

YAPAY SİNİR AĞLARI VE ADAPTİF NÖROBULANIK SİSTEMLER İLE 3. İSTANBUL HAVALİMANI TALEP TAHMİNİ VE TÜRK HAVA YOLLARI İÇ HAT FİLO OPTİMİZASYONU

Metehan ATAY^{1*}, Yunus EROĞLU², Serap ULUSAM SEÇKİNER³

¹Gaziantep Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Yöneylem Araştırması Anabilim Dalı

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0003-2025-9899>

²İskenderun Teknik Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü,

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0002-8354-6783>

³Gaziantep Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Yöneylem Araştırması Anabilim Dalı

ORCID No : <https://orcid.org/0000-0002-1612-6033>

Anahtar Kelimeler	Öz
Yapay Sinir Ağı, Bulanık Mantık, Tahminleme, Havayolu Filo Planlama,	<i>Bu çalışmanın amacı, İstanbul Atatürk Havalimanı'na ikame olarak inşa edilen 3. İstanbul havalimanının gelecek yıllardaki yolcu, yük talebi ve iç hat filosunu tahmin etmek ve planlayabilmektir. İstanbul Atatürk Havalimanının geçmiş dönem verileri ile Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemleri kullanılarak tahminler yapılmış, finansal ve fiziksel kısıtlar kullanılarak uçak filosu çeşitli senaryolar altında planlanmıştır. Çalışmanın verileri, Türk İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından derlenmiş olup normalizasyon sürecine tabi tutulmuştur. Hata ölçüm metodu olarak Kare Kök Ortalama Hata (RMSE) ve Hata Kareleri Toplamı (SSE) karşılaştırmalı olarak kullanılmış ve performansları değerlendirilmiştir. Çalışmanın bulgularında 3. Havalimanının önümüzdeki senelerde tahmini yolcu ve yük değerlerinin yanında muhtemel talebe karşılık verip veremeyeceği ve havalimanının performans karakteristiği hakkında önemli bilgiler elde edilmiştir.</i>

DEMAND FORECASTING OF 3. ISTANBUL GRAND AIRPORT VIA ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEMS FOR OPTIMIZATION OF DOMESTIC AIRCRAFT FLEET OF TURKISH AIRLINES

Keywords	Abstract
Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic, Forecasting, Airline Fleet Planning	<i>The aim of this study is to estimate the passenger and freight demand of the 3rd Istanbul Airport, which was built as a substitute for the Istanbul Ataturk Airport with Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) methods and to plan the possible aircraft fleet using financial and physical constraints by considering scenarios in order to be able to carry out the anticipated operation volume using the past period data of Istanbul Ataturk Airport. The data of the study were compiled by the Turkish Statistical Institute (TUIK) and subjected to the normalization process. The Root Mean Square Error (RMSE) and the Sum of Square Error (SSE) were used as the error measurement method and their performances were evaluated. The findings of the study include important information about the airport's ability to respond to possible demand and the airport's performance characteristics, estimated passenger and cargo values for the coming years.</i>
Araştırma Makalesi	Research Article
Başvuru Tarihi : 23.07.2019	Submission Date : 23.07.2019
Kabul Tarihi : 08.10.2019	Accepted Date : 08.10.2019

*Sorumlu yazar; e-posta : metehanatay1@gmail.com

1. Giriş

Günümüzde sürekli değişen ve gelişen çevrede, olayların önceden öngörülebilmesi, kişi ya da kurumların birtakım faaliyetlerini düzenleyebilmesi ve planlamasına olanak sağlamaktadır. Temel düzeyde öngörüleme ya da tahminleme olarak bilinen kavram, gelecek olayların nasıl olacağını önceden belirleme sanatı ve bilimi olarak tasvir edilir. Tüm işletme sahipleri ve kurum yöneticileri gelecekte yapacakları faaliyetleri önceden belirlemek, bir anlamda planlamak isterler. Organizasyonun uzun dönemdeki başarısı, yöneticilerin geleceği görebilmeleri ve uygun stratejileri geliştirmeleriyle yakından ilişkilidir. Öngörüler; işletmelerde ve işletme dışı çevrelerde, ilgi alanlarına göre çeşitli değişkenler üzerinde yapılabilir. Örneğin bu değişkenler gelir düzeyi, istihdam, üretim miktarı, aile büyüklüğü, ücret düzeyleri, satışlar olabilir. Bu fikirden yola çıkarak Türkiye’de günden güne büyüyen havacılık sektöründe daha emin adımlar atılabilmesi ve bu adımlar için girişimlerde bulunabilmesi için talep tahmini gerçekleştirmek göz ardı edilemez bir önem taşımaktadır.

Yolcu talebini tahmin etmek, hava yolu yönetimindeki en kritik alanlardan birisidir. Zira yatırımın verimliliği, talep tahmininin tutarlılığı ve yeterliliğine bağlıdır. Yolcu talebinin tahmini hava yolları için olduğu kadar havayolu şirketlerine yatırımları bulunan ve bulunmak isteyen yatırımcılar için de kritik öneme sahiptir (Blinova, 2007). Havayolu talebi tahmini; filo planlaması, rota geliştirme ve hava yolunun yıllık operasyon ve kaynak planlamasının en önemli girdilerinden birisidir (Srisaeng, Baxter ve Wild, 2015). Bu girişimler ise havayolunun operasyonlarını daha güvenilir kılar (Ba-Fail, Abed ve Jasimuddin, 2000). Ayrıca tahminleme ile birlikte literatürde, talep tahmini ile girişken şekilde filo atama problemine örnek teşkil edecek birçok çalışma ve bilgi bulunmaktadır. Filo atama problemi, havayolu planlaması kapsamında görülen en karmaşık ve zor problemlerden birisi olmakla birlikte, her bir filo tipi için farklı faktörlerin aynı anda gerekliliklerinin sağlanmasıyla amacın optimizasyonunu hedeflemektedir (Blegur, Bakhtiar ve Aman, 2014). Havayolu firmaları için yolcu talebinin yapılması, verilecek hizmetin tedarik edilmesini doğru planlamak için oldukça önemlidir (Doganis, 2009) .

Bu bilgilerden yola çıkarak talebi günden güne artan havayolu taşımacılığında talep tahmini ve planlamasının nihai kar miktarına ve verimliliğe

etkisi yadsınamaz derecededir. Tablo 1’de yıllar içerisinde Türkiye’de bulunan tüm havayollarına gerçekleştirilmiş toplam iniş kalkış toplamına göre Türk Sivil Havacılık endüstrisinin yıllara göre yüzde büyüme tablosu verilmiştir. Yüzde büyüme miktarı, sonraki yıl ile önceki yıl arasındaki farkın sonraki yıla bölümünün yüz ile çarpılması sonucu elde edilmiştir. Tablo 1’de gösterilen yüzde büyüme miktarları, o yılda gerçekleşmiş talebin bir önceki yıla göre büyüme miktarını ifade eder.

Tablo.1
Yıllara Göre Talep Artışı

Yıllar	İniş Kalkış Toplamı	% Büyüme
2004	440 238	0
2005	534 087	17,57
2006	594 749	10,19
2007	642 988	7,50
2008	688 189	6,56
2009	715 544	3,82
2010	919 411	22,17
2011	1 042 369	11,79
2012	1 093 047	4,63
2013	1 223 795	10,68
2014	1 345 954	9,07
2015	1 456 673	7,60
2016	1 452 995	-0,25
2017	1 500 457	3,26
2018	1 542 776	2,86

2001 yılında yaşanan ekonomik kriz sonrasında liberalizasyon sürecinin ilk adımları, iç hat uçuş fiyatlarının serbestçe belirlenebilmesine karar verilmesiyle başlamıştır. 2003 yılında Ulaştırma, Denizcilik ve Haberleşme Bakanlığının geliştirdiği politikalar neticesinde özellikle iç hat uçuşlarına olan talebi arttırmak üzere iç hatlarda özel hava yollarına uçuş izni verilmesi ile sektörde yeni bir hareketlenme gözlenmiştir (Efendigil ve Eminler, 2017). Tablo 1’ de görüldüğü üzere Türkiye’de sivil havacılığa olan talep günden güne artış göstermekte ve her gün büyüyen bir pazarda karşılanması güç bir arz oluşturmaktadır. Tüm bu bilgilerin ışığında gerçekleştirilen bu çalışmada, Atatürk havalimanına olan ve günden güne gelişen yük, yolcu talebi ve hizmet kalitesini sağlayabilmek için ikame olarak yapılmış 3. İstanbul Havalimanı ele alınmıştır. İstanbul havalimanının yolcu ve yük talebi Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık

Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemleri kullanılarak tahmin edilmiş ve öngörü ışığında bu talebi karşılayabilmek adına ihtiyaç duyulan uçak filosu doğrusal programlama ile planlanmıştır. Tahminleme için gereken veriler Türk İstatistik Kurumu (TÜİK, 2018) web sayfasından elde edilmiş ve tahminleme için normalize edilerek kullanılmıştır. Tahmin edilen değerler; toplam yolcu, yük ve iç hat yolcu, yük değerleri olup uluslararası filoların bilgilerine erişim olanağı kesin olarak bulunamadığından planlanan filo iç hat yolcu ve yük miktarı için Türk Hava Yolları ve kapasite verileri göz önünde bulundurularak planlanmıştır.

2. Yazın Taraması

Yazınlar incelendiğinde talep tahmini ve filo planlamasına dair pek çok yazın bulunmaktadır. Yapay sinir ağlarının tahminleme konusunda kullanımı oldukça yaygındır. Bu bilinirlik, zaman içerisinde yapay sinir ağları yönteminin pek çok farklı alanda kullanımını teşvik etmiş ve yeni uygulama alanları yaratılmasına olanak sağlamıştır. Yolcu talebi tahmini de bu alanlardan birisidir. Bu alanda yapılan günümüze ışık tutmuş olan çalışmalardan birisi, yapay sinir ağlarını kullanarak zaman serisi tahminlemesi ile havayolu yolcu talep analizidir (Kolarik ve Rudorfer, 1994). Karlaftis, Zografos, Papastavrou ve Charnes (1996) yolcu talebi tahminlemede YSA modellerinin kullanılabilmesi için metodolojik bir çatı oluşturmuş ve yöntemin kullanımının yaygınlaşmasına katkıda bulunmuşlardır. Zhang, Patuwo ve Hu (1998) yapay sinir ağları ile tahminleme üzerine bir başyapıt yazarak bu alanda rehber bir çalışma gerçekleştirmiştir. Ayrıca, yapay sinir ağları ve Arima modelleri arasında karşılaştırmalar yapan birçok çalışma bulunmaktadır. Karşılaştırmalar metodların performansını görebilmek için önemlidir (Kihoro, Otieno ve Wafula, 2004). Bu çalışmalardan pek çoğu metodları karşılaştırıp performansları değerlendirse de toparlayıcı nitelikte bilgileri kesin olarak vermez. Karşılaştırmalı olarak kullanılan modellerde, benzer alanlarda yapılan çalışmaların da karşılaştırılması en az havayolu yolcu talebi tahminlemesi modelleri için yapılan uygulamalar kadar önemlidir (Zandieh, Azadeh, Hadadi ve Saberi 2009). Ayrıca yapay sinir ağlarının tahminleme performansını arttırmak için sezona bağlı zaman serilerinin kullanımının önemi vurgulanmıştır (Hamzaçebi, 2008).

Yazınlarda filo planlamasına dair pek çok eser bulunmaktadır. Bu çalışmalar içerisinde farklı

yaklaşım ve çalışma bulunmasının yanı sıra ortaya atılan ilk model bağlantı temelli ağ yapısıyla filo planlamasını içermektedir (Abara, 1989). Bu çalışmanın yanı sıra zamanla geliştirilerek gerçekleştirilmiş ve uygulanmış pek çok çalışma ve model bulunmaktadır. Bunlardan bazıları yerleşim yerleri üzerinden geçmeden ve daha az karbon salınımıyla oluşturulabilecek uçuş ağı ve filo planlaması (Clarke, 2003), çoklu hedefler altında gürültü maruziyetini minimize eden kalkış rotası planlaması (Prats, Puig ve Quevedo, 2011), bulunan bölgedeki alanlara özgü seslerin azaltılabilmesi için rotaların optimizasyonu (Visser, 2005), ve mevcut talebi karşılayabilmek adına belirsizlik kısıtları altında en doğru filo tiplerinin bulunmasına dair filo planlaması (Naumann, Suhl ve Friedmann, 2012) vb. gibi farklı alanlarda çalışılmış ve bilgi birikimine katkı sağlamıştır. Çalışma için taranan kaynaklar filo planlaması içeren çalışmalarla sınırlandırılmıştır. Bu çalışmalardan güncel ve öne çıkanlarından birisi de sunulan iki aşamalı filo planlamasıdır ve mevcut çalışmaya belirli kısımlarda örnek teşkil etmektedir (Ozdemir, Basligil ve Sersenov, 2012). Türk Hava Yolları gerçek verileri kullanılarak yapılmış filo atama problemi üzerine güncel sayılabilecek örnek bir çalışma da bulunmaktadır (Efendigil ve Eminler, 2017).

3. Yöntem

Tahminleme konusunda temellendirilebilir bilgiler vermesi ve bilimsel olarak pek çok kez test edilmiş olması nedeniyle YSA yöntemi çalışmada kullanılmak üzere seçilmiş, yine YSA'dan temel alan bir diğer melez yöntem olan ANFIS yöntemi ise performans ölçümünde kıyas yapılabilmek için kullanılmıştır.

Bu çalışmada, öncelikle kapasite tahmini yapabilmek için ANFIS ve YSA yöntemlerinden faydalanılmış daha sonrasında ise filo planlaması yapabilmek için doğrusal programlama ile matematiksel model kurularak tahminlenen kapasiteye karşılık verebilecek çeşitli fiziki ve yönetimsel kısıtları karşılayan en iyi filo, üç farklı senaryo altında bulunmuştur.

3.1. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

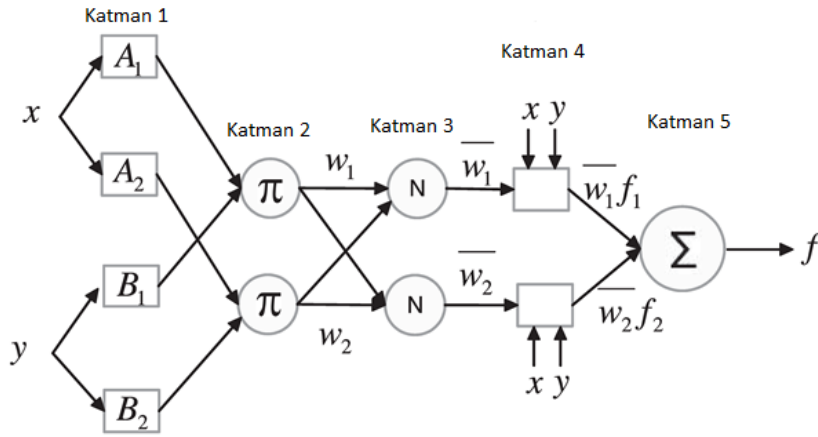
ANFIS, yapay sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ve bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zeka yöntemidir.

ANFIS, Jang tarafından 1993 yılında geliştirilmiş olan model Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve Melez öğrenme algoritmasını kullanır (Jang, 1993).

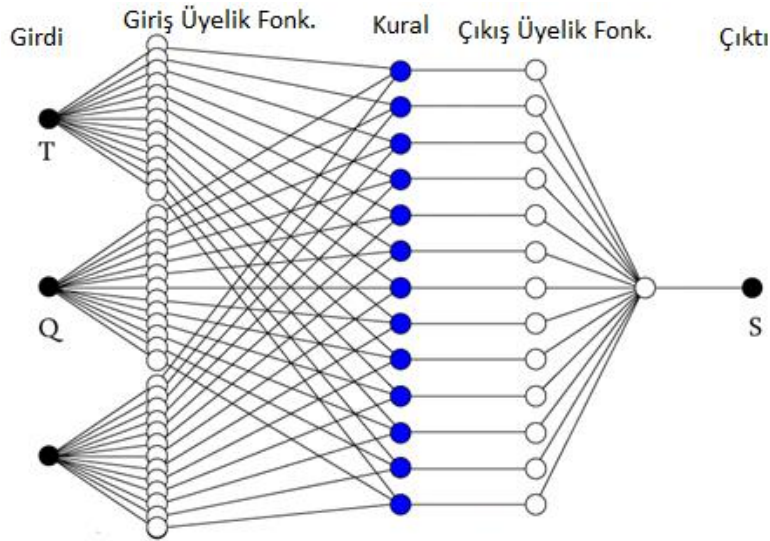
Adaptif ağlar, doğrudan bağlanmış düğümlerden oluşur (bkz. Şekil 1). Her bir düğüm, bir işlem birimini temsil eder. Düğümler arasındaki bağlantılar, aralarındaki değeri tam olarak belli olmayan bir ilgiyi gösterir. Düğümlerin hepsi veya bir kısmı adaptif yapıda olabilir. Bahsedilen adaptasyon bu düğümlerin sonuçlarının değişken parametrelere bağlı olarak tanımlanmasıyla oluşturulur. Kare şeklinde gösterilen düğümler adaptif düğümler olarak adlandırılır ve düğümlere ait parametreler ağı eğitimi sırasında ayarlanır

(Ying ve Pan, 2008). Daire şeklinde gösterilen düğümler ise sabit düğümlerdir.

Bulanık çıkarım sistemleriyle yapay sinir ağlarını birleştirmedeki ana düşünce bulanık sistemlerin bilgiyi anlaşılır bir şekilde sunma özelliği ile yapay sinir ağlarının öğrenme özelliğini kullanarak parametreleri optimize edecek şekilde yeni bir sistem geliştirmektir. Böylelikle bulanık sistemlerdeki üyelik fonksiyonlarına ilişkin parametreleri belirleyecek ve eğer-ise kurallarını otomatik olarak oluşturacak bir yapının ortaya çıkarılması sağlanmaktadır (Firat, Turan ve Yurdusev, 2009).



Şekil 1. ANFIS Yapısı Temsili Gösterimi



Şekil 2. ANFIS Kural Ağı Şematik Gösterimi

Şekil 2'de gösterildiği üzere, ANFIS yapısının kural oluşturabilmesi ve bu kuralı uygulayabilmesi, kurallar oluşturulurken bir uzman yardımı alındığına işarettir. Bulanık yaklaşımda bir kuralın sonuç kısmı aslında bir uzman tarafından bildirilen dilsel bir ifadedir. Ancak bu dilsel bilgi Sugeno (Jang, 1993) yöntemiyle girişlerin toplamı olarak Denklem 1 ve 2'deki gibi ifade edilir.

Eğer

$$x = A_1 \text{ ve } y = B_1 \text{ ise } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (1)$$

Eğer

$$x = A_2 \text{ ve } y = B_2 \text{ ise } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (2)$$

Burada x ve y , girdi değerleridir. A , bulanıklaştırma katmanında kullanılan üyelik fonksiyonuna göre bulanıklaştırılmış değerdir. Sırasıyla p , q , ve r ise kuralın parametre kümesini ifade eder. Sonuç olarak f_1 o kuraldan elde edilmiş çıkış verisidir. En son çıkış ise her kuralın ortalaması ile Denklem 3'te verildiği gibi hesaplanır (Singpurwalla ve Booker, 2004).

$$f = \frac{w_1f_1 + w_2f_2}{w_1 + w_2} \quad (3)$$

Burada f , ağırlıklar ve giriş verileri kullanılarak elde edilmiş çıkış verisi ve w yöntem tarafından belirlenen ağırlıktır.

Giriş ve çıkışların bilindiği durumlarda ANFIS ağı tarafından YSA öğrenme yöntemleri kullanılarak w ağırlık değerleri öğrenilmekte sonuçları bilinmeyen veri setleri için sistem modellenenmektedir. Bu çalışmada, ANFIS ağı yapısı kullanılırken 9 giriş ve 1 çıkış verisi olmak üzere toplam 10 veri kullanılmıştır.

3.2 Üyelik Fonksiyonları

Üyelik fonksiyonu (MF), giriş uzayındaki her noktanın, 0 ile 1 arasında bir üyelik değerine (veya üyelik derecesine) nasıl eşlendiğini tanımlayan bir egridir. Giriş uzayı, bazen, daha basit deyimle söylem evreni olarak da adlandırılır. En basit üyelik fonksiyonları düz çizgiler kullanılarak oluşturulur. Bunlardan en basit olanı üçgen üyelik fonksiyonudur ve fonksiyon adı *trimf*'dir. Üçgeni oluşturan üç noktadan oluşan bir koleksiyondan ibarettir. Üyelik fonksiyonları genellikle, *üçgensel* üyelik fonksiyonları ve *yamuk* üyelik fonksiyonları olmak üzere iki başlık altında incelenmektedir. Üyelik fonksiyonlarının seçimi çalışılan problem

tiplerine bağlı olarak değişebilir ve incelenir. Açıkça, üyelik işlevi öznedir, çünkü bireysel bir değerlendiriciye veya bir değerlendirici grubuna özgüdür (Singpurwalla ve Booker, 2004).

Bu bağlamda üyelik fonksiyonları seçilmiş ve veri setleri eğitilerek karar verilen hata ölçüm yöntemleri ile performansları değerlendirilmiştir. Seçilen hata ölçüm yöntemlerinden birisi olan Kare Kök Ortalama Hata (RMSE) aynı zamanda Kare Kök Ortalama Sapması, RMSD olarak da adlandırılır. Bir model tarafından tahmin edilen değerler ile modellenmekte olan ortamdaki fiilen gözlemlenen değerler arasındaki farkın sıkça kullanılan bir ölçüsüdür. Bu bireysel farklılıklar da artıklar olarak adlandırılır ve RMSE onları tek bir tahmini güç ölçüsü olarak toplamaya hizmet eder.

Tahmin edilen x model değişkenine göre bir model tahmininin RMSE'si, ortalama karesel hatanın karekökü olarak, Denklem 4'de verildiği gibi tanımlanır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad (4)$$

Burada n gözlem sayısı, $X_{obs,i}$ i . zamanda gözlemlenen, $X_{model,i}$ ise i anında/zamanında kullanılan değerdir.

Ayrıca karşılaştırmalı olarak kullanılacak olan diğer hata ölçüm yöntemi SSE, her bir gözlem ile onun grubunun ortalaması arasındaki karesel farkların toplamını ifade eder. Bir küme içinde varyasyon ölçüsü olarak kullanılabilir. Bir kümedeki tüm durumlar aynı ise SSE daha sonra 0'a eşit olacaktır. SSE denklemi (Denklem 5) şu şekildedir;

$$SSE = \sum_{i=1}^n (xi - \bar{x})(xi - \bar{x}) \quad (5)$$

Burada n , gözlem sayısıdır xi , gözlemin gerçekleşen değeridir ve \bar{x} tahmin edilen değerdir. Farklı olarak Denklem 6'da verildiği gibi de yazılabilir;

$$SSE = \sum_{i=1}^n xi^2 - \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n xi)^2 \quad (6)$$

Çalışmada kullanılmak üzere üyelik fonksiyonları eğitim verisi üzerinde denenmiş ve en az hata oranı veren seçilmiştir. Hata miktarları Tablo 2 ve 3'te gösterilmiştir.

Tablo 2
Yolcu ve Yük Veri Seti Üyelik Fonksiyonları ve Hata Miktarları

Üyelik Fonksiyonu	Yolcu Hata Miktarı (RMSE)	Üyelik Fonksiyonu	Yük Hata Miktarı (RMSE)
Triangularmf	$1,9341xe^{-5}$	Triangularmf	$1,9829xe^{-6}$
Trapezoidalmf	$6,8715xe^{-6}$	Trapezoidalmf	$5,7632xe^{-7}$
Generalisedbellmf	$7,3406xe^{-6}$	Generalisedbellmf	$1,5120xe^{-6}$
Gaussianmf	$1,4340xe^{-5}$	Gaussianmf	$1,7252xe^{-6}$
Gaussian2mf	$1,3412xe^{-5}$	Gaussian2mf	$5,3297xe^{-7}$
polynomialimiddlemf	$1,4048xe^{-6}$	polynomialimiddlemf	$4,8549xe^{-7}$
differencedsigmodimf	$1,1490xe^{-6}$	differencedsigmodimf	$5,0121xe^{-7}$
productsgmoidalmf	$1,1490xe^{-6}$	productsgmoidalmf	$5,0134xe^{-7}$

Tablo 3
İç Hat Yolcu ve Yük Veri Seti Üyelik Fonksiyonları ve Hata Miktarları

Üyelik Fonksiyonu	Yolcu Hata Miktarı (RMSE)	Üyelik Fonksiyonu	Yük Hata Miktarı (RMSE)
Triangularmf	$2,3208xe^{-5}$	Triangularmf	$1,9830xe^{-6}$
Trapezoidalmf	$5,9648xe^{-6}$	Trapezoidalmf	$5,7636xe^{-7}$
Generalisedbellmf	$1,1267xe^{-5}$	Generalisedbellmf	$1,5123xe^{-6}$
Gaussianmf	$1,9372xe^{-5}$	Gaussiansmf	$1,7254xe^{-6}$
Gaussian2mf	$1,9528xe^{-6}$	Gaussian2mf	$53318xe^{-6}$
polynomialimiddlemf	$2,2446xe^{-6}$	polynomialimiddlemf	$4,8553xe^{-7}$
differencedsigmodimf	$1,7329xe^{-6}$	differencedsigmodimf	$5,0152xe^{-7}$
productsgmoidalmf	$1,7330xe^{-6}$	productsgmoidalmf	$5,0164xe^{-7}$

Eğitim sürecinde elde edilen hata miktarlarından yola çıkılarak ANFIS ile tahminleme yöntemi kullanılırken toplam yolcu tahminlemesi için *productsgmoidal* üyelik fonksiyonu, toplam yük ve iç hat yolcu tahminlemesi için *differencedsgmoidal* üyelik fonksiyonu ve iç hat yük tahminlemesi için *polynomialimiddle* üyelik fonksiyonunun kullanılması uygun bulunmuştur. Kullanılan veriler *Min-Max* normalizasyonuna tabi tutulmuş veri tutarlılığı korunmuştur.

3.3 Veri Normalizasyonu

İstatistiksel veri normalizasyonu, özellikle veri madenciliği gibi bilgisayar bilimlerinin istatistiksel veri işleme alanlarında kullanılan bir yöntemdir.

Yöntemin amacı, veriler arasında farklılığın çok fazla olduğu durumlarda verileri tek bir düzen içerisinde ele almaktır. Diğer bir kullanılışı ise farklı ölçekleme sisteminde bulunan verilerin birbiri ile

karşılaştırılabilmesidir. Buradaki amaç, matematiksel fonksiyonlar kullanarak, farklı sistemlerde bulunan verileri, ortak bir sisteme taşımak ve karşılaştırılabilir hale getirmektir. Bu anlamda, çalışmada kullanılan *Asgari-Azami (Min-Max)* normalleştirme fonksiyonu aşağıda açıklanmıştır.

3.4 Asgari - Azami Normalleştirme

Bu yöntemde, bir grup verinin içerisindeki en büyük ve en küçük değerler ele alınır. Diğer bütün veriler, bu değerlere göre normalleştirilir. Buradaki amaç en küçük değeri 0 ve en büyük değeri 1 olacak şekilde normalleştirmek ve diğer bütün verileri 0-1 aralığına yaymaktır. Bu yöntem kullanılarak Tablo 4 ve Tablo 5'te verilen veriler Türk İstatistik Kurumu (2018) aracılığıyla elde edilmiş ve normalleştirme işlemine tabi tutulmuştur.

Tablo. 4

Çalışmada Kullanılan Yolcu Veri Seti

Kullanılan Veri Başlıkları
Türkiye Geneli Toplam Yolcu Sayısı
Türkiye’de ki Yolcu Uçağı Sayısı
Koltuk Kapasitesi
Toplam İniş Kalkış Miktarı
İç Hat İniş Kalkış Miktarı
İç Hat Gelen Yolcu Miktarı
İç Hat Giden Yolcu Miktarı
Ortalama Gelir Seviyesi(TL)
Yıllık Ortalama Bilet Fiyatı(TL)
Atatürk Havalimanındaki toplam Yolcu Trafığı

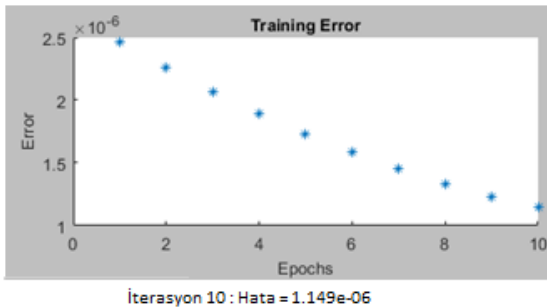
$$X_{normal} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (7)$$

Denklem 7 ile her değerin normalleştirilmiş değeri hesaplanır. X_{normal} hesaplanmış normalize değer, X_{max} o küme içerisindeki en büyük değer, X_{min} o küme içerisindeki en küçük değer ve X ise normalize edilen değişkenin değeridir.

Tablo 5

Çalışmada Kullanılan İç Hat Yük Veri Seti

Kullanılan Veri Başlıkları
Kargo Uçağı Sayısı
Gelen Kargo Miktarı (Ton)
Gelen Bagaj Miktarı (Ton)
Gelen Posta Miktarı (Ton)
Giden Kargo Miktarı (Ton)
Giden Bagaj Miktarı (Ton)
Giden Posta Miktarı (Ton)
Toplam Yük Miktarı (Ton)



Şekil 3. Normalize Yolcu Veri Seti ANFIS Eğitim Hata Grafiğı

Şekil 3’te görüldüğü gibi ANFIS yöntemi ile tahminleme yapmadan önce veri eğitiminin hata grafiğı verilmiştir.

ANFIS yöntemiyle yapılan tahminler, gerçek değerlerle karşılaştırılmış ve belirlenen RMSE ve SSE yöntemleri kullanılarak hata oranları tespit edilmiştir. Yapılan tespitler ışığında çalışmada kullanılan tahmin yöntemleri ve tahmin değerlerinin güvenilirliği açığa çıkarılmıştır. Tespit edilen hata oranları Tablo 6 ve Tablo 7’de gösterilmiştir. Elde edilen hata oranları 10^{-5} ile 10^{-7} arasında değişiklik göstermiştir. Bu hata oranlarına bakılarak yapılan çalışma geçerli görülebilir.

Tablo 6

ANFIS ile Tahminlenmiş Toplam Yolcu ve Yük Tahmini Hata Değerleri

	Yolcu	Yük
RMSE	0,0829	0,432890
SSE	0,0963	1,873940

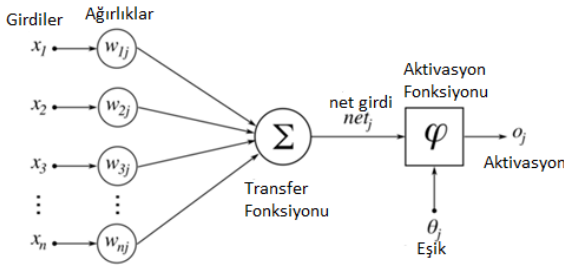
Tablo 7

ANFIS ile Tahminlenmiş İç Hat Yolcu ve Yük Tahmini Hata Değerleri

	Yolcu	Yük
RMSE	0,020833	0,000407
SSE	0,006076	0,000002

3.5 Yapay Sinir Ağı Yöntemi (ANN)

Yapay bir nöronun yapısı, biyolojik sinir hücrelerine benzer. Şekil 4’te görüldüğü üzere, yapay nöronlar, birbirleri arasında bağlantılar kurarak yapay sinir ağlarını oluştururlar. Biyolojik nöronlarda olduğu gibi, yapay nöronlar giriş sinyallerini alır ve bu sinyalleri toplar ve işler ve çıktıları bölümlerine teslim eder.



Şekil 4. Yapay Sinir Ağının Temsili Görünümü

Yapay bir nöron beş bölümden oluşur. Girişler gelen nöronların verileridir. Girişler diğer hücrelerden veya rassal olarak gelebilir. Ağırlıklar Yapay sinir hücresi girişine, çekirdek ağırlığa ulaşmadan önce bilgi girişi, geldikleri bağlantılar ile çekirdeğe iletilir. Bu şekilde çıkışlardaki ağırlıklar ayarlanabilir. Bütünleştirme fonksiyonu bir yapay sinir hücresinden girdi toplayarak ağırlığı katlayarak net girdileri hesaplayan bir fonksiyondur. Aktivasyon fonksiyonu, bir sinir ağındaki nöronun çıktısının belirli değerler arasında (genelde 0 ve 1 veya -1 ve 1) olduğu bir ezme fonksiyonu olarak işlev görür. Çıktılar ise nöron aktivasyon fonksiyonunun değeri çıkış değeridir. Bu değer dış dünyaya verilecek veya ağ içinde tekrar kullanılacak verilerdir.

Yapay sinir ağına girilen girdi değerlerine toplama fonksiyonları uygulandıktan sonra, her bir nöron için çıktı değeri aşağıdaki Denklem 8 ile hesaplanır.

$$net = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} x_i + b \quad (8)$$

Burada x_i girdi, w_{ij} ise j 'nci elemandan i 'nci elemana olan bağlantı ağırlığını, b ise yan değerini göstermektedir. Daha sonra bu denklem sonucu elde edilen çıktı değerleriyle aşağıda belirtilen aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıktı değerleri Denklem 9 ile hesaplanmaktadır.

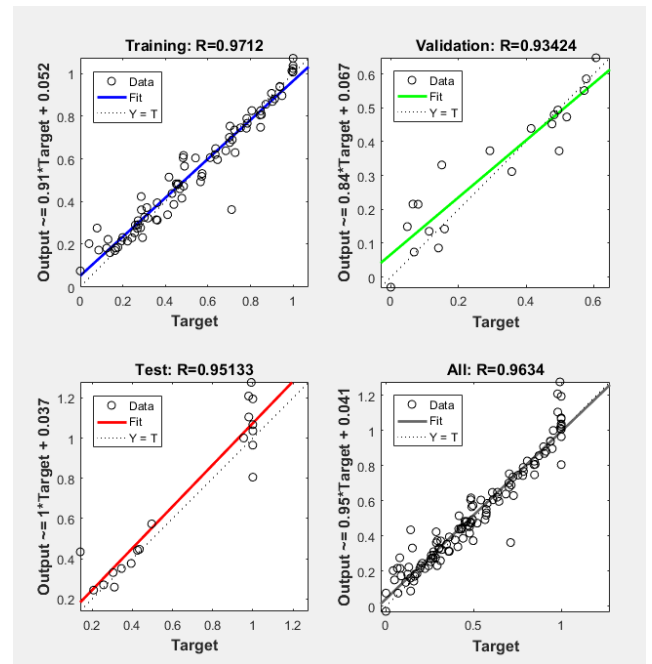
$$y = f(net) = \left\{ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_{ij} x_i + b \right\} \quad (9)$$

Burada y çıktı değeri, x_i girişte ağa katılmış veri, w ağ tarafından değere atanmış ağırlık ve b ise bias değeridir. YSA için kullanılan verilerin tamamı normalize veri olup *Min-Max* normalizasyon sürecine tabi tutulmuştur. Tahminleme için kullanılan eğitim algoritmaları test edilmiş ve hata oranı en uygun olanı seçilmiştir. Kullanılan eğitim algoritmaları şöyle listelenmiştir;

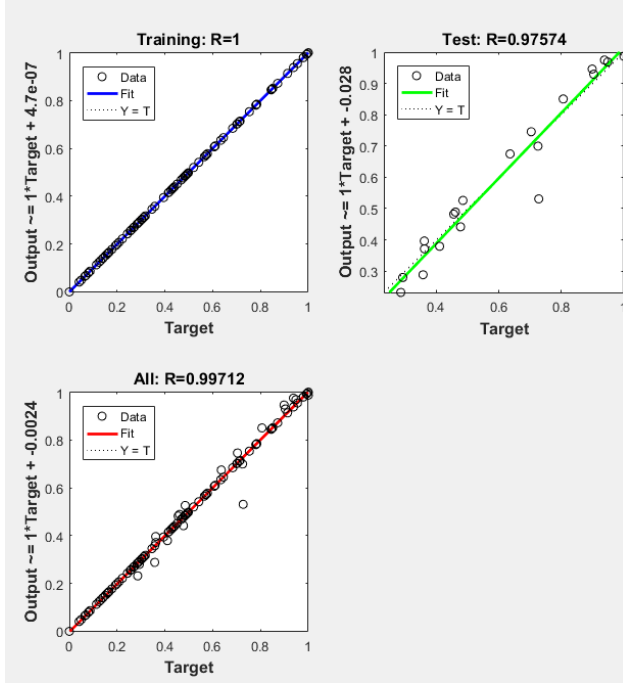
- Levenberg - Marquardt Algorithm
- Bayesian Regularization Algorithm

- Scaled Conjugate Gradient Algorithm

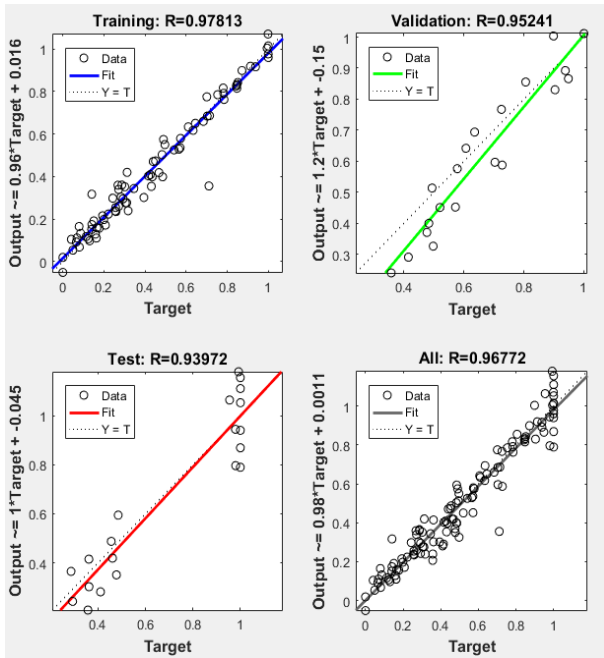
YSA yönteminde tahminleme için kullanılan veri seti girdi ve çıktı veri seti olmak üzere ikiye ayrılmış ve tahminleme yapılmıştır. Veriler eğitim sırasında program tarafından %70 Eğitim, %15 Test ve %15 Doğrulama olmak üzere otomatik olarak seçilmiş ve yapay sinir ağı eğitilmiştir. Eğitim sonucu kullanılan algoritmaların eğitim ve hata oranları her eğitim algoritması için sırasıyla Şekil 5- 7'de gösterilmiştir.



Şekil 5. Levenberg Marquardt Eğitim Verisi



Şekil 6. Bayesian Regularization Eğitim Verisi



Şekil 7. Scaled Conjugate Gradient Eğitim Verisi

Eğitim grafiklerinde görüldüğü üzere tahminleme için kullanılması en uygun olan metot Bayesian Regularization metodudur. Bu algoritma ile yapılan eğitim sonucunda veri setleri arasındaki en kuvvetli

ilişki elde edilmiştir. Bu bilgidan yola çıkarak seçilen eğitim algoritması kullanılmış ve tahmin verileri ortaya konulmuştur.

Yapay sinir ağı yöntemi ile yapılmış tahminler gerçek değerleri ile karşılaştırılmış ve Bayesian Regularization eğitim algoritması kullanılarak oluşturulmuş tahminler ile gerçek değerler arasındaki ilişki irdelenmiştir. Gerçek değerler ile olan güçlü ilişki çalışmada hata ölçüm metodu olarak belirlenmiş RMSE ve SSE metotları kullanılarak sorgulanmış ve ortaya konulmuştur. Bu doğrultuda Tablo 8 ve Tablo 9 sırasıyla Toplam Yolcu ve Yük, İç Hat Yolcu ve Yük veri setlerinin tahmini ve gerçek değerleri arasındaki hata oranını açıklamaktadır.

Tablo 8
YSA ile Tahminlenmiş Toplam Yolcu ve Yük Tahmini Hata Değerleri

	Yolcu	Yük
RMSE	0,068126	0,435220
SSE	0,064977	1,894161

Tablo 9
YSA ile Tahminlenmiş İç Hat Yolcu ve Yük Tahmini Hata Değerleri

	Yolcu	Yük
RMSE	0,056603	0,195899
SSE	0,044854	0,383765

Tablo 8 ve 9 'da verilen hata oranlarına bakılarak yapılan öngörünün görece performansını değerlendirmek mümkündür. Tablo 8 'de YSA ile tahminlenmiş toplam yolcu ve yük değerlerine bakıldığında SSE oranları arasında büyük fark gösterdiği açıktır. Bu fark, yük verisinin tahmininde SSE hata ölçüm yönteminin uygunluğunun sorgulanmasını sağlar. Sonuç olarak toplam yük tahmin veri setindeki gözlem sayısındaki azlığın bu duruma yol açtığı söylenilebilir. Ayrıca toplam yük miktarı hesaplanırken sadece iç hatlarda yerli taşıyıcılar tarafından taşınan yük miktarı değil aynı zamanda yabancı taşıyıcılar tarafından taşınan yükler de göz önünde bulundurulduğundan, veri toplanırken manipüle olma ihtimali bulunur. Toplam yük verisine dahil olan verilerin birden çok kaynaktan elde ediliyor olması da bu duruma yol açabilir. İç hat yolcu ve yük hata oranlarına

bakıldığında hata oranlarında gürültü sayılabilecek hata verisine rastlanmamıştır. SSE ölçüm yöntemi iç hat yolcu ve yük tahmin veri seti için daha tutarlı bir yaklaşım sunmuştur.

4. Bulgular

ANFIS ve YSA Yöntemleri ile Atatürk Havalimanı'nın geçmiş verileri kullanılarak 2018 yılı için yapılan tahmin değerleri Tablo 10'da normalize ve de-normalize değerleri belirtilerek açıklanmıştır.

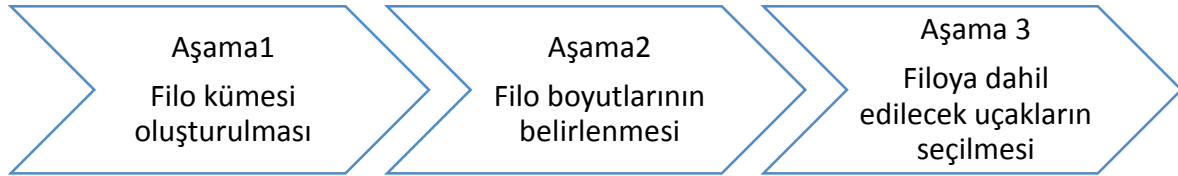
4.1 Planlama

Çalışmada, yapılacak olan 3. İstanbul Havalimanı'nın gelecek dönemdeki toplam ve iç hat yolcuları tahmin edilmiş ve Atatürk Havalimanı'nın en büyük kullanıcısı konumunda bulunan Türk Hava Yolları'nın mevcut filosu ele alınarak en düşük maliyet ile en çok yolcu sayısına ulaşılabilen amaçlanmış ve kapasite değerlendirilmiştir. Filo planlanırken üç aşamalı olarak çalışılmıştır. Bunun için öncelikle mevcut filo değerlendirilerek bir filo kümesi oluşturulmuş, muhtemel yolcu talebine göre

filo boyutlarına ışık tutulmuş ve tüm veriler incelenip uçak seçimi yapılarak filo planlanmıştır. Filo planlama modeline dair aşamalar Şekil 8'de gösterilmiştir.

Tablo 10
ANFIS ve YSA Yöntemiyle 2019 Yılına Dönük Yapılan Tahminler

	Yöntem	Normalize Tahmin Değeri	Tahminlenen Yolcu ve yük Miktarı
Toplam Yolcu	ANFIS	1,16	71.145.264
	YSA	1,21	74.211.870
Toplam Yük	ANFIS	1,241	2.345.210
	YSA	1,169	2.218.085
İç Hat Yolcu	ANFIS	1,125	20.369.456
	YSA	1,142	20.658.459
İç Hat Yük	ANFIS	0,915	200.459
	YSA	0,812	197.564



Şekil 8. Üç Aşamalı Havayolu Filo Planlaması Modeli Şeması

Uçakların görmesi gereken muhtemel bakım ve uçuş saatini azaltacak aktiviteler ise Tablo 11'de gösterilmiş ve bu şekilde kabul edilerek planlama modeli oluşturulmuştur. Temelde bir uçağın görmesi gereken bakımlar, periyodik ve periyodik olmayan bakımlar olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Çalışmada periyodik bakımların yapıldığı ve uçakların başka bakıma ihtiyaç duymadığı varsayılmıştır.

Ticari uçaklar için bu bakım aralıkları günlük yürüyüş kontrolleri, hat bakım istasyonunda yapılan servis kontrolleri ve bakım bazında yapılan büyük kontroller olarak adlandırılır ve havayolu endüstrisinde planlı bakım paketlerine verilen alfabetik atamalar bulunur (Shannon ve Ackert, 2010). En sık kullanılan harf atamalı kontrol listesi ile Tablo 11'de gösterilmiştir.

Tablo 11
Uçakların Genel Planlı Bakım Tipleri Ve Süreleri

Bakım Tipi	Bakım Aralığı	Bakım Süresi
Transit Bakım	Her uçuştan önce	≈1 saat
Günlük Bakım	Günde Bir	≈2 saat
Haftalık Bakım	Haftada Bir	≈3 saat
Aylık Bakım	Ayda Bir	≈5 saat
A Bakımı	600 uçuş saatinde bir/ Yaklaşık olarak 2 ayda bir	≈12 saat
2A Bakımı	Her 99 günde bir	≈24 saat
4A Bakımı	190 Günde bir	≈32 saat
C Bakımı	18 Ayda Bir	≈1 Hafta(168 saat)
C2 Bakımı	3 Yılda Bir	≈12 gün(288 saat)
D Bakımı	Her 6 yılda Bir	≈25 gün(600 Saat)

Çalışmada tüm uçakların her gün planlı bir uçuşa dahil olduğu, planlı kontrollerinin zamanında yapıldığı ve herhangi ilave bakım faaliyeti gerektirmediği varsayılmıştır. Böylece mevcut filonun 3. İstanbul Havalimanı için yeterli kapasiteye sahip olup olmadığı konusunda fikir edinilmiştir.

4.2 Filo Tipi

Çalışmada öncelikle uçaklar Boeing ve Airbus olarak ikiye ayrılmış ve tüm uçaklar bireysel olarak incelenmiştir. İnceleme altına alınmış uçaklar ve uçaklara ait veriler aşağıda Tablo 12'de gösterilmiştir. Filo bilgileri ve kapasite kısıtlarına Türk Hava Yolları web sayfasından ulaşılmıştır (Türk Hava Yolları Faaliyet Raporu, 2017). Ulaşılan kısıtlar bir araya getirilerek anlaşılır bir bütün oluşturulmuş ve Tablo 12 'de çalışmamız için gerekli filo bilgileri ve özellikleri verilmiştir.

Tablo 12
Çalışmada Planlama için Kullanılan Filo Bilgileri

Boeing	Personel	Kapasite	Adet	Personel Maliyeti(\$)	Yakıt Maliyeti (\$)	Sabit Maliyet (\$)	Değişken Maliyet (\$)	İşletim Maliyeti (\$)	Teorik Kapasite
B737-700	4	124	1	724	2542	558	3833	7657	124
B737-800	4	158	88	724	2394	558	3775	7451	13904
B737-900ER	4	165	15	724	2125	558	3654	7061	2475
B777-300ER	11	349	33	1538	10275	1093	13500	26406	11517

Airbus	Personel	Kapasite	Adet	Personel Maliyeti(\$)	Yakıt Maliyeti(\$)	Sabit Maliyet (\$)	Değişken Maliyet (\$)	İşletim Maliyeti (\$)	Teorik Kapasite
A319-100	3	132	7	724	2394	558	3833	7509	924
A320-200	4	159	22	724	2341	558	3833	7456	3498
A321-200	5	180	68	724	2394	558	3758	7434	12240
A330-200	8	268	17	1538	10296	1093	13568	26495	4556
A330-300	9	305	37	1538	10275	1093	13475	26381	11285
A340-300	9	354	4	1538	10684	1093	13776	27091	1416
ORT.	6,1	219,4	29,2	1049,6	5572	772	7700,5	15094,1	61939

Veriler doğrultusunda üç farklı senaryo oluşturulmuş ve matematiksel model kurularak LINGO paket programı öğrenci versiyonu yardımıyla modeller çözülmüştür.

4.3 Matematiksel Modeller ve Senaryolar

4.3.1 Senaryo 1 : Minimum Operasyonel Maliyet

Dünyada ticari amaçlı kurulmuş her kuruluşta olduğu gibi havayolu şirketlerinin de maliyetlerinin düşürmek istemesi, günden güne kaynakları tükenen ve sürekli olarak kaynak ihtiyacı artan dünyada yadsınamaz bir gerçektir. Bu doğrultuda oluşturulmuş olan senaryolardan birisi olan 1 numaralı senaryoda, elde edilmiş olan maliyet ve kapasite kısıtları kullanılarak günlük minimum operasyonel maliyet ile tahminleme sürecinde elde edilmiş muhtemel yıllık taşınması gereken yolcu sayısı günlüğe indirgenmiş ve en az günlük yolcu sayısı kadar yolcu taşınması varsayımıyla hareket edilmiştir.

$$\text{Min } Z \sum_{i=1}^{10} C_i X_i \quad (10)$$

Subject to ;

$$X_i \leq N \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^{10} K_i X_i \geq Y \quad (12)$$

$$\forall x_i \in Z \geq 0 \quad (13)$$

Burada amaç fonksiyonu, kullanılacak olan her uçağın operasyonel maliyetini en küçükleme amaçtır. Kısıtlar 11 ve 12, sırasıyla kullanılacak toplam yolcu uçağı miktarını ve her uçağın kapasitesiyle taşınabilecek yolcu miktarını sınırlandırmaktadır. 13. Kısıt ise pozitif tamsayı olduğunu anlatan küme kısıtıdır.

Burada X_i , i tipindeki uçak sayısını ve C_i , i tipindeki uçağın operasyonel maliyetini göstermektedir. K_i , i tipindeki yolcu uçağının kapasitesi ve Y ise günlük taşınabilecek maksimum yolcu sayısıdır.

4.3.2 Senaryo 2 : Belirli Bütçe ve Kapasite Kısıtları ile En Ekonomik Taşınan Yolcu Sayısının Maksimizasyonu

2 senaryoda 1 numaralı senaryodan elde edilen minimum maliyete sadık kalarak, alınmış olan bazı yönetsel kararlar gereği kısıtlanmış ek bütçe ve kapasite değerleri ile taşınabilecek en ekonomik yolcu miktarının eniyilemesi amaçlanmıştır. Denklem 14'de verilen amaç fonksiyonu, tüm yolcu uçaklarının ekonomi sınıfı koltuk düzenine sahip olduğu düşünülerek uçak kapasitesinin kullanım miktarı değiştirildiğinde elde edilecek olan en iyi sonucu araştırmaktadır.

$$\text{Max } \sum_{i=1}^{10} k_i x_i \quad (14)$$

Subject to ;

$$x_i \leq N \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^{10} kixi \leq K \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^{10} eixi \leq E \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^{10} fixi \leq F \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^{10} sixi \leq S \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^{10} dixi \leq D \quad (20)$$

$$\sum_{i=1}^{10} oixi \leq O \quad (21)$$

$$\forall xi \in Z \geq 0 \quad (22)$$

Burada, x_i kullanılabilir i tipindeki uçakları gösterir. Denklem 15, i tipinde kullanılacak olan uçakların tamamının elde bulunan uçaklardan fazla olamayacağını açıklar. Denklem 16, i tipindeki uçağın kapasitesinden daha fazla yolcu taşınmayacağını gösterir. Burada ki parametresi, i tipindeki uçağın kapasitesidir. Kısıtlarda, ei , i tipindeki uçağın kabin ekibi maliyetini, fi , i tipindeki uçağın yakıt maliyetini temsil eder. si , di ve oi sırasıyla i tipindeki uçağın sabit, değişken ve operasyonel maliyetlerini gösterir. Böylece Denklem 17, i tipindeki uçağın kullanılmak için seçilmesi halinde kabin ekibi bütçesinin, bu maliyet kalemi için ayrılmış toplam bütçeden fazla olamayacağını açıklar. Denklem 18, i tipindeki uçağın kullanılmak üzere seçilmesi halinde yakıt bütçesini kısıtlar. Denklem 19-21, i tipindeki uçağın seçilmesi halinde sabit, değişken ve operasyonel maliyetlerin bu maliyet kalemleri için ayrılmış bütçeden fazla olamayacağını açıklar. Denklem 22, değişkenlerin pozitif tamsayı olduğunu anlatan küme kısıtıdır. K toplam kapasiteyi, E kabin ekibi için ayrılmış toplam bütçeyi, F yakıt gideri için ayrılmış toplam bütçeyi ve sırasıyla S , D , ve O ise sırasıyla sabit, değişken ve operasyonel giderler için ayrılmış toplam bütçeyi ifade eder. Bir önceki senaryodaki modele benzer olarak genişletilmiş olan ikinci senaryo ise taşınabilecek yolcu sayısını eniyiler. Özetle, kısıtlar kullanılabilir uçak miktarını, her uçağın alabileceği yolcu miktarını, her uçak için oluşturulmuş kabin ekibi, yakıt, sabit, değişken ve işletim maliyetlerinin bütçesini kısıtlar.

4.3.3 Senaryo 3 : Belirli Bütçe ve Kapasite Kısıtları ile Taşınabilecek Yolcu Sayısı Maksimizasyonu

1 ve 2 numaralı senaryoların dışında, yönetimsel kararlar gereği kısıtlanmış kapasite ve maliyet kısıtları altında taşınabilecek yolcu miktarı eniyilemesi çalışılmıştır. Bu senaryonun 2 numaralı senaryodan temel farkı, günlük taşınan yolcu

miktarının ne kadar arttırılabildiği hakkında fikir vermesidir.

$$\text{Max } \sum_{i=1}^{10} kixi \quad (23)$$

Subject to ;

$$xi \leq N \quad (24)$$

$$\sum_{i=1}^{10} kixi \geq K \quad (25)$$

$$\sum_{i=1}^{10} eixi \leq E \quad (26)$$

$$\sum_{i=1}^{10} fixi \leq F \quad (27)$$

$$\sum_{i=1}^{10} sixi \leq S \quad (28)$$

$$\sum_{i=1}^{10} dixi \leq D \quad (29)$$

$$\sum_{i=1}^{10} oixi \leq O \quad (30)$$

$$\forall xi \in Z \geq 0 \quad (31)$$

Bu model, 2 numaralı senaryoda izlenen prosedür ile aynıdır. Yine minimum maliyete sadık kalarak, alınmış olan bazı yönetimsel kararlar gereği kısıtlanmış ek bütçe ve kapasite değerleri ile Denklem 23'te verilen amaç fonksiyonu ile taşınabilecek en ekonomik yolu miktarının eniyilemesi amaçlanmıştır. Denklem 24, i tipinde kullanılacak olan uçakların tamamının elde bulunan uçaklardan fazla olamayacağını gösterir. Denklem 25, i tipindeki uçağın kapasitesinden daha fazla yolcu taşınmayacağını gösterir. Burada ki , i tipindeki uçağın kapasitesidir. x_i kullanılabilir i tipindeki uçakları, ei , i tipindeki uçağın kabin ekibi maliyetini, fi , i tipindeki uçağın yakıt maliyetini temsil eder. si , di ve oi ise sırasıyla i tipindeki uçağın sabit, değişken ve operasyonel maliyetlerini gösterir. Denklem 26, i tipindeki uçağın kullanılmak için seçilmesi halinde kabin ekibi bütçesinin, bu maliyet kalemi için ayrılmış toplam bütçeden fazla olamayacağını açıklar. Denklem 27, i tipindeki uçağın kullanılmak üzere seçilmesi halinde yakıt bütçesini kısıtlar. Denklem 28-30, i tipindeki uçağın seçilmesi halinde sabit, değişken ve operasyonel maliyetlerin bu maliyet kalemleri için ayrılmış bütçeden fazla olamayacağını açıklar. Denklem 31, değişkenlerin pozitif tamsayı olduğunu anlatan küme kısıtıdır. K toplam kapasiteyi, E kabin ekibi için ayrılmış toplam bütçeyi, F yakıt gideri için ayrılmış toplam bütçeyi ve sırasıyla S , D , ve O ise sırasıyla sabit, değişken ve operasyonel giderler için ayrılmış toplam bütçeyi ifade eder. Bir önceki senaryodaki modele benzer olarak genişletilmiş olan ikinci senaryo ise taşınabilecek yolcu sayısını eniyiler. Özetle, kısıtlar sırasıyla kullanılabilir uçak miktarını, her uçağın alabileceği yolcu miktarını, her uçak için oluşturulmuş kabin ekibi, yakıt, sabit, değişken ve

işletim maliyetlerinin bütçesini kısıtlar. Bu modelin farklılığı uçakların tamamının gerçek hayattaki koltuk sınıf düzenleri kullanılarak kapasite değerlerini oluşturmak ve senaryo 2 ile karşılaştırılarak farkları gözlemleyebilmektir.

Çözümler sonucu üç farklı model için alınan en iyi amaç fonksiyon değerleri aşağıda verilmiştir;

Senaryo 1: Mevcut filo ile kurulan modelde, günlük taşınması gereken yolcuların tamamı ya da fazlası taşınacak şekilde kurulmuş ve ulaşılabilecek minimum günlük operasyonel maliyet 3.013.143 \$ olarak bulunmuştur.

Senaryo 2: Mevcut filo ile kapasite ve maliyet kısıtları eklenerek en ekonomik şekilde taşınabilecek maksimum yolcu sayısı günlük 52.247 yolcu olarak belirlenmiştir.

Senaryo 3 : Mevcut filo ile kapasite ve maliyet kısıtları kullanılarak taşınabilecek maksimum yolcu sayısı günlük 52.281 yolcu olarak belirlenmiştir.

Önerilen matematiksel model senaryoları günlük taşınabilmesi mümkün olan teorik yolcu miktarını göstermiş ve mevcut filonun kapasitesine dair fikir edinmemizi sağlamıştır. Ayrıca olabilecek en ekonomik operasyonel maliyet adına ön bilgi edinilmesine imkan sunmuştur. Tahminleme sonucu kapasite ve tahmin değerleri aşağıda Tablo 13'de açıklanmıştır.

Tablo 13

Kapasite ve Tahmin değerleri

	Günlük Teorik Kapasite (Yolcu Sayısı)	Yıllık Teorik Kapasite (Yolcu Sayısı)	Minimum İç Hat Yolcu Tahmini (Yolcu Sayısı)
Senaryo 2	52.247	19.070.155	20.369.456
Senaryo 3	52.281	19.082.565	20.369.456

Senaryo 2 ve Senaryo 3 aracılığıyla elde edilen filodaki uçak tipleri ve miktarları Tablo 14'te gösterilmiştir.

Tablo 14

Senaryolar Sonucu Elde Edilmiş Filo Bilgileri

Uçak Tipi	Senaryo 2	Senaryo 3
BOEING B737-700	0	0
BOEING B737-800	88	88
BOEING B737-900ER	15	15
BOEING B777-300ER	33	33
AIRBUS A319-100	6	7
AIRBUS A320-200	22	22
AIRBUS A321-200	68	68
AIRBUS A330-200	0	0
AIRBUS A330-300	21	23
AIRBUS A340-300	4	2
TOPLAM	257	258
GÜNLÜK YOLCU KAPASİTESİ	52.247	52.281

Atatürk Havalimanında mevcut operasyonların %75'i, yolcu operasyonlarının ise %70'inin Türk Hava Yolları tarafından gerçekleştirildiği (TAV Airports Management Presentation, 2012) düşünüldüğünde iç hat uçuşları için mevcut filonun günümüz şartlarında ve önümüzdeki 6 yıllık süreç içerisinde yeterli olduğu öngörüsünde bulunulabilir. Ancak takip eden yıllarda 3. Havalimanı'nın tam kapasiteyle hizmet vermeye başlaması halinde filo büyüklüğü talep ile orantılı değişeceğinden tam kapasiteye ulaşılması planlanan 2028 (İstanbul Yeni Havalimanı, Ekonomik Etki Analizi, 2017) yılına kadar mevcut filoda büyük revizyonlara gerek olmadan yurt içi operasyonlarını gerçekleştirmesinin mümkün olduğu söylenebilir. Çalışmada muhtemel yolcu kayıpları ve bilet iptali gibi durumlar göz önünde bulundurulmamıştır. Havalimanlarının büyüklüğü ve kapasitesi hakkında kolay fikir edinebilmek için Tablo 15 verilmiştir.

Tablo 15

Havalimanı Karşılaştırması

	ATATÜRK HAVALİMANI	3. İSTANBUL HAVALİMANI
Pist Sayısı	3	6
Pist başına saatlik uçak miktarı	30	19
Toplam saatlik uçak miktarı	90	114
Yolcu Kapasitesi	80.000.000	150.000.000
Apron Sayısı	101	500
Taksi yolu	6	16

5. Sonuçlar ve Tartışma

Son yıllarda tüm dünyada havayolu şirketi sayılarının ve yolcu kapasitelerinin artışlarına paralel olarak filo ve maliyet planlanmasıyla ilgili birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmanın amacı yapımı devam etmekte olan 3. İstanbul Havalimanının Kapasite ve muhtemel yolcu miktarına ışık tutmak ve havalimanının birincil kullanıcısı konumunda bulunan Türk Hava Yolları'nın filo yeterliliğine ve ömrüne dair fikirler edinebilmektir.

Türkiye'nin bayrak taşıyıcı havayolu şirketi konumunda bulunan Türk Hava Yolları'nın erişilebilir verileri kullanılarak yapılan bu çalışmada, verilerin tamamı normalizasyon işlemine tabi tutularak veri tutarlılığı korunmuş ve hali hazırda kısıtlı miktarda bulunan erişilebilir bilginin güvenilirliği korunmak istenmiştir. Ticari sır olarak belirtilebilecek bazı maliyet değerleri aynı tipte filo kullanan ülkelerin ortak yayınladığı istatistik raporlardan elde edilmiş ve bir takım varsayımlar altında çalışılmıştır. Kullanılan varsayımlar gerçek değerler ile yüksek oranda benzerlik gösterebileceğinden, Türk Hava Yolları'ndan alınacak gerçek değerler ile karşılaştırıldığında birbiri ile örtüşeceği düşünülmektedir. İncelenen senaryolar, en temelde bir havayolu şirketinin ulaşması gereken temel hedefler gözetilerek oluşturulmuştur. Senaryolar dahilinde matematiksel model kurulmuş ve sonuçları incelenmiştir. Çalışmaya konu edilen senaryolar ise şöyle özetlenebilir;

- 1- Mevcut şartlarda ve bilinen kısıtlarla ekonomik operasyon maliyetinin bulunması.
- 2- En ekonomik operasyon maliyetine ek olarak kullanılan yönetimsel kararlar ile kısıtlanmış bütçe değerleriyle taşınan minimum maliyetli yolcuların maksimizasyonu.
- 3- Yönetimsel kararlar gereği kısıtlanmış maliyetler ile optimum maliyet ile taşınabilecek yolcu sayısının maksimizasyonu.

Ayrıca karşılaştırmalı olarak kullanılan ANFIS ve YSA yöntemleri, ilerleyen zamanlarda havayolu şirketleriyle ortak çalışmalar yürütülerek daha kapsamlı ve kesin bilgiler elde edilmesine yardımcı olabilir. Bu kapsamda yapılan bu çalışmanın, ilerideki filo güncellemeleri için, gerçekleştirilecek

fizibilite çalışmalarına da temel oluşturabileceği söylenebilir. Yapılan çalışma sonucunda kurulan model, her ne kadar modele girilen bazı gerçek ve yaklaşık değerli verilerle bazı varsayımlar altında çalıştırılmış olsa da mevcut çalışma, literatürde bu ve buna benzer çalışmalara katkı sunmak ve kullanılan yöntemlerin geliştirilmesine katkı sunabilmek adına gerçekleştirilmiştir. Çalışma sonucunda elde edilecek sonuçların havayolu şirketlerinin kapasite ve maliyet planlamalarını büyük ölçüde geliştirmesine katkıda bulunabileceği düşünülmektedir.

Çıkar Çatışması

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

Kaynaklar

- Abara, J. (1989). Applying integer linear programming to the fleet assignment problem. *Interfaces (Providence)* 19 (4), 20–28. Doi: <https://doi.org/10.1287/inte.19.4.20>
- Ba-Fail, A. O., Abed, S. Y. & Jasimuddin, S. M. (2000). The determinants of domestic air travel demand in the Kingdom of Saudi Arabia, *Journal of Air Transportation World Wide*, 5(2), 72–86. Erişim Adresi : <https://trid.trb.org/view/668834>
- Blegur, F.M.A., Bakhtiar, T., & Aman, A. (2014). Scenarios for fleet assignment: a case study at Lion Air. *IOSR Journal of Mathematics*, 10(5) 4-68 Doi: <https://doi.org/10.9790/5728-10516468>
- Blinova, T. O. (2007). Analysis of possibility of using neural network to forecast passenger traffic flows in Russia. *Aviation*, 11(1), 28–34. Doi: <https://doi.org/10.3846/16487788.2007.9635952>
- Clarke, J-P., 2003. The role of advanced air traffic management in reducing the impact of aircraft noise and enabling aviation growth. *Journal of Air Transportation Management*. 9, 161–165, Doi: [https://doi.org/10.1016/S09696997\(02\)00080-7](https://doi.org/10.1016/S09696997(02)00080-7)
- Doganis, R. (2009). *Flying off course IV: airline economics and marketing*, London, Routledge. Doi : <https://doi.org/10.4324/9780203863992>
- Efendigil, T., & Eminler, Ö. E. (2017). Havacılık Sektöründe Talep Tahminin Önemi: Yolcu Talebi Üzerine Bir Tahmin Modeli. *Journal of Yaşar University*, 12(48), 14-30. Erişim Adresi :

- <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/720714>
- Firat, M., Turan, M. E., & Yurdusev, M. A. (2009). Comparative analysis of fuzzy inference systems for water consumption time series prediction. *Journal of hydrology*, 374(3-4), 235-241. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.013>
- Hamzaçebi, C. (2008). Improving artificial neural networks' performance in seasonal time series forecasting. *Information Sciences*, 178(23), 4550-4559. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2008.07.024>
- İstanbul Yeni Havalimanı Ekonomik Etki Analizi, (2017). Erişim adresi : http://www.igairport.com/documents/Kurumsal_Yayinlar/analiziistabulyenihevalimaniekonomiketkianalizi.pdf
- Jang, J.S.R. (1993). ANFIS Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems. *Man, And Cybernetics*, 23(3),665-685. Doi: <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Karlaftis, M. G., Zografos, K. G., Papastavrou, J. D., & Charnes, J. M. (1996). Methodological framework for air-travel demand forecasting. *Journal of Transportation Engineering*, 122(2), 96-104.] Doi:[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-947X\(1996\)122:2\(96\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-947X(1996)122:2(96))
- Kihoro, J., Otieno, R. O., & Wafula, C. (2004). Seasonal time series forecasting: A comparative study of ARIMA and ANN models, *African Journal of Science and Technology*, Vol 5. No.2
- Kolarik, T., & Rudorfer, G. (1994). Time series forecasting using neural networks. *Proceedings of the international conference on APL: the language and its applications* P. 86 - 94. Doi: <https://doi.org/10.1145/190271.190290>
- Naumann, M. , Suhl, L. , Friedemann, M. , 2012. A stochastic programming model for integrated planning of re-fleeting and financial hedging under fuel price and demand uncertainty. *Procedia Social-Behavioral Sciences*, 54, 47-55 . Doi: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.724>
- Ozdemir, Y., Basligil, H. & Sarsenov, B. (2012). A large scale integer linear programming to the daily fleet assignment problem: a case study in Turkey, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 62, 849-853. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.143>
- Prats, X., Puig, V., Quevedo, J., 2011. A multi-objective optimization strategy for designing aircraft noise abatement procedures. Case study at Girona airport. *Transportation Research PartD*,16,31-41. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2010.07.007>
- Shannon O. Ackert (2010), Basics of Aircraft Maintenance Programs for Financiers. Erişim Adresi: http://aircraftmonitor.com/uploads/1/5/9/9/15993320/basics_of_aircraft_maintenance_programs_for_financiers_v1.pdf
- Singpurwalla, N. D., & Booker, J. M. (2004). Membership functions and probability measures of fuzzy sets. *Journal of the American Statistical Association*, 99(467), 867-877. Doi : <https://doi.org/10.1198/016214504000001196>
- Srisaeng, P., Baxter, G. S., & Wild, G. (2015). Forecasting demand for low cost carriers in Australia using an artificial neural network approach. *Aviation*, 19(2), 90-103. Doi : <https://doi.org/10.3846/16487788.2015.1054157>
- TAV Airports Management Presentation. (2012). Erişim adresi : http://www.tavyatirimciiliskileri.com/enEN/Lists/Presentations/Attachments/39/TAV_Presentation.pdf
- Türkiye İstatistik Kurumu, (2018) Erişim Adresi: <http://www.tuik.gov.tr/>
- Türk Hava Yolları Faaliyet Raporu (2017), Erişim adresi : https://investor.turkishairlines.com/documents/ThyInvestorRelations/download/yillik_raporlar/thy-faaliyet-raporu-tr-en-v4.pdf/22.07.2019
- Visser, H.G., 2005. Generic and site-specific criteria in the optimization of noise abatement trajectories. *Transportation Research Part D*, 10, 405-419. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2005.05.001>
- Ying, L. C., & Pan, M. C. (2008). Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads. *Energy Conversion and Management*, 49(2), 205-211. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2007.06.015>
- Zandieh, M., Azadeh, A., Hadadi, B., & Saberi, M. (2009). Application of artificial neural networks for airline number of passenger estimation in time series state. *Journal of Applied Sciences*, 9(6), 1001-1013. DOI: <https://doi.org/10.3923/jas.2009.1001.1013>
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1), 35-62. Doi : [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7)