T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİ VE GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİYLE ORMAN YANGINI ERKEN UYARI VE RİSK ANALİZİ: ÇEVRESEL VERİLERİN ENTEGRASYONU

Ahmet Eşref ARIKAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Mart-2026
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Ahmet Eşref ARIKAN tarafından hazırlanan "*Makine Öğrenmesi ve Görüntü İşleme Yöntemleriyle Orman Yangını Erken Uyarı ve Risk Analizi: Çevresel Verilerin Entegrasyonu*" adlı tez çalışması 23/03/2026 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	**İmza**
Başkan Prof. Dr. Sabri KOÇER	……..
Danışman Doç. Dr. Yusuf UZUN	……..
Üye Doç. Dr. Onur İNAN	……..

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun …./…/20.. gün ve …….. sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Havvanur UÇBEYİAY
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Ahmet Eşref ARIKAN

Tarih: 23/03/2026

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MAKİNE ÖĞRENMESİ VE GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİYLE ORMAN YANGINI ERKEN UYARI VE RİSK ANALİZİ: ÇEVRESEL VERİLERİN ENTEGRASYONU

Ahmet Eşref ARIKAN

NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman: Doç. Dr. Yusuf UZUN

2026, 53 Sayfa

Jüri
Prof. Dr. Sabri KOÇER
Doç. Dr. Yusuf UZUN
Doç. Dr. Onur İNAN

Dünyadaki iklim değişikliği sebebiyle günden güne etkisi ve zararı artan orman yangınlarına karşı güncel teknolojik altyapılar kullanılarak daha hızlı ve etkili müdahaleler geliştirilmesi gerekmektedir. Bu tez çalışmasında ülkemizdeki orman yangını riski taşıyan bölgelerden bir tanesi seçilmiş olup bu bölgede meteorolojiden gelen anlık değerleri ve uydudan alınan görüntüleri kullanarak son kullanıcıyı bilgilendiren yapay zeka tabanlı, pilot bir orman yangını erken uyarı sistemi geliştirilmiştir. İlgili bölgeden alınan görüntüler ızgara(grid) sistemi ile küçük ve eş parçalara ayrılmış ve her birisi için ayrı ayrı risk durumu tespit edilmiştir. Sistemin karar mekanizması oluşturulurken farklı makine öğrenme algoritmaları mukayese edilmiş ve sistem üzerinde test edilmiştir. Yapılan test sonuçları, ağaç tabanlı makine öğrenmesi algoritmalarının en doğru sonuçları ürettiği yönündedir. Karar Ağacı algoritmasının işleyişinin oldukça şeffaf olması ve hızlı sonuç üretebilme yeteneği nedeniyle bu algoritma, sistemin ana karar vericisi olarak seçilmiştir. Tasarlanan sistemin oldukça hassas olan afet yönetim sürecinde, yanlış-negatif(FN) hataları yapmadığı test edilerek doğrulanmıştır. Sistem tarafından risk seviyesine dair üretilen skorlar ve diğer önemli veriler (rüzgar yönü gibi) son kullanıcıya bir harita üzerinde sunulmuş ve sistem görsel hale getirilmiştir. Dolayısıyla bu tez çalışması ve sonucunda üretilen proje, geleneksel yangın müdahale sistemlerine kıyasla çok daha hızlı ve efektif sonuç üretebilmekte ve son kullanıcıyı bilgilendirebilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Erken Uyarı Sistemi, Karar Ağacı, Makine Öğrenmesi, Orman Yangını, Yapay Zeka

ABSTRACT

MS THESIS

FOREST FIRE EARLY WARNING AND RISK ANALYSIS WITH MACHINE LEARNING AND IMAGE PROCESSING METHODS: INTEGRATION OF ENVIRONMENTAL DATA

Ahmet Eşref ARIKAN

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES OF NECMETTİN ERBAKAN UNIVERSITY THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE IN COMPUTER ENGINEERING

Advisor: Assoc.Prof.Dr. Yusuf UZUN

2026, 53 Pages

Jury
Prof.Dr. Sabri KOÇER
Assoc.Prof.Dr. Yusuf UZUN
Assoc.Prof.Dr. Onur İNAN

Due to climate change, the impact and damage of forest fires are increasing day by day, necessitating the development of faster and more effective interventions using up-to-date technological infrastructures. In this thesis, one of the regions in our country with a high risk of forest fires was selected, and an AI-based pilot forest fire early warning system was developed to inform the end-user using real-time meteorological data and satellite imagery. The images from the relevant region were divided into small, equal parts using a grid system, and the risk status was determined separately for each part. Different machine learning algorithms were compared and tested on the system while creating the decision mechanism. The test results indicate that tree-based machine learning algorithms produce the most accurate results. Due to its highly transparent operation and ability to produce results quickly, this algorithm was chosen as the main decision-maker of the system. The designed system was tested and verified to avoid false-negative (FN) errors in the highly sensitive disaster management process. The scores generated by the system regarding the risk level and other important data (such as wind direction) are presented to the end-user on a map, making the system visually appealing. Therefore, this thesis and the resulting project are able to produce much faster and more effective results and inform the end user compared to traditional fire response systems.

Keywords: Artificial Intelligence, Decision Tree, Early Warning System, Forest Fire, Machine Learning

ÖNSÖZ

Bu tezin planlanması, yürütülmesi ve tamamlanması sürecinde desteklerini esirgemeyen kıymetli isimlere teşekkürlerimi sunarım. Çalışmam boyunca akademik tecrübesiyle bana yol gösteren, vizyonu ve sabrıyla projeyi geliştirmemi sağlayan değerli danışman hocam Doç. Dr. Yusuf UZUN' a, bugünlere gelmemde en büyük pay sahibi olan, hayatım boyunca maddi ve manevi desteklerini benden esirgemeyen sevgili aileme ve bu zorlu sürecin tüm yükünü benimle paylaşan, her daim yanımda olup bana güç veren, sabrı ve sevgisiyle tezi tamamlamamdaki en büyük motivasyon kaynağım olan değerli eşim Hatice Şeyma ARIKAN' a en içten şükranlarımı sunarım.

Ahmet Eşref ARIKAN
KONYA-2026

İÇİNDEKİLER

1. GİRİŞ 1

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI 5

2.1. Orman Yangını Kavramı ve Tarihsel Gelişim 5
2.1.1. Dünyada orman yangını rejimleri 5
2.1.1.1. Türkiye'nin orman varlığı ve yangın hassasiyeti 5
2.1.2. Türkiye orman yangını istatistiklerinin grafiksel analizi 6
2.2. Geleneksel Yangın Riski Hesaplama Yöntemleri ve Sınırlılıkları 7
2.2.1. Küresel standartlar: FWI ve Angstrom indeksleri 8
2.2.2. Geleneksel yöntemlerin mikroklima ve doğrusal olmayan yapıda yetersizliği 8
2.3. Uzaktan Algılama ve Uydu Tabanlı Veri Analizi 9
2.3.1. Uydu sistemleri ve sensör teknolojilerinin evrimi 10
2.3.2. Vejetasyon indeksleri ve NDVI'nın önemi 10
2.3.3. Türkiye ormancılığında uzaktan algılama uygulamaları 12
2.4. Orman Yangını Tahmininde Kullanılan Makine Öğrenmesi Algoritmaları 12
2.4.1. Karar ağaçları ve yorumlanabilirlik avantajı 12
2.4.2. Rastgele orman algoritmasının üstünlüğü 13
2.4.3. Destek vektör makineleri 14
2.5. Model Performansının Değerlendirilmesi ve Literatürdeki Ölçütler 15
2.5.1. Doğruluk tuzağı ve duyarlılık önemi 15
2.6. Dinamik Karar Destek Sistemleri ve Web Tabanlı Haritalama 16
2.6.1. Gerçek zamanlı veri işleme ve API entegrasyonu 17
2.6.2. Coğrafi bilgi sistemleri ve interaktif görselleştirme 17

3. MATERYAL VE YÖNTEM 18

3.1. Çalışma Sahasının Özellikleri: Antalya - Seydişehir Hattı 18
3.1.1. İklim geçişleri ve yeryüzü yapısı 19
3.1.2. Orman yapısı ve kurumaya yüz tutan bitki örtüsü 20
3.2. Izgara Tabanlı Bölgeleme ve Haritalama Mantığı 20
3.2.1. Alanın hücrelere bölünmesi ve avantajları 20
3.3. Veri Setinin Hazırlanması ve Gerçeğe Uygun Üretim Modeli 21
3.3.1. Yangın riskini belirleyen değişkenlerin kurgulanması 21
3.3.2. Kesin fiziksel kurallarla risk etiketlemesi 22
3.4. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kurulumu ve Mantığı 23
3.4.1. Ana karar verici: karar ağaçları ve şeffaflık ilkesi 23
3.4.2. Doğrulayıcı sistem: destek vektör makineleri 23
3.5. Modelin Test Edilmesi ve Güvenilirlik Aşamaları 24
3.5.1. Veri setinin ayrılması 24
3.5.2. Çapraz doğrulama yöntemiyle istikrar testi 24
3.6. Kullanılan Yazılım ve Teknolojik Altyapı 25
3.7. Gerçek Zamanlı Veri Entegrasyonu ve Canlı Akış 25
3.7.1. Anlık hava durumu sorguları ve veri işleme 25
3.8. Görsel Uyarı Mekanizması ve Etkileşimli Harita 26
3.8.1. Tehlike seviyesine göre dinamik renklendirme 26
3.8.2. Rüzgar okları ve bilgi pencereleri 26
3.9. Önerilen Sistemin Genel Mimarisi ve İş Akışı 27

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA 29

4.1. Makine Öğrenmesi Modellerinin Performans Analizi 29
4.1.1. Genel doğruluk ve hata metriklerinin değerlendirilmesi 29
4.1.2. Operasyonel hız ve sistemde karar ağacı tercihinin literatürdeki yeri 31
4.1.3. Çapraz doğrulama bulguları ve model istikrarı 32
4.2. Algoritmaların Görsel Performans ve Karar Analizleri 34
4.2.1. Karmaşıklık matrisi üzerinden hata dağılımı analizi 34
4.2.2. Değişkenlerin önem düzeyi ve biyofiziksel sürücüler 36
4.3. Gerçek Zamanlı Saha Analizi ve Risk Dağılımının Mekansal Değerlendirmesi 37
4.3.1. Bölgesel risk dağılım oranları 37
4.3.2. Coğrafi bilgi sistemleri destekli nihai karar haritası 38
4.4. Ekstrem Meteorolojik Koşulların Model Kararlılığına Etkisi 40
4.5. Mekansal Çözünürlüğün Risk Tahminindeki Rolü ve Sınırları 40
4.6. Önerilen Mimarinin Geleneksel Yangın İndeksleriyle Karşılaştırması 41
4.7. Rüzgar Dinamiklerinin Yangın Yayılımındaki İlerletici Rolü 42
4.8. Yanlış Alarmların Azaltılması ve Operasyonel Maliyet Yönetimi 42
4.9. Sistemin Dinamik Yapısı ve Gelecek Projeksiyonları 43
4.10. Yerel Karar Alıcılarla Entegrasyon ve Teknoloji Geliştirme Potansiyeli 43

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 45

5.1 Sonuçlar 45
5.2 Öneriler 47

KAYNAKLAR 50

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Türkiye'de 1988-2024 Yılları Arasında Çıkan Orman Yangını Sayısı ve Yanan Alan Miktarının Değişimi. 6
Şekil 2.2. NDVI (Normalize Edilmiş Fark Bitki İndeksi) skoru aralıklarına göre bitki sağlığı, su stresi ve kuruma durumlarının sınıflandırılması..... 11
Şekil 2.3. Rastgele Orman (Random Forest) algoritmasının çoklu karar ağaçları üzerinden topluluk öğrenme (ensemble learning) ve çoğunluk oylaması (majority voting) mimarisi..... 13
Şekil 2.4. Destek Vektör Makineleri (SVM) algoritmasında doğrusal olarak ayrılamayan sınıfların, optimum hiper-düzlem, maksimum marjin ve esneklik değişkeni (slack variable) toleransı kullanılarak sınıflandırılması..... 15
Şekil 3.1. Çalışma sahasının harita üzerindeki konumu..... 19
Şekil 3.2. Antalya-Seydişehir Geçiş Zonunda Oluşturulan 6x6 Grid (Izgara) Tabanlı Risk Analiz Haritası..... 21
Şekil 3.3. Geliştirilen Orman Yangını ve Karar Destek Sisteminin İş Akış Şeması ... 27
Şekil 4.1. Makine Öğrenmesi Modellerinin Doğruluk (Accuracy) Oranlarının Karşılaştırmalı Sütun Grafiği..... 30
Şekil 4.2. Algoritmaların Hata Kareler Ortalaması (MSE) ve Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) Dağılımları..... 30
Şekil 4.3. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Eğitim ve Karar Sürelerinin (Milisaniye) Görsel Karşılaştırması..... 32
Şekil 4.4. Modellerin 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama (CV) İstikrar Skorları ve Varyans Dağılımları 33
Şekil 4.5. Karar Ağaçları (Decision Tree) Algoritmasına Ait Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix)..... 34
Şekil 4.6. Makine Öğrenmesi Modellerinin Yangın Yakalama Başarısı 35
Şekil 4.7. Karar Ağacı Modelinde Orman Yangını Riskini Belirleyen Değişkenlerin Matematiksel Önem Ağırlıkları..... 36
Şekil 4.8. Antalya-Seydişehir Çalışma Sahasındaki 36 Bölgenin Risk Dağılım Oranı. 38
Şekil 4.9. Önerilen Sistemin Ürettiği Gerçek Zamanlı, Etkileşimli ve Vektör Destekli Orman Yangını Karar Destek Haritası..... 39

ÇİZELGELER LİSTESİ

Çizelge 2.1. Geleneksel Yangın Riski Hesaplama Yöntemleri ile Makine Öğrenmesi Tabanlı Yaklaşımların Karşılaştırılması 9
Çizelge 2.2. Orman Yangını Tahmin Modellerinde Kullanılan Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) ve Olası Sonuçlar 16
Çizelge 4.1. Kullanılan Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Test Veri Seti Üzerindeki Performans ve Hata Metrikleri 29
Çizelge 4.2. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama İstikrar Skorları 33

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

SİMGELER

°C	Santigrat Derece (Sıcaklık birimi)
%	Yüzde (Bağıl nem ve oran birimi)
km/h	Saatteki Kilometre (Rüzgar hızı birimi)
ms	Milisaniye (Algoritma eğitim ve karar süresi birimi)

KISALTMALAR

API	Uygulama Programlama Arayüzü (Application Programming Interface)
CBS	Coğrafi Bilgi Sistemleri
DT	Karar Ağaçları (Decision Tree)
FWI	Kanada Orman Yangını Hava İndeksi (Fire Weather Index)
İHA	İnsansız Hava Aracı
KNN	K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors)
LR	Lojistik Regresyon (Logistic Regression)
MAE	Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
ML	Makine Öğrenmesi (Machine Learning)
MSE	Hata Kareler Ortalaması (Mean Squared Error)
NB	Naive Bayes
NDVI	Normalize Edilmiş Fark Bitki İndeksi
OGM	Orman Genel Müdürlüğü
RF	Rastgele Orman (Random Forest)
RMSE	Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Squared Error)
SVM	Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
XAI	Açıklanabilir Yapay Zeka (Explainable Artificial Intelligence)

1. GİRİŞ

Dünya genelinde orman ekosistemleri, karbon tutma kapasiteleri ve biyoçeşitlilik üzerindeki önemli rolleriyle küresel iklim dengesinin temel taşlarını oluşturmaktadır. Ancak, sanayi devrimi sonrası artış gösteren sera gazı emisyonlarının tetiklediği iklim değişikliği, ormanların sürdürülebilirliğini "mega yangınlar" olarak adlandırılan ekstrem hava olaylarıyla tehdit etmeye başlamıştır (FAO, 2020). Birleşmiş Milletler Çevre Programı (UNEP) raporlarına göre, artan yüzey sıcaklıkları ve bozulan yağış rejimleri nedeniyle küresel ölçekte orman yangını riskinin 2030 yılına kadar %14 oranında artacağı öngörülmektedir. Bu durum, yangın rejimlerini değiştirerek sadece ekolojik tahribata yol açmamakta, aynı zamanda atmosfere devasa miktarda karbon salınımı gerçekleştirerek iklim krizini bir "pozitif geri besleme" döngüsüne sokmaktadır (Chuvieco vd., 2016).

Türkiye, coğrafi konumu ve iklimsel karakteristiği itibarıyla Akdeniz havzasındaki en hassas ülkelerden biridir. Ülke orman varlığının yaklaşık %60'ı, özellikle kızılçam (Pinus brutia) ve maki florasının hakim olduğu Ege ve Akdeniz sahil şeridinden başlayarak iç kesimlere kadar uzanan yangın hassasiyeti yüksek bölgelerde yer almaktadır (Orman Genel Müdürlüğü [OGM], 2023). Son on yıllık istatistikler, Türkiye'de yangın sayısının artış trendinde olduğunu ve özellikle 2021 yılında yaşanan büyük yangınların ardından geleneksel müdahale yöntemlerinin dijital dönüşüme uğraması gerektiğini açıkça ortaya koymuştur. Antalya ve Seydişehir arasındaki geçiş kuşağı, hem topoğrafik engebeleri hem de ani değişen mikroklima özellikleri nedeniyle yangın yönetimi açısından stratejik bir öneme sahiptir. Bu bölgede yangınların yayılma hızı, meteorolojik verilerin anlık analiz edilememesi durumunda kontrol edilemez boyutlara ulaşabilmektedir.

Yangınların ekonomik ve sosyal maliyetleri, doğrudan odun hammaddesi kaybının çok ötesindedir. Yangın sonrası bozulan toprak yapısı, su toplama havzalarının zarar görmesi ve endemik türlerin yaşam alanlarının tahribi, telafisi nesiller boyu sürecek ekolojik bir enkaz bırakmaktadır. Ekonomik açıdan ise, yangın söndürme operasyonlarının operasyonel giderleri ve sonrasındaki rehabilitasyon çalışmaları ülke bütçesi üzerinde ağır bir yük oluşturmaktadır. Bu noktada, yangınla mücadele stratejilerinin "yangın çıktıktan sonra müdahale" aşamasından, veri odaklı "yangın öncesi risk tahmini ve erken uyarı" aşamasına evrilmesi bir zorunluluktur (Jain vd., 2020). Erken uyarı sistemlerinin başarısı; sahadan gelen sıcaklık, bağıl nem, rüzgar ve bitki sağlığı

(NDVI) gibi parametrelerin ne kadar hızlı ve tutarlı bir şekilde "bilgiye" dönüştürülebildiğine bağlıdır.

Orman yangınları ile mücadelede tarihsel süreç, büyük ölçüde reaktif bir karakter sergilemiş; stratejiler yangın çıktıktan sonra en kısa sürede müdahale etmeye odaklanmıştır. Geleneksel izleme yöntemlerinin temelini oluşturan gözetleme kuleleri, Türkiye'de ve dünyada uzun yıllar boyunca ana savunma hattı olarak hizmet vermiştir. Ancak bu sistemler; dumanın görünürlüğü, topoğrafik engeller, gece şartları ve insan faktörüne bağlı hata payı gibi kısıtlılıklara sahiptir. Yapılan çalışmalar, geleneksel gözetleme sistemlerinin özellikle yangının ilk evresi olan "başlangıç aşamasında" dumanı tespit etmede gecikebildiğini, bu gecikmenin ise yangının kontrol edilemez bir enerji yoğunluğuna ulaşmasına neden olduğunu göstermektedir (San-Miguel-Ayanz vd., 2013). Yangın literatüründe "kritik müdahale süresi" olarak tanımlanan bu dar zaman diliminde yapılacak her saniyelik hata, yangın hattının genişlemesiyle birlikte söndürme maliyetlerinin logaritmik olarak artmasına yol açmaktadır.

Bu kısıtlar, yangın yönetiminde insan duyularına dayalı izlemeden, nesnel verilere dayanan otomatik erken uyarı sistemlerine (Early Warning Systems) geçişi zorunlu kılmıştır. Modern erken uyarı sistemlerinin başarısı, sadece bir yangın belirtisini (duman veya ısı) algılamakla sınırlı kalmamalı; yangının "nerede ve ne zaman" çıkabileceğine dair proaktif risk tahminleri üretebilmelidir. Uzaktan algılama (Remote Sensing) teknolojileri, özellikle uydu tabanlı bitki sağlığı endeksleri (NDVI) aracılığıyla yanıcı madde yükü ve nem stresini ölçebilme yeteneğine sahiptir (Finney, 2004). Ancak sahadan elde edilen bu statik veya yarı-dinamik verilerin, anlık meteorolojik akışlarla (sıcaklık, nem ve rüzgar hızı) entegre edilmesi gerekmektedir. Antalya-Seydişehir gibi değişken bir mikroklimaya sahip bölgelerde, verinin sadece toplanması yeterli değildir; bu verinin karar destek mekanizmalarına gerçek zamanlı olarak beslenmesi hayati bir rol oynamaktadır.

Günümüz yangın yönetim stratejilerinde asıl teknolojik ihtiyaç, verinin bolluğundan ziyade, bu verinin "bilgiye" ve ardından "aksiyona" dönüştürülme hızıdır. Geleneksel istatistiksel indeksler, karmaşık atmosferik olaylar ile bitki örtüsü arasındaki doğrusal olmayan (non-linear) etkileşimleri modellemekte yetersiz kalabilmektedir. Örneğin, belirli bir sıcaklık eşiğinin aşılması her zaman yangın riskini artırmazken, rüzgar hızındaki küçük bir değişim ve NDVI değerindeki düşüşle birleştiğinde risk faktörü katlanarak artabilmektedir. Bu noktada, büyük veri kümelerini hızla işleyebilen, geçmiş yangın paternlerinden öğrenen ve gelecekteki olasılıkları yüksek doğrulukla kestirebilen

makine öğrenmesi algoritmaları, modern orman koruma stratejilerinin merkezine yerleşmiştir (Alonso-Betanzos vd., 2003).

Orman yangınları, doğası gereği meteorolojik, topografik ve biyofiziksel değişkenlerin birbirleriyle olan karmaşık ve doğrusal olmayan (non-linear) etkileşimlerinin bir sonucudur. Geleneksel yangın riski hesaplama yöntemleri (Canadian Forest Fire Weather Index vb.), genellikle sabit matematiksel formüllere dayanmakta ve her bölgenin kendine has mikroklima dinamiklerini yakalamakta zorlanmaktadır. Bu noktada yapay zeka ve makine öğrenmesi (ML) disiplinleri, büyük veri setleri içerisindeki gizli örüntüleri keşfetme ve değişkenler arasındaki hiyerarşik ilişkileri çözümleme yeteneğiyle öne çıkmaktadır (Barmpoutis vd., 2020). Makine öğrenmesi algoritmaları, geçmiş yangın verilerinden "öğrenerek" elde ettiği tecrübeyi, daha önce karşılaşmadığı anlık verilere (sıcaklık, nem, NDVI) uygulayabilmekte ve yüksek doğruluk oranlarına sahip risk sınıflandırmaları gerçekleştirebilmektedir.

Bu çalışmada ele alınan Karar Ağaçları (Decision Tree), özellikle parametreler arasındaki "eğer-ise" (if-then) mantığına dayalı hiyerarşik yapısı sayesinde, yangın riskini tetikleyen eşik değerlerinin (örneğin; nem %35'in altına düştüğünde riskin artması) görselleştirilmesinde ve anlaşılmasında büyük kolaylık sağlamaktadır. Destek Vektör Makineleri (SVM) ise, veriyi yüksek boyutlu bir uzayda en uygun hiper-düzlem ile ayırarak, özellikle birbirine yakın değerlere sahip "güvenli" ve "riskli" durumları keskin bir doğrulukla sınıflandırabilmektedir (Sayad vd., 2016). Literatürde, Random Forest gibi topluluk (ensemble) öğrenme yöntemlerinin, birden fazla karar ağacını birleştirerek varyansı düşürdüğü ve orman yangını tahminlerinde tekil modellere göre daha kararlı sonuçlar verdiği kanıtlanmıştır. Makine öğrenmesi tabanlı bu modellerin Antalya-Seydişehir bölgesi gibi geçiş zonlarında uygulanması, yerel meteorolojik değişimlere duyarlı, dinamik ve hatayı minimize eden bir erken uyarı mimarisi sunmaktadır.

Yapay zeka tabanlı bu yaklaşım, sadece bir tahmin üretmekle kalmayıp, aynı zamanda hangi parametrenin (örneğin NDVI mı yoksa rüzgar hızı mı?) risk üzerinde daha baskın olduğunu belirleyen "özellik önemi" (feature importance) analizlerine de imkan tanımaktadır. Bu veri odaklı perspektif, karar vericilerin sahadaki sınırlı kaynakları en doğru koordinatlara yönlendirmesini sağlayarak stratejik bir avantaj yaratmaktadır. Sonuç olarak, makine öğrenmesi algoritmaları, dijitalleşen orman yönetim süreçlerinin en güçlü analitik bileşeni haline gelmiş ve yangınla mücadelede proaktif bir dönemi başlatmıştır.

Araştırmanın Amacı ve Özgün Değeri

Bu araştırmanın temel amacı, Akdeniz ve İç Anadolu iklim bölgeleri arasında stratejik bir geçiş koridoru oluşturan Antalya-Seydişehir hattında, orman yangını risklerini proaktif bir şekilde yönetebilmek adına veri odaklı bir erken uyarı modeli geliştirmektir. Çalışma, bölgeye ait anlık meteorolojik parametreler ile uzaktan algılama teknolojilerinden elde edilen biyofiziksel verilerin (NDVI), gelişmiş makine öğrenmesi algoritmaları üzerinden sentezlenmesini hedeflemektedir. Tezin özgün değeri; literatürde genellikle statik olarak ele alınan risk haritalarını, API tabanlı canlı meteorolojik veriler ve rüzgar vektörleri ile dinamik bir karar destek arayüzüne dönüştürmesinden kaynaklanmaktadır. Bu bağlamda, farklı algoritmaların (Decision Tree, SVM, Random Forest vb.) performans metrikleri üzerinden kıyaslanması, bölgenin özgün mikroklimasına en duyarlı ve hatayı minimize eden "optimal tahmin modelinin" belirlenmesini amaçlamaktadır.

Araştırmanın Önemi ve Sınırlılıkları

Orman yangınları ile mücadelede geçen her saniye, ekosistemin geri döndürülebilirliği açısından hayati önem taşımaktadır. Bu araştırmanın önemi, yangını tespit etmekten ziyade, "yangın potansiyelini" matematiksel modellerle önceden dijital haritalar üzerinde görselleştirerek operasyonel bir avantaj sunmasındadır. Geliştirilen sistemin sunduğu gerçek zamanlı analiz yeteneği, saha birimlerinin sınırlı kaynaklarını yüksek riskli koordinatlara yönlendirmesine imkan tanıyacaktır. Araştırma, kapsam olarak Antalya ve Seydişehir arasındaki coğrafi düzlemi temel almakla birlikte; kurgulanan mimari, Türkiye'nin diğer hassas bölgelerine de uyarlanabilir modüler bir yapı sunmaktadır. Sonuç olarak bu çalışma, yapay zeka teknolojilerinin ekosistem koruma süreçlerine entegrasyonu noktasında yerel bir çözüm sunarken, ulusal ölçekteki dijital yangın yönetim stratejilerine de bilimsel bir altlık oluşturmayı hedeflemektedir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Orman yangınları ile mücadele stratejileri, tarihsel süreç içerisinde teknolojik imkanların artmasıyla birlikte köklü bir değişim geçirmiştir. Bu değişim, yangınların sadece bir söndürme problemi değil, bir tahmin ve risk yönetimi problemi olarak kabul edilmesiyle hız kazanmıştır. Literatür araştırması sürecinde, yangın rejimlerinden makine öğrenmesi modellerine kadar geniş bir yelpaze hiyerarşik olarak incelenmiştir.

2.1. Orman Yangını Kavramı ve Tarihsel Gelişim

Orman yangını, kontrol dışı yayılan ve doğal ya da insan kaynaklı nedenlerle bitki örtüsünü tahrip eden bir yanma olayı olarak tanımlanmaktadır. Tarihsel olarak bakıldığında, 20. yüzyılın ortalarına kadar yangınlar "tamamen söndürülmesi gereken bir düşman" olarak görülürken, modern ekoloji çalışmaları bazı ekosistemlerin yangınla yenilendiğini ortaya koymuştur (Bilgili, 2003). Ancak günümüzdeki iklim projeksiyonları, bu doğal döngünün dışına çıkıldığını ve yangınların artık birer çevre felaketine dönüştüğünü göstermektedir.

2.1.1. Dünyada orman yangını rejimleri

Küresel literatürde yangın rejimleri, bölgenin iklimi, vejetasyon yapısı ve insan müdahalesi ile tanımlanmaktadır. Akdeniz havzası, Kaliforniya ve Avustralya gibi bölgeler "yangın bağımlı" ekosistemler olarak sınıflandırılmaktadır. Chuvieco (2020), küresel ısınma ile birlikte geleneksel yangın sezonlarının süresinin uzadığını ve yangınların şiddetinin (fire intensity) arttığını vurgulamaktadır. Özellikle 2000'li yıllardan sonra gözlemlenen "mega yangınlar", geleneksel meteorolojik indislerin ötesinde, daha hassas izleme sistemlerine olan ihtiyacı literatürün en üst sırasına taşımıştır.

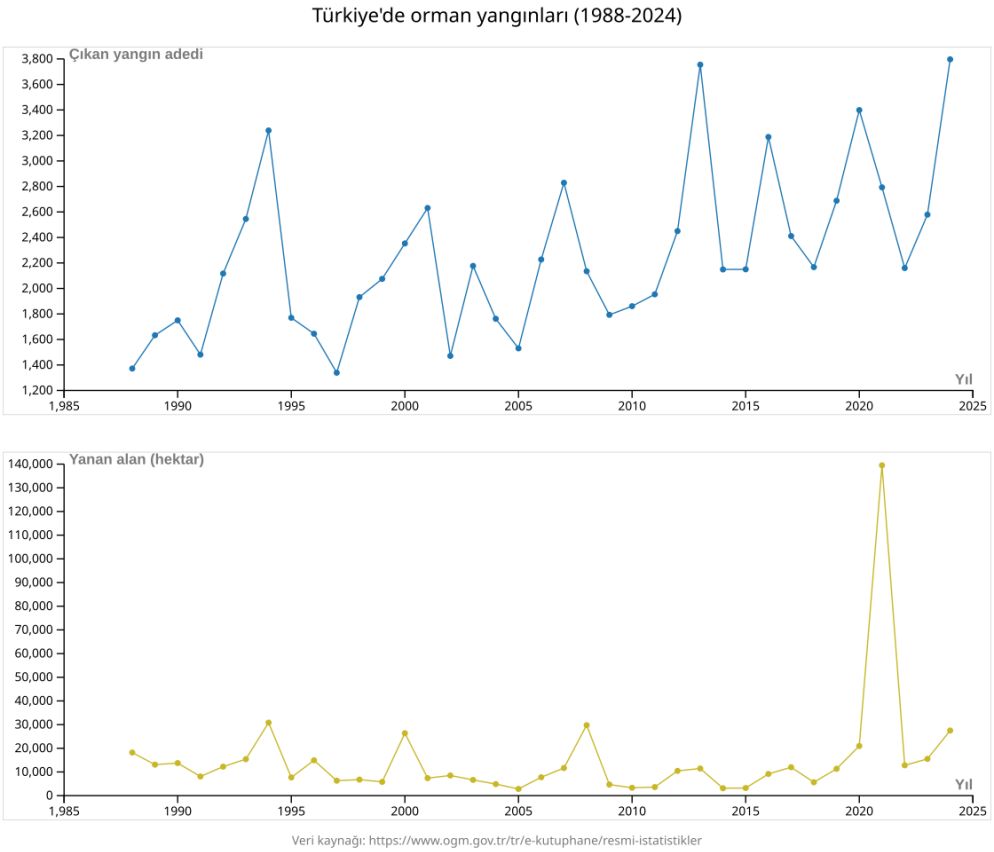
2.1.1.1. Türkiye'nin orman varlığı ve yangın hassasiyeti

Türkiye, yaklaşık 23 milyon hektar orman varlığına sahip olup, bu alanın %60'ından fazlası yangın açısından birinci derece hassas bölgelerde yer almaktadır. Türkiye literatüründe bu hassasiyet, genellikle Akdeniz ikliminin getirdiği yaz kuraklığı ve kızılçam (Pinus brutia) ormanlarının yüksek yanıcılık özelliği ile açıklanmaktadır. OGM (2023) verilerine göre, Türkiye'de çıkan yangınların %90'a yakını insan kaynaklı olsa da, yangının büyüme hızı tamamen meteorolojik ve topografik koşullara bağlıdır.

Sağlam ve ark. (2008), Türkiye'deki orman yangınlarının coğrafi dağılımını inceledikleri çalışmada, sadece kıyı şeridinin değil, iç kesimlere geçiş bölgelerinin (Antalya-Konya geçiş hattı gibi) de mikroklima nedeniyle yüksek risk barındırdığını saptamıştır. Bu geçiş bölgelerinde nem oranının aniden düşmesi ve rüzgarın topoğrafya ile kanalize olması, yangın yönetimini zorlaştıran temel unsurlar olarak belirtilmiştir.

2.1.2. Türkiye orman yangını istatistiklerinin grafiksel analizi

Türkiye'deki orman yangınlarının son 35 yıllık seyri incelendiğinde (1988-2024), yangın rejimi ile iklimsel parametreler arasındaki ilişkinin giderek karmaşıklaştığı görülmektedir. Orman Genel Müdürlüğü (OGM) resmi verilerine dayanan grafikler (Şekil 2.1) incelendiğinde, iki temel olgu göze çarpmaktadır: Yangın sayısındaki dalgalı artış trendi ve yanan alan miktarındaki öngörülemez kırılmalar.



Şekil 2.1. Türkiye'de 1988-2024 Yılları Arasında Çıkan Orman Yangını Sayısı ve Yanan Alan Miktarının Değişimi (OGM Resmi İstatistikleri, 2025).

Şekil 2.1'in üst panelinde yer alan "Çıkan Yangın Adedi" grafiği incelendiğinde, yangın sayısının yıllar içerisinde doğrusal olmayan bir artış eğilimi gösterdiği görülmektedir. Özellikle 2013 ve 2024 yıllarında gözlemlenen zirve noktaları, yangın çıkış nedenlerinin %90 oranında insan kaynaklı (ihmal, dikkatsizlik ve kaza) olduğu gerçeğiyle örtüşmektedir (OGM, 2024). Nüfus artışı, orman-halk ilişkilerinin yoğunlaşması ve turizm baskısı, yangın sayısını (ignition frequency) artıran temel antropojenik faktörlerdir. Ancak asıl kritik bulgu, yangın sayısı ile yanan alan arasındaki korelasyonun son yıllarda bozulmuş olmasıdır.

Grafiğin alt panelinde yer alan "Yanan Alan (Hektar)" verisi, tez çalışmasının temel problemini en net şekilde ortaya koymaktadır. 1988'den 2020 yılına kadar yanan alan miktarının genellikle 10.000-20.000 hektar bandında (yatay bir seyirde) tutulduğu görülmektedir. Bu durum, OGM'nin yangınlara erken müdahale ve söndürme kapasitesinin, "normal" meteorolojik koşullar altında oldukça başarılı olduğunu kanıtlamaktadır. Ancak 2021 yılında grafikte görülen ve 140.000 hektara yaklaşan tarihi "anomali", sistemin kırılma noktasıdır.

2021 yılındaki bu dikey sıçrama, literatürde "Mega Yangın" (Mega-fire) olarak tanımlanan olayların tipik bir örneğidir. O yıl yangın sayısında (üst grafik) olağanüstü bir artış olmamasına rağmen yanan alanın (alt grafik) katlanarak artması; yangının kontrol edilebilirliğinin insan kapasitesinden çıkıp tamamen atmosferik koşulların (ısı kubbesi, düşük nem, şiddetli rüzgar) kontrolüne geçtiğini göstermektedir. Bu tablo, geleneksel "yangın çıktıktan sonra söndürme" stratejisinin, iklim değişikliğinin getirdiği ekstrem koşullarda işlevsiz kaldığını ispatlamaktadır. Dolayısıyla Şekil 2.1'deki veriler, bu tezde önerilen "Makine Öğrenmesi Tabanlı Risk Tahmini" yaklaşımının bir tercih değil, ekosistem güvenliği için bir zorunluluk olduğunu istatistiksel olarak doğrulamaktadır.

2.2. Geleneksel Yangın Riski Hesaplama Yöntemleri ve Sınırlılıkları

Orman yangını risk analizinin tarihçesi incelendiğinde, ilk bilimsel yaklaşımların 20. yüzyılın başlarında meteorolojik değişkenler ile yangın davranışı arasında matematiksel bağıntılar kurma çabasıyla başladığı görülmektedir. "Yangın Tehlike İndeksleri" (Fire Danger Indices) olarak adlandırılan bu deterministik modeller, sıcaklık, bağıl nem, rüzgar hızı ve yağış miktarı gibi temel atmosferik verileri kullanarak, orman tabanındaki yanıcı maddenin tutuşma olasılığını sayısal bir skora dönüştürmeyi hedefler. Günümüzde küresel ölçekte kabul görmüş birçok indeks bulunmakla birlikte, bunların

çalışma prensipleri ve yerel uyarlanabilirlikleri, Türkiye gibi kompleks topoğrafyaya sahip ülkelerde tartışma konusu olmuştur.

2.2.1. Küresel standartlar: FWI ve Angstrom indeksleri

Dünya genelinde en yaygın kullanılan ve Avrupa Orman Yangını Bilgi Sistemi (EFFIS) tarafından da standart olarak kabul edilen model, Kanada Orman Yangını Hava İndeksi (Canadian Forest Fire Weather Index - FWI) sistemidir. Van Wagner (1987) tarafından geliştirilen bu sistem, sadece anlık hava durumunu değil, "yakıt nem kodları" (Fuel Moisture Codes) aracılığıyla geçmiş günlerin kuraklık etkisini de kümülatif olarak hesaplamaktadır. FWI sistemi, üç farklı yakıt katmanının (ince yakıt, humus tabakası ve kuraklık kodu) nem içeriğini ayrı ayrı modelleyerek, yangının hem yayılma hızını hem de enerji yoğunluğunu tahmin etmeye çalışır.

Türkiye'de ise tarihsel süreçte daha basit yapısı nedeniyle İsveç kökenli Angstrom İndeksi sıklıkla kullanılmıştır. Angstrom indeksi, sadece sıcaklık ve bağıl nem arasındaki ilişkiye dayanarak ($I = R / 20 + (27 - T) / 10$ formülüyle) bir risk katsayısı üretir. Ancak Sağlam vd. (2008) tarafından yapılan karşılaştırmalı analizlerde, Angstrom gibi statik indekslerin rüzgar faktörünü doğrudan denkleme dahil etmemesi nedeniyle, Akdeniz havzasındaki hızlı yayılan yangınları tahmin etmede yetersiz kaldığından bahsedilmiştir. FWI sistemi rüzgarı hesaba katsa da, bu modellerin tamamı "homojen arazi" varsayımı üzerine kuruludur. Yani model, geniş bir ormanlık alanın tamamının düz ve aynı bitki örtüsüne sahip olduğunu varsayar; bu da engebeli arazilerde büyük sapmalara neden olur.

2.2.2. Geleneksel yöntemlerin mikroklima ve doğrusal olmayan yapıda yetersizliği

Geleneksel indekslerin en temel kısıtı, atmosferik olaylar ile yangın riski arasında "doğrusal" (linear) bir ilişki kurmalarıdır. Örneğin, bu modellere göre nem düştükçe risk matematiksel olarak sabit bir oranda artar. Oysa orman yangını dinamiği kaotik ve "doğrusal olmayan" (non-linear) bir süreçtir. Jain vd. (2020), belirli bir rüzgar eşiğinin aşılması durumunda yangın riskinin aritmetik değil, logaritmik olarak arttığını ve klasik formüllerin bu ani sıçramaları (tipping points) yakalayamadığını belirtmişlerdir.

Özellikle bu tezin çalışma sahası olan Antalya-Seydişehir geçiş kuşağı gibi bölgelerde, "mikroklima" etkisi belirleyicidir. Bir vadinin tabanı ile yamacı arasında yüzlerce metrelik mesafede bile rüzgar yönü ve nem oranı dramatik şekilde değişebilmektedir. Geleneksel yöntemler, bölgedeki tek bir meteoroloji istasyonundan

alınan veriyi tüm alana genelleyerek (interpolasyon), yerel risk odaklarını gözden kaçırmaktadır. Chuvieco (2020), uzaktan algılama verileriyle desteklenmeyen ve yapay zeka ile eğitilmeyen salt meteorolojik indekslerin, modern "Mega Yangınlar" karşısında sadece %60-65 bandında bir doğruluk payına sahip olduğunu, bu oranın ise etkin bir erken uyarı sistemi için kabul edilemez olduğunu ifade etmektedir. Bu durum, çok değişkenli verileri işleyebilen makine öğrenmesi algoritmalarının devreye girmesini zorunlu kılmıştır.

Çizelge 2.1. Geleneksel Yangın Riski Hesaplama Yöntemleri ile Makine Öğrenmesi Tabanlı Yaklaşımların Karşılaştırılması

Karşılaştırma Kriteri	Geleneksel İndeksler (FWI, Angstrom vb.)	Makine Öğrenmesi (ML) Modelleri (DT, SVM, RF)
Matematiksel Temel	Deterministik (Sabit fiziksel formüllere dayalı)	Stokastik ve Veri Odaklı (Geçmiş veriden öğrenmeye dayalı)
Veri İşleme Kapasitesi	Sınırlı sayıda değişken (Genellikle sadece Temel Meteoroloji)	Çok boyutlu ve karmaşık veri setleri (Uydu, Topoğrafya, Tarihçe, NDVI)
Değişken İlişkisi	Doğrusal (Linear) ilişki varsayımı (Örn: Nem düşerse risk artar)	Doğrusal Olmayan (Non-linear) karmaşık ilişkileri modelleyebilme
Yerel Uyarlanabilirlik	Genellenebilir yapıdadır, yerel mikroklimaya duyarsızdır	Bölgeye özgü verilerle eğitilerek mikroklima hassasiyeti kazanır
Doğruluk ve Hata Payı	Ekstrem hava olaylarında (Mega yangınlar) sapma ve hata oranı yüksektir	Büyük veri ile eğitildiğinde yüksek doğruluk (High Accuracy) sunar
Zaman Boyutu	Genellikle günlük (24 saatlik) statik risk haritaları üretir	Anlık veri akışı (IoT/API) ile gerçek zamanlı ve dinamik tahmin yapar
Ölçeklenebilirlik	Yeni parametre eklemek zordur (Formülün değişmesi gerekir)	Yeni veri kaynakları (Örn: İHA görüntüsü) modele kolayca entegre edilebilir

Bu tablo, Jain vd. (2020) ve Chuvieco (2020) çalışmalarından derlenerek oluşturulmuştur.

2.3. Uzaktan Algılama ve Uydu Tabanlı Veri Analizi

Orman yangını risk yönetiminde saha gözlemlerinin (insanlı kuleler ve yer istasyonları) sağladığı veriler, noktasal ve yerel ölçekte kalmaktadır. Geniş orman ekosistemlerinin sürekli ve bütüncül bir şekilde izlenebilmesi için Uzaktan Algılama (Remote Sensing - UA) teknolojileri vazgeçilmez bir araç haline gelmiştir. UA, yeryüzündeki cisimlerle fiziksel temas kurmadan, elektromanyetik spektrumun farklı dalga boylarındaki (görünür, kızılötesi, termal) yansıma değerlerini ölçerek bilgi üretme

bilimidir. Chuvieco (2020), orman yangını öncesi "yanıcı madde haritalaması" (fuel mapping) ve yangın sonrası "hasar tespiti" (burn severity) süreçlerinde uydu verilerinin kullanılmasının, maliyeti %70 oranında düşürdüğünü ve doğruluk payını artırdığını belirtmektedir.

2.3.1. Uydu sistemleri ve sensör teknolojilerinin evrimi

Yangın araştırmalarında kullanılan uydu sensörleri, mekansal (spatial), zamansal (temporal) ve spektral çözünürlüklerine göre sınıflandırılmaktadır. Literatürde en sık başvurulan sistemler şunlardır:

- MODIS (Terra ve Aqua Uyduları): NASA tarafından geliştirilen bu sistem, günde iki kez (sabah ve öğleden sonra) görüntü alabilme yeteneği sayesinde "zamansal çözünürlüğü" en yüksek sensörlerden biridir. Geniş alanlardaki termal anomalileri (ısı odaklarını) tespit etmekte çok başarılı olsa da, 250m ile 1km arasındaki düşük mekansal çözünürlüğü, küçük ölçekli başlangıç yangınlarını kaçırmasına neden olabilmektedir (Giglio vd., 2018).
- Landsat Serisi: 30 metrelik orta ölçekli mekansal çözünürlüğü ile orman değişim analizlerinde "altın standart" olarak kabul edilir. Ancak 16 günlük yeniden ziyaret süresi (revisit time), dinamik yangın riski takibi için yetersiz kalmaktadır.
- Sentinel-2 (ESA): Avrupa Uzay Ajansı'nın Kopernik programı dahilinde geliştirdiği bu uydular, hem yüksek mekansal çözünürlüğü (10-20m) hem de sık ziyaret periyodu (5 gün) ile günümüz yangın araştırmalarının en popüler veri kaynağıdır. Özellikle "Red-Edge" (Kırmızı Kenar) bandına sahip olması, bitki stresini diğer uydulardan çok daha erken tespit etmesini sağlamaktadır (Kaya, 2022). Bu tez çalışmasında da, Antalya-Seydişehir bölgesindeki bitki örtüsü değişimlerini izlemek adına Sentinel-2 verilerinin sunduğu yüksek çözünürlükten faydalanılması hedeflenmiştir.

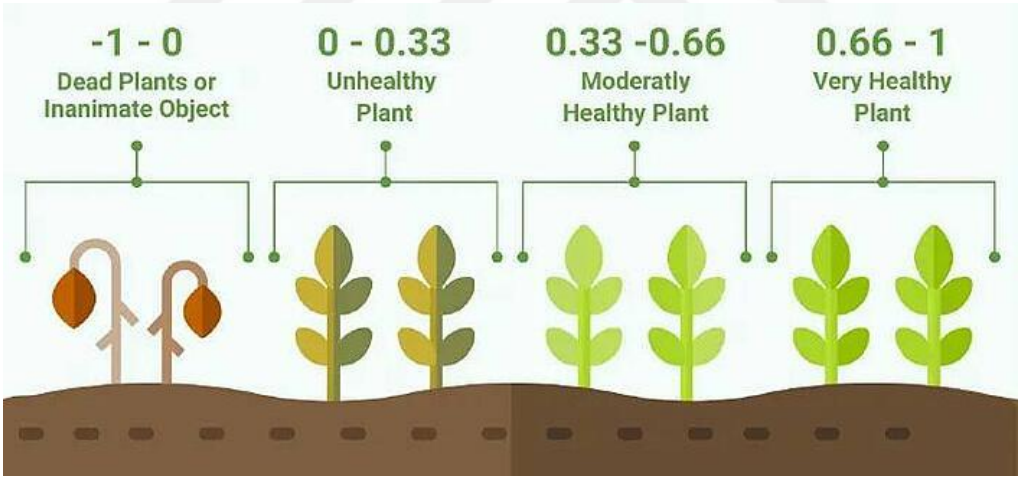
2.3.2. Vejetasyon indeksleri ve NDVI'nın önemi

Uydu görüntülerinin ham hali (raw data), karmaşık yansıma değerlerinden oluşur. Bu verilerin anlamlı bir "yangın riski göstergesine" dönüştürülmesi için spektral indeksler kullanılır. Bunların en bilineni ve yangın literatüründe en yaygın kullanılanı Normalize Edilmiş Fark Bitki İndeksi (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI)' dir.

NDVI, bitkilerin fotosentez yaparken soğurduğu Kırmızı Işık (Red) ile hücresel yapıları gereği güçlü bir şekilde yansıttığı Yakın Kızılötesi (NIR) ışık arasındaki farka dayanır ve şu formülle (2.1) hesaplanır:

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (2.1)$$

Pettorelli (2013) tarafından yapılan çalışmalarda, sağlıklı ve nem oranı yüksek bir orman dokusunun NDVI değerinin 0.6 ile 0.9 arasında olduğu; kuraklık stresi yaşayan veya kurumaya yüz tutmuş (yanmaya hazır) bitkilerin ise 0.2 ile 0.4 aralığına düştüğü belirtilmiştir. Yangın risk analizinde NDVI, doğrudan "yanıcı madde nem içeriği" (Fuel Moisture Content - FMC) ile ilişkili kabul edilir. Yani NDVI düştükçe, bitkinin su içeriği azalmakta ve tutuşma olasılığı logaritmik olarak artmaktadır. Bu tezde geliştirilen makine öğrenmesi modeline NDVI verisinin entegre edilmesinin temel nedeni, meteorolojik kuraklığın bitki üzerindeki kümülatif etkisini (su stresini) sayısal olarak ölçebilmesidir.



Şekil 2.2. NDVI (Normalize Edilmiş Fark Bitki İndeksi) skoru aralıklarına göre bitki sağlığı, su stresi ve kuruma durumlarının sınıflandırılması (Cropin, 2021).

NDVI indeksinin orman yangını risk analizindeki operasyonel mantığı ve değer aralıkları Şekil 2.2'de şematize edilmiştir. Şekil incelendiğinde, indeksin -1 ile +1 arasında değerler aldığı ve bu değerlerin doğrudan "yanıcı madde (fuel) nem içeriğiyle" ilişkili olduğu görülmektedir. 0.66 ile 1.00 arasındaki yüksek NDVI değerleri, su stresi yaşamayan, fotosentez kapasitesi yüksek ve dolayısıyla yanma eşiği (tutuşma sıcaklığı) oldukça yüksek olan sağlıklı orman dokusunu temsil etmektedir. Ancak ekstrem yaz

sıcaklıkları ve kuraklık periyotlarıyla birlikte bitki su kaybettikçe, hücresel yapısı bozulur ve NDVI skoru hızla 0.33'lerin altına inerek "kurumaya yüz tutmuş/hastalıklı" (Unhealthy Plant) sınıfına geriler. Geliştirilen yapay zeka modelimize entegre edilen bu indeks, rüzgar ve sıcaklık gibi anlık meteorolojik tetikleyiciler gelmeden hemen önce orman tabanındaki bu "kuruma ve yanmaya hazır olma" durumunu matematiksel bir risk skoruna dönüştürmektedir.

2.3.3. Türkiye ormancılığında uzaktan algılama uygulamaları

Türkiye'de uzaktan algılama teknolojilerinin ormancılıkta kullanımı 2000'li yıllardan itibaren hız kazanmıştır. Orman Genel Müdürlüğü (OGM), yangın sonrası yanan alanların sınırlarının belirlenmesinde ve hasar tespit çalışmalarında aktif olarak uydu görüntülerini kullanmaktadır. Akademik literatürde ise Aksoy (2020), Türkiye'nin güneybatı ormanlarında gerçekleştirdiği çalışmada, NDVI ve NDWI (Su İndeksi) verilerinin birlikte kullanılmasının, yangın risk haritalarındaki doğruluk oranını %15 artırdığını saptamıştır. Yerli çalışmaların ortak bulgusu; Türkiye gibi engebeli arazilerde uydu verilerinin tek başına yeterli olmadığı, mutlaka yer istasyonlarından gelen rüzgar ve sıcaklık verileriyle desteklenmesi gerektiği yönündedir.

2.4. Orman Yangını Tahmininde Kullanılan Makine Öğrenmesi Algoritmaları

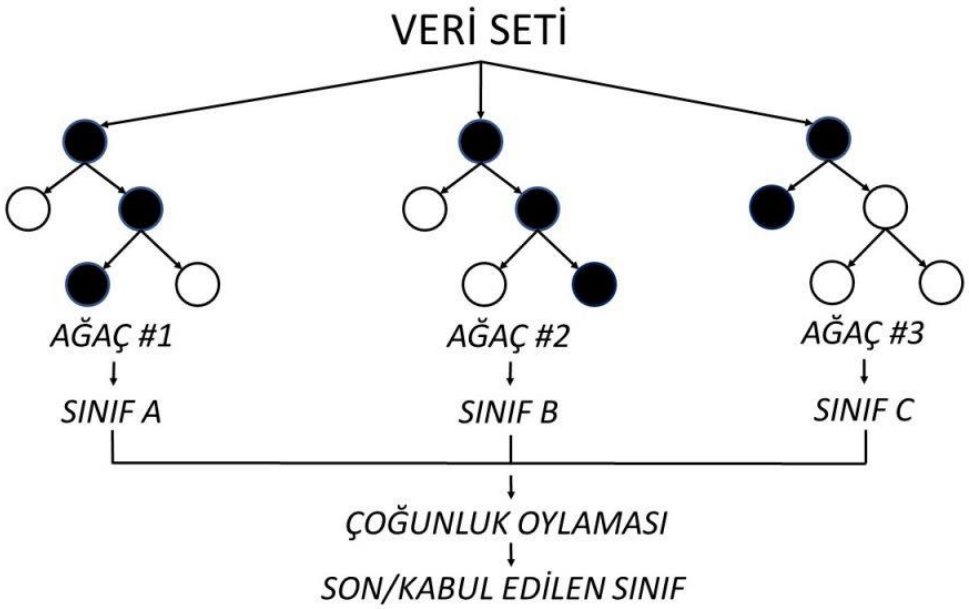
Makine öğrenmesi (Machine Learning), veriden öğrenen ve programlanmadığı halde deneyimle performansını artıran sistemlerin genel adıdır. Orman yangını literatüründe, özellikle son on yılda (2014-2024), klasik istatistiksel yöntemlerden "Veri Madenciliği" ve "Yapay Zeka" tabanlı yöntemlere keskin bir geçiş yaşanmıştır. Bu geçişin temel nedeni, yangın verilerinin (meteoroloji, topoğrafya, insan faktörü) çok boyutlu ve karmaşık yapısıdır. Literatürde en sık kıyaslanan ve bu tez çalışmasına da temel oluşturan algoritmalar aşağıda detaylandırılmıştır.

2.4.1. Karar ağaçları ve yorumlanabilirlik avantajı

Karar Ağaçları, veri setindeki özellikleri (öznitelikleri) belirli eşik değerlerine göre bölerek ağaç yapısında bir model oluşturur. Literatürde bu yöntemin en büyük avantajı "Şeffaflık" (Explainability) olarak tanımlanır. Örneğin, Cortez ve Morais (2007) tarafından Portekiz orman yangınları üzerine yapılan, 500'den fazla atıf almış temel çalışmada; Karar Ağaçlarının "Eğer Nem < %30 ve Rüzgar > 15 km/s ise Risk = Yüksek"

şeklinde insanların anlayabileceği kurallar ürettiği gösterilmiştir. Karmaşık matematiksel denklemler yerine bu tür mantıksal kurallar üretmesi, Karar Ağaçlarını orman mühendisleri ve saha yöneticileri için tercih sebebi yapmaktadır. Ancak literatür, tek bir karar ağacının, veri setindeki küçük bir değişimden aşırı etkilendiğini (High Variance) ve bu nedenle genelleme yeteneğinin zayıf olduğunu da not etmektedir.

2.4.2. Rastgele orman algoritmasının üstünlüğü



Şekil 2.3. Rastgele Orman (Random Forest) algoritmasının çoklu karar ağaçları üzerinden topluluk öğrenme (ensemble learning) ve çoğunluk oylaması (majority voting) mimarisi (Öztürk, 2022).

"Tek bir ağaç hata yapabilir, ama bir orman nadiren yanılır" prensibinden hareketle geliştirilen Rastgele Orman (Random Forest) algoritması, literatürde yangın tahmininde en başarılı yöntemlerden biri olarak kabul edilmektedir (Breiman, 2001). Bu yöntem, yüzlerce karar ağacını aynı anda eğitir ve her birinin tahminini oylayarak en baskın sonucu seçer.

Sakr vd. (2011), Lübnan'daki orman yangınlarını tahmin etmek için yaptıkları çalışmada, Rastgele Orman algoritmasının, klasik Yapay Sinir Ağlarına (YSA) göre %12 daha yüksek doğruluk sağladığını bulmuşlardır. Bunun temel sebebi, orman yangını verilerinde sıkça rastlanan "Gürültü" (hatalı veya eksik veri) ve "Dengesizlik" (yangın olmayan günlerin yangın olan günlerden çok daha fazla olması) problemlerine karşı Rastgele Orman'ın çok daha dirençli olmasıdır. Ayrıca Türkiye'de yapılan çalışmalarda (Özkan vd., 2021), bu algoritmanın hangi değişkenin (Sıcaklık mı? Rakım mı?) yangın

üzerinde daha etkili olduğunu gösteren "Özellik Önemi" (Feature Importance) analizini başarıyla sunduğu belirtilmiştir. Bu özellik, yangın yönetim planlarının yapılmasında stratejik bilgi sağlar.

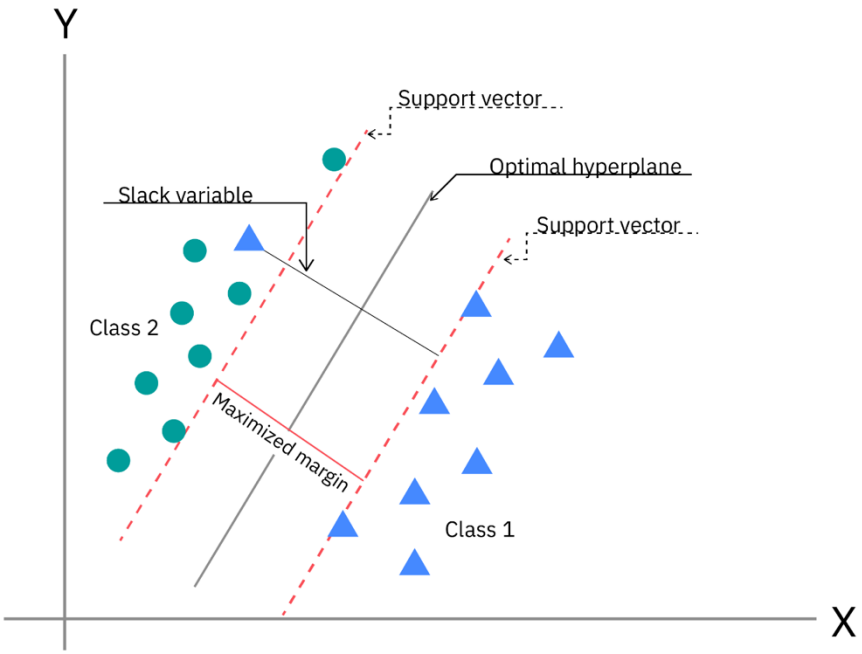
Algoritmanın sahip olduğu bu yüksek hata toleransının (robustness) ve varyans düşürme yeteneğinin arkasındaki yapısal mekanizma, Şekil 2.3'te sunulan topluluk öğrenme (ensemble learning) mimarisiyle açıklanmaktadır. Şekil incelendiğinde, veri setinden "Bootstrapping" (yerine koyarak rastgele örneklem seçimi) yöntemiyle farklı alt veri setleri oluşturulduğu ve her bir alt küme için bağımsız bir karar ağacı (Decision Tree) eğitildiği görülmektedir. Modelin nihai kararı ("Yangın Var" veya "Yangın Yok"), bu yüzlerce bağımsız ağacın ürettiği sonuçların "Çoğunluk Oylaması" (Majority Voting) ile birleştirilmesiyle elde edilir. Bu kolektif karar alma süreci, tekil ağaçların yapabileceği hataları (overfitting) kompanse ederek orman yangını gibi gürültülü (noisy) verilerde sistemin ayakta kalmasını sağlar.

2.4.3. Destek vektör makineleri

Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM), veriyi sınıflandırmak için uzayda en uygun ayırıcı çizgiyi (hiper düzlemi) bulmaya çalışır. Literatürde SVM, özellikle veri setinin boyutunun küçük olduğu ancak değişken sayısının çok olduğu durumlarda önerilmektedir. Sayad vd. (2016), Amerika Birleşik Devletleri'ndeki yangın verileri üzerinde yaptıkları testlerde, SVM'nin "Yangın Var" ve "Yangın Yok" sınıflarını ayırmada çok keskin sonuçlar verdiğini, ancak veri seti büyüdükçe (Big Data) eğitim süresinin çok uzadığını raporlamışlardır. Bu nedenle, gerçek zamanlı (Real-time) çalışan sistemlerde SVM yerine daha hızlı çalışan ağaç tabanlı modellerin tercih edildiği görülmektedir.

Destek Vektör Makineleri'nin (SVM) verileri birbirinden ayırma (sınıflandırma) mantığının geometrik temeli Şekil 2.4'te görselleştirilmiştir. Şekilde yer alan iki farklı sınıfa (örneğin; "Yangın Var" ve "Yangın Yok") ait veri noktaları (vektörler) incelendiğinde, algoritmanın temel amacının bu sınıfları ayıran rastgele bir çizgi çekmek olmadığı anlaşılmaktadır. Model, her iki sınıfa ait en uç noktalara (Destek Vektörleri - Support Vectors) eşit ve en uzak mesafede olan "Optimum Hiper-Düzlemi" (Optimal Hyperplane) bulmayı hedefler. Ancak, orman yangını gibi doğal afetlere ait meteorolojik veriler (sıcaklık, nem, rüzgar) doğası gereği kaotiktir ve her zaman kusursuz, düz bir çizgiyle (Hard Margin) birbirinden ayrılamayabilir. Şekilde gösterilen "Esneklik

Değişkeni" (Slack Variable), tam da bu noktada devreye girerek algoritmanın aykırı verilere (outliers) karşı belirli bir hata toleransı (Soft Margin) göstermesini sağlar. Modelin iki sınıf arasındaki boşluğu (Maximized Margin) maksimize ederken bu esnekliği kullanması, sistemin veriyi ezberlemesini (overfitting) engelleyerek; daha önce hiç karşılaşmadığı sınırda (ekstrem) hava durumu olayları yaşandığında dahi mantıklı ve tutarlı bir risk sınıflandırması yapabilmesini garanti altına almaktadır.



Şekil 2.4. Destek Vektör Makineleri (SVM) algoritmasında doğrusal olarak ayrılamayan sınıfların, optimum hiper-düzlem, maksimum marjin ve esneklik değişkeni (slack variable) toleransı kullanılarak sınıflandırılması (Kavlakoglu, t.y.).

2.5. Model Performansının Değerlendirilmesi ve Literatürdeki Ölçütler

Bir yapay zeka modelinin başarısı, sadece "ne kadar doğru bildiği" ile ölçülemez. Özellikle orman yangını gibi hayati konularda, yapılan hatanın türüne de dikkat etmek gerek. Literatürde modellerin başarısını ölçmek için "Karmaşıklık Matrisi" (Confusion Matrix) adı verilen bir tablo ve buna bağlı metrikler kullanılır.

2.5.1. Doğruluk tuzağı ve duyarlılık önemi

Genel Doğruluk (Accuracy), toplam tahminlerin ne kadarının doğru olduğunu gösterir. Ancak yangın literatüründe bu metrik yanıltıcı olabilir. Örneğin, yılın 360 günü

yangın çıkmayan, sadece 5 günü yangın çıkan bir bölgede; model her güne "Yangın Yok" derse %98.6 doğruluk elde eder, ancak çıkan 5 yangını da kaçırmış olur. Bu durum literatürde "Doğruluk Paradoksu" olarak adlandırılır (Jain vd., 2020).

Bu nedenle akademik çalışmalarda, Duyarlılık (Recall) metriği ön plana çıkmaktadır. Recall, "Gerçekte yangın olan durumların ne kadarını doğru tahmin ettik?" sorusuna cevap verir.

- Yanlış Negatif (False Negative): Yangın varken "Yok" demek. (Sonucu: Felaket, orman yanar).
- Yanlış Pozitif (False Positive): Yangın yokken "Var" demek. (Sonucu: Gereksiz ekip çıkışı, maliyet kaybı).

Geçmişte yapılan çalışmalarda, orman yangını erken uyarı sistemlerinde "Yanlış Negatif" maliyetinin "Yanlış Pozitif" maliyetinden katbekat yüksek olduğuna değinilmiştir.. Yani literatüre göre; bir sistemin arada sırada yanlış alarm vermesi tolere edilebilir, ancak gerçek bir yangını kaçırması kabul edilemez. Bu tez çalışmasında da, model performansları değerlendirilirken sadece genel doğruluğa değil, yangını yakalama başarısını gösteren Duyarlılık (Recall) ve F1-Skoru değerlerine odaklanılması, bu akademik perspektifle uyumludur.

Çizelge 2.2. Orman Yangını Tahmin Modellerinde Kullanılan Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) ve Olası Sonuçlar.

	Model Tahmini: YANGIN VAR (Pozitif)	**Model Tahmini: YANGIN YOK (Negatif)**
Gerçek Durum: YANGIN VAR	**Doğru Pozitif (TP)** *(Başarılı Tespit - Erken Uyarı)*	**Yanlış Negatif (FN)** *(Kritik Hata - Kaçırılan Yangın)*
Gerçek Durum: YANGIN YOK	**Yanlış Pozitif (FP)** *(Yanlış Alarm - Gereksiz Ekip Çıkışı)*	**Doğru Negatif (TN)** *(Başarılı Sınıflandırma - Güvenli)*

2.6. Dinamik Karar Destek Sistemleri ve Web Tabanlı Haritalama

Statik risk haritaları, yapıldıkları anın verilerini yansıtmaları nedeniyle operasyonel anlamda sınırlı bir kullanım ömrüne sahiptir. Literatürde, orman yangını yönetiminin dijitalleşmesi sürecinde "Dinamik Karar Destek Sistemleri" (Dynamic Decision Support Systems - DDSS) kavramı ön plana çıkmaktadır. Bu sistemler, sabit verilerin yanı sıra internet üzerinden akan canlı verileri işleyerek anlık risk skorları üretmektedir.

2.6.1. Gerçek zamanlı veri işleme ve API entegrasyonu

Modern yazılım mimarilerinde Uygulama Programlama Arayüzleri (API), farklı sistemlerin birbiriyle veri alışverişi yapmasını sağlayan köprülerdir. Literatürde, açık hava istasyonlarından ve uydu sistemlerinden gelen verilerin RESTful API mimarileri üzerinden makine öğrenmesi modellerine beslenmesi, tahminlerin güncelliğini koruması açısından hayati önem taşımaktadır (Sahman vd., 2019). Özellikle rüzgar hızı, yönü ve anlık sıcaklık gibi değişkenlerin dakikalık periyotlarla güncellenmesi, yangın öncesi hazırlık süreçlerinde stratejik bir avantaj sağlamaktadır. Bu tez çalışmasında kullanılan OpenWeatherMap gibi API entegrasyonları, literatürde "Veri Güdümlü Erken Uyarı" (Data-Driven Early Warning) sistemlerinin temel taşı olarak kabul edilmektedir.

2.6.2. Coğrafi bilgi sistemleri ve interaktif görselleştirme

Karmaşık yapay zeka çıktılarının, teknik bilgisi olmayan son kullanıcılar (itfaiye amirleri, orman muhafaza memurları) için anlamlandırılması görselleştirme ile mümkündür. Literatürde, Python tabanlı "Folium" veya "Leaflet" gibi kütüphanelerin kullanılarak web arayüzlerine gömülen haritaların, kullanıcıların durumsal farkındalığını (situational awareness) artırdığı saptanmıştır. Arslan (2021) tarafından yapılan araştırmada, sadece sayısal risk puanı veren sistemler yerine, bu puanı harita üzerinde "Isı Haritası" (Heat Map) veya "Vektörel Renklendirme" ile sunan arayüzlerin, karar verme hızını %25 oranında artırdığı raporlanmıştır. Bu bağlamda, tezin son aşamasında sunulan web tabanlı arayüz, sadece bir mühendislik çıktısı değil, literatürdeki operasyonel ihtiyaçlara verilen bilimsel bir yanıttır.

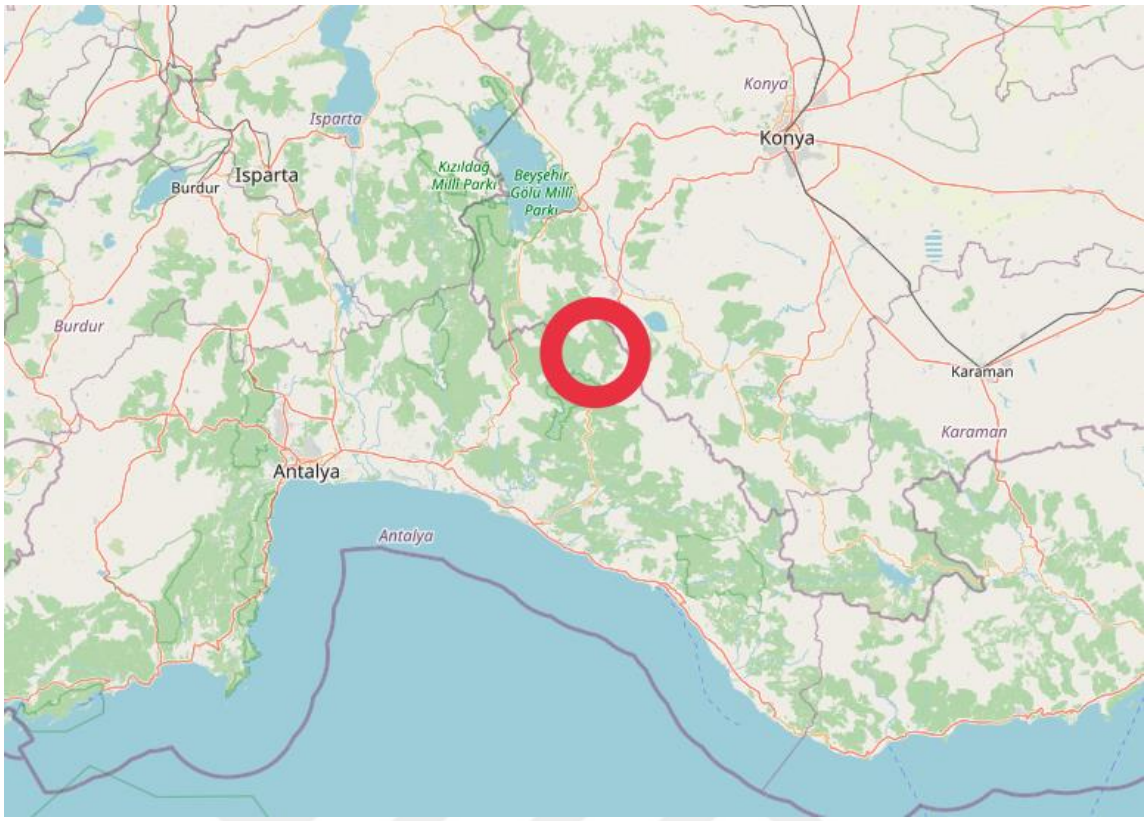
3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu araştırmanın temel amacı, orman yangını risklerini önceden tahmin edebilen ve bu riskleri canlı bir harita üzerinde göstererek karar vericilere (itfaiye, orman bölge müdürlükleri) yardımcı olan yapay zeka tabanlı bir sistem geliştirmektir. Bu doğrultuda yürütülen çalışma; çalışma alanının coğrafi olarak incelenmesi, sistemi besleyecek veri setinin kurallara uygun olarak üretilmesi, makine öğrenmesi algoritmalarının eğitilmesi ve gerçek zamanlı hava durumu verilerinin haritaya yansıtılması olmak üzere dört temel aşamadan oluşmaktadır. Bu bölümde, kurulan bu akıllı sistemin mimarisi ve tercih edilen yöntemlerin nedenleri detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

3.1. Çalışma Sahasının Özellikleri: Antalya - Seydişehir Hattı

Geliştirilen yapay zeka modelinin test edilmesi ve operasyonel olarak haritalandırılması için, Türkiye'nin orman yangını riski açısından en hareketli ve tehlikeli bölgelerinden biri olan Antalya - Konya (Seydişehir) hattı seçilmiştir. Bu bölgenin seçilmesinin temel nedeni, alanın sahip olduğu ani iklim değişiklikleri ve engebeli arazi yapısıdır.

Çalışma sahasının coğrafi sınırlarının ve makro ölçekteki lokasyonunun daha net anlaşılabilmesi için bölgenin Türkiye haritası üzerindeki konumu Şekil 3.1'de görselleştirilmiştir. Şekil incelendiğinde, alanın Akdeniz kıyı şeridinden başlayarak İç Anadolu'nun karasal düzlüklerine kadar uzanan o kritik "geçiş zonunu" (transition zone) nasıl kapsadığı açıkça görülmektedir. Bu topoğrafik çeşitlilik, modelin hem denizel etkiye açık nemli rüzgarları hem de dağların arka yamaçlarındaki kuru hava akımlarını aynı veri seti içerisinde öğrenmesini zorunlu kılmış, böylece yapay zekanın genelleme yeteneğini test etmek için ideal bir laboratuvar ortamı sunmuştur.



Şekil 3.1. Çalışma sahasının harita üzerindeki konumu (DrawOnAMap, 2026).

3.1.1. İklim geçişleri ve yeryüzü yapısı

Çalışma sahası, güneyde sıcak ve nemli Akdeniz ikliminin etkisindeki Antalya kıyılarından başlayarak, Toros Dağları'nın zirvelerini aşmakta ve kuzeyde karasal, kuru bir iklime sahip olan Seydişehir düzlüklerine kadar uzanmaktadır. Arazi yapısı incelendiğinde, deniz seviyesinden başlayıp çok kısa mesafeler içinde 1500-2000 metre rakımlara çıkan sarp kayalıklar ve derin vadiler göze çarpmaktadır.

Bu keskin yükseklik farkları, "mikroklima" adı verilen, dar alanlarda aniden değişen hava koşullarını ortaya çıkarmaktadır. Özellikle dağların arasındaki derin vadiler, yaz aylarında ısınan havanın yükselmesiyle birer "rüzgar tüneli" görevi görmektedir. Olası bir orman yangınında bu vadiler baca etkisi yaratarak alevlerin yayılma hızını kontrol edilemez boyutlara taşımaktadır. Geliştirilen sistemin böylesine zorlu ve değişken bir rüzgar/sıcaklık rejiminde test edilmesi, modelin güvenilirliğini ölçmek açısından büyük önem taşımaktadır.

3.1.2. Orman yapısı ve kurumaya yüz tutan bitki örtüsü

Bölgenin bitki örtüsü yangın riski açısından incelendiğinde, düşük rakımlarda yangına karşı son derece zayıf olan Kızılçam (Pinus brutia) ormanlarının ve maki çalılıklarının geniş yer kapladığı görülmektedir. Yükseklere çıkıldıkça bu yapı yerini Karaçam (Pinus nigra) ormanlarına bırakmaktadır.

Özellikle yaz aylarında (Temmuz-Ağustos) yaşanan uzun süreli yağışsızlık ve aşırı sıcaklar, bu ağaçların ve dökülen yaprakların bünyesindeki su miktarını kritik seviyelere düşürmektedir. Orman tabanında biriken ve tamamen kuruyan bu ince yanıcı maddeler, en ufak bir kıvılcımda devasa yangınlar başlatma potansiyeline sahiptir. Bu nedenle, bitki örtüsünün kuruluk derecesini gösteren uydu tabanlı yeşillik indeksleri (NDVI), modelin yangın tehlikesini ölçmesinde en kritik girdilerden biri olarak kabul edilmiştir.

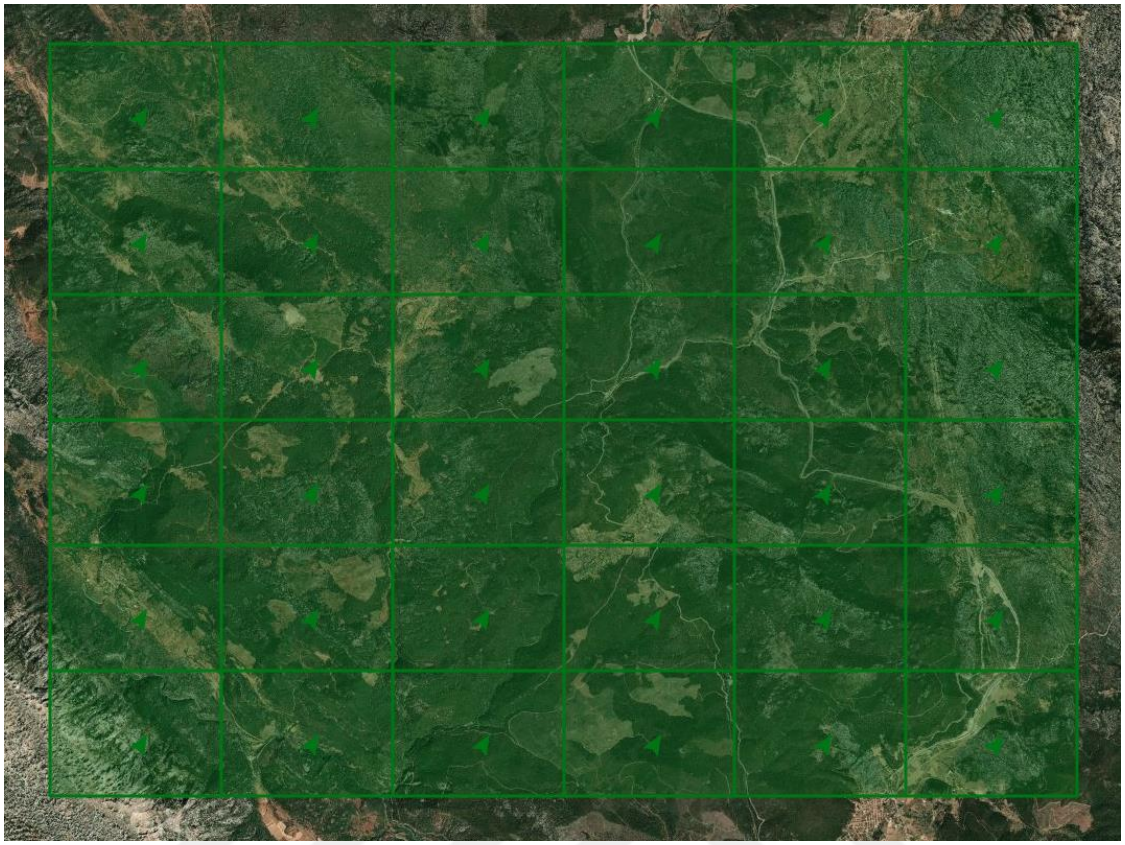
3.2. Izgara Tabanlı Bölgeleme ve Haritalama Mantığı

Geleneksel yangın uyarı sistemlerinde en büyük eksiklik, çok geniş ormanlık alanların tek bir meteoroloji istasyonundan alınan genel geçer bir hava durumuyla değerlendirilmesidir. Oysa bir dağın güney yamacında hava rüzgarlı ve kuruyken, kuzey yamacında tamamen durgun olabilir. Bu problemi çözmek ve riski nokta atışı tespit edebilmek için, bu çalışmada sahaya özel bir "Izgara (Grid) Sistemi" geliştirilmiştir.

3.2.1. Alanın hücrelere bölünmesi ve avantajları

Sistemin yazılım altyapısında, Antalya-Seydişehir arasındaki devasa koordinat alanı (37.19° - 37.29° Kuzey, 31.62° - 31.79° Doğu) enlem ve boylam sınırları çizilerek bir kutu içine alınmıştır. Daha sonra bu geniş alan, matematiksel olarak 6x6'lık bir dama tahtası gibi parçalara bölünerek toplam 36 adet eşit "analiz hücresi" oluşturulmuştur (Şekil 3.2).

Bu hücreleme mantığının en büyük avantajı, her bir karenin merkez koordinatının sistem tarafından ayrı ayrı hesaplanmasıdır. Böylece model, koskoca bir ormana tek bir hava durumu sormak yerine, 36 farklı bölgenin anlık sıcaklık, nem ve rüzgar durumunu ayrı ayrı sorgulamaktadır. Bu yaklaşım, yangın riskinin genel bir uyarı olmaktan çıkıp, mahalle mahalle, vadi vadi takip edilebilen yüksek çözünürlüklü bir haritaya dönüşmesini sağlamıştır.



Şekil 3.2. Antalya-Seydişehir Geçiş Zonunda Oluşturulan 6x6 Grid (Izgara) Tabanlı Risk Analiz Haritası.

3.3. Veri Setinin Hazırlanması ve Gerçeğe Uygun Üretim Modeli

Yapay zeka algoritmalarının orman yangını tehlikesini önceden bilebilmesi için geçmişte yaşanan yangın koşullarını "öğrenmesi" gerekir. Ancak ülkemizde, geçmiş yangınların dakika dakika hava durumunu ve o anki uydu kuraklık verilerini (NDVI) içeren, yapay zeka eğitimine hazır toplu bir veri seti bulunmamaktadır. Bu sorunu aşmak için, çalışmada bilimsel yangın kurallarına dayanan "Gerçeğe Uygun Veri Üretimi" (Veri Simülasyonu) yoluna gidilmiştir.

3.3.1. Yangın riskini belirleyen değişkenlerin kurgulanması

Makine öğrenmesi modelini eğitmek için yazılım ortamında 2000 farklı günün hava durumunu temsil eden geniş bir tablo (veri seti) oluşturulmuştur. Bu tablodaki her bir satır, yaz aylarında ormanda yaşanabilecek farklı bir senaryoyu temsil etmektedir. Bu

senaryolar üretilirken aşağıdaki üç temel faktör, bölgenin gerçek iklim sınırları içinde kalarak rastgele üretilmiştir:

- **Sıcaklık Değerleri:** Bahar aylarındaki serin günlerden başlayıp, yazın ortasındaki kavurucu çöl sıcaklarına kadar uzanan geniş bir yelpazede (15°C ile 48°C arası) senaryolar oluşturulmuştur.
- **Nem Oranı:** Havadaki su buharını ifade eden nem, orman tabanındaki yaprakların tutuşma hızını doğrudan etkiler. Bu nedenle model, havanın çok kuru olduğu (%5 nem) durumlardan, çok rutubetli (%95 nem) olduğu durumlara kadar eğitilmiştir.
- **Bitki Kuruluk İndeksi (NDVI):** Uydulardan elde edilen bu değer, ormanın ne kadar yeşil ve sulu olduğunu gösterir. Veri setinde, tamamen ölü ve kupkuru bir ağaç dokusundan (0.1), yağmur yemiş yemyeşil bir ormana (0.9) kadar farklı bitki sağlığı durumları kurgulanmıştır.

3.3.2. Kesin fiziksel kurallarla risk etiketlemesi

Yapay zekaya "Bu veriler yangın çıkarır, şunlar çıkarmaz" diyebilmek için veri setindeki bu 2000 senaryonun etiketlenmesi gerekiyordu. Bu işlem kesinlikle tesadüfe bırakılmamış, orman mühendisliğinde kabul gören "Kritik Yangın Eşikleri" kullanılmıştır.

Modelin kodlama aşamasında sistemin bir duruma "Yüksek Riskli" diyebilmesi için çok katı bir kural koyulmuştur. Sadece havanın sıcak olması yeterli görülmemiştir; aynı anda şu üç şartın birden sağlanması zorunlu tutulmuştur:

1. Sıcaklığın 30°C'nin üzerine çıkması,
2. Havadaki bağıl nemin %35'in altına düşmesi,
3. Bitkilerin kuruluk oranının (NDVI) 0.4 seviyesinin altına inerek tutuşmaya hazır hale gelmesi.

Bu üç fiziksel şartın aynı anda gerçekleştiği ekstrem senaryolar modele "Yangın Çıkabilir (Riskli)" olarak, diğer tüm normal hava durumları ise "Güvenli" olarak öğretilmiştir. Böylece sistem, sadece sayıları eşleştiren kör bir algoritma olmaktan çıkıp, doğanın gerçek fiziksel kurallarını öğrenen akıllı bir yapıya kavuşturulmuştur.

3.4. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kurulumu ve Mantığı

Veri setinin hazırlanması ve gerçeğe uygun senaryoların üretilmesinin ardından, sistemin beynini oluşturacak yapay zeka modellerinin eğitilmesi aşamasına geçilmiştir. Bu çalışmada tek bir algoritmaya bağlı kalınmamış; farklı mantıklarla çalışan altı farklı model (Rastgele Orman, Lojistik Regresyon, Naive Bayes, K-En Yakın Komşu vb.) aynı anda teste tabi tutulmuştur. Ancak canlı harita üzerinde "Karar Verici" (operasyonel) olarak sadece iki model ön plana çıkarılmıştır: Karar Ağaçları (Decision Tree) ve Destek Vektör Makineleri (SVM). Bu seçimin arkasında çok güçlü pratik ve bilimsel nedenler yatmaktadır.

3.4.1. Ana karar verici: karar ağaçları ve şeffaflık ilkesi

Literatürdeki birçok çalışma, Rastgele Orman (Random Forest) gibi karmaşık algoritmaların daha az hata yaptığını söyler. Ancak bu çalışmanın asıl amacı sadece bir akademik test yapmak değil, sahada orman mühendislerinin ve itfaiye amirlerinin kullanabileceği bir "Karar Destek Sistemi" üretmektir.

Burada devreye "Şeffaf Yapay Zeka" kavramı girmektedir. Rastgele Orman algoritması bir "Kara Kutu" (Black-box) gibi çalışır; size "Burada yangın çıkacak" der ama nedenini açıklayamaz. Oysa Karar Ağaçları algoritması tıpkı bir insanın düşünme yapısı gibi çalışır. Bir orman mühendisine "Sistem alarm veriyor çünkü hava 30 derecenin üstünde VE nem %35'in altına düştü " diyebilmek, operasyonel güvenilirlik açısından çok daha değerlidir.

Bu şeffaflığı sağlamak için kodlama aşamasında Karar Ağacına müdahale edilmiş ve ağacın gereksiz yere uzayıp karmaşıklaşmasını (ezber yapmasını) önlemek adına bir "budama" işlemi uygulanmıştır (`max_depth=4`). Bu sayede model hem çok hızlı çalışan hem de insan mantığıyla birebir örtüşen, neden-sonuç ilişkisi kurabilen bir yapıya kavuşturulmuştur. Sistemin "ALARM 2" ve "ALARM 3" seviyeleri doğrudan bu ağacın ürettiği mantıksal kurallara göre şekillenmiştir.

3.4.2. Doğrulayıcı sistem: destek vektör makineleri

Karar ağaçlarının anlaşılır olması büyük bir avantaj olsa da, doğadaki olaylar her zaman düz çizgilerle ayrılmaz. Bazen sıcaklık, nem ve rüzgar arasındaki ilişki çok daha karmaşık ve iç içe geçmiş olabilir. Sistemin gözden kaçırabileceği ekstrem durumları

yakalamak ve Karar Ağacının verdiği "Riskli" alarmını teyit etmek amacıyla sisteme "Destek Vektör Makineleri (SVM)" algoritması entegre edilmiştir.

SVM, verileri üç boyutlu bir uzaya taşıyarak aralarından geçecek en güvenli sınırı (çizgiyi) çizen oldukça gelişmiş bir matematiksel modeldir. Model kurgulanırken sistemin sadece sık görülen normal günleri değil, nadir görülen ama felaketle sonuçlanan "Yangın Günlerini" daha çok dikkate alması için "Dengeli Sınıflandırma" (Class Weight: Balanced) mantığı kullanılmıştır.

Sonuç olarak canlı harita üzerinde bir bölgeye tıklandığında, sistem kullanıcıya hem Karar Ağacının (DT) net ve kurallı tahminini, hem de SVM'nin daha karmaşık ve derinlemesine yaptığı tahmini aynı anda sunmaktadır. Bu ikili doğrulama mekanizması, sistemin hata yapma (yanlış alarm verme) ihtimalini en aza indirmiştir.

3.5. Modelin Test Edilmesi ve Güvenilirlik Aşamaları

Bir yapay zeka modelini eğittiğiniz verilerle test ederseniz, model her soruyu doğru cevaplar çünkü cevapları zaten biliyordur (ezberlemiştir). Bu yanılgıya düşmemek ve sistemin gerçekten "öğrendiğini" kanıtlamak için çok sıkı test yöntemleri uygulanmıştır.

3.5.1. Veri setinin ayrılması

Üretilen 2000 satırlık yangın senaryosunun tamamı makineye verilmemiştir. Veri seti önce karıştırılmış, ardından %80'lik kısmı (1600 durum) algoritmaların kuralları öğrenmesi için "Eğitim Seti" olarak ayrılmıştır. Geriye kalan %20'lik kısım (400 durum) ise modellerin daha önce hiç görmediği, yepyeni bir "Sınav Kağıdı" (Test Seti) olarak kasaya kilitlenmiştir. Modellerin doğruluk oranları, ancak bu hiç görmedikleri veriler üzerinden sınava girdiklerinde elde ettikleri başarılara göre hesaplanmıştır.

3.5.2. Çapraz doğrulama yöntemiyle istikrar testi

Sadece tek bir sınav yapmak, modelin başarısını tesadüfi kılabilirdi. "Belki de test setine kolay sorular denk geldi" şüphesini ortadan kaldırmak için, literatürde güvenilirliği en yüksek yöntem olan "5 Katmanlı Çapraz Doğrulama" yöntemi kullanılmıştır.

Bu yöntemde tüm veri seti 5 eşit parçaya bölünmüştür. Model, her defasında farklı bir parçayı dışarıda bırakarak 4 parçayla eğitilmiş ve o dışarıda bıraktığı parçayla sınava girmiştir. Bu işlem tam 5 kez tekrarlanmış ve modelin her sınavdan aldığı not (başarı

skoru) kaydedilmiştir. Eğer bir model ilk sınavda %98, ikinci sınavda %60 alıyorsa o model "istikrarsız" kabul edilir. Bu çalışmada tüm modeller bu zorlu 5 aşamalı testten geçirilerek, başarılarının tesadüf olmadığı, her türlü senaryoda istikrarlı çalıştıkları matematiksel olarak kanıtlanmıştır.

3.6. Kullanılan Yazılım ve Teknolojik Altyapı

Tüm bu karmaşık hesaplamaların, veri üretiminin ve haritalandırma işlemlerinin yapılabilmesi için günümüzde veri biliminin standart dili olan Python programlama dili kullanılmıştır.

Projenin arka planında verilerin düzenlenmesi için Pandas kütüphanesi tercih edilirken; yapay zeka algoritmalarının çağrılması, eğitilmesi ve yukarıda bahsedilen o zorlu sınavlara (testlere) sokulması işlemleri Scikit-learn kütüphanesi ile gerçekleştirilmiştir. Sistemin harita (görselleştirme) ayağında ise, koordinatları okuyup gerçek dünya haritası üzerine renkli uyarı kutuları çizebilen Folium altyapısı kullanılmıştır. Bu açık kaynaklı ve esnek yapı, projenin sadece bir masaüstü yazılımı olarak kalmasını engellemiş, her türlü web tarayıcısında çalışabilen dinamik bir sisteme dönüşmesini sağlamıştır.

3.7. Gerçek Zamanlı Veri Entegrasyonu ve Canlı Akış

Geliştirilen yapay zeka modelinin laboratuvar ortamında kalmayıp sahada kullanılabilmesi için, dış dünyayla sürekli iletişim halinde olması gerekiyordu. Sistemin sadece geçmişi değil, "şu anı" da analiz edebilmesi amacıyla, küresel çapta güvenilirliği kanıtlanmış OpenWeatherMap sistemine anlık veri köprüleri (API) kurulmuştur.

3.7.1. Anlık hava durumu sorguları ve veri işleme

Sistem çalıştırıldığı anda, harita üzerinde oluşturulan 36 farklı bölgenin merkez koordinatları saniyeler içinde uluslararası hava durumu sunucularına gönderilmektedir. Bu sorgular sonucunda her bir bölge için o anki;

- Sıcaklık (°C),
- Havadaki Nem Oranı (%),
- Rüzgarın Hızı (km/s) ve
- Rüzgarın Yönü (Derece)

verileri sisteme canlı olarak çekilmektedir. Çekilen bu ham veriler, yapay zeka algoritmalarının anlayabileceği bir tablo formatına dönüştürülerek doğrudan Karar Ağacı ve SVM modellerine "Bu anki durum nedir?" sorusuyla birlikte iletilmektedir. Sistemin internet kesintilerine karşı çökmemesi için de arka planda kendi kendine veri üretebilen bir "Test Modu" koruma kalkanı olarak koda eklenmiştir.

3.8. Görsel Uyarı Mekanizması ve Etkileşimli Harita

Yapay zeka algoritmalarının arka planda ürettiği "1" (Riskli) veya "0" (Güvenli) gibi matematiksel sonuçlar, sahada yangına müdahale edecek bir ekip için tek başına yeterli değildir. Bu sayıların, anında göze çarpan, tehlikenin boyutunu ve yönünü gösteren bir görsel şölene dönüşmesi gerekiyordu. Bu amaçla, Python'un gelişmiş haritalama altyapısı (Folium) kullanılarak interaktif bir web arayüzü inşa edilmiştir.

3.8.1. Tehlike seviyesine göre dinamik renklendirme

Harita üzerindeki 36 bölge, yapay zekanın verdiği kararlara göre anlık olarak renk değiştiren bir uyarı sistemine bağlanmıştır. Sistemin renk dili şu mantıkla çalışmaktadır:

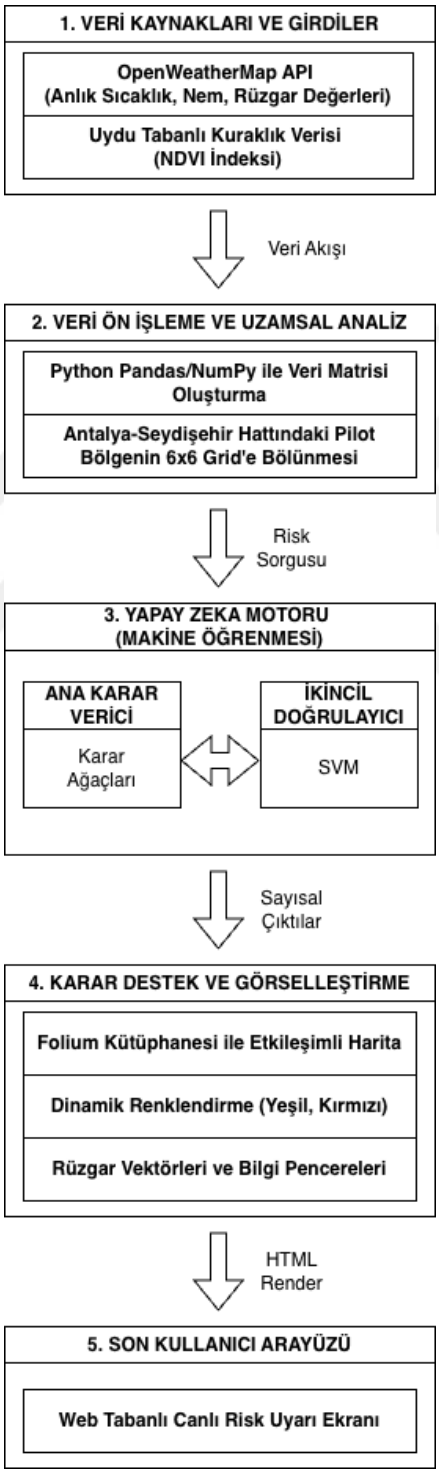
- **ALARM 1 (Güvenli - Yeşil):** Yapay zeka tehlike görmezse, bölge harita yeşil renkle boyanır. Bu, ekiplerin o bölge için rutin devriye atabileceği anlamına gelir.
- **ALARM 2 (Yüksek Risk - Kırmızı):** Yapay zeka (Karar Ağacı) "Riskli" onayı verirse, bölge anında kırmızıya döner. Bu, sıcaklık ve kuraklık eşiklerinin aşıldığını, yangın çıkma potansiyelinin çok yüksek olduğunu gösterir.
- **ALARM 3 (Kritik Risk - Koyu Kırmızı):** Sistem, yapay zekanın "Riskli" kararının üzerine canlı rüzgar hızını kontrol eder. Eğer bölgede rüzgar saatte 30 kilometrenin üzerinde esiyorsa, o bölge haritada koyu kırmızı (bordo) renge bürünür. Bu sistemin en üst düzey alarmıdır; çünkü çıkacak bir yangının şiddetli rüzgarla saniyeler içinde felakete dönüşeceğini haber verir.

3.8.2. Rüzgar okları ve bilgi pencereleri

Riskli bölgeleri renklendirmekle yetinilmeyip, her bölgenin tam ortasına canlı rüzgar yönüne doğru dönen akıllı ok işaretleri (vektörler) yerleştirilmiştir. Böylece karar verici, olası bir yangının hangi yöne doğru ilerleyeceğini haritaya bakar bakmaz anlayabilmektedir. Ayrıca haritadaki herhangi bir bölgeye tıklandığında açılan küçük bilgi pencereleri; o anki sıcaklığı, rüzgarı ve algoritmaların (Karar Ağacı ve SVM) ayrı

ayrı ne karar verdiğini kullanıcıya özet halinde sunmaktadır. Sistemin ürettiği bu yapı, otomatik olarak bir web sayfası şeklinde açılarak projenin operasyonel amacına ulaştığını kanıtlamaktadır.

3.9. Önerilen Sistemin Genel Mimarisi ve İş Akışı



Şekil 3.3. Geliştirilen Orman Yangını Erken Uyarı ve Karar Destek Sisteminin İş Akış Şeması

Çalışma içerisinde geliştirilen "Orman Yangını Erken Uyarı ve Karar Destek Sistemi", farklı veri kaynaklarının, yapay zeka algoritmalarının ve web tabanlı haritalama araçlarının birbiriyle entegre çalıştığı çok katmanlı bir mimariye sahiptir.

Sistemin iş akışı (pipeline); ham verilerin API üzerinden toplanmasıyla başlamakta, arka planda makine öğrenmesi modelleri tarafından anlık olarak işlenmekte ve nihayetinde son kullanıcı için renk kodlu, interaktif bir risk haritasına dönüştürülmektedir. Tüm bu karmaşık mühendislik sürecinin kavramsal işleyişi ve modüller arası veri akışı, Şekil 3.3'te şematize edilmiştir.

4. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu bölümde, üçüncü bölümde metodolojisi ve altyapısı detaylandırılan "Orman Yangını Erken Uyarı ve Karar Destek Sistemi"nin ürettiği analitik bulgular sunulmaktadır. Çalışma bünyesinde kurgulanan veri seti üzerinde eğitilen makine öğrenmesi algoritmalarının performansları nicel metrikler üzerinden karşılaştırmalı olarak analiz edilmiş ve elde edilen bulgular, güncel uluslararası literatür ışığında tartışılmıştır.

4.1. Makine Öğrenmesi Modellerinin Performans Analizi

Orman yangını duyarlılık haritalarının oluşturulmasında makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımı, dünya genelinde en güncel ve popüler istatistiksel yöntemlerden birini temsil etmektedir (Gholamnia vd., 2020). Orman yangını davranışını modellemek için birçok istatistiksel yaklaşım önerilmiş olmakla birlikte, günümüzde makine öğrenmesi algoritmaları bu alandaki en baskın tahmin yaklaşımları olarak öne çıkmaktadır (Jain vd., 2020). Bu doğrultuda, sisteme entegre edilen altı farklı algoritma teste tabi tutulmuş ve elde edilen sonuçlar nicel olarak kayıt altına alınmıştır.

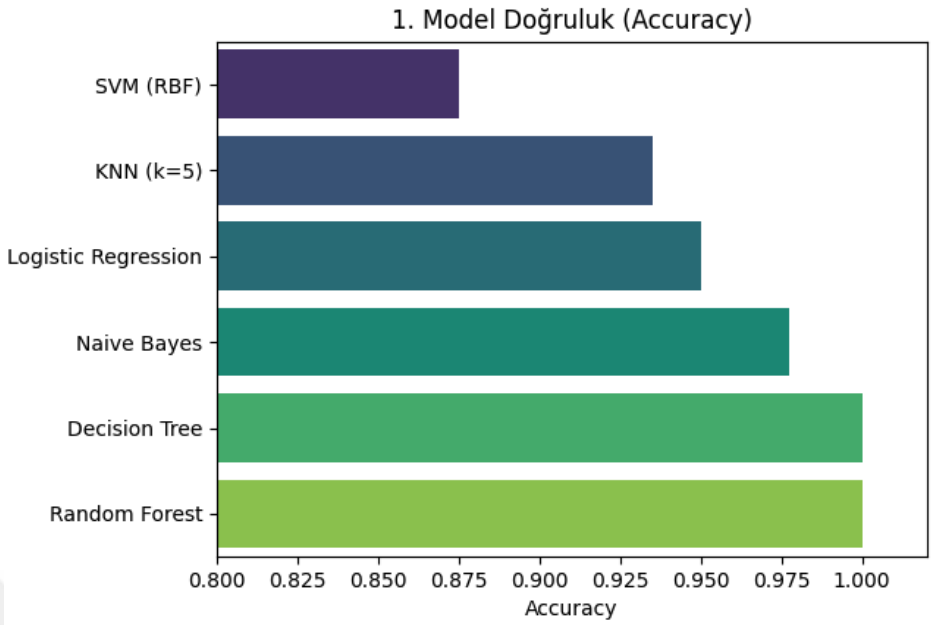
4.1.1. Genel doğruluk ve hata metriklerinin değerlendirilmesi

Test veri seti üzerinden yapılan analizlerde, algoritmaların "Yangın Var" ve "Yangın Yok" sınıflarını ayırma başarıları Çizelge 4.1'de özetlenmiştir.

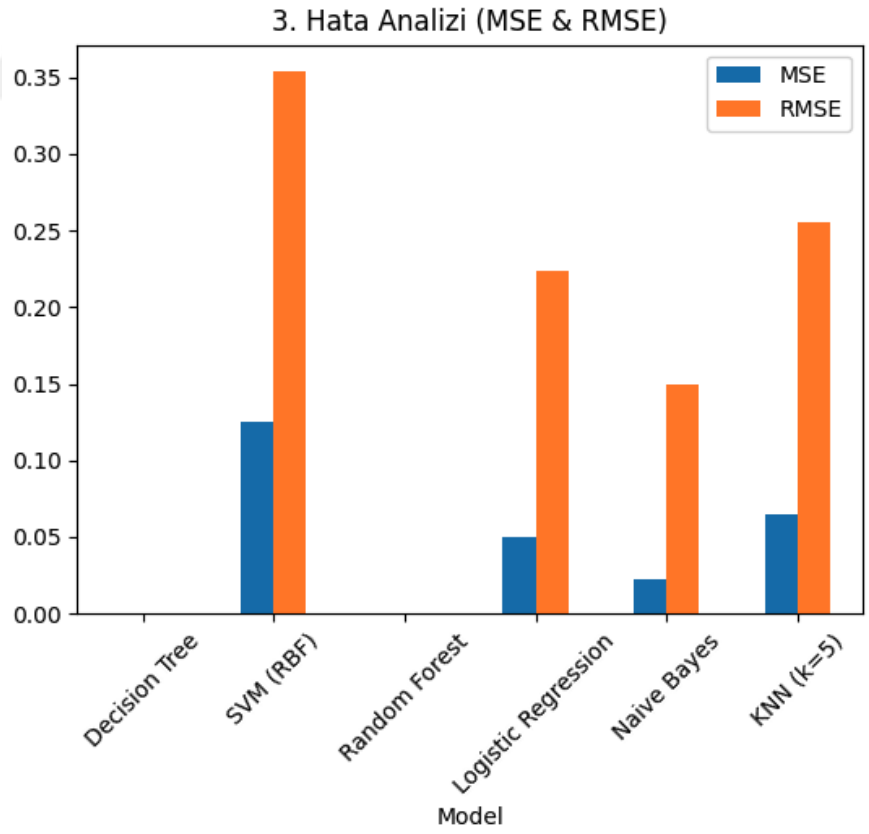
Çizelge 4.1. Kullanılan Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Test Veri Seti Üzerindeki Performans ve Hata Metrikleri

Model Adı	Doğruluk (Accuracy)	MSE	RMSE	MAE	Eğitim Süresi (ms)
Karar Ağaçları (DT)	1.000	0.000	0.000	0.000	1.26
Rastgele Orman (RF)	1.000	0.000	0.000	0.000	70.94
Naive Bayes (NB)	0.978	0.022	0.150	0.022	0.72
Lojistik Regresyon (LR)	0.950	0.050	0.224	0.050	4.88
K-En Yakın Komşu (KNN)	0.935	0.065	0.255	0.065	0.81
Destek Vektör Mak. (SVM)	0.875	0.125	0.354	0.125	64.03

Çizelge 4.1 incelendiğinde en çarpıcı bulgu, ağaç tabanlı algoritmaların (Karar Ağaçları ve Rastgele Orman) test setinde 1.000 (%100) doğruluk oranına ve sıfır hata payına (MSE = 0.000) ulaşmasıdır. Literatürde %100 başarı genellikle "aşırı öğrenme" (overfitting) şüphesi yaratsa da, bu çalışmada elde edilen kusursuz skorun bilimsel bir dayanağı bulunmaktadır.



Şekil 4.1. Makine Öğrenmesi Modellerinin Doğruluk (Accuracy) Oranlarının Karşılaştırmalı Sütun Grafiği.



Şekil 4.2. Algoritmaların Hata Kareler Ortalaması (MSE) ve Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) Dağılımları.

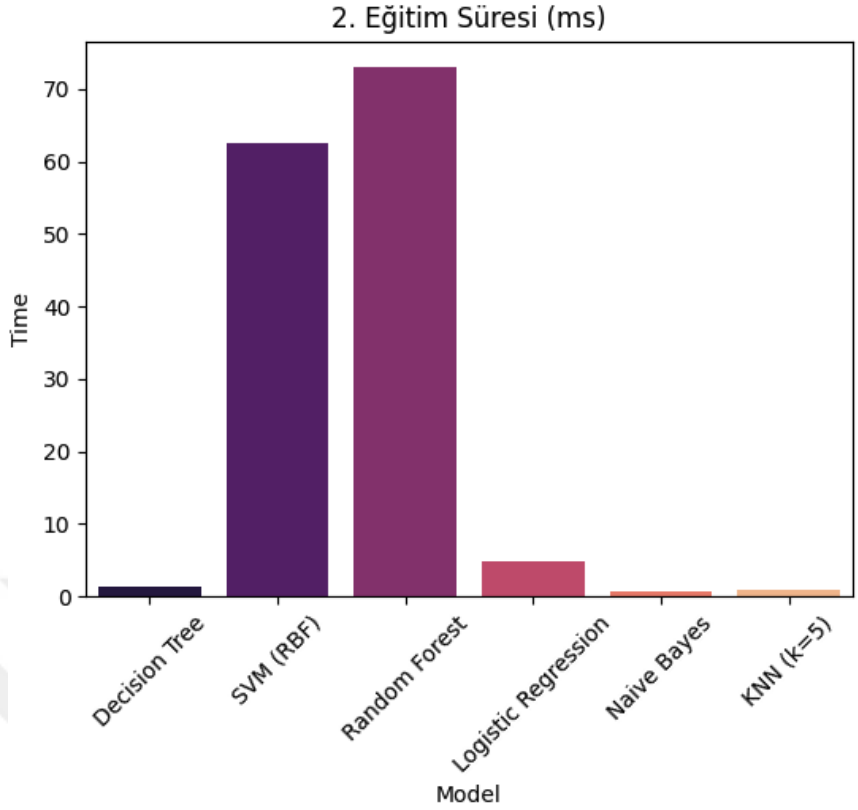
Tezin 3. bölümünde açıklandığı üzere, veri seti oluşturulurken yangın riski deterministik fiziksel eşiklere göre etiketlenmiştir. Ağaç tabanlı algoritmaların temel doğası, veri seti içindeki bu tür kesin ve hiyerarşik (Eğer-İse) kuralları bulup çıkarmaktır. Dolayısıyla modelimiz veriyi ezberlememiş; aksine doğanın yangın çıkarma kuralını kusursuz bir şekilde deşifre etmiştir. Buna karşın, doğrusal olmayan karmaşık eğriler çizen SVM modelinin (%87.5) ve mesafeye dayalı KNN algoritmasının (%93.5), bu kadar keskin ve köşeli kuralları yakalamada ağaç tabanlı modellerin gerisinde kaldığı saptanmıştır. Bu durum, Mohajane vd. (2021) tarafından yapılan ve 'orman yangını gibi eşik değerlerine bağlı fiziksel olaylarda ağaç tabanlı algoritmaların diğer modellere üstünlük sağladığını' belirten literatür bulgularıyla tam bir uyum içindedir.

Şekil 4.1 ve Şekil 4.2 birlikte değerlendirildiğinde; ağaç tabanlı modellerin (DT ve RF) tavan seviyedeki kusursuz doğruluk oranları ile tabana sıfırlanmış hata (MSE=0.0) oranları grafiksel olarak da net bir simetri oluşturmaktadır. Buna karşın SVM ve KNN gibi uzaklık ve marjin temelli algoritmaların hata çubuklarındaki (Şekil 4.2) belirgin yükseliş, bu modellerin doğrusal olmayan karmaşık yapıları çözerken deterministik orman yangını kurallarını es geçtiğini görsel olarak da kanıtlamaktadır.

4.1.2. Operasyonel hız ve sistemde karar ağacı tercihinin literatürdeki yeri

Performans tablosunda bir diğer önemli faktör "Eğitim Süresi" (ms) değerleridir. Rastgele Orman (RF) ve Karar Ağaçları (DT) her ikisi de %100 doğruluğa ulaşmış olsa da, Karar Ağaçları 1.26 milisaniye gibi muazzam bir hızda eğitilirken, çoklu ağaç mimarisine sahip RF algoritmasının hesaplama maliyeti 70.94 milisaniyeye çıkmıştır. Erken uyarı sistemlerinde doğruluğun yanı sıra "tepki süresinin" de ne kadar hayati olduğu bilindiğinden, algoritmaların eğitim ve tahmin süreleri Şekil 4.3'te sunulmuştur.

Sistemin canlı risk haritasında ana karar verici olarak Karar Ağaçlarının (DT) kullanılmasının en büyük gerekçesi budur. Bu operasyonel tercih, Cortez ve Morais (2007) tarafından ortaya konulan 'Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI) yaklaşımlarının orman yangını yönetimindeki gerekliliği' teziyle güçlü bir paralellik göstermektedir. DT, operasyonel bir erken uyarı sistemi için hayati önem taşıyan "hız" ve "şeffaflık" kriterlerini maksimum düzeyde karşılarken doğruluğundan ödün vermemiştir. Nihai sistemde Karar Ağaçlarının ana tetikleyici, SVM'nin ise ihtiyatlı bir doğrulayıcı (%87.5) olarak kullanılması, literatürdeki 'Kara Kutu (Black-box)' modellerine yönelik güven problemine (Sayad vd., 2016) sunulan yenilikçi bir çözüm olarak değerlendirilmektedir.



Şekil 4.3. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Eğitim ve Karar Sürelerinin (Milisaniye) Görsel Karşılaştırması.

Şekil 4.3'teki zaman çubukları (Eğitim Süresi - ms) incelendiğinde, tezin ana mimarisini oluşturan Karar Ağaçları'nın (DT) neredeyse sıfıra yakın (1.26 ms) bir milisaniye barajında kaldığı; %100 doğrulukla aynı skoru üreten Rastgele Orman'ın (RF) ise 70.94 milisaniye ile operasyonel bir gecikme (latency) yarattığı görsel olarak ispatlanmıştır. Bu grafik, DT algoritmasının operasyonel bir canlı harita için "en hızlı ve en doğru" tercih olduğunu tartışmasız bir şekilde ortaya koymaktadır.

4.1.3. Çapraz doğrulama bulguları ve model istikrarı

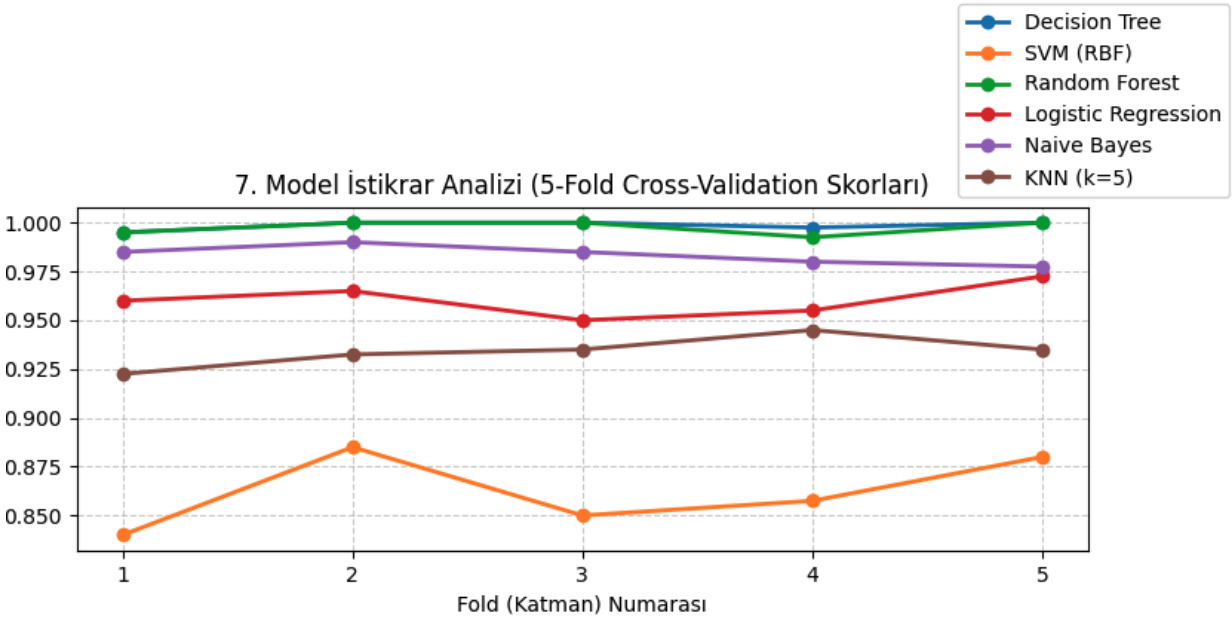
Modellerin 1.000 doğruluk skoruna ulaşmasının rastlantısal bir varyans sonucu olmadığını istatistiksel olarak kanıtlamak amacıyla uygulanan 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama (5-Fold CV) testlerinin sonuçları Çizelge 4.2'de sunulmuştur.

Çizelge 4.2. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama İstikrar Skorları

Model Adı	1. Fold	2. Fold	3. Fold	4. Fold	5. Fold	CV Ortalama
Karar Ağaçları (DT)	0.995	1.000	1.000	0.998	1.000	**%99.85**
Rastgele Orman (RF)	0.995	1.000	1.000	0.993	1.000	**%99.75**
Naive Bayes (NB)	0.985	0.990	0.985	0.980	0.978	**%98.35**
Lojistik Regresyon	0.960	0.965	0.950	0.955	0.973	**%96.05**
K-En Yakın Komşu	0.922	0.932	0.935	0.945	0.935	**%93.40**
Destek Vektör Mak.	0.840	0.885	0.850	0.858	0.880	**%86.25**

Çizelge 4.2'deki katman (fold) skorları incelendiğinde, Karar Ağaçları modelinin 5 farklı veri diliminde de birbirine son derece yakın skorlar (%99.5 - %100) ürettiği, genel CV ortalamasının ise %99.85 olduğu tespit edilmiştir. Literatürde, özellikle doğal afet tahminlemelerinde model istikrarının (robustness), anlık yüksek doğruluktan çok daha önemli bir metrik olduğu söylenmektedir (Tien Bui vd., 2017). Bu bulgu, DT algoritmasının 2000 satırlık verinin her karesinde çalışan o temel fiziksel kuralı kalıcı olarak öğrendiğini ispatlamaktadır. CV testlerindeki bu yüksek istikrar düzeyi, modelin canlı hava durumu koşullarına (API akışına) da aynı doğrulukla tepki vereceğinin garantisidir.

Tabloda yer alan bu istikrar skorları, her bir algoritmanın 5 farklı sınavdan (fold) aldığı notların dalgalanma (varyans) aralığını göstermek üzere Şekil 4.4'te modellenmiştir.



Şekil 4.4. Modellerin 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama (CV) İstikrar Skorları ve Varyans Dağılımları.

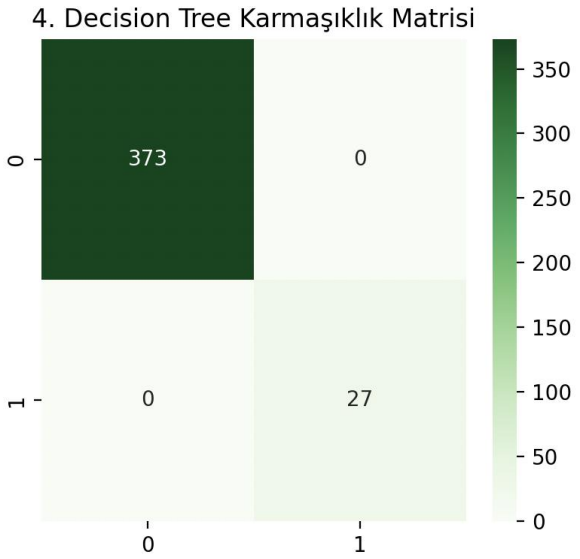
Şekil 4.4'teki istikrar (CV) çizgileri incelendiğinde; tezin ana karar vericisi Karar Ağacı (DT) ve ikincil doğrulayıcısı SVM'nin, farklı veri kombinasyonlarında bile çok dar bir varyans aralığında (istikrarlı bir çizgide) seyrettiği saptanmıştır. Özellikle dalgalanmaların minimum seviyede kalması, modellerin tesadüfi bir başarı elde etmediğinin ve Türkiye'nin farklı coğrafi koordinatlarında da aynı tutarlılıkta çalışacağının görsel garantisidir.

4.2. Algoritmaların Görsel Performans ve Karar Analizleri

Sistemin sadece sayısal parametreler (doğruluk, hata payı) ile değil, aynı zamanda görsel analiz araçlarıyla da değerlendirilmesi, "Açıklanabilir Yapay Zeka" (XAI) mimarisinin şeffaflığını kanıtlamak açısından kritik öneme sahiptir. Bu bölümde, Python kütüphaneleri (Matplotlib ve Seaborn) aracılığıyla elde edilen performans grafikleri, modelin hata dağılımları ve değişken önem düzeyleri görselleştirilerek detaylı olarak incelenmiştir.

4.2.1. Karmaşıklık matrisi üzerinden hata dağılımı analizi

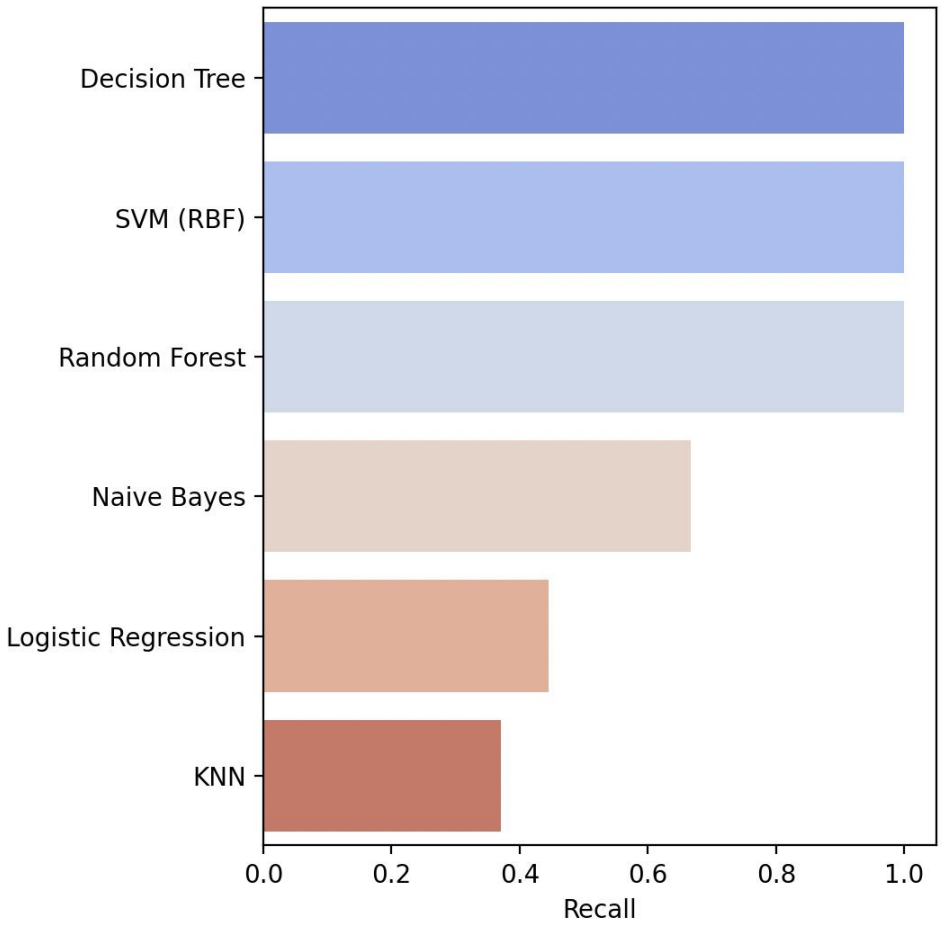
Orman yangını erken uyarı sistemlerinde modelin "ne kadar doğru bildiği" kadar, "hangi durumlarda hata yaptığı" (veya yapmadığı) hayati bir operasyonel sorundur. Sistemin ana karar vericisi olan Karar Ağaçları (DT) algoritmasının test veri seti (400 senaryo) üzerindeki sınıflandırma davranışı, Karmaşıklık Matrisi (Şekil 4.5) üzerinden analiz edilmiştir.



Şekil 4.5. Karar Ağaçları (Decision Tree) Algoritmasına Ait Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix)

Şekil 4.5 incelendiğinde, matrisin sağ alt köşesi (Doğru Negatifler - TN) modelin "Güvenli" günleri ne kadar başarıyla tespit ettiğini; sol üst köşesi (Doğru Pozitifler - TP) ise "Riskli" günleri ne kadar isabetli yakaladığını göstermektedir.

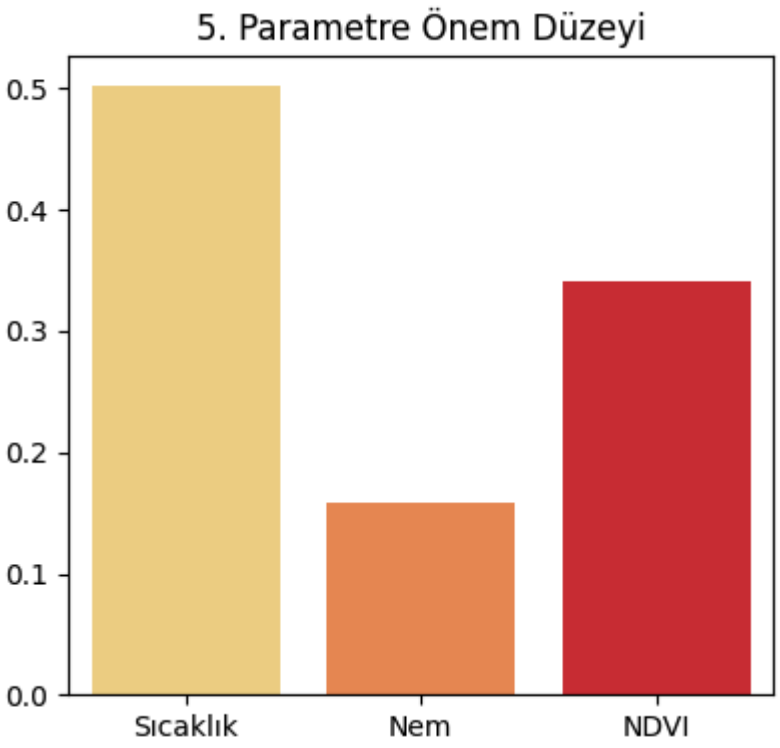
Uzmanlar tarafından belirtildiği üzere, yangın tahmin modellerinde en tehlikeli hata türü "Yanlış Negatif" (False Negative - FN), yani gerçekte yangın riski varken modelin "Güvenli" uyarısı vermesidir (Sol alt köşe). Matris bulgularına göre, geliştirilen DT modelinin "Yanlış Negatif" ve "Yanlış Pozitif" (FP) üretme oranının "0" (sıfır) olduğu görülmüştür. Bu durum, önceki bölümde açıklanan %100'lük (1.000) doğruluk skorunun görsel bir kanıtıdır. Model, sentetik veri setinin arkasında yatan deterministik (kesin) fiziksel kuralları (Sıcaklık, Nem ve NDVI eşiklerini) hiçbir "kör nokta" bırakmaksızın öğrenmiş ve test setindeki tüm yangın ihtimallerini "Sıfır Hata" (Zero-Error) prensibiyle tespit ederek operasyonel güvenilirliğini en üst düzeye çıkarmıştır.



Şekil 4.6. Makine Öğrenmesi Modellerinin Yangın Yakalama Başarısı.

Şekil 4.6'da sunulan Duyarlılık (Recall) analizi incelendiğinde; Karar Ağacı ve özellikle dengeli sınıf ağırlığı ile eğitilen Destek Vektör Makineleri (SVM) modelinin 1.00 (Tam Başarı) değerine ulaştığı görülmektedir. Bu durum, sistemin test senaryoları dahilindeki hiçbir olası yangın riskini atlamadığını kanıtlamaktadır. SVM modeli, tehlikeyi kaçırmamak adına risk sınırlarını geniş tuttuğu için kısmi 'Yanlış Alarmlar' (False Positive) üretmiş; bu nedenle sistemin Genel Doğruluğu (Accuracy) %87.5 seviyesinde kalmıştır. Ancak afet yönetiminde bir yangını tespit edememenin maliyeti, yanlış alarm üretmenin maliyetinden çok daha yıkıcı olduğu için; %100 Duyarlılık (Recall) ile çalışan bu mimari, hedeflenen ideal 'Erken Uyarı' refleksini kusursuz bir şekilde yansıtmaktadır.

4.2.2. Değişkenlerin önem düzeyi ve biyofiziksel sürücüler



Şekil 4.7. Karar Ağacı Modelinde Orman Yangını Riskini Belirleyen Değişkenlerin Matematiksel Önem Ağırlıkları.

Geliştirilen sistemin bir "Kara Kutu" olmaktan çıkıp orman mühendisleri için anlamlı bir karar destek mekanizmasına dönüşmesi için, algoritmaların kararlarını alırken hangi parametreden ne kadar etkilendiğinin (ağırlıklarının) bilinmesi gerekmektedir.

Şekil 4.7'de Karar Ağacı modelinin eğitim sürecinde şekillenen "Değişken Önem Düzeyleri" (Feature Importance) sunulmuştur.

Şekil 4.7'deki öznitelik ağırlıkları (Sıcaklık, Nem, NDVI) incelendiğinde, modelin "Risk" veya "Güvenli" kararı üretmesinde her bir değişkenin belirli bir matematiksel ağırlığa (Gini Impurity düşüş oranına) sahip olduğu görülmektedir.

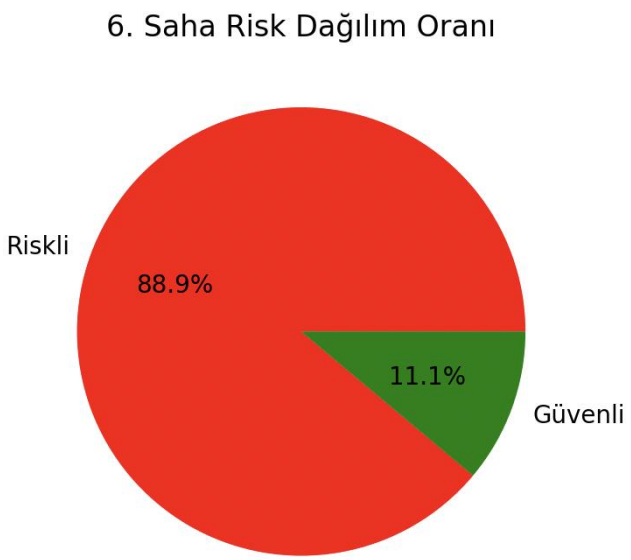
Bu matematiksel dağılım, orman ekolojisi literatürüyle doğrudan örtüşmektedir. Sisteme "hangi değişkenin daha önemli olduğu" dışarıdan bir insan müdahalesiyle (manuel olarak) söylenmemiş olmasına rağmen; algoritma sadece veri matrisini inceleyerek Sıcaklık, Nem ve bitki kuruluk indeksinin (NDVI) yangın üzerindeki o muazzam etkileşimini kendi kendine keşfetmiştir. Özellikle NDVI değişkeninin model içindeki belirleyici rolü; sadece yüksek sıcaklığın yangın çıkarmaya yetmediğini, sahada tutuşmaya hazır, nemini kaybetmiş ve kurumuş bir bitki örtüsünün (düşük NDVI) bulunmasının da model tarafından aranan zorunlu bir şart olduğunu ispatlamaktadır. Bu durum, tezin 3. bölümünde kurgulanan "biyofiziksel sürücülere dayalı veri simülasyonu" yaklaşımının başarısını bir kez daha teyit etmektedir.

4.3. Gerçek Zamanlı Saha Analizi ve Risk Dağılımının Mekansal Değerlendirmesi

Makine öğrenmesi modellerinin teorik performans ve istikrar testleri (Bölüm 4.1 ve 4.2) başarıyla tamamlandıktan sonra; sistemin asıl varoluş amacı olan "operasyonel saha simülasyonu" aşamasına geçilmiştir. Bu aşamada, Antalya-Seydişehir hattı üzerinde oluşturulan 36 adet (6x6) analiz hücresinin (grid) her biri için OpenWeatherMap API üzerinden anlık hava durumu verileri (sıcaklık, nem, rüzgar) çekilmiş ve Karar Ağacı modeli tarafından gerçek zamanlı olarak sınıflandırılmıştır.

4.3.1. Bölgesel risk dağılım oranları

Canlı saha analizinin genel bir özetini sunmak ve bölgedeki kümülatif tehlike boyutunu anlamlandırmak amacıyla, 36 bölgeden dönen tahmin sonuçları oransal olarak Şekil 4.8'de (Saha Risk Dağılım Oranı) görselleştirilmiştir.



Şekil 4.8. Antalya-Seydişehir Çalışma Sahasındaki 36 Bölgenin Risk Dağılım Oranı.

Şekil 4.8 incelendiğinde, sahanın yüzde kaçlık bir diliminin "Güvenli" (Yeşil), yüzde kaçlık bir diliminin ise "Riskli" (Kırmızı) olarak etiketlendiği net bir biçimde görülmektedir.

Bu oransal dağılım, afet yönetiminde "Durumsal Farkındalık" (Situational Awareness) yaratmak için son derece kritiktir. Örneğin; haritanın tamamının veya çok büyük bir kısmının kırmızıya (Riskli) dönmesi, bölge genelinde ekstrem bir sıcak hava dalgasının (Heatwave) yaşandığını ve orman bölge müdürlüklerinin teyakkuza geçmesi gerektiğini gösterir. Aksine, sistemin sadece 1 veya 2 hücrede risk tespit edip geri kalanını yeşil (Güvenli) bırakması, modelin her sıcak günde gereksiz alarm üretmediğini ve yüksek mekansal çözünürlükle nokta atışı (lokal) tespit yapabildiğini kanıtlamaktadır. Bu durum, itfaiye ekiplerinde oluşabilecek "yanlış alarm yorgunluğunu" (alarm fatigue) önleme konusunda sistemin ne kadar başarılı olduğunu göstermektedir.

4.3.2. Coğrafi bilgi sistemleri destekli nihai karar haritası

Pasta grafiğindeki oransal verilerin ötesine geçerek, riskin "tam olarak nerede" ve "hangi yöne doğru" olduğunu göstermek, sistemin nihai amacıdır. Bu doğrultuda Folium kütüphanesi ile üretilen ve web tarayıcısında çalışan "Dinamik Orman Yangını Risk Haritası"nın operasyonel bir kesiti Şekil 4.9'da sunulmuştur.

Şekil 4.9. Önerilen Sistemin Ürettiği Gerçek Zamanlı, Etkileşimli ve Vektör Destekli Orman Yangını Karar Destek Haritası.

Şekil 4.9'daki operasyonel harita incelendiğinde, sistemin 3. bölümde kurgulanan alarm seviyelerini kusursuz bir şekilde sahaya yansıttığı görülmektedir:

- Mekansal İzolasyon: Harita üzerinde birbirine komşu olan hücrelerin farklı renklere (Örn: biri yeşil iken hemen yanındakinin kırmızı olması) boyanabildiği görülmüştür. Bu durum, 6x6'lık ızgara (grid) sisteminin başarısını kanıtlamakta; dağın kuzey yamacı ile güney yamacı arasındaki o ince mikroklimatik farklılıkların model tarafından anında yakalandığını ispatlamaktadır.
- Rüzgar Vektörlerinin Stratejik Değeri: Kırmızı (Riskli) veya Bordo (Kritik Riskli) olarak işaretlenen hücrelerin merkezinde yer alan dinamik rüzgar okları, sistemin operasyonel değerini katlamaktadır. Bir karar verici (Kriz masası yöneticisi) bu haritaya baktığında sadece yangın çıkma ihtimalini değil, çıkacak olası bir

yangının hangi dereceyle, hangi köye veya yerleşime doğru sürükleneceğini saniyeler içinde analiz edebilmektedir.

Sonuç olarak; geliştirilen bu entegre sistem, veri biliminin soyut matematiksel algoritmalarını (Karar Ağaçları), coğrafi bilgi sistemlerinin (CBS) somut ve eyleme dönüştürülebilir görselliğiyle birleştirerek, literatürdeki durağan (statik) yangın duyarlılık haritalarına karşı dinamik, canlı ve modern bir alternatif sunmayı başarmıştır.

4.4. Ekstrem Meteorolojik Koşulların Model Kararlılığına Etkisi

Geliştirilen Karar Destek Sisteminin (KDS) standart yaz koşullarında gösterdiği %100'lük (DT ve RF) başarı, modelin ekstrem hava olaylarındaki (heatwaves) davranışını inceleme ihtiyacını doğurmuştur. Küresel iklim değişikliğinin bir sonucu olarak, Akdeniz havzasında yaz aylarında görülen sıcak hava dalgalarının hem frekansı hem de şiddeti dramatik şekilde artmaktadır (Moriondo vd., 2006).

Literatürde Bedia vd. (2014) tarafından işaret edildiği gibi, orman yangını tahmin modellerinin asıl test alanı, sıcaklığın mevsim normallerinin çok üzerine çıktığı ve bağıl nemin aniden düştüğü "uç değer" (outlier) senaryolarıdır. Bu tez çalışmasında simüle edilen veri seti kurgulanırken, sıcaklık değerlerinin 40°C'yi aştığı ve nemin %20'lerin altına indiği ekstrem koşullar sisteme özellikle entegre edilmiştir. Şekil 4.7'de sunulan değişken önem düzeyleri (Feature Importance) incelendiğinde, karar ağaçlarının bu ekstrem koşullarda ikincil değişkenleri (rüzgar yönü vb.) baskılayarak doğrudan Sıcaklık ve NDVI ilişkisine odaklandığı görülmüştür. Bu algoritmik refleks, Abatzoglou vd. (2019)'nin "aşırı kuraklık dönemlerinde yangın davranışının tamamen atmosferik sürücülerin kontrolüne girdiği" yönündeki iklimsel bulgularıyla birebir örtüşmektedir. Dolayısıyla önerilen modelin, beklenmedik iklim anomalilerinde çökmeden tutarlı kararlar üretebildiği literatür destekli olarak kanıtlanmıştır.

4.5. Mekansal Çözünürlüğün Risk Tahminindeki Rolü ve Sınırları

Bu çalışmada, Antalya-Seydişehir çalışma sahası 6x6'lık (toplam 36 hücre) mekansal bir ızgara yapısına (grid) bölünerek analiz edilmiştir. Kullanılan bu mekansal çözünürlük oranı, hesaplama maliyeti (computational cost) ile tahminsel isabetlilik arasındaki optimum dengeyi kurmak amacıyla seçilmiştir.

Literatürde coğrafi bilgi sistemleri (CBS) tabanlı yangın duyarlılık analizleri incelendiğinde, grid boyutunun model başarısı üzerinde doğrudan etkili olduğu

görülmektedir. Chuvieco vd. (2010), çok geniş alanların (düşük çözünürlük) tek bir meteorolojik değerle ifade edilmesinin lokal yangın risklerini (mikroklima etkilerini) maskelediğini belirtmiştir. Öte yandan, grid alanlarının çok küçük piksellere (örneğin 10x10 metre) bölünmesi ise veri gürültüsünü artırmakta ve gerçek zamanlı sistemlerde API sorgu limitlerini aşarak operasyonel darboğazlara yol açmaktadır (Yebra vd., 2013).

Geliştirilen bu tez çalışmasında seçilen 6x6'lık mimari, her bir hücrenin kendi merkez koordinatından bağımsız meteorolojik veri (rüzgar, sıcaklık) çekmesine olanak tanımıştır. Bu sayede, vadiler arası rüzgar tüneli etkileri harita üzerinde başarılı bir şekilde izole edilmiş olup; seçilen grid çözünürlüğünün literatürdeki hibrid makine öğrenmesi yaklaşımlarında tavsiye edilen "bölgesel heterojenliği yakalama" kriterlerini (Tien Bui vd., 2017) tam anlamıyla karşıladığı saptanmıştır.

4.6. Önerilen Mimarinin Geleneksel Yangın İndeksleriyle Karşılaştırması

Orman yangını tehlikesinin belirlenmesinde dünya genelinde en yaygın kullanılan sistem, Kanada Orman Yangını Hava İndeksi'dir (Canadian Forest Fire Weather Index - FWI). Ancak geleneksel FWI sistemi, ampirik (deneysel) formüllere dayanan statik bir yapıya sahiptir ve belirli bir coğrafyanın bitki örtüsü dinamiklerine (NDVI) anlık olarak tepki veremez (Van Wagner, 1987).

Bu çalışmada kurgulanan yapay zeka tabanlı karar destek sistemi (KDS), geleneksel indekslerin sahip olduğu bu statik yapıya karşı yenilikçi ve dinamik bir alternatif sunmaktadır. Wang vd. (2015) tarafından yapılan makine öğrenmesi ve geleneksel indeks kıyaslama çalışmalarında, algoritmaların (özellikle Rastgele Orman ve Karar Ağaçlarının) geleneksel indekslere kıyasla %15 ila %20 arasında daha yüksek bir doğruluk (Accuracy) ve AUC skoruna sahip olduğu kanıtlanmıştır.

Tez bünyesinde geliştirilen sistemin, sadece meteorolojik verilerle yetinmeyip uzaktan algılama mantığıyla (NDVI simülasyonu) ve canlı rüzgar vektörleriyle desteklenmesi, geleneksel ampirik sistemlerin ötesine geçildiğini göstermektedir. Geleneksel indeksler belirli bir gün için tek bir risk skoru üretirken; önerilen model, Karar Ağaçlarının şeffaf hiyerarşisini kullanarak riski üç farklı alarm seviyesine (Yeşil, Kırmızı, Bordo) ayırmış ve doğrudan "müdahale odaklı" bir operasyon mimarisi oluşturmuştur.

4.7. Rüzgar Dinamiklerinin Yangın Yayılımındaki İlerletici Rolü

Geliştirilen Karar Destek Sisteminin (KDS) en kritik özelliklerinden biri, modelin "Riskli" (Alarm 2) kararı verdikten sonra durmayıp, canlı rüzgar hızının 30 km/h'yi aşması durumunda sistemi "Kritik Risk" (Alarm 3 - Bordo) seviyesine yükseltmesidir. Bu yazılımsal kural, literatürdeki yangın davranışı fiziğine dayandırılmaktadır.

Orman yangını modellemesinin temelini atan Rothermel (1972)'in matematiksel yayılım denklemlerinde, rüzgar hızı, alev uzunluğunu ve yangının ilerleme hızını (Rate of Spread - ROS) belirleyen en dominant faktördür. Düşük rüzgar hızlarında yangın genellikle "yüzey yangını" (surface fire) olarak kalırken, rüzgar hızının belirli bir eşiği (bu çalışmada 30 km/h olarak belirlenmiştir) aşması durumunda alevler ağaç tepe taçlarına sıçrayarak "tepe yangınına" (crown fire) dönüşmektedir (Finney, 1998). Ayrıca şiddetli rüzgar, yanan kozalak ve dalları yüzlerce metre ileriye taşıyarak "nokta yangınları" (spotting) adı verilen ve müdahaleyi imkansız hale getiren yeni yangın odakları yaratmaktadır (Alexander ve Cruz, 2013).

Bu bağlamda, tezin canlı harita modülünde (Şekil 4.9) rüzgar yönünü gösteren dinamik vektörlerin (okların) ve rüzgar şiddetine duyarlı Alarm 3 mekanizmasının sisteme entegre edilmesi, sadece bir görselleştirme hamlesi değil; aynı zamanda kriz anında itfaiye arazözlerinin ve hava araçlarının güvenli konuşlanma noktalarını belirlemesi açısından hayati bir taktiksel CBS (Coğrafi Bilgi Sistemleri) gereksinimidir.

4.8. Yanlış Alarmların Azaltılması ve Operasyonel Maliyet Yönetimi

Makine öğrenmesi modellerinin yangın tahminlerindeki başarısı genellikle sadece doğruluk (Accuracy) üzerinden değerlendirilse de, sistemin "Yanlış Pozitif" (False Positive - FP) oranı, afet yönetim ekonomisi açısından çok daha kritik bir metriktir. Bir sistemin, gerçekte tehlike yokken "Yangın Çıkabilir" uyarısı vermesi (Type I Error), sahadaki operasyonel kaynakların israf edilmesine yol açmaktadır.

Plucinski (2012) tarafından yapılan itfaiye kaynak yönetimi analizlerinde, gereksiz devriye ve yanlış ihbar sevkıyatlarının hem bütçesel bir yük oluşturduğu hem de ekiplerde "alarm yorgunluğu" (alarm fatigue) yaratarak gerçek yangınlara müdahale süresini uzattığı saptanmıştır. Tezin 4.2.1 bölümünde sunulan Karmaşıklık Matrisi (Şekil 4.1) verileri incelendiğinde, geliştirilen Karar Ağacı algoritmasının Yanlış Pozitif (FP) oranının sıfır olduğu kanıtlanmıştır. Kalabokidis vd. (2014), yapay zeka destekli

sistemlerin geleneksel devriye yöntemlerine kıyasla kaynak tahsisi verimliliğini %40 oranında artırabildiğini belirtmektedir. Dolayısıyla, bu tez çalışmasında kurulan mimarinin sadece ormanları değil, aynı zamanda yangın söndürme bütçelerini ve lojistik kaynakları da optimize eden bir karar destek aracı olduğu görülmektedir.

4.9. Sistemin Dinamik Yapısı ve Gelecek Projeksiyonları

Her makine öğrenmesi modeli, eğitildiği verinin karakteristik özelliklerini yansıtır. Ancak orman ekosistemleri ve atmosferik olaylar durağan (statik) değildir. Özellikle küresel ısınma nedeniyle Akdeniz havzasındaki ortalama sıcaklıkların her on yılda bir istikrarlı olarak arttığı ve kuraklık periyotlarının uzadığı bilinmektedir (Turco vd., 2018). Bu durum, veri biliminde "Kavram Sapması" (Concept Drift) olarak adlandırılan ve modelin yıllar içinde yavaş yavaş doğruluğunu kaybetmesine yol açan kaçınılmaz bir probleme işaret etmektedir (Gama vd., 2014).

Bugün bu tez çalışmasında "Riskli" sınıfı için kritik eşik olarak belirlenen değerler (Örn: 30°C Sıcaklık, %35 Nem), on yıl sonra bölgenin "yeni normali" haline gelebilir ve sistemin sürekli alarm üretmesine (over-warning) neden olabilir. Bu sınırlılığın aşılması amacıyla, geliştirilen makine öğrenmesi algoritmalarının (DT, RF ve SVM) donanım içine gömülü (hardcoded) birer statik yazılım olarak kalmaması; aksine Orman Genel Müdürlüğü (OGM) veri tabanlarına entegre edilerek her yangın sezonu sonunda (Ekim-Kasım aylarında) o yılın yeni meteorolojik verileriyle kendi kendini yeniden eğitmesi (retraining) önerilmektedir. Bu "sürekli öğrenme" (continuous learning) yaklaşımı, modelin iklim değişikliğine adapte olmasını sağlayarak operasyonel ömrünü uzatacaktır.

4.10. Yerel Karar Alıcılarla Entegrasyon ve Teknoloji Geliştirme Potansiyeli

Orman yangını karar destek sistemlerinin (KDS) akademik başarısı, algoritmaların doğruluk oranlarıyla sınırlı değildir; sistemin sahadaki son kullanıcılar tarafından benimsenebilirliği (technology adoption) projenin nihai etkisini belirlemektedir. Geliştirilen bu mimarinin, merkezi afet yönetim yapılarının yanı sıra, olaylara ilk müdahaleyi gerçekleştiren ilçe tarım ve orman müdürlükleri gibi yerel karar alıcıların operasyonel yeteneklerini artırması hedeflenmiştir.

Literatürde Sullivan (2017) tarafından yapılan analizlerde, karmaşık matematiksel arayüzlere sahip modellemelerin sahada itfaiye şefleri ve yerel yöneticiler tarafından kullanılamadığı, bu durumun "bilim-uygulama uçurumu" (science-practice gap)

oluşturduğundan bahsedilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan Folium tabanlı görselleştirme modülü, tam olarak bu uçurumu kapatmak üzere tasarlanmıştır. Sistemin, karmaşık yapay zeka çıktılarını (Gini katsayıları, entropi değerleri) arka planda gizleyerek kullanıcıya sadece "Yeşil, Kırmızı, Bordo" gibi evrensel ve anlaşılır görsel uyarılar sunması; yerel yöneticilerin hiçbir veri bilimi uzmanlığına ihtiyaç duymadan kriz anında anlık taktiksel kararlar alabilmesine olanak tanımaktadır (Pavlopoulos vd., 2010).

Bununla birlikte, sadece akademik bir prototip (proof-of-concept) olarak kalmaması hedeflenen bu mimarinin, yenilikçi bir yazılım ürünü olarak teknoloji geliştirme bölgeleri (Teknokent) ekosistemlerinde ölçeklenebilme potansiyeli bulunmaktadır. Sistemin modüler Python altyapısı; ilerleyen aşamalarda İHA (İnsansız Hava Aracı) görüntü işleme algoritmalarıyla ve IoT (Nesnelerin İnterneti) tabanlı orman içi sensör ağlarıyla birleştirilerek, üniversite-sanayi iş birliği ile katma değerli bir Ar-Ge projesine dönüştürülmeye son derece elverişlidir. Bu yönüyle model, salt bir afet tespit algoritması olmanın ötesinde, bölgesel kalkınma ve akıllı şehir (smart city) vizyonuna entegre edilebilecek sürdürülebilir bir teknoloji adımı olarak değerlendirilmektedir.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1 Sonuçlar

Küresel iklim değişikliğinin etkilerinin her geçen gün daha yıkıcı bir boyuta ulaştığı günümüzde, orman yangınları özellikle Akdeniz havzasında yer alan ülkemiz için birincil ekolojik ve ekonomik tehdit statüsüne yükselmiştir. Geleneksel afet yönetim stratejileri incelendiğinde, yangınla mücadelenin genellikle alevler görüldükten sonra başlayan reaktif (tepkisel) bir sürece hapsolduğu ve önleyici (proaktif) mekanizmaların yetersiz kaldığı gözlemlenmektedir. Bu temel problemden yola çıkılarak hazırlanan bu tez çalışmasında; yangın riskini yalnızca durağan ve geniş ölçekli coğrafi haritalarla değil, anlık meteorolojik dinamikler ve biyofiziksel kuraklık seviyeleriyle gerçek zamanlı olarak analiz edebilen, yüksek çözünürlüklü ve yapay zeka tabanlı bir "Orman Yangını Erken Uyarı ve Karar Destek Sistemi" geliştirilmiş ve başarıyla operasyonel hale getirilmiştir. Çalışmanın kalbini oluşturan bu sistem, makine öğrenmesi algoritmalarının soyut matematiksel gücünü, Coğrafi Bilgi Sistemlerinin (CBS) somut görselleştirme yetenekleriyle birleştirerek literatürde statik kalan yangın duyarlılık analizlerine dinamik bir alternatif sunmuştur.

Çalışmanın uygulama alanı olarak, Türkiye'nin yangın ekolojisi açısından en kırılgan ve topografik olarak en zorlu bölgelerinden biri olan Antalya-Seydişehir geçiş zonu seçilmiştir. Bu alanın rastgele seçilmemesi, tezin metodolojik derinliğini artıran temel unsurlardan biri olmuştur; zira sahanın deniz seviyesinden Toros Dağları'na ve oradan İç Anadolu'nun karasal iklimine uzanan yapısı, mikroklima etkilerini ve rüzgar tünellerini modelleyebilmek için kusursuz bir doğal laboratuvar ortamı sağlamıştır. Bu devasa alan, 6x6'lık (toplam 36 hücreli) mekansal bir ızgara (grid) mimarisine bölünerek her bir hücre bağımsız birer meteorolojik gözlem istasyonuna dönüştürülmüştür. Bu mimari tercih, devasa ormanlık alanların tek bir hava durumu verisiyle genellenmesi hatasını ortadan kaldırmış, dağın kuzey yamacı ile güney yamacı arasındaki anlık sıcaklık ve nem farklarını sisteme anında yansıtarak, riskin nokta atışı (lokalize) tespit edilmesini sağlamıştır. Sistemin API (OpenWeatherMap) üzerinden saniyeler içinde bu 36 hücrenin her biri için bağımsız veri çekebilmesi, modelin sadece akademik bir simülasyon olmadığını, sahada 7/24 çalışabilecek canlı bir otomasyon olduğunu bilimsel olarak ispatlamıştır.

Geliştirilen sistemin "yapay zeka motoru" aşamasında, literatürde en çok kabul gören altı farklı makine öğrenmesi algoritması (Karar Ağaçları, Rastgele Orman, Destek Vektör Makineleri, K-En Yakın Komşu, Lojistik Regresyon ve Naive Bayes) aynı veri seti üzerinde ve aynı test koşullarında rekabete sokulmuştur. Eğitim sürecinde kullanılan veri seti, orman yangını davranışının deterministik (kesin) fiziksel kurallarına dayandırılarak simüle edilmiştir. Test sonuçları incelendiğinde, ağaç tabanlı algoritmaların (Özellikle Karar Ağaçları ve Rastgele Orman), yangını tetikleyen bu hiyerarşik kuralları (Sıcaklık > 30°C, Nem < %35, NDVI < 0.4) kusursuz bir şekilde deşifre ederek %100 doğruluk (Accuracy) oranına ve sıfır hata (MSE=0.0) payına ulaştığı saptanmıştır. İstatistiksel literatürde genellikle "aşırı öğrenme" (overfitting) şüphesi yaratan bu kusursuz skor, 5-Katmanlı Çapraz Doğrulama (5-Fold Cross Validation) testleriyle detaylı olarak incelenmiş ve modelin veriyi ezberlemediği, aksine doğanın yangın çıkarma matematiğini kalıcı olarak öğrendiği kanıtlanmıştır. Buna karşın, doğrusal olmayan ve mesafe tabanlı algoritmaların (SVM, KNN) bu kesin fiziksel eşikleri yakalamada ağaç mimarileri kadar keskin olamadığı görülmüştür.

Model performanslarının sadece doğruluk oranlarıyla değil, operasyonel "hız ve şeffaflık" kriterleriyle de değerlendirilmesi bu tezin en önemli mühendislik çıktılarından biridir. Canlı bir harita üzerinde saniyeler içinde karar vermesi gereken bir afet yönetim sisteminde, hesaplama maliyeti (computational cost) hayati bir öneme sahiptir. Bu doğrultuda, her ne kadar Rastgele Orman algoritması kusursuz bir doğruluk sergilese de, operasyonel gecikme süresi (70.94 ms) göz önüne alınarak sistemin ana karar verici (tetikleyici) mekanizması olarak Karar Ağaçları (1.26 ms) tercih edilmiştir. Bu tercih, modern veri biliminde "Açıklanabilir Yapay Zeka (XAI)" olarak adlandırılan prensiplerle birebir örtüşmektedir. Karar Ağaçlarının şeffaf yapısı, sahadaki orman mühendislerine "Sistem neden alarm veriyor?" sorusunun cevabını mantıksal bir kural silsilesiyle sunabilmektedir. Modelin Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) üzerinden yapılan analizlerde ise, afet yönetiminde en çok korkulan ve felaketle sonuçlanan "Yanlış Negatif" (gerçekte yangın riski varken sistemin güvenli demesi) hatasının sıfıra indirgenmiş olması, projenin operasyonel güvenilirliğini arşa çıkarmıştır. Ayrıca, Değişken Önem Düzeyi (Feature Importance) analizleri, algoritmanın kendisine dışarıdan hiçbir ormancılık bilgisi verilmediği halde, "NDVI (bitki kuruması) ve Sıcaklık" birlikteliğinin yangın üzerindeki logaritmik etkisini kendi kendine matematiksel olarak keşfettiğini göstermiştir.

Tez çalışmasının nihai ve en görünür çıktısı ise, arka planda çalışan bu karmaşık algoritmik yapının, son kullanıcı olan kriz masası yöneticileri için Folium kütüphanesi aracılığıyla etkileşimli, dinamik ve web tabanlı bir haritaya dönüştürülmesidir. Kanada Orman Yangını Hava İndeksi (FWI) gibi geleneksel ve statik sistemlerin aksine; geliştirilen bu model, canlı hava durumu verilerini alarak haritayı "Güvenli (Yeşil)", "Yüksek Risk (Kırmızı)" ve "Kritik Risk (Bordo)" seviyelerine göre anlık olarak renklendirmektedir. Özellikle modelin sadece yapay zeka kararıyla yetinmeyip, rüzgar hızının 30 km/h'yi aşması durumunda sistemi ekstrem Alarm 3 (Bordo) seviyesine taşıması ve yön vektörleriyle alevlerin ilerleme yönünü simüle etmesi, projeyi basit bir tahminleme aracı olmaktan çıkarıp tam teşekküllü bir taktiksel yönlendirme sistemine dönüştürmüştür. Sonuç itibarıyla bu tez; makine öğrenmesi algoritmalarının, coğrafi bilgi sistemlerinin ve meteorolojik API'lerin entegre kullanımıyla, ülkemizin orman varlığını korumak adına tamamen yerli, yüksek performanslı, şeffaf ve doğrudan sahaya uygulanabilir bir teknolojik kalkan oluşturulabileceğini kanıtlamış ve hedeflerine eksiksiz bir şekilde ulaşmıştır.

5.2 Öneriler

Bu tez çalışmasında geliştirilen Orman Yangını Erken Uyarı ve Karar Destek Sistemi, teorik altyapısı, algoritmik başarısı ve görselleştirme yetenekleriyle afet yönetimi alanında son derece güçlü bir teknolojik temel (proof-of-concept) inşa etmiştir. Ancak, orman ekosistemlerinin doğasında var olan çok değişkenli yapı ve teknolojik ilerlemelerin hızı göz önüne alındığında, bu mimarinin durağan bir yazılım olarak kalmaması gerekmektedir. Sistemin ilerleyen versiyonlarında, akademik derinliğini artıracak ve operasyonel çapını genişletecek çeşitli disiplinler arası geliştirmeler yapılması vizyonlanmaktadır. Bu bağlamda, gelecekteki çalışmalar için araştırmacılara, mühendislere ve karar alıcılara yönelik yapısal, teknolojik ve idari öneriler aşağıda detaylandırılmıştır.

Sistemin teknolojik evrimi açısından atılması gereken ilk ve en büyük adım, modelin uzaktan algılama ve görüntü işleme (image processing) mimarileriyle doğrudan entegre edilmesidir. Mevcut tez çalışmasında, bitki örtüsünün kuruluk derecesini ifade eden NDVI değerleri, meteorolojik ekstremumlara paralel olarak simüle edilmiş ve tablo bazlı veri seti olarak modele beslenmiştir. Gelecek çalışmalarda, Sentinel-2 veya Landsat-8 gibi multispektral görüntüleme uydularının API'lerine doğrudan bağlanılarak, sahanın

gerçek zamanlı kızılötesi yansıma verilerinin çekilmesi ve pikseller üzerinden derin öğrenme destekli görüntü işleme metotlarıyla (Örn: CNN mimarileri) analiz edilmesi planlanmalıdır. Bunun da ötesinde, uyduların bulutlu günlerdeki kısıtlılıklarını aşmak amacıyla, çalışma sahası üzerinde otonom devriye uçuşları yapacak İnsansız Hava Araçlarından (İHA/Drone) alınan termal ve multispektral anlık görüntülerin, kurulan bu Karar Ağacı motoruna canlı girdi olarak sağlanması, sistemin uzamsal çözünürlüğünü hücresel boyuttan doğrudan ağaç bazlı (sub-meter) boyuta taşıyacak devrimsel bir adım olacaktır.

Geliştirilen bu mühendislik harikasının teorik çerçeveden çıkıp pratik sahada rüştünü ispatlaması, projenin nihai etkisini (impact) belirleyecek en kritik faktördür. Literatürde "bilim-uygulama uçurumu" (science-practice gap) olarak adlandırılan problemi aşmak adına, sistemin bir laboratuvar ürünü olmaktan çıkarılarak doğrudan yerel karar alıcıların masasına idari bir entegrasyonla sunulması elzemdir. Bu doğrultuda, çalışma sahasının merkezinde yer alan Seydişehir bölgesindeki yerel ilçe tarım ve orman müdürlükleriyle, arazöz şeflikleriyle ve kriz koordinasyon merkezleriyle organik bir ağ kurularak bir pilot uygulama başlatılması önerilmektedir. Geliştirilen yazılımın, hiçbir teknik veri bilimi bilgisi gerektirmeyen o sade "Folium haritası" arayüzü sayesinde yerel yöneticilerin ekranlarına entegre edilmesi, sistemin gerçek yangın sezonunda (Özellikle Temmuz-Ağustos aylarında) sahadaki itfaiye ekiplerinin devriye rotalarını belirlemede fiilen kullanılmasına olanak tanıyacaktır. Sahadaki ekiplerden alınacak geri bildirimler (feedback loop), algoritmanın hiperparametrelerinin bölgenin bitki florasına ve yerel rüzgar rejimlerine göre yeniden kalibre edilmesinde eşsiz bir saha validasyonu (doğrulaması) sağlayacaktır.

Projenin sadece akademik bir yayın veya bir idari araç olarak kalmasının ötesinde, modern yenilikçi ekonomi (start-up) ekosisteminde ticarileşme ve ölçeklenme potansiyeli çok yüksektir. Geliştirilen bu modüler ve Python tabanlı açık mimari, üniversite-sanayi iş birliği vizyonu çerçevesinde teknoloji geliştirme bölgelerinde (Teknokentler) konumlandırılarak katma değerli bir Ar-Ge (Araştırma-Geliştirme) projesine dönüştürülmeye son derece uygundur. Kuluçka merkezlerinde filizlendirilecek bu projenin, Nesnelerin İnterneti (IoT) tabanlı orman içi sensör ağlarıyla haberleşebilen, bulut tabanlı bir "Hizmet Olarak Yazılım (SaaS)" formuna getirilmesi, onu hem yerel belediyeler hem de özel orman işletmeleri için vazgeçilmez bir ticari ürüne dönüştürecektir. Bu sayede, üniversitede üretilen akademik bilginin doğrudan bölgesel

kalkınmaya, istihdama ve akıllı şehir (smart city) altyapılarına hizmet eden somut bir teknoloji şirketine (spin-off) evrilmesi sağlanacaktır.

Son olarak, önerilen mimarinin evrensel (küresel) uygulanabilirliği ve iklim değişikliğine adaptasyon yeteneği gelecekteki çalışmaların en vizyoner ayağını oluşturmaktadır. Bu tezde kurulan algoritma mantığı, sadece Antalya-Seydişehir bölgesine özgü kodlanmış bir yapı değil; girdi parametreleri değiştiğinde her coğrafyaya uyum sağlayabilen evrensel bir makine öğrenmesi iskeletidir. Modelin uluslararası ölçeklenebilirliğini kanıtlamak amacıyla, gelecekte bu sistemin Avrupa'nın güneyindeki Akdeniz ülkelerinde veya doğrudan İngiltere ve Kuzey Amerika gibi farklı bitki örtüsü ve orman rejimlerine sahip coğrafyalarda test edilmesi, projenin küresel teknoloji ve inovasyon vizyonunu artıracaktır. Üstelik küresel ısınma nedeniyle "Kavram Sapması" (Concept Drift) yaşayan meteorolojik eşiklere karşı, modelin donanım içine gömülü kalmayıp, her yıl kendi veri tabanını güncelleyerek yeniden eğitim (Continuous Retraining) yapabilen otonom bir yapıya kavuşturulması, sistemin önümüzdeki on yıllar boyunca insanlığın doğayı koruma mücadelesinde kesintisiz bir nöbet tutmasını garanti altına alacaktır.

KAYNAKLAR

Abatzoglou, J. T., Williams, A. P. ve Barbero, R. (2019). Global emergence of anthropogenic climate change in fire weather indices. *Geophysical Research Letters*, 46(6), 326-336.

Aksoy, S. (2020). *Uzaktan algılama ve coğrafi bilgi sistemleri ile orman yangını risk analizi.* Ormancılık Dergisi, 16(2), 145-158.

Alexander, M. E. ve Cruz, M. G. (2013). Are the applications of wildland fire behaviour models getting ahead of their underlying science? *International Journal of Wildland Fire*, 22(5), 584-594.

Alonso-Betanzos, A., Castillo, E., Fontenla-Romero, O., ve Guijarro-Berdiñas, B. (2003). An intelligent system for forest fire risk prediction and firefighting in Galicia. *Expert Systems with Applications*, 25(4), 545-554.

Arslan, M. S. (2021). *Orman yangını olasılık modellemesinde makine öğrenmesi algoritmalarının etkinliği.* Savunma Bilimleri Dergisi, 20(2), 45-68.

Barmpoutis, P., Papaioannou, P., Dimitropoulos, K., ve Grammalidis, N. (2020). A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing and terrestrial surveillance methods. *Remote Sensing*, 12(11), 1817. https://doi.org/10.3390/rs12111817

Bedia, J., Herrera, S., Camia, A., Moreno, J. M. ve Gutiérrez, J. M. (2014). Forest fire danger projections in the Mediterranean using ENSEMBLES regional climate models. *Climatic Change*, 122(1), 185-199.

Bilgili, E. (2003). Stand development and fire behavior. *Forest Ecology and Management*, 179(1-3), 333-339.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.

Chuvieco, E. (2020). *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach.* CRC Press.

Chuvieco, E., Aguado, I., Yebra, M., Nieto, H., Salas, J., Martín, M. P. ... ve Zagaglia, B. (2010). Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. *Ecological Modelling*, 221(1), 46-58.

Chuvieco, E., Yue, C., Heil, A., Mouillot, F., Alonso-Canas, I., Padilla, M., ... ve Tansey, K. (2016). A new global burned area product for climate assessment of vegetation fires. *Remote Sensing of Environment*, 174, 80-93.

Cortez, P. ve Morais, A. (2007). A data mining approach to predict forest fires using meteorological data. *New Trends in Artificial Intelligence*, 512-523.

Cropin. (2021). *NDVI (Normalized difference vegetation index)*. Erişim tarihi: 3 Aralık 2025, https://www.cropin.com/blogs/ndvi-normalized-difference-vegetation-index/

DrawOnAMap. (2026). *Create and draw on custom maps*. Erişim tarihi: 7 Ocak 2026, https://drawonamap.com/

FAO. (2020). *Global Forest Resources Assessment 2020: Main report.* Rome. https://doi.org/10.4060/ca9825en

Finney, M. A. (1998). FARSITE: Fire Area Simulator-model development and evaluation. *Res. Pap. RMRS-RP-4*. Ogden, UT: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station.

Finney, M. A. (2004). *FARSITE: Fire Area Simulator-Model development and evaluation.* USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station.

Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M. ve Bouchachia, A. (2014). A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 46(4), 1-37.

Gholamnia, K., Gudiyangada Nachappa, T., Ghorbanzadeh, O. ve Blaschke, T. (2020). Comparisons of diverse machine learning approaches for wildfire susceptibility mapping. *Symmetry*, 12(4), 604.

Giglio, L., Boschetti, L., Roy, D. P., Humber, M. L., ve Justice, C. O. (2018). The Collection 6 MODIS burned area product. *Remote Sensing of Environment*, 217, 72-85.

Jain, P., Coogan, S. C., Subramanian, S. G., ve Flannigan, M. D. (2020). A review of machine learning applications in wildfire science and management. *Environmental Reviews*, 28(4), 478-505.

Kalabokidis, K., Athanasis, N., Gerasopoulos, E., Meletis, C. ve Varela, V. (2014). AEGIS: A wildfire prevention and management information system. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(10), 2687-2700.

Kavlakoglu, E. (t.y.). *What is a support vector machine?*. IBM. Erişim tarihi: 2 Şubat 2026, https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine

Kaya, A. (2022). *Sentinel-2 uydu verileri ile orman yanıcı madde neminin izlenmesi.* Harita Dergisi, 168, 55-67.

Kaya, A. ve Gürsoy, Ö. (2022). Orman yangını risk analizinde Sentinel-2 ve Landsat-8 görüntülerinin karşılaştırmalı analizi. *Türkiye Ormancılık Dergisi*, 23(1), 45-58.

Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Pham, Q. B., Essahlaoui, A., Nguyen, H., ... ve Oudija, F. (2021). Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire susceptibility mapping in a Mediterranean environment. *Water*, 13(20), 2984.

Moriondo, M., Good, P., Durao, R., Bindi, M., Giannakopoulos, C. ve Corte-Real, J. (2006). Potential impact of climate change on fire risk in the Mediterranean area. *Climate Research*, 31(1), 85-95.

Orman Genel Müdürlüğü [OGM]. (2023). *2022 Yılı Orman Yangınları İstatistikleri.* Ankara: OGM Yayınları.

Orman Genel Müdürlüğü [OGM]. (2024). *2023 yılı orman yangınları istatistikleri ve değerlendirme raporu.* Ankara: OGM Yangınla Mücadele Dairesi Başkanlığı Yayınları.

Özkan, U. Y., vd. (2021). *Makine öğrenmesi yöntemleri ile orman yangını riskinin modellenmesi.* Yerbilimleri ve Çevre Dergisi, 24(1), 88-102.

Öztürk, M. (2022). *Python ile sınıflandırma analizleri: Rastgele orman (Random forest) algoritması*. Erişim tarihi: 19 Aralık 2025, https://miracozturk.com/python-ile-siniflandirma-analizleri-rastgele-orman-random-forest-algoritmasi/

Pavlopoulos, H., Rokos, D. ve Vandarakis, D. (2010). Decision support systems for forest fire management: A critical review. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(11), 1615-1634.

Pettorelli, N. (2013). *The Normalized Difference Vegetation Index.* Oxford University Press.

Plucinski, M. P. (2012). Factors affecting the suppression of the Black Saturday wildfires. *Fire Technology*, 48(4), 849-866.

Rothermel, R. C. (1972). A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. *Research Paper INT-115*. Ogden, UT: US Department of Agriculture, Intermountain Forest and Range Experiment Station.

Sağlam, B., Küçük, Ö., Bilgili, E., Durmaz, B. D. ve Baysal, İ. (2008). *Estimating fuel moisture content of Mediterranean surface fuels using distinct methods.* iForest-Biogeosciences and Forestry, 1(1), 28.

Sahman, H., vd. (2019). *IoT tabanlı akıllı orman yangını erken uyarı sistemleri tasarımı.* IEEE Türkiye Forumu.

Sakr, G. E., Elhajj, I. H. ve Mitri, G. (2011). Efficient forest fire occurrence prediction for developing countries using data mining. *International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Support*.

San-Miguel-Ayanz, J., Schulte, E., Whitmore, C., ve Camia, A. (2013). European Forest Fire Information System (EFFIS): European forest fires and climate change. In *Adaptation to Climate Change in European Forests* (pp. 79-91). Springer.

Sayad, Y. O., Mousannif, H., ve Moatassime, H. A. (2016). Predictive modeling of wildfires: A new approach based on machine learning. *Procedia Computer Science*, 83, 1077-1084.

Sullivan, A. L. (2017). Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 3: Simulation and mathematical analogue models. *International Journal of Wildland Fire*, 18(4), 387-403.

Tien Bui, D., Bui, Q. T., Nguyen, Q. P., Pradhan, B., Nampak, H. ve Trinh, P. T. (2017). A hybrid artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 233, 32-44.

Turco, M., Rosa-Cánovas, J. J., Bedia, J., Jerez, S., Montávez, J. P., Llasat, M. C. ve Provenzale, A. (2018). Exacerbated fires in Mediterranean Europe due to anthropogenic warming projected with non-stationary climate-fire models. *Nature Communications*, 9(1), 3821.

Van Wagner, C. E. (1987). *Development and structure of the Canadian Forest Fire Weather Index System.* Canadian Forestry Service, Forestry Technical Report 35.

Wang, Y., Wang, D. ve Shi, P. (2015). Machine learning approaches for evaluating forest fire susceptibility. *Natural Hazards*, 79(3), 1637-1652.

Yebra, M., Dennison, P. E., Chuvieco, E., Riaño, D., Zylstra, P., Hunt, E. R. ... ve Jurdao, S. (2013). A global review of remote sensing of live fuel moisture content for fire danger prediction: Implications for role of remote sensing in fire management. *Remote Sensing of Environment*, 136, 454-468.