

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN DÖNÜŞÜM TEMELLİ
YÖNTEMLER İLE SIKIŞTIRILMASI

ERGÜN CAN

KOCAELİ 2020

KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN DÖNÜŞÜM TEMELLİ
YÖNTEMLER İLE SIKIŞTIRILMASI

ERGÜN CAN

Doç. Dr. Mehmet Kemal GÜLLÜ
Danışman, Kocaeli Üniversitesi
Prof. Dr. Oğuzhan URHAN
Jüri Üyesi, Kocaeli Üniversitesi
Doç. Dr. Behçet Uğur TÖREYİN
Jüri Üyesi, İstanbul Teknik Üniversitesi

(Handwritten signatures in blue ink)

Tezin Savunulduğu Tarih: 04.02.2020

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasında, uzaktan algılama teknolojilerinin bir ürünü olan hiperspektral görüntülerin verimli bir şekilde sıkıştırılmasını sağlamak amacıyla özgün yöntemler geliştirilmiştir. Yapılan çalışmaların, bu alanda çalışan veya çalışacak olan kişilere yardımcı olmasını dilerim.

Lisansüstü eğitimim boyunca birlikte çalıştığım, bu süreçte yardımlarıyla bana yol gösteren, kendimi bu alanda geliştirmeme olanak sağlayan değerli hocam Doç. Dr. Mehmet Kemal GÜLLÜ'ye ne kadar teşekkür etsem azdır. Ayrıca, tez çalışmalarım boyunca beni yönlendirerek hep daha iyiye ulaşmamı sağlayan değerli hocalarım Prof. Dr. Oğuzhan URHAN, Prof. Dr. Yıldırım YALMAN ve Dr. Alican KARACA'ya teşekkürlerimi sunarım.

Hayatım boyunca hem maddi hem de manevi desteklerini benden hiçbir zaman esirgemeyen ve her daim bana güvenip yanımda olan aileme çok teşekkür ederim. Her zaman olduğu gibi akademik çalışmalarım boyunca da bana destek olan, hemen her anımda yanımda olan ve beni büyük bir sabırla dinleyip tavsiyeleri ile beni yönlendiren arkadaşlarım İsmail AY ve Mehmetali DANIŞMAN'a teşekkür ederim.

Şubat – 2020

Ergün CAN

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ VE TEŞEKKÜR	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	iv
TABLolar DİZİNİ	vi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ÖZET.....	viii
ABSTRACT	ix
GİRİŞ	1
1. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLER	4
1.1. Hiperspektral Görüntüleme.....	5
1.2. Hiperspektral Veri Kümeleri ve Özellikleri.....	7
1.3. Hiperspektral Görüntülerin Sıkıştırılmasının Önemi.....	8
2. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN SIKIŞTIRILMASI.....	9
2.1. Literatürde Yapılan Çalışmaların Özeti	9
2.2. Dönüşüm Temelli Hiperspektral Görüntü Sıkıştırma Teknikleri	15
2.2.1. Ayrık dalgacık dönüşümü temelli sıkıştırma.....	15
2.2.2. Ayrık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma	17
2.2.3. Tensör ayrıştırması temelli sıkıştırma	19
2.3. Nicemleme ve Entropi Kodlama.....	21
2.3.1. Nicemleme.....	21
2.3.2. Entropi kodlama	22
2.4. Tez Kapsamında Kullanılan Karşılaştırma Metrikleri	23
3. AYRIK KOSİNÜS DÖNÜŞÜMÜ PARAMETRELERİNİN SIKIŞTIRMAYA ETKİSİ.....	25
3.1. Giriş.....	25
3.2. Blok Boyutu Seçiminin Sıkıştırmaya Olan Etkisi	25
3.3. Nicemleme Parametresi Seçiminin Sıkıştırmaya Olan Etkisi.....	26
3.4. Farklı Dönüşüm Formlarının Sıkıştırmaya Olan Etkisi	28
3.5. Vargılar	30
4. IŞIKLILIK DÖNÜŞÜMÜ TEMELLİ SIKIŞTIRMA.....	31
4.1. Giriş.....	31
4.2. Önerilen Yöntem.....	31
4.2.1. Bant görüntülerinin gruplandırılması	32
4.2.2. Işıklılık dönüşümü	36
4.2.3. Üç boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma	38
4.3. Deneysel Sonuçlar	39
4.3.1. Sıkıştırma performanslarının değerlendirilmesi	39
4.3.2. Çalışma sürelerinin değerlendirilmesi	42
4.3.3. Görüntülerin görsel kalitesinde meydana gelen bozulmaların incelenmesi	43
4.3.4. Sıkıştırma sonrası anomali ve hedef tespiti sonuçları	48
4.4. Vargılar	51

5. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ ve TENSÖR AYRIŞTIRMASI TEMELLİ SIKIŞTIRMA	52
5.1. Giriş.....	52
5.2. Önerilen Yöntem.....	52
5.2.1. Ayrık dalgacık dönüşümü.....	53
5.2.2. Tucker tensör ayrıştırması	54
5.3. Deneysel Sonuçlar	54
5.4. Vargılar	58
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	59
KAYNAKLAR	61
KİŞİSEL YAYINLAR VE ESERLER	68
ÖZGEÇMİŞ	69



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1.	Hiperspektral görüntülerin alınmasına ait örnek görsel	6
Şekil 1.2.	Hiperspektral görüntü örnekleri	6
Şekil 1.3.	Farklı malzeme tiplarına ait spektral imza örnekleri.....	7
Şekil 1.4.	AVIRIS veri kümesine ait hiperspektral görüntülerin görseli	8
Şekil 2.1.	Dalgacık dönüşümü sonrasında elde edilen frekans bileşenleri örnekleri	17
Şekil 2.2.	Hiperspektral görüntülerin 3D-DCT ile sıkıştırılmasına ait blok şema.....	18
Şekil 2.3.	Tucker tensör ayrıştırması blok yapısı	20
Şekil 3.1.	Ayrık kosinüs dönüşümü parametrelerinin sıkıştırmaya olan etkisi	25
Şekil 3.2.	Blok boyutu değişiminin sıkıştırmaya olan etkisi (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	26
Şekil 3.3.	(a) Nicemleme parametresi (k) seçiminin sıkıştırmaya olan etkisi (b) örnek bir DCT bloğu.....	26
Şekil 3.4.	Işıklılık dönüşümünün etkisi (a) örnek blok görseli (b) ışıklılık dönüşümü öncesi DCT bloğu (c) ışıklılık dönüşümü sonrası DCT bloğu	27
Şekil 3.5.	Pavia verisi için elde edilen spiral zigzag tarama sonuçları (a) PSNR (b) SNR	28
Şekil 3.6.	Cuprite verisi için elde edilen ADCT sonuçları	29
Şekil 3.7.	WDCT ile elde edilen SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	30
Şekil 4.1.	Önerilen yöntemin blok şeması.....	32
Şekil 4.2.	Cuprite verisi için elde edilen ilinti değerleri.....	33
Şekil 4.3.	Cuprite verisi için elde edilen ilinti matrisi görseli.....	33
Şekil 4.4.	Bantların gruplandırılmasına ait akış şeması	35
Şekil 4.5.	Cuprite verisine ait (a) ağaç çizit (b) kümeleme sonucu.....	36
Şekil 4.6.	Hiperspektral görüntülerin 50. bant görüntüleri (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	39
Şekil 4.7.	Hiperspektral görüntülerin bantlar arası ilinti matrisleri görseli (üstte) – önerilen bant gruplama yöntemi sonuçları (altta)	40
Şekil 4.8.	Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	41
Şekil 4.9.	Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSA sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	41
Şekil 4.10.	Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSC sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge	41
Şekil 4.11.	Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MI sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	41
Şekil 4.12.	Cuprite hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları.....	45

Şekil 4.13. Moffett Field hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları.....	46
Şekil 4.14. Jasper Ridge hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları.....	47
Şekil 4.15. Sıkıştırma sonrasında anomali tespiti sonuçları.....	49
Şekil 4.16. Sıkıştırma sonrasında hedef tespiti sonuçları	50
Şekil 5.1. Önerilen yöntemin akış şeması	53
Şekil 5.2. Ayrık dalgacık dönüşümüne ait filtre sistemi	54
Şekil 5.3. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	57
Şekil 5.4. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSA sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge.....	57



TABLULAR DİZİNİ

Tablo 1.1. Ülkelere ait algılayıcılar ve özellikleri	5
Tablo 2.1. Huffman kodlama olasılıksal sıralama örneği.....	22
Tablo 2.2. Huffman kodlama sembol atama örneği	23
Tablo 2.3. Kullanılan karşılaştırma metrikleri.....	24
Tablo 4.1. Farklı yöntemlere ait sonuçların ortalama sinyal-gürültü oranı açısından değerlendirilmesi.....	42
Tablo 4.2. Farklı yöntemlerin işlem süresi açısından değerlendirilmesi (saniye).....	43
Tablo 5.1. Tensör boyutları değişiminin etkisi.....	55
Tablo 5.2. Farklı sıkıştırma oranlarının etkisi	56
Tablo 5.3. İki seviye dalgacık dönüşümünün farklı veri kümeleri üzerindeki etkisi	56

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kisaltmalar

ACE	: Adaptive Cosine Estimator (Uyarlamalı Kosinüs Tahmincisi)
ADCT	: Advanced Discrete Cosine Transform Coder (Gelişmiş Ayrık Kosinüs Dönüşüm Kodlayıcısı)
AF	: Alt Örnekleme Faktörü
ALS	: Alternative Least Square (Alternatif En Küçük Kareler)
AVIRIS	: Airborne Visible / Infrared Imaging Spectrometer (Hava Platformunda Görünür / Kızılötesi Spektrometresi)
CR	: Compression Ratio (Sıkıştırma Oranı)
CSSP	: Clustering Signal Subspace Projection (Kümeleme Sinyali Alt Uzay Projeksiyonu)
DCT	: Discrete Cosine Transform (Ayrık Kosinüs Dönüşümü)
DPCM	: Differential Pulse Code Modulation (Farksal Darbe Kod Modülasyonu)
DWT	: Discrete Wavelet Transform (Ayrık Dalgacık Dönüşümü)
ID	: Işıklılık Dönüşümü
JPEG	: Joint Photographic Experts Group (Birleşik Fotoğraf Uzmanları Grubu)
KLT	: Karhunen Loeve Transform (Karhunen Loeve Dönüşümü)
MCBC	: Maximum Correlation Band Clustering (Maksimum Korelasyon Bandı Kümelemesi)
MI	: Mutual Information (Karşılıklı Bilgi)
MSA	: Mean Spectral Angle (Ortalama Spektral Açık Benzerliği)
MSC	: Mean Spectral Correlation (Ortalama Spektral İlinti)
NASA	: National Aeronautics and Space Administration (Ulusal Havacılık Ve Uzay Dairesi)
OID	: Otomatik Uyarlamalı Işıklılık Dönüşümü
PCA	: Principal Component Analysis (Temel Bileşenler Analizi)
PSNR	: Peak Signal-to-Noise Ratio (Pik Sinyal-Gürültü Oranı)
RGB	: Red, Green, Blue (Kırmızı, Yeşil, Mavi)
ROC	: Receiver Operating Characteristic (Alıcı İşletim Karakteristiği)
RX	: Reed Xiaoli
SNR	: Signal-to-Noise Ratio (Sinyal-Gürültü Oranı)
SPCA	: Segmented Principal Component Analysis (Bölümlenmiş Temel Bileşenler Analizi)
SPECK	: Set Partitioned Embedded Block (Sıfır Blok Temelli Kodlama)
SPHIT	: Set Partitioning in Hier-Archical Trees (Sıfır Ağaç Temelli Kodlama)
SSIM	: Structural Similarity Index (Yapısal Benzerlik İndeksi)
SVM	: Support Vector Machines (Destek Vektör Makineleri)
TCQ	: Trellis Coded Quantization (Kafes Kodlu Nicemleme)
TD	: Tucker Tensor Decomposition (Tensör Ayrıştırması)
UID	: Uyarlamalı Işıklılık Dönüşümü
WDCT	: Warped Discrete Cosine Transform (Eğrilmiş Kosinüs Dönüşümü)

HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN DÖNÜŞÜM TEMELLİ YÖNTEMLER İLE SIKIŞTIRILMASI

ÖZET

Hiperspektral görüntüleme günümüzde farklı uygulama alanlarındaki kullanımı sayesinde oldukça popüler bir konu haline gelmiştir. Gelişen uydu teknolojileri ve algılayıcılarının yüksek irtifa araçlarında kullanılması ile birlikte kolaylıkla alınabilen hiperspektral görüntüler; hedef, değişim ve anomali tespiti, sınıflandırma ve bölütleme çalışmaları, yüzey ve atmosferik bileşenlerin analizi, toprak tipinin incelenmesi, tarım ve orman izleme uygulamaları, askeri gözetim gibi çok geniş bir uygulama alanına sahiptir. Fakat hiperspektral görüntüler kapladıkları büyük alanlar nedeniyle iletim esnasında bant genişliği açısından veya depolama sırasında hafıza boyutu gereksinimi açısından sorunlar oluşturmaktadır. Bu nedenle gerek iletimde bant genişliğinin düşürülmesi gerekse verilerin saklanmasında depolama alanının azaltılması için literatürde hiperspektral görüntü sıkıştırma konusu ortaya çıkmıştır.

Yüksek irtifa araçları vasıtasıyla alınan bu görüntülerin sıkıştırma işlemlerinin yine bu araçlar üzerindeki gömülü sistemlerde gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Bu durumda sistem üzerinde çok güçlü donanım ve kaynakların olmadığı göz önüne alınarak sıkıştırma yönteminin düşük işlemsel karmaşıklığa sahip olması ve kolaylıkla entegre edilebilmesi beklenmektedir. Bu nedenle bu tez çalışmasında yüksek sıkıştırma oranlarına çıkabilen ve görece daha düşük işlemsel karmaşıklığa sahip dönüşüm temelli sıkıştırma yöntemleri geliştirilmiştir.

Geliştirilen yöntemlerde, literatürdeki diğer yöntemler gibi yüksek sıkıştırma oranlarında görüntü kalitesinde meydana gelen kaybın azaltılması amaçlanmıştır. Önerilen bu yöntemler, literatürdeki diğer yöntemler ile karşılaştırılarak performans analizi yapılmıştır. Ayrıca sadece sıkıştırma performansı değil hedef ve anomali tespiti gibi uygulama alanlarındaki başarıyı da irdelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Dalgacık Dönüşümü, Hiperspektral Görüntüler, Kosinüs Dönüşümü, Sıkıştırma, Tensör Ayırıştırması.

COMPRESSION OF HYPERSPECTRAL IMAGES BY TRANSFORMATION BASED METHODS

ABSTRACT

Today, hyperspectral images have become a very popular subject thanks to their use in different fields of application. Hyperspectral images can be easily received by high-altitude vehicles with developing satellite technologies and sensors. These images have a wide range of uses such as target, change and anomaly detection, classification and segmentation studies, surface and atmospheric components, soil type analysis, agriculture and forest surveillance applications, military surveillance. However, hyperspectral images create problems in terms of bandwidth during transmission or memory size requirement during storage due to the large areas they occupy. Therefore, in the literature the subject of hyperspectral image compression has emerged in order to reduce the bandwidth in transmission and to reduce the storage space in data storage.

Compression of these images, taken by high-altitude vehicles, must also be performed in embedded systems on these vehicles. In this case, considering that there are not very strong hardware and resources on the system, the compression method is expected to have low operational complexity and can be easily integrated. Therefore, in this thesis, transformation based compression methods which can reach high compression ratios and have relatively lower operational complexity have been developed in a unique way.

In the developed methods, like other methods in the literature, it is aimed to reduce the loss of image quality at high compression ratios. These methods are compared with other methods in the literature and performance analysis is performed. In addition, not only compression performance, but also performance in application areas such as target and anomaly detection were examined.

Keywords: Wavelet Transform, Hyperspectral Images, Cosine Transform, Compression, Tensor Decomposition.

GİRİŞ

Günümüzde uzaktan algılama teknolojilerinin hızlı bir şekilde gelişmesi ile birlikte dünya üzerindeki bir bölgeye ait değerli bilgiler oldukça uzak mesafelerden rahatlıkla alınabilir hale gelmiştir. Geliştirilen bu sistemlerin yer aldığı yüksek irtifa uçakları, uydular veya farklı platform yardımıyla multispektral, hiperspektral ve ultraspektral gibi yüzlerce bant görüntüsünden oluşan bu verilere çok kısa sürelerde ulaşabilmektedir [1]. Bu veriler, özellikle hiperspektral görüntülerin farklı uygulama alanlarındaki kullanımı ile birlikte gittikçe artan bir öneme sahip olmuştur. Hiperspektral görüntüleme ile sağlanan görüntüler, içerdiği uzamsal ve spektral bilgi sayesinde hedef ve anomali tespiti [2], [3], değişim tespiti [4], toprak tipinin analizi [5], atmosfere yayılan zararlı gazların tespit ve takip edilmesi [6], [7], tarım ve orman izleme [8], askeri gözetim [9] gibi alanlarda çok fazla kullanılmaktadır. Ek olarak hiperspektral görüntülerin sağlık sektöründe yapılan çalışmalarda da kullanıldığı görülmektedir [10], [11].

Hiperspektral görüntüler, sağladıkları avantajlar sayesinde literatürde farklı uygulama alanlarında başarılı sonuçlar vermesi ile önem kazanmıştır. Fakat, hem içerdiği yüzlerce spektral bant görüntüsü nedeniyle çok büyük hafıza alanlarına ihtiyaç duymakta hem de bu görüntülerin elde edildiği platformlardan yeryüzüne iletilmesi esnasında bant genişliği açısından problemlere neden olmaktadır. Dolayısıyla yüksek hafıza ve bant genişliği gerektiren bu görüntülerin sıkıştırılması son yıllarda literatürde önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir [12].

Bu alanda yapılan çalışmalar kayıpsız, kayıpsıza yakın ve kayıplı sıkıştırma olmak üzere üç ana başlık altında toplanabilir. Kayıpsız sıkıştırma yöntemlerinde kullanıcı sıkıştırılmış bit dizisini kullanarak orijinal veriyi birebir geri elde edebilmektedir. Genellikle tahmin temelli yöntemlerin kullanıldığı kayıpsız sıkıştırmada diğerlerine göre daha düşük sıkıştırma oranları sağlanırken, verilerde herhangi bir bozulma meydana gelmez [13], [14]. Bu nedenle uydulardan alınan görüntülerin yeryüzüne indirilmesi sırasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Kayıpsıza yakın sıkıştırma

yöntemlerinde ise orijinal veri ile sıkıştırma işlemi sonrasında geri elde edilen veri arasındaki bozulmaların çok düşük olduğu yaklaşımlar kullanılmaktadır [15]. Bu yöntemlerin sıkıştırma oranları görece kayıpsız sıkıştırma yöntemlerine göre yüksektir. Son olarak kayıplı sıkıştırma yöntemlerinde ise veri oldukça yüksek oranlarda sıkıştırılmaktadır. Fakat sıkıştırma sonrasında geri elde edilen verilerde bozulmalar meydana gelmektedir. Bu tez kapsamında hiperspektral görüntülerin dönüşüm temelli yöntemler ile kayıplı bir şekilde sıkıştırılması üzerinde çalışmalar yapılmıştır.

Hiperspektral görüntülerin kayıplı sıkıştırılmasında esnasında kullanılan yöntemlerin esas amacı yüksek sıkıştırma oranlarında görüntü kalitesinde meydana gelen bozulmaları en aza indirmektir. Bunun yanı sıra sıkıştırma işleminin uydu üzerinde yapılacağı düşünüldüğünde, uydu üzerinde çok güçlü donanımlar ve kaynaklar olmadığından yöntemin düşük karmaşıklığa sahip olması da istenmektedir.

Hiperspektral görüntülerin kayıplı sıkıştırılması genellikle dönüşüm temelli yöntemlerle gerçekleştirilmektedir [16]-[18]. Buna göre, görüntüler kullanılan bir dönüşüm yöntemi ile (ayrık kosinüs dönüşümü veya ayrık dalgacık dönüşümü gibi) farklı bir düzleme taşınmakta, sıkıştırma işlemi bu dönüşüm uzayındaki katsayılar üzerinden gerçekleştirilmektedir. Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması konusunda literatürde yer edinmiş dönüşüm temelli yaklaşımlar göz önüne alındığında uygun bir ön işlem veya son işlem ile sıkıştırma performansının artırılabilirdiği görülmektedir. Bu tez çalışması kapsamında da hem ayrık kosinüs dönüşümü temelli hem de ayrık dalgacık dönüşümü temelli sıkıştırmayı verimli bir şekilde gerçekleştirmek için bir ön işlem uygulanması önerilmiştir. Yapılan çalışmalar ile sıkıştırma performansının artırılması amaçlanmıştır. Sadece sıkıştırma performansının daha iyi olmasından ziyade hedef ve anomali tespiti gibi uygulama alanlarında da önerilen sıkıştırma yaklaşımlarının daha iyi sonuçlar vermesi hedeflenmiştir. Hiperspektral görüntülerin hızlı bir şekilde sıkıştırılması, işlemsel karmaşıklığın düşük olması ve geliştirilebilir bir yaklaşım olması amaçlanmıştır. Bu tez aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir.

Bölüm 1'de hiperspektral görüntüleme ile ilgili genel bilgiler paylaşılmış ve literatürde sıklıkla kullanılan veri kümelerine ait bilgiler görselleri ile birlikte verilmiştir.

Bölüm 2’de hiperspektral görüntülerin kayıplı bir şekilde sıkıştırılması için kullanılan literatürdeki önde gelen yöntemler paylaşılmıştır. Kullanılan dönüşüm temelli yaklaşımlar ayrıntıları ile açıklanmıştır. Dönüşüm temelli kayıplı sıkıştırma işlemlerinden sırasıyla bahsedilerek, kullanılan yaklaşımlar açıklanmıştır. Önerilen yöntemler hakkında kısa bilgiler verildikten sonra deneysel çalışmalarda yöntemlerin performans değerlendirmesi yapılırken kullanılan karşılaştırma metrikleri verilmiştir.

Bölüm 3’te literatürde kullanılan ayırık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma yöntemini etkileyen dönüşüm parametreleri incelenmiştir. Dönüşüm parametrelerinin sıkıştırma performansına olan etkisi tek tek değerlendirilmiş, elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Bölüm 4’te literatürde sıklıkla kullanılan ayırık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma yönteminin performansını arttırmak amacıyla geliştirilen yöntem paylaşılmış ve önerilen yöntemin sıkıştırma performansı Bölüm 1’de verilen hiperspektral görüntüler üzerinden değerlendirilmiştir. Elde edilen deneysel sonuçlar farklı kalite metrikleri ile birlikte sunulmuştur.

Bölüm 5’te ise yine literatürde kullanılan ayırık dalgacık dönüşümü temelli sıkıştırma yönteminin performansını arttırmak amacıyla geliştirilen yöntem paylaşılmış ve önerilen hibrit bir yöntem ile elde edilen deneysel sonuçların sıkıştırma performansları sunulmuştur.

Çalışmanın son bölümünde ise, tez kapsamında geliştirilen yöntemlerin bilimsel katkıları belirtilmektedir. Bu konu hakkında ileride yapılması planlanan çalışmalar için öneriler sunulmaktadır.

1. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLER

Günümüzde uzaktan algılama teknolojileri sağladıkları önemli bilgiler sayesinde günlük hayatın önemli bir parçası haline gelmiştir. Dünya ve diğer gezegenlerin yörüngelerine yerleştirilen uydular; haberleşme, hava durumu, navigasyon ve gözlem gibi pek çok alanda bizlere bilgiler vermektedir. Bu teknolojiler kullanılarak elde edilen bilgiler; keşif, strateji ve taktik geliştirme gibi askeri uygulamalar için de kullanılmaktadır. Uyduların belirli aralıklarla görüntü verebilmesi ve yüksek uzamsal çözünürlük sağlayabilmeleri sebebiyle özellikle savunma sanayisinde olduğu gibi anlık bilgiye ihtiyacın olduğu durumlarda uzaktan algılama teknolojileri, uçak veya insansız hava araçları gibi platformlar üzerinde de kullanılabilir [19].

Uzaktan algılama teknolojileri sayesinde alınan görüntüler ele alındığında multispektral, hiperspektral ve ultraspektral görüntüleme sistemlerinin dikkat çektiği görülmektedir. Bu görüntüleme sistemlerin sağladıkları uzamsal ve spektral bilgiler birbirlerinden farklılık göstermektedir. Multispektral görüntülerde ortalama 10-15 spektral bant bulunurken hiperspektral görüntülerde 200-250, ultraspektral görüntülerde ise bant sayısı 2000 civarında olmaktadır. Bunun yanı sıra, görüntülerin sağladığı spektral bilgi arttıkça uzamsal bilgi azaldığı görülmektedir. Uzaktan algılama teknolojileri sayesinde alınan bu görüntülere ait ayrıntılı bilgiler, algılayıcılara ait özellikler ve kullanılan veri kümelerine ait detaylı bilgiler [13]'te yapılan doktora tez çalışmasında anlatılmıştır.

Sağladığı önemli uzamsal ve spektral bilgi sayesinde farklı uygulama alanlarında giderek artan bir kullanıma sahip olan hiperspektral görüntüler geleceğin teknolojisini oluşturmaktadır. Son yıllarda yapılan bilimsel çalışmalar incelendiğinde bu alanda yapılan yayın sayısının da oldukça arttığı görülmektedir. Bu durum hiperspektral görüntülemenin giderek gelişmekte olan bir alan olduğunu kanıtlamaktadır. Benzer şekilde ülkelerin farklı alıcılar ile elde ettiği görüntülere ait bilgiler Tablo 1.1'de verilmiştir. Tablo 1.1'de yer alan bu bilgiler incelendiğinde farklı ülkelerin ve bu ülkelere ait kurumların da uzaktan algılama teknolojileri ile

yakından takip ettiği görülmektedir. Bu durum algılayıcılar sayesinde elde edilen bu görüntülerin kullanımının giderek yaygınlaştığı göstermektedir.

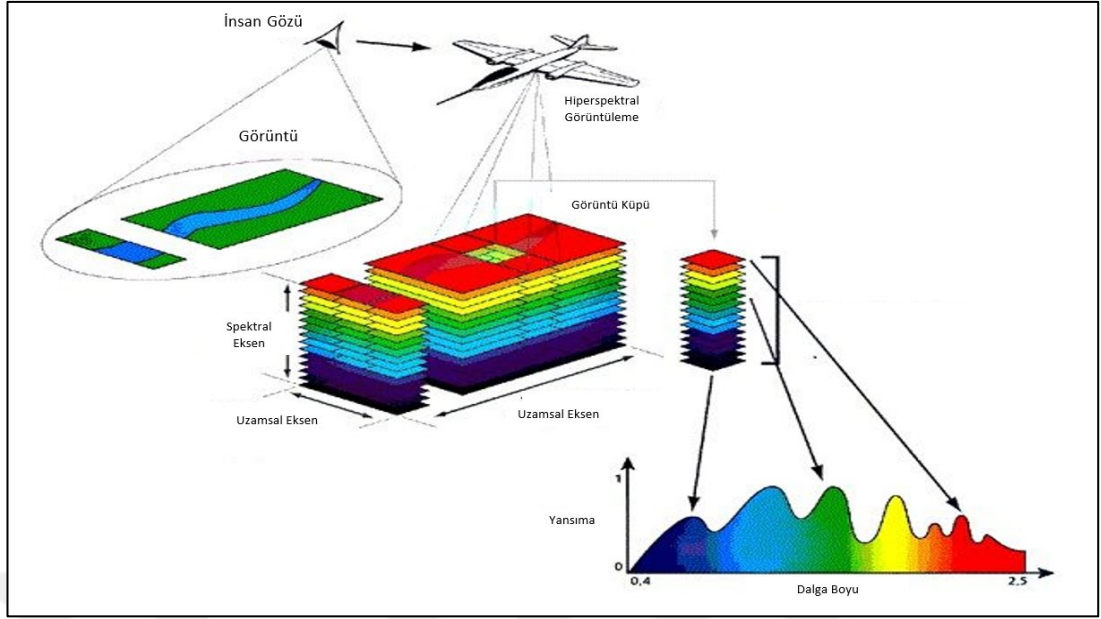
Tablo 1.1. Ülkelere ait algılayıcılar ve özellikleri

Alıcılar	Ülke/Kurum	U.Ç. (m)	Gen. (km)	Dalga Boyu	Bant Sayısı	S.Ç. (nm)	Tarih
Hyperion	ABD/NASA	30	7,65	357-2576	242	10	2000
CHRIS	İngiltere/ESA	17/34	13	400-1050	37	5,6	2001
HySI	Hindistan/ISRO	506	129,5	400-950	64	10	2008
HICO	ABD/NASA	90	42	353-1081	128	5,7	2009
EnMAP	Almanya/GFZ	30	30	420-2450	218	5	2015
HISUI	Japonya/METI	30	15	400-2500	185	12	2015

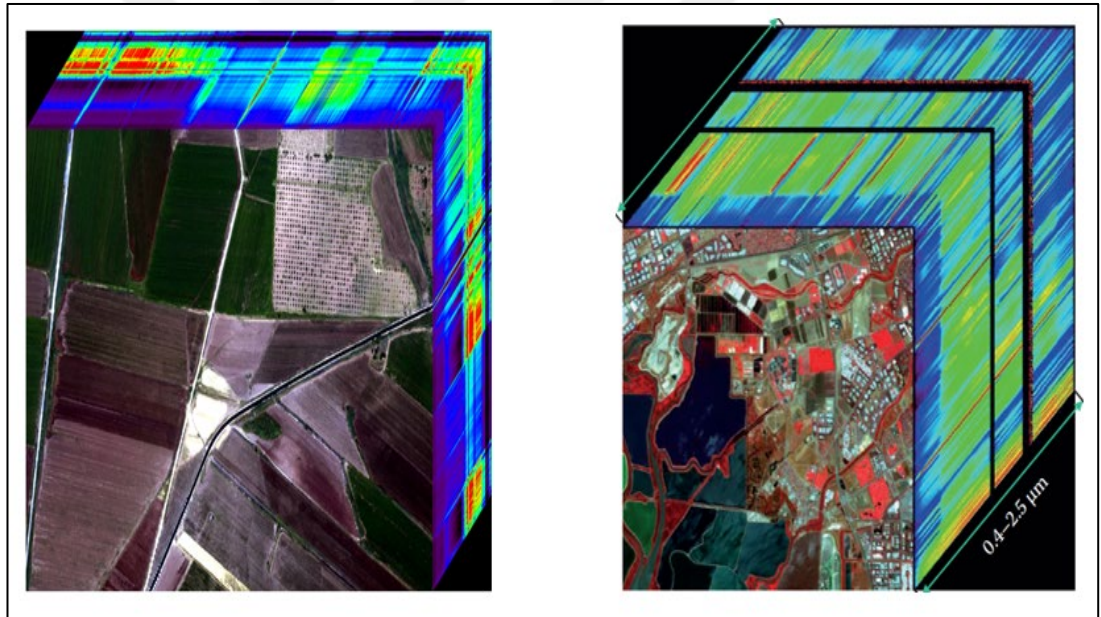
1.1. Hiperspektral Görüntüleme

Geleneksel RGB görüntüleme sistemlerinin aksine hiperspektral görüntüleme, elektromanyetik spektrumun mor berisi, görünür bölge ve kızıl ötesi bölgesini kapsayarak dar spektral bantlı yüzlerce bant görüntüsü sağlamaktadır. Hiperspektral görüntüleme ile görüntülenecek olan bölgenin yaydığı veya yansıttığı enerjinin farklı dalga boylarında alınması ile bu spektral bant görüntüleri elde edilmektedir. Bu görüntülerin alınmasına ait örnek bir görsel Şekil 1.1’de gösterilmektedir. Hiperspektral görüntüleme tipine örnek olarak NASA’nın AVIRIS algılayıcısı ile 1997 yılında California üzerinden alınan Moffett Field isimli sahnenin hiperspektral görüntü kübü Şekil 1.2’de paylaşılmıştır [21]. Benzer şekilde TÜBİTAK Uzay’dan alınan bir hiperspektral görüntü örneği de aynı şekil üzerinde gösterilmiştir [22].

Hiperspektral görüntü kübünde, sayfa düzleminin içine doğru olan eksen spektral eksenini göstermektedir. Diğer iki eksen ise uzamsal eksenleri tanımlamaktadır. Hiperspektral görüntü kübü üzerinde herhangi bir uzamsal konum seçilip o konumun farklı dalga boylarındaki ışıklılık değerleri çizdirildiğinde o konuma ait spektral imza elde edilebilmektedir. Farklı bölgelere veya malzemelere ait spektral imzaları içeren örnek Şekil 1.3’de verilmektedir [23].

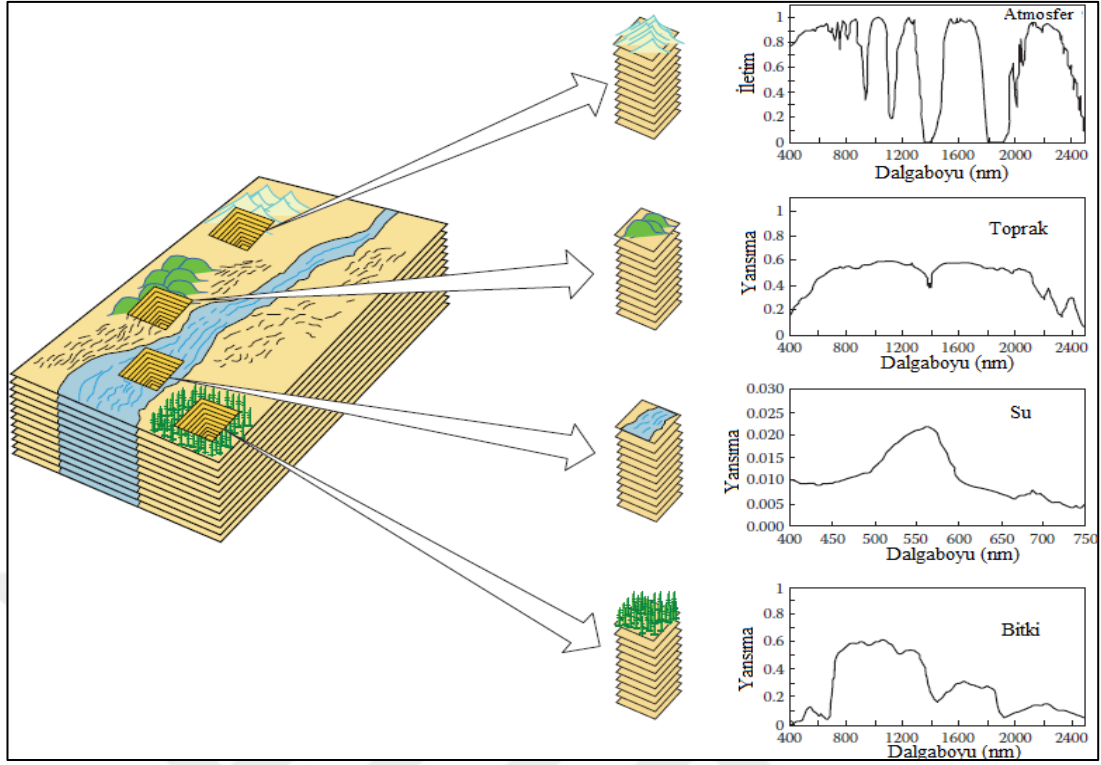


Şekil 1.1. Hiperspektral görüntülerin alınmasına ait örnek görsel



Şekil 1.2. Hiperspektral görüntü örnekleri [21], [22]

Şekil 1.3'te yer alan spektral imzalar incelendiğinde, farklı bölgelere ait spektral imzaların arasındaki farklar göze çarpmaktadır. Spektral imzalar arasındaki bu seçicilik özelliği sayesinde hiperspektral görüntüleme sadece sınıflandırma, hedef ve anomali tespiti gibi uygulama alanlarında değil aynı zamanda adli tıp analizi [24], geri dönüşüm [25], tıp [26], yiyecek [27], ilaç [28] ve savunma sanayi [29] gibi farklı alanlarda da kullanılabilir.

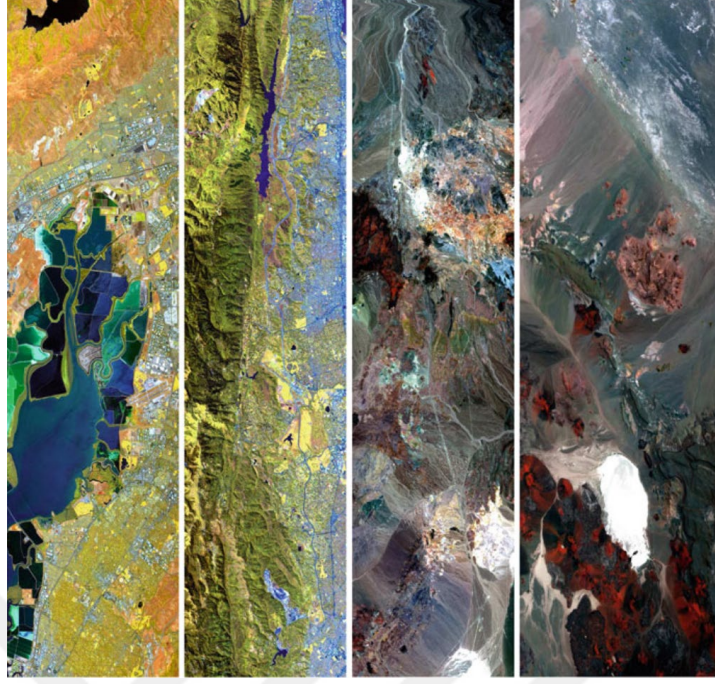


Şekil 1.3. Farklı malzeme tiplerine ait spektral imza örnekleri [23]

1.2. Hiperspektral Veri Kümeleri ve Özellikleri

Hiperspektral görüntüler her ne kadar yaygın bir kullanım alanına sahip olsa da herkes tarafından ücretsiz olarak erişilebilen veri kümeleri oldukça kısıtlıdır. Dolayısıyla, veri sayısının yetersizliği araştırmacıları eski veriler üzerinde çalışmaya itmiştir. Literatürdeki hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması konusunda yapılan çalışmalarda AVIRIS algılayıcısı ile alınmış veri kümesinin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. AVIRIS 1997 veri kümesi, 1997 yılında alınan dört farklı hiperspektral görüntüden oluşmaktadır. Bu görüntülerin isimleri; Jasper Ridge, Moffett Field, Lunar Lake ve Cuprite'dır [21]. Bu tez çalışması kapsamında da Jasper Ridge, Moffett Field ve Cuprite hiperspektral görüntüleri deneysel çalışmalarda kullanılmıştır.

Deneysel çalışmalarda kullanılan üç hiperspektral görüntü de 512×512 piksel uzamsal çözünürlüğe sahip olup 224 spektral banttandır. Bu görüntüler literatürde hiperspektral görüntü sıkıştırmanın yanısıra spektral ayrıştırma ile katışım analizi problemlerinde materyellere ait katışım oranlarının bulunmasında kullanılmaktadır. AVIRIS veri kümesine ait görsel Şekil 1.4'te verilmektedir.



Şekil 1.4. AVIRIS veri kümesine ait hiperspektral görüntülerin görseli

1.3. Hiperspektral Görüntülerin Sıkıştırılmasının Önemi

Hiperspektral görüntülerin elde edilmesinde yüksek irtifa hava araçlarına veya uydu üzerine konumlandırılmış algılayıcılar kullanılmaktadır. Bu hiperspektral algılayıcılardaki spektral bant sayısı incelendiğinde genellikle ortalama 200 civarında olduğu görülmektedir [23]. Spektral bant sayılarının bu denli yüksek olması hiperspektral görüntülerin iletiminde ve depolanmasında problemler ortaya çıkmaktadır. Hiperspektral görüntülerin kapladığı depolama alanı, algılayıcının sağladığı spektral bant sayısı haricinde uzamsal olarak taranan alanın büyüklüğüne ve her piksel için kullanılan bit derinliğine bağlı olarak da değişebilmektedir. Örneğin, 0.4-2.5 μm dalga boyları aralığında 224 spektral bant görüntüsü sağlayan AVIRIS algılayıcısı ile alınan görüntülerde her 10 km'lik uçuş için yaklaşık 140 MB'lık veri elde edilmektedir. Bir günde alınan görüntü 16 GB'lık bir alan kaplamaktadır [20]. İlerleyen zamanlarda gelişen teknoloji ile birlikte çevreden daha fazla bilgi toplayabilmek için daha yüksek uzamsal ve spektral çözünürlüklü hiperspektral görüntü algılayıcılarının geliştirileceği de düşünülmektedir. Tüm bu bilgiler ışığında, hem iletimde gereken bant genişliği ihtiyacını karşılayabilmek adına hem de depolamadaki yüksek hafıza sorunlarını çözmek adına hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması konusu literatürde önemli bir konuma gelmiştir [12].

2. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERİN SIKIŞTIRILMASI

Günümüzde uzaktan algılama sistemlerinin bir ürünü olan hiperspektral görüntülerin yaygın olarak kullanılması, beraberinde bu verilerin gerek haberleşme esnasında bant genişliğini düşürmek gerekse depolama alanını azaltmak amacıyla literatürde sıkıştırma konusunu ortaya çıkarmıştır [12]. Bu alanda yapılan çalışmaların ortak özelliği, düşük bit oranlarında meydana gelen bozulmaları minimum düzeye indirmeyi amaçlamalarıdır. Bu kapsamda yapılan çalışmalar incelendiğinde dönüşüm temelli sıkıştırma yöntemleri sağladığı yüksek sıkıştırma oranları sayesinde ön plana çıkmaktadır.

Dönüşüm temelli yöntemler ile veri daha kompakt bir şekilde ifade edilerek spektral ve uzamsal benzerlik azaltılmaktadır. Dönüşüm sonrasında oluşan veri nicemlenmekte ve entropi kodlama işlemi ile sıkıştırma gerçekleştirilmektedir [16]. Hiperspektral görüntünün geri elde edilmesi için sıkıştırma işlemi sırasında uygulanan tüm işlemlerin tersi gerçekleştirilmektedir. Dönüşüm temelli bu yöntemler düşük bit oranlarında yüksek performans sağladıkları için yaygın olarak kullanılmaktadır.

2.1. Literatürde Yapılan Çalışmaların Özeti

Geçmişten günümüze görüntü sıkıştırma konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde, tek renkli ve RGB imgelerin sıkıştırılmasında yüksek sıkıştırma oranlarına ulaşabilen dönüşüm temelli yaklaşımların öne çıktığı görülmektedir. Özellikle görüntü sıkıştırma konusunda bir kodlama standardı haline gelmiş olan JPEG ve JPEG2000 algoritmalarında da dönüşüm temelli yaklaşımların kullanıldığı görülmektedir. Ayrık kosinüs dönüşümünün (Discrete Cosine Transform-DCT) kullanıldığı JPEG algoritmasında [30], dönüşüm sonrasında elde edilen veri nicemlenmekte ve entropi kodlama işlemi ile sıkıştırma gerçekleştirilmektedir. Benzer işlemlerin yapıldığı JPEG2000 algoritmasında [31] ise dönüşüm esnasında ayrık dalgacık dönüşümü (Discrete Wavelet Transform-DWT) kullanılmaktadır.

Hiperspektral görüntülerin kayıplı bir şekilde sıkıştırılmasında da dönüşüm temelli bu yöntemlerin kullanılabileceği [32]'de verilen çalışmada gösterilmektedir.

Literatürde yer alan çalışmalarda hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında dalgacık dönüşümü temelli yöntemlerin sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Dalgacık dönüşümü öncesinde spektral ekseninde Temel Bileşenler Analizi'nin (Principal Component Analysis-PCA) kullanıldığı çalışmada, PCA kullanımı ile verideki spektral benzerlik azaltılarak veri spektral ekseninde ilintisiz hale getirilmiştir. Sonrasında sıkıştırma işlemi JPEG2000 algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir [33].

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında kullanılan PCA işleminin büyük katkılar sağladığı görülmüş bu nedenle PCA ve dalgacık dönüşümünün birlikte kullanıldığı yöntemler bu alanda öne çıkmıştır. Örneğin; [34]'de yapılan çalışmada sıkıştırılacak veriye önce PCA yardımıyla spektral ayrıştırma ve sonrasında dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. Aynı işlemler tersine uygulanarak oluşan hata tespit edilmiş, bu hata da entropi kodlama işlemi ile ayrıca iletilmiştir. Bu sayede kayıpsıza yakın bir sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. PCA temelli bu yaklaşımlar yüksek işlemsel karmaşıklığa sahip olduğundan, karmaşıklığı düşürmek için kovaryans matris kestirimine dayalı PCA yaklaşımlarının kullanıldığı çalışma [35]'de verilmiştir. Çalışmada düşük karmaşıklıkta PCA'nin diğer yöntemlere göre 10 kat süre kazancını benzer sıkıştırma performansları ile birlikte sağladığı gösterilmektedir.

PCA-JPEG2000 temelli hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin oldukça popüler olduğu görülmektedir [36]. Buna rağmen bu yöntemlerde uzamsal boyut büyüdüğü takdirde veri kümesinin tekl bir parça halinde sıkıştırılması performansı kötü yönde etkilemektedir. Bu durumda küçük parçalar üzerinden kodlama yapılması avantaj haline gelmektedir. [37]'te verilen çalışmada spektral bantları çoklu bantlar halinde gruplayarak her bir grup paralel olarak PCA-JPEG2000 ile sıkıştırılmaktadır. Çalışmada SPCA (Segmented PCA)'in PCA'ye yakın performans sağladığı görülmektedir. [38]'da ise grup ve alan temelli paralel işleme olanak sağlayan bir sıkıştırma algoritması önerilmektedir. Çalışmada, CSSP (Clustering Signal Subspace Projection) ve MCBC (Maximum Correlation Band Clustering) olmak üzere iki farklı algoritma önerilmektedir. CSSP görüntüyü yüksek boyutlu uzaydan bir boyutlu

uzaya geçirerek belli alanlara bölmektedir. MCBC ise her alan için spektral bantları, ilinti kullanarak belirli gruplara bölmektedir. Böylece yüksek derecede ilintili uzamsal/spektral gruplar oluşturulmakta ve bunlar sıkıştırılmaktadır. Bu durum da paralel çalışmaya olanak sağlamaktadır.

Hiperspektral görüntülerin üç boyutlu veri olarak ele alınması, bu görüntülerin sıkıştırılmasında video sıkıştırmada kullanılan yaklaşımların kullanılmasına da olanak sağlamaktadır. [39]'de verilen çalışmada video sıkıştırmada kullanılan 3D-SPHIT yönteminin hiperspektral görüntülere uygulandığı görülmektedir. Bu yöntemde, dalgacık dönüşümü katsayıları en önemli bitteki bilgiden en düşük önemdeki bite doğru bit düzlemleri şeklinde sıralanması sonrasında kodlanarak iletilmektedir. Genel olarak hızlı olması ve hesapsal karmaşıklığının düşük olması nedeniyle ön plana çıkmaktadır. Bu yöntem literatürde sıfır ağaç temelli kodlama (zero-tree based coding) olarak da geçmektedir.

Sıfır blok temelli kodlama yaklaşımı olan 3D-SPECK, SPIHT temelli bir yaklaşım olup daha düşük bir işlemsel karmaşıklığa sahiptir. 3D-SPECK algoritması [40] ile görüntü bloklara ayrılmaktadır. Eğer blok önemli katsayıları (bilgiyi) içeriyorsa alt bloklara ayırarak işleme devam edilir. Bu sayede yüksek enerjiye sahip bölgeler çıkarılarak daha verimli kodlanması sağlanmaktadır. Bu nedenle de sadece ilgili bölgelerin sıkıştırıldığı (ROI compression methods) uygulamalarda da kullanıldığı görülmektedir.

Bit düzlemleri şeklinde yapılan kodlamada, eşik değerinden büyük olmasına göre önemlilik durumu kodlanarak gönderilmektedir. Burada önemlilik haritalarını üretmek adına birkaç yöntem bulunmaktadır. TARP filtreleme bunlardan birisidir ve Parzen penceresini kullanarak önemli olan yerlerin olasılıklarını kestirir. Bit düzlemleri şeklinde yapılan kodlamayı kullanan TARP filtrelemenin hiperspektral görüntüler üzerindeki kullanımı [41]'de verilen çalışmada gösterilmiştir.

Hiperspektral görüntülerin genellikle uydu tarafından alınması, sıkıştırma işleminin bu uydu üzerinde gerçekleştirilmesini gerektirmektedir. Bu durumda sıkıştırma sonrasındaki veri kalitesinin düşmemesinin yanı sıra uydu üzerinde yer alan donanımları da göz önüne alarak sıkıştırma yöntemlerinin düşük işlemsel karmaşıklığa sahip olması da beklenmektedir. Literatürdeki çalışmalarda kullanılan

sıkıştırma yapılarının yüksel işlemsel karmaşıklığa sahip olduğu belirtilmektedir [42]. PCA dönüşümü ve DCT işlemsel karmaşıklık açısından [43]'de verilen çalışmada karşılaştırılmıştır. Burada PCA'nin hesabında kovaryans matrisi ve özdeğer belirleme adımlarından kaynaklanan işlemsel yükün DCT'ye oranla oldukça fazla olduğu belirtilmektedir. Ayrıca PCA dönüşümü veriye göre değişmekte, her veri için ayrıca hesaplanması gerekmektedir. DCT de ise sabit ağırlıklar kullanılarak katsayı hesabı yapılmaktadır.

DCT dönüşümünün bir diğer avantajı ise katsayıların hesaplanmasından sonra nicemleme işlemi ile birlikte katsayıların sıralanmasında sabit tablolar kullanılmaktadır. Oysa dalgacık dönüşümü temelli SPIHT yönteminde ağaç formundaki katsayılar büyüklüklerine göre aralarındaki bağıntılar da dikkate alınarak kodlama yapılabilmesi için tekrarlı optimizasyon algoritmalarından geçmektedir. Tüm bunlar göz önüne alındığında dalgacık dönüşümü temelli yöntemler her ne kadar yüksek sıkıştırma performanslarına sahip olsa da uydu üzerinde kullanılması açısından verimlilik göstermemektedir. Bu durum daha düşük işlemsel karmaşıklığa sahip kosinüs dönüşümü temelli yöntemlerin kullanılmasına ve geliştirilmesine olanak sağlamaktadır.

İlk olarak 1995 yılında Trellis Kodlanmış Nicemleme (Trellis Coded Quantization-TCQ) yöntemini kullanan dönüşüm temelli iki hiperspektral görüntü sıkıştırma yaklaşımı önerilmiştir [44]. Önerilen ilk yaklaşımda, 3 boyutlu DCT işlemi $8 \times 8 \times 8$ boyutundaki küpler ile hiperspektral görüntülere uygulanmıştır. İkinci yaklaşımda ise spektral eksenindeki ilinti bilgisinin korunması için DPCM ile kodlama yapılmıştır. Öncelikle spektral bantlar halinde sisteme gelen bilgiler 2D-DCT ve TCQ yardımıyla kodlanmaktadır. Daha sonraki gelen spektral bantlar için bir önceki bant ile arasındaki farklar kodlanarak sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Önerilen hibrit sistemin performansının düşük olmasına rağmen, hafıza gereksinimi ve hesapsal karmaşıklığı oldukça az olması nedeniyle önerilmiştir. [45]'de yapılan çalışmada ise hiperpektral görüntüler üzerinde öncelikle 3B-DCT uygulanmaktadır. Elde edilen katsayılar üzerinde destek vektör makineleri (Support Vector Machine-SVM) uygulanarak sıkıştırma aşamasında hangi DCT bileşenlerinin daha önemli olduğu incelenmiş, sıkıştırma işlemi buna göre gerçekleştirilmiştir. PCA kullanımının

sağladığı avantajlar göz önüne alınarak [46]'te verilen çalışmada PCA'ın DCT ile birlikte kullanımı ele alınmıştır.

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında ayırık kosinüs dönüşümünün kullanıldığı diğer çalışmalarda yapılan iyileştirmelerin daha çok nicemleme, zigzag tarama ve entropi kodlama aşamalarında olduğu görülmektedir. Örneğin; [47]'de yapılan çalışmada hiperspektral görüntüler üzerinde 3D-DCT dönüşümü gerçekleştirildikten sonra elde edilen DCT katsayılarının nicemlenmesi ve sıralanması aşamasında hiperboloid yapısı önerilmektedir. Bu sayede entropi kodlama için daha verimli bir nicemleme işleminin gerçekleştirildiği gösterilmektedir. Yine nicemlenmiş DCT katsayılarının zigzag tarama ile sıralanması konusunda [48]'de önerilen çalışmada, spiral zigzag tarama yapısı gösterilmektedir. Hiperspektral verinin DCT öncesinde spiral küp formuna getirilmesinde sonra standart DCT temelli sıkıştırma işlem adımları gerçekleştirilmektedir. Fakat nicemleme ve zigzag tarama adımlarında da spiral yapı kullanılmaktadır. [49]'de verilen çalışmada ise doğrudan nicemleme ve zigzag tarama esnasında kullanılan parametrelerin değişimi incelenmiştir. Bu parametrelerin seçimi ve sıkıştırma performansına olan etkileri karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Ayrık kosinüs dönüşümü esnasında kullanılan kosinüs çarpanlarının farklı şekillerde alınabileceğini gösteren çalışmada [50] ise eğrilmiş DCT yaklaşımı önerilmektedir. Buna göre DCT dönüşümü esnasında sabit kosinüs çarpanları kullanmak yerine blok yapısına göre değişen kosinüs çarpanlarından oluşan matrislerin kullanımı önerilmektedir. Benzer yapının [51]'de yer alan çalışmada medikal görüntüler üzerinde filtreler kullanılarak uygulandığı görülmektedir. [52]'de verilen çalışmada ise DCT katsayıları elde edilmeden önce görüntünün alt örneklenmesi önerilmektedir. Yine yapılan entropi kodlama çalışmalarında 3D-DCT performansının artırılabilmesi [53] ve [54]'de verilen bit düzlemleri kodlaması ile yapılan sıkıştırma yöntemlerinde gösterilmektedir.

Spektral ayrıştırma yapılan çalışmaların çoğunda sıkıştırma sonrasında geri elde edilen verinin kalitesinin ölçülmesinde kullanılmaktadır. Fakat doğrudan sıkıştırma yöntemi olarak kullanıldığı çalışmalar da bulunmaktadır. Bu yöntemlerin en başında son yıllarda uygulanan tensör ayrıştırması yer almaktadır [55]. Örneğin, [56]'te

verilen negatif olmayan Tucker ayrıştırma algoritması ile spektral ayrıştırma temelli bir yaklaşım önerilmektedir. Yapılmış olan bir diğer çalışmada ise tensör ayrıştırması ve DCT'nin birlikte kullanıldığı hibrit bir yöntem ile hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması gerçekleştirilmiştir [57]. Benzer şekilde tensör ayrıştırmasının hiperspektral görüntüler üzerinde DWT ile birlikte kullanılması [58]'de verilen çalışmada ele alınmaktadır. Hiperspektral görüntülerin 3. dereceden tensör olarak gösterilmesi ile veri çekirdek tensör ve faktör matrislerine ayrılmakta, sıkıştırma işlemi çekirdek tensör üzerinden gerçekleştirilmektedir.

Yapılan temel çalışmaların yanı sıra uygulanan diğer yaklaşımlarda ya dönüşüm sonrası verimliliği arttırmak adına farklı optimizasyonlar veya iyileştirmeler ile performans artışı sağlanmakta ya da dönüşüm öncesinde boyut azaltımı, ilintisizleştirme gibi işlemlerle dönüşümü daha verimli hale getirmeye çalışılmaktadır. Burada tensör ayrıştırması öncesinde DCT ve DWT dışında farklı dönüşümlerin de kullanıldığı görülmektedir. [59]'de yapılan çalışmada tensör ayrıştırması öncesinde Hadamard dönüşümünün kullanıldığı görülmektedir. Dönüşüm sonrasında ise dalgacık dönüşümü bant görüntüleri üzerinde 3 seviye olarak uygulanmıştır. Sonrasında her bir frekans bloğuna TD algoritması uygulanmaktadır. [60]'da verilen çalışmada ise TD öncesinde veriye Lapped dönüşümü uygulanmaktadır. Sonrasında elde edilen DC bileşenler Tucker yapısı ile AC bileşenler ise KLT yapısı ile üç boyutlu entropi kodlama aşamasına gönderilmektedir. Spektral katışım analizi ile yapılan sıkıştırma işlemleri esnasında da TD yapısının kullanıldığı [61] ve [62]'de yapılan çalışmalarda gösterilmektedir. DCT dönüşümünde olduğu gibi hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması için alt örnekleme ile birlikte TD yapısı da [63]'de verilen çalışmada önerilmektedir.

Yapılan diğer çalışmalarda ise dönüşüm işleminin vektörel çarpımlar şeklinde yapıldığı yaklaşımların önerildiği de görülmektedir [64]. Tensör ayrıştırmasına benzer yapıda ilerleyen yaklaşımda matris ayrıştırması yapılmaktadır. Benzer şekilde bu matrisler üretilen vektörler ile desteklenmektedir. Benzer işlemler [65]'de verilen çalışmada da uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar farklı veri kümelerinde PSNR ve MAD gibi kalite metrikleri ile paylaşılmıştır.

Literatürde yapılan tüm bu çalışmalar, hiperspektral görüntülerin dönüşüm temelli yöntemler ile verimli bir şekilde sıkıştırılabileceğini göstermektedir. Aynı zamanda bu görüntülerin farklı uygulama alanlarında ne kadar fazla kullanıldığı hem de bu sebepten dolayı sıkıştırılması konusunun ne kadar önemli olduğunu göstermektedir. Özellikle son yıllarda yapılan çalışmalar bu durumu kanıtlamaktadır.

2.2. Dönüşüm Temelli Hiperspektral Görüntü Sıkıştırma Teknikleri

Hiperspektral görüntüler dönüşüm temelli yöntemler ile sıkıştırılması konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde, kullanılan yöntemlere göre üç başlık altında toplamak mümkündür. Yapılan çalışmalarda ayrık dalgacık dönüşümü temelli, ayrık kosinüs dönüşümü temelli ve tensör ayrıştırması temelli sıkıştırma yöntemlerinin kullanıldığı görülmektedir.

2.2.1. Ayrık dalgacık dönüşümü temelli sıkıştırma

Görüntü sıkıştırmada kullanılan dönüşüm temelli kayıplı sıkıştırma yöntemlerinin en başında dalgacık dönüşümü temelli yaklaşımların geldiği görülmektedir. Özellikle JPEG2000 kodlama standardında kullanılan dalgacık dönüşümü ile görüntü frekans bileşenlerine ayrılmakta sıkıştırma işlemi bu bileşenler üzerinden yapılan işlemler ile gerçekleştirilmektedir. Dalgacık dönüşümü sonrasında görüntü, düşük-düşük (LL), düşük-yüksek (LH), yüksek-düşük (HL) ve yüksek-yüksek (HH) frekans bileşenlerine ayrılmaktadır. Burada HH bileşenin görüntülerdeki ayrıntıları, detayları içerdiği; HL ve LH bileşenlerinin ise düşey eksen ve yatay eksen yer alan ayrıntıları kapsadığı görülmektedir. Görüntülerin dalgacık dönüşümü kullanılarak sıkıştırılması esnasında da bu bileşenlerin daha fazla nicemlenmesinden faydalanılmaktadır. Özellikle korunmak istenilen bilgiler göz önüne alınarak farklı sıkıştırma oranları ile bileşen blokları kodlanabilmektedir. Bu da sıkıştırma performansını arttırmaktadır.

Görüntülerin sıkıştırılması esnasında dalgacık dönüşümünün kullanılabilmesi için bir adet iki boyutlu ölçekleme fonksiyonuna ve üç adet iki boyutlu dalgacık fonksiyonu ifadesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bir boyutlu dalgacık dönüşümünden yararlanılarak elde edilen bu fonksiyonların ifadesi Eşitlik (2.1)-(2.4)'te gösterilen eşitliklerde verilmektedir [66];

$$\varphi(x,y)=\varphi(x).\varphi(y) \quad (2.1)$$

$$\psi^H(x,y)=\psi(x).\varphi(y) \quad (2.2)$$

$$\psi^V(x,y)=\varphi(x).\psi(y) \quad (2.3)$$

$$\psi^D(x,y)=\psi(x).\psi(y) \quad (2.4)$$

Verilen iki boyutlu ölçekleme ve dalgacık fonksiyonları kullanılarak elde edilen iki boyutlu DWT dönüşüm fonksiyonu ifadesi Eşitlik (2.5) ve (2.6)'da verilmiştir,

$$\varphi_{j,m,n}(x,y)=2^{j/2}\varphi(2^jx-m,2^jy-n) \quad (2.5)$$

$$\psi_{j,m,n}(x,y)=2^{j/2}\psi(2^jx-m,2^jy-n), \quad i=\{H,V,D\} \quad (2.6)$$

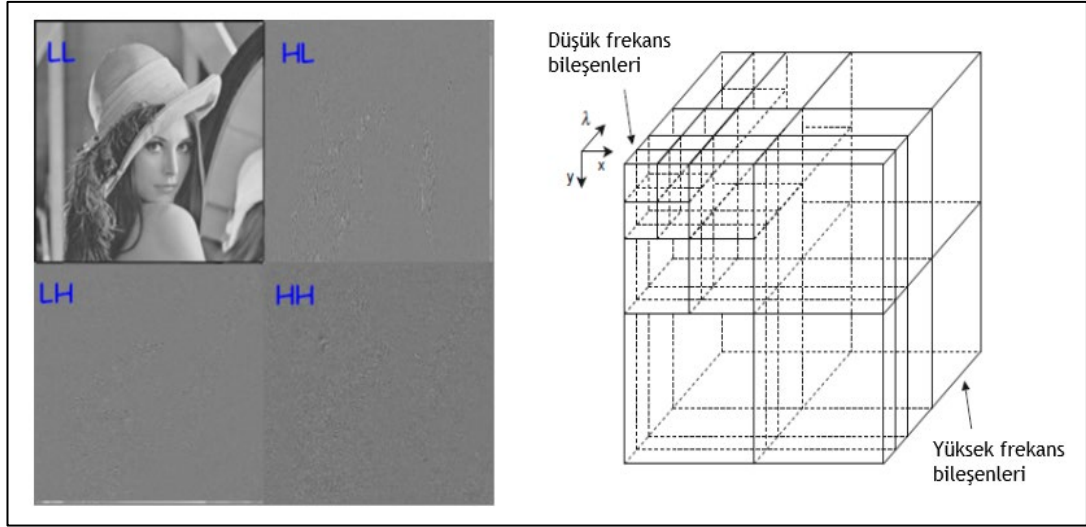
Buna göre $M \times N$ boyutlu bir $f(x,y)$ fonksiyonu için elde edilen dönüşüm ifadesi Eşitlik (2.7)'de verilmiştir,

$$W_{\varphi}(j_0,m,n)=\frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)\varphi_{j_0,m,n}(x,y) \quad (2.7)$$

$$W_{\psi}^i(j,m,n)=\frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)\psi_{j,m,n}^i(x,y), \quad i=\{H,V,D\} \quad (2.8)$$

Buna göre girişte verilen $f(x,y)$ fonksiyonunu geri elde etmek için kullanılan ters dönüşüm ifadesi,

$$f(x,y)=\frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_m \sum_n W_{\varphi}(j_0,m,n)\varphi_{j_0,m,n}(x,y) + \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{i=H,V,D} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_m \sum_n W_{\psi}^i(j,m,n)\psi_{j,m,n}^i(x,y) \quad (2.9)$$



Şekil 2.1. Dalgacık dönüşümü sonrasında elde edilen frekans bileşenleri örnekleri

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında ise dalgacık dönüşümü hem üç boyutlu olarak kullanılabilen hem de bant görüntülerine ayrı ayrı dalgacık dönüşümü uygulanmasıyla sağlanabilmektedir. Dalgacık dönüşümünün iki boyutlu görüntüler üzerinde ve hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanmasının örneği Şekil 2.1’de gösterilmiştir.

2.2.2. Ayrık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma

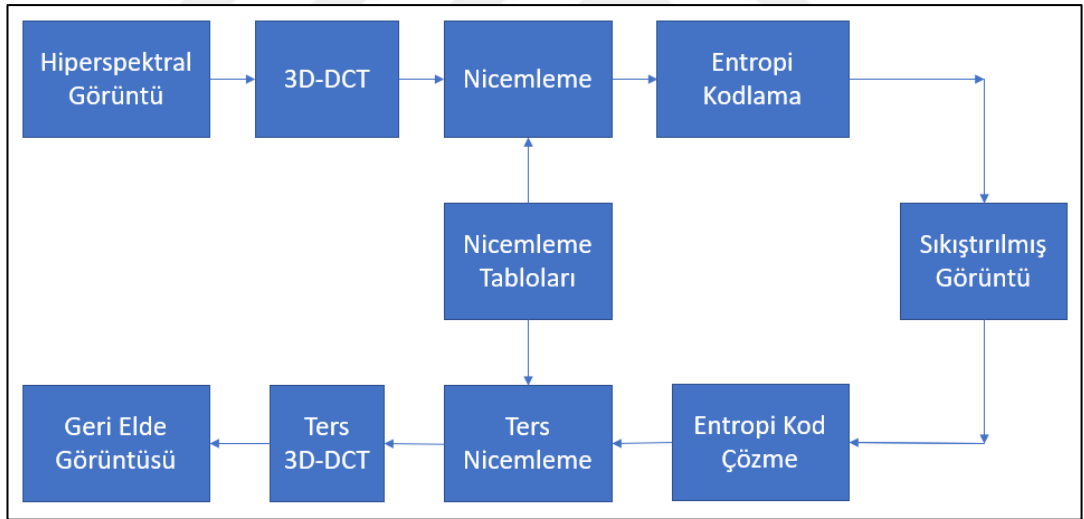
Görüntülerin sıkıştırılması esnasında kullanılan bir diğer dönüşüm ise ayrık kosinüs dönüşümüdür. Temel olarak ayrık kosinüs dönüşümü ile görüntü frekans bileşenlerine ayrılmakta, dönüşüm sonrasında elde edilen ve görüntüdeki ayrıntıları içeren yüksek frekans bileşenleri atılarak sıkıştırma gerçekleştirilmektedir. Burada amaç geri elde sırasında görüntünün yeniden oluşturulmasında önemli bilgilerin düşük frekans bileşenlerinde korunması, görüntü üzerindeki ayrıntılı bilgileri içeren yüksek frekans bileşenlerinin ise niceme işlemi ile atılarak verinin entropi kodlama aşamasında daha verimli kodlanmasına olanak sağlamaktır. Özellikle JPEG algoritmasında kullanılan kosinüs dönüşümü ile görüntüler hızlı bir şekilde istenilen oranda sıkıştırılabilir. Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında ise ayrık kosinüs dönüşümü üç boyutlu olarak kullanılmaktadır [67].

Ayrık kosinüs temelli sıkıştırmada hiperspektral görüntü $M \times N \times P$ ’lik görüntü bloklarına ayrılmaktadır. Burada yer alan M , N ve P değerleri görüntü blok boyutlarını göstermekte ve genellikle 8 olarak seçilmektedir. Bununla birlikte blok

boyutlarının 16 değerinde seçilmesinin de avantaj ve dezavantajları farklı çalışmalarda görülmektedir [68], [69]. Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında kullanılan 3D-DCT temelli yaklaşımlarda şu aşamalar takip edilmektedir;

- Hiperspektral görüntü $8 \times 8 \times 8$ 'lik görüntü bloklarına ayrılmaktadır.
- Elde edilen görüntü blokları üzerinde 3D-DCT işlemi uygulanarak DCT bileşenleri elde edilmektedir.
- Bileşenler üzerinde nicemleme işlemi yapılarak nicemlenmiş bileşenler zigzag tarama ile sıralanmaktadır.
- Elde edilen DCT bileşen vektörleri entropi kodlama işlemi ile kodlanarak sıkıştırma işlemi gerçekleştirilmektedir.
- Sıkıştırma esnasında yapılan tüm işlemlerin tersi uygulanarak görüntünün geri eldesi sağlanmaktadır.

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında uygulanan işlemleri gösteren blok şema Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Hiperspektral görüntülerin 3D-DCT ile sıkıştırılmasına ait blok şema

Hiperspektral görüntülerin 3D-DCT ile sıkıştırılması esnasında görüntü ilk olarak $8 \times 8 \times 8$ 'lik görüntü bloklarına ayrılmaktadır. Oluşturulan görüntü bloğu \mathbf{I} ile gösterildiği takdirde, $\mathbf{I}_{m,n,p}$ görüntünün (m,n,p) konumundaki piksel değerini göstermektedir. Buna göre ileri yönlü 3D-DCT dönüşüm ifadesi aşağıdaki Eşitlik (2.10) ile tanımlanmıştır [49].

$$S_{u,v,w} = \kappa(u,v,w) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{p=0}^{P-1} I_{m,n,p} C_{2M}^{(2m+1)u} C_{2N}^{(2n+1)v} C_{2P}^{(2p+1)w} \quad (2.10)$$

Burada yer alan M,N,P ifadeleri DCT işleminde kullanılan görüntü küpünün blok boyutlarını ifade etmektedir. Eşitlik (2.11)'te belirtilen C_j^i ve $\kappa(u,v,w)$ ifadeleri Eşitlik (2.11) ve Eşitlik (2.12)'de verilmiştir.

$$C_j^i = \cos\left(\frac{i\pi}{j}\right) \quad (2.11)$$

$$\kappa(u,v,w) = \sqrt{\frac{8}{MNP}} E_u E_v E_w \quad (2.12)$$

Eşitlik (2.12)'de yer alan E_u, E_v ve E_w ifadeleri ise aşağıdaki Eşitlik (2.13)'teki gibi tanımlanmaktadır;

$$E_u, E_v, E_w = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & m, n, p = 0 \\ 1, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.13)$$

Hiperspektral görüntülerin geri elde edilmesi esnasında kullanılan ters 3D-DCT ifadesi ise Eşitlik (2.14)'de verilmektedir [49];

$$\check{I}_{m,n,p} = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \sum_{w=0}^{P-1} \kappa(u,v,w) S_{u,v,w} C_{2M}^{(2m+1)u} C_{2N}^{(2n+1)v} C_{2P}^{(2p+1)w} \quad (2.14)$$

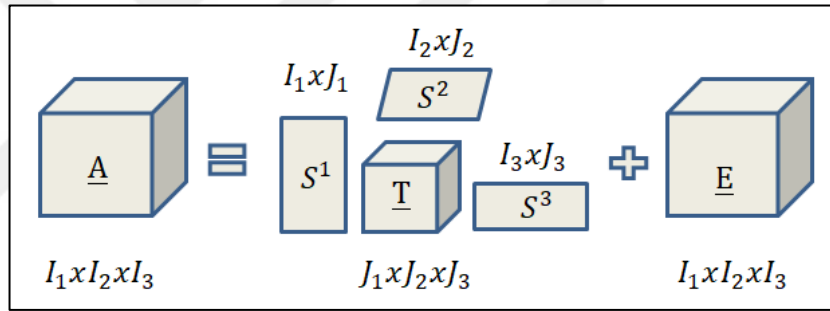
3D-DCT katsayılarının elde edilmesi ile birlikte görüntülerin sıkıştırılabilmesi için elde edilen katsayıların nicemlenerek kodlanması gerekmektedir. Nicemleme ve entropi kodlama işlemleri takip eden bölümlerde ayrıntılı bir şekilde anlatılmaktadır.

2.2.3. Tensör ayrıştırması temelli sıkıştırma

Hiperspektral görüntüler yapısı gereği yüksek oranda spektral ve uzamsal benzerlik içeren görüntülerdir. Bu görüntülerin sıkıştırılması esnasında da bu benzerliklerden yararlanılarak farklı sıkıştırma yöntemleri geliştirilmiştir. Son zamanlarda hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması konusunda yapılan çalışmalarda

hiperspektral görüntüler üç boyutlu veri olarak ele alınmış, sıkıştırma işlemi üçüncü dereceden tensör ayrıştırması kullanılarak gerçekleştirilmiştir [55]. Tensör dönüşümü ile kullanılan diğer yöntemlerden farklı olarak hiperspektral görüntü üzerindeki uzamsal ve spektral ilinti aynı anda dikkate alınmaktadır. Bu sayede sıkıştırma performansının artırılması amaçlanmaktadır. Literatürde yer alan birkaç tensör ayrıştırması [56]'da verilmiştir. Bu tensör ayrıştırması yöntemlerinden en çok kullanılanı ve hiperspektral görüntüler üzerinde de uygulananı Tucker Tensör Ayrıştırması (Tucker Decomposition-TD) yöntemidir [63].

Tucker tensör ayrıştırması ile üçüncü dereceden tensör olarak ifade edilen hiperspektral görüntüler, çekirdek tensör (core tensor) ve faktör matrislerine (side tensor/matrices) ayrılmaktadır. Tucker tensör ayrıştırması ile elde edilen tensör bloklarına ait görsel Şekil 2.3'te verilmektedir.



Şekil 2.3. Tucker tensör ayrıştırması blok yapısı

Burada, üçüncü dereceden tensör olarak ifade edilen hiperspektral görüntü $\underline{A}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ ile gösterilmiştir. Tensör ayrıştırması sonrasında elde edilen çekirdek tensör $\underline{T}^{J_1 \times J_2 \times J_3}$ ve faktör matrisleri S ile ifade edilmektedir. Buna göre üçüncü dereceden TD ifadesi Eşitlik (2.15)'deki gibi gösterilmektedir. Burada yer alan “o” senbolü tensör çarpımını göstermektedir [63].

$$\begin{aligned}
 \underline{A} &= \sum_{j_1=1}^{J_1} \sum_{j_2=1}^{J_2} \sum_{j_3=1}^{J_3} T_{j_1 j_2 j_3} s_{j_1 1} o s_{j_2 2} o s_{j_3 3} + \underline{E} \\
 &= \underline{T} \times_1 S_1 \times_2 S_2 \times_3 S_3 + \underline{E} \\
 &= \underline{T} \times \{S\} + \underline{E} = \hat{\underline{A}} + \underline{E}
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

Tucker tensör ayrıştırmasının uygulamada yer alan diğer özellikleri ayrıntıları ile birlikte Bölüm 5’te anlatılmakta, hiperspektral görüntüler üzerinde kullanımı ile ilgili bilgiler verilmektedir.

2.3. Nicemleme ve Entropi Kodlama

Hiperspektral görüntülerin verimli bir şekilde sıkıştırılması için dönüşüm sonrasında elde edilen bileşenlerin nicemlenmesi ve kodlanması gerekmektedir. Hiperspektral görüntülerin nicemlenmesinde ve nicemlenmiş katsayıların zigzag tarama ile sıralanması aşamasında literatürde farklı yaklaşımlar önerilmektedir. Benzer şekilde entropi kodlama aşamasında da farklı kodlayıcı yapıları kullanıldığı görülmektedir.

2.3.1. Nicemleme

Dönüşüm katsayılarının elde edilmesinden sonra sıkıştırma işleminin gerçekleştirilebilmesi için elde edilen katsayıların nicemlenmesi gerekmektedir. Elde edilen bileşenlerin nicemlenmesi için gerekli katsayılar ve tablolar [66]’da verilen çalışma referans alınarak elde edilmiştir. Nicemleme işlemi Eşitlik (2.16)’teki gibi uygulanmakta olup, nicemleme matrisinin (Q) üretilmesi için Eşitlik (2.17) kullanılmaktadır [49].

$$S_q(u, v, w) = \text{round}\left(\frac{S(u, v, w)}{Q(u, v, w)}\right) \quad (2.16)$$

$$Q(u, v, w) = \text{round}(u + v + kw + 3) \quad (2.17)$$

$$u, v = 0, 1, 2, 3, \dots, 7; \quad w = 0, 1, 2, 3, \dots, P-1$$

Burada S_q terimi nicemlenmiş görüntü bloğunu göstermektedir. Nicemleme işlemi esnasında kullanılan Eşitlik (2.17) ile elde edilen nicemleme matrisi için k nicemleme parametresi seçimi sıkıştırma performansını etkilemektedir. Nicemleme parametresinin değişiminin sıkıştırmaya olan etkisi deneysel çalışmalar bölümünde verilen grafiklerde gösterilmektedir. Nicemleme sonrasında katsayılar küpün ilk elemanından itibaren dışarıya doğru zigzag tarama ile sıralanmaktadır. Son aşamada ise nicemlenmiş olan katsayıların entropi kodlama yapısında kodlanması gerekmektedir. Bu işlem ile birlikte hiperspektral görüntüler sıkıştırılmış olacaktır.

2.3.2. Entropi kodlama

Görüntülerin sıkıştırılması esnasında nicemlenmiş olan verinin hem daha verimli sıkıştırılması hem de görüntüde yer alan kodlamadan kaynaklı artıklığın atılması maksadı ile entropi kodlama işlemleri uygulanmaktadır. Standart tek renkli ve RGB imgeler uygulanan bu işlem benzer şekillerde hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında da kullanılmaktadır. Çoğunlukla Huffman kodlama ve aritmetik kodlamanın farklı varyasyonlarının kullanıldığı entropi kodlama aşamasında bit düzlemi kodlamasının da kullanıldığı bazı çalışmalarda görülmektedir [66], [70].

Huffman kodlama, kodlama esnasında oluşan artıklığı ortadan kaldırmak için kullanılan en popüler entropi kodlama yaklaşımıdır. Temel olarak kodlanacak dizide yer alan sembollerin görülme olasılıklarını dikkate alarak yeni semboller atamaya dayalı olan bu yöntem ile sıklıkla görülen semboller kodlama esnasında daha az bitle ifade edilecek şekilde gösterilirken, daha az kullanılan semboller daha fazla bitle ifade edilmektedir. Bu sayede standart bir şekilde iletilecek olan dizi bit kullanımı açısından daha verimli şekilde kodlanmaktadır. Buna göre Huffman kodlama işlemi iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada kodlanacak olan sembollerin görülme olasılıkları belirlendikten sonra bu olasılıklara göre sıralama işlemi gerçekleştirilir. En düşük olasılıktaki iki sembol birleştirilerek sonuçta iki farklı sembol kalana kadar işlem adımlarına devam edilmektedir. Buna göre Huffman tablosunun oluşturulmasına ait örnek Tablo 2.1’de verilmektedir. İkinci adımda ise olasılıksal olarak yapılan sembol sıralamasının tersi yönde yeni sembol ataması yapılmaktadır. Bitler şeklinde kodlama yapıldığı düşünüldüğü takdirde her adım için yapılan bit ataması Tablo 2.2’de oluşturulan Huffman tablosu üzerinden gösterilmiştir.

Tablo 2.1. Huffman kodlama olasılıksal sıralama örneği

Orijinal Sembol Dizilimi		Sembol Azaltımı			
Sembol	Olasılık	1	2	3	4
a_2	0,4	0,4	0,4	0,4	0,6
a_6	0,3	0,3	0,3	0,3	0,4
a_1	0,1	0,1	0,2	0,3	
a_4	0,1	0,1	0,1		
a_3	0,06	0,1			
a_5	0,04				

Tablo 2.2. Huffman kodlama sembol atama örneği

Orijinal Sembol Dizilimi			Sembol Azaltımı			
Sembol	Olasılık	Kod	1	2	3	4
a_2	0,4	1	0,4	1	0,4	1
a_6	0,3	00	0,3	00	0,3	00
a_1	0,1	011	0,1	011	0,2	010
a_4	0,1	0100	0,1	0100	0,1	011
a_3	0,06	01010	0,1	0101		
a_5	0,04	01011				

Huffman kodlama ile verimli bir şekilde kodlanmış bit dizini elde edilmektedir. Kodlama esnasında kullanılan semboller ve karşılıkları da tablo şeklinde kaydedilmektedir. Verinin geri elde edilmesi esnasında oluşturulan bu tablolar kullanılarak entropi kod çözme işlemi gerçekleştirilmektedir.

Aritmetik kodlama da ise benzer sembol atama işlemleri ardışık olarak sıralanmış değerler üzerinden yapılmaktadır. Örneğin, hiperspektral görüntülerin yüksek sıkıştırma oranlarında kodlandığını düşündüğümüzde; zigzag tarama sonrasında veri içerisinde çok fazla sıfır değerinin olduğu görülecektir. Bu durumda aritmetik kodlama ile ardışık sıfır değerlerine tek bir sembol atanabilmekte, sıkıştırma işlemi çok daha verimli bir şekilde gerçekleştirilmektedir [71].

2.4. Tez Kapsamında Kullanılan Karşılaştırma Metrikleri

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında sıkıştırma oranı kadar önemli olan bir etken de sıkıştırma sonrasında elde edilen görüntü kalitesidir. Sıkıştırma kalitesinin ölçülmesi için literatürde birçok kalite metriği önerilmektedir. Bazı makalelerde, kayıplı sıkıştırma sonrasında geri elde edilen veriler ile orijinal veriler arasındaki farkları özellikle görüntü ve video sıkıştırmada sıklıkla kullanılan SNR (Signal to Noise Ratio) ve MSE (Mean Square Error) gibi istatistiksel metrikler üzerinden değerlendirmeler yapılmıştır. [72]'da verilen çalışmada hiperspektral görüntülerin farklı etkiler altındaki bozulmalarının görüntüye olan etkisi 15 farklı metrik ile incelendiği görülmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında sıkıştırma performansını değerlendirmek için SNR ve MSE metriklerinin yanında ortalama spektral açı benzerliği (MSA) ve ortalama spektral ilinti (MSC) gibi spektral benzerlik metrikleri de performans değerlendirmesi aşamasında değerlendirilmiştir. Benzer şekilde önerilen yöntemlerin başarısı uygulama açısından da değerlendirilerek sonuçlar paylaşılmıştır. Kullanılan metriklerin ifadeleri Tablo 2.3'te verilmektedir. Kullanılan tüm karşılaştırma metriklerinde farklı bit oranlarında (bpp) değerlendirme yapılmıştır. Bit oranı ifadesi bant görüntüsünde yer alan bir pikselin kaç bitle ifade edildiğini belirtmektedir.

Burada yer alan Corr terimi ilinti katsayısını, $p(x,y)$ terimi ise x ve y sembollerinin birleşik olasılıklarını göstermektedir. I ve I^R terimleri ise sırasıyla orijinal ve geri elde edilmiş görüntüleri ifade etmektedir. Görüntü boyutları verilen eşitliklerde W , H ve S sembolleri ile gösterilmiştir.

Tablo 2.3. Kullanılan karşılaştırma metrikleri

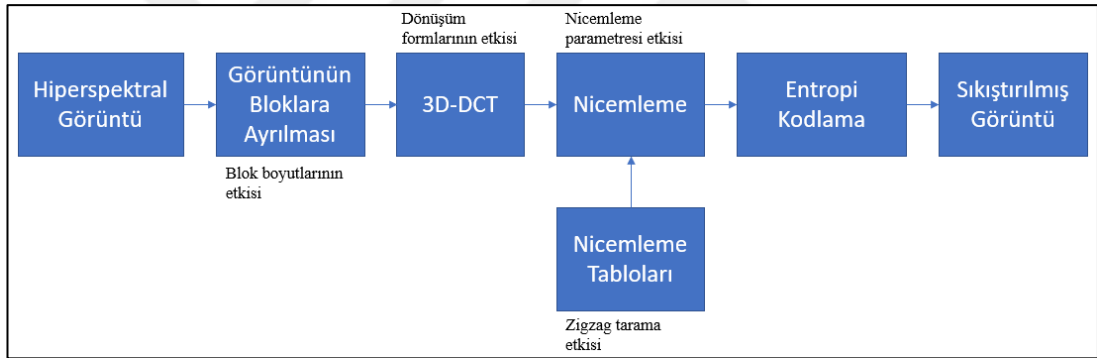
Metrik Eşitliği
$MI = \sum_{x \in I, y \in I^R} p(x,y) \log \left(\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \right)$
$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H \sum_{p=1}^S I(m,n,p)^2}{\sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H \sum_{p=1}^S [I(m,n,p) - I^R(m,n,p)]^2} \right)$
$MSA = \frac{1}{W \times H} \sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H SA_{m,n}$ $SA_{m,n} = \cos^{-1} \left(\frac{\langle I(m,n), I^R(m,n) \rangle}{\ I(m,n)\ \ I^R(m,n)\ } \right)$
$MSC = \frac{1}{W \times H \times S} \sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H \text{Corr}(I(m,n), I^R(m,n))$

Sıkıştırma performansının değerlendirilmesi sadece bu kalite metrikleri ile değil; görsel kalitenin incelenmesi, hedef ve anomali tespiti performansı üzerinden de değerlendirilmiştir. Bu değerlendirmelerde kullanılan metrikler yapılan değerlendirmeler esnasında paylaşılmış ve açıklanmıştır.

3. AYRIK KOSİNÜS DÖNÜŞÜMÜ PARAMETRELERİNİN SIKIŞTIRMAYA ETKİSİ

3.1. Giriş

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında dönüşüm, nicemleme ve entropi kodlama aşamalarında farklı parametre kullanımlarının sıkıştırma performansını farklı yönde etkilediği görülmektedir. Yapılan çalışmalarda öncelikle bu parametrelerin değişim etkisi incelenmiştir. Ayrık kosinüs dönüşümü esnasında gerçekleştirilen adımlar üzerinde uygulanan bu değişimlerin özeti Şekil 3.1’de blok şema üzerinde gösterilmiştir.

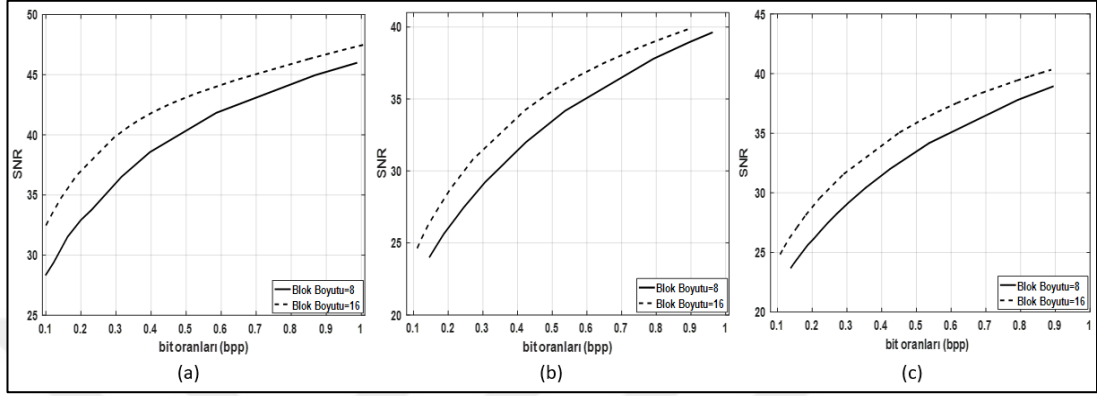


Şekil 3.1. Ayrık kosinüs dönüşümü parametrelerinin sıkıştırılmaya olan etkisi

3.2. Blok Boyutu Seçiminin Sıkıştırılmaya Olan Etkisi

Hiperspektral görüntülerin ayrık kosinüs dönüşümü temelli 3D-DCT işlemi ile sıkıştırılması esnasında işleme alınacak olan blok boyutlarının $8 \times 8 \times 8$ yerine $16 \times 16 \times 16$ seçilmesi durumunda elde edilen SNR grafikleri Şekil 3.2’de verilmiştir. Grafikte blok boyutunun artmasının tüm verilerde sıkıştırma performansında iyileşme yarattığı görülmektedir. Bunun nedeni, spektral bantların birbirine çok benzemesi olarak yorumlanabilir. Herhangi bir spektral bant imgesi spektral eksenindeki diğer bantlara yüksek oranda benzediğinden benzer DCT karakterleri gösterebilmekte ve bu sayede daha iyi sıkıştırılabilmektedir. Buna rağmen, blok boyutlarını büyütme işlemsel karmaşıklığı da arttırmak anlamına gelmektedir. Bu sebeple, performans artışı beraberinde hesapsal yük de getirmektedir. Özellikle bu

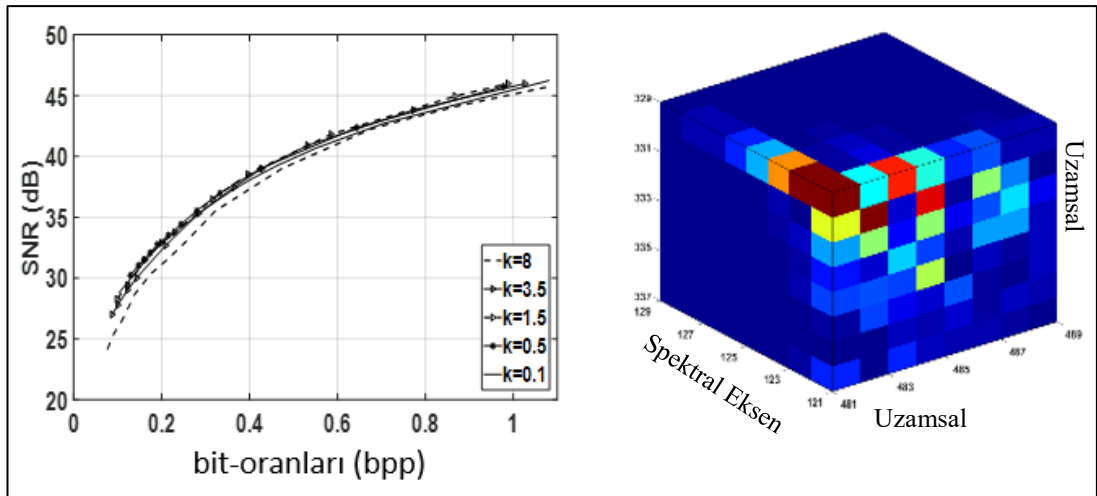
durum çalışma süreleri açısından incelendiğinde blok boyutlarının $8 \times 8 \times 8$ olarak seçildiği durumda sıkıştırma işlemi yaklaşık 90 sn sürerken; blok boyutlarının $16 \times 16 \times 16$ olarak seçildiği durumda bu süre yaklaşık iki kat artmakta ve 197 sn sürmektedir.



Şekil 3.2. Blok boyutu değişiminin sıkıştırmaya olan etkisi (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge

3.3. Nicemleme Parametresi Seçiminin Sıkıştırmaya Olan Etkisi

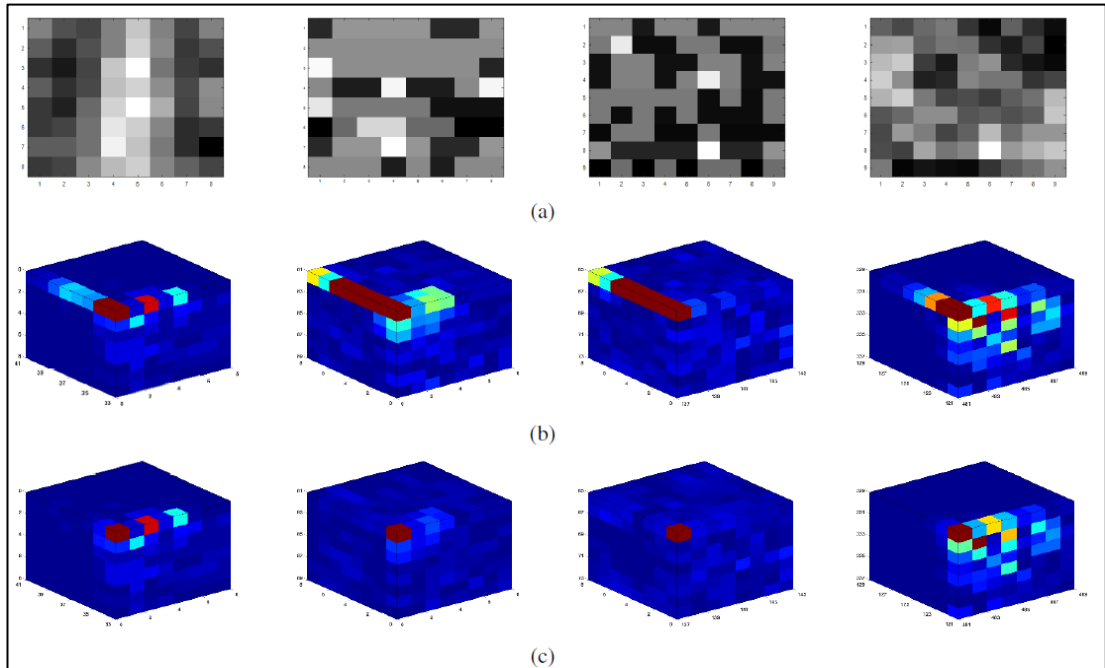
Yapılan çalışmalarda nicemleme ve zigzag tarama işlemleri için ikinci bölümde anlatılan Eşitlik (2.16) ve Eşitlik (2.17)'de belirtilen formüller kullanılarak üretilen nicemleme matrisi kullanılmıştır. Nicemleme parametresi (k) değişiminin sıkıştırma üzerindeki etkisi incelenmiştir. DCT bileşenleri göz önüne alınarak farklı k nicemleme parametrelerinin etkisi ve örnek bir DCT bloğu Cuprite verisi için Şekil 3.3'te verilmiştir.



Şekil 3.3. (a) Nicemleme parametresi (k) seçiminin sıkıştırmaya olan etkisi (b) örnek bir DCT bloğu

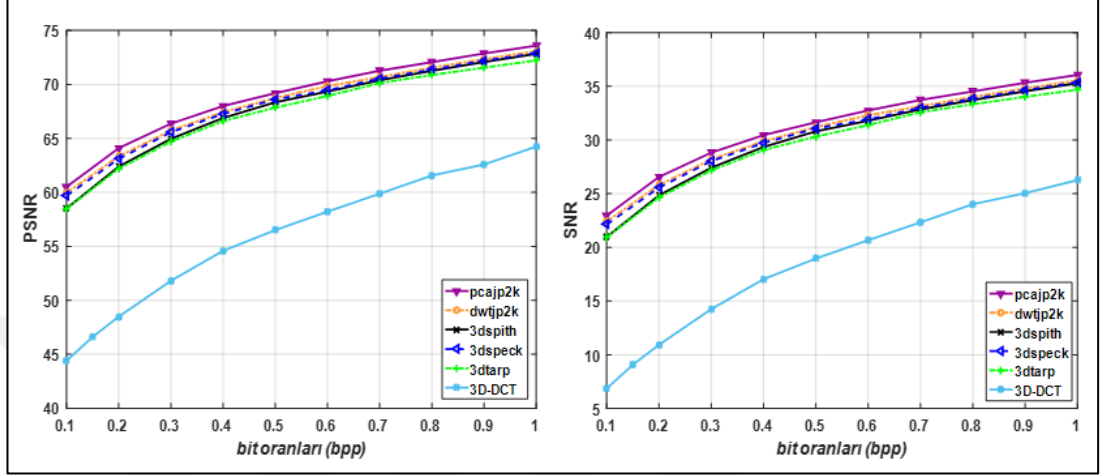
Elde edilen sonuçlar incelendiğinde ve Eşitlik (2.16) dikkate alındığında; düşük seçilen k değeri için spektral ekseninde yer alan 3D-DCT bileşenlerinin nicemleme katsayıları daha yüksekken, yüksek seçilen k değerleri için uzamsal eksenlerdeki nicemleme katsayıları daha yüksek olmaktadır. Buna göre Şekil 3.3(b)'de verilen DCT bileşenlerinin dağılımı incelenerek, üç ekseninde de nicemleme katsayılarını birbirine yakın tutmak amacıyla 3D-DCT işlemi için $k=1,5$ değerinde seçilmiş ve zigzag tarama işlemi de bu değere göre oluşturulan tabloya göre yapılmıştır.

Benzer şekilde ışıklılık dönüşümünün DCT bloklarına olan etkisi ve nicemleme parametresinin seçimi de incelenmiştir. Şekil 3.4'te bu etki örnek bloklar üzerinden gösterilmektedir. Işıklılık dönüşümü öncesinde farklı eksenlerde dağılmış olan yüksek değerdeki DCT bileşenleri (düşük frekans bileşenleri) ışıklılık dönüşümü ile bloğun ilk bandına çekilmiştir. Bu durum nicemleme parametresi seçimini de etkilemektedir. Şekil 3.4 (b)'deki gibi bir dağılıma sahip DCT bloklarında $k=1$ ve $k=1,5$ gibi değerler her üç eksene de eşit derecede önem verileceğini gösterirken; Şekil 3.4 (c)'deki gibi bir dağılıma sahip bloklarda $k=8$ değeri ise spektral eksene daha fazla önem vermektedir. Dolayısıyla nicemleme esnasında da bu önem durumu göz önüne alınarak işlemler yapılmaktadır.



Şekil 3.4. Işıklılık dönüşümünün etkisi (a) örnek blok görseli (b) ışıklılık dönüşümü öncesi DCT bloğu (c) ışıklılık dönüşümü sonrası DCT bloğu

Zigzag tarama işlemi esnasında da ilk olarak [48]'te verilen spiral zigzag tarama işlemi Pavia verisi üzerinden hızlıca denenmiştir. Kırılmış Pavia verisi üzerinde elde edilen PSNR ve SNR sonuçlarının literatürde yer alan diğer yöntemler ile karşılaştırmalı olarak Şekil 3.5'te verilmektedir.



Şekil 3.5. Pavia verisi için elde edilen spiral zigzag tarama sonuçları (a) PSNR (b) SNR

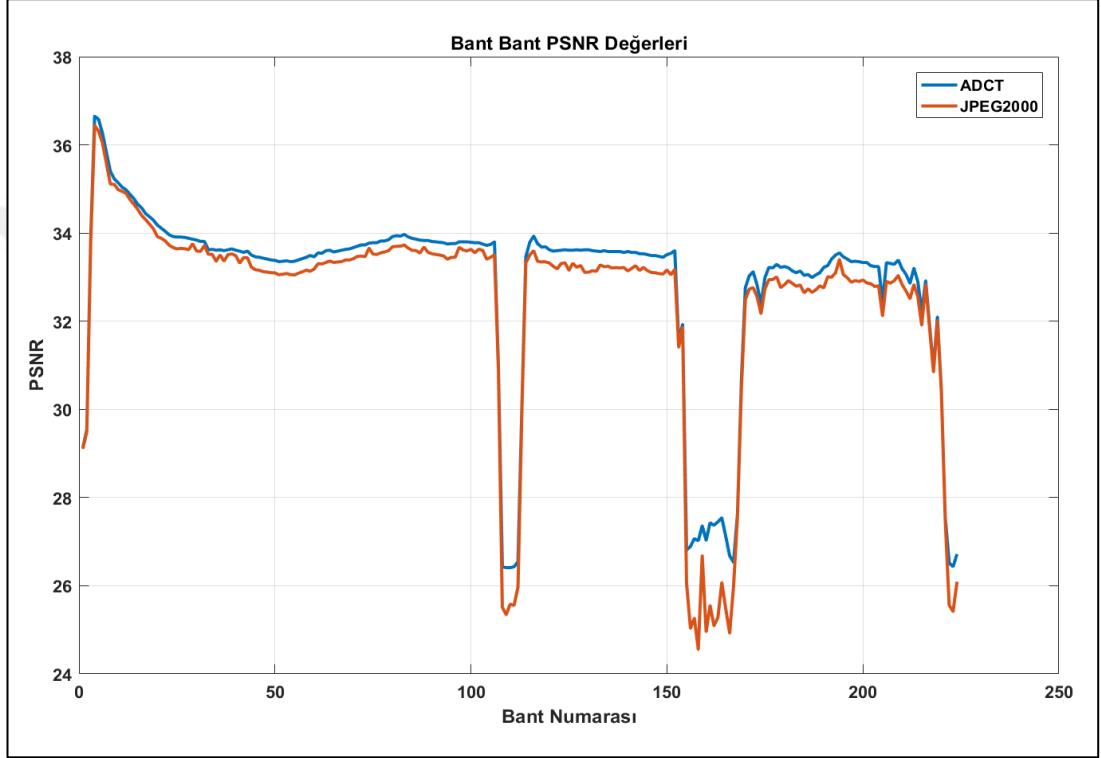
Burada elde edilen sonuçların hem SNR hem de PSNR açısından çok düşük olduğu, diğer yöntemlerin ortalama 15 dB gerisinde kaldığı görülmüştür. Sonuçlar incelendiğinde nicemleme ve zigzag tarama esnasında kullanılan yöntemin yetersiz kaldığına karar verilmiştir. Bu nedenlerle yöntem diğer hiperspektral görüntüler üzerinde denenmemiştir.

3.4. Farklı Dönüşüm Formlarının Sıkıştırılmaya Olan Etkisi

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında kullanılan dönüşüm temelli yöntemler üzerinde yapılan ufak değişiklikler ile yeni yaklaşımlar önerilmektedir. Uygulanan dönüşüm işlemlerinin temel özelliklerini değiştirmeyen bu yaklaşımlarda sıkıştırma esnasında kullanılan bazı parametrelerin optimizasyonu, kullanım şeklinin değiştirilmesi, farklı yapılarla birleştirilmesi gibi etkiler görülmektedir.

Nicemleme işlemi için [73]'de yer alan yöntem incelenmiş, yazarlar tarafından paylaşılmış olan kod kullanılarak Cuprite verisi üzerinden 0,1 bpp bit oranında sıkıştırılması ile denemeler yapılmıştır. Paylaşılan kodun sıkıştırılacak olan görüntüyü 512×512 boyutlarında kabul etmesinden dolayı Cuprite verisi bant

görüntüleri şeklinde değerlendirilmiştir. Performans değerlendirilmesi yine bant görüntüleri üzerinde JPEG2000 kullanılarak yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar neticesinde, halihazırda karmaşık olan yöntemin hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanmasının işlemleri daha da karmaşık ve verimsiz hale getireceği düşünülerek uygun bulunmamıştır. Cuprite verisi için elde edilen sonuçlar Şekil 3.6'da verilmiştir.

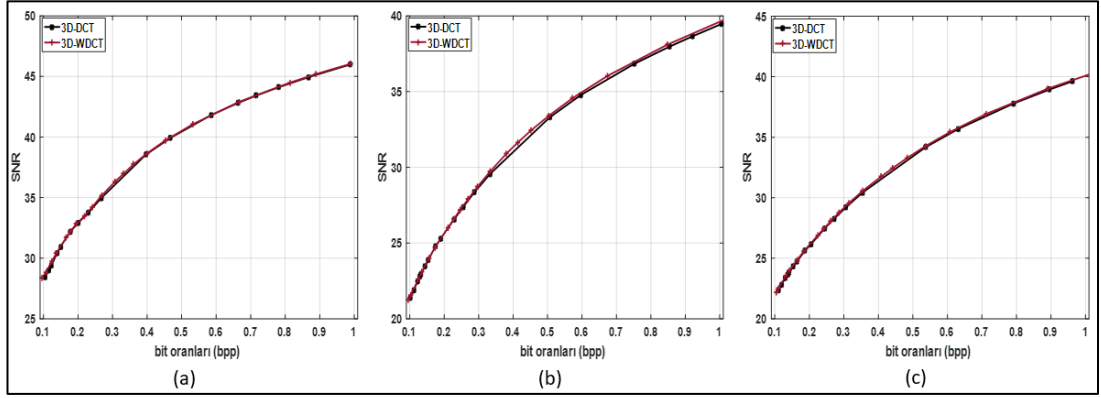


Şekil 3.6. Cuprite verisi için elde edilen ADCT sonuçları

Sonuçlar incelendiğinde ADCT yönteminin ortalama 0,6 dB daha iyi sonuçlar verdiği fakat işlem karmaşıklığı ve hesapsal yük açısından istenilen performansı sağlayamadığı görülmüştür.

Sonraki çalışmada ise [50]'da verilen WDCT yapısı hiperspektral görüntüler üzerinde denenmiştir. Frekans bileşenlerinin elde edilmesinde adaptif bir yapı kullanan yöntem düşük frekans bileşenlerinde iyi bir şekilde çalışırken yüksek frekans bileşenlerinde kullanılan filtrelerin çıkış aralığı genişlemektedir. En iyi sıkıştırma performansını verecek parametreleri aramaya dayalı yaklaşım hem süre açısından hem de işlem karmaşıklığı açısından istenilen performansı

verememektedir. Elde edilen SNR sonuçlarının da 3D-DCT ile benzer olduğu Şekil 3.7’de görülmektedir.



Şekil 3.7. WDCT ile elde edilen SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge

3.5. Vargılar

Ayrık kosinüs dönüşümü sırasında uygulanan her bir adımda farklı yaklaşımlar önerilmektedir. Yapılan çalışmalarda, önerilen bu yaklaşımların hiperspektral görüntüler üzerindeki etkisi incelenmiştir. Elde edilen sonuçlarda blok boyutu seçiminin $8 \times 8 \times 8$ 'lik yapıda seçilmesinin sıkıştırma süresini kısalttığı görülmüştür. Blok boyutlarının artırılması sıkıştırma performansını arttırsa da getirdiği işlemsel yük de artmaktadır. Sıkıştırma işleminin bir sonraki adımında farklı dönüşüm formlarının etkisi incelenmiştir. Fakat önerilen yöntemlerin oldukça karmaşık olduğu ve sıkıştırma performansını önemli ölçüde değiştirmedikleri görülmüştür. Bir sonraki adımda ise nicemeleme parametresinin ve zigzag tarama düzeninin etkisi incelenmiştir. Farklı nicemeleme parametreleri ve tabloları ile gerçekleştirilen sıkıştırma işlemi sonucunda en uygun k nicemeleme parametresine karar verilmiştir. DCT bileşenlerinin dağılımının incelenmesi sonucunda uygulanacak olan ışıklılık dönüşümü ile sıkıştırma performansının artırılacağına karar verilmiştir.

4. IŞIKLILIK DÖNÜŞÜMÜ TEMELLİ SIKIŞTIRMA

4.1. Giriş

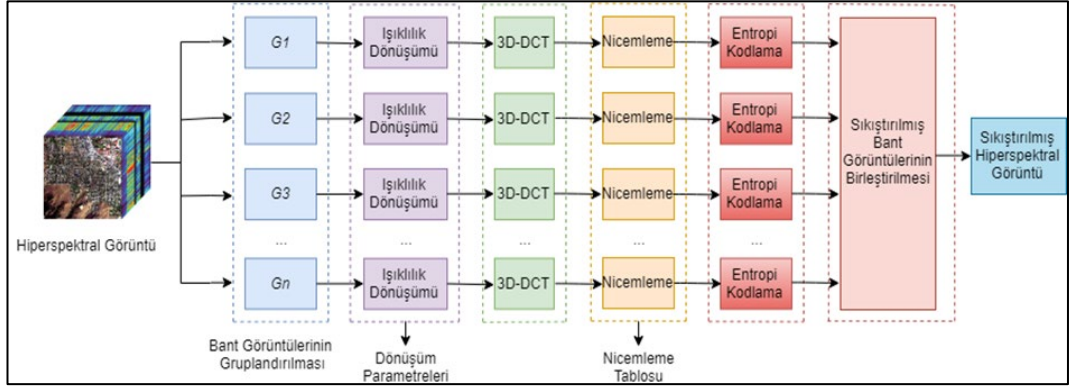
Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında kullanılan DCT temelli yaklaşımların performansını arttırmak için yapılan çalışmada, DCT işlemi öncesinde ışıklılık dönüşümünün uygulanması önerilmiştir. Kullanılan ışıklılık dönüşümü ile hiperspektral görüntülerin bantları arasındaki parlaklık ve karşıtlık farkı azaltılarak sıkıştırma performansının artırılması amaçlanmıştır. Deneysel çalışmalarda ışıklılık dönüşümü uyarlamalı ve otomatik uyarlamalı olacak şekilde farklı kullanım durumları ile çeşitli performans ölçütleri altında incelenmiştir. Bant görüntüleri arasındaki ilintiyi dikkate alınarak yapılan ışıklılık dönüşümü uyarlamalı ışıklılık dönüşümü olarak isimlendirilirken, gruplama işleminin otomatik hale getirilmesi ile işlem otomatik uyarlamalı ışıklılık dönüşümü olarak isimlendirilmiştir. Önerilen yöntem, performans değerlendirmeleri ve sonuçlar takip eden bölümlerde ayrıntıları ile açıklanmaktadır.

4.2. Önerilen Yöntem

Yapılan tez çalışması kapsamında, hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması için önerilen 3D-DCT temelli yöntemin işlem adımları aşağıda sıralanmıştır;

1. Hiperspektral görüntü, bant görüntüleri arasındaki ilinti değerleri dikkate alınarak benzer bant görüntüleri bir arada olacak şekilde gruplandırılmaktadır.
2. Her bir bant görüntüsü grubu üzerinde 3D-DCT işlemi uygulanarak DCT katsayıları elde edilmektedir.
3. Katsayılar nicemlendikten sonra zigzag tarama ile sıralanmaktadır.
4. Elde edilen nicemlenmiş DCT katsayıları entropi kodlama ile sıkıştırılmaktadır.
5. Hiperspektral görüntünün geri elde edilmesi esnasında, sıkıştırma işlemi sırasında kullanılan entropi kodlama yapısı, niceme tabloları ve dönüşüm parametreleri kullanılarak tüm işlemlerin tersi gerçekleştirilmektedir.

Önerilen yönteme ait sıkıştırma adımlarını gösteren akış şeması Şekil 4.1’de verilmiştir.



Şekil 4.1. Önerilen yöntemin blok şeması

4.2.1. Bant görüntülerinin gruplandırılması

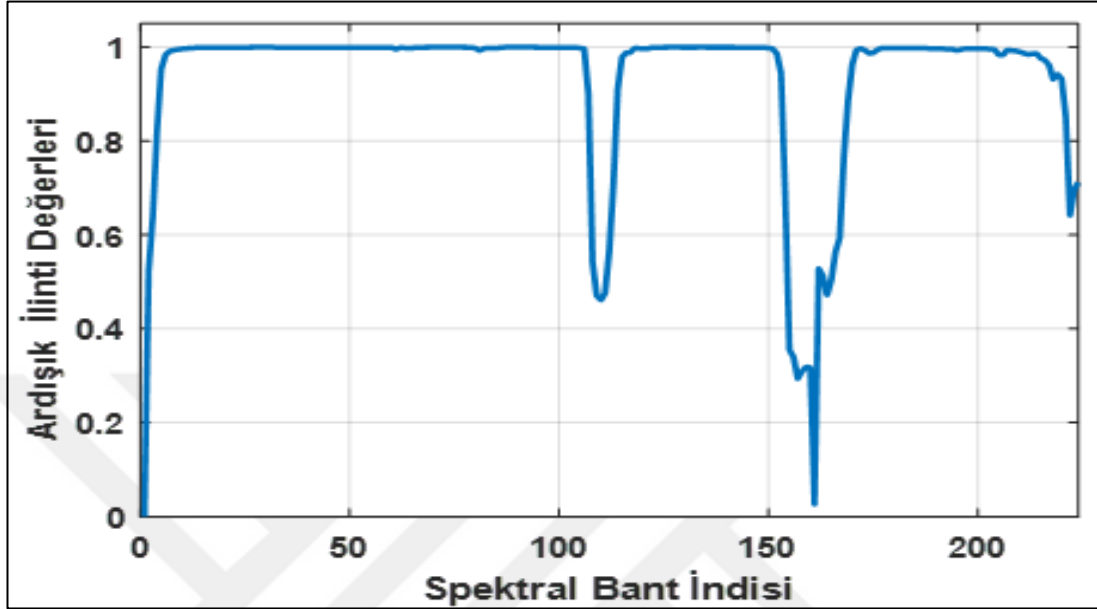
Hiperspektral görüntüler yapısı gereği spektral ve uzamsal ilinti olmak üzere iki farklı ilinti içermektedir. Uzamsal ilinti, aynı bant görüntüsü içerisinde birbirine yakın konumdaki piksellerin birbirine olan benzerliğini ifade ederken; spektral ilinti ise bant görüntülerinin birbirine olan benzerliğini göstermektedir. Hiperspektral görüntülerde bantlar arasındaki ilinti oldukça yüksektir. Bu durum ilintisizleştirme işlemi ile yüksek sıkıştırma performanslarının elde edilmesine imkan sağlamaktadır. Bu tez çalışmasında ise, birbirileri ile yüksek ilinti değerlerine sahip bant görüntülerinin gruplandırılması ve oluşturulan her gruba ayrı ön işlem uygulanması ile sıkıştırma verimliliğinin artırılması hedeflenmiştir. Bantlar arasındaki ilinti değerlerinin hesabı Eşitlik (4.1)’de verilen ifade ile hesaplanmaktadır;

$$r(B^i, B^j) = \frac{\sum_{m=0}^{G-1} \sum_{n=0}^{Y-1} (B_{m,n}^i - \bar{B}^i)(B_{m,n}^j - \bar{B}^j)}{\sqrt{\sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{H-1} (B_{m,n}^i - \bar{B}^i)^2} \sqrt{\sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{H-1} (B_{m,n}^j - \bar{B}^j)^2}} \quad (4.1)$$

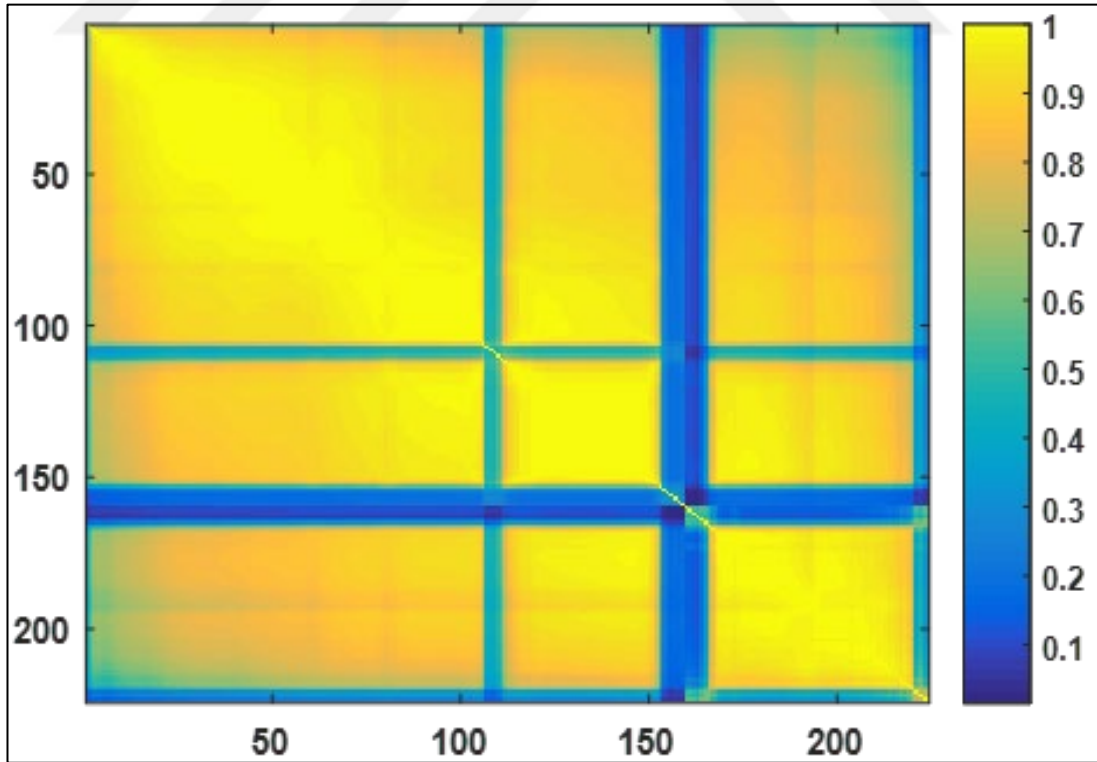
Burada yer alan B^i terimi hiperspektral veri içerisindeki i . bant görüntüsünü; \bar{B}^i terimi ise bu görüntünün ortalama değerini göstermektedir. Hiperspektral görüntünün genişlik ve yükseklik değerleri ise sırasıyla W ve H ile gösterilmiştir.

Bantlar arasındaki ilintinin daha iyi görülmesi için örnek olarak Cuprite verisinin ardışık bantlarının ilinti değerleri ve ilinti matrisi sırasıyla Şekil 4.2 ve Şekil 4.3’te

verilmektedir. Her iki şekil de incelendiğinde 5-104, 114-150 ve 168-220 indisli spektral bantlar arasındaki benzerliğin oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Benzer şekilde ilintinin oldukça düşük olduğu gürültülü bantlar da göze çarpmaktadır.



Şekil 4.2. Cuprite verisi için elde edilen ilinti değerleri



Şekil 4.3. Cuprite verisi için elde edilen ilinti matrisi görseli

Bant görüntülerinin birbirine benzer hale getirilmesi ile 3D-DCT sonrasında elde edilen katsayıların daha yoğun enerjiye sahip olması, dolayısıyla daha yüksek sıkıştırma verimliliği elde edilmesi mümkündür. Yakın zamanda yapılan çalışmalarda 3D-DCT öncesinde ışıklılık dönüşümünün kullanılmasının sıkıştırma performansını arttırdığı gösterilmiştir [74].

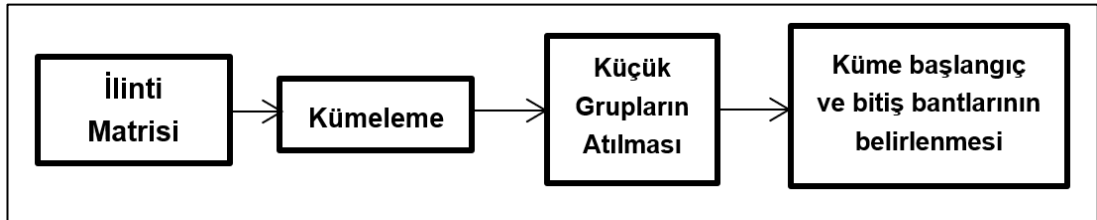
Literatürde 3D-DCT dönüşümü $8 \times 8 \times 8$ 'lik bloklar üzerinden gerçekleştirilmektedir. Işıklılık dönüşümünün bu yapıya doğrudan entegre edilmesi ile dönüşüm her 8'erli bant grubu içerisinde birbirinden bağımsız şekilde uygulanmaktadır [74]. Bu sayede ışıklılık dönüşümü sonrasında elde edilen 3D-DCT katsayıları daha kompakt hale getirilmektedir. Bu durum ışıklılık dönüşümünün sabit bant uzunluğu boyunca uygulanması yerine farklı sayıda bant görüntüsünü içerecek şekilde uyarlamalı olarak gruplandırılarak uygulanması daha verimli bir kodlama şeması oluşturmaktadır [75]. Bu sebeple de önerilen yöntemin ilk aşamasında bantlar arasındaki ilinti değerlerine göre seçilen bant uzunluğundan, blok yapısından dolayı yöntem uyarlamalı ışıklılık dönüşümü olarak isimlendirilmiştir.

Bantların gruplandırılmasında kullanılan yaklaşımlardan bir tanesi, veriye ait ilinti matrisini hesapladıktan sonra ilinti matrisinin görsel ifadesi üzerinden grupları gözle belirlemektir. Örneğin Şekil 4.3 incelendiğinde oluşan gruplara ait bant indisleri "1-3, 4-107, 108-112, 113-153, 154-167, 168-221, 221-224" şeklinde görülmektedir. Bu şekilde ayrılmış olan her gruba birbirinden bağımsız olarak ışıklılık dönüşümü ve 3D-DCT işlemleri uygulanabilmekte ve böylelikle veri daha verimli bir şekilde sıkıştırılabilmektedir. Uyarlamalı ışıklılık dönüşümünün sağlıklı bir şekilde uygulanabilmesi için bir uzman tarafından ilinti matrisleri üzerinden bant gruplarının belirlenmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bant gruplandırma işleminin bir kümeleme algoritması kullanılarak otomatik hale getirilmesi ile bu sorun ortadan kaldırılmıştır.

Bant gruplandırma işleminde öncelikle her bir veriye ait ilinti matrisleri hesaplanmakta ve bu ilinti matrisleri üzerinden kümeleme yapılmaktadır. Burada, K-Ortalama gibi geleneksel yaklaşımların kullanılması durumunda kümeleme sonrasında elde edilmesi istenilen küme sayısının daha önceden algoritmaya girdi olarak verilmesi gerekmektedir. Fakat farklı hiperspektral görüntülerde oluşan ilinti matrisleri birbirinden tamamen farklı olmakta ve sabit bir küme sayısının girilmesi

durumunda bant görüntüleri verimli bir şekilde gruplandırılmamaktadır. Burada verimsiz grupta, herhangi bir spektral bantın birbiriyle daha ilintili olduğu halde daha ilintisiz olan başka bir küme etiketine atanması anlamına gelmektedir. Bu şekilde yapılan kümeleme sonrasında sıkıştırma işlemleri uygulandığından bu durum sıkıştırma performansını doğrudan etkilenmektedir. Örneğin, [75]'de aynı veri için farklı grupta sonuçlarının etkisi incelendiğinde sıkıştırma performansındaki farklılıkların sıkıştırma sonuçlarında da farklılık yarattığı paylaşılmıştır. Bundan dolayı tez çalışmasında bantların gruptanması için küme sayısını kendi kendine belirleyen bir hiyerarşik kümeleme yaklaşımı kullanılmıştır.

Bant görüntülerinin gruptanması için önerilen yöntem adımları Şekil 4.4'te verilmektedir. Yöntemin ilk adımında verideki her bant görüntüsünün birbiriyle olan ilinti değeri hesaplanarak ilinti matrisi oluşturulmaktadır. Ardından ilinti matrisi toplayıcı hiyerarşik kümeleme (agglomerative hierarchical clustering) yöntemi [76], [77] ile kümelenebilir. Bu kümeleme yönteminde tüm örneklerin birbiriyle olan ilişkisi hiyerarşik bir ağaç yapısıyla karakterize edilmektedir. Bu sayede, veri içerisindeki örneklerin birbiriyle olan ilişkisi grafiksel olarak görülebilmekte ve örneklerin arasında uzaklık değeri belirlenerek küme sayısı bulunabilmektedir.



Şekil 4.4. Bantların gruptanılmasına ait akış şeması

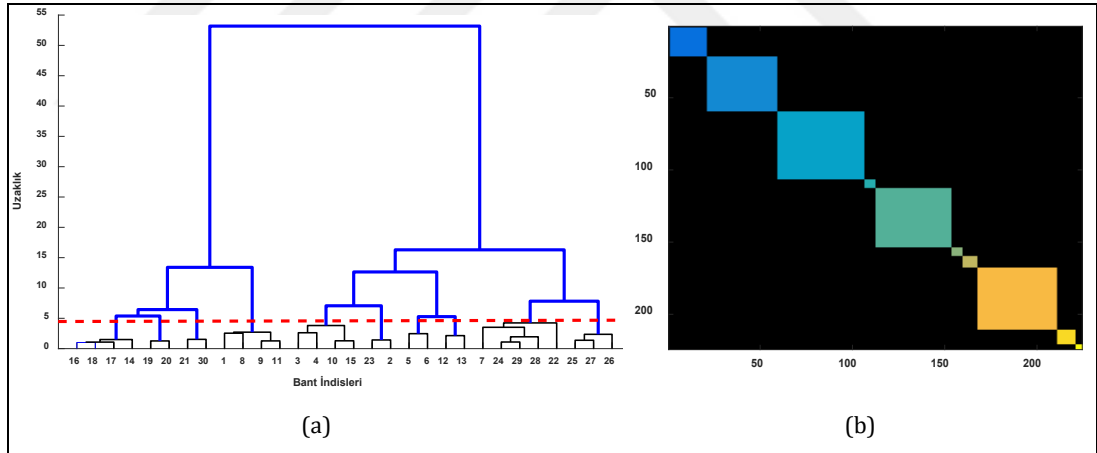
Hiyerarşik kümeleme sonrasında bir ağaç yapısı oluşmaktadır. Ağaç yapısında belirli uzaklığın altındaki kümeler birleştirilerek nihai kümeler belirlenmektedir. Bazen ilinti değeri çok düşük tek bir bant veya iki bant görüntüsü bir kümeye atanabilmektedir. Üçüncü adımda belirlenen tüm kümeler arasında toplam bant sayısı 3'ten az olan küme iptal edilerek ilintisi daha büyük olan komşu grupta kaydırılmaktadır. Son olarak her bir kümenin başlangıç ve bitiş bant indisleri belirlenerek grupta işlemi sonlandırılmaktadır. Bant gruptandırma işlemi Cuprite verisi için uygulandığında elde edilen ağaç yapısı (dendrogram) ve nihai kümeleme sonucu Şekil 4.5'te verilmiştir. Önerilen yöntemin ilinti matrisini başarılı bir şekilde

kümelediği görülmektedir. Otomatik gruplandırmanın başarımının sıkıştırılmaya etkisi ve elle seçilen gruplar üzerinden yapılan sıkıştırma ile karşılaştırılması Deneysel Sonuçlar başlığı altında verilmektedir.

1. Bant görüntüleri ilintileri arasındaki uzaklık matrisini hesapla (Uzaklık matrisi hesabı Öklid metriği üzerinden hesaplanmaktadır).
2. Her bir bant görüntüsü indisini bir küme olarak varsay.
3. Birbirine en yakın olan kümeleri birleştir.
4. Uzaklık matrisini aşağıda verilen Ward uzaklık hesabı üzerinden güncelle. Güncelleme küme ortalamalarının (\bar{K}) birbiriyle olan farkları üzerinden hesaplanmaktadır. n_i ve n_j karşılaştırılan i . ve j . küme örnek sayılarıdır.

$$d(i,j) = \sqrt{\frac{2n_i n_j}{(n_i + n_j)} \|\bar{K}_i - \bar{K}_j\|} \quad (4.2)$$

5. Tek bir küme olana kadar 3. adıma atla ve devam et.



Şekil 4.5. Cuprite verisine ait (a) ağaç çizit (b) kümeleme sonucu

4.2.2. Işıklılık dönüşümü

Hiperspektral görüntüdeki spektral bantlar gruplandırıldıktan sonra önerilen yöntemin bir sonraki adımında elde edilen her grup içerisinde ışıklılık dönüşümü gerçekleştirilmektedir. Grup içerisindeki diğer bant imgelerinin ortalama parlaklık ve karşıtlık değeri, ışıklılık dönüşümü ile referans imgenin ortalama parlaklık ve karşıtlık değerine çekilmektedir. Bu sayede, grup içindeki bant imgeleri birbirine daha benzer hale getirilmektedir. Bu durumda, 3D-DCT katsayıları daha kompakt

hale getirilerek az sayıda katsayıyla korunmak istenen bilgi ifade edilebilmektedir. Bunun sonucu olarak sıkıştırma verimliliği arttırılmaktadır [78], [79]. Burada grup görüntüleri için öncelikle referans bant görüntüsü seçilmektedir. Yapılan çalışmalarda referans bant görüntüsü seçimi, görüntü gruplarının ilk bant görüntüsü olacak şekilde yapılmıştır. Buna göre hiperspektral görüntülerin bant grupları üzerinde kullanılan ışıklılık dönüşümü ifadesi Eşitlik (4.2)'de verilmiştir. Bant görüntülerinin gruplandırılması ile elde edilen grup uzunluğu (P) boyunca bantlar arasında ışıklılık dönüşümü yapılmaktadır. Eşitlik (4.2)'de yer alan B^{ref} ifadesi grubun referans görüntüsünü; B^i ifadesi ise grup içerisindeki i . bant görüntüsünü göstermektedir. Eşitlikte verilen α ve β terimleri sırasıyla görüntüler arasındaki karşıtlık ve parlaklık farkını göstermektedir. E terimi ise dönüşüm sonrasında oluşabilecek hata payını göstermektedir [79].

$$B^i = \alpha B^{\text{ref}} + \beta + E, \quad i = 2, 3, 4, \dots, P \quad (4.2)$$

Bantlar arasında gerçekleştirilen ışıklılık dönüşümünü en uygun şekilde ifade eden dönüşüm parametreleri (α^*, β^*), Eşitlik (4.3) ve Eşitlik (4.4)'de verilen dönüşüm sonrasındaki toplam karesel hatanın (ER) minimize edilmesi ile bulunmaktadır.

$$ER = \sum \sum [B^i - (\alpha B^{\text{ref}} + \beta)]^2 \quad (4.3)$$

$$\text{argmin}_{\alpha, \beta} ER = (\alpha^*, \beta^*) \quad (4.4)$$

Toplam karesel hatayı minimum yapan dönüşüm parametreleri, Eşitlik (4.5)'teki gibi toplam hatanın parametrelere göre ayrı ayrı kısmi türevlerinin alınıp sıfır değerine eşitlenmesi ile Eşitlik (4.6) ve Eşitlik (4.7)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$\frac{\partial ER}{\partial \alpha} = 0 \text{ ve } \frac{\partial ER}{\partial \beta} = 0 \quad (4.5)$$

$$\alpha^* = \frac{(G \times Y) \langle B^i, B^{\text{ref}} \rangle - \|B^i\|_1 \|B^{\text{ref}}\|_1}{(G \times Y) \|B^i\|_2 \|B^{\text{ref}}\|_2 - \|B^{\text{ref}}\|_1^2} \quad (4.6)$$

$$\beta^* = \left(\|B^i\|_1 - \alpha \|B^{ref}\|_1 \right) / (G \times Y) \quad (4.7)$$

Bulunan parametreler kullanılarak bant görüntüleri referans bant görüntüsüne yaklaştırılmaktadır. Bu sayede, 3D-DCT katsayılarındaki enerji bütünlüğü artmakta ve daha az katsayı ile temsil edilebilmektedir. Bu da verinin verimli bir şekilde sıkıştırılmasının yolunu açmaktadır.

4.2.3. Üç boyutlu ayrık kosinüs dönüşümü temelli sıkıştırma

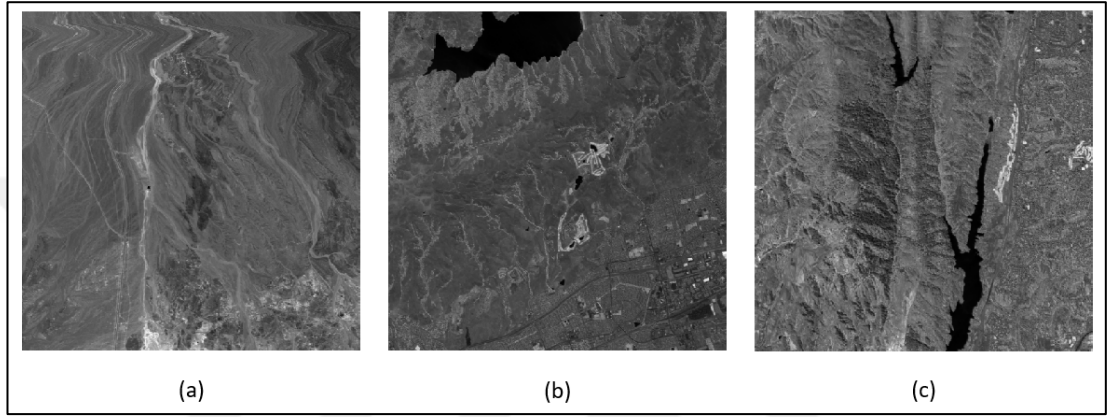
Işıklılık dönüşümü ile elde edilen bant grupları 3D-DCT işlemi öncesinde $8 \times 8 \times P$ 'lik veri küplerine ayrılmaktadır. Burada yer alan P terimi ilgili bant grubunun uzunluğunu ifade etmektedir. Buna göre veri küplerine ait DCT katsayıları hesaplanırken üçüncü bölümde anlatılan ayrık kosinüs dönüşümü eşitlikleri kullanılmıştır. Benzer şekilde elde edilen DCT katsayılarının nicemlenmesi esnasında da önceki bölümde anlatılan işlem adımları sırasıyla veri küpleri üzerinde uygulanmıştır. Burada nicemleme işleminde kullanılan nicemleme matrisinin elde edilmesi esnasında k nicemleme parametresi, bantlar arasındaki benzerliğin yüksek olmasından dolayı k=8 olarak belirlenmiştir. Son olarak entropi kodlama ile nicemlenmiş DCT katsayıları sıkıştırılmıştır.

Entropi kodlama adımında elde edilen DC ve AC bileşenlere JPEG algoritmasında olduğu gibi Huffman kodlamayla farklı semboller atanmaktadır. Tarama sonrasında elde edilen AC ve DC bileşenler kodlanırken farklı prosedürler işletilmektedir. DC bileşenlerin kodlanmasında, DC değerler arka arkaya eklenerek farksal kodlama (DPCM) uygulanmaktadır. AC bileşenlerde ise AC katsayılar arka arkaya eklenerek sıfırdan küçük değerler için pozitif tek sayı, sıfıra eşit ve ondan büyük değerler için ise pozitif çift sayı olacak şekilde öteleme işlemi yapılmaktadır. Ardından elde edilen bileşen vektörleri [80]'daki Huffman kodlayıcıyla sıkıştırılmaktadır. Huffman kodlama esnasında öncelikle kod kitabı üretilmektedir. Sonrasında üretilen kod kitabına göre her bir sembol, ilgili kod sözcüğüyle kodlanarak kaydedilmektedir.

Sıkıştırılan görüntünün geri elde edilmesi için entropi kodlama, nicemleme, 3D-DCT ve ışıklılık dönüşümü adımlarında yapılanların ters işlemleri gerçekleştirilmektedir. Elde edilen bant grupları birleştirilerek orijinal veri yeniden oluşturulmaktadır.

4.3. Deneysel Sonular

Bu tez alıřmasında nerilen ıřıklılık dnüşümü temelli sıkıřtırma yönteminin performansı; yapılan deneysel alıřmalarda Cuprite, Moffett Field ve Jasper Ridge hiperspektral görüntülerinin üzerinden incelenmiştir. Görüntüleme teknik özellikleri ikinci bölümde verilmiş olup, deneysel alıřmalarda kullanılan bu hiperspektral görüntülerin 50. bant görselleri Şekil 4.6’da verilmektedir.



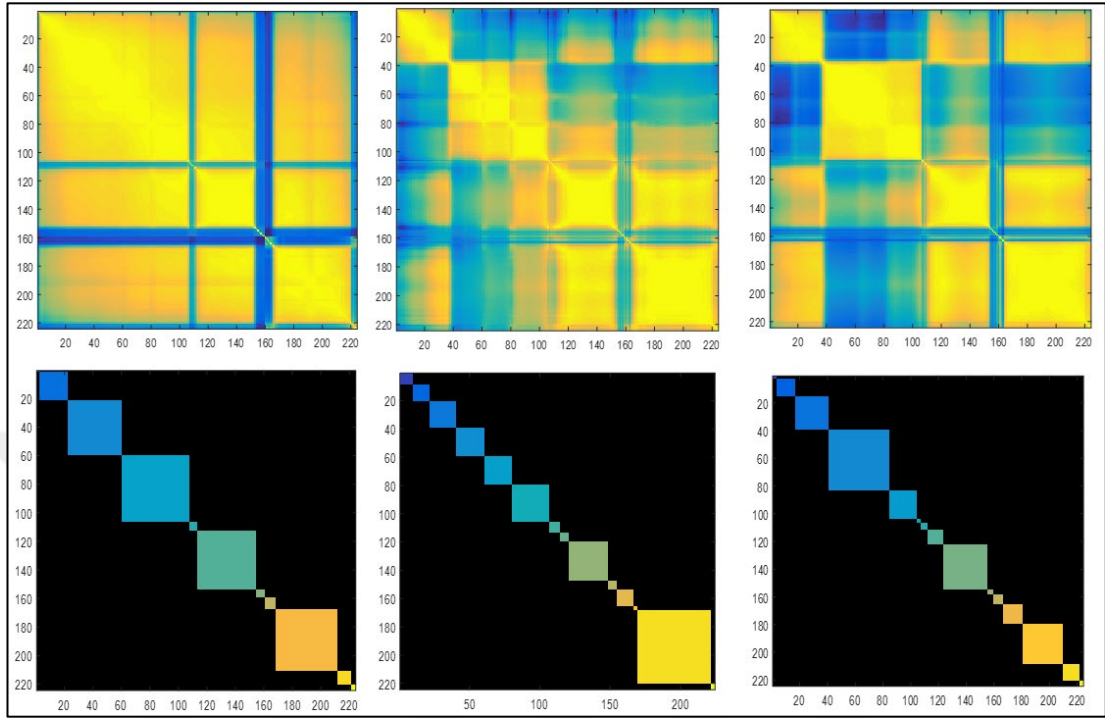
Şekil 4.6. Hiperspektral görüntülerin 50. bant görüntüleri (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge

4.3.1. Sıkıřtırma performanslarının deęerlendirilmesi

Önerilen yöntemde 3D-DCT işleminin öncesinde ıřıklılık dnüşümü, farklı hiperspektral görüntüler üzerinde benzer bant görüntülerinin gruplandırılması ile birlikte kullanılmıştır. Önerilen yöntemin sıkıřtırma performansı; işaretle-gürültü oranı (Signal-to-Noise Ratio, SNR), ortalama spektral açı benzerlięi (Mean Spectral Angle, MSA), ortalama spektral ilinti (Mean Spectral Correlation, MSC) ve karşılıklı bilgi (Mutual Information, MI) gibi karşılaştırma metrikleri kullanılarak deęerlendirilmiştir.

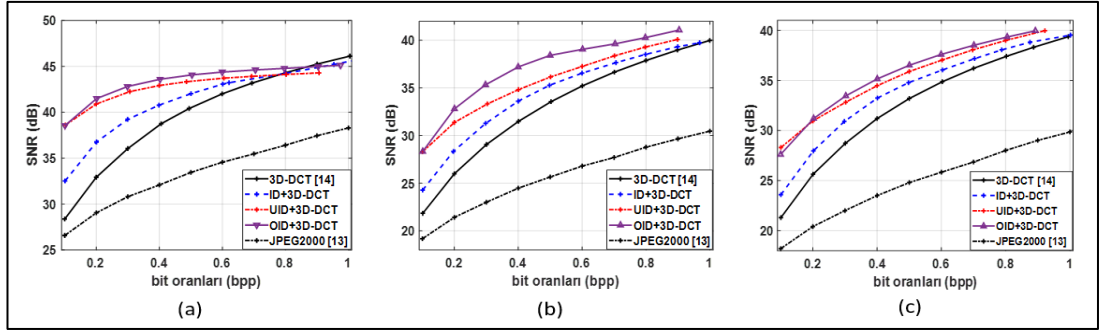
Karşılaştırma esnasında dört farklı durum deęerlendirilmiştir. Bunlar; sadece 3D-DCT yöntemi, standart ıřıklılık dnüşümü ile 3D-DCT (ID+3D-DCT), uyarlamalı ıřıklılık dnüşümü ile 3D-DCT (UID+3D-DCT) ve otomatik uyarlamalı ıřıklılık dnüşümü ile 3D-DCT’nin (OID+3D-DCT) kullanıldığı durumlardır. Otomatik nitelendirme ile yöntemin kullanıcıdan herhangi bir girişe gerek duymadan gruplama yapabilme özellięi vurgulanmaktadır. Benzer bant görüntülerinin, bantlar arasındaki ilintiye göre gruplanmasında kullanılan ilinti matrislerinin görseli ve önerilen bant

gruplama yaklaşımı sonuçları soldan sağa sırasıyla Cuprite, Moffett Field ve Jasper Ridge hiperspektral görüntüleri için Şekil 4.7’de verilmektedir.

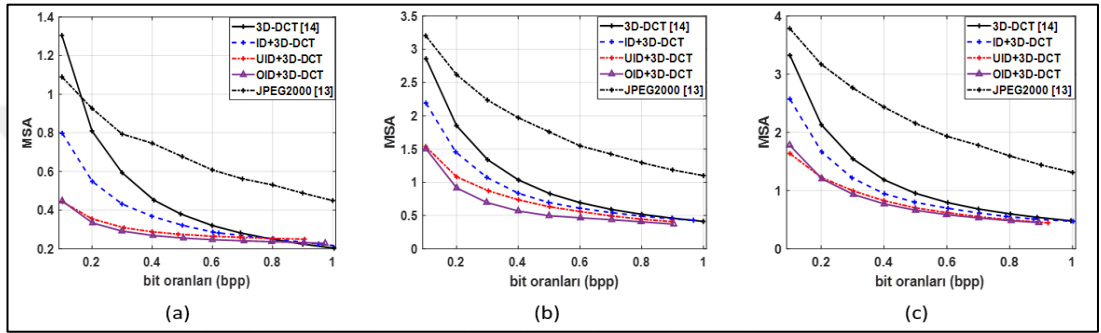


Şekil 4.7. Hiperspektral görüntülerin bantlar arası ilinti matrisleri görseli (üstte) – önerilen bant gruplama yöntemi sonuçları (altta)

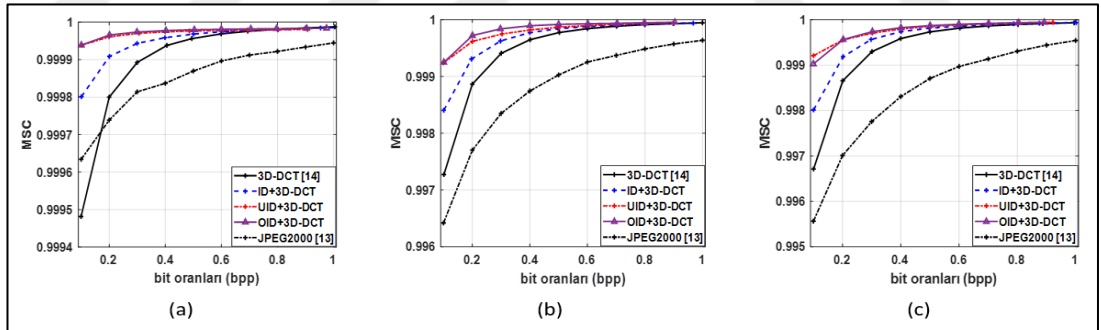
Hiperspektral görüntüleri ait ilinti matrislerinin görsellerinde sarı ile belirtilen bölgeler bantlar arası ilintinin yüksek; mavi ile gösterilen bölgeler ise bantlar arasındaki ilintinin düşük olduğunu göstermektedir. Buna göre yapılan gruplandırma işleminde Cuprite verisi için “1-3, 4-107, 108-112, 113-154, 155-168, 169-221, 222-224”, Jasper Ridge ve Moffett Field verileri için “1-3, 4-38, 39-104, 105-112, 113-153, 154-165, 166-221, 222-224” bant aralıkları görseller üzerinden elle seçilmiştir. Elle belirlenen aralıklar ile otomatik gruplama sonuçları karşılaştırıldığında küme sayılarının aynı olmadığı görülmektedir. Aslında elle aynı grup olarak görülen bölgeler, otomatik gruplama yöntemi tarafından daha fazla gruba bölünmüştür. Bu durum sıkıştırma performanslarında bazı farklılıklara sebep olmaktadır. Farklı hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanan uyarlamalı ve otomatik uyarlamalı ışıklılık dönüşümü sonucu elde edilen SNR, MSA, MSC ve MI sonuçları sırasıyla Şekil 4.8, Şekil 4.9, Şekil 4.10 ve Şekil 4.11’de gösterilmektedir. Karşılaştırmalı değerlendirme amacıyla literatürde sık kullanılan JPEG2000 algoritmasına ait sonuçlar da grafiklere eklenmiştir.



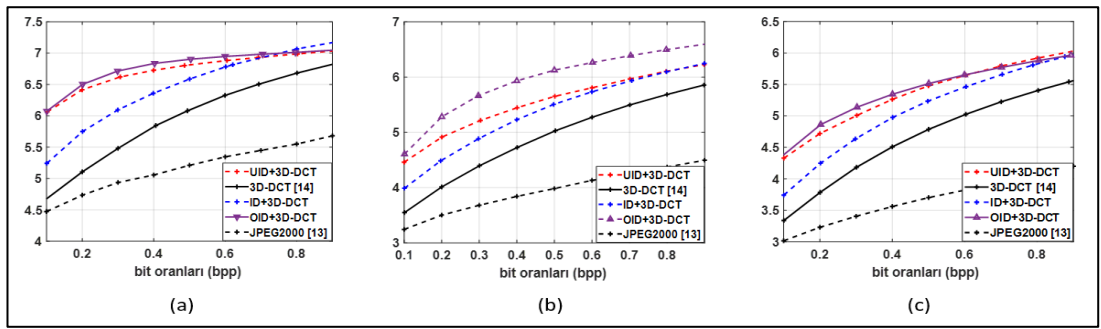
Şekil 4.8. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge



Şekil 4.9. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSA sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge



Şekil 4.10. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSC sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge



Şekil 4.11. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MI sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, JPEG2000 yöntemine ait metriklerin tüm 3D-DCT versiyonlarından daha düşük sıkıştırma kalitesine sahip olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında ön işlem olarak uygulanan ışıklılık dönüşümünün bantlar arasındaki ilintiyi dikkate alarak otomatik bir şekilde yapılması ile üç metrik açısından da mevcut yaklaşımlara kıyasla iyileştirme sağlandığı görülmektedir. UID+3D-DCT ve OID+3D-DCT'nin özellikle düşük bit oranlarında sıkıştırma performansını önemli derece arttırdığı görülmektedir. SNR, MI ve MSC sonuçları incelendiğinde önerilen yöntem ile elde edilen sonuçların en yüksek değerleri verdiği görülmüştür. Aynı şekilde MSA sonuçları incelendiğinde de önerilen yöntemin en düşük (en iyi) sonuçları verdiği görülmektedir. Elde edilen sonuçları sayısal olarak daha iyi görebilmek adına tüm verilerin ortalaması üzerinden elde edilen sinyal-gürültü oranı sonuçları, bit oranları (bpp) ve sıkıştırma oranları (Compression Ratio-CR) ile birlikte Tablo 4.1'de verilmiştir. Burada, genel performans açısından OID+3D-DCT yöntemindeki SNR değerlerinin özellikle düşük bit oranlarında oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Örneğin; 0,1 bpp bit oranında elde edilen sonuçlar incelendiğinde, otomatik uyarlamalı ışıklılık dönüşümünün uygulanması sadece 3D-DCT'ye göre 10 dB bir fark yaratmıştır.

Tablo 4.1. Farklı yöntemlere ait sonuçların ortalama sinyal-gürültü oranı açısından değerlendirilmesi

Yöntemler / bit ve sıkıştırma oranları	0.1 bpp (CR=160)	0.3 bpp (CR=53)	0.5 bpp (CR=32)	0.7 bpp (CR=23)	1.0 bpp (CR=16)
JPEG2000	23.02	27.16	29.81	31.85	34.68
3D-DCT	25.11	32.68	37.08	39.93	42.97
ID+3D-DCT	28.80	35.61	38.71	40.28	42.66
UID+3D-DCT	34.57	38.42	39.92	41.00	42.51
OID+3D-DCT	34.48	39.15	40.90	41.77	42.24

4.3.2. Çalışma sürelerinin değerlendirilmesi

Yöntemlerin çalışma süreleri, Cuprite verisi üzerinde 0,1 bpp bit oranında gerçekleştirilen sıkıştırma ile elde edilen süreler üzerinden karşılaştırılmıştır. Bu bit

oranında yapılan sıkıştırma mevcut veriler için 160 katlık sıkıştırma oranına denk gelmektedir. Tüm kodlama işlemleri MATLAB® programı üzerinde benzer optimizasyon seviyesinde yapılmıştır. Ölçülen süreler 2,2 GHz hızındaki Intel Core i5-5200U işlemcili bir bilgisayar üzerinden elde edilmiştir. Elde edilen çalışma süreleri Tablo 4.2’de gösterilmektedir.

Tablo 4.2. Farklı yöntemlerin işlem süresi açısından değerlendirilmesi (saniye)

Yöntem	3DDCT	ID+3DDCT	UID+3DDCT	OID+3DDCT	OID+3DDCT (AF=2)	OID+3DDCT (AF=3)
Çalışma Süresi	89 s	96 s	348 s	355 s	152 s	128 s

Yöntemlerin çalışma süreleri incelendiğinde 3D-DCT ile ID+3D-DCT arasında 7 s’lik ışıklılık dönüşümü farkı görülmektedir. Uyarlamalı ışıklılık dönüşümünde ve otomatik ışıklılık dönüşümünde ise çalışma sürelerinin diğerlerine oranla daha yüksek çıkmasının nedeni, bantlar arasındaki ilinti değerlerinin hesaplanmasındaki geçen süreden kaynaklanmaktadır. Bu işlem her iki yöntem için de yaklaşık 245 s sürmektedir. Bu sebeple, sadece ilinti hesabındaki sürenin düşürülmesi yöntemin genel çalışma süresini doğrudan azaltacaktır. Buradan yola çıkılarak, bant görüntülerinin karşılıklı ilintilerinin hesaplanması öncesinde bant görüntüleri her iki uzamsal ekseninde de AF oranında alt örneklenmiştir. Yani oluşacak ilinti matrisi verinin alt örneklenmiş hali üzerinden hesaplanmaktadır. AF=2 olduğunda her iki ekseninde de boyutlar yarıya düştüğünden hızlanmanın etkisi karesel olacaktır. Bununla birlikte, AF değeri 4 ve üstünde bir değer olarak seçildiğinde gruplama sırasında farklılıklar oluşmaya başlamaktadır. Bu sebeple, çalışmada AF=2 ve AF=3 iken elde edilen süreler paylaşılmıştır. Sürelere bakıldığında alt örnekleme OID+3D-DCT yöntemini en az 2 kat hızlandırmaktadır.

4.3.3. Görüntülerin görsel kalitesinde meydana gelen bozulmaların incelenmesi

Sıkıştırma işlemi sonrasında hiperspektral imgelerdeki bozunumlar görsel olarak incelenmiştir. Görüntülerde meydana gelen bozunumlar hiperspektral imgelerin 0,1 bpp elde edilen sıkıştırılmış görsellerinin 150. bantları üzerinden Şekil 4.12, Şekil 4.13 ve Şekil 4.14’te gösterilmektedir. Görüntü kalitesinde meydana gelen bozunumları daha rahat görebilmek adına aynı görseller üzerinden seçilen farklı iki

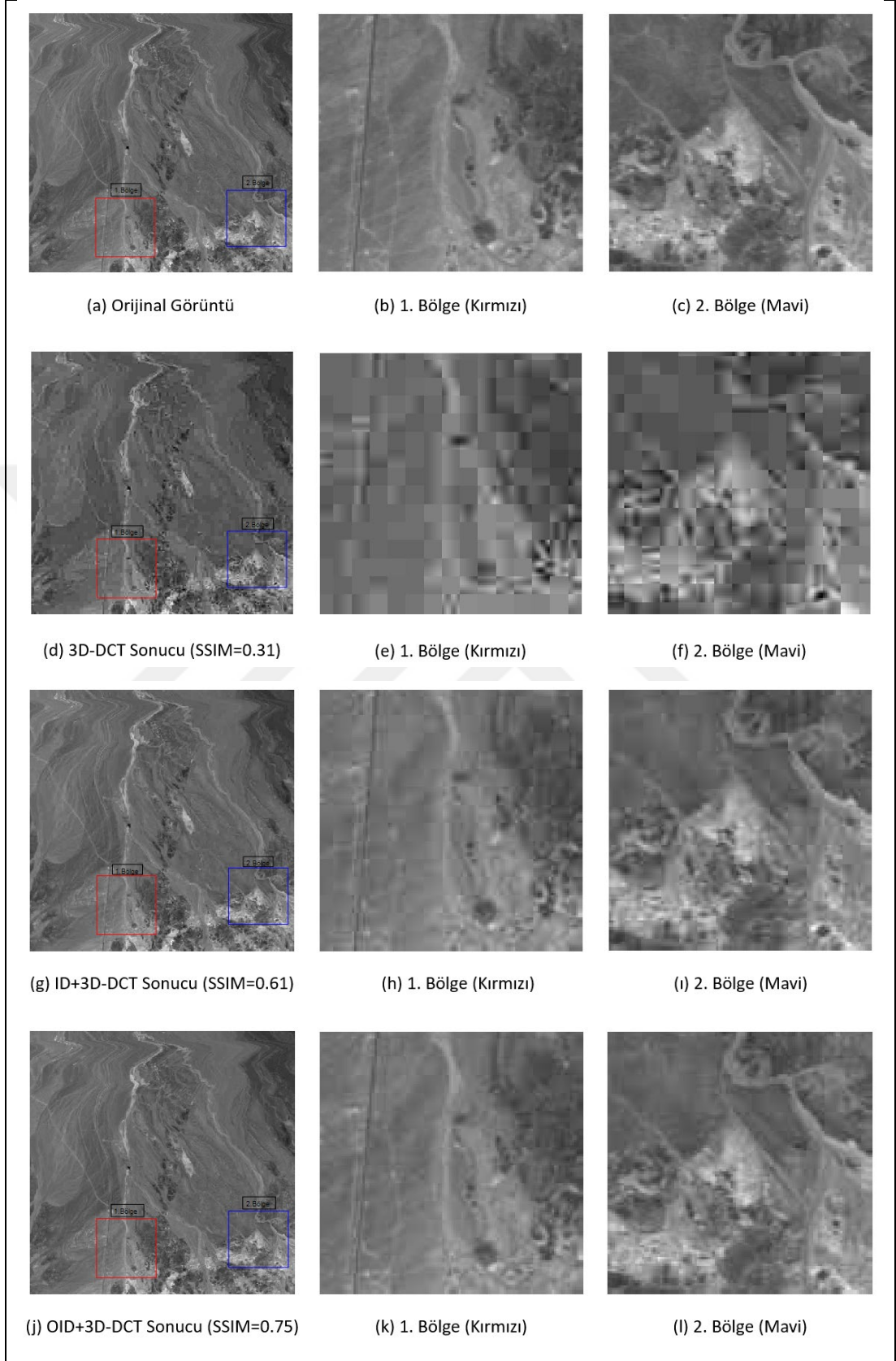
bölgenin yakınlaştırılmış görselleri de incelenmiş ve aynı şekiller üzerinde gösterilmiştir. Ayrıca, görsellerdeki bozunumun ölçülmesi için yapısal benzerlik indisi (SSIM) [81] değerleri her bir imge için hesaplanmış ve görsellerin altında parantez içinde paylaşılmıştır. Denklem (4.8)'de eşitliği verilen SSIM metriği, ilinti (c), ışıklılık (L) ve kontrast (k) fonksiyonlarının üstel ağırlıklı çarpımlarına eşittir. SSIM değeri yüksek olan görüntüler orijinal görüntüye daha yakın olarak yorumlanmaktadır.

$$SSIM(x, y) = [L(x, y)]^a [c(x, y)]^b [k(x, y)]^d \quad (4.8)$$

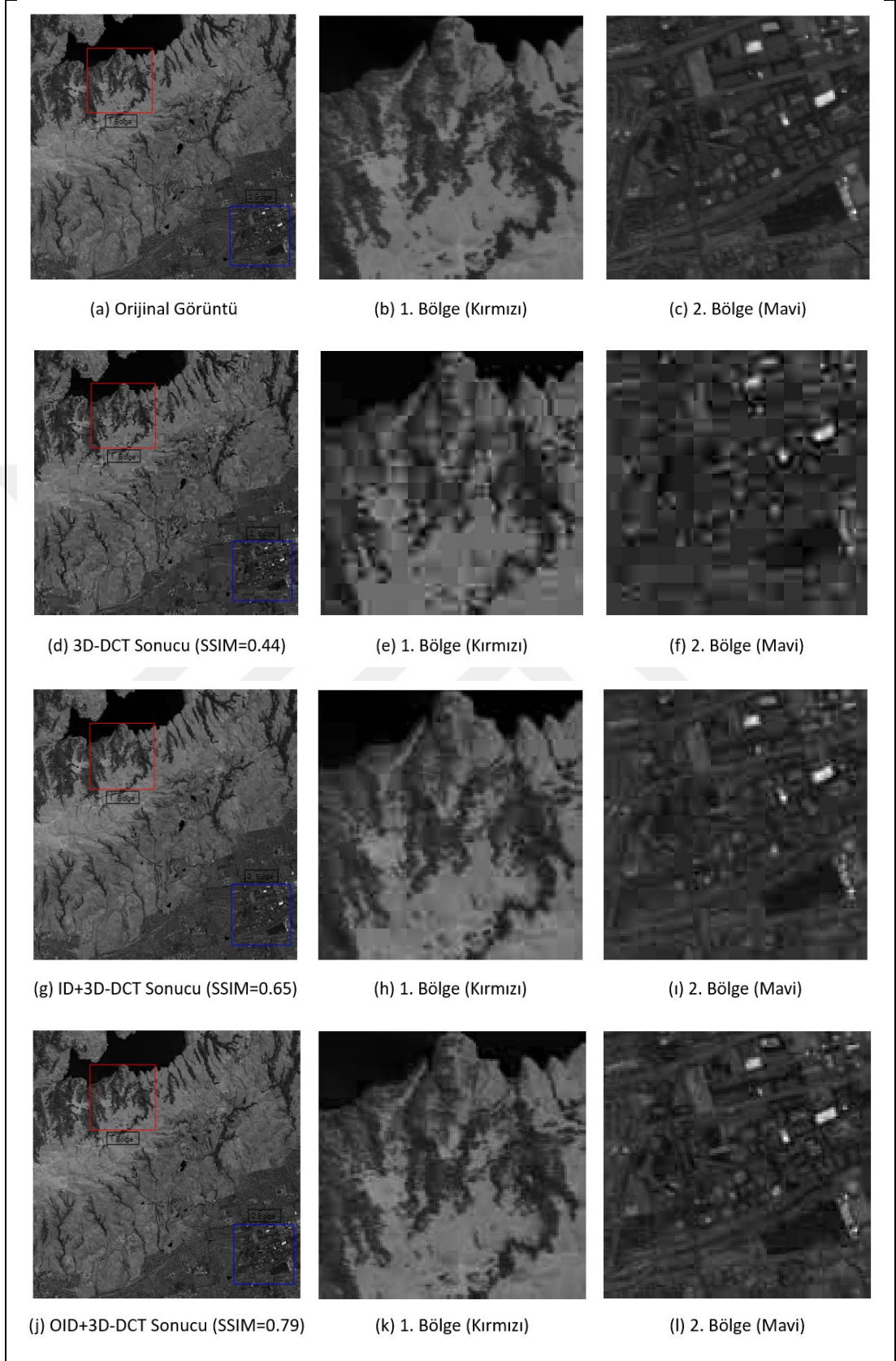
Hiperspektral görüntülerin 0,1 bpp bit oranında farklı yöntemler ile sıkıştırılması sonucunda elde edilen görsel sonuçlar incelendiğinde, 3D-DCT işlemi sonucunda meydana gelen görsel kalite bozunumları net bir şekilde gözükmemektedir. Aynı şekilde yöntem sonucunda bloklaşma etkileri de göze çarpmaktadır. Özellikle SNR değerlerinin diğer yöntemlere göre daha düşük olduğu 3D-DCT ile yapılan sıkıştırmada bloklaşma etkileri de göze çarpmaktadır. Seçilmiş olan mavi ve kırmızı bölgeler, orijinal veriye göre anlaşılabilir hale gelmiştir. Işıklılık dönüşümünde ise bu etkileri ortadan kaldırdığı görülmektedir. Fakat bu görüntülerde de bulanıklaşma etkileri göze çarpmaktadır.

Görsellerdeki bu etkiler SSIM metriğindeki değerleri üzerinden de doğrulanmaktadır. Örneğin, Cuprite verisinde 3D-DCT sonucunda 150. bant görüntüsünün SSIM değeri 0,31 iken önerilen yöntemde bu değer 0,75'e yükseldiği görülmektedir. Benzer sonuçlar diğer verilerde de görülmektedir. Sonuç olarak, otomatik ışıklılık dönüşümü sonrasında elde edilen görsellerde bu bozunumların azaldığı fark edilmekte ve SSIM değerlerinin 150. Bant görselleri için en az 0,35 kadar yükseldiği görülmektedir. Elde edilen sonuçlar, kullanılan yöntemler açısından birbirleriyle karşılaştırıldığında üç veri için de otomatik ışıklılık dönüşümünün önemli ölçüde iyileştirmeler yaptığını göstermektedir.

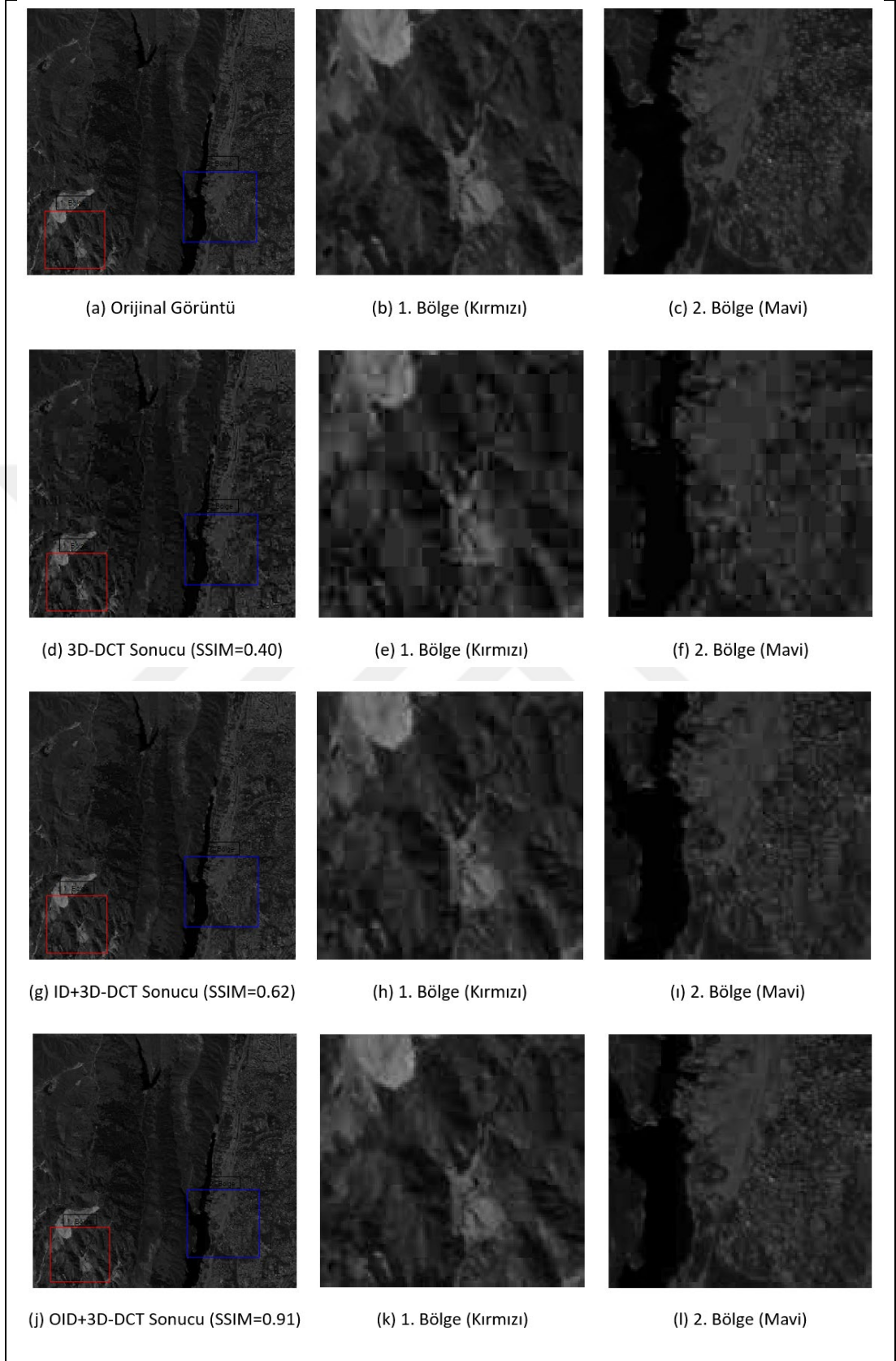
Elde edilen tüm görsel sonuçlar incelendiğinde otomatik uyarlamalı ışıklılık dönüşümünün her iki bölge için de görsel olarak daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.



Şekil 4.12. Cuprite hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları



Şekil 4.13. Moffett Field hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları



Şekil 4.14. Jasper Ridge hiperspektral görüntüsünün farklı yöntemler ile sıkıştırılmasının görsel sonuçları

4.3.4. Sıkıştırma sonrası anomali ve hedef tespiti sonuçları

Anomali tespit başarımının ölçülebilmesi amacıyla önce Cuprite ve Moffett Field verilerindeki anomali bölgeleri işaretlenerek yer doğrusu haritası oluşturulmuştur. Haritanın oluşturulmasında [82]'daki çalışma referans alınmıştır. Anomalilerin tespiti için RX (Reed Xiaoli) tespit yöntemi [83] kullanılmış ve bunun sonucunda en yüksek değere sahip belirli sayıda piksel anomali olarak işaretlenmiştir. Sonrasında sıkıştırılmış olan verilere RX uygulanarak anomaliler için tespit başarımı incelenmiştir. Anomali tespit başarımları ROC eğrileri üzerinden karşılaştırılmıştır.

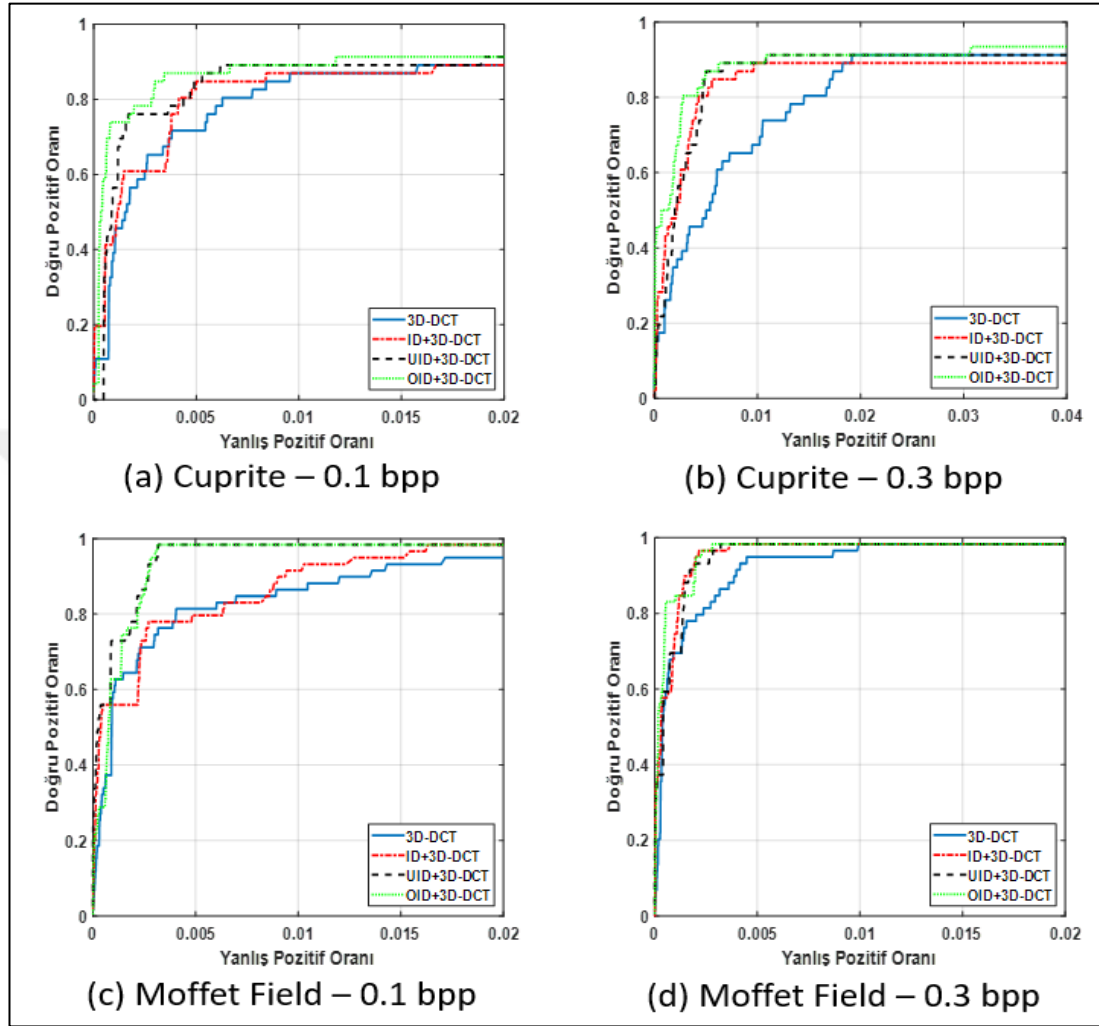
ROC eğrisi, genellikle ikili sınıflandırma sistemlerinde eşik değerinin farklılık gösterdiği durumlarda hassasiyetin kesinliğe olan oranı olarak ifade edilmektedir. Daha basit şekilde ifade etmek gerekirse; doğru pozitiflerin yanlış pozitiflere olan oranı olarak da nitelendirilebilir.

Bir ROC eğrisi, farklı eşik değerleri için dikey eksen üzerinde doğru pozitif ve yatay eksen üzerinde yanlış pozitiflerin yer aldığı eğridir. ROC eğrisi üzerindeki her nokta farklı eşik değerlerine karşılık gelen duyarlılık ve özgüllük değerlerini içerir. Genellikle düşük yanlış pozitiflik oranları veren eşik değerleri, düşük doğru pozitif oranlarına da sahiptir. Doğru pozitif oranının yüksek, yanlış pozitif oranının düşük olduğu sonuçlar başarılı olarak değerlendirilmektedir.

ROC analizi yapılırken bir sınıflandırma yapılmaktadır. Bu sınıflandırmanın sürekli olması durumunda bir eşik değeri belirlenerek bu eşik değerine göre değişken iki sonuçlu hale getirilmektedir. Dolayısıyla değişken bu eşik değerine göre pozitif veya negatif olarak ayrılmaktadır. Tahmin değerleri ve gerçek değerlerin birlikte kullanılması ile dört farklı sınıfa ayrılmış olmaktadır. Buna göre;

- Eğer tahmin değeri pozitif ve gerçek değerde pozitif ise doğru pozitif olarak adlandırılır.
- Eğer tahmin değeri pozitif ve gerçek değer negatif ise yanlış pozitif olarak adlandırılır.
- Eğer tahmin edilen değer negatif ve gerçek değer de negatif ise doğru negatif olarak isimlendirilmektedir.

- Eğer tahmin edilen değer negatif ve gerçek değer de pozitif ise yanlış negatif olarak isimlendirilmektedir.

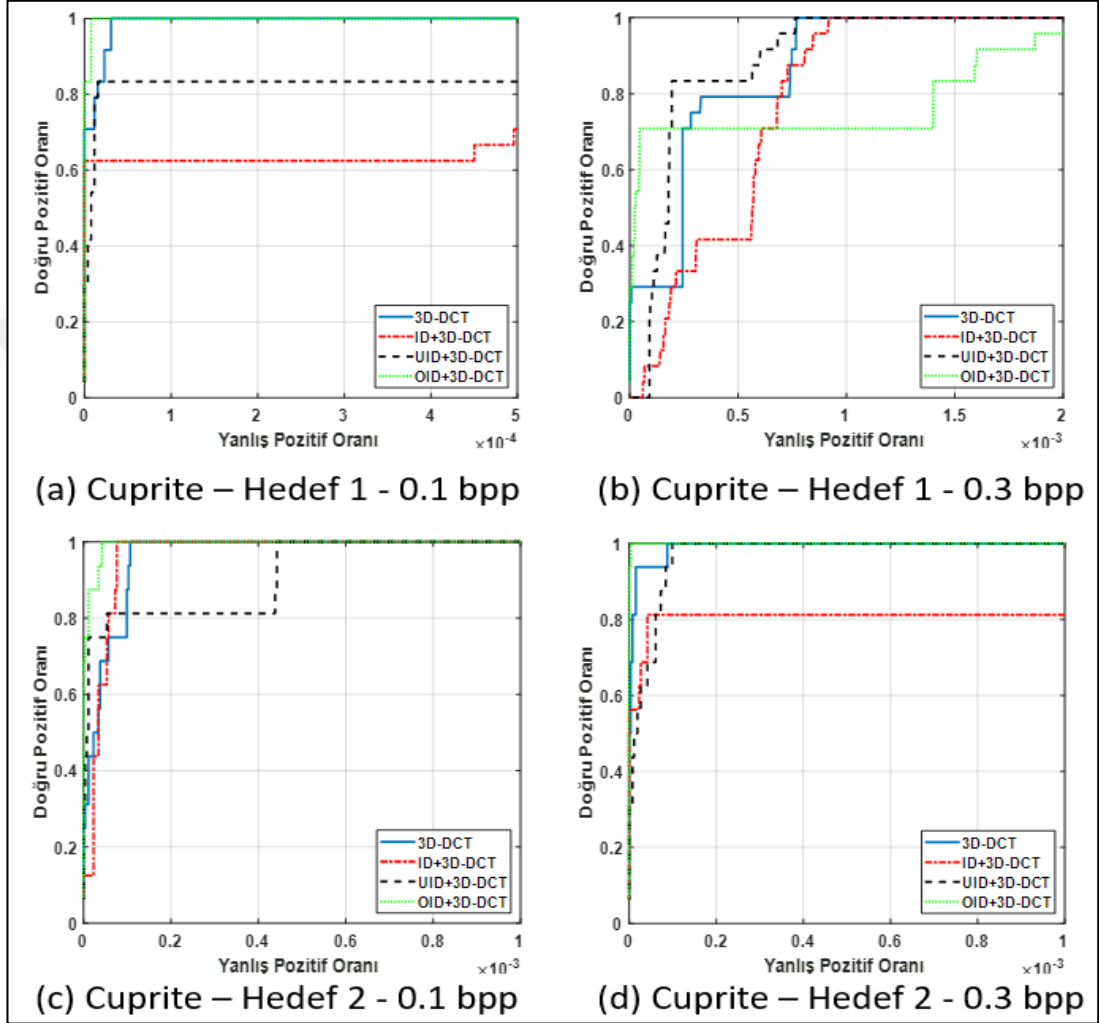


Şekil 4.15. Sıkıştırma sonrasında anomali tespiti sonuçları

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması sonucu elde edilen görüntülerin hedef ve anomali tespiti açısından değerlendirilmesi esnasında da bu ROC eğrilerinden faydalanılmıştır. Buna göre orijinal görüntülerdeki hedef ve anomali bölgelerinin sıkıştırılmış görüntülerde de korunup korunmadığına bakılmaktadır. Elde edilen ROC eğrilerinde en üstte kalan yöntem en başarılı yöntem olarak değerlendirilmektedir.

Anomali tespiti için yöntemlerin Cuprite ve Moffet Field verilerinde 0,1 ve 0,3 bpp bit oranlarındaki performansları Şekil 4.15'te verilmiştir. ROC eğrileri incelendiğinde özellikle 0,1 bpp bit oranında UID+3D-DCT yaklaşımının 3D-DCT

ve ID+3D-DCT yaklaşımlarına göre aynı yanlış pozitif oranlarında daha yüksek doğru pozitif oranına sahip olduğu; dolayısıyla anomali bölgelerini daha iyi koruduğu görülmektedir. OID+3D-DCT yaklaşımının ise genel olarak diğer tüm yöntemlerden daha iyi anomali tespit başarımı sağladığı görülmektedir.



Şekil 4.16. Sıkıştırma sonrasında hedef tespiti sonuçları

Hedef tespit başarımlarının ölçülmesi için Cuprite verisi içerisinde iki farklı bölge belirlenmiştir. Hedef bölgeleri [77]'deki yayına benzer olarak anomali bölgeleri içerisinde belirlenmiştir. Hedef imzaları için orijinal verideki hedef bölgesinin ortasından alınan tek bir piksel spektrumu kullanılmıştır. Orijinal veri üzerinde ACE (Adaptive Cosine Estimator) hedef tespiti yöntemleriyle elde edilen sonuçlar üzerinden hedef bölgeleri işaretlenmiştir. Sıkıştırılmış veride ACE yöntemi koşturulduğunda hedefi bulma performansı yine ROC eğrileri üzerinden değerlendirilmiştir.

Hedef tespiti için yöntemlerin Cuprite verisinde iki farklı hedefe ait 0,1 ve 0,3 bpp bit oranlarındaki performansları Şekil 4.16'da paylaşılmıştır. OID+3D-DCT yaklaşımının özellikle düşük yanlış pozitif oranlarında çok daha yüksek doğru pozitif oranı elde ettiği görülmektedir. Bu sonuçlardan ayrıca hedefleri daha az gözetin yapının ID+3D-DCT yaklaşımı olduğu da açıktır. Sonuç olarak, gerek anomali tespiti gerekse hedef tespiti üzerinden elde edilen sonuçlar yorumlandığında genel olarak önerilen OID+3D-DCT yönteminin karşılaştırmada kullanılan diğer yöntemlerden daha başarılı bir performans gösterdiği gözlemlenmiştir

4.4. Vargılar

Yapılan tez çalışmaları sonucunda, hiperspektral görüntülerin dönüşüm temelli sıkıştırılmasında sıkça kullanılan 3D-DCT'ye ön işlem olarak otomatik uyarlamalı ışıklılık dönüşümünün uygulanması önerilmiştir. Önerilen yöntem sayesinde 3D-DCT ile elde edilen sıkıştırma başarımı önemli ölçüde arttırılmıştır. Çalışmada birkaç önemli nokta öne çıkmaktadır: Birincisi, uyarlamalı ışıklılık dönüşümü ile hiperspektral görüntülerin standart hale gelmiş $8 \times 8 \times 8$ 'lik blok boyutları dışında bantlar arasındaki ilinti değerleri dikkate alınarak gruplandırılması ve sonrasında sıkıştırılması, veriyi orijinale daha benzer şekilde geri elde etmeyi sağlamaktadır. İkinci olarak bant gruplarının otomatik bir şekilde belirlenmesi gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen yöntem tamamen otomatik çalışmakta olup, kullanıcıdan grup sayısı istememektedir. Önerilen bu yöntem sayesinde daha yüksek işaret-gürültü oranı ve ortalama spektral ilinti değerine ulaşabilmektedir. Ayrıca, önerilen yöntemin en düşük ortalama spektral açı uzaklığına sahip olduğu da görülmektedir. Sıkıştırılan görüntülerin kalite ölçütleri kadar farklı uygulamalardaki başarımları da önemlidir. Bu açıdan, farklı yöntemlerle sıkıştırılan hiperspektral görüntüler üzerinde anomali ve hedef tespit performansı da irdelenmiştir. Önerilen yöntemin 3D-DCT temelli diğer yöntemlere göre daha iyi biçimde anomali noktalarını ve hedefleri koruduğu görülmüştür.

5. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE TENSÖR AYRIŞTIRMASI TEMELLİ SIKIŞTIRMA

5.1. Giriş

Hiperspektral görüntüler yapısı gereği yüksek oranda uzamsal ve spektral ilinti içermektedir. Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında ise bu ilintilerden faydalanılarak çeşitli sıkıştırma yöntemleri geliştirilmiş, önerilen yöntemlerin sıkıştırma performansı uygun bir ön işlem veya son işlem ile arttırılmıştır. Tüm bu yöntemler göz önüne alındığında sıkıştırma esnasında uzamsal veya spektral ilintinin ayrı ayrı dikkate alındığı görülmektedir.

Son zamanlarda hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması alanında yapılan çalışmalarda ise hiperspektral görüntüler üç boyutlu veri olarak ele alınmıştır. Sıkıştırma işlemi üçüncü dereceden tensör ayrıştırması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tensör dönüşümü ile literatürde yer edinmiş PCA+JPEG2000 [33], 3D-SPIHT [39], 3D-SPECK [40] gibi yöntemlerden farklı olarak görüntüde yer alan uzamsal ve spektral ilinti aynı anda dikkate alınmaktadır. Literatürde yer alan tensör ayrıştırmasına ait yöntemlerden bazıları [55]'de verilen çalışmada anlatılmaktadır. Bu tensör ayrıştırması yöntemlerinden hiperspektral görüntü sıkıştırma konusunda en çok kullanılanı Tucker Tensör Ayrıştırması (Tucker Decomposition-TD) [63] yöntemidir. Bu tez çalışması kapsamında da bu yöntem kullanılarak hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması için hibrit bir yöntem önerilmektedir.

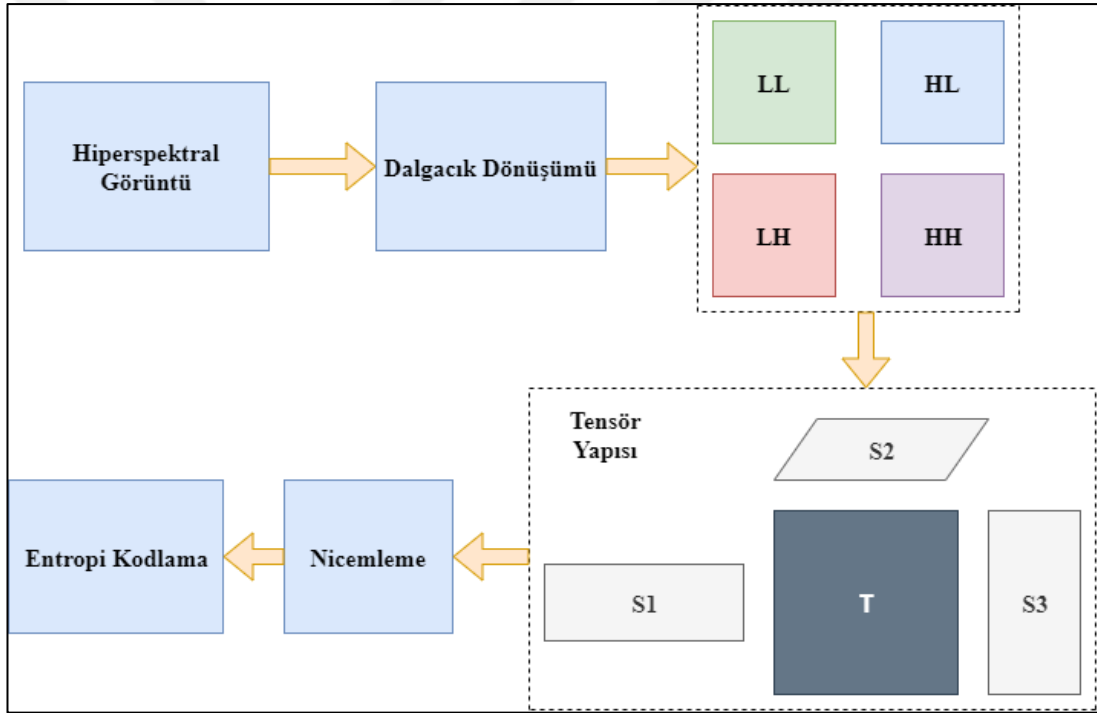
5.2. Önerilen Yöntem

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması için önerilen hibrit yöntem üç ana bölümden oluşmaktadır ve işlem adımları aşağıda sıralanmıştır;

1. Hiperspektral görüntünün bant görüntüleri üzerinde 2D-DWT uygulanmaktadır. Bu sayede veri uzamsal olarak ilintisiz hale getirilmektedir.

2. Frekans bileşenlerine (LL, LH, HL, HH) ayrılmış olan görüntünün her bir frekans bileşen bloğuna ayrı ayrı TD uygulanarak tensör blokları elde edilmektedir.
3. Elde edilen ana tensörler ve faktör matrisleri farklı nicemleme ve entropi kodlama işlemlerinden geçirilerek sıkıştırma gerçekleştirilmektedir.

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılması esnasında yapılan bu işlemler Şekil 5.1’de verilen akış şemasında gösterilmiştir. Önerilen yöntem, hem ayrık dalgacık dönüşümünü hem de tensör ayrıştırmasını içerdiği için hibrit bir yöntem olarak belirtilmiştir. Yöntemin performansını arttırmak amacıyla deneysel çalışmalar esnasında spektral ekseninde Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis- PCA) işlemi de uygulanmıştır.

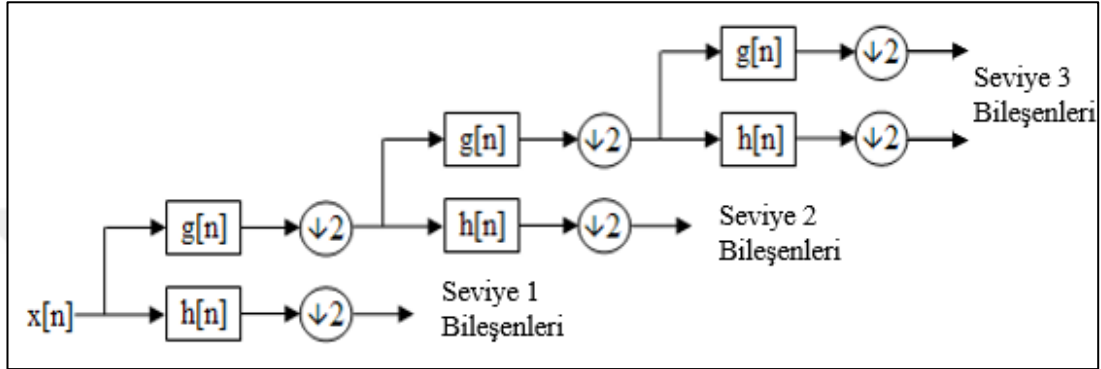


Şekil 5.1. Önerilen yöntemin akış şeması

5.2.1. Ayrık dalgacık dönüşümü

Hiperspektral görüntülerin önerilen yöntem ile sıkıştırılması esnasında ilk olarak bant görüntüleri üzerinde ayrık dalgacık dönüşümü uygulanmaktadır. Bu sayede uzamsal olarak ilintisiz hale getirilen görüntülerin sıkıştırılması daha verimli gerçekleştirilmektedir. İki boyutlu uygulanan dalgacık dönüşümü esnasında görüntü frekans bileşenlerine ayrılırken üçüncü bölümde anlatılan ve verilmiş olan

denklemlerden farklı olarak filtrelerden faydalanılmıştır. Ayrık dalgacık dönüşümü katsayılarının elde edilmesi amacıyla görüntülere ardışıl şekilde alçak geçiren ve yüksek geçiren filtreler uygulanmakta ve ortaya çıkan terimler 2 ile alt örnekleme tabi tutulmaktadır. Uygulanan bu prosedür Şekil 5.2’de verilmekte olup, $g[n]$ ve $h[n]$ sırasıyla yüksek geçiren ve alçak geçiren filtreleri göstermektedir. Burada kullanılan filtre tipi ise Haar wavelets veya Daubechies wavelets olarak geçmektedir [84].



Şekil 5.2. Ayrık dalgacık dönüşümüne ait filtre sistemi

5.2.2. Tucker tensör ayrıştırması

Elde edilen frekans blokları üzerinde üçüncü bölümde anlatılan Tucker tensör ayrıştırması uygulanmıştır. Tucker tensör ayrıştırması ile üçüncü dereceden tensör olarak ifade edilen bloklar, ana tensör ve faktör matrislerine ayrılmaktadır. Tucker tensör ayrıştırmasına ait uygulama kısmındaki özellikler deneysel sonuçlar bölümünde ayrıntıları ile anlatılmış, elde edilen sonuçlar paylaşılmıştır.

5.3. Deneysel Sonuçlar

Hiperspektral görüntülerin TD kullanılarak sıkıştırılmasında [64]’de yapılan çalışmalar dikkate alınarak tensör boyutlarının değişiminin etkisi işaret-gürültü oranı (SNR) açısından değerlendirilmiştir.

Literatürde yer alan çalışmalarda tensör boyutlarının belirlenmesinde çoğu TD yönteminde kullanılan uzaklık hesabına dayalı optimizasyon çözümlerinin (Alternative Least Square-ALS) yer aldığı görülmektedir.

Yapılan deneysel çalışmalarda ilk olarak bant görüntüleri üzerinde 2D-DWT uygulanmıştır. Bu sayede hem işlem yükü azaltılmış hem de frekans bileşenlerinin

tenzör dñnüşümüne olan etkisi ayrı ayrı incelenmiştir. Farklı tenzör boyutlarının frekans bileşenleri üzerinden etkisi SNR ve enerji yoğunluğu açısından Tablo 5.1’de verilmektedir.

Tablo 5.1. Tenzör boyutları deęişiminin etkisi

Tenzör Boyutları Deęişiminin Enerji Yoęunluęuna Olan Etkisi				
<i>LL</i>	250×250×100	250×250×100	250×250×100	250×250×100
<i>LH</i>	250×250×100	150×150×100	150×150×80	200×200×100
<i>HL</i>	250×250×100	150×150×100	150×150×80	200×200×100
<i>HH</i>	250×250×100	150×150×100	100×100×50	100×100×50
<i>LL</i>	0,9991	0,9991	0,9991	0,9991
<i>LH</i>	4,0372e-4	3,8476e-4	3,8474e-4	3,9817e-4
<i>HL</i>	4,3091e-4	4,1217e-4	4,1214e-4	4,2549e-4
<i>HH</i>	1,043e-4	9,74e-5	8,7523e-5	8,7521e-5
Tenzör Boyutları Deęişiminin Sinyal-Gürültü Oranına (SNR) Olan Etkisi				
<i>LL</i>	56,31	56,31	56,31	56,31
<i>LH</i>	28,59	12,94	12,93	18,13
<i>HL</i>	28,40	13,27	13,26	18,47
<i>HH</i>	23,34	11,21	7,04	7,04
Toplam	<u>52,52</u>	<u>40,30</u>	<u>39,47</u>	<u>42,20</u>

Elde edilen sonuçlar incelendięinde tenzör boyutu arttıkça geri elde hatasının azaldığı ve dolayısıyla SNR deęerlerinin yükseldięi görülmektedir. Benzer şekilde düşük frekans bileşenlerinin iyi bir şekilde korunup korunmadığını incelemek adına, frekans bileşenlerinin tenzör ayrıştırması ile ayrıştırılmasından sonra her bir frekans grubunun genel yapıya oranına bakılarak enerji yoğunluk korunumu incelenmiştir. Karesel toplamın genel toplama oranına bakılarak yapılan incelemelerde LL frekans bloęundaki yoğunluk görülmektedir. Buna baęlı olarak ana tenzör boyutları LL, LH, HL ve HH dalgacık bileşenleri için Tablo 5.1’de gösterildięi şekilde farklı seçilerek performans deęerlendirilmesi yapılmıştır. Burada düşük frekans bileşenlerinin sıkıştırma sonrasında görüntü kalitesini önemli ölçüde etkiledięi göz önüne alınarak, düşük frekans bileşenlerindeki ana tenzör boyutları olabildięince yüksek seçilmiştir. Dięer frekans bileşenlerinin tenzör boyutları ise farklı boyutlarda tutularak enerji yoğunluğu ve sinyal-gürültü oranları incelenmiştir.

Elde edilen sonuçlara göre diğer bileşenlerin etkisinin de yüksek olduğu, tensör boyutlarının belirlenmesinde bir optimizasyon işlemine ihtiyaç duyulduğu görülmüştür. Yapılan deneysel çalışmaların ikinci aşamasında ise, frekans bileşenleri üzerindeki farklı sıkıştırma oranlarının etkisi incelenmiştir. Farklı nicemleme katsayılarının kullanılması ile elde edilen genel sonuçlar Tablo 5.2’de gösterilmektedir. Farklı oranlarda yapılan sıkıştırma işleminin genel performansı önemli ölçüde değiştirmedeği gözlemlenmiştir.

Tablo 5.2. Farklı sıkıştırma oranlarının etkisi

Sıkıştırma Oranları (CR)					
<i>LL</i>	CR = 100	<i>LL</i>	CR = 100	<i>LL</i>	CR = 100
<i>LH</i>	CR = 180	<i>LH</i>	CR = 150	<i>LH</i>	CR = 150
<i>HL</i>	CR = 180	<i>HL</i>	CR = 150	<i>HL</i>	CR = 180
<i>HH</i>	CR = 200	<i>HH</i>	CR = 200	<i>HH</i>	CR = 220
bpp = 0,1451		bpp = 0,1618		bpp = 0,1618	
SNR = 41,33		SNR = 41,08		SNR = 40,86	

Son olarak iki seviye dalgacık dönüşümünün farklı veri kümeleri üzerindeki etkisi incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 5.3’de yer almaktadır.

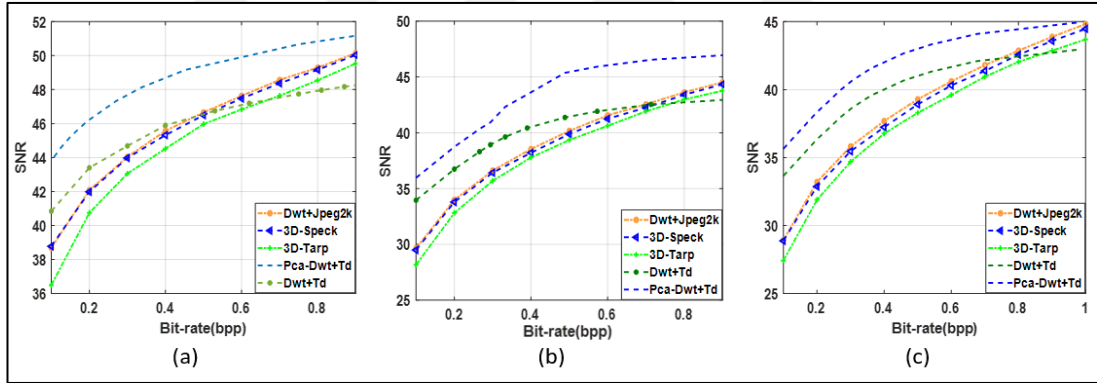
Tablo 5.3. İki seviye dalgacık dönüşümünün farklı veri kümeleri üzerindeki etkisi

Cuprite	Moffett_Field	Jasper Ridge
<u>Tensör Boyutları:</u> 250×250×250 (Seviye 1) 100×100×100 (Seviye 2)	<u>Tensör Boyutları:</u> 250×250×250 (Seviye 1) 100×100×100 (Seviye 2)	<u>Tensör Boyutları:</u> 250×250×250 (Seviye 1) 100×100×100 (Seviye 2)
bpp = 0,1338	bpp = 0,2038	bpp = 0,3492
SNR = 38,47	SNR = 38,92	SNR = 39,39

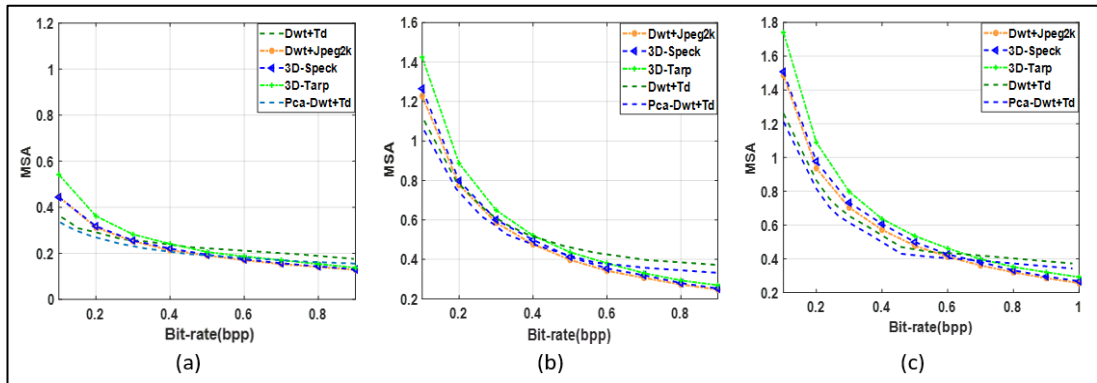
Burada düşük bit oranlarında elde edilen SNR değerlerinin mevcut durumdan daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Bunun nedeni ise dalgacık dönüşümü sonrasında yapılan tensör ayrıştırmasında etkisini gösteren LH, HL ve HH frekans bileşenlerine ait blokların ikinci seviyede daha çok ortaya çıkmasından kaynaklanmaktadır. Normalde de bu etkinin hiçbir işlem yapılmassa dahi toplam SNR değerini tensör boyutlarına göre 4-6 dB azalttığı görülmektedir.

Yapılan tüm bu çalışmalar sonucunda önerilen yöntemin işlem adımları gerçekleştirilirken, elde edilen sonuçlara göre en iyi performansı gösterecek tensör

boyutları manuel olarak seçilmiştir. Önerilen yöntemde öncelikle hiperspektral görüntülerin bant imgeleri üzerinde dalgacık dönüşümü uygulanarak görüntüler frekans bileşenlerine ayrılmıştır. Her bir frekans bloğu üzerinde TD işlemi gerçekleştirilerek tensör yapısına geçilmiştir. Nicemleme işlemi esnasında DCT de kullanılan yapı, tablo ve nicemleme matrisleri kullanılmıştır. Bunun nedeni ise hem referans olarak alınabilecek bir nicemleme tablosunun paylaşılmamış olması hem de blok yapısının DCT blok yapısıyla benzer özelliklere sahip olmasıdır. Nicemleme parametresi her üç eksen de eşit şekilde dikkate almak adına $k=1$ olarak seçilmiştir. Entropi kodlama aşamasında [80] verilen aritmetik kodlama yapısı kullanılmıştır. Sıkıştırma performansını arttırmak amacıyla tensör dönüşümünü daha verimli hale getirmek için hiperspektral görüntülere dalgacık dönüşümü öncesinde spektral ekseninde Temel Bileşenler Analizi (PCA) uygulanmıştır. Bu sayede veri spektral ekseninde de ilintisiz hale getirilmiştir. Buna göre elde edilen SNR ve MSA sonuçları sırasıyla Şekil 5.3 ve Şekil 5.4'te verilmektedir.



Şekil 5.3. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin SNR sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge



Şekil 5.4. Farklı bit oranları için hiperspektral sıkıştırma yöntemlerinin MSA sonuçları (a) Cuprite (b) Moffett Field (c) Jasper Ridge

Hiperspektral görüntülerin dalgacık dönüşümü ile birlikte kullanılan tensör ayrıştırması yöntemi (DWT-TD) ile sıkıştırılması sonucunda elde edilen SNR değerleri incelendiğinde; özellikle düşük bit oranlarında literatürde yer alan 3D-TARP ve 3D-SPECK gibi yöntemlerden ortalama 2-3 dB daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Benzer şekilde dalgacık dönüşümü temelli DWT+JPEG2000 algoritmasından da daha iyi sonuçlar vermektedir. Ancak bit oranlarının artması bu üstünlüğü ortadan kaldırmaktadır.

Dalgacık dönüşümü öncesinde hiperspektral görüntünün spektral ilintisini azaltmak amacıyla kullanılan PCA'in (PCA+DWT-TD) SNR sonuçlarında DWT-TD yöntemine göre ortalama 3-4 dB iyileşme sağladığı görülmektedir. Yapılan iyileştirme sadece düşük bit oranlarında değil elde edilen tüm sonuçlar üzerinde gözükmemektedir.

Aynı şekilde sıkıştırma sonrasında elde edilen MSA sonuçları incelendiğinde; düşük bit oranlarında iyileşme olduğu görülürken, sonrasında ise literatürde yer alan diğer yöntemlerle benzer sonuçları verdiği görülmektedir.

5.4. Vargılar

Hiperspektral görüntülerin sıkıştırılmasında kullanılan ayrık dalgacık dönüşümünün yapılan tez çalışması kapsamında tensör ayrıştırması ile birlikte kullanılması önerilmektedir. Literatürde yer alan diğer yöntemlerden farklı olarak hem uzamsal hem de spektral ilintiyi dikkate alan yöntem, dalgacık dönüşümünü ve tensör ayrıştırmasını birlikte kullandığı için hibrit bir yaklaşım olarak adlandırılabilir.

Yapılan deneysel çalışmalar sonucunda elde edilen metrik değerleri incelendiğinde; önerilen yöntemin SNR açısından literatürde yer alan dalgacık dönüşümü temelli yöntemlere göre düşük bit oranlarında ortalama 2-3 dB'lik bir iyileştirme yaptığı görülmektedir. Yöntemin sıkıştırma performansını arttırmak için spektral ekseninde uygulanan PCA işleminin SNR değerlerini yine düşük bit oranlarında ortalama 4-5 dB arttırdığı görülmektedir. Benzer durum elde edilen MSA değerlerinde de görülmektedir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması kapsamında hiperspektral görüntülerin dönüşüm temelli yöntemler ile kayıplı bir şekilde sıkıştırılması için farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir. Yöntemlerin sadece sıkıştırma performansını arttırmasından ziyade hedef ve anomali tespiti gibi uygulama alanlarındaki başarımı da koruması ve gömülü platformlara entegre etmeye uygun bir yapıya sahip olmasına da dikkat edilmiştir. Yapılan tüm deneysel çalışmalar, literatürde yaygın olarak kullanılan hiperspektral veri kümeleri üzerinden yapılmaktadır.

Geliştirilen yöntemlerin ilkinde yüksek sıkıştırma oranlarına ulaşabilen ve JPEG algoritmasında da kullanılan 3D-DCT yönteminin sıkıştırma performansı önerilen bir ön işlem sayesinde yukarıya çekilmiştir. Oldukça kısa sürelerde çalışan yaklaşımın çalışma süresinin alt örnekleme sayesinde daha da hızlandırılabilceği gösterilmiştir.

Geliştirilen ikinci yöntemde ise hiperspektral görüntülerin dalgacık dönüşümü temelli bir yaklaşım kullanılarak sıkıştırılmasına ve tensör ayrıştırması kullanılarak yapılan sıkıştırma işlemlerine alternatif olarak ikisinin birlikte kullanıldığı hibrit bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen yöntemin en büyük avantajı hem spektral hem de uzamsal ilintiyi dikkate alarak sıkıştırmayı gerçekleştirmesi olarak gösterilebilir. Buna ek olarak, uygulamada hem tensör ayrıştırması hem de dalgacık dönüşümü blok boyutları, farklı seviye kullanımı, nicemleme vb. konularında farklı sıkıştırma ve dönüşüm parametreleri içermesinden dolayı gelişmeye açık konular içerisinde yer almaktadır. Henüz tam olarak optimize edilmeyen tensör ayrıştırmasının sıkıştırma performansına katkısı önemli ölçüde yüksektir.

Tez çalışmaları kapsamında geliştirilen iki yöntem de geliştirmeye açık yaklaşımlardır. 3D-DCT temelli ışıklılık dönüşümü yönteminin çalışma süresi açısından alt örnekleme kullanılarak daha hızlı gerçekleştirilebileceği düşünülmektedir. Geliştirilen ikinci yöntemde ise bahsedilen ve literatürde de farklı çalışmaların halen daha yapıldığı tensör boyutlarının optimizasyonu, nicemlenmesi,

farklı oranlarda sıkıştırılması veya farklı seviyelerde dalgacık dönüşümünün uygulanması gibi konular üzerinde yeni yaklaşımlar geliştirilebilir.

Bu tez kapsamında yapılan çalışmalar da bilime bu açıdan hizmet etmektedir. Üretilen yöntemlerin daha da ön plana çıkması için gömülü sistem, platform ve donanımlara entegre edilebilmesi ve diğer yöntemlere göre verimliliğinin incelenmesi gerekmektedir. Tüm bunların dışında uydu görüntüleme sistemleri ve bu sistemler tarafından elde edilen görüntüler sürekli gelişime açık bir konudur. Bu bağlamda, uzaktan algılama alanında uydu görüntüleriyle yapılacak her uygulamada sıkıştırmaya olan ihtiyaç artacak ve gelecekte uydu görüntülerin sıkıştırılması konusunda daha fazla çalışma görülecektir.



KAYNAKLAR

- [1] Short N. M., Remote Sensing Tutorial-NASA, <http://rst.gsfc.nasa.gov/> (Ziyaret tarihi: 19 Aralık 2018)
- [2] Liu Y., Gao G., Gu Y., Tensor Matched Subspace Detector for Hyperspectral Target Detection, *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 2017, **55**(4), 1967–1974.
- [3] Zhou J., Kwan C., Ayhan B., Eismann M. T., A Novel Cluster Kernel RX Algorithm for Anomaly and Change Detection using Hyperspectral Images, *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.*, 2016, **54**(11), 6497–6503.
- [4] Çeşmeci D., Karaca A. C., Ertürk A., Güllü M. K., Ertürk S., Hyperspektral Change Detection by Multi-Band Census Transform, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Quebec City, Kanada, 13-18 Temmuz 2018.
- [5] Kumar J. P., Deshpande S., Inamdar A., Detection of Fertilizer Quantity in Soil using Hyperspectral Data, *9th Workshop on Hyperspektral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Amsterdam, Hollanda, 23-26 Eylül 2018.
- [6] Öztürk Ş., Esin Y., Artan Y., Özdil Ö., Demirel B., Importance of Band Selection for Ethene and Methanol Gas Detection in Hyperspectral Imagery, *9th Workshop on Hyperspektral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Amsterdam, Hollanda, 23-26 Eylül 2018.
- [7] Xu Y., Wu Z., Wei Z., Dalla Mura M., Chanussot J., Bertozzi A., Gas Plume Detection in Hyperspectral Video Sequence using Low Rank Representation, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Phoenix, ABD, 25-28 Eylül 2016.
- [8] Zhao Y., Wang Y., Wei D., Mu H., Ning T., Application of Hyperspectral Imaging in Measurement Real-Time of Seeds, *International Conference on Smart Cloud*, New York, ABD, 18-20 Kasım 2016.
- [9] Xu H., Wang X. J., Applications of Multispectral Hyperspectral Imaging Technologies in Military, *Infrared and Laser Engineering*, 2007, **36**(1), 13-18.
- [10] Weijtmans P. J. C., Shan C., Tan T., Brouwer de Koning S. G. Ruers T. J. M., A Dual Stream Network for Tumor Detection in Hyperspectral Images, *IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, Venedik, İtalya, 1256-1259, 8-11 Nisan 2019.

- [11] Pike R., Lu G., Wang D., Chen Z. G., Fei B., A Minimum Spanning Forest-Based Method for Noninvasive Cancer Detection with Hyperspectral Imaging, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, **63**(3), 653-663.
- [12] Christophe E., *Hyperspectral Data Compression Tradeoff*, Editörler: Prasad S., Bruce L., Chanussot J., *Optical Remote Sensing*, 3rd ed., Springer, Berlin, 9-29, 2011.
- [13] Karaca A., C., Hiperspektral Görüntülerin Kayıpsız Sıkıştırılması için Tahmin Temelli Yaklaşımlar, Doktora Tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli, 2019, 575130.
- [14] Rizzo F., Carpentieri B., Motta G., Storer J. A., Low-Complexity Lossless Compression of Hyperspectral Imagery via Linear Prediction, *IEEE Signal Proc. Letters*, 2005, **12**(2), 138-141.
- [15] Nian Y., He M., Wan J., Lossless and Near-Lossless Compression of Hyperspectral Images Based on Distributed Source Coding, *J. Vis. Commun. Image R.*, 2015, **28**(1), 113-119.
- [16] Gunasheela K. S., Prasantha H. S., Satellite Image Compression Detailed Survey of The Algorithms, Editörler: Guru D. S., Vasudev T., Chethan H. K., Sharath Kumar Y. H., *Proceeding of International Conference on Cognition and Recognition*, Springer, Singapore, 14, 2018.
- [17] Guerra R., Barrios Y., Diaz M., Santos L., Lopez S., Sarmiento R., A New Algorithm for The On- Board Compression of Hyperspectral Images, *Remote Sensing*, 2018, **10**(3), 428.
- [18] Penna B., Tillo T., Magli E., Olmo G., Transform Coding Techniques for Lossy Hyperspectral Data Compression, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2007, **45**(5), 1408-1421.
- [19] NASA, Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), <https://aviris.jpl.nasa.gov/> (Ziyaret tarihi: 13 Nisan 2019)
- [20] AVIRIS Hyperspectral Images, Consultative Committee for Space Data System (CCSDS), <http://compression.jpl.nasa.gov/hyperspectral> (Ziyaret Tarihi: 22 Aralık 2018).
- [21] AVIRIS Data, Ordering Free AVIRIS Standard Data Products, https://aviris.jpl.nasa.gov/data/free_data.html (Ziyaret Tarihi: 22 Aralık 2018).
- [22] TÜBİTAK Uzay, Uzay Teknolojileri Araştırma Enstitüsü, *HASSAS Projesi*, <https://uzay.tubitak.gov.tr/tr/uydu-uzay/hassas>, (Ziyaret Tarihi: 22 Aralık 2018).

- [23] Gerçek D., Çeşmeci D., Güllü M. K., Ertürk A., Ertürk S., Hiperspektral Görüntüleme ve Görüntü İşlemenin Bugünü Yakın Geleceği ve Mevcut Araştırma Eğilimleri, *XYZ Dergi*, 2013.
- [24] Karaca A. C., Ertürk A., Güllü M. K., Elmas M., Ertürk S., Hiperspektral Görüntüleme ile Adli Belgelerdeki Bulguların Analizi, *20. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU2012)*, Antalya, Türkiye, 18-20 Nisan 2012.
- [25] Karaca A. C., Ertürk A., Güllü M. K., Elmas M., Ertürk S., Automatic Waste Sorting using Shortwave Infrared Hyperspectral Imaging System, *IEEE 5th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS2013)*, Florida, ABD, 25-28 Haziran 2013.
- [26] Akbari H., Uto K., Kosugi Y., Kojima K., Tanaka N., Cancer Detection Using Infrared Hyperspectral Imaging, *Cancer Science*, 2011, **102**(4), 852-857.
- [27] Sun W. D., *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis*, Elsevier Science, London, 2010.
- [28] Lu G., Fei B., Medical Hyperspectral Imaging: A Review, *J. Biomed. Opt.*, 2014, **19**(1), 1-23.
- [29] Briottet X., Boucher Y., Dimmeler A., Malaplate A., Cini A., Diani M., Renhorn I., Military Applications of Hyperspectral Imagery. In Targets and Backgrounds XII: Characterization and representation, **6239**(62390B), *International Society for Optics and Photonics*, 2006.
- [30] Pennebaker W. B., Mitchell J. L., JPEG: Still Image Data Compression Standard, Van Nostrand Reinhold, New York, 1992.
- [31] Schelkens P., Skodras A., Ebrahimi T., The JPEG 2000 Suite, John Wiley and Sons, 2009.
- [32] Huang B., *Satellite Data Compression*, Springer, ABD, 2011.
- [33] Penna B., Tillo T., Magli E., Olmo G., Progressive 3-D Coding of Hyperspectral Images Based on JPEG 2000, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2006, **3**(1), 125-129.
- [34] Du Q., Zhu W., Fowler J. E., Anomaly-Based JPEG 2000 Compression of Hyperspectral Imagery, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2008, **5**(4), 696-700.
- [35] McNeely J., Geiger G., K-Means Based Spatial Aggregation for Hyperspectral Compression, *2014 Data Compression Conf.*, 416, 26-28 Mart 2014.

- [36] Khan Z., Shafait F., Mian A., Joint Group Sparse PCA for Compressed Hyperspectral Imaging, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(12), 4934-4942.
- [37] Du Q., Zhu W., Yang H., Fowler J. E., Segmented Principal Component Analysis for Parallel Compression of Hyperspectral Imagery, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2009, **6**(4), 713-717.
- [38] Chang L., Chang Y. L., Tang Z. S., Huang B., Group and Region Based Parallel Compression Method using Signal Subspace Projection and Band Clustering for Hyperspectral Imagery, *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 2011, **4**(3), 565-578.
- [39] Tang X., Pearlman W. A., Three-Dimensional Wavelet-Based Compression of Hyperspectral Images, *Hyperspectral Data Compression*, 273-308, 2006.
- [40] Lim S., Sohn K., Lee C., Compression for Hyperspectral Images using Three Dimensional Wavelet Transform, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Sidney, Avustralya, 9-13 Temmuz 2001.
- [41] Wang Y., Rucker J. T., Fowler J. E., Three-Dimensional Tarp Coding for The Compression of Hyperspectral Images, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2004, **1**(2), 136-140.
- [42] Mei S., Khan B. M., Zhang Y., Du Q., Low-Complexity Hyperspectral Image Compression using Folded PCA and JPEG2000, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Valencia, İspanya, 4756-4759, 22-27 Temmuz 2018.
- [43] Qiao T., Ren J., Sun M., Zheng J., Marshall S., Effective Compression of Hyperspectral Imagery using an Improved 3D-DCT Approach for Land-Cover Analysis in Remote Sensing Applications, *International Journal of Remote Sensing*, 2014, **35**(20), 7316-7337.
- [44] Abousleman G. P., Marcellin M. W., Hunt B. R., Compression of Hyperspectral Imagery using The 3D-DCT and Hybrid DPCM/DCT, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1995, **33**(1), 26-34.
- [45] Karami A., Behesti S., Yazdi M., Hyperspectral Image Compression using 3D Discrete Cosine Transform and Support Vector Machine Learning, *11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA)*, Montreal, Kanada, 3-5 Temmuz 2012.
- [46] Huber-Lerner M., Hadar O., Rotman S. R., Huber-Shalem R., Compression of Hyperspectral Images Containing a Subpixel Target, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, **7**(6), 2246-2255.
- [47] Sawant S., Adjero D. A., Balanced Multiple Description Coding for 3D-DCT Video, *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2011, **57**(4), 765-776.

- [48] Engin M. A., Çavuşoğlu B., New Approach in Image Compression: 3D Spiral JPEG, *IEEE Communications Letters*, 2011, **15**(11), 1234-1236.
- [49] Haiyan T., Wenbang S., Bingzhe G., Fengjing Z., Research on Quantization and Scanning Order for 3D-DCT Video Coding, *2012 International Conference on Computer Science and Electronics Engineering*, Hangzhou, Zhejiang, Çin, 200-204, 23-25 Mart 2012.
- [50] Nam Ik Cho, Mitra S. K., Warped Discrete Cosine Transform and Its Applications in Image Compression, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2000, **10**(8), 1364-1373.
- [51] Prabhu K. M. M., Sridhar K., Mischi M., Bharath H. N., 3-D Warped Discrete Cosine Transform for MRI Image Compression, *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, **8**(1), 50-58.
- [52] Lin W., Dong L., Adaptive Downsampling to Improve Image Compression at Low Bit Rates, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(9), 2513-2521.
- [53] Ponomarenko N., Lukin V., Egiazarian K., Astola J., DCT Based High Quality Image Compression, *Scandinavian Conference on Image Analysis*, Springer, Berlin, 3540, 2005.
- [54] Bazhyna A., Egiazarian K., Nosenko N., Efficient Bit-Planes Based Method for Compression of 3D-DCT Coefficients, *26th Picture Coding Symposium*, Lizbon, Portekiz, 7-9 Kasım 2007.
- [55] Sidiropoulos N. D., De Lathauwer L., Fu X., Huang K., Papalexakis E. E., Faloutsos C., Tensor Decomposition for Signal Processing and Machine Learning, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, **65**(13), 3551-3582.
- [56] Kolda T., Bader B., Tensor Decompositions and Applications, *SIAM Review*, 2009, **51**(3), 455-500.
- [57] Karami A., Yazdi M., Asli Z., Hyperspectral Image Compression Based on Tucker Decomposition and Discrete Cosine Transform, *2nd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*, 122-125, Paris, Fransa, 7-10 Temmuz 2010.
- [58] Karami A., Yazdi M., Mercier G., Compression Of Hyperspectral Images using Discrete Wavelet Transform and Tucker Decomposition, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, **5**(2), 444-450.
- [59] Li J., Xing F., You Z., Compression of Multispectral Images with Comparatively Few Bands using Posttransform Tucker Decomposition, *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.

- [60] Wang L., Bai J., Wu J., Jeon G., Hyperspectral Image Compression Based on Lapped Transform and Tucker Decomposition, *Signal Processing: Image Communication*, 2015, **36**, 63-69.
- [61] Karami A., Heylen R., Scheunders P., Lossy Compression of Hyperspectral Images Optimizing Spectral Unmixing, *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 5031-5034, Milan, İtalya, 26-31 Temmuz 2015.
- [62] Karami A., Heylen R., Scheunders P., Hyperspectral Image Compression Optimized for Spectral Unmixing, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(10), 5884-5894.
- [63] Wen J., Zhao J., Ma C., Wang C., Improved Non-Negative Tensor Tucker Decomposition Algorithm for Interference Hyperspectral Image Compression, *Science China Information Sciences*, 2015, **58**(5), 1-9.
- [64] Gündoğar Z., Töreyn B. U., Demiralp M., Tridiagonal Folmat Enhanced Multivariance Products Representation Based Hyperspectral Data Compression, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, **11**(9), 3272-3278.
- [65] Sukhanov A., Tuna S., Töreyn B. U., Lossy Compression of Hyperspectral Images by using Enhanced Multivariance Products Representation (EMPR) Method, *24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU)*, 1925-1928, Zonguldak, Türkiye, 16-19 Mayıs 2016.
- [66] Gonzalez R. C., Woods R. E., *Digital Image Processing*, Prentice Hall, New Jersey, ABD, 2002.
- [67] Ahmed N., Natarajan T., Rao K. R., Discrete Cosine Transforms, *IEEE Trans. Comp.*, 1974, **23**, 90-93.
- [68] Rao K. R., Yip P., *Discrete Cosine Transform: Algorithms, Advantages, Applications*, Academic Press, 2014.
- [69] Gondkar S. R., Attimarad G. V., Chandrasekhar B., Effect of Block Size on The Performance of a New Algorithm to Compress an Image using 3D-DCT, *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 2018, **119**(14), 29-34.
- [70] Thyagarajan K. S., *Still Image Video Compression with MATLAB*, John Wiley and Sons, New Jersey, ABD, 2011.
- [71] Witten I. H., Neal R. M., Cleary J. G., Arithmetic Coding for Data Compression, *Communications of the ACM*, 1987, **30**(6), 520-540.
- [72] Christophe E., Leger D., Mailhes C., Quality Criteria Benchmark for Hyperspectral Imagery, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(9), 2103-2114.

- [73] Krivenko S., Zriakhov M., Lukin V., Vozel B., MSE and PSNR Prediction for ADCT Coder Applied to Lossy Image Compression, *IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, 613-618, Kyiv, Ukrayna, 24-27 Mayıs 2018.
- [74] Can E., Karaca A. C., Danişman M. Urhan O., Güllü M. K., Compression of Hyperspectral Images using Luminance Transform and 3D-DCT, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Valencia, İspanya, 22-27 Temmuz 2018.
- [75] Can E., Karaca A. C., Danişman M. Urhan O., Güllü M. K., Hiperspektral Görüntülerin Uyarlamalı Işıklılık Dönüşümü ile Sıkıştırılması, *26. Sinyal İşleme ve Haberleşme Uygulamaları Kurultayı (SIU2018)*, İzmir, Türkiye, 2-5 Mayıs 2018.
- [76] Zhou S., Xu Z., Liu F., Method for Determining the Optimal Number of Clusters Based on Agglomerative Hierarchical Clustering, *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, 2017, **28**(12), 3007-3017.
- [77] Murtagh F., Contreras P., Algorithms for Hierarchical Clustering: An Overview, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2012, **2**(1), 86-97.
- [78] Gerçek D., Çeşmeci D., Güllü M. K., Ertürk A., Ertürk S., Automated Co-Registration of Satellite Images Through Luminance Transform, *The Photogrammetric Record*, 2016, **31**(156), 407-427.
- [79] Kwon H. J., Lee S. H., Lee G. Y., Sohng K. L., Luminance Adaptation Transform Based on Brightness Functions for LDR Image Reproduction, *Digital Signal Process*, 2014, **30**, 74-85.
- [80] Skretting K., MATLAB’da Huffman ve Aritmetik Kodlama, <http://www.ux.uis.no/~karlsk/proj99/index.html> (Ziyaret Tarihi: 01 Temmuz 2019).
- [81] Wang Z., Bovik A., Sheikh H., Simoncelli E., Image Quality Assessment from Error Visibility to Structural Similarity, *IEEE Trans. Image Process.*, 2004, **13**(4), 600–612.
- [82] Li W., Wu G., Du Q., Transferred Deep Learning for Anomaly Detection in Hyperspectral Imagery, *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2017, **14**(5), 597-601.
- [83] Reed I., Yu X., Adaptive Multiple-Band CFAR Detection of an Optical Pattern with Unknown Spectral Distribution, *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, 1990, **38**, 1760-1770.
- [84] Daubechies I., The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis, *IEEE Transactions on Information Theory*, 1990, **36**(5), 961-1005.

KİŞİSEL YAYINLAR VE ESERLER

- [1] **Can E.**, Karaca A. C., Danışman M., Urhan O., Güllü M. K., Compression Of Hyperspectral Images Using Luminance Transform And 3D-DCT, *IEEE International Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS2018)*, Valencia, Spain, 22-27 July 2018.
- [2] Danışman M., Karaca A. C., **Can E.**, Urhan O., Güllü M. K., A Detailed Performance Analysis Of Hyperspectral Image Compression Techniques, *IEEE International Geoscience And Remote Sensing Symposium (IGARSS2018)*, Valencia, Spain, 22-27 July 2018.
- [3] Danışman M., Karaca A. C., **Can E.**, Urhan O., Güllü M. K., Hiperspektral Görüntü Sıkıştırma Yöntemlerinin Sınıflandırma Üzerindeki Etkileri, 26. *IEEE Sinyal İşleme Ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU2018)*, İzmir, Türkiye, 2-5 Mayıs 2018.
- [4] **Can E.**, Karaca A. C., Danışman M., Urhan O., Güllü M. K., Hiperspektral Görüntülerin Uyarlamalı Işıklılık Dönüşümü İle Sıkıştırılması, 26. *IEEE Sinyal İşleme Ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SİU2018)*, İzmir, Türkiye, 2-5 Mayıs 2018.
- [5] **Can E.**, Karaca A. C., Urhan O., Güllü M. K., Lossy Compression of Hyperspectral Images using Wavelet Transform, Principal Component Analysis and Tensor Decomposition, *10th International Conference on Image Processing, Wavelet and Applications (IWW2019)*, Kocaeli, Türkiye, 18-20 Ekim, 2019.
- [6] **Can E.**, Karaca A. C., Urhan O., Güllü M. K., Compression of Hyperspectral Images using Automatic Adaptive Luminance Transform and 3D-DCT Method, *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, (Yayınlanma aşamasında)

ÖZGEÇMİŞ

1991 yılında Aydın'ın Söke ilçesinde doğdu. İlk ve orta öğrenimini Didim 'de Valiler İlköğretim Okulu'nda, lise öğrenimine ise sırasıyla Kuleli Askeri Lisesi ve Işıklar Askeri Hava Lisesi'nde devam ettikten sonra Esra Karakaya Anadolu Lisesi'nde tamamladı. 2011 yılında girdiği Kocaeli Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü'nden 2016 yılında mezun oldu. Ardından 2017 yılında yüksek lisansa başladı. Yüksek lisans süresince TÜBİTAK ARDEB projesinde görev almıştır. 2018 Mart ayından itibaren Piri Reis Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünde Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.