ÇOKLU-ODAKLI RESİMLERİN BİRLEŞTİRİLMESİ İÇİN BÖLGE TABANLI BULANIKLAŞTIRMAYA DAYALI YENİ BİR METOD

Veysel Aslantaş, Ayder Bulatov, Rifat Kurban

Erciyes Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, rkurban@erciyes.edu.tr

ÖZET

Optik lensler sınırlı görüş derinliği problemine sahiptirler. Bu yüzden her tarafına odaklanılmış bir resim elde etmek mümkün değildir. Bu problemi gidermek için, aynı sahneye ait farklı odaklarda birden fazla resim çekilerek elde edilen resimlerin net bölümleri birleştirilebilir ve her tarafı net bir resim elde edilebilir. Elde edilen birleşik resim öznitelik çıkartma, bölütleme ve sınıflandırma işlemleri için daha uygun bir hale gelir. Bu çalışmada, bölge tabanlı bulanıklaştırmaya dayalı bir görüntü birleştirme yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen yöntem, bölge tabanlı piksel seviye birleştirme yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Deneysel ve simülasyon çalışmaları hem sayısal olarak hem de görsel olarak önerilen yöntemin daha başarılı olduğunu ortaya koymaktadır.

Anahtar Sözcükler: Görüntü birleştirme, çoklu-odaklı, bulanıklaştırma

A REGION BASED DEFOCUSING METHOD FOR FUSION OF MULTI-FOCUS IMAGES

ABSTRACT

Optical lenses suffer from the problem of limited depth of field. So, it is almost impossible to obtain an image which is in focus everywhere. To solve this problem, several pictures of the same scene are taken by a camera with different focal lengths and the focused parts of the images are then fused to form a single image. The fused image becomes the focused image of the scene. Image fusion techniques that work this way are called multifocus image fusion techniques.In this paper a new multifocus image fusion using blurring method is proposed. Experimental results show that proposed method outperforms the Spatial Frequency (SF) based approach.

Keywords: Image fusion, multi-focus, defocusing

1. GİRİŞ

Son zamanlarda görüntü birleştirme teknikleri görüntü işlemenin önemli konularından biri haline gelmiştir.[1-4] Bu tekniklerin amacı, görüntüyü bilgisayar/insan tarafından analiz edilmesi, bölümleme ve obje tespiti gibi görüntü işleme süreçleri için uygun hale getirmektir. Bu amaçla iki veya daha fazla algılayıcıdan alınmış resimler birleştirilebilmektedir. Şu ana kadar hem amaç hem de kullanılan metot açısından birçok görüntü birleştirme tekniği geliştirilmiştir. Söz konusu teknikler akıllı sistemler ve robotlar, tıbbi uygulamalar, imalat sistemleri, askeriye ve güvenlik gibi alanlarda uygulanabilirler.

Fotoğraf makinelerinin objektifleri, karşılarındaki bölgenin sadece belli bir uzaklığına odaklanabilirler. Bu ise çekilen görüntünün tamamen net olmayacağı anlamına gelmektedir. Bu problemin çözümlerinden birisi şöyledir: İlk önce farklı odak uzunlukları ile ard arda görüntüler çekilir. Daha sonra da bu görüntülerden net (odaklanmış) kısımlar alınarak tek bir resimde birleştirilir. Bu birleştirme işlemine görüntü füzyonu adı verilir.

En basit görüntü füzyon metodu, resimlerin gri ton piksel-piksel ortalamasını almaktan ibarettir. Bu işlem ise genellikle resim netliğinin azalmasına sebep olur. Son yıllarda bu konuda birçok metot önerilmiştir. Bunlardan bazıları: Laplacian piramidi [6], Gradient piramidi [7], alçak geçiren piramit oranı [8], morfoloji piramidi [9], dalgacık dönüşümü [10-12] ve uzaysal frekans [13]. Ayrıca bu alanda yapay sinir ağları temelli yöntemler de önerilmiştir [14].

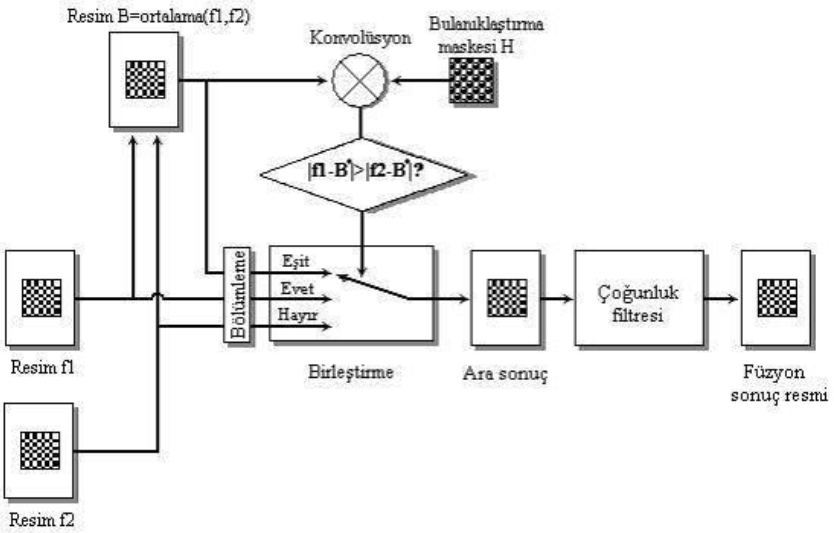
Bu çalışmada, fotoğraf makinesinden farklı uzaklıklara sahip nesneler içeren görüntüler ele alınacaktır. Yukarıda da belirtildiği gibi genelde bir defa fotoğraf çekmekle tamamen net olan bir görüntü elde edilememektedir. Dolayısıyla buradaki amaç, farklı odak uzunluklarıyla çekilen resimleri kullanarak tamamen net olan bir görüntüyü elde etmektir [15]. Ele alınacak olan füzyon metodu basit ve hızlı olduğundan gerçek zamanlı

uygulamalarda kolaylıkla kullanılabilir. Ayrıca Uzaysal Frekans (SF) bazlı füzyon yaklaşımı ile kıyaslandığında daha üstün performans sergilemektedir.

Çalışmanın kalan kısmı şu şekilde organize edilmiştir: Bölüm 2'de algoritmanın temel mantığı ve uygulamayla ilgili önemli hususlar anlatılacaktır, Bölüm 3'te yeni metotla yapılan görüntü birleştirmesinin deney sonuçları gösterilecek ve son olarak Bölüm 4'te çalışma ile ilgili değerlendirmeler yapılacaktır.

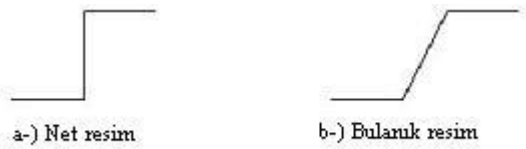
2. BÖLGE BAZLI BULANIKLAŞTIRMA METODU İLE GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME

Şekil-1'de önerilen metodunun şematik diyagramı gösterilmiştir. Şemada gösterim kolaylığı için sadece iki adet giriş resmi vardır, oysa yöntem ikiden fazla giriş resmi de kabul etmektedir.



Şekil-1. Önerilen görüntü birleştirme metodunun şematik diyagramı.

Algoritma ilk önce iki resmin ortalamasını alır ve daha sonra bu ortalamayı konvolüsyon işlemine tabi tutar. Konvolüsyon işlemi esnasında enerji korunumunu sağlayabilmek için elemanlarının toplamı 1 olmak üzere farklı boyutta matrisler kullanılmaktadır. Bu matrisle yapılan konvolüsyon işlemi sonucunda daha önce elde edilen ortalama resim bulanıklaştırılır. Dolayısıyla elde edilen sonuç, bulanık resme daha yakın bir hale gelir. Şekil-2'de de görüldüğü gibi net resimdeki komşu piksel değerleri bir birinden daha uzak olmaktadırlar, yani sert bir geçiş sergilenmektedir. Bulanık resimde ise bu tür geçişler daha yassı ve yumuşak olmaktadırlar [16].



Şekil-2. Net ve bulanık resimlerin grafiksel gösterimi.

Daha sonra girişte verilen resimler ve elde edilen sonuç resim ilk önce küçük bölgelere ayırt edilir yani bölümleme işlemine tabi tutulur. Bundan sonra birbirine mukabil gelen küçük bölgelerin karesel farkı alınır ve tek bir değeri oluşturmak için bu fark bölgelerin içerisindeki tüm değerler toplanır. Bu işlemlerden sonra da hangi resim parçasının karesel farkı daha büyük ise o parça net olarak belirlenir ve sonuç resme kopyalanır.

Algoritmanın adımları aşağıdaki gibi sıralanabilir:
Adım 1- f1 ve f2 resimlerinin ortalamasını al (B resmi).
Adım 2- f1, f2 ve B resimlerini belirli KxK boyutundaki pencerelere bölümle.
Adım 3- Ortalama B resmini H maskesi ile konvolüsyon işlemine tabi tut. Böylece ortalama resmini bulanıklaştırmakla oluşan B^* resminin her zaman için bulanık resme daha yakın olmasını sağla.
Adım 4- Aşağıdaki formüller sayesinde iki farkı hesapla:

$$fark_1 = \sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{K}[P_{f1}(i,j) - P_{B^*}(i,j)]^2 \quad (1)$$

$$fark_2 = \sum_{i=1}^{K}\sum_{j=1}^{K}[P_{f2}(i,j) - P_{B^*}(i,j)]^2 \quad (2)$$

Buradaki P_{f1}, P_{f2} ve P_{B^*} sırasıyla f1, f2 ve B*(bulanıklaştırılmış ortalama) resimlerinin incelenen KxK boyutundaki pencereleridir.

Adım 5- Adım 4'te hesaplanmış farkları karşılaştır:

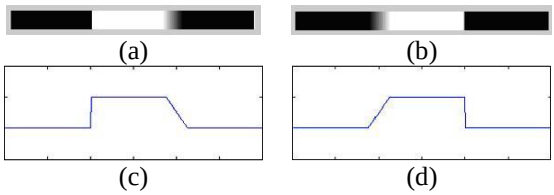
- Eğer $fark_1 > fark_2$ ise, yani incelenen pencere için f1 resmi bulanık resimden daha uzak ise sonuç resmine f1 penceresi kopyalanır.
- Eğer $fark_2 > fark_1$ ise sonuç resmine f2 penceresi kopyalanır.
- $fark_1 = fark_2$ olduğu durumda ise sonuç resmine ortalama resim (B'nin) penceresi kopyalanır.

$$f_{SONUÇ}(m,n) = \begin{cases} f_1(m,n), & fark_1(m,n) > fark_2(m,n)\ ise \\ f_2(m,n), & fark_2(m,n) > fark_1(m,n)\ ise \\ \dfrac{f_1(m,n) + f_2(m,n)}{2}, & diger \end{cases} \quad (3)$$

Adım 6- Elde edilen ara sonuçtaki hataları düzeltmek için Çoğunluk Filtresi operatörü uygula.

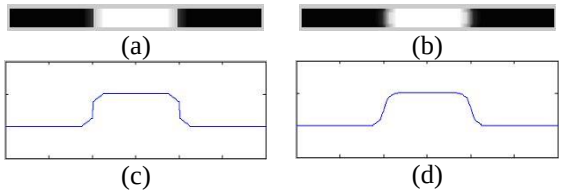
Yukarıda anlatılan yeni yaklaşımın genel mantığı daha iyi anlaşılsın diye küçük bir uygulama gösterilecektir. İlk önce girişte kullanılacak resimler oluşturulur (Şekil-3). Görüldüğü gibi Şekil-3(a)'da gösterilen resmin sol tarafı net sağ tarafı ise bulanıktır. Şekil-3(b)'de ise sağı net, solu bulanık olan bir resim verilmiştir. Yapılacak işlemlerin sonucunda her iki resimden sadece net kısımların alınması ve tamamen net olan bir görüntünün oluşması beklenir.

Şekil-3(c) ve (d)'de gösterilen grafiksel gösterim, resimlerin ortasından alınan bir satırın piksel değerleridir.



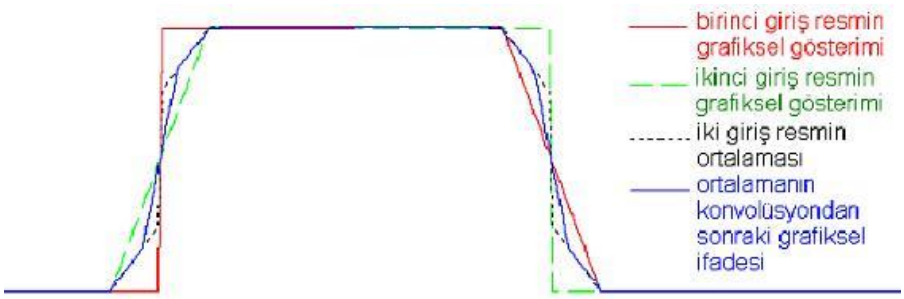
Şekil-3. Örnekte kullanılan iki adet giriş resmi: (a) birinci giriş resmi, (b) ikinci giriş resmi, (c) birinci giriş resmin grafiksel gösterimi, (d) ikinci giriş resmin grafiksel gösterimi.

Bu resimler oluşturulduktan sonra bunların ortalaması alınır ve yukarıda anlatıldığı gibi konvolüsyon işlemine tabi tutulur (Şekil-4).



Şekil-4. İşlemler esnasında elde edilen resimler: (a) ortalama resmi B, (b).bulanıklaştırılmış (konvolüsyon işlemine tabi tutulmuş) ortalama resmi B*, (c) B resmin grafiksel gösterimi, (d) B* resmin grafiksel gösterimi.

Şekil-4 (b) ve (d)'deki resimlere dikkat edilirse B* resmin iki tarafı da bulanıktır. Bu ise şu anlama gelir: hangi giriş resimle karşılaştırılırsa karşılaştırılsın, bu resim her zaman bulanık görüntüye daha yakın olacaktır. Dolayısıyla karar mekanizması B* resimden daha uzak olan görüntüyü seçmekle net görüntüyü elde etmiş olacaktır. Bu yakınlık tüm grafiklerin bir arada gösterildiği Şekil-5'te daha iyi görülmektedir.

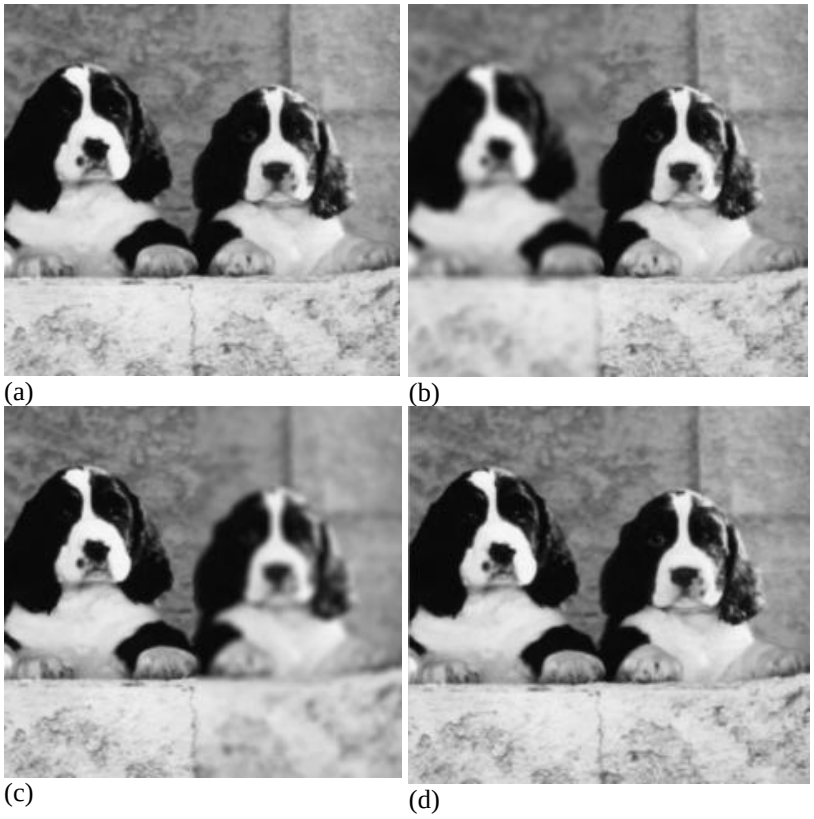


Şekil-5. Giriş resimlerin, ortalamanın ve bulanıklaştırılmış ortalamanın grafiksel gösterimi.

3. DENEYSEL SONUÇLAR

3.1. DEĞERLENDİRME KRİTERİ VE GİRİŞ RESİMLERİ

Yapılan değerlendirme esnasında Şekil-5(a)'da gösterilen resim ile ondan türetilmiş bulanıklaştırılmış resimler kullanılmıştır. Buradaki referans resim iki objeyi (köpek yavrularını) içeren ve tamamen net olan bir resimdir. Boyutu ise 456x486 dir. Bu resim kullanılarak yapay bir metotla (average(10x10) filtresiyle konvolüsyon etmekle) farklı iki giriş resmi üretilmektedir. Birisi sağa odaklı (Şekil-5(b)), yani sağ tarafı net, solu bulanık, diğer giriş resmi ise sola odaklıdır (Şekil-5(c)). Amaç bu iki giriş resimden sadece net kısımlarını alıp referans resmine en yakın görüntüyü elde etmektir. Şekil-5(d)'de bulanıklaştırma ile görüntü birleştirme metodu ile elde edilmiş sonuç verilmiştir. Burada bölümleme pencere boyutu=18x18, bulanıklaştırma maskesi ortalama (3x3) filtresi kullanılmıştır.



Şekil-5. Referans resim, bulanıklaştırılmış resimler ve birleştirme sonucu: (a) referans resim, (b) sağ odaklı bulanıklaştırılmış resim, (c) sol odaklı bulanıklaştırılmış resim, (d) birleştirme sonucu.

Değerlendirme kriteri olarak RMSE (Root Mean Square Error – Köklü Karesel Ortalama Hatası) ile SF (Spatial Frequency-Uzaysal Frekans) kullanılmıştır.

Referans resmi *R* ve füzyon sonucu *F* olmak üzere RMSE aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}[R(i,j)-F(i,j)]^2}{I \times J}} \qquad (6)$$

Buradaki $R(i,j)$ ve $F(i,j)$ sırasıyla R ve F resimlerin (i,j) konumundaki piksel değerlerini ifade ederler.

SF resimdeki genel etkinliğini ölçer [17]. Başka bir ifadeyle yan yana duran iki pikselin arasındaki farkı ölçer, sonucunda ise resmin netlik ölçüsüyle doğru orantılı bir değer vermektedir. F resmin uzaysal frekansı (SF) aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \qquad (7)$$

burada RF – satır frekansı,

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=2}^{N}(F(m,n)-F(m,n-1))^2} \qquad (8)$$

CF – sütun frekansı,

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=2}^{M}(F(m,n)-F(m-1,n))^2} \qquad (9)$$

$F(m,n)$ ise (m,n) konumunda F resmin griton değerini ifade etmektedir.

3.2. PENCERE BOYUTU VE MASKE ETKENİ

Tablo 1 değişik pencere boyutu ve maske kullanarak elde edilmiş RMSE hatalarını göstermektedir (kalın sayılar her bir maske boyutu için en küçük RMSE değerleri göstermektedirler). Buradaki en düşük hata 18x18 boyutlu pencere ve 3x3 (veya 5x5) boyutlu maske kullanılarak elde edilmiştir.

Tablo-1. Farklı boyuttaki pencere ve maske kullanılarak elde edilmiş RMSE sonuçları: (a)Ortalama maskeleri, (b)Dairesel Ortalama maskeleri.

RMSE		***Bölümleme pencere boyutu***							
		3x3	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
Ortalama Maske Boyutu	**1x1**	7,3168	**7,3106**	7,3106	7,3106	7,3106	7,3106	7,3106	7,3106
	2x2	6,4522	4,1422	2,6648	2,076	1,8405	2,0139	**1,3241**	1,7314
	3x3	1,856	1,2857	0,89771	**0,33577**	1,5523	1,7153	1,2684	1,7314
	4x4	4,3637	2,3619	1,3188	**0,6688**	1,5576	1,7462	1,2684	1,7314
	5x5	1,5479	1,2681	0,90346	**0,33577**	1,5374	1,7153	1,2897	1,7314
	6x6	1,8959	1,4051	0,91629	**0,54001**	1,5284	1,7424	1,2684	1,7314
	7x7	1,522	1,2756	0,9074	**0,54143**	1,5395	1,7424	1,2897	1,7314
	8x8	1,4696	1,2935	0,91797	**0,59309**	1,5386	1,7431	1,2897	1,7314
	9x9	1,5477	1,3923	0,91918	**0,59352**	1,5393	1,7462	1,2897	1,7314
	10x10	1,6542	1,3927	0,92364	**0,91478**	1,539	1,7431	1,2897	1,7314

(a)

RMSE		***Bölümleme pencere boyutu***							
		3x3	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
Dairesel Ortalama Maske Boyutu	**r=1**	1,9672	1,4204	0,9734	**0,50391**	1,5575	1,7462	1,2684	1,7953
	r=2	1,6529	1,3389	0,91	**0,33577**	1,5374	1,7424	1,2897	1,7314
	r=3	1,5222	1,3083	0,90984	**0,54143**	1,5395	1,7424	1,2897	1,7314
	r=4	1,5151	1,3556	0,91723	**0,54143**	1,5395	1,7424	1,2897	1,7314
	r=5	1,5635	1,3618	0,91885	**0,59352**	1,5386	1,7424	1,2897	1,7314
	r=6	1,7598	1,4432	0,93644	**0,8272**	1,5397	1,7431	1,2897	1,7314
	r=7	2,0111	1,5878	**0,94252**	1,1347	1,5397	1,7477	1,2897	1,7314
	r=8	2,1635	1,7041	**0,95609**	1,2355	1,5397	1,7477	1,2684	1,7314
	r=9	2,3877	1,7322	**1,0053**	1,3303	1,5397	1,8272	1,2684	1,7314
	r=10	2,6565	1,8397	**1,0232**	1,3962	1,5405	1,9608	1,2684	1,7314

(b)

Tablo 2'de ise değişik boyuttaki bölümleme pencere ve maske boyutu için SF değerleri verilmiştir (kalın sayılar her bir maske boyutu için en büyük SF değerleri göstermektedirler). Buradaki değerler birbirine yakın olduğu için RMSE tabloları analiz için daha kullanışlıdır.

Tablo-2. Farklı boyuttaki pencere ve maske kullanılarak elde edilmiş SF sonuçları: (a)Ortalama maskeleri, (b)Dairesel Ortalama maskeleri.

SF	***Bölümleme pencere boyutu***							
Ortalama Maske Boyutu	**3x3**	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
1x1	**8,6705**	8,6574	8,6574	8,6574	8,6574	8,6574	8,6574	8,6574
2x2	13,403	13,546	13,726	13,758	13,764	13,747	**13,806**	13,77
3x3	**13,91**	13,821	13,821	13,819	13,795	13,777	13,809	13,77
4x4	13,643	13,766	13,81	**13,826**	13,79	13,774	13,809	13,77
5x5	**13,825**	13,822	13,82	13,819	13,795	13,777	13,808	13,77
6x6	13,811	13,812	**13,82**	13,814	13,794	13,774	13,809	13,77
7x7	13,802	**13,821**	13,82	13,814	13,795	13,774	13,808	13,77
8x8	13,795	13,818	**13,82**	13,812	13,795	13,774	13,808	13,77
9x9	13,792	13,816	**13,82**	13,812	13,795	13,774	13,808	13,77
10x10	13,77	13,813	**13,82**	13,793	13,795	13,774	13,808	13,77

(a)

SF	***Bölümleme pencere boyutu***							
Dairesel Ortalama Maske Boyutu	**3x3**	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
r=1	**13,918**	13,814	13,819	13,816	13,795	13,774	13,809	13,768
r=2	**13,851**	13,819	13,82	13,819	13,795	13,774	13,808	13,77
r=3	13,814	**13,82**	**13,82**	13,814	13,795	13,774	13,808	13,77
r=4	13,802	13,817	**13,82**	13,814	13,795	13,774	13,808	13,77
r=5	13,793	13,817	**13,82**	13,812	13,795	13,774	13,808	13,77
r=6	13,776	13,814	**13,82**	13,799	13,795	13,774	13,808	13,77
r=7	13,753	13,802	**13,819**	13,778	13,795	13,774	13,808	13,77
r=8	13,739	13,786	**13,819**	13,768	13,795	13,774	13,809	13,77
r=9	13,726	13,784	**13,818**	13,759	13,795	13,766	13,809	13,77
r=10	13,7	13,773	**13,817**	13,754	13,795	13,746	13,809	13,77

(b)

Tablolardan da anlaşıldığı gibi bölümleme penceresinin ne çok büyük ne de çok küçük olması gerekir. Yüksek performans elde etmek, işlenen resim için kendine has belli boyuttaki bir bölümleme penceresini seçmekle mümkündür. Kullanılan resimde genellikle 13x13 ve 18x18 pencereleri iyi performans sergilemektedirler, halbuki başka bir resim için bu boyuttaki pencereler optimal sonuca götürmeyebilir. Genelde kötü sonuç, daha önce de anlatıldığı gibi, bölümleme pencerenin içerisine hem net hem de bulanık görüntülerin girmesinden kaynaklanmaktadır.

Diğer taraftan maske boyutunun Ortalama operatörü için 3x3 ve 5x5 (Dairesel Ortalama Maske Boyutu için r=2) boyutları daha iyi sonuç vermekle beraber bu değerlerden her iki tarafa da uzaklaştıkça sonucun kötüleştiği görülmektedir. Maske boyutu seçiminde de ne çok büyük ne de çok küçük boyutları tercih etmek gerekir. Burada dikkat edilmesi gereken husus, Ortalama operatörü için maske boyutu 1x1 iken bu bir piksel bazlı yaklaşıma dönüşmektedir.

3.3. SF BAZLI GÖRÜNTÜ FÜZYON YAKLAŞIMI İLE KIYASLAMA

Bu bölümde SF bazlı görüntü füzyon yaklaşımının [13] vermiş olduğu sonuçlar gösterilecektir. Kıyaslama için bu yaklaşımın seçilmesi bölge bazlı olmasından kaynaklanmaktadır. Tablo 3'te Şekil-5(b) ve (c) resimleri üzerinde 13 tane farklı eşik değerinin uygulanması sonucunda oluşan RMSE ve SF değerleri verilmiştir (kalın sayılar her bir eşik değeri için en küçük RMSE ve en büyük SF değerleri göstermektedirler).

Görüldüğü gibi optimal RMSE değeri (1,2792), bölümleme pencere boyutu 18x18 ve eşik değeri=0 iken elde edilmiştir ki önerilen yeni metot daha küçük RMSE değerlere sahip olmakla beraber çok daha iyi bir performans sergilemektedir. Ayrıca geliştirilen teknikte herhangi bir eşik değer kullanma mecburiyeti de yoktur.

Tablo-3. SF bazlı görüntü füzyon yaklaşımı ile farklı boyuttaki pencere ve eşik değeri kullanılarak elde edilmiş (a) RMSE, (b) SF sonuçları.

RMSE ***Bölümleme pencere boyutu***

Eşik Değeri TH (Threshold)	**3x3**	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
0,00	6,6205	3,4638	2,1938	**1,2792**	1,503	2,0653	1,4433	1,651
0,25	6,7006	3,5485	2,2044	1,522	1,545	2,1129	**1,5194**	1,7454
0,50	6,7864	3,6279	2,2992	1,6701	1,6222	2,1641	**1,6077**	1,8055
0,75	6,874	3,7309	2,3784	1,7141	1,7723	2,272	**1,682**	1,8351
1,00	6,9631	3,8829	2,4151	1,992	1,9191	2,5626	**1,6878**	1,9212
1,25	7,0817	4,0337	2,5096	2,0109	1,9362	2,6057	**1,7524**	1,943
1,50	7,2166	4,1946	2,6411	2,0847	2,2532	2,7244	2,0948	**1,9607**
1,75	7,3434	4,3072	2,7574	2,2736	2,3794	2,8092	2,3806	**1,9607**
2,00	7,4756	4,4287	2,8485	2,402	2,6179	2,9208	2,5175	**2,1563**
2,25	7,5788	4,5915	2,9926	2,5038	2,8681	3,1078	2,5536	**2,2681**
2,50	7,6891	4,7512	3,1861	2,7603	3,1322	3,4493	2,7524	**2,3383**
2,75	7,8137	4,963	3,4515	3,0228	3,4843	3,6604	3,0779	**2,4882**
3,00	7,9266	5,0884	3,6404	3,2423	3,9069	3,9471	3,5654	**2,618**

(a)

SF ***Bölümleme pencere boyutu***

Eşik Değeri TH (Threshold)	**3x3**	**8x8**	**13x13**	**18x18**	**23x23**	**28x28**	**33x33**	**38x38**
0,00	**14.144**	13.871	13.841	13.807	13.809	13.751	13.811	13.776
0,25	**14.141**	13.869	13.84	13.806	13.809	13.745	13.806	13.769
0,50	**14.135**	13.873	13.843	13.797	13.809	13.738	13.Ağu	13.764
0,75	**14.132**	13.867	13.84	13.793	13.796	13.725	13.794	13.744
1,00	**14,143**	13,857	13,838	13,767	13,782	13,688	13,794	13,737
1,25	**14,138**	13,845	13,838	13,764	13,78	13,676	13,79	13,735
1,50	**14,117**	13,831	13,836	13,757	13,737	13,651	13,745	13,733
1,75	**14,1**	13,818	13,83	13,749	13,705	13,637	13,705	13,733
2,00	**14,091**	13,805	13,821	13,734	13,676	13,629	13,685	13,718
2,25	**14,063**	13,783	13,81	13,725	13,63	13,596	13,68	13,723
2,50	**14,051**	13,759	13,79	13,699	13,614	13,553	13,65	13,702
2,75	**14,026**	13,728	13,757	13,671	13,571	13,515	13,595	13,683
3,00	**13,982**	13,702	13,731	13,633	13,494	13,448	13,489	13,67

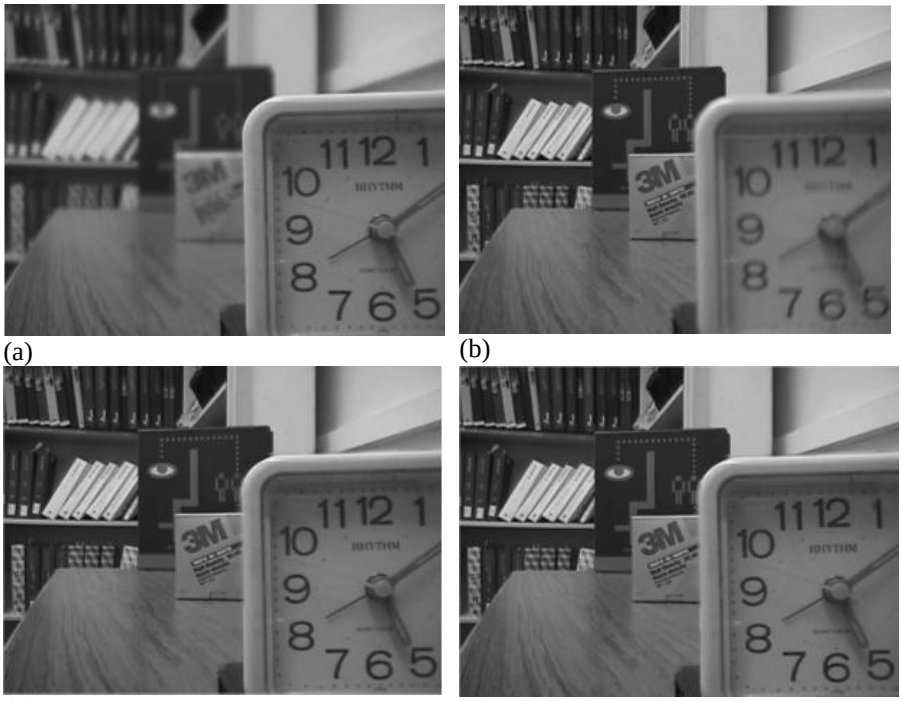
(b)

3.4. SÜBJEKTİF DEĞERLENDİRME

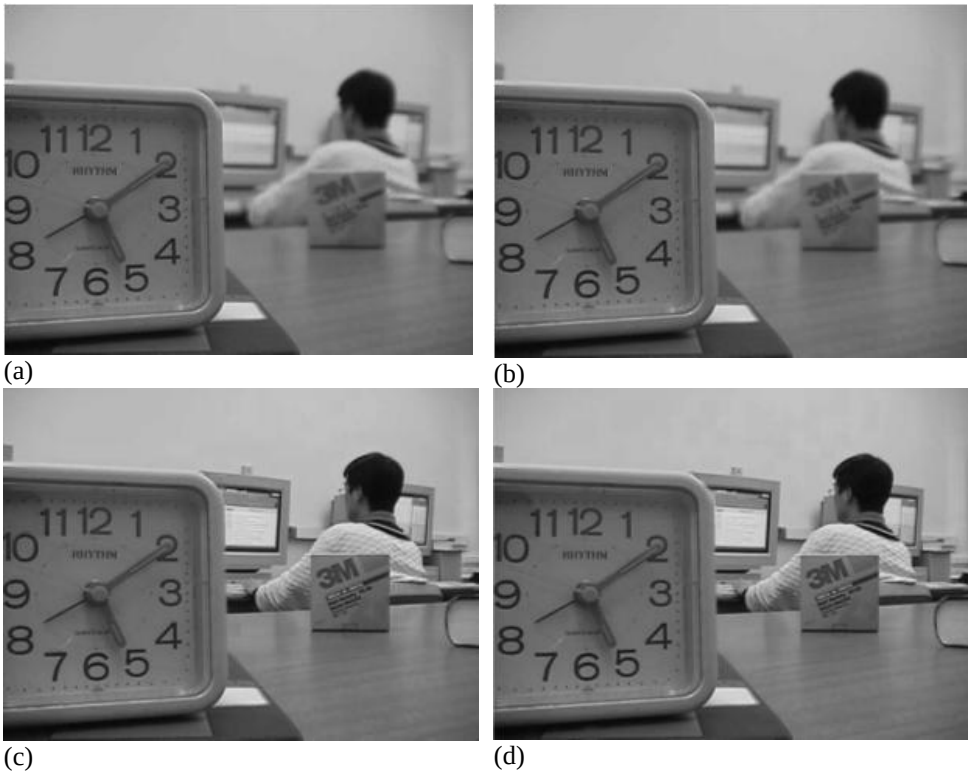
Bu bölümde fotoğraf makinesinden farklı uzaklıktaki objeleri içeren resimler üzerinde önerilen birleştirme metoduyla SF bazlı birleştirme yaklaşımı uygulanacaktır. Bu tür resimlerin gerçek manada bir referans resmi olmadığından, buradaki değerlendirme sübjektif olacaktır. Mesela Şekil-6 (a)'da fotoğraf makinesi yakındaki saate odaklı, (b)'de ise arkadaki kitaplığa odaklıdır. Şekil-6 (d)'ye bakıldığında ise her iki resmin net kısımları toplanmış olduğu görülmektedir.

Şekil-6'da "disk" adlı kaynak resimler üzerindeki birleştirme sonuçları gösterilmiştir. Burada SF bazlı birleştirme yaklaşımı pencere boyutu=32x32, eşik değeri=0,75 iken, önerilen bölge bazlı bulanıklaştırma yaklaşımı ise pencere boyutu=32x32, bulanıklaştırma maskesi=Ortalama(5x5) iken elde edilmiştir.

Şekil-7'de "lab" adlı kaynak resimler üzerindeki birleştirme sonuçları gösterilmiştir. Burada SF bazlı birleştirme yaklaşımı pencere boyutu=20x20, eşik değeri=0,75 iken, önerilen bölge bazlı bulanıklaştırma yaklaşımı ise pencere boyutu=20x20, bulanıklaştırma maskesi=Ortalama(9x9) iken elde edilmiştir.



Şekil-6. "disk" adlı kaynak resimler üzerindeki füzyon sonuçları: (a) SF bazlı birleştirme, (b) önerilen bulanıklaştırma bazlı birleştirme.



Şekil-7. "lab" adlı kaynak resimler üzerindeki füzyon sonuçları: (a) SF bazlı birleştirme, (b) önerilen bulanıklaştırma bazlı birleştirme.

4. SONUÇ

Bu makalede çoklu-odaklı görüntülerin birleştirmesi için yeni bölge bazlı bulanıklaştırma yöntemi önerilmiştir. Metodun performansıyla ilgili deneysel çalışmalar yapılmıştır. SF bazlı birleştirme yaklaşımı ile kıyaslama sonucunda hem hata istatistiğe göre hem de görsel olarak üstün performans sergilemekte olduğu görülmüştür.

Çalışma süresi kısa olduğu için gerçek zamanlı uygulamalarda rahatlıkla uygulanabilen bir yöntemdir. Ayrıca donanım olarak gerçekleştirilebilineceğinden dolayı büyük bir avantaja sahiptir.

KAYNAKLAR

[1] Aggarwal J.K., Multisensor Fusion for Computer Vision, Springer, Berlin, 1993.
[2] Akerman A., Pyramid techniques for multisensor fusion, Rroc. SPIE 2828, 124-131, 1992.
[3] Hall D. L., Llinas J., An introduction to multisensor data fusion, Proc. IEEE 85 (1), 6-23, 1997.
[4] Varshney P.K., Multisensor data fusion, Electron. Commun. Eng. J. 9 (6), 245-253, 1997.
[5] Electrical Engineering and Computer Science Department, Lehigh University, Bethlehem, PA 18015, http://www.ece.lehigh.edu/SPCRL/IF/image_fusion.htm.
[6] Burt P. T., Andelson E. H., The Laplacian pyramid as a compact image code, IEEE Trans. Commun. 31 (4), 532-540, 1983.
[7] Burt P. T., Kolczynski R. J., Enchanced image capture through fusion, in: Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision, Berlin, Germany, pp. 173-182, May 1993.
[8] Toet A., van Ruyven L. J., Valeton J. M., Merging thermal and visual images by a contrast pyramid, Opt. Eng. 28 (7), 789-792, 1989.
[9] Matsopoulos G. K., Marshall S., Brunt J.N.H., Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain, Proc. IEE: Vision, Image Signal Process. 57 (3), 17-142, 1994.
[10] Yocky D.A., Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform, J. Opt. Soc. Am. A: Opt., Image Sci. Vision 12 (9), 184-1841, 1995.
[11] Li H., Manjunath B.S., Mitra S.K., Multisensor image fusion using wavelet transform, Graphical Models Image Process. 57 (3), 235-245, 1995.
[12] Zhang Z., Blum R.S., A categorization of multiscale –decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application, Proc. IEEE 87 (8), 1315-1326, 1999.
[13] Shutao L., Kwok J. T., Wang Y., Combination of images with diverse focuses using the spatial frequency, Information Fusion 2, 169-176. September 2001.
[14] Shutao L., Kwok J. T., Wang Y., Multifocus image fusion using artificial neural Networks, Pattern Recognition Letters 23, 985-997, 2002.
[15] Seales W.B., Dutta S., Everywhere-in-focus image fusion using controllable cameras, Proc. SPIE 2905, 227-234, 1996.
[16] Aslantas V., Pham D.T., "Depth From Defocusing Using Sharpening Filters", 2005 .
[17] Eskicioglu A.M., Fisher P.S., Image quantity measures and their performance, IEEE Trans. Commun. 43 (12) 2959-2965, 1995.