

AKÜ FEMÜBİD 17(2017) 025101 (506-)
DOI: 10.5578/fmbd.58648

AKU J. Sci. Eng. XX (201X) xxxxxx (xx pp)

Araştırma Makalesi / Research Article

Euler Renk ve Hareket Büyütme Yöntemlerinin Performans Analizi

Ümit KAŞ¹, Erkan TANYILDIZI²

^{1,2} Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, Elazığ.
e-posta: umitkas04@gmail.com, etanyildizi@gmail.com

Geliş Tarihi: 30.12.2016 ; Kabul Tarihi: 18.08.2017

Özet

Bu çalışmada, 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 piramidlerin performansları karşılaştırılmıştır. Tüm piramid 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 piramid 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

Hareket Büyütme;
Euler Görüntü
Büyütme; Görüntü
Kalitesi; PSNR; SSIM

Performance Analysis of Eulerian Colour and Motion Magnification Techniques

Abstract

In this study, 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 the analysis process, Eulerian colour magnification and Eulerian motion magnification techniques have been used as video magnification technique. In both video magnification techniques, both Laplacian pyramid and Gaussian pyramid have been used as video decomposition technique and the performances of these pyramids have been compared. The output videos that were obtained from 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

Motion Magnification;
Eulerian Video
Magnification; Video
Quality; PSNR; SSIM

1. Giriş

Görüntü işleme, son yıllarda oldukça önem kazanmış olup günümüzde, kimya, ziraat ve tıp bilimleri gibi çeşitli alanlara uygulanmaktadır. 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 (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; DoneshiKohan and NasrAbadi 2014). 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 (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Bharadwaj et al. 2013; Wadhwa et al. 2013; Chambino, 2013; Liu et al. 2014; Gogia and Liu 2014; Bharadwaj et al. 2014; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015; Elgharib et al. 2015).

Lagrange yaklaşımı, bir pikselin yörüngesinin zamanla izlenmesi düşüncesine dayalı bir yaklaşımdır (Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Bharadwaj et al. 2013; Chambino, 2013; Bharadwaj et al. 2014; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015; Liu et al. 2005). Bu yaklaşımda, hareketler açıkça tahmin edilmektedir (Elgharib et al. 2015). Hareketin doğru tahmin edilmesi, özellikle karışık hareket ve kapanma sınırı alanlarındaki bozulmaları gidermek, zor ve sayısal olarak pahalı bir süreçtir (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Bharadwaj et al. 2013; Bharadwaj et al. 2014; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b). Diğer yandan, Euler yaklaşımı, belirli bir hareket tahminine gereksinim duymaksızın verilen bir konumdaki zamansal yoğunluk değişimlerini doğrudan büyütmektedir

(Bharadwaj et al. 2013). Euler yaklaşımı, bir akışkana ait bir pikselinin üç boyutlu karşılığının zamanla değişen basınç ve hız gibi özelliklerini kullanmaktadır (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; DoneshiKohan and NasrAbadi 2014; Chambino, 2013; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015; Kamble and Patil 2015). Lagrange yaklaşımı sadece hareket değişimlerini büyütebilirken, Euler yaklaşımı hem hareket hem de renk değişimlerini büyütmektedir (Rubinstein, 2014; Elgharib et al. 2015). 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 (Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Liu et al. 2014; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015; Liu et al. 2005).

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' in uygulamaları, oyunlar gibi gerçek zamanlı uygulamalarda veya PowerPoint gibi iki boyutlu sunum sistemlerinde olacaktır (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015; Wang et al. 2006).

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 (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; DoneshiKohan and NasrAbadi 2014; Wadhwa et al. 2013; Chambino, 2013; Liu et al. 2014; Gogia and Liu 2014; Kamble et al. 2015; Elgharib et al. 2015; Kamble and Patil 2015; Brecelj, 2013; Wadhwa et al. 2014; Carvalho and Virani 2014; Ryan, 2014; He et al. 2014). Bu yöntem, optik akış algoritmalarının temelini oluşturan aynı diferansiyel yaklaşıma dayanmaktadır (Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Sarode and Mandaogade 2014a; Sarode and Mandaogade 2014b; Kamble et al. 2015). Giriş görüntü dizisi öncelikle çok ölçekli bir Laplace veya Gauss yığına ayrıştırılmaktadır. Hemen göze çarpmayan değişiklikler, zamansal olarak filtrelenmektedir. 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 (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; DoneshiKohan and NasrAbadi 2014; Bharadwaj et al. 2013; Chambino, 2013; Liu et al. 2014; Gogia and Liu 2014; Kamble et al. 2015; Elgharib et al. 2015; Kamble and Patil 2015; Brecelj, 2013). EVM yöntemi, literatürde doğrusal yaklaşım veya doğrusal büyütme olarak da adlandırılmaktadır (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; DoneshiKohan and NasrAbadi 2014; Wadhwa et al. 2013; Chambino, 2013; Liu et al. 2014; Gogia and Liu 2014; Kamble et al. 2015; Elgharib et al. 2015; Kamble and Patil 2015). 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 (Javaid et al. 2013; Rubinstein, 2014; Wu et al. 2012; Chambino, 2013; He et al. 2014).

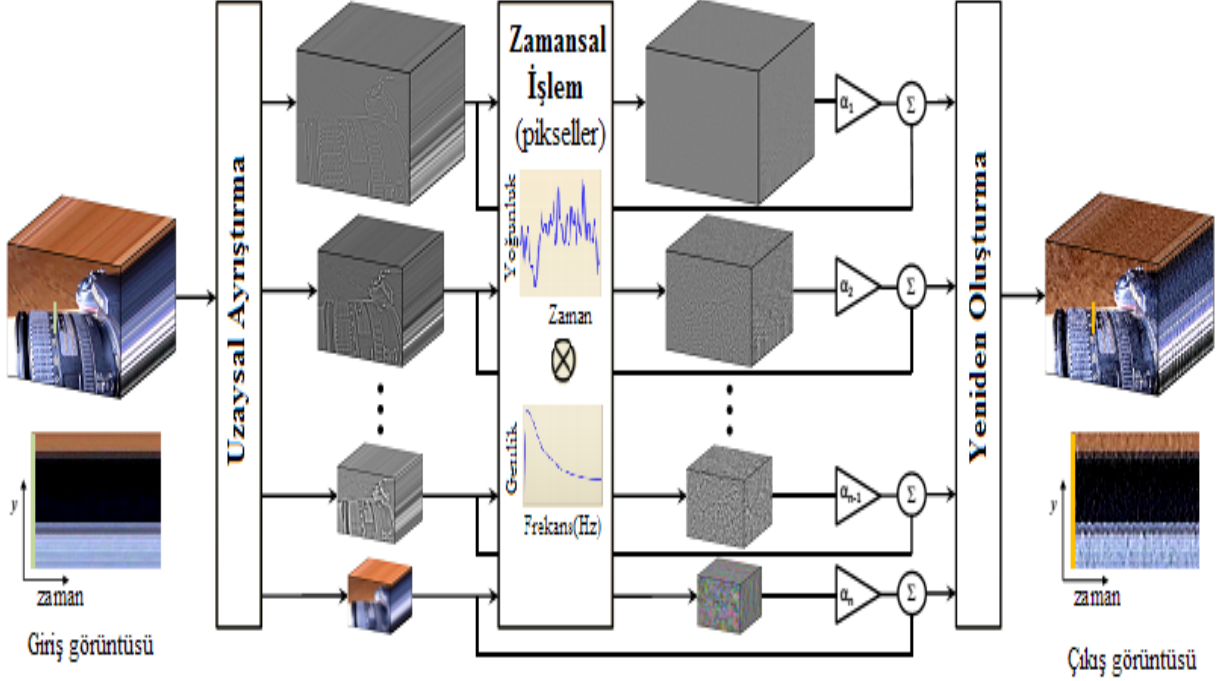
Bu çalışmada, Euler görüntü büyütme yöntemi olan Euler renk ve hareket büyütme yöntemlerinin performans analizi yapılmıştır.

2. 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 konular 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 ayrıştırmaktadır. Piramit veri yapısı, bir resmin hiyerarşik olarak farklı çözünürlükteki gösterim şeklidir. Bu uzaysal frekans bantlarına ayrıştırma 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 ayrıştırılan görüntü çerçeveleri, büyütülmüş renk veya hareketi oluşturan son çıkışı

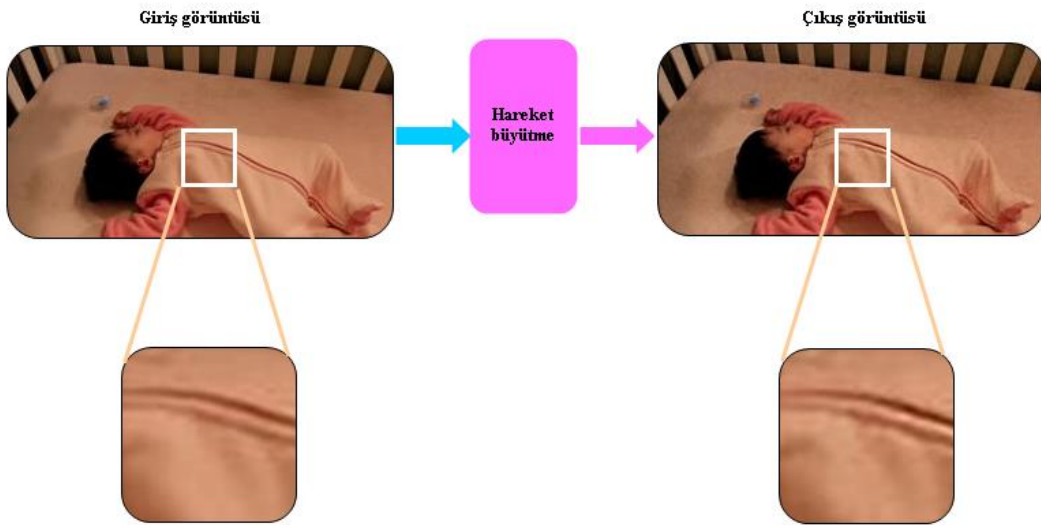
oluşturmak için yeniden oluşturulur (Rubinstein, 2014). Bu yöntemin adımları Şekil 1’ de gösterilmektedir.



Şekil 1. Euler görüntü büyütme süreci(Rubinstein, 2014).

Şekil 1’de gösterilen adımların Bebek görüntüsüne uygulanması sonucu elde edilen çıkış görüntüsünün 50. resmi ve bu resimde yer alan

büyütülmüş hareket bölgesi Şekil 2’ de gösterilmektedir.



Şekil 2. Hareket büyütme işlemi

3. Bulgular

Görüntü büyütme yöntemlerinin performans analizi işlemi, görüntü kalitesi ve hesapsal analiz açısından gerçekleştirilmektedir. Bu performans analizi yöntemleri, sonraki bölümlerde tanımlanmaktadır.

3.1. Hesapsal Analiz

Bu aşamada, farklı görüntü ayırıştırma yöntemlerini kullanan sistemler arasında bir karşılaştırma yapılır ve elde edilen sonuçlar incelenir. Aşağıdaki parametreler, çıkış görüntülerinin performansındaki artışı incelemek için kullanılmaktadır (Javaid et al. 2013).

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

Farklı piramit yapılarını kullanan ve tablo biçiminde gösterilen tüm parametreler, aynı görüntüler üzerinde hesaplanmıştır. Sistemdeki piramit yapılarındaki değişimin etkisini görmek için Uygulama_1 görüntü dizisinde 7 adet 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 (Int Kyn. 1; Int Kyn. 2; Int Kyn. 3; Int Kyn. 4; Int Kyn. 5) bulunmaktadır. Tüm uygulamalara ait görüntü büyütme performanslarının hesapsal karmaşıklığına ait sonuçları, Tablo 1, Tablo 2 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 görüntü hızı bir çıkış görüntüsü

isteniyorsa, o zaman Gauss piramit temelli görüntü büyütme kullanılmalıdır.

Tablo 1. Uygulama_1 görüntü dizisi için Laplace piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)
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 2. Uygulama_1 görüntü dizisi için Gauss piramit temelli görüntü büyütmenin hesapsal karmaşıklığına ait sonuçlar

Görüntü adı	Çerçeve oranı(fps)	Çerçeve sayısı	İşletim süresi(s)
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

3.2. 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 (Javaid et al. 2013):

- En Büyük İşaret Gürültü Oranı (PSNR, Peak Signal-to- Noise Ratio)
- Yapısal Benzerlik İndeksi Ölçümü (SSIM, Structural Similarity Index Measurement) metotlarıdır.

3.2.1. 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 1'de gösterilmektedir (Javaid et al. 2013).

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE(I, I_0)}} \right) \quad (1)$$

Denklem 1 ve Denklem 2'deki I ve I_0 sırasıyla giriş ve çıkış görüntülerini göstermektedir. Ortalama Karese Hata (Mean Squared Error, MSE) Denklem 2'deki formül ile hesaplanmaktadır.








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

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 ortalama PSNR değerleri Tablo 3'te ve bu görüntülerden Bebek ve Saz görüntülerinin PSNR grafikleri, sırasıyla Şekil 3 ve Şekil 4'te gösterilmektedir.

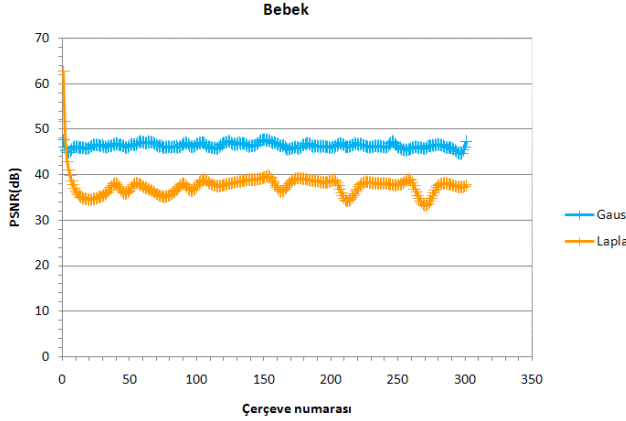
Tablo 3. Uygulama_1 görüntü dizisi için ortalama PSNR değerleri

Görüntü adı	Laplace piramidi	Gauss piramidi	Görüntü çerçevesi
Bebek	37.44	46.35	
Adaptör	39.65	46.65	
Motor	47.93	42.37	
Deprem	35.76	35.63	
Saz	54.04	44.86	
Gölge	35.82	47.11	
Bilek	42.97	44.48	

Bu görüntülerden Bebek görüntüsünde (Int Kyn. 1) yatağında uyuyan bir bebeğin görüntüsü çekilmiştir. Bebek nefes alıp verdiğinde 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.

Laplace ve Gauss piramitlerinin Bebek görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 3'te gösterilmektedir. Bu görüntü, 301 adet çerçeve içermektedir. Şekil 3'teki Gauss piramidinin PSNR değeri incelendiğinde, en yüksek PSNR değerinin 47.72dB (desibel) değeri ve en düşük değer 44.57dB olduğu görülmüştür. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 46.35dB' dir.

Şekil 3' teki ayrıştırma için Laplace piramidi kullanıldığında, en yüksek PSNR değerinin 62.63dB ve en düşük değer 33.18dB olduğu görülmüştür. Bu ayrıştırmanın ortalama PSNR değeri 37.44dB' dir.



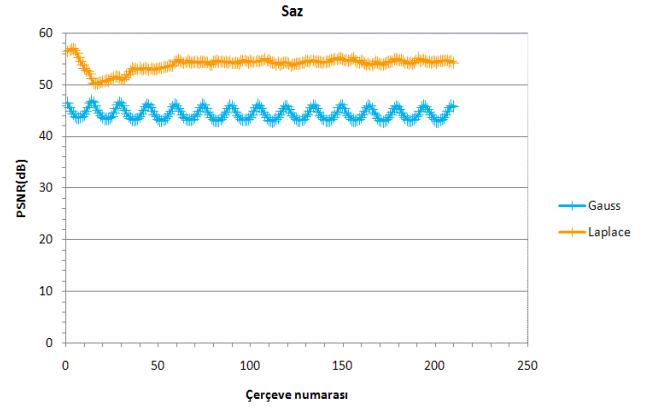
Şekil 3. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

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 görüntüsünün 50. resmi için bulunan PSNR değeri, Gauss piramidi kullanıldığında 46.29dB ve Laplace piramidi kullanıldığında 36.4dB iken, aynı resim kullanılarak yapılan çalışmada (Kamble and Patil 2015) elde edilen PSNR değeri 33.28dB' dir. Bebek görüntüsü için bulunan PSNR değerinin literatürdeki değerden daha iyi olduğu sonucuna varılır.

Laplace ve Gauss piramitlerinin Saz görüntüsünde kullanıldıklarında elde edilen PSNR grafiği Şekil 4' 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 telindeki 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.



Şekil 4. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının PSNR grafikleri

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.

3.2.2. SSIM

Yapısal benzerlik indeksi, iki çerçeve arasındaki yapısal bir benzerliği ölçen bir kalite ölçütüdür. Bu yöntem, algısal görüntü kalitesinin değerlendirilmesinde halen bir alternatif yöntem olarak kullanılmaktadır (Shahid et al. 2011) . Bu yöntem, iki çerçeve arasındaki yapısal bilginin varyasyonundaki değişiklikleri algıladığı için çerçevelerdeki kalite bozulmasını dikkate almaktadır. SSIM değeri, Denklem 3' teki formül ile hesaplanmaktadır (Javaid et al. 2013).

$$SSIM(n) = \frac{[2\mu_{I_R}(n)\mu_{I_D}(n) + C_1][2\sigma_{I_R I_D}(n) + C_2]}{[\mu_{I_R}^2(n) + \mu_{I_D}^2(n) + C_1][\sigma_{I_R}^2(n) + \sigma_{I_D}^2(n) + C_2]} \quad (3)$$

Denklem 3'teki $\mu_{I_R}(n)$, $\mu_{I_D}(n)$ 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 4'teki formül ile hesaplanmaktadır (Javaid et al. 2013). MSSIM değerleri [0,1] aralığında olmaktadır. Bu aralıktaki daha yüksek değerler, karşılaştırılan çevreler arasında daha yüksek bir benzerlik olduğu anlamına gelmektedir (Amirtharajan and Balaguru 2010).

$$MSSIM = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N SSIM(n) \quad (4)$$

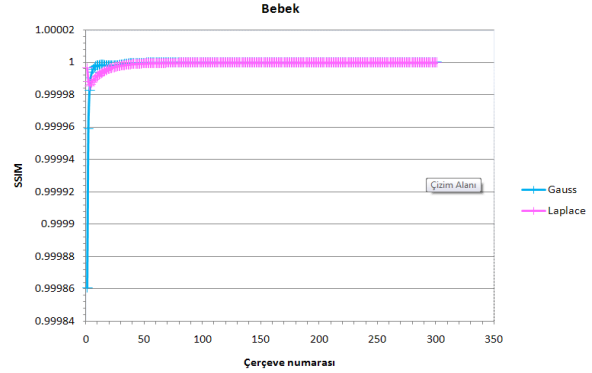
Bu çalışmada SSIM, bir giriş olarak alınan tüm görüntüler için hesaplanmıştır. Öncelikle tüm görüntülerin her bir çerçevesi için SSIM değerleri hesaplanmış ve daha sonra Uygulama_1 görüntü dizisi için MSSIM değerleri hesaplanmıştır.

Laplace ve Gauss piramitleri, görüntü ayrıştırma ve yeniden oluşturma yöntemleri olarak kullanıldığında görüntülere ait MSSIM değerleri Tablo 4'te ve bu görüntülerden Bebek görüntüsünün SSIM grafiği Şekil 5'te gösterilmektedir. Bu karşılaştırmalar, literatürde (Amirtharajan and Balaguru 2010) kullanılan her iki piramide ait MSSIM değerlerinin virgülden sonraki dört basamağı dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir.

Bebek görüntüsünün (Int Kyn. 1) SSIM grafiği Şekil 5'te 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 5'te görülebilir. Bu yüzden SSIM açısından her iki piramid eşit olarak uygulanır.

Bebek görüntüsünün 50. resmi için bulunan SSIM değeri, Gauss piramidi kullanıldığında 0.9999 ve Laplace piramidi kullanıldığında 0.9999 iken, aynı resim kullanılarak yapılan çalışmada (Kamble and Patil 2015) elde edilen SSIM değeri 0.905' dir. Bebek görüntüsü için bulunan SSIM değerinin

literatürdeki değerden daha iyi olduğu sonucuna varılır.



Şekil 5. Gauss ve Laplace ayrıştırmalarının SSIM grafikleri

Tablo 4. Uygulama_1 görüntü dizisi için ortalama SSIM 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	

4. Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada, 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 büyütülmektedir.

Ayrıca Euler hareket büyütme ve renk büyütme için Gauss, Laplace görüntü ayrıştırma piramitlerini kullanan görüntü büyütme işlemi 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. Bebek, Bilek ve Gölge görüntüleri için bulunan PSNR değerleri literatürdeki PSNR değerleri (Kamble and Patil 2015) ile karşılaştırılmış ve bu değerlerin literatürdeki değerlerden daha iyi olduğu 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 çalışmada kullanılan, küçük görüntü değişikliklerini insan gözünün görebileceği hale getiren EVM metodu; mühendislik, tıp, spor, güvenlik gibi farklı alanlara uygulanabilir.

Kaynaklar

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.

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.

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*.

Brecelj, T., 2013. Eulerian video magnification, Seminar, University of Ljubljana Faculty of Mathematics and Physics, Slovenia, 15.

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.

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, 67.

DaneshiKohan, M. and NasrAbadi, A., 2014. A temporal video-processing method to improve heart rate estimation, *Perfusion*.

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.

Gogia, S. and Liu, R., 2014. Motion magnification of facial micro-expressions, M.I.T. University Cambridge, USA.

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)*.

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, 57.

- 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 (IJIRCCCE)*, **3**, 2384-2390.
- 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.
- Liu, C., Torralba, A., Freeman, W.T., Durand, F. and Adelson E.H., 2005. Motion magnification, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH (2005)*, **24**.
- 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.
- Rubinstein, M., 2014. Analysis and visualization of temporal variations in video, PhD Thesis, M.I.T. Electrical and Computer Science, Cambridge, USA, 118.
- Ryan, D.A., 2014. Visible imaging of global MHD on MAST, *IEEE Transactions on Plasma Science*, **42**, 2556-2557.
- 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.
- Sarode, L.C. and Mandaogade, N.N., 2014. Video motion magnification using spatio-temporal algorithm, *International Journal of Computer Applications(IJCA)*, **96**, 9-13.
- Shahid, M., Rossholm, A. and Lövström, 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.
- Wadhwa, N., Rubinstein, M., Durand, F. and Freeman, W.T., 2013. Phase-based video motion processing, *ACM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH(2013)*, **32(4)**.
- 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)*.
- Wang, J., Drucker, S.M., Agrawala, M., Durand, F. and Cohen, M., 2006. The cartoon animation filter, *CM Trans. Graph. Proceedings SIGGRAPH(2006)*, **26**.
- 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)**.

internet kaynakları

1-<http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/baby.mp4>, (05.01.2016)

2-<http://www.gettyimages.com/license/102019996>, (01.07.2016)

3-http://www.gettyimages.com/license/1B011476_036 (01.07.2016)

4-<http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/shadow.mp4> (05.01.2016)

5-<http://people.csail.mit.edu/mrub/evm/video/wrist.mp4> (05.01.2016)