<u>İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ</u>

SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKROMATİK VE ÇOKLU SPEKTRAL UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Fatih Zahid GENÇ

İletişim Sistemleri Anabilim Dalı

Uydu Haberleşmesi ve Uzaktan Algılama Programı

EKİM 2015



<u>İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ</u>

SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKROMATİK VE ÇOKLU SPEKTRAL UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Fatih Zahid GENÇ (705131002)

İletişim Sistemleri Anabilim Dalı

Uydu Haberleşmesi ve Uzaktan Algılama Programı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Işın Yazgan ERER

EKİM 2015



İTÜ, Bilişim Enstitüsü'nün 705131002 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi **Fatih Zahid GENÇ**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKROMATİK VE ÇOKLU SPEKTRAL UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU" başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

.....

.....

Tez Danışmanı :

Doç. Dr. Işın Yazgan ERER İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri :

Prof. Dr. Nebiye MUSAOĞLU İstanbul Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Serdar KARGIN Beykent Üniversitesi

Teslim Tarihi :5 Ekim 2015Savunma Tarihi :15 Ekim 2015







ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca gösterdiği ilgi ve yardımları için danışmanım Doç. Dr. Işın Yazgan ERER'e, desteğini esirgemeyen Doç. Dr. Mesut KARTAL'a, bilgi ve yardımlarını paylaşmaktan çekinmeyen Dr. Nur Hüseyin KAPLAN'a teşekkürü bir borç bilirm.

Manevi desteklerini hiç esirgemeyen değerli büyüğüm Necmettin CANBEK'e ayrıca teşekkür etmek istiyorum.

Ekim 2015

Fatih Zahid Genç



İÇİNDEKİLER

<u>Sayfa</u>

KISALTMALAR	
CİZELGE LİSTESİ	
ŚEKİL LİSTESİ	
ÖZET	X
SUMMARY	
1. GİRİŞ	
2. ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK GÖRÜNTÜLER İÇİN	
FÜZYON YÖNTEMLERİ	
2.1 Giriş	
2.2 IHS Dönüşümü Temelli Füzyon	
2.3 À Trous Dalgacık Dönüşümü Temelli Pankeskinleştirme Yöntemleri	
2.3.1 AWL (Toplamsal Dalgacık L Bileşeni)	•••••
2.3.2 ATWT (À trous dalgacık dönüşümü)	•••••
2.3.3 AWLP (Orantılı toplamsal dalgacık L bileşeni)	•••••
2.3.4 ATWT-CBD (ATWT – İçerik Tabanlı Karar Verme)	•••••
3. SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKESKİNLEŞTİRME	•••••
3.1 OMP (Dik Eşleme Takip)	•••••
3.2 K-SVD (K-Tekil Değer Ayrışım)	•••••
3.3 SRDIP (Detay Enjeksiyonu ile Seyrek Gösterilim Pankeskinleştirme)	•••••
4. ÖNERİLEN YÖNTEM	
5. TEST SONUÇLARI	••••••
5.1 Kalite Değerlendirme Ölçütleri	•••••
5.1.1 CC (Korelasyon Katsayısı)	•••••
5.1.2 SAM (Spektral Açısal Haritalama)	•••••
5.1.3 RMSE (Ortalama Karsel Hatanın Karekökü)	•••••
5.1.4 RASE (Göreceli Ortalama Spektral Hata)	•••••
5.1.5 ERGAS (Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası)	•••••
5.1.6 Q4	•••••
5.1.7 QNR (Referans Gerektirmeden Kalite)	•••••
5.1.8 SERGAS (Uzamsal ERGAS)	•••••
5.2 Gerçek Veri Sonuçları	•••••
5.2.1 Iterasyon ve hata parametresine bağlı sonuçlar	•••••
5.2.2 Lambda ve seyreklik parametresine bağlı sonuçlar	•••••
5.3 Sentetik Veri Sonuçları	
5 3 1 Iterasyon ve hata narametresine hağlı sonuclar	•••••
5.5.1 terasyon ve nau parametesme bagi sonuçiai	•••••
5.3.2 Lambda ve seyreklik parametresine bağlı sonuçlar	



KISALTMALAR

BP	: Basis Pursuit
K-SVD	: K-Tekil Değer Ayrışım (K-Singular Value Decomposition)
MP	: Eşleme Takip (Matching Pursuit)
MSE	: Ortalama Karesel Hata (Mean Squared Error)
OMP	: Dik Eşleme Takip (Orthogonal Matching Pursuit)
SRDIP	: Seyrek Gösterilimlerle Detay Enjeksiyonlu Pankeskinleştirme
CBD	: İçerik Tabanlı Karar (Context Based Decision)
AWL	: Toplamsal Dalgacık L Bileşeni
ATWT	: A trous Wavelet Transform (A trous Dalgacık Dönüşümü)
AWLP	: Orantısal AWL
IHS	: Yoğunluk - Renk tonu - Doygunluk
GIHS	: Genelleştirilmiş IHS
ATWT	: A trous Wavelet Transform (A)
CC	: Korelasyon Kaysayısı
SAM	: Spektral Açısal Haritalama
RMSE	: Ortalama Karesel Hatanın Karekökü
RASE	: Ortalama Göreceli Spektral Hata
ERGAS	: Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası
QNR	: Referans Gerektirmeden Kalite
SERGAS	: Uzamsal ERGAS



ÇİZELGE LİSTESİ

<u>Sayfa</u>

Çizelge 5.1 : Quickbird uydusu teknik özellikleri	43
Cizelge 5.2 : İterasyona bağlı ölçüt değerleri	50
Çizelge 5.3 : Hata değerine bağlı ölçüt değerleri	50
Çizelge 5.4 : Birinci gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	53
Cizelge 5.5 : İkinci gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	54
Cizelge 5.6 : Üçüncü gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	55
Çizelge 5.7 : Dördüncü gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	56
Cizelge 5.8 : Beşinci gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	57
Çizelge 5.9 : İterasyon parametresine ait ölçüt değerleri	58
Cizelge 5.10 : Hata parametresine bağlı ölçüt değerleri	59
Cizelge 5.11 : Birinci sentetik test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	62
Cizelge 5.12 : İkinci sentetik test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	63
Çizelge 5.13 : Üçüncü sentetik test görüntüsüne ait ölçüt değerleri	64



ŞEKİL LİSTESİ

<u>Sayfa</u>

Sekil 3.1 : OMP algoritması	34
Sekil 3.2 : SRDIP yöntemi akış diyagramı	36
Şekil 4.1 : (4.1) denkleminin minimizasyonu için iteratif yöntem	40
Şekil 4.2 : Önerilen yöntemin akış diyagramı	41
Şekil 5.1 : İterasyon sayısına bağlı grafiksel sonuçlar	49
Şekil 5.2 : Hata değerine bağlı grafiksel sonuçlar	50
Şekil 5.3 : Lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafikler	51
Şekil 5.4 : Birinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orj PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Öneril	inal len-
eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş	53
Şekil 5.5 : İkinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orjin	nal
PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Öneril	en-
eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş	54
Şekil 5.6 : Üçüncü gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Or PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerile	ijinal -n-
eğitilmemis i) Önerilen-eğitilmis	55
Sekil 5.7 : Dördüncü gercek test görüntüsü füzvon sonucları a) Oriinal MS b)	Oriinal
PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerlig	en-
eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş	56
Şekil 5.8 : Beşinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Or	ijinal
PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerile	en-
eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş	57
Şekil 5.9 : İterasyon sayısına bağlı grafiksel sonuçlar	58
Şekil 5.10 : CC ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği	60
Şekil 5.11 : Q4 ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği	60
Şekil 5.12 : ERGAS ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiğ	și 61
Şekil 5.13 : SERGAS ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafi	iği 61
Şekil 5.14 : Birinci sentetik test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) (Orjinal
PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Oneril	en-
egitiimemiş i) Onerilen-egitiimiş	6 2
John Solution John Solution<	nijinai
exitilmemic i) Önerilen exitilmic	.011-
Sakil 5 16 · Ücüncü sentetik test görüntüsü füzvon sonucları a) Orijnal MS b)	
Original PAN c) ATWT-CRD d) GIHS c) ATWT f) AWI P a) SRDIP 4	n)
Önerilen-eğitilmemis i) Önerilen-eğitilmis	
Survey a Brannening 1) Survey a Branning	



SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKROMATİK VE ÇOKLU SPEKTRAL UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU

ÖZET

Görüntü füzyonu, iki veya daha çok görüntünün, birbirlerinin eksikliklerini tamamlayarak görsel açıdan daha iyi tek bir görüntü elde etme işlemidir. Bu işlemin uzaktan algılama uygulamalarında pankromatik ve çoklu spektral görüntülerin birleştirilmesi şeklinde kullanılması "pankeskinleştirme" adı ile bilinmektedir.

Uzaktan algılama uyduları yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip pankromatik görüntüler sağlarken düşük uzamsal çözünürlüğe sahip çoklu spektral görüntüler sağlamaktadırlar. Algılayıcılardaki kısıtlar, sınırlı depolama kapasitesi ve veri iletim hızları sebebiyle birçok uyduda yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip çoklu spektral görüntü elde edilmesini zorlaştırmaktadır. Bu görüntülerin ayrı ayrı toplanmasını gerektirmektedir. Ancak görüntü füzyonu teknikleriyle bu kısıtların üstesinden gelinmektedir.

Füzyon yöntemleri üzerinde uzun yıllar yapılan çalışmalar neticesinde, birçok yöntem geliştirilmiş ve bunların avantajları ve dezavantajları ortaya konmuştur. Bunlar arasında à trous dalgacık dönüşümü tabanlı yöntemlerin hem spektral bilgi hem de konumsal bilgi açısından en iyi neticeler verdiği bilinmektedir.

Klasik yöntemlerin yanında seyrek gösterilim kavramının görüntü füzyonuna uygulanması bu alana farklı bir boyut kazandırmış ve literatürde yerini almıştır. Seyrek gösterilim kısaca, bir sinyalin veya görüntünün sözlük denilen temel işaretler kümesi kullanılarak az sayıda katsayı ile ifade edilmesidir. Kullanılan sözlükler bir takım fonksiyonlar ile oluşturulabileceği gibi görüntünün ya da işaretin kendisinden rastgele alınan örneklerle de oluşturulabilir. Ayrıca sözlükler, eğitilerek de oluşturulabilirler. Seyreklik yaklaşım ayrıca gürültü giderme, özellik çıkarma, görüntü ayrıştırma, görüntü iç boyama gibi birçok farklı alanda da başarılı bir şekilde uygulanmaktadır.

Bu çalışmada renk dönüşümü tabanlı GIHS; à trous dalgacık dönüşümü tabanlı ATWT, AWLP ve ATWT-CBD yöntemi; à trous dalgacık dönüşümü ve seyreklik yaklaşımının birleşimi olan SRDIP ve önerilen yöntem karşılaştırılmıştır.

Önerilen yöntem kısaca, dalgacık dönüşümü ile elde edilen detay bilgilerinin seyrek biçimlerinin AWLP yöntemindeki gibi çoklu spektral görüntüye enjekte edilmesine dayanır. Ancak çoklu spektral görüntüye enjekte edilecek detay bilgilerinin gereğinden fazla olduğu, bunların yalnızca bir kısmının eklenmesi gerektiği düşülmektedir. Bu yüzden, önerilen yöntem, seyreklik gösterilim yardımıyla, detay bilgilerinin hangi oranda eklenmesi gerektiği sorusunu cevaplamayı hedeflemektedir.

Bahsedilen yöntemlerin ve önerilen yöntemin başarımları görsel ve nicel olarak olarak karşılaştırılmıştır. Keskinlik, bulanıklık ve uzamsal bilgide kayıplar görsel değerlendirmeyi etkileyen başlıca unsurlardır. Nicel değerlendirme sentetik ve gerçek olmak üzere iki açıdan gerçekleştirilmektedir. Her iki değerlendirme biçiminin de kendine özgü ölçütleri olup, sentetik için CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM, SERGAS; gerçek testler için QNR, spektral bozulma ve uzamsal bozulma ölçütleri kullanılmaktadır.

GIHS yöntemi görsel ve nicel değerlendirme açısından incelenen tüm yöntemlerden daha kötü sonuç vermiştir. ATWT-CBD yöntemi sepektral ölçütleri iyleştirse de bilgi kayıplarına sebep olmaktadır. Seyrekliğe dayalı önerilen yöntem görsel açıdan AWLP'ye yakın olmakla birlikte ERGAS, RASE ve QNR ölçütleri açısından AWLP ve ATWT yöntemini iyileştirmekle beraber bu yöntmelerdeki yapaylıkları azaltmaktadır. Önerilen yöntem, SRDIP yöntemine gerçek testlerde üstün gelmesine rağmen, SRDIP yöntemi sentetik testlerde diğer yöntemlere üstünlük sağlamıştır. Pankeskinleştirme yöntmelerini görsel ve nicel değerlendirmenin yanında füzyon işlem süresi açısından da değerlendirmek gerekmektedir. GIHS, ATWT ve AWLP yöntemi füzyon işlemini 1 saniyenin altında tamamlarken ATWT-CBD yaklaşık 35 saniye sürmektedir. SRDIP yöntemi, sözlük eğitimi aşamalı önerilen yönteme göre biraz daha yavaştır. Önerilen yöntemde eğitim aşaması uygulanmadığı durumda ise SRDIP yönteminden yaklaşık altı kat daha hızlı olmasıyla üstünlük sağlamaktadır.

FUSION OF MULTISPECTRAL AND PANCROMATIC IMAGES WITH SPARSE REPRESENTATIONS

SUMMARY

Image fusion is a technique used to combine two or more images into a single image that represents better visual perception and provides better understanding of target scene. Image fusion is a genereal name for combination process of images. In remote sensing field it is called "pansharpening" when high-resolution pancromatic image and low-resolution multispectral image are combined to obtaion single image. While pancromatic image have higher resolution spatial details without color information, multispectral image has color information with lower spatial resolution. Thus pansharpening process aims to combine these images to obtain one single image that is high resolution multispectral image. The goal is to preserve spectral characteristics while improving spatial information.

Satellites in the remote sensing field provide high-resolution pancromatic image and low-resolution multispectral images. Technological restrictions in sensors, data transmission rates, limited storage capacity make getting high-resolution multispectral images difficult. Such reasons causes to store images seperately. However, it can be overcome by using image fusion methods.

Studies for years, many image fusion methods have been developed and introduced their advantages and disadvantages. Among these, it is known that à trous wavelet transform based fusion methods give best results both in spectral and in spatial resolution.

The most basic image fusion technique which is known as color transformation based is Intensity Hue Saturation (IHS) method. In this method MS image in Red Green Blue (RGB) color space is transformed to the IHS color space. Intensity component of transformed image is replaced histogtam matched image which is obtained between pancromatic and intensity component. And fusion process is completed with inverse IHS transform. As the IHS transform is for three bands multispectral images, Generalized IHS (GIHS) method has been developed for more than three bands multispectral images.

Color based transform methods are easy to use and adapt with less complexity. On the other hand wavelet based transforms are most widely used methods because they give better results. Traditional wavelet trasforms, (DWT) is a traditional wavelet transform used in pansharpening is orthogonal transform and also shift-invariant that results from decimation step of wavelet transform. Even though decimation step is useful in other applications, in image fusion it may cause artifacts in fused image. À trous wavelet transform overcome this problem. À trous wavelet transform uses high pass filter to obtain detail image (wavelet plane) as DWT. However, it solves shiftinvariance problem since decimation is not applied.

There are several well-know methods uses à trous wavelet as base transform. These are Additive Wavelet L Component (AWL), ATWT, Proportional AWL (AWLP),

ATWT-Context Based Decision (ATWT-CBD). In AWL method, histogram matching is performed a between luminance (L) band of MS image and PAN image. Histogram matched image is decomposed by à trous wavelet transform to obtain wavelet planes and these planes are added to the L band. New values are transformed into RGB space. Disadvantage of AWL method is that it is only for three bands MS images. Therefore, AWLP method is developed for more than three bands. Wavelet planes are added to MS proportionally in AWLP while directly in ATWT. Thus, AWLP improves spectral information better than ATWT. Unlike these methods, in ATWT-CBD the details are weighted before adding to MS image. Weight coefficients are calculated on sliding windows separately.

Besides traditional image fusion methods, image fusion has gained different aspects with the use of sparse representation. Sparsity approach has been implemented in many topics, such as denoising, feature exctraction, image decomposition, inpainting; likewise it has been performed plenty of studies based on sparsity in image fusion. A signal or an image can be represented as a linear combination of elementary signals (so-called atoms) and coefficents, most of them zero. Dictionary can be both fixed and trained. Fixed dictionaries can be made up of set of functions or set of image patches or signal examples generated randomly from raw data itself. Trained dictionaries can be generated by using learning algorithm such as K-SVD (K-Singular Value Decomposition). K-SVD is an algorithm basically consists of two steps. The first step is called sparse coding in which the sparse coefficients are found by using a pursuit algorithm. The second step is dictionary update in which one dictionary atom is updated at a time. The dictionary is updated until converges.

Sparse Representations with Detail Injection Pansharpening (SRDIP) is one of the recent method that published in pansharpening field. In SRDIP method, high and low frequency wavelet planes are extracted by using à trous wavelet transform. Training data set for each wavelet planes are constructed by getting image patches from planes itself. Trained dictionaries are generated from these data sets adaptively using K-SVD dictionary training.

In proposed method, high frequency wavelet planes which are extracted by à trous wavelet transform are injected to the multispectral images proportionally as in AWLP method. The amount of wavelet planes are controlled λ sparsity contribution parameter because it is thought that wavelet planes to be injected to multispectral images have much information than needed. Therefore, proposed method's aim is to find the proportion of the wavelet plane needs to be added to MS image. An iterative algorithm has been applied to solve this.

In this study, color transformation based GIHS, à trous wavelet transform based ATWT, AWLP, ATWT-CBD methods, a new method SRDIP which combination of à trous wavelet transform and sparsity and also proposed method are compared. Different images from Quickbird satellite are used to interpret the results.

Performances of above methods and proposed method are compared in terms of visual and quantitative. Sharpness, blurness, distortions, missing spatial details are important determinants in visual assessment. Quantitative assessment can be done in two way as synthetic test and real test. In synthetic test, MS and PAN images are degraded. Thus, original MS image is used as reference to assess fused image. However in real test, there is no reference image to compare visually because fusion image and original MS image have different resolutions. To quantitatively evaluate

synthetic test, Correlation Coeefficient (CC), Q4, ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse), Relative Average Spectral Error (RASE), Spectral Angular Mapping (SAM), Spaital ERGAS (SERGAS) are most common performance metrics. As to real test, Quality with No Reference (QNR), spectral distortion and spatial distortion are the metrics that is used to assess results.

GIHS method has worst results in terms of quantitative assessment. Although it has sharper results, it causes color distortion in green areas. ATWT and AWLP methods have over-enhancement problem along the edges. Even though some of the spectral metrics show that ATWT-CBD improves spectrally, it suffers from missing spatial details locally. Proposed method shows that it improves the results in spectral metrics compared to ATWT and AWLP methods and also reduces artifacts especially tree areas. Whereas proposed method has better metric results than SRDIP in real tests, SRDIP improves the metrics better than all methods examined in terms of synthetic tests. Compairing in terms of fusion processing time, GIHS, ATWT and AWLP methods complete the fusion process less than 1 second whereas ATWT-CBD takes approximately 35 second because it is calculated on square windows. SRDIP method is slightly slower than proposed method with trained dictionary. However, proposed method with non-trained dictionary is approximately six times faster than SRDIP.



1. GİRİŞ

Görüntü füzyonu, farklı dalga boylarına sahip uzaktan algılama algılayıcılarından elden edilen çoklu spektral (MS, Multispectral) görüntler ile pankromatik (PAN, Pankromatik) görüntünün bir araya getirilerek tek bir görüntü elde edilmesi işlemidir. Algılayıcılar vasıtasıyla elde edilen çoklu spektral görüntüler düşük uzamsal çözünürlüğe sahipken pankromatik görüntüler yüksek çözünürlüğe sahiptir. Ancak çoklu spektral görüntüler gibi renk bilgisi içermezler. Belirli algoritmalar kullanılarak ve her iki görüntünün de sahip olduğu karakteristikleri korunmak suretiyle yüksek uzamsal ve spektral çözünürlüğe sahip görüntü elde edilir.

Literatürde çoklu spektral görüntülerin uzamsal çözünürlüğünü arttırmak için bir çok teknik bulunmaktadır. Bunlardan ilki, bileşen değişimi olarak adlandırılan renk dönüşümü tabanlı Yoğunluk – Renk tonu – Doygunluk (IHS, Intensty – Hue - Saturation) dönüşümü yöntemidir. Çoklu spektral görüntü, IHS dönüşümü sonucu I,H ve S bileşenlerine ayrıştırılır. Bu bileşenler belli işlemler uygulandıktan sonra ters IHS dönüşümü uygulanarak geri dönülür (Carper, 1990). Bir diğeri Temel Bileşen Analizi (PCA, Principal Component Analysis)'dir. Bu yöntemde, MS görüntünün PCA ile elde edilen temel bileşeni PAN ile değiştirilip geri dönülür (González-Audícana ve diğ, 2004). Ancak bunlar uzamsal bilgiyi korurken spektral bozulmalara sebep olmaktadır.

Dalgacık dönüşümünü esas alan Toplamsal Dalgacık L Bileşeni (AWL, Additive Wavelet L Component), ve À trous dalgacık dönüşümü (ATWT, À Trous Wavelet Transform), İçerik Tabanlı Karar Verme - ATWT (ATWT-CBD, ATWT – Context Based Decision) ve Orantısal AWL (AWLP, Proportional AWL) görüntü füzyonu yöntemleri, bileşen değişimi yöntemindeki spektral bozulmaları önemli ölçüde azaltmaktadırlar. AWL yönteminde MS görüntüden hesaplanan L yoğunluk bileşeni ile PAN görüntüsü arasında histogram eşleme yapılır. Dalgacık dönüşümü yardımıyla histogram eşlenmiş görüntüden detay bilgileri elde edilerek L yoğunluk bileşenine ilave edilir ve sonrasında ters IHS dönüşümü ile füzyon işlemi tamamlanır (Nunez ve diğ, 1999). AWLP yöntemi, AWL yönteminin geliştirilmiş bir biçimidir.

Detay görüntüleri MS görüntüye orantılı bir biçimde eklenir (Otazu ve diğ, 2005). ATWT yönteminde PAN görüntüsünden elde edilen detaylar MS görüntüye direkt olarak eklenirken ATWT-CBD yönteminde ağırlıklandırılarak eklenir (Garzelli ve Nencini, 2005).

Son yıllarda seyrek gösterilim kavramının pankeskinleştirme uygulamalarında kullanılması bu alana farklı bir bakış açısı kazandırmıştır. İlk olarak Li ve diğ. (2011)'nin çalışmasıyla seyrekliğin pankeskinleştirme alanındaki başarısı görülmüştür. Bu çalışmayı takiben Zhu ve Bamler (2013), Li ve diğ. (2014) ve Cheng ve diğ. (2014)'in K-SVD sözlük eğitiminin etkisini incelemişlerdir. Bu çalışmalar çoklu spektral ve pankromatik görüntülerden alınan yamalar üzerinde dururken son zamanlarda yayınlanan Yin (2005)'in Detay Enjeksiyonu ile Seyrek Gösterilim Pankeskinleştirme (SRDIP, Sparse Representation with Detail Injection Pansharpening) yönteminde, AWLP'den elde edilen detay bilgilerinin eğitilerek hybrid bir model geliştirmiştir.

Bu tez çalışmasında à trous dalgacık dönüşümünü seyrek gösterilimler ile birleştiren yeni bir pankeskinleştirme yöntemi önerilmiştir. Yöntemde à trous dalgacık dönüşümü ile elde edilen PAN detay düzlemleri seyrek olmaya zorlanarak detay miktarı azaltılmış ve MS görüntüye eklenerek, literatürde mevcut à trous temelli yöntemlere göre hem spektral hem de konumsal açıdan daha yüksek çözünürlüklü füzyon görüntüleri elde edilmesi amaçlanmaktadır.

2. ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK GÖRÜNTÜLER İÇİN FÜZYON YÖNTEMLERİ

2.1 Giriş

Görüntü füzyonu tekniğinde çeşitli dalgacık dönüşüm yaklaşımları kullanılmaktadır. Bunların en bilinenleri Mallat (1989)'ın ayrık zamanlı dalgacık dönüşümü ve à trous dönüşümüdür. Mallat'ın önerdiği algoritma birbirine dik dalgacık tabanlarını kullandığı için dik dalgacık dönüşümüdür. Aynı zamanda öteleme ile değişen (shiftvariant) bir dönüşümdür. Bu özellik bir sinyalin dalgacık dönüşümü ile aynı sinyalin ötelenmiş biçiminin dalgacık dönüşümünün aynı olmadğı anlamına gelmektedir. Buna indirgeme işlemi sebep olmaktadır. İndirgeme, görüntü sıkıştırma gibi uygulamalar için faydalı olsa da görüntü füzyonunda veri kayıplarına, hatalara sebep olmaktadır. Bu yüzden indirgeme işleme görüntü füzyonu için uygun olmamaktadır.

Mallat'ın algoritmasındaki öteleme ile değişirliğin meydana getirdiği yukarıda bahsedilen sorunlar à trous dalgacık dönüşümü yöntemi ile giderilmektedir. Böylece à trous dalgacık dönüşümü çoklu spektral görüntünün uzamsal detaylarını Mallat'ın algoritmasına göre daha da iyileştirmektedir (Gungor, 2008). Bu dönüşümün detaylı açıklaması AWL başlığı altında yapılacaktır.

Renk tabanlı bir dönüşüm olan IHS ve bunun genelleştirilmiş biçimi anlatılacaktır. IHS dönüşümü başlıbaşına bir füzyon yöntemi olmakla birlikte, AWL yönteminin de bir aşamasıdır.

A trous dalgacık dönüşümü, görüntü füzyonunda kullanılan en yaygın dönüşüm yöntemi olması sebebiyle, bu dönüşümü baz alan AWL, ATWT, AWLP, ATWT-CBD yöntemleri anlatılacaktır

2.2 IHS Dönüşümü Temelli Füzyon

IHS dönüşümü, Kırmızı – Yeşil – Mavi (RGB, Red – Green – Blue) renk uzayındaki çokluspektral görüntünün IHS uzayına dönüşütürdükten sonra elde edilen yoğunluk bileşeninin PAN görüntüsü ile yer değiştirilerek ters IHS dönüşümüyle tekrar RGB

uzayına dönülmesidir (Tu ve diğ, 2001). IHS dönüşümü, düşük işlem karmaşıklığına sahip basit bir renk dönüşümü tabanlı füzyon yöntemidir. Yöntemin adımları kısaca aşağıda gösterilmektedir.

- 1. RGB renk uzayındaki çoklu spektral görüntünün boyutları, pankromatik görüntünün boyutlarına getirilir.
- 2. Büyütülmüş çoklu spektral görüntüye (2.1)'deki IHS dönüşümü uygulanır.
- 3. Dönüşüm sonrası elde edilen görüntünün *I* bileşeni ile pankromatik görüntü arasında histogram eşleme uygulanır ve *P* görüntüsü elde edilir.
- Histogram eşlenmiş görüntü *P* görüntüsü *I* yoğunluk bileşeni ile yer değiştirerek (2.2)'deki ters IHS dönüşümü uygulanarak tekrar RGB uzayına dönülür dönüşüm tamamlanır.

$$H = \tan^{-1}\left(\frac{v_1}{v_2}\right)$$

$$S = \sqrt{v_1^2 + v_2^2}$$

$$\begin{bmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{-\sqrt{2}}{6} & \frac{-\sqrt{2}}{6} & \frac{2\sqrt{2}}{6} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$
(2.1)

Denklem (2.2)'deki ters dönüşüm ifadesini, denklem (2.3) ifadesindeki gibi gösterilmesi de mümkündür (Tu ve diğ, 2001).

$$v_{1} = Scos(H) \\ v_{2} = Ssin(H) \qquad \begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P \\ v_{1} \\ v_{2} \end{bmatrix}$$
(2.2)

Denklem (2.3)'deki *I* ifadesi, üç bandlı görüntüler için denklem (2.4)'deki yoğunluk hesabıyla da bulunabilmektedir. Dört bandlı olduğu zaman denklem (2.5)'deki biçimini almaktadır (Tu ve diğ, 2004).

$$\begin{bmatrix} R'\\G'\\B' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}}\\ 1 & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}}\\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I + (P - I)\\v_1\\v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R + \beta\\G + \beta\\B + \beta \end{bmatrix}$$
(2.3)

P, histogram eşlenmiş pankromatik görüntüyü ifade etmek üzere β ifadesi $\beta = P - I$ ile bulunur.

$$I = \frac{R+G+B}{3} \tag{2.4}$$

Böylece koordinat dönüşümü yapmadan füzyon görüntüsü elde edilmiş olur. Buna genelleştirilmiş IHS (Generalized HIS - GIHS) denilmektedir.

$$I = \frac{R+G+B+NIR}{4} \tag{2.5}$$

2.3 À Trous Dalgacık Dönüşümü Temelli Pankeskinleştirme Yöntemleri

2.3.1 AWL (Toplamsal Dalgacık L Bileşeni)

IHS ve à trous dalgacık dönüşümü AWL yönteminin adımlarını oluşturmaktadır. L parlaklık (luminance) bileşenini ifade etmekte olup çoklu spektral görüntünün R, G ve B bandlarının ortalaması alınarak elde edilmektedir. AWL yöntemi üç bandlı çoklu spektral görüntüleri desteklediğinde, üçten fazla banda sahip görüntüler için AWLP yöntemi geliştirilmiş olup ileride anlatılacaktır.

AWL yöntemini anlatmadan önce à trous dalgacık dönüşümünden bahsetmek gerekmektedir. À trous dönüşüm algoritması ayrıştırma işlemi için alçak geçiren filtre kullanır. Her bir ayrıştırma seviyesinde, filter katsayıları arasına 2^{j-1}-1 adedenince sıfır eklenerek yukarı-örnekleme (up-sample) yapılır. Böylece her bir seviyede iki kat daha düşük çözünürlüklü detay görüntüler elde edilir (Wegner ve diğerleri, 2006). Detay görüntüsü, dalgacık düzlemi olarak da adlandırılmaktadır.

 I_0 orjinal görüntüyü, I_j bu görüntünün j'inci seviye dönüşüm sonucunu ifade etsin. Ayrıştırmanın ilk seviyesinde (j=1) I_0 orjinal görüntüsünü ile denklem (2.6)'deki 5x5 boyutlarına sahip H_0 maskesine konvolüsyon işlemi uygulanarak iki kat daha düşük çözünürlüğe sahip I_1 yaklaşım görüntüsü (approximation image) elde edilir. İndirgeme uygulanmadığı için elde edilen I_1 ile I_0 görüntülerinin boyutları aynıdır. Böylece bu görüntülerin farkı ile detay görüntüsü $w_1 = I_0 - I_1$ elde edilir. Ayrıştırmanın ikinci seviyesinde (j=2), 2^{2-1} -1=1 adet sıfır eklenerek denklem (2.7)'deki matris elde edilir. Yine aynı işlemler uygulanarak ikinici seviye detay görüntüsü elde edilir.

$$H_0 = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$
(2.6)

Elde edilene detay görüntüleri ve son elde edilen *I*j yaklaşım görüntüsü toplanarak başlangıçtaki görüntüye $I_0 = I_j + \sum_{\forall j} w_j$ ifadesiyle kolayca dönmek mümkündür (Gungor, 2008).

$$H_{1} = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 4 & 0 & 6 & 0 & 4 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 0 & 16 & 0 & 24 & 0 & 16 & 0 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6 & 0 & 24 & 0 & 36 & 0 & 24 & 0 & 6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 0 & 16 & 0 & 24 & 0 & 16 & 0 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 4 & 0 & 6 & 0 & 4 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(2.7)

Nunez ve diğ, (1999) trafından önerilen AWL (Additive Wavelet L component) yönteminin adımları sırasıyla şöyledir:

- RGB renk uzayındaki çoklu spektral görüntü IHS renk uzayına dönüştürülerek L,H ve S bandları elde edilir. L bandı denklem (2.5) ile hesaplanacaktır.
- Elde edilen L bandı ile yüksek çözünürlüklü PAN görüntüsü arasında histogram eşleme uygulanarak yeni PAN görüntüsü elde edilir.
- Yeni PAN görüntüsü à trous dalgacık dönüşüm yöntemi ile ayrıştırılarak n adet dalgacık düzlem edilir. PAN = ∑_{k=1}ⁿ w_k + c ile ifade edilir. w_k dalgacık düzlemi yani yüksek frekans detaylar, c artık (residual) yani alçak frekansı temsil etmektedir.
- w_k, k = 1,..n dalgacık düzlemleri ikinci adımda elde edilen L bandına eklenir. Bu yeni elde edilen band L₁ olmak üzere. L₁ = L + ∑ⁿ_{k=1} w_k ifadesi ile bulunur.
- Yeni L₁HS renk uzayından RGB uzayına ters dönüşüm yapılarak AWL dönüşümü tamamlanır.

2.3.2 ATWT (À trous dalgacık dönüşümü)

À trous yöntemi ile pankromatik görüntüdeki uzamsal detay bilgisi çıkarıldıktan sonra bunlar düşük uzamsal çözünürlüklü çoklu spektral görüntüye enjekte edilmesiyle ATWT yöntemi adını alır. Böylece düşük çözünürlüklü çoklu spekral görüntünün uzamsal çözünürlüğü iyileştirilirken spektral bilgisi de korunmuş olur.

ATWT yönteminin görüntü füzyonuna uygulanma şekli aşağıdaki gibi kısaca özetlenebilir:

- 1. M_k , çoklu spektral görüntünün k'ıncı bandını göstersin. Tüm bandlar pankromatik görüntünün boyutuna getirilir.
- 2. Pankromatik görüntü I_0 , à trous ile ayrıştırılarak detay bilgisi w_k , k = 1,2,...,K elde edilir.
- 3. Elde edilen farklı seviyedeki wk detay bilgileri toplanır. $W = \sum_{k=1}^{K} w_k$
- 4. Çoklu spektral görüntünün her bandına W detay bilgisi $F_k = I_0 + W$ ifadesindeki gibi eklenerek füzyon görüntüsü F elde edilir. F_k , k'ıncı bandı göstermektedir.

Ayrıştırma seviyesi, pankromatik ve çoklu spektral görüntülerin çözünürlüklerine göre belirlernir. Quickbird uydusundan elde edilen çoklu spektral görüntü, pankromatik görüntüden dört kat daha düşük çözünürlüğe sahip olduğu için pankromatik görüntünün çözünürlüğünü multispektral görüntünün çözünürlüğü ile aynı olması için ayrıştırma seviyesi iki olarak seçilmelidir.

2.3.3 AWLP (Orantılı toplamsal dalgacık L bileşeni)

AWLP yöntemi, Nunez ve diğ, (1999)'in önerdiği AWL (Additive Wavelet L component) yönteminin geliştirilmiş biçimidir. AWL yönteminde R, G ve B olmak üzere üç band ile füzyon işlemi gerçekleştirilmektedir. Çoklu spektral görüntünün üçden fazla banda sahip olması durumunda AWL yöntemi yetersiz kalmakta ve böylece bu eksiklik AWLP yöntemi ile giderilmektedir.

AWL yöntemi aşağıdaki gibi *N* bantlı görüntüler için ifade edilerek orantısal anlamına gelen Proportional AWL (AWLP) adını almaktadır.

Yöntemin adımları aşağıda belirtildiği gibidir:

- *M*_k, çoklu spektral görüntünün *k*'ıncı bandını göstersin. Tüm bandlar pankromatik görüntünün boyutuna getirilir.
- 2. Pankromatik görüntü I_0 , à trous ile ayrıştırılarak detay bilgisi w_k , k = 1,2,...,K elde edilir.
- 3. Çoklu spektral görüntünün her bandına w_k detay bilgisi denklem (2.8) ifadesindeki gibi eklenerek füzyon görüntüsü elde edilir. F_i , i'incı bandı göstermektedir.

$$F_i = MS_i + \frac{MS_i}{\left(\frac{1}{N}\right)\sum_{k=1}^N MS_k} \cdot \sum_{k=1}^n w_k$$
(2.8)

2.3.4 ATWT-CBD (ATWT – İçerik Tabanlı Karar Verme)

İçerik tabanlı karar verme (CBD) injeksiyon modelinin, ATWT yöntemine uyarlanmasıyla elde edilen pankeskinleştirme yöntemidir. ATWT-İçerik Tabanlı Karar (ATWT-CBD) modelinde, detay bilgisini çıkarmak için AWLP yöntemindeki gibi à trous dalgacık dönüşüm yöntemi kullanılır.

 G^{l} PAN görütüsünün boyutlarına örneklenmiş *l*'inci MS görüntüsünü ifade etsin ve A₂ PAN görüntüsünden elde edilen yaklaşım görüntüsü olsun.

$$\alpha_c^l(i,j) = \begin{cases} \min\left\{\frac{\sigma_{G^l}(i,j)}{\sigma_{A_2}(i,j)}, c\right\}, & \rho(i,j) \ge \theta^l \\ 0, & \rho(i,j) < \theta^l \end{cases}$$
(2.9)

CBD injeksiyon modelinde detay bilgisi doğrudan eklenmek yerine denklem (2.9)'daki α_c parametresiyle ağırlıklandırılarak eklenir. Bu işlem $W^l = \alpha_c^l(i, j) \cdot W_0, l = 1, ..., L$ denklemi ile yapılır. W_0 orjinal PAN görüntüsünden elde edilen 0'ıncı seviye detay bilgisini; W, MS bandlarına eklenecek ağırlıklandırılmış bilgiyi, L toplam band sayısını göstermektedir. α_c^l , l'inci band için elde edilen ağırlıklandırma parametresini göstermektedir. σ_{G^l} ve σ_{A_2} sırasıyla G^l ve A₂ görüntülerine ait lokal varyansları, $\rho(i,j)$ ise bunlar arasındki korelasyon katsayısını göstermektedir (Garzelli ve Nencini, 2005). Bütün yerel istatistikler NxN boyutlarındaki kayan pencere ile hesaplanır ve genellikle $7 \le N \le 11$ aralığına göre boyutlandırılır. θ l, l'inci banda ait eşik değeridir ve $0 < \theta^l \le 1$ aralığında değer alır. Bu değer her band için farklı

olmakla birlikte pencere boyutuna da bağlıdır. Her bir band için $\theta^{l} = 1 - \rho_{IP}$ ile hesaplanır. ρ_{IP} MS görüntünün l'inci bandı ile aynı boyutlara indirgenmiş PAN görüntüsü arasındaki global korelasyon katsayısını göstermektedir. Ayrıca nümerik açıdan oluşabilecek kararsızlıkları engellemek için $2 \le c \le 3$ arasında bir c katsayısı seçilir (Aiazzi ve diğ, 2004; Garzelli ve Nencini, 2005). Füzyon görüntüsü aşağıdaki denklemle elde edilir.

$$F^l = MS + W^l \tag{2.10}$$



3. SEYREK GÖSTERİLİMLER İLE PANKESKİNLEŞTİRME

Seyrek gösterilim kavramı kısaca bir y işaretinin, D matrisi ve x seyrek katsayılarının denklem (3.1)'deki gibi bir lineer kombinasyonu ile ifade edilebilmesidir.

Sözlük adı verilen $D = [d_1 d_2 \dots d_K] \in \mathbb{R}^{n \times K}$ matrisi K adet sütundan oluşmaktadır. Bu d_i sütunlarına atom da denilmektedir. Katsayı vektörü $x \in \mathbb{R}^K$, y işaretinin seyrek gösterilimidir. Böylece belirli koşullar altında y işareti y = Dx veya $y \cong Dx$ yaklaşık biçimiyle ifade edilebilir.

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{x}_1 \boldsymbol{d}_1 + \boldsymbol{x}_2 \boldsymbol{d}_2 + \dots + \boldsymbol{x}_K \boldsymbol{d}_K \tag{3.1}$$

Denklem (3.2) en basit haliyle bir seyrek gösterilim problemini ifade etmektedir. $\|\cdot\|_0, \ell^0$ normu göstermekte ve x vekötrünün sıfırdan farklı katsayılarının sayısını vermektedir.

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \text{ subject to } \mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x}$$
(3.2)

Ancak böyle kesin bir sonuca ulaşmak NP-Zor bir problem olarak ifade edilmektedir (Davis, 1997). Yani optimal hatanın sıfır olması koşulunda seyrek bir gösterilim bulmak zordur. Bu sebepten denklem (3.2)'yi çözmek yerine bunun yaklaşık çözümleri elde etmeye çalışılır. Yaklaşım çözümü bulan çeşitli takip algoritmatları vardır. Bunlardan bazıları Chen ve diğ. (1998)'deki Temel Takip (Basis Pursuit -BP), Mallat ve diğ. (1993)'daki Eşleme Takip (Matching Pursuit - MP) ve Chen ve diğ. (1989)'deki Dik Eşleme Takip (Orthogonal Matching Pursuit - OMP) algoritmalarıdır. Bunların en basit olanları MP ve OMP algoritmlarıdır (Aharon ve diğ, 2006). BP algoritması, ℓ^0 normu yerine ℓ^1 normunu kullanmaktadır.

3.1 OMP (Dik Eşleme Takip)

OMP algoritması, denklem (3.3) ve denklem (3.4)'de ifade edilen seyreklik problemlerinin yaklaşık çözümünü bulmayı hedefler. Bu denklemler sırasıyla seyreklik ve hata kısıtlı problemler olarak adlandırılırlar (Rubinstein ve diğ, 2008).

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_{2}^{2} \text{ subject to } \|\mathbf{x}\|_{0} \le \mathbf{T}$$
(3.3)

OMP algoritmasının her bir adımında sözlük atomları, kestirim hatasına (residual) en büyük iz düşümü sağlayacak biçimde seçilir. Sözlük atomlarının normalize edildiği varsayılır (Aharon, 2006).

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \text{ subject to } \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2^2 \le \epsilon$$
(3.4)

Algoritmanın sözde kodu (pseudo-code) Şekil 3.1)'de gösterildiği gibidir. *D* sözlüğü, y sinyali, seyreklik değeri *T* ve hedeflenen hata ϵ algoritmanın giriş parametrelerini oluşturmaktadır. Sözde kodun beşinci satırı seçim adımıdır. Bu adımda kestirim hatasının sözlük üzerine izdüşümü yapılarak en büyük değer seçilir ve bunun indeksi altınca satırdaki *I* değişkeninde depolanır. Yedinci satır dikleştirme adımıdır. (D₁)⁺, D₁ değişkeninin pseudoinverse biçimini ifade etmektedir. Sekizinci satırda kestirim hatası güncellenir ve dokuzuncu satırdaki hedeflenen hata değeri ile karşılaştırılır. Eğer hedeflenen hataya henüz ulaşılamadıysa seyreklik değeri *t* bir arttırılarak beşinci satıra dönülür tekrar hedefe ulaşmaya çalışılır. Hedef hataya ulaşıncaya kadar seyreklik *t* arttırılır.

1. Giriş : Sözlük D, sinyal y, seyreklik T, hedef hata ϵ 2. Çıkış: Seyrek katsayılar x 3. Başlangıç değerleri : $r_0 = y, t = 1$, 4. while t < T5. $\hat{k} = \operatorname{argmax}_k |D^T r_{k-1}|$ 6. $I = (I, \hat{k})$ 7. $x_k = (D_I)^+ y_k$ 8. $r = y - D_I x_I$ 9. If $||\mathbf{r}_k||_2^2 < \epsilon$ 10. break; 11. t = t + 112. end if 13. end while

Şekil 3.1 : OMP algoritması
3.2 K-SVD (K-Tekil Değer Ayrışım)

K-SVD eğitim yönteminin ismi Tekil Değer Ayrışım (Singular Value Decomposition ,SVD) yönteminden gelmektedir. K, SVD işlemin kaç defa gerçekleştirileceğini ifade etmektedir. K-SVD sözlük öğrenme, denklem (3.5) ifadesindeki minimizasyon problemiyle ilgilenir.

$$\min_{\mathbf{D},\mathbf{X}} \{ \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_{\mathrm{F}}^2 \} \text{ subject to } \forall i, \|\mathbf{x}_i\|_0 \le \mathrm{T}$$
(3.5)

İstenilen *T* seyreklik hedefine ulaşmak için yukarıdaki ifade minimize edilir. K-SVD eğitim yönteminin detaylı açıklamasını yapmadan önce kısaca nasıl çalıştığından bahsedilecektir. Öncelikle *D* sözlüğü sabit tutulur ve belirlenen bir takip algoritması ile katsayı matrisi *X* bulunur. Daha önce bahsedildiği gibi takip algoritması olarak OMP kullanılacaktır. Bu aşama seyrek kodlama (sparse-coding) olarak adlandırılır. İlk aşama tamamlandıktan sonra sözlük güncelleme olarak adlandırılan sonraki aşamaya geçilir. Bu aşamada tek bir anda sözlüğün yalnızca bir atomu güncellenir. *D* sözlüğünün *k*'ıncı d_k atomu hariç bütün atomlar sabit tutulur ve d_k atomu, bulunan yeni değeri ile değiştirilir. Ayrıcı bu atomun ilgili katsayı vektörü de elde edilen yeni değerler ile güncellenir.

F, Frobenius normu göstermek üzere denklem (3.5)'in ilk terimi aşağıdaki gibidir:

$$\|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_{\mathrm{F}}^{2} = \sum_{i=1}^{N} \|\mathbf{y}_{i} - \mathbf{D}x_{i}\|_{2}^{2}$$
(3.6)

Yukarıdaki ifadeden yola çıkarak denklem (3.7) ifadesindeki gibi N adet çözülmesi gereken problem biçiminde gösterilebilir. Bu aşama OMP algoritmasıyla çözülerek T seyreklik seviyesinde yaklaşık çözüm elde edilir.

$$\min_{\mathbf{x}_{i}}\{\|\mathbf{y}_{i} - \mathbf{D}\mathbf{x}_{i}\|_{2}^{2}\} \text{ subject to } \|\mathbf{x}_{i}\|_{0} \leq \mathrm{T}, \quad i = 1, 2, ..., \mathrm{N}$$
(3.7)

Denklem (3.6)'daki *DX* çarpımı *K* adet rank-1 matrisin toplamları şekline ayrılır. E_k , k'ıncı sütunu içermeyen *N* adet eğitim sinyaline ait hatayı belirtmektedir. SVD yöntemi, E_k değerine yakınsayan en yakın rank-1 matrisini bulmaya çalışır.

Denklem (3.8)'deki E_k , $w_k = \{i | 1 \le i \le K, \mathbf{x}_T^k(i) \ne 0\}$ koşuluna göre tekrar oluşturularak E_k^R elde edilir. E_k^R , SVD yöntemi ile $E_k^R = U\Delta V^T$ şeklinde ayrıştırılır.

$$\|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_{\mathrm{F}}^{2} = \left\|\mathbf{Y} - \sum_{j=1}^{K} d_{j} \boldsymbol{x}_{T}^{j}\right\|_{F}^{2} = \left\|\left(\mathbf{Y} - \sum_{j\neq k}^{K} d_{j} \boldsymbol{x}_{T}^{j}\right) - d_{k} \boldsymbol{x}_{T}^{k}\right\|_{F}^{2}$$

$$= \left\|\boldsymbol{E}_{k} - d_{k} \boldsymbol{x}_{T}^{k}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}$$
(3.8)

U matrisinin ilk sütununu güncellenmiş d_k vektörü, $\Delta(1,1)$ ile *V* matrisinin ilk sütununun çarpımı da \mathbf{x}_T^k katsayı vektörünü oluşturur. Böylece her adım her iterasyonda SVD değerinden elde edilen en güncel değerler kullanılarak hata minimize etmeye çalışılır.

3.3 SRDIP (Detay Enjeksiyonu ile Seyrek Gösterilim Pankeskinleştirme)

SRDIP (Sparse Representation with Details Injection Pansharpening) yöntemi Yin (2015) tarafından önerilmiştir. Yöntem kısaca, à trous dalgacık ile elde edilen detay bilgilerinin K-SVD ile eğitilip AWLP yöntemindeki gibi görüntüye enjekte edilmesinden ibarettir. Yöntemin akış diyagramı şekil (3.2)'de gösterilmektedir.



Şekil 3.2 : SRDIP yöntemi akış diyagramı

Akış diyagramını detaylı olarak anlatmadan önce her aşaması adım adım şöyledir:

- 1. ADIM : Çoklu spectral görüntü, bikübik interpolasyon ile pankromatik görüntünün boyutlarına getirilir. Bu görüntünün yoğunluk bileşeni bulunur ve pankromatik görüntü arasında histogram eşleme yapılır.
- 2. ADIM : Histogram eşlenmiş pankromatik görüntüsüne à trous dalgacık dönüşümü uygulanarak alçak frekans dalgacık düzlemi ve iki adet yüksek frekans dalgacık düzlemi elde edilir. Bu üç adet detay bilgisinden ayrı ayrı alınan örnekler K-SVD ile eğitilerek sözlük elde edilir.
- 3. ADIM : Birinci adımda elde edilen histogram eşlenmiş pankromatik görüntü, eğitilmiş sözlük yardımıyla yüksek ve alçak frekans görüntülere ayrıştırılır.
- 4. ADIM : Ayrıştırma sonucu elde edilen yüksek frekans görüntüsü AWLP yöntemindeki gibi orantılı olarak çoklu spektral görüntüye enjekte edilir.

Akış diyagramında MS, PAN, I,YF_i, AF, AFB, YFB_i, ve F kısaltmaları sırasıyla çoklu spektral görüntüyü, pankromatik görüntüyü, yoğunluk bileşeni, yüksek frekans görüntüsü, alçak frekans görüntüsü, alçak frekans bileşen görüntüsü, i'inci yüksek frekans bileşen görüntüsü ve füzyon görüntüsünü belirtmektedir. D_{AF} AFB'en elde edilen sözlüğü, her bir YFB'den elde edilen sözlükler Ψ ile ve bunların birleştirilmesi ile oluşturulan sözlük de D_{YF} ile gösterilmektedir.

$$I = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^{N} MS_i \right) \tag{3.9}$$

Şekil 3.2'de ifade edildiği gibi, yöntemin ilk aşamasında MS görüntünün boyutları bikübik interpolasyon (bicubic interpolation) yardımı ile arttırılarak PAN görüntüsünün boyutlarına eşitlenir. MS görüntüden elde ile elde edilen denklem (3.9) ifadesindeki *I* yoğunluk bileşeni ve PAN görüntüsü arasında histogram eşleme uygulanarak yeni PAN görüntüsü PANx elde edilir. Elde edilen bu görüntü ikinci aşamada à trous dalgacık dönüşümü ile AFB ve *N* adet YFB görüntülerine ayrıştırılır. Elde edilen bu görüntülerin herbiri K-SVD yöntemi ile eğitilerek D_{AF} ve D_{YF} sözlükleri elde edilir. Bunun için öncelikle AFB ve YFB_i görüntülerinden $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutlarında yamalar alınarak eğitim setleri oluşturulur. Y_L AFB görütüsünün, Y_{H_i} i'inci YFB görüntüsünün eğitim setlerini ifade etsin. Böylece $Y_L = \{y_{L}^k\}_{k=1}^M$ ve $Y_{H_i} = \{y_{H_i}^k\}_{k=1}^M (i = 1, 2, ..., N)$ olur. y_L^k ve $y_{H_i}^k$, Y_L ve Y_{H_i} eğitim setlerine ait k'ıncı vektörize edilmiş yamayı ifade etmektedir. Yamalar elde edildikten sonra $D_{AF} = \in \mathbb{R}^{nxm}$ ve $\psi_i = \in \mathbb{R}^{nxm}$ sözlükleri, bu eğitim setleri ile denklem (3.10) ve denklem (3.11)'daki optimizasyon problemlerine göre eğitilirler. *T* seyreklik seviyesini, belirtmektedir. x_L^k ve $x_{H_i}^k$ sırasıyla y_L^k ve $y_{H_i}^k$ eğitim vektörlerine ait seyrek katsayı vektörlerini ifade etmektedirler. İterasyon sayısı 50 olarak belirlenmiştir (Yin, 2015).

$$\min_{\boldsymbol{D}_{AF},\boldsymbol{X}_{L}} \{ \|\boldsymbol{Y}_{L} - \boldsymbol{D}_{AF}\boldsymbol{X}_{L}\|_{2}^{2} \} \text{ subject to } \forall \mathbf{k} \|\boldsymbol{X}_{L}^{k}\|_{0} \leq \mathbf{T}$$
(3.10)

Eğitim sonucunda Y_L 'den D_{AF} sözlüğü ve her bir Y_{H_i} 'den elde edilen eğitilmiş sözlükler birleştirilerek $D_{YF} = (\psi_1, ..., \psi_N) \in \mathbb{R}^{n \times Nm}$ sözlüğü elde edilir.

$$\min_{\boldsymbol{\psi}_{i},\boldsymbol{X}_{H_{i}}}\left\{\left\|\boldsymbol{Y}_{H_{i}}-\boldsymbol{\psi}_{i}\boldsymbol{X}_{H_{i}}\right\|_{2}^{2}\right\} \text{ subject to }\forall k\left\|\boldsymbol{x}_{H_{i}}^{k}\right\|_{0} \leq \mathsf{T}, \quad i=1,2,\ldots,\mathsf{N}$$
(3.11)

Üçüncü aşamada, birinci aşamada elde edilen PANx görüntüsü eğitilmiş sözlükler D_{AF} ve D_{YF} yardımıyla ayrıştırılır. À trous dalgacık yönteminde ayrıştırma seviyesi iki olduğu için iki adet yüksek frekans görüntüsü (N=2, *YF*₁ ve *YF*₂) ve böylece iki adet yüksek frekans sözlüğü elde edilir. Görüntülerden elde edilen her bir yama n = 64 olmak süzere $\sqrt{n} \times \sqrt{n} = 8 \times 8$ boyutlarında seçilmiştir. Böylece D_{AF} 64 × 64, D_{YF} 64 × 128 boyutlarında olurlar. Denklem (3.12)'deki hata kısıtlı seyreklik problemi OMP ile ayrıştırılarak AF ve YF görüntüleri elde edilir.

$$\min_{\boldsymbol{x}_{AF}^{i}, \boldsymbol{x}_{YF}^{i}} \left\| \boldsymbol{x}_{AF}^{i} \right\|_{0} + \left\| \boldsymbol{x}_{YF}^{i} \right\|_{0} \text{ subject to } \left\| \boldsymbol{y}^{i} - \left(\boldsymbol{D}_{AF} \boldsymbol{x}_{AF}^{i} + \boldsymbol{D}_{YF} \boldsymbol{x}_{YF}^{i} \right) \right\|_{2}^{2} \le \epsilon$$
(3.12)

Son adımda ise ayrıştırma sonucu elde edilen YF görüntüsü AWLP yöntemindeki gibi çoklu spektreal görüntüye enjekte edilerek füzyon görüntüsü elde edilir.

4. ÖNERİLEN YÖNTEM

À trous dalgacık dönüşümüyle elde edilen detay düzlemleri doğrudan, orantısal olarak ya da ağırlıklandırılarak eklenebilmektedir. Bu çalışmada à trous dalgacık dönüşümü ile seyrek yaklaşımlar birleştirilerek MS görüntüye eklenecek PAN detayları optimize edilecektir. Yöntem temel olarak aşağıdaki gibi verilebilir.

$$\min_{\mathbf{y},\boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{y} - \boldsymbol{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \text{ subject to } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \le T$$
(4.1)

Burada *x* dalgacık dönüşümü ile elde edilen detay düzlemleri, *y* optimizasyon sonucu elde edilen detay düzlemleri, λ ödünleşim parametresini, *D* sözlüğü, *a* seyrek katsayı vektörünü, *T* ise seyreklik parametresini temsil etmektedir. λ ise seyreklik oranını belirleyen regularizasyon parametresidir. Bu minimizazsyon ifadesini çözmek için şekil (4.1)'deki gibi bir algoritma önerilmektedir. Denklem (4.1)'de ilk terim, dalgacık dönüşümü ile elde edilen detayların orjinal detaylara yakınsamasını kontrol ederken, ikinci terim detayların seyrek olmasını sağlamaktadır ve λ ise bunların arasındaki ödünleşimi göstermektedir. λ değeri arttıkça detayların seyrekliği artmakta, ancak sonuç à trous ile elde edilen detaylardan uzaklaşmaktadır. λ 'nın daha küçük değerleri ise dalgacık dönüşümü ile elde edilen başlangıçtaki değere yakınsamasına ve AWLP ile aynı füzyon sonucunun elde edilmesine sebep olmaktadır.

- 1. Giriş parametreleri : D sözlük, T seyreklik, λ katkı, K iterasyon, ϵ_0 hata eşik
- 2. **Başlangıç değerleri** : k = 0, hata = 1, $y_0 = x$
- 3. **while** k < K ve hata $> \epsilon_0$
- 4. k = k+1
- 5. $\widehat{\boldsymbol{\alpha}} = \min_{\alpha} \|\boldsymbol{y}_{k-1} \boldsymbol{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2$ subject to $\|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq T$
- 6. $\hat{y}_k = D\hat{\alpha}$
- 7. $\mathbf{y}_k = \frac{\mathbf{x} + \lambda \hat{\mathbf{y}}_k}{1 + \lambda}$

8. $hata = \frac{\|x - y_k\|}{\|x\|}$ 9. end while 10. Çıktı : y_k

Şekil 4.1 : (4.1) denkleminin minimizasyonu için iteratif yöntem

Bu algoritma, füzyon yönteminin önemli bir adımını teşkil ettiği için detaylı bir şekilde adım adım aşağıda açıklamak gerekmektedir.

D sözlük matrisini, T seyreklik miktarını, λ seyrekliğin hangi oranda ekleneceğini ifade eden katkı parametresini, K iterasyon sayısını, ϵ_0 hata eşik değerini göstermek üzere, algoritmanın giriş parametrelerinin oluşturmaktadırlar. Bir önceki iterasyon k-1, o anki iterasyon ise k ile gösterilmektedir. k değerinin başlangaıç değeri sıfır olmak üzere her döngüde birer arttırılmaktadır. Aynı şekilde hata paramtresine de başlangıç olarak yeterince büyük bir değer (hata=1) verilmiştir. y vektörünün başlangıç değeri y_0 vektörüne de başlangıç için x detay vektörü atanmıştır. Algoritmanın beşinci satırında önceden belirlenen bir T seyrekliğe karşılık bir takip algoritmasıyla çözülerek altınca adımdaki yaklaşık ifade elde edilir. Katsayı vektörü α 'nın takip algoritması kullanılarak elde edilen seyrek biçimi $\hat{\alpha}$ 'nın bir D sölüğü ile carpılmasıdır. Yedinci satırda, $\lambda = 0$ olduğu durumda seyrekliğin etkisi dikkate alınmamaktadır. Bu değer sonsuza gittikçe, yalnızca altıncı adımda bulunan seyrek ifadenin ekleneceğini belirtir. Uygun bir λ değeri, detay görüntüleri ve bunların seyrek biçimleri arasında en iyi ödünleşim sağlayacaktır. Sekizinci satırda önceden belirlenen ϵ_0 hata eşik değerine ulaşılamadığı durumda, bu eşik değerine ulaşıncaya kadar *K* defa koşturulur.

Algoritmadaki $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^{2n}$ minimize edilecek *k*'ıncı vektörü göstermektedir ve detay görüntüleri YF₁ ve YF₂'den elde edilen yamalar birleştirilerek oluşturulmaktadır. Böylece, algoritmanın beşinci adımında gösterilen seyreklik kısıtlı problem ifadesindeki, seyrekliği bulunacak vektör $\mathbf{y} = ((\mathbf{y}_{YF_1})^T, (\mathbf{y}_{YF_2})^T)^T$, sözlük $\mathbf{D} = ((\mathbf{D}_{YF_1})^T, (\mathbf{D}_{YF_2})^T)^T$ ve katsayı vektörü $\boldsymbol{\alpha} = ((\boldsymbol{\alpha}_{YF_1})^T, (\boldsymbol{\alpha}_{YF_2})^T)^T$ ile gösterilirler. α, y_{YF_1} ve y_{YF_2} için ortak katsayı vektörünü ifade etmektedir. Bu problem çözmek için, hızlı ve basitlik olması sebebiyle OMP algoritması kullanılacaktır.



Şekil 4.2 : Önerilen yöntemin akış diyagramı

Önerilen pankeskinleştirme yöntemin tüm adımları detaylı bir biçimde aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- ADIM : Çoklu spectral görüntü, bikübik interpolasyon ile pankromatik görüntünün boyutlarına getirilir. Bu görüntünün yoğunluk bileşeni bulunur ve pankromatik görüntü arasında histogram eşleme yapılır.
- 2. ADIM : Histogram eşlenmiş pankromatik görüntüye à trous dalgacık dönüşümü uygulanarak YF₁ ve YF₂ olmak üzere iki adet dalgacık düzlemi elde edilir. Bu görüntülerden rastgele örnekler alınarak $D_{YF_1} \in \mathbb{R}^{nxm}$ ve $D_{YF_2} \in \mathbb{R}^{nxm}$ sözlükleri elde edilir. Sözlükler rastgele örnekler alınarak oluşturulabileceği gibi denklem (3.5)'deki K-SVD eğitim yöntemi ile daha iyi temsil eden sözlükler oluşturulabilir. Bu çalışmada hem eğitilmemiş hem de K-SVD ile eğitilmiş sözlükler kullanılacaktır.

Öncelikle YF1 ve YF2 detay görüntülerinden birer adım ötelemeyle $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ boyutlarında yamalar alınıp ve sonra sütun vektörü haline getirilerek vektör setleri oluşturulur. Görüntülerden elde edilen her bir yama n = 64

olmak süzere $\sqrt{n} \times \sqrt{n} = 8 \times 8$ boyutlarında ve sözlüklerin atom sayısı m = 256 seçilmiştir. Y_1 YF₁ görütüsünün, Y_2 YF₂ görüntüsünün vektör setlerini ifade etsin. Böylece $Y_1 = \{y_{YF_1}^k\}_{k=1}^M$ ve $Y_2 = \{y_{YF_2}^k\}_{k=1}^M$ olur. Bunlar birleştirilerek $Y = ((Y_1)^T, (Y_2)^T)^T$ gibi 128 × *M* boyutlarında tek bir sütun matrisi haline getirilirler. M, toplam yama sayısını göstermektedir. Ayrıca sözlük D_{YF_1} ve $D_{YF_2} 64 \times 256$ boyutlarında ve böylece 128 × 256 boyutlarında $D = ((D_{YF_1})^T, (D_{YF_2})^T)^T$ sözlüğü meydana gelir.

- ADIM : İkinci adımda elde edilen sözlük, şekil (4.1)'deki algoritmanın giriş parametresidir. Algoritma çıktı olarak seyreklik katkılı yeni detay görüntüsü vermektedir.
- ADIM : Üçüncü adımda algoritmanın çıkışında elde edilen seyreklik katkılı detay bilgileri, MS görüntüsüne AWLP yöntemindeki gibi enjekte edilirek füzyon görüntüsü elde edilir.

5. TEST SONUÇLARI

Quickbird uydusu 18 Ekim 2001 tarihinde fırlatılmıştır. Bu tarihte en yüksek tarama genişliği, en fazla veri depolama kapasitesi ve en yüksek uzamsal çözünürlüğüne sahip ticari uydu olmuştur. 0.61 m çözünürlüğe sahip pankromatik görüntü, 2.4 m çözünürlüklü çoklu spektral görüntü sağlamaktadır. Çoklu spektral görüntü mavi, yeşil, kırmızı bandlar ve kızılötesi bandından oluşmaktadır. Quickbird uydusuna ait teknik bilgiler çizelge (5.1)'de verilmektedir (GLCF, 2014).

Bu çalışmada kullanılan görüntüler Quickbird uydusundan elde edilmiş olup, Hindistan'daki Sundarbans bölgesinden 2003 yılında elde edilmiştir.

Fırlatılma Tarihi		18 Ekim 2001		
Operasyon S	üresi	2014 yılına ortasına kadar		
Yörünge açıs	51	97.2 derece, güneş senkronlu		
Yörünge hız	1	7.1 km/saniye		
Yükseklik		450 km		
Yörünge zan	nanı	93.5 dakika		
Uzamsal Çözünürlük		Pankromatik : 1m Çoklu spektral : 4m		
PankromatikMavi bandSpektral AralıkYeşil bandKırmızı bandYakın Kızılötesi		0.450 – 0.900 mm 0.450 – 0.520 mm 0.520 – 0.600 mm 0.630 – 0.690 mm 0.760 – 0.900 mm		
Yörünge Döngüsü		1 - 3.5 gün (enleme göre değişiyor)		
Tarama Gen	işliği	16.5 km		
Radyometrik	çözünürlük	Pankromatik, Çoklu Spektral: 11 bit		

Çizelge 5.1 : Quickbird uydusu teknik özellikleri

5.1 Kalite Değerlendirme Ölçütleri

Füzyonu sonucu elde edilen görüntünün değerlendirilmesi görsel ve nicel açıdan gerçekleştirilir. Görsel değerlendirmede füzyon görüntüsü, pankromatik ve multispectral görüntüler ile görsel olarak karşılaştırılır. Elde edilen görüntüdeki renk bozulmaları incelenir. Ayrıca uzamsal kalitenin değerlendirilebilmesi için keskinlik, gürültülü bölgelerin varlığı, kaybolmuş mekansal detaylar, bina ve yol gibi nesnelerdeki geometrik bozulmalar görsel değerlendirme açısından bir ölçüt olarak kullanılırlar (Gungor, 2008).

Füzyon görüntüsünde meydana gelen spektral ve mekansal bozulmaları nicel açıdan değerlendirilirken çeşitli sayısal ölçütler kullanılmaktadır. Gerçek veri ve sentetik veri deneyi olmak üzere iki farklı nicel değerlendirme şekli vardır. Gerçek veri deneyinde, düşük uzumsal çözünürlüğe sahip çoklu spektral görüntü ile yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip pankromatik görüntünün füzyonu sonucu elde edilen yüksek çözünürlüklü çoklu spektral görüntüyü karşılaştıracak bir referans görüntüsü olmadığı için Luclano ve diğ. (2008) tarafından geliştirilen "referans görüntüsü olmadan kalite" anlamına gelen QNR (Quality with no referans) ölçütü kullanılmaktadır. Sentetik veri deneyi ise Wald ve diğ. (1997)'nin geliştirdiği bir değerlendirme biçimidir. Bu değerlendirme yöntemine göre, örneğin Quickbird uydusundan elde edilen 2.8m çözünürlüklü çoklu spektral görüntü ve 0.7m çözünürlüklü pan görüntüsü alçak geçiren filtreden geçilir ve sonra her iki görüntünün boyutları ¹/₄ oranına indirgenir. Böylece 11.2-m çözünürlüklü çoklu spektral ve 2.8-m cözünürlüklü pankromatik görüntü elde edilmiş olur. Bunların füzyonu sonucu 2.8-m çözünürlüklüklü görüntü 2.8-m çözünürlüklü orjinal çoklu spektral görüntü ile karşılaştırılabilir hale gelir.

Sentetik verinin değerlendirilmesi için Korelasyon Katsayısı (CC, Correlation Coefficient), Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası (ERGAS, Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse), Spektral Açısal Haritalama (SAM, Spectral Angular Mapping), Göreceli Ortalama Spektral Hata (RASE, Relative Average Spectral Error) ve Q4 ölçütleri yaygın olarak kullanılan ölçütlerdir. Bunlar, görüntüleri spektral açıdan değerlendirmek için kullanılırken, uzamsal açıdan değerlendirmek için is Uzamsal ERGAS (SERGAS, Spatial ERGAS) ölçütü kullanılmaktadır. Bu ölçütlerin detaylı açıklamaları ileride yapılacaktır.

5.1.1 CC (Korelasyon Katsayısı)

Refernas görüntü ile füzyon görüntüsü arasındaki spectral özelliklerdeki benzerliği hesaplar. Orjinal görüntü ile füzyon görüntüsü arasındaki korelasyon ilişkisi

$$CC = \frac{\sum (X - \overline{X})(Y - \overline{Y})}{\sqrt{\sum (X - \overline{X})^2} \sum (Y - \overline{Y})^2}$$
(5.1)

ifadesiyle verilir. X ve Y sırasıyla çoklu spektral ve füzyon görüntülerini, \overline{X} ve \overline{Y} ise bunların ortalama değerini göstermektedir. Füzyon görüntüsü çoklu spektral görüntüye ne kadar benzerse sonuç da 1 değerine yaklaşmaktadır.

5.1.2 SAM (Spektral Açısal Haritalama)

SAM ölçütü, iki görüntüye ait spektral vektörler arasındaki açının mutlak değerini gösterir. Eğer bu vektörler arasındaki açı sıfır değerine eşit olduğu taktirde bu iki görüntü arasında spectral bozulma olmadığı söylenir (Alparone, 2008).

X multispektral, Y füzyon görüntü, u_X X'e ait spektal vektör, u_Y Y'ye ait spectral vektör olsun. Böylece SAM değeri aşağıdaki biçimde hesaplanır:

$$SAM = \arccos\left(\frac{\langle \boldsymbol{u}_X, \boldsymbol{u}_Y \rangle}{\|\boldsymbol{u}_X\|_2 * \|\boldsymbol{u}_Y\|_2}\right)$$
(5.2)

5.1.3 RMSE (Ortalama Karsel Hatanın Karekökü)

Orjinal görüntü ile füzyon görüntüsü arasındaki RMSE aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$RMSE(i) = \frac{1}{P} \sqrt{\sum_{k=1}^{P} (MS_i(k) - F_i(k))^2}$$
(5.3)

P, toplam piksel sayısını; RMSE(i), i'inci bandın RMSE değerini; MS_i ve F_i sırasıyla multispektral ve füzyon görüntülerin i'inci bandını temsil etmektedir.

5.1.4 RASE (Göreceli Ortalama Spektral Hata)

Ranchin ve Wald (2002), füzyon görüntüsünün spektral kalitesini ölçmek için RMSE ve ortalama kullanarak RASE ölçütünü önermiştir. Hesaplanan RASE değeri sıfıra

yaklaştıkça karşılaştırılan görüntülerin birbirine benzerliği artmaktadır. Aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$RASE = \frac{100}{M} \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{i=1}^{B} RMSE(i)}$$
(5.4)

B, band sayısını göstermek üzere RMSE ölçütü (5.3)'deki ifade ile hesaplanır. M, çoklu spectral görüntünün bandlarının ortalamasıdır.

5.1.5 ERGAS (Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası)

RASE ölçütü çözünürlük farklılığını dikkate almamaktadır. Bu nedenden, Wald (2002) bu eksikliği gidermek için ERGAS ölçütünü önermiştir. Matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir:

$$ERGAS = 100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{b=1}^{B} \left(\frac{RMSE(b)}{MEAN(b)}\right)^{2}}$$
(5.5)

(5.5)'deki denklemde *h* ve *l* sırasıyla pankromatik ve multispectral görüntülerin uzamsal çözünürlüğünü göstermektedir. Bu oran QuickBird görüntüleri için 1/4 olacaktır. B, multispectral görüntünün toplam band sayısını; *RMSE*(b), orjinal görüntü ve füzyon görüntüsünün b'inci bandlarının ortalam karesel değeri; *MEAN*(b), b'inci bandın ortalamasını ifade etmektedir.

5.1.6 Q4

Q4, Wang ve Bovik, (2002) tarafından önerilen Q görüntü kalite indeksinin geliştirilmiş bir biçimidir (Alparone ve diğ, 2004).

İki görüntü arasındaki Q indeksi

$$Q = \frac{4\sigma_{xy}\overline{xy}}{\left(\sigma_x^2 + \sigma_y^2\right)(\overline{x}^2 + \overline{y}^2)}$$
(5.6)

ile ifade edilir. Burada x ve y test görüntülerini temsil etmek üzere, \bar{x} ve \bar{y} ortalama değerleri, σ_{xy} ise x ve y arasındaki kovaryans göstermektedir. σ_x ve σ_y sırasıyla x ve y görüntülerinin varyans değerleridir. Denklem (5.6) hesaplanırken tüm görüntüyü

kullanmak yerine, görüntüden elde edilen N x N boyutlarındaki yamalar kullanılır ve bunların ortalaması alınır. Q değeri [-1,1] aralığında değişir ve x = y olması durumunda en iyi değerini (Q=1) alır.

Q4 indeksinin temelini kuaterniyonlar oluşturmaktadır. Bunlar basitçe hiperkompleks sayılardır. Kuaterniyon, bir spektral vektörü temsil etmek üzere; a,b,c ve d katsayıları verilen banddaki piksel gri değerleri; i,j ve k imajiner birimleri aşağıdaki kuaterniyon ifadesini oluşturur.

$$z = a + bi + cj + dk \tag{5.7}$$

İmajiner birimler arasında aşağıdaki gibi bir ilişki vardır:

$$i^{2} = j^{2} = k^{2} = ijk = -1$$

 $ij = k, ji = -k$
 $ki = j, ik = -j$
 $jk = i, kj = -i$
(5.8)

Denklem (5.7)'nın kompleks konjugesi

$$z^* = a + bi + cj + dk \tag{5.9}$$

$$z_{1} = a_{1} + b_{1}i + c_{1}j + d_{1}k$$

$$z_{2} = a_{2} + b_{2}i + c_{2}j + d_{2}k$$
(5.10)

Denklem (5.10)'daki z_1 ve z_2 ifadeleri sırasıyla multispectral ve füzyon görüntülere ait spektral vektörler olmak üzere, iki kuaterniyon arasındaki kovaryans

$$\sigma_{z_1 z_2} = E[(z_1 - \bar{z}_1)(z_2 - \bar{z}_2)^*] = E[z_1 z_2^*] - \bar{z}_1 \bar{z}_2^*$$
(5.11)

denklemiyle gösterilir. Burada $\bar{z}_1 = E[z_1]$ ve $\bar{z}_2^* = E[z_2^*]$ beklenen değerleri belirtmektedir.

Böylece Q4 indeksi aşağıdaki biçimde ifade edilir:

$$Q4 = \frac{4\left|\sigma_{z_1 z_2}\right| \cdot \left|\overline{\mathbf{z}_1}\right| \cdot \left|\overline{\mathbf{z}_2}\right|}{\left(\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2\right) \cdot \left(|\mathbf{z}_1|^2 + |\mathbf{z}_2|^2\right)}$$
(5.12)

Bu ifade üç bileşenin çarpımı olarak da gösterilebilir:

$$Q4 = \frac{|\sigma_{z_1 z_2}|}{\sigma_{z_1} \sigma_{z_2}} \cdot \frac{2\sigma_{z_1} \sigma_{z_2}}{(\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2)} \cdot \frac{|\overline{\mathbf{z}_1}||\overline{\mathbf{z}_2}|}{(|\mathbf{z}_1|^2 + |\mathbf{z}_2|^2)}$$
(5.13)

 $|\cdot|$ modül operatörünü belirtir. Örnek olarak, $|z_1| = \sqrt{z_1 z_1^*} = \sqrt{a_1 + b_1 + c_1 + d_1}$. Q4 indeks değeri [0,1] aralığında değişir ve en iyi değeri 1'dir.

5.1.7 QNR (Referans Gerektirmeden Kalite)

QNR metriği, yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip referans çoklu spektral görüntüye ihtiyaç duymaksızın füzyon görüntüsünün kalitesini değerlendirir (Khan ve diğ, 2009).

QNR, D_{λ} spectral bozulma metriği ve D_s uzamsal bozulma metriği olmak üzere denklem (5.14)'deki gibi ifade edilmektedir. En yüksek 1 değerini alır. Bu da bozulmanın olmadığı yani D_{λ} ve D_s ölçütlerinin sıfıra eşit olduğu duruma karşılık gelir.

$$QNR = (1 - D_{\lambda}) \cdot (1 - D_{s})$$
(5.14)

Spektral bozulma metriği D_{λ} , düşük çözünürlüklü çoklu spektral görüntü ve füzyon görüntüleri arasında hesaplanır. Matematiksel ifadesi denklem de gösterildiği gibidir.

$$D_{\lambda} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{l=1}^{N} \sum_{k=1, k \neq l}^{N} |Q(M_l, M_k) - Q(F_l, F_k)|$$
(5.15)

M ve F sırasyıla düşük çözünürlüklü çoklu spektral ve füzyon görüntüleridir. N ise band sayısıdır. ve Uzamsal bozulma metriği D_s ise çoklu spektral görüntü bandları ve pankromatik görüntü arasında denklem d ifade edildiği gibi hesaplanır.

$$D_{s} = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^{N} |Q(M_{l}, P_{L}) - Q(M_{l}, P_{H})|$$
(5.16)

M, $P_{\rm L}$ ve $P_{\rm H}$ sırasıyla çoklu spektral bandı, düşük çözünürlüklü pankromatik görüntüyü, yüksek çözünürlüklü pankromatik görüntüyü ifade etmektedirler. N, band sayısını göstermektedir.

5.1.8 SERGAS (Uzamsal ERGAS)

Spektral değerlendirme ölçütü ERGAS denkleminin değiştirilmesiyle spatial ERGAS (SERGAS) adını almaktadır (Lillo-saavedra ve diğ, 2005). Denklem (5.3)'deki RMSE ifadesi denklem (5.17)'deki ifadeye dönüştürülerek hesaplanır.

$$RMSE(i) = \frac{1}{P} \sqrt{\sum_{k=1}^{P} (PAN(k) - F_i(k))^2}$$
(5.17)

P toplam piksel sayısını, PAN pankromatik görüntüyü, F füzyon görüntüsünü temsil etmektedir.

5.2 Gerçek Veri Sonuçları

5.2.1 İterasyon ve hata parametresine bağlı sonuçlar

İterasyon parametresi K, sırayla 1, 5, 10 olmak üzere değiştirilip sonuçlar incelenmiştir. Ancak iterasyonun artması hata değerinde önemli bir değişikliğe sebep olmamıştır. K parametresine göre elde edilen sonuçlar şekil (5.1)'deki gibidir. Bunlara ait değer çizelge (5.2)'de gösterilmektedir.



Şekil 5.1 : İterasyon sayısına bağlı grafiksel sonuçlar

Çizelge 5.2 : İterasyona	bağlı ölçüt değerleri
---------------------------------	-----------------------

İterasyon sayısı	QNR	\mathbf{D}_{λ}	D _s
1	0,929407	0,043988	0,027828
5	0,92943	0,04396	0,027833
10	0,92943	0,04396	0,027834

Hata parametresi $\epsilon_{0,}$ 0.01, 0.0001, 0.00001 değerlerine karşılık sonuçlar incelendiğinde ölçütlerde önemli bir değişikliğe sebep olmadığı şekil (5.2)'deki grafiklerde ve çizelge (5.3) görülmektedir.

Hata ve iterasyon parametresinin ölçüt değerlerine önemli bir etkisi olmadığı için füzyon sonuçlarında iterasyon K=1 alınmış ve hata eşik değeri kullanılmamıştır.



Şekil 5.2 : Hata değerine bağlı grafiksel sonuçlar

Hata değeri	QNR	D_{λ}	D _s
0.1	0,929319	0,044046	0,027862
0.001	0,929337	0,044022	0,027867
0.00001	0,929337	0,044022	0,027867

Çizelge 5.3 :	Hata	değerine	bağlı	ölçüt	değerleri
---------------	------	----------	-------	-------	-----------

5.2.2 Lambda ve seyreklik parametresine bağlı sonuçlar

Önerilen yöntemdeki seyreklik parametresi ve seyrekliğin hangi oranda katkıda bulunacağını belirleyen λ parametresinin, ölçütleri nasıl etkilediğini incelemek için

şekil (5.4)'deki MS görüntüsü kullanılarak elde edilen grafikler şekil (5.3)'de gösterilmektedir. Grafikler, seyrekliğin 1,6 ve 10 olduğu durumlarda λ parametresine bağlı değişim sonuçlarını göstermektedirler. Buna göre, seyreklik azaldıkça (grafikte sağa doğru) uzamsal kalite artmakta ancak spektral kalite azalmaktadır. λ parametresinin belli bir değere kadar artmasıyla birlikte QNR ve spectral ölçüt D_{λ} iyileşmekte ancak uzamsal ölçüt D_s kötüleşmektedir. Aralarındaki bu ödünleşimi en iyi sağlayan değerlerin seyreklik için 3 - 6 arasında, λ için 0.4 - 0.6 arasında olduğu yaklaşık olarak belirlenmiştir.

Önerilen yöntemi diğer yöntemler ile karşılaştırabilmek için $\lambda = 0.4$, seyreklik = 3 seçilerek dört farklı görüntüye daha uygulanmıştır. Diğer yöntemlerin füzyon sonuçlarıyla birlikte görsel açıdan değerlendirebilmek için şekil (5.4), (5.5), (5.6), (5.7), (5.8)'de sunulmuştur. Bu füzyon görüntülerine ait ölçüt değerleri ise çizelge (5.4), (5.5), (5.6), (5.7), (5.8)'de gösterilmektedir.

Şekillerdeki orjinal MS görüntülerinde yeşil renk ile gösterilen bölgeler füzyon sonuçlarında büyütülerek kırmızı renkli karelerle gösterilmiştir. Böylece sonuçlar daha iyi yorumlanabilecektir. Ayrıca çizelgelerdeki en iyi ölçüt değerleri kalın yazı tipiyle gösterilmiştir.



Şekil 5.3 : Lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafikler

GIHS füzyon sonuçları test görüntülerinin hepsinde diğer yöntemlere göre bulanıklığa sebep olmadan daha keskin görüntüler sahiptir. Ancak, özellikle ağaçların renkleri gerçeğe yakın değildir. Çizelgelerdeki spektral ölçüt sonuçları da diğer yöntemlerin çok gerisinde kalmıştır. ATWT-CBD çatı bölgelerinde daha keskin sonuçlar verirken ağaçlar gib küçük detayların olduğu yerlerde görüntü kayıplarına sebep olmaktadır.

ATWT yötemi detayları doğrudan eklediğinden AWLP, SRDIP ve önerilen yönteme göre her zaman en iyi uzamsal ölçütlere sahip olmakla birlikte detaylar da daha keskindir.

Şekil (5.4)'de ATWT-CBD en iyi QNR ve spektral değere sahip olsada yeşil alanlardaki kayıplar açıkça görülmektedir. Şekil (5.3)'de ATWT, AWLP ve önerilen yöntemin füzyon sonuçlarında, binalar ve arabaların detayları birbirine çok yakındır. Önerilen yöntem en iyi spektral değere sahiptir. Şekil (5.6)'da kırmızı ile büyütülmüş alanda ATWT-CBD'nin bilgi kayıplarına sebep olduğu açıkça görülmektedir. GIHS ise spektral özelliklerden ödün vererek fazla detay bilgisi eklediğinden keskin sonuçlar orataya çıkımıştır. Önerilen yöntemin bu bölgedeki sonuçları ise daha yumaşak geçişlere sahip olmuştur. Şekil (5.7)'de kırmızı ile büyütülmüş bölgelerde önerilen yöntem, AWLP, ATWT, SRDIP yöntemlerinden daha umuşak geçişli detaylara sahiptir. Diğer bölgelerde özellikle ağaçlarda, önerilen yöntemin daha az detay ekleyerek ağaçlardaki nokta nokta şeklindeki serpiştirmelerin azaldığı görülmektedir.

SRDIP yöntemi uzamsal değeri AWLP'ye göre iyileştirirken spektral değeri de kötüleştirmektedir. Ancak önerilen yöntem eğitilmemiş sözlük kullanıldığında spektral ve uzamsal değerler arasındaki ödünleşimi daha iyi sağlamaktadır. AWLP uzamsal değerlerlerine göre miktar kötüleşirken spektral değer açısından iyileşme daha fazla olmaktadır. Önerilen yöntem ile elde edilen füzyon görüntüler AWLP ile elde edilenlere göre bir miktar bulanıklığa sebep olsa da detaylarda belirgin kayıplar yoktur. Önerilen yöntemi eğitilmiş sözlük uzamsal çözünürlüğü iyileştirmek ve spektral çözünürlüğü kötüleştirmek yönünde ödünleşime sebeb olmaktadır. Ancak eğitilmiş sözlük ile eğitilmemiş sözlük arasında görsel açıdan farklılıkları ayırt etmek zordur. Şekil (5.4) için eğitilmiş sözlük oluşturulurken, yaklaşık olarak 50 iterasyonda yakınsadığı için diğer tüm görüntürlerde de bu iterasyon sayısı kullanılmıştır.



Şekil 5.4 : Birinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orjinal PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerilen-eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş

QNR	Dλ	Ds
0,681446	0,30918	0,013558
0,913132	0,06839	0,019835
0,940408	0,017082	0,043248
0,919294	0,05752	0,024601
0,91657	0,062013	0,022825
0,93291	0,039468	0,028757
0,92753	0,046284	0,027457
	QNR 0,681446 0,913132 0,940408 0,919294 0,91657 0,93291 0,92753	QNRDλ0,6814460,309180,9131320,068390,9404080,0170820,9192940,057520,916570,0620130,932910,0394680,927530,046284

Çizelge 5.4 : Birinci gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri



Şekil 5.5 : İkinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orjinal PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerilen-eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş

	Çizelge 5	5.5 :	İkinci	gerçek	test g	örüntüsüne	ait	ölçüt	değerleri
--	-----------	-------	--------	--------	--------	------------	-----	-------	-----------

Yöntem	QNR	Dλ	Ds
GIHS	0,877565	0,115965	0,007318
ATWT	0,987972	0,009095	0,00296
ATWT-CBD	0,986918	0,003771	0,009346
AWLP	0,989023	0,007881	0,00312
SRDIP	0,988674	0,009135	0,002211
Önerilen(eğitilmemiş)	0,993630	0,001282	0,005094
Önerilen(eğitilmiş)	0,993484	0,002122	0,004403



Şekil 5.6 : Üçüncü gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orjinal PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerilen-eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş

Yöntem	QNR	Dλ	Ds
GIHS	0,590941	0,352019	0,088027
ATWT	0,880991	0,066318	0,056434
ATWT-CBD	0,845819	0,057532	0,102549
AWLP	0,902911	0,037687	0,061729
SRDIP	0,896964	0,040723	0,064958
Önerilen(eğitilmememiş)	0,916309	0,012594	0,072004
Önerilen(eğitilmiş)	0,912294	0,021327	0,067826

Çizelge 5.6 : Üçüncü gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri





Cizelge	5.7:	Dördüncü	gerçek	test	görüntüsüne	ait	ölçüt	değerleri
, 0			\mathcal{O} ,		0		,	\mathcal{O}

Yöntem	QNR	Dλ	Ds
GIHS	0,691197	0,29675	0,017137
ATWT	0,920993	0,06259	0,017512
ATWT-CBD	0,942948	0,01795	0,039815
AWLP	0,927866	0,05306	0,020137
SRDIP	0,925357	0,05686	0,018848
Önerilen(eğitilmemiş)	0,94441	0,03252	0,023845
Önerilen(eğitilmiş)	0,938331	0,03976	0,022815



Şekil 5.8 : Beşinci gerçek test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orijinal PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerilen-eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş

Yöntem	QNR	Dλ	Ds
GIHS	0,622026	0,364228	0,021622
ATWT	0,88767	0,100692	0,012941
ATWT-CBD	0,92444	0,029987	0,046982
AWLP	0,91495	0,063373	0,023144
SRDIP	0,915044	0,06395	0,022441
Önerilen(eğitilmemiş)	0,933114	0,04107	0,026922
Önerilen(eğitilmiş)	0,926424	0,049098	0,025742

Çizelge 5.8 : Beşinci gerçek test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

5.3 Sentetik Veri Sonuçları

5.3.1 İterasyon ve hata parametresine bağlı sonuçlar

Gerçek test sonuçlarında iterasyon ve hata parametresinin ölçütlere etkisi incelendiği gibi sentetik açıdan da sonuçların değerlendirilmesi gerekmektedir. İterasyon parametresi K, sırayla 1, 5, 10 olmak üzere değiştirilip sonuçlar grafiksel olarak Şekil 5.9)'da belirtilmiştir. Grafikte yalnızca CC, Q4, ERGAS ve SERGAS gösterilmektedir. Diğer parametrelere ait değerler çizelge (5.9)'da gösterilmektedir. Hata parametresine ait değerler ise çizelge (5.10)'da verilmektedir. İterasyonun hem sentetik hem de gerçek test sonuçlarında hata değerinde önemsenmeyecek miktarda küçük değişikliklere sebep olmuştur.



Şekil 5.9 : İterasyon sayısına bağlı grafiksel sonuçlar

İterasyon sayısı	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
1	0,86245	0,79427	3,30771	13,27784	2,10469	9,00250
5	0,86245	0,79427	3,30769	13,27775	2,10469	9,00259
10	0,86245	0,79427	3,30768	13,27774	2,10469	9,002593

Cizelge 5.9 : İterasyon parametresine ait ölçüt değerleri

Hata değeri	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
0.1	0,86223	0,79421	3,30980	13,28901	2,10469	9,00326
0.001	0,86223	0,79421	3,30977	13,2889	2,10469	9,00337
0.00001	0,86223	0,79421	3,30977	13,2889	2,10469	9,00337

Çizelge 5.10 : Hata parametresine bağlı ölçüt değerleri

5.3.2 Lambda ve seyreklik parametresine bağlı sonuçlar

Sentetik değerlendirme yönteminde gerçek görüntülerin kullanılmasının aksine bu görüntülerin indirgenmiş biçimleri kullanılır. Sentetik değerlendirme için kullanılan MS ve PAN görüntüleri sırasıyla 256 x 256 ve 1024 x 1024 boyutlarında olup, bunların indirgenmesiyle 64 x 64 boyutlarında MS ve 256 x 256 boyutlarında PAN görüntüsü elde edilir. Füzyon sonuçlarını değerlendirmek için şekil (5.9), (5.10) ve (5.11)'de gösterildiği gibi üç farklı görüntü kullanılmıştır. Nesnel değerlendirme için CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM spektral ölçütleri ve SERGAS uzamsal ölçütleri hesaplanmıştır.

Gerçek testlerde yapıldığı gibi sentetik açıdan değerlendirme yapabilmek için, önerilen yöntemdeki seyreklik parametresi ve seyrekliğin hangi oranda katkıda bulunacağını belirleyen λ parametresine ait sonuçlar incelenmelidir. Bunun için şekil (5.14)'daki görüntü kullanılarak şekil (5.10), (5.11), (5.12) ve (5.13)'daki ölçüt grafikleri elde edilmiştir. Bu grafikler dikkate alınarak $\lambda = 0.3 - 0.4$ ve seyreklik s = 3 – 6 arasında olabileceği belirlenmiştir. $\lambda = 0.4$ ve s = 3 alınarak şekil (5.14), (5.15), (5.16)'daki sonuçlar elde edilmiştir.

Çizelge (5.11), (5.2) ve (5.13)'deki ölçüt değerleine göre GIHS spektral ölçütler açısından en kötü değerlere sahipken SRDIP en iyi spektral değerlere ulaşmıştır. Önerilen yöntem GIHS, ATWT ve AWLP yöntemlerine göre tüm spektral ölçütleri iyileştirirken uzamsal ölçüt değeri SERGAS bir miktar kötüleşmiştir.

GIHS sonuçlarında renk bilgisi korunamamıştır. ATWT-CBD sonuçlarında ise yer yer bilgi kayıpları mevcuttur.

Gerçek değerlendirmede olduğu gibi sentetik açıdan da ATWT-CBD görüntülerinde bilgi kayıpları oluşmaktadır. GIHS yöntemi gerçek dışı renklerin oluşumuna neden olmaktadır. SRDIP yöntemi ise hem görsel sonuçlar hem de ölçütler açısından iyi sonuçlar vermesiyle bilinen AWLP yöntemini CC, ERGAS, RASE spektral ölçütlerini ve SERGAS uzamsal ölçütü açısından iyileştirmiştir. Önerilen yöntem ise bu spektral ölçütlerde AWLP yönteminden iyi değerlere sahipken SRDIP yönteminin gerisinde kalmıştır. SRDIP yönteminde keskinlik artarken önerilen yöntem yumuşak geçişlere sahip olmasıyla AWLP yöntemine daha yakındır.

Önerilen yöntemde eğitilmiş sözlük kullanılması ölçütler açısından davranışı değiştirmemiş, gerçek testlerdekine benzer bir ödünleşime sebep olmuştur.



Şekil 5.10 : CC ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği



Şekil 5.11 : Q4 ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği



Şekil 5.12 : ERGAS ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği



Şekil 5.13 : SERGAS ölçütünün lambda ve seyreklik parametresine bağlı grafiği





Cizelge 5.11 : Birinci sentetik test göi	rüntüsüne ait ölçüt	değerleri
---	---------------------	-----------

Yöntem	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
GIHS	0,75792	0,56929	8,21468	32,526	3,16153	3,59118
ATWT	0,93437	0,80301	4,51587	17,97342	3,02717	9,46419
ATWT-CBD	0,86705	0,77713	3,28661	13,08172	2,40904	9,33066
AWLP	0,94645	0,84199	4,03491	16,11882	2,58441	9,76176
SRDIP	0,95225	0,84142	3,85166	15,23011	2,58441	9,68870
Önerilen(eğitilmemiş)	0,94885	0,84267	3,95322	15,76807	2,58441	9,88943
Önerilen(eğitilmiş)	0,94866	0,84443	3,95580	15,79052	2,58441	9,86788





Çiz	elge 5.12	: İkinc	i sentetik	test	görüntüsüne	ait ö	ölçüt	değerle	eri
					U		,	<u> </u>	

Yöntem	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
GIHS	0,63085	0,52497	5,11836	20,33373	2,25756	7,16852
ATWT	0,80169	0,67531	4,32560	17,31835	2,29907	8,12752
ATWT-CBD	0,93826	0,80046	4,36406	17,29271	3,20114	10,26382
AWLP	0,85820	0,78999	3,36292	13,50804	2,10469	8,89012
SRDIP	0,88565	0,78833	3,05876	12,14141	2,10469	8,83190
Önerilen(eğitilmemiş)	0,86485	0,79480	3,27993	13,16093	2,10469	9,03049
Önerilen(eğitilmiş)	0,86378	0,79432	3,29271	13,21559	2,10469	8,994815



Şekil 5.16 : Üçüncü sentetik test görüntüsü füzyon sonuçları a) Orjinal MS b) Orijinal PAN c) ATWT-CBD d) GIHS e) ATWT f) AWLP g) SRDIP h) Önerilen-eğitilmemiş i) Önerilen-eğitilmiş

Çizelge 5.13 :	Üçüncü	sentetik test	görüntüsüne	ait ölçüt	değerleri
-----------------------	--------	---------------	-------------	-----------	-----------

Yöntem	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
GIHS	0,82680	0,68017	6,06152	24,21073	2,44971	9,93591
ATWT	0,92608	0,83514	3,95476	15,89301	2,41066	12,1542
ATWT-CBD	0,92333	0,82891	4,05952	16,24619	2,61043	12,43216
AWLP	0,92699	0,84235	3,91276	15,78545	2,34664	12,36086
SRDIP	0,93863	0,84757	3,62880	14,49105	2,34664	12,17578
Önerilen(eğitilmemiş)	0,92844	0,83777	3,87914	15,62997	2,34664	12,39368
Önerilen(eğitilmiş)	0,92914	0,84068	3,85781	15,55189	2,34664	12,38767

6. SONUÇ

Görüntü füzyonu, farklı dalga boylarına sahip uzaktan algılama algılayıcılarından elden edilen çoklu spektral görüntü ile pankromatik görüntünün bir araya getirilerek tek bir görüntüye dönüştürülmesini hedefleyen uzaktan algılama alanında kullanılan bir işlemdir. Ayrıca "pankeskinleştirme" olarak da bilinmektedir.

Literatürde çoklu spektral görüntülerin uzamsal çözünürlüğünü arttırmak için bir çok teknik bulunmaktadır. Bunların bir kısmı bu çalışmada incelenmiştir. Bunlardan ilki GIHS olup en basit yöntemdir. ATWT, ATWT-CBD ve AWLP yöntemleri dalgacık tabanlı olup literatürdeki en iyi bilinen yöntemlerdendir. Bu yöntemlerden başka seyrek gösterilim kavramının da pankeskinleştirme alanına uygulanmasıyla pankeskinleştirme literatüründe yerini almıştır.

Bu çalışmada seyreklik tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntemin füzyon işlemine etkisini incelemek için yukarıda bahsedilen klasik pankeskinleşitirme yöntemleri ve ayrıca son zamanlarda yayınlanan seyreklik tabanlı SRDIP yöntemiyle elde edilen sonuçlar görsel ve nicel olarak değerlendirilmiş, birbirlerine üstün ve zayıf olan yönleri ortaya konmuştur.

GIHS, ele alınan yöntemler arasında spektral ölçütler açısından en kötü sonuçlara sahip yöntem olmuştur. Ağaçlar gibi yeşil alanların olduğu bölgelerde gerçek dışı renk tonlarına sebep olmaktadır.

ATWT, ATWT-CBD ve AWLP yöntemleri dalgacık dönüşüm tabanlı yöntemlerdir. ATWT yöntemi dalgacık dönüşümünde elde edilen detay bilgileri MS görüntüsüne doğrudan injekte edildiğinden diğerlerine göre uzamsal açıdan en iyi değerleri verirken, spektral değerleri koruyamamıştır. AWLP yöntemi ise doğrudan eklemek yerine orantılı bir biçimde enjekte etme yolunu izlemektedir. Bu yüzden AWLP ile elde edilen spektral sonuçlar iyileşmektedir.

SRDIP yöntemi sentetik açıdan değerlendirildiğinde ATWT,AWLP,ATWT-CBD ve önerilen yönteme göre spektral ve uzamsal ölçütler açısından üstünlük sağladığı

görülmektedir. Ancak gerçek görüntülerden elde edilen sonuçlarda spektral bilgi AWLP'nin değerlerini geçememiştir.

ATWT ile elde edilen füzyon görüntülerinde özellikle ağaçlık bölgelerde meydana gelen nokta nokta biçimindeki yapaylıklar, AWLP ve önerilen yöntem ile giderilerek daha gerçekçi görüntüler elde edilmektedir. AWLP ile önerilen yöntem arasındaki farklılıklar görsel açıdan kesin bir şekilde söylenemese de, detay bilgilerinin önerilen yöntemdeki gibi belli bir oranda eklenmesi spektral değerleri korumaktadır.

Füzyon yöntemlerinin kalite açısından değerlendirmenin yanısıra füzyon işleminin gerçeklenme süresi de o yöntemin işlevselliğini kanıtlayan diğer etkendir. GIHS, ATWT, AWLP yöntemleri füzyon işlemini 1 saniyenin altında tamamlarken ATWT-CBD yöntemi lokal çalışması sebebiyle yaklaşık 35 saniye sürmektedir. SRDIP yönteminde öğrenme aşaması olduğu için yaklaşık 27 dakika sürerken önerilen yöntem eğitim aşaması olmadan yaklaşık 5 dakikada, eğitim aşaması olduğunda yaklaşık 20 dakikada füzyon işlemini tamamlanmaktadır. OMP yerine daha hızlı algoritmalar kullanılarak veya çoklu iş parçaları (multi-thread) ile işlem süresi kısaltılabilir.

KAYNAKLAR

- Aharon, M. (2006). Overcomplete dictionaries for sparse representation of signals, (doktora tezi), Technion-Israel Institute of Technology, Faculty of Computer Science, Haifa
- Aharon, M., Elad, M., & Bruckstein, A. (2006). K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation. Signal Processing, IEEE Transactions on, 54(11), 4311-4322.
- Aiazzi, B., Alparone, L., Baronti, S., Garzelli, A., Nencini, F., & Selva, M. (2004). Spectral information extraction by means of MS+ PAN fusion. *Proceedings of ESA-EUSC*, 20-1.
- Alparone, L., Aiazzi, B., Baronti, S., Garzelli, A., Nencini, F., & Selva, M. (2008). Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(2), 193-200.
- Alparone, L., Baronti, S., Garzelli, A., & Nencini, F. (2004). A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery. *Geoscience* and Remote Sensing Letters, IEEE, 1(4), 313-317.
- Amolins, K., Zhang, Y., & Dare, P. (2007). Wavelet based image fusion techniques—An introduction, review and comparison. *ISPRS Journal* of Photogrammetry and Remote Sensing, 62(4), 249-263.
- **Carper, W. J.** (1990). The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 56(4), 457-467.
- Chen, S., Billings, S. A., & Luo, W. (1989). Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification. *International Journal of control*, 50(5), 1873-1896.
- Chen, S. S., Donoho, D. L., & Saunders, M. A. (1998). Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM journal on scientific computing*, 20(1), 33-61.
- Cheng, M., Wang, C., & Li, J. (2014). Sparse representation based pansharpening using trained dictionary. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, *IEEE*, 11(1), 293-297.
- Davis, G., Mallat, S., & Avellaneda, M. (1997). Adaptive greedy approximations. *Constructive approximation*, 13(1), 57-98.
- Garzelli, A., & Nencini, F. (2005). Interband structure modeling for Pan-sharpening of very high-resolution multispectral images. *Information Fusion*, 6(3), 213-224.
- GLCF (2014). Global Land Cover Facility, 7 Ağustos 2015 tarihinde http://glcf.umd.edu/ adresinden erişildi.

- Gungor, O. (2008). Multisensor Multi resolution Image Fusion, (doktora tezi), Purdue University, Indiana.
- González-Audícana, M., Saleta, J. L., Catalán, R. G., & García, R. (2004). Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 42*(6), 1291-1299.
- Khan, M. M., Alparone, L., & Chanussot, J. (2009). Pansharpening quality assessment using the modulation transfer functions of instruments. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 47*(11), 3880-3891.
- Li, S., & Yang, B. (2011). A new pan-sharpening method using a compressed sensing technique. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 49*(2), 738-746.
- Li, S., Yin, H., & Fang, L. (2013). Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 51*(9), 4779-4789.
- Lillo-Saavedra, M., Gonzalo, C., Arquero, A., & Martinez, E. (2005). Fusion of multispectral and panchromatic satellite sensor imagery based on tailored filtering in the Fourier domain. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6), 1263-1268.
- Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 11*(7), 674-693.
- Mallat, S. G., & Zhang, Z. (1993). Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *Signal Processing, IEEE Transactions on, 41*(12), 3397-3415.
- Nunez, J., Otazu, X., Fors, O., Prades, A., Pala, V., & Arbiol, R. (1999). Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions* on, 37(3), 1204-1211.
- Ranchin, T., & Wald, L. (2000). Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(1), 49-61.
- Rubinstein, R., Zibulevsky, M., & Elad, M. (2008). Efficient implementation of the K-SVD algorithm using batch orthogonal matching pursuit. CS Technion, 40(8), 1-15.
- Tu, T. M., Su, S. C., Shyu, H. C., & Huang, P. S. (2001). A new look at IHS-like image fusion methods. *Information fusion*, 2(3), 177-186.
- Tu, T. M., Huang, P. S., Hung, C. L., & Chang, C. P. (2004). A fast intensity-huesaturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), 309-312.
- Wald, L., Ranchin, T., & Mangolini, M. (1997). Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 63(6), 691-699.

- Wald, L. (2000). Quality of high resolution synthesised images: Is there a simple criterion?. In *Third conference*" Fusion of Earth data: merging point measurements, raster maps and remotely sensed images" (pp. 99-103). SEE/URISCA.
- Wang, Z., & Bovik, A. C. (2002). A universal image quality index. Signal Processing Letters, IEEE, 9(3), 81-84.
- Yin, H. (2015). Sparse representation based pansharpening with details injection model. *Signal Processing*, 113, 218-227.




ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad	: Fatih Zahid Genç
Doğum Yeri ve Tarihi	: Trabzon / 1986
E-Posta	: gencfa@itu.edu.tr
Eğitim	: İstanbul Üniversitesi (Lisans)
	Politecnico di Torino (Y.Lisans)
Yabancı dil	: İngilizce, İtalyanca
Mesleki Deneyim	: SIEMENS A.Ş. Otomasyon Mühendisi