

## GÖRÜNTÜ KAYNAŞTIRMA YÖNTEMLERİNDE PERFORMANS ANALİZİ

V. Yılmaz, O. Güngör

KTU, Harita Mühendisliği, 61080, Trabzon, Türkiye – (volkanyilmaz.jdz, oguzgungor@gmail.com)

**ANAHTAR KELİMELER:** Görüntü Kaynaştırma, Metrik, Sınıflandırma, Spektral, Doğruluk Analizi

### ÖZET:

Görüntü kaynaştırma konumsal çözünürlüğü yüksek olan bir görüntüdeki konumsal detayların konumsal çözünürlüğü düşük olan görüntülere transfer edilmesidir. Farklı görüntü kaynaştırma yöntemleri farklı kalitede kaynaşmış görüntüler sunmaktadır. Bazı görüntü kaynaştırma yöntemleri yüksek konumsal çözünürlüklü görüntüdeki detayları daha düşük konumsal çözünürlüklü görüntüye aktarırken düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün spektral yapısını bozmaktadır. Öte yandan, bazı kaynaştırma yöntemleri ise düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün spektral yapısını korurken yüksek konumsal çözünürlüklü görüntüye ait detayları gerektiği gibi aktarmamaktadır. Literatürde kaynaştırılmış görüntülerin konumsal ve spektral kalitelerinin belirlenmesinde kullanılan bazı metrikler bulunmaktadır. Bu metrikler bazı dezavantajlarından dolayı kaynaştırılmış görüntülerin spektral kalitesini gerektiği şekilde ölçemeyebilmektedirler. Bu çalışmadaki amaç kaynaştırılmış görüntülerin spektral kalitelerinin sınıflandırma sonrası doğruluk analizleriyle ortaya konulmasıdır. Bu amaçla Worldview-2 uydusunun çok bantlı görüntüsü aynı uydunun pankromatik bandıyla, farklı farklı bir bölge için çekilen Ikonos çok bantlı görüntüsü ise Quickbird pan-sharpened görüntüsüyle 10 kaynaştırma yöntemi kullanılarak kaynaştırılmıştır. Bu yöntemler *IHS*, *CN*, *HPF*, *PCA*, *Multiplicative*, *Ehlers*, *Brovey*, *Dalgacık Dönüşümü*, *Gram-Schmidt* ve *Kriter Tabanlı Kaynaştırma* yöntemidir. Literatürde sıklıkla kullanılan metriklerden olan *ERGAS*, *SAM* ve *RMSE* metrikleri her bir kaynaştırılmış görüntüye uygulanmıştır. Kaynaştırılan görüntüler tamamen aynı imzalar kullanılarak 6 sınıflandırma yöntemiyle sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırma yöntemleri ise *En Yakın Mesafe*, *İkili Kodlama*, *Destek Vektör Makineleri*, *Rastgele Orman*, *Maksimum Benzerlik* ve *Yapay Sinir Ağları* yöntemleridir. Sınıflandırma ve metrik sonuçları birlikte değerlendirildiğinde HPF yönteminin konumsal detayı artırırken bu çalışmada kapsamındaki görüntülerin spektral yapısına minimum zarar veren yöntem olduğu belirlenmiştir.

## PERFORMANCE ANALYSIS ON IMAGE FUSION METHODS

**KEY WORDS:** Image Fusion, Metric, Image Classification, Spectral, Accuracy Assesment

### ABSTRACT:

Transferring spatial details of a high resolution image into a low resolution one is called image fusion. Different fusion algorithms lead to different results. Some fusion algorithms damage the spectral characteristics of the low resolution image while transferring the spatial details. On the other hand, some fusion algorithms may be successful in preserving the spectral features of the low resolution image while they fail to transfer the spatial details. In the literature, there are some metrics that are used to evaluate the spatial and spectral qualities of the fused images. But these metrics may result in misleading results because of their drawbacks. The aim of this study is to present the spectral qualities of the fused images with post-classification accuracies. To do this, Worldview-2 multispectral image is fused with its panchromatic image and an Ikonos image is fused with Quickbird pan-sharpened image using 10 different fusion algorithms. These algorithms are *IHS*, *CN*, *HPF*, *PCA*, *Multiplicative*, *Ehlers*, *Brovey*, *Wavelet Transformation*, *Gram-Schmidt* and *Criteria Based* image fusion methods. Commonly used *ERGAS*, *SAM* and *RMSE* metrics are calculated for each fused image. The fused images are then classified with 6 different classification methods using exactly the same signatures. *Minimum Distance*, *Binary Encoding*, *Support Vector Machines*, *Random Forest*, *Maximum Likelihood* and *Neural Network* algorithms are the classification algorithms used. Examining the metric and classification results together, HPF image fusion algorithm is found out to be the most successful one in preserving the spectral features while transferring the spatial details of the high resolution image.

### 1.

Spektral çözünürlük uzaktan algılanmış bir görüntünün elektromanyetik spektrumun hangi bölgelerine duyarlı olduğunun göstergesidir. Spektral çözünürlük sınıflandırma işleminin hassasiyeti açısından oldukça önemlidir. Spektral çözünürlüğü yüksek olan görüntülerin kullanılması yani bant sayısı yüksek olan görüntülerin kullanılması teorik olarak yeryüzündeki nesnelerin birbirlerinden ayırt edilebilmelerini kolaylaştırmaktadır. Ancak, bant sayısındaki artıştan dolayı her bir banda gelen elektromanyetik enerji miktarı azalmaktadır. Bu

### GİRİŞ

enerji kaybının önüne geçebilmek için daha büyük boyuttaki sensörler kullanılır. Bu durumda da yer örnekleme aralığı arttığından dolayı konumsal çözünürlük azalmaktadır. Görüntü kaynaştırma ile bu problemin önüne geçilebilir. Görüntü kaynaştırma yüksek konumsal çözünürlüklü bir görüntüdeki konumsal detayların daha düşük çözünürlüklü başka bir görüntüye aktarılması işlemidir. Bazı kaynaştırma yöntemleri konumsal detayların aktarımını gerçekleştirirken orijinal çok bantlı görüntünün renk yapısına zarar verebilmektedirler.

Literatürde kaynaştırılmış görüntülerin renk ve konum doğruluklarının değerlendirilmesi amacıyla kullanılan çeşitli metrikler bulunmaktadır. *RMSE (Root Mean Square Error)*, *ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse)* ve *SAM (Spectral Angular Mapper)* metrikleri en çok kullanılan metriklerden bazılarıdır. *RMSE* metriği görüntünün her bir pikselindeki değişim miktarını belirlemekte kullanılır ancak bu metrik kaynaştırmada kullanılan görüntülerin konumsal çözünürlüklerini dikkate almaz (Gungor, 2008). *ERGAS* metriği bu metriğin bu dezavantajını ortadan kaldırmak için geliştirilmiştir. *ERGAS* metriği aynı zamanda kaynaştırılmış görüntüdeki radyometrik distorsiyonları tespit edebilmektedir. Ancak bu metrik kaynaştırılmış görüntü ile orijinal çok bantlı görüntü arasındaki korelasyonu hesaba katmaz. *SAM* metriği de spektral kalitenin ölçülmesinde kullanılan yöntemlerdendir ancak bu metrik kaynaştırılmış görüntülerin ortalama ve standart sapma gibi istatistiksel özelliklerinden faydalanmaz. Bu gibi birtakım eksikliklerinden dolayı metrikler her zaman güvenilir sonuçlar üretemeyebilmektedirler.

Bu çalışmada farklı görüntü kaynaştırma yöntemlerinin kaynaştırmada kullanılan düşük çözünürlüklü görüntünün spektral yapısına etkileri sınıflandırma ile ortaya koyulmuştur. Bu amaçla 2 farklı veri seti (Worldview-2 MS & Worldview-2 pankromatik ve Ikonos MS – Quickbird pan-sharpened) 10 farklı görüntü kaynaştırma yöntemine göre kaynaştırılmıştır. Kaynaştırılmış görüntüler için metrik değerlerinin hesaplanmasından sonra kaynaştırılan bütün görüntüler tamamen aynı imzalar (signature) kullanılarak 6 değişik sınıflandırma algoritmasına göre sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma doğrulukları değerlendirilerek hangi kaynaştırma yöntemlerinin sınıflandırma performansına nasıl etki ettikleri irdelenmiştir.

## 2. GÖRÜNTÜ KAYNAŞTIRMA YÖNTEMLERİ

*IHS (Intensity-Hue-Saturation)* dönüşümü ile görüntü kaynaştırma yönteminde düşük konumsal çözünürlüklü görüntüye *IHS* dönüşümü uygulanır. Elde edilen görüntüdeki parlaklık (intensity) bileşeni ile kaynaştırmada kullanılacak olan yüksek konumsal çözünürlüklü pankromatik görüntü yer değiştirilir ve ters *IHS* dönüşümü ile kaynaştırılmış görüntü elde edilir. *IHS* görüntü kaynaştırma yöntemi görüntüye konumsal detaylar kazandırmada oldukça başarılıdır ancak kaynaştırma işleminde sadece 3 bant kullanmasından dolayı renk distorsiyonlarına neden olmaktadır.

*PCA (Principle Component Analysis)* yöntemi de *IHS* yöntemi gibi bir bileşen değişimi yöntemidir. Bu yöntemde ise düşük konumsal çözünürlüklü görüntüye *PCA* dönüşümü uygulanır ve bantlar arasındaki korelasyondan arındırılmış yeni görüntü elde edilir. Bu yeni görüntünün ilk bandı çok bantlı görüntüdeki konumsal detayların büyük bir kısmını üzerinde barındırır. Bu nedenden dolayı bu bant ile orijinal pankromatik görüntü yer değiştirilir ve ters *PCA* dönüşümü ile kaynaştırılmış görüntü elde edilir. *PCA* dönüşümü ile görüntü kaynaştırma yönteminin avantajı bantlar arasındaki korelasyonun kaldırılmasıdır ancak kaynaştırma sonuçları seçilen pilot bölgeye göre değişmektedir, bu durumda da her zaman kabul edilebilir sonuçlar ortaya çıkmamaktadır (Klonus ve Ehlers, 2009).

*Gram-Schmidt* yöntemi *PCA* yöntemine oldukça benzerdir. Bu yöntemde düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün bantları kullanılarak yeni bir pankromatik görüntü elde edilir. Bu yeni pankromatik görüntü çok bantlı görüntünün ilk bandı ile yer değiştirilir. Elde edilen yeni görüntüye *Gram-Schmidt*

dönüşümü uygulanır. Dönüşüm sonucu elde edilen görüntünün ilk bandı ile kaynaştırmada kullanılacak olan pankromatik görüntü yer değiştirilir ve ters *Gram-Schmidt* dönüşümü ile kaynaştırılmış görüntü oluşturulur.

*Brovey, CN (Color Normalized)* ve *Multiplicative* kaynaştırma yöntemleri renk tabanlı olan yöntemlerdir. *Brovey* ve *CN* yöntemlerinde düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün tüm bantları, kaynaştırmada kullanılacak olan pankromatik görüntü ve çok bantlı görüntünün tüm bantlarının toplanmasıyla elde edilen yeni pankromatik görüntünün oranıyla çarpılır. *Brovey* ve *CN* kaynaştırma yöntemlerinde düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün bantları toplanarak yeni bir parlaklık bileşeni elde edilmesinden dolayı parlaklık bileşeninin gri değerleri kaynaştırmada kullanılacak olan pankromatik görüntüden genellikle fazla olur. Bu nedenden dolayı bu iki kaynaştırma yöntemiyle elde edilen kaynaştırılmış görüntülerde renk distorsiyonları sıklıkla meydana gelebilmektedir. *CN* yönteminde *Brovey* yöntemine ek olarak bazı sabit katsayılar kullanılmaktadır. *Multiplicative* yönteminde ise çok bantlı görüntünün tüm bantları pankromatik görüntüyle çarpılarak kaynaştırılmış görüntü elde edilir. Bu nedenden dolayı genellikle yüksek korelasyonlu bantların elde edilmesi sağlanır (Klonus ve Ehlers, 2009).

*Ehlers* kaynaştırma yöntemi kaynaştırılmış görüntüyü elde ederken *IHS* ve *Fourier* dönüşümlerinden faydalanmaktadır. Orijinal çok bantlı görüntüye *IHS* dönüşümü uygulanır. Elde edilen parlaklık bileşenine ve kaynaştırmada kullanılacak olan pankromatik görüntüye *FFT (Fast Fourier Transformation)* dönüşümü uygulanarak frekans uzayına geçilir. Parlaklık spektrumu düşük geçiren filtreyle, pankromatik spektrum ise yüksek geçiren filtreyle filtrelenir. Filtrelenmiş spektrumlara ters *FFT* dönüşümü uygulanarak tekrar konumsal uzaya geçiş sağlanır ve konumsal uzaydaki bu iki görüntü toplanarak yeni bir parlaklık bileşeni elde edilir. Bu yeni parlaklık bileşenine ve *IHS* dönüşümünde kullanılan ton (hue) ve renksel doygunluk (saturation) bileşenlerine ters *IHS* dönüşümü uygulanarak kaynaştırılmış görüntü elde edilir. *Ehlers* yöntemi frekans uzayında filtreleme yapmasından dolayı avantajlıdır ancak *Ehlers* yöntemi ile elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin gri değerleri orijinal çok bantlı görüntüye göre fazla olabilmektedir (Klonus ve Ehlers, 2009).

*HPF* kaynaştırma yöntemi basit ve başarılı sonuç veren bir kaynaştırma yöntemidir. Bu yöntemde göre yüksek konumsal çözünürlüklü görüntü yüksek geçiren filtre ile filtrelenir ve konumsal detayları güçlendirilmiş bu görüntü düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün bantlarına eklenir. *HPF* kaynaştırma yönteminin başarısı kullanılan yüksek geçiren filtreye bağlıdır. Uygun filtre kullanılmaması durumunda renk yapısında bozulmalar ortaya çıkabilir.

*Kriter Tabanlı* görüntü kaynaştırma yöntemi kaynaştırılmış görüntüyü çok bantlı görüntünün lineer kombinasyonu şeklinde hesaplar (Gungor, 2008). Bu yöntemde çok bantlı görüntünün ve pankromatik görüntünün kaynaştırılmış görüntüye katkılarını belirleyen iki tane katsayı tanımlanmıştır. Bu katsayıların belirlenmesi amacıyla üç kriterden faydalanılmaktadır. Birinci kriter göre kaynaştırılmış görüntünün varyansı pankromatik görüntünün varyansına eşit olmalıdır. İkinci kriter kaynaştırılmış görüntünün bantlarının ortalamalarının çok bantlı görüntünün bantlarının ortalamalarına eşit olması gerektiği varsayımına dayanır. Üçüncü kriter ise çok bantlı görüntünün bantları arasındaki oranın kaynaştırılmış görüntünün bantları arasında da değişmemesi için kullanılmaktadır. *Kriter tabanlı* görüntü kaynaştırma yönteminde çok bantlı görüntü ve

pankromatik görüntü üzerindeki işlemler kullanıcı tarafından boyutu belirlenen pencereler kullanılarak gerçekleştirildiğinden kullanılan pencerelerin boyutları oldukça önemlidir. Daha büyük pencereler ile konumsal detaylar daha da artırılabilir ancak görüntünün renk yapısında bozulmalar gözlenir (Gungor, 2008).

*Dalgacık Dönüşümü* yönteminde pankromatik görüntüye düşük konumsal çözünürlüklü görüntünün konumsal çözünürlüğüne ulaşılan kademeye kadar iki boyutlu dalgacık (wavelet) dönüşümü uygulanır, ulaşıldığında ise kaynaştırmada kullanılacak olan çok bantlı görüntü o kademedeki alçak-alçak (aa) alt görüntüsü ile yer değiştirilir ve ters Dalgacık dönüşümü ile kaynaştırılmış görüntü elde edilir. Dalgacık Dönüşümü yöntemi özellikle tek sensörden alınan görüntülerin kaynaştırılmasında oldukça başarılıdır. Farklı sensörlerden alınan görüntülerin kaynaştırılması ile kenar detaylarında kaybolma veya yuvarlama gibi etkileri olabilir. Sadece üç farklı yönde alt görüntülerin elde edilmesi bu yöntemin önemli bir dezavantajıdır.

### 2.1. Metrikler

*RMSE* veri setleri arasındaki karesel ortalama hatadır. Her bir pikseldeki değişim miktarını hesaplar. Çok bantlı görüntünün  $k'$  inci bandı ile kaynaştırılmış görüntünün  $k'$  inci bandı arasındaki karesel ortalama hata ( $B_k$ );

$$B_k = \sqrt{\frac{1}{M * N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R_k(i, j) - F_k(i, j))^2} \quad (1)$$

şeklinde olmaktadır (Dammavalam et al., 2012). Burada  $R_k$  boyutu kaynaştırmada kullanılan pankromatik görüntüye eşitlenmiş orijinal çok bantlı görüntünün  $k'$  inci bandını,  $F_k$  kaynaştırılmış görüntünün  $k'$  inci bandını  $M$  ve  $N$  ise sırasıyla görüntünün satır ve sütun sayılarını göstermektedir. *ERGAS* metriği karesel ortalama hatadan ve kaynaştırılacak olan görüntülerin konumsal çözünürlüklerinden faydalanır (Alparone et al., 2004). *ERGAS* metriğinin formülü;

$$E = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( \frac{RMSE(k)}{\mu(k)} \right)^2} \quad (2)$$

şeklinde. Bu formüldeki  $h$  ve  $l$  sırasıyla pankromatik görüntü ve çok bantlı görüntünün konumsal çözünürlüklerini,  $\mu(k)$   $k$  bandının ortalamasını,  $K$  toplam bant sayısını,  $RMSE(k)$  ise çok bantlı görüntünün  $k'$  inci bandı ile kaynaştırılmış görüntünün  $k'$  inci bandı arasındaki karesel ortalama hatayı göstermektedir (Gungor, 2008).

Bir görüntüdeki her bir piksel konumunun bütün bantlardaki gri değerleri o piksel konumu için spektral vektörü oluşturur. Uydu görüntüleri bu şekilde spektral vektörlerden meydana gelir. SAM iki spektral vektör arasındaki açının mutlak değerini hesaplayan bir metriktir (Strait et al., 2008). Her iki spektral vektör arasındaki açı sıfır ise bu görüntüler arasında spektral distorsiyon yoktur.

$$\cos \alpha = \frac{\sum_{i=1}^N A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N A_i A_i} \sqrt{\sum_{i=1}^N B_i B_i}} \quad (3)$$

Bu formüldeki  $N$  toplam bant sayısını,  $A = (A_1, A_2, A_3, \dots, A_N)$  ve  $B = (A_1, A_2, A_3, \dots, A_N)$  sırasıyla çok bantlı görüntü ve kaynaştırılmış görüntüde iki spektral vektörü göstermektedir.  $\alpha$  ise belli bir noktadaki spektral açıyı ifade etmektedir. Bütün görüntü için SAM değerini hesaplamak için bütün  $\alpha$  değerlerinin ortalaması alınır (Strait et al., 2008).

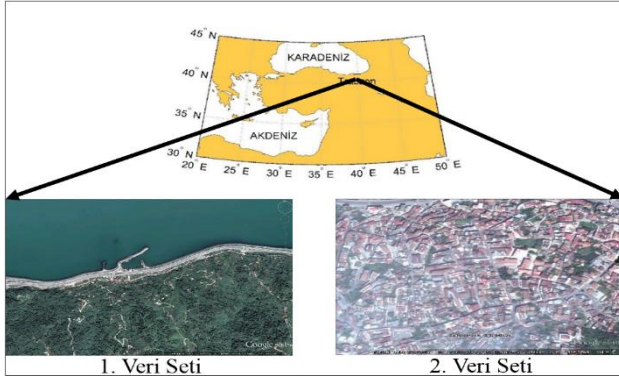
### 3. SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

*En Yakın Mesafe* sınıflandırma yönteminde her bir piksel ile bütün sınıflara ait imzaların ortalama vektörleri arasındaki spektral mesafeler kıyaslanır. Aday piksel spektral mesafesi en yakın olan imzanın temsil ettiği sınıfa atanır. *Maksimum Benzerlik* yöntemi görüntüdeki her bir pikselin mutlaka bir sınıfa ait olması gerektiği varsayımına dayanır. Bütün pikseller için olasılıklar hesaplanır ve pikseller en olası sınıflara atanır. *Destek Vektör Makineleri* sınıflandırıcısı istatistiksel bir yöntem olup temel amacı sınıfları en iyi ayıran fonksiyonu belirlemektir (Pal, 2005a). Bir başka deyişle bu yöntem sınıflar arasındaki mesafeyi maksimum yapar. *İkili Kodlama* sınıflandırıcısı görüntüyü ve 'endmember' (nesnelerin spektral olarak saf olan yerlerinden toplanan veriler) spektrumunu 0 ve 1' li olarak kodlar. Spektrum ortalamasının altında kalan bantlar 0' larla, üstünde kalanlar ise 1' lerle kodlanır (ENVI Online Help). Kodlanan görüntü vektörleri ve 'endmember' vektörleri eşleştirilir ve pikseller eşleşme oranının en fazla olduğu sınıfa atanır. *Rastgele Orman* sınıflandırıcısında ise girdi vektörlerindeki eğitim setleri kullanılarak 'orman' oluşturulur. Bu ormandaki her ağaç en popüler sınıf için bir oy verir ve girdi vektörü sınıflandırılır (Breiman, 2001). Rastgele orman yöntemi en fazla oyu alan sınıfı seçer. *Yapay Sinir Ağları* sınıflandırıcısı veri setlerindeki düzenlilikleri öğrenir ve bunları dikkate alarak ağ kuralları oluşturulur. Ancak kullanıcı ağın mimarisini oluşturmalıdır (Tso ve Mather, 2009). Basit bir yapay sinir ağı üç katmandan oluşur. Soldaki katman giriş katmanıdır, bu katman eğitim piksellerinin çok bantlı vektörlerini içerir ve bu katmanda hiçbir işlem gerçekleşmez. Ortadaki katman gizli katmandır, bu katmanda bütün işlemler gerçekleştirilir. Sağdaki katman ise çıktı katmanıdır, sonuçlar bu katmanda üretilir (Schowengerdt, 2007).

### 4. YAPILAN ÇALIŞMALAR

#### 4.1. Çalışma Bölgesi ve Kullanılan Veriler

Bu çalışmada Trabzon ilinin Sürmene ilçesi ve kent merkezi pilot bölgeler olarak seçilmiştir. Sürmene ilçesinde seçilen pilot bölge için 2012 tarihli Worldview-2 çok bantlı ve pankromatik görüntüsü (1. veri seti), Trabzon kent merkezi için ise 2003 tarihli Ikonos çok bantlı görüntüsü ve 'pan-sharpened' edilmiş 2005 tarihli Quickbird (2. veri seti) görüntüleri kullanılmıştır. Çalışma bölgeleri Şekil 1' de gösterilmiştir.



Şekil 1. Çalışma Bölgeleri

#### 4.2. Uygulama ve Bulgular

Sürmene ilçesine ait Worldview-2 çok bantlı görüntüsü kendi pankromatik bandıyla, başka bir Ikonos çok bantlı görüntüsü ise pan-sharpened edilmiş Quickbird görüntüsüyle 10 farklı kaynaştırma algoritmasına göre kaynaştırılmıştır. Kaynaştırılan görüntülerin renk yapılarını test edebilmek amacıyla RMSE, SAM ve ERGAS metrikleri hesaplanmıştır. Elde edilen metrik sonuçları Tablo 1’de gösterilmiştir. Bu tablonun her hücresindeki ilk değer 1. veri setinden elde edilen kaynaştırılmış görüntünün metrik değerini, ikinci değer ise 2. veri setinden elde edilen kaynaştırılmış görüntünün metrik değerini göstermektedir. Her üç metrik için de optimum değer 0’dır.

Metrikler	1. VERİ SETİ / 2. VERİ SETİ		
	RMSE	ERGAS	SAM
CN	80,626/154,320	5,707/11,076	0,029/0,014
Gram Sch.	82,018/138,302	4,745/10,068	0,129/0,081
Dalgacık D.	78,701/100,137	4,743/7,282	0,109/0,080
PCA	798,514/250,120	43,088/18,215	0,564/0,121
HPF	75,896/95,106	5,215/6,917	0,095/0,073
Ehlers	337,865/684,082	29,274/49,352	0,511/0,608
IHS	140,038/163,534	44,313/12,016	0,641/0,179
Kriter Tab.	36,876/80,266	2,895/5,799	0,000/0,000
Brovey	328,677/281,670	24,324/20,271	0,029/0,041
Multiplicative	123,484/312,277	12,183/22,507	0,003/0,051

Tablo 1. Kaynaştırılan görüntülerin metrik sonuçları

Tablo 1 incelendiğinde HPF, dalgacık dönüşümü ve kriter tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemlerinin spektral yapıyı korumada en başarılı yöntemler oldukları belirlenmiştir. Kriter tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemi ile elde edilen kaynaştırılmış görüntüler her üç metriktir de optimum değeri almışlardır. HPF ve dalgacık dönüşümü yöntemleriyle elde edilen kaynaştırılmış görüntüler de oldukça tatmin edici sonuçlar vermektedirler. Renk tabanlı yöntemler (Brovey, Multiplicative ve CN) kaynaştırılmış görüntüleri oluşturan spektral vektörler arasındaki açılar kaynaştırmada kullanılan düşük konumsal çözünürlüklü görüntüdeki spektral vektörler arasındaki açılarla aynı olmasını sağlamaktadır. Bu yöntemler spektral vektörlerin büyüklüklerini değiştirdiklerinden dolayı spektral yapıya zarar vermektedirler. Dolayısıyla bu yöntemlerin spektral yapıya verdikleri zarar SAM metriği ile tespit edilememektedir.

Kaynaştırılmış bütün görüntüler 6 değişik sınıflandırma algoritmasına göre tamamen aynı imzalar kullanılarak kontrollü

olarak sınıflandırılmıştır. 1. veri setinden elde edilen kaynaştırılmış görüntüler su, fındık, çay, yeşil alan, gölge, kayalık, toprak, yol ve bina olmak üzere 9 sınıfa ayrılırken, 2. veri setinden elde edilen kaynaştırılmış görüntüler gölge, yol, bina ve yeşil alan olmak üzere yine 4 sınıfa ayrılmıştır. Elde edilen sınıflandırılmış görüntülerin sınıflandırma doğruluk analizleri 450 adet kontrol noktası kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sınıflandırma doğrulukları Tablo 2’de gösterilmiştir. Bu tablodaki hücrelerin her birindeki ilk değer 1. veri setinden, ikinci değer ise 2. veri setinden elde edilen sınıflandırma doğruluğunu göstermektedir. Bu tablo incelendiğinde HPF görüntü kaynaştırma yönteminin renk yapısını korumadaki başarısı görülmektedir. Gram-Schmidt, Ehlers ve Kriter Tabanlı Görüntü Kaynaştırma yöntemleri de bu konuda oldukça başarılıdır. Brovey, CN ve Multiplicative gibi renk tabanlı yöntemler başarılı sonuçlar vermemişlerdir.

Yöntemler (%)	1. VERİ SETİ / 2. VERİ SETİ					
	MM	RO	MB	YSA	DVM	İK
Ehlers	45/70	73/82	70/79	70/80	72/82	55/69
Kriter T.	48/73	74/84	70/82	72/84	75/84	22/71
Gram-S.	46/74	74/84	70/83	72/83	74/86	30/72
CN	38/67	70/78	64/75	66/77	71/78	50/67
IHS	38/65	52/65	50/63	54/65	57/66	20/66
HPF	48/74	75/86	73/85	75/85	78/88	58/74
PCA	38/65	63/69	62/66	64/67	64/72	0/65
Multipli.	38/63	60/66	54/64	60/65	62/68	50/62
Brovey	38/65	62/68	59/65	61/64	61/70	51/64
Dalgacık D.	30/71	71/82	71/82	71/80	73/83	53/70
Orjinal G.	40/67	68/76	66/74	65/74	69/77	52/68

Tablo 2. Her iki veri setinden elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin sınıflandırma doğrulukları

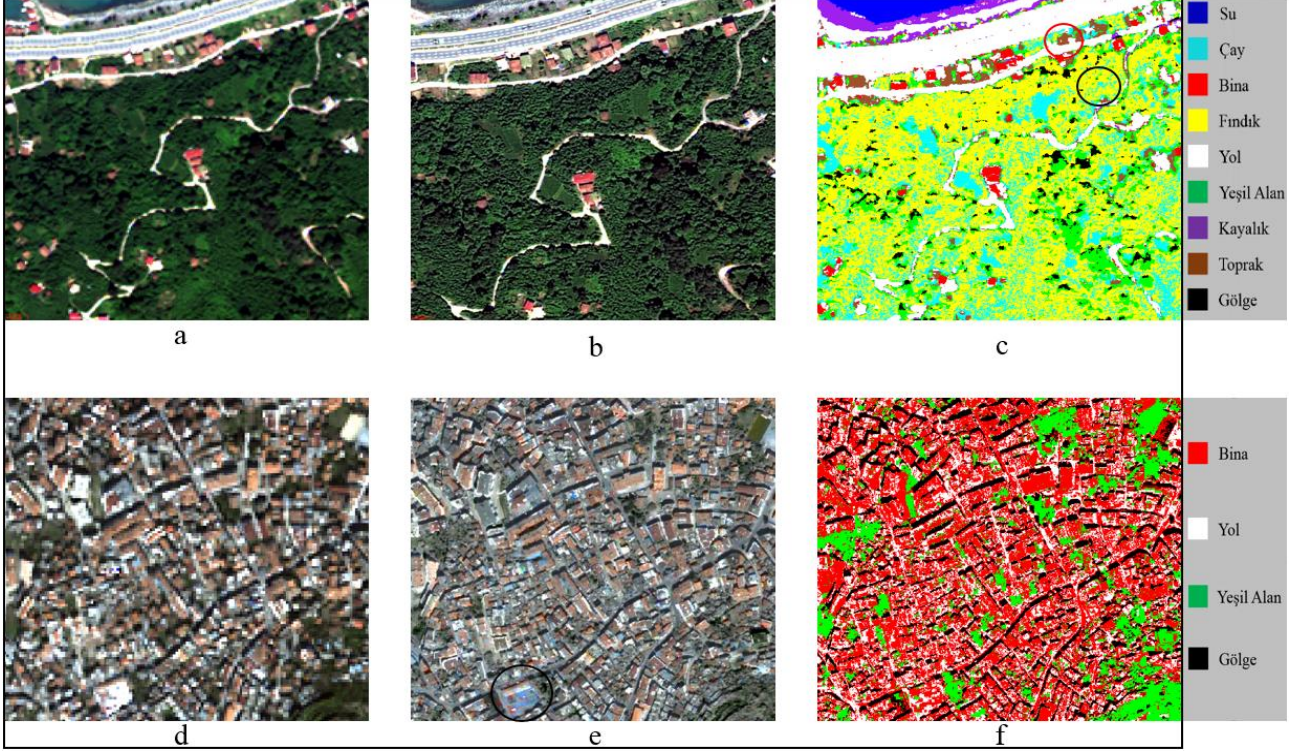
HPF görüntü kaynaştırma yöntemi ile kaynaştırılan görüntüler sınıflandırma sonuçları itibariyle bu veri setleri için en yüksek sınıflandırma sonuçlarını vermişlerdir. 1. ve 2. veri setlerinden HPF kaynaştırma yöntemi ile elde edilen kaynaştırılmış görüntüler bu çalışma kapsamındaki bütün sınıflandırma yöntemleri ile sınıflandırıldığında her iki veri seti için sırasıyla % 67 ve % 82 ortalama genel doğruluklarını vermiştir. 1. veri seti için en iyi ikinci sınıflandırma performansını (% 64) veren kaynaştırılmış görüntü Ehlers yöntemiyle elde edilen görüntü iken 2. veri seti için en iyi ikinci sınıflandırma sonucunu (% 80) Gram-Schmidt yöntemiyle üretilen kaynaştırılmış görüntü vermiştir. Brovey, PCA, IHS ve Multiplicative yöntemleri ile kaynaştırılan görüntüler sınıflandırma performansları bakımından en başarısız yöntemler olmuşlardır.

HPF görüntü kaynaştırma yöntemi kaynaştırmadan sonra uyguladığı lineer germe işlemiyle spektral yapının korunmasına katkıda bulunurken, Kriter Tabanlı Görüntü Kaynaştırma yöntemi bunu kullandığı kriterler sayesinde başarmaktadır. Her iki yöntemde de uygulanan filtrelerin yapısı değiştirilerek kaynaştırılmış görüntülerin konumsal detay kalitesi artırılabilir ancak bu durumda da spektral distorsiyonlar ortaya çıkabilmektedir. Bu iki yöntemde kaynaştırılmış görüntülerin bant ortalamalarının ve standart sapma değerlerinin orijinal çok bantlı görüntüyle aynı olmasını ve çok bantlı görüntünün bantları arasındaki korelasyon dengesinin kaynaştırılmış görüntüye aktarılmasını sağlamaktadırlar.

Destek vektör makineleri sınıflandırma yöntemi her iki veri seti için de en başarılı ortalama sınıflandırma sonucunu veren sınıflandırma yöntemi olmuştur. 1., ve 2. veri setlerinden elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin destek vektör makineleri ile sınıflandırılmasıyla sırasıyla % 69 ve % 78 ortalama sınıflandırma doğruluklarına ulaşılmıştır. Destek vektör

makinelere yönteminden sonra en yüksek ortalama sınıflandırma doğruluklarını veren sınıflandırma yöntemi yapay sinir ağları yöntemidir. Yapay sinir ağları yöntemi 1. ve 2. veri setlerinden elde edilen kaynaştırılmış görüntülerde sırasıyla % 66 ve % 75 ortalama genel sınıflandırma doğruluklarını göstermiştir. Minimum mesafe ve ikili kodlama sınıflandırma yöntemleri bu çalışma kapsamındaki veriler için en düşük sınıflandırma performanslarını gösteren yöntemler olmuşlardır. Şekil 1' de bu

çalışma kapsamında kullanılan veri setlerinin HPF yöntemiyle kaynaştırılmasıyla elde edilen kaynaştırılmış görüntüler ve kaynaştırılmış görüntülerin sınıflandırılmasıyla elde edilen tematik görüntüler gösterilmiştir. Bu şekilde sadece HPF kaynaştırma yöntemiyle elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin gösterilmesinin nedeni bu kaynaştırma yönteminin bu çalışma kapsamındaki en başarılı yöntem olmasıdır.



Şekil 2. a) Orijinal Worldview-2 çok bantlı görüntüsü, b) a görüntüsünün Worldview-2 pankromatik görüntüsüyle HPF yöntemi kullanılarak kaynaştırılması ile elde edilen görüntü, c) b görüntüsünün DVM ile sınıflandırılması, d) Orijinal Ikonos çok bantlı görüntüsü, e) d görüntüsüyle Quickbird pan-sharpened görüntüsünün HPF kaynaştırma yöntemiyle kaynaştırılması ile elde edilen görüntü, f) e görüntüsünün DVM ile sınıflandırılması.

Worldview-2 çok bantlı uydu görüntüsü kullanılarak fındık ve çay gibi benzer renklerdeki nesnelere birbirlerinden daha kolay ayırt edilebilmektedir. Bunun nedeni Worldview-2 çok bantlı görüntünün spektral çözünürlüğünün birçok çok bantlı görüntüye oranla daha yüksek olmasıdır. 1. veri setinin HPF kaynaştırma yöntemiyle kaynaştırılmasıyla elde edilen görüntünün bir kısmı Şekil 2 (b)' de gösterilmiştir. Bu görüntüdeki konumsal detayların kalitesi dikkat çekicidir. Kaynaştırılmış görüntü sınıflandırıldığında çay sınıfını en iyi ayıran sınıflandırıcısının % 82' lik oranla destek vektör makinelere sınıflandırıcısı olduğu belirlenmiştir. Bu sınıflandırıcı bölgedeki çay bahçelerini bütün olarak diğer yeşil alanlardan ayırmada başarılı olmasına rağmen çay sınıfının yer yer diğer sınıflara karıştığı gözlemlenmiştir. Bu durum Şekil 2-c' de siyah daire içerisinde görülmektedir. Fındık sınıfını en iyi ayıran yöntem % 71 ile maksimum benzerlik yöntemi olurken yeşil alan sınıfını en iyi ayıran sınıflandırıcı ise % 81 ile yapay sinir ağları sınıflandırıcısı olmuştur. Bina ve toprak sınıfları yer yer birbirine karışmaktadır (Şekil 2-c, kırmızı daire). En yakın mesafe ve ikili kodlama sınıflandırma yöntemleri fındık, çay ve yeşil alan sınıflarının birbirlerinden ayrılmasında başarısız olmuşlardır.

Şekil 2-e' de 2. veri setinin HPF kaynaştırma yöntemiyle kaynaştırılmasıyla elde edilen kaynaştırılmış görüntü gösterilmiştir. Destek vektör makinelere sınıflandırıcısı bina ve

gölge sınıflarının sınıflandırılmasında sırasıyla % 87 ve % 92 olmak üzere en yüksek sınıflandırma doğruluklarını göstermiştir. Rastgele orman sınıflandırıcısı % 96 doğrulukla yeşil alan sınıfını sınıflandırabilirken, yapay sinir ağları sınıflandırıcısı yol sınıfını % 91 doğrulukla sınıflandırabilmiştir. Farklı sensörlerden elde edilen görüntüler kaynaştırıldığı için özellikle bina alanlarında spektral distorsiyonlar göze çarpmaktadır (Şekil 2-e). Bu spektral distorsiyonlar sınıflandırma performansına olumsuz etki etmektedirler. Metrik değerleri Ehlers kaynaştırma yöntemi ile elde edilen kaynaştırılmış görüntü için yanıtıcı sonuçlar vermiştir. Ehlers yöntemi ile elde edilen kaynaştırılmış görüntülerin sınıflandırma performansları başarılı olmasına rağmen bu kaynaştırılmış görüntüler tüm metriklerden kötü sonuçlar almıştır. Bunun nedeni giriş bölümünde de bahsedilen metriklerin spektral yapıyı değerlendirmedeki eksiklikleridir. Benzer bir durum renk tabanlı kaynaştırma yöntemleri için geçerlidir. Bu yöntemler ile elde edilen kaynaştırılmış görüntüler ERGAS ve RMSE metriklerinden başarısız sonuçlar vermelerine rağmen SAM metriğinden oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak bu kaynaştırılmış görüntülerin sınıflandırma performansları oldukça kötüdür.

Görüldüğü üzere metrikler kaynaştırılmış görüntülerin renk yapılarının irdelenmesinde genel anlamda fikir vericilerdir ancak her zaman tek başlarına yeterli olamayabilirler. Bu

nedenden dolayı kaynaştırılan görüntülerin renk yapılarının incelenmesinde metrikler ile beraber kaynaştırılan görüntülerin sınıflandırma performansları da göz önünde bulundurulmalıdır.

## 5. SONUÇ

Bu çalışmada değişik kaynaştırma yöntemlerinin sınıflandırma performansına etkileri incelenmiştir. Kaynaştırılan görüntülerin

## 6. KAYNAKLAR

Alparone, L., Baronti, S., Garzelli, A. and Nencini, F., 2004. A Global Quality Measurement of Pan-Sharpned Multispectral Imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1, 4, 313-317.

Breiman, L., 2001. Random Forests, *Machine Learning*, 45, 1-32.

Dammavalam, S. R., Maddala, S. and Mhm, K. P., 2012. Quality Assessment of Pixel-Level Image Fusion Using Fuzzy Logic, *International Journal on Soft Computing*, 3, 1, 11-23.

ENVI Online Help.

Gungor, O., 2008. Multi Sensor Multi Resolution Image Fusion, PhD Thesis, Purdue University, Indiana, USA.

Klonus, S. and Ehlers, M., 2009. Performance of Evaluation Methods in Image Fusion, 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, WA, USA, July 6-9, 1409-1416.

sınıflandırma doğrulukları ve metrikler incelendiğinde HPF kaynaştırma yönteminin kaynaştırmada kullanılacak olan düşük konumsal çözünürlüklü görüntülerin renk yapısını korumada oldukça başarılı olduğu görülmektedir. Destek vektör makineleri sınıflandırma yöntemi ise en yüksek sınıflandırma doğruluğunu gösteren sınıflandırma algoritması olmuştur.

Pal, M., 2005a. Multiclass approaches for support vector machine based land cover classification, In *Proceedings of Map India, 8th Annual International Conference and Exhibition in the Field of GIS, GPS, Aerial Photography and Remote Sensing*, New Delhi.

Schowengerdt, R. A., 2007. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*, Third Edition, ISBN 10: 0-12-369407-8, ISBN 13: 978-0-12-369407-2.

Strait, M., Rahmani, S. and Markurjev, D., 2008. Evaluation of Pan-Sharpning Methods, *IEEE Transactions on Geo-Science & Remote Sensing*, 45, 1-6.

Tso, A. and Mather, P. M., 2009. *Classification Methods for Remotely Sensed Data*, Second Edition, ISBN: 978-1-4200-9072-7.