



Orman Ekosistemlerindeki Biyotik ve Abiyotik Zararların Otomatik Makine Öğrenmesi ile Modellenmesi: İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Örneği

Orman Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Yüksek Lisans

Kamber Can ALKİŞ

ORCID 0000-0003-3331-384X

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Remzi EKER

Ekim 2023

İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü öğrencisi **Kamber Can ALKİŞ** tarafından hazırlanan **Orman Ekosistemlerindeki Biyotik ve Abiyotik Zararların Otomatik Makine Öğrenmesi ile Modellenmesi: İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Örneği** başlıklı bu çalışma tarafımızca okunmuş olup, yapılan savunma sınavı sonucunda kapsam ve nitelik açısından başarılı bulunarak jürimiz tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

ONAYLAYANLAR:

Tez Danışmanı: **Dr. Öğr. Üyesi Remzi EKER**
İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi

Jüri Üyeleri:

Prof. Dr. Abdurrahim AYDIN
Düzce Üniversitesi

Dr. Öğr. Üyesi Zennure UÇAR
İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi

Savunma Tarihi: 30.10.2023

Yazarlık Beyanı

Ben, **Kamber Can ALKİŞ**, başlığı **Orman Ekosistemlerindeki Biyotik ve Abiyotik Zararların Otomatik Makine Öğrenmesi ile Modellenmesi: İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Örneği** olan bu tezimin ve tezin içinde sunulan bilgilerin şahsıma ait olduğunu beyan ederim. Ayrıca:

- Bu çalışmanın bütünü veya esası bu üniversitede Yüksek Lisans derecesi elde etmek üzere çalıştığım süre içinde gerçekleştirilmiştir.
- Daha önce bu tezin herhangi bir kısmı başka bir derece veya yeterlik almak üzere bu üniversiteye veya başka bir kuruma sunulduysa bu açık biçimde ifade edilmiştir.
- Başkalarının yayımlanmış çalışmalarına başvurduğum durumlarda bu çalışmalara açık biçimde atıfta bulundum.
- Başkalarının çalışmalarından alıntıladığımda kaynağı her zaman belirttim. Tezin bu alıntılar dışında kalan kısmı tümüyle benim kendi çalışmamdır.
- Kayda değer yardım aldığım bütün kaynaklara teşekkür ettim.
- Tezde başkalarıyla birlikte gerçekleştirilen çalışmalar varsa onların katkısını ve kendi yaptıklarımı tam olarak açıkladım.

Tarih: 30.10.2023

Orman Ekosistemlerindeki Biyotik ve Abiyotik Zararların Otomatik Makine Öğrenmesi ile Modellenmesi: İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Örneği

ÖZ

Orman yangını, fırtına ve böcek zararları gibi orman zararları, iklim değişikliğinin de katkısıyla orman yapısını ve dinamiklerini şekillendirerek orman ekosistemleri üzerinde güçlü etkilere sahiptir. Bu nedenle, uygun yönetim stratejileri geliştirmek amacıyla orman zararlarının izlenmesi ve haritalandırılması için güvenilir ve işlevsel yöntemlere ihtiyaç vardır. Makine öğrenimi yöntemleriyle duyarlılık değerlendirmesi artsa da çoğunlukla tek bir orman zararı dikkate alınmış olmasına rağmen literatürde Otomatik Makine Öğrenmesi (AutoML) kullanımına ilişkin sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmada, İzmir Orman Bölge Müdürlüğü'nde (İOBM) PyCaret AutoML çerçevesi kullanılarak çoklu orman zararları duyarlılık değerlendirmesi yapılmıştır. AutoML çerçevesi ile 14 makine öğrenmesi algoritmasını karşılaştırılmış ve en iyi modelleri AUC değerlerine göre sıralanmıştır. Model performansına dayalı olarak her bir zarar için duyarlılığın modellenmesi için Extra Tree Classifier (ET) algoritması seçilmiştir. Bu çalışmada hem her bir zarar türü için hem de çoklu orman zararı için duyarlılık değerlendirilmiştir. Çalışma kapsamında 15 yönlendirici faktör kullanılarak toplam 4 adet duyarlılık haritası oluşturulmuştur. Değerlendirme sonuçlarına göre İOBM'deki ormanlık alanların %82,5'i yüksek ve çok yüksek düzeyde çoklu orman zararlarına karşı duyarlıdır. Ayrıca potansiyel orman zararları haritası üretilmiştir. Buna göre, İOBM'deki ormanlık alanların %15,6'sının, dikkate alınan orman zararlarından potansiyel olarak zarar görme olasılığı yokken, %54,2'sinin, her üç orman zararına potansiyel olarak maruz kalması muhtemeldir. Ayrıca, yönlendirici parametrelerin model tahmini üzerindeki önemini ve arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi değerlendirmek için SHAP metodolojisi uygulanmıştır.

Anahtar Sözcükler: AutoML, Orman zararları, Orman yangını, Böcek, Duyarlılık, Rüzgâr, İzmir

Modelling of Biotic and Abiotic Disturbances in Forest Ecosystems with Automated Machine Learning: The Case of Izmir Forest Regional Directorate

Abstract

Forest disturbances, such as forest fires, wind, and insect damage, have strong impacts on forest ecosystems by shaping forest structure and dynamics, with contribution of climate change. Thus, reliable and operational methods are needed for monitoring and mapping forest disturbances to develop appropriate management strategies. Susceptibility assessment with machine learning methods have been increased, but mostly single disturbance has been considered. Also, there have been limited studies about use of Automated Machine Learning (AutoML) in literature. In present study, multiple forest disturbances (forest fires, insect damage, and wind damage) susceptibility assessment was carried by using PyCaret AutoML framework in Izmir Regional Forest Directorate (RFD). The AutoML framework compared 14 machine learning algorithms, and ranked best models with regard to AUC values. Extra tree classifier (ET) algorithm was selected for modelling susceptibility of each disturbance based on model performance. This study assessed susceptibilities both for each single disturbance and for multiple forest disturbances. In total four susceptibility maps were created by using sixteen driving factors in assessment. According to results, 82.5% of forested areas in Izmir RFD is susceptible to multiple forest disturbances with high and very high levels. Besides potential forest disturbances map was created. According to this, 15.6% of forested areas in Izmir RFD could have no potentially damage from considered forest disturbances, whereas 54.2% could have potentially damage from considered three forest disturbances. In addition, the SHAP methodology was applied to evaluate importance of feature on prediction and nonlinear relationship between explanatory parameters and forest disturbances susceptibility.

Keywords: AutoML, Forest disturbances, Forest fire, Insect, Susceptibility, Wind, İzmir

Mühendis Annesi Sayın Aysel ALKİŞ'a

ve

Mühendis Babası Sayın Ersen ALKİŞ'a

Teşekkür

“Orman Ekosistemlerindeki Biyotik ve Abiyotik Zararların Otomatik Makine Öğrenmesi ile Modellenmesi: İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Örneği” adlı bu lisansüstü bitirme tezi çalışmamda tez konusunun belirlenmesi, araştırma şekli, içeriği hususlarında yol gösteren, yardım ve desteğini esirgemeyen danışman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Remzi EKER’e teşekkürlerimi sunmayı borç bilirim.

Lisansüstü tez çalışmamın materyal ve yöntem aşamasının veri temini kısmında desteklerini esirgemeyen İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Orman İdaresi ve Planlama Şube Müdürlüğünde görev yapan Sayın Günal ŞAHİN’e ve Orman Genel Müdürlüğü Orman İdare ve Planlama Dairesi Başkanlığı Takip Kontrol Şube Müdürlüğünde görevini icra eden Sayın Faik Alptekin KARAHAN’a teşekkür ediyorum.

Lisansüstü tez çalışmamın materyal ve yöntem aşamasının veri hazırlanması kısmında desteklerini esirgemeyen saygıdeğer meslektaşlarım Orman Mühendisi Sayın Eda BEYSAN ŞİT’e ve Orman Mühendisi Sayın Burcu HASDEMİR ÖZTÜRK’e şükranlarımı sunuyorum.

Eğitim – Öğretim yaşamım boyunca öğretmenlerimin beni gelecekte söz sahibi yapacak bilgilerle donattıkları ve kazandırdıkları herşey için her birine teşekkürlerimi sunuyorum ve beni sevgi, saygı ve emek kelimelerinin anlamlarını bilecek şekilde yetiştirerek bugünlere getiren, benden hiçbir zaman desteklerini esirgemeyen bu hayattaki en büyük şansım olan aileme sonsuz teşekkür ederim.

Bu çalışmanın konusu ile ilgilenenlere, özellikle ülkemiz ve dünya ormancılığına faydalı olması en içten dileğimdir.

Kamber Can ALKİŞ
Ekim 2023, İzmir

İçindekiler

Yazarlık Beyanı	ii
Öz	iii
Abstract	iv
Teşekkür	vi
Şekiller Listesi.....	ix
Tablolar Listesi.....	xii
Kısaltmalar Listesi	xiii
Semboller Listesi.....	xiv
1 Giriş	1
1.1 Orman Ekosisteminde Abiyotik ve Biyotik Zararlar	6
1.2 Abiyotik ve Biyotik Orman Zararlarının Modellenmesinde Kullanılan Yönlendirici Parametreler	9
1.3 Makine Öğrenmesi ve Ormancılıkta Kullanımı.....	16
1.3.1 Makine Öğrenmesi Tanımı, Tarihçesi ve Algoritmalar.....	19
1.3.2 Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları	29
1.3.2.1 Orman Ekolojisi ve Yönetimi.....	31
1.3.2.2 Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler	32
1.3.2.3 Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama	33
1.3.2.4 Orman Operasyonları ve Mühendisliği	33
1.3.2.5 Orman Sağlığı ve Koruma.....	34
1.3.2.6 Orman Toprağı ve Hidrolojisi	35
1.4 Amaç ve Kapsam	36

2	Materyal ve Yöntem	37
2.1	Çalışma Alanı	37
2.2	Veri Setlerinin Temini ve Hazırlanması	44
2.3	Otomatik Makine Öğrenmesi ile Duyarlılık Analizlerinin Gerçekleştirilmesi	46
3	Bulgular ve Tartışma	66
3.1	Bulgular	66
3.1.1	Abiyotik ve Biyotik Orman Zararları Envanterine Ait Bulgular.....	66
3.1.2	Otomatik Makine Öğrenmesi ile Duyarlılık Analizine Ait Bulgular	70
3.2	Tartışma	78
4	Sonuç ve Öneriler	83
	Kaynaklar	85
	Ekler	138
Ek A	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	139
Ek B	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	141
Ek C	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	142
Ek D	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	155
Ek E	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	159
Ek F	Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları.....	166
Ek G	İş Akış Süreci Planı	167
	Özgeçmiş	170

Şekiller Listesi

Şekil 1.1. Abiyotik ve Biyotik Zararlar Arasındaki İlişkinin Ana Nedenlerinin Şeması	8
Şekil 1.2. Makine Öğrenmesinin Zamansal Gelişimi	22
Şekil 1.3. Makine Öğrenmesi Şematik Gösterimi.....	24
Şekil 1.4. Bir Makine Öğrenmesi Sistemi Oluşturma Sürecinin Önemli Adımları ...	24
Şekil 1.5. Makine Öğrenmesi Kategorileri	25
Şekil 1.6. Denetimli Öğrenme.....	25
Şekil 1.7. Denetimsiz Öğrenme	26
Şekil 1.8. Yarı-Denetimli Öğrenme	26
Şekil 1.9. Ormancılık Alt Kategorilerinde Makine Öğrenmesi Kullanılan Çalışmaların Adedi	30
Şekil 1.10. Ormancılık alt kategorilerinde makine öğrenmesi kullanılan çalışmaların yıllara göre dağılımı	30
Şekil 1.11. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kaç Adet Çalışmada Kullanıldığını Gösteren Grafik	31
Şekil 1.12. Orman Ekolojisi ve Yönetimi Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	32
Şekil 1.13. Orman Ekonomisi, Politika Ve Sosyal Bilimler Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	32
Şekil 1.14. Orman Envanteri, Modelleme Ve Uzaktan Algılama Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	33
Şekil 1.15. Orman Operasyonları Ve Mühendisliği Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	34
Şekil 1.16. Orman Sağlığı Ve Koruma Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	35

Şekil 1.17. Orman Toprağı Ve Hidrolojisi Kategorisindeki Çalışmalarda Tercih Edilen Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kullanım Sayısı	35
Şekil 2.1. İOBM Konum Haritası	38
Şekil 2.2. İOBM Orman İşletme Müdürlüğü Haritası.....	39
Şekil 2.3. İOBM 2022 Yılı Hâkim Rüzgâr Yönü Grafiği	41
Şekil 2.4. İOBM 2022 Yılı En Yüksek Rüzgâr Hızı Haritası	42
Şekil 2.5. Türkiye Fitocoğrafya Haritası.....	43
Şekil 2.6. Olağanüstü Hasılat Cetveli Tablo 35	44
Şekil 2.7. Olağanüstü Hasılat Cetveli Tablo 36	45
Şekil 2.8. Jupyter Notebook Web Tarayıcı Arayüzü Örnek Görüntüsü	46
Şekil 2.9. Çalışmada Kullanılan Yönlendirici Parametreler	47
Şekil 2.10. Yükselti Haritası	48
Şekil 2.11. Eğim Haritası	48
Şekil 2.12. Bakı Haritası	49
Şekil 2.13. Yola Uzaklık Haritası	49
Şekil 2.14. Yol Yoğunluğu Haritası.....	50
Şekil 2.15. Akarsuya Uzaklık Haritası.....	50
Şekil 2.16. Yerleşime Uzaklık Haritası.....	51
Şekil 2.17. Tarım Alanlarına Uzaklık Haritası	51
Şekil 2.18. TWI (Topografik Nemlilik İndeksi) Haritası.....	52
Şekil 2.19. Yıllık Toplam Yağış Haritası.....	52
Şekil 2.20. En Yüksek Rüzgâr Hızı Haritası.....	53
Şekil 2.21. Ortalama Sıcaklık Haritası.....	53
Şekil 2.22. Orman Tipleri Haritası.....	54
Şekil 2.23. Gelişim Çağları Sınıfları Haritası	55
Şekil 2.24. Kapalılık Sınıfları Haritası.....	55
Şekil 2.25. Böcek Zararı, Fırtına Zararı ve Orman Yangın Zararı VAR Noktaları ...	57
Şekil 2.26. VAR Noktalarına Ait Oluşturulan Örnek CSV Dosya Görüntüsü	57
Şekil 2.27. Fırtına Zararı İçin Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu	59
Şekil 2.28. Böcek Zararı İçin Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu.....	59
Şekil 2.29. Orman Yangını Zararı İçin Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu.....	60
Şekil 2.30. Herbir Zarar Türü İçin Seçilen Model Parametreleri.....	60

Şekil 2.31. Böcek Zararı İçin Model Performans Sıralamaları	62
Şekil 2.32. Fırtına Zararı İçin Model Performans Sıralamaları	62
Şekil 2.33. Orman Yangını Zararı İçin Model Performans Sıralamaları	63
Şekil 2.34. Böcek Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği	64
Şekil 2.35. Fırtına Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği.....	65
Şekil 2.36. Orman Yangını Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği	65
Şekil 3.1. Türkiye'deki Biyotik ve Abiyotik Zarar Miktarı.....	66
Şekil 3.2. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Orman Yangını Zararı.....	68
Şekil 3.3. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Fırtına Zararı.....	69
Şekil 3.4. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Böcek Zararı	69
Şekil 3.5. Böcek Zararı Duyarlılık Haritası	71
Şekil 3.6. Fırtına Zararı Duyarlılık Haritası	71
Şekil 3.7. Orman Yangın Zararı Duyarlılık Haritası.....	72
Şekil 3.8. Çoklu Orman Zararı Duyarlılık Haritası.....	72
Şekil 3.9. Çoklu Potansiyel Orman Zararı Haritası	74
Şekil 3.10. Orman Zarar Türlerinin Orman Tipine Göre Alansal Dağılımları	76
Şekil 3.11. Orman Zarar Türlerinin Orman Tipine Göre Yüzdesel Dağılımları.....	77

Tablolar Listesi

Tablo 1.1. Bofor Rüzgâr Skala Tablosu.....	7
Tablo 1.2. Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmalar	27
Tablo 2.1. İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Orman Varlığı Tablosu.....	39
Tablo 2.2. İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Akarsu Varlığı	42
Tablo 2.3. Orman Tiplerine Ait Kodlar ve Açıklamaları.....	54
Tablo 2.4. Orman Gelişim Çağları ve Kapalılık Sınıflarına Ait Kodlar	57
Tablo 2.5. PyCaret AutoML Tarafından Sınıflandırma Amaçlı Kullanılan ve Kullanılmayan Makine Öğrenmesi Algoritmaları.....	61
Tablo 3.1. Orman Zararların Duyarlılık Sınıflarına Göre Alansal Dağılımları	73
Tablo 3.2. Çoklu Potansiyel Orman Zarar Türlerinin Alansal Dağılımları	75

Kısaltmalar Listesi

AUC	Area Under The Curve
AutoML	Otomatik Makine Öğrenmesi
CBS	Coğrafi Bilgi Sistemi
DKGH	Dikili Kabuklu Gövde Hacmi
İOBM	İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
OGM	Orman Genel Müdürlüğü
OHER	Olağanüstü Hasılat Eta Raporu
RES	Rüzgâr Enerji Santrali
ROC	Receiver Operating Characteristic
SHAP	SHapley Additive ExPlanations
TEİAŞ	Türkiye Elektrik İletim A.Ş.
YARDOP	Yangına Dirençli Ormanlar Tesisi Projesi

Semboller Listesi

m	Metre [Uzunluk]
m ²	Metrekare [Alan]
ha	Hektar [Alan]
m ³	Metreküp [Hacim]
%	Yüzde

Bölüm 1

Giriş

Ormanlar yüzyıllar boyunca insanlar tarafından kullanılmış, bu da tür kompozisyonlarında ve yapılarında ve ayrıca ormanların bozulma rejimlerinde dönüşümlere neden olmuştur [1, 2]. Orman zararları, kapalılık veya biyokütle kaybına neden olan kısa vadeli etkiye sahip bir olay olarak adlandırılır [3]. Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü (FAO) orman zararı terimini "Ormanın canlılığını ve üretkenliğini olumsuz etkileyen ve insan faaliyetlerinin doğrudan bir sonucu olmayan herhangi bir faktörün (biyotik veya abiyotik) neden olduğu zarar" olarak tanımlamaktadır [4]. Biyotik (örneğin, kuraklık, orman yangını, böcek salgınları, fırtına ve kasırgalar) ve abiyotik (örneğin, yasadışı ağaç kesimi, hasat işlemleri ve yapay ağaçlandırma) zararlar, iklim ve diğer faktörlerin (insan arazi kullanımı gibi) katkısıyla birlikte orman yapısını ve dinamiklerini şekillendirerek ormanlar üzerinde güçlü etkilere sahip olabilir [2, 5, 6]. Nepstad ve diğ. [7] iklim değişikliğinin ve odun ürünlerine olan talepteki artışların orman zararı oranlarını artırdığını belirtmiştir. Ayrıca, Lindmayer ve diğ. [8] orman yönetiminin biyolojik mirasları ve peyzaj yapısını değiştirebileceğini ve bunun da potansiyel zararlar üzerinde katkılara yol açabileceğini belirtmiştir. Bu nedenle, uygun arazi yönetim stratejileri geliştirmek için orman zararları ve bunların rejimlerindeki değişiklikler hakkında ayrıntılı bilgiye ihtiyaç vardır. Sonuç olarak, sürdürülebilir orman yönetimi için güvenilir ve operasyonel yöntemler kullanarak orman zararlarının haritalanması daha fazla önem kazanmaktadır [9, 10].

Son yıllarda rejimlerinde önemli değişimler gözlenen yangınlar (wildfires), böcek salgınları (insect infestations/outbreaks) ve rüzgâr devrikleri (windthrows) gibi biyotik ve abiyotik zararlar (biotic and abiotic disturbances) küresel ölçekte ormanlık alanlarda ekosistem dinamiklerinin entegre bir parçası olmaktadır [11]. Görece olarak

ayrık olaylar şeklinde meydana gelirlerken, zamansal ve mekânsal olarak geniş ölçeklerde zarar şiddetleri, boyutları ve frekanslarında karakteristik rejimler oluşturmaktadır [12]. Bu zararlar bir ekosistemin, topluluğun veya popülasyonun yapısı, bileşimi ve fonksiyonunu sekteye uğratırlar ve aynı zamanda kaynak mevcudiyetini ve fiziksel çevreyi de değiştirmektedirler. Bir diğer ifadeyle orman ekosistemlerinde doğal (natural) ve insan kaynaklı (anthropogenic) zararlar, iklim ve antropojenik yönlendiricilerle etkileşimlerine bağlı olarak orman peyzajını/tabiatını (landscape), desenleri (patterns), süreçleri (processes) ve fonksiyonları (functions) açısından çeşitli konumsal ölçeklerde şekillendirmektedir [13-15]. Bundan dolayı, ormanlık alanlardaki biyotik ve abiyotik zararlar, orman ekosistemlerinin dinamiklerinde anahtar süreçler olarak kabul edilmektedirler [15]. Bu tür zararlar, orman ekosistemlerinin fonksiyonları ile birlikte sağladıkları ürün ve hizmetleri açısından yönetim anlayışlarında da etkili olan faktörlerdir. Çünkü ormanların topluma sağladıkları ekosistem hizmetleri (ecosystem services) üzerinde önemli etkilere sahiptir. Orman zararlarının ayrıca iklime karşı da oldukça duyarlı olduğu bilinmektedir. Son yıllarda biyotik ve abiyotik zararların rejimlerinde iklime bağlı önemli değişimler söz konusudur. Artan iklim değişikliği etkilerine bağlı olarak orman zararlarının şiddet ve frekansında artış meydana gelmektedir [16]. Örneğin, küresel ölçekte orman yangınlarının frekans ve şiddetinde artış meydana gelmiştir [17-19]. Benzer durum böcek ve rüzgâr zararı için de geçerlidir [20]. Örneğin, böcekler ektotermik metabolizmaları (ectothermic metabolism) nedeniyle sıcaklıklardaki değişimlerden doğrudan etkilenmektedirler [21]. İklim değişikliği bu zararların artışının arkasındaki önemli bir yönlendirici faktör olarak değerlendirilmekle birlikte bunların iklim değişikliğine bağlı gelecekte etkilerinin nasıl oluşabileceği henüz tam olarak anlaşılamamıştır.

Bu nedenlerden dolayı, orman ekosistemleri ile bu zararların karşılıklı etkileşimleri her daim araştırma ve modelleme konusu olmuştur [22-25]. Bu konudaki mevcut öncü çalışmaların, belirli konumsal ölçeklerde zararlarla etkileşimlerinin konumsal olarak açık şekilde araştırılmasına yönelik olduğu görülmektedir [26-28]. Bu zararların ve yönlendirici faktörlerinin zamansal ve mekânsal dinamiklerinin anlaşılması, müdahalelerde önceliklerin belirlenmesinde [29] ve orman yönetiminde karar verme süreçlerinde risk entegrasyonuna yardımcı olmaktadır [30]. İklimsel (climatic), topoğrafik ve meşcere özellikleri gibi zararların oluşumlarında etkili olan yönlendirici

faktörler ile ormanların bu zararlara duyarlılıkları artan şekilde literatürde çalışılmaktadır [24, 30]. Nicel modellerin bu amaçla kullanılan güçlü araçlar olduğu bilinmektedir. Bu modeller zararlar ile çevreleri arasındaki karmaşık ilişkileri analiz etmek amaçlı kullanılmaktadırlar. Orman ekosistem dinamiklerindeki karmaşıklık dikkate alındığında, bu modeller kavrayışımızın nicel olarak ve bilimsel bir analizle gerçekleştirilmesi ve doğru ekosistem yönetiminde bilimsel bilgiyi kullanma kapasitesinin geliştirilmesi açısından özellikle önem arz etmektedir.

Modelleme çalışmaları veriye dayalı olarak gerçekleştirilebilen kapsamlı çalışmalardır. Bilgi çağını yaşadığımız bu dönemlerde, özellikle 90'lı yıllardan itibaren verinin önemi giderek artmaktadır. Buna karşın veriyi işleme araç, amaç, kapsam ve doğru insanlarla çalışmada zorluklar ortaya çıkmıştır. Ormancılık sektöründe de doğru bilgiye hızlı, ucuz ve güvenilir erişim ihtiyaçları her geçen gün artarken, veri miktarı da hızlı şekilde büyümektedir. Bu durum büyük veriyi işleme, analiz etme ve anlamaya yönelik yüksek uzmanlık yetenekleri gerektirmektedir. Bunun yanı sıra büyük veri setlerinin ortaya çıkması yeterli kapasitede bilgisayar donanımı yanı sıra, o verileri işleme sağlam, güvenilir metotlar ve algoritmalara ihtiyacı ortaya çıkarmaktadır. Bu kapsamda literatürde araştırmacılar çeşitli makine öğrenmesi algoritmalarının performanslarını kullanım potansiyelleri bakımından kıyaslamaya yönelik çalışmalar yapmaktadır [31-33].

Orman zararlarının izlenmesi ve haritalanması için birçok yaklaşım geliştirilmiştir. Orman zararlarını haritalamak için uygulanabilecek bu yaklaşımlardan biri, belirli koşullar altında ele alınan bir olayın (örneğin heyelanlar, orman yangınları) meydana gelme olasılığının bir ölçümü olan duyarlılığın analiz edilmesidir/değerlendirilmesidir [34]. Duyarlılık değerlendirmesi "bilgi tabanlı yöntemleri" ve "veri tabanlı yöntemler" olarak adlandırılan iki nicel yöntemle yapılabilmektedir [35]. Diğer bir sınıflandırmada ise duyarlılık değerlendirmesinde kullanılan yöntemler sezgisel, klasik istatistik ve makine öğrenmesi yöntemleri olarak tanımlanmaktadır [36, 37]. Duyarlılık değerlendirmesindeki temel düşünce, dikkate alınan bir olayın geçmişte meydana gelen olaylarla benzer koşullar altında meydana gelme olasılığının daha yüksek olduğu varsayımına dayanmaktadır [38]. Orman zararları arasında orman yangınları ile ilgili duyarlılık değerlendirme konusu literatürde çoğunlukla çalışılmışken [39-41], rüzgâr [42] ve böcek salgını [43] gibi diğer zararlar literatürde

sınırlı olarak çalışılmıştır. Bu tür orman zararlarına ek olarak, duyarlılık değerlendirmesi ormanlarla ilgili farklı konulara da uygulanmıştır. Örneğin, Batar ve diğ. [44] Hindistan Himalaya Bölgesi'nde orman parçalanma duyarlılığının haritalanması ve değerlendirilmesi için kanıt ağırlığı (weight of evidence) gibi yeni bir yaklaşım önermiştir. Sahana ve diğ. [45] çalışmasında parçalanma yaklaşımı (fragmentation approach) ve frekans oranı (frequency ratio) modelini kullanarak ormansızlaşma duyarlılığını değerlendirmiştir. Shabani ve diğ. [46] çalışmasında lojistik regresyon ve artırılmış regresyon ağacı (boosted regression tree) makine öğrenmesi modellerini kullanarak hasat sırasında orman meşceresi duyarlılığını haritalamıştır.

Ormancılıkla ilgili duyarlılık haritalama çalışmalarında çoğunlukla tek bir olay (orman yangını, rüzgârla savrulma veya böcek salgını gibi) dikkate alınmıştır. Ancak son yıllarda yapılan çalışmalarda birden fazla olgunun (çoğunlukla tehlikelerle (hazards) ilgili) duyarlılık değerlendirmesi yapılmıştır. Örneğin, Guerriero ve diğ. [47] çalışmasında Derwent Valley Mills UNESCO Dünya Mirası Alanında (Birleşik Krallık) analitik hiyerarşi sürecini kullanarak çoklu tehlike duyarlılık değerlendirmesi üzerinde çalışmıştır. Sel, yeraltı suyu seli (groundwater flooding), sıkıştırılabilir zemin (compressible ground), heyelan ve akmaları tehlikeli olaylar olarak değerlendirmişlerdir. Ullah ve diğ. [48] çalışmasında, ani sel, moloz akması ve heyelanı göz önünde bulundurarak Evrişimsel Sinir Ağlarına (Convolutional Neural Networks) dayalı çoklu tehlike duyarlılığı haritalaması gerçekleştirmiştir. Rusk ve diğ. [49] çalışmasında, maksimum entropi (MaxEnt) makine öğrenmesi yöntemini kullanarak Hindu Kush Himalaya'da çoklu tehlike duyarlılığını haritalandırmıştır. Ayrıca, Pourghasemi ve diğ. [50] çalışmasında rastgele orman (random forest) makine öğrenmesi yöntemini kullanarak Fars Eyaletinde (Şiraz Şehri) çoklu tehlike olasılığı değerlendirmesi üzerinde çalışmıştır. Çalışmasında selleri, toprak kaymalarını ve orman yangınlarını dikkate almışlardır. Yanar ve diğ. [51] ise, Ankara şehrinde (Türkiye) çoklu tehlike (sel ve heyelan) duyarlılığı için Mamdani Bulanık Algoritmasını (Mamdani Fuzzy Algorithm) kullanmıştır. Orman zararları hakkında ise literatürde çok sınırlı çalışma vardır. Stritih ve diğ. [52] tarafından yapılan yeni bir çalışmada, Graubünden'de (İsviçre) ormanların doğal zararlara (çığ, kabuk böceği, yangın, kar, rüzgârla savrulma ve hasat) karşı duyarlılığı rastgele orman (random forest) makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak değerlendirilmiştir.

Duyarlılık değerlendirmesinde makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımının birçok araştırma alanında artmaya devam edeceği görülmektedir. Ancak model geliştirmenin başarısı önemli ölçüde makine öğrenmesi uzmanlarına bağlı olmaktadır. Çünkü geleneksel makine öğrenmesinde modeller, süreçteki her bir adımın ayrı ayrı ele alınmasıyla geliştirilir. Başka bir deyişle, makine öğrenmesi modellerinin kalitesi doğru araca ve doğru insan iş birliğine bağlıdır [53]. Aslında, makine öğrenmesi modelleri geliştirmek, makine öğrenmesi uzmanı olmayanların ötesinde bir teknik karmaşıklığa sahiptir [54]. Bu teknik karmaşıklık; I) verilerin ön işlenmesi ve temizlenmesi, II) uygun özelliklerin seçilmesi ve oluşturulması, III) uygun model ailesinin seçilmesi, IV) model hiperparametrelerinin optimize edilmesi, V) derin öğrenme kullanılıyorsa sinir ağlarının topolojisinin tasarlanması, VI) makine öğrenmesi modellerinin son işlenmesi ve VII) elde edilen sonuçların analiz edilmesi gibi süreç adımlarından kaynaklanmaktadır [54-56]. Özellikle iyi modeller bulmak ve hiperparametreleri optimize etmek uzmanlar için zor ve zaman alıcıdır [57]. Bu durum, uzman bilgisine ihtiyaç duymadan kolayca kullanılacak kullanıma hazır (off-the-shelf) makine öğrenmesi yöntemlerine olan talebin artmasına neden olmuştur [55, 58]. Bu talepler ve makine öğrenmesi alanındaki gelişmeler sonucunda, makine öğrenmesi sürecindeki her bir adımın otomasyonu için bir platform veya açık kaynak kütüphanesi olarak çalışan meta düzey makine öğrenmesi algoritmaları olarak tanımlanan "otomatik makine öğrenmesi (AutoML)" terimi ortaya çıkmıştır [55, 57].

AutoML çerçevesinin duyarlılık değerlendirmesinde kullanımına literatürde sınırlı olarak rastlanmıştır [37, 59]. Ormancılıkla ilgili yakın tarihli bir çalışma ise Ren ve diğ. [60] tarafından sadece orman yangını duyarlılığının zamansal olarak değerlendirilmesi üzerine yapılmıştır. Bu tez çalışmasında ise, AutoML çerçevesi (Python PyCaret) kullanılarak orman zararlarının duyarlılığının değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda, orman zararlarından orman yangınları, böcek zararı ve fırtına zararı dikkate alınmıştır. Duyarlılık değerlendirmesi her bir zarar türü için yapılması yanı sıra çoklu orman zararı için de yapılmıştır. Ayrıca, potansiyel orman zararı haritası da oluşturulmuştur.

1.1 Orman Ekosisteminde Abiyotik ve Biyotik Zarar

295 sayılı “Ekosistem Tabanlı Fonksiyonel Orman Amenajmanı Planlarının Uygulamasına Ait Usul ve Esaslar” tebliğine göre abiyotik faktörler yangın, fırtına, kar, çığ, sel gibi cansız varlıklar ve biyotik faktörler ise böcek, mantar, bakteri gibi canlı varlıklar olarak ifade edilmektedir. Bu çalışma kapsamında fırtına, orman yangını ve böcek zararı ele alınmıştır [61].

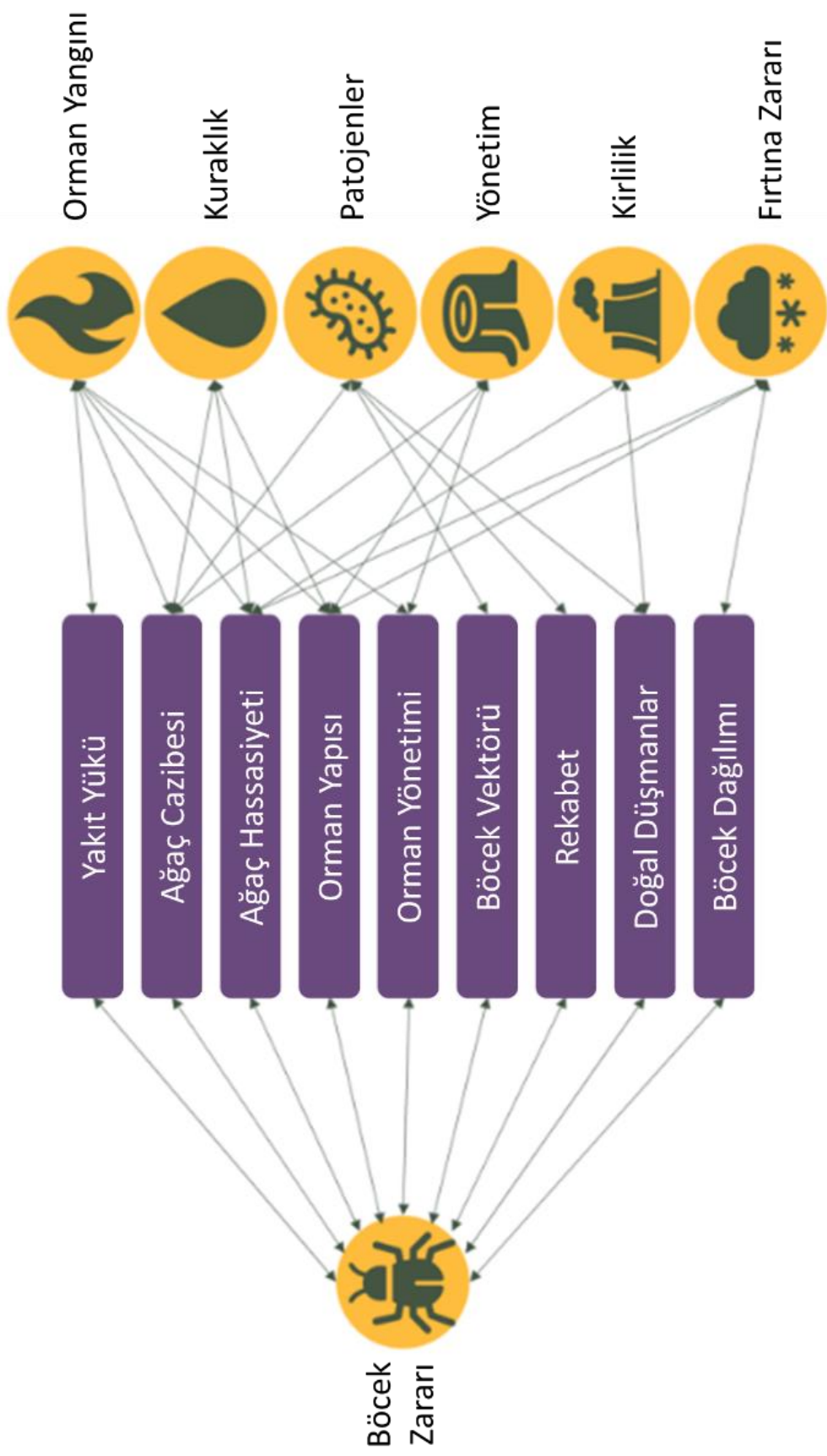
Atmosfere bağlı olarak yeryüzüne yakın hava kütlelerinin yatay yönde yer değiştirme hareketi rüzgâr olarak tanımlanmaktadır [62]. Fırtınaların bofor rüzgâr skalasına göre 62-74 km/sa hıza sahip rüzgâr olarak tanımlanması ve etkisinin tehlike boyutuna ulaşması fırtınaların etkisinin de rüzgârlardan farklı olduğu Tablo 1.1’de net bir şekilde görülmektedir [63, 64]. Fırtına ormanlık alanlarda zararı; fırtına devirmesi (fırtına etkisiyle ağaçların devrilmesi olayı), fırtına kırması (fırtına etkisiyle ağaçların dallarını, gövde ve tepelerinin kırılması olayı), fırtına bükmesi (fırtına etkisiyle ağaçların gövdelerinin bir yöne eğilmesi olayı) şeklinde görülebilmektedir [65].

Orman yangınlarının da fırtına zararı gibi orman ekosistemi üzerinde kendine özgü zararlara neden olduğu gözlemlenebilmektedir. Ormandaki ölü örtü, diri örtü ve ağaç fizyolojisini oluşturan bileşenlerin (kök, gövde, dal, yaprak vb.) yanabilen maddelerin yanması sonucu meydana gelen zarara orman yangını zararı denir. Orman yangınları en basit ifadeyle orman ekosisteminde bulunan ve yanabilen her şeyi yakar, yanan materyallerden ortaya çıkan ısı enerjisi yangının yayılmasına neden olur. Orman yangınıyla meydana gelen zarar ormanların fiziksel, kimyasal ve biyolojik özelliklerini değiştirir. Toprak yüzeyi altında (toprak yangını), toprak yüzeyinde (örtü yangını) ve orman ağaçlarının tepe çatısında (tepe yangını) olmak üzere üç farklı türde orman yangınları zarara neden olabilmektedir [66].

Tablo1.1. Bofor Rüzgâr Skala Tablosu [64]

Bofor	Rüzgârın Tanımı	Rüzgâr Sınırı (km/sa)	Rüzgârın Etkisi
0	Sakin	1	İnsan teninde hissedilmez.
1	Esinti	1-5	
2	Hafif Rüzgâr	6-11	Ağaçların yaprakları titreşir.
3	Tatlı Rüzgâr	12-19	Ağaçların yapraklarını ve ince dallarını sürekli hareket ettirir
4	Orta Rüzgâr	20-28	Ağaçların küçük dallarını hareket ettirir.
5	Sert Rüzgâr	29-38	Yapraklı küçük ağaçlar sallanmaya başlar.
6	Kuvvetli Rüzgâr	39-49	Ağaçlardaki büyük dallar sallanır.
7	Fırtınamsı Rüzgâr	50-61	Bütün ağaçlar sallanır. Rüzgâra karşı yürümek güçleşir.
8	Fırtına	62-74	Rüzgâra karşı yürümek genellikle çok zordur.
9	Kuvvetli Fırtına	75-88	Zayıf ağaçlarda hasar meydana getirir.
10	Tam Fırtına	89-102	Ağaçları kökünden söker.
11	Çok Şiddetli Fırtına	103-117	Ender rastlanır ve geniş çapta hasarlara neden olur.
12	Harikeyn (Orkan)	118 +	

Ağaçların devrilmesine, kırılmasına ve bükülmesine neden olan fırtına zararı ve ağaçların fizyolojik olarak zayıflamasına neden olan orman yangını zararı, böcek zararı ile yakından ilişkilidir [67, 68]. Böcekler; ağaçların enine (çapsal) ve boyuna büyümesini olumsuz etkilerken, hacim ve değer kaybına neden olmaktadır. Orman ekosisteminde böcek zararı, ağaçlarda münferit olabileceği gibi ağaçların tamamında görülebilmektedir. Vejetasyon dinamiğinin bir parçası olan böcekler, ormanların sunduğu ürün ve hizmetten en uygun düzeyde faydalanmayı mümkün kılabilme derecesi bakımından zararlı olup olmadığına karar verilmektedir [69].



Şekil 1.1. Abiyotik ve Biyotik Zararlar Arasındaki İlişkinin Ana Nedenlerinin Şeması [68]

1.2 Abiyotik ve Biyotik Orman Zararlarının Modellenmesinde Kullanılan Yönlendirici Parametreler

Orman ekosisteminin bileşeni olan iklim, topografya, canlı çevre ve vejetasyon orman zararı söz konusu olduğunda incelenmesi ilk akla gelen parametrelerdendir. Ormanlarda görülen biyotik ve abiyotik zararların modellenmesinde kullanılacak parametrelerin seçiminde literatür taraması sonucu temel olarak 15 adet parametre olduğu görülmüştür. Bu parametreler yükselti, eğim, bakı, sıcaklık, yağış, topografik nemlilik indeksi (Topographic Wetness Index, TWI), rüzgâr, yol yoğunluğu, yola uzaklık, yerleşim yerine uzaklık, tarım alanına uzaklık, akarsuya uzaklık, orman tipi, meşcere gelişim çağı, meşcere kapalılığıdır. Seçilen parametrelerin modelleme açısından önemi aşağıda her bir parametre için açıklanmaktadır.

Yükselti; ormanlarda meydana gelen zararlar için yapılan akademik çalışmalarda ele alınan parametrelerden biri topografyadır. Çalışma sahasının topografyası (yükselti, eğim, bakı, yeryüzü şekli (rölyef), dağların uzanış yönü); sıcaklık, yağış, nemlilik, rüzgâr yönü ve rüzgâr hızı gibi iklim elemanlarını etkilediği gibi ayrıca bitki örtüsünün durumunu ve yapısını etkilemektedir [70]. Yeryüzündeki herhangi bir noktanın uluslararası kabul görmüş bir yatay düzleme olan düşey mesafesine (arzdan arşa doğru) yükselti denir [71]. Ekvatordan kutuplara doğru gittikçe veya deniz seviyesinden dağın zirvelerine doğru çıktıkça bitki türlerinin dağılışında değişiklik görülmektedir. Genel olarak bitki türü dağılışı nemli tropikal ormanlar, geniş yapraklı ağaç ormanları, iğne yapraklı ağaç ormanları ve tundra şeklinde görülmektedir [72]. Dünyamızı çevreleyen atmosfer katmanlarından geçerek yeryüzüne ulaşan güneş ışınları, yüksek rakıma sahip alanlarda birim alana düşen güneş enerjisi (ısı) fazladır. Birim alana düşen güneş enerjisinin fazla olduğu yüksek rakımlarda karasal radyasyonun hızlı gerçekleşmesi sıcaklığın alçak rakımlara göre daha düşük olduğu, bağıl nem yüzdesi ve yağışların arttığı bilinmektedir [73]. Yüksek rakıma sahip alanlar ise bağıl nem ve yakıt neminin daha yüksek olduğu alanlardır [74]. Bu sebeple yükselti, orman yangının yayılma kabiliyetini veya tutuşma derecesi kısıtlayan bir parametredir. Deniz seviyesine yakın doğal veya kurulmuş ormanlarda fırtına zararının meydana gelme olasılığı zirveye doğru çıktıkça artmaktadır [63]. Ülkemizde

batıdan doğuya doğru gittikçe yükselti artmasına paralel olarak fırtına zararının meydana gelme olasılığının da artması beklenmektedir. Kurtuluş [70] çalışmasında; Çanakkale boğazı, Silifke Ovası, Elâzığ ve çevrelerinde ortalama fırtınalı gün sayısına bakıldığı zaman Elâzığ ve çevresinin en çok ortalama fırtınalı gün sayısına sahip olduğu bilgisine ulaşılmıştır. Kaushik ve diğ. [75] yükseltinin artmasıyla birlikte genel olarak yağış miktarı ve rüzgâr hızının arttığı ve sıcaklığın ise azaldığını ifade etmektedir. Yüksek sıcaklık ve düşük bağıl neme bağlı kuraklık görülen düşük yükseltilerdeki ormanlarda böcek zararının görülme ihtimalini artırmaktadır [67, 69].

Eğim; herhangi iki nokta arasındaki düşey değişimin yatay değişime oranına eğim denilmektedir [76]. Ormancılık faaliyetleri amacıyla düzensiz arazi kullanımı sonucu ormansızlaşma, ormanların parçalanması, habitatların azalması, ekolojik fonksiyonların değişmesi ve kaybolması, vejetasyon dinamikleri üzerine doğrudan etkisinin bozunuma neden olması, eğim parametresini önemli kılmaktadır [77]. Teie [79]'e göre %50 eğime sahip bir yamacın orman yangının yayılma hızına etkisinin 8 km/saat esen bir rüzgârın orman yangının yayılma hızına etkisi ile aynı olduğu bilinmektedir [78]. Öte yandan Perry [80]'in 1990 yılında yaptığı çalışmasına göre eğimdeki her %20'lik artış ile yangının yayılma hızının iki katına çıktığı bilinmektedir [78]. Son yıllarda ülkemizde ve çevre komşu ülkelerde meydana gelen orman yangınları büyük ölçekte sosyal, ekonomik ve çevresel sorunlara sebep olmuştur. Orman yangınları yakma, enerji açığa çıkarma ve yayılma gibi bir davranışa sahiptir [66]. Fizyografik özelliklerden biri olan eğim, orman yangının yayılma davranışını tahrik edici niteliktedir. Eğimin arttığı yerlerde orman yangını ile yeryüzü (zemin) arasındaki açı azalmaktadır. Açının daralmasıyla orman yangınının radyasyonel etki alanı artacağından yangının şiddeti ve büyüklüğünde artış olduğu gözlemlenebilmektedir. Ayrıca yanıcı maddenin yanmasıyla eğimin artış yönünün aksine yanan maddelerin yuvarlanma durumuyla karşılaşmaktadır. Sonuç olarak eğim, yangının daha hızlı, daha büyük alevler ve birçok yöne yayılmasına neden olabilmektedir [78, 81]. Schütz ve diğ. [82] fırtına zararı ve eğim sınıfları arasında ters orantılı bir ilişkinin olduğunu ifade etmektedirler [63]. Fırtına zararı ve/veya orman yangını zararı sırasında zarar gören ağaçlar fizyolojik bakımdan zayıf düştüğü için böcek istilasına açık hale gelebilmektedir [83].

Bakı; bir yerin güneş ışınlarını karşılama yönü veya güneşe bakan kısmına denir. Bakı, sadece ağaç üst sınırı üzerinde değil aynı zamanda kalıcı kar sınırı ve tarım üst sınırı üzerinde de etkili olan topografik bir parametredir [84]. Kuzey yarım kürede dağların güney tarafı, güney yarım kürede ise dağların kuzey tarafında güneşlenme süresi uzun olduğu için gölgeli bakılara göre daha düşük yağış ve nemlilik, daha yüksek sıcaklık olduğu için orman yangınının tutuşma derecesinin daha yüksek olması beklenmektedir [74, 84]. Torun [63] tarafından Kastamonu Orman Bölge Müdürlüğünde yapılan çalışmada fırtına zararının en çok görüldüğü bakı yönleri kuzeybatı, kuzey ve güneydoğu bakı olduğuna rastlanılmıştır. Stritih [85]'e göre kuraklık ve yüksek sıcaklık böcek gelişimini kolaylaştırdığı için böcek zararı, daha kuru ve güneye bakan yamaçlarda (kuzey yarım küre için) daha sık görülür. Böceğe karşı duyarlı olan ağaçlardan oluşan meşcerelerden meydana gelen ormanlarda böcek zararı yüksek oranda görülür.

Yerleşim yerine uzaklık; ormanlık alan ve çevresinde gerçekleşen insan faaliyetleri ormanda zararın meydana gelme olasılığını arttırdığı bilinmektedir. Yerleşim yerleri, orman yolları, tarım arazileri, mesire yerlerinin ormana olan mesafeleri aslında hepsi insan faaliyetlerine olan mesafe olarak kabul edilebilmektedir. Ormanlık alanlarda yerleşimi olan orman köylüleri avcılık, hayvancılık, tarımsal faaliyetlerinin yanı sıra alışkanlıkları (sigara içme, anız yakma, katı ve sıvı atık depolama vb.) orman ekosistemini olumsuz etkileme potansiyeline sahiptir. Çünkü orman köylülerinin gerçekleştirdiği faaliyet süreçlerinde yapabilecekleri en küçük bir ihmal veya dikkatsizlik iadesiz sonuçlara sebep olabilmektedir [78, 86]. Kurtuluş [70]'e göre ülkemizde büyük şehirler ve daha az nüfuslu kırsal alanlarda bulunan istasyonlardan gözlemlenen fırtınalı gün sayılarının, diğer yerleşim yerlerine göre fazla olduğu görülmektedir.

Tarım alanına uzaklık; tarım alanın ormanlık alana doğru genişlemesi ormansızlaşma, orman bozulmasının ve buna bağlı olarak orman biyolojik çeşitliliğinin kaybının ana itici gücü olan topografik bir parametredir [87]. Tarımsal faaliyetler sırasında yapılan ihmal ve dikkatsizlik orman yangınlarının en büyük sebeplerinden biridir. Anız yakma, bağ-bahçe-sera temizliği başlıca tarımsal kaynaklı ortaya çıkan ziraat yangınları da orman yangınlarının sebebi olabilmektedir [86].

Akarsuya uzaklık; günümüzde insan faaliyetleri, su kaynaklarının çevresinde de (piknik, fotoğraf çekimi, ekoturizm yürüyüşü, yaban hayvan gözlemi vb.) görülebilmektedir. Ormanların sunduğu ekosistem hizmetlerinden faydalanabilmenin ancak sağlıklı bir orman yapısı ile mümkün olabileceği düşünülmektedir. Akarsuya yakınlık veya uzaklık, meteorolojik parametreleri, toprak özelliklerini, arazi kullanımını, flora ve fauna varlığını etkilemesi bakımından orman ekosistem fonksiyonlarını kısıtlayıcı niteliktedir.

Yol yoğunluğu ve yola uzaklık; ormanların işletmeye açılmasına hizmet eden ve orman alanlarında bağlantıyı sağlayan orman yolları, ekosistem zararına neden olan abiyotik ve biyotik zararlara karşı sürekli ve kontrollü biçimde koruma için gerekli ulaşım sorunun çözümü görevine sahiptir. Bu görevi başarılı bir şekilde yerine getirmek, orman yol ağının ormanlık alanda dağılışına ve orman yol ağındaki yolların zamanında inşa edilmesine bağlıdır [88]. Orman yol ağı ile beraber akla gelen yol yoğunluğu kavramının sebep olduğu orman bütünlüğüne olan olumsuz etkisi ormanın var olan yerel iklimini değiştirmekte, ormanlarda nem, radyasyon, orman kenarına yakın yerlerin rüzgâr hızına olan dirençlerinde bozulmalara sebep olmaktadır [63].

Meşcere Parametreleri; seçme (baltalık) ormanı ve kuru ormanı olmak üzere iki grupta işletilen ormanlarımızın en küçük parçasına meşcere (bük) denilmektedir. Ormanların en küçük parçalarının isimlendirilmesinde ağaç türü ve karışımı, gelişim çağları, kapalılık ve bonitet gibi meşcere özellikleri dikkate alınmaktadır [89].

Meşcere kuruluşundan ağaç türüne, ağaç türünden gelişim çağına, gelişim çağından kapalılığa kadar meşcerenin içinde bulunduğu mevcut durumu ifade eden meşcere parametreleri, zarara neden olan abiyotik ve biyotik faktörlere karşı risk durumunun ortaya konulmasında büyük öneme sahiptir. Meşcere parametrelerini orman yangını zararı açısından değerlendirildiğinde meşcerelerde bulunan orman ağaçları (kök, gövde, dal, yaprak) ve meşcere zeminindeki ölü/diri örtüler yanabilen maddelerdendir [78]. Orman yangınlarının şiddet ve büyüklüğüne etki eden yanıcı maddeleri sınıflandıracak olursak ağaçlar yanıcı madde olarak yüzeyin altında (kök), yüzeyde (kök boğazı) veya üzerinde (gövde, dal, yaprak) yanabilen, alev alabilen canlı ve ölü organik maddedir [78]. Ülkemizin Akdeniz iklim kuşağında yer alan orman tipi (ibreli türlerin baskın olduğu), diğer orman tiplerine göre daha az neme sahip olduğundan orman yangınının tutuşma, yanma ve yayılma reaksiyonlarının hızlı gerçekleşme

potansiyelinin yüksek olma beklentisini artırmaktadır. Akdeniz havzasında yangın rejimine sahip olan ülkelerin ormanlarında baskın tür olan Kızılcım, orman yangın ekolojisinin en önemli parametresidir [78].

Geniş yapraklıların reçinesiz olan gövdeleri iğne yapraklılara göre daha dayanıklı olması ve geniş yapraklıların kök yapılarının daha derinlere ulaşması nedeniyle geniş yapraklı ağaçların iğne yapraklı ağaçlara göre fırtınalara karşı daha dayanıklı olduğu bilinmektedir [63]. Torun [63] çalışmasında karışım yapan meşcerelerin, saf meşcerelere göre fırtına zararına karşı daha dayanıklı olduğunu ifade etmektedir. Primer kambiyum, sekonder kambiyum (odun) ve kabuk bir orman ağacının gövdesini oluşturmaktadır. Selüloz, hemiselülozlar ve lignin gibi polimer bileşikler sekonder kambiyumun (odun) kimyasal ana bileşenleri olduğu bilinmektedir [90]. Akçay [91] çalışmasında selüloz, hemiselüloz, şeker, nişasta ve yumurta akı gibi besin maddelerinin böcekler için hayati derecede önemli temel besin maddeleri olduğunu ifade etmektedir. Her ağaç bünyesinde kendine özgü besin ve kimyasal maddelere sahip olduğu için böcek zararlarına karşı mukavemetleri farklı olmaktadır. Ağacın gövdesinde bulunan sekonder kambiyum (odun), öz odun ve diri odun olarak ikiye ayrılmaktadır. Öz odun genç ağaçlarda bulunmamakta ve ağaç türlerine göre belli bir yaştan sonra oluşmaktadır. Öz odunu diri odununa göre daha gelişmiş olan ağaç türleri böcek zararına karşı daha dayanıklıdır. Çünkü diri odunda, böcek zararını önleyici kimyasal maddeler bulunurken aynı zamanda böcekler için hayati derecede önemli temel besin maddesi olan nişasta da bulunmaktadır [92]. Gezer [92]'e göre çam ağacı türünde öz odun ile diri odun arasında rutubet farkı fazla; meşe ağacı türünde ise rutubet farkı azdır. Bu bilgi ışığında çam ağacı türünün diri odunu öz odunundan büyük ve meşe ağacı türünün öz odunu diri odunundan büyük olduğu bilgi çıkarımı yapılabilmekte ve çam ağacı türünün böcek zararına karşı daha hassas olduğu ifade edilebilmektedir [92].

Meşcerenin gelişim çağı: orman ekosisteminde zararın meydana gelme ihtimalini, türünü, şiddetini ve boyutunu etkileyen bir parametredir. Normal şartlar altında meşcerede gelişim çağı artıkça bulunan ağaçların boyutunun artması beklenmektedir. Orman yangını zararı için meşcere gelişim çağı, yanıcı maddelerin boyutu arasındaki ilişki yanma oranını ve yoğunluğunu etkileyen bir parametredir [74]. Karadeniz [74]'e göre küçük boyutlu cisimler, büyük boyutlu cisimlere göre daha kolay ve hızlı yanma

eğilimindedir. Örneğin, meşcerede bulunan ölü örtü, ince ağaçlık çağındaki ağaca göre daha kolay ve hızlı yanar. İnce ağaçlık çağındaki ağaç, kalın ağaçlık çağındaki ağaca göre daha kolay ve hızlı yanar. Meşcere gelişim çağı gençlik ve sıklıktan kalın ağaçlığa doğru arttıkça orman ağaçlarında çap artımı ve boy artımı olduğu için orman yangının meydana gelme olasılığı azalmaktadır [78]. Meşcere gelişim çağı atladıkça ağaçlar çap ve boy kazanmaktadır. Çap ve boy kazanan ağaç türleri fizyolojik olarak güç kazandığı için fırtına zararına karşı daha dayanıklı olmaktadır [63]. Aynı zamanda meşcere gelişim çağının ağacın çap ve boy büyümesi arasındaki ilişki, öz odun ve diri odun gelişimini de etkilemesi meşcerede böcek zararı görülme ihtimalini açıkça ortaya koymaktadır.

Meşcere kapalılığı; bir meşcerede bulunan ağaçların tepe tacının yeri örtme derecesidir [89]. Baltacı [78]'e göre meşcere kapalılığı, meşcere içerisinde bulunan ve yanabilen maddenin türünü, yanabilen maddenin sahip olduğu rutubeti ve miktarını etkileyen bir parametredir. Sıkışık kapalı bir meşcere, güneş ışığının toprak zemini ile buluşmasını engelleyici niteliktedir. Meşcere içerisindeki ölü örtünün ayrışması için gerekli olan sıcaklık olmadığında toprak üzerinde nemli ve kalın ölü örtü tabakası ile karşılaşılması beklenilmektedir [78]. Kapalılığın azalmasıyla meşcere içerisine giren daha fazla rüzgâr, ölü örtünün birikip bir tabaka haline gelmesine fırsat vermez. Normal kapalı meşcerelerdeki ölü örtü miktarı, sıkışık kapalı şekilde kapalı meşcerelere göre daha az ve düşük kapalı meşcerelere göre daha çoktur [78, 93]. Kapalılığa sahip meşcerelerde doğaya uygun olmayan işletme şekilleri, düzensiz bakım yapılması, iklim değişikliğinin etkisi sonucunda meşcere yapısı bozulması durumunda fırtına zararına mağruz kalma olasılığı artmaktadır [63]. Meşcere kapalılığının azalmasıyla meşcereye nüfuz eden güneş ışınlarının artması, sıcaklığın yükselmesine, nemliliğin azalmasına ve böcek aktivitesinin artmasına neden olmaktadır [94]. Akıncı ve diğ. [94]'e göre böcekler genellikle meşcere kenarlarına ve/veya meşcere içi boşluklara yakın ve güneş ışınlarının direk etki ettiği orman ağaçlarında böcek zararı daha sık görülmektedir.

Sıcaklık, orman sağlığına doğrudan etkisi olan meteorolojik bir parametredir. Sıcaklık artışı orman ekosisteminde zararın görülme riskini artırmaktadır. Yüksek sıcaklıklar bitkilerde buharlaşmayı artırması bakımından potansiyel yanıcı maddelerin nem içeriğini azaltmaktadır. Bu durum orman yangınının meydana gelme olasılığını

artırmaktadır [95]. Küresel iklim değişikliği nedeniyle artan hava sıcaklıklarına bağlı buharlaşmanın artmasıyla hidrolojik döngünün hızının artacak olması fırtına yönü, hızı ve sayısında artışa yol açmaktadır [70]. Dünyanın en kalabalık ve çeşitli canlı grubunu oluşturan böcekler, değişen iklim koşullarına kolayca uyum sağlayabilmekte ve uygun koşullarda hızlıca çoğalabilmektedirler [96]. Sıcaklık ile böcek aktivitesi arasında yüksek pozitif korelasyon ilişkisi olduğu literatür taraması sonucunda bilinmektedir [94].

Yağış; atmosfer içinde belli bir mesafe yol alarak yere düşen su tanecikleri olarak tanımlanmaktadır [97]. Ekstrem şiddet ve frekansa sahip olan yağışların orman sağlığı üzerindeki olumsuz etkileri orman zararına neden olmaktadır. Yüksek yağış, meşcere içerisinde yanabilen maddelerin nemini artırması sebebiyle orman yangını, fırtına zararı, böcek zararı vb. orman zararlarının görülme potansiyelini etkilemektedir.

Rüzgâr; bir hava kütesinin atmosferdeki basınç farkından dolayı yatay ve düşey yöndeki hareket hali olarak tanımlanan rüzgâr; hızı, yönü ve frekansı bakımından sınıflandırıldığı zaman farklı şekillerde tanımlanmaktadır [70]. Rüzgâr hızı ve yönü, orman yangınının başlamasına etki eden bir unsur olmasa da başlamış yangınların davranışına etki eden önemli bir iklim elemanıdır. Ancak şimşek ve yıldırım gibi iklim olayları orman yangınlarının çıkış sebepleri arasında gösterilmektedir. Torun [63]'e göre fırtınalar orman ağaçları üzerinde önemli zararlara sebep olmaktadır. Fırtına, özellikle ibreli orman ağaçlarının ana fizyolojik kısımlarına (kök, gövde, dal vb.) olumsuz etki etmektedir. Orman ağaçlarını kırarak, çatlatarak, bükerek ve devirerek çeşitli zararlara neden olan fırtınalar, ormanlardan elde edilecek ürünlerde miktar ve değer kayıplarına neden olmaktadır. Fırtına zararlarının en küçük orman parçası üzerinde etkilerinin sonuçları düşünüldüğünde ise hem orman yangını zararı hem de böcek zararının meydana gelme olasılığının artması beklenmektedir.

Topoğrafik nemlilik indeksi (Topographic wetness index-TWI); topografyanın hidrolojik süreçler üzerindeki etkisini, toprak nemi ve yüzey doyumu konumsal dağılımının modellenmesi ve nicel olarak hesaplanması için tasarlanmıştır [98]. Sivrikaya ve Küçük [99] yüzey yangınlarının tutuşmasında ve yayılmasında TWI'nın önemli bir faktör olduğunu belirtmişlerdir. TWI indeksinin yüksek olduğu alanlar, yüksek nemin refakatçısı olması bakımından orman yangını zararı ve böcek zararının

meydana gelme olasılığını azaltsa da fırtına zararının meydana gelme olasılığını artırmaktadır.

1.3 Makine Öğrenmesi ve Ormancılıkta Kullanımı

Son yüzyılda özellikle teknolojiye küresel ölçekte meydana gelen dönüşümle birlikte, veri (data) hacmi daha önce görülmemiş şekilde artmıştır [100]. Öyleki, son beş yılda verilerin hacmi küresel ölçekte yaklaşık dokuz kat artarken her iki yılda bir en az ikiye katlanmış [101] ve bu artışın sonucunda da “büyük veri (big data)” kavramı hayatımıza girmiştir [102]. Büyük veri terimi ile daha fazla çeşitlilik (variety), daha büyük hacim (volume) ve daha fazla hız (velocity) anlaşılmaktadır. Burada ifade edilen çeşitlilik terimi; verinin kaynağı ve formatındaki farklılık, hacim terimi ise; verinin toplanan, kayıt edilen ve işlenen miktarı olup hız terimi de verinin büyüme ve gelişme taleplerini karşılama bakımından oluşturulma ve işleme hızıdır [103]. Bunlarla birlikte artan ve sürekli olarak üretilen büyük veriyi daha fazla açıklamaya yönelik verinin üretilmesi, kullanılması, kaydedilmesi ve yayılma sıklığı [104] beraberinde doğruluğu/gerçekliği (veracity) ve değeri (value) gibi kavramlar da ortaya çıkmıştır [100].

Hesaplama gücündeki bilgisayar teknolojisine dayalı meydana gelen kapsamlı gelişmeler neticesinde veri bilimi (data science) ve makine(nin) öğrenimi/öğrenmesi (machine learning) çağımızın önemli ve yoğun çalışılan alanlarından biri haline gelmiştir. Makine öğrenmesi özellikle büyük veri üzerinde daha kısa sürede sonuç elde etmek için yaygın şekilde kullanılmaya başlanılmıştır [105]. Yapay zekânın (artificial intelligence) bir alt dalı olarak ta ifade edilen makine öğrenmesi insan etkileşimi olmadan belirli görevlerin yerine getirilmesi için bilgisayar tabanlı hesaplamalarda çeşitli istatistik modeller ve algoritmalar kullanmaktadır [106]. Yine bu teknolojinin ortaya çıkışında daha önce görülmemiş bilgisayar işlem kapasitelerinin gelişmesinde önemli rol oynamıştır. Çünkü bilgisayarın veri depolama ve işleme gibi temel kabiliyetler dışında neler yapabileceği konusuna da ilgi duyulmaktadır [107]. Özellikle bilgi teknolojileri temelinde çalışan bir makinenin, akıl yürütme, anlama, karar verme, sonuç çıkartma, genelleme yapma ve geçmiş tecrübelerden yeni bilgiler elde etme gibi karmaşık bir yapıda olan insana özgü beceriler kazanması konusunda neler yapabileceği anlaşılabilir.

Her ne kadar son dönemde makine öğrenmesi önemli başarılar göstererek çeşitli disiplinlerde artarak kendine yeni uygulama alanları bulmuş olsa da, makine öğrenmesinin bu başarısı konusunda uzman kişilerin; verileri ön-işleme ve temizleme, uygun özellikleri (features) seçme ve oluşturma, uygun bir model ailesi (model family) seçme, model hiper-parametrelerini optimize etme, sinir ağı topolojisini tasarlama (eğer derin öğrenme kullanılıyorsa), makine öğrenmesi modelleri art/son işleme (post-processing) ve elde edilen sonuçları eleştirel olarak analiz etme gibi belli başlı görevleri gerçekleştirilmesiyle yakından ilişkilidir [56]. Ancak makine öğrenmesi sürecinde insanın bulunduğu her sistemde olduğu gibi insankaynaklı hataların sebep olduğu önemli sonuçlar ile karşılaşabilmektedir. Örneğin, kişilerin tecrübelerine bağlı olarak daha iyi veya daha kötü modellerin ortaya çıkması, kişilerin önyargılarına bağlı olarak ortaya çıkan modellerde de yanlılık hatalarının (bias) görülebilmesi mümkündür [108]. Yine bu görevlerdeki karmaşıklık makine öğrenmesi uzmanı olmayan kişileri aşabilmektedir. Makine öğrenmesi uygulamalarının her aşamasında birçok farklı araç ve teknik bulunduğu için model uygulayıcıları bütün bu bilgiler arasında kaybolabilmektedir. Makine öğrenmesi temelli bir model inşa edilirken insan hatalarının en aza indirilmesi/giderilmesi ve veri ön işleme, öznelik seçimi, algoritma ve model seçimi, hiper-parametre optimizasyonu ve modelin değerlendirilmesi gibi çok zaman gerektiren ve zor görevlerin otomatik gerçekleştirilmesinde kullanıma hazır metotlara talep artmaktadır [109]. Bu talebe bağlı olarak otomatik makine öğrenmesi (automatic machine learning, AutoML) geliştirilmiştir. Bir diğer ifade ile makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıma hazırlanması, gerekli ayarlamalarının yapılması gibi uzmanlık isteyen ve zaman alan süreçlerin basitleştirilmesi ve öğrenme modellerinin daha hızlı ve kolay bir şekilde oluşturulması otomatik makine öğrenmesinin ortaya çıkmasını sağlamıştır [110]. Otomatik makine öğrenmesi, makine öğrenmesi literatürüne son yıllarda girmiş ve hızla endüstride uygulama bularak özellikle 2015'ler başta olmak üzere 2020'lerden itibaren otomatik makine öğrenmesinin akademi ve endüstride kullanımının arttığı gözlenmektedir [111].

Özellikle Kanada, Rusya, Brezilya, ABD, İsveç, Norveç, Finlandiya ve Yeni Zelanda gibi pek çok ülkede ana endüstri alanlarından biri olan ormancılık dünya genelinde önemli bir role sahiptir [112]. Amerikan Ormancılık Derneği tarafından ormancılık terimi, erişilmek istenen amaçlar, ihtiyaçlar ve değerlerin karşılanması için ormanları ve ilgili kaynakları insanların yararına, sürdürülebilir olarak oluşturma, yönetme ve

koruma bilimi, sanatı ve mühendislik uygulamalarını içeren bir meslek şeklinde tanımlanmaktadır [113]. Bir başka tanımlamaya göre ormancılık, kereste üretiminden, çok çeşitli ekosistem hizmetlerine kadar değişen farklı amaçlar doğrultusunda ormanları yönetme sanatı, bilimi ve işidir [114]. Orman ekosistemlerinde gerçekleştirilen bütün ormancılık faaliyetlerinde yer alan karar verme sürecinde bilgiye her daim gereksinim duyulmaktadır. Orman yönetimi, orman işletmelerinin ekonomisine ve/veya ekosistemin ekolojisine odaklanılarak, çeşitli yönetim faaliyetlerini (ekolojik, ekonomik ve sosyal) ve büyük miktarlardaki verileri içeren karmaşık bir sistemdir [115]. Nüfus artışı devam ederken, iklim değişikliği, biyoçeşitlilik kaybı, gıda/besin güvenliği, su kaynaklarındaki kıtlık ve ekosistem ve hizmetlerinin sürdürülebilirliği, arazi tahribatı gibi büyük sorunlarla uğraştığı [116], toplumsal değerlerin değiştiği ve internet/sosyal medya üzerinden fikir ve düşüncelerin hızlıca ifade edilebilen dünyada, ormancılık her geçen yıl daha karmaşık ve zor bir hale gelmektedir [115, 117]. Görece olarak her ne kadar diğer alanlara göre yavaş şekilde gerçekleşse de yeni teknolojiler, yeni yönetim yaklaşımları, yeni iş modelleri ve gelişmiş karar destek sistemleri ile geleneksel ormancılık yaklaşımı yıllar içinde değişmekte ve dönüşmektedir [112]. Özellikle bilişim teknolojilerinin (IT), küresel konumlama sistemi (GPS), coğrafi bilgi sistemleri (CBS) ve uzaktan algılama teknolojileri ile bütünleşik kullanımı hızla artmaktadır. Bu teknolojik gelişmelerle beraber diğer pek çok alanda olduğu gibi ormancılıkta da bilişim teknolojileri özel bir öneme sahiptir. Çünkü gerek alışlagelmiş uygulamaların daha kolay, etkin, hızlı ve ekonomik yapılabilmesi için yeni yaklaşımların kullanımına artan talep ve ihtiyaçlar, gerekse değişen dünyadaki ortaya çıkan sorunlar nedeniyle karşılaşılan zorunluluklar söz konusudur. Dolayısıyla ormancılık bilişimi (forestry informatization), hassas ormancılık (precision forestry), akıllı ormancılık (smart forestry), Ormancılık (Forestry) 4.0, iklim-akıllı ormancılık (climate-smart forestry), sayısal ormancılık (digital forestry) ve ormancılık büyük verisi (forestry big data) gibi görece olarak yeni terimlerin son yıllarda ortaya çıktığı da gözlenmektedir [100, 112, 118-120].

Her ne kadar ormancılık büyük verisi açık şekilde tanımlanmamış olsa da büyük veri teknolojisinin kullanımı ormancılığın vazgeçilmez bir parçasıdır [100]. Ormancılıkta kullanılan verilerin artan hız ve verimlilikte toplanması ile çok büyük veriler ortaya çıkmaktadır. Kısa sürede ve etkin şekilde sonuç almak için ormancılığın günümüz veri bilimi teknoloji ve teknikleriyle modernizasyonu ihtiyacı söz konusu olmaktadır.

Günümüzde çok sayıda algoritma kullanılan makine öğrenmesi bu teknoloji ve tekniklerden en önemlisi ve en sık kullanılanıdır. Bu tez çalışmasında ise makine öğrenmesi ile birlikte özellikle son dönemde literatüre giren otomatik makine öğrenmesinin, ormancılık alanında kullanımı bilimsel dergilerde yapılan çalışmalar derlenerek geçmiş ve güncel örnekleri ile birlikte gelecekteki potansiyeli tartışılmıştır.

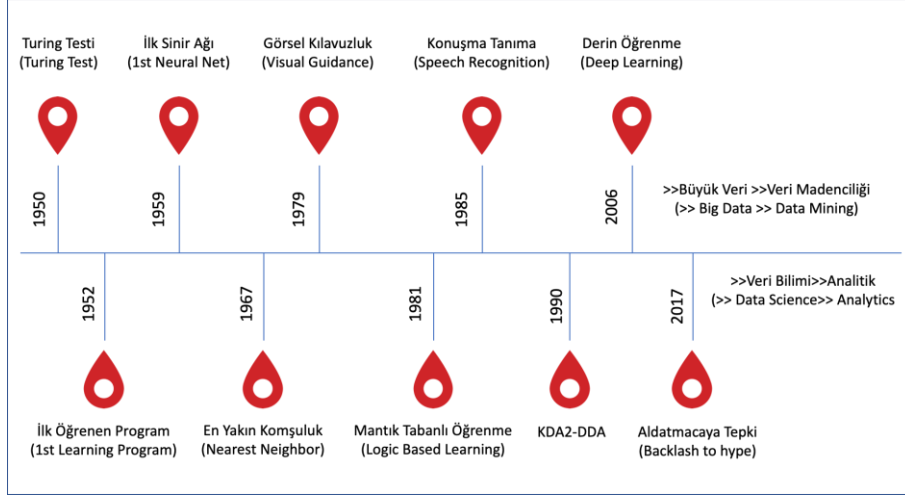
1.3.1 Makine Öğrenmesi Tanımı, Tarihçesi ve Algoritmalar

Tanımlaması zor olan öğrenmenin sözlük tanımı, “deneyim yoluyla davranışsal bir eğilimin değiştirilmesi” ve “eğitim veya deneyim yoluyla bilgi, anlayış veya beceri kazanmak” olarak ifade edilmektedir. Makine açısından öğrenme ise bir makinenin yapısında, programında veya verilerinde değişiklik meydana gelmesi durumunda makinenin gelecekteki performansının iyileşmesine yönelik geliştirilmesi olarak tanımlanabilir [121]. Genellikle yapay zekâ kapsamında çeşitli görevlerin gerçekleştirilmesi amacıyla sistemlerde yapılan değişikliklerin hemen hemen tamamı olan makine öğrenmesi, tanıma (recognition), teşhis (diagnosis), planlama (planning), robot kontrolü (robot control), tahmin (prediction) gibi sistem değişikliklerini içerebilen, mevcut sistemlerdeki iyileştirmeleri ya da yeni sistem tasarımlarını kapsamaktadır [121]. Bu doğrultuda bilgisayar teknolojisinde meydana gelen gelişmeler sonucunda insan zekâsı gerektiren karmaşık görevlerin yerine getirilip getirilememesi için bilgisayara çok sayıda “eğer-öyleyse-değilse (if-then-else) yapısı” gerektiren çok büyük bir algoritma yazılabileceği düşünülüyordu [107]. Buradaki algoritmanın içereceği “eğer-öyleyse-değilse” yapısı ise komut kuralları (rules) olarak tanımlanmaktadır. Bununla birlikte yapay zekâ teknikleri ise bu klasik yaklaşıma alternatif ve yeniden sentezlenmiş bir bütünleşik kural tabanı kullanmaktadır. Çünkü uzmanların (human-experts) bilgisine dayalı olarak oluşturulmaktadırlar [107]. Bir diğer ifade ile mantık (logic) ve grafikler (graphs) gibi matematiksel/istatistiksel araçlar bu amaçla bilgi temsili için uyarlanmaktadır. Bilgi tabanı oluşturulduktan sonra her bir gözleme ait karar destek amaçlı iyi bilinen arama stratejileri kullanımı gereklidir. Bu yöntemlere genel olarak sembolik yaklaşımlar denilmektedir [122]. Yapay zekâ uygulamalarının ilk yıllarında sembolik yaklaşımlar, şeffaf karar verme sürecinde matematiksel algoritmalar daha açıklanabilir sonuçların elde edilmesinde kullanılabilirlerdir. Özellikle 1970 ve 1980’lerde yaygın olan uzman sistemler bu uygulamalara örnek teşkil etmektedir [123]. Kural tabanlı sembolik yaklaşımların

kullanıldığı uzman sistemlerde başarı, kural tabanın içerdiği kuralların oluşturulma biçimine bağlıdır. Fakat bu yaklaşım gerçekçi bir görev için aşılmaz bir engel haline gelmiştir. Çünkü her şeyden önce iyi formüle edilmiş bazı kurallar kullanarak insan bilgisini açıkça ifade etmek kolay olmamaktadır. Hem bilgi tabanındaki kural sayısı arttıkça devam ettirmek daha zor olmakta, hem de belirli bir kuralda değişiklik gerekli olduğunda bu değişikliğin tanımlanması diğer birçok kuralı da etkileyebilmektedir. Kısmi bilgiye dayalı oluşturulan kural tabanlı sembolik sistemler nasıl karar verileceğini bilemeyeceklerinden dolayı karar verme süreçlerinde daha fazla belirsizliğe neden olurlar. Bu belirsizliğin giderilmesine alternatif bir yaklaşım ise herhangi bir yapay zekâ uygulamasında bilgisayarların becerilerini deneyim yoluyla geliştirebilecekleri öğrenme algoritmalarının tasarlanmasıdır [124]. Makinenin öğrenme süreci sözde “eğitim verisi (training data)” ile öğrenme algoritmasının eğitilmesidir. Bu öğrenme algoritmalarının geliştirilmesinde biyolojik olarak ilham alınmış uygulamalardan [125-127] olasılık tabanlı istatistiksel öğrenme yöntemlerine [128-131] kadar değişen çeşitli öğrenme yöntem ve stratejilerini içermektedir [107]. Özellikle 1980'lerden itibaren, otomatik öğrenme algoritmalarının incelenmesi, yapay zekâda makine öğrenmesi adı altında hızla önem kazanan bir alt alan olarak ortaya çıkmıştır. Veriye dayalı makine öğrenmesi algoritmaları, bilgiye dayalı sembolik yaklaşımlara göre karar verme süreçlerinde eğitim verilerinden yararlanarak oluşturulan belirli matematiksel modellerden otomatik olarak nasıl yararlanılacağına daha çok yoğunlaşmaktadır. Makine öğrenmesi algoritmaları sayesinde bir yapay zekâ sisteminin tasarımında ana yük son derece zorlu olan manuel bilgi temsili görevinden nispeten daha uygulanabilir bir veri toplama yöntemine doğru gelişmiştir. Özellikle konuşma tanıma [129, 130] ve diller arası makine çevirisi [131] gibi başarılı yapay zekâ uygulamaları devamında modern bilgisayarların hesaplama gücünün sürekli olarak gelişmesiyle bugün makine öğrenmesi neredeyse tüm mühendislik alanlarında çok sayıda uygulama örnekleri ortaya çıkarmıştır. Bunların ormancılık disiplini dışındakilerin bazıları biyoenformatik [132, 133], biyokimya [134, 135], tıp [136-138], meteoroloji [139-141], ekonomi [142-144], robotik [145,146], su ürünleri yetiştiriciliği [147, 148] gıda güvenliği [149, 150], klimatoloji [151] ve ziraat bilimleri [152] şeklinde örneklenebilir.

Kökleri 1950'lere kadar uzanmasına rağmen çok yeni bir konu olduğu yanlışlığı bulunan makine öğrenmesinin tarihsel gelişiminden bahsetmek önemlidir [106]. Şekil

1.2’de makine öğrenmesinin zaman içerisindeki gelişimi gösterilmektedir. Makine öğrenmesi tarihsel gelişimi Nandi ve Pal [106] tarafından özet olarak şu şekilde ifade edilmektedir: “...Alan Turing tarafından 1950 yılında bir bilgisayarın bir insanla aynı zekâyı sergileyip sergilemediğini belirlemek için yaptığı ve Turing Testi adını verdiği uygulama yapay zekâ veya makine öğrenmesinin ilk örneği olarak kabul edilmektedir. Daha sonra John McCarthy tarafından 1956 yılında yapay zekâ terimi Dartmouth Koleji’ndeki bir konferansta ilk defa kullanılmıştır. İlerleyen süreçte ise Allen Newell, John Clifford Shaw ve Herbert Alexander Simon tarafından çalışan ilk yapay zekâ yazılım programı olan Logic Theorist geliştirilmiştir. Frank Rosenbalt tarafından 1967 yılında deneme yanılma yoluyla “öğrenen” ilk bilgisayar tabanlı sinir ağı olan Mark 1 Perceptron’u kurmuştur. Bundan birkaç yıl sonra “Perceptrons” isimli [153], sinir ağları konusunda hem bir dönüm noktası haline gelen hem de gelecekteki projeler için önemli bir altlık argüman haline gelen kitap yayınlanmıştır. Kendini eğitmede geri-yayılım (back-propagation) algoritmaları kullanan yapay zekâ uygulamaları ise 1980’lere gelindiğinde oldukça geniş kapsamda benimsenerek kullanılmaya başlanmıştır. IBM tarafından 1997 yılında geliştirilen Deep Blue bir satranç maçında Dünya satranç şampiyonu Garry Kasparov’u yenmiştir. Jeopardy şampiyonları Ken Jennings ve Brad Rutter, 2011 yılında IBM Watson’a yenildiler. Baidu tarafından geliştirilen süper bilgisayar Minwa 2015 yılında evrimsel sinir ağı (Convolutional Neural Networks, CNN) kullanarak görüntüleri bir insandan daha yüksek bir doğruluk oranıyla tanıma ve kategorize etme amaçlı kullanılmıştır. Aynı dönem ImageNet yarışmasının sonuçlarını iyileştirmeye dönük ihtiyaçlar AlexNet’i ortaya çıkarmıştır. Derin bir sinir ağı ile desteklenen DeepMind AlphaGo 2016 yılında beş oyunluk bir maçta Go oyunu dünya şampiyonlarını yenmiştir...”.



Şekil 1.2. Makine öğrenmesinin zamansal gelişimi ([106]'den uyarlanmıştır).

Makine öğrenmesi daha önce de belirtildiği gibi açık şekilde programlama yapılmadan, girdi verilerinden bilgisayarlara öğrenme yeteneği kazandırmaya yönelik bir çalışma alanı olarak tanımlanmaktadır. Bu öğrenme süreci hem analiz edilen hem de yeni girdi verisinden aşamalı olarak gerçekleştirilir [154]. Başarılı bir makine öğrenmesi sürecindeki önemli işlem adımları aşağıdaki gibi özetlenebilir (Şekil 1.4 ve Şekil 1.5) [155].

1. Veri toplama (Data collection/acquisition); bilgisayarların öğrenebileceği önceki deneyimi temsil edebilecek yeterli miktarda eğitim verisinin toplanmasıdır. İdeal olarak, eğitim verileri, sistemin sonunda konuşlandırılacağı aynı koşullar dikkate alınarak toplanmalıdır. Bu şekilde toplanan veriler genellikle “alan içi (in domain)” veriler olarak adlandırılmaktadır. Bir diğer ifade ile verilerin toplanması uygulama alanı (application domain) bilgisine bağlıdır [155]. Birçok öğrenme algoritması, yorumcu kişiler (human-annotators) tarafından, öğrenme algoritmalarını kolaylaştıracak şekilde verileri manuel olarak etiketlemesini gerektirmektedir. Pratikte alan içi eğitim verilerinin toplanması oldukça maliyetli bir süreçtir. Çünkü bir makine öğrenmesi sisteminin herhangi bir pratik görevdeki nihai performansı, büyük ölçüde mevcut alan içi eğitim verilerinin miktarı tarafından belirlenmektedir. Çoğu durumda, daha fazla alan içi veriye erişmek, herhangi bir gerçek dünya uygulaması için performansı artırmanın en etkili yolu olmaktadır [107].

2. Özellik oluşturma (Feature generation) veya Özellik mühendisliği (Feature engineering); ham verilerden özellikleri çıkarmak için genellikle alana özgü bazı

prosedürlerin uygulanması gerekmektedir. Başarılı bir makine öğrenmesinde, özellikler kompakt olmalı, ancak aynı zamanda ham verilerdeki en önemli bilgileri de korumalıdır [107]. Tipik olarak veri toplamada karşılaşılan üç farklı zorluk vardır [155]. Bunlar; i) Eksik Veri (Verilerdeki bazı değerlerin eksik olması mümkündür. Bunun nedeni, ölçüm yapılmamış olması veya verilerin kaydedilmemiş olması olabilir.), ii) Farklı Etki Alanlarından Veriler (Farklı özelliklerin arkasındaki ölçekler oldukça farklı olabilir. Bu, daha küçük aralıklara sahip özelliklerin katkılarını göz ardı ederek, yakınlık ölçüsünün daha büyük etki alanlarına sahip özelliklere bağımlı olmasını saptıracaktır.) ve iii) Aykırı Değerlerin Varlığı (Aykırı değer, hatalı olan bir veri ögesidir. Bir aykırı değer varlığı, ölçüm araçlarındaki teknik sorun veya hatalı veri girişlerinden kaynaklanabilir.)

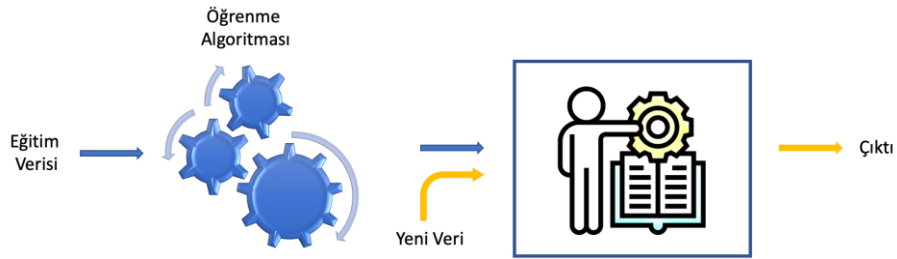
3. Model Seçimi (Model selection); veri türlerine ve ilgili alan bilgisine bağlıdır. Bazı veri türleri için makine öğrenmesi modellerinin yalnızca bir alt kümesi kullanılabilir [155]. Örneğin, bazı özellikler sayısal ve diğerleri kategorik ise, algılayıcılara ve destek vektör makinelerine (SVM) dayalı sınıflandırıcılar uygun değildir, oysa Bayes sınıflandırıcısı ve karar ağacı tabanlı sınıflandırıcılar bu tür verilerle başa çıkmak için ideal olabilmektedir.

4. Model tahmini/egitimi (Model estimation/training); eğitim verilerinin çıkarılan özellik temsillerinden bazı matematiksel modeller oluşturmak için bir öğrenme algoritması seçimi yapılmaktadır [107]. Bu öğrenmede, genel olarak, eğitim verilerinin boyutuna ve türüne bağlıdır. Temel bir yaklaşım olarak uygulamada, etiketlenmiş verilerin bir alt kümesi eğitim verileri olarak kullanılırken, başka bir alt küme ise model doğrulama amaçlı kullanılmaktadır [155]. Son yıllarda makine öğrenmesi alanındaki gelişmeler, hangi öğrenme algoritmalarının kullanılacağı ve hangi modellerin oluşturulacağı konusunda bize çok çeşitli seçenekler sağlamaktadır.

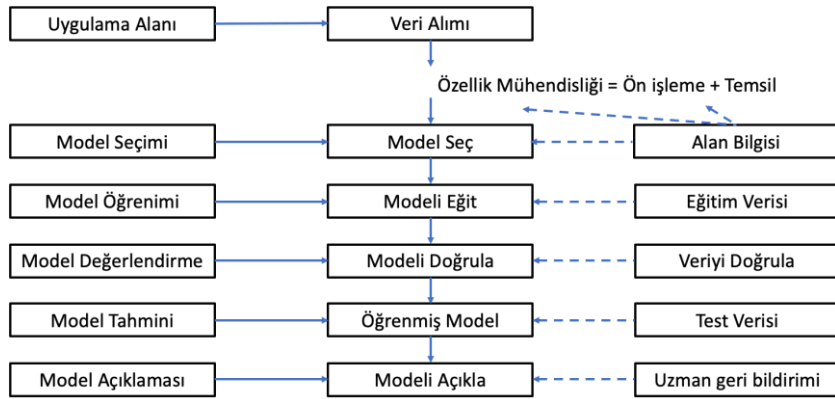
5. Model değerlendirme/doğrulama (Model evaluation/validation); bu adım doğrulama verileri (validation data) adı verilen özel olarak tahsis edilmiş bir veri gerektirmektedir. Çünkü makine öğrenmesi modelinin eğitim verileri üzerinde iyi çalışması, bir diğer ifadeyle modelin iyi eğitilmiş olması mümkündür. Ancak, model doğrulama verilerinde iyi çalışmayabilir. Böyle bir durumda makine

öğrenmesi modelinin eğitim verileriyle aşırı uyumlu (overfitting) olduğu anlaşılmaktadır [155].

6. Model açıklaması (Model explanation); bu adım temel olarak alan uzmanının dikkatini çekmek ve uzmandan geri bildirim almak açısından önemlidir. Model açıklaması aşaması, uzman sistemlerde ve geleneksel yapay zekâ sistemlerinde önemli bir role sahiptir. Ancak, Derin Öğrenme (Deep Learning) çağında açıklama çok daha önemli hale gelmiştir, çünkü derin öğrenmede tipik olarak sinir ağları kullanılması ve bunların işleyişi, alan uzmanı tarafından makbul görececek bir ayrıntı düzeyinde kolayca açıklanamamaktadır. Günümüzde derin öğrenmenin böylesine anlaşılmaz bir davranış ortaya çıkarması neticesinde ise açıklanabilir (explainable) yapay zekâyâ olan ihtiyaç ortaya çıkmıştır [155].



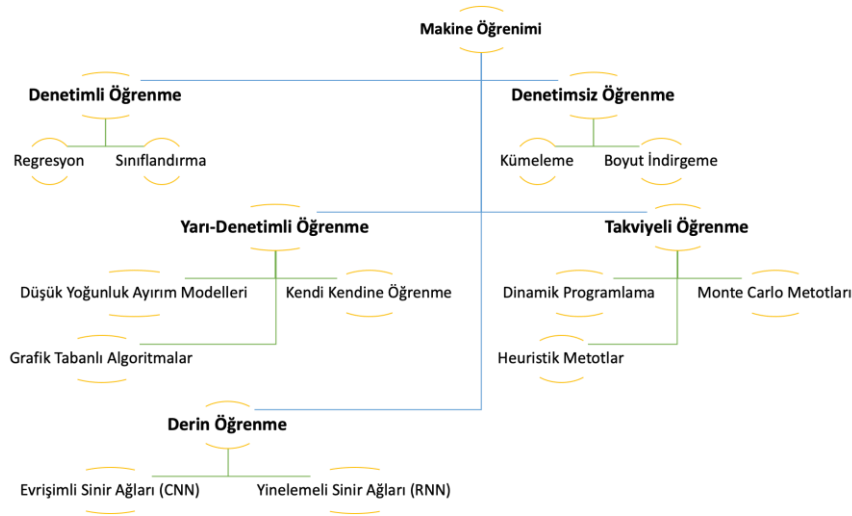
Şekil 1.3. Makine öğrenmesi şematik gösterimi ([158]'den uyarlanmıştır).



Şekil 1.4. Bir makine öğrenmesi sistemi oluşturma sürecinin önemli adımları ([155]'den uyarlanmıştır)

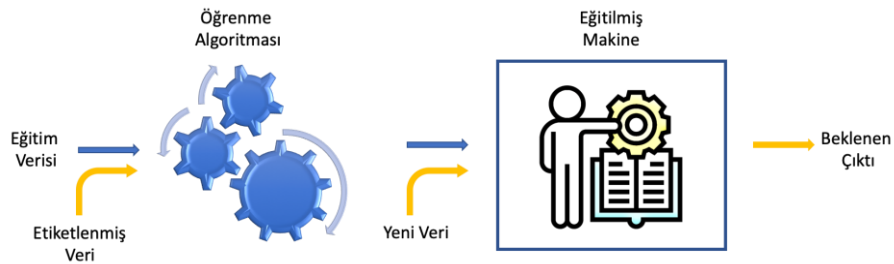
Makine öğrenmesi algoritmaları 3 temel kategoride sınıflandırılmaktadır [156]: i) denetimli/kontrollü öğrenme (supervised learning), ii) denetimsiz/kontrolsüz öğrenme (unsupervised learning) ve iii) derin öğrenme (deep learning). Bu üç kategori yanısıra yarı-denetimli öğrenme (semi-supervised learning) ve takviyeli/pekiştirmeli öğrenme

(reinforcement learning) kategorileri de yer almaktadır [106]. Şekil 1.5’de makine öğrenmesi algoritmalarına ait kategoriler verilmektedir.



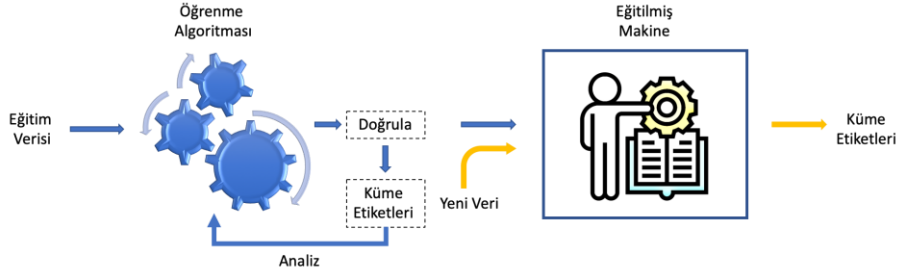
Şekil 1.5. Makine öğrenmesi kategorileri ([154]’den uyarlanmıştır).

Denetimli öğrenmede makine verilen n adet girdi-çıkı çiftlerinden oluşan bir $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ öğrenme veri seti içerisinde x girdilerinden karşılık gelen y çıktılarını öğrenme görevini gerçekleştirmektedir. Buradaki çıktılar makine öğrenmesinde etiket (label) olarak tanımlanmaktadır ve denetmen (supervisor), algoritmaya ilgili girdi ve karşılık gelen doğru tahmin edilmesi gereken çıktının tanıtılmasına hizmet etmektedir. Şekil 1.6’da denetimli öğrenme şematik olarak gösterilmektedir. Denetimli öğrenme ayrıca tahmin edilmeye çalışılan, yani makine tarafından öğrenilmesi istenilen, niceliğe bağlı olarak sınıflandırma (classification) ve regresyon (regression) şeklinde iki alt grupta kategorize edilmektedir. Eğer çıktı nicelik olarak ayrık/kategorik (discrete) türünde ise bir sınıflandırma probleminden bahsedilirken, çıktı nicelik olarak sürekli (continuous) büyüklük türünde ise o zaman bir regresyon probleminden bahsedilmektedir.



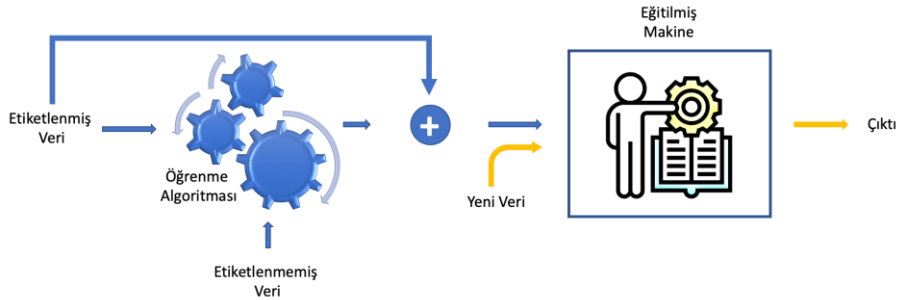
Şekil 1.6. Denetimli öğrenme ([154]’den uyarlanmıştır).

Denetimsiz öğrenmede ne bir y etiket tanımlanır ne de girdi-çıkı örnekleri arasında haritalama (mapping) öğrenilmeye çalışılır, bunların yerine verinin kendisinden bir anlam çıkarılmaya çalışılmaktadır. Burada bahsedilen haritalama terimi ile matematikteki iki küme arasındaki, ikinci kümenin bir elemanının birinci kümedeki her bir elemanla eşleştiğini ifade eden bir bağıntı ifade edilmektedir. Denetimsiz öğrenmede n adet herhangi bir karşılık gelen y çıktısı olmayan x girdilerini içeren bir $D = \{(x_1), \dots, (x_n)\}$ öğrenme veri seti kullanılmaktadır. Denetimsiz öğrenmeye verilebilecek en temel örneklerden birisi olarak veri içindeki kümelenmenin bulunması verilebilir. Denetimsiz öğrenme şematik olarak Şekil 1.7’de gösterilmektedir.



Şekil 1.7. Denetimsiz öğrenme ([154]’den uyarlanmıştır).

Yarı-denetimli öğrenme hem etiketlenmiş hem de etiketlenmemiş veriler üzerinde çalıştığı için denetimli ve denetimsiz öğrenmenin bir karışımı olarak tanımlanabilir. Yarı-denetimli öğrenme şematik olarak Şekil 1.8’de gösterilmektedir. Takviyeli öğrenme ise çevre odaklı bir yaklaşım olup ödül veya cezaya dayalı gerçekleşmektedir. Amacı makinenin öğrenme verimliliğini artırmak için belirli bir bağlam veya ortamdaki optimum davranışın otomatik olarak değerlendirilmesidir.



Şekil 1.8. Yarı-denetimli öğrenme ([154]’den uyarlanmıştır).

Makine öğrenmesi algoritmalarındaki en yeni ve önemli sınıf olan derin öğrenmenin ismi, beraberinde bir hesaplama grafiği oluşturulan çok sayıda hesaplama katmanları yığını içermesinden gelmektedir. Bu grafiğin derinliği sıralı hesaplamayı ve genişliği

paralel hesaplamayı ifade eder. Derin öğrenme modelleri, hedef fonksiyonu karşılayana kadar parametrelerini geri yayılım (back-propagation) algoritması kullanarak kademeli olarak iyileştiren bir yaklaşımla çalışmaktadır. Günümüzde literatürde çok sayıda kullanılan makine öğrenmesi modelleri, algoritmaları ve doğrulanmalarında kullanılan istatistiksel ölçüleri bulunmaktadır. Burada bahsedilen bazı makine öğrenmesi algoritmalarının isim ve kısaltmaları Tablo 1.2’de listelenmiştir.

Tablo 1.2. Makine Öğrenmesinde Kullanılan Algoritmalar

	Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma		Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma
1	AdaBoost classifier	ABC	30	Cubist	Cubist
2	AdaBoost regressor	ABR	31	Decision tree	DT
3	Adaptive resonance theory neural network	ART	32	Decision tree regressor	DTR
4	Adaptive-neuro fuzzy inference systems	ANFIS	33	Deep belief network	DBN
5	Artificial neural network	ANN	34	Deep Boltzmann machine	DBM
6	Automatic machine learning	AutoML	35	Deep neural network	DNN
7	Automatic relevance determination	ARD	36	Dummy regressor	DR
8	Average neural network	avNN	37	Elastic net	ELN
9	Back-propagation network	BPN	38	Ensemble neural networks	ENNs
10	Bagging	Bagging	39	Expectation maximisation	EM
11	Bayesian belief network	BBN	40	Extra tree classifier	ETC
12	Bayesian network	BN	41	Extra tree regressor	ETR
13	Bayesian ridge	BR	42	Extreme gradient boosting	XGBoost
14	Boosted regression tree	BRT	43	Extreme learning machines	ELMs
15	Bootstrap aggregating	Bagging	44	Extremely randomized trees	ERT
16	Boruta	Boruta	45	Feed forward neural network	FFNN
17	C4.5-like trees	C45	46	Fully connected neural nets	FCN
18	C5.0 decision tree	C50	47	Gaussian naive bayes	GNB
19	Casual forest	CsF	48	Gaussian process tree	GPR
20	Casual tree	CsT	49	Generalized additive mixed model	GAMM
21	CatBoost	CatBoost	50	Generalized additive model	GAM
22	CatBoost regressor	CBR	51	Generalized linear model	GLM
23	Chi-square automatic interaction detector	CHAID	52	Generalized regression neural networks	GRNN
24	Classification and regression trees	CART	53	Gradient boosting classifier	GBC
25	Classification trees	CT	54	Gradient boosting machines	GBM
26	Concordance index	C-index	55	Gradient boosting regressor	GBR
27	Conditional inference tree	CIT	56	Gradient boosting trees	GBT
28	Convolutional neural networks	CNNs	57	Group method of data handling	GMDH
29	Counter propagation	CP	58	Huber regressor	HR

Tablo 1.2. Makine Öğrenmesinde Kullanılan Algoritmalar (Devamı)

	Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma		Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma
59	Instance-based learning	IBL	99	Quasi-recurrent neural networks	QRN
60	J48	J48	100	Radial basis function networks	RBFN
61	K-means clustering	KMC	101	Random forest	RF
62	k-nearest neighbour	KNN	102	Random forest regressor	RFR
63	k-nearest neighbour regressor	KNN-R	103	Random sample consensus	RSC
64	Kernel logistic regression	KLR	104	Randon subspace	RS
65	Kernel ridge	KR	105	Regression tree analysis	RTA
66	Kstar	Kstar	106	Ridge classifier	RC
67	Lasso least angle regression	LLAR	107	Ridge regression	RR
68	Lasso regression	LSSR	108	Rotation forest	RoF
69	Learning vector quantization	LVQ	109	Self adaptive evolutionary-ELM	SaE-ELM
70	Least angle regression	LAR	110	Self-organising maps	SOMs
71	Least squares-support vector machine	LS-SVM	111	Stacked ensemble	SE
72	Light gradient boosting machine	LightGBM	112	Stacked generalization	SG
73	Linear discriminant analysis	LDA	113	Stepwise multiple linear regression	SMLR
74	Linear mixed effects regression	LMER	114	Stochastic gradient boosting	SGB
75	Linear regression	LiR	115	Stochastic gradient descent	SGD
76	Locally weighted learning	LWL	116	Successive projection algorithm-SVM	SPA-SVM
77	Logistic regression	LR	117	Supervised kohonen networks	SKNs
78	LogitBoost	LogitBoost	118	Support vector regression	SVR
79	Maximum entropy	MaxEnt	119	SVM with Linear kernel	SVML
80	Mini-batch back propagation	MBBP	120	SVM with polynomial kernel	SVMP
81	Mixture discriminant analysis	MDA	121	SVM with radial kernel	SVMR
82	Mixture of gaussians	MOG	122	Symbolic regression	SR
83	MLP feed forward neural network	MLPFFN	123	TheilSen regressor	TSR
84	MLP neural network with BP	MLPNNB	124	Weighted k-nearest neighbour	WKNN
85	Multi-layer perceptron	MLP			
86	Multi-layer perceptron regressor	MLP-R			
87	Multiple linear regression	MLR			
88	Multivariate adaptive regression splines	MARS			
89	Naive bayes	NB			
90	Naive bayesian classifier	NBC			
91	Neural nest	NN			
92	Neural network	NNet			
93	Ordinary least squares regression	OLSR			
94	Orthogonal matching pursuit	OMP			
95	Partial least squares regression	PLSR			
96	Passive-Aggressive regressor	PAR			
97	Principle component analysis	PCA			
98	Quadratic Discriminant Analysis	QDA			

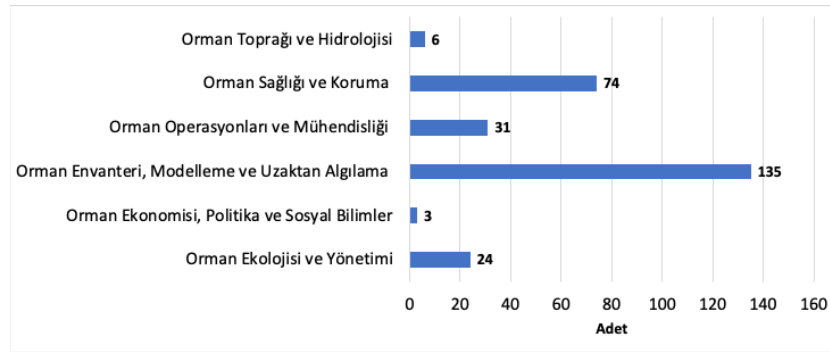
1.3.2 Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları

Geçmişten günümüze kadar artan şekilde ormancılığın birçok alanında makine öğrenmesi uygulanmaktadır. Özellikle literatürde bu konuda Türkçe dilinde bir derleme çalışma olmadığı gözlenmiştir. Bu çalışma kapsamında literatürden erişilebilen konuyla ilgili araştırma makaleleri, makine öğrenmesi başta olmak üzere özellikle son dönemde ortaya çıkan otomatik makine öğrenmesinin ormancılık kullanımını araştırılmak üzere incelenmiştir. Erişilen ve incelenen makaleler ormancılık araştırma ve uygulama konuları çerçevesinde 6 kategori dikkate alınarak derlenmiştir. Bunlar;

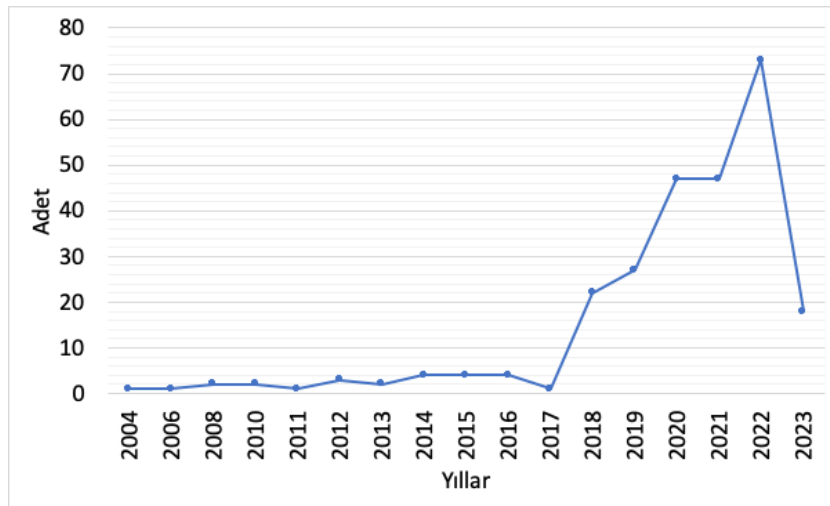
1. Orman Ekolojisi ve Yönetimi
2. Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler
3. Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama
4. Orman Operasyonları ve Mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport)
5. Orman Sağlığı ve Koruma
6. Orman Toprağı ve Hidrolojisi

şeklinde sıralanabilir. Literatürde erişilen çalışmalar her bir kategori kapsamında ayrı alt başlıklarda incelenmiştir. Google Akademik (<https://scholar.google.com/>) arama motoru öncelikli olmak üzere literatür taramasında tüm zamanlar seçeneği aktif ve alakaya göre sıralanacak şekilde İngilizce ve Türkçe dillerinde “machine learning in forestry”, “machine learning applications in forest operations” ve “ormancılıkta makine öğrenmesi uygulamaları” gibi anahtar kelimelerle arama yapılarak literatür taraması gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar detaylıca incelenerek öncelikle doğrudan ormancılıkla ilgili olan ve makine öğrenmesi terimine çalışmanın başlığında veya metin içerisinde yer verilen çalışmalardan erişilebilenler dikkate alınmıştır. Daha sonra doğrudan ormancılıkla ilgili olmayan ancak ormanlık alanda uygulanmış ve çalışmanın başlığında veya metninde makine öğrenmesi terimine yer verilen çalışmalar incelenmiştir. Ayrıca çalışmanın başlığında veya metni içerisinde makine öğrenmesi terimine yer verilmese bile metodolojik olarak herhangi bir makine öğrenmesi algoritması/metodunu kullanan ve doğrudan ormancılıkla ilgili çalışmalara erişilmeye çalışılmıştır. Böylece derleme kapsamında toplamda 274 adet (çeşitli ulusal ve uluslararası dergilerde yayınlanan araştırma makalesi, sempozyum bildirisi)

çalışmaya erişim sağlanmıştır. Bu çalışmaların alt başlıklardaki sayıları Şekil 1.9'da verilmektedir. Buna göre erişilen çalışmaların yarısından fazlası (%58) Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama alt kategorisindedir. Daha sonra %32 oranla Orman Sağlığı ve Koruma, %13 oranla Orman Operasyonları ve Mühendisliği ve %10 oranla Orman Ekolojisi ve Yönetimi kategorilerinde çalışmalar bulunmaktadır. Geriye kalan alt kategorilerde çalışma sayıları bu kategorilere oranla önemli ölçüde azalmaktadır. Çalışmaların yıllara göre durumu incelendiğinde, erişilen çalışmaların 2004 ila 2023 yılları arasında olduğu ve özellikle 2017 yılından itibaren makine öğrenmesi kullanılan ormancılıkla ilgili çalışmaların sayısında üstel bir artış olduğu görülmektedir (Şekil 1.10).

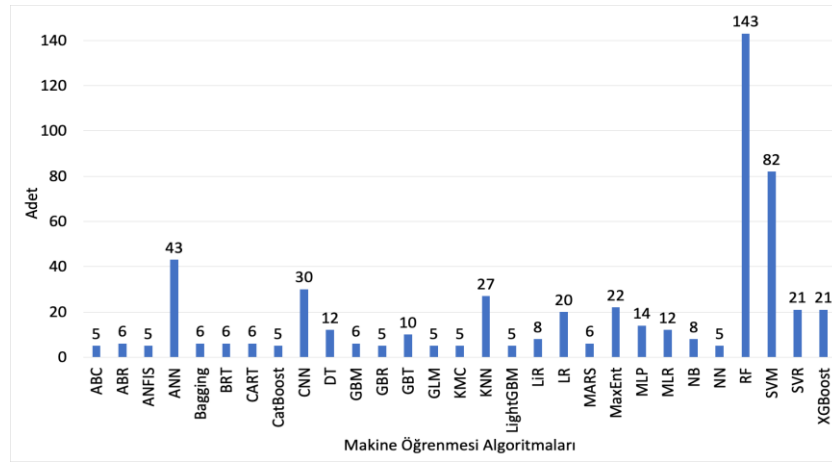


Şekil 1.9. Ormancılık alt kategorilerinde makine öğrenmesi kullanılan çalışmaların adedi



Şekil 1.10. Ormancılık alt kategorilerinde makine öğrenmesi kullanılan çalışmaların yıllara göre dağılımı

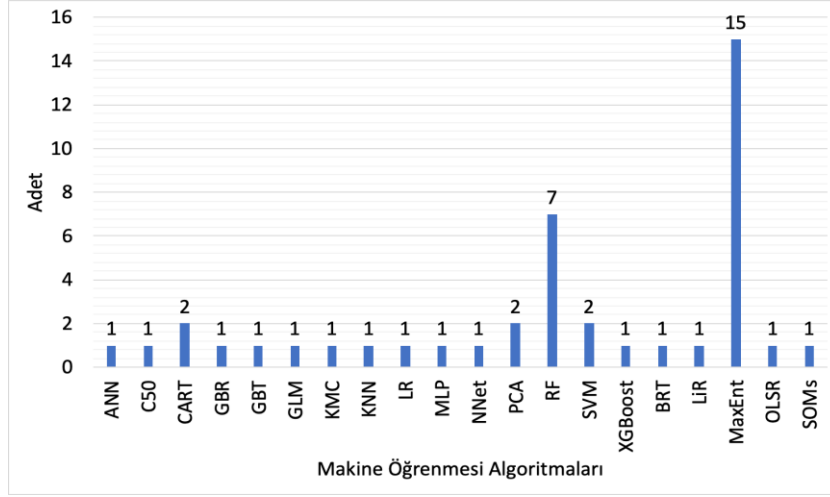
Literatür araştırmasına konu olan çalışmalarda kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı incelenmiştir. Bunun sonucunda ormancılık ile ilgili çalışmalarda 98 adet makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır. Bu makine öğrenmesi algoritmalarının içerisinde en fazla kullanılan algoritma RF algoritması (incelenen makalelerin 143 adedinde (%21)) olarak öne çıkmıştır. Daha sonra, ikinci en fazla kullanılan algoritmanın ise SVM algoritması (82 adedinde (%12)) olduğu gözlenmiştir. SVM Algoritmasından sonra en fazla kullanılan algoritma ise ANN algoritması (43 adet (%6)) kullanılmıştır. Şekil 1.11’de detaylı bilgi vermek amacıyla, derleme kapsamında erişilen çalışmalardan en az beş ve üzerinde olmak üzere algoritmaların kullanım adetleri verilmektedir.



Şekil 1.11. Makine öğrenmesi algoritmalarının kaç adet çalışmada kullanıldığını gösteren grafik (İncelenen çalışmaların en az 5 adedi ve üzerinde kullanılanlar verilmiştir.) (Algoritma isimleri için Tablo 1.2’ye bakınız.)

1.3.2.1 Orman Ekolojisi ve Yönetimi

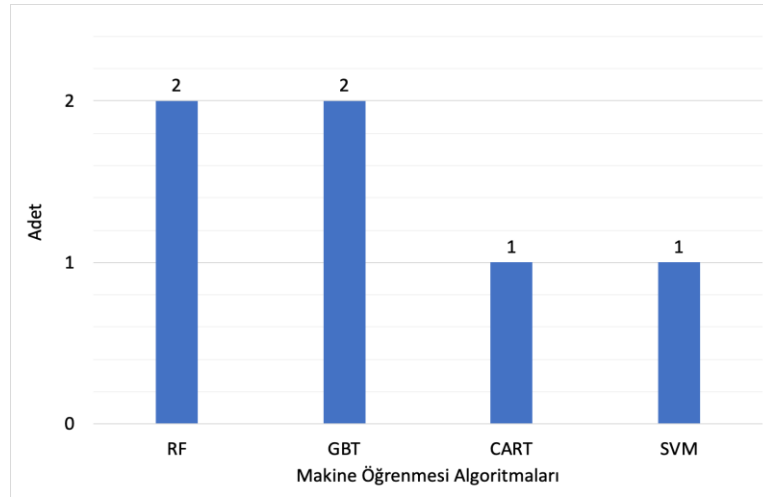
Orman Ekolojisi ve Yönetimi kategorisinde makine öğrenmesi kullanılan 24 adet çalışmaya erişilebilmiştir (Ek-A), [157-181]. Şekil 1.12’de bu çalışmalarda kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları verilmektedir. Buna kategoride en çok çalışmada görülen algoritma, MaxEnt algoritmasıdır. MaxEnt makine öğrenmesi algoritmasının kullanıldığı ilgili çalışmalar ağırlıklı olarak habitat uygunluğu konusu hakkında çalışmalar olduğu gözlenmiştir.



Şekil 1.12. Orman ekolojisi ve yönetimi kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri için Tablo 1.2’ye bakınız.)

1.3.2.2 Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler

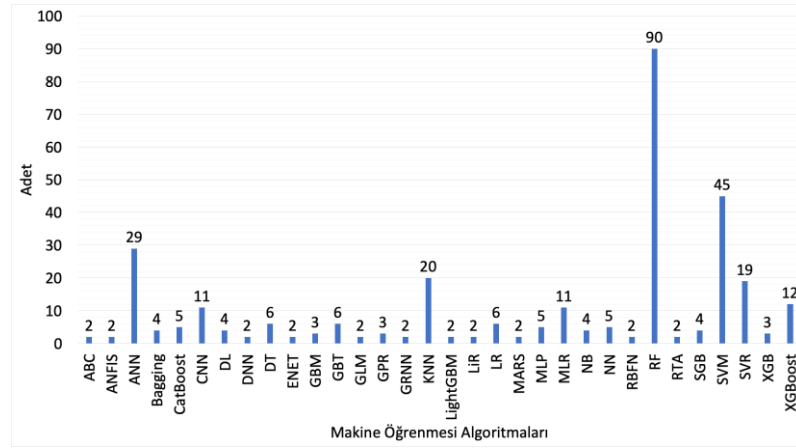
Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler kategorisinde makine öğrenmesi kullanılan 3 adet çalışmaya erişilmiştir (Ek-B), [181-183]. Şekil 1.13’de bu çalışmalarda kullanılan algoritmalar verilmektedir. Diğer ormancılık kategorilerine kıyasla orman ekonomisi, politika ve sosyal bilimler kategorisindeki çalışma sayısının önemli ölçüde az olduğu gözlenmiştir.



Şekil 1.13. Orman ekonomisi, politika ve sosyal bilimler kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri için Tablo 1.2’ye bakınız.)

1.3.2.3 Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama

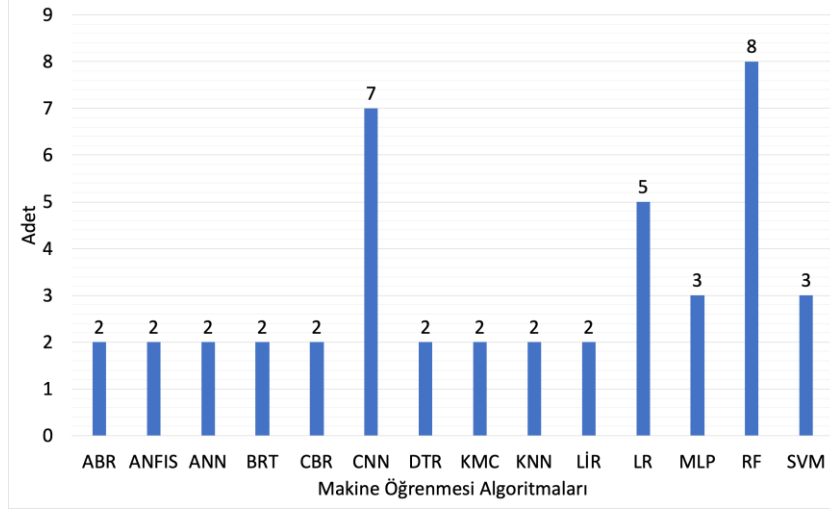
Literatürde ormancılığın bu alt kategorisi için en fazla (135 adet) çalışmaya erişilmiştir (Ek-C), [101, 181, 183-313], değerlendirme sonucunda 79 adet makine öğrenmesi algoritması kullanıldığı görülmüştür. Bu algoritmalarından en az 2 ve üzeri çalışmada kullanılanlara ait en çok yer alan algoritmalar Şekil 1.14'te verilmiştir. Bu alt kategoride en çok kullanılan algoritma, RF algoritmasıdır. 10 ve üzeri çalışmada kullanılan diğer makine öğrenmesi algoritmaları ise ANN, CNN, KNN, MLR, SVM, SVR ve XGBoost algoritmalarıdır.



Şekil 1.14. Orman envanteri, modelleme ve uzaktan algılama kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı. (Algoritma isimleri için Tablo 1.2'e bakınız.)

1.3.2.4 Orman Operasyonları ve Mühendisliği

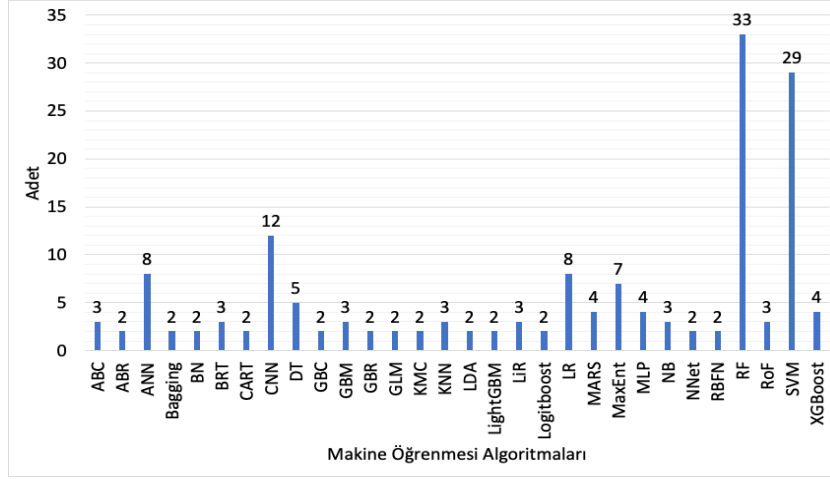
Orman operasyonları ve mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport) kategorisinde literatürde son dönemde makine öğrenmesi tekniklerinin görece yaygın kullanıldığı 31 adet çalışma bulunmuştur (Ek-D), [314-344]. Bu çalışmalarda ise 38 adet makine öğrenmesi algoritmasının kullanıldığı gözlemlenmiştir. Bunlardan en çok rastlanan RF ve CNN ve LR algoritmalarıdır (Şekil 1.15).



Şekil 1.15. Orman operasyonları ve mühendisliği kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı.(Algoritma isimleri için Tablo 1.2’ e bakınız.)

1.3.2.5 Orman Sağlığı ve Koruma

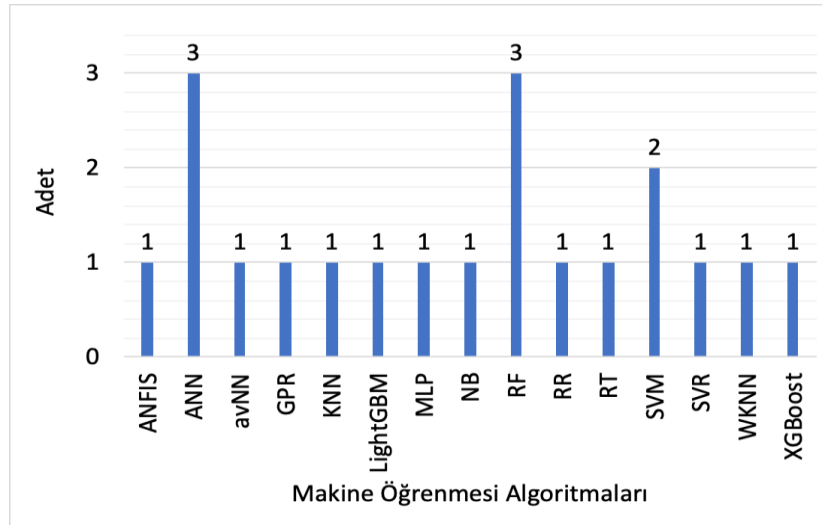
Orman sağlığı ve koruma kategorisinde literatürde yer alan 74 adet çalışmaya erişilmiştir (Ek-E), [345-416]. Erişilen 74 adet çalışmada 56 adet makine öğrenmesi algoritmasının kullanıldığı belirlenmiştir. En fazla kullanılan makine öğrenmesi algoritması RF algoritmasıdır. Diğer makine öğrenmesi algoritmalarının çalışmalardaki kullanım sayıları ile ilgili Şekil 1.16’da detaylı bilgi verilmektedir. Literatürdeki çalışmaların büyük çoğunluğunun (44 adet) orman yangınlarıyla ilgili olduğu görülmektedir. Böcek zararı, rüzgâr devriği ve kök-gövde çürükçül hastalıklarla ilgili yangın haricinde çalışmaların da bulunduğu görülmektedir.



Şekil 1.16. Orman sağlığı ve koruma kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı. (Algoritma isimleri için Tablo 1.2'e bakınız.)

1.3.2.6 Orman Toprağı ve Hidrolojisi

Orman toprağı ve hidroloji kategorisinde makine öğrenmesi tekniklerinin bilimsel literatürde oldukça az ve sınırlı sayıda çalışma (6 adet) bulunmuştur (Ek-F), [417-422]. Bu kategorideki çalışmalarda kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının sayısı 15 adettir. En fazla kullanılan algoritma olarak RF ve ANN gözlenmektedir (Şekil 1.17). Literatürde erişilebilen çalışmalarda toprak nemi haritalama ve modelleme konularının çoğunlukla çalışıldığı gözlenmiştir.



Şekil 1.17. Orman toprağı ve hidrolojisi kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri için Tablo 1.2'e bakınız.)

1.4 Amaç ve Kapsam

Tez çalışması kapsamında çalışmanın amacı, İOBM sınırları içerisinde meydana gelen orman yangını, fırtına ve böcek zararları kaynaklı orman zararı duyarlılıklarının python programlama dili tabanlı PyCaret kütüphanesi kullanarak otomatik makine öğrenmesi entegre Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) tabanlı modellenmesidir. Bu amaç doğrultusunda tez çalışmasının hedefleri aşağıdaki gibi özetlenmektedir:

- Meydana gelmiş orman zararlarının (orman yangını, fırtına ve böcek zararı olmak üzere) ait geçmişe yönelik arşiv taraması yaparak İOBM için CBS tabanlı bir veri tabanı oluşturma,
- Literatür taraması ve mevcut verilerden hareketle zararların modellenmesinde rol oynayan yönlendirici parametrelerin belirlenmesi ve CBS tabanlı haritalanması
- Python tabanlı AutoML ile analiz için gerekli veri dönüşümlerinin gerçekleştirilmesi ve otomatik makine öğrenmesinin koşturulması
- Otomatik makine öğrenmesi ile belirlenen en iyi modelin belirlenmesi ve sonuçların karşılaştırılması
- Her bir zarar türü için kullanılacak yönlendirici parametrelerin etkilerinin değerlendirilmesi (SHAP analizi ile)
- Otomatik makine öğrenmesinin kullanım imkânlarının belirlenerek tartışılması
- Hem her bir zarar türü için üretilecek duyarlılık haritalarının üretilmesi, hem de çoklu orman zararı duyarlılık haritasının üretilmesi
- Üretilen duyarlılık haritalarından potansiyel çoklu orman zararı haritasının üretilerek, orman tipleri açısından mevcut durumun değerlendirilmesi
- İOBM için elde edilen bulgulardan hareketle sonuç ve önerilerin ortaya konulması

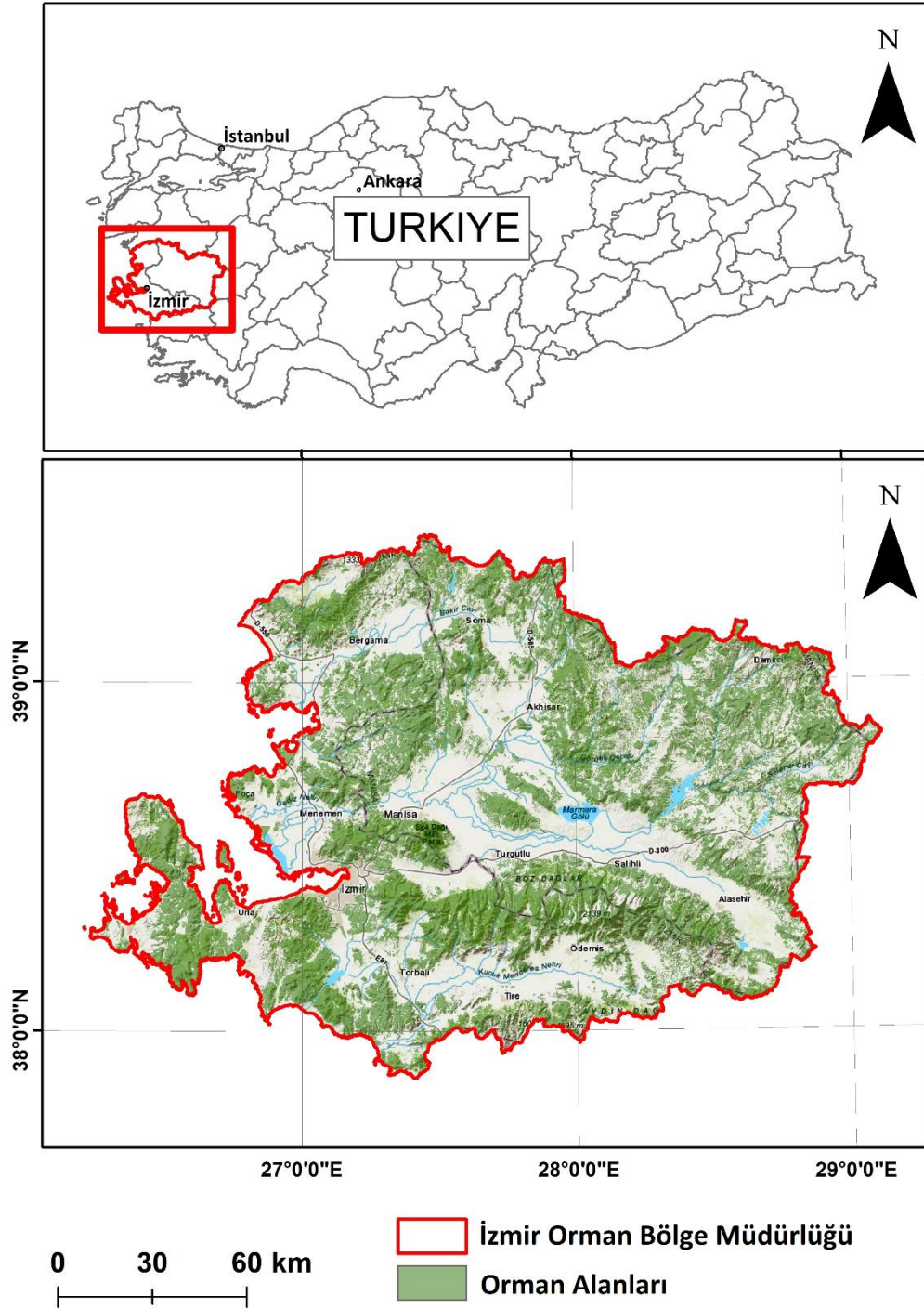
Bölüm 2

Materyal ve Yöntem

İOBM'nün sahip olduğu orman ekosisteminin ekolojik süreç içerisinde biyotik ve abiyotik zararlara uğraması olağanüstü durumun ortaya çıkmasına neden olur. Uzun ve kısa vadeli planlar kapsamında sevk ve idare edilen İOBM tarafından hazırlanmış olan olağanüstü hasılat cetvel ve raporlar aracılığıyla durum tespiti ortaya konulmuştur. Bunun sonucunda her yıl İOBM tarafından hazırlanan ve arşivlenen olağanüstü hasılat cetvelleri ve cetveller içerisindeki konumsal ve konumsal olmayan bilgiler entegrasyonu sayesinde veri toplama ve buna bağlı olarak veri tabanı tasarımı oluşturulmuştur. Python AutoML ile otomatik makine öğrenmesi ile veri analizi yapılmış, CBS yazılımı kullanılarak elde edilen duyarlılık haritalara göre sonuçlar değerlendirilmiştir. Bu sonucunda yapılan çalışmaya ait iş akış planı (EK-G) ektedir.

2.1 Çalışma Alanı

Çalışma alanı olarak seçilen İOBM; 07.02.1951 tarihinde kurulmuş olup, Anadolu yarımadasının batısındaki Ege Bölgesinde İzmir ve Manisa olmak üzere iki ili kapsamaktadır. Batısında bulunan Ege Denizine kıyı şeridi olan (Kıyı şerit uzunluğu 629 km) ve genel alanı 2.514.737 ha olan İOBM idari sınırları içerisinde liman bulunan 30 adet bölge müdürlüğümüzden biridir [33, 423].



Şekil 2.1. İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Konum Haritası

39° 25' 28'' – 37° 52' 30'' kuzey enlemleriyle 26° 11' 42'' – 38° 52' 38'' doğu boylamları arasında yer alan İOBM, deniz seviyesinden başlayarak 2159 m yüksekliğe kadar rakıma sahip bir coğrafyada bulunur [424].

İOBM'nin kuzeyi Balıkesir Orman Bölge Müdürlüğü, doğusu Denizli Orman Bölge Müdürlüğü, güneyi Muğla Orman Bölge Müdürlüğü, batısı Ege Deniziyle çevrilidir [423].



Şekil 2.2. İOBM Orman İşletme Müdürlüğü Haritası [425]

10 adet orman işletme müdürlüğüne sahip olan İOBM'nin genel alanı yaklaşık olarak 2.514.737 ha olup, bunun 560.800 ha normal kuru, 461.276 ha boşluklu kuru ormandır. Toplam serveti yaklaşık 47.202.046 m³ olan İOBM'de, yıllık artım 1.679.946 m³, yıllık ortalama eta miktarı ise 875.203 m³'tür. İOBM'nin asli ağaç türlerinin kızılçam, meşe, karaçam ve diğer ağaç türleri oluşturmaktadır [426].

Tablo 2.1. İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Orman Varlığı Tablosu [426]

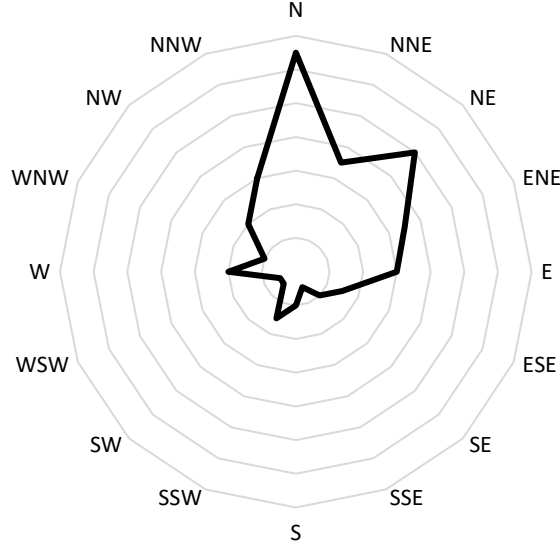
Orman Nevi	Türkiye		İzmir Orman Bölge Müdürlüğü	
	Alan (ha)	Yüzde (%)	Alan (ha)	Yüzde (%)
Normal Kuru	13.500.000	17,3	560.800	22,3
Boşluklu Kuru	9.610.000	12,3	461.276	18,3
Toplam Orman Alanı	23.110.000	29,6	1.022.076	40,6
Ormansız Alan	54.894.644	70,4	1.492.661	59,4
Genel Alan	78.004.644	100	2.514.737	100

İzmir Orman Bölge Müdürlüğü, bulunduğu coğrafyanın özelliklerinden dolayı, batı-doğu doğrultusunda toprak, jeolojik, morfolojik yapı, iklim durumu bakımından farklılıklar gösterir. Bu farklılık bitki örtüsünde de değişiklikler yaratır. Yükseltiye bağlı olarak ova bitkileri, makiler, kuraklığa dayanıklı ve sürekli yeşil kalabilen Akdeniz bitkileri ve ormanlar şeklinde bir yayılma göze çarpar. Meşe, Kızılcım, Karaçam yaygın orman bitkileridir [427].

İOBM'nün bulunduğu Batı Anadolu için "hareketli zon" terimi kullanılır. Büyük Menderes veya Küçük Menderes, Gediz vadisi gibi bazı büyük vadiler paleozoik ve nojen yaşlarda meydana gelen faylanma ve çöküntülerle birbirinden ayrılmıştır [428]. İç batı Anadolu bölümü içinde yer alan Manisa ili toprakları Saruhan-Menteşe masifi denilen eski kütle üzerinde yer alır. Yapısında çoğunlukla billurlaşmış kıvrımlı kayalar (gnays, mikaşist, mermer vb.) vardır [429].

Kıyı kesimlerde Akdeniz iklimi hâkim olsa da iç kesimlere doğru gidildikçe Akdeniz iklimi ile beraber İç Anadolu'nun karasal iklim özellikleri hâkimdir [430]. Yeryüzü üzerindeki hava olaylarını gözlem, ölçüm, tahmin ve uyarı bilgilerini depolama, değerlendirme ve dağıtmakla yetkili olan (T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığına bağlı) Meteoroloji Genel Müdürlüğü (MGM)'ne ait istasyonlardan meteorolojik bilgileri içeren veri seti temin edilmiştir [431]. İOBM sınırları içerisinde altmış ikisi İzmir ilinde otuzu Manisa ilinde olmak üzere 92 adet meteoroloji istasyonu bulunmaktadır. Mevcut meteoroloji istasyonlarından 2022 yılı için elde edilen yıllık en yüksek nispi nem (%), yıllık en yüksek sıcaklık (°C), yıllık en yüksek yağış (mm=kg/m²), yıllık hâkim rüzgâr yönü, yıllık en yüksek rüzgâr hızı (km/sa) ve yıllık en yüksek rüzgâr hızının yönü verileri değerlendirilmiştir. Herhangi bir yerin karakteristik iklim özelliklerini tanımlamada iklim elemanı olan nemlilik ve rüzgâr, sıcaklık ve yağış kadar ilk akla gelmese de sık tercih edilmese de bu çalışma kapsamında önemli parametrelerdendir. 2022 yılı en yüksek nispi nem verileri incelendiğinde İOBM sınırları içerisindeki meteoroloji istasyonların ölçümüne göre en yüksek nispi nemin ortalama değeri %98,43 olduğu hesaplanmıştır.

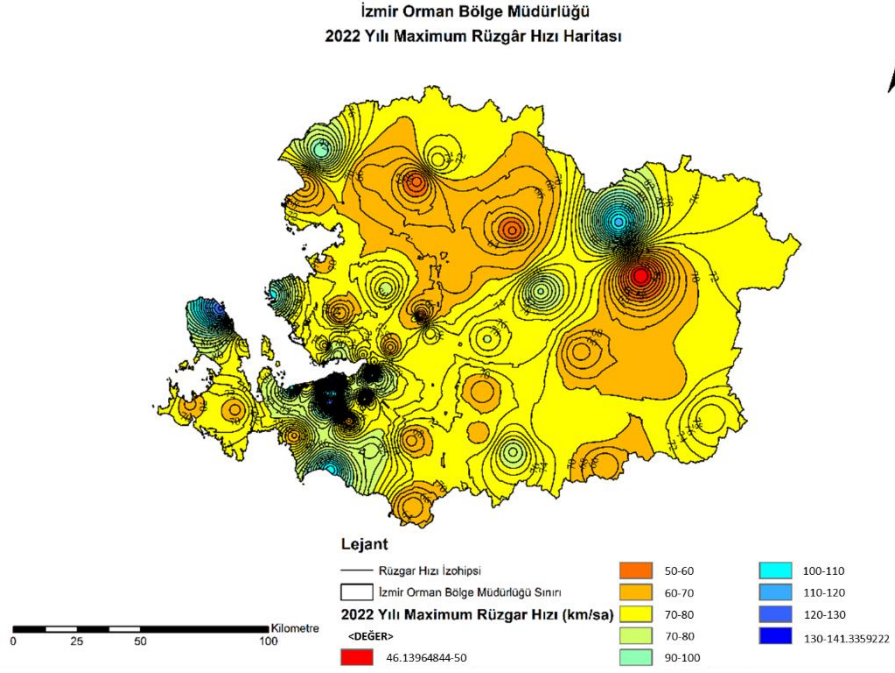
**İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
2022 Yılı Hakim Rüzgar Yönü Grafiği**



Şekil 2.3. İOBM 2022 Yılı Hâkim Rüzgâr Yönü Grafiği

Atmosferdeki yeryüzüne yakın hava kütlelerinin yatay ve düşey yönde yer değiştirme olayı (süreci) olarak bilinen rüzgârın hâkim yönünü belirlenmede esasen rüzgârın hangi yönden kaç kez estiği çeteleme yöntemi ile hesaplanmaktadır. MGM'den temin edilen veri setlerine rüzgâr rasatları 16 yöne göre metinsel ifade ile yapılmış, rüzgârın hâkim yönü açı cinsinden ortaya konulmamıştır. Mevcut 92 adet meteorolojik istasyonun 72'sinde rasat edilen hâkim rüzgâr yönlerine göre Şekil 2.3 hazırlanmıştır. Şekil 2.3'e göre İOBM'ünde hâkim rüzgâr yönün kuzey (yıldız) olduğu ortaya konulmuştur. Meteorolojik istasyonlar aracılığıyla belirlenen hâkim rüzgâr yönü beraberinde bu hâkim yönlerdeki rüzgârın ortalama hızları da ölçüldüğü veri setleri incelendiğinde görülmektedir. 2022 yılı için İOBM'ünde hâkim yönü kuzey (yıldız) olan rüzgârın ortalama hızı 13,03 km/sa dir. En yüksek rüzgâr hızı (2022 yılı için) ise İzmir ili Karaburun ilçesi 18032 numaralı istasyonunda 122,4 km/sa olarak ölçülmüştür. Tablo 1.1, (MGM tarafından paylaşılan Bofor (Beaufort) Rüzgâr İskalasır) İOBM'nin iklim elemanlarından biri olan rüzgârın etkisini akıl yürütebilir olmasına fayda sağlamaktadır [432].

Şekil 2.4, İOBM 2022 yılı en yüksek rüzgâr hızı haritasını MGM tarafından paylaşılan Bofor (Beaufort) Rüzgâr İskalasına göre değerlendirecek olursak haritadaki kırmızı görünen alanlarda kuvvetli rüzgâr, turuncu görünen alanlarda fırtınamsı rüzgâr ve diğer alanlarda ise farklı şiddetlerde fırtınalar görüldüğü söylenebilmektedir.



Şekil 2.4. İOBM 2022 Yılı En Yüksek Rüzgâr Hızı Haritası

Ege Bölgesinin en önemli akarsularından olan Küçük menderes, Gediz ve Bakırçay İOBM sınırları içerisinde bulunan akarsulardır. Bu akarsulara ait öznitelik tablosu aşağıdaki gibidir [424].

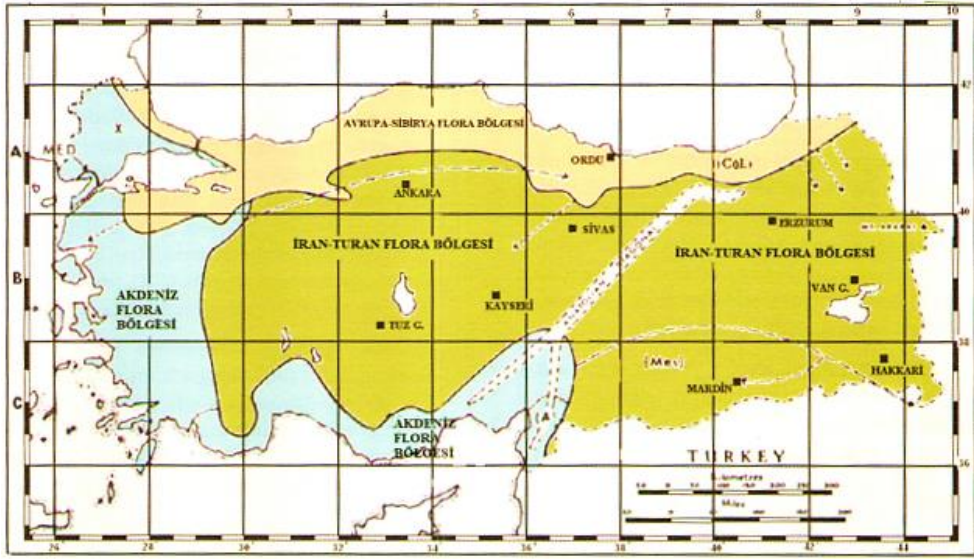
Tablo 2.2. İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Akarsu Varlığı [424, 427]

Akarsu İsmi	Akarsu Uzunluğu (km)	Kolu Olduğu Akarsu	Kullanım Amacı
Gediz	401	Nif, Kum, Selendi, Alaşehir, Kurşunlu, Demirci, Deliniş, Sarma ve Tabak	Tarım - Enerji - İçme Suyu
Küçük Menderes	175	Fetrek, Birgi, Kiraz, Çavuş Deresi, Tasavra Çayı, Pirinççi Çayı, Eğridere, Rahmanlar, Ilıcadere, Uladı Çayı ve Aktaş Çayı, Zeytinova	Tarım - Enerji - İçme Suyu
Bakırçay	129	Geyikli, Galinos (Bergama) Çayı, İlyadere, Karadere, Kırkgeçit, Kocadere, Yağcılı Dere, Gelenbe Çayı	Tarım - Enerji - İçme Suyu

İdari sınırlar içerisinde tabii göller (Gölcük Gölü, Belevi Gölü, Karagöl ve Marmara Gölü) ve baraj gölü bulunmaktadır. Yeraltı suları; içme-kullanma suyu, sanayi kullanma suyu ve tarımsal sulama amaçlı olarak kullanılmaktadır [427].

Türkiye Florası, içerdiği yaklaşık 10.000 kadar bitki taksonu ile bulunduğu bölge ülkeleri arasında en zengin floralarındandır. Türkiye Florası fitocoğrafik açıdan 3 farklı bölgeye ayrılmaktadır.

- a. Batı ve Güney Anadolu'yu kapsayan Akdeniz (Mediterranean) fitocoğrafya bölgesi.
- b. Marmara ve Trakya'yı içine alan tüm Kuzey Anadolu'yu kapsayan Avrupa-Sibirya (euro-siberian) fitocoğrafya bölgesi.
- c. İç, Doğu ve Güneydoğu Anadolu'nun içinde bulunduğu İran-Turan (İrano-Turanien) fitocoğrafya bölgeleridir [427].



Şekil 2.5. Türkiye Fitocoğrafya Haritası [433]

Kendisi için uygun topografik, klimatolojik, pedolojik, sinekolojik vb. koşullar altında bulunan bitkilerin geldikleri arazi, üzerinde bitki bulundurma yeteneğine göre kullanımlarında farklılıklar görülmektedir. OGM'nün istatistik verilerine göre İzmir ve Manisa illerini kapsayan İOBM'nün %40,6'sı ormanlık alanlarla kaplıdır. Diğer arazi kullanım alanlarına kıyasla önemli bir paya sahiptir.

2.2 Veri Setlerinin Temini ve Hazırlanması

Plan ünitesi olan ormanın sınırları içindeki ağaçlı ve ağaçsız alanların ayrıntılı biçimde belirlenmesi, yetişme ortamı faktörlerinin incelenmesi, ağaç serveti ve bunun meydana getirdiği artımın tespiti ile bitkisel, hayvansal ve mineral menşeli tali ürünlerin belli edilmesi ve bütün bunlarla ilgili miktarların tayininden ve kıymetlendirilmesinden ibaret olan orman envanteri çalışmada kullanılacak veri setlerinin ham maddesidir [434].

Anayasamızın 169. Maddesine göre devletimizin hüküm ve tasarrufu altında olan doğal kaynağımız ormanların idari ve teknik iş bütünlüğünü sağlamak üzere; doğal, coğrafi sınırlara dayanılarak ayrılmış en çok bir orman işletme şefliği alanını kapsayan planlama biriminde kararlaştırılan normal etaların dışında biyotik ve abiyotik nedenlerden dolayı ormanlarda meydana gelen zarar olağanüstü bir duruma neden olur. Normal şartlar altında belirlenmiş eta miktarı dışında bir etanın söz konusu olduğu için olağanüstü hasılat etası raporu düzenlenir [61].

Her yıl sonunda Orman İşletme Müdürlükleri itibarıyla olağanüstünü hasılat etasının çeşidi ve toplam miktarlarını gösteren cetvel düzenlenerek Bölge Müdürlüğüne 35 ve 36 numaralı tablolarla birlikte gönderilir. Bölge Müdürlüğünce tevhide yapılan cetveller 37 numaralı tablo ile birlikte Genel Müdürlüğe gönderilir [61].

Cetveller, orman amenajman planlarının uygulaması hakkında yıllık rapor niteliğindedir. Tablo, amenajman planına göre ormancılık uygulaması yapılacak yeri tanıtıcı bilgilere ve uygulama yapılacak yere dair elde edilen açıklamalı bilgilere sahiptir. Hazırlanan cetvel işletme şefliği ölçeğinde ise Tablo 35, hazırlanan cetvel işletme müdürlüğü ölçeğinde ise Tablo 36, hazırlanan cetvel bölge müdürlüğü ölçeğinde ise Tablo 37 numaralı tablo olarak bilinmektedir. Şekil 2.6'da Tablo 35 ve Şekil 2.7' de Tablo 36 örnek olarak verilmiştir.

AMENAJMAN PLAN VERİLERİ						OLAĞANÜSTÜ OLAYIN MEYDANA GELDİĞİ								
İşletme Sınıfı	Blok No.	Bölme No.	Meşcere Tipi	Alan ha	Ağaç Türü	Eta		Alan ha	Ağaç Türü	Eta		Mahsup		OHER NEDENİ
						m ³	Ster			m ³	Ster	m ³	Ster	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
														Yangın
														Fırtına
														Böcek
														Diğer

Şekil 2.6. Olağanüstü Hasılat Cetveli Tablo 35

..... ORMAN İŞLETME MÜDÜRLÜĞÜ YILI OLAĞANÜSTÜ HASILAT CETVELİ																			
Sıra No	İŞLETME ŞEFLİĞİ ADLARI	OLAĞANÜSTÜ HASILATIN ÇEŞİDİ VE MİKTARLARI																	
		Yangın zararı		Fırtına zararı		Kar zararı		Yol ve tesis		İzin İrtifak		Böcek zararı		Mantar zararı		Diğer nedenler		Toplam OÜH	
		m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster	m ³	Ster
1	İşletme Müdürlüğüne bağlı bütün işletme şeflikleri adları yazılacaktır.	Yangın nedeniyle zarar görmüş ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
2		Fırtına, Kasırga, Hortum olayları nedeniyle zarar görmüş ve ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
3		Kar baskısı ve buzlanma ile Çiğ gibi olaylar nedeniyle zarar görmüş ve ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
4		Yol bakımı, genişletme, yeni yol açılması, Y.EY, Y.EŞ ve YARDOP ile ilgili tesisleri nedeniyle ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
5		Kamuya izin verildi Maden, Ocak, Baraj ve enerji Nakil Hattı vb. ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
6		Olumsuz yol açacak kadar zarar zarar görmüş ve bundan dolayı ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
7		Aynı, Kaçak Kesim, Fizyolojik Kuraklık, Asit Yağışlar vb. olaylardan dolayı ormandan çıkarılan ağaçların DKGH olarak m ³ veya Ster ölçü miktarları yazılacaktır.																	
8		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
9		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
10		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
11		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
12		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
13		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
14		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
15		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
16		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
17		İşletme Şefliği ormanlık alanında, ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat çeşitlerinin genel toplamı yazılacaktır.																	
İŞL. MÜD. TOPLAMI		İşletme Müdürlüğüne bağlı bütün İşletme Şefliği ormanlık alanlarında ormandan çıkarılan olağanüstü hasılat etasının çeşitleri itibarıyla genel toplamı yazılacaktır.																	

NOT: Olağanüstü hasılat etaları miktarları yazılırken Metreküp cinsinden ölçümler m³ sütununa, Ster cinsinden ölçümler ise Ster sütununa yazılacaktır.

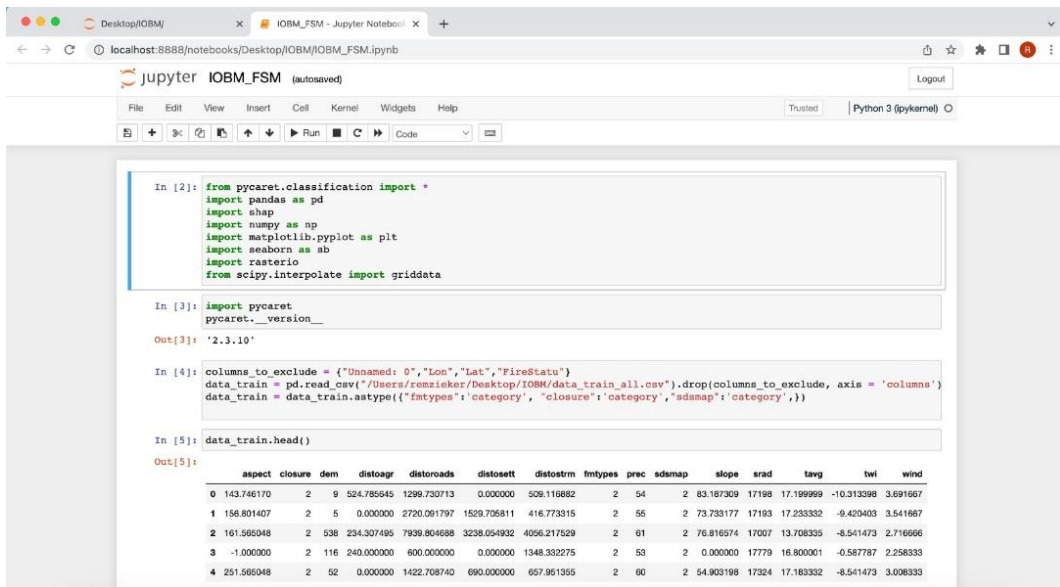
Şekil 2.7. Olağanüstü Hasılat Cetveli Tablo 36

İşletme müdürlüğü ölçeğinde hazırlanan Tablo 36, işletme müdürlüğüne bağlı bütün işletme şeflikleri ile bu şefliklerde meydana gelen zarar nedeniyle olağanüstü hasılat çeşidi ve miktarları (Herhangi bir sebepten dolayı zarar görmüş ormandan çıkarılan ağaçların dikili kabuklu gövde hacmi (DKGH) olarak m³ veya ster ölçü miktarı) hakkında bilgi veren 20 sütunluk bir tabludur.

Söz konusu cetvellerde olağanüstü eta'ya neden olan yangın zararı ana başlığının alt başlığı orman yangını; fırtına zararı ana başlığının alt başlıkları fırtına zararı, kasırga zararı, hortum zararı; Kar zararı ana başlığının alt başlıkları kırık devrik, kar baskısı, buzlanma, çiğ; yol ve tesisin neden olduğu zarar ana başlığının alt başlıkları yangın emniyet yolu, yol yapımı, yol kenarı temizliği, büyük onarım, orman yangınlarıyla mücadele amaçlı yol kenarı temizliği, yangın emniyet şeridi, yanar orman alanlarının rehabilitasyonu ve yangına dirençli ormanlar tesisi projesi (YARDOP), yangınla mücadele tesisleri, yangın önleyici tesisler; izin ve irtifak'dan kaynaklanan zarar ana başlığının alt başlıkları enerji nakil hattı, maden izni, gölet yapımı, rüzgâr enerji santrali (RES), sondaj tesis izni, RES altı temizliği, özel ağaçlandırma, TEİAŞ izni, baraj yapımı; böcek zararı ana başlığının alt başlığı böcek zararı; mantar zararı ana başlığının alt başlığı mantar zararı; diğer nedenler ana başlığının alt başlığı açma, kaçak kesim, fizyolojik kuraklık, asit yağışları olduğu bilinmesi gerekmektedir. Bu çalışma kapsamında olağanüstü eta'ya ve orman tahribatına neden olan yangın zararı, fırtına zararı ve böcek zararı ana başlıklarıyla beraber ele alınmıştır.

2.3 Otomatik Makine Öğrenmesi ile Duyarlılık Analizlerinin Gerçekleştirilmesi

Fırtına, böcek zararları ve orman yangınlarına ait oluşturulan envanter verisi kullanılarak, belirlenen yönlendirici faktörler (15 adet) ile veri odaklı (data driven) otomatik makine öğrenmesi ile her bir zarar tipi için duyarlılık analizlerinin gerçekleştirilmesinde Python programlama dili temelli PyCaret kütüphanesi kullanılmıştır. PyCaret kütüphanesi (<https://pycaret.gitbook.io/docs/>) açık kaynak ve aynı zamanda düşük kodlu (yani daha az karmaşık kod yazımı gerektiren) ve makine öğrenmesi iş akışlarını otomatikleştiren bir AutoML (Automatic Machine Learning) yaklaşımıdır. PyCaret AutoML kütüphanesi diğer açık kaynaklı makine öğrenimi kitaplıklarıyla karşılaştırıldığında yüzlerce kod satırını yalnızca birkaç satırla değiştirmek için kullanılabilen alternatif düşük kodludur. PyCaret, temelde scikit-learn, XGBoost, LightGBM, CatBoost, spaCy, Optuna, Hyperopt, Ray ve birçoğu gibi çeşitli makine öğrenimi algoritmalarını içeren bir Python temelli pakettir. PyCaret AutoML Kütüphanesi ile analizler Jupyter Notebook (<https://jupyter.org/>) ile gerçekleştirilmiştir (Şekil 2.8). Jupyter Notebook basitleştirilmiş, hafif bir not defteri yazma deneyimi sunan, çeşitli programlama dilleri için etkileşimli bir ortam sağlayan açık kaynak kodlu, web tarayıcısı (web browser) üzerinden kodları düzenlemeyi ve çalıştırmayı sağlayan bir sunucu-istemci uygulamasıdır.



```
In [2]: from pycaret.classification import *
import pandas as pd
import shap
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sb
import rasterio
from scipy.interpolate import griddata

In [3]: import pycaret
pycaret.__version__

Out[3]: '2.3.10'

In [4]: columns_to_exclude = {"Unnamed: 0", "Lon", "Lat", "FireStatus"}
data_train = pd.read_csv("/Users/remisiker/Desktop/IOBM/data_train_all.csv").drop(columns_to_exclude, axis = 'columns')
data_train = data_train.astype({'fotypes': 'category', "closure": 'category', "sdmap": 'category'})

In [5]: data_train.head()

Out[5]:
```

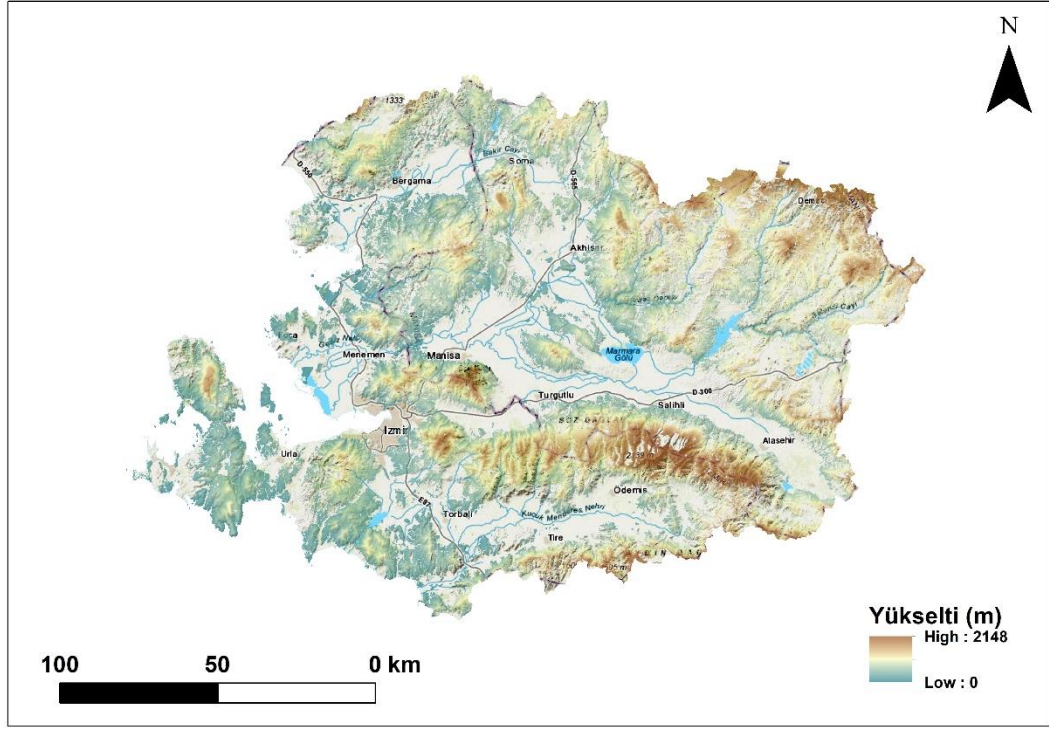
	aspect	closure	dem	distoagr	distoroads	distosett	distostrm	fotypes	prec	sdmap	slope	srad	tagv	twi	wind
0	143.746170	2	9	524.785645	1299.730713	0.000000	509.116882	2	54	2	83.187309	17198	17.199969	-10.313398	3.691667
1	156.801407	2	5	0.000000	2720.091797	1529.705811	416.773315	2	56	2	73.733177	17193	17.233332	-9.420403	3.541967
2	161.565048	2	538	234.307495	7939.804688	3238.054932	4056.217529	2	61	2	76.816574	17007	13.708335	-8.541473	2.716666
3	-1.000000	2	116	240.000000	600.000000	0.000000	1348.332275	2	53	2	0.000000	17779	16.800001	-0.587787	2.258333
4	251.565048	2	52	0.000000	1422.708740	690.000000	657.961355	2	60	2	54.903198	17324	17.163332	-8.541473	3.008333

Şekil 2.8. Jupyter Notebook web tarayıcısı arayüzü örnek görüntüsü

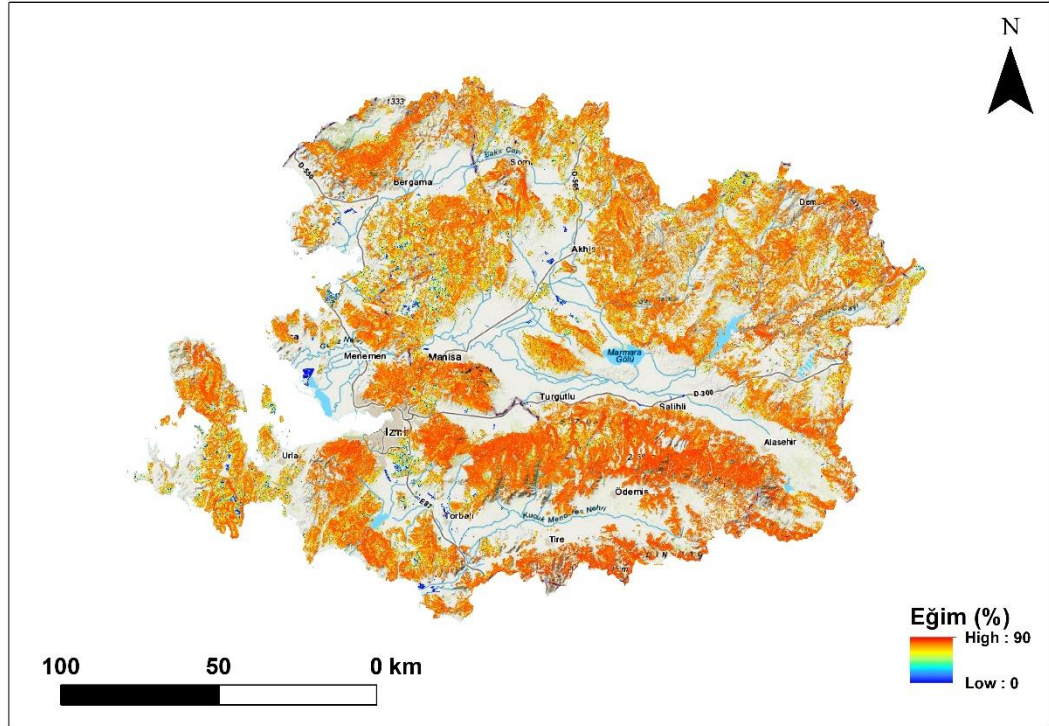
Çalışma alanına ait fırtına, böcek ve orman yangını zararlarına ait duyarlılık analizlerinin veri odaklı gerçekleştirilmesinde İOBM’de 2010-2021 yılları arasında meydana gelen zararlara ait CBS ortamında oluşturulan veri tabanı kayıtlardan yararlanılmıştır. Veri tabanında bu zararların meydana geldiği konum bilgisini sağladığından zararların oluşumuna etki eden yönlendirici faktörlere ait bilgilerinin çıkarılmasında kullanılmıştır. Çalışma kapsamında Topografik, Klimatolojik ve Orman Varlığına ilişkin olmak üzere 3 ana kategoride toplam 15 adet yönlendirici faktör dikkate alınmıştır. Bunlar; Yükselti, Bakı, Eğim, Yol Yoğunluğu, Yola Uzaklık, Yerleşim Yerine Uzaklık, Tarım Alanına Uzaklık, Akarsuya Uzaklık, Orman Tipi, Meşcere Gelişim Çağı, Meşcere Kapalılığı, TWI (Topografik Nemlilik Endeksi), Sıcaklık, Yağış ve Rüzgâr Hızıdır. Bu verilerin temini ve hazırlanması hakkında detaylar bir önceki bölümde verilmiştir. Bu kapsamda CBS ortamında üretilen yönlendirici faktörlere ait haritalar Şekil 2.10’dan Şekil 2.24’e kadar verilmektedir.

Nu.	Parametre	Çözünürlük	Kaynak
1	Yükselti	50 m x 50 m	1/25000 Topografik Harita - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
2	Bakı	50 m x 50 m	1/25000 Topografik Harita - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
3	Eğim	50 m x 50 m	1/25000 Topografik Harita - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
4	Yol Yoğunluğu	50 m x 50 m	Orman Yol Ağı Planı - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
5	Yola Uzaklık	50 m x 50 m	Orman Yol Ağı Planı - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
6	Yerleşim Yerine Uzaklık	50 m x 50 m	Meşcere Haritası - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
7	Tarım Alanına Uzaklık	50 m x 50 m	Meşcere Haritası - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
8	Akarsuya Uzaklık	50 m x 50 m	Open Street Map
9	Orman Tipi	50 m x 50 m	Meşcere Haritası - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
10	Gelişim Çağı	50 m x 50 m	Meşcere Haritası - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
11	Kapalılık	50 m x 50 m	Meşcere Haritası - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
12	TWI	50 m x 50 m	1/25000 Topografik Harita - İzmir Orman Bölge Müdürlüğü
13	Sıcaklık	50 m x 50 m	En Sıcak Sezonun Yıllık Ortalama Sıcaklığı - WorldClim
14	Yağış	50 m x 50 m	Yıllık Yağış - WorldClim
15	Rüzgar	50 m x 50 m	Yıllık Maksimum Rüzgar - Google Eart Engine Data

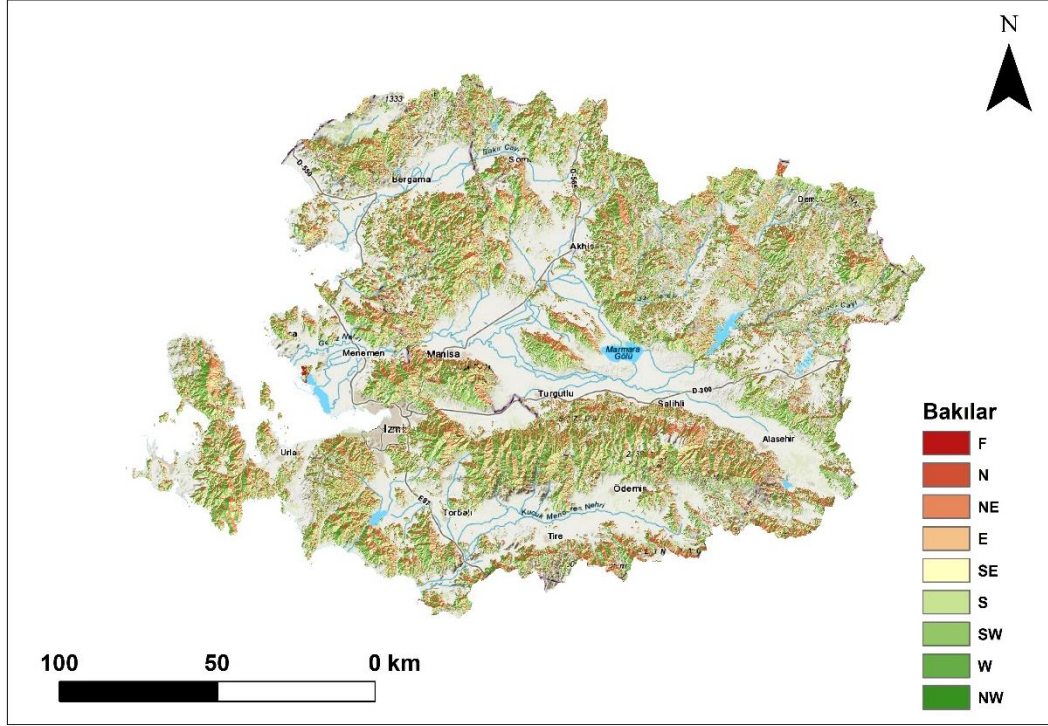
Şekil 2.9. Çalışmada Kullanılan Yönlendirici Parametreler



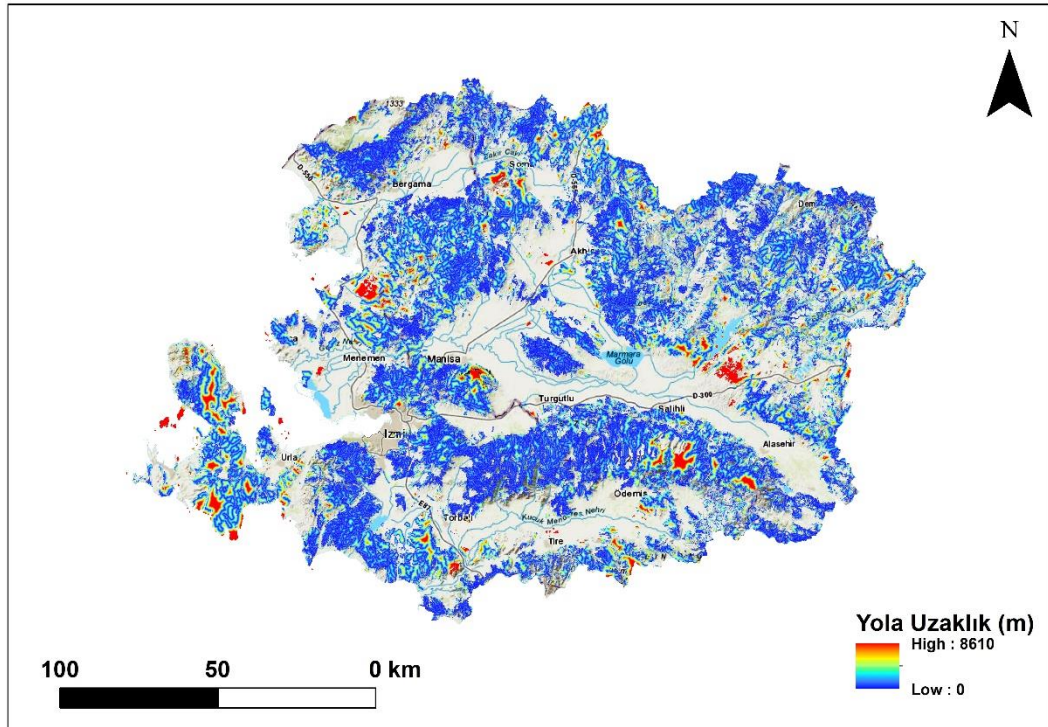
Şekil 2.10. Yükselti Haritası



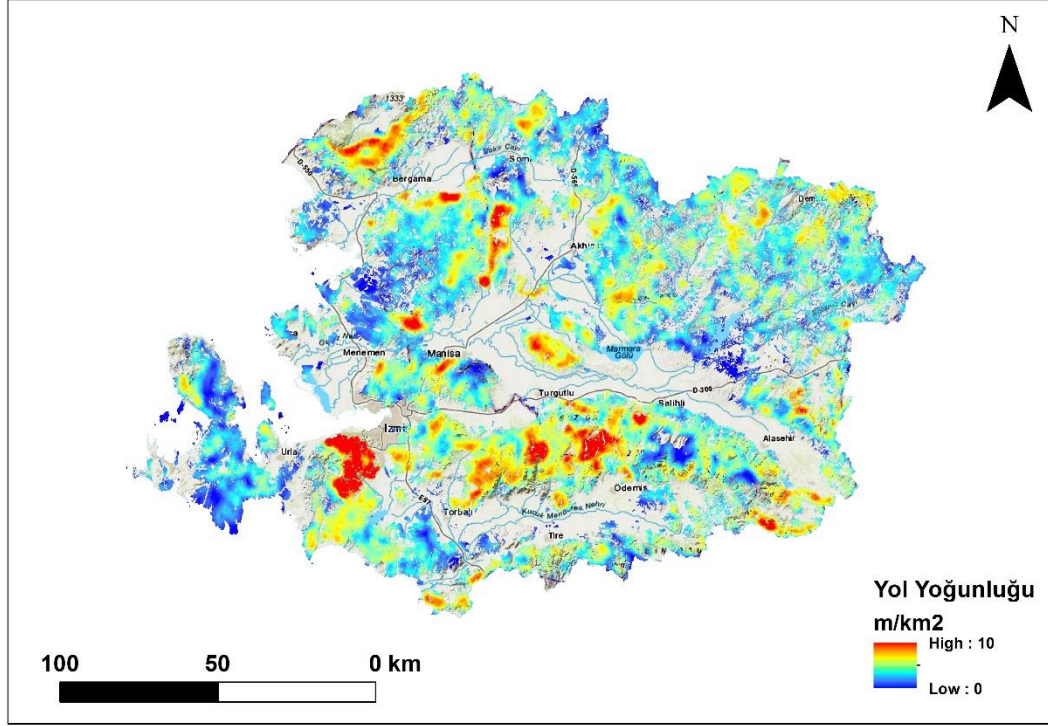
Şekil 2.11. Eğim Haritası



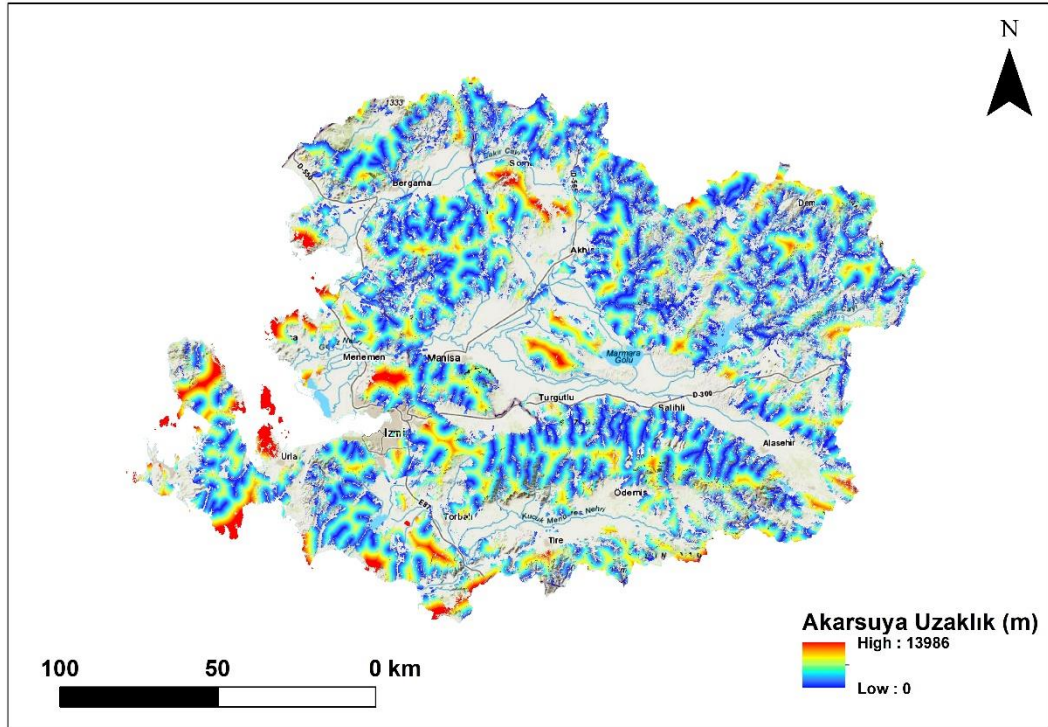
Şekil 2.12. Bakı Haritası



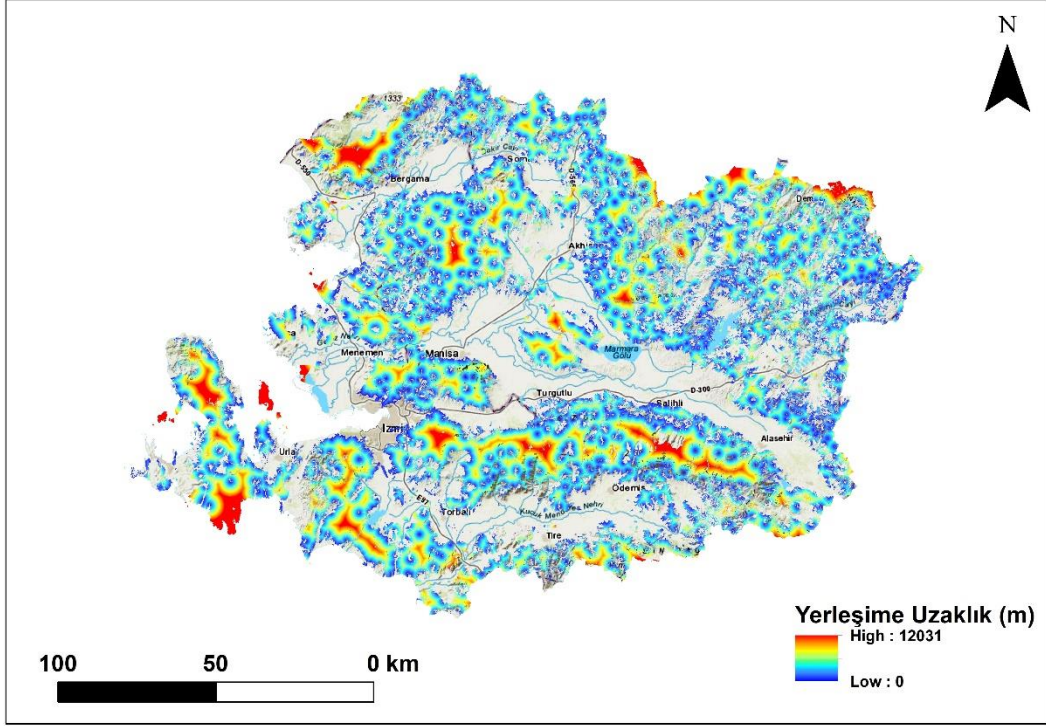
Şekil 2.13. Yola Uzaklık Haritası



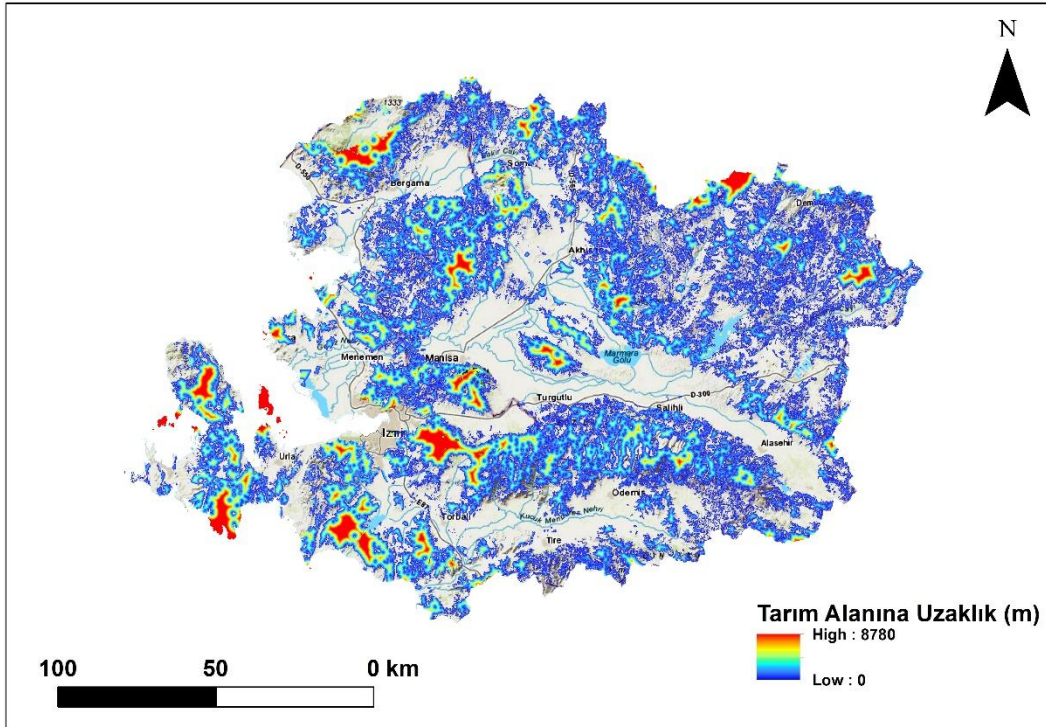
Şekil 2.14. Yol Yoğunluğu Haritası



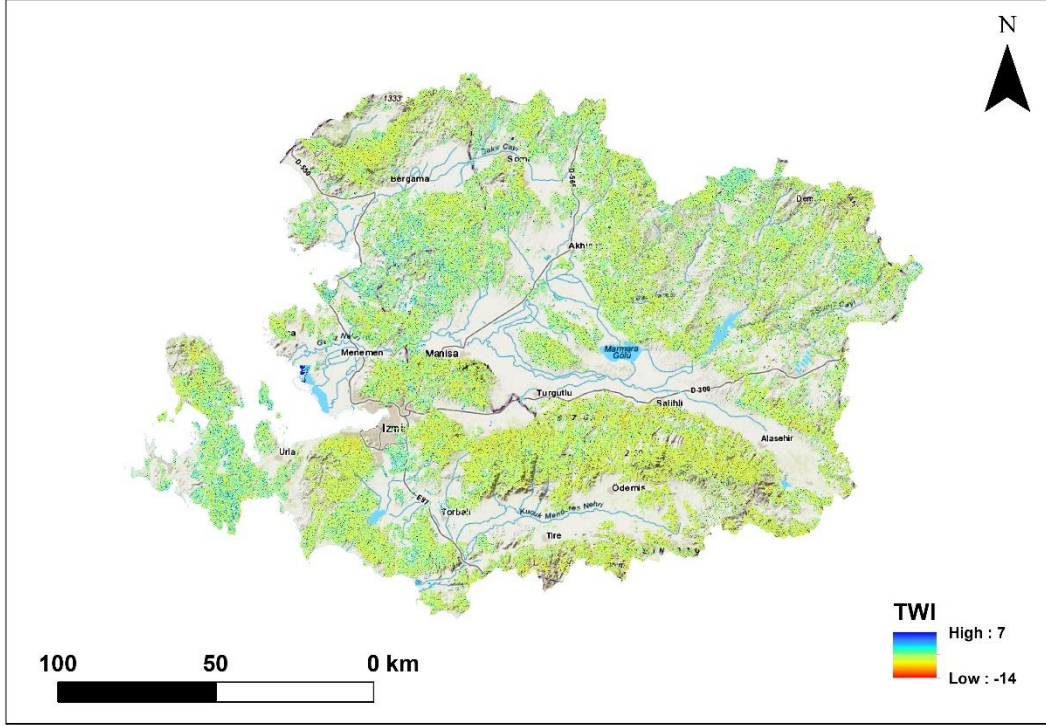
Şekil 2.15. Akarsuya Uzaklık Haritası



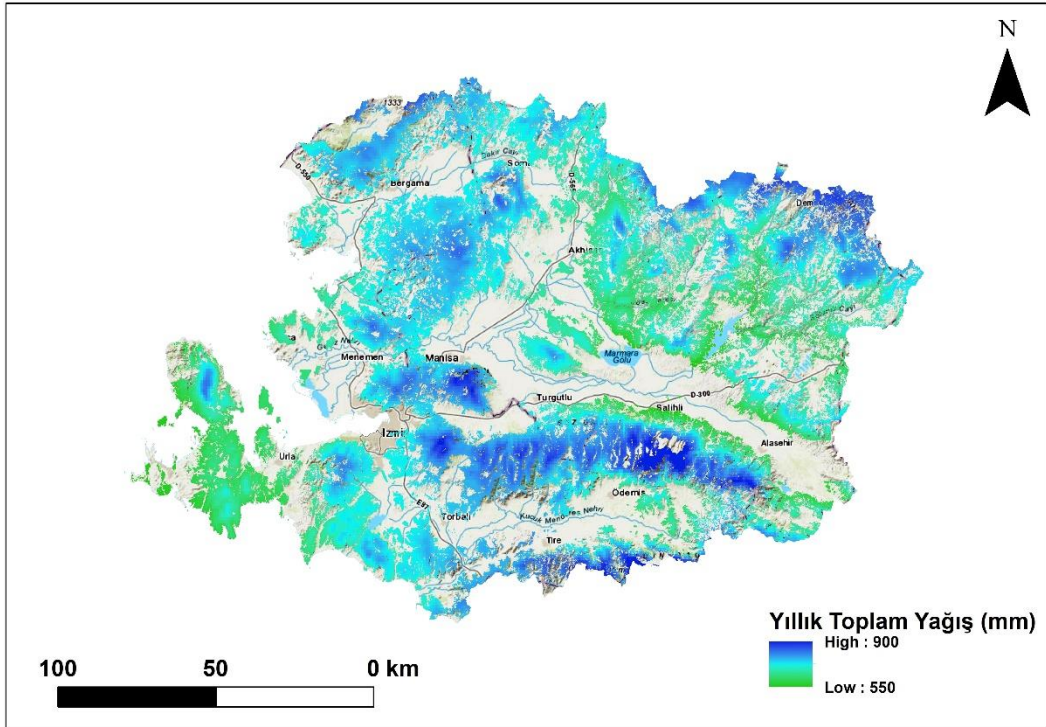
Şekil 2.16. Yerleşime Uzaklık Haritası



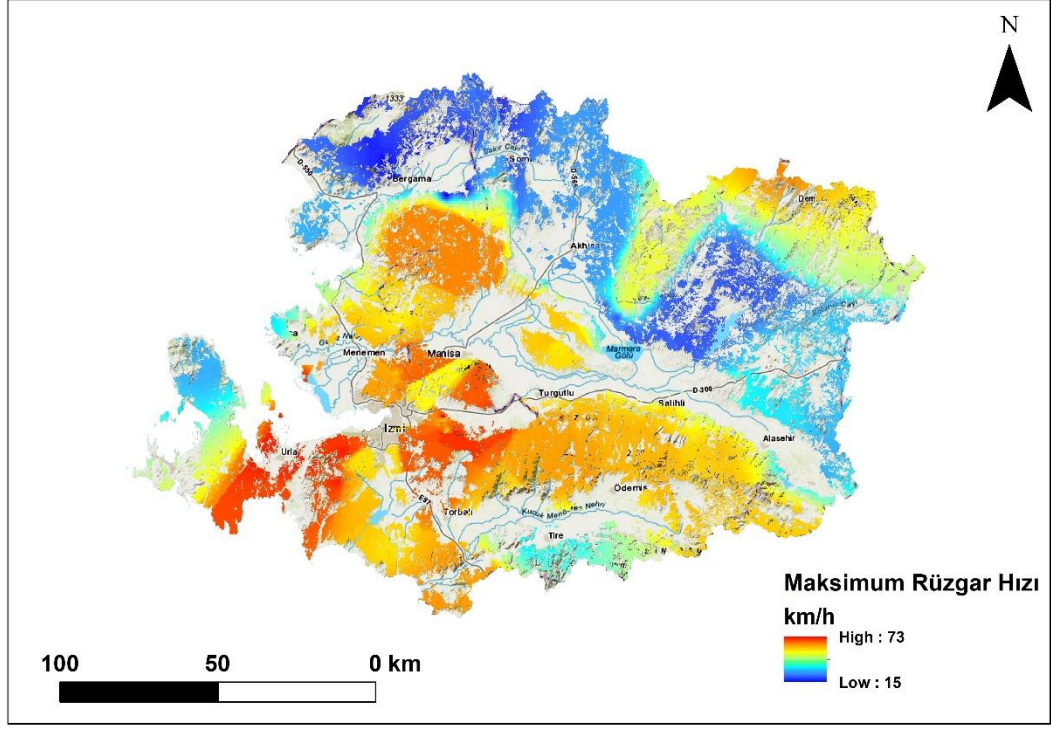
Şekil 2.17. Tarım Alanlarına Uzaklık Haritası



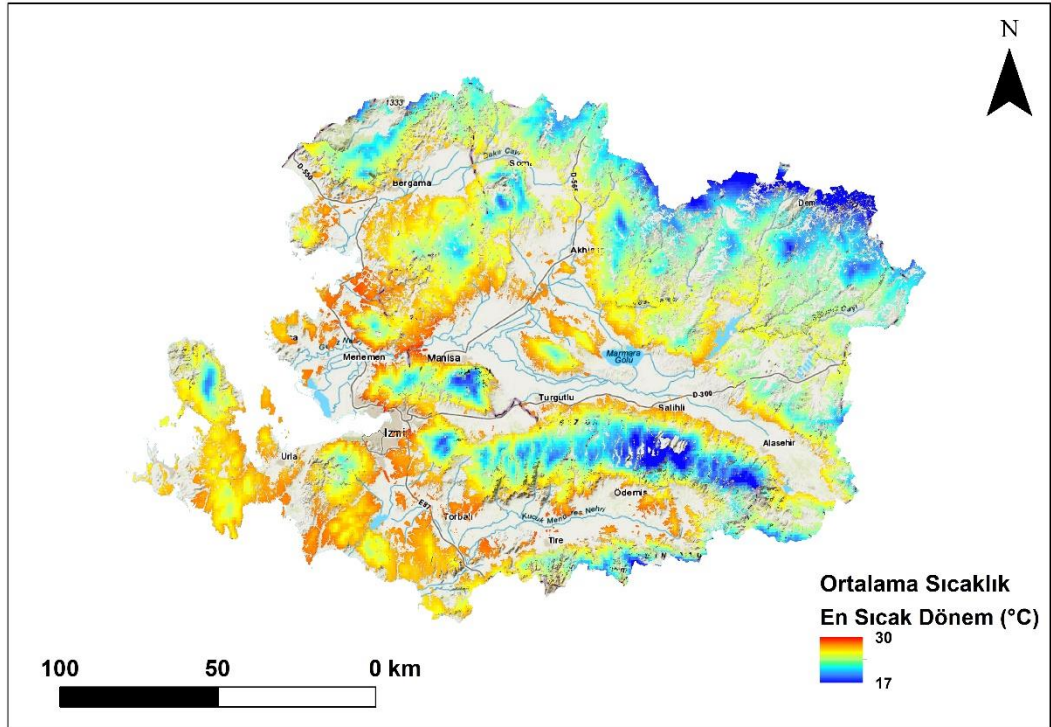
Şekil 2.18. TWI Haritası



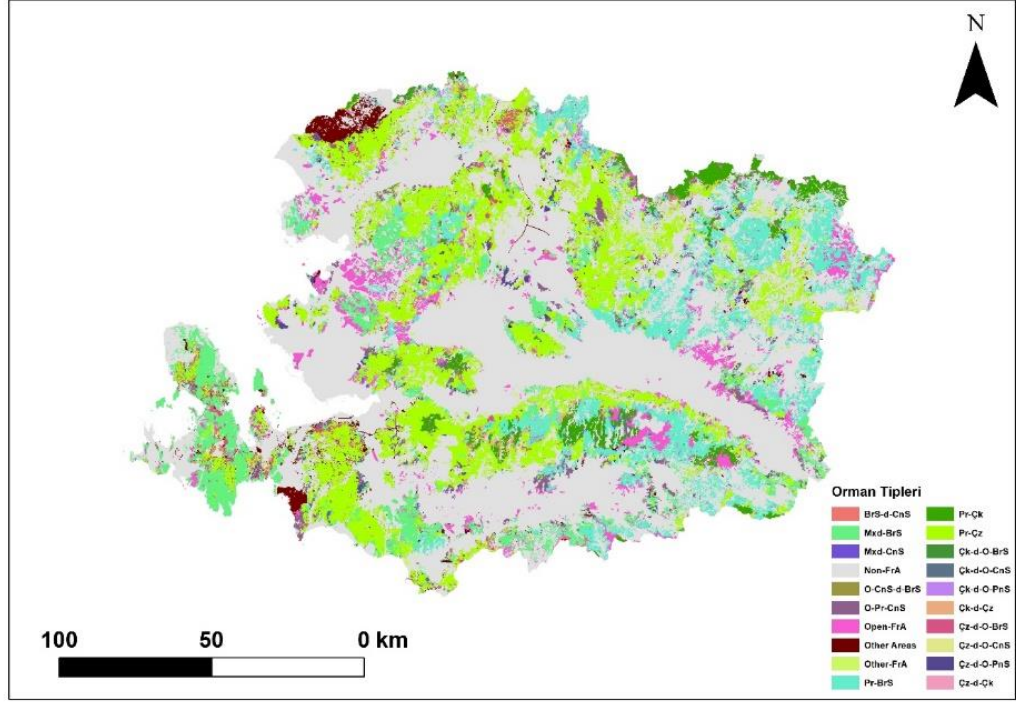
Şekil 2.19. Yıllık Toplam Yağış Haritası



Şekil 2.20. En Yüksek Rüzgâr Hızı Haritası



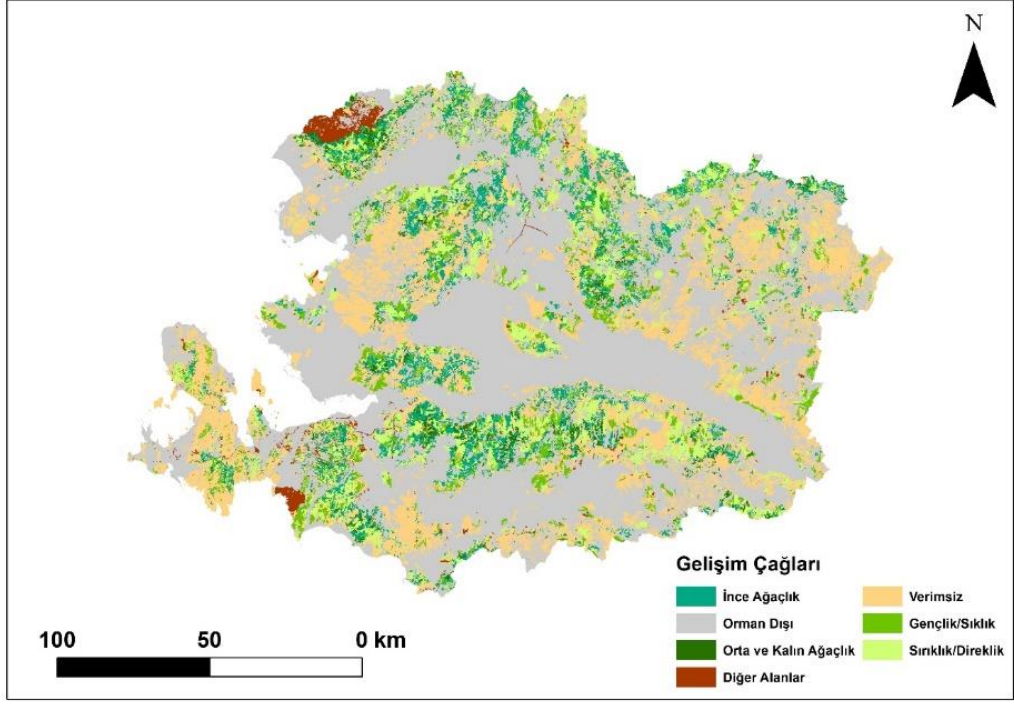
Şekil 2.21. Ortalama Sıcaklık Haritası



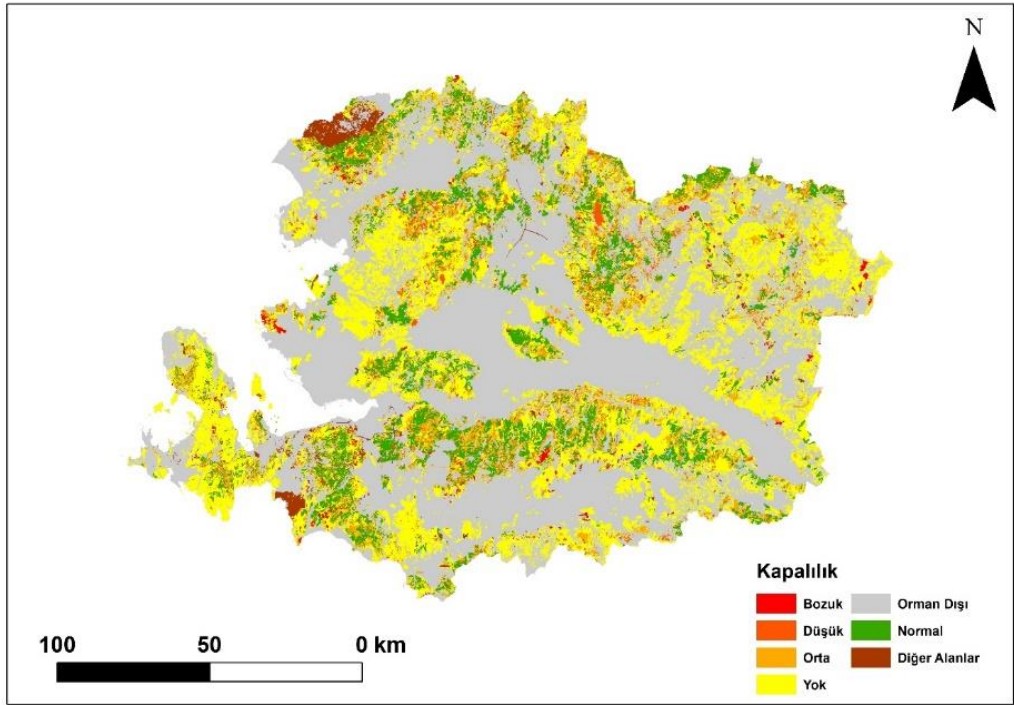
Şekil 2.22. Orman Tipleri Haritası (Bakınız, Tablo 2.3)

Tablo 2.3. Orman Tiplerine Ait Kodlar ve Açıklamaları

No	Kod	Orman Tipi
1	Pr-Çz	Saf kızılçam
2	Pr-Çk	Saf karaçam
3	O-Pr-CnS	Diğer saf ibreliler
4	Pr-BrS	Saf geniş yapraklılar
5	Çk-d-Çz	Karaçam baskın kızılçam
6	Çk-d-O-BrS	Karaçam baskın geniş yapraklılar
7	Çk-d-O-CnS	Karaçam baskın diğer ibreliler
8	Çk-d-O-PnS	Karaçam baskın diğer çam türleri
9	Çz-d-Çk	Kızılçam baskın karaçam
10	Çz-d-O-BrS	Kızılçam baskın geniş yapraklılar
11	Çz-d-O-CnS	Kızılçam baskın diğer ibreliler
12	Çz-d-O-PnS	Kızılçam baskın diğer çam türleri
13	O-CnS-d-BrS	Diğer ibreliler baskın geniş yapraklılar
14	BrS-d-CnS	Geniş yapraklılar baskın ibreliler
15	Mxd-BrS	Karışık geniş yapraklılar
16	Mxd-CnS	Karışık ibreliler
17	Open-FrA	Orman içi açıklık (Orman toprağı)
18	Non-FrA	Orman dışı
19	Other-FrA	Diğer ormanlık alanlar
20	Other Areas	Diğer alanlar



Şekil 2.23. Gelişim Çağları Sınıfları Haritası (Bakınız, Tablo 2.5)

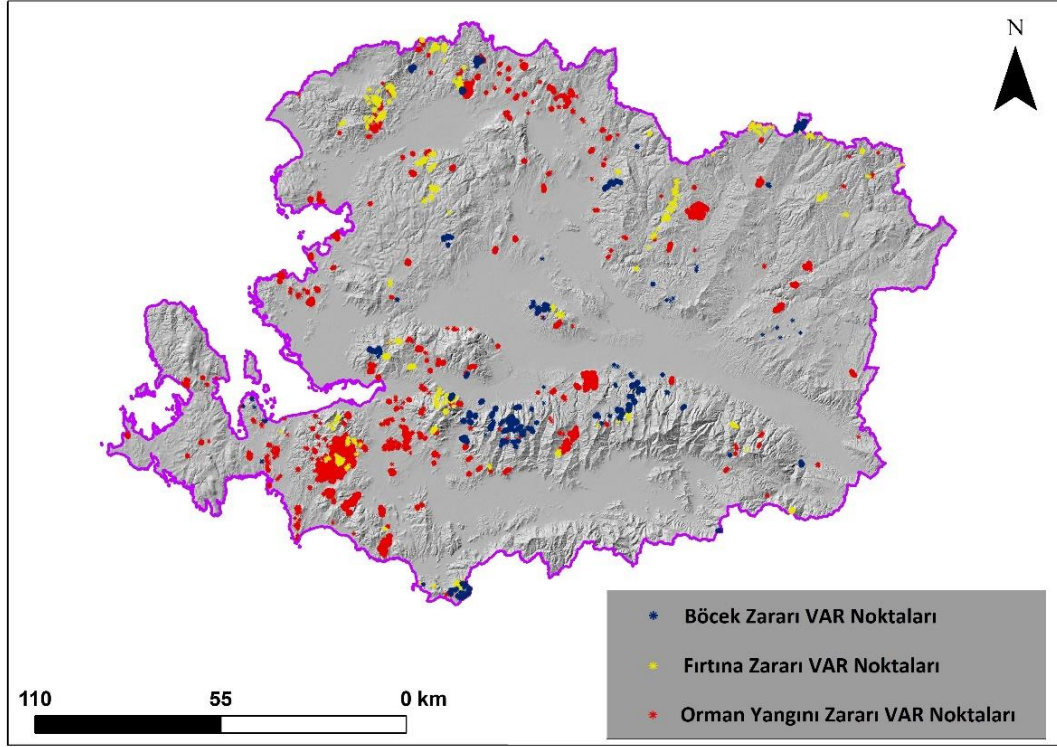


Şekil 2.24. Kapalılık Sınıfları Haritası (Bakınız, Tablo 2.4)

Tablo 2.4. Orman Gelişim Çağları ve Kapalılık Sınıflarına Ait Kodlar

Gelişim Çağları Sınıfları		
No	Kod	Kriter
1	Çok genç	“a”: gençlik/sıklık (<8 cm)
2	Genç	“b”: sıklık/direklik (8-19.9 cm)
3	Orta yaşlı	“c”: ince ağaçlık (20-35.9 cm)
4	Yaşlı	“d”: orta ağaçlık (36-51.9 cm) & “e”: kalın ağaçlık (>52 cm).
5	Verimsiz	Verimsiz
Kapalılık Sınıfları		
No	Kod	Kriter
1	Bozuk	“0”: 0-10%
2	Düşük	“1”: 11-40%
3	Orta	“2”: 41-70%
4	Normal	“3”: >70%.
5	Kapalılık yok	Yukarıdaki sınıfların dışındakiler

Modellemede kullanılan parametreler raster veri formatında olup, çalışma alanının büyüklüğü nedeniyle 50m x 50 m piksel çözünürlüklerindedir. Verilerin piksellerine ait satır ve sütun sayıları sırasıyla 5.071 ve 3.447 olup, bir banda sahip her bir veri 17.479.737 adet pikselden oluşmaktadır. Üretilen raster veriler PyCaret ile modellemede kullanılmak üzere zararlılara ait üretilen noktasal “VAR” verisi için ve bütün sahayı kapsayan şekilde CSV formatına dönüştürülmüştür. Bu nedenle raster verilerinin aynı satır ve sütun sayısına sahip olacak şekilde üretimi gerçekleştirilmiştir. Böcek, fırtına zararı ve yangın zararı için VAR verilerinin konumları Şekil 2.25’de verilmektedir. Modellemede kullanılan CSV formatındaki veri örneği Şekil 2.26’da gösterilmektedir. Böcek zararı için kullanılan VAR verilerinin sayısı toplamda 4.347 adettir. Fırtına zararı için 1.217 adet, orman yangını zararı için 54.593 adet VAR verisi kullanılmıştır. Her bir zarar türü için VAR verilerinin karşılık geldikleri yönlendirici parametre değerleri CSV dosyada ayrı sütunlara yazdırılarak modellemeye uygun hale dönüştürülmüştür.



Şekil 2.25. Böcek Zararı, Fırtına Zararı ve Orman Yangını Zararı VAR Noktaları

```

C:\Users\reker\Desktop\KamberLok\bocekeri.csv - Notepad++
Dosya Düzenle Ara Görünüm Kodlama Diller Ayarlar Araçlar Makrolar Çalıştır Eklentiler Pencerele ?
bocekeri.csv x3
1 varyok,a_yukselti,b_baki,c_egim,d_yolyog,e_yoluz,f_yeruz,g_akuz,h_taruz,i_ormtipi,j_kapalili,k_gelci
2 1,108,2,88.2356,2.89157,30,169.706,8272.39,67.082,1,1,5,17154,-10.5702,16.65,52,4.05833
3 1,62,5,86.2311,1.99316,247.386,67.082,5109.26,0,1,1,1,17157,-9.29925,16.8583,50,4.075
4 1,48,5,83.691,1.00976,804.984,499.299,7475.72,0,2,2,2,17163,-10.3909,17.025,51,4.05833
5 1,35,1,83.5468,0.656947,819.39,296.985,7420.44,0,2,2,2,17149,-10.3681,17.0417,51,4.01667
6 1,17,5,80.9351,0.516163,563.649,67.082,7646,0,2,2,2,17167,-9.33096,17.1917,51,4.00833
7 1,91,7,87.7405,1.54492,90,1251.76,300,210,1,1,1,17210,-9.8118,16.925,51,4.11667
8 1,105,8,85.7256,1.46337,150,1106.75,360,276.586,1,1,1,17209,-9.17297,16.9333,51,4.06667
9 1,53,3,86.5415,1.94143,240,1524.11,8536.3,1482.19,1,6,5,17191,-9.89623,16.8917,51,4.05833
10 1,100,3,87.4633,2.2558,169.706,1442.5,8327.91,1434.05,1,6,5,17175,-7.90419,16.6333,51,4.075
11 1,93,4,87.4419,2.05202,361.248,1224.13,8576.49,1198.87,1,6,5,17175,-10.6038,16.6333,51,4.075
12 0,7,5,54.9032,0.424703,450,0,1722.85,150,2,2,2,17058,-8.54147,17.1333,50,4.10833
13 0,66,6,83.2828,0.434427,417.852,212.132,234.307,0,2,2,2,17207,-10.3276,17.2833,51,3.85833
14 0,482,1,87.8676,3.0439,30,3114.95,1328.83,971.648,1,6,1,17197,-6.30306,14.7583,59,3.90833
15 0,9,4,72.8724,2.4645,228.473,523.927,453.982,0,2,2,2,17346,-8.67266,17.4083,53,3.975
16 0,50,7,83.3382,0.631386,60,2929.11,283.019,0,2,2,2,16938,-6.83949,17.1333,49,4.1
17 0,217,3,85.9019,0.607113,276.586,6842.7,6171.11,4696.22,6,4,4,17131,-8.42679,16.4417,51,4.33
18 0,300,1,88.3548,1.17355,630,759.539,2802.23,189.737,1,1,1,17036,-10.3525,15.875,52,4.1
19 0,374,5,86.4035,2.04569,305.941,1171.54,2110.47,833.547,1,6,5,16985,-9.85701,15.653,4.125
20 0,399,4,86.8762,0.516754,942.019,4318.02,1425.24,2408.42,6,4,4,17003,-6.89217,15.3917,54,4.325
21 0,162,8,87.0165,0.937414,268.328,1023.96,402.492,300,1,5,5,17072,-7.50534,16.2,51,4.06667
22 0,810,5,87.9902,2.99875,30,3153.57,3132.09,189.737,1,1,5,17088,-9.59253,13.025,63,4.39167
23 0,751,3,88.2966,5.92119,94.8683,2602.92,0,90,1,6,1,17114,-9.30611,14.2667,62,4.00833
24 0,320,8,86.5742,4.03647,301.496,1510.76,865.852,593.97,1,6,5,17221,-8.17116,15.85,58,3.63333
25 0,74,5,84.2673,1.39826,192.094,1932.15,2130,0,2,2,2,16907,-10.4874,16.725,48,4.25833
26 0,146,7,82.5905,0.655564,134.164,2382.12,1730.92,1385.21,5,4,4,16975,-7.5895,16.9333,50,4.14167
27 0,239,2,87.5466,1.99302,67.082,2274.07,1379.02,60,1,6,1,17301,-9.72939,16.6,55,3.81667
28 0,213,8,87.0424,2.59782,30,1440,1276.32,835.703,1,6,1,17299,-7.0573,16.4,55,3.85
29 0,452,1,89.0682,3.04653,0,4236.27,1171.54,3750,1,1,7,17314,-11.2088,15.7917,58,4.025
30 0,159,4,85.7589,2.33138,276.586,2474.77,926.121,94.8683,1,6,5,17366,-10.7903,16.6417,56,3.68333
31 1,626,8,86.9003,3.43658,67.082,1564.61,4360.85,408.044,1,6,7,17598,-9.71834,14.9167,62,3.575
32 1,1021,4,88.2682,3.74348,0,2015.59,1580.92,695.845,1,4,4,17215,-9.89568,12.3917,66,3.325
33 1,808,3,80.5435,4.42988,94.8683,3072.47,1143.55,182.483,12,1,7,17331,-9.98107,13.175,63,2.89167
34 1,803,3,81.3223,5.02578,108.167,3142.56,1328.5,84.8528,12,1,7,17336,-10.0685,13.05,64,2.90833
35 1,761,4,87.355,4.49004,212.132,2885,1214.91,284.605,12,1,7,17355,-10.5704,13.2833,63,2.86667
  
```

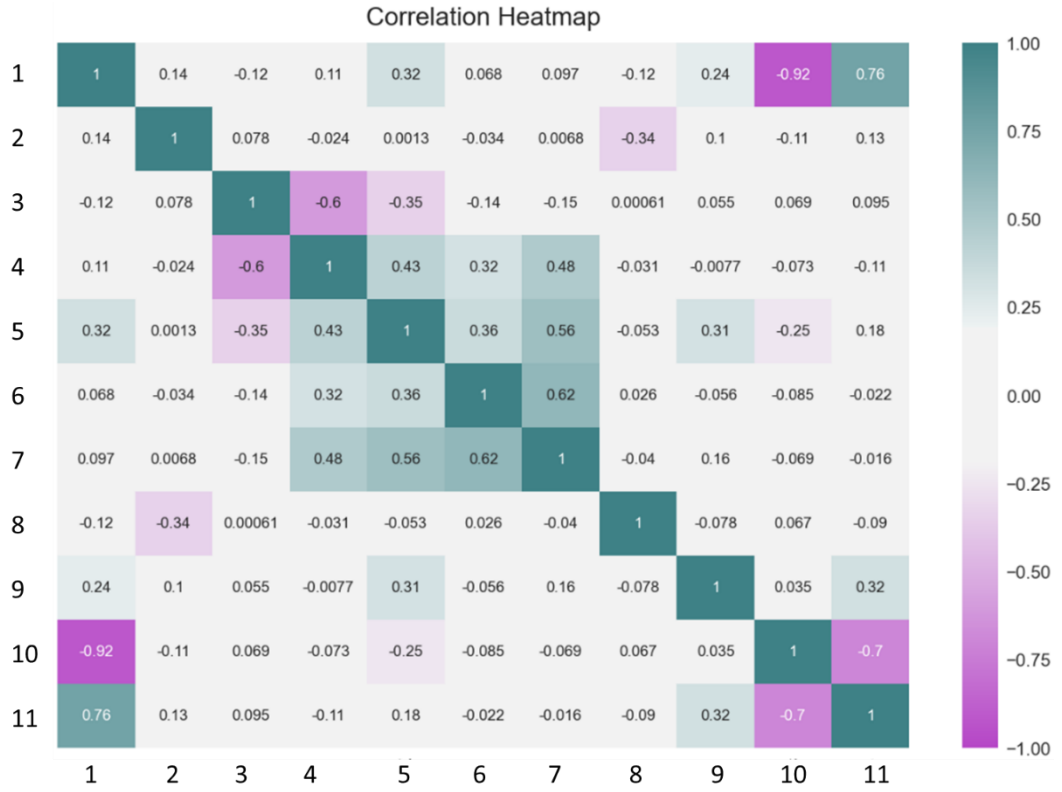
Normal text file length: 410.990 lines: 4.551 Ln: 1 Col: 1 Pos: 1 Windows (CR LF) UTF-8 INS

Şekil 2.26. VAR Noktalarına Ait Oluşturulan Örnek CSV Dosya Görüntüsü

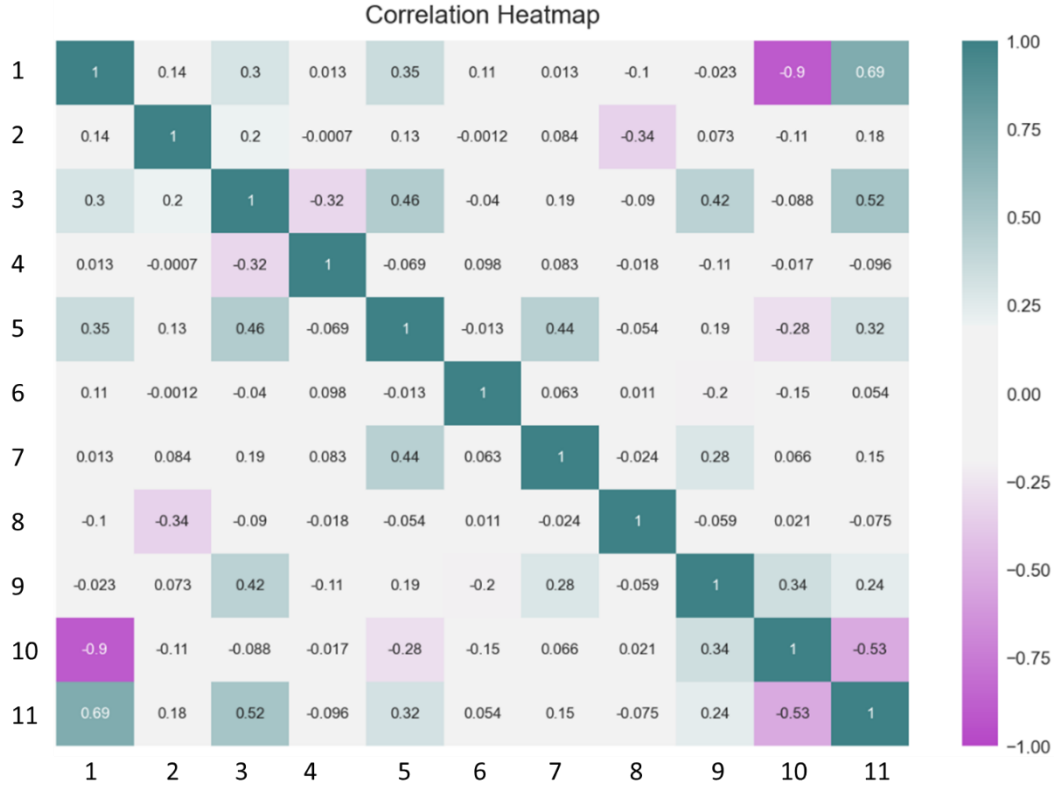
PyCaret AutoML ile orman zararı duyarlılık analizleri gerçekleştirilmeden önce kullanılan parametrelerin birbirleri arasındaki korelasyonun değerlendirilmesi gerekmektedir. Çünkü iki parametre arasında negatif veya pozitif (-/+ yönlü kuvvetli korelasyon olması durumunda, parametrenin birindeki değişime bağlı olarak diğer parametre de değişecektir. Bu durum ise model performansı açısından olumsuz etkiler çıkaracaktır. Pearson korelasyon analizlerinde algoritma tarafından sürekli veri tipinde olan parametreler dikkate alınmaktadır. Bu kapsamda 15 parametre için korelasyon analizleri, duyarlılık analizleri kapsamında böcek, fırtına ve orman yangını zararları için ayrı ayrı yapılmıştır. Korelasyon analizleri Şekil 2.27, Şekil 2.28 ve Şekil 2.29’da gösterilmektedir. Şekillerde verilen 1-15 adet parametre sırasıyla; 1-Yükselti, 2-Eğim, 3-Yol yoğunluğu, 4-Yola uzaklık, 5-Yerleşime uzaklık, 6-Akarsuya uzaklık, 7-Tarım alanlarına uzaklık, 8-TWI, 9-Maksimum rüzgâr hızı, 10-Ortalama Sıcaklık (En sıcak dönem) ve 11-Yıllık yağış parametreleridir. Orman tipi, gelişim çağları sınıfları, kapalılık ve bakı parametreleri ise kategorik veri türündedir. PyCaret AutoML ile duyarlılık analizlerinde model parametreleri ise her bir orman zararlısı için Şekil 2.30 verildiği şekliyle belirlenmiştir. Model parametreleri belirlenirken PyCaret AutoML tarafından “multicollinearity (çoklu bağımlılık)”, yani bir değişkenin tahmin edilmesinde en az iki değişken arasında çok yüksek ilişki olması durumu, test edilerek belirlenen eşik değerine göre bu değişkenler elimine edilmektedir. Bu çalışma kapsamında 0,90 eşik değeri tanımlanmıştır. Ayrıca uç değer (outlier) değerlendirmesi yapılarak bu değerler modellemeden çıkarılmaktadır.



Şekil 2.27. Fırtına Zararı İçin Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu



Şekil 2.28. Böcek Zararı İçin Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu



Şekil 2.29. Orman Yangını Zararı Pearson Korelasyonu Analiz Sonucu

	Description	Value		Description	Value		Description	Value
0	Session id	123	0	Session id	123	0	Session id	123
1	Target	varyok	1	Target	varyok	1	Target	varyok
2	Target type	Binary	2	Target type	Binary	2	Target type	Binary
3	Original data shape	(55727, 17)	3	Original data shape	(1411, 17)	3	Original data shape	(4546, 17)
4	Transformed data shape	(53776, 49)	4	Transformed data shape	(1361, 45)	4	Transformed data shape	(4386, 47)
5	Transformed train set shape	(37057, 49)	5	Transformed train set shape	(937, 45)	5	Transformed train set shape	(3022, 47)
6	Transformed test set shape	(16719, 49)	6	Transformed test set shape	(424, 45)	6	Transformed test set shape	(1364, 47)
7	Numeric features	12	7	Numeric features	12	7	Numeric features	12
8	Categorical features	4	8	Categorical features	4	8	Categorical features	4
9	Preprocess	True	9	Preprocess	True	9	Preprocess	True
10	Imputation type	simple	10	Imputation type	simple	10	Imputation type	simple
11	Numeric imputation	mean	11	Numeric imputation	mean	11	Numeric imputation	mean
12	Categorical imputation	mode	12	Categorical imputation	mode	12	Categorical imputation	mode
13	Maximum one-hot encoding	25	13	Maximum one-hot encoding	25	13	Maximum one-hot encoding	25
14	Encoding method	None	14	Encoding method	None	14	Encoding method	None
15	Remove multicollinearity	True	15	Remove multicollinearity	True	15	Remove multicollinearity	True
16	Multicollinearity threshold	0.900000	16	Multicollinearity threshold	0.900000	16	Multicollinearity threshold	0.900000
17	Remove outliers	True	17	Remove outliers	True	17	Remove outliers	True
18	Outliers threshold	0.050000	18	Outliers threshold	0.050000	18	Outliers threshold	0.050000
19	Fold Generator	StratifiedKFold	19	Fold Generator	StratifiedKFold	19	Fold Generator	StratifiedKFold
20	Fold Number	10	20	Fold Number	10	20	Fold Number	10
21	CPU Jobs	-1	21	CPU Jobs	-1	21	CPU Jobs	-1
22	Use GPU	False	22	Use GPU	False	22	Use GPU	False
23	Log Experiment	False	23	Log Experiment	False	23	Log Experiment	False
24	Experiment Name	clf-default-name	24	Experiment Name	clf-default-name	24	Experiment Name	clf-default-name
25	USI	7ccf	25	USI	3a5f	25	USI	f356
Yangın Zararı Duyarlılık Analizi			Fırtına Zararı Duyarlılık Analizi			Böcek Zararı Duyarlılık Analizi		

Şekil 2.30. Herbir Zarar Türü İçin Seçilen Model Parametreleri

Çalışmada her bir orman zararı (böcek, fırtına, yangın) için duyarlılık analizinde 2010-2021 yılları arasında meydana gelen zararlar sonucunda oluşturulan OHER verisinden üretilen VAR noktalarından, seçilen yönlendirici faktörlerden ve belirlenen model parametrelerinden hareketle makine öğrenmesi tabanlı duyarlılık analizi yapılmıştır. PyCaret AutoML tarafından Şekil 2.30’da verilen çok sayıda algoritmalarından uygun olanlar test edilerek modeller performansları açısından kıyaslanmaktadır. Her üç zararlı için “SVM-Radial Kernel”, “Extreme Gradient Boosting” ve “MLP Classifier” makine öğrenme algoritmaları kullanılan veri setine bağlı olarak PyCaret tarafından analize dâhil edilmemiştir (Tablo2.5). Bu çalışmada model kıyaslamaları, model performans kriterlerinden AUC değeri bakımından yapılmıştır. AUC değerleri modelde öğrenme veri seti olarak VAR olay kayıtlarının %30 oranında test verisi olarak ayrılan bölümünden PyCaret kütüphanesi tarafından hesaplanmaktadır. Böcek, fırtına ve orman yangını zararı için ayrı ayrı gerçekleştirilen analiz sonucu elde edilen model performansları sırasıyla Şekil 2.31, Şekil 2.32 ve Şekil 2.33’de gösterilmektedir. AUC değeri bakımından model performansları kıyaslaması sonucu en iyi performans sergileyen model o orman zararı için duyarlılık analizinde kullanılmıştır. Bu kapsamda böcek, fırtına ve orman yangını zararı için “Extra Tree Classifier” algoritması en iyi performansı sağlamıştır.

Tablo 2.5. PyCaret AutoML sürecinde karşılaştırılan makine öğrenimi algoritmaları (False şeklinde gösterilenler analize dahil edilmemektedir.)

No	Machine Öğrenmesi Algoritması	Kısaltma Adı	Test
1	Logistic Regression	lr	True
2	K Neighbors Classifier	knn	True
3	Naïve Bayes	nb	True
4	Decision Tree Classifier	dt	True
5	SVM-Linear Kernel	svm	True
6	SVM-Radial Kernel	rbfsvm	False
7	MLP Classifier	mlp	False
8	Ridge Classifier	ridge	True
9	Random Forest Classifier	rf	True
10	Quadratic Discriminant Analysis	qda	True
11	Ada Boosting Classifier	ada	True
12	Gradient Boosting Classifier	gbc	True
13	Linear Discriminant Analysis	lda	True
14	Extra Trees Classifier	et	True
15	Extreme Gradient Boosting	xgboost	False
16	Light Gradient Boosting Machine	lightgbm	True
17	Dummy Classifier	dummy	True

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
lr	Logistic Regression	0.9979	1.0000	0.9993	0.9983	0.9988	0.9917	0.9918	2.2350
rf	Random Forest Classifier	0.9985	1.0000	0.9993	0.9990	0.9991	0.9941	0.9941	1.0110
et	Extra Trees Classifier	0.9991	1.0000	1.0000	0.9990	0.9995	0.9964	0.9965	0.9930
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9985	0.9999	0.9997	0.9986	0.9991	0.9941	0.9941	0.8800
ada	Ada Boost Classifier	0.9988	0.9998	1.0000	0.9986	0.9993	0.9953	0.9953	0.8790
lda	Linear Discriminant Analysis	0.9937	0.9998	0.9993	0.9934	0.9963	0.9748	0.9752	0.7240
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.9970	0.9996	0.9983	0.9983	0.9983	0.9883	0.9883	0.6870
nb	Naive Bayes	0.9929	0.9993	0.9940	0.9975	0.9958	0.9722	0.9723	0.6920
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.9979	0.9938	0.9997	0.9979	0.9988	0.9917	0.9918	1.0500
dt	Decision Tree Classifier	0.9961	0.9895	0.9990	0.9965	0.9977	0.9846	0.9847	0.6880
knn	K Neighbors Classifier	0.9845	0.9854	0.9983	0.9839	0.9910	0.9359	0.9378	0.7140
dummy	Dummy Classifier	0.8508	0.5000	1.0000	0.8508	0.9194	0.0000	0.0000	0.7300
svm	SVM - Linear Kernel	0.9693	0.0000	0.9874	0.9773	0.9821	0.8732	0.8792	0.6650
ridge	Ridge Classifier	0.9923	0.0000	0.9993	0.9917	0.9955	0.9687	0.9692	0.6570

Şekil 2.31. Böcek Zararı İçin Model Performans Sıralamaları

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
rf	Random Forest Classifier	0.9977	1.0000	0.9975	0.9988	0.9981	0.9951	0.9952	1.0650
ada	Ada Boost Classifier	0.9992	1.0000	1.0000	0.9988	0.9994	0.9984	0.9984	0.8860
et	Extra Trees Classifier	0.9992	1.0000	0.9988	1.0000	0.9994	0.9984	0.9984	1.0380
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9961	0.9999	0.9988	0.9951	0.9969	0.9918	0.9919	0.9020
lr	Logistic Regression	0.9946	0.9997	0.9962	0.9950	0.9956	0.9886	0.9887	2.1240
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.9931	0.9989	0.9950	0.9938	0.9944	0.9854	0.9855	1.0260
lda	Linear Discriminant Analysis	0.9777	0.9987	0.9938	0.9708	0.9821	0.9525	0.9531	0.7590
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.9900	0.9984	0.9887	0.9950	0.9918	0.9790	0.9793	0.7300
nb	Naive Bayes	0.9831	0.9948	0.9850	0.9877	0.9862	0.9643	0.9646	0.6620
knn	K Neighbors Classifier	0.9707	0.9925	0.9950	0.9596	0.9768	0.9373	0.9391	0.7670
dt	Decision Tree Classifier	0.9915	0.9909	0.9938	0.9926	0.9931	0.9821	0.9824	0.6840
dummy	Dummy Classifier	0.6140	0.5000	1.0000	0.6140	0.7609	0.0000	0.0000	0.7750
svm	SVM - Linear Kernel	0.8661	0.0000	0.8298	0.9525	0.8473	0.7511	0.7771	0.6870
ridge	Ridge Classifier	0.9784	0.0000	0.9950	0.9708	0.9827	0.9541	0.9547	0.6940

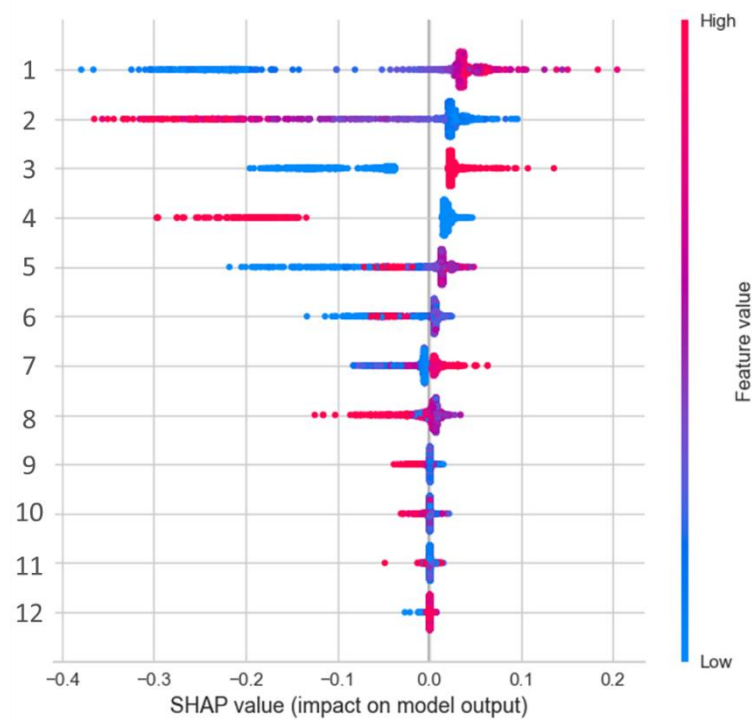
Şekil 2.32. Fırtına Zararı İçin Model Performans Sıralamaları

	Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Kappa	MCC	TT (Sec)
et	Extra Trees Classifier	0.9973	0.9999	0.9998	0.9975	0.9987	0.8798	0.8901	1.4730
rf	Random Forest Classifier	0.9973	0.9998	0.9996	0.9977	0.9986	0.8852	0.8931	2.5680
ada	Ada Boost Classifier	0.9981	0.9984	0.9998	0.9982	0.9990	0.9199	0.9240	1.7610
lda	Linear Discriminant Analysis	0.9875	0.9636	0.9919	0.9954	0.9937	0.5930	0.5979	0.9350
nb	Naive Bayes	0.9803	0.9602	0.9813	0.9987	0.9899	0.5509	0.5991	0.8400
lr	Logistic Regression	0.9933	0.9572	0.9999	0.9933	0.9966	0.6690	0.7081	5.5520
gbc	Gradient Boosting Classifier	0.9959	0.9320	0.9988	0.9970	0.9979	0.8291	0.8338	5.0150
qda	Quadratic Discriminant Analysis	0.9849	0.9225	0.9873	0.9973	0.9923	0.5717	0.5997	0.8870
dt	Decision Tree Classifier	0.9965	0.9175	0.9987	0.9977	0.9982	0.8659	0.8696	0.8680
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.9936	0.8482	0.9982	0.9953	0.9968	0.6921	0.6968	1.1910
knn	K Neighbors Classifier	0.9884	0.7466	0.9999	0.9885	0.9942	0.2524	0.3601	1.2500
dummy	Dummy Classifier	0.9864	0.5000	1.0000	0.9864	0.9931	0.0000	0.0000	0.9230
svm	SVM - Linear Kernel	0.9878	0.0000	0.9986	0.9892	0.9939	0.2954	0.3824	1.0010
ridge	Ridge Classifier	0.9865	0.0000	1.0000	0.9865	0.9932	0.0115	0.0420	0.8840

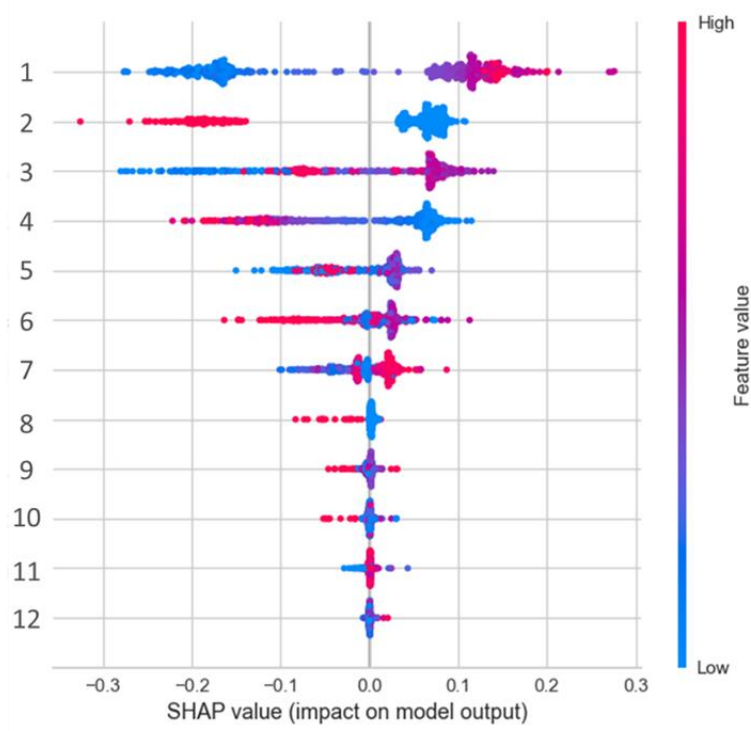
Şekil 2.33. Orman Yangını Zararı İçin Model Performans Sıralamaları

Seçilen orman zararı türleri için modelleme işleminin gerçekleştirilerek en iyi performansı sağlayan model belirlendikten sonra bu model kullanılarak çalışma alanının tamamı için duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir. Model çıktıları CSV formatında kayıt edildikten sonra CBS ortamında raster formata dönüştürülerek her bir zarar türü için ayrı ayrı haritalar üretilmiştir. Raster formatlı duyarlılık haritaları model tarafından VAR şeklinde tahmin edilen piksel için olasılık değerleri kullanılarak yine 50 m x 50 m piksel çözünürlüğünde üretilmiştir. Çalışma alanına ait her üç zarar türünden kaynaklanan duyarlılık analizi ise CBS ortamında “weigthed overlay (ağırlıklandırılmış çakıştırma)” yöntemi kullanılarak elde edilmiştir. Ağırlık değerleri çalışma alanındaki zarar türünün yoğunluğuna bağlı olarak, orman yangın zarar türü için 0,5, fırtına zarar türü için 0,2 ve böcek zarar türü için 0,3 olarak alınmıştır. Böylece çoklu orman zararlı türü duyarlılık haritası elde edilmiştir. Üretilen duyarlılık haritaları ise çok düşük (0-0,2), düşük (0,2-0,4), orta (0,4-0,6), yüksek (0,6-0,8) ve çok yüksek (0,8-1) olmak üzere 5 kategoride sınıflandırılmıştır. Ayrıca her bir zarar türü için üretilen duyarlılık haritalarından yararlanarak, duyarlılık değeri 0,75 ve üzeri olan yerlere 1 ve altı olan yerlere 0 değeri ataması sonucu elde edilen verilerin çakıştırılması sonucu, potansiyel olarak sadece orman yangın zararından, sadece böcek zararından, sadece fırtına zararından, hem yangın ve fırtına zararından, hem yangın ve böcek zararından, hem böcek ve fırtına zararından hem de yangın, böcek ve fırtına zararından

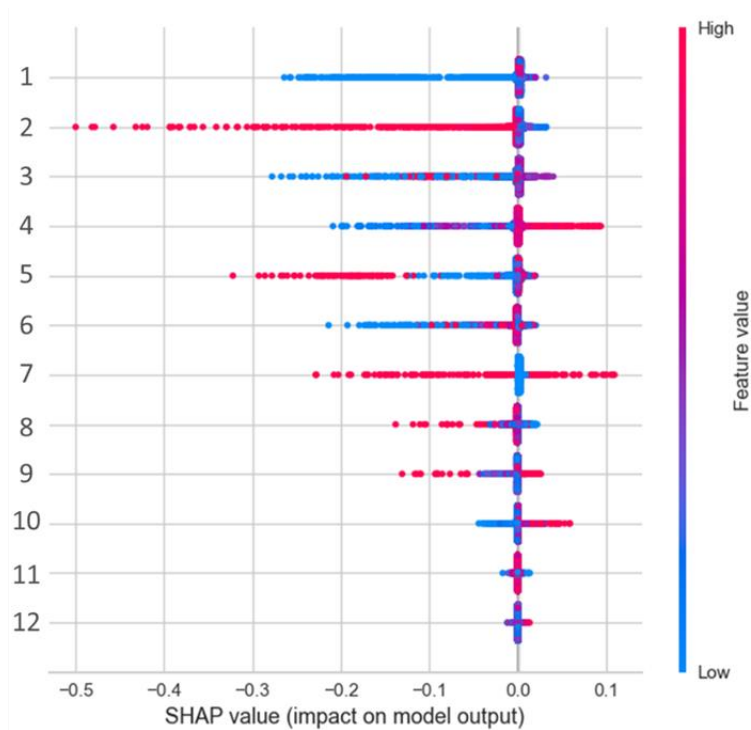
etkilenebilecek yerlerin harita üretim işlemi gerçekleştirilmiştir . Ayrıca SHAP (Shapley Additive exPlanations) metodolojisi Lundberg ve Lee 2017 [435], açıklayıcı parametreler ile orman zararlarına duyarlılık arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi gösteren yenilikçi bir araçtır. SHAP metodolojisi ile analiz için "shap" python kütüphanesi kullanılmış ve her model için tüm örneklerin özellik atıf bilgilerini ortaya çıkarmak üzere SHAP özet grafikleri çizilmiştir [435]. Çalışmada kullanılan her bir parametrenin tahmine katkısı hakkında bilgi vermektedir. SHAP özet grafikleri böcek zararının duyarlılık modellemesi için Şekil 2.34'de, fırtına zararının duyarlılık modellemesi için Şekil 2.35'de ve orman yangını zararının duyarlılık modellemesi için Şekil 2.36'da verilmiştir. SHAP özet grafikleri özellik önemi ile özellik etkisini birleştirmektedir. Çizimin x- ve y- eksenleri sırasıyla Shapley değerini ve özelliğin değerini göstermektedir. Renk, özelliğin değerini düşükten yükseğe doğru temsil etmektedir. Grafikte, özellikler önemlerine göre sıralanmıştır. SHAP analizine göre, yol yoğunluğu her bir orman bozukluğunun duyarlılık analizi için en önemli özelliktir.



Şekil 2.34. Böcek Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği (1-Yol yoğunluğu, 2-Yola Uzaklık, 3-Orman Tipi "1", 4-Orman Tipi "5", 5-Yıllık yağış, 6-Yükselti, 7: Maksimum Rüzgâr Hızı, 8-Ortalama Sıcaklık (En Sıcak Dönem), 9-Yerleşim yerine uzaklık, 10-Akarsuya uzaklık, 11-Tarım alanına uzaklık, 12-Eğim)



Şekil 2.35. Fırtına Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği (1-Yol yoğunluğu, 2-Orman Tipi "5", 3-Yıllık yağış, 4-Yola uzaklık, 5: Yükselti, 6: Ortalama Sıcaklık, 7- Maksimum rüzgâr hızı, 8-Meşcere gelişim çağı "6", 9-Yerleşim yerine uzaklık, 10-Tarım alanına uzaklık, 11-Eğim, 12: TWI)



Şekil 2.36. Orman Yangını Zararı Duyarlılık Modelinin SHAP Özet Grafiği (1-Yol yoğunluğu, 2-Yola uzaklık, 3-Yıllık yağış, 4: Maksimum rüzgâr hızı, 5: Yükselti, 6-Ortalama Sıcaklık, 7-Orman tipi "5", 8-Yerleşime uzaklık, 9-Akarsuya uzaklık, 10-Tarım alanına uzaklık, 11-Eğim, 12-TWI)

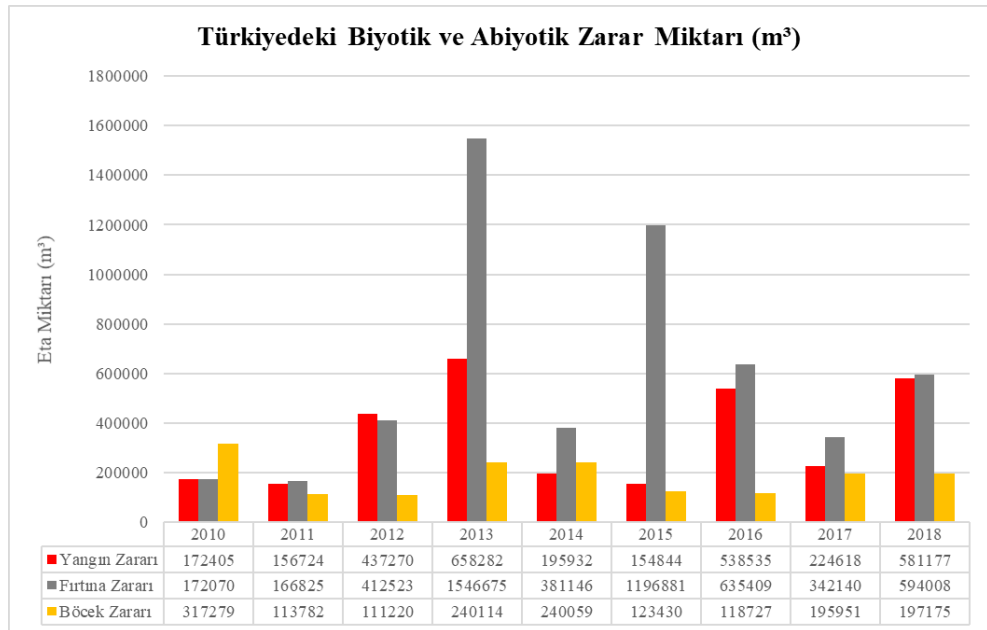
Bölüm 3

Bulgular ve Tartışma

3.1 Bulgular

3.1.1 Abiyotik ve Biyotik Orman Zararları Envanterine ait Bulgular

295 sayılı tebliğine göre abiyotik faktörler yangın, fırtına, kar, çığ, sel gibi cansız varlıklar ve biyotik faktörler ise böcek, mantar, bakteri gibi canlı varlıklar olarak ifade edilmektedir. Bu çalışma kapsamında fırtına, orman yangını ve böcek zararı ele alınmıştır.

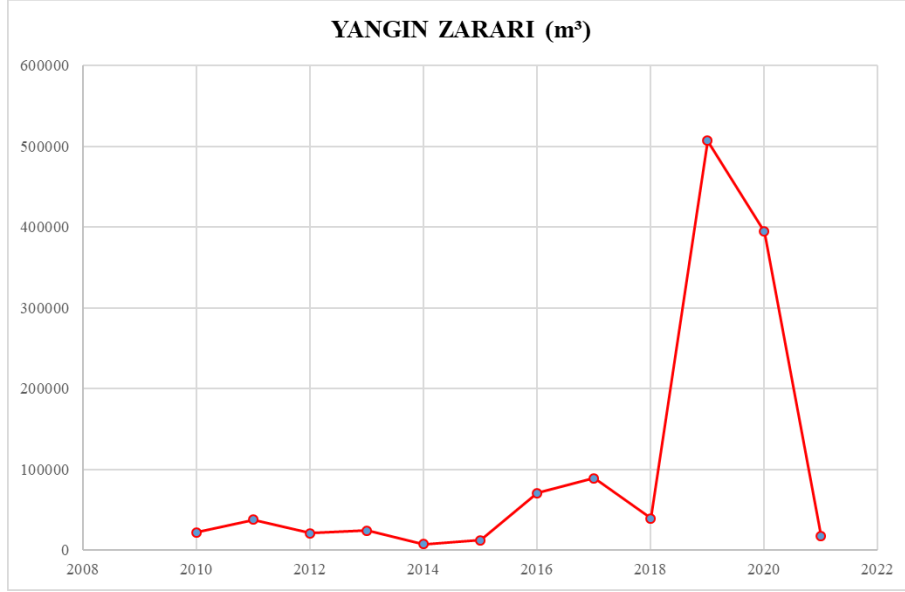


Şekil 3.1. Türkiye'deki Biyotik ve Abiyotik Zarar Miktarı

Şekil 3.1.'deki sütun grafik 2010 ve 2018 yılları arasında Türkiye'deki orman bölge müdürlüklerinde görülen biyotik (Böcek) ve abiyotik (Orman Yangını ve Fırtına) zararları m³ büyüklüğünde durumunu göstermektedir. Genel olarak, Böcek zararı azalma eğilimine sahip iken orman yangını zararı ve fırtına zararı dokuz yıllık periyot boyunca artma eğiliminde olduğu görülmektedir. Biyotik ve abiyotik zararların miktarlarında dalgalanmalar vardır. Dönemin başında (2010 yılı) orman ekosisteminde tahribata neden olan biyotik ve abiyotik zararların zarar miktarına göre küçükten büyüğe doğru sıraladığımızda fırtına zararı, orman yangın zararı, böcek zararı şeklinde sıralanmaktadır. Dönemin sonunda (2018 yılı) ise zarar miktarına göre küçükten büyüğe doğru sıraladığımızda böcek zararı, orman yangın zararı, fırtına zararı şeklinde sıralanmaktadır. Böcek zararının miktarı 2010 yılında 317.279 m³, orman yangını zararından 144.874 m³ ve fırtına zararından 145.209 m³ fazladır. 2011 yılında böcek zararı miktarı %64,14 oranında azalırken, dönem sonuna kadar istikrarlı bir şekilde devam ederek 197.175 m³'e ulaşmıştır. Orman yangını ve fırtına zararı dönem içinde belli yıllarda miktarca azalma ve artış görülse de dönem sonunda orman yangını zararı miktarında %237,10 artış ile 581.177 m³'e, fırtına zararı miktarında %245,21 artış ile 594008 m³'e ulaşmıştır.

İOBM ormanlık alanlarında meydana gelen abiyotik ve biyotik faktörlerin etkisi sonucu kimi zararların oluşması (Yangın Zararı, Fırtına Zararı, Kar Zararı, Yol ve Tesis, İzin ve İrtifak, Böcek Zararı, Mantar Zararı ve Diğer Nedenler) ile ortaya çıkan tahribatın meydana geliş biçimi, yeri, zamanı ve büyüklüğüne göre 2010 ve 2021 yılları arasında İOBM tarafından hazırlanmış ve arşivlenmiş olan olağan üstü eta cetveline göre orman yangın zarar, fırtına zararı ve böcek zararına ait aşağıdaki grafikler (Şekil 3.2., Şekil 3.3. ve Şekil 3.4.) elde edilmiştir .

Şekil 3.2.'deki çizgi grafik 2010 ve 2021 yılları arasında İOBM'de meydana gelen orman yangın zararı m³ büyüklüğünde göstermektedir. Orman yangın zararı grafiğinde 12 yıllık periyot boyunca dalgalanmalar olduğu görünür ve çizgi grafik 2019 yılında en yüksek noktaya ulaşmıştır. 2010 yılında orman yangın zararı miktarı 22.222 m³'tür. 2019 yılından önce ortalama orman yangın zararı 35.976,67 m³ iken 2019 yılında ortalama değerden %1308,41 oranında artış yaşaması sonucu orman yangını zararı 506.698 m³'e ulaştığı görülmektedir.

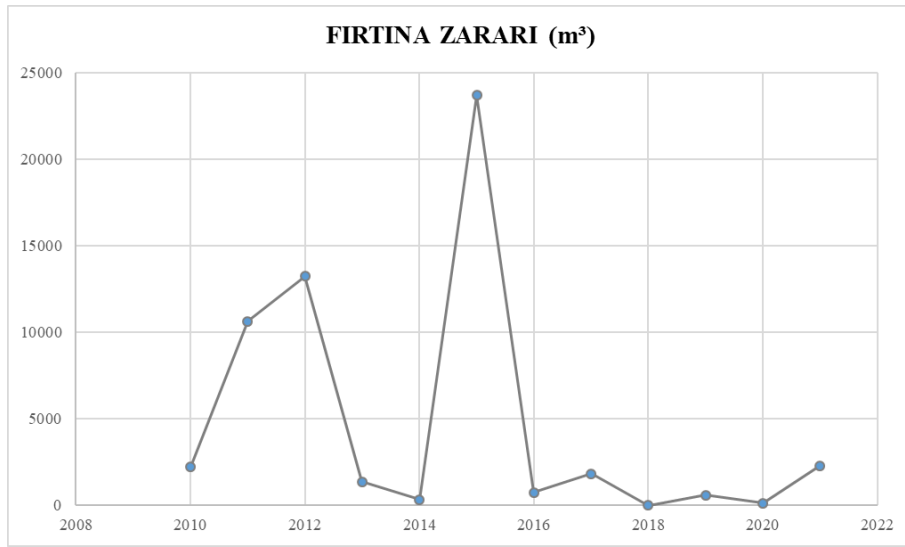


Şekil 3.2. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Orman Yangını Zararı (2010-2021)

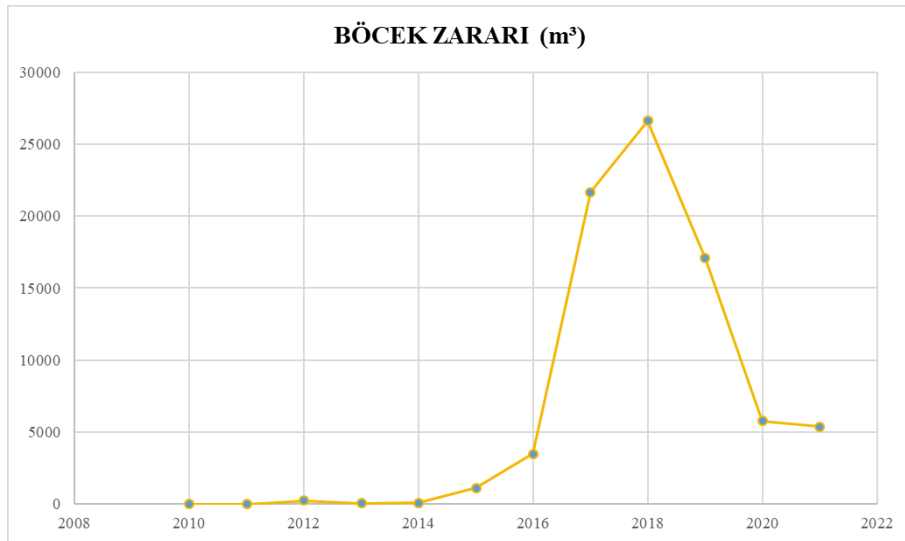
Şekil 3.3.'deki çizgi grafik 2010 ve 2021 yılları arasında İOBM'de meydana gelen fitna zararı m³ büyüklüğünde göstermektedir. Fırtına zararı grafiğinde 12 yıllık periyot boyunca dalgalanmalar olduğu görünür ve çizgi grafik 2015 yılında en yüksek noktaya ulaşmıştır. 2010 yılında orman yangın zararı miktarı 2.233 m³'tür. 2015 yılından önce ortalama orman yangın zararı 5550,40 m³ iken 2015 yılında ortalama değerden %326,74 oranında artış yaşaması sonucu orman yangını zararı 23.686 m³'e ulaştığı görülmektedir.

Şekil 3.4.'deki çizgi grafik 2010 ve 2021 yılları arasında İOBM'de meydana gelen böcek zararı m³ büyüklüğünde göstermektedir. Böcek zararı grafiğinde 12 yıllık periyot boyunca dalgalanma olduğu görünür ve çizgi grafik 2018 yılında en yüksek noktaya ulaşmıştır. 2010 yılında orman yangın zararı miktarı 9 m³'tür. 2018 yılından önce ortalama böcek zararı 3.336,5 m³ iken 2018 yılında ortalama değerden %697,99 oranında artış yaşaması sonucu orman yangını zararı 26.625 m³'e ulaştığı görülmektedir. İOBM sınırları içerisinde tutulan olağanüstü hasılat eta raporları (OHER) incelendiğinde genellikle zarar yapan dört böcek ismi ile karşılaşılmıştır. Bunlar *Tomicus destruens* (Akdeniz Orman Bahçivani), *Orthotomicus erosus* (Akdeniz Çam Kabuk Böceği), *Thaumetopoea pityocampa* ve *Thaumetopoea wilkinsoni* (Çam Kese Böceği) dir. *Tomicus destruens* (Akdeniz Orman Bahçivani), kızılçamın baskın olduğu meşcerelerde ağaçların kabuklu gövde ve sürgünlerine zarar vermesinden dolayı ağaçlarda kurumalara sebep olmaktadır. Bu nedenle ağaçların

kesilerek sahadan uzaklaştırılması gerekmektedir. *Thaumetopoea pityocampa* ve *Thaumetopoea wilkinsoni* (Çam Kese Böceği), kızılçamın baskın olduğu meşcerelerde ağaç ve ağaççıkların ibrelerini yemek sureti ile zarar vermekte ve ağaçlarda artım kaybına neden olmaktadır. *Orthotomicus erosus* (Akdeniz Çam Kabuk Böceği), kızılçam ve karaçam ağaçların karışım yaptığı meşcerelerde ağaçların ana gövdesine zarar yapması sonucu ağaçların ölümüne neden olmaktadır. Ölümü gerçekleşen ağaçların gerekli ormancılık uygulamaları sayesinde alandan uzaklaştırılarak orman sağlığı korunmuş olmaktadır.



Şekil 3.3. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Fırtına Zararı (2010-2021)



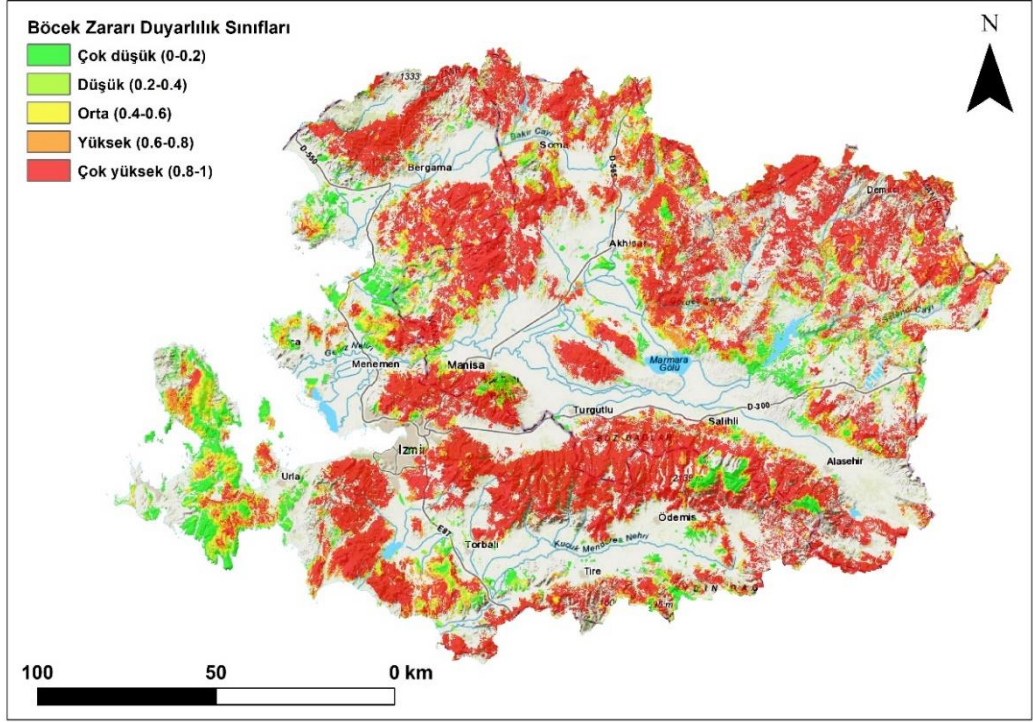
Şekil 3.4. İzmir Orman Bölge Müdürlüğünde Böcek Zararı (2010-2021)

3.1.2 Otomatik Makine Öğrenmesi ile Duyarlılık Analizine Ait Bulgular

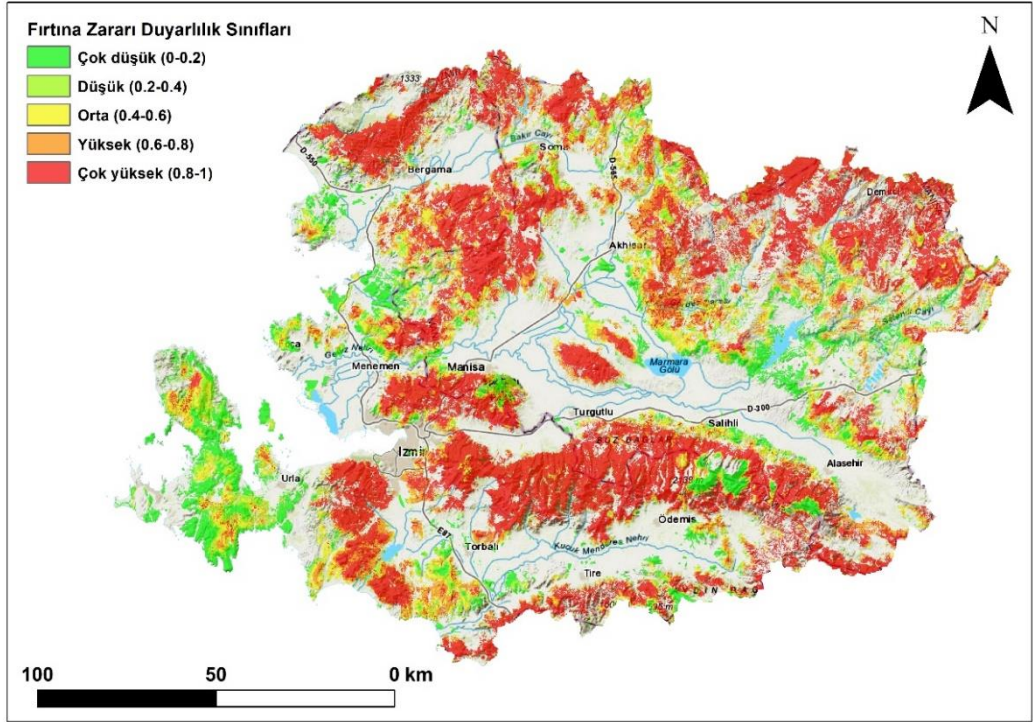
Çalışma alanında potansiyel böcek zararı meydana gelebilecek yerlerin belirlenmesine yönelik gerçekleştirilen PyCaret AutoML tabanlı duyarlılık analizi sonucu makine öğrenmesi modelleri arasından “Extra Tree Classifier” modeli en iyi performansı göstermiştir. Bu model kullanılarak üretilen ham ve 5 duyarlılık (çok düşükten çok yükseğe değişen) kategorisinde sınıflandırılmış Böcek Zararı Duyarlılık Haritaları Şekil 3.5’te gösterilmektedir. Üretilen duyarlılık haritasından yararlanılarak çalışma alanında hangi duyarlılık sınıfında ne kadar alan olduğu hesaplanmıştır (Tablo 3.1). Buna göre çalışma alanının %23,1’ü çok düşük, düşük ve orta duyarlılık sınıflarında yer alırken, %76,9’sı yüksek ve çok yüksek duyarlılık sınıflarında yer almaktadır.

Çalışma alanındaki potansiyel fırtına zararı meydana gelebilecek yerlerin belirlenmesine yönelik gerçekleştirilen PyCaret AutoML tabanlı duyarlılık analizi sonucunda böcek zararında olduğu gibi makine öğrenmesi modelleri arasından “Extra Tree Classifier” modeli en iyi performansı göstermiştir. Bu model kullanılarak üretilen ham ve 5 duyarlılık kategorisinde sınıflandırılmış Fırtına Zararı Duyarlılık Haritaları Şekil 3.6’da gösterilmektedir. Üretilen duyarlılık haritasından yararlanılarak çalışma alanında hangi duyarlılık sınıfında ne kadar alan olduğu hesaplanmıştır (Tablo 3.1). Buna göre çalışma alanının %33,1’i çok düşük, düşük ve orta duyarlılık sınıflarında yer alırken, %66,9’si yüksek ve çok yüksek duyarlılık sınıflarında yer almaktadır.

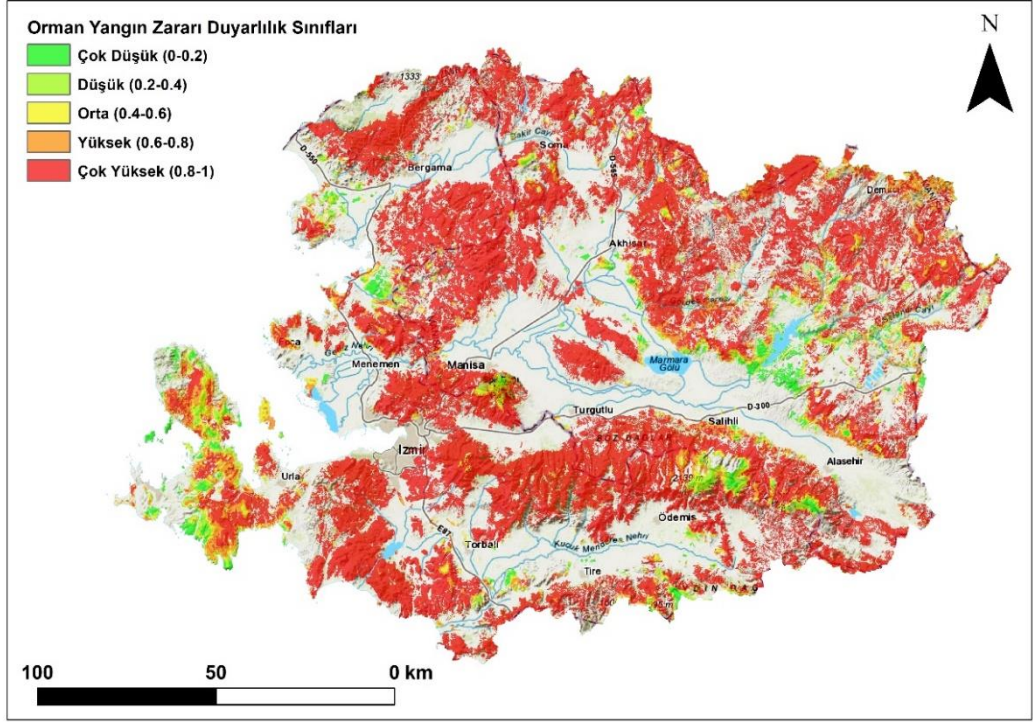
Çalışma alanındaki potansiyel orman yangın zararı meydana gelebilecek yerlerin belirlenmesine yönelik gerçekleştirilen PyCaret AutoML tabanlı duyarlılık analizi sonucunda böcek ve fırtına zararlarından farklı olarak makine öğrenmesi modelleri arasından “Extra Tree Classifier” modeli en iyi performansı göstermiştir. Bu model kullanılarak üretilen ham ve 5 duyarlılık kategorisinde sınıflandırılmış Orman Yangın Zararı Duyarlılık Haritaları Şekil 3.7’de gösterilmektedir. Üretilen duyarlılık haritasından yararlanılarak çalışma alanında hangi duyarlılık sınıfında ne kadar alan olduğu hesaplanmıştır (Tablo 3.1). Buna göre çalışma alanının %11,1’i çok düşük, düşük ve orta duyarlılık sınıflarında yer alırken, %88,9’u yüksek ve çok yüksek duyarlılık sınıflarında yer almaktadır.



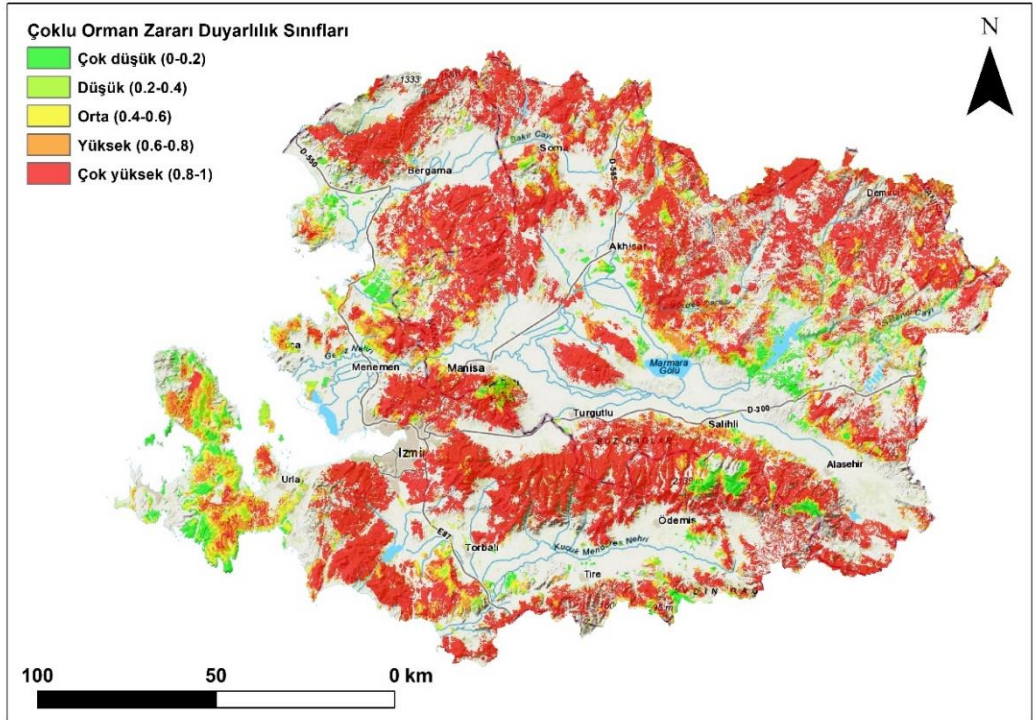
Şekil 3.5. Böcek Zararı Duyarlılık Haritası



Şekil 3.6. Fırtına Zararı Duyarlılık Haritası



Şekil 3.7. Orman Yangın Zararı Duyarlılık Haritası



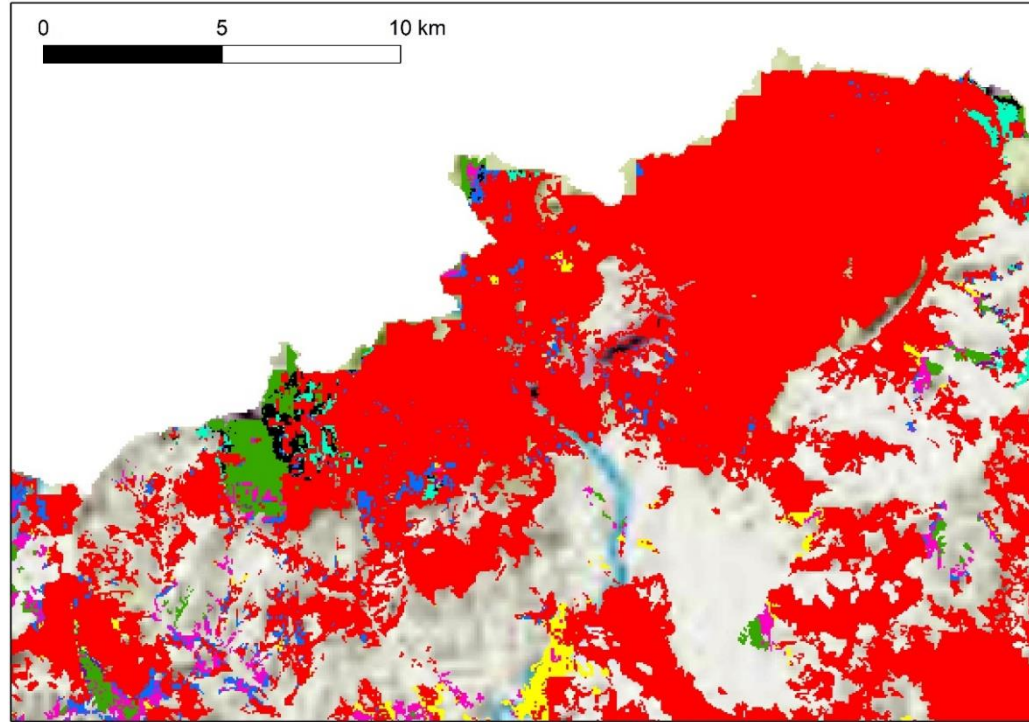
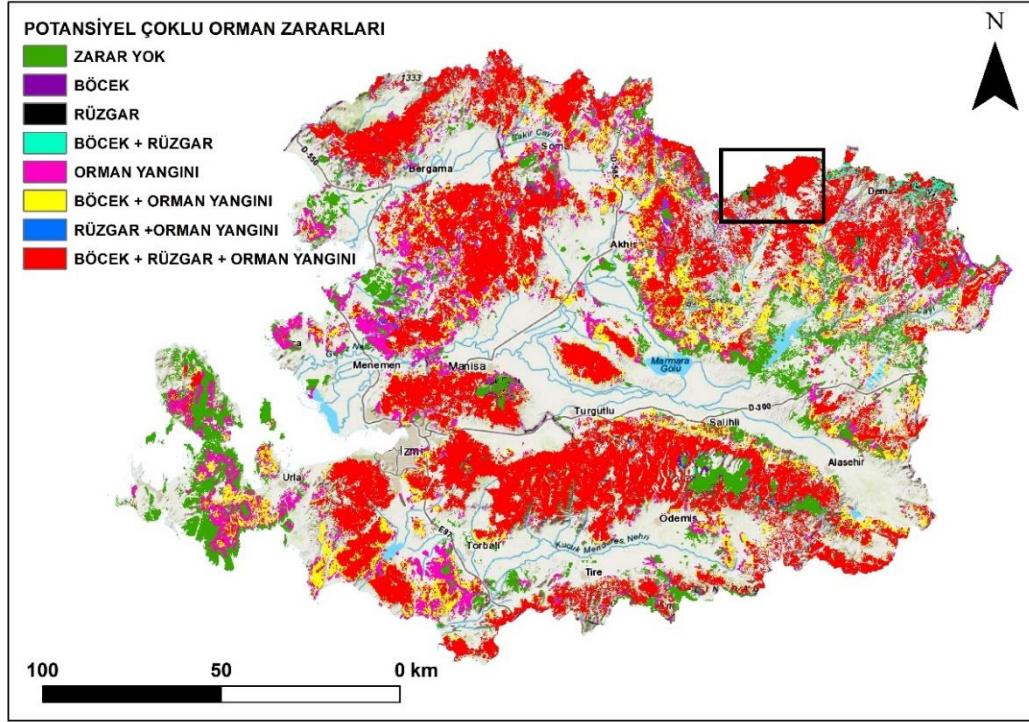
Şekil 3.8. Çoklu Orman Zararı Duyarlılık Haritası

Tablo 3.1. Orman Zararlarının Duyarlılık Sınıflarına Göre Alansal Dağılımları

Duyarlılık Sınıfları	Böcek Zararı		Fırtına Zararı		Orman Yangını Zararı		Çoklu Orman Zararı	
	Area (Ha)	Area (%)	Area (Ha)	Area (%)	Area (Ha)	Area (%)	Area (Ha)	Area (%)
Çok Düşük	99.062,0	8,6	139.323,8	12,1	30.943,8	2,7	50.509,8	4,4
Düşük	73.597,0	6,4	105.628,8	9,2	40.213,8	3,5	60.600,3	5,3
Orta	92.339,8	8,1	135.981,0	11,9	55.666,5	4,9	89.565,0	7,8
Yüksek	159.819,0	13,9	192.414,3	16,8	111.415,0	9,7	170.886,3	14,9
Çok Yüksek	722.934,3	63,0	574.404,3	50,1	909.513,0	79,2	776.190,8	67,6

Çalışma alanındaki potansiyel her üç orman zararının birlikte meydana gelebileceği yerlerin belirlenmesine yönelik gerçekleştirilen ağırlıklandırılmış çakıştırma analizi sonucu üretilen ham ve 5 duyarlılık kategorisinde sınıflandırılmış Çoklu Orman Zararı Duyarlılık Haritaları Şekil 3.8'te gösterilmektedir. Üretilen duyarlılık haritasından yararlanılarak çalışma alanında hangi duyarlılık sınıfında ne kadar alan olduğu hesaplanmıştır (Tablo 3.1). Buna göre çalışma alanının %17,5'i çok düşük, düşük ve orta duyarlılık sınıflarında yer alırken, %82,5'si yüksek ve çok yüksek duyarlılık sınıflarında yer almaktadır.

Çalışma alanı için ayrıca seçilen orman zararlarının potansiyel olarak yalnız ve birlikte meydana gelebileceklerin yerlerin tespiti için her bir zarar türü için üretilen duyarlılık haritaların türetilen verilerin çakıştırılmasıyla çoklu potansiyel orman zararı haritası üretilmiştir (Şekil 3.9). Ayrıca her birinin alansal dağılımları belirlenerek Tablo 3.2'de verilmektedir. Buna göre alanın orman yangın zararının tek başına potansiyel görülebileceği alanlar yüzde olarak (%15,1), her üç zararın (fırtına, böcek ve yangın) birlikte meydana gelebileceği alanlardan daha küçük olarak belirlenmiştir. Yalnız böcek zararının potansiyel olarak görülebileceği alanların yüzdesi (%0,5) ise yalnız fırtına zararının görülebileceği alanlardan çok daha fazla olarak belirlenmiştir. Böcek ve orman yangın zararının potansiyel olarak birlikte görülebileceği alanlar ise hem fırtına ve orman yangını (% 0,9) hem de fırtına ve böcek (% 0,7) zararlarının potansiyel olarak görülebileceği alanlarından yaklaşık 13 kat büyüklükte belirlenmiştir. %0,1 alansal büyüklük ile fırtına zararının potansiyel olarak tek başına görülebileceği alanlar çalışma alanı içerisinde en az olarak tespit edilmiştir. Potansiyel zarar görülmeyecek alanlar (İOBM ormanlık alanlarında potansiyel zarar görülmeyecek alanlar) ise %15,6'dır.



Şekil 3.9. Çoklu Potansiyel Orman Zararı Haritası

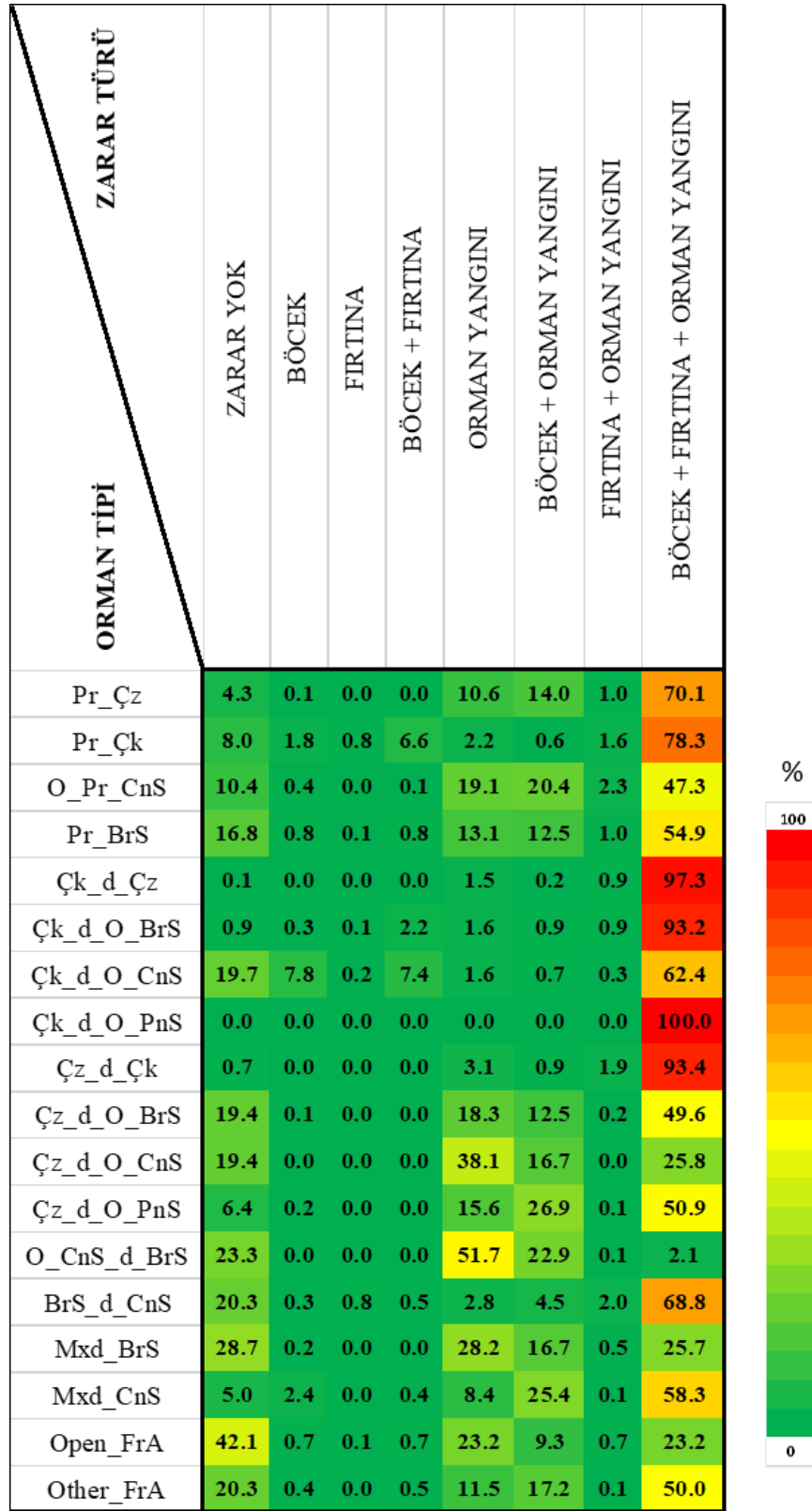
Tablo 3.2. Çoklu Potansiyel Orman Zarar Türlerinin Alansal Dağılımları

Potansiyel Zarar Türleri	Alan (Ha)	Alan (%)
Yok	179410,0	15,6
Yangın	172739,5	15,1
Fırtına	1004,8	0,1
Fırtına + Yangın	10682,8	0,9
Böcek	5196,8	0,5
Böcek + Yangın	149177,0	13,0
Fırtına + Böcek	7436,3	0,7
Fırtına + Böcek + Yangın	622105,0	54,2

Çalışma alanındaki orman türleri bakımından potansiyel orman zararlılarından etkilenebilecek alanlar Tablo 3.2 ve Şekil 3.9'da gösterilmektedir. Orman zararına neden olan biyotik ve abiyotik zararların orman tipleri üzerinde olumsuz etkileri alansal olarak (ha) Şekil 3.10'da verilmiştir. Tabloda yer alan birbirinden farklı on sekiz orman tipi arasında yangın, böcek ve fırtına zararlarına dayanıklı Open_FrA olarak ifade edilen orman içi açıklık (orman toprağı) orman tipi olduğu; Pr_Çz olarak ifade edilen saf kızılçam orman tipi böcek + orman yangını, fırtına + orman yangını, böcek + orman yangını + fırtına zararına karşı en hassas orman tipi olduğu, fırtına ve fırtına + yangın zararına karşı en hassas Pr_Çk olarak ifade edilen saf karaçam orman tipi olduğu; böcek zararına karşı en hassas Pr_Brs olarak ifade edilen saf geniş yapraklılar orman tipi olduğu Şekil 3.10'de görülmektedir. Şekil 3.11.'da ise her bir orman tipine zarar eden faktörlerin, orman tipinin genel alandaki yüzdesel olarak dağılımı verilmektedir. Pr_Çz olarak ifade edilen saf kızılçam orman tipinin genel toplam alanının %70,1'inde, Pr_Çk olarak ifade edilen saf karaçam orman tipinin genel toplam alanının %78,3'sinde, Çk_d_Çz olarak ifade edilen karaçam baskın kızılçam orman tipinin genel toplam alanının %97,3'inde, Çk_d_O_BrS olarak ifade edilen karaçam baskın geniş yapraklılar orman tipinin genel toplam alanının %93,2'inde, Çk_d_O_CnS olarak ifade edilen karaçam baskın diğer ibreliler orman tipinin genel toplam alanının %62,4'ünde, Çk_d_O_PnS olarak ifade edilen karaçam baskın diğer çam türleri orman tipinin genel toplam alanının %100'ünde, Çz_d_Çk olarak ifade edilen kızılçam baskın karaçam orman tipinin genel toplam alanının %93,4'ünde, BrS_d_Cns olarak ifade edilen Geniş yapraklılar baskın ibreliler orman tipinin genel toplam alanının %68,8'inde, yangın + böcek + fırtına zararı görülmüştür.

ORMAN TİPİ / ZARAR TÜRÜ	ZARAR YOK	BÖCEK	FIRTINA	BÖCEK + FIRTINA	ORMAN YANGINI	BÖCEK + ORMAN YANGINI	FIRTINA + ORMAN YANGINI	BÖCEK + FIRTINA + ORMAN YANGINI
Pr_Çz	19261.8	514.0	4.8	6.8	47144.8	62290.0	4325.8	312406.3
Pr_Çk	5026.5	1117.3	531.8	4172.3	1413.5	387.3	1025.8	49402.0
O_Pr_CnS	4127.0	167.8	15.8	28.3	7531.0	8045.8	916.5	18673.0
Pr_BrS	40538.0	1853.8	324.8	2018.5	31478.0	30037.8	2360.0	131976.0
Çk_d_Çz	6.5	1.3	0.0	0.3	67.0	7.3	40.8	4429.3
Çk_d_O_BrS	18.8	5.8	3.0	47.5	34.0	19.3	19.3	2029.3
Çk_d_O_CnS	356.3	140.8	2.8	133.3	28.8	12.3	5.8	1128.8
Çk_d_O_PnS	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	16.3
Çz_d_Çk	42.0	0.0	0.3	0.5	180.3	51.0	109.3	5386.0
Çz_d_O_BrS	4121.3	18.8	0.0	2.3	3894.8	2650.5	41.0	10552.0
Çz_d_O_CnS	35.3	0.0	0.0	0.0	69.0	30.3	0.0	46.8
Çz_d_O_PnS	815.5	24.0	0.0	0.0	1983.5	3423.5	13.8	6487.3
O_CnS_d_BrS	61.8	0.0	0.0	0.0	136.8	60.5	0.3	5.5
BrS_d_CnS	442.5	7.3	18.3	12.0	60.5	97.3	44.3	1502.8
Mxd_BrS	48231.3	281.0	1.3	4.5	47419.8	27988.0	820.8	43162.3
Mxd_CnS	231.5	110.5	0.0	20.5	394.0	1185.5	4.5	2717.5
Open_FrA	55402.8	941.0	101.3	972.0	30500.5	12305.5	949.0	30487.8
Other_FrA	663.0	12.8	1.0	17.0	376.3	563.0	4.8	1635.8

Şekil 3.10. Orman Zarar Türlerinin Orman Tipine Göre Alansal Dağılımları



Şekil 3.11. Orman Zarar Türlerinin Orman Tipine Göre Yüzdesel Dağılımları

3.2 Tartışma

CBS ortamında makine öğrenmesi yöntemleri ve haritalama kullanılarak duyarlılık değerlendirmesi, özellikle orman yangınları gibi orman zararlarını içeren ormancılıkla ilgili çalışmalarda giderek daha fazla kullanılmaktadır [39-41]. Ancak çalışmaların çoğunda tek bir orman zararı dikkate alınmıştır. Bununla birlikte son zamanlarda duyarlılık değerlendirmesi için birden fazla orman zararı da dikkate alınmaktadır [52]. Bu çalışma aynı zamanda çoklu orman zararları duyarlılığını değerlendirmeyi de amaçlamıştır. Bu çalışmada üç orman zararı (orman yangınları, böcek ve fırtına zararları) dikkate alınırken, Stritih ve diğ. [52] tarafından altı orman zararı (çığ, ağaç kabuğu böceği, yangın, kar, rüzgâr ve hasat) dikkate alınmıştır. Stritih ve diğ. [52], makine öğrenmesi olarak Rastgele Orman (RF) algoritmasını kullanmıştır. Bu çalışmada ise AutoML çerçevesi ile 14 adet makine öğrenmesi algoritması karşılaştırılmış ve AUC değerlerine göre model performansları sıralanmıştır. Makine öğrenmesi algoritmalarının karşılaştırmasına bağlı olarak, İOBM'deki orman zararlarının duyarlılık değerlendirmesi için en iyi performansı gösteren model olarak Extra Tree Classifier (ET- Ekstra Ağaç Sınıflandırıcı) algoritması seçilmiştir. Model sonucundan elde edilen AUC değerleri her bir zarar için iyi derecede model performansı ($>0,98$) göstermiştir. Ayrıca duyarlılık değerlendirmesinde yönlendirici faktörlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada, orman zararlarının modellenmesinde kullanılan parametreler literatürde yer alan çalışmalara bağlı olarak 15 yönlendirici faktör parametre olarak seçilmiştir. Örneğin, topografik ve orman parametreleri (tepe tacı yüksekliği hariç) Stritih ve diğ. [52]'ninkine benzer şekilde kullanılmıştır. Ayrıca iklim faktörleri (yıllık yağış, en sıcak çeyreğin ortalama sıcaklığı ve maksimum rüzgâr hızı gibi parametreler) parametre olarak kullanılmıştır. Farklı orman zararları arasında yönlendirici faktörlerin etkilerini karşılaştırabilmek amacıyla dikkate alınan zarar türlerinin hepsi için aynı parametreler kullanılmıştır. Çoklu orman zararı duyarlılık haritası, her bir orman zararı için üretilen duyarlılık haritasının ağırlıklı çakıştırma analizi kullanılarak oluşturulmuştur. Ancak literatürde önerilen farklı yaklaşımlar da kullanılabilir [48-51].

Bu çalışma, hem her bir zarar türü (orman yangını, böcek ve fırtına zararları) için tekil olarak hem de çoklu orman zararı için duyarlılıklarının değerlendirilmesini içermektedir. Toplamda dört adet duyarlılık haritası oluşturulmuş ve duyarlılık

haritaları beş duyarlılık kategorisinde (çok düşük, düşük, orta, yüksek, çok yüksek şeklinde) sınıflandırılmıştır. Sonuçlar değerlendirildiğinde, İOBM'de orman yangınları dikkate alınan diğer böcek ve fırtına zararına göre en tehlikeli orman zararı olarak tespit edilmiştir. Orman yangınlarında duyarlılık değerlendirmesine göre çok yüksek duyarlılık sınıfında en büyük ormanlık alan yüzdesi %79,2 olarak elde edilmiştir. Fırtına zararı açısından çok yüksek duyarlılık sınıfında en az ormanlık alan yüzdesi %50,1'dir. Çoklu orman zararları duyarlılık haritasında çok yüksek sınıfa ait ormanlık alan yüzdesi ise %67,6 olarak elde edilmiştir. Orman yangınlarına yönelik duyarlılık değerlendirmesine göre, çok yüksek duyarlılık sınıfının alan yüzdesi diğer duyarlılık sınıflarına göre dört kat daha fazladır. Bunun nedeni, orman yangınlarına karşı en hassas ağaç türleri olan kızılçam ve karaçam türlerinin, İOBM'deki ormanlık alanların çoğunu kapsayan tek başına veya diğer türlerle karışık orman meşcereleri oluşturmasıdır.

Ayrıca ilk kez bu çalışmada fırtına, böcek ve orman yangını zararları için üretilen duyarlılık haritalarında yararlanarak potansiyel orman zararları haritası oluşturulmuştur. Bu harita, potansiyel olarak ormanlık alanların, dikkate alınan zararlardan hangi zarar türü veya türlerinin görülebileceği hakkında bilgi sağlamaktadır. Literatürde bu tür haritalar çoğunlukla çoklu doğal tehlikeler için oluşturulmuştur. Örneğin, Pourghasemi ve diğ. [50] tarafından fırtına ve böcek zararları hariç sadece orman yangınlarını dikkate alan bir çoklu tehlike haritası üretilmiştir. Potansiyel orman zararları haritası, her bir orman türü (Şekil 3.5, Şekil 3.6, Şekil 3.7, Şekil 3.8) için ne kadar alanın dikkate alınan zararlardan potansiyel olarak etkilenebileceğini tahmin etmek amacıyla orman türleri haritasıyla karşılaştırılarak üretilmiştir. Böcek zararı duyarlılık değerlendirilmesinde belirli bir böcek türü için analiz yapılmamıştır. Karşılaştırma analizi sonuçlarına göre, Kızılçam ve Karaçam türlerini saf veya karışık olarak içeren orman türleri, dikkate alınan tüm zararlardan potansiyel olarak en büyük zararı görmektedir. Örneğin, İOBM'deki ana türlerden biri olan "Saf Kızılçam" orman tipi alanının yalnızca %4,3'ü, dikkate alınan zararlardan potansiyel olarak zarar görmezken, İOBM alanının %70'inden fazlası, tüm zarar türlerinden potansiyel olarak etkilenebilmektedir. Saf kızılçam türlerinde yaklaşık %95 oranında orman yangını zararı görülebilmektedir. Bu bulguyu destekleyen şekilde Küçük ve Bilgili [436] tarafından kızılçam ve karaçam türlerinin yangına karşı oldukça duyarlı olduğunu belirtilmektedir. Böcek zararı açısından ise kızılçam

türlerinin en çok *Orthotomicus erosus* (Col.: Curculionidae: Scolytinae) gibi böceklerden zarar gördüğü kayıtlarda rapor edilmektedir [437]. “Karışık geniş yapraklı”, “Geniş yapraklı türlerin baskın olduğu iğne yapraklı türler” ve “Diğer iğne yapraklı türlerin baskın olduğu geniş yapraklı türler” gibi orman türleri “Zarar Görmeyen” sınıf olarak en büyük alan yüzdesine sahiptir. Yine bu bulguyu destekleyen şekilde Jactel ve diğ. [438] tarafından karışık ormanların nispeten küçük ölçekli ve etkileri açısından seçici olan doğal zararlara karşı daha dirençli olduğu ifade edilmektedir. Bu çalışmada, "Saf geniş yapraklı" orman tipinin, saf bir orman meşcere türü olarak dikkate alınan zarar türlerinden potansiyel olarak zarar görmediği en büyük alan yüzdesine sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Bu çalışmada AutoML çerçevesi olarak Python programlama dili temelli çalışan Pycaret Kütüphanesi kullanılmıştır. PyCaret kütüphanesi, makine öğrenmesi iş akışını otomatikleştirmek için geliştirilmiş açık kaynaklı, düşük kodlu (daha az satırda kod yazımı sağlayan) bir makine öğrenmesi kütüphanesidir. AutoML kütüphanesinin duyarlılık değerlendirmesinde kullanılmasının en önemli nedeni, veri ön işleme, model seçimi ve hiperparametrelerin belirlenmesi dâhil olmak üzere tüm makine öğrenmesi sürecini otomatikleştirme imkânı sağlamasıdır [439]. Alternatif olarak kullanılacak Auto-sklearn, AutoKeras, PyCaret ve TPOT Kumar ve diğ. [440] gibi farklı AutoML kütüphaneleri de bulunmaktadır. Ancak literatürde PyCaret dışında diğer AutoML kütüphanelerini kullanan bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Sadece Bruzón ve diğ. [37] tarafından duyarlılık değerlendirmesinde PyCaret Kütüphanesi heyelan duyarlılık değerlendirilmesi amacıyla kullanılmıştır.

Pycaret AutoML Kütüphanesi, farklı makine öğrenmesi algoritmalarını aynı veri seti üzerinden çalıştırarak karşılaştırır ve bunları AUC değerlerine göre performans açısından sıralar. Bu çalışmada, duyarlılık değerlendirmesi için sadece AUC değerleri değil, doğruluk, Geri Çağırma, kesinlik, F1 skoru ve Kappa parametreleri de dikkate alınarak en iyi model seçimi yapılmıştır. Bununla birlikte analiz sonuçlarına göre ilk beş model yakın AUC değerlerine sahip oldukları için duyarlılık değerlendirilmesi amacıyla kullanılabilirlerdi (Şekil 2.31, Şekil 2.32 ve Şekil 2.33). Bu çalışmada her bir zarar türü için duyarlılığın modellenmesinde ekstra ağaç sınıflandırıcı algoritması seçilmiştir. ET algoritması, RF algoritmasına benzer bir topluluk makine öğrenmesi algoritmasıdır. Her iki makine öğrenme algoritması arasındaki temel fark, ET

algoritmasının modelin sapmasını azaltacak şekilde tüm veri setini kullanması olarak değerlendirilebilir. Ayrıca ET algoritması hesaplama maliyeti açısından da daha hızlıdır.

Bu çalışmada SHAP yöntemi, modellemede kullanılan faktörlerin model sonuçları üzerindeki önemini değerlendirmek ve doğrusal olmayan ilişkileri ortaya koyabilmek amacıyla duyarlılık değerlendirme de kullanılmıştır. SHAP yöntemi, makine öğrenmesi modellerini anlamada yararlı bir araç olup, model girdileri ve çıktı arasındaki ilişkilerin ne olduğunu ve model tahminini etkili olan faktörlerin hangilerinin önemli olduğunu anlamaya yardımcı olarak makine öğrenmesi yaklaşımının daha yorumlanabilir bir hale getirmektedir [441]. Ancak Li [441] tarafından belirtildiği gibi güvenilir model tahminleri sağlamak için SHAP'ın kullanılması, doğru ve sağlam makine öğrenmesi modellerini gerektirmektedir ve ayrıca SHAP değerlerinin özel dikkatle yorumlanmasını gerektirir. Bu çalışmada, orman zararlarının duyarlılığını modellemek için ET algoritması uygulanmış olup seçilen yönlendirici faktörlerin önemini yalnızca bu algoritma için göstermektedir. Literatürde farklı makine öğrenmesi modelleri için de SHAP yöntemi çıktıları karşılaştıran çalışmalar bulunmaktadır [442]. Örneğin, Iban ve Şekertekin [442], yangına duyarlılığı modellemeye katkıda bulunan en önemli faktörlerin yükseklik, sıcaklık ve eğim olduğunu bu yöntemle ortaya koymuştur. Bu çalışmada ise kullanılan veri setine bağlı olarak yol yoğunluğu, yollara uzaklık ve yıllık yağış en önemli faktörler olarak SHAP yöntemi sonucunda sıralanmıştır. Daha sonra maksimum rüzgâr hızı, yükselti ve en sıcak çeyreğin ortalama sıcaklığı şeklinde faktörler önem sırasına göre yer almıştır. SHAP yöntemi sonuçlarına göre beklendiği gibi yol yoğunluklarının düşük olması ve yollara olan uzaklığın artması orman yangınlarına olan duyarlılığı azaltmaktadır. Ayrıca artan rüzgâr hızları orman yangınlarına duyarlılığı artırmaktadır. Iban ve Şekertekin [442] tarafından kontrol edilemeyen yangın riskine katkıda bulunan en önemli faktör olarak sıcaklık parametresi bulunmasına rağmen, daha düşük sıcaklık değerlerinin kontrol edilemeyen yangın riskini şaşırtıcı bir şekilde artırdığı belirtilmektedir. Ancak bu çalışmada yüksek sıcaklıkların orman yangınlarına duyarlılığı artırıcı yönde etkilediği gözlemlenmektedir. Yine, Iban ve Şekertekin [442]'e benzer şekilde, yerleşim yerlerine olan mesafe SHAP analizi sonuçlarına göre orta derecede önemli bir parametre olarak bulunmuş, bunun aksine yollara olan mesafe ise önem sırasında en

üstte yer alan bir parametre olarak bulunmuştur. Bunun nedeni ise büyük olasılıkla Iban ve Şekertekin [442] tarafından sadece otoyolları ve devlet yollarını kullanılmasıdır. Böcek zararına karşı duyarlılık analizinde ise bu çalışmada yol yoğunluğu ve yollara uzaklık en önemli parametreler arasında ilk sıralarda yer almaktadır. Bu iki parametreyi takiben üçüncü sırada yer alan önemli bir parametre ise saf kızılçam orman türüdür. Daha önce de belirtildiği gibi, Kızılçam türleri çoğunlukla *Orthotomicus erosus* (Col.: Curculionidae: Scolytinae) gibi böceklerden zarar görmektedir [437]. Bir diğer önemli orman türü parametresi sınıfı olan orman içi açıklıklarda ise herhangi bir böcek zararı görülmediği için bulunmuştur. Bu nedenle tahmin edilen duyarlılık haritasına göre orman içi açıklıkların çok sınırlı bir alanında potansiyel olarak böcek zararı gözlemlenmiştir. Fırtına zararı açısından, rüzgâr hızı, yol yoğunluğu, yıllık yağış miktarı, yollara olan mesafe vb. gibi diğer parametrelere göre daha az önemli olarak değerlendirilmesine rağmen, artan rüzgâr hızı, beklendiği gibi fırtına zararına duyarlılığı artırmaktadır.

Bölüm 4

Sonuç ve Öneriler

Ormancılıkta makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak duyarlılık değerlendirmesine yönelik çalışmalar son dönemde artış göstermiştir. Özellikle orman yangınları gibi orman zararları literatürde çoğunlukla incelenmiştir. Ancak çalışmaların çoğu duyarlılık değerlendirmesinde yalnızca tek bir zararın değerlendirilmesi üzerine olduğu görülmektedir. Bu çalışmanın farklı bir yönü olarak, farklı algoritmaları karşılaştırmaya ve en iyi performansı gösteren algoritmayı seçmeye olanak tanıyan AutoML kütüphanesi temelli makine öğrenmesi ile duyarlılık değerlendirmesinde çoklu orman zararları dikkate alınmıştır. Bu çalışmada, İzmir OBM'de fırtına, böcek ve orman yangını zararları dikkate alınarak ilk kez çoklu orman zararlarının duyarlılık değerlendirmesi yapılmıştır. Toplamda dört orman zararı duyarlılık haritası üretilmiştir. Ayrıca, üretilen duyarlılık haritalarından potansiyel orman zararları haritası oluşturulmuştur. Tüm bu haritalar orman yöneticileri tarafından karar vermede altlık harita olarak kullanılabilir. Potansiyel orman zararları haritası, orman türleriyle karşılaştırılmış ve orman türlerinin potansiyel orman zararlarıyla etkileşimleri hakkında kapsamlı bilgi sağlamaktadır. Ayrıca duyarlılık değerlendirmesi, orman zararlarına yol açan faktörlerin daha iyi anlaşılmasına olanak sağlamaktadır. Özellikle SHAP yöntemi gibi yeni yöntemler, modelin girdi ve çıktısı arasındaki ilişkinin ve modelin öneminin daha kapsamlı anlaşılmasına yardımcı olmaktadır. Bu nedenle orman zararlarının makine öğrenmesi algoritmaları ile duyarlılık analizinde SHAP yöntemi tercih edilebilir. Orman zararlarının geniş ölçekli duyarlılığının değerlendirilmesi için topografik, iklim ve orman parametreleri dikkate alınabilir. PyCaret AutoML Kütüphanesi ayrıca yönlendirici faktörlerin önemlerinin belirlenmesine de olanak tanımaktadır. Çoklu orman zararı duyarlılık değerlendirmesi, birden fazla zararın birlikte ve aynı tekniğin uygulanmasıyla kapsamlı bir şekilde analiz edilmesine imkân sağlamıştır. Önerilen yöntem, sürdürülebilir orman yönetimi için orman yöneticileri

tarafından yangın, böcek ve fırtına gibi zararlılarla mücadelede de kullanılabilir. Çünkü orman ekosistemlerindeki biyotik ve abiyotik zararların otomatik makine öğrenmesi ile belirlenen en iyi performansa sahip makine öğrenmesi algoritması kullanılarak duyarlılık değerlendirilmesi ve haritalanması, İOBM ormanlarında meydana gelmiş ve gelebilecek orman yangın zararı, fırtına zararı, böcek zararı ve çoklu orman zararına karşı yüksek ve çok yüksek duyarlılığa sahip alanların tespit edilmesine imkân sağlamıştır.

Kaynaklar

- [1] Bebi PSEP, Seidl R, Motta R, ve diğ. Changes of forest cover and disturbance regimes in the mountain forests of the Alps. *For Ecol Manag* 2017; 388:43-56
- [2] Senf C, Seidl R., Mapping the forest disturbance regimes of Europe. *Nat Sustain* 2021; 4(1):63-70
- [3] Hirschmugl M, Gallaun H, Dees M, ve diğ. Methods for mapping forest disturbance and degradation from optical earth observation data: A review. *Curr For Rep* 2017; 3:32-45
- [4] FRA, Global Forest Resources Assessment 2020: Terms and Definitions. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Rome, Italy, 2020.
- [5] He HS, Mladenoff DJ. Spatially explicit and stochastic simulation of forest-landscape fire disturbance and succession. *Ecology* 1999; 80(1):81-99
- [6] Turner MG. Disturbance and landscape dynamics in a changing world. *Ecology*, 2010, 91(10):2833-2849
- [7] Nepstad DC, Stickler CM, Filho BS, Merry F, Interactions among Amazon land use, forests and climate: prospects for a near-term forest tipping point. *Philos Trans R Soc Lond, B, Biol Sci*, 2008; 363(1498):1737-1746
- [8] Lindenmayer DB, Foster DR, Franklin JF. ve diğ. Salvage harvesting policies after natural disturbance. *Science* 2004; 303(5662):1303-1303
- [9] European Commission, Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions: A new EU Forest Strategy: for forests and the forest-based sectors, 2013. <https://eur->

lex.europa.eu/resource.html?uri=cellar:21b27c38-21fb-11e3-8d1c-01aa75ed71a1.0022.01/DOC_1&format=PDF. Accessed 5 July 2023

- [10] Chen X, Zhao W, Chen J. ve diğ. Mapping large-scale Forest disturbance types with multi-temporal CNN framework. *Remote Sens* 2021; 13(24):5177
- [11] Forman, R.T.T., *Land Mosaics: The Ecology of Landscapes and Regions*. Cambridge University Press, 656 pp, 1995.
- [12] Franklin, J.F., Spies, T.A., Pelt, R.V., Carey, A.B., Thornburgh, D.A., Berg, D.R. ve diğ. Disturbances and structural development of natural forest ecosystems with silvicultural implications, using Douglas-fir forests as an example. *Forest Ecology and Management*. 2002;155, 399–423. [https://doi.org/10.1016/s0378-1127\(01\)00575-8](https://doi.org/10.1016/s0378-1127(01)00575-8)
- [13] Oliver, C.D., Larson, B.C., *Forest Stand Dynamics*. Wiley, New York, 520 pp, 1996.
- [14] Zhai, J., & Ning, Z. Models for the Economic Impacts of Forest Disturbances: A Systematic Review. *Land*, 2022; 11(9), 1608
- [15] Schelhaas, M-J., Nabuurs, G. & Schuck, A. Natural disturbances in the European forests in the 19th and 20th centuries. *Glob. Change Biol.*, 2003; 9, 1620–1633.
- [16] Westerling, A. L., Hidalgo, H. G., Cayan, D. R. & Swetnam, T. W. Warming and earlier spring increase western US forest wildfire activity. *Science*, 2006; 313, 940–943.
- [17] Soja, A. J. et al. Climate-induced boreal forest change: Predictions versus current observations. *Glob. Planet. Change*, 2007; 56, 274–296.
- [18] Seidl, R., Schelhaas, M.J., Rammer, W., Verkerk, P.J. Increasing forest disturbances in Europe and their impact on carbon storage. *Nat. Clim. Chang.* 2014b; 4, 806–810.
- [19] Lindner, M., Maroschek, M., Netherer, S., Kremer, A., Barbati, A., Garcia-Gonzalo, J. ve diğ. Climate change impacts, adaptive capacity, and

- vulnerability of European forest ecosystems. *Forest ecology and management*, 2010; 259(4), 698-709.
- [20] Baker W. Long-term response of disturbance landscapes to human intervention and global change. *Landscape Ecology*, 1995; 10: 143-159.
- [21] Mladenoff, D. J., and Baker, W. L. eds. *Spatial Modeling of Forest Landscape Change: Approaches And Applications*. Cambridge: Cambridge University Press; 1999.
- [22] Seidl, R., Schelhaas, M-J. & Lexer, M. J. Unraveling the drivers of intensifying forest disturbance regimes in Europe. *Glob. Change Biol.*, 2011; 17,2842-2852.
- [23] Perera, A. H., Sturtevant, B. R., and Buse, L. J. eds. *Simulation Modeling of Forest Landscape Disturbances*. Cham: Springer International Publishing, 2015. doi: 10.1007/978-3-319-19809-5
- [24] Buma, B. Disturbance interactions: characterization, prediction, and the potential for cascading effects. *Ecosphere*, 2015; 6, art70.
- [25] Burton, P. J., Jentsch, A., & Walker, L. R. The ecology of disturbance interactions. *BioScience*, 2020; 70(10), 854-870.
- [26] Canelles, Q., Aquilué, N., James, P. M., Lawler, J., & Brotons, L. Global review on interactions between insect pests and other forest disturbances. *Landscape Ecology*, 2021; 36, 945-972.
- [27] Seidl, R., Klöner, G., Rammer, W., Essl, F., Moreno, A., Neumann, M., & Dullinger, S. Invasive alien pests threaten the carbon stored in Europe's forests. *Nature Communications*, 2018; 9(1), 1626.
- [28] Hanewinkel, M., Hummel, S., Albrecht, A., Assessing natural hazards in forestry for risk management: A review. *Eur. J. For. Res.* 2011; 130, 329–351.
- [29] Zou, W., Jing, W., Chen, G., Lu, Y., Song, H., A survey of big dataanalytics for smart forestry. *IEEE Access*, 2019; 7, 46621-46636.

- [30] Costa-Filho, S. V. S. D., J. E. Arce, R. N. R. Montaña, and A. L. Pelissari. Configuração De Algoritmos De Aprendizado De Máquina Na Modelagem Florestal: Um Estudo De Caso Na Modelagem Da Relação Hipsométrica. *Ciência Florestal* 2019; 29 (4): 1501–1515.
- [31] Corte, AP, D., D. V. Souza, F. E. Rex, C. R. Sanquetta, M. Mohan, C. A. Silva, ve diğ. Forest Inventory with High-density UAV-Lidar: Machine Learning Approaches for Predicting Individual Tree Attributes. *Computers and Electronics in Agriculture* 2020; 179:105815.
- [32] Tuggener, L., Amirian, M., Rombach, K., Lörwald, S., Varlet, A., Westermann, C., & Stadelmann, T. Automated machine learning in practice: state of the art and recent results. In 2019 6th Swiss Conference on Data Science (SDS), 2019, June; (pp. 31-36). IEEE.
- [33] T.C. Kültür ve Turizm Bakanlığı İzmir İl Kültür ve Turizm Müdürlüğü [İnternet] İzmir; 2023, [erişim tarihi: 23.08.2023], <https://izmir.ktb.gov.tr/TR-77342/genel-bilgiler.html>
- [34] Li L, Lan H, Guo C. vd. diğ. A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment. *Landslides* 2017; 14:727-741
- [35] Corominas J, van Westen C, Frattini P. vd. diğ. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bull Eng Geol Environ* 2014; 73:209-263
- [36] Reichenbach P, Rossi M, Malamud BD, Mihir M, Guzzetti F. A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Sci Rev* 2018; 180:60-91
- [37] Bruzón AG, Arrogante-Funes P, Arrogante-Funes F. vd diğ. Landslide susceptibility assessment using an AutoML framework. *Int J Environ Res Public Health* 2021; 18(20):10971
- [38] Tien Bui D, Pradhan B, Lofman O, Revhaug I. Landslide susceptibility assessment in vietnam using support vector machines, decision tree, and Naive Bayes Models. *Math Probl Eng* 2012; doi:10.1155/2012/974638

- [39] Rihan M, Bindajam AA, Talukdar S. vd. diğ. Forest fire susceptibility mapping with sensitivity and uncertainty analysis using machine learning and deep learning algorithms. *Adv Space Res* 2023; 72(2):426-443
- [40] Dolui S Forest fire susceptibility mapping and risk assessment using integrated AHP and DEMATEL method for Purulia District, West Bengal (India). In *Water, land, and forest susceptibility and sustainability*, 2023; Elsevier pp. 401-452.
- [41] Kantarcioglu O, Schindler K, Kocaman S. Forest Fire Susceptibility Assessment with Machine Learning Methods in North-East Turkiye. *Int arch photogramm remote sens spat inf sci* 2023; 48:161-167
- [42] Garamszegi B, Jung C, Schindler D. Multispectral Spaceborne Proxies of Predisposing Forest Structure Attributes to Storm Disturbance—A Case Study from Germany. *Forests* 2022; 13(12):2114.
- [43] Sivrikaya F, Özcan GE, Enez K. Predicting the susceptibility to *Pityokteines curvidens* using GIS with analytical hierarchy process and, maximum entropy models in fir forests. In *Analytic Hierarchy Process-Models, Methods, Concepts, and Applications*. 2023; IntechOpen.
- [44] Bugaj M, Wrobel K, Iwaniec J., Model explainability using SHAP values for LightGBM predictions. In *2021 IEEE XVIIth International Conference on the Perspective Technologies and Methods in MEMS Design (MEMSTECH)* 2021; pp. 102-106. IEEE.
- [45] Sahana, M., Hong, H., Sajjad, H., Liu, J., & Zhu, A. X. Assessing deforestation susceptibility to forest ecosystem in Rudraprayag district, India using fragmentation approach and frequency ratio model. *Science of the Total Environment*, 2018; 627, 1264-1275.
- [46] Shabani, S., Pourghasemi, H. R., & Blaschke, T. Forest stand susceptibility mapping during harvesting using logistic regression and boosted regression tree machine learning models. *Global Ecology and Conservation*, 2020; 22, e00974.

- [47] Guerriero L, Di Napoli M, Novellino A. ve diğ. Multi-hazard susceptibility assessment using analytic hierarchy process: the Derwent Valley Mills UNESCO World Heritage Site case study (United Kingdom). 2022; *J Cult Herit* 55:339-345
- [48] Ullah K, Wang Y, Fang Z, Wang L, Rahman M. Multi-hazard susceptibility mapping based on Convolutional Neural Networks. 2022; *Geosci Front* 13(5):101425
- [49] Rusk J, Maharjan A, Tiwari P. ve diğ. Multi-hazard susceptibility and exposure assessment of the Hindu Kush Himalaya. 2022; *Sci Total Environ* 804:150039
- [50] Pourghasemi HR, Kariminejad N, Amiri M. ve diğ. Assessing and mapping multi-hazard risk susceptibility using a machine learning technique. 2020; *Sci Rep* 10(1):3203
- [51] Yanar T, Kocaman S, Gokceoglu C., Use of Mamdani fuzzy algorithm for multi-hazard susceptibility assessment in a developing urban settlement (Mamak, Ankara, Turkey). 2020; *ISPRS Int J Geoinf* 9(2):114.
- [52] Stritih A, Senf C, Seidl R, Grêt-Regamey A, Bebi P. The impact of land-use legacies and recent management on natural disturbance susceptibility in mountain forests. 2021; *For Ecol Manag* 484:118950.
- [53] Özdemir Ş, Örslü S. New Perspective on Machine Learning Process: AutoML (Original in Turkish). 2019; *J Manag Inf Syst* 1(1):23-30.
- [54] Waring J, Lindvall C, Umeton R., Automated machine learning: Review of the state-of-the-art and opportunities for healthcare. 2020; *Artif Intell Med* 104:101822.
- [55] Hutter F, Kotthoff L, Vanschoren J. Automated machine learning: methods, systems, challenges, 2019; Springer Nature, p. 219.
- [56] URL: <https://www.automl.org/automl/>. [internet] [erişim tarihi: 07.07.2023]

- [57] Halvari T, Nurminen JK, Mikkonen T. Testing the robustness of automl systems. arXiv 2020; preprint arXiv:2005.02649, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.02649>
- [58] Vaccaro L, Sansonetti G, Micarelli A. An empirical review of automated machine learning. *Computers* 2021; 10(1):11
- [59] Renza D, Cárdenas EA, Jaramillo CM, Weber SS, Martinez E Landslide susceptibility model by means of remote sensing images and AutoML. In *Applied Computer Sciences in Engineering: 8th Workshop on Engineering Applications, WEA 2021, Medellín, Colombia, October 6–8, 2021, Proceedings 8*, pp. 25-37, Springer International Publishing.
- [60] Ren H, Zhang L, Yan M ve diğ. Spatiotemporal Assessment of Forest Fire Vulnerability in China Using Automated Machine Learning. *Remote Sens* 2022; 14(23): 5965
- [61] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı. Orman Genel Müdürlüğü. 295 Sayılı Ekosistem Tabanlı Fonksiyonel Orman Amenajman Planlarının Uygulanmasına Ait Usul ve Esaslar Tebliği [İnternet]. Ankara; 2019 [erişim tarihi 21.05.2023]. <https://www.ogm.gov.tr/tr/e-kutuphane-sitesi/mevzuat-sitesi/Tebliğler/295%20Say%C4%B1%C4%B1%20Ekosistem%20Tabanlı%C4%B1%20Fonksiyonel%20Orman%20Amenajman%20Planlar%C4%B1n%C4%B1n%20Uygulanmas%C4%B1na%20Ait%20Usul%20ve%20Esaslar.pdf>
- [62] Avcı, S. Hâkim rüzgâr yönünün belirlenmesi için bir yazılım önerisi: *PrevailingWindRUB1.0 Coğrafya Dergisi*, 2020; (41), 209-219. <https://doi.org/10.26650/JGEOG2020-806385>
- [63] Torun, P. Kastamonu ormanlarında rüzgâr zararlarının maksimum entropi yöntemi ile modellenmesi (yüksek lisans tezi). Kastamonu: Kastamonu Üniversitesi; 2018. <https://tez.yok.gov.tr/>
- [64] Meteoroloji Genel Müdürlüğü Web Sitesi [İnternet]. Ankara; [erişim tarihi 21.08.2023] <https://www.mgm.gov.tr/FILES/genel/makale/beaufort.pdf>

- [65] Acatay G, Gülen İ. Türkiye Ormanlarında Fırtına Zararları, İstanbul Üniversitesi Orman Fakültesi Dergisi 1971; 21(2): 1-20. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/174596>
- [66] Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Mühendisliği Bölümü [İnternet]. Trabzon; [erişim tarihi 21.08.2023]. https://www.ktu.edu.tr/dosyalar/15_01_02_c2f03.pdf
- [67] Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Mühendisliği Bölümü Orman Koruma Ders Notu [İnternet]. Trabzon; [erişim tarihi 21.08.2023]. https://www.ktu.edu.tr/dosyalar/ormankoruma_e2818.pdf
- [68] URL: <https://www.forest-monitor.com/en/insect-pests-forest-disturbances/> [internet] [erişim tarihi 21.05.2023].
- [69] Kanada Hükümetinin Resmi Web Sitesi. Orman Ekosistemi Etkileri.[İnternet] <https://natural-resources.canada.ca/our-natural-resources/forests/wildland-fires-insects-disturbances/forest-pest-management/forest-ecosystem-impacts/13389> [erişim tarihi 21.05.2023].
- [70] Kurtuluş, Y.F., Türkiye’de Fırtınalı Gün Sayısının Zamansal ve Mekânsal Değişkenliği (yüksek lisans tezi), Çanakkale: Çanakkale On Sekiz Mart Üniversitesi, 2020.
- [71] Ankara Üniversitesi Açık Ders Malzemeleri, [internet] [erişim tarihi: 16.09.2023]https://acikders.ankara.edu.tr/pluginfile.php/68305/mod_resource/content/0/TOPOGRAFYA.pdf
- [72] Ankara Üniversitesi Açık Ders Malzemeleri, [internet] [erişim tarihi: 16.09.2023]https://acikders.ankara.edu.tr/pluginfile.php/121803/mod_resource/content/0/Konu%2013.pdf
- [73] Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Mühendisliği Bölümü Orman Koruma Ders Notu [İnternet]. Trabzon; [erişim tarihi 21.08.2023] https://ktu.edu.tr/dosyalar/ormanmuhendisligi_df7c3.pdf

- [74] Karadeniz, E., Urla yarımadası güneydoğusunda (Seferihisar-Menderes) orman yangını risk modellemesi ve yangın simülasyonu (yüksek lisans tezi). Elağzı: Fırat Üniversitesi, 2020, <https://tez.yok.gov.tr/>
- [75] Kaushik S, Ravanel L vd., Effects of topographic and meteorological parameters on the surface area loss of ice aprons in the Mont Blanc massif (European Alps), *The Cryosphere*, 2022, 16, 4251–4271, <https://doi.org/10.5194/tc-16-4251-2022>
- [76] URL: <https://tr.wikipedia.org/wiki/E%C4%9Fim> [internet] [erişim tarihi 21.05.2023].
- [77] Souza DC, Souza LR vd, Effect of slope on the forest structure of the Atlantic Forest domain in southern Brazil, *Original Article, Braz. J. Biol.* 2024, 84, <https://doi.org/10.1590/1519-6984.258048>
- [78] Baltacı, U., Türkiye'de orman yangını riskinin coğrafi bilgi sistemleri tabanlı olarak çok kriterli analizi ve haritalandırılması (doktora tezi). Ankara: Gazi Üniversitesi, 2021.
- [79] Teie, C.W. *Fire Officer's Handbook on Wildland Firefighting*, California: Deer Valley Press Rescue, 1997.
- [80] Perry, D.G. *Wildland Firefighting. Fire Behavior, Tactics and Command*. California: Fire Publications, 1990.
- [81] Akıncı, H.A., Akıncı, H. Machine learning based forest fire susceptibility assessment of Manavgat district (Antalya), Turkey. *Earth Sci Inform*, 2023; 16, 397–414 <https://doi.org/10.1007/s12145-023-00953-5>
- [82] Schütz, J. P., Götz, M., Schmid, W., Mandallaz, D., Vulnerability of spruce (*Picea abis*) and beech (*Fagus sylvatica*) forest stands to storms and consequences for silviculture, *Eur. J. Forest Res.*, 2006 ;125, 291 – 302.
- [83] Yiğit, B., Ordu İli İbrelî Ağaç Türlerinde Zarar Yapan Kabuk Böcekleri (*Curculionidae: Scolytinae*) (yüksek lisans tezi) Bartın: Bartın Üniversitesi, 2017.

- [84] URL: <https://tr.wikipedia.org/wiki/Bak%C4%B1> [internet] [erişim tarihi 21.05.2023].
- [85] Ana Stritih, Cornelius Senf, Rupert Seidl, Adrienne Grêt-Regamey, Peter Bebi, The impact of land-use legacies and recent management on natural disturbance susceptibility in mountain forests, *Forest Ecology and Management*, 2021, Volume 484, <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.118950>
- [86] Küçükosmanoğlu MA, Ayberk H, Küçükosmanoğlu A. Yangına Hassas Yerlerde, Özellikle Yerleşim Alanları Çevresinde Alınabilecek Yangın Koruma Önlemleri, 2013; Yangın ve Güvenlik Sayı 162:68-76.
- [87] URL: <https://www.fao.org/state-of-forests/2020/en/> [internet] [erişim tarihi 21.05.2023].
- [88] Erdaş O, Orman Yolları, ISBN 975 6983-02-7, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon, 1997.
- [89] Genç, M., Kasarcı, E., & Kaya, C., Meşcere kuruluşu araştırmaları üzerine silvikültürel bir değerlendirme. *Artvin Çoruh Üniversitesi Orman Fakültesi Dergisi*, 2012, 13(2), 291-303. <http://ofd.artvin.edu.tr/tr/pub/issue/2265/29868>
- [90] Dönmez İ, Dönmez Ş Ağaç kabuğunun yapısı ve yararlanma imkânları. *Süleyman Demirel Üniversitesi Orman Fakültesi Dergisi*, 2013; Seri: A, 14(2), 156 – 162.
- [91] Akçay, Ç. Batı Karadeniz Bölgesinde Odunlarda Zarar Yapan Böcekler ve Bazı Endüstriyel Odunların Etkin Türlerine Karşı Doğal Dayanıklılıkları (doktora tezi), Düzce: Düzce Üniversitesi, 2017.
- [92] Gezer, E.D. Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Endüstri Mühendisliği Odun Anatomisi ve Odun Tanıtımı Ders Notu, [İnternet]. Trabzon; 2015, [erişim tarihi 21.08.2023] <https://avesis.ktu.edu.tr/gezer/dokumanlar>

- [93] Genç, M. Silvikültürün Temel Esasları, Isparta: SDÜ Orman Fakültesi yayımları, No: 44, 30-37, 2012.
- [94] Alkan Akıncı, H., vd., Susceptibility assessment and mapping of *Ips typographus* (L.) (Coleoptera: Curculionidae) in oriental spruce forests in Artvin, Turkey, *Journal of Applied Entomology*, Volume 146, Issue 9, November 2022, Pages 1185-1199, <https://doi.org/10.1111/jen.13045>
- [95] Akıncı, H.A., Akıncı, H. Machine learning based forest fire susceptibility assessment of Manavgat district (Antalya), Turkey. *Earth Sci Inform* 2023; 16, 397–414. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-00953-5>
- [96] Tefek, F., Düzce-Kaynaşlı Yöresi Yapraklı ve İğne Yapraklı Ormanlarında Tespit Edilen Bazı Böcek Türleri (yüksek lisans tezi). Düzce: Düzce Üniversitesi, 2021.
- [97] Ankara Üniversitesi Açık Ders Malzemeleri, [internet] [erişim tarihi: 16.09.2023]https://acikders.ankara.edu.tr/pluginfile.php/146640/mod_resource/content/1/ya%C4%9F%C4%B1%C5%9F.pdf
- [98] Aydınoğlu AÇ ve Altürk, G. Heyelan Duyarlılık Haritalarının İstatistik ve Makine Öğrenmesi Teknikleri Kullanılarak Üretilmesi: Taşlıdere Havzası Örneği Rize. 2021; *Coğrafya Dergisi*, (43):159-176. DOI: 10.26650/JGEOG2021-814561
- [99] Sivrikaya, F., Küçük, Ö., Modeling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region, *Ecological Informatics*, Volume 68, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537>
- [100] Gao, W., Qiu, Q., Yuan, C., Shen, X., Cao, F., Wang, G. ve diğ. Forestry Big Data: A Review and Bibliometric Analysis. *Forests*, 2022; 13(10), 1549.
- [101] Chen, G., Hay, G. J., St-Onge, B., A GEOBIA framework to estimate forest parameters from lidar transects, Quickbird imagery and machine learning: A case study in Quebec, Canada. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012; 15:28-37.

- [102] Fan, J., Han, F., Liu, H., Challenges of big data analysis. National Science Review, 2014; 1(2): 293-314
- [103] Lu, R., Zhu, H., Liu, X., Liu, J. K., & Shao, J. Toward efficient and privacy-preserving computing in big data era. IEEE Network, 2014; 28(4): 46-50.
- [104] Kitchin, R., McArdle, G., What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. Big Data & Society, 2016; 3(1), 2053951716631130.
- [105] G. Selvi ve diğ., Automated Machine Learning Platform Otomatik Makine Öğrenmesi Platformu. 6th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2021, 2021; pp.769-774,Ankara, Turkey.
- [106] Nandi, A., Pal, A. K., Interpreting machine learning models: Learn model interpretability and explainability methods. Berkeley, CA: Apress, 2022.
- [107] Jiang, H., Machine learning fundamentals: A concise introduction. Cambridge University Press, 2021.
- [108] Özdemir, Ş., Örsülü, S., Makine öğrenmesinde yeni bir bakış açısı: otomatik makine öğrenmesi (AutoML). Journal of Information Systems and Management Research, 2019; 1(1):23-30
- [109] Aghalarova, S., Bozkurt Keser, S., AutoML tekniği uygulayarak öğrencilerin akademik performanslarının tahmin edilmesi. El-Cezerî Fen ve Mühendislik Dergisi, 2022; 9(2): 394-412.
- [110] Bayraktar, C., Endüstri 4.0 için bir anomali tespit sistemi çerçeve geliştirilmesi. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Ankara, 2022.
- [111] Şeker, Ş. E., OptiScorer: Otomatik Makine Öğrenmesi ile Skorlama, 2020.
- [112] Feng, Y., Audy, J.F., Forestry 4.0: a framework for the forest supply chain toward Industry 4.0. 2020; Gestão & Produção, 27. <https://doi.org/10.1590/0104-530X5677-20>

- [113] Helms, J.A. (Ed.), The Dictionary of Forestry. Society of American Foresters, Bethesda, 1998; MD.
- [114] Grebner, D.L., Bettinger, P., Siry, J., Boston, K., Introduction to forestry and natural resources. Academic press; 2021.
- [115] Bettinger, P., Boston, K., Siry, J., Grebner, D.L., Forest management and planning. Academic Press, 2016; USA.
- [116] FAO & ITPS, Status of the World's Soil Resources (SWSR) – Main Report. Food and Agriculture Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on Soils, 2015; 648p, Rome, Italy.
- [117] Sonti, S.H., Application of Geographic Information System (GIS) in Forest Management. J Geogr Nat Disast, 2015; 5:145. DOI:10.4172/21670587.1000145
- [118] Taylor, S. E., Veal, M. W., Grift, T. E., McDonald, T. P., Corley, F. W., Precision forestry: operational tactics for today and tomorrow. In 25th annual Meeting of the council of Forest Engineers, 2002; 6.
- [119] Zou, W., Jing, W., Chen, G., Lu, Y., Song, H., A survey of big data analytics for smart forestry. 2019; IEEE Access, 7, 46621-46636.
- [120] Verkerk, P. J., Costanza, R., Hetemäki, L., Kubiszewski, I., Leskinen, P., Nabuurs, G. J. ve diğ. Climate-smart forestry: the missing link. Forest Policy and Economics, 2020; 115, 102164.
- [121] Nilsson, J. N., Introduction to machine learning: An early draft of a proposed textbook, 1996.
- [122] Russell, J., Norvig, S., P., Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition, 2010.
- [123] Jackson, P., Introduction to expert systems. United States: N. p., Web., 1986.
- [124] Mitchell., T. Machine Learning. New York, NY: McGraw-Hill, 1997.

- [125] Rosenblatt, F., The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: *Psychological Review*, 1958, pp. 65–386
- [126] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., McClelland, J. L., A general framework for parallel distributed processing. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, 1986a, 1:(45-76), 26.
- [127] Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 1986b, 323(6088), 533-536.
- [128] Richard O. Duda and Peter E. Hart., *Pattern Classification and Scene Analysis*. New York, NY: John Wiley & Sons, 1973, USA
- [129] Baker, J., The DRAGON System—An Overview. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1975, 23.1, pp. 24–29.
- [130] Jelinek, F., Bahl, L., Mercer, R., Design of a linguistic statistical decoder for the recognition of continuous speech. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1975, 21(3):250-256
- [131] Brown P., et al., A Statistical Approach to Language Translation’. In: *Proceedings of the 12th Conference on Computational Linguistics. 1, COLING’88*. Budapest, Hungary: Association for Computational Linguistics, 1988, pp. 71–76.
- [132] Kong, L.,Zhang, Y., Ye, Z.Q.,Liu, X.Q., Zhao, S.Q., Wei, L., Gao, G., CPC: Assess the protein-coding potential of transcripts using sequence features and support vector machine. *Nucleic Acids Res.*, 2007, 35:345–349.
- [133] Mackowiak, S.D.; Zauber, H.; Bielow, C.; Thiel, D.; Kutz, K.; Calviello, L.; Mastrobuoni, G.; Rajewsky, N.; Kempa, S.; Selbach, M.; et al., Extensive identification and analysis of conserved small ORFs in animals. *Genome Biol.*, 2015, 16, 179.

- [134] Richardson, A., Signor, B.M., Lidbury, B.A., Badrick, T., Clinical chemistry in higher dimensions: Machine-learning and enhanced prediction from routine clinical chemistry data. *Clin. Biochem.* 2016, 49:1213–1220.
- [135] Wildenhain, J., Spitzer, M., Dolma, S., Jarvik, N., White, R., Roy, M., Griffiths, E., Bellows, D.S., Wright, G.D., Tyers, M., Prediction of Synergism from Chemical-Genetic Interactions by Machine Learning. *Cell Syst.*, 2015, 1:383–395.
- [136] Kang, J., Schwartz, R., Flickinger, J., Beriwal, S., Machine learning approaches for predicting radiation therapy outcomes: A clinician’s perspective. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.*, 2015, 93, 1127–1135.
- [137] Asadi, H., Dowling, R., Yan, B., Mitchell, P., Machine learning for outcome prediction of acute ischemic stroke post intra-arterial therapy. *PLoS ONE*, 2014, 9, DOI: 10.1371/journal.pone.88225 .
- [138] Zhang, B.; He, X.; Ouyang, F.; Gu, D.; Dong, Y.; Zhang, L.; et.al., Radiomic machine-learning classifiers for prognostic biomarkers of advanced nasopharyngeal carcinoma. *Cancer Lett.*, 2017, 403:21–27.
- [139] Cramer, S., Kampouridis, M., Freitas, A.A., Alexandridis, A.K., An extensive evaluation of seven machine learning methods for rainfall prediction in weather derivatives. *Expert Systems with Applications*, 2017, 85:169–181.
- [140] Rhee, J., Im, J., Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: Using long-range climate forecast and remote sensing data. *Agric. For. Meteorol.*, 2017, 237–238, 105–122
- [141] Aybar-Ruiz, A., Jiménez-Fernández, S., Cornejo-Bueno, L., Casanova-Mateo, C., Sanz-Justo, J., Salvador-González, P., et.al., A novel grouping genetic algorithm-extreme learning machine approach for global solar radiation prediction from numerical weather models inputs. *Solar Energy*, 2016, 132:129–142.
- [142] Barboza, F., Kimura, H., Altman, E., Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 2017, 83: 405–417.

- [143] Zhao, Y.; Li, J.; Yu, L., A deep learning ensemble approach for crude oil price forecasting. *Energy Econ*, 2017, 66:9–16.
- [144] Bohanec, M., Kljajić Borštnar, M., Robnik-Šikonja, M., Explaining machine learning models in sales predictions. *Expert Systems with Applications*, 2017., 71: 416–428, DOI: 10.1016/j.eswa.2016.11.010.
- [145] Takahashi, K., Kim, K., Ogata, T., Sugano, S., Tool-body assimilation model considering grasping motion through deep learning. *Rob. Auton. Syst.*, 2017, 91:115–127
- [146] Gastaldo, P., Pinna, L., Seminara, L., Valle, M., Zunino, R.,. A tensor-based approach to touch modality classification by using machine learning. *Rob. Auton. Syst.*, 2015, 63:268–278.
- [147] López-Cortés, X.A.; Nachtigall, F.M.; Olate, V.R.; Araya, M.; Oyanedel, S.; Diaz, V.; Jakob, E.; Ríos-Momberg, M.; Santos, L.S., Fast detection of pathogens in salmon farming industry. *Aquaculture*, 2017, 470:17–24.
- [148] Zhou, C.; Lin, K.; Xu, D.; Chen, L.; Guo, Q.; Sun, C.; Yang, X., Near infrared computer vision and neuro-fuzzy model-based feeding decision system for fish in aquaculture. *Comput. Electron. Agric.*, 2018, 146:114–124.
- [149] Fragni, R., Trifirò, A., Nucci, A., Seno, A., Allodi, A., Di Rocco, M., Italian tomato-based products authentication by multi-element approach: A mineral elements database to distinguish the domestic provenance. *Food Control*, 2018, 93:211–218.
- [150] Maione, C.; Barbosa, R.M., Recent applications of multivariate data analysis methods in the authentication of rice and the most analyzed parameters: A review. *Crit. Rev. Food Sci. Nutr.*, 2018, 1–12.
- [151] Fang, K., Shen, C., Kifer, D., Yang, X., Prolongation of SMAP to spatiotemporally seamless coverage of continental U.S. using a deep learning neural network. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(21): 11-030.

- [152] Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., Bochtis, D., Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 2018, 18(8), 2674.
- [153] Marvin, M., & Seymour, A. P., *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press, 1969, 6, 318-362.
- [154] Nassif, A. B., Shahin, I., Attili, I., Azzeh, M., Shaalan, K., Speech recognition using deep neural networks: A systematic review. *IEEE access*, 2019, 7, 19143-19165.
- [155] Murty, M. N., Avinash, M., *Representation in Machine Learning*. Springer Nature., 2023.
- [156] Smolyakov, V., *Machine learning algorithms in depth*. MEAP Edition, Version 3, Manning Early Access Program, Manning Publications Co., 2023.
- [157] Örucü, Ö. K., Akyol, A., İklim değişikliğinin Türkiye’de *Myrtus communis subsp. communis L.*’nin potansiyel dağılımına etkilerinin Maxent ile araştırılması. *Ziraat, Orman ve Su Ürünleri Alanında Yeni Ufuklar*, 2019, 31-49.
- [158] Arslan, E.S., Akyol, A., Örucü, Ö.K., Sarıkaya, A.G., Distribution of rose hip (*Rosa canina L.*) under current and future climate conditions. *Regional Environmental Change*, 2020, 20(3), 107.
- [159] Ayan, S., Bugday, E., Varol, T., Özel, H.B., Thurm, E.A., Effect of climate change on potential distribution of oriental beech (*Fagus orientalis Lipsky.*) in the twenty-first century in Turkey. *Theoretical and Applied Climatology*, 2022, 148(1-2):165-177.
- [160] Babalik, A. A., Sarıkaya, O., & Orucu, O. K. The Current and future compliance areas of Kermes Oak (*Quercus coccifera L.*) under climate change in Turkey. *Fresenius Environmental Bulletin*, 2021, 30(01), 406-413.
- [161] Beker, T., Big data and machine learning for global evaluation of habitat suitability of European forest species. Msc Dissertation, Politecnico di Milano, Italy, 2019.

- [162] Blumroeder, J.S., Burova, N., Winter, S., Goroncy, A., Hobson, P.R., Shegolev, A., Dobrynin, D., Amosova, I., Ilina, O., Parinova, T., Volkov, A., Graebener, U.F., Ibisch, P. L., Ecological effects of clearcutting practices in a boreal forest (Arkhangelsk Region, Russian Federation) both with and without FSC certification. *Ecological Indicators*, 2019, 106, DOI:10.1016/j.ecolind.2019.105461.
- [163] Bonannella, C., Hengl, T., Heisig, J., Parente, L., Wright, M. N., Herold, M., De Bruin, S., Forest tree species distribution for Europe 2000–2020: mapping potential and realized distributions using spatiotemporal machine learning. *PeerJ*, 2022, 10, DOI: 10.7717/peerj.13728.
- [164] Çoban, H. O., Örüçü, Ö. K., Arslan, E. S., MaxEnt modeling for predicting the current and future potential geographical distribution of *Quercus libani* Olivier. *Sustainability*, 2020, 12(7), 2671.
- [165] Doody, T.M., Benyon, R.G., Gao, S., Fine scale 20-year timeseries of plantation forest evapotranspiration for the Lower Limestone Coast. *Hydrological Processes*, 2023, e14836.
- [166] Duan, X., Li, J., & Wu, S., MaxEnt Modeling to Estimate the Impact of Climate Factors on Distribution of *Pinus densiflora*. *Forests*, 2022, 13(3):402. DOI: 10.3390/f13030402.
- [167] Garzon, M.B., Blazek, R., Neteler, M., De Dios, R.S., Ollero, H.S., Furlanello, C., Predicting habitat suitability with machine learning models: the potential area of *Pinus sylvestris* L. in the Iberian Peninsula. *Ecological modelling*, 2006, 197(3-4):383-393.
- [168] Luo, W., Zhang, C., Zhao, X., Liang, J., Understanding patterns and potential drivers of forest diversity in northeastern China using machine-learning algorithms. *Journal of Vegetation Science*, 2021, 32(2), e13022.
- [169] Naderi, S., Bundy, K., Whitney, T., Abedi, A., Weiskittel, A., Contosta, A., Sharing Wireless Spectrum in the Forest Ecosystems Using Artificial

Intelligence and Machine Learning. International Journal of Wireless Information Networks, 2022., 29(3):257-268.

- [170] Örucü, Ö. K., Phoenix theophrasti Gr.'nin iklim değişimine bağlı günümüz ve gelecekteki yayılış alanlarının MaxEnt Modeli ile tahmini ve bitkisel tasarımda kullanımı. Turkish Journal of Forestry, 2019, 20(3):274-283.
- [171] Örucü, Ö. K., Akyol, A., İklim değişikliğinin Türkiye'de Myrtus communis subsp. communis L.'nin potansiyel dağılımına etkilerinin Maxent ile araştırılması. Ziraat, Orman ve Su Ürünleri Alanında Yeni Ufuklar, 2019, 31-49.
- [172] Örucü, Ö. K., Gülçin, D., Özçifçi, İ., Arslan, E. S., Mor Çiçekli Ormangülünün (Rhododendron ponticum L.) günümüz ve gelecekteki iklim koşullarına göre yayılış alanlarının modellenmesi, 2021.
- [173] Örucü, Ö. K., Azadi, H., Arslan, E. S., Kamer Aksoy, Ö., Choobchian, S., Nooghabi, S. N., & Stefanie, H. I. Predicting the distribution of European Hop Hornbeam: application of MaxEnt algorithm and climatic suitability models. European Journal of Forest Research, 2023, 142(3), 579-591.
- [174] Sarıkaya, A. G., Orucu, O. K., Maxent modeling for predicting the potential distribution of Arbutus andrachne L. belonging to climate change in Turkey. Kuwait Journal of Science, 2021, 48(2).
- [175] Sarıkaya, O., Şen, İ., Estimation to current and future potential distribution areas of Pityogenes calcaratus (Eichhoff) in Turkish Forests. International Journal of Agriculture, Forestry and Fisheries, 2020, 8(4):118-122
- [176] Şen, I., Sarıkaya, O., & Örucü, Ö. K., Current and future potential distribution areas of Carphoborus minimus (Fabricius, 1798) in Turkey. Folia Biologica (Kraków), 2020, 68(4):141-148.
- [177] Uzun, A., & Örucü, Ö. K., Adenocarpus complicatus (L.) Gay türünün iklim değişkenlerine bağlı günümüz ve gelecekteki yayılış alanlarının tahmini. Türkiye Ormancılık Dergisi, 2020, 21(4):498-508.

- [178] Ximenes, A. C., Amaral, S., Monteiro, A. M. V., Almeida, R. M., Valeriano, D. M., Mapping the terrestrial ecoregions of the Purus-Madeira interfluvium in the Amazon Forest using machine learning techniques. *Forest Ecology and Management*, 2021, 488, 118960.
- [179] Yilmaz, H., Yilmaz, O. Y., Akyüz, Y. F., Determining the factors affecting the distribution of *Muscari latifolium*, an endemic plant of Turkey, and a mapping species distribution model. *Ecology and Evolution*, 2017, 7(4), 1112-1124.
- [180] Zhao, X., Zheng, Y., Wang, W., Wang, Z., Zhang, Q., Liu, J., Zhang, C., Habitat Suitability Evaluation of Different Forest Species in Lvliang Mountain by Combining Prior Knowledge and MaxEnt Model. *Forests*, 2023, 14(2):438.
- [181] Firebanks-Quevedo, Daniel, Planas, J., Buckingham, K., Taylor, C., Silva, D., Naydenova, G., Zamora-Cristales, R. Using machine learning to identify incentives in forestry policy: Towards a new paradigm in policy analysis. *Forest Policy and Economics*, 2022, 134, DOI: 10.1016/j.forpol.2021.102624.
- [182] MacMillan, R., Sun, L., Taylor, S. W., Modeling Individual Extended Attack Wildfire Suppression Expenditures in British Columbia. *Forest Science*, 2022, 68(4):376-388.
- [183] Rana, P., Miller, D. C., Machine learning to analyze the social-ecological impacts of natural resource policy: insights from community forest management in the Indian Himalaya. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(2), 024008.
- [184] Ahmadi, K., Kalantar, B., Saeidi, V., Harandi, E. K., Janizadeh, S., Ueda, N., Comparison of machine learning methods for mapping the stand characteristics of temperate forests using multi-spectral sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 2020, 12(18), 3019.
- [185] Allen, M.J., Grieve, S.W., Owen, H.J., Lines, E. R., Tree species classification from complex laser scanning data in Mediterranean forests using

deep learning. *Methods in Ecology and Evolution*, 2022, DOI: 10.1111/2041-210X.13981 .

- [186] Arjasakusuma, S., Swahyu Kusuma, S., Phinn, S., Evaluating variable selection and machine learning algorithms for estimating forest heights by combining lidar and hyperspectral data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(9), 507.
- [187] Ataş, M., & Talay, A., Development of Automatic Tree Counting Software from UAV Based Aerial Images With Machine Learning. arXiv preprint, 2022, DOI: 10.48550/arXiv.2201.02698 .
- [188] Attarchi, S., Gloaguen, R., Classifying complex mountainous forests with L-Band SAR and landsat data integration: a comparison among different machine learning methods in the hyrcanian forest. *Remote Sensing*, 2014, 6(5):3624-3647.
- [189] Balestra, M., Chiappini, S., Malinverni, E.S., Galli, A., Marcheggiani, E., A Machine Learning Approach for Mapping Forest Categories: An Application of Google Earth Engine for the Case Study of Monte Sant'Angelo, Central Italy. In *Computational Science and Its Applications–ICCSA 2021: 21st International Conference, Cagliari, Italy, 2021, September 13–16, Proceedings, Part VII 21* (pp. 155-168). Springer International Publishing.
- [190] Bolat, F., Ercanli, I., & Günlü, A., Yield of forests in Ankara Regional Directory of Forestry in Turkey: comparison of regression and artificial neural network models based on statistical and biological behaviors. *iForest-Biogeosciences and Forestry*, 2023, 16(1):30-37, DOI: 10.3832/ifor4116-015.
- [191] Brigot, G., Simard, M., Colin-Koeniguer, E., Boulch, A., Retrieval of forest vertical structure from PolInSAR data by machine learning using LIDAR-derived features. *Remote Sensing*, 2019, 11(4):381, DOI: 10.3390/rs11040381.
- [192] Brovelli, M. A., Sun, Y., Yordanov, V., Monitoring forest change in the amazon using multi-temporal remote sensing data and machine learning

classification on Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(10):580.

- [193] Bulut, S., Machine learning prediction of above-ground biomass in pure Calabrian pine (*Pinus brutia* Ten.) stands of the Mediterranean region, Türkiye. *Ecological Informatics*, 2023, 74, DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101951.
- [194] Bulut, S., Günlü, A., Çakır, G., Modelling some stand parameters using Landsat 8 OLI and Sentinel-2 satellite images by machine learning techniques: a case study in Turkey. *Geocarto International*, (just-accepted), 2022, 38:1-19, DOI: 10.1080/10106049.2022.2158238 .
- [195] Caffaratti, G.D., Marchetta, M.G., Euillades, L.D., Euillades, P.A., Forradellas, R.Q., Improving forest detection with machine learning in remote sensing data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2021, 24, 100654.
- [196] Chen, L., Ren, C., Zhang, B., Wang, Z., Xi, Y., Estimation of forest above-ground biomass by geographically weighted regression and machine learning with sentinel imagery. *Forests*, 2018, 9(10):582.
- [197] Dalla Corte, A.P., Souza, D.V., Rex, F.E., Sanquetta, C.R., Mohan, M., Silva, C.A., et.al., Forest inventory with high-density UAV-Lidar: Machine learning approaches for predicting individual tree attributes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179, DOI: 10.1016/j.compag.2020.105815
- [198] Crisigiovanni, E. L., Filho, A. F., Pesck, V. A., de Lima, V.A., Potential of machine learning and WorldView-2 images for recognizing endangered and invasive species in the Atlantic Rainforest. *Annals of Forest Science*, 2021, 78(2):54.
- [199] Csillik, O., Kumar, P., Mascaro, J., O’Shea, T., Asner, G. P., Monitoring tropical forest carbon stocks and emissions using Planet satellite data. *Scientific reports*, 2019, 9(1): 1-12.
- [200] D’Amico, G., Francini, S., Giannetti, F., Vangi, E., Travaglini, D., Chianucci, F., et.al., A deep learning approach for automatic mapping of poplar

plantations using Sentinel-2 imagery, *GIScience & Remote Sensing*, 2021, 58:8, 1352-1368, DOI: 10.1080/15481603.2021.1988427

- [201] Dai, S., Zheng, X., Gao, L., Xu, C., Zuo, S., Chen, Q., Wei, X., and Ren, Y.: Improving maps of forest aboveground biomass: A combined approach using machine learning with a spatial statistical model, *Biogeosciences Discuss.* , 2020. [preprint], <https://doi.org/10.5194/bg-2020-36>
- [202] Dai, S., Zheng, X., Gao, L., Xu, C., Zuo, S., Chen, Q., Wei, X., Ren, Y., Improving plot-level model of forest biomass: A combined approach using machine learning with spatial statistics. *Forests*, 2021, 12(12), 1663, DOI: 10.3390/f12121663
- [203] Dang, A.T.N., Nandy, S., Srinet, R., Luong, N.V., Ghosh, S., Kumar, A.S., Forest aboveground biomass estimation using machine learning regression algorithm in Yok Don National Park, Vietnam. *Ecological Informatics*, 2019, 50:24-32.
- [204] dos Reis, A.A., Carvalho, M.C., de Mello, J.M., Gomide, L.R., Ferraz Filho, A.C., & Acerbi Junior, F.W., Spatial prediction of basal area and volume in Eucalyptus stands using Landsat TM data: an assessment of prediction methods. *New Zealand Journal of Forestry Science*, 2018, 48(1):1-17, DOI: 10.1186/s40490-017-0108-0 .
- [205] Dou, X., Yang, Y., Luo, J., Estimating forest carbon fluxes using machine learning techniques based on eddy covariance measurements. *Sustainability*, 2018, 10(1):203.
- [206] Doyle, C., Beach, T., Luzzadder-Beach, S., Tropical forest and wetland losses and the role of protected areas in Northwestern Belize, revealed from landsat and machine learning. *Remote Sensing*, 2021, 13(3):379.
- [207] Dube, T., Mutanga, O., Adam, E., Ismail, R., Intra-and-inter species biomass prediction in a plantation forest: testing the utility of high spatial resolution spaceborne multispectral rapideye sensor and advanced machine learning algorithms. *Sensors*, 2014, 14(8):15348-15370.

- [208] Eckhart, T., Pötzelsberger, E., Koeck, R., Thom, D., Lair, G. J., van Loo, M., Hasenauer, H., Forest stand productivity derived from site conditions: an assessment of old Douglas-fir stands (*Pseudotsuga menziesii* (Mirb.) Franco var. *menziesii*) in Central Europe. *Annals of forest science*, 2019, 76:1-11.
- [209] Elmas, B., Identifying species of trees through bark images by convolutional neural networks with transfer learning method. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 2021, 36(3):1254-1269.
- [210] Ercanlı, İ., Innovative deep learning artificial intelligence applications for predicting relationships between individual tree height and diameter at breast height. *Forest Ecosystems*, 2020, 7(1):1-18
- [211] Ercanlı, İ., Bolat, M.Ş.F., A major challenge to machine learning models: Compatible predictions with biological realism in forestry: A case study of individual tree volume, 2022.
- [212] Esmkhani, A., Erfanifard, Y., Darvishi Boloorani, A., Neysani Samany, N., Species recognition of *Pistacia* and *Amygdalus* individuals using combination of UAV-based RGB imagery and digital surface model. *Journal of Wood and Forest Science and Technology*, 2022, 29(3):93-111.
- [213] Furuya, D.E.G., Aguiar, J.A.F., Estrabis, N.V., Pinheiro, M.M.F., Furuya, M.T.G., Pereira, D.R., et. al., A machine learning approach for mapping forest vegetation in riparian zones in an Atlantic Biome Environment using Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 2020, 12(24), DOI: 10.3390/rs12244086.
- [214] García-Gutiérrez, J., Martínez-Álvarez, F., Troncoso, A., Riquelme, J.C., A comparison of machine learning regression techniques for LiDAR-derived estimation of forest variables. *Neurocomputing*, 2015, 167, 24-31.
- [215] Ge, S., Gu, H., Su, W., Praks, J., Antropov, O., Improved semisupervised unet deep learning model for forest height mapping with satellite sar and optical data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15, 5776-5787.

- [216] Ghosh, S.M., Behera, M.D., Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest. *Applied Geography*, 2018, 96, 29-40.
- [217] Gleason, C.J., Im, J., Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 125, 80-91.
- [218] Görgens, E.B., Montaghi, A., Rodriguez, L.C.E., A performance comparison of machine learning methods to estimate the fast-growing forest plantation yield based on laser scanning metrics. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 116:221-227.
- [219] Grabska, E., Frantz, D., Ostapowicz, K., Evaluation of machine learning algorithms for forest stand species mapping using Sentinel-2 imagery and environmental data in the Polish Carpathians. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 251, 112103.
- [220] Grondin, V., Fortin, J. M., Pomerleau, F., Giguère, P., Tree detection and diameter estimation based on deep learning. *Forestry*, 2023, 96(2):264-276.
- [221] Günlü, A., Ercanlı, İ., Artificial neural network models by ALOS PALSAR data for aboveground stand carbon predictions of pure beech stands: a case study from northern of Turkey. *Geocarto International*, 2020, 35(1):17-28.
- [222] Hamidi, S.K., Zenner, E.K., Bayat, M., Fallah, A., Analysis of plot-level volume increment models developed from machine learning methods applied to an uneven-aged mixed forest. *Annals of Forest Science*, 2021, 78:1-16.
- [223] Han, L., Yang, G., Dai, H., Xu, B., Yang, H., Feng, H., et.al., Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant methods*, 2019, 15(1):1-19, DOI:10.1186/s13007-019-0394-z .

- [224] Han, H., Wan, R., Li, B., Estimating forest aboveground biomass using Gaofen-1 images, Sentinel-1 images, and machine learning algorithms: A case study of the Dabie Mountain Region, China. *Remote Sensing*, 2021, 14(1):176.
- [225] Haq, M.A., Rahaman, G., Baral, P., Ghosh, A., Deep learning based supervised image classification using UAV images for forest areas classification. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2021, 49:601-606.
- [226] Hartley, F. M., Maxwell, A. E., Landenberger, R. E., Bortolot, Z. J., Forest Type Differentiation Using GLAD Phenology Metrics, Land Surface Parameters, and Machine Learning. *Geographies*, 2022, 2(3):491-515.
- [227] He, J., Fan, C., Geng, Y., Zhang, C., Zhao, X., & Gadow, K. V., Assessing scale-dependent effects on Forest biomass productivity based on machine learning. *Ecology and Evolution*, 2022, 12(7), DOI: 10.1002/ece3.9110 .
- [228] Hirigoyen, A., Acosta-Muñoz, C., Salamanca, A. J. A., Varo-Martinez, M. Á., Rachid-Casnati, C., Franco, J., Navarro-Cerrillo, R., A machine learning approach to model leaf area index in Eucalyptus plantations using high-resolution satellite imagery and airborne laser scanner data. *Annals of Forest Research*, 2021, 64(2):165-183.
- [229] Hossain, J., & Halder, T., Quantifying forest cover changes in response to climate change using a machine learning model. *Journal of Research in Environmental and Earth Sciences*, 2022, 8(9) pp: 118-131.
- [230] Hu, Y., Xu, X., Wu, F., Sun, Z., Xia, H., Meng, Q., et.al., Estimating forest stock volume in Hunan Province, China, by integrating in situ plot data, Sentinel-2 images, and linear and machine learning regression models. *Remote Sensing*, 2020, 12(1):186, DOI: 10.3390/rs12010186.
- [231] Hu, T., Sun, Y., Jia, W., Li, D., Zou, M., Zhang, M., Study on the estimation of forest volume based on multi-source data. *Sensors*, 2021, 21(23), 7796.

- [232] Huang, H., Wu, D., Fang, L., & Zheng, X., Comparison of Multiple Machine Learning Models for Estimating the Forest Growing Stock in Large-Scale Forests Using Multi-Source Data. *Forests*, 2022, 13(9), DOI: 10.3390/f13091471 .
- [233] Huang, B., Li, Y., Liu, Y., Hu, X., Zhao, W., Cherubini, F., A simplified multi-model statistical approach for predicting the effects of forest management on land surface temperature in Fennoscandia. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, 332, DOI:10.1016/j.agrformet.2023.109362 .
- [234] Vega Isuhuaylas, L. A., Hirata, Y., Ventura Santos, L. C., Serrudo Torobeo, N., Natural forest mapping in the Andes (Peru): A comparison of the performance of machine-learning algorithms. *Remote Sensing*, 2018, 10(5):782.
- [235] Iverson, L. R., Prasad, A. M., Liaw, A., New machine learning tools for predictive vegetation mapping after climate change: Bagging and Random Forest perform better than regression tree analysis. In *Proceedings, UK-International Association for Landscape Ecology*, 2004, pp. 317-320, Cirencester, UK.
- [236] İlkuçar, M., Kaya, A.İ., Çifci, A., Mekanik Özelliklere Göre Ağaç Türlerinin Yapay Sınır Ağları ile Tahmini. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2018, 8(1):75-83.
- [237] Johnson, P., Abdelfattah, E., Applying machine learning models to identify forest cover. In *2018 9th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)*, 2018, pp. 471-474. IEEE.
- [238] Júnior, I. D. S. T., Torres, C. M. M. E., Leite, H. G., de Castro, N. L. M., Soares, C. P. B., Castro, R. V. O., et.al., Machine learning: Modeling increment in diameter of individual trees on Atlantic Forest fragments. *Ecological Indicators*, 2020, 117, DOI:10.3390/f13081295

- [239] Tavares Júnior, I. D. S., de Souza, J. R. M., Lopes, L. S. D. S., Fardin, L. P., Casas, G. G., Oliveira Neto, R. R. D., et.al., Machine learning and regression models to predict multiple tree stem volumes for teak. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 2021, 83(4):294-302.
- [240] Kauffman, J. S., Prisley, S. P., Automated estimation of forest stand age using Vegetation Change Tracker and machine learning. *Mathematical & Computational Forestry & Natural Resource Sciences*, 2016, 8(1).
- [241] Kaya, H., Keklik, İ., Ensarı, T., Alkan, F., & Bırıcık, Y., Oak leaf classification: an analysis of features and classifiers. In 2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT) 2019, pp. 1-4, Ieee.
- [242] Keleş, S., Günlü, A., Ercanli, İ., Estimating aboveground stand carbon by combining sentinel-1 and sentinel-2 satellite data: A case study from turkey. In *Forest Resources Resilience and Conflicts*, 2021, pp. 117-126, Elsevier.
- [243] Kim, B., Woo, H., Park, J., A Study on the Performance of Deep learning-based Automatic Classification of Forest Plants: A Comparison of Data Collection Methods. *Journal of Korean Society of Forest Science*, 2020, 109(1):23-30.
- [244] Lapini, A., Pettinato, S., Santi, E., Paloscia, S., Fontanelli, G., Garzelli, A., Comparison of machine learning methods applied to SAR images for forest classification in mediterranean areas. *Remote Sensing*, 2020, 12(3):369.
- [245] Lee, J., Im, J., Kim, K., & Quackenbush, L. J., Machine learning approaches for estimating forest stand height using plot-based observations and airborne LiDAR data. *Forests*, 2018, 9(5):268.
- [246] Li, M., Im, J., & Beier, C., Machine learning approaches for forest classification and change analysis using multi-temporal Landsat TM images over Huntington Wildlife Forest. *GIScience & Remote Sensing*, 2013, 50(4):361-384, DOI:10.1080/15481603.2013.819161.

- [247] Li, X., Du, H., Mao, F., Zhou, G., Chen, L., Xing, L., et.al., Estimating bamboo forest aboveground biomass using EnKF-assimilated MODIS LAI spatiotemporal data and machine learning algorithms. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 256:445-457, DOI:10.1016/j.agrformet.2018.04.002 .
- [248] Li, Y., Li, C., Li, M., Liu, Z., Influence of variable selection and forest type on forest aboveground biomass estimation using machine learning algorithms. *Forests*, 2019, 10(12), 1073.
- [249] Li, W., Niu, Z., Shang, R., Qin, Y., Wang, L., Chen, H., High-resolution mapping of forest canopy height using machine learning by coupling ICESat-2 LiDAR with Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat-8 data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92, 102163.
- [250] Li, Y., Li, M., Li, C., & Liu, Z., Forest aboveground biomass estimation using Landsat 8 and Sentinel-1A data with machine learning algorithms. *Scientific reports*, 2020, 10(1): 1-12.
- [251] Lidberg, W., Nilsson, M., & Ågren, A., Using machine learning to generate high-resolution wet area maps for planning forest management: A study in a boreal forest landscape. *Ambio*, 2020, 49(2): 475-486.
- [252] Liu, B., Gao, L., Li, B., Marcos-Martinez, R., Bryan, B. A., Nonparametric machine learning for mapping forest cover and exploring influential factors. *Landscape Ecology*, 2020, 35:1683-1699.
- [253] Liu, X., Liang, S., Li, B., Ma, H., He, T., Mapping 30 m fractional forest cover over China's Three-North Region from Landsat-8 data using ensemble machine learning methods. *Remote Sensing*, 2021, 13(13), 2592.
- [254] Luo, H., Yue, C., Xie, F., Zhu, B., Chen, S., A Method for Forest Canopy Height Inversion Based on Machine Learning and Feature Mining Using UAVSAR. *Remote Sensing*, 2022, 14(22), 5849.
- [255] Ghosh, S. M., Behera, M. D., & Paramanik, S. Canopy height estimation using sentinel series images through machine learning models in a mangrove forest. *Remote Sensing*, 2020, 12(9), 1519.

- [256] Mahdavi, A., Aziz, J., Estimation of Semiarid Forest Canopy Cover Using Optimal Field Sampling and Satellite Data with Machine Learning Algorithms. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2020, 48:575-583.
- [257] Miranda, E. N., Barbosa, B. H. G., Silva, S. H. G., Monti, C. A. U., Tng, D. Y. P., Gomide, L. R., Variable selection for estimating individual tree height using genetic algorithm and random forest. *Forest Ecology and Management*, 2022, 504, 119828.
- [258] Moradi, F., Sadeghi, S. M. M., Heidarlou, H. B., Deljouei, A., Boshkar, E., Borz, S. A., Above-ground biomass estimation in a Mediterranean sparse coppice oak forest using Sentinel-2 data. *Annals of Forest Research*, 2022, 65(1):165-182.
- [259] Mosin, V., Aguilar, R., Platonov, A., Vasiliev, A., Kedrov, A., & Ivanov, A., Remote sensing and machine learning for tree detection and classification in forestry applications. In *Image and Signal Processing for Remote Sensing XXV*, 2019, 11155, pp. 130-141. SPIE.
- [260] Naik, P., Dalponte, M., Bruzzone, L., Automated Machine Learning Driven Stacked Ensemble Modelling for Forest Aboveground Biomass Prediction Using Multitemporal Sentinel-2 Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022.
- [261] Narine, L. L., Popescu, S. C., Malambo, L., Synergy of ICESat-2 and Landsat for mapping forest aboveground biomass with deep learning. *Remote Sensing*, 2019, 11(12), 1503.
- [262] Nasiri, V., Darvishsefat, A. A., Arefi, H., Griess, V. C., Sadeghi, S. M. M., Borz, S. A., Modeling forest canopy cover: A synergistic use of Sentinel-2, aerial photogrammetry data, and machine learning. *Remote Sensing*, 2022, 14(6), 1453.
- [263] Neuville, R., Bates, J. S., Jonard, F., Estimating forest structure from UAV-mounted LiDAR point cloud using machine learning. *Remote sensing*, 2021, 13(3), 352.

- [264] Opelele, O. M., Yu, Y., Fan, W., Chen, C., Kachaka, S. K., Biomass Estimation Based on Multilinear Regression and Machine Learning Algorithms in the Mayombe Tropical Forest, in the Democratic Republic of Congo. *Appl. Ecol. Environ. Res.*, 2021, 19, 359-377.
- [265] Özçelik, R., Diamantopoulou, M. J., Brooks, J. R., Wiant Jr, H. V., Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. *Journal of environmental management*, 2010, 91(3):742-753.
- [266] Park, J., Lim, B., Lee, J., Analysis of Factors Influencing Forest Loss in South Korea: Statistical Models and Machine-Learning Model. *Forests*, 2021, 12(12), 1636.
- [267] Perera, P. L. M., Jayakody, J. R. K. C., Forest cover type prediction with machine learning with R and Weka, 2015.
- [268] Petrusевич, D. A., Models for dominating forest cover type prediction. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 677(5), p. 052119. IOP Publishing.
- [269] Pilaš, I., Gašparović, M., Novkinić, A., Klobučar, D., Mapping of the canopy openings in mixed beech–fir forest at Sentinel-2 subpixel level using UAV and machine learning approach. *Remote Sensing*, 2020, 12(23), 3925.
- [270] Pourshamsi, M., Garcia, M., Lavallo, M., & Balzter, H., A machine-learning approach to PolInSAR and LiDAR data fusion for improved tropical forest canopy height estimation using NASA AfriSAR Campaign data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(10):3453-3463.
- [271] Pourshamsi, M., Xia, J., Yokoya, N., Garcia, M., Lavallo, M., Pottier, E., & Balzter, H., Tropical forest canopy height estimation from combined polarimetric SAR and LiDAR using machine-learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 172: 79-94.

- [272] Prakash, A. J., Behera, M. D., Ghosh, S. M., Das, A., & Mishra, D. R., A new synergistic approach for Sentinel-1 and PALSAR-2 in a machine learning framework to predict aboveground biomass of a dense mangrove forest. *Ecological Informatics*, 2022, 72, 101900.
- [273] Rajbhandari, S., Aryal, J., Osborn, J., Lucieer, A., Musk, R., Leveraging machine learning to extend ontology-driven geographic object-based image analysis (O-GEOBIA): A case study in forest-type mapping. *Remote Sensing*, 2019, 11(5):503.
- [274] Reddy, R. S., Babu, G. A., Reddy, A. R. M., Geospatial Approach for the Analysis of Forest Cover Change Detection using Machine Learning. *Geosfera Indonesia*, 2020, 5(3):335-351.
- [275] Sabancı, K., Ünlersen, M. F., Polat, K., Classification of different forest types with machine learning algorithms, 2016.
- [276] Sahin, A., Aylak Ozdemir, G., Oral, O., Aylak, B. L., Ince, M., Ozdemir, E., Estimation of tree height with machine learning techniques in coppice-originated pure sessile oak (*Quercus petraea* (Matt.) Liebl.) stands. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2023, 1-10.
- [277] Sakici, O. E., Ozdemir, G., Stem taper estimations with artificial neural networks for mixed Oriental beech and Kazdaği fir stands in Karabük region, Turkey. *Cerne*, 2018, 24:439-451.
- [278] Sanderman, J., Hengl, T., Fiske, G., Solvik, K., Adame, M. F., Benson, L., et.al., A global map of mangrove forest soil carbon at 30 m spatial resolution. *Environmental Research Letters*, 2018, 13(5), 055002.
- [279] Saralioglu, E., Vatandaslar, C., Land use/land cover classification with Landsat-8 and Landsat-9 satellite images: a comparative analysis between forest-and agriculture-dominated landscapes using different machine learning methods. *Acta Geodaetica et Geophysica*, 2022, 1-22.
- [280] López-Serrano, P. M., Cárdenas Domínguez, J. L., Corral-Rivas, J. J., Jiménez, E., López-Sánchez, C. A., & Vega-Nieva, D. J., Modeling of

aboveground biomass with Landsat 8 OLI and machine learning in temperate forests. *Forests*, 2019, 11(1):11.

- [281] Shang, X., & Chisholm, L. A., Classification of Australian native forest species using hyperspectral remote sensing and machine-learning classification algorithms. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 7(6):2481-2489.
- [282] Shataee, S., Kalbi, S., Fallah, A., Pelz, D., Forest attribute imputation using machine-learning methods and ASTER data: comparison of k-NN, SVR and random forest regression algorithms. *International journal of remote sensing*, 2012, 33(19):6254-6280.
- [283] Shen, J., Chen, G., Hua, J., Huang, S., Ma, J., Contrasting Forest Loss and Gain Patterns in Subtropical China Detected Using an Integrated LandTrendr and Machine-Learning Method. *Remote Sensing*, 2022, 14(13), 3238.
- [284] Shen, X., Huang, Q., Wang, X., Li, J., Xi, B., A Deep Learning-Based Method for Extracting Standing Wood Feature Parameters from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds of Artificially Planted Forest. *Remote Sensing*, 2022, 14(15), 3842.
- [285] Silva, C. A., Klauberg, C., Hudak, A. T., Vierling, L. A., Jaafar, W. S. W. M., Mohan, et. al., Predicting stem total and assortment volumes in an industrial *Pinus taeda* L. forest plantation using airborne laser scanning data and random forest. *Forests*, 2017, 8(7):254.
- [286] Singh, C., Karan, S. K., Sardar, P., Samadder, S. R., Remote sensing-based biomass estimation of dry deciduous tropical forest using machine learning and ensemble analysis. *Journal of Environmental Management*, 2022, 308, 114639.
- [287] Stojanova, D., Panov, P., Gjorgjioski, V., Kobler, A., Džeroski, S., Estimating vegetation height and canopy cover from remotely sensed data with machine learning. *Ecological Informatics*, 2010, 5(4):256-266.

- [288] Su, H., Shen, W., Wang, J., Ali, A., & Li, M., Machine learning and geostatistical approaches for estimating aboveground biomass in Chinese subtropical forests. *Forest Ecosystems*, 2020, 7:1-20.
- [289] Sun, Z., Qian, W., Huang, Q., Lv, H., Yu, D., Ou, Q., et.al., Use Remote Sensing and Machine Learning to Study the Changes of Broad-Leaved Forest Biomass and Their Climate Driving Forces in Nature Reserves of Northern Subtropics. *Remote Sensing*, 2022, 14(5):1066.
- [290] Tang, Z., Xia, X., Huang, Y., Lu, Y., Guo, Z., Estimation of National Forest Aboveground Biomass from Multi-Source Remotely Sensed Dataset with Machine Learning Algorithms in China. *Remote Sensing*, 2022, 14(21), 5487.
- [291] Tappayuthpijarn, K., Vindevogel, B. S., High-accuracy Machine Learning Models to Estimate above Ground Biomass over Tropical Closed Evergreen Forest Areas from Satellite Data. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science 2022*, 1006(1), p. 012001. IOP Publishing.
- [292] Tavasoli, N., Arefi, H., Comparison of capability of SAR and optical data in mapping forest above ground biomass based on machine learning. *Environmental Sciences Proceedings*, 2021, 5(1):13.
- [293] Tiwari, K., Narine, L. L., A Comparison of Machine Learning and Geostatistical Approaches for Mapping Forest Canopy Height over the Southeastern US Using ICESat-2. *Remote Sensing*, 2022, 14(22), 5651.
- [294] Torre-Tojal, L., Lopez-Guede, J. M., Grana Romay, M. M., Estimation of forest biomass from light detection and ranging data by using machine learning. *Expert Systems*, 2019, 36(4), e12399.
- [295] Uniyal, S., Purohit, S., Chaurasia, K., Rao, S. S., Amminedu, E., Quantification of carbon sequestration by urban forest using Landsat 8 OLI and machine learning algorithms in Jodhpur, India. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2022, 67, 127445.

- [296] Vafaei, S., Soosani, J., Adeli, K., Fadaei, H., Naghavi, H., Pham, T. D., et. al., Improving accuracy estimation of Forest Aboveground Biomass based on incorporation of ALOS-2 PALSAR-2 and Sentinel-2A imagery and machine learning: A case study of the Hyrcanian forest area (Iran). *Remote Sensing*, 2018, 10(2):172.
- [297] Varol, T., Durkaya, B., Okan, E., Estimating carbon storage through machine learning algorithms. *International Journal of Recent Engineering Research and Development (IJRERD)*, 2018, 3(3), March 2018, pp. 114-120
- [298] Varvia, P., Lähivaara, T., Maltamo, M., Packalen, P., Seppänen, A., Gaussian process regression for forest attribute estimation from airborne laser scanning data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 57(6):3361-3369.
- [299] Vatandaşlar, C., Zeybek, M., Extraction of forest inventory parameters using handheld mobile laser scanning: A case study from Trabzon, Turkey. *Measurement*, 2021, 177, 109328.
- [300] Wai, P., Su, H., Li, M., Estimating Aboveground Biomass of Two Different Forest Types in Myanmar from Sentinel-2 Data with Machine Learning and Geostatistical Algorithms. *Remote Sensing*, 2022, 14(9), 2146.
- [301] Wang, X., Liu, C., Lv, G., Xu, J., Cui, G., Integrating multi-source remote sensing to assess forest aboveground biomass in the Khingan mountains of north-eastern China using machine-learning algorithms. *Remote Sensing*, 2022, 14(4), 1039.
- [302] Wu, C., Pang, L., Jiang, J., An, M., Yang, Y., Machine learning model for revealing the characteristics of soil nutrients and aboveground biomass of Northeast Forest, China. *Nature Environment and Pollution Technology*, 2020, 19(2):481-492.
- [303] Xi, Z., Xu, H., Xing, Y., Gong, W., Chen, G., Yang, S., Forest canopy height mapping by synergizing icesat-2, sentinel-1, sentinel-2 and topographic

- information based on machine learning methods. *Remote Sensing*, 2022, 14(2):364.
- [304] Yazdani, M., Shataee Jouibary, S., Mohammadi, J., & Maghsoudi, Y., Comparison of different machine learning and regression methods for estimation and mapping of forest stand attributes using ALOS/PALSAR data in complex Hyrcanian forests. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2020, 14(2), 024509-024509.
- [305] Yoshii, T., Lin, C., Tatsuhara, S., Suzuki, S., Hiroshima, T., Tree Species Mapping of a Hemiboreal Mixed Forest Using Mask R-CNN. In *IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 6228-6231, 2022, IEEE.
- [306] Yu, M., Song, Y. I., Ku, H., Hong, M., Lee, W. K., National-scale temporal estimation of South Korean Forest carbon stocks using a machine learning-based meta model. *Environmental Impact Assessment Review*, 2023, 98, 106924.
- [307] Zeybek, M., Vatandaşlar, C., An automated approach for extracting forest inventory data from individual trees using a handheld mobile laser scanner. *Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering*, 2021, 42(3):515-528.
- [308] Zhang, Y., Ma, J., Liang, S., Li, X., Li, M., An evaluation of eight machine learning regression algorithms for forest aboveground biomass estimation from multiple satellite data products. *Remote Sensing*, 2020, 12(24), 4015.
- [309] Zhang, N., Chen, M., Yang, F., Yang, C., Yang, P., Gao, Y., et. al., Forest Height Mapping Using Feature Selection and Machine Learning by Integrating Multi-Source Satellite Data in Baoding City, North China. *Remote Sensing*, 2022, 14(18), 4434.
- [310] Zhang, Y., & Liu, J., Estimating forest aboveground biomass using temporal features extracted from multiple satellite data products and ensemble machine learning algorithm. *Geocarto International*, 2022, 2153930.

- [311] Zhao, K., Popescu, S., Meng, X., Pang, Y., Agca, M., Characterizing forest canopy structure with lidar composite metrics and machine learning. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(8):1978-1996.
- [312] Zhao, Q., Yu, S., Zhao, F., Tian, L., Zhao, Z., Comparison of machine learning algorithms for forest parameter estimations and application for forest quality assessments. *Forest Ecology and Management*, 2019, 434:224-234.
- [313] Nguyen, T. T., Nguyen, V. P., Nguyen, V. Q., Hoang, T. P. N., Applied Machine Learning Algorithms and Landsat 8 for Estimating Aboveground Carbon Stock in Evergreen Broadleaf Forest in Binh Phuoc Province. *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, 2022, 38(4).
- [314] Almeida, R.O., Munis, R.A., Camargo, D.A., da Silva, T., Sasso Júnior, V.A., Simões, D., Prediction of Road Transport of Wood in Uruguay: Approach with Machine Learning. *Forests*, 2022, 13(10), 1737.
- [315] Balasso, M., Hunt, M., Jacobs, A., O'Reilly-Wapstra, J., Development of a segregation method to sort fast-grown *Eucalyptus nitens* (H. Deane & Maiden) Maiden plantation trees and logs for higher quality structural timber products. *Annals of Forest Science*, 2022, 79(1):1-15.
- [316] Becker, R.M., Keefe, R.F., A novel smartphone-based activity recognition modeling method for tracked equipment in forest operations. *Plos one*, 2022, 17(4), DOI: 10.1371/journal.pone.0266568 .
- [317] Bhatnagar, S., Puliti, S., Talbot, B., Heppelmann, J.B., Breidenbach, J., Astrup, R., Mapping wheel-ruts from timber harvesting operations using deep learning techniques in drone imagery. *Forestry*, 2022, 95(5):698-710.
- [318] Borz, S.A., Cheta, M., Bîrda, M., Proto, A.R., Classifying operational events in cable yarding by a machine learning application to GNSS-collected data: A case study on gravity-assisted downhill yarding. *Bulletin of the Transilvania University of Brasov. Series II: Forestry. Wood Industry. Agricultural Food Engineering*, 2022, 15(64)(1):13-32, DOI:10.31926/but.fwiafe.2022.15.64.1.2.

- [319] Bugday, E., Application of artificial neural network system based on ANFIS using GIS for predicting forest road network suitability mapping. *Fresenius Environmental Bulletin*, 2018, 27(3):1656-1668.
- [320] Bugday, E., A GIS based landslide susceptibility mapping using machine learning and alternative forest road routes assessment in protection forests. *Šumarski list*, 2022, 146(3-4):137-147.
- [321] Çalışkan, E., & Sevim, Y., Forest road extraction from orthophoto images by convolutional neural networks. *Geocarto International*, 2022, 1-15.
- [322] Dalir, P., Naghdi, R., Gholami, V., Tavankar, F., Latterini, F., Venanzi, R., Picchio, R., Risk assessment of runoff generation using an artificial neural network and field plots in road and forest land areas. *Natural Hazards*, 2022, 113(3):1451-1469.
- [323] Eker, R., Aydin, A., Assessment of forest road conditions in terms of landslide susceptibility: a case study in Yığılca Forest Directorate (Turkey). *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 2014, 38(2):281-290.
- [324] Gonçalves, S.B., Fiedler, N.C., Silva, J.P.M., da Silva, G.F., da Silva, M.L.M., Minette, L.J., ... & Filho, R.N.D.A., Machine learning techniques to estimate mechanised forest cutting productivity. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 2021, 83(4):276-283, DOI:10.2989/20702620.2021.1994342 .
- [325] Heidari, M. J., Najafi, A., & Borges, J. G., Forest roads damage detection based on deep learning algorithms. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2022, 37(5-8):366-375.
- [326] Holmström, E., Raatevaara, A., Pohjankukka, J., Korpunen, H., Uusitalo, J., Tree log identification using convolutional neural networks. *Smart Agricultural Technology*, 2023, 4, 100201.
- [327] Huang, S., Dou, H., Jian, W., Guo, C., Sun, Y., Spatial prediction of the geological hazard vulnerability of mountain road network using machine learning algorithms. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2023, 14(1), 2170832.

- [328] Jaafari, A., Pazhouhan, I., & Bettinger, P., Machine learning modeling of forest road construction costs. *Forests*, 2021, 12(9), DOI:10.3390/f12091169
- [329] Kamarulzaman, A. M. M., Wan Mohd Jaafar, W. S., Abdul Maulud, K. N., Saad, S. N. M., Omar, H., Mohan, M., Integrated segmentation approach with machine learning classifier in detecting and mapping post selective logging impacts using UAV imagery. *Forests*, 2022, 13(1):48.
- [330] Kuck, T.N., Sano, E.E., Bispo, P.D.C., Shiguemori, E.H., Silva Filho, P.F.F., Matricardi, E.A.T., A Comparative Assessment of Machine-Learning Techniques for Forest Degradation Caused by Selective Logging in an Amazon Region Using Multitemporal X-Band SAR Images. *Remote Sensing*, 2021, 13(17):3341.
- [331] Levers, C., Verkerk, P. J., Müller, D., Verburg, P. H., Butsic, V., Leitão, et. al., Drivers of forest harvesting intensity patterns in Europe. *Forest ecology and management*, 2014, 315:160-172, DOI:10.1016/j.foreco.2013.12.030 .
- [332] Li, S., Lideskog, H., Implementation of a system for real-time detection and localization of terrain objects on harvested forest land. *Forests*, 2021, 12(9), DOI:10.3390/f12091142
- [333] Lippitt, C. D., Rogan, J., Li, Z., Eastman, J. R., Jones, T. G., Mapping selective logging in mixed deciduous forest: a comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2008, 74(10):1201-1211.
- [334] Melander, L., Einola, K., Ritala, R., Fusion of open forest data and machine fieldbus data for performance analysis of forest machines. *European Journal of Forest Research*, 2020, 139(2):213-227.
- [335] Munis, R. A., Almeida, R. O., Camargo, D. A., da Silva, R. B. G., Wojciechowski, J., Simões, D., Machine learning methods to estimate productivity of harvesters: mechanized timber harvesting in Brazil. *Forests*, 2022, 13(7), 1068.

- [336] Nguyen, V. T., Constant, T., Colin, F., An innovative and automated method for characterizing wood defects on trunk surfaces using high-density 3D terrestrial LiDAR data. *Annals of Forest Science*, 2021, 78(2):1-18.
- [337] Oyarzo, C., Rossit, D. A., Viana-Céspedes, V., Olivera, A., Discriminant method approach for harvesting forest operations. In *2022 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI)*, 2022, pp. 736-740, IEEE.
- [338] Piragnolo, M., Pirotti, F., Zanrosso, C., Lingua, E., Grigolato, S., Responding to large-scale forest damage in an alpine environment with remote sensing, machine learning, and web-GIS. *Remote Sensing*, 2021, 13(8), 1541.
- [339] Polowy, K., & Molińska-Glura, M., Data Mining in the Analysis of Tree Harvester Performance Based on Automatically Collected Data. *Forests*, 2023, 14(1), 165.
- [340] Salmivaara, A., Launiainen, S., Perttunen, J., Nevalainen, P., Pohjankukka, J., Ala-Ilomäki, J., et.al., Towards dynamic forest trafficability prediction using open spatial data, hydrological modelling and sensor technology. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 2020, 93(5):662-674.
- [341] Shabani, S., Pourghasemi, H. R., & Blaschke, T., Forest stand susceptibility mapping during harvesting using logistic regression and boosted regression tree machine learning models. *Global Ecology and Conservation*, 2020, 22, e00974.
- [342] Udali, A., Talbot, B., Puliti, S., Crous, J., Lingua, E., & Grigolato, S., Assessing the potential for forest residue classification and distribution over clear felled areas using UAVs and Machine Learning: a preliminary case study in South Africa. In *2022 IEEE Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor)*, 2022, pp. 160-163. IEEE.

- [343] Zhang, W., Hu, B., Forest roads extraction through a convolution neural network aided method. *International Journal of Remote Sensing*, 2021, 42(7), 2706-2721.
- [344] Zhao, F., Sun, R., Zhong, L., Meng, R., Huang, C., Zeng, X., et. al., Monthly mapping of forest harvesting using dense time series Sentinel-1 SAR imagery and deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 269, 112822.
- [345] Achu, A. L., Thomas, J., Aju, C. D., Gopinath, G., Kumar, S., Reghunath, R., Machine-learning modelling of fire susceptibility in a forest-agriculture mosaic landscape of southern India. *Ecological Informatics*, 2021, 64, 101348.
- [346] Akıncı, H.A., Akıncı, H., Machine learning based forest fire susceptibility assessment of Manavgat district (Antalya), Turkey. *Earth Science Informatics*, 2023, 16(1):397-414.
- [347] Atkins, J.W., Bond-Lamberty, B., Fahey, R.T., Haber, L.T., Stuart-Haëntjens, E., Hardiman, B.S., LaRue, E., McNeil, B.E., Orwig, D.A., Stovall, A.E.L., Tallant, J.M., Walter, J.A., Gough, C. M., Application of multidimensional structural characterization to detect and describe moderate forest disturbance. *Ecosphere*, 2020, 11(6), DOI: 10.1002/ecs2.3156 .
- [348] Bar, S., Parida, B.R., Pandey, A.C., Landsat-8 and Sentinel-2 based Forest fire burn area mapping using machine learning algorithms on GEE cloud platform over Uttarakhand, Western Himalaya. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2020, 18, DOI:10.1016/j.rsase.2020.100324 .
- [349] Bera, B., Shit, P.K., Sengupta, N., Saha, S., Bhattacharjee, S., Forest fire susceptibility prediction using machine learning models with resampling algorithms, Northern part of Eastern Ghat Mountain range (India). *Geocarto International*, 2022, 37(1):1-26, DOI:10.1080/10106049.2022.2060323 .
- [350] Bui, D.T., Van Le, H., Hoang, N.D., GIS-based spatial prediction of tropical forest fire danger using a new hybrid machine learning method. *Ecological Informatics*, 2018, 48:104-116.

- [351] Bui, D.T., Hoang, N. D., Samui, P., Spatial pattern analysis and prediction of forest fire using new machine learning approach of Multivariate Adaptive Regression Splines and Differential Flower Pollination optimization: A case study at Lao Cai province (Viet Nam). *Journal of environmental management*, 2019, 237:476-487.
- [352] Campos-Vargas, C., Sanchez-Azofeifa, A., Laakso, K., Marzahn, P., Unmanned aerial system and machine learning techniques help to detect dead woody components in a tropical dry forest. *Forests*, 2020, 11(8):827.
- [353] Chaubey, P., Yadav, N. J., Chaurasiya, A., Ranbhise, S., Forest Fire Prediction System using Machine Learning. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 2020, 8(12):539-546.
- [354] Dampage, U., Bandaranayake, L., Wanasinghe, R., Kottahachchi, K., Jayasanka, B., Forest fire detection system using wireless sensor networks and machine learning. *Scientific reports*, 2022, 12(1):46.
- [355] Dimou, V., Demertzis, K., Kantartzis, A., Harvesting wind damaged trees: a study of prediction of windthrow damage in mixed-broadleaf stands via a machine learning model. *International Journal of Forest Engineering*, 2023, 1-15.
- [356] Dwiasnati, S., Devianto, Y., Classification of forest fire areas using machine learning algorithm. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 2021, 3(1):008-015.
- [357] Elshewey, A.M., Elsonbaty, A.A., Forest Fires Detection Using Machine Learning Techniques. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*, 2020, 12(IX).
- [358] Eslami, R., Azarnoush, M., Kialashki, A., Kazemzadeh, F., GIS-based forest fire susceptibility assessment by random forest, artificial neural network and logistic regression methods. *Journal of Tropical Forest Science*, 2021, 33(2):173-184.

- [359] Fajardo, A., Llancabure, J.C., & Moreno, P.C., Assessing forest degradation using multivariate and machine-learning methods in the Patagonian temperate rain forest. *Ecological Applications*, 2022, 32(2), e2495. DOI: 10.1002/eap.2495.
- [360] Fidanboy, M., Okyay, S., Derin öğrenmeye dayalı orman yangını tahmin modeli geliştirilmesi ve Türkiye yangın risk haritasının oluşturulması. *Ormancılık Araştırma Dergisi*, 2022, 9(2):206-218.
- [361] Hamdi, Z.M., Brandmeier, M., Straub, C., Forest damage assessment using deep learning on high resolution remote sensing data. *Remote Sensing*, 2019, 11(17), 1976.
- [362] Hamilton, D., Brothers, K., McCall, C., Gautier, B., Shea, T., Mapping forest burn extent from hyperspatial imagery using machine learning. *Remote Sensing*, 2021, 13(19), 3843.
- [363] Hart, E., Sim, K., Kamimura, K., Meredieu, C., Guyon, D., Gardiner, B., Use of machine learning techniques to model wind damage to forests. *Agricultural and forest meteorology*, 2019, 265:16-29.
- [364] Iban, M. C., Sekertekin, A., Machine learning based wildfire susceptibility mapping using remotely sensed fire data and GIS: A case study of Adana and Mersin provinces, Turkey. *Ecological Informatics*, 2022, 69, 101647.
- [365] Jahani, A., Saffariha, M., Modeling of trees failure under windstorm in harvested Hyrcanian forests using machine learning techniques. *Scientific Reports*, 2021, 11(1):1-13.
- [366] Janiec, P., Gadai, S., A comparison of two machine learning classification methods for remote sensing predictive modeling of the forest fire in the North-Eastern Siberia. *Remote Sensing*, 2020, 12(24), 4157.
- [367] Kalantar, B., Ueda, N., Idrees, M. O., Janizadeh, S., Ahmadi, K., & Shabani, F., Forest fire susceptibility prediction based on machine learning models with resampling algorithms on remote sensing data. *Remote Sensing*, 2020, 12(22), 3682.

- [368] Kansal, A., Singh, Y., Kumar, N., Mohindru, V., Detection of forest fires using machine learning technique: A perspective. In 2015 third international conference on image information processing (ICIIP) 2015, pp. 241-245. IEEE.
- [369] Kantarcioglu, O., Kocaman, S., Schindler, K., Artificial neural networks for assessing forest fire susceptibility in Türkiye. *Ecological Informatics*, 2023, 75, 102034.
- [370] Kim, S. J., Lim, C. H., Kim, G. S., Lee, J., Geiger, T., Rahmati, O. et. al. Multi-temporal analysis of forest fire probability using socio-economic and environmental variables. *Remote Sensing*, 2019, 11(1):86.
- [371] Kislov, D. E., Korznikov, K. A., Automatic windthrow detection using very-high-resolution satellite imagery and deep learning. *Remote Sensing*, 2020, 12(7), 1145.
- [372] Knopp, L., Wieland, M., Rättich, M., Martinis, S., A deep learning approach for burned area segmentation with Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 2020, 12(15), 2422.
- [373] Kriese, J., Hoeser, T., Asam, S., Kacic, P., Da Ponte, E., Gessner, U., Deep Learning on Synthetic Data Enables the Automatic Identification of Deficient Forested Windbreaks in the Paraguayan Chaco. *Remote Sensing*, 2022, 14(17):4327.
- [374] Kukuk, S. B., & Kilimci, Z. H., Comprehensive analysis of forest fire detection using deep learning models and conventional machine learning algorithms. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 2021, 7(2):84-94.
- [375] Kuruca, M., Matcı, D. K., & Avdan, U., Yanmış Orman Alanlarının Destek Vektör Makinaları ve Rotasyon Orman İleri Sınıflandırma Yöntemleri Kullanarak Nesne-Tabanlı Tespiti: Worldview-2 Uydu Görüntüsü Örneği. VII. Uzaktan Algılama-CBS Sempozyumu (UZAL-CBS 2018), 18-21 Eylül, 2018, Eskişehir.

- [376] Kuruca, M., Matcı, D. K., & Avdan, U., The potential of Göktürk 2 satellite images for mapping burnt forest areas. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 2021, 45(1):91-101.
- [377] Lim, S., Kim, S., Park, S., Kim, D., Development of application for forest insect classification using CNN. In *2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, 2018, pp. 1128-1131, IEEE.
- [378] Lim, W., Choi, K., Cho, W., Chang, B., Ko, D. W., Efficient dead pine tree detecting method in the Forest damaged by pine wood nematode (*Bursaphelenchus xylophilus*) through utilizing unmanned aerial vehicles and deep learning-based object detection techniques. *Forest Science and Technology*, 2022, 18(1):36-43.
- [379] Liu, Z., Wang, W. J., Ballantyne, A., He, H. S., Wang, X., Liu, S. et. al., Forest disturbance decreased in China from 1986 to 2020 despite regional variations. *Communications Earth & Environment*, 2023, 4(1):15, DOI: 10.1038/s43247-023-00676-x.
- [380] Maniatis, Y., Doganis, A., Chatzigeorgiadis, M., Fire Risk Probability Mapping Using Machine Learning Tools and Multi-Criteria Decision Analysis in the GIS Environment: A Case Study in the National Park Forest Dadia-Lefkimi-Soufli, Greece. *Applied Sciences*, 2022, 12(6), 2938.
- [381] Mashhadi, N., Alganci, U., Determination of forest burn scar and burn severity from free satellite images: A comparative evaluation of spectral indices and machine learning classifiers. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 2021, 8(4):488-497.
- [382] Mittal, A., Sharma, G., Aggarwal, R., Forest fire detection through various machine learning techniques using mobile agent in WSN. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2016.
- [383] Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q. B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., et.al., Application of remote sensing and machine learning

algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators*, 2021, 129, DOI:10.1016/j.ecolind.2021.107869

- [384] Moore, J., Lin, Y., Determining the extent and drivers of attrition losses from wind using long-term datasets and machine learning techniques. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 2019, 92(4):425-435.
- [385] Munro, H. L., Montes, C. R., Gandhi, K. J., A new approach to evaluate the risk of bark beetle outbreaks using multi-step machine learning methods. *Forest Ecology and Management*, 2022, 520, 120347.
- [386] Negara, B. S., Kurniawan, R., Nazri, M. Z. A., Abdullah, S. N. H. S., Saputra, R. W., Ismanto, A., Riau forest fire prediction using supervised machine learning. In *Journal of Physics: Conference Series* 1566(1), 2020, p. 012002. IOP Publishing, DOI:10.1088/1742-6596/1566/1/012002
- [387] Nguyen, Q. H., Nguyen, H. D., Le, D. T., Bui, Q. T., Fine-tuning LightGBM using an artificial ecosystem-based optimizer for forest fire analysis. *Forest Science*, 2023, 69(1):73-82.
- [388] Ostovar, A., Talbot, B., Puliti, S., Rasmus, A., Ringdahl, O., Using RGB images and machine learning to detect and classify Root and Butt-Rot (RBR) in stumps of Norway spruce. In *NB Nord Conference: Forest Operations in Response to Environmental Challenges*, Honne, Norway, June 3-5, 2019, Norsk institutt for bioøkonomi (NIBIO).
- [389] Özkan, C., Sunar, F., Berberoğlu, S., Dönmez, C., Effectiveness of boosting algorithms in forest fire classification. *The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 2008, 37.
- [390] Pang, Y., Li, Y., Feng, Z., Feng, Z., Zhao, Z., Chen, S., Zhang, H., Forest Fire Occurrence Prediction in China Based on Machine Learning Methods. *Remote Sensing*, 2022, 14(21), 5546.
- [391] Peng, Y., Wang, Y., Automatic wildfire monitoring system based on deep learning. *European Journal of Remote Sensing*, 2022, 55(1):551-567.

- [392] Pham, B. T., Jaafari, A., Avand, M., Al-Ansari, N., Dinh Du, T., Yen, H. P. H., ... & Tuyen, T. T., Performance evaluation of machine learning methods for forest fire modeling and prediction. *Symmetry*, 2020, 12(6), 1022.
- [393] Piragnolo, M., Grigolato, S., Pirotti, F., Planning harvesting operations in forest environment: remote sensing for decision support. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, 4:33-40.
- [394] Pourghasemi, H. R., Gayen, A., Lasaponara, R., & Tiefenbacher, J. P., Application of learning vector quantization and different machine learning techniques to assessing forest fire influence factors and spatial modelling. *Environmental research*, 2020, 184, 109321.
- [395] Qu, J., & Cui, X., Automatic machine learning framework for forest fire forecasting. In *Journal of Physics: Conference Series 2020*, 1651(1), p. 012116. IOP Publishing.
- [396] Qiu, J., Wang, H., Shen, W., Zhang, Y., Su, H., Li, M., Quantifying forest fire and post-fire vegetation recovery in the daxin'anling area of northeastern China using landsat time-series data and machine learning. *Remote sensing*, 2021, 13(4):792.
- [397] Ren, H., Zhang, L., Yan, M., Chen, B., Yang, Z., Ruan, L., Spatiotemporal Assessment of Forest Fire Vulnerability in China Using Automated Machine Learning. *Remote Sensing*, 2022, 14(23), 5965.
- [398] Sani-Mohammed, A., Yao, W., Heurich, M., Instance segmentation of standing dead trees in dense forest from aerial imagery using deep learning. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 6, 100024.
- [399] Sari, F., Identifying anthropogenic and natural causes of wildfires by maximum entropy method-based ignition susceptibility distribution models. *Journal of Forestry Research*, 2022, 1-17.

- [400] Seddouki, M., Benayad, M., Aamir, Z., Tahiri, M., Maanan, M., Rhinane, H., Using Machine Learning Coupled with Remote Sensing for Forest Fire Susceptibility Mapping. Case Study Tetouan Province, Northern Morocco. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, 48:333-342.
- [401] Sevinç, V., Mapping the forest fire risk zones using artificial intelligence with risk factors data. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(2): 4721-4732.
- [402] Shabani, S., Varamesh, S., Moayedi, H., Le Van, B., Modeling the susceptibility of an uneven-aged broad-leaved forest to snowstorm damage using spatially explicit machine learning. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(12): 34203-34213.
- [403] Shao, Y., Feng, Z., Sun, L., Yang, X., Li, Y., Xu, B., Chen, Y., Mapping China's Forest Fire Risks with Machine Learning. *Forests*, 2022, 13(6):856.
- [404] Singh, M., Sharma, C., Agarwal, T., & Pal, M. S., Forest Fire Prediction for NASA Satellite Dataset Using Machine Learning. In *2022 10th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions)(ICRITO)*, 2022, pp. 1-5, IEEE.
- [405] Solórzano, J. V., & Gao, Y., Forest Disturbance Detection with Seasonal and Trend Model Components and Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, 2022, 14(3):803.
- [406] Tariq, A., Shu, H., Siddiqui, S., Munir, I., Sharifi, A., Li, Q., Lu, L., Spatio-temporal analysis of forest fire events in the Margalla Hills, Islamabad, Pakistan using socio-economic and environmental variable data with machine learning methods. *Journal of Forestry Research*, 2022, 33(1):183-194.
- [407] Tehrani, M. S., Jones, S., Shabani, F., Martínez-Álvarez, F., Tien Bui, D., A novel ensemble modeling approach for the spatial prediction of tropical forest fire susceptibility using LogitBoost machine learning classifier and

multi-source geospatial data. *Theoretical and Applied Climatology*, 2019, 137:637-653.

- [408] Tonbul, H., Colkesen, I., Kavzoglu, T., Pixel-and Object-Based ensemble learning for forest burn severity using USGS FIREMON and Mediterranean condition dNBRs in Aegean ecosystem (Turkey). *Advances in Space Research*, 2022, 69(10):3609-3632.
- [409] Torun, P., Altunel, A. O., Effects of environmental factors and forest management on landscape-scale forest storm damage in Turkey. *Annals of Forest Science*, 2020, 77:1-13.
- [410] Tutmez, B., Ozdogan, M. G., Boran, A., Mapping forest fires by nonparametric clustering analysis. *Journal of forestry research*, 2018, 29:177-185.
- [411] Wang, K., Pan, J., Jiang, L., Sun, Y., Wang, K., Cao, Y., Research on Remote Sensing Recognition of Forest Fire Smoke Based on Machine Learning. In *2022 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Machine Learning (ICICML)*, 2022, pp. 490-495, IEEE.
- [412] Yao, J., Raffuse, S. M., Brauer, M., Williamson, G. J., Bowman, D. M., Johnston, F. H., & Henderson, S. B., Predicting the minimum height of forest fire smoke within the atmosphere using machine learning and data from the CALIPSO satellite. *Remote sensing of environment*, 2018, 206:98-106.
- [413] Yu, J., Li, F., Wang, Y., Lin, Y., Peng, Z., & Cheng, K., Spatiotemporal evolution of tropical forest degradation and its impact on ecological sensitivity: A case study in Jinghong, Xishuangbanna, China. *Science of The Total Environment*, 2020, 727, 138678.
- [414] Zhang, X., Chen, G., Cai, L., Jiao, H., Hua, J., Luo, X., Wei, X., Impact assessments of Typhoon Lekima on forest damages in subtropical china using machine learning methods and Landsat 8 OLI imagery. *Sustainability*, 2021, 13(9), 4893.

- [415] Zhang, X., Jiao, H., Chen, G., Shen, J., Huang, Z., Luo, H., Forest Damage by Super Typhoon Rammasun and Post-Disturbance Recovery Using Landsat Imagery and the Machine-Learning Method. *Remote Sensing*, 2022, 14(15), 3826.
- [416] Zheng, S., Gao, P., Zou, X., Wang, W., Forest fire monitoring via uncrewed aerial vehicle image processing based on a modified machine learning algorithm. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13.
- [417] Ågren, A. M., Larson, J., Paul, S. S., Laudon, H., Lidberg, W., Use of multiple LIDAR-derived digital terrain indices and machine learning for high-resolution national-scale soil moisture mapping of the Swedish forest landscape. *Geoderma*, 2021, 404, 115280
- [418] de Oliveira, V.A., Rodrigues, A.F., Morais, M.A.V., Terra, M.D.C.N.S., Guo, L., & de Mello, C.R., Spatiotemporal modelling of soil moisture in an Atlantic forest through machine learning algorithms. *European Journal of Soil Science*, 2021, 72(5), 1969-1987.
- [419] Joshi, R.C., Ryu, D., Lane, P.N., Sheridan, G.J., Seasonal forecast of soil moisture over Mediterranean-climate forest catchments using a machine learning approach. *Journal of Hydrology*, 2023, 619, 129307.
- [420] Pohjankukka, J., Riihimäki, H., Nevalainen, P., Pahikkala, T., Alailomäki, J., Hyvönen, E., ... & Heikkonen, J., Predictability of boreal forest soil bearing capacity by machine learning. *Journal of Terramechanics*, 2016, 68:1-8.
- [421] Senanayake, I. P., Yeo, I. Y., Walker, J. P., Willgoose, G. R., Estimating catchment scale soil moisture at a high spatial resolution: Integrating remote sensing and machine learning. *Science of The Total Environment*, 2021, 776, 145924.
- [422] Vicentini, M. E., Machine learning modeling in temporal variability of soil respiration in planted forest areas, 2021.

- [423] Orman Genel Müdürlüğü İzmir Orman Bölge Müdürlüğü, [internet]
[erişim tarihi: 16.08.2023] <https://www.ogm.gov.tr/izmirobm>
- [424] T.C. İzmir Valiliği Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği İl Müdürlüğü
İzmir İli 2021 Yılı Çevre Durum Raporu, [internet], [erişim tarihi 21.08.2023]
<https://webdosya.csb.gov.tr/db/ced/icerikler/izmir-ilcdr-2021-20220811104124.pdf>
- [425] Orman Genel Müdürlüğü İzmir Orman Bölge Müdürlüğü Orman İdare ve
Planlama Şube Müdürlüğü 2023
- [426] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Orman Genel Müdürlüğü. Resmi
İstatistikler [İnternet]. Ankara; [erişim tarihi 21.05.2023].
<https://www.ogm.gov.tr/tr/e-kutuphane/resmi-istatistikler>
- [427] T.C. İzmir Valiliği Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği İl Müdürlüğü
İzmir İli 2021 Yılı Çevre Durum Raporu, [internet], [erişim tarihi 21.08.2023]
<https://webdosya.csb.gov.tr/db/ced/icerikler/manisa-ilcdr-2021-20221109132207.pdf>
- [428] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı, [internet], Ankara, [erişim tarihi
21.08.2023]
https://kutuphane.tarimorman.gov.tr/pdf_goster?file=52ea334e3e6f4cb16f2e93c5992f085f#book/9
- [429] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı, [internet], Ankara, [erişim tarihi
21.08.2023]
https://kutuphane.tarimorman.gov.tr/pdf_goster?file=626a2d9918e0a7fcfad2f37a1b47eeb&search=Manisa+%C4%B0li+Arazi+Varl%C4%B1%C4%9F%C4%B1+%2F#book/17
- [430] Manisa Büyükşehir Belediyesi, [internet], Manisa; [erişim tarihi
21.08.2023] https://www.manisa.bel.tr/s23_manisa-cografyasi.aspx
- [431] Meteoroloji Genel Müdürlüğü Web Sitesi [İnternet]. Ankara; [erişim tarihi
21.08.2023] <https://mgm.gov.tr/kurumsal/stratejikplan.aspx>

- [432] Meteoroloji Genel Müdürlüğü Web Sitesi [İnternet]. Ankara; [erişim tarihi 21.08.2023] <https://www.mgm.gov.tr/FILES/genel/makale/beaufort.pdf>
- [433] TOD, Türkiye Ormancılığı 2022: Türkiye’de Ormansızlaşma ve Orman Bozulması. Editör: Erdoğan Atmış, Türkiye Ormancılar Derneği Yayını 200S., 2022, Ankara.
- [434] Karadeniz Teknik Üniversitesi Orman Fakültesi Orman Mühendisliği Bölümü Orman Amenajmanı Ders Notu [İnternet]. Trabzon; [erişim tarihi 21.08.2023] https://ktu.edu.tr/dosyalar/ormanamenajmani_14bcd.pdf
- [435] Lundberg, S. M., & Lee, S. I., A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 2017, 30.
- [436] .Kucuk O, Bilgili E, Crown fuel characteristics and fuel load estimates in young Calabrian pine (*Pinus brutia* Ten.) stands in northwestern Turkey. *Fresenius Environ Bull*, 2008, 17(12b):2226-2231
- [437] Sarıkaya O, Ibis HM, Toprak Ö, The flight activity and population density of *Orthotomicus erosus* (Wollaston, 1857) in the Brutian pine (*Pinus brutia* Ten.) forests of Izmir Province, Turkey. *Int J Sci Basic Appl*, 2013, 12:208-21.
- [438] Jactel H, Bauhus J, Boberg J, et al. Tree diversity drives forest stand resistance to natural disturbances. *Curr For Rep*, 2017, 3:223-243
- [439] Hadi RH, Hady HN, Hasan AM, et al. Improved Fault Classification for Predictive Maintenance in Industrial IoT Based on AutoML: A Case Study of Ball-Bearing Faults. *Processes*, 2023, 11(5):1507
- [440] Kumar V, Faheem M, Lee KW, A decade of machine learning-based predictive models for human pharmacokinetics: Advances and challenges. *Drug Discov Today*, 2022, 27(2):529-537
- [441] Li Z, Extracting spatial effects from machine learning model using local interpretation method: An example of SHAP and XGBoost. *Comput Environ Urban Syst*, 2022, 96:101845

[442] Iban MC, Sekertekin A., Machine learning based wildfire susceptibility mapping using remotely sensed fire data and GIS: A case study of Adana and Mersin provinces, Turkey. *Ecol Inform*, 2022, 69:101647

Ekler

Ek A

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

Kullanım Alanları: Orman Ekolojisi ve Yönetimi

Tablo A.1. Orman Ekolojisi ve Yönetimi

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Akyol ve Örucü (2019)	Fıstık çamı mevcut ve potansiyel gelecek yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Arslan ve diğ. (2020)	Kuşburnu bitkisinin mevcut ve potansiyel yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Ayan ve diğ. (2022)	İklim değişikliğinin doğu kayınının Türkiye'deki potansiyel dağılımı üzerine etkilerinin araştırılması	MaxEnt
Babalık ve diğ. (2021)	Kermes meşesinin mevcut ve gelecek yayılış alanlarının Türkiye'deki iklim değişikliği altında belirlenmesi	MaxEnt
Beker (2019)	Avrupa orman türlerinin habitat uygunluğunun büyük veri ve makine öğrenmesi kullanılarak küresel değerlendirilmesi	LiR, LR, RF, ABR, GBR, SVM, MLP
Blumroeder ve diğ. (2019)	FSC'li ve FSC'siz ormanlarda gerçekleştirilen silvikültür uygulamalarının ekolojik etkisinin makine öğrenmesi ile değerlendirilmesi	PCA, RF
Bonannella ve diğ. (2022)	Avrupa'daki orman ağaç türlerinin 2000-2020 yılları arasındaki konumsal ve zaman dağılımının makine öğrenmesi ile haritalanması	RF, GBT, GLM, KNN, CART, ANN, C50
Çoban ve diğ. (2020)	Lübnan meşesinin günümüz ve potansiyel gelecek yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Doody ve diğ. (2023)	Plantasyon ormanlarında evapotranspirasyonun makine öğrenmesi ile incelenmesi	RF

Duan ve diğ. (2022)	Japon kızılçamı türünün dağılımına iklim faktörlerinin etkisinin modellenmesi	MaxEnt
Garzon ve diğ. (2006)	Habitat uygunluğunun makine öğrenmesi modelleriyle tahmin edilmesi	CART, RF, NNet
Luo ve diğ. (2021)	Orman çeşitliliğin potansiyel yönlendiricilerinin ve dağılımının makine öğrenmesi algoritmaları ile incelenmesi	OLSR, RF, XGBoost
Naderi ve diğ. (2022)	Orman ekosistemlerin makine öğrenmesi ve yapay zekâ kullanarak kablosuz spektrum paylaşımı	RF, SVM
Örücü (2019)	Phonexi Theophrasti'nin günümüz ve gelecek yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Örücü ve Akyol (2020)	İklim değişikliğinin Myrtus communis potansiyel dağılımına etkileri	MaxEnt
Örücü ve diğ. (2021)	Mor çiçekli orman gülünün günümüz ve gelecekteki iklim koşullarına göre makine öğrenmesi ile yayılışlarının tespiti	MaxEnt
Örücü ve diğ. (2023)	Gürgen yapraklı kayacık türünün yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Sarikaya ve Orucu (2021)	Arbutus andrachne potansiyel yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Sarikaya ve Sen (2020)	Pityogenes calcaratus'un Türkiye ormanlarındaki günümüz ve gelecek yayılışının belirlenmesi	MaxEnt
Şen ve diğ. (2020)	Carphoborus minimus türünün günümüz ve potansiyel gelecek yayılışının belirlenmesi	MaxEnt
Uzun ve Örücü (2020)	Adenocarpus complicatus (L.) türlerinin yayılımının makine öğrenmesi ile şimdiki ve gelecek projeksiyonunun tahmini	MaxEnt, PCA
Ximenes ve diğ. (2021)	Ekolojik bölgelerin Amazon ormanına karışım yerlerinin makine öğrenmesi kullanılarak haritalanması	SOMs, KMC
Yılmaz ve diğ. (2016)	Muscari latifolium endemik türünün yayılışını etkileyen faktörlerin belirlenmesi ve tür dağılım modelinin haritalanması	BRT
Zhao ve diğ. (2023)	Farklı orman türlerinin habitat uygunluğunun değerlendirilmesi	MaxEnt

Ek B

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

Kullanım Alanları: Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler

Tablo B.1. Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Firebanks-Quevedo ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi kullanarak ormancılık politikasında teşvikleri belirleme	SVM, RF, GBT
MacMillan ve diğ. (2022)	British Columbia'da orman yangını söndürme harcamalarının modellenmesi	RF, GBT
Rana ve Miller (2019)	Doğal kaynak politikalarının sosyal ve ekolojik etkilerinin makine öğrenmesi ile topluluk orman yönetimine ışık tutarak analizi	CART

Ek C

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

Kullanım Alanları: Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama

Tablo C.1. Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Ahmadi ve diğ. (2020)	Meşcere parametrelerinin uydu görüntüleri ve makine öğrenmesi teknikleri ile haritalandırılması ve karşılaştırılması	GLM, BART, KNN, SVM
Allen ve diğ. (2022)	Akdeniz ormanlarında LiDAR verileri ve derin öğrenme ile türlerin sınıflandırılması	CNN, DL
Arjasakusuma diğ. (2020)	Orman yüksekliği ve değişken seçiminin makine öğrenmesi ve LiDAR ve hiperspektral veri kullanılarak tahmin edilmesi	MARS, ET, SVM, XGB
Ataş ve Talay (2022)	Otomatik olarak ağaç sayma yazılımı geliştirilmesinde UAV görüntüleri ve makine öğrenmesi kullanımı	SVM, NB, MLP
Attarchi ve Gloaguen (2014)	Farklı makine öğrenmesi modellerinin karmaşık dağlık ormanların sınıflandırılmasında kullanımı	SVM, RF
Balestra ve diğ. (2021)	Orman kategorilerinin haritalanması makine öğrenmesi yaklaşımı	PCA, RF
Bolat ve diğ. (2023)	Ankara orman bölge müdürlüğünde ormanlarında envanterin belirlenmesi	ANN
Brigot ve diğ. (2019)	Ormanın dikey yapısının farklı uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanılarak elde edilmesi	NN, RF

Brovelli ve diğ. (2020)	Orman alanlarının deęişimin uzaktan algılama ve makine öğrenmesi kullanarak GEE ile sınıflandırılması ve izlenmesi	RF
Bulut (2023)	Makine öğrenmesi ile Akdeniz bölgesinde saf kızılçam meşcerelerinde toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	SVM, MLR
Bulut ve diğ. (2023)	Meşcere parametrelerinin uydu görüntüleri ve makine öğrenmesi teknikleri ile modellenmesi	MRL, SVM, DL
Caffaratti ve diğ. (2021)	Uzaktan algılama verilerinde ormanın tespitinde makine öğrenmesi algoritmalarının kullanılması	CNN, RF, SVM
Chen ve diğ. (2012)	Meşcere parametrelerinin farklı uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	SVM
Chen ve diğ. (2018)	Makine öğrenmesi ile Sentinel görüntüleri kullanarak orman toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	ANN, SVR, RF
Corte ve diğ. (2020)	Orman envanterinde UAV-LiDAR veri ve makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak tek ağaç parametrelerinin tahmin edilmesi	SVM, ANN, RF, XGBoost
Crisigiovanni ve diğ. (2021)	Tehlike altındaki ve istilacı türlerin makine öğrenmesi ve yüksek çözünürlüklü veri kullanarak belirlenmesi	ANN, RF
Csillik ve diğ. (2019)	Tropikal ormanlarda karbon stokunun izlenmesi	RF
D'Amico ve diğ. (2021)	Sentinel-2 Uydu görüntüsü kullanarak kavak plantasyonlarının derin öğrenme ile haritalanması	MLP, LR
Dai ve diğ. (2020)	Orman toprak üstü biokütlesinin haritalandırılmasının geliştirilmesinde makine öğrenmesinin kullanılması	RBFN, SVM, RF
Dai ve diğ. (2021)	Orman biokütlesinin deneme alanı seviyesinde tahmin edilmesinde makine öğrenmesinin kullanılması	SVM, RBFN, RF
Dang ve diğ. (2019)	Makine öğrenmesi regresyon algoritması kullanılarak orman toprak üstü biokütlenin hesaplanması	RF
dos Reis ve diğ. (2018)	Okaliptüsün göğüs yüzeyi alanı ve hacmin uzaktan algılama ve makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	MLR, RF, SVM, ANN

Dou ve diğ. (2018)	Orman karbon deęişiminin makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	ANN, SVM, ANFIS, GRNN, MLR
Doyle ve diğ. (2021)	Sulak alanlar ve tropikal ormanlarda ki kayıpların uzaktan algılama ve makine öğrenmesi ile belirlenmesi	RF
Dube ve diğ. (2014)	Plantasyon ormanlarında türler içinde ve arasında biokütlenin yüksek çözünürlüklü görüntü ve makine öğrenmesi algoritması ile tahmin edilmesi	SGB, RF
Eckhart ve diğ. (2019)	Yetiştirme ortamı koşullarına baęlı olarak meşcere verimliliğinin belirlenmesi	RF
Elmas (2021)	Ağaç türlerinin kabuklarının görüntülerinin CNN ile tanımlanması	CNN
Ercanlı (2020)	Göğüs yüzey çapı ve ağaç boyu arasındaki ilişkilerin tahmininde yenilikçi derin öğrenme yapay zeka uygulamaları	ANN
Ercanlı ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi algoritmalarının ormancılıkta biyolojik gerçekçilikte tahmine uyumluluęu konusunda ana zorluęu	ANN
Esmkhani ve diğ. (2022)	UAV görüntüleri kullanarak türlerin tanımlanması	CNN
Feraroda ve diğ. (2021)	Çoklu veri kaynakları kullanarak orman toprak üstü biokütlenin makine öğrenmesi algoritması ile tahmin edilmesi	RF
Firebanks-Quevedo ve diğ. (2022)	Ormancılık politikasındaki teşvikleri belirlemek için makine öğrenmesinin kullanılması	NLP
Furuya ve diğ. (2020)	Orman vejetasyonunun makine öğrenmesi metoduyla haritalanması	DT, RF, SVM, NB
Garcia-Gutiérrez ve diğ. (2015)	LiDAR verileri ve makine öğrenmesi kullanılarak meşcere parametrelerinin tahmin edilmesi	MLR, SVR, KNN
Ge ve diğ. (2022)	Uzaktan algılama verileri ile derin öğrenme kullanılarak orman yüksekliğinin haritalandırılması	CNN
Ghosh ve Behera (2018)	Tropikal ormanlarda toprak üstü biokütlenin C-bant SAR entegre çoklu sensor verileri ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak tahmin edilmesi	RF, SGB

Gleason ve Im (2012)	Makine öğrenmesi yaklaşımları kullanılarak orman biokütlesinin hava LiDAR verilerinden tahmin edilmesi	LMER, RF, SVR, Cubist
Görgens ve diğ. (2015)	Hızlı gelişen orman plantasyonlarında lazer tarayıcı metriklerinden meşcere parametrelerinin farklı makine öğrenmesi metotlarıyla tahmini	NN, SVR, RF
Grabska ve diğ. (2020)	Uydu görüntülerinden yararlanarak meşcere haritası üretiminde makine öğrenmesi algoritmalarının değerlendirilmesi	RF, SVM, XGB
Grondin ve diğ. (2022)	Ağaçların belirlenmesi ve çaplarının derin öğrenme ile tahmin edilmesi	CNN
Günlü ve Ercanlı. (2020)	Toprak üstü meşcere karbonunun tahmini	MLR, SVM, ANN
Hamidi ve diğ. (2021)	Örnek alan hacim artımının makine öğrenmesi yöntemi ile geliştirilmesi ve değişik yaşlı karışık ormanlara uygulanması	ANN, SVM, RF, NN
Hand ve diğ. (2019)	UAV verileri ve makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak mısırın toprak üstü biokütlesinin modellenmesi	MLR, SVM, ANN, RF
Hand ve diğ. (2021)	Torman toprak üstü biokütlenin uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi algoritmaları ile tahmin edilmesi	SVM, RF, BPN
Haq ve diğ. (2021)	Ormanlık alanların sınıflandırılması için uzaktan algılama görüntülerinde derin öğrenmesi tabanlı kontrollü sınıflandırma	DL
Hartley ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi ile orman tipi sınıflandırılması	RF

He ve diğ. (2022)	Farklı ölçeklerde Orman biokütlesinin makine öğrenmesi ile değerlendirilmesi	RF
Hirigoyen ve diğ. (2021)	Okaliptüs plantasyonlarında yaprak yüzey alanının yüksek çözünürlüklü görüntü ve LiDAR verileri ile makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak modellenmesi	ANN, RF, SVR
Hossain ve Halder (2022)	İklim değişikliğine bağlı olarak Orman alanlarının değişiminin makine öğrenmesi ile belirlenmesi	RF
Hu ve diğ. (2020)	Ormandaki servetin yersel veriler ve uzaktan algılama verilerinin birlikte makine öğrenmesiyle tahmin edilmesi	RF, SVR, MLR
Hu ve diğ. (2021)	Meşcere hacminin çoklu veri kaynakları kullanılarak tahmin edilmesi	RF, SVM, ANN
Huang ve diğ. (2022)	Çoklu makine öğrenmesi modellerinin uzaktan algılama verileri kullanılarak ormanlardaki servetin tahmin edilmesi	GBT, XGBoost, CatBoost
Huang ve diğ. (2023)	Orman yönetiminin yüzey sıcaklığına etkisinin çoklu istatistiksel yöntemler ile tahmin edilmesi	Bagging, RF, Boosting, SVR
Ishuaylas ve diğ. (2018)	Doğal ormanların haritalanmasında makine öğrenmesi algoritmalarının performans karşılaştırması	RF, SVM, KNN
Iverson ve diğ. (2004)	Vejetasyon haritalanmada makine öğrenmesi araçlarının kullanımı	RTA, RF, Bagging
İlkuçar ve diğ. (2018)	Mekanik özelliklere göre ağaç türlerinin yapay sinir ağları ile tahmini	ANN

Johnson ve Abdelfattah (2018)	Orman örtüsünün tanımlanmasında makine öğrenmesi modellerinin uygulanması	RF, LR, SGD, SVM
Júnior ve diğ. (2020)	Çap artımın makine öğrenmesi ile modellenmesi	ANN, SVR, RF
Júnior ve diğ. (2021)	Ağaç hacminin makine öğrenmesi ve regresyon modeli ile tahmin edilmesi	ANN, SVR
Kauffman ve diğ. (2016)	Meşcere yaşının bitki örtüsü değişiminin izlenmesi ve makine öğrenmesinin kullanılmasıyla otomatik olarak tahmin edilmesi	SVM, KNN
Kaya ve diğ. (2019)	Meşe yaprağının sınıflandırılması	EVM, ELM
Keleş ve diğ. (2021)	Sentinel-1 ve Sentinel-2 görüntülerinden toprak üstü karbonun belirlenmesi	MLR, SVM, ANN
Kim ve diğ. (2020)	Derin öğrenme tabanlı orman bitkilerinin otomatik sınıflandırma performansının değerlendirilmesi	CNN
Lapini ve diğ. (2020)	Orman sınıflandırmada makine öğrenmesi metotlarının karşılaştırılması	RF, ABC, KNN, SVM, QDA, FFNN
Lee ve diğ. (2018)	Deneme alanı ve LiDAR verileri ve makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak meşcere boyunun tahmin edilmesi	SVR, RT, RF
Li ve diğ. (2013)	Orman sınıflandırma ve değişim analizinde makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanımı	RF, SVM, DT
Li ve diğ. (2018)	Bambo ormanında toprak üstü biokütlenin MODIS yaprak alan indeksi (LAI) verileri ve makine öğrenmesi algoritması kullanılarak tahmin edilmesi	RF

Li ve diğ. (2019)	Makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak orman toprak üstü biokütlenin tahmine edilmesi	RF, XGBoost
Li ve diğ. (2020)	Orman yüksekliğinin makine öğrenmesi ve farklı uzaktan algılama verileri kullanılarak yüksek çözünürlüklü haritalandırılması	RF, DL
Li ve diğ. (2020)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanarak orman toprak üstü biokütlesinin tahmin edilmesi	LR, RF, XGBoost
Lidberg vd diğ.(2019)	Makine öğrenmesi kullanarak orman yönetiminin planlanması için yüksek çözünürlüklü sulak alan haritalandırılması	RF, SVM, ANN, NB
Liu ve diğ. (2020)	Orman örtüsü haritalamada non-parametrik makine öğrenmesi kullanımı	SVR, ANN, RF, GBT
Liu ve diğ. (2021)	Orman örtüsünün makine öğrenmesi metotlarıyla haritalanması	Bagging, RF, ABR, GBR, LightGBM, XGBoost, SG, LiR, RR, ELN, LSSR, MLP, DT, KNN
Lou ve diğ. (2022)	Orman ağaç tepe boyunun UAVSAR ve Makine öğrenmesi kullanılarak incelenmesi	PLSR, RF
Madhab ve diğ. (2020)	Vejetasyon yüksekliğinin Sentinel veri serisi ve makine öğrenmesi modelleri kullanılarak tahmin edilmesi	RF, SR
Mahdavi ve Aziz (2020)	Yarı kurak alanlarda orman tepe çatısının kapladığı alanların yersel ölçümler ve uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanarak tahmin edilmesi	RF

Miranda ve diğ. (2022)	Tek ağaçta ağaç boyunun genetik algoritma ve RF ile tahmin edilmesi	GA, RF
Moradi ve diğ. (2022)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanarak baltalık Meşe ormanlarında toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	ANN, KNN, RF, SVR
Mosin ve diğ. (2020)	Uzaktan algılama ve makine öğrenmesi kullanılarak ormancılık uygulamalarında ağaçların tanımlanması ve sınıflandırılması	RF, KNN, SVM
Naik ve Dalponte (2022)	Otomatik makine öğrenmesi ile uzaktan algılama verisi kullanarak orman toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	XGBoost, GLM, DRF, GBM, DNN
Narine ve diğ. (2019)	ICESat-2 ve LandSat ile entegre bir şekilde derin öğrenme ile birlikte kullanılarak orman toprak üstü biokütlenin haritalandırılması	DNN, RF
Nasiri ve diğ. (2022)	Orman tepe çatısının kapladığı alanların farklı uzaktan algılama verilerinin entegre edilerek makine öğrenmesi ile modellenmesi	RF, SVM, ENET, XGBoost
Neuville ve diğ. (2021)	UAV-LiDAR verisi ve makine öğrenmesi kullanılarak meşcere özelliklerinin tahmin edilmesi	HDBSCAN
Opelele ve diğ. (2020)	Uzaktan algılama kullanarak makine öğrenmesi algoritması ile orman toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	RF, SVR, MLR, KNN
Özçelik ve diğ. (2010)	Ağaç gövde hacminin ANN ile hesaplanması	ANN
Park ve diğ. (2021)	Orman kaybını etkileyen faktörlerin istatistiksel modeller ve makine öğrenmesi analizi	RF, OLS ve GWR Model???

Perera ve Jayakody (2015)	ve	Makine öğrenmesi ile (R ve Weka) orman örtüsü tipi tahmini	DT, KNN, NN, RF
Petrusevich (2020)		Baskın orman örtü tipi tahmininde makine öğrenmesi modellerinin kullanımı	RF, ETC, XGBoost
Pilaš ve diğ. (2020)	ve diğ.	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi yöntemleri ile kapalılığın haritalandırılması	OLS, PLS, RR, ENET, NNET, SVM, RF, GBM, XGBoost, Catboost
Pourshamsi ve diğ. (2018)	ve	Makine öğrenmesi yöntemini kullanarak farklı uzaktan algılama veri türlerini kullanarak tropikal ormanlarda ormanın boyunun tahmin edilmesi	SVM
Pourshamsi ve diğ. (2021)	ve	Tropikal ormanların ağaç yüksekliğinin SAR ve LiDAR entegre edilerek makine öğrenmesi kullanılarak tahmin edilmesi	RF, RoF, SVM
Prakash ve diğ. (2022)	ve diğ.	Çoklu SAR verileri ile Mangrove ormanlarında toprak üstü biokütlenin makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	GAM, RF, GBM, SVR
Rajbhandari ve diğ. (2019)	ve	Orman tipi haritalanmasında makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımı	RF, Boruta
Rana ve Miller (2019)		Doğal kaynak politikalarının sosyal-ekolojik etkilerini analiz etmek için makine öğrenmesi	CsT, CsF
Reddy ve diğ. (2020)	ve diğ.	Ormanlık alan değişiminin makine öğrenmesi kullanılarak belirlenmesi	SVM, NN
Sabancı ve diğ. (2016)	ve diğ.	Farklı orman tiplerinin makine öğrenmesi algoritmalarıyla sınıflandırılması	MLP, KNN, J48, NB, BN, KStar
Sahin ve diğ. (2023)	ve diğ.	Makine öğrenmesi teknikleriyle sapsız meşe meşcerelerinde ağaç boyu tahmini	ANN, DT, SVM, RF

Sakici ve Ozdemir (2018)	Yapay sinir ađları ile Karabük bölgesindeki karışık dođu kayını ve Kazdađı göknarı meşcerelerinde gövde profilinin belirlenmesi	ANN
Sanderman diđ. (2018)	Mangrove ormanlarında orman toprađı karbonunun haritalandırılması	RF
Saraliođlu ve Vatandaşlar (2022)	Farklı makine öğrenmesi metotları kullanılarak tarım ve orman baskın alanlarda arazi kullanımı/arazi örtüsü sınıflandırma	KNN, CNN
Serrano ve diđ. (2019)	Makine öğrenmesi ile toprak üstü biokütlenin yersel veriler kullanılarak haritalandırılması ve tahmin edilmesi	RF, SVM
Shang ve Chisholm (2013)	Makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları ve hiperspektral uzaktan algılama görüntüsü kullanılarak Avusturalya dođal orman türlerinin sınıflandırılması	SVM, ABC, RF
Shataee ve diđ. (2012)	Meşcere özelliklerinin makine öğrenmesi ve ASTER verileri kullanarak tahmin edilmesi	KNN, SVR, RF
Shen ve diđ. (2022)	Orman alan kayıp ve kazanımlarının makine öğrenmesi yöntemleri ile belirlenmesi	RF
Shen ve diđ. (2022)	Ađaç parametrelerinin LiDAR veri ve makine öğrenmesi teknikleri ile haritalandırılması ve karşılaştırılması	CNN
Silva ve diđ. (2017)	Tek ađaç hacminin ve seksiyonlarının hacminin LiDAR veri ve RF kullanarak tahmin edilmesi	RF
Singh ve diđ. (2022)	Kurumuş yapraklı ormanlarda biokütlenin uzaktan algılama tabanlı makine öğrenmesi kullanılarak tahmin edilmesi	GAMM, KNN, SVM, ANN, RF

Stojanove ve diğ. (2010)	LiDAR ve uydu görüntülerinin entegre bir şekilde makine öğrenmesi ile kullanılarak bitki örtüsünün boy ve kapladığı alanın tahmin edilmesi	Bagging, RF
Su ve diğ. (2020)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanarak orman toprak üstü biokütlesinin tahmin edilmesi	RF
Sun ve diğ. (2022)	Uzaktan algılama ve makine öğrenmesi kullanılarak orman biokütlesinin hesaplanması ve iklim faktörlerinin etkisi	RF, SVM, ANN
Tang ve diğ. (2022)	Orman toprak üstü biokütlenin çoklu uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak tahmin edilmesi	RF, GB, XGB, LightGBM, CatBoost, LR, KNN, MLP, RR, SVR
Tappayuthpijarn ve Vindevogel (2021)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi kullanarak orman toprak üstü biokütlesinin tahmin edilmesi	LR, XGBoost, CatBoost, FCN, CNN
Tavasoli ve Arefi (2021)	SAR ve optik verilerin toprak üstü biokütlenin haritalandırılmasında Makine öğrenmesi ile karşılaştırılması	RF
Tiwari ve Narine (2022)	Ağaç tepe boyunun makine öğrenmesi yöntemleri ve uzaktan algılama verileri kullanılarak haritalandırılması	RF
Torre-Tojal ve diğ. (2018)	Orman biokütlesinin LiDAR ve makine öğrenmesi kullanılarak tahmin edilmesi	MLR, RF, SVR
Uniyal ve diğ. (2022)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi yöntemleri şehir ormanlarında tutulan karbonun miktarının belirlenmesi	KNN, RF, SVM, XGBoost

Vafaei ve diğ. (2018)	Makine öğrenmesi ile birlikte uzaktan algılama veri kullanarak orman toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	RF, SVR, MPL NN, GPR
Varol ve diğ. (2018)	Makine öğrenmesi algoritmalarıyla karbon stokunun tahmin edilmesi	KNN, RF, RTA
Varvia ve diğ. (2019)	Meşcere parametrelerinin LiDAR veri ve makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	GPR, KNN
Vatandaşlar ve Zeybek (2021)	El tipi lazer tarayıcı verisinden orman envanteri parametrelerinin çıkarılması	RF
Wai ve diğ. (2022)	Toprak üstü biokütlenin iki farklı orman tipinde uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	RF, SGB
Wang ve diğ. (2022)	Çoklu uzaktan algılama verilerinin entegre bir şekilde makine öğrenmesi algoritmasıyla orman toprak üstü biokütlenin belirlenmesi	SLR, QRN, SVM, RF
Wu ve diğ. (2020)	İklim değişkenlerini kullanarak toprak üstü biokütlenin (AGB) makine öğrenmesi modellemesiyle tahmin edilmesi	ANN, SVM, GRNN, ANFIS, GMDH
Xi ve diğ. (2022)	Orman boyunun farklı uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi metotları ile haritalandırılması	RF, GBT
Yazdani ve diğ.(2020)	Meşcere parametrelerinin uzaktan algılama verileri ve farklı makine öğrenmesi yöntemleri ile haritalandırılması ve karşılaştırılması	KNN, SVM, ANN, MLR
Yoshii ve diğ.(2022)	Ağaç türlerinin makine öğrenmesi ile haritalandırılması	CNN
Yu ve diğ. (2023)	Karbon stokunun makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	MLPFFN

Zeybek Vatandaşlar (2021)	ve	El tipi lazer tarayıcı kullanarak bireysel ağaçtan orman envanter verisinin çıkarılması	RF
Zhang (2020)	ve diğ.	Uzaktan algılama verilerinde elde edilen veriler ile orman toprak üstü biokütlenin 8 farklı makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak tahmin edilmesi	MARS, SVR, RF, ERT, GBT, SGB, CatBoost, MLP
Zhang (2022)	ve diğ.	Meşcere yüksekliğinin makine öğrenmesi ve entegre farklı uzaktan algılama verileri kullanılarak haritalandırılması	KNN, SVR, RF, GBT, XGBoost, CatBoost
Zhang (2023)	ve Liu	Optik verilerden elde edilen zamansal verilerin makine öğrenmesi kullanılarak orman toprak üstü biokütlesinin tahmin edilmesi	XGBoost
Zhao (2011)	ve diğ.	Orman tepe yapısının LiDAR veri ve makine öğrenmesi kullanılarak karakterize edilmesi	SVM, GPR
Zhao (2019)	ve diğ.	Meşcere parametrelerinin tahmin edilmesi için makine öğrenmesi algoritmalarının karşılaştırılması	CART, SVM, ANN, RF
Nguyen (2022)	ve diğ.	Her dem yeşil geniş yapraklı ormanlarda makine öğrenmesi algoritmaları ile toprak üstü karbon stokunun belirlenmesi	RF, ANN, SVM, LiR

Ek D

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

Kullanım Alanları: Orman Operasyonları ve

Mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport)

Tablo D.1. Orman Operasyonları ve Mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport)

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Almeida ve diğ. (2022)	Otomatik makine öğrenmesi ile odun malzeme transportunun tahmini	CBR, DTR, KNN-R
Balasso ve diğ. (2022)	Yüksek kaliteli yapısal levhalar elde etmek için E. nitens ağaçları ve kütükler için bir ayırma metodolojisi geliştirme	DT
Becker ve Keefe (2022)	Ormancılık operasyonlarında akıllı telefon tabanlı etkinlik tanıma modelleme	RF
Bhatnagar ve diğ. (2022)	İHA görüntülerinden orman üretim işleri kaynaklı tekerlek izlerinin makine öğrenmesi ile haritalanması	CNN
Borz ve diğ. (2022)	GNSS data ve makine öğrenmesinin havai hat ile bölmeden çıkarmada operasyonel işlemlerin sınıflandırılması	MLPNNB
Buğday (2018)	Orman yol ağı uygunluk haritalama	ANFIS
Buğday (2022)	CBS tabanlı heyelan duyarlılık haritalama ve alternatif orman yol güzergahlarının değerlendirilmesi	LR, RF
Çalışkan ve Sevim (2022)	Ortofoto görüntülerden orman yollarının çıkarılması	CNN

Dalir ve diğ. (2022)	Orman yollarında yüzeysel akış oluşturma riskinin değerlendirilmesi	MLP
Eker ve Aydın (2014)	CBS tabanlı heyelan duyarlılık haritası üretme ve orman yolları ile etkileşimini belirleme	LR
Gonçalves ve diğ. (2021)	Mekanize odun üretiminin verimliliğinin makine öğrenmesi teknikleri ile tahmini	ANN, ANFIS
Heidari ve diğ. (2022)	Orman yollarındaki hasarların derin öğrenme ile tespiti	YOLO (CNN)
Holmström ve diğ. (2023)	Ağaç tomrukların bireysel olarak tanımlanması	CNN
Huang ve diğ. (2023)	Makine öğrenmesi algoritmaları ile dağlık yol ağının jeolojik tehlikelerden zarar görebilirliğinin konumsal olarak tahmini	SVM, RF, BPN
Jaafari ve diğ. (2021)	Orman yolu inşaat maliyetlerinin makine öğrenmesi ile modellenmesi	LR, MLP, SVM, IBL
Kamarulzaman ve diğ. (2022)	Orman üretim işlerinin etkilerinin İHA görüntülerinden makine öğrenmesi ile tespiti ve haritalanması	SVM, ANN
Kuck ve diğ. (2021)	Orman üretim işlerinin orman bozunumu açısından makine öğrenmesi teknikleriyle değerlendirilmesi	RF, ABR, MLP-ANN
Levers ve diğ. (2014)	Avrupa kıta ölçeğinde orman üretim yoğunluğuna etki eden yönlendiricilerin belirlenmesi	BRT
Li ve Lideskog (2021)	Üretim yapılan bir ormanlık alanda arazi üzerindeki objelerin gerçek zamanlı tespiti ve konumlandırılmasına yönelik sistem tasarımı	YOLO (CNN)
Lippitt ve diğ. (2008)	Karışık geniş yapraklı ormanda orman üretim işlerinin haritalanmasında makine öğrenmesi algoritmalarının karşılaştırılması	MLP, ART, SOM, CT
Melander ve diğ. (2020)	Orman hasat makinelerinin performans analizinde makine öğrenmesi kullanımı	KMC,

Munis ve diğ. (2022)	Okaliptüs ve çam plantasyonu ormanlık alanlarda hasat makinelerinin veriminin makine öğrenmesi algoritmaları ile belirlenmesi	ETR, RFR, DTR, CBR, GBR, ABR, ARD, KR, LİR, HR, RR, BR, TSR, LAR, LSSR, ELN, LLAR, OMP
Nguyen ve diğ. (2021)	LIDAR verilerinden makine öğrenmesi ile gövde yüzeylerindeki ahşap kusurlarını otomatik olarak karakterize etme	RF
Oyarzo ve diğ. (2022)	Orman üretim işlerinde verimliliğin tahmin edilmesi	LDA
Piragnolo ve diğ. (2021)	Makine öğrenmesi kullanılarak iki farklı strateji açısından orman üretimine uygun alanların belirlenmesi	RF, KNN
Polowy ve Molinska-Glura (2022)	Orman hasat makinasının performans analizinde veri madenciliği	PCA, KMC, LiR, LR
Salmivaara ve diğ. (2020)	Açık konumsal veriler, hidrolojik modelleme ve sensör teknolojisi kullanılarak orman trafik kabiliyetinin modellenmesi	KNN
Shabani ve diğ. (2020)	Meşcerelerin üretim işlemleri kaynaklı zarar görme duyarlılıklarının haritalanması	LR, BRT
Udali ve diğ. (2022)	İHA ve makine öğrenmesinin tıraşlama yapılan alanlarda orman kesim artıklarının sınıflandırma ve dağılımının belirlenmesinde kullanım potansiyelinin belirlenmesi	RF
Zhang ve Hu (2021)	Ortofoto görüntülerden orman yollarının çıkarılması	CNN

Zhao ve diğ. Sentinel-1 SAR görüntüleri zaman serilerinden
(2022) üretim yapılan alanların aylık olarak haritalanması

CNN (U-Net)

Ek E

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

Kullanım Alanları: Orman Sağlığı ve Koruma

Tablo E.1. Orman Sağlığı ve Koruma

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Achu ve diğ. (2021)	Orman tarım mozaik alanlarında yangın duyarlılığının makine öğrenmesi ile modellenmesi	ANN, GLM, MARS, NBC, KNN, SVM, RF, GBM, ABR, MaxEnt
Akıncı ve Akıncı (2023)	Manavgat orman işletme şefliği yangın duyarlılığının makine öğrenmesi tabanlı değerlendirilmesi	XGBoost, RF, GBM, ANN
Akyüz (2019)	Bursa Orman Bölge Müdürlüğünde yangın tehlikesinin modellenmesi ve haritalanması	MaxEnt
Atkins ve diğ. (2020)	Ilıman orman bozunumlarının tespiti ve çok boyutlu yapısal karakterizasyonu	RF
Bar ve diğ. (2023)	GEE platformunda makine öğrenmesi kullanarak Landsat-8 ve Sentinel-2 tabanlı orman yangını yanan alanların haritalanması	CART, RF, SVM
Bera ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi modelleri kullanılarak orman yangın duyarlılığının tahmini	SVM, RF, MARS
Bui ve diğ. (2018)	Yeni hibrit makine öğrenmesi metodu kullanarak CBS tabanlı tropikal orman yangın tehlikesinin tahmini	ANN-MBBP
Bui ve diğ. (2019)	Yeni makine öğrenmesi algoritması ile orman yangını tahmini	MARS

Campos-Vargas ve diğ. (2020)	İHA verisinden tropikal kurak ormanda ölü ağaç bileşenlerinin makine öğrenmesi ile tespiti	SVML, SVMP, SVMR, CIT, C45, GBM, AvNN, DNN, NNet
Chaubey ve diğ. (2020)	Makine öğrenmesi kullanılarak orman yangını tahmini	LiR, GBR, Bagging, RF, SVR, LR
Dampage ve diğ. (2022)	Kablosuz sensor ağları ve makine öğrenmesi kullanan orman yangın tespit sistemi	SVM, LR
Dimou ve diğ. (2023)	Makine öğrenmesi modeli ile karışık geniş yapraklı meşcerelerde rüzgâr devriği zararının tahmini	RF, LightGBM, GBC, ABC, RC, LDA, LR, NB, SVM, QDA
Dwiansnati ve Devianto (2021)	Orman yangın alanlarının makine öğrenmesi algoritması ile sınıflandırılması	NB, SVM, KNN
Elshevey ve Elsonbaty (2020)	Makine öğrenmesi teknikleriyle orman yangınlarının tespiti	LiR, RR, LSSR
Eslami ve diğ. (2021)	CBS tabanlı orman yangını duyarlılık değerlendirme	RF, LR, ANN
Fajardo ve diğ. (2022)	Patagonya ılıman yağmur ormanında orman bozunumunun makine öğrenmesi ile değerlendirilmesi	BRT
Fidanboy ve diğ. (2022)	Türkiye orman yangını risk haritasının derin öğrenmeye dayalı oluşturulması	CNN
Hamdi ve diğ. (2019)	Rüzgâr kaynaklı orman zararının yüksek çözünürlüklü uzaktan algılama verisinden derin öğrenme ile değerlendirilmesi	CNN
Hamilton ve diğ. (2021)	Hiperspektral görüntüden makine öğrenmesi ile orman yangını alan boyutunun haritalanması	SVM, CNN
Hart ve diğ. (2019)	Ormanlık alanlardaki rüzgâr hasarının makine öğrenmesi ile modellenmesi	ANN, RF, LR
Iban ve Şekertekin (2022)	Makine öğrenmesi tabanlı yangın duyarlılık haritalama	RF, GB, XGB, LR, SVM, ABC, LDA
Jahani ve Saffariha (2021)	Üretim yapılan Hyrcanian ormanlarında rüzgâr kaynaklı ağaç devriklerinin makine öğrenmesi ile modellenmesi	MLP, SVM, RBFN

Janiec ve Gadal (2020)	Orman yangını modellemede iki makine öğrenmesi sınıflayıcısının karşılaştırılması	RF, MaxEnt
Kalantar ve diğ. (2020)	Orman yangını duyarlılık tahmininde uzaktan algılama verisi ve makine öğrenmesi kullanımı	MARS, SVM, BRT
Kansal ve diğ. (2015)	Makine öğrenmesi tekniği kullanarak orman yangının algılanması	DT, LiR, GRNN, SVM
Kantarcıođlu ve diğ. (2023)	Türkiye’de orman yangın duyarlılığının değerlendirilmesinde ANN kullanımı	ANN
Kantarcıođlu ve diğ. (2023)	Türkiye’de orman yangın duyarlılığının yapay sinir ağlarıyla değerlendirilmesi	ANN
Kim ve diğ. (2018)	Sosyo-ekonomik ve çevresel faktörleri kullanarak orman yangını olasılığının çok zamanlı analizi	RF, MaxEnt
Kislov ve Korznikiv (2020)	Yüksek çözünürlüklü uydu görüntü ve derin öğrenme kullanarak rüzgâr devriklerinin otomatik tespiti	CNN
Knopp ve diğ. (2020)	Sentinel-2 verisi ile yanan alanın segmentasyonunda derin öğrenme yaklaşımı	CNN
Kriese ve diğ. (2022)	Derin öğrenme ile ormanlık alandaki rüzgâr kırıklarının otomatik tespiti	RF, CNN
Kukuk ve Kilimci (2021)	Orman yangını tespitinin kapsamlı analizi	SVM, RF, CNN
Kuruca ve diğ. (2018)	Yanmış orman alanlarının sınıflandırılması	SVM, RoF
Kuruca ve diğ. (2021)	Göktürk-2 verisinden yanan orman alanların haritalanması	RoF, SVM,
Lim ve diğ. (2018)	Orman böceklerinin sınıflandırılması için uygulama geliştirme	CNN

Lim ve diğ. (2022)	Nematod kaynaklı zarar görmüş ormanda ölü ağaçların İHA verilerinden derin öğrenme ile tespiti	CNN
Liu ve diğ. (2023)	1980'den 2020 yılına Çin'de bölgesel farklılıklara rağmen orman zararlıları azaldığının incelenmesi	RF
Maniatis ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi ve çok kriterli karar analizleri ile yangın risk olasılık haritalama	SVM
Mashadi ve Alganci (2021)	Orman yangın izi ve yanma derinliğinin uydu görüntülerinden makine öğrenmesi ile belirlenmesi	SVM, RF
Mittal ve diğ. (2016)	Orman yangını tespitinde farklı makine öğrenmesi tekniklerinin kullanımı	SVM, ANN, DT, FFNN
Mohajene ve diğ. (2021)	Akdeniz'deki bir alanda orman yangınlarının haritalanmasında makine öğrenmesi ve uzaktan algılama kullanımı	RF, SVM, MLP, CART
Moore ve Lin (2019)	Uzun dönemli verilerden makine öğrenmesi ile rüzgâr kaynaklı hasarın analizi	RF, GBT
Munro ve diğ. (2022)	Kabuk böceği salgın riskinin değerlendirilmesinde yeni bir yaklaşım olarak makine öğrenmesi metotlarının kullanımı	XGBoost
Negara ve diğ. (2019)	Denetimli makine öğrenmesi ile orman yangını tahmini	DT, BN
Nguyen ve diğ. (2023)	Orman yangın duyarlılık haritalamada hibrit makine öğrenmesi kullanımı	RF, ABR, Bagging, RS, LightGBM
Ostovar ve diğ. (2019)	Norveç ladini gövdelerindeki kök ve gövde çürüklüklerinin tespiti ve sınıflandırılması	CNN, SVM
Özkan ve diğ. (2008)	Orman yangını sınıflandırmada boosting algoritmalarının etkinliğinin değerlendirilmesi	ABC, LogitBoost, MLP, RTA

Pang ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi metotları ile orman yangını oluşumunun tahmini	ANN, RBFN, SVM, RF
Peng ve Wang (2022)	Derin öğrenme tabanlı otomatik yangın izleme sistemi	CNN
Pham ve diğ. (2020)	Orman yangını modelleme ve tahminde makine öğrenmesi metotlarının performans değerlendirilmesi	BN, MLR, NB, DT,
Piragnolo ve diğ. (2021)	Alpin çevresinde büyük ölçekli orman zararının uzaktan algılama, makine öğrenmesi ve Web-GIS ile değerlendirilmesi	SVM, RF, KNN
Pourghasemi ve diğ. (2020)	Orman yangın duyarlılık değerlendirmede farklı makine öğrenmesi tekniklerinin uygulanması	BRT, GLM, MDA
Qu ve Cui (2020)	Orman yangını tahmininde otomatik makine öğrenmesi çerçevesi	SVM, RF
Qui ve diğ. (2021)	Landsat zaman serileri ve makine öğrenmesi kullanarak orman yangını ve yangın sonrası vejetasyon gelişiminin incelenmesi	SVM, RF, SMLR
Ren ve diğ. (2022)	Otomatik makine öğrenmesi kullanılarak orman yangını zarar görebilirliğinin konumsal ve zamansal değerlendirilmesi	AutoML
Sani-Mohammad ve diğ. (2022)	Hava fotoğrafından derin öğrenme ile dikili ölü ağaçların tespiti	CNN
Sari (2022)	MaxEnt ile yangınların insan kaynaklı ve doğal nedenlerinin belirlenmesi	MaxEnt
Seddouki ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi kullanarak orman yangını duyarlılık haritalama	SVM, RF, XGB

Sevinç (2023)	Orman yangını risk zonlarının risk faktörleri verisi ile yapay zekâ kullanılarak haritalanması	KMC
Shabani ve diğ. (2023)	Kar fırtınası zararının aynı yaşlı olmayan geniş yapraklı ormanlarda makine öğrenmesi ile modellenmesi	RF, LR
Shao ve diğ. (2022)	Çin’de orman yangını riskinin makine öğrenmesi ile haritalanması	RF, SVM, MLP, GBR
Singh ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi kullanılarak NASA uydu veri setinden orman yangını tahmini	DTR, RFR, LR, GBC
Solórzano ve Kao (2022)	Makine öğrenmesi algoritmaları ve mevsimsel ve trend model bileşenlerini kullanarak orman zararlılarının tespiti	RF, SVM
Tariq ve diğ. (2022)	Orman yangını olaylarının makine öğrenmesi ile konumsal ve zamansal analizi	MaxEnt, RF
Tehrany ve diğ. (2019)	Tropikal orman yangını duyarlılık konumsal tahmin yaklaşımı	LogitBoost, RF, SVM, KLR
Tonbul ve diğ. (2022)	Orman yangını yanma derinliğinin modellenmesi	RF, RoF
Torun ve Altunel (2020)	Rüzgâr devriği zararı üzerine çevresel faktörlerin ve orman yönetiminin etkilerinin değerlendirilmesi	MaxEnt
Tutmez ve diğ. (2018)	Orman yangınlarının parametrik olmayan kümeleme ile haritalanması	KMC
Wang ve diğ. (2022)	Makine öğrenmesi tabanlı orman yangını dumanının uzaktan algılama ile tespiti	DT, SVM, NNNet

Yao ve diğ. (2018)	CALIPSO uydu verisi ve makine öğrenmesi ile orman yangın dumanının minimum yüksekliğinin tahmin edilmesi	RF
Yu ve diğ. (2020)	Tropikal orman bozulunun konumsal ve zamansal değerlendirilmesi	SVM
Zhang ve diğ. (2021)	Lekima tayfununun orman zararının makine öğrenmesi ile etki değerlendirmesi	RF
Zhang ve diğ. (2022)	Rammasun süper tayfunu kaynaklı orman hasarının giderilmesinde makine öğrenmesinin kullanımı	RF
Zheng ve diğ. (2022)	İHA tabanlı görüntüleri makine öğrenmesi ile işleyerek orman yangınlarının izlenmesi	BPN, SVC

Ek F

Ormancılıkta Makine Öğrenmesinin

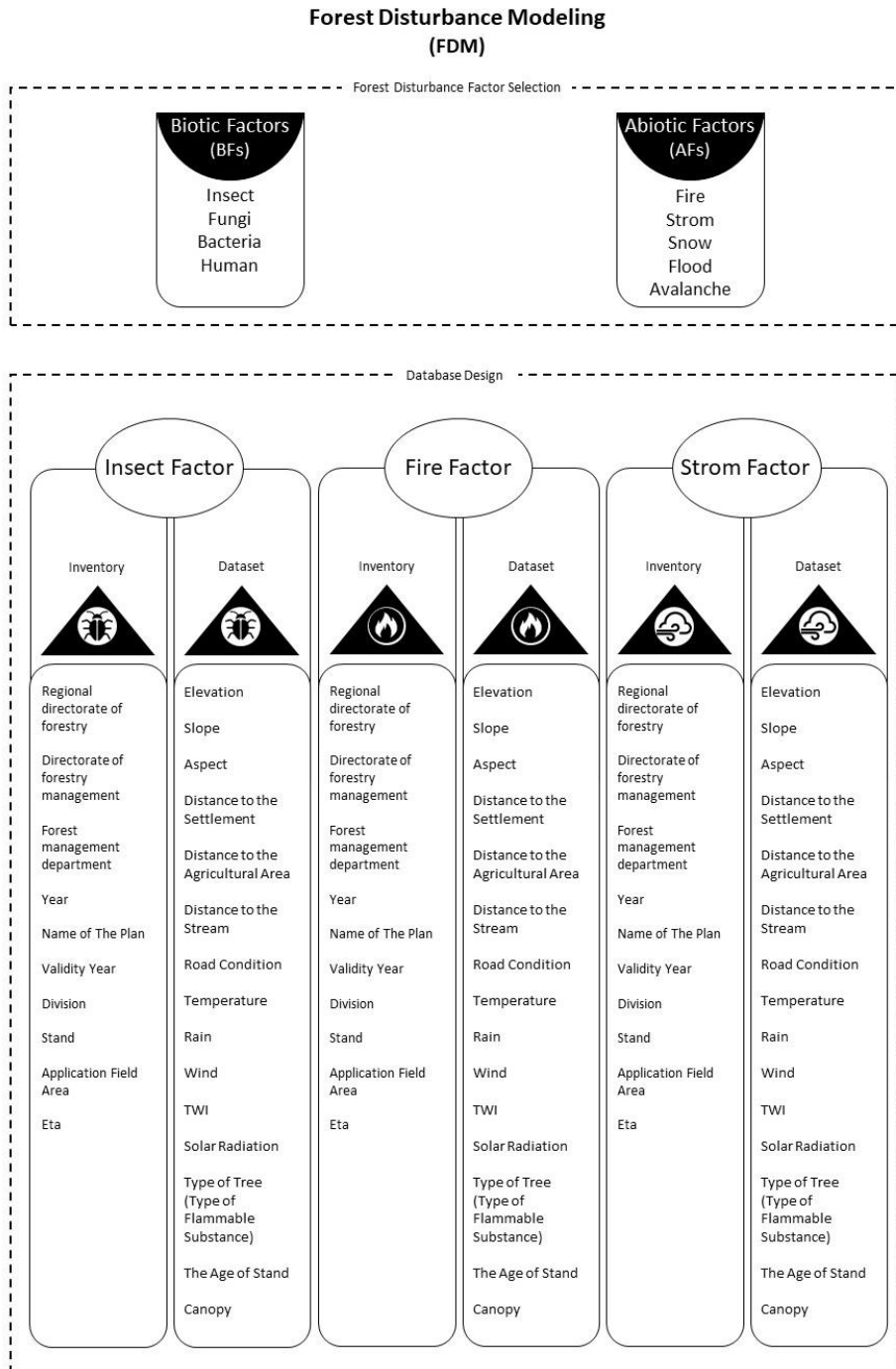
Kullanım Alanları: Orman Toprağı ve Hidrolojisi

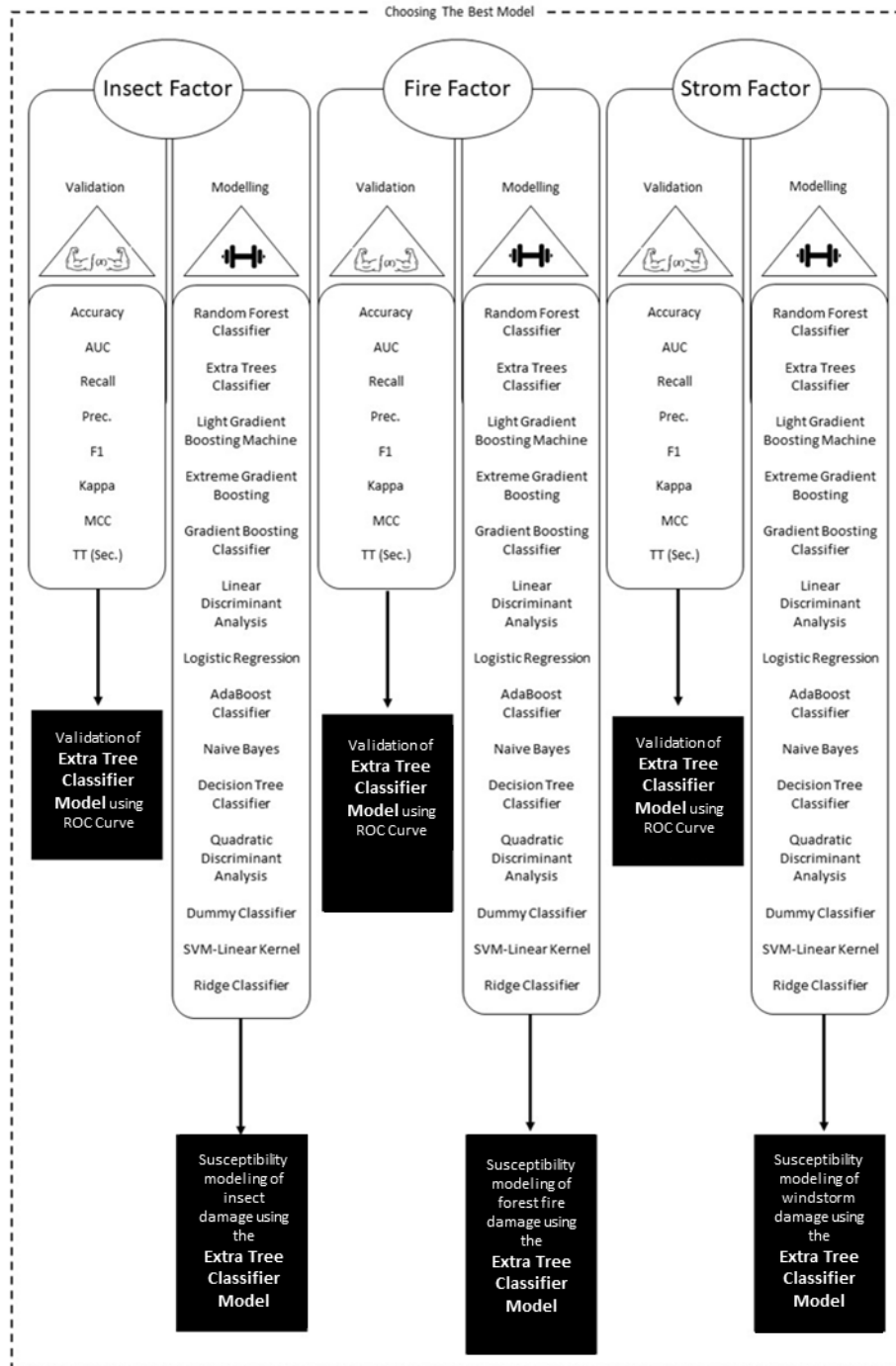
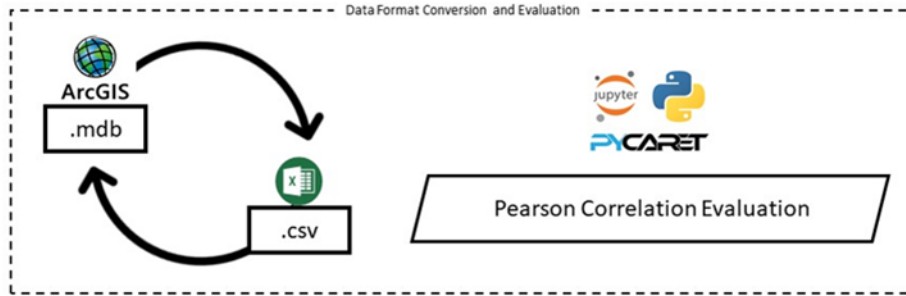
Tablo F.1. Orman Toprağı ve Hidrolojisi

Kaynakça	Kapsam	Makine Öğrenmesi Algoritmaları
Ågren ve diğ. (2021)	LIDAR tabanlı indisler ve makine öğrenmesi entegre ulusal ölçekte toprak nemi haritalama	ANN, NB, RF, SVM, XGBoost
De Oliveira ve diğ. (2021)	Makine öğrenmesi algoritmaları ile Atlantik ormanlarında toprak neminin modelleme	RF, SVM, avNN, WKNN
Joshi ve diğ. (2023)	Makine öğrenmesi yaklaşımı ile Akdeniz iklimi orman havzalarında toprak neminin mevsimsel tahmini	LightGBM
Pohjankukka ve diğ. (2016)	LIDAR tabanlı indisler ve makine öğrenmesi entegre ulusal ölçekte toprak nemi haritalama	MLP, KNN, RR
Senanayake ve diğ. (2021)	Havza ölçeğinde yüksek konumsal çözünürlüklü uzaktan algılama ve makine öğrenmesi entegre toprak nemi haritalama	RT, ANN, GPR
Vicentini (2021)	Plantasyon orman alanlarında toprak solunumunun zamansal değişkenliğini makine öğrenmesi ile modelleme	ANN, SVR, ANFIS, RF

Ek G

Materyal ve Yöntem: Çalışmanın İş Akış Planı





Susceptibility mapping - I



Susceptibility mapping of insect damage



Susceptibility mapping of fire damage



Susceptibility modeling of storm damage

Susceptibility mapping - II



Susceptibility modeling of multi damage

Özgeçmiş

Adı Soyadı: Kamber Can ALKIŞ
E-mail : Y200236003@ikcu.edu.tr

Eğitim:

2020–2023 İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi, Orman Müh. Bölümü (MSc.)
2015–2019 Karadeniz Teknik Üniversitesi, Harita Müh. Bölümü (BSc.)
2014–2018 Karadeniz Teknik Üniversitesi, Orman Müh. Bölümü (BSc.)
2010–2012 Dokuz Eylül Üniversitesi, Harita ve Kadastro Bölümü (ASc.)

İş Deneyimi:

2022 – 2022 Kuvvetli Müh. Orm. Peyz. Çev. Enerji İnş. San. Ve Tic. Ltd. Şti
Orman Mühendisi
2014 – 2014 KAD-TEM Müh. Müh. İnş. Oto. Turiz. Tic. Ve San. A.Ş
Şantiye Şefi
2013 – 2013 BTA Harita Müh. Emlak İnş. Tur. San. Tic. Ltd. Şti
Harita ve Kadastro Teknikeri

Yayınlar:

1. Eker, R. , Alkiş, K. C. , Uçar, Z. & Aydın, A. (2023). Ormancılıkta makine öğrenmesi kullanımı . Turkish Journal of Forestry , 24 (2) , 150-177 . DOI: 10.18182/tjf.1282768
2. Alkiş, K.C., Eker, R., Uçar, Z., Aydın, A., 2023, The use of PPK-integrated terrestrial photogrammetric system to model forest road., International Conference of COFE-FETEC, Northern Arizona University, USA.

3. Ucar, Z., Eker, R., Alkis, K.C., Karasin, Y., 2023, Positioning accuracy of smartphone in forested environment, International Conference of COFE-FETEC, Northern Arizona University, USA.

4. Alkiş, K.C. ve Ünver Okan, S., 2020, Web Tabanlı Bitki Bilgi Sistemi (BBS): Karadeniz Teknik Üniversitesi Kanuni Kampüs Örneği, Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, Cilt No:8, Sayı:1, 535-545, DOI: 10.29130/dubited.594972