

**KISA VE UZUN DALGA BOYU KIZILÖTESİ
HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE HEDEF TESPİTİ**

**TARGET DETECTION ON SHORT AND LONG
WAVELENGTH INFRARED HYPERSPECTRAL IMAGES**

İLKE BELENOĞLU

DOÇ. DR. SENİHA ESEN YÜKSEL

Tez Danışmanı

Hacettepe Üniversitesi

Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin

Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı için Öngördüğü


YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak hazırlanmıştır.

2019

İLKE BELENOĞLU'nun hazırladığı "Kısa ve Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti" adlı bu çalışma aşağıdaki jüri tarafından ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Aydın ALATAN

Başkan

.....


Doç. Dr. Seniha Esen YÜKSEL

Danışman

.....


Doç. Dr. Berkan DÜLEK

Üye

.....

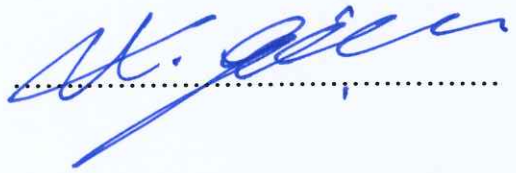

Doç. Dr. Cenk TOKER

Üye

.....


Dr. Öğr. Üyesi Dinçer GÖKÇEN

Üye

.....


Bu tez Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak / /..... tarihinde onaylanmıştır.

Prof. Dr. Menemşe GÜMÜŞDERELİOĞLU

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

ETİK

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

30 / 09 / 2019



İLKE BELENOĞLU

YAYINLANMA FİKRİ MÜLKİYET HAKKLARI BEYANI

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kağıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanması zorunlu metinlerin yazılı izin alarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayımlanan “*Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge*” kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi / H. Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren 2 yıl ertelenmiştir.
- Enstitü / Fakülte yönetim kurulu gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren ay ertelenmiştir.
- Tezim ile ilgili gizlilik kararı verilmiştir.

30 / 01 / 2019



(İmza)

İLKE BELENOĞLU

ÖZET

KISA VE UZUN DALGA BOYU KIZILÖTESİ HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE HEDEF TESPİTİ

İlke BELENOĞLU

Yüksek Lisans, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Seniha Esen YÜKSEL

Eş Danışman: Dr. Alper KOZ

Eylül 2019, 80 sayfa

Hiperspektral görüntüleme'deki hedef tespit yöntemlerinin temel amacı daha önceden spektral imzası bilinen bir materyalin daha sonra çekilmiş bir hiperspektral görüntüde eşleştirilerek ilgili hedefin görüntüdeki yerinin saptanmasıdır. Ancak ilgili materyalin imzası önceden bilirse dahi sonradan çekilen resimdeki atmosferik etkiler, yansımalar, kamera çözünürlüğünden daha düşük büyüklükteki hedefler ve hatta uzun dalga boyu kızılötesi görüntüler için materyalin sıcaklığı bu uygulamayı zorlaştırmaktadır. Bu tezde, kısa ve uzun kızılötesi dalga boyu olmak üzere iki farklı spektral bant için, çekilmiş olan bir görüntüdeki önceden belirlenen hedefin, daha sonra çekilmiş bir görüntüde bulunmasına yönelik farklı yöntemler önerilmiştir. Yapılan deneylerde, öncelikle hedef tespitinde piksel, piksel grubu ve süperpiksel tabanlı eşleştirmelere göre karşılaştırmalar yapılmış, literatürde yer alan temel tespit algoritmalarının performansları değerlendirilmiş, aynı zamanda kullanılan bant aralığına ve reflektans, yayılım ve ışınım bilgilerine göre karşılaştırmalar yapılmıştır. Bunların sonucu olarak, SWIR ve LWIR bantlarının hedef tespiti açısından karşılaştırılması yapılmıştır. Daha sonra bu iki banda ait resimler, GPS konum bilgileri kullanılarak karşılaştırılmış ve iki bandın birleşiminden

oluşan resimlerin hedef tespindeki başarısı ölçülmüştür. Son olarak ise, spektral deęişim tabanlı tespite alternatif bir yaklaşım olarak sıcaklık profillerlerine baęlı tespit yöntemi önerilmiş ve çekim periyodu, çekim zamanı gibi parametrelere göre tespit performansı deęerlendirilmiştir. Yapılan deneylerde, SEABASS, HySpex ve SPICE veri kümeleri kullanılmıştır.

Anahtar Kelimeler: hiperspektral görüntüleme, hedef tespiti, imge çakıştırma, ışınım, reflektans, yayınım

ABSTRACT

TARGET DETECTION ON SHORT AND LONG WAVELENGTH INFRARED HYPERSPECTRAL IMAGES

İlke BELENOĞLU

Master of Science, Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Seniha Esen YÜKSEL

Co- Supervisor: Dr. Alper KOZ

September 2019, 80 pages

Main purpose of hyperspectral target detection methods is using a materials' previously known spectral signature to find its position on a hyperspectral image which is taken later on. Nevertheless, even if signature of the material is previously known, atmospheric effects, reflections, subpixel targets and even temperature on long wavelength infrared hyperspectral images makes this application challenging. In this thesis, on two different spectral bands, namely the short and long wavelength infrared, methods are proposed to find a previously known target on a newly acquired image. On the conducted experiments, firstly comparisons on pixel, group of pixels and superpixel based matchings are made, secondly basic target detection algorithms from the literature are evaluated, and then depending on the band which is used, comparisons on the usage of radiance, emissivity and reflectance domains are made. And as the result of those, SWIR and LWIR bands are compared based on their target detection results. Then, the images belonging to those two bands are registered using their GPS location informations, and target detection performance is evaluated on those fused images consisting of the two different bands. For

the last part, as an alternative to spectral matching algorithms, usage of temperature profiles on target detection with varying parameters like image sampling period and time interval are evaluated. SEABASS, HySpex and SPICE datasets are used on the conducted experiments.

Keywords: hyperspectral imaging, target detection, image registration, radiance, reflectance, emissivity

TEŐEKKÜR

Bana böyle deęerli bir projede alıŐma firsatı sunan, ynlendirmeleri ile bu teze ok nemli katkılar sunan danıŐmanım Do. Dr. Seniha Esen Yksel'e,

Byk abaları ile projenin baŐlamasını ve devam etmesini saęlayan, hem tecrbesiyle hem de babacanlıęıyla bana yol gsteren eŐ danıŐmanım Dr. Alper Koz'a,

Bilgi ve deneyimlerini paylaŐan deęerli jri yelerine,

Bana daima arkamda olarak g veren anne ve babama, hayatım boyunca manevi desteęini esirgemeyen sevgili anneanneme,

Beni her zaman motive eden ve destekleyen TBİTAK Uzay'daki deęerli alıŐma arkadaŐlarıma teŐekkr ederim.

İÇİNDEKİLER

ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	v
İÇİNDEKİLER	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı	2
1.2 Tezin Akışı	3
2. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE HEDEF TESPİTİ	4
2.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti	4
2.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti	5
2.3 İmza Tabanlı Eşleştirme Algoritmaları	6
2.3.1 SAM	6
2.3.2 ACE	7
2.3.3 AMSD	8
2.3.4 HSD	8
2.3.5 OSP	9
3. ÖNERİLEN HEDEF TESPİT YÖNTEMLERİ	11
3.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Resimlerde Hedef Tespiti	11
3.1.1 Reflektans Dönüşümü	12
3.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Resimlerde Hedef Tespiti	13
3.2.1 Parlaklık Sıcaklık Ayrımı	13
3.3 Kısa ve Uzun Dalga Boyu Hiperspektral Füzyon Resimlerinde Hedef Tespiti	15
3.4 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Resimden Çıkarılan Sıcaklık Verisi Kullanılarak Hedef Tespiti	17
3.5 Piksel Grubu Bazlı İşleme	19

3.5.1 Uzamsal Filtreleme	19
3.5.2 Süperpiksel	19
4. DENEYSEL VERİ KÜMELERİ VE HİPERSPEKTRAL İMZALAR.....	21
4.1 SEABASS ve HySpex Veri Kümeleri	21
4.1.1 Seçilen SWIR Görüntüler	22
4.1.2 Seçilen LWIR Görüntüler	26
4.1.3 Seçilen Çakıştırılmış SWIR ve LWIR Görüntüler	29
4.2 SPICE Veri Kümesi	29
5. DENEYSEL SONUÇLAR VE KARŞILAŞTIRMALAR.....	36
5.1 Değerlendirme Metriği	36
5.2 Işınım, Reflektans ve Yayınım Tabanlı Hedef Tespiti Deney Sonuçları....	37
5.2.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları.....	37
5.2.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları.....	45
5.2.3 Çakıştırılmış Kısa ve Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları	52
5.3 Sıcaklık Tabanlı Hedef Tespiti Deney Sonuçları ve Karşılaştırmalar	56
5.3.1 Sıcaklık Verisi Kullanılarak Hedef Tespiti.....	56
5.3.2 LWIR Görüntü Kullanılarak Hedef Tespiti	63
6. SONUÇ	73
7. KAYNAKLAR.....	75
ÖZGEÇMİŞ.....	80

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Elektromanyetik spektrum bantları.....	2
Şekil 2. Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar.....	12
Şekil 3. Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar.....	13
Şekil 4. Planck Fonksiyonundan Sıcaklık Tahmini Yapılması. Örnek: (a) 0 ve 50 derece için Plack eğrileri, ortada ölçülen eğri ve buna en yakın hatayı veren o sıcaklığa ait Planck eğrisi, (b) Ölçülen eğri için sıcaklık değişkenine bağlı ortalama karesel hata eğrisi	14
Şekil 5. Çakıştırılmış Kısa-Uzun Dalga Boyu Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar	15
Şekil 6. (a) LWIR bandı üzerinden işaretlenen hedeflerin GPS koordinatları kullanılarak SWIR resmine oturtulması, (b) Tespit edilen kayma miktarının el ile düzeltilmiş hali.....	16
Şekil 7. Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Resimden Çıkarılan Sıcaklık Verisi Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar	18
Şekil 8. Veri Kümesinde Bulunan Yerleştirilmiş Hedefler	21
Şekil 9. SEABASS verisi, yerleştirilen hedeflere ait günlük sıcaklık profilleri.....	22
Şekil 10. Seçilen SWIR Görüntülerindeki araçların RGB görüntülerde işaretlenmiş hali	23
Şekil 11. Seçilen SWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler	23
Şekil 12. SWIR küme 1, hedef ışınım imzaları	25
Şekil 13. SWIR küme 1, hedef reflektans imzaları	25
Şekil 14. SWIR küme 1, su bantları çıkartılmış hedef reflektans imzaları	26
Şekil 15. Seçilen LWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler, Deney Kümesi 1	26
Şekil 16. Seçilen LWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler, Deney Kümesi 2	27
Şekil 17. LWIR küme 1, hedef ışınım imzaları.....	28
Şekil 18. LWIR küme 1, hedef yayınım imzaları	28

Şekil 19. Çakıştırma için seçilen görüntü kümesi (a) LWIR görüntü 1, (b) LWIR görüntü 2, (c) SWIR görüntü 1, (d) SWIR görüntü 2.....	29
Şekil 20. Veri kümesi sahası ve resimlerin çekildiği kule	30
Şekil 21. Veri kümesinde bulunan hedefler ve çeşitli materyallerin konumları	31
Şekil 22. Gürültülü resimler, normal resimler, gürültülü resimlerle birlikte sıcaklık profili, aykırı değerler temizlenmiş sıcaklık profili.....	32
Şekil 23. Hedef sahasında bulunan 3 adet farklı tank, 3 adet çimen ve 2 adet yol pikseli örneği ile oluşturulan sıcaklık profilleri.....	32
Şekil 24. (a) SPICE veri kümesinin bir güne ait meteorolojik hava sıcaklığı profili, (b) Meteoroloji sıcaklık verisi ile tahmin edilen materyal sıcaklıkları karşılaştırması	33
Şekil 25. SPICE kümesinin ölçüldüğü 2013 yılı Mayıs ayının günlerine ait sıcaklık ve nem değerleri	34
Şekil 26. SPICE kümesinin referans gün ile diğer günler arasındaki sıcaklık ve nem farkları	35
Şekil 27. 1. ve 2. günden alınan 3'er farklı saat için hedef LWIR imzaları.....	35
Şekil 28. Siyah ve beyaz hedeflerin test/referans görüntülerindeki ve test görüntüsündeki siyah ve beyaz referans noktalarındaki ışınım imzaları.....	44
Şekil 29. Siyah ve beyaz hedeflerin test/referans görüntülerindeki ve test görüntüsündeki siyah ve beyaz referans noktalarındaki reflektans imzaları... 44	44
Şekil 30. Reflektans imzası kullanılarak yapılan hedef tespitinde elde edilen yanlış pozitifin ışınım imzası.....	45
Şekil 31. Piksel bazlı işleme, hedef (kırmızı) ve yanlış pozitifler (mavi), referans görüntü 4, (a) test görüntüsü 1, (b) test görüntüsü 2, (c) test görüntüsü 3, (d) test görüntüsü 4, (e) test görüntüsü 5.....	47
Şekil 32. Piksel grubu bazlı işleme, hedef (kırmızı) ve yanlış pozitifler (mavi), referans görüntü 4, (a) test görüntüsü 1, (b) test görüntüsü 2, (c) test görüntüsü 3, (d) test görüntüsü 4, (e) test görüntüsü 5.....	48
Şekil 33. Çakıştırma sonucu, (a) LWIR görüntü bandı, (b) aynı bölgenin SWIR görüntü bandı.....	52
Şekil 34. Ortalama koruma tabanlı çakıştırma	53
Şekil 35. Süreklilik koruma tabanlı çakıştırma.....	53

Şekil 36. Bir pikselin gün içindeki tüm sıcaklık değerleri kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları	57
Şekil 37. Bütün örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, en yüksek skorlu hedefe ait olmayan piksel pozisyonu.....	57
Şekil 38. 1 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları.....	58
Şekil 39. 1 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, en yüksek skorlu hedefe ait olmayan piksel pozisyonu	59
Şekil 40. 4 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları.....	59
Şekil 41. 4 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında hedefler (aranan kırmızı, diğerleri yeşil) ve yanlış pozitifler (mavi)	60
Şekil 42. SPICE veri kümesi, örnekleme aralığı vs. yanlış pozitif sayıları.....	60
Şekil 43. SPICE veri kümesi, günler arasındaki zaman farkı vs yanlış pozitif sayıları	61
Şekil 44. Günün 00:00-07:00 saat aralığı kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında hedefler (aranan kırmızı, diğerleri yeşil) ve yanlış pozitifler (mavi).....	62
Şekil 45. Günün 08:00-15:00 saat aralığı kullanıldığında elde edilen sıcaklık profili skorları.....	62
Şekil 46. Günün 16:00-23:00 saat aralığı kullanıldığında elde edilen sıcaklık profili skorları.....	63
Şekil 47. Farklı saatlerdeki (01:00, 06:00, 11:00, 16:00, 21:00) referans LWIR görüntü ile eşleştirme yapıldığında oluşan 24 saatlik yanlış pozitif profilleri	66
Şekil 48. Saat 01:00 ve 16:00 daki LWIR referansların skorlar toplanarak birlikte kullanıldığında oluşan 24 saatlik yanlış pozitif profili	67
Şekil 49. Saat 01:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri	68
Şekil 50. Saat 06:00'daki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri	68

Şekil 51. Saat 11:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri.....	69
Şekil 52. Saat 16:00'daki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri.....	69
Şekil 53. Saat 21:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri.....	70
Şekil 54. Sıcaklık ve nem farkına karşılık hedef tespit performansı	71
Şekil 55. Sıcaklık ve nem farkına karşılık hedef tespit kümülatif performansı.....	71
Şekil 56. Referans görüntü saati sıcaklığa göre seçildiğinde.....	72

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1. SWIR Küme 1	24
Çizelge 2. SWIR küme 2	24
Çizelge 3. LWIR Küme 1	27
Çizelge 4. LWIR Küme 2	27
Çizelge 5: SWIR ışınlam verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 2'nin her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları.....	38
Çizelge 6. SWIR ışınlam tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları.....	39
Çizelge 7. SWIR ışınlam tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları	40
Çizelge 8. SWIR reflektans verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 2'nin her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları	41
Çizelge 9. SWIR reflektans tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları.....	42
Çizelge 10. SWIR reflektans tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları	42
Çizelge 11: SWIR bandında toplam yanlış pozitif oranları üzerinden ışınlam ve reflektans karşılaştırması.....	43
Çizelge 12. : SWIR bandında toplam doğru tespit oranları üzerinden ışınlam ve reflektans karşılaştırması.....	43
Çizelge 13. LWIR ışınlam verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 1'in her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları.....	46
Çizelge 14. LWIR ışınlam tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları.....	49
Çizelge 15. LWIR ışınlam tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları	49

Çizelge 16. LWIR yayını verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 1'in her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları.....	50
Çizelge 17. LWIR yayını tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları.....	50
Çizelge 18. LWIR yayını tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları.....	51
Çizelge 19. LWIR bandında toplam yanlış pozitif oranları üzerinden ışınım ve yayını karşılaştırması.....	51
Çizelge 20. LWIR bandında toplam doğru tespit oranları üzerinden ışınım ve yayını karşılaştırması.....	52
Çizelge 21. Ortalama koruma tabanlı birleştirmenin, referans görüntü no 1, test görüntüsü no 2 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları.....	54
Çizelge 22. Ortalama koruma tabanlı karşılaştırma, referans görüntü no 2, test görüntüsü no 1 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları.....	54
Çizelge 23. Süreklilik koruma tabanlı karşılaştırma, referans görüntü no 1, test görüntüsü no 2 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları.....	55
Çizelge 24. Süreklilik koruma tabanlı karşılaştırma, referans görüntü no 2, test görüntüsü no 1 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları.....	55

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

h	Planck sabiti
c	Işığın boşluktaki hızı
k	Boltzman sabit
I	Birim matris
σ	Ortalama
Σ	Varyans

Kısaltmalar

AC	Atmospheric Compansation
ACE	Adaptive Coherence Estimator
AMDS	Adaptive Matched Subspace Detector
FCLS	Fully-Constrained Least Squares
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
HSD	Hybrid Structured Detector
MF	Matched Filter
MLE	Maximum Likelihood Estimation
MTMF	Mixture Tuned Matched Filtering
LWIR	Long-Wave Infrared
OSP	Orthogonal Subspace Projection
SAM	Spectral Angle Mapper
SWIR	Short-Wave Infrared
SEABASS	Spatially Enhanced Broadband Array Spectrograph

SPICE	Spectral and Polarimetric Imagery Collection Experiment
SVM	Support Vector Machine
TES	Temperature Emisivitiy Seperation

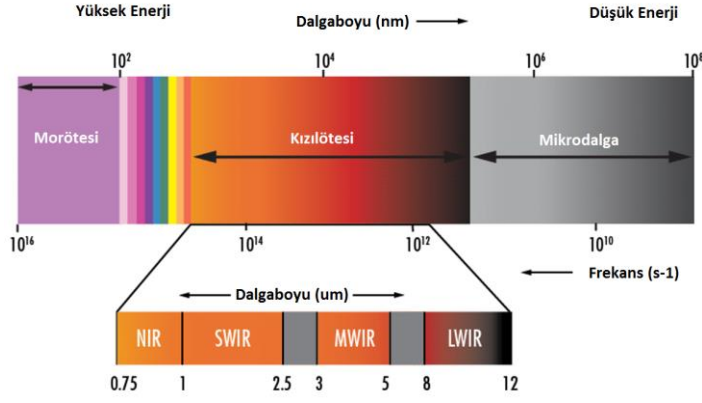
1. GİRİŞ

Hiperspektral görüntüleme, her bir piksel için, ışığın farklı dalga boyunlarının her birinde ölçülen ışınım miktarlarının elde edilmesidir. Bu ışınım bilgileri, her bir pikselin uzamsal konumuna ek olarak 3. bir boyut olarak görüntüye eklenerek bir küp oluşturulmaktadır. Bu kübün, dalga boylarını içeren vektörü, normal görüntülerin sağlayamadığı, objeler arasında ayırım yapılmasını sağlayan öznelikleri sağlayabilmektedir. Bu özneliklerin ayırıştırıcı olma sebebi her maddenin, fiziksel özelliklerine bağlı olarak, farklı dalgaboylarındaki ışığı farklı miktarlarda yansıtmasıdır.

Hiperspektral görüntülemenin objeler arasında sınıflandırma yapabildiği çeşitli uygulamalarda önceden gösterilmiş olmakla birlikte, bu ayırımın bir çok uygulama için ne kadar hassas olduğu hala açık bir sorudur. Bu uygulamalardan bir tanesi, önceden havadan hiperspektral imzası alınmış bir aracın bir başka resimde çevresinden ayırıştırılarak bulunup bulunamayacağıdır.

Havadan hedef tespitin zorluklarından biri çözünürlüğün düşük olması sebebiyle hedefin bulunduğu piksellerin sayısının az olması ve hedef ile arka planın karışık olduğu piksel miktarının fazla olmasıdır. Örneğin, bir pikselde arabanın üzerinde olduğu bitki örtüsü ile aracın kaputu aynı piksel içinde yer alabilmekte, bitki örtüsünün sağlıklı veya yeni sulanmış olup olmaması durumuna göre bile bu karışımın imzası benzersiz olabilmektedir. İnsan yapımı materyallerdeki değişiklik doğal maddelerdeki bu değişime göre daha az olsa da üretim sürecindeki ufak farklılıkların yanı sıra ilgili materyalin geçirmiş olduğu tecrübeler bile maddenin hiperspektral imzasında farklılıklar yaratabilmektedir.

Bu tezin temel amacı, hiperspektral bir resimde bulunan bir taşıtı, bir diğer resimde bulunan diğer taşıtlar ile karışmayacak şekilde bulmaktır. Bunun için, elektromanyetik spektrumun Şekil-1 de görülen bölgelerinde yer alan, uzun dalga boyu kızılötesi (LWIR) ve kısa dalga boyu kızılötesi (SWIR) olmak üzere iki farklı hiperspektral bant kullanılmıştır. Hiperspektral görüntüleme için kullanılan elektromanyetik spektrumun farklı dalga boyları (bantları) farklı fiziksel etkilere maruz kalabilmektedir. Bu yüzden her uygulama için kullanılacak olan hiperspektral bandın özellikleri önem taşımaktadır.



Şekil 1. Elektromanyetik spektrum bantları

Hiperspektral görüntüleme uygulamalarında yaygın olarak kullanılan, 1-2.5 mikron dalga boyuna sahip, kısa dalga boyu kızılötesi bandı, yansımali kızılötesi olarak da adlandırılmaktadır. Bunun nedeni, bu dalga boylarında ölçülen ışınımın, görünür ışığa benzer olarak bir ışık kaynağından yansıyarak oluşmasıdır. Bu sebeple bu dalga boylarından görüntü alabilmek için ay ışığı, yıldızlar gibi ışık kaynaklarına ihtiyaç vardır. Bu bandın, materyal tanımadan, gözetlemeye, tarımsal sınıflandırmaya, arazi kullanımına, kalite kontrole kadar geniş bir kullanım alanı vardır.

Hiperspektral uygulamalarında kullanılan bir diğer bant olan, uzun dalga boyu kızılötesi bandı elektromanyetik spektrumun 8-12 mikron dalga boyu aralığını kapsamakta olup, termal kızılötesi olarak da ifade edilmektedir. Mutlak sıfırın üzerindeki sıcaklığa sahip nesnelere bu dalga boyu aralığında ekstra ışınım yapmakta ve bu ışınımın miktarı sıcaklık arttıkça artmaktadır. Yani bu dalga boylarında ölçülen ışınım, materyalin sıcaklığı ve kendine özgü fiziksel özelliklerine bağlı olan yayılımının birleşimine bağlıdır. Bu sebeple bu bandı kullanan hedef tespit algoritmalarında, yayılımı elde etmek için, materyalin sıcaklığını tahmin edip, etkisini minimize etmeye ihtiyaç vardır. Bu bant, gömülü materyal tespiti, arkeolojik haritalama, hedef tespiti gibi alanlarda kullanılmaktadır.

1.1 Tezin Amacı

Bu tezdeki temel amaç, kısa ve uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral bir resim üzerinde, belirli bir noktanın başka bir resimden alınmış spektral imzasını kullanarak, bu noktayı başka bir resimde tespit edebilmektir.

Bu amaçla elektromanyetik spektrumun bu her iki bandı hem ayrı ayrı ele alınarak, SWIR için reflektans dönüşümü, LWIR için ise sıcaklık-yayınım ayrımı dönüşümü algoritmalarının etkinliği test edilmiş, daha sonra ise bu iki bandın karşılaştırılması sonucu elde edilen resim üzerinde çalışılmıştır. Bu dönüşümlerden sonra SAM, ACE, OSP, HSD gibi eşleştirme algoritmaları, hem tek piksel bazlı hem de süperpiksel ve uzamsal filtreleme gibi algoritmalar ile birlikte kullanılarak yanlış pozitif oranları kaydedilerek karşılaştırma olanağı sunulmuştur.

Ayrıca, bir yenilik olarak, LWIR görüntülerden tahmin edilen sıcaklık profillerinin, hedef tespiti algoritmalarında ayrıca kullanılıp kullanılmayacağı da test edilmiştir. Buna ek olarak, sıcaklık ve nemlilik bilgisinin, LWIR görüntüler kullanılarak yapılan hedef tespitine etkileri gözlemlenmiştir.

1.2 Tezin Akışı

Tezin ilerleyen bölümlerindeki akışı şu şekilde olacaktır:

İkinci bölümde, tez konusu ile ilgili daha önce kısa ve uzun dalga boyu hiperspektral görüntülerde yapılmış olan çalışmaları ayrı ayrı inceleyen literatür özeti verilmiştir.

Üçüncü bölümde, önerilen hedef tespit yöntemlerinden bahsedilmiştir. Bu bağlamda ilk olarak kısa ve ardından uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral resimler için önerilen hedef tespit yöntemleri ve ardından bu resimlerin karşılaştırılması sonucu oluşan hiperspektral küp kullanılarak yapılacak hedef tespit yöntemlerinden bahsedilmiştir. Son olarak kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntülerden alınan sıcaklık profili verisi kullanılarak yapılması önerilen hedef tespit yöntemi anlatılmıştır.

Dördüncü bölümde, önceki bölümde anlatılan uzun ve kısa dalga boyu hedef tespit algoritmalarının uygulanacağı veri kümeleri tanıtılacak, ilgili algoritmaların bu kümelere nasıl uygulandığı anlatılmıştır.

Beşinci bölümde ise üçüncü bölümde önerilen hedef tespit yöntemlerinin, dördüncü bölümde anlatılan veri kümelerine uygulanması sonucunda alınan sonuçlar ve bunların karşılaştırmaları anlatılmıştır.

2. HİPERSPEKTRAL GÖRÜNTÜLERDE HEDEF TESPİTİ

Hiperspektral görüntülemenin sağladığı yüksek boyutlu öznitelik içeriği materyal tespitinde oldukça kullanışlıdır. Ancak hiperspektral görüntülerin vaadettiği potansiyele ulaşması için, görüntülemenin getirdiği atmosferik, çevresel ve geometrik etkiler çeşitli algoritmalar ile bertaraf edilmelidir. Bu görüntülemenin yaygın kullanım alanlarından materyal-hedef tespiti, anomali tespiti, değişiklik tespiti için günümüze kadar geliştirilmiş olan algoritmalarından fayda sağlayabilmek adına, atmosfer enterferansı, arka plan dağınıklığı (background clutter), piksel karışımı gibi etkilerin giderilmesi gerekmektedir.

Kullandığı spektral bölgeden bağımsız olarak, hiperspektral hedef tespit algoritmaları düşük karışıklığa sahip hedef materyalleri yüksek yanlış alarm eğilimine sahiptir. Bu problemi çözmek için hedef tespit algoritmalarının, materyal tanıma algoritmaları ile birlikte kullanıldığı uygulamalar vardır [1]. Benzer şekilde, Mixure Tuned Matched Filtering (MTMF) [2], sınırlı hedef Matched Filter (MF) [3] gibi algoritmalar, hedefe benzemeyen anomalileri, arka plan modellerine dahil ederek filtreler; ancak bu algoritmalar kullanıcı tarafından ayarlanması gereken iki adet parametreye ve hedef kovaryans matris tahminlerine ihtiyaç duymaktadır.

Yakın zamanda, hedef tespitinde derin öğrenme algoritması uygulamaları da mevcuttur [4]. AlexNet [5] tabanlı bu uygulamanın, Support Vector Machine (SVM) sınıflandırıcısına göre %5 daha iyi performans verdiği görülmüştür.

Hedefin hareketli olduğu uygulamalarda [6] öznitelik tabanlı imge çakıştırma algoritmaları (Kanade–Lucas–Tomasi [7]) kullanılarak hareketli nesnenin net görüntüsü elde edilmeye çalışılmıştır, bu tezdeki çalışmada hedefler hareket etmediği için böyle bir yönteme ihtiyaç yoktur.

2.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti

SWIR görüntülerde eşleştirme yapılmadan önce, atmosferik yansımaları kalibre etmek amacıyla reflektans dönüşümü yaygın olarak kullanılır [8]. Bunun nedeni sensörden ölçülen yayınım değerinin pek çok optik ve atmosferik etkiden temizlenmesi gerekliliğidir.

SWIR görüntülerde, kullanılan sensörün çektiği bantların tamamının kullanılmasının hem hesaplama süresini uzattığı hem de hedef tespit performansını olumsuz etkilediği

gösterilmiştir [9]. Bunun sebepleri bu bantların (dalga boylarının) bir bölümünün gürültüye açık ve atmosferdeki su emiliminden (1400 – 1900 nanometre [10]) etkilenmesidir. Bu yüzden, bu banların ön işleme ile otomatik olarak atılması için yapılmış çalışmalar mevcuttur [11] [12] [13]. Hedef tespiti amacıyla hedef ve arka plan en çok ayırt ediciliği olan banları uyarlamalı olarak seçen çalışmalar vardır [14]. Bu bandın araç tespiti için kullanılabilceği daha önceki çalışmalarda gösterilmiştir [15].

2.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti

Elektromanyetik spektrumun uzun dalga boyu kızılötesi olarak adlandırılan 8-12 mikron arası dalga boyuna sahip bu bölgesinin; ölçülen ışınımın, materyalin sıcaklığına bağlı olarak oluşan termal yayılım tarafından domine edilmesi nedeniyle materyalin özneliklerini elde etmek için kendi yayılımını çıkarmada zor bir bölge olduğu bilinmektedir. Bu sebeple, bu spektral bölgede çalışma yapmak için atmosferik düzeltme (Atmospheric Compansation - AC) ve sıcaklık-yayılım ayrımı (Temperature Emisivitiy Seperation - TES) olmak üzere 2 adımlı bir ön işleme yapılması gerekebilmektedir.

AC için model tabanlı [16] veya düzeltme için gerekli girdinin hedef sahnesinden alındığı [17] algoritmalar kullanılabilir. TES için ise normalized emissivity method [18], ASTER's TES [19], maksimum pürüzsüzlük tabanlı TES [20], veya piksel altı TES algoritmaları [21] [22] [23] gibi algoritmalar kullanılarak materyalin sıcaklığı tahmin ederek, materyal yayılımı hesabı yapılmaktadır. Bu yöntemlere zıt olarak, yayılımı bilinen bir materyalin, ilgili sahnede aranması için atmosfer ve sıcaklık verileri kullanılarak ışınımına dönüştürülerek aranması gibi uygulamalar da mevcuttur [24].

Bu bantta hedef tespiti için imza tabanlı yöntemlerden farklı olarak anomali tespiti tabanlı çalışmalar mevcuttur [25]. Ancak hem veri azlığından hem de termal ışınımın baskınlığı sebebiyle hedef imzasına ait öznelikleri çıkarmanın zorluğundan ötürü bu bantta hedef tespiti amacıyla yapılan çalışmalar SWIR bandı üzerinden yapılan çalışmalara göre oldukça eksiktir. Bu tezde kullanılacak olan veri kümesi sayesinde, hem LWIR bandı üzerinde hedef tespiti çalışması yapılmış hem de sonuçlarının SWIR bandında hedef tespiti ile doğrudan karşılaştırılmasına olanak sunulmuştur.

2.3 İmza Tabanlı Eşleştirme Algoritmaları

Hiperspektral hedef tespit algoritmaları hedef imzasını kullanmak için, arkaplanı istatistiksel olarak modelleyerek her bir piksel için hedefin varlığına dair bir olasılık değeri oluşturur. Bu modelin genel yapısı şu şekildedir:

$$H_0: \mathbf{x} = f(\mathbf{b}) \sim N(\boldsymbol{\mu}_b, \boldsymbol{\Sigma}_b) \quad (2.1)$$

$$H_1: \mathbf{x} = f(\mathbf{s}, \mathbf{b}) \sim N(\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\Sigma}_t)$$

Burada H_0 ilgili pikselin arka plana (background), H_1 ise hedefe ait olduğuna dair hipotezleri belirtmektedir. $\boldsymbol{\mu}_b$ ve $\boldsymbol{\mu}_t$ sırasıyla arka planın ve hedef pikselinin ortalama değer vektörünü, $\boldsymbol{\Sigma}_b$ ve $\boldsymbol{\Sigma}_t$ ise kovaryans matrislerini temsil etmektedir. Hipotezler belirlendikten sonra olabilirlik oranı değeri elde edilir:

$$T(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}|H_1)}{f(\mathbf{x}|H_0)} \quad (2.2)$$

Her bir piksel için, bu olabilirlik oranı, önceden belirlenmiş bir eşikten büyük ise hedef var, küçükse hedef yok kabul edilir. Hipotez modelleri oluşturulduktan sonra, Maximum Likelihood Estimation (MLE [26]) veya Fully-Constrained Least Squares (FCLS [27]) algoritmaları kullanılarak, hipoteze ait parametreler tahmin edilir.

Bu temele dayalı, literatürde sıkça kullanılan imza tabanlı eşleştirme algoritmalarından bazıları ilerleyen bölümlerde açıklanmıştır. Bu algoritmaların performans karşılaştırmaları [28] ve birlikte kullanımları [29] ile ilgili çalışmalar mevcuttur.

2.3.1 SAM

SAM (Spectral Angle Mapper), hedef vektörüne benzerlik oranını tespit etmek için mevcut olan en basit ve kolay algoritma kabul edilir. SAM hipotezine göre, arka plan 0 ortalamalı Gaussian gürültü olarak modellenmiştir. Hedef ise arka planın ve α ile ağırlıklandırılmış hedef imzanın doğrusal toplamıdır.

$$H_0: \mathbf{x} = \mathbf{b} \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (2.3)$$

$$H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{s} + \mathbf{b} \sim N(\alpha \mathbf{s}, \sigma^2 \mathbf{I})$$

Burada, α hedef imzasının ağırlığını, \mathbf{b} arka plan gürültüsünü temsil etmektedir. Bu hipotezler 2.2’de yerine konularak, α ve σ^2 parametrelerini tahmin etmek için MLE kullanıldığında:

$$T_{SAM}(\mathbf{x}) = \arccos\left(\frac{\mathbf{s}^T \mathbf{x}}{(\mathbf{s}^T \mathbf{s})^{\frac{1}{2}}(\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{\frac{1}{2}}}\right) \quad (2.4)$$

fonksiyonu elde edilir. Bu fonksiyonda, \mathbf{s} aranan hedefe ait vektör, \mathbf{x} hedefin arandığı piksele ait vektör, T ise ilgili piksele ait skor matrisini ifade etmektedir. SAM algoritmasının hipotezinde kabul edilen 0 ortalamalı arka plan pek çok görüntü kümesi için gerçekçi olmadığı için sonuçları tatmin edici olmamaktadır. Bununla birlikte işlem yükünün diğer algoritmalara göre daha az olması sebebiyle çalışma hızı yüksektir.

2.3.2 ACE

ACE (Adaptive Coherence Estimator) algoritmasında, arka plan ve hedef farklı derecelerde ağırlıklandırılmış kovaryans matrisleri ile modellenmiştir:

$$H_0: \mathbf{x} = \mathbf{b} \sim N(0, \sigma_0^2 \Sigma) \quad (2.5)$$

$$H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{s} + \beta \mathbf{b} \sim N(\alpha \mathbf{s}, \sigma_1^2 \Sigma)$$

Burada, α hedef imzasının ağırlığını, \mathbf{b} arka plan gürültüsünü, β arka plan gürültüsü ağırlığını, Σ ise test görüntüsünün kovaryans matrisini temsil etmektedir.

Bu hipotezler 2.2’de yerine konularak, α , β , σ_0^2 ve σ_1^2 parametrelerini tahmin etmek için MLE kullanıldığında:

$$T_{ACE}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{x}^T \Sigma^{-1} \mathbf{s} (\mathbf{s}^T \Sigma^{-1} \mathbf{s})^{-1} \mathbf{s}^T \Sigma^{-1} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \Sigma^{-1} \mathbf{x}} \quad (2.6)$$

fonksiyonu elde edilir [30]. Bu fonksiyonda da benzer şekilde, \mathbf{s} aranan hedefe ait vektör, \mathbf{x} hedefin arandığı piksele ait vektör, T ise ilgili piksele ait skor matrisini ifade etmektedir.

ACE algoritması, önceki bölümde açıklanan SAM algoritmasına göre daha komplike işleme sahip olması sebebiyle daha yavaş çalışmasına rağmen, daha gerçekçi bir arka plan modelleme sunması sebebiyle daha tatmin edici sonuçlar verebilmektedir [31].

2.3.3 AMSD

Adaptive Matched Subspace Detector (AMSD) algoritması, hedef imzasına ek olarak arka plan imzasını da kullanarak aşağıdaki hipotezi kullanır.

$$H_0: \mathbf{x} = \alpha_{b,0} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_{b,0} \mathbf{b}, \sigma_0^2 \mathbf{I}) \quad (2.7)$$

$$H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{e} + \mathbf{n} = \alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b}, \sigma_1^2 \mathbf{I})$$

Burada, $\alpha_{b,0}$ arka plan ağırlığını, $\alpha_{b,1}$ hedef pikseline karışan arka plan ağırlığını, $\alpha_{b,0}$ hedef imzası ağırlığını, \mathbf{b} arka plan gürültüsünü, β arka plan gürültüsü ağırlığını, σ_0^2 arka plan varyansını, σ_1^2 ise hedef varyansını temsil etmektedir.

Bu hipotezler 2.2'de yerine konularak, hipotezde bulunan \mathbf{e} simgesi arkaplan ve hedef imzalarının doğrusal karışım modeli [32] kullanılarak ifade edilmiştir. MLE kullanılarak α_0^2 , α_1^2 , $\alpha_{b,0}$ parametreleri tahmin edilip Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT) uygulandığında:

$$T_{AMSD}(x) = \frac{\mathbf{x}^T (\mathbf{e}(\mathbf{e}^T \mathbf{e})^{-1} \mathbf{e}^T - \mathbf{b}(\mathbf{b}^T \mathbf{b})^{-1} \mathbf{b}^T) \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T (\mathbf{1} - \mathbf{e}(\mathbf{e}^T \mathbf{e})^{-1} \mathbf{e}^T) \mathbf{x}} \quad (2.8)$$

fonksiyonu elde edilir [33]. Bu fonksiyonda, \mathbf{b} aranan hedefe ait olmayan arka plan vektörlerini, \mathbf{e} hedefe ait olmayan arka plan vektörleri ile aranan hedef vektörünün toplamını, \mathbf{x} hedefin arandığı test görüntüsündeki piksele ait vektörü, T ise ilgili piksele ait skor matrisini ifade etmektedir.

AMSD algoritması, ACE algoritmasının salt istatistiksel arkaplan modelinin aksine, dışarıdan girdi olarak arka plan pikseli imzalarını da kullanmaktadır.

2.3.4 HSD

HSD (Hybrid Structured Detector) algoritması, AMSD algoritmasına benzer şekilde hedef imzasına ek olarak arka plan imzalarını da kullanır.

$$H_0: \mathbf{x} = \alpha_{b,0} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_{b,0} \mathbf{b}, \sigma_0^2 \Sigma) \quad (2.9)$$

$$H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{e} + \mathbf{n} = \alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b}, \sigma_1^2 \Sigma)$$

Burada, $\alpha_{b,0}$ arka plan ağırlığını, $\alpha_{b,1}$ hedef pikseline karışan arka plan ağırlığını, α_s hedef imzası ağırlığını, \mathbf{b} arka plan gürültüsünü, σ_0^2 arka plan varyansını, σ_1^2 ise hedef varyansını, Σ ise test görüntüsünün kovaryans matrisini temsil etmektedir.

σ_0^2 ve σ_1^2 parametreleri benzer şekilde MLE kullanılarak tahmin edildikten sonra buna ek olarak materyallerin karışım oranını belirleyen α parametresi MLE yerine FCLS algoritması kullanılarak tahmin edildiğinde:

$$T_{HSD}(\mathbf{x}) = \frac{(\mathbf{x} - \hat{\alpha}_b \mathbf{b})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \hat{\alpha}_b \mathbf{b})}{(\mathbf{x} - \hat{\alpha}_e \mathbf{e})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \hat{\alpha}_e \mathbf{e})} \quad (2.10)$$

fonksiyonu elde edilir [34].

HSD algoritması, ACE algoritmasından farklı olarak içerisinde doğrusal piksel ayrıştırma algoritmasını da içerisinde barındırdığı için, piksel altı hedeflerde daha iyi sonuç verebilmekle birlikte, işlem süresi daha yüksektir.

2.3.5 OSP

OSP (Orthogonal Subspace Projection) algoritması, arka plan alt uzayına dik olan hedef alt uzayını sinyal-gürültü oranını (SNR) maksimize edecek şekilde bulmayı amaçlar. AMDS ve HSD algoritmalarına benzer şekilde arka plan imzalarına ihtiyaç duyan OSP algoritmasında hipotezler şu şekilde verilmiştir:

$$H_0: \mathbf{x} = \alpha_{b,0} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_{b,0} \mathbf{b}, \sigma_0^2 \mathbf{I}) \quad (2.11)$$

$$H_1: \mathbf{x} = \alpha \mathbf{e} + \mathbf{n} = \alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b} + \mathbf{n} \sim N(\alpha_s \mathbf{s} + \alpha_{b,1} \mathbf{b}, \sigma_1^2 \mathbf{I})$$

Burada, $\alpha_{b,0}$ arka plan ağırlığını, $\alpha_{b,1}$ hedef pikseline karışan arka plan ağırlığını, α_s hedef imzası ağırlığını, \mathbf{b} arka plan gürültüsünü, σ_0^2 arka plan varyansını, σ_1^2 ise hedef varyansını temsil etmektedir.

σ_0^2 ve σ_1^2 parametreleri MLE, α_s ve $\alpha_{b,0}$ parametreleri ise least-square algoritmaları kullanılarak tahmin edildiğinde:

$$T_{OSP}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{s}^T (\mathbf{b}(\mathbf{b}^T \mathbf{b})^{-1} \mathbf{b}^T) \mathbf{x}}{\mathbf{s}^T (\mathbf{b}(\mathbf{b}^T \mathbf{b})^{-1} \mathbf{b}^T) \mathbf{s}} \quad (2.12)$$

fonksiyonu elde edilir [35].

OSP gibi alt uzay izdüşümü algoritmaları, önceki bölümlerde açıklanan algoritmaların aksine hedef tespiti için geometrik bir yaklaşım kullanmaktadır. Bu amaçla arka plan vektörüne dik bir alt uzay modellenerek, hedefe ait olmayan piksellerin skorlarının minimize edilmesi amaçlanmaktadır.

3. ÖNERİLEN HEDEF TESPİT YÖNTEMLERİ

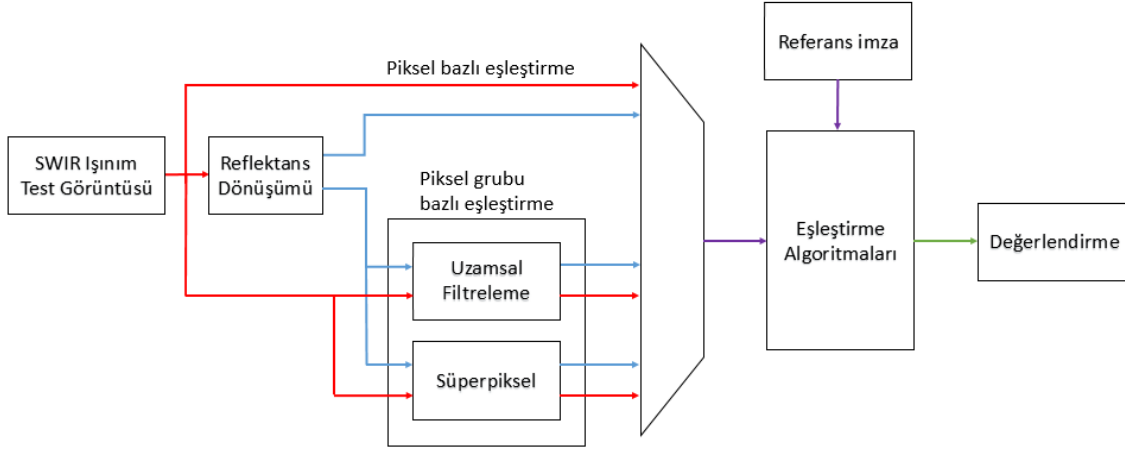
Bu bölümde kısa ve uzun dalga boyu hiperspektral görüntüler için önerilen tespit yöntemleri açıklanmıştır. Uzun dalga boyu hiperspektral görüntüleri için önerilen yöntemler, ışınım ve yayınım bilgisini kullanırken, kısa dalga boyu görüntülerde reflektans ve ışınım bilgileri kullanılmıştır. Bu uygulamalarda, algoritma performanslarını karşılaştırmada karmaşa yaratabileceği ve kullanılan veri kümelerinden alınan görüntüleme sensörlerinin irtifası görece düşük olduğundan etkisinin ihmal edilebileceği göz önüne alınarak atmosferik düzeltme (AC) adımı yapılmamıştır.

Bölüm 3.1, SWIR görüntüler için önerilen yöntemlerin ayrıntısını verirken, Bölüm 3.2’de LWIR görüntüler için algoritma detayları sunulmuştur. Bu bölümler, SWIR ve LWIR görüntülerde ayrı ayrı hedef tespitini ele alırken, Bölüm 3.3’te bu iki farklı aralık görüntü kümesinin füzyonu ile hedef tespiti gerçekleştirilmiştir. Bölüm 3.4’te ise tamamen farklı bir yaklaşım olarak sıcaklık profillerinden hedef tespitine yönelik yeni bir yöntem önerilmiştir. Bölüm 3.5’te ise piksel bazlı hedef tespit algoritmalarına geliştirme olarak önerilen piksel grubu bazlı işleme algoritmalarından uzamsal filtreleme ve süperpiksel algoritmaları açıklanmıştır.

3.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Resimlerde Hedef Tespiti

Bu bölümde bir gün içinde aynı bölgenin belirli aralıklarla çekilmiş kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral (SWIR) görüntülerindeki araçlar, bir resimdeki spektral imzası kullanılarak diğer resimde aratılarak hedef tespiti yapılmıştır.

Şekil 2’deki düzeneğe göre bir SWIR görüntüsüne ait ışınım, bir başka görüntüde arandıktan sonra, ışınım Bölüm 3.1.1’de açıklanan reflektans dönüşümü uygulanarak hedef tespit oranına etkisi test edilmiştir. Benzer şekilde piksel bazlı eşleştirme yerine Bölüm 3.5’te açıklanan piksel grubu bazlı eşleştirmenin etkisi tespit edilmiştir. Bu test görüntüsüne uygulanan işlem adımlarının aynısı karşılıklı olarak eşleştirileceği referans imzanın alındığı hiperspektral resime de uygulanmıştır.



Şekil 2. Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar

Eşleştirme için Bölüm 2.3'te açıklanan eşleştirme algoritmaları, performans karşılaştırması için Bölüm 5.1'de açıklanan değerlendirme metriği kullanılmıştır. Bu deneyde kullanılmış olan veri kümesi tezin Bölüm 4.1.1'inde açıklanmış ve sonuçları Bölüm 5.2.1'de verilmiştir.

3.1.1 Reflektans Dönüşümü

Reflektans bir maddeye gelen ışığın, kendisinden yansıyan ışığa oranı olarak tanımlanır. Hiperspektral sensörlerden ölçülen ışınım değeri, tespit edilmek istenen maddenin fiziksel özelliklerinin yanı sıra; ışığın, yansıdığı materyalin yönüne ve pozisyonuna ek olarak atmosferde izlediği yola da bağlıdır. Reflektans ise, gözlemlendiği maddenin fiziksel bir özelliğidir. Bu sebeple, hiperspektral hedef tespit uygulamalarında reflektans, ışınım oranla daha çok tercih edilmektedir. Bunun için sensörden gelen ışınım verisini reflektansa dönüştürmeye ihtiyaç vardır.

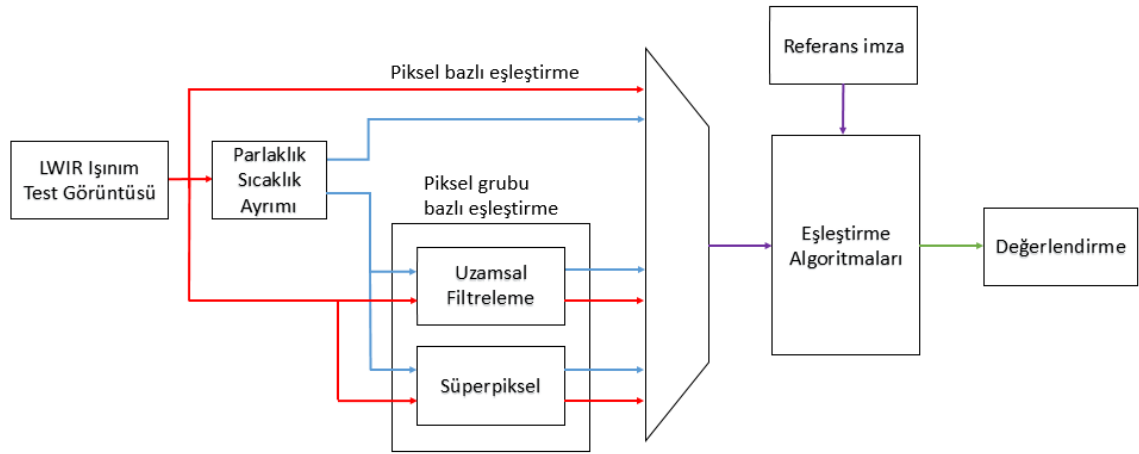
$$Reflektans_{\lambda} = \frac{x_{\lambda} - d_{\lambda}}{w_{\lambda} - d_{\lambda}} \quad (3.1)$$

Burada x_{λ} ilgili dalga boyu λ 'daki piksel ışınım büyüklüğünü, d_{λ} ve w_{λ} ise bu dalga boyuna tekabül eden karanlık ve beyaz referans ışınım değerlerini belirtmektedir [36].

3.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Resimlerde Hedef Tespiti

Bu bölümde de Bölüm 3.1'e benzer olarak bir gün içinde aynı bölgenin belirli aralıklarla çekilmiş uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral (LWIR) görüntülerindeki araçlar, bir resimdeki imzası kullanılarak diğer resimde aratılarak hedef tespiti yapılmıştır.

Şekil 3'teki düzeneğe göre bir LWIR görüntüsüne ait ışınım, bir başka görüntüde arandıktan sonra, ışınımın Bölüm 3.2.1'de açıklanan parlaklık sıcaklık ayırımı dönüşümü uygulanarak hedef tespit oranına etkisi test edilmiştir. Benzer şekilde piksel bazlı eşleştirme yerine Bölüm 3.5'te açıklanan piksel grubu bazlı eşleştirmenin etkisi tespit edilmiştir. Bu test görüntüsüne uygulanan işleme adımlarının aynısı karşılıklı olarak eşleştirileceği referans imzanın alındığı hiperspektral resime de uygulanmıştır.



Şekil 3. Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar

Eşleştirme için Bölüm 2.3'te açıklanan eşleştirme algoritmaları, performans karşılaştırması için Bölüm 5.1'de açıklanan, yanlış pozitif sayılarının miktarına dayalı, değerlendirme metriği kullanılmıştır. Bu deneyde kullanılmış olan veri kümesi tezin Bölüm 4.2.1'inde açıklanmış ve sonuçları Bölüm 5.2.2'sinde verilmiştir.

3.2.1 Parlaklık Sıcaklık Ayırımı

Planck fonksiyonu bir cisimden yansıyan ışınımı hesaplamak için yaygın olarak kullanılmaktadır [37].

$$\beta_{\lambda} = \frac{2hc^2\lambda^{-5}}{(e^{hc/k\lambda T} - 1)} \quad (3.2)$$

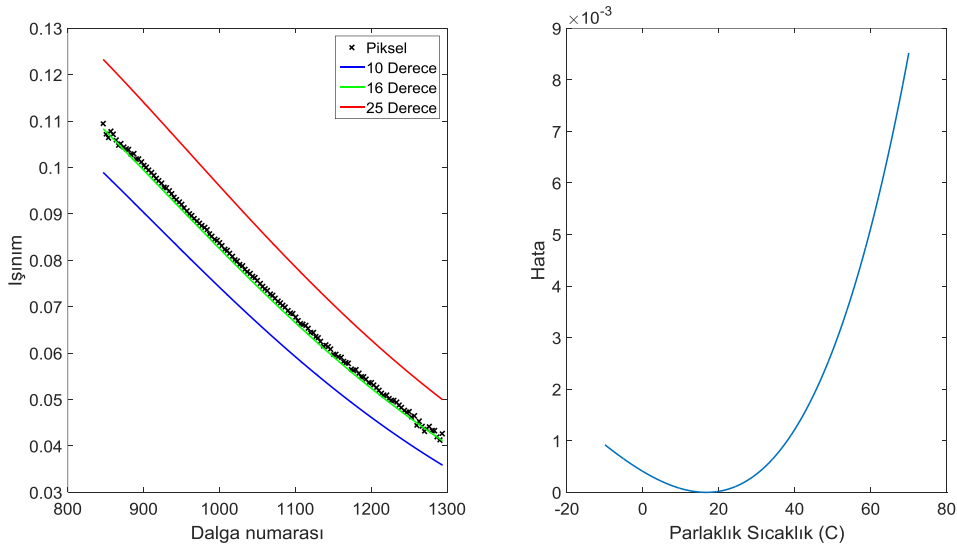
Burada; β_{λ} verilen dalga boyu için Planck fonksiyonu kullanılarak hesaplanan ışıınımı, h Planck sabitini (= 6.626068 x 10⁻³⁴ joule sn), k Boltzman sabitini (= 1.38066 x 10⁻²³ joule deg⁻¹), c ışığın boşluktaki hızını (= 2.997925 x 10⁸ m/sn) ve T kelvin cinsinden cismin sıcaklığını göstermektedir.

Bu formüle dayanarak, -10 °C ve 70 °C sıcaklıkları arasında, 0.1 °C aralıklar ile istenen dalga boyları için ışıınım profilleri çıkarıldı.

Daha sonra görüntüden okunan bir pikselin ışıınım değeri için, bu sıcaklık profiline en yakın sıcaklık değerine tekabül eden sıcaklık, ortalama karesel hata formülü ile hesaplanarak o piksele ait sıcaklık değeri 0.1 °C çözünürlüğünde tahmin edildi.

$$\hat{T} = \min \sum_{\lambda_{ilk}}^{\lambda_{son}} (\beta_{\lambda} - \beta_{piksel})^2 \quad (3.3)$$

Burada; \hat{T} ilgili piksel için tahmin edilen sıcaklığı, β_{λ} verilen dalga boyu için Planck fonksiyonu kullanılarak hesaplanan ışıınımı, β_{piksel} ilgili pikselin ışıınımını, λ_{ilk} LWIR için en düşük dalga boyunu λ_{son} ise LWIR için en yüksek dalga boyunu temsil etmektedir. Örnek hesaplama Şekil-4'te gösterilmiş, sıcaklık değeri aranan ışıınıma en yakın Planck eğrisi 16 olarak hesaplanmıştır.



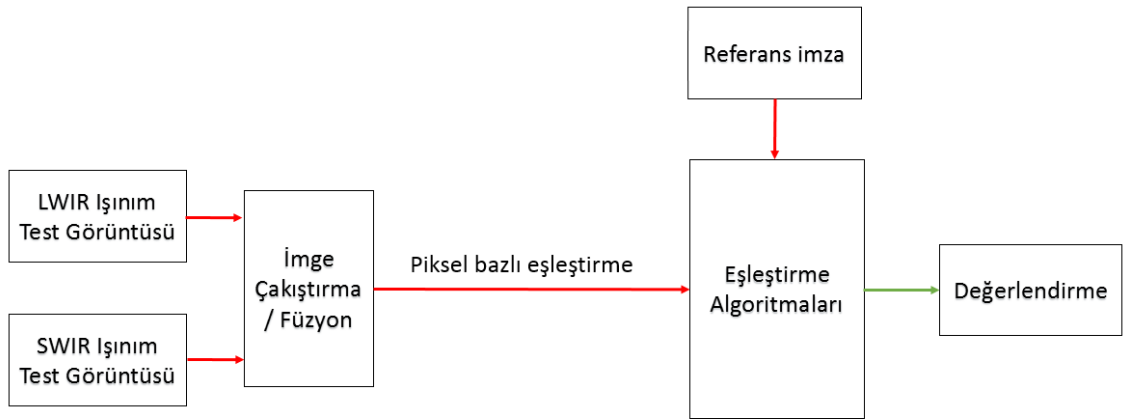
Şekil 4. Planck Fonksiyonundan Sıcaklık Tahmini Yapılması. Örnek: (a) 0 ve 50 derece için Plack eğrileri, ortada ölçülen eğri ve buna en yakın hatayı veren o sıcaklığa ait Planck eğrisi, (b) Ölçülen eğri için sıcaklık değişkenine bağlı ortalama karesel hata eğrisi

Uzun dalga boyu kızılötesi ışınımlarda, materyalin sıcaklığı, materyalin karakteristik ışınımına oranla baskın durumdadır. Bu sebeple sıcaklığın etkisini ölçülen ışınımdan çıkarılarak elde edilen yayınım, eşleştirme algoritmalarına giriş olarak verilerek katkısı gözlenmiştir.

$$\text{Yayınım} = \beta_{\text{piksel}} - \hat{T} \quad (3.4)$$

3.3 Kısa ve Uzun Dalga Boyu Hiperspektral Füzyon Resimlerinde Hedef Tespiti

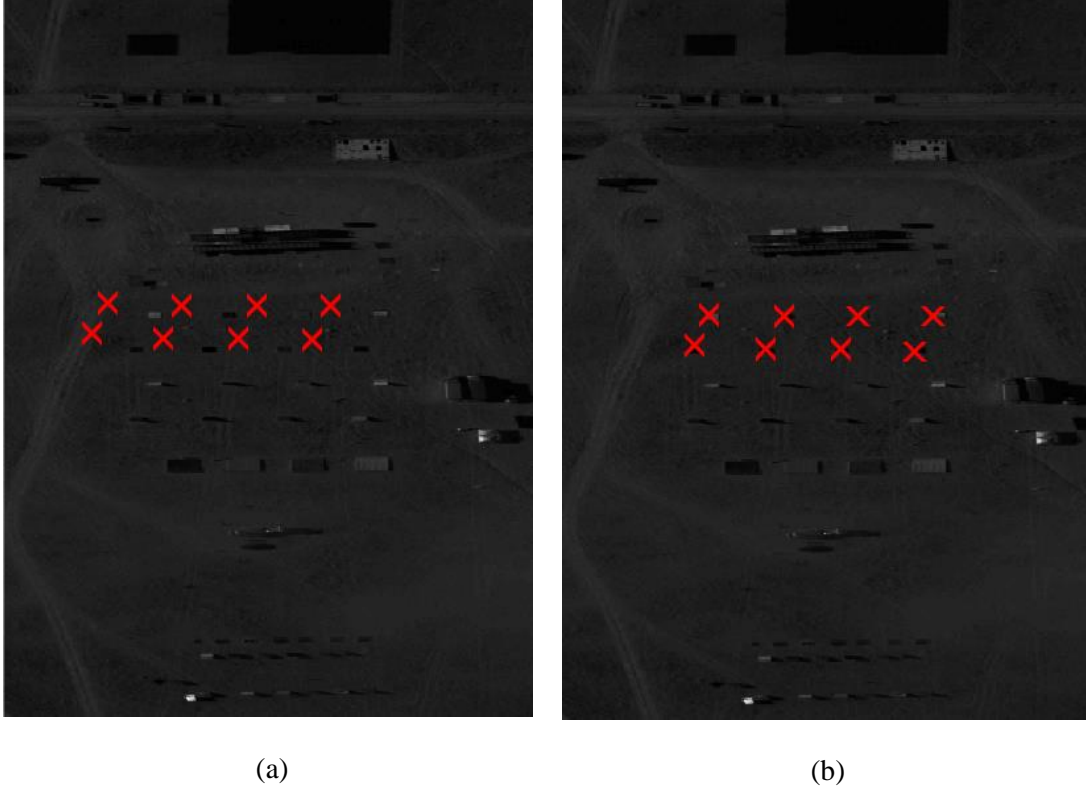
Bu kısımda, aynı bölgenin kısa ve uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntüleri, resimlerin veri kümesinde bulunan GPS koordinat bilgileri kullanılarak çakıştırılmış ve aynı pikseli ifade eden iki bant iki farklı yöntemle birleştirilmiştir. Bu çakıştırma sonucu elde edilen imzalar, başka bir çakıştırılmış görüntüden alınan referans imza ile eşleştirme algoritmalarından geçirilmiştir. Bu deneylerde reflektans veya yayınım kullanılmamış, Şekil-5'te görüldüğü gibi doğrudan sadece ışınım üzerinden yapılmıştır.



Şekil 5. Çakıştırılmış Kısa-Uzun Dalga Boyu Hiperspektral İmzalar Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar

Kullanılan veri kümesinde, LWIR ve SWIR görüntülerde her bir piksel için GPS konum bilgisi bulunmaktadır. Bu konum bilgileri kullanılarak her bir LWIR pikseline konum olarak en yakın SWIR pikseli bulunarak görüntü bantları birleştirilmiştir. Veri kümesinden elde edilen GPS koordinatları, çekilen her resim için belirli bir oranda kaymaktadır. Bu kayma, her resim için farklı olmak üzere, resmin her bir pikseli için

sabittir. Bunun için, Şekil-6'da görüldüğü gibi LWIR bandı üzerine çakıştırılacak her SWIR bandı için öncesinde bu kayma miktarı tespit edilerek el ile düzeltilmiştir.



Şekil 6. (a) LWIR bandı üzerinden işaretlenen hedeflerin GPS koordinatları kullanılarak SWIR resmine oturtulması, (b) Tespit edilen kayma miktarının el ile düzeltilmiş hali

GPS koordinatları kullanılarak yapılan bu piksel bazlı çakıştırmanın ardından, piksellere ait spektrumları birleştirmek için 2 temel yöntem kullanılmıştır:

- Spektrum sürekliliğini koruyarak çakıştırma, bunun için SWIR spektrumunun ilk değeri, LWIR spektrumunun son değerine eşit olacak şekilde, her bir piksel için SWIR spektrumu ölçeklendirilmiştir.
- Spektrum ortalamalarını koruyarak sıkıştırma, bunun için ise SWIR ve LWIR spektrumlarının ortalamaları alınarak, SWIR spektrumu ortalaması LWIR spektrumu ortalamasına eşit olacak şekilde ölçeklendirilmiştir.

Bu füzyon sonucu oluşturulan resim Şekil 5'te görüldüğü gibi, önceki bölümlerden farklı olarak sadece piksel bazlı eşleştirme algoritmalarına verilmiştir. Eşleştirme algoritmaları 2 farklı şekilde çalıştırılmıştır:

- Hiperspektral küp, tek parça olarak verilerek arka plan modellemesi bu iki bandın birleşiminden yapılması sağlanmıştır.
- Arka plan modellemelerini ayrı ayrı yaparak kullanmak için, hiperspektral küpün LWIR ve SWIR bantları ayrı ayrı eşleştirilerek, skor matrisleri toplanmıştır.

Bu 2 çakıştırma yöntemi ve 2 eşleştirme yöntemi, tezin Bölüm 4.1.3'ünde açıklanan veri kümesi üzerinde uygulanmış ve başarımlar oranları Bölüm 5.2.3'te verilerek değerlendirilmiştir.

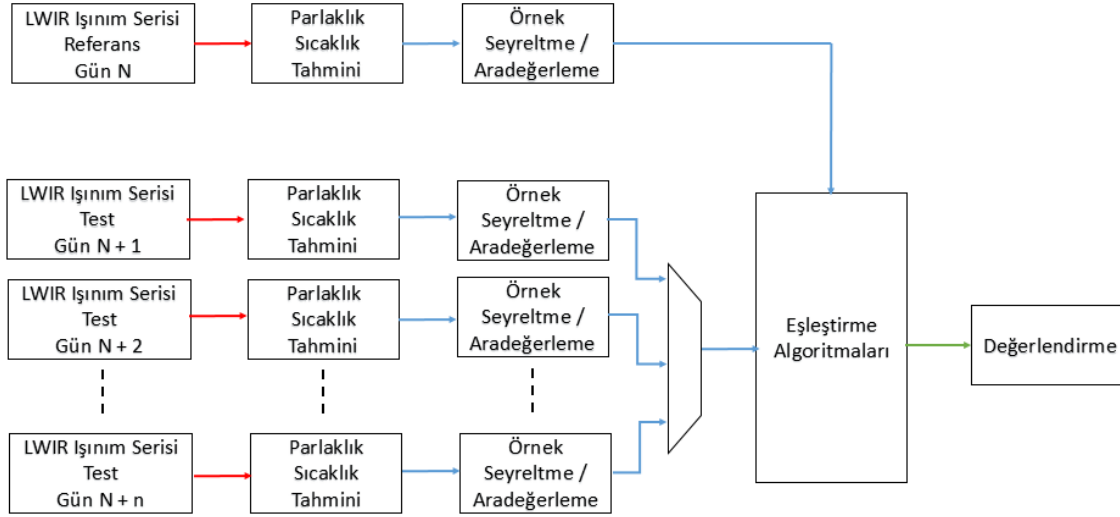
3.4 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Resimden Çıkarılan Sıcaklık Verisi Kullanılarak Hedef Tespiti

Varolan hiperspektral görüntü tespit yöntemlerine alternatif olarak, bu bölümde belli bir sahnedeki piksellerin gün boyu göstermiş olduğu sıcaklık profillerine dayalı yeni bir hedef tespit yöntemi geliştirilmiştir. Önerilen yöntem, belli bir sahnedeki belirlenen bir bölgenin elde edilmiş sıcaklık profilinin daha sonraki günlerde göstermiş olduğu sıcaklık profillerine olan benzerliğine dayanmaktadır.

Önerilen yöntemdeki temel aşamalar şu şekilde özetlenebilir:

- Gün boyu belirli aralıklarla çekilmiş olan uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntülerden her bir görüntüdeki piksel için Bölüm 3.2'de açıklanan sıcaklık tahminin yapılarak, o görüntü için sıcaklık haritasının oluşturulması.
- Oluşturulan sıcaklık haritaları birleştirilerek, hiperspektral küplere benzer şekilde sıcaklık küplerinin oluşturulması.
- Aranılan hedef için sıcaklık profilinin sıcaklık küpünden çekilmesi. Çekilen bu görüntü daha sonraki sıcaklık küplerinde eşleştirme için girdi olarak kullanılması.
- Referans sıcaklık profili ile test resmindeki sıcaklık küplerinin Bölüm 2.3'te açıklanan SAM, ACE ve AMSD eşleştirme algoritmalarının çalıştırılması.

- Eşleştirme algoritması sonucunun maksimum değerinin, hedefin bulunduğu piksellerin değeri ile karşılaştırılarak yanlış pozitif sayısının belirlenerek başarımlar ölçümü yapılması



Şekil 7. Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Resimden Çıkarılan Sıcaklık Verisi Kullanılarak Yapılan Karşılaştırmalar

Buna göre Şekil 7’de görülen düzenek kurularak şu deneyler yapılmıştır:

- Gün içinde alınan hiperspektral görüntü örneği sayısı azaltılarak elde edilen yanlış pozitif sayısı gözlemlenmiş, buna göre alınması gereken optimum örnek sayısı bulunmuştur.
- Aranan hedefin sıcaklık profili hesaplanan gün ile test görüntüsünün çekildiği gün miktarı değiştirilerek, günler arasındaki sıcaklık farkının yanlış pozitif sayısına ve eşleştirme performansına etkisi gözlemlenmiştir.
- Sıcaklık profili, 24 saatlik dilim yerine günün sadece belirli saat aralıklarında oluşturularak, materyallerin sıcaklık değişiminin ayırt edici zaman dilimi bulunmaya çalışılmıştır.

Verilen deneylere ek olarak, sıcaklık ve nemlilik bilgisinin hiperspektral hedef tespitine etkileri incelenmiştir.

3.5 Piksel Grubu Bazlı İşleme

Geleneksel hiperspektral eşleştirme algoritmaları, arka planı bütün pikselleri kullanarak modelledikten sonra komşu piksellerin durumuna bakmaksızın işlenen piksel bazında eşleştirme yapmaktadır. Özellikle aranan hedefin birkaç piksel kapladığı durumlarda, faydalı olabilecek komşu piksel verileri göz ardı edilmektedir. Komşu piksel verileri kullanılarak hem aykırı değere sahip tekil pikseller elenebilir hem de hedefe ait piksellerde komşu pikseller skoru arttırmaya katkı sağlayabilir.

Bu sebeplerle, komşu piksellerin etkisini hesaba katabilmek için uzamsal filtreleme ve süperpiksel algoritmaları kullanılarak etkileri test edilmiştir.

3.5.1 Uzamsal Filtreleme

Piksel grubu bazlı işlemede kullanılacak en basit yöntemlerden biri giriş (ışınım, reflektans veya yayınım) verisini bir filtreden geçirerek her pikselin içinde, komşu piksellerin de verisini barındırmaktır. Bunun için hedefin yaklaşık olarak kaç piksellik bir alana düşeceğini bilmeye ihtiyaç vardır. Hedefin metre cinsinden boyu, kameranın çözünürlüğü ve irtifası bilindiğinde bu mümkündür.

SEABASS ve HySpex veri kümesinde bulunan hedef araçların yaklaşık 3x3 piksellik bir alana düştüğü bilindiğinden, filtrenin merkezindeki piksele daha yüksek ağırlık verilerek, deneylerde 3.5'teki filtre katsayıları kullanılmıştır.

$$h = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 4 & 3 \\ 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

3.5.2 Süperpiksel

Süperpikseller benzer öznelikteki pikselleri gruplandırmak için kullanılmaktadır. Bu çalışmada da, aranan hedeflere ait pikselleri, çevre pikseller dışarıda kalacak şekilde gruplandırarak, uzamsal filtrelemeye göre daha hassas bir çoklu piksel kullanımı amaçlanmaktadır. Başka bir deyiş ile, uzamsal filtrelemede kullanılan 3x3 kare şeklindeki alan yerine, hedef aracın tüm piksellerini kapsayan alan hesaplanacak ve bu alan hem referans imzanın alındığı hem de test görüntüsünde hedef tespiti için birim olarak kullanılmıştır.

Süperpikselleri oluşturmak için, pikseller arasındaki uzamsal mesafe ve bu piksellerin spektral benzerliği parametreleri mevcuttur. Hiperspektral resim pikselleri arasındaki bu spektral benzerliği saptamak için SAM eşleştirme algoritması kullanılmıştır [38]. Bu iki metrik kullanılarak başlangıçta resmi eşit olarak bölütleyen sınırlar terkarlamalı olarak güncellenmiştir.

Bu süperpiksel algoritması, kullanılacak süperpiksel sayısı ve bu iki özmitelik metriği arasındaki ağırlık oranı olmak üzere iki farklı metrik girdisine ihtiyaç duymaktadır. Bunlardan süperpiksel sayısını, aracın düşeceği tahmini piksel alanı, resmi oluşturan piksel sayısına oranlanarak belirlenmiştir. İlgili ağırlık oranı ise, ilk tekrarlardan önce, seçilen süperpiksel sayısına göre pikseller arası ortalama uzamsal fark ve ortalama SAM metriği uzaklığı oranlanarak belirlenmiştir.

Süperpikseller bu yolla oluşturulduktan sonra, referans resimdeki hedefi içine alan süperpikseldeki tüm piksellerin ortalaması alınıp referans imza olarak bu veri kullanılmıştır. Benzer şekilde, test görüntüsündeki tüm süperpiksellerin ortalaması, referans imza tarafından bunlar içinde aratılması için hesaplanmıştır. Eşleştirme algoritmalarında hesaplanan kovaryans matrisleri ise, piksel bazlı yöntemde olduğu gibi, tekil pikseller üzerinden hesaplanmıştır.

4. DENEYSEL VERİ KÜMELERİ VE HİPERSPEKTRAL İMZALAR

4.1 SEABASS ve HySpex Veri Kümeleri

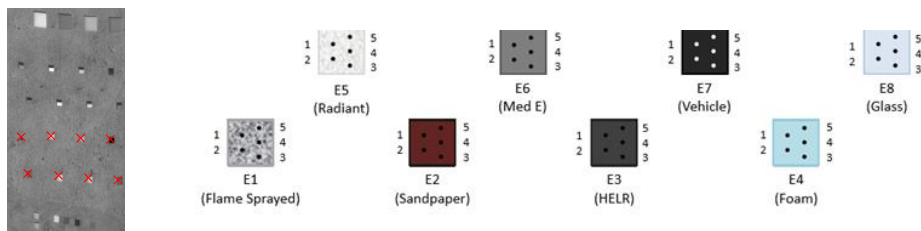
Bu veri kümelerindeki uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntüler, 500 ila 1000 metre arası irtifada uçan SEABASS (Spatially Enhanced Broadband Array Spectograph) ve HySpex sensörleri kullanılarak çekilmiştir [39].

SEABASS sensörü, 7.8-13.5 mikron arasında 128 adet bant için uzun dalga boyu kızılötesi görüntü alabilmektedir. 50 cm yer örnekleme aralığına sahip bu sensörde, materyal tanıma için yerleştirilen hedefler ise 25-150 piksellik alanlara, sahada bulunan araçlar ise 9 piksellik bir alana tekabül etmektedir.

HySpex sensörü ise, 1-2.5 mikron arasında 256 adet bant için kısa dalga boyu kızılötesi görüntü alabilmektedir. Yaklaşık 30 cm çözünürlüğüne sahip bu sensörde ise sahada bulunan araçlar ise 25 piksellik alanlara düşmektedir.

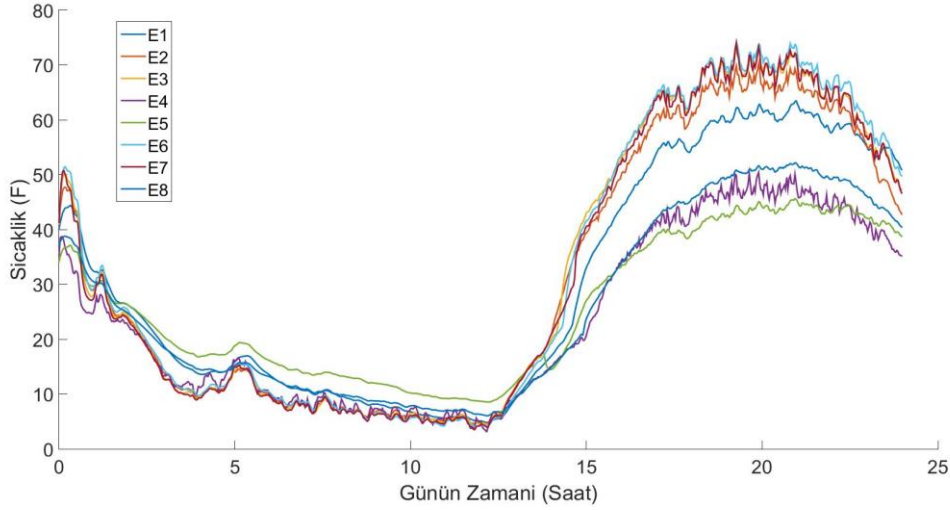
Ayrıca, bu iki sensörün aldığı görüntülerin, her bir pikselinin GPS konum bilgisi de bulunmaktadır. Bu veri, bu iki sensörün ürettiği iki banda ait görüntülerin çakıştırılarak birleştirilmesinde kullanılmıştır.

Veri kümesinin çekildiği sahada, dik ve 45 derece eğime sahip materyaller yerleştirilmiştir. Bunlar: Siyah araba boyası, zımpara kağıdı, köpük, cam gibi materyallerdir. Bu materyaller ve LWIR görüntüdeki pozisyonları Şekil-8'de gösterilmiştir.



Şekil 8. Veri Kümesinde Bulunan Yerleştirilmiş Hedefler

Bu materyallerin üzerindeki farklı noktalardan alınmış 24 saatlik sıcaklık sensörü bilgileri de mevcuttur olup, Şekil-9’da verilmiştir.



Şekil 9. SEABASS verisi, yerleştirilen hedeflere ait günlük sıcaklık profilleri

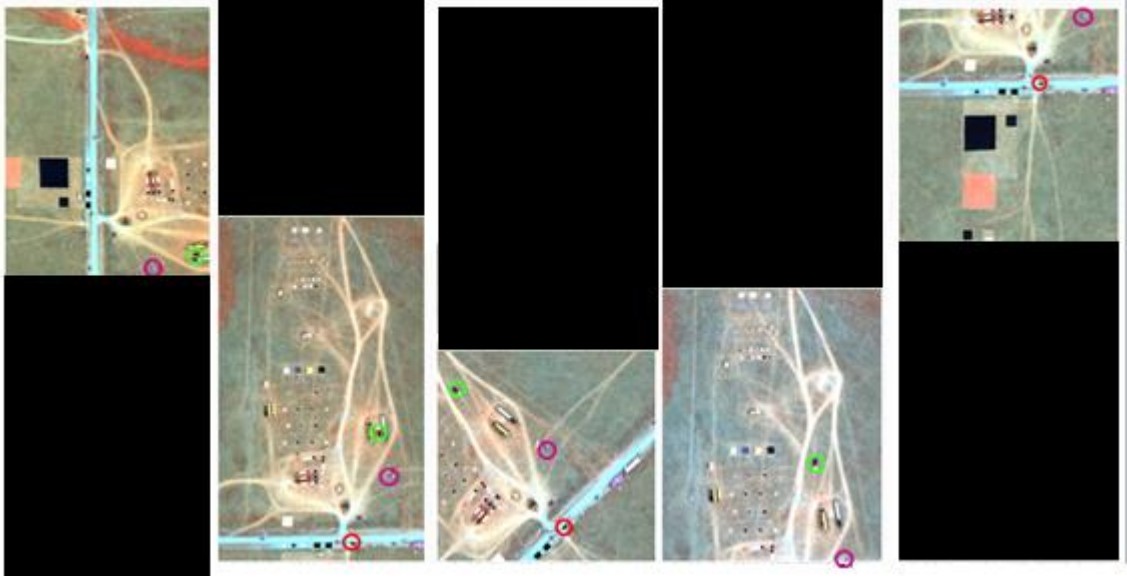
Sahada ayrıca araç tespiti algoritması uygulaması olarak kullanılabilen, yerleri sahip siyah ve beyaz renge sahip gerçek taşıtlar bulunmaktadır.

Hedeflerin yanı sıra, test sahasında, SWIR reflektans dönüşümü için kullanılabilen beyaz referans noktaları vardır.

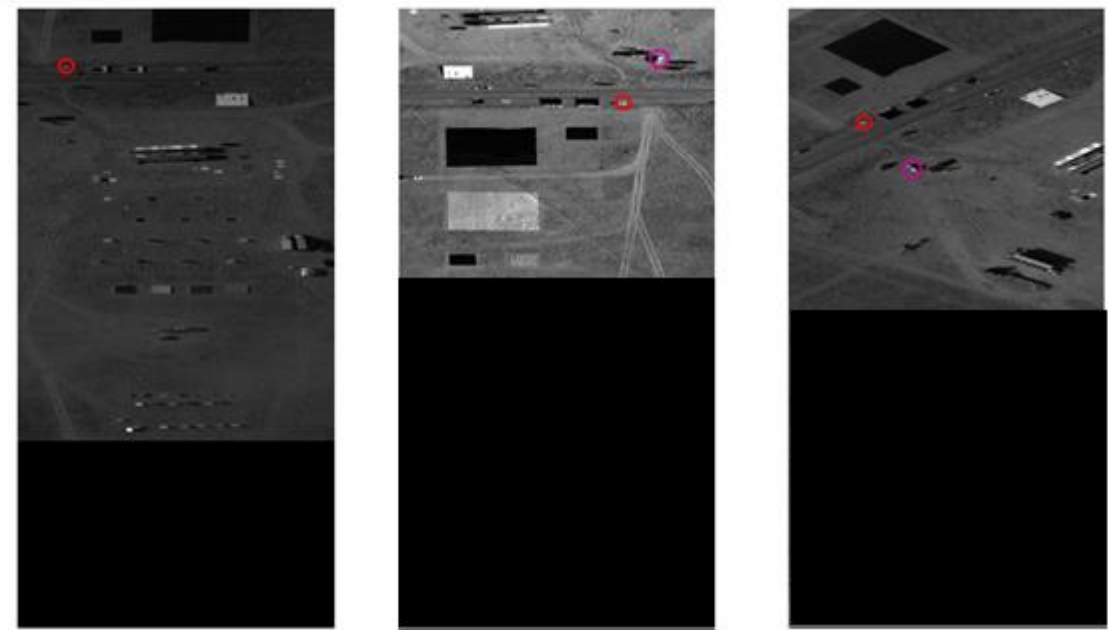
Bölgenin 2014 yılı Ağustos ayı içerisinde 5 farklı günde, her gün için en az 5 geçiş yapılarak görüntüleri kaydedilmiştir. Bu tezde, aynı gün içinde çekilmiş bir resimdeki hedefin imzası kullanılarak, diğer resimde bu hedef bulunmaya çalışılmıştır.

4.1.1 Seçilen SWIR Görüntüler

Yapılan deneyler kapsamında, SWIR bandına ait 2 farklı güne ait küme seçilmiştir. Bu kümelere birincisinde aynı günde 1 saat içerisinde çekilmiş 5 adet görüntü olup bu görüntülerde hedef tespitinde kullanılmak üzere 2 adet siyah ve 1 adet beyaz taşıtlar bulunmaktadır. Test sahasının, işaretlenen hedeflerle birlikte, RGB görüntüsü Şekil-10’da ve SWIR görüntüsü ise Şekil-11’de gösterilmiştir.



Şekil 10. Seçilen SWIR Görüntülerindeki araçların RGB görüntülerde işaretlenmiş hali



Şekil 11. Seçilen SWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler

SWIR için seçilen küme 1'deki görüntülere ait bilgiler Çizelge 1'de verilmiştir. Bu kümede biri siyah biri beyaz olmak üzere iki farklı araç hedefi bulunmaktadır.

Çizelge 1. SWIR Küme 1

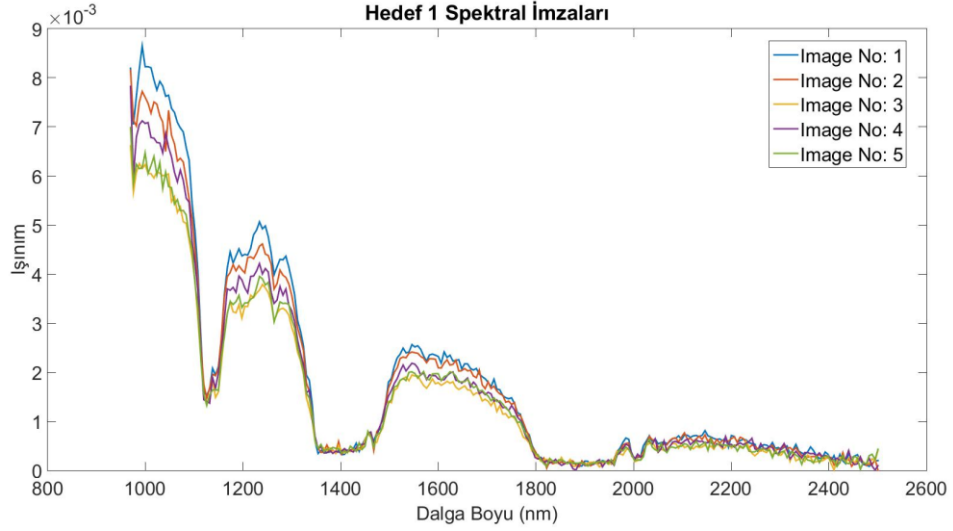
Görüntü	Görüntü Boyutu	Çekilme Tarihi ve Saati	Bulunan Hedefler ve Renkleri
1	320 x 625	12/08/2014, 17:10	1 (siyah), 2 (beyaz)
2	320 x 625	12/08/2014, 17:15	1 (siyah), 2 (beyaz)
3	320 x 625	12/08/2014, 17:25	1 (siyah), 2 (beyaz)
4	320 x 625	12/08/2014,17:32	1 (siyah), 2 (beyaz)
5	320 x 625	12/08/2014, 17:38	1 (siyah), 2 (beyaz)

SWIR için seçilen küme 2'deki görüntülere ait bilgiler ise Çizelge 2'de verilmiştir. Bu kümede 2 farklı beyaz araç hedef olarak işaretlenmiştir.

Çizelge 2. SWIR küme 2

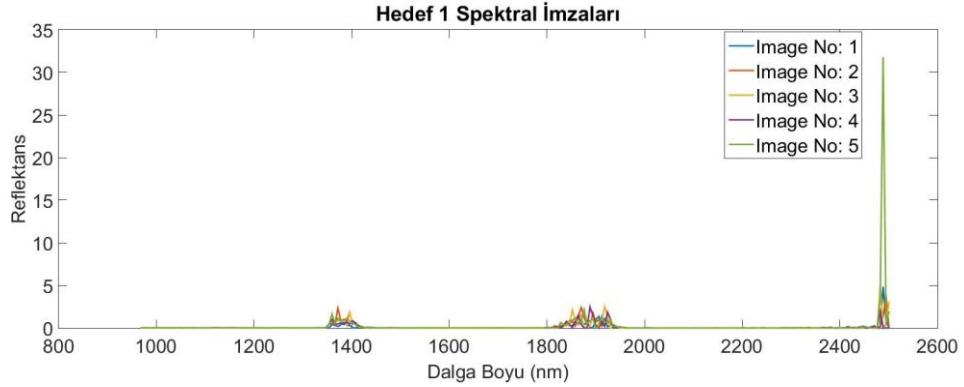
Görüntü	Görüntü Boyutu	Çekilme Tarihi ve Saati	Bulunan Hedefler ve Renkleri
1	320 x 625	20/08/2014, 14:56	1 (beyaz)
2	320 x 625	20/08/2014, 15:05	1 (beyaz), 2 (beyaz)
3	320 x 625	20/08/2014, 15:09	1 (beyaz), 2 (beyaz)

Küme 1 için seçilen resimlerde bulunan 1. hedefin, kümede buluna 5 resimdeki ışınım spektral imzaları Şekil-12'de gösterilmiştir.



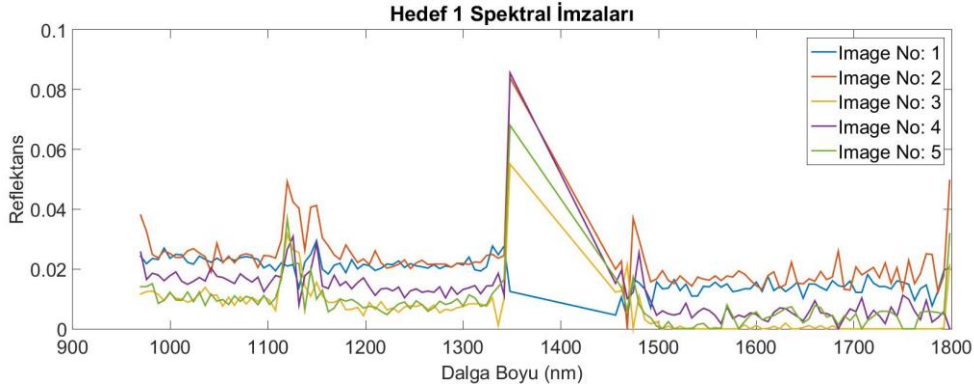
Şekil 12. SWIR küme 1, hedef ışınım imzaları

Bu imzalara tezin Bölüm 3.1.1’inde açıklanan reflektans dönüşümü uygulandığında aynı hedefler için elde edilen reflektans imzaları Şekil-13’te verilmiştir.



Şekil 13. SWIR küme 1, hedef reflektans imzaları

Reflektans imzalarında görülen bu karakteristiğin sebebi tezin 2.1. bölümünde açıklanan su bantlarıdır. Bu bantlarda ışınım değerleri çok düşük olduğundan reflektans sonuçları gürültülü çıkmaktadır. Bu sebeple bu bantlar ilgili spektrumdan çıkartıldığında elde edilen reflektans imzaları Şekil-14’tekine dönüşmüştür.

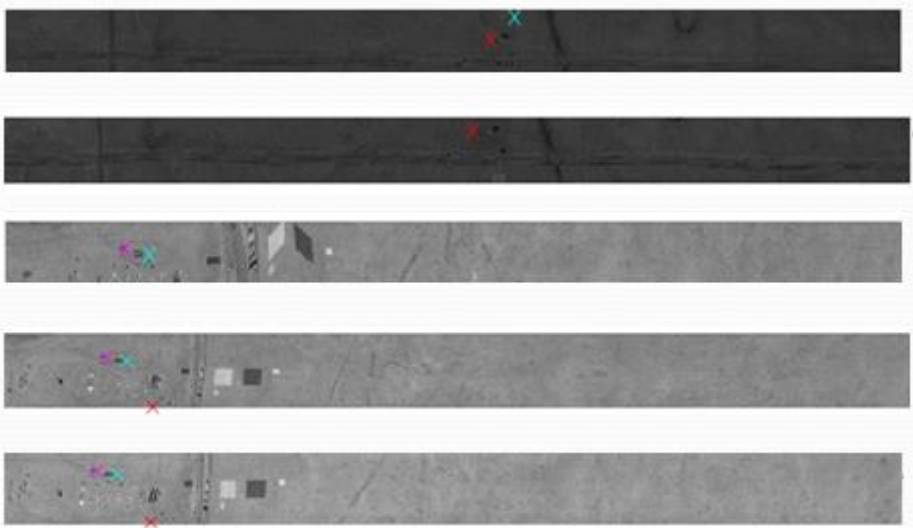


Şekil 14. SWIR küme 1, su bantları çıkartılmış hedef reflektans imzaları

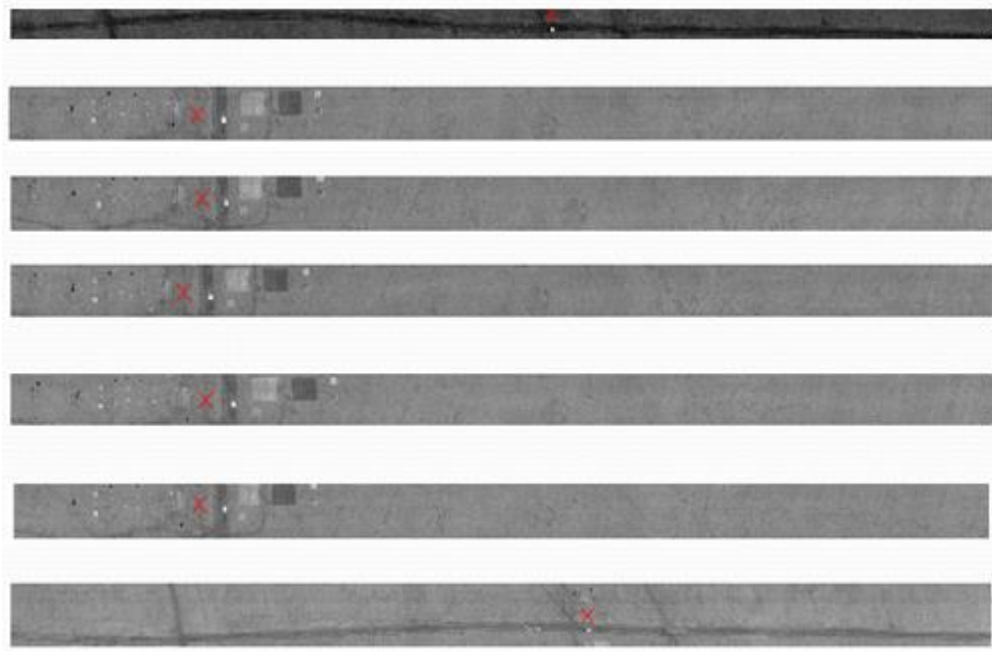
Su bantları atılmış bu SWIR görüntüler, tezin Bölüm 3.1’inde açıklanan önerilen hedef tespit yöntemi ile test edilmiş ve sonuçları Bölüm 5.2.1’inde verilmiştir.

4.1.2 Seçilen LWIR Görüntüler

Kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntülerde hedef tespiti amacıyla yapılan deneyler için 2 farklı güne ait Şekil-15 ve Şekil-16’da görülen 2 farklı küme seçilmiştir. Bu kümelerin ilkinde Çizelge-3’te görüldüğü gibi 5 adet resim bulunup, birisi beyaz diğer ikisi siyah olmak üzere 3 farklı araç tespit edilerek işaretlenmiştir. İkinci kümede ise Çizelge-4’te görüldüğü gibi 7 adet resim bulunup, tek bir hedef üzerinde çalışma yapılmıştır.



Şekil 15. Seçilen LWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler, Deney Kümesi 1



Şekil 16. Seçilen LWIR Görüntüler ve İşaretlenmiş Farklı Hedefler, Deney Kümesi 2

Çizelge 3. LWIR Küme 1

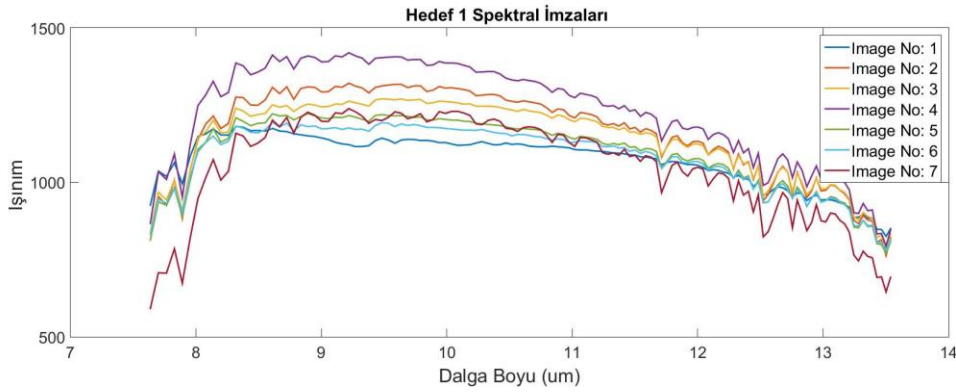
Görüntü	Görüntü Boyutu	Çekilme Tarihi ve Saati	Bulunan Hedefler ve Renkleri
1	2500 x 128	11/08/2014, 18:14	1 (siyah), 2 (beyaz)
2	2500 x 128	11/08/2014, 18:40	1 (siyah),
3	1532 x 128	11/08/2014, 13:35	1 (siyah), 2 (beyaz), 3 (siyah)
4	1531 x 128	11/08/2014, 18:19	1 (siyah), 2 (beyaz), 3 (siyah)
5	1510 x 128	11/08/2014, 18:28	1 (siyah), 2 (beyaz), 3 (siyah)

Çizelge 4. LWIR Küme 2

Görüntü	Görüntü Boyutu	Çekilme Tarihi ve Saati	Bulunan Hedefler ve Renkleri
1	5000 x 128	11/08/2014, 21:41	1 (siyah)
2	2937 x 128	11/08/2014, 21:50	1 (siyah)
3	2921 x 128	11/08/2014, 21:55	1 (siyah)

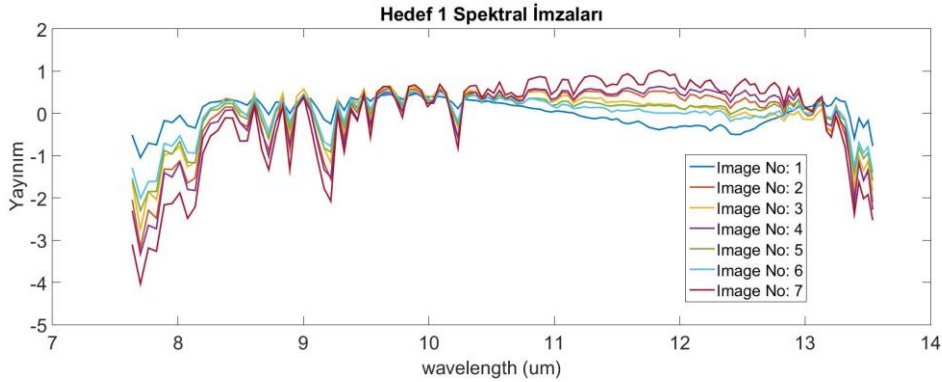
4	2924 x 128	11/08/2014, 22:00	1 (siyah)
5	2930 x 128	11/08/2014, 22:04	1 (siyah)
6	2912 x 128	11/08/2014, 22:09	1 (siyah)
7	2500 x 128	11/08/2014, 22:18	1 (siyah)

Küme 1 için seçilen resimlerde bulunan 1. hedefin, kümede bulunan 7 resimdeki ışınım spektral imzaları Şekil-17’de gösterilmiştir.



Şekil 17. LWIR küme 1, hedef ışınım imzaları

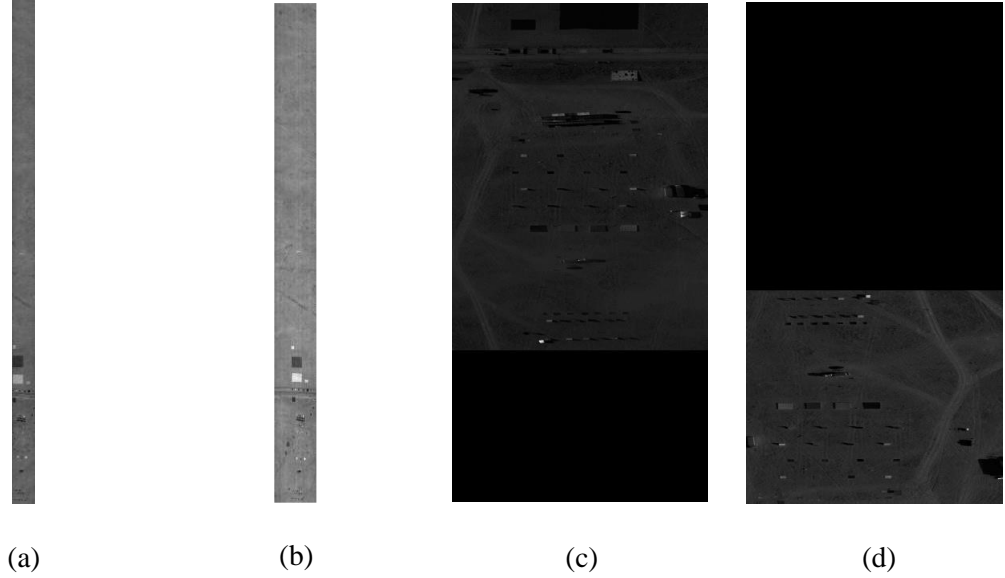
Bu kümeye ait LWIR ışınımları, tezin Bölüm 3.2.1’inde açıklanan parlaklık sıcaklık ayırımı algoritması kullanıldığında ortaya çıkan yayınım imzaları Şekil-18’de gösterilmiştir.



Şekil 18. LWIR küme 1, hedef yayınım imzaları

4.1.3 Seçilen Çakıştırılmış SWIR ve LWIR Görüntüler

Deney kümesinde bulunan LWIR ve SWIR görüntülerde, hedef olarak kullanılabilir, ortak olarak bulunan araç bulunmadığından, bu kümedeki deneylerde alana hedef olarak yerleştirilen ve hem LWIR hem de SWIR görüntülerde bulunan materyaller kullanılmıştır. Bu amaçla seçilen LWIR ve SWIR görüntüler Şekil-19'da verilmiştir.



Şekil 19. Çakıştırma için seçilen görüntü kümesi (a) LWIR görüntü 1, (b) LWIR görüntü 2, (c) SWIR görüntü 1, (d) SWIR görüntü 2

Çakıştırma için yapılan deneylerde, LWIR görüntü 1, SWIR görüntü 1 ile; LWIR görüntü 2, SWIR görüntü 2 ile çakıştırılmıştır. Çakıştırılan görüntülerin birinden alınan hedeflere ait birleştirilmiş LWIR ve SWIR imzaları, diğer görüntüde aratılmış ve bu deneyin sonuçları tezin Bölüm 5.2.3'ünde verilmiştir.

4.2 SPICE Veri Kümesi

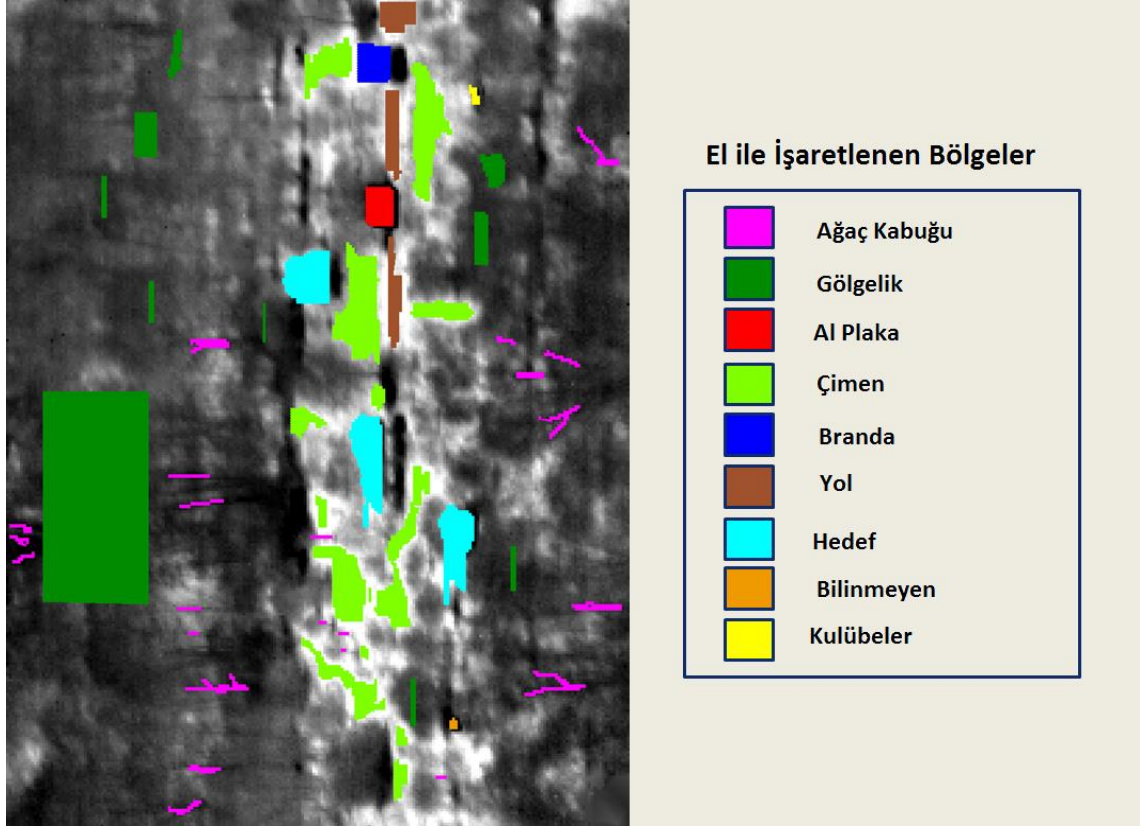
SPICE (Spectral and Polarimetric Imagery Collection Experiment) adı verilen bu veri kümesinde, Şekil-20'de görüldüğü gibi, kameranın bakış açısına göre 0, 90 ve 135 derecelik açıyla yerleştirilmiş 3 adet tank hedefi bulunmaktadır. Bunlarla beraber hedef sahnesi, Şekil-21'de işaretlendiği gibi, ağaç, çimen, toprak gibi doğal örtünün yanı sıra, yapay olarak yerleştirilmiş alüminyum plaka, beton kulübe, branda ve gölgelik objelerini de içermektedir.



Şekil 20. Veri kümesi sahası ve resimlerin çekildiği kule

Bu kümedeki 7.5-8.5 mikron aralığındaki kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntüler, 570 metre verev görüş uzaklığındaki 126 metre uzunluğunda bir kuleden çekilmiştir. Görüntüler 24 saat boyunca ortalama 15'er dakikalık aralıklarla çekilmiştir. Bu tezde, ilgili kümede kullanılan görüntüler 2013 yılının Mayıs ayının; 1., 2., 3., 4., 5., 6., 7., 8., 13., 14., 15., 16., 17., 18., 19., 20., 21., 29. ve 30. olmak üzere, 21 farklı gününde çekilmiştir.

Kümedeki görüntü boyutları sabit ve 224 satıra 300 sütun boyutundadır. Piksel çözünürlüğü 1.5 metre civarındadır. Buna göre, yerleştirilen 0, 90 ve 135 derecelik hedefler sırasıyla 75, 102 ve 96 piksellik alanlara tekabül etmektedir.

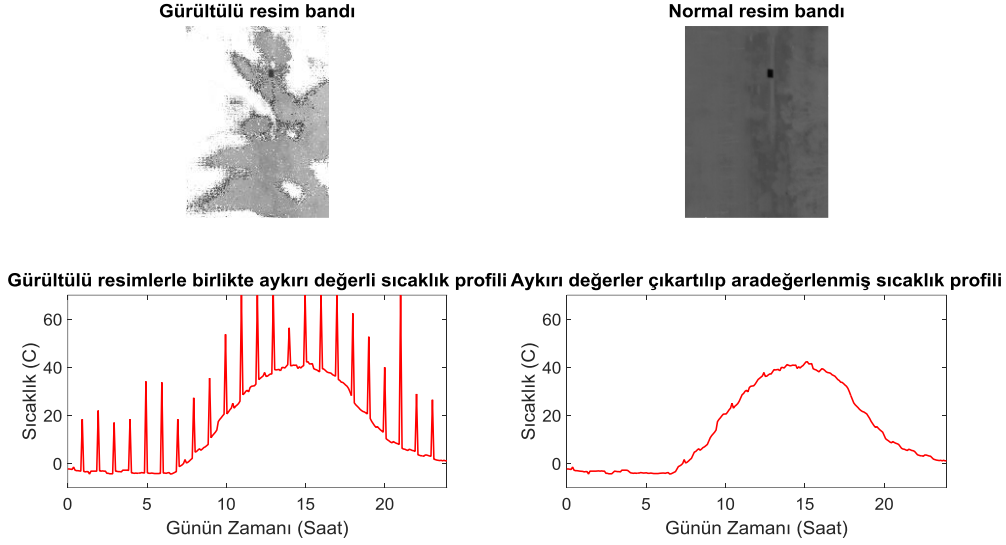


Şekil 21. Veri kümesinde bulunan hedefler ve çeşitli materyallerin konumları

Bu veri kümesi; atmosferik koşullardaki, doğal çevredeki, aydınlatma geometrisindeki değişimlerin hedef hiperspektral imzalarına ve sonuç olarak algoritma performanslarına etkisini gözlemlemek amacıyla oluşturulmuştur [40]. Bu tezdeki çalışmada ise ilgili küme, gün boyunca çekilen görüntülerden elde edilen ve günün saatine bağlı olarak değişen çevre ve hedef sıcaklık profillerinin, hedef tespiti için kullanılmasının değerlendirilmesi ve bu sıcaklık değişimlerinin, uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral hedef tespit algoritma performanslarına etkisinin incelenmesi için kullanılmıştır.

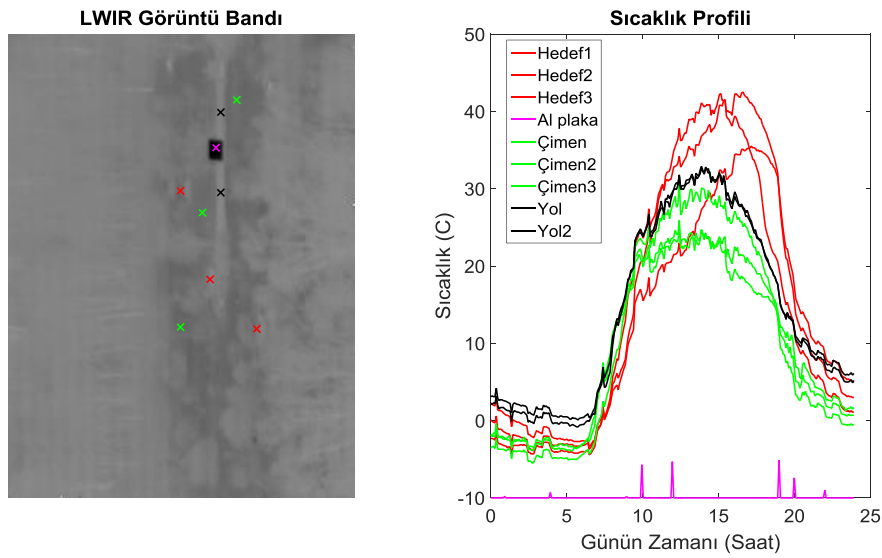
Bu çalışma kapsamında, tezin Bölüm 3.2.1’inde açıklanan sıcaklık tahmin algoritması kullanılarak, 24 saat içinde 15’er dakikalık aralıklarla çekilen her görüntünün her pikselinin sıcaklık tahmini yapılmıştır. Böylece, hedef sahasında bulunan hedef ve çeşitli çevre piksellerinin sıcaklık profilleri oluşturulmuştur.

Şekil-22’de görüldüğü gibi, gün boyunca çekilen bazı resimler sebebi bilinmeyen şekilde bozuk çıkmış, bu da sıcaklık profillerinde aykırı değerler oluşmasına sebep olmuştur. Bu aykırı değerler tespit edilip, doğrusal aradeğerleme ile düzeltilmiştir.



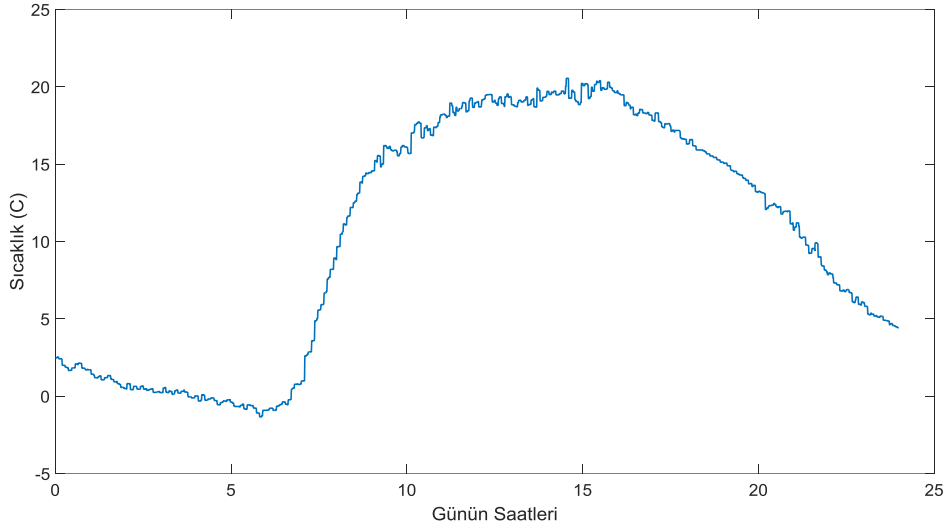
Şekil 22. Gürültülü resimler, normal resimler, gürültülü resimlerle birlikte sıcaklık profili, aykırı değerler temizlenmiş sıcaklık profili

Bu aradeğerleme işleminden sonra, hedef sahasında bulunan hedeflerin ve çevresindeki çeşitli piksellerin sıcaklık profili Şekil-23'te görüldüğü gibi oluşturulmuştur. Buradan, test sahnesinde bulunan işaretlenmiş objelerin, Güneş doğumundan itibaren (saat 6 civarı) ısınmaya başlayıp saat 13-16 arası maksimum sıcaklıklarına ulaştıktan sonra gün batımıyla birlikte soğuma eğilimine girdikleri görülmektedir. Bununla birlikte, hedeflerin (tankların) gün içinde ulaştığı maksimum sıcaklığın, çevre piksellerden yüksek olduğu ve çevre piksellerin sıcaklık profillerinden ayırt edici özellikte olduğu anlaşılmaktadır.

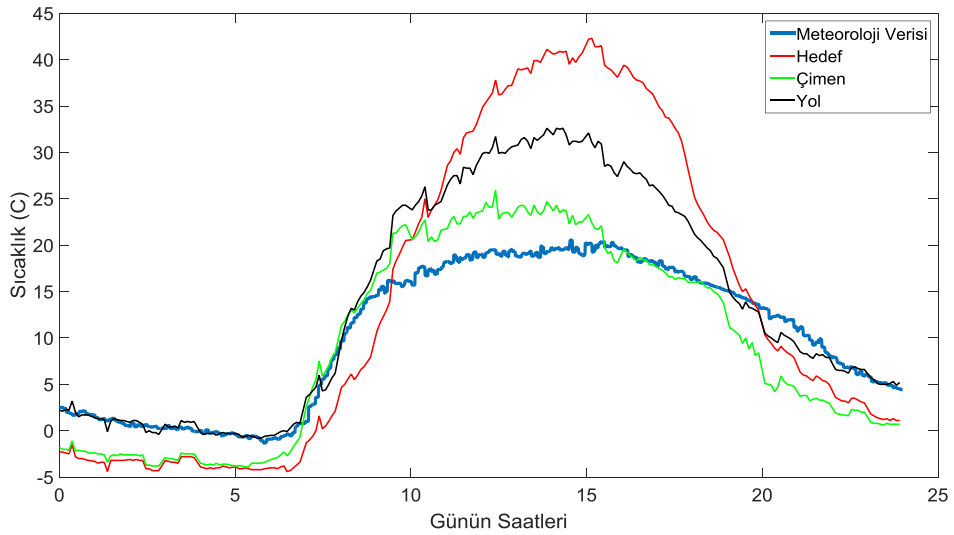


Şekil 23. Hedef sahasında bulunan 3 adet farklı tank, 3 adet çimen ve 2 adet yol pikseli örneği ile oluşturulan sıcaklık profilleri

İlgili veri kümesinde ayrıca her güne ait, 2 dakikada bir örneklenmiş sıcaklık ve nem için meteoroloji verisi bulunmaktadır. Bu veri kullanılarak, Şekil-23'te kullanılan güne ait meteoroloji hava sıcaklığı verisi kullanılarak çizilen sıcaklık profili ve LWIR görüntüler üzerinden çeşitli materyallerin tahmin edilen sıcaklık profilleri ile birlikte Şekil-24'te görülmektedir. Bu şekile göre, hiperspektral görüntülerden tahmin edilen sıcaklık profillerinin artış ve azalış eğilimleri meteoroloji verisine paralellik gösterirken, ilgili materyallerin maksimum sıcaklığı meteoroloji tarafından verilen hava sıcaklığının üzerine çıkmıştır.



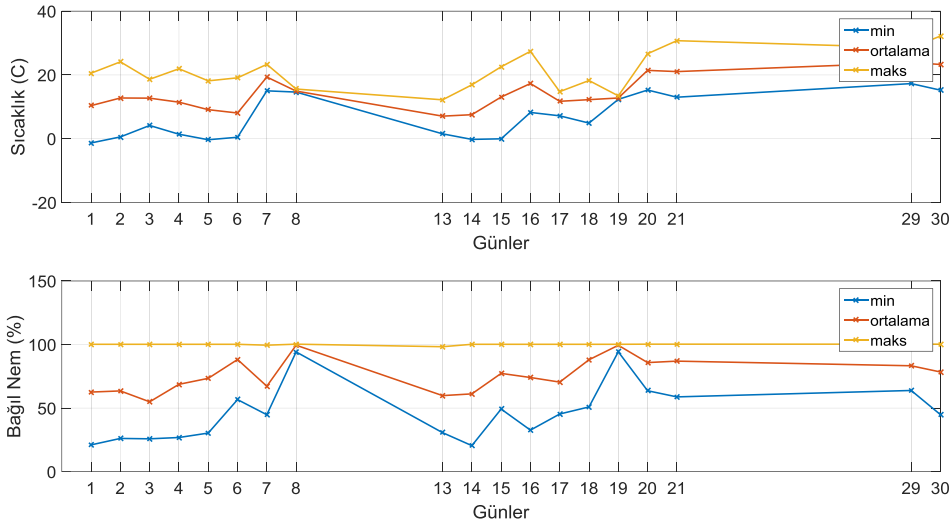
(a)



(b)

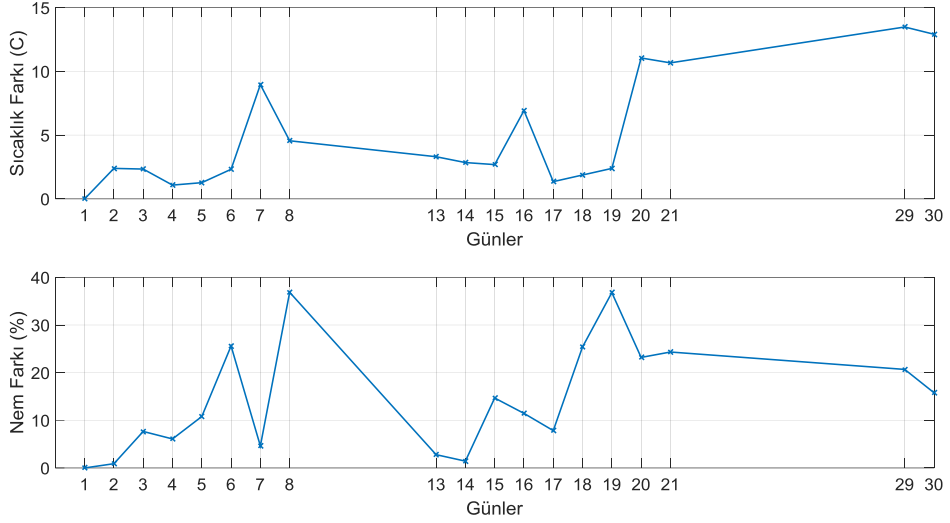
Şekil 24. (a) SPICE veri kümesinin bir güne ait meteorolojik hava sıcaklığı profili, (b) Meteoroloji sıcaklık verisi ile tahmin edilen materyal sıcaklıkları karşılaştırması

Bu meteoroloji verisinin, gün bazında minimum, ortalama ve maksimum sıcaklık ve bağıl nem değerleri de hesaplanarak Şekil-25'te gösterilmiştir.



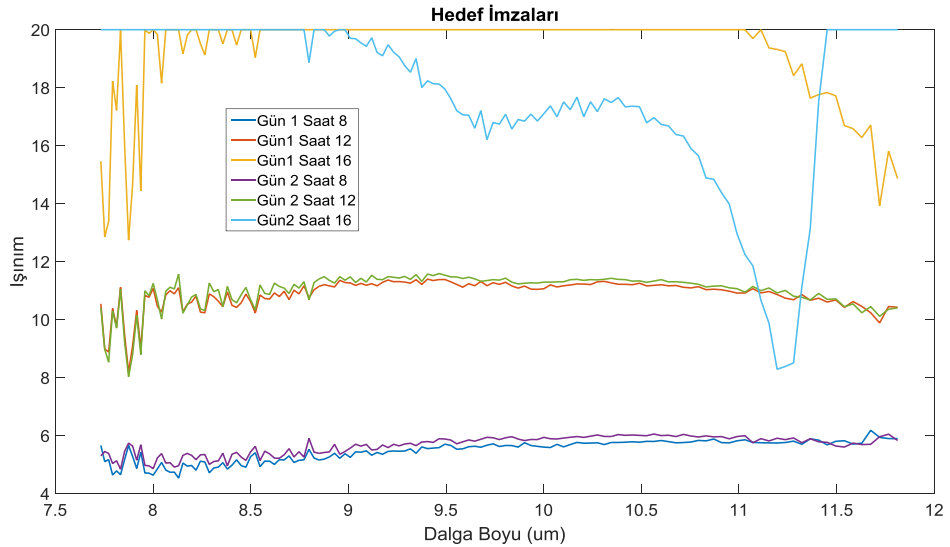
Şekil 25. SPICE kümesinin ölçüldüğü 2013 yılı Mayıs ayının günlerine ait sıcaklık ve nem değerleri

Veri kümesinin kullanım amaçlarından biri, bir gündeki resimlerden alınan imzanın diğer günlerde aratılması ve günler arasındaki sıcaklık farkının hedef tespitine etkisinin araştırılması olduğundan, Mayıs ayının ilk günü referans olarak seçilmiş ve bu ilk gün ile diğer günler arasındaki ortalama sıcaklık ve nem farkları Şekil-26'da gösterilmiştir. Buna göre sıcaklık farkının ilk 6 gün nispeten sabit kaldıktan sonra 7. Gün aniden arttığı ve sonra 16. güne kadar yeniden düşüş eğilimi gösterdikten sonra 3 günlük tekrar düşüşten sonra 19. gün sonrasında 10 derecenin üzerine çıktığı görülmektedir. İlk güne oranla nem farkı ise 6, 8 ve 19. günlerde maksimuma ulaşmıştır.



Şekil 26. SPICE kümesinin referans gün ile diğer günler arasındaki sıcaklık ve nem farkları

Çıkarılan sıcaklık profillerine ek olarak, görüntüdeki hedeflerin, 1. ve 2. günde, saat 8, 12:00 ve 16:00'da alınmış imzaları Şekil-27'de verilmiştir. Şekilde, günün ilerleyen saatlerinde sıcaklık arttıkça ölçülen ışınımın miktarının da arttığı görülmektedir. Sıcaklığın maksimum değerine ulaştığı 16:00 saatinde okunan ışınım değerinin satüre olarak ölçüm bozukluğuna neden olduğu da görülmektedir.



Şekil 27. 1. ve 2. günden alınan 3'er farklı saat için hedef LWIR imzaları

Bu veri kümesindeki sıcaklık profilleri, tezin Bölüm 3.4'ünde anlatılan yöntem ile çıkarılıp kullanılmış ve sonuçları tezin Bölüm 5.3'ünde verilerek yorumlanmıştır.

5. DENEYSEL SONUÇLAR VE KARŞILAŞTIRMALAR

Tezin 3. Bölümünde verilen algoritmalar, 4. Bölümde verilen veri kümeleri üzerinde uygulanmış ve sonuçları bu bölümde verilmiştir. İlgili sonuçların karşılaştırılabilmesi amacıyla önerilen değerlendirme metriği Bölüm 5.1’de açıklanmıştır. Bölüm 5.2’de ışınım, yayılım ve reflektans tabanlı hedef tespiti deney sonuçları raporlanmıştır. Bölüm 5.3’te ise sıcaklık tabanlı hedef tespiti deney sonuçları ve karşılaştırmalar verilmiştir.

5.1 Değerlendirme Metriği

Bu tezde kullanılan veri kümelerindeki hedef pikseli sayısının, arka plan pikselleri sayısına oranla çok daha az olması ve sınırlı sayıda test görüntüsü olması sebebiyle, değerlendirme metriği olarak yaygın olarak kullanılan kesinlik–geri getirme eğrileri tatmin edici bir karşılaştırmaya yarayacak sonuçları üretememektedir. Bu sebeple, ilgili karşılaştırmaların yapılabilmesi için uygun bir test metriği önerilmiştir.

Hiperspektral hedef tespit algoritmaları, çıktı olarak giriş resmine eşit boyutta bir skor matrisi vermektedir. Eğer ilgili piksele ait skor değeri, belirli bir eşik değerinden büyükse o pikselin hedefe ait olduğu sonucuna varılır. Önerilen yöntemeye göre, bu eşik değeri, hedefe ait olan pikselin skor değeri olarak kullanılarak, hedeften daha büyük skora sahip pikseller yanlış pozitif olarak işaretlenerek sayılmıştır. Başka bir ifade ile, doğru tespit oranı 1 (%100) iken, yanlış alarm oranları performans karşılaştırması için kullanılmıştır.

Test görüntüleri için oluşturulan yer gerçekliği matrisinde, test görüntülerinde bulunan her hedefin merkezi doğru, kalan tüm pikseller yanlış olarak işaretlenmiştir. Değerlendirme sırasında, resimde bulunan hedefin bir pikselden daha büyük olduğu durumlarda ise, hedefler genellikle karesel şekilde olduğundan, hedefin düştüğü toplam piksel alanı boyutu kadar bir pencere oluşturulmuş ve ilgili eşik değeri, her piksel için, bu pencere içine düşen piksel skorlarının en yükseğine eşit sayılmıştır.

Bu değerlendirme sonucunda elde edilen yanlış alarm piksellerinin sayısı ne kadar düşük olursa kullanılan yöntem o kadar başarılı kabul edilmiştir. En ideal durum olarak, hedef tespit edildiğinde yanlış alarm sayısının 0 olması beklenmektedir.

Ancak, tek başına bu metrik çoklu deney sonuçlarını karşılaştırmada yanıltıcı olabilmektedir. Bunun nedeni bazı deney sonuçlarının çok fazla sayıda yanlış pozitif

vererek, kalan deneylerin çoğu doğru hedef tespiti yapmış olsa bile bunları baskılayabilmektedir. Bu nedenle bazı deneyleri karşılaştırırken, sadece yanlış pozitif sayılarına değil, yanlış pozitif sayılarının 0 olduğu, yani hedefin doğru tespit edildiği durum sayılarının toplamına da bakılmaktadır.

5.2 Işınım, Reflektans ve Yayınım Tabanlı Hedef Tespiti Deney Sonuçları

Bu bölümde, Bölüm 4.1’de açıklanan, belirli bir hedef sahasına ait SWIR ve LWIR ışınım görüntülerini barındıran veri seti kullanılmıştır. Bu bantlardan SWIR bandına reflektans, LWIR bandına ise yayınım dönüşümü uygulanarak, bu bantların ve dönüşümlerin hedef tespit algoritmalarına etkisi raporlanmıştır.

5.2.1 Kısa Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları

Bu bölümde, deney kümesinde bulunan SWIR görüntüler sensörden okunan ışınım değerlerine ek olarak Bölüm 3.1.1’de açıklanan reflektans dönüşümüne uğrayarak hedef tespitinde kullanılmış ve sonuçları verilmiştir.

5.2.1.1 Işınım Tabanlı Hedef Tespit Sonuçları

Bu deneyde, ilgili deney kümelerinde bulunan her bir resimden alınan hiperspektral imza, diğer resimlerin her birinde aratılarak hedef tespiti yapılmış ve sonuçları Bölüm 5.1’de açıklanan değerlendirme metriği kullanılarak sayısallaştırılmıştır Çizelge-5’te 1. deney kümesinde bulunan 2 numaralı hedef için, ACE eşleştirme algoritması kullanıldığında elde edilen sonuçlar görülmektedir. Bu çizelgede satırlar referans görüntün alındığı resim numarasını, sütunlar ise alınan bu imza kullanılarak hedefin arandığı test görüntü numaralarını temsil etmektedir. Her bir referans ve test görüntüsü ikilisi kullanılarak yapılan deney, Bölüm 3.1’de açıklandığı gibi hem piksel hem de piksel grubu bazlı olarak yapılmıştır. Piksel grubu bazlı yapılan deneyler, uzamsal filtreleme (UF) ve süperpiksel (SP) algoritmalarıdır. Örneğin, 2. resimden referans olarak alınan imza, 5. resimde test edildiğinde 4 adet yanlış pozitif elde edilmiş, aynı resimlere uzamsal filtreleme uygulandığında ise 0 yanlış pozitif elde edilmiş, yani hedef bulunmuştur.

Çizelge 5: SWIR ışınım verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 2'nin her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları

Resim		T1	T2	T3	T4	T5	Toplam	Oran (%)
R1	P	0	1	0	0	0	1	0.0003
	UF	0	0	0	1	0	1	0.0003
	SP	0	488	0	8081	1791	10360	2.8778
R2	P	0	0	0	1	4	5	0.0014
	UF	0	0	0	120	0	120	0.0333
	SP	521	0	40	12513	3008	16802	4.4672
R3	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	0	0	0	0	0	0
	SP	0	153	0	0	16	8907	2.4742
R4	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	0	0	0	0	0	0
	SP	41714	0	18055	0	16	59785	16.6069
R5	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	4	0	0	0	4	0.0011
	SP	25229	19708	33	18735	0	63705	17.6958

Bu deney, tezin Bölüm 2.3'ünde anlatılan SAM, ACE, OSP ve HSD eşleştirme algoritmalarının her biri ile yapılmış ve sonuçları Çizelge 6'da verilmiştir. Ayrıca her bir eşleştirme algoritması için piksel grubu bazlı eşleme olan uzamsal filtreleme sonucu da verilmiş bunlara ek olarak süperpiksel algoritması sadece ACE eşleştirme algoritması üzerinden verilmiştir. Bu çizelgede gösterilen sonuçlar, bütün referans ve test görüntüleri ile yapılan deney kombinasyonlarından elde edilen toplam yanlış pozitif sayılarının, test görüntülerinde eşleştirme yapılan toplam piksel sayılarına oranını temsil etmektedir. Elde edilen değer ilgili algoritma için ne kadar düşükse, hedef tespiti o kadar başarılıdır. Bu

çizelgedeki sonuçlara göre SWIR bandında ışınım verileri kullanıldığında en başarılı algoritmanın SAM olduğu görülmektedir.

Çizelge 6. SWIR ışınım tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları

16	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 1, Küme 2 (%)	Hedef 2, Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	0.0004	0	0.0012	0.0003
	ACE	0.0005	0.0001	0.0608	0.0006
	OSP	0.0051	0.0015	0.0016	0.0306
	HSD	5.5876	0.0042	0	0.0004
Uzamsal Filtreleme Tabanlı	SAM	0.0135	0	0	0
	ACE	0.0022	0.0025	1.2992	0
	OSP	0.0015	0.0036	0.0006	0.0009
	HSD	6.8149	0.0002	0	0
Süperpiksel Tabanlı	ACE	6.7790	3.1768	7.8483	3.5506

Aynı deneyin, Bölüm 5.1’de açıklanan, toplam doğru tespit oranı metriğine göre alınan sonuçlar ise Çizelge-7’te görülmektedir. Buradaki sonuçlara göre de en başarılı algoritma piksel grubu tabanlı SAM olarak görülmektedir. Bu algoritma 1. Kümede bulunan 1 numaralı hedefleri %65 oranında tam olarak bulmuş, diğer tüm hedefleri ise bütün hedefleri %100 oranında bulabilmiştir. Piksel grubu bazlı işlemede ise, süperpiksel tabanlı yöntemin, uzamsal filtreleme tabanlı yöntemle göre çok daha yüksek ortalama yanlış pozitif sayısı ve düşük hedef tespit oranı verdiği görülmüştür.

Çizelge 7. SWIR ışınım tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 1, Küme 2 (%)	Hedef 2, Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	65	100	83	50
	ACE	60	85	50	50
	OSP	15	65	83	0
	HSD	0	80	100	50
Uzamsal Filtreleme Tabanlı	SAM	65	100	100	100
	ACE	75	85	83	100
	OSP	55	60	83	50
	HSD	15	85	100	100
Süperpiksel Tabanlı	ACE	25	15	0	67

Bu sonuçlara göre kullanılan bütün eşleştirme algoritmalarının siyah renkli aracı temsil eden Hedef-1’de, diğerleri beyaz olan tüm hedeflere göre daha başarısız olduğu görülmektedir. Bunun nedeni kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntülerde beyaz rengin arka plana göre daha ayırt edici olmasıdır.

5.2.1.2 Reflektans Tabanlı Hedef Tespit Sonuçları

Önceki bölümde ışınım üzerinden yapılan deneyler, bu bölümde tezin Bölüm 3.1.1’inde açıklanan reflektans dönüşümü uygulandıktan sonra bu bölümde tekrarlanmıştır. Önceki bölümde, Çizelge-5’te gösterilen deney sonucu örneğinin aynısı, reflektans verisi kullanılarak yapılan deney için Çizelge-8’de verilmiştir.

Çizelge 8. SWIR reflektans verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1’de bulunan Hedef 2’nin her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları

Resim		T1	T2	T3	T4	T5	Toplam	Oran (%)
R1	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	0	0	1	0	1	0.0003
	SP	0	0	0	275	1078	1353	0.3758
R2	P	0	0	0	0	1	1	0.0003
	UF	0	0	0	120	0	120	0.0333
	SP	0	0	0	206	967	1173	0.3258
R3	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	0	0	0	0	0	0
	SP	0	0	0	0	1952	1952	0.5422
R4	P	0	1	0	0	0	1	0.0003
	UF	0	0	0	0	0	0	0
	SP	0	498	0	0	17	515	0.1431
R5	P	0	0	0	0	0	0	0
	UF	0	4	0	0	0	40	0.0111
	SP	0	2579	696	0	0	3275	0.9097

Reflektans ile yapılan deneylerin, eşleştirme ve piksel grubu bazlı işleme algoritması kombinasyonları benzer şekilde Çizelge-9’da verilmiştir. Reflektans verisinde de, ışınım verisine benzer olarak SAM algoritması, siyah araç hedefi (Hedef-1) haricinde oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. SAM’e başarımlı olarak en yakın algoritma ACE olarak görülmektedir.

Çizelge 9. SWIR reflektans tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 1, Küme 2 (%)	Hedef 2, Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	0.1038	0	0.0027	0.0041
	ACE	0.0016	0.0001	0.0046	0.0008
	OSP	0.8946	0.0004	0.0058	0.0347
	HSD	15.8896	0.0018	0	0.0302
Uzamsal Filtreleme Tabanlı	SAM	0.1883	0	0	0.0003
	ACE	0.3636	0	0	0.0020
	OSP	4.5692	0.0002	0.0011	0.0456
	HSD	34.5795	2.2615	6.6908	0.0003
Süperpiksel Tabanlı	ACE	0.4659	0.1654	12.9898	2.7479

Çizelge-7'ye benzer şekilde, toplam doğru tespit metriğine dayanan sonuçlar Çizelge-10'da reflektans verisi için verilmiştir. HSD algoritmasının piksel grubu tabanlı eşleştirme algoritmaları kullanıldığında hedef tespit oranlarının düştüğü görülmektedir. Bunun nedenin, hibrit tabanlı algoritmaların, imza tabanlı hedef tespitinin yanı sıra piksel karışımı düzeltme yaklaşımını da uygulaması, uzamsal filtreleme gibi pikseller arasındaki ilişkiyi değiştiren algoritmaların ise bu işlemi zorlaştırması olduğu düşünülebilir.

Çizelge 10. SWIR reflektans tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 1, Küme 2 (%)	Hedef 2, Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	10	100	67	50
	ACE	55	90	67	0
	OSP	5	60	50	50
	HSD	0	80	100	50
Uzamsal Filtreleme Tabanlı	SAM	70	100	100	50
	ACE	30	100	100	50
	OSP	15	85	83	50
	HSD	0	65	67	50
Süperpiksel Tabanlı	ACE	45	55	0	67

5.2.1.3 Reflektans ve Işınım Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması

Bu bölümde, önceki bölümde SWIR görüntüler için ışınım ve reflektans verileri için yapılan deneyler bir arada sunularak karşılaştırma olanağı sağlanmıştır. Bu bağlamda, Çizelge-11’de her bir kümede bulunan her bir hedef için ACE eşleştirme algoritması kullanılarak yapılan deneyler sonucu elde edilen toplam yanlış pozitif piksel yüzdeleri verilmiştir.

Çizelge 11: SWIR bandında toplam yanlış pozitif oranları üzerinden ışınım ve reflektans karşılaştırması

	Hedef	Işınım	Reflektans
Küme 1	Hedef 1	0.0005	0.0016
	Hedef 2	0.0001	0.0001
Küme 2	Hedef 1	0.0608	0.0046
	Hedef 2	0.0006	0.0008

Bu çizelge ve doğru tespit oranlarının verildiği Çizelge-12’deki sonuçlara göre, siyah aracı temsil eden Hedef 1 haricinde, beyaz araçlarda reflektans dönüşümü yapmanın hedef tespit sonucunu olumlu yönde etkilediği savunulabilmektedir. Küme 2’de yer alan Hedef-2 sadece 2 adet resimde bulunduğundan, deneyler arasındaki sonuç yüzdesi farkının belirleyiciliği düşüktür.

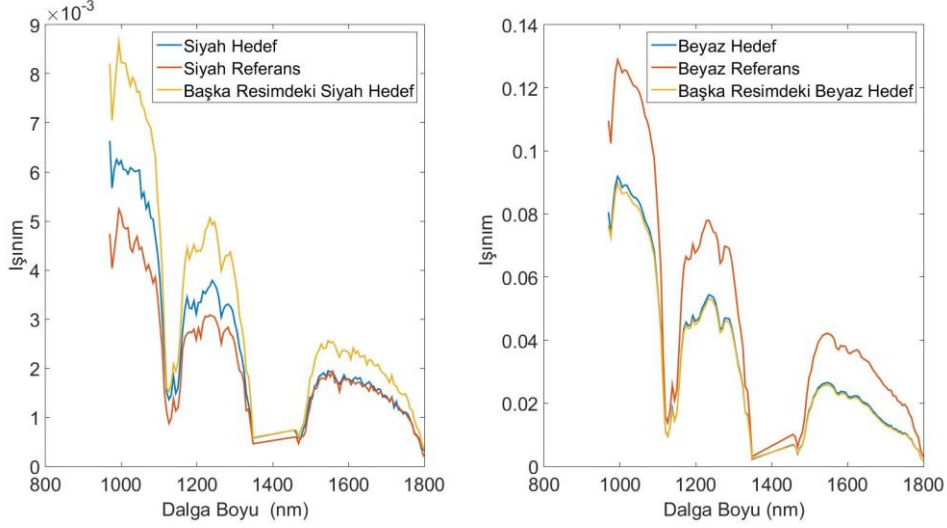
Çizelge 12. : SWIR bandında toplam doğru tespit oranları üzerinden ışınım ve reflektans karşılaştırması

	Hedef	Işınım	Reflektans
Küme 1	Hedef 1	60	55
	Hedef 2	85	90
Küme 2	Hedef 1	50	67
	Hedef 2	50	0

5.2.1.3 Araç Renginin Hedef Tespitine Etkisi

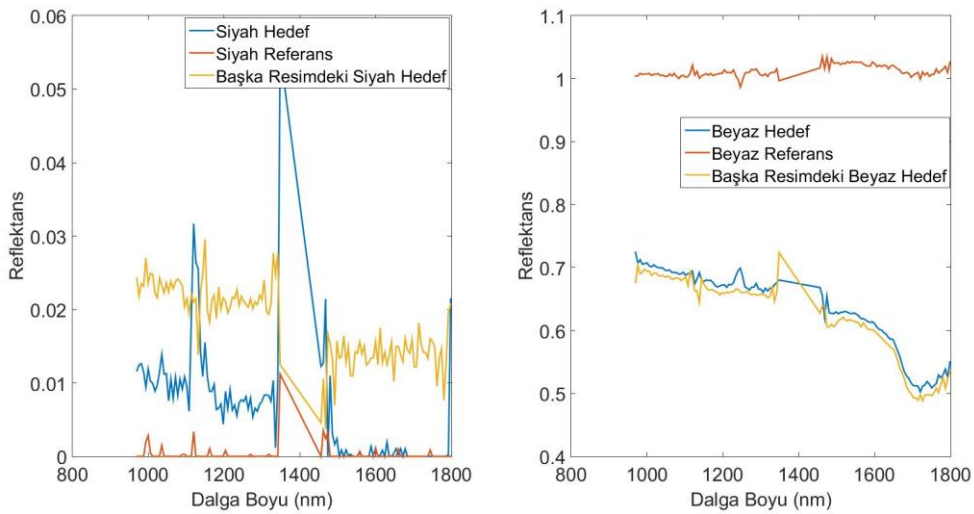
Önceki bölümde, siyah ve beyaz araçlardaki hedef tespit başarısının farklı olduğu gösterilmiştir. Bunun sebebini açıklamak amacıyla Şekil-28’de siyah ve beyaz araçların ışınım imzaları çizilmiştir. Bu şekilden görüleceği üzere, siyah renkli araçların ışınım

değerleri aralığı siyah referanstan bile ayırması güç olacak şekilde küçüktür. Bunun yanında beyaz aracın ışınım değerleri daha yüksek bir aralıkta salınması sebebiyle ayırt ediciliği daha yüksek olmaktadır.



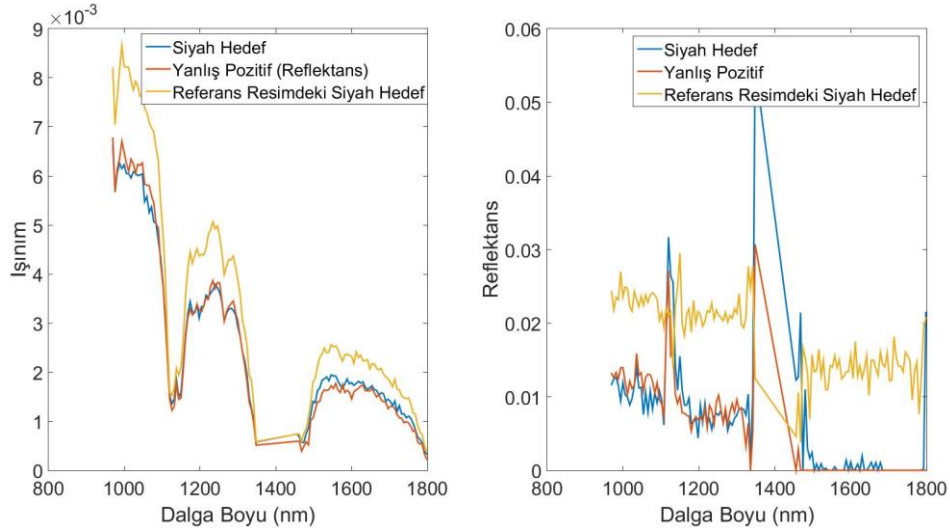
Şekil 28. Siyah ve beyaz hedeflerin test/referans görüntülerindeki ve test görüntüsündeki siyah ve beyaz referans noktalarındaki ışınım imzaları

Bu imzaların, reflektans dönüşümüne uğradıktan sonraki imzaları Şekil-29'da gösterilmiştir. İlgili şekilden görüldüğü üzere, siyah renkli araçların reflektans imzaları beyaz renkli araçlara göre çok daha gürültülü olmakta, eşleştirme algoritmalarının ayırt ediciliğini azaltmaktadır.



Şekil 29. Siyah ve beyaz hedeflerin test/referans görüntülerindeki ve test görüntüsündeki siyah ve beyaz referans noktalarındaki reflektans imzaları

Bir resimdeki siyah aracın referans imzası kullanılarak, diğer resimde yapılan eşleştirme sonucu, reflektans imzası kullanıldığında elde edilen yanlış pozitif, hem reflektans biriminde hem de ışınım biriminde olmak üzere Şekil-30'da gösterilmiştir. Bu hedef tespitinde beklendiği gibi ışınım kullanıldığında yanlış pozitif çıkmamıştır. Reflektans verisi kullanıldığında ise, siyah maddelerin ışınım değerlerinin düşük olması nedeniyle gürültülü olarak elde edilen reflektans imzası, eşleştirme sonucu yanlış pozitif elde edilmesine sebep olmuştur.



Şekil 30. Reflektans imzası kullanılarak yapılan hedef tespitinde elde edilen yanlış pozitifin ışınım imzası

Bu sebeplerle, SWIR bandında beyaz araçların tespiti siyah araçların tespitine göre daha kolaydır. Siyah araçların tespitinde ise reflektans dönüşümü sonucu kötüleştirmektedir.

5.2.2 Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları

Önceki bölümde SWIR görüntülerde yapılan deneylerin benzeri, bu bölümde LWIR görüntüler üzerinde yapılmıştır. SWIR bandından farklı olarak ışınım verisi, reflektans yerine yayınımaya dönüştürülerek bu dönüşümün hedef tespit performansına etkileri gözlemlenmiştir.

SWIR görüntülerde kullanılan süperpiksel bazlı piksel grubu eşleme yöntemi, LWIR görüntülerinde hedef pikselleri arasındaki SAM metriği uzaklığının, SWIR bandındaki kadar belirleyici olmaması sebebi ile hedefe ait pikselleri gruplandırmada başarısız olmuş, bu sebeple bu bantta kullanılmamıştır.

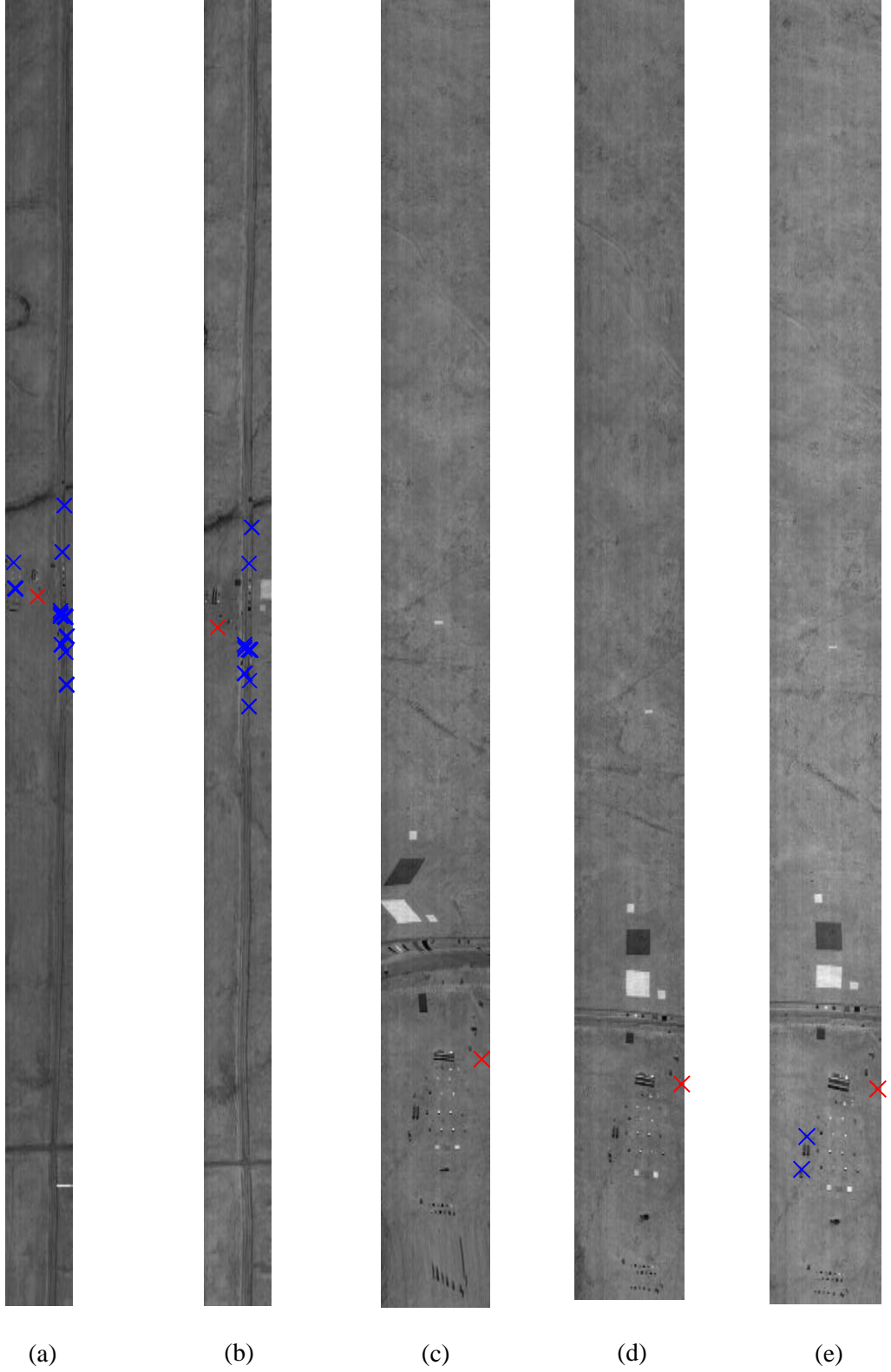
5.2.2.1 Işınım Tabanlı Hedef Tespit Sonuçları

Bu bölümde de, önceki bölümde SWIR görüntüleri ile yapılan deneylere benzer şekilde, kullanılan görüntü kümesine ait her bir görüntüden alınan referans imza, kendisi dahil bütün görüntülerde aratılmış ve elde edilen yanlış pozitif sayıları kaydedilmiştir. Deneyler, SAM, ACE, OSP, HSD gibi farklı eşleştirme algoritmalarının yanı sıra, Bölüm 3.2’de açıklandığı şekilde piksel ve piksel grubu bazlı şekilde yapılarak, bu deney kombinasyonlarının hedef tespitin etkileri rapor edilmiştir. Çizelge-13’te örnek olarak, Bölüm 4.1.2’de gösterilen 1. veri kümesindeki 1 numaralı hedef, her bir görüntüden referans imzası alınıp, aynı kümedeki diğer görüntülerde aratıldığında elde edilen yanlış pozitif sayıları gösterilmektedir.

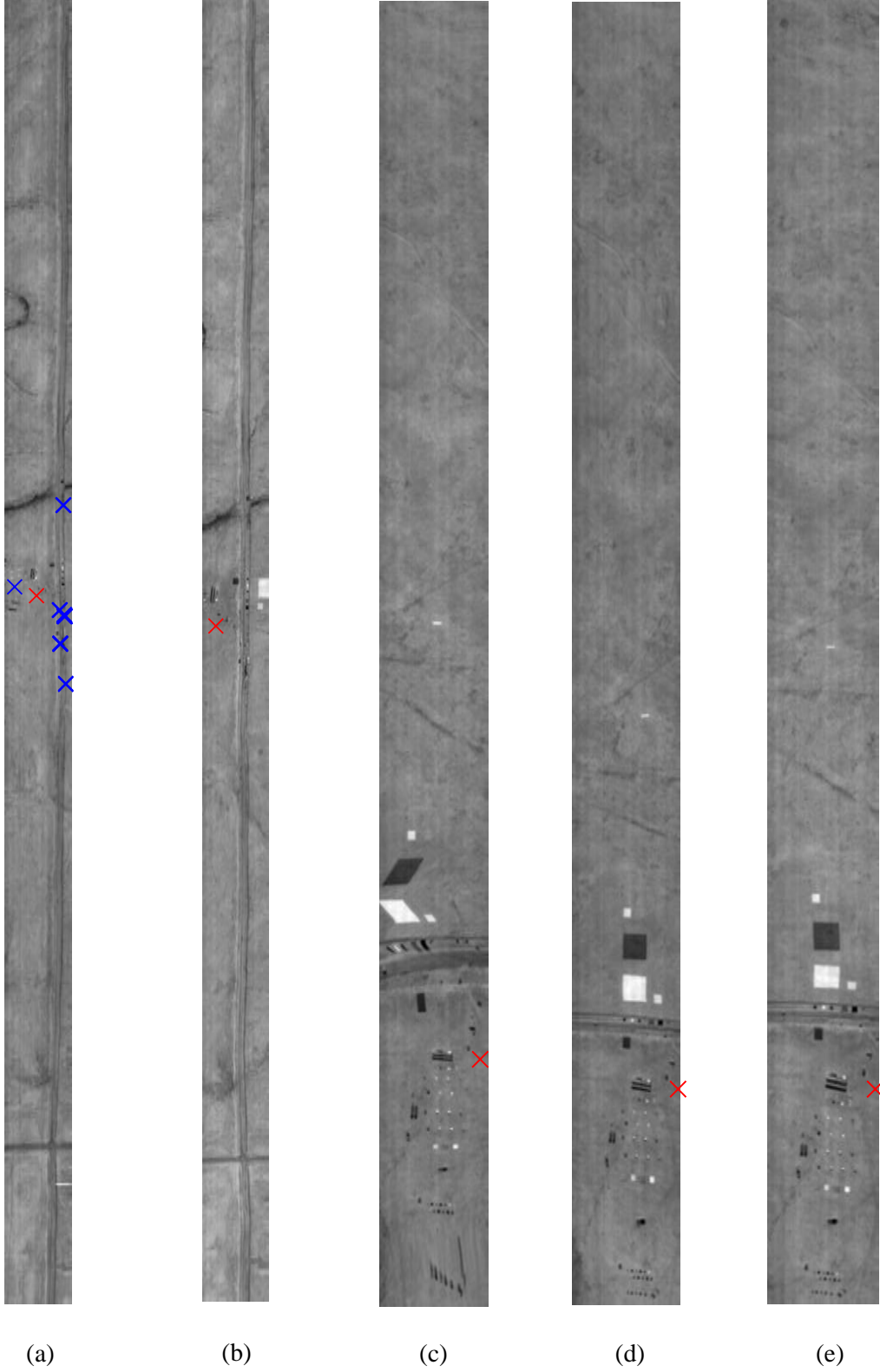
Çizelge 13. LWIR ışınım verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1’de bulunan Hedef 1’in her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları

Resim No		T1	T2	T3	T4	T5	Toplam	Oran (%)
R1	P	0	0	10	0	0	10	0.001
	UF	0	139	1	0	0	140	0.011
R2	P	6	0	1	0	0	7	0.001
	UF	3	0	0	0	0	3	0.001
R3	P	24	1	0	5	2	31	0.002
	UF	2	0	0	0	0	2	0.001
R4	P	41	20	0	0	2	63	0.005
	UF	28	0	0	0	0	28	0.002
R5	P	28	13	11	0	0	52	0.004
	UF	64	21	13	0	0	98	0.008

Şekil-31’de 4 numaralı görüntüden alınan referans araç imzası kullanılarak diğer resimlerde bu araç aratıldığında elde edilen yanlış pozitiflerin konumunu gösterilmektedir. Çizelge-13’te de görüldüğü üzere, bu deneyde ilk test görüntüsü için 41, takip edilen görüntüler için ise sırasıyla 20, 0, 0 ve 2 sayılarında yanlış pozitif piksel gözlemlenmiştir. Yanlış pozitif olarak işaretlenen piksellerin, deney kümesinde bulunan diğer araçlar veya hedef sahasına yerleştirilen, siyah araç boyası, cam gibi hedefleri gösterdiği görülmektedir. Şekil-32’de ise aynı deney, piksel bazlı işleme yerine, uzamsal filtreleme kullanılarak yapılmış, Çizelge-13’den de görüleceği üzere yanlış pozitif olarak işaretlenen piksellerin bazılarının giderildiği görülmüştür.



Şekil 31. Piksel bazlı işleme, hedef (kırmızı) ve yanlış pozitifler (mavi), referans görüntü 4, (a) test görüntüsü 1, (b) test görüntüsü 2, (c) test görüntüsü 3, (d) test görüntüsü 4, (e) test görüntüsü 5



Şekil 32. Piksel grubu bazlı işleme, hedef (kırmızı) ve yanlış pozitifler (mavi), referans görüntü 4, (a) test görüntüsü 1, (b) test görüntüsü 2, (c) test görüntüsü 3, (d) test görüntüsü 4, (e) test görüntüsü 5

LWIR bandında ışınım verisi için, bütün referans imza ve test görüntüsü kombinasyonları ile yapılan hedef tespit deneylerinin, farklı algoritmalar için sonuçları Çizelge-14'te verilmiştir.

Çizelge 14. LWIR ışınım tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 3 Küme 1 (%)	Hedef 1 Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	2.3652	0.0856	0.6310	0.0028
	ACE	0.0027	0.0009	0.0003	0.0013
	OSP	0.7340	0.0087	0.0003	0.0127
	HSD	1.3569	0.0004	0.0003	0.0001
Piksel Grubu Tabanlı	SAM	12.0139	1.9467	0.1265	3.0756
	ACE	0.0044	0.0001	0.0002	0.0264
	OSP	6.1819	5.2492	0.0011	3.9974
	HSD	20.6007	8.9464	0.0010	0.0903

Aynı deneyler için, hedef tespit yüzdeleri ise Çizelge-15'te gösterilmiştir. Burada SWIR bandındaki hedef tespitinden farklı olarak, SAM yerine, ACE algoritmasının en başarılı sonuçları verdiği görülmektedir. Piksel grubu bazlı işlemenin ise, toplamda yanlış pozitif sayısını arttırsa da, hedef tespit yüzdesini arttırma eğiliminde olduğu anlaşılmaktadır.

Çizelge 15. LWIR ışınım tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 3 Küme 1 (%)	Hedef 1 Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	5	25	17	59
	ACE	35	83	67	43
	OSP	30	42	67	45
	HSD	15	75	50	79
Piksel Grubu Tabanlı	SAM	10	25	67	69
	ACE	60	83	50	59
	OSP	10	8	50	50
	HSD	20	75	67	69

5.2.2.2 Yayınım Tabanlı Hedef Tespit Sonuçları

Önceki bölümde LWIR ışınım görüntülerinde yapılan hedef tespiti, bu kısımda tezin Bölüm 3.2.1'sinde açıklanan parlaklık sıcaklık tahmini algoritması kullanılarak elde

edilen yayının verisi üzerinde yapılmıştır. Çizelge-13'te ışınım verisi üzerinden verilen sonuçlar için yapılan deneylerin aynısı, Çizelge-16'te ışınım verisi kullanılarak yapılarak sonuçları verilmiştir.

Çizelge 16. LWIR yayının verisi ve ACE eşleştirme algoritması kullanılarak Küme 1'de bulunan Hedef 1'in her bir referans ve test görüntüsü ile aratılması sonucu elde edilen tekil ve toplam yanlış pozitif sayıları ve oranları

Resim No		T1	T2	T3	T4	T5	Toplam	Oran (%)
R1	P	0	9	941	79	1083	2112	0.172
	GP	0	0	0	0	4	4	0.001
R2	P	0	0	23	28	7	58	0.05
	GP	16	0	0	0	0	16	0.001
R3	P	72	37227	0	0	2	37301	3.044
	GP	1	0	0	0	0	1	0.001
R4	P	368	46	1	0	0	415	0.034
	GP	38	18	0	0	0	56	0.004
R5	P	140	41	1	0	0	182	0.015
	GP	57	22	9	0	0	88	0.007

Çizelge-17'de de Çizelge-14'te ışınım verisi üzerinden gösterilen sonuçlar, bu deneyde yayının üzerinden verilmiştir.

Çizelge 17. LWIR yayının tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam yanlış pozitif oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1 (Küme 1)	Hedef 2 (Küme 1)	Hedef 3 (Küme 1)	Hedef 1 (Küme 2)
Piksel Tabanlı	SAM	2.3107	0.0491	0.1516	0.0028
	ACE	0.6540	0.0013	0.0003	0.0013
	OSP	0.9320	0.0028	0.0003	0.0127
	HSD	0.2066	0.0007	0.0003	0.0001
Piksel Grubu Tabanlı	SAM	15.1738	5.6847	0.0005	3.0756
	ACE	0.0027	0.0001	0.0001	0.0264
	OSP	11.0431	2.1994	0.0002	3.9974
	HSD	5.4484	8.4153	0.0001	0.0903

Çizelge-18'de görülen hedef tespit oranları ile birlikte incelendiğinde, ACE eşleştirme algoritmasının ışınım verisine benzer şekilde yayının verisinde de en iyi sonuçları verdiği görülmüştür.

Çizelge 18. LWIR yayılım tabanlı hedef tespiti sonucunda her bir kümedeki her bir hedef için elde edilen toplam doğru tespit oranları

	Eşleştirme Algoritması	Hedef 1, Küme 1 (%)	Hedef 2, Küme 1 (%)	Hedef 3 Küme 1 (%)	Hedef 1 Küme 2 (%)
Piksel Tabanlı	SAM	5	17	17	55
	ACE	20	83	33	52
	OSP	30	58	33	57
	HSD	25	66	50	64
Piksel Grubu Tabanlı	SAM	25	25	50	62
	ACE	60	75	83	67
	OSP	30	33	67	67
	HSD	20	37	67	69

5.2.2.3 Yayılım ve Işınım Tabanlı Yöntemlerin Karşılaştırılması

Önceki bölümlerde, ışınım ve yayılım için ayrı ayrı verilen sonuçlar, bu bölümde ACE eşleştirme algoritmasının kullanıldığı deneyler için birleştirilerek, hedef tespit performansı açısından karşılaştırma imkanı sunulmuştur. Çizelge-19’da her bir kümede bulunan farklı hedefler için, yayılım ve ışınım verisinin getirdiği toplam yanlış pozitif oranları görülmektedir.

Çizelge 19. LWIR bandında toplam yanlış pozitif oranları üzerinden ışınım ve yayılım karşılaştırması

	Hedef	Işınım	Yayılım
Küme 1	Hedef 1	0.0027	0.6540
	Hedef 2	0.0009	0.0013
	Hedef 3	0.0003	0.0003
Küme 2	Hedef 1	0.0013	0.0013

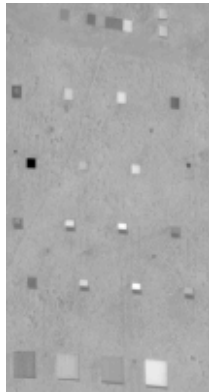
Yanlış pozitif sayılarına ek olarak, toplam hedefi doğru tespit oranları da her bir hedef için Çizelge-20’de gösterilmektedir. Bu verilere göre beyaz aracın bulunduğu Hedef-2 haricinde, yayılım dönüşümünün hedef tespit performansını olumsuz etkilediği görülmüştür.

Çizelge 20. LWIR bandında toplam doğru tespit oranları üzerinden ışınım ve yayılım karşılaştırması

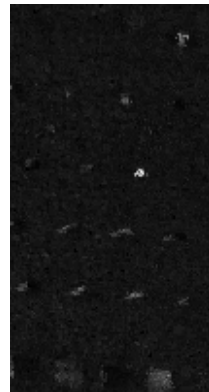
	Hedef	Işınım	Yayılım
Küme 1	Hedef 1	35	20
	Hedef 2	83	83
	Hedef 3	67	33
Küme 2	Hedef 1	43	52

5.2.3 Çakıştırılmış Kısa ve Uzun Dalga Boyu Kızılötesi Hiperspektral Görüntü Sonuçları

Önceki bölümlerde LWIR ve SWIR bantları için ayrı ayrı yapılan hedef tespiti, bu bölümde bu 2 banda ait 2 farklı hiperspektral resmin çakıştırılması ve bantların birleştirilmesi sonucu oluşan resim ve imzalar üzerinden, Bölüm 2.3.2’de açıklanan ACE eşleştirme algoritması kullanılarak yapılmıştır. Bu amaçla Bölüm 3.3’te açıklanan çakıştırma tabanlı hedef tespit yöntemi, Bölüm 4.1.3’te gösterilen örnek görüntülere uygulanmıştır. Bunun sonucunda, hedeflerin yer aldığı bölgede LWIR görüntü üzerine oturtulan SWIR görüntü Şekil-33’te görülmektedir. Oluşan SWIR görüntüsünde ufak çarpıklıklar olmasına rağmen, hedef piksellerinin pozisyonunu koruduğu görülmektedir.



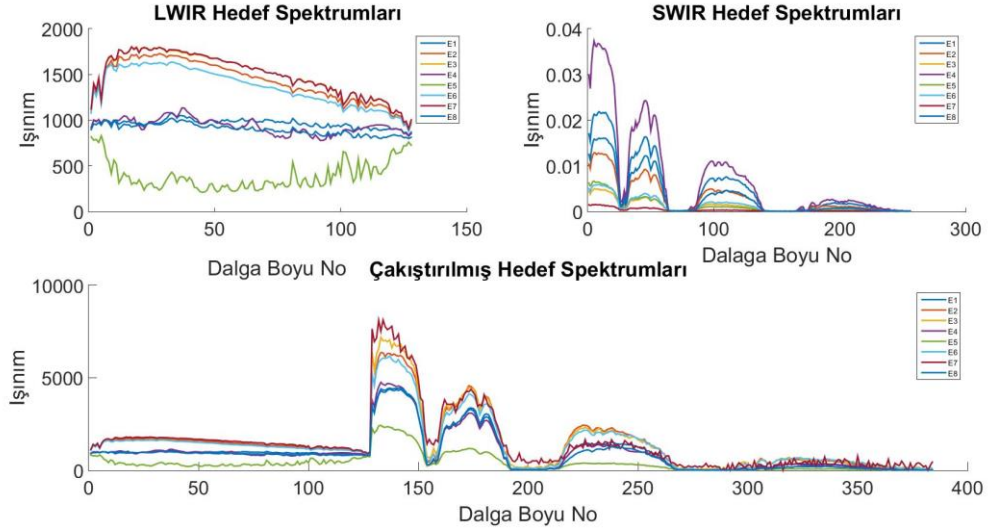
(a)



(b)

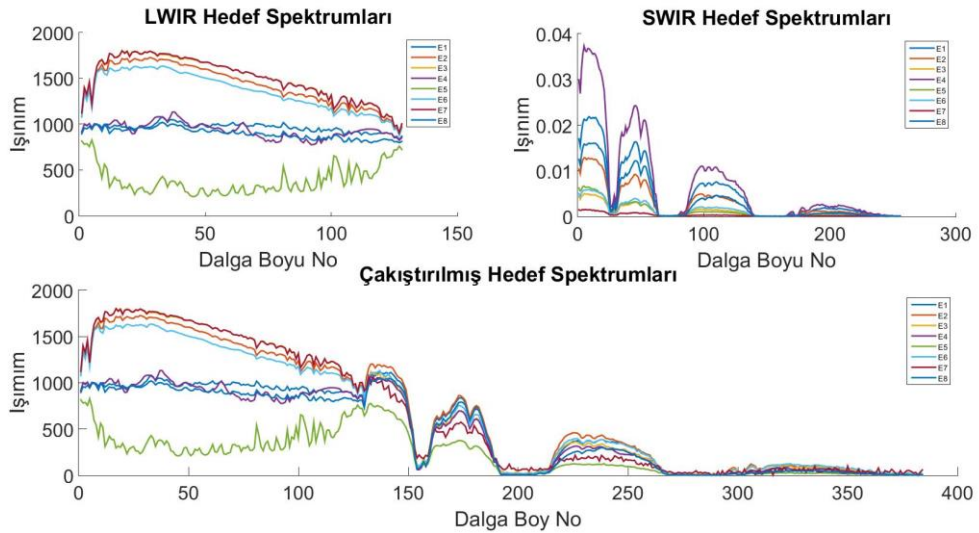
Şekil 33. Çakıştırma sonucu, (a) LWIR görüntü bandı, (b) aynı bölgenin SWIR görüntü bandı

Piksel akıştırması tamamlandıktan sonra, bantların birleştirilmesi için kullanılmak üzere açıklanan 2 temel yöntemden ilki olan, iki bantın toplam ortalama yayınım deęerlerini eřit tutma hedefi ile yapılan birleřtirmenin sonucunda oluřan spektrum Őekil-34'te grlmektedir.



Őekil 34. Ortalama koruma tabanlı akıştırma

Bu yöntemlerden dięeri olan, iki bant arasındaki iřınım sreklilięini koruma amacını tařıyan birleřtirme sonucu oluřan spektrum ise Őekil-35'te verilmiřtir.



Őekil 35. Sreklilik koruma tabanlı akıştırma

Bu iki birleştirme yönteminden, ortalama koruma tabanlı yöntem için sonuçlar Çizelge-21 ve 22’de verilmiştir. İlgili çizelgenin, ilk iki satırı tezin Bölüm 3.2 ve 3.1’inde açıklanan ışınım ve piksel tabanlı eşleştirme ile yapılan hedef tespitinde elde edilen yanlış pozitif sayılarını göstermektedir. Çakıştırma sonucunda elde edilen yanlış pozitif sayılarını gösteren, Eşleştirme 1 ve Eşleştirme 2 ise sırasıyla, Bölüm 5.3’te açıklanan, arka plan modellerini tek parça halinde ve ayrı ayrı oluşturularak elde edilen eşleştirme sonuçlarını vermektedir. Bu çizelgede verilen toplam yanlış pozitif sayılarına göre, her iki eşleştirme sonucu da ayrı ayrı bantların sonuçlarından daha iyi bir hedef tespiti sağlamıştır. Buna ek olarak, kovaryans matrislerinin ayrı olarak hesaplanıp eşleştirmelerin her iki bant için ayrı yapıldığı Eşleştirme 2, Eşleştirme 1’e göre daha iyi sonuç vermiştir. Bununla birlikte, toplam sonuçların dışında, siyah araç boyasını temsil eden E7 hedefinde, bu iki bandı çakıştırmanın sonucu kötüleştirdiği görülmektedir.

Çizelge 21. Ortalama koruma tabanlı birleştirmenin, referans görüntü no 1, test görüntüsü no 2 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları

Hedefler	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	Toplam
LWIR	11	204	410	0	0	61	10	696
SWIR	15902	163	90	2320	163	148	0	18786
Eşleştirme 1	0	115	100	0	0	79	81	375
Eşleştirme 2	0	3	89	0	0	21	23	136

Çizelge 22. Ortalama koruma tabanlı çakıştırma, referans görüntü no 2, test görüntüsü no 1 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları

Hedefler	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	Toplam
LWIR	6	696	34	1	3	68	974	1782
SWIR	6	109	493	4136	200	817	0	5761
Eşleştirme 1	10	3	221	0	2	494	479	1209
Eşleştirme 2	0	0	63	0	0	71	1309	1443

Diğer birleştirme yöntemi olan, süreklilik koruma tabanlı birleştirme sonuçları ise Çizelge-23 ve 24’te verilmiştir. Bu birleştirme yönteminde de ortalama koruma tabanlı birleştirme gibi toplam yanlış pozitif sayılarında, ayrı ayrı bantların kullanımına kıyasla, daha iyi sonuç alındığı görülmektedir. Yine benzer şekilde karşılaştırılmış bu bantları, ayrı ayrı eşleştirme algoritmalarında kullanmak daha iyi sonuç vermiştir.

Çizelge 23. Süreklilik koruma tabanlı karşılaştırma, referans görüntü no 1, test görüntüsü no 2 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları

Hedefler	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	Toplam
LWIR	11	204	410	0	0	61	10	696
SWIR	15902	163	90	2320	163	148	0	18786
Eşleştirme 1	0	106	93	0	0	72	82	353
Eşleştirme 2	0	3	27	0	0	9	15	54

Çizelge 24. Süreklilik koruma tabanlı karşılaştırma, referans görüntü no 2, test görüntüsü no 1 ile yapılan eşleştirme algoritmaları sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları

Hedefler	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	Toplam
LWIR	6	696	34	1	3	68	974	1782
SWIR	6	109	493	4136	200	817	0	5761
Eşleştirme 1	5	3	145	0	2	455	133	743
Eşleştirme 2	0	0	62	0	0	83	306	451

Bu deneyin sonucu olarak, hedef tepitinde SWIR ve LWIR bantlarını karşılaştırmanın, bu bantları ayrı ayrı kullanmaya göre toplamda daha iyi sonuç verdiği saptanmıştır. Bununla birlikte, karşılaştırılmış resmin bantları eşleştirme algoritmalarına ayrı ayrı verildiği durumda, hiperspektral küpün tek parça olarak verildiği duruma göre, daha iyi sonuç verdiği anlaşılmaktadır. İki birleştirme sonucundan süreklilik koruma tabanlı

birleştirmenin ise, ortalama koruma tabanlı birleştirmeye göre daha düşük yanlış pozitif sayısı vererek daha iyi performans göstermiştir.

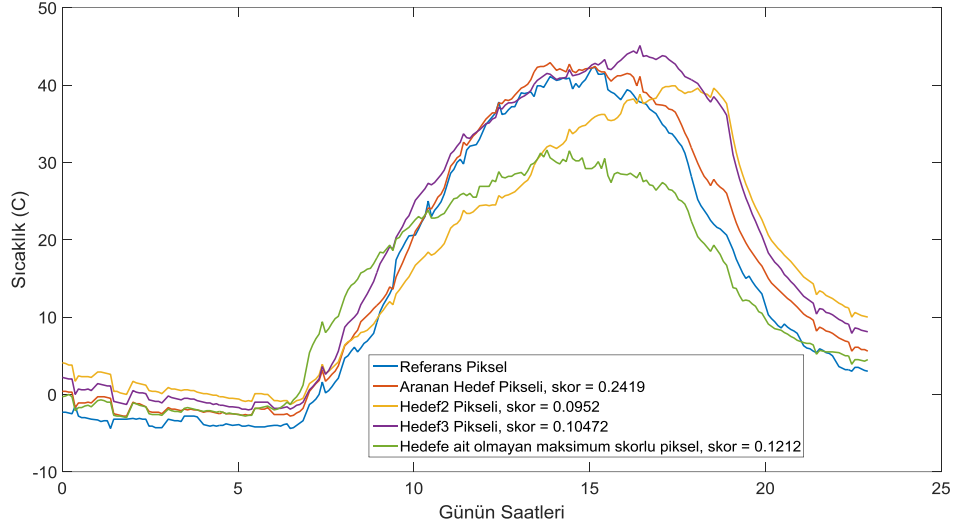
5.3 Sıcaklık Tabanlı Hedef Tespiti Deney Sonuçları ve Karşılaştırmalar

Bu bölümde tezin Bölüm 4.2'sinde açıklanan SPICE veri kümesi üzerinde yapılan çalışmalar yer almaktadır. Bölüm 5.3.1'de, daha önceki Bölüm 3.4'te önerilen yöntem kullanılarak sıcaklık profilleri üzerinden hedef tespiti yapılmış ve sonuçlar yorumlanmıştır. Bölüm 5.3.2'de ise, Bölüm 3.2'de önerilen ışınım tabanlı, piksel bazlı olarak önerilen hedef tespit yöntemi kullanılarak hiperspektral görüntüler üzerinden hedef tespiti yapılmıştır. Bu veri kümesinde eşleştirme algoritması olarak sadece Bölüm 2.3.2'de açıklanan ACE kullanılmıştır.

5.3.1 Sıcaklık Verisi Kullanılarak Hedef Tespiti

Bu bölümde SPICE veri kümesi kullanılmıştır. Bu veride bulunan gün boyunca 15 dakikada bir toplanmış LWIR görüntülerin her birinden parlaklık sıcaklık tahmini yapılmış ve böylece her güne ait her piksel için 24 saatlik sıcaklık profili oluşturulmuştur. Daha sonra oluşturulan bu profil kullanılarak referans günde bulunan bir pikseldeki hedef, başka günlerde aranmıştır. Bu arama algoritmasının sonuçları, Bölüm 5.1'de açıklanan değerlendirme metriği kullanılarak yorumlanmıştır.

İdeal senaryoda, bir pikselin gün içindeki tüm sıcaklık değerleri kullanılarak, bir günde hedefe ait sıcaklık profili hemen ertesi gündeki profillerde arandığında elde edilen sonuç Şekil-36'da verilmiştir. Buna göre eşleştirme algoritması, aranan hedef için en yüksek skoru vermeyi başarmıştır. Ancak hedefe ait olmayan bir piksel için elde edilen skorun, 2. ve 3. tank için elde edilen skor değerlerinden daha yüksek olduğu gözlemlenmiştir.



Şekil 36. Bir pikselin gün içindeki tüm sıcaklık değerleri kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları

Hedef dışındaki en yüksek skorlu pikselin pozisyonu Şekil-37’de gösterilmektedir.

Hedefe ait olmayan maksimum skorlu piksel



Şekil 37. Bütün örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, en yüksek skorlu hedefe ait olmayan piksel pozisyonu

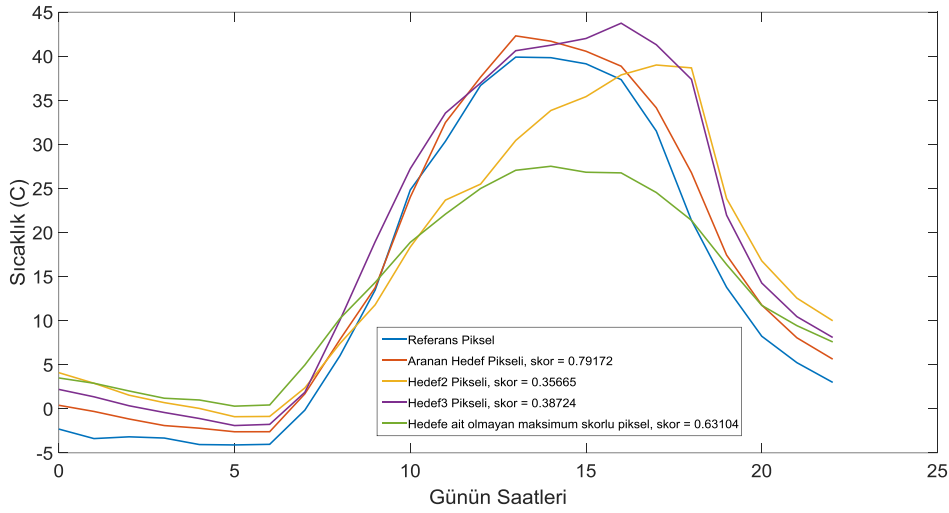
İlerleyen bölümlerde, gün boyunca çekilen resimlerden seçilen örneklerin, eşleştirme performansına etkilerini gözlemlemek için 3 farklı deney yapılmıştır. İlk deneyde, 15 dakikada bir alınan örnek sayısı azaltılmış; ikinci deneyde, referans profilin alındığı gün ile aramanın yapıldığı gün arasındaki zaman mesafesi arttırılmış; üçüncü deneyde ise

günün sadece belirli bir saat aralığından alınan sıcaklık profilleri kullanılarak bu değişkenlerin hedef tespit performansına etkileri raporlanmıştır.

5.3.1.1 Örnekleme Aralığının Yanlış Pozitif Sayısına Etkisi

Bu deneyde, normalde 15 dakikada bir alınmış olan görüntülerden oluşturulan sıcaklık profili, örnekleme periyodu 15 dakikanın katları olarak seçilerek azaltılmış, ertesi günde hedefi bulmak için kullanılmıştır.

Örnek sayısı saatte bire düşürüldüğünde elde edilen profil skorları Şekil-38'de verilmiştir. Yine en yüksek skorun aranan hedefte elde edildiği görülmektedir.



Şekil 38. 1 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları

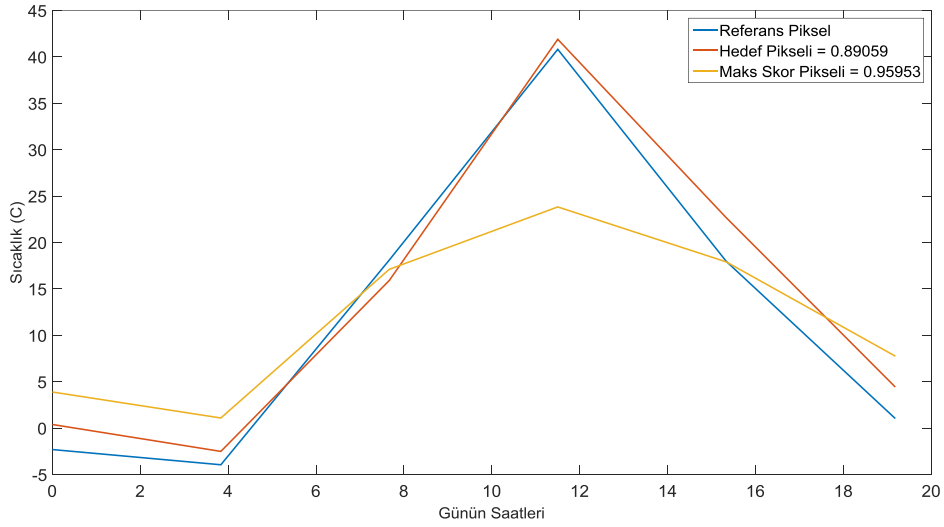
Hedefe ait olmayan maksimum skorlu pikselin pozisyonu Şekil-39'da verilmiştir.

Hedefe ait olmayan maksimum skorlu piksel



Şekil 39. 1 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, en yüksek skorlu hedefe ait olmayan piksel pozisyonu

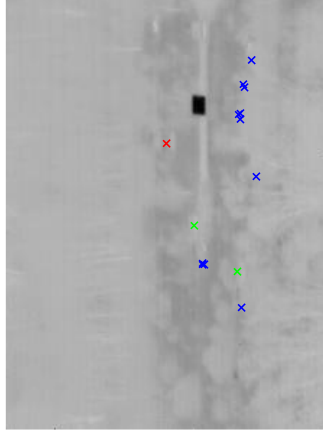
Örnek alınma aralığı 4 saatte bir indirildiğinde ise, Şekil-40'da görüldüğü gibi verilen en yüksek skor, hedef skorundan daha yüksek çıkmıştır.



Şekil 40. 4 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında, eşleştirme sonucu sıcaklık profili skorları

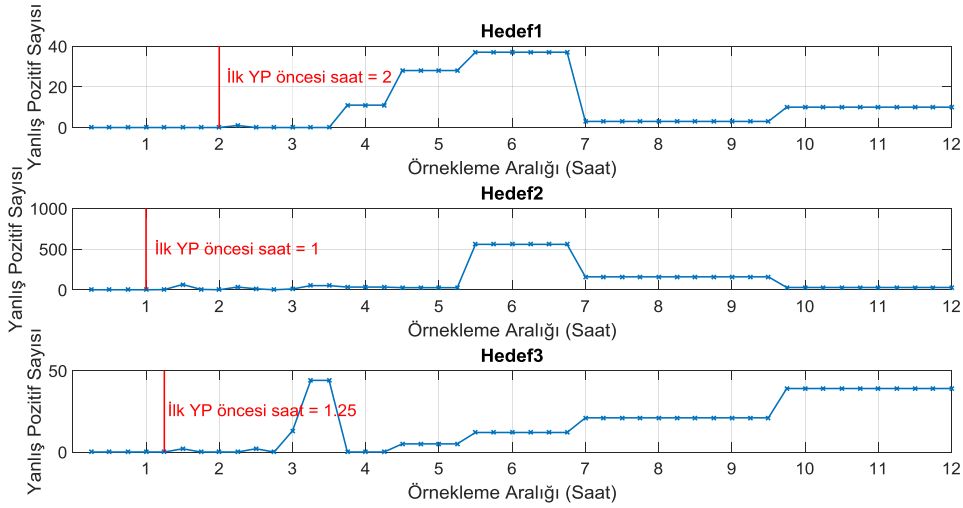
Hedeflerden daha yüksek skor veren yanlış pozitiflerin resimdeki pozisyonları Şekil-41'de verilmiştir. Yanlış pozitiflerin rastgele pozisyonlarda olduğu gözükmemektedir.

Yanlış pozitiflerle birlikte hedef pozisyonları



Şekil 41. 4 saatte bir alınan örnekler kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında hedefler (aranan kırmızı, diğerleri yeşil) ve yanlış pozitifler (mavi)

Azalan örnekleme miktarına karşı elde edilen yanlış pozitif sayısı grafiği Şekil-42’de verilmiştir. Grafikte görüldüğü üzere, resimde bulunan 1. tank için 2 saatlik, 2. tank için 1. saatlik, 3. tank için 1.25 saatlik örnekleme sıklığından sonra yanlış pozitifler elde edilmeye başlanmıştır.

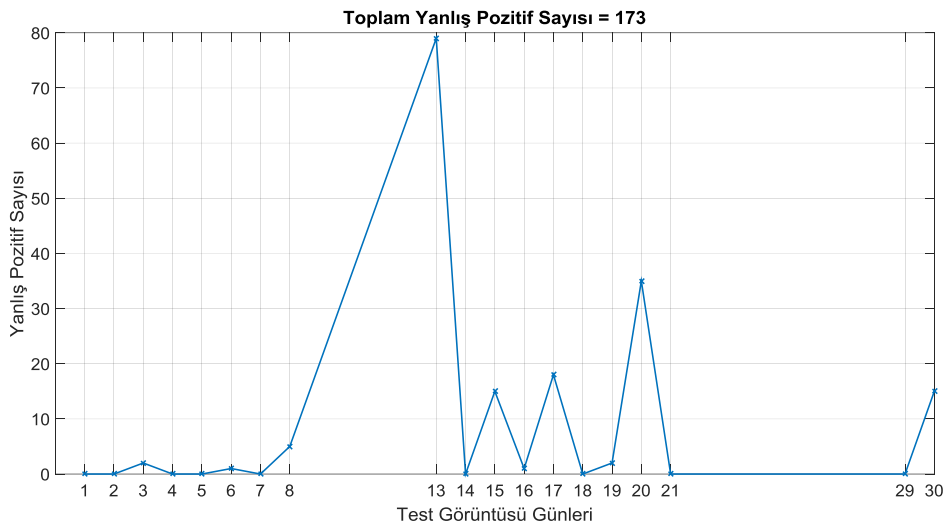


Şekil 42. SPICE veri kümesi, örnekleme aralığı vs. yanlış pozitif sayıları

Bu grafiğe göre sıcaklık profilleri kullanılarak yapılan hedef tespiti için, gün içinde alınacak örnek sayısının saat başından aşağı düşürülmemesi gerektiği sonucu çıkarılmıştır.

5.3.1.2 Günler Arasındaki Zaman Farkı vs Yanlış Pozitif Sayısı

Bu deneyde, bir güne ait eldeki bütün LWIR resimlerden oluşturulan sıcaklık profili kullanılarak bulunmak istenen hedef, kendisini takip eden günlere ait sıcaklık profillerinde aratılmıştır. Böylece referans günden uzaklaştıkça artması muhtemel sıcaklık farkının, hedef tespit başarımına etkisi gözlemlenmiş ve sonuçlar Şekil-43'te gösterilmiştir. Buna göre yanlış pozitif sayısının, referans profilin alındığı güne yakın olan günlerde sıfır olduğu, iki gün arasındaki fark arttıkça yanlış pozitif olasılığının arttığı görülmektedir. Bunun en muhtemel sebebi, günler arasındaki zaman farkı arttıkça, sıcaklık farklarının da artmasıdır.



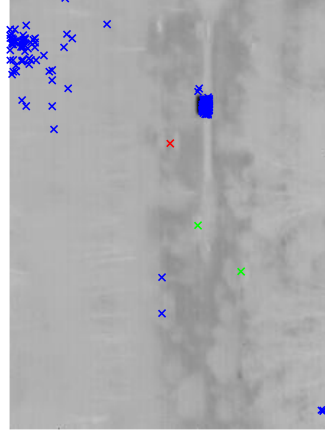
Şekil 43. SPICE veri kümesi, günler arasındaki zaman farkı vs yanlış pozitif sayıları

Şekil-25'teki sıcaklık farkı grafiklerine bakıldığında Şekil-43'tekine benzer bir örüntü olduğu da görülmektedir.

5.3.1.3 Günlerin Bölümleri vs Yanlış Pozitif Sayısı

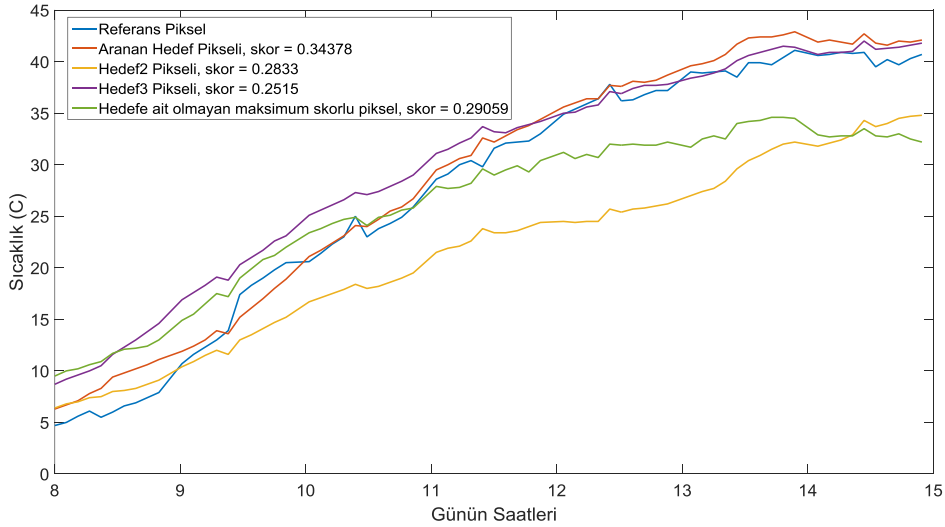
Bu bölümde, günün 24 saatini kapsayan sıcaklık profilleri yerine, sıcaklık profilinin belirli saat aralıkları kullanılarak, sıcaklık değişikliklerinin karakteristik olduğu aralıklar belirlenmiştir. Sıcaklık profili oluşturmak için seçilen aralık saat 00:00-07:00 arası alındığında elde edilen yanlış pozitifler Şekil-44'te gösterilmiştir. Bu saat aralığında sıcaklık değişimi olmadığı için çok sayıda yanlış pozitif alınmaktadır.

Yanlış pozitiflerle birlikte hedef pozisyonları



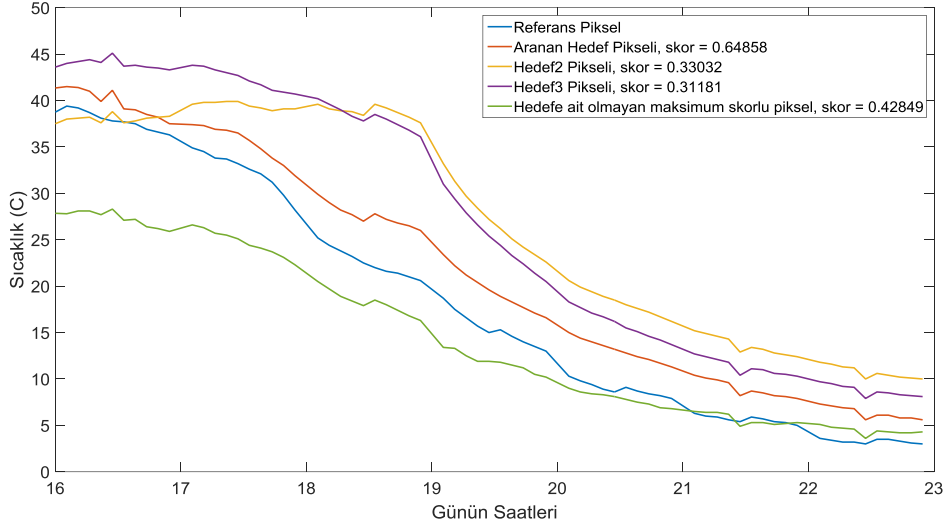
Şekil 44. Günün 00:00-07:00 saat aralığı kullanıldığında ve ertesi günde hedef araması yapıldığında hedefler (aranan kırmızı, diğerleri yeşil) ve yanlış pozitifler (mavi)

Güneşin doğuşu ile birlikte obje sıcaklıklarının artış eğilimine girdiği saat 08:00-15:00 arasındaki sıcaklık profilleri kullanıldığında elde edilen profil skorları Şekil-45'te verilmiştir. Bu aralıkta sıcaklık değişimi farklı materyaller üzerinde farklı etki gösterdiği için aranan hedef başarıyla bulunmuştur.



Şekil 45. Günün 08:00-15:00 saat aralığı kullanıldığında elde edilen sıcaklık profili skorları

Güneşin batışı ile birlikte obje sıcaklıklarının düşüş eğilimine girdiği saat 16:00-23:00 arasındaki sıcaklık profilleri kullanıldığında ise elde edilen profil skorları Şekil-46'da verilmiştir. Bu aralıkta da madde sıcaklıklarının soğuma profili farklı materyaller üzerinde farklılık gösterdiği için aranan hedef başarıyla bulunmuştur.



Şekil 46. Günün 16:00-23:00 saat aralığı kullanıldığında elde edilen sıcaklık profili skorları

Bu bölümdeki deneylere göre eğer sıcaklık profili kullanılarak hedef tespiti yapılmak ve günün belirli bir saat aralığı kullanılmak isteniyor ise, materyallerin sıcaklık profillerinin ayırt edici olması için Güneş'in doğuşu veya batışı gibi gün içi sıcaklıkların değişme eğilimi gösterdiği aralıklar seçilmelidir.

5.3.2 LWIR Görüntü Kullanılarak Hedef Tespiti

Bu bölümde yapılan deneylerde tezin Bölüm 3.2'sinde açıklanan piksel bazlı, ışınım tabanlı önerilen hedef tespit yöntemi kullanılarak, önceki bölümde LWIR görüntülerden çıkarılan sıcaklık tahminleri ile yapılmış olan hedef tespiti, bu bölümde doğrudan hiperspektral görüntüler üzerinden yapılmıştır.

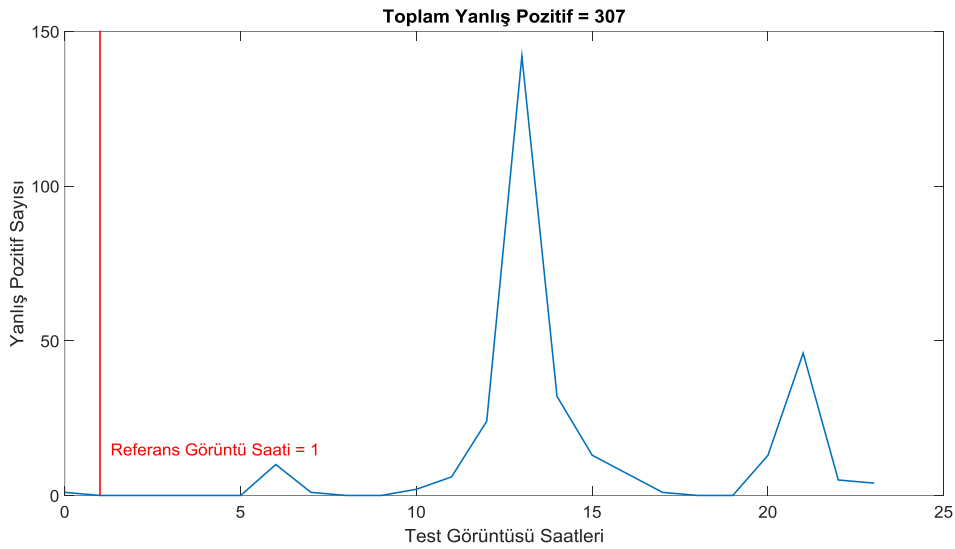
Önceki bölümde LWIR görüntülerden çıkarılan sıcaklık profili her gün için bir tane iken, her günde bulunan görüntü sayısı bu deneyde 15 dakikada bir çekilen görüntüler sebebi ile fazladır. Bu yüzden, bir güne ait hangi saatte çekilen referans görüntü ile hangi saatte çekilen test görüntüsünün eşleştirileceği önemlidir.

Bu ilişkiyi incelemek adına Bölüm 5.3.2.1'de belirli referans saatlerinde alınan hiperspektral görüntüler, ertesi günün bütün saat başlarında eşleştirilmiş, bu iki saat arasındaki farkın hedef tespit performansına etkisi gözlemlenmiştir.

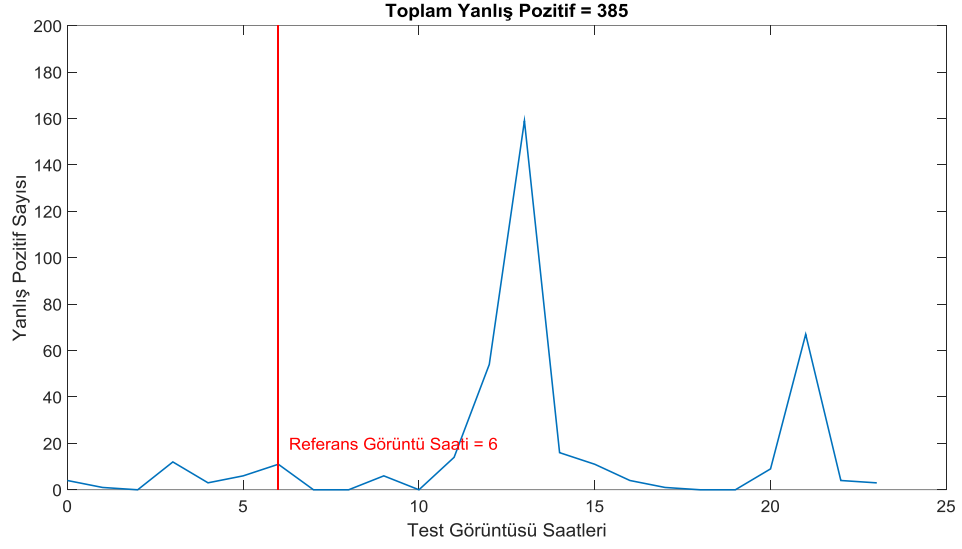
Daha sonraki Bölüm 5.3.2.2’de ise, bir güne ait belirli saatlerdeki referans görüntüler, sadece kendisi ile aynı saatlerde eşleştirilmiş, bu iki günün iki saati arasındaki hava durumu farkının, hedef tespit performansına etkisi incelenmiştir.

5.3.2.1 Referans ve Test Görüntüleri Arasındaki Saat Farkının Hedef Tespitine Etkisi

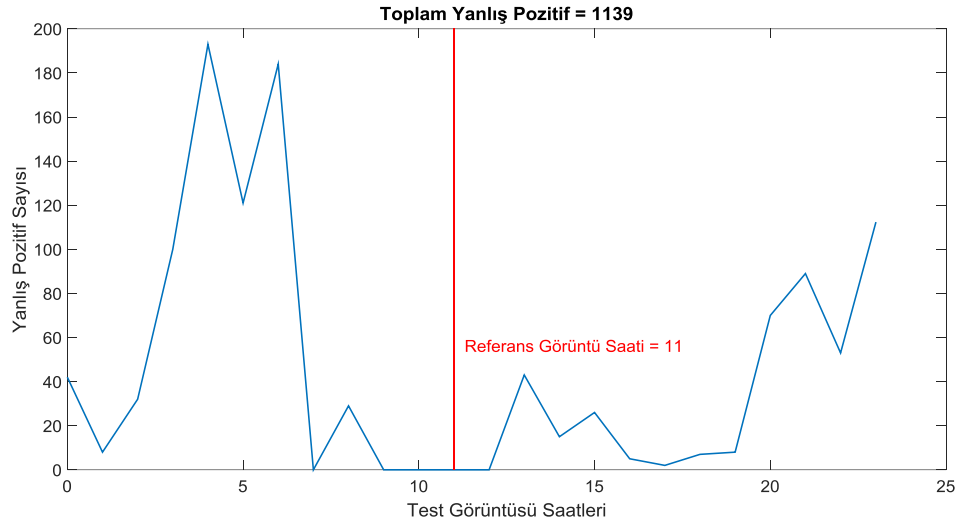
Bu bölümdeki deneyde, ilk günün belirli bir saatinden (01:00, 06:00, 11:00, 16:00 veya 21:00) alınan referans hiperspektral hedef imzası, ertesi günün her bir saatindeki görüntüde aranmıştır. Bu farklı referans saat seçimi ile yapılan hedef tespitinin başarımları Şekil-47’de verilmiştir. Buna göre, test görüntüsündeki hedef tespit başarısının, yani yanlış pozitif sayısının azlığının, referans görüntüsünün alınma saatinin yakınlığı ile ilişkili olduğu görülmektedir.



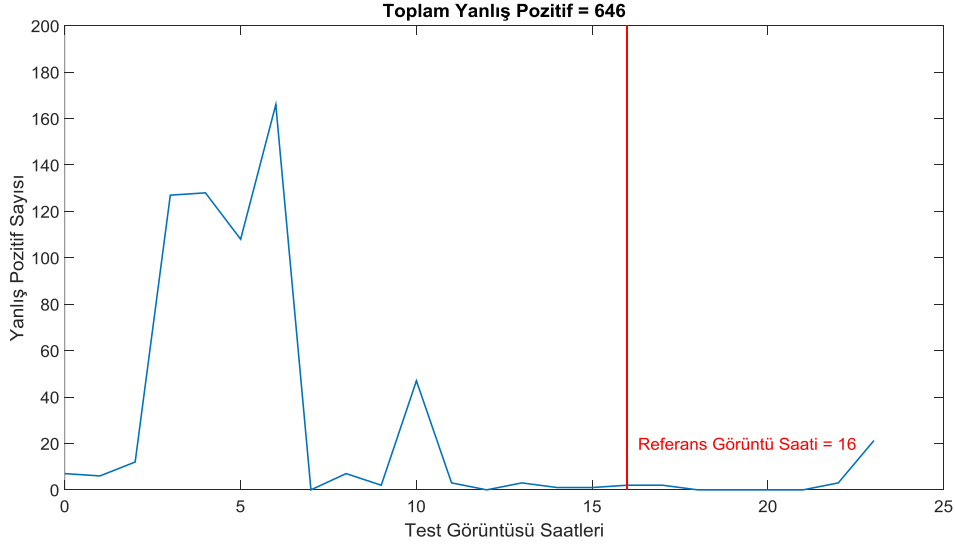
(a) Referans Görüntü Saati 01:00 olarak alındığında



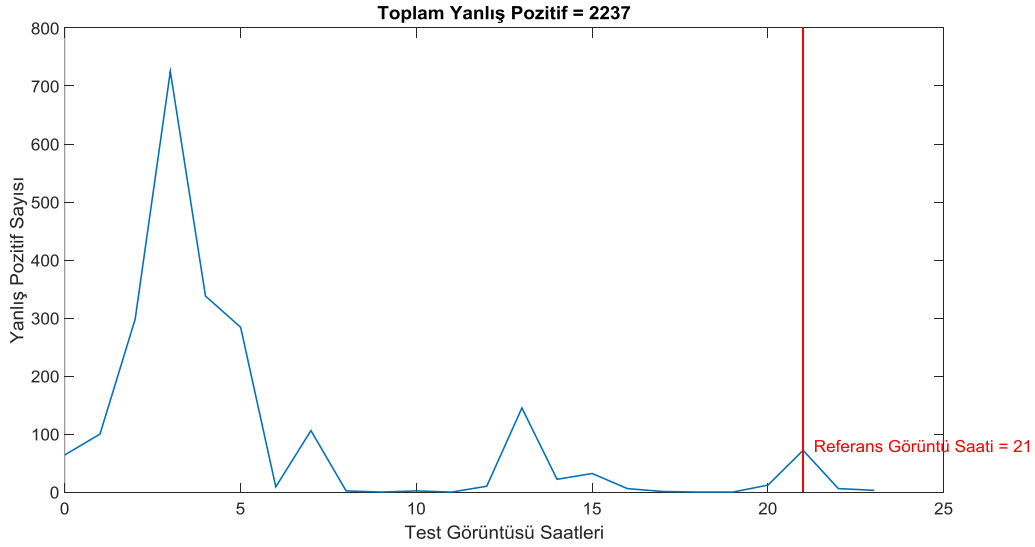
(b) Referans Görüntü Saati 06:00 olarak alındığında



(c) Referans Görüntü Saati 11:00 olarak alındığında



(d) Referans Görüntü Saati 16:00 olarak alındığında

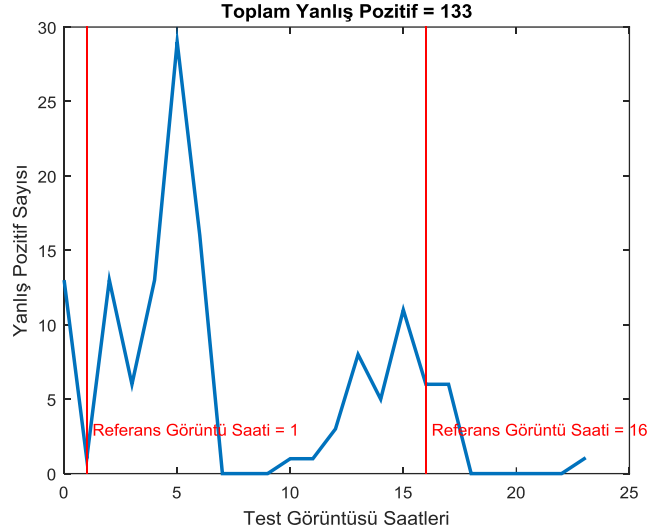


(e) Referans Görüntü Saati 21:00 olarak alındığında

Şekil 47. Farklı saatlerdeki (01:00, 06:00, 11:00, 16:00, 21:00) referans LWIR görüntü ile eşleştirme yapıldığında oluşan 24 saatlik yanlış pozitif profilleri

Bir diğer deney için, bir günün her bir saatindeki test görüntüsündeki hedef, önceki günün tek bir saatine ait tek bir referans imza yerine seçilen 2 saate (01:00 ve 16:00) ait imzalar ile aratılmıştır. Bunun için, eşleştirme algoritmasına her iki imza ayrı ayrı verilmiş ve çıkış skorları, eşit şekilde ağırlıklandırılmak üzere toplanmıştır. Bu deneyin sonucunun

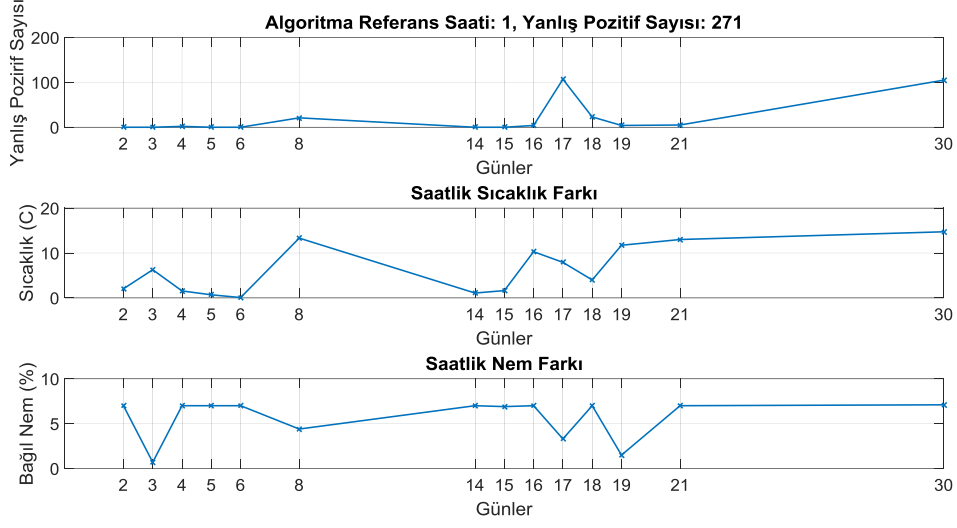
görüldüğü Şekil-48'e göre birden fazla imza kullanıldığında günün geneline ait yanlış pozitif sayısının tek imza kullanımına göre düştüğü, yani hedef tespit performansının arttığı görülmüştür.



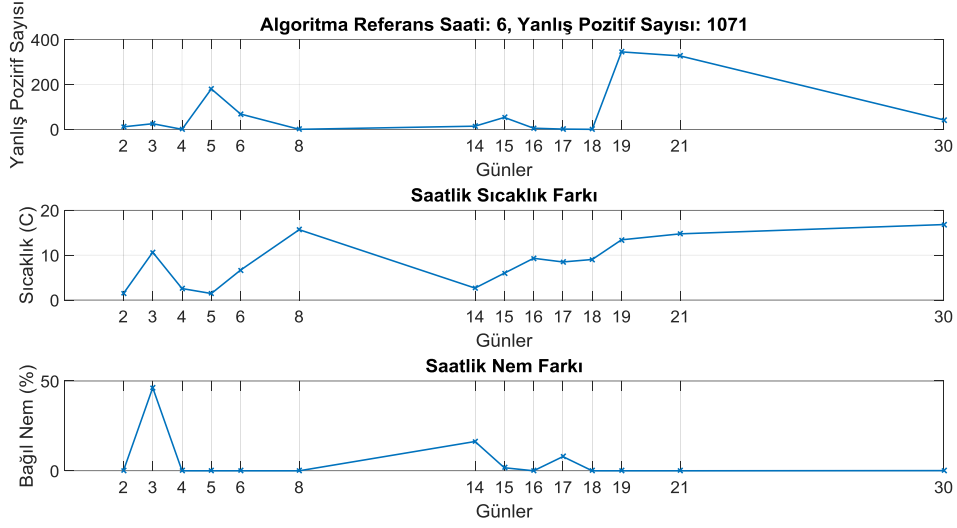
Şekil 48. Saat 01:00 ve 16:00 daki LWIR referansların skorlar toplanarak birlikte kullanıldığında oluşan 24 saatlik yanlış pozitif profili

5.3.2.2 Referans ve Test Görüntüleri Arasındaki Hava Durumu Farkının Hedef Tespitine Etkisi

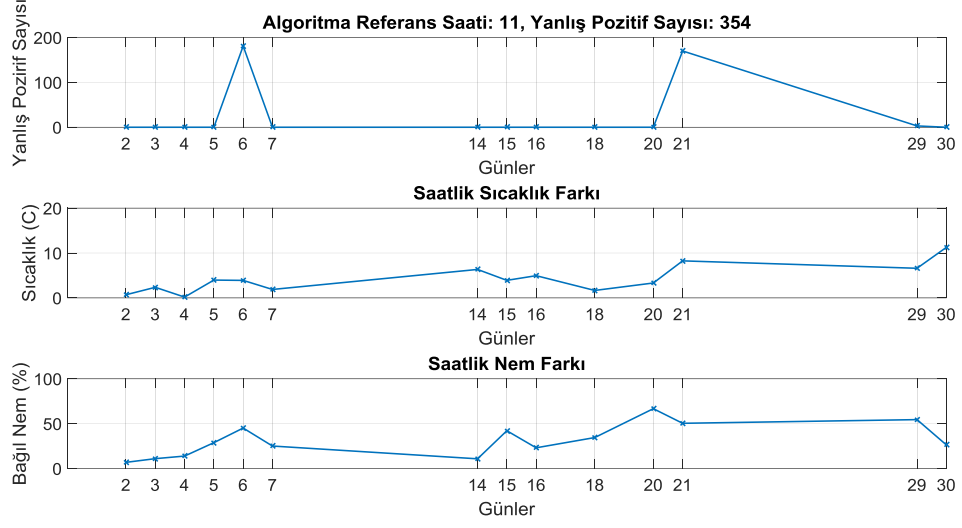
Bu bölümdeki deneyde ise, bir günün belirli saatlerine (01:00, 06:00, 11:00, 16:00, 21:00) ait LWIR imzaları, takip eden günlerin aynı saatlerine ait LWIR görüntüleri ile eşleştirilmiş ve hedef tespiti sonucu elde edilen yanlış pozitif sayıları sırasıyla Şekil-49, 50, 51, 52 ve 53'te verilmiştir. Bu sonuçlarda, ilgili saate ait meteoroloji (sıcaklık ve bağıl nem) bilgisi de, yanlış pozitif sayısı arasındaki ilişkiyi ortaya koymak üzere eklenmiştir.



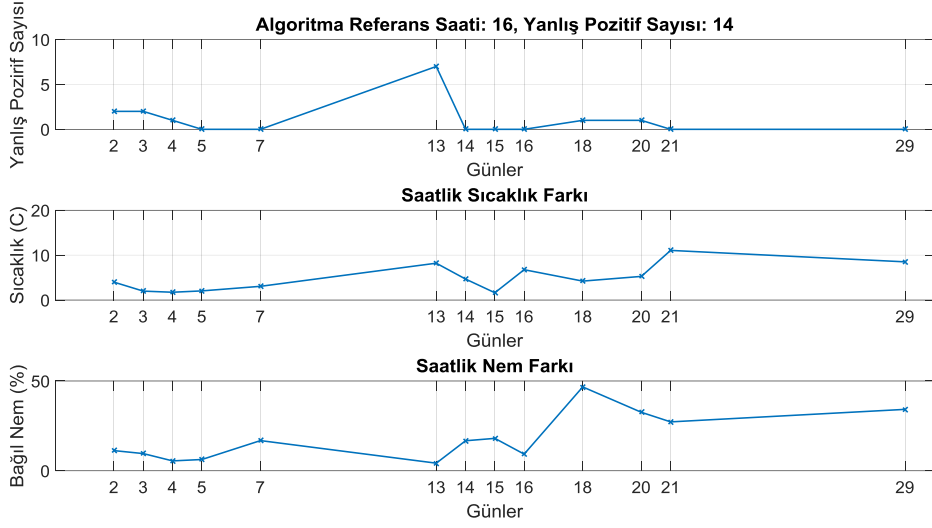
Şekil 49. Saat 01:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri



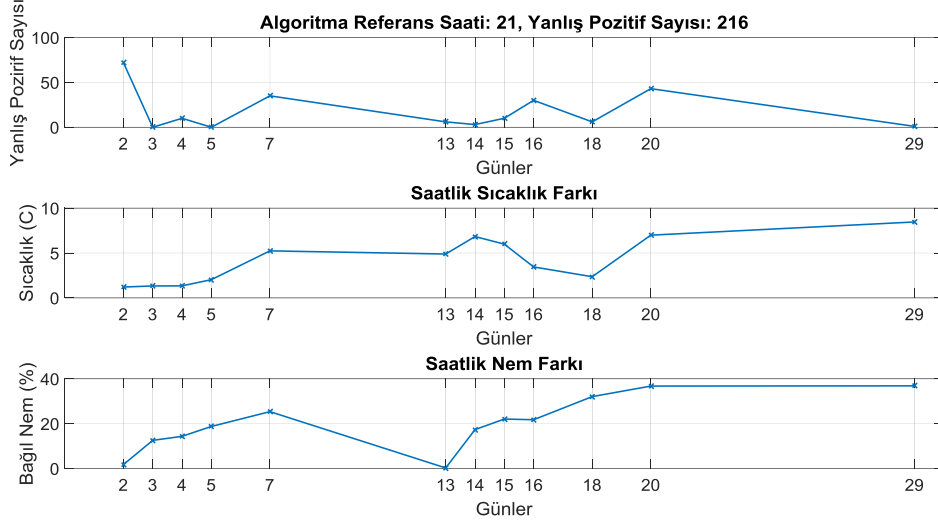
Şekil 50. Saat 06:00'daki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri



Şekil 51. Saat 11:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri



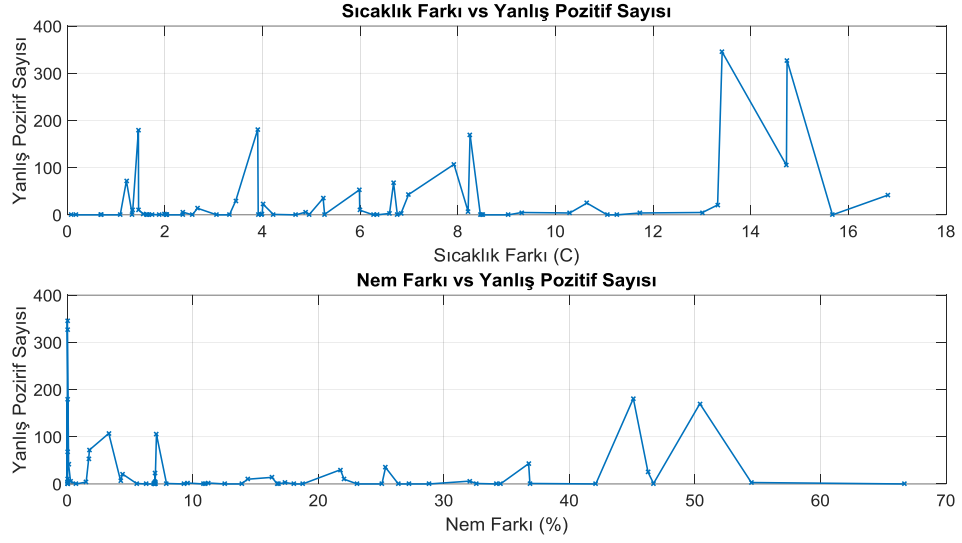
Şekil 52. Saat 16:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri



Şekil 53. Saat 21:00'deki görüntülerin eşleştirme sonucuna karşılık, aynı saate ait meteoroloji sıcaklık ve nem bilgileri

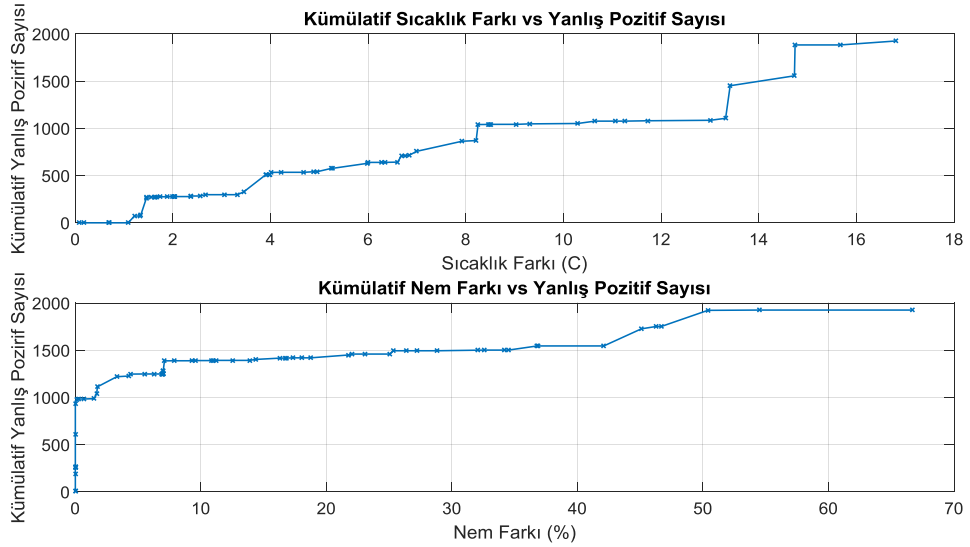
Burada saat 04:00'teki imza referans alındığında (Şekil-41) yanlış pozitif sayısının görece oldukça düşük olduğu görülmektedir. Bunun sebebi, o saatte hedeflerin sıcaklığının maksimum dereceye ulaşması sebebiyle yaptıkları ışıınım miktarının maksimuma ulaşarak sensörü satürasyona sokması ve benzerliği arttırarak eşleştirme skorlarını arttırması ile ilişkilendirilebilir.

Bu sonuçlardan elde edilen yanlış pozitif sayılarının, sıcaklık ve nem değışikliklerine bağlı değışimi Şekil-54'te verilmiştir. Buna göre referans spektrumu ve test görüntüsünün alındığı tarihler arasındaki sıcaklık farkı arttıkça yanlış pozitif sayısının artma, hedef tespit oranının azalma eğilimine girdiği görülmektedir.



Şekil 54. Sıcaklık ve nem farkına karşılık hedef tespit performansı

Sıcaklık ve neme bağlı yanlış pozitif sayısının kümülatif artış grafiği ise Şekil-55'te verilmiştir. Grafikte düz olan bölümler o aralıkta yanlış pozitif alınmadığını, artışlar ise yanlış pozitiflerin geldiği zamanları göstermektedir.



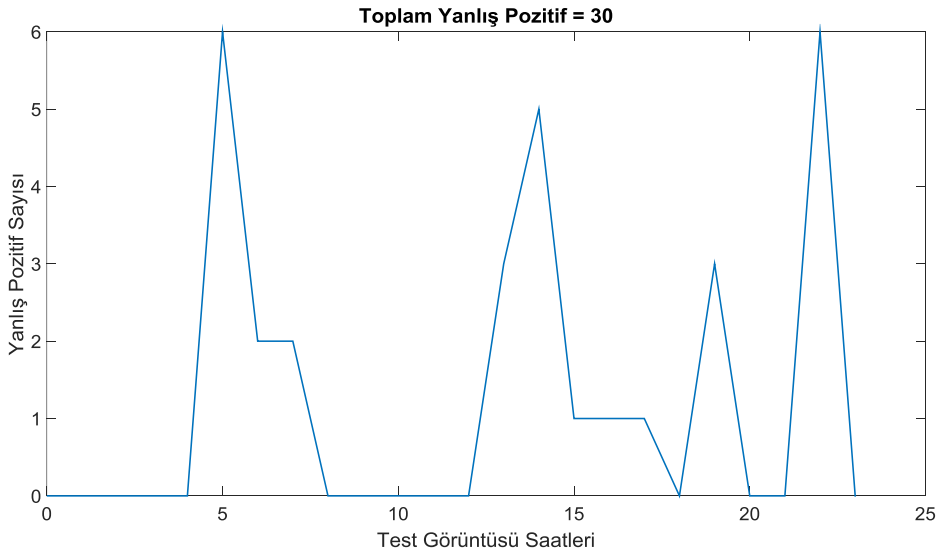
Şekil 55. Sıcaklık ve nem farkına karşılık hedef tespit kümülatif performansı

Bu şekillere göre meteoroloji verisine göre ölçülen nem değişiminin, veri kümesinin kullanıldığı günlerde hedef tespiti performansı ile sıcaklık kadar ilişkili olmadığı görülmektedir. Ancak sıcaklık değişimi kısa dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntü hedef tespit performansında etkilidir. Referans spektrumu ve test görüntüsünün alındığı

saatler arasındaki sıcaklık farkı 1 dereceden az olduğu durumlarda yanlış pozitif alınmadığı görülmektedir.

5.3.2.3 Referans ve Test Görüntüleri Arasındaki Hava Durumu Bilgisi Kullanılarak Hedef Tespiti

Önceki bölümlerde, LWIR görüntülerde hedef tespiti performansının, test ve referans görüntüleri arasındaki hava durumu farkı ile ilişkili olduğu gösterildikten sonra bu bilgiye dayanılarak, yeni bir hedef tespit deneyi yapılmıştır. Bu deneyde, Bölüm 5.3.2.1'e benzer olarak test kümesinin ikinci gününün tüm saatlerinde, ilk gündeki referans görüntüler alınarak eşleştirme yapılmıştır. Ancak seçilen referans görüntülerin saati, meteoroloji sıcaklık verilerine göre, hedefin arandığı saatin sıcaklığına en yakın olan saat olarak seçilmiştir. Bu hedef tespitinin sonuçları Şekil-56'da verilmiştir. Bu deneyde elde edilen yanlış pozitif sayısı, Şekil-47 ve Şekil-48 ile kıyaslandığında, hedef tespitinde çok önemli bir gelişmenin olduğu görülmektedir. Önceki deneylerde 24 saatlik tarama toplamında elde edilen toplam yanlış pozitif sayıları, referans görüntü saati 01:00, 06:00, 11:00, 16:00, 21:00 kullanıldığında, sırasıyla 307, 385, 1139, 646 ve 2237; 01:00 ve 16:00 referans saatleri birlikte kullanıldığında ise 133 olarak elde edilmişti. Sıcaklık bilgisine dayalı olarak seçilen referans saate bağlı hedef tespitinde ise bu sayı 30'a düşmüştür.



Şekil 56. Referans görüntü saati sıcaklığa göre seçildiğinde

6. SONUÇ

Bu çalışmada kısa ve uzun dalga boyu kızılötesi hiperspektral görüntülerde hedef tespiti üzerine çalışılmıştır. Bu bağlamda, kullanılmış olan bu iki farklı spektral bandın fiziksel özelliklerine göre farklı dönüşümler uygulanmış ve bu dönüşümlerin etkileri gözlemlenmiştir.

SWIR bandı için uygulanan reflektans dönüşümü, atmosferdeki yansıma etkilerini kalibre etmek için uygulanmıştır ve bu dönüşümün aranan araç hedefin rengine göre, eğer siyah ise ışınımına daha kötü, beyaz ise ışınımına göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu bantta genel olarak, siyah renkteki araçların tespitinin, beyaz araçlara göre daha zor bir problem olduğu da gözlemlenmiştir. Buna sebep olarak, siyah araçların, ayırt edici olamayacak kadar düşük miktarlarda ışınım yaptığı ve bunun sonucu olarak da reflektans dönüşümünün gürültülü sonuçları vermesi olarak açıklanmıştır. Ayrıca bu spektral bant için, hem ışınım hem de reflektans deneylerinde en iyi sonucu SAM eşleştirme algoritmasının verdiği gösterilmiştir.

Benzer şekilde, LWIR bandı için, materyalin sıcaklığının etkisini ortadan kaldırmak için uygulanan parlaklık sıcaklık tahmini neticesinde elde edilen yayılım verisinin, ışınım oranla hedef tespitine etkileri saptanmıştır. Buna göre, yayılım verisinin araç renginin siyah olduğu durumlarda, ışınımına göre oldukça kötü bir hedef tespit performansı sağladığı ancak beyaz renkli araçlarda sonucun hemen hemen aynı olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca, bu bant aralığı için ACE eşleştirme algoritmasının en iyi arkaplan modellemesi ile birlikte en iyi hedef tespit sonucunu verdiği gözlemlenmiştir.

Piksel grubu bazlı işleme için ise, süperpiksel algoritması LWIR bandında, benzer pikseller arasındaki SAM metriği karşıtlığının düşük olması sebebi ile kullanılamamıştır. Bu algoritma SWIR bandında piksel gruplandırmayı başarı ile yapmış olsa dahi sonuçları diğer piksel grubu bazlı işleme yöntemi olan uzamsal filtelemeden daha başarısız olmuştur. Uzamsal filtreleme yönteminin ise, test görüntüsünde, arka planda bulunan aykırı değerler sebebi ile eşleşme sonucunda elde edilecek yanlış pozitiflerin sayısının azaltılmasına ancak ilgili aykırı değerler hedef bölgesinde ise hedef skorunu düşürerek toplam yanlış pozitif sayısının artmasına sebep olduğu gözlemlenmiştir.

Bununla birlikte LWIR bandının hedef tespiti açısından SWIR bandına göre ortalama olarak daha kötü sonuçlar verdiği görülmüştür. Bu iki banda ait resimler karşılaştırılarak,

her iki bandın birlikte kullanıldığı durumda ise, toplam performansın bu iki bant ayrı ayrı kullanılmasına göre iyileştiği saptanmıştır.

LWIR görüntüler üzerinde yapılan bir başka deneyde ise, gün boyu çekilmiş bu banda ait görüntülerden sıcaklık tahmini yapılarak gün bazlı sıcaklık profilleri oluşturulmuş ve sadece bu profiller kullanılarak hedef tespiti yapılarak sıcaklık profillerinin hedef tespiti için kullanılabilmesi gösterilmiştir.

- Yapılan deneylerde sağlıklı bir hedef tespiti için gün içinde alınması gereken örnek aralığının 1 saatin altına düşürülmemesi gerektiği bulunmuştur.
- Başka bir deneyde, eğer günün sadece belirli bir bölümüne ait sıcaklık profilleri kullanılmak isteniyor ise hedef tespiti açısından bu profilin ayırt edici olması için, Güneş'in doğuşu ve batışı gibi önemli sıcaklık değişimlerinin yaşandığı saat aralıklarının seçilmesi gerektiği ortaya çıkarılmıştır.
- Ayrıca sıcaklık profillerinin oluşturulduğu tarih ile hedef tespitinin yapılacağı tarih arasında gün farkı olduğunda da hedef tespiti yapılabildiği ancak tespit başarısının bu iki gün arasındaki ortalama sıcaklık farkına bağlı olduğu gösterilmiştir.

Aynı veri kullanılarak sıcaklık verisi yerine LWIR hiperspektral görüntüler kullanılarak hedef tespiti yapıldığında ise:

- Hedef tespiti için kullanılacak referans LWIR görüntünün alındığı saat ve hedefin aranacağı resime ait saat farkının, hedef tespiti performansında belirleyici olduğu, bu saat farkı ne kadar az ise hedef tespitinin o kadar başarılı olduğu gösterilmiştir.
- Bir test görüntüsü için birden fazla referans saate ait LWIR görüntü kullanıldığında, hedef tespit performansının arttığı gösterilmiştir.
- Aynı referans ve test saati kullanılarak farklı günler içinde hedef tespiti yapıldığında ise, hedefin bulunma oranının, bu iki günün ilgili saatindeki meteoroloji sıcaklık farkı ile ilişkili olduğu ancak nem farkı ile o kadar ilişkili olmadığı gösterilmiştir. Bu sıcaklık farkı 1 dereceden az olduğunda hedef tespitinin oldukça başarılı olduğu raporlanmıştır.

7. KAYNAKLAR

- [1] R. S. DiPietro, D. G. Manolakis, R. B. Lockwood, T. Cooley, and J. Jacobson, "Hyperspectral matched filter with false-alarm mitigation," *Opt. Eng.*, vol. 51, p. 016202, May 2012.
- [2] J. W. Boardman, "Leveraging the high dimensionality of AVIRIS data for improved sub-pixel target unmixing and rejection of false positives: Mixture tuned matched filtering," presented at the Summaries 7th Annu. JPL Airborne Geosci. Workshop, 1998.
- [3] A. Schaum and A. Stocker, "Spectrally-selective target detection," presented at the Int. Symp. Spectral Sens. Res., 1997.
- [4] M. Yi, F. Yang, E. Blasch, C. Sheaff, K. Liu, G. Chen, and H. Ling. Vehicle classification in wami imagery using deep network. In *SPIE Defense+ Security*, pages 98380E– 98380E. International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [5] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1097–1105, 2012.
- [6] S. Bhattacharya, H. Idrees, I. Saleemi, S. Ali, and M. Shah. Moving object detection and tracking in forward looking infra-red aerial imagery. In *Machine vision beyond visible spectrum*, pages 221–252. Springer, 2011.
- [7] J. Shi et al. Good features to track. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR'94.*, 1994 IEEE Computer Society Conference on, pages 593– 600. IEEE, 1994.
- [8] D. Manolakis, E. Truslow, M. Pieper, T. Cooley, M. Brueggeman, "Detection Algorithms in Hyperspectral Imaging Systems", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 31, no. 1, pp. 24-33, 2014.

- [9] D. B. Bhushan, V. Sowmya, M. S. Manikandan, K. P. Soman, "An effective pre-processing algorithm for detecting noisy spectral bands in hyperspectral imagery", Proc. Ocean Electronics (SYMPOL), vol. 43, no. 2, pp. 34-39, Nov. 2011.
- [10] Bajcsy, Peter and Groves, Peter, "Methodology for hyperspectral band selection," Photogrammetric Engineering and Remote sensing, vol. 70, no. 7, pp. 793–802, July 2004.
- [11] Velez-Reyes, M. and Jimenez, L., "Subset Selection Analysis for the Reduction of Hyperspectral Imagery," Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, vol. 3, pp. 1577–1581, July. 1998.
- [12] Chang, Chein-I and Wang, Su, "Constrained Band Selection for Hyperspectral Imagery," IEEE Trans. Geoscience and Remote sensing, vol. 44, no. 6, pp. 1575–1585, June 2006.
- [13] Guo, Baofeng, Gunn, Steve R., Damper, R.I. and Nelson, J.D.B., "Band Selection for Hyperspectral Image Classification Using Mutual Information," IEEE Trans. Geoscience and Remote sensing Letters, vol. 3, pp. 522–526, 2006.
- [14] B. Uzkent, A. Rangnekar, and M. Hoffman. Aerial vehicle tracking by adaptive fusion of hyperspectral likelihood maps. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), July 2017.
- [15] J. Kerekes, M. Muldowney, K. Strackerjan, L. Smith, and B. Leahy. Vehicle tracking with multi-temporal hyperspectral imagery. In Defense and Security Symposium, pages 62330C–62330C. International Society for Optics and Photonics, 2006.
- [16] S. M. Adler-Golden, P. Conforti, M. Gagnon, P. Tremblay, and M. Chamberland, "Long-wave infrared surface reflectance spectra retrieved from Telops Hyper-Cam imagery," Proc. SPIE, vol. 9088, p. 90880U, Jun. 2014.

- [17] S. J. Young, B. R. Johnson, and J. A. Hackwell, "An in-scene method for atmospheric compensation of thermal hyperspectral data," *J. Geophys. Res.*, vol. 107, no. D24, pp. ACH 14-1–ACH 14-20, 2002.
- [18] P. S. Kealy and S. J. Hook, "Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data: Implications for recovering land surface temperatures," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 31, no. 6, pp. 1155–1164, Nov. 1993.
- [19] A. Gillespie, S. Rokugawa, T. Matsunaga, J. S. Cothorn, S. Hook, and A. B. Kahle, "A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1998.
- [20] C. C. Borel, "Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor," presented at the *Int. Geosci. Remote Sens. Symp. Sens. Manag. Environ.*, 1998.
- [21] M. Cubero-Castan, J. Chanussot, V. Achard, X. Briottet, and M. Shimoni, "A physics-based unmixing method to estimate subpixel temperatures on mixed pixels," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, no. 4, pp. 1894–1906, Apr. 2015.
- [22] E. F. Collins, D. A. Roberts, and C. C. Borel, "Spectral mixture analysis of simulated thermal infrared spectrometry data: An initial temperature estimate bounded TESSMA search approach," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, no. 7, Jul. 2001.
- [23] G. I. Sentlinger, S. J. Hook, and B. Laval, "Sub-pixel water temperature estimation from thermal-infrared imagery using vectorized lake features," *Remote Sens. Environ.*, vol. 112, pp. 1678–1688, Sep. 2008.
- [24] P. V. Villeneuve, Space Comput. Corp., Los Angeles, CA, USA, 2009.
- [25] S. Kucuk and S. E. Yuksel, "Comparison of Rx-Based Anomaly Detectors on Synthetic and Real Hyperspectral Data", *IEEE workshop on hyperspectral image and signal processing (WHISPERS)*, Tokyo, June 2015.

- [26] M.T. Eismann, "Hyperspectral Target Detection," in *Hyperspectral Remote Sensing*, chapter 14, pp. 646–716. SPIE Press, Bellingham, Washington, 2012.
- [27] D. Heinz, C.-I Chang, and M.L.G. Althouse, "Fully Constrained Least-Squares Based Linear Unmixing," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, 1999, pp. 1401–1403.
- [28] A. Karakaya, S.E. Yuksel, "Target Detection in Hyperspectral Images", *IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, Zonguldak, May, 2016.
- [29] S.E. Yuksel, A. Karakaya, " Fusion of Target Detection Algorithms in Hyperspectral Images, " *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 4(4), 103-110, 2016.
- [30] S. Kraut, L. L. Scharf, "The CFAR adaptive subspace detector is a scale-invariant GLRT", *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 47, no. 9, pp. 2538-2541, Sep. 1999.
- [31] D. Manolakis, D. Marden, and G.A. Shaw, "Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications," *Lincoln Laboratory Journal*, vol. 14, no. 1, pp. 79–116, January 2003.
- [32] J. Broadwater and R. Chellappa, "Hybrid Detectors for Subpixel Targets," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 11, pp. 1891–1903, November 2007.
- [33] D. Manolakis, C. Siracusa, G. Shaw, "Hyperspectral Subpixel Target Detection Using the Linear Mixing Model," *IEEE TGRS*, Vol. 39, No. 7, July 2001.
- [34] J. Broadwater, R. Chellappa, "A hybrid algorithm for subpixel detection in hyperspectral imagery", *Proc. IEEE IGARSS*, vol. 3, pp. 1601-1604, 2004.
- [35] J. C. Harsanyi, C.-I Chang, "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 32, pp. 779-785, 1994.

- [36] D.W. Sun, "Spectral Preprocessing and Calibration Techniques," in *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*, chapter 2, pp. 61–62. Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 2010.
- [37] A. Koz, H. Soydan, H. Ş. Düzgün, A. A. Alatan, "A local extrema based method on 2D brightness temperature maps for detection of archaeological artifacts", in *Proc. of IEEE IGARSS*, 2016.
- [38] M. Kütük, A. Koz, A. A. Alatan, "Hyperspectral targetdetection by using superpixels and signature based methods" *WHISPERS 2018*.
- [39] Blake M. Rankin, Joseph Meola, and Michael T. Eismann, "Spectral Radiance Modeling and Bayesian Model Averaging for Longwave Infrared Hyperspectral Imagery and Subpixel Target Identification" *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 55, no. 12, 2016.
- [40] D. Rosario and J. Romano, "Hyperspectral-Based Verses Polarimetric-Based Anomaly Detection in the LWIR," in *Proc. of 8th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, Los Angeles, USA, 2016.



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS/~~DOKTORA~~ TEZ ÇALIŞMASI ORJİNALLİK RAPORU

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK VE ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞI'NA

Tarih: 30/09/2019

Tez Başlığı / Konusu: Kısa ve Uzun Dalga Boyu Hiperspektral Görüntülerde Hedef Tespiti

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmamın a) Kapak sayfası, b) Giriş, c) Ana bölümler d) Sonuç kısımlarından oluşan toplam 80 sayfalık kısmına ilişkin, 27/09/2019 tarihinde tez danışmanım tarafından Turnitin adlı intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 4 'tür.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Kaynakça hariç
- 2- Alıntılar hariç/dâhil
- 3- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orjinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve bu Uygulama Esasları'nda belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Tarih ve İmza

Adı Soyadı: İlke Belenoğlu

Öğrenci No: N16127726

Anabilim Dalı: Elektrik ve Elektronik Mühendisliği

Programı: Elektrik ve Elektronik Mühendisliği

Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

30.09.2019

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Doç.Dr. Seriha Esen YÜKSEL

(Unvan, Ad Soyad, İmza)

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : İlke BELENOĞLU
Doğum yeri : Ankara
Doğum tarihi : 1991
Medeni hali : Bekar
Yazışma adresi :
Telefon :
Elektronik posta adresi : ilkebelenoglu@hacettepe.edu.tr
Yabancı dili : İngilizce

EĞİTİM DURUMU

Lisans : Hacettepe Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği
(2014)
Yüksek Lisans : Hacettepe Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği
(2019)
Doktora :

İş Tecrübesi

SPRA Savunma Havacılık ve Uzay (Ocak 2015-Ekim 2015)

TÜBİTAK Uzay Teknolojileri Araştırma Enstitüsü (Kasım 2015-Devam Ediyor)