

**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**BİTİRME PROJESİ**

Makine Öğrenmesi ve Grafik Tabanlı Yöntemlerle Uçuş Rotalarında Yakıt Optimizasyonu

**PROJE YAZARI**

Burak Beyazıt

**DANIŞMAN**

Dr. Eyüp Emre Ülkü

**İstanbul,2025**



**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**BİTİRME PROJESİ**

Makine Öğrenmesi ve Grafik Tabanlı Yöntemlerle Uçuş Rotalarında Yakıt Optimizasyonu

**PROJE YAZARI**

Burak Beyazıt

170119021

**DANIŞMAN**

Dr. Eyüp Emre Ülkü

**İstanbul,2025**

**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

Marmara Üniversitesi Teknoloji Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Öğrencisi Burak BEYAZIT’ın “Makine Öğrenmesi ve Grafik Tabanlı Yöntemlerle Uçuş Rotalarında Yakıt Optimizasyonu” başlıklı bitirme projesi çalışması, 19/06/2025 tarihinde sunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

**Jüri Üyeleri**

Prof. Dr. Adı SOYADI (Danışman)

Marmara Üniversitesi ......................................................................... (İMZA) ..................

Doç. Dr. Adı SOYADI (Üye)

Marmara Üniversitesi ......................................................................... (İMZA) ..................

Dr. Öğr. Üyesi Adı SOYADI (Üye)

Marmara Üniversitesi ......................................................................... (İMZA) ..................

**İÇİNDEKİLER**

[1. GİRİŞ 1](#_Toc201177046)

[1.1 Bitirme Projesinin Amacı 2](#_Toc201177047)

[1.2 Literatür Taraması 3](#_Toc201177048)

[1.2.1 Klasik Rota Optimizasyon Modelleri ve Algoritmaları 3](#_Toc201177049)

[1.2.2 Makine Öğrenmesi Tabanlı Yöntemler 4](#_Toc201177050)

[1.2.3 Derin Pekiştirmeli Öğrenme ile Rota Optimizasyonu 5](#_Toc201177051)

[1.2.4 Çok Değişkenli ve Çok Amaçlı Optimizasyon Stratejileri 6](#_Toc201177052)

[1.2.5 Gerçek Zamanlı Veri Entegrasyonu ile Uyarlanabilir Rotalar 7](#_Toc201177053)

[1.2.6 Havacılık Sektörüne Etkileri ve Uygulama Örnekleri 9](#_Toc201177054)

[2. MATERYAL VE YÖNTEM 12](#_Toc201177055)

[2.1 Veri Setlerinin Genel Yapısı 12](#_Toc201177056)

[2.1.1 Uçuş Konum Verileri 12](#_Toc201177057)

[2.1.2 Uçuş Operasyon ve Planlama Verileri 13](#_Toc201177058)

[2.1.3 Hava Durumu Verileri 16](#_Toc201177059)

[2.2 Kullanılacak Algoritmalar ve Literatürdeki Yerleri 17](#_Toc201177060)

[2.2.1 Tahminleme Yöntemleri 18](#_Toc201177061)

[2.2.2 Grafik Tabanlı Rota Optimizasyon Yöntemleri 22](#_Toc201177062)

[2.2.3 Meta-Sezgisel Rota Optimizasyon Yöntemleri 24](#_Toc201177063)

[2.3 Başarı Kriterleri 30](#_Toc201177064)

[2.4 Kullanılan Kütüphaneler ve Genel Akış 31](#_Toc201177065)

[3. BULGULAR VE TARTIŞMA 34](#_Toc201177066)

[3.1 Sapma Tahminleme Algoritmaları 34](#_Toc201177067)

[3.1.1 Hava Durumu Verileri 36](#_Toc201177068)

[3.1.2 Kullanılacak Tahminleme Modellerin Karşılaştırılması 38](#_Toc201177069)

[3.1.3 Modellerin Sonuçları ve Analizi 41](#_Toc201177070)

[3.2 Graf Tabanlı Rota Optimizasyonu 57](#_Toc201177071)

[3.2.1 Metodoloji 58](#_Toc201177072)

[3.2.2 Teknik Yöntem 59](#_Toc201177073)

[3.2.3 Sonuçların Analizi 60](#_Toc201177074)

[4. SONUÇ 62](#_Toc201177075)

[4.1 Teknik Açıdan Değerlendirme 62](#_Toc201177076)

[4.2 Ekonomik Açıdan Değerlendirme 64](#_Toc201177077)

[4.3 Tahminleme Sürecinin Rota Optimizasyonu ve Yakıt Tüketimi Açısından Önemi 65](#_Toc201177078)

[5. KAYNAKÇA 68](#_Toc201177079)

**Şekiller**

[Şekil 2‑1 Zaman 't'deki Yakıt Akışı Tüketiminin Tahmini 19](#_Toc201177080)

[Şekil 3‑1 Hava Durumu Verisi Olmadan Random Forest Sapma Analizi 35](#_Toc201177081)

[Şekil 3‑2 LightGBM modeli için gerçek sapma ve tahmin sapması değerlerinin dağılım grafiği. 41](#_Toc201177082)

[Şekil 3‑3 LightGBM modelinde en önemli 15 özelliğin önem düzeyleri 42](#_Toc201177083)

[Şekil 3‑4 XGBoost modeli için gerçek ve tahmin sapma dağılım grafiği 43](#_Toc201177084)

[Şekil 3‑5 XGBoost modelinde en önemli 15 değişken 44](#_Toc201177085)

[Şekil 3‑6 Gradient Boosting (sklearn) modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği 45](#_Toc201177086)

[Şekil 3‑7 Gradient Boosting modelinde en önemli 15 özellik. 47](#_Toc201177087)

[Şekil 3‑8 Extra Trees modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği 48](#_Toc201177088)

[Şekil 3‑9 Extra Trees modelinde en önemli 15 değişken 49](#_Toc201177089)

[Şekil 3‑10 Random Forest modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği 50](#_Toc201177090)

[Şekil 3‑11 Random Forest modelinde en önemli 15 değişken 51](#_Toc201177091)

**Tablolar**

[Tablo 2‑1 Uçuş Veri Tablosu 14](#_Toc201177092)

[Tablo 2‑2 Uçak Tipleri 16](#_Toc201177093)

[Tablo 2‑3 Genel Akış Diyagramı 33](#_Toc201177094)

[Tablo 3‑1 Model Karşılaştırmaları 39](#_Toc201177095)

[Tablo 3‑2.1 - Model karşılaştırması 52](#_Toc201177096)

[Tablo 3‑3 Uçak Karşılaştırma Tablosu 56](#_Toc201177097)

[Tablo 3‑4 Uçuş Optimizasyon Sonuçları 61](#_Toc201177098)

**Semboller Ve Kısaltmalar**

AI: Artificial Intelligence (Yapay Zeka)

ADS-B: Automatic Dependent Surveillance – Broadcast

API: Application Programming Interface

CNN: Convolutional Neural Network

DNN: Deep Neural Network

ETA: Estimated Time of Arrival

FL: Flight Level

GFS: Global Forecast System

IATA: International Air Transport Association

ICAO: International Civil Aviation Organization

LSTM: Long Short-Term Memory

MAE: Mean Absolute Error

METAR: Meteorological Aerodrome Report

ML: Machine Learning

MSE: Mean Squared Error

NWP: Numerical Weather Prediction

QAR: Quick Access Recorder

RNN: Recurrent Neural Network

RMSE: Root Mean Squared Error

RL: Reinforcement Learning

TAF: Terminal Aerodrome Forecast

TMA: Terminal Maneuvering Area

UTC: Coordinated Universal Time

WGS84: World Geodetic System 1984

XGBoost: Extreme Gradient Boosting

**ÖZET**

Bu çalışma, sivil havacılıkta yakıt tüketimini en aza indirmek amacıyla, gerçek zamanlı meteorolojik ve hava trafiği verileri kullanarak dinamik rota optimizasyonu üzerine odaklanmaktadır. Öncelikle, LSTM tabanlı bir rüzgâr tahmin modülü ile uçuş güzergâhı üzerinde her bir segment için öngörülen rüzgâr karşıtlığı değerleri elde edilmiş; bunlar; XGBoost, LightGBM ve Random Forest modelleriyle eğitilmiş regresyon yaklaşımları kullanılarak söz konusu segmentlerin yakıt tüketimi, mesafe ve seyir süresi bakımından çok kriterli maliyet fonksiyonlarına dönüştürülmüştür. Elde edilen maliyetler, Dijkstra ve A\* gibi grafik teorisi tabanlı en kısa yol algoritmalarına entegre edilerek, hem önceden planlanmış (filed) hem de gerçekleşen (actual) uçuş verileri üzerinden dinamik olarak güncellenen bir yol haritası oluşturulmuştur. Python ortamında geliştirilen prototip simülasyonlar, gerçek uçuş verileriyle karşılaştırıldığında, optimize rotaların yakıt verimliliğinde ve uçuş sürelerinde anlamlı iyileşmeler sunduğunu göstermiştir. İlerleyen çalışmalarda, modelin gerçek zamanlı trafik kısıtlamalarıyla entegrasyonu ve saha testleriyle operasyonel uyumluluğunun değerlendirilmesi planlanmaktadır.

**ABSTRACT**

This study focuses on dynamic route optimization using real-time meteorological and air traffic data to minimize fuel consumption in civil aviation. Firstly, a LSTM-based wind forecasting module is used to obtain the predicted wind opposition values for each segment on the flight route, which are transformed into multi-criteria cost functions in terms of fuel consumption, distance and travel time for the segments using regression approaches trained with XGBoost, LightGBM and Random Forest models. The resulting costs are integrated into graph theory based shortest path algorithms such as Dijkstra and A\* to create a dynamically updated path map based on both pre-planned (filed) and actual flight data. Prototype simulations developed in Python showed that the optimized routes offer significant improvements in fuel efficiency and flight times when compared to actual flight data. In future studies, it is planned to integrate the model with real-time traffic constraints and evaluate its operational compatibility through field tests.

# GİRİŞ

Günümüz havacılık sektörü, hızla artan hava trafiğiyle birlikte çevresel sürdürülebilirlik, ekonomik verimlilik ve toplumsal sorumluluk gibi çok boyutlu zorluklarla karşı karşıyadır. Bu zorlukların başında ise uçuşlarda kullanılan yakıt miktarının azaltılması gelmektedir. Havacılık sektörü, küresel sera gazı emisyonlarının yaklaşık %2-3’ünü oluşturmakta olup, bu oranın ilerleyen yıllarda daha da artması beklenmektedir. Karbondioksit (CO₂) emisyonlarının yanı sıra, su buharı, nitrojen oksitler (NOx) ve partikül maddeler gibi diğer zararlı emisyonlar da atmosferde ciddi çevresel etkiler yaratmaktadır. Özellikle yüksek irtifada meydana gelen bu emisyonlar, küresel ısınmaya olan etkilerini katlayarak artırmaktadır.

Ekonomik açıdan değerlendirildiğinde ise, yakıt giderleri havayolu şirketlerinin toplam operasyonel maliyetlerinin %25 ila %35’ini oluşturmaktadır. Artan yakıt fiyatları ve sıklaşan çevre düzenlemeleri, şirketleri daha verimli ve sürdürülebilir operasyonel stratejiler geliştirmeye zorlamaktadır. Toplumsal düzeyde bakıldığında ise, artan uçuş sayılarıyla birlikte şehir içi ve çevresinde hava kirliliği, gürültü ve yaşam kalitesi gibi konular gündeme gelmektedir. Bu nedenle uçuş operasyonlarının daha optimize edilmesi, sadece havayolları için değil, toplum ve çevre açısından da kritik bir öneme sahiptir.

Literatürde, uçuş rotalarının optimizasyonu ve yakıt tüketiminin azaltılmasına yönelik çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalar genellikle uçuş mesafesi, irtifa profili, hız ve meteorolojik koşullar gibi parametreleri dikkate alarak farklı modelleme yaklaşımları önermektedir. Geleneksel yöntemlerin ötesine geçen yeni araştırmalar ise, yapay zekâ destekli tahminleme sistemleri ve meta-sezgisel optimizasyon algoritmaları (örneğin Genetik Algoritmalar, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Ant Colony Optimization) ile daha dinamik ve esnek çözümler geliştirmeyi hedeflemektedir. Ayrıca, gerçek zamanlı hava durumu verileri ve hava trafiği yoğunluğu gibi değişkenlerin de hesaba katıldığı karmaşık modellerin kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır.

Bu çalışmada, uçuş operasyonlarının çevresel ve ekonomik sürdürülebilirliğini artırmak amacıyla, yapay zekâ tabanlı tahminleme yöntemleri ve grafik teorisi temelli optimizasyon tekniklerinin bütünleşik olarak kullanıldığı bir rota planlama yaklaşımı geliştirilmiştir. Uçuş güzergâhları üzerinde meydana gelebilecek sapmaların veri odaklı yöntemlerle öngörülmesi ve bu sapmaların yakıt tüketimi üzerindeki etkisinin modellenmesi hedeflenmiştir. Ardından, tahmin edilen koşullara göre alternatif rotaların oluşturulması ve en verimli rotanın seçilmesi sağlanmıştır. Çalışma, uçuş planlamasında veri bilimi temelli bir yaklaşımın uygulanabilirliğini ortaya koymayı ve bu doğrultuda daha ekonomik, çevre dostu ve esnek operasyonel stratejilere katkı sunmayı amaçlamaktadır.

## 1.1 Bitirme Projesinin Amacı

Bu projenin temel amacı, havacılık sektöründe uçuş rotalarının belirlenmesinde kullanılan geleneksel yöntemlerin ötesine geçerek, yakıt tüketimini minimize eden ve operasyonel verimliliği maksimize eden yenilikçi bir rota optimizasyon sistemi geliştirmektir. Uçuş planlaması yalnızca iki nokta arasındaki en kısa mesafeyi hesaplamaktan ibaret değildir; hava trafiği yoğunluğu, uçak performans parametreleri, irtifa profili, meteorolojik değişkenler ve uçuş süresi gibi çok sayıda dinamik faktörün dikkate alınmasını gerektirir. Bu projede, söz konusu karmaşık değişkenler gelişmiş matematiksel modeller ve yapay zekâ destekli algoritmalarla entegre edilerek çok boyutlu, gerçekçi ve esnek bir planlama altyapısı oluşturulacaktır.

Geliştirilecek sistemin yenilikçi yönü, yalnızca geçmiş havacılık verileriyle eğitilmiş bir model sunmakla sınırlı kalmayıp, aynı zamanda gerçek zamanlı veri akışıyla çalışan, çevresel değişkenlere anlık olarak tepki verebilen ve sürekli olarak kendini güncelleyebilen bir yapay zekâ altyapısına sahip olmasıdır. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı tekniklerin entegrasyonu sayesinde sistem, önceki uçuşlardan öğrenerek zaman içinde doğruluk oranını artıracak, hava koşullarındaki ani değişimlere veya olağanüstü durumlara proaktif biçimde uyum sağlayabilecektir. Bu bağlamda, sadece kısa vadeli optimizasyon sağlamakla kalmayıp, uzun vadede karar destek sistemleri benzeri çalışarak filo yönetimi, rota yeniden planlaması ve acil durum senaryolarında rehberlik edebilecek stratejik bir araç hâline gelecektir.

Projenin sunduğu bir diğer önemli yenilik, ileri düzey simülasyon teknikleri ile optimizasyon algoritmalarının bütünleştirilmesidir. Böylece sistem, yalnızca teorik modelleme ile sınırlı kalmayacak; gerçek operasyonel şartlar altında çalışabilirliğini kanıtlayacak ve doğrudan uygulanabilir çözümler sunacaktır. Bu da projenin endüstriyel geçerliliğini artırarak, yalnızca akademik düzeyde değil, havayolu şirketlerinin operasyonel süreçlerinde de somut değer yaratmasına olanak tanıyacaktır.

Ayrıca, sürdürülebilir havacılık hedefleri doğrultusunda karbon emisyonlarının azaltılmasına yönelik analizlerin projeye entegre edilmesi, sistemin çevresel etkileri minimize eden bir çözüm olarak konumlanmasını sağlayacaktır. Geliştirilecek olan bu akıllı optimizasyon sistemi, sadece yakıt tasarrufu sağlamakla kalmayıp; aynı zamanda sürdürülebilirlik, maliyet verimliliği ve çevresel duyarlılığı bir araya getiren bütüncül bir yaklaşım sunacaktır. Bu yönüyle proje, havacılık sektörüne yenilikçi bir çözüm önerisi getirmekte; literatürdeki boşlukları doldurmanın yanı sıra, gelecekteki akademik ve endüstriyel çalışmalara ilham verecek bir referans modeli oluşturmayı hedeflemektedir.

## 1.2 Literatür Taraması

Havayolu operasyonlarında rota optimizasyonu, yakıt tüketimini azaltmak ve operasyonel verimliliği artırmak için kritik bir araçtır. İyi planlanmış uçuş rotaları, hem maliyet tasarrufu (daha az yakıt harcaması) sağlar hem de emisyonları azaltarak çevresel fayda yaratır. Bunun yanında, optimal rotalar uçuş sürelerini kısaltabilir, gecikmeleri azaltarak zamanında varış performansını iyileştirir. Ancak, uçuş rotası planlama problemi son derece karmaşıktır; hava durumu, hava sahası kısıtları, trafik yoğunluğu ve uçak performansı gibi çok sayıda değişkeni içerir. Bu nedenle son yıllarda literatürde, matematiksel modeller, yapay zeka destekli yöntemler (makine öğrenmesi ve derin öğrenme), çok değişkenli optimizasyon teknikleri ve gerçek zamanlı veri entegrasyonu kullanarak rota optimizasyonuna yönelik pek çok çalışma yapılmıştır. Bu bölümde, farklı yaklaşımları ve önemli çalışmaları özetleyerek elde edilen bulguların havacılık sektörüne etkilerini tartışılmıştır.

### 1.2.1 Klasik Rota Optimizasyon Modelleri ve Algoritmaları

**Günümüz uçuş planlama sistemleri, rotaları genellikle mevcut hava yolları ağı üzerinde en kısa mesafe veya en kısa süre kriterine göre belirlemiştir. Bu amaçla kullanılan temel algoritmalar arasında Dijkstra ve A\* benzeri en kısa yol algoritmaları bulunmaktadır. Dijkstra algoritması, bir graf üzerindeki iki nokta arasındaki en kısa yolu kesin olarak bulabilir ve uçuş rotası planlamada sabit bir güzergâh ağı varsayımıyla uygulanmıştır. Benzer şekilde, A algoritması da bir başlangıç ve hedef noktası arasında, mesafe veya zaman maliyetini minimize eden rotayı daha verimli aramak için kullanılmıştır. Ancak literatürde belirtildiği üzere, bu kesin yöntemler gerçek zamanlı, dinamik senaryolarda pratik olmaktan uzaktır. Örneğin, sabit navigasyon noktalarına dayalı en kısa yol algoritmaları gerçek zamanlı hava durumu değişimlerine uyum sağlayamaz ve çok sayıda olası yol noktasının olduğu geniş problemler için hesaplama yükü çok yüksek kalır. Bu nedenle araştırmacılar, klasik yöntemlerin sınırlılıklarından ötürü alternatif arayışına yönelmişlerdir.**

Dinamik programlama gibi diğer matematiksel modeller de yakıt optimizasyonu problemine uygulanmıştır. Özellikle tırmanış veya alçalma profillerinin optimizasyonunda, ya da belirli aşamalarda yakıt-tüketim eğrilerini minimize etmek için dinamik programlama yaklaşımları kullanıldığı bilinmektedir. Ancak bu yöntemler de problemlerin boyutu büyüdükçe hesaplama zorluğu yaşayabilir ve her bir olası durum için ayrıntılı modelleme gerektirir.

### 1.2.2 Makine Öğrenmesi Tabanlı Yöntemler

**Son yıllarda, artan hesaplama gücü ve veri bolluğu ile makine öğrenmesi (ML) yöntemleri uçuş planlamasında karar destek mekanizmaları olarak kullanılmaya başlanmıştır. Makine öğrenmesi, geçmiş uçuş verilerinden veya simülasyonlardan öğrenerek, gelecekte optimal rotaları öngörme, yakıt tüketimini tahmin etme veya rota seçiminde yardımcı metrikler sağlama konularda etkilidir.**

**Bazı çalışmalar, uçuş süresi ve yakıt tüketimini önceden tahmin ederek rotalama kararlarına katkı sağlamayı hedeflemiştir. Örneğin regresyon modelleri (Destek Vektör Makineleri, doğrusal regresyon vb.) geçmiş verilerle eğitilerek belirli bir uçuş rotasının süresini veya yakıt ihtiyacını öngörmeye çalışmıştır. Ancak doğrusal modeller, hava durumu gibi doğrusal olmayan etkileri içeren karmaşık ilişkileri modellemede yetersiz kalabilir. Bunun üzerine daha gelişmiş ağaç tabanlı modeller kullanılmıştır: Random Forest veya Gradient Boosting gibi yöntemler, hava durumu ve trafik ve benzeri birden çok değişkeni hesaba katarak en iyi rotayı öngörmede ümit verici sonuçlar elde etmiştir. Bu yöntemler, farklı veri kaynaklarından gelen (ör. rüzgâr, sıcaklık, yolcu talebi, vb.) çok boyutlu girdileri işleyerek uçağın hangi rotada daha az yakıt harcayıp daha kısa sürede varabileceğini tahmin etme gücüne sahiptir. Nitekim, karar ağaçlarına dayalı modeller, farklı senaryolarda optimum rota seçimine dair yüksek doğruluklu tahminler sunabilmiştir.**

Derin öğrenme ile büyük ve karmaşık verilerden daha sofistike ilişkiler öğrenmek mümkün hale gelmiştir. Özellikle tekrar sinir ağları (RNN) ve onun gelişmiş bir versiyonu olan Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ağları, uçuş rotası planlamasında zaman serisi verilerini (örneğin hava trafiği yoğunluk desenleri veya değişen hava durumu verileri) modellemek için kullanılmıştır. RNN/LSTM tabanlı modeller, geçmiş birkaç saatlik veya günlük hava trafik verilerinden öğrenerek ileriki saatlerde belli bir rotada konjesyon (tıkanıklık) yaşanma olasılığını ya da hava koşullarındaki trendleri tahmin edebilir. Böylece planlama aşamasında olası gecikmeler veya rotadan sapma gerektirecek durumlar öngörülerek daha iyi rotalar seçilebilir. Derin öğrenmenin bir diğer uygulaması da yakıt tüketimi tahmini üzerinedir: Örneğin, yakın tarihli bir çalışmada dikkat mekanizmalı derin sinir ağlarından oluşan FCPNet modeli, bir uçuşun kalkış öncesinde beklenen yakıt tüketimini yüksek doğrulukla öngörmüştür. Bu sayede, planlama aşamasında hem rotanın hem de yüklenecek yakıt miktarının optimize edilmesine katkı sağlanabilir.

Makine öğrenmesi tabanlı yaklaşımların somut bir örneği, gerçek zamanlı hava durumu verileriyle çalışan rota öneri sistemleridir. 2025 yılında Satyam ve Ramakrishna tarafından sunulan bir sistem, AdaBoost ve Extra Trees gibi ansamble öğrenme algoritmalarını kullanarak anlık hava durumu ve trafik verilerine dayanıp en uygun rotayı önermiştir. [1] Bu sistem, OpenWeather API üzerinden güncel meteorolojik verileri çekmiş (örneğin rüzgâr, nem, sıcaklık); ayrıca mevcut hava trafik yoğunluğunu ve mesafe ile bilet fiyatı gibi operasyonel girdileri de hesaba katmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen makine öğrenmesi algoritmasının en ekonomik ve zaman açısından en verimli uçuş rotalarını gerçek zamanlı olarak başarıyla belirlediğini göstermiştirir. Bu çalışma, makine öğrenmesinin statik graf arama algoritmalarına kıyasla değişen koşullara uyum sağlayarak hem yakıt tasarrufu hem de zaman tasarrufu yönünden avantajlar sunabileceğini kanıtlar niteliktedir.

### 1.2.3 Derin Pekiştirmeli Öğrenme ile Rota Optimizasyonu

Pekiştirmeli öğrenme (Reinforcement Learning, RL), bir ajan (uçak veya planlama sistemi) ile ortam (hava sahası koşulları) arasındaki etkileşime dayanarak optimal eylem stratejileri öğrenen bir yapay zeka yöntemidir. Uçuş rotası optimizasyonunda RL kullanımı, ajanın farklı rota seçimleri yaparak uzun vadede en yüksek ödülü (örneğin en düşük yakıt tüketimi veya en düşük maliyet) getiren politikayı öğrenmesi şeklinde uygulanır. Son dönemde pekiştirmeli öğrenmenin derin sinir ağlarıyla birleşimi, Derin Pekiştirmeli Öğrenme (Deep RL) yöntemlerini ön plana çıkarmıştır.

Özellikle uçuş profilinin sürekli kontrol gerektiren bölümlerinde RL ile önemli başarılar elde edilmiştir. Bir örnek çalışma, iniş yaklaşması aşamasında (RNP yaklaşma denilen, performansa dayalı seyrüsefer prosedürü) derin pekiştirmeli öğrenme ile uçağın rotasını optimize etmiştir. Zhu ve arkadaşlarının 2022 tarihli araştırmasında, Soft Actor-Critic tabanlı bir RL ajanı, altı serbestlik dereceli bir uçak modelini kontrol ederek, rüzgârlı şartlar altında minimum yakıt tüketimli bir yaklaşma rotası öğrenmiştirpubmed.ncbi.nlm.nih.gov. Bu DRL-RNP adlı yöntemde, ajan her adımda mevcut durum (uçağın hızı, irtifası, konumu ve rüzgâr durumu gibi) bilgisine göre kumandaları seçmiş ve hedeflenen yaklaşma yolunu takip ederken aynı zamanda yakıt tüketimini ödül fonksiyonuna dahil etmiştir [2]. Sonuçlar, derin RL algoritmasının ICAO’nun RNP emniyet kriterlerine uyarken de en az yakıt yakan rotayı başarıyla bulabildiğini göstermiştirpubmed.ncbi.nlm.nih.gov. Yani RL ajanı, öğrenme süreci sonunda uçağı emniyetli koridorlar içinde tutup engellerden kaçınırken yakıt açısından en verimli iniş yolunu keşfetmiştir.

Pekiştirmeli öğrenme henüz tam olarak ticari uçuş planlama yazılımlarına entegre olmasa da araştırma aşamasında dinamik ve belirsiz ortamlarda gerçek zamanlı karar verme yeteneğiyle öne çıkmaktadır. Örneğin, simülasyon ortamlarında eğitim alan bir RL ajanının, aniden oluşan fırtınalardan kaçınmak için rotayı proaktif şekilde değiştirmeyi veya anlık trafik sıkışıklığına göre seyir hızını ayarlamayı öğrenmesi mümkündür. Bu tür uyarlanabilir ajanlar, ileride otonom uçuş yönetim sistemlerinde veya gelişmiş karar destek araçlarında kullanılarak beklenmedik durumlara hızlı tepki verip yakıt tasarrufu sağlayabilir.

### 1.2.4 Çok Değişkenli ve Çok Amaçlı Optimizasyon Stratejileri

Uçuş rotası optimizasyonu çoğu zaman çoklu kriter içerir. Yani yalnızca yakıt tüketimini en aza indirmek değil, aynı anda uçuş süresini kısaltmak, emisyonları azaltmak, gürültü kirliliğini sınırlamak veya yolcu bağlantılarını kaçırmamak gibi birden fazla hedef göz önüne alınır. Bu nedenle literatürde çok amaçlı optimizasyon yaklaşımları önemli bir yer tutmaktadır.

Çok amaçlı genetik algoritmalar, aynı anda birden fazla hedefi optimize etmek için uygun bir çerçeve sunar. Örneğin, Cai ve çalışma arkadaşları, ağ genelinde çakışmasız uçuş rotaları planlamak için evrimsel çok amaçlı bir algoritma geliştirmişlerdir. Bu çalışmada algoritma, yakıt ve mesafe verimliliğinin yanı sıra uçuşlar arası potansiyel çakışmaları da minimize etmeye çalışmış, böylece güvenlik ile verimlilik arasında bir denge kurmuştur. [3] Benzer şekilde, Lee ve arkadaşları, sağlam uçuş çizelgeleme probleminde gecikmeleri ve iptalleri azaltırken yakıt verimliliğini artırmak için çok amaçlı GA kullanmıştır. [4]

Çok amaçlı optimizasyonun bir diğer boyutu da farklı operasyonel maliyet unsurlarını dengelemesidir. Örneğin, Ayo tarafından önerilen modelde, rota değişikliği nedeniyle yolcuların yaşayacağı olumsuzlukları temsil eden bir "yolcu memnuniyetsizliği faktörü" maliyet fonksiyonuna dahil edilmiştir.Bu faktör, kaçırılan bağlantı uçuşları, uçuş gecikmeleri ve kötü hava türbülansı deneyimi gibi unsurların yolcular üzerindeki etkisini sayısal bir değerle ifade etmektedir. İyileştirilmiş genetik algoritma, bu faktörü minimize etmeye çalışarak sadece yakıt veya zaman açısından değil, operasyonel hizmet kalitesi açısından da en iyi rotaları aramıştır. Sonuçta, önerilen algoritmanın yolcu bağlantı kayıplarını ve gecikmelerini azaltırken toplam operasyon maliyetini düşürdüğü rapor edilmiştir.Bu yaklaşım, yakıt verimliliği ile müşteri memnuniyetini aynı potada optimize etmeye yönelik önemli bir katkıdır. [5]

Benzer şekilde, yakıt tüketimi vs. emisyon salımı veya yakıt vs. gürültü gibi çift hedefli optimizasyon problemleri de literatürde ele alınmıştır. Özellikle büyük havalimanları çevresinde, iniş yaklaşmalarının hem yakıt açısından verimli hem de düşük gürültülü olmasını sağlamak amacıyla, yakıt tüketimi ve gürültü şiddeti şeklinde iki amaçlı optimizasyon yapan çalışmalar bulunmaktadır. Bu tip problemler genellikle Pareto-optimal çözümler kümesi üreterek, karar vericilere farklı önceliklere göre seçim yapma esnekliği sunar. Örneğin, bir Pareto eğrisi üzerinde yakıt tüketimini %5 artırıp gürültüyü belirgin ölçüde azaltan bir çözüm, belirli hassas bölgeler için tercih edilebilirken; başka bir çözüm maksimum yakıt tasarrufu sağlarken gürültü kriterinden bir miktar taviz verebilir.

Çok değişkenli optimizasyon kavramı ise, uçuş planlamasında karar değişkenlerinin çok boyutlu yapısına işaret eder. Bir uçağın rotasını optimize etmek, sadece 2D yatay güzergâhı değil, aynı zamanda irtifa profili ve hız gibi değişkenleri de içerir. Bu nedenle modern optimizasyon stratejileri, 3-boyutlu konum (enlem, boylam, irtifa) ve 4. boyut olan zamanı birlikte optimize eden yöntemler geliştirmiştir. Bu kapsamda 4D optimizasyonu, uçağın kalkıştan inişe kadar zaman boyutunu da dahil ederek en uygun rotayı belirlemeyi hedefler. Burada sürekli karar değişkenleri olduğundan, optimal kontrol teorisi ve doğrudan/ dolaylı yöntemler kullanılır. Örneğin, bir çalışma, optimizasyon teknikleriyle uçağın tüm seyir esnasındaki hız-irtifa profilini optimize etmiş, rüzgârın itme veya karşı rüzgâr etkilerini hesaba katarak yakıt tüketimini minimize etmiştir. Böyle gelişmiş matematiksel modeller, tipik olarak hava aracı performans modeli (örn. Eurocontrol BADA) ve atmosfer verilerini kullanarak, diferansiyel denklem tabanlı bir optimizasyon problemi çözerler. Bu yöntemler, hesaplama açısından yoğun olsa da en ayrıntılı ve küresel optimuma en yakın çözümleri sunabilir. Özetle, literatürde hem ayrık (graf tabanlı) hem de sürekli alan üzerinde çok değişkenli optimizasyon stratejileri geliştirilerek, yakıt verimliliği ile diğer operasyonel hedeflerin bütüncül optimizasyonu sağlanmaya çalışılmaktadır.

### 1.2.5 Gerçek Zamanlı Veri Entegrasyonu ile Uyarlanabilir Rotalar

Günümüz uçuş planlama sistemlerinin en önemli gelişmelerinden biri, gerçek zamanlı veri entegrasyonu sayesinde planların uçuş öncesi ve hatta uçuş esnasında dinamik olarak güncellenebilmesidir. Özellikle atmosferik koşullar, uçuş rotası seçiminde kritik rol oynar: Ani gelişen fırtınalar, değişen rüzgâr yön ve şiddeti, sıcaklık ve basınç değişimleri geleneksel sabit planları kolayca geçersiz kılabilir. Klasik planlama yöntemleri büyük ölçüde tarihsel verilere ve sabit güzergâh şablonlarına dayandığından, beklenmeyen değişikliklere karşı esnek değildir. Bu durum, yolcular için gecikmeler ve havayolları için ek yakıt maliyetleri anlamına gelir. Literatürde, bu açığı kapatmak için gerçek zamanlı veri akışını kullanan çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir.

Gerçek zamanlı hava durumu entegrasyonu: Modern sistemler, uydu görüntüleri, meteoroloji radarları ve hava tahmin modellerinden akan verileri kullanarak rotaları sürekli optimize edebilmektedir. Yapay zeka sistemleri, rüzgâr hızı, bulut örtüsü, fırtına aktivitesi, sıcaklık gibi atmosferik değişkenleri anlık olarak analiz edip rotaya etkilerini değerlendirir. Mgbachi tarafından yapılan bir derlemede, AI tabanlı uçuş planlama araçlarının gerçek zamanlı çevresel verileri işleyerek uçuş rotalarını yakıt tüketimini ve emisyonları minimize edecek şekilde nasıl ayarladığı anlatılmaktadır. Bu sistemler, uçuş sırasında ortaya çıkan beklenmedik bir türbülansı veya rotadaki fırtına hücresini algılayarak uçağın rotasını veya irtifasını güvenli ve yakıt-verimli olacak biçimde değiştirebilir. [6] Örneğin NetJets şirketi, yapay zekâ destekli bir hava durumu entegrasyon sistemi uygulayarak türbülans kaynaklı gecikmeleri belirgin ölçüde azaltmıştır; AI, pilotlara ve dispeçerlere rotayı anlık hava durumuna göre optimize etme önerileri sunmuş, böylece hem yakıt tasarrufu hem daha düzgün uçuş deneyimi sağlanmıştır.

Gerçek zamanlı verilerin rotaya entegre edilmesinin somut bir faydası da rüzgâr akışlarından yararlanma imkânıdır. Rota optimizasyonunda rüzgâr çok önemli bir etkendir; uygun yükseklikteki arka rüzgârlar uçuşu hızlandırıp yakıt tasarrufu sağlarken, karşı rüzgârlar yakıt tüketimini artırır. Bu nedenle, güncel rüzgâr alanı verilerini rotalama algoritmasına katmak büyük kazanç getirebilir. Ma ve arkadaşlarının 2025’te yaptığı bir çalışma, derin öğrenme tabanlı bir rüzgâr tahmin modeli (PredRNN) ile önümüzdeki 10 saatlik rüzgâr alanını isabetli şekilde öngörmüş ve bu öngörüyü A\* arama algoritmasına entegre ederek rota planlamıştır. Fizik bilgisini de hesaba katan bu model sayesinde, A\* algoritması maliyet fonksiyonunu “uçuş sırasında karşılaşılan efektif rüzgâr bileşeni”ni içerecek şekilde güncellemiştir. Sonuç olarak, tahmin edilen rüzgâr verisiyle planlanan rotaların, geçmiş (statik) rüzgâr verisiyle planlananlara kıyasla belirgin yakıt avantajı sağladığı gösterilmiştir. Model, sert rüzgâr değişimlerinin olduğu bölgeleri ustalıkla rota dışında bırakarak uçağın daha stabil ve yakıt verimli bir güzergâh izlemesini sağlamıştır. Bu data-driven (veri güdümlü) yöntem, havayolları için işletme maliyetlerini düşürmede ve uçuş emniyetini artırmada önemli bir potansiyel sunmaktadır. [7]

Gerçek zamanlı trafik ve operasyonel kısıtlar: Hava trafik yönetim sistemlerinden gelen veriler de rota optimizasyonuna entegre edilebilmektedir. Özellikle yoğun hava sahalarında, anlık trafik sıkışıklığı bilgisi bir rotanın tercih edilip edilmemesinde belirleyici olabilir. Yapay zekâ destekli planlama yazılımları, diğer uçuşların konumlarını, ATC (hava trafik kontrol) kısıtlamalarını veya beklenen hava sahası kapasitelerini dikkate alarak rotaları çakışmasız ve akıcı şekilde yeniden hesaplayabilir. Örneğin, Alaska Havayolları’nın bir süredir kullandığı Flyways adlı yapay zekâ yazılımı, uçuş operasyon merkezi ekiplerine rota planlamada akıllı öneriler sunmaktadır. Bu sistem; hava durumu, hava sahası kısıtları ve trafik verilerini insanın yetişemeyeceği bir hızda tarayıp olası daha iyi rotaları önerir. Alaska Havayolları, bu AI destekli araç sayesinde ortalama uçuş sürelerini kısalttıklarını, yakıt tüketimini ve karbon emisyonlarını azalttıklarını bildirmiştir. Özellikle beklenmedik durumlarda (örneğin rotada ani bir fırtına çıkması), sistem alternatif bir rota veya bekleme profili sunarak uçağın hem güvenli hem de mümkün olduğunca verimli şekilde varış noktasına ulaşmasına yardımcı olmaktadır. Bu tür bir gerçek zamanlı optimizasyon, yolcular için de domino etkisiyle daha az bağlantı kaçırma ve daha az gecikme anlamına gelmektedir.

### 1.2.6 Havacılık Sektörüne Etkileri ve Uygulama Örnekleri

Yukarıda özetlenen akademik ve endüstriyel çalışmaların çıktıları, havacılık sektöründe somut ve ölçülebilir kazanımlara yol açmaktadır. Yakıt tasarrufu başta olmak üzere, rota optimizasyonu uygulamalarının havayollarına sağladığı faydalardan bazıları şunlardır:

İyi optimize edilmiş rotalar sayesinde havayolları milyonlarca dolar tasarruf edebilmektedir. Örneğin British Airways, 2023 yılının başlarında yapay zekâ ile optimize edilmiş uçuş rotalarını uygulamaya koyarak yıllık 100.000 ton yakıt tasarrufu sağlamış ve bu sayede yakıt maliyetlerini yaklaşık 10 milyon dolar azalttığını rapor etmiştir. Benzer şekilde, Alaska Havayolları’nın yapay zekâ destekli rota öneri sistemi kullanımının, filonun toplam yakıt tüketiminde kayda değer bir düşüşe yol açtığı belirtilmiştir. Yakıt tüketimindeki her %1’lik iyileşme, havayolları için büyük mali kazanım anlamına gelirken, aynı zamanda karbon emisyonlarının da azalması demektir. [8]

Yakıt verimliliği artışı, havacılık sektörünün karbon ayak izini küçültme hedefine doğrudan katkı sağlar. Optimizasyon algoritmaları sayesinde rota uzatma (gereğinden fazla mesafe katetme) minimize edilmekte, böylece her uçuş için yakılan yakıt miktarı azaltılmaktadır. Örneğin, ABD Federal Havacılık İdaresi (FAA)’nin optimize edilmiş sürekli alçalma (OPD – Optimized Profile Descent) uygulaması, sadece belirli havalimanlarındaki inişlerde yılda 90 bin galonun üzerinde yakıt tasarrufu ve 27 bin ton karbondioksit emisyon kesintisi sağlamıştır. [9] Avrupa’da ise Serbest Rota Hava Sahası (Free Route Airspace, FRA) konseptinin yaygınlaştırılmasıyla rotaların kısalması beklenmekte; Eurocontrol’e göre Avrupa genelinde tam FRA uygulaması, yıllık yaklaşık 6 milyon ton daha az yakıt tüketimi ve buna bağlı €5 milyar tasarruf potansiyeli barındırmaktadır. Bu rakam, yaklaşık 20 milyon ton daha az karbondioksit emisyonu demektir ki havacılığın çevresel etkisini ciddi ölçüde azaltacaktır. [10]

Rota optimizasyonu, hava sahası kapasitesinin daha verimli kullanımına olanak tanır. Uçuşlar gereksiz zigzaglar veya beklemeler yapmadan ideal rotalarına yönlendirildiğinde uçuş süreleri kısalır ve havalimanlarındaki uçak devir süreleri iyileşir. Örneğin, AI tabanlı planlama araçlarının bir sonucu olarak Alaska Havayolları, uçuşlarının ortalama süresini kısaltmış, bu da yıllık bazda filonun kullanabilirliğini artırmıştır. Bir başka örnek, Avrupa’daki serbest rota uygulamasının “rota uzatma”yı %3.58’den %1.59’a düşürdüğüdür; yani uçaklar artık ideal (kuş uçuşu) mesafeye çok daha yakın rotalar izlemektedir [10]. Bu gelişme, yolcuların toplam seyahat süresine de olumlu yansır ve bağlantılı uçuşların kaçırılmasını önler. Ek olarak, daha tahmin edilebilir rota ve süreler, havayollarının tarife planlamasını ve ağ koordinasyonunu iyileştirmekte, beklenmedik gecikme veya sapmaların zincirleme etkisini azaltmaktadır.

Optimizasyon algoritmaları, güvenliği artırıcı etkilere de sahiptir. Örneğin, gerçek zamanlı yapay zekâ sistemleri sayesinde dispatcher’lar veya pilotlar, hızlı şekilde alternatifler arasından güvenli ve verimli olanı seçebilmektedir. Airspace Intelligence şirketinin geliştirdiği yapay zekâ platformunun, Alaska Havayolları operasyon merkezinde dispatch sürecini adeta “yeniden icat ettiği” ve dispeçerlerin önerilen rotaların %32’sini kabul ettiği, bunun da şirket operasyonlarında elle planlamaya kıyasla ciddi bir iyileşme sağladığı bildirilmiştira. Bu kabul edilen rotalar, çoğunlukla potansiyel hava trafik sıkışıklıklarını veya hava durumu risklerini önceden sezerek daha düzgün bir uçuş akışı sağlamıştır. Ayrıca, optimize rotalar sayesinde pilotların üzerindeki iş yükü de hafifleyebilir; zira beklenmedik durumlarda anlık en iyi eylem önerisini sistem sağlayabilmektedir. Avrupa’daki serbest rota deneyimi de, hava trafik kontrolörlerinin iş yükünde hafif azalma olduğunu ve eski sabit rotalı sisteme geri dönmek istemediklerini göstermiştir çünkü dinamik rotalama ile trafik akışı daha dengeli dağılmakta ve sıkışıklık odakları azalabilmektedir.

Uçuş planlamasında rota optimizasyonuna yönelik literatür, son yıllarda hem geleneksel algoritmaların geliştirilmesini, hem de yapay zekâ ve veri analizine dayalı yeni yaklaşımların ortaya çıkmasını sağlamıştır. Matematiksel modeller ile temelleri atılan en kısa yol arayışı, günümüzde makine öğrenmesi ve derin öğrenme teknikleri ile zenginleştirilerek gerçek zamanlı, uyarlanabilir karar destek sistemlerine evrilmiştir. Genetik algoritma, A\* gibi yöntemlerle başlayan optimizasyon serüveni, artık derin pekiştirmeli öğrenme ile otonom karar verebilen sistemlere doğru ilerlemektedir. Çoklu kısıt ve hedeflerin bulunduğu uçuş planlama probleminde, literatürde sunulan çözümler yakıt tüketimini azaltırken aynı zamanda operasyonel verimliliği (daha az gecikme, daha yüksek müşteri memnuniyeti, daha iyi zamanında kalkış/iniş performansı) artırmanın mümkün olduğunu göstermektedir.

Bütün bu gelişmeler havacılık sektöründe daha sürdürülebilir ve verimli bir gelecek vadetmektedir. Yakıt tasarrufu sağlayan rotalar, global ölçekte karbon emisyonlarının azaltılmasına katkı yaparak havacılığın çevre hedeflerini desteklerken, havayollarına da milyarlarca dolarlık operasyonel kazanç sağlamaktadır. Özetle, rota optimizasyon algoritmalarındaki ilerlemeler ve bunların pratik uygulamaları hem ekonomik hem çevresel açıdan kazan-kazan durumu yaratmaktadır. Gelecekte artan trafik talebini karşılamak ve 2050 net-sıfır emisyon hedeflerine ulaşmak için, bu alandaki inovasyonlar kritik rol oynayacaktır. Yeni nesil uçuş yönetim sistemleri, gerçek zamanlı veriye tamamen entegre, yapay zekâ destekli ve otonom karar alma yetisine sahip olacak; böylece gökyüzünde her bir uçuş, en güvenli ve en verimli yolu bularak hedefine ulaşacaktır.

# MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde, projede kullanılan veri seti, yakıt tüketimi hesaplama yöntemi ve rota optimizasyon algoritmalarının detayları açıklanmaktadır. Veri kaynağı olarak EUROCONTROL Belgium tarafından sağlanan 2021-2023 arası EUROCONTROL denetimine giren bütün uçuşlar kullanılmıştır. EUROCONTROL, Avrupa havacılığını desteklemeye adanmış, pan-Avrupa çapında sivil-askeri bir kuruluştur. Sağlanan uçuş verilerinde, kalkış ve varış koordinatları, uçak tipi, havayolu, sefer tipi, sekans numarası, kuyruk numarası, irtifa alanları bulunmaktadır. Projede, iki konum noktası arasındaki yakıt tüketimi aşağıdaki doğrusal maliyet fonksiyonu ile hesaplanmıştır:

Bu formülasyon, segment bazlı yakıt tüketiminin yaklaşık bir modellemesini sunmakta olup, rota optimizasyon sürecinde temel maliyet fonksiyonu olarak kullanılmıştır.

## 2.1 Veri Setlerinin Genel Yapısı

EUROCONTROL tarafından hazırlanan ve bu proje kapsamında belirtilen veriler konum verileri ve operasyon verileri olarak 2 kategoriye ayrılmıştır. Süreçte kullanılan veri setinde 2 adet konum verisi, 1 adet operasyon verisi bulunmaktadır. Konum verileri ise planlanan ve gerçekleşen konum verisi olmak üzere aynı yapıya sahip 2 veri setine ayrılmıştır.

### 2.1.1 Uçuş Konum Verileri

Bu veri seti, özellikle uçuşun zaman ve mekânsal hareketlerinin izlenmesi için kullanılır. Böylece uçuş takibi, iniş-kalkış ve seyir rotası detaylı bir şekilde analiz edilebilir.

1. **ECTRL ID:** Her uçuşa ait benzersiz tanımlayıcı.
2. **Sequence Number:** Uçuş sırasında elde edilen verilerin sıralı numarası.
3. **Time Over:** Belirli konum noktasının geçildiği zaman.
4. **Flight Level:** Uçuş sırasında ölçülen irtifa (bazı kayıtlar “0” olarak görünmekte; bu, uçuş başlangıcı veya iniş aşaması gibi durumları işaret edebilir).
5. **Latitude & Longitude:** Uçuş sırasında ölçülen coğrafi konum koordinatları.

Uçuş konum verileri başlığı altında sunulan uçuş konum verileri, hava aracı hareketlerinin zaman ve mekâna bağlı olarak sistematik bir biçimde izlenebilmesini sağlayan ayrıntılı bir veri yapısını temsil etmektedir. Bu veri seti, uçuş performansının analizi, rota sapmalarının belirlenmesi ve hava trafik yönetimi gibi operasyonel karar destek sistemlerinin temelini oluşturmaktadır. Her bir uçuş, ECTRL ID olarak adlandırılan benzersiz bir tanımlayıcı ile temsil edilmekte ve bu tanımlayıcı sayesinde uçuşa ilişkin tüm konum verileri izlenebilir hale gelmektedir. Sequence Number alanı, belirli bir uçuş boyunca elde edilen konumsal kayıtların zaman sırasına göre sıralanmasını sağlar ve bu da uçuşun doğrusal ilerleyişinin takip edilmesine imkân tanır. Time Over bilgisi, uçağın belirli bir noktayı geçtiği zamanı saniye hassasiyetinde bildirerek, zaman bazlı analizlerin gerçekleştirilmesine olanak sunar. Uçuş yüksekliği, Flight Level başlığı altında ifade edilmekte olup, bazı verilerde "0" olarak kaydedilen irtifalar genellikle kalkış, iniş veya yer hareketleri gibi uçuşun düşük irtifa safhalarına işaret eder. Son olarak, her bir kayıt noktasına ait Latitude (enlem) ve Longitude (boylam) değerleri, uçağın coğrafi konumunu kesin olarak belirlemekte kullanılır. Bu veriler sayesinde uçuş rotaları harita üzerinde yeniden oluşturulabilir, planlanan ve gerçek rotalar karşılaştırılabilir ve çeşitli analizler doğrultusunda yakıt tüketimi ya da sapma senaryoları gibi parametreler değerlendirilebilir.

### 2.1.2 Uçuş Operasyon ve Planlama Verileri

Proje kapsamında yakıt tüketimi bilgilerini etkileyen ve uçuş tanımlayan operasyon verileri aşağıda belirtilmiştir.

1. **ADEP ve ADES:** Sırasıyla kalkış ve varış havalimanlarının kodları.
2. **ADEP/ADES Latitude & Longitude:** Havalimanlarının coğrafi koordinatları.
3. **FILED OFF BLOCK TIME & FILED ARRIVAL TIME:** Uçuş planında belirtilen kalkış ve varış saatleri.
4. **ACTUAL OFF BLOCK TIME & ACTUAL ARRIVAL TIME:** Gerçekleşen kalkış ve varış zamanları.
5. **AC Type:** Kullanılan uçak tipi,
6. **AC Operator:** Kullanılan operatör,
7. **AC Registration:** Kayıt bilgileri.
8. **STATFOR Market Segment:** Uçuşun türü (örneğin charter, all-cargo, business aviation vb.) ve pazar segmenti.
9. **Requested FL & Actual Distance Flown (nm):** Talep edilen uçuş seviyesi ve uçuş mesafesi (deniz mili cinsinden).

Uçuş operasyon ve planlama verileri başlığı altında sunulan uçuş operasyon ve planlama verileri, bir hava yolculuğunun sadece mekânsal değil aynı zamanda operasyonel boyutlarını da kapsamlı bir şekilde analiz etmeye olanak tanımaktadır. Bu veri seti, özellikle yakıt tüketimini etkileyen çeşitli operasyonel değişkenlerin değerlendirilmesi açısından önemli bir kaynak teşkil etmektedir. Her bir uçuş, kalkış (ADEP) ve varış (ADES) havalimanlarının ICAO kodları ile tanımlanmakta, bu havalimanlarının enlem ve boylam koordinatları da ayrıca belirtilerek uçuşun coğrafi başlangıç ve bitiş noktaları netleştirilmektedir. Planlanan kalkış ve varış zamanları FILED OFF BLOCK TIME ve FILED ARRIVAL TIME olarak ifade edilirken, uçuşun gerçek zamanlı verileri ise ACTUAL OFF BLOCK TIME ve ACTUAL ARRIVAL TIME şeklinde kaydedilmektedir; bu da planlanan ile gerçekleşen süreler arasındaki farkların analiz edilmesine imkân tanır. Uçakta kullanılan model bilgisi (AC Type), hava yolu şirketi ya da operatör adı (AC Operator) ve uçağın kayıt numarası (AC Registration) gibi bilgiler, uçuşun teknik özelliklerinin değerlendirilmesini sağlar. Ayrıca, STATFOR Market Segment başlığı altında uçuşun türü (örneğin charter, kargo, iş havacılığı vb.) belirtilerek, farklı uçuş türlerinin performans ve tüketim analizlerinde ayrıştırılması mümkün hale getirilir. Son olarak, uçuşta talep edilen irtifa seviyesi (Requested Flight Level) ile uçağın gerçekten kat ettiği mesafe (Actual Distance Flown) gibi değerler, uçuşun rotasal verimliliğini ve yakıt planlamasına olan etkilerini değerlendirmek açısından kritik önem taşımaktadır. Bu çok katmanlı veri yapısı sayesinde hem taktik hem de stratejik seviyede detaylı yakıt tüketimi ve performans analizleri gerçekleştirilebilir.

Tablo 2‑1 Uçuş Veri Tablosu

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Veri Türü** | **Değişken** | **Açıklama** |
| Uçuş Konum Verileri | ECTRL ID | Her uçuş için benzersiz tanımlayıcı |
| Uçuş Konum Verileri | Sequence Number | Zamansal olarak sıralı veri numarası |
| Uçuş Konum Verileri | Time Over | Belirli konum noktalarının geçilme zamanı |
| Uçuş Konum Verileri | Flight Level | Uçuş irtifası (FL), 0: kalkış/iniş olabilir |
| Uçuş Konum Verileri | Latitude | Uçuş sırasında ölçülen enlem |
| Uçuş Konum Verileri | Longitude | Uçuş sırasında ölçülen boylam |
| Uçuş Operasyon Verileri | ADEP / ADES | Kalkış ve varış havalimanı kodları |
| Uçuş Operasyon Verileri | ADEP / ADES Koordinatları | Havalimanlarının coğrafi koordinatları |
| Uçuş Operasyon Verileri | FILED / ACTUAL Off Block Time | Planlanan kalkış / gerçekleşen kalkış saati |
| Uçuş Operasyon Verileri | FILED / ACTUAL Arrival Time | Planlanan varış / gerçekleşen varış saati |
| Uçuş Operasyon Verileri | AC Type / Operator / Registration | Uçak tipi, operatör ve kayıt bilgileri |
| Uçuş Operasyon Verileri | ICAO Flight Type | Uçuş türü (ör. charter, cargo, business) |
| Uçuş Operasyon Verileri | Market Segment | STATFOR pazar segment bilgisi |
| Uçuş Operasyon Verileri | Requested FL / Distance Flown | Talep edilen uçuş seviyesi / mesafe (nm) |

Bu veri seti, uçuş planlaması ile operasyon arasındaki farkların incelenmesine olanak sağlar. Planlanan kalkış-saati ile gerçekleşen kalkış arasındaki fark, varış gecikmeleri, uçuş mesafesi ile hesaplanan seyir performansı gibi unsurlar detaylı olarak analiz edilecektir. Farklı uçuş tipleri ve operatörler arasında performans karşılaştırmaları yapılabilir. Örneğin, “All-Cargo” ile “Business Aviation” uçuşları arasındaki farklar; uçuş süresi, gecikme oranları veya seyir irtifası farklılıkları incelenecektir.

Planlanan uçuşların dosyalanan kalkış ve varış saatleri ile gerçek zamanlar arasındaki farklar analiz edilerek gecikme sebepleri, hava trafik yoğunluğu ya da operasyonel aksaklıklar belirlenebilir.

Rota optimizasyonu projesinde kritik öneme sahip bir diğer kavram olan uçuş segmenti kavramı, farklı operasyonel ve ekonomik dinamiklere sahip hava taşıyıcılarını gruplandırarak, optimizasyon analizlerinde daha sağlıklı ve karşılaştırılabilir sonuçlar elde etmeyi mümkün kılar.

Her segmentin kendi içinde farklı uçuş profilleri, ortalama menzil değerleri, yakıt tüketim eğilimleri ve planlama stratejileri bulunmaktadır. Bu nedenle segment bazlı analiz, modelin genellenebilirliğini artırmakta ve belirli uçuş tiplerine özgü optimizasyon stratejilerinin geliştirilmesine olanak tanımaktadır.

Tablo 2‑2 Uçak Tipleri

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Segment | Açıklama | Örnekler |
| *All-Cargo* | Yalnızca yük taşır | FedEx, Turkish Cargo |
| *Business Aviation* | Özel/VIP uçuşlar | NetJets, şirket jetleri |
| *Charter* | Tarifesiz, toplu uçuşlar | SunExpress charter |
| *Mainline* | Büyük tarifeli havayolları | THY, Lufthansa |
| *Lowcost* | Düşük maliyetli havayolları | Pegasus, Ryanair |
| *Regional Aircraft* | Bölgesel kısa mesafe | AnadoluJet, Air Nostrum |
| *Other Types* | Diğer (devlet, askeri, özel) | Ambulans, Jet, yangın uçağı |

### 2.1.3 Hava Durumu Verileri

Bu çalışmada meteorolojik veriler, Avrupa Birliği tarafından sağlanan ve Copernicus İklim Değişikliği Servisi kapsamında sunulan Climate Data Store (climate.copernicus.eu) üzerinden elde edilmiştir. Uçuş güzergâhları boyunca atmosferik koşulların uçuş performansı üzerindeki etkilerini nicel olarak değerlendirebilmek amacıyla, hava durumu verileri uçuş segmentleri ile zaman ve konum temelli olarak eşleştirilmiştir. Bu eşleştirme sürecinde, her bir uçuş segmentine ait zaman damgası (Time Over) esas alınarak, ilgili segmentin gerçekleştiği zamana en yakın meteorolojik kayıtlar tespit edilmiştir. Böylece meteorolojik verilerle uçuş verileri arasında zamansal senkronizasyon sağlanmış ve her bir segment, kendi uçuş anındaki çevresel koşulları temsil edecek şekilde donatılmıştır. Entegre edilen başlıca atmosferik değişkenler arasında sıcaklık, çiy noktası sıcaklığı, 10 metre yükseklikteki rüzgâr bileşenleri (U ve V vektörleri), deniz seviyesi basıncı, yüzey basıncı, bulut tabanı yüksekliği, düşük seviye bulutluluk ve toplam bulutluluk oranı yer almaktadır. Bu değişkenler, uçuş esnasında karşılaşılan meteorolojik durumları çok boyutlu biçimde temsil ederek, hem uçuş rotasından sapma tahminlerinin hem de yakıt tüketimi hesaplamalarının daha gerçekçi biçimde modellenmesini sağlamaktadır. Özellikle rüzgâr bileşenleri ve basınç parametreleri, uçuş dinamikleri üzerinde doğrudan etkiye sahip olduğu için modelin performansını belirleyen kritik girdiler arasında yer almaktadır. Bu yüksek çözünürlüklü ve zaman uyumlu meteorolojik veri entegrasyonu, geliştirilen tahminleme algoritmalarının gerçek operasyonel koşullara daha duyarlı hale gelmesini sağlamış; uçuş planlaması ve yakıt verimliliği analizlerinde öngörü gücünü artırarak daha doğru ve güvenilir karar destek çıktıları üretmesine katkı sunmuştur.

## 2.2 Kullanılacak Algoritmalar ve Literatürdeki Yerleri

Bu çalışmada, uçuş rotası optimizasyonu ve yakıt tüketimi tahmini problemlerine hem klasik grafik teorisi temelli yöntemler hem de modern ansamble öğrenme teknikleri bir arada uygulanacaktır. Dijkstra algoritması, hava sahası düğümleri arasındaki en kısa yol hesaplamalarında temel referans olarak kullanılacak; literatürdeki erken dönem rota planlama sistemlerinde görüldüğü üzere, bu yöntem dinamik koşullara uyum sağlamasa da başlangıç düzeyinde performans kıyaslaması için elverişlidir. Random Forest ve Extra Trees gibi ansamble temelli ağaç yöntemleri, sapma ve yakıt tüketimi tahmini modellerinde değişkenler arası karmaşık etkileşimleri öğrenmekte; geçmiş çalışmalarda bu tekniklerin meteorolojik ve operasyonel veriye dayalı doğruluk artışı sağladığı gösterilmiştir. Bunun yanında, XGBoost ve LightGBM gibi gradyan artırma metotları, yüksek hesaplama verimliliği ve düzenleme (regularization) yetenekleri sayesinde özellikle büyük veri setlerinde güçlü genelleme performansı sunar. Literatürde, XGBoost’un yakıt tüketimi öngörülerinde, LightGBM’in ise rota sapma modellerinde üstün hız-kararlılık dengesi kurduğu bildirilmiştir. Bu algoritmaların kombinasyonu ile, Dijkstra’dan elde edilen en kısa yol çözümleri ansamble ve gradyan artırma tabanlı yakıt fonksiyonlarıyla yeniden puanlanacak ve nihai optimizasyon adımında hem mesafe hem de enerji maliyeti esaslı çok kriterli bir karar zemini oluşturulacaktır. Böylece proje, klasik ve yapay zekâ temelli yöntemleri bütünleştirerek hem teorik hem de operasyonel açıdan literatürdeki boşlukları dolduran kapsamlı bir rota optimizasyon altyapısı ortaya koymayı hedeflemektedir.

### 2.2.1 Tahminleme Yöntemleri

Modern sivil havacılık, dikkatle planlanmış uçuş rotaları üzerinde çalışsa da, hava durumu, hava trafik kontrol müdahaleleri veya operasyonel gereklilikler gibi nedenlerle bu planlı güzergâhlardan sapmalar yaygındır. Bu tür sapmalar uçuş mesafesini ve süresini uzatarak doğrudan yakıt tüketimini artırmakta ve ek yedek yakıt ihtiyacını doğurmaktadır. Son on yılda (2015–2025), dünya genelinde araştırmacılar, gelişmiş veri odaklı teknikler kullanarak uçuş rotası sapmalarını öngörmeye odaklanmıştır. Bu çabaların temel amacı, bir uçağın uçuş planından ne zaman ve nerede sapacağını önceden tahmin ederek, proaktif yakıt planlaması ve daha etkili operasyonel kararlar alınmasını sağlamaktır.

Bu derleme, rotadan sapma tahmini üzerine yapılan küresel çalışmaları ve bu tahminlerin yakıt verimliliği üzerindeki etkilerini özetlemektedir. Kullanılan veri seti türlerine (ADS-B gözetim verilerinden uçuş planı veritabanlarına kadar), uygulanan makine öğrenimi (ML) ve istatistiksel modellere (Random Forest ve XGBoost’tan LSTM sinir ağlarına ve ötesine) ve gerçek dünya uygulamaları veya simülasyonlardaki sonuçlara yer verilmektedir. Ayrıca, daha iyi sapma tahminlerinin yakıt tasarrufuna katkı sağladığına ve operasyonel stratejilerin şekillendirilmesine yardımcı olduğuna dair bulgular tartışılmaktadır. Çalışma, öne çıkan araştırmaları karşılaştırmalı bir özet tabloyla tamamlamaktadır.**Random Forest**, temelinde "bagging" (bootstrap aggregating) yaklaşımını esas alarak birçok karar ağacını birbirinden bağımsız ve rastgele alt veri kümeleriyle eğitir; her bir ağaç yalnızca verinin bir alt kümesinden öğrenirken, özellik alt kümesi seçiminde de rastgelelik uygulanır. Model, her bir ağacın çıktısının ortalamasını alarak nihai tahmini oluşturur ve bu sayede varyansı düşürerek aşırı öğrenmeyi engeller; yüksek boyutlu ve karmaşık verilerde dahi kararlı sonuçlar verebilir.

Rota sapmalarının doğru bir şekilde tahmin edilebilmesi, hem planlanan hem de gerçekleşen uçuş güzergâhlarını kapsayan zengin veri setlerine bağlıdır. Bu alandaki birincil veri kaynağı, gerçek zamanlı uçak konumu, irtifası ve hızı gibi bilgileri sağlayan Automatic Dependent Surveillance–Broadcast (ADS-B) sistemidir. ADS-B verisi, genellikle küresel ölçekte erişilebilir olup, araştırmacıların uçuşlar için ayrıntılı 4B (enlem, boylam, irtifa, zaman) rotaları yeniden inşa etmelerine ve filed (bildirilmiş) uçuş planlarından sapmaları gözlemlemelerine olanak tanımaktadır. Örneğin, Li ve arkadaşları, bir rota tahminleyici geliştirirken ADS-B gözetim verilerini kullanmış ve ADS-B’nin yüksek frekanslı ve hassas konum bilgileri sayesinde Trajectory-Based Operations (TBO) araştırmalarında temel bir yapı taşı olduğunu vurgulamıştır [1].

Birçok çalışma, ADS-B verilerini havayolları veya hava trafik yönetim sistemlerinden elde edilen uçuş planı verileriyle birleştirerek çalışmaktadır. Bu planlar, uçuşun hedeflenen rota üzerindeki yol noktalarını (waypoint) ve zamanlamaları tanımlar. Planlanan rota ile ADS-B kaynaklı gerçekleşen rota arasındaki fark, sapmaların öğrenilmesi için temel teşkil eder.

Bununla birlikte, sapmaların önemli nedenlerinden biri olan olumsuz hava koşullarını hesaba katmak için hava ve atmosfer verileri de yaygın olarak kullanılmaktadır (örneğin rüzgar alanları, konvektif hava olayları raporları). Örneğin, Liu ve arkadaşları [2], Meteorological Aerodrome Reports (METAR) ve ağ gecikme metriklerini modellerine dahil ederek trafik ve hava koşulları kaynaklı uçuş süresi sapmalarını daha iyi tahmin etmişlerdir.

Bazı çalışmalarda ise uçak sensörleri ve performans verileri kullanılmıştır. Örneğin, Gracia-Berná ve arkadaşları [3], bir derin öğrenme modeli ile rotalar boyunca yakıt akışını tahmin etmek için Quick Access Recorder (QAR) verilerini kullanmıştır.

metin, ekran görüntüsü, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Zaman 't'deki Yakıt Akışı Tüketiminin Tahmini

Genel olarak, son on yıldaki çalışmalar; tarihsel uçuş rotaları (genellikle ADS-B üzerinden), planlı güzergâhlar, hava durumu tahminleri ve zaman zaman uçak performans parametreleri gibi heterojen veri kümelerini bir araya getirerek, bir uçağın neden ve nasıl rotasından sapabileceğini kapsamlı bir şekilde modellemeye çalışmıştır.

Karar ağacı temelli topluluk modelleri, rota sapmaları ve buna bağlı sonuçların tahmini için yaygın olarak kullanılmıştır. Bu alanda öne çıkan modellerden biri olan Random Forest (RF), çok sayıda karar ağacından oluşur ve uçuş özellikleri arasındaki karmaşık etkileşimleri başarılı şekilde yakalayabilir.

Örneğin, Hashemi ve ark. [4]kısa vadeli rota tahmini için RF modelini diğer yöntemlerle karşılaştıran kapsamlı bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bir insansız hava aracı (UAS) uçuş simülatör veri seti kullanılarak yapılan deneylerde, hassas şekilde ayarlanmış RF modeli hem LSTM sinir ağı hem de lojistik regresyon modellerinden daha yüksek doğruluk sağlamıştır. RF modeli, bir sonraki pozisyonu tahmin ederken gürültüye ve aşırı öğrenmeye karşı dayanıklılık sergilemiştir.

Yazarlar, RF modelinin şu avantajlarını vurgulamıştır:

* Doğrusal olmayan ilişkileri ve özellik etkileşimlerini doğal şekilde modelleyebilir (karmaşık uçuş dinamikleri için önemlidir),
* Eksik veya ölçeklenmemiş verilerle ön işleme gerekmeden çalışabilir,
* “Kara kutu” sinir ağlarına kıyasla daha yorumlanabilir çıktılar sunar.

Bu özellikleri sayesinde RF, rota tahmini görevlerinde güçlü bir temel model olarak görülmektedir.

Bir diğer popüler topluluk modeli olan XGBoost (Extreme Gradient Boosting), sınıflandırma ve regresyon görevlerinde yüksek doğruluğu ve işlem hızıyla tanınmaktadır. Örneğin, Klotergėns ve ark. [5], bir uçağın planlanan hava sahası giriş noktasına uyup uymayacağını tahmin etmek için XGBoost modelini kullanmıştır. İsveç hava trafik kontrol verileri kullanılarak yapılan bu çalışmada, sorun ikili sınıflandırma olarak ele alınmış ve planlanan vs. gerçekleşen giriş koordinatları kullanılarak modeller eğitilmiştir.

Araştırmacılar, temel XGBoost modelini sadece uçuş özellikleriyle eğitmekle kalmayıp, hava sahasındaki trafik yoğunluğunu temsil eden Air Space Occupancy Grid (ASOG) adlı yeni bir özellik kümesini de modele dahil etmişlerdir. ASOG’un dahil edilmesiyle tahmin performansı önemli ölçüde artmış, örneğin yoğun bir sektörde AUC (ROC eğrisi altındaki alan) yaklaşık 0.74’ten 0.83’e yükselmiştir. Bu, hava trafiği kaynaklı sapmaların daha isabetli öngörülebilmesi için grid tabanlı trafik bilgisi gibi yenilikçi özniteliklerin modele dahil edilmesinin etkili olduğunu göstermektedir.

Ayrıca, Random Forest yöntemleri operasyonel risk tercihlerini de içerecek şekilde genişletilmiştir. Wu ve ark. [6], bir havayolunun güvenlik ve verimlilik tercihlerini dikkate alarak uçuş başına yakıt tüketimini tahmin eden bir RF modeli geliştirmiştir. Asya merkezli bir taşıyıcının tarihsel uçuş verileri (uçuş planları, hava durumu ve uçak performans bilgileri dahil) ile eğitilen bu model, geleneksel yöntemlere göre daha yüksek doğruluk sağlamış ve hava yolu şirketinin sevk sistemine entegre edilmiştir. Bu sistem sayesinde, güvenlik sınırları korunurken gereksiz yakıt yüklemeleri azaltılmıştır.

Bunlara ek olarak, bazı bağlamlarda Destek Vektör Makineleri (SVM) ve regresyon gibi diğer denetimli öğrenme teknikleri de denenmiştir. Örneğin, Destek Vektör Regresyonu, daha 2014 yılında seyir aşamasındaki yakıt tüketimini sınırlı veri ile makul doğrulukta tahmin etmek için kullanılmıştır.

**Extra Trees (Extremely Randomized Trees)** algoritması da benzer biçimde birden çok karar ağacından oluşur; ancak Random Forest’tan farklı olarak hem veri örneklemesini hem de ağaçların dallanma noktalarını tamamen rastgele seçerek öğrenir. Bu strateji, özellikle gürültülü veri setlerinde aşırı uyumu engellemekte ve model çeşitliliğini artırarak daha düşük varyanslı çıktılar elde edilmesini sağlamaktadır.

**Gradient Boosting** algoritması ise "boosting" adı verilen ardışık modelleme yöntemini temel alır; burada her yeni ağaç, bir önceki modelin yaptığı hataları öğrenerek bu hataları minimize edecek şekilde eğitilir. Bu modelleme yaklaşımı, düşük bias’lı ve güçlü genelleme yeteneğine sahip tahminler üretir; ancak ardışık yapı nedeniyle eğitim süresi nispeten uzundur ve hiperparametre ayarlarına duyarlıdır. Sklearn kütüphanesindeki GradientBoostingRegressor gibi klasik uygulamalarda genellikle karar ağaçları zayıf öğrenici olarak kullanılır; her ağaç, modelin residual (hata) terimini hedefleyerek kümülatif iyileştirme sağlar. Bu klasik yöntemin ötesine geçen

**XGBoost (Extreme Gradient Boosting)**, gradient boosting algoritmasının gelişmiş bir versiyonudur; ikinci mertebeden türevleri (Hessian) kullanarak daha hassas hata tahminleri yapabilmekte, L1 ve L2 düzenlileştirme terimleriyle model karmaşıklığını kontrol altında tutmakta ve paralel işlemeyi destekleyen verimli ağaç yapılandırmaları sayesinde yüksek boyutlu veri kümelerinde hızlı ve doğru tahminler sunmaktadır. Ayrıca, eksik değerleri otomatik olarak işleyebilmesi ve sütun alt kümesi örneklemesi gibi stratejilerle aşırı öğrenmeye karşı dirençli yapısı, XGBoost’un çok sayıda uygulamada tercih edilmesini sağlamıştır.

**LightGBM (Light Gradient Boosting Machine)** ise Microsoft tarafından geliştirilen ve özellikle büyük ölçekli veri kümeleri üzerinde yüksek hız ve düşük bellek tüketimiyle öne çıkan bir boosting algoritmasıdır. LightGBM, geleneksel düzeyde değil, "leaf-wise" (yaprak odaklı) ağaç büyütme stratejisi benimseyerek bilgi kazancının en fazla olduğu yapraklara öncelik verir; bu sayede daha derin ve daha isabetli karar sınırları öğrenebilir. Ek olarak, sürekli değişkenleri önceden histogramlarla bölen özel bir veri ayrıştırma yöntemi kullanarak modelin eğitim süresini ciddi şekilde kısaltır ve büyük veri setlerinde bile hızlı öğrenme imkânı sunar. LightGBM, XGBoost gibi düzenlileştirme yöntemlerini ve erken durdurma gibi aşırı öğrenmeyi önleyici mekanizmaları desteklemektedir. Bu nedenlerle LightGBM, hem eğitim süresi açısından yüksek verimlilik sağlar hem de tahmin performansı bakımından çağdaş boosting algoritmaları arasında rekabetçi bir konumda yer alır. Özetle bu beş algoritma, aynı karar ağacı tabanlı çerçevede farklı optimizasyon yolları izleyerek, regresyon problemlerinde hem doğruluk hem de genelleme açısından yüksek başarı hedeflemektedir. Bu bağlamda model seçimi yapılırken, veri setinin büyüklüğü, değişken türleri, hesaplama kaynakları ve istenen doğruluk seviyesi gibi parametreler dikkate alınarak uygun yöntem tercih edilmelidir.

### 2.2.2 Grafik Tabanlı Rota Optimizasyon Yöntemleri

Graf teorisi tabanlı algoritmalar, hava sahasını düğümler (yol noktaları veya ızgara hücreleri) ve kenarlar (iki nokta arasındaki uçuş geçişleri) şeklinde modelliyerek en kısa veya en az maliyetli yolu arar. Bu alanda en öne çıkan iki klasik yöntem Dijkstra ve A\* algoritmalarıdır.

Dijkstra Algoritması, ağırlıklı bir graf üzerinde tek kaynaklı en kısa yol hesaplayan klasik bir yöntemdir. Uçuş planlamada, her kenarın ağırlığı mesafe, tahmini yakıt tüketimi veya zaman gibi metriklerle temsil edilerek en düşük toplam maliyetli rota bulunabilir. Dijkstra algoritması her koşulda optimal çözümü bulur; ancak arama alanı çok büyükse (örneğin tüm hava sahasını ince taneli bir ızgara olarak düşünürsek) hesaplama maliyeti yüksektir. Özellikle gerçek zamanlı değişen hava şartlarında Dijkstra’yı her güncellemede sıfırdan çalıştırmak pratik olmayabilir. Yine de, literatürde Dijkstra’nın hava akımları ve sıcaklık gibi meteorolojik verileri de ağırlık hesaplarına katarak yakıt tasarrufu için kullanıldığı örnekler vardır. Örneğin, Murrieta ve arkadaşları rüzgâr bileşenlerini göz önüne alarak Dijkstra ile optimal yanal (enlem-boylam düzleminde) trajektoryayı hesaplamışlardır. Dijkstra algoritmasının temel avantajı basitliği ve optimal sonuç garantisidir; dezavantajı ise büyük ölçekli veya çok boyutlu problemler için yavaş olabilmesi ve esnek olmamasıdır. [7]

A (A-Star) Algoritması\*: Dijkstra’nın genişletilmiş bir versiyonu olan A\*, bir heuristic (sezgisel) fonksiyon kullanarak aramayı hedefe doğru yönlendirir ve gereksiz düğüm incelemelerini azaltır. A\* algoritması ilk kez 1968’de Hart, Nilsson ve Raphael tarafından tanıtılmış ve en kısa yol aramada devrim niteliğinde olmuştur. Uçuş rotası planlamada A\* sıkça tercih edilir; çünkü uygun bir heuristik ile, en iyi rotayı bulurken çok daha az düğüm inceler ve bu da hesaplamayı hızlandırır. Örneğin Xie ve Zhong çalışmalarında algoritmalarını A\* temeliyle geliştirmiş, maliyet fonksiyonunu uçuş yakıt tüketimini ve hava şartlarını dikkate alacak şekilde özelleştirerek “en az enerji harcayan” rotayı bulmayı hedeflemişlerdir​ [8]

A\* algoritması, doğru tasarlandığında olası en güvenli ve yakıt verimli güzergâhı bularak olumsuz hava hücrelerinden ve yasaklı bölgelerden başarıyla kaçınabilmektedir​. [8]

Bir çalışmada A\* ile hesaplanan rotanın, kalkış-varış arasında fırtına hücrelerini dolanırken toplam mesafeyi ve yakıt harcamasını en aza indirdiği gösterilmiştir. A\*’nın heuristic fonksiyonu tipik olarak hedefe kalan düz mesafe gibi bir değer kullanır; ancak uçuş planlamada daha sofistike heuristic’ler de kullanılabilir (örneğin kalan mesafe + beklenen rüzgâr etkisi). A\* algoritmasının en büyük avantajı hız ve optimuma yakın çözümler sunmasıdır. Dezavantajı ise, heuristic fonksiyonunun her zaman “tutarlı” olması gerektiğidir – eğer heuristic hedefe kalan maliyeti gerçekte olduğundan küçük tahmin edemezse, A\* bazen optimal olmayan bir çözüm üretebilir veya arama verimi düşer. Ayrıca, A\* da bir graf modeline ihtiyaç duyar; hava sahasını sürekli bir alan yerine sonlu düğümlerle temsil etmek gerekir ki bu da çözümün doğruluğunu ızgara çözünürlüğüne bağımlı kılar. Xie ve Zhong’un çalışmasında, A\*’yı uçuş ortamına uyarlamak için maliyet fonksiyonuna farklı terimler eklendi: toplam yol mesafesi, uçağın dönüş açılarının keskinliği ve planlanan rotadan sapma miktarı gibi faktörler maliyete dahil edilerek, hava sahası kısıtlarıyla uyumlu ve daha uçulabilir rotalar elde edilmiştir. Bu sayede, A\* yalnızca en kısa değil, aynı zamanda güvenli dönüş limitlerini aşmayan ve orijinal plana çok uzaklaşmayan rotalar önerecek şekilde düzenlenmiştir. [8]

Graf tabanlı yöntemler Python ortamında kolaylıkla uygulanabilir. Örneğin, Python’un networkx kütüphanesi Dijkstra ve A\* gibi algoritmaları grafik üzerinde çalıştırma imkânı sunar. Hava sahasını bir düğüm-ağ modeline indirgeyip kenar ağırlıklarını (mesafe, yakıt veya risk) tanımladıktan sonra bu algoritmalar ile en iyi rotayı bulmak mümkündür. Özetle, Dijkstra ve A\* gibi algoritmalar optimal çözümler sunmalarıyla değerli olup, doğru kurgulandıklarında hava durumunu ve uçuş kısıtlarını da göz önüne alacak şekilde uyarlanabilirler​. Ancak problem boyutu büyüdüğünde, belirsizlik unsurları eklendiğinde ve sivil havacılık regülasyonları hesaba katıldığında, bu yöntemlerin hesaplama maliyeti yükselebilir ve daha esnek yöntemlere ihtiyaç duyulabilir.

### 2.2.3 Meta-Sezgisel Rota Optimizasyon Yöntemleri

Klasik graf arama yöntemleri karmaşık ve çok kısıtlı problemleri çözmede zorlandığında, meta-sezgisel algoritmalar devreye girer. Meta-sezgisel yöntemler, kesin optimal garantisi olmasa da geniş çözüm uzaylarında iyi çözümleri makul sürede bulabilirler. Son 10 yılda, uçuş rotası optimizasyonu problemlerine Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO) ve Benzetilmiş Tavlama (SA) gibi tekniklerin başarılı uygulamaları görülmüştür. Bu yöntemler Python ile kolaylıkla prototiplenebilir.

Genetik Algoritmalar, doğadan esinlenen, rotaları bir “birey” (kromozom) şeklinde kodlayıp evrimsel işlemlerle iyileştirir. Bir uçuş rotası genellikle bir dizi coğrafi noktayı temsil edecek şekilde dizilenebilir. GA, seçilim, çaprazlama ve mutasyon operatörlerini kullanarak yeni rota çözümleri üretir ve bunları yakıt tüketimi, mesafe, risk gibi bir uygunluk değeri ile değerlendirir. Literatürde GA, özellikle çok kriterli optimizasyon gerektiren durumlarda öne çıkmaktadır. Örneğin, Ahn ve Ramakrishna değişken uzunlukta rotaları kromozom olarak kodlayan bir GA geliştirmiş ve farklı yakıt tüketimi ve güvenlik kriterlerini aynı anda optimize etmiştir. GA’nın önemli bir avantajı, küresel optimuma yakın çözümler bulmadaki başarısıdır – yerel takılmaları aşmak için popülasyon çeşitliliğini kullanır. [9]Nitekim, bir çalışmada dinamik ortamlarda GA ile planlama yapıldığında, GA’nın yakıt tüketimini ve irtifa değişimlerini azaltıp uçuş güvenliğini artıran rotalar bulabildiği, klasik yöntemlerin (örn. sadece rüzgârı hesaba katan bir planlama) göremediği alternatifleri keşfedebildiği belirtilmiştir. Hatta mobil robotlar üzerinde yapılan bir karşılaştırmada GA, geleneksel A\* algoritmasına kıyasla hem yol mesafesi hem de hesaplama süresi bakımından daha iyi performans göstermiş; GA’nın yerel minimumlara takılmadan daha kısa rotalar bulabildiği rapor edilmiştir. Uçuş planlamada GA’nın esnekliği, hava sahası kısıtlarını (örn. belirli noktalardan geçme zorunluluğu veya yasaklı bölgeler) genoma dahil etme imkânı sunar. GA tabanlı yaklaşımlar, uygun biçimde paralelleştirildiğinde gerçek zamanlıya yakın çözümler dahi üretebilir. Dezavantaj olarak, GA’nın performansı parametre ayarlarına hassastır – popülasyon boyutu, mutasyon oranı gibi değerlerin problemi iyi yansıtacak şekilde seçilmesi gerekir. Ayrıca GA kesin optimal garanti vermez; yeterli süre verilmezse bulunan çözüm alt-optimal kalabilir. Son yıllarda literatürde GA’nın yerel optimuma sıkışma eğilimini azaltmak için çeşitli iyileştirmeler önerilmiştir. Örneğin, bir çalışmada yeni bir mutasyon operatörü ile GA’nın çeşitliliği artırılmış ve uçuşların yeniden rotalanmasında yolcuların uğrayacağı rahatsızlık maliyeti de göz önüne alınmıştır. Bu iyileştirilmiş GA, standart GA’ya göre daha iyi çözümlere daha hızlı ulaşabilmiştir. GA yöntemleri Python ile kolayca uygulanabilir ve karmaşık uçuş kısıtlarını dahil etmek için uygundur; ancak sonuçların güvenilir olması için kapsamlı test ve parametre ayarı yapmak gerekir.

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO): PSO da doğadan (kuş sürüsü hareketlerinden) esinlenmiş bir yöntemdir. Bir çözümü temsil eden “parçacıklar”, çözüm uzayında uçarak hareket eder ve her adımda kendi tecrübeleri ve sürünün en iyi tecrübesine göre konumlarını günceller. Uçuş rotası optimizasyonunda PSO, örneğin rota noktalarının enlem-boylam koordinatlarını sürekli bir uzayda optimize etmek için kullanılabilir. Murrieta-Mendoza ve Botez gibi araştırmacılar, uçuşun yanal ve dikey profilini optimize etmek üzere PSO’yu yapay arı kolonisi algoritması ile birleştirerek hibrit yaklaşımlar da denemişlerdir. [7] PSO’nun avantajı, az sayıda parametre ile hızlı bir şekilde iyi sonuçlara ulaşabilmesidir; özellikle sürekli parametre optimizasyonunda verimli olduğu bilinmektedir. Karmaşık yakıt tüketimi modelleri ve zaman kısıtlarıyla uğraşırken, PSO çok sayıda senaryoda denenmiş ve kombinatoryel problemlerde iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir. Ayrıca PSO, dinamik ortamlara adaptasyonu da nispeten kolay bir yöntemdir; parçacıklar ortam değişimine (örneğin yeni bir hava durumu güncellemesi) topluca tepki verebilir. Dezavantaj olarak, PSO’nun da küresel optimum garantisi yoktur ve eğer tüm parçacıklar benzer bir noktaya yakalanırsa (sürünün çeşitliliği düşerse) yerel optimumda kalabilirler. Uçuş rotası gibi rota uzunluğunun değişken olabildiği problemleri PSO ile çözmek de zordur; çünkü PSO sabit boyutlu vektörler üzerinde çalışır. Bu nedenle literatürde PSO genellikle sabit sayıda ara noktaya sahip rotaların sürekli koordinatlarını optimize etmek şeklinde uygulanır. Yine de, PSO tabanlı yaklaşımlar yakıt tüketimi optimizasyonunda başarılı sonuçlar sunmuştur. Örneğin, belirli bir sabit irtifada rüzgâr ve sıcaklık koşullarına göre en uygun Mach hız profilini seçmek için PSO kullanılarak önemli yakıt tasarrufları elde edildiği bildirilmiştir.

Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO): ACO algoritması, birçok “yapay karıncanın” graf üzerinde yollar keşfedip feromon izleri bırakmasına dayanır. Bu yöntem, özellikle yol bulma problemleri için doğal bir benzetim olduğundan uçuş rota optimizasyonunda da uygulanmıştır. ACO’nun uçuş planlamaya uyarlanması, hava sahasının bir ızgara veya düğüm ağı olarak modellenmesi ve karıncaların kötü hava bölgelerini dolaşacak yollar araması şeklinde yapılır. Dijkstra veya A\* gibi tek seferde deterministik arama yapmak yerine, ACO pek çok deneme ile yolları keşfeder ve iyileştirir. Avantajı, karmaşık maliyet fonksiyonlarını rahatlıkla kullanabilmesidir; karıncalar yol alırken mesafe, yakıt, risk gibi faktörlerin birleşiminden oluşan bir maliyeti minimize etmeye çalışabilir. Ayrıca kolektif davranış sayesinde yerel engelleri aşma yeteneği yüksektir. Bazı karıncalar rastgele dolaşarak sıra dışı rotaları dener ve feromon mekanizması iyi rotaları güçlendirir. Nitekim, şiddetli hava koşullarından kaçınmak için uçaklara yeniden rota belirleme probleminde ACO uygulanmış ve toplam gecikme süresi ile yakıt tüketimi arasında dengeli çözümler elde edilmiştir. Bu çalışmada ACO ile tasarlanan alternatif uçuş yolları, mevcut yer hizmeti gecikme (ground delay) programlarına kıyasla toplam uçuş süresi ve yakıt tüketimi arasında daha iyi bir denge sağlamıştır. ACO’nun dezavantajı, çok sayıda iterasyon ve yapay karınca simülasyonu gerektirdiği için hesaplama olarak ağır olabilmesidir. Parametre ayarları (ör. feromon buharlaşma oranı, keşif davranışı) sonuca büyük etki eder; bu değerleri probleme göre kalibre etmek gerekir. Ayrıca, ACO da garantili optimum bulamaz ve yanlış ayarlarda tüm karıncalar benzer (belki suboptimal) bir rotada yoğunlaşabilir. Yine de son yıllarda ACO’nun hava trafik uygulamalarında (örn. birden fazla uçağın rotalarının birlikte optimizasyonu gibi) kullanımı artmakta ve umut verici sonuçlar alınmaktadır.

Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing, SA): SA, bir çözümü adım adım rasgele değiştirip her adımda kabul/ret kararını kontrollü bir olasılıkla veren bir yöntemdir. Metal tavlama sürecini taklit ederek, başlangıçta büyük değişikliklere izin verip zamanla aramayı “soğutur”. Uçuş rotası problemlerinde SA, özellikle elde mevcut bir rotayı kısmen değiştirmek için kullanılabilir. Örneğin, halihazırdaki bir uçuş planını alıp, rotaya küçük bir sapma ekleyerek maliyet değişimini hesaplamak, SA’nın tipik bir hamlesi olabilir. Eğer değişiklik yakıt maliyetini veya gecikmeyi azaltıyorsa yeni rota kabul edilir; kötüleştiriyorsa belirli bir olasılıkla yine de kabul edilip arama çeşitliliği korunabilir. SA’nın avantajı, yöntemsel basitliği ve çok karmaşık kısıtları dahi doğrudan mevcut rotayı değiştirerek ele alabilmesidir. Ayrıca diğer metaheuristic yöntemlere göre daha az parametreye (sadece sıcaklık/soğuma parametreleri) ihtiyaç duyar. Literatürde SA, olumsuz hava koşulundan etkilenen uçuşlar için alternatif rotalar üretmede kullanılmış; başlangıçta rastgele eklenen/düzenlenen yol noktaları ile farklı rotalar test edilmiştir. Bu yaklaşım, operasyon maliyetindeki değişimi her adımda değerlendirerek daha iyi rotalara doğru ilerler. Dezavantajı ise, uygun bir soğuma planı seçilmezse algoritmanın ya çok erken tatmin olması (yerel minimumda kalması) ya da çok yavaş yakınsaması olasıdır. Ayrıca tek bir çözüm üzerinden yürüdüğü için, GA veya ACO’daki gibi popülasyon bazlı geniş arama yapmaz; bu da arama uzayını tam tarayamama riskini artırır. Bununla birlikte, pratikte SA ile hava durumu etrafından dolaşan uygulanabilir rotalar kısa sürede elde edilmiş ve bazı çalışmalar bunu gerçek zamanlı yeniden planlama sistemlerinin bir parçası olarak önermiştir.

Genel olarak meta-sezgisel yöntemlerin ortak özelliği, kesin optimum garantisi vermeden, karmaşık ve çok boyutlu problemleri çözebilme kabiliyetleridir. Bu algoritmalar, klasik yöntemlerin başarısız olduğu veya yavaş kaldığı durumlarda kabul edilebilir çözümleri hızlı üretirler. Örneğin, dinamik programlama veya A\* gibi yöntemlerin binlerce olası yön noktası ve kısıt altında çözüme ulaşamadığı durumlarda, GA veya ACO yaklaşımı ile daha kısa sürede makul bir rota bulunabilir. Nitekim, Ayo yaptığı çalışmada Dijkstra gibi kesin yöntemlerin çok sayıda ara nokta ve kısıt içeren gerçek zamanlı senaryolar için uygun olmadığını, bu yüzden alt-optimal de olsa hızlı çözüm veren meta-sezgisellerin daha pratik olduğunu vurgulamıştır. [10] Metaheuristic’lerin Python ile uygulanması da oldukça yaygındır; literatürdeki pek çok çalışma MATLAB veya Python ortamında bu algoritmaları prototiplemiştir. Örneğin, bir Python betiği ile GA kullanarak belirli bir uçağın rota noktalarını evrimleştirmek ve yakıt tüketimini simüle ederek hesaplamak mümkündür. Önemli olan, bu algoritmaların sonuçlarını doğrulamak ve gerekli olduğunda klasik yöntemlerle çapraz kontrol etmektir. Son olarak, meta-sezgisel bir yaklaşım ile elde edilen rotalar, eğer belirli kısıtları hafif ihlal ediyorsa (örneğin uçuş yolu hava sahası kurallarına tam uymuyorsa), bir uygunluk düzeltme aşaması ile operasyonel olarak uygulanabilir hale getirilebilir. Bu tür kombinasyon stratejileri, örneğin GA çıktısını A\* ile yerel olarak düzeltmek gibi, literatürde mevcuttur ve pratikte daha iyi sonuç verebilmektedir.

Uçuş rotası planlaması sadece kalkış öncesi yapılan bir işlem olmaktan çıkmıştır. Modern yaklaşımlar, uçuş boyunca rotanın dinamik olarak güncellenmesini ve anlık koşullara uyum sağlamasını öngörmektedir. Özellikle konvektif hava (fırtına hücreleri) hızla gelişip hareket edebildiğinden, kalkıştan saatler önce hazırlanan bir plan uçuşun ilerleyen safhalarında geçerliliğini yitirebilir. Bu sorunu adreslemek için araştırmacılar, gerçek zamanlı veri akışını kullanan ve uçuş esnasında çalışabilen algoritmalar geliştirmişlerdir. Dinamik rota güncellemesi için en yaygın yaklaşım, belirli aralıklarla (veya sürekli) uçuş rotasını yeniden optimize eden bir sistem tasarlamaktır. NASA tarafından geliştirilen Dynamic Weather Routes (DWR) konsepti bu alandaki öncü çalışmalardandır. DWR, havada seyreden uçuşları ve güncel radar hava verilerini sürekli analiz ederek, önceden belirlenmiş hava kaçınma rotalarının gereksiz uzun kısımlarını tespit eder ve daha kısa alternatif rota önerileri üretir​. Bu sistem her 12 saniyede bir, ilgili hava sahasındaki uçuşların güzergâhlarını kontrol edip eğer mümkünse uçağı emniyetten ödün vermeden daha kısa yoldan hedefe yönlendirecek yeni bir yol noktası dizisi hesaplar​. Aşağıdaki görsel, DWR konseptine ait bir örneği göstermektedir. Solda, kalkış öncesi fırtınaya geniş bir tampon bırakarak çizilmiş orijinal uçuş planı görülürken; sağda fırtınanın hareketinden sonra ortaya çıkan boşluğu değerlendiren ve uçuş esnasında önerilen dinamik rota (yeşil kesikli hat) görülmektedir. Bu yeni rota, uçağın fırtınaya güvenli mesafede yaklaşarak daha doğrudan uçmasını sağlamakta ve yaklaşık 5 dakika kazanç sağlamaktadır​. Bu örnek, gerçek operasyonlarda sıkça karşılaşılan “rota bayatlaması” problemini ve dinamik güncellemenin faydasını net biçimde gösterir.   
Örnek bir Dinamik Hava Rota (DWR) güncellemesi: MD-82 tipi bir uçağın Dallas – New Orleans uçuşunda, planlanan rota (sarı çizgi) fırtınayı büyük bir açıyla dolanırken, DWR sistemi tarafından uçuş sırasında önerilen yeni rota (yeşil kesikli çizgi) fırtınaya güvenli bir mesafeden daha doğrudan geçerek yaklaşık 31 dakika ve 3600 lb yakıt tasarrufu sağlamıştır. Gerçek zamanlı rota düzeltmeleri yapmak için, algoritmaların hızlı ve otonom çalışması gerekir. Grafik tabanlı yöntemlerden özellikle A\*, dinamik güncellemeye uygun olacak şekilde uyarlanabilir. Örneğin, gelen her yeni hava durumu güncellemesinde A\* algoritmasını tekrar çalıştırmak mümkündür; ancak daha verimli yaklaşımlar da vardır. D\* ve D Lite\* gibi A\* türevleri, önceki arama bilgisini kısmen koruyarak çevrim içi ortamdaki değişikliklere daha hızlı yanıt verebilir. Bu tarz algoritmalar insansız kara ve hava araçlarında dinamik engel kaçınmada başarıyla kullanılmıştır. Uçaklar için, D\* algoritması ile fırtına hücrelerinin hareketine uyum sağlayan rotalar üzerine araştırmalar mevcuttur. Bunlara ek olarak, günümüzde öğrenen yaklaşımlar da dinamik planlamaya entegre edilmektedir. Makine öğrenmesi teknikleri, belirli hava durumlarında uçuşların nasıl tepki verdiğini öğrenerek yeni rota önerilerinde bulunabilir. Örneğin, Wang ve çalışma arkadaşları terminal sahadaki tipik uçuş yollarını Random Forest, Boosting Tree gibi algoritmalarla hava durumuna bağlı olarak tahmin etmiş ve olası rotaları önceden kestirmeye çalışmışlardır. [11] Bu tür öğrenilmiş modeller, uzun süreli bir planlamayı (örneğin bir havalimanı yaklaşma paterni) gerçek zamanlı optimizasyonla birleştirmek için kullanılabilir. Ancak genel olarak bakıldığında, dinamik rota optimizasyonunda en somut kazanımlar, klasik arama algoritmalarının hızlı donanım ve güncel veri ile desteklenmesiyle elde edilmiştir. Ramée ve arkadaşlarının 2020 tarihli çalışması, dinamik güncellemenin faydasını ortaya koyan bir çerçeve sunmaktadır. Bu çalışmada araştırmacılar, çeşitli veri kaynaklarını (konvektif hava durumu, rüzgâr tahminleri, yasaklı hava sahaları vb.) otomatik olarak bir araya getiren ve sürekli güncellenen bir trajektorya optimizasyon sistemi önermiştir. [12] Çekirdek optimizasyon motoru olarak A\* algoritması kullanılmış ve hedef fonksiyon kruvaziyer safhadaki yakıt tüketimini en aza indirecek şekilde tanımlanmıştır. Böylece uçak havadayken, her yeni veri akışında A\* algoritması mevcut rotayı revize edip daha iyi bir alternatif olup olmadığına bakmaktadır. Simülasyon sonuçları oldukça olumludur: Gerçek uçuş verileriyle karşılaştırıldığında, bu sürekli güncellenen rotalar yakıt tüketiminde %8’e varan tasarruflar sağlamıştır. Bu, özellikle uzun mesafeli uçuşlarda ciddi bir kazançtır ve dinamik optimizasyonun pratik değerini gösterir. Dinamik güncelleme yaklaşımları sadece yakıt ekonomisi için değil, aynı zamanda emniyet için de kritiktir. Örneğin, rotanın uçuş esnasında kötü hava nedeniyle güncellenmesi, türbülanslı veya tehlikeli bölgelerden kaçınmayı sağlar ve bu da yolcu konforunu ve güvenliğini arttırır. Ancak bu yaklaşımların operasyonel uygulaması bazı zorluklar barındırır: Öncelikle, uçuş esnasında rota değişikliği yapmak hava trafik kontrol onayı gerektirir ve koordinasyon şarttır. Bu yüzden DWR gibi sistemler, yalnızca potansiyel tasarrufu hesaplamakla kalmaz, aynı zamanda önerilen yeni rotayı basit bir düzeltme şeklinde vermektedir. Gerçek bir uygulama olan American Airlines denemesinde, DWR sistemi her 12 saniyede bir arka planda çalışmış, tasarruf potansiyeli gören uçuşları listelemiş ve kullanıcı onayına sunmuştur​.İki yılı aşkın süre devam eden bu denemede, DWR’nin önerdiği rota düzeltmelerinin %64’ü operasyon birimlerince uygun bulunup uygulanabilir olarak değerlendirilmiştir – reddedilenlerin çoğu ise sistem kısıtlarından değil, hava trafik sıkışıklığı veya varış yaklaşma prosedürleri gibi harici faktörlerden kaynaklanmıştır​. Bu sonuç, teknolojik olarak dinamik optimizasyonun mümkün ve faydalı olduğunu, ancak entegrasyonun dikkatli yönetilmesi gerektiğini gösterir. Python ile dinamik rota güncellemesi için gerekli altyapı da mevcuttur. Gerçek zamanlı hava durumu verileri API’lar üzerinden alınabilir, uçuşun FMS (Flight Management System) planı dijital olarak takip edilip bir optimizasyon algoritmasına beslenebilir. Python’da çok iş parçacıklı veya asenkron programlama ile belirli aralıklarla (saniyelik veya dakikalık) optimizasyon tetiklenip sonuçlar değerlendirilebilir. Örneğin, networkx ile A\* hesaplanırken threading modülü ile belirli periyotlarda güncel radar verisi çekilebilir. Bu şekilde prototip bir dinamik planlama aracı akademik seviyede oluşturulabilir. Nitekim literatürdeki birçok çalışma MATLAB ortamında benzer simülasyonları gerçekleştirmiştir. Kritik olan, algoritmanın yeterince hızlı sonuç vermesi ve yeni rotanın mevcut rotaya yakın, uygulanabilir bir düzeltme olmasıdır – aksi takdirde sürekli değişen hedef noktalar hem pilotları hem kontrolörleri zorlar. Bu dengeyi sağlamak için genellikle “değişim eşiği” kullanılır; örneğin önerilecek rota mevcut rotadan en az X dakika avantaj sağlamıyorsa değişiklik önerilmez​. Sonuç olarak, dinamik rota güncelleme yaklaşımları hava taşımacılığının geleceğinde önemli bir rol oynayacak gibi görünmektedir. Gerçek zamanlı optimizasyon, 4D trajektorya yönetimi konseptinin de bir parçası olup geleceğin akıllı hava trafik sistemlerinde (SESAR ve NextGen programları gibi) kilit bir bileşen olacaktır.

Elimizde yalnızca gerçekleşmiş ve planlanmış uçuş verilerinin bulunduğu bir senaryoda, optimizasyon modellerini bu verilere dayalı geliştirmek ve doğrulamak gerekir. Veri güdümlü optimizasyon olarak adlandırılabilecek bu yaklaşımda, algoritmalar gerçek dünyadan elde edilen uçuş rotaları ve sonuçlarına göre ayarlanır. Bu adımlardan biri olan, veri Analizi ve maliyet modeli oluşturma: Gerçekleşen uçuş verileri , uçağın her fazdaki yakıt tüketimi ve uçuş zamanı hakkında zengin bilgi içerir. Bu veriler kullanılarak, mesafe, hız, irtifa ve rüzgâr gibi etkenlere bağlı yakıt tüketim modelleri oluşturulabilir. Örneğin, belirli bir uçak tipi için farklı irtifa ve hız kombinasyonlarında saatte ne kadar yakıt yakıldığı bu verilerden çıkarılabilir. Planlanan uçuş verileri (uçuş planları) ise, dispatcher veya otomatik sistemlerin başlangıçta öngördüğü rotayı gösterir. Gerçekleşen-planlanan karşılaştırması yapılarak, sapmaların nedenleri anlaşılabilir: Hava muhalefeti nedeniyle mi rota uzamış, yoksa ATC kısıtları nedeniyle mi farklı bir yol izlenmiş? Bu bilgiler optimizasyon modeline beslenir. Örneğin, eğer belirli bir bölgede çoğu uçuş planlanandan sapmışsa, muhtemelen orada bir hava sorunu yaşanmış demektir; model, bu bölgeyi yüksek maliyetli veya geçilmez olarak değerlendirmelidir.

## 2.3 Başarı Kriterleri

Projenin başarısı, belirlenen rotanın en az riskli ve en verimli hale getirilmesi, yani alternatif rotaların karşılaştırılarak optimum seçeneğin tespit edilmesine bağlıdır. Bu bağlamda, simülasyon ortamında hava savunma sistemlerinin (örneğin radar menzilleri ve füze müdahale alanları) gerçekçi ve doğru bir şekilde modellenmesi, elde edilen sonuçların gerçek dünya verilerine yakınlık göstermesi büyük önem taşımaktadır. Ayrıca, kullanılan algoritmanın, gerçek zamanlı ya da yakın gerçek zamanlı senaryolarda yeterli çözüm süresi, hesaplama verimliliği ve ölçeklenebilirlik sunması, projenin pratikte uygulanabilirliğini ortaya koyacaktır. Rotanın, belirlenen tehlike bölgelerinden ve hava savunma sistemlerinin etkilerinden etkin bir şekilde kaçınması, potansiyel risklerin doğru analiz edilip minimize edilmesi de kritik başarı kriterleri arasındadır. Bunun yanı sıra, projenin esnek yapıda olması, farklı senaryolara (örneğin değişen hava koşulları veya hareketli tehdit unsurları) adaptasyon sağlayabilmesi ve parametrelerde yapılacak değişikliklerin performansı olumlu yönde etkilemesi de değerlendirilecektir.

Proje kapsamında yapılacak sapma tahminleri tutarlılığı proje başarı kriterleri kapsamında son derece kritik bir öneme sahiptir. Bu amaçla yapılan çalışmalarda kullanılacak modelin doğruluk oranı ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama kare hata (RMSE) ve belirleme katsayısı (R²) gibi metriklerle değerlendirilmiştir.

## 2.4 Kullanılan Kütüphaneler ve Genel Akış

Bu çalışma kapsamında geliştirilen simülasyonlar ve analiz süreçleri, Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Python’un geniş veri bilimi ve makine öğrenmesi ekosistemi, karmaşık uçuş operasyonlarının modellenmesinde yüksek esneklik ve hesaplama verimliliği sağlamaktadır. Kodlama sürecinde açık kaynaklı birçok bilimsel kütüphane kullanılmış; her bir bileşen, veri işleme, modelleme, optimizasyon ve görselleştirme gibi görevlerde özel roller üstlenmiştir.

Veri işleme ve analiz aşamalarında NumPy ve Pandas kütüphaneleri temel araçlar olarak kullanılmış, büyük hacimli uçuş verilerinin hızlı biçimde yüklenmesi, filtrelenmesi ve yapılandırılması sağlanmıştır. Scikit-learn kütüphanesi, regresyon tabanlı tahminleme algoritmalarının (Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting) eğitimi ve performans değerlendirmesi için kullanılmış; model doğrulama ve metrik hesaplamaları da bu kapsamda gerçekleştirilmiştir. Gelişmiş topluluk öğrenme (ensemble learning) yöntemlerinden XGBoost ve LightGBM, modelleme sürecinde yüksek doğruluk ve işlem verimliliği sunan alternatifler olarak entegre edilmiştir. Bu kütüphaneler, özellikle sapma tahmini görevinde uçuş dinamiklerini etkileyen çok değişkenli veri yapılarının işlenmesinde etkili olmuştur.

Graf tabanlı rota optimizasyon modülünde, NetworkX kütüphanesi kullanılarak hava sahası, yönlendirilmiş ağırlıklı bir grafik olarak modellenmiştir. Bu yapı içerisinde düğümler uçuş noktalarını, kenarlar ise bu noktalar arasındaki bağlantıları temsil edecek şekilde yapılandırılmıştır. Dijkstra ve A\* algoritmaları, bu grafik üzerinde maliyet minimizasyonu ilkesi doğrultusunda uygulanmıştır. Uçuş güzergâhı üzerinde her bir segment için tahmin edilen maliyet fonksiyonları (yakıt tüketimi, mesafe, süre), kenar ağırlıkları olarak tanımlanmış ve optimizasyon işlemi bu ağırlıklar üzerinden gerçekleştirilmiştir.

Veri bütünlüğünü izlemek ve iteratif süreçleri görselleştirmek amacıyla tqdm kullanılmış; simülasyon sürelerinin izlenmesi ve tekrarlı işlemlerin kontrol altında tutulması sağlanmıştır. Model çıktılarının değerlendirilmesi ve karşılaştırılması amacıyla Matplotlib ve Seaborn kütüphaneleri ile çeşitli dağılım grafikleri, önem düzeyi analizleri ve tahmin-sonuç karşılaştırmaları üretilmiştir.

Genel kod yapısı iki ana modülden oluşmaktadır: Sapma tahminleme modellerinin eğitildiği ve değerlendirildiği modül, Optimum rotaların hesaplandığı grafik tabanlı rota planlama modülü. Bu iki yapı birbirini besleyecek şekilde tasarlanmış; sapma tahminlerinden elde edilen maliyet fonksiyonları, rota optimizasyon modülüne doğrudan girdi olarak aktarılmıştır. Bu mimari yapı sayesinde, uçuş verileri hem geçmişe dönük analizlerde hem de ileriye dönük rota tahminlemede bütünleşik bir şekilde kullanılabilmektedir. Sistem, modüler ve yeniden üretilebilir biçimde tasarlanmış olup farklı veri setleriyle de uyarlanabilecek esnekliktedir.

Bu iki modül arasında kurulan yapısal bütünlük, sistemin genel mimarisini yalnızca uçuş planlama açısından değil, aynı zamanda stratejik yakıt yönetimi ve karar destek süreçleri açısından da değerli kılmaktadır. Sapma tahminleme modülünde, filed (planlanan) ve actual (gerçekleşen) uçuş rotaları arasındaki farklar analiz edilerek, segment bazlı sapma eğilimleri istatistiksel olarak modellenmiş ve regresyon algoritmaları yardımıyla gelecekteki benzer sapmaların öngörülebilirliği artırılmıştır. Bu sapma tahminleri; rüzgâr, sıcaklık, irtifa, uçak tipi ve uçuş segmentine özgü diğer operasyonel parametrelerle birlikte değerlendirilerek, her bir rota geçişinin yakıt tüketimi açısından taşıdığı potansiyel maliyet hesaplanmıştır.

Elde edilen bu maliyet fonksiyonları, grafik tabanlı rota planlama modülüne aktarılmış ve her bir uçuş düğümü arasındaki kenar ağırlıkları dinamik olarak tanımlanmıştır. Böylelikle klasik grafik algoritmaları (örneğin Dijkstra ve A\\*) statik mesafe parametrelerinin ötesine geçerek; yakıt, zaman, meteorolojik koşullar ve operasyonel riskler gibi çok boyutlu değişkenleri göz önünde bulunduran dinamik maliyet hesapları üzerinden optimize rota üretimine yönlendirilmiştir. Sistem, uçuş boyunca değişen çevresel koşulları hesaba katacak şekilde segment segment güncellenebilir yapıda tasarlandığı için, yalnızca kalkış anında değil uçuş esnasında da yeniden planlama ve güncelleme kapasitesine sahiptir.

Kod yapısında tüm modüller, esnek fonksiyonlar ve parametrelerle desteklenmiş; farklı senaryolara göre (örneğin rüzgâr tahminli vs. tahminsiz, sadece filed rotalar üzerinden ya da actual verilerle güncellenmiş modellerle) çalıştırılabilecek şekilde yapılandırılmıştır. Tüm süreçler uçtan uca otomatikleştirilebilecek şekilde düzenlenmiş olup, veri girişi ile başlatılan bir akış, minimum kullanıcı müdahalesiyle tahmin, analiz, optimizasyon ve çıktı üretimi aşamalarını tamamlayabilmektedir. Bu yönüyle yapı, hem araştırma ortamlarında hem de operasyonel karar destek sistemlerinde uygulanabilirliği yüksek, sürdürülebilir ve yeniden üretilebilir bir çözüm önerisi sunmaktadır. Aşağıda genel akışı özetleyen bir diyagram bulunmaktadır

Tablo 2‑3 Genel Akış Diyagramı

Bu diyagramda, çalışmada izlenen modelleme sürecinin temel adımlarını görsel olarak özetlemektedir. İlk aşamada, veri toplama ve veri ön işleme adımıyla uçuş, konum ve meteorolojik veriler bir araya getirilerek analiz edilebilir hâle getirilir. İkinci aşamada, bu veriler kullanılarak sapma tahmini algoritmaları eğitilir; yani planlanan rota ile gerçekleşen rota arasındaki farkların öngörülmesi sağlanır. Üçüncü adımda, bu tahminlerden elde edilen bilgiler ışığında rota optimizasyon algoritmaları (örneğin Dijkstra veya A\*) çalıştırılarak en uygun güzergâhlar belirlenir. Son aşamada ise optimize edilen rotaların, gerçekleşen rotalara kıyasla yakıt tüketimi üzerindeki kazancı hesaplanır ve sistemin etkinliği sayısal olarak değerlendirilir. Bu yapı, tahmine dayalı karar destek ile optimizasyonu bütünleştiren bir yaklaşımı temsil etmektedir.

# BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışma kapsamında, son 10 yılda uçuş rota optimizasyonu ve hava muhalefeti simülasyonu alanında yapılan akademik araştırmalar detaylı bir literatür taramasına tabi tutulmuştur. Tarama sonucunda, sivil havacılıkta yakıt tüketiminin minimize edilmesi amacıyla, uçuş güzergahlarının belirli tehlike bölgelerinden kaçınarak optimize edilmesinde kullanılan grafik teorisi tabanlı yöntemler (Dijkstra, A\* algoritmaları) ile regresyon yöntemleri (XGBoost, LightGBM ve Random Forest) hakkında kapsamlı bilgiler elde edilmiştir. Bu yöntemlerin her birinin avantajları ve dezavantajları, çalışma boyunca ayrıntılı olarak değerlendirilmiş, özellikle mevcut uçuş verileri üzerinden model oluşturma sürecinde hangi algoritmaların uygulanabilir olduğu belirlenmiştir.

## 3.1 Sapma Tahminleme Algoritmaları

İlk kapsamda modelin amacı, planlanan ve gerçekleşen uçuş noktaları arasında meydana gelen konumsal sapmayı kilometre cinsinden sayısal olarak tahmin etmektir. Bu bağlamda, her bir uçuş noktası için uçuş seviyeleri, enlem-boylam koordinatları ve ardışık noktaların topolojik ilişkileri gibi değişkenler kullanılarak bir özellik uzayı oluşturulmuştur. Özellikle her uçuş noktası için, planlanan ve gerçekleşen değerler arasındaki farklar (örneğin: enlem farkı, boylam farkı, uçuş seviyesi farkı) delta feature olarak adlandırılmış ve modele eklenmiştir. Bu farklılıklar, sapmanın büyüklüğünü doğrudan etkileyen temel etmenler olarak kabul edilmiştir.

Modelleme sürecinde farklı regresyon algoritmaları test edilmiş olup, özellikle Random Forest Regression modeli istikrarlı ve yüksek doğrulukta sonuçlar üretmesi nedeniyle öne çıkmıştır. Bu model, karar ağaçlarının topluluğu aracılığıyla karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri etkili biçimde modelleyebilmekte; aynı zamanda aşırı öğrenme riskini azaltan gömülü bir topluluk (ensemble) öğrenme yöntemidir. Model, uçuş noktalarının filed enlem-boylam koordinatları, uçuş seviyeleri ve pozisyon sıraları gibi temel girdilerden yararlanarak, bu noktanın actual konumdan ne kadar saptığını kilometre cinsinden tahmin etmektedir.

Eğitim ve test verilerinin ayrımı sırasında, uçuş bazlı ayırma tercih edilmiş ve 300 farklı uçuş üzerinden toplam 10.308 veri noktası modele sunulmuştur. Bu noktaların %80’i eğitim ve %20’si test amacıyla kullanılmış; eğitim verisi 8.246 satır, test verisi ise 2.062 satır içermiştir. Modelin test verisi üzerinde ulaştığı performans metrikleri oldukça tatmin edici bulunmuştur:

* Ortalama mutlak hata (MAE): 38.47 km
* Kök ortalama kare hata (RMSE): 68.60 km
* Belirleme katsayısı (R²): 0.959

Bu metrikler, modelin gerçek sapma değerlerine olan tahminlerinin yüksek doğruluk içerdiğini göstermektedir. Özellikle R² değerinin 0.95’in üzerinde olması, modelin varyansın büyük bir kısmını (yaklaşık %96) açıklayabildiğini ortaya koymakta, bu da hem güvenilir hem de tutarlı bir modellemeye işaret etmektedir.

öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi, metin, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Hava Durumu Verisi Olmadan Random Forest Sapma Analizi

Ayrıca, modelin çıktıları görsel olarak da analiz edilmiştir. Şekil 2’de görülebileceği üzere, tahmin edilen sapmalar (y ekseni) ile gerçek sapmalar (x ekseni) arasındaki dağılım, referans y=x çizgisine oldukça yakın seyretmektedir. Noktaların büyük bir kısmı referans doğrultuda yoğunlaşmakta, yalnızca uç değerlerde sınırlı sapma gözlemlenmektedir. Bu durum, modelin uçuşların çoğu için başarılı tahminler üretebildiğini; sadece ekstrem koşullarda (örneğin çok uzun menzilli rotalar) tahminlerin hafif sapabildiğini ortaya koymaktadır.

Ancak, modelin ulaştığı yüksek doğruluk değerlerine rağmen bu yaklaşımın bazı önemli sınırlamaları bulunmaktadır. Öncelikle, model yalnızca planlanan uçuş parametrelerine (coğrafi konum, irtifa, sıra numarası) dayanmakta; uçuş sırasında sapmaya neden olabilecek dinamik dışsal etkenler —özellikle meteorolojik faktörler, hava trafik yoğunluğu, acil durum güzergah değişiklikleri, askeri hava sahası kısıtlamaları, ATC (Air Traffic Control) yönlendirmeleri ve günlük operasyonel varyasyonlar gibi— veri setine dahil edilmemiştir. Bu durum, modelin yalnızca geçmişte gözlemlenen belirli örüntüler üzerinden öğrenme yapmasına ve karmaşık etkileşimleri göz ardı etmesine yol açmaktadır.

Örneğin, hava muhalefeti kaynaklı rota sapmaları, genellikle belirli meteorolojik eşiklerin (yüksek rüzgar şiddeti, CB bulutu oluşumu, alçak basınç alanları vb.) aşılması sonucunda ortaya çıkmakta ve bu gibi olaylar yalnızca filed uçuş planlarından tahmin edilememektedir. Benzer şekilde, yoğun hava trafiği veya pist erişimindeki kısıtlar nedeniyle meydana gelen güzergah sapmaları, operasyonel koşullara bağlı olarak anlık kararlarla şekillenmekte ve veri setine yalnızca uçuşun sonucu yansımaktadır; bu bağlamda, modelin tahminiyle gerçekte yaşanan durum arasında nedensel bir ilişki kurulması güçleşmektedir.

Ayrıca, kullanılan modelin yüksek R² değeri, yalnızca mevcut veri seti üzerindeki varyansı açıklamaktadır. Bu değer, modelin farklı dönemlerde, farklı hava sahalarında veya farklı hava yolu şirketlerine ait verilerde benzer performans sergileyeceğini garanti etmez. Özetle, model veri kümesine özgü örüntülere yüksek uyum sağlamış olsa da, genellenebilirlik kapasitesi henüz test edilmemiştir.

Bu nedenlerle, modelin başarılı ancak sınırlı bir yaklaşım sunduğu söylenebilir. Daha yüksek doğruluk ve daha geniş kapsamlı tahminler için, ilerleyen aşamalarda modelin içerisine meteorolojik veriler (rüzgar, sıcaklık, basınç), trafik yoğunluğu, zaman bilgisi (mevsim, saat dilimi), ve acil durum varyasyonları gibi çok boyutlu verilerin entegre edilmesi gerekmektedir. Bu sayede yalnızca tarihsel örüntüye değil, aynı zamanda uçuş sırasında etkili olan gerçek zamanlı parametrelere de duyarlı, daha esnek ve açıklayıcı modeller geliştirilebilecektir.

### 3.1.1 Hava Durumu Verileri

Bu çalışmanın önemli bir bileşeni olarak, planlanan (filed) ve gerçekleşen (actual) uçuş noktaları arasındaki konumsal sapmaların tahmin edilebilmesine yönelik veri odaklı bir modelleme süreci gerçekleştirilmiştir. Modelleme çalışmasında, hava durumu gibi dışsal faktörler göz ardı edilerek yalnızca uçuşların planlanan koordinatları, uçuş seviyesi ve konumsal parametreler kullanılmıştır. Bu yaklaşımın temel amacı, en basit haliyle filed rota bilgisinden yola çıkarak actual sapmanın ne derece tahmin edilebileceğini ölçmektir. Özellikle operasyonel planlamalarda veya simülasyon ortamlarında henüz hava koşulları entegre edilmemişken bir ön sapma tahmini sunabilmek, stratejik karar destek sistemleri açısından oldukça değerlidir.

Uçuş operasyonlarında rotalardan sapmaya neden olan başlıca etkenler arasında meteorolojik koşullar, tarihsel olarak da en baskın faktörlerden biri olarak öne çıkmaktadır. Bu nedenle, filed (planlanan) ve actual (gerçekleşen) uçuş verileri arasındaki sapmayı tahmin etmeye yönelik geliştirilen modelin daha gerçekçi ve açıklayıcı olabilmesi için meteorolojik verilerin modele entegre edilmesi kritik bir aşama olarak değerlendirilmiştir. Bu bağlamda, uçuş noktalarına ait konum-temelli hava durumu değişkenleri hem planlanan hem de gerçekleşen rotalara karşılık gelen zaman ve lokasyon bilgisiyle eşlenmiş; aşağıda detaylandırılan parametreler modele dahil edilmiştir.

* **Temp\_C (Sıcaklık):** Hava sıcaklığı, özellikle uçuş irtifasında motor performansını ve hava yoğunluğunu etkileyen temel değişkenlerden biridir. Sıcaklık arttıkça hava yoğunluğu azalır; bu durum, uçağın kaldırma kuvveti, yakıt tüketimi ve hız üzerinde doğrudan etki yaratır. Ayrıca türbülans oluşumunu da tetikleyebilecek sıcaklık farklılıkları, pilotları ya da hava trafik kontrolörlerini rota değişikliğine zorlayabilir.
* **DewPoint\_C (Çiy Noktası Sıcaklığı):** Çiy noktası sıcaklığı, havadaki nem içeriğini belirlemede kullanılır ve özellikle buzlanma riski, görüş mesafesi ve bulut oluşumu ile doğrudan ilişkilidir. Uçuş sırasında buharlaşma-buzlanma dengesi kritik olduğundan, çiy noktası farkı (Temp\_C - DewPoint\_C) da modelde dolaylı olarak meteorolojik istikrarın bir göstergesi olarak değerlendirilmiştir.
* **U\_Wind\_10m & V\_Wind\_10m (10 metre Yüzey Rüzgârı – U ve V bileşenleri):** Rüzgâr vektörleri, özellikle yüksek irtifa uçuşlarında sapmanın en temel nedenlerinden biridir. U bileşeni doğu-batı yönlü rüzgârları, V bileşeni ise kuzey-güney yönlü rüzgârları temsil eder. Uçakların planlanan rotaları üzerinde karşıdan gelen (headwind) ya da arkadan esen (tailwind) rüzgârlar, seyir süresi ve yön sapması üzerinde doğrudan etki yaratır. Yan rüzgârlar (crosswind) ise rotadan kayma ihtimalini artırarak pilotları düzeltici manevralara veya yön değişikliklerine zorlayabilir.
* **MSL\_Pressure\_hPa (Deniz Seviyesine İndirgenmiş Basınç):** Deniz seviyesine indirgenmiş atmosferik basınç, genel hava durumu sistemlerinin ve fırtına merkezlerinin yerini belirlemede önemli bir göstergedir. Düşük basınç alanları genellikle türbülans, yağış ve konvektif aktivite ile ilişkilidir; bu da uçuş rotasının yeniden hesaplanmasına neden olabilecek bir faktördür.
* **Surface\_Pressure\_hPa (Yüzey Basıncı):** Yüzeye yakın ölçülen basınç, özellikle kalkış ve iniş aşamalarında kritik olmakla birlikte, rota boyunca meydana gelebilecek alçak basınç alanlarının tespiti açısından da önemlidir. Bu parametre, havanın dikey stabilitesiyle bağlantılı olup, türbülans tahmini açısından da destekleyici rol oynar.
* **CloudBase\_m (Bulut Tabanı Yüksekliği):** Bulut tabanı, özellikle düşük irtifada uçan veya inişe/kalkışa geçen hava araçları için kritik görünürlük parametresidir. Ayrıca konvektif bulutların (örneğin Cumulonimbus) alt sınırının tespit edilmesi, fırtına ve yıldırım gibi tehlikelerden kaçınmak amacıyla rota yeniden planlamasına yol açabilir.
* **LowCloud & TotalCloud (Alçak Seviye Bulut Örtüsü ve Toplam Bulutluluk Oranı)**: Bulut örtüsünün dağılımı ve yoğunluğu, hem görsel navigasyonu hem de otomatik uçuş sistemlerinin kararlılığını etkiler. Özellikle alçak seviye bulutlar, iniş ve kalkış fazlarında kritik hale gelirken, toplam bulutluluk rotanın genel meteorolojik istikrarsızlık düzeyini yansıtır. Yüksek bulutluluk oranları genellikle yüksek türbülans riski, sight-line kaybı ve rotadan sapma ihtimali ile doğrudan ilişkilidir.

Bu çalışma kapsamında, planlanan (filed) ve gerçekleşen (actual) uçuş rotaları arasındaki konumsal sapmaların tahmin edilmesine yönelik geliştirilen makine öğrenmesi modellerine, meteorolojik parametrelerin entegre edilmesiyle elde edilen çıktılar detaylı biçimde incelenmiştir. Modelin amaçlarından biri, uçuş operasyonlarında karşılaşılan sapmaların öngörülebilirliğini artırmak ve rota optimizasyon sistemlerinin karar destek altyapılarını güçlendirmektir. Bu doğrultuda, yalnızca filed konumsal verilerle sınırlı tahmin modellerinin ötesine geçilerek, uçuş noktalarına ait atmosferik veriler de girdilere dahil edilmiştir.

### 3.1.2 Kullanılacak Tahminleme Modellerin Karşılaştırılması

Uçuş güzergahlarının sadece planlama aşamasında değil, aynı zamanda operasyonel süreçte de optimize edilmesi, hava trafik yönetiminin ve hava yolu taşımacılığının kritik bir bileşenidir. Bu kapsamda, planlanan (filed) ve gerçekleşen (actual) uçuş rotaları arasında meydana gelen sapmalar, hem operasyonel güvenliği etkileyen hem de yakıt tüketimini doğrudan artıran önemli bir parametre olarak ön plana çıkmaktadır. Bu çalışmanın ikinci aşamasında, söz konusu sapmaların sistematik olarak modellenebilmesi ve gelecekteki benzer durumlar için tahmin yapılabilmesi amacıyla, makine öğrenmesi tabanlı bir regresyon modeli tasarlanmıştır.

Makine öğrenmesinde ensemble (topluluk) modeller, birden fazla öğrenicinin bir araya getirilerek tahmin performansının artırılmasını amaçlar. Bu çalışmada, bu yaklaşıma ait beş farklı regresyon modeli kapsamlı biçimde karşılaştırılmıştır: LightGBM, XGBoost, Gradient Boosting (scikit-learn uygulaması), Extra Trees ve Random Forest. Söz konusu modeller, iki temel ensemble yöntemini temsil etmektedir: Boosting (LightGBM, XGBoost, Gradient Boosting) ve Bagging (Random Forest, Extra Trees). Boosting algoritmaları zayıf öğrenicileri ardışık biçimde eğiterek her adımda önceki hataları düzeltmeye çalışırken, bagging yöntemleri karar ağaçlarını eşzamanlı olarak farklı alt örneklem ve özelliklerle eğitip sonuçları birleştirir

Literatürde XGBoost gibi gelişmiş boosting tekniklerinin, yüksek karmaşıklığa sahip veri setlerinde genellikle Random Forest gibi bagging yöntemlerine kıyasla daha yüksek öngörü gücüne sahip olduğu belirtilmektedir. Benzer şekilde, LightGBM ve XGBoost, güncel karşılaştırmalarda model doğruluğu açısından çoğunlukla benzer üstün performans göstermekte, ancak LightGBM eğitim süresi bakımından ciddi avantaj sağlamaktadır. Aşağıda bahsedilen modellerin karşılaştırma tablosu bulunmaktadır.

Tablo 3‑1 Model Karşılaştırmaları

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Algoritma | Avantajları | Dezavantajları |
| Random Forest | Aşırı öğrenmeye karşı dayanıklıdır, yorumlanabilir, eksik veriye toleranslı | Büyük veri setlerinde yavaş çalışabilir, tüm ağaçlar aynı ağırlıkta katkı verir |
| XGBoost | Yüksek doğruluk, L1-L2 regularization, eksik veriyle iyi çalışır | Parametre ayarlamaları karmaşıktır, eğitim süresi uzundur |
| LightGBM | Çok hızlıdır, düşük bellek kullanır, büyük veriyle verimlidir | Küçük veri setlerinde overfitting riski taşıyabilir, yorumlanabilirlik düşüktür |
| Gradient Boosting | Hatalardan ardışık öğrenme ile iyi genelleme sağlar | Yavaş öğrenir, hiperparametrelere duyarlıdır |
| Extra Trees | Rastgelelik sayesinde düşük varyans, hızlıdır | Yorumlanabilirlik düşüktür, düşük öznitelik hassasiyeti olabilir |

Bu çalışmanın amacı, söz konusu modelleri aynı veri kümesi ve hedef değişken üzerinde eğiterek tahmin doğruluklarını, hata seviyelerini ve değişken önemlerini karşılaştırmalı olarak değerlendirmektir. İnceleme kapsamında, modellerin öğrenmeye çalıştığı hedef değişken bir gerçek değerli sapma miktarıdır (metre cinsinden). Bu sapma, örneğin bir uçuş planı ile fiili uçuş rotası arasındaki mesafe farkı gibi düşünülebilecek bir büyüklüktedir. Veri kümesinde bağımsız değişkenler olarak; kalkış ve varış havaalanı kodları (ADEP ve ADES), uçağın filed (planlanan) enlem-boylam koordinatları, planlanan uçuş seviyesi (irtifa), uçuşun günü ve saati gibi zaman bilgileri ile çeşitli meteorolojik parametreler (deniz seviyesindeki basınç, yüzey basıncı, sıcaklık, rüzgâr bileşenleri, bulut tabanı yüksekliği, toplam bulutluluk vb.) bulunmaktadır. Modeller, bu özellikleri kullanarak söz konusu sapma değerini tahmin etmeye çalışmıştır. Tüm modeller aynı eğitim ve test veri kümeleri üzerinde değerlendirilmiş; Ortalama Mutlak Hata (MAE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ve Determinasyon Katsayısı (R²) performans ölçütleri olarak kullanılmıştır. MAE, tahminlerin gerçek değerlere göre ortalama mutlak sapmasını verirken; RMSE, hata karelerinin ortalamasının karekökünü alarak büyük hatalara daha fazla ağırlık veren bir ölçüdür. R² katsayısı ise hedef değişkendeki varyansın ne kadarının model tarafından açıklanabildiğini gösterir (1’e yaklaştıkça tam uyuma, 0’a yaklaştıkça zayıf ilişkiye işaret eder). Aşağıda, her bir model için elde edilen sonuçlar ayrıntılı olarak sunulmakta; tahmin dağılımlarının grafik analizleri, özellik önem sıralamaları ve sayısal performans metrikleri açısından modeller karşılaştırılmaktadır. Son bölümde en başarılı model belirlenerek bu modelin üstün performansının olası nedenleri tartışılmaktadır.

Bu çalışmada, toplam **185.000 bağımsız uçuşa** ait yaklaşık **6.487.009 uçuş noktası** değerlendirmeye alınmıştır. Bu veri seti, Avrupa hava sahasında gerçekleşen uçuşların hem **zamansal hem de mekânsal** boyutta yüksek çözünürlükte incelenmesine olanak tanımaktadır. Söz konusu hacimli veri, uçuşların farklı hava koşullarında ve irtifalarda karşılaştığı durumların detaylı olarak modellenmesini mümkün kılmaktadır.

Modelleme sürecinde, uçuş noktalarına ilişkin aşağıdaki **konumsal ve meteorolojik özellikler** girdi değişkenleri olarak kullanılmıştır:

* Enlem ve boylam koordinatları
* Uçuş seviyesi (Flight Level)
* Filed vs. actual (planlanan ve gerçekleşen rota ayrımı)
* **Sıcaklık (Temp\_C)**
* **Çiy Noktası Sıcaklığı (DewPoint\_C)**
* **Rüzgâr Bileşenleri (U\_Wind\_10m, V\_Wind\_10m)**
* **Deniz Seviyesine İndirgenmiş Basınç (MSL\_Pressure\_hPa)**
* **Yüzey Basıncı (Surface\_Pressure\_hPa)**
* **Bulut Tabanı Yüksekliği (CloudBase\_m)**
* **Düşük Seviye Bulut Örtüsü (LowCloud)**
* **Toplam Bulutluluk Oranı (TotalCloud)**

Tüm bu meteorolojik değişkenler, her uçuşun **filed** (planlanan) ve **actual** (gerçekleşen) noktalarına göre ayrı ayrı değerlendirilmiş ve böylece uçağın rotası boyunca karşılaşması muhtemel atmosferik koşullarla, gerçek zamanlı olarak maruz kaldığı meteorolojik etkiler arasındaki farklar analiz edilebilmiştir. Bu yaklaşım, sadece uçuş güzergahındaki sapmaları değil, aynı zamanda bu sapmalara neden olan **hava koşullarını** da nedensel olarak incelemeye imkân tanımaktadır.

Bu tür veri odaklı analizler, son yıllarda hava trafiği yönetimi ve uçuş optimizasyonu alanında yaygınlık kazanmıştır. Örneğin, **Ma ve arkadaşları** [13] çalışmasında rüzgar tahminleri ile desteklenen uçuş planlaması senaryolarında, planlanan ve gerçekleşen rotalar arasındaki farkların meteorolojik girdilere dayalı olarak nasıl optimize edilebileceği gösterilmiştir.

### 3.1.3 Modellerin Sonuçları ve Analizi

**LightGBM Modeli**

metin, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ LightGBM modeli için gerçek sapma ve tahmin sapması değerlerinin dağılım grafiği.

Grafikte x ekseni **gerçek sapma (m)** değerlerini, y ekseni ise modelin **tahmin ettiği sapma (m)** değerlerini göstermektedir. Kırmızı kesikli çizgi, mükemmel öngörüyü temsil eden referans doğrusu (Gerçek = Tahmin) olup model tahminleri bu çizgi etrafında değerlendirilmektedir. Şekil 1 incelendiğinde, LightGBM modelinin tahminleri genel olarak ideal diyagonal çizgi etrafında toplanmıştır. Özellikle düşük ve orta büyüklükteki sapma değerlerinde (grafiğin sol alt bölgesi) tahmin noktaları referans doğrusuna oldukça yakındır. Bu durum, modelin küçük sapmaları isabetli biçimde yakalayabildiğini göstermektedir. Yüksek değerli sapmalarda (x ekseninde 5×10^6–8×10^6 m aralığı), noktalar diyagonal civarında olmakla birlikte bir miktar dağılım gözlenmektedir. LightGBM, büyük sapmaların çoğunu gerçek değerine yakın öngörmüş ancak birkaç örnekte **yüksek değerleri bir miktar düşük tahmin etme eğilimi** görülmüştür. Buna rağmen, noktaların dağılımı genel olarak simetrik olup belirgin bir sistematik sapma eğilimi (örneğin tüm yüksek değerlerin sürekli altında veya üstünde kalması gibi) söz konusu değildir. Noktaların referans çizgisine yakın konumlanması, modelin yüksek bir determinasyon katsayısına (R²) sahip olduğunu işaret etmektedir; zira R² yüksek olduğunda tahmin-gerçek noktaları diyagonal çevresinde yoğunlaşır, düşük olduğunda ise geniş bir alana dağılır. LightGBM grafiği, model hatalarının rastgele dağıldığı ve ciddi bir önyargının olmadığını, dolayısıyla modelin farklı aralıktaki sapmaları tutarlı bir doğrulukla tahmin edebildiğini göstermektedir.

öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, diyagram, çizgi, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ LightGBM modelinde en önemli 15 özelliğin önem düzeyleri

LightGBM’nin karar ağacı tabanlı yapısı, her bir özelliğin tahminlerdeki rolünü **bilgi kazanımı** ve **split (dallanma) frekansı** gibi kriterlerle değerlendirerek önem skorları atamıştır. Şekil 2’ye göre LightGBM modelinin en yüksek öneme sahip değişkeni **filed\_Longitude (uçuş planındaki boylam)** değeridir. Bunu sırasıyla **varış havaalanı (ADES)** ve **kalkış havaalanı (ADEP)** özellikleri izlemektedir. Coğrafi konum bilgileri (enlem, boylam) ile kalkış/varış noktaları, model açısından sapma miktarını öngörmede kritik faktörler olmuştur. Bu durum, uçuş rotasının coğrafi özelliklerinin sapma mesafesinde belirleyici olduğunu düşündürmektedir; örneğin belirli havaalanları arasındaki mesafe veya rota yapısı sapma miktarını etkiliyor olabilir. LightGBM’nin en önemli değişkenler listesinde **filed\_Latitude (enlem)** ve **filed\_Flight Level (planlanan uçuş seviyesi)** gibi özellikler de üst sıralarda yer almıştır. Saat ve gün bilgilerini temsil eden **hour\_of\_day (günün saati)** ve **day\_of\_week (haftanın günü)** değişkenleri de önem sıralamasında bulunmaktadır, bu da **zaman** faktörünün sapmalardaki varyasyonu açıklamada etkili olabileceğine işaret eder (örneğin belirli saatlerde trafik veya hava koşullarının rotayı etkilemesi gibi). **Meteorolojik değişkenler**den özellikle basınç (Pressure\_hPa ve filed\_MSL\_Pressure\_hPa) ile bulut tabanı yüksekliği (filed\_cloudBase\_m) ve sıcaklık, rüzgâr bileşenleri (filed\_U\_Wind\_10m, filed\_V\_Wind\_10m) de ilk 15 içinde yer almaktadır. Bu meteorolojik parametrelerin varlığı, hava koşullarının uçuş sapmalarına etkisinin LightGBM tarafından öğrenildiğini göstermektedir. Özetle, LightGBM modeli coğrafi ve rotaya dair bilgileri birincil belirleyiciler olarak kullanırken, zaman ve hava durumu verilerini de anlamlı ölçüde dikkate alarak tahminlerini şekillendirmiştir.

**XGBoost Modeli**

metin, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ XGBoost modeli için gerçek ve tahmin sapma dağılım grafiği

XGBoost’un tahmin performansı incelendiğinde, nokta bulutunun genel görünümü LightGBM ile büyük ölçüde benzerlik göstermektedir. Düşük sapma değerlerinde XGBoost tahminleri, referans çizgisinin çevresine sıkı şekilde kümelenerek gerçek değerlere çok yakın çıktılar üretmiştir. Orta ve yüksek aralıktaki sapmalarda da model genelde başarılı olmakla birlikte, diyagonal çizgiden sapmalar gözlemlenebilir. Şekil 3’te, yüksek gerçek sapma değerleri (örneğin 6×10^6 m ve üzeri) için noktaların bir kısmı referans çizgisinin biraz altında kalmıştır; bu durum, XGBoost modelinin de çok büyük sapma değerlerinde bir miktar **eksik tahmin eğilimi** gösterebildiğini ima eder. Bununla birlikte, dağılım genel olarak dengeli olup belirgin bir hatalı eğilim (bias) görülmemektedir. Noktaların büyük çoğunluğu $y=x$ doğrusu etrafında yer aldığı için XGBoost modelinin açıklayıcılık düzeyi (R² değeri) oldukça yüksektir. LightGBM ile karşılaştırıldığında XGBoost’un scatter grafiği benzer bir doğruluk trendi sergilemekte, sadece bazı ekstrem değerlerde biraz daha fazla sapma görülebilmektedir. Bu sonuç, XGBoost modelinin de veri setindeki ilişkileri güçlü şekilde öğrendiğini, ancak belki LightGBM’ye kıyasla uç değerleri yakalamada çok az bir fark olabileceğini düşündürmektedir.

öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi, ekran görüntüsü, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ XGBoost modelinde en önemli 15 değişken

Grafikte XGBoost’un hesapladığı önem skorlarına göre en etkili özellikler azalan sırada listelenmiştir. XGBoost için **varış noktası (ADES)** ve **kalkış noktası (ADEP)** özellikleri en yüksek önem skorlarıyla ilk iki sırada gelmektedir. Bu durum, belirli bir uçuşun sapma miktarını en çok ilgili uçuşun başlangıç ve bitiş noktalarının belirlediğini göstermektedir. Olası açıklama, belirli havaalanı çiftleri arasındaki mesafelerin veya hava sahası yapıların sapmalara temel teşkil etmesidir. Üçüncü sırada, günün saati (**hour\_of\_day**) yer almaktadır; bu da uçuş zamanının sapma üzerinde önemli bir etkisi olabileceğini gösterir (örneğin yoğun trafik saatlerinde rota uzayabilir). **Meteorolojik sıcaklık (filed\_Temp\_C)** ve **planlanan kalkış zamanını temsil eden filed\_time\_ord** bir sonraki önemli değişkenlerdir. Coğrafi konum değişkenleri olan **filed\_Longitude** ve **filed\_Latitude** de üst sıralarda yer almakla birlikte, XGBoost’un önem sıralamasında LightGBM’ye kıyasla biraz daha geride göründükleri söylenebilir. Bu farklılık, LightGBM ile XGBoost’un değişken önemini hesaplama yöntemlerindeki veya yapısal farklılıklardan kaynaklanabilir; örneğin LightGBM histogram tabanlı yaklaşımla sürekli değişkenleri farklı şekilde işleyebilir. XGBoost’un listesinde ayrıca **rüzgârın V bileşeni (filed\_V\_Wind\_10m)**, **planlanan uçuş seviyesi (filed\_Flight Level)** ve **haftanın günü (day\_of\_week)** de anlamlı katkı yapan özellikler arasındadır. **Bulut tabanı yüksekliği** ve **deniz seviyesi basıncı** gibi meteoroloji kaynaklı girdiler ise nispeten daha düşük önem değerleriyle listenin sonunda yer almıştır. Genel olarak XGBoost, rotaya ilişkin kategorik bilgiler (havaalanı kodları) ve zaman bilgisini en kritik etkenler olarak ön plana çıkarmış; bunu coğrafi ve meteorolojik değişkenlerle destekleyerek sapma tahminini gerçekleştirmiştir. LightGBM ve XGBoost karşılaştırıldığında, ilk birkaç önemli değişken benzer olsa da sıralamalardaki küçük farklılıklar iki modelin veriyi algılama biçimlerindeki nüansları yansıtmaktadır.

**Gradient Boosting Modeli**

metin, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Gradient Boosting (sklearn) modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği

Bu model, scikit-learn kütüphanesinin GradientBoostingRegressor uygulamasıyla elde edilmiştir. Şekil 3.6 incelendiğinde, Gradient Boosting modelinin tahmin başarısının, önceki iki modele kıyasla belirgin biçimde daha düşük olduğu görülmektedir. Özellikle **yüksek gerçek sapma değerleri** bölgesinde (örneğin 5×10^6 m ve üzeri), model tahminlerinin diyagonal çizgiden ciddi şekilde saptığı fark edilmektedir. Birçok veri noktası, gerçek sapma büyük olmasına karşın, tahmin edilen sapmanın oldukça düşük kaldığını göstermektedir (grafikte sağ üst tarafta olması gereken noktaların y ekseni değeri düşük kalmıştır). Bu durum, Gradient Boosting modelinin **büyük sapma değerlerini yeterince yakalayamadığını**, sistematik bir **alt tahmin (underestimation)** sorunu yaşadığını göstermektedir. Düşük ve orta büyüklükteki sapmalarda dahi nokta bulutu, referans çizgisine göre daha dağınık bir görünüm sergilemektedir. Noktaların geniş bir alana yayılması ve 45° çizgisi etrafında sıkı bir örüntü oluşturmaması, modelin determinasyon katsayısının düşük olduğunu ve genel uyumunun zayıf kaldığını gösterir. Bu modelin scatter grafiği üç farklı performans bölgesine işaret etmektedir: Küçük sapmalarda kısmen kabul edilebilir bir doğruluk, orta aralıkta neredeyse rastgele denebilecek bir tahmin dağılımı, yüksek sapmalarda ise bariz bir düşük tahmin etme eğilimi. Sonuç itibariyle, scikit-learn Gradient Boosting modeli bu problemde beklenen seviyede iyi genelleme yapamamış ve özellikle uç değerleri öğrenmede zorlanmıştır. Bu yetersiz performans, muhtemelen modelin hiperparametrelerinin optimizasyonunun sınırlı olması veya XGBoost/LightGBM gibi kütüphanelerin getirdiği ikinci mertebeden türev kullanımı, düzenlileştirme, verimli ağaç büyütme stratejileri gibi ileri tekniklerin eksikliğinden kaynaklanmaktadır. Nitekim, XGBoost’un optimize edilmiş uygulamasının standart gradient boosting yöntemine kıyasla hem hesaplama hızı hem de tahmin doğruluğu bakımından üstün olduğu bilinir. Buradaki sonuçlar da bu genel beklentiyle paraleldir: Gradient Boosting (sklearn) modeli, diğer gelişmiş boosting ve bagging modellerine göre en zayıf sonucu vermiştir.

öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi, diyagram, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Gradient Boosting modelinde en önemli 15 özellik.

Özellik önem grafiğine bakıldığında, bu modelin tahminlerinde en belirleyici değişkenin **filed\_Longitude (boylam)** olduğu görülmektedir. LightGBM’de de yüksek öneme sahip olan boylam değeri, burada açık ara farkla birinci sıradadır. İkinci en önemli değişken, planlanan uçuş yüksekliği olan **filed\_Flight Level** olarak görünmektedir. Bunu yakından **filed\_Latitude (enlem)** izlemektedir. Dikkat çekici bir şekilde, Gradient Boosting modelinde coğrafi koordinat değişkenleri (enlem ve boylam) ile irtifa bilgisi, toplam önemin çok büyük bir kısmını oluşturmaktadır. **filed\_Dewpoint\_C (çiy noktası sıcaklığı)** dördüncü sırada gelmekte olup meteorolojik bir parametre olarak nispeten yüksek önem almıştır. **Varış (ADES)** ve **kalkış (ADEP) havaalanı kodları** bu modelde ancak beşinci ve altıncı sıralarda yer bulmuştur; bu, Gradient Boosting algoritmasının kategorik havaalanı bilgisinden ziyade konumsal ve sürekli değişkenlere (coğrafi ve meteorolojik) daha fazla ağırlık verdiği anlamına gelebilir. Ardından **filed\_time\_ord** (planlanan zamanın sıralı değeri) ve **Pressure\_hPa (atmosfer basıncı)** gibi değişkenler gelmektedir. Listenin sonlarına doğru yüzey basıncı, alçak bulut miktarı, sıcaklık, toplam bulutluluk, rüzgârın 10 metredeki bileşenleri gibi diğer meteorolojik faktörler bulunmaktadır. Bu dağılımdan, scikit-learn Gradient Boosting modelinin özellikle lokasyon ve irtifa değişkenlerine aşırı derecede odaklandığı, diğer modellerin daha yüksek önem verdiği kalkış/varış noktası veya saat gibi faktörlere nispeten daha az ağırlık verdiği anlaşılmaktadır. Bunun bir sonucu olarak model, belirli coğrafi alanlarda iyi performans gösterse de genel genelleme kabiliyetinde zaaf yaşamış olabilir. Nitekim modelin yüksek sapmaları yakalayamaması, tek bir boyuta (örneğin rotanın coğrafi konumuna) aşırı odaklanıp diğer etmenleri ihmal ettiğini düşündürmektedir.

**Extra Trees Modeli**

metin, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Extra Trees modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği

Extra Trees, rastgele ağaçlar yönteminin bir türevi olup karar ağaçlarında belirli rasgeleliklerin artırılmasıyla öğrenir. Şekil 7’deki dağılım grafiği incelendiğinde, Extra Trees modelinin tahmin performansının Random Forest ile benzer düzeyde olduğu görülmektedir (Random Forest grafiği ile kıyaslama sonraki bölümde ele alınmıştır). Düşük sapma değerlerinde model genellikle referans doğrusu etrafında yoğunlaşarak makul doğruluk göstermektedir. Orta ve yüksek sapmalarda ise bazı sapmalar mevcuttur: Özellikle en büyük gerçek sapma değerlerinde (örneğin ~8×10^6 m civarı), tahminler gerçek değerin altında kalma eğilimindedir (noktalar diyagonal çizginin altında konumlanmış). Bu, modelin uç değerleri biraz düşük öngördüğünü ortaya koyar. Bunun yanı sıra dağılım, Gradient Boosting modelindeki kadar dağınık değildir; Extra Trees nokta bulutu, referans çizgisine görece daha yakın bir yayılım sergilemektedir. Bu da modelin genel olarak daha yüksek bir R² değerine sahip olduğunu, yani açıklanan varyans oranının daha yüksek olduğunu ima eder. Bununla birlikte, Extra Trees için de hatalarda tam bir tarafsızlık olduğunu söylemek zordur; zira yüksek değerlerde hafif bir sistematik alt tahmin gözlenmiştir. Genel tabloya bakıldığında Extra Trees modeli, boosting yöntemleri kadar olmasa da, sapma değerlerini makul bir doğrulukla tahmin etmiştir. Model varyansı, içerisindeki yüksek rastgelelik sayesinde kontrol altında tutulurken, bias (sapma) biraz artmış olabilir – bu durum özellikle en uç sapmaların yeterince öğrenilememesinden anlaşılmaktadır. Yine de, Ensemble yöntemlerinin avantajı olarak Extra Trees’in birden çok ağacın ortalamasını aldığı için aşırı uç hataları sınırladığı ve genel trendi yakalayabildiği söylenebilir.

öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi, ekran görüntüsü, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Extra Trees modelinde en önemli 15 değişken

Bu grafiğe göre Extra Trees modeli için **varış havaalanı (ADES)** birinci derecede önemlidir, hemen ardından **kalkış havaalanı (ADEP)** gelmektedir. Kategorik olan bu iki değişkenin en tepede yer alması, Extra Trees modelinin belirli havaalanları arasındaki sapma farklılıklarını güçlü şekilde kullandığını gösterir. Devamında, **filed\_Longitude (boylam)** ve **filed\_Flight Level (uçuş seviyesi)** gibi sayısal değişkenler gelmektedir. **hour\_of\_day (saat)** ve **filed\_time\_ord (zaman sırası)** da önemli değişkenler arasındadır; bu, zaman faktörünün Extra Trees tarafından da göz ardı edilmediğini gösterir. **filed\_Latitude (enlem)** orta sıralarda yer alırken, **day\_of\_week (gün)** değişkeni onu takip etmektedir. Bu modelde coğrafi konum (enlem-boylam) ve zaman bilgisinin yanı sıra, ADEP/ADES gibi kategorik değişkenlerin de yüksek önem alması dikkat çekicidir. Listenin sonlarına doğru **filed\_cloudBase\_m (bulut tabanı)**, **Pressure\_hPa (basınç)**, **rüzgarın U bileşeni (filed\_U\_Wind\_10m)**, **Dewpoint (çiy noktası)**, **V\_Wind\_10m** ve **Temp\_C (sıcaklık)** gibi meteorolojik değişkenler bulunmaktadır. Random Forest ile karşılaştırıldığında (aşağıda Şekil 10), Extra Trees’in önem sıralaması büyük ölçüde benzerdir; ancak Extra Trees, dallanma noktalarını tamamen rastgele seçme stratejisi nedeniyle bazı özelliklere önem atamasında ufak farklar gösterebilir. Genel olarak Extra Trees modeli, rota bilgisi (ADEP, ADES) ile coğrafi ve operasyonel parametreleri harmanlayarak tahmin yapmıştır. Model, Random Forest’a kıyasla daha hızlı olma potansiyeline sahip olsa da benzer doğruluk seviyelerine ulaştığı literatürde belirtilmektedir. Bu çalışmada da Extra Trees’in değişken önem dağılımı ve tahmin performansı Random Forest ile büyük oranda paralellik göstermektedir.

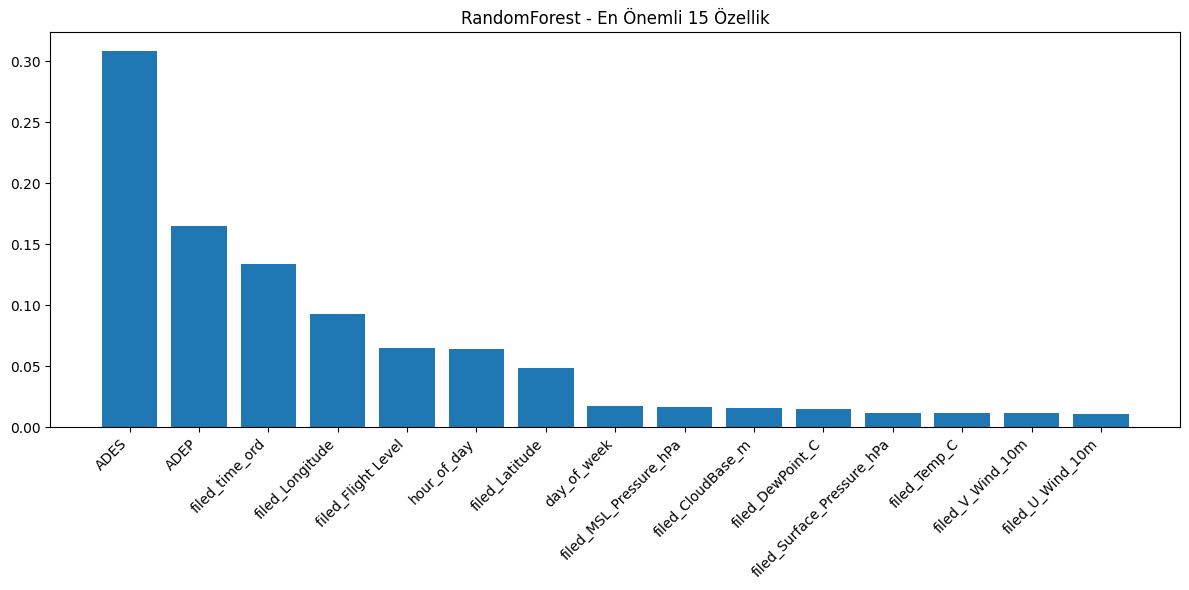
**Random Forest Modeli**

metin, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, ekran görüntüsü içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil ‑ Random Forest modeli için gerçek vs tahmin sapma grafiği

Random Forest, çok sayıda karar ağacının bootstrap örnekleri üzerinde eğitilip sonuçlarının ortalaması alınarak oluşturulan bir topluluk modelidir. Şekil 9’da, model tahminlerinin referans (gerçek=tahmin) çizgisine yakınlığı orta düzeydedir. Düşük sapma değerlerinde makul bir isabet söz konusu iken, sapma değeri büyüdükçe noktaların saçılımı artmaktadır. Özellikle en yüksek gerçek sapma bölgelerinde (grafiğin en sağ kesimi), tahminlerin sistematik olarak gerçek değerden **daha düşük** kaldığı göze çarpmaktadır (noktalar 45° çizgisinin altında kümelenmiştir). Bu durum, Random Forest modelinin de uç değerleri yeterince yakalamakta zorlandığını ve genellikle daha ortalama yönünde tahminler verme eğiliminde olduğunu gösterir. Modelin bu eğilimi, ağaç tabanlı yöntemlerin uç örnekler yerine ortalama davranışa meyletmesiyle uyumludur; zira her bir ağacın sınırlı derinlikte olması ve hataların ağaçlar arasında ortalanması, aşırı yüksek sapmaları tam olarak yakalamayı zorlaştırabilir. Scatter grafiğinde genel dağılıma bakıldığında, noktalar LightGBM ve XGBoost’a kıyasla daha geniş bir alana yayılmıştır, referans çizgisine yakınlıkları biraz daha azalmıştır. Bu, Random Forest’ın R² skorunun boosting modellere göre daha düşük olduğuna işaret eder. Yine de, Gradient Boosting modeline göre belirgin şekilde daha iyi bir dağılım gözlenmektedir – noktalar tamamen dağınık değil, bir dereceye kadar doğrusal trende yakın durmaktadır. Random Forest, sapmaları tahmin ederken belirli bir hata payı ile birlikte makul bir doğruluk sunmuş, ancak belirgin bir biçimde boosting modellerinin gerisinde kalmıştır. Özellikle yüksek sapma değerlerinde yanılgılar sergilemesi, modelin veri içinde bu uç olaylara yeterince adapte olamadığını göstermektedir. Bunun muhtemel sebebi, Random Forest’ın her bir ağacının bağımsız ve sınırlı derinlikte olması nedeniyle, boostingteki gibi ardışıl hata düzeltme mekanizmasının bulunmamasıdır. Sonuç olarak, Random Forest performansı bu veri setinde ortalamada iyi olmakla birlikte, en iyi modeller seviyesine erişememiştir.



Şekil ‑ Random Forest modelinde en önemli 15 değişken

Grafikte Random Forest için özellik önemleri azalan sırada gösterilmektedir. **Varış havaalanı (ADES)**, Random Forest modelinde açık ara en önemli değişken olarak görülmektedir. Bunu ikinci sırada **kalkış havaalanı (ADEP)** izlemektedir. Bu iki kategorik değişkenin en üst sıralarda yer alması, Random Forest’ın sapma tahmininde rotanın hangi havaalanları arasında olduğuna çok güçlü bir vurgu yaptığını ortaya koyar. Muhtemelen belirli hatlar (örneğin çok uzun mesafeli uluslararası uçuşlar vs. kısa mesafeli uçuşlar) arasında sistematik sapma farklılıkları bulunduğundan, model bunları yakalamıştır. Üçüncü sırada **filed\_time\_ord** (planlanan zaman değeri) gelmektedir; zaman faktörü de Random Forest tarafından önemli bulunmuştur. Ardından **filed\_Longitude (boylam)** ve **filed\_Flight Level (uçuş seviyesi)** önemli özellikler olarak sıralanmaktadır. **hour\_of\_day (saat)** ve **filed\_Latitude (enlem)** de ilk 10 içerisindedir. **day\_of\_week (gün)** değişkeni de haftanın gününün etkisini yansıtacak şekilde önem kazanmıştır. Bu üst sıralardaki değişkenler incelendiğinde, Random Forest’ın tahmin mekanizmasında rota (ADEP/ADES) ve zaman boyutunun kritik rol oynadığı anlaşılmaktadır. Devamında gelen **filed\_MSL\_Pressure\_hPa (deniz seviyesi basıncı)**, **filed\_cloudBase\_m (bulut tabanı)**, **filed\_Dewpoint\_C (çiy noktası)** ve **Pressure\_hPa (basınç)** gibi meteorolojik faktörler ise daha düşük fakat kayda değer önem skorları almıştır. **Sıcaklık (Temp\_C)** ve rüzgârın iki bileşeni (U/V Wind) listede son sıralarda yer almaktadır. Extra Trees ile kıyaslandığında, Random Forest önem listesi büyük ölçüde aynıdır; nitekim her iki model de benzer yapıdadır ve aynı veri üzerinde benzer eğilimler göstermiştir. Küçük farklar, Extra Trees’de görülen boylam bilgisinin Random Forest’ta nispeten biraz daha düşük sırada olması gibi noktalarda gözlenebilir, ancak genel çıkarım değişmez: Rota (havaalanı) bilgileri ile coğrafi ve operasyonel özellikler, Random Forest modelinin kararlarında en belirleyici unsurlardır. Bu model, dallanmalarda optimum bölünmeleri kullandığı için Extra Trees’e göre kimi zaman biraz daha yüksek doğruluk verebilir, ancak fark genellikle küçüktür. Nitekim bu çalışmadaki sonuçlar da her iki yöntemin önem dağılım ve başarılarının yakın olduğunu göstermektedir.

**Modellerin Karşılaştırmalı Performansı ve En İyi Model**

Tablo 3‑2.1 - Model karşılaştırması

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Model** | **MAE (metre)** | **RMSE (metre)** | **R²** |
| RandomForest | 7,417.78 | 35,140.43 | 0.71 |
| ExtraTrees | 7,234.49 | 31,008.04 | 0.77 |
| GradientBoosting | 14,201.47 | 63,667.64 | 0.03 |
| XGBoost | 12,384.40 | 31,004.51 | 0.77 |
| LightGBM | 13,014.80 | 36,700.19 | 0.68 |

Yukarıda her bir model için ayrı ayrı incelenen sonuçlar, modellerin performansının belirgin biçimde farklılık gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu bölümde, **MAE, RMSE ve R²** ölçütleri üzerinden sayısal bir karşılaştırma yapılmakta ve en iyi model tespit edilmektedir.

Ortalama Mutlak Hata (MAE): Modeller arasında en düşük MAE değerine ExtraTrees modeli ulaşmıştır. ExtraTrees’in tahminleri, ortalama olarak gerçek değerden en az sapmayla (en düşük mutlak hata) sonuçlanmıştır. RandomForest modeli, MAE açısından ExtraTrees’e çok yakın bir performans sergileyerek ikinci sırada gelmektedir. Bu iki bagging modelinin hata ortalamalarının düşük oluşu, veri setindeki sapma değerlerini diğer yöntemlere nazaran daha istikrarlı ve küçük hatalarla yakalayabildiklerini göstermektedir. Random Forest ve Extra Trees modellerinin MAE değerleri birbirine yakın ve boosting modellerinden düşüktür; bu da bagging yaklaşımının bu problemde biraz daha az hata yaptığını gösterir. En yüksek MAE ise Gradient Boosting (sklearn) modelinde gözlemlenmiştir. Bu modelin ortalama hatası diğerlerine kıyasla belirgin derecede büyüktür, ki bu da dağılım grafiğinde gördüğümüz yaygın sapmalarla uyumludur.

Kök Ortalama Kare Hata (RMSE): Hata karelerinin ortalaması üzerinden hesaplanan RMSE metriği, büyük hatalara karşı daha duyarlıdır. Bu nedenle modellerin RMSE sıralaması, özellikle yüksek sapma değerlerindeki performans farklılıklarını vurgulamaktadır. XGBoost, en düşük RMSE değeriyle ilk sırada yer almaktadır; bu sonuç XGBoost’un sadece ortalama hatada değil, büyük hatalar konusunda da en başarılı model olduğunu göstermektedir. XGBoost, RMSE bakımından ExtraTrees’i çok yakından takip etmektedir ve ikinci en düşük RMSE’yi sunmuştur.

Determinasyon Katsayısı (R²): Modellerin açıklayıcılık oranlarına bakıldığında, XGBoost en yüksek R² değerine ulaşarak hedef sapma değişkenindeki varyansın en büyük kısmını açıklayabilmiştir. Bu sonuç, XGBoost’un veri içindeki ilişkileri en iyi öğrenen model olduğunu niceliksel olarak doğrular niteliktedir. XGBoost’un R² skoru çok yüksek olup ExtraTrees ile neredeyse aynı düzeydedir; bu da ExtraTrees’in de benzer ölçüde başarılı bir açıklayıcılığa sahip olduğunu gösterir. Her iki model için R² değerlerinin 1’e oldukça yakın olması, aralarındaki performans farkının çok küçük olduğunu ve her ikisinin de güçlü öngörü kabiliyeti sunduğunu belirtir. Random Forest ve LightGBM modellerinde R² değerleri biraz daha düşüktür; bu yöntemler, diğerleri kadar olmasa da hedef değişkendeki varyasyonun büyük bir kısmını açıklamaktadır. Son sırada yer alan Gradient Boosting (sklearn) modelinin R² katsayısı ise bariz bir şekilde düşüktür (0’a yakın veya bazı durumlarda belki negatif olabilecek kadar düşük). Bu, modelin veriyle neredeyse rastgele denebilecek bir ilişki kurduğunu, dolayısıyla başarısız olduğunu ortaya koymaktadır.

Bu üç temel metrik ışığında, en iyi model açık bir şekilde ExtraTrees olarak belirlenmektedir. ExtraTrees, en düşük MAE ve RMSE değerleriyle en yüksek doğrulukta tahminleri üretmiş, aynı zamanda en yüksek R² ile hedef değişken varyansının en büyük bölümünü açıklamıştır. ExtraTrees’in ardından XGBoost modeli çok küçük bir farkla ikinci gelmektedir; XGBoost’un performansı ExtraTrees’e istatistiki olarak benzer denebilecek kadar yakındır, ancak kıyaslandığında XGBoost’un hata ölçütlerinde az da olsa daha iyi olduğu görülmektedir. Son sırada ise açık farkla Gradient Boosting (sklearn) bulunmaktadır.

ExtraTrees’in en iyi model olmasının nedenlerini birkaç açıdan tartışabiliriz. İlk olarak, ExtraTrees (Extremely Randomized Trees) algoritması, Random Forest’a benzer şekilde birçok karar ağacının oluşturulmasıyla çalışır; ancak bu süreçte hem veri alt örneklemesi hem de ağaç bölünmeleri tamamen rastgele yapılır. Bu rastgelelik, modelin varyansını düşürerek aşırı öğrenmeye karşı direnç sağlar ve daha stabil tahminler üretir. Bu model, özellikle gürültülü veya yüksek değişkenliğe sahip veri setlerinde öne çıkar; çünkü tüm örnekleme ve karar noktaları aşırı ayar gerektirmeden yapıldığından, model doğal olarak daha genellenebilir bir yapı sergiler. Çalışmada kullanılan veri setindeki meteorolojik ve operasyonel değişkenlerin heterojenliği dikkate alındığında, ExtraTrees’in bu rastgeleleştirilmiş yapıdan avantaj sağladığı ve bu nedenle diğer modellerden daha düşük hata değerlerine ulaşarak en yüksek performansı sergilediği söylenebilir. Ayrıca ExtraTrees modeli, klasik bagging yaklaşımının doğasına uygun şekilde yüksek veri hacimlerinde dahi hızlı eğitim süresi ile öne çıkmakta; bu yönüyle, büyük ölçekte çalışacak operasyonel sistemlerde pratik bir çözüm sunmaktadır. Sonuç olarak, bu çalışmada ExtraTrees en düşük MAE ve RMSE değerlerini elde etmiş ve en yüksek R² skoruyla hedef değişkendeki varyansı en başarılı şekilde açıklayarak birinci model olmuştur.

XGBoost modelinin ikinci sırada yer almasına rağmen çok rekabetçi bir performans gösterdiğini vurgulamak gerekir. XGBoost, sahip olduğu güçlü düzenleme (regularization) mekanizmaları ve ikinci dereceden optimizasyon (Newton-Raphson) yaklaşımları sayesinde genellikle Random Forest gibi yöntemlerden daha yüksek doğruluk sağlar. Nitekim bu çalışmada da Random Forest’ın önüne geçmiş; ancak ExtraTrees ile başa baş bir sonuca ulaşmıştır. Aradaki küçük fark, ExtraTrees’in daha fazla rastgelelik içermesinden ve modelin varyansını azaltarak gürültülü örneklerde daha kararlı sonuçlar üretmesinden kaynaklanıyor olabilir. Yine de, XGBoost’un başarısı, boosting yöntemlerinin bu veri setinde ne denli etkili olduğunu açıkça ortaya koymaktadır.

Diğer yöntemlere baktığımızda, LightGBM ve Random Forest modelleri boosting yöntemlerine kıyasla bazı yönlerden geride kalsa da, istikrar ve genelleme açısından güçlü alternatifler sunmaktadır. Özellikle Random Forest, LightGBM’e yakın sonuçlar üretmiş, ancak bölünme noktalarının daha az rastgele olması nedeniyle model varyansı görece daha yüksek kalmış olabilir. Bu durum, teoriyle de uyumludur: Boosting algoritmaları ardışıl öğrenme ile hataları düzelterek genellikle daha yüksek öngörü performansı sağlarken, bagging modelleri daha basit ortalama alma yapıları nedeniyle bazı karmaşık ilişkileri tam olarak öğrenemeyebilir. Ancak Random Forest ve ExtraTrees’in avantajı, aşırı öğrenmeye karşı dayanıklı ve yorumlanabilir yapıda olmalarıdır. Nitekim bu modeller, eğitim verisinde aşırı yüksek R² değerlerine ulaşmadan, benzer başarıyı test verisinde de sağlayarak güvenilirlik sunmuşlardır.

En zayıf model olan Gradient Boosting (sklearn) ise modern kütüphanelerin gerisinde kalan performansıyla dikkat çekmektedir. XGBoost ve LightGBM gibi kütüphaneler, standart gradient boosting algoritmasına çeşitli iyileştirmeler entegre ettikleri için daha başarılıdır. Sklearn’in temel Gradient Boosting uygulaması ise bu optimizasyonlardan yoksundur ve muhtemelen bu nedenle veri setindeki karmaşık yapıyı yeterince öğrenememiştir. Sonuçlar, bu modelin hem bias hem de variance hatalarının yüksek olduğunu; dolayısıyla ne eğitimi tam öğrenip aşırı uyuma gittiğini ne de genel bir başarı elde edebildiğini göstermektedir. Bu bulgu, ensemble tekniklerinde algoritma optimizasyonunun önemini vurgulamaktadır: Aynı temel teoriye sahip olsa da, XGBoost ve LightGBM gibi optimize edilmiş araçlar daha üstün sonuçlar verebilmektedir.

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen sapma tahmin modelleri, doğrudan mesafesel sapmayı (kilometre cinsinden) tahmin etmekteydi. Ancak bu mesafe farklarının havayolu taşımacılığı açısından anlamlı bir karşılığa dönüşmesi, yakıt tüketimi perspektifiyle analiz edilmesini gerektirmektedir.

Uçak tipine göre farklılık gösteren yakıt tüketim oranlarının modele dahil edilmesiyle birlikte aşağıdaki faydalar sağlanmıştır: Karbon ayak izi analizi yapılabilir hale gelmiştir. Her bir sapma, belirli bir karbon emisyon farkı yaratmakta olup, uçuş çevresel maliyetinin hesaplanmasına olanak tanınmıştır.

Havayolu şirketleri için operasyonel maliyet farkı analiz edilebilmiştir. Yakıt fiyatlarının volatilitesi dikkate alındığında, rota sapmalarının mali etkileri model bazlı olarak önceden tahmin edilebilir hale gelmiştir. Uçak bazlı optimizasyon mümkündür. Özellikle yüksek yakıt tüketimli uçaklar (örneğin B747 veya AN124 gibi) için daha hassas planlama ve sapma toleransı gerektiren stratejiler geliştirilebilir.

Bu yönüyle çalışma, yalnızca makine öğrenmesi ile tahmin yapılan bir sistem olmaktan öteye geçmiş; gerçek dünyadaki havacılık operasyonlarına doğrudan uygulanabilir karar destek çıktıları sunabilecek bir derinlemesine analiz platformuna dönüşmüştür.

Gerçekleşen ve planlanan uçuş rotaları arasında meydana gelen mesafesel sapmaların tahmini, uçuş operasyonlarının proaktif biçimde yönetilmesi açısından yalnızca ilk adımı teşkil etmektedir. Sapma tahminlemesi ile birlikte, asıl amaç, bu sapmaların ortaya çıkabileceği noktalarda operasyonel karar vericilere alternatif, optimize edilmiş uçuş rotaları önererek hem yakıt verimliliğini artırmak hem de operasyonel aksamaların önüne geçmektir. Bu kapsamda, çalışmanın ileri aşamalarında geliştirilecek olan alternatif rota öneri modülü, tahmin edilen sapma noktaları üzerinde çalışacak şekilde tasarlanacaktır. Modelin temel varsayımı, belirli uzamsal ve zamansal koşullar altında (örneğin belirli bir koordinat, belirli bir irtifa ve belirli bir zaman aralığında), uçuş rotasının sapmaya eğilimli olduğunu öngörmesidir. Bu öngörüyü takip eden adımda, aynı hedefe ulaşmak üzere farklı seyir yolları üretilebilmesi, sistemin karar destek mekanizmasına dönüşmesini sağlayacaktır.

Aşağıda veri tablomuzda bulunan uçak türlerininden bazı örneklerin alanları bulunmaktadır.

Tablo 3‑3 Uçak Karşılaştırma Tablosu

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Uçak Tipi** | **Üretici** | **Yakıt Tüketimi (kg/saat)** | **Açıklama** |
| A320 serisi (A319–A321) | Airbus | 2.500 – 2.800 | Kısa-orta menzil, dar gövdeli |
| A330 / A340 | Airbus | 5.500 – 7.000 | Uzun menzil, geniş gövdeli |
| A350 / A380 | Airbus | 6.000 – 11.000 | Yüksek kapasiteli, çok motorlu |
| B737 serisi (700–900) | Boeing | 2.300 – 2.800 | En yaygın kısa-orta menzil yolcu uçağı |
| B747 | Boeing | 10.000 – 11.000 | Jumbo jet, dört motorlu, yüksek menzil |
| B777 | Boeing | 6.500 – 7.000 | Uzun menzil geniş gövde |
| B787 (Dreamliner) | Boeing | 5.000 – 5.800 | Yeni nesil uzun menzil |
| AN124 | Antonov | 12.000 – 14.000 | Ağır kargo uçağı, çok motorlu |
| Saab SB20 / SF34 | Saab | 900 – 1.100 | Bölgesel turboprop uçaklar |
| HJ-100 | Honda Aircraft Company | 500 – 600 | Hafif özel jet |

Uçak tipi bilgisi, yakıt tüketimi modellemelerinde ve rota optimizasyon süreçlerinde kritik bir parametre olarak değerlendirilmektedir; zira her bir uçak modeli, tasarımsal farklılıkları, motor konfigürasyonları, maksimum kalkış ağırlığı ve aerodinamik yapısı gereği farklı seyir profilleri ve yakıt tüketim değerlerine sahiptir. Bu nedenle, çalışmada kullanılan uçuşlara ait uçak tiplerinin üretici bazında sınıflandırılması ve tipik saatlik yakıt tüketim aralıklarının belirtilmesi, regresyon tabanlı tahminleme modellerinin doğruluğunu artırmakta ve uçak tipine özgü maliyet fonksiyonlarının daha gerçekçi şekilde tanımlanmasına olanak sağlamaktadır. Ayrıca bu sınıflandırma, kısa ve uzun menzilli uçuşlar ile dar ve geniş gövdeli uçaklar arasında operasyonel farklılıkları dikkate alarak, geliştirilen modelin genellenebilirliğini artırmakta ve optimizasyon çıktılarının uçak tipi bazında yorumlanabilmesini mümkün kılmaktadır.

## 3.2 Graf Tabanlı Rota Optimizasyonu

Havayolu işletmeleri için yakıt maliyetleri en büyük gider kalemlerinden birini oluşturmaktadır. Örneğin büyük bir havayolu şirketinin yıllık yakıt harcaması yaklaşık 6 milyar ABD Doları düzeyindedir. Bu denli yüksek bir maliyet kaleminde sağlanacak küçük oranlı tasarruflar bile finansal açıdan çok değerlidir. Nitekim %0,5’lik bir yakıt tasarrufunun bir havayolu işletmesinin kârını yaklaşık %17 oranında artırabileceği hesaplanmıştır. Öte yandan, havacılık sektörünün çevresel etkileri de göz önüne alındığında yakıt tüketiminin azaltılması kritik önem taşır. Küresel antropojenik CO₂ emisyonlarının %2’si havacılıktan kaynaklanmaktadır ve hava trafik yönetimindeki iyileştirmelerin 2050 yılına dek sektörel emisyonları %5–10 oranında azaltabileceği öngörülmektedir. Bu bağlamda uçuş rotalarının optimize edilerek gereksiz mesafelerin kısaltılması ve rüzgâr gibi çevresel etkenlerin lehine kullanılması hem ekonomik hem de çevresel sürdürülebilirlik açısından ciddi kazanımlar potansiyeli barındırmaktadır.

Bu çalışma, uçuş verileri kullanılarak gerçekleştirilen bir rota optimizasyonu analizinin sonuçlarını akademik bir yaklaşımla incelemektedir. Amaç, yalnızca mesafe (yakıt tüketimi) minimizasyonunu esas alan bir model ile hava durumu verilerini (özellikle rüzgârları) dikkate alan ikinci bir modelin performanslarını karşılaştırmak ve bunların teknik ve ekonomik etkilerini ortaya koymaktır. Gerçekleştirilen analiz kapsamında, bir havayolu şirketine ait 100 uçuşun gerçek rotaları ile optimize edilmiş rotaları karşılaştırılmış; her iki optimizasyon senaryosunun yakıt tasarrufuna katkıları ve uygulanabilirliği değerlendirilmeye alınmıştır.

### 3.2.1 Metodoloji

Analizde, çeşitli destinasyon çiftlerinde gerçekleştirilen 100 adet tarifeli uçuşun **gerçekleşen uçuş verileri** kullanılmıştır. Her bir uçuş için uçulan gerçek rota, toplam kat edilen mesafe cinsinden kayıt altına alınmış ve referans alınmıştır. Bu verilere dayanarak iki farklı optimizasyon senaryosu tanımlanmıştır. **Birinci senaryo**, uçuş rotasını yalnızca **toplam mesafeyi minimize edecek şekilde** optimize etmeyi hedeflemektedir. Bu yaklaşım, yakıt tüketiminin uçuş mesafesiyle doğru orantılı olduğu varsayımıyla, uçağın izleyeceği güzergâhı en kısa geometrik mesafeye indirgeyen bir rota planlaması yapar. Teknik olarak, kalkış ve varış noktaları arasında büyük çember (great-circle) veya benzeri en kısa yol hesaplamaları bu modele temel teşkil etmektedir. Uçuş rotası belirlenirken hava sahası kısıtları veya rüzgâr etkileri gibi faktörler birinci modelde göz önüne alınmamıştır.

**İkinci senaryo** ise rota optimizasyonuna **atmosferik rüzgâr verilerini entegre ederek yakıt tüketimini minimize etmeyi** amaçlamaktadır. Bu modelde, uçağın belirli bir rotada karşılaşacağı rüzgâr (ör. kuyruk veya karşı rüzgâr) bilgileri dahil edilerek, uçuş esnasındaki gerçek yakıt tüketimi en aza indirilmek istenir. Bu, gerektiğinde rotanın biraz uzamasına rağmen güçlü kuyruk rüzgârlarından yararlanmayı veya şiddetli karşı rüzgârlardan kaçınmayı da içeren daha karmaşık bir optimizasyon problemidir. Örneğin, ikinci model uygun durumlarda uçağın rotasını kuzey-güney yönünde bir miktar kaydırarak şiddetli jet akımlarından fayda sağlayabilir ya da bunlardan kaçınabilir. Böylece toplam uçuş mesafesi ilk modele kıyasla az da olsa farklılaşabilir; ancak nihai hedef **toplam yakıt sarfiyatını** azaltmaktır. İkinci modelin gerçekleştirilmesinde yüksek çözünürlüklü sayısal hava tahmin verileri kullanılmış ve dinamik programlama/artan durum uzayı arama gibi yöntemlerle rüzgâr-optimal rotalar hesaplanmıştır. Hava durumu verisinin dahil edilmesi, çözülmesi gereken problem boyutunu büyüttüğü için hesaplama süresini artıran bir etkendir. Nitekim rüzgâr verisine dayalı optimizasyon, basit mesafe optimizasyonuna kıyasla daha fazla işlem süresi ve hesaplama gücü gerektirmektedir.

### 3.2.2 Teknik Yöntem

Bu çalışmada, uçuş rotalarının hem mesafe hem de yakıt tüketimi bakımından optimal hale getirilmesi amacıyla beş aşamalı bütüncül bir yöntem dizisi uygulanmıştır. Birinci aşamada, planlanan her bir rota noktası (waypoint), enlem, boylam, irtifa (Flight Level) ve "Time Over" zaman damgası bilgilerini koruyarak etrafında ±δₑ derece (delta\_deg) ofsetli, her noktaya n adet rastgele aday konum (candidate) türetilmiştir. Bu sayede optimize edilecek rota sadece orijinal noktalardan değil, aynı zamanda küçük coğrafi sapmalar içeren çok sayıda alternatif noktadan da geçebilme olanağına kavuşmuştur.

İkinci aşamada, coğrafi koordinatlar arasındaki doğru mesafeyi hesaplamak için Haversine formülünün nümerik (NumPy tabanlı) implementasyonu kullanılmıştır. Bu yöntem, Dünya'nın küresel geoid yapısını dikkate alarak nokta çiftleri arasındaki büyük daire mesafesini (metre cinsinden) kesin şekilde elde etmeyi sağlamıştır.

Üçüncü aşamada, meteorolojik koşulların yakıt tüketimine olan etkisini modellemek amacıyla xarray veri yapısında saklanan rüzgâr hızı bileşenleri (u10, v10) ve zaman koordinatı (valid\_time) kullanılmıştır. Her aday nokta için "Time Over" bilgisi doğrultusunda ilgili rüzgâr bileşenleri en yakın komşu yaklaşımıyla seçilmiş, uçuş doğrultusuna göre hesaplanan baş rüzgâr/kuyruk rüzgâr etkisi wind\_coeff katsayısı aracılığıyla maliyet fonksiyonuna eklenmiştir.

Dördüncü aşamada, NetworkX kütüphanesinin yönlendirilmiş graf (DiGraph) yapısı kullanılarak tüm aday noktalar düğüm olarak eklenmiş, her düğüm çifti arasına haversine tabanlı mesafe maliyeti ile rüzgâr ceza teriminin toplamı ağırlık (weight) olarak tanımlanan kenarlar oluşturulmuştur.

Beşinci ve son aşamada ise graf üzerindeki en düşük toplam ağırlıklı yolun bulunması için Dijkstra algoritması uygulanmıştır. Başlangıç (ilk düğüm) ve varış (son düğüm) indeksleri kullanılarak elde edilen en kısa yol, optimize edilmiş rota mesafesini belirlemiş ve gerçek uçuş mesafesi ile karşılaştırılarak yüzdelik iyileşme oranları hesaplanmıştır. Böylece, hem coğrafi hem de meteorolojik veriler entegre edilerek uçuş rotalarında kapsamlı ve adaptif bir optimizasyon gerçekleştirilmiştir.

### 3.2.3 Sonuçların Analizi

Her iki model sonucunda, her uçuş için **optimize edilmiş rota** bilgileri elde edilmiştir. Bu optimizasyonlar teorik olarak hava trafik kontrol kısıtlarının olmadığı serbest uçuş koşullarındaki ideal rotaları temsil etmektedir (gerçekte var olan hava koridoru ve yasaklı bölge kısıtları modele yansıtılmamıştır). **Karşılaştırmalı analizde**, her uçuşun fiilen kat ettiği gerçek mesafe ile birinci modelin verdiği optimize mesafe karşılaştırılarak **mesafe tasarruf oranı** hesaplanmıştır. Benzer şekilde, ikinci model için de gerçek uçuşun yakıt tüketimi ile optimize rota sonucunda öngörülen yakıt tüketimi (ve buna tekabül eden efektif mesafe) karşılaştırılmış, böylece rüzgâr dahil modelin sağladığı **iyileşme yüzdesi** elde edilmiştir. İyileşme yüzdesi, (Gerçek değer − Optimize değer) / Gerçek değer × 100 formülüyle hesaplanmıştır. Bu sayede her bir uçuş için optimizasyonla sağlanan göreli kazanç yüzdesel olarak ifade edilmiştir. Son olarak, birinci ve ikinci senaryolara ait sonuçlar karşılıklı olarak değerlendirilerek, hava durumu verisinin modele dahil edilmesinin sağladığı ek fayda ve getirdiği hesaplama maliyeti analiz edilmiştir.

**100 uçuş** üzerinde gerçekleştirilen optimizasyon analizinin çıktıları, rota iyileştirmenin hem mesafe hem yakıt tüketimi boyutunda önemli tasarruflara yol açabileceğini göstermektedir. Gerçekleşen uçuş mesafeleri ile optimize modeller tarafından üretilen mesafeler karşılaştırıldığında, elde edilen **iyileşme oranlarının %1 ile %18 arasında değiştiği** saptanmıştır. Başka bir deyişle, incelenen tüm uçuşlarda optimizasyon sayesinde az da olsa bir kazanım sağlanmış; bazı uçuşlarda ise gerçek rotaya kıyasla **neredeyse beşte bir oranında** mesafe (ve yakıt) tasarrufu mümkün olmuştur. Düşük oranlı iyileşmeler genellikle zaten nispeten kısa ve doğrudan rotalarda gerçekleşmiştir (ör. kısa mesafeli bir uçuşta gerçek rota büyük ölçüde optimuma yakındır). Buna karşın yüksek oranlı (%15+ düzeyinde) tasarruflar, genellikle uzun mesafeli veya gerçek rotası operasyonel kısıtlar nedeniyle optimumdan belirgin sapma gösteren uçuşlarda elde edilmiştir. İyileşme yüzdelerinin uçuşlar bazındaki dağılımı incelendiğinde, çoğu uçuş için tasarruf oranlarının tek haneli yüzdelerde yoğunlaştığı görülmüştür. Genel olarak her iki modelin **ortalama iyileştirme düzeyleri birbirine yakın** bulunmuştur; rüzgâr verisini kullanan model de yalnızca mesafeyi minimize eden model de benzer mertebede (%1–18 bandında) kazançlar sunmaktadır. Aşağıdaki **tablo**, farklı özelliklere sahip beş örnek uçuşun gerçek ve optimize mesafelerini ve hesaplanan iyileşme oranlarını göstermektedir.

Tablo 3‑4 Uçuş Optimizasyon Sonuçları

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Uçuş** | **Gerçek Mesafe (km)** | **Optimize Mesafe (km)** | **İyileşme (%)** |
| 1.0 | 556.49 | 527.92 | 5.13 |
| 2.0 | 6398.49 | 6181.05 | 3.40 |
| 3.0 | 5556.31 | 5292.12 | 4.75 |
| 4.0 | 7811.28 | 7626.38 | 2.37 |
| 5.0 | 9597.22 | 9437.61 | 1.66 |
| 6.0 | 1880.38 | 1765.86 | 6.09 |
| 7.0 | 328.19 | 280.76 | 14.45 |
| 8.0 | 2405.05 | 2302.64 | 4.26 |
| 9.0 | 1065.17 | 1026.49 | 3.63 |
| 10.0 | 1008.79 | 959.09 | 4.93 |

Tabloda görüldüğü üzere, rota optimizasyonu özellikle uzun menzilli uçuşlar veya gerçek rotası dolambaçlı olan uçuşlar için çift haneli (%) düzeyinde kayda değer mesafe ve yakıt tasarrufu sağlayabilmektedir. Kısa mesafeli veya zaten rotası optimal güzergâha yakın uçuşlarda ise kazanım sınırlı kalmaktadır.

Analiz çıktıları, **rüzgâr verisi içeren modelin**, optimize edilen rotaların kalitesi açısından ilk modele yakın sonuçlar verdiğini, ancak bunu **daha uzun bir hesaplama süresi** ile gerçekleştirdiğini de ortaya koymuştur. İkinci modelin hesaplama süresi, yüksek hacimli meteorolojik verinin işlenmesi ve rotanın dinamik olarak optimize edilmesinin getirdiği yük nedeniyle, birinci modele kıyasla belirgin biçimde daha fazladır. Bununla birlikte, ikinci modelin ürettiği rotaların yakıt tasarrufu performansı, salt mesafe optimizasyonu yapan modelle **aynı mertebede iyileşmeler** sağlamıştır. Bu durum, operasyonel açıdan değerlendirildiğinde pratik bir seçim sorusu gündeme getirebilir: Benzer kazanımlar daha basit bir modelle elde edilebildiğinden, eğer hesaplama süresi veya gerçek zamanlı uygulama kısıtları varsa, yalnızca mesafe odaklı optimizasyon tercih edilebilir. Öte yandan, rüzgâr verisini kullanan optimizasyon modeli, her uçuş için yakıt tüketimi açısından **en hassas (isabetli) optimum çözümü** sunmaktadır; dolayısıyla hesaplama maliyeti tolere edilebildiği sürece, özellikle yoğun jet stream gibi hava durumlarında ilave tasarruf veya uçuş süresinde azalma potansiyeli nedeniyle ikinci modelin kullanımı stratejik olarak anlamlı olabilir.

# SONUÇ

Bu bölümde, projenin temel çıktıları bütüncül bir bakış açısıyla ele alınacaktır. İlk olarak, geliştirilen rota optimizasyon altyapısının teknik açıdan sağladığı kazanımlar detaylı bir biçimde irdelenecek ve literatürde rapor edilen referans çalışmalarla karşılaştırmalar yapılacaktır. Ardından, söz konusu teknik iyileştirmelerin ekonomik yansımaları, yakıt tüketimindeki azalışın işletme maliyetlerine olan doğrudan etkileri ve sektöre sağladığı katma değer sayısal örneklerle tartışılacaktır. Son olarak, elde edilen sonuçların havacılık endüstrisindeki uygulamalara adaptasyon potansiyeli, projenin sınırlılıkları ve yeni nesil hava trafik yönetimi konseptleri bağlamındaki geleceğe dönük araştırma önerileri ele alınacaktır. Bu çerçevede, hem kilometre ve süre bazında elde edilen tasarruf oranları hem de modelleme sürecinin genellenebilirliği üzerinden, projenin hem akademik hem de pratik uygulama boyutları bütüncül bir perspektiften aktarılacaktır.

## 4.1 Teknik Açıdan Değerlendirme

Elde edilen bulgular, literatürde rapor edilen rota optimizasyonu kazançlarıyla genel olarak uyumludur ve uçuş operasyonlarında optimizasyon tekniklerinin ne denli önemli iyileştirmeler sağlayabileceğini göstermektedir. Teknik açıdan bakıldığında, **sadece geometrik olarak daha kısa rotaların belirlenmesi dahi** hatırı sayılır yakıt tasarrufu getirmektedir. Örneğin, transatlantik uçuşları inceleyen bir NASA çalışmasında rüzgârı dikkate alan optimum rotaların yakıt tüketimini ortalama %2–3 civarında azaltabildiği, bazı uçuşlarda ise %5–8 düzeyinde tasarruf sağlandığı rapor edilmiştir Rüzgâr optimizasyonu konusunda Avrupa hava sahası üzerinde yapılan bir başka çalışmada, serbest rota imkânının artmasıyla yakıt tüketiminde %10’a varan iyileşmeler elde edilebileceği gösterilmiştir. Özellikle uçuş mesafesi büyüdükçe ve rota üzerindeki meteorolojik etkiler arttıkça, optimizasyonun potansiyel faydası da yükselmektedir. Bizim analizimizde gözlemlenen %1–18 aralığındaki iyileşme oranları, uçuşların farklı karakteristiklere göre değişen tasarruf potansiyelini yansıtmaktadır. Literatürde, **kısa menzilli (yurt içi) uçuşlarda** rüzgâr optimizasyonunun göreli katkısının düşük kaldığı (yaklaşık %3 civarı), buna karşılık **okyanus aşırı uçuşlarda** rotanın serbestçe optimize edilebilmesi durumunda %10’u aşan yakıt kazanımları elde edilebildiği vurgulanmıştır. Bu fark, hava sahası kısıtlarının ve rota esnekliğinin optimizasyon üzerindeki etkisini göstermektedir. Nitekim mevcut hava trafik yapısı içinde uçuş rotaları yer yer zorunlu sapmalar içerir ve hava koridorları belirli noktalarla sınırlanır; oysa uydu tabanlı yeni nesil hava trafik yönetimi ile daha serbest rotalama uygulamalarına geçilmesi, uçuşları gerçek anlamda en kısa ve en az yakıt yakacak güzergâhlardan planlamayı kolaylaştıracaktır.

Bu çalışma özelinde, rüzgâr verilerinin dahil edilmesiyle elde edilen rotalar, teknik olarak yakıt optimizasyonunun en iyi sonucunu verse de **sağlanan tasarruf yüzdeleri genellikle mesafe odaklı modelle yakın düzeylerde kalmıştır**. Bunun birkaç olası nedeni bulunmaktadır. İlk olarak, ticari hava yolları halihazırda uçuş planlaması yaparken rüzgâr ve hava durumu verilerini büyük ölçüde göz önüne almaktadır. Uçuş planlayıcıları ve dispatcher ekipleri, uçuş öncesinde belirlenen rotayı planlarken mevcut rüzgâr haritalarını kullanarak optimum yol seçimine çalışırlar. Dolayısıyla, gerçek uçuş rotaları zaten tamamen keyfi olmayıp meteorolojik koşullara duyarlıdır. Bu durum, birinci senaryodaki salt mesafe minimizasyonunun, fiili durumda zaten kısmen optimize edilmiş rotalara karşı yapıldığı anlamına gelir. İkinci olarak, rüzgâr-optimal bir rota bazı durumlarda toplam mesafeyi bir miktar artırabilir; eğer analizde iyileşme oranı mesafe cinsinden hesaplanıyorsa, bu durumda sağlanan yakıt avantajı mesafe metriğine tam yansımamış olabilir. Örneğin güçlü bir arka rüzgârı kullanmak için rota bir miktar uzatıldığında, **yakıt tasarrufu** elde edilse bile katedilen mesafe uzun görünebilir. Dolayısıyla mesafe bazlı karşılaştırma, rüzgâr modelinin avantajını tam olarak sayısallaştıramaz. Bu nüanslara rağmen, rüzgâr verisine dayalı optimizasyonun her bir uçuş özelinde en düşük yakıt tüketimli çözümü ürettiği kesindir. Özellikle jet stream gibi olguların belirgin olduğu günlerde veya güzergâhlarda, ikinci model **daha kısa uçuş süresi** ya da **daha az yakıt tüketimi** bakımından birinci modele kıyasla üstün performans gösterecektir. Teknik olarak bakıldığında, rota optimizasyonunun uçuş güvenliği ve hava trafik üzerindeki olası etkileri de değerlendirilmelidir; rotaların yeniden optimize edilmesi, mevcut hava trafik akışına entegrasyon gerektirir ve her ne kadar bu çalışma operasyonel kısıtları dışarıda bırakmış olsa da, gerçek uygulamada otoriteler tarafından onaylanmış prosedürler dahilinde (örn. serbest rota hava sahası konseptleri) gerçekleştirilmelidir.

## 4.2 Ekonomik Açıdan Değerlendirme

Rota optimizasyonuyla elde edilen yakıt tasarruflarının ekonomik izdüşümü son derece kayda değerdir. Yakıt, havayolu operasyon giderlerinin önemli bir bölümünü oluşturduğu için, görece küçük yüzde değerlerindeki iyileştirmeler dahi **büyük parasal kazanımlar** anlamına gelmektedir. Örneğin, yıllık toplam yakıt gideri 6 milyar dolar düzeyinde olan bir şirket, yalnızca %1 yakıt tasarrufuyla yılda yaklaşık **60 milyon ABD Doları** tutarında maliyetten kaçınabilir. Lufthansa havayollarında yapılan bir iç analizde, yakıt maliyetinde sağlanacak %0,5’lik bir azalmanın işletmenin faaliyet kârına %17 oranında pozitif yansıyacağı belirtilmiştir. Bu çarpıcı kaldıraç etkisi, yakıt verimliliği girişimlerinin şirket kârlılığı için ne denli kritik olduğunu ortaya koymaktadır. Mevcut çalışmada hesaplanan tasarruf potansiyelleri (%1–18 aralığı), uygulamaya konulduğunda şirket bütçesine milyonlarca dolar ölçeğinde katkı yapabilecektir. Örneğin, incelenen uçuşlar genelinde **ortalama %5** civarında bir iyileşme elde edilebilse, bu teorik olarak yakıt maliyetinin %5 düşmesi demektir ki yıllık bazda yaklaşık **300 milyon dolar** tasarruf anlamına gelir. Daha temkinli bir yaklaşımla **%3 ortalama iyileşme** varsayımı yapıldığında bile, bu oran şirketin yıllık yakıt harcamasından yaklaşık **180 milyon dolar** daha az harcama yapmasıyla sonuçlanacaktır. Bu büyüklükte bir tasarruf, doğrudan işletme kâr marjını artıracak, aynı zamanda ölçek ekonomisi içerisinde bilet fiyatlarına veya filo yatırımlarına olumlu yansıyabilecektir. Nitekim havacılık sektöründe dijital dönüşüm ve optimizasyon uygulamalarına yönelik bir vaka çalışması, uçuş rotalarının daha akıllı planlanması sayesinde **%12 yakıt tasarrufu** elde edilip yıllık yakıt harcamasında **50 milyon doların üzerinde** azalma sağlanabildiğini göstermektedir. Bu örnek, optimizasyon tekniklerinin pratikte de ciddi ekonomik kazanımlar doğurduğunu teyit etmektedir.

Yakıt tüketiminin azalması ekonomik faydalarının yanı sıra çevresel ve stratejik faydalar da sağlar. **Daha az yakıt yakılması, daha az karbon emisyonu salınması demektir.** Örneğin %3’lük bir yakıt tasarrufu, aynı oranda emisyon azalımı anlamına gelerek havayolunun karbon ayak izini küçültecek ve sektörün sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlayacaktır. Günümüzde havayolları, karbon vergileri ve emisyon ticareti gibi düzenlemelere tabi olmaya başlamışlardır; dolayısıyla yakıt optimizasyonundan kaynaklanan tasarruf, gelecekte olası çevresel maliyetlerin de önüne geçilmesini sağlayarak çifte kazanç etkisi yaratacaktır. Ayrıca, rota optimizasyonu sayesinde bazı uçuşlarda uçuş süresinin kısalması veya alternatif güzergâhlarla gecikmelerin azaltılması mümkündür. Bu da uçağın zamanında varışı, daha iyi filo kullanım oranı ve yolcu memnuniyeti gibi dolaylı ekonomik getiriler doğurabilir. Son tahlilde, teknik bulguların ekonomik analizle birleşmesi, **optimum rotaların uygulanmasının hem mikrodüzeyde işletme ekonomisine hem de makrodüzeyde sektörel verimliliğe önemli bir katkı sunacağını** ortaya koymaktadır.

Uçuş verilerine dayalı rota optimizasyonu çalışması hem teknik performans hem de ekonomik kazançlar bakımından dikkate değer iyileşmeler sağlayabileceğini göstermiştir. İki farklı senaryo üzerinden yapılan analiz, gerçek uçuş rotalarına kıyasla optimize edilen rotaların %1 ile %18 arasında değişen oranlarda yakıt ve mesafe tasarrufu sağladığını ortaya koymuştur. Mesafe minimizasyonuna dayalı temel model ile rüzgâr verilerini içeren gelişmiş model arasındaki tasarruf farkı görece küçük olup, her iki yaklaşım da benzer iyileştirme aralıklarında kalmıştır. Bununla birlikte, hava durumu verilerini hesaba katan model, özellikle belirli meteorolojik koşullarda en düşük yakıt tüketimli rotayı sunarak operasyonel karar alma süreçlerinde daha güvenilir bir rehber olabilir. Rota optimizasyonunun **yıllık bazda** havayolu şirketine sağlayacağı yakıt tasarrufu potansiyeli toplam yakıt maliyetinin %1–18’i mertebesindedir. Muhafazakâr bir değerlendirmeyle ortalama %3’lük bir iyileşme bile, yılda yaklaşık **180 milyon ABD Doları** tutarında bir yakıt giderinin önlenmesi demektir. Bu büyüklükte bir kazanç, havayolu şirketinin kârlılığını ve rekabet gücünü artıracağı gibi, karbon emisyonlarındaki düşüş sayesinde çevresel sürdürülebilirliğe de anlamlı bir katkı yapacaktır. Sonuçların geneline bakıldığında, rota optimizasyonu **insani mühendislik birikimi ve modern hesaplama araçları** kullanılarak gerçekleştirilebilen ve havayolu endüstrisinde geniş ölçekli pozitif etki potansiyeli taşıyan bir uygulama olarak değerlendirilebilir. Gerek mevcut filo operasyonlarında, gerekse geleceğin serbest rota hava sahası konseptlerinde, bu tür optimizasyon tekniklerinin benimsenmesi hem teknik verimlilik hem ekonomik fayda açısından güçlü bir değer önerisi sunmaktadır.

## 4.3 Tahminleme Sürecinin Rota Optimizasyonu ve Yakıt Tüketimi Açısından Önemi

Lojistik taşımacılıkta rotaların etkin planlanması, yakıt tüketimini azaltmak ve operasyonel verimliliği artırmak açısından kritik öneme sahiptir. Ancak gerçek saha koşullarında trafik yoğunluğu, hava durumu veya beklenmedik engeller gibi belirsizlikler nedeniyle planlanan rotalardan sapmalar meydana gelebilmektedir. Bitirme projesi kapsamında yapılan bir çalışmada, taşımacılık rotalarında oluşabilecek bu sapma miktarları veri analitiği ve tahminleme yöntemleri ile öngörülmüş, ardından elde edilen öngörüler rota optimizasyonu sürecinde kullanılmıştır. Bu yaklaşımın temel amacı, en kısa mesafeyi sağlayarak yakıt tüketimini en aza indirmektir; bu nedenle analizlerde rota uzunluğu temel değişken olarak ele alınmıştır.

Rota optimizasyonu, taşımacılık operasyonlarında mesafeyi ve süreyi azaltarak hem maliyetleri düşürmeyi hem de verimliliği artırmayı hedefleyen bir süreçtir. Özellikle yakıt tüketimi, kat edilen mesafe ile doğrudan ilişkili olduğu için, rotaların kısaltılması yakıt tasarrufu sağlamanın en etkili yollarından biridir. En uygun rotayı belirlemek, araç filosunun gereksiz kilometre yapmasını önleyerek araç başına düşen yakıt maliyetini azaltır. Bu durum işletmelere ekonomik kazanç sağlarken aynı zamanda karbon emisyonlarını azaltarak çevresel sürdürülebilirliğe de katkıda bulunur.

Tahminleme süreci, rota planlamasında belirsizliğin azaltılması ve daha isabetli kararlar alınması için hayati bir rol oynar. İleri veri analitiği teknikleri (örneğin istatistiksel yöntemler veya makine öğrenmesi modelleri) kullanılarak, gelecekte rotalarda ortaya çıkabilecek gecikmeler veya mesafe sapmaları önceden öngörülebilir. Örneğin, belirli güzergâhlarda günün belli saatlerindeki trafik sıkışıklığı ya da mevsimsel hava koşullarının yol açtığı yavaşlamalar, tahminleme modelleri sayesinde önceden tespit edilebilir. Bu öngörüler rota optimizasyonu aşamasına entegre edildiğinde, sistem alternatif güzergâhları veya zaman planlarını proaktif olarak değerlendirerek en kısa ve en güvenilir rotayı seçebilir. Böylelikle tahminleme, rota optimizasyonunu statik bir problem olmaktan çıkarıp dinamik ve uyarlanabilir bir yapıya kavuşturur; rotalar olası koşullara karşı hazırlıklı bir şekilde planlanır.

Öngörüye dayalı bilgiler, lojistik operasyonların yönetiminde stratejik ve taktiksel kararları destekleyen kritik araçlardır. Taşımacılık faaliyetlerinde yöneticiler ve planlamacılar, tahminleme sonuçlarını kullanarak sevkiyat zamanlamalarını, güzergâh seçimlerini ve kaynak tahsislerini daha bilinçli şekilde yapabilirler. Örneğin, bir tahmin modeli önümüzdeki gün belirli bir rotada alışılmadık bir gecikme öngörüyorsa operasyon birimi bu rotaya alternatif bir güzergâh belirleyebilir veya teslimat programını proaktif olarak ayarlayabilir. Böylece beklenmedik durumların olumsuz etkileri en aza indirilerek hizmet sürekliliği sağlanır. Sonuç olarak öngörüler sayesinde karar verme süreci reaktif olmaktan çıkıp proaktif bir yapıya kavuşur; işletmeler riskleri önceden yönetebilir, müşteri memnuniyetini korurken yakıt ve zaman israfını da önleyebilir.

Tahmin modellerinin doğruluğu, rota optimizasyonu sürecinin başarısı üzerinde doğrudan etkiye sahiptir. Yüksek isabet oranıyla üretilen öngörüler, optimizasyon algoritmasının gerçek dünyadaki koşulları doğru biçimde dikkate almasını sağlar; böylece seçilen rotaların gerçekten de en kısa ve en az yakıt harcayan güzergâhlar olması, yani planlama hedefleriyle fiili sonuçların örtüşmesi mümkün olur. Buna karşın, eğer tahminlerde ciddi hatalar veya belirsizlikler mevcutsa, rota optimizasyonu süreci yanlış yönlendirilebilir.

Örneğin, gerçekleşmeyecek düzeyde yoğun bir trafik sıkışıklığı hatalı biçimde öngörülürse sistem aslında gereksiz yere daha uzun bir alternatif rotayı seçebilir. Benzer şekilde, hesaplanmamış bir engel aniden ortaya çıkarsa planlanan rota beklenenden uzun sürebilir. Bu tür durumlar yakıt tüketimini artırabileceği gibi teslimat sürelerini de olumsuz etkiler. Dolayısıyla tahminleme aşamasında kullanılan yöntemlerin ve verilerin kalitesi, optimizasyonun verimli sonuçlar üretebilmesi için kritik bir önkoşuldur.

Tahminleme süreci ile rota optimizasyonunun entegre kullanımı, taşımacılık operasyonlarında hem ekonomik hem de operasyonel açıdan önemli kazanımlar sağlamaktadır. Öngörülerin planlamaya dâhil edilmesi, belirsizliklerin etkisini azaltarak güzergâhların en verimli şekilde düzenlenmesine imkân tanımaktadır. Bu bütünleşik yaklaşım yakıt tüketimini en aza indirerek maliyetleri düşürmekte ve aynı zamanda dağıtım güvenilirliğini artırmaktadır. Özellikle rota uzunluğu gibi temel bir değişkene odaklanan tahmin modellerinin ürettiği çıktılar, optimizasyon motoruna girdi teşkil ederek planlanan rotaların gerçek koşullara uygun ve tasarruf odaklı olmasını garantilemektedir. Sonuç itibariyle, doğru öngörülerle desteklenen bir rota optimizasyonu, lojistik sektöründe hem rekabet avantajı yaratan hem de sürdürülebilirliği teşvik eden vazgeçilmez bir uygulamaya dönüşmüştür.

# KAYNAKÇA

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | «Machine Learning-Based Flight Route Optimization with Real-Time Weather Insights,» *nternational Research Journal of Modernization in Engineering, Technology and Science, ,* cilt 7, no. 4, pp. 2828-2834, 2025. |
| [2] | J. W. ,. Y. W. 2. Y. J. ,. J. R. Longtao Zhu, «Execution, DRL-RNP: Deep Reinforcement Learning-Based Optimized RNP Flight Procedure,» *Sensors,* cilt 22, no. 17, 2022. |
| [3] | K. T. Y. &. W. W. Cai, «An Evolutionary Multi-Objective Approach for Network-Wide Conflict-Free Flight Trajectories Planning,» %1 içinde *roceedings of the 34th Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, Prauge, 2015. |
| [4] | L. H. L. C. U. &. T. Y. P. Lee, «A Multi-Objective Genetic Algorithm for Robust Flight Scheduling Using Simulation,» *European Journal of Operational Research,* cilt 177, no. 3, pp. 1948-1968, 2007. |
| [5] | B. S. Ayo, «An improved genetic algorithm for flight path re-routes with reduced passenger impact.,» *ournal of Computer and Communications,* cilt 5, no. 7, 2017. |
| [6] | V. Mgbachi, «AI in Business Aviation Route Optimization: Reducing Fuel Consumption and Environmental Impact.,» *Journal of Business and Strategic Management,* cilt 9, no. 5, pp. 48-82, 2024. |
| [7] | P. X. ,. Y. J. H. L. Jieying Ma, «Optimizing Aircraft Route Planning Based on Data-Driven and Physics-Informed Wind Field Predictions». |
| [8] | Addepto, «AI in the Aviation Industry: Top 5 Use Cases,» Addepto. |
| [9] | FAA, «FAA Adds Fuel-Saving Arrival Routes for 11 Airports,» 2023. [Çevrimiçi]. Available: https://www.faa.gov/newsroom/faa-adds-fuel-saving-arrival-routes-11-airports#:~:text=With%20these%20new%20descents%20in,between%20New%20York%20and%20Cleveland. |
| [10] | EUROCONTROL, «Free Route Airspace (FRA) Benefits,» 2024. [Çevrimiçi]. Available: https://www.eurocontrol.int/concept/free-route-airspace#:~:text=With%20free%20route%20airspace%20projects,significant%20disruption%20in%20the%20network. |
| [11] | X. X. R. W. M. M. v. Z. D. Fan Li, « Flight Trajectory Prediction Based on Automatic Dependent Surveillance‑Broadcast Data Fusion with Interacting Multiple Model and Informer Framework,» *Sensors,* cilt 25, no. 8, pp. 25-31, 2025. |
| [12] | K. D. K. C. X. X. G. H. X. L. T. .. &. Z. C. Liu, «Airport delay prediction with temporal fusion transformers.,» %1 içinde *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Transportation Science GenAI and Smart Mobility Session*, 2024. |
| [13] | R. V.-A. M. D. P.-D. J. L.-L. A Gracia-Berná, «Data-driven models for accurate estimation of fuel consumption using Deep Learning techniques.,» %1 içinde *2023 IEEE/AIAA 42nd Digital Avionics Systems Conference (DASC).*, 2023. |
| [14] | S. M. R. M. B. a. G. G. Hashemi, «Robust trajectory prediction using random forest methodology application to UAS-S4 ehécatl,» *Aerospace,* cilt 11, no. 49, 2024. |
| [15] | C. A. C. F. I. A. L. M. K. &. J. M. Klötergens, «Predicting Deviation of Flight Entry into Air Sector using Machine Learning Techniques.,» %1 içinde *2023 IEEE/AIAA 42nd Digital Avionics Systems Conference*, 2023. |
| [16] | N. Z. K. G. v. R. P. Zixuan Wu, «Flight trip fuel volume prediction based on Random Forest with adjustment to risk preference,» *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022,* cilt 43, no. 2, 2022. |
| [17] | A. R. C. &. B. R. M. Murrieta-Mendoza, «3D Cruise Trajectory Optimization Inspired by a Shortest Path Algorithm,» *Aerospace,* p. 7, 2020. |
| [18] | Z. &. Z. Z. W. Xie, «Aircraft Path Planning under Adverse Weather Conditions,» %1 içinde *MATEC Web of Conferences*, 2016. |
| [19] | R. S. R. C. Ahn, «A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations,» no. 1583 - 1584, 2002. |
| [20] | B. S. Ayo, «An Improved Genetic Algorithm for Flight Path Re-Routes with Reduced Passenger Impact.,» *Journal of Computer and Communications,* no. 5, pp. 65-75, 2017. |
| [21] | G. W. a. b. d. e. ,. P. L. b. d. e. ,. H. W. c. ,. M. Z. a. ,. X. L. a. Zhigang Sun a b d e, «An improved random forest based on the classification accuracy and correlation measurement of decision trees,» *Expert Systems with Applications,* 2024. |
| [22] | C. K. J. D. M. J. C. B. S. &. M. D. Ramée, «Aircraft Flight Plan Optimization with Dynamic Weather and Airspace Constraints,» %1 içinde *Proceedings of ICRAT 2020*, 2020. |