

**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**BİTİRME PROJESİ**

Uçaklar için Rota ve Yakıt Optimizasyonu

**PROJE YAZARI**

Burak Beyazıt

**DANIŞMAN**

Dr. Eyüp Emre Ülkü

**İstanbul,2025**



**MARMARA ÜNİVERSİTESİ**

**TEKNOLOJİ FAKÜLTESİ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ**

**BİTİRME PROJESİ**

Uçaklar için Rota ve 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 ……………………… nın “…………………………” başlıklı bitirme projesi çalışması, …./…./….. 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) ..................

İçindekiler

[1. GİRİŞ 5](#_Toc193234256)

[1.2 Bitirme Projesinin Amacı 5](#_Toc193234257)

[2. Materyal ve Yöntem 6](#_Toc193234258)

[2.1 Veri Setlerinin Genel Yapısı 6](#_Toc193234259)

[2.2 Kullanılan Algoritmalar 7](#_Toc193234260)

[2.3 Başarı Kriterleri 16](#_Toc193234261)

[3. Bulgular ve Tartışma 16](#_Toc193234262)

[4. Kaynakça 16](#_Toc193234263)

Şekiller

[Şekil 1 18](#_Toc193235022)

**ÖZET**

Bu projede, sivil havacılıkta yakıt tüketimini minimize etmeyi amaçlayarak, uçuş rotalarının belirli bir hava muhalefeti noktasını dışarıda bırakacak şekilde optimize edilmesi için detaylı bir literatür taraması yapıldı; son on yılda yayınlanan çalışmalar incelenerek, grafik teorisi tabanlı algoritmalar (Dijkstra, A\*) ve meta-sezgisel yöntemler (Genetik Algoritmalar, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Simulated Annealing) temel alınarak, mevcut gerçekleşen ve planlanan uçuş verileri üzerinden her segment için yakıt tüketimi, mesafe ve seyir süresi gibi maliyet fonksiyonları tanımlanıp bir grafik modeli oluşturuldu; Python ortamında geliştirilen ilk prototip ile simülasyonlar gerçekleştirildi ve elde edilen sonuçlar doğrultusunda modelin parametre kalibrasyonu, dinamik rota güncelleme yeteneğinin entegrasyonu ve gerçek uçuş verileri ile kapsamlı karşılaştırma yapılması gibi adımlar gelecekteki çalışmalar için planlanmıştır.

**ABSTRACT**

In this project, aiming to minimize fuel consumption in civil aviation, a detailed literature review was conducted to optimize flight paths by excluding a designated air defense point; by examining studies published over the last decade, graph theory-based algorithms (Dijkstra, A\*) and metaheuristic methods (Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization, Simulated Annealing) were utilized to establish a graph model that defines cost functions such as fuel consumption, distance, and flight time for each segment based on actual and planned flight data; an initial prototype was developed in Python and simulations were performed, and based on the results obtained, future work will focus on calibrating the model’s parameters, integrating dynamic route update capabilities, and conducting comprehensive comparisons with real flight data.

# 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, yapay zekâ temelli yakıt tüketimi tahmini ile meta-sezgisel optimizasyon tekniklerini bir araya getirerek, uçuşun kalkıştan inişe kadar olan sürecinde yakıt tüketimini minimuma indiren alternatif rotaların belirlenmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen model, uçuş mesafesi, süre, hava durumu ve hava trafik kısıtlamaları gibi çok sayıda parametreyi hesaba katmakta ve derin öğrenme yöntemleriyle yakıt tüketimi tahmini gerçekleştirmektedir. Ardından, Genetik Algoritma tabanlı bir optimizasyon süreciyle, alternatif rotalar arasında yakıt açısından en verimli olan seçilmektedir. Gerçek operasyonel veriler ışığında yapılan testlerde, önerilen yöntemle %5 ila %10 arasında yakıt tasarrufu sağlandığı gözlemlenmiştir.

## 1.2 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 gibi 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.

# 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. Ortalama yakıt tüketimi aşağıdaki formül ile hesaplanmaktadır.

Bu formül ile 2 koordinat arası yakıt tüketimi hesaplanabilmektedir ve optimizasyon çalışmalarında ana kriter haline gelmektedir.

## 2.1 Veri Setlerinin Genel Yapısı

a. Uçuş Konum Verileri

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

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.

b. Uçuş Operasyon ve Planlama Verileri

Değişkenler:

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

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 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) |

Tablo 1 - Veri Tablosu

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.

## 2.2 Kullanılan Algoritmalar

**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. [1]

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 (2016) çalışmalarında algoritmalarını A\* temeliyle geliştirmiş, maliyet fonksiyonunu uçuş yakıt tüketimini ve hava şartlarını dikkate alacak şekilde özelleştirerek “en az enerji harcayan” rotayı bulmayı hedeflemişlerdir​ [2]

A\* algoritması, doğru tasarlandığında olası en güvenli ve yakıt verimli güzergâhı bularak olumsuz hava hücrelerinden ve yasaklı bölgelerden başarıyla kaçınabilmektedir​. [2]

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. [2]

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.

**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. [3] [4] [4] 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. [1] 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. [5] 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. [6] 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. [7] 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.

# Bulgular ve Tartışma

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 meta-sezgisel yöntemler (Genetik Algoritmalar, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Karınca Kolonisi Optimizasyonu, Simulated Annealing) 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.

Şu ana kadar, elde edilen gerçekleşen ve planlanan uçuş verilerine dayanarak, hava muhalefeti noktası dışında en optimal rotayı hesaplayacak temel modelin kavramsal tasarımı gerçekleştirilmiştir. Python ortamında geliştirilen prototip sistem, uçuş güzergahlarının graf modeli üzerinden temsil edilmesi, maliyet fonksiyonlarının (yakıt tüketimi, mesafe, seyir süresi) tanımlanması ve belirlenen tehlike bölgesinin modele dahil edilmesi yönünde önemli adımlar atılmıştır. Böylece, mevcut uçuş planları analiz edilerek, modelin temel parametreleri ve kısıtları belirlenmiş, literatürde önerilen yöntemler ışığında ilk simülasyonlar yapılmıştır.

Gelecekte yapılacak çalışmalar kapsamında, geliştirilen modelin parametre kalibrasyonunun gerçekleştirilmesi, simülasyon sonuçlarının detaylı olarak analiz edilmesi ve elde edilen çıktının gerçek uçuş verileri ile karşılaştırılması planlanmaktadır. Ayrıca, modelin dinamik rota güncelleme yeteneğinin güçlendirilmesi amacıyla, gerçek zamanlı veri akışı entegrasyonu ve otomatik adaptasyon mekanizmalarının eklenmesi hedeflenmektedir. Bu aşamada, optimize edilen rotaların operasyonel uygulanabilirliğinin artırılması ve sivil havacılık operasyonlarında yakıt verimliliği ile güvenlik kriterlerinin daha etkin bir şekilde sağlanması amaçlanmaktadır.

metin, ekran görüntüsü, yazılım, harita içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.

Şekil 1 – Londra New York Uçuşu

Yukarıdaki şekilde Londra – New York uçuşunda bir hava mualefeti noktasına karşın bir C noktası oluşturarak, yakıt tüketimi testleri sağlanmıştır. Bu C noktasında %1,2 lik fazlalık yakıt tüketimi sağlanarak mualefet noktasından kırılım sağlanmıştır.

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.

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 öncelikle klasik makine öğrenmesi algoritmalarına başvurulmuştur. Bunlar arasında Lineer Regresyon, Rastgele Ormanlar (Random Forest) ve Gradient Boosting Regressor gibi regresyon algoritmaları yer almaktadır. Bu algoritmaların tercih edilmesindeki temel neden, hem modelin yorumlanabilirliğinin yüksek olması hem de farklı hata türlerine karşı toleranslarının iyi bilinmesidir. Özellikle Random Forest modeli, karar ağaçlarının topluluğuna dayanan yapısıyla yüksek varyansa sahip verilerde dahi makul genelleme performansı sergileyebilmekte ve lokal sapmaları modelleyebilmektedir.

Ancak, uçuş verilerinin doğası incelendiğinde, bu verilerin klasik tablo formatında lineer olarak ele alınmasının bazı sınırlamaları olduğu gözlemlenmiştir. Her bir uçuş, ardışık noktalar halinde tanımlanmakta olup, bu noktalar arasındaki ilişki lineer olmaktan ziyade zamansal ve konumsal bağlamda topolojik bir örüntü sergilemektedir. Bu nedenle, çalışmanın bir sonraki aşamasında uçuş rotaları graf yapısı (graph structure) olarak modellenmiş ve bu yapılar üzerinden çalışan Graf Evrişimsel Ağlar (Graph Convolutional Networks - GCN) kullanılmıştır.

GCN modeli ile her uçuş, bir grafik nesnesi olarak ele alınmış; uçuş noktaları (nodes) bu grafiğin düğümlerini, ardışık uçuş noktaları arasındaki geçişler ise kenarları (edges) oluşturmuştur. Her düğüme, daha önce belirlenen numerik özellikler (enlem, boylam, seviye, delta değerleri) atanmış ve bu düğümler üzerinden öğrenme gerçekleştirilmiştir. GCN’nin en büyük avantajı, her bir düğümün sadece kendi bilgisiyle değil, bağlı olduğu komşu düğümlerin bilgileriyle birlikte işlenebilmesidir. Böylece, bir uçuş noktası için sapma tahmin edilirken yalnızca o noktanın değil, aynı uçuş içindeki önceki ve sonraki noktaların da etkisi modele dâhil edilmiştir.

Model eğitimi, her bir uçuş için bireysel bir grafik nesnesi oluşturularak gerçekleştirilmiş ve toplamda birkaç bin uçuşa ait rota verisi, grafik yapıları (node-edge bazlı) üzerinden GCN (Graph Convolutional Network) mimarisine uygun biçimde temsil edilmiştir. Gerek bu graf tabanlı modeller, gerekse Random Forest ve Gradient Boosting gibi klasik makine öğrenimi algoritmaları, eğitim ve test kümelerine ayrılarak değerlendirilmiş; model başarıları ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama kare hata (RMSE) ve belirleme katsayısı (R²) metrikleri ile karşılaştırılmıştır.

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.

Modelleme sürecinde farklı regresyon algoritmaları test edilmiş olup, özellikle Random Forest Regressor 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 2 – 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.

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.

Modelleme sürecinde, toplam 185.000 adet bağımsız uçuş ve bu uçuşlara ait yaklaşık 6.487.009 uçuş noktası değerlendirmeye alınmıştır. Bu veri seti, uçuşların zamansal ve konumsal bağlamda oldukça geniş bir örneklemine tekabül etmektedir. Girdi değişkenleri arasında uçuş noktalarının enlem-boylam koordinatları, uçuş seviyeleri, filed ve actual ayrımı ile birlikte aşağıdaki meteorolojik özellikler yer almıştır:

* 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 değişkenlerin filed ve actual noktalara göre ayrı ayrı değerlendirilmesi sayesinde, uçağın planlanan rota üzerinde karşılaşması muhtemel meteorolojik koşullar ile gerçek zamanlı maruz kaldığı atmosferik etkiler arasındaki farkların modellenmesine olanak sağlanmıştır.

Meteorolojik değişkenlerle eğitilen Random Forest Regressor modeli, train-test oranı 80:20 olacak şekilde bölünmüş veri seti üzerinde test edilmiştir. Test kümesine uygulanan modelin performansına ilişkin istatistiksel metrikler aşağıda sunulmuştur:

Modelin tahmin performansı, Gerçek Sapma – Tahmin Edilen Sapma başlıklı saçılım grafikleri üzerinden görselleştirilmiştir. Aşağıda sunulan Şekil 4, Random Forest modelinin tahmin çıktılarının, referans y = x çizgisi (kırmızı kesikli hat) ile karşılaştırmalı dağılımını göstermektedir.

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

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil 3 – Random Forest Sapma Analizi

Noktalar, test kümesine ait uçuş noktalarını temsil etmektedir. Kırmızı çizgi y = x referansını göstermektedir.

Görsel incelendiğinde, bu metrikler, modelin neredeyse kusursuza yakın bir tahmin başarısı elde ettiğini göstermektedir. Özellikle R² katsayısının 0.9998 gibi oldukça yüksek bir değer alması, modelin sapma değerlerindeki varyansın %99.98’ini açıkladığını ortaya koymaktadır. Bu değer, yalnızca istatistiksel olarak değil, operasyonel anlamda da modelin yüksek güvenilirlikte bir karar destek aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

MAE değerinin 0.5 km gibi çok düşük bir seviyede kalması, modelin her bir tahmininin gerçek sapma değerine çok yakın olduğunu ifade eder. Bu durum, operasyonel senaryolarda (örneğin yakıt tüketim tahmini, rota yeniden planlama) hatanın marjinal seviyede olduğunu gösterir.

RMSE değeri (2.85 km), uç noktalarla birlikte genel hata dağılımının da oldukça düşük olduğunu ifade etmektedir. RMSE’nin MAE’den yalnızca birkaç kilometre yüksek olması, modelin aşırı sapma yapan (uç örnek) tahminlerinin sayıca çok az olduğunu ve istatistiksel anlamda dağılımın homojenliğini koruduğunu gösterir.

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

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil 4 – Linear Regression Sapma Analizi

Karşılaştırma amacıyla eğitilen Lineer Regresyon modeli, aynı veri kümesi üzerinde çok daha zayıf performans göstermiştir. Şekil 3.2'de görülebileceği üzere, modelin tahmin çıktıları büyük ölçüde 0–500 km aralığında sıkışmış, yüksek sapma değerleri tahmin edilememiştir. Bu da doğrusal modellerin, bu denli karmaşık ve doğrusal olmayan örüntülere sahip sistemlerde yetersiz kaldığını ortaya koymaktadır.

Uçuş rotalarının zamansal ve konumsal ardışıklığı dikkate alındığında, bu veri yapısının geleneksel makine öğrenmesi modelleriyle tam anlamıyla temsil edilmesinin sınırlı kaldığı görülmektedir. Bu nedenle, uzamsal-temporal ilişkileri doğrudan modelleyebilen graf tabanlı sinir ağı (Graph Neural Network, GNN) mimarilerinin, bu çalışmada uygulanan veri yapısına daha uygun bir öğrenme paradigması sunduğu düşünülmüştür. Bu doğrultuda, uçuş güzergahlarının, her bir uçuş noktasının bir düğüm (node) ve nokta ardışıklıklarının kenar (edge) olarak tanımlandığı yönlü bir grafik şeklinde modellenmesi ve bu grafik üzerinde Graph Convolutional Network (GCN) mimarisinin uygulanması hedeflenmiştir.

Söz konusu GCN modeli, yalnızca her bir uçuş noktasının kendi niteliklerini (enlem, boylam, uçuş seviyesi, sıcaklık, rüzgâr, bulutluluk vb.) değil, aynı zamanda komşu düğümlerin özelliklerini de konvolüsyon işlemi ile hesaba katarak, rota üzerindeki örüntüleri öğrenmeye çalışmıştır. Bu yapı sayesinde, yalnızca lokal değil, bağlamsal bilgiye dayalı genelleme kabiliyeti geliştirilmesi amaçlanmıştır.

GCN mimarisi ile geliştirilen model, önceki bölümlerde açıklanan şekilde işlenmiş 185.000 uçuş ve yaklaşık 6.487.000 uçuş noktasına ait veri seti üzerinden eğitilmiş ve test edilmiştir. Model, filed ve actual noktaların meteorolojik özelliklerini de düğüm nitelikleri olarak almış; her bir uçuş, düğümler arası ardışıklık ilişkilerine göre yönlü bir grafik halinde temsile kavuşmuştur.

GCN modelinin test verisi üzerindeki performansına ilişkin istatistiksel göstergeler şu şekildedir:

Ortalama Mutlak Hata (MAE): 99.15 kilometre

Kök Ortalama Kare Hata (RMSE): 165.49 kilometre

Belirleme Katsayısı (R²): 0.2396

Bu sonuçlar, önceki aşamada Random Forest algoritması ile elde edilen değerlerle sayısal açıdan örtüşmekte olup, iki modelin genel hata performansı bakımından benzer düzeyde sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Ancak burada dikkat edilmesi gereken husus, GCN modelinin hata dağılım yapısının Random Forest modelinden önemli ölçüde farklılık göstermesidir.

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

Yapay zeka tarafından oluşturulmuş içerik yanlış olabilir.

Şekil 5 – GCN Sapma Analizi

Bu metriklere göre model, ortalama olarak her bir uçuş noktasının gerçek sapmasını yaklaşık 99 kilometre hata ile tahmin edebilmiş; maksimum sapma değerleri dikkate alındığında ise tahmin hatası 165 kilometreye kadar çıkmıştır. Belirleme katsayısının (R²) 0.24 seviyesinde olması, modelin varyansın yalnızca %24’lük kısmını açıklayabildiğini göstermektedir. Bu durum, modele dahil edilmeyen bazı dışsal faktörlerin —özellikle anlık operasyonel müdahaleler, askeri hava sahası kullanımı, ATC yönlendirmeleri veya olağanüstü meteorolojik olaylar gibi— modelin tahmin kapasitesini sınırladığını ortaya koymaktadır.

Yapılan değerlendirmeler sonucunda, Random Forest algoritmasının sapma tahmininde en düşük MAE (38.4 km) ve en yüksek R² (0.9998) değerine ulaştığı, yani model varyansının büyük kısmını yüksek doğrulukla açıklayabildiği görülmüştür. Buna karşın, GCN tabanlı mimaride R² değeri yaklaşık 0.24 seviyesinde kalmış ve sapma tahminlerinde görece yüksek dağılma sergilemiştir. Bu sonuçlar, mevcut grafik mimarisinin ve özellik vektörlerinin GCN modeli açısından henüz yeterince ayrıştırıcı olmadığını göstermektedir.

Ancak, GCN mimarisinin düşük doğruluk oranına rağmen, uçuş güzergâhının topolojik bütünlüğünü dikkate alan bağlamsal bir öğrenme sunduğu unutulmamalıdır. Özellikle uzun menzilli uçuşlarda, karmaşık yön değişimlerinin ve rotasal kırılmaların bulunduğu bölgelerde, GCN modeli potansiyel olarak daha gelişmiş karar yapıları üretebilecek kapasiteye sahiptir. Bu nedenle, ilerleyen çalışmalarda GCN modelinin yeni kenar özellikleriyle (örneğin mesafe farkı, zaman farkı, uçuş yönü) zenginleştirilmesi, daha derin mimarilerin uygulanması ve daha yüksek hacimli grafiklerle yeniden eğitilmesi durumunda performansının anlamlı biçimde artabileceği öngörülmektedir.

Hava yolu taşımacılığında operasyonel maliyetlerin en büyük kalemlerinden birini yakıt tüketimi oluşturmaktadır. Özellikle sivil havacılıkta, uçuş rotalarının optimize edilmesi sürecinde yalnızca güvenlik ve zaman faktörleri değil, yakıt verimliliği ve karbon emisyonları açısından ekonomik sürdürülebilirlik de dikkate alınması gereken temel parametreler arasında yer almaktadır. Bu bağlamda, uçuş planlaması ile gerçekleşen uçuş rotaları arasındaki sapmaların yakıt tüketimine olan etkisini analiz edebilmek adına, uçak tiplerine özgü ortalama yakıt tüketimi oranları (fuel burn rates) çalışmaya entegre edilmiştir.

Yakıt tüketimi genel olarak, seyir (cruise) evresine odaklanılarak aşağıdaki basitleştirilmiş matematiksel modelle hesaplanmaktadır:

Yakıt Tüketimi (kg)=Ortalama Yakıt Tüketim Oranı (kg/saat)×Uçuş Süresi (saat)

Çalışmanın rota bazlı sapma modellemesi bağlamında ise, tahmin edilen ve gerçek uçuş rotaları arasındaki farktan yola çıkarak sapma mesafesi temel alınmakta, yakıt tüketim farkı ise şu formül ile hesaplanabilmektedir:​

Yakıt (kg)=Ortalama Seyir Hızı (km/saat)Sapma Mesafesi (km)×Fuel Burn Rate (kg/saat)

Ortalama seyir hızı, Airbus ve Boeing tipi jet yolcu uçakları için 850 km/saat olarak kabul edilmiştir.

Bu yaklaşım sayesinde, modelin tahmin ettiği sapmanın operasyonel karşılığı olan yakıt maliyeti kolaylıkla elde edilebilmekte ve böylece model çıktıları doğrudan finansal ve çevresel analizler için kullanılabilir hale gelmektedir.

Aşağıdaki tabloda, çalışmada yer alan uçak tiplerine karşılık gelen üreticiler ve seyir fazındaki ortalama yakıt tüketim değerleri sunulmaktadır. Bu değerler, üretici firma verileri, operasyonel havayolu raporları ve literatürde yer alan ortalama değerler baz alınarak oluşturulmuştur.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **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 |
| HondaJet (HDJT) | Honda Aircraft Company | 500 – 600 | Hafif özel jet |

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen sapma tahmin modelleri (Random Forest, GCN, vb.), 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.

Bu doğrultuda geliştirilecek sistemde, tahmin edilen yüksek sapma potansiyeline sahip rota noktaları, birer uyarı/önlem zonu (intervention zone) olarak tanımlanacaktır. Bu zonlar içinde, rotanın yeniden yönlendirilmesine (re-routing) olanak tanıyan güzergâhlar, grafik teorisine dayalı algoritmalar yardımıyla üretilecektir. Özellikle Dijkstra ve A\* gibi en kısa yol algoritmaları, ilgili noktalar için minimum maliyetli alternatif yolları üretmekte kullanılacaktır. Bu yolların oluşturulmasında yalnızca coğrafi mesafe değil, aynı zamanda hava trafik yoğunluğu, meteorolojik koşullar, askeri hava sahaları, NOTAM'lar ve uçuş seviyesi kısıtları gibi faktörler de dikkate alınacaktır. Böylece model, statik bir öneri mekanizması değil, dinamik ve çok değişkenli bir rota üreticisine dönüşecektir.

Alternatif rotaların uygunluğunu değerlendirebilmek için her bir önerilen güzergâh, çeşitli performans kriterleri üzerinden karşılaştırılacaktır. Bu kriterler arasında, tahmini yakıt tüketimi, tahmini karbon emisyonu, güzergâh güvenlik puanı (ör. meteorolojik risk skoru), gibi çok kriterli karar değişkenleri yer alacaktır. Bu tür çok amaçlı optimizasyon problemleri, weighted scoring (ağırlıklı puanlama), TOPSIS, Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP) gibi karar destek yöntemleriyle değerlendirilecek ve nihayetinde kullanıcıya önerilecek alternatif rotalar, en uygunluk sıralaması ile sunulacaktır.

Yukarıda belirtilen yaklaşımın en önemli kazanımı, yalnızca geçmiş veriler üzerinden yapılan bir analiz yerine, gerçek zamanlı olarak riskli rota segmentlerinde alternatif üretebilen öngörüye dayalı bir uçuş planlama altyapısı geliştirilmesidir. Bu altyapı, hem yer kontrol birimlerine hem de uçuş planlama merkezlerine entegre edilebilir; böylece tahmini sapmaların olumsuz etkileri henüz ortaya çıkmadan önce önleyici stratejiler devreye sokulabilir. Ayrıca, geliştirilen sistemin uçak tipi, taşıma kapasitesi ve performans sınırlılıkları ile entegre edilmesi sayesinde, her bir uçuş için uçağa özgü rota optimizasyonu mümkün olacaktır.

# Kaynakça

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | A. R. C. &. B. R. M. Murrieta-Mendoza, «3D Cruise Trajectory Optimization Inspired by a Shortest Path Algorithm,» *Aerospace,* p. 7, 2020. |
| [2] | Z. &. Z. Z. W. Xie, «Aircraft Path Planning under Adverse Weather Conditions,» %1 içinde *MATEC Web of Conferences*, 2016. |
| [3] | R. S. R. C. Ahn, «A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations,» no. 1583 - 1584, 2002. |
| [4] |  |
| [5] | 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. |
| [6] | 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. |
| [7] | 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. |