

PAPER DETAILS

TITLE: IHA'ların Batarya Seviyelerinin Makine Öğrenmesi ile Tahmini

AUTHORS: Gürkan Kutlu, Erdiñç Avaroglu

PAGES: 56-62

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/3729805>



Türkiye İnsansız Hava Araçları Dergisi

<https://dergipark.org.tr/tr/pub/tiha>

e-ISSN 2687-6094



İHA'ların Batarya Seviyelerinin Makine Öğrenmesi ile Tahmini

Gürkan Kutlu ^{1*}, Erdinç Avaroğlu ²

¹ Yenişehir Belediyesi Bilim ve Sanat Merkezi, 33110, Mersin, Türkiye; (grknktl@hotmail.com)

² Mersin Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, 33110, Mersin, Türkiye; (eavaroglu@mersin.edu.tr)



Sorumlu Yazar:
grknktl@hotmail.com

Araştırma Makalesi

Alıntı: Kutlu, G. & Avaroğlu, E. (2024). İHA'ların Batarya Seviyelerinin Makine Öğrenmesi ile Tahmini. *Türkiye İnsansız Hava Araçları Dergisi*, 6(2), 56-62.

Geliş : 14.02.2024
Revize : 23.09.2024
Kabul : 03.10.2024
Yayınlama : 31.12.2024

Özet

Döner kanatlı insansız hava araçları (İHA), çeşitli uygulamalarda sağladıkları esneklik nedeniyle dikkat çekmektedir. Çeşitli alanlarda, geniş bir yelpazede kullanılan döner kanatlı İHA'ların daha fazla yaygınlaşmasının önündeki en büyük engel, bataryalarının kısa sürede deşarj olmasından dolayı havada kalma sürelerinin kısa olması olarak görülmektedir. Döner kanat İHA'lar da kullanılan lityum polimer (Lipo) bataryaların bir diğer dezavantajlı durumu ise kullanım ömrüdür. Lipo bataryaların toplam verebildiği akım miktarının bir göstergesi olan pil seviyesi sürekli kontrol edilmemesi ve bu seviyenin 20%'nin altına düşüşü pil ömrünü kısaltmakta ve zaman zaman yapısını tamamen bozarak İHA'yı çeşitli kırımlara uğratabilmektedir. Özellikle otonom olarak sürekli görevlerde kesintisiz çalıştırılmak istenen döner kanatlı İHA'ların; pil ömrünün uzatılması ve belirli bir pil seviyesine indiğinde otonom olarak en yakın şarj istasyonuna güvenli inişleri önem taşımaktadır. Bu çerçevede yapılan çalışmada, belirlenen bir güzergah boyunca otonom uçan bir İHA'nın iniş platformuna yatay olarak yaklaşırken ve bu platforma dikey iniş yaparken batarya seviyesindeki azalma miktarı, makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak tahmin edilmiştir. Uçuş sonunda, İHA'nın güvenli bir şekilde istenilen batarya seviyesinde yere iniş yapması hedeflenmiştir. Yatay seyir sırasında, güzergah noktaları üzerinde anlık veriler kullanılarak tahminler yapılmıştır. Dikey iniş esnasında ise, görüntü işleme teknikleri kullanılarak, farklı irtifalardan indirilen İHA'dan elde edilen verilerle tahminler gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında tasarlanan İHA ile gerçek saha koşullarında ve farklı irtifalarda testler gerçekleştirilmiştir. Kalkış öncesinde, İHA'ya belirli bir batarya seviyesi bildirilmiş ve uçuşa başlanmıştır. Uçuş sonrasında ise İHA'nın batarya seviyesi kontrol edilerek başlangıç seviyesi ile arasındaki farklar gözlemlenmiştir. Yapılan testlerde, en yüksek 3%, en düşük ise 0% batarya seviyesi farkına ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: İHA, batarya seviyesi, makine öğrenmesi, tahmin, otonom.

Estimate The Battery Levels of UAVs Using Machine Learning

*Corresponding Author:
grknktl@hotmail.com

Research Article

Citation: Kutlu, G. & Avaroğlu, E. (2024). Estimate The Battery Levels of UAVs Using Machine Learning. *Turkish Journal of Unmanned Aerial Vehicles*, 6(2), 56-62 (in Turkish).

Received : 14.02.2024
Revised : 23.09.2024
Accepted : 03.10.2024
Published : 31.12.2024

Abstract

Rotary wing unmanned aerial vehicles (UAVs) attract attention due to the flexibility they provide in various applications. The biggest obstacle to the widespread use of rotary wing UAVs, which are used in a wide range of areas, is seen as the short duration of their airtime due to the short discharge of their batteries. Another disadvantage of lithium polymer (Lipo) batteries used in rotary wing UAVs is their service life. The battery level, which is an indicator of the total current that Lipo batteries can provide, is not constantly checked and this level falling below 20% shortens the battery life and sometimes completely damages the UAV by causing various breakdowns. Especially for rotary wing UAVs that are intended to be operated continuously and autonomously, extending the battery life and safely landing autonomously at the nearest charging station when they reach a certain battery level are important. In this context, in the study conducted, the amount of battery level decrease of a UAV flying autonomously along a specified route while approaching the landing platform horizontally and landing vertically on this platform was estimated using machine learning algorithms. At the end of the flight, the UAV is aimed to land safely at the desired battery level. During horizontal navigation, estimates were made using instant data on the route points. During vertical landing, estimates were made using image processing techniques and data obtained from the UAV landed from different altitudes. Tests were carried out with the UAV designed within the scope of the study under real field conditions and at different altitudes. Before take-off, a certain battery level was reported to the UAV and the flight was started. After the flight, the battery level of the UAV was checked and the differences between the initial level were observed. In the tests, the highest 3% and the lowest 0% battery level difference was reached.

Keywords: UAV, battery level, machine learning, prediction, autonomous.

1. Giriş

Kullanım alanları genişleyen insansız hava araçlarının kullanım alanlarına, güç tüketim tiplerine ve yapılacak işin spesifikliğine göre seçilen İHA farklılık göstermektedir (Zhao & Li, 2022).

İHA'lar döner kanat ve sabit kanat olmak üzere temel olarak iki farklı tip olarak karşımıza çıkar. Sabit kanat olarak adlandırılan İHA'lar kalkış ve inişlerde pist ihtiyacı olduğu için şehir içi kullanıma müsait değildir. Bu bağlamda döner kanat İHA'lar dikey kalkış iniş yapabilme yanında hızlı olmaları ve havada asılı kalabilme yeteneklerinden dolayı belirli işlerin kullanımında daha avantajlıdır (Boon vd., 2017).

Hızlı yol alabilen döner kanat İHA'lar da kendi öz yükünün yanında taşınacak faydalı yükün kütlesinin hıza ve harcanan elektrik miktarına önemli ölçüde etkisi vardır (Thibbotuwawa vd., 2019). Çok rotorlu döner kanat İHA'lar da kullanılan lityum bazlı piller yapıları gereği akımı hızlı boşaltabilen pillerdir. Pil amperinin artırılmasıyla beraber havada kalış süresi artırılabilir fakat bu seferde İHA'nın öz ağırlık miktarı artacaktır. Döner kanat İHA'ların en büyük dezavantajı güç tüketiminden dolayı havada kalış sürelerinin kısa olmasıdır (Kardasz vd., 2016). Bir diğer dezavantajları ise darbelere karşı savunmasız olmalarıdır (Pattarakunnan vd., 2021). Bu darbelerde ortaya çıkabilecek lipo pil hasarları dikkate alınarak pilin sağlık durumları sürekli kontrol edilmelidir (Galeotti vd., 2015). Süreç sonunda pil sağlıklı gibi gözükse de performansta düşüşler de yaşanabilmektedir (Lee & Lee, 2021).

Lipo pillerin sağlığı göz önüne alındığında pilin nasıl ve hangi şartlarda kullanıldığı pil sağlığı için belirleyici etkindir (Amanor-Boadu & Guiseppi-Elie, 2020). Pilin uygun cihazlarla şarj edilip edilmediği kadar kullanım sonrası kalan batarya seviyesi de önemlidir. Çeşitli çalışmalarla bataryaların güvenli çalışma bölgesi seviyeleri ortaya konmuştur. Kullanım sonrası Lipo batarya seviyesinin 20%'nin altına düşme durumunda kısa batarya ömrü sonucu ortaya çıkmıştır (Tezde & Okumuş, 2018). Bundan dolayı İHA'ların yere inişi itibarıyla bu sınırların aşılmaması önemlidir.

Geçmiş dönem çalışmalar incelendiğinde birçok araştırmacı batarya güç tüketim modellemesi üzerine çalışmıştır. Alyassi vd. (2023), seçilen noktalar arasında asimetrik gezgin satıcı problemi yöntemiyle en iyi güzergahı tespit edip farklı ağırlıkta İHA'ların güç tüketimini modellemiştir. Süreçte bir robotik araçla da yere inen İHA'yı şarj etmeyi başarmışlardır (Alyassi vd., 2023).

Prasetia vd. (2019), yaptığı çalışmada çizilen rota üzerinden Elastic Net Regresyon Modeli kullanılarak farklı uçuş davranışlarına göre enerji verimliliği tahmininde bulunmuşlardır (Prasetia vd., 2019).

Çaşka vd. (2023), deneysel olarak iki özdeş İHA'yı yatay ekseninde değişik hızlarda hareket ettirerek batarya tüketim modellerini araştırmış ve bu modelleri doğrusal ile doğrusal olmayan regresyon yöntemleri kullanarak geliştirmiştir (Çaşka & Gökçe, 2023).

Makineci vd. (2022), çalışmalarında İHA'ların uçuş süresi ve pil tüketimi tahminlerine ilişkin şunları belirtmiştir: Yapay Sinir Ağları (ANN), Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri (ANFIS) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu-Bulanık Çıkarım Sistemi (PSO-FIS) gibi makine öğrenimi algoritmaları, İHA'ların uçuş süresi (FT) ve pil tüketimi (BC) tahminlerinde etkili sonuçlar verebilir. Çalışma, ANN algoritmasının, FT ve BC tahminlerinde en yüksek doğruluğu sağladığını göstermiştir. Bu durum, ANN algoritmasının daha az sayıda iterasyon ile problemi öğrenebilmesi ve diğer algoritmalara göre daha basit bir yapıya sahip olmasının bir avantajıdır (Makineci vd., 2022).

İniş platformlarının seçimi konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde ise en iyi metrik yaklaşımla hedefe nasıl iniş yapılır üzerine çalışıldığı görülmüştür. Bu alanda göze çarpan yöntemler Ir-lock ile yer hava aracı etkileşimli cihazlar, Vicon obje izleme nesnesi ile yer hava aracı etkileşimli cihazlar, Aruco Etiketleri ile görüntü işleme teknikleri ile inişlerdir.

Genel olarak araştırmacıların değerli çalışmaları incelendiğinde havada dolaşımın ve yere görüntü işleme ile metrik inişin makine öğrenmesiyle tahminini bütünsel olarak inceleyen bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Havada aktif görevini gerçekleştiren İHA'nın belirli bir batarya seviyesi ile yere inmesi ve şarj olması gerekmektedir. Mevcut çalışmada İHA arm olmadan önce uçuş bilgisayarına inişle birlikte kalması istenen batarya seviyesi ve uçuş irtifası girilmiştir. İHA'nın havada gezinmesi, iniş noktasını tercih ederek o noktaya ilerlemesi ve girilen irtifadan görüntü işleme ile inişi sonrası kalan batarya seviyesi kontrol edilmiştir.

$$BST_{tüketilen} = BS_{dolaşım} + BST_{iniş\ noktasına\ gidiş} + BST_{iniş} \quad (1)$$

$BST_{tüketilen}$: tahmin sonucu tüketilecek toplam batarya seviyesi

$BS_{dolaşım}$: görev esnasında kullanılan batarya seviyesi
 $BST_{iniş\ noktasına\ gidiş}$: iniş noktasına gidilirken kullanılan batarya seviyesi tahmini

$BST_{iniş}$: inişte kullanılan batarya seviyesi tahmini

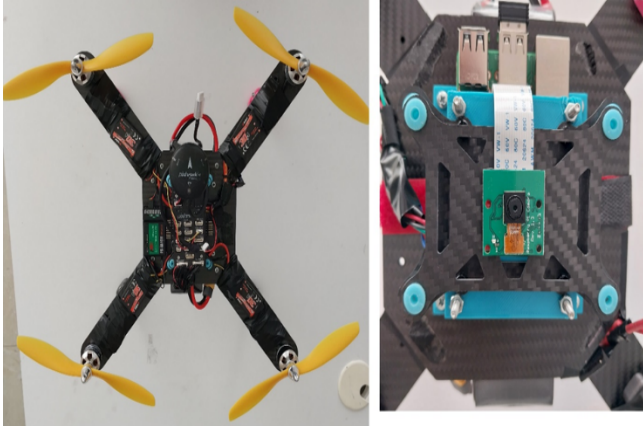
Tahminlerden ilki olan iniş noktasına gidişte kullanılan batarya seviyesi gerçek zamanlı olarak dolaşım esnasında verilerden elde edilmiştir, diğer iniş tahmini ise İHA'nın farklı irtifalardan inişleri sonrası

elde edilen veri seti ile tahminlenmiştir. Her iki tahminde de kullanılan makine öğrenmesi algoritması; diğer regresyon yöntemlere nazaran daha iyi sonuçlar elde edilen doğrusal regresyondur.

2. Yöntem

2.1. Döner Kanat İnsansız Hava Aracı

3mm karbonfiber gövdeden oluşturulan ana katman altına iki kat eklenerek orta katmana batarya en alt katmana ise uçuş bilgisayarı (Raspberry Pi) yerleştirilmiştir. En alt katmanın altına ise merkeze konuşturulan Raspberry Pi'nin CSI bağlantısına olarak sağlayan RaspiCam v1.3 kamera yerleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan döner kanat İHA'nın görseli Şekil 1'de gösterilmiştir. Tablo 1'de ise temel bileşenlerine yer verilmiştir.



Şekil 1. İHA'nın üst ve alt görünümü.

Tablo 1. İHA'nın donanım bileşenleri.

Donanım ve Özellikleri	Kullanım Amacı
Pixhawk 4	Uçuş Kartı
Pixhawk 4	GPS
Raspberry Pi 3 Model B+	Uçuş Bilgisayarı
Raspi Camera V1.3	Kamera
PM07	Güç Dağıtım Kartı
Emax XA2212 1400kv	Fırçasız Dc Motor
30 A Emax ESC	Motor Sürücü Kartı
8060 Pervane	Pervane
6000 mah Li-po	Batarya
FlySky FS-I6S 2.4g	Kumanda ve Alıcısı

Tablo 1'de belirtilen donanımların oluşturduğu İHA, 6000mah lityum polimer batarya ile birlikte 1478gr ağırlığa sahiptir ve tam güçte havada kalma süresi 6 dakikadır.

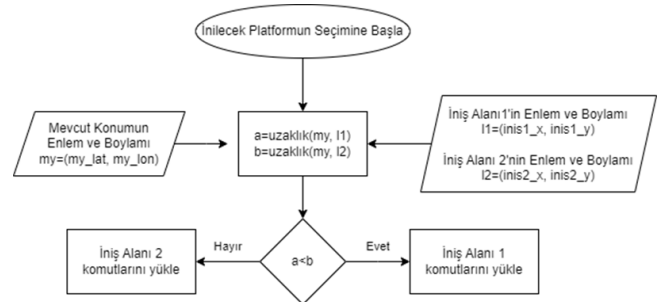
2.2. Çalışma Sahası

Şekil 2'de gösterilen çalışma sahası üzerinde 6 adet geçiş noktası ve iki adet iniş noktasının gps konumları alınarak bir rota oluşturulmuştur. Çalışma sahasının herhangi bir yerinden kalkan İHA 6 geçiş noktasını dögüsel olarak dolaşarak veri toplamaktadır. Toplanan veriler bir datalog dosyasına yazılmaktadır. Daha sonra bu dosyadaki veriler ışığında saniyede bir en yakın iniş noktasına giderken tüketilecek batarya seviyesini tahmin etmektedir. Mevcut irtifasından görüntü işleme ile yere inişi ise kalkış öncesi tahmin ederek kritik seviye (yere indiğinde istenilen kalan batarya seviyesi) ulaşıp ulaşılmadığını kontrol etmektedir.



Şekil 2. Çalışma sahası ve geçiş noktaları.

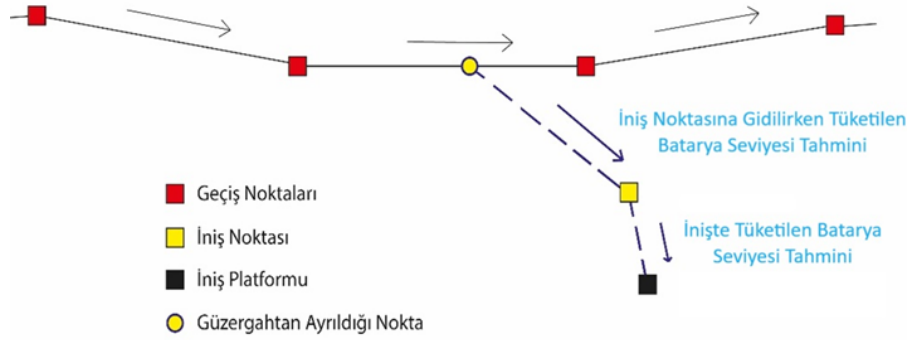
İki adet iniş noktasından yakın olanı baz alarak tahmin hesabı yapılmaktadır. Hangi platformun daha yakın olduğu ise Şekil 3'te gösterilen akış diyagramında gösterilmektedir.



Şekil 3. Yakın iniş platformunun seçimi.

2.3. Tahmin

Çalışmada iki adet tahmin mevcuttur. Bunlar Şekil 4'te gösterildiği gibi iniş noktasına gidişte tüketilen batarya seviyesi tahmini ve inişte tüketilen batarya seviyesi tahminidir.



Şekil 4. İHA davranışı.

Tahminlerde, makine öğrenmesinin denetimli öğrenme alanına giren regresyon modelleri kullanılmıştır. Hangi regresyon modelinin problemimize daha fazla katkı sağlayacağını belirlemek için R^2 , düzeltilmiş R^2 ($A.R^2$) ve F istatistiği değerlerinden faydalanılmıştır.

Regresyon eğrisine yaklaşımdaki hatalar karesini ifade R2 ve Ayarlanmış Adjust R2 ($A.R^2$) değeri 1'den çıkartılarak oluşturulduğu için yüksek olan değer daha değerli olmaktadır. $A.R^2$ 'nin R2 den farklı kılan ise birden fazla değişkenin işe koşulma durumunda daha iyi bir değerler sunmasıdır (Yiğit, 2018).

Modelin anlamlı olup olmamasında ise F istatistiği değerine bakılmıştır. F istatistiği değeri modeldeki en az bir bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerinde anlamlı etkisini göstermektedir. Yüksek F değeri modelin daha anlamlı olduğunu göstermektedir (Kutlu, 2024).

2.3.1. İniş Noktasının Tahmini

İniş noktasına gidişte tüketilecek batarya seviyesinin tahmininde, İHA'nın havadaki dolaşımında elde edilen gerçek zamanlı veriler kullanılmaktadır. Bu süreçte her geçiş noktası arasındaki mesafe, geçiş noktalarının tam orta noktalarının enlem ve boylam bilgileri ile bu orta noktadan geçiş esnasındaki bataryanın voltaj verileri bağımsız değişken olarak ele alınıp tüketilen batarya seviyesi (bağımlı değişken) miktarı dosyaya kaydedilmiştir. Şekil 5 .log dosyasında tutulan verileri göstermektedir.

wpler	mesafe	enlem	boylam	Voltaj	Bat_tuketimi
wp1-wp2	9	36.812194	34.550044	11.410	1
wp2-wp3	9	36.812154	34.550032	11.291	1
wp3-wp4	10	36.812164	34.550092	11.383	0
wp4-wp5	17	36.812219	34.550165	11.279	1
wp5-wp6	10	36.812265	34.550172	11.204	1

Şekil 5. Bağımlı ve bağımsız değişkenler.

Bağımsız değişkenlerin ve kullanılacak makine öğrenmesi algoritmasının seçiminde statmodels kütüphanesinin OLS raporları kullanılmıştır. OLS raporunun R^2 , $A.R^2$ ve F istatistiği değerleri göz önüne

alındığında Tablo 2'de gösterilen veriler ışığında en iyi model Çoklu Doğrusal Regresyon olduğuna karar verilmiştir.

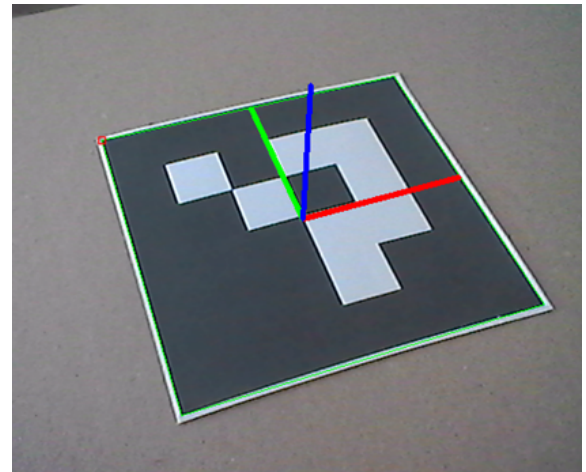
Tablo 2. Model seçimi.

	R2	A. R2	F-statistic
Doğrusal Regresyon	0.993	0.993	1682.0
Polynomial Regresyon (2. derece)	0.934	0.929	160.3
Polynomial Regresyon (2. derece)	0.658	0.627	21.6

Süreç başında doğrusal regresyon yerine doğrusal olmayan regresyon modelinin çıkma ihtimalinin daha yüksek olacağı düşünülse de süreçte tercih edilen saha tipinin dar olması her altı veride bir döngü kurulması ile benzer noktalardan geçiş model seçimini çoklu doğrusal regresyona yaklaştırdığını göstermektedir.

2.3.2. İniş Tahmini

İHA üzerinde inişte tüketilecek batarya seviyesi tahmini önceden görüntü işleme ile Şekil 6'da gösterilen Aruco Marker'a iniş veri kayıtları ile oluşturulmuştur.



Şekil 6. Aruco marker.

Şekil 7’de gösterilen log kayıtları farklı mesafelerden Aruco platformuna indirilen İHA’nın iniş verilerini göstermektedir.

	yükseklik	tüketilen_bat
0	375	2
1	412	3
2	429	3
3	409	5
4	903	8

Şekil 7. İniş verileri.

Yükseklik bağımsız değişkeni ile tüketilen batarya seviyesi tahmininde de diğer tahminde olduğu gibi statmodels kütüphanesinin OLS raporlarından faydalanılmıştır.

Tablo 3. İniş modelinin seçimi

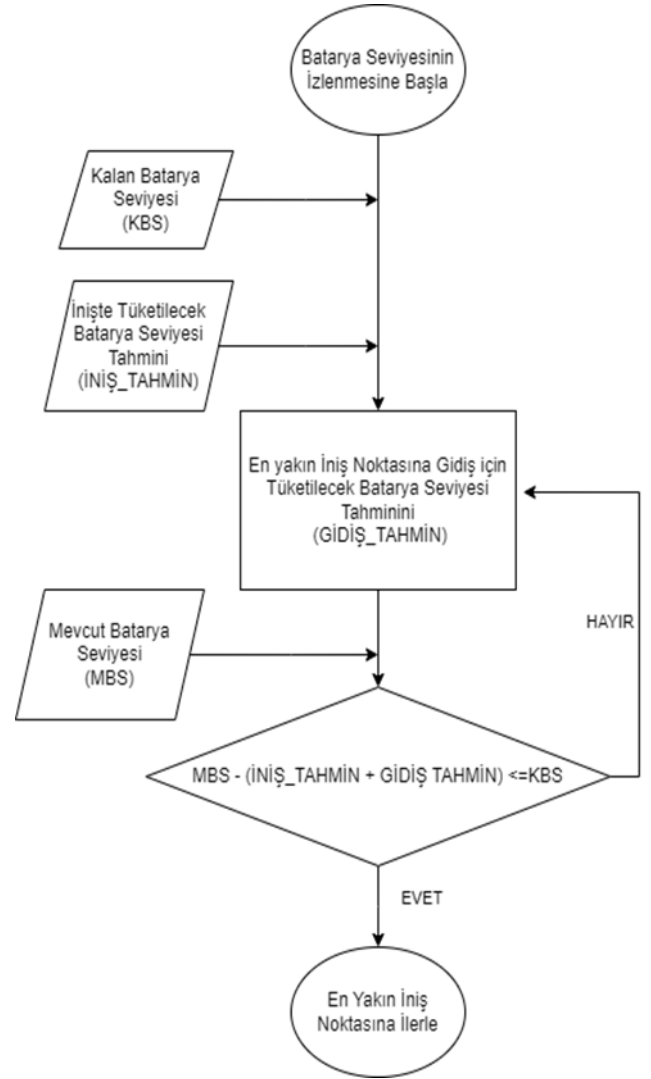
	R2	A. R2	F-statistic
Doğrusal Regresyon	0.998	0.998	3222.0
Polynomial Regresyon (2. derece)	0.998	0.998	2757.0
Polynomial Regresyon (3. derece)	0.995	0.994	292.2
Polynomial Regresyon (4. derece)	0.983	0.980	292.2

Tablo 3’te gösterilen veriler ışığında iniş tahmin modelinin seçiminde Doğrusal Regresyon en iyi değerleri vermektedir.

2.4. Uygulama

Kalkış öncesi İHA’nın toplam süreçte tüketilecek batarya seviyesi ve uçuşun gerçekleşmesi istenen irtifa bilgileri İHA’nın uçuş bilgisayarına kaydedilmektedir. İHA’nın tüm süreç davranışını belirleyen akış diyagramı Şekil 8’de gösterilmiştir.

Her 0.1 sn de gösterilen döngü ile İHA uçuş kartından mevcut batarya seviyesini istemekte ve en yakın iniş platformuna giderken tüketebileceği batarya seviyesi miktarını gerçek zamanlı olarak havada elde ettiği verilerle tahminlemektedir. İniş tahmini ise İHA arm olmadan önce mevcut dosyadan elde ettiği verilerle elde edilmektedir. Her iki tahminde Scikit-learn kütüphanesinin lineer regresyon modeli ile oluşturulmaktadır.



Şekil 8. Tahminlere ait akış diyagramı

3. Bulgular ve Değerlendirme

Farklı yükseklik ve yere inişte istenen farklı batarya seviyeleri üzerine yapılan testler Tablo 4’te gösterilmiştir.

Tablo 4. Test uçuşları.

İniş Sonrası İstenen Batarya Seviyesi	60%	50%	40%	35%	30%
Uçuş İrtifası	8m	5m	7m	6m	5m
İniş Noktasına Gidiş Tahmini	0.22%	0.29%	0.25%	0.14%	0.33%
İniş Tahmini	6.89%	4.10%	5.96%	5.04%	4.10%
İniş Sonrası Batarya Seviyesi	59%	50%	43%	34%	29%
Batarya Seviyesi Farkı	1%	0%	3%	1%	1%

Ortalama 1.2% farkla yere inen İHA'nın en iyi performansı 0% fark ile ikinci uçuş testinde 5m irtifa ve 50% batarya seviyesinde yakalanmıştır. En düşük performans ise 3% fark ile ortaya çıkmıştır, datalog kayıtları incelendiğinde bu gecikmenin ve fazla batarya tüketim sebebinin görüntü işlemedeki gecikmeden kaynaklandığı fark edilmiştir.

Tahminlerde kullanılan lineer regresyon ile 0.1 sn de doğru veriler elde edilmiştir. Raspberry Pi'nin 1 Gb Rami ile bu performansı sağlaması dikkat çekmiştir.

Tablo 5'te bulunan uzaklık verileri incelendiğinde en yakın iniş platformunun seçiminde de İHA doğru kararlar vermiştir.

Tablo 5. İniş platformlarına uzaklık.

1.İniş Platformun a Uzaklık	17m	6m	17m	2m	21m
2.İniş Platformun a Uzaklık	4m	21m	5m	26m	7m
İHA'nın Tercihi	2. İniş P.	1. İniş P.	2. İniş P.	1. İniş P.	2. İniş P.

4. Sonuç ve Tartışma

Rotadaki seyir sırasında anlık olarak toplanan verilerle, İHA'nın en yakın iniş istasyonuna doğru seyahat ederken tüketebileceği batarya seviyesi tahmin edilmiştir. İHA'nın benzer rotalardan geçişi göz önüne alınarak, bu tahminde en başarılı sonuca multi lineer regresyon ile ulaşılmıştır.

İHA'nın iniş noktasına doğru batarya seviyesi miktarının tahmini için, daha önce kaydedilen iniş verileri kullanılarak başarılı sonuçlar elde edilen lineer regresyon yöntemi tercih edilmiştir.

Araştırmanın sonuçlarını gözlemlemek adına farklı irtifa ve batarya seviyelerinde gerçekleştirilen test uçuşları yapılmıştır.

Süreçte İki farklı amaç için kullanılan lineer regresyon tahmin algoritmaları ile başarılı sonuçlar elde edildiği İHA'nın yere inişi ile istenilen ve elde edilen batarya seviyesi arasındaki farkların %0 ve %3 gibi küçük yüzdelere sahip olmasından anlaşılmaktadır.

Çalışma da uçuş esnasında uçuş kartından elde edilen batarya seviyelerinin 0 ile 100 arasında tam sayılar şeklinde olması ve geçiş noktaları arasındaki mesafenin kısa olması nedeniyle tahminlerde küçük sapmalar oluşması muhtemeldir. Bu tür bir araştırmanın geniş bir çalışma sahasında gerçekleştirilmesinin daha faydalı olacağı düşünülmektedir.

Bilgilendirme/Teşekkür

Bu çalışma yüksek lisans öğrencisi olan birinci yazarın tezinin bir parçasını oluşturmaktadır.

Yazarların Katkısı

Birinci yazar: Literatür taraması, analiz ve yorumlama, görselleştirme, makale yazma.

İkinci yazar: Düzenleme, kontrol, makale yazma.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- Alyassi, R., Khonji, M., Karapetyan, A., Chau, S., C. -K., Elbassioni, K., & Tseng, C. -M., (2023). Autonomous Recharging and Flight Mission Planning for Battery-Operated Autonomous Drones. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 20, no. 2, pp. 1034-1046, April 2023, doi: 10.1109/TASE.2022.3175565.
- Amanor-Boadu, J. M., & Guiseppi-Elie, A. (2020). Improved performance of li-ion polymer batteries through improved pulse charging algorithm. *Applied Sciences*, 10(3), 895.
- Boon, M. A., Drijfhout, A. P., & Tesfamichael, S. (2017). Comparison of a fixed-wing and multi-rotor UAV for environmental mapping applications: A case study. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 47-54.
- Çaşka, S. ve Gökçe, B. (2023). Mikro İnsansız Hava Aracı İçin Batarya Tüketim Modelinin Elde Edilmesi. *Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13(1), 252-258.
- Galeotti, M., Cinà, L., Giammanco, C., Cordiner, S., & Di Carlo, A. (2015). Performance analysis and SOH (state of health) evaluation of lithium polymer batteries through electrochemical impedance spectroscopy. *Energy*, 89, 678-686.
- Kardasz P, Doskocz J, Hejduk M, Wiejkut P, Zarzycki H. (2016). Drones and Possibilities of Their Using. *J Civil Environ Eng* 6: 233.
- Kutlu, G. (2024). Döner kanat İHA'ların şarj durumlarına göre uygun platforma görüntü işleme teknikleri ile inişi (Yüksek lisans tezi). Mersin Üniversitesi, (Tez No: 865542). YÖK Ulusal Tez Merkezi.

- Lee, J. H., & Lee, I. S. (2021). Lithium battery SOH monitoring and an SOC estimation algorithm based on the SOH result. *Energies*, 14(15), 4506.
- Makineci, H. B., Hüsrevoğlu, M., & Karabörk, H. (2022). Estimation of UAV flight time and battery consumption for photogrammetric application using multiple machine learning algorithms. *Engineering Research Express*, 4(025050). <https://doi.org/10.1088/2631-8695/ac7a0b>
- Pattarakunnan, K., Galos, J., Das, R., & Mouritz, A. P. (2021). Impact damage tolerance of energy storage composite structures containing lithium-ion polymer batteries. *Composite Structures*, 267, 113845.
- Prasetia, A. S., Wai, R.-J., Wen, Y.-L., & Wang, Y.-K. (2019). Mission-Based Energy Consumption Prediction of Multirotor UAV. *IEEE Access*, vol. 7, pp. 33055-33063, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2903644.
- Tezde, E. İ., & Okumuş, H. İ. (2018). Batarya modelleri ve şarj durumu (SoC) belirleme. *EMO Bilimsel Dergi*, 8(1), 21-25.
- Thibbotuwawa, A., Nielsen, P., Zbigniew, B., & Bocewicz, G. (2019). Energy consumption in unmanned aerial vehicles: A review of energy consumption models and their relation to the UAV routing. In *Information Systems Architecture and Technology: Proceedings of 39th International Conference on Information Systems Architecture and Technology–ISAT 2018: Part II* (pp. 173-184). Springer International Publishing.
- Yiğit, E., Yazar, İ. & Karakoç, T. H. (2018). İnsansız hava araçları (iha)'nın kapsamlı sınıflandırması ve gelecek perspektifi. *Sürdürülebilir Havacılık Araştırmaları Dergisi*, 3 (1), 10-19.
- Zhao, T., & Li, W. (2022). Design configuration and technical application of rotary-wing unmanned aerial vehicles. *Mechatronics and Intelligent Transportation Systems*, 1(1), 69-85.



© Author(s) 2024.

This work is distributed under <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>