablo 6. Uygulama_1 görüntü dizisi için MSSIM değerleri

Görüntü adı	Laplace piramidi	Gauss piramidi	Görüntü çerçevesi
Bebek	0.999999	0.999999	
Adaptör	0.999999	0.999998	
Motor	0.999996	0.999935	
Deprem	0.999996	0.995086	
Saz	0.999999	0.999997	
Gölge	0.999995	0.999998	
Bilek	0.999999	0.999998	

Tablo 7. Uygulama_2 görüntü dizisi için MSSIM değerleri

Görüntü adı	Laplace piramidi	Gauss piramidi	Görüntü çerçevesi
Tilki_1	0.999998	0.999990	
Tilki_2	0.999999	0.999999	
Baykuş_1	0.999997	0.999981	
Baykuş_2	0.999993	0.999915	
Ayı	0.999998	0.999987	
Bukalemun_1	0.999998	0.999996	
Bukalemun_2	0.999965	0.999982	
Bukalemun_3	0.999969	0.999917	
Balık	0.999994	0.999894	
Fare	0.999999	0.999995	
Leopar	0.999999	0.999998	
Çekirge	0.999964	0.999970	

6. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, insan gözü tarafından algılanması zor olan bir görüntüdeki, gizli renk ve hareket değişimlerini açığa çıkarmada kullanılan görüntü büyütme yöntemlerinin performans analizi yapılmıştır. Bu görüntü büyütme yöntemleri incelendiğinde; normal bir görüntü giriş olarak alınır ve insan gözüyle hemen görünmeyen küçük hareketi görmek için bu görüntü büyütülür. Euler Görüntü Büyütme yöntemi, düşük frekanslara sahip olan bir görüntüdeki belirli konumlardaki pikselleri işleyip görüntüdeki küçük değişiklikleri görmek için pikselleri büyütmetedir.

Ayrıca Euler hareket büyütme ve renk büyütme için Gauss, Laplace görüntü ayrıştırma piramitlerini kullanan görüntü büyütme işlemini içeren deneysel çalışmalar yapılmıştır. Bu deneysel çalışmalar esnasında, sisteme giriş olarak verilen farklı formata ve farklı sayıda çerçeveye sahip farklı görüntülerin çıkış görüntülerindeki etkileri incelenmiştir. Bu kapsamda, görüntü ayrıştırma yöntemleriyle yapılan deneylerin sonuçları görüntü işleme zamanı açısından incelendiğinde, Gauss piramit ayrıştırmasıyla görüntü büyütmenin daha iyi bir performansa sahip olduğu görülmüştür. Bu yöntemler görüntü kalitesi olarak PSNR değerleri açısından incelendiğinde, Gauss piramit ayrıştırmasının renk büyütme işleminde daha iyi sonuçlar verdiği Laplace piramit ayrıştırmasının ise hareket büyütme işleminde daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Uygulama_2' deki görüntülerin PSNR değerleri incelendiğinde, hayvanların canlılık tespitinde Gauss görüntü ayrıştırmasının daha etkili sonuçlar verdiği görülmüştür. Ayrıca, bu yöntemler SSIM değerleri açısından incelendiğinde, genel olarak hesaplanan değerlerin birbirine yakın olduğu görülmüştür. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramidin eşit performansa sahip olduğu görülmüştür.

Gelecekte, sistemdeki gelişmeleri görmek için farklı filtre yapılarına sahip diğer görüntü ayrıştırma yöntemlerini kullanan sistemleri araştırmak gerekmektedir.

Bu tez çalışmasında kullanılan, küçük görüntü değişikliklerini insan gözünün görebileceği hale getiren EVM metodu; mühendislik, tıp, spor, güvenlik gibi farklı alanlara uygulanabilir.

KAYNAKLAR

- [1] **Javaid, H., Babar, T.K., Rasool, A. and Saghir, R.U.**, 2013. Video colour variation detection and motion magnification to observe subtle changes, *M.Sc.Thesis*, Blekinge Institute of Technology, Faisalabad, Pakistan.
- [2] **Rubinstein, M.**, 2014. Analysis and visualization of temporal variations in video, *PhD Thesis*, M.I.T. Electrical and Computer Science, Cambridge, USA.
- [3] **Wu, H.Y., Rubinstein, M., Shih, E., Guttag, J., Durand, F. and Freeman, W.T.**, 2012. Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH (2012)*, **31**.
- [4] **DaneshiKohan, M. and NasrAbadi, A.**, 2014. A temporal video-processing method to improve heart rate estimation, *Perfusion*.
- [5] **Bharadwaj, S., Dhamecha, T.I., Vatsa, M. and Singh R.**, 2013. Computationally efficient face spoofing detection with motion magnification, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops(CVPRW)*, 105-110.
- [6] **Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F. and Freeman, W.T.**, 2013. Phase-based video motion processing, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH(2013)*, **32**.
- [7] **Chambino, P.B.**, 2013. Android-based implementation of Eulerian video magnification for vital signs monitoring, *M.Sc.Thesis*, The University of Porto Informatics and Computer Engineering, Porto, Portugal.
- [8] **Liu, L., Lu, L., Luo, J., Zhang, J., Chen, X.**, 2014. Enhanced eulerian video magnification, *7th International Congress on Image and Signal Processing(CISP 2014)*, 50-54.
- [9] **Gogia, S. and Liu, R.**, 2014. Motion magnification of facial micro-expressions, *Research*, M.I.T. University, Cambridge, USA.
- [10] **Bharadwaj, S., Dhamecha, T.I., Vatsa, M. and Singh R.**, 2014. Face anti-spoofing via motion magnification and multifeature videolet aggregation, *IITD-TR-2014-002*.
- [11] **Sarode, L.C. and Mandaogade, N.N.**, 2014. Review on video motion magnification, *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies(IJARCSMS)*, **2**, 480-484.

- [12] **Sarode, L.C. and Mandaogade, N.N.**, 2014. Video motion magnification using spatio-temporal algorithm, *International Journal of Computer Applications(IJCA)*, **96**, 9-13.
- [13] **Kamble, K., Jagtap, N., Patil, R.A. and Bhurane, A.**, 2015. A review: eulerian video motion magnification, *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering (IJIRCCE)*, **3**, 2384-2390.
- [14] **Elgharib, M.A., Hefeeda, M., Durand, F. and Freeman, W.T.**, 2015. Video magnification in presence of large motions, *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR 2015)*, 4119-4127.
- [15] **Liu, C., Torralba, A., Freeman, W.T., Durand, F. and Adelson E.H.**, 2005. Motion magnification, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH (2005)*, **24**.
- [16] **Kamble, K.S. and Patil, R.A.**, 2015. Noise reduction in subtle video motion magnification using combined wavelet domain spatio-temporal video de-noising by block based motion detection method, *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering(IJAREEIE)*, **4**, 5166-5173.
- [17] **Wang, J., Drucker, S.M., Agrawala, M., Durand, F. and Cohen, M.**, 2006. The cartoon animation filter, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH (2006)*, **26**.
- [18] **Brecelj, T.**, 2013. Eulerian video magnification, *Seminar*, University of Ljubljana Faculty of Mathematics and Physics, Slovenia.
- [19] **Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F. and Freeman, W.T.**, 2014. Riesz pyramids for fast phase-based video magnification, *IEEE International Conference on Computational Photography(ICCP 2014)*.
- [20] **Carvalho, L. and Virani, H.G.**, 2014. Webcam based heart rate extraction, *International Journal of Pure and Applied Research in Engineering and Technology*, **2**, 469-476.
- [21] **Ryan, D.A.**, 2014. Visible imaging of global MHD on MAST, *IEEE Transactions on Plasma Science*, **42**, 2556-2557.
- [22] **He, X., Goubran, R.A. and Liu X.P.**, 2014. Using eulerian video magnification framework to measure pulse transit time, *IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications(MeMeA 2014)*.
- [23] **Sushma, M., Gupta, A. and Sivaswamy, J.**, 2013. Semi-automated magnification of small motions in videos, *International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence(PReMI 2013)*.

- [24] <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.vitrox.facion.gui&hl=tr> ViTrox Technologies, What's my heart rate. 15 Temmuz 2015.
- [25] **Khalili, A.A., Hamarneh, G., Peyrat, J.M., Abinahed, J., Al-Alao, O., Al-Ansari, A. and Abugharbieh, R.**, 2015. Automatic segmentation of occluded vasculature via pulsatile motion analysis in endoscopic robot-assisted partial nephrectomy video, *Medical Image Analysis (MedIA) (special issue on the 2014 Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention)*.
- [26] **Metkar, S.P. and Talbar, S.N.**, 2008. Dynamic motion detection technique for fast and efficient video coding, *IEEE Region 10 Conference (TENCON 2008)*, 1-5.
- [27] **Şimşek, M.**, 2006. Görüntü dizilerinde hareket tahmini, *Yüksek Lisans Semineri*, G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [28] **Şimşek Yıldırım, M.**, 2007. Abdominal MR görüntülerinde hareket tahmini, *Yüksek Lisans Tezi*, G.Y.T.E. Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.
- [29] **Özüntürk, E.**, 2007. Optik akış ile hareket tespiti, *Yüksek Lisans Tezi*, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [30] **Kahina, A., Oualid, D.A., Mahmoud, B. and Nouara, A.**, 2014. About some methods of motion detection and estimation: a review, *International Journal of Information and Electronics Engineering*, **4**, 274-278.
- [31] **Shafie, A.A., Hafiz, F. and Ali, M.H.**, 2009. Motion detection techniques using optical flow, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, **3**, 522-524.
- [32] **Barron, J.L. and Thacker, N.A.**, 2005. Tutorial: computing 2D and 3D optical flow, *Tina Memo*, No:2004-012.
- [33] **Huang, T.C.**, 2004. 3D optical flow method for soft tissue registration in radiotherapy, *M.Sc. Thesis*, Chung Yuan Christian University Electrical Engineering, Taiwan.
- [34] **Kamail, V.**, 2002. A neural method of computing optical flow based on geometric constraints, *M.Sc. Thesis*, Division of Graduate Studies and Research of the University of Cincinnati, Cincinnati, USA.
- [35] **Beauchemin, S.S. and Barron, J.L.**, 1995. The computation of optical flow, *ACM Computing Surveys*, **27**, 433-467.
- [36] **Batık, Z.**, 2011. Sayısal filtre tasarım yöntemleri ve performans analizleri, *Yüksek Lisans Tezi*, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.

- [37] **Adelson, E.H., Anderson, C.H., Bergen, J.R., Burt, P.J. and Ogden, J.M.**, 1984. Pyramid methods in image processing, *RCA Engineering*, **29**, 33-41.
- [38] http://en.wikipedia.org/wiki/Steerable_pyramid Steerable Pyramid. 12 Aralık 2014.
- [39] **Unser, M., Chenouard, N. and Van De Ville, D.**, 2011. Steerable pyramids and tight wavelet frames in $L_2(R^d)$, *IEEE Transactions on Image Processing*, **20**, 2705-2721.
- [40] **Lui, Z., Tsukada, K., Hanasaki, K., Ho, Y.K. and Dai, Y.P.**, 2001. Image fusion by using steerable pyramid, *Pattern Recognition Letters*, **22**, 929-939.
- [41] <http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/baby.mp4> Bebek Görüntüsü. 5 Ocak 2016.
- [42] <http://www.gettyimages.com/license/102019996> Motor Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [43] http://www.gettyimages.com/license/1B011476_036 Deprem Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [44] <http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/shadow.mp4> Gölge Görüntüsü. 5 Ocak 2016.
- [45] <http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/wrist.mp4> Bilek Görüntüsü. 5 Ocak 2016.
- [46] <https://www.youtube.com/watch?v=osSHEywphZw> Tilki_1 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [47] <http://www.gettyimages.com/license/473173265> Tilki_2 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [48] <http://www.gettyimages.com/license/515016345> Baykuş_1 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [49] <http://www.gettyimages.com/license/496743798> Baykuş_2 görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [50] <http://www.gettyimages.com/license/531236912> Ayı Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [51] <https://www.youtube.com/watch?v=NI-mN-LOYjc> Bukalemun_1 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [52] <http://www.gettyimages.com/license/486505653> Bukalemun_2 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.
- [53] <http://www.gettyimages.com/license/526604724> Bukalemun_3 Görüntüsü. 1 Temmuz 2016.

- [54] <https://www.youtube.com/watch?v=T3SUvDmIYhw> Balık Görüntüsü.
1 Temmuz 2016.
- [55] <http://www.gettyimages.com/license/479225770> Leopar Görüntüsü. 1 Temmuz
2016.
- [56] <https://www.youtube.com/watch?v=bzfCAwnoS30> Çekirge Görüntüsü.
1 Temmuz 2016.
- [57] **Shahid, M., Rossholm, A. and Lövsström, B.**, 2011. A reduced complexity no-reference artificial neural network based video quality predictor, *International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, **1**, 517-521.
- [58] **Amirtharajan, R. and Balaguru, R.J.B.**, 2010. Constructive role of SFC & RGB fusion versus destructive intrusion, *International Journal of Computer Applications(IJCA)*, **1**, 30-36.

ÖZGEÇMİŞ

Ümit KAŞ, 1987 yılında ELAZIĞ' da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini ELAZIĞ' da tamamladıktan sonra, 2009 yılında Fırat Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği'nden mezun oldu. 2012 yılında Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yazılım Mühendisliği Ana Bilim dalında yüksek lisans eğitimine başladı.

