

Havayolu Operasyonlarında Yolcu Hizmetleri Kaynaklı Gecikmelerin Öngörülmesinde Mali ve Operasyonel Optimizasyon

Ahmet Selim SÜZER^{*} 1

¹Dr., Ahmet Selim Süzer Topkapı Üniversitesi, ahmetselemsuzer@topkapi.edu.tr, ORCID: 0000-0002-9721-0383

Geliş Tarihi/Received

22.08.2023

Kabul Tarihi/Accepted

06.02.2024

e-Yayım/e-Printed

08.02.2024

ÖZET

Hava taşımacılığının dünya ticareti içerisinde yolcu taşımacılığının yanı sıra kargo taşımacılığında da önemli yere sahip olduğu bilinmektedir. Hatta en fazla cari ticari getiri de kargodan sağlanmaktadır. Uçuşların iptali, gecikmesi ve müşteri memnuniyetsizliği sebebi ile oluşan diğer ticari kayıplar ise işletmeye büyük oranda zarar vermektedir. Zararların başlıca nedenleri arasında; uçuşları geciktiren ve iptal olmasına sebep olan hava durumu olayları, bürokratik sebepler, havalimanı işletmelerindeki işleyiş aksaklıkları ve uçak arızaları gibi öngörülemeyen problemler sayılabilir. Bu öngörülemeyen aksaklıkların dünya hava ticaretindeki payı büyüktür. Bir uçağın rötör yapması sonucu otoritelere ödediği büyük cezaların yanı sıra gecikmeyi karşı taraftan telafi edilebilmesi için taviz olarak ödenen büyük meblağlar da ticari kazançları olumsuz etkileyen en önemli nedenler arasında yer almaktadır. Yapılan bu çalışmada, öngörülemeyen durumlar çeşitli tahmin yöntemleriyle incelenmiştir. Bu yöntemlerden, yapay sinir ağı yapıları kullanılarak önceki senelerin verileri ile uçuş gecikmeleri yapay öğrenme algoritmaları yöntemiyle tahmin edilmiş ve gerçekleşen uçuş gecikmeleri ile karşılaştırılarak doğruluğu ispat edilmiştir. Bu yöntemde yapay sinir ağlarının LM (Leven Marquardt) ileri beslemeli geri yayılım algoritmasında çeşitli ağ katman sayılarında denemeler sonuç vermiştir. Araştırmada kullanılan yapay sinir ağı modeli geliştirilmesinde 10 yıllık veriler ve modelin uygunluk tespitinde de son 5 yıllık veriler kullanılmıştır. Nüfus ve gayrisafi milli hasıla bağımsız değişken olarak seçilmiş, bağımlı değişkenler yolcu-km, yük-km, uçuş-km olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçların doğruluk değerlerinin görülmesi için MAPE, MAD, MSE, RMSE ve R2 analizleri ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, analizler ışığında, ticari sıkıntılar için öngörülebilirliğin kayda değer olduğu görülmüştür. Ayrıca; bu tahminlemeler son on senenin gecikme süreleriyle karşılaştırılarak tahmin yüzdesi yüksek olan kısımların giriş verilerini etkileyen kısımlarını yapay öğrenme kestirimiyle yapay ağırlıklandırma sayesinde gerçeğe yakın sonuçlar elde edilmesiyle uçuş gecikmelerini öngörebilecektir. Bu ağırlıklandırma yapılırken yapay sinir ağıları uçuşu etkileyen giriş parametreleri zaman dilimlerindeki şartlara göre etki miktarını hesaplayarak daha doğru tahmin elde edilmesini sağlamaktadır. Yapılan bu çalışma hem havayolu operasyonlarında yolcu hizmetli kaynaklı gecikmeler sonucunda hem havayollarının itibarının hem de mali zararlarının azaltılabileceği yönünde tahminler ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Sinir Ağları, Gecikmeler, Havayolu İşletme Öngörülmesi, Uçuş Gecikme Tahmini.

Financial and Operational Optimization in Forecasting Delays Caused by Passenger Services in Airline Operations

ABSTRACT

It is known that air transportation has an important place in world trade in cargo transportation as well as passenger transportation. In fact, the highest current commercial income is provided by cargo. Other commercial losses caused by flight cancellations, delays and customer dissatisfaction cause great damage to the business. Among the main causes of losses: Unforeseen problems such as weather events that delay and cancel flights, bureaucratic reasons, operational disruptions in airport operations and aircraft failures can be listed. In addition to the large fines paid to the authorities as a result of a flight being delayed, the large amounts paid as concessions to compensate the delay from the other party are among the most important reasons that negatively affect commercial profits. In this study, unpredictable situations were examined with various forecasting methods. Among these methods, using artificial neural networks structure, flight delays were predicted with previous years' data and artificial learning algorithms, and their accuracy was proven by comparing them with actual flight delays. In this method, tests with various network layer numbers in the LM (Leven Marquardt) feedforward back propagation algorithm of artificial neural networks have yielded results. 10-year data was used to develop the artificial neural network model used in the research, and the last 5-year data was used to determine the suitability of the model. Population and gross national product were selected as independent variables, and dependent variables were evaluated as passenger-km, freight-km, flight-km. To see the accuracy of the results obtained, they were compared with MAPE, MAD, MSE, RMSE and R2 analyses. As a result, in the light of the analysis, it has been observed that the predictability for commercial troubles is remarkable. Moreover; By comparing these predictions with the delay times of the last ten years, flight delays can be predicted by obtaining realistic results thanks to artificial weighting with artificial learning estimation of the parts affecting the input data with a high prediction percentage. While this weighting is being done, artificial neural networks provide more accurate predictions by calculating the amount of input parameters affecting the flight according to the conditions in the time periods.

Key Words: Artificial Neural Networks, Delays, Airline Operation Insights, Flight Delay Prediction.

GİRİŞ

Uçuşların iptali, veya gecikmesi; temelde hava durumu olayları, bürokratik sebepler, havalimanı işletmelerindeki işleyiş aksaklıkları ve uçak arızaları gibi nedenlerle ortaya çıkan sorunlardır (Akbaba, 2022). 2021 yılı mart ayında Amerika Birleşik Devletleri (ABD) Ulaştırma Bakanlığı havayollarının kayıp bagaj veya uçuş gecikmeleri gibi performans ölçümlerini içeren havayolu tüketici raporunu yayınlamıştır (Statistics, Delay of USA Air Transport, 2020). Bu rapor ABD merkezli 10 havayolunun uçuşlarının ortalama %79'unun zamanında yapıldığını göstermektedir (Delay of USA Air Transport, 2020). Bu durum ABD'deki her beş uçuştan beşte birinin yani her geçen yıla kıyasla büyük ölçüde ertelendiği anlamına geldiğini göstermektedir. Havalimanı yetkilileri, gecikmeyi varış noktasına en az 15 dakika geç varan herhangi bir uçuş olarak tanımlamaktadır (Delay of USA Air Transport, 2020). Karşılaştırmalara bakıldığında 2018'in %79,2'si olan zamanında gerçekleşen uçuş oranına kıyasladığımızda 2019'daki uçuşlar biraz daha kötü bir durumda iken, 2017'de uçuşların ortalama %80,2'si zamanında gerçekleşmiştir (Phoenix Sky Harbor International, 2020).

2020 yılında en çok uçuş iptal eden havayolları arasında ülkenin en büyükhavayolu şirketlerinden bazıları da bulunmaktadır. Uçuşlarının iptallerinin %2,5'i Amerikan Havayolları uçuşlarıdır. Southwest Airlines, yine %2,5 iptal oranındadır. Yapılan açıklamalarda filolarında Boeing 737 Max bulunan ve 2019 yılında 10 ay boyunca uçamadıkları bilinen üç ABD'li havayolu taşıyıcısı bulunmaktadır (Delay of USA Air Transport, 2020). Mart 2019'da uçakta iki ölümcül kazanın ardından uygulamaya konulan uçuşları iptal etmişler ve operasyonlarını normal seviyelere yakın tutmak için programlarını ve filolarını önemli ölçüde değiştirmişlerdir. Üç havayolu taşıyıcısı da 2020 yılındaki yoğunluğu yüksek olan yaz seyahati sezonunda uçuş iptallerinin sayısını azaltmak için Max'ın sonbahara kadar uçuş programlarını ertelemiştir (Tablo 1).

Tablo 1. Yıla Göre Gecikme Nedeni, Toplam Gecikme Dakikalarının Yüzdesi (%)

	Hava Gecikmesi	Taşıyıcı Geç Uçak	Gelen Milli Sistemi	Havacılık Gecikmesi	Güvenlik Gecikmesi	Olumsuz Hava
2003 (Haziran-Aralık)	26.3	30.9	36.5	0.3	6.1	
2004	25.8	33.6	33.5	0.3	6.9	
2005	28.0	34.2	31.4	0.2	6.2	
2006	27.8	37	29.4	0.3	5.6	
2007	28.5	37.7	27.9	0.2	5.7	
2008	27.8	36.6	30.2	0.1	5.4	
2009	28.0	36.2	30.6	0.1	5.0	
2010	30.4	39.4	25.7	0.2	4.4	
2011	30.1	40.8	24.8	0.1	4.1	
2012	31.9	41.4	22.5	0.1	4.0	
2013	29.4	42.1	24.2	0.1	4.1	
2014	30.2	41.9	23.5	0.1	4.3	
2015	32.2	39.8	22.9	0.1	5.0	
2016	32.6	39.2	23.7	0.1	4.4	
2017	31.2	39.4	25.1	0.1	4.3	
2018	30.1	39.6	24.5	0.1	5.6	
2019	30.6	39.7	24.0	0.1	5.5	
2020	41.0	30.2	21.6	0.2	6.9	

Kaynak: Phoenix Sky Harbor International, 2020:130

Uçuş gecikmelerinin %4'üne meteorolojik olaylar sebep olmaktadır. Meteorolojik gecikmelerin sis gibi alt sebeplerinin havacılık gecikme kodları "NAS"(National Aviation System) kategorisinde yer almaktadır."NAS" kodlu gecikmeler veya iptaller, havalimanları veya Federal Havacılık İdaresi (FAA) tarafından düzeltici eylemle azaltılabilecek hava durumu gecikme türleri olarak bildirilmektedir. 2020 boyunca, NAS kodlu gecikmelerin %45,8'i hava koşullarından kaynaklanmaktadır. Toplam gecikmelerde NAS kodlu gecikmelerin payı ise 2020'de %33,4 olarak belirtilmiştir (Statistics, 2021).

Ağustos 2000'de ABD'de gecikme raporlarını değerlendirmek ve bu raporlardaki değişimleri analiz etmek için Zamanında Raporlama Danışma Komitesini kurulmuştur. Bu komite havayolu gecikmelerinin ve iptallerinin nedenleri hakkında bilgi toplamak için bir raporlama çerçevesi oluşturulmasını tavsiye etmiştir. Danışma Komitesinin kullanımı için tavsiye edilen bu Raporlama Sistemi daha sonra oluşturulmuştur. Örneğin, bu rapordaki hava koşullarıyla ilgili gecikmeler tek bir gecikme kodu yerine sis gibi alt gecikmeleri de belirtmek için birden fazla gecikme kodu ile rapor edilmemektedir (DOT, 2023). Bunun sebebi, komite, aşırı hava gecikmelerini, sistemdeki iyileştirmelerle düzeltililebilecek hava gecikmelerinden ayırmanın, gecikmelerin boyutu hakkında daha net bir bilgi oluşabileceğini düşünmüştür. Ayrıştırılmış gecikme kodu raporlamasının sistem yöneticilerine iyileştirmeler yapmakta daha ayrıntılı veriler sağlaması amaçlamıştır.

Bureau of Transportation Statistics (BTS), 2001 yılında, aylık gecikmelerin nedeni ile ilgili raporu test etmek için dört havayoluyla bir pilot program yürütmüştür ve ayrıştırılmış gecikme kodu rapor sistemini bu pilot projesi sonuçlarına, havacılık camiasının öneri ve yorumlarına göre geliştirmiştir. (Regulations, 2002; Transtat, 2021).

Başka bir rapora (Times, 2021), göre Hindistan'ın iç hat yolcu trafiğinin, yeni tamamlanan mali yılda tahmini 53,4 milyon ile 10 yılın en düşük seviyesine gerilediği ifade edilmiştir. Ayrıca aynı raporda önceki mali yılda pandeminin neden olduğu kilitlenme nedeniyle neredeyse iki aydır yolcu uçuşu operasyonunun olmadığını açıklamıştır. The Economic Times Business News'in derecelendirme kuruluşuna göre, Hindistan Amerika arasında 2010-2011 mali yılında uçuş yapan tüm yerli hava operatörleri yerel rotalarda toplam 53,8 milyon yolcu taşımıştır (Economic Times, 2023). Mart 2021'de iç hat yolcu trafiğinin %77-78 civarında olduğu tahmin edildiği ve iç hatlardaki seyahat miktarında Mart 2020'nin (iç hat yolcu trafiğinde bir önceki yıla göre %33,1'lik bir düşüşe tanık olan) düşük bir bazda yıllık olarak sabit bir büyüme anlamında açıklama yapılmıştır (Economic Times, 2023). Bu sayede iç hat yolcu trafiğinin Mart 2021'de düşük uçuş sayısı baz alındığında bir önceki yıla göre sabit bir büyümeye sebep olması nedeniyle son ani artışın sektörün toparlanması için zorluk teşkil ettiği de rapora eklenmiştir. Havayollarının Mart 2021'deki kapasitesi, mart ayındaki 69 bin 910 kalkışa oranla 71 bin 300 kalkışla %2 daha yüksektir. Ardışık olarak, Mart 2021'deki kalkış sayısının %11 daha yüksek olduğunu açıklamıştır.

Mart ayı için ortalama günlük kalkış sayısı 2 bin 300 civarındaydı, Mart 2020'deki ortalama günlük 2 bin 255 seferden, bir önceki mali ayın son yedi gününde yurt içi seyahatin kesilmesi nedeniyle ve marjinal olarak 2 bin 296'dan yüksek bulunmuştur. Mart 2021'de uçuş başına ortalama yolcu sayısı, Mart 2020'de uçuş başına ortalama 111 yolcuya karşılık 109 olmuş, bu nedenle yerli havacılık endüstrisinin bir yolcu yükü faktöründe (PLF-Person Load Factor) faaliyet göstermesinin beklendiğini açıklamıştır. Pandemiden de etkilenen Mart 2020'deki %73,1'lik PLF'ye karşı, Mart 2021'de %72'lik bir oran olduğu açıklanmıştır.

Mart 2021 için PLF, kapasite dağıtımındaki %11'lik artış nedeniyle Şubat 2021'deki %79'dan daha düşüktür. Genel olarak, 2021'nin ilk çeyreği için, yurt içi yolcu trafiği, 2020 ilk çeyreği trafiğine göre %62 düşüşle 53,4 milyon civarında sabitlendiği açıklanmıştır (Economic Times, 2023). 2021 Ocak ayı pazartesi sabahı çoğu havalimanı, yolcuları havalimanına gitmeden önce uçuş durumlarını teyit etmeye çağırmıştır. Çünkü Newark şehrindeki geliş ve gidişlerdeki iptaller, toplam tarifeli uçuşların %75'ini yansıtmaktaydı.

Flightaware.com'a göre, New Jersey'yi 2 fitlik kar ve 50 mil/saate kadar rüzgarla savuran büyük kar fırtınası, yalnızca Newark Liberty Uluslararası Havalimanı'ndaki 345 iptal dahil olmak üzere bölgenin havaalanlarında 900'den fazla uçuşu durdurmuştur.

Dallas Love-Field Havalimanı ve Uluslararası Havalimanı'ndaki bazı uçuşlar iptal edilmiş veya ertelenmiştir. Bu Havalimanı, tüm gelen uçuşların başlangıç noktalarında gerçekleştirildiğini tweetlemiştir. FAA'ya göre, bu Havalimanı da bazı gelen uçuşların ortalama 1 saat üç dakika gecikmesine neden olan bir trafik yönetimi programı kapsamındadır. Bu havalimanında ayrıca düşük sıcaklıklar nedeniyle, her iki Skylink Döngüsünün de süresiz olarak bekletildiğini açıklamıştır (Transtat, 2023).

Tablo 2. Yıllara Göre Gecikmeler ve İptaller

Yıl	Zamanında Gelenler	Zamanında Gelenler (%)	Gecikmeleri	Gecikmeler (%)	İptal Edilen Uçuşlar	İptal Edilen Uçuşlar (%)	Yönlendirilen (Divert Eden)	Uçuş Operasyonları
2012	807,621	84.93%	129,895	13.66%	11,765	1.24%	1,678	950,959
2013	786,612	80.33%	171,775	17.54%	18,890	1.93%	1,988	979,265
2014	623,927	69.13%	221,434	24.53%	54,571	6.05%	2,619	902,551
2015	673,546	74.91%	191,130	21.26%	32,499	3.61%	1,984	899,159
2016	716,833	82.42%	132,562	15.24%	18,488	2.13%	1,833	869,716
2017	680,907	79.13%	161,963	18.82%	15,198	1.77%	2,466	860,534
2018	866,970	79.48%	195,051	17.88%	26,145	2.40%	2,683	1,090,849
2019	857,578	76.76%	224,699	20.11%	31,981	2.86%	2,902	1,117,160
2020	1,000,443	84.67%	166,901	14.12%	12,063	1.02%	2,207	1,181,614
2021	590,038	85.03%	80,554	11.61%	22,077	3.18%	1,227	693,896

Kaynak: Transtat, 2023:255

ABD yetkililerine göre gecikmelerin sebepleri; 2003 yılından beri uçuş gecikmelerinin nedenlerini takip etmektedir (Choi, 2011). 11 Eylül saldırılarının ardından yaşanan mali sıkıntılar nedeniyle personelin azalması nedeniyle uçuş gecikmelerinin sayısı artmıştır (Başal ve Şarkbay, 2020). Uçuş gecikmelerinin veya iptalinin nedenlerinden bazıları şunlardır:

- Havayolu kaynaklı gecikmeler; USA Today analizine göre uçuş gecikmelerinin en önemli nedeni.
- Hava trafiğindeki yoğunluk,
- Depremler ve tsunamiler (ör. 2004 Hint Okyanusu depremi ve tsunami, 2010 Şili depremi ve tsunami ve 2011 Tōhoku depremi ve tsunami),
- Yakıt kaynaklı gecikmeler,
- Fırtına, kasırga veya kar yağışı gibi sert hava koşulları,
- Bir önceki uçuştan seferi icra edecek uçağın geç gelmesi,
- Uçakla ilgili bakım sorunları,
- Güvenlik sorunları.
- Terör saldırıları (ör. Domodedovo Uluslararası Havaalanı bombalaması, 2016 Brüksel bombalaması ve 2016 Atatürk Havaalanı saldırısı durumunda intihar bombardımanı, Phoenix Sky Harbor International, 2020).

Bu durumun ABD’de havayolu maliyetlerine yılda 22 milyar dolara mal olduğu tahmin edilmektedir. Bunun olası nedeni ise büyük ölçüde havayollarının, uçakları apronda iç hat uçuşları için üç saatten fazla veya uluslararası uçuşlar için dört saatten fazla tuttuklarında federal yetkililere ödeme yapmak zorunda kalmalarıdır (Union European, 2023).

Uçuş gecikmesi, bir havayolu uçuşunun planlanan saatinden sonra kalkması veya inmesidir. Havacılıkta ekiplere düşen görevlerin zamanında yapılması tüm havayolu ulaşım süreçleri açısından en önemli konulardandır. Hatalı ya da zamanında yapılmayan görevler aksaklıklara ve ardından gecikmelere yol açmakta ve tüm süreci olumsuz etkilemektedir (Konyalılar, 2020).

Federal Havacılık İdaresi (FAA), bir uçuşun planlanan saatinden 15 dakika sonra icra edilmesini uçuşun gecikmesi olarak ifade etmektedir. Bir seferin iptal edilmesi ise, havayolu şirketinin belirli bir nedenle uçuşu hiç gerçekleştirmediği durumu olarak ifade edilebilir (Union European, 2023). Avrupa Birliği’nde, Uçuş Tazminatı Yönetmeliği 261/2004’e göre eğer bir uçuşun üç saatten fazla gecikmesi, uçuş iptal edilmesi durumunda havayolu şirketi yolcu başına 250 € ile 600 € arasında bir tazminat ödemesi gerekmektedir (Europa, 2021).

Bir uçuş ertelendiğinde, FAA, kalkış ve inişler için yeni meydan slotu tahsis etmektedir. Ulaştırma Departmanı, kalkış yapmadan üç saatten fazla, uluslararası uçuşlar için dört saat, apronda kalan ve kendilerine tahsis edilen slotu kaçıran uçuşlar için yıllık işletmeye kesilen toplam 27 bin 500 \$’a kadar

para cezası uygulamaktadır (Yu, 2011). Berkeley’de bulunan California Üniversitesi tarafından yürütülen bir araştırma sonucuna göre, iç hat uçuş gecikmelerinin maliyeti yıllık ABD’de 32,9 milyar dolarlık ilave bir maliyet oluşturduğu ve bu maliyetin neredeyse yarısına havayolu yolcuları tarafından karşılandığı ortaya çıkmıştır (Transtat, 2008).

Tablo 3. 2007 Yılındaki Gecikmelerin Hava Yollarına Mali Etkisi

Maliyet Bileşeni	Maliyet (Milyar)
Havayolu Maliyetleri	\$8,3
Yolcu Maliyetleri	\$16,7
Kayıp Talepten Kaynaklanan Maliyetler	\$3,9
Toplam Doğrudan Maliyet	\$28,9
GSYİH Üzerindeki Etki	\$4,0
Toplam Maliyet	\$32,9

Kaynak: Union European, 2023:69

Amerika’da yapılan başka bir çalışma, toplam maliyetin 16,7 milyar dolarının veya başka bir ifade ile maliyetin yarısından biraz fazlasının yolcular tarafından karşılandığını ortaya koymuştur (Guy, 2010). Bu veri, uçuş gecikmeler, iptaller ve kaçırılan bağlantılar nedeniyle oluşan maliyetin yanı sıra gecikme sebebiyle yapılan yemek ve konaklama harcamalarını da kapsadığı bildirilmiştir. Bu çalışma da yolcu maliyetleri aşağıdaki gibi bildirilmiştir:

- Havayollarının gecikmeyi öngördüklerinde seferi yeniden bu öngörüye göre planlaması sonucu oluşan gizli gecikmelerin maliyeti.
- Pist kapasitesi nedeniyle zorunlu olarak yeniden planlanan uçuşun maliyeti.
- Gecikmeler nedeniyle oluşan yolcu maliyeti.
- Havayollarının uçmaktan vazgeçerek otomobil ile seyahat eden veya telekonferans ve video konferans kullanarak işlerini yürüten yolculardan kaybettiği potansiyel talebin toplam maliyeti.
- Verimlilik kaybına bağlı olarak gecikmelerin ve iptallerin GSYİH üzerindeki etkisi.

Literatür Taraması

COVID-19 Pandemisi döneminde yaşanan gecikmeler genel olarak COVID nedeniyle uygulanan sağlık prosedürlerinden kaynaklanmaktaydı. COVID-19 öncesi yapılan çalışmalar uçuşların gecikme sebeplerinin genel olarak hava şartları, uçuş organizasyonundaki teknik aksaklıklar, bürokratik sorunlar, ara tedarikteki bazı gecikmeler olduğu sonucunu vermektedir (Akbaba, 2021). Yapılan literatür araştırmasında yaşanan sorunların nedenleri incelenmiş ve yeni dönemde oluşacak sıkıntıların hangi bulgular üzerinde çalışma yapılmasının gerekli olduğu konusunda kararlar alınmıştır.

Amerika Birleşik Devletleri’nin uçuştaki gecikmelerinin oranı son on senede ortalama %17,48 olarak saptanmıştır (HomeDrillChart, 2021). Bu gecikme oranı 2014, 2015 ve 2021 yıllarında ortalama %24,53’e kadar ulaşmıştır. Ayrıca bu yıllarda ortalama %6 oranında uçuş iptali gerçekleşmiştir. Bu tabloda son on yılda ortalama Amerika Birleşik Devletleri’nde havalimanına gecikme ve iptallerin maliyetinin 22 milyar dolar olmasına neden olmuştur. Bu değerler yolcu başına 200\$ ile 740\$ arasında saatlik kayıp, terminal işletmesine ise dört saatlik minimum 27 bin 500\$ olarak zarar olarak bildirilmiştir (EC, 2021).

Eldin (2014) çalışmasında Amerika Birleşik Devletlerindeki havalimanlarında 2004 yılının ilk çeyreğindeki verilere göre oluşturduğu gecikme tahmin yönteminde gecikmelerin öngörülmesi ile 1,6 milyar dolar tasarruf yapılabileceğini ortaya koymuştur. Zonglei vd.’nin 2008 yılında yapmış olduğu çalışmada denetimli öğrenme algoritmalarını kullanarak uçuş gecikmeleri için bir erken uyarı sistemi geliştirmişlerdir. Çalışmasında önceliklendirme durumuna göre geliştirdiği alarm boyutu derecelerine uygun olarak nitelendirip erken önlem alınması için bir sistem oluşturmuştur. Valdez (2000) yapmış olduğu çalışmada hava durumunun doğru şekilde tahmin edilmesinin uçuş gecikmelerini ortalama %35’e azaltılacağını öne sürmüştür.

Martinez (2012) çalışmasında Amerika Birleşik Devletleri iç hat uçuşlarını 1995 ila 2010 tarihleri arasındaki belli zaman ölçekleri ile kısa ve uzun vadeli zaman dilimlerinde birçok parametre kullanarak ampirik birikimli dağılım, koşullu varyans dağılım ve kernel yoğunluk tahmini yöntemleri

kullanarak uzun vadeli uçuş gecikmelerde başarı gösterdiğini belirtmiştir. Bu sonuçları kombine ettiğinde belli bir süre üzerindeki gecikmelerin hava trafiğini önemli derecede etkilediğinin ve bu bulguların gecikme tahmini hususunda daha iyi sonuçlar verdiğini öne sürmüştür. Bu kullandığı parametrelerde en çok uçak kimlik bilgileri, zaman bilgisi, uçuş bilgisi, uçuş süresi bilgileri ve pist zemin bilgilerinin etkili olduğunu bildirmiştir. Fleurquin (2013) tarafından yapılmış çalışmada gecikme verisi, saat dilimi dönüşümü ve havalimanları yer hizmetleri verilerini kullanarak uçuşların gecikme sebeplerini araştırmıştır. Data Driven modelleme adını verdiği veri modelleme yönteminde beta parametresi ölçeğinde yer hizmetlerinden kaynaklı etkileri saptamış bunun yanında Amerika'yı etkisi altına alan kasırgaları tahmin etmek amaçlı modelleme yapmıştır. Nitekim girişte kullandığı beta verileri ve tahmin verileri arasında büyük benzerlikler olduğunu iletmiştir.

Konuya farklı bir bağlamda bakan Xu (2008) Amerika Birleşik Devletlerinde otuz dört havalimanından 2005 yılında üç aylık hava durumu trafik göstergelerini (rüzgâr, bulut tavanı, sıcaklık, görüş mesafesi gibi etkenleri) uçak kalkış süresine etkilerini ortaya çıkarmak için çok yönlü adaptif regresyon doğrulama yöntemi ve Piece Wise doğrusal regresyonları kullanılarak ilgili 34 havalimanı için genelleştirilmiş ve indirgenmiş parametre tahmini üretmiştir. Ayrıca yer hizmetlerinden kaynaklı faktörlerin gecikmeye etkisini aynı yöntemle kalkış parametreleri olarak nitelendirmiş ve kendi aralarında bir korelasyona tabi tutmuştur. Bu sayede totaldeki gecikmeyi genelleştirilmiş ve kalkış parametreleri toplanıp indirgenmiş parametreler bu korelasyondan eksiltilecek elde edilen değerler dönüştürülmüş mutlak tahmin hatası (MTAPE) ile düzeltilindiğinde bu havalimanları içinde 1,9 ile 2,7 dakika arasında değiştiğini söylemiştir. Yapay sinir ağları konulu Sridhar (2009) tarafından yapılan çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak hava durumu ve hava trafik yoğunluğunun uçuş gecikmelerine etkisini araştırmıştır. Bu çalışmada hangi veri setini kullandığını açıklamamıştır. 2005 ile 2008 seneleri arasındaki toplamış olduğu verileri yapay sinir ağlarında doğrusal regresyona tabi tutarak çeşitli dönemler arasında %75 ile %80 oranları arasında doğruluk tahmini yapmıştır.

Öte yandan Dey (2009) çalışmasında Monte Carlo algoritması kullanarak Amerika Birleşik Devletlerindeki 2005 ile 2008 arasındaki uçuşlar zaman dilimlerine göre kalkış iniş saatleri taksit ve hold da bekleyiş sürelerine ve kalkış ve iniş havalimanlarına göre kategorilendirilerek network optimizasyon tekniğiyle en kısa kestirim algoritması oluşturmuştur. Bu sayede uçuş rotası üzerindeki gecikmeyi minimize etmek amaçlı çoklu regresyon kuramı geliştirmiştir. Kullanılan geniş veri setini %70 oranına kadar normalizasyona tabi tutarak Cascade&Ensemble örneklem yöntemi ile iki bacaklı uçuşlardan ziyade üç bacaklı uçuşlarda %11'lik hata oranıyla tahminin gerçekleştirildiği belirtilmiştir. Cheng (2014) çalışmasında hava durumu ve havalimanı hizmetlerinin gecikmelere etkisi üzerinde hesaplamalar yapmıştır. Amerika Birleşik Devletlerindeki 2003 yılına ait havalimanlarındaki hava durumunu normal ve olağanüstü niteliklerine göre kategorilendirerek yağış parametreleri, yağmur, sis, kum fırtınası, bulutların durumu, görüş gibi etkenleri bu kategorilerin giriş parametreleri olarak belirlemiştir (Akbaba, 2021; Akbaba, 2021). Veri setindeki bu bilgilerden çoklu regresyon yardımı ile Bayes ağlar modeli yöntemiyle hava durumunun tahmini ve bu tahminlerin uçuşlar üzerine etkisi hususunda otuz dakikalık gecikme sürelerini %90 başarı ile tahmin ettiğini açıklamıştır. Mukherjee (2014) yapmış olduğu çalışmada meteorolojik koşulların uçuş üzerindeki etkilerini araştırmıştır. Veri setinde ölçülmüş nispi rüzgâr hızı, havadaki bulut ve sis oranı baz alınarak uluslararası San Francisco havalimanındaki hava durumlarını gözleyerek elde ettiği verileri makine öğrenmesi metoduyla tahmin teoremi için karar ağacı ve lojistik regresyon kullanmıştır. Bu yöntem ile saatlik hava verisine dayalı olarak normalize edilmiş trafik indeksleri oluşturmuştur. Çalışma sonunda test verisi üzerinde %79 oranında başarı elde edildiği açıklanmıştır.

YÖNTEM

Araştırmanın Deseni

Araştırma kapsamında havayolu operasyonlarında kullanılan veriler ve havalimanı şartlarını belirleyen veriler arasında uyum incelenmiştir. Bunun için korelasyon ve regresyon analizleri yapılmıştır. Bu verilerin on beş dakika ve daha fazla gecikmelerde hangilerinin tetikleyici olduğu ve bu veri setleri arasında birbiri arasındaki uyum ve ilişki incelenmeye alınmıştır. Seçilen bu veri setleri üç katmanlı ileri beslemeli geri yayılım LM algoritmasının öğrenme ve tahmin yöntemi oluşturma koşullarında işlenmiş ve %92,12'lik gerçeğe yakın tahminler üretilmiştir. Üretilen bu veriler ışığında gecikmeler

öngörülmesi için hangi parametrelere bakılması gerektiği belirtilmiş, hangi verilerin tahmin teorisi üzerinde öngörülemez durumların sapma meydana getirdiği açıklanmıştır. Sonuç olarak; bu gecikmelerin havayolu şirketlerine getirdiği ilave maliyet ve bu ilave maliyetlerden ne kadarının önlenilebileceği açıklanmıştır.

Evren Örnekleme

Araştırmanın konu edindiği bilgileri içeren raporlar ve istatistik sonuçlara yer verilen bu bölümde çalışmanın evrenini belirtmekte yarar vardır. Çalışmanın evreni dünya üzerinde faaliyet gösteren tüm havayolu işletmeleri ve havalimanlarıdır. Araştırmanın örnekleme ise Amerikan Birleşik Devletleri varışlı olarak faaliyet gösteren havayolu işletmeleri ve havalimanlarıdır.

Veri Toplama Yöntemi

Veriler, havayolu şirketlerinden ve havalimanlarından veri tarama tekniği kullanılarak, sağlanan veriler belli ölçütlerle işlenerek elde edilmiştir.

Veri Analiz Yöntemi

Havayolu şirketlerinin ve havalimanlarının elde ettiği bazı majör ve öngörülemez tali verileri aşağıdaki gibi verilmiştir.

Majör veriler:

- arr_flights: Havaalanına gelen uçuşların sayısı.
- arr_del15: Geciken uçuş sayısı ($> = 15$ dakika geç).
- carrier_ct: Hava taşıyıcısı nedeniyle geciken uçuş sayısı (ör. bakım veya mürettebat sorunları, uçak temizliği, bagaj yükleme, yakıt doldurma vb.).
- weather_ct: Hava nedeniyle ertelenen uçuşların sayısı.
- nas_ct: Ulusal Havacılık Sistemi nedeniyle ertelenen uçuş sayısı (ör. aşırı olmayan hava koşulları, havaalanı operasyonları, yoğun trafik hacmi ve hava trafik kontrolü).
- security_ct: Güvenlik nedeniyle geciken uçuş sayısı (örn. bir terminalin veya yolcu salonunun boşaltılması, güvenlik ihlali nedeniyle uçağa yeniden binilmesi, çalışmayan tarama ekipmanı ve / veya tarama alanlarında 29 dakikadan fazla uzun hatlar).
- late_aircraft_ct: Aynı uçağı kullanan önceki bir uçuşun geç kalması nedeniyle ertelenen uçuş sayısı.
- arr_cancelled: İptal edilen uçuşların sayısı.
- arr_diverted: Yönlendirilen uçuşların sayısı.
- arr_delay: Gecikmeli uçuşların toplam süresi (dakika).
- carrier_delay: Havayolu şirketi nedeniyle geciken uçuşların toplam süresi (dakika).
- weather_delay: Hava durumu nedeniyle rötarlı uçuşların toplam süresi (dakika).
- nas_delay: Ulusal Havacılık Sistemi nedeniyle geciken uçuşların toplam süresi (dakika).
- security_delay: Güvenlik nedeniyle geciken uçuşların toplam süresi (dakika).
- late_aircraft_delay: Aynı uçağı kullanan önceki bir uçuşun geç kalması nedeniyle geciken uçuşların toplam süresi (dakika).

Tali veriler:

- Havaalanı Kimliği: Bu havaalanı için benzersiz OpenFlights tanımlayıcısı.
- İsim: Havaalanının adı. Şehir adını içerebilir veya içermeyebilir.
- Şehir: Havaalanının bulunduğu şehir; Sabiha Gökçen Havaalanı-İstanbul gibi.
- Ülke: Havaalanının bulunduğu ülke veya bölge.
- Havaalanı / FAA: "Amerika Birleşik Devletleri" Ülkesinde bulunan havaalanları için 3 harfli FAA kodu. Diğer tüm havaalanları için 3 harfli havaalanı kodu. Atanmamışsa boştur.
- ICAO: 4 harfli ICAO kodu; Her havaalanının Dört harfli ICAO kodu mevcuttur. Sabiha Gökçen Havaalanı-LTFJ
- Boş: atanmamışsa.

- Enlem: Ondalık dereceler, genellikle altı anlamlı basamağa kadar. Negatif Güney, pozitif Kuzeydir.
- Boylam: Ondalık dereceler, genellikle altı anlamlı basamağa kadar. Negatif Batı, pozitif Doğu.
- Rakım: Feet cinsinden.
- Saat Dilimi: UTC'ye göre saat farkı. Kesirli saatler, ondalık sayılar olarak ifade edilir, örn. Hindistan 5.5.
- DST: Yaz saati uygulaması. E (Avrupa), A (ABD / Kanada), S (Güney Amerika), O (Avustralya), Z (Yeni Zelanda), N (Hiçbiri) veya U (Bilinmeyen). Ayrıca bkz: Yardım: Zamanç
- Tz veritabanı saat dilimi: "tz" (Olson) biçiminde saat dilimi, örn. "America / Los_Angeles"(DATA 606, 2021).

BULGULAR

Bu veriler arasında majör verilerin birbiri ile korelasyonu yapılmış ve birbiri ile uyumlu gelişen veri setleri irdelenmiştir. Genel anlamda yapılan taramada tüm verilerin çoklu regresyon, R-KARE ve düzenlenmiş R-KARE değerlerinin %99 üzeri çıkması verilerin kullanılabilir olduğunu ortaya çıkarmıştır.

Tablo 4. Genel Majör Verilerin Regresyonları

Regresyon İstatistikleri	
Çoklu R	0,999999991
R-KARE	0,999999982
Ayarlı R-KARE	0,991304329
Standart Hata	0,004184648
Gözlem	122

Buradaki 122 parametre üzerindeki gözlem 17 havayolu şirketinin 18 ayrı Amerika destinasyonundaki havalimanına 2021 yılı şubat ayındaki gerçekleştirmiş olduğu uçuşları kapsamaktadır. Buradaki majör verilerin hepsi yapılan regresyon analizinde birbirlerini etkileme değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5. Majör Verilerin Genel İstatistik Verileri

	Katsayılar	Standart Hata	t Stat	P-değeri	Düşük %95	Yüksek %95	Düşük 95,0%	Yüksek 95,0%
carrier_ct	1,000389934	0,00019387	5160,099712	0	1,000005915	1,000773954	1,000005915	1,000773954
weather_ct	0,999258074	0,000357382	2796,053333	1,0178E-279	0,99855017	0,999965979	0,99855017	0,999965979
nas_ct	1,0000429	6,34148E-05	15769,87423	0	0,999917288	1,000168512	0,999917288	1,000168512
security_ct	1,008915199	0,00421838	239,171242	5,748E-157	1,0005594	1,017270998	1,0005594	1,017270998
late_aircraft_ct	0,999934535	0,000112707	8871,980357	0	0,999711284	1,000157786	0,999711284	1,000157786
arr_cancelled	-0,000128519	9,45322E-05	-1,359525435	0,176639938	-0,000315769	5,87312E-05	-0,000315769	5,87312E-05
arr_diverted	-0,001180327	0,00140073	-0,842651127	0,401172718	-0,003954904	0,00159425	-0,003954904	0,00159425

Veriler istatistiksel incelendiğinde "carrier_ct", "weather_ct", "nas_ct" ve "late_aircraft_ct" in hata sapmalarının uyumlu olduğu görülmektedir. Bu inceleme sonucunda dört verinin korelasyonları yapılmıştır. Aşağıdaki tabloda belirtilmiştir.

Tablo 6. Majör Verilerin Pearson Korelasyonu

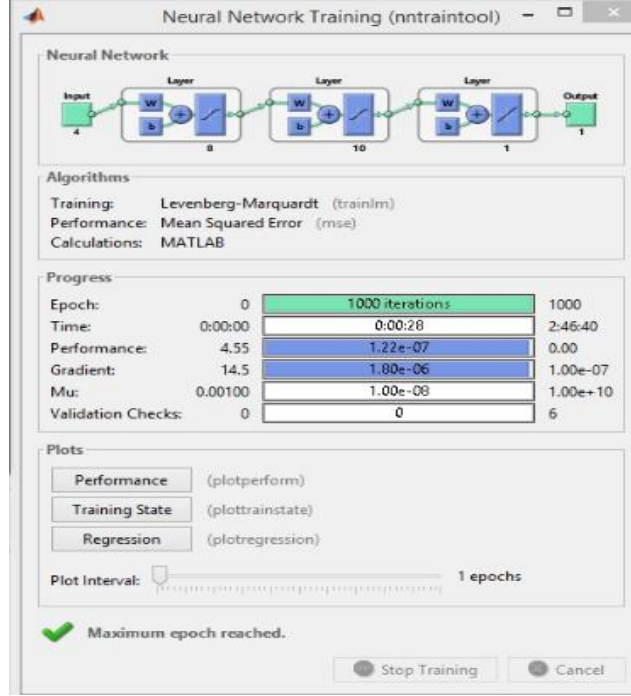
arr_del15 'e göre	
korelasyonlar	Toplamda
carrier_ct	0,828661
weather_ct	0,83073
nas_ct	0,882717
security_ct	0,500003
late_aircraft_ct	0,933289
arr_cancelled	0,758871
arr_diverted	0,579882

Verilerin birbiri arasındaki uyumu da tabloda görüldüğü üzere işaretli olanlar aynı dört veri; “carrier_ct”, “weather_ct”, “nas_ct” ve “late_aircraft_ct”’in de iyi uyumda oldukları görülmektedir. Bundan dolayı verilerin üç katmanlı ileri beslemeli geri yayılım LM algoritmasının öğrenme ve tahmin yöntemi oluşturulması için kullanılmasına karar kılınmıştır.

Seçilen Verilerin Yapay Sinir Ağlarına Uygulanması

Bunun için yapay sinir ağlarında birçok ağ yapısı denenmiş ve 8 x 10x 1 katmanlı ileri beslemeli geri yayılım LM algoritmasında öğrenme ve tahmin uygulaması uygun sonuçlar vermiştir. Ağ yapısının kurulumu aşağıdaki resimde mevcuttur.

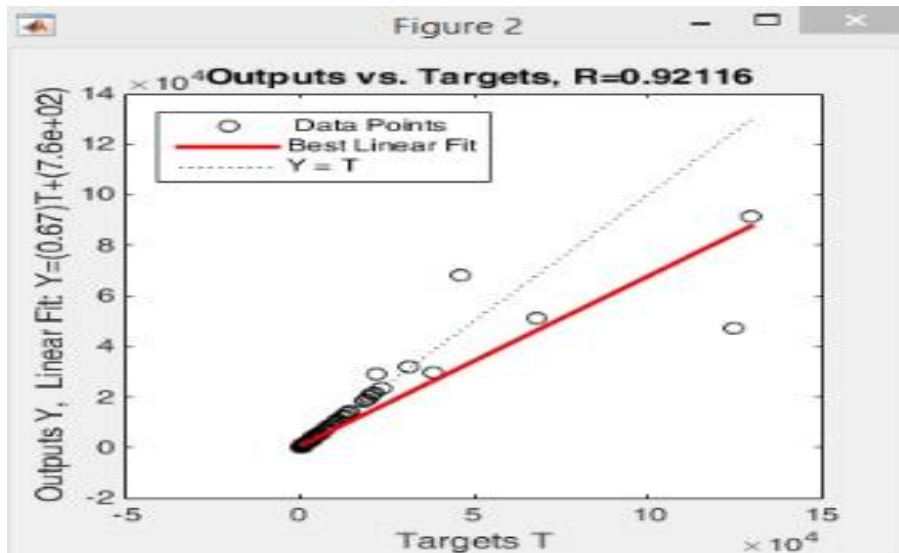
Şekil 1. YSA Ağ Yapısı



Yapılan bu çalışmada epoch sayısı olarak 1000 iterasyon uygulanmıştır. Bir gizli katmanda altı validasyon çek uygulanmıştır. Performans modülü olarak MSE (Mean Square Error) yardımıyla karesel hata saptanmıştır. Karesel hata $4,68 \times 10^{-3}$ olarak bulunmuştur.

Regresyon olarak 0,9212 olarak bulunduğundan verilerin iyi bir ilişki içerisinde olduğu MATLAB tarafından saptanmıştır. Regresyon uyumu grafiği aşağıdaki şekilde verilmiştir.

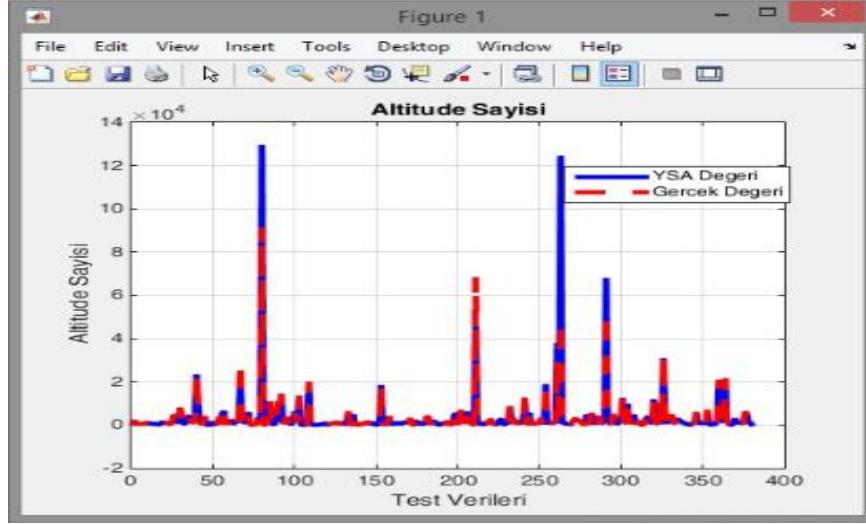
Şekil 2. Regresyon Grafiği



Hat uyumuna bakıldığı zaman verilerin başlarda tam uyumda olduğu son %92'lik kısma gelindiğinde tali verilerin öngörülemez şartlardaki etkisiyle sapma meydana gelmektedir. Genele bakılacak olursa uyumun geçerli olduğu görülmektedir.

Sonuç olarak yapılan tahmin yönteminin MATLAB grafik çıktısına bakılacak olunursa gerçek gecikme değerleriyle yapay sinir ağlarının üretmiş olduğu değerlerin tamamına yakınının örtüştüğü görülmektedir.

Şekil 3. Gerçek ve YSA Değerleri Grafiği



Bu grafiğe bakılacak olunursa maviyle gösterilen YSA değerleri genelde (%92) kırmızıyla gösterilen gerçek değerlerle örtüştüğü görünmektedir. Bazı noktalarda sapmalar incelendiğinde pandemi sürecinde güvenlik sebebi ve bürokratik süreçlerden dolayı öngörülemeyen durumlardan ötürü etlendiği ortaya çıkmaktadır.

TARTIŞMA VE SONUÇ

Yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon kullanılarak yapılan bu çalışmada eppch sayısı olarak 1000 iterasyon uygulanmıştır. Bir gizli katmanda altı validasyon çek uygulanmıştır. Performans modülü olarak MSE (mean square error) yardımıyla karesel hata saptanmıştır. Karesel hata $4,68 \times 10^{-3}$ olarak bulunmuştur. Regresyon olarak 0,9212 olarak bulunduğu verilerin iyi bir ilişki içerisinde olduğu MATLAB tarafından saptanmıştır. Yapılan tahmin teorisinde %92,12'lik bir başarımla havalimanlarında 122 parametre üzerindeki gözlem 17 havayolu şirketinin 18 ayrı Amerika destinasyonundaki havalimanına 2021 yılı şubat ayındaki gerçekleştirmiş olduğu uçuşların gecikmeleri tahmin edilmiştir. Elde edilen bu yöntem ile havalimanlarında yaşanacak gecikmelerin önüne geçilmesi için bir tahmin süreciyle ekonomik, itibar, cezai müeyyide ve kaynakların kullanımındaki zararların önüne geçilmesi hedeflenmiştir.

Daha önce yapılan başka çalışmalarda Şubat ayında Amerika Birleşik Devletlerindeki bahsi geçen havayolu şirketlerine zararı 22 milyar dolara mal olduğu bilinmektedir (Transtat, 2023). Bunun neticesinde ise Amerikan ekonomisinde 32,9 milyar dolarlık bir zarar meydana gelmiştir.(Transtat, 2023). Bu değere cezai müeyyideler dâhil edilmiştir. Bu durum ülke ekonomisinde gayri safi millî hasılayı 4 milyar dolar azaltmıştır. Yapılan bu çalışma sayesinde 22 milyar dolarlık zararın 6,16 milyar dolara kadar, 32,9 milyar dolarlık zararında dolaylı olarak 9,21 milyar dolara ve gayri safi millî hasıladaki çekmenin ise 1,12 milyar dolara kadar indirilebileceği öngörülmüştür.

Yapılan bu çalışmaya göre havayolları işletmeleri önerilen ağ yapısına geçmiş on senelik verileri bölüm 2'de anlatıldığı üzere "carrier_ct", "weather_ct", "nas_ct" ve "late_aircraft_ct" verilerini giriş verisi olarak kullanarak bir yapay öğrenme elde etmesi sonucunda uçuş gecikmelerini tahmin etmek amacıyla kullanılacaktır. Bu tahminler son on senenin gecikme süreleriyle karşılaştırılarak tahmin yüzdesi yüksek olan kısımların giriş verilerini etkileyen kısımlarını yapay öğrenme kestirimiyle yapay ağırlıklandırma sayesinde gerçeğe yakın sonuçlar elde edilmesiyle uçuş gecikmelerini tahmin edebilecektir. Bu ağırlıklandırma yapılırken Yapay Sinir Ağları uçuşu etkileyen giriş parametreleri zaman dilimlerindeki şartlara göre etki miktarını hesaplayarak daha doğru tahmin elde edilmesini sağlamaktadır. Bu yapılan çalışma hem havayollarının itibarını hem de mali zararlarının azaltılacağı yönünde tahminler ortaya koymuştur.

Elde edilen sonuçlara göre literatür araştırmasında belirtilen çalışmalarda hava durumu tahminleri ile yolcu hizmetleri modellemeleri ağ yapısına uygulanırken birbirleri arasındaki korelasyonun etki payları

gözden kaçmış olmalı ki aralarındaki ilişkiler incelenirken birbirlerine olan etkileri yadsınarak doğrudan regresyona veya normalizasyona tabi tutuldukları görülmektedir. Yapılan bu çalışmada giriş parametrelerindeki hava durumları, yer hizmetleri bileşenleri ve ön görülemeyen bürokratik olayların korelasyonlu şekilde ağ yapısında birbirlerini nasıl etkilediklerini ölçerek bu verilerin geçmiş on senedeki durumlarda yapay sinir ağları yapısına sonuca etki faktörünü makine öğrenmesine tabii tutarak 2021 yılı şubat ayı içindeki uçuşlara işlenmiş ve gerçekte oluşan durum ile karşılaştırılarak %92,12 lik bir başarıyla tahmin üretilmiştir.

Robinson'un (1989) yapmış olduğu çalışmaya göre uçuş gecikmelerinin sebepleri açıklanırken planlı uçuşlardaki gecikmelerin sebeplerini birbirleriyle korelasyon yapmadan rassal gözlemler üzerinden açıklama yaptığı gözlemlenmektedir. Bu etki unsurlarının uçuş gecikmelerine ne derece etkisi olduğunu açıklamamıştır. Yapmış olduğumuz çalışmada yapay öğrenme yöntemiyle değişen şartlarda hangi etkenlerin uçuş gecikmesine süre bazında etki ağırlığı analizlerle tespit edilmiştir.

ZeinEldin'in (2014) çalışmasında uçuş gecikmesine etki eden faktörler sadece üç ay ayrı ayrı değerlendirilerek bu faktörlerin etkileri sıralama yöntemiyle sabit bir sıralama baz alınarak sene içerisindeki mevsimsel etkiler ve hava durumu faktörleri korelasyona tabi tutulmadan yapay sinir ağlarında hesaplama yapılmış ve neticesinde %78,86 oranında toplam başarı elde edilmiştir. Bu toplam işlemi skaler olarak uçuş numarasının gecikme üzerinde %26, kalkış havalimanının %24, gecikme sayısının %17 ve uçak tipinin %10 oranlarıyla bulmuştur. Halbuki totaldeki değişimlerin tüm etkileri baz alınarak yapılması daha uygun olacaktır.

Zongleive arkadaşlarının (2008) yapmış olduğu çalışmada sadece hava durumu parametrelerine sadık kalınarak uçuş gecikme dilimlerini saat bazında uyarı üretecek bir alarm sistemi kurmaya yönelik bir sistem oluşturmuşlardır. Fakat çalışmanın sonucunda hava durumu olaylarının sadece %4,63 ünün uçuş gecikmelerine etkisi olduğunu ve başka parametrelerin de kullanılması gerektiğini itiraf etmişlerdir.

Shirdar (2009) yapmış olduğu çalışmada yapay sinir ağları kullanılarak hava durumu ve hava trafik yoğunluğunun uçuş gecikmelerine etkisini araştırmıştır. Bu araştırmada hangi veri setini kullandığını açıklamamıştır. 2005 ile 2008 seneleri arasındaki toplamış olduğu verileri yapay sinir ağlarında doğrusal regresyona tabi tutarak çeşitli dönemler arasında %75 ile %80 oranları arasında doğruluk tahmini yapmıştır. Yapmış olduğu çalışmanın yeterli olabilmesi için uçuşların yoğun olduğu dönemlerde yapılması gerektiğini belirterek belirtmediği veri tabanının etkisi olmadığını açıklamıştır.

Dey (2009) yapmış olduğu çalışmada birçok yıl aralıklarını farklı süre zarflarında karşılaştırma yapmıştır. Bu karşılaştırmaları ne amaçla ağırlıklandırdığını açıklamamıştır. Nitekim gelişmiş olduğu modelde iki slotlu uçuşlarda başarı yakalarken üç slotlu uçuşlarda başarının ortadan kalktığını açıklamıştır.

Yapılan bu çalışmanın bazı kısıtlılıkları da bulunmaktadır. Örneğin; literatür araştırmasında yeni ortaya çıkan örnek pandemi, bürokratik etkenler, mali etkenler, havalimanlarındaki yer hizmetlerinin etkileri ve operasyonel etkiler göz önüne alınmadan bu araştırma yapılmıştır. Ayrıca ele alınan parametreler ağırlıklandırma dereceleri öğrenme algoritması kullanılmadan ve değerlendirmeye katılmadan yapıldığı için mevsimsel bazda etki oranlarını da azaltmıştır. Neticede literatürde açıklandığı üzere bazı başarı oranlarına ulaşıldığı ifade edilmiştir. Bazı çalışmalarda da bu oranların sadece gözlemsel tahminlere dayalı olduğu görülmektedir. Görüldüğü üzere bu çalışmada %92,12'lik bir tahmin oranı ile analiz ekranı açıklanarak tahminler gözlemlenebilir bir platformda ispat edilmiştir.

Yapılan bu çalışma gelecek yıllardaki örneğin dünyayı saran pandemi etkisi gibi öngörülemeyen durumların sonuçlarını da tahmin etmede başarı sağlanabileceğini göstermesi açısından önem taşımaktadır.

Gecikmeler havayolu kaynaklı ve diğer paydaşlardan kaynaklı olabilmektedir. Grev gibi havayolu dışındaki paydaşlardan kaynaklı gecikmelerin etkisi ve alınabilecek önlemler ile ilgili çalışma literatüre katkı sağlayabilir. Bu çalışma havayolu operasyonlarında gecikme tahmini çalışılmıştır. Havayolu operasyonlarında gecikmenin dışında alınan düzensiz operasyon önlemleri mevcuttur; seferin iptal

edilmesi veya divert etmesi gibi. Sefer iptallerinin ve/veya divert'lerin tahmini edilmesi çalışmalarının literatüre katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Airport, P. S. (2020). Flight Delay İn USA. Phoenix : All rights reserved.
- Akbaba, A. (2021). Havayolu Operasyon Yönetiminde Stratejilerin Entegrasyonu ile İlgili Balanced Score Card Uygulaması, Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi, 56(1), 371-389
- Akbaba, A. (2022). Düzensiz Operasyonların Havayolu Ücret Politikalarına ve Gelir Yönetimine Etkisi Üzerine Modelleme. İşletme Araştırmaları Dergisi, 14(4), 2833-2847.
- Akbaba, A., (2021). Havayolu Operasyon Yönetiminde Meteoroloji Kaynaklı Aksaklıklar, Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi, 56(4), 2665-2682.
- Akbaba, A., (2021). Havayolu Operasyon Yönetiminde Notam Yayınlarından Kaynaklanan Aksaklıklar, Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi, 56(2), 1104-1127
- Akoğlu, B. (2020). Dünyada Hava Kargo Taşımacılığı Pazarı ve Türkiye'nin Yeri. Ekonomi, İşletme ve Yönetim Dergisi, 30-51.
- Başal, M., & Şarkbay, Ö. F. (2020). Acil Servis Çalışanlarının İş Tatmini ve Hasta Memnuniyeti: Özel Hastane Örneği. Journal of Social and Humanities Sciences Research, 7(61).
- Cheng, J. (2014). Risk Management Using Big Real Time Data. University Of Stavanger, Master Thesis.
- Choi, C. (2011). "When it comes to weather-related flight cancellations, airlines are off the hook". Boston: Boston.com. AP. Archived from the original on .
- Cleaning snow off the Somerville train station platform after snow fell overnight, w. m. (tarih yok).
- Dey, T. P. (2009). Minimizing Flight Delay. Data Expo. Washington.
- EC, R. (2021). Eur-lex.europa. "Regulation (EC) No 261/2004". eur-lex.europa.eu. Retrieved 2021-01-23. adresinden alındı
- Eur-lex.europa.eu. (2021-01-23). Regulation (EC) No 261/2004.
- Fleurquin, P. R. (2013). Data-driven modeling of systemic delay propagation under severe meteorological conditions. Tenth USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar, Chicago., 1-9.
- Guy, A. B. (2010). Flight delays cost \$32.9 billion, passengers foot half the bill. Berkeley News: https://news.berkeley.edu/2010/10/18/flight_delays/ adresinden alındı
- Home Drill Chart. (2021). transtats. www.transtats.bts.gov/HomeDrillChart.asp adresinden alındı
- <http://www.dot.gov/airconsumer/air-travel-consumer-reports>. (tarih yok). FAA Delay CustomerRreports. USA.
- https://economictimes.indiatimes.com/industry/transportation/airlines/-aviation/domestic-passenger-traffic-slips-to-10-year-low-in-pandemic-hit-fy21/articleshow/81935235.cms?utm_source=contentofinterest&utm_medium=text&utm_campaign=cppst. (tarih yok).
- https://economictimes.indiatimes.com/industry/transportation/airlines/-aviation/domestic-passenger-traffic-slips-to-10-year-low-in-pandemic-hit-fy21/articleshow/81935235.cms?utm_source=contentofinterest&utm_medium=text&utm_campaign=cppst. (tarih yok).

- https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/541017_d993971330074cfea4a99c076fd5ef04.html. (2021). DATA 606 Data Project Proposal.
- <https://www.regulations.gov/document/DOT-OST-2000-8164-0059>. (2002). Posted by the Department of Transportation on Nov 25, 2002.
- <https://www.transtats.bts.gov/HomeDrillChart.asp>. (2008).
- <https://www.transtats.bts.gov/HomeDrillChart.asp>. (2020).
- https://www.transtats.bts.gov/HomeDrillChart_Month.asp. (2020).
- Konyalılar, N. (2020) Havacılıkta İnsan Faktörleri/Görevler(2021).
- Martinez, V. (2012). Flight Delay Prediction. Swiss Federal Institute of Technology Zurich, Department of Computer Science, Master's Thesis.
- Mukherjee, A. G. (2014). Predicting Ground Delay Program At An Airport Based On Meteorological Conditions. I. a. 14th AIAA Aviation Technology (Dü.). içinde Atlanta., 2014-2713.
- Robinson, P. J. (1989). The influence of weather on flight operations at the Atlanta Hartsfield International Airport. Weather and forecasting,. s. 461-468.
- Sridhar, B. W. (2009). Modeling Flight Delays and Cancellations at the National. Regional and Airport Levels in the United States. Eighth USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar(ATM2009).
- Statistics, B. (2021). Delay of USA Air Transport . Bureau.
- Times, T. E. (2021). Domestic passenger traffic slips to 10-year low in pandemic-hit FY21. The Economic Times: https://economictimes.indiatimes.com/industry/transportation/airlines-/-aviation/domestic-passenger-traffic-slips-to-10-year-low-in-pandemic-hit-fy21/articleshow/81935235.cms?utm_source=contentofinterest&utm_medium=text&utm_campaign=cppst adresinden alındı.
- Union, E. (tarih yok). Editing Flight cancellation and delay (section). https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Flight_cancellation_and_delay&action=edit§ion=2 adresinden alındı.
- Valdez, J. (2000). NWS reinventing goals for 2000. National Weather Service, National Oceanic and Atmospheric Administration, United States Department of Commerce, Washington, DC , 5(5).
- www.transtats.bts.gov/OT_Delay/OT_DelayCause1.asp. (2021).
- Xu, N. S. (2008). Multi-Factor Model For Predicting Delays At U.S. Airports. . Transportation Research Record Journal Of The Transportation Research Board, 62-71.
- Yu, R. (2011). New rules for airlines kick in this week to protect fliers. USA .
- Zein, A., & Eldin, R. (2014). A Neural Network Model For Flights Delay: Classification And Prediction. Global Journal Of Engineering Science And Researches, 13-22 .1(6).
- Zonglei, L. J. (2008). A New Method to Alarm Large Scale of Flights Delay Based on Machine Learning. International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling, 589-592.