

Hava ve Deniz Şartları Dikkate Alınarak Gemi Sefer Performansının Modellenmesi: Ege Denizi örneği

Modelling Ship Voyage Performance Taking Weather and Sea Condition Into Account: Aegean Sea Example

Timur İNAN¹ 

¹ Altınbaş Üniversitesi, Yazılım Mühendisliği Bölümü, 34217, İstanbul, Türkiye

Öz

Ticari gemilerin seyir sürelerinin azaltılması, ticari maliyetlerin ve yakıt tüketiminin azaltılması açısından önem arz etmektedir. Ticari maliyetlerin azaltılması, ticaretten edinilen kazancın yükselmesini sağlamaktadır. Yakıt tüketiminin azalması ise karbon salınımının azaltılarak karbon salınımından dolayı oluşan çevresel kirliliğin azalması açısından önem arz etmektedir.

Bu çalışmada, Ege Denizi'ne ait kayıtlı rüzgar yön ve hızı, akıntı yön ve büyüklüğü, dalga yön ve yüksekliği verileri kullanılarak, ticari gemilerin hava ve deniz şartlarına bağlı olarak tahmini seyir süresini ve yakıt harcamasını hesaplayabilecek bir karar destek sistemi, çeşitli tahmin yöntemlerinden faydalanılarak ortaya konulmuştur. Bu sistem gemilerin seyir rotalarını oluşturma aşamasında kaptanlara yardımcı olabilecek bir karar destek sistemi olarak ortaya koyulmuştur. Karar destek sistemi için; rüzgar yönü (derece), rüzgar hızı (m/sn), akıntı yönü (derece), akıntı büyüklüğü (cm/sn), dalga yönü (derece) ve dalga yüksekliği (metre) parametreleri giriş olarak kullanılmıştır. Karar destek sisteminin çıkışı ise tahmini seyir süresi (saat) ve tahmini yakıt tüketimi (ton) olarak iki ayrı kategoride incelenmiştir. Tahmin yöntemi olarak yapay sinir ağı (YSA), uyarlamalı sinirsel Bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) ve Gauss süreç regresyonu (GSR) kullanılmıştır. Kullanılan yöntemlerin elde ettikleri sonuçları değerlendirilerek, yöntemlerin başarıları kıyaslanmıştır. YSA yöntemi 0.98 regresyon ve 0.153 MSE, ANFIS yöntemi 0.935 regresyon ve 0.478 MSE, GSR yöntemi ise 0.98 regresyon ve 0.195 MSE değerlerini elde etmiştir. Sonuç olarak; seyir süresi ve yakıt tüketimi tahmininde YSA yönteminin daha doğru tahminler üretebildiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Varış zamanı tahmini, Hava ve deniz şartları, Yapay sinir ağları, Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi, Gauss süreç regresyonu.

Abstract

Reducing the cruise times of commercial ships is important in terms of reducing commercial costs and fuel consumption. Reducing commercial costs provides an increase in profits from trade. Reducing fuel consumption is important in terms of reducing environmental pollution caused by carbon emissions by reducing carbon emissions.

In this study, a decision support system is presented. The decision support system uses historical weather and sea data of the Aegean sea for training. To achieve better prediction values; artificial neural network (ANN), adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) and gaussian processes regression (GPR) methods are used. The inputs of the system are; wind direction (degrees), wind force (m/sn), sea current direction (degrees), sea current velocity (cm/sn), wave direction (degrees) and wave height (meters). The outputs of the system are; mean voyage time (hours), total fuel oil consumption (tonnes). The comparison of the methods in the name of prediction success are presented. ANN has 0.98 regression and 0.153 MSE, ANFIS has 0.935 regression and 0.478 MSE, GPR has 0.98 regression and 0.195 MSE values. As the summary; ANN method has better prediction values when comparing against ANFIS and GPR methods. As a result; ANN is found successful by means of predicting the ship speed taking into weather and sea conditions.

Keywords: ETA (Estimated Time of Arrival) prediction, Artificial neural network, Anfis, Gaussian process regression.

I. GİRİŞ

Günümüzde, ticari gemilerin seyir için harcamaları zamanın hesaplanması, gemiye yeni seyir ayarlanabilmesi, taşıyıcı firmaların zamanında limanda olabilmeleri, limanın hazır hale getirilmesi gibi birçok faktör açısından önem arz etmektedir. Ticari gemilerin kaptanları seyir başlangıcından itibaren seyir sonuna kadar kendi firmalarına ve yük sahibi firmalara tahmini varış zamanını bildirmek durumundadırlar. Bir geminin tahmini varış saatini hesaplayabilmek her ne kadar tecrübe ile mümkünse de en yakın tahmini yapmak çoğu zaman zor olmaktadır. Çünkü bölgedeki rüzgar, akıntı ve dalga gibi parametreler geminin hızına etki etmektedir.

Bu çalışmada, Ege Denizi için seyir süresi ve yakıt tüketimi tahmini yapabilen bir karar destek sistemi ortaya koyulmaktadır. Tahmin için 3 farklı yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemler YSA, ANFIS ve GSR yöntemleridir. Yöntemlerin tahmin işlevlerini gerçekleştirebilmeleri için önceden eğitilmeleri gerekmektedir. Bu amaçla, Ege Denizi'ne ait geçmiş deniz ve hava raporlarının bulunduğu bir veri seti kullanılmıştır. Veri seti IFREMER veritabanından elde edilmiştir [1]. Veritabanındaki bilgiler tarih, sıcaklık (celcius), akıntı yönü (derece), akıntı hızı (cm/sn), atmosferik basınç (milibar), dalga yüksekliği (metre), rüzgar hızı (m/sn), rüzgar yönü (derece) başlıklarından oluşmaktadır ve 2007 ile 2013 yılları arasında kapsamaktadır.

Konu ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde tahmin için çeşitli yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir. Valcic ve diğerleri yaptıkları çalışmada gemi hızının tahmin edilebilmesi için uyarlamalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) yöntemini kullanmıştır [2].

Vitiello ve diğerleri, Grimaldi Grup gemilerinden birine yerleştirilen veri toplama cihazından aldıkları verileri istatistiksel hesaplama yöntemleriyle işleyerek karbondioksit emisyonunun azaltılmasına yönelik bir çalışma ortaya koymuşlardır [3].

Mao ve diğerleri tarafından ortaya konulan çalışmada bir konteyner gemisinin tahmini varış zamanını tahmin edebilen ve tahmin için istatistiksel yöntemleri kullanan bir karar destek sistemi sunulmuştur. Yine aynı şekilde [5] bir RO-RO gemisinin yakıt tüketimini ve hız eğrisini istatistiksel yöntemler kullanarak tahmin edebilen bir sistem ortaya koymuşlardır [4].

Beşikçi ve diğerleri, gemi yakıt tüketiminin azaltılmasını hedefleyen bir karar destek sistemi ortaya koymuştur. Karar destek sistemi yapay sinir ağı tabanlı bir sistem olarak tasarlanmıştır [6].

Parolas, Rotterdam limanına yanaşan konteyner gemilerinin tahmini varış zamanını makine öğrenmesi teknikleri ile tahmin edebilen bir sistemi yüksek lisans tezi olarak ortaya koymuştur [7].

Barbour, Amerika Birleşik Devletleri tren yollarında yük trenlerinin tahmini varış zamanını destek vektör makinaları ile hesaplayabilen bir tez ortaya koymuştur [8].

Bodunov ve diğerleri tarafından sunulan konferans bildirisinde gemilerin trafik yoğunluğuna bağlı olarak tahmini varış zamanını tahmin edebilen, yapay sinir ağı tabanlı bir sistem ortaya konulmuştur [9].

Üney ve diğerleri tarafından sunulan konferans bildirisinde Ornstein-Uhlenbeck süreç odaklı stokastik işlem modeli kullanarak AIS (Otomatik Tanımlama Sistemi) verileri yardımıyla, geminin izleyeceği yolun tahminini yapabilen bir sistem ortaya konulmuştur [10].

Alessandrini, gemilerin geçmiş rota bilgilerine dayanarak, ileride hangi rotayı izleyebileceklerini tahmin edebilen bir sistemi "path-finding algorithm" kullanarak ortaya koymuşlardır [11].

Yakın tarihli bir çalışmada, geminin geçmiş seyirlerinden faydalanarak eğitilmiş, hava ve deniz durumunu da dikkate alarak varış zamanı tahmini yapabilen bir sistem yapay zeka kullanılarak ortaya konulmuştur [12].

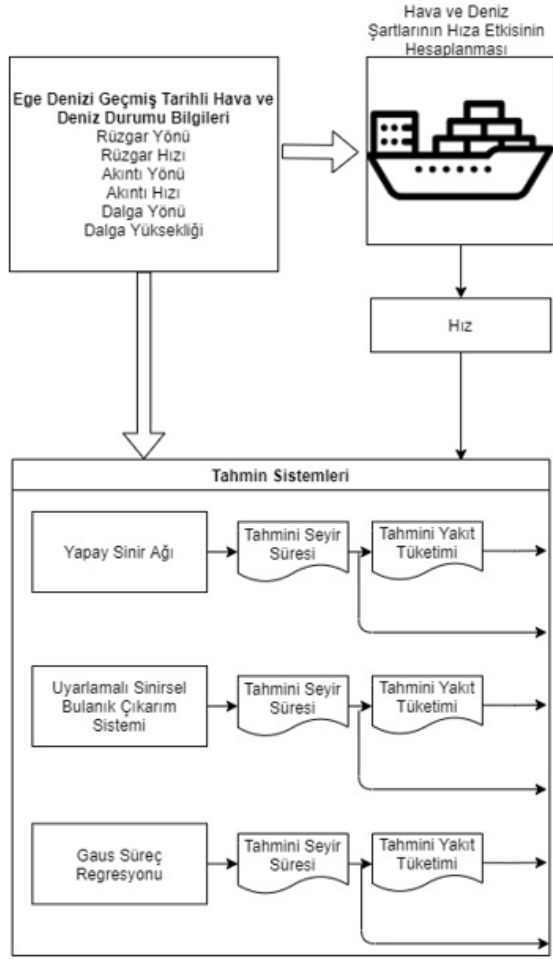
"Reinforcement learning" tabanlı diğer bir çalışmada ise geminin tahmini varış süresi hesaplayabilen bir sistem ortaya konulmuştur. Öğrenme için gerekli veriler otomatik tanımlama sisteminden elde edilmiştir [13].

Literatür genel olarak gözden geçirildiğinde tahmin yöntemleri olarak yapay sinir ağları, destek vektör makinaları, uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi ve istatistiksel yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir. Çalışmaların çoğunluğu otomatik tanımlama sistemi (AIS) üzerinden elde edilen verilerin tahminde kullanılması ile alakalıdır. Az sayıda çalışmada hava şartlarının da hesaplama dahil edildiği görülmektedir.

Bu çalışmanın farklı yanı, literatürde kullanılan birçok yöntemin bir arada kullanılması, performanslarının karşılaştırılması ve eğitilen tahmin sisteminin gerçek geçmiş verilere dayanıyor olmasıdır. Ayrıca, literatüre bakıldığında Ege Denizi'ne ait benzer bir çalışma bulunamamıştır.

II. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu çalışmada, örnek olarak Yunanistan'ın Mikonos limanından Alexandroupoli limanına gitmesi planlanan bir gemi için hesaplama yapılmıştır. Gemi servis hızı 12 knot, deplasmanı 8000 gross ton ve saatlik yakıt tüketimi 0.6 ton olarak alınmıştır. Bu çalışmada, geçmiş hava ve deniz durumu kullanılarak eğitilmiş üç farklı sistem bulunmaktadır. Yapay sinir ağları, uyarlamalı sinirsel çıkarım sistemi ve gauss süreç regresyonu yöntemleri kullanılarak geminin hızının ne olabileceği tahmin edilmekte ve bu verilere dayanarak geminin toplam seyir süresi ve yakıt tüketimi hesaplanmaktadır. Çalışmanın genel yapısı Şekil 1'de görülmektedir.



Şekil 1. Sistemin genel yapısı

Ege Denizi'ne ait geçmiş tarihli hava ve deniz raporları alınarak gemi hızına etkisi anlaşılması için ilk önce matematiksel hesaplamalar yapılmaktadır. Hesaplamalar, hava ve deniz şartlarının gemi hızına ne kadar etki ettiğini ortaya koymaktadır. Gemi hızının hesaplanmasının ardından yine geminin özelliklerine bağlı olarak yakıt tüketimi ortaya çıkmaktadır. Geçmiş tarihli veriler ile varış süresi ve yakıt tüketimi bilgileri kullanılarak tahmin sisteminde bulunan üç yöntem eğitilmektedir ve her bir yöntem kendi tahminini üretmektedir.

2.1. Hava ve Deniz Şartlarının Gemi Hızına Etkisinin Hesaplanması

Rüzgar yönünün ve hızının geminin hızına etkisinin hesaplanmasında 1 numaralı eşitlik kullanılmıştır [14].

$$V_a = V_0 - (1,08 \cdot h - 0,126 \cdot q \cdot h + 2,77 \cdot 10^{-3} \cdot F \cdot \cos \alpha) \times (1 - 2,33 \cdot 10^{-7} W \cdot V_0) \quad (1)$$

V_a geminin gerçek hızını (knot), V_0 geminin deniz şartları göz önüne alınmaksızın normal hızını (knot), h dalga boyunu (m), q dalga ile gemi rotasının arasındaki açıyı (radyan), α rüzgâr ile gemi rotasının arasındaki açıyı (radyan), F rüzgâr hızını (m/s), W ise geminin deplasmanını (ton) temsil etmektedir. Bu çalışmada

8000 gross ton deplasman değerine sahip bir gemi üzerinden hesaplama yapılmıştır.

2.2. Akıntı Yönü ve Hızının Gemi Hızına Etkisinin Hesaplanması

Gemi hızına akıntının etkisinin hesaplanabilmesi amacıyla 2, 3 ve 4 numaralı eşitlikler kullanılmıştır [15].

$$V_{cx} = V_c \cdot \cos(\alpha_c) - V_x \quad (2)$$

$$V_{cy} = V_c \cdot \sin(\alpha_c) - V_y \quad (3)$$

$$V_0 = \sqrt{V_x^2 + V_y^2} \quad (4)$$

Burada, V_0 geminin normal şartlar altındaki hızını, V_x boylamsal akıntının geminin hızına etkisi hesaplandıktan sonra elde edilen boylamsal hızı, V_y enlemsel akıntının geminin hızına etkisi hesaplandıktan sonra elde edilen enlemsel hızı, α_c ise gemi pruvası ile akıntı arasındaki açıyı ifade etmektedir.

2.3. Yakıt Tüketiminin Hesaplanması

Yakıt tüketimi, rotanın belirlenmesinde önemli bir parametredir. Yakıt tüketimi 5 numaralı eşitlikle hesaplanmaktadır [16].

$$sfoc = fc \cdot kWh \quad (5)$$

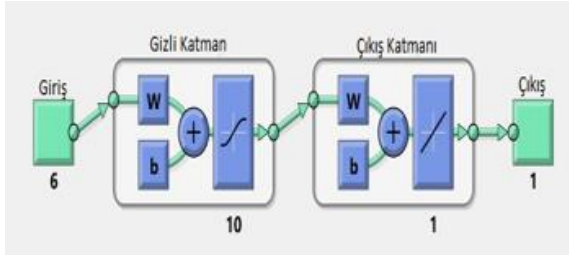
Burada $sfoc$, yakıt tüketim miktarını, fc kilowatt başına gemi makinasının harcadığı fuel oil miktarını, kWh ise gemi makinasının ürettiği gücü temsil etmektedir. Bu çalışmada kullanılan geminin yakıt tüketim özelliği 167 g/kW dir.

2.4. Tahmin Yöntemleri

Geçmiş tarihli hava ve deniz şartları ile hesaplanan tahmini seyir süresi ve yakıt tüketimi değerlerinin de hesaplanması ile tüm verileri işleyerek tahmini varış süresini ve yakıt tüketimini hava ve deniz durumuna bağlı olarak hesaplamayı öğrenebilen bir sistemin ortaya konulması gerekmektedir. Bu amaçla üç yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemler yapay sinir ağları, uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi ve gauss süreç regresyonu yöntemleridir.

2.4.1. Yapay sinir ağı

Yapay sinir ağlarının eğitimi aşamasında veritabanındaki bilginin %15'i test için, %15'i doğrulama için, %70'i ise eğitim için kullanılmıştır. Eğitim için kullanılan algoritma Levenberg-Marquardt algoritmasıdır. Ortaya konulan yapay sinir ağı 10 adet gizli nörona sahip bir ağıdır. İleriye dönük tahmin yapabilmek için kullandığı gecikme miktarı 2 olarak belirlenmiştir. Gizli katmanda transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant fonksiyonu, çıkış katmanında transfer fonksiyonu olarak da lineer fonksiyon kullanılmaktadır. Şekil 2'de, oluşturulan yapay sinir ağına ait blok diyagram görülmektedir.



Şekil 2. Oluşturulan yapay sinir ağı yapısı

Yapay sinir ağlarının giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanları arasındaki bağıntılar 6 ve 7 numaralı fonksiyonlarda detaylı olarak verilmektedir [17].

$$h_i = \prod \left[\sum_{j=1}^{\Phi} w_{i,j} x_j + b_i^H \right] \quad (6)$$

$$y_k = \prod \left[\sum_{i=1}^H w_{K,i} h_i + b_i^O \right] \quad (7)$$

h_i , i numaralı nöronun çıkış değeri, $w_{i,j}$, i numaralı nöronun j adımındaki ağırlık değeri, x_j , j adımındaki giriş değeri, b_i^H , i numaralı nöronun çıkışa etki katsayısı, Φ , girişler ile gizli katman arasındaki bağlantıların sayısı, H , nöron sayısı, O yapay sinir ağının çıkış sayısı, y_k , yapay sinir ağının çıkışıdır.

Eğitilen yapay sinir ağı 6 girişli 1 çıkışlı bir yapıya sahiptir ve giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Tablo 1’de giriş ve çıkışlara ait bilgiler görülmektedir.

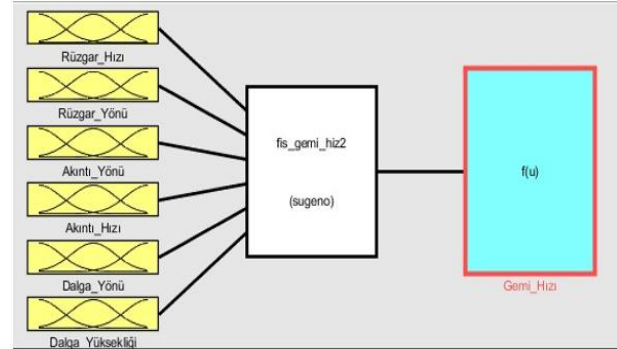
Tablo 1. Yapay sinir ağı giriş ve çıkışları

Parametreler	
Girişler	Rüzgar hızı(m/s), rüzgar yönü (derece), akıntı yönü (derece), akıntı hızı (cm/sn), dalga yönü (derece), dalga yüksekliği (m).
Çıkış	Gemi tahmini hızı (knot)

2.4.2. Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi

Uyarlamalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), kendisine sunulan eğitim, test ve doğrulama verileri kullanarak öğrenebilen ve öğrendiklerinden yola çıkarak ileriye dönük tahmin yapabilen bir sistemdir [18]. Bu çalışmada, deniz ve hava şartları ile gemi hızı arasındaki ilişkiyi öğrenerek hava ve deniz şartlarına göre gemi hızının tahmin ettirilmesi amacıyla kullanılmıştır.

Ortaya konulan ANFIS sisteminin 6 girişi, 1 çıkışı bulunmaktadır. Sistemin blok diyagramı Şekil 3’teki gibidir.



Şekil 1. ANFIS sistemi blok diyagramı

ANFIS sisteminde her bir giriş için 3 adet üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Üyelik fonksiyonları gbell fonksiyonu şeklinde belirlenmiştir. Öğrenme için kullanılan verinin %80 i eğitim, %10’u doğrulama, %10’u ise test amaçlı kullanılmıştır.

2.4.3. Gauss süreç regresyonu

Gauss süreç regresyonu (GSR) kernel tabanlı olasılıksal bir modeldir. Bir GSR modeli kendisine uygulanan bir giriş vektörü üzerinden çıkış değişkenini tahmin etmeye çalışan bir model olarak tanımlanabilmektedir. Temel olarak ele alındığında, GSR modeli fonksiyonu basit olarak Eşitlik 8’deki gibi bir lineer regresyon formülü ile ifade edilebilir.

$$y = x^T \beta + \varepsilon \quad (8)$$

Burada, y çıkışı, x giriş vektörünü, β eğitim verisine bağlı olarak üretilen bir katsayıyı ifade etmektedir. ε ise yaklaşık olarak $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ şeklinde ifade edilmektedir. Buradaki hata kovaryansı (σ^2) yine giriş vektöründen elde edilmektedir. Bir GSR modeli kendisine uygulanan değişkenler üzerinden temel bir fonksiyon üreterek değişkenlerin kovaryansını hesaplar ve fonksiyonun hassasiyetini ölçer. Bu durumda eşitlik 9 numaralı eşitlikteki halini almaktadır.

$$h(x)T\beta+f(x) \quad (9)$$

Burada h , temel fonksiyonu şeklinde, $f(x)$ ise $f(x) \sim GS(0, k(x, x'))$ şeklinde tanımlanmaktadır. Buradan da anlaşılacağı üzere $f(x)$ fonksiyonu 0 ile $k(x, x')$ şeklinde sonuç veren bir kovaryans fonksiyonunun döndürdüğü değer arasında sonuç veren bir fonksiyon olarak tanımlanmaktadır. Kovaryans fonksiyonu giren vektör ile tahmin vektörü arasındaki hatayı hesaplayan bir fonksiyon olarak tanımlanmaktadır. Dolayısıyla GSR çıkışı Eşitlik 10’daki gibi tanımlanabilir.

$$P(y_i/f(x_i), x_i) \sim N(y_i/h(x_i)T\beta+f(x_i), \sigma^2) \quad (10)$$

Bu çalışmada kullanılan tüm tahmin yöntemlerinde olduğu gibi gemi hızı tahmini için GSR modelinde de 6 giriş ve 1 çıkış bulunmaktadır.

III. BULGULAR

Eğitim için elde edilen veriler üç ayrı sistemin eğitimi için kullanılmıştır. Sistemlerin elde ettikleri başarı, verdikleri tahmin değerlerinin giriş değerlerine göre hata karelerinin ortalaması (MSE) ve regresyon (R) değerleri ile hesaplanmıştır. Eşitlik 11'de MSE değerinin hesaplanmasında kullanılan formül görülmektedir.

$$mse = \frac{\sum_{t=1}^n (e_t - o_t)^2}{n} \quad (11)$$

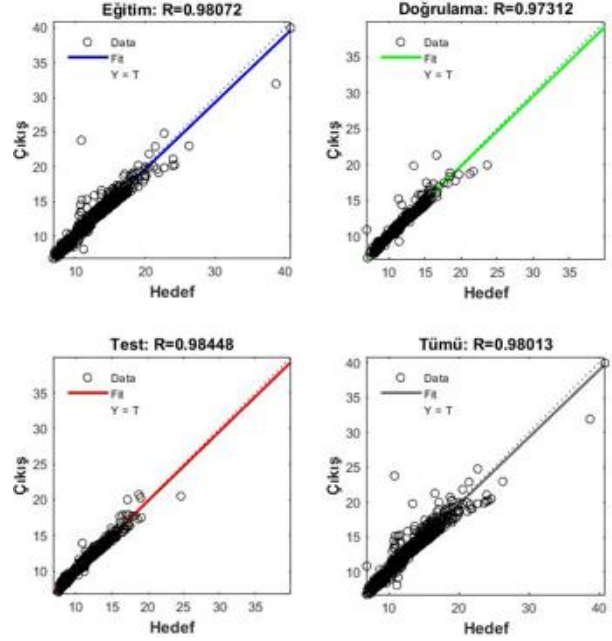
$$R = \frac{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e}_t)(o_t - \bar{o}_t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e}_t)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (o_t - \bar{o}_t)^2}} \quad (12)$$

Burada, o_t sistemin t adımında vermesi gereken çıkışı, e_t , t adımında sistemin verdiği çıkışı, n tahmin sayısını temsil etmektedir.

3.1. Yapay Sinir Ağı Tahmin Değerleri

Oluşturulan yapay sinir ağı gemi hızı ve yakıt tüketimi tahmininde değerlerini elde etmiştir. Elde edilen değerler Şekil 4'te görülmektedir.

Oluşturulan yapay sinir ağı eğitimde 0.98, doğrulamada 0.97, testte 0.98, tüm aşamalarda ise 0.98 regresyon değerine sahip olmuştur. Hataların karelerinin ortalaması ise minimum 0.153 olarak ölçülmüştür.

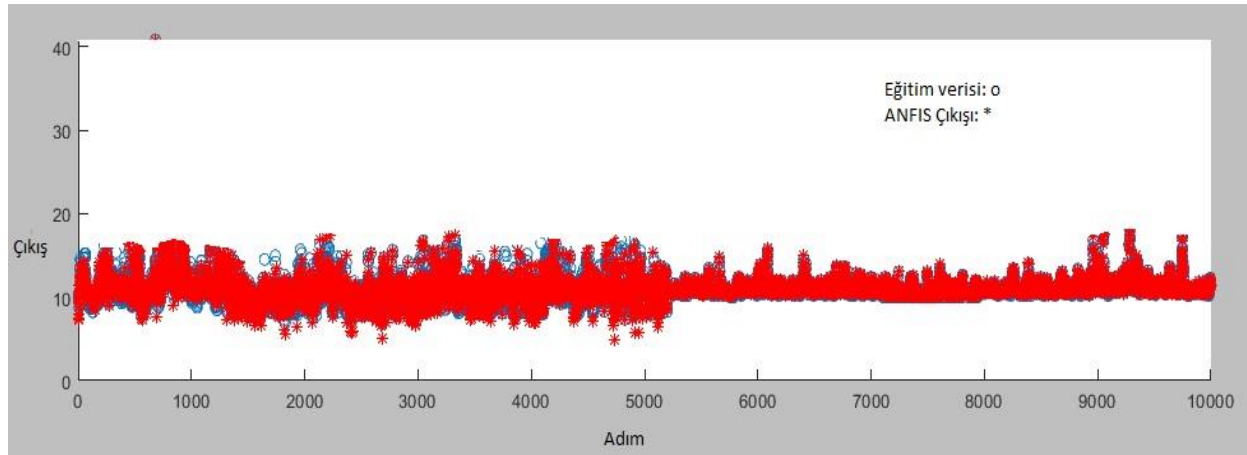


Şekil 2. Yapay sinir ağı başarı değerleri

3.2. Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi Değerleri

Oluşturulan ANFIS sisteminden elde edilen değerler Şekil 5'te görülmektedir.

ANFIS sisteminin ürettiği tahmin değerleri ile sisteme uygulanan eğitim verisi karşılaştırılmış ve eğitim verisinde 0.57 MSE değerinin, kontrol verisinde ise 0.47 MSE değerinin elde edildiği gözlemlenmiştir. Her iki durumda da regresyon değeri 0.935 olarak ölçülmüştür.



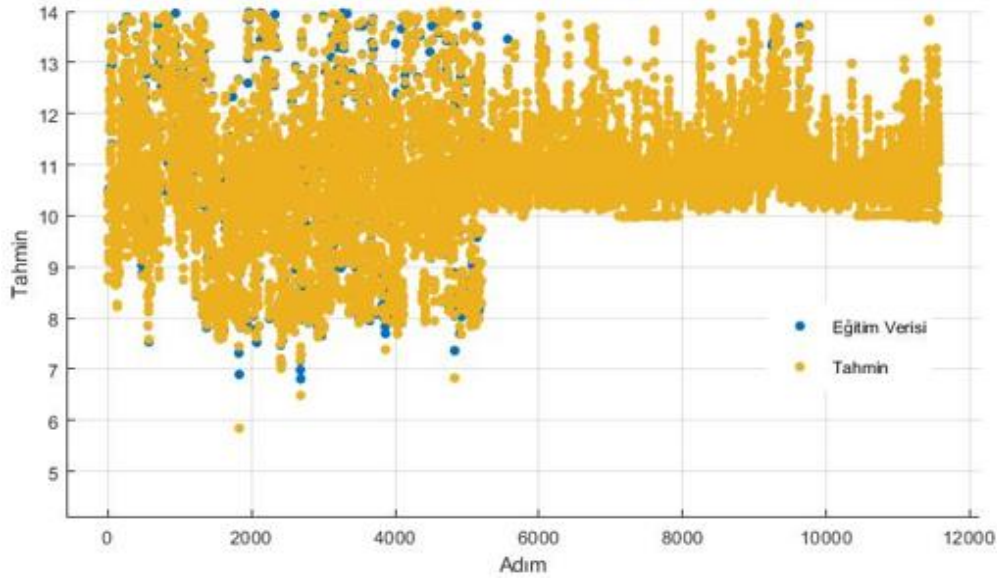
Şekil 3. Eğitim verisi ile ANFIS tahminlerinin karşılaştırılması

3.3. Gauss Süreç Regresyonu Yöntemi ile Elde Edilen Değerler

Gauss süreç regresyonu yöntemi ile elde edilen çıkış değerleri Şekil 6'da görülmektedir.

GSR yöntemi ile elde edilen tahmin değerleri ile eğitim verisi karşılaştırılmış ve en düşük 0.195 MSE değerini

elde ettiği görülmüştür. Regresyon değeri ise 0.98 olarak gözlemlenmiştir. GSR yöntemi ile elde edilen tahmin değerleri ile eğitim verisi karşılaştırılmış ve en düşük 0.195 MSE değerini elde ettiği görülmüştür. Regresyon değeri ise 0.98 olarak gözlemlenmiştir.



Şekil 4. Gauss süreç regresyonu ile elde edilen tahmin değerleri

IV. TARTIŞMA

Sistemin elde ettiği sonuçların başarısı Tablo 2’de görülmektedir. Sonuçlardan da anlaşılacağı üzere yapay sinir ağları bu üç metot içerisinde en yüksek regresyon değerini ve en düşük MSE değerini elde ederek gemi hızı tahmini konusunda en başarılı yöntem olmuştur.

Tablo 2. Yöntemlerin başarılarının karşılaştırılması

YSA		ANFIS		GSR	
R	MSE	R	MSE	R	MSE
0.98	0.153	0.935	0.478	0.98	0.195

Literatür incelendiğinde, gemi seyrinin verimli hale getirilmesi açısından çok sayıda çalışma olduğu görülmektedir. Bu alanda yapılan çalışmalar gemilerin yakıt tüketiminin tahmin edilmesi, gemilerin hızının tahmin edilmesi veya gemilerin mümkün olan en yavaş hızla en az yakıtı tüketerek belirlenen seyir süresini aşmamak şartıyla seyirlerini tamamlaması olduğu görülmektedir [3] [6], [13]. Bu amaçla YSA, Anfis gibi bir çok yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada, diğer çalışmalardan farklı olarak 3 ayrı yöntem bir arada tahmin amacıyla kullanılmıştır. Modelin eğitimi için kullanılan veriler ise Ege Denizi’ne has verilerdir. Bu yönüyle çalışma diğer çalışmalardan farklılık arz etmektedir.

V. SONUÇLAR

Ege denizi’ne ait geçmiş tarihli hava ve deniz raporları Ifremer web sitesinden elde edilerek bu veriler gemi hızı hesaplamasında kullanılan formüle uygulanmıştır. Formül sonucu elde edilen yeni hız değerleri, geçmiş tarihli hava ve deniz raporlarına eklenerek tüm veriler üç ayrı tahmin yöntemini eğitmek için kullanılmıştır. Kullanılan yöntemler yapay sinir ağları, Anfis ve GSR

yöntemleridir. Yöntemlerin elde ettikleri başarılar, hataların karelerinin ortalama değeri (MSE) ve regresyon değerleri üzerinden değerlendirmeye alınmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağları minimum 0.153, Anfis 0.478 ve GSR yöntemi 0.195 MSE değerini elde edebilmiştir. Bunun yanında regresyon değerlerine bakıldığında yapay sinir ağları 0.98, Anfis 0.935 ve GSR ise 0.98 regresyon değerlerini elde etmiştir. Yapay sinir ağları, gemi hızının hava ve deniz şartlarına göre tahmininde başarılı bulunmuştur.

Çalışma, halihazırda Ege Denizi’ni kapsamaktadır. İleride yapılacak çalışmalarda Akdeniz içerisinde bulunan diğer limanlar ve Akdeniz’e ait hava ve deniz bilgileri kullanılarak çalışmanın kapsamı genişletilecektir.

KAYNAKLAR

- [1] Ifremer, Ifremer Oceansites. <ftp://ftp.ifremer.fr/ifremer/oceansites/DATA/E1M3A/> (Aralık, 2019).
- [2] Valcic, M., Antonic, R., Tomas, V. (2011). ANFIS Based Model for Ship Speed Prediction. *Brodogradnja*. 62(4), s. 373-382.
- [3] Erto, P., Lepore, A., Palumbo, B., Vitiello, L. (2015). A Procedure for Predicting and Controlling the Ship Fuel Consumption: Its Implementation and Test. *Qual. Reliab. Eng. Int.* 31, s. 1177-1184.
- [4] Mao, W., Rychlik, I., Wallin, J., Storhaug, G. (2016). Statistical models for the speed prediction of a container ship. *Ocean Engineering*. 126, s. 152-162.
- [5] Bialystocki, N. ve Konovessis, D. (2016). On the estimation of ship’s fuel consumption and speed curve: A statistical approach. *Journal of Ocean Engineering and Science*. 1, s. 157-166.

- [6] Besikçi, E., Arslan, O., Turan, O., Ölçer, A. I. (2016). An artificial neural network based decision support system for energy efficient ship operations. *Computer Operations Research*. 66, 393-401.
- [7] Parolas, I. (2016). ETA prediction for containerships at the Port of Rotterdam using Machine Learning Techniques. Yüksek Lisans Tezi. *Delft University of Technology* s. 54-64.
- [8] Barbour W. W. (2017). Prediction of Arrival Times of Freight Traffic on US Railroads Using Support Vector Regression. Yüksek Lisans Tezi. *University of Illinois* s. 21-31.
- [9] Bodunov, O., Schmidt, F., Martin, A., Brito, A., Fetzer, C. (2018). Real-time Destination and ETA Prediction for Maritime Traffic. Debs 2018 Grand Challenge, Hamilton, New Zealand.
- [10] Üney, M., Millefiori, M., Braca, P. (2019). Data Driven Vessel Trajectory Forecasting Using Stochastic Generative Models. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Brighton, UK.
- [11] Alessandrini, A., Mazzarella F. ve Vespe M. (2019). Estimated Time of Arrival Using Historical Vessel Tracking Data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(1), s. 7-15.
- [12] Farag Y. ve Ölçer, A.I. (2020). The development of a ship performance model in varying operating conditions based on ANN and regression techniques. *Ocean Engineering*. 198, 1-12.
- [13] Park K., Sim S. ve Bae H. (2021). Vessel estimated time of arrival prediction system based on a path finding algorithm. *Maritime Transport Research*. 2, s. 1-14.
- [14] Feng, L. (1992). Study on the ship's loss-speed in wind and waves. *Journal of Dalian Maritime University*, s. 347-351.
- [15] Lin, Y. H. ve Fang, M. C. (2013). The Ship-Routing Optimization Based on the Three-Dimensional Modified Isochrone Method, *32nd International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*, Nantes, France.
- [16] MAN, Technical Specifications of MAN Engines. <https://marine.man-es.com/> (Şubat, 2020).
- [17] Tijani, I. B., Akmeliawati, R., Legowo, A. ve Budiyo, A. (2014). Nonlinear identification of a small scale unmanned helicopter using optimized NARX network with multiobjective differential evolution. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, s. 99-115.
- [18] İnan T. (2015). Moving target trajectory estimation using Kalman, curve fitting and Anfis methods. *Global Journal of Information Technology*, 5(1) s. 25-40.
- [19] Vapnik V. (1998). *Statistical Learning Theory*, New York: John Wiley Publishing.