

Metasezgisel Guguk Kuşu Arama Algoritması ile Görüntü Kaynaştırma Image Fusion with Metaheuristic Cuckoo Search Algorithm

Volkan Yılmaz^{1*} 

¹ Artvin Çoruh Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 08100, Artvin/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Volkan Yılmaz
volkanyilmaz.jdz@gmail.com

doi:

Yayın süreci

Geliş tarihi : 28.12.2019
Kabul tarihi : 11.02.2020
Basım tarihi: 31.03.2020

Özet

Bileşen değişimi tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemleri literatürde en fazla kullanılan görüntü kaynaştırma yöntemleri arasındadır. Bu yöntemler konumsal detayları iyileştirmedeki başarılarına rağmen girdi çok bantlı görüntülerin renk yapısını bozma eğilimindedirler. Bu durumun temel nedeni bu yöntemlerin girdi çok bantlı görüntülerin bantlarından elde ettikleri yoğunluk bileşenini optimize edememeleridir. Bu çalışmada, yoğunluk bileşeninin optimize edilebilmesi için metasezgisel guguk kuşu arama algoritmasından yararlanan bir görüntü kaynaştırma yöntemi önerilmiştir. Önerilen yaklaşım en yaygın kullanılan bileşen değişimi tabanlı kaynaştırma yöntemlerinden biri olan Gram-Schmidt (GS) yöntemi üzerinde uygulanmıştır. Önerilen yöntemin renk koruma performansı Yüksek Geçirgen Filtreleme (HPF) yönteminin yanı sıra popüler bileşen değişimi tabanlı yöntemlerden olan Multiplicative (MCV), Brovey (BRV), Temel Bileşen Analizi (PCA), Ehlers (EHL), Modifiye edilmiş Intensity-Hue-Saturation (MIHS), Synthetic Variable Ratio (SVR) ve orijinal GS yöntemlerinin renk koruma performansları ile iki test bölgesinde niteliksel ve niceliksel olarak karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar önerilen yöntemin yoğunluk bileşenini başarılı bir şekilde optimize ettiğini ve bu nedenle de girdi çok bantlı görüntünün renk içeriğini kullanılan diğer yöntemlere oranla daha başarılı bir şekilde koruduğunu göstermiştir.

Anahtar kelimeler: Görüntü kaynaştırma, Metasezgisel optimizasyon, Gram-Schmidt, Guguk kuşu arama algoritması, Pankromatik keskinleştirme, Bileşen değişimi tabanlı görüntü kaynaştırma

Abstract

Component substitution-based fusion methods are among the most widespread image fusion methods in the literature. Despite the fact that these methods are very successful in enhancing the spatial detail quality, they tend to deteriorate the spectral quality of the input multispectral images. The main reason for this is that they are not so successful in optimizing the intensity component produced from the input multispectral bands. In this study, an image fusion method which utilizes metaheuristic cuckoo search algorithm was proposed to optimize the intensity component used in fusion process. The proposed method was applied on the Gram-Schmidt (GS) method, one of the most widely-used component substitution-based image fusion methods. The colour preservation performance of the proposed method was qualitatively and quantitatively compared not only against that of the High-Pass Filtering (HPF) method, but also against those of popular component substitution-based methods Multiplicative (MCV), Brovey (BRV), Principal Component Analysis (PCA), Ehlers (EHL), Modified Intensity-Hue-Saturation (MIHS), Synthetic Variable Ratio (SVR) and original GS in two test sites. The results showed that the proposed method was successful in optimizing the intensity component and therefore preserved the colour content of the input multispectral image more successfully than other methods used.

Keywords: Image fusion, Metaheuristic optimization, Gram-Schmidt, Cuckoo search algorithm, Pansharpening, Component substitution-based image fusion

1. Giriş

Son yıllarda, yüksek konfigürasyonlara sahip uyduların geliştirilmesi ile yeryüzünün daha detaylı bir şekilde incelenmesi mümkün olmaktadır. Sürekli gelişen uydu teknolojileri yüksek konumsal ve spektral çözünürlüklü görüntülerin kullanımının yaygınlaşmasını sağlamaktadır. Yüksek spektral çözünürlüklü görüntüler yeryüzü nesnelere birbirlerinden daha başarılı bir şekilde ayırt edilebilmesine olanak sağlarken, yüksek konumsal çözünürlüklü görüntüler de hem yeryüzü nesnelere insan gözü için daha anlamlı olmasına hem de bu nesnelere konumlarının daha hassas bir şekilde elde edilebilmesini sağlamaktadırlar. Uydularda daha fazla spektral bant üretimini sağlamak için daha fazla sayıda algılayıcı kullanılması gerekmektedir. Bu durum algılayıcı başına düşen enerji miktarını azaltacaktır. Enerji kaybını telafi etmek için daha büyük boyutlu algılayıcılar kullanılması ise üretilen spektral bantların konumsal çözünürlüklerinin azalmasına neden olacaktır. Bu teknik kısıtlamadan dolayı uydulardaki spektral bantların sayısı arttıkça konumsal çözünürlük azalmaktadır (Yılmaz ve Gungor, 2016). Görüntü kaynaştırma teknikleri, yüksek spektral çözünürlüğe sahip olan yüksek konumsal çözünürlüklü görüntüler üreterek bu probleme çözüm sunmaktadırlar.

Görüntü kaynaştırma, yüksek konumsal çözünürlüğe sahip bir tek bantlı (pankromatik) görüntünün konumsal detaylarının düşük konumsal çözünürlüklü bir çok bantlı görüntüye aktararak yüksek konumsal ve spektral çözünürlüğe sahip bir çok bantlı görüntü üretilmesini amaçlamaktadır. Literatürde birçok görüntü kaynaştırma yöntemi önerilmiştir. Başarılı bir görüntü kaynaştırma yöntemi konumsal detayları aktarırken çok bantlı görüntünün renk yapısını da korumalıdır (Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Görüntü kaynaştırma yöntemleri bileşen değişimi tabanlı yöntemler, çoklu çözünürlük tabanlı yöntemler ve renk tabanlı yöntemler olmak üzere üç başlık altında toplanabilir (Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Bileşen değişimi tabanlı kaynaştırma yöntemleri girdi çok bantlı görüntüyü konumsal detayların renk detaylarından kolaylıkla ayrılabilceği başka bir uzaya dönüştürür. Bu uzayda, girdi tek bant görüntü ile konumsal detayları barındıran bileşen yer değiştirir. Orijinal uzaya ters dönüşüm gerçekleştirilerek kaynaştırılmış görüntü elde edilir (Ghassemian, 2016). Bileşen değişimi tabanlı kaynaştırma yöntemlerinin en büyük avantajları konumsal detayları aktarmalarındaki başarıları iken, en büyük dezavantajları ise konumsal detayları aktarırken girdi çok bantlı görüntünün renk yapısını bozmalarıdır (Xing vd., 2018; Ghahremani vd., 2019; Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Bileşen değişimi tabanlı yöntemlerin bir diğer avantajları ise fazla işlem yükü gerektirmemeleri ve kısa zamanda sonuç üretebilmeleridir (Ghahremani vd., 2019). Çoklu çözünürlük tabanlı kaynaştırma yöntemleri ise girdi tek bant görüntüdeki konumsal detayları wavelet (dalgalı), curvelet veya contourlet gibi bir çoklu çözünürlük dönüşümü yöntemi aracılığıyla çıkarır (Gogineni ve Chaturvedi, 2018). Çıkarılan bu konumsal detaylar daha sonra girdi çok bantlı görüntüye aktarılır (Xing vd., 2018). Çoklu çözünürlük tabanlı kaynaştırma yöntemleri girdi çok bantlı görüntünün renk yapısını korumada oldukça başarılı olmalarına rağmen girdi tek bantlı görüntünün içerdiği konumsal detayları aktarmada problem yaşamaktadırlar (Gogineni ve Chaturvedi, 2018). Bu yöntemler kaynaştırılmış görüntüdeki konumsal detayların yutulmasına neden olabilmelerinin yanı sıra, aynı zamanda görüntüyü bulanıklaştırma eğilimindedirler. Renk tabanlı yöntemlerin temel amacı ise girdi çok bantlı görüntünün renk yapısını kaynaştırma işleminden sonra korumaktır. Bu yöntemlerde, kaynaştırılmış görüntüdeki renk kalitesi ile konumsal detay kalitesi arasındaki dengenin sağlanması oldukça zordur. Renk tabanlı yöntemlerin temel avantajı ise oldukça kolay uygulanabilir olmalarıdır (Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Görüldüğü üzere, kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitesinin ve konumsal detay kalitesinin aynı oranda korunması oldukça güçtür. Her bir görüntü kaynaştırma yönteminin keskinleştirilmiş görüntü üretirken renk yapısına belli bir oranda zarar vermesi kaçınılmazdır. Bu nedenle, 'en iyi görüntü kaynaştırma yöntemi' diye bir şeyden söz edilemez (Pohl ve van Genderen, 2016; Yılmaz vd., 2020).

Görüntü kaynaştırma yöntemlerinin temel amacı kaynaştırma işlemine dâhil olan girdi görüntülerin bantlarının kaynaştırılmış görüntüye katkılarının başarılı bir şekilde belirlenmesidir. Ancak, söz konusu katkı oranlarının ne şekilde belirlenmesi gerektiği hususunda kesin yargılar yoktur. Bu nedenle, her bir kaynaştırma yöntemi girdi bantları farklı şekilde kullanılmaktadır. Literatürde az sayıda çalışma metasezgisel optimizasyon algoritmalarından yararlanarak girdi çok bantlı görüntülerin spektral bantlarının kaynaştırılmış görüntüye katkılarını belirlemeyi amaçlamaktadır. Metasezgisel algoritmalar canlıların birbirleri ile etkileşimlerinden esinlenilerek ileri sürülen popülasyon tabanlı arama algoritmalarıdır. Metasezgisel algoritmalar çözüm uzayında olasılık temelli ancak bilinçli bir yaklaşımla arama yapabilmektedirler. Amaçları, çözüm uzayında en uygun çözümü bulana kadar yeni çözümler üretmektir (Bir Yazılımcının Günlüğü, 2019). Garzelli ve Nencini (2006a) Genelleştirilmiş IHS (Intensity-Hue-Saturation) yönteminde kullanılan yoğunluk bileşenini optimize etmek için Genetik Algoritma (GA) (Holland, 1975) dan faydalanmıştır. Garzelli ve Nencini (2006b) ise GA' dan faydalanarak à-trous dönüşümü tabanlı kaynaştırma yönteminin performansını iyileştirmişlerdir. Masoudi ve Kabiri (2014) IHS kaynaştırma yönteminde kullanılan yoğunluk bileşenini optimize etmek için GA' dan yararlanmışlardır. GA aracılığıyla IHS kaynaştırma yönteminin performansını iyileştiren diğer çalışmalardan bazıları ise Lari ve Yazdi (2016) ve Niazi vd. (2016) tarafından gerçekleştirilmiştir. Yılmaz vd. (2019) GA'dan faydalanarak SVR (Synthetic Variable Ratio) kaynaştırma yönteminde kullanılan yoğunluk bileşenini optimize ederken, Yılmaz vd. (2020) ise çalışmalarında Gram-Schmidt (GS) (Laben ve Brower, 2000) kaynaştırma yönteminin performansını GA ile optimize etmeyi başarmışlardır.

Güncel literatür incelendiğinde metasezgisel algoritmaların kaynaştırma uygulamalarında oldukça az kullanıldığı görülmektedir. Metasezgisel optimizasyon algoritmalarından yararlanılan çalışmalarda ise metasezgisel algoritma olarak genellikle GA' nın kullanıldığı görülmektedir. Oysa ki, GA metasezgisel optimizasyon algoritmalarının ilki ve en basit olanıdır. Zaman içerisinde birçok gelişmiş metasezgisel algoritma geliştirilmiştir. Koloni optimizasyonu (Dorigo ve Stützle, 2004), arı algoritması (Pham vd., 2006), yapay arı kolonisi (Karaboga ve Basturk, 2007), ateşböceği algoritması (Yang, 2009), guguk kuşu arama algoritması (Yang ve Deb, 2009) ve simbiyotik organizma arama algoritması (Cheng ve Prayogo, 2014) bunlardan bazılarıdır. Simbiyotik organizma arama algoritması Serifoglu Yılmaz vd. (2019) tarafından SVR kaynaştırma yönteminin performansının iyileştirilmesinde kullanılmıştır.

Bileşen değişimi tabanlı kaynaştırma yöntemlerinin performansı girdi çok bantlı görüntünün bantları ile üretilen yoğunluk bileşeninin hesaplanmasında takip edilen metodolojiye bağlıdır. Başarılı bir kaynaştırma performansı için üretilen yoğunluk bileşeni ile girdi tek bantlı görüntünün istatistiksel olarak birbirine benzer olması gerekmektedir. Elverişsiz bir metodoloji girdi çok bantlı görüntünün renk yapısının korunamamasına neden olabilmektedir. Bu nedenle, girdi çok bantlı görüntünün her bir bandının yoğunluk bileşenine katkısının hassas bir şekilde belirlenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, bileşen değişimi tabanlı kaynaştırma yöntemleri tarafından kullanılan yoğunluk bileşenlerinin optimize edilerek bu yöntemlerin performanslarının iyileştirilebilmesi için guguk kuşu arama algoritması tabanlı bir metodoloji önerilmiştir.

Makalenin ana hatları şu şekilde özetlenmiştir; 2. bölüm guguk kuşu arama algoritması ile ilgili teorik bilgi sağlamaktadır. 3. bölüm ise çalışma kapsamında kullanılan verileri, önerilen guguk kuşu arama algoritması tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemini ve kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitelerinin irdelenmesinde kullanılan metrikleri tanıtmaktadır. 4. bölüm elde edilen görüntü kaynaştırma sonuçlarını aktarırken 5. bölüm ise çalışmadan elde edilen genel sonuçları içermektedir.

2. Guguk Kuşu Arama Algoritması

Yang ve Deb (2009; 2010) tarafından guguk kuşlarının kuluçka parazitliği gibi ilginç üreme davranışlarından esinlenilerek önerilmiştir. Guguk kuşları başka canlılara ait yuvalarda yumurtlamaktadırlar ve ev sahibi canlının yumurtalarından yavru çıkma ihtimali yüksek olanları yuvadan atmaktadırlar. Bu algoritma üç temel ilkeye dayanır;

- Her bir guguk kuşu bir seferde bir yumurtayı rastgele seçilen bir yuvaya bırakır.
- Yüksek kaliteli yumurtalar (çözümlerin) gelecek nesillere aktarılır.
- Kullanılabilir konak yuva sayısı sabittir ve konak yuva sahibi bırakılan bir guguk kuşu yumurtasını 0-1 aralığında bir olasılıkla tanıyabilir. Eğer yumurtayı tanırsa ya onu dışarı atar ya da yuvayı terk ederek başka bir yuva inşa eder.

Diğer metasezgisel algoritmalarda olduğu gibi guguk kuşu arama algoritmasında da en iyi çözüme ulaşabilmek için global ve lokal arama yapılmaktadır. Bu nedenle, guguk kuşu arama algoritması her bir iterasyonda global Lévy yürüyüşü (Lévy flight) ve lokal Lévy yürüyüşü aşamalarını gerçekleştirmektedir. Lévy yürüyüşü, yönleri rastgele olan ve adım uzunlukları Lévy dağılımından türetilen rastgele yürüyüşlerdir. Bu yürüyüş hayvanlar ve böcekler tarafından gerçekleştirilir ve 90 derecelik ani dönüşleri takip eden doğrusal yürüyüş serisi şeklinde karakterize edilir. Normal rastgele yürüyüşlere kıyasla, Lévy yürüyüşü büyük ölçekli arama alanlarını keşfetme konusunda daha verimlidir. Bunun nedeni, Lévy yürüyüşlerindeki varyansların normal rasgele yürüyüşten çok daha hızlı artmasıdır. Lévy yürüyüşleri, normal rasgele yürüyüşe kıyasla optimizasyon algoritmasının iterasyon sayısını 4 kata kadar azaltabilmektedir (Yang, 2014; Mareli ve Twala, 2018). Lévy yürüyüş hareketi manevra parametresi (p_a) kullanılarak kontrol edilmektedir. Lokal Lévy yürüyüşü şu şekilde modellenmektedir (Yang, 2014);

$$x_i^{t+1} = x_i^t + as \otimes H(p_a - \varepsilon) \otimes (x_j^t - x_k^t) \quad (1)$$

Bu denklemde x_j^t ve x_k^t rassal permutasyonla seçilen iki farklı çözüm adayını, $H(u)$ birim adım fonksiyonunu, ε düzgün dağılımdan gelen rassal sayıyı, s ise adım büyüklüğünü temsil etmektedir (Yang, 2014; Zeybekoğlu, 2017). Global Lévy yürüyüşü ise şu şekilde modellenmektedir (Yang, 2014; Zeybekoğlu, 2017);

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha L(s, \lambda) \quad (2)$$

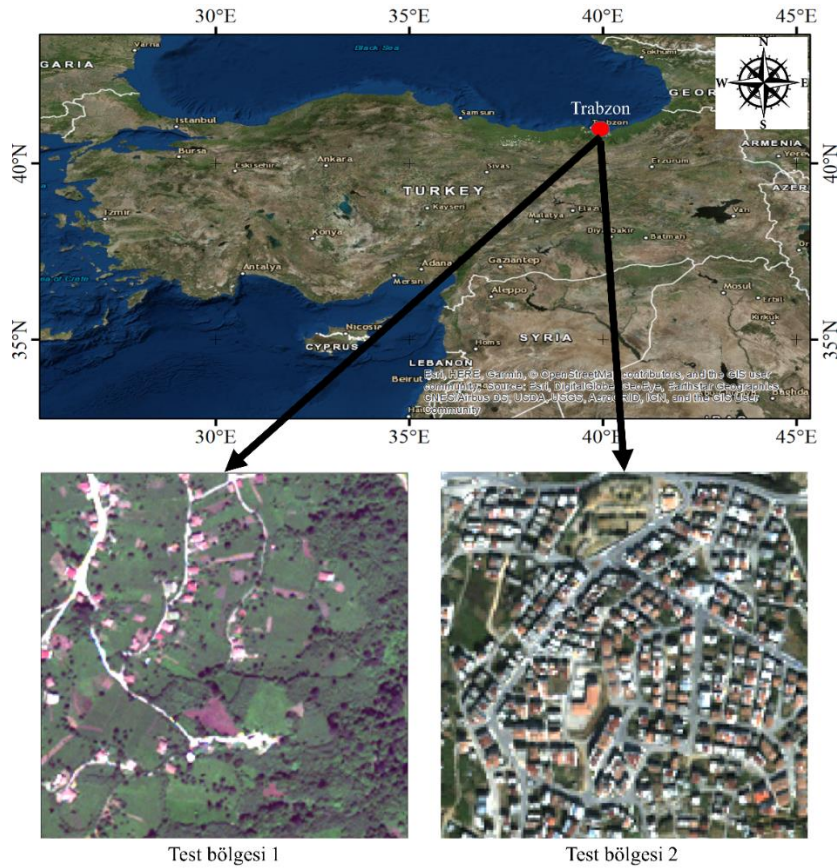
$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} (s) \gg s_0 \gg 0 \quad (3)$$

Burada, $a > 0$ adım büyüklüğü ölçekleme faktörünü ve λ Lévy eksponentini göstermektedir. Gerçek dünyada, eğer bir guguk kuşu yumurtası konak yuvadaki yumurtalara çok benziyorsa konak canlının bu yumurtaları fark etmesi daha zordur. Dolayısıyla, uyumluluk fonksiyonu aday çözümler arasındaki farkla ilişkili olmalıdır. Bu nedenle, Lévy yürüyüşleri rastgele seçilen adım uzunluklarında ve belli bir oranda hatalı olarak gerçekleştirmek en iyi çözümün bulunmasına katkı sağlamaktadır. Guguk kuşu arama algoritması, yerel rastgele yürüyüş ile global rastgele yürüyüş arasında bir denge kurduğu için global optimizasyon problemleri için oldukça kullanışlıdır (Mareli ve Twala, 2018).

3. Materyal ve Metodoloji

3.1 Kullanılan Veri

Bu çalışma Trabzon’ da bulunan iki test bölgesinde gerçekleştirilmiştir. Birinci test bölgesi kırsal bir bölge olup 2012 yılında WorldView-2 uydusu tarafından görüntülenmiştir. WorldView-2 uydusu 2 m konumsal çözünürlüğe sahip olan sekiz bantlı (kıyasal, mavi, yeşil, sarı, kırmızı, kırmızı kenar, kızılötesi 1, kızılötesi 2) bir çok bantlı görüntü ve 50 cm konumsal çözünürlüklü bir tek bantlı görüntü sunmaktadır. İkinci test bölgesi ise kentsel bir bölge olup 2003 yılında IKONOS uydusu tarafından görüntülenmiştir. IKONOS uydusu 4 m konumsal çözünürlüklü dört adet (mavi, yeşil, kırmızı, kızılötesi) spektral banda sahip olan bir çok bantlı görüntü ve 1 m konumsal çözünürlüklü bir tek bantlı görüntü üretmektedir. WorldView-2 ve IKONOS uydu görüntülerinin radyometrik çözünürlüğü 11 bit’ tir. Bu çalışmanın gerçekleştirildiği test bölgeleri Şekil 1’ de gösterilmiştir.



Şekil 1. Test bölgeleri

3.2 Önerilen Görüntü Kaynaştırma Yöntemi

Önerilen görüntü kaynaştırma yöntemi GS yöntemine metasezgisel guguk kuşu arama algoritmasının entegre edilmesi prensibine dayanmaktadır. Laben ve Brower (2000) tarafından ileri sürülen GS yöntemi literatürde sıklıkla kullanılan istatistik tabanlı bir kaynaştırma yöntemidir. Bu yöntem kovaryans değerlerinden faydalanarak girdi bantları arasındaki korelasyonu ortadan kaldırmaktadır (Laben ve Brower, 2000; Pohl ve van Genderen, 2016). GS yönteminin ilk aşaması girdi çok bantlı görüntünün bantlarını kullanarak yeni bir düşük çözünürlüklü yoğunluk bileşeninin üretilmesidir.

GS yöntemi girdi çok bantlı görüntünün her bir bandını yüksek boyutlu bir vektör olarak kabul eder ve üretilen yoğunluk bileşeni vektörü ilk vektör olmak üzere bütün bantlara ait vektörler ile yoğunluk bileşeni vektörünü birleştirir. Daha sonra, birleştirilmiş veriye GS dönüşümü uygulanarak ortogonal vektörler elde edilir. GS algoritması projeksiyon operatörünü ($Proj_a$) a ve b vektörleri için şu şekilde uygular (Pohl ve van Genderen, 2016; Yılmaz vd., 2020);

$$Proj_a(b) = \frac{\langle a|b \rangle}{\langle a|a \rangle} a \quad (4)$$

Burada, $a|b$ a ve b vektörlerinin içsel çarpımını göstermektedir. Bu operatörün sonucu b vektörünün a vektörü ile sarmalanmış çizgiye göre projeksiyonudur (Pohl ve van Genderen, 2016). GS yöntemi ortogonal vektörleri şu şekilde üretir (Pohl ve van Genderen, 2016; Yılmaz vd., 2020);

$$a_m = b_m - \sum_{j=1}^{m-1} Proj_{a_j}(v_m) \quad (5)$$

Burada, $m = n + 1$ (girdi çok bantlı görüntünün bant sayısı + 1) olmaktadır. $a_1, a_2 \dots a_m$ ise normalize edilmiş ortogonal vektörlerdir. Bu vektörler daha sonradan aşağıdaki şekilde ortonormalize edilerek $c_1, c_2 \dots c_m$ elde edilir (Pohl ve van Genderen, 2016; Yılmaz vd., 2020);

$$c_m = \frac{a_m}{\|a_m\|} \quad (6)$$

GS dönüşümünden sonra girdi tek bantlı görüntü ilk GS bileşeni ile yer değiştirir. Son aşama olarak, elde edilen görüntüye ters GS dönüşümü uygulanır ve kaynaştırılmış bantlar elde edilir (Laben ve Brower, 2000; Pohl ve van Genderen, 2016). GS yönteminin performansı üretilen yoğunluk bileşeninin istatistiksel özelliklerine bağlıdır. Bu nedenle, araştırmacılar optimum yoğunluk bileşeni üretimi için çeşitli yöntemler kullanmışlardır. Laben ve Brower (2000) yoğunluk bileşeninin girdi çok bantlı görüntülerin bantlarının ortalaması şeklinde üretilebileceği gibi bir alçak geçiren filtre (low-pass filter) kullanılarak da üretilebileceğini belirtmişlerdir. Garzelli vd. (2008) yoğunluk bileşenini girdi bantların ağırlıklı ortalamaları şeklinde hesaplarken, Maurer (2013) girdi çok bantlı görüntünün kovaryans matrisinden girdi bantlar için elde edilen ağırlık değerlerinden faydalanarak yoğunluk bileşenini üretmiştir. Pohl ve van Genderen (2016) doğrusal regresyon, en küçük kareler yöntemi veya algılayıcıların spektral duyarlılık eğrileri kullanılarak optimum yoğunluk bileşeninin üretilebileceğini belirtmişlerdir. Yılmaz vd. (2020) ise yoğunluk bileşenini GA' dan faydalanarak buldukları bant ağırlıklarını kullanarak üretmişlerdir.

Bu çalışma kapsamında ise yoğunluk bileşeninin üretimi metasezgisel guguk kuşu arama algoritmasından yararlanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu algoritmanın amaç fonksiyonu olarak GS kaynaştırma yöntemi kullanılırken, uygunluk fonksiyonu olarak ise Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (ERGAS) (Wald, 2002) metriği kullanılmıştır. Bu çalışma kapsamında ERGAS metriğinin kullanılmasının nedeni bu metriğin kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitelerinin değerlendirilmesinde başarısını ispat etmiş olmasıdır. Bir kaynaştırılmış görüntünün ERGAS değeri ne kadar küçük olursa renk kalitesi de o kadar iyi olmaktadır. ERGAS metriği şu şekilde hesaplanmaktadır (Wald, 2002);

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{KOH(k)}{\mu(k)} \right)^2} \quad (7)$$

Burada, h ve l sırasıyla girdi tek bantlı ve çok bantlı görüntünün konumsal çözünürlüklerini, $\mu(k)$ girdi çok bantlı görüntünün k . bandının ortalamasını, $KOH(k)$ girdi çok bantlı görüntünün k . bandı ile kaynaştırılmış görüntünün k . bandı arasında hesaplanan karesel ortalama hatayı ve N ise toplam bant sayısını temsil etmektedir.

Guguk kuşu arama algoritmasında 25 adet konak yuva kullanılmıştır. Her iki test bölgesi için de minimum bant ağırlığı 0, maksimum bant ağırlığı ise 1 olarak belirlenmiştir. Konak yuva sahibinin bırakılan bir guguk kuşu yumurtasını bulma olasılığı 0.25 olarak belirlenirken, maksimum iterasyon sayısı ise 100 olarak belirlenmiştir. Literatürde guguk kuşu arama algoritmasında kullanılan parametrelerin kestirimi ile ilgili kesin kabuller olmadığından bu değerler deneme yanılma yoluyla elde edilmiştir. Algoritma her bir iterasyonda girdi çok bantlı görüntünün bantları ile optimum bant ağırlıklarından üretilen yoğunluk bileşeni kullanılarak elde edilen kaynaştırılmış bantlar arasındaki ERGAS değerini minimize etmeye çalışmaktadır. Önerilen görüntü kaynaştırma yöntemi MATLAB ortamında programlanmıştır.

Önerilen yöntem 1. test bölgesinde optimum renk kalitesi için en uygun bant ağırlıklarını 0.72, 0.76, 0.83, 0.79, 0, 0.31, 0.46 ve 0.24 olarak belirlerken 2. test bölgesinde 0.04, 0.11, 0.34 ve 0.80 olarak belirlemiştir.

3.3 Kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitelerinin irdelenmesi

Çalışma kapsamında üretilen bütün kaynaştırılmış görüntülerin spektral kaliteleri hem niteliksel hem de niceliksel olarak irdelenmiştir. Niteliksel incelemede kaynaştırılmış görüntülerin renk içeriklerinin görsel olarak girdi çok bantlı görüntüye ne oranda benzediği incelenmiştir. Niteliksel incelemede ise literatürde sıklıkla kullanılan KOH, ERGAS, Structural Similarity (SSIM) (Wang vd., 2004), Spectral Angular Mapper (SAM) (Alparone vd., 2006), Universal Image Quality Index (UIQI) (Wang ve Bovik, 2002) ve Information Content Weighted Structural Similarity (IWSSIM) (Wang ve Li, 2011) metriklerinden faydalanılmıştır. Bu metrikler Wald vd. (1997) tarafından önerilen ve oldukça yaygın olarak kullanılan protokollerden ilki dikkate alınarak hesaplanmıştır. Bu protokole göre, boyutları girdi çok bantlı görüntünün boyutlarına indirgenmiş olan kaynaştırılmış görüntü girdi çok bantlı görüntüyle mümkün olduğunca özdeş olmalıdır. Ayrıca, literatürdeki bazı yaklaşımlar ise kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitesinin, kaynaştırılmış görüntünün boyutuna yükseltilebilir girdi çok bantlı görüntünün referans olarak kullanılarak irdelenmesi gerektiğini göstermiştir (Liu vd., 2015; Jagalingam ve Hegde, 2015; Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Bu nedenle, bu çalışma kapsamında söz edilen metrikler girdi çok bantlı görüntüler ile boyutları indirgenmiş sonuç görüntüleri arasında hesaplandığı gibi kaynaştırılmış görüntüler ile kaynaştırılmış görüntünün boyutuna yükseltilebilir girdi çok bantlı görüntüler arasında da hesaplanmıştır.

Çalışma kapsamında kullanılan metriklerin matematiksel ifadeleri aşağıda verilmiştir;

$$KOH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\zeta BG(k)_i - KG(k)_i)^2} \quad (8)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

$$SAM \triangleq \arccos\left(\frac{\langle x, y \rangle}{\|x\|_2 \cdot \|y\|_2}\right) \quad (10)$$

$$UIQI = \frac{4\mu_x\mu_y\sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \quad (11)$$

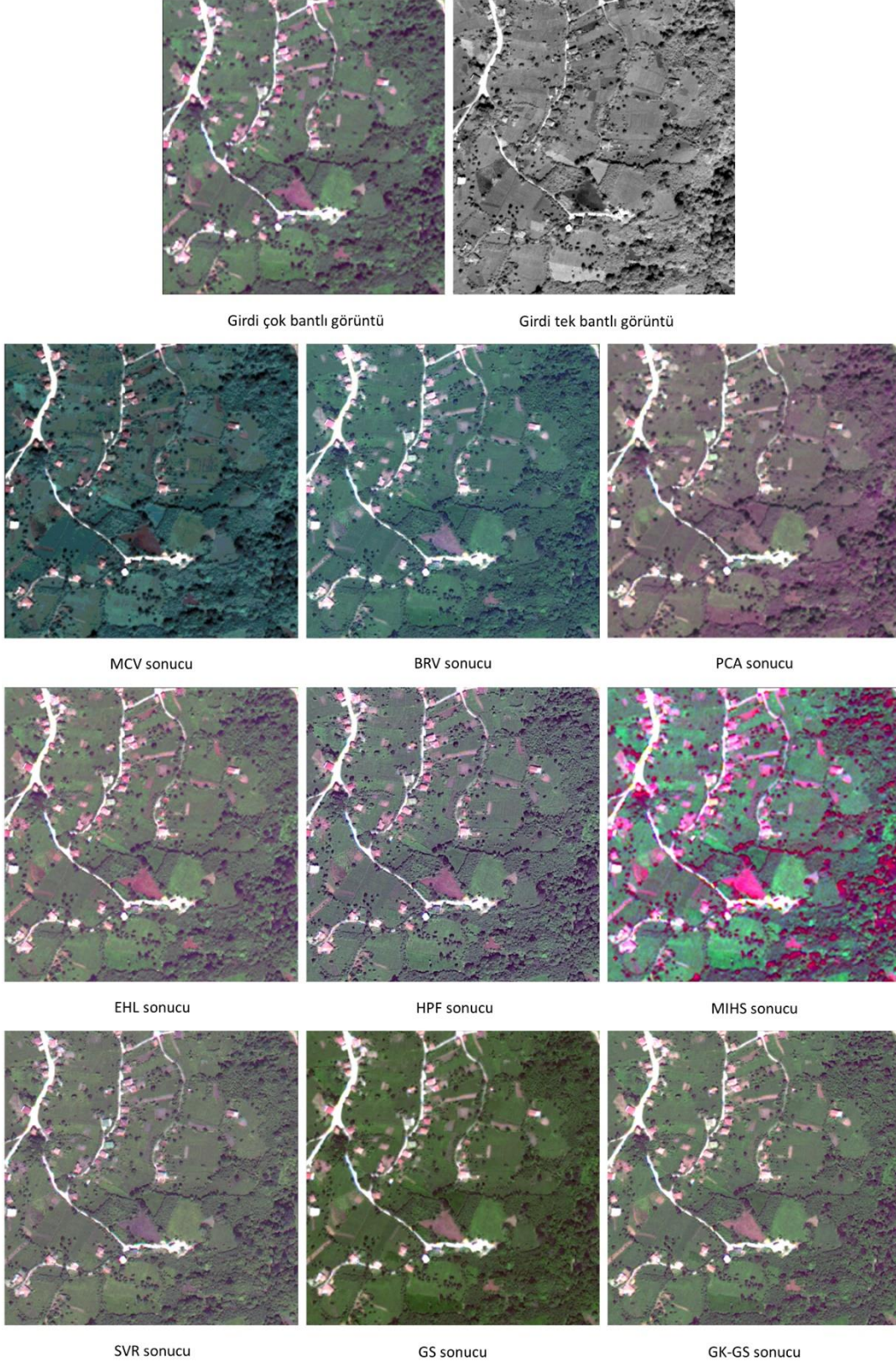
$$IWSSIM_j = \frac{\sum_i w_{j,i} c(x_{j,i}, y_{j,i}) s(x_{j,i}, y_{j,i})}{\sum w_{j,i}} \quad (12)$$

Burada, ζBG girdi çok bantlı görüntüyü, KG kaynaştırılmış görüntüyü, n görüntüdeki toplam piksel sayısını, x girdi çok bantlı görüntüdeki bir piksel vektörünü, y kaynaştırılmış görüntüdeki bir piksel vektörünü, μ ortalama işlemi, C_1 ve C_2 $C_1 = (Y_1L)^2$ ve $C_2 = (Y_2L)^2$ şeklinde hesaplanan iki sabit değeri, σ varyansı ve \cdot ise içsel çarpım işlemi ifade etmektedir.

4. Bulgular ve İrdeme

1. ve 2. test bölgeleri için üretilen kaynaştırılmış görüntüler sırasıyla Şekil 2 ve Şekil 3' de gösterilmiştir. Adil bir karşılaştırma olması açısından bu şekillerde gösterilen bütün kaynaştırılmış görüntüler gerçek bant kombinasyonunda ve herhangi bir kontrast germe işlemi uygulanmadan gösterilmiştir. Şekil 2' de görüldüğü üzere 1. test bölgesinde görsel olarak girdi çok bantlı görüntüye en yakın renkleri önerilen GK-GS yöntemi üretmiştir. EHL, SVR ve HPF yöntemleri ise 1. test bölgesinde girdi çok bantlı görüntünün renklerine yakın renkler üreten diğer yöntemlerdendir. GS ve PCA yöntemleri görsel olarak kabul edilebilir renkler üretmişlerdir. Ayrıca, MIHS, BRV ve MCV yöntemleri 1. test bölgesinde girdi çok bantlı görüntünün renk içeriğini yüksek oranda bozmuşlardır. GK-GS yöntemi renk koruma başarısını 2. test bölgesinde de göstermiştir. Şekil 3' de görüldüğü üzere bu yöntem 2. test bölgesinde en yüksek renk koruma performansını göstermiştir. SVR ve PCA yöntemleri ise 2. test bölgesinde GK-GS yönteminden sonra en tutarlı renk içeriğini üretmişlerdir. EHL yöntemi 2. test bölgesinde yeşil alanların spektral içeriğini koruyamamasına rağmen yol sınıfına ait spektral içeriği koruyabilmiştir. Şekil 3' de görüldüğü üzere, GS ve HPF yöntemleri ile 2. test bölgesi için üretilen kaynaştırılmış görüntüler ortalama renk kalitesindedir.

1. test bölgesinde olduğu gibi 2. test bölgesinde de MIHS, BRV ve MCV yöntemleri renk içeriğini koruyamamışlardır. Niteliksel değerlendirme kaynaştırma yöntemlerinin başarısı hakkında yüzeysel bir genel bakış sunar ve sadece analistin bakış açısına değil, aynı zamanda monitörün teknik özelliklerine de bağlıdır (Serifoglu Yılmaz vd., 2019). Bu nedenle kaynaştırılmış görüntülerin kaliteleri niceliksel olarak da irdelenmelidir.



Şekil 2. 1. test bölgesi için elde edilen kaynaştırılmış görüntüler



Girdi çok bantlı görüntü

Girdi tek bantlı görüntü



MCV sonucu



BRV sonucu



PCA sonucu



EHL sonucu



HPF sonucu



MIHS sonucu



SVR sonucu



GS sonucu



GK-GS sonucu

Şekil 3. 2. test bölgesi için elde edilen kaynaştırılmış görüntüler

Girdi çok bantlı görüntüler ile indirgenmiş boyuttaki sonuç görüntüleri arasında hesaplanan metrik değerleri Tablo 1’de gösterilmiştir. Bu tabloda her bir metrik için elde edilen optimum değer kalın gösterilmiştir. Tablo 1’de görüldüğü üzere önerilen GK-GS yöntemi ile üretilen görüntü 1. test bölgesinde en iyi KOH, ERGAS, SSIM ve SAM değerlerini vermiştir. Bu bölgedeki en iyi UIQI ve IWSSIM değerleri ise HPF yöntemiyle elde edilen görüntü tarafından elde edilmiştir. Tablo 1’e göre, GS, SVR ve EHL yöntemleri 1. test bölgesinde renk kalitesini ortalama seviyede korumuşlarken, PCA, BRV ve MCV yöntemleri en kötü metrik değerlerini alarak renk yapısını en fazla bozan yöntemler olmuşlardır. 2. test bölgesinde ise en iyi SSIM, SAM, UIQI ve IWSSIM değerlerinin elde edilmesini sağlayan GK-GS yöntemi bu bölgede renk kalitesini en fazla başarıyla koruyan yöntem olmuştur. Bu test bölgesinde en iyi KOH ve ERGAS değerlerini ise SVR yöntemiyle üretilen kaynaştırılmış görüntü vermiştir. Ayrıca, bu bölgede, GK-GS ve SVR yöntemlerinden sonra en başarılı şekilde renk yapısını koruyan yöntemler HPF ve GS yöntemleri olmuştur. Tablo 1’e göre, PCA, BRV ve MCV yöntemleri 2. test bölgesinde renk içeriğini korumada en başarısız yöntemler olmuşlardır. Bu durum görsel inceleme sonuçlarını doğrulamaktadır.

Tablo 1. İndirgenmiş boyuttaki kaynaştırma sonuçları için elde edilen metrik değerleri

Test bölgesi	Yöntem	KOH	ERGAS	SSIM	SAM	UIQI	IWSSIM
		Küçük	Küçük	1	0	1	1
1	MCV	1.30E+05	8.50E+03	3.10E-05	1.718	2.50E-05	4.80E-05
	BRV	392.595	23.362	0.316	1.687	0.040	0.094
	PCA	576.558	22.760	0.724	15.119	0.444	0.479
	EHL	94.018	25.625	0.913	12.355	0.759	0.864
	HPF	31.618	2.387	0.978	2.067	0.821	0.949
	MIHS	88.067	5.600	0.835	4.644	0.242	0.405
	SVR	60.741	14.621	0.920	7.634	0.751	0.853
	GS	45.690	3.008	0.956	2.732	0.770	0.882
	GK-GS	22.988	1.675	0.985	1.384	0.820	0.932
2	MCV	1.60E+05	1.00E+04	1.70E-05	2.994	1.70E-05	3.10E-05
	BRV	308.970	20.392	0.321	2.905	0.160	0.206
	PCA	64.470	4.268	0.878	3.855	0.782	0.865
	EHL	103.232	6.815	0.886	6.467	0.807	0.888
	HPF	58.508	3.871	0.909	4.393	0.839	0.898
	MIHS	63.112	4.171	0.883	3.208	0.786	0.863
	SVR	54.443	3.600	0.915	3.094	0.855	0.914
	GS	60.830	4.024	0.895	3.720	0.813	0.892
	GK-GS	55.265	3.651	0.916	2.730	0.858	0.923

Tablo 2. Orijinal boyuttaki kaynaştırma sonuçları için elde edilen metrik değerleri

Test bölgesi	Yöntem	KOH	ERGAS	SSIM	SAM	UIQI	IWSSIM
		Küçük	Küçük	1	0	1	1
1	MCV	1.30E+05	8.70E+03	2.60E-05	1.065	1.60E-05	3.00E-05
	BRV	392.124	23.323	0.320	1.064	0.041	0.122
	PCA	577.997	22.823	0.728	15.046	0.368	0.484
	EHL	93.073	25.651	0.923	12.356	0.542	0.749
	HPF	44.686	3.311	0.975	1.853	0.398	0.630
	MIHS	86.597	5.490	0.849	4.417	0.296	0.503
	SVR	64.265	14.921	0.920	7.606	0.451	0.651
	GS	50.492	2.942	0.965	2.396	0.483	0.726
	GK-GS	29.147	1.944	0.987	1.154	0.513	0.764
2	MCV	1.70E+05	1.10E+04	1.30E-05	1.772	1.20E-05	2.10E-05
	BRV	306.219	20.219	0.376	1.772	0.164	0.211
	PCA	75.472	5.015	0.877	3.408	0.508	0.599
	EHL	113.019	7.466	0.859	6.028	0.483	0.574
	HPF	85.577	5.671	0.870	4.159	0.502	0.605
	MIHS	76.247	5.044	0.867	2.258	0.474	0.570
	SVR	79.579	5.275	0.880	2.892	0.519	0.615
	GS	80.090	5.331	0.870	3.428	0.495	0.588
	GK-GS	70.972	4.674	0.901	3.044	0.578	0.657

Kaynaştırılmış görüntüler ile kaynaştırılmış görüntünün boyutuna yükseltile girdi çok bantlı görüntüler arasında hesaplanan metrik değerleri Tablo 2' de gösterilmiştir. Bu tabloda her bir metrik için elde edilen optimum değer kalın gösterilmiştir. Bu tabloya göre, 1. test bölgesinde en iyi KOH, ERGAS, SSIM ve IWSSIM değerleri GK-GS yöntemiyle üretilen kaynaştırılmış görüntü tarafından elde edilmiştir. Ayrıca, bu bölgede en iyi SAM değerini BRV sonucu alırken, en iyi UIQI değerini ise EHL sonucu almıştır. Tablo 2' ye göre, 1. test bölgesinde GK-GS ile üretilen kaynaştırılmış görüntüden sonra en başarılı metrik değerlerini alan kaynaştırılmış görüntüler GS ve HPF yöntemleri tarafından üretilmiştir. PCA, BRV ve MCV yöntemlerinin sonuçları bu bölgede de en kötü metrik değerlerini almışlardır. Tablo 2' de görüldüğü üzere 2. test bölgesinde GK-GS yönteminin sonucu SAM hariç bütün metriklerden optimum değeri almıştır. Bu bölgede en iyi SAM değerini BRV ve MCV sonuçları elde etmiştir. Tablo 2' ye göre 2. test bölgesinde renk kalitesini koruyan diğer yöntemler PCA ve SVR yöntemleridir. HPF ve GS yöntemleri renk içeriğini kabul edilebilir derecede koruyabilmişlerken, MCV, BRV ve EHL yöntemleri renk içeriğine en fazla zarar veren yöntemler olmuşlardır.

MCV yöntemi girdi çok bantlı görüntünün her bir bandını girdi tek bantlı görüntüyle çarparak kaynaştırılmış bantları üretmektedir. Bu durum piksel vektörlerinin yönlerinde fazla değişikliğe neden olmazken büyüklüklerinde çarpıcı derecede uzamalara yol açarak renk yapısını bozmaktadır. Benzer bir durum BRV yöntemi için de geçerlidir. BRV yöntemi girdi görüntünün her bir bandını eşit ağırlıkta kabul etmek suretiyle toplayarak bir yoğunluk bileşeni elde eder. Elde edilen yoğunluk bileşeninin girdi çok bantlı görüntünün her bir bandına bölünmesi ve elde edilen sonucun girdi tek bantlı görüntüyle çarpılmasıyla da kaynaştırılmış bantları üretir. Böylece, sonuç gri değerler normalize edilemediğinden dolayı renk yapısında ciddi bozulmalar meydana gelir. Buradan da anlaşılacağı üzere, girdi çok bantlı görüntünün her bir bandının kaynaştırma işleminde eşit derecede önemde olması mantıklı değildir. SVR yöntemi bu probleme çözüm bulmak için geliştirilmiştir. Bu yöntem girdi çok bantlı ve tek bantlı görüntüler arasında regresyon analizi uygulayarak her bir bant için bir ağırlık kestirimi yapar. Sonuçlardan da görüleceği üzere SVR yöntemi MCV ve BRV yöntemine oranla daha mantıklı şekilde bant ağırlıklarını hesapladığı için renk kalitesini korumada bu yöntemlere göre daha başarılı olmuştur. Bu çalışma kapsamında kullanılan GS yöntemi kullandığı düşük çözünürlüklü yoğunluk bileşenini girdi çok bantlı görüntünün bantlarının ortalaması şeklinde hesaplamaktadır. Yoğunluk bileşeninin bu şekilde hesaplanması üretilen bu bileşenin ortalama ve standart sapma değerlerinin girdi tek bantlı görüntününkilerden daha farklı olmasına yol açtığı için GS yöntemi her iki test bölgesinde de renk bozulmalarına neden olmuştur. Çalışma kapsamında kullanılan MIHS yöntemi de yoğunluk bileşenini girdi çok bantlı görüntünün bantlarının ortalaması şeklinde hesaplamıştır. Bu durum renk içeriğinde ciddi bozulmalara yol açmıştır. GS yöntemine oldukça benzer olan PCA yöntemi de girdi çok bantlı görüntüyü aralarında korelasyon olmayan bileşenlerden oluşan farklı bir uzaya dönüştürme mantığına dayanır. Elde edilen ilk bileşen girdi tek bant görüntüyle yer değiştirir ve ters PCA dönüşümü ile kaynaştırılmış görüntü elde edilir (Kwarteng ve Chavez, 1989). PCA dönüşümü ile üretilen ilk bileşen istatistiksel olarak girdi tek bantlı görüntüye benzer olamayabilmektedir. Bu nedenden dolayı da performansı görüntüden görüntüye değişebilmektedir. EHL yöntemi girdi çok bantlı görüntüyü gerçek renk uzayından IHS uzayına dönüştürür. Ardından, elde edilen yoğunluk bileşenini ve girdi tek bant görüntüyü Fourier dönüşümü ile frekans uzayına dönüştürür. Bu uzayda, yoğunluk spektrumuna düşük geçiren filtre ve girdi tek bant spektruma da yüksek geçiren (high-pass) filtre uygular. Elde edilen her iki filtrelenmiş veriye de ters Fourier dönüşümü uygulanır ve elde edilen görüntüler toplanarak yeni bir yoğunluk bileşeni elde edilir. Kaynaştırılmış görüntü bu yeni yoğunluk bileşeni kullanılarak uygulanan ters IHS dönüşümü ile üretilir (Ehlers, 2004; Klonus ve Ehlers, 2007). Bu kaynaştırma yöntemi uygulanırken frekans uzayında yüksek geçiren ve alçak geçiren filtreleme yapılması renk kalitesinin ve konumsal detay kalitesinin belli oranda korunmasını sağlamıştır. EHL yönteminin performansını arttırmak için farklı yüksek geçiren ve alçak geçiren filtreler kullanmak mümkündür. Ancak, bu durumda da optimum renk kalitesi ve konumsal detay kalitesi arasındaki dengenin kurulması güçleşecektir. HPF yöntemi girdi tek bantlı görüntüdeki konumsal detayları bir yüksek geçiren filtre yardımıyla iyileştirir ve elde ettiği iyileştirilmiş konumsal detayları girdi çok bantlı görüntüye aktarır. Bu yöntemin performansı kullanılan filtrenin boyutuna ve içeriğine bağlıdır. Filtrenin boyutu artırılarak daha keskin görüntüler üretilebilir, ancak, bu durumda da renk kalitesi bozulur.

Önerilen GK-GS yöntemi her bir iterasyonda girdi çok bantlı görüntüler ile kaynaştırılmış görüntüler arasında hesaplanan ERGAS değerlerini minimize etmeye çalıştığından optimum renk kalitesinin sağlanmasına neden olmuştur. Guguk kuşu arama algoritması Lévy yürüyüşünü gerçekleştirirken rastgele adım uzunluklarından faydalanır ve her bir Lévy adımı belli bir oranda hatalı olarak kabul edildiğinden dolayı bu algoritmanın parametre uzayındaki arama kapasitesi oldukça yüksektir. Bu nedenlerden dolayı guguk kuşu arama algoritması optimum bant ağırlıklarının belirlenmesinde oldukça başarılı olmuştur. Guguk kuşu arama algoritmasının bir diğer avantajı ise global ve lokal aramada oldukça başarılı olmasıdır. Bu nedenle de görüntü kaynaştırma problemleri için oldukça uygundur. Konak yuva sayısı ve konak yuva sahibinin bırakılan bir guguk kuşu yumurtasını bulma olasılığı için tanımlanan değerler değiştirilerek renk kalitesinin daha da artırılması mümkündür, ancak bu durumda da konumsal detayların aktarımındaki başarı düşecektir. Guguk kuşu arama algoritmasında kullanılan parametre değerlerinin belirlenmesi oldukça güçtür. Optimum parametre değerlerinin belirlenmesi için genel kabuller olmadığından kullanıcılar parametre değerlerini belirlemek için deneme yanılma yöntemini kullanmak zorundadırlar. Guguk kuşu arama algoritmasının çalışma süresinin fazla olması bu algoritmanın bir diğer dezavantajıdır.

5. Sonuç

Bu çalışma kapsamında bileşen değişimi tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemlerinin renk koruma başarılarının arttırılabilmesi için metasezgisel guguk kuşu arama algoritması tabanlı bir kaynaştırma yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen metodoloji yaygın olarak kullanılan bileşen değişimi tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemlerinden biri olan GS yöntemi üzerinde uygulanmıştır. Önerilen yöntemle elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin renk kalitesi literatürde sıklıkla kullanılan MCV, BRV, PCA, EHL, HPF, MIHS, SVR ve orijinal GS yöntemleriyle elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin renk kaliteleriyle niteliksel ve niceliksel olarak karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmalar sonucunda önerilen yöntemin girdi çok bantlı görüntünün her bir bandına mantıklı bir şekilde ağırlık kestirimi yaptığı ve dolayısıyla da çok bantlı görüntünün renk içeriğini korumada diğer yöntemlere oranla daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır. Önerilen yöntemin dezavantajı guguk kuşu arama algoritmasında kullanılan parametrelerin belirlenmesinin güç olması ve bu algoritmanın çalışma süresinin uzun olmasıdır. Tablo 3 önerilen GK-GS yönteminin avantajlarını ve dezavantajlarını göstermektedir. Gelecek çalışmalar guguk kuşu arama algoritması aracılığıyla daha başarılı renk korunumunun sağlanmasına yönelik olacaktır.

Tablo 3. Önerilen GK-GS yönteminin avantajları ve dezavantajları

Avantajlar	Dezavantajlar
<ul style="list-style-type: none"> • Başarılı yoğunluk bileşeni optimizasyonu sağlar. • Rastgele adım uzunluklu Lévy yürüyüşü sayesinde parametre uzayındaki arama kapasitesi oldukça yüksektir. • Literatürdeki birçok bileşen değişimi tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemine göre daha başarılı renk korunumu sağlar. 	<ul style="list-style-type: none"> • Çalışma süresi uzundur. • Parametre kestirimi güçtür.

Teşekkür

Çalışma kapsamında kullanılan uydu görüntülerinin sağlanmasında Karadeniz Teknik Üniversitesi, Harita Mühendisliği Bölümüne katkılarından dolayı teşekkürü borç bilirim.

Kaynaklar

- Alparone, L., Aiazzi, B., Baronti, S., Garzelli, A., & Nencini, F. (2006). Information-theoretic image fusion assessment without reference. *ESA-EUSC 2006*.
- Bir Yazılımcının Günlüğü, (2019, Aralık 20). <https://biryazilimciningunlugu.wordpress.com/2017/05/16/metasezgisel-algoritmalar/>
- Cheng, M. Y., & Prayogo, D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures*, 139, 98-112. doi:10.1016/j.compstruc.2014.03.007.
- Dorigo, M., & Stützle, T. (2004). *Ant Colony Optimization*. Bradford Company.
- Ehlers, M. (2004, October). Spectral characteristics preserving image fusion based on Fourier domain filtering. In *Remote sensing for environmental monitoring, GIS applications, and geology IV* (Vol. 5574, pp. 1-13). International Society for Optics and Photonics. doi:10.1117/12.565160.
- Garzelli, A., & Nencini, F. (2006a, July). Fusion of panchromatic and multispectral images by genetic algorithms. In *2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing* (pp. 3810-3813). IEEE. doi:10.1109/IGARSS.2006.976.
- Garzelli, A., & Nencini, F. (2006b). PAN-sharpening of very high resolution multispectral images using genetic algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, 27(15), 3273-3292. doi:10.1080/0143116060054991.
- Garzelli, A., Nencini, F., & Capobianco, L. (2007). Optimal MMSE pan sharpening of very high resolution multispectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(1), 228-236. doi:10.1109/TGRS.2007.907604.
- Ghahremani, M., Liu, Y., Yuen, P., & Behera, A. (2019). Remote sensing image fusion via compressive sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 152, 34-48. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.04.001.
- Ghassemian, H. (2016). A review of remote sensing image fusion methods. *Information Fusion*, 32, 75-89. doi:10.1016/j.inffus.2016.03.003.
- Gogineni, R., & Chaturvedi, A. (2018). Sparsity inspired pan-sharpening technique using multi-scale learned dictionary. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 360-372. doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.10.009.
- Holland, H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press.

- Jagalingam, P., & Hegde, A. V. (2015). A review of quality metrics for fused image. *Aquatic Procedia*, 4(1cwrcoe), 133-142. doi:10.1016/j.aqpro.2015.02.019.
- Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of global optimization*, 39(3), 459-471. doi: 0.1007/s10898-007-9149-x.
- Klonus, S., & Ehlers, M. (2007). Image fusion using the Ehlers spectral characteristics preservation algorithm. *GIScience & Remote Sensing*, 44(2), 93-116. doi:10.2747/1548-1603.44.2.93.
- Kwarteng, P., & Chavez, A. (1989). Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 55(339-348), 1.
- Laben, C. A., & Brower, B. V. (2000). *U.S. Patent No. 6,011,875*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Lari, S. N., & Yazdi, M. (2016). Improved IHS pan-sharpening method based on adaptive injection of à trous wavelet decomposition. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 9(3), 291-308. doi:10.14257/ijsp.2016.9.3.26.
- Liu, J., Huang, J., Liu, S., Li, H., Zhou, Q., & Liu, J. (2015). Human visual system consistent quality assessment for remote sensing image fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105, 79-90. doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.12.018.
- Mareli, M., & Twala, B. (2018). An adaptive Cuckoo search algorithm for optimisation. *Applied computing and informatics*, 14(2), 107-115. doi:10.1016/j.aci.2017.09.001.
- Masoudi, R., & Kabiri, P. (2014). New intensity-hue-saturation pan-sharpening method based on texture analysis and genetic algorithm-adaption. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 083640. doi:10.1117/1.JRS.8.083640.
- Maurer, T. (2013). How to pan-sharpen images using the Gram-Schmidt pan-sharpen method-a recipe. *International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 1, W1, 239-244.
- Niazi, M., N., S., Mokhtar Zade, M., & Saeed Zadeh, F. (2016). A Novel IHS-GA Fusion Method Based on Enhancement Vegetated Area. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 6(1), 235-248.
- Pham, D. T., Ghanbarzadeh, A., Koç, E., Otri, S., Rahim, S., & Zaidi, M. (2006). The bees algorithm—a novel tool for complex optimisation problems. In *Intelligent production machines and systems* (pp. 454-459). Elsevier Science Ltd.
- Pohl, C., & van Genderen, J. (2016). *Remote sensing image fusion: A practical guide*. Crc Press.
- Serifoglu Yilmaz, C., Yilmaz, V., Gungor, O., & Shan, J. (2019). Metaheuristic pansharpening based on symbiotic organisms search optimization. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 158, 167-187. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.10.014.
- Wald, L. (2002). *Data fusion: definitions and architectures: fusion of images of different spatial resolutions*. Presses des MINES.
- Wald, L., Ranchin, T., & Mangolini, M. (1997). Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 63, 691-699.
- Wang, Z., & Bovik, A. C. (2002). A universal image quality index. *IEEE signal processing letters*, 9(3), 81-84. doi:10.1109/97.995823.
- Wang, Z., & Li, Q. (2011). Information content weighting for perceptual image quality assessment. *IEEE Transactions on image processing*, 20(5), 1185-1198. doi:10.1109/TIP.2010.2092435.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600-612. doi:10.1109/TIP.2003.819861.
- Xing, Y., Wang, M., Yang, S., & Jiao, L. (2018). Pan-sharpening via deep metric learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145, 165-183. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2018.01.016.
- Yang, X. S. (2009, October). Firefly algorithms for multimodal optimization. In *International symposium on stochastic algorithms* (pp. 169-178). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Yang, X. S. (2014). *Nature-inspired optimization algorithms*. 1st Edition, Elsevier.
- Yang, X. S., & Deb, S. (2009, December). Cuckoo search via Lévy flights. In *2009 World congress on nature & biologically inspired computing (NaBIC)* (pp. 210-214).
- Yang, X. S., & Deb, S. (2010). Engineering optimisation by cuckoo search. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 1(4), 330-343.
- Yilmaz, V., & Gungor, O. (2016). Determining the optimum image fusion method for better interpretation of the surface of the Earth. *Norsk Geografisk Tidsskrift-Norwegian Journal of Geography*, 70(2), 69-81. doi: 10.1080/00291951.2015.1126761.
- Yilmaz, V., Serifoglu Yilmaz, C., & Gungor, O. (2019). Genetic algorithm-based synthetic variable ratio image fusion. *Geocarto International*, (just-accepted), 1-17. doi: 10.1080/10106049.2019.1629649.
- Yilmaz, V., Serifoglu Yilmaz, C., Güngör, O., & Shan, J. (2020). A genetic algorithm solution to the gram-schmidt image fusion. *International Journal of Remote Sensing*, 41(4), 1458-1485. doi: 10.1080/01431161.2019.1667553.
- Zeybekoğlu, U. (2017). Metasezgisel optimizasyon yöntemlerinin performanslarının basit bir su dağıtım şebekesi kullanılarak araştırılması, *Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi*, 7(2), 57-67. doi: 10.31466/kfbd.338197.