

Ormanlıkta makine öğrenmesi kullanımı

Remzi Eker^{a,*}, Kamber Can Alkiş^b, Zennure Uçar^a, Abdurrahim Aydın^c

Özet: Gelişen teknolojiyle beraber diğer disiplinlerde olduğu gibi ormanlıkta da geleneksel uygulamaların daha ekonomik, etkin, hızlı ve kolay yapılabilmesi için yenilikçi yaklaşımların kullanımına talepler ve ihtiyaçlar artmaktadır. Özellikle son dönemde ortaya çıkan ormanlık bilişimi, hassas ormanlık, akıllı ormanlık, Ormanlık (Forestry) 4.0, iklim-akıllı ormanlık, sayısal ormanlık ve ormanlık büyük verisi gibi terimler ormanlık disiplinin gündeminde yer almaya başlamıştır. Bunların neticesinde de makine öğrenmesi ve son dönemde ortaya çıkan otomatik makine öğrenmesi (AutoML) gibi modern yaklaşımların ormanlıkta karar verme süreçlerine entegre edildiği akademik çalışmaların sayısında önemli artışlar gözlenmektedir. Bu çalışma, makine öğrenmesi algoritmalarının Türkçe dilinde anlaşılabilirliğini daha da artırmak, yaygınlaştırmak ve ilgilenen araştırmacılar için ormanlıkta kullanımına yönelik bir kaynak olarak değerlendirilmesi amacıyla ortaya konulmuştur. Böylece çeşitli ormanlık faaliyetlerinde makine öğrenmesinin hem geçmişten günümüze nasıl kullanıldığını hem de gelecekte kullanım potansiyelini ortaya koyan bir derleme makalesinin ulusal literatüre kazandırılması amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: AutoML, Büyük veri, Makine öğrenmesi, Ormanlık

Using Machine Learning in Forestry

Abstract: Advanced technology has increased demands and needs for innovative approaches to apply traditional methods more economically, effectively, fast and easily in forestry, as in other disciplines. Especially recently emerging terms such as forestry informatics, precision forestry, smart forestry, Forestry 4.0, climate-intelligent forestry, digital forestry and forestry big data have started to take place on the agenda of the forestry discipline. As a result, significant increases are observed in the number of academic studies in which modern approaches such as machine learning and recently emerged automatic machine learning (AutoML) are integrated into decision-making processes in forestry. This study aims to increase further the comprehensibility of machine learning algorithms in the Turkish language, to make them widespread, and be considered a resource for researchers interested in their use in forestry. Thus, it was aimed to bring a review article to the national literature that reveals both how machine learning has been used in various forestry activities from the past to the present and its potential for use in the future.

Keywords: AutoML, Big data, Machine learning, Forestry

1. Giriş

Teknolojide özellikle son yüzyılda meydana gelen küresel ölçekteki dönüşümle birlikte, veri (data) hacmi son 20 yılda daha önce görülmemiş şekilde artmıştır (Gao vd., 2022). Hatta, oluşturulan ve kopyalanan verilerin küresel hacmi son beş yılda yaklaşık dokuz kat artarken her iki yılda bir en az ikiye katlanmıştır (Chen vd., 2014). Mevcut verideki bu artışın sonucunda da “büyük veri (big data)” kavramı ortaya çıkmıştır (Fan vd., 2014). Büyük veri kavramı daha fazla çeşitlilik (variety), daha büyük hacim (volume) ve daha fazla hız (velocity) içeren veri olarak ifade edilmektedir. Burada çeşitlilik; verinin hem kaynağındaki hem de formatındaki farklılık, hacim; verinin toplanan, kaydedilen ve işlenen miktarı, hız ise verinin büyüme ve gelişmede talepleri karşılamadaki oluşturulma ve işlenme hızıdır (Lu vd., 2014). Ayrıca büyük veri artan şekilde ve sürekli olarak üretilirken, büyük veriyi daha fazla açıklamaya yönelik verinin üretilme, kullanılma, kaydedilme ve yayılma sıklığı (Kitchin ve McArdle, 2016) yanı sıra doğruluğu/gerçekliği (veracity) ve değeri (value) gibi kavramlar da ortaya çıkmıştır (Gao vd., 2022).

Bilgisayar teknolojisine dayalı hesaplama gücü oldukça kapsamlı gelişmeler göstermiş ve makine(nin) öğrenimi/öğrenmesi (machine learning) ve veri bilimi (data science) çağımızın önemli ve yoğun çalışılan alanlarından biri haline gelmiştir. Verilerden (ham veri= data veya işlenmiş veri = information) bilgi (knowledge) çıkarmakla ilgili olan makine öğrenmesi özellikle büyük veri üzerinde daha kısa sürede sonuç elde etmek için yaygın şekilde kullanılmaya başlanmıştır (Selvi vd., 2021). Dünyada milyarlarca insanı ve sanayinin geniş bir kesimini etkileyen günümüz teknolojisinin en başarılı ve geniş kapsamlı uygulama alanlarından biri olan yapay zekânın (artificial intelligence) bir alt dalı olan makine öğrenmesi insan etkileşimi olmaksızın özellikli görevlerin yerine getirilmesinde bilgisayar tabanlı hesaplamalar için çeşitli istatistik modeller ve algoritmalar kullanılmaktadır (Nandi ve Pal, 2022). Yine bu teknolojinin ortaya çıkışında insanlığın ilgisini fazlasıyla çeken ve gerek verinin depolanması ve işlenmesinde gerekse sayısal hesaplanmasında eşi görülmemiş bir kapasite sağlayan bilgisayar işlem kapasitelerindeki gelişmeler önemli rol oynamıştır. Çünkü insanlar bilgisayarların veriyi depolama ve işlemesi gibi

✉ ^a İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi, Orman Fakültesi, İzmir, Türkiye
^b İzmir Kâtip Çelebi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, Türkiye
^c Düzce Üniversitesi, Orman Fakültesi, Düzce, Türkiye

@ ^{*} **Corresponding author** (İletişim yazarı): remzi.eker@ikc.edu.tr

✓ **Received** (Geliş tarihi): 13.04.2023, **Accepted** (Kabul tarihi): 17.05.2023



Citation (Atf): Eker, R., Alkiş, K.C., Uçar, Z., Aydın, A., 2023. Ormanlıkta makine öğrenmesi kullanımı. Turkish Journal of Forestry, 24(2): 150-177.
DOI: [10.18182/tjf.1282768](https://doi.org/10.18182/tjf.1282768)

temel kabiliyetlerinin ötesinde neler yapabileceği konusuna da yoğun ölçüde ilgi duymuşlardır (Jiang, 2021). Buradaki temel kabiliyetlerin ötesi ifadesinden, özellikle bilgi teknolojileri temelinde çalışan bir makinenin, insanlara atfedilen özelliklerden akıl yürütme, anlama, karar verme, sonuç çıkartma, genelleme yapma ve geçmiş tecrübelerden yeni bilgiler elde etme gibi beceriler konusunda neler yapabileceği anlaşılabilir.

Makine öğrenmesi her ne kadar son dönemde önemli başarılarla ulaşmış ve çeşitli disiplinlerde uygulama alanları artmış olsa da, aslında bu başarı makine öğrenmesi 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 sıralanan görevleri gerçekleştirmesine bağlıdır (URL, 2023). Ancak insanın bulunduğu her sistemde olduğu gibi makine öğrenmesi sürecinde de insan hatasının oluşturduğu kritik sonuçlar söz konusu olabilmektedir. Çünkü insanların deneyimlerine bağlı olarak daha iyi veya kötü modeller oluşturması, önyargılarına bağlı olarak modellerde yanlılık hatalarının (bias) ortaya çıkması mümkündür (Özdemir ve Örsülü, 2019). Ayrıca bu görevlerin karmaşıklığı makine öğrenmesi uzmanı olmayan (yani makine öğrenmesi yöntemlerini herhangi bir alanda kullanmaya gereksinim duyan fakat makine öğrenmesi konusunda uzman olmayan) kişileri aşmaktadır. Çünkü makine öğrenmesi yöntemleri uygulanırken her aşamasında birçok araç ve teknik bulunduğundan bütün bu bilgiler arasında model uygulayıcıları kaybolabilmektedir. Makine öğrenmesi ile model inşa edilirken süreçteki insan hatalarının giderilmesi/en aza indirilmesi ve veri ön işleme, öznitelik seçimi, algoritma ve model seçimi, hiper-parametre optimizasyonu ve modelin değerlendirilmesi gibi zor ve çok zaman gerektiren görevlerin kullanıma hazır metotlar ile otomatik gerçekleştirilmesine talep ortaya çıkmıştır (Aghalarova ve Bozkurt Keser, 2022). Bunlar sonucunda da otomatik makine öğrenmesi (automatic machine learning, AutoML) geliştirilmiştir. Otomatik makine öğrenmesinin geliştirilmesinin sebebi 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 oluşturulmasının sağlanmasıdır (Bayraktar, 2022). Otomatik makine öğrenmesi, makine öğrenmesi literatürüne son yıllarda girmiş ve hızla endüstride uygulama bulmuştur. Özellikle 2015 sonrası başta olmak üzere 2020'lere geldiğinde akademi ve endüstride otomatik makine öğrenmesinin kullanımının arttığı görülmektedir (Şeker, 2020).

Ormanlık dünya genelinde önemli bir role sahip olup özellikle Kanada, Rusya, Brezilya, ABD, İsveç, Norveç, Finlandiya ve Yeni Zelanda gibi pek çok ülkede ana endüstri alanlarından biridir (Feng ve Audy, 2020). Ormanlık, 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 olarak Amerikan Ormanlık Derneği tarafından tanımlanmaktadır (Helms, 1998). Bir diğer ifadeyle kereste üretiminden, çok çeşitli ekosistem hizmetlerine değişen

birçok amaç doğrultusunda ormanları yönetme sanatı, bilimi ve işidir (Grebner vd., 2021). Gezegemizdeki en önemli ekosistemlerden biri olan ormanlık alanlarda gerçekleştirilen bütün ormanlık faaliyetlerindeki karar verme süreçlerinde bilgiye her daim ihtiyaç duyulmaktadır. Bununla birlikte özellikle son yıllarda çok daha fazla ve çok daha iyi/doğru/kaliteli veriye/bilgiye olan gereksinim/talep ise artarak devam etmektedir. Çünkü orman yönetimi, ekosistemin ekolojisine ve/veya orman işletmelerinin ekonomisine odaklanılarak, büyük miktarda veri ve çeşitli yönetim faaliyetlerini (ekolojik, ekonomik ve sosyal) içeren karmaşık bir sistemdir (Bettinger vd., 2016). İnsanoğlunun nüfusu artmaya devam ederken, besin güvenliği, iklim değişikliği, arazi tahribatı, biyoçeşitlilik kaybı, su kaynaklarındaki kıtlık ve ekosistem ve hizmetlerinin sürdürülebilirliği gibi birçok büyük sorunla uğraştığı (FAO ve ITPS, 2015), toplumsal değerlerin değiştiği ve internet/sosyal medya üzerinden fikir ve düşüncelerin çabucak ifade edilebildiği bir dünyada ormanlık (orman alanlarının planlanması ve yönetimi ihtiyaçları) her yıl daha fazla karmaşık ve zahmetli hale gelmektedir (Bettinger vd., 2016; Sonti, 2015). Her ne kadar görece olarak yavaş ilerlese de geleneksel ormanlık yaklaşımı, yeni teknolojiler, yeni yönetim yaklaşımları, yeni iş modelleri ve gelişmiş karar destek sistemleri ile yıllar içinde dönüşmektedir (Feng ve Audy, 2020). Özellikle bilişim teknolojilerinin (IT), küresel konumlama sistemi (GPS), coğrafi bilgi sistemleri (CBS) ve uzaktan algılama teknolojileri ile bütünleşik kullanımı hızla artmaktadır. Ortaya çıkan bu teknolojik gelişmelerle birlikte diğer pek çok alanda olduğu gibi ormanlıkta da bilişim teknolojileri ayrı bir öneme sahiptir. Çünkü gerek geleneksel uygulamaların daha ekonomik, etkin, hızlı ve kolay yapılabilmesi yanı sıra yeni yaklaşımların kullanımına yeni talep ve ihtiyaçlar, gerekse değişen dünyadaki ortaya çıkan sorunlara bağlı karşı karşıya kalınan zorunluluklar söz konusudur. Dolayısıyla görece olarak yeni olan ormanlık bilişimi (forestry informatization), hassas ormanlık (precision forestry), akıllı ormanlık (smart forestry), Ormanlık (Forestry) 4.0, iklim-akıllı ormanlık (climate-smart forestry), sayısal ormanlık (digital forestry) ve ormanlık büyük verisi (forestry big data) gibi terimlerin son dönemde ortaya çıktığı da gözlenmektedir (Taylor vd., 2002; Zou vd., 2019; Verkerk vd., 2020; Feng ve Audy, 2020; Gao vd., 2022).

Bu kavramlar içerisinde ormanlık büyük verisi her ne kadar açık şekilde tanımlanmamış olsa da ormanlığın ayrılmaz bir parçası olarak büyük veri teknolojisi kullanımına dayanmaktadır (Gao vd., 2022). Ormanlıkta kullanılan verilerin çarpıcı şekilde artan hız ve verimlilikte toplanması sonucu çok büyük veriler ortaya çıkmakta ve ormanlık büyük verisinden daha kısa sürede etkin şekilde sonuç almak için ormanlığın günümüz veri bilimi teknoloji ve teknikleriyle modernizasyonu söz konusu olmaktadır. Makine öğrenmesi bu teknoloji ve tekniklerden en önemlisi ve en sık kullanılanıdır. Makine öğrenmesinde ise günümüzde çok sayıda algoritma kullanılmaktadır. Bu çalışmada ise makine öğrenmesinin, özellikle son dönemde ortaya çıkan otomatik makine öğrenmesinin, ormanlıkta kullanımı bilimsel dergilerde yapılan çalışmalar derlenerek geçmiş ve güncel örnekleri ile birlikte gelecekteki potansiyeli tartışılmıştır.

2. Makine öğrenmesi tanımı, tarihçesi ve algoritmalar

Öğrenme, tıpkı zekâ (intelligence) gibi, o kadar geniş bir süreç yelpazesini kapsamaktadır ki, tam olarak tanımlaması bu nedenle zordur. Öğrenmenin sözlük tanımı, “eğitim veya deneyim yoluyla bilgi, anlayış veya beceri kazanmak” ve “deneyim yoluyla davranışsal bir eğilimin değiştirilmesi” şeklindedir. Makinelerle ilgili olarak ta, çok genel haliyle, bir makinenin yapısını, programını veya verilerini (girdilerine dayalı olarak veya dış bilgilere yanıt olarak) değiştirdiğinde, gelecekte beklenen performansını iyileştirecek şekilde öğrendiği söylenebilir (Nilson, 1996). Makine öğrenmesi genellikle yapay zekâ ile ilişkili görevleri gerçekleştiren sistemlerdeki değişiklikler olup, buradaki görevler genel hatlarıyla tanıma (recognition), teşhis (diagnosis), planlama (planning), robot kontrolü (robot control), tahmin (prediction) vb. içerirken, değişiklikler ise hâlihazırda çalışmakta olan sistemlerde yapılan iyileştirmeler veya yeni sistemlerin başlangıcından sentezlenmesi olabilmektedir (Nilson, 1996). Bu kapsamda ilk başlarda özellikle bilgisayar teknolojisindeki hesaplama ve veri depolama kapasitesindeki etkileyici gelişmelerle birlikte insan zekâsı gerektiren karmaşık görevlerin (örneğin, satranç gibi zekâ/strateji oyunları oynayabilme, insanların konuşmalarını yazıya dökme ve anlama, metin belgelerini diller arası çevirebilme veya otonom olarak araba kullanabilme gibi) yerine getirilip getirilemeyeceği konusunda, bilgisayara belirli koşullar altında belirli eylemleri gerçekleştirebilmesi için çok sayıda “eğer-öyleyse-değilse (if-then-else) yapısı” içeren çok büyük bir program yazılabileceğine inanılıyordu (Jiang, 2021). Burada bahsedilen “eğer-öyleyse-değilse” yapısı çoğunlukla kurallar (rules) olarak tanımlanmaktadır. Bununla birlikte son dönem ortaya çıkan yapay zekâ teknikleri ise bu geleneksel yaklaşıma alternatif ve yeniden sentezlenmiş bir sistem yaklaşımıdır. Yapay zekâ sistemlerinde kurallar ise bütünlük olarak bir kural tabanı olarak tanımlanmaktadır, çünkü insan uzmanların (human-experts) bilgisine dayalı olarak oluşturulurlar (Jiang, 2021). Burada mantık (logic) ve grafikler (graphs) gibi matematiksel/istatistiksel araçlar bilgi temsili için kullanılmaktadır. Bilgi tabanı oluşturulduktan sonra her bir gözlem için karar vermek amacıyla bilgi tabanındaki tüm kuralları keşfetmek için bazı iyi bilinen arama stratejileri kullanımı gerekli olabilmektedir. Bu yöntemlere genel olarak sembolik yaklaşımlar denilmektedir (Russel ve Norvig, 2010). Yapay zekâ yaklaşımlarında ilk başlarda sembolik yaklaşımlar, matematiksel olarak sağlam çıkarım algoritmaları şeffaf karar verme sürecinde yüksek oranda açıklanabilir sonuçlar elde etmek için kullanılabildiği için baskındır. Özellikle 1970 ve 1980’lerde popüler olan uzman sistemler bunlara örnek olarak verilebilir (Jackson, 1990). Kural tabanlı sembolik yaklaşımlarda başarının anahtarı kural tabanındaki gerekli bütün kuralların nasıl oluşturulduğuna bağlı olmaktadır. Ancak ne yazık ki bu gerçekçi bir görev için aşılmaz bir engel haline gelmiştir. Çünkü her şeyden önce iyi formüle edilmiş bazı kurallar kullanarak insan bilgisini açık şekilde ifade etmek kolay olmamaktadır. Hem bilgi tabanındaki kural sayısı arttıkça sürdürmek imkânsız hale gelmekte, hem de belirli bir kuralda değişiklik yapılmak istendiğinde bu değişiklik tanımlanması kolay olmayan diğer birçok kuralı da etkileyebilmektedir. Kural tabanlı sembolik sistemler kısmi bilgiye dayalı olarak nasıl karar verileceğini bilemez ve genellikle karar verme sürecinde belirsizliği yönetmekte başarısız olurlar. Bu

sorunun çözümü alternatif bir yaklaşım olarak bilgisayarların herhangi bir yapay zekâ görevindeki becerilerini deneyim yoluyla geliştirebilecekleri öğrenme algoritmalarının tasarımı olduğu söylenebilir (Mitchell, 1997). Buradaki makinenin deneyim kazanma süreci sözde “eğitim verisi (training data)” ile öğrenme algoritmasının beslenmesidir ki, bu öğrenme algoritmalarının tasarımı biyolojik olarak ilham alınmış öğrenme makinelerinden (Rosenblatt, 1958; Rumelhart vd., 1986a; 1986b) olasılık tabanlı istatistiksel öğrenme yöntemlerine (Richard vd., 1973; Baker, 1975; Jelinek vd., 1975; Brown vd., 1988) kadar değişen çeşitli stratejileri kapsamaktadır (Jiang, 2021). Özellikle 1980’lerden itibaren, otomatik öğrenme algoritmalarının incelenmesi, yapay zekâda makine öğrenmesi adı altında hızla önem kazanan bir alt alan olarak ortaya çıkmıştır. Bilgiye dayalı sembolik yaklaşımların aksine, veriye dayalı makine öğrenmesi algoritmaları, açık bir programlamaya sahip olmayan kararlar almak için bazı matematiksel modeller oluşturmak üzere eğitim verilerinden otomatik olarak nasıl yararlanılacağına daha fazla odaklanmaktadır. Makine öğrenmesi algoritmaları sayesinde bir yapay zekâ sisteminin tasarımındaki ana yük son derece zorlu olan manuel bilgi temsili görevinden nispeten daha uygulanabilir bir veri toplama yöntemine doğru gelişmiştir. Özellikle konuşma tanıma (Baker, 1975; Jelinek vd., 1975) ve diller arası makine çevirisi (Brown vd., 1988) 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 (Kong vd., 2007; Mackowiak vd., 2015), biyokimya (Richardson vd., 2016; Wildenhain vd., 2015), tıp (Kang vd., 2015; Asadi vd., 2014; Zhang vd., 2017), meteoroloji (Cramer vd., 2017; Rhee ve Im 2017; Aybar-Ruiz vd., 2016), ekonomi (Barboza vd., 2017; Zhao vd., 2017; Bohanec vd., 2017), robotik (Takahashi vd., 2017; Gastaldo vd., 2015), su ürünleri yetiştiriciliği (López-Cortés vd., 2017; Zhou vd., 2018), gıda güvenliği (Fragini vd., 2018; Maione ve Barbosa, 2018), klimatoloji (Fang vd., 2017) ve ziraat bilimleri (Liakos vd., 2018) şeklinde örneklenebilir.

Makine öğrenmesinin tarihsel olarak gelişiminden bahsetmek, pek çok kimse tarafından çok yeni bir konu olduğu yanılgısı bulunduğu için önemlidir. Çünkü makine öğrenmesinin kökleri 1950’lere kadar uzanmaktadır (Nandi ve Pal, 2022). Makine öğrenmesinin zaman içerisindeki gelişimi Şekil 1’de gösterilmektedir. Nandi ve Pal (2022) tarafından ortaya konulan makine öğrenmesi tarihsel gelişimi şu şekilde özetlenmektedir: “...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 (Marvin ve Seymour, 1969), 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 evrişimli 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...".

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 (Nassif vd., 2019). Başarılı bir makine öğrenmesi sürecindeki önemli işlem adımları aşağıdaki gibi özetlenebilir (Şekil 2 ve Şekil 3) (Murty ve Avinash, 2023).

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 (Murty ve Avinash, 2023). 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 (Jiang, 2021).

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 (Jiang, 2021). Tipik olarak veri toplamada karşılaşılan üç farklı zorluk vardır (Murty ve Avinash, 2023). 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.)

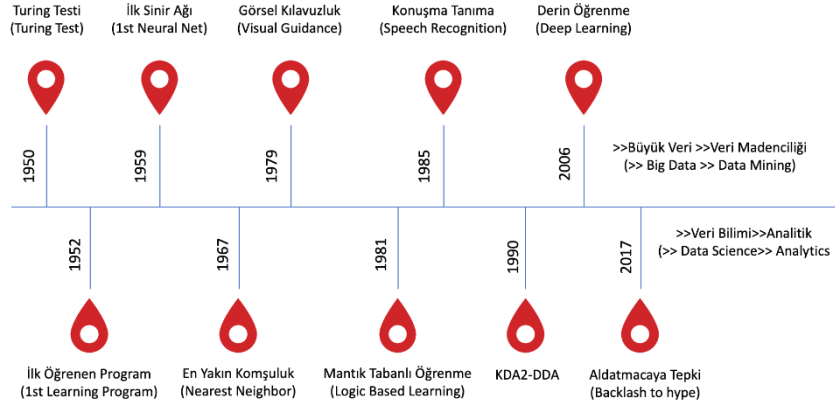
3. *Model Seçimi (Model selection)*; veri türlerine ve ilgili alan bilgisine bağlıdır. Bazı veri türleri için makine öğrenmesi modellerinin yalnızca bir alt kümesi kullanılabilir (Murty ve Avinash, 2023). Örneğin, bazı özellikler sayısal ve diğerleri kategorik ise, algılayıcılara ve destek vektör makinelerine (SVM) dayalı sınıflandırıcılar uygun değildir, oysa Bayes sınıflandırıcısı ve karar ağacı tabanlı sınıflandırıcılar bu tür verilerle başa çıkmak için ideal olabilmektedir.

4. *Model tahmini/eğitimi (Model estimation/training)*; eğitim verilerinin çıkarılan özellik temsillerinden bazı matematiksel modeller oluşturmak için bir öğrenme algoritması seçimi yapılmaktadır (Jiang, 2021). 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 (Murty ve Avinash, 2023). Son yıllarda makine öğrenmesi alanındaki gelişmeler, hangi öğrenme algoritmalarının kullanılacağı ve hangi modellerin oluşturulacağı konusunda bize çok çeşitli seçenekler sağlamaktadır.

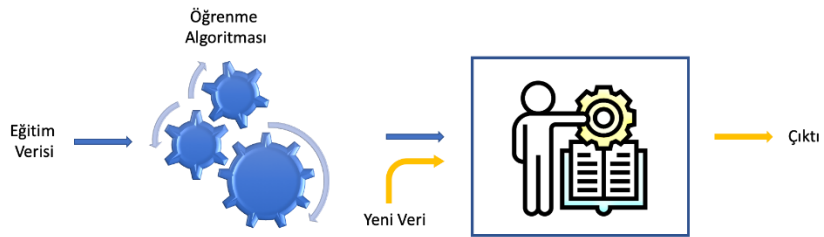
5. *Model değerlendirme/doğrulama (Model evaluation/validation)*; bu adım doğrulama verileri (validation data) adı verilen özel olarak tahsis edilmiş bir veri gerektirmektedir. Çünkü makine öğrenmesi modelinin eğitim verileri üzerinde iyi çalışması, bir diğer ifadeyle modelin iyi eğitilmiş olması mümkündür. Ancak, model doğrulama verilerinde iyi çalışmayabilir. Böyle bir durumda makine öğrenmesi modelinin eğitim verileriyle aşırı uyumlu (overfitting) olduğu anlaşılmaktadır (Murty ve Avinash, 2023).

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 anlaşılabilir bir davranış ortaya çıkarması neticesinde ise açıklanabilir (explainable) yapay zekâyâ olan ihtiyaç ortaya çıkmıştır (Murty ve Avinash, 2023).

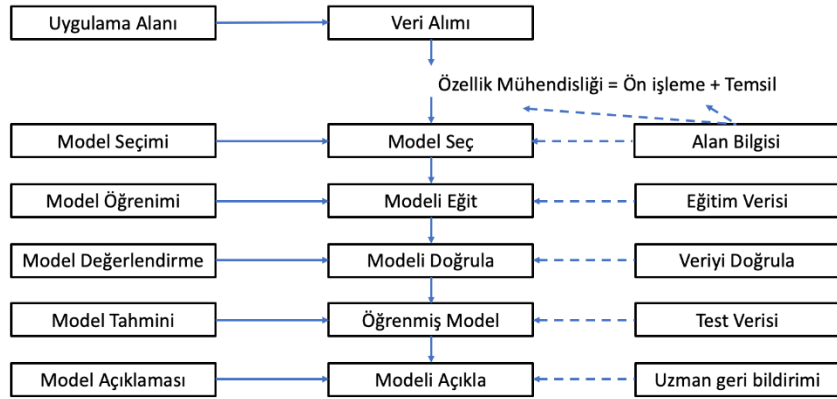
Makine öğrenmesi algoritmaları temel olarak 3 ayrı kategoriye ayrılmaktadır (Smolyakov, 2023): i) denetimli/kontrollü öğrenme (supervised learning), ii) denetimsiz/kontrolsüz öğrenme (unsupervised learning) ve iii) derin öğrenme (deep learning). Bunlara ek olarak yarı-denetimli öğrenme (semi-supervised learning) ve takviyeli/pekiştirmeli öğrenme (reinforcement learning) kategorileri de bulunmaktadır (Nandi ve Pal, 2022). Makine öğrenmesi algoritmalarına ait kategoriler Şekil 4'de verilmektedir.



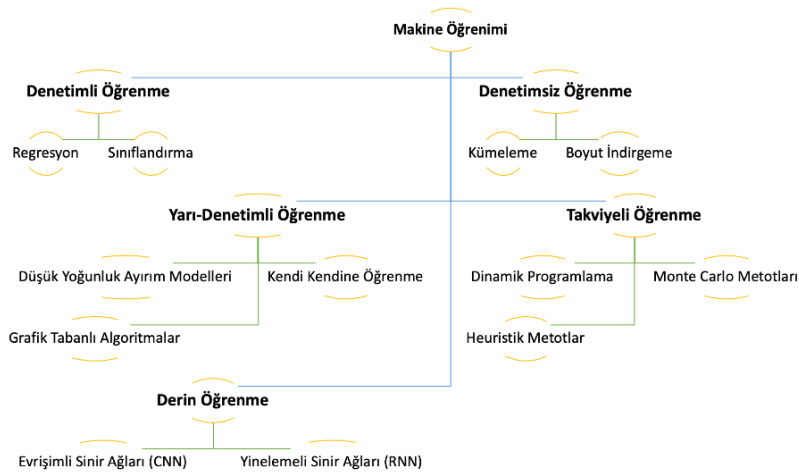
Şekil 1. Makine öğrenmesinin zamansal gelişimi (Nandi ve Pal, 2022'den uyarlanmıştır).



Şekil 2. Makine öğrenmesi şematik gösterimi (Nassif vd., 2019'dan uyarlanmıştır).



Şekil 3. Bir makine öğrenmesi sistemi oluşturma sürecinin önemli adımları (Murty ve Avinash, 2023'den uyarlanmıştır)



Şekil 4. Makine öğrenmesi kategorileri (Nassif vd., 2019'dan uyarlanmıştır).

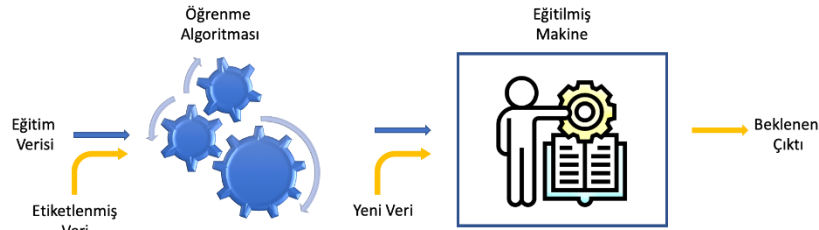
Denetimli öğrenmede makine verilen n adet girdi-çıkı çiftlerinden oluşan bir $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ öğrenme veri seti içerisinde x girdilerinden karşılık gelen y çıktılarını öğrenme görevini gerçekleştirmektedir. Buradaki çıktılar makine öğrenmesinde etiket (label) olarak tanımlanmaktadır ve denetmen (supervisor), algoritmaya ilgili girdi ve karşılık gelen doğru tahmin edilmesi gereken çıktının tanıtılmasına hizmet etmektedir. Denetimli öğrenme şematik olarak Şekil 5'te 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.

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 $D = \{(x_1), \dots, (x_n)\}$

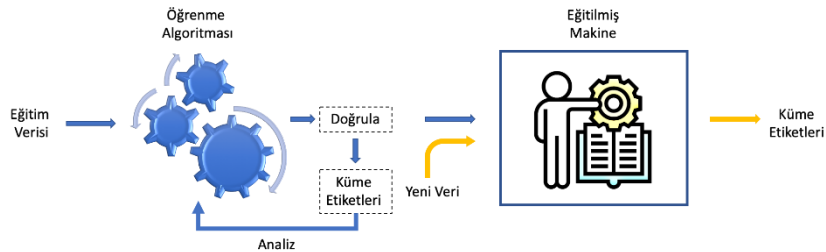
öğrenme veri seti kullanılmaktadır. Denetimsiz öğrenmeye verilebilecek en temel örneklerden birisi olarak veri içindeki kümelenmenin bulunması verilebilir. Denetimsiz öğrenme şematik olarak Şekil 6'da gösterilmektedir.

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 7'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.

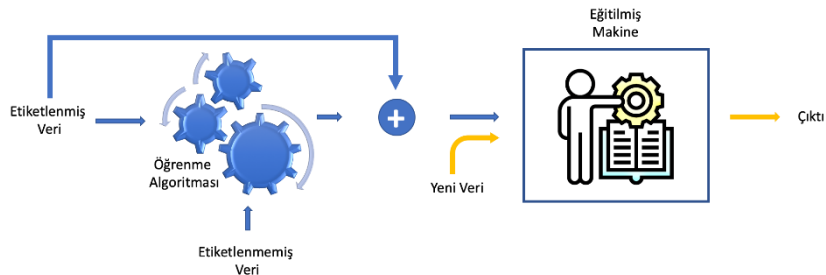
Makine öğrenmesi algoritmalarındaki en yeni ve önemli sınıf olan derin öğrenmenin ismi, beraberinde bir hesaplama grafiği oluşturulan çok sayıda hesaplama katmanları yığını içerisinde gelmektedir. Bu grafiğin derinliği sıralı hesaplamayı ve genişliği paralel hesaplamayı ifade eder. Derin öğrenme modelleri, 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 Çizelge 1'de listelenmiştir.



Şekil 5. Denetimli öğrenme (Nassif vd., 2019'dan uyarlanmıştır).



Şekil 6. Denetimsiz öğrenme (Nassif vd., 2019'dan uyarlanmıştır).



Şekil 7. Yarı-denetimli öğrenme (Nassif vd., 2019'dan uyarlanmıştır).

Çizelge 1. Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmalar

	Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma		Algoritma Adı (İngilizce)	Kısaltma
1	AdaBoost classifier	ABC	63	k-nearest neighbour regressor	KNN-R
2	AdaBoost regressor	ABR	64	Kernel logistic regression	KLR
3	Adaptive resonance theory neural network	ART	65	Kernel ridge	KR
4	Adaptive-neuro fuzzy inference systems	ANFIS	66	Kstar	Kstar
5	Artificial neural network	ANN	67	Lasso least angle regression	LLAR
6	Automatic machine learning	AutoML	68	Lasso regression	LSSR
7	Automatic relevance determination	ARD	69	Learning vector quantization	LVQ
8	Average neural network	avNN	70	Least angle regression	LAR
9	Back-propagation network	BPN	71	Least squares-support vector machine	LS-SVM
10	Bagging	Bagging	72	Light gradient boosting machine	LightGBM
11	Bayesian belief network	BBN	73	Linear discriminant analysis	LDA
12	Bayesian network	BN	74	Linear mixed effects regression	LMER
13	Bayesian ridge	BR	75	Linear regression	LIR
14	Boosted regression tree	BRT	76	Locally weighted learning	LWL
15	Bootstrap aggregating	Bagging	77	Logistic regression	LR
16	Boruta	Boruta	78	LogitBoost	LogitBoost
17	C4.5-like trees	C45	79	Maximum entropy	MaxEnt
18	C5.0 decision tree	C50	80	Mini-batch back propagation	MBBP
19	Casual forest	CsF	81	Mixture discriminant analysis	MDA
20	Casual tree	CsT	82	Mixture of gaussians	MOG
21	CatBoost	CatBoost	83	MLP feed forward neural network	MLPFFN
22	CatBoost regressor	CBR	84	MLP neural network with BP	MLPNNB
23	Chi-square automatic interaction detector	CHAID	85	Multi-layer perceptron	MLP
24	Classification and regression trees	CART	86	Multi-layer perceptron regressor	MLP-R
25	Classification trees	CT	87	Multiple linear regression	MLR
26	Concordance index	C-index	88	Multivariate adaptive regression splines	MARS
27	Conditional inference tree	CIT	89	Naive bayes	NB
28	Convolutional neural networks	CNNs	90	Naive bayesian classifier	NBC
29	Counter propagation	CP	91	Neural nest	NN
30	Cubist	Cubist	92	Neural network	NNet
31	Decision tree	DT	93	Ordinary least squares regression	OLSR
32	Decision tree regressor	DTR	94	Orthogonal matching pursuit	OMP
33	Deep belief network	DBN	95	Partial least squares regression	PLSR
34	Deep Boltzmann machine	DBM	96	Passive-Aggressive regressor	PAR
35	Deep neural network	DNN	97	Principle component analysis	PCA
36	Dummy regressor	DR	98	Quadratic Discriminant Analysis	QDA
37	Elastic net	ELN	99	Quasi-recurrent neural networks	QRN
38	Ensemble neural networks	ENNs	100	Radial basis function networks	RBFN
39	Expectation maximisation	EM	101	Random forest	RF
40	Extra tree classifier	ETC	102	Random forest regressor	RFR
41	Extra tree regressor	ETR	103	Random sample consensus	RSC
42	Extreme gradient boosting	XGBoost	104	Randon subspace	RS
43	Extreme learning machines	ELMs	105	Regression tree analysis	RTA
44	Extremely randomized trees	ERT	106	Ridge classifier	RC
45	Feed forward neural network	FFNN	107	Ridge regression	RR
46	fully connected neural nets	FCN	108	Rotation forest	RoF
47	Gaussian naive bayes	GNB	109	Self adaptive evolutionary-ELM	SaE-ELM
48	Gaussian process tree	GPR	110	Self-organising maps	SOMs
49	Generalized additive mixed model	GAMM	111	Stacked ensemble	SE
50	Generalized additive model	GAM	112	Stacked generalization	SG
51	Generalized linear model	GLM	113	Stepwise multiple linear regression	SMLR
52	Generalized regression neural networks	GRNN	114	Stochastic gradient boosting	SGB
53	Gradient boosting classifier	GBC	115	Stochastic gradient descent	SGD
54	Gradient boosting machines	GBM	116	Successive projection algorithm-SVM	SPA-SVM
55	Gradient boosting regressor	GBR	117	Supervised kohonen networks	SKNs
56	Gradient boosting trees	GBT	118	Support vector regression	SVR
57	Group method of data handling	GMDH	119	SVM with Linear kernel	SVML
58	Huber regressor	HR	120	SVM with polynomial kernel	SVMP
59	Instance-based learning	IBL	121	SVM with radial kernel	SVMR
60	J48	J48	122	Symbolic regression	SR
61	K-means clustering	KMC	123	TheilSen regressor	TSR
62	k-nearest neighbour	KNN	124	Weighted k-nearest neighbour	WKNN

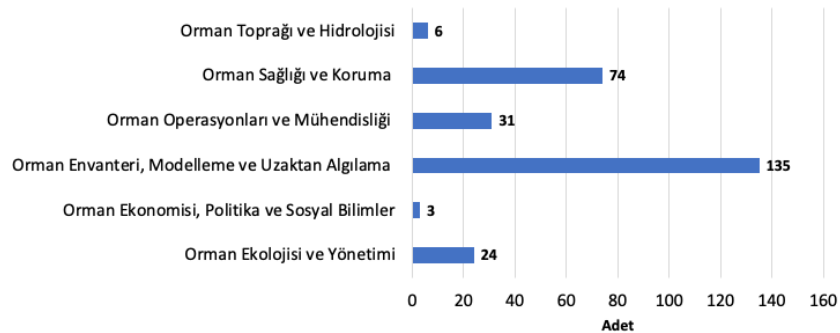
3. Ormancılıkta makine öğrenmesinin kullanım alanları

Ormancılığın pek çok alanında makine öğrenmesi geçmişten günümüze artan şekilde uygulanmaktadır. Ancak literatürde bu konuda özellikle Türkçe dilinde bir derleme çalışma olmadığı gözlenmiştir. Bu nedenle bu çalışma kapsamında başta makine öğrenmesi olmak üzere özellikle son dönemde ortaya çıkan otomatik makine öğrenmesinin ormancılıkta kullanımı araştırılmak üzere literatürden erişilebilen konuyla ilgili araştırma makaleleri incelenmiştir. Erişilen makaleler ormancılık araştırma konularına göre derlenmiştir. Bu kapsamda ormancılık araştırma ve uygulama konularına yönelik toplamda 6 kategori olarak dikkate alınmıştır. Bunlar;

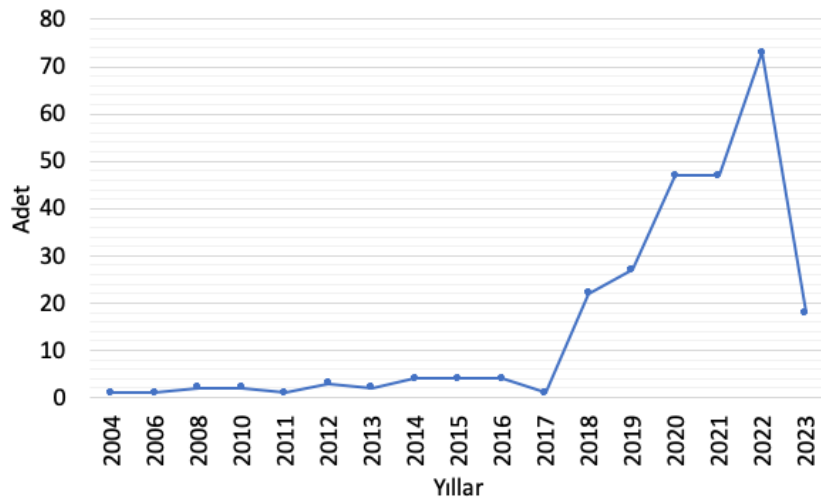
1. Orman Ekolojisi ve Yönetimi
2. Orman Ekonomisi, Politika ve Sosyal Bilimler
3. Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama
4. Orman Operasyonları ve Mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport)
5. Orman Sağlığı ve Koruma
6. Orman Toprağı ve Hidrolojisi

şeklinde sıralanabilir. Her bir kategori kapsamında yapılan çalışmalar ayrı alt başlıklarda irdelenmiştir. Literatür taraması öncelikle Google Akademik (<https://scholar.google.com/>) arama motorunda 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 gerçekleştirilmiştir. Çıkan 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 8’de 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 ile 2023 yılları arasında olduğu ve özellikle 2017 yılından itibaren makine öğrenmesi kullanılan ormancılıkla ilgili çalışmaların sayısında üstel bir artış olduğu görülmektedir (Şekil 9).

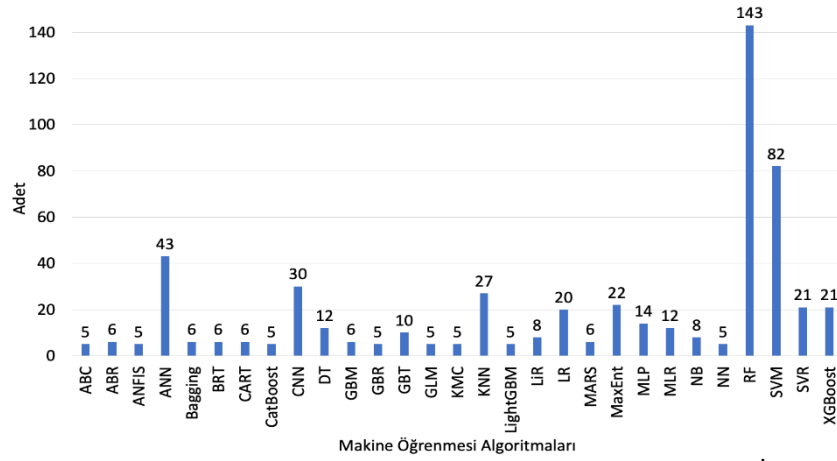


Şekil 8. Ormancılık alt kategorilerinde makine öğrenmesi kullanılan çalışmaların adedi

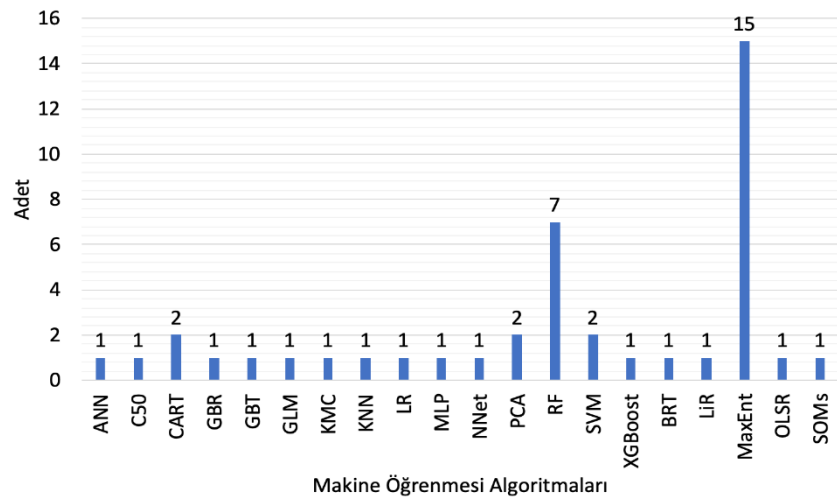


Şekil 9. Ormancılık alt kategorilerinde makine öğrenmesi kullanılan çalışmaların adedi

Araştırmaya konu olan çalışmaların tamamında kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları da kullanım sayısı bakımından incelenmiştir. Buna göre 98 adet makine öğrenmesi algoritması ormancılık ile ilgili çalışmalarda kullanılmıştır. Bu algoritmalarından RF algoritması incelenen makalelerin 143 adedinde (%21) en fazla kullanılan algoritma olarak öne çıkmıştır. Daha sonra, incelenen çalışmaların 82 adedinde (%12) olmak üzere ikinci en fazla kullanılan algoritmanın SVM olduğu gözlenmiştir. ANN ise 43 (%6) adet çalışmada kullanılmıştır. Detaylı bilgi vermek amacıyla, derleme kapsamında erişilen çalışmalardan en az beş ve üzerinde olmak üzere algoritmaların kullanım adetleri Şekil 10'da verilmektedir.



Şekil 10. Makine öğrenmesi algoritmalarının kaç adet çalışmada kullanıldığını gösteren grafik (İncelenen çalışmaların en az 5 adedi ve üzerinde kullanılanlar verilmiştir.) (Algoritma isimleri için Çizelge 1'e bakınız.)



Şekil 11. Orman ekolojisi ve yönetimi kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri için Çizelge 1'e bakınız.)

3.1. Orman ekolojisi ve yönetimi

Ormancılığın bu alt kategorisinde makine öğrenmesi kullanılan 24 adet çalışmaya erişim sağlanmıştır (Ek çizelge 1). Bu çalışmalarda kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları Şekil 11'de verilmektedir. Buna göre MaxEnt algoritması en çok çalışmada görülen algoritmadır. MaxEnt ile ilgili çalışmaların ağırlıklı olarak habitat uygunluğu ile ilgili çalışmalar olduğu gözlenmiştir.

3.2. Orman ekonomisi, politika ve sosyal bilimler

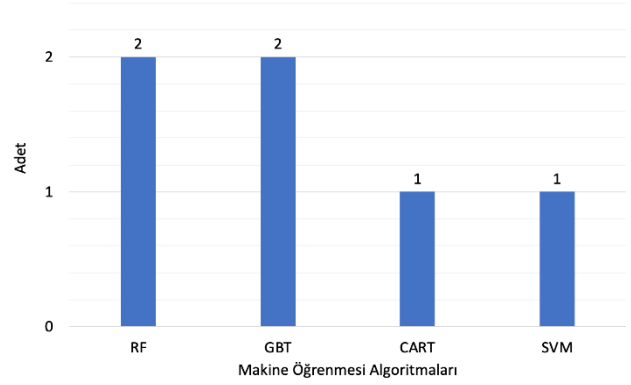
Ormancılığın bu alt kategorisinde makine öğrenmesi kullanılan 3 adet çalışmaya erişilmiştir (Ek Çizelge 2). Bu çalışmalarda kullanılan algoritmalar Şekil 12'de verilmektedir. Görece olarak diğer ormancılık alt kategorileri ile kıyaslandığında çalışma sayısının önemli ölçüde az olduğu gözlenmiştir.

3.3. Orman envanteri, modelleme ve uzaktan algılama

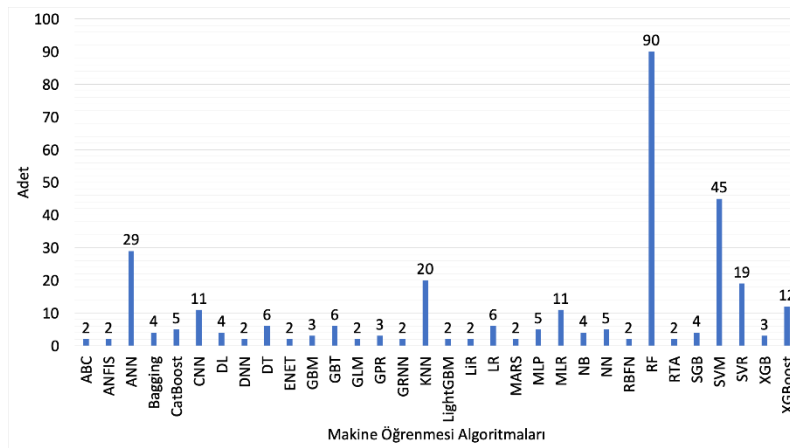
Ormancılığın bu alt kategorisinde literatürde erişilebilen çalışmalar, ki en fazla (135 adet) bu alanda çalışmaya erişilmiştir (Ek Çizelge 3), değerlendirildiğinde 79 adet makine öğrenmesi algoritması kullanıldığı görülmüştür. Bu algoritmalarından en az 2 ve üzeri çalışmada kullanılanlara ait en çok yer alan algoritmalar Şekil 13'de verilmiştir. RF algoritması çalışmalarda en çok kullanılan algoritmadır. ANN, CNN, KNN, MLR, SVM, SVR ve XGBoost algoritmaları ise 10 ve üzeri çalışmada kullanılan diğer makine öğrenmesi algoritmalarıdır.

3.4. Orman operasyonları ve mühendisliği (Üretim, Yol ve Transport)

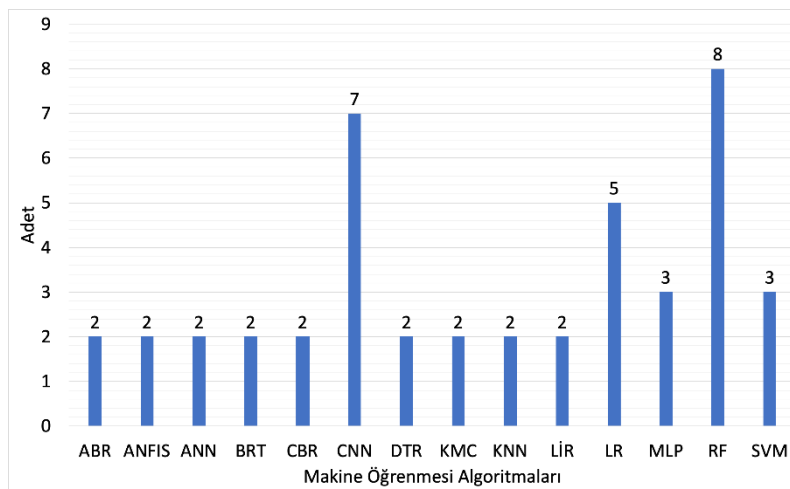
Orman operasyonları ve mühendisliği konusunda makine öğrenmesi tekniklerinin kullanıldığı literatürde son dönemde görece yaygın çalışma (31 adet) bulunmuştur (Ek Çizelge 4). Bu çalışmalarda 38 adet algoritma kullanıldığı gözlenmiştir. Bunlardan RF ve CNN algoritmalarına daha fazla çalışmada rastlanmıştır. Diğer en çok rastlanan algoritma LR'dir (Şekil 14).



Şekil 12. Orman ekonomisi, politika ve sosyal bilimler kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri için Çizelge 1'e bakınız.)



Şekil 13. Orman envanteri, modelleme ve uzaktan algılama kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (İncelenen çalışmaların en az 2 adedi ve üzerinde kullanılanlar verilmiştir.) (Algoritma isimleri için Çizelge 1'e bakınız.)



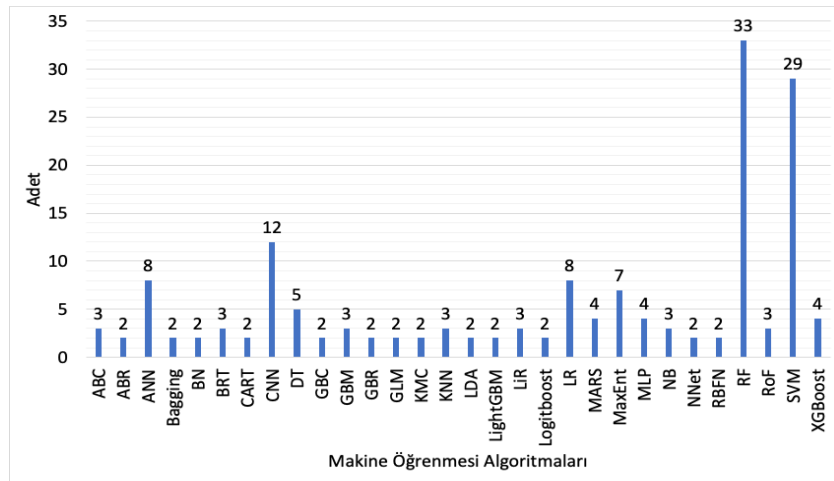
Şekil 14. Orman operasyonları ve mühendisliği kategorisindeki çalışmalarda tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarının kullanım sayısı (İncelenen çalışmaların en az 2 adedi ve üzerinde kullanılanlar verilmiştir.) (Algoritma isimleri için Çizelge 1'e bakınız.)

3.5. Orman sađlıđı ve koruma

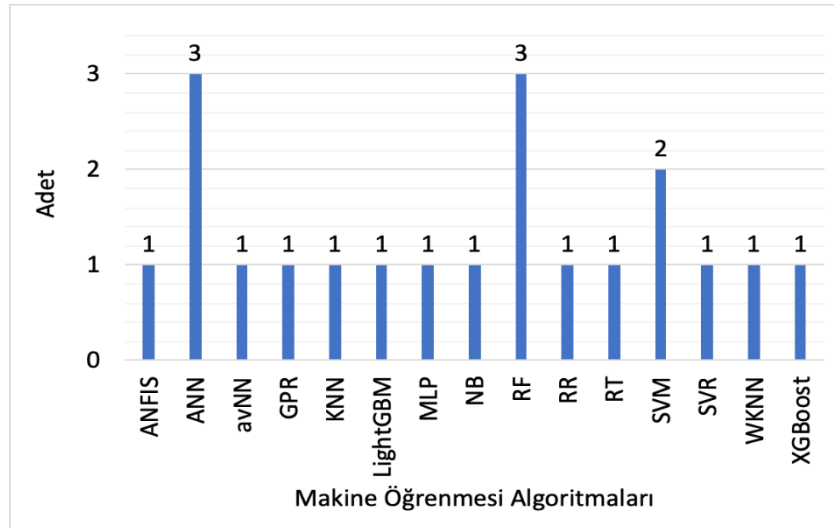
Orman sađlıđı ve koruma alt kategorisinde 74 alıřmaya eriřilmiřtir (Ek izelge 5). Bu alıřmalarda 56 adet makine renmesi algoritması kullanıldıđı gzlenlenmiřtir. Bunlardan alıřmalarda en fazla kullanılan RF algoritmasıdır. Diđer algoritmaların alıřmalarda kullanım sayıları ile ilgili Őekil 15'te detaylı bilgi verilmiřtir. Eriřilen alıřmaların byk ođunluđu (44 adet) orman yangınlarıyla ilgilidir. Yangın haricinde bcek zararı, rzđar devriđi ve kk-gvde rkl hastalıklarla ilgili alıřmalar da bulunmaktadır.

3.6. Orman toprađı ve hidrolojisi

Orman toprađı ve hidroloji konusunda makine renmesi tekniklerinin kullanıldıđı literatrde olduka az sayıda ve sınırlı alıřma (6 adet) bulunmuřtur (Ek izelge 6). Bu alıřmalarda kullanılan makine renmesi algoritma sayısı 15 olup, RF ve ANN en fazla kullanılan algoritma olarak gzlenmektedir (Őekil 16). Eriřilebilen alıřmalarda ođunlukla toprak nemi haritalama ve modelleme konularının alıřıldıđı gzlenmiřtir.



Őekil 15. Orman sađlıđı ve koruma kategorisindeki alıřmalarda tercih edilen makine renmesi algoritmalarının kullanım sayısı. (İncelenen alıřmaların en az 2 adedi ve zerinde kullanılanlar verilmiřtir.) (Algoritma isimleri iin izelge 1'e bakınız.)



Őekil 16. Orman toprađı ve hidrolojisi kategorisindeki alıřmalarda tercih edilen makine renmesi algoritmalarının kullanım sayısı (Algoritma isimleri iin izelge 1'e bakınız.)

4. Tartışma ve Sonuç

Gelişen teknolojiye bağlı bilgisayarların hesaplama gücünün artması ile çağımızın önemli ve son dönemlerde çok daha yoğun şekilde çalışılan alanlardan biri olan makine öğrenmesi ve veri biliminin pek çok disiplinde modern uygulamalarla bütünlük olarak kullanıldığı görülmektedir. Durum böyle iken bütün karar verme süreçlerinde bilgiye her daim ihtiyaç duyan ormancılıkta da makine öğrenmesinin kullanımı kaçınılmaz olmaktadır. Ormancılıkta yapay zekâ ve makine öğrenmesi, orman yönetimi ve karar verme süreçlerine daha akıllı ve veri odaklı bir yaklaşım getirmek için kullanılan teknolojilerdir. Ormancılıkta yapay zekâ ve makine öğrenmesi kullanımına ilişkin genel değerlendirme yapıldığında, habitat modellemesi, bitki ve hayvan türlerinin dağılımının tahmini, orman yangınları, biyo-kütle tahmini, hastalık ve zararlılar, planlama, orman kaynaklarının izlenmesi gibi çok çeşitli konularda çalışmalara rastlanmaktadır. Orman yönetimi ve karar verme süreçlerini optimize ederek ormancılık uygulamalarını daha sürdürülebilir ve etkili hale getirmektedir. Yapılan derleme kapsamında da gözlenmiştir ki özellikle 2017 yılı sonrası literatürde yapılan çalışma sayılarında üstel bir artış söz konusudur. Çalışma kapsamında ormancılığın hangi alt alanında makine öğrenmesinin daha yoğun kullanıldığını belirlemek amacıyla ormancılık çalışma konuları 6 alt kategoride değerlendirilmiştir. Ormancılık çalışma konularından “Orman Envanteri, Modelleme ve Uzaktan Algılama” kategorisinde en fazla çalışmaya rastlanmıştır. Erişilen çalışmaların %58’i bu alanda yapılan çalışmalardır. Bu durumun sebebi özellikle uzaktan algılama teknikleriyle birlikte makine öğrenmesinin kullanımındaki yoğunluktan kaynaklanmaktadır. Benzer bir durum Orman Sağlığı ve Koruma kategorisi için de geçerlidir. Çünkü özellikle orman yangınlarıyla ilgili çalışmalarda uzaktan algılama ve CBS’nin kullanılması kaynaklıdır. Temel olarak haritalama ve modelleme konularında çalışmalar olduğunu söylemek mümkündür.

Ormancılık alanında yapılan çalışmalar incelendiğinde 98 adet makine öğrenmesi algoritmasının kullanıldığı, bunlar arasında en çok tercih edilen algoritmanın RF algoritması olduğu belirlenmiştir. Daha sonra SVM, ANN, CNN, KNN gibi çeşitli algoritmalar da son dönemde sıklıkla kullanılmaktadır. Denetimli öğrenme kategorisinde yer alan RF algoritması, makine öğrenmesinde sınıflandırma ve regresyon problemlerini çözmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu algoritma, birden fazla karar ağacının (decision tree) bir araya gelerek oluşturduğu bir topluluk (ensemble) yöntemidir. RF algoritmasının diğer algoritmalara göre daha fazla tercih edilmesinin nedenleri şu şekilde özetlenebilir. RF algoritması, sınıflandırma ve regresyon problemlerinde birden fazla karar ağacının bir araya gelmesi sayesinde, her bir ağacın kendi başına verdiği tahminin birleştirilerek daha doğru bir sonuç elde edilmesine imkân sağlayarak yüksek doğruluk sağlayabilmektedir. RF algoritması ayrıca hem büyük boyutlu veri setleri üzerinde hızlı ve etkili bir şekilde çalışabilmekte, hem de veri setindeki gürültülü veya eksik verilerle de iyi başa çıkabilmektedir. Bir diğer avantajı ise veri setinin boyutuna ve ölçeğine çok fazla duyarlı olmamasıdır. Bu nedenle hem küçük hem de büyük boyutlu veri setleri üzerinde etkili bir şekilde çalışabilmektedir. Makine öğrenmesinde önemli işlem adımlarından olan özellik seçimi konusunda da daha etkilidir. Veri setindeki önemli özelliklerin belirlenmesine yardımcı

olabilir ve bu özelliklerin sınıflandırma veya regresyon modeline dâhil edilmesini sağlayabilmektedir. RF algoritması, aşırı uyum (overfitting) sorununu önleyebildiği için de diğer algoritmalara göre daha iyi bir genelleştirme yeteneğine sahiptir. Buraya kadar bahsedilen bütün bu avantajları nedeniyle diğer algoritmalara göre daha fazla tercih edildiği söylenebilir.

MaxEnt modeli de RF algoritması gibi ormancılıkta son dönemde çalışmalarda sıklıkla kullanılmakta olup, ormancılıkta çeşitli uygulamaları (örneğin habitat modellemesi, tür dağılım tahmini, orman yangını tahmini gibi) söz konusudur. MaxEnt modelinin ormancılıkta son dönemde sık kullanılmasının nedenleri şu şekilde özetlenebilir. MaxEnt modeli, sınırlı veri ile çalışabilme yeteneğine sahiptir ve ormancılık verileri de genellikle sınırlı ve eksik olabilmektedir. MaxEnt modeli, veri bütünlüğü eksikliği durumunda bile doğru sonuçlar elde etmek için esnek bir yaklaşım sunabilmektedir. Ayrıca MaxEnt modeli, doğru sonuçlar elde etmek için yüksek tahmin doğruluğu sunabilirken, bu da ormancılıkta doğru tahminler yapmak ve karar verme süreçlerini desteklemek için önemli olmaktadır. MaxEnt modeli, ormancılıkta çoklu değişkenlerin (örneğin iklim verileri, toprak özellikleri, orman türü gibi) kullanıldığı karmaşık modellere uygulanabilmesi de söz konusudur. Bu durum, ormancılık sistemlerinin daha gerçekçi ve kapsamlı bir şekilde modellenmesini sağlayabilmektedir. Bütün bunlara ek olarak MaxEnt modeli, dengesiz veri kümesiyle çalışma yeteneğine sahiptir. Ormancılık verilerinde sınıfl dengesizlikleri söz konusu olabilmektedir. Örneğin nadir türlerin veri kümesi sınırlı olabilir. MaxEnt modeli, sınıfl dengesizliklerini dikkate alarak doğru sonuçlar elde etmek için kullanılabilir. Yine kullanıcı dostu arayüzler ve yazılım araçları ile kullanıcıların modeli kolayca kullanmasına olanak tanınmakta olup ormancılık uzmanlarının ve karar vericilerin modeli etkili bir şekilde kullanmasını kolaylaştırabilmektedir. Bu avantajlar, MaxEnt modelinin ormancılıkta kullanımını destekleyebilmekte ve ormancılık yönetimi ve karar verme süreçlerine katkıda bulunabilmektedir.

Yapılan çalışmalarda amaçlar doğrultusunda tekil olarak bir makine öğrenmesi algoritması kullanılabildiği gibi farklı makine öğrenmesi algoritmalarının performans karşılaştırmalarını hedefleyen çalışmalar da bulunmaktadır. Dolayısıyla ormancılık uygulamalarına makine öğrenmesi entegre edilmeye çalışılırken, en doğru, ucuz ve etkin çözümlerin ortaya konulması da hedeflenmektedir. Ancak ormancılık alanında makine öğrenmesini kullanan araştırmacıların spesifik olarak o konuda uzman olmama ihtimalleri dikkate alındığında, makine öğrenmesi ile model oluşturmada başarıyı önemli ölçüde etkileyen verileri ön-ışleme ve temizleme, uygun özellik seçme, hiper parametre optimizasyonu gibi sorunlar ortaya çıkabilmektedir. Bu handikapların ortadan kaldırılmasına yönelik olarak ise otomatik makine öğrenmesi yaklaşımı da özellikle son yıllarda pek çok disiplinde uygulama alanı bulabilmektedir. Ancak ormancılık alanında otomatik makine öğrenmesinin (AutoML) henüz yeteri kadar çalışmadığı erişilen literatür incelemesinden görülmektedir. Bu açıdan değerlendirildiğinde makine öğrenmesinin gelecekteki potansiyel kullanımının ormancılık disiplini açısından bu konuya yönelim göstereceği değerlendirilebilir.

Kaynaklar

- Achu, A. L., Thomas, J., Aju, C. D., Gopinath, G., Kumar, S., Reghunath, R., 2021. Machine-learning modelling of fire susceptibility in a forest-agriculture mosaic landscape of southern India. *Ecological Informatics*, 64, 101348.
- Aghalarova, S., Bozkurt Keser, S., 2022. AutoML tekniği uygulayarak öğrencilerin akademik performanslarının tahmin edilmesi. *El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi*, 9(2): 394-412.
- Ågren, A. M., Larson, J., Paul, S. S., Laudon, H., Lidberg, W., 2021. 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*, 404, 115280.
- Ahmadi, K., Kalantar, B., Saeidi, V., Harandi, E. K., Janizadeh, S., Ueda, N., 2020. Comparison of machine learning methods for mapping the stand characteristics of temperate forests using multi-spectral sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 12(18), 3019.
- Akıncı, H.A., Akıncı, H., 2023. Machine learning based forest fire susceptibility assessment of Manavgat district (Antalya), Turkey. *Earth Science Informatics*, 16(1):397-414.
- Akyol, A., Örüçü, Ö.K., 2020. Investigation and evaluation of stone pine (*Pinus pinea* L.) current and future potential distribution under climate change in Turkey. *Cerne*, 25(4):415-423.
- Akyüz, T., 2019. Bursa Orman Bölge Müdürlüğü'nde Yangın Tehlikesinin Modellenmesi ve Haritalanması. Doktora tezi, Kastamonu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kastamonu.
- Allen, M.J., Grieve, S.W., Owen, H.J., Lines, E. R., 2022. Tree species classification from complex laser scanning data in Mediterranean forests using deep learning. *Methods in Ecology and Evolution*, DOI: 10.1111/2041-210X.13981 .
- Almeida, R.O., Munis, R.A., Camargo, D.A., da Silva, T., Sasso Júnior, V.A., Simões, D., 2022. Prediction of Road Transport of Wood in Uruguay: Approach with Machine Learning. *Forests*, 13(10), 1737.
- Arjasakusuma, S., Swahyu Kusuma, S., Phinn, S., 2020. Evaluating variable selection and machine learning algorithms for estimating forest heights by combining lidar and hyperspectral data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(9), 507.
- Arslan, E.S., Akyol, A., Örüçü, Ö.K., Sarıkaya, A.G., 2020. Distribution of rose hip (*Rosa canina* L.) under current and future climate conditions. *Regional Environmental Change*, 20(3), 107.
- Asadi, H., Dowling, R., Yan, B., Mitchell, P., 2014. Machine learning for outcome prediction of acute ischemic stroke post intra-arterial therapy. *PLoS ONE*, 9, DOI: 10.1371/journal.pone.88225 .
- Ataş, M., & Talay, A., 2022. Development of Automatic Tree Counting Software from UAV Based Aerial Images With Machine Learning. *arXiv preprint*, DOI: 10.48550/arXiv.2201.02698 .
- 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., 2020. Application of multidimensional structural characterization to detect and describe moderate forest disturbance. *Ecosphere*, 11(6), DOI: 10.1002/ecs2.3156 .
- Attarchi, S., Gloaguen, R., 2014. 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*, 6(5):3624-3647.
- Ayan, S., Bugday, E., Varol, T., Özel, H.B., Thurm, E.A., 2022. Effect of climate change on potential distribution of oriental beech (*Fagus orientalis* Lipsky.) in the twenty-first century in Turkey. *Theoretical and Applied Climatology*, 148(1-2):165-177.
- Aybar-Ruiz, A., Jiménez-Fernández, S., Cornejo-Bueno, L., Casanova-Mateo, C., Sanz-Justo, J., Salvador-González, P., Salcedo-Sanz, S., 2016. A novel grouping genetic algorithm-extreme learning machine approach for global solar radiation prediction from numerical weather models inputs. *Solar Energy*, 132:129-142.
- Babalik, A.A., Sarıkaya, O., Orucu, O.K., 2021. The Current and future compliance areas of Kermes Oak (*Quercus coccifera* L.) under climate change in Turkey. *Fresenius Environmental Bulletin*, 30(01):406-413.
- Balasso, M., Hunt, M., Jacobs, A., O'Reilly-Wapstra, J., 2022. 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*, 79(1):1-15.
- Balestra, M., Chiappini, S., Malinverni, E.S., Galli, A., Marcheggiani, E., 2021. 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, September 13-16, Proceedings, Part VII 21* (pp. 155-168). Springer International Publishing.
- Bar, S., Parida, B.R., Pandey, A.C., 2020. 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*, 18, DOI:10.1016/j.rsase.2020.100324 .
- Barboza, F., Kimura, H., Altman, E., 2017. Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83: 405-417.
- Bayraktar, C., 2022. Endüstri 4.0 için bir anomali tespit sistemi çerçeve geliştirilmesi. Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Ankara.
- Becker, R.M., Keefe, R.F., 2022. A novel smartphone-based activity recognition modeling method for tracked equipment in forest operations. *Plos one*, 17(4), DOI: 10.1371/journal.pone.0266568 .
- Beker, T., 2019. Big data and machine learning for global evaluation of habitat suitability of European forest species. Msc Dissertation, Politecnico di Milano, Italy.
- Bera, B., Shit, P.K., Sengupta, N., Saha, S., Bhattacharjee, S., 2022. Forest fire susceptibility prediction using machine learning models with resampling algorithms, Northern part of Eastern Ghat Mountain range (India). *Geocarto International*, 37(1):1-26, DOI:10.1080/10106049.2022.2060323 .
- Bettinger, P., Boston, K., Siry, J., Grebner, D.L., 2016. *Forest management and planning*. Academic Press, USA.
- Bhatnagar, S., Puliti, S., Talbot, B., Heppelmann, J.B., Breidenbach, J., Astrup, R., 2022. Mapping wheel-ruts from timber harvesting operations using deep learning techniques in drone imagery. *Forestry*, 95(5):698-710.
- Blumroeder, J.S., Burova, N., Winter, S., Goroncy, A., Hobson, P.R., Shegolev, A., Dobrynin, D., Amosova, I., Iliina, O., Parinova, T., Volkov, A., Graebener, U.F., Ibsch, P. L., 2019. Ecological effects of clearcutting practices in a boreal forest (Arkhangelsk Region, Russian Federation) both with and without FSC certification. *Ecological Indicators*, 106, DOI:10.1016/j.ecolind.2019.105461.
- Bohanec, M., Kljajić Borštnar, M., Robnik-Šikonja, M., 2017. Explaining machine learning models in sales predictions. *Expert Systems with Applications*, 71: 416-428, DOI: 10.1016/j.eswa.2016.11.010.
- Bolat, F., Ercanli, I., & Günlü, A., 2023. 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*, 16(1):30-37, DOI: 10.3832/ifor4116-015.
- Bonannella, C., Hengl, T., Heisig, J., Parente, L., Wright, M. N., Herold, M., De Bruin, S., 2022. Forest tree species distribution for Europe 2000-2020: mapping potential and realized distributions using spatiotemporal machine learning. *PeerJ*, 10, DOI: 10.7717/peerj.13728.
- Borz, S.A., Cheta, M., Bîrda, M., Proto, A.R., 2022. 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*, 15(64)(1):13-32, DOI:10.31926/but.fwiafe.2022.15.64.1.2.
- Brigot, G., Simard, M., Colin-Koenuer, E., Boulch, A., 2019. Retrieval of forest vertical structure from PolInSAR data by machine learning using LIDAR-derived features. *Remote Sensing*, 11(4):381, DOI: 10.3390/rs11040381.
- Brovelli, M. A., Sun, Y., Yordanov, V., 2020. 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*, 9(10):580.
- Bugday, E., 2018. Application of artificial neural network system based on ANFIS using GIS for predicting forest road network suitability mapping. *Fresenius Environmental Bulletin*, 27(3):1656-1668.
- Bugday, E., 2022. A GIS based landslide susceptibility mapping using machine learning and alternative forest road routes assessment in protection forests. *Şumarski list*, 146(3-4):137-147.

- Bui, D.T., Hoang, N. D., Samui, P., 2019. 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*, 237:476-487.
- Bui, D.T., Van Le, H., Hoang, N.D., 2018. GIS-based spatial prediction of tropical forest fire danger using a new hybrid machine learning method. *Ecological Informatics*, 48:104-116.
- Bulut, S., 2023. Machine learning prediction of above-ground biomass in pure Calabrian pine (*Pinus brutia* Ten.) stands of the Mediterranean region, Türkiye. *Ecological Informatics*, 74, DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101951.
- Bulut, S., Günlü, A., Çakır, G., 2022. 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), 38:1-19, DOI: 10.1080/10106049.2022.2158238 .
- Caffaratti, G.D., Marchetta, M.G., Euillades, L.D., Euillades, P.A., Forradellas, R.Q., 2021. Improving forest detection with machine learning in remote sensing data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 24, 100654.
- Campos-Vargas, C., Sanchez-Azofeifa, A., Laakso, K., Marzahn, P., 2020. Unmanned aerial system and machine learning techniques help to detect dead woody components in a tropical dry forest. *Forests*, 11(8):827.
- Chaubey, P., Yadav, N. J., Chaurasiya, A., Ranbhise, S., 2020. Forest Fire Prediction System using Machine Learning. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 8(12):539-546.
- Chen, G., Hay, G. J., St-Onge, B., 2012. 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*, 15:28-37.
- Chen, L., Ren, C., Zhang, B., Wang, Z., Xi, Y., 2018. Estimation of forest above-ground biomass by geographically weighted regression and machine learning with sentinel imagery. *Forests*, 9(10):582.
- Cramer, S., Kampouridis, M., Freitas, A.A., Alexandridis, A.K., 2017. An extensive evaluation of seven machine learning methods for rainfall prediction in weather derivatives. *Expert Systems with Applications*, 85:169-181.
- Crisigiovanni, E. L., Filho, A. F., Pesck, V. A., de Lima, V.A., 2021. Potential of machine learning and WorldView-2 images for recognizing endangered and invasive species in the Atlantic Rainforest. *Annals of Forest Science*, 78(2):54.
- Csillik, O., Kumar, P., Mascaro, J., O'Shea, T., Asner, G. P., 2019. Monitoring tropical forest carbon stocks and emissions using Planet satellite data. *Scientific reports*, 9(1): 1-12.
- Çalışkan, E., & Sevim, Y., 2022. Forest road extraction from orthophoto images by convolutional neural networks. *Geocarto International*, 1-15.
- Çoban, H. O., Örüçü, Ö. K., Arslan, E. S., 2020. MaxEnt modeling for predicting the current and future potential geographical distribution of *Quercus libani* Olivier. *Sustainability*, 12(7), 2671.
- D'Amico, G., Francini, S., Giannetti, F., Vangi, E., Travaglini, D., Chianucci, F., Mattioli, W., Grotti, M., Puletti, N., Corona, P. & Chirici, G., 2021 A deep learning approach for automatic mapping of poplar plantations using Sentinel-2 imagery, *GIScience & Remote Sensing*, 58:8, 1352-1368, DOI: 10.1080/15481603.2021.1988427
- Dai, S., Zheng, X., Gao, L., Xu, C., Zuo, S., Chen, Q., Wei, X., Ren, Y., 2021. Improving plot-level model of forest biomass: A combined approach using machine learning with spatial statistics. *Forests*, 12(12), 1663, DOI: 10.3390/f12121663
- Dalir, P., Naghdi, R., Gholami, V., Tavankar, F., Latterini, F., Venanzi, R., Picchio, R., 2022. Risk assessment of runoff generation using an artificial neural network and field plots in road and forest land areas. *Natural Hazards*, 113(3):1451-1469.
- Dalla Corte, A.P., Souza, D.V., Rex, F.E., Sanquetta, C.R., Mohan, M., Silva, C.A., ... & Broadbent, E.N., 2020. Forest inventory with high-density UAV-Lidar: Machine learning approaches for predicting individual tree attributes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 179, DOI: 10.1016/j.compag.2020.105815
- Dampage, U., Bandaranayake, L., Wanasinghe, R., Kottahachchi, K., Jayasanka, B., 2022. Forest fire detection system using wireless sensor networks and machine learning. *Scientific reports*, 12(1):46.
- Dang, A.T.N., Nandy, S., Srinet, R., Luong, N.V., Ghosh, S., Kumar, A.S., 2019. Forest aboveground biomass estimation using machine learning regression algorithm in Yok Don National Park, Vietnam. *Ecological Informatics*, 50:24-32.
- de Oliveira, V.A., Rodrigues, A.F., Morais, M.A.V., Terra, M.D.C.N.S., Guo, L., & de Mello, C.R., 2021. Spatiotemporal modelling of soil moisture in an Atlantic forest through machine learning algorithms. *European Journal of Soil Science*, 72(5), 1969-1987.
- Dimou, V., Demertzis, K., Kantartzis, A., 2023. 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*, 1-15.
- Doody, T.M., Benyon, R.G., Gao, S., 2023. Fine scale 20-year timeseries of plantation forest evapotranspiration for the Lower Limestone Coast. *Hydrological Processes*, e14836.
- dos Reis, A.A., Carvalho, M.C., de Mello, J.M., Gomide, L.R., Ferraz Filho, A.C., & Acerbi Junior, F.W., 2018. 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*, 48(1):1-17, DOI: 10.1186/s40490-017-0108-0 .
- Dou, X., Yang, Y., Luo, J., 2018. Estimating forest carbon fluxes using machine learning techniques based on eddy covariance measurements. *Sustainability*, 10(1):203.
- Doyle, C., Beach, T., Luzzadder-Beach, S., 2021. Tropical forest and wetland losses and the role of protected areas in Northwestern Belize, revealed from landsat and machine learning. *Remote Sensing*, 13(3):379.
- Duan, X., Li, J., & Wu, S., 2022. MaxEnt Modeling to Estimate the Impact of Climate Factors on Distribution of *Pinus densiflora*. *Forests*, 13(3):402. DOI: 10.3390/f13030402.
- Dube, T., Mutanga, O., Adam, E., Ismail, R., 2014. 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*, 14(8):15348-15370.
- Dwiasnati, S., Devianto, Y., 2021. Classification of forest fire areas using machine learning algorithm. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*, 3(1):008-015.
- Eckhart, T., Pötzelsberger, E., Koeck, R., Thom, D., Lair, G. J., van Loo, M., Hasenauer, H., 2019. 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*, 76:1-11.
- Eker, R., Aydin, A., 2014. Assessment of forest road conditions in terms of landslide susceptibility: a case study in Yığılca Forest Directorate (Turkey). *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 38(2):281-290.
- Elmas, B., 2021. 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*, 36(3):1254-1269.
- Elschewey, A.M., Elsonbaty, A.A., 2020. Forest Fires Detection Using Machine Learning Techniques. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*, 12(IX).
- Ercanlı, İ., 2020. Innovative deep learning artificial intelligence applications for predicting relationships between individual tree height and diameter at breast height. *Forest Ecosystems*, 7(1):1-18.
- Ercanlı, İ., Bolat, M.Ş.F., 2022. A major challenge to machine learning models: Compatible predictions with biological realism in forestry: A case study of individual tree volume.
- Eslami, R., Azarnoush, M., Kialashki, A., Kazemzadeh, F., 2021. GIS-based forest fire susceptibility assessment by random forest, artificial neural network and logistic regression methods. *Journal of Tropical Forest Science*, 33(2):173-184.
- Esmkhani, A., Erfanfard, Y., Darvishi Boloorani, A., Neysani Samany, N., 2022. 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*, 29(3):93-111.
- Fajardo, A., Llancabure, J.C., & Moreno, P.C., 2022. Assessing forest degradation using multivariate and machine-learning methods in the Patagonian temperate rain forest. *Ecological Applications*, 32(2), e2495. DOI: 10.1002/eap.2495.

- Fan, J., Han, F., Liu, H., 2014. Challenges of big data analysis. *National Science Review*, 1(2): 293-314.
- Fang, K., Shen, C., Kifer, D., Yang, X., 2017. Prolongation of SMAP to spatiotemporally seamless coverage of continental U.S. using a deep learning neural network. *Geophysical Research Letters*, 44(21): 11-030.
- FAO & ITPS, 2015. Status of the World's Soil Resources (SWSR) – Main Report. Food and Agriculture Organization of the United Nations and Intergovernmental Technical Panel on Soils, Rome, Italy 648p.
- Fararoda, R., Reddy, R.S., Rajashekar, G., Chand, T.K., Jha, C.S., Dadhwal, V.K., 2021. Improving forest above ground biomass estimates over Indian forests using multi source data sets with machine learning algorithm. *Ecological Informatics*, 65, 101392.
- Feng, Y., Audy, J.F., 2020. *Forestry 4.0: a framework for the forest supply chain toward Industry 4.0*. Gestão & Produção, 27.
- Fidanboy, M., Okyay, S., 2022. Derin öğrenmeye dayalı orman yangını tahmin modeli geliştirilmesi ve Türkiye yangın risk haritasının oluşturulması. *Ormançılık Araştırma Dergisi*, 9(2):206-218.
- Firebanks-Quevedo, D., Planas, J., Buckingham, K., Taylor, C., Silva, D., Naydenova, G., Zamora-Cristales, R., 2022. Using machine learning to identify incentives in forestry policy: Towards a new paradigm in policy analysis. *Forest Policy and Economics*, 134, 102624.
- Firebanks-Quevedo, Daniel, Planas, J., Buckingham, K., Taylor, C., Silva, D., Naydenova, G., Zamora-Cristales, R. 2022. Using machine learning to identify incentives in forestry policy: Towards a new paradigm in policy analysis. *Forest Policy and Economics*, 134, DOI: 10.1016/j.forpol.2021.102624.
- Fragni, R., Trifirò, A., Nucci, A., Seno, A., Allodi, A., Di Rocco, M., 2018. Italian tomato-based products authentication by multi-element approach: A mineral elements database to distinguish the domestic provenance. *Food Control*, 93:211–218.
- Furuya, D.E.G., Aguiar, J.A.F., Estrabis, N.V., Pinheiro, M.M.F., Furuya, M.T.G., Pereira, D.R., ... & Ramos, A.P.M., 2020. A machine learning approach for mapping forest vegetation in riparian zones in an Atlantic Biome Environment using Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 12(24), DOI: 10.3390/rs12244086.
- G. Selvi Et Al., 2021. Automated Machine Learning Platform Otomatik Makine Öğrenmesi Platformu. 6th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2021, pp.769-774, Ankara, Turkey.
- Gao, W., Qiu, Q., Yuan, C., Shen, X., Cao, F., Wang, G., Wang, G., 2022. *Forestry Big Data: A Review and Bibliometric Analysis*. *Forests*, 13(10), 1549.
- García-Gutiérrez, J., Martínez-Álvarez, F., Troncoso, A., Riquelme, J.C., 2015. A comparison of machine learning regression techniques for LiDAR-derived estimation of forest variables. *Neurocomputing*, 167, 24-31.
- Garzon, M.B., Blazek, R., Neteler, M., De Dios, R.S., Ollero, H.S., Furlanello, C., 2006. Predicting habitat suitability with machine learning models: the potential area of *Pinus sylvestris* L. in the Iberian Peninsula. *Ecological modelling*, 197(3-4):383-393.
- Gastaldo, P., Pinna, L., Seminara, L., Valle, M., Zunino, R., 2015. A tensor-based approach to touch modality classification by using machine learning. *Rob. Auton. Syst.*, 63:268–278.
- Ge, S., Gu, H., Su, W., Praks, J., Antropov, O., 2022. 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*, 15, 5776-5787.
- Ghosh, S.M., Behera, M.D., 2018. Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest. *Applied Geography*, 96, 29-40.
- Ghosh, S.M., Behera, M.D., Paramanik, S., 2020. Canopy height estimation using sentinel series images through machine learning models in a mangrove forest. *Remote Sensing*, 12(9), 1519.
- Gleason, C.J., Im, J., 2012. Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches. *Remote Sensing of Environment*, 125, 80-91.
- 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., 2021. Machine learning techniques to estimate mechanised forest cutting productivity. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 83(4):276-283, DOI:10.2989/20702620.2021.1994342 .
- Görgens, E.B., Montaghi, A., Rodriguez, L.C.E., 2015. 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*, 116:221-227.
- Grabska, E., Frantz, D., Ostapowicz, K., 2020. 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*, 251, 112103.
- Grebner, D.L., Bettinger, P., Siry, J., Boston, K., 2021. *Introduction to forestry and natural resources*. Academic press.
- Grondin, V., Fortin, J. M., Pomerleau, F., Giguère, P., 2023. Tree detection and diameter estimation based on deep learning. *Forestry*, 96(2):264-276.
- Günlü, A., Ercanlı, İ., 2020. 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*, 35(1):17-28.
- Hamdi, Z.M., Brandmeier, M., Straub, C., 2019. Forest damage assessment using deep learning on high resolution remote sensing data. *Remote Sensing*, 11(17), 1976.
- Hamidi, S.K., Zenner, E.K., Bayat, M., Fallah, A., 2021. Analysis of plot-level volume increment models developed from machine learning methods applied to an uneven-aged mixed forest. *Annals of Forest Science*, 78:1-16.
- Hamilton, D., Brothers, K., McCall, C., Gautier, B., Shea, T., 2021. Mapping forest burn extent from hyperspatial imagery using machine learning. *Remote Sensing*, 13(19), 3843.
- Han, H., Wan, R., Li, B., 2021. 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*, 14(1):176.
- Han, L., Yang, G., Dai, H., Xu, B., Yang, H., Feng, H., ... & Yang, X., 2019. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant methods*, 15(1):1-19, DOI:10.1186/s13007-019-0394-z .
- Haq, M.A., Rahaman, G., Baral, P., Ghosh, A., 2021. Deep learning based supervised image classification using UAV images for forest areas classification. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49:601-606.
- Hart, E., Sim, K., Kamimura, K., Meredieu, C., Guyon, D., Gardiner, B., 2019. Use of machine learning techniques to model wind damage to forests. *Agricultural and forest meteorology*, 265:16-29.
- Hartley, F. M., Maxwell, A. E., Landenberger, R. E., Bortolot, Z. J., 2022. Forest Type Differentiation Using GLAD Phenology Metrics, Land Surface Parameters, and Machine Learning. *Geographies*, 2(3):491-515.
- He, J., Fan, C., Geng, Y., Zhang, C., Zhao, X., & Gadow, K. V., 2022. Assessing scale-dependent effects on Forest biomass productivity based on machine learning. *Ecology and Evolution*, 12(7), DOI: 10.1002/ece3.9110 .
- Heidari, M. J., Najafi, A., & Borges, J. G., 2022. Forest roads damage detection based on deep learning algorithms. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 37(5-8):366-375.
- Helms, J.A. (Ed.), 1998. *The Dictionary of Forestry*. Society of American Foresters, Bethesda, MD.
- Hirigoyen, A., Acosta-Muñoz, C., Salamanca, A. J. A., Varo-Martinez, M. A., Rachid-Casnatí, C., Franco, J., Navarro-Cerrillo, R., 2021. 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*, 64(2):165-183.
- Holmström, E., Raatevaara, A., Pohjankukka, J., Korpunen, H., Uusitalo, J., 2023. Tree log identification using convolutional neural networks. *Smart Agricultural Technology*, 4, 100201.
- Hossain, J., & Halder, T., 2022. Quantifying forest cover changes in response to climate change using a machine learning model. *Journal of Research in Environmental and Earth Sciences*, 8(9) pp: 118-131.
- Hu, T., Sun, Y., Jia, W., Li, D., Zou, M., Zhang, M., 2021. Study on the estimation of forest volume based on multi-source data. *Sensors*, 21(23), 7796.
- Hu, Y., Xu, X., Wu, F., Sun, Z., Xia, H., Meng, Q., ... Xiao, X., 2020. 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*, 12(1):186, DOI: 10.3390/rs12010186.

- Huang, B., Li, Y., Liu, Y., Hu, X., Zhao, W., Cherubini, F., 2023. A simplified multi-model statistical approach for predicting the effects of forest management on land surface temperature in Fennoscandia. *Agricultural and Forest Meteorology*, 332, DOI:10.1016/j.agrformet.2023.109362 .
- Huang, H., Wu, D., Fang, L., & Zheng, X., 2022. Comparison of Multiple Machine Learning Models for Estimating the Forest Growing Stock in Large-Scale Forests Using Multi-Source Data. *Forests*, 13(9), DOI: 10.3390/f13091471 .
- Huang, S., Dou, H., Jian, W., Guo, C., Sun, Y., 2023. Spatial prediction of the geological hazard vulnerability of mountain road network using machine learning algorithms. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1), 2170832.
- Iban, M. C., Sekertekin, A., 2022. Machine learning based wildfire susceptibility mapping using remotely sensed fire data and GIS: A case study of Adana and Mersin provinces, Turkey. *Ecological Informatics*, 69, 101647.
- Iverson, L. R., Prasad, A. M., Liaw, A., 2004. 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*, pp. 317-320, Cirencester, UK.
- İlkuçar, M., Kaya, A.İ., Çifci, A., 2018. Mekanik Özelliklere Göre Ağaç Türlerinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 8(1):75-83.
- Jaafari, A., Pazhouhan, I., & Bettinger, P., 2021. Machine learning modeling of forest road construction costs. *Forests*, 12(9), DOI:10.3390/f12091169
- Jackson, P., 1986. *Introduction to expert systems*. United States: N. p., Web.
- Jahani, A., Saffariha, M., 2021. Modeling of trees failure under windstorm in harvested Hyrcanian forests using machine learning techniques. *Scientific Reports*, 11(1):1-13.
- Baker, J., 1975. The DRAGON System—An Overview. In: *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 23.1, pp. 24–29.
- Janiec, P., Gadal, S., 2020. A comparison of two machine learning classification methods for remote sensing predictive modeling of the forest fire in the North-Eastern Siberia. *Remote Sensing*, 12(24), 4157.
- Jelinek, F., Bahl, L., Mercer, R., 1975. Design of a linguistic statistical decoder for the recognition of continuous speech. *IEEE Transactions on Information Theory*, 21(3):250-256.
- Jiang, H., 2021. *Machine learning fundamentals: A concise introduction*. Cambridge University Press.
- Johnson, P., Abdelfattah, E., 2018. Applying machine learning models to identify forest cover. In *2018 9th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)* (pp. 471-474). IEEE.
- Joshi, R.C., Ryu, D., Lane, P.N., Sheridan, G.J., 2023). Seasonal forecast of soil moisture over Mediterranean-climate forest catchments using a machine learning approach. *Journal of Hydrology*, 619, 129307.
- 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., & Farias, A. A., 2020. Machine learning: Modeling increment in diameter of individual trees on Atlantic Forest fragments. *Ecological Indicators*, 117, DOI:10.3390/f13081295
- Kalantar, B., Ueda, N., Idrees, M. O., Janizadeh, S., Ahmadi, K., & Shabani, F., 2020. Forest fire susceptibility prediction based on machine learning models with resampling algorithms on remote sensing data. *Remote Sensing*, 12(22), 3682.
- Kamarulzaman, A. M. M., Wan Mohd Jaafar, W. S., Abdul Maulud, K. N., Saad, S. N. M., Omar, H., Mohan, M., 2022. Integrated segmentation approach with machine learning classifier in detecting and mapping post selective logging impacts using UAV imagery. *Forests*, 13(1):48.
- Kang, J., Schwartz, R., Flickinger, J., Beriwal, S., 2015. Machine learning approaches for predicting radiation therapy outcomes: A clinician's perspective. *Int. J. Radiat. Oncol. Biol. Phys.*, 93, 1127–1135.
- Kansal, A., Singh, Y., Kumar, N., Mohindru, V., 2015. Detection of forest fires using machine learning technique: A perspective. In *2015 third international conference on image information processing (ICIIP)* (pp. 241-245). IEEE.
- Kantarcioğlu, O., Kocaman, S., Schindler, K., 2023. Artificial neural networks for assessing forest fire susceptibility in Türkiye. *Ecological Informatics*, 75, 102034.
- Kauffman, J. S., Prisley, S. P., 2016. Automated estimation of forest stand age using Vegetation Change Tracker and machine learning. *Mathematical & Computational Forestry & Natural Resource Sciences*, 8(1).
- Kaya, H., Keklik, İ., Ensarı, T., Alkan, F., & Bırcık, Y., 2019. Oak leaf classification: an analysis of features and classifiers. In *2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)* (pp. 1-4). Ieee.
- Keleş, S., Günlü, A., Ercanlı, İ., 2021. Estimating aboveground stand carbon by combining sentinel-1 and sentinel-2 satellite data: A case study from turkey. In *Forest Resources Resilience and Conflicts*, pp. 117-126, Elsevier.
- Kim, B., Woo, H., Park, J., 2020. 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*, 109(1):23-30.
- Kim, E. S., Lee, B., Kim, J., Cho, N., & Lim, J. H., 2020. Risk assessment of pine tree dieback in Sogwang-Ri, Uljin. *Journal of Korean Society of Forest Science*, 109(3):259-270.
- Kim, S. J., Lim, C. H., Kim, G. S., Lee, J., Geiger, T., Rahmati, O., ... & Lee, W. K., 2019. Multi-temporal analysis of forest fire probability using socio-economic and environmental variables. *Remote Sensing*, 11(1):86.
- Kislov, D. E., Korznikov, K. A., 2020. Automatic windthrow detection using very-high-resolution satellite imagery and deep learning. *Remote Sensing*, 12(7), 1145.
- Kitchin, R., McArdle, G., 2016. What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951716631130.
- Knopp, L., Wieland, M., Rättich, M., Martinis, S., 2020. A deep learning approach for burned area segmentation with Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 12(15), 2422.
- Kong, L., Zhang, Y., Ye, Z.Q., Liu, X.Q., Zhao, S.Q., Wei, L., Gao, G., 2007. CPC: Assess the protein-coding potential of transcripts using sequence features and support vector machine. *Nucleic Acids Res.*, 35:345–349.
- Kriese, J., Hoesser, T., Asam, S., Kacic, P., Da Ponte, E., Gessner, U., 2022. Deep Learning on Synthetic Data Enables the Automatic Identification of Deficient Forested Windbreaks in the Paraguayan Chaco. *Remote Sensing*, 14(17):4327.
- Kuck, T.N., Sano, E.E., Bispo, P.D.C., Shigemori, E.H., Silva Filho, P.F.F., Matricardi, E.A.T., 2021. 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*, 13(17):3341.
- Kukuk, S. B., & Kilimci, Z. H., 2021. Comprehensive analysis of forest fire detection using deep learning models and conventional machine learning algorithms. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 7(2):84-94.
- Kuruca, M., Matçı, D. K., & Avdan, U., 2021. The potential of Göktürk 2 satellite images for mapping burnt forest areas. *Turkish Journal of Agriculture and Forestry*, 45(1):91-101.
- Kuruca, M., Matçı, D. K., & Avdan, U., 2018. Yanmış Orman Alanlarının Destek Vektör Makinaları ve Rotasyon Orman İleri Simflandırma Yöntemleri Kullanarak Nesne-Tabanlı Tespiti: Worldview-2 Uydu Görüntüsü Örneği. VII. Uzaktan Algılama-CBS Sempozyumu (UZAL-CBS 2018), 18-21 Eylül, Eskişehir.
- Lapini, A., Pettinato, S., Santi, E., Paloscia, S., Fontanelli, G., Garzelli, A., 2020. Comparison of machine learning methods applied to SAR images for forest classification in mediterranean areas. *Remote Sensing*, 12(3):369.
- Lee, B., Jang, K., Kim, E., Kang, M., Chun, J. H., & Lim, J. H., 2019. Predicting forest gross primary production using machine learning algorithms. *Korean Journal of Agricultural and Forest Meteorology*, 21(1):29-41.
- Lee, J., Im, J., Kim, K., & Quackenbush, L. J., 2018. Machine learning approaches for estimating forest stand height using plot-based observations and airborne LiDAR data. *Forests*, 9(5):268.
- Levers, C., Verkerk, P. J., Müller, D., Verburg, P. H., Butsic, V., Leitão, P. J., ... & Kuemmerle, T., 2014. Drivers of forest harvesting intensity patterns in Europe. *Forest ecology and management*, 315:160-172, DOI:10.1016/j.foreco.2013.12.030 .

- Li, M., Im, J., & Beier, C., 2013. Machine learning approaches for forest classification and change analysis using multi-temporal Landsat TM images over Huntington Wildlife Forest. *GIScience & Remote Sensing*, 50(4):361-384, DOI:10.1080/15481603.2013.819161.
- Li, S., Lideskog, H., 2021. Implementation of a system for real-time detection and localization of terrain objects on harvested forest land. *Forests*, 12(9), DOI:10.3390/f12091142
- Li, W., Niu, Z., Shang, R., Qin, Y., Wang, L., Chen, H., 2020. 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*, 92, 102163.
- Li, X., Du, H., Mao, F., Zhou, G., Chen, L., Xing, L., ... & Liu, T., 2018. Estimating bamboo forest aboveground biomass using EnKF-assimilated MODIS LAI spatiotemporal data and machine learning algorithms. *Agricultural and Forest Meteorology*, 256:445-457, DOI:10.1016/j.agrformet.2018.04.002 .
- Li, Y., Li, C., Li, M., Liu, Z., 2019. Influence of variable selection and forest type on forest aboveground biomass estimation using machine learning algorithms. *Forests*, 10(12), 1073.
- Li, Y., Li, M., Li, C., & Liu, Z., 2020. Forest aboveground biomass estimation using Landsat 8 and Sentinel-1A data with machine learning algorithms. *Scientific reports*, 10(1): 1-12.
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., Bochtis, D., 2018. Machine learning in agriculture: A review. *Sensors*, 18(8), 2674.
- Lidberg, W., Nilsson, M., & Ågren, A., 2020. Using machine learning to generate high-resolution wet area maps for planning forest management: A study in a boreal forest landscape. *Ambio*, 49(2): 475-486.
- Lim, S., Kim, S., Park, S., Kim, D., 2018. Development of application for forest insect classification using CNN. In 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), pp. 1128-1131, IEEE.
- Lim, W., Choi, K., Cho, W., Chang, B., Ko, D. W., 2022. 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*, 18(1):36-43.
- Lippitt, C. D., Rogan, J., Li, Z., Eastman, J. R., Jones, T. G., 2008. Mapping selective logging in mixed deciduous forest: a comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(10):1201-1211.
- Liu, B., Gao, L., Li, B., Marcos-Martinez, R., Bryan, B. A., 2020. Nonparametric machine learning for mapping forest cover and exploring influential factors. *Landscape Ecology*, 35:1683-1699.
- Liu, X., Liang, S., Li, B., Ma, H., He, T., 2021. Mapping 30 m fractional forest cover over China's Three-North Region from Landsat-8 data using ensemble machine learning methods. *Remote Sensing*, 13(13), 2592.
- Liu, Z., Wang, W. J., Ballantyne, A., He, H. S., Wang, X., Liu, S., ... & Zhu, J., 2023. Forest disturbance decreased in China from 1986 to 2020 despite regional variations. *Communications Earth & Environment*, 4(1):15, DOI: 10.1038/s43247-023-00676-x.
- López-Cortés, X.A.; Nachtigall, F.M.; Olate, V.R.; Araya, M.; Oyanel, S.; Diaz, V.; Jakob, E.; Ríos-Momberg, M.; Santos, L.S., 2017. Fast detection of pathogens in salmon farming industry. *Aquaculture*, 470:17-24.
- López-Serrano, P. M., Cárdenas Domínguez, J. L., Corral-Rivas, J. J., Jiménez, E., López-Sánchez, C. A., & Vega-Nieva, D. J., 2019. Modeling of aboveground biomass with Landsat 8 OLI and machine learning in temperate forests. *Forests*, 11(1):11.
- Lu, R., Zhu, H., Liu, X., Liu, J. K., & Shao, J. 2014. Toward efficient and privacy-preserving computing in big data era. *IEEE Network*, 28(4): 46-50.
- Luo, H., Yue, C., Xie, F., Zhu, B., Chen, S., 2022. A Method for Forest Canopy Height Inversion Based on Machine Learning and Feature Mining Using UAVSAR. *Remote Sensing*, 14(22), 5849.
- Luo, W., Zhang, C., Zhao, X., Liang, J., 2021. Understanding patterns and potential drivers of forest diversity in northeastern China using machine-learning algorithms. *Journal of Vegetation Science*, 32(2), e13022.
- Mackowiak, S.D.; Zauber, H.; Bielow, C.; Thiel, D.; Kutz, K.; Calviello, L.; Mastrobuoni, G.; Rajewsky, N.; Kempa, S.; Selbach, M.; et al., 2015. Extensive identification and analysis of conserved small ORFs in animals. *Genome Biol.*, 16, 179.
- MacMillan, R., Sun, L., Taylor, S. W., 2022. Modeling Individual Extended Attack Wildfire Suppression Expenditures in British Columbia. *Forest Science*, 68(4):376-388.
- Mahdavi, A., Aziz, J., 2020. 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*, 48:575-583.
- Maione, C.; Barbosa, R.M., 2018. Recent applications of multivariate data analysis methods in the authentication of rice and the most analyzed parameters: A review. *Crit. Rev. Food Sci. Nutr.*, 1-12.
- Maniatis, Y., Doganis, A., Chatzigeorgiadis, M., 2022. 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*, 12(6), 2938.
- Marvin, M., & Seymour, A. P., 1969. *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press, 6, 318-362.
- Mashhadi, N., Alganci, U., 2021. 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*, 8(4):488-497.
- Melander, L., Einola, K., Ritala, R., 2020. Fusion of open forest data and machine fieldbus data for performance analysis of forest machines. *European Journal of Forest Research*, 139(2):213-227.
- Miranda, E. N., Barbosa, B. H. G., Silva, S. H. G., Monti, C. A. U., Tng, D. Y. P., Gomide, L. R., 2022. Variable selection for estimating individual tree height using genetic algorithm and random forest. *Forest Ecology and Management*, 504, 119828.
- Mitchell, T. 1997. *Machine Learning*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Mittal, A., Sharma, G., Aggarwal, R., 2016. Forest fire detection through various machine learning techniques using mobile agent in WSN. *International Research Journal of Engineering and Technology*.
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q. B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., ... & Oudija, F., 2021. Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators*, 129, DOI:10.1016/j.ecolind.2021.107869
- Moore, J., Lin, Y., 2019. 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*, 92(4):425-435.
- Moradi, F., Sadeghi, S. M. M., Heidarlou, H. B., Deljouei, A., Boshkar, E., Borz, S. A., 2022. Above-ground biomass estimation in a Mediterranean sparse coppice oak forest using Sentinel-2 data. *Annals of Forest Research*, 65(1):165-182.
- Mosin, V., Aguilar, R., Platonov, A., Vasiliev, A., Kedrov, A., & Ivanov, A., 2019. Remote sensing and machine learning for tree detection and classification in forestry applications. In *Image and Signal Processing for Remote Sensing XXV*, 11155, pp. 130-141. SPIE.
- Munis, R. A., Almeida, R. O., Camargo, D. A., da Silva, R. B. G., Wojciechowski, J., Simões, D., 2022. Machine learning methods to estimate productivity of harvesters: mechanized timber harvesting in Brazil. *Forests*, 13(7), 1068.
- Munro, H. L., Montes, C. R., Gandhi, K. J., 2022. A new approach to evaluate the risk of bark beetle outbreaks using multi-step machine learning methods. *Forest Ecology and Management*, 520, 120347.
- Murty, M. N., Avinash, M., 2023. *Representation in Machine Learning*. Springer Nature.
- Naderi, S., Bundy, K., Whitney, T., Abedi, A., Weiskittel, A., Contosta, A., 2022. Sharing Wireless Spectrum in the Forest Ecosystems Using Artificial Intelligence and Machine Learning. *International Journal of Wireless Information Networks*, 29(3):257-268.
- Naik, P., Dalponte, M., Bruzzone, L., 2022. 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*.
- Nandi, A., Pal, A. K., 2022. Interpreting machine learning models: Learn model interpretability and explainability methods. Berkeley, CA: Apress.
- Narine, L. L., Popescu, S. C., Malambo, L., 2019. Synergy of ICESat-2 and Landsat for mapping forest aboveground biomass with deep learning. *Remote Sensing*, 11(12), 1503.

- Nasiri, V., Darvishsefat, A. A., Arefi, H., Griess, V. C., Sadeghi, S. M. M., Borz, S. A., 2022. Modeling forest canopy cover: A synergistic use of Sentinel-2, aerial photogrammetry data, and machine learning. *Remote Sensing*, 14(6), 1453.
- Nassif, A. B., Shahin, I., Attili, I., Azzeh, M., Shaalan, K., 2019. Speech recognition using deep neural networks: A systematic review. *IEEE access*, 7, 19143-19165.
- Negara, B. S., Kurniawan, R., Nazri, M. Z. A., Abdullah, S. N. H. S., Saputra, R. W., Ismanto, A., 2020. Riau forest fire prediction using supervised machine learning. In *Journal of Physics: Conference Series* 1566(1), p. 012002. IOP Publishing, DOI:10.1088/1742-6596/1566/1/012002
- Neuville, R., Bates, J. S., Jonard, F., 2021. Estimating forest structure from UAV-mounted LiDAR point cloud using machine learning. *Remote sensing*, 13(3), 352.
- Nguyen, Q. H., Nguyen, H. D., Le, D. T., Bui, Q. T., 2023. Fine-tuning LightGBM using an artificial ecosystem-based optimizer for forest fire analysis. *Forest Science*, 69(1):73-82.
- Nguyen, T. T., Nguyen, V. P., Nguyen, V. Q., Hoang, T. P. N., 2022. 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*, 38(4).
- Nguyen, V. T., Constant, T., Colin, F., 2021. An innovative and automated method for characterizing wood defects on trunk surfaces using high-density 3D terrestrial LiDAR data. *Annals of Forest Science*, 78(2):1-18.
- Nilsson, J. N., 1996. Introduction to machine learning: An early draft of a proposed textbook.
- Opelele, O. M., Yu, Y., Fan, W., Chen, C., Kachaka, S. K., 2021. 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*, 19, 359-377.
- Ostovar, A., Talbot, B., Puliti, S., Rasmus, A., Ringdahl, O., 2019. 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, Norsk institutt for bioøkonomi (NIBIO).
- Oyarzo, C., Rossit, D. A., Viana-Céspedes, V., Olivera, A., 2022. Discriminant method approach for harvesting forest operations. In *2022 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI)*, pp. 736-740, IEEE.
- Örücü, Ö. K., 2019. Phoenix theophrasti Gr.'nin iklim değişimine bağlı günümüz ve gelecekteki yayılış alanlarının MaxEnt Modeli ile tahmini ve bitkisel tasarımda kullanımı. *Turkish Journal of Forestry*, 20(3):274-283.
- Örücü, Ö. K., Akyol, A., 2019. İklim değişikliğinin Türkiye'de Myrtus communis subsp. communis L.'nin potansiyel dağılımına etkilerinin Maxent ile araştırılması. *Ziraat, Orman ve Su Ürünleri Alanında Yeni Ufuklar*, 31-49.
- Örücü, Ö. K., Azadi, H., Arslan, E. S., Kamer Aksoy, Ö., Choobchian, S., Nooghabi, S. N., Stefanie, H. I., 2023. Predicting the distribution of European Hop Hornbeam: application of MaxEnt algorithm and climatic suitability models. *European Journal of Forest Research*, 1-13.
- Örücü, Ö. K., Gülçin, D., Özçifçi, İ., Arslan, E. S., 2021. Mor Çiçekli Ormangülünün (*Rhododendron ponticum* L.) günümüz ve gelecekteki iklim koşullarına göre yayılış alanlarının modellenmesi.
- Özçelik, R., Diamantopoulou, M. J., Brooks, J. R., Wiant Jr, H. V., 2010. Estimating tree bole volume using artificial neural network models for four species in Turkey. *Journal of environmental management*, 91(3):742-753.
- Özdemir, Ş., Örsülü, S., 2019. Makine öğrenmesinde yeni bir bakış açısı: otomatik makine öğrenmesi (AutoML). *Journal of Information Systems and Management Research*, 1(1):23-30.
- Özkan, C., Sunar, F., Berberoğlu, S., Dönmez, C., 2008. Effectiveness of boosting algorithms in forest fire classification. *The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, 37.
- Pang, Y., Li, Y., Feng, Z., Feng, Z., Zhao, Z., Chen, S., Zhang, H., 2022. Forest Fire Occurrence Prediction in China Based on Machine Learning Methods. *Remote Sensing*, 14(21), 5546.
- Park, J., Lim, B., Lee, J., 2021. Analysis of Factors Influencing Forest Loss in South Korea: Statistical Models and Machine-Learning Model. *Forests*, 12(12), 1636.
- Peng, Y., Wang, Y., 2022. Automatic wildfire monitoring system based on deep learning. *European Journal of Remote Sensing*, 55(1):551-567.
- Perera, P. L. M., Jayakody, J. R. K. C., 2015. Forest cover type prediction with machine learning with R and Weka.
- Brown P., et al., 1988. A Statistical Approach to Language Translation?. In: *Proceedings of the 12th Conference on Computational Linguistics*. 1, COLING '88. Budapest, Hungary: Association for Computational Linguistics, pp. 71-76.
- Jackson., P., 1990. Introduction to Expert Systems. 2nd ed. USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., USA
- Petrusevich, D. A., 2021. Models for dominating forest cover type prediction. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 677(5), p. 052119. IOP Publishing.
- Pham, B. T., Jaafari, A., Avand, M., Al-Ansari, N., Dinh Du, T., Yen, H. P. H., ... & Tuyen, T. T., 2020. Performance evaluation of machine learning methods for forest fire modeling and prediction. *Symmetry*, 12(6), 1022.
- Pilaš, I., Gašparović, M., Novkinić, A., Klobučar, D., 2020. Mapping of the canopy openings in mixed beech-fir forest at Sentinel-2 subpixel level using UAV and machine learning approach. *Remote Sensing*, 12(23), 3925.
- Piragnolo, M., Grigolato, S., Pirotti, F., 2019. Planning harvesting operations in forest environment: remote sensing for decision support. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4:33-40.
- Piragnolo, M., Pirotti, F., Zanrosso, C., Lingua, E., Grigolato, S., 2021. Responding to large-scale forest damage in an alpine environment with remote sensing, machine learning, and web-GIS. *Remote Sensing*, 13(8), 1541.
- Pohjankukka, J., Riihimäki, H., Nevalainen, P., Pahikkala, T., Alalommäki, J., Hyvönen, E., ... & Heikkonen, J., 2016. Predictability of boreal forest soil bearing capacity by machine learning. *Journal of Terramechanics*, 68:1-8.
- Polowy, K., & Molińska-Glura, M., 2023. Data Mining in the Analysis of Tree Harvester Performance Based on Automatically Collected Data. *Forests*, 14(1), 165.
- Pourghasemi, H. R., Gayen, A., Lasaponara, R., & Tiefenbacher, J. P., 2020. Application of learning vector quantization and different machine learning techniques to assessing forest fire influence factors and spatial modelling. *Environmental research*, 184, 109321.
- Pourshamsi, M., Garcia, M., Lavallo, M., & Balzter, H., 2018. 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*, 11(10):3453-3463.
- Pourshamsi, M., Xia, J., Yokoya, N., Garcia, M., Lavallo, M., Pottier, E., & Balzter, H., 2021. Tropical forest canopy height estimation from combined polarimetric SAR and LiDAR using machine-learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 172: 79-94.
- Prakash, A. J., Behera, M. D., Ghosh, S. M., Das, A., & Mishra, D. R., 2022. 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*, 72, 101900.
- Qiu, J., Wang, H., Shen, W., Zhang, Y., Su, H., Li, M., 2021. 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*, 13(4):792.
- Qu, J., & Cui, X., 2020. Automatic machine learning framework for forest fire forecasting. In *Journal of Physics: Conference Series* 1651(1), p. 012116. IOP Publishing.
- Rajbhandari, S., Aryal, J., Osborn, J., Lucieer, A., Musk, R., 2019. Leveraging machine learning to extend ontology-driven geographic object-based image analysis (O-GEOBIA): A case study in forest-type mapping. *Remote Sensing*, 11(5):503.
- Rana, P., Miller, D. C., 2019. Machine learning to analyze the social-ecological impacts of natural resource policy: insights from community forest management in the Indian Himalaya. *Environmental Research Letters*, 14(2), 024008.

- Rana, P., Miller, D. C., 2021. Predicting the long-term social and ecological impacts of tree-planting programs: Evidence from northern India. *World Development*, 140, 105367.
- Reddy, R. S., Babu, G. A., Reddy, A. R. M., 2020. Geospatial Approach for the Analysis of Forest Cover Change Detection using Machine Learning. *Geosfera Indonesia*, 5(3):335-351.
- Ren, H., Zhang, L., Yan, M., Chen, B., Yang, Z., Ruan, L., 2022. Spatiotemporal Assessment of Forest Fire Vulnerability in China Using Automated Machine Learning. *Remote Sensing*, 14(23), 5965.
- Rhee, J., Im, J., 2017. Meteorological drought forecasting for ungauged areas based on machine learning: Using long-range climate forecast and remote sensing data. *Agric. For. Meteorol.*, 237–238, 105–122.
- Richard O. Duda and Peter E. Hart., 1973 *Pattern Classification and Scene Analysis*. New York, NY: John Wiley & Sons, USA
- Richardson, A., Signor, B.M., Lidbury, B.A., Badrick, T., 2016. Clinical chemistry in higher dimensions: Machine-learning and enhanced prediction from routine clinical chemistry data. *Clin. Biochem.* 49:1213–1220.
- Rosenblatt, F., 1958. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. In: *Psychological Review*, pp. 65–386.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., McClelland, J. L., 1986a. A general framework for parallel distributed processing. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, 1:(45-76), 26.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., 1986b. Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536.
- Russell, J., Norvig, S., P., 2010. *Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition*.
- Sabancı, K., Ünleren, M. F., Polat, K., 2016. Classification of different forest types with machine learning algorithms.
- Sahin, A., Aylak Ozdemir, G., Oral, O., Aylak, B. L., Ince, M., Ozdemir, E., 2023. Estimation of tree height with machine learning techniques in coppice-originated pure sessile oak (*Quercus petraea* (Matt.) Liebl.) stands. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 1-10.
- Sakici, O. E., Ozdemir, G., 2018. Stem taper estimations with artificial neural networks for mixed Oriental beech and Kazdağı fir stands in Karabük region, Turkey. *Ceme*, 24:439-451.
- Salmivaara, A., Launiainen, S., Perttunen, J., Nevalainen, P., Pohjankukka, J., Ala-Ilomäki, J., ... & Finér, L., 2020. Towards dynamic forest trafficability prediction using open spatial data, hydrological modelling and sensor technology. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 93(5):662-674.
- Sanderman, J., Hengl, T., Fiske, G., Solvik, K., Adame, M. F., Benson, L., ... & Landis, E., 2018. A global map of mangrove forest soil carbon at 30 m spatial resolution. *Environmental Research Letters*, 13(5), 055002.
- Sani-Mohammed, A., Yao, W., Heurich, M., 2022. Instance segmentation of standing dead trees in dense forest from aerial imagery using deep learning. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 6, 100024.
- Saralioglu, E., Vatandaslar, C., 2022. 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*, 1-22.
- Sarıkaya, O., Şen, İ., 2020. Estimation to current and future potential distribution areas of *Pityogenes calcaratus* (Eichhoff) in Turkish Forests. *International Journal of Agriculture, Forestry and Fisheries*, 8(4):118-122.
- Sari, F., 2022. Identifying anthropogenic and natural causes of wildfires by maximum entropy method-based ignition susceptibility distribution models. *Journal of Forestry Research*, 1-17.
- Sarikaya, A. G., Orucu, O. K., 2021. Maxent modeling for predicting the potential distribution of *Arbutus andrachne* L. belonging to climate change in Turkey. *Kuwait Journal of Science*, 48(2).
- Seddouki, M., Benayad, M., Aamir, Z., Tahiri, M., Maanan, M., Rhinane, H., 2023. 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*, 48:333-342.
- Senanayake, I. P., Yeo, I. Y., Walker, J. P., Willgoose, G. R., 2021. Estimating catchment scale soil moisture at a high spatial resolution: Integrating remote sensing and machine learning. *Science of The Total Environment*, 776, 145924.
- Sevinç, V., 2023. Mapping the forest fire risk zones using artificial intelligence with risk factors data. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(2): 4721-4732.
- Shabani, S., Pourghasemi, H. R., & Blaschke, T., 2020. Forest stand susceptibility mapping during harvesting using logistic regression and boosted regression tree machine learning models. *Global Ecology and Conservation*, 22, e00974.
- Shabani, S., Varamesh, S., Moayedi, H., Le Van, B., 2023. Modeling the susceptibility of an uneven-aged broad-leaved forest to snowstorm damage using spatially explicit machine learning. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(12): 34203-34213.
- Shang, X., & Chisholm, L. A., 2013. 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*, 7(6):2481-2489.
- Shao, Y., Feng, Z., Sun, L., Yang, X., Li, Y., Xu, B., Chen, Y., 2022. Mapping China's Forest Fire Risks with Machine Learning. *Forests*, 13(6):856.
- Shataee, S., Kalbi, S., Fallah, A., Pelz, D., 2012. 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*, 33(19):6254-6280.
- Shen, J., Chen, G., Hua, J., Huang, S., Ma, J., 2022. Contrasting Forest Loss and Gain Patterns in Subtropical China Detected Using an Integrated LandTrendr and Machine-Learning Method. *Remote Sensing*, 14(13), 3238.
- Shen, X., Huang, Q., Wang, X., Li, J., Xi, B., 2022. A Deep Learning-Based Method for Extracting Standing Wood Feature Parameters from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds of Artificially Planted Forest. *Remote Sensing*, 14(15), 3842.
- Silva, C. A., Klauberg, C., Hudak, A. T., Vierling, L. A., Jaafar, W. S. W. M., Mohan, M., ... & Saatchi, S., 2017. Predicting stem total and assortment volumes in an industrial *Pinus taeda* L. forest plantation using airborne laser scanning data and random forest. *Forests*, 8(7):254.
- Singh, C., Karan, S. K., Sardar, P., Samadder, S. R., 2022. Remote sensing-based biomass estimation of dry deciduous tropical forest using machine learning and ensemble analysis. *Journal of Environmental Management*, 308, 114639.
- Singh, M., Sharma, C., Agarwal, T., & Pal, M. S., 2022. 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)*, pp. 1-5, IEEE.
- Smolyakov, V., 2023. *Machine learning algorithms in depth*. MEAP Edition, Version 3, Manning Early Access Program, Manning Publications Co.
- Solórzano, J. V., & Gao, Y., 2022. Forest Disturbance Detection with Seasonal and Trend Model Components and Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, 14(3):803.
- Sonti, S.H., 2015. Application of Geographic Information System (GIS) in Forest Management. *J Geogr Nat Disast*, 5:145. DOI:10.4172/21670587.1000145
- Stojanova, D., Panov, P., Gjorgjioski, V., Kobler, A., Džeroski, S., 2010. Estimating vegetation height and canopy cover from remotely sensed data with machine learning. *Ecological Informatics*, 5(4):256-266.
- Su, H., Shen, W., Wang, J., Ali, A., & Li, M., 2020. Machine learning and geostatistical approaches for estimating aboveground biomass in Chinese subtropical forests. *Forest Ecosystems*, 7:1-20.
- Sun, Z., Qian, W., Huang, Q., Lv, H., Yu, D., Ou, Q., ... & Tang, X., 2022. 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*, 14(5):1066.
- Şeker, Ş. E., 2020. OptiScorer: Otomatik Makine Öğrenmesi ile Skorlama.
- Şen, İ., Sarıkaya, O., & Örcü, Ö. K., 2020. Current and future potential distribution areas of *Carphoborus minimus* (Fabricius, 1798) in Turkey. *Folia Biologica (Kraków)*, 68(4):141-148.

- Takahashi, K., Kim, K., Ogata, T., Sugano, S., 2017. Tool-body assimilation model considering grasping motion through deep learning. *Rob. Auton. Syst.*, 91:115–127.
- Tang, Z., Xia, X., Huang, Y., Lu, Y., Guo, Z., 2022. Estimation of National Forest Aboveground Biomass from Multi-Source Remotely Sensed Dataset with Machine Learning Algorithms in China. *Remote Sensing*, 14(21), 5487.
- Tappayuthpijam, K., Vindevoegel, B. S., 2022. 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* 1006(1), p. 012001. IOP Publishing.
- Tariq, A., Shu, H., Siddiqui, S., Munir, I., Sharifi, A., Li, Q., Lu, L., 2022. 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*, 33(1):183-194.
- 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., ... & Leite, H. G., 2021. Machine learning and regression models to predict multiple tree stem volumes for teak. *Southern Forests: a Journal of Forest Science*, 83(4):294-302.
- Tavasoli, N., Arefi, H., 2021. Comparison of capability of SAR and optical data in mapping forest above ground biomass based on machine learning. *Environmental Sciences Proceedings*, 5(1):13.
- Taylor, S. E., Veal, M. W., Grift, T. E., McDonald, T. P., Corley, F. W., 2002. Precision forestry: operational tactics for today and tomorrow. In *25th annual Meeting of the council of Forest Engineers*, 6.
- Tehrany, M. S., Jones, S., Shabani, F., Martínez-Álvarez, F., Tien Bui, D., 2019. 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*, 137:637-653.
- Tiwari, K., Narine, L. L., 2022. A Comparison of Machine Learning and Geostatistical Approaches for Mapping Forest Canopy Height over the Southeastern US Using ICESat-2. *Remote Sensing*, 14(22), 5651.
- Tonbul, H., Colkesen, I., Kavzoglu, T., 2022. 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*, 69(10):3609-3632.
- Torre-Tojal, L., Lopez-Guede, J. M., Grana Romay, M. M., 2019. Estimation of forest biomass from light detection and ranging data by using machine learning. *Expert Systems*, 36(4), e12399.
- Torun, P., Altunel, A. O., 2020. Effects of environmental factors and forest management on landscape-scale forest storm damage in Turkey. *Annals of Forest Science*, 77:1-13.
- Tutmez, B., Ozdogan, M. G., Boran, A., 2018. Mapping forest fires by nonparametric clustering analysis. *Journal of forestry research*, 29:177-185.
- Udali, A., Talbot, B., Puliti, S., Crous, J., Lingua, E., & Grigolato, S., 2022. 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)*, pp. 160-163. IEEE.
- Uniyal, S., Purohit, S., Chaurasia, K., Rao, S. S., Amminedu, E., 2022. Quantification of carbon sequestration by urban forest using Landsat 8 OLI and machine learning algorithms in Jodhpur, India. *Urban Forestry & Urban Greening*, 67, 127445.
- URL, 2023. <https://www.automl.org/automl/>. Erişim: 1 Nisan 2023.
- Uzun, A., & Örucü, Ö. K., 2020. *Adenocarpus complicatus* (L.) Gay türünün iklim değişkenlerine bağlı günümüz ve gelecekteki yayılış alanlarının tahmini. *Türkiye Ormanlık Dergisi*, 21(4):498-508.
- Vafaei, S., Soosani, J., Adeli, K., Fadaei, H., Naghavi, H., Pham, T. D., Tien Bui, D., 2018. 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*, 10(2):172.
- Varol, T., Durkaya, B., Okan, E., 2018. Estimating carbon storage through machine learning algorithms. *International Journal of Recent Engineering Research and Development (IJRERD)*, 3(3), March 2018, pp. 114-120
- Varvia, P., Lähivaara, T., Maltamo, M., Packalen, P., Seppänen, A., 2018. Gaussian process regression for forest attribute estimation from airborne laser scanning data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(6):3361-3369.
- Vatandaşlar, C., Zeybek, M., 2021. Extraction of forest inventory parameters using handheld mobile laser scanning: A case study from Trabzon, Turkey. *Measurement*, 177, 109328.
- Vega Ishuaylas, L. A., Hirata, Y., Ventura Santos, L. C., Serrudo Torobeo, N., 2018. Natural forest mapping in the Andes (Peru): A comparison of the performance of machine-learning algorithms. *Remote Sensing*, 10(5):782.
- Verkerk, P. J., Costanza, R., Hetemäki, L., Kubiszewski, I., Leskinen, P., Nabuurs, G. J., ... & Palahi, M., 2020. Climate-smart forestry: the missing link. *Forest Policy and Economics*, 115, 102164.
- Vicentini, M. E., 2021. Machine learning modeling in temporal variability of soil respiration in planted forest areas.
- Wai, P., Su, H., Li, M., 2022. Estimating Aboveground Biomass of Two Different Forest Types in Myanmar from Sentinel-2 Data with Machine Learning and Geostatistical Algorithms. *Remote Sensing*, 14(9), 2146.
- Wang, K., Pan, J., Jiang, L., Sun, Y., Wang, K., Cao, Y., 2022. 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)* (pp. 490-495). IEEE.
- Wang, X., Liu, C., Lv, G., Xu, J., Cui, G., 2022. Integrating multi-source remote sensing to assess forest aboveground biomass in the Khingan mountains of north-eastern China using machine-learning algorithms. *Remote Sensing*, 14(4), 1039.
- Wildenhain, J., Spitzer, M., Dolma, S., Jarvik, N., White, R., Roy, M., Griffiths, E., Bellows, D.S., Wright, G.D., Tyers, M., 2015. Prediction of Synergism from Chemical-Genetic Interactions by Machine Learning. *Cell Syst.*, 1:383–395.
- Wu, C., Pang, L., Jiang, J., An, M., Yang, Y., 2020. Machine learning model for revealing the characteristics of soil nutrients and aboveground biomass of Northeast Forest, China. *Nature Environment and Pollution Technology*, 19(2):481-492.
- Xi, Z., Xu, H., Xing, Y., Gong, W., Chen, G., Yang, S., 2022. Forest canopy height mapping by synergizing icesat-2, sentinel-1, sentinel-2 and topographic information based on machine learning methods. *Remote Sensing*, 14(2):364.
- Ximenes, A. C., Amaral, S., Monteiro, A. M. V., Almeida, R. M., Valeriano, D. M., 2021. Mapping the terrestrial ecoregions of the Purus-Madeira interfluvium in the Amazon Forest using machine learning techniques. *Forest Ecology and Management*, 488, 118960.
- Yao, J., Raffuse, S. M., Brauer, M., Williamson, G. J., Bowman, D. M., Johnston, F. H., & Henderson, S. B., 2018. Predicting the minimum height of forest fire smoke within the atmosphere using machine learning and data from the CALIPSO satellite. *Remote sensing of environment*, 206:98-106.
- Yazdani, M., Shataee Jouibary, S., Mohammadi, J., & Maghsoudi, Y., 2020. 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*, 14(2), 024509-024509.
- Yilmaz, H., Yilmaz, O. Y., Akyüz, Y. F., 2017. Determining the factors affecting the distribution of *Muscari latifolium*, an endemic plant of Turkey, and a mapping species distribution model. *Ecology and Evolution*, 7(4), 1112-1124.
- Yoshii, T., Lin, C., Tatsuhara, S., Suzuki, S., Hiroshima, T., 2022. 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). IEEE.
- Yu, J., Li, F., Wang, Y., Lin, Y., Peng, Z., & Cheng, K., 2020. Spatiotemporal evolution of tropical forest degradation and its impact on ecological sensitivity: A case study in Jinghong, Xishuangbanna, China. *Science of The Total Environment*, 727, 138678.
- Yu, M., Song, Y. I., Ku, H., Hong, M., Lee, W. K., 2023. National-scale temporal estimation of South Korean Forest carbon stocks using a machine learning-based meta model. *Environmental Impact Assessment Review*, 98, 106924.

- Zeybek, M., Vatandaşlar, C., 2021. 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*, 42(3):515-528.
- Zhang, B.; He, X.; Ouyang, F.; Gu, D.; Dong, Y.; Zhang, L.; Mo, X.; Huang, W.; Tian, J.; Zhang, S., 2017. Radiomic machine-learning classifiers for prognostic biomarkers of advanced nasopharyngeal carcinoma. *Cancer Lett.*, 403:21–27.
- Zhang, N., Chen, M., Yang, F., Yang, C., Yang, P., Gao, Y., ... & Peng, D., 2022. Forest Height Mapping Using Feature Selection and Machine Learning by Integrating Multi-Source Satellite Data in Baoding City, North China. *Remote Sensing*, 14(18), 4434.
- Zhang, W., Hu, B., 2021. Forest roads extraction through a convolution neural network aided method. *International Journal of Remote Sensing*, 42(7), 2706-2721.
- Zhang, X., Chen, G., Cai, L., Jiao, H., Hua, J., Luo, X., Wei, X., 2021. Impact assessments of Typhoon Lekima on forest damages in subtropical china using machine learning methods and Landsat 8 OLI imagery. *Sustainability*, 13(9), 4893.
- Zhang, X., Jiao, H., Chen, G., Shen, J., Huang, Z., Luo, H., 2022. Forest Damage by Super Typhoon Rammasun and Post-Disturbance Recovery Using Landsat Imagery and the Machine-Learning Method. *Remote Sensing*, 14(15), 3826.
- Zhang, Y., & Liu, J., 2022. Estimating forest aboveground biomass using temporal features extracted from multiple satellite data products and ensemble machine learning algorithm. *Geocarto International*, 2153930.
- Zhang, Y., Ma, J., Liang, S., Li, X., Li, M., 2020. An evaluation of eight machine learning regression algorithms for forest aboveground biomass estimation from multiple satellite data products. *Remote Sensing*, 12(24), 4015.
- Zhao, F., Sun, R., Zhong, L., Meng, R., Huang, C., Zeng, X., ... & Wang, Z., 2022. Monthly mapping of forest harvesting using dense time series Sentinel-1 SAR imagery and deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 269, 112822.
- Zhao, K., Popescu, S., Meng, X., Pang, Y., Agca, M., 2011. Characterizing forest canopy structure with lidar composite metrics and machine learning. *Remote Sensing of Environment*, 115(8):1978-1996.
- Zhao, Q., Yu, S., Zhao, F., Tian, L., Zhao, Z., 2019. Comparison of machine learning algorithms for forest parameter estimations and application for forest quality assessments. *Forest Ecology and Management*, 434:224-234.
- Zhao, X., Zheng, Y., Wang, W., Wang, Z., Zhang, Q., Liu, J., Zhang, C., 2023. Habitat Suitability Evaluation of Different Forest Species in Lvliang Mountain by Combining Prior Knowledge and MaxEnt Model. *Forests*, 14(2):438.
- Zhao, Y.; Li, J.; Yu, L., 2017. A deep learning ensemble approach for crude oil price forecasting. *Energy Econ*, 66:9–16.
- Zheng, S., Gao, P., Zou, X., Wang, W., 2022. Forest fire monitoring via uncrewed aerial vehicle image processing based on a modified machine learning algorithm. *Frontiers in Plant Science*, 13.
- Zhou, C.; Lin, K.; Xu, D.; Chen, L.; Guo, Q.; Sun, C.; Yang, X., 2018. Near infrared computer vision and neuro-fuzzy model-based feeding decision system for fish in aquaculture. *Comput. Electron. Agric.*, 146:114–124.
- Zou, W., Jing, W., Chen, G., Lu, Y., Song, H., 2019. A survey of big data analytics for smart forestry. *IEEE Access*, 7, 46621-46636.

Ek Çizelge 1. Orman ekolojisi ve yönetimi

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
Akyol ve Örtücü (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
Örtücü (2019)	Phonexi Theophrasti'nin günümüz ve gelecek yayılışının MaxEnt ile modellenmesi	MaxEnt
Örtücü ve Akyol (2020)	İklim değişikliğinin Myrtus communis potansiyel dağılımına etkileri	MaxEnt
Örtücü ve diğ. (2021)	Mor çiçekli orman gülünün günümüz ve gelecekteki iklim koşullarına göre makine öğrenmesi ile yayılışlarının tespiti	MaxEnt
Örtücü 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 Örtücü (2020)	Adenocarpus complicatus (L.) türlerinin yayılımının makine öğrenmesi ile şimdiki ve gelecek projeksiyonunun tahmini	MaxEnt, PCA

Ek Çizelge 1. devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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 Çizelge 2. 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 Çizelge 3. Orman envanteri, modelleme ve uzaktan algılama

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
Ahmedi 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 değişiminin 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 kullanarak orman toprak üstü biokütlenin hesaplanması	RF
dos Reis ve diğ. (2018)	Okalıptüsün göğüs yüzeyi alanı ve hacminin uzaktan algılama ve makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	MLR, RF, SVM, ANN
Dou ve diğ. (2018)	Orman karbon değişiminin 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 bağlı 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 uyumluluğu konusunda ana zorluğu	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

Ek Çizelge 3. devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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 metodlarıyla tahmini	NN, SVR, RF
Grabska ve diğ. (2020)	Uydu görüntülerinden yararlanarak meşcere haritası üretiminde makine öğrenmesi algoritmalarının değerlendirilmesi	RF, SVM, XGB
Gronin 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
Isuhuaylas 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 metodlarının 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

Ek Çizelge 3. devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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)	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)	Uzaktan algılama verileri ve makine öğrenmesi yöntemleri ile kapalılığın haritalandırılması	OLS, PLS, RR, ENET, NNET, SVM, RF, GBM, XGBoost, Catboost
Pourshamsi ve diğ. (2018)	Makine öğrenmesi yöntemini kullanarak farklı uzaktan algılama veri türlerini kullanarak tropikal ormanlarda ormanın boyunun tahmin edilmesi	SVM
Pourshamsi ve diğ. (2021)	Tropikal ormanların ağaç yüksekliğinin SAR ve LiDAR entegre edilerek makine öğrenmesi kullanılarak tahmin edilmesi	RF, RoF, SVM
Prakash ve diğ. (2022)	Çoklu SAR verileri ile Mangrove ormanlarında toprak üstü biokütlenin makine öğrenmesi ile tahmin edilmesi	GAM, RF, GBM, SVR
Rajbhandari ve diğ. (2019)	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)	Ormanlık alan değişiminin makine öğrenmesi kullanılarak belirlenmesi	SVM, NN
Sabancı ve diğ. (2016)	Farklı orman tiplerinin makine öğrenmesi algoritmalarıyla sınıflandırılması	MLP, KNN, J48, NB, BN, KStar
Sahin ve diğ. (2023)	Makine öğrenmesi teknikleriyle sapsız meşe meşcerelerinde ağaç boyu tahmini	ANN, DT, SVM, RF
Sakici ve Ozdemir (2018)	Yapay sinir ağları ile Karabük bölgesindeki karışık doğu kayını ve Kazdağı göknarı meşcerelerinde gövde profilinin belirlenmesi	ANN
Sanderman ve diğ. (2018)	Mangrove ormanlarında orman toprağı karbonunun haritalandırılması	RF
Saralioğlu ve Vatandaşlar (2022)	Farklı makine öğrenmesi metotları kullanılarak tarım ve orman baskın alanlarda arazi kullanımı/arazi örtüsü sınıflandırma	KNN, CNN
Serrano ve diğ. (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 doğal orman türlerinin sınıflandırılması	SVM, ABC, RF
Shataee ve diğ. (2012)	Meşcere özelliklerinin makine öğrenmesi ve ASTER verileri kullanarak tahmin edilmesi	KNN, SVR, RF
Shen ve diğ. (2022)	Orman alan kayıp ve kazanımlarının makine öğrenmesi yöntemleri ile belirlenmesi	RF
Shen ve diğ. (2022)	Ağaç parametrelerinin LiDAR veri ve makine öğrenmesi teknikleri ile haritalandırılması ve karşılaştırılması	CNN
Silva ve diğ. (2017)	Tek ağaç hacminin ve seksiyonlarının hacminin LiDAR veri ve RF kullanarak tahmin edilmesi	RF
Singh ve diğ. (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

Ek Çizelge 3. Devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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 biokütlenin 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 biokütlenin 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, MLP NN, GPR
Varol ve diğ. (2018)	Makine öğrenmesi algoritmalarıyla karbon stokunun tahmin edilmesi	KNN, RF, RTA
Varvia ve diğ. (2019)	Meşçere 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 metodları ile haritalandırılması	RF, GBT
Yazdani ve diğ. (2020)	Meşçere 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 ve Vatandaşlar (2021)	El tipi lazer tarayıcı kullanarak bireysel ağaçtan orman envanter verisinin çıkarılması	RF
Zhang ve diğ. (2020)	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 ve diğ. (2022)	Meşçere yüksekliğinin makine öğrenmesi ve entegre farklı uzaktan algılama verileri kullanılarak haritalandırılması	KNN, SVR, RF, GBT, XGBoost, CatBoost
Zhang ve Liu (2023)	Optik verilerden elde edilen zamansal verilerin makine öğrenmesi kullanılarak orman toprak üstü biokütlenin tahmin edilmesi	XGBoost
Zhao ve diğ. (2011)	Orman tepe yapısının LiDAR veri ve makine öğrenmesi kullanılarak karakterize edilmesi	SVM, GPR
Zhao ve diğ. (2019)	Meşçere parametrelerinin tahmin edilmesi için makine öğrenmesi algoritmalarının karşılaştırılması	CART, SVM, ANN, RF
Nguyen ve diğ. (2022)	Her dem yeşil geniş yapraklı ormanlarda makine öğrenmesi algoritmaları ile toprak üstü karbon stokunun belirlenmesi	RF, ANN, SVM, LiR

Ek Çizelge 4. Orman operasyonları ve mühendisliği

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)	Ormanlık 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

Ek Çizelge 4. Devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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. (2022)	Sentinel-1 SAR görüntüleri zaman serilerinden üretim yapılan alanların aylık olarak haritalanması	CNN (U-Net)

Ek Çizelge 5. 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)	İlman orman bozunumlarının tespiti ve çok boyutlu yapısal karakterizasyonu GEE platformunda makine öğrenmesi kullanılarak Landsat-8 ve Sentinel-2 tabanlı orman yangını yanan alanların haritalanması	RF
Bar ve diğ. (2023)	Makine öğrenmesi modelleri kullanılarak orman yangını duyarlılığının tahmini	CART, RF, SVM
Bera ve diğ. (2022)	Yeni hibrit makine öğrenmesi metodu kullanarak CBS tabanlı tropikal orman yangın tehlikesinin tahmini	SVM, RF, MARS
Bui ve diğ. (2018)	Yeni makine öğrenmesi algoritması ile orman yangını tahmini	ANN-MBBP
Bui ve diğ. (2019)	İHA verisinden tropikal kurak ormanda ölü ağaç bileşenlerinin makine öğrenmesi ile tespiti	MARS
Campos-Vargas ve diğ. (2020)	Makine öğrenmesi kullanılarak orman yangını tahmini	SVML, SVM, 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

Ek Çizelge 5. Devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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
Kantarcioğlu ve diğ. (2023)	Türkiye’de orman yangın duyarlılığının değerlendirilmesinde ANN kullanımı	ANN
Kantarcioğlu 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 Korznikv (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 ormada 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 metodlarının 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 metodları 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 metodlarının 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 görülebilirliğinin 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

Ek Çizelge 5. Devamı

Kaynakça	Kapsam	Makine öğrenmesi algoritmaları
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, NNet
Yao ve diğ. (2018)	CALIPSO uydu verisi ve makine öğrenmesi ile orman yangını dumanının minimum yüksekliğinin tahmin edilmesi	RF
Yu ve diğ. (2020)	Tropikal orman bozulmasının 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 Çizelge 6. 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