

**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ**

**ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK UYDU  
GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU İÇİN NEGATİF OLMAYAN MATRİS  
AYRIŞTIRMA (NOMA) TABANLI YENİ BİR YÖNTEM**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**İbrahim İŞLER**

**İletişim Sistemleri Anabilim Dalı**

**Uydu Haberleşmesi ve Uzaktan Algılama Programı**

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. Işın Yazgan ERER**

**MAYIS 2018**



**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ**

**ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN  
FÜZYONU İÇİN NEGATİF OLMAYAN MATRİS AYRIŞTIRMA (NOMA)  
TABANLI YENİ BİR YÖNTEM**



**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**İbrahim İŞLER**

**705131004**

**İletişim Sistemleri Anabilim Dalı**

**Uydu Haberleşmesi ve Uzaktan Algılama Programı**

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. Işın Yazgan ERER**

**MAYIS 2018**

v



İTÜ, Bilişim Enstitüsü'nün 705131004 numaralı Yüksek Lisans İbrahim İŞLER , ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU İÇİN NEGATİF OLMAYAN MATRİS AYRIŞTIRMA (NOMA) TABANLI YENİ BİR YÖNTEM” **başlıklı** tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

**Tez Danışmanı :**      **Doç. Dr. Işın YAZGAN ERER** .....

**Jüri Üyeleri :**      **Prof. Dr. Nebiye MUSAOĞLU** .....

**Dr. Öğr. Üyesi Serap KIBRIZ** .....

**Teslim Tarihi :**      **4 Mayıs 2018**

**Savunma Tarihi :**      **4 Haziran 2018**





*Eřim Serap Kozak İřler'e,*





## **ÖNSÖZ**

Tez çalışmam boyunca gösterdiği ilgi ve yardımları için danışmanım Doç. Dr. Işın Yazgan ERER'e teşekkürü bir borç bilirim.

Manevi desteklerini hiç esirgemeyen Emir ÖZMEL'e ayrıca teşekkür etmek istiyorum.

Mayıs 2018

İbrahim İŞLER





## İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER .....	ix
KISALTMALAR .....	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
ÖZET.....	xvii
SUMMARY .....	xix
<b>1. GİRİŞ .....</b>	<b>23</b>
<b>2.ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK GÖRÜNTÜLER İÇİN FÜZYON YÖNTEMLERİ.....</b>	<b>25</b>
2.1 Giriş.....	25
2.2 IHS (Intensity Hue Saturation) Dönüşümü Temelli Füzyon.....	26
2.3. À Trous Dalgacık Dönüşümü Temelli Pankeskinleştirme Yöntemleri.....	27
2.3.1 ATWT (À trous dalgacık dönüşümü) .....	28
2.3.2 ATWT-CBD (ATWT – İçerik tabanlı karar verme) .....	28
2.3.3 AWLP (Orantılı toplamsal dalgacık L bileşeni) .....	29
<b>3. NEGATİF OLMAYAN MATRİS AYRIŞTIRMA (NOMA) YÖNTEMİ .....</b>	<b>31</b>
3.1 Maaliyet Fonksiyonu .....	32
3.2 Çarpımsal Güncelleme Kuralları.....	33
<b>4.NOMA TABANLI FÜZYON YONTEMİ .....</b>	<b>35</b>
<b>5. TEST SONUÇLARI .....</b>	<b>39</b>
5.1 Kalite Değerlendirme Ölçütleri .....	39
5.1.1 CC (Korelasyon katsayısı).....	41
5.1.2 SAM (Spektral açısız haritalama).....	41
5.1.3 RMSE (Ortalama karesel hatanın karekökü) .....	41
5.1.4 RASE (Göreceli ortalama spektral hata).....	42
5.1.5 ERGAS (Boyutsuz göreceli sentez hatası) .....	42
5.1.6 Q4 .....	42
5.1.7 SERGAS (Uzamsal ERGAS) .....	43
5.1.8 QNR (Referans gerektirmeden kalite) .....	43
5.2 Gerçek Veri Sonuçları .....	44
5.2.1 Rank değerine bağlı sonuçlar.....	44
5.2.2 Alınan yama sayısına bağlı sonuçlar.....	45
5.2.3 Alınan yama boyutuna bağlı sonuçlar.....	46
5.2.4 Görüntü analiz sonuçları.....	47
5.3 Sentetik Veri Sonuçları .....	53
5.3.1 Rank değerine bağlı sonuçlar.....	54
5.3.2 Alınan yama sayısına bağlı sonuçlar.....	56
5.3.3 Alınan yama boyutuna bağlı sonuçlar.....	57
5.3.4 Görüntü analiz sonuçları.....	58
<b>6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....</b>	<b>61</b>
<b>KAYNAKLAR .....</b>	<b>65</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>69</b>



## KISALTMALAR

<b>MS</b>	: Çoklu spektral (Multispektral)
<b>PAN</b>	: Pancromatic (Pankromatik)
<b>R</b>	: Kırmızı Band
<b>G</b>	: Yeşil Band
<b>B</b>	: Mavi B
<b>TBA</b>	: Temel Bileşen Analizi (Principle Component Analysis, PCA)
<b>NOMA</b>	: Negatif Olmayan Matris Ayrıştırma (Non-Negative Matrix Factorization, NMF)
<b>MTF</b>	: Modülasyon Transfer Fonksiyonu
<b>HRP</b>	: High Resolution Panchromatic Image (Yüksek Çözünürlüklü Pankromatik Görüntü)
<b>LRM</b>	: Low Resolution Multispectral Image (Düşük Çözünürlüklü Renkli Görüntü)
<b>ATWT</b>	: A trous Wavelet Transform (A trous Dalgacık Dönüşümü)
<b>AWLP</b>	: Additive Wavelet Luminance Proportional (Orantısal Toplamsal Dalgacık L Bileşeni)
<b>IHS</b>	: Intensity Hue Saturation (Yoğunluk Renk tonu Doygunluk)
<b>CC</b>	: Correlation Coefficient (Korelasyon Katsayısı )
<b>SAM</b>	: Spectral Angular Mapping (Spektral Açısız Haritalama)
<b>RMSE</b>	: Root Mean Square Error (Ortalama Karese Hatanın Karekökü)
<b>RASE</b>	: Relative Average Spectral Error (Göreceli Ortalama Spektral Hata)
<b>ERGAS</b>	: Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse (Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası )
<b>QNR</b>	: Quality with no referans (Referans Gerektirmeden Kalite)
<b>SERGAS</b>	: Spatial ERGAS (Uzamsal ERGAS)
<b>ATWT-CBD</b>	: A Trous Wavelet Based Context Based Decision



## ÇİZELGE LİSTESİ

### Sayfa

<b>Çizelge 5.1:</b> Quickbird bağlantısı için teknik veriler.....	<b>39</b>
<b>Çizelge 5.2:</b> Rank Değerine Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>45</b>
<b>Çizelge 5.3:</b> Alınan Yama Sayısına Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>46</b>
<b>Çizelge 5.4:</b> Alınan Yama Boyutuna Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>47</b>
<b>Çizelge 5.5 :</b> Birinci gerçek görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>49</b>
<b>Çizelge 5.6 :</b> İkinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>50</b>
<b>Çizelge 5.7 :</b> Üçüncü test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>51</b>
<b>Çizelge 5.8 :</b> Dördüncü test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>52</b>
<b>Çizelge 5.9 :</b> Beşinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>53</b>
<b>Çizelge 5.10:</b> Rank Değerine Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>55</b>
<b>Çizelge 5.11:</b> Alınan Yama Sayısına Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>57</b>
<b>Çizelge 5.12:</b> Alınan Yama Boyutuna Bağlı Ölçüt Değerleri.....	<b>58</b>
<b>Çizelge 5.13 :</b> Birinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>59</b>
<b>Çizelge 5.14 :</b> Üçüncü test görüntüsüne ait ölçüt değerleri.....	<b>60</b>





## ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1: IHS Yöntemi. ....	26
Şekil 4.1: Eğitim Aşaması. ....	36
Şekil 4.2: Örtüşme İşlemi ....	37
Şekil 4.3: Test Aşaması ....	37
Şekil 4.4: Önerilen Füzyon Yöntemi ....	38
Şekil 5.1: Rank Değerine Göre Analiz. ....	45
Şekil 5.2: Alınan Yama Sayısına Göre Analiz. ....	46
Şekil 5.3: Alınan Yama Boyutuna Göre Analiz ....	47
Şekil 5.4: Birinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	49
Şekil 5.5: İkinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	50
Şekil 5.6: Üçüncü gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	51
Şekil 5.7: Dördüncü gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	52
Şekil 5.8: Beşinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	53
Şekil 5.9: Rank Değerine Göre Analiz ....	55
Şekil 5.10: Alınan Yama Sayısı Göre Analiz .....	57
Şekil 5.11: Alınan Yama Boyutuna Göre Analiz .....	58
Şekil 5.12: Birinci sentetik test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	59
Şekil 5.13: İkinci sentetik test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PANc)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF .....	60



# **ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK UYDU GÖRÜNTÜLERİNİN FÜZYONU İÇİN NEGATİF OLMAYAN MATRİS AYRIŞTIRMA (NOMA) TABANLI YENİ BİR YÖNTEM**

## **ÖZET**

Görüntü füzyonu, tek ve yüksek çözünürlüklü görüntü elde etmek için iki veya daha fazla görüntünün eksikliklerini gidererek bir araya getirilmesi işlemidir. Uzaktan algılama çalışmalarında çoklu spektral ve pankromatik görüntülerin bir araya getirilmesinde bu sürecin kullanılması, literatürde pankeskinleştirme olarak isimlendirilir.

Uydu görüntülerinde, daha düşük uzamsal çözünürlüklü çoklu spektral görüntüler daha yüksek uzamsal çözünürlüklü pankromatik görüntülerle birleştirilir. Bu işlemin yapılmasının sebebi pankromatik ve çok bandlı görüntülerin farklı özelliklere sahip olmasıdır. Multispektral görüntü yüksek spektral çözünürlüğe sahip iken, nispeten düşük uzamsal çözünürlüğe sahiptir. Ancak pankromatik görüntünün tam tersine uzamsal çözünürlüğü çok iyi olsa da, spektral çözünürlüğü yeterince iyi değildir. Yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip olmak, görüntünün daha net ve daha detaylı bir görünümüne sahip olduğu anlamına gelir, daha yüksek spektral çözünürlük algılanan dalga boyunun küçük olması, yani farklı renk bandlarına sahip olması anlamına gelir. Tek bandlı pankromatik görüntünün ayrıntıları ön planda iken, çok bandlı görüntüde, görüntünün renk özelliği ön plandadır.

Uydu görüntülerinden istenilen çözünürlükte multispektral görüntüler alınamaması sebebiyle, görüntü füzyonu teknikleri giderek daha çok önem kazanmıştır. Önerilen yöntemlerin görüntülerde iyileştirme sağlarken, belli başlı avantaj ve dezavantajları da bulunmaktadır. Bazı yöntemler görüntüleri uzamsal ölçekte iyileştirirken, bazı yöntemler de spektral ölçekte ciddi iyileşme sağlamaktadır. İncelenecek bölgenin özelliklerine göre farklı görüntü füzyonu tekniklerinden yararlanılarak, detaylı analizlerin yapılması sağlanabilir.

Görüntü füzyonu, multispektral görüntünün yüksek spektral kalitesini koruyarak daha yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip tek bir MS görüntü elde etmenin bir yoludur. Multispektral ve pankromatik görüntülerin füzyonu için yaygın olarak kullanılan yöntemlerden bazıları IHS (Yoğunluk Ton Doygunluk) dönüşüm temelli yöntem ve Temel Bileşen Analizi (PCA) tabanlı yöntemleridir. Bu çalışmada ilk olarak renk dönüşümü temelli GIHS yöntemi incelenmiştir. Sonrasında wavelet dönüşümü tabanlı A trous Wavelet Transform, Additive Wavelet Luminance Proportional ve A Trous Wavelet Based Context Based Decision yöntemleri incelenmiştir. Son olarak da negatif olmayan matrisler üzerinden önerilen yöntem olan NOMA yöntemi üzerine çalışılmıştır ve önerilen yöntem ile diğer yöntemlerin karşılaştırılması yapılmıştır.

Önerilen yöntemden kısaca bahsetmek gerekirse; ATWT-NOMA yöntemi eğitim, test ve füzyon aşaması olmak üzere üç aşamadan oluşmaktadır. Eğitim aşamasında

pankromatik görüntüden ATWT yöntemi ile alçak ve yüksek frekans detayların öğrenilerek, bu detaylardan NOMA yöntemi yardımıyla sözlük öğrenmenin gerçekleştirilmesidir. Test aşamasında, elde edilen sözlük bilgisi kullanılarak, PAN görüntünün NOMA yöntemi ile temel matris ve katsayılar matris çarpanlarına ayrıştırılmasını sırasında sözlük bilgisinin bir sabit olarak verilmesini amaçlar ve böylelikle sadece katsayılar matrisinin güncellenmesi sağlanır. Füzyon aşamasında ise katsayılar matrisi ile sözlük matrisinin çarpımından elde edilen yüksek frekans bilgisi multispektral görüntüye eklenerek füzyon işlemi tamamlamaktır.

Önerilen yöntem ATWT yöntemi ile elde edilen alçak ve yüksek frekans detayların, NOMA yöntemi ile iyileştirilerek multispektral görüntüye eklenmesi prensibi üzerinedir. Bahsi geçen ve önerilen yöntem ile elde edilen sonuçların ne kadar başarılı olduğunu anlamak için görsel ve sayısal olarak karşılaştırılması gerekir. Bu işlem de gerçek ve sentetik boyutta olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır. Sentetik boyutta yapılacak değerlendirme için kullanılacak ölçütler CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM ve SERGAS' dır. Gerçek boyutta yapılacak değerlendirme için QNR' dır. Bu ölçütler kıyaslama yapılması sırasında spektral ve uzamsal açıdan nicel sonuçlar sağlayacaklardır.

Elde edilen sonuçları değerlendirdiğimizde GIHS yöntemi uzamsal açıdan iyi sonuçlar sağlasa da, spektral açıdan elde edilen sonuçlar en kötü sonuçlardır. ATWT-CBD yöntemi spektral ölçüt değerleri açısından iyi sonuçlara sahip olsa da görüntülerde uzamsal açıdan veri kayıplarına sebep olmaktadır. Önerilen yöntem, görsel açıdan değerlendirildiğinde AWLP yöntemine yakın olmakla birlikte, sayısal değerler açısından ATWT ve AWLP yöntemlerine üstün gelmiş, görüntülerdeki yapaylıkları azaltmıştır. Diğer yöntemlere göre değerlendirildiğinde hem spektral hem de uzamsal açıdan iyi bir denge noktasında yer almaktadır.

Gerçekleştirilen füzyon yöntemlerini süreleri de uygulamanın kullanımı açısından önem arz etmektedir. GIHS, ATWT, AWLP yöntemlerinde füzyon işlemleri bir saniyenin altında tamamlanmaktadır. ATWT-CBD yönteminde bu süre yaklaşık kırk beş saniyedir. Yeni önerilen yöntem uygulanan füzyon yönteminin karmaşıklığı ve ATWT, NOMA yöntemlerinin füzyonu olması sebebiyle yaklaşık doksan saniye sürmektedir. Bu sürenin büyük bir kısmı test ve füzyon aşamasında kullanılmaktadır. Eğitim aşaması iki saniyeden kısa bir sürede tamamlanmaktadır.

# **A NEW METHOD FOR NON-NEGATIVE MATRIX FACTORIZATION FOR THE FUSION OF MULTIPLE SPECTRAL AND PANCHROMATIC SATELLITE IMAGES**

## **SUMMARY**

Image fusion is one and two or more high resolution image combining process for obtaining the image by removing their shortcomings. The use of this process when multispectral and panchromatic images are combined in remote sensing studies is called pan sharpening in the literature. Remote Sensing, being the most used area in image fusion, uses devices that improve two different kinds of image. One of them involves the color information with low resolution. The other has high resolution without color information. Herein, image fusion is applied in order to develop an image having both high resolution and colour data. For that reason, image fusion can be also named as choosing the best noticeable quality of the input images. The sensors used for image fusion are mainly panchromatic and multispectral sensors. Because the result is a fusion version of multispectral image sharpened by panchromatic image.

In satellite images, multiple spectral images with lower spatial resolution are combined with higher spatial resolution panchromatic images. The reason for this process is that panchromatic and multiband images have different properties. It has high spectral resolution in the multispectral image, but has a relatively low spatial resolution. However, contrary to the panchromatic view, the spatial resolution is very good, but the spectral resolution is not good enough. Having a high spatial resolution means we have a clearer and more detailed view of the scene, higher spectral resolution means that the perceived wavelength is smaller, it has different color bands. Single band panchromatic image details in the foreground, multi band image, the color feature of the image in the foreground.

Image fusion techniques have become increasingly important because of the inability to acquire multispectral images at the desired resolution from satellite images. While the proposed methods improve the images, they also have certain advantages and disadvantages. While some methods improve images at spatial resolution, some methods provide significant improvement in spectral scale. Depending on the characteristics of the method to be examined, detailed analysis can be made by using different image fusion techniques.

Image fusion is a way of achieving a single MS image with higher spatial resolution by preserving the high spectral quality of the multispectral image. Some of the commonly used methods for fusing multispectral and panchromatic images are the Intensity Hue Saturation (IHS) based method and the Principle Component Analysis (PCA) based methods. In this study, the GIHS method based on color conversion was first investigated. Wavelet transform based methods are the most common used multiresolution methods. Conventional wavelet transform has downsampling and

upsampling processes, which cause artifacts and some missing information in the pansharpened image. To overcome this problem, several wavelet transform based pansharpening algorithms are proposed. One of them is the A Trous Wavelet Transform. In this transform, to obtain the subbands of the image, a cubic spline mask is applied to the image. The output is the approximation subband of the image. To obtain the detail subband, approximation image is basically subtracted from the original image. Pansharpening methods based on ATWT do not have upsampling and subsampling processes. So they do not have the negative effects of downsampling process and yet the computational load is less due to the use of additive transform. The pansharpened image can be obtained by replacing multispectral wavelet planes with the planes obtained from panchromatic image. This result contains too much panchromatic information, which will result in spectral problems in the pansharpened image. Another and more efficient way to obtain the fused image is to add the wavelet planes of panchromatic image directly to the multispectral image. This method has better results than the former one. But, this method also has overenhancement issues. To reduce the overenhancement problem and keeping the spectral quality better, first, the wavelet planes are proportioned by luminance (intensity) of the multispectral image, then, they are added to the MS image. Although this method is better than the former methods, spectral bias is high and it lacks performance in larger detailed areas (urban areas). Other methods, which decrease the spectral bias and have better results in areas with higher details, are called as CBD. CBD method measures a coefficient for every pixel within an  $N \times N$  sized window. These coefficients are used for weighting the wavelet planes to be added to the multispectral image. In CBD method, small details are totally neglected, which yields in blurry results in those areas. In order to obtain both high definition and color rich images, the NOMA method, which is the recommended method over non-negative matrix in the ongoing process, has been studied and compared with the proposed method.

The recommended method is briefly mentioned; this method consists of three stages: training, testing and fusion. Learning of low and high frequency details of the panchromatic image by ATWT method and learning of dictionary by means of NOMA method. In the test phase, using the obtained dictionary information, it is intended that the dictionary information is given as a constant during parsing of the basic matrix and coefficients into matrix multipliers by the NOMA method of the PAN image, so that only the coefficient matrix is updated. In the fusion phase, the multispectral image is to complete the fusion process by providing matrix coefficients information.

The proposed method is based on the principle that the low and high frequency details obtained by the ATWT method are improved by NOMA method and added to the multispectral image. It is necessary to visually and numerically compare the results of the betting and the proposed method to see how successful they are. This process consists of two phases, one at the real and one at the synthetic level. Criteria to be used for evaluation at the synthetic size are CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM and SERGAS. QNR for the assessment to be made at the real size. These metrics will provide quantitative results both spectrally and spatially during the comparison.

When we evaluate the obtained results, although the GIHS method provides good spatial results, the spectral results are the worst. Although the ATWT-CBD method has the most spectral criterion values, it causes spatial data loss in images. The

proposed method, when evaluated visually, is superior to ATWT and AWLP methods in terms of numerical values, close to AWLP method, and reduces artifacts in images. When evaluated according to other methods, it is at a good balance point in terms of both spectral and spatial.

The duration of the fusion methods performed is also important for the use of the application. In the GIHS, ATWT, AWLP methods the fusion process is completed in less than one second. In the ATWT-CBD method, this time is approximately forty five seconds. The proposed method takes about ninety seconds because of the complexity of the applied fusion method and the fusion of ATWT and NOMA methods. Much of this time is spent in the test and fusion phase. the training phase is completed in a short period of two seconds.







## 1. GİRİŞ

Algılayıcılar tarafından aynı bölgeye ve farklı görüntü bandlarına ait görüntüleri elde etmek için uydular kullanılmaktadır. Bir uyduda en çok alınan görüntü türleri tipik olarak çok boyutlu ve pankromatik (PAN) görüntülerdir. Pankromatik görüntüler, her bir piksele düşen yansımanın toplam yoğunluğunu kaydederken, multispektral (MS) görüntüler ise kırmızı, yeşil, mavi (RGB, red green blue) ve kızılötesi bölge dahil olmak üzere, görüntü spektrumlarının küçük bir bandından oluşan yansımaların yoğunluğunu kaydederler. Algılayıcılar tarafından yakalanan elektromanyetik band genişliği, spektral çözünürlük olarak adlandırılır. Uydu algılayıcıları, üç veya daha fazla band içerisinde dalga boylarını algılayabilir. Zemin üzerinde çözülebilen en küçük nesnenin boyutuna uzamsal çözünürlük denir. Yüksek uzamsal çözünürlük PAN görüntülerle sağlanır ve yüksek spektral çözünürlük ise MS görüntülerle sağlanmaktadır. MS görüntü, düşük uzamsal çözünürlüğe sahip ancak kullanılan banda göre doğru renk verisi olarak kabul edilebilirken, PAN görüntü daha yüksek uzamsal çözünürlüğe sahiptir ancak gri tonlamalı bir görüntüye sahip olarak düşünülebilir. Daha fazla bilgi elde etmek için yüksek spektrumlu ve yüksek uzamsal bilgilere ihtiyaç duyulmaktadır. Füzyon görüntü ayrı MS ve PAN görüntülerinden ayrı olarak olay yerinde daha fazla bilgi sağlamalıdır. Görüntü füzyonu genellikle piksel seviyesi, öznitelik seviyesi, nesne seviyesi ve karar seviyeleri olmak üzere farklı seviyelerde yapılabilir. Kullanılacak kaynaşma seviyesi, füzyon görüntünün amaçlanan uygulamasına bağlıdır (González-Audícana ve diğ, 2004).

Pankeskinleştirme, MS görüntülerin sahip olduğu düşük çözünürlüklü renkli bandların yüksek çözünürlüğe sahip PAN görüntü kullanılarak arttırılmasını sağlayan bir füzyon yöntemidir. Pankeskinleştirme konusunda çok bandlı spektral görüntülerin uzamsal çözünürlüğünü arttırmak için yaygın olarak kullanılan pek çok teknik bulunmaktadır. Bileşen değişimi olarak adlandırılan renk dönüşümü tabanlı Yoğunluk – Renk tonu – Doygunluk (IHS, Intensty – Hue - Saturation) dönüşümü bunların en çok bilinenlerindedir. Çoklu spektral görüntü, IHS dönüşümü sonucu I, H ve S bileşenlerine ayrıştırılır. Bu bileşenler belli işlemler uygulandıktan sonra ters

IHS dönüşümü uygulanarak tekrar elde edilir (Carper, 1990). Ancak yöntem uzamsal bilgiyi korurken spektral bozulmalara sebep olmaktadır.

Füzyon performansını iyileştirmek için wavelet dönüşümleri de geliştirilmiştir. Yoğunluğun bileşeninin detay altbandları veya MS resminin ilk ana bileşeni, dalgacık alanındaki PAN görüntüsünün detay altbandlarıyla değiştirilir. Füzyon alanındaki bir başka gelişme, bağlam odaklı bir model kullanarak düşük çözünürlüklü MS görüntüsüne PAN ayrıntılarının eklenmesini önermek üzere gibi farklı füzyon kurallarının kullanılması olarak gösterilebilir. 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 dalgacık dönüşümü temellidir ve bu yöntemler bileşen değişimi yöntemindeki spektral bozulmaları önemli ölçüde azaltmaktadır (Nunez ve diğ, 1999).

Bu çalışmada negatif olmayan matris çarpanlara ayırma (NOMA) tabanlı yeni bir yöntem önerilecektir. Bu yöntemde matristeki tüm verilerin negatif olmadığı bir kısıtlama ile matris çarpanlara ayırma işlemi yapılır. Orijinal bir V matrisi, iki adet düşük boyutlu matris çarpanlarına ayrılır (Lee D., Seung H., 2000). Elde edilen düşük boyutlu çarpanlar bu uygulamada sözlük öğrenme amaçlı olarak kullanılacaktır. Bu yöntemde pankromatik görüntüden ATWT yöntemi ile alçak ve yüksek frekans detayların öğrenilerek, bu detaylardan NOMA yöntemi yardımıyla sözlük öğrenme gerçekleştirilecektir. Elde edilen sözlük bilgisi kullanılarak, PAN görüntünün NOMA yöntemi ile temel matris ve katsayılar matris çarpanlarına ayrıştırılması sırasında sözlük bilgisini bir sabit olarak verilecek ve bu sayede sadece katsayılar matrisinin güncellenmesi sağlanacaktır. Füzyon aşamasında ise multispektral görüntüye katsayılar matrisi bilgisinin eklenmesini sağlayarak füzyon işlemini tamamlanacaktır.

## 2.ÇOKLU SPEKTRAL VE PANKROMATİK GÖRÜNTÜLER İÇİN FÜZYON YÖNTEMLERİ

### 2.1 Giriş

Birçok uzaktan algılama sistemi, düşük spektral kaliteye sahip, düşük uzamsal çözünürlük ve pankromatik görüntülerle çoklu görüşlü görüntüler sağlar. Pankeskinleştirme, orijinal MS görüntüsünün yüksek spektral kalitesini korurken, yüksek uzaysal çözünürlüklü MS görüntüsü elde etmek için bu görüntüleri birleştirir. Son yıllarda, dalgacık tabanlı füzyon yöntemleri önerilmiştir. Bu yöntemlerde, MS ve PAN görüntüleri, ayrıntılar alt bantlarına ayrıştırılır ve PAN görüntüsünün detay alt bandı, önceden tanımlanmış kural ile MS görüntüsüne eklenir. Daha sonra, füzyon görüntü ters dalgacık dönüşümü ile elde edilir. Dalgacık dönüşümü yöntemlerinde, füzyon görüntüsünde elde edilmesi sırasında bazı mekansal bozulmalar görülebilir. Bu problemi önlemek için, dalgacık dönüşümü temelli detay ekleme prensibine dayanan bir algoritma önerilmiştir (Nunez ve diğ, 1999). Detay çıkarma kısmında, PAN görüntüden dalgacık dönüşümü yardımı ile detayların elde edilmesi sağlanır. Detay ekleme kısmında ise, elde edilen detaylar PAN görüntü düzlemlerine eklenir. Bu yöntem ile sağlanan bir başka gelişme ise, MS görüntüye eklenecek detaylar, PAN görüntü ile ilişkili olduğu bölgelerde yoğunlaşarak seçilir.

Bu bölümde ilk olarak IHS yöntemi anlatılacaktır. IHS yöntemi renk temelli bir dönüşüm yöntemidir. Sonrasında  $\hat{A}$  trous dalgacık dönüşümü temelli ATWT, AWLP, ATWT-CBD yöntemleri anlatılacaktır. Dalgacık teorisine dayanan bu yöntemde, iki boyutlu verilerin farklı frekans bileşenlerine dönüştürülmesi amaçlanır ve her biri kendi boyutuna uygun bir çözünürlüğe sahip olur. Farklı bir çözünürlükte, bir görüntünün yüksek frekans bileşenleri gibi ayrıntıları görüntünün farklı özelliklerini karakterize eder.

## 2.2 IHS (Intensity Hue Saturation) Dönüşümü Temelli Füzyon

IHS dönüşümünü kullanarak MS ve PAN görüntülerin birleştirilmesi şekil 2.1'de anlatılmıştır. Buna göre IHS yöntemi, RGB bileşenlerinde bulunan spektral bilgileri, yoğunluk bileşeninde bulunan uzamsal bilgilerden ayırma yeteneğine dayanmaktadır.

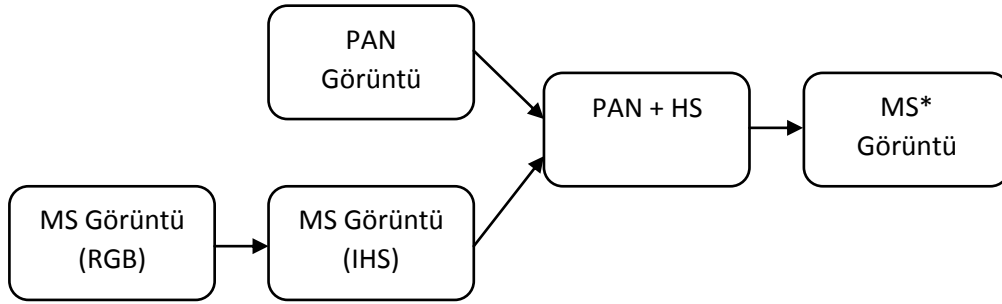
IHS yönteminin RGB bileşenleri içinde bulunan spektral bilgileri yoğunluk bileşeninde bulunan uzamsal bilgiden ayırma yeteneğine dayanmaktadır. Dong Jiang IHS bileşenlerini şu şekilde tanımlamışlardır:

$$I = (R + G + B)/3 \quad (2.1)$$

$$H = \frac{B-R}{3(I-R)}, S = 1 - \frac{R}{I}, R = \min(R, G, B) \text{ iken} \quad (2.2)$$

$$H = \frac{R-G}{3(I-G)}, S = 1 - \frac{G}{I}, G = \min(R, G, B) \text{ iken} \quad (2.3)$$

Yoğunluk bandı veya bileşeni, füzyon işleminde yüksek çözünürlüklü pankromatik görüntü ile değiştirilir. Bundan sonra füzyon görüntü, H ve S bileşenleri ile birlikte pankromatik bileşen kullanılarak ters IHS yöntemiyle ilerletilerek elde edilebilir. Bu şekilde elde edilen birleştirilen görüntü aynı zamanda bir RGB görüntüsü olacaktır.



Şekil 2.1: IHS Yöntemi.

IHS'nin avantajı, büyük miktarda verinin hızlı bir şekilde işlenebilmesi ve net görüntülerin üretilmesidir. Dezavantajı, orijinal çoklu görüntü spektral bozulmalara neden olabilmesidir. Bu dezavantajın üstesinden gelmek için pek çok değişiklik önerilmiştir. Bu yöntemde gözlenen dezavantaj, orijinal çoklu iz görüntü ile karşılaştırıldığında renk bozulmasıdır. Bu zorluğun üstesinden gelmek için bazı değişiklikler önerilmiştir. 2005 yılında önerilen bu yöntemlerden biri, dördüncü bandın kızıl ötesi bir bileşen olduğu dört bandı kullanmayı önermektedir. Bu, çok

kanallı görüntünün hesaplanan yoğunluğunun pankromatik görüntü ile daha iyi eşleşmesine izin verdiğinden daha az renk bozulmasına neden olur. IHS metoduna yapılan bir başka değişiklik de, yoğunluk ve pankromatik bandlar arasındaki farkı azaltmak için yeşil ve mavi bandlara ağırlıklı katsayıların eklenmesini önermiştir [Tu ve diğerleri, 2005]. Uyarlamalı IHS olarak adlandırılan, yoğunluk bandının hesaplanmasının çoklu spektral ve pankromatik görüntülere bağlı olduğu bir yöntemi önermişlerdir. Burada yoğunluk bandı pankromatik görüntüye olabildiğince yaklaştırılır ve böylece spektral bozulma en aza indirilir.

Üçten fazla banda sahip görüntülere IHS yöntemi uygulanamamaktadır. Burada genelleştirilmiş IHS (Generalized HIS - GIHS) yönteminden yararlanılmaktadır ve denklem (2.4) 'deki gibi ifade edilmektedir. H ve S bileşenleri değiştirilmeden kullanılmaktadır.

$$I = (R + G + B + NIR)/4 \quad (2.4)$$

### 2.3. À Trous Dalgacık Dönüşümü Temelli Pankeskinleştirme Yöntemleri

A trous dalgacık dönüşümü kullanılarak, orijinal görüntü bir yakınlaştırma görüntüsü elde etmek için denklem (2.5)'de verilen bir kübik spline filtresi ile çevrilmiştir. Ayırıştırmanın ilk seviyesinde ( $j=1$ )  $I_0$  orijinal görüntüsünü ile denklem (2.5)'deki  $5 \times 5$  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.

Additive wavelet transform (ATWT) tabanlı tüm yöntemlerde, tüm görüntüler füzyon işleminden önce kaydedilir ve düşük çözünürlüklü renkli görüntüler (LRM), bikübik interpolasyon kullanılarak yüksek çözünürlüklü renkli görüntünün (HRP) görüntüsünün boyutuna büyütülür.

$$H_0 = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

### 2.3.1 ATWT (À trous dalgacık dönüşümü)

ATWT temelli füzyon yönteminde, yüksek çözünürlüklü pankromatik görüntüsünden (HRP) çıkarılan ayrıntılar doğrudan düşük çözünürlüklü MS görüntüsüne enjekte edilir. Bu füzyon sonuçlarında gereksiz geometrik bilgi üretir. Ayrıca, aynı detaylar tüm bandlara enjekte edildiğinden, LRM görüntüsünün radyometrik imzası korunmaz. Yöntem aşağıdaki gibi formüle edilebilir (Kaplan ve Erer, 2014).

1) HRP görüntü aşağıdaki şekilde ayrıştırılır.

$$HRP = HRP_r + \sum_{j=1}^L W_{HRP_j} \quad (2.6)$$

Burada  $HRP_r$ , L ayrışma seviyesi sonucu  $W_{HRP_j}$  detay düzlemlerinden elde edilen gereksiz görüntüdür.

2) Dalgacık düzlemleri doğrudan LRM görüntüsüne eklenir.

$$HRM_i = LRM_i + \sum_{j=1}^L W_{HRP_j} \quad (2.7)$$

burada  $i = 1, 2, 3, 4$ , LRM görüntülerinin dört grubunu temsil eder ve L'de sırasıyla ayrışma seviyesini ifade etmektedir.

### 2.3.2 ATWT-CBD (ATWT – İçerik tabanlı karar verme)

A Trous Wavelet Based Context Based Decision (ATWT-CBD) detay ekleme yöntemi, dalgacık düzlemlerini doğrudan değil, denklem (2.8)'de yer aldığı gibi onları ağırlıklandırarak eklemeyi önermektedir (Kaplan ve Erer, 2014)..

$$\alpha_c^1(i, j) = \begin{cases} \left\{ \frac{\sigma_{MS}(i, j)}{\sigma_{PAN_1}(i, j)}, c \right\}, & \rho(i, j) \geq \theta^{(l)} \\ 0, & \rho(i, j) < \theta^{(l)} \end{cases} \quad (2.8)$$

Burada,  $\sigma_{MS}$  ve  $\sigma_{PAN}$ , MS görüntülerinin yerel varyanslarıdır ve PAN görüntüsü sırasıyla MS görüntülerinin çözünürlüğüne indirgenmiştir.  $\rho(i, j)$  MS bandları ile indirgenmiş PAN görüntü arasındaki yerel korelasyon katsayısıdır. Tüm yerel istatistikler piksel  $(i, j)$  merkezli olarak  $N \times N$  boyutunda bir kare pencerede hesaplanır.  $\theta^{(l)}$  'ler her band için genellikle farklı olan ve  $\theta^{(l)} = 1 - \rho_{IP}$  olarak tanımlanan eşik değerleridir. Burada  $\rho_{IP}$  MS görüntünün birinci bandı ile indirgenmiş PAN görüntü arasındaki evrensel korelasyon katsayısıdır.

Füzyon görüntü aşağıdaki (2.9) numaralı denklem ile elde edilir.

$$F = \sum_{l=1}^n \alpha_c^l W_{Pl} + MS \quad (2.9)$$

CBD injeksiyon modelinde detay bilgisi doğrudan eklenmek yerine denklem (2.8)'daki  $\alpha_c$  parametresiyle ağırlıklandırılarak eklenir. Bu işlem  $W_1 = \alpha_c^1(i,j) \cdot W_0, l=1, \dots, L$  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.  $\alpha_c^l$ , l'inci band için elde edilen ağırlıklandırma parametresini göstermektedir.  $\sigma_G^l$  ve  $\sigma_{A_2}$  sırasıyla  $G^l$  ve  $A_2$  görüntülerine ait lokal varyansları,  $\rho(i,j)$  ise bunlar arasındaki korelasyon katsayısını göstermektedir (Garzelli ve Nencini, 2005).

### 2.3.3 AWLP (Orantılı toplamsal dalgacık L bileşeni)

Bu yöntem, ATWT ve IHS yöntemlerinin birleşik kullanımına dayanır ve orijinal değerleriyle orantılı olarak yüksek frekanslı bilgiyi eklemeyi amaçlamaktadır. Bu şekilde, LRM görüntüsünün bandları arasındaki radyometrik imza daha iyi korunur. İlk olarak additive wavelet luminance (AWL) yöntemi önerilmiştir ve daha sonra üçten fazla band için additive wavelet luminance proportional (AWLP) yöntemi önerilmiştir (Kaplan ve Erer, 2014).

AWL yöntemi aşağıdaki adımlardaki gibi formüle edilebilir.

- 1) LRM görüntüsünü IHS renk uzayına dönüştürülür.
- 2) Yoğunluk (parlaklık olarak adlandırılır) bileşen I ile HRP görüntüsü arasında histogram eşleştirme gerçekleştirilir.
- 3) Eşleşen HRP görüntüsünü (2.6) no'lu denkleme göre ayrıştırılır.
- 4) HRP görüntüsü, L dalgacık düzlemlerini yoğunluk bileşenine eklenir.

$$I_{new} = I + \sum_{j=1}^L W_{HRP_j} \quad (2.10)$$

- 5) Ters IHS dönüşümü kullanılarak indirgenmiş HRM görüntüsü  $I_{new}$ , H ve S bileşenlerinden elde edilir.

AWL metodu sadece üç band ile sınırlı olduğundan, M adet band için AWLP olarak genellenerek, birleştirilmiş görüntünün, ağırlıklı bir ekleme şeması olarak denklem (2.11)'de elde edildiği görülmektedir.

$$HRM_i = LRM_i + \frac{LRM_i}{\left(\frac{1}{M}\right) \sum_{j=1}^M LRM_j} \sum_{j=1}^L W_{HRP_j} \quad (2.11)$$

Burada ağırlık katsayıları, elde edilen detayların orijinal LRM bandlarına ekleme işleminin orantılı bir şekilde yapılmasını sağlar.

Son zamanlarda yapılan çalışmalar neticesinde, HRP görüntüsünün eksik olan yüksek frekansının HRP ve LRP görüntülerinin frekans farkından çıkarıldığı geliştirilmiş AWLP (IAWP) yöntemini ortaya çıkmıştır. Yöntem, aşağıdaki gibi formüle edilebilir.

$$HRM_i = LRM_i + \frac{LRM_i}{\left(\frac{1}{M}\right)\sum_{j=1}^M LRM_j} \sum_{j=1}^L W_{(HRP-LRP)_j} \quad (2.12)$$

Burada  $W_{(HRP-LRP)_j}$ , HRP ve düşük çözünürlüklü PAN (LRP) görüntülerinin farkının dalgacık düzlemlerinde gösterimini ifade eder. LRP görüntüsü, HRP görüntüsünün transfer fonksiyonu, modülasyon transfer fonksiyonunun (MTF) şekli ile eşleşen bir Gauss alçak geçiren filtre ile filtrelenerek elde edilir. Bu şekilde, LRM görüntüsünün çözünürlüğüne sahip olan bir sensör tarafından yakalanacak bir PAN görüntüsü elde etmek mümkündür.

LRP görüntüsü, HRP görüntüsünün transfer fonksiyonu MTF ile eşleşen bir Gauss alçak geçiren filtre ile filtrelenmesi sonucu elde edilir. Bu şekilde, LRM görüntüsünün çözünürlüğüne sahip olan bir sensör tarafından yakalanacak bir PAN görüntüsü elde etmek mümkündür.

Fark görüntüsünün dalgacık düzlemlerinin kullanılması, geleneksel yüksek frekanslı enjeksiyon yerine bir band geçirme enjeksiyonu olarak yorumlanabilir. Yoğunluk bileşeninin tanımı, daha önce sunulan yöntemlerin performansında önemli bir rol oynar. Her bir LRM görüntüsünü farklı katsayı kümeleriyle ağırlıklandırarak ifade etme girişimleri olmasına rağmen, yakın zamanda başlatılan yüksek çözünürlüklü uydular için genel bir ilişki bulmak zordur. Parlaklık bileşeni için tekdüze ağırlıklar varsayıldığında, AWLP sonuçlarında ciddi spektral sapmaya neden olur. Ayrıca, bu sorunları çözmek için IAWP tarafından benimsenen band sınırlı detay enjeksiyon prosedürü, bulanık sonuçlar vermektedir.



### 3. NEGATİF OLMAYAN MATRİS AYRIŞTIRMA (NOMA) YÖNTEMİ

NOMA yöntemi;  $V$  olarak tanımlanan ve negatif olmayan matrisi,  $W$  ve  $H$  olarak matris çarpımlarına ayrılması temeline dayanan bir yöntemdir. Denklem (3.1)'deki gibi ifade edilir ve detaylı formulasyonu da denklem (3.2)'de gösterilmiştir (Paatero ve Tapper, 1997).

$$V \approx WH \quad (3.1)$$

$$V_{i\mu} \approx (WH)_{i\mu} = \sum_{\alpha=1}^r W_{i\alpha} H_{\alpha\mu} \quad (3.2)$$

Orijinal matris  $V$ 'in bir sütun vektörü, temel matris  $W$ 'deki tüm sütun vektörlerinin (veya temel vektörünün) ağırlık toplamı olarak yorumlanabilir. Ağırlık katsayısı, katsayı matrisi  $H$ 'deki ilgili sütun vektörünün verisidir.  $V$  matrisi  $m \times n$  boyutlarında bir matris olarak verilirse, bu matris  $m \times r$  boyutlarında bir  $W$  matrisi ve  $r \times n$  boyutlarında bir  $H$  matrisi olarak bileşenlere ayrılır. Çarpanlara ayırmanın seviyesi olan  $r$  genel olarak  $(n+m)r < nm$  ile seçilir. Bu da  $r$  değerinin  $n$  ve  $m$  değerlerinden daha küçük olacağı anlamını taşır. Böylelikle  $W$  ve  $H$  matris boyutları da  $V$  matrisinden küçük olur. Sonuç olarak orijinal matrisin sıkıştırılmış versiyonu elde edilmiş olur. Çalışmamız  $r$  değeri, rank sayısı olarak ifade edilecektir.

(3.1) no'lu denklem ile anlatılmak istenilen aslında,  $v \approx Wh$  olarak verilen sütunların, sütunlar tarafından tekrar yazılabileceğini ifade eder. Burada,  $v$  ve  $h$ ,  $V$  ve  $H$ 'nin karşılık gelen sütunlardır. Başka bir deyişle, her  $v$  vektörü,  $h$ 'nin bileşenleri ile ağırlıklandırılmış olan  $W$  sütunlarının doğrusal bir kombinasyonu ile yaklaşık olarak tahmin edilir. Bu nedenle  $W$  değerlerinin,  $V$ 'deki verilerin doğrusal yaklaşımı için optimize edilmiş bir temel içerdiği kabul edilir. Birçok veri vektörünü temsil etmek için nispeten az temel vektör kullanıldığından, iyi yaklaşım sadece temel vektörlerin verideki gizli olan yapıyı keşfetmesi ile elde edilebilir.

Mevcut yaklaşımlar negatif olmayan matris çarpanlarının bulunmasının teknik yönlerine odaklanmaktadır. NOMA yöntemi ile elde edilen sonuçlardaki iyileşme, önceki çalışmaların çoğunu mevcut uygulamaya göre kıyaslandığında yeterli olmayacağı anlamını taşımaktadır.

Burada,  $W$  ve  $H$ 'nin tekrarlı olarak güncellemelerine dayanan NOMA için iki algoritma ele alınmaktadır. Bu algoritmaların uygulanması kolay olduğundan ve yakınsama özellikleri garanti altına alındığından, pratik uygulamalara çok daha uygun oldukları tespit edilmiştir. Diğer algoritmalar genel hesaplama zamanında daha verimli olabilir ancak uygulanması daha zordur ve farklı maliyet fonksiyonlarına genellenemez. Tomografi ve astronomik görüntülerin ters evrişimi için daha önce sadece bir faktörün adapte edildiği NOMA yöntemine benzer algoritmalar kullanılmıştır.

Algoritmalarımızın her tekrarlanmasında,  $W$  veya  $H$ 'nin yeni değeri, geçerli değer (3.1)'deki yaklaşımın kalitesine bağlı olan bir çarpan ile çarpılmasıyla bulunur. Bu çarpımsal güncelleme kurallarının uygulanması ile yaklaşımın kalitesinin tekdüze bir şekilde geliştiğini kanıtlamaktadır.

### 3.1 Maaliyet Fonksiyonu

Yaklaşık olarak çarpım elemanlarını bulmak için  $V \approx WH$  önce yaklaşımın kalitesini ölçen maliyet fonksiyonlarını tanımlamamız gerekir. Böyle bir maliyet fonksiyonu, iki negatif olmayan  $A$  ve  $B$  matrisi arasındaki bir mesafe ölçüsü kullanılarak oluşturulabilir. Yararlı bir ölçü basitçe  $A$  ve  $B$  arasındaki öklid mesafesinin karesidir.  $i$  alt indisi ilgili matrisin satırlarını belirtirken,  $j$  alt matrisi sütunları belirtmektedir (Paatero ve Tapper, 1997)

$$\|A - B\|^2 = \sum_{ij} (A_{ij} - B_{ij})^2 \quad (3.3)$$

Bunun alt sınırı sıfır tarafından sınırlanmıştır ve eğer sadece  $A = B$  ise, öklid mesafesi 0'a eşit olur.

Bir başka yararlı ölçü ise;

$$D(A||B) = \sum_{ij} (A_{ij} \log \frac{A_{ij}}{B_{ij}} - A_{ij} + B_{ij}) \quad (3.4)$$

Euclidean uzaklığı gibi, burada da alt sınırı sıfır tarafından sınırlanmıştır ve sadece  $A = B$  ise 0'a eşit olur. Fakat bu bir "mesafe" olarak adlandırılmaz çünkü  $A$  ve  $B$ 'de simetrik değildir. Bu yüzden buna  $A$ 'dan  $B$ 'nin ayrışması olarak adlandırılır.

$$\sum_{ii} A_{ij} = \sum_{ii} B_{ij} = 1 \quad (3.5)$$

olduğunda Kullback-Leibler sapması veya göreceli entropi azalır, böylece A ve B normalleştirilmiş olasılık dağılımları olarak kabul edilebilir.

NOMA'nın iki alternatif formülasyonunu optimizasyon problemleri olarak düşünürsek;

Problem 1: W ve H'ye göre  $\|V - WH\|^2$  'yi en aza indirilmesi hedeflenir ve  $W, H \geq 0$  sınırlamalarına tabidir.

Problem 2: W ve H'ye göre  $D(V||WH)$  'yi en aza indirilmesi hedeflenir ve  $W, H \geq 0$  sınırlamalarına tabidir.

Her ne kadar  $\|V - WH\|^2$  ve  $D(V||WH)$  fonksiyonları sadece W veya sadece H'de konveks olsa da, her iki değişkende de konveks değildir. Bu nedenle geniş kapsamlı en küçük değer bulma anlamında Problem 1 ve 2'yi çözmek için bir algoritma önerilmiştir. Ayrıca, yerel en düşük değeri bulmak için uygulanabilecek birçok sayısal optimizasyondan tekniği vardır.

Gradyen inişi belki de uygulanacak en basit tekniktir ancak yakınsama yavaş olabilir. Eşlenik gradyen gibi diğer yöntemler, en azından geniş kapsamlı en küçük değer yakınlığında daha hızlı bir yakınsamaya sahiptir fakat uygulamaya geçmek için gradyan inişten daha karmaşıktır. Gradyen tabanlı yöntemlerin yakınsaması, büyük uygulamalar için çok elverişsiz olabilirken, aynı zamanda adım büyüklüğü seçimine çok hassas olma dezavantajına sahiptir.

### 3.2 Çarpımsal Güncelleme Kuralları

Aşağıdaki çarpımsal güncelleme kurallarının", Problem 1 ve 2'nin çözümü için hız ve uygulama kolaylığı arasında iyi bir uzlaşma sağladığı fark edilmiştir.

$$H_{\mu} \leftarrow H_{\mu} \frac{(W^T V)_{\mu}^T}{(W^T W H)_{\mu}^T} \quad W_i \leftarrow W_i \frac{(V H^T)_i^T}{(W H H^T)_i^T} \quad (3.6)$$

Teorem 1 Euclidean uzaklığı  $\|V - WH\|$ , güncelleme kuralları altında artmamaktadır.

Euclidean uzaklığı, bu güncellemelerin altında ve sadece W ve H mesafenin sabit bir noktasında ise değişmezdir.

Teorem 2 Sapma D ( $V \parallel WH$ ) güncelleme kuralları altında artmıyor

$$H_\mu \leftarrow H_\mu \frac{\sum_i W_i^T V_{i\mu} / (WH)_i}{\sum_k W_k^T} \quad W_i \leftarrow W_i \frac{\sum_\mu H_\mu^T V_{i\mu} / (WH)_{i\mu}}{\sum_v H_v^T} \quad (3.7)$$

Sapma bu güncellemelerin altında ise değişmezdir ve sadece W ve H ayrışmanın durağan bir noktasında ise değişmezdir.

Her güncellemenin bir faktörle çarpımdan oluştuğunu görebiliyoruz. Özellikle bu çarpımsal faktörün  $V \approx WH$  durumunda yok olduğu görülür, bu da mükemmel yeniden yapılanmanın, güncelleme kurallarının sabit bir noktası olduğunu gösterir.



#### 4.NOMA TABANLI FÜZYON YONTEMİ

Önerilen Pankeskinleştirme yöntemi eğitim, test ve füzyon aşamaları olmak üzere üç temel aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama olan eğitim aşamasını adım adım anlatmak gerekirse;

- 1) MS görüntünün üst örnekleme yapılarak PAN görüntünün boyutuna getirilmesi ile başlar.
- 2) Akabinde PAN ile aynı boyuta getirilmiş MS görüntünün yoğunluk bileşeni bulunur. Yoğunluk bileşenini bulmak için  $I = (R + G + B + NIR) / 4$  formülasyonundan yararlanılır. Elde edilen yoğunluk bileşeni kullanılarak, PAN görüntüye histogram eşleme yapılır.
- 3) Histogram eşleme sonucu elde edilen eğitilmiş PAN görüntü  $Y$ , a trous dalgacık dönüşümü ile alçak ve yüksek frekanslı olarak iki adet  $N$  parçacığa ayrılmıştır. Burada,  $Y_{L_i}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) düşük frekanslı kısmı ve  $Y_{H_i}$ , ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) ise yüksek frekanslı kısmı ifade eder. Denklem (4.1)'de ilgili ayrılma işlemi göstermektedir. Bizim gerçekleştireceğimiz uygulamada alçak seviyeden elde edilen görüntüye PANA2, yüksek seviyeden elde edilen iki adet görüntüye sırasıyla PAN1 ve PAN2 isimleri verilmiştir.

$$Y = \sum_{i=1}^N Y_{L_i} + \sum_{i=1}^N Y_{H_i} \quad (4.1)$$

- 4) A trous dalgacık dönüşümü ile elde edilen alçak ve yüksek frekanslı detay görüntülerden,  $\sqrt{N} * \sqrt{N}$  boyutlarında yamalar çıkarılarak  $Y_L$  ve  $Y_H$ 'den  $Z_L = \{y_{L_i}^k\}_{k=1}^M$  ve  $Z_H = \{y_{H_i}^k\}_{k=1}^M$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) öğrenme dizileri oluşturulur. Burada  $M$  değeri eğitim sayısını,  $y_{L_i}^k$  ve  $y_{H_i}^k$  'den öğrenilen yamaları ifade eder. Buradaki amaç herhangi bir yamayı alçak frekanslı ve yüksek frekanslı bileşenlerin toplamı şeklinde gösterebilmektir.
- 5) Yamalar haline getirilen PAN1, PAN2 ve PANA2 görüntülerinden rastgele belli sayıda örnek alınır.

- 6) Alınan bu örneklere NOMA dönüşümü uygulanır. Bu dönüşüm sonucunda yamalar denklem (4.2), (4.3), (4.4) 'deki hale getirilir ve yamaların NOMA dönüşümü ile temel matris ve katsayılar matrisine ayrışması sağlanır.

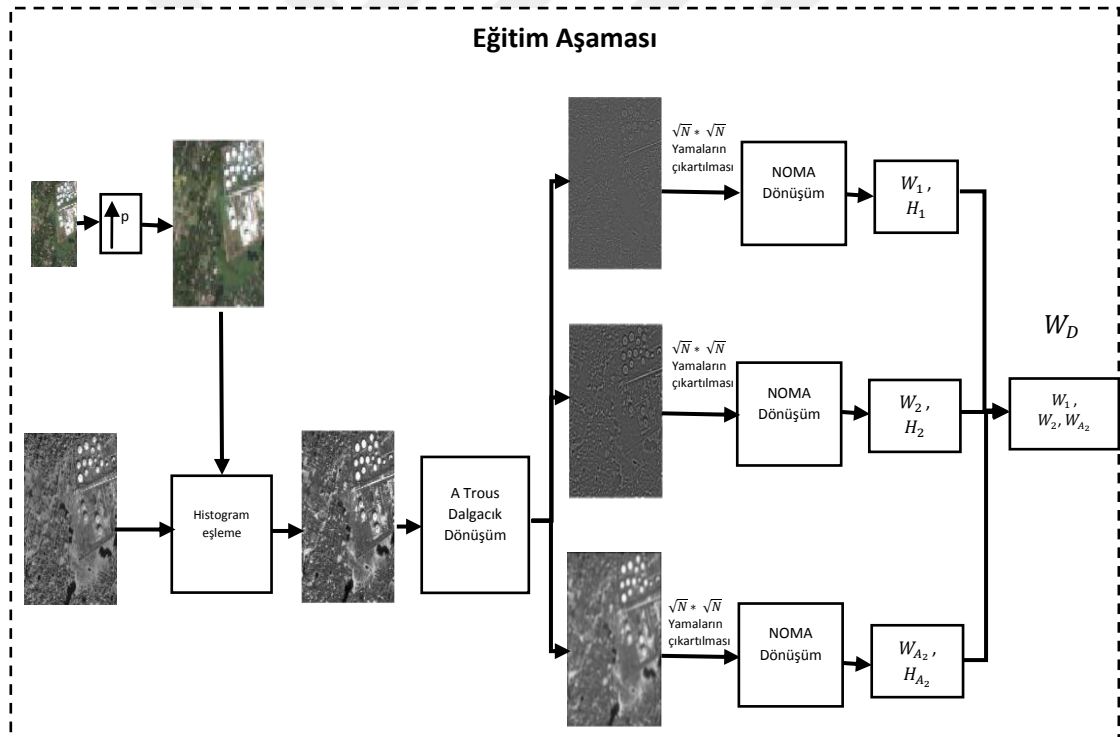
$$V_{PAN1} = W_{PAN1} * H_{PAN1} \quad (4.2)$$

$$V_{PAN2} = W_{PAN2} * H_{PAN2} \quad (4.3)$$

$$V_{PANA2} = W_{PANA2} * H_{PANA2} \quad (4.4)$$

- 7) Şekil 4.1'de görüldüğü gibi sözlük öğrenme aşaması temel matrislerin, matris olarak yan yana dizilmesiyle tamamlanmış olur ve sözlük denklemi (4.5)'deki gibi tanımlanır.  $W_D$ , detay görüntüler için öğrenilmiş sözlüktür.

$$W_D = [W_{PAN1}, W_{PAN2}, W_{PANA2}] \quad (4.5)$$

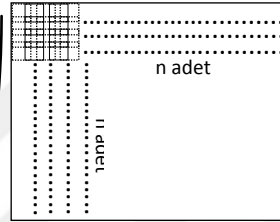


Şekil 4.1: Eğitim Aşaması.

İkinci aşama olan test aşamasında ise;

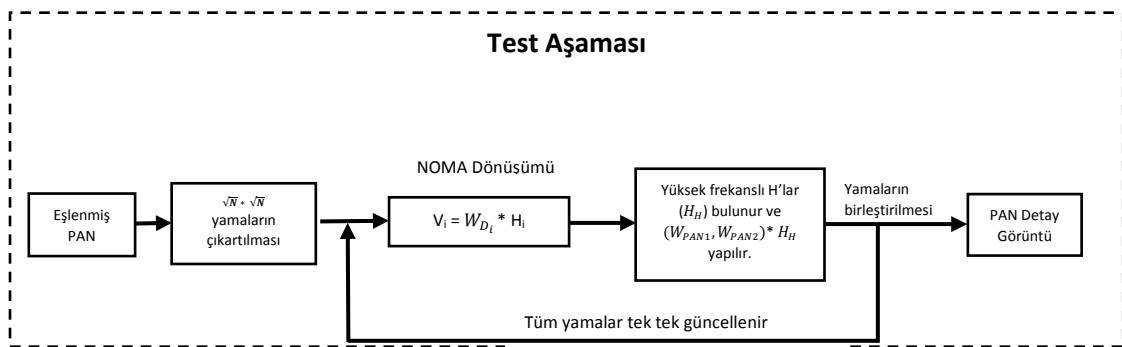
- 1) Eşlenmiş PAN görüntüden şekil 4.2'de görüldüğü gibi örtüşmüş olarak görüntü üzerinde bir piksel kayarak  $\sqrt{N} * \sqrt{N}$  boyutlarında yamaların çıkarılmasıyla başlar. Bu uygulamada  $\sqrt{N}$  değeri 6 olarak seçildiği için 6x6'lik yamalar çıkarılır.

- 2) Çıkarılan yama denklem (4.6)'daki gibi vektor haline getirilir. Elde edilen 36x1 boyutundaki vektöre NOMA ayrışımı uygulanır. Bu ayrışımında temel matris bileşeni olarak  $W_D$  değeri değiştirilmeden kullanılır. Bu işlem Şekil 4.3'de gösterildiği gibi her yama için tekrar edilir ve sonucunda güncellenmiş katsayılar matrisi  $H$  oluşturulur.  $H$  değeri içerisinde yüksek frekanslı  $H_H$  ve düşük frekanslı  $H_L$  ayrı ayrı bulunmaktadır.
- 3) Elde edilen yüksek frekanslı  $H_H$  değeri ile yüksek frekanslı temel matrislerin Şekil 4.3'de gösterildiği gibi çarpılması sonucunda güncellenmiş yama  $(W_{PAN1}, W_{PAN2}) * H_H$  olarak elde edilir. Yamaların bir araya getirilmesiyle de PAN Detay Görüntü oluşturulur.



Şekil 4.2: Örtüşme İşlemi

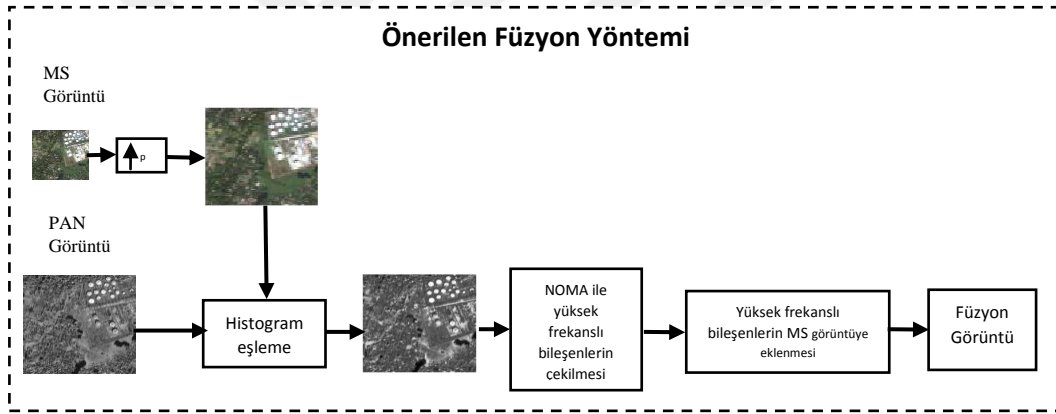
$$[ ]_{Nx1} = [W_{PAN1}, W_{PAN2}, W_{PANA2}] \begin{bmatrix} H_H \\ H_L \end{bmatrix} \quad (4.6)$$



Şekil 4.3: Test Aşaması

Önerilen füzyon yönteminin çalışma mantığı Şekil 4.4'de gösterildiği gibi şu şekildedir;

- 1) MS görüntü üst örnekleme yapılarak PAN görüntünün boyutuna getirilmesi ile başlar.
- 2) Akabinde PAN ile aynı boyuta getirilmiş MS görüntünün yoğunluk bileşeni bulunur. Yoğunluk bileşenini bulmak için  $I = (R+G+B+NIR) / 4$  formülasyonundan yararlanılır. Elde edilen yoğunluk bileşeni kullanılarak, PAN görüntüye histogram eşleme yapılır.
- 3) Histogram eşleme sonucu elde edilen eğitilmiş PAN görüntü Y'den, NOMA ile yüksek frekanslı bileşenlerin çekilmesi sağlanır.
- 4) MS görüntünün her bir bandına ayrı ayrı olarak yüksek frekanslı bileşenler eklenir.
- 5) Detay eklemesi yapılan bandların bir araya gelmesiyle de füzyon görüntü elde edilir.



**Şekil 4.4: Önerilen Füzyon Yöntemi**



## 5. TEST SONUÇLARI

Bu çalışma için Quickbird uydusundan elde edilen görüntülerin kullanılması tercih edilmiştir. Quickbird uydular Ekim 2001'de kullanılmaya başlanmak üzere, yörüngeye fırlatılması gerçekleştirilmiştir. Bu uydular 0,61m çözünürlükteki pankromatik görüntü, 2.4m çözünürlükte birden fazla banda sahip spektral görüntü sağlayabilmektedir. Çok bandlı spektral görüntü içerisinde; mavi, yeşil, kırmızı bandlar ve kızılötesi bandlar bulunmaktadır. Bu özellikleri sayesinde döneminin, en yüksek tarama band genişliğine, en yüksek veri depolama kapasitesine ve en yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip ticari uyduları olmuşlardır.. Quickbird bağlantısı için teknik veriler çizelge (5.1) içerisinde verilmiştir (GLCF, 2014).

**Çizelge 5.1:** Quickbird bağlantısı için teknik veriler

Fırlatılma Tarihi	18 Ekim 2001
Operasyon Süresi	2014 yılı ortasına kadar
Yörünge açısı	97.2 derece, güneş senkronlu
Yörünge hızı	7.1 km/saniye
Yükseklik	450 km
Yörünge zamanı	93.5 dakika
Uzamsal Çözünürlük	Pankromatik : 1m Multispektral : 4m
Spektral Aralık	Pankromatik Mavi band Yeşil band Kırmızı band Yakın Kızılötesi
	0.450 – 0.900mm 0.450 – 0.520mm 0.520 – 0.600mm 0.630 – 0.690mm 0.760 – 0.900mm
Yörünge Döngüsü	1 - 3.5 gün (enleme göre değişiyor)
Tarama Genişliği	16.5 km
Radyometrik Çözünürlük	Pankromatik, Multispektral: 11 bit

### 5.1 Kalite Değerlendirme Ölçütleri

Bu kısım elde edilen görüntüleri değerlendirmek için kullanılan çeşitli uzamsal ve spektral kalite ölçümlerini açıklamaktadır. Orijinal çok bandlı görüntülere göre füzyon görüntülerin spektral ve uzamsal açıdan uyumluluğu tarif edilmektedir.

Füzyon görüntülerin spektral kalitesini analiz ederken; farklı yöntemlerden elde edilen görüntülerin spektral özelliklerini ve yeniden örneklenmiş orijinal çoklu spektral görüntülerin spektral özellikleri kullanarak karşılaştırma yapabiliriz. Buradaki amaç, orijinal MS görüntülerinin radyometrisini korumak olduğundan, kullanılan herhangi bir metrik, orijinal görüntü ile karşılaştırıldığında füzyon görüntüdeki meydana gelen değişme miktarını ölçmelidir. Ek olarak, füzyon görüntülerin uzamsal özellikleri için değerlendirme yapılırken esas amaç PAN görüntüsünün yüksek uzamsal çözünürlüğünü korumak olduğundan, kaynaştırılmış görüntünün bir pankromatik görüntüsü ve yoğunluk görüntüsü karşılaştırılmalıdır. Gerçek veri ve sentetik veriden meydana gelmek üzere iki farklı sayısal değerlendirme şekli vardır. Gerçek veri uygulamalarında, düşük uzamsal çözünürlüğe sahip çoklu spektral görüntü ile yüksek uzamsal çözünürlüğe sahip pankromatik görüntünün birleştirilmesiyle meydana gelen yüksek çözünürlüklü çoklu spektral görüntüyü kıyaslanması esas alınmıştır. Kıyaslama yapılabilecek bir referans görüntüsü olmadığı için Luclano ve diğ. (2008) tarafından bulunan “referans görüntüsü olmadan kalite” anlamına gelen QNR (Quality with no referans) değerlendirme yöntemi kullanılmaktadır. Sentetik veri uygulamaları ise Wald ve diğ. (1997) tarafından bulunan bir değerlendirme biçimidir. Bu ölçüm yöntemi için bir örnek vermek gerekirse; Quickbird uydusundan elde edilen 2.8-m çözünürlüklü çoklu spektral görüntü ve 0.7-m çözünürlüklü PAN görüntüsü alçak geçiren filtreden geçirilir ve daha sonra her iki görüntünün boyutları  $\frac{1}{4}$  oranında düşürülür. Bunun sonucunda 11.2-m çözünürlüklü çoklu spektral ve 2.8-m çözünürlüklü PAN görüntü oluşturulur. Bunların füzyonu sonucu 2.8-m çözünürlüklü görüntü 2.8-m çözünürlüklü orijinal çoklu spektral görüntü ile kıyaslanabilir duruma gelecektir. Sentetik verinin değerlendirilmesi için Korelasyon Katsayısı (CC, Correlation Coefficient), Boyutsuz Göreceli Sentez Hatası (ERGAS, Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse), Spektral Açısız Haritalama (SAM, Spectral Angular Mapping), Göreceli Ortalama Spektral Hata (RASE, Relative Average Spectral Error) ve Q4 ölçütleri literatürde yaygın olarak kullanılan ölçütlerdir. Bunlar, görüntüleri spektral açıdan değerlendirmek için kullanılırken, uzamsal açıdan değerlendirmek için ise Uzamsal ERGAS (SERGAS, Spatial ERGAS) ölçütü kullanılmaktadır. Bu ölçütlerin detaylı açıklamaları ileride yapılacaktır.

### 5.1.1 CC (Korelasyon katsayısı)

Görüntülerin her bir bandı arasındaki korelasyon hesabıdır. +1 değerine doğru yaklaşan değerler bandlar arasında farkın az olduğunu, -1 değerine doğru yaklaşan değerler ise farkın çok olduğunu gösterir.

$$CC = \frac{\Sigma(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\Sigma(x-\bar{x})^2 \Sigma(y-\bar{y})^2}} \quad (5.1)$$

Denklem 5.1 ile ifade edilir ve  $X$  ve  $Y$  sırasıyla çoklu spektral ve füzyon görüntülerini,  $\bar{X}$  ve  $\bar{Y}$  ise bunların ortalama değerini göstermektedir.

### 5.1.2 SAM (Spektral açısal haritalama)

Spektral Açısal Haritalama (SAM), tüm görüntüde meydana gelen ortalama spektral bozulmanın küresel ölçümünü yansıtmaktadır. Her bir spektral bandı bir koordinat eksenini olarak düşünerek tanımlanan alanda füzyon ve referans görüntülerin karşılık gelen pikselleri arasındaki açıyı hesaplamaktan oluşur. SAM değeri yükseldikçe görüntüde bozulma artar. Bu görüntülerin her band için tek tek hesaplanması gerekir

$$SAM(v, \hat{v}) = \arccos\left(\frac{\langle v, \hat{v} \rangle}{|v||\hat{v}|}\right) \quad (5.2)$$

$v$ , MS görüntünün spektral piksel vektörü ve  $\hat{v}$ , görüntü füzyonu sonucu elde edilen görüntünün vektörüdür.

### 5.1.3 RMSE (Ortalama karesel hatanın karekökü)

Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (Root Mean Square Error, RMSE)[19] genellikle orijinal ve keskinleştirilmiş görüntüler arasındaki farkı doğrudan piksel değerlerindeki değişimi hesaplayarak karşılaştırmak için kullanılır. RMSE değeri sıfıra ne kadar yakın ise füzyon sonucu elde edilen görüntü, referans görüntüye o kadar yakın demektir. RMSE füzyon edilmiş görüntünün spektral kalitesinin iyi bir göstergesidir. Ortalama karesel hatanın karekökü doğruluk kriteri, orijinal MS görüntülerine göre füzyon ürünüde bilgi kaybının en aza indirgenmesi için RMSE değerinin asgariye indirilmesidir. Orijinal MS görüntü ile füzyon görüntüsü arasındaki ortalama karesel hatanın karekökü denklem (5.6)' deki formül ile gösterilmektedir.

$$RMSE = \frac{1}{TP} \sqrt{\sum_{p=1}^{TP} (V_S - V)^2} \quad (5.6)$$

$TP$  toplam pikseli,  $p$  hangi pikselde olduğunu  $V_S$  birleşmiş görüntüyü,  $V$  ise MS görüntüyü ifade eder.

#### 5.1.4 RASE (Göreceli ortalama spektral hata)

Füzyon görüntülerin global spektral kalitesini tahmin etmek için RASE indeksi yüzde olarak ifade edilir. Bu yüzde, düşünülen spektral bantlardaki görüntü füzyonu yönteminin ortalama performansını karakterize eder. RMSE değerine ek olarak ortalama gri değerinin de kullanıldığı analiz sonucudur. Denklem 5.7'de verilen ifadelerden  $n$  band adetini,  $k$  her bir bandı,  $B_o$  ise referans görüntünün herhangi bir bandı için ortalama değeri belirtmektedir.

$$RASE = 100 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{RMSE(k)^2}{B_o}} \quad (5.7)$$

#### 5.1.5 ERGAS (Boyutsuz göreceli sentez hatası)

Bu yöntemi boyutsuz göreceli sentez hatası anlamına gelmektedir. RASE denkleminin üzerine geliştirmeler sonucunda oluşturulmuştur. RASE'den farklı olarak MS ve PAN görüntülerin çözünürlük oranını ve referans görüntü band ortalamasının karesini alır. Denklem (5.8)'de  $P_C$ , PAN görüntü için çözünürlüğü;  $M_C$ , MS için çözünürlüğü ifade eder.

$$ERGAS = 100 \frac{P_C}{M_C} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{RMSE(k)^2}{B_o^2}} \quad (5.8)$$

#### 5.1.6 Q4

RMSE'nin bazı sınırlamalarını aşan bir skaler dizidir. Aşağıdaki denklemde verilmiştir.

$$Q(i, j) = \frac{\sigma_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \cdot \frac{2\bar{i}\bar{j}}{(\bar{i})^2 + (\bar{j})^2} \cdot \frac{2\sigma_i \sigma_j}{(\sigma_i^2 + \sigma_j^2)} \quad (5.9)$$

$\sigma_{ij}$ ,  $I$  'nin örnek kovaryansı ve  $I$ 'nin örnek ortalamasıdır. Q-indeksinin vektör verilerine vektör genişmesi, spektral bozulmayı tanımlayan dört banda kadar Q4 vektör indeksidir. Q4 endeksi [0,1] değerlerini alır; 1 en iyi değer anlamına gelir.

### 5.1.7 SERGAS (Uzamsal ERGAS)

ERGAS denkleminin üzerinde yapılan değişiklik sonucu spatial ERGAS (SERGAS) türetilmiştir. (Lillo-saavedra ve diğ, 2005). Denklem (5.6)'deki RMSE ifadesi denklem (5.10)'deki ifadeye dönüştürülerek hesaplanır. F füzyon görüntüyü ifade etmektedir.

$$RMSE(i) = \frac{1}{P} \sqrt{\sum_{k=1}^P (PAN(k) - F_i(k))^2} \quad (5.10)$$

### 5.1.8 QNR (Referans gerektirmeden kalite)

Denklem (5.11)'deki gibi ifade edilir.

$$QNR = (1 - D_\lambda)^\alpha (1 - D_S)^\beta \quad (5.11)$$

Bu nedenle, sırasıyla spektral ve uzamsal bozulmayı nicelleştiren, iki ayrı değerden,  $\alpha$  ve  $\beta$  katsayıları ile ağırlıklandırılan çarpımdan oluşur.  $(1 - D_\lambda)$  ve  $(1 - D_S)$  sırasıyla spektral ve uzamsal kaliteyi temsil eder. QNR endeksi ne kadar yüksek olursa, füzyon görüntünün kalitesi o kadar iyi olur. Bu indeksin maksimum teorik değeri, her ikisi de 0'a eşit olduğunda 1'dir.

Spektral bozulma olan  $D_\lambda$ , denklem (5.12)'deki yöntem ile bulunur.

$$D_\lambda = \sqrt[P]{\frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N |d_{i,j}(MS, \widehat{MS})|^P} \quad (5.12)$$

$MS$  ve  $\widehat{MS}$  sırasıyla düşük çözünürlüklü çoklu spektral ve füzyon görüntülerdir.  $N$  değeri çoklu spektral görüntünün band sayısıdır.

Uzamsal bozulma olan  $D_S$ , denklem (5.13)'deki yöntem ile bulunur.

$$D_S = \sqrt[q]{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q(MS_i, P_L) - Q(MS_i, P_H)|^q} \quad (5.13)$$

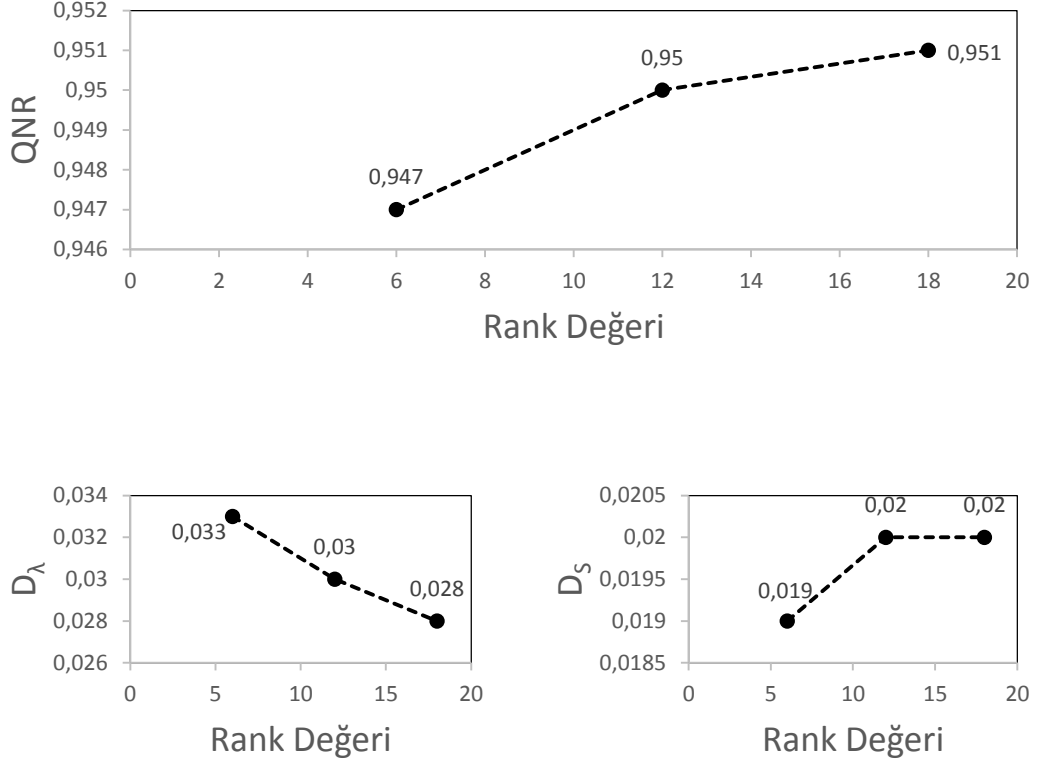
$MS_i$ ,  $P_L$  ve  $P_H$  sırasıyla çoklu spektral bandı, düşük çözünürlüklü PAN görüntü ve yüksek çözünürlüklü PAN görüntüyü ifade etmektedir.  $N$  değeri çoklu spektral görüntünün band sayısıdır.

## 5.2 Gerçek Veri Sonuçları

Önerilen yöntem içerisinde rank değeri, alınan yama sayısı ve alınan yama boyutu değerleri değişkenlik gösterebilmektedir. Bu kısımda yapılan değerlendirmeler sonucunda en uygun değer belirlenmesi hedeflenmektedir.

### 5.2.1 Rank değerine bağlı sonuçlar

$n \times m$  boyutlarında olan bir  $V$  matrisinin, bileşenlerini ayırma işlemi sırasında belirlenecek rank değeri  $r$  üzerinden belirlenir. Gerçek veri sonuçlarında kullanılan görüntüler  $64 \times 64$  boyutundadır. Bu uygulamada PAN görüntü yama haline getirilerek NOMA ayrışımı uygulanır ve bu çalışma kullanılan  $n$  yama boyutu 6'dır. Bu yüzden  $36 \times 1$ 'lik yamalara tek tek NOMA ayrışımı uygulanır. İşlem sayısının fazla olması sebebiyle mümkün olduğu kadar düşük bir rank değeri seçilmesi gereklidir. Önerilen yöntemin önemli ölçütlerinden olan füzyon işleminin gerçekleşme süresini en uygun şekilde tutulması gerekmektedir. Rank değerini azaltığımızda füzyon işleminin süresi kısalmasına rağmen, görüntü füzyonu performansında düşüşler yaşanmaktadır. Literatürde kullanılan diğer sözlük öğrenme yöntemlerinin süresi 45 dakika üzerinde sürdüğü bilinmektedir. Bu yüzden bu yöntemde füzyon işleminin süresi 90 saniye seviyesinde tutularak, diğer sözlük öğrenme yöntemlerinden daha iyi performans elde edilmesi hedeflenmiştir. Gerçekleştirilecek uygulamanın süresinin de optimum şekilde tutulmasını sağlamak adına rank değeri 6, 12, 18 olarak belirlenmiştir.  $r$  parametresine bağlı sonuçlar şekil (5.1)'de gösterilmiştir ve bu sonuca ait çizelge (5.2)'de gösterilmektedir. Yapılan denemeler sırasında uygulamayı etkileyen diğer iki parametre olan alınan yama sayısı ve alınan yama boyutu sabit tutulmuş ve sırasıyla 250, 6 olarak seçilmiştir. Çizelgedeki değerlerden de görülebileceği üzere rank değerinin artması sonuçlarda çok da bir iyileşme yaratmamıştır. Yapacağımız uygulamada yine de en iyi sonucun elde edildiği rank değeri 18 olarak seçilecektir.



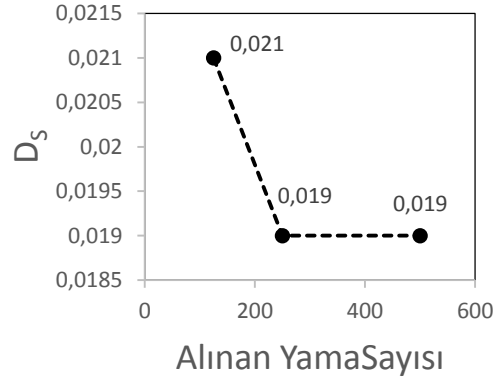
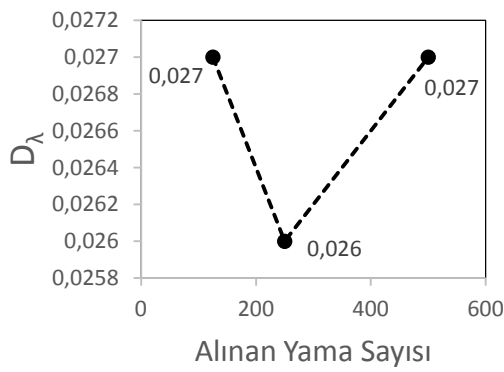
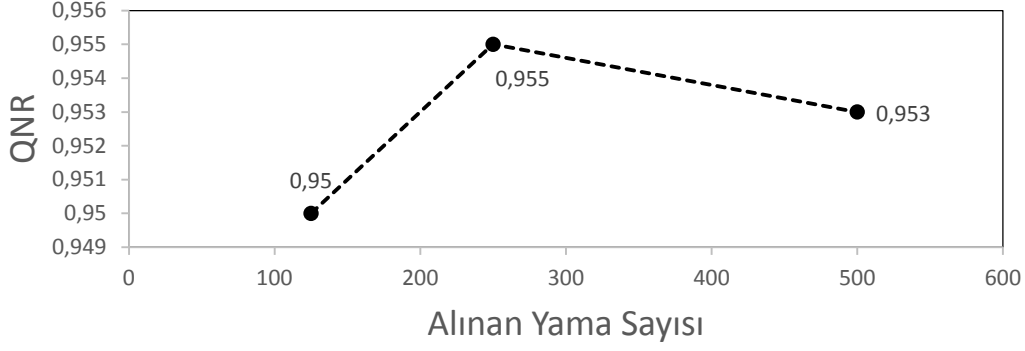
**Şekil 5.1:** Rank Değerine Göre Analiz.

**Çizelge 5.2:** Rank Değerine Bağlı Ölçüt Değerleri.

Rank Değeri	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
6	0,947566	0,033859	0,019225
12	0,950146	0,030187	0,020278
18	0,951986	0,028361	0,020227

### 5.2.2 Alınan yama sayısına bağlı sonuçlar

Alınan yama sayısı ile ilgili olarak, önerilen metodun performansı göz önüne alınarak düşük adetlerde yama alınması planlanmıştır. Düşük adetlerde yama alınması uygulamanın süresinde de ciddi bir iyileştirme sağlamaktadır. Bu amaçla örnek sayıları 125, 250 ve 500 yama adetleri belirlenmiştir ve sonuçlar şekil (5.2) 'de gösterilmiştir. Çizelge (5.3) içerisinde de detaylı olarak sonuçlar yer almaktadır. Bu sonuçlara göre yama sayısının arttırılması çok da işe yaramamaktadır. En uygun yama sayısı değerinin 250 olduğu belirlenmiştir. Yapılan bu işlemler sırasında rank ve alınan yama boyutu sırasıyla 18, 6 olarak sabit tutulmuştur.



Şekil 5.2: Alınan Yama Sayısına Göre Analiz.

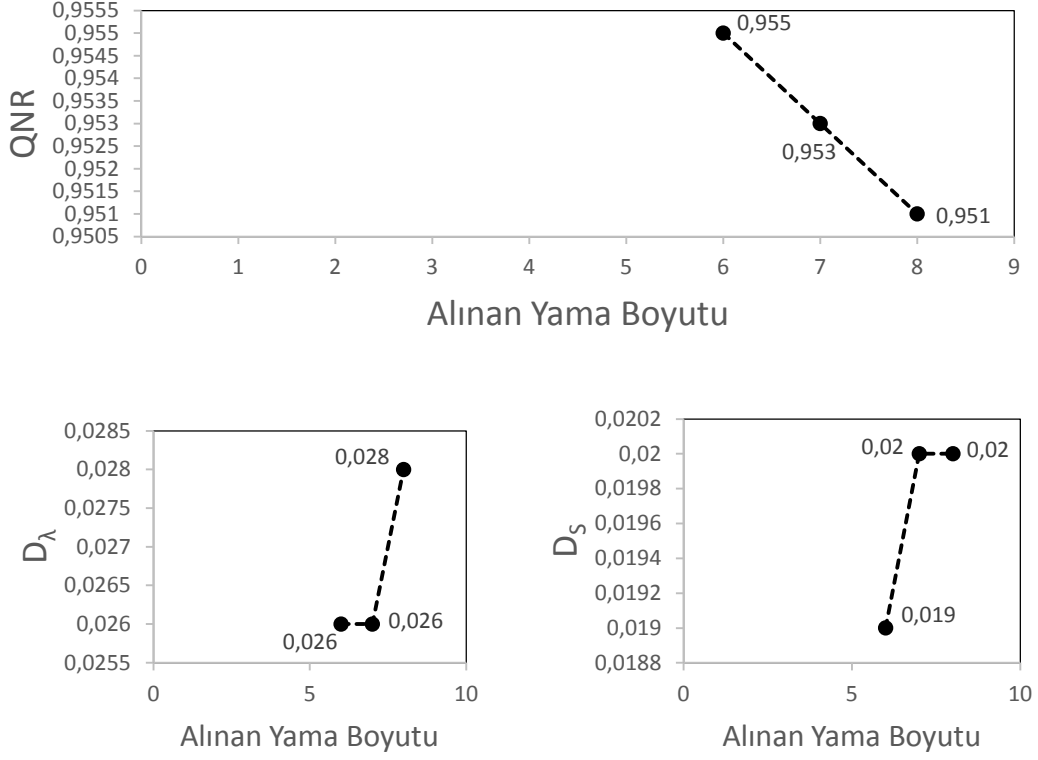
Çizelge 5.3: Alınan Yama Sayısına Bağlı Ölçüt Değerleri.

Yama Sayısı	QNR	D <sub>λ</sub>	D <sub>s</sub>
125	0,950997	0,027875	0,021734
250	0,95504	0,026097	0,019369
500	0,953841	0,027541	0,019145

### 5.2.3 Alınan yama boyutuna bağlı sonuçlar

Alınan yama boyutu  $\sqrt{N}$ 'i belirlemek için, sırasıyla 6, 7, 8 değerleri değiştirilerek elde edilen sonuçlar incelenmiştir. Alınan yama boyutunun azaltılmasının görüntü kalitesinde önemli bir değişiklik meydana getirmediği görülmüştür ve  $\sqrt{N}$  parametresine bağlı değerler şekil (5.3)'de gösterilmiştir. Detaylı sonuçlar da, çizelge (5.4) içerisinde gösterilmektedir. Buna göre en uygun yama sayısı boyutunun 6 olduğu belirlenmiştir. Yapılan bu işlemler sırasında rank ve alınan yama sayısı sırasıyla 18 ve 250 olarak sabit tutulmuştur.





Şekil 5.3: Alınan Yama Boyutuna Göre Analiz.

Çizelge 5.4: Alınan Yama Boyutuna Bağlı Ölçüt Değerleri.

Alınan Yama Boyutu	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
6	0,95504	0,026097	0,019369
7	0,953262	0,026575	0,020713
8	0,951986	0,028361	0,020227

Sonuç olarak; rank değeri  $r$ , alınan yama sayısı ve alınan yama boyutu  $\sqrt{N}$ 'e bağlı sonuçlar değerlendirildiğinde en uygun sonuçların  $r$  için 18, alınan yama sayısı için 250 ve  $\sqrt{N}$  için 6 olduğunda elde edildiği tespit edilmiştir. Önerilen yöntemin görüntülerin değerlendirme analizleri kısmında bu değerler kullanılacaktır.

#### 5.2.4 Görüntü analiz sonuçları

ATWT-NMF yönteminin performansını değerlendirmek için birbirinden farklı beş görüntü üzerinde değerlendirmeler yapılmıştır. Önerilen yöntemin analiz sonuçlarında kıyaslama yapabilmek adına GIHS, ATWT, ATWT-CBD, AWLP

yöntemlerinden de yararlanılmıştır. Bu görüntülerin Şekil (5.4), Şekil (5.7) ve Şekil (5.8) olmak üzere üç adetinde ATWT-NMF yöntemi en iyi QNR sonucunu elde etmiştir. Ancak sadece bir adet görüntüde Şekil (5.7)'de en iyi spektral ölçütlere sahip olmuştur.

Analiz sonuçlarında diğer yöntemlerin de performansını değerlendirdiğimizde, GIHS yönteminde diğer yöntemlere göre daha belirgin (keskin hatlara sahip) görüntüler elde edilmiştir. Görüntülerde herhangi bir bulanıklık da oluşmamıştır. Fakat görüntülerin renklerinde ciddi farklılıklar meydana gelmiştir. Özellikle yeşil renklerin hakim olduğu ağaçlık alanlarda, gerçeğe yakın sonuçlar elde edilememiştir. Şekil (5.4), Şekil (5.6) ve Şekil (5.8) olmak üzere üç görüntüde uzamsal açıdan en iyi performansı sergilemesine rağmen, spektral ölçüt sonuçları diğer yöntemlerin arkasında kalmıştır.

ATWT yöntemi ise, GIHS yöntemi gibi uzamsal değerler açısından iki görüntüde en iyi performansı sergilemiştir bunun da sebebi olarak yöntemin detayları doğrudan ekleme prensibi ile çalışmasını gösterebiliriz. Fakat spektral değerlerde GIHS yönteminden iyi olmakla birlikte, diğer yöntemlerin gerisinde kalmıştır.

ATWT-CBD yöntemi Şekil (5.6)'da en iyi QNR sonucunu ve Şekil (5.4), Şekil (5.6) ve Şekil (5.8)'de olmak üzere üç adet görüntü de en iyi spektral değerleri elde etmiştir. Görüntüler görsel olarak renksel açıdan incelendiğinde de gerçek görüntüye yakın performans sergilemektedir ancak bu yöntem uzamsal açıdan diğer yöntemlere göre kötü bir performansa sahiptir ve bilgilerin eksilmesine sebep olmaktadır. Şekil (5.7)'de yeşil alanlardaki bilgi kayıplarını dikkate çarpmaktadır.

AWLP yöntemi, ATWT yönteminde elde edilen detayların orantılı olarak MS görüntüye eklenmesi ile geliştirilen bir yöntemdir ve Şekil (5.7) hariç tüm sonuçlarda ATWT yönteminden QNR ve spektral ölçüt açısından iyi değerler sağlasa da, önerilen metod olan ATWT-NMF yöntemi genel olarak daha iyi performans sağlamıştır.

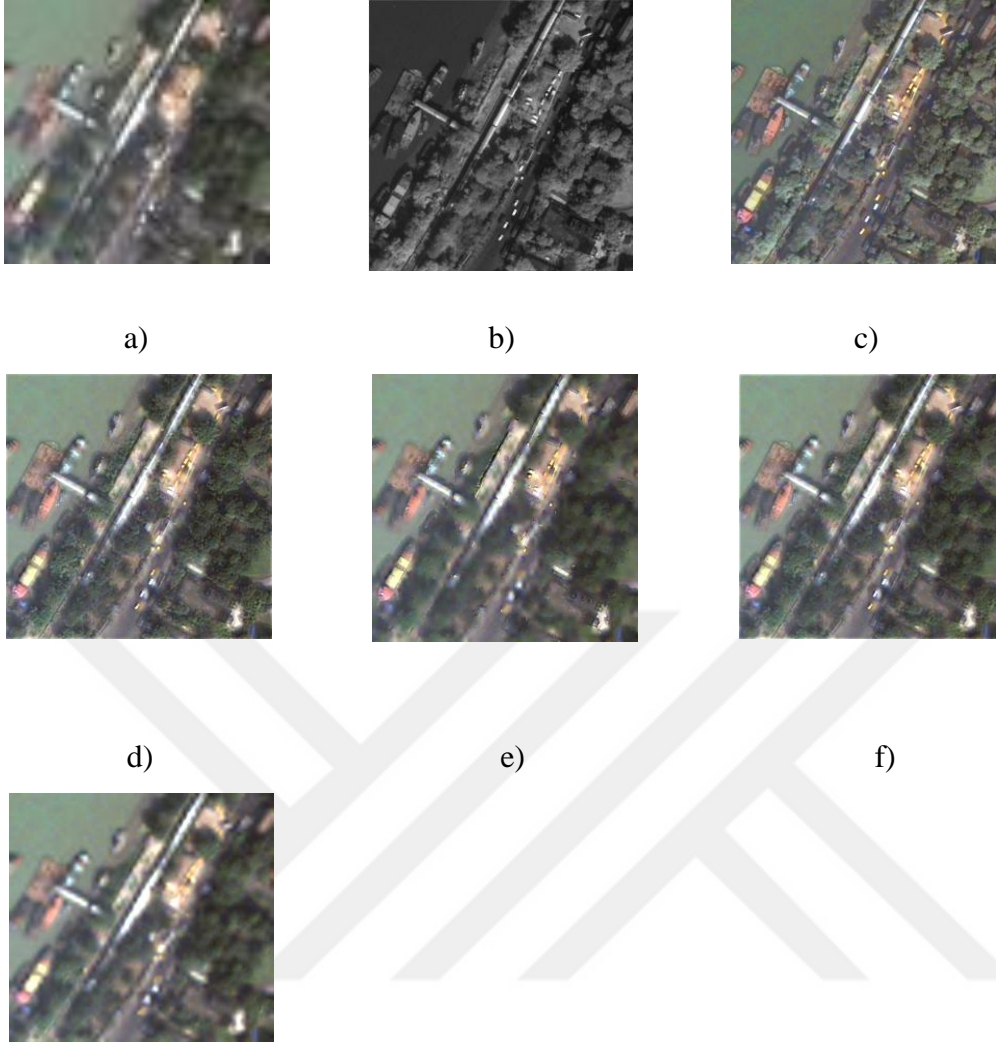
Sonuç olarak; ATWT-NMF yöntemi için çizelgelerde yer alan sonuçlar incelendiğinde spektral ve uzamsal değerlerin ödünleşimi açısından en uygun yöntem olduğu söylenebilir.



**Şekil 5.4:** Birinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.5 :** Birinci gerçek görüntüsüne ait ölçüt değerleri

Yöntem	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
GIHS	0,681446	0,30918	<b>0,013558</b>
ATWT	0,913132	0,06839	0,019835
ATWT-CBD	0,940408	<b>0,017082</b>	0,043248
AWLP	0,919294	0,05752	0,024601
ATWT-NMF	<b>0,946403</b>	0,021848	0,032458

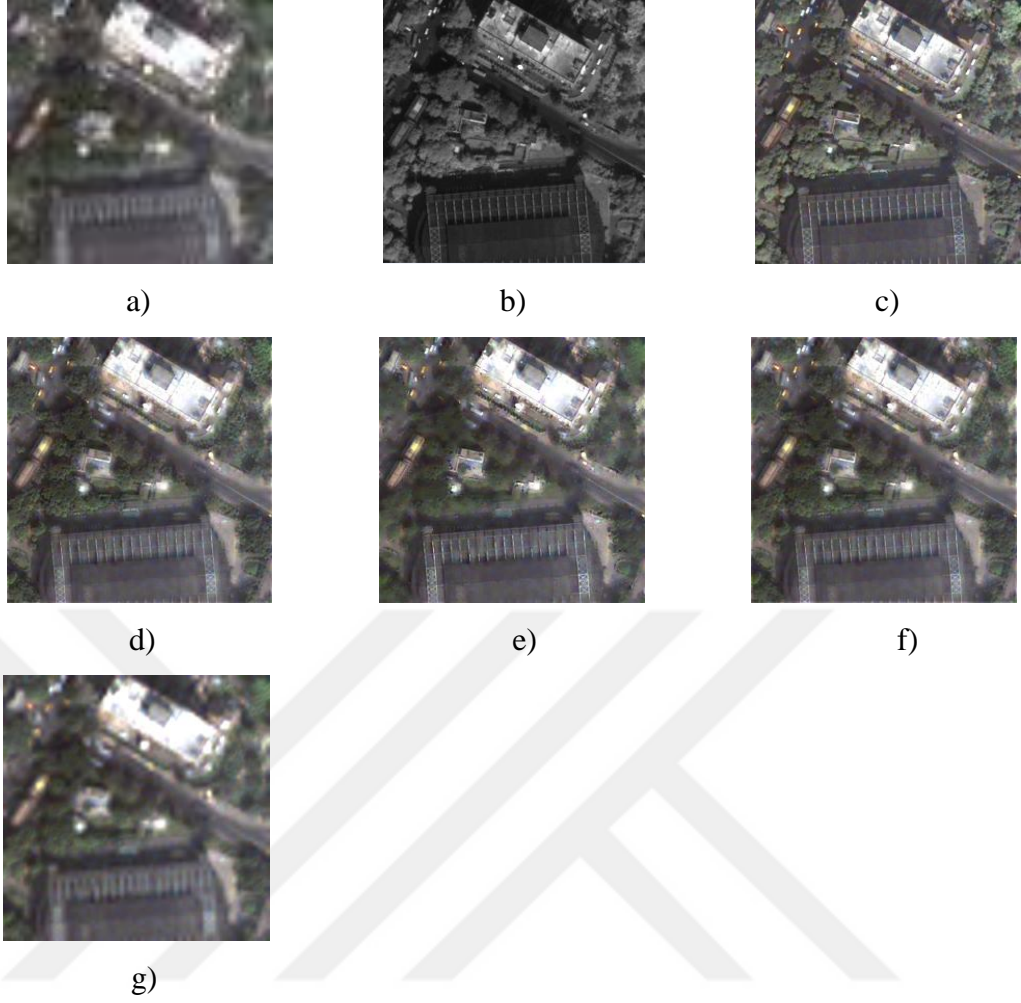


g)

**Şekil 5.5:** İkinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.6 :** İkinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

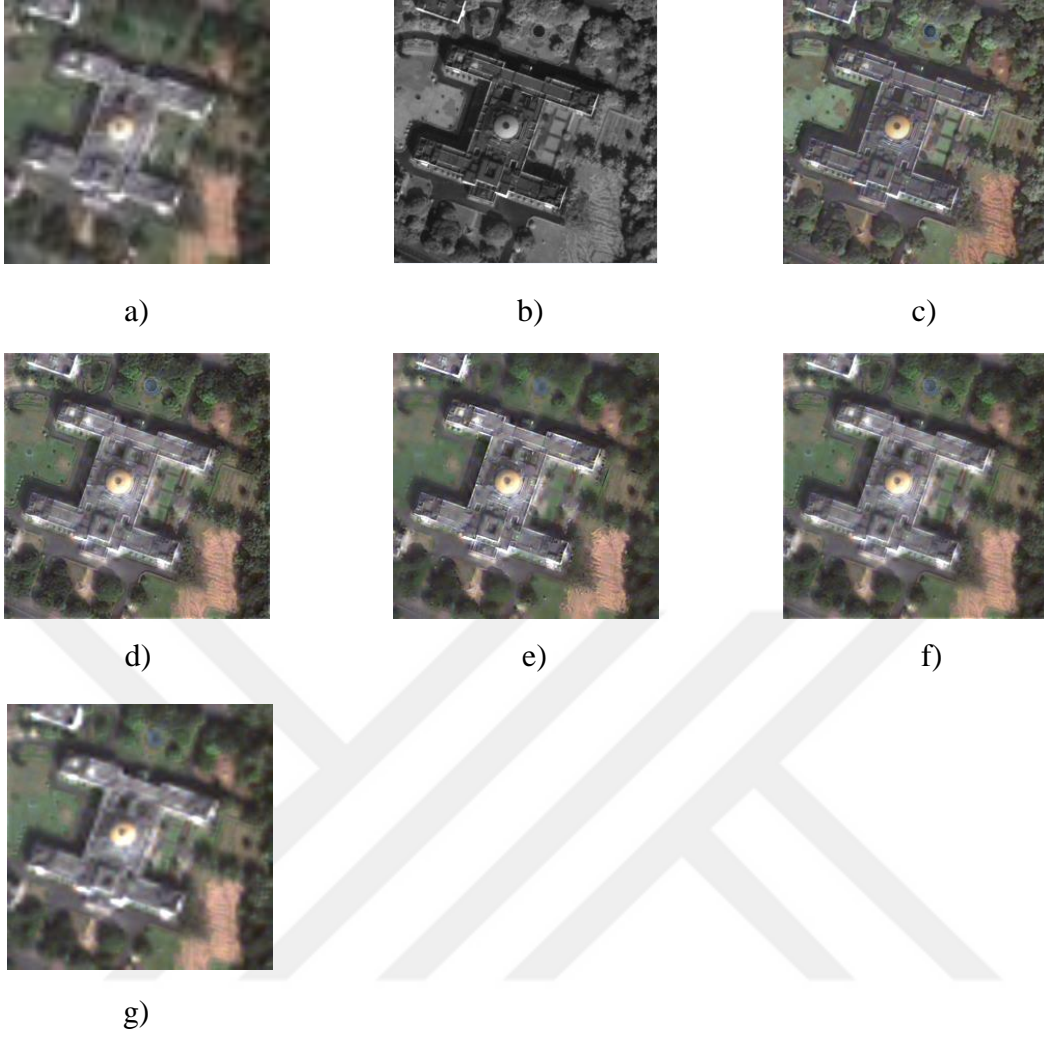
Yöntem	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
GIHS	0,590941	0,352019	0,088027
ATWT	0,880991	0,066318	<b>0,056434</b>
ATWT-CBD	0,845819	0,057532	0,102549
AWLP	<b>0,902911</b>	0,037687	0,061729
ATWT-NMF	0,892766	<b>0,034087</b>	0,075728



**Şekil 5.6:** Üçüncü gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.7 :** Üçüncü test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

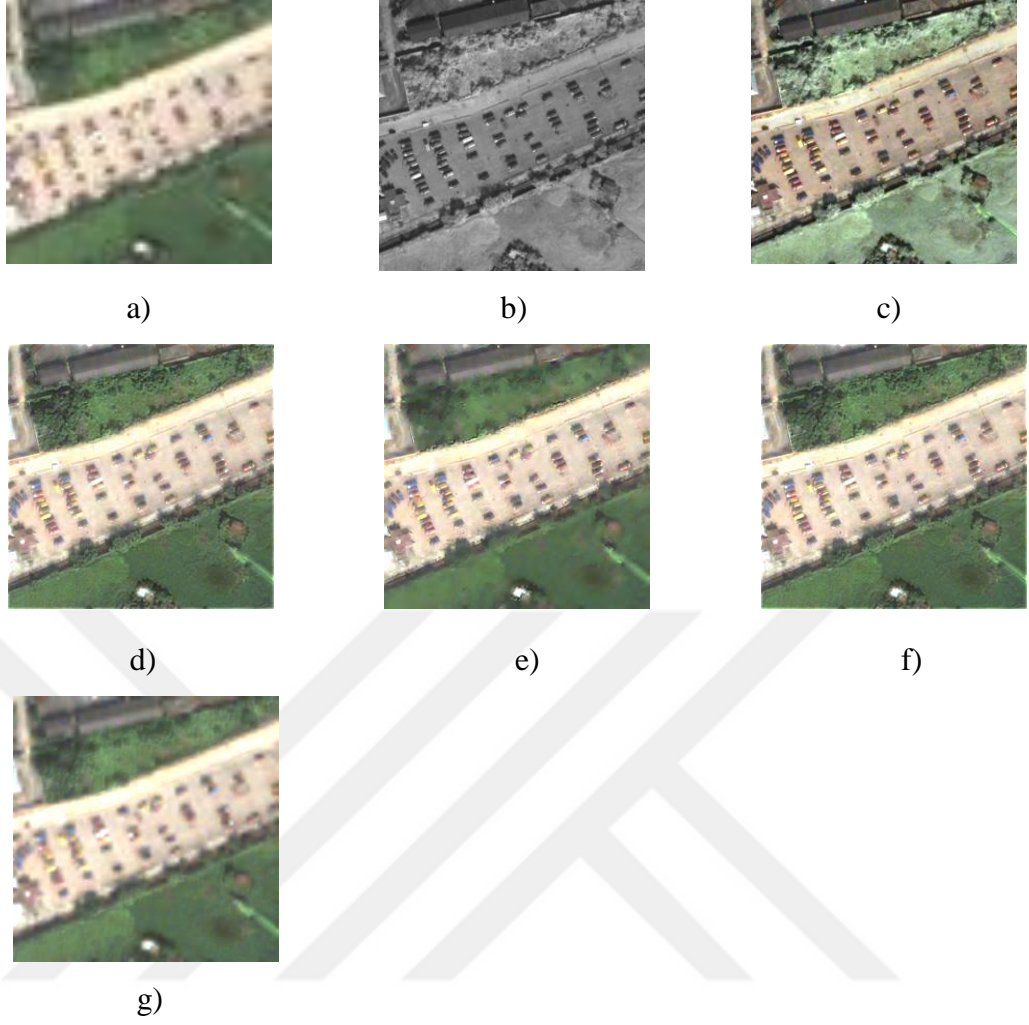
Yöntem	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
GIHS	0,691197	0,29675	<b>0,017137</b>
ATWT	0,920993	0,06259	0,017512
ATWT-CBD	<b>0,942948</b>	<b>0,01795</b>	0,039815
AWLP	0,927866	0,05306	0,020137
ATWT-NMF	0,931108	0,043346	0,026703



**Şekil 5.7:** Dördüncü gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.8 :** Dördüncü test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

Yöntem	QNR	$D_\lambda$	$D_s$
GIHS	0,622026	0,364228	0,021622
ATWT	0,88767	0,100692	<b>0,012941</b>
ATWT-CBD	0,92444	0,029987	0,046982
AWLP	0,91495	0,063373	0,023144
ATWT-NMF	<b>0,953712</b>	<b>0,026127</b>	0,020702



**Şekil 5.8** Beşinci gerçek test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.9 :** Beşinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

Yöntem	QNR	$D_\lambda$	$D_S$
GIHS	0,384519	0,612522	<b>0,007636</b>
ATWT	0,674586	0,289531	0,050506
ATWT-CBD	0,714097	<b>0,186551</b>	0,122137
AWLP	0,676175	0,28151	0,058895
ATWT-NMF	<b>0,734893</b>	0,196044	0,085904

### 5.3 Sentetik Veri Sonuçları

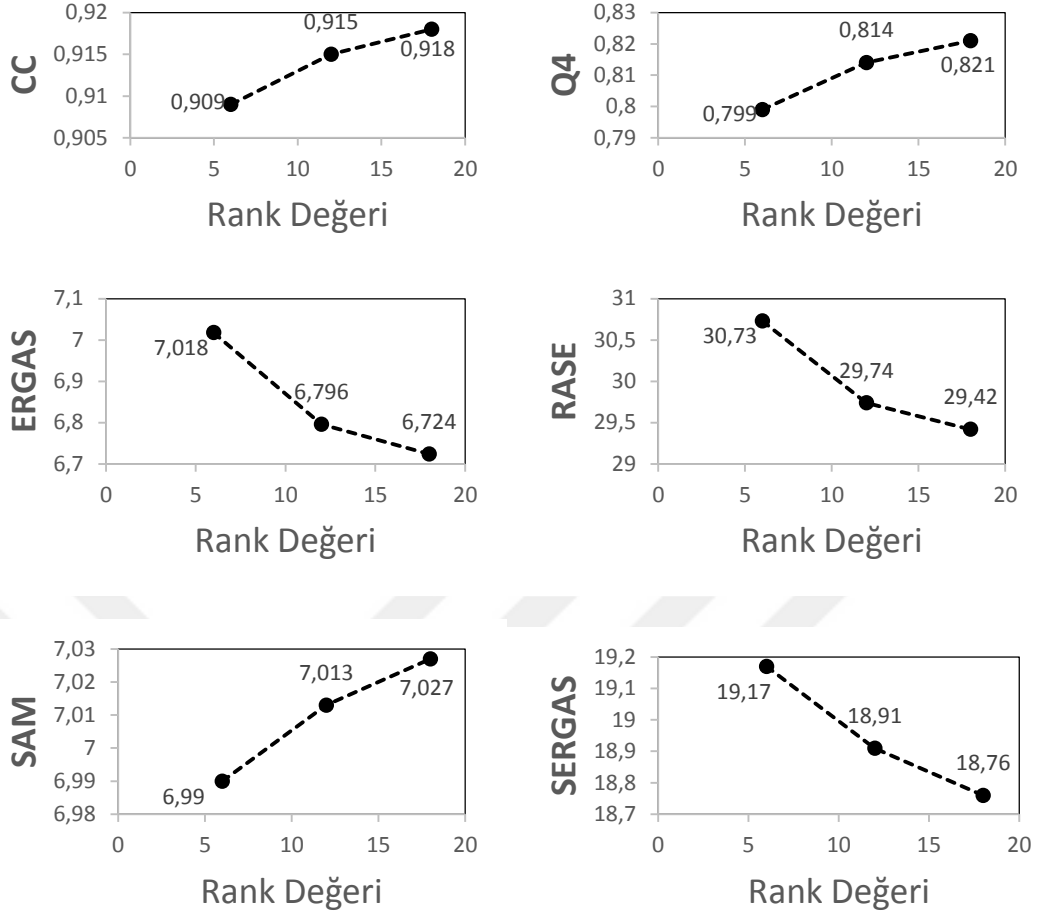
Sentetik veri sonuçlarında da, gerçek veri sonuçlarında olduğu gibi rank değeri, alınan yama sayısı ve alınan yama boyutu değerleri değişkenlik gösterebilmektedir.

Sentetik veri sonuçlarının değerlendirme kriterleri olan CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM ve SERGAS 'a göre belirlenen sonuçlar analiz edilecektir.

### 5.3.1 Rank değerine bağlı sonuçlar

$n \times m$  boyutlarında olan bir  $V$  matrisinin, bileşenlerini ayırma işlemi sırasında belirlenecek rank değeri  $r$  üzerinden belirlenir. Gerçek veri sonuçlarında olduğu gibi sentetik veri sonuçlarında PAN görüntü yama haline getirilerek NOMA ayrışımı uygulanır ve bu çalışma kullanılan  $\sqrt{N}$  yama boyutu 6'dır. Bu yüzden  $36 \times 1$ 'lik yamalara tek tek NOMA ayrışımı uygulanır. İşlem sayısının fazla olması sebebiyle mümkün olduğu kadar düşük bir rank değeri seçilmesi gereklidir. Önerilen yöntemin önemli ölçütlerinden olan füzyon işleminin gerçekleşme süresini en uygun şekilde tutulması gerekmektedir. Rank değerini azaltığımızda füzyon işleminin süresi kısalmasına rağmen, görüntü füzyonu performansında düşüşler yaşanmaktadır. Literatürde kullanılan diğer sözlük öğrenme yöntemlerinin süresi 45 dakika üzerinde sürdüğü bilinmektedir. Bu yüzden bu yöntemde füzyon işleminin süresi 90 saniye seviyesinde tutularak, diğer sözlük öğrenme yöntemlerinden daha iyi performans elde edilmesi hedeflenmiştir. Gerçekleştirilecek uygulamanın süresinin de optimum şekilde tutulmasını sağlamak adına rank değeri 6, 12, 18 olarak belirlenmiştir.  $r$  parametresine bağlı sonuçlar şekil (5.9)'da gösterilmiştir ve bu sonuca ait çizelge (5.10)'da gösterilmektedir. Yapılan denemeler sırasında uygulamayı etkileyen diğer iki parametre olan alınan yama sayısı ve alınan yama boyutu sabit tutulmuş ve sırasıyla 250, 6 olarak seçilmiştir. Çizelgedeki değerlerden de görülebileceği üzere rank değerinin artması sonuçlarda çok da bir iyileşme yaratmamıştır. Yapacağımız uygulamada yine de en iyi sonucun elde edildiği rank değeri 18 olarak belirlenmiştir.





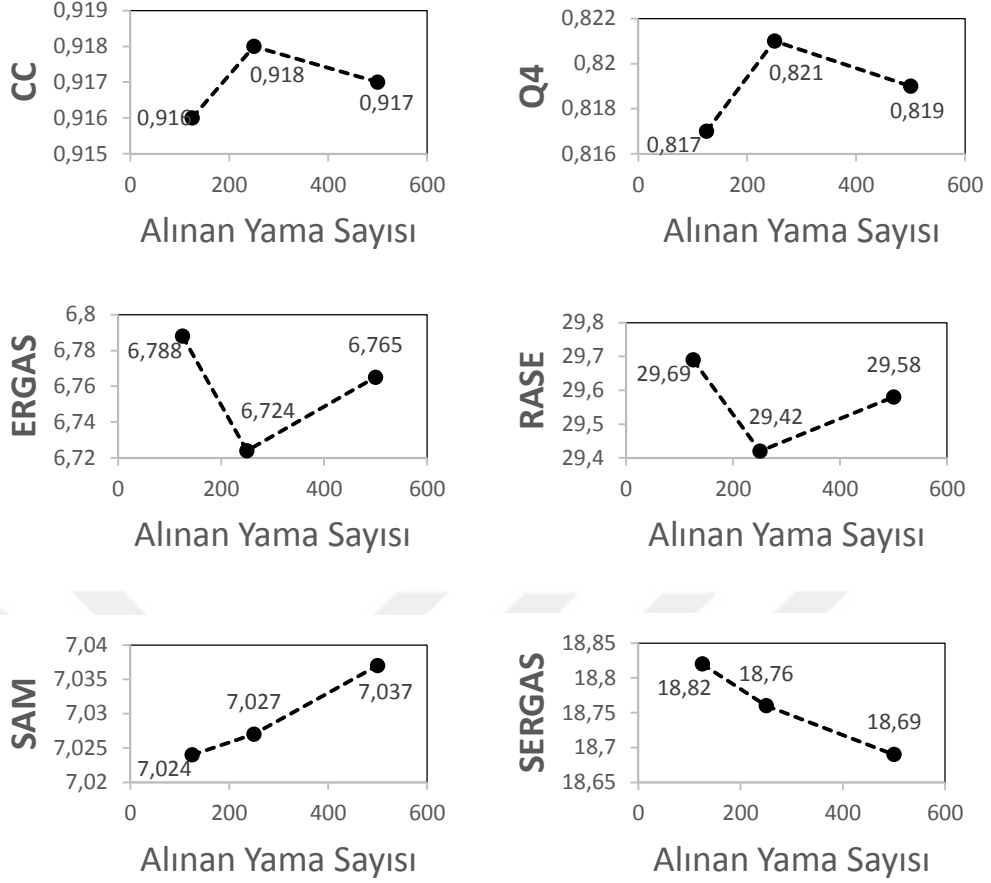
Şekil 5.9: Rank Değerine Göre Analiz

Çizelge 5.10: Rank Değerine Bağlı Ölçüt Değerleri

İterasyon Sayı	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
6	0,909235	0,799696	7,018187	30,73385	6,990315	19,17037
12	0,915798	0,814902	6,796254	29,74017	7,013766	18,91565
18	0,918174	0,821012	6,724037	29,4223	7,027654	18,765

### 5.3.2 Alınan yama sayısına bađlı sonuçlar

Gerçek veri sonuçlarındaki gibi alınan yama sayısı ile ilgili olarak, önerilen metodun performansı göz önüne alınarak düşük adetlerde yama alınması planlanmıştır. Bu değerlendirme deđişkenlerinin küçük tutulmak istenmesinin diđer bir sebebi de füzyon yöntemlerin de olduđu gibi füzyonun gerçekleşme süresi mümkün olduğunca kısaltılmak istenmesidir. Bu yüzden mümkün olduğunda optimum deđerin belirlenmesi için çalışmalar yapılmıştır. Bu amaçla yama sayıları 125, 250 ve 500 sayıları belirlenmiştir. Bu deđerin daha da yükseltiđi denemeler yapılmıştır ancak alınan yama sayısı deđer ne kadar büyütülürse, büyütülsün herhangi bir iyileşme sağlanamamıştır. Bu yüzden yama sayısı düşürülerek, çeşitli denemeler yapılmıştır ve sonuçlar şekil (5.10) 'da gösterilmiştir. Çizelge (5.11) içerisinde de detaylı olarak sonuçlar yer almaktadır. Bu sonuçlara göre sentetik veriler için de yama sayısının arttırılması çok da işe yaramamaktadır, aksine füzyon işleminin performansını negatif olarak etkilemektedir. Yapılan denemeler sonucunda en uygun yama sayısı deđerinin 250 olduğu belirlenmiştir. Bu deđer kullanıldığında aynı zamanda füzyon süresinin, diđer sözlük öğrenme yöntemlerine göre daha kısa sürede tamamlayarak, iyileşme sağladığı tespit edilmiştir. Yapılan bu işlemler sırasında rank ve alınan yama boyutu sırasıyla 18, 6 olarak sabit tutulmuştur.



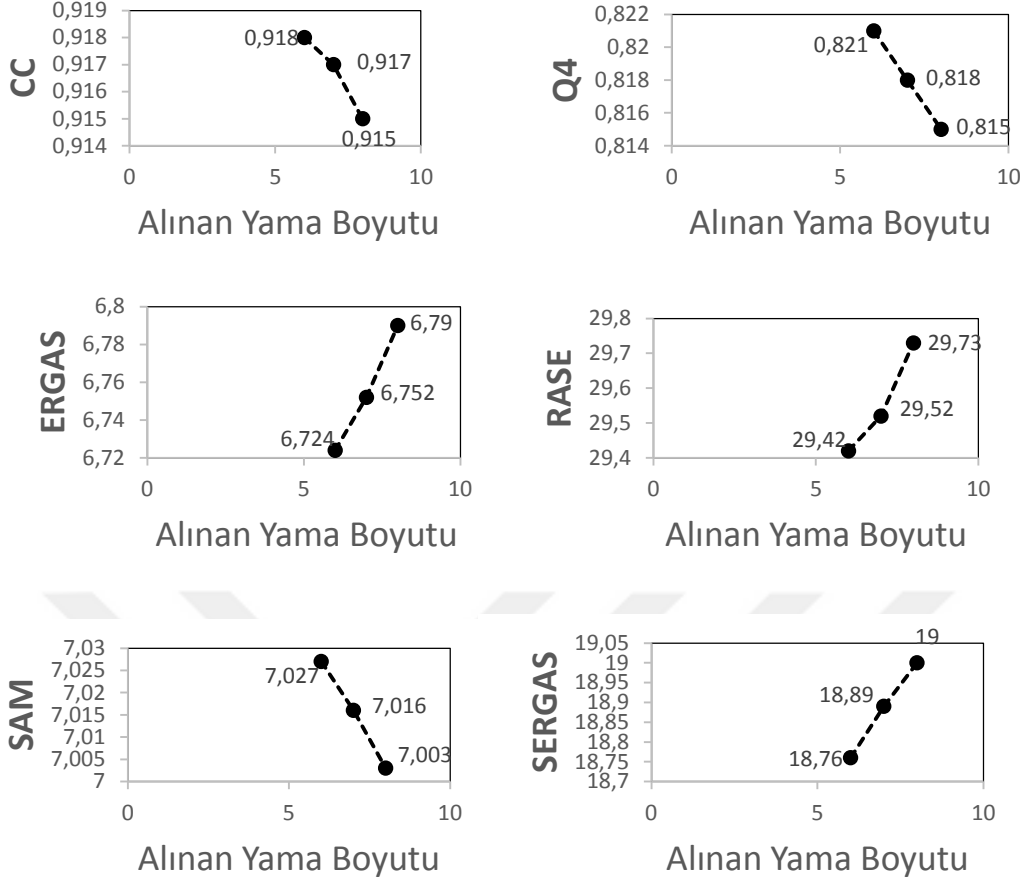
Şekil 5.10: Alınan Yama Sayısı Göre Analiz

Çizelge 5.11: Alınan Yama Sayısına Bağlı Ölçüt Değerleri

Alınan Örnek Sayısı	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
125	0,916415	0,817825	6,788687	29,69348	7,024749	18,82797
250	0,918174	0,821012	6,724037	29,4223	7,027654	18,765
500	0,917211	0,819322	6,765442	29,58557	7,037029	18,69008

### 5.3.3 Alınan yama boyutuna bağlı sonuçlar

Alınan yama boyutu  $\sqrt{N}$ 'i belirlemek için, gerçek veriler olduğu gibi sırasıyla 6, 7, 8 değerleri değiştirilerek elde edilen sonuçlar incelenmiştir. Alınan yama boyunun azaltılmasının görüntü kalitesinde önemli bir değişiklik meydana getirmediği görülmüştür ve  $\sqrt{N}$  parametresine bağlı değerler şekil (5.11)'de gösterilmiştir ve detaylı sonuçlar da, çizelge (5.12) içerisinde gösterilmektedir. Buna göre en uygun yama boyutu değerinin 6 olduğu saptanmıştır. Yapılan bu işlemler sırasında rank ve alınan yama sayısı sırasıyla 18 ve 250 olarak sabit tutulmuştur.



Şekil 5.11: Alınan Yama Boyutuna Göre Analiz

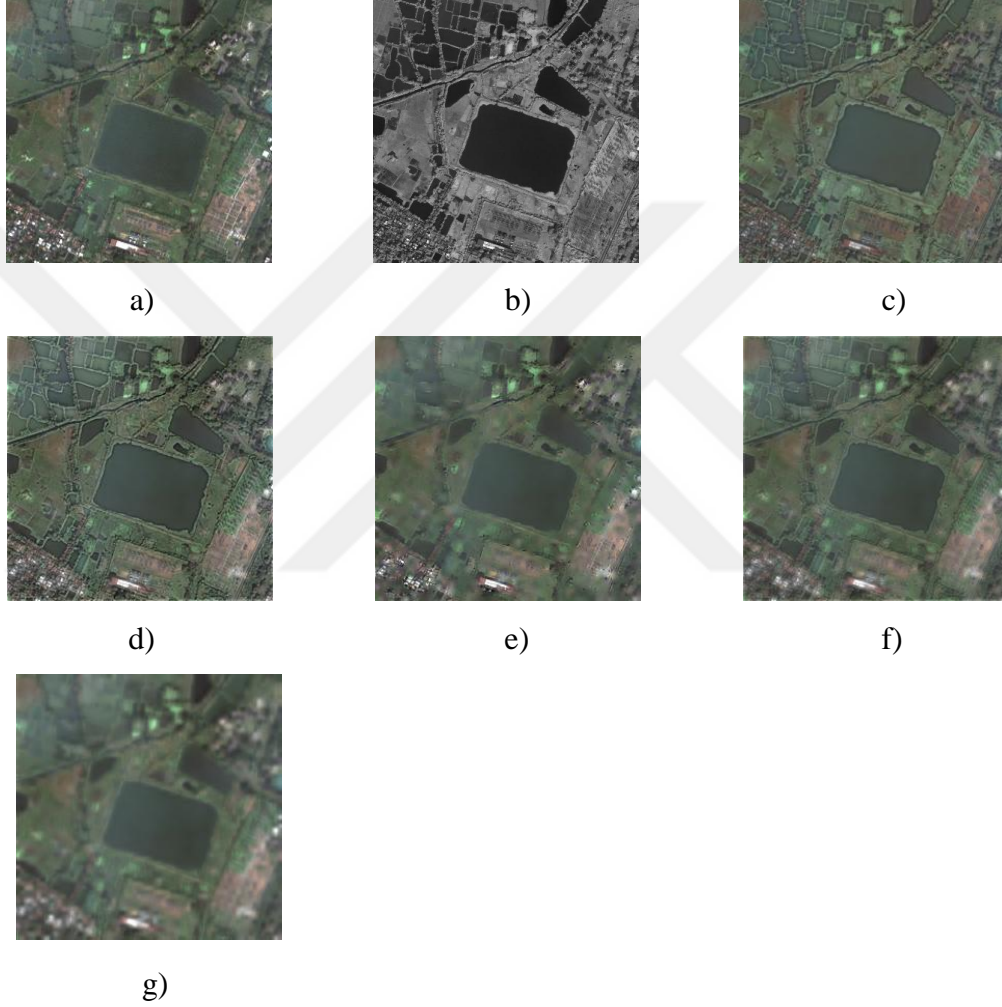
Çizelge 5.12: Alınan Yama Boyutuna Bağlı Ölçüt Değerleri

Alınan Yama Sayısı	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
6	0,918174	0,821012	6,724037	29,4223	7,027654	18,765
7	0,917125	0,818504	6,752887	29,52356	7,016116	18,89871
8	0,915994	0,815372	6,790315	29,73729	7,003254	19,00218

### 5.3.4 Görüntü analiz sonuçları

ATWT-NMF yönteminin sentetik görüntüler üzerinde performansını değerlendirmek için birbirinden farklı iki görüntü üzerinde değerlendirmeler yapılmıştır. Önerilen yöntemin analiz sonuçlarında yine kıyaslama yapabilmek adına GIHS, ATWT, ATWT-CBD, AWLP yöntemlerinden de yararlanılmıştır. Çizelge (5.13) ve (5.14) 'de yer alan sonuçlara göre GIHS yöntemi spektral değerlendirme açısından en kötü sonuçlara sahip olmuştur. Uzamsal değerlendirme açısından da Şekil (5.13) ve Şekil (5.14)'de sonuçlara göre en iyi değerlere sahiptir. ATWT yöntemi, yine gerçek veri

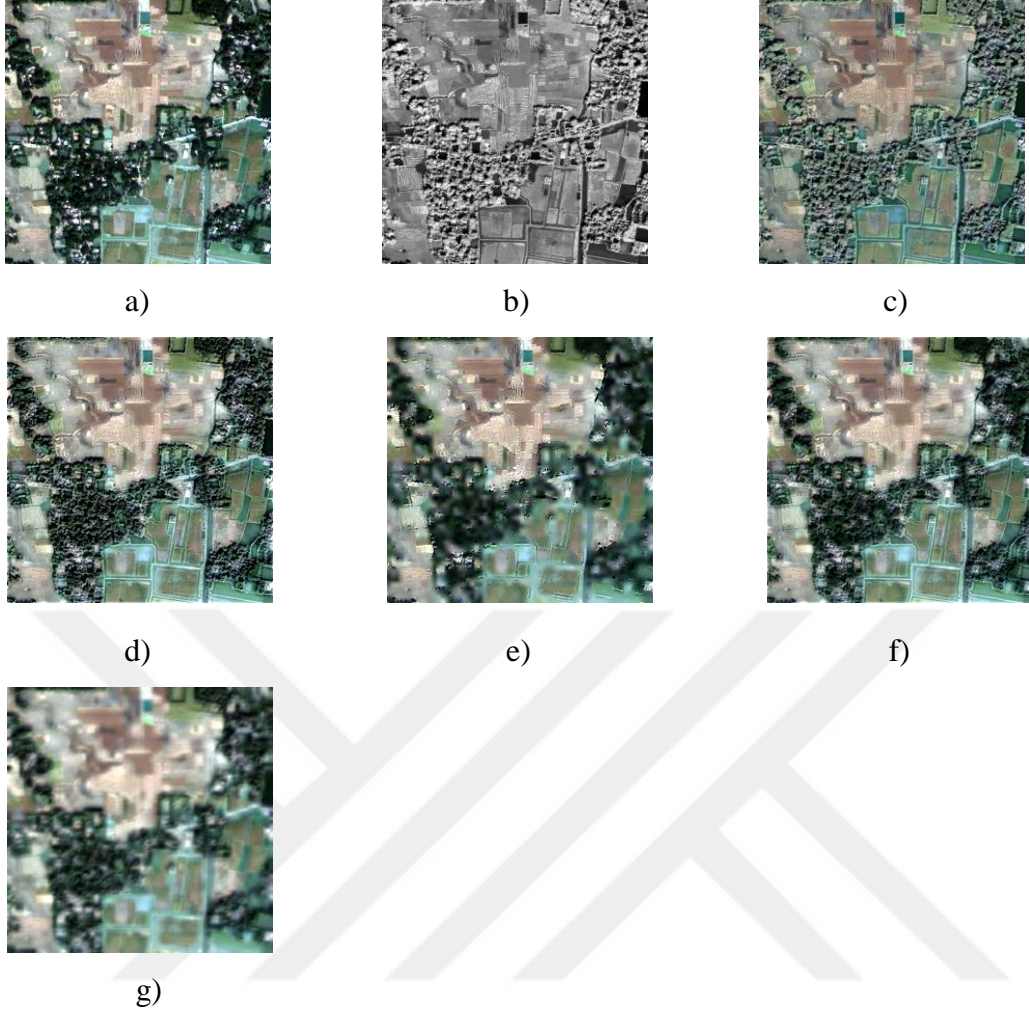
sonuçlarında olduğu gibi uzamsal değerler açısından iyi performans sergilerken, spektral değerler açısından sadece GIHS'e göre iyi sonuç verebilmiştir. ATWT-CBD yöntemi spektral açıdan iyi sonuçlar sağlarken, uzamsal çözünürlükte ise veri kayıplarına sebep olduğu gözlemlenmektedir. AWLP yöntemi ATWT-CBD yöntemime göre ERGAS, RASE ve SERGAS ölçütlerinde daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. ATWT-NMF yöntemi hem spektral hem de uzamsal ölçütlerin ödünleşimi açısından en uygun yöntem olarak göze çarpmaktadır.



**Şekil 5.12:** Birinci sentetik test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.13 :** Birinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

Yöntem	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
GIHS	0,63085	0,52497	5,11836	20,33373	2,25756	<b>7,16852</b>
ATWT	0,80169	0,67531	4,32560	17,31835	2,29907	8,12752
ATWT-CBD	<b>0,93826</b>	<b>0,80046</b>	4,36406	17,29271	3,20114	10,26382
AWLP	0,85820	0,78999	<b>3,36292</b>	<b>13,50804</b>	<b>2,10469</b>	8,89012
ATWT-NMF	0,85927	0,76755	3,37904	14,0416	2,12654	8,98505



**Şekil 5.13** İkinci sentetik test görüntüsüne ait füzyon sonuçları a)Orjinal MS b)Orjinal PAN c)GIHS d)ATWT e)AWTW-CBD f)AWLP g)ATWT-NMF

**Çizelge 5.14 :** İkinci test görüntüsüne ait ölçüt değerleri

Yöntem	CC	Q4	ERGAS	RASE	SAM	SERGAS
GIHS	0,700373	0,60883	9,701965	38,64857	6,715696	<b>6,124534</b>
ATWT	0,885371	0,831434	6,501133	26,12166	11,7131	11,99154
ATWT-CBD	0,909176	0,836623	5,633775	22,57101	6,579347	14,09918
AWLP	0,920159	<b>0,868554</b>	5,283063	<b>21,23282</b>	6,37277	12,77596
ATWT-NMF	<b>0,922111</b>	0,848608	<b>5,201819</b>	22,41694	<b>5,619356</b>	12,40886

## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Görüntü füzyonu, aynı sensörden farklı zamanlarda veya iki veya daha fazla sensörden aynı anda elde edilen iki veya daha fazla görüntüyü birleştirme işlemidir. Amaç, kaynaştırılmış görüntüden, tekil görüntülere göre daha fazla bilgi elde etmektir. Uydu görüntülerinde, düşük uzamsal çözünürlüklü multispektral görüntüler ile yüksek uzamsal çözünürlükte pankromatik görüntüler birleştirilir. Füzyon işlemi, görüntüde herhangi bir değişiklik yapmadan spektral ve uzamsal bilginin aktarılmasıyla sonuçlanmalıdır. Amaç, yüksek çözünürlüklü multispektral bir görüntü elde etmek için sırasıyla multispektral ve pankromatik görüntülerin spektral ve mekansal çözünürlüklerini birleştirmektir. Uzaktan algılama çalışmalarında çoklu spektral ve pankromatik görüntülerin bir araya getirilmesinde bu sürecin kullanılması, literatürde pankeskinleştirme olarak isimlendirilir.

Kullanılan füzyon tekniğinin değerlendirilmesi de füzyon işleminde önemli bir adımdır. Literatürde kullanılan füzyon tekniğini karşılaştırmak ve değerlendirmek için çeşitli kalite ölçütleri kullanılmıştır. Bu ölçütler sentetik ve gerçek veri olmak üzere iki aşamalı olarak incelenmiştir. Sentetik veriler için yapılacak değerlendirme için CC, Q4, ERGAS, RASE, SAM ve SERGAS ölçütleri kullanılmıştır. Gerçek veriler için yapılacak değerlendirmede QNR ölçüt yöntemi kullanılmıştır. Bu ölçütler kıyaslanmanın düzgün yapılabilmesini sağlamak adına spektral ve uzamsal açıdan nicel sonuçlar sağlamıştır.

Elde edilen görüntü ölçüt değerleri sonucunda GIHS yönteminin spektral değerlendirmede en kötü sonuçlara sahip olduğu görülmüştür, hatta görüntülerin gerçek renk değerlerinden uzak sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Bu yöntemde esas karşılaştırılmanın yapıldığı yöntemler dalgacık dönüşümü temelli ATWT, ATWT-CBD ve AWLP yöntemleri olmuştur. Bu yöntemlerden ATWT yöntemi uzamsal açıdan iyi sonuçlar sağlar iken, spektral açıdan diğer yöntemlerin gerisinde kalmıştır. ATWT-CBD yöntemi ise spektral açıdan iyi performans sağlarken, uzamsal açıdan görüntüde kayıpların yaşanmasına sebep olmuştur. AWLP yöntemi ise detayların

orantılı bir şekilde eklenmesi sebebiyle, ATWT yöntemine göre spektral değerlendirme bir miktar iyileşme sağlayabilmektedir.

Önerilen yöntem olan ATWT-NMF yöntemi ise, kıyaslamaya tabi tuttuğumuz diğer dört yönteme göre spektral ve uzamsal değerlerin ödünleşimi yönünden en iyi sonuçları sağlamıştır. Spektral ölçüt değerlerinde en iyi sonuçları verirken, uzamsal değerlerde de diğer yöntemler arasında üst sıralarda yer almıştır. Diğer yöntemlere göre görüntü füzyonu sonuçlarında daha iyi ölçüt değerleri sağlamıştır.

Füzyon yöntemlerinin kıyaslaması yapılırken bir başka önemli kriter olan füzyonun gerçekleşme süresidir. Bu çalışmada GIHS, ATWT ve AWLP yöntemlerinin füzyon süresi bir saniyenin altında gerçekleşmiştir. ATWT-CBD yönteminde bu süre yaklaşık kırk beş saniyedir. Yeni önerilen yöntem uygulanan füzyon yönteminin karmaşıklığı ve ATWT, NOMA yöntemlerinin füzyonu olması sebebiyle yaklaşık doksan saniye sürmektedir. Bu süresinin büyük bir kısmı test ve füzyon aşamasında kullanılmaktadır. eğitim aşaması iki saniyeden kısa bir sürede tamamlanmaktadır. NOMA yöntemi için kullanılan algorithmada iyileştirme veya farklı bir NOMA yöntemi kullanılarak işlem süresi kısaltılabilir.

Devam eden süreçte, aşağıda belirtilen konular üzerine çalışarak belirtilen yöntemin geliştirilmesi planlanmaktadır:

- Önerilen yöntemlerin mevcut yöntemlerle kıyaslaması kısmında mevutta kullanılan spektral ve uzamsal ölçütlere ek olarak orijinal ve füzyon sonucu elde edilmiş görüntülerin histogramları karşılaştırılarak yöntemlerin verimi ile ilgili da yararlı olacak bilgiler edinilebilir ve bu sayede kullanılacak yöntemde iyileştirmeler yapılabilir. İlaveten, uzamsal detaylar bakımından zengin bölgelerden hat profilleri çıkartılarak yöntemlerin detay aktarım başarımları kıyaslanabilir.
- Seyrek gösterimler yardımıyla, PAN görüntüsü ifade edilebilir. Bu sayede sözlük öğrenmesi ile PAN görüntüden elde edilecek sözlükler, önerilen yöntemin eğitim aşamasında öğrenilen sözlüğün iyileştirilmesi kullanılarak, multispektral görüntüye eklenecek detayların kontrolü sağlanabilir.
- Tez içerisinde önerilen pankeskinleştirme yöntemi hiperspektral ve pankromatik görüntülerin birleştirilmesi uygulamalarında da kullanılabilir.



Bu sayede hiperspektral görüntülerin kullanıldığı çeşitli uzaktan algılama uygulamalarında daha yüksek başarımlar sağlanabilir.





## KAYNAKLAR

- Lee, D. ve Seung, H.** Algorithms for non-negative matrix factorization, *Adv. Neural Inform. Process. Systems*, vol. 13, pp. 556–562, 2001. Jolliffe I., 2000. *Principle Component Analysis*, Springer, 2nd ed. edition, New York.
- Lee, D.D. ve Seung, H.S.** 2000. Algorithms for non-negative matrix factorization, *Proceedings of Neural Information Systems*, 942-948.
- Kaplan, N. H. ve Erer, I.** 2014. Bilateral Filtering-Based Enhanced Pansharpening of Multispectral Satellite Images. *IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS*, VOL. 11, NO. 11, NOVEMBER 2014
- Hoyer, P.O.** 2004. Non-negative matrix factorization with sparseness constraints, *Journal of Machine Learning Research*, 1457-1469.
- Pascual-Montano, A. ve Carazo, J.M. ve Kochi, K. ve Lehmann, D. ve Pascual-Marqui, R.D.** 2006. Nonsmooth nonnegative matrix factorization, *IEEE Transactions and Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42,403-415.
- Lin, C. ve J.** 2007. Projected gradient methods for non-negative matrix factorization, *Neural Computation*, 19, 2756-2779.
- Paatero, P. ve Tapper, U.** 1997. Least squares formulation of robust non-negative factor analysis. *Chemometr. Intell. Lab.* 37, 23- 35.
- Aiazzi, B. ve Alparone, L. ve Baronti, S. ve Garzelli, A. ve Nencini, F. ve Selva, M.** 2004. Spectral information extraction by means of MS+ PAN fusion. *Proceedings of ESA-EUSC*, 20-1.
- Amolins, K. ve Zhang, Y. ve 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. ve Billings, S. A. ve Luo, W.** 1989. Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification. *International Journal of control*, 50(5), 1873-1896.
- Li, S. ve 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. ve Yin, H. ve Fang, L.** 2013. Remote sensing image fusion via sparse representations over learned dictionaries. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 51(9), 4779-4789.
- Cheng, M. ve Wang, C. ve & Li, J.** 2014. Sparse representation based pansharpening using trained dictionary. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 11(1), 293-297.
- Garzelli, A. ve Nencini, F.** 2005. Interband structure modeling for Pan-sharpening of very high-resolution multispectral images. *Information Fusion*, 6(3), 213-224.
- Alparone, L. ve Aiazzi, B. ve Baronti, S. ve Garzelli, A. ve Nencini, F. ve Selva, M.** 2008. Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(2), 193-200.
- Wald, L. ve Ranchin, T. ve 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. 69
- Alparone, L. ve Baronti, S. ve Garzelli, A. ve Nencini, F.** 2004. A global quality measurement of pan-sharpened multispectral imagery. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 1(4), 313-317.
- GLCF** 2014. Global Land Cover Facility, 7 Ağustos 2015 tarihinde <http://glcf.umd.edu/> adresinden erişildi. 68
- Gungor, O.** 2008. Multisensor Multi resolution Image Fusion, (doktora tezi), Purdue University, Indiana.
- González-Audícana, M. ve Saleta, J. L. ve Catalán, R. G. ve 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.
- 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.
- Tu, T. M. ve Huang, P. S. ve Hung, C. L. ve 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.
- Mallat, S. G. ve Zhang, Z.** 1993. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 41(12), 3397-3415.
- Nunez, J. ve Otazu, X. ve Fors, O. ve Prades, A. ve Pala, V. ve Arbiol, R.** 1999. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 37(3), 1204-1211.
- Ranchin, T. ve 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.

- Tu, T. M. ve Su, S. C. ve Shyu, H. C. ve Huang, P. S.** 2001. A new look at IHS-like image fusion methods. *Information fusion*, 2(3), 177-186.
- 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.





## ÖZGEÇMİŞ

**Ad-Soyad** : İbrahim İŞLER  
**Doğum Tarihi ve Yeri** : Muğla / 1990  
**E-posta** : isleri@itu.edu.tr

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2013, Yıldız Teknik Üniversitesi, Elektrik Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

### MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- 2014 - devam ediyor. Ford Otomotiv Sanayi A.Ş. - Ürün Geliştirme Mühendisi