

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

YENİ ADAPTİF GÖRÜNTÜ BİRLEŞTİRME KURALI VE LEVENBERG-MARQUARDT ALGORİTMASI İLE OPTİMİZASYONU

Emre BENDEŞ

Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Nevşehir / Türkiye

Öz: Görüntü birleştirme uygulamaları aynı sahnenin farklı görüntülerinin birleştirilerek daha anlamlı tek görüntü elde etme işlemidir. Bu işlemler gizlenmiş silah tespiti, artırılmış gece görüşü, biyomedikal uygulamalar ve çok odaklı görüntüler gibi birçok uygulamada karşımıza çıkmaktadır. Birleştirme işleminde kaynak görüntülerdeki karşılıklı her pikselin birleşik görüntüye nasıl aktarılacağı birleştirme kuralı tarafından belirlenir. Birleştirme kuralına en basit ve bilindik örnek piksel değerlerinin ortalamasıdır. Her iki kaynak görüntünün her pikselde eşit ağılıkta katkıda bulunması birleşik görüntüde kontrastın düşmesi gibi istenmeyen etkiler bırakacaktır. Bu sebeple dolayı birleştirme kuralında eşit ağılıklar kullanmak yerine değeri optimize edilmiş ağılıklar kullanmak görüntü birleştirme işleminde çok daha verimli sonuçlar elde etmek mümkün olacaktır. Bu amaçla bu çalışmada yeni bir adaptif birleştirme kuralı önerilmiştir. Bu kural görüntü üzerindeki üç bölge üzerinde çalışmaktadır. Bölgeler kaynak görüntülerin yoğunluk değerlerinin oranlarından oluşan matris üzerinde K-Means algoritması kullanılarak elde edilmiştir. Yoğunluk oranları matrisinde kaynak görüntü değerlerinin ağır bastığı bölgelerde tek katsayı kullanılmakta olup değer optimum olarak Levenberg-Marquardt algoritması ile hesaplanmaktadır. Üçüncü bölgede ise yoğunluk oranları matrisindeki değerler birleştirme kuralı için katsayı olarak kullanılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritmasında amaç fonksiyonu olarak literatürde sıklıkla kullanılan beş farklı metrik kullanılmıştır. Önerilen yöntemin başarımı, optimizasyon kullanmaksızın ürettiği sonuçlarla ve standart birleştirme kuralları ile yürütülen birleştirme işlemlerinin sonuçlarıyla, yürütülen sayısal ve görsel deneyler vasıtasıyla kıyaslanmış ve ortaya konulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Görüntü Birleştirme, Birleştirme Kuralı, Levenberg-Marquardt, K-Means

GİRİŞ

Görüntü birleştirme, birden fazla aynı sahneye ait görüntünün birleştirilerek kaynak görüntülere göre daha anlamlı tek görüntü elde etmek amacıyla yürütülen görüntü işleme yöntemlerine verilen isimdir. Bu tanımda bahsedilen kaynak görüntüler aynı sahnenin farklı bilgilerini içeren görüntülerini ifade etmektedir. Bir görüntü birleştirme yöntemi kaynak görüntüleri birleştirme kuralına göre birleştirir. Birleştirme kuralı görüntü birleştirmenin temelini oluşturmaktadır.

Literatürde görüntü birleştirme yöntemleri farklı açılardan çeşitli gruplara ayrılmaktadır. Mesela, kaynak görüntülerin alındığı algılayıcılar aynı türden ise buna tek modlu görüntü birleştirme denilmektedir. Burada algılayıcının odak uzaklığı lens açıklığı gibi parametreleri değiştirilerek farklı görüntüler elde edilmektedir. Tek modlu görüntü birleştirmenin en tipik örneği, odak noktalarının değiştirilerek elde edilen görüntülerin birleştirildiği çok odaklı görüntü birleştirmedir (Cheng-Shu You and Suh-Yuh Yang 2022; Xiaole Ma et al. 2021). Lens yapısından dolayı bir kamera sadece belirli bir mesafeye odaklanabilmektedir. Şayet sahnede her mesafedeki nesnelerin net algılanması isteniyor ise farklı mesafelere odaklanılarak alınan görüntülerin net kısımları tek görüntüde toplanmalıdır. Bu işlem çok odaklı görüntü birleştirme olarak bilinmektedir.

Algılayıcı teknolojisindeki gelişmelerle birlikte günümüzde elektromanyetik spektrumun farklı bölgelerinde aktif ya da pasif algılama yapan algılayıcılar geliştirilmiştir. Farklı algılayıcılar sahne hakkında farklı bilgi-

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

ler elde edebilmektedir. Bazı durumlarda elde edilen bu bilgiler birbirini tamamlayıcı olabilmekte ve bilgilerin birleştirilmesi ile elde edilen görüntü sahnenin daha anlamlı sunumunu sağlayabilmektedir. Bu şekilde birden fazla farklı algılayıcı görüntülerinin birleştirilmesine çok modlu görüntü birleştirme denilmektedir. CT (Computed Tomography) ve MR (Manyetik Rezonans) görüntüleri giriş görüntüleri olarak çok modlu görüntü birleştirmenin en bilindik örneklerindedir (Manisha Das et al. 2021; Vikrant Bhateja et al. 2020). CT sert dokulara duyarlı iken MR yumuşak dokulara duyarlıdır. Birleşik görüntüde ise anlamlı bütün bilgilerin bulunması istenmektedir. Çok modlu görüntü birleştirmeye bir başka örnek kızıl ötesi ve görünür bölgelerde elde edilmiş görüntülerin birleştirilmesidir (Aslantas et al. 2014; Yanling Chen et al. 2022). İnsan gözü elektromanyetik spektrumun görünür bölgesindeki dalgaları algılayabilmektedir. Dolayısıyla görünür bölgede algılama yapan bir algılayıcı termal algılayıcı gibi kızıl ötesi bölgede algılama yapan bir algılayıcı ile birleştirilince gizlenmiş silah tespiti (Nashwan Jasim Hussein et al. 2017), artırılmış gece görüşü (Long Ren et al. 2021) ve hedef tespiti (Wanyi Zhang et al. 2020) gibi uygulamalar ortaya çıkmaktadır.

Literatürde geliştirilen yöntemler incelendiği zaman piksel tabanlı ve bölge tabanlı görüntü birleştirme yöntemleri karşımıza çıkmaktadır. Piksel tabanlı yöntemlerde kaynak görüntülerde aynı piksel konumundaki pikseller kendi buldukları piksel komşuluğundaki birtakım bilgiler hesaplanarak birleştirilip birleşik görüntüye aktarılırlar. Diğer taraftan bölgesel tabanlı yöntemlerde kaynak görüntüler bölgelere ayrılır ve karşılıklı bölgelerdeki pikseller grubu aynı şartlarda birleştirilir. Bunun anlamı her bölge için birleştirme kuralı tanımlanacağıdır.

Bu çalışmada uygulaması basit ve etkin sonuç üreten bir birleştirme kuralı önerilmiş ve bu kuralla elde edilen değerler Levenberg-Marquardt algoritmasına başlangıç değer olarak verilerek birleşik görüntü daha verimli sonuçlar için optimize edilmiştir. Bundan sonraki bölümler şu şekilde organize edilmiştir; ikinci bölümde önerilen yöntem detaylarıyla anlatılmış, üçüncü bölümde ise deneysel çalışmalarda farklı görüntü birleştirme adımları ile sonuçlar sayısal ve görsel olarak üretilmiştir. Son bölümde ise sonuçlar özetlenerek sunulmuştur.

ÖNERİLEN YÖNTEM

Birleştirme kuralı

İki kaynak görüntü birleştirilirken hangi bilgilerin birleşik görüntüye aktarılacağı belirlenmelidir. Dijital görüntüler açısından en temel bilgi piksel değerleridir ve kaynak görüntülerdeki karşılıklı pikseller arasında bir seçme işlemi yapılması gerekmektedir. Aşağıdaki denklem, (i, j) piksel koordinatlarındaki G_1 ve G_2 kaynak görüntülerinin pikselleri için en genel haliyle birleştirme kuralını vermektedir.

$$G_b(i, j) = kG_1(i, j) + (1 - k)G_2(i, j) \quad (1)$$

Bu denklemde k katsayısı $[0, 1]$ aralığında değer almaktadır. Bu noktada en temel yaklaşımlardan bir tanesi iki görüntünün ortalamasını almaktır (*ORT*) yani yukarıdaki denklemde $k=0,5$ olarak kullanılır. Bu yöntemde birleşik görüntüde kontrastın düşmesine sebep olacaktır.

Birleştirmede kullanılacak bir diğer birleştirme kuralı ise her bir birim için k katsayısının yoğunluk dereceleri ile orantılı olarak tespit edilmesi şeklindedir. Bu yöntem bu çalışmada ağırlıklı ortalama (*AORT*) olarak isimlendirilmiştir. Her görüntünün katkısı biriminin büyüklüğü ile orantılı olmasına dayalı olarak k katsayısı şu şekilde belirlenir:

$$k(i, j) = \frac{G_1(i, j)}{G_1(i, j) + G_2(i, j)} \quad (2)$$

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

Bu denklemde, $G_1(i,j)$ değeri kaynak görüntü için, piksel temelli çalışıldığında (i, j) konumundaki piksel değerini ifade etmektedir.

AORT yönteminde 1 değerine yakın katsayılar ikinci görüntü piksel değerinin, 0 değerine yakın katsayılar ise birinci görüntü piksel değerlerinin daha fazla etkisinin olduğunu ifade etmektedir. Bu sebepten dolayı 1 ve 0 değerlerine yakın katsayılar için tek ve daha etkili bir değer seçilebilir. Bu amaçla da bölgesel ortalama yöntemi (*BORT*) önerilmiştir. Bölgeleri tespit etmek için denklem 2 ile elde edilen k katsayı matrisi K-Means algoritması tarafından bölütlenmiştir. Bu katsayılar ilk görüntünün aktif olduğu, ikinci görüntünün aktif olduğu ve iki görüntünün de birbirine yakın aktivite sergilediği bölgeler olmak üzere üç bölgeye ayrılmıştır. Bölütleme sonucunda resim boyutlarında her pikselin hangi bölgeye ait olduğunu belirleyen bir E matrisi üretilir.

$$k(i, j) = \begin{cases} 0 & , E(i, j) = 1 \\ \frac{G_1(i, j)}{G_1(i, j) + G_2(i, j)} & , E(i, j) = 2 \\ 1 & , E(i, j) = 3 \end{cases} \quad (3)$$

Bu çalışmada son olarak, denklem 1'deki k katsayılarını adaptif olarak belirlemeye dayalı bir yöntem önerilmiştir. Katsayılar bir Levenberg-Marquardt algoritması (LM) kullanılarak optimum olarak belirlenmiştir. LM türeve dayalı bir optimizasyon algoritmasıdır ve başarımı başlangıç koşullarına bağlıdır. Denklem 2 ile elde edilecek katsayılar LM için başlangıç koşullarını temsil edebilir ancak bu hali ile yürütülecek bir optimizasyon probleminin boyutu görüntülerdeki piksel adeti kadar olacaktır ve çok fazla işlemci gücü gerektirmektedir. Problem boyutunu küçültmek için piksel bazlı birleştirme yerine bölgesel görüntü birleştirme kullanılmıştır. Bu sayede her piksel yerine belirli sayıdaki bölge için LM ile katsayı üretilmiş ve optimizasyon probleminin boyutu düşürülmüştür.

LM ile yürütülen testlerde 2 etiketli bölge için iki kaynak görüntünün de birbirine yakın yoğunluk değerleri barındırması sebebi ile *AORT* yöntemi kullanılmıştır. 1 ve 3 etiketli bölgelerde ise bütün pikseller *LM* algoritması tarafından üretilen katsayılar kullanılarak birleştirilmektedir. Dolayısıyla *LM* için araştırma uzayının boyutu sadece ikidir. *LM* için başlangıç koşulu ise her bölgeye denk gelen k katsayılar matrisi elemanlarının ortalamasıdır.

Optimizasyon algoritmaları en uygun sonucu bulmak için uygunluk fonksiyonu kullanırlar. Bu çalışmada uygunluk fonksiyonu olarak beş farklı görüntü birleştirme kalite metriği kullanılmıştır.

Kullanılan Kalite Metrikleri

Bu çalışmada literatürde sıklıkla kullanılan beş farklı kalite metriği kullanılmıştır. Kalite metrikleri ilk olarak optimizasyon algoritması için uygunluk değeri olarak ikinci olarak ise nihai bütün sonuçların objektif olarak kıyaslanması amacıyla kullanılmıştır.

Standart Sapma (SS): bir görüntüdeki kontrast genişliğinin ve netliğin bir ölçütüdür. Netlik ne kadar fazla ise kontrast o kadar çoktur. *SS* aşağıdaki eşitlikle hesaplanmaktadır:

$$SS = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [G(i, j) - \bar{G}]^2} \quad (4)$$

Burada \bar{G} değeri G görüntünün yoğunluk değerlerinin ortalamasıdır

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

Kenar Tabanlı Kalite Metriği (KTK): kaliteli bir resimde kenarlar daha fazla ve nettir. *KTK* bir görüntüye kaynak görüntülerden aktarılan kenar bilgisinin bir ölçütünü sunmaktadır (Xydeas and Petrovic 2000). $m \times n$ boyutlu G_x ve G_y görüntüleri ve G_b birleşik görüntüsü için *KTK* metriği aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$KTK = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n Q^{xb}(i,j)w^x(i,j) + Q^{yb}(i,j)w^y(i,j)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n w^x(i,j) + w^y(i,j)} \quad (5)$$

Denklem 5'deki Q^{xb} ve Q^{yb} değerleri kaynak görüntülere ait kenar bilgisi koruma değerleridir ve bu değerleri ağırlıklandırmada kullanılan $w^x = [g_a(i, j)]^L$ ve $w^y = [g_b(i, j)]^L$ şeklide hesaplanır. g_a ve g_b ise kaynak görüntülerdeki sobel operatörü kullanılarak hesaplanan kenar bilgisinin büyüklüğüdür ve L önceden belirlenen sabittir.

Farklar Korelasyonu (FK): bu metrik kaynak görüntülerin birleşik görüntüye ne kadar katkıda bulunduğu nun bir ölçütünü korelasyon kullanarak ölçmektedir (Aslantas and Bendes 2015). Kaynak görüntülerin katkılarını hesaplamak için öncelikle birleşik görüntü ile piksel tabanlı fark hesaplanır.

$$f_x = G_b - G_x \text{ ve } f_y = G_b - G_y \quad (6)$$

Son olarak bu farklar ile birleşik görüntünün korelasyonları hesaplanarak toplamı aşağıdaki gibi metrik değeri olarak verilir:

$$FK = r(G_b, f_x) + r(G_b, f_y) \quad (7)$$

Bu denklemde $r(\cdot)$ pearson korelasyonunu ifade etmektedir.

Uzaysal Frekans (UF): Komşu piksellerin satır ve sütunlardaki farkları üzerine inşa edilmiştir (Eskicioglu and Fisher 1995).

$$C = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [G(i, j) - G(i - 1, j)]^{1/2} \quad (8)$$

$$R = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [G(i, j) - G(i, j - 1)]^{1/2} \quad (9)$$

Bu denklemler sırasıyla birleşik görüntüde satır ve sütunlardaki yoğunluk değerleri değişimlerinin toplamını vermektedir. Nihai metrik değer şu şekilde hesaplanır:

$$UF = \sqrt{R^2 + C^2} \quad (10)$$

Yapısal Benzerlik (YB): görüntüler arasındaki benzerliğin bir ölçüsüdür (Wang et al. 2004). İki görüntü arasındaki ortalama benzerlik indeksi değeri şu şekilde hesaplanır:

$$OYB(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M YBI(x_j, y_j) \quad (11)$$

Burada x birleşik görüntü ve y bir kaynak görüntüdür. *YBI* değeri şu şekilde hesaplanır:

$$YBI(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (12)$$

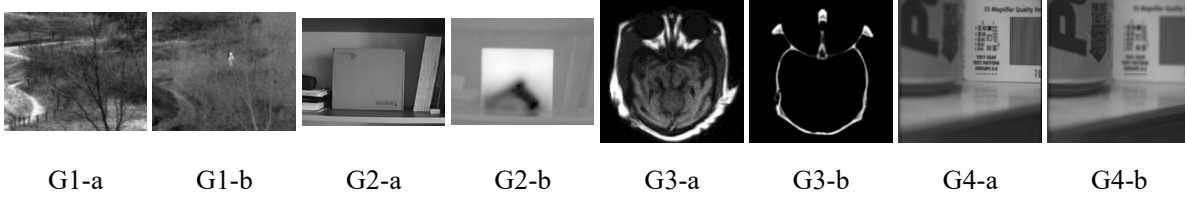
Burada μ_x ve μ_y ortalama değerleri, σ_x ve σ_y ise varyans değerleridir. σ_{xy} değeri giriş değerlerinin kovaryansıdır. $C_1 = 6.5025$ ve $C_2 = 58.5225$. nihai *YB* değeri şu şekilde hesaplanır:

$$YB = OYB(G_x, G_b) + OYB(G_y, G_b) \quad (13)$$

DENEYSSEL ÇALIŞMALAR

Kaynak Görüntüler

Şekil 1’de deneysel çalışmalarda kullanılan kaynak görüntüler verilmiştir. İlk kaynak görüntü G1 olarak isimlendirilmiş olup artırılmış alan görüntüleme uygulaması için bir örnek teşkil etmektedir. G1-a görüntüsü ortamda insan gözünün algılayabildiği görünür görüntü bulunmaktadır. G1-b ise aynı ortamın termal görüntüsüdür. Termal görüntüde patika yoldaki çitler, ağaçlara ait detaylar gibi bilgiler algılanamamış ancak çalılar arasındaki kişi tespit edilmiştir. G2 görüntüsüne bakılacak olursa gizlenmiş silah tespiti için bir uygulama görülecektir. G2-a görüntüsü ortamın görünür görüntüsünü sunarken G2-b’de görüntüsü termal algılayıcılar ile algılanmış görüntü verilmiştir. Termal görüntüde kutu içindeki silah görülebilirken çevresel detaylar algılanmamıştır. Görünür görüntüde ise çevresel detaylar bulunmaktadır. 3 görüntüleri medikal görüntü birleştirme örneği için giriş görüntüleridir. G3-a’da yumuşak dokulara duyarlı MR görüntüsü verilmiştir. G3-b’de ise sert dokulara duyarlı CT görüntüsü bulunmaktadır. Son olarak, G4 görüntü çiftinde, farklı uzaklıklara odaklanılarak aynı sahnedan alınmış iki görüntü bulunmaktadır. G4-a görüntüsü arka tarafa odaklanmış olup arkadaki yazılar net olarak okunabilmektedir. G4-b görüntüsü ise ön tarafa odaklanmıştır. Ön taraftaki kola kutusu üzerindeki yazılar net olarak görülebilmektedir. Kaynak görüntülerde birbirini tamamlayacak bilgiler bulunmaktadır. Bu görüntülerin birleştirilmesi ile ortamın daha anlamlı sunumunu yapacak birleşik görüntü elde edilebilir.



Şekil 1. Kaynak görüntüler

Deneysel Sonuçlar

Bu çalışmada birleştirme yöntemlerinin sonuçları sayısal ve görsel olarak sunulmuştur. Sayısal sonuçlar Bölüm 0’de detaylı olarak verilen beş farklı görüntü birleştirme kalite metriği ile elde edilmiştir. Sayısal sonuçlar Şekil 1’de verilmiştir. Tablo sütunlarında yöntemlere ait sayısal sonuçlar bulunmaktadır. Satırlar ise kullanılan dört giriş görüntüsü için beş kalite metriği değerleri olarak organize edilmiştir. Kullanılan bütün metrikler açısından büyük değerler daha iyi sayısal sonucu ifade etmektedir. Bu sebeple her görüntü için her metriğin en iyi sonuç ürettiği yöntem sayısal sonucu koyu olarak vurgulanmıştır. Sayısal sonuçlar incelendiği zaman çoğunluklu olarak *LM* ile yürütülen testlerle en iyi sonuç alınmıştır.

Hata! Başvuru kaynağı bulunamadı.’de G1 görüntü çifti için birleştirme sonuçları görsel olarak verilmiştir. *ORT* ve *AORT* yöntemlerinde kaynak görüntülerde göz önünde tutulduğunda kontrast düşmesi göze çarpmaktadır. *LM-SS* yöntemi kontrastı çok fazla artırırken çalışmaların arasında gizlenmiş adamı vurgulayamadığı gözlemlenmektedir. Bu görüntüde sanal çok fazla kenar oluştuğundan *SS*, *KTK* ve *UF* metriklerinde en iyi sayısal sonucu vermiştir. Görsel değerlendirmede *BORT* ve *LM-KTK* yöntemleri görsel sonuçları G1 giriş görüntüsü için öne çıkmaktadır.

Hata! Başvuru kaynağı bulunamadı.’de gizlenmiş silah tespiti uygulamasına yönelik G2 görüntü setine ait birleştirme sonuçları görsel olarak verilmiştir. Bu görüntü açısından kutu üzerindeki yazı ya da çevresel

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

detaylarla birlikte silahın vurgulanması önemlidir. *ORT* ve *AORT* yöntemleri birleşik görüntüde gerekli bütün bilgileri barındırdığı görünmektedir. Bununla birlikte kontrast düşme problemi yine barındırmaktadır. *LM-SS* ve *LM-KTK* yöntemleri çevresel detaylarla birlikte sanal dokular oluşturduğu görülmektedir. Ayrıca silahı yapısal olarak vurgulamakta yetersiz kalmıştır. *LM-YB* yöntemi silahı vurgulamakla birlikte kutu üzerindeki yazıları birleşik görüntüye taşıyamamıştır. *BORT* ve *LM-UF* yöntemleri birbirine benzer şekilde orta seviyede görsel sonuçlar üretmiştir. *LM-FK* yöntemi silah vurgulamada ve çevresel detayları birleşik görüntüye taşımada başarı olmuştur onacak bu yöntemde sanal dokular oluşturmuştur.

Yöntemlere ait sayısal metrik sonuçları

	Metrik	<i>ORT</i>	<i>AORT</i>	<i>BORT</i>	<i>LM-SS</i>	<i>LM-KTK</i>	<i>LM-FK</i>	<i>LM-UF</i>	<i>LM-YB</i>
G1	YB	1.3766	1.3260	1.1277	1.1465	1.1277	1.3401	1.1277	1.3806
	KTK	0.2850	0.4083	0.4609	0.5045	0.4609	0.4066	0.4609	0.2638
	UF	6.9733	8.0954	11.7974	13.2418	11.7974	8.4951	11.7974	6.9024
	SS	18.5761	24.0451	31.4463	39.7975	31.4463	26.5099	31.4463	16.7885
	FK	1.6476	1.6369	1.5464	1.1316	1.5464	1.6870	1.5464	1.6454
G2	YB	1.6028	1.5511	1.3972	1.4327	1.4327	1.4994	1.3972	1.5825
	KTK	0.4678	0.3836	0.4730	0.5765	0.5765	0.5288	0.4730	0.3480
	UF	9.8640	8.4029	13.0700	23.5369	23.5369	19.2875	13.0700	7.6454
	SS	33.9260	32.3753	32.6787	52.2164	52.2164	47.5993	32.6787	34.2658
	FK	1.2701	0.9757	0.7349	1.4996	1.4996	1.5320	0.7349	1.1988
G3	YB	0.9668	1.0658	1.0603	1.0603	1.0603	1.0646	1.0603	1.0744
	KTK	0.4232	0.7790	0.8079	0.8079	0.8079	0.8049	0.8079	0.7029
	UF	5.2520	9.0402	9.8635	9.8635	9.8635	9.6305	9.8635	7.3877
	SS	18.7596	31.6312	32.7339	32.7339	32.7339	31.8248	32.7339	27.9358
	FK	1.3454	1.7745	1.8244	1.8244	1.8244	1.8273	1.8244	1.7233
G4	YB	1.8550	1.8546	1.8354	1.8325	1.8399	1.8476	1.8325	1.8546
	KTK	0.6738	0.6552	0.5933	0.7327	0.7339	0.7299	0.7327	0.6661
	UF	9.6316	9.2623	8.1012	13.2530	12.4398	11.4057	13.2530	9.4963
	SS	43.5779	43.5256	43.4546	44.0157	43.8932	43.7518	44.0157	43.5377
	FK	0.2472	0.2315	0.1597	0.2346	0.2388	0.2406	0.2346	0.2325

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR



ORT *AORT* *BORT* *LM-SS* *LM-KTK* *LM-FK* *LM-UF* *LM-YB*

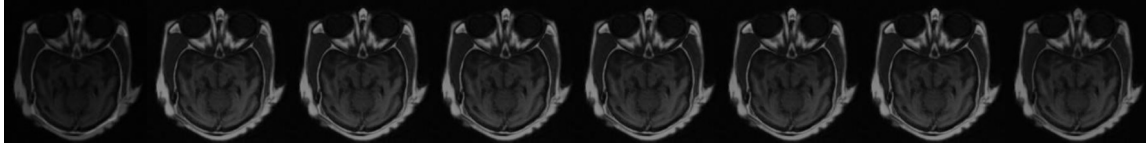
Şekil 2. G1 görüntü seti için birleştirme görsel sonuçları



ORT *AORT* *BORT* *LM-SS* *LM-KTK* *LM-FK* *LM-UF* *LM-YB*

Şekil 3. G2 görüntü seti için birleştirme görsel sonuçları

Şekil 4’de G3 görüntü çiftindeki medikal MR ve CT görüntülerinin birleştirme sonuçları görsel olarak verilmiştir. Bu görüntüde her iki kaynak görüntüde bulunan detayların birleşik görüntüde bulunması görsel açıdan önem arz etmektedir. Kaynak görüntüler göz önünde tutularak görsel sonuçlar değerlendirilecek olursa *BORT* ve *LM* ile yürütülen bütün yöntemler benzer ve kaliteli görsel sonuçlar üretmiştir. *ORT* ve *AORT* yöntemlerinin kontrast düşürme problemi bu görüntü içinde not edilmiştir.



ORT *AORT* *BORT* *LM-SS* *LM-KTK* *LM-FK* *LM-UF* *LM-YB*

Şekil 4. G3 görüntü seti için birleştirme görsel sonuçları

Şekil 5’de son görüntü çifti olan G4 görüntüleri için görsel sonuçlar verilmiştir. G4 görüntüsünde aynı sahanenin farklı mesafelerine odaklanış ve bu sebepten dolayı farklı bölgeleri net olan giriş görüntüleri bulunmaktadır. Bu görüntü için görsel olarak dikkat edilecek şey birleşik görüntüde bütün bölgelerin olabildiğince net olmasıdır. En iyi görsel sonuçların *AORT*, *LM-KTK* ve *LM-FK* yöntemleriyle elde edildiği gözlemlenmiştir. *LM-SS* ve *LM-UF* gibi yöntemlerin öne odaklı kısımları net olarak birleştiremediği görülmektedir. Bu durum ise K-Means algoritması ile elde edilen bölge haritasının bu görüntü için başarılı bir şekilde üretilmediğini göstermektedir. Çünkü *SS* ve *UF* metrikleri netlik arttıkça yüksek değer üretecektir ve bu metrikler ile yürütülen bir optimizasyon işleminde birleşik görüntünün daha net olması beklenmektedir. Benzer sıkıntıları *LM* ile yürütülen bütün yöntemlerde nispeten daha az olmakla birlikte gözlemlemekteyiz.



ORT *AORT* *BORT* *LM-SS* *LM-KTK* *LM-FK* *LM-UF* *LM-YB*

Şekil 5. G4s görüntü seti için birleştirme görsel sonuçları

SONUÇ

Bu çalışmada dört farklı görüntü birleştirme uygulamasına yönelik dört farklı kaynak görüntüler kullanılarak Levenberg-Marquardt (*LM*) algoritması ile adaptif görüntü birleştirme kuralı kullanan yöntem önerilmiş ve bu yöntemde beş farklı kalite metriği amaç fonksiyonu olarak kullanılarak eğitilmiştir. Yöntem temelimi oluşturan birleştirme kuralı (*BORT*) optimizasyon algoritması kullanmaksızın sonuçları verilmiş ve optimizasyon algoritması ile sonuçlardaki gelişim gözlemlenmiştir. Ayrıca BORT yönteminin de etkisini göstermek için en temel yöntemler olan *ORT* ve *AORT* yöntemleri kıyaslamalarda kullanılmıştır.

Sayısal ve görsel sonuçlar göz önünde tutulduğunda önerilen yöntemin artırılmış gece görüşü gizlenmiş silah tespiti ve medikal uygulamalarda verimli sonuçlar ürettiği görülmektedir. Diğer taraftan çok odaklı görüntü birleştirme için sonuçlar umulduğu kadar etkin sonuç vermediği gözlemlenmiştir. Bunun sebebi ise yöntemin başarımının üretilen bölgelere bağlı olmasıdır. Optimizasyon probleminde problemin boyutunu düşürebilmek için her piksel için değil bölgeler için katsayı üretilmiştir. Dolayısıyla yöntemin başarımı elde edilecek bölgelerin uygunlu ile orantılı olacaktır. G4 görüntüsü için netliğe bağlı bilgilerin doğru bir şekilde bölütlenemediği not edilmiştir. Dolayısıyla daha uygun bir görüntü bölütleme ile önerilen yöntemin çok odaklı görüntü birleştirmede de başarımın artacağı açıktır. Diğer uygulamalar için ise uygulaması kolay ve etkin bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır.

KAYNAKÇA

- Aslantas, V. and Bendes, E. (2015) A new image quality metric for image fusion: The sum of the correlations of differences. *AEU - International Journal of Electronics and Communications* **69**, 1890–1896 doi: 10.1016/j.aeue.2015.09.004.
- Aslantas, V., Bendes, E., Kurban, R. and Toprak, A. (2014) New optimised region-based multi-scale image fusion method for thermal and visible images. *Image Processing, IET* **8**, 289–299 doi: 10.1049/iet-ipr.2012.0667.
- Cheng-Shu You and Suh-Yuh Yang (2022) A simple and effective multi-focus image fusion method based on local standard deviations enhanced by the guided filter. *Displays*, 102146 doi: 10.1016/j.displa.2021.102146.
- Eskicioglu, A.M. and Fisher, P.S. (1995) Image quality measures and their performance . *IEEE Transactions on Communications* **43** doi: 10.1109/26.477498.
- Long Ren, Zhibin Pan, Jianzhong Cao, Jiawen Liao and Yang Wang (2021) Infrared and visible image fusion based on weighted variance guided filter and image contrast enhancement. *Infrared Physics & Technology* **114**, 103662 doi: 10.1016/j.infrared.2021.103662.
- Manisha Das, Deep Gupta, Petia Radeva and Ashwini M. Bakde (2021) Optimized CT-MR neurological image fusion framework using biologically inspired spiking neural model in hybrid $\ell_1 - \ell_0$ layer decomposition domain. *Biomedical Signal Processing and Control* **68**, 102535 doi: 10.1016/j.bspc.2021.102535.
- Nashwan Jasim Hussein, Fei Hu and Feng He (2017) Multisensor of thermal and visual images to detect concealed weapon using harmony search image fusion approach. *Pattern Recognition Letters* **94**, 219–227 doi: 10.1016/j.patrec.2016.12.011.

TAM METİN SÖZEL SUNUMLAR

- Vikrant Bhateja, Mansi Nigam, Anuj Singh Bhadauria and Anu Arya (2020) Two-stage multi-modal MR images fusion method based on Parametric Logarithmic Image Processing (PLIP) Model. *Pattern Recognition Letters* **136**, 25–30 doi: 10.1016/j.patrec.2020.05.027.
- Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. and Simoncelli, E.P. (2004) Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing* **13**, 600–612 doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
- Wanyi Zhang, Xiuhua Fu and Wei Li (2020) The intelligent vehicle target recognition algorithm based on target infrared features combined with lidar. *Computer Communications* **155**, 158–165 doi: 10.1016/j.comcom.2020.03.013.
- Xiaole Ma, Zhihai Wang and Shaohai Hu (2021) Multi-focus image fusion based on multi-scale sparse representation. *Journal of Visual Communication and Image Representation* **81**, 103328 doi: 10.1016/j.jvcir.2021.103328.
- Xydeas, C. and Petrovic, V. (2000) Objective pixel-level image fusion performance measure (SPIE) **4051** doi: 10.1117/12.381668.
- Yanling Chen, Lianglun Cheng, Heng Wu, Fei Mo and Ziyang Chen (2022) Infrared and visible image fusion based on iterative differential thermal information filter. *Optics and Lasers in Engineering* **148**, 106776 doi: 10.1016/j.optlaseng.2021.106776.