

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

HARİTA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**DERİN ÖĞRENME İÇİN KİTLE KAYNAK TABANLI ETİKETLİ VERİ ÜRETİMİ VE
ÇOK BANTLI GÖRÜNTÜ SINIFLANDIRMA İÇİN BİR 3D-2D CNN MODELİ**

Ekrem SARALIOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce

"DOKTOR (HARİTA MÜHENDİSLİĞİ)"

Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 06 / 01 / 2020

Tezin Savunma Tarihi : 17 / 02 / 2020

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR

Trabzon 2020

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

Harita Mühendisliği Anabilim Dalında

Ekrem SARALIOĞLU Tarafından Hazırlanan

**DERİN ÖĞRENME İÇİN KİTLE KAYNAK TABANLI ETİKETLİ VERİ ÜRETİMİ VE
ÇOK BANTLI GÖRÜNTÜ SINIFLANDIRMA İÇİN BİR 3D-2D CNN MODELİ**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 14 /01 /2020 gün ve 1837 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
DOKTORA TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

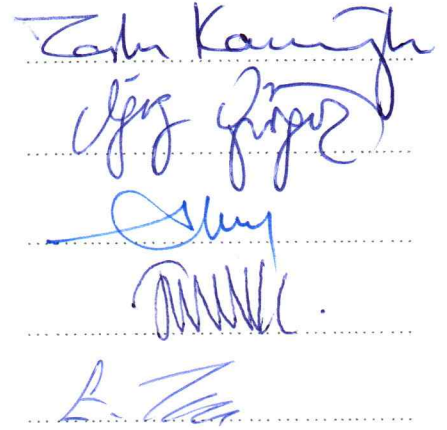
Başkan : Prof. Dr. Taşkın KAVZOĞLU

Üye : Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR

Üye : Doç. Dr. Halil AKINCI

Üye : Doç. Dr. Hamdi Tolga KAHRAMAN

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Esra TUNÇ GÖRMÜŞ



**Prof. Dr. Asim KADIOĞLU
Enstitü Müdürü**

ÖNSÖZ

“Derin Öğrenme İçin Kitle Kaynak Tabanlı Etiketli Veri Üretimi ve Çok Bantlı Görüntü Sınıflandırma İçin Bir 3D-2D CNN Modeli” adlı doktora çalışmam boyunca danışmanım olarak araştırmalarımı yönlendiren, fikirleri ile vizyonumu geliştiren, çok değerli saygıdeğer hocam Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR’ e şükranlarımı sunarım.

Değerli katkıları için tez izleme jürimin saygıdeğer hocaları Dr. Öğr. Üyesi Esra TUNÇ GÖRMÜŞ, Prof. Dr. Taşkın KAVZOĞLU, Doç. Dr. Halil AKINCI ve Doç. Dr. Hamdi Tolga KAHRAMAN’a teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmalarım boyunca manevi desteklerini benden esirgemeyen KTÜ mesai arkadaşlarıma, tüm hocalarıma ve bölüm çalışanlarına teşekkür ederim.

Son olarak hayatımın her anında sevgi ve destekleriyle yanımda olan, üzüntü ve sevinçlerimi paylaşan anneme, babama, kardeşime, eşime ve kızıma en içten teşekkürlerimi borç bilirim.

Ekrem SARALIOĞLU

Trabzon 2020

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum “Derin Öğrenme için Kitle Kaynak Tabanlı Etiketli Veri Üretimi ve Çok Bantlı Görüntü Sınıflandırma için 3D-2D CNN Modeli” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR’ ün sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakça da eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 17/02/2020

Ekrem SARALIOĞLU

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VIII
SUMMARY	IX
ŞEKİLLER DİZİNİ	X
TABLolar DİZİNİ.....	XIII
SEMBOLLER DİZİNİ	XIV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Problemin Tanımı	5
1.3. Çalışmanın Amacı	7
1.4. Tezin Katkıları	7
1.5. Metodoloji.....	8
1.6. Kitle Kaynak	9
1.6.1. Kitle Kaynak Yönteminin Doğuşu	10
1.6.2. Kitle Kaynak Yönteminin Yükselişi.....	11
1.6.3. Uzaktan Algılamada Kitle Kaynak	12
1.6.3.1. Uzaktan Algılamada Kullanılan Kitle Kaynak Projeleri	12
1.6.3.2. Kitle Kaynak Yönteminin Uzaktan Algılamaya Katkıları.....	14
1.6.3.2.1. Verilerin Üretimi	15
1.6.3.2.2. Verilerin Yorumlanması	16
1.7. Uzaktan Algılamada Derin Öğrenme	17
1.7.1. Sınıflandırma ve Nesne Tespitinde Derin Öğrenme.....	19
1.7.1.1. Sahne Sınıflandırmada Derin Öğrenme	19
1.7.1.2. Nesne Tespitinde Derin Öğrenme	23
1.7.1.3. Semantik Sınıflandırmada Derin Öğrenme	25
1.8. Evrimsel Sinir Ağları	26

1.8.1.	Sınıflandırmada Kullandığı Özelliklere Göre CNN Modelleri	27
1.9.	Hibrit Yapıda Üretilen Spektral-Uzamsal CNN Modeli	29
1.9.1.	Evrişim Katmanları.....	29
1.9.2.	Hiper Parametrelerin Belirlenmesi	31
1.9.3.	Aktivasyon Fonksiyonu	31
1.9.4.	Seyreltme Katmanı	33
1.9.5.	Batch Boyutu	33
1.9.6.	Epok Sayısı	34
1.9.7.	Öğrenme Hızı.....	34
1.9.8.	Optimizasyon Yöntemi	35
1.9.9.	Yitim Fonksiyonu (Loss Function).....	36
1.9.10.	Tamamen Bağlı Katman	36
1.10.	Doğruluk Değerlendirme Metrikleri.....	38
1.11.	Doğruluk Değerlendirmede Kullanılacak Nokta Sayıları.....	41
2.	YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	43
2.1.	Çalışma Alanı	44
2.2.	Ön Hazırlıklar	46
2.2.1.	Projeksiyon ve Koordinat Sistemlerinin Ayarlanması	46
2.2.2.	Görüntü Kaynaştırma.....	47
2.2.3.	Görüntülerin Parçalara Ayrılması.....	49
2.2.4.	Doğruluk Değerlendirme İçin Referans Noktalarının Üretilmesi	50
2.3.	Eğitim Verisi Üretimi ve Doğruluk Değerlendirme İçin Kitle Kaynak	50
2.3.1	Kitle Kaynak Modeli	50
2.3.2.	Kitle Kaynak Uygulaması İçin Web Tabanlı Arayüz.....	52
2.3.2.1.	Kullanıcı Kayıt Kısımı.....	53
2.3.2.2	Doğruluk Değerlendirme Kısımı	53
2.3.2.2.1	Doğruluk Değerlendirme İçin Yardım Dökümanı.....	55
2.3.3.	Eğitim Amaçlı Etiketli Veri Seti Üretimi	57
2.3.3.1.	Veri Oluşturma Modülü (M1)	58
2.3.3.2.	Veri Doğrulama Modülü (M2)	59
2.3.3.3.	Serbest Veri Seçme Modülü (M3).....	60

2.3.3.4.	Serbest Veri Doğrulama Modülü (M4).....	61
2.3.4.	Doğruluk Değerlendirme Çalışmaları.....	62
2.3.4.1.	Sonuç Doğruluk Değerlendirme Verilerinin Seçilmesi.....	62
2.3.4.2.	Referans Noktalarının Testi İçin Görüntü Sınıflandırma	66
2.3.5.	Etiketli Eğitim Verilerinin Kullanıcılar Tarafından Oluşturulması.....	67
2.3.5.1.	Etiketli Eğitim Verilerinin Üretimi.....	67
2.3.5.2.	Doğru Etiketli Eğitim Verilerinin Oluşturulması ve Seçimi	68
2.4.	OpenStreetMap'den Etiketli Eğitim Verisi Temin Etme Çalışması.....	70
2.5.	Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında SU-CNN	73
2.5.1.	Spektral-Uzamsal Yapıda Üretilen CNN Modeli	73
2.5.2.	SU-CNN Modeli Eğitim ve Sınıflandırma	77
2.5.3.	SU-CNN Modeli Testi İçin Sınıflandırma Çalışmaları	81
2.5.3.1	Sınıflandırmada Kullanılacak Uydu Görüntüleri.....	82
2.5.3.1.1.	Worldview-2 Test Bölgesi.....	82
2.5.3.1.2.	IKONOS Test Bölgesi	83
2.5.3.1.3.	Pleiades Test Bölgesi.....	84
2.5.3.1.4.	Deimos-2 Test Bölgesi	86
2.5.3.2.	CNN Tabanlı Modeller ile WV-2 Görüntüsünün Sınıflandırılması	87
2.5.3.3.	DVM ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması	89
2.5.3.4.	Rastgele Orman Yöntemi ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması.....	94
2.5.3.5.	SU-CNN ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması.....	99
2.5.3.6.	Test Görüntüleri İçin Doğruluk Değerlendirme	104
2.6.	Kitle Kaynak Platformu Tarafından Üretilen Doğru Verilerin Raster Yapıya Dönüştürülmesi	104
2.7.	Kitle Kaynak Platformundan Üretilen Doğru Verilerin SU-CNN ile Sınıflandırılması ve Doğruluk Değerlendirme	106
3.	BULGULAR VE İRDELEME	107
3.1.	Kitle Kaynak Amaçlı Web Arayüz ve Genel Değerlendirme	107
3.2.	Kitle Kaynağının Sınıflandırma Sonrası Doğruluk Değerlendirmede Kullanımı	109
3.3.	Derin Öğrenme İçin Eğitim Verilerinin Oluşturulmasında Kitle Kaynak Kullanımı	112
3.4.	Etiketli Veri Üretiminin Zaman ve İş Gücü Açısından Değerlendirilmesi ..	114

3.5.	OpenStreetMap Veri Ekleme Çalışması.....	116
3.6.	Test Bölgeleri Sınıflandırma Sonuçları	119
3.6.1.	CNN Tabanlı Modellerin Sınıflandırma Sonuçları.....	119
3.6.2.	SU-CNN, RO ve DVM İle Sınıflandırma Çalışmaları	120
3.6.3.	Etiketli Eğitim Verilerinin SU-CNN ile Sınıflandırma Sonuçları.....	127
4.	SONUÇLAR VE ÖNERİLER	128
5.	KAYNAKLAR.....	134
6.	EKLER	156
ÖZGEÇMİŞ		



Doktora Tezi

ÖZET

DERİN ÖĞRENME İÇİN KİTLE KAYNAK TABANLI ETİKETLİ VERİ ÜRETİMİ VE ÇOK
BANTLI GÖRÜNTÜ SINIFLANDIRMA İÇİN BİR 3D-2D CNN MODELİ

Ekrem SARALIOĞLU

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Harita Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR
2020, 155 Sayfa, 9 Sayfa Ek

Uydu görüntülerinin, derin öğrenme ile sınıflandırılmasında yaşanan en büyük zorluk yeterince etiketli veri bulunamamasıdır. Bu sorunun çözümünde kitle kaynak yaklaşımının kullanılabilirliği araştırılmış ve uygulama ile gösterilmiştir. Kitle kaynak yöntemi, kullanıcıların dinamik yapıda veri üretebileceği şekilde hazırlanan web platformu üzerinden uygulanmıştır. Kullanıcılardan, verilen yardım dokümanı ile istenilen sınıfları içerecek şekilde etiketli veri oluşturmaları istenmiştir. Bu veri setlerinin kontrolü kullanıcılar tarafından sınıflara ait çizilmiş poligonlara verilen puan ile tespit edilmiştir. Toplamda 260262 piksel içeren veri seti hazırlanmıştır. Elde edilen veriler orijinal görüntü ile karşılaştırılıp görsel olarak da incelenmiştir. Son olarak bu 40 parça görüntü, başarılı sonuçlar verdiği test edilerek üretilen spektral ve uzamsal yapıda CNN modeli ile sınıflandırılmıştır. Ortalamada genel doğruluk değerlerinin %95 üzeri sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlar kitle kaynak ile bu problemin çözülebileceğini göstermektedir. Kitle kaynağın sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanımı aynı arayüzde sunulan modül vasıtasıyla gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla, kullanıcılardan rastgele oluşturulmuş 1000 referans noktası için sınıf değerleri girmeleri istenmiştir. Farklı kullanıcılar tarafından 1000 referans noktasına ait girilen değerler üç kere oluşturularak çoğunluk oylaması yöntemiyle sonuç veri seti elde edilmiştir. Sonuçlar, kitle kaynak ile yüksek uzamsal çözünürlükteki multispektral görüntüler için referans noktalarının üretilmesini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Kitle Kaynak, Derin öğrenme, Sınıflandırma, Doğruluk Değerlendirme

PhD. Thesis

SUMMARY

CROWDSOURCING BASED LABELED DATA GENERATION FOR DEEP LEARNING AND A 3D-2D CNN MODEL FOR MULTISPECTRAL IMAGE CLASSIFICATION

Ekrem SARALIOĞLU

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Geomatics Engineering
Supervisor: Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR
2020, 155 Pages, 9 Pages Appendix

The biggest difficulty in the classification of satellite images with deep learning is the lack of sufficiently labeled data. The usability of the crowdsourcing approach to solve this problem was investigated and an application was developed to demonstrate its applicability. The crowdsourcing method was implemented through the web platform, which was prepared to enable users to generate data in a dynamic structure. Users were asked to create tagged data for the desired classes using the help document provided. The control of these datasets was determined by giving scores to the polygons drawn by the users for each class. The generated dataset contains a total of 260262 pixels. The data obtained were overlapped with the original image to examine visually. Finally, 40 pieces of images were classified with the proposed spectral and spatial CNN model, which proved to be successful after a series of tests. The fact that the average general accuracy values are above 95% indicates that this problem can be solved by crowdsourcing. The use of crowdsourcing for post-classification accuracy assessment was performed through the module presented in the same interface. For this purpose, users were asked to enter class values for 1000 randomly generated reference points. The class value of each of the 1000 points is entered three times by three different users, and the class value of each point determined by a majority voting method. The results prove that reference points for high spatial resolution multispectral images can be generated by crowdsourcing.

Key Words: Crowdsourcing, Deep learning, Classification, Accuracy Assessment

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1. Did you feel it? Uygulama örneği	11
Şekil 2. Geo-Wiki projesi uygulama örneği	13
Şekil 3. UC arazi örtüsü sahne verileri (a) yoğun yerleşim alanı, (b) orta yerleşim alanı, (c) hava alanı, (d) orman, (e) yaya geçidi, (f) otoban	19
Şekil 4. (a) PASCAL VOC-2007 ve (b) VHR-10 veri setleri	24
Şekil 5. Evrişim tipleri, (a) 1D evrişim katmanı, (b) 2D evrişim katmanı, (c) 3D evrişim katmanı	29
Şekil 6. PReLU grafiği	32
Şekil 7. (a) Seyreltme uygulanmamış, (b) Seyreltme uygulanmış	33
Şekil 8. Tamamen bağlı katman	38
Şekil 9. Çalışma alanı	44
Şekil 10. WV-2 bantları.....	45
Şekil 11. Rektifikasyon için noktalar	46
Şekil 12. OSM yol verisinin, VW-2 multispektral (a, b) ve PAN (c, d) bantları ile çakıştırılması	47
Şekil 13. Multi spektral (1.84 m uzamsal çözünürlük), (b) PAN (0.46 m uzamsal çözünürlük, (c), kaynaştırılmış görüntü (0.46 m uzamsal çözünürlük)	48
Şekil 14. (a) WV-2 kaynaştırılmış görüntü parçaları, (b) WV-2 görüntü parçalarına ait sol-üst ve sağ-alt köşelerine ait coğrafi koordinatlar	49
Şekil 15. Sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanılacak referans noktaları.	50
Şekil 16. Kitle kaynağın YUÇUG'den etiketli veri üretimi ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirilmesinde kullanım modeli	51
Şekil 17. Web arayüz mimarisi.....	52
Şekil 18. Kullanıcı kayıt ekranı	53
Şekil 19. Doğruluk değerlendirmenin yapılacağı bölüm.....	54
Şekil 20. Doğruluk değerlendirmesi için yardım dokümanı.....	56
Şekil 21. Veri oluşturma yardım dokümanı.....	57
Şekil 22. Etiket değerlerinin kullanıcılar tarafından oluşturulmasını sağlayan etiket veri girişi penceresi	58

Şekil 23. Veri doğrulama işleminin kullanıcılar tarafından yapılmasını sağlayan pencere	59
Şekil 24. Serbest veri seçme modülü.....	60
Şekil 25. Diğer butonu ile göl sınıfının oluşturulması	61
Şekil 26. (a) Ayırt edilebilen noktalar, (b) ayırt edilemeyen noktalar.....	64
Şekil 27. SVS, KVS ve tüm referans noktalarının görüntü üzerinde dağılımı.....	65
Şekil 28. WV-2 Görüntü parçası ve DVM sınıflandırma sonucu	67
Şekil 29. Kullanıcılar tarafından oluşturulan etiketli eğitim verileri (doğrulama yapılmamış).....	68
Şekil 30. Doğru verilere ulaşabilmek için yapılan seçim	69
Şekil 31. Kullanıcılar tarafından üretilen doğrulanmış etiketli eğitim verileri	70
Şekil 32. OSM çalışma bölgesi bina verileri	71
Şekil 33. OSM çalışma bölgesi orman verileri.....	72
Şekil 34. OSM çalışma bölgesi yol verileri.....	73
Şekil 35. SU-CNN modeli.....	75
Şekil 36. SU-CNN modelinin özet gösterimi	76
Şekil 37. SU-CNN Sınıflandırma iş akış şeması	80
Şekil 38. (a) WV-2 MS bant (doğru-renkler), (b) PAN bant, (c) eğitim verileri	82
Şekil 39. (a) IKONOS test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları	84
Şekil 40. (a) Pleiades test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları	85
Şekil 41. (a) Deimos-2 test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları.....	86
Şekil 42. (a) 2D CNN, (b) 3D CNN, (c) SU-CNN, (d) WV-2 doğru renklendirilmiş, (e) WV-2 PAN	88
Şekil 43. DVM ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması	90
Şekil 44. DVM ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması.....	91
Şekil 45. DVM ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması	92
Şekil 46. DVM ile Deimos test görüntüsünün sınıflandırılması	93
Şekil 47. RO ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması.....	95
Şekil 48. RO ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması	96
Şekil 49. RO ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması	97
Şekil 50. RO ile Deimos-2 test görüntüsünün sınıflandırılması.....	98
Şekil 51. SU-CNN ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması	100
Şekil 52. SU-CNN ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması	101
Şekil 53. SU-CNN ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması.....	102

Şekil 54. SU-CNN ile Deimos-2 test görüntüsünün sınıflandırılması	103
Şekil 55. Raster yapıya çevrilen etiketli eğitim verileri	105
Şekil 56. Uzaktan algılama ve kitle kaynağın birlikte kullanıldığı yayınların yıllara göre dağılımı	107
Şekil 57. Veri setlerinin üçlü değerlendirilmesi	111
Şekil 58. Veri setlerinin ikili değerlendirilmesi.....	112
Şekil 59. (a) Kitle kaynak arayüzünden elde edilen doğrulanmamış etiketli veriler, (b) kitle kaynak arayüzünden elde edilen doğrulanmış etiketli veriler	113
Şekil 60. Görüntü parçalarına ait üretilmiş etiketli veri piksel sayıları	114
Şekil 61. OSM bina verileri yakın gösterim	116
Şekil 62. OSM orman verileri yakın gösterim.....	117
Şekil 63. OSM yol verileri yakın gösterim.....	118
Şekil 64. Sınıflandırma sonuçları (a) DVM, (b) RO ve (c) SU-CNN model	120
Şekil 65. IKONOS sınıflandırma sonuçları (a) IKONOS görüntüsü, (b) DVM, (c) RO, (d) SU-CNN.....	122
Şekil 66. Pleiades sınıflandırma sonuçları (a) Pleiades görüntüsü, (b) DVM, (c) RO, (d) SU-CNN.....	124
Şekil 67. Deimos-2 sınıflandırma sonuçları (a) Deimos-2 görüntüsü, (b) DVM, (c) RO, (d) SU-CNN.....	126

TABLolar DİZİNİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1. Hata matrisi	38
Tablo 2. Doğruluk değerlendirme metrikleri hesabı.....	40
Tablo 3. İlk 30 nokta için kullanıcılar tarafından üretilen 3 veri seti ve SVS, KVS veri setleri	63
Tablo 4. WV-2’de Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı.....	83
Tablo 5. IKONOS için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı.....	84
Tablo 6. Pleiades için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı.....	85
Tablo 7. Deimos-2 için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı	87
Tablo 8. Etiketli veri sınıfları ve bu sınıflara karşılık gelen piksel sayıları	105
Tablo 9. Sonuç veri seti ve doğrulama veri seti ile DVM sınıflandırma sonucu	110
Tablo 10. CNN modelleri sınıflandırma sonuçları	119
Tablo 11. WV-2’de üç sınıflandırma yöntemi için OA ve Kappa değerleri	121
Tablo 12. IKONOS’da üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri	123
Tablo 13. Pleiades’de üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri	125
Tablo 14. Deimos-2’de üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri.....	127

SEMBOLLER DİZİNİ

AND	: Automobile Navigation Data
BOVW	: The Bag Of Visual Words
BOW	: Bag of Words
CNN	: Convolutional Neural Networks
DVM	: Destek Vektör Makineleri
DBN	: Deep Belief Networks
FC	: Fully Convolution
FCN	: Fully Convolution Network
GPS	: Global Position System
GPU	: Graphics Processing Unit
GSEDM	: Gri Seviye Eş Dizimlilik Matrisi
HOG	: Histogram of Oriented Gradients
HS	: Hiperspektral
IDCT	: Inventory Data Capture
ISPRS	: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing
KDM	: Küresel Deprem Modeli
LIDAR	: Light Detection and Ranging
LULC	: Land Use Land Cover
MBS	: Maksimum Benzerlik Sınıflandırıcı
MS	: Multispectral
OA	: Overall Accuracy
OSM	: OpenStreetMap
PAN	: Pankromatik
PCA	: Principal Component Analysis
PReLU	: Parametric Rectified Linear Units
ReLU	: Rectified Linear Units
RGB	: Red-Green-Blue
RNN	: Recurrent Neural Networks

RO	: Rastgele Orman
SAE	: Stack Autoencoders
SIFT	: Scale Invariant Feature Transform
SSD	: Single Shot Multi-Box Detector
SM	: Sosyal Medya
SU-CNN	: Spektral-Uzamsal Convolutional Neural Networks
YİÖ	: Yerel İkili Örüntü
YOLO	: You Look Only Once
YUÇUG	: Yüksek Uzamsal Çözünürlüklü Uydu Görüntüleri
UA	: Uzaktan Algılama



1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Görüntü sınıflandırma, uzaktan algılama (UA) alanında sıklıkla kullanılan görüntü işleme yöntemlerinden bir tanesidir. Uydu görüntülerinin sınıflandırılması; yön bulma, şehir planlama, arazi örtüsü sınıflarının elde edilmesi, tarım, eğitim, ormancılık, jeolojik uygulamalar, istihbarat uygulamaları, askeri ve savunma gibi daha birçok alanda kullanılmaktadır (Hormese vd., 2018). Görüntü tanıma ve istatistiksel öğrenme gibi akıllı yöntemlerin uygulanması, arazi nesnelerinden sınıf bilgisini elde etmede etkili bir yol olmaktadır. Bu konu araştırma ve ticari gelişimin odak noktasını oluşturmaktadır. Sınıflandırma yaklaşımı, çoğunlukla kontrolsüz sınıflandırma (ör, K-means (MacQueen ve Some, 1967)) ve kontrollü sınıflandırma (örn, Sinir Ağları (Miller vd., 1995), Destek Vektör Makineleri (DVM) (Camps vd., 2005)) şeklinde ikiye ayrılmaktadır. Bu yöntemler arazi kaynakları, çevre, tarım gibi diğer alanlarda da uygulanmıştır (Fu vd., 2017). Sınıflandırmada bir diğer yaklaşım da nesne yönelimli sınıflandırmadır (Walter, 2004). Bu yaklaşım ile yüksek çözünürlüklü görüntü sınıflandırmada önemli başarılar sağlanmıştır. Nesneye yönelik yaklaşımların çoğu bir “segmentasyon-sınıflandırma” akışı şeklinde gerçekleşmektedir. Segmentasyon aşamasında, Çoklu-Çözünürlük (Multi-Resolution), Ortalama Kayma (Mean-Shift), Dörtlü Ağaç (Quadtree) gibi görüntü segmentasyon yaklaşımları, görüntü nesnelerini çıkarmak için kullanılmaktadır. Sınıflandırma aşamasında ise kontrollü, kontrolsüz veya manuel olarak tasarlanmış kural tabanlı eşik değerlerin girdisi olarak alınan nesne özellikleri (renk, doku ve geometrik özellikler) son sınıfların elde edilmesi için hesaplanmaktadır.

Uydu görüntülerinde arazi örtüsü çok çeşitli nesneler içerdiğinden ve bu nesnelerin birbirlerinden ayırt edilmesinde gürültü, aydınlatma, mevsim gibi birçok faktör etkili olduğundan yüksek doğrulukta sınıflandırmada büyük zorluklar yaşanmaktadır. Nesneye yönelik yaklaşımlar kullanılsa bile bu görev oldukça zor olmaktadır. Ayrıca, görüntü tanımda doğruluğu artırmak için temsili özelliklerin çıkarılması bir darboğazdır. Diğer bir deyişle, her türlü temel nesne için, sınıflandırmada belirli bir eğitim setinin kullanılması sağlanamamaktadır. Bu nedenle, manuel olarak tasarlanmış özellikleri kullanmak yerine UA

verilerinden otomatik olarak öğrenme ve ardından öğrenilen özellikler üzerinde sınıflandırma yapma, sınıflandırmanın doğruluğunu arttırmanın etkili bir yolu olmaktadır. Bu şekilde sınıflandırma yapma yeteneği olan derin öğrenme (Deep Learning) tekniklerinin makine öğrenme alanında sağladığı üstün başarılar bu yöntemlerin uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında da kullanılmasını sağlamıştır (Fu vd., 2017).

Derin öğrenme, büyük veri analizinde en hızlı büyüyen yöntemdir ve 2013'ün en yeni on teknolojisinden biri olarak kabul edilmektedir (Zhu vd., 2017). Derin öğrenme, genellikle ikiden fazla gizli katman içeren sinir ağlarına verilen isimdir (bu nedenle derin olarak adlandırılır). Derin öğrenmenin temel motivasyonu, insan beynindeki öğrenme ve analiz mekanizmasını taklit etmek için derin bir sinir ağı oluşturulmasına dayanmaktadır. Geleneksel makine öğrenme yöntemleriyle karşılaştırıldığında, derin öğrenmenin en önemli farkı, çok katmanlı nöronların organizasyonu yoluyla büyük bir veri setinden özellikleri otomatik olarak öğrenebilmesidir. Son gelişmeler derin öğrenmenin bazen yüksek hesaplama gerektiren görevleri çözmede insanları bile geçebilen çok başarılı bir yöntem olduğunu kanıtlamaktadır. Örneğin, Google'ın AlphaGo yapay zeka programı, dünya şampiyonu Lee Sedol'u GO oyununda yenmeyi başarmıştır (URL-1, 2019). Bu tür heyecan verici başarılar sayesinde, derin öğrenme giderek artan sayıda uygulama alanında tercih edilen yöntem konumuna gelmiş bulunmaktadır (Kussul vd., 2017). Derin İnanç Ağları (Deep Belief Networks (DBN)), Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks (CNN)) ve Tekrarlayan Sinir Ağları (Recurrent Neural Networks (RNN)) gibi çeşitli derin öğrenme mimarileri bilgisayar görü, konuşma tanıma, doğal dil işleme, ses tanıma ve biyoenformatik gibi alanlara başarıyla uygulanmıştır (Fu vd., 2017). Derin öğrenme tekniklerinden CNN ile büyük ölçekli görüntü tanımlama (Krizhevsky vd., 2012; Simonyan ve Zisserman, 2014) nesne tespiti (Girshick vd., 2016) ve semantik segmentasyon (Long vd., 2015; Noh vd., 2015) gibi alanlarda dikkate değer sonuçlar elde edilmiştir (Zhu vd., 2017).

UA'da da derin öğrenme yöntemlerinin kullanım sıklıkları artarak devam etmektedir. (Hu vd., 2015; Makantasis vd., 2015). Son zamanlarda uzaktan algılanan görüntülerin analizinde birçok CNN tabanlı çalışma yapılmaya başlanmıştır. Örneğin, Zhang, vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada sahne sınıflandırması için yedi katmanlı bir CNN modeli önerilmiştir. Wu, vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada ise semantik segmentasyon için Tamamen Evrişimli Ağlar (Fully Convolution Network (FCN)) tabanlı bir model önerilmiştir. Castelluccio, vd. (2017) CaffeNet ve GoogLeNet mimarilerini kullanarak UA görüntülerinin semantik sınıflandırması için CNN kullanımını araştırmıştır. Wurm, vd.

(2019) tarafından yapılan çalışmada FCN’de transfer öğrenme yapılarak gecekonduların uydu görüntülerinden semantik segmentasyonla tespiti yapılmıştır. Zhaoxiang, vd. (2018) U-Net ve dalgacık görüntü sıkıştırma yöntemini kullanarak bir yöntem önermiş ve Landsat-8 verilerinde sadece 4 bant (kırmızı, yeşil, mavi ve kızılötesi) ile bulutluluk gidermede 97.45% doğrulukta bir sonuç elde etmiştir.

MS görüntüler üzerinde CNN tabanlı yöntemlerin kullanıldığı önceki araştırmalar, çalışmaların çoğunun çok spektrumlu görüntü sınıflandırma problemleriyle başa çıkmak için hem spektral hem de uzamsal bilgileri kullanmadığını göstermektedir. Bununla birlikte, uzaktan algılanan görüntülerin sınıflandırılmasında, nesnelerin hem spektral hem de uzamsal özellikleri birbirini tamamlayan değerli bilgiler sunmaktadır. Spektral sınıflandırma, farklı spektral bantlardaki piksellerin spektral özelliklerine dayalı olarak belirli kategorilere göre etiketlenmesidir. Öte yandan, uzamsal özellikler, söz konusu nesnenin yerini ve boyutunu dikkate almaktadır (Bolar vd., 2018). Uzamsal bilgiler daha doğru ve uzamsal olarak uyumlu arazi örtüsü haritaları üretmek için spektral bilgilere önemli katkılarda bulunmaktadır (Fauvel vd., 2013). Bazı arazi örtüsü sınıflarının birbirine yakın uzamsal bir dağılıma sahip olma olasılığı daha yüksektir. Ancak bu olasılık diğer sınıflar arasında daha düşük olabilmektedir. Çünkü gerçek dünyada birbirlerine yakın olma olasılıkları daha düşük olmaktadır. Bu, bir görüntüdeki komşu piksel etiketleri arasında güçlü ilişkilere yol açabilmektedir. Başka bir deyişle, eğer bir piksel bir sınıfa aitse, komşu piksellerin aynı sınıfa girme olasılığı daha yüksek olmaktadır. Çoğunlukla kentsel bir alanı kapsayan uydu görüntüsünde bir bina olarak etiketlenmesi beklenen bir piksel düşünüldüğünde bu pikselin komşularının yol veya park alanı sınıfları olarak etiketlenmesi olasılığı, orman veya çıplak toprak sınıfları olarak etiketlenme olasılığından daha yüksek olmaktadır. Bu tür ilişkiler uzamsal-spektral sınıflandırıcılar tarafından daha iyi temsil edilmektedir (Gewali vd., 2018).

Yukarıda bahsedilen ve çok başarılı sonuçlar üretebilen derin öğrenme yöntemlerinin performansı çok sayıdaki etiketli veriye bağlıdır. Ne yazık ki, UA verilerinde çok az sayıda etiketli örnek bulunmaktadır (Li vd., 2018; Song vd., 2019). Bu nedenle ağların eğitilmesi çoğunlukla hazır veri setleri üzerinden gerçekleştirilmekte ve oluşturulan modeller bu veri setleri üzerinde temsil edilmektedir. Hazır veri setlerindeki sınıflar çok kısıtlı sayıda arazi nesnesi içerdiğinden çoğu çalışmada kullanılmamaktadır. Bu nedenle yeni veri setlerinin üretimine ihtiyaç duyulmaktadır. Yani; genel olarak mevcut etiketli hava fotoğrafları veya uydu görüntülerinden oluşturulan veri kümeleri mevcut küçük ölçekli veya temel haritalama için istenenden daha az sayıda etiketli ve daha az çeşitte veri sunma eğilimindedir. Örneğin,

ISPRS (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing) tarafından sağlanan semantik etiketleme verisi ISPRS (2019), Almanya’da iki şehir üzerinde yüksek kalitede 2 boyutlu anlamsal etiketler içermekte ve 4.8 km²’lik bir alanı kapsamaktadır. Görüntüler bir hava platformuyla elde edilmiş olup, 3 veya 4 banttan oluşmakta ve 5-10 cm uzamsal çözünürlüğe sahip olmaktadır. Benzer amaçla kullanılan bir diğer veri seti ise “Toronto City” veri setidir (Wang vd., 2016). Bu veri seti 700 km²’lik bir alan için çekilen ve uzamsal çözünürlükleri 5-10 cm civarında olan 4 bantlı görüntüler içermektedir. Bu veri setinde, diğer nesnelerin yanı sıra, bina ve yollar gerçeğe uygun olarak etiketlenmiştir. Fakat veri seti henüz kamuya açılmamıştır (Etten vd., 2018). Bir diğer veri seti olan “Massachusetts Roads” ise (Mnih, 2013) 2600 km²’lik bir alan için çekilen ve uzamsal çözünürlüğü 1 m olan 3 bantlı görüntüler içermektedir. Bu veri setine ait görüntüler ve etiketler halka açıktır, ancak etiketler OpenStreetMap (OSM) üzerinden elde edilmiştir. Bu nedenle bağımsız olarak toplanamaz veya doğrulanamazlar. Yeni yayınlanan bir diğer veri seti olan xVIEW (Lam vd., 2018) 1400 km²’lik bir alanı kapsamakta ve 30 cm uzamsal çözünürlükte bir uydu görüntüsü içermektedir (Etten vd., 2018). Fakat etiketler, binaların veya yolların haritalanması için ideal olmayan sınırlayıcı kutulardan oluşmaktadır. Song vd. (2019) tarafından yapılan uzaktan algılanmış görüntülerin CNN ile sınıflandırılmasını inceleyen çalışmada da bu soruna dikkat çekilmiştir. Song vd. (2019) tarafından yapılan çalışmada UA eğitim verilerinin bilgisayar görme alanındaki görüntü veri kümelerinden çok daha az olduğu bunun da sebebinin UA eğitim verilerinin hazırlanmasının çok daha fazla zaman alıcı olduğu söylenmektedir. Ayrıca derin öğrenmeye dayalı araştırmalarla ilgili uzaktan algılama alanındaki bilim adamlarının sayısının az olduğu ve bunların da içinden çok daha azının UA eğitim veri seti üretimi için çaba harcadığı belirtilmektedir. Yine bu çalışma da yetersiz eğitim veri seti sorunun, dünya çapında uzaktan algılama toplulukları tarafından farkına varılması gerektiği ve bu toplulukların UA eğitim veri kümelerinin geliştirilmesi için bazı girişimleri teşvik etmesi veya sponsor olabileceği söylenmektedir.

Uzaktan algılama alanında dünya çapında bir sorun olan yetersiz eğitim verisi ve istenen sınıflara ait etiketlerin bulunmaması sorununun kitle kaynak yaklaşımı ile çözülüp çözülemeyeceği bu tez kapsamında incelenmiştir. Yüksek uzamsal çözünürlüklü uydu görüntülerinden (YUÇUG) derin öğrenme çalışmaları için veri üretiminin kitle kaynak ile nasıl yapılabileceğinin metodolojisi oluşturulmuş, kitle kaynak yönteminin uygunluğu araştırılmış ve uygulaması gerçekleştirilmiştir. Kitle kaynak yönteminin uygulanması web arayüz üzerinden yapılmıştır. Daha sonra uzamsal ve spektral bilgiyi sınıflandırmada

kullanılabilecek şekilde YUÇUG'nin semantik sınıflandırılması için spektral-uzamsal yapıda CNN tabanlı bir model oluşturulmuştur. Son olarak, YUÇUG'nin sınıflandırma sonrası doğruluğunun değerlendirmesinde kitle kaynak konseptinin kullanılabirliği araştırılmış ve uygulaması yapılmıştır.

1.2. Problemin Tanımı

Makine öğreniminin en yaygın şekli (derin olsun ya da olmasın) denetimli öğrenmedir. Örneğin, ev, otomobil, insan veya evcil hayvan gibi kategorileri sınıflandırmak için ilk olarak kategorilere ait eğitim verileri toplanmaktadır. Daha sonra eğitim verileri ile makinenin öğrenmesi sağlanmaktadır. Günümüzde sensör teknolojileri, akıllı telefonlar, GPS (Global Position System), Web 2.0 ve bulut bilişim gibi gelişen teknoloji ve platformlar sayesinde coğrafi verilerin elde edilmesi ve paylaşımı çok büyük bir sorun teşkil etmemektedir. Ayrıca dijital bilgiler (Wikipedia, Flickr fotoğrafları, YouTube videoları, Facebook, Twitter...) belirli alanlarda coğrafi verilerin etiketi için kullanılmaktadır (Chen vd., 2019). Bu teknolojiler sayesinde günde ortalama 1-5 exabyte (1 exabyte = 10^{18} bayt) civarı veri oluşturulmaktadır (MacIve, 2010). Bu büyük veri miktarı iki yılda bir ikiye katlanmaktadır. 2010 yılı, 1 zettabayt'a (10^{21} bayt) ulaşılan ilk yıl olurken 2011 yılında, yaklaşık 1.8 zettabaytlık veri üretilmiştir (Sui vd., 2012). 2020 yılına kadar ise üretilen veri miktarının yaklaşık 40 zettabayta ulaşması beklenmektedir (URL-2, 2019) Yukarıda bahsedilen teknolojiler sayesinde, veri üretiminin oldukça artmasıyla birlikte bu verileri kitlelerin yaygın olarak kullanması (cep telefonları, sosyal medya...) sayesinde etiketli verilerin de üretilmesi sağlanmaktadır. Bu sayede makine öğrenme algoritmalarının da etkili kullanımı sağlanarak büyük veri ile bir ölçüde başa çıkılabilmektedir. UA alanında da sensör teknolojileri ve platformlarda büyük gelişmeler yaşanmasına rağmen verilerin işlenmesi, analizi, yorumlanması kısımları sadece uzman kişilere kaldığından bu denli büyük bir veri ile başa çıkmak mümkün olmamaktadır. Çoğu veri toplama ve işleme süreci otomatik olarak tamamlanabilmesine rağmen, UA verileri için veri analizi ve yorumlanması, makine öğrenmesinin şimdilik tek başına yeterli bir şekilde yerine getiremediği karmaşık bir görev olmaktadır. UA'da kaydedilen gelişmeler yüksek uzamsal çözünürlüklü multispektral (MS) uydu görüntülerinin miktarını da önemli ölçüde arttırmış durumdadır. Uzaktan algılanan görüntülerden elde edilen tematik haritalar, doğal kaynaklar, coğrafya, yer bilimleri, savunma yönetimi ve izlenmesi gibi çeşitli alanlar için paha biçilmez bilgi kaynağı

olmaktadır. Bu haritaların üretilmesinde de metre altı uzamsal çözünürlüğe ve 10 civarı spektral bantta sahip olabilen yeni nesil MS görüntüler (örneğin, Worldview 2, 3 ve GeoEye 1, 2), çok önemli bir rol oynamaktadır (Teffahi vd., 2019). Bu kullanım büyük ölçüde arazi örtüsünün sınıflandırılması ve nesne tespiti şeklinde olmaktadır. Arazi örtüsü ve ürün tipi haritaları, çevresel ve tarımsal alanların yönetilmesi ve izlenmesi açısından en önemli girdilerden biri olmaktadır (Kolotii vd., 2015; Kogan vd., 2013; Kussul vd., 2017). Blaschke, vd. (2011) tarafından yapılan kapsamlı bir literatür araştırmasına göre, YUÇUG'nin kullanılabilirliğinin artmasının, kentsel haritalama ve izleme için daha fazla talep doğurduğu sonucuna varılmıştır. Bu tarz çalışmaların daha doğru yapılabilmesi için uydu görüntülerinin daha doğru bir şekilde sınıflandırılması gerekmektedir.

Günümüzde derin öğrenme tabanlı yöntemler uydu görüntülerinin de sınıflandırılmasında önemli rol oynamaya başlamışlardır. Fakat klasik 3 bantlı görüntülere nazaran uydu platformlarından elde edilen uzaktan algılanmış görüntüler daha fazla bant sayısı, radyometrik çözünürlük farklılığı gibi çeşitli açılardan klasik 3 bantlı görüntülerden farklı yapıdadır. Bu nedenle klasik ün kazanmış derin öğrenme modellerinin çoğu doğrudan UA alanında kullanılamamaktadır. En önemli sorun ise çok başarılı sonuçlar üretebilen derin öğrenme modellerinin fazla miktarda etiketli eğitim verisine ihtiyaç duymalarıdır. Ayrıca uydu görüntülerinin sınıflandırılmalarında sadece etiket bilgileri değil aynı zamanda etiketlerin sınırları da önemli olmaktadır. Buna karşılık, uzaktan algılanmış görüntüler için hazır bulunan eğitim verisi sayısı ve çeşidi oldukça azdır. YUÇUG'de eğitim verisi eksikliği sorunu önemli bir problemdir. Bu sorun nedeniyle kentsel planlama, değişim analizleri, çeşitli arazi örtüsü ve tarım ürünlerinin yüksek doğrulukta tespit edilmesi derin öğrenme ile sağlanabileceği halde eğitim verisi eksikliği nedeniyle istenilen şekilde yapılamamaktadır. Diğer bir sorun ise yapılan sınıflandırmaların doğrulukların tespitinde kullanılacak referans verilerinin temin edilmesinde karşılaşılmaktadır. Bu verilerin elde edilmesi arazi ölçümleri ile yapılabilmektedir fakat bu oldukça zahmetli bir iştir. Ayrıca sınıflandırılacak uydu görüntüsü güncel değilse arazi ölçümlerinde, arazi şartları değişebileceğinden hatalı veri üretme sorunu ya da yeterince veri toplanamaması sorunuyla karşılaşılmaktadır. Diğer bir yöntem ise görüntü üzerinden sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanılacak doğru verilerin (referans verilerinin) toplanmasıdır. Fakat artan yüksek çözünürlük, görüntü üzerinden toplanacak veri miktarını da oldukça arttırdığından yapılan iş gücü ve harcanan zaman önemli derecede artmaktadır.

1.3. Çalışmanın Amacı

Bu çalışmanın amacı YUÇUG'nin derin öğrenme yöntemleri ile daha hassas sınıflandırılabilmesi için ihtiyaç duyulan etiketli verilerin istenilen sınıflara ait ve istenilecek sayıda olacak şekilde doğru, hızlı, az işgücü ve az maliyetli bir şekilde üretilmesi ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme için ihtiyaç duyulan referans verilerin aynı kriterler ile üretimini sağlamaktır. Yetersiz eğitim verisi sorunu derin öğrenme yaklaşımlarının uzaktan algılamada kullanılması aşamasında karşılaşılan en büyük problemdir. Bu amaca ulaşabilmek için kitle kaynak yönteminin bu alanda kullanılabilirliği araştırılmış ve uygulaması yapılmıştır. Kitle kaynak yöntemi ve UA alanında kullanım alanları detaylı bir şekilde incelenmiştir. Eğitim verilerinin oluşturulması ve doğruluk değerlendirmede kitle kaynak kullanımı hazırlanan web arayüz üzerinden gerçekleştirilmiştir.

1.4. Tezin Katkıları

- Tezin literatüre ilk katkısı, YUÇUG'den derin öğrenme amaçlı eğitim verilerinin kitle kaynak ile oluşturulmasıdır. Bu sayede uzaktan algılanmış görüntüler için yetersiz etiketli eğitim verisi sorununun nasıl kitle kaynak ile çözülebileceği uygulamalı olarak gösterilmiştir.
- Tezin literatüre ikinci katkısı, sınıflandırma sonrası doğruluk tespitinde kitle kaynak yaklaşımının kullanılmasıdır. Bu alanda da kitle kaynak kullanılabileceği gösterilmiştir.
- Tezin üçüncü katkısı, kitle kaynak ile eğitim verisi oluşturulması ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme işlemlerinin yapılmasını sağlayan web tabanlı arayüzdür. Oluşturulan bu arayüz Google uydu görüntüleri altlıkları ve sisteme yüklenebilecek uydu görüntüleri ile tanımlanan metodolojide kullanılarak dinamik yapıda istenilen sınıflara ait etiketli veri üretimini sağlayabilmektedir. Bu sayede çok zahmetli olan uydu görüntülerinden derin öğrenme amaçlı eğitim verisi üretimi problemine çözüm oluşturulmuştur.
- Tezin literatüre dördüncü katkısı YUÇUG sınıflandırılmasında yüksek sınıflandırma doğruluklarına ulaşılabilen hibrit yapıda spektral uzamsal

sınıflandırma yapabilen bir CNN tabanlı model oluşturulmasıdır. Bu model içerisinde bulunan 3D evrişim katmanı sayesinde spektral bilgiyi daha etkili kullanarak multispektral görüntülerde yüksek sınıflandırma doğruluklarına erişebilmektedir. Yüksek sınıflandırma doğruluklarına ulaşılabilmesi pek çok yönetsel ve planlama sorunlarının çözümünde çok önemli katkı sağlayacaktır.

- Bunların dışında, mevcut OSM platformu içerdiği hatalar ve yetersiz sınıflar nedeniyle yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleri için etiketli veri temini amacıyla bu çalışmada kullanılamamıştır.
- Tezin son katkısı ise uzaktan algılama alanında kitle kaynak ile yapılan çalışmaların kapsamlı şekilde incelenerek detaylı bir tablo oluşturulmasıdır. Bu tablo benzer konularda çalışan araştırmacılar için oldukça kolaylık sağlayacaktır.

1.5. Metodoloji

Bu çalışmada kullanılacak olan yöntemler aşağıda verilmektedir.

- Kitle kaynak yönteminin UA'da kullanımı detaylı olarak araştırılmış ve UA uygulamalarına nasıl yardımcı olabileceği incelenmiştir.
- Eğitim veri setlerinin üretileceği Worldview-2 (WV-2) görüntüsünde koordinat ve projeksiyon sistemleri tanımlanmıştır.
- WV-2 görüntüsü 40 parçaya ayrılmıştır. Bu işlem web arayüzde kullanıcılara gösterilecek parçaların tüm görüntü yerine daha küçük parçalardan oluşmasını sağlamaktadır. Bu sayede bir kişinin web arayüzde gördüğü alan daha küçük olduğundan, kişinin odaklanması daha iyi sağlanmaktadır. Daha sonra kullanıcıların detayları daha iyi ayırt edebilmeleri için Gram-Schmidt (Laben ve Brower, 2000) görüntü kaynaştırma yöntemi ile WV-2'nin MS bantları ve pankromatik (PAN) bantı kaynaştırılmıştır. Son olarak web arayüzde daha hızlı işlem yapılabilmesi için bu görüntülerin 3 bantlı doğru renklerde kaydedilmeleri sağlanmıştır.
- Derin öğrenme amaçlı veri seçme işlemlerinin dinamik yapıda yapılabileceği ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirilmede de kullanılabilecek şekilde bütün cihazlarda istikrarlı çalışan farklı ekran çözünürlüklerine uyumlu (responsive) bir yapıda web arayüzü üretilmiştir.

- Kullanıcıların istenilen görevleri web arayüzden yapabilmeleri amacıyla yardım dökümanları hazırlanmıştır.
- Web arayüzden elde edilen doğrulanmış eğitim verilerinden sorgulamalar yapılarak sonuç veri setine ulaşılmıştır.
- OSM'den veri elde etme çalışması yapılmıştır.
- Spektral-Uzamsal sınıflandırma yapabilen bir derin öğrenme modeli hazırlanmıştır.
- Spektral-Uzamsal CNN modelinin testleri yapılmıştır.
- Bu modelle kitle kaynak ile elde edilen verilerin sınıflandırmaları yapılmıştır.
- Doğruluk değerlendirme için web arayüzden elde edilen verilerde çoğunluk oylaması ile doğru veri setlerinin seçimi yapılmıştır.
- Elde edilen sonuç doğrulama verilerinin testleri ve analizleri yapılmıştır.

1.6. Kitle Kaynak

Şimdiye kadar, çok çeşitli disiplinlerde problemleri çözmek için kitle kaynak yaklaşımı kullanılmıştır. Bunun sonucu olarak bilimsel literatürde birçok yeni terim ortaya çıkmış durumdadır. Bunlardan bazıları; gönüllü coğrafi bilgi (volunteered geographic information) (Goodchild, 2007) ve neocoğrafya (Turner, 2006) gibi verilerin uzamsal doğasına odaklanırken, diğerleri ise kitle kaynak (crowdsourcing) (Howe, 2006), toplum bilimi (citizen science) (Bonney vd., 2009) ve kullanıcı tarafından üretilen içerik (user-generated content) (Krumm vd., 2008) gibi çok daha geniş bir kullanım alanına sahip olmaktadır. Her ne kadar bu terimlerin doğaları farklı olsa da, bu terimler vatandaşların katılımıyla coğrafi bilgi bilimi ile ilgili çeşitli faaliyetlerin yapılmasında genellikle birbirlerinin yerine kullanılmaktadır (See vd., 2016).

Kitle kaynak genel olarak; çok çeşitli sorunların bir çağrı yoluyla açıklanması ve bu sorunların çözümünde uygun sayıda kalabalıkların kullanılmasıdır. Kitle kaynak ile inovasyon, problem çözme ve verimlilik alanlarında önemli faydalar sağlanabilmektedir. Ayrıca grup zekası, kişisel tahmin ve kestirimlerin büyük çoğunluğunda tek bir kişi ile karşılaştırıldığında genellikle daha iyi sonuç vermektedir. Bununla ilgi pek çok deney yapılmıştır (Surowiecki, 2009). Çok bilindik bir yarışma olan “Kim Milyoner Olmak İster” yarışması buna örnek olarak verilebilir. Bu yarışmadaki telefon jokerlerini bir bakıma uzman kişiler, kitleleri de seyirciler oluşturmaktadır. Yapılan istatistiksel sonuçlarda uzmanların

sorulara doğru cevap verme olasılığı %65’ken seyircilerin doğru cevap verme olasılığı %91 olmaktadır. Yine bu yarışma incelenecek olursa, çok zor bir soruda seyirci jokeri kullanıldığında 4 seçeneğin rastgele işaretlenme olasılığının %25 olması beklenmektedir. Fakat seyirci grubu içerisinde gerçekten o soruyu bilen kişiler de bulunmakta ve onların işaretleri doğru olan cevabın olasılığını arttırmaktadır. Bu da grup zekasının gücünü göstermektedir. Kitle kaynak yaklaşımında, yeteri kadar insanın irdelediği her problemin çözülebileceği söylenmektedir (Surowiecki, 2009; Howe, 2006). Başka bir deyişle büyük ve farklı iş gücü havuzu en yetenekli ve uzman iş gücünden daha iyi çözüm üretebilmektedir.

1.6.1. Kitle Kaynak Yönteminin Doğuşu

Resmi kayıtlara göre kitle kaynak (crowdsourcing) terimini, 2006 yılında Howe "Wired" dergisindeki makalesinde kullanmasına rağmen, belirli bir sorunun çözümü için kitlelerin kullanımı anlayışı yüzyıllar öncesine dayanmaktadır (Thenkabail, 2016). Örneğin, 1714 yılında, İngiliz hükümetinin, bir geminin bulunduğu boylamı hesaplamak için güvenilir bir yöntem geliştirebilecek kişilere bir para ödülü (Boylam Ödülü) teklif ettiği bilinmektedir. Bu sorunu çözen kişi eğitimsiz bir doğramacı ustası olan John Harrison olmuştur (Howe, 2008). Diğer bir örnek ise 1936’da, Japon otomobil üreticisi Toyota tarafından logosunun yeniden düzenlenmesi amacıyla başlattığı yarışmadır. Kazanan, 27.000 katılımcıdan seçilmiştir. Daha sonra şirketin adı “Toyoda” kalıcı olarak şimdiki kurumsal tanımlayıcısı olan “TOYOTA” şeklinde değiştirilmiştir (Kamhoua vd., 2017). Diğer bir örnek, Yeni Güney Galler Başbakanı Joseph Cahill’in 1955’de Sydney Limanı’nda bir opera binası inşa etmek için uluslararası bir yarışma düzenlemesidir. Yarışmaya 32 ülkeden 233 kişi katılmış ve içlerinden kazanan Danimarkalı mimar Jørn Utzon olmuştur (Harold, 2019). Mimari yarışmalar, binaların tasarlanması için popüler bir model olmaya devam etmektedir (URL-3, 2018). Bu tür çağrılar birkaç örneği tarih boyunca bulunabilmektedir. Fakat kitle kaynağın pratikte yaygın şekilde uygulanabilmesi için en uygun ortamı bulması World Wide Web ve özellikle Web 2.0’ın ortaya çıkmasıyla gerçekleşmiştir.

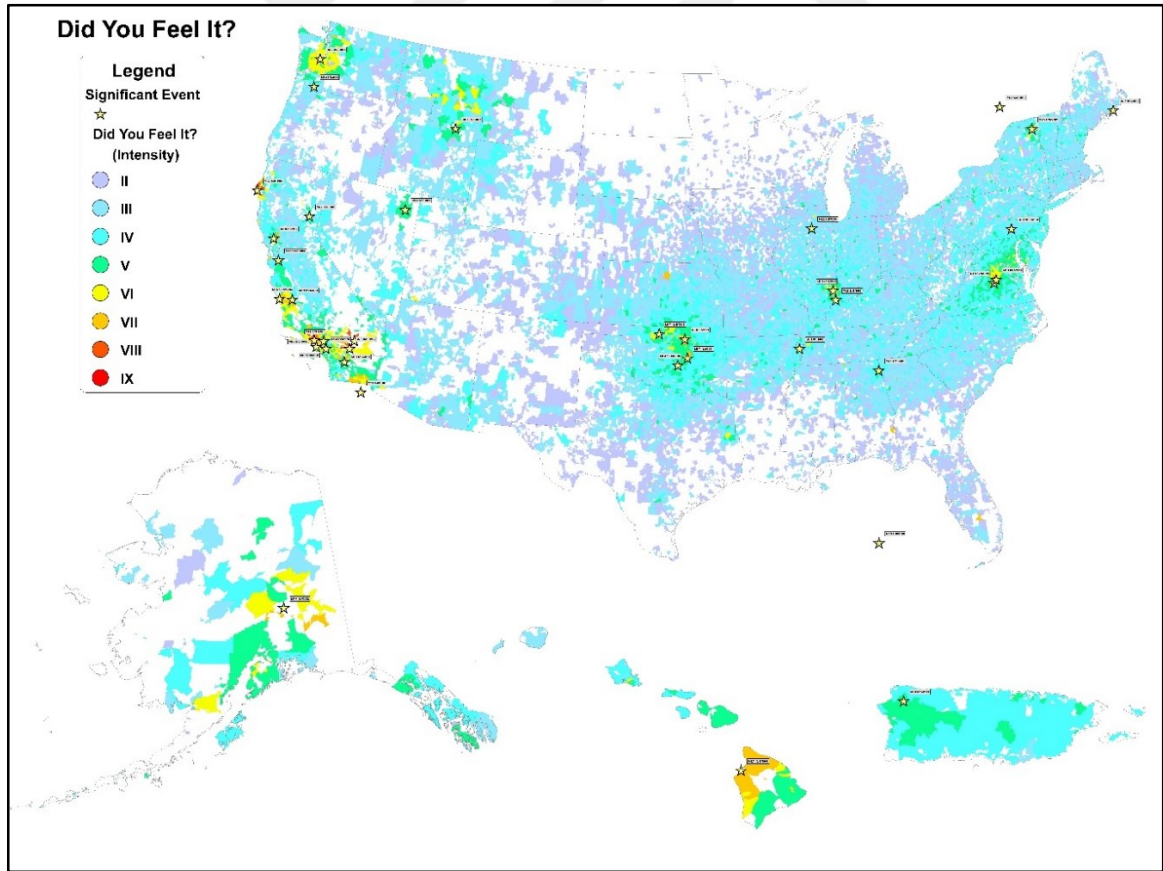
1.6.2. Kitle Kaynak Yönteminin Yükselişi

Web 2.0 teknolojileri sayesinde web sitesi ile kullanıcılar arasında etkileşim mümkün olmuştur. Kullanıcılar, web sitelerinde içerik oluşturma, fotoğraf yükleme, blog oluşturma, forum, wiki ve diğer web servislerini kullanma imkanlarına sahip olmuşlardır. Bu sayede kitle kaynak uygulamaları hızlı bir şekilde artmaya başlamıştır. İnternet, Dünya üzerindeki neredeyse her yerden katkıda bulunanların işe alınmasına, kaynakların kolaylıkla paylaşılmasına ve sonuçların hızlıca iletilmesine izin vermektedir. Günümüzde kitle kaynak sitelerinden en bilindik olanlardan biri “Amazon Mechanical Turk” (URL-4, 2018) web sitesidir. Bu platform, başlangıçta bir fotoğraftaki nesneleri tanımlamak ve listelemek gibi insanların bilgisayarlardan daha iyi yapabileceği pek çok görev olduğu fikrine dayanarak ortaya çıkmıştır. İşverenler (kişiler veya işletmeler), Mechanical Turk platformunda yapılması gereken işlerin nasıl yapılacağına dair açıklamaları ve parça /saat başına ödenecek ücreti belirtmektedir. Bunun karşılığında işlere talip olan kişiler başvuruda bulunup işi zamanında ve istenen şartlara uygun olarak yapıp paralarını almaktadır (Behrend, 2011). Bunların dışında Wikipedia, I-Stock Photo, innocentive.com, OpenStreetMap kitle kaynak ile gerçekleştirilmiş diğer büyük projelerdir. Kitle kaynak yazılım alanında da açık kaynak projeleriyle ortaya çıkmıştır. Linux işletim sisteminden, Firefox web tarayıcısına, Python programlama diline ve Apache sunucu yazılımına kadar bilişim dünyasının altyapısının büyük bir kısmı, kendini örgütleyen ekipler tarafından oluşturulmuştur. Linux işletim sistemi, bir bilgisayar bilimi öğrencisi olan Linus Torvalds internette “*Bir (özgür) işletim sistemi yapıyorum (sadece hobi için). Çoğu insanın ne tür özellikler isteyeceğini bilmek isterim. Her türlü öneriyi memnuniyetle kabul ederim ama uygulayacağıma söz veremem.*” şeklinde bir mesaj yayınlamıştır. Bu mesajın ardından Torvalds, Linux adını alacak kendi sistemini yazmaya başlamıştır. Aynı zamanda iki yıl boyunca binlerce kodlayıcının Linux’u iyileştirme çabalarına katılmasıyla büyük bir topluluk oluşturulmuştur. Günümüzde Linux milyonlarca kişisel bilgisayarda bulunmasının yanında, süper bilgisayarlardan cep telefonlarına kadar çeşitli platformlarda kullanılmaktadır. Ayrıca Linux açık kaynak yazılım projelerinin yaygınlaşmasını sağlamıştır (Howe, 2008). Kitle kaynak ile çok büyük boyuttaki projeler küçük parçalara ayrılmakta ve kitlelerden bu küçük ve kendi başına çok basit olan işleri yapmaları istenmektedir.

1.6.3. Uzaktan Algılamada Kitle Kaynak

1.6.3.1. Uzaktan Algılamada Kullanılan Kitle Kaynak Projeleri

Kitle kaynağın UA problemlerinin çözümünde kullanılmasına yönelik çalışmaların ilk örneklerinden biri Amerika Birleşik Devletleri Jeolojik Araştırma tarafından 1990'ların başında başlatılan “Did You Feel It” (Wald vd., 2011) projesidir. Bu proje kitle kaynağın doğal afet yönetimine uygulanan ilk kayda değer örneği olarak görülmektedir (Thenkabail, 2016). Bu projede, bir depremin farklı yerlerdeki insanlar tarafından yeri ve önemi (yoğunluğu) hakkında bilgi toplamak ve daha sonra bu bilgiyi kullanarak hasarın büyüklüğünü tahmin etmek amaçlanmaktadır. Şekil 1’de Did You Feel It projesi kapsamında 1991-2012 yılları arasında yapılan araştırmalar sonucunda, depremlerin uzamsal dağılımı gösterilmektedir.

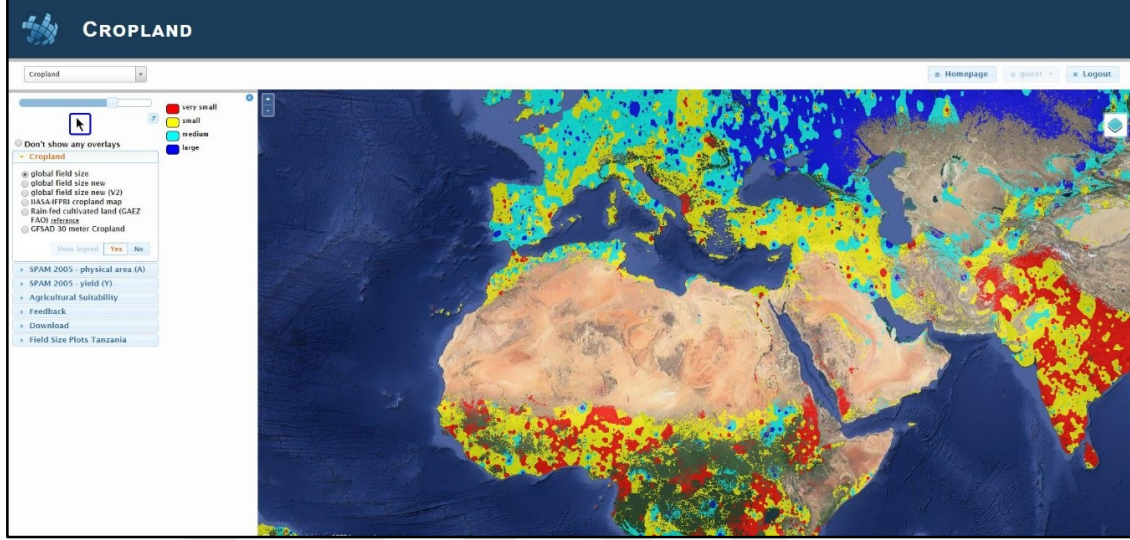


Şekil 1. Did you feel it? Uygulama örneği

Bir diğerk proje ise NASA tarafından 2000 yılında deneme amaçlı başlatılan “Clickworkers” adlı projedir. Marstaki kraterlerin tanımlanması ve sınıflandırılması üzerine olan bu projede binlerce katılımcı veri tabanındaki her görüntüyü başarıyla analiz etmiştir. Gönüllüler profesyonel bir jeoloğun iki yılda bitirebildiği bir işi 1 ay gibi bir sürede bitirip hızlandırmakla kalmamış aynı zamanda dikkate değer bir doğruluk sağlamışlardır (Howe, 2008). Bu başarılı sonuçların ardından 2006 yılında NASA Clickworkers projesini bu sefer deneme amaçlı değil, uygulama amaçlı olarak yeniden başlatmıştır.

Küresel Deprem Modeli (KDM) (URL-5, 2018) projesi, kuruluşların ve kişilerin deprem riskinin şeffaf değerlendirmesi için araçlar ve kaynaklar geliştirmek, kullanmak ve paylaşmak üzere bir araya geldiği uluslararası bir forumdur. KDM projesinin en önemli ürünlerinden biri, KDM topluluğunun birlikte çalışarak geliştirdiği, verilerin kullanımına ve uygulamaların yapılmasına izin veren açık kaynaklı yazılım paketi olan OpenQuake modülüdür. KDM kitle kaynak kavramını projenin iki farklı evresinde kullanmaktadır. Bunlar; risk değerlendirme uygulamalarının tanımlanması ve tanımlanan uygulamalar için kullanılacak verilerin toplanması aşamalarıdır. İlk uygulama, dünyanın dört bir yanından uzmanların ve profesyonellerin KDM Nexus aracılığıyla küresel deprem risk değerlendirmesi konusunda çalışmalarını içermektedir. İkinci uygulama ise, katılımcıların uydu görüntülerini işlemesine olanak tanıyan ve sisteme veri üreten Envanter Verileri Yakalama (Inventory Data Capture (IDCT)) araç setidir (Thenkabail, 2016). Diğer önemli bir proje de 2009’dan beri devam etmekte olan Geo-Wiki projesidir (Baklanov vd., 2016). Geo-Wiki projesi MODIS, GlobCover ve GLC-2000 arazi örtüsü haritalarında belirli yerlerdeki büyük uyumsuzlukların var olması sebebiyle küresel arazi örtüsü haritalarının doğruluğunu arttırmak için oluşturulmuş, çevrimiçi bir gönüllü ağıdır. Bu kitle kaynak faaliyeti, dünyanın dört bir yanından katılan kullanıcıları sürecin bir parçası olmasına izin vererek küresel ölçekte arazi örtüsü haritalarının doğruluğunun arttırılması ve güncellenmesini sağlamaktadır. Gönüllüler, GLC-2000, MODIS ve GlobCover adlı üç arazi örtüsü veri kümesinden türetilen, ekili arazileri ve orman uyumsuzluk haritalarını görüntüleme, Google Earth’in mevcut yüksek çözünürlüklü görüntüleri yardımıyla seçme ve görselleştirme, ayrıca coğrafi etiketlenmiş fotoğrafları (Panoramio.com, Confluence.org), yükleme veya görüntüleme olanağına sahip olmaktadır. Bu sayede gönüllüler inceledikleri bölgedeki arazi örtüsü türünü belirleyebilmekte ve hangi veri kümesinin doğru, yanlış veya güncel olmadığına karar verebilmektedir. Sonuçlar, uzamsal bir veri tabanına

kaydedilmektedir (Fritz vd., 2009). Şekil 2’de, Geo-Wiki platformunda oluşturulan tarım alanları küresel ölçekte gösterilmektedir.



Şekil 2. Geo-Wiki projesi uygulama örneği

Ayrıca kitle kaynak uygulamalarına, kurumların da ilgileri oldukça yüksektir. Örneğin, COST çatısı altında toplanan kitle kaynak içerikli Avrupa Birliği projeleri mevcuttur. Ayrıca, "Harita Oluşturma ve Toplum Algılayıcısı" adlı bir eylem adı TD1202 (2012) Avrupa Bilim Vakfı tarafından onaylanmıştır. Bunların dışında Uluslararası Dünya Gözlem Grubu, 2012-2015 iş planında, Küresel Dünya Gözlem Sistemi'ni kurma çabalarını koordine ederek, veri kaynakları ve bilgi kaynağı olarak kitle kaynak ve vatandaş bilimi gözlemini desteklemek için çeşitli teşvikler yapmaktadır. Bu desteklenen projeler, harita üretimi ve değerlendirmesi yönünde çalışan amatör ve profesyonel toplulukları kapsamaktadır. Temel nokta, mevcut geniş miktardaki coğrafi bilgiden faydalanmaktır.

1.6.3.2. Kitle Kaynak Yönteminin Uzaktan Algılamaya Katkısı

Kitle kaynağın UA alanına katkısı temel olarak 2'ye ayrılmaktadır. Bunlar veri üretimi ve verilerin yorumlanması aşamalarıdır. Kitle kaynak sayesinde veri üretimi ile UA'da kullanılan sınıflandırma ve çeşitli verilerin toplanması gibi aşamalarda büyük kolaylık sağlanabilmektedir. Verilerin yorumlanması kısmına ise sınıflandırma sonrası hatalı yerlerin kitle kaynak ile tespiti örnek olarak verilebilir.

1.6.3.2.1. Verilerin Üretimi

Veri üretimi aşamasının büyük çoğunluğu web platformları, çeşitli yazılımlar, mobil platformlar ve çeşitli algılayıcılar yardımıyla gerçekleştirilmektedir. 1990'ların ikinci yarısında popülerleşmeye başlayan internet, daha sonra Web 1.0 olarak adlandırılmıştır. O zamanlar var olmayan bu terim, daha sonra ortaya çıkan yeni özelliklerle daha iyi bir şekilde gelişmekte olan internete vurgu yapmak için belirlenmiştir (O'Reilly, 2007). Yirminci yüzyılın başlarında ortaya çıkan Web 2.0'da, daha çok çevrimiçi bilgiye yaklaşım açısından önem kazanılmıştır. Web 1.0 statik web sitelerine dayanmaktadır. Bir tarafta bilgi katkısı (nispeten az sayıda olan) sunanlar ile diğer tarafta bilgi tüketicisi (çok daha fazla) olanlar arasında oldukça belirgin bir fark bulunmaktadır. Fakat Web 2.0 teknolojisi web sitesi ile kullanıcı arasında yüksek düzeyde bir etkileşime dayanmaktadır. Kullanıcılar aynı zamanda web sitelerinde yer alan bilgilerin de üreticisi olabilmektedirler. Kullanıcıların, kendileri tarafından üretilen bazı bilgi parçalarını, web sitesine erişmek isteyen herkes için yayınlamalarına Web 2.0 izin vermektedir. Bilgiler tamamen kamuya açılabilen veya kişilere kısıtlamalar getirilebilmektedir. Kullanıcılar; bu tür sitelere veri yükleyerek, başkaları tarafından gönderilen materyali yorumlayarak ve diğer bireylerle etkileşime girerek, sürekli olarak geri beslemeli bir şekilde oldukça dinamik olan büyük miktarda bilgi üretebilmektedir (Thenkabail, 2016). Web'e mükemmel bir şekilde entegre olan kullanıcı arayüzleri, yazılımlar ve çevrimiçi depolama araçları ile kitle kaynak uygulamaları giderek daha da yaygınlaşmıştır.

Sosyal medya (SM) içerikli web platformları uzaktan algılanmış görüntülerde kullanılmaya başlanmıştır. Twitter, Facebook ve YouTube gibi siteler bu amaçla kullanılabilmektedir (Cervone vd., 2015; Barrington vd., 2011). Önceki çalışmalar, UA ve SM verilerinin birlikte, sel, deprem, petrol sızıntısı gibi tehlikelerin haritalanmasında ve izlenmesinde, zamansal değişimlerin belirlenmesinde kullanıldığını göstermektedir (Cervone et al., 2015; Barrington vd., 2011; Schnebele vd., 2015). Ayrıca, GPS ile donatılmış akıllı dokunmatik telefon ve tablet gibi cihazlar sayesinde SM verilerinin daha hızlı dağıtılması ve aynı zamanda Twitter, Facebook, WeChat gibi SM web sitelerine anlık olarak verilerin gönderilmesi sağlanmaktadır. Özellikle, bu tür verilerden, kontrollü makine öğrenme modelleri oluşturmada gereken temel referans verilerinin toplanmasında büyük ölçüde faydalanılabilir (Chi vd., 2017).

SM içerikli web platformları dışında uzamsal verilerin toplanması, düzenlenmesi için oluşturulan kitle kaynak içerikli web platformları da oldukça önemlidir. Bunlardan OpenStreetMap (OSM), tüm Dünya için düzenlenebilir ücretsiz bir harita oluşturmayı amaçlamaktadır. Gönüllüler, OSM'ye çeşitli yollarla katkıda bulunmaktadır. Bu katkılar; Bing görüntülerini altık olarak kullanarak arazi özelliklerini sayısallaştırma, mobil telefonlardan elde edilen GPS verilerinin OSM'ye yüklenmesi ve arazi örtüsü niteliklerinin etiketlenmesi şeklinde olmaktadır (Haklay ve Weber, 2008). Ayrıca, bazı navigasyon şirketleri, örneğin otomotiv navigasyon verileri (AND), OSM'ye yol veri setleri sağlamaktadır. Kitlelerin ortak katkısından kaynaklanan OSM verileri açık veri tabanı lisansı altındadır. OSM verilerinin indirilmesi, kullanılması ve yeniden dağıtılması ücretsizdir. Bu, harita görüntüleme ve sorgu hizmetleri sağlayan ancak indirme hizmeti sunmayan GoogleMap ve BaiduMap gibi ticari sitelere göre önemli bir avantaj sağlamaktadır. Yani, coğrafi bilginin gerekli olduğu ancak erişilmesi zor olan bazı alanlarda OSM verileri kullanılabilir (Neis ve Zipf, 2012; Wan vd., 2017). Buradan elde edilen veriler görüntü sınıflandırmada eğitim verileri olarak da kullanılabilir. Aynı şekilde sanal küreler; uydu görüntüleri, sokak ağları, fotoğraflar, 3D arazi modelleri gibi çeşitli katmanları içermeleri nedeniyle kullanıcılar tarafından veri oluşturmada kullanılmaktadır.

Mobil telefonlar ve çeşitli sensörler de kitle kaynak ile veri üretim aşamasının önemli bir kısmını oluşturmaktadır. Erken uyarı ve afet sonrası yönetim sistemleri, acil müdahale, kamu güvenliği, trafik yönetimi, çevresel izleme veya halk sağlığı gibi çeşitli uygulamalar için veri toplamada kitle kaynak etkili olarak kullanılan yaklaşımlardan biri olmaktadır (Frommberger ve Schmid 2013b). Bu yaklaşım, mevcut olan çok sayıda akıllı telefona dayanmaktadır. Mobil telefonlar sayesinde her yerde algılama neredeyse gerçek zamanlı olmaktadır. Ayrıca bu cihazlar çok yaygın bir şekilde kullanıldığından, vatandaşların, kitle kaynaklı bir şekilde büyük veri setleri toplaması mümkün olmaktadır (Fritz vd., 2009; Chi vd., 2017). Akıllı telefonlar genellikle, dijital renkli kamera, pusula, jiroskop ve GPS sensörlerinin tümünü içermektedir. Ayrıca bu sensörlerin daha etkili ve çeşitli amaçlarla da kullanımını sağlamak için çok sayıda mobil uygulama geliştirilmektedir.

1.6.3.2.2. Verilerin Yorumlanması

Kitleler, uzaktan algılanmış verilerinin yorumlanmasında veya işlenmesinde de etkili olarak kullanılabilir. Bunun en önemli örneklerinden bir tanesi kaybolan Malezya

havayolu uçağının bulunması amacıyla çok büyük miktarda uydu verisinin elenmesine yardımcı olan yaklaşık 3 milyon internet kullanıcısının kayıt olduğu Tomnod (URL-6, 2018) platformudur. Tomnod, San Diego Üniversitesi'nde bir araştırma projesi olarak ortaya çıkmış ve 2013 yılında bir uydu görüntüleme şirketi olan DigitalGlobe (URL-7, 2018) tarafından satın alınmıştır. DigitalGlobe tarafından, uçağın enkazının olabileceği bölgelerde toplanan yaklaşık 24.000 kilometre kare (9.300 mil kare) yüksek çözünürlüklü görüntü Tomnod'a yüklenmiştir. Web sitesine kaydolun kullanıcılar, haritanın mikro bölümlerini tarayabilmekte ve şehrin bir parçasında enkaz, petrol sızıntıları veya uçağın diğer işaretlerine benzeyen herhangi bir nesneyi etiketleyebilmektedir. Birden fazla kişi tarafından etiketlenen alanlar, uydu görüntüsü analizlerinde uzman olan kişilere aktarılmaktadır. UA'da kitle kaynağın diğer bir kullanım alanı da sınıflandırma sonucu elde edilen arazi örtüsünün güncellenmesidir. MS verilerden arazi örtüsü sınıflarının elde edilmesi, 1972'de LANDSAT uydu serisinin başlangıcına dayanmaktadır (Anderson vd., 1976). Uzaktan algılanan verilerden arazi örtüsü sınıflandırmasının ideal koşullarda bile mükemmel olmaktan uzak olduğu belirtilmektedir (Congalton, 1991). Bu durumda, Geo-Wiki Projesi örneğinde olduğu gibi kitle kaynak kullanımı içeren web platformlarıyla önemli güncelleştirmeler yapılmaktadır (Fritz vd, 2009).

1.7. Uzaktan Algılamada Derin Öğrenme

Bundan birkaç on yıl öncesine kadar bilgisayar görünün bir yaşındaki bir bebeğin bile görsel yetenekleriyle rekabet edemeyeceği söylenmekteydi. Fakat bu durum günümüzde geçerli olmamaktadır. Derin öğrenme coğrafi verilerin işlenmesi ve analiz edilmesi şeklini değiştirmeye başlamıştır. Derin öğrenmedeki heyecan verici noktalardan en önemlisi temsili ve ayırt edici özelliklerin baştan sona hiyerarşik olarak öğrenilebilmesi olmaktadır (Arel vd., 2010). Bu sayede derin öğrenme, klasik makine öğrenmesi yöntemleri ve yapay sinir ağları gibi önceden özelliklerin belirlenmesine ve insan müdahalelerine çok bağımlı olmak yerine, genelleme yeteneklerini geliştirmek için üst düzey özellik temsillerini modeller aracılığıyla kendileri öğrenmektedir (Li vd., 2018). Literatürde RNN, DBN, GANS, Stack Autoencoders, Capsule Networks ve CNN tabanlı pek çok derin öğrenme yapısı mevcuttur. Bu yapılar arasında CNN tabanlı yöntemler; bilgisayar görü, nesne tanımlama gibi görüntüler üzerinde işlemlerin yapıldığı alanlarda kazandıkları etkileyici başarılar sayesinde en köklü ve en fazla çalışmanın yapıldığı derin öğrenme yöntemi olmuştur. Derin öğrenme

yöntemleri, yalnızca hedef algılama, görsel tanıma ve robotik gibi klasik bilgisayar vizyonu görevlerinde değil, aynı zamanda diğer birçok pratik uygulamada da büyük başarılar elde etmiştir (Hu vd., 2015; Nogueira vd., 2017). Ayrıca bu yöntemler; ImageNet, İstatistiksel Modelleme ve Hesaplamalı Öğrenme Görsel Nesne Sınıfları (PASCAL VOC), Microsoft Ortak Nesneleri (MS-COCO) gibi birçok görsel veri setinde de en yüksek puanı almıştır. Örneğin, 2012 yılında ImageNET veri seti üzerinden yapılan yarışmada Krizhevsky, vd. (2012)'nin derin öğrenme tekniğiyle birinci olmasından sonra derin öğrenme tekniklerinin görüntü sınıflandırmadaki gücü görülmüş ve ertesi yıl düzenlenen ImageNet2013'de, birçok katılımcı derin öğrenme yöntemlerini kullanıp aynı şekilde başarı elde etmişlerdir. Yarışmada ilk 20' ye girenlerin tümü bunu derin öğrenme yöntemleri kullanarak başarmıştır (Cengil ve Çınar, 2016).

Bu başarının ardından derin öğrenme kullanımı UA'da da artmaktadır. Fakat UA verileri, derin öğrenme için bazı yeni zorluklar sunmaktadır.

- Farklı yapıda veriler: Optik görüntüler (MS ve hiperspektral (HS) gibi), SAR ve LIDAR bunlara örnektir. Bu farklı platformlardan elde edilen farklı yapıdaki veriler ayrıca kendi içlerinde de farklı özelliklere sahip olmaktadır. Bu farklılık çeşitli uzamsal, zamansal, radyometrik ve spektral anlamda farklı çözünürlüklere sahip görüntülerin elde edilmesiyle de oluşmaktadır.
- Büyük veri: Uzaktan algılanmış veriler büyük veri zorluklarıyla uğraşmak zorunda kalmaktadır. Genellikle küresel ölçekte çok büyük ve sürekli büyüyen bir veri hacmi mevcuttur. Örneğin 1 Ocak 2015 tarihi itibarıyla USGS arşivinde 5.532.454 adet LANDSAT görüntüsü bulunmaktadır. Ayrıca günümüze kadar yaklaşık 2.3 milyon resim daha tanımlanmış ve arşive eklenme sürecine girmiştir (Wulder vd., 2016).
- Etiketli veri problemi: UA ile çok büyük miktarda veri elde edilmesinin yanında etiketli veri üretimi en büyük sorunlardan birisidir (Ma vd., 2019). Bu kadar büyük veriye karşılık gelecek etiketli UA verisi elde etmek çok zor, zaman alıcı ve pahalıdır.
- Zamansallık: UA verileri farklı zamanlarda elde edilebilmektedir. Örneğin, Sentinel-1 her altı günde bir Dünya'nın tamamını görüntülemektedir. Bu yetenek, bireysel görüntü analizinden zaman serisi işlemeye geçişi tetiklemektedir. Bu verilerin uzamsal ve spektral bilgisiyle ortak olarak geçici bilgileri en iyi şekilde kullanmak için yeni ağ mimarileri geliştirilmelidir. Nitekim geleneksel CNN'lerdeki 2D evrişim bu işlemi yapamazken 3D evrişim katmanı farklı zamanlardaki görüntülerden değişim analizi için kullanılabilir.

- Coğrafi konumlu veriler: UA verileri coğrafi olarak konuma sahip olmaktadır, yani bu veriler gerçek konumlarında temsil edilmektedir. Bu sayede görüntüler ve nesneler, sosyal medyadan elde edilen coğrafi etiketli görüntüler ve başka sensörlerden elde edilen diğer coğrafi koordinatlı veri kaynaklarıyla birleştirilmesini kolaylaştıran uzamsal bir koordinata sahip olmaktadır.

1.7.1. Sınıflandırma ve Nesne Tespitinde Derin Öğrenme

1.7.1.1. Sahne Sınıflandırmada Derin Öğrenme

Sahne sınıflandırma, her bir sahne görüntüsüne otomatik olarak anlamsal bir etiket atanması işlemidir. UA'da sahne sınıflandırma, uydu görüntüleri ve hava fotoğraflarının analizinde aktif bir araştırma alanı olarak devam etmektedir. Son yıllarda YUÇUG'deki artış, bu görüntülerin sahne sınıflandırması yoluyla, doğal afetler (Martha vd., 2011), arazi örtüsü sınıflandırma (Zhu vd., 2016), değişim analizi (Amin vd., 2016), kentsel alan ve kırsal alan planlaması gibi geniş bir uygulama alanında kullanılmasını sağlamıştır. Sahne sınıflandırmada yaşanan en büyük zorluk bazı arazi örtüsü türlerinin farklı sahne kategorileri arasında da sıklıkla bulunmasıdır. Örneğin, iki tipik sahne kategorisi olan ticari alan ve yerleşim alanında, aynı anda yollar, ağaçlar ve binalar bulunabilir. Fakat bu üç tematik sınıfın yoğunluğu ve uzamsal dağılımı bu iki sahne için farklılık göstermektedir. Bu nedenle, YUÇUG sahnelerinde uzamsal ve yapısal farklılıkların bu tür karmaşıklığı nedeniyle sahne sınıflandırmasını oldukça zor bir problem haline gelmektedir. Sahne sınıflandırmada bütünsel ve ayırt edici bir özellik gösterimi elde etmek en önemli adımdır. Arazi örtüsü sınıflandırma gibi alanlarda başarılı sonuçlar verebilen piksel ve nesne tabanlı yöntemler tek başına sahne sınıflandırması için yeterli olmamaktadır (Cheng vd., 2017).

Şekil 3'de sahne sınıflandırmasında popüler olarak kullanılan UC Merced veri setinde (Yang vd., 2010) 6 sınıf için sahneler gösterilmektedir.



Şekil 3. UC arazi örtüsü sahne verileri (a) yoğun yerleşim alanı, (b) orta yerleşim alanı, (c) hava alanı, (d) orman, (e) yaya geçidi, (f) otoban (Yi ve Shawn, 2010)

Uzaktan algılanmış görüntülerde sahne sınıflandırma için kullanılan erken dönem yöntemler, temel olarak renk, doku, şekil ve uzamsal bilgi gibi düşük seviyeli özelliklerin çıkarımına dayanmaktadır. Değişmeyen özellik dönüşümü (scale invariant feature transform (SIFT)), renk histogramı, yerel ikili örüntü (YİÖ), Gabor Filtreleri, Gri Seviye Eş Dizimlilik Matrisi (GSEDM), Yönlendirilmiş Gradyanlar Histogramı (histogram of oriented gradients (HOG)) veya bunların kombinasyonlarını içeren algoritmalar sahne sınıflandırması için kullanılmaktadır (Santos vd., 2010; Yang vd., 2008). Bu düşük seviyeli özellikleri çıkarmaya yarayan yöntemler, tek tip doku veya uzamsal yapıya sahip bazı görüntülerde iyi performans gösterebilmektedir. Fakat, insanların özellik tasarımı dahil olmalarından dolayı daha zor ve karmaşık sahnelerde görüntüleri ayırt etmek için sınırlı kalmaktadırlar (Zhang vd., 2019). Düşük seviyeli özellik tabanlı yöntemlerin aksine, orta seviyeli özellik yaklaşımları, düşük seviyeli özelliklerin yardımıyla bütünsel bir görüntü temsili hesaplamaya çalışmaktadır. Görsel kelime sözlüğü (The bag of visual words (BOVW)) bu anlamda UA topluluğunda sahne sınıflandırma problemini çözmek için en popüler yaklaşımlardan birisi olmuştur.

BOVW bir belgeyi kelime sıklığına göre modelleyen metin analizi için geliştirilen BOW (Bag of Words) modelinin görüntülere uygulanmış halidir. BOVW modeli ilk başlarda

yerel özellikleri bir kümeleme yöntemiyle (örneğin, K-Means) temsil etmekteydi. Bu şekilde temsilde uzamsal bilgiler elde edilemediğinden BOVW modeline yerel özelliklerin uzamsal ilişkilerini çıkarmaya yarayan birçok yöntem entegre edilmiştir (Yang vd., 2010; Zhao vd., 2014). Buna rağmen BOVW temelli yöntemlerin performansı görüntü üzerinden el yordamı ile çıkarılacak olan özelliklere dayanmaktadır. (Hu vd., 2015) Bu nedenle sahne sınıflandırmasını iyileştirme potansiyelleri, uzmanların özellik çıkarıcıyı tasarlama yetenekleri ve kodlanan ifade gücü ile sınırlı olmaktadır (Zhu vd., 2017). Görüntüler üzerinden belirli özelliklerin otomatik çıkarılabildiği kontrolsüz sınıflandırma prosedürleri de sahne sınıflandırma problemine uygulanmıştır (Coates vd., 2011). Fakat orta seviyede özellik çıkarımını sağlayabilen bu yöntemler ile sahne sınıflandırılması ancak belirli bir aşamaya kadar gelebilmiştir.

Yüksek seviye özelliklerin, hem de otomatik çıkarılmasını sağlayan derin öğrenme yapıları çoğu alanda olduğu gibi sahne sınıflandırılmasını da ileri bir boyuta taşımıştır. Önemli miktarda mühendislik becerisi ve uzmanlığı gerektiren geleneksel manuel yöntemlerle çıkarılan özelliklerle karşılaştırıldığında derin öğrenme, özellikleri verilerden otomatik olarak öğrenmektedir. Yukarıda bahsedilen genellikle sığ yapıli modeller (örneğin, seyrek kodlama (sparse coding)) olan kontrolsüz özellik öğrenme yöntemleriyle derin öğrenme karşılaştırıldığında ise, derin öğrenme modelleri verilerden daha güçlü özellik öğrenme yeteneklerine sahip olmaktadır (Fischer vd., 2014). Ek olarak, derin öğrenme yöntemlerinin, karmaşık yapıları ve yüksek boyutlu verilerde gizlenen ayırt edici bilgileri keşfetmede çok iyi olduğu ve derin sinir ağının üst katmanlarındaki özelliklerin anlamsal soyutlama özellikleri gösterdiği ortaya çıkmıştır. Kısaca derin öğrenme yöntemleri çok katmanlı bir özellik öğrenme mimarisi olduğundan, derinlik büyüdükçe orta seviye özellik çıkarımı yaklaşımlarına kıyasla çok daha iyi bir sınıflandırma performansına ulaşabilmektedir. Bunların tümü, sahne sınıflandırması için daha derin özelliklerin kullanımını uygulanabilir kılmaktadır (Cheng vd., 2017).

Büyük ölçekli görsel sınıfları içeren ImageNET veri seti üzerinde en iyi sonuçları alan ve mihenk taşı olmuş olan çeşitli CNN tabanlı yöntemler (Li vd., 2013; Cheng vd., 2016) UA sahne sınıflandırma alanında da baskın durumda olmaktadır. Çeşitli CNN tabanlı derin öğrenme yöntemlerinin sahne sınıflandırmadaki bu etkileyici başarısı, daha güçlü görüntü temsiliini sağlayabilecek özellikleri elde etmek için çok derin CNN modellerinin (örneğin, AlexNet (Krizhevsky vd., 2012), VGGNet (Simonyan ve Zisserman) ve GoogLeNet (Szegedy vd., 2015)) bu alanda kullanılmasıdır (Chen vd., 2018).

CNN yöntemlerinin uygulanması temel olarak aşağıdaki gibi iki şekilde olmaktadır.

- **Baştan sona bir ağı eğitimi:** Bir ağı sıfırdan eğitme stratejisi ilk düşünülmesi gereken seçenek olmaktadır. Bu işlem, veri kümesi bu ağı eğitimi sağlayacak kadar büyük olduğunda daha doğru özellik çıkarımı ve ağı tam kontrolüne sahip olma gibi önemli avantajlar sunmaktadır. Bununla birlikte, bir ağı sıfırdan tamamen eğitilmesi, çok fazla hesaplama ve veri kaynağı gerektirmektedir (Goodfellow vd., 2016; Bengio, 2009). Derin bir ağı sıfırdan eğitimi için iki seçenek mevcuttur. Bunlardan ilki; katman sayısı, filtreler, aktivasyon fonksiyonları, öğrenme hızı gibi hiper parametrelerin sıfırdan oluşturup yeni bir mimariyi tamamen tasarlamak ve eğitmektir. Diğer seçenek ise mevcut bir mimariyi kullanmak ve ağırlıkları tamamen eğitmektir. Baştan sona bir ağı eğitiminin diğer stratejilere kıyasla daha iyi sonuçlar vermesi beklenmektedir. Çünkü derin ağı ilgililenilen veri kümesine özgü özellikleri daha iyi öğrenebilmektedir (Nogueira vd., 2017).
- **Eğitilmiş bir ağı kullanımı:** Yeni veri kümesi bir ağı baştan eğitilebilmesi için yeterli değilse, fakat uygun büyüklükteyse eğitilmiş ve büyük veri setlerinde önemli başarılar kazanmış bilinen derin modellerin kullanımı iyi bir seçenektir. Eğitilmiş ağların kullanımı aşağıdaki gibi iki şekilde gerçekleştirilmektedir.
 - **Eğitilmiş ağı özellik çıkarıcı olarak kullanılması:** Spesifik olarak, özellikler (genellikle derin özellikler olarak adlandırılır) önceden eğitilmiş bir ağı herhangi bir katmanından çıkarılabilir ve daha sonra verilen bir görevde kullanılabilir. Daha çok sınıflandırma katmanından önceki son katmanlardan (tamamen bağlı katman (fully connected layer)) derin özelliklerin çıkarılması ve bir sınıflandırıcı seçilerek bu yöntem uygulanmaktadır. Önceden eğitilmiş bir ağı özellik çıkarıcılar olarak kullanma stratejisi, basitliği göz önüne alındığında, çok fazla eğitim veya ayarlama gerektirmediğinden dolayı oldukça kullanışlıdır.
 - **Eğitilmiş bir ağı ince ayar yapılması (fine-tuning):** Derin öğrenme ağındaki ilk katmanlar, Gabor filtreleri ile çıkarılan özellikler, kenarlar gibi çok genel özellikleri öğrenmektedir. Bu özellikler birçok görev için kullanışlı olmaktadır. Sonraki katmanlar ise ağı eğitiminin yapıldığı orijinal veri setinin çok daha fazla detay özelliklerini öğrenmektedir. Bu nedenle genel özellikleri öğrenilmiş olarak tutmak için ilk katmanlar dondurulurken, son katmanlar öğrenme oranının artan değeri kullanılarak ayarlanmaktadır.

Bununla birlikte, bu yaklaşım, CNN'lerin tam potansiyelinden yararlanarak, ilgili verilere daha derin bir adaptasyon sağladığı için, daha ümit verici olmaktadır (Castelluccio vd., 2015). Bunun yanında ince ayar yapıldığında, asıl ağın hangi katmanlarının dondurulması gerektiğine, hangilerinin öğrenmeye devam etmesine izin verileceğine karar verilmelidir. Bu seçimler hem doğruluk hem de tasarım zamanını etkilemektedir. Genellikle, düşük seviyeli özellikler farklı sorunlara daha iyi uyduğundan ilk birkaç katman dondurulmaktadır.

1.7.1.2. Nesne Tespitinde Derin Öğrenme

Nesne tespiti, YUÇUG'nin yoğun olarak kullanıldığı başka bir önemli görevdir (Cheng ve Han, 2016). Çevresel izleme, değişim analizi, coğrafi bilgi sistemlerinde kullanılan verilerin güncellenmesi, kentsel planlama gibi çok geniş bir uygulama alanına sahiptir. YUÇUG görüntülerinde nesne tespiti, aranan sınıfa ait bir veya daha fazla nesnenin belirlenip sınırlayıcı bir şekil kullanılarak her bir nesnenin konumunun tespiti ile olmaktadır. Optik uzaktan algılanmış görüntülerde nesne tespiti bakış açısı değişikliği, arka plan dağınıklığı, aydınlatma, gölge ve yeni uygulama alanları için çeşitli gereksinimler nedeniyle zor bir görev olmaktadır. Geo-uzamsal obje tespiti çalışmalarına 1980'li yıllarda düşük çözünürlüklü LANDSAT uydu görüntüleri üzerinde başlanmıştır. Araştırmacılar insan yapımı ve insan yapımı olmayan (doğal) objelerin bu görüntüler üzerinden çıkarımına odaklanmıştır. UA teknolojilerindeki gelişmeler sayesinde YUÇUG'nin (IKONOS, Worldview, Qickbird...) elde edilmesiyle daha ayrıntılı uzamsal ve doku tabanlı bilgilerin sağlanması mümkün olmuştur. Bu sayede insan yapımı nesneler için çok daha geniş bir yelpazede ayırım imkanı da sağlanmıştır. Uydu görüntüleri üzerinde nesne tespiti ile ilgili çok sayıda yöntem vardır. Genellikle tespit edilen objeler bina ve yollar olmasına rağmen bunların dışında ağaç, taşıt, gemi, havaalanı, gibi çok daha fazla çeşit nesne üzerinde yapılmış çalışmalar mevcuttur. Nesne tespitinde kullanılan çok çeşitli yaklaşımlar eşleştirme tabanlı, bilgi tabanlı, nesne tabanlı ve makine öğrenme tabanlı yöntemler şeklinde 4 gruba ayrılmaktadır. El yordamıyla özelliklerin çıkarımına dayanan yöntemler, kontrolsüz yöntemler, geleneksel makine öğrenmesi yöntemleri gibi nesne tespit yöntemleri sadece düşük ve orta seviyede özelliklerin öğrenimini sağlayabildiğinden her ne kadar bazı belirli

nesne gruplarını algılamada çok başarılı sonuçlar sağlayabilseler de, özellikle görsel tanıma görevleri zorlaştıkça nesne tespit yetenekleri sınırlı olmaktadır.

Yüksek düzeyde öğrenme yeteneğine sahip derin öğrenme tabanlı yöntemler, geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerinden nesne tespiti uygulamalarında da daha iyi sonuçlar vermektedir. CNN ve CNN tabanlı derin öğrenme yöntemleri nesne tespiti alanında da günümüzde baskın durumda olmaktadır. Ostankovich, vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada YUÇUG'den kaçak bina tespiti CNN tabanlı bir yöntemle gerçekleştirilmiştir. Jiang, vd. (2015) ilk olarak süper piksel tabanlı olarak işlem yaptıkları YUÇUG'den CNN ile araç tespiti yapmışlardır. Li, vd (2017), CNN tabanlı bir yöntemle YUÇUG'den kendi oluşturdukları veri örnekleri ile otomatik palm ağaçları tespitini yapmışlardır. Önerildikleri yöntemle çalışma alanlarındaki palm ağaçlarını %96 doğrulukla tespit etmeyi başararak palm ağaçlarının tespitinde kullanılan diğer üç yöntemden daha yüksek bir sonuç elde etmişlerdir.

Bunların dışında daha az miktarda yapılmış çalışma hazır eğitilmiş CNN ağırları ile nesne tespitine dayanmaktadır. Salberg (2015), önceden tanımlanmış AlexNet modelinden özellikler çıkarmayı ve hava fotoğraflarından fok balıklarının otomatik tespiti için derin CNN özelliklerinin kullanılmasını önermiştir. Ševo ve Avramović (2016), CNN eğitimi için iki aşamalı bir yaklaşım önermiş ve GoogLeNet ağını UC Merced veri seti ile eğiterek otomatik bir nesne tanıma yöntemi oluşturmuştur (Zhu vd., 2017).

Nesne tespitinde kullanılan en yeni CNN yapılarından bazıları, bölge tabanlı (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN gibi) ve bölgeden bağımsız yöntemler (You Look Only Once (YOLO), ve Single Shot Multi-Box Detector (SSD)) olarak ikiye ayrılmaktadır. Bu yöntemlerin en önemli avantajlarından birisi de gerçek zamanlı obje tespitini mümkün kılmalarıdır. Bu hızlı ve bölgeye dayalı evrimsel sinir ağırları PASCAL VOC veri setinde yüksek çözünürlükle büyük nesne tespiti alanında önemli bir ilerleme sağlamıştır. UA alanında da Cao ve ark. (2016) uçak tespiti için R-CNN yapısını kullanmıştır. Ammour ve ark. (2017) R-CNN yaklaşımına benzer olarak CNN'leri ve destek vektör makinelerini (DVM) birleştirerek araç tespitini gerçekleştirmiştir. Zhang, vd. (2019) YUÇUG'den R-CNN tabanlı gemi tespiti yapmışlardır. Bununla birlikte, optik UA görüntülerindeki nesneler genellikle normal nesne tespit etmekten çok daha fazla zorluk ortaya çıkaran küçük nesne boyutlarında olmaktadır (Yang vd. 2018). Şekil 4.(a)'da PASCAL VOC-2007 verisi uçak sınıfı gösterilmektedir. Görüldüğü gibi nesne boyutu oldukça büyüktür. Şekil 4(b)'de ise UA için hazırlanmış VHR-10 veri setindeki uçak sınıfı gösterilmektedir.



Şekil 4. (a) PASCAL VOC-2007 ve (b) VHR-10 veri setleri

Bu nedenle daha hızlı bölgesel CNN yapılarının doğrudan kullanımının genellikle uygun şekilde yüksek bir hassasiyet vermeyeceği (Ding vd., 2018) literatürde bazı çalışmalarda söylenmektedir. Bu sorunların çözümü için de çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir (Ding vd., 2018; Yang vd., 2018; Guo vd., 2018; Chen vd., 2018).

1.7.1.3. Semantik Sınıflandırmada Derin Öğrenme

Semantik segmentasyon algoritmaları, görüntüdeki her piksele bir etiket atanmasını amaçlar. UA'da görüntü üzerinde her bir piksele bir etiket değeri atanması ile yapılan sınıflandırmaya karşılık gelmektedir. Bu terim, bilgisayar görmeye daha yaygın kullanılmakta ve UA'da kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır (Kemker vd., 2018). Uzaktan algılanmış görüntülerde; arazi örtüsü sınıflandırması, bitki örtüsü sınıflandırması, gibi sayısız uygulama alanı mevcut olmaktadır. Bu görevi gerçekleştirmek için oldukça fazla sayıda makine ve derin öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Bilgisayarlı görü literatüründe, semantik segmentasyon alanında büyük miktarlarda etiketli veri (Russakovsky, 2015) ile

eğitilmiş çok derin CNN yapıları (He vd., 2016; Simonyan vd., 2014) sayesinde önemli bir ilerleme kaydedilmiştir. MS ve HS görüntüler için etiketli verilerin miktarı klasik etiketli Kırmızı-Yeşil-Mavi (Red-Green-Blue (RGB)) görüntülerle kıyaslama yapıldığında oldukça küçük kalmaktadır. Bu durum derin öğrenme yapılarının UA uygulamaları için daha az başarılı olmasını sağlayan en önemli sebeplerden birisidir (Kemker vd., 2017).

UA'da YUÇUG kullanarak otomatik arazi örtüsü sınıflandırma yöntemlerini geliştirmek için büyük çaba harcanmıştır (Zhang, 2018). Yapılan çalışmalar, geleneksel istatistiksel yaklaşımlardan, sınıflandırma kalitesini artıran daha güçlü makine öğrenmesi algoritmalarına kadar uzanmaktadır. Geleneksel UA veri sınıflandırma yöntemleri, maksimum benzerlik sınıflandırıcı (MBS) (Abou EL-Magd, 2003), uzaklık ölçüsü (Du vd., 2001), kümeleme (Kal-Yi, 2002) gibi yöntemleri içermektedir. Son yirmi yılda, K-en yakın komşuluk (K-NN) (Samaniego vd., 2008), rastgele orman (RO) (Gislason, 2006), sinir ağları (SA) (Civco, 1993) ve DVM (Melgani and Bruzzone, 2004) gibi daha ileri yöntemler arazi örtüsü sınıflandırmada yoğun olarak kullanılmıştır (Carranza-García vd., 2019). Doku ekleme, özellik çıkarma, çeşitli indeksler, yardımcı veriler, görüntü ön işlemleri gibi çeşitli yöntemler ile zenginleştirilen görüntüler üzerinde bu sınıflandırma yöntemleri ile daha yüksek doğrulukta sınıflandırma yapılmaktadır (Akar ve Güngör, 2015). Khatami, vd. (2016) tarafından arazi kullanımı/arazi örtüsü (Land Use Land Cover (LULC)) sınıflandırması için kontrollü yöntemlerin sanatı üzerine yapılan çalışmada; DVM, RO ve K-NN'nin genellikle diğer geleneksel sınıflandırıcılardan daha iyi performans sağladığı bildirilmiştir. Çok yakın bir zamanda, derin öğrenme teknikleri, görüntü tanıma gibi birçok alanda son teknoloji haline gelmiştir (He vd., 2015). Derin öğrenme son zamanlarda LULC sınıflamasına başarıyla uygulanmıştır ve yapılan çalışmalar önceki makine öğrenme yaklaşımlarını geride bıraktığını göstermektedir (Chen vd., 2014). UA görevleri için CNN, Otomatik Kodlayıcı ve Derin İnanç Ağları gibi çeşitli derin öğrenme mimarileri analiz edilmiştir (Chen vd., 2015). Araştırmalar, görüntüler üzerinde CNN'lerin genellikle daha iyi bir performans sağladığı için daha çok kullanıldığını göstermektedir (Li vd., 2018).

1.8. Evrimsel Sinir Ağları

Nesne tespiti ve görüntü sınıflandırması için iyi çalışan ve en yaygın kullanılan derin öğrenme yapılarından biri CNN'dir. Bir CNN'nin en çekici özelliği, özellikleri girdilerden otomatik olarak öğrenme kabiliyetidir. CNN'ler geleneksel makine öğrenme teknikleri gibi

elle çıkarılan özelliklerin (handcrafted features) oluşturulmasına ihtiyaç duymamaktadır. Bununla birlikte CNN geleneksel sinir ağları gibi bir dizi ağırlık kullanır. Bu ağırlıkların kullanımı evrişim işlemi sayesinde gerçekleşmektedir. CNN’de ağırlıklar çekirdek (kernel) veya filtre olarak adlandırılan yapılarda tutulur. Dijital filtrelerdeki sabit değerlerin aksine, CNN yapısı öğrendikçe çekirdek değerleri sürekli olarak güncellenmektedir. Evrişim katmanlarından sonra aktivasyon fonksiyonları, havuzlama katmanı, tamamen bağlı katman ve sınıflandırma katmanı gibi katmanlar CNN yapısında sıklıkla kullanılmaktadır. İlk CNN modeli uygulaması ile 1996 yılında (LeCun, 1989) el yazısı tanımda çok önemli bir başarı sağlamıştır. Daha sonra CNN, grafik işleme üniteleri (GPU) gelişimiyle azalan eğitim süreleri sayesinde daha fazla araştırmacının ilgisini çekmeye başlamıştır. Ayrıca yeni geliştirilen derin öğrenme tekniklerinin CNN modellerinde uygulanması sayesinde daha gelişmiş CNN modelleri üretilmeye başlanmıştır. Örneğin Glorot, vd. (2011) yaptıkları çalışmada CNN modeline aktivasyon fonksiyonu olarak Rectified Lineer Units (ReLU)’i tanıtmışlardır. Ezberlemenin (overfitting) önlenmesi amacıyla Srivastava, vd. (2014) CNN için seyreltme (droupout) tekniğini önermiştir. Krizhevsky ve arkadaşları seyreltme, ReLu katmanları ve veri arttırma tekniği kullanarak tasarladıkları derin CNN modeli olan AlexNET ile 2012 yılında düzenlenen ImageNet yarışmasını kazanmıştır. Daha sonra farklı özelliklerde mihenk taşı olmuş VGG, RESNET, GoogLeNet, Inseption gibi derin CNN yapıları geliştirilmiştir. Bunların dışında Tambağlı CNN (FCN), bölgesel CNN yapıları (R-CNN, Fast-RCNN, Faster-RCNN, Mask RCNN), spektral-uzamsal özellik öğrenme ağları geliştirilmiştir (Yang vd., 2018).

1.8.1. Sınıflandırmada Kullandığı Özelliklere Göre CNN Modelleri

UA’da, uydu görüntülerinin kontrollü sınıflandırılmasında CNN uygulamaları sınıflandırmada kullanacağı özelliklere göre temel olarak 3’e ayrılmaktadır (Paoletti vd., 2018).

- Sadece spektral bilgiye odaklı yaklaşımlar: Spektral tabanlı sınıflandırma yaklaşımları kavramsal olarak basit ve uygulanması kolay olmaktadır. Ancak uzamsal bileşenleri ihmal etmektedirler (Li vd, 2014a). Normal olarak, bu yöntemler her pikselin saf olduğunu ve tipik olarak tek bir arazi kullanımı ve arazi örtüsü türü olarak etiketlendiğini varsaymaktadır. Bu tarz bir CNN tabanlı sınıflandırmada

klasik 2D evriřim katmanı ile üretilen 2D-CNN modelleri yerine 1D evriřim katmanı ile modeller oluřturulmaktadır (Ghamisi vd, 2017).

- Sadece uzamsal bilgiye odaklı yaklařımlar: Bu yapılar da komřu pikseller dikkate alınmaktadır. Bu anlamda, uzamsal özellikleri çıkarmak için çeřitli yöntemler uygulanmaktadır (Liu vd., 2016; Yu vd., 2017).
- Spektral-uzamsal bilgiyi birlikte kullanan yaklařımlar: Spektral bilgiyle beraber uzamsal özelliklerin kullanılması, sınıflandırma doęruluęunu önemli ölçüde iyileřtirmektedir. Spektral-uzamsal bilgiyi CNN'lerle kullanmanın iki yolu ařaęıdaki gibidir.
 - Spektral ve uzamsal bilginin ayrı ayrı kullanımı: Bu tarz modellerde spektral ve uzamsal yapı ayrı ayrı çıkartılmaktadır. Örneęin 1D CNN modeli spektral bilgilerin çıkartılmasında kullanılırken 2D CNN modelleri uzamsal bilgilerin çıkartılmasında kullanılmaktadır. Daha sonra birleřtirilmektedirler (Zhang vd, 2017). Dięer bir yol ise, farklı spektral özellik çıkarıcılar ile elde edilen özelliklerin 2D CNN'lerle birleřtirilmesi řeklinde gerekleřtirilmektedir. Bu yöntemler ortak uzamsal / spektral korelasyon bilgilerinden tam olarak yararlanamamaktadır.
 - Spektral ve uzamsal bilgilerin aynı anda kullanılması: Bu modeller, verilerde hem uzamsal hem de spektral uzaydaki yerel sinyal deęiřikliklerini öęrenmek için 3-D çekirdekleri kullanmaktadır. UA'da HS verilerde yaygınca kullanılmaktadırlar (Li vd., 2017).

oęunlukla RGB görüntüler için tasarlanan geleneksel iki boyutlu (2D) CNN, üçüncü boyutlu özellikleri doęru bir řekilde çıkarma yeteneęine sahip deęildir. Bir 2D evriřim iki boyuttan daha fazla boyut içeren girdilerde (spektral veya zamansal boyutlar gibi) özelliklerin çıkarımını ek boyutlarda ki piksellerin ortalaması ile oluřturmaktadır. Bunun üstesinden gelmek için, Kussul, vd. (2017) tarım ürünlerinin sınıflandırılmasında, uzamsal özellik öęrenimi için bir 2D CNN ve spektral özellik öęrenmesi için dięer bir boyutlu (1D) CNN olmak üzere iki CNN modeli uygulamıřtır. Ancak, bu strateji, öęrenilen özellikleri birleřtirmek için ek iřlemlerin yapılmasını gerektirmekte ve tam bir otomatik öęrenme prosedürünü engellemektedir.

Uzamsal-spektral yöntemlerde ümit vaat eden bir yaklařım olan 3D evriřimlerin kullanımı, 2D + 1D modellerine göre sınıflandırma performanslarını biraz daha geliřtirmektedir. 3D yapı bantlar arası iliřki, spektral imzaların iliřkisi gibi çeřitli

farklılıkları daha iyi öğrenebilmektedir. HS görüntülerin sınıflandırılması için 3D CNN'lerin 2D benzerlerinden daha yüksek performans elde ettikleri gösterilmiştir (Audebert vd., 2019). Dezavantajları ise 2D yapılara göre eğitim süresinin daha fazla artmasıdır.

Üç boyutlu (3D) evrişim doğal olarak uzay-zamansal çalışmalara uygun olmaktadır. Son zamanlarda, bazı çalışmalar videolardan uzamsal-zamansal özellikleri öğrenmede (Ji vd., 2013; Tran vd., 2015), LIDAR nokta bulutlarında (Xu vd., 2018), zamansal görüntülerde (Ji vd., 2018), hiperpektral görüntülerde (Mei vd., 2017) uzamsal-spektral sunumlarını öğrenmede 3D CNN'i kullanmıştır. Genel olarak, 3D CNN, 2D CNN kadar yaygın bir şekilde uygulanmamaktadır. Çünkü zamansal boyut genellikle bilgisayar görme ve makine öğrenmede dikkate alınmamaktadır. Buna rağmen, UA görüntüleri genellikle daha fazla bilginin çıkarılabileceği dinamik veya geçici bilgiler sağlamaktadır.

1.9. Hibrit Yapıda Üretilen Spektral-Uzamsal CNN Modeli

1.9.1. Evrişim Katmanları

CNN tabanlı modeller en az bir evrişimli katmana sahiptir. Girdi verilerinden, çekirdekleri kullanarak bir evrişim işlemi sonucu çok sayıda özellik haritası üretmek için kullanılan bu katman, CNN'nin ana hesaplama kısmını oluşturmaktadır. Evrişim hesaplamaları (1D, 2D, 3D) aşağıdaki formüllere dayanarak yapılır;

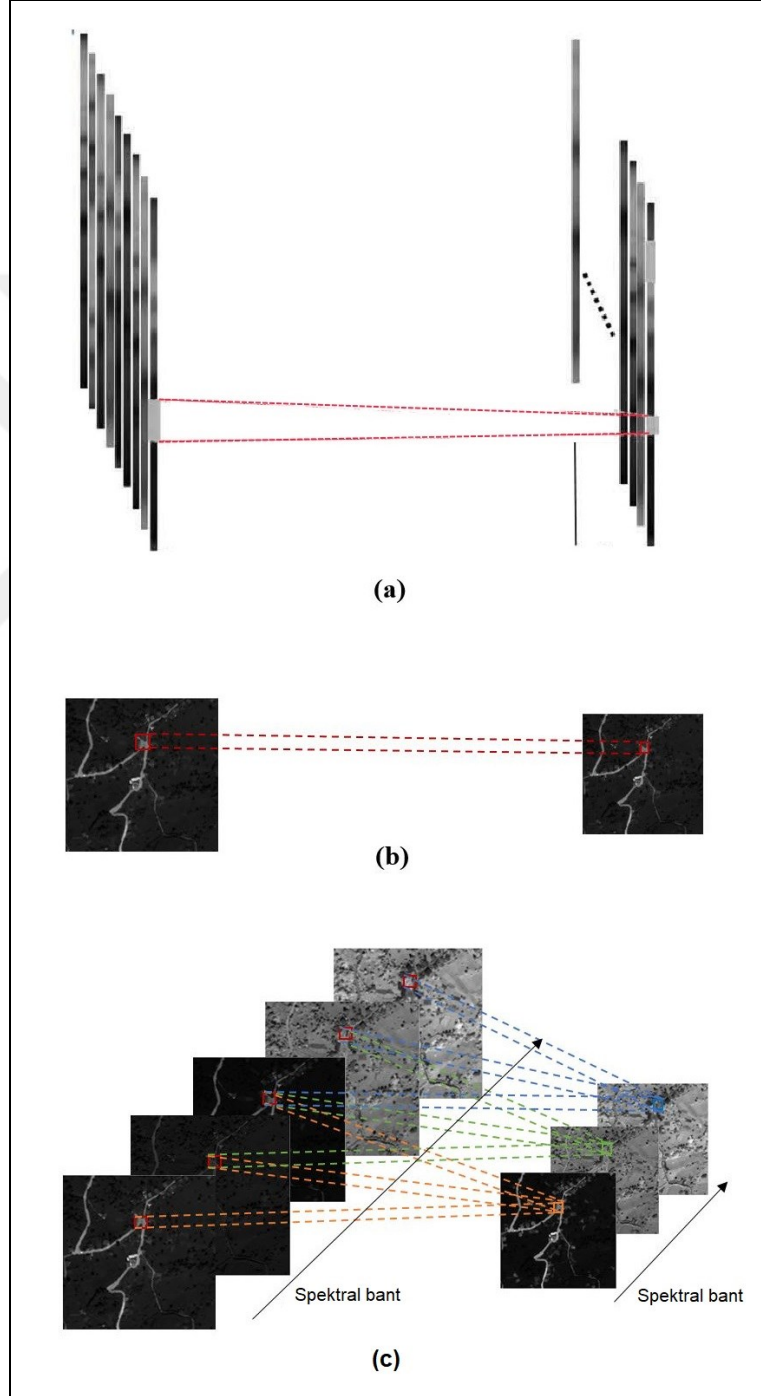
$$v_{ij}^z = f(b_{ij} + \sum_{p=0}^{P_i-1} \sum_{s=0}^{S_i-1} w_{ijp}^s v_{(i-1)p}^{(z+s)}) \quad (1)$$

$$v_{ij}^{xy} = f(b_{ij} + \sum_{p=0}^{P_i-1} \sum_{q=0}^{Q_i-1} \sum_{r=0}^{R_i-1} w_{ijp}^{qr} v_{(i-1)p}^{(x+q)(y+r)}) \quad (2)$$

$$v_{ij}^{xyz} = f(b_{ij} + \sum_{p=0}^{P_i-1} \sum_{s=0}^{S_i-1} \sum_{q=0}^{Q_i-1} \sum_{r=0}^{R_i-1} w_{ijp}^{qrs} v_{(i-1)p}^{(x+q)(y+r)(z+s)}) \quad (3)$$

Yukarıdaki formüllerde, v özellik haritalarının çıktısını, S, Q, R sırasıyla spektral ve uzamsal çekirdek boyutlarını (s, q, r) çekirdek indekslerini ve (x, y, z) sırasıyla 2 uzamsal ve 1 spektral olmak üzere özellik haritaları indekslerini tanımlamaktadır. Çekirdek

parametrelerini w sembolü belirtirken i, j, p de sırasıyla girdi katmanı, çıktı katmanı ve özellik haritaları indekslerini göstermektedir. P özellik haritaları sayısını, P_i de i . katmandaki özellik haritalarını temsil etmektedir. Bias terimi b ile gösterilirken f modelde kullanılan PReLU aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir.



Şekil 5. Evrişim tipleri, (a) 1D evrişim katmanı, (b) 2D evrişim katmanı, (c) 3D evrişim katmanı

2D-CNN yapısında, giriş görüntüsü her renk kanalındaki değerlerle çarpılır ve bu değerlerin toplamı alınır. Sol üst köşeden başlayarak, çekirdek, uzamsal boyutunu tamamen kaplayacak şekilde tüm görüntünün üzerinde uygulanmaktadır. Geleneksel 2D-CNN’lerde, evrişimler yalnızca birçok görüntü işleme uygulaması için çok önemli olan uzamsal bilgiyi çıkarmak için kullanılmaktadır. Daha önce belirtildiği gibi, yüksek uzaysal çözünürlükteki MS görüntüler aynı zamanda, üç spektral banttan daha fazlasına sahip oldukları için önemli miktarda spektral bilgi içermektedir. Bu nedenle, çok boyutlu bir görüntüden hem uzamsal hem de spektral bilgileri çıkarmak için 3D evrişim tercih edilmelidir. Ancak, 3D evrişimler büyük miktarda bellek ve yüksek işlem süresi gerektirmektedir. Bu nedenle, MS görüntüleri işlemek için gerekli bellek miktarını ve işlem süresini azaltmak için oluşturulan model 3D-2D yapıda hibrit olarak hazırlanmıştır.

1.9.2. Hiper Parametrelerin Belirlenmesi

Makine öğrenmesi modelleri oluşturulurken, modelde kullanılan algoritma ya da tekniklerin ne olması gerektiğine tasarımcının karar vermesi gereken bazı parametreler de vardır. K-NN sınıflandırıcısı için k değerinin belirlenmesi buna örnek olarak gösterilebilir. Benzer şekilde derin öğrenmede de modeli tasarlayan katman sayısına, seyreltme değerine ihtiyaç olup olmayacağına ve diğer bazı parametrelere modeli tasarlayan kişi karar vermektedir. Buna karşılık hangisinin daha iyi sonuç vereceği kesin olmamaktadır. Bu veri setine bağlı olarak değişiklik gösteren parametrelere hiper parametre denilmektedir. Hiper parametreler genel olarak iki kategoriye ayrılmaktadır. Bunlar, model hiper parametreler ve iyileştirici (optimizer) hiper parametrelerdir. Model hiper parametreler modelin yapısında yer alan değişkenlerdir. Bunları, aktivasyon fonksiyonları, seyreltme, katman sayısı ve modele özgü hiper parametreler oluşturmaktadır. İyileştirici hiper parametreler ise modelin yapısından ziyade eğitim ve optimizasyon yapılarında olan değişkenlerdir. Öğrenme hızı (learning rate), mini-batch boyutu ve epok sayısı bunlara örnektir.

1.9.3. Aktivasyon Fonksiyonu

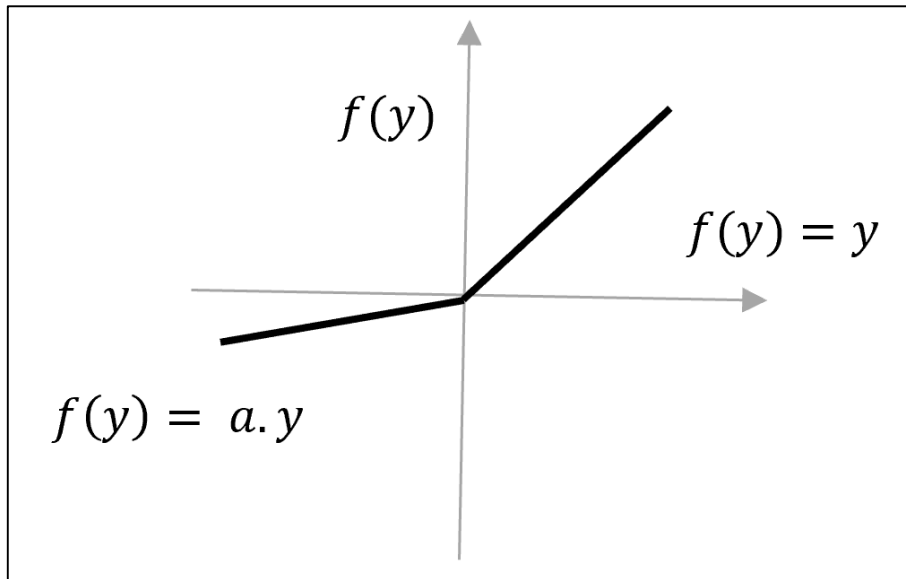
Sinir ağları başlangıçta, bir beyindeki nöronların nasıl bağlandığına dair biyolojik teoriden kaynaklanıp oluşturulmuştur. Doğrusal olmayan işlevler, bir ağ katmanındaki belirli nöronların ateşlenmesini (aktivasyonlarını) modellemek için kullanılır ve bu nedenle

aktivasyon fonksiyonları olarak da adlandırılmaktadırlar. Genel olarak, bir evrişim işlemi çıktıları, her bir tabakadaki aktivasyon fonksiyonlarına tabi tutulmaktadır. Genellikle kullanılan Sigmoid, Tanh, Rektifiye Doğrusal Birim (ReLU) ve çeşitleri, Maxout gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılmaktadır.

Çoğunlukla yapay sinir ağlarında kullanılan sigmoid ve Tanh aktivasyon fonksiyonları, kaybolan gradyan probleminden muzdarip olduklarından ve aynı zamanda çok yavaş bir şekilde yakınsadıklarından dolayı derin öğrenme problemlerinin çözümünde genellikle tercih edilmemektedir (Di ve diğerleri, 2018). Derin öğrenme yapılarında sıklıkla kullanılan ReLU aktivasyon fonksiyonu ise ölü nöron (dead neuron) problemleriyle karşı karşıya kalmaktadır. Bu nedenle bu problemin çözüldüğü ReLU'dan türetilen Parametrik Doğrultulmuş Doğrusal Birim (PReLU), modelde aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. He, vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada, PReLU performansının büyük ölçekli resim sınıflandırma görevinde ReLU'dan daha iyi olduğunu göstermektedir. PReLU yapısı aşağıdaki gibidir:

$$PReLU(y_i) = \begin{cases} y_i, & \text{if } y_i > 0 \\ a_i y_i, & \text{if } y_i \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

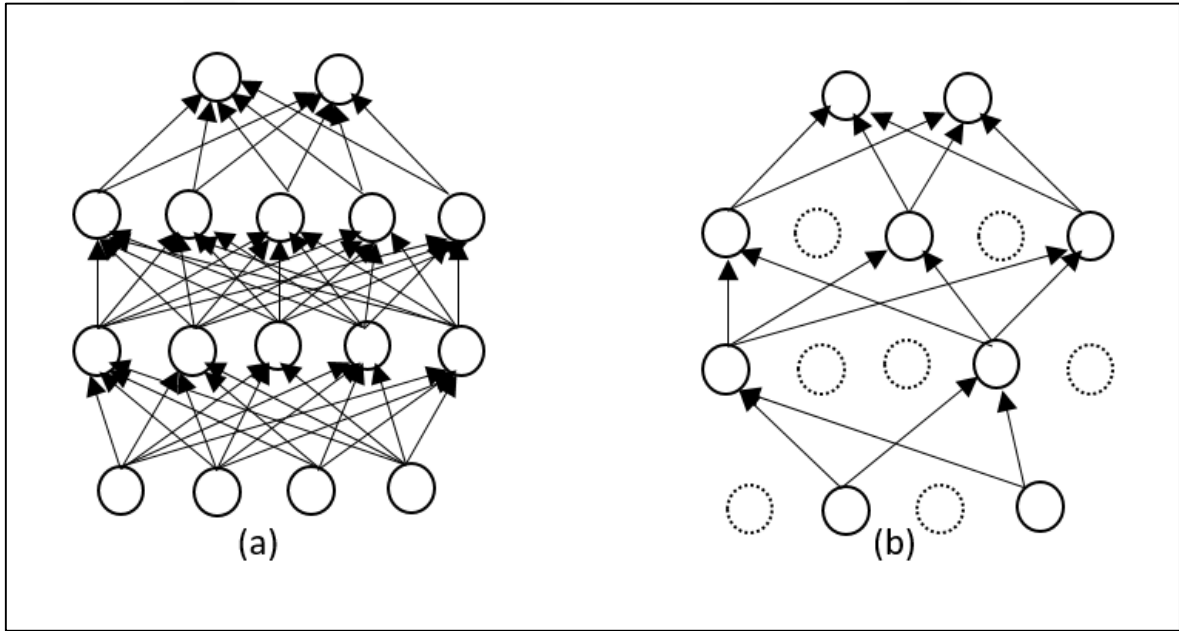
Bu formülde y_i , i . banttaki girdi değerini ve a_i negatif değerler için uygulanacak öğrenme hızını göstermektedir.



Şekil 6. PReLU grafiği

1.9.4. Seyreltme Katmanı

Aşırı uyum (ezberleme, overfitting) sinir ağı eğitiminde ortaya çıkan bir sorundur. Bir model tamamen eğitim verilerine uygun hale getirilmeye çalışıldığında, genelleme kabiliyetini kaybedebilmektedir. Bunun yanında CNN'lerin eğitilmesi için çok sayıda ağırlık hesabı yapılmaktadır. Çok az sayıda eğitim örneği olması durumunda aşırı uyum olabilmektedir. Seyreltme katmanı ile ağı ezberlemesini önlemek için önceden belirlenmiş bazı nöronlar ağdan çıkartılmaktadır (Srivastav vd., 2014). Şekil 7'de seyreltme uygulanmış ve uygulanmamış yapı gösterilmektedir.



Şekil 7. (a) Seyreltme uygulanmamış, (b) Seyreltme uygulanmış

1.9.5. Batch Boyutu

Yapay sinir ağlarında tüm veriler nörondan aynı anda işletilerek o ağı eğitmekte ve nöron ağırlıkları buna göre hesaplanmaktadır. Bu da zaman ve bellek açısından maliyetli ve zor bir iştir. Çünkü öğrenmenin her iterasyonun da geriye yayılım (back propagation) işlemi ile ağı üzerinde geriye dönük olarak gradyan (gradient descent) hesaplaması yapılmakta ve ağırlık (w) değerleri bu şekilde güncellenmektedir. Bu hesaplama işlemi veri sayısına bağlı olarak o oranda kat kat artmaktadır. Bu yüzden ağı eğitim performansını artırmak ve belleği

daha iyi kullanmak için tüm veri belirli gruplar halinde alınmakta ve küçük gruplar halinde işlem yapılmaktadır. Bu yönteme mini-batch denilmektedir. Kısaca hazırlanmış modelin eğitim ve test verilerinin modelden geçerken aynı anda kaç veri işleneceğini göstermektedir. Örneğin, 1080 eğitim örneğiniz olduğunu düşünelim ve bu örnekleri 100'e bölerek parçalara ayıralım. Algoritma, ilk 100 örneği (1'den 100'e kadar) eğitim veri setinden alır ve ağı eğitir. Daha sonra, ikinci 100 örneği alır (101'den 200'e kadar) ve ağı tekrar eğitir. Tüm numuneleri ağı üzerinden iletinceye kadar bu işlemi yapılmaya devam eder. Son örnek kümesine gelindiğinde geriye kalan 80 eğitim verisi alınır ve ağı eğitilir. Model her bir mini-batch üzerinde ileri besleme işlemi gerçekleştirir ve hata değerini hesaplar. Daha sonra her bir mini-batch üzerinde geri yayılım kullanarak gradyan hesaplamalarını gerçekleştirir ve ağırlıkları günceller. Mini-batch kullanmanın avantajı eğitim kümelerini parça parça kullanıldığından daha az hafıza gerektirir. Bu tüm verinin tek seferde eğitime verildiğinde karşılaşılan yetersiz hafıza sorununa bir çözüm olmaktadır. İkinci önemli avantajı ise eğitim aşaması genellikle mini-batch ile daha hızlı gerçekleşmektedir.

1.9.6. Epok Sayısı

Epok sayısı öğrenme algoritmasının tüm eğitim veri kümesi boyunca çalışacağı sayıyı tanımlayan bir hiper parametredir. Derin öğrenmede problemi çözecek en uygun ağırlık değerleri adım adım hesaplandığı için ilk epoklarda başarımlar düşük olmakta, epok sayısı arttıkça başarımlar da artmaktadır. Bununla birlikte belli bir adımdan sonra modelin öğrenme durumu oldukça azalmaktadır. Epok sayısının büyüklüğü problem türüne göre değişiklik göstermektedir. Örneğin örüntü öğrenilen RNN'lerde epok sayısı diğer modellere göre daha büyük tutulmaktadır. Epok sayısı arttıkça modelin başarımları gözle görülür oranda artmaktadır. Başarımlar belli bir epoktan sonra çok küçük birimlerde artış göstereceği için bu noktalarda eğitim sonlandırılabilir. Ayrıca TensorFlow'un erken durdurma (early stopping) özelliği ile başarımlar istenilen seviyeye gelince otomatik olarak eğitimin durdurulması da mümkün olmaktadır.

1.9.7. Öğrenme Hızı

Derin öğrenmede ağırlık parametresi güncellenmesi geri yayılımla yapılmaktadır. Bu güncelleme geriye doğru türev alınarak farkın bulunması ve bu farkın öğrenme hızı

parametresiyle çarpılması ile hesaplanmaktadır. Öğrenme hızı genellikle 0,1 ile 0,000001 arasında seçilmektedir. Öğrenme hızının çok büyük seçilmesi modelin eğitim verisinden etkilenmesine neden olmaktadır. Öğrenme hızının çok küçük seçilmesi ise modelin yavaş ilerlemesine ve öğrenimin çok uzun sürmesine neden olmaktadır. Bu nedenle genel olarak hedef ilk başta büyük değer kullanılıp eğitimi artırmak ve istenilen hata değerine yaklaştıkça öğrenme hızını düşürmektir.

1.9.8. Optimizasyon Yöntemi

Bir derin ağı öğrenmesi ileri yönde hesaplama, yitim (loss) optimizasyonu ve geri yayılım ile parametrelerin güncellenmesi aşamaları ile olmaktadır.

Mühendislikte optimizasyon, bir sistemde var olan kaynakların (işgücü, zaman, hammaddeler, kapasite, ekipman gibi) en verimli şekilde kullanılarak belirli amaçlara (maliyetin azaltılması, kârın artırılması, kapasite kullanımının en verimli kullanılması) ulaşmayı sağlayan bir teknoloji olarak tanımlanmaktadır. Derin öğrenme uygulamalarında öğrenme işleminin temelde bir optimizasyon problemi olduğu yukarıdaki optimizasyon tanımından anlaşılmaktadır. Bu optimizasyon yöntemlerinin en yaygın olanları; Gradient Descent ve çeşitleri, Adam, RMSProp, AdaGrad, Adadelta gibi algoritmalarlardır. Gradient Descent ve çeşitleri özellikle görüntüler üzerinde işlem yapılan ağlar için kullanıldığında çok efektif olmayabilmektedir. Bazen kötü sonuçlar verebildiği gibi genelde yavaş çalışmaktadırlar. Ayrıca yerel minimuma takılma sorunları olmaktadır. Bu sorun momentum katsayısı kullanılarak giderilebilmektedir. Uyarlamalı algoritmalar, öğrenme hızını (learning rate) kendisi öğrenmektedir ve dinamik yapıdadırlar. AdaGrad'da her parametrenin kendi öğrenme hızı vardır ve algoritmanın özelliklerine bağlı olarak öğrenme hızı giderek azalmaktadır. Bu nedenle öğrenme hızı giderek azalır ve zamanın bir noktasında sistem öğrenmeyi bırakmaktadır. Bu AdaGrad'ın en büyük dezavantajı olmaktadır. RMSprop ve benzeri olan AdaDelta, AdaGrad'ın bu sorununu çözerek bu hızlı düşüşü önlemektedir. Adam, AdaDelta'ya benzer bir algoritmadır. AdaDelta'dan farklı olarak parametrelerin her birinin öğrenme oranlarının yanı sıra momentum değişikliklerini de önbellekte (cache) saklamaktadır. Kısaca, RMSprop'a bias düzeltilmesi ve momentumu eklemektedir (Ruder, 2016). RMSprop, Adadelta ve Adam, benzer koşullarda iyi sonuç veren benzer algoritmalarlardır. Kingma, vd. (2015) tarafından yapılan çalışmada Adam'daki

bias düzeltmesinin RMSprop'a göre biraz daha iyi performans sağladığı gösterilmiştir. Bu çalışmada Adam optimizasyon algoritması kullanılmıştır.

1.9.9. Yitim Fonksiyonu (Loss Function)

Yitim fonksiyonun L değeri eğitim görüntüsünün ağda eğitildikten sonra çıkan sonuç ile istenilen etiketli çıktı görüntüsü ile arasındaki farkı temsil etmektedir. Bu fonksiyonlar makine öğrenmesinde önemli bir yer tutmaktadır. Bir veri seti ile eğitilerek hazırlanmış bir modelin güvenilir bir sonuç verip vermeyeceğinin belirlenmesinde bu fonksiyonlar devreye girmektedir. Yitim fonksiyonları hızlı bir şekilde modelin değerlendirilmesini sağlamaktadır. Ortalama loss, huber loss, ikili çapraz entropi (binary cross entropy), hinge loss, kategorik çapraz entropi (categorical cross entropy) gibi çeşitli yitim fonksiyonları farklı problemlere uygulanmaktadır. Bu çalışmada çok etiketli sınıflandırma problemlerinde kullanılan kategorik çapraz entropi yitim fonksiyonu kullanılmıştır. kategorik çapraz entropi, ikili sınıflandırma problemine uygulanan ikili çapraz entropi yitim fonksiyonunun genelleştirilmiş halidir.

Burada girdi vektörü X_i ve buna karşılık gelen kategorik vektör Y_i 'dir.

$$L(X_i Y_i) = - \sum_{j=1}^c y_{ij} * \log(p_{ij}) \quad (5)$$

Y_i kategorik vektör $(y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, \dots, y_{ic})$;

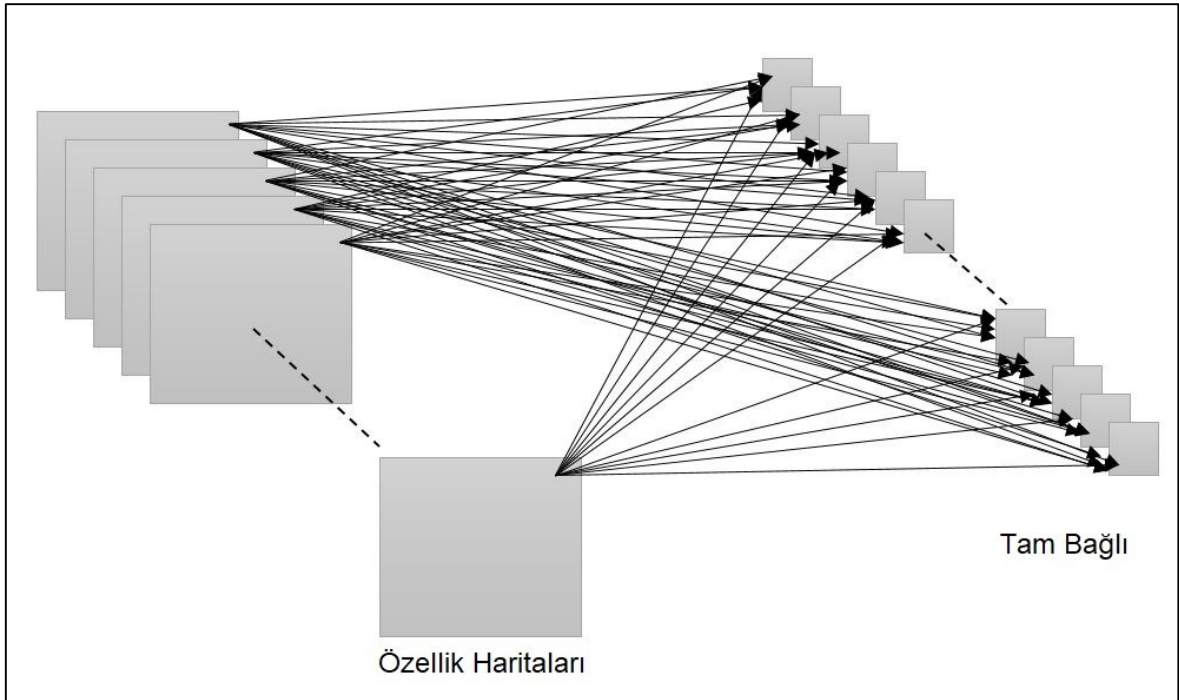
$$y_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{Eğer } i. \text{ elman } j. \text{ sınıftaysa} \\ 0 & \text{değilse} \end{cases} \quad (6)$$

$$P_{ij} = f(X_i) \quad i. \text{ elemanların } j. \text{ sınıfta olma olasılığı}$$

1.9.10. Tamamen Bağlı Katman

Tamamen bağlı katman (FC), CNN'nin son katmanı olup basit sınıflandırıcı görevi görmektedir. Önceki katmanlarda çıkarılan özellikler alınarak, sınıflandırma çıktısını üretmektedir. Tamamen bağlı katmanlar 1D vektör şeklindedir. Klasik NN deki gibi önceki

katmanlardaki tüm nöronlarla tam bağlantılara sahiptirler. Sınıflandırma görevinde, her bir sınıfa ait olasılıkları elde etmek için uzaysal alanda tespit edilen özellikler kullanılır. Bu işlem bir veya daha fazla tamamen bağlı katman eklenerek yapılmaktadır. Tamamen bağlı katmanlardan önceki katmandaki her nöron (evrişim katmanı, havuz katmanı veya tamamen bağlı katman), bir sonraki katmandaki her bir nörona bağlanır ve her değer, bir değer belirlenir bir sınıfla ne kadar güçlü bir şekilde eşleşeceğini öngörmede katkıda bulunmaktadır. Şekil 8’de tamamen bağlantı gösterilmektedir.



Şekil 8. Tamamen bağlı katman

Bu çalışmada 2 tane tamamen bağlı katman kullanılmıştır. İlki, evrişimli katman tarafından çıkarılan özellikler üzerinde kaba bir sınıflandırma yapan yoğun bir tabakadır. İkincisi, modeldeki son katmandır ve sınıf puanlarını çıkaran bir Softmax sınıflandırıcısıyla kullanılmaktadır. Softmax sınıflandırıcısı, her bir sınıf için toplamı 1 olan 0-1 arasında değerler üretip en yüksek puana sahip olan sınıfı, doğru sınıf olarak değerlendirilmesini sağlamaktadır. Softmax işlevi olasılık dağılımını verdiği için, çoklu sınıflandırma problemleri için derin sinir ağlarının son katmanında kullanışlı olmaktadır.

1.10. Doğruluk Değerlendirme Metrikleri

Sınıflandırma sonrası doğrulukların değerlendirilmesi için kullanılan değerlendirme ölçütleri, sınıf içi tahminler ve temel gerçekler arasındaki farkı gösteren hata matrisine dayanmaktadır. Hata matrisi $n \times n$ şeklinde iki boyutludur. Bu boyutları oluşturan n değeri sınıf sayısını temsil etmektedir. Tüm piksellerin doğru tahmin edilmesi durumunda hata matrisinde yer alan sayılar sadece köşegen üzerinde oluşmaktadır. Köşegen dışı elamanlar ise yanlış sınıflandırılmış pikselleri temsil etmektedir. Hata matrisi üzerinden, Genel Doğruluk (Overall Accuracy(OA)), F-skoru, Kesinlik (Precision), Duyarlılık (Recall) ve Cohens Kappa gibi doğruluk değerlendirme metrikleri hesaplanabilmektedir. Bir hata matrisi örneği, aşağıda Tablo 1’de gösterilmektedir.

Tablo 1. Hata matrisi

Referans Verileri	Sınıflandırılmış Veriler									Üretici Doğruluğu (recall) (%)
		Orman	Fındık	Gölge	Toprak	Çay	Bina	Yol	Toplam	
	Orman	332	4	1	1	2	0	0	340	
	Fındık	0	684	0	0	0	0	0	684	
	Gölge	0	0	22	0	1	0	1	24	
	Toprak	0	0	0	146	0	0	0	146	
	Çay	0	1	0	0	778	0	0	779	
	Bina	0	0	0	3	0	1086	10	1099	
	Yol	0	0	0	0	0	10	1283	1293	
	Toplam	332	689	23	150	781	1096	1294	4365	
	Kullanıcı Doğruluğu (precision) (%)	100	99.27	95.65	97.33	99.61	99.08	99.15		

- Genel doğruluk, hata matrisinin köşegenlerinde yer alan değerlerin (doğru tahmin edilmiş piksellerin) toplamının tüm matris elemanları (tüm tahmin edilen pikseller) toplamına bölümü ile elde edilir.

Yukardaki örneğe göre;

$$OA = \frac{\text{Doğru sınıflandırılmış pikseller}}{\text{Tüm sınıflandırılmış pikseleler}} \quad (7)$$

$$OA = \frac{(332 + 684 + 22 + 146 + 778 + 1086 + 1283)}{4365}$$

OA= 0.9922 olarak hesaplanır.

- Duyarlılık (recall), belirli bir sınıftaki bir değerin doğru sınıflandırılması olasılığını göstermektedir. Sınıflandırma sonucu sınıflara atanan pikseller ile hesaplanır. Yukardaki hata matrisine göre fındık sınıfının duyarlılığı $(684/689) = \%99.27$ olarak hesaplanır.
- Kesinlik (precision), belirli bir sınıfta olduğu tahmin edilen bir değerin gerçekten o sınıfta olması ihtimalini belirtmektedir. Yukarıdaki hata matrisinde kesinliği hesaplanacak sınıfın toplam satır sayısına bölünmesi ile hesaplanır. Örneğin fındık sınıfının kesinliği $(684/684) = \%100$ olarak hesaplanmaktadır.
- F1-skoru, F-skoru diye de adlandırılmaktadır. Kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalaması alınarak hesaplanmaktadır.

$$F1 - skoru = \frac{2 \cdot kesinlik \cdot duyarlilik}{kesinlik + duyarlilik} \quad (8)$$

Yukardaki örneğe göre fındık sınıfının F1-skoru= %99.63 olarak hesaplanmaktadır.

- Kappa katsayısı: Doğruluk analizinde kullanılan diğer bir yöntem de Kappa (K) analizidir. Bir hata matrisinin diğerinden önemli derecede farklı olup olmadığını istatistiki olarak belirlemede kullanılmaktadır. Bir başka deyişle K değeri, hata matrisinde yer alan referans verisi ile sınıflandırma verisi arasındaki korelasyonu test etmektedir. Hesaplanan K değeri 0 ile 1 arasında bir değerdir ve hesaplanan değere göre kullanılan kategoriler yani sınıflar arasındaki uyumunun yorumlanmasında istatistiki bir değerlendirme yapma imkanı sunmaktadır. K değerinin 1'e yaklaşması uyumunun arttığı için doğruluğun arttığını, 0'a yaklaşması ise uyumunun azalması nedeniyle doğruluğun azaldığı göstermektedir. (Akar, 2013) Ancak, Kappa katsayısının önemi, özellikle doğruluk değerlendirmesi ve harita karşılaştırması açısından tartışılmıştır. Pontius ve Millones (2011), Kappa katsayısı ile ilgili on yıldan uzun süren çalışmaları özetlemiş ve araştırmacıların doğruluk değerlendirmesi ve harita karşılaştırma amacıyla Kappa katsayılarını kullanmayı bırakmaları gerektiğini önermiştir. En önemli sebep, Kappa katsayısının, doğruluğunu harita yapımı için uygun olmayan rastgelelikle karşılaştırmaya çalışmasıdır. Her ne kadar

Kappa katsayısı, sınıflandırma doğruluğunu yorumlama konusunda problemler yaşasa da, birçok yeni çalışma hala bunu LULC sınıflandırmaları için doğruluk değerlendirme yöntemlerinden biri olarak kullanmaktadır (örneğin Morsy ve diğerleri, 2017a; Teo ve Wu, 2017).

K değerinin belirlenmesinde birçok yöntem kullanılmaktadır. En çok bilinen K istatistik yöntemlerinden biri Cohen (1960) tarafından önerilen Cohen's K istatistik yöntemidir. Basit bir istatistiki analizdir. Burada K değeri;

$$K = (Pr(a) - Pr(e)) / (1 - Pr(e)) \quad (9)$$

$$Pr(e) = \sum_{i=1}^n P_{Ti} \quad (10)$$

$$Pr(a) = \frac{\text{Doğru Sınıflandırılmış pikseller}}{\text{Tüm sınıflandırılmış pikseller}} \quad (11)$$

Formülüyle hesaplanır. Yukarıdaki formüllerde n , sınıf sayısını; PT her bir sınıfın olasılığını, $Pr(e)$, sınıfların toplam olasılığını, $Pr(a)$, doğru olarak sınıflandırılmış örneklerin olasılığını göstermektedir.

$Pr(e)$ değeri hesabı için her bir sınıfa ait satır ve sütuna göre sınıf olasılıklarının çarpımlarının toplamı alınır.

Tablo 2. Doğruluk değerlendirme metrikleri hesabı

	Satır için olasılıklar	Sütun için olasılıklar	Her bir sınıf olasılığı (Satır olasılığı*Sütun Olasılığı)
Orman	0.077892	0.07606	0.005924
Fındık	0.156701	0.157847	0.024735
Gölge	0.005498	0.005269	0.000003
Toprak	0.033448	0.034364	0.001149
Çay	0.178465	0.178923	0.031932
Bina	0.251775	0.251088	0.063218
Yol	0.29622	0.296449	0.087814
			Pr(e)= 0.214801

$$Pr(a) = \frac{332 + 684 + 22 + 146 + 778 + 1086 + 1283}{4365} = 0.992211$$

Bu formüllere göre Kappa değeri;

$$K = \frac{0.992211 - 0.214801}{1 - 0.214801} = 0.9901 \text{ olarak hesaplanır.}$$

1.11. Doğruluk Değerlendirmede Kullanılacak Nokta Sayıları

Congalton ve Green (1999) tarafından yapılan çalışmada doğruluk analizi için hata matrisinin oluşturulması için yeterli olan nokta sayısının hesaplanmasında multinominal dağılımı esas alan bir yaklaşım önerilmiştir. Bu yaklaşım ile uygun örnek sayısı hesaplanabilmektedir. Alanın genişliğine göre bu örnek sayısı artmaktadır. Her bir sınıfta yer alacak örnek sayısı o sınıfın haritadaki önemine göre dengelenebilir (Congalton ve Green, 1999). Multinominal dağılım yaklaşımı ile uygun olan örnek sayısı aşağıdaki formülle hesaplanmaktadır;

$$n = \frac{B\pi_i (1-\pi_i)}{b_i^2} \quad (12)$$

$$B = \left(\frac{\alpha}{k}\right) \times 100th \quad (13)$$

Formül (12) ve (13)' de n , örnek sayısını; B , tek serbestlik dereceli χ^2 dağılımın oranını; k , sınıf sayısını; Π_i , i sınıfının haritada kapladığı alanın oranını; α , güven aralığını, b_i , gerekli hassasiyeti göstermektedir. Eğer örnek sayısını hassas bir şekilde belirlemek istiyorsak elimizde Π_i bilgileri mevcutsa formül (13) kullanılır. Ancak Π_i değerleri hakkında bilgi yoksa, örnek sayının belirlenmesinde formül (14) kullanılır (Congalton ve Green, 2009).

$$n = \frac{B}{4b^2} \quad (14)$$

Örnek olarak; güven aralığı %95, sınıf sayısı 7'ye; i sınıfının haritada kapladığı alan harita alanının %30'üne denk gelsin. Bu durumda $\Pi_i = 0.3$ olur. Buna göre; $\frac{a}{k} = \frac{0.05}{7} = 0.007$ olarak tespit edilir. Bu değerin χ^2 dağılım tablosundaki 1 serbestlik derecesindeki karşılığı $X_{0.007}^2 = 7.273$ olarak bulunur. Bu değer B değerine karşılık gelmektedir.

Buna göre minimum örnek sayısı aşağıdaki gibi olmaktadır.

$$n = \frac{B\pi_i(1-\pi_i)}{b_i^2} = \frac{7.273 \times 0.3(1-0.3)}{0.05^2} = 611$$

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Kaynakları analiz etmek için Sistematik Literatür İncelemesi (SLİ) yöntemi kullanılmıştır. SLİ, literatürdeki tüm çalışmaları bazı özel sorular yardımıyla değerlendiren ve yorumlayan bir araçtır (Biolchini vd., 2005). Sistematik araştırma yapmak, önceden hazırlanmış kurallara uygun olarak iyi tanımlanmış ve titiz metodolojik adımların sırasıyla izlenmesi ile gerçekleştirilmektedir (Horita vd., 2013). Kitchenham ve Charters'a, (2007) göre, bir SLİ süreci planlama, uygulama ve sonuçlar olmak üzere üç bölümden oluşmaktadır.

Planlama aşamasında, araştırma soruları SLİ kuralları ile birlikte tanımlanmaktadır. Araştırma soruları planlama aşamasında önemli bir rol oynamaktadır. Bu sorular SLİ'de uygulanan etkinlikleri ve süreçleri tanımlamak için rehber olarak kullanılmaktadır. Uygulama aşamasında ise kriterleri karşılayan çalışmaları aramak için elektronik veri tabanları kullanılmaktadır. Son olarak uygun çalışmalar değerlendirilmektedir.

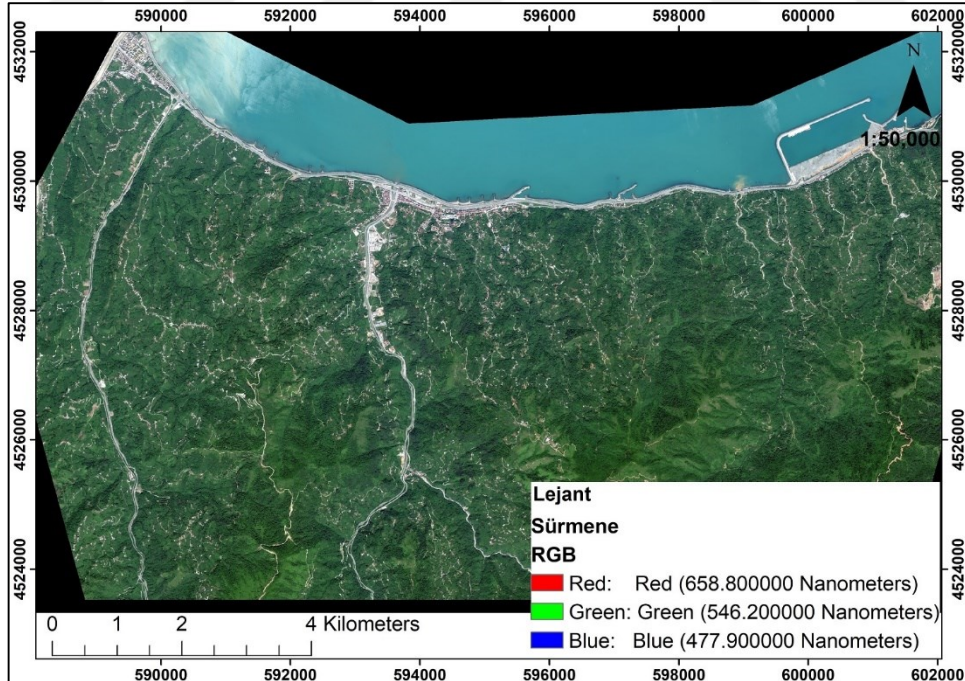
Bu tezde kitle kaynak yönteminin YUÇUG'de etiketli veri sorunu ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme aşamasında kullanımı amaçlandığından ilk olarak kapsamlı bir şekilde kitle kaynağın uzaktan algılama alanında kullanımı incelenmiş ve potansiyelinin değerlendirilmesi yapılmıştır.

Araştırma süreci, bu çalışma için önemli olan makaleleri tanımlamak amacıyla elektronik veri tabanlarında gerçekleştirilmiştir. "Uzaktan Algılama" ve "Kitle Kaynak" terimleri, her arama motorunun kabul ettiği sözdizimine ve kodlama kurallarına uygun olarak yazılarak arama yapılmıştır. İlk araştırma sonucunda 960 adet makale bulunmuştur. Daha sonra, makalenin çalışmaya dahil edilip edilmeyeceğini belirlemek için her bir makalenin başlığı, özeti ve tam metni kabaca gözden geçirilmiştir. Bu aşamada, farklı arama motorlarında bazı makalelerin tekrar ettiği ve "kitle kaynak" veya "uzaktan algılama" terimlerinin makalenin içeriğini etkilemeyen yerlerde (alıntılar veya referanslar gibi) olduğu görülmüştür. Bu tür makalelerin kaldırılmasının sonucu olarak, incelenecek makale sayısı 91'e düşürülmüş ve bu makaleler tamamen okunup incelenerek ilgili çalışmalar kategorize edilmiştir (Ek Tablo 1). Tez kapsamında üretilen, kitle kaynak ve uzaktan algılama etkileşimi ile üretilmiş yayınları belirli özelliklerine göre kategorize eden Ek Tablo 1 uzaktan algılama alanında kitle kaynak yöntemini uygulamak isteyen araştırmacılar için oldukça faydalı olacaktır. Ek Tablo 1 çalışmayı yapan kişileri, uygulama alanını, yöntemi, makale türünü, hangi tür veri ve özellikler üzerinde çalışmanın yapıldığını (spektral, uzamsal, SAR,

multispektral, hiperspektral, RGB görüntüleri, hava fotoğrafları, LIDAR, RADAR, video, mobil) ve kullanılan sensör ve platformları kapsayacak şekilde hazırlanarak çok kapsamlı bilgiler sunmaktadır.

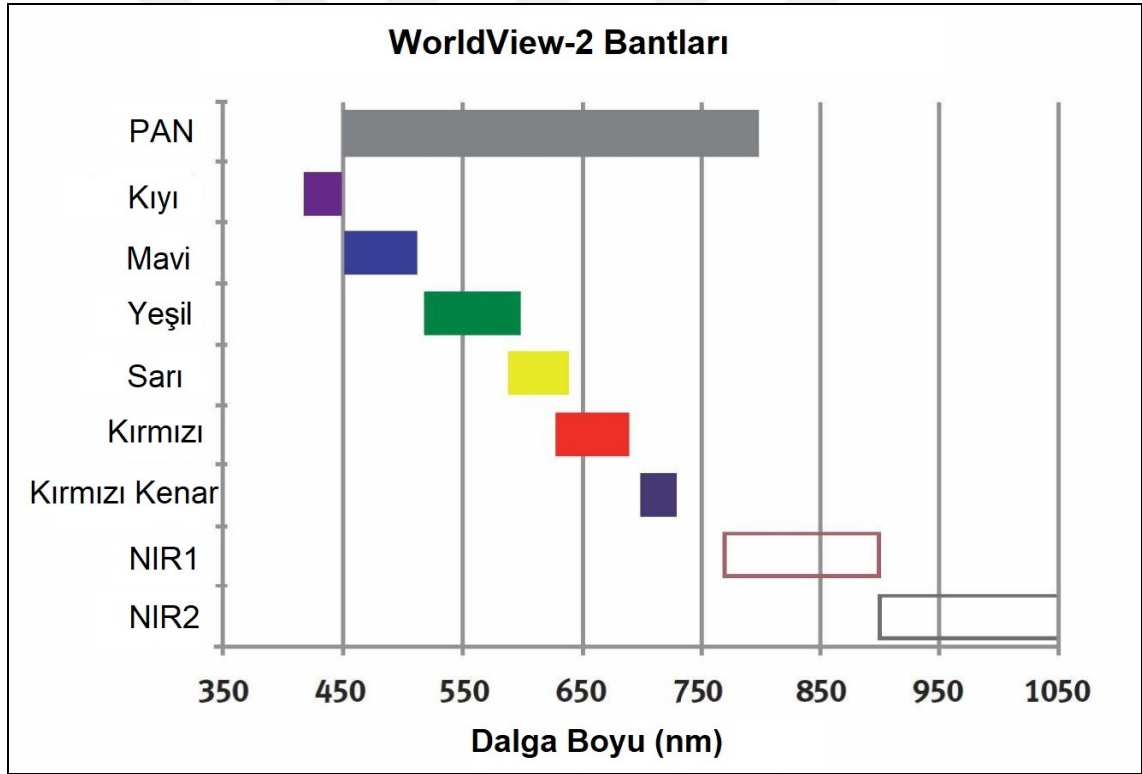
2.1. Çalışma Alanı

Çalışma alanı olarak benzer spektral yapıya sahip arazi örtüsü sınıflarını içeren Sürmene bölgesi seçilmiştir. Sürmene, Türkiye'nin kuzeydoğusunda bulunan Trabzon şehrinin bir ilçesidir. Alan çok sert ve dağlık bir araziye sahiptir. Bu nedenle evler genellikle birbirlerinden uzak, yollar da yıl boyunca yağışa dayanıklı olması için genellikle betondan yapılmıştır. Sürmene yöresinde fındık ve çay yetiştirilen iki ana ürün olup ilçe nüfusunun %80'i tarımla uğraşmaktadır (Akar ve Güngör, 2015). Fındık ve çay farklı özelliklere sahip olsalar da uydu görüntülerinde kolayca ayırt edilememektedirler. Çünkü spektral yapıları etrafındaki yaprak döken ağaçlara ve birbirlerine benzer olmaktadır. (Reis ve Yomralioglu 2006).



Şekil 9. Çalışma alanı

Tez kapsamında, YUÇUG yapıda bir görüntü olan WV-2 uydu görüntüsü kullanılmıştır. WV-2 Bir PAN bant (0.46 m uzamsal çözünürlük) ve 400-1050 nm spektral aralığı kapsayan her biri 1.84 m uzamsal çözünürlüğe sahip sekiz multispektral bant içermektedir. Spektral aralığı 400-1050 nm arasındaki bu sekiz banttan 4'ü standart bantları (kırmızı, yeşil, mavi ve yakın kızılötesi-1(NIR1)) ve geri kalan diğer 4'ü kıyı (coastal), sarı, kırmızı kenar (Red Edge) ve yakın kızılötesi-2 (NIR2)) ek bantları oluşmaktadır (Padwick vd., 2010). Multispektral görüntüler, tipik olarak vejetasyon çeşitlerini ve bu elektromanyetik spektrum aralığındaki güçlü yansıma sayesinde nesneleri ayırt etmek için kullanılan diğer bantlar sayesinde insan görüşünün ötesinde önemli özelliklerin çıkarılmasını sağlayabilmektedir. Aşağıda Şekil 10'da WV-2 bantları ve spektral aralıkları gösterilmektedir.



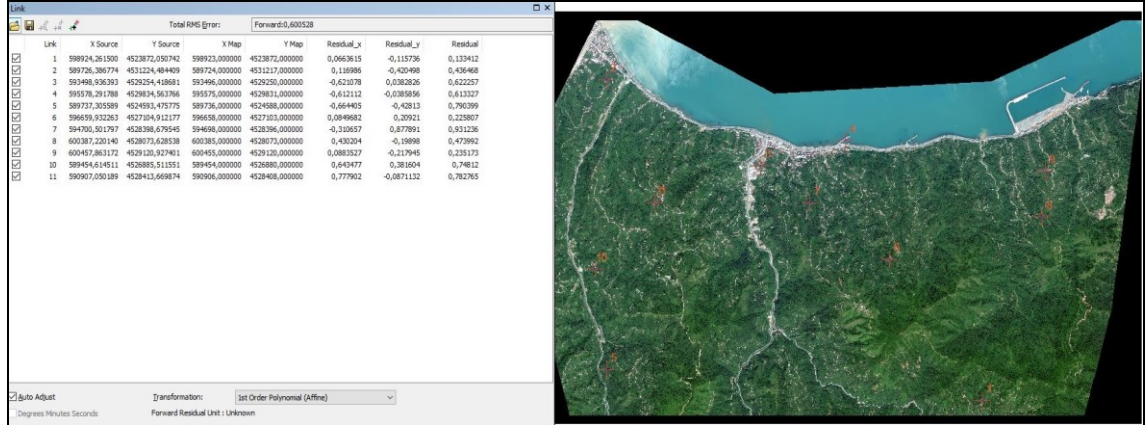
Şekil 10. WV-2 bantları

2.2. Ön Hazırlıklar

2.2.1. Projeksiyon ve Koordinat Sistemlerinin Ayarlanması

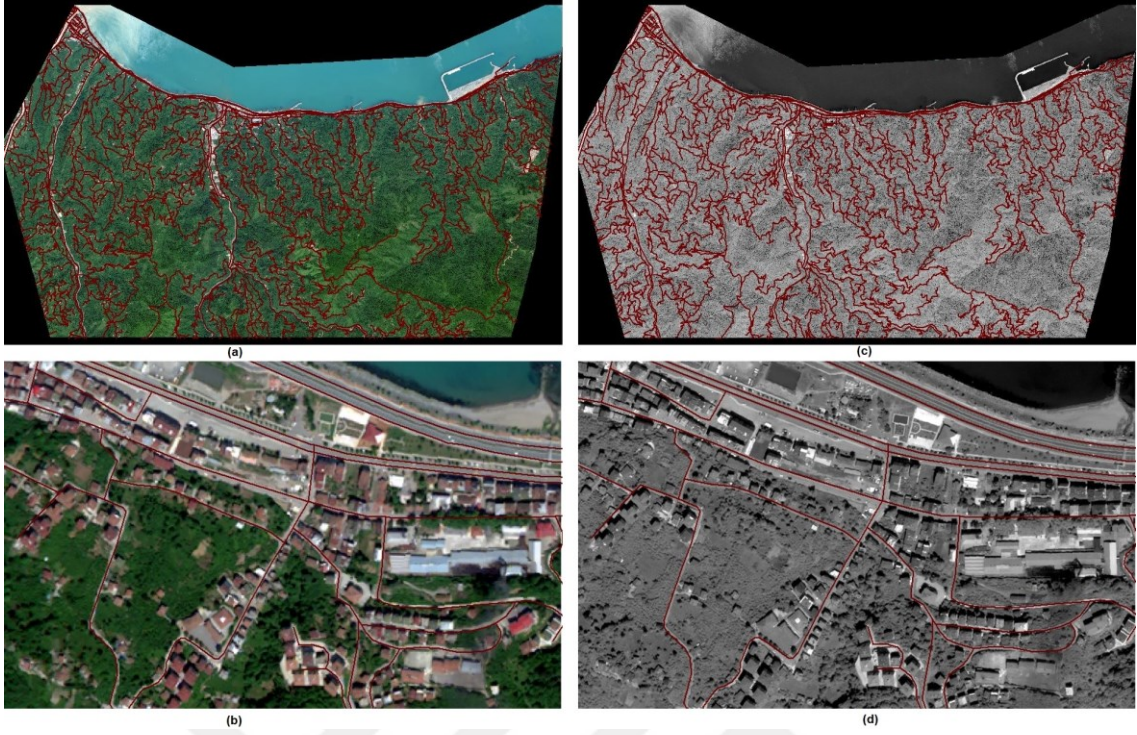
VW-2 uydu görüntüsü için koordinat sistemi ayarlamaları yapılmıştır. Bunun için WV-2 uydu görüntüsü UTM (Universal Transform Mercator) koordinat sistemine dönüştürülmüştür (WGS84 datum, Dilim 37 kuzey). UTM sistemi, NATO üyesi ülkeler bünyesinde ulusal haritaların üretilmesinde ortak bir standart getirilmesi amacıyla kabul edilmiş bir haritalama sistemidir. UTM sisteminin dayandığı iz düşüm, açı koruyan (konform), transversal (ekvator konumlu), elipsoidal, silindirik bir projeksiyondur.

Daha sonra bölgeye ait 1/25000’lik eşyükselti eğrilerinden Rubber Sheeting yöntemine göre 10 m’lik Sayısal Yükseklik Modeli (SYM) üretilmiş ve WV-2 uydu görüntüsünün RPC dosyası (.RPB uzantılı) kullanılarak bu görüntünün geometrik düzeltilmesi yapılmıştır. Son olarak önceki çalışmalar için kurumlardan alınan bölgeye ait halihazır harita verisi ile WV-2 uydu görüntüsüne rektifikasyon işlemi yapılmıştır. Rektifikasyon işlemi 11 ortak nokta üzerinden Affine dönüşümü uygulanarak, 0.600 m’lik toplam Karesel Ortalama Hata (KOH) ile gerçekleştirilmiştir.



Şekil 11. Rektifikasyon için noktalar

Bu sayede görüntü üzerindeki her bir pikselin gerçek bir koordinat sistemine oturtulması sağlanmıştır. Böylece, OSM, Google Earth ve diğer projeksiyon bilgisi içeren verilerin VW-2 ile üst üste çakışması sağlanmıştır.



Şekil 12. OSM yol verisinin, WV-2 multispektral (a, b) ve PAN (c, d) bantları ile karşılaştırılması

Şekil 12’de görüldüğü gibi WV-2 görüntüsü tam anlamıyla OSM verileri ile çakışmıştır.

2.2.2. Görüntü Kaynaştırma

Spektral ve uzamsal çözünürlük arasında ters bir bağlantı olmaktadır (Shaw ve Burke, 2003). Bu nedenle, yüksek bir spektral çözünürlük düşük bir uzamsal çözünürlüğe neden olur ve bunun tersi de geçerli olmaktadır (Shah vd., 2008). Yüksek uzamsal çözünürlüklü PAN görüntüden düşük uzamsal çözünürlüklü MS görüntülere, yüksek uzamsal çözünürlüklü MS görüntüleri elde etmek için uzamsal bilgilerin enjekte edilmesine PAN-Keskinleştirme (Pansharpening) denilmektedir. Bu çalışma kapsamında kullanılan WV-2 görüntüsü MS bantları 1.84 m uzamsal çözünürlüğe sahipken PAN görüntüsü 0.46 m uzamsal çözünürlüğe sahiptir. Kullanıcıların web arayüzden derin öğrenme için sınıf seçme ve kontrollü sınıflandırma için atılan noktalara gerçek sınıf değerlerinin daha ayırt edilebilir şekilde girebilmeleri amacıyla Gram-Schmidt görüntü kaynaştırma yöntemi kullanılmıştır.

Gram-Schmidt görüntü kaynaştırma yönteminin ilk aşamasında, MS bantların ağırlıklı ortalaması alınarak düşük çözünürlüklü bir PAN bant elde edilmektedir. Daha sonra oluşturulan düşük çözünürlüklü PAN bant ve MS bantları, PAN bant ilk bant olacak şekilde birleştirilmektedir. Bu bantlarda her bir bantı çok boyutlu bir vektör olarak ele alan Gram-Schmidt ortogonalizasyon algoritması kullanılarak bantlar ilişkisiz hale getirilmektedir. Düşük çözünürlüklü PAN bant daha sonra orijinal yüksek çözünürlüklü PAN olanla yer değiştirilir. Son olarak, ters dönüşüm yoluyla, yüksek çözünürlüklü MS bantlar elde edilir. Bu yöntemin iki ana avantajı olmaktadır. İlk olarak, bu teknik kullanılarak bir seferde işlenebilecek bant sayısında bir sınır olmamaktadır. İkincisi, orijinal MS verilerinin spektral özellikleri kaynaşmış görüntüde korunmaktadır (Li vd., 2004). Bu şekilde WV-2 MS ve PAN bant kaynaştırılarak 0.46 m uzamsal çözünürlükte kaynaşmış renkli görüntü elde edilmiştir. Aşağıda Şekil 13’de MS, PAN ve kaynaştırılmış görüntü örneği gösterilmektedir.



Şekil 13. Multi spektral (1.84 m uzamsal çözünürlük), (b) PAN (0.46 m uzamsal çözünürlük, (c), kaynaştırılmış görüntü (0.46 m uzamsal çözünürlük)

Şekil 13’de görüldüğü gibi kaynaştırma sayesinde PAN görüntüsü keskinliğinde renkli görüntü elde edilebilmektedir. Bu sayede görüntü üzerindeki nesnelerin daha iyi ayırt edilmesi sağlanmaktadır.

2.2.3. Görüntülerin Parçalara Ayrılması

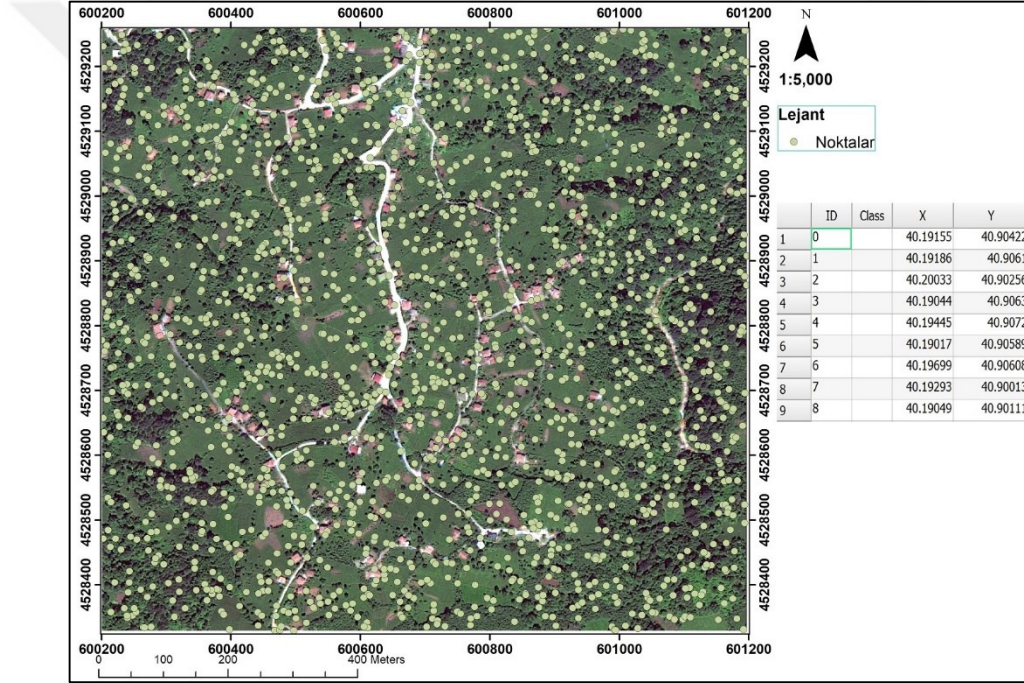
Eğitilmiş veri seti oluşturma ve doğruluk değerlendirme çalışmaları için görüntüler 40 parçaya ayrılmıştır. Daha sonra her bir görüntü parçası için sol üst ve sağ alt köşe noktalarının coğrafi koordinatları kaydedilmiştir. Bu işlem görüntülerin web arayüzde gerçek koordinatlı konumlarında açılmaları için yapılmıştır. Bu sayede web arayüze eklenecek çeşitli altlıklar kullanıldığında görüntülerin bu altlıklarla çakışması gerçekleştirilmiş olmaktadır. Web arayüze eklenmek üzere kaynaştırılmış 40 parça görüntü çözünürlükleri düşürülmeden aynı yapıda hazırlanmıştır. Görüntü parçaları web platformda gösterilmek için doğru-renklerde 3 bant olarak kaydedilmiştir. Çünkü kullanıcılar web arayüzde diğer 5 bantı kullanamayacakları gibi bu 5 bantın web arayüzde gösterilmesi görüntü açılma hızının yavaşlamasına neden olacaktır. Ayrıca tüm bantların kaydedilmesi sunucu hafızasında da fazladan yer kaplamaktadır. Şekil 14’de görüntü parçaları ve bu parçalara karşılık gelen coğrafi koordinatlar gösterilmektedir.



Şekil 14. (a) WV-2 kaynaştırılmış görüntü parçaları, (b) WV-2 görüntü parçalarına ait sol-üst ve sağ-alt köşelerine ait coğrafi koordinatlar

2.2.4. Doğruluk Değerlendirme İçin Referans Noktalarının Üretilmesi

Sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme için yeterli olacak referans nokta sayısı görüntü_1 için 735 olarak tespit edilmiştir (eşitlik 12,13). Daha fazla miktarda (1000) referans noktası görüntü üzerine QGIS programında rastgele otomatik atılarak üretilmiştir. Daha sonra kullanıcıların sınıf değerlerini öznelik değeri olarak girebilmeleri amacıyla “Class” adlı bir sütun oluşturmuştur. Son olarak bu nokta verileri GeoJSON formatında kaydedilmiştir. Şekil 15’de sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanılacak referans noktaları gösterilmektedir.

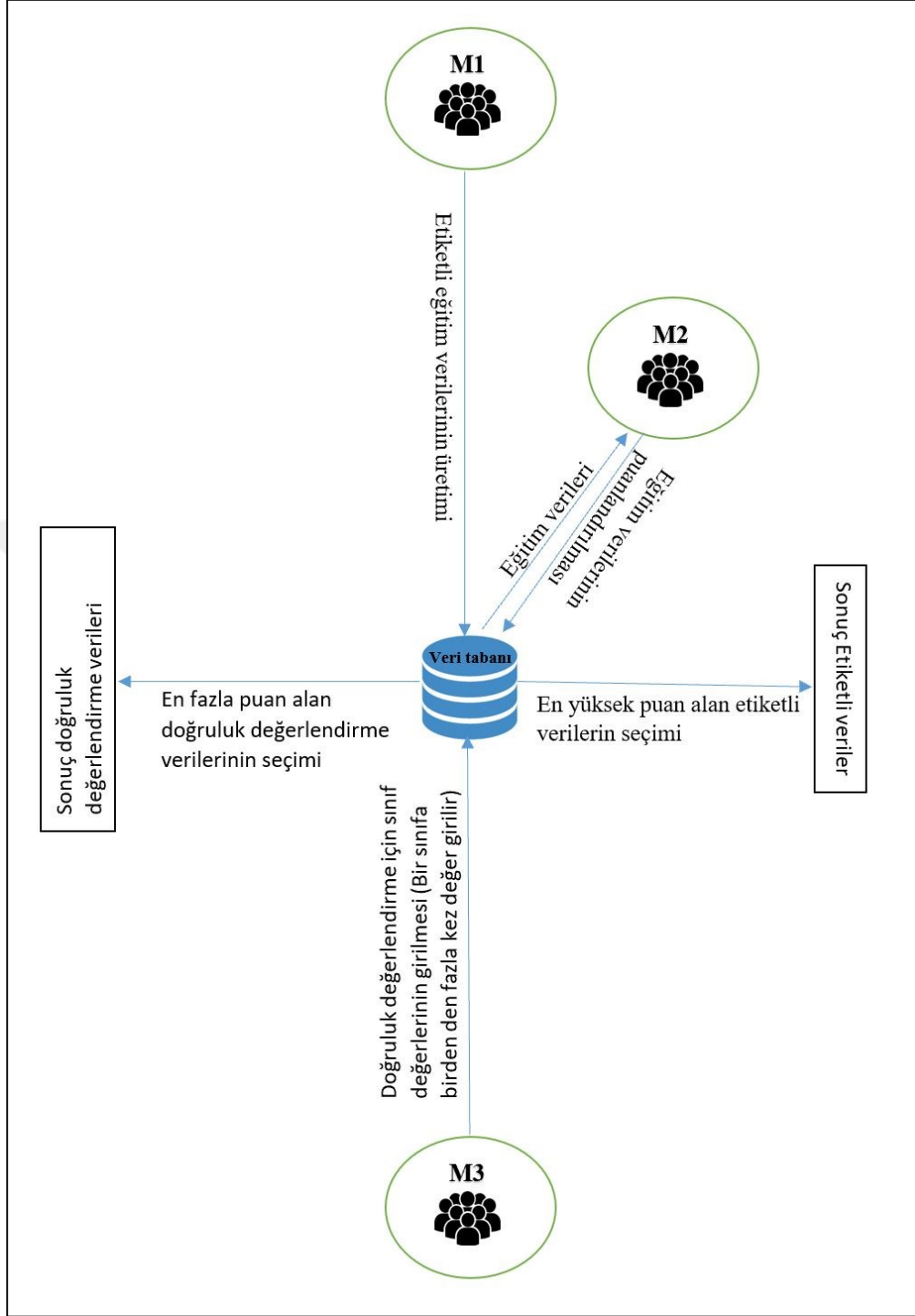


Şekil 15. Sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanılacak referans noktaları

2.3. Eğitim Verisi Üretimi ve Doğruluk Değerlendirme İçin Kitle Kaynak

2.3.1. Kitle Kaynak Modeli

Kitle kaynağın YUÇUG’dan etiketli veri üretimi ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanımı için üretilen model Şekil 16’da gösterilmektedir.



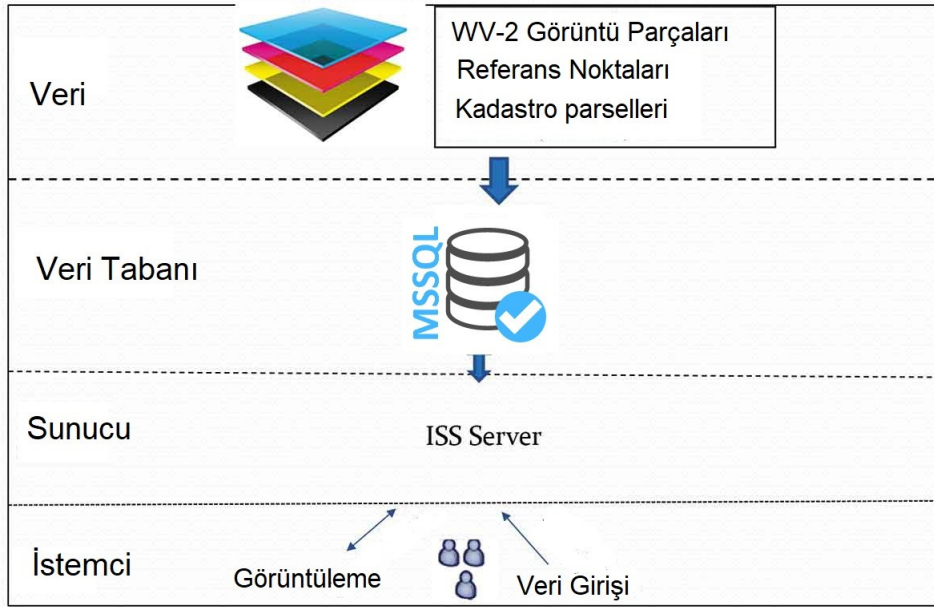
Şekil 16. Kitle kaynağın YUÇUG'den etiketli veri üretimi ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirilmesinde kullanım modeli

Model çalışması web platform üzerinden gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırılmak istenen görüntüler Web platformda kullanılan veri tabanı içerisine aktarılmıştır. Kullanıcılar eğitim verilerini, hazırlanan ve web arayüze eklenen yardım dökümanı sayesinde oluşturmaktadır.

Yardım dokümanında eğitim sınıflarının görüntü üzerinde nasıl görüldüğüne dair çeşitli ölçeklerde kaydedilmiş görselleri bulunmakta ve kullanıcılardan yapılması istenilen özellikler tanımlanmaktadır. Modül1’de (M1) eğitim verilerinin kullanıcılar tarafından poligon çizimleri ile üretimi sağlanmaktadır. Modül2’de (M2) M1’de oluşturulan verilerin doğrulukları değerlendirilerek puanlandırılması yapılmaktadır. Modül3 (M3) ise sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanılmaktadır.

2.3.2. Kitle Kaynak Uygulaması İçin Web Tabanlı Arayüz

Web arayüz, Ön Kısım (Front-End), JavaScript, HTML, CSS, Bootstrap ve Arka Kısım (Back-End) C#, jQuery ve çeşitli kütüphaneler kullanılarak oluşturulmuştur. Veri tabanı olarak MySQL ve MSSQL kullanılmıştır. Site alan adı “www.crremotesensingapp.com”, satın alınmıştır. Proje Visual Studio ortamında hazırlanmıştır. Altlık haritalar ve çizim araçları için OpenLayer kütüphanelerinden faydalanılmıştır. Web sunucu olarak da ISS sunucusu kullanılmıştır. Şekil 17’de web arayüz genel yapısı gösterilmektedir.



Şekil 17. Web arayüz mimarisi

2.3.2.1. Kullanıcı Kayıt Kısımı

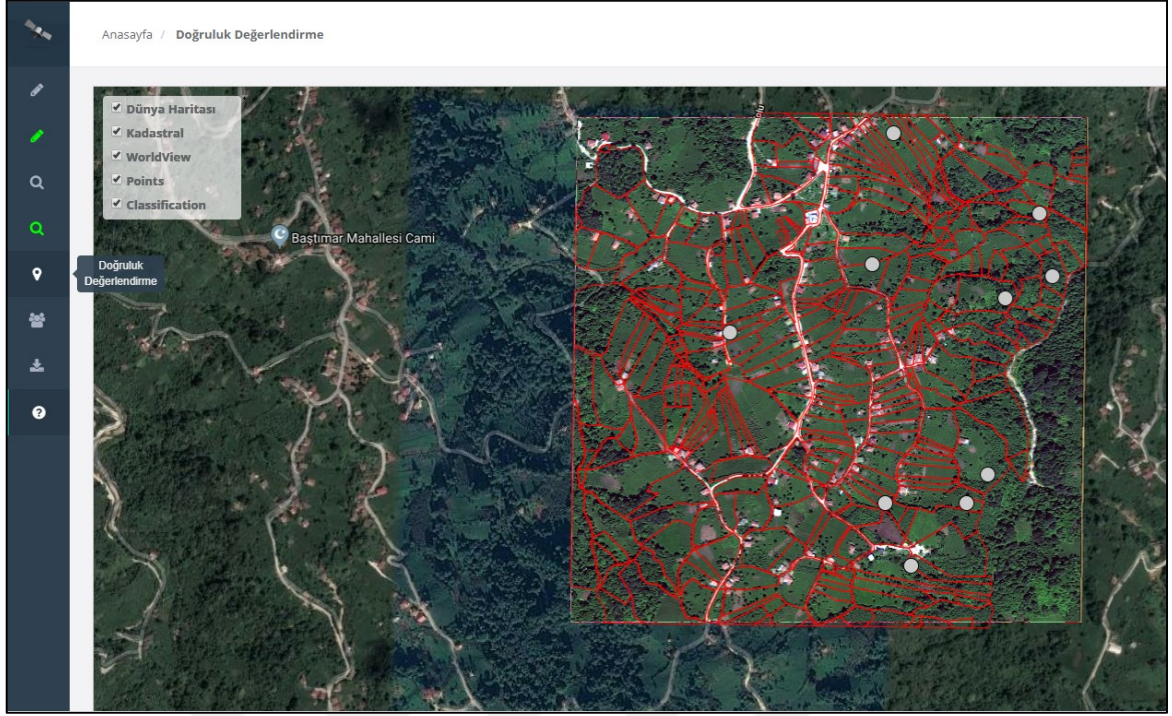
Web arayüzün kullanılması aşamasında, kullanıcılardan kayıt olması istenmektedir. Bunun için istenen gerekli bilgiler; ad, soyad ve e-mail adresidir. Ek olarak cep telefonu bilgisi de istenmektedir. Fakat bu kısmın doldurulması zorunlu tutulmamıştır. Kullanıcı arayüze kayıt olduktan sonra yönetici girişiyle siteye girildiğinde kayıt isteği gönderen kullanıcılar görünmektedir. Bu durumda istek gönderen kişilerin onaylanması yapılabilmektedir. Onay işlemi yapılmadan kullanıcının sisteme girmesine izin verilmemiştir. Kayıt yaptıktan sonra üyeliği aktif olmadan sisteme giriş yapmaya çalışan kullanıcıya “kullanıcı aktif değil” şeklinde mesaj gönderilmektedir. Şekil 18’de kullanıcı kayıt kısmı ve web arayüz giriş görüntüsü gösterilmektedir.



Şekil 18. Kullanıcı kayıt ekranı

2.3.2.2. Doğruluk Değerlendirme Kısımı

Web arayüzde M3’e girildiğinde sınıflandırma sonrası doğruluk tespiti işlemin yapılacağı kısım kullanıcıların karşısına gelmektedir. Şekil 19’da web arayüzde doğruluk değerlendirme kısmı gösterilmektedir.



Şekil 19. Doğruluk değerlendirmenin yapılacağı bölüm

Şekil 19’da görüldüğü gibi bu kısımda Dünya haritası, kadastro katmanı, referans noktaları ve sınıflandırma katmanı mevcuttur. Hepsini açıldığında oluşan görüntü yukarıdaki gibi olmaktadır. Sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme yapılabilmesi için hazırlanan M3 aşağıdaki özelliklere sahiptir.

- Birden fazla kullanıcı web sayfasına aynı anda erişebilir.
- Tüm süreç boyunca başlangıçta oluşturulan rastgele 1000 referans noktası kullanılmaktadır.
- İlk kullanıcı sisteme giriş yaptığında, 1000 referans noktasının 20’si rastgele seçilerek kullanıcı ekranında görüntülenmektedir. Kullanıcıdan arayüzde oluşturulan yardım belgesi sayesinde WV-2 görüntüsü üzerindeki 20 noktadan birine tıklayarak, her bir noktaya karşılık gelen sınıf değerini girmesi istenmektedir.
- Kullanıcı bazen bir referans noktasının sınıf değerinin ne olması gerektiğine karar veremeyebilir. Bu tarz durumlar için ekrandaki tüm noktalar üzerinde işlem yapılması zorunlu tutulmamıştır. Kullanıcı istediği kadar nokta girip kaydedebilmekte ve istediklerini boş bırakabilmektedir.
- Noktalar kullanıcı tarafından web sayfasında kaydedildiğinde, yalnızca kullanıcının sınıf değerlerini girdiği noktalar veri tabanında saklanmaktadır. Daha sonra başka 20

nokta kullanıcı ekranına gelmektedir. Kullanıcı isterse doğruluk değerlendirme işlemine bu şekilde devam edebilmekte veya arayüzden ayrılabilir.

- Veri tabanına ilk kayıttan sonra noktaların kullanıcılara gösterilmesi işlem yapılmamış noktalardan rastgele 20 tane seçilmesiyle oluşmaktadır. Örneğin ilk kullanıcı verilen tüm 20 noktaya sınıf değerlerini girdikten sonra aynı veya başka bir kullanıcı yeni bir istek yaptığında, sistem bu sefer hiç işlem yapılmamış kalan 980 noktadan 20'sini ekranda göstermektedir. Bu sayede tüm noktalarda işlem yapılması sağlanmaktadır.
- En son 20'den az nokta kalması durumunda örneğin, 1000 noktanın tamamlanması için 14 nokta kaldığını ve 1'den fazla ziyaretçinin sisteme giriş yaptığını düşünelim. Bu durumda 14 nokta tüm istekli kullanıcılara gösterilmektedir. Fakat işi ilk bitirip kaydeden kişinin sonuçları veri tabanında saklanmaktadır.
- Tüm 1000 nokta işlendikten sonra ilk veri seti oluşmuş olmaktadır. Otomatik olarak veri tabanındaki tablo kapatılıp aynı 1000 noktaya ait yeni bir tablo açılıp aynı şekilde kullanıcılara 20'li olarak gönderilerek süreç devam etmektedir.
- Yukarıda açıklanan aynı adımlar takip edilerek, ikinci veri seti için aynı 1000 referans noktası kullanılmaktadır. Bu şekilde istenen sayıda veri seti oluşturulana kadar bu sistem çalıştırılabilmektedir.

Bu çalışmada kullanıcılar tarafından toplam 3 veri seti oluşturulmuştur. Kısaca kullanıcılar tarafından tek bir referans noktası için 3 değer girilmiştir.

2.3.2.2.1. Doğruluk Değerlendirme İçin Yardım Dokümanı

Kullanıcıların doğruluk değerlendirme işlemlerini yapabilmesi ve hangi sınıfları neye göre işaretleyeceklerinin gösterilmesi amacıyla Şekil 20'de görüldüğü gibi yardım dokümanı hazırlanıp web arayüzde *Yardım* kısmına eklenmiştir.

Görüntülenen resmin sol üst köşesinde Worldview ve points katmanları işaretli olmalıdır. Diğer katmanları kapatabilirsiniz. Görüntü üzerinde bir nokta tıkladığınızda, o nokta için 1'den 7'ye kadar bir sınıf değeri girilmelidir. Her bir noktanın sınıf değerini belirlerken, WorldView katmanına göre değer girişi yapınız. Sınıflandırılmış görüntü dikkate alınmalıdır.				
Her bir sınıf ve sınıflandırma renkleri				
			Orman Sınıf değeri = 1	
			Fındık Sınıf değeri = 2	
			Gölge Sınıf değeri = 3	
			Toprak Sınıf değeri=4	
			Çay Sınıf değeri =5	
			Bina Sınıf değeri =6	
			Yol Sınıf değeri = 7	

Şekil 20. Doğruluk değerlendirmesi için yardım dokümanı

Yardım dokümanında her bir sınıfa ait WV-2 görüntü parçalarında farklı yakınlaşma seviyelerinde ve örneklerde sınıfların nasıl görüldüğü gösterilmektedir. Sağ tarafta 7 sınıfın veri tabanında tutulduğu rakamlar gösterilmektedir. Kullanıcılardan web arayüzde bir noktaya tıkladıklarında, bu noktanın sınıfını temsil eden rakamın açılan pencereye girmesi istenmektedir. Bu görev insanlar için oldukça kolay olan benzer görüntüleri eşleştirme işlemidir. Ayrıca bina, yol, toprak, gölge sınıfları zaten herkesin hiçbir açıklamaya ihtiyaç duymadan ayırt edebilecekleri sınıfları oluşturmaktadır. Bunun dışında orman, fındık ve çay sınıflarının da görüntü üzerinde nasıl bir dokuya sahip oldukları yardım dokümanında görülmektedir.

2.3.3. Eğitim Amaçlı Etiketli Veri Seti Üretimi

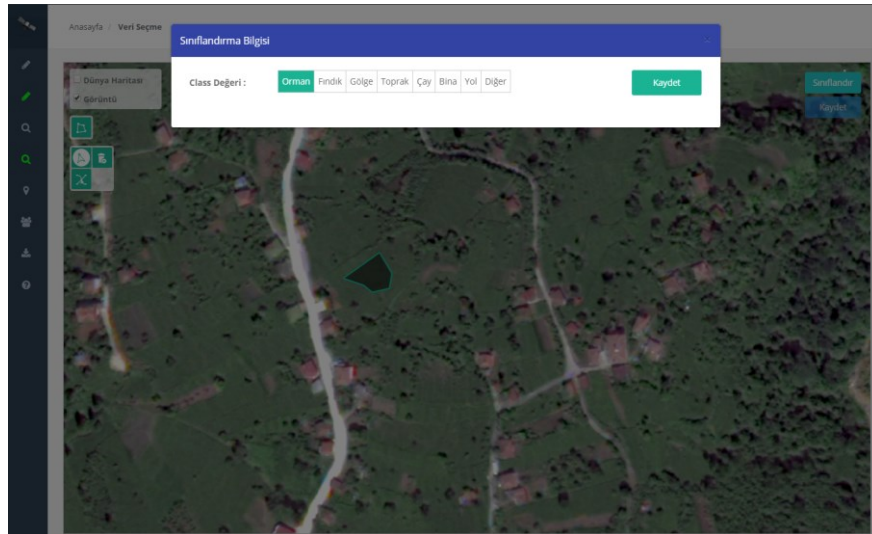
Bu kısım derin öğrenme amaçlı veri seti oluşturulması için kullanıcıların veri oluşturabileceği ve oluşturulmuş verilerin doğrulamasının yapılabileceği şekilde hazırlanmıştır. Bu kısımdaki buton ve menülerin kullanımı Şekil 21’de gösterilen ve web arayüze eklenen “Veri Oluşturma Yardım Dokümanında” gösterilmektedir.



Şekil 21. Veri oluşturma yardım dokümanı

2.3.3.1. Veri Oluşturma Modülü (M1)

Bu modül, kullanıcıların etiketli eğitim verilerinin oluşturabilmeleri için poligon çevirme, düzenleme, silme ve seçme araçlarını içerecek şekilde hazırlanmıştır. Modül açıldığında kullanıcıya arayüze eklenmiş olan 40 adet kaynaşmış WV-2 görüntü parçasından bir tanesi gösterilmektedir. Görüntülerin kullanıcılara gelişi başta rastgele olmaktadır. Daha sonra ise üzerinde en az işlem yapılan görüntüye göre gösterim yapılmaktadır. Kullanıcılar tarafından bu görüntülerde poligon çizilip işlem yapıldıkça veri tabanına kaydedilen poligonların sayısı artmaktadır. En az poligon çevrilen görüntü parçası kullanıcılara gönderilmektedir. Eğer aynı sayıda işlem yapılan görüntü varsa, bunlardan rastgele bir tanesi otomatik olarak kullanıcıya gösterilmektedir. Bu durumda kullanıcı sayfayı yenilediğinde farklı bir görüntü gelme şansı da olmaktadır. Bu işlem bütün görüntüler üzerinde etiketli sınıf verilerinin oluşturulabilmesini sağlamaktadır. Etiketli verilerin üretimi kullanıcıların yardım dokümanlarında (Şekil 20, Şekil 24) belirtilen sınıfların poligon çevirme aracıyla çevirmesi ve daha sonra çevrilen herhangi bir sınıfın seçim aracıyla seçilerek “Sınıflandırma” butonuna basmasıyla gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırma butonuna basıldığında; *Orman*, *Fındık*, *Gölge*, *Toprak*, *Çay*, *Bina*, *Yol* ve *Diğer* sınıflarını içerecek şekilde hazırlanan veri girişi penceresi açılmaktadır. Şekil 22’de etiketli veri üretimi amacıyla çizilen poligonlardan birine etiket değerinin atanması için oluşturulan pencere gösterilmektedir.

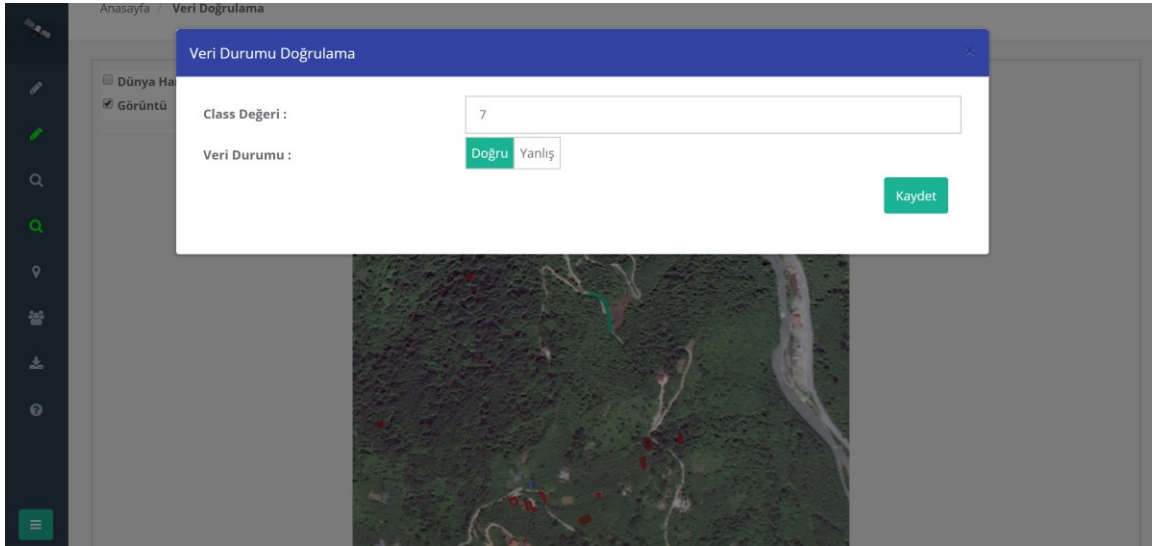


Şekil 22. Etiket değerlerinin kullanıcılar tarafından oluşturulmasını sağlayan etiket veri girişi penceresi

Bu kısımda kullanıcı çevirdiği poligonlara etiket değeri verebilmektedir. Daha sonra ilgili sınıf seçilir ve bu pencerede “Kaydet” butonuna basılarak veri oluşturma işi tamamlanmış olur. Bütün yapılan işlemler tamamlandığında arayüzdeki “Kaydet” butonuna basılıp tüm sınıfların veri tabanına kaydedilmesi sağlanmaktadır. Ayrıca veri oluşturmada fikir alınabilmesi amacıyla Google Haritalar uydu görüntüsü altığı da bu modülde kullanıcıların ilgili butonu tik ile işaretlemesiyle kullanılabilmektedir.

2.3.3.2. Veri Doğrulama Modülü (M2)

Kullanıcılar tarafından oluşturulan verilerin doğruluğunun tespiti, yanlış verilerin ayırt edilmesi ve doğru eğitimli veri setine ulaşılabilmesi amacıyla M2 oluşturularak web arayüze eklenmiştir. Bu modül kullanıcı tarafından açıldığında, kullanıcının karşısına bir WV-2 görüntü parçası ve bu parçaya ait çizili poligonlar gelmektedir. Kullanıcılara geliş sırası yukarıda anlatıldığı gibi en az işlem yapılana göre gerçekleşmektedir. Kullanıcılar bu görüntü üzerindeki poligonları kontrol etmektedir. Kullanıcı tarafından bir poligona tıklandığında arayüzde Şekil 23’de gösterildiği gibi bir pencere açılmaktadır.



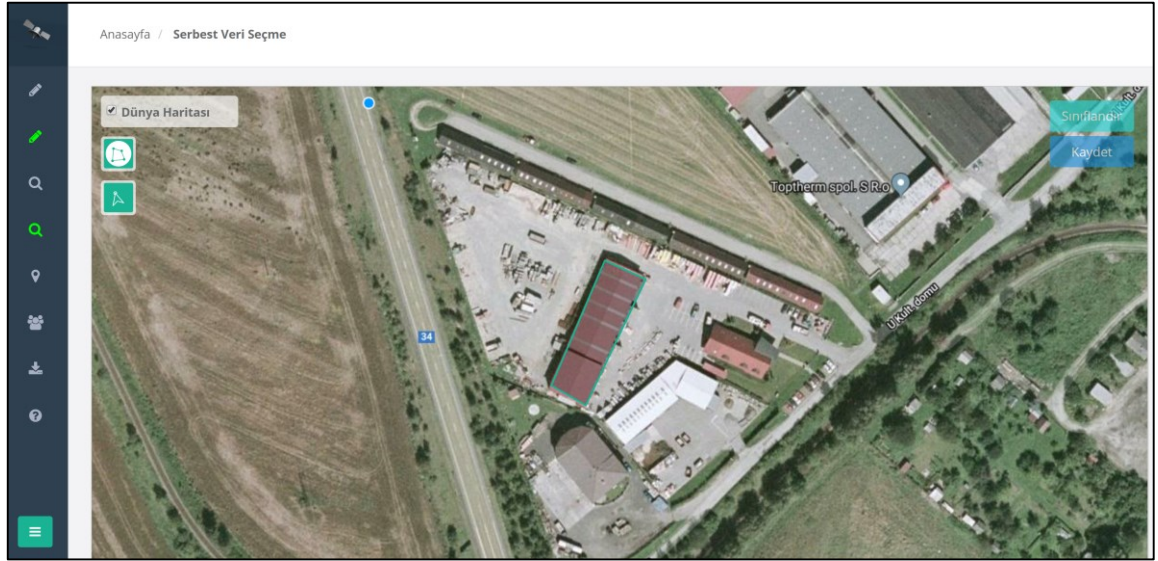
Şekil 23. Veri doğrulama işleminin kullanıcılar tarafından yapılmasını sağlayan pencere

Bu pencerede üzerinde işlem yapılan sınıfa ait etiket değeri ve “doğru”, “yanlış” seçeneklerini içeren iki adet buton bulunmaktadır. Her bir sınıfa ait etiket değerleri “orman

=1, fındık=2, gölge=3, toprak=4, çay=5, bina=6, yol=7 ve diğer=8” şeklindedir. Bu değerler yardım dokümanında (Şekil 21) gösterilmektedir. Kullanıcının işaretlediği poligon birden fazla sınıfı içerecek şekilde çizilmişse bu durumda etiket değerine bakılmaksızın yanlış butonu kullanıcı tarafından işaretlenmektedir. Eğer poligon çizimi doğru ise yani tam olarak ilgili sınıfı kapsayacak şekilde çevirme yapılmışsa kullanıcı tarafından bu sefer sınıf etiket değeri doğruluğu kontrol edilir ve bu değer doğru ise “doğru” butonuna, yanlış ise “yanlış” butonuna basılır. En son “Kaydet” butonu ile yapılan işlemlerin veri tabanına aktarımı sağlanmaktadır.

2.3.3.3. Serbest Veri Seçme Modülü (M3)

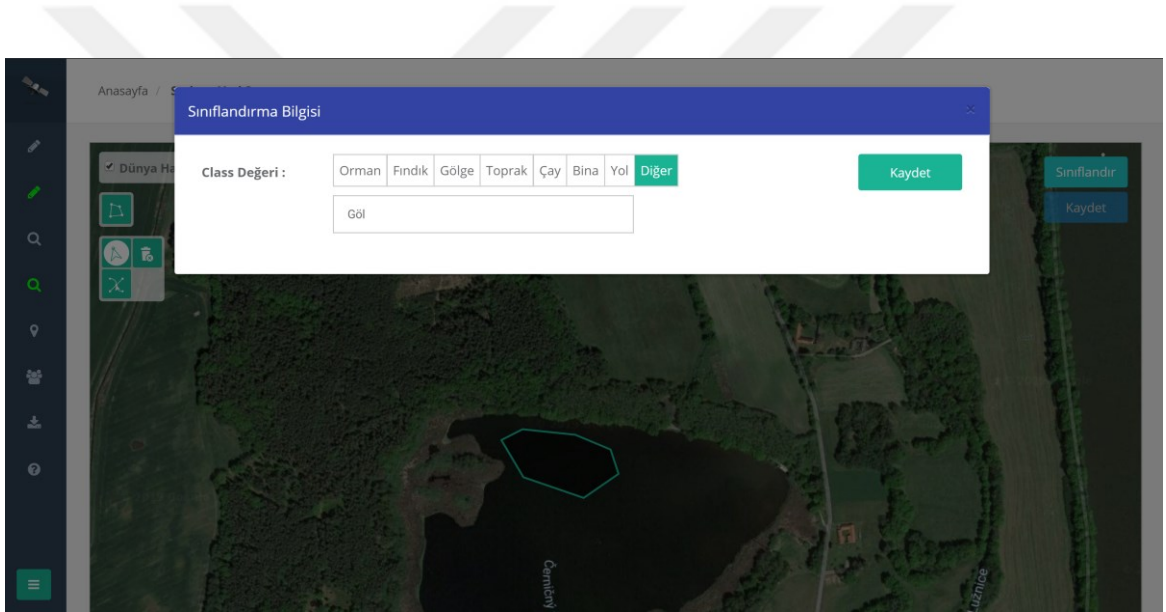
Bu modül web arayüzün dinamik olarak derin öğrenme amaçlı etiketli veri seti oluşturulmasında kullanılabilmesini sağlamaktadır. İçeriği M1 ile aynıdır. Sadece açılışta WV-2 görüntü parçası kullanıcılara gösterilmez. Onun yerine kullanıcıya altlık olarak Google Haritalar uydu görüntüsü altlığı getirilmektedir. Kullanıcı poligon çevirme aracıyla bu altlık üzerinden Dünya üzerindeki herhangi bir yere ve sınıfa ait bir çevirme yapabilmektedir. Şekil 24’de Google Harita uydu atlığından Prag şehrinde bina sınıfı için çevrilen bir poligon gösterilmektedir.



Şekil 24. Serbest veri seçme modülü

Daha sonra seçim aracıyla çevirme yapılan poligona kullanıcı tarafından tıklanır ve veri girişi penceresinin açılması sağlanır. Bu kısımda kullanıcı sınıf etiketi için yukarıda bahsedilen sınıfların dışında sınıflandırma yapmak istiyorsa “Diğer” seçeneğini işaretlemektedir. Bu seçenek işaretlendiğinde açıklama kısmı gelir ve bu kısma kullanıcı çevirmiş olduğu poligon sınıfının adını yazar. Örneğin akarsu, deniz, araba, gemi, havaalanı vb. En son “Kaydet” butonuna basılarak bütün etiketli verilerin veri tabanına aktarılması sağlanmaktadır. Diğer seçeneği ile etiketlenen verilerin hem sınıf değerleri hem de açıklamaları veri tabanına kaydedilir.

Şekil 25’de tez kapsamında üretimi istenilmeyen göl sınıfı için kullanılabilecek poligon çizimi ve etiket değeri gösterilmektedir.



Şekil 25. Diğer butonu ile göl sınıfının oluşturulması

2.3.3.4. Serbest Veri Doğrulama Modülü (M4)

Serbest veri doğrulama modülü de veri doğrulama ile aynıdır. Sadece açılışta WV-2 görüntü parçası gelmez. Onun yerine kullanıcıya altlık olarak Google Haritalar uydu görüntüsü altlığı gelmektedir. Bu altlık üzerinde kullanıcılar serbest veri seçme modülünden sınıflara ait çevrili poligonları görmektedir. Kullanıcılar bu Dünya çapındaki geniş alandan istedikleri çevrili sınıfların kontrollerini sağlayabilmektedir.

2.3.4. Doğruluk Değerlendirme Çalışmaları

2.3.4.1. Sonuç Doğruluk Değerlendirme Verilerinin Seçilmesi

Kullanıcılar tarafından üç adet 1000 nokta içeren sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme aşamasında kullanılacak referans veri setleri oluşturulmuştur. Bu verilerin “Class value” öznitelik sütunundaki boş değerler, kullanıcıların web arayüzde girdikleri sınıf değerleri ile doldurulmaktadır. Üç veri setinden MATLAB yazılımında yazılan kod ile çoğunluk oylaması yöntemine göre doğru verilerin seçimi sağlanarak sonuç veri seti (SVS) oluşturulmuştur. Çoğunluk oylaması, yukarıda açıklandığı gibi 1000 referans noktası için kullanıcılar tarafından üretilen 3 veri seti üzerinde uygulanmıştır. Bu, her referans noktasına üç kez bir sınıf değeri atandığı anlamına gelmektedir. Bir referans noktası için birden fazla değer girmenin faydası yanlış girilen değerlerin tespit edilmesidir. Son olarak, kullanıcıların cevaplarına göre oluşturulan SVS’nin ne kadar doğru olduğunu görmek için aynı 1000 referans noktasının gerçek sınıf değerleri oluşturularak kontrol veri seti (KVS) elde edilmiştir. Tablo 3’de ilk 30 nokta için 3 veri seti, SVS ve KVS gösterilmektedir.

Tablo 3. İlk 30 nokta için kullanıcılar tarafından üretilen 3 veri seti ve SVS, KVS veri setleri

1. Veri Seti	2. Veri seti	3. Veri seti	Sonuç veri seti (SVS)	Kontrol veri seti (KVS)
5	1	5	5	5
5	5	6	5	5
1	2	2	2	2
5	5	5	5	5
1	1	1	1	1
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
2	1	5	null	1
1	1	1	1	1
1	2	1	1	1
1	1	1	1	1
2	2	2	2	2
5	5	5	5	5
2	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	7	7	7	7
1	2	2	2	2
5	5	5	5	5
5	5	2	5	5
5	4	4	4	4
1	1	5	1	1
5	5	5	5	5
5	5	2	5	5
1	1	1	1	1
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5
5	5	5	5	5

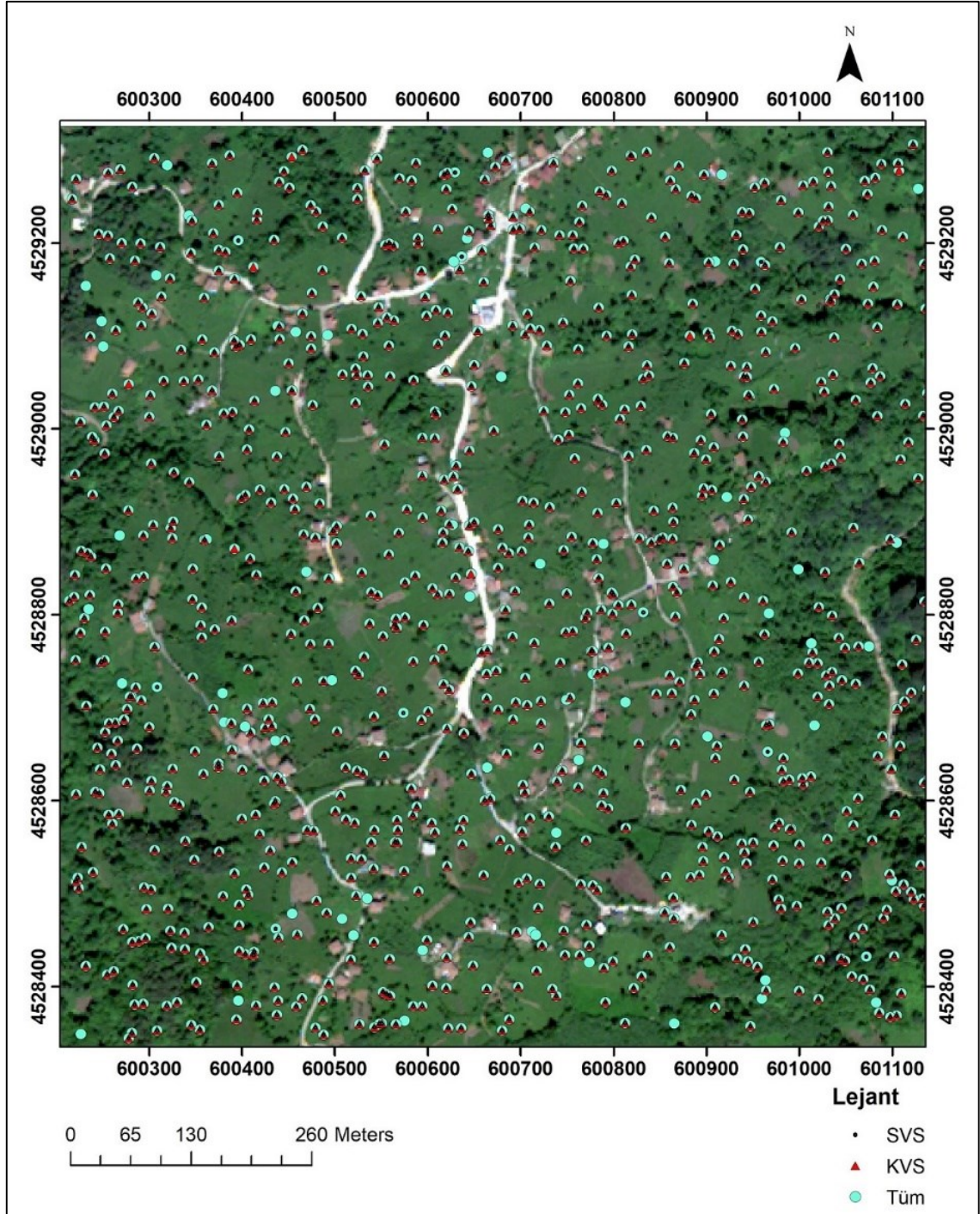
Bir referans noktası için iki kullanıcının aynı sınıf değerini girip bir kullanıcının farklı bir sınıf değeri girdiği durumda, en fazla girilen sınıf değeri SVS'ye aktarılmaktadır. Eğer üç kullanıcı da bir referans noktası için farklı değerler girdiyse, bu o noktanın tamamen ayırt edilemeyeceği anlamına gelmekte olup, bu nedenle sınıflandırılmamış olarak boş bir şekilde kalmaktadır. Şekil 26'da ayırt edilebilir ve ayırt edilemeyen noktalara örnek gösterilmektedir.



Şekil 26. (a) Ayırt edilebilen noktalar, (b) ayırt edilemeyen noktalar

Şekil 26 (a)'da görüldüğü gibi tüm noktalar doğrudan arazi örtüsü sınıfları üzerinde görülebilmektedir. Örneğin seçili sarı noktanın sınıf değeri yol olacaktır. Şekil 26 (b)'de ise noktaların hangi sınıfta oldukları tam olarak belirgin değildir. Örneğin mavi nokta toprak ve gölge sınıfı arasında kalıyor gibi görünmektedir.

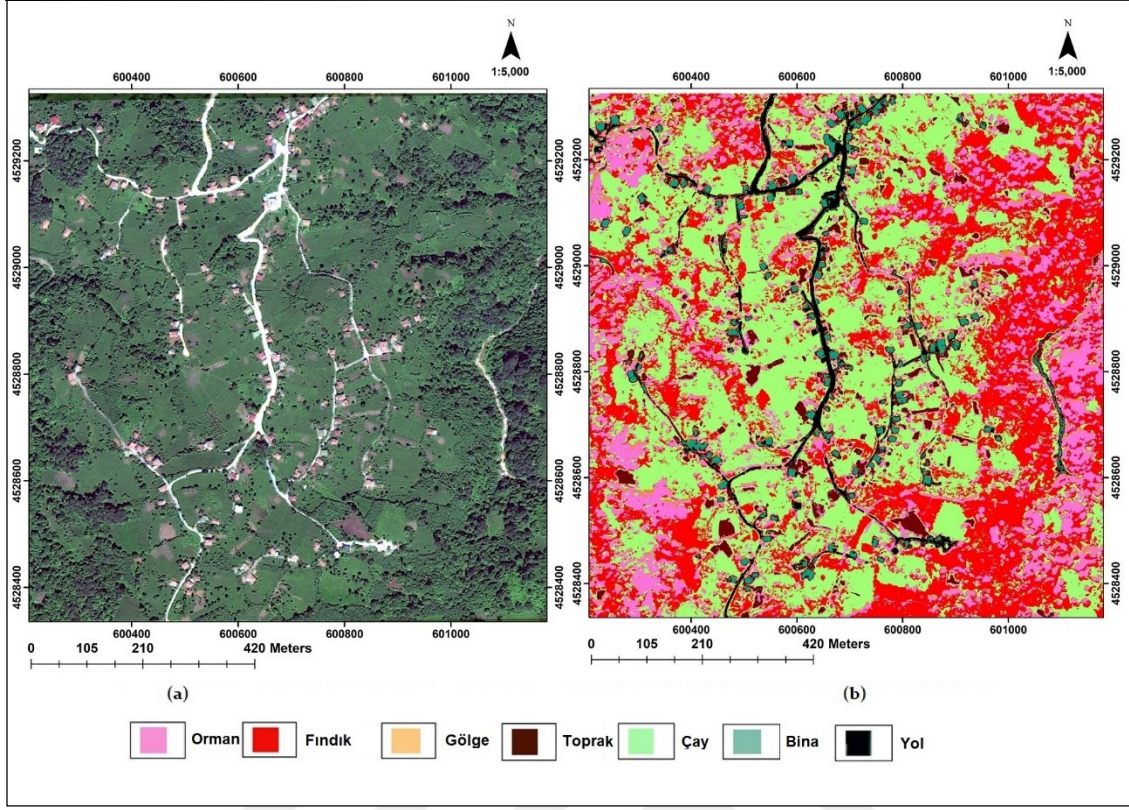
Kullanıcılar tarafından üretilen SVS'de 73 nokta 3 veri setinde farklı değerler aldığından sınıfsız olarak kabul edilmiş ve SVS veri setinden bu noktalar çıkartılmıştır. Bu nedenle doğruluk değerlendirme için kullanılacak nokta sayısı SVS için 927 olarak elde edilmiştir. Kontrol amacıyla üretilen KVS'de elde edilen aynı 1000 noktaya ait 77 noktanın tam olarak sınıfı belirlenemediğinden bu noktalar veri setinde çıkartılmış ve sonuçta 923 noktalık bir veri seti oluşturulmuştur. Şekil 27'de SVS, KVS ve tüm 1000 nokta gösterilmektedir.



 ekil 27. SVS, KVS ve t m referans noktalarının g r nt   zerinde daėılımı

2.3.4.2. Referans Noktalarının Testi İçin Görüntü Sınıflandırma

Elde edilen noktaların doğruluk değerlendirmesinde kullanılması için DVM yöntemi ile sınıflandırma yapılmıştır. Bu yöntem, çalışma alanının içerisinde referans noktalarının üretildiği bölgede uygulanmıştır. DVM yöntemi Radyal Temel Fonksiyon (Radial Basis Function (RBF)) çekirdeği kullanılarak gerçekleştirilmiştir. RBF çekirdeği genellikle az sayıda parametre tanımlamayı gerektirdiğinden ve genel olarak iyi sonuçlar verdiği bilinen bir yöntem olduğundan seçilmiştir (Huang vd., 2008; Petropoulos vd., 2012). DVM yönteminin uygulanması ENVI yazılımında yapılmıştır. ENVI’de DVM yönteminin uygulanması için gereken giriş parametrelerini çekirdek fonksiyonundaki “gamma (g)” değeri, “ceza parametresi”, kullanılacak “piramit seviyelerinin sayısı” ve sınıflandırma olasılığı “eşik değeri” oluşturmaktadır. Bu tezde, gamma parametresi, WV-2 için (0.125) spektral bant sayısının tersine eşit bir değere ayarlanmıştır. Ceza parametresi maksimum değerine (100) ayarlanmıştır. Piramit parametresi sıfır değerine ayarlanarak, WV-2 görüntülerinin tam çözünürlükte kullanılması sağlanmıştır. Eşik değeri 0’a ayarlanmıştır. Bu sayede tüm görüntü piksellerinin sınıflardan birine atanması gerçekleştirilmiştir. Şekil 28’de referans noktalarının üretildiği WV-2’ görüntü parçası ve DVM sınıflandırma sonucu gösterilmektedir.

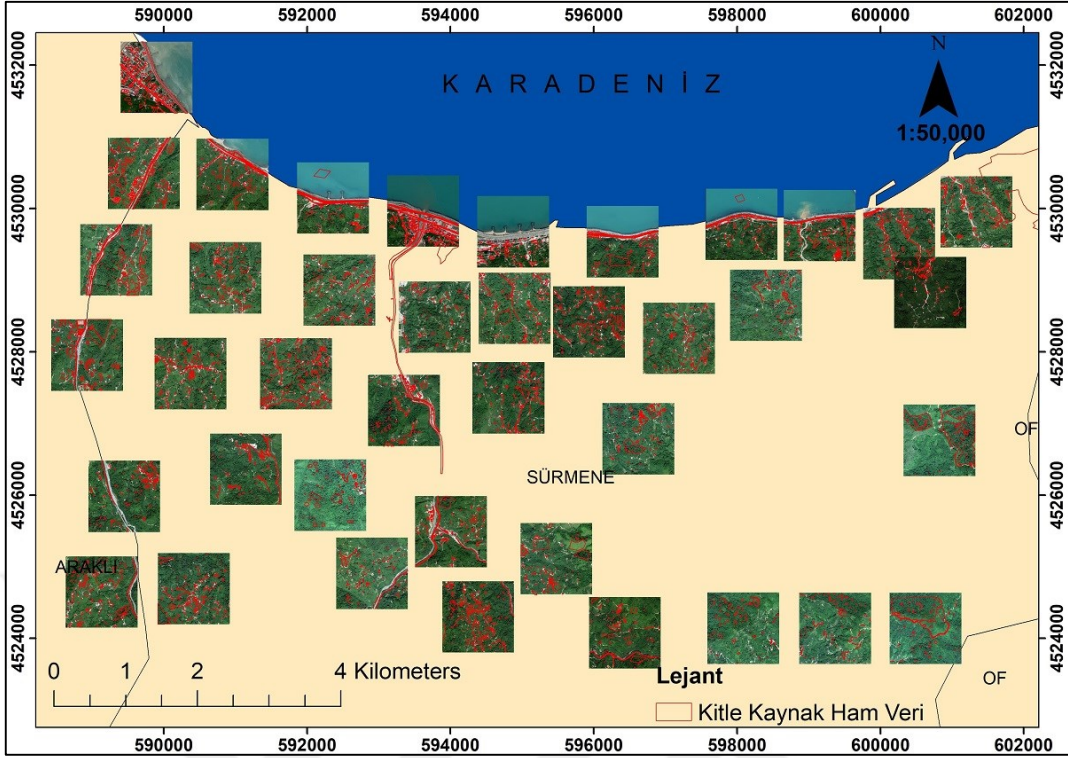


Şekil 28. WV-2 Görüntü parçası ve DVM sınıflandırma sonucu

2.3.5. Etiketli Eğitim Verilerinin Kullanıcılar Tarafından Oluşturulması

2.3.5.1. Etiketli Eğitim Verilerinin Üretimi

Kullanıcılar M1’den poligon çevirme ve etiket verisi girişi penceresi aracılığıyla istenilen sınıf verilerini üretebilmektedir. Arayüzde yukarıda bahsedildiği gibi görüntü parçaları işlem sayısına göre sürekli döndürülerek kullanıcılara gönderilmektedir. Farklı kullanıcılar aynı sınıfı birden fazla kez çizdikleri de olmuştur. Toplamda doğrulama işlemi yapılmadan kullanıcılar tarafından 40 adet görüntü parçası üzerinde çizimler yapılmıştır. Bu şekilde toplamda 7064 poligon oluşturulmuştur. Şekil 29’da kullanıcılar tarafından oluşturulan tüm çizimler gösterilmektedir.

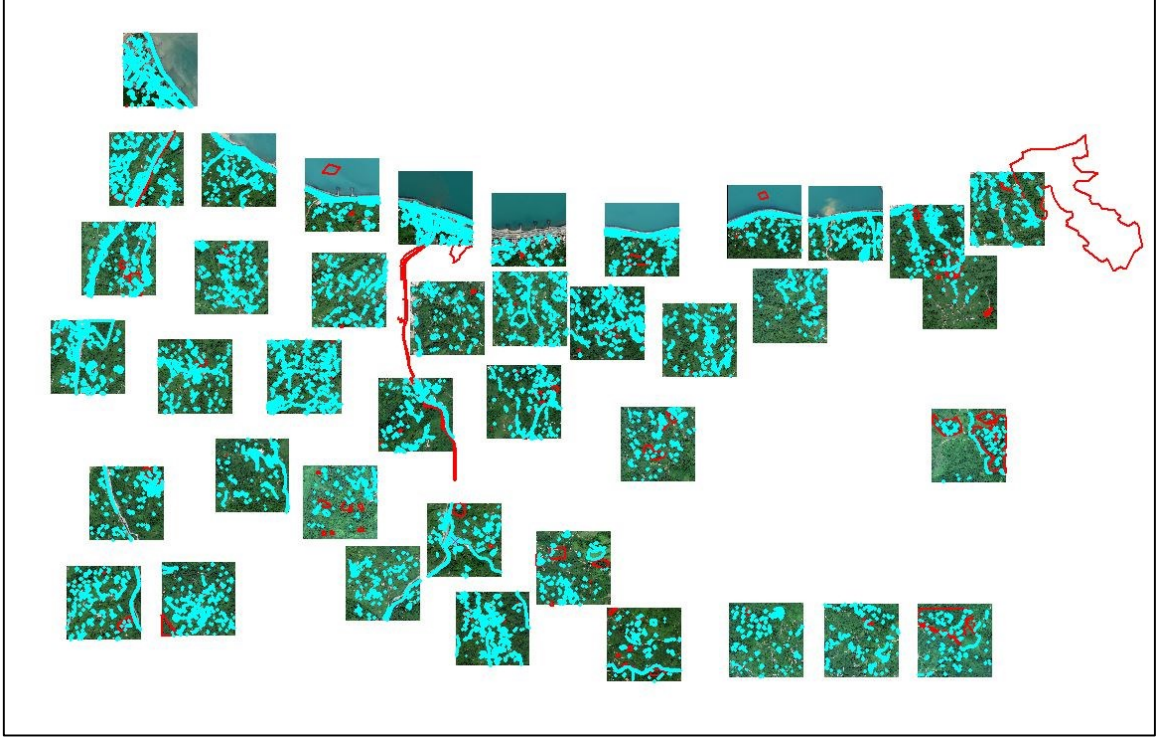


Şekil 29. Kullanıcılar tarafından oluşturulan etiketli eğitim verileri (doğrulama yapılmamış)

2.3.5.2. Doğru Etiketli Eğitim Verilerinin Oluşturulması ve Seçimi

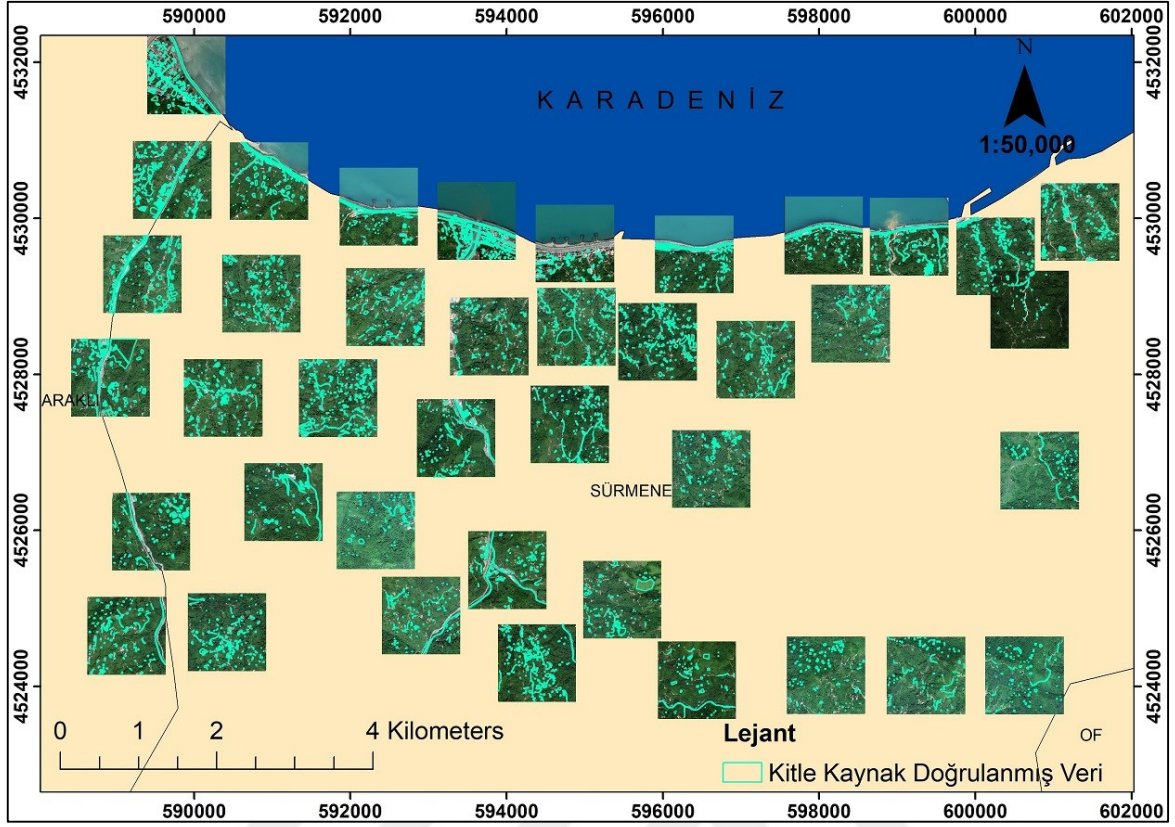
Kitle kaynak çalışmalarında dikkat edilmesi gerekli en önemli konulardan biri elde edilen verilerin doğruluğunun kontrol edilmesi işlemidir. Bu çalışmada kontrol işlemi aşağıda anlatıldığı şekilde gerçekleştirilmiştir. M1 ile kullanıcılar tarafından oluşturulan poligonlar, daha sonra M2 ile yine kullanıcılar tarafından doğru veya yanlış olmalarına göre puanlandırılmıştır. Her bir poligona verilen oy veri tabanında bu poligona ait öznitelik “Validatiton” sütunundaki değeri 1 arttırmaktadır. Bu sütunun her bir satırında başlangıçta 1 değerleri mevcuttur. Bunun nedeni önceki bir işlem olan poligon çiziminin sayılması amacıyla yapılmıştır. Diğer bir sütun olan “Validati_1” sütunun da ise kullanıcıların etiket veri girişi penceresinden “Doğru” veya “Yanlış” seçeneğine göre yapılan puanlandırmalar tutulmaktadır. Yanlış butonu “Validati_1” sütununa -1 puan eklerken doğru butonu +1 puan eklemektedir. Başlangıçta “Validati_1” sütunu değeri 0’dır. Örneğin fındık sınıfına ait bir poligona beş kullanıcı tarafından M2’de işaretleme yapılmış olsun. Kullanıcılardan dört tanesinin “Doğru”, bir kullanıcının ise “Yanlış” butonuna bastığı durumda, bu poligon için “Validation” değeri 6, “Validati_1” değeri ise 3 olarak veri tabanında tutulmuş olacaktır.

Doğru verilere ulaşabilmek için “Validation” ve “Validati_1” sütunlarından “Validation” ≥ 2 AND “Validati_1” ≥ 1 şeklinde seçim yapılmıştır. Seçilmiş poligonlar aşağıda Şekil 30’da gösterilmektedir.



Şekil 30. Doğru verilere ulaşabilmek için yapılan seçim

Bu sayede en az iki kez işlem yapılmış ve aldığı puan en az bir olan verilerin seçimi sağlanmıştır. Sonuç doğru veri seti olarak poligon sayısı bu seçimle 6835’e inmiştir. Aşağıda Şekil 31’de kullanıcılar tarafından üretilen ve doğrulanmış etiketli eğitim verileri gösterilmektedir.



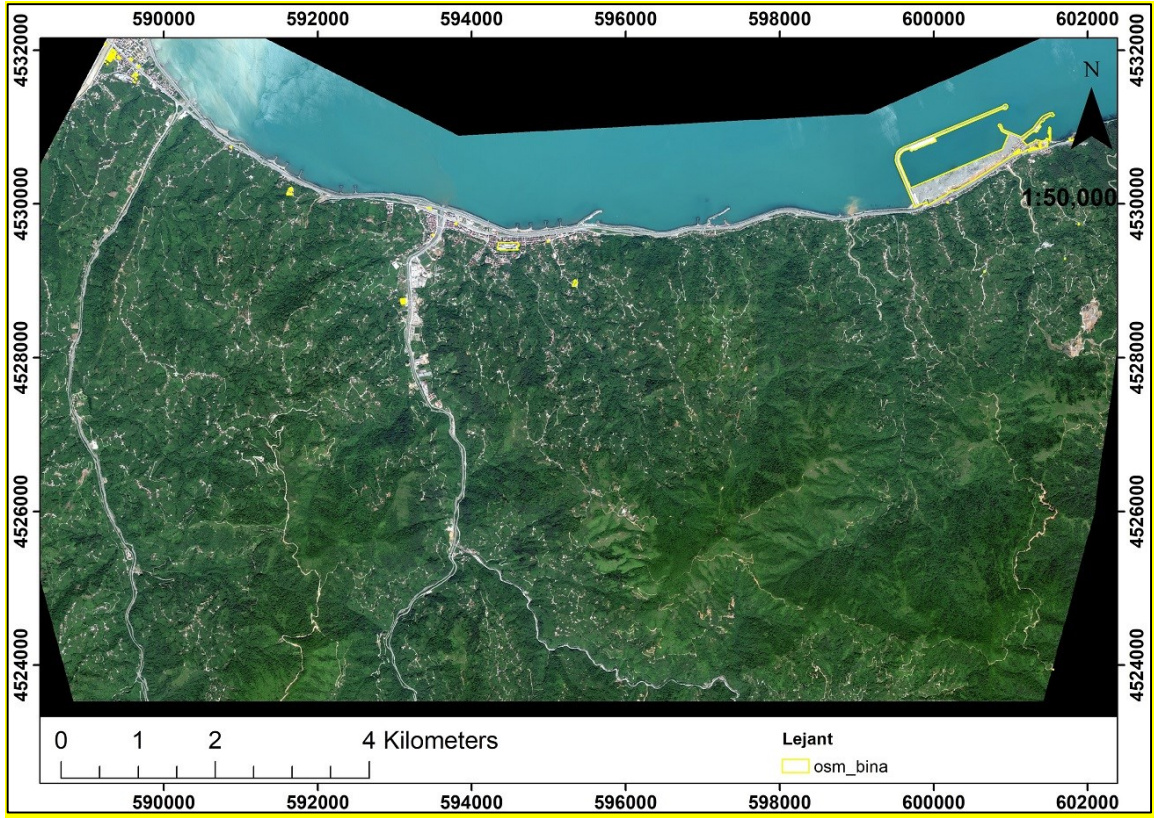
Şekil 31. Kullanıcılar tarafından üretilen doğrulanmış etiketli eğitim verileri

2.4. OpenStreetMap’den Etiketli Eğitim Verisi Temin Etme Çalışması

Başarılı bir kitle kaynak projesi olan OSM; bina, yol ve orman alanı gibi çeşitli veri katmanları içermektedir. Bu nedenle kitleler tarafından oluşturulan bu OSM verilerinin YUÇUG’de etiketli eğitim verisi olarak kullanılıp kullanılamayacağı bu çalışmada incelenmiştir. OSM’ nin gerekli şartları sağlaması durumunda buradan elde edilen etiketli verilerin web arayüzden oluşturulan verilere eklenerek daha zengin bir eğitilmiş veri seti oluşturulması istenmiştir. Hazırlanan web arayüzü üzerinden kullanıcılar tarafından oluşturulan etiketli eğitim verilerindeki sınıflardan OSM’de bulunanlar bina, yol ve orman sınıfları olduğundan sadece bu sınıflar üzerinden fazladan etiketli veri üretimi çalışması yapılması mümkün olmuştur. OSM’de bina katmanı poligon veri yapısı şeklinde tutulmaktadır. Çalışma alanına ait indirilen OSM poligon veri katmanının öznitelik sütunlarından “buildig” içerisinde binaları elde edebilmek için aşağıdaki sorgulama yapılmıştır.

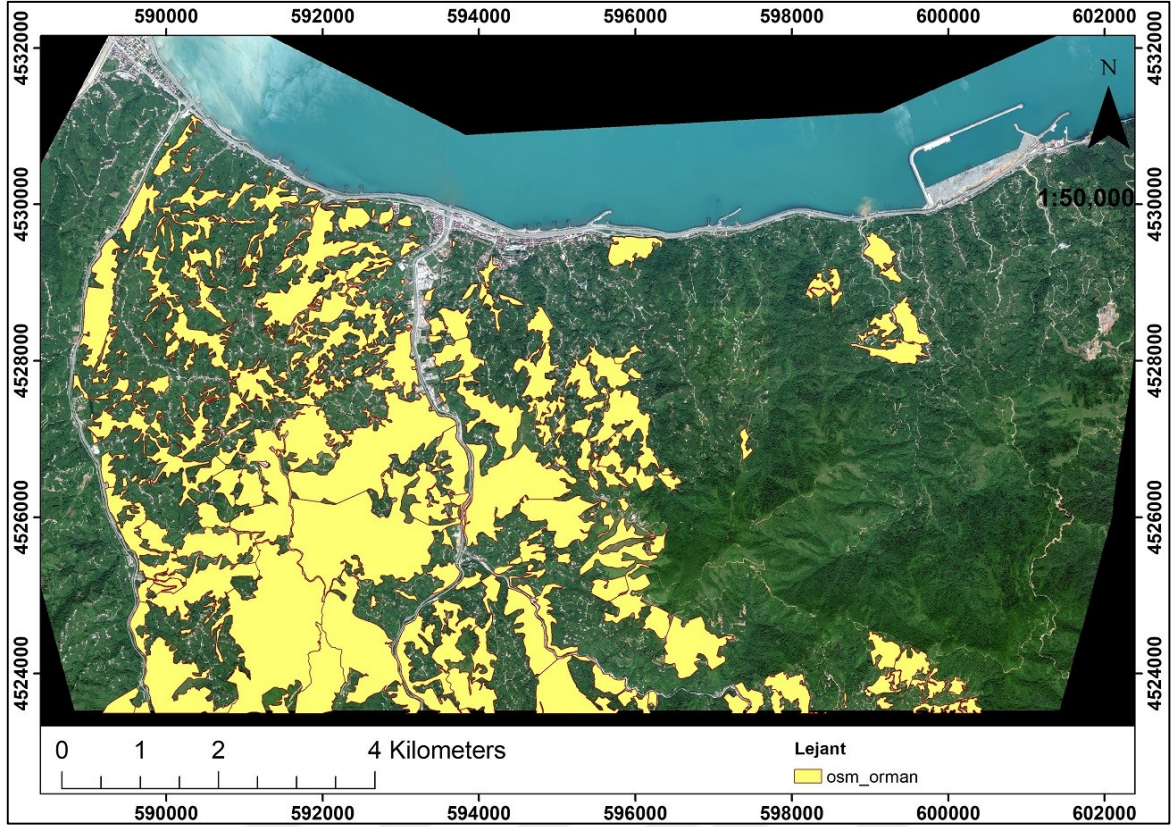
“building” = ‘yes’ OR “building” = ‘Sürmene_Otogarı’ OR “building” = ‘school’ OR “building” = ‘roof’ OR “building” = ‘industrial’ OR “building” = ‘house’ OR “building” = ‘college’

Sorgulama sonucunda, çalışma alanı içerisindeki OSM bina verilerinin oldukça az sayıda (88 tane) olduğu görülmüştür. Ayrıca Web arayüzden elde edilen etiketli eğitim verileri ile karşılaştırma yapıldığında dışta kalan bina bulunmamaktadır. Şekil 32’de OSM’den elde edilen bina verisi gösterilmektedir.



Şekil 32. OSM çalışma bölgesi bina verileri

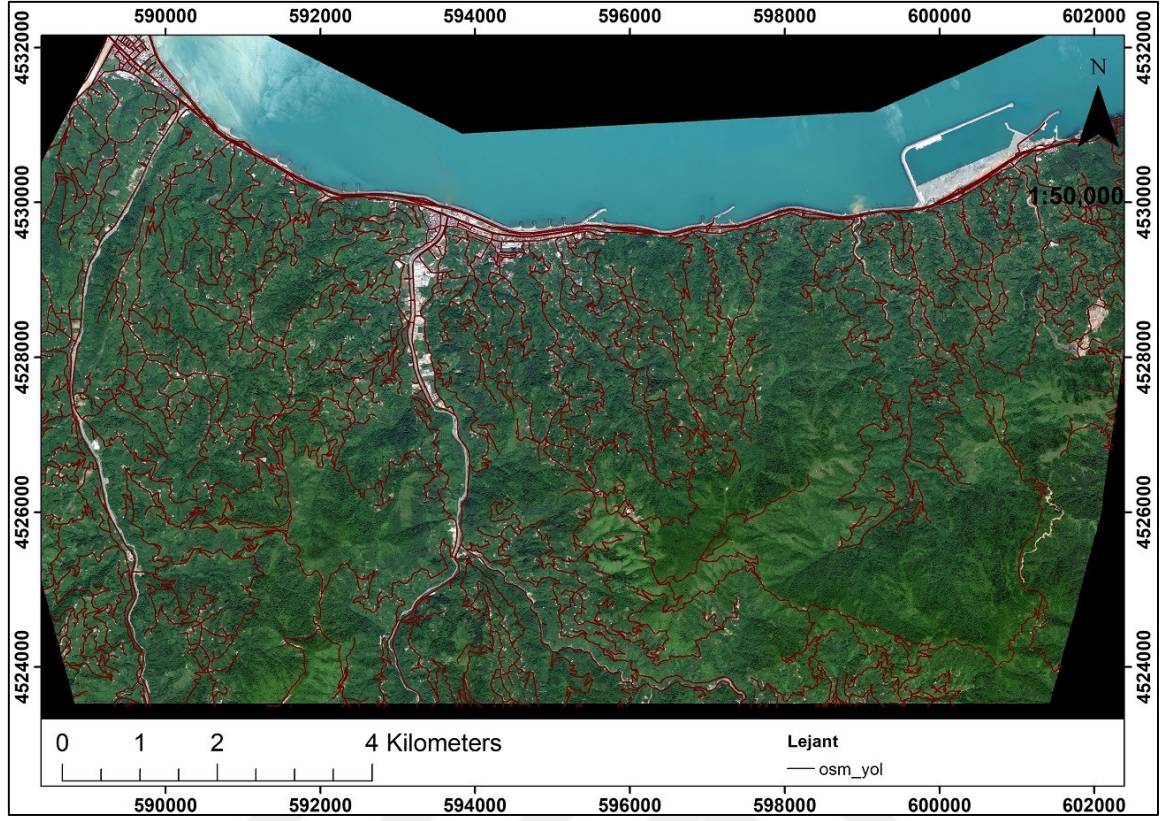
OSM’den üretilebilecek bir diğer sınıf olan orman sınıfı ise bina sınıfının aksine çalışma alanında yeterince mevcuttur. OSM’de orman alanları poligon yapısında tutulmaktadır. Orman alanlarını seçebilmek için “landuse” sütunundan, “landuse” = ‘forest’ sorgulaması yapılmıştır. Şekil 33’de OSM’den elde edilen orman verilerinin bir kısmı gösterilmektedir.



Şekil 33. OSM çalışma bölgesi orman verileri

Tez kapsamında üretilen diğer etiketli veri sınıfları Gölge, fındık ve çay sınıflarının OSM’de mevcut olmadığı görülmüştür.

OSM’den elde edilebilecek diğer bir sınıf olan “yol” sınıfı çizgi veri yapısında tutulmaktadır. Yolları çıkarabilmek için “highway” sütünü içerisinde;
 “highway” = ‘footway’ OR “highway” = ‘path’ OR “highway” = ‘living_street’ OR
 “highway” = ‘primary’ OR “highway” = ‘primary_link’ OR “highway” = ‘residential’ OR
 “highway” = ‘secondary’ OR “highway” = ‘secondary_link’ OR “highway” = ‘service’ OR
 “highway” = ‘steps’ OR “highway” = ‘tertiary’ OR “highway” = ‘track’ OR “highway” =
 ‘trunk’ OR “highway” = ‘trunk_link’ OR “highway” = ‘unclassified’ sorgulaması yapılmıştır. Şekil 34’de OSM yol verisi gösterilmektedir.



Şekil 34. OSM çalışma bölgesi yol verileri

2.5. Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında SU-CNN

2.5.1. Spektral-Uzamsal Yapıda Üretilen CNN Modeli

YUÇUG'nin semantik sınıflandırılmasında CNN kullanımı son yıllarda yaygınlaşmıştır. Bu yaklaşımlar çoğunlukla geleneksel olan 2D-CNN'e dayanmaktadır. Öte yandan, MS uydu görüntülerinin sınıflandırma performansı hem uzamsal hem de spektral bilgilere bağlıdır. Çünkü MS görüntüler klasik RGB görüntülerden daha fazla spektral bant içermektedir. Hesaplama karmaşıklığını arttırması ve daha az tanınırlık nedeniyle uzamsal bilginin yanında spektral bilgiyi de daha etkili kullanabilen 3D-CNN yapıları ile üretilen çok az çalışma mevcuttur (Chen vd., 2015, Zhang vd., 2017) Bu az sayıdaki çalışmada hiperspektral görüntüler üzerinde uygulanmıştır. Spektral ve uzamsal bilgiyi çıkarabilecek şekilde 3D-2D yapıda üretilen tek model ise Roy vd., (2019) tarafından üretilmiş ve hiperspektral görüntülerde test edilmiştir. Oluşturulan hibrit modelin hiperspektral görüntüler üzerindeki testleri 2D-CNN ve 3D-CNN'e göre daha iyi sınıflandırma sonucu verirken 3D-CNN'e göre ise model karmaşıklığını azalttığı gösterilmiştir. Buradan yola

çıkarak 3D-2D yapıda yüksek çözünürlüklü MS görüntülerde spektral-uzamsal sınıflandırma yapabilmek için SU-CNN modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan model MS görüntüler için tasarlandığından tek bir 3D katman içermektedir. Çünkü multispektral görüntüler hiperspektral görüntüler gibi 100 ve üzeri bant sayısına sahip değildir. Bu nedenle tek 3D katman kullanılarak model karmaşıklığı da oldukça azaltılarak spektral ve uzamsal bilginin de sınıflandırmada kullanılması sağlanmıştır. Bunun dışında modelde en başarılı sonuçlar veren hiper parametreler kullanılmıştır. Bu sayede 3D-2D yapıdaki bir modelin MS görüntülerine uygulanması da gerçekleştirilmiştir. YUÇUG'lerde yüksek sınıflandırma sonuçlarına ulaşabilmek için 3D-2D yapıda spektral-uzamsal bir CNN (SU-CNN) modeli aşağıdaki gibi oluşturulmuştur.

Girdi multispektral görüntü I , Z bantlı ($Z > 3$) piksel yüksekliği M , ve genişliği N olan bir görüntü olsun. Z 'nin artması, görüntünün spektral boyutunun artması anlamına gelmektedir. Bu durum hesaplama yükünün fazlaşması ve çalışacak derin öğrenme modelinin yavaşlamasına neden olur. Çünkü bir sınıfa tek bir pikselin atanması, Z -kez karşılaştırma yapıp çıkan sonucun referans pikseller ile eşleştirilmesi ile sağlanmaktadır. Çok sayıda spektral boyut aynı zamanda hesaplama adımında RAM kullanım miktarını önemli ölçüde arttırmaktadır. Bu durum sistemin yeterli belleği olmadığı durumda bellek hatasına neden olmaktadır. Bu durumda model çalıştırılamamaktadır. Bunların dışında CPU veya GPU kullanımı da modeli eğitmek için gereken zamanda önemli derecede farklılıklara neden olmaktadır. CPU kullanarak modeli eğitirken geçen zaman, aynı modeli GPU kullanarak eğitmekten çok daha fazla uzun sürmektedir. Ancak çok uzun sürse bile, model sonunda eğitilecektir. Diğer yandan, çok uzun bir süreye izin verilmesine rağmen, yeterli belleğin olmadığı durumda, model eğitilemeyip bellek hatası ile karşılaşılmaktadır. Bu nedenle, eğitim ve tahmin adımlarını hızlandırmak için girdi verilerinin boyutunu azaltmada popüler bir boyut indirgeme yöntemi olan Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis (PCA)) seçenek olarak modele eklenmiştir. PCA ile satır ve sütun büyüklüğü görüntü ile aynı boyutta kalırken, bant sayısı istenildiği miktarda azaltılmaktadır. PCA sonrası elde edilen yeni görüntü P olsun. Bu durumda P 'nin boyutları $M \times N \times L$ olmaktadır. Burada L ($L < Z$) bant sayısını belirtmektedir.

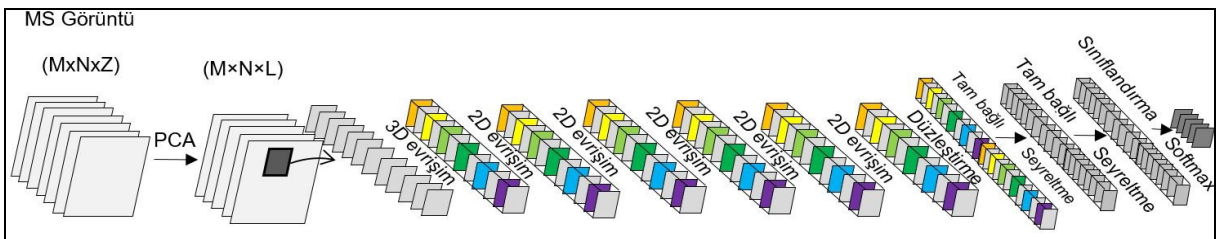
Herhangi bir görüntü bir değer matrisi olarak düşünülebilir. Bu matristeki değerler, nesnelerin özelliklerini oluşturmaktadır. CNN yapılarında, kendine özgü doğaları nedeniyle bu matrisi taramak için evrişim işlemi uygulanmaktadır. Bu sayede görüntü üzerindeki yerel bir bölge için alakalı veya açıklayıcı özellikler çıkartılmaktadır. Yukarıda bahsedilen

işlemler sonucu elde edilen MS görüntü (P), $S \times S \times L$ boyutlarında üst üste çakışmayan görüntü parçalarına ayrılmıştır. Burada S pencere boyutunu temsil etmektedir. Bu şekilde P görüntüsünden üretilen toplam görüntü parçası sayısı MN/S^2 olmaktadır. Oluşturulan SU-CNN modelinde 3D ve 2D evrişim katmanları kullanılmıştır.

Optimizasyon için Adam algoritması diğer optimizasyon algoritmalarına göre birçok avantaj içermesi, çoğu zaman diğer yöntemlerin en iyileriyle rekabet edebilmesi ve eğitim hızı açısından ümit verici performans kazanımları sağladığından dolayı seçilmiştir.

Aktivasyon fonksiyonu olarak çoğunlukla yapay sinir ağlarında kullanılan sigmoid ve tanh işlevleri, kaybolan gradyan probleminden muzdarip olduklarından ve aynı zamanda çok yavaş bir şekilde yakınsadıklarından derin öğrenme problemlerinin çözümünde genellikle tercih edilmemektedirler (Di vd., 2018). Ayrıca, Genellikle derin öğrenme yapılarında tercih edilen ReLU aktivasyon fonksiyonu da, ölü nöron problemleriyle karşı karşıya kalmaktadır. Ölü ReLU nöronunu önlemek için, ReLU'dan türetilen Parametrik Doğrultulmuş Doğrusal Birim (PreLU), SU-CNN modelinde aktivasyon fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Diğer bir hiper parametre öğrenme hızıdır. Öğrenme hızı çok küçük olması durumunda model yakınsaması çok uzun zaman almaktadır. Öğrenme hızının çok büyük olduğu durumda da model ayrışır ve kayıp süresiz olarak değişebilir. Optimum öğrenmeyi sağlamak için, başlangıç seviyesinin 0'a yakın seçilmesi, ardından oranın mini-batch büyüklüğüne ve yineleme sayısına bağlı olarak periyodik olarak bozunma faktörü ile ölçeklendirilerek güncellenmesi sağlanmaktadır. Bu gerçekler göz önüne alındığında, bu çalışmada öğrenme oranı 0,001 olarak seçilmiştir.

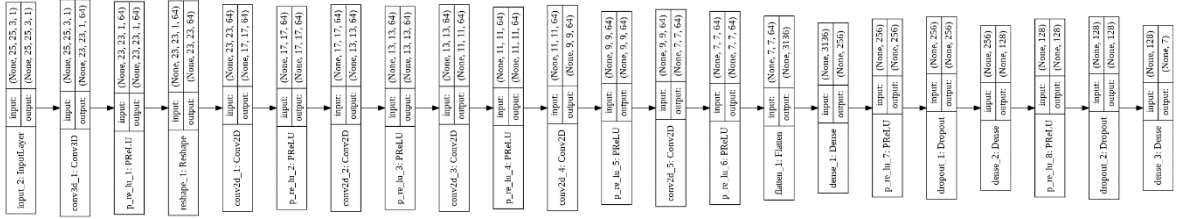
Model derin bir yapıya sahip olduğundan dolayı tam bağlı katmandan önce ezberlemeyi engellemek ve daha hızlı eğitim sağlamak amacıyla 2 adet seyreltme katmanı kullanılmıştır. Birkaç denemeden sonra, rastgele oluşturulmuş ağ yapısından en uygun sonuçları elde etmek için iki seyreltme katmanının seyreltme oranları sırasıyla %30 ve %20 olarak seçilmiştir. Şekil 35'de oluşturulan model gösterilmektedir.



Şekil 35. SU-CNN modeli

Bu modelde, 3D evrişim boyutlarında ($64 \times 3 \times 3 \times 3 \times 1$) 1 tane katman vardır. Burada, 64, 3D çekirdeklerin sayısını, ($3 \times 3 \times 3$), 2 uzamsal ve 1 spektral boyutu temsil ederken 1 ise giriş görüntüsünü temsil etmektedir. Model ayrıca 5 tane 2D evrişim katmanına sahiptir. İlk 2D evrişim katmanlarının boyutları ($64 \times 7 \times 7 \times 64$) olup, 64, çekirdek sayısını belirtirken, 7×7 , 2D çekirdeğin uzamsal boyutunu 64 ise 2D özellik haritalarının sayısını temsil etmektedir. Burada 7×7 boyutlarında 64 tane filtre kullanıldığı gösterilmektedir. Her bir 2D filtre görüntü üzerinde gezdirilir. Sonuç özellik haritası piksel değerleri, filtrenin üzerinde bulunduğu giriş verisine evrişim işlemi uygulanarak oluşturulmaktadır. 64 adet filtre kullanıldığı için sonuç özellik haritası sayısı da 64 olmaktadır.

Kalan 2D evrişim katmanlarının boyutları sırasıyla ($64 \times 5 \times 5 \times 64$), ($64 \times 3 \times 3 \times 64$), ($64 \times 3 \times 3 \times 64$) ve ($64 \times 3 \times 3 \times 64$) şeklindedir. Modelde kullanılan katman tiplerinin, çıktı boyutlarının ve çeşitli parametrelerin detaylı gösterimi Şekil 36’da verilmektedir.



Şekil 36. SU-CNN modelinin özet gösterimi

Şekil 36’da görüldüğü gibi, WV-2 görüntüsündeki sınıfların sayısı, dense_3 katmanında 7 olarak ayarlanmıştır. WV-2 veri seti için modeldeki toplam hesaplanacak parametre sayısı 1.332.295 olmaktadır. Toplam parametre sayısı her bir katmanda hesaplanacak parametrelerin toplamı ile elde edilmektedir. Giriş katmanında öğrenme olmadığından hesaplanacak parametre sayısı 0’dır. Evrişim katmanları için hesaplanacak parametrelerin sayısı giriş katmanı, filtre boyutları ve çıktı özellik haritaları sayısının çarpımına bias eklenmesi ile bulunmaktadır. Örneğin modeldeki “conv2d_1” katmanı için filtre boyutları 7×7 , girdi sayısı 64 ve çıktı özellikleri sayısı da 64 olduğundan, hesaplanacak parametrelerin sayısı $7 \times 7 \times 64 \times 64 + 1 \times 64 = 200768$ olarak bulunmaktadır. Aktivasyon fonksiyonları için ise özellik haritası boyutu ile özellik haritası sayısı çarpımı parametre sayısını vermektedir. Örneğin modelde (Şekil 36) ilk aktivasyon katmanı olan “p_re_lu-1” için özellik haritası boyutu 23×23 ve özellik haritası sayısı 64 olduğundan hesaplanacak

parametre sayısı $23 \times 23 \times 64 = 33856$ olarak hesaplanmaktadır. Tamamen bağılı katmanlarda ise parametre sayısı, girdi ve çıktıların çarpımına biasın eklenmesi ile bulunmaktadır. Örneğin modeldeki ilk tam bağılı katman olan “dense_1” katmanında girdi sayısı 3136 olmaktadır (bir önceki katman olan p_re_lu_6 da hesaplanan parametre sayısı $7 \times 7 \times 64$). Dense katmanındaki uints sayısı modelde 256 olarak verildiğinden bu katman için hesaplanacak parametre sayısı $3136 \times 256 + 256 = 803072$ olarak bulunmaktadır. Seyreltme katmanlarında öğrenme olmadığından hesaplanacak parametre sayısı 0 olmaktadır. Bu şekilde tüm katmanlardaki parametre sayıları toplanarak, toplam parametre sayısı bulunmaktadır.

Ağın eğitimi, Softmax Loss / Cross Entropy Loss fonksiyonu ve Adam optimizasyon geri yayılım algoritması ile 256 boyutlu küçük yamalar kullanılarak 100 epokta gerçekleştirilmiştir.

2.5.2. SU-CNN Modeli Eğitim ve Sınıflandırma

SU-CNN modelinin oluşturulması ve bu modelle yapılan sınıflandırma çalışmaları Google COLAB üzerinden Python programlama dili, arka planda TENSORFLOW olmak üzere Keras kütüphanesi ile yapılmıştır. Google COLAB, çok güçlü grafik işlem birimi desteği sağlaması, çoğu derin öğrenme kütüphanesini otomatik olarak içerisinde barındırması ve eksik kütüphaneleri de kolayca indirilip eklenebilmesi gibi önemli avantajlarından dolayı tercih edilmiştir. Google COLAB makine öğrenimi eğitimi ve araştırmalarını yaymak için Jupyter Notebook’a dayanan bir bulut hizmetidir. Jupyter Notebooklar; yorumlanmış dilleri, kütüphaneleri ve görselleştirme araçlarını birleştiren açık kaynaklı ve tarayıcı tabanlı bir araçtır (Pérez ve Granger, 2007). Bir Jupyter Notebook, yerel olarak veya bulutta çalışabilmektedir. Tipik çıktılar; metin, tablolar, çizelgeler ve grafikleri içermektedir. Google COLAB platformu Ubuntu sisteminde çalışmaktadır. NVIDIA Tesla K80 (GK210 yonga seti), 12 GB RAM (25 GB’ye kadar yükseltilebilmekte) ve 560 MHz’de 2496 CUDA çekirdeği ile donatılmıştır. (Carneiro vd., 2018).

Kullanıcı Google COLAB’ı Google Drive hesabı ile ilişkilendirdikten sonra Google Drive’da bulunan verilerin okunması, yapılan işlem sonuçlarının buraya kaydedilmesi gibi işlemleri yapabilmektedir. Ayrıca COLAB’ın sunduğu yüksek kapasiteli Tesla K80 ekran kartından yararlanabilmek için de Google Drive hesabı kullanımı ve 2 kademeli kimlik doğrulama işlemi gerekmektedir. Google COLAB’ın en önemli avantajlarını; Python dilinde

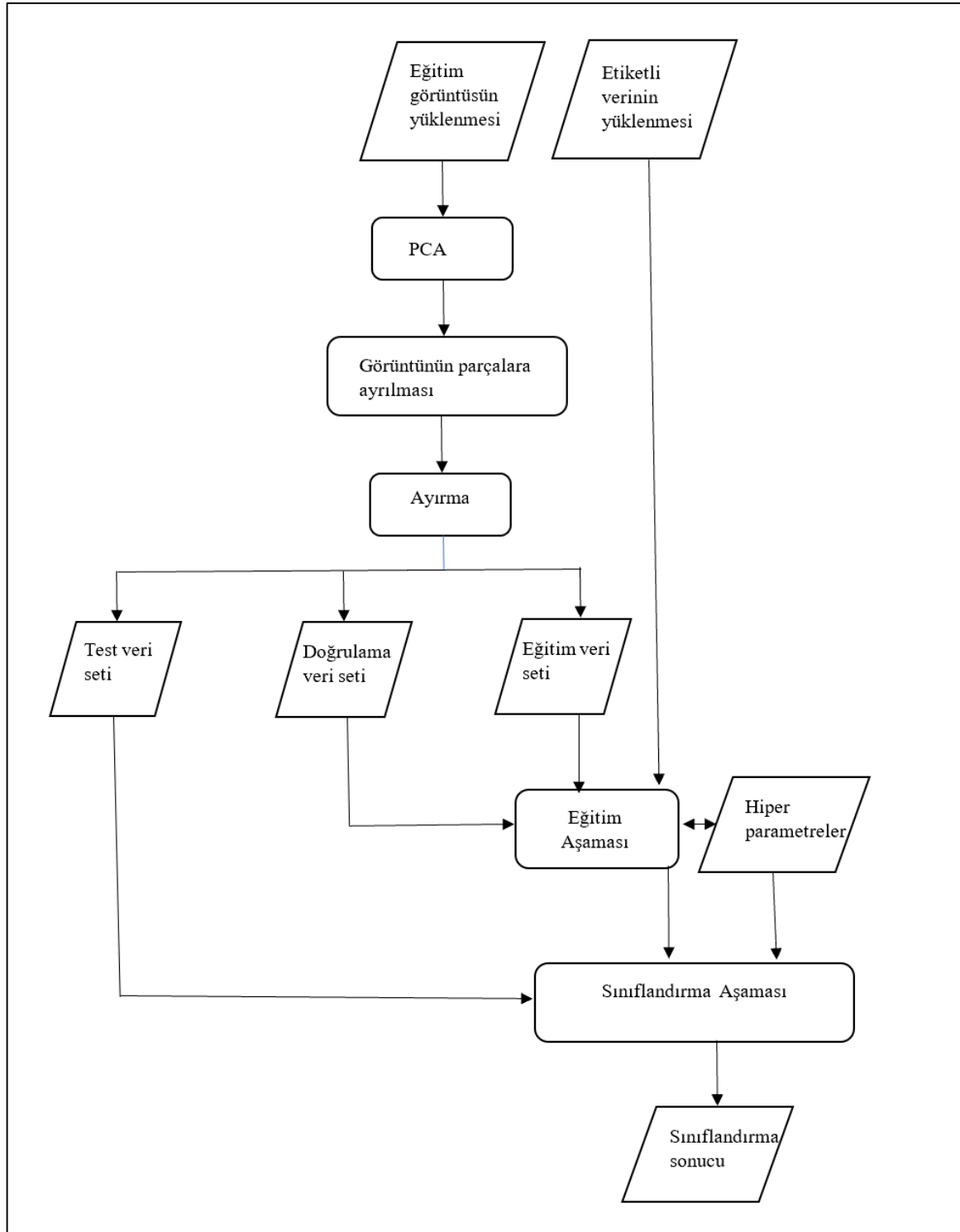
kodlamaların yapılması, makine öğrenmede yaygın kullanılan Tensorflow, Thenao, Keras, Caffé gibi daha birçok derin öğrenme kütüphanesini içerisinde barındırması, bulut sistem üzerinden çalışması ve güçlü ekran kartı desteğini sunması oluşturmaktadır.

Python programlama dili sahip olduğu üstün özelliklere rağmen kod yazımında ihtiyaç duyulan çeşitli kütüphanelerin yüklenmesi aşamasında önemli sorunlar oluşturabilmektedir. Bu tez kapsamında ve çeşitli amaçlarla Python programı kullanımında yaşanan sorunlardan bazılarını yol tanımlama (path), sürüm farklılıkları, çakışma, güncel olmayan kütüphane ve kütüphaneler arası uyumsuzluklar oluşturmaktadır. Bazı yazılımlar içerisinde Python sürümlerini barındırmaktadır. Örneğin Coğrafi Bilgi Sistemleri alanında sıklıkla kullanılan ArcGIS yazılımı yüklendiğinde, Python 2.7 sürümü de otomatik olarak sisteme yüklenmektedir. Bu durumda Python 3.6 sürümü ile bir kodlama yapmak istendiğinde sisteme tanımlı Python'u ve ortam değişkenlerini doğru şekilde ayarlamak gerekir. Bunun dışında Python kütüphanelerini yüklemeye sıklıkla sürüm ve çakışma sorunları ortaya çıkmaktadır. Bunun en önemli nedeni bir kütüphanenin çalışması için başka pek çok kütüphaneye bağımlı olabilmesi ve kütüphanelerin çok sık güncellenmeleridir. Kullanıcılar bu sorunlar ile daha az karşılaşmak için Anaconda ve PyCharm gibi tümleşik geliştirme ortamlarını kullanabilmektedir. Bu ortamlar otomatik kütüphane yükleme seçeneklerine sahiptir. Ayrıca Anaconda ile bilgisayarda bulunan diğer Python sürümleri arasında geçiş yapılabilen ve sanal ortam (virtual environment) oluşturulabilmektedir. Anaconda çeşitli Python araçlarını da içermektedir. Sanal ortam oluşturularak Python projelerindeki sürüm farklılıklarının önüne geçilmektedir. Örneğin bir kütüphane bağımlılıkları nedeniyle iki farklı Python uygulamasının çalıştığını ve bunların birinin Python 3.6, diğerinin ise Python 2.7 sürümü ile geliştirildiğini düşünelim. Bu Python versiyonlarının çakışma sorunu farklı sanal ortamlar oluşturularak engellenmektedir.

Google COLAB ise makine öğrenimi alanındaki çoğu kütüphaneyi hazır olarak içerisinde bulundurmaktadır. Mevcut olmayan kütüphaneler de “!pip install” komutu sonrası kütüphane adı yazılarak kolaylıkla yüklenmektedir. Bu sayede COLAB özellikle Python'a yeni başlayacak kullanıcılar için çok önemli bir avantaj sağlamaktadır. Diğer en önemli avantajı ise sağladığı Tesla K80 grafik işleme birimi olmaktadır. Grafik işleme birimleri çok boyutlu veri dizilerinin hızlıca işlenebilmesi için tasarlanmış özel donanımlardır. İlk başlarda bilgisayar oyunlarının yüksek kalitede kesintisiz oynanabilmesi için üretilen bu donanımlar zamanla bilimsel çalışmalar, mühendislik hesaplamaları gibi pek çok zorlu görevde kullanılmaya başlanmıştır. Bu nedenle, çok katmanlı üretilen ve çok

sayıda veri ile oluşturulan derin ağ mimarilerinin sıradan merkezi işlem birimi ile çalıştırılması mümkün değilken, grafik işleme birimlerinin paralel işlem yeteneği sayesinde bu sorunun üstesinden gelinmiştir. Derin öğrenme çalışmalarında grafik işleme birimleri ile merkezi işlem birimleri hız bakımından karşılaştırıldığında grafik işlem birimleri performansının 10 ila 100 kat daha hızlı olduğu gösterilmektedir. Bu durum örneğin klasik derin öğrenme ile yapılacak ve 100 gün sürecek bir çalışmanın 1 günde bitirilebilmesi anlamını taşımaktadır. Fakat yüksek hesaplama gücüne sahip olan CUDA destekli grafik ünitelerinin fiyatları pahalı olmaktadır. Google COLAB sağladığı ücretsiz güçlü grafik işleme birimi sayesinde araştırmacılara destek olmaktadır. COLAB, maalesef uzun süreli kullanımı garanti etmemektedir. Uzun süreli kullanımlarda işlemlerin otomatik olarak sonlandırılabilceği Google tarafından belirtilmiştir. Tez kapsamında yapılan çalışmalarda 12 saate kadar herhangi bir kesinti yaşanmadığı 12 saatlik bir kullanımdan sonra 1 saatlik bir kesintinin olduğu görülmüştür. Fakat yapılan eğitimler, dosyalar, modeller kaydedilebildiğinden bu 1 saatlik kesinti sonrası çalışmalara kalındığı yerden devam edilmektedir. COLAB sağladığı güçlü grafik işlem birimine rağmen RAM olarak 15 GB'lık bir kapasite sağlamaktadır. Bu da büyük verileri hafızaya alırken sorun çıkarabilmektedir. Bu durumda ekstra 25 GB'ye kadar desteği arttırmaktadır. Tez kapsamında kullanılan modelde yaklaşık 1000*1000 piksellik görüntüler sınıflandırabilmektedir. Daha büyük görüntüler için yetersiz RAM hatası ortaya çıkmaktadır.

Aşağıda Şekil 37'de SU-CNN modeli ile eğitim ve sınıflandırma süreci gösterilmektedir.



Şekil 37. SU-CNN Sınıflandırma iş akış şeması

Modelin kullanımı aşağıdaki şekilde gerçekleşmektedir;

- Gerekli kütüphanelerin yüklenmesi
- Sınıflandırılacak görüntü ve eğitim görüntüsünün yüklenmesi

- PCA ile boyut indirgeme yapılacaksa, PCA fonksiyonu kullanımı
- Sınıflandırılacak görüntü ve eğitim görüntüsünün parçalara ayrılması
- Sınıflandırılacak görüntü ve eğitim görüntü parçalarının test, eğitim ve doğrulama şeklinde ayrılması
- Eğitim verisinin kategorik hale getirilmesi
- Pencere boyutunun belirlenmesi
- Output_units değişkenine sınıf sayısının girilmesi
- Eğitimin başlatılması
- Model ve en iyi sonuç veren ağırlıkların kaydedilmesi
- Model hata grafikleri, sınıflandırma doğrulukları gibi kontrollerin gösterimi
- Sınıflandırılacak görüntünün seçilmesi
- PCA kullanılacaksa PCA'nın uygulanması
- Görüntü parçası boyutunun belirlenmesi
- Sınıflandırma işlemi
- Sınıflandırılan görüntünün kaydedilmesi

Test WV-2 görüntüsü aynı hiper parametreler kullanılarak SU-CNN, 2D-CNN ve 3D-CNN ile sınıflandırılmıştır.

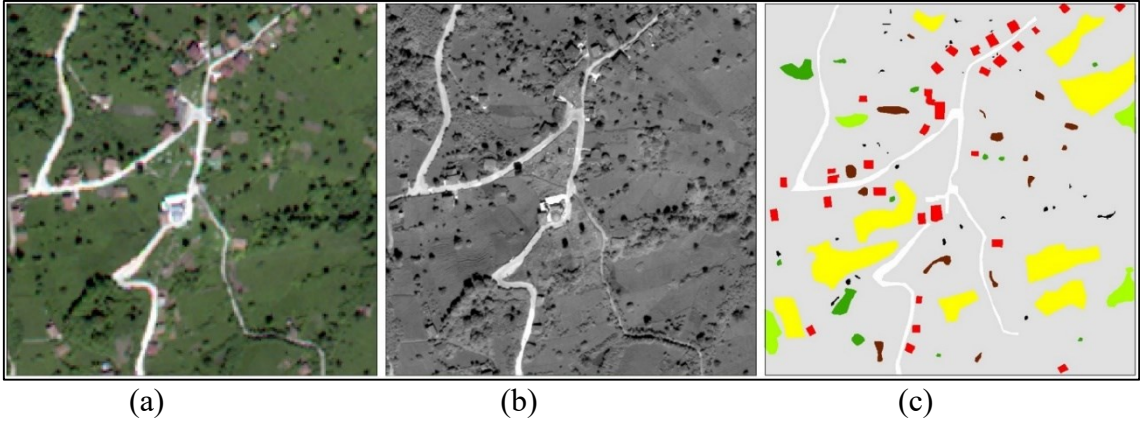
2.5.3. SU-CNN Modeli Testi İçin Sınıflandırma Çalışmaları

Çalışma alanını içinde olan WV-2 görüntü parçası, SU-CNN modelinin YUÇUG arazi örtüsü sınıflandırma performansını test etmek için 2D-CNN ve 3D-CNN ile sınıflandırılmıştır. Bunların dışında farklı arazi örtüsü sınıflarını da içeren IKONOS, Pleiades ve Deimos-2 görüntü parçaları da SU-CNN modeli ile sınıflandırılıp sonuçlar DVM ve RO algoritmaları ile karşılaştırılmıştır.

2.5.3.1.Sınıflandırmada Kullanılacak Uydu Görüntüleri

2.5.3.1.1. Worldview-2 Test Bölgesi

Sınıflandırma aşamasında PAN görüntünün daha yüksek uzamsal çözünürlüğünden faydalanabilmek için, MS görüntü (1.84 m) en yakın komşuluk yöntemi ile PAN bantın piksel boyutuna (0,5 m) düşürülmüştür. Daha sonra PAN bant 8-bantlı MS görüntüye eklenerek 9 bantlı bir görüntü oluşturulmuştur. Uzamsal ve renksel bozulmalar potansiyeli nedeniyle görüntü kaynaştırma yöntemleri tercih edilmemiştir. İlk olarak, Worldview-2 uydu görüntüsünde 7 arazi örtüsü sınıfı (Orman, Fındık, Gölge, Toprak, Çay, Bina ve Yol) eğitim verileri ArcGIS yazılımında çalışma alanı içerisindeki WV-2 görüntüsü üzerinden, daha önceki çalışmalarda kullanılan GPS arazi ölçümü ve Google Earth görüntüleri kullanılarak oluşturulmuştur. Tüm sınıflar için referans verileri, ArcGIS yazılımında her bir sınıfı temsil eden piksel gruplarının sınırlarını gösteren çokgenler olarak oluşturulmuştur. Daha sonra, çokgen özellik sınıfı raster veri yapısına dönüştürülmüştür.



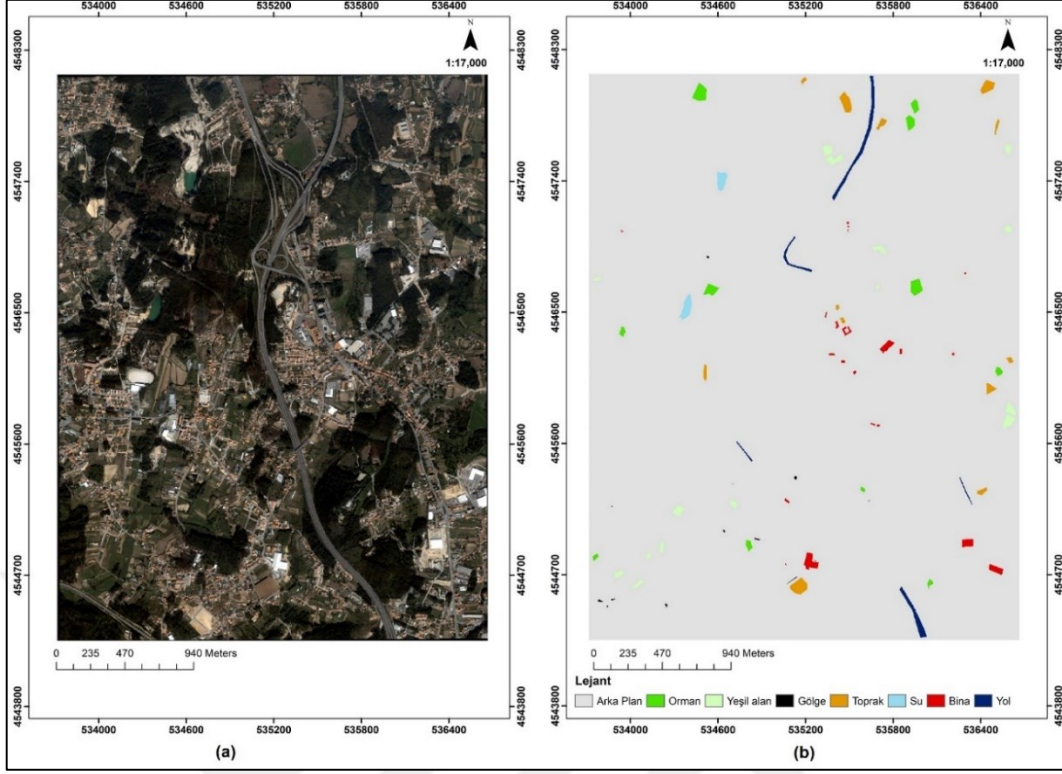
Şekil 38. (a) WV-2 MS bant (doğru-renkler), (b) PAN bant, (c) eğitim verileri

Tablo 4. WV-2’de sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı

Sınıflar	Sınıf değerleri	Renk	Toplam piksel sayısı
Orman	1		4701
Fındık	2		7609
Gölge	3		1326
Toprak	4		4832
Çay	5		50292
Bina	6		10978
Yol	7		17264

2.5.3.1.2. IKONOS Test Bölgesi

IKONOS görüntü parçası, Avrupa Uzay Ajansı (ESA) web sitesinden ESA’nın yetkilendirmesiyle temin edilmiştir. Bu görüntü Portekiz’in Porto şehrinde kentsel bir alana ait olarak çekilmiştir. IKONOS görüntüsü, 1 m uzamsal çözünürlükte PAN ve 4 m uzamsal çözünürlükte 4 adet spektral bant içermektedir. Sınıflandırma çalışmaları kapsamında sadece spektral bantlar kullanılmıştır. İlk olarak, IKONOS uydu görüntüsünde sınıflandırma yapılabilecek arazi örtüsü sınıfları tespit edilmiştir. Bu görüntü için oluşturulan arazi örtüsü sınıfları (Orman, Yeşil Alan, Gölge, Toprak, Su, Bina ve Yol) eğitim verileri ArcGIS yazılımında IKONOS spektral bantları ve PAN bantı üzerinden oluşturulmuştur. Tüm sınıflar için referans verileri, ArcGIS yazılımında her bir sınıfı temsil eden piksel gruplarının sınırlarını gösteren çokgenler olarak oluşturulmuştur. Daha sonra, çokgen özellik sınıfı raster veri yapısına dönüştürülmüştür. Çalışma alanı içerisindeki bu bölge SU-CNN, DVM ve RO algoritmalarının sınıflandırma testlerinin yapılmasında kullanılmıştır. Şekil 39’da IKONOS görüntüsü ve eğitim sınıfları gösterilmektedir.



Şekil 39. (a) IKONOS test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları

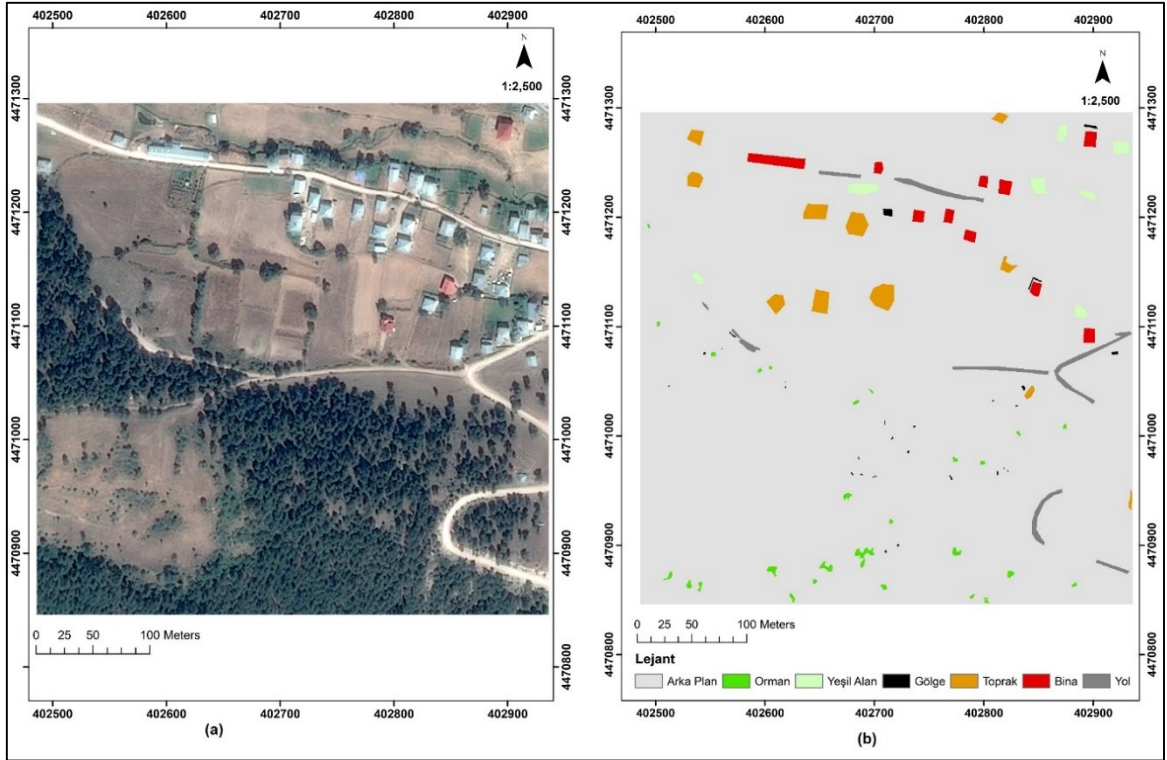
Tablo 5. IKONOS için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı

IKONOS		
Sınıf Adı	Renk	Toplam Piksel Sayısı
Orman		2358
Yeşil Alan		2358
Gölge		157
Toprak		2327
Su		922
Bina		1575
Yol		2360

2.5.3.1.3. Pleiades Test Bölgesi

Pleiades görüntüsü Ordu iline ait kırsal bir alanda çekilmiş bir görüntü parçasıdır. Çalışmada kullanılan Pleiades görüntü parçası 0.5 m uzamsal çözünürlükte 4 spektral bant içermektedir. Pleiades görüntüsü için oluşturulan arazi örtüsü sınıfları (Orman, Yeşil Alan, Gölge, Toprak, Bina ve Yol) eğitim verileri ArcGIS yazılımında Pleiades görüntüsü

üzerinden oluşturulmuştur. Tüm sınıflar için referans verileri, ArcGIS yazılımında her bir sınıfı temsil eden piksel gruplarının sınırlarını gösteren çokgenler olarak oluşturulmuştur. Daha sonra, çokgen özellik sınıfı raster veri yapısına dönüştürülmüştür. Çalışma alanı içerisindeki bu bölge SU-CNN, DVM ve RO algoritmalarının sınıflandırma testlerinin yapılmasında kullanılmıştır. Şekil 40'da Pleiades görüntüsü ve eğitim sınıfları gösterilmektedir.



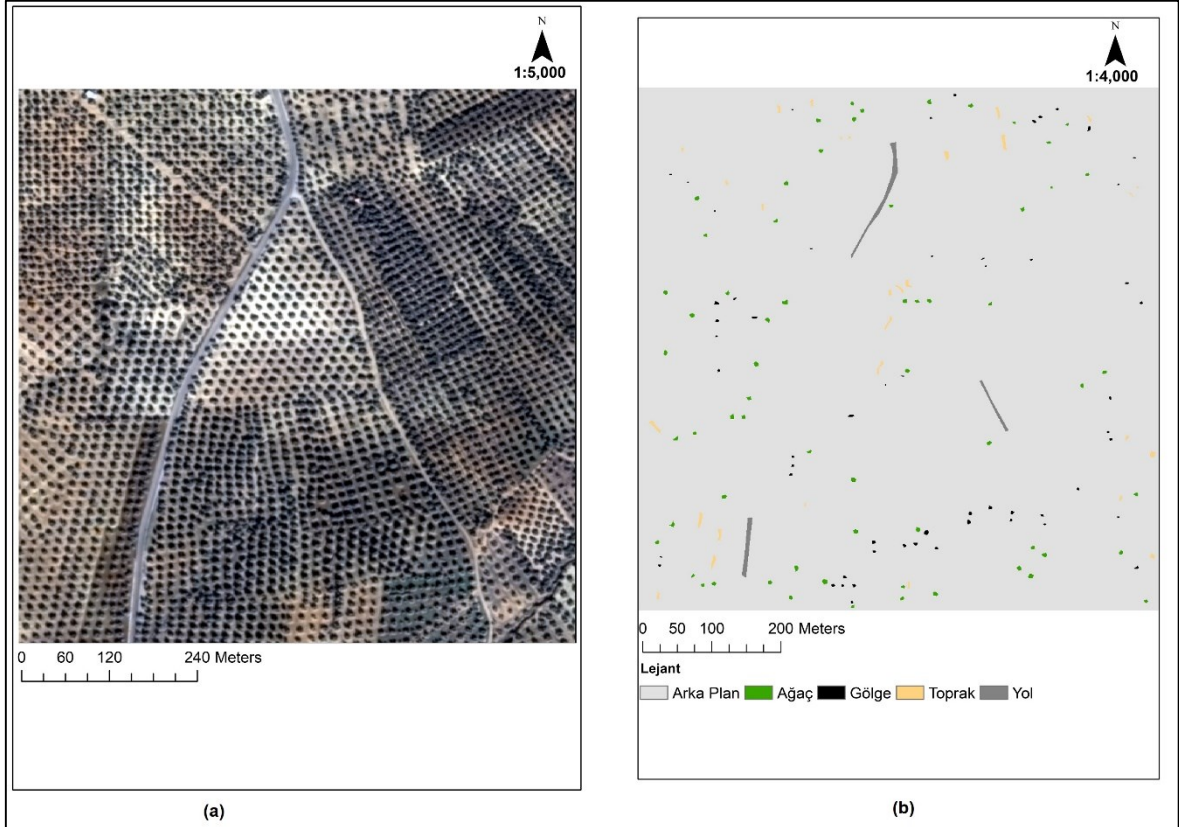
Şekil 40. (a) Pleiades test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları

Tablo 6. Pleiades için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı

Pleiades		
Sınıf Adı	Renk	Toplam Piksel Sayısı
Orman	■	2465
Yeşil Alan	■	3932
Gölge	■	765
Toprak	■	8436
Bina	■	5822
Yol	■	6736

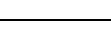
2.5.3.1.4. Deimos-2 Test Bölgesi

Deimos-2 görüntü parçası, ESA web sitesinden ESA'nın yetkilendirmesiyle temin edilmiştir. Bu görüntü İspanya'nın güneyinde bulunan Sierra Morena dağ silsilesinin bulunduğu bölgede çekilmiştir. Çalışmada kullanılan Deimos-2 görüntüsü 4 spektral banta sahip olup 0.75m uzamsal çözünürlüktedir. Deimos-2 görüntüsü için oluşturulan arazi örtüsü sınıflarını (Ağaç, Gölge, Toprak ve Yol) içerecek şekilde eğitim verileri ArcGIS yazılımında Deimos-2 görüntüsü üzerinden oluşturulmuştur. Tüm sınıflar için referans verileri, ArcGIS yazılımında her bir sınıfı temsil eden piksel gruplarının sınırlarını gösteren çokgenler olarak oluşturulmuştur. Daha sonra, çokgen özellik sınıfı raster veri yapısına dönüştürülmüştür. Çalışma alanı içerisindeki bu bölge SU-CNN, DVM ve RO algoritmalarının sınıflandırma testlerinin yapılmasında kullanılmıştır. Şekil 41'de Deimos-2 görüntüsü ve eğitim sınıfları gösterilmektedir.



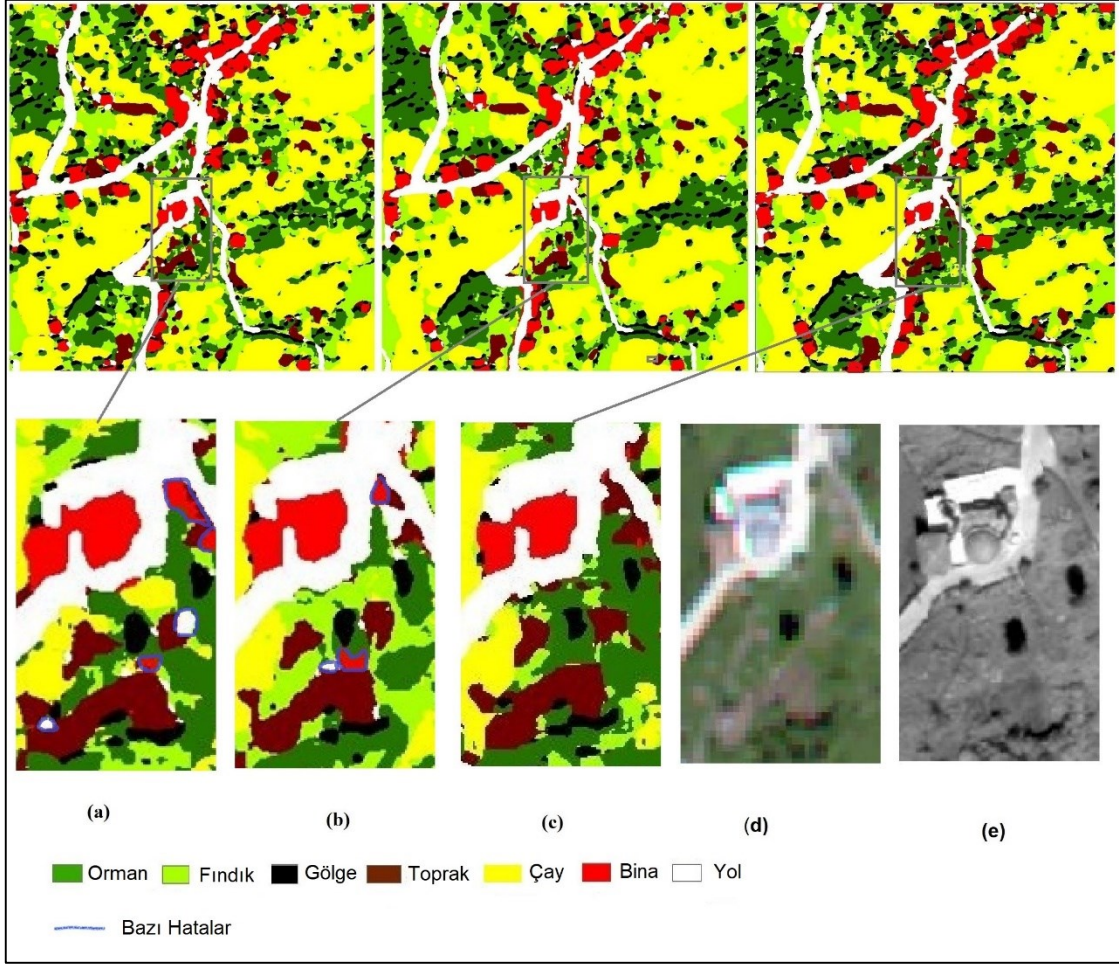
Şekil 41. (a) Deimos-2 test bölgesi ve (b) eğitim sınıfları

Tablo 7. Deimos-2 için Sınıflar, sınıf değerleri, renk ve toplam piksel sayısı

Deimos-2		
Sınıf Adı	Renk	Toplam Piksel Sayısı
Orman		2620
Gölge		1172
Torak		1691
Yol		2659

2.5.3.2. CNN Tabanlı Modeller ile WV-2 Görüntüsünün Sınıflandırılması

SU-CNN'in diğer CNN modelleri ile karşılaştırılması amacıyla WV-2 çalışma bölgesinde detaylı sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır. 2D-CNN ve 3D CNN modelleri SU-CNN ile aynı hiper parametreler kullanılarak oluşturulmuştur. Ayrıca modeller sınıflandırma doğruluğunun yanında hız bakımından da değerlendirilmiştir. Şekil 42'de 2D-CNN, 3D-CNN ve önerilen SU-CNN sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.



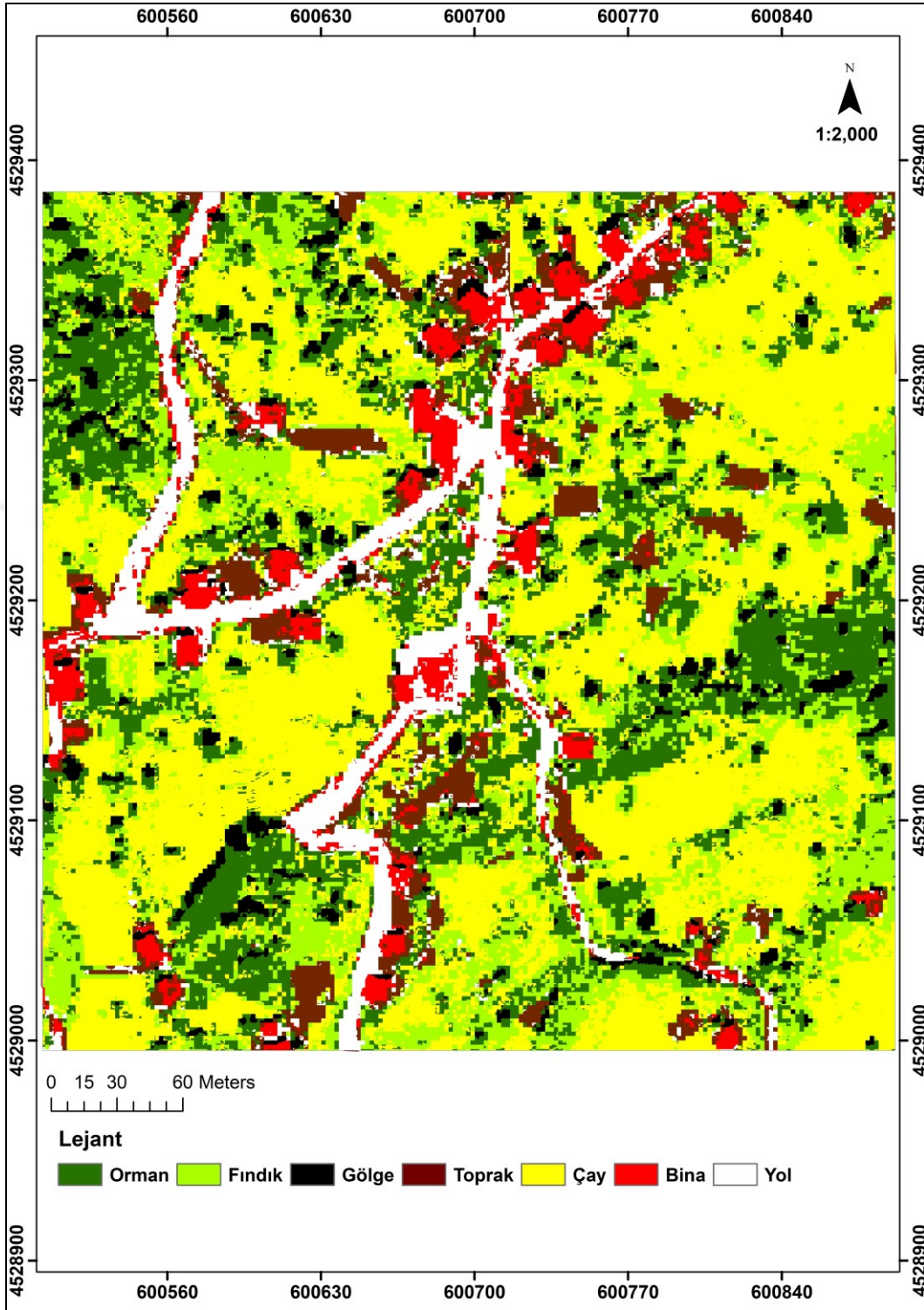
Şekil 42. (a) 2D CNN, (b) 3D CNN, (c) SU-CNN, (d) WV-2 doğru renklendirilmiş, (e) WV-2 PAN

Şekil 42’de görüldüğü gibi, 2D-CNN modeli yolun sınırlarında bina sınıfına ait yanlış sınıflandırılmış pikseller içermektedir. Buna ek olarak, görüntünün ortasında, yol sınıfının hiç bulunmaması gereken bir bölgede yol sınıfı olarak etiketlenmiş pikseller görülmektedir. 3D-CNN modelinde ise, bina sınıfına ait pikseller daha doğru bir şekilde tespit edilmesine rağmen yol sınıfında olması gereken piksellerin bazılarının yanlış etiketlendiği görülmektedir. Önerilen SU-CNN modelinde yukarıda belirtilen tarzda hataların daha az olduğu görülmektedir. SU-CNN modeli bunun dışında başka CNN yapıları ile karşılaştırılamamıştır. Bunun bir nedeni uydu görüntülerinde semantik yapıda ün kazanmış CNN yapısının bulunmayışı ve karşılaştırma yapılabilecek büyük ağların da öncesinde çok fazla veri ile eğitime ihtiyaç duyması edeniyle bu probleme uygulanamamasıdır.

2.5.3.3. DVM ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması

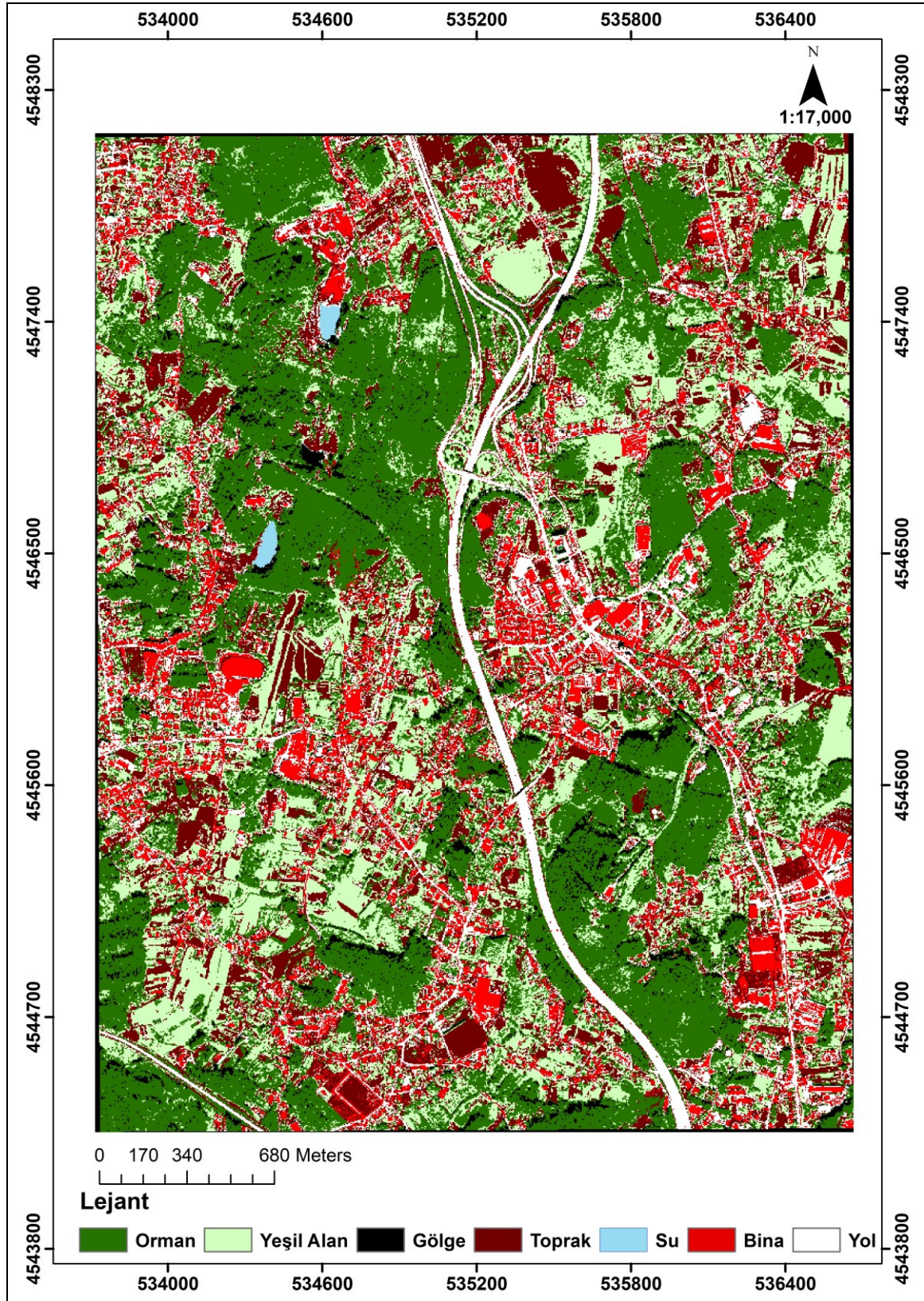
SU-CNN modelinin sınıflandırma başarısını test edebilmek amacıyla literatürde çok başarılı sınıflandırma sonuçları verebilen ve çok yaygın kullanılan DVM ile test bölgeleri sınıflandırılmıştır. DVM uzaktan algılama alanında arazi örtüsü tespiti çalışmalarında başarıyla kullanılan bir sınıflandırma yöntemidir. Diğer RO, KNN, YSA gibi güçlü sınıflandırma yöntemleri ile karşılaştırıldığında daha iyi sınıflandırma sonuçları verdiğini gösteren çalışmalar literatürde mevcuttur (Thanh ve Martin, 2018; Khatami vd., 2016). Bu sınıflandırma yöntemi, veriyi daha yüksek bir boyuta dönüştürerek oluşturacağı bir hiperdüzlem ile iki sınıfı birbirinden ayırma prensibine dayanmaktadır. Yüksek boyuta dönüşüm aşamasında değişik özelliklere sahip fonksiyonlar kullanılmaktadır. Bu fonksiyonlar kernel fonksiyonları olarak adlandırılmaktadır. DVM ile sınıflandırma, ENVI yazılımında gerçekleştirilmiştir. ENVI yazılımında, piramit seviyesi, ceza parametresi, eşik değeri, gama değeri ve çekirdek tipi DVM sınıflandırıcısı için girilmektedir. Bu çalışmada, çekirdek işlevi olarak RBF kullanılmıştır. Bu yapı literatürde diğerlerinden daha fazla tercih edilmektedir (Fauvel vd, 2006; Kuemmerle vd, 2009; Pal ve Mather, 2006). Diğer parametrelerin belirlenmesinde ENVI kullanım kılavuzu da dikkate alınmıştır. Bu nedenle, 0.01 veya daha yüksek olabilen gamma değeri, sınıflandırmada kullanılacak spektral bant sayısının tersi alınarak seçilmiştir. Eğitim hatalarına izin vererek zorlama kar marjları arasındaki dengeyi ayarlayan ceza parametresi varsayılan 100 değerine ayarlanmıştır. Sınıflandırmanın uygulanacağı çözünürlük seviyesini belirlemek için kullanılan piramit seviyesi, 0 olarak belirlenmiştir. Bu sayede görüntünün gerçek çözünürlüğünde sınıflandırılması sağlanmıştır. Ayrıca, tüm görüntü piksellerinin sınıflardan birine atanmasını sağlamak için eşik değeri 0 olarak seçilmiştir.

Aşağıda DVM sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.

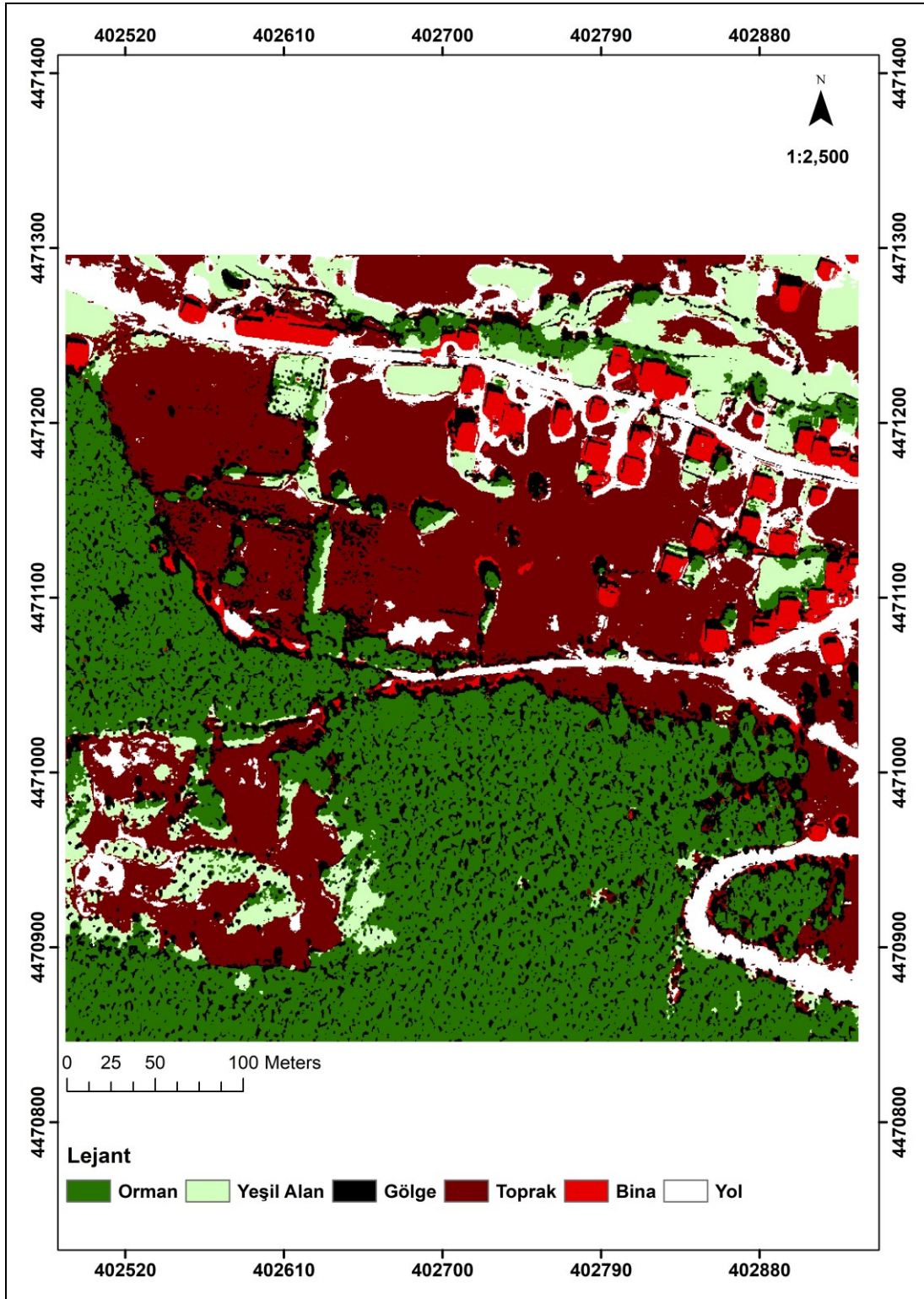


Şekil 43. DVM ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması

WV-2 görüntü parçasının DVM ile sınıflandırılması sonucu üretilen Şekil 43’de görüldüğü gibi özellikle yol kenarlarında bina sınıfına ait piksellerin bulunduğu görülmektedir.

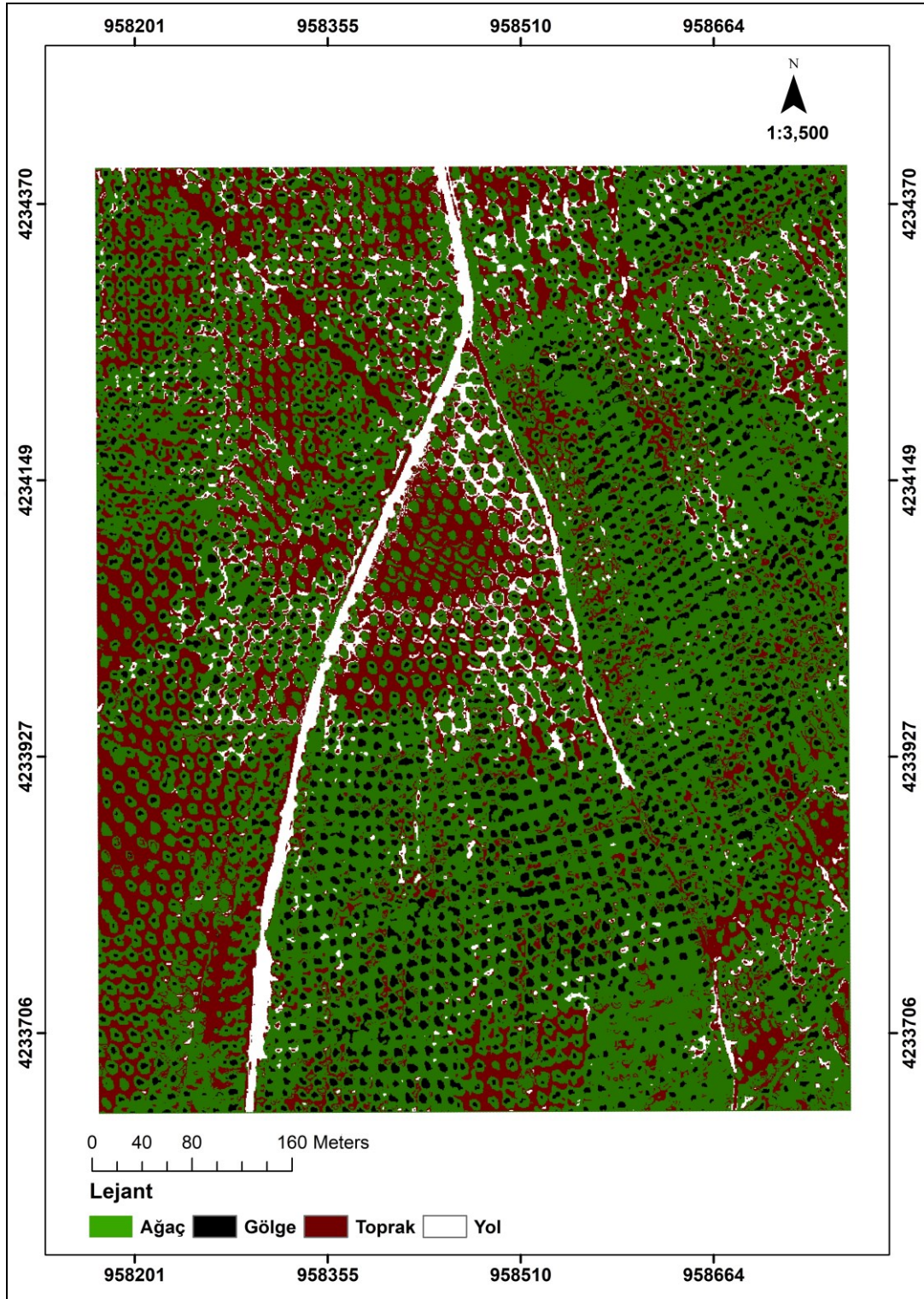


Şekil 44. DVM ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması



Şekil 45. DVM ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması

Pleiades görüntü parçasının DVM ile sınıflandırılması sonucu üretilen Şekil 45’de yol sınıfının iç bölgelere doğru taşmalar yaptığı görülmektedir.



Şekil 46. DVM ile Deimos test görüntüsünün sınıflandırılması

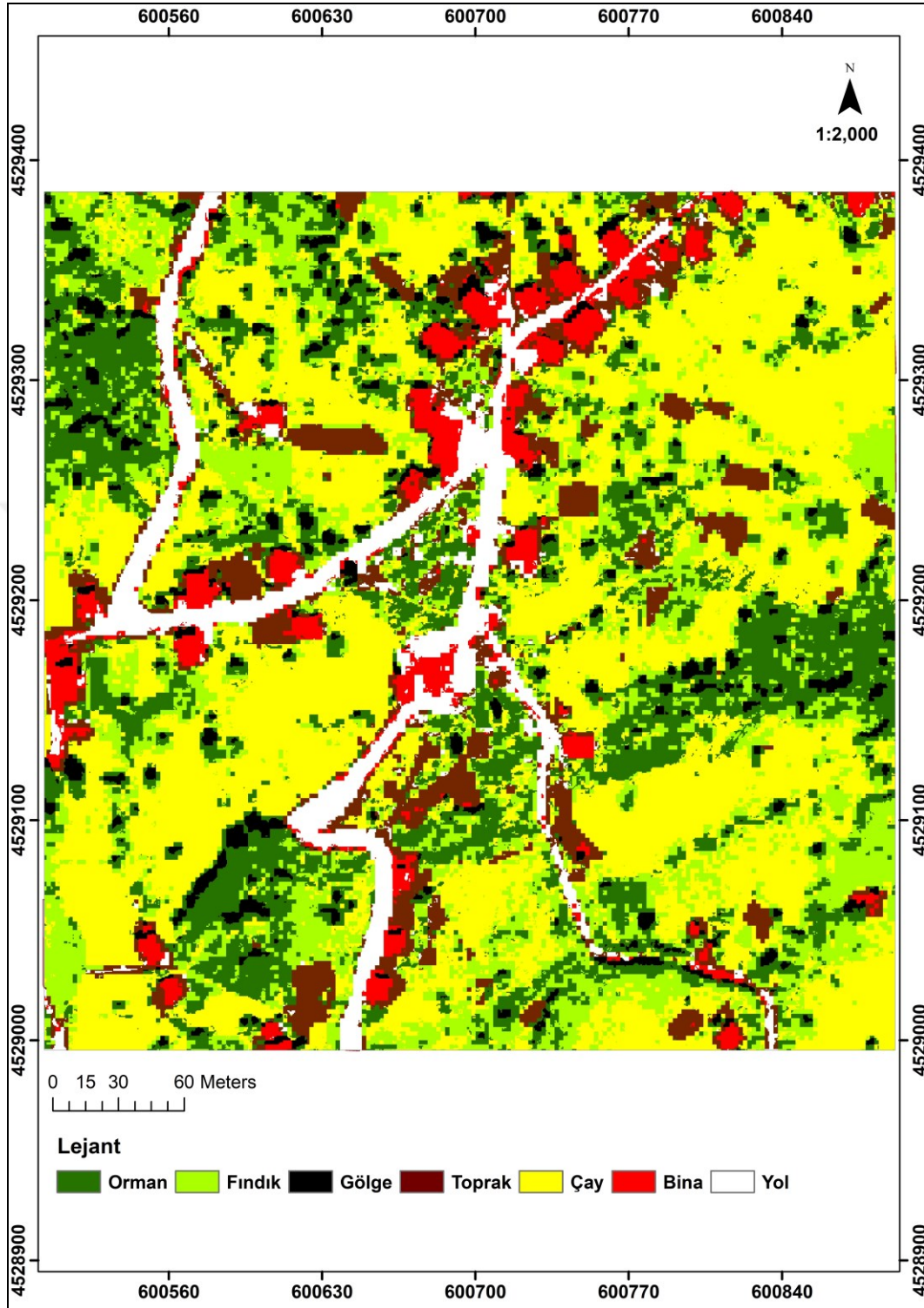
Deimos-2 görüntüsünde DVM sınıflandırma sonucu hatalı yol piksellerinin orta kısımdaki ağaç çevrelerinde konumlandığı ve ortadaki ağaç yapılarında gölgelerin tam olarak olması gereken yerde çıkmadığı Şekil 46’da görülmektedir.

2.5.3.4. Rastgele Orman Yöntemi ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması

Gelişmiş algoritmalar arasında yer alan RO, bazı üstün görüntü işleme yetenekleri nedeniyle uzaktan algılama alanında da büyük ilgi görmektedir. Bu özelliklerden bazıları gürültüye veya aşırı eğitime karşı duyarsızlık ve dengesiz veri kümelerini işleyebilme yeteneklerini içermektedir. Ayrıca RO az parametre, az manuel müdahale gerektirirken yüksek sınıflandırma doğruluğu sağlamaktadır. RO ile yüksek boyutlu veriler yönetilebilir ve hızlı bir şekilde sınıflandırma sonuçları elde edilmektedir.

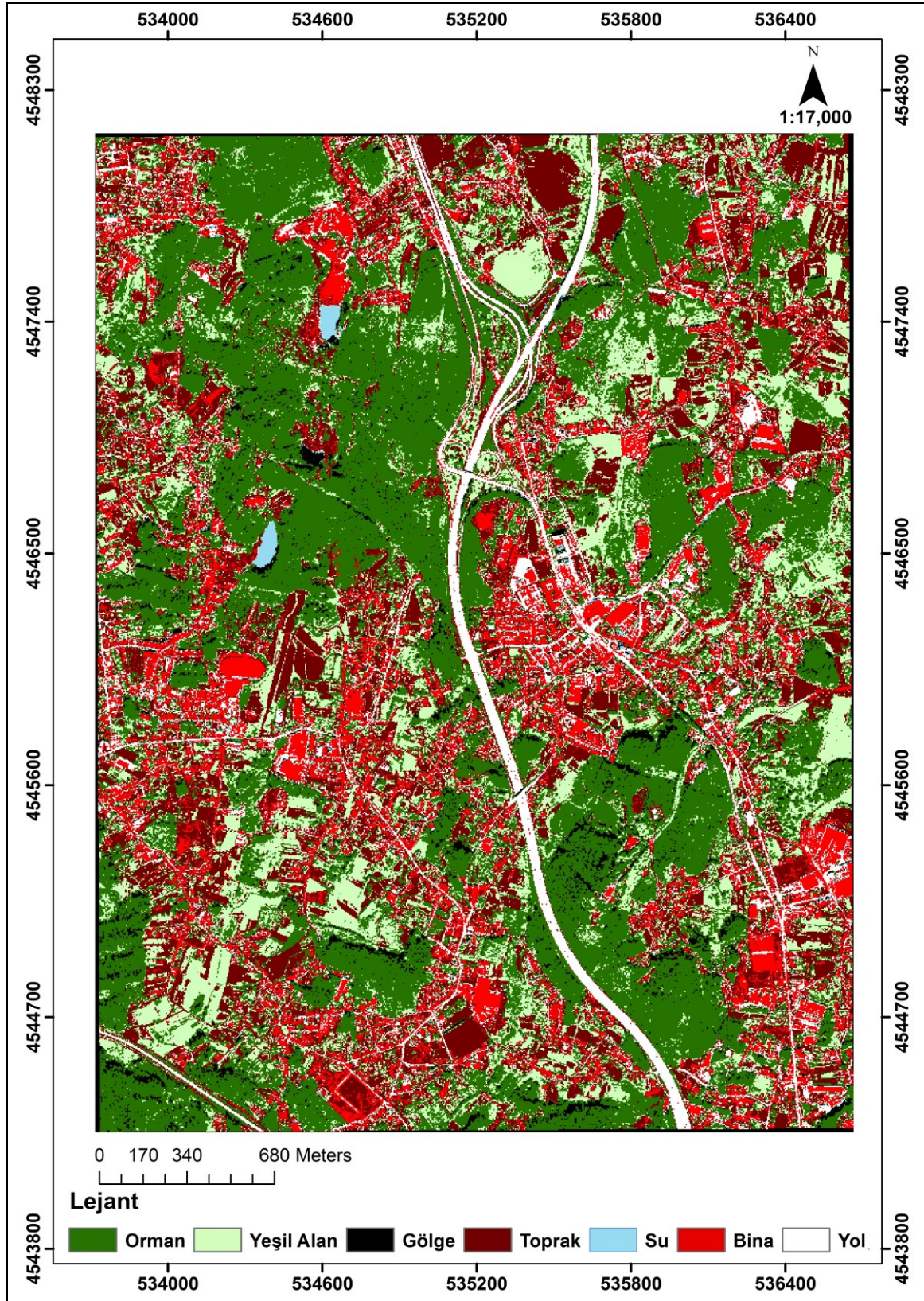
RO ile sınıflandırma aşaması için imageRF (Waske vd., 2012) adı verilen araç kullanılmıştır. Genelleme hatasını en aza indirmek için karar ağacı sayısı 1000 olarak belirlenmiştir (Stumpf ve Kerle 2011, Duro vd., 2012).

Aşağıda Şekillerde RO sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.

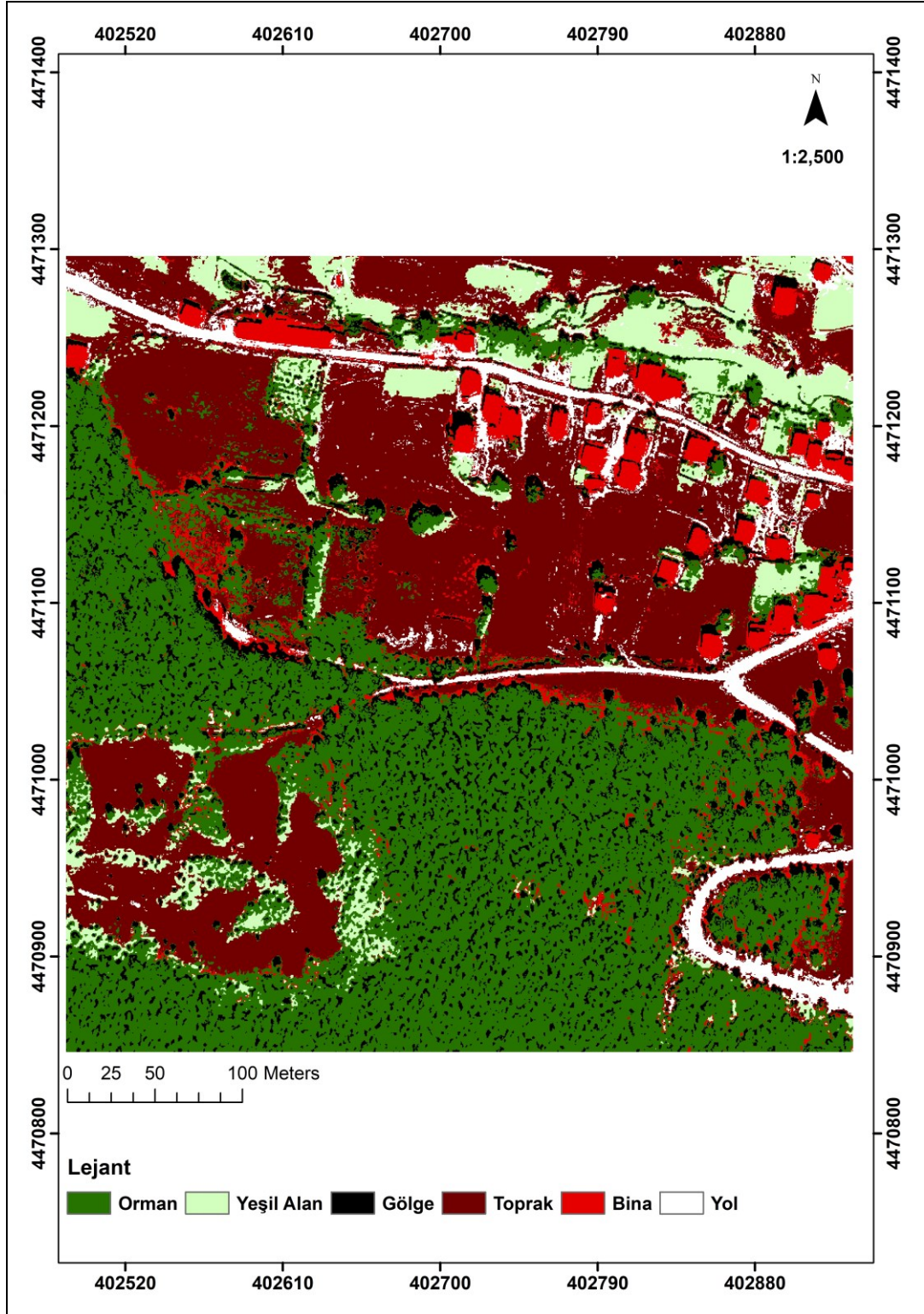


Şekil 47. RO ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması

Şekil 47’de görüldüğü gibi WV-2 görüntüsünün RO ile sınıflandırma sonucu ortaya çıkan en belirgin sınıflandırma hatalarını yol kenarlarına karışan bina sınıfları oluşturmaktadır.

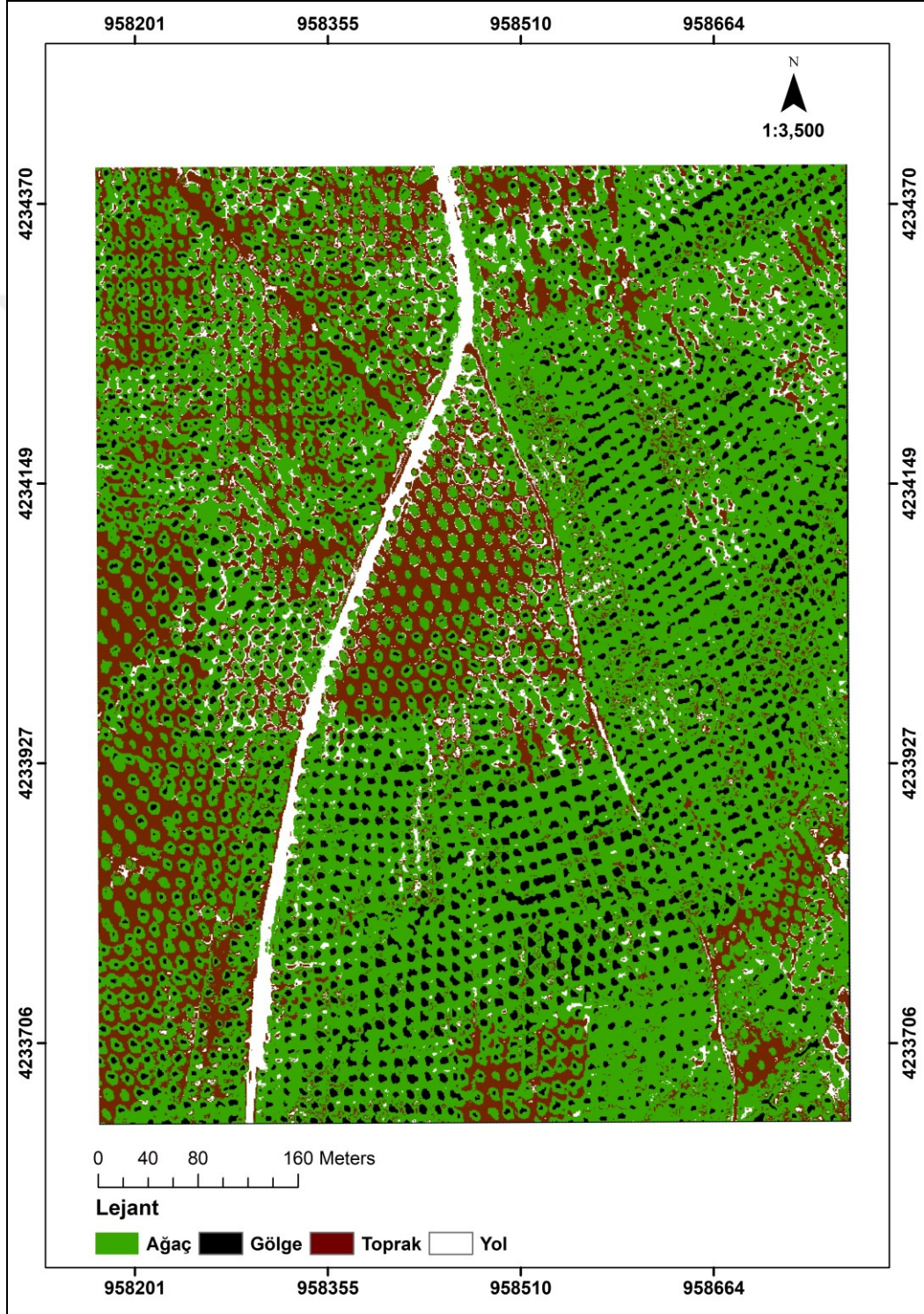


Şekil 48. RO ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması



Şekil 49. RO ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması

Şekil 49’da görüldüğü gibi RO ile Pleiades görüntüsünü sınıflandırılmasında ortaya çıkan bariz hataları bina sınıflarının noktasal yoğunlukta iç orman alanlarına karışması ve yol sınıfının yer yer dağılması oluşturmaktadır.

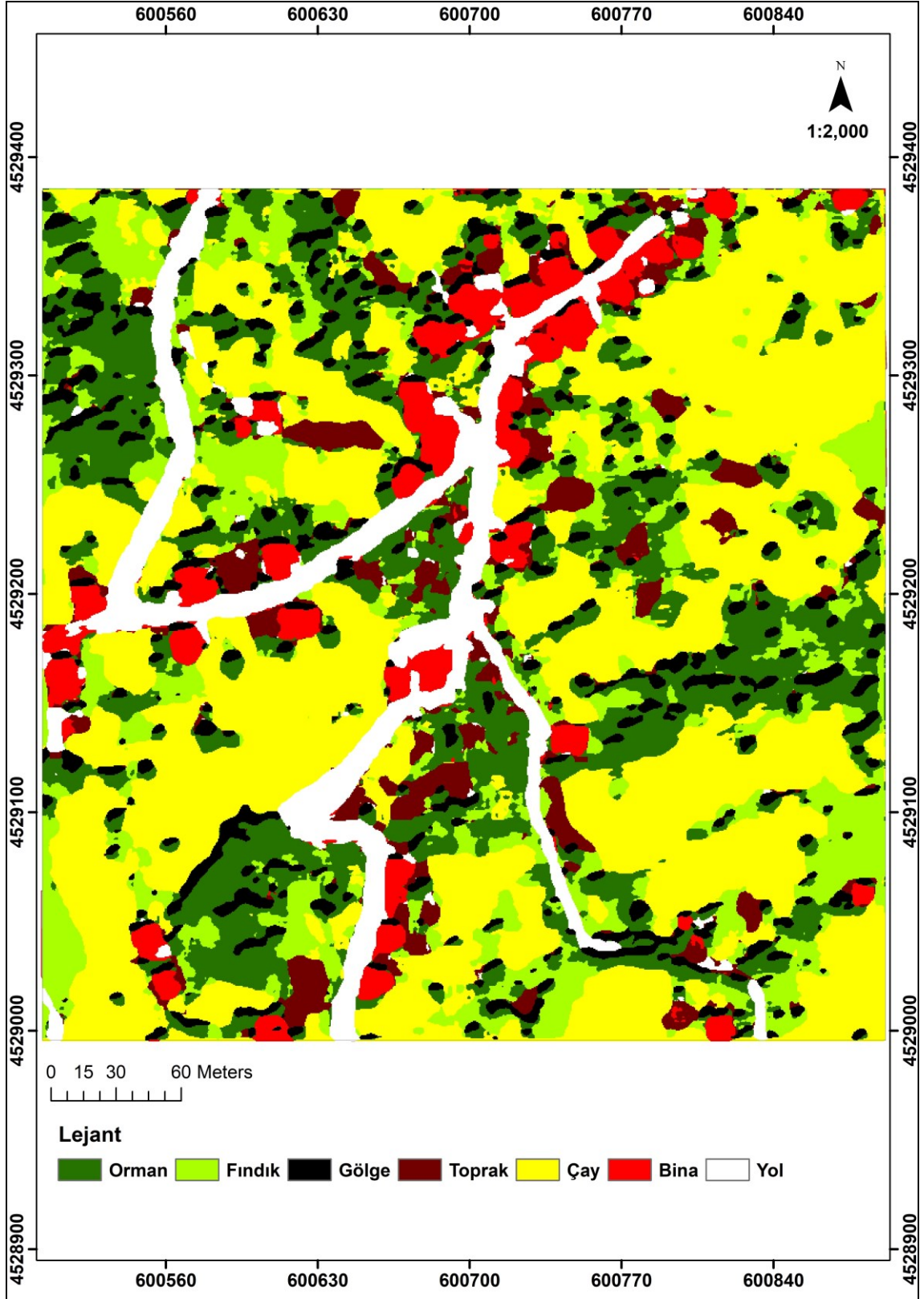


Şekil 50. RO ile Deimos-2 test görüntüsünün sınıflandırılması

2.5.3.5. SU-CNN ile Test Görüntülerinin Sınıflandırılması

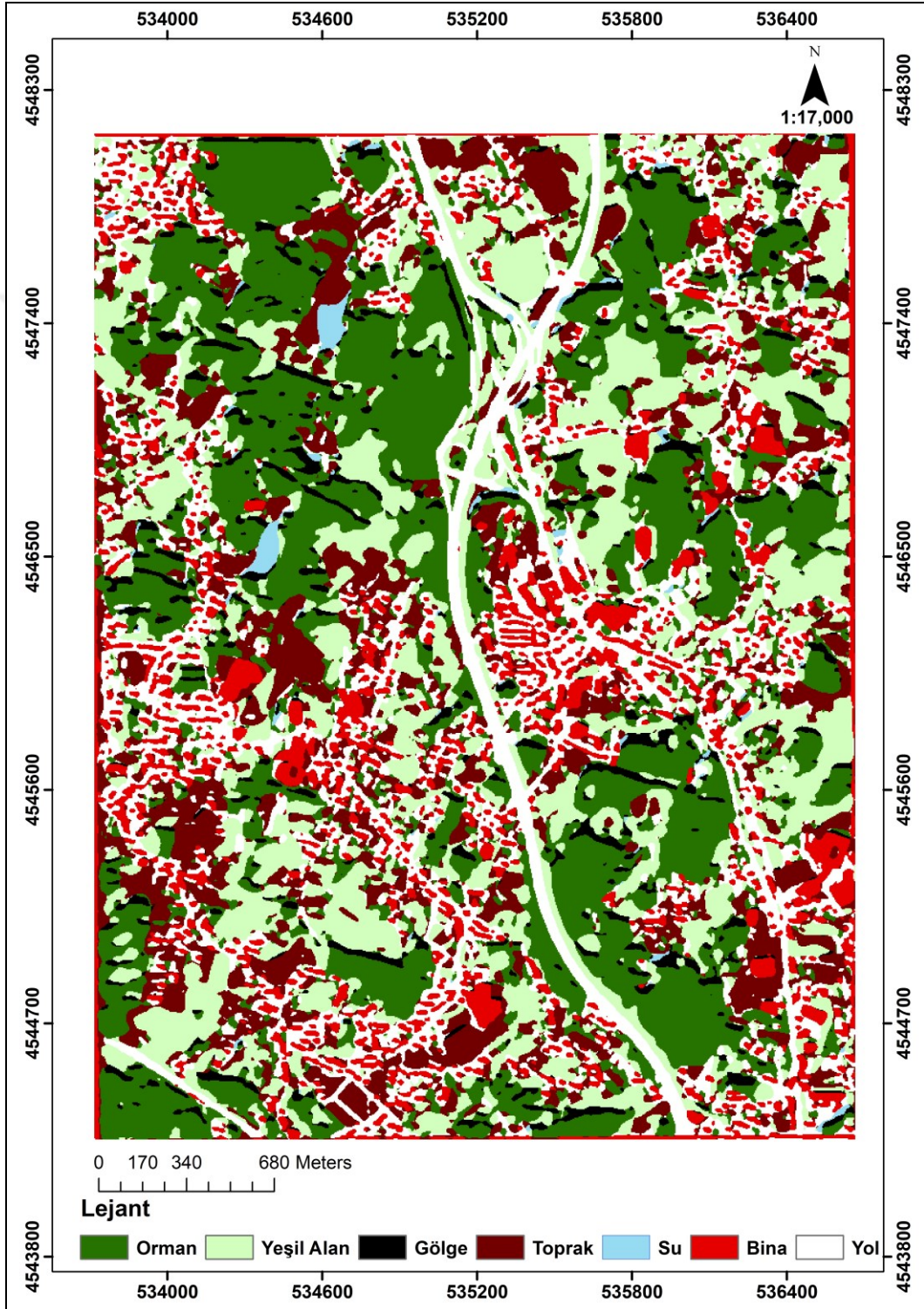
SU-CNN yapısı içerisinde bulundurduğu 3D evrişim katmanı sayesinde spektral bilgileri de daha etkili olarak görüntülerden çıkartabilmektedir. Bunun dışında klasik 2D evrişimler de uzamsal bilgilerin çıkarımında etkin rol oynamaktadır. Bu tez kapsamında üretilen 3D ve 2D CNN katmanları ile oluşturulan SU-CNN yapısının YUÇUG üzerinde testi yapılmıştır. Aşağıda test görüntülerinin SU-CNN ile sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.



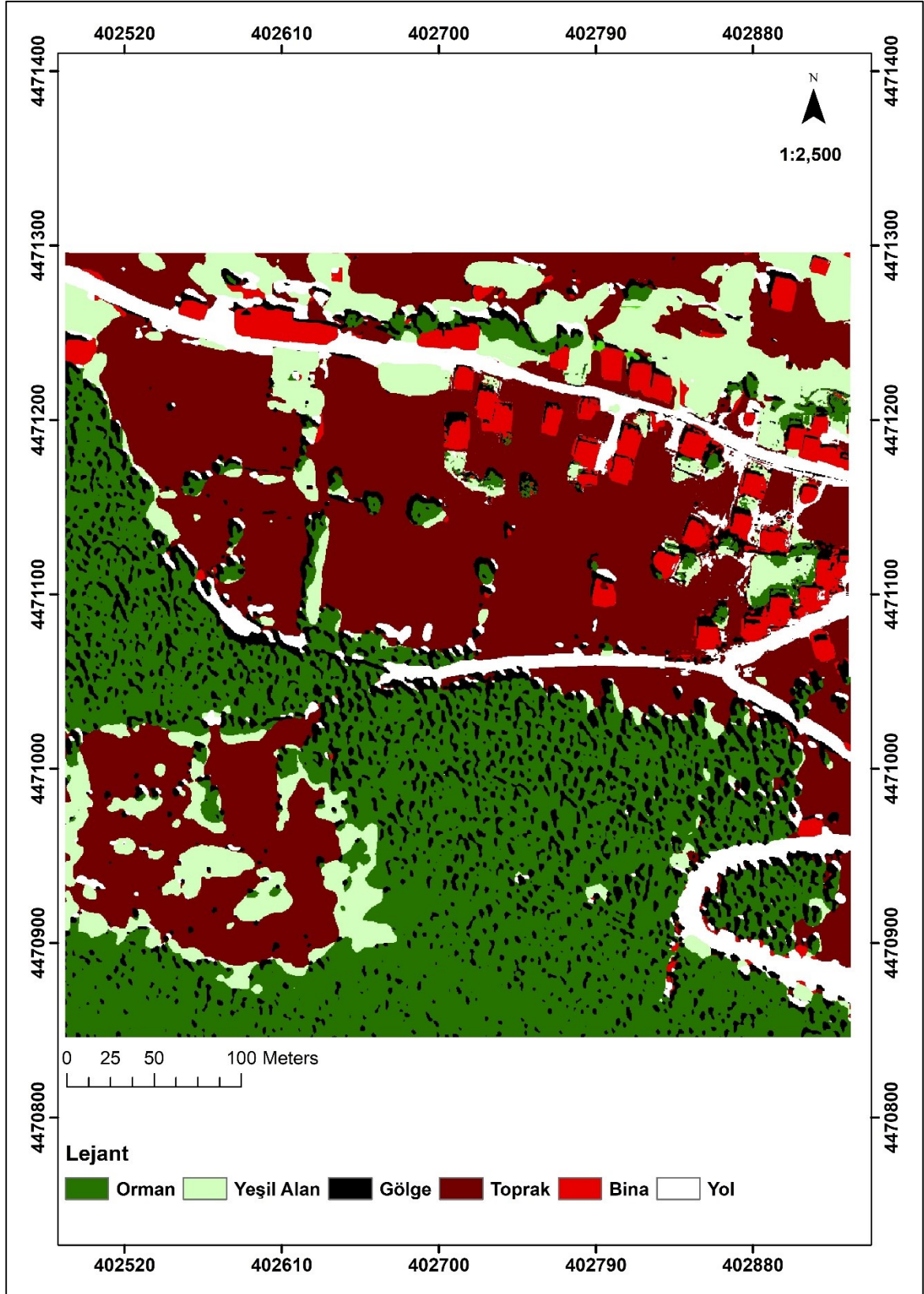


Şekil 51. SU-CNN ile WV-2 test görüntüsünün sınıflandırılması

Şekil 51’de WV-2 görüntüsün SU-CNN ile sınıflandırma sonucu yolların çok belirgin olarak diğer sınıflar ile karışmadan çıktığını göstermektedir. Bina sınıfında ise bazı hataların olduğu görülmektedir.

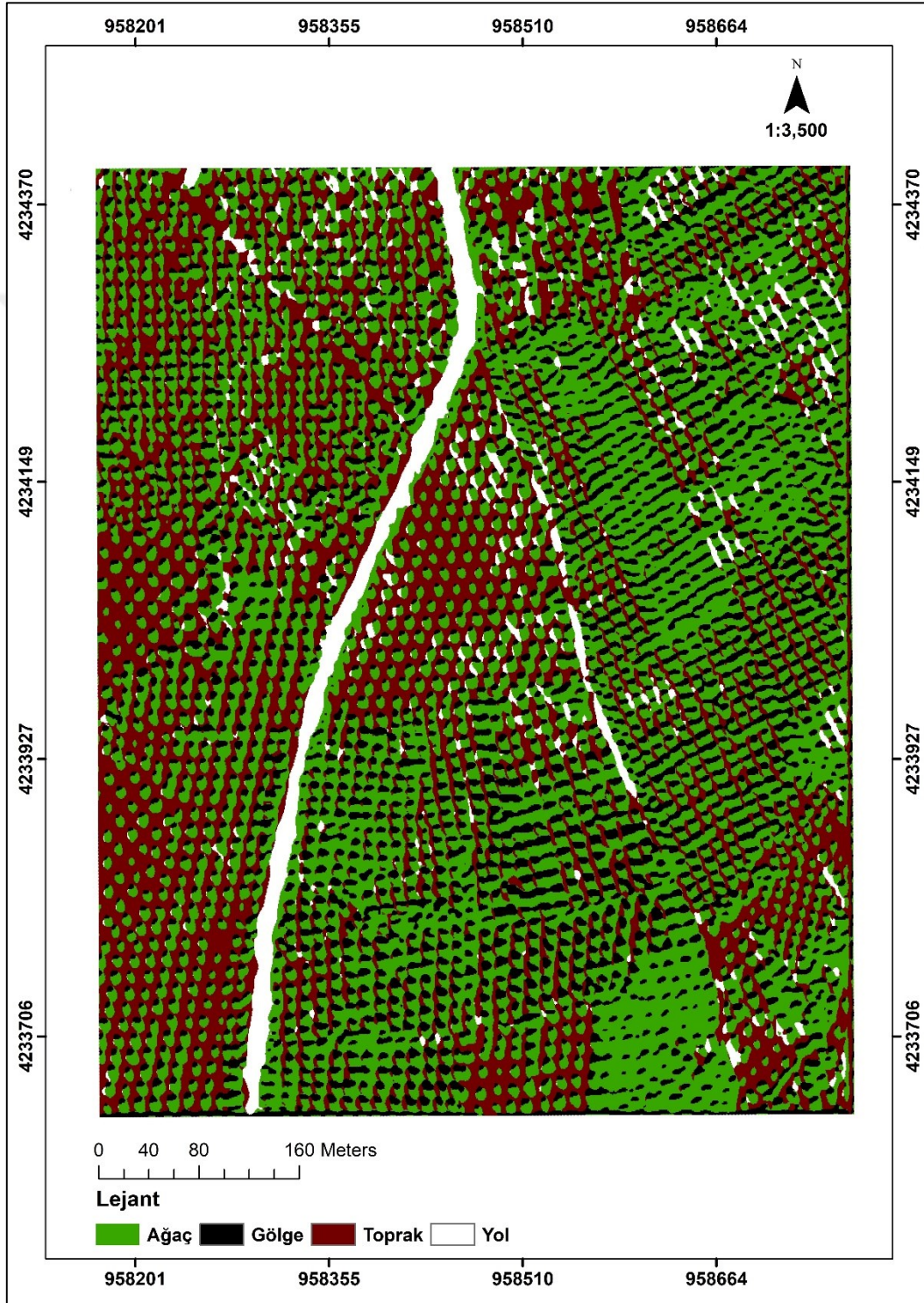


Şekil 52. SU-CNN ile IKONOS test görüntüsünün sınıflandırılması



Şekil 53. SU-CNN ile Pleiades test görüntüsünün sınıflandırılması

Şekil 53’de gösterilen SU-CNN ile Pleiades görüntüsünün sınıflandırma sonucu, Pleiades görüntüsündeki arazi örtüsü sınıflarının gayet başarılı bir şekilde tespit edildiğini göstermektedir.



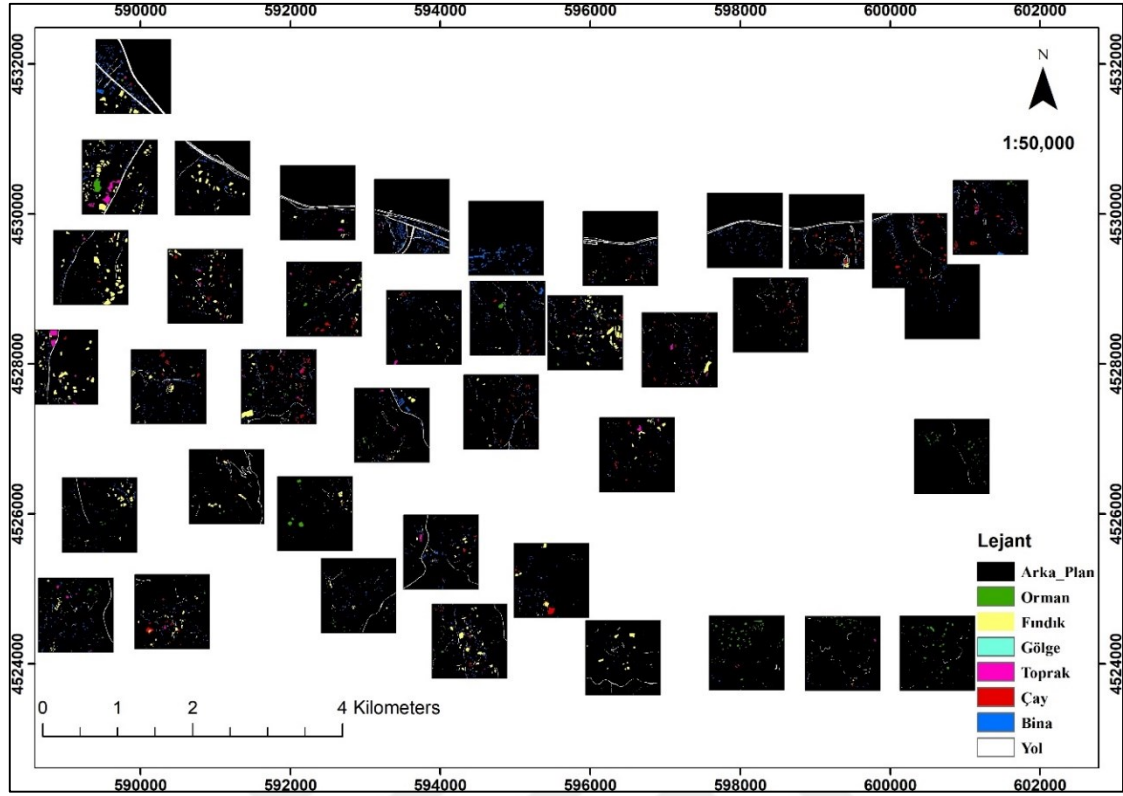
Şekil 54. SU-CNN ile Deimos-2 test görüntüsünün sınıflandırılması

2.5.3.6. Test Görüntüleri İçin Doğruluk Değerlendirme

Test görüntüleri üzerinden kullanılan tüm sınıflandırma yöntemleri için doğruluk değerlendirme işlemi görüntü üzerinde aynı noktaların değerlendirilmesi ile yapılmıştır. Doğruluk değerlendirmede kullanılacak minimum nokta sayısı eşitlik 12 ve eşitlik 13'e göre hesaplanmış olup WV-2, IKONOS, Pleiades, ve Deimos-2 için sırasıyla 619, 48, 186 ve 26 olarak bulunmuştur. Daha fazla miktarda nokta değerlendirilerek WV-2, IKONOS, Pleiades ve Deimos-2 için sırasıyla 800, 250, 250 ve 150 referans noktası doğruluk değerlendirmesinde kullanılmıştır.

2.6. Kitle Kaynak Platformu ile Üretilen Doğru Verilerin Raster Yapıya Dönüştürülmesi

Elde edilen doğru veri seti çoğu derin öğrenme kütüphanesinin eğitim verisi olarak doğrudan kullanılabilmesi için Raster yapıya çevrilmiştir. Format dönüşümünde her bir görüntü parçasına ait elde edilen doğru veri seti, orijinal Raster parçasının boyutlarına göre çevrilmiştir. Vektör-Raster dönüşümü ArcGIS programından gerçekleştirilmiştir. Raster yapıda olan değerler arka plan için 0 diğer 7 sınıf için yardım dokümanında tanımlanan değerlerden oluşmaktadır. Şekil 55'de kullanıcılar tarafından üretilen doğru etiketli verilerin raster yapıya dönüştürülmüş hali gösterilmektedir.



Şekil 55. Raster yapıya çevrilen etiketli eğitim verileri

Tüm verilere sınıflara ait piksel sayıları aşağıda Tablo 8’de gösterilmektedir.

Tablo 8. Etiketli veri sınıfları ve bu sınıflara karşılık gelen piksel sayıları

Sınıf Adı	Piksel Sayısı
Orman	23348
Fındık	72726
Gölge	2115
Toprak	15719
Çay	15588
Bina	50985
Yol	79781
Toplam	260262

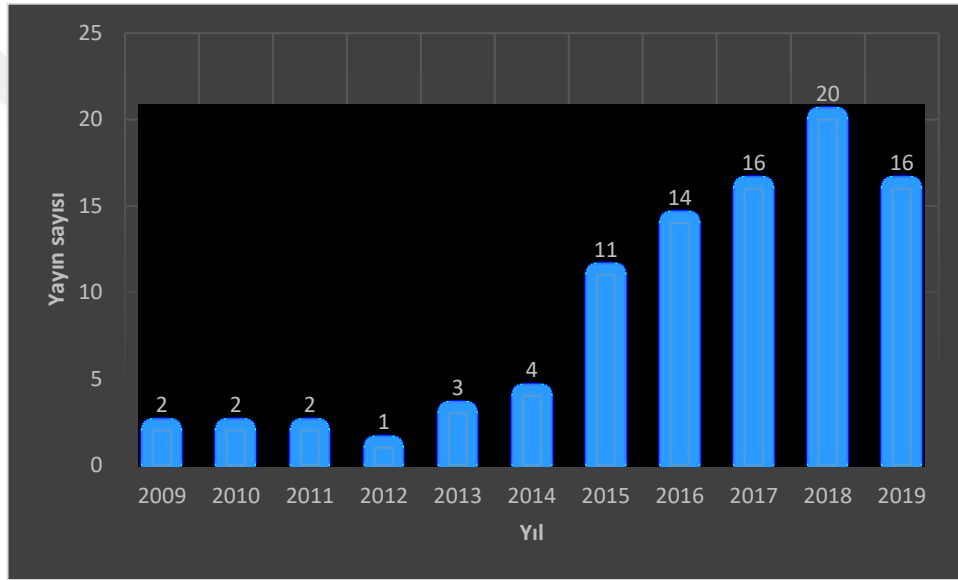
2.7. Kitle Kaynak Platformundan Üretilen Doğru Verilerin SU-CNN ile Sınıflandırılması ve Doğruluk Değerlendirme

Kitle kaynak platformundan doğrulamaları yapılarak üretilen veriler SU-CNN ile sınıflandırılmıştır. Test aşamalarında güçlü sınıflandırma sonucu üretebildiği görülen SU-CNN yönteminin kullanıcılar tarafından üretilen verilerde kullanılması sonucu çıkan sonuçlarının da yüksek olması elde edilen verilerin doğru şekilde üretilbildiğinin bir başka göstergesi olmaktadır. Sınıflandırma prosedürü her bir görüntü parçasına karşılık gelen etiketli verilerin kullanımı ile Şekil 39’ da gösterilen akış şeması ile SU-CNN ile yapılmıştır. Etiketli görüntüler %20 test, %10 doğrulama ve %70 eğitim olacak şekilde ayrılarak sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme için kullanılarak kesinlik, duyarlılık, F-skoru, Genel Doğruluk, Ortalama Doğruluk ve Kappa metrikleri ile sonuçlar değerlendirilmiştir. Elde edilen tüm sonuçlar Ek Tablo 2’de verilmektedir.

3. BULGULAR VE İRDELEME

3.1. Kitle Kaynak Amaçlı Web Arayüz ve Genel Değerlendirme

Kitle kaynağın UA ile etkileşimli olarak kullanılması şeklinde literatürdeki çalışmaların arttığı ve son yıllarda (2015-2019) yayın sayısının daha da hızlı bir şekilde artarak devam ettiği görülmektedir. Şekil 56’da yıllara göre yayınlar gösterilmektedir.



Şekil 56. Uzaktan algılama ve kitle kaynağın birlikte kullanıldığı yayınların yıllara göre dağılımı

Yapılan yayınlar incelendiğinde başka bir önemli sonuç daha görülmektedir. Bu sonuç, 2009 yılında kitle kaynak ve uzaktan algılama etkileşimini sağlayan şeyin aslında Geo-Wiki projesinin başlaması olduğunu göstermektedir. Aynı şekilde, OSM gibi diğer kitle kaynaklı web platformları, sosyal medyadan elde edilen içerikler, cep telefonlarına eklenen sensör ve uygulamalara bağlı olarak yapılan kitle kaynak ve uzaktan algılama etkileşimli çalışmaların artarak devam ettiği görülmektedir.

Bu çalışmada üretilen etiketli veri ve sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme web platformu Bootstrap gibi kütüphanelerin de kullanımıyla web tarayıcılarda ve çeşitli ekran boyutlarında çalışabilecek bir şekilde oluşturulmuştur. İlk oluşturulan modül olan doğruluk değerlendirme aşaması için web arayüze 50 kişi kayıt olmuştur. Mevcut durumda

web arayüze kayıtlı kullanıcı sayısı 115 kişidir. Bir kullanıcı ad ve soyadı bilgilerinde “ddd xxx” gibi anlamsız bir ifade girdiğinden bu kullanıcıya onay verilmemiştir. Web arayüz kullanıcılarını; tanıdıklar, arkadaşlar, akrabalar, lisans gurubundan bu çalışmaya destek vermek isteyen öğrenciler ve bu kişilerin haber verdikleri kullanıcılar oluşturmaktadır. Platforma katılan kişilerin eğitim durumları, uzmanlık alanları, yaş grupları gibi kişisel bilgileri hakkında hiçbir bilgi toplanmamıştır. Çünkü fazladan veri doldurma işlemi kullanıcıların verileri yanlış doldurma riskini taşıdığı gibi, arayüze kayıttan vazgeçmesine de sebep olabilmektedir. Diğer bir önemli neden ise kişisel verilerin talep edilmesinde ortaya çıkabilecek yasal sorunlardır. Buna rağmen yapılan çalışmalar sınıflandırma için eğitim veri seti toplama ve doğruluk değerlendirme çalışmaları için kişisel özelliklerin gerekli olmadığını ve yüksek hassasiyette sonuçların rastgele kişiler ile üretilebileceğini göstermiştir. Bu sonuç zaten kitle kaynak yaklaşımının doğası gereği ortaya çıkmaktadır. Ayrıca çalışma kapsamındaki problemlerin çözümü insanlar için oldukça kolay bir görev olan görüntü eşleştirmeye dayanmaktadır.

Web platformlarına çok daha fazla kişinin katılması istenen bir şeydir. Fakat görüldüğü gibi arayüzün reklamının yapılmaması, benzer arama sıralamalarında site alan adını üst sıralara çıkaracak ücretli Google SEO paketlerinin kullanılmaması gibi nedenlerden dolayı siteye dışardan katılım gerçekleşmemiştir. Çok fazla kitleyi çekebilmek için fazladan çalışmaların yapılması gerektiği görülmektedir. Bu çalışmalar aşağıda özetlenmiştir.

- Site reklamının yapılması ve sosyal medya platformlarından duyuru yapılması.

- Arama motorlarında sitenin üst sıralarda görünmesini sağlayacak sertifikaların satın alınması.

- Kullanıcıların ilgisini çekebilmeyi sağlamak: Kullanıcıların ilgisinin çekilebilmesi için izlenecek yollar literatürde yapılan çalışmalara bakıldığında aslında çok da zor olmamaktadır. Nitekim kişiler faydalı bir görev olduğunda buna katılmaya oldukça hazır durumda olmaktadır. Örneğin kitle kaynak uygulaması olan OSM platformuna günümüzde 5 milyon kişi katılmış bulunmaktadır. Fakat ne yazık ki her platform kendi başına bu seviyelere ulaşamamaktadır. Bu durumda kullanıcıların ilgisi yapılan platformlara rekabet gücünü getirecek oyun tabanlı eklemeler yapılması ile çözülebilir. Örneğin kişiler topladıkları eğitim sınıfları sayılarına ve doğru çevirmelerine göre puan alacak ve ilk 10 uygulamada gösterilecektir. Kullanıcıların ilgisinin çekmenin en kolay diğer bir yolu ise yapılan

doğru iş başına para ödemektir. Nitekim Amazon Mechanical Turk platformu bu şekilde çalışmaktadır. Diğer bir yöntem ise yapılacak iş için belirli bir süresi olan bir yarışma düzenlemek ve duyurusunu yapmaktır. Yarışmada ilk sıralamaya girenlere para ödülü verileceğinden kişiler buna katılabilmektedir.

3.2. Kitle Kaynağının Sınıflandırma Sonrası Doğruluk Değerlendirmede Kullanımı

Kitle kaynak yaklaşımının uydu görüntülerinin sınıflandırma sonrasında, sınıflandırma doğruluğunu belirlemede kullanımı araştırılmıştır. Yapılan çalışmalarda bahsedildiği gibi 1000 referans noktası için kullanıcılar tarafından web arayüzü üzerinden üç veri seti üretilmiştir. Bu, her referans noktasına üç kez bir sınıf değeri atandığı anlamına gelmektedir. Bir referans noktası için birden fazla değer girmenin nedeni yanlış girilen değerleri tespit etmek ve onlardan kurtulmaktır. İki kullanıcı aynı referans noktası için aynı sınıf değerini girerse ve bir kullanıcı farklı bir sınıf değeri girerse, üç değer çoğunluğu kullanıcılar tarafından verilen sınıf değeri olarak belirlenmektedir. Üç kullanıcı da bir referans noktası için farklı değerler girdiyse, bu o noktanın tamamen ayırt edilemeyeceği anlamına gelmektedir. Bu nedenle o sınıflandırılmamış olarak kalmaktadır. Bu çalışmada, 73 nokta bu şekilde sınıflandırılmamış olarak kalmıştır. Kullanıcıların cevaplarına göre oluşturulan sonuç referans verisinin ne kadar doğru olduğunu görmek için aynı 1000 referans noktasının sınıf değerleri belirlenerek kontrol amaçlı olarak 4. Veri seti oluşturulmuştur. Bu süreçte 77 nokta için sınıf değerlerini belirlemenin mümkün olmadığı görülmüş ve bu değerlere sınıf değeri verilmemiştir. Bu noktalar incelendiğinde çoğunlukla kitleler tarafından farklı çıkan noktalar ile aynı oldukları görülmüştür. Üretilen doğrulama seti, bireysel kullanıcılar tarafından oluşturulan sonuç seti ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma sonucunda 2 noktanın sınıf değerinin doğrulama veri setinde yanlış girildiği tespit edilmiştir. Bu durum; yorgunluğa, birçok nokta ile uzun süre ilgilenmenin verdiği konsantrasyon bozulmasına ve noktalara yeterince yaklaşmaktan kaynaklanabilmektedir. Tek bir kullanıcı çok fazla referans noktası olduğunda bütün işleri yapmak zorunda kalırsa, bu tür hatalarla karşılaşma olasılığının yüksek olduğu görülmektedir. Kullanıcılar tarafından oluşturulan sonuç veri setinde ise 4 referans noktasının sınıf değerlerinin yanlış olduğu tespit edilmiştir. Bu hataları daha da azaltmak için, farklı kullanıcılar ile 3'den fazla veri seti oluşturularak en uygun sonuçlar istatistiksel yöntemler kullanılarak elde edilebilir. Aşağıda

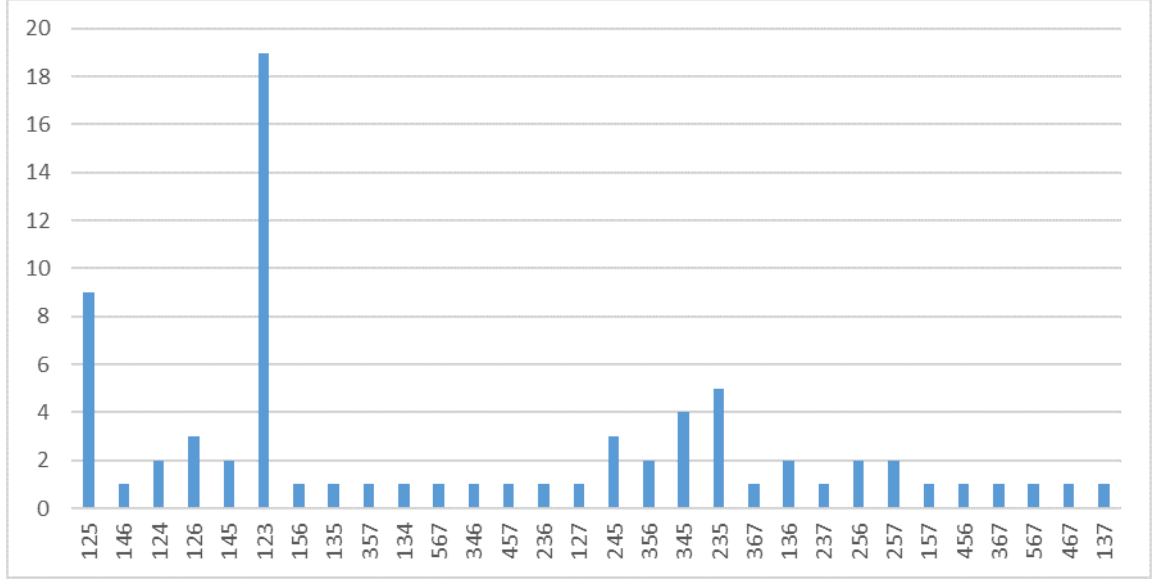
Tablo 9’da kitle kaynak tarafından yanlış yorumlanan 4 noktayı içeren sonuç referans verileri ve 2 yanlış nokta içeren doğrulama veri seti gösterilmektedir.

Tablo 9. Sonuç veri seti ve doğrulama veri seti ile DVM sınıflandırma sonucu

Sonuç Veri Seti		Doğrulama Veri Seti	
Üretici Doğ. (%)	Kullanıcı Doğ. (%)	Üretici Doğ. (%)	Kullanıcı Doğ. (%)
87.31	77.48	87.41	78.15
77.55	92.68	77.55	92.68
97.14	91.89	97.14	91.89
66.67	68.78	67.69	69.84
90.09	90.73	90.54	90.97
94.44	89.47	94.44	89.47
92	100	92	100
OA= 84.6154		OA=85.0487	

Tablo 9’da görüldüğü gibi, kitle kaynak ile üretilmiş sonuç veri setinin ve doğrulama veri setinin sınıflandırma doğruluğu sonucu arasındaki fark %1’den daha az olmaktadır. Bu durum kitle kaynağın sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirme amacıyla kullanılacak referans verilerinin üretiminde kullanılabileceğini göstermektedir.

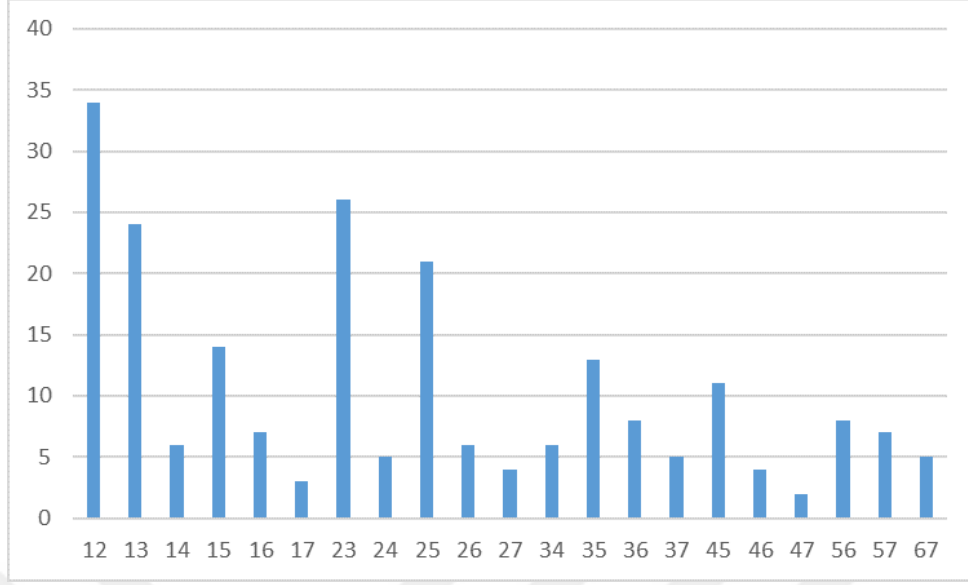
Ek olarak, kullanıcıların WV-2 görüntüsündeki referans noktalarından ayırt edemedikleri sınıfları tespit edebilmek için referans noktalarına girilen sınıf değerleri ikili ve üçlü olarak incelenmiştir. Yardım belgesinde açıklandığı gibi, sınıf değerleri; “orman = 1, fındık = 2, gölge = 3, toprak = 4, çay = 5, bina = 6 ve yol = 7” şeklindedir. Sınıf değerlerinin üçlü değerlendirilmesi Şekil 57’de gösterilmektedir.



Şekil 57. Veri setlerinin üçlü değerlendirilmesi

Şekil 57’de, yatay eksen her referans noktası için kullanıcılar tarafından verilen üç farklı sınıf değerini ve dikey eksen de toplam nokta sayısını temsil etmektedir. Örneğin 125, 1000 referans noktasından 9’unu temsil etmektedir. Bu aynı referans noktası için kullanıcıların 1 (orman), 2 (gölge) ve 5 (çay) sınıf değerlerini girdiğini göstermektedir. Şekil 42’de kullanıcıların en fazla orman, fındık ve gölge (123) sınıflarını ayırt etmede zorlandıkları açıkça görülmektedir (19 kez). Fındık, diğer ağaçlara benzer spektral özelliklere sahip olduğundan, bu sonuç şaşırtıcı değildir. Ayrıca koyu renkli gölgeli alanlar, orman yapılarına çok yakın olduklarından koyu yeşil veya siyahımsı orman alanlarını ayırt etmek de zor olmaktadır.

En çok hangi iki sınıfı ayırmada kullanıcıların zorlandığını tespit edebilmek amacıyla ikili inceleme yapılmıştır. Şekil 58’ de ikili değerlendirmeler gösterilmektedir.

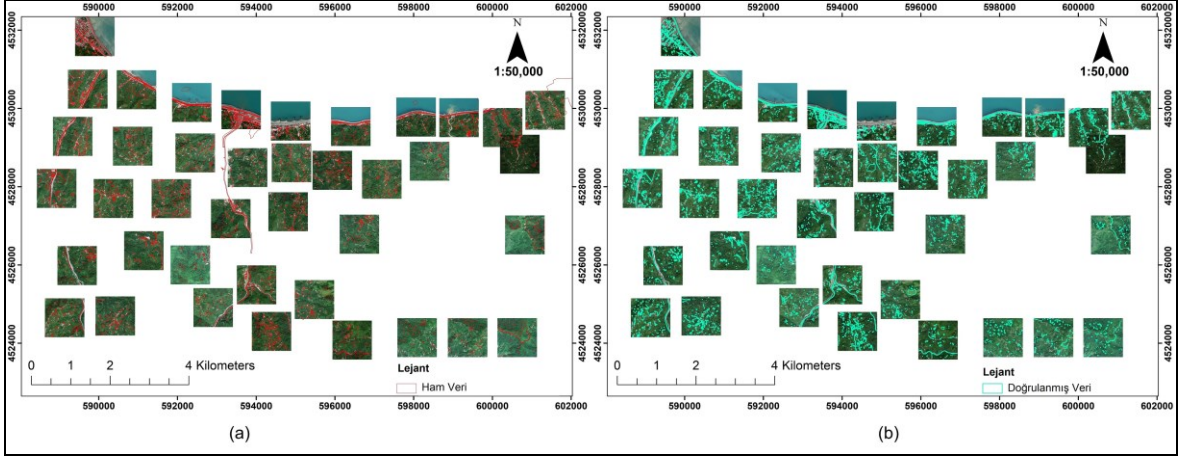


Şekil 58. Veri setlerinin ikili değerlendirilmesi

Şekil 58’de, yatay eksen her referans noktası için kullanıcılar tarafından verilen iki farklı sınıf değerini ve dikey eksen de toplam nokta sayısını temsil etmektedir. Kullanıcıların genellikle sınıf 1 (orman) ve 2 (findık) arasında ayırım yapmakta zorluk yaşadıkları (34 kez) görülmektedir. İkinci en büyük zorluk yaşanan sınıfların ise sınıf 2 (findık) ve sınıf 3 (gölge) arasında olduğu (26) görülmektedir. Sonuçlar en az sorunun sınıf 4 (toprak) ile sınıf 7 (yol) arasında gerçekleştiğini göstermektedir (sadece 2 kez).

3.3. Derin Öğrenme İçin Eğitim Verilerinin Oluşturulmasında Kitle Kaynak Kullanımı

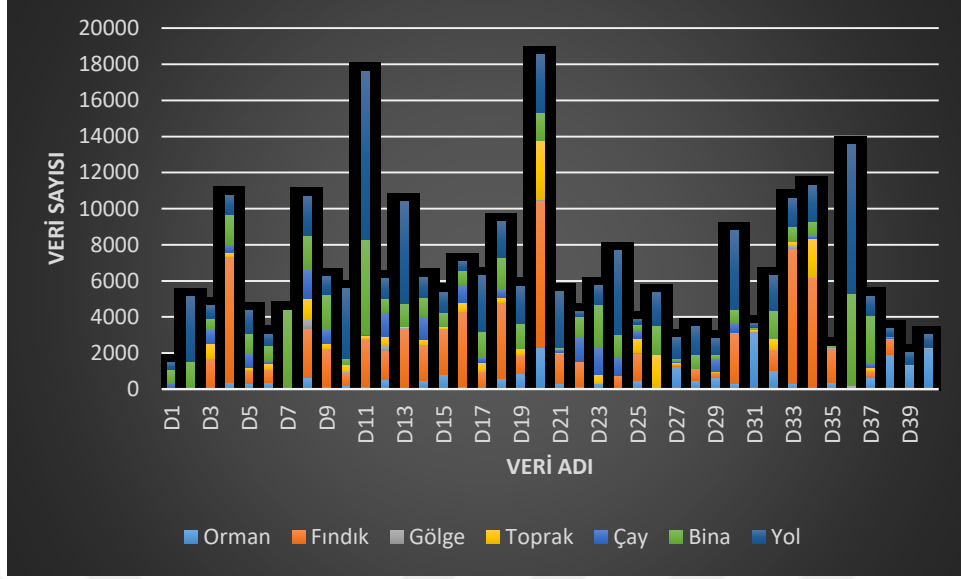
Web arayüzden kullanıcılar tarafından üretilen doğrulanmamış veriler incelendiğinde bu verilerin bir kısım hatalar içerdiği görülmüştür. Ayrıca yine sayısı az da olsa yardım dokümanı haricinde kullanıcılar tarafından deniz (2 poligon), nehir (1 poligon), dere (1 poligon) ve deneme (2 poligon) adlarında fazladan sınıfların girildiği görülmüştür. Bunların dışında toplanması amaçlanan 40 görüntü parçası dışından (bu çizimlerin Google Earth uydu altlığı sayesinde yapılmıştır) çok az yerde olsa da veri çizimi yapıldığı Şekil 59 (a)’da görülmektedir. Toplamda kullanıcılar tarafından M1 üzerinden sınıf etiket bilgilerini de içeren 7064 adet poligon oluşturulmuştur.



Şekil 59. (a) Kitle kaynak arayüzünden elde edilen doğrulanmamış etiketli veriler, (b) kitle kaynak arayüzünden elde edilen doğrulanmış etiketli veriler

Bu sonuç web arayüzünde oluşturulan sınıflara ait poligon verilerinin doğrulanmasını sağlayan M2'nin gerekli olduğunu göstermektedir. Kısaca kullanıcıların doğrudan veri üretiminde kullanıldığında bazı hataların oluşacağı görülmektedir. Bu hataların elenmesine yine kitlelerin kullanımı ile çözüm bulunmaktadır.

Toplamda ham veride 7064 adet bulunan poligon sayısı M2'den elde edilen veriler üzerinden yapılan sorgulama ile 6835'e (260262 piksel) düşmüştür. Bu sayede yanlış çizilen veya sınıf bilgisi yanlış girilen verilerin elenmesi sağlanmıştır. Şekil 59 (b)'de doğrulanmış veriler gösterilmektedir. Sonuçta elde edilen etiketli eğitim verilerinin her bir görüntü parçasına denk gelen piksel sayıları Şekil 60'da gösterilmektedir.



Şekil 60. Görüntü parçalarına ait üretilmiş etiketli veri piksel sayıları

Şekil 60’da görüldüğü gibi en fazla sınıflandırılmış veri D19’dan (19. görüntü parçası) üretilmiştir. Daha sonra ise D11, D37 gelmektedir. Diğer verilerin ise birbirlerine yakın oldukları görülmektedir. Bu yakınlık her bir görüntü parçasına ait verinin üretilmesinde, arayüzde oluşturulan en az işlem yapılan verinin kullanıcıya gönderilmesi sayesinde sağlanmıştır. Örneğin kullanıcı arayüzden bu durumda sınıflandırma yapmak isterse karşısına Şekil 60’da görüldüğü gibi otomatik olarak en az işlem yapılmış D1 verisinin üretildiği 1. görüntü parçası gelecektir. Bu parçada yapılan işlem sayısı, D39’u geçene kadar bu görüntü kullanıcılara gönderilecektir. Bu sayede her bir görüntü parçasından veri üretimi sağlanmış olmaktadır. Bu durum dikkate alınmadığında örneğin görüntü parçaları kullanıcılara rastgele gönderildiğinde bazı görüntü parçalarından hiç veri üretilmemesi durumunun ortaya çıkması muhtemeldir.

3.4. Etiketli Veri Seti Üretiminin Zaman ve İş Gücü Açısından Değerlendirilmesi

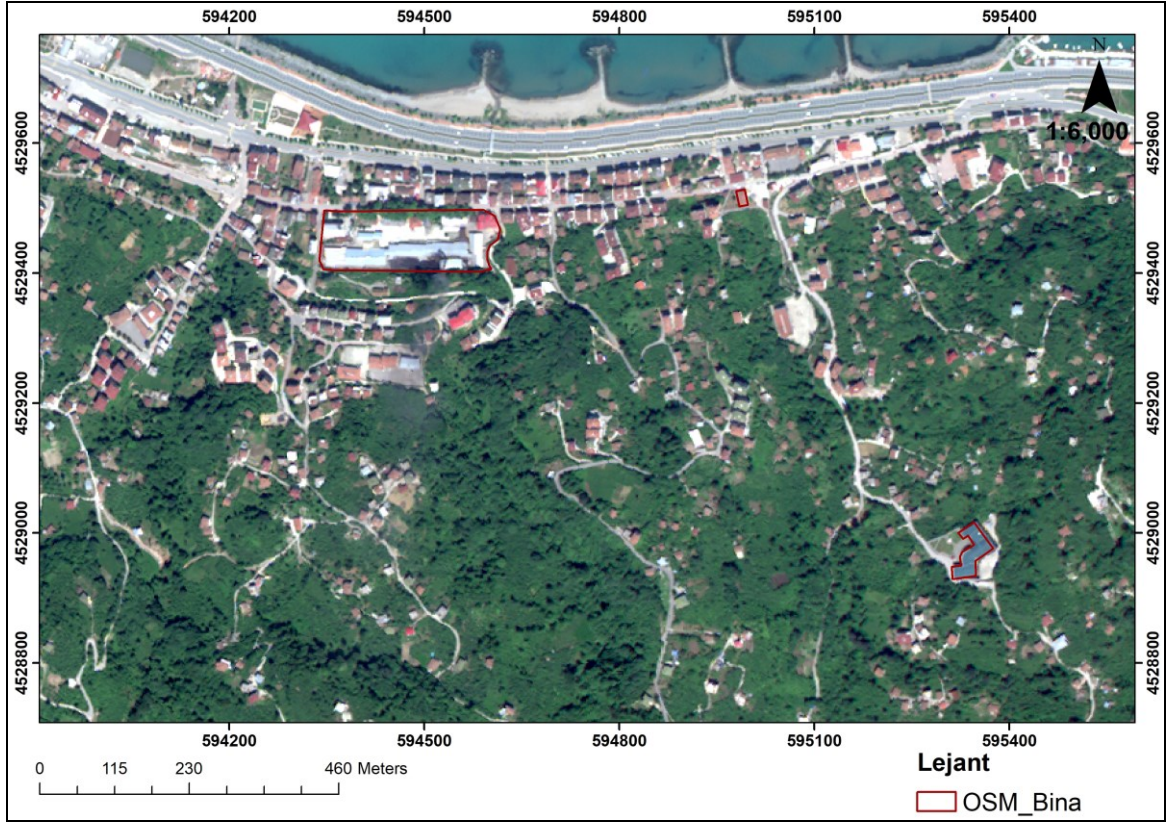
Yapılan veri üretme çalışması zaman ve harcanan iş gücü bakımından değerlendirilmiştir. Bu çalışmada, sisteme kayıtlı kullanıcılar test bölgesinde belirlenen yardım dokümanındaki sınıflara ait poligon çevirme ve doğrulama işlemlerini tamamlamıştır. Kullanıcılar tarafından sınıflara ait toplamda 7064 adet poligon çizilmiştir. Kullanıcılar her bir poligonu M2’yi kullanarak ortalama 6 kez değerlendirmiştir. Burada her bir poligonun çevrilmesi ve kaydedilmesi için gereken süre yaklaşık 2 dakika olmaktadır.

Doğruluk değerlendirme aşaması için harcanan süre ise yaklaşık 1 dakika olmaktadır. Üretilcek doğru veri seti için kullanıcıların en az 2 kere doğrulama yaptığı veriler seçilmiştir. Bu nedenle doğrulama kısmı için de her bir veri için en az 2 dakikalık zaman harcadığı söylenebilir. Kısaca 1 doğru etiketli veri için en az 4 dakika zaman harcanmaktadır. Bu da toplamda 28,256 dakika yani yaklaşık olarak 19 güne karşılık gelmektedir. Bir kişinin aralıksız çalışması zaten mümkün olmadığından bu sürenin daha da uzayacağı açıktır. Fakat bu iş tek bir kişi tarafından yapılmadığından dolayı istendiğinde bu işi daha önce bitirmek kitle kaynak sayesinde mümkün olabilmektedir. Çünkü sisteme aynı anda birden fazla kişinin girmesi de mümkündür. Örneğin tez kapsamında yapılan bu çalışmaya 112 kişi katılmıştır. Eğer bu kişiler bu iş için aynı anda siteye girip sadece poligon çevirmeleri yapsa sadece 126 dakikada yani yaklaşık 2 saatlik bir sürede tüm poligon çevirme işlemlerini bitirebilirler. Daha sonra ise bu 112 kişi en az 2 doğrulamayı yine 126 dakikada bitirebilir. Toplam harcanan süre sadece 252 dakika olmaktadır. Bu çalışmanın 4.2 saatte bitirileceğini göstermektedir. Bu ayrıca 112 kişiyle (bir kişinin aralıksız 4.2 saat çalışarak) bu çalışmanın tamamlanacağını göstermektedir. Kişi sayısının artması kişi başına düşen çalışma miktarını da önemli ölçüde azaltacaktır. Örneğin yukarıda bahsedildiği gibi aynı şartlarda bu sistemde 7064 kayıtlı kişi olup bunlar aynı anda sisteme girip aralıksız çalışmaları durumunda bir kişinin 4 dakika çalışması ile aynı çalışmanın bitmesi sağlanacaktı. Yani sadece kişi başı 4 dakikalık bir çalışma ile bütün çalışmanın da 4 dakikada bitmiş olması sağlanabilecektir. Bu çalışmada kullanıcılara zamansal açıdan bir sınırlama getirilmemiştir. Kullanıcılar genellikle farklı sürelerde ve tarihlerde sistemde bulunmuşlardır. Tesadüfen aynı anda çalışan kullanıcılar da olmuştur. Çalışma süresinde kısıtlama yapılmadan bu çalışma yaklaşık 2 ay gibi bir sürede tamamlanmıştır.

Diğer bir açıdan inceleme yaparak bu çalışmayı tek bir uzmanın yapacağını düşünelim. Bu durumda uzmanın bir etiketli veri üretmesi için harcayacağı ortalama süre yaklaşık 1 dakika olmaktadır. Ayrıca uzman kişi tarafından veri doğrulama gibi bir işlem yapılmayacaktır. Sadece sınıf çevirimi ve etiket değeri girme işlemi yapılacaktır. Bu şekilde hiç aralıksız bütün poligonların çevrilmesi işlemi 7064 dakikada bitecektir. Bu da yaklaşık 118 saatlik bir süreye denk gelmekte ve bir kişinin bu süre boyunca aralıksız çalışması da mümkün olmamaktadır. Ayrıca kişiye düşen çalışma miktarı çok uzun ve yorucu olacağından bir süre sonra hata yapılma olasılığı da artacaktır. Oysa yeterli sayıda bir kitle ile bu çalışmanın 4 dakikada yapılabilmesi mümkün olmaktadır.

3.5. OpenStreetMap Veri Ekleme Çalışması

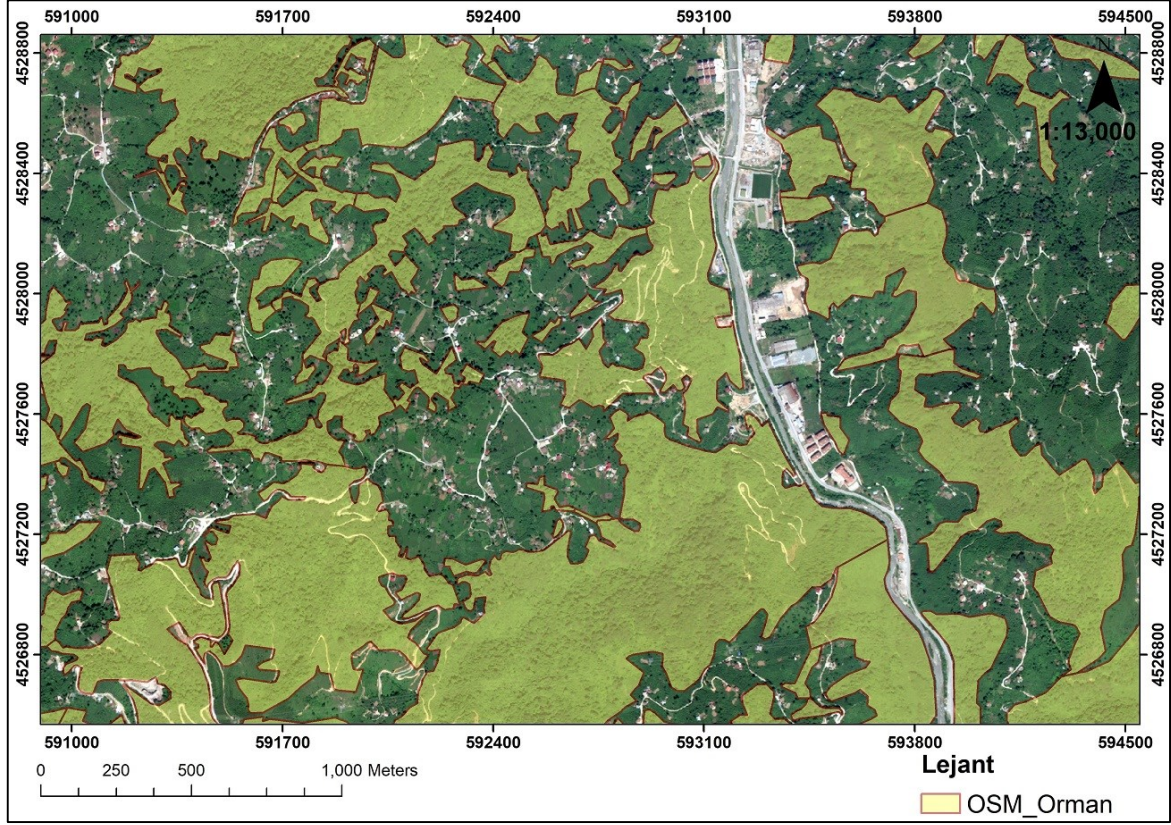
Çalışma alanı için indirilen OSM bina verilerinin sayısının oldukça az olduğu (88 tane) görülmüştür. Ayrıca web arayüzden üretilen veriler ile OSM bina verileri karşılaştırma yapıldığında dışta kalan bina bulunmamıştır. OSM bina verilerinden bazılarının YUÇUG için eğitim verisi amacıyla kullanılamayacağı tespit edilmiştir. Şekil 61’de OSM’den elde edilen bina verisinin bir kısmı gösterilmektedir.



Şekil 61. OSM bina verileri yakın gösterim

Şekil 61’de görüldüğü gibi OSM’den elde edilen çay fabrikası geniş bir alan kapsamaktadır. Bu nedenle içerisinde toprak, yeşil alan gibi farklı sınıflar da barındırmaktadır. Bunun yanında diğer bina çizimlerinin istenilen özellikleri sağladığı görülmektedir. OSM bina verileri, içerdikleri hatalar ve çalışma alanında bulunan çok az sayıda binanın web platformda kullanıcılar tarafından üretilmiş binaları içermesi nedeniyle kullanılmamıştır.

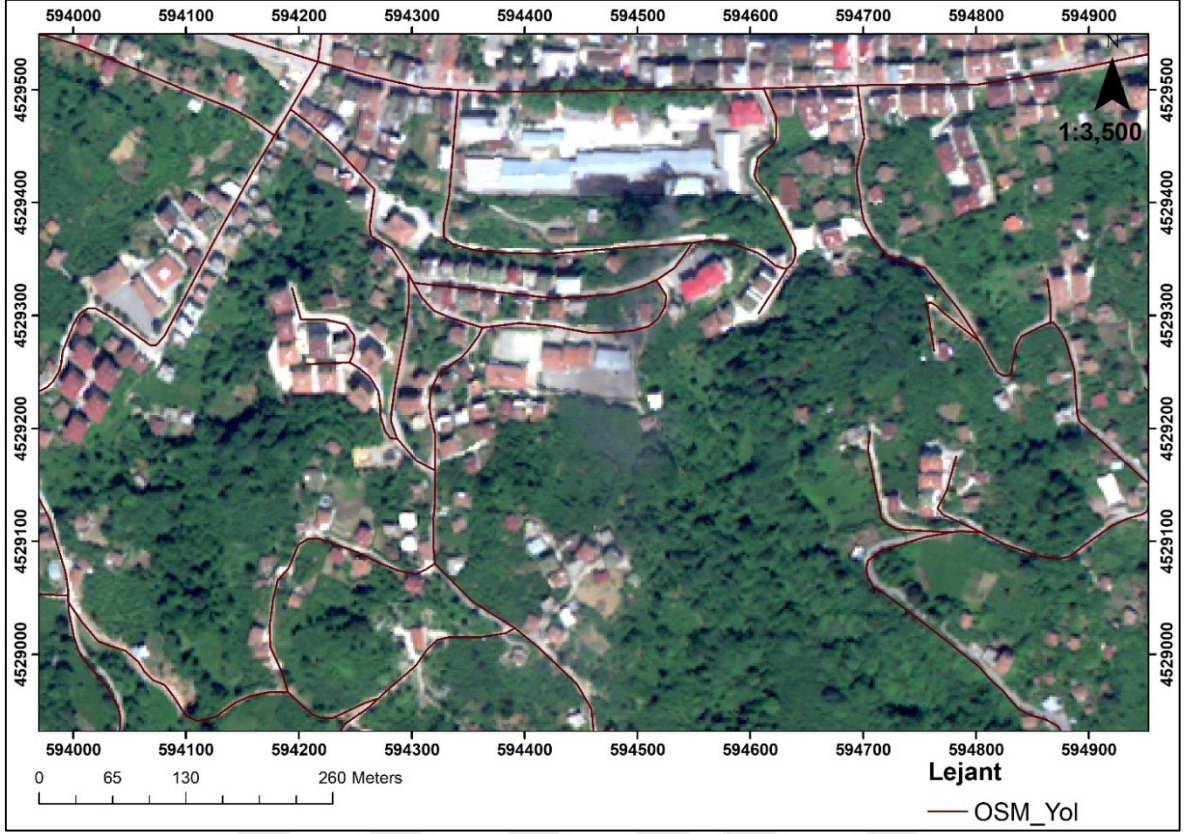
OSM'den üretilebilecek bir diğer sınıf olan orman sınıfının ise bina sınıfının aksine çalışma alanında yeterince olduğu görülmektedir. OSM'de orman alanları poligon yapısında tutulmaktadır.



Şekil 62. OSM orman verileri yakın gösterim

Şekil 62'de görüldüğü gibi OSM orman verileri çok büyük alanlar için çizildiğinden mevcut olan diğer sınıfları (özellikle gölge, toprak ve fındık) kapsamaktadır. Bu nedenle OSM'den elde edilen orman verilerinin YUÇUG'de eğitim verisi olarak kullanımı uygun olmamaktadır.

Tez kapsamında üretilen gölge, fındık ve çay sınıfları OSM'de bulunmamaktadır. Bu nedenle OSM'den elde edilecek diğer bir sınıf olan yol sınıfı incelenmiştir. Yol sınıfı OSM'de çizgi veri yapısında tutulmaktadır.



Şekil 63. OSM yol verileri yakın gösterim

Şekil 63’de görüldüğü gibi OSM yol verisi çok başarılı bir şekilde bütün çalışma alanını kapsamaktadır. Öyle ki bu veri direk sonuç ürün olarak bile kullanılabilir. Fakat OSM’de yollar çizgi katmanında tutulduğundan, bu verinin kullanım spektral bilgi dışında doku bilgisini kullanan sınıflandırıcıların özellikleri kısıtlayacaktır. Bu nedenle, YUÇUG üzerinde yol detaylarının genişlikleri de belirgin olduğundan yol verisinin poligon olarak temsil edilmesi gerekmektedir. Buna rağmen OSM’de çizgi yol katmanına, belirli genişliklerde tampon (buffer) analizi yapılarak genişlik verilebilir. Fakat çalışma alanındaki yollar standart genişliğe sahip olmadığından ve OSM yol verisinin tam ortalı olarak yolların üzerinden geçmediğinden dolayı diğer sınıflara taşma riski oluşacaktır. Bu nedenle OSM yol verisi de tez kapsamında kullanılmamıştır.

Yapılan çalışma sonucu OSM verilerinin etiketli eğitim verisi amacıyla YUÇUG görüntüleri için uygun olmadığı açıkça görülmektedir. Bunun en önemli nedenlerini, hatalar içermesi ve sınıf sayısının yetersiz olması oluşturmaktadır.

3.6. Test Bölgeleri Sınıflandırma Sonuçları

3.6.1. CNN Tabanlı Modellerin Sınıflandırma Sonuçları

SU-CNN modelinin sınıflandırma başarısını gözlemlemek için aynı hiper parametreler kullanılarak oluşturulan 2D-CNN ile de karşılaştırma yapılmıştır. Modeller 15x15, 23x23, 25x25 ve 27x27 pencere boyutlarında test edilmiştir. Pencere boyutu 25x25 seçildiğinde diğerlerinden biraz daha iyi performans gösterdiğinden bütün modeller için varsayılan olarak kabul edilmiştir. Evrişim filtrelerinin sayısı çok arttığında, eğitim süresi ve hesaplanacak parametre sayısı önemli ölçüde artmaktadır. Bu nedenle, modeldeki her katman için filtre sayısı 64 olarak seçilmiştir. Filtre boyutları sırasıyla 3x3, 7x7, 5x5, 3x3, 3x3, 3x3 olarak seçilmiştir. Tüm filtreler 3x3 boyutunda seçildiğinde, yol sınırlarının bütünlüğünün bozulduğu ve hesaplanacak parametrelerin ve eğitim süresinin artırıldığı görülmüştür. Öte yandan, yalnızca 7x7 ve daha büyük boyutlu filtrelerin modellerde kullanımının sınıflandırmada ince detayların kaybına neden olduğu görülmüştür. Bu nedenle, filtre boyutları, yukarıdaki gibi belirlenmiştir. Modelin hızını arttırmak için, verilerin boyutu PCA yöntemi ile istenen miktara düşürülmüştür. PCA özellik seçim algoritması için deneyler yapılarak modelde varsayılan boyut, üç olarak belirlenmiştir. Tüm modellerde eğitim süreci 100 epok olarak gerçekleştirilmiştir. Modellerin veri setinde yaklaşık 30 epoktan sonra istenen hassasiyete ulaştıkları görülmüştür. Sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmesinde Kappa Katsayısı (K), Ortalama Doğruluk (AA) ve Genel Doğruluk (OA) kullanılmıştır. Verilerin % 70, % 20 ve % 10'u sırasıyla eğitim, test ve doğrulama olarak ayrılmıştır.

Tablo 10'da 2D-CNN, 3D-CNN ve SU-CNN modeli sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.

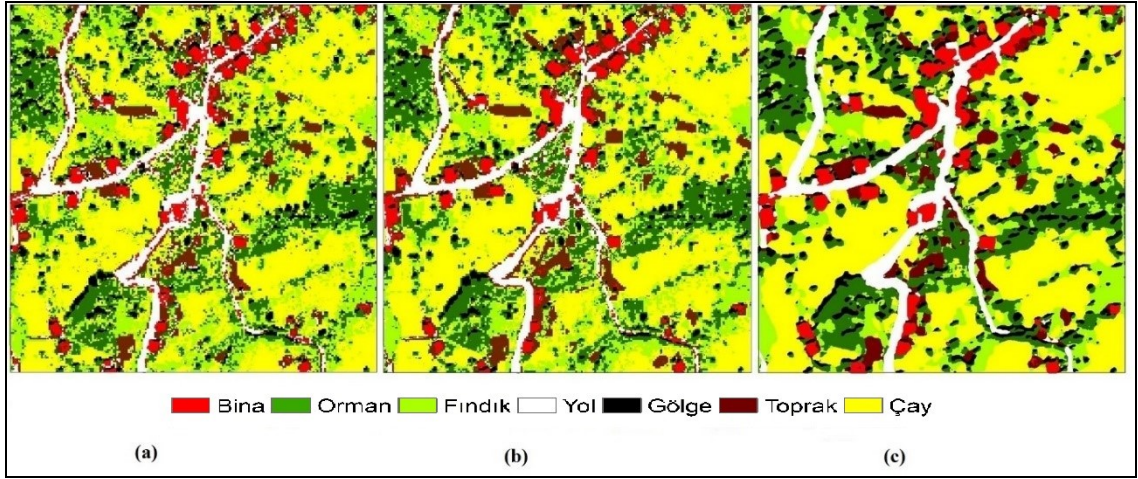
Tablo 10. CNN modelleri sınıflandırma sonuçları

	Hız		Doğruluk		
	Eğitim (dk)	Test (sn)	OA	AA	K
2D-CNN	3.2	1.4	92.3	91.8	92.0
3D-CNN	13.4	4.2	93.9	92.6	93.2
SU-CNN	8.3	4.0	95.6	94.8	95.3

Sonuçlar incelendiğinde SU-CNN modelinin aynı yapıdaki klasik 2D-CNN ve 3D-CNN modelinden daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Hız açısından ise sıralama 2D-CNN, SU-CNN ve 3D CNN şeklinde olmaktadır.

3.6.2. SU-CNN, RO ve DVM ile Sınıflandırma Çalışmaları

SU-CNN modeli ile yapılan sınıflandırma WV-2, IKONOS, Pleiades ve Deimos-2 YUÇUG görüntüleri üzerinde diğer popüler sınıflandırıcılardan DVM ve RO ile karşılaştırılmıştır. Şekil 64’de WV-2 için sınıflandırma sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 64. Sınıflandırma sonuçları (a) DVM, (b) RO ve (c) SU-CNN model

Şekil 64 incelendiğinde DVM ve RO yöntemlerinde tuz ve biber etkisinin olduğu görülmektedir. Buna rağmen RO yönteminin biraz daha iyi performans göstermekte olduğu söylenebilir. SU-CNN tabanlı modelde, CNN’in kendine özgü yapısı nedeniyle tuz ve biber etkisinin giderildiği görülmektedir. Ayrıca ayırt edilmesi zor olan sınıfların daha iyi ve net bir şekilde ortaya çıktığı görülmektedir. Görsel değerlendirmeye ek yapılan doğruluk değerlendirmesine göre hesaplanan genel sınıflandırma doğruluğu en iyi SU-CNN (% 95.6), RO (% 89.2) ve DVM (% 86.4) olarak sıralanmaktadır. Tablo 11’de sınıflandırma doğruluk değerleri gösterilmektedir.

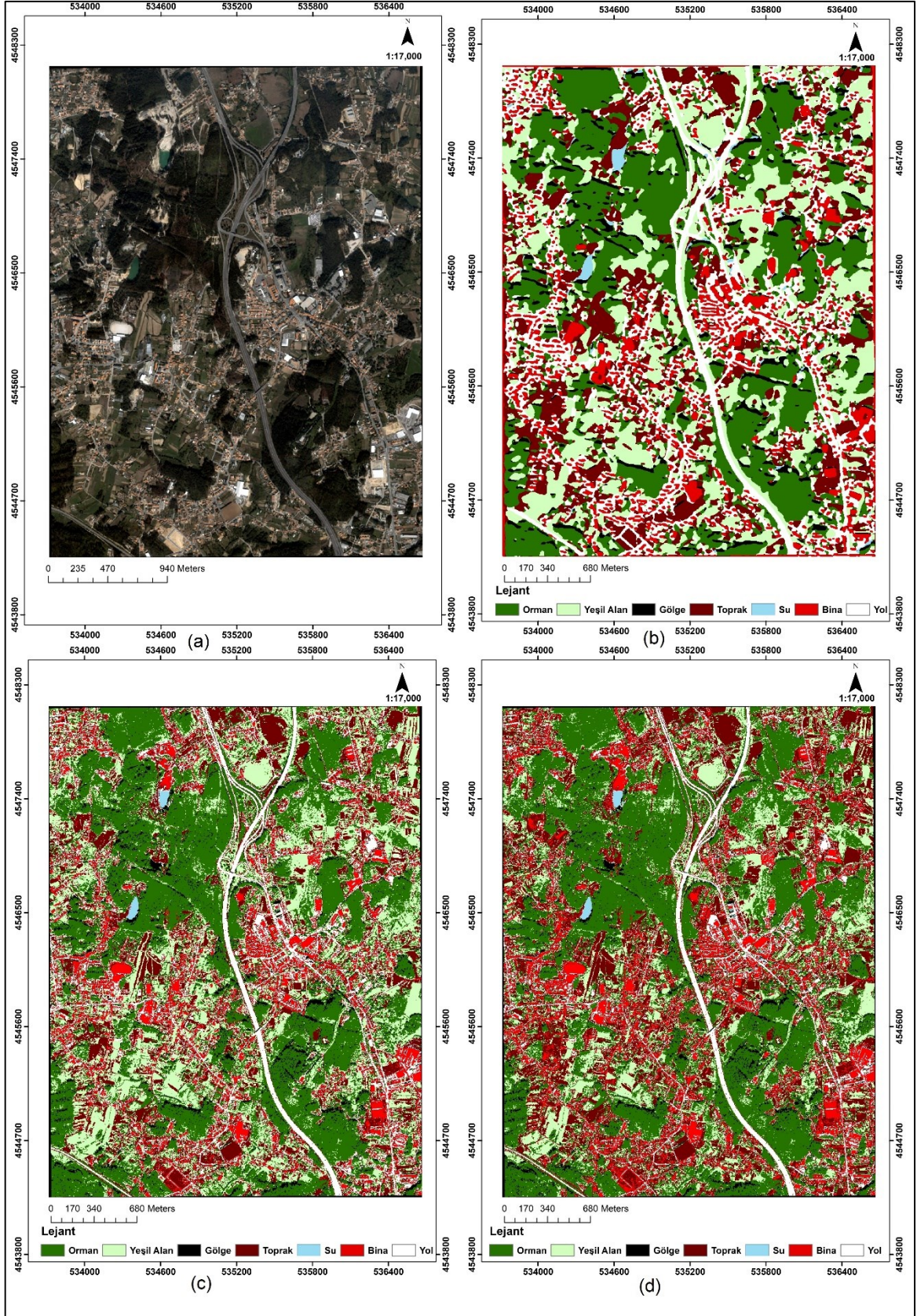
Tablo 11. WV-2’de üç sınıflandırma yöntemi için OA ve Kappa değerleri

	DVM	RO	SU-CNN
Kappa	82.77	86.40	94.42
OA	86.4	89.2	95.6

Bu sonuçlardan en iyi performansı sağlayan yöntemin WV-2 görüntü parçası için SU-CNN tabanlı yöntem olduğu görülmektedir.

WV-2 ye göre “Su” gibi farklı bir sınıf içeren ve yoğun kentsel bir alana ait IKONOS görüntüsü için ise sınıflandırma sonuçları Şekil 65’de gösterilmektedir.





Şekil 65. IKONOS sınıflandırma sonuçları (a) IKONOS görüntüsü, (b) SU-CNN, (c) DVM, (d) RO

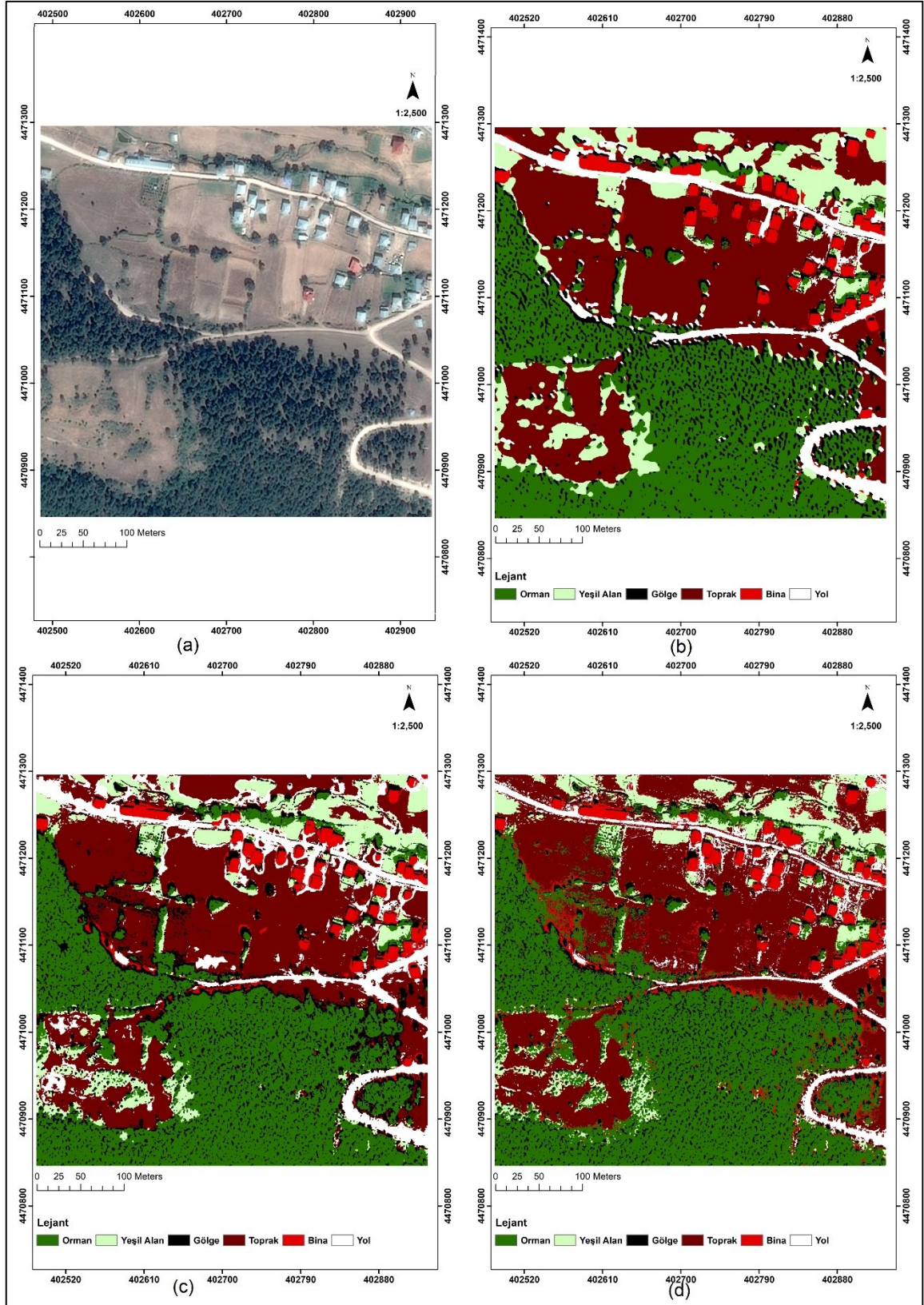
IKONOS görüntüsü 4 banttan oluştuğu için WV-2'den spektral açıdan daha zayıftır. Bunun dışında IKONOS görüntüsünde sadece spektral bantlar kullanıldığından ve herhangi bir ek işlem (görüntü kaynaştırma) yapılmadığından uzamsal çözünürlük anlamında da WV-2'den daha düşük çözünürlüğe (4m) sahiptir. Ayrıca çalışma bölgesi yoğun kentsel donatı içerdiğinden detayların ayırt edilmesi daha da zorlaşmaktadır. Bu durumlar ilgili alanı oldukça zor bir sınıflandırma problemine dönüştürmektedir. Tüm bu unsurlar göz önüne alındığında ve OA, AA ve K doğruluk değerlendirme metrikleri ile IKONOS görüntüsüne ait sınıflandırma sonuçları Tablo 12'de gösterilmektedir.

Tablo 12. IKONOS'da üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri

Yöntem	IKONOS		
	OA	AA	K
DVM	78.51	74.02	73.09
RO	78.12	72.31	71.72
SU-CNN	87.50	86.01	84.57

Tablo 11'de DVM ve RO'nun IKONOS görüntüsüne ait bölgede birbirlerine oldukça yakın sınıflandırma sonuçları vermiş olduğu görülmektedir. SU-CNN bu iki yöntemden de daha iyi sınıflandırma sonucu vermiştir.

Diğer bir test bölgesi görüntüsü olan Pleiades'e ait sınıflandırılmış görüntü Şekil 66'da gösterilmektedir.



Şekil 66. Pleiades sınıflandırma sonuçları (a) Pleiades görüntüsü, (b) SU-CNN, (c) DVM, (d) RO

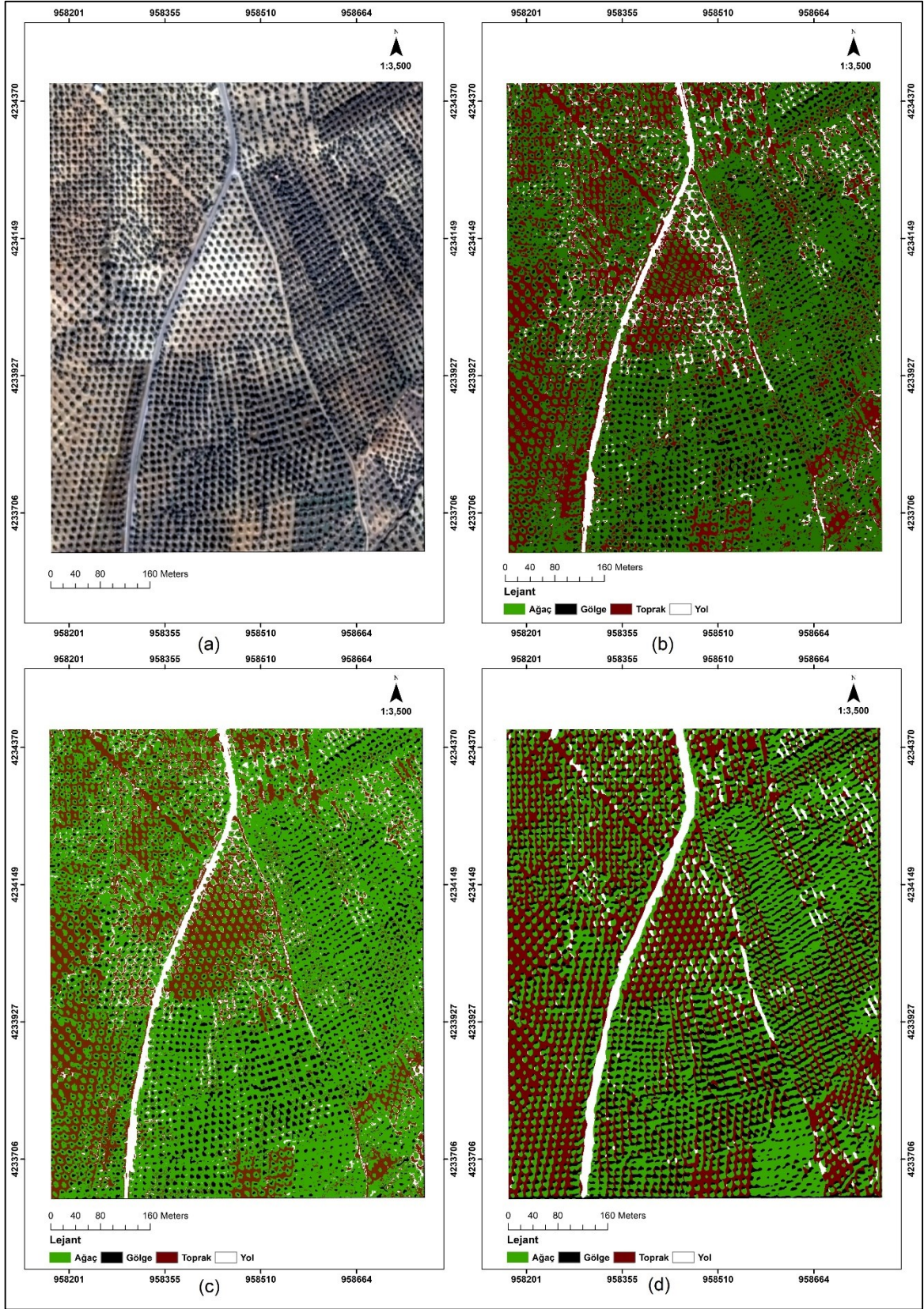
Pleiades görüntüsü yine spektral olarak 4 bant içermektedir. Fakat uzamsal çözünürlüğü 0.5m' ye örneklenmiş olarak temin edilmiştir. Pleiades görüntüsü WV-2'den (2m) daha iyi bir uzamsal çözünürlüğü sahipken spektral anlamda daha az bant içerdiğinden (4 bant) daha düşük spektral çözünürlüğe sahip olmaktadır. Test bölgesinde binaların ayırık yapıda bulunması avantaj olurken yolların toprağa benzer renk yapısında olması bir dezavantajdır. Pleiades görüntüsüne ait sınıflandırma doğrulukları aşağıda Tablo 13'de gösterilmektedir.

Tablo 13. Pleiades'de üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri

Pleiades			
Yöntem	OA	AA	K
DVM	76.38	79.01	69.34
RO	73.86	73.21	65.44
SU-CNN	87.93	89.31	83.99

Tablo 13'de görüldüğü gibi Pleiades görüntüsüne ait test alanında DVM, RO'dan biraz daha fazla doğrulukta sınıflandırma sonucuna ulaştığı görülmektedir. SU-CNN'nin diğer iki yönteme göre sınıflandırmada çok daha fazla başarılı olduğu görülmektedir.

Son test bölgesi olan Deimos-2 görüntüsüne ait sınıflandırma sonucu aşağıdaki gibidir.



Şekil 67. Deimos-2 sınıflandırma sonuçları (a) Deimos-2 görüntüsü, (b) DVM, (c) RO, (d) SU-CNN

Deimos-2 görüntüsü 4 spektral banta sahip olup uzamsal çözünürlüğü 0.75m'dir. Çalışma bölgesi ise diğer test görüntülerine göre daha az sayıda arazi örtüsü sınıfı içermektedir. Ayrıca orman sınıfı yerine tekli yapıda bulunan ağaç sınıfı mevcuttur. Görüntüdeki zorluk tekli formda bulunan ağaçların altlarındaki toprak sınıfı ile benzer renksel tonlarda olmasıdır. Şekil 67 incelendiğinde SU-CNN yapısının ağaç dokusunu çok daha iyi çıkartabildiği görülmektedir. Ayrıca ağaçlara ait gölgeler bile doğru konumlarında ortaya çıkmıştır. Tablo 14'de Deimos-2 görüntüsü sınıflandırma doğrulukları gösterilmektedir.

Tablo 14. Deimos-2'de üç sınıflandırma yöntemi için OA, AA ve Kappa değerleri

Deimos-2			
Yöntem	OA	AA	K
DVM	78.29	74.25	66.16
RO	81.58	83.44	71.49
SU-CNN	94.08	95.69	91.15

Sınıflandırma sonuçları incelendiğinde SU-CNN'nin oldukça başarılı bir sonuç verdiği görülmektedir. Bunun dışında RO'nın bu sınıflandırma probleminde DVM'den daha başarılı olduğu görülmektedir.

3.6.3. Etiketli Eğitim Verilerinin SU-CNN ile Sınıflandırma Sonuçları

Kitle kaynak ile elde edilen 40 görüntü parçasına ait veri setleri yukarıda bahsedilen SU-CNN modeli ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonuçlarının doğrulukları Ek Tablo 2'de gösterilmektedir. Ek Tablo 2 incelendiğinde her bir görüntü parçasına ait sınıflandırma sonuçlarının belirlenmesinde kullanılan OA, AA, Kappa gibi metriklerin yüksek çıkması hem sınıflandırma algoritması gücünü hem de kullanılan veri setinin doğruluğunu göstermektedir. Veri setinin hatalı oluşturulması durumunda bu değerlerin %90'lara ulaşması mümkün olmamaktadır. Tüm veri seti için ortalamalar alındığında Kappa %98.55, OA %99.09 ve AA %92.67 olarak Ek Tablo 2'den çıkartılmaktadır.

4. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Tez kapsamında YUÇUG'de derin öğrenme amaçlı ihtiyaç duyulan etiketli veri sorunun çözümünde, ihtiyaç duyulan etiketli verilerin kitle kaynak yöntemi ile oluşturulup oluşturulamayacağı incelenip uygulaması yapılmıştır. Uygulamanın yapılması için hazırlanan web arayüz üzerinden eğitim için kullanılacak etiketli veriler kitleler tarafından oluşturulmuştur. Toplamda etiketli eğitim sınıflarını içeren 7064 adet poligon oluşturulmuştur. Bu şekilde elde edilen eğitim sınıflarında bazı hataların olduğu görülmüştür. Bu sonuç kitle kaynak ile üretilen verilerde doğrulama işlemi yapılmadığı durumlarda hatalar meydana gelebileceğini göstermektedir. Bu hataların giderilebilmesi için web arayüze kullanıcılar tarafından oluşturulan verilere puan vererek doğrulamalarının yapabileceği bir modül eklenmiştir. Bu modülde kullanıcılar tarafından eğitim amaçlı oluşturulan etiketli sınıflar tekrar kullanıcılara gösterilmekte ve çizim ve etiket doğruluklarına göre kullanıcılardan “doğru” veya “yanlış” şeklinde değerlerin girilmesi istenmektedir. Her bir işaretlenen doğru seçeneği +1, ve yanlış seçeneği de -1 puan olarak ilgili etiket değerinin öznitelik sütununa kaydedilmektedir. Bu şekilde işlem sayısı ikiden fazla olanlar ve 1 üzeri puan alan poligonların seçilmesiyle elde edilen poligon sayısı 6835'e (260262 piksel) düşmüştür. Elde edilen sonuç verisi görsel olarak görüntü üzerinde açılarak değerlendirmeleri yapılmış ayrıca veri tabanından sınıf etiket değerleri kontrol edilmiştir. Yapılan görsel değerlendirmelerde etiketli veri setlerinin doğru olarak hazırlandıkları açıkça görülmektedir. Bunun dışında 40 görüntü parçasına ait eğitim verileri her bir parça için hazırlanan SU-CNN modeli ile test edilmiş ve doğrulukları değerlendirilmiştir. Çıkan sonuçlarda en küçük K, OA ve AA değerleri sırasıyla %96.57, %97.51 ve %80.20 ile bulunurken, en yüksek K, OA ve AA değerleri sırasıyla %99.60, %99.7614 ve %91.22 olarak bulunmuştur. Bu 40 parça veri setine ait ortalamalar alındığında ise çıkan K, OA ve AA değerleri sırasıyla %98.55, %99.09 ve %92.67 olarak bulunmuştur. Bu sonuç bu veri setleri ile eğitilen SU-CNN tabanlı modelin sınıflandırma doğruluğunun bu derece yüksek seviyelere çıkabileceğini göstermektedir. Bu seviyelerdeki sınıflandırma doğrulukları hatalı üretilen veri setleri için mümkün olmamaktadır.

Ek olarak oluşturulan veri setine OSM platformundan da eğitim için etiketli verilen eklenmesi için çalışma yapılmıştır. Bu platformda tez kapsamında üretilen etiketli eğitim sınıflarından gölge, çay, fındık ve toprak sınıfları mevcut olmadığından ortak olan sınıflar

(orman, yol ve bina) üzerinden çalışma yapılmıştır. OSM platformunda orman alanları geniş alanları da içerecek şekilde tutulduğundan gölge ve yol gibi sınıflara da karışmaktadır. Bu nedenle YUÇUG’de etiketli veri çalışmaları için doğrudan OSM verileri kullanımının uygun olmadığı görülmüştür. Bina sınıfı çalışma alanı için çok az sayıda (88) örnek mevcut olup bunlarda hazırda üretilen veri setleri ile aynı binaları içerdiğinden kullanılmamıştır. Son olarak OSM yol verisine bakıldığında, yol verisi çizgi vektör yapısında üretildiğinden yüksek çözünürlüklü çalışmalar için uygun bir yapıda olmaması sebebiyle kullanılmamıştır. Bu sonuç OSM platformunun etiketli veri üretiminde YUÇUG için ve fazla sınıf içeren çalışmalar için yeterli olmayacağını ve bazı hatalar içerdiğini göstermektedir.

Etiketli veri seti üretimi zamansal açıdan değerlendirildiğinde, web arayüze çok fazla bireyin katılımı ile çalışmanın çok kısa sürelerde bitirilebileceğini görülmektedir. Kitle kaynak ile yapılan çalışmalar incelendiğinde de bu durum görülmektedir. Örneğin Amazon Mechanical Turk web platformu işveren ve iş alanların kullandığı önemli bir platform durumuna gelmiştir. Bir işveren kendi çalışanları ile yapamayacağı (çok fazla maliyet, iş gücü yetersizliği, istenen işin çok çok uzun zamanda yapılabilecek olması vb.) işleri bu platformdan saat veya yapılan iş başına ödediği cüzi ücretlerle kitlelere çok hızlı bir şekilde yaptırabilmektedir. Burada hem kullanıcılar belirli bir para kazanmakta hem de işverenler sorunlarını kolayca çözebilmektedir. Pek çok işveren bu platforma görev yüklemekte ve zamanı olan ve bir miktar para kazanmak isteyen pek çok kullanıcı sürekli bir iş yapmak için bu platformu takip etmektedir. Ülkemiz için de bu tarz bir yapının oluşturulmasının oldukça fayda sağlayacağı düşünülmektedir.

Kitle kaynağın sınıflandırma sonrası doğruluk değerlendirmede kullanımı uygulamasından çıkarılan sonuçlar profesyonel olmayan kişilerin, bir yardım belgesini kullanarak yüksek çözünürlüklü uydu görüntülerinde referans noktalarına sınıf değerleri atayabileceğini göstermektedir. Yanlış veri girişi sorununun, aynı noktaya birden fazla kullanıcının değer girmesiyle çözülebildiği görülmüştür. Elde edilen sonuç veri seti, kullanıcıların oylarının çoğunluğu alınarak oluşturulmuştur. Her bir kullanıcı yaklaşık 10 dakika bu platformda zaman harcayarak bu görevi başarıyla tamamlamıştır. Tek bir kişinin bu işlemi yapması ise 10 saat gibi uzun bir sürede gerçekleşmektedir. Ayrıca sınıflandırma sonrası doğruluk analizi tek bir kişi tarafından yapıldığında, işlemin tamamı yorgunluk ve dikkat kaybı gibi insan faktörlerinden kaynaklanan hatalara maruz kalmaya başlamaktadır. Bu çalışmanın bir sonucu da kitle kaynak ile yapılan uygulamaların kullanıcıların yaş, eğitim

durumu, çeşitli yetenekleri göze alınmaksızın oluşturulacak kitle ile yapıldığı durumda da tam anlamıyla yeterli olacağının görülmüş olmasıdır.

Kitle kaynaktan beslenecek bir web platformu oluşturulduğunda bu platforma habersiz olarak katılacak bireylerin sayının artırılması için yapılan iş başına ücret, oyun tabanlı arayüz, ödül, çalışmanın reklamının yapılması gibi ek çalışmaların yapılması gerekliliği görülmektedir. Aksi durumda ek katılımcıların bu çalışmalardan haberdar olması ve katılımı oldukça az olacaktır.

Kitle kaynak ile yapılan literatür taramaları incelendiğinde uzaktan algılama kitle kaynak etkileşiminin 2009 yılında Geowiki platformu ile başlayıp sonraki yıllarda da giderek arttığını göstermektedir. Kitle kaynak gücünü web platformları, mobil telefonlar (bu telefonlardaki sensör ve uygulamalar) ve sosyal medya platformları sayesinde gösterebildiği görülmektedir. İlerleyen zamanlarda uzaktan algılama ve kitle kaynak etkileşiminin özellikle veri füzyonu ile çok daha artacağı ve daha yaygın kullanılabileceği ön görülmektedir. Örneğin, kentsel haritalama uygulamalarının temelini oluşturan uzaktan algılanan görüntüler, sadece bina cepheleri veya iç mekanlar gibi temel bilgileri göz ardı ederek, belirli bir konumdaki kuş bakışı görünümü sağlamaktadır. Mobil teknolojideki son gelişmelerin sağladığı bir başka eğilim de bazen iç mekan coğrafyası (indoor geography) olarak adlandırılan iç mekan algılama kavramıdır (Blaschke ve Merschdorf 2014). Doğal olarak, uzaktan algılanmış görüntüler, insan yapıları yanı sıra doğal özellikler de dahil olmak üzere, Dünya yüzeyinin düzlemsel bir görünümünü sağlayabilir. LIDAR teknolojisi klasik 2D görüntüleri, derinlik katma boyutuyla tamamlasa da, hala binaların içerikleriyle ilgili herhangi bir iç görü sağlayamamaktadır. Bu anlamda, iç mekan algılaması; iç mekan konumlandırma ve haritalama alanında kitle kaynak gelecekte bir eğilim olabilir. Bu nedenle sensör füzyonunun iç mekan konumlarını destekleyerek üretim yapmasının da önü açılmış olacaktır.

Ayrıca kitleler aktif olarak sanal kürelere veya haritalara veri yükleyerek veya Twitter ve Flickr gibi sosyal medya platformlarını kullanarak pasif olarak da olsa, belirli bir yerde çekilen fotoğraflar ile büyük veriler oluşturabilmektedir. Bu verilerin uzaktan algılama verileri ile birlikte, mega şehirlerin haritalanması, gelişmekte olan ülkelerdeki hızlı genişleyen yerleşim yerlerinin izlenmesi, kamu idareleri veya ticari şirketler tarafından yürütülen resmi olmayan yerleşim yerlerinin rutin izlenmesi gibi kentsel uzaktan algılama uygulamalarında da önemli bir rol oynaması beklenmektedir.

Uydu görüntülerinin doğru bir şekilde sınıflandırılması çok fazla sayıda alana katkı sağlamaktadır. Bunlardan bazıları kentsel ve kırsal planlama, askeri, arkeoloji, jeoloji, doğal afetler sonrası hasar tespitleri, tarım alanlarının izlenmesi ve planlanması, Coğrafi Bilgi Sistemleri için veri üretimi gibi alanlardır. Farklı zamanlardaki iki yüksek çözünürlüklü uydu görüntüsü kullanımı ile yapılaşma durumundaki artış, kaçak yapıların tespiti, orman alanlarındaki azalmanın miktarı, deprem sonrası hasar gören binaların tespiti gibi çalışmalar yapılmaktadır. Görüntülerin doğru sınıflandırılması bu çalışmaların doğruluğunu artırdığından oldukça önemli olmaktadır. Bunların dışında da oldukça fazla kullanım imkanı vardır. Örneğin hangi tarım ürününün hangi koşullar altında üretilmesi gerektiğine dair bazı standartlar bulunmaktadır. Bu standartlar kullanılarak YUÇUG'den yüksek doğrulukta tespit edilen fındık ve çay gibi tarım ürünlerinin üretiminin planlanması, dikili alanların belirlenmesi ve yönetmeliklerde belirtilen şartlara göre tarım ürünlerinin kontrolü sağlanabilecektir. Bu tez kapsamındaki yapılan çalışma ve kullanılan yöntemler ile çok yüksek doğrulukta tarım ürünlerinin, yapılaşmanın, orman alanlarının ve çeşitli arazi örtüsü sınıflarının çıkarımı mümkün olabileceğinden önem kazanmaktadır.

Çok yüksek seviyede sınıflandırma sonuçlarını günümüzde derin öğrenme tabanlı yöntemler sağlayabilmektedir. Derin öğrenmede de CNN tabanlı yaklaşımlar öne çıkmaktadır. Çalışma bölgesinde test edilen 3D-2D yapıdaki SU-CNN (OA= %95.6) modeli ile klasik 2D-CNN (OA= %92.3) ve HS görüntülerinde kullanımı yaygınlaşmaya başlayan 3D CNN'den (93.9) daha iyi sonuçlarda sınıflandırma performansı elde edilmiştir. Ayrıca SU-CNN (OA= %95.6) modeli görüntü sınıflandırmada çokça kullanılan DVM (OA= %86.4) ve RO (OA= %89.2) yöntemleri ile de karşılaştırdığında daha yüksek sonuçlar elde edilmiştir. SU-CNN modeli son olarak farklı arazi örtüsü sınıfları içeren ve farklı özelliklerde YUÇUG görüntüleri üzerinde de test edilmiştir. Bu test sonuçlarında SU-CNN, IKONOS görüntüsünde %87.50, Pleiades'de (87.93) ve DEIMOS-2'de %94.08 genel doğruluk değerlerine ulaşmıştır. Aynı görüntülerde DVM sırasıyla %78.51, %76.38 ve %78.29 genel doğruluk değerlerine ulaşırken RO %78.12, 73.86, %81.58 genel doğruluk değerlerine ulaşmıştır. Bu sonuçlar SU-CN modelinin YUÇUG görüntülerinde yüksek sınıflandırma doğrulukları ile uygulanabilirliğini göstermektedir.

Yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleri için oluşturulan bu metodoloji uygulandığında ülke bazlı olarak katkı sağlanabilecektir. Güncel ve doğru ürün haritaları yapılabilecek, güncel ve doğru bir veri tabanı, eğitim veri setleri elde edilmiş olacaktır. Sadece, ihtiyaç duyulan YUÇUG'den tespit edilecek sınıfların belirlenmesi ve buna göre yardım dokümanının

hazırlanmasıdır. Bunun dışında yeterli miktarda kullanıcının sistemi kullanması sağlanabilirse YUÇUG'de göz ile ayırt edilebilen tüm nesnelerin etiketli eğitim verilerinin oluşturulması mümkün olacaktır. Web arayüz bu işlemlerin yapılabileceği şekilde dinamik bir yapıda hazırlanmıştır. Örneğin Google haritalar uydu altlığı sayesinde kullanıcılar tüm dünya üzerinden çizim yapabilmekte ve hazırlanan diğer seçeneği sayesinde sınırlarını oluşturdukları bu nesneye ait istedikleri etiket değeri atayabilmektedirler.

Güncel ve güvenilir bir veri tabanının olması pek çok problemin çözümünde rol oynayacaktır. Örneğin önemli tarım ürünlerimizden fındıkta bile üretim alanları ile ilgili sağlıklı veriler bulunmamaktadır. Doğu Karadeniz'de mevcut olan tarım ürünlerinin ne kadar alana yayıldığını belirlemek için bilimsel metotlar kullanmak yerine üreticilerin beyan usulüne göre tutulan kayıtlar kullanılmaktadır. Ayrıca yine çok büyük bir sorun olan veri elde etme sıkıntısının da çözümü gerçekleşmiş olacaktır. Nitekim güncel bina sayısı, yol ağı, orman alanı, fındık, çay, incir gibi tarım ürünlerinin kapladıkları alanlar ve uzamsal konumlarını içeren verilerin sürekli üretimi ve güncelleştirilmesi hem çok zahmetlidir hem de tam anlamıyla yapılamamaktadır.

Diğer bir önemli problem de veri standartlarıdır. Nitekim her kurum kendi verisini farklı ölçeklerde, formatlarda ve hassasiyette üretmektedir. Verilerin klasik ölçüm yöntemleriyle üretimi hem çok pahalı hem de çok uzun zaman almaktadır. Kurumlar kendi verilerini kendileri ürettikleri için aynı veri birkaç defa üretilmektedir. Bu durum hem bütçe açısından hem de zaman açısından çok büyük kayıplar yaşatmaktadır. Bu projenin bir önemli yönü de çok büyük ölçekte, çok düşük maliyet ve kısa zamanda tek tip standartta verinin üretilmesini sağlayabilecek olmasıdır.

Üretilen etiketli veriler çok çeşitli yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleri için eğitim verisi olarak kullanılacak bu sayede yeni geliştirilen eğitilmiş algoritmaların (özellikle derin öğrenme) testleri, uygulamaları yapılacaktır. Örneği kendi uydumuz olan Göktürk-1 yüksek uzamsal çözünürlükte görüntü sağlamaktadır. Bu nedenle ülkesel ölçekte bakıldığında başka uydu görüntülerine de ihtiyaç duyulmadan bu görüntü üzerinden tezde uygulanan kitle kaynak prosedürü ile üretilen etiketli veriler sayesinde eğitilmiş derin öğrenme ağları ile çok çeşitli uygulamaların yapımı mümkün olacaktır.

Diğer bir açıdan bakıldığında dinamik uygulamaların yapımının önü açılmış olacaktır. Örneğin kitle kaynak ile bir sınıfa ait yeterince veri toplandığında ve büyük yapıda bir derin öğrenme modeli bu eğitilmiş veriler ile eğitildiğinde artık anlık sınıfların tespiti değişim analizleri mümkün olabilecektir. Hızlı R-CNN, Daha Hızlı R-CNN, YOLO ve SSD gibi

derin öğrenme yöntemleri anlık nesne tespiti yapabilmektedirler. Bu tür verilerin, çok miktarda veri ile eğitilmiş derin öğrenme ağları aracılığıyla anında işlenmesi sayesinde, Dünya yüzeyindeki günlük olayların gerçek zamanlı ve otomatik olarak izlenmesi gerçekleştirilecek ve istenen bilgi sağlanacaktır. Bu şekilde, bu teknolojiye sahip kurumlar yangın, doğal afet, kayıp eşya tespiti ve trafik kazaları gibi acil durumlara müdahale edebilecek ve böylece riskli durumlarda önceden harekete geçilebilecektir.

Uzamsal bilim ve mühendislikteki mevcut hızlı büyümenin önümüzdeki yıllarda önemli ölçüde artması beklenmektedir. Gelişmeler, temel olarak hem büyük veri algoritmaları hem de profesyoneller veya kalabalıklar tarafından farklı yeteneklere sahip çeşitli sensörler aracılığıyla elde edilen muazzam miktarda uzamsal veri tarafından desteklenmektedir. Açıkçası, geleneksel veri işleme yöntemleri, uydulardan, insansız hava araçlarına, sosyal medyadan, otonom araç ve akıllı cihazlara kadar pek çok alanda mevcuttur. Gelen bu kadar büyük miktarda verinin işlenmesi oldukça zor bir görevdir. Derin öğrenme algoritmalarındaki gelişmeler ve mevcut başarılı çalışmalar, sorunun çözümüne umut vermektedir. Fakat henüz tam bir başarı sağlanamamıştır. Kitle kaynaklı yaklaşım derin öğrenme ile birlikte çözüm için önde gelen adaylardan biri olarak öne çıkmaktadır.

5. KAYNAKLAR

- Abou M., I. ve Tanton, T. W., 2003. Improvements in Land Use Mapping for Irrigated Agriculture from Satellite Sensor Data Using a Multi-Stage Maximum Likelihood Classification, International Journal of Remote Sensing, 24, 21, 4197-4206.
- Ahmad, K., Pogorelov, K., Riegler, M., Conci, N. ve Halvorsen, P., 2019. Social Media and Satellites, Multimedia Tools and Applications, 78, 3, 2837-2875.
- Ahmad, K., Sohail, A., Conci, N. ve Natale, F. D., 2018. A Comparative Study of Global and Deep Features for the Analysis of User-Generated Natural Disaster Related Images, IEEE 13th Image, Video and Multidimensional Signal Processing Workshop (IVMSP), June, Zagorochoria, Proceedings Book, 1-5.
- Ahmad K., Pogorelov K., Riegler M., Ostroukhova O., Halvorsen P., Conci N. ve Dahyot R., 2019. Automatic Detection of Passable Roads After Floods in Remote Sensed and SM Data, Signal Processing: Image Communication, 74, 110–118.
- Ajmar, A., Boccoardo, P., Disabato, F. ve Tonolo, F. G., 2015. Rapid Mapping: Geomatics Role and Research Opportunities. Rendiconti Lincei, 26, 1, 63-73.
- Akar, Ö. ve Güngör, O., 2015. Integrating Multiple Texture Methods and NDVI to the Random Forest Classification Algorithm to Detect Tea and Hazelnut Plantation Areas in Northeast Turkey, International Journal of Remote Sensing, 36, 2, 442-464.
- Akar, Ö., 2013. Rastgele Orman Sınıflandırıcısına Doku Özellikleri Entegre Edilerek Benzer Spektral Özellikteki Tarımsal Ürünlerin Sınıflandırılması, Doktora Tezi, K.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.
- Ali, A. L., Falomir, Z., Schmid, F. ve Freksa, C., 2017. Rule-guided Human Classification of Volunteered Geographic Information, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 12, 3–15.
- Anderson, J.R., Hardy, E.E., Roach, J.T. ve Witmer, R.E., 1976. A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data, Government Printing Office, Washington, DC, U.S. Geological Survey.
- Arel, I., Rose, D. C. ve Karnowski, T. P., 2010. Deep Machine Learning-A New Frontier in Artificial Intelligence Research. IEEE Computational Intelligence Magazine, 5, 4, 13-18.
- Ammour, N., Alhichri, H., Bazi, Y., Benjdira, B., Alajlan, N. ve Zuair, M., 2017. Deep Learning Approach for Car Detection in UAV Imagery. Remote Sensing, 9, 4, 312.

- Audebert, N., Le Saux, B., ve Lefèvre, S., 2019. Deep Learning for Classification of Hyperspectral Data: A Comparative Review. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 7, 2, 159-173.
- Baker, K., Ooms, K., Verstockt, S., Brackman, P., De Maeyer, P. ve Van de Walle, R., 2017. Crowdsourcing A Cyclist Perspective on Suggested Recreational Paths in Real-World Networks. Cartography and Geographic Information Science, 44, 5, 422-435.
- Baklanov, A., Fritz, S., Khachay, M., Nurmukhametov, O., Salk, C., See, L. ve Shchepashchenko, D., 2016. Vote aggregation techniques in the Geo-Wiki crowdsourcing game: a case study. In International Conference on Analysis of Images, Social Networks and Texts, April, Yekaterinburg, Proceedings Book, 41-50.
- Ballatore, A. ve Jokar, A. J., 2019. Placing Wikimapia: an Exploratory Analysis. International Journal of Geographical Information Science, 33, 8, 1633-1650.
- Bannister, N. P. ve Neyland, D. L., 2015. Maritime Domain Awareness with Commercially Accessible Electro-Optical Sensors in Space. International Journal of Remote Sensing, 36,1, 211-243.
- Barrington, L., Ghosh, S., Greene, M. ve Harnoy, S., 2011. Crowdsourcing Earthquake Damage Assessment Using Remote Sensing Imagery, Ann. Geophys., 54, 6, 680–687.
- Bayas, J. L., See, L., Fritz, S., Sturn, T., Perger, C., Dürauer, M., Karner, M., Moorthy, I., D., Schepaschenko, D. D. ve McCallum I., 2016. Crowdsourcing In-Situ Data on Land Cover and Land Use Using Gamification and Mobile Technology, Remote Sensing, 8, 11, 905.
- Bayas, J. C. L., Lesiv, M., Waldner, F., Schucknecht, A., Duerauer, M., See, L., Fritz, S., Fraisl, D., Moorthy, I., McCallum, I., Perger, C., Danylo, O., Defourny, P., Gallego, J., Gilliams, S., Akhtar, I. U. H., Baishya, S. J., Baruah, M., Bungnamei, K., Campos, A., Changkakati, T., Cipriani, A., Das, K., Das, K., Das, I., Davis, K. F., Hazarika, P., Johnson, B. A., Malek, Z., Molinari, M. E., Panging, K., C. Pawe, K., Pérez-Hoyos, A., Sahariah, P. K., Sahariah, D., Saikia, A., Saikia, M., Schlesinger, P., Seidacaru, E., Singha, K. ve Wilson, J. W., 2017. A Global Reference Database of Crowdsourced Cropland Data Collected Using the Geo-Wiki Platform, Scientific Data, 4, 1, 1-10.
- Bechtel, B., Alexander, P. J., Beck, C., Böhner, J., Brousse, O., Ching, J., Demuzere, M., Fonte, C., Gál, T., Hidalgo, J. ve Hoffmann, P., 2019. Generating WUDAPT Level 0 Data—Current Status of Production and Evaluation. Urban climate, 27, 24-45.
- Behrend, T.S., Sharek, D.J., Meade, A.W. ve Wiebe, E.N., 2011. The Viability of Crowdsourcing for Survey Research. Behavior Research Methods, 43, 3, 800.

- Bengio, Y., 2009. Learning Deep Architectures for AI. Foundations and Trends® in Machine Learning, 2, 1, 1-127.
- Berriel, R. F., Lopes, A. T., Souza, A. F. D, ve Oliveira-Santos, T., 2017. Deep Learning-Based Large-Scale Automatic Satellite Crosswalk Classification, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14, 9, 1513–1517.
- Biolchini, J., Mian, P.O., Natali, A.C.C. ve Travassos, G.H., Systematic Review in Software Engineering, technical report. <http://www.cos.ufij.br>, 21 Haziran 2016.
- Blaschke, T., Hay, G. J., Weng, Q. ve Resch, B., 2011. Collective Sensing: Integrating Geospatial Technologies to Understand Urban Systems—An Overview. Remote Sensing, 3, 8, 1743-1776.
- Bolar, A., Kanuri, R. N., Shrihari, S., Natarajan, S. ve Nagajothi, K., 2018. Classification of Urban Data using Satellite Imaging. In 2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI) 1843-1847. IEEE.
- Boulos, M. N. K., Resch, B., Crowley, D. N., Breslin, J. G., Sohn, G., Burtner, R., Pike, W. A., Jezierski, E. ve Chuang, K. Y. S., 2011. Crowdsourcing, Citizen Sensing and Sensor Web Technologies for Public and Environmental Health Surveillance and Crisis Management: Trends, OGC Standards and Application Examples. International journal of health geographics 10, 1, 67.
- Brovelli, M. A., Celino, I., Fiano, A., Molinari, M. E., ve Venkatachalam, V., 2018. A Crowdsourcing-Based Game for Land Cover Validation, Applied Geomatics, 10, 1, 1-11.
- Bonney, R., C. Cooper, B., Dickinson, J., Kelling, S., Phillips, T., K. Rosenberg, V. ve Shirk, J., Citizen Science: A Developing Tool for Expanding Science Knowledge and Scientific Literacy, BioScience, 59, 11, 977–984, 2009.
- Carneiro, T., Da Nóbrega, R. V. M., Nepomuceno, T., Bian, G. B., De Albuquerque, V. H. C., ve Reboucas Filho, P. P., 2018. Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications. IEEE Access, 6, 61677-61685.
- Carranza-García, M., García-Gutiérrez, J. ve Riquelme, J. C., 2019. A Framework for Evaluating Land Use and Land Cover Classification Using Convolutional Neural Networks, Remote Sensing, 11, 3, 274.
- Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C., ve Verdoliva, L., 2017. Training Convolutional Neural Networks for Semantic Classification of Remote Sensing Imagery, In 2017 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE), March, Dubai, Proceedings Book, 1-4.

- Cao, Y.S., Niu, X. ve Dou, Y., 2016. Region-Based Convolutional Neural Networks for Object Detection in Very High Resolution Remote Sensing Images, 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (Icnc- Fskd), Aug., Changsha, Proceedings Book, 548–554.
- Camps-Valls, G. ve Bruzzone, L., 2005. Kernel-Based Methods for Hyperspectral Image Classification, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 43, 1351–1362.
- Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C. ve Verdoliva, L., Land Use Classification in Remote Sensing Images by Convolutional Neural Networks. <https://arxiv.org/abs/1508.00092> 21 Haziran 2017.
- Cengil, E. ve Çınar, A., 2016. A New Approach for Image Classification: Convolutional Neural Network, European Journal of Technique, 6, 2, 96-103.
- Cervone, G., Sava, E., Huang, Q., Schnebele, E., Harrison, J. ve Waters, N., 2015. Using Twitter for Tasking Remote-Sensing Data Collection and Damage Assessment: 2013 Boulder Flood Case Study, Int. J. Remote Sens., 37, 1, 100–124.
- Cheng, G., Zhou, P. ve Han, J., 2016. Learning Rotation-Invariant Convolutional Neural Networks for Object Detection in VHR Optical Remote Sensing Images, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54, 12, 7405-7415.
- Cheng, G. ve Han, J., 2016. A Survey on Object Detection in Optical Remote Sensing Images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 117, 11-28.
- Cheng, G., Han, J. ve Lu, X., 2017. Remote Sensing Image Scene Classification: Benchmark and State of The Art, Proceedings of the IEEE, 105, 10, 1865-1883.
- Chen, T., Hui, E. C., Wu, J., Lang, W. ve Li, X., 2019. Identifying Urban Spatial Structure and Urban Vibrancy in Highly Dense Cities Using Georeferenced Social Media Data, Habitat International, 89, 1-11.
- Chen, Z., Zhang, T. ve Ouyang, C., 2018. End-to-End Airplane Detection Using Transfer Learning in Remote Sensing Images, Remote Sensing, 10, 1, 139.
- Chen, Y., Lin, Z., Zhao, X., Wang, G. ve Gu, Y., 2014. Deep Learning-Based Classification of Hyperspectral Data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 7, 6, 2094-2107.
- Chen, Y., Zhao, X. ve Jia X., 2015. Spectral–Spatial Classification of Hyperspectral Data Based on Deep Belief Network. IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., 8, 2381–2392.
- Chen J., Zhou Y., Zipf A. ve Fan H., 2019. Deep Learning from Multiple Crowds: A Case Study of Humanitarian Mapping, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 57, 3, 1713–1722.

- Chi, M., Zhongyi S., Yiqing Q., Jinsheng S. ve Jón A. B., 2017. A novel methodology to label urban remote sensing images based on location-based social media photos, Proceedings of the IEEE 105, 10, 1926-1936.
- Chi M., Sun Z., Qin Y., Shen J. ve Benediktsson J. A., 2017. A Novel Methodology to Label Urban Remote Sensing Images Based on Location-Based SM Photos, Proceedings of the IEEE, 105, 10, 1926–1936.
- Choi, C. E., Cui, Y. ve Zhou, G. G., 2018. Utilizing Crowdsourcing to Enhance the Mitigation and Management of Landslides, Landslides, 15, 9, 1889-1899.
- Chu, H. J. ve Chen, Y. C., 2018. Crowdsourcing Photograph Locations for Debris Flow Hot Spot Mapping. Natural hazards, 90, 3, 1259-1276.
- Civco, D. L., 1993. Artificial Neural Networks for Land-Cover Classification and Mapping, International Journal of Geographical Information Science, 7, 2, 173-186.
- Clark, M. L. ve Aide, T. M., 2011. Virtual Interpretation of Earth Web-Interface Tool (VIEW-IT) for Collecting Land-Use/Land-Cover Reference Data, Remote Sensing, 3, 3, 601–620.
- Coates, A., Ng, A.Y. ve Lee, H., 2011. An Analysis of Single-Layer Networks in Unsupervised Feature Learning, in Proceedings of The International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, April, Ft. Lauderdale, FL, USA, Proceedings Book, 215–223.
- Cohen, J., 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales, Educational and Psychological Measurement, 20, 1, 37-46.
- Comber, A., Fonte, C., Foody, G., Fritz, S., Harris, P., Olteanu-Raimond, A. M. ve See, L., 2016. Geographically Weighted Evidence Combination Approaches for Combining Discordant and Inconsistent Volunteered Geographical Information. GeoInformatica, 20, 3, 503-527.
- Congalton, R.G., 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. Remote Sens. Environ., 37, 1, 35–46.
- Crooks, A., Dieter P., Andrew J., Arie C., Anthony S., Duncan S., Sophia K., Alexandros E. ve George L., 2015. Crowdsourcing Urban Form and Function, International Journal of Geographical Information Science, 29, 5, 720-741.
- d’Andrimont, R., Lemoine, G. ve Van der Velde, M., 2018. Targeted Grassland Monitoring at Parcel Level Using Sentinels, Street-Level Images and Field Observations. Remote Sensing, 10, 8, 1300.
- Daume, S., Albert, M. ve Von Gadow, K., 2014. Assessing Citizen Science Opportunities in Forest Monitoring Using Probabilistic Topic Modelling. Forest Ecosystems, 1, 1, 11.

- Dellacqua, F. ve Vecchi, D. D., 2017. Potentials of Active and Passive Geospatial Crowdsourcing in Complementing Sentinel Data and Supporting Copernicus Service Portfolio, Proceedings of the IEEE, 105, 10, 1913–1925.
- Dell’Acqua, F., Iannelli, G., Torres, M. ve Martina, M., 2018. A Novel Strategy for Very-Large-Scale Cash-Crop Mapping in the Context of Weather-Related Risk Assessment, Combining Global Satellite Multispectral Datasets, Environmental Constraints, and In Situ Acquisition of Geospatial Data, Sensors, 18, 2, 591.
- Di, W., Bhardwaj, A. ve Wei, J., 2018. Deep Learning Essentials: Your Hands-On Guide to the Fundamentals of Deep Learning and Neural Network Modeling, Packt Publishing, Birmingham, UK.
- Ding, P., Zhang, Y., Deng, W. J., Jia, P. ve Kuijper, A., 2018. A Light and Faster Regional Convolutional Neural Network for Object Detection in Optical Remote Sensing Images, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 141, 208–218.
- Dorning, M. A., Van Berkel, D. B. ve Semmens, D. J., 2017. Integrating Spatially Explicit Representations of Landscape Perceptions into Land Change Research, Current Landscape Ecology Reports, 2, 3, 73–88.
- Dos Santos, J.A., Penatti, O.A.B., da Silva Torres, R., 2010. Evaluating the Potential of Texture and Color Descriptors for Remote Sensing Image Retrieval and Classification. In Proceedings of the VISAPP, May, Angers, Proceedings Book, 203–208.
- Du, Q. ve Chang, C.I., 2001. A Linear Constrained Distance-Based Discriminant Analysis for Hyperspectral Image Classification, Pattern Recognition, 34, 361–373.
- El Amin, A. M., Liu, Q. ve Wang, Y., 2016. Convolutional Neural Network Features Based Change Detection in Satellite Images, In First International Workshop on Pattern Recognition, International Society for Optics and Photonics, July, Tokyo, Proceedings Book.
- Estes, L.D., McRitchie, D., Choi, J., Debats, S., Evans, T., Guthe, W., Luo, D., Ragazzo, G., Zempleni, R. ve Caylor, K.K., 2016. A Platform for Crowdsourcing the Creation of Representative, Accurate Landcover Maps., Environ. Modelling Software, 80, 41–53.
- Fauvel, M., Tarabalka, Y., Benediktsson, J. A., Chanussot, J. ve Tilton, J. C., 2013. Advances in Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Images, Proc. IEEE, 101, 3, 652–675.
- Fekete, A., Tzavella, K., Armas, I., Binner, J., Garschagen, M., Giupponi, C., Mojtahed, V., Pettita, M., Schneiderbauer, S. ve Serre, D., 2015. Critical Data Source; Tool or Even Infrastructure? Challenges of Geographic Information Systems and Remote Sensing for Disaster Risk Governance, ISPRS International Journal of Geo-Information, 4, 4, 1848–1869.

- Fischer, P., Dosovitskiy, A. ve Brox, T., Descriptor matching with convolutional neural networks: A comparison to SIFT. <https://arxiv.org/abs/1406.6909> 12 Haziran 2018.
- Fonte, C. C., Bastin, L., See, L., Foody, G. ve Lupia, F., 2015. Usability of VGI for Validation of Land Cover Maps, International Journal of Geographical Information Science, 29, 7, 1269–1291.
- Foody, G. M., Ling, F., Boyd, D. S., Li, X., ve Wardlaw, J., 2019. Earth Observation and Machine Learning to Meet Sustainable Development Goal 8.7: Mapping Sites Associated with Slavery from Space. Remote Sensing, 11, 3, 266.
- Forget, Y., Linard, C., Gilbert, M., Shimoni, M. ve Lopez J., 2018. Fusion Scheme for Automatic and Large-Scaled Built-up Mapping, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July, Valencia, Spain, Proceedings Book, 2072–2075.
- Frank, J., Rebbapragada, U., Bialas, J., Oommen, T. ve Havens, T., 2017. Effect of Label Noise on The Machine-Learned Classification of Earthquake Damage, Remote Sensing, 9, 8, 803.
- Fritz, S., See, L., Bayas, J. C. L., Waldner, F., Jacques, D., Becker-Reshef, I., Whitcraft, A., Baruth, B., Bonifacio, R., Crutchfield, J., Rembold, F., Rojas, O., Schucknecht, A., Velde, M. V. D., Verdin, J., Wu, B., Yan, N., You, L., Gilliams, S., Mücher, S., Tetrault, R., Moorthy, I. ve McCallum, I., 2019. A Comparison of Global Agricultural Monitoring Systems and Current Gaps, Agricultural Systems, 168, 258–272.
- Fritz, S., Ian, M., Christian, S., Christoph, P., Roland, G., Frédéric, A., Florian, K., ve Michael, O., 2009. Geo-Wiki Org: The Use of Crowdsourcing to Improve Global Land Cover. Remote Sensing 1, 3, 345-354.
- Frommberger, L., ve Schmid, F., Crowdsourced Bi-Directional Disaster Reporting and Alerting on Smartphones in Lao. <https://arxiv.org/abs/1312.6036> 15 Haziran 2018.
- Frye, S., Karen, M., Dan, M., Matt, H., George, P. ve John E., 2013. Towards a Sensor Web Architecture for Disaster Management: Insights from the Namibia Flood Pilot, IGARSS, July, , Melbourne, Australia, Proceedings Books.
- Fu, G., Liu, C., Zhou, R., Sun, T. ve Zhang, Q., 2017. Classification for High Resolution Remote Sensing Imagery Using A Fully Convolutional Network. Remote Sensing, 9, 5, 498.
- Fu, G., Liu, C., Zhou, R., Sun, T., Zhang, Q., 2017. Classification for High Resolution Remote Sensing Imagery Using A Fully Convolutional Network. Remote Sensing, 9, 5, 498.

- Garaba S., Friedrichs A., Voß D., ve Zielinski O., 2015. Classifying Natural Waters with the Forel-Ule Colour Index System: Results, Applications, Correlations and Crowdsourcing, International Journal of Environmental Research and Public Health, 12, 12, 16096–16109.
- Garcia-Martí, I., Zurita-Milla, R., Van Vliet, A. J., ve Takken, W., 2017. Modelling and Mapping Tick Dynamics Using Volunteered Observations. International Journal of Health Geographics, 16, 1, 41.
- Gewali, U. B. ve Monteiro, S. T., 2018. A Tutorial on Modelling and Inference in Undirected Graphical Models for Hyperspectral Image Analysis. International journal of remote sensing, 39, 20, 7104-7143.
- Ghamisi, P., Plaza, J., Chen, Y., Li, J. ve Plaza, A., 2017. Advanced Supervised Spectral Classifiers for Hyperspectral Images: A Review. IEEE Geosci. Remote Sens. Mag. 5, 1, 8–32.
- Ghermandi, A. ve Sinclair, M., 2019. Passive Crowdsourcing of Social Media in Environmental Research: A Systematic Map. Global Environmental Change, 55, 36-47.
- Ghouaïel N. ve Lefèvre S., 2016. Coupling Ground-Level Panoramas and Aerial Imagery for Change Detection, Geo-spatial Information Science, 19, 3, 222–232.
- Gislason, P. Benediktsson, J. ve Sveinsson, J., 2006. Random Forests For Land Cover Classification, Pattern Recognit. Lett. 27, 294–300.
- Girshick R., Donahue J., Darrell T., ve Malik J., 2016. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 38, 1, 142–158.
- Glorot X., Bordes A. ve Bengio Y., 2011. Deep Sparse Rectifier Neural Networks, Proc. Aistats, 15, 315–323.
- Gong, P, Le Y, Congcong L, Jie W, Lu L, Xuecao L, Luyan J, Yuqi B, Yuqi C. ve Zhiliang Z., 2016. A New Research Paradigm for Global Land Cover Mapping. Annals of GIS, 22, 2, 87-102.
- Goodfellow, I., Bengio, Y. ve Courville, A. Deep learning, book in preparation for MIT Press, <http://goodfeli.github.io/dlbook/>, 10 Eylül 2018.
- Goodchild, Michael F., 2007. Citizens as Sensors: The World of Volunteered Geography, GeoJournal 69, 4, 211-221.
- Goodchild, M., 2009. Neogeography and The Nature of Geographic Expertise, Journal of Location Based Services, 3, 2, 82-96.

- Goodchild, M. F. ve Glennon, J. A., 2010. Crowdsourcing Geographic Information for Disaster Response: A Research Frontier, International Journal of Digital Earth, 3, 3, 231-241.
- Gueguen, L., Koenig, J., Reeder, C., Barksdale, T., Saints, J., Stamatiou, K., Collins, J. ve Johnston, C., 2016. Mapping Human Settlements and Population at Country Scale from VHR Images, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 10, 2, 524–538.
- Guo, H., Liu, Z., Jiang, H., Wang, C., Liu, J. ve Liang, D., 2017. Big Earth Data: A New Challenge and Opportunity for Digital Earth's Development, International Journal of Digital Earth, 10, 1, 1-12.
- Guo, W., Yang, W., Zhang, H., ve Hua, G., 2018. Geospatial Object Detection in High Resolution Satellite Images Based on Multi-Scale Convolutional Neural Network, Remote Sensing, 10, 1, 131.
- Harold, K., 2019. Innovation Project Management: Methods, Case Studies, and Tools for Managing innovation Projects, Birinci Baskı, Wiley, Hoboken, NJ, USA.
- Häberle, M., Werner, M. ve Zhu, X. X., 2019. Geo-Spatial Text-Mining From Twitter – A Feature Space Analysis with A View Toward Building Classification In Urban Regions, European Journal of Remote Sensing, 52, 2, 2–11.
- Haklay, M. ve Weber P., 2008. OpenStreetMap: User-Generated Street Maps, IEEE Pervasive Comput., 7, 4, 12–18.
- He, K., Zhang, X., Ren, S. ve Sun, J., 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition, in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June, Las Vegas, Proceeding Books, 770-778.
- He, K., Zhang, X., Ren, S. ve Sun, J., Deep Residual Learning for Image Recognition. <https://arxiv.org/abs/1512.03385> 18 Haziran 2018
- Heipke C., 2010. Crowdsourcing Geospatial Data, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 65, 6, 550–557.
- Herfort, B., Höfle, B. ve Klonner, C., 2018. 3D Micro-Mapping: Towards Assessing the Quality of Crowdsourcing to Support 3D Point Cloud Analysis. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 137, 73-83.
- Horita, F. E. A., Degrossi, L. C., de Assis, L. F. G., Zipf, A. ve de Albuquerque, J. P., 2013. The Use of Volunteered Geographic Information (VGI) and Crowdsourcing in Disaster Management: A Systematic Literature Review, Nineteenth Americas Conference on Information Systems, August, Chicago, IL, Proceeding Books.
- Hormese, J. ve Saravanan, 2018. C., A Comparison of Convolutional Neural Network Architectures for Road Classification from Satellite Images. In 2018 International

Conference on Inventive Research in Computing Applications, July, Proceeding Books, 354-359.

- Howe, J. The Rise of Crowdsourcing, Wired, June 2006. www.wired.com/wired/archive/14.06/crowds.html 10 Ekim 2019
- Howe, J., 2008. CROWDSOURCING Kalabalıkların Gücü, Bir İşin Geleceğine Nasıl Şekil Verebilir?, Çeviri Aksoy. G., Birinci Baskı, Koçsistem Yayınları, İstanbul.
- Hu, Z. ve Wu, W., 2012. A Satellite Data Portal Developed for Crowdsourcing Data Analysis and Interpretation, Proceedings of The Eighth International Conference on E-Science Held, October, Chicago, USA, Proceeding Books.
- Hu, F., Xia, G. S., Hu, J. ve Zhang, L., 2015. Transferring Deep Convolutional Neural Networks for the Scene Classification of High-Resolution Remote Sensing Imagery, Remote Sensing, 7, 11, 14680-14707.
- Hu, X., Liu, Z., Yao, Y., Wang, N. ve Dang, D., 2017. Crowdsourcing Model Research for the Identification of Post-Earthquake Rescue Objects, Journal of Earthquake Engineering, 23, 5, 863–881.
- Hu, Q., Bai, G., Wang, S., ve Ai, M., 2019. Extraction and Monitoring Approach of Dynamic Urban Commercial Area Using Check-In Data from Weibo,” Sustainable Cities and Society, 45, 508–521.
- Hu, W., Huang, Y., Wei, L., Zhang, F. ve Li, H., 2015. Deep Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification, Sensors, doi: 10.1155/2015/258619.
- Huang, X., Wang, C. ve Li, Z., 2018. A Near Real-Time Flood-Mapping Approach by Integrating SM and Post-Event Satellite Imagery, Annals of GIS, 24, 2, 113–123.
- Hufkens K., Melaas E. K. ve Mann M. L., T. Foster, Ceballos F., Robles M. ve Kramer B., 2019. Monitoring Crop Phenology Using A Smartphone Based Near-Surface Remote Sensing Approach, Agricultural and Forest Meteorology, 265, 327–337.
- Hunt A. ve Specht D., 2109. Crowdsourced Mapping in Crisis Zones: Collaboration, Organisation and Impact, Journal of International Humanitarian Action, 4.
- Huynh, A., Eguchi, M., Lin, A. Y. M. ve Eguchi, R., 2014. Limitations of Crowdsourcing Using the EMS-98 Scale in Remote Disaster Sensing, IEEE Aerospace Conference, March, Big Sky, MT, USA, Proceeding Books, 1-7.
- Huynh, A., Ponto, K., A. Lin, Y. M. ve Kuester, F., 2013. Visual Analytics of Inherently Noisy Crowdsourced Data on Ultra High Resolution Displays, 2013 IEEE Aerospace Conference, March, Big Sky, MT, USA, Proceeding Books: 1-8.
- Ji, S., Yang, M. ve Yu, K., 2013. 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition. IEEE Trans. Pattern Anal., 35, 221–231.

- Ji, S., Zhang, C., Xu, A., Shi, Y. ve Duan, Y., 2018. 3D Convolutional Neural Networks for Crop Classification with Multi-Temporal Remote Sensing Images, Remote Sensing, 10, 1, 75.
- Jiang Q., Cao L., Cheng M., Wang C. ve Li J., 2015. Deep Neural Networks-Based Vehicle Detection In Satellite Images, in Proc. Int. Symp. Bioelectronics and Bioinformatics, 184–187.
- Kahraman, F., Cengiz H., Mümin, İ., Büşra, Y. Ö., Muhammed, İ. K., Muhammet, A., Hocaoglu, E., ve Binnur, K., 2015. Enterprise Crowdsourcing Platform for Geospatial Image Analysis, 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), May, Malatya, Proceeding Books: 1813-1816.
- Kaiser P., Wegner J. D., Lucchi A., Jaggi M., Hofmann T. ve Schindler K., 2017. Learning Aerial Image Segmentation from Online Maps, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55, 11, 6054–6068.
- Kal-Yi, H., 2002. A Synergistic Automatic Clustering Technique (SYNERACT) for Multispectral Image Analysis, Photogramm. Eng. Remote Sens., 68, 33–40.
- Kamhoua, G. A., Pissinou, N., Iyengar, S. S., Beltran, J., Miller, J., Kamhoua, C. A. ve Njilla, L. L., 2017. Approach to detect non-adversarial overlapping collusion in crowdsourcing. In 2017 IEEE 36th International Performance Computing and Communications Conference, December, San Diego, USA, Proceeding Books: 1-8.
- Kemker, R., Salvaggio, C. ve Kanan, C., 2018. Algorithms for Semantic Segmentation of Multispectral Remote Sensing Imagery Using Deep Learning. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 145, 60-77.
- Kemker, R., Salvaggio, C. ve Kanan, C., High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation. <https://arxiv.org/abs/1703.01918> 16 Haziran 2019
- Kankanamge, N., Yigitcanlar, T., Goonetilleke, A. ve Kamruzzaman, M., 2019. Can Volunteer Crowdsourcing Reduce Disaster Risk? A Systematic Review of The Literature, International Journal of Disaster Risk Reduction, 35.
- Kerle, N. ve Hoffman, R. R., 2013. Collaborative Damage Mapping for Emergency Response: The Role of Cognitive Systems Engineering, Natural Hazards and Earth System Sciences, 13, 1, 97–113.
- Khatami, R., Mountrakis, G. ve Stehman, S. V., 2016. A Meta-Analysis of Remote Sensing Research on Supervised Pixel-Based Land-Cover Image Classification Processes: General Guidelines for Practitioners and Future Research. Remote Sensing of Environment, 177, 89-100.
- Kingma, D. P. ve Jimmy, Lei Ba. Adam: A Method for Stochastic Optimization, International Conference on Learning Representations. <https://arxiv.org/abs/1412.6980> 14 Haziran 2019

- Kitchenham, B.A. ve Charters, S., Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering.Tech, Keele University and Durham University Joint Report, 2007. https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/35830450/2_143465389588742151.pdf?response-content+disposition+=inline%3B%20filename%3DSystematic_Literature_Reviews_SLR.pdf&X-Amz-Algorithm=AWS4-HMAC-SHA256&X-Amz-Credential=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A%2F20191125%2Fus-east-1%2Fs3%2Faws4_request&X-Amz-Date=20191125T183937Z&X-Amz-Expires=3600&X-Amz-Signed-Headers=host&X-Amz-Signature=28dd6284eda91c7e371cbc89223f842ad1e4f229300788c2aa159f6f7b86ee5b10 Ağustos 2018
- Klonner, C., Barron, C., Neis, P. ve Höfle, B., 2015. Updating Digital Elevation Models via Change Detection and Fusion of Human and Remote Sensor Data in Urban Environments, International Journal of Digital Earth, 8, 2, 153–171.
- Knoth, C., Slimani, S., Appel, M. ve Pebesma, E., 2018. Combining Automatic and Manual Image Analysis in A Web-Mapping Application for Collaborative Conflict Damage Assessment, Applied Geography, 97, 25–34.
- Kogan, F., Kussul, N., Adamenko, T., Skakun, S., Kravchenko, O., Kryvobok, O. ve Lavrenyuk, A., 2013. Winter Wheat Yield Forecasting in Ukraine Based on Earth Observation, Meteorological Data and Biophysical Models, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 23, 192-203.
- Kolotii, A., Kussul, N., Shelestov, A., Skakun, S., Yailymov, B., Basarab, R. ve Ostapenko, V., 2015. Comparison of Biophysical and Satellite Predictors for Wheat Yield Forecasting in Ukraine, International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, May, Berlin, Germany, Proceeding Book: 39-44.
- Koskinen, J., Leinonen, U., Vollrath, A., Ortmann, A., Lindquist, E., Dannunzio, R., Pekkarinen, A. ve Käyhkö, N., 2019. Participatory mapping of forest plantations with Open Foris and Google Earth Engine, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 148, 63–74.
- Kosmala, M., Crall, A., Cheng, R., Hufkens, K., Henderson, S. ve Richardson, A., 2016. Season Spotter: Using Citizen Science to Validate and Scale Plant Phenology from Near-Surface Remote Sensing, Remote Sensing, 8, 9, 726.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Hinton, G.E., 2012. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, In Proceedings of the 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, December, Lake Tahoe, NV, USA, Proceeding Books: 1097–1105.
- Krumm, J., Davies, N. ve Narayanaswami, C., 2008. User-Generated Content, IEEE Pervasive Computing, 7, 4, 10-11.

- Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S. ve Shelestov, A., 2017. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14, 5, 778-782.
- Laben, C.A. ve Brower, B. V., 2000. Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpener. US Patent # 6,011,875, Eastman Kodak Company.
- Lam, D., Kuzma, R., McGee, K., Dooley, S., Laielli, M., Klaric, M., Bulatov, Y., Sui, D., Elwood, S. ve Goodchild, M., (Eds.) 2012. Crowdsourcing Geographic Knowledge: Volunteered Geographic Information (VGI) In Theory and Practice, Springer Science & Business Media, Seattle, WA, USA.
- Lesiv, M. Bayas J. C. L., See L., Duerauer M., Dahlia D., Durando N., Hazarika R., Sahariah P. K., Vakolyuk M., Blyshchyk V., Bilous A., Perez-Hoyos A., Gengler S., Prestele R., Bilous S., Akhtar I. U. H., Singha K., S. Choudhury B., Chetri T., Malek Ž., Bungnamei K., A. Saikia, D. Sahariah, W. Narzary, O. Danylo, T. Sturn, M. Karner, I. McCallum, D. Schepaschenko, Leeuw T. ve Boss E., 2018. The HydroColor App: Above Water Measurements of Remote Sensing Reflectance and Turbidity Using a Smartphone Camera, Sensors, 18, 1, 256, 2018.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W. ve Jackel, L. D., 1989. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, Neural Comput., 1, 4, 541–551.
- Li, C., Liu, L., Wang, J., Zhao, C. ve Wang, R., 2004. Comparison of Two Methods of the Fusion of Remote Sensing Images with Fidelity of Spectral Information. In Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'04. Proceedings. IEEE International, December, Anchorage, AK, USA 2561–2564.
- Li, D., Shen, X. ve Wang, L., 2018. Connected Geomatics in The Big Data Era, International Journal of Digital Earth, 11, 2, 139–153.
- Li, Y., Zhang, H., Xue, X., Jiang, Y. ve Shen, Q., 2018. Deep Learning for Remote Sensing Image Classification, In Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 8, 6, e1264.
- Li, W., Fu, H., Yu, L. ve Cracknell, A., 2017. Deep Learning Based Oil Palm Tree Detection and Counting for High-Resolution Remote Sensing Images., Remote Sensing, 9, 1, 22.
- Li, Y., Zhang, H. ve Shen, Q., 2017. Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Imagery with 3D Convolutional Neural Network. Remote Sens. 9, 1, 67.
- Li, M., Zang, S., Zhang, B., Li, S. ve Wu, C., 2014a. A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: The Role of Spatio-Contextual Information, Eur. J.Remote Sens., 47, 389–411.

- Li, E., Xia, J., Du, P., Lin, C., ve Samat, A., 2017. Integrating Multilayer Features of Convolutional Neural Networks for Remote Sensing Scene Classification, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 55, 10, 5653–5665.
- Li, H., Yang, H., ve Zeng, C., Can Crowdsourcing Support Remote Sensing Image Classification? 2018 26th International Conference on Geoinformatics, 28-30 June 2018, Kunming, China, Proceeding Books: 1-4.
- Liu, Q., Hang, R., Song, H., Zhu, F., Plaza, J., Plaza, A., 2016. Adaptive Deep Pyramid Matching for Remote Sensing Scene Classification. <https://arxiv.org/abs/1611.03589> 13 MAYIS 2018
- Liu, J., Hyypä, J., Yu, X., Jaakkola, A., Kukko, A., Kaartinen, H., Zhu, L., Liang, X., Wang, Y., ve Hyypä, H., 2018. A Novel GNSS Technique for Predicting Boreal Forest Attributes at Low Cost, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55, 9, 4855–4867.
- Long, J., Shelhamer, E. ve Darrell, T., 2015. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation, June, Boston, MA, USA, Proceeding Book: 3431–3440.
- López-Lozano, R. ve Baruth, B., 2019. An Evaluation Framework to Build A Cost-Efficient Crop Monitoring System, Experiences from the Extension of the European Crop Monitoring System, Agricultural Systems, 168, 231–246.
- Ma, D., Tang, P. ve Zhao, L., 2019. SiftingGAN: Generating and Sifting Labeled Samples to Improve the Remote Sensing Image Scene Classification Baseline in Vitro., IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 16,7, 1046-1050.
- MacQueen, J.B., 1967. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, University of California Press: Berkeley, CA, USA: 281–297.
- MacIve, K., Google Chief Eric Schmidt on the Data Explosion. <http://www.i-cio.com/features/august-2010/eric-schmidt-exabytes-of-data> 05 Ocak 2018
- Makantasis, K., Karantzalos, K., Doulamis, A. ve Doulamis, N., 2015. Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks, In Proc. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS), July, Milan, Italy Proceeding Book: 4959–4962.
- Martha, T. R., Kerle, N., van Westen, C. J., Jetten, V. ve Kumar, Segment, K. V., 2011. Optimization and Data-Driven Thresholding for Knowledge-Based Landslide Detection by Objectbased Image Analysis, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 49, 12, 4928–4943.
- Massad I. ve Dalyot S., 2015. Towards the Production of Digital Terrain Models from Volunteered GPS Trajectories, Survey Review, 47, 344, 325–332.

- McCord, B., Objects in context in overhead imagery. <https://arxiv.org/abs/1802.07856> 10 Ekim 2018
- Mcauliffe, C. P., Lage, K. ve Mattke, R., 2017. Access to Online Historical Aerial Photography Collections: Past Practice, Present State, and Future Opportunities, Journal of Map & Geography Libraries, 13, 2, 198–221.
- Mei, S., Yuan, X., Ji, J., Zhang, Y., Wan, S. ve Du, Q., 2017. Hyperspectral Image Spatial Super-Resolution via 3D Full Convolutional Neural Network. Remote Sensing, 9, 11, 1139.
- Melgani, F. ve Bruzzone, L., 2004. Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images with Support Vector Machines, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 42, 1778–1790.
- Miller, D.M., Kaminsky, E.J. ve Rana, S., 1995. Neural Network Classification of Remote-Sensing Data. Comput. Geosci., 21, 377–386.
- Moltchanova, E., Fraisl, D., Moorthy, I. ve Fritz, S., 2019. Estimating the Global Distribution of Field Size Using Crowdsourcing, Global Change Biology, 25, 1, 174–186.
- Morsy, S., Shaker, A. ve El-Rabbany, A. 2017a. Multispectral Lidar Data for Land Cover Classification of Urban Areas, Sensors, 17, 5, 958.
- Neis, P. ve Zipf, A., 2012. Analyzing the Contributor Activity of a Volunteered Geographic Information Project—The Case of Openstreetmap, ISPRS Int. J. Geo-Inf., 1, 2, 146–165.
- Noh, H., Hong, S. ve Han B., 2015. Learning deconvolutional network for semantic segmentation, in Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision (ICCV), Proceeding Book: 1520–1528.
- Nogueira, K., Penatti, O. A. ve dos Santos, J. A., 2017. Towards Better Exploiting Convolutional Neural Networks for Remote Sensing Scene Classification, Pattern Recognition, 61, 539–556.
- Oca, A. M. M. D., Bahmanyar, R., Nistor, N. ve Datcu, M., 2017. Earth Observation Image Semantic Bias: A Collaborative User Annotation Approach, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 10, 6, 2462–2477.
- O'Reilly, T., 2007. What is Web 2.0: Design Patterns and Business Models for the Next Generation of Software, J. Commun. Strat., 1, 1, 17.
- Ostankovich, V. ve Afanasyev, I., 2018. Illegal Buildings Detection from Satellite Images Using Googlenet and Cadastral Map. In 2018 International Conference on Intelligent Systems, Sept., Funchal - Madeira, Portugal, Proceeding Book: 616–623.

- Paoletti, M. E., Haut, J. M., Plaza, J. ve Plaza, A., 2018. A New Deep Convolutional Neural Network for Fast Hyperspectral Image Classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 145, 120-147.
- Panteras, G. ve Cervone, G., 2018. Enhancing the Temporal Resolution of Satellite-Based Flood Extent Generation Using Crowdsourced Data for Disaster Monitoring, International Journal of Remote Sensing, 39, 5, 1459–1474, 2018.
- Pérez, F ve Granger, B. E., 2007. Ipython: A System for Interactive Scientific Computing, Computing in Science & Engineering, 9, 3.
- Pistorius, T. ve Poona, N., 2014. Accuracy Assessment of Game-Based Crowdsourced Land-Use/Land Cover Image Classification, 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, July, Quebec City, QC, Canada, Proceeding Book: 4780-4783.
- Pontius Jr, R. G. ve Millones, M., 2011. Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment. International Journal of Remote Sensing, 32, 15, 4407-4429.
- Reis, S. ve Yomralıoğlu, T., 2006. Detection of Current and Potential Hazelnut Plantation Areas in Trabzon, North East Turkey using GIS and RS, Journal of Environmental Biology, 27, 4, 653-659.
- Rossi, C., Stemberger, W., Bielski, C., Zeug, G., Costa, N., Poletto, D., Spaltro, E. ve Dominici, F., 2015. Coupling Crowdsourcing Earth Observations and E-GNSS in a Novel Flood Emergency Service in the Cloud, IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), November, Milan, Italy, Proceeding Book: 2703-2706.
- Ruder, S., An overview of gradient descent optimization algorithms. <https://arxiv.org/abs/1609.04747> 9 Mayıs 2019
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M. ve Berg, A.C., 2015 ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. Int. J. Comp. Vis., 115, 3, 211–252.
- Salberg, A.B., 2015. Detection of seals in remote sensing images using features extracted from deep convolutional neural networks, in Proc. IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp (IGARSS), July, Milan, Italy, Proceeding Book: 1893–1986.
- Salk, C., Sturn, T., See, L., ve Fritz, S., 2016. Local Knowledge and Professional Background Have a Minimal Impact on Volunteer Citizen Science Performance in a Land-Cover Classification Task, Remote Sensing, 8, 9, 774.

- Samaniego, L., Bardossy, A. ve Schulz, K., 2008. Supervised Classification of Remotely Sensed Imagery Using a Modified k-NN Technique. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 46, 2112–2125.
- Saralioglu E., ve Gungor O., 2019. Use of Crowdsourcing in Evaluating Post-Classification Accuracy, European Journal of Remote Sensing, 52, 137–147.
- Schnebele, E., Oxendine, C., Cervone, G., Ferreira, C. M., ve Waters N., 2015. Computational Approaches for Urban Environments, in Using Non-Authoritative Sources During Emergencies in Urban Areas, 337-361, Springer-Verlag, New York, NY, USA.
- Schootman, M., Nelson, E. J., Werner, K., Shacham, E., Elliott, M., Ratnapradipa, K., Lian, M., and Mcvay, A., 2016. Emerging Technologies to Measure Neighborhood Conditions in Public Health: Implications for Interventions and Next Steps, International Journal of Health Geographics, 15, 1.
- See, L., Mooney, P., Foody, G., Bastin, L., Comber, A., Estima, J., Fritz, S., Kerle, N., Jiang, B., Laakso, M., Liu, H.Y., Milčinski, G., Nikšič, M., Painho, M., Pödör, A., Olteanu-Raimond, A.-M. ve Rutzinger, M., 2016. Crowdsourcing, Citizen Science or Volunteered Geographic Information? The Current State of Crowdsourced Geographic Information, ISPRS International Journal of Geo-Information, 5, 5, 55.
- See, L., Perger, C., Duerauer, M., Fritz, S., Betschel, B., Ching, J. ve Steward, I., 2015. Developing a community-based worldwide urban morphology and materials database (WUDAPT) using remote sensing and crowdsourcing for improved urban climate modelling, Proc. Joint Urban Remote Sens. Event (JURSE'15), June, Lausanne, Switzerland, Proceeding Book: 1-4.
- Ševo, I. ve Avramovic, A., 2016. Convolutional Neural Network Based Automatic Object Detection on Aerial Images, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 13, 5, 740–744.
- Szegedy, C. Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V. ve Rabinovich, A., 2015. Going Deeper with Convolutions, In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June, Boston, MA, USA, Proceeding Book: 1-9.
- Shah, V. P., Younan, N. H. ve King, R. L., 2008. An Efficient Pan-Sharpening Method via a Combined Adaptive PCA Approach and Contourlets. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 46, 5, 1323-1335.
- Sharma, V. K, Rao, G. S., Amminedu, E., Nagamani, P. V., Shukla, A., Rao, K. R. M. ve Bhanumurthy, V., 2016. Event-Driven Flood Management: Design and Computational Modules, Geo-Spatial Information Science, 19, 1, 39–55.
- Srivastava N., Hinton, G. E., Krizhevsky, A., Sutskever, I. ve Salakhutdinov, R., 2014. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting, Journal of Machine Learning Research 15, 1, 1929-1958.

- Simonyan K. ve Zisserman A., 2014. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. <https://arxiv.org/abs/1409.1556> 10 Nisan 2019
- Song, J., Gao, S., Zhu, Y. ve Ma, C., 2019. A Survey of Remote Sensing Image Classification Based on CNNs. Big Earth Data, 3, 3, 232-254.
- Stehman, S. V., Fonte, C. C., Foody, G. M. ve See, L., 2018. Using Volunteered Geographic Information (VGI) in Design-Based Statistical Inference for Area Estimation and Accuracy Assessment of Land Cover, Remote Sensing of Environment, 212, 47–59.
- Su, W., Sui D. ve Zhang X., Satellite Image Analysis Using Crowdsourcing Data for Collaborative Mapping: Current and Opportunities, International Journal of Digital Earth, 1–16, 2018.
- Surowiecki, J., 2009. Kitlelerin Bilgeliği: Çok Kişinin Akıllı Neden Az Kişinin Akıllıdan Üstündür ve Kolektif Akıl İş Dünyasını, Ekonomileri, Toplamları ve Ulusları Nasıl Biçimlendirir?, Varlık Yayınları, İstanbul.
- Thanh, N. P. ve Martin, K., 2018. Comparison of Random Forest, K-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 imagery. Sensors, 18, 1.
- Tang, L., Yang, X., Dong, Z. ve Li, Q., 2016. CLRIC: Collecting Lane-Based Road Information Via Crowdsourcing, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 17, 9, 2552–2562.
- Teffahi, H., Yao, H., Chaib, S. ve Belabid, N., 2019. A Novel Spectral-Spatial Classification Technique for Multispectral Images Using Extended Multi-Attribute Profiles and Sparse Autoencoder, Remote sensing letters, 10, 1, 30-38.
- Thanh, Noi, P. ve Martin, K., 2018. Comparison of Random Forest, K-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification using Sentinel-2 Imagery, Sensors 18,1.
- Thenkabail, P. S., 2016. Remotely sensed data characterization, classification, and accuracies, First Edition, CRC Press, Boca Raton.
- Tran, D., Bourdev, L., Fergus, R., Torresani, L. ve Paluri, M., 2015. Learning Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Networks, In Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, December, Santiago, Chile, Proceeding Book: 7–13.
- Teo, T. A. ve Wu, H. M., 2017. Analysis of Land Cover Classification using Multi-Wavelength Lidar System, Applied Sciences, 7,7, 663.
- Turk, C., 2016. Cartographica Incognita: ‘Dijital Jedis’, Satellite Salvation and the Mysteries of the Missing Maps, The Cartographic Journal, 54, 1, 14–23.

- Turner A. J., 2006. Introduction to Neogeography; O'Reilly: Sebastopol, CA, USA.
- Urkullu A., Pérez A. ve Calvo B., 2019. On the Evaluation and Selection of Classifier Learning Algorithms with Crowdsourced Data, Applied Soft Computing, 80, 832–844.
- Van Etten, A., Lindenbaum, D. ve Bacastow, T. M., 2018. Spacenet: A Remote Sensing Dataset and Challenge Series. <https://arxiv.org/abs/1807.01232>, 3 Haziran 2019
- Vecchi, D. D. ve Dellacqua, F., 2014. A Case Study on Fusion of Seismic Damage Information from Space-Borne and Ground-Based Imaging of Laquila, 2009 Earthquake, 2014. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, July, Quebec City, QC, Canada, Proceeding Book: 4761-4763
- Wald, D., Quitoriano V., Worden, C. B., Hopper, M. ve Dewey, J. W., 2011. USGS ‘Did You Feel It?’ Internet-based macroseismic intensity maps, Annals of Geophysics, 54, 6.
- Waldner, F., Schucknecht, A., Lesiv, M., Gallego, J., See, L., Pérez-Hoyos, A., Dandrimont, R., Maet, T. D., Bayas, J. C. L., Fritz, S., Leo, O., Kerdiles, H., Díez, M., Tricht, K. V., Gilliams, S., Shelestov, A., Lavreniuk, M., Simões, M., Ferraz, R., Bellón, B., Bégué, A., Hazeu, G., Stonacek, V., Kolomaznik, J., Misurec, J., Verón, S. R., Abelleira, D. D., Plotnikov, D., Mingyong, L., Singha, M., Patil, P., Zhang, M. ve Defourny, P., 2019. Conflation of Expert and Crowd Reference Data to Validate Global Binary Thematic Maps, Remote Sensing of Environment, 221, 235–246.
- Walter, V., 2004. Object-Based Classification of Remote Sensing Data for Change Detection, ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 58, 225–238.
- Walter, V. ve Sörgel, U., 2018. Implementation, Results, and Problems of Paid Crowd-Based Geospatial Data Collection, Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science, 86, 3-4, 187–197.
- Wan, T., Lu, H., Lu, Q. ve Luo, N., 2017. Classification of High-Resolution Remote-Sensing Image Using Openstreetmap Information. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14, 12, 2305-2309.
- Wang, S., Bai, M., Mátyus, G., Chu, H., Luo, W., Yang, B., Liang, J., Cheverie, J., Teffahi, H., Yao, H., Chaib, S. ve Belabid, N., 2019. A Novel Spectral-Spatial Classification Technique for Multispectral Images Using Extended Multi-Attribute Profiles and Sparse Autoencoder. Remote Sensing Letters, 10, 1, 30-38.
- Wang, S., Bai, M., Mattyus, G., Chu, H., Luo, W., Yang, B., Liang, J., Cheverie, J., Fidler, S. ve Urtasun, R., Torontocity: Seeing the World with A Million Eyes. <https://arxiv.org/abs/1612.00423>, 10 Haziran 2019

- Wu, Z., Gao, Y., Li, L., Xue, J. ve Li, Y., 2019. Semantic Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Images Using Fully Convolutional Network with Adaptive Threshold, Connection Science, 31, 2, 169-184.
- Wulder, A.M., Coops, C.N, Roy, P. D. White, C. J. ve Hermosilla, T., 2018. Land Cover 2.0. International Journal of Remote Sensing, 39, 12, 4254-4284.
- Wulder, M.A., White, J.C., Loveland, T.R., Woodcock, C.E., Belward, A.S., Cohen, W.B., Fosnight, E.A., Shaw, J., Masek, J.G. ve Roy, D.P., 2016. The Global Landsat Archive: Status, Consolidation, and Direction, Remote Sensing of Environment, 185, 271-283.
- Wurm, M., Stark, T., Zhu, X. X., Weigand, M. ve Taubenböck, H., 2019. Semantic Segmentation of Slums in Satellite Images Using Transfer Learning on Fully Convolutional Neural Networks, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 150, 59-69.
- Xie, S., Duan, J., Liu, S., Dai, Q., Liu, W., Y. Ma, Guo, R. ve Ma, C., 2016. Crowdsourcing Rapid Assessment of Collapsed Buildings Early after the Earthquake Based on Aerial Remote Sensing Image: A Case Study of Yushu Earthquake, Remote Sensing, 8, 9, 759.
- Xu, Z., Guan, K., Casler, N., Peng, B. ve Wang, S., 2018. A 3D Convolutional Neural Network Method for Land Cover Classification Using Lidar and Multi-Temporal Landsat Imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 144, 423-434.
- Yang, Y. ve Newsam, S., 2008. Comparing SIFT Descriptors and Gabor Texture Features for Classification of Remote Sensed Imagery, In Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October, San Diego, CA, USA, Proceeding Book: 1852–1855.
- Yang, Y. ve Newsam, S., 2010. Bag-of-Visual-Words and Spatial Extensions for Land-Use Classification. In Proceedings of The 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, November, San Jose, CA, USA, Proceeding Book: 270–279.
- Yang, X., Sun, H., Fu, K., Yang, J., Sun, X., Yan, M. ve Guo, Z., 2018. Automatic Ship Detection in Remote Sensing Images from Google Earth of Complex Scenes Based on Multiscale Rotation Dense Feature Pyramid Networks. Remote Sensing, 10, 1, 132.
- Yang, X., Ye, Y., Li, X., Lau, R. Y., Zhang, X. ve Huang, X., 2018. Hyperspectral Image Classification with Deep Learning Models, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56, 9, 5408-5423.
- Yi, Y. ve Shawn N., 2010. Bag-Of-Visual-Words and Spatial Extensions for Land-Use Classification, ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (ACM GIS), November, San Jose, CA, USA.

- Yu, S., Jia, S. ve Xu, C., 2017. Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification, Neurocomputing 219, 88–98.
- Zhang, H., Li, Y., Zhang, Y. ve Shen, Q., 2017. Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Imagery Using a Dual-Channel Convolutional Neural Network, Remote Sens. Lett. 8, 5, 438–447.
- Zhang, W., Tang, P. ve Zhao, L., 2019. Remote Sensing Image Scene Classification Using CNN-CapsNet., Remote Sensing, 11, 5, 494.
- Zhang, S., Wu, R., Xu, K., Wang, J. ve Sun, W., 2019. R-CNN-Based Ship Detection from High Resolution Remote Sensing Imagery., Remote Sensing, 11, 6, 631.
- Zhang, C., 2018. Deep learning for land cover and land use classification, Doctoral dissertation, Lancaster University, Lancaster, UK.
- Zhang, P., Ke, Y., Zhang, Z., Wang, M., Li, P. ve Zhang, S., 2018. Urban Land Use and Land Cover Classification Using Novel Deep Learning Models Based on High Spatial Resolution Satellite Imagery, Sensors, 18, 11, 3717.
- Zhaoxiang, Z., Iwasaki, A., Guodong, X. ve Jianing, S. Small Satellite Cloud Detection Based On Deep Learning and Image Compression. [https:// www .preprints .org/ manuscript/201802.0103/v1](https://www.preprints.org/manuscript/201802.0103/v1) 10 Aralık 2018
- Zhao, L.J., Tang, P. ve Huo, L.Z., 2014. Land-Use Scene Classification Using a Concentric Circle-Structured Multiscale Bag-Of-Visual-Words Model, IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens. 2014, 7, 4620–4631.
- Zhu, X. X., Tuia, D., Mou, L., Xia, G. S., Zhang, L., Xu, F. ve Fraundorfer, F., 2017. Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List of Resources, IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 5 4, 8-36.
- Zhu Q., Zhong Y., Zhao B., Xia G.-S. ve Zhang L., 2016. Bag-of-Visual-Words Scene Classifier with Local and Global Features for High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., 13, 6, 747–751.
- URL-1, <https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/googles-alphago-seals-4-1-victory-over-grandmaster-lee-sedol>, 07 Kasım 2019.
- URL-2, <https://techjury.net/stats-about/big-data-statistics/#gref>, 09 EKİM 2019.
- URL-3, <https://blog.designcrowd.co.in/article/202/crowdsourcing-isnot new% E2%80% 93the-history-of-crowdsourcing-1714-to-2010>, 15 Nisan 2018.
- URL-4, <https://www.mturk.com/> 03 Aralık 2018.
- URL-5, <https://www.globalquakemodel.org/>, 12 Ekim 2018.
- URL-6, <http://www.tomnod.com/>, 10 Ağustos 2018.

URL-7, <https://www.digitalglobe.com/>, 12 Nisan 2018.



6. EKLER

Ek Tablo 1. Uzaktan algılama ve kitle kaynağın birlikte kullanıldığı yayın özetleri

[illegible]

Ek 1.'in devamı

Uzaktan Algılamada Kitle Kaynak Yayın Özetleri																			
Spek.=Spektral, Uzam.=Uzamsal, Zaman.=Zamansal, GE= Google Earth, MSI= Multispektral, HIS= Hiperspektral, OSM= Open Street Map, GM=Google Maps, RGB=Red Green Blue GNSS=Global Navigation Satellite System, SM= Sosyal Media, SAR= Synthetic Aperture Radar, BA= Bing Aerial, BM= Bing Maps																			
75	Baker et al., (2016)	Önerilen rekreasyon yolları																GNSS, OSM	
76	Huang et al., (2018)	Gerçek zamanlı besin haritalama	IDW															SM,MSI	
77	(Gong vd., 2016)	Küresel arazi örtüsü		İnceleme															
78	(Massad vd Dalyot, 2015)	Sayısal yükseklik modeli	IDW, Kriging, Kalman filtreleri															GNSS	
79	(Turk vd., 2017)	Uzaktan haritalama		İnceleme															
80	(Sharma vd., 2016)	Sel yönetimi	Model																
81	(Fonte vd., 2015)	Arazi örtüsü haritaları doğruluk belirleme		İnceleme															
82	(Ballatore ve Arsanjani, 2018)	Wikimapia		İnceleme															
83	(Goodchild, 2009)	Neo-Coğrafya		İnceleme															
84	(Haberle vd., 2019)	Uzamsal veri madenciliği	Sınıflandırma															SM	
85	(McAuliffe vd., 2017)	Tarihi hava fotoğraflarının toplanması		İnceleme															
86	(Guo vd., 2017)	Sayısal Dünya'nın gelişimi		İnceleme															
87	(Li vd., 2017)	Büyük veride geomatik		İnceleme															
88	(Panteras ve Cervone, 2018)	Afet izleme	Piksel tabanlı sınıflandırma		×		×		×									MSI, SM	
89	(Wulder vd., 2018)	Arazi örtüsü		İnceleme															
90	(Bannister ve Neyland 2015)	Deniz		İnceleme															
91	(Klonner vd., 2015)	Sayısal yükseklik modeli güncelleme	Kaynaştırma				×						×					OSM, Lidar	

Ek Tablo 2. Kitle kaynak sonucu üretilen veri setlerinin SU-CNN ile sınıflandırma sonuçları

		Orman	Fındık	Gölge	Toprak	Çay	Bina	Yol	K(%)	OA(%)	AA(%)
D1	duyarlılık	1	-	-	1	1	0.99	0.96	97.0689	98.1532	91.6563
	kesinlik	0.92	-	-	0.69	1	0.98	0.99			
	f1-skoru	0.96	-	-	0.82	1	0.98	0.97			
	toplam	50	-	-	13	284	764	351			
D2	duyarlılık	0.84	-	0.79	-	-	1	1	99.1396	99.6297	93.1169
	kesinlik	1	-	0.73	-	-	1	1			
	f1-skoru	0.92	-	0.76	-	-	1	1			
	toplam	38	-	26	-	-	1492	3575			
D3	duyarlılık	1	1	0.56	0.99	0.98	0.98	0.99	98.2086	98.6099	92.7547
	kesinlik	0.70	1	0.85	1	0.99	0.99	0.96			
	f1-skoru	0.83	1	0.68	1	0.99	0.98	0.98			
	toplam	61	1621	26	799	771	650	676			
D4	duyarlılık	0.99	1	1	0.99	1	1	0.99	99.4200	99.6835	89.0090
	kesinlik	1	1	0.25	1	1	0.99	0.99			
	f1-skoru	0.99	1	0.40	0.99	1	0.99	0.99			
	toplam	382	6938	12	234	461	1646	1070			
D5	duyarlılık	1	0.99	0.96	0.97	1	0.99	0.99	99.0079	99.2210	98.1755
	kesinlik	0.98	1	0.92	1	1	0.99	0.99			
	f1-skoru	0.99	1	0.94	0.99	1	0.99	0.99			
	toplam	340	684	24	146	779	1099	1293			
D6	duyarlılık	0.99	1	1	1	0.98	0.98	1	98.7710	99.0173	94.3829
	kesinlik	1	1	0.64	1	1	1	0.97			
	f1-skoru	0.99	1	0.78	1	0.99	0.99	0.98			
	toplam	359	702	25	305	190	851	621			
D7	duyarlılık	0	-	-	-	1	-	-	-	-	-
	kesinlik	0	-	-	-	1	-	-			
	f1-skoru	0	-	-	-	1	-	-			
	toplam	8	-	-	-	4347	-	-			
D8	duyarlılık	0.99	1	0.94	0.99	0.99	0.96	0.99	98.1666	98.4939	98.1440
	kesinlik	0.96	0.99	0.98	0.97	1	0.99	0.97			
	f1-skoru	0.98	1	0.96	0.98	0.99	0.98	0.98			
	toplam	627	2751	476	1159	1612	1908	2157			
D9	duyarlılık	0.93	1	0.90	1	1	1	0.98	99.1013	99.3241	94.9637
	kesinlik	1	0.99	0.69	0.97	1	0.99	1			
	f1-skoru	0.96	1	0.78	0.98	1	1	0.99			
	toplam	171	2039	13	316	761	1949	965			
D10	duyarlılık	0.99	1	0.90	0.98	-	0.98	1	98.9010	99.4602	98.2562
	kesinlik	0.99	1	0.97	0.98	-	0.95	1			
	f1-skoru	0.99	1	0.94	0.98	-	0.96	1			
	toplam	181	711	74	400	-	333	3859			
D11	duyarlılık	0.99	1	1	1	1	0.99	1	99.6083	99.7614	91.2243
	kesinlik	1	1	0.40	1	0.99	1	1			
	f1-skoru	1	1	0.57	1	1	1	1			
	toplam	164	2630	10	146	104	5230	9326			
D12	duyarlılık	0.97	1	0.99	0.97	1	0.97	0.99	98.6916	98.9277	98.4472
	kesinlik	1	1	0.95	0.99	0.99	0.99	0.99			
	f1-skoru	0.98	1	0.97	0.98	0.99	0.98	0.99			
	toplam	527	1602	311	456	1355	779	1105			
D13	duyarlılık	0	1	0.77	0.97	1	1	1	99.5067	99.7115	80.2047
	kesinlik	0	1	0.84	0.98	-	0.99	1			
	f1-skoru	0	1	0.80	0.98	-	1	1			
	toplam	6	3355	43	60	-	1282	5654			
D14	duyarlılık	0.99	0.99	0.77	0.98	0.98	0.98	0.99	98.0168	98.4375	97.2628
	kesinlik	0.99	0.99	0.92	0.96	0.98	0.99	0.98			
	f1-skoru	0.99	0.99	0.84	0.97	0.98	0.99	0.98			
	toplam	472	1946	51	249	1328	1002	1160			

Ek 2.'nin devamı

	Orman	Fındık	Gölge	Toprak	Çay	Bina	Yol	K(%)	OA(%)	AA(%)	
D15	duyarlılık	1	1	0	0.94	-	0.98	0.98	98.7574	99.1425	82.2742
	kesinlik	1	1	0	0.98	-	0.97	0.98			
	f1-skoru	1	1	0	0.96	-	0.97	0.98			
	toplam	829	2521	3	97	-	815	1100			
D16	duyarlılık	0.93	1	0.85	0.99	1	0.99	0.99	99.2107	99.5188	92.0268
	kesinlik	1	1	0.48	0.98	1	0.99	1			
	f1-skoru	0.96	1	0.61	0.98	1	0.99	0.99			
	toplam	131	4170	23	454	999	788	501			
D17	duyarlılık	1	1	1	0.99	1	1	1	99.5752	99.7129	99.7476
	kesinlik	1	1	1	0.99	1	1	1			
	f1-skoru	1	1	1	0.99	1	1	1			
	toplam	84	886	508	258	1444	3091				
D18	duyarlılık	0.99	1	0	0.97	1	0.98	0.99	98.8822	99.2146	84.7457
	kesinlik	1	1	0	0.99	0.97	0.99	0.98			
	f1-skoru	0.99	1	0	0.98	0.98	0.99	0.99			
	toplam	587	4233	4	251	440	1783	1997			
D19	duyarlılık	0.98	1	1	0.99	-	0.98	1	98.9749	99.2284	95.1263
	kesinlik	0.98	1	0.74	1	-	1	1			
	f1-skoru	0.98	1	0.85	1	-	0.99	1			
	toplam	860	1009	31	371	-	1361	2071			
D20	duyarlılık	1	1	1	1	-	0.99	1	99.5292	99.6599	91.9869
	kesinlik	1	1	0.54	1	-	0.99	1			
	f1-skoru	1	1	0.70	1	-	0.99	1			
	toplam	2300	8171	56	3242	-	1549	3210			
D21	duyarlılık	0.98	0.99	0.90	0.80	0.95	0.83	1	97.6992	98.6839	95.6026
	kesinlik	0.99	0.99	1	1	0.83	0.89	0.99			
	f1-skoru	0.99	0.99	0.95	0.89	0.88	0.86	1			
	toplam	323	1630	35	69	126	94	3118			
D22	duyarlılık	0.94	0.97	1	0.98	0.98	0.98	0.98	96.5661	97.5081	88.7308
	kesinlik	1	0.99	0.42	-	0.96	0.99	0.96			
	f1-skoru	0.97	0.98	0.59	-	0.97	0.99	0.97			
	toplam	139	1367	26	-	1343	1126	293			
D23	duyarlılık	0.99	-	-	0.98	1	1	0.98	99.1497	99.3909	99.2073
	kesinlik	1	-	-	0.97	1	0.99	1			
	f1-skoru	1	-	-	0.98	1	1	0.99			
	toplam	333	-	-	455	1520	2371	1068			
D24	duyarlılık	0.94	1	1	1	0.99	0.99	1	99.0377	99.4387	87.1577
	kesinlik	1	0.97	0.57	0.57	1	1	1			
	f1-skoru	0.97	0.98	0.73	0.73	1	0.99	1			
	toplam	96	659	14	7	1053	1206	4626			
D25	duyarlılık	0.96	1	0.79	0.99	1	0.97	0.96	98.0045	98.4730	92.9798
	kesinlik	0.99	1	0.63	0.99	0.99	0.95	0.96			
	f1-skoru	0.97	1	0.70	0.99	0.99	0.96	0.96			
	toplam	482	1509	35	766	442	368	262			
D26	duyarlılık	0.86	0.70	0.84	1	1	0.99	0.99	98.8098	99.1929	90.9212
	kesinlik	1	0.78	0.69	1	1	0.99	1			
	f1-skoru	0.93	0.74	0.76	1	1	0.99	0.99			
	toplam	31	27	39	1793	1653	1785				
D27	duyarlılık	1	0.97	1	1	1	0.99	0.99	98.9583	99.3365	96.2738
	kesinlik	1	0.97	0.83	1	0.98	0.96	1			
	f1-skoru	1	0.97	0.91	1	0.99	0.97	0.99			
	toplam	1258	93	36	101	63	158	1155			
D28	duyarlılık	1	0.99	1	-	-	0.98	0.98	98.2664	98.7899	98.3080
	kesinlik	1	1	0.96	-	-	0.96	0.99			
	f1-skoru	1	1	0.98	-	-	0.97	0.99			
	toplam	489	643	26	-	-	769	1544			
D29	duyarlılık	0.99	1	1	0.96	0.99	0.88	1	97.6371	98.1753	90.6595
	kesinlik	1	1	0.40	1	1	0.99	0.96			
	f1-skoru	0.99	1	0.57	0.98	0.99	0.93	0.98			
	toplam	621	296	15	55	682	230	896			

Ek 2.'nin devamı

	Orman	Fındık	Gölge	Toprak	Çay	Bina	Yol	K(%)	OA(%)	AA(%)
D30	duyarlılık 0.98	1	0.81	1	0.99	0.97	1	98.6622	99.3486	88.7968
	kesinlik 0.98	0.98	0.76	0.50	1	1	1			
	f1-skoru 0.98	0.99	0.79	0.67	1	0.99	1			
	toplam 302	2777	34	4	548	727	4403			
D31	duyarlılık 1		0.94	1		0.94	0.97	96.7213	99.2273	93.8811
	kesinlik 1		0.79	0.99		0.94	0.97			
	f1-skoru 1		0.86	0.99		0.94	0.97			
	toplam 3153		57	92		108	214			
D32	duyarlılık 0.98	0.99	0.52	1		0.99	0.99	98.5617	98.8862	92.9107
	kesinlik 0.98	1	0.62	1		0.98	0.99			
	f1-skoru 0.98	1	0.57	1		0.99	0.99			
	toplam 1039	1147	21	583		1547	1948			
D33	duyarlılık 1	1	0.96	0.98		0.96	0.99	98.5497	99.3104	98.4816
	kesinlik 1	1	0.98	0.97		0.98	0.97			
	f1-skoru 1	1	0.97	0.98		0.97	0.98			
	toplam 323	7445	186	223		837	1573			
D34	duyarlılık 0.96	1	0.36	1	1	0.99	1	99.4023	99.6195	90.4774
	kesinlik 0.92	1	0.50	1	0.93	1	0.99			
	f1-skoru 0.94	1	0.42	1	0.96	0.99	1			
	toplam 95	6083	8	2153	156	805	2001			
D35	duyarlılık 0.98	1	1	1	1	1		99.0430	99.4361	84.8609
	kesinlik 0.99	1	0.08	1	1	0.87				
	f1-skoru 0.98	1	0.15	1	1	0.93				
	toplam 345	1919	12	14	17	70				
D36	duyarlılık 0.94		1			0.99	0.99	98.3417	99.1753	95.7614
	kesinlik 1		0.81			0.99	0.99			
	f1-skoru 0.97		0.89			0.99	0.99			
	toplam 74		110			5108	8254			
D37	duyarlılık 0.99	0.99	0.92	0.96	1	0.99	0.99	98.1547	98.7596	96.3743
	kesinlik 0.99	1	0.83	0.95	1	1	0.97			
	f1-skoru 0.99	0.99	0.87	0.96	1	0.99	0.98			
	toplam 615	342	71	152	269	2636	1075			
D38	duyarlılık 0.99	0.99	1	1	1	0.98	1	98.9965	99.4056	92.3390
	kesinlik 1	1	0.59	1	0.93	0.95	1			
	f1-skoru 1	1	0.74	1	0.96	0.96	1			
	toplam 1935	812	27	46	27	100	418			
D39	duyarlılık 0.98		0.88				1	97.1852	98.6745	87.0077
	kesinlik 1		0.61				1			
	f1-skoru 0.99		0.72				1			
	toplam 1315		57				665			
D40	duyarlılık 0.99		0.96				1	97.2511	98.9036	89.7506
	kesinlik 1		0.69				1			
	f1-skoru 0.99		0.80				1			
	toplam 2211		98				701			

ÖZGEÇMİŞ

13.06.1989 yılında Trabzon’da doğdu. İlk ve orta öğrenimini Kanuni İlköğretim Okulu’nda lise öğrenimini de Yunus Emre Lisesi’nde gördü. 2007 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Harita Mühendisliği bölümünü kazandı. 1 yılı İngilizce hazırlık olmak üzere 5 yıllık lisans eğitimini 2012 yılında tamamladı. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesinde yüksek lisans eğitimine başladı. Aynı yıl Artvin Çoruh Üniversitesi Harita Mühendisliği Anabilim Dalı’na Öğretim üyesi yetiştirme programı (ÖYP) kadrosundan araştırma görevlisi olarak atandı. Bu kapsamda 6 ay Akdeniz Üniversitesi’nde İngilizce eğitimi gördü. Daha sonra 35. Madde görevlendirmesi ile Karadeniz Teknik Üniversitesi Harita Mühendisliği Bölümü’ne görevlendirilmesi yapıldı. Bu üniversite de yüksek lisans eğitimini (2012-2015) “Python programlama dili kullanılarak uzaktan algılama amaçlı arayüz tasarımı” adlı çalışma ile tamamladı. Seçilmiş bazı yayınları aşağıda verilmiştir.

Sci, Ssci, Ahci İndekslerine Giren Dergilerde Yayınlanan Makaleler

- Saralioglu, E. ve Gungor, O., 2019. Use of Crowdsourcing in Evaluating Post-Classification Accuracy, European Journal of Remote Sensing, 52, 137-147.
- Kadi, F., Yildirim, F., ve Saralioglu, E., 2019. Risk Analysis of Forest Roads Using Landslide Susceptibility Maps and Generation of the Optimum Forest Road Route: a Case Study in Macka, Turkey. Geocarto International, 1-18.
- Saralioglu, M. Ö., Demir, O., Coruhlu, Y. E. ve Saralioglu, E., 2019. Data Model Design for Qualified Natural-Protected Area in Turkey. Survey Review, 51, 365, 154-165.
- Yildirim, V., Yomralioglu, T., Nisanci, R., Çolak, H.E., Bediroğlu, Ş. ve Saralioglu, E., 2017. A Spatial Multicriteria Decision-Making Method for Natural Gas Transmission Pipeline Routing. Structure and Infrastructure Engineering, 13, 5, 567-580.

Diğer Dergilerde Yayınlanan Makaleler

- Saralioglu, E. ve Güngör, O., 2018. Kitle Kaynağın Uzaktan Algılamada Kullanımı. Engineering Sciences 13, 1, 37-52.

Hakemli Kongre / Sempozyumların Bildiri Kitaplarında Yer Alan Yayınlar

- Saralioğlu, E. ve Görmüş, E.T., Investigating the Affect of Texture Information on the Classification of Hyperspectral Images, In 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 2-5 May 2018, İzmir, Türkiye, pp. 1-4. IEEE.
- Saralioğlu E. ve Güngör O., Kitle Kaynağın Uzaktan Algılamada Kullanımı, International Conference on Advanced Engineering Technologies, 21-23 Eylül 2017, Bayburt, Türkiye, , pp.937-937.
- Saralioğlu E. ve Güngör O., Use of Crowdsourcing in Evaluating Post-Classification Accuracy, 37Th EARSeL Symposium 2017, Prag, CEK CUM., 27-30 Haziran 2017, pp.1-1.
- Saralioğlu E., Tunç Görmüş E.ve Güngör O., Mineral Exploration with Hyperspectral Image Fusion, 24. IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference, Zonguldak, Türkiye, 16-19 Mayıs 2016, pp.1281-1284.
- Saralioğlu E., Yildirim D., Güngör O., Determining Suitable Areas for More Efficient Hazelnut Production, ISPRS 2016 - XXIII ISPRS Congress, 12-19 Temmuz 2016, Prag, CEK CUM., vol.XLI-B2, pp.241-244.
- Saralioğlu E., Yildirim D., Güngör O., Queries of Agricultural Areas Falling into Cadastral Parcels and Organizing and Analyzing Them with Python Programming Language, 17-21 Mayıs 2015, FIG Working Week, Sofia, Bulgaristan, pp.1-10.
- Saralioğlu E., Yildirim D. ve Güngör O., "Uzaktan Algılama Araştırmacılarına Yönelik Python Arayüzü ve ArcGIS Yazılım Eklentisi , Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu (Uzal-Cbs 2014), 14-17 Ekim 2014, İstanbul, Türkiye, , ss.1-7.

Kitap ve Kitap Bölümleri

- Saralioğlu E., Güngör O., Akar Ö., Yılmaz V., Yildirim D., Detection ve Management of Tea Farmland with Remote Sensing and GIS Technologies, in: RESEARCH & REVIEWS IN ENGINEERING, Gece Kitaplığı, Ankara, pp.5-23, 2019.

Projeler

- Trabzon İli Protohistorik Dönem (Kalkolitik ve Tunç Çağları) Yüzey Araştırması", Diğer Kamu Kuruluşlarınca Desteklenen, YA-016101, Araştırmacı, Devam Ediyor.
- Boyut İndirgeme Yöntemlerinin Hiperspektral Görüntülerin Sınıflandırılmasına Olan Etkilerinin Araştırılması, BAP Diğer, FBB-2017-5688, Araştırmacı, 2018.
- Trabzon İli Turizm Haritalarının Konumsal Bulut Bilişim Teknolojileri Kullanılarak Dinamik Yapıda Üretilmesi, BAP Arastırma Projesi, Araştırmacı, 9846, 2016.

Dođu Karadeniz Bölgesindeki Tarımsal Ürünlerin Uzaktan Algılama Teknolojileriyle Tespiti ve Analizi", TÜBİTAK Projesi, 111Y296, Bursiyer, 2015.

Doğalgaz İletim Hattı Güzergâhlarının Belirlenmesi İçin Analitik Hiyerarşı Yöntemi ve Coğrafi Bilgi Sistemi Teknolojilerini Kullanarak Bir Karar-Destek Modelinin Geliştirilmesi, TÜBİTAK Projesi, 111Y041, Bursiyer, 2014.

Ödüller

Saralioğlu E, Deniz Yıldırım, Oğuz GÜNGÖR, En iyi poster birincilik ödülü, UZAL CBS, Ekim 2014.

