

Yüzey Dalgası Kaynaklı Bozucu Etkiler Altında Otonom Sualtı Araçlarının (AUVs) Hız Kararlılığının Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) Tabanlı Model Öngörülü Kontrol (MPC) ile Sağlanması

Ahmetcan ÖNAL^{1, 2, *}, Andaç Töre ŞAMİLOĞLU²

¹ Roketsan A.Ş., 06780, Elmadag/ANKARA

²Başkent Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Makine Mühendisliği Bölümü, 06790, Etimesgut/ANKARA

Article Info

Research article

Received: 30/06/2025

Revision: 14/07/2025

Accepted: 05/08/2025

Keywords

Autonomous Underwater Vehicle (AUV)
Wave Induced Disturbance
Long Short-Term Memory (LSTM)
Model Predictive Control (MPC)
Dynamic System Modeling
Learning-Based Control

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi

Başvuru: 30/06/2025

Düzeltilme: 14/07/2025

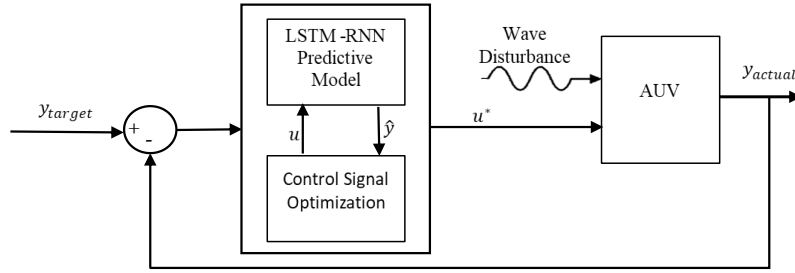
Kabul: 05/08/2025

Anahtar Kelimeler

Otonom Sualtı Aracı (AUV)
Dalga Kaynaklı Bozucu Etkiler
Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM)
Model Öngörülü Kontrol (MPC)
Dinamik Sistem Modellenmesi
Öğrenme Tabanlı Kontrol

Grafik Özet (Graphical/Tabular Abstract)

Bu çalışmada, yüzey dalga bozucu etkileri altında çalışan Otonom Su Altı Araçlarının (AUV) hız stabilizasyonunu iyileştirmek amacıyla LSTM tabanlı bir Model Öngörülü Kontrol (LSTM-MPC) çerçevesi geliştirilmiştir. Önerilen denetleyici, öğrenilmiş deniz koşulları altında sağlam bir performans elde etmek için veriyeye dayalı kısa vadeli hız tahminini model tabanlı optimizasyon ile birleştirmektedir. / In this study, an LSTM-based Model Predictive Control (LSTM-MPC) framework has been developed to improve the velocity stabilization of Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) operating under surface wave disturbances. The proposed controller combines data-driven short-term velocity prediction with model-based optimization to achieve robust performance under learned marine conditions.



Şekil A: Dalga bozucu etkileri altında AUV hız stabilizasyonu için önerilen LSTM-MPC çerçevesinin blok diyagramı. / **Figure A:** Block diagram of the proposed LSTM-MPC framework for AUV velocity stabilization under wave disturbances.

Önemli noktalar (Highlights)

- Dalga bozucu etkileri altında AUV'ler için LSTM tabanlı hız tahmini. / LSTM-based velocity prediction for AUVs under wave disturbances.
- Hız stabilizasyonu için LSTM tabanlı MPC. / LSTM-integrated MPC for velocity stabilization.
- MATLAB benzetimleri ile doğrulanmıştır. / Validated through MATLAB simulations.

Amaç (Aim): Temel hedef, hız izleme hatalarını azaltırken hızla değişen hidrodinamik koşullara karşı sağlamlığı korumaktır. / The primary objective is reducing velocity tracking errors while maintaining robustness against rapidly changing hydrodynamic conditions.

Özgünlük (Originality): Geçmiş kontrol girişi ve hız verileri kullanılarak kısa vadeli hız tepkilerini tahmin etmek amacıyla bir LSTM sinir ağı eğitilmiş ve tahminler, MATLAB simülasyon ortamında gerçek zamanlı kontrol optimizasyonu için MPC çerçevesine entegre edilmiştir. / An LSTM neural network is trained on historical control input and velocity data to predict short-term velocity responses, and its predictions are integrated into an MPC framework for real-time control optimization in a MATLAB simulation environment.

Bulgular (Results): LSTM-MPC denetleyicisi, 0,5 m genlik ve 0,1 Hz frekanslı dalga koşullarında, x ekseninde Ortalama Mutlak Hata (MAE) %85'e, yunuslama ekseninde ise %65'e varan oranda azaltılmıştır. / The LSTM-MPC controller significantly outperformed the uncontrolled case, reducing the Mean Absolute Error (MAE) by up to 85% in the surge axis and 65% in the pitch axis under a wave condition of 0.5 m amplitude and 0.1 Hz frequency.

Sonuç (Conclusion): Önerilen LSTM-MPC çerçevesi, hidrodinamik parametrelere ihtiyaç duymadan, eğitilmiş deniz koşullarında yüzeye yakın operasyonlar için sağlam bir kontrol stratejisi sunmaktadır. / The proposed LSTM-MPC framework provides a robust control strategy for near-surface operations in trained marine environments without the need for hydrodynamic parameters.



Yüzey Dalgası Kaynaklı Bozucu Etkiler Altında Otonom Sualtı Araçlarının (AUVs) Hız Kararlılığının Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) Tabanlı Model Öngörülü Kontrol (MPC) ile Sağlanması

Ahmetcan ÖNAL^{1, 2, *} , Andaç Töre ŞAMİLOĞLU²

¹ Roketsan Inc., 06780, Elmadağ/ANKARA

²Başkent University, Institute of Science, Department of Mechanical Engineering, 06790, Etimesgut/ANKARA

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
Başvuru: 30/06/2025
Düzeltilme: 14/07/2025
Kabul: 05/08/2025

Anahtar Kelimeler

Otonom Sualtı Aracı (AUV)
Dalga Kaynaklı Bozucu Etkiler
Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM)
Model Öngörülü Kontrol (MPC)
Dinamik Sistem Modellenmesi
Öğrenme Tabanlı Kontrol

Öz

Otonom Sualtı Araçları (AUV'ler), sualtı keşfi, bilimsel araştırmalar ve açık deniz operasyonlarında hayati bir rol oynamaktadır. Ancak, yüze yakın sığ derinliklerde dalga kaynaklı bozucu etkiler nedeniyle hız kararlılığı bozulabilmektedir. Bu çalışma, karmaşık hidrodinamik modelleme veya sistem tanımlamasına ihtiyaç duymayan veri odaklı bir kontrol çerçevesi önermektedir. Dalga etkilerini içeren simülasyon verileriyle eğitilen Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) tabanlı Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN), AUV'nin hız tepkilerini tahmin etmektedir. Bu tahminler, harici bozucuları telafi eden optimal kontrol sinyalleri üretmek amacıyla Model Öngörülü Kontrol (MPC) yapısı içinde kullanılmaktadır. Yöntem, giriş-çıkış verilerinden sistemin doğrusal olmayan dinamiklerini ve çevresel etkileşimleri öğrenerek kontrol tasarımını sadeleştirirken öğrenilmiş deniz koşulları altında kararlılık sağlamaktadır. Simülasyonlar, LSTM-MPC çerçevesinin düşük izleme hataları sağladığını göstermektedir. Kontrol çerçevesi öğrenilmiş dalga koşullarında başarılı performans sergilerken, LSTM-MPC daha dinamik deniz durumlarına karşı da uyum yeteneği göstermektedir. Özellikle öğrenilmiş dalga koşulunda, x eksenindeki ortalama mutlak hata (MAE) %84, yunuslama eksenindeki MAE ise %65 oranında azaltılmıştır. Bu bulgular, yüze yakın AUV operasyonları için öğrenmeye dayalı öngörülü kontrol stratejilerinin potansiyelini vurgulamaktadır. Gelecek çalışmalarda, gerçek zamanlı uyum sağlamak için çevrimiçi öğrenmenin entegrasyonu ve önerilen yöntem performansının kontrollü bir dalga havuzunda deneysel olarak doğrulanması hedeflenmektedir.

Velocity Stabilization of Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) under Surface Wave Induced Disturbances Using Long Short-Term Memory (LSTM) Based Model Predictive Control (MPC)

Article Info

Research article
Received: 30/06/2025
Revision: 14/07/2025
Accepted: 05/08/2025

Keywords

Autonomous Underwater Vehicle (AUV)
Wave Induced Disturbance
Long Short-Term Memory (LSTM)
Model Predictive Control (MPC)
Dynamic System Modeling
Learning-Based Control

Abstract

Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) play a vital role in underwater exploration, scientific research, and offshore operations. However, at shallow depths near the surface, wave-induced disturbances can impair velocity stabilization. This study proposes a data-driven control framework that eliminates the need for complex hydrodynamic modeling or system identification. A Long Short-Term Memory (LSTM)-based Recurrent Neural Network (RNN), trained on simulation data incorporating wave effects, is used to predict the AUV's velocity responses. These predictions are then utilized within a Model Predictive Control (MPC) framework to generate optimal control signals that compensate for external disturbances. By learning the nonlinear dynamics of the system and environmental interactions directly from input-output data, the proposed method simplifies controller design while ensuring stability under the wave conditions represented in the training data. Simulation results demonstrate that the LSTM-MPC framework yields low tracking errors. While the control scheme performs well under learned wave conditions, it also shows adaptability to more dynamic marine environments. Specifically, under the learned wave condition, the mean absolute error (MAE) in the x-axis was reduced by %84, while the MAE in the pitch axis decreased by %65. These findings highlight the potential of learning-based predictive control strategies for near-surface AUV operations. Future work will focus on integrating online learning for real-time adaptation and experimentally validating the proposed method in a controlled wave basin.

1. INTRODUCTION (GİRİŞ)

Otonom Sualtı Araçları (AUV'ler), deniz araştırmaları, açık deniz operasyonları ve askeri görevler gibi çeşitli kritik uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak, AUV'ler deniz yüzeyine yakın konumda çalıştığında, dalga kaynaklı bozucu etkiler hareket kararlılığını — özellikle hız kontrolünü — önemli ölçüde etkileyerek görev performansını düşürebilmektedir [1–4]. Bu nedenle, bu tür dinamik çevresel etkilere karşı dayanıklı kontrol stratejilerinin geliştirilmesi büyük önem taşımaktadır.

Dalga kuvvetleri, AUV'lerde doğrusal olmayan ve zamana bağlı değişken dinamik davranışlar oluşturmaktadır. Dalga etkileşimlerini modellemek için Morison denklemi gibi ampirik formüllerden, potansiyel akış teorisi ve spektral yöntemlere kadar çeşitli yaklaşımlar önerilmiş olup, bunlar genellikle altı serbestlik derecesine (6-DOF) sahip dinamik modellere entegre edilmektedir [1,5]. Örneğin, Park ve arkadaşları değişken okyanus koşulları altında kararlılığı koruyabilen uyarlamalı bir derinlik kontrolörü önermiştir [6].

Son yıllarda, çevresel bozucu etkilerin modellenmesinde veri odaklı yaklaşımlar ilgi görmeye başlamıştır. Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) sınıfına ait olan Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ağları, zaman serisi tahmin görevlerinde dikkate değer sonuçlar ortaya koymuştur [7,8]. Örneğin, Wang ve arkadaşları AUV dinamiklerini öğrenmek amacıyla LSTM kullanmış ve Q-learning ile hiperparametre optimizasyonu kullanarak tahmin doğruluğunu artırmıştır [9]. Bu tür kestirim modelleri, sistem davranışını öngörerek kontrol eylemlerini optimize eden Model Öngörülü Kontrol (MPC) gibi stratejilere entegre edilebilmektedir [10].

Veri odaklı kontrol çerçeveleri, İnsansız Hava Araçları (UAV'ler) ve kara araçları da dahil olmak üzere birçok otonom sistemde başarıyla uygulanmıştır. Örneğin, Zimmerman ve Nagamune, çok rotorlu UAV'lerde rüzgâr kestirimi için makine öğrenmesine dayalı bir yaklaşım geliştirerek veri odaklı yöntemlerin çevresel etkileri yakalamadaki etkinliğini ortaya koymuştur [11]. Mendez ve arkadaşları ise, LiDAR tabanlı rüzgâr kestirim bilgilerini kontrol çerçevesine entegre ederek MPC performansında önemli bir iyileşme sağlamıştır [12]. Ayrıca, Kim ve arkadaşları, otonom kara araçlarında yanal hareket regülasyonu için tamamen LSTM tabanlı bir öngörülü kontrol çerçevesi önererek, LSTM-MPC yaklaşımının araç kontrol sistemlerindeki potansiyelini göstermiştir [13].

Öğrenmeye dayalı modelleme alanında ilerlemeler kaydedilmiş olmasına rağmen, AUV'lerin dalga kaynaklı bozucu etkiler altındaki hız kararlılığına yönelik sinir ağı uygulamaları literatürde sınırlı ölçüde ele alınmıştır [8,14]. Pekiştirmeli öğrenme (reinforcement learning) teknikleri uyarlanabilirlik sağlasa da, bu yöntemler yüksek hesaplama maliyeti ve güvenilirlik gibi zorluklar da barındırmaktadır [15].

Doğrusal-Kare Regülatör (LQR) gibi klasik kontrol yöntemleri, sadelikleri ve analitik uygulanabilirlikleri nedeniyle denizaltı aracı uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır [1,16,17]. Öte yandan, çevresel bozucu etkiler karşısında dayanıklılığı artırmak amacıyla Sliding Mode Control (SMC) ve H-infinity (H_∞) gibi daha gelişmiş kontrol teknikleri de literatürde araştırılmıştır. Ancak bu yöntemler genellikle hassas dinamik modellemeye ihtiyaç duymaktadır ve parametre belirsizliklerine ya da algılayıcı kaynaklı gürültülere karşı hassas olabilmektedir. Buna karşılık, bu çalışmada önerilen yöntem, ayrıntılı hidrodinamik modelleme veya sistem tanımlama tekniklerine dayalı geleneksel yaklaşımlar yerine tamamen veri tabanlı bir yapı benimsemektedir. Fiziksel modellemeye duyulan ihtiyacı ortadan kaldırarak, geleneksel yöntemlerin beraberinde getirdiği hesaplama yükü ve parametre belirsizliklerine olan duyarlılığı azaltmaktadır. Literatürdeki çalışmalarda LSTM-MPC yapıları farklı otonom sistemlerde kullanılmış olsa da, bu çalışma, yapının yüzeye yakın AUV operasyonlarında dalga kaynaklı hız kararsızlığına karşı uygulanmasıyla literatürdeki boşluğu doldurmaktadır. Önerilen yaklaşımda, dalga bozucuları altında giriş-çıkış dinamiklerini yakalayacak şekilde önceden eğitilmiş bir LSTM ağı kullanmakta ve özellikle yüzeye yakın operasyonlar için eğitilmiş koşullarda güvenilir performans sağlanmaktadır. Bu çalışmada analiz, dalgaların AUV'ye tam karşıdan (baş omuzdan) geldiği varsayılmış olup, bu koşullar altında en çok etkilenecek eksenler olan doğrusal x ve z eksenleri (surge, heave) ile y eksenini etrafındaki açısall yunuslama (pitch) eksenlerine odaklanmaktadır.

2. MATERYAL VE METOD (MATERIALS AND METHODS)

Bu bölümde, AUV dinamiklerinin matematiksel modellenmesi ile yüzey dalgalarının AUV üzerine uyguladığı kuvvet ve momentler detaylandırılmakta; ayrıca LSTM tabanlı Tekrarlayan Sinir Ağı'nın (RNN) tasarımı ve bu ağın Model Öngörülü Kontrol (MPC) yapısına entegrasyonu açıklanmaktadır. Buna ek olarak,

simülasyon ortamının hazırlanması, LSTM ağı için veri toplama ve ön işleme adımları ile eğitim süreci de sunulmaktadır. AUV modellemesinde kullanılan semboller ve tanımlar Tablo 1’de verilmiştir.

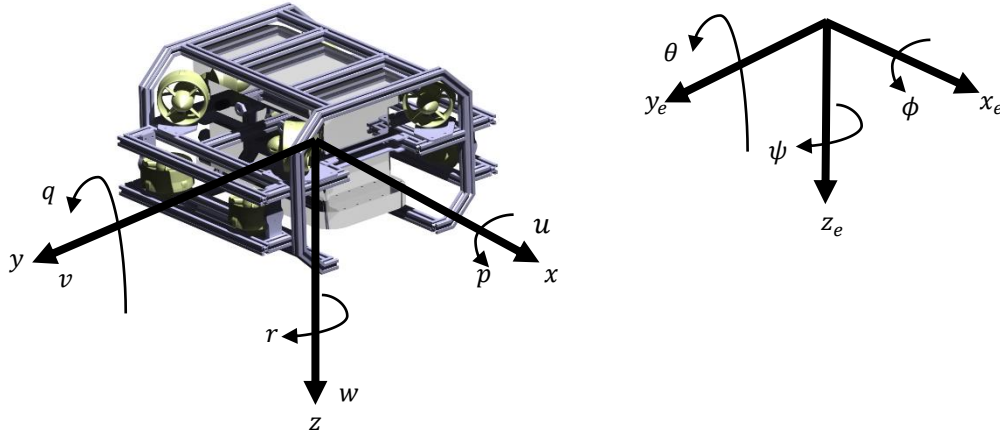
2.1. AUV MATEMATİKSEL MODELİ (AUV MATHEMATICAL MODEL)

AUV’nin dinamik modeli, klasik Newton–Euler denklemlerine dayanmaktadır. Bu denklemler, katı

gövde ve akışkan etkileşimlerinin birleşiminden türetilmiştir. Bu çalışmada Kuzey-Doğu-Aşağı (North-East-Down, NED) koordinat sistemi kullanılmıştır. AUV dinamikleri, araçla birlikte hareket eden (gövde sabit) eksen takımında modellenmiş, pozisyonu ise dünya sabit (ataletsel) eksen takımında izlenmiştir (Şekil 1).

Tablo 1. AUV gösteriminde kullanılan semboller ve tanımlamalar (Symbols and definitions used in AUV representation)

Serbestlik Derecesi	Doğrusal/Açısal Hareket	Konum/Oryantasyon	Doğrusal/Açısal Hız	Kuvvet/Moment
1	X eksen (surge)	x	u	X
2	Z eksen (heave)	z	w	Z
3	Yunuslama (pitch)	θ	q	M



Şekil 1. Gövde sabit ve dünya sabit eksen takımları gösterimi (Representation of body-fixed and earth-fixed reference frames)

Önerilen LSTM tabanlı kestirim ağının eğitimi ve kontrol simülasyonlarının uygulanabilmesi adına, Otonom Sualtı Aracı (AUV) için kapsamlı bir matematiksel model gerekmektedir. Bu konuda literatürde birçok çalışma yapılmıştır. Matematiksel model, katı kütle atalet kuvvet/momentleri (M_{RB}), ek kütle (added mass) (M_A, C_A), Coriolis ve merkezci kuvvet/momentleri (C_{RB}), hidrodinamik sürüklenme kuvvet/momentleri (D_l, D_q), hidrostatik geri çağırıcı kuvvet/momentleri ($g(\eta)$) ve eyleyicilerden üretilen itme kuvvet/momentleri (τ_m) gibi temel fiziksel etkileri içermektedir (Eşitlik 1).

Bu çalışmada model, yalnızca x , z ve yunuslama eksenlerine odaklanmaktadır. Bu tercih, dalga bozucu etkilerinin araca önden (head-on) geldiği varsayımına dayanmaktadır. Bu nedenle, yalnızca bu üç serbestlik derecesinde anlamlı dinamik tepkilerin oluşması beklenmektedir. Araç düşük hızlarda ve düşük ivmelerle çalıştığı varsayıldığından, modeli sadeleştirmek amacıyla ek kütle (added mass) terimleri ihmal edilmiştir [1]. Bundan dolayı kütle ve atalet matrisi Eşitlik 2’deki gibidir.

$$(M_{RB} + M_A)\dot{v} + (C_{RB}(v) + C_A(v))v + (D_l(v) + D_q(v))v + g(\eta) = \tau_{Toplam} \quad (1)$$

$$M_{RB} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 \\ 0 & m & 0 \\ 0 & 0 & I_y \end{bmatrix}, (M_A = 0) \quad (2)$$

Burada, m katı gövdenin kütesini, I ise ataletini (moment of inertia) temsil etmektedir. Sınırlı hareket aralığı ve az sayıda serbestlik derecesi göz önünde bulundurularak, Coriolis ve merkezkaç kuvvetlerinin etkileri ihmal edilmiştir ($C_{RB}=0, C_A=0$). Benzer şekilde hızın karesi ile orantılı olan kuadratik sürüklenme (quadratic drag, D_q) de düşük hız rejimi nedeniyle dikkate alınmamıştır. Doğrusal sürüklenme matrisi Eşitlik 3'teki gibidir.

$$D_l = \begin{bmatrix} X_u & 0 & 0 \\ 0 & Z_w & 0 \\ 0 & 0 & M_q \end{bmatrix}, (D_q = 0) \quad (3)$$

Bu çalışmada $x_{cg}=x_{cb}$ ve $y_{cg}=y_{cb}$ varsayılmıştır. Ancak z_{cg} ve z_{cb} düşey eksen boyunca gövde sabit

eksen takımında farklı konumlarda yer almaktadır. z_{cg} , gövde sabit eksen takımının merkezinde bulunduğu için, ağırlık merkezi (CG) etrafında herhangi bir moment yaratmamaktadır. Buna karşılık, tam batık durumda kaldırma merkezi (CB) üzerinde etki eden kaldırma kuvveti F_b ile araç üzerine etki eden bozucu kuvvet F_d , bir moment çifti oluşturmaktadır. Bu moment etkileşimi Şekil 2'de gösterilmiş, ilgili hidrostatik kuvvet/momentler ise Eşitlik 4-8 aralığında verilmiştir.

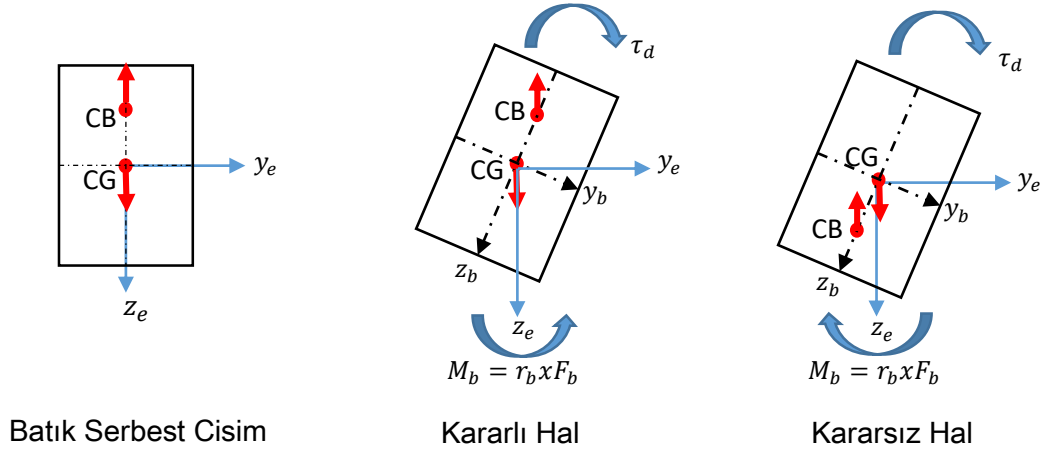
$$g(\eta) = \begin{bmatrix} F_b + F_g \\ r_{cb}x F_b + r_{cg}x F_g \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$F_g = R_b^{e^{-1}} [0 \ 0 \ W]^T, W = mg \quad (5)$$

$$F_b = R_b^e [0 \ 0 \ B]^T, B = \rho g \nabla \quad (6)$$

$$R_b^e(\phi, \theta, \psi) = R_z(\psi)R_y(\theta)R_x(\phi) \\ = \begin{bmatrix} \cos\psi\cos\theta & -\sin\psi\cos\phi + \cos\psi\sin\theta\sin\phi & \sin\psi\sin\phi + \cos\psi\cos\theta\sin\theta \\ \sin\psi\cos\theta & \cos\psi\cos\phi + \sin\psi\sin\theta\sin\phi & -\cos\psi\sin\phi + \sin\theta\sin\psi\cos\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta\sin\phi & \cos\theta\cos\phi \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$g(\eta) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (z_{cg}W - z_{cb}B)\sin\theta \end{bmatrix} \quad (8)$$



Şekil 2. Batık cisme etki eden kuvvetlere karşı verilen sistem cevabı (System response to forces acting on a submerged body)

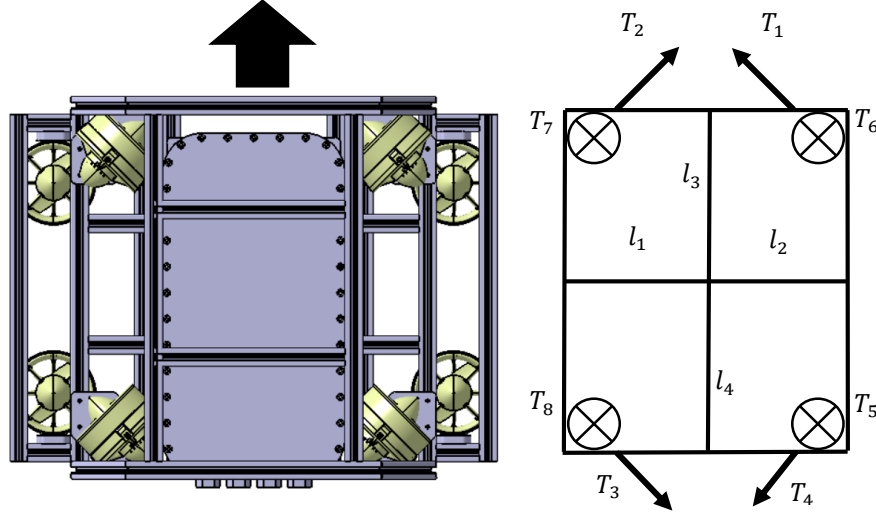
Eşitliklerdeki R_b^e , gövdeden dünya rotasyon matrisidir. Araca etki eden toplam kuvvet ve moment vektörlerini, her bir eyleyicinin oluşturduğu itki kuvvetleriyle ilişkilendiren eşleme matrisi L , eyleyicilerin araç üzerindeki konumları

ve yönelimleri dikkate alınarak türetilmiştir (Şekil 3). Bu matris, sistemde kullanılan kontrol tahsis (control allocation) yapısının temelini oluşturmaktadır. İtki eksenleri boyunca oluşan kuvvetler ve momentler Eşitlik 9-11'de verilmiştir.

$$T = [T_1 \ T_2 \ T_3 \ T_4 \ T_5 \ T_6 \ T_7 \ T_8]^T \quad (9)$$

$$L = \begin{bmatrix} \cos(45) & \cos(45) & -\cos(45) & -\cos(45) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\cos(45) & \cos(45) & \cos(45) & -\cos(45) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -l_2 & -l_2 & l_1 & l_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -l_4 & l_3 & l_3 & -l_4 \\ -\cos(45)l_3 & \cos(45)l_3 & -\cos(45)l_4 & \cos(45)l_4 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\tau_{m_{toplam}} = LT \quad (11)$$



Şekil 3. Eyleyici konumları ve itki vektörleri (Actuator positions and thrust vectors)

Burada, $\tau_{m_{toplam}}$ AUV'ye etki eden kuvvet ve momentleri, T ise eyleyiciler tarafından üretilen itki kuvvetlerini temsil etmektedir. AUV tasarımında, altı serbestlik derecesindeki hareketi sağlamak amacıyla sekiz adet itki üreten eyleyici konumlandırılmıştır. Her eyleyici motoru, aynı elektromekanik özelliklere sahiptir. DA motorlar matematiksel olarak aşağıdaki şekilde modellenenebilir.

$$T_m = K_t i \quad (12)$$

$$e_b = K_e \dot{\theta}_m \quad (13)$$

Burada, T_m DC motorun elektromekanik torkunu, K_t motor tork sabitini, i motor akımını, e_b geri elektromotor kuvvetini (EMF), K_e motor gerilim sabitini ve $\dot{\theta}_m$ motor milinin açısal hızını ifade etmektedir. $K_t = K_e = K$ varsayımı yapıldığında ve Newton-Kirchhoff yasaları uygulandığında elde edilen eşitlikler Eşitlik 14 ve 15'teki gibidir.

$$J\ddot{\theta}_m + b\dot{\theta}_m = Ki \quad (14)$$

$$L_m\dot{i} + R_m i = V_m - K\dot{\theta}_m \quad (15)$$

Burada, J rotor atalet momentini, b viskoz sönüm katsayısını, L_m motor endüktansını, R_m motor direncini ve V_m uygulanan motor gerilimini temsil etmektedir. Bu denklemler aracılığıyla motor

gerilimi ile motor milinin açısal hızı arasındaki ilişki elde edilebilir. Ancak, itki üretimi için motor milinin açısal hareketi, bir pervane aracılığıyla doğrusal kuvvete dönüştürülmektedir. Bu dönüşüm, motorun açısal hızının bir pervane itki katsayısı ($K_{pervane}$) ile çarpılmasıyla gerçekleştirilebilir [19]. Eyleyici tarafından üretilen itki kuvveti Eşitlik 16'daki gibi ifade edilebilir.

$$\tau_m = K_{pervane} \omega^2 \quad (16)$$

Burada, τ_m eyleyici tarafından üretilen itki kuvvetini, ω ise pervanenin açısal hızını temsil etmektedir.

AUV'nin gerçekçi deniz koşulları altındaki dinamiklerini simüle edebilmek amacıyla, yüzey dalgalarından kaynaklanan harici bozucu etkiler modele entegre edilmiştir (Bölüm 2.2). Bu çalışmada deniz akıntılarının etkisi dikkate alınmamıştır. Araç üzerine etki eden dalga kaynaklı toplam kuvvet ve momentler, τ_{dalga} vektörü ile temsil edilmektedir. Modelde tüm sadeleştirmeler ile fiziksel kuvvet ve momentlerin dikkate alınmasıyla birlikte, sistemin genel dinamik denklemi Eşitlik 17'de verilen biçimde ifade edilebilir.

$$M_{RB}\dot{v} + D_1(v)v + g(\eta) = \tau_{m_{toplam}} - \tau_{dalga} \quad (17)$$

2.2. DALGA KAYNAKLI BOZUCU ETKİ MATEMATİKSEL MODELİ (WAVE INDUCED DISTURBANCE MATHEMATICAL MODEL)

Otonom Sualtı Araçları (AUV'ler) ve diğer deniz taşıtları üzerinde dalga kaynaklı kuvvetleri modellemek için literatürde çok çeşitli yöntemler geliştirilmiştir [1, 20]. Bu yöntemler, doğrusal potansiyel teoriye dayalı analitik modellerden, yarı ampirik formülasyonlara ve hesaplamalı akışkanlar dinamiği (CFD) tabanlı sayısal simülasyonlara kadar geniş bir yelpazeye yayılmaktadır [18, 20-22]. Öte yandan, ince ve küçük çaplı cisimler için dalga kuvvetleri genellikle Morison denklemi gibi yarı ampirik yaklaşımlar kullanılarak modellenmektedir [5].

Düzensiz deniz koşullarında dalga etkilerinin modellenmesinde ise dalga spektrumu kavramı kullanılmaktadır [4, 23]. Bu modelleme yaklaşımları sonucunda aracın altı serbestlik dereceli (6-DOF) hareket denklemlerine dış kuvvet ve momentler olarak entegre edilmektedir. Bu bağlamda, dalga, rüzgâr ve okyanus akıntılarının etkilerinin entegre edilmesine yönelik kapsamlı yöntemler literatürde önerilmiştir [24–26].

Yüzeye yakın çalışan bir AUV için geliştirilen uyarlamalı derinlik kontrolü çalışmasında, dalga kaynaklı kuvvetler hem teorik hem de sayısal olarak modele entegre edilmiştir [6]. Bu tür çalışmalar, dalga etkisinin baskın olduğu ortamlarda deniz araçlarının davranışını fiziksel temellere dayanan modelleme teknikleriyle açıklamaktadır. Çalışmada ele alınan sualtı aracının uzunluğu dalga boyuna göre oldukça küçük olduğundan, yayılma ve difraksiyon bileşenleri ihmal edilmiştir. Bunun yerine, Newman [4] tarafından önerilen formülasyona uygun olarak birinci mertebe Froude–Krylov kuvvetleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada Park ve arkadaşlarının çalışmasındaki dalga modeli daha da sadeleştirilerek, sabit genlik ve frekansa sahip düzenli (periyodik) dalga uyarımı varsayılmıştır. Sadeleştirilmiş dalga kuvveti ifadeleri Eşitlik 18 ve 19'da verilmiştir.

$$X_{dalga} = \rho \omega^2 \eta \nabla e^{-kz_{cb}} \sin(kx_{cb} - \omega t) \quad (18)$$

$$Z_{dalga} = \rho \omega^2 \eta \nabla e^{-kz_{cb}} \cos(kx_{cb} - \omega t) \quad (19)$$

Burada, ρ suyun yoğunluğunu, ω dalga frekansını, η dalga genliğini, ∇ batık cismin hacmini ve k karşılaşılan dalga sayısını ifade etmektedir (sabit $k=\omega^2/g$, burada g yerçekimi ivmesidir). Kuvvetler dünya (ataletsel) eksen takımında verilmiştir. Bu kuvvetlerin gövde sabit eksen takımına dönüştürülmesi için gövdeden dünyaya rotasyon matrisinin (R_b^e , Eşitlik 7) transpozu

kullanılmaktadır ($F_{dalga}^b = R_b^e F_{dalga}^e$). Kuvvetlerin etkisi ile oluşan momentler ise Eşitlik 20'de verilmiştir.

$$M_{dalga} = r_{cb} \times F_{dalga}^b \quad (20)$$

Burada, $r_{cb} = [(x_{cb} - x_{cg}) (y_{cb} - y_{cg}) (z_{cb} - z_{cg})]^T$ vektörü, kaldırma kuvvetinin etki ettiği kaldırma merkezi vektörünü temsil etmekte olup, bu ifade gövde sabit eksen takımında tanımlanmıştır [1].

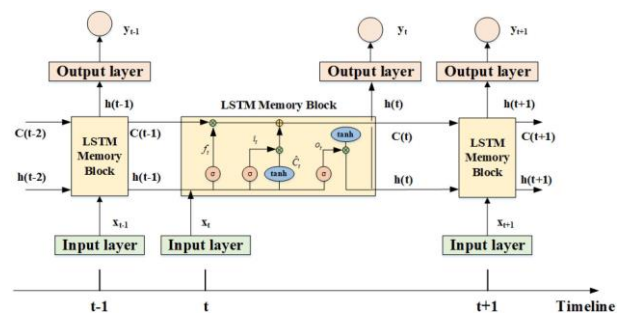
2.3. LSTM TABANLI TEKRARLAYAN SİNİR AĞI (LSTM BASED RECURRENT NEURAL NETWORK)

Bu çalışmada, AUV'nin dalga bozucuları altındaki dinamik tepkilerini kestirmek amacıyla Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM) birimlerine dayalı bir Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) mimarisi kullanılmıştır. Ağ, zaman serisi verileri işleyen bir ardışık giriş katmanı (sequential input), LSTM katmanı ve tam bağlantılı (fully connected) bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Zaman serisi verilerinin normalizasyonunda orijinal verinin istatistiksel dağılımını koruduğu ve gradyan tabanlı öğrenme algoritmalarının performansını arttırdığından dolayı Z-skor yöntemi kullanılmıştır (Eşitlik 21) [27].

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (21)$$

Burada x, x', μ, σ sırasıyla ham veriyi, normalize edilmiş veriyi, ortalamayı ve standart sapmayı temsil etmektedir.

LSTM ağı, zaman bağımlı sistemlerdeki uzun süreli bağımlılıkları öğrenebilme yeteneği sayesinde klasik RNN'lere kıyasla daha yüksek başarı sağlar. Bu yapı, bilgi akışını kontrol eden dört ana bileşenden oluşur: unutma kapısı, giriş kapısı, hücre durumu ve çıkış kapısı. Bu kapılar, ağın geçmiş bilgileri ne ölçüde hatırlayacağı veya unutacağına karar verir (Şekil 4). Böylece, yalnızca gerekli bilgilerin öğrenilmesi sağlanarak modelin öğrenme verimliliği artırılmaktadır [28].



Şekil 4. LSTM mimarisi [28] (LSTM architecture)

Son katman olan tam bağlantılı katman, LSTM çıktısını ağırlık matrisi ve bias vektörü ile doğrusal olarak dönüştürerek nihai kestirim sonucunu üretmektedir.

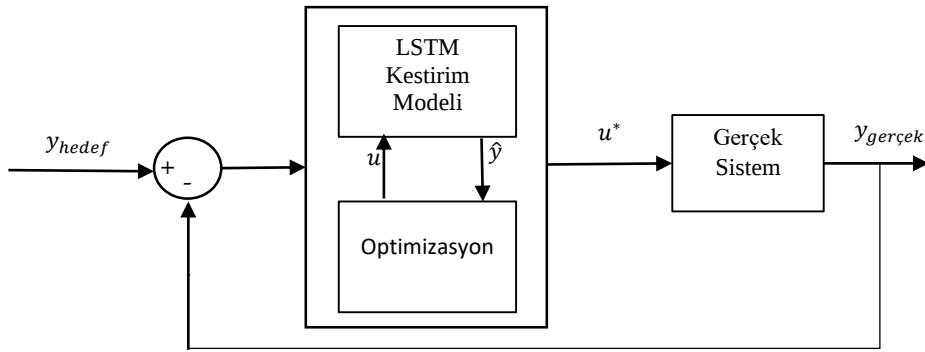
2.4. LSTM TABANLI KESTİRİM MODELİ ENTEGRE EDİLMİŞ MPC (MPC WITH INTEGRATED LSTM BASED PREDICTIVE MODEL)

Bu çalışmada ana kontrol stratejisi olarak Model Öngörülü Kontrol (MPC) kullanılmıştır. MPC, AUV'nin gelecekteki davranışını bir dinamik modele dayanarak öngörmekte ve buna göre optimal kontrol girdilerini hesaplamaktadır [29–31]. Kontrol eylemleri, sistem kararlılığını sağlamak ve istenen davranıştan sapmaları en aza indirmek amacıyla seçilmektedir. MPC'nin genel

çalışma prensibi şu şekilde özetlenebilir:

- Model: Aday kontrol girdilerine karşılık gelecekteki sistem çıktıları tahmin edilir.
- Ufuk (Horizon): Gelecek çıktılar için tahminlerin yapıldığı sonlu bir öngörü ufku tanımlanır.
- Optimizasyon: Ufuk boyunca optimal kontrol eylemlerini belirlemek için bir maliyet fonksiyonu minimize edilir.
- Kontrol Uygulaması: Yalnızca ilk kontrol girdisi uygulanır, ardından süreç bir sonraki zaman adımında tekrarlanır.

MPC yapısı, sistemin dinamik modeli yerine LSTM tabanlı kestirim modeli ve optimizasyon döngüsünü içerecek şekilde Şekil 5'te şematik olarak verilmiştir.



Şekil 5. LSTM-MPC çerçevesinin şematik gösterimi (Schematic representation of the LSTM-MPC framework)

Bu çalışmada MPC, eğitilmiş LSTM-RNN ağı kestirim modeli olarak kullanılarak MATLAB 2024a ortamında uygulanmıştır. Optimizasyon, fmincon çözücüsü kullanılarak Sıralı Kuadratik Programlama (SQP) yöntemiyle gerçekleştirilmiştir. Amaç, ufuk, N, boyunca hız izleme hatalarını minimize ederken, kontrol girdisi u'daki büyük değişimleri cezalandırmaktır.

$$\Delta u_{t+i} = u_{t+i-1} - u_{t+i-2} \quad (22)$$

$$\text{maliyet} = \sum_{i=1}^N [\gamma (\hat{y}_{t+i} - y_{hedef,t+i})^2 + \lambda (\Delta u_{t+i})^2] \quad (23)$$

Burada, γ hız hatasının ağırlığını, λ ise kontrol girdisindeki değişimin ağırlığını temsil etmektedir.

2.5. SİMÜLASYON MODELİ KURULUMU (SIMULATION MODEL SETUP)

Bu çalışmada, LSTM-RNN ağının eğitimi ve simülasyon testlerinin gerçekleştirilebilmesi amacıyla, MATLAB 2024 ortamında bir simülasyon modeli oluşturulmuştur. Hız kontrolünün hedeflenmesi nedeniyle, sistemin

dinamik modeli Eşitlik 17'den Eşitlik 24'e dönüştürülmüş ve sistemin çıktısı ivme olarak alınmıştır. Bu bağlamda, sistemin hız yanıtı, ivmenin zamana göre integrali olarak elde edilmiştir. Ayrıca, eksenel hızlar gövde sabit eksen takımında tanımlı olmakla birlikte, sistemin oryantasyonu dünya sabit eksen takımına göre izlendiğinden, bu iki eksen takımı arasında dönüşüm yapılması gereklidir. Bu dönüşüm Eşitlik 25 ve 26 kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

$$\dot{v} = M^{-1} (\tau_{\text{total}} - \tau_{\text{wave}} - (D(v)v + g(\eta))) \quad (24)$$

$$T(\phi, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi / \cos\theta & \cos\phi / \cos\theta \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = T(\phi, \theta) \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (26)$$

Bu çalışmada kullanılan fiziksel ve hidrodinamik parametreler, literatürde sunulan RRC ROV II aracından uyarlanmıştır [32] ve Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. RRC ROV II parametreleri (RRC ROV II parameters)

Parametre	Değer	Birim
Kütle, m	113.2	kg
Atalet, I_y	5.980	kg · m ²
Hidrodinamik katsayılar	$X_u = -252.98$ $Z_w = -1029.51$ $M_q = -142.22$	$N \cdot m^{-2} \cdot s^{-2}$
CB – CG	$x_{cb} - x_{cg} = 0$ $y_{cb} - y_{cg} = 0$ $z_{cb} - z_{cg} = 0.048$	m
Batık gövde hacmi, ∇	0.1	m ³

Eyleyici modeli için, literatürde mevcut bir referans eyleyiciye ait parametreler kullanılmıştır [33]. Bu parametreler, AUV simülasyon ortamı içinde eyleyicilerin dinamik davranışını modellemek için kullanılmıştır. İlgili parametreler Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Eyleyici parametreleri [33] (Actuator parameters)

Parametre	Değer
Atalet, J	2.14 g.cm ²
Sürtünme, b	0.003
Direnç, R_m	5.88 Ω
İndüktans, L_m	0.22 mH
Geri EMK, e_b	13.8 mN·m/A
Tork sabiti, K_t	13.8 mN·m/A

Seçilen dalga periyodu, literatürde daha önce raporlanmış deneysel verilere dayalı olarak 10 saniye olarak belirlenmiş ve bu da sığ sularda karşılaşılan tipik düzenli dalga koşullarını yansıtmaktadır [34]. Buna göre dalga frekansı 0.1 Hz olarak alınmıştır. Kullanılan çevresel parametreler Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4. Çevresel parametreler (Environmental parameters)

Parametre	Değer
Dalga genliği, η	0.5 m
Dalga frekansı, ω	0.1 Hz
Su yoğunluğu, ρ	997 kg/m ³
Yerçekimi ivmesi, g	9.81 m/s ²
Dalga yönü, ψ_w	0°

2.6. LSTM EĞİTİMİ İÇİN VERİ TOPLAMA VE VERİ DÜZENLEME PROSEDÜRÜ (DATA COLLECTION PROCEDURE AND DATASET PREPARATION FOR LSTM)

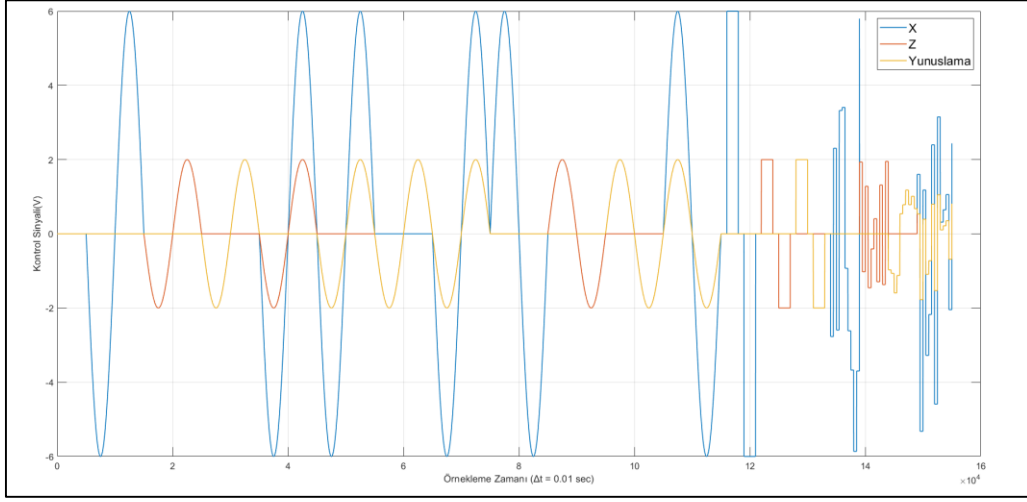
LSTM tabanlı kestirim modelinin eğitilebilmesi için, simüle edilmiş dalga koşulları altında AUV modeline çeşitli kontrol sinyalleri uygulanarak kapsamlı bir veri seti oluşturulmuştur. X, y ve yunuslama eksenlerinde kontrol sinyalleri uygulanmış ve buna karşılık gelen hız tepkileri kaydedilmiştir (Şekil 6). Eğitim işlemleri bu verilerle gerçekleştirilmiştir.



Şekil 6. Simülasyon tabanlı veri toplama şeması (Simulation-based data collection scheme)

Farklı çalışma koşullarını temsil edebilmek amacıyla kontrol girişleri sinüzoidal, kare ve rastgele dalga formunda uygulanmıştır (Şekil 7). Bu sinyaller, sistemin gerçekçi dalga bozucularına karşı tepkisini temsil edebilmesi için seçilmiştir. Başlangıçta her eksene ayrı ayrı uygulanmış,

ardından çoklu eksen kombinasyonları ve farklı dalga formları denenerek veri çeşitliliği artırılmıştır. Böylece ağın genelleme kabiliyeti güçlendirilmiştir.



Şekil 7. Eğitim verisi için uygulanan eksenel kontrol sinyalleri (Axial control signals applied for training data)

Toplamda 1550 saniyelik simülasyon verisi, 0.01 saniyelik örnekleme aralığıyla toplanmış ve 155.000 veri noktası elde edilmiştir. Ancak, MPC yapısı 0.1 saniyelik örnekleme (algılayıcı çalışma frekansı) ile çalıştığı için veri seti seyreltilmiş ve 15.500 örnekle sınırlı hale getirilmiştir.

2.7. LSTM EĞİTİM PROSEDÜRÜ (LSTM TRAINING PROCEDURE)

Şekil 8, ağın eğitim mimarisini göstermektedir. Burada u kontrol girişlerini (örneğin motor komutları), y sistem modelinden elde edilen gerçek hız çıktısını, $\hat{y}$ ise ağ tarafından tahmin edilen çıktıyı ifade eder. LSTM ağı, kontrol girişleri ile sistem tepkileri arasındaki ilişkiyi zaman serisi üzerinde öğrenerek, dalga bozucuları altındaki AUV dinamiklerini öğrenmeye çalışır. Böylece, açıkça

tanımlanmış hidrodinamik parametrelere ihtiyaç duymadan veri tabanlı bir sistem tanımlama gerçekleştirilebilmektedir.



Şekil 8. LSTM ağı eğitim yapısı (LSTM network training architecture)

Eğitim işlemleri MATLAB 2024a ortamında Tablo 5'te verilen parametreler ile gerçekleştirilmiştir.

En uygun hiperparametre değerleri, Ortalama Hataların Karesi (MSE) metriğine dayalı bir grid arama yöntemiyle belirlenmiştir. Bu süreçte toplam 450 farklı kombinasyon denenmiş, başarı metriği olarak MSE kullanılmıştır (Tablo 6).

Tablo 5. LSTM eğitim parametreleri (LSTM training parameters)

Parametre	Değer
Eğitim optimizasyon algoritması	Adam
Başlangıç öğrenme hızı	0.001
Öğrenme hızı tablosu	Kosinüs
Maksimum epochs	50
Mini-batch boyutu	8
Gizli birim sayısı	50
Sekans uzunluğu	10
Kayan pencere adımı	1
Derleme ortamı	GPU

Tablo 6. Eğitim başarısında kullanılan metrik (Metric used for training performance)

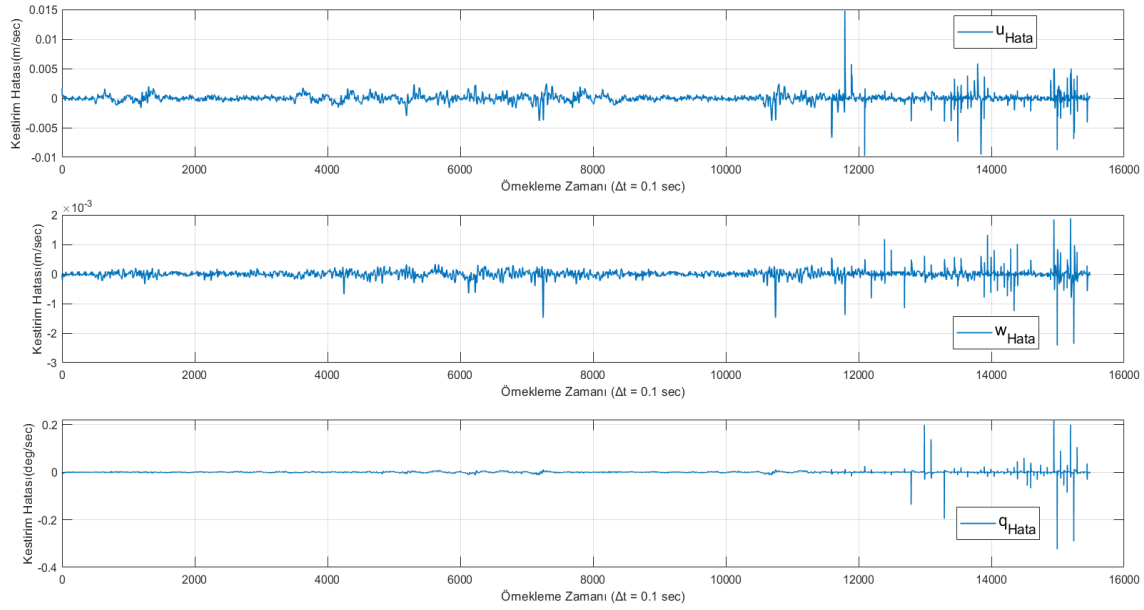
Metrik	Eşitlik	Açıklama
Ortalama hataların karesi (MSE)	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2$	Düşük değerler eğitim başarısını göstermektedir.

Eğitim süreci boyunca 96,875 iterasyon gerçekleştirilmiştir (Eşitlik 27). Eğitimin ardından LSTM modelinin farklı eksenlerdeki performansını gösteren grafikler Şekil 9’da verilmiş, başarıya ilişkin sayısal değerlendirme sonuçları ise Tablo 7’de verilmiştir.

$$\text{Eğitim iterasyon sayısı} = \left\lceil \frac{\text{Toplam veri noktası sayısı}}{\text{Mini batch boyutu}} \right\rceil \times \text{Epoch} \quad (27)$$

Tablo 7. Eğitim sırasında tahmin doğruluğu metriği (Prediction accuracy metric during training)

Metrik	X	Z	Yunuslama
MSE	5.5270e-5	3.7399e-5	5.7532e-4



Şekil 9. Kestirim hataları (Eğitim) (Prediction errors (Training))

Yeni kontrol girdileriyle ayrı bir doğrulama veri kümesi hazırlamak yerine, LSTM modelinin doğrulaması, AUV’nin tasarlanan MPC denetleyicisi altında dalga bozucu koşullarında çalıştığı durumlarda gerçekleştirilmiştir. Bu doğrulama stratejisi, modelin tahmin yeteneğinin statik ve önceden kaydedilmiş veriler yerine, gerçekçi ve dinamik olarak değişen koşullar altında değerlendirilmesini sağlamaktadır. İlgili sonuçlar ve analizler Bölüm 3’te sunulmaktadır.

3. BULGULAR VE TARTIŞMA (RESULTS AND DISCUSSION)

Bu bölümde, yüzey dalgası kaynaklı bozucular altında AUV’nin hız kararlılığını sağlamak amacıyla geliştirilen LSTM tabanlı Model Öngörülü Kontrol (MPC) yaklaşımının simülasyon sonuçları sunulmakta ve elde edilen bulgular tartışılmaktadır. Simülasyonlar, Bölüm 2’de açıklanan 3 serbestlik dereceli dinamik model kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Kontrol performansı, AUV’nin x(u), z(w) ve yunuslama(q)

eksenlerindeki hız yanıtları temelinde değerlendirilmiştir.

Önerilen LSTM-MPC çerçevesi, eğitilmiş LSTM ağı üzerinden sistem davranışını kestirerek öngörü ufku boyunca kontrol sinyallerini optimize etmektedir. Kullanılan MPC parametreleri Tablo 8’de verilmiştir. Kontrol performansının değerlendirilmesi, Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Karekök Ortalama Kare Hata (RMSE) ölçütlerine dayalı olarak gerçekleştirilmiştir; bu metriklerin tanımları Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 8. MPC parametreleri (MPC parameters)

Parametre	Değer
Kestirim ufku, $N_{kestirim}$	6
Hız hatası ağırlığı, γ	[4.4 1.6 1.4]
Kontrol sinyali değişim ağırlığı, λ	[0.6 0.1 2.8]

Tablo 9. Kontrol performansında kullanılan metrikler (Metrics used for control performance)

Metrik	Eşitlik	Açıklama
Ortalama Mutlak Hata (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i $	Düşük değerler eğitim başarısını göstermektedir.
Karesel Ortalama Hata (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}$	

LSTM ağı eğitildikten sonra, önerilen MPC algoritması ile birlikte dalga bozucuları altında test edilmiştir. MPC altındaki kestirim doğruluğu, LSTM çıktıları ile dinamik model hız yanıtlarının karşılaştırılmasıyla değerlendirilmiştir (Tablo 10,

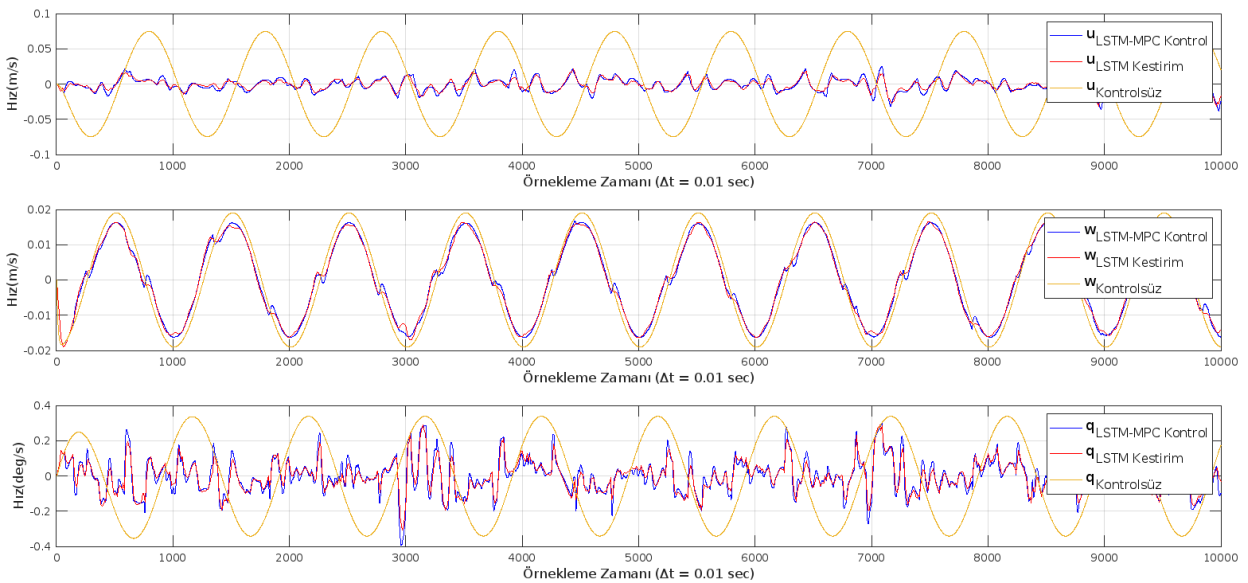
Şekil 10 ve Şekil 11). Dalga bozucuları altında sistemin kontrolsüz yanıtı ile LSTM-MPC kontrolü altındaki yanıtı da karşılaştırılmıştır. Elde edilen MAE ve RMSE değerleri Tablo 11’de verilmiştir.

Tablo 10. Dalga kaynaklı bozularda MPC kontrolü altında LSTM kestirim doğruluğu (LSTM prediction accuracy under MPC control in wave-induced disturbances)

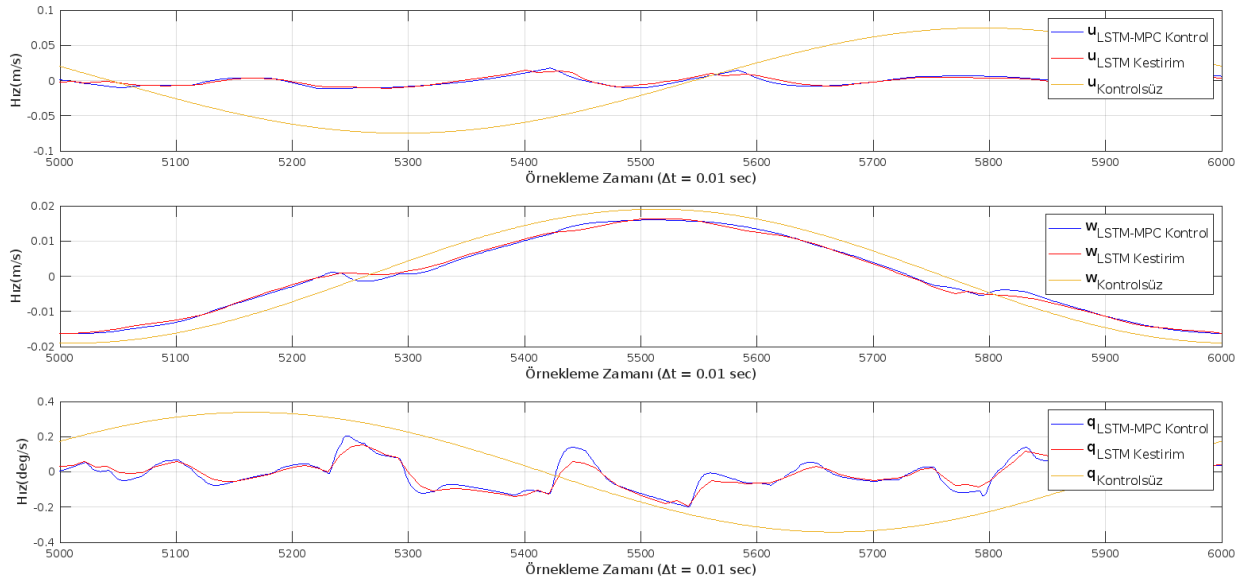
Metrik	u	w	q
MSE	1.1154e-5	7.0228e-7	8.1185e-4

Tablo 11. LSTM-MPC kontrolü ve kontrolsüz hız takip performansı (Eğitilmiş dalga koşulu) (LSTM-MPC control and uncontrolled velocity tracking performance (Trained wave condition))

Metrik	Kontrol	u	w	q
MAE	MPC Kontrol	0.007535	0.009518	0.074172
	Kontrolsüz	0.047575	0.012096	0.213438
RMSE	MPC Kontrol	0.009523	0.010911	0.098022
	Kontrolsüz	0.052851	0.013437	0.237791



Şekil 10. LSTM kestirimi-LSTM-MPC kontrollü ve kontrolsüz hız takip performansı (Eğitilmiş dalga koşulu) (LSTM prediction – LSTM-MPC controlled and uncontrolled velocity tracking performance (Trained wave condition))



Şekil 11. LSTM kestirimi-LSTM-MPC kontrollü ve kontrolsüz hız takip performansı yakınlaştırmış (Eğitilmiş dalga koşulu) (LSTM prediction – LSTM-MPC controlled and uncontrolled velocity tracking performance zoomed (Trained wave condition))

LSTM-MPC çerçevesi, farklı frekans ve genlikteki senaryolardaki MAE ve RMSE sonuçları Tablo dalga koşulları altında da test edilmiştir. Bu 12’de verilmiştir.

Tablo 12. Farklı dalga koşullarında LSTM-MPC ve kontrolsüz hız takip performansı (LSTM-MPC and uncontrolled velocity tracking performance under different wave conditions)

Dalga Parametreleri	Metrik	Kontrol	u	w	q
Frekans = 0.125 Hz, Genlik = 0.5 m	MAE	MPC Kontrol	0.026052	0.016443	0.149752
		Kontrolsüz	0.072785	0.018850	0.352877
	RMSE	MPC Kontrol	0.031047	0.018517	0.188591
		Kontrolsüz	0.080859	0.020939	0.392902
Frekans = 0.0625 Hz, Genlik = 0.5 m	MAE	MPC Kontrol	0.003884	0.002840	0.035782
		Kontrolsüz	0.018917	0.004745	0.069948
	RMSE	MPC Kontrol	0.004902	0.003311	0.051891
		Kontrolsüz	0.021055	0.005268	0.077712
Frekans = 0.125 Hz, Genlik = 0.2 m	MAE	MPC Kontrol	0.006984	0.005867	0.063407
		Kontrolsüz	0.029112	0.007540	0.141162
	RMSE	MPC Kontrol	0.008467	0.006605	0.082505
		Kontrolsüz	0.032341	0.008376	0.157170
Frekans = 0.0625 Hz, Genlik = 0.8 m	MAE	MPC Kontrol	0.006567	0.005187	0.059132
		Kontrolsüz	0.030267	0.007593	0.111913
	RMSE	MPC Kontrol	0.008505	0.006080	0.080125
		Kontrolsüz	0.033687	0.008429	0.124337

Sonuçlar, MPC parametrelerinin deneysel ayarlama yoluyla belirlenmesine karşın önerilen LSTM-MPC kontrol yapısının, yüzey dalgası bozucuları altında AUV'nin kararlı hız takibi yapmasını sağlayabildiğini açıkça göstermektedir. Tüm test koşullarında MAE değerleri kontrolsüz duruma kıyasla belirgin şekilde azalmıştır. En kritik eksen olan yunuslama (q) üzerinde LSTM-MPC'nin sağladığı hata azalımı, sistem stabilizasyonunda belirleyici rol oynamıştır.

Bazı senaryolarda RMSE değerleri nispeten yüksek kalmış ve bu durum, sistemin ani moment değişimlerine karşı zaman zaman büyük hatalar üretebildiğini göstermiştir. Bu tür sıçramalar, dalga kaynaklı doğrusal olmayan dinamik etkilerden kaynaklanmaktadır. Bu gözlem, LSTM-MPC kontrolcüsünün genel başarısını gölgelememelidir. Ancak daha da geliştirilmesi gerektiğini göstermektedir.

4. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada, yüzey dalgalarının neden olduğu bozucu etkiler altında çalışan otonom sualtı araçlarının (AUV) hız kararlılığını sağlamak amacıyla LSTM tabanlı Model Öngörülü Kontrol (MPC) yaklaşımı geliştirilmiştir. Gerçekçi dalga koşulları altında simülasyon ortamında test edilen LSTM-MPC yapısı, AUV'nin dinamik tepkilerini başarıyla öğrenmiş ve tahmin edebilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen yöntemin özellikle yunuslama eksenini gibi dalga etkisine en duyarlı eksenlerde hataları önemli ölçüde azalttığını göstermektedir. Farklı dalga frekansı ve genliği kombinasyonlarında da kabul edilebilir sonuçlar elde edilse de geliştirebilir olduğu görülmektedir.

Simülasyon sonuçları, LSTM-MPC denetleyicisinin kontrolsüz durumla kıyasla birçok senaryoda takip performansını iyileştirdiğini ortaya koymuştur (Tablo 11 ve Tablo 12). Özellikle öğrenilmiş dalga koşulunda (0.1 Hz frekans, 0.5 m genlik), x eksenindeki MAE değeri 0.047575'ten 0.007535'e (%84 azalma), yunuslama eksenindeki MAE değeri ise 0.213438'den 0.074172'ye (%65 azalma) düşürülmüştür.

Ortalama hata değerleri düşük düzeyde seyretmiş olsa da zaman zaman oluşan ani hata artışlarının ve öğrenilmemiş dalga etkilerinin kontrol performansını etkilediği gözlemlenmektedir. Gelecek çalışmalarda çevrimiçi öğrenme ya da ince ayar (fine-tuning) mekanizmaları ile önerilen kontrol stratejisinin uyarlanabilirliği ve kararlılığının daha da artırılabilirliği öngörülmektedir.

TEŞEKKÜR (ACKNOWLEDGMENTS)

Simülasyon sürecindeki yardımlarından dolayı Dr. Kemal Güven'e, araç üretimindeki desteklerinden dolayı Sn. Bülent Demirci ve Sn. Hüseyin Özmen'e teşekkürlerimizi sunarız.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Fossen, T.I. Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control; John Wiley & Sons: Chichester, İngiltere, 2011; pp. 1–227, 417–451. <https://doi.org/10.1002/9781119994138>
- [2] Giorgi, G.; Ringwood, J.V. Analytical Formulation of Nonlinear Froude-Krylov Forces for Surging-Heaving-Pitching Point Absorbers. In Proceedings of the ASME 37th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering (OMAE 2018), Madrid, İspanya, 17–22 Haziran 2018. <https://doi.org/10.1115/OMAE2018-77072>
- [3] Guerinel, M.; Alves, M.; Sarmento, A. Nonlinear Modelling of the Dynamics of a Free Floating Body. In Proceedings of the 9th European Wave and Tidal Energy Conference (EWTEC), Southampton, İngiltere, 5–9 Eylül 2011.
- [4] Newman, J.N. Marine Hydrodynamics, 40th ed.; MIT Press: London, İngiltere, 2017; pp. 247–340.
- [5] Sarpkaya, T. Wave Forces on Offshore Structures; Cambridge University Press: Cambridge, İngiltere, 2010; pp. 109–171.
- [6] Park, J.; Kim, N.; Yoon, H.K.; Cho, H. Adaptive Depth Controller Design for a Submerged Body Moving Near Free Surface. Appl. Ocean Res. 2016, 58, 83–94. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2016.04.001>
- [7] Zarzycki, K.; Ławryńczuk, M. Advanced Predictive Control for GRU and LSTM Networks. Inf. Sci. 2022, 616, 229–254. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.10.078>
- [8] Ławryńczuk, M.; Zarzycki, K. LSTM and GRU Type Recurrent Neural Networks in Model Predictive Control: A Review. Neurocomputing 2025, 632, 129712. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129712>
- [9] Wang, D.; Wan, J.; Shen, Y.; Qin, P.; He, B. Hyperparameter Optimization for the LSTM Method of AUV Model Identification Based

- on Q-Learning. *J. Mar. Sci. Eng.* 2022, 10, 1002. <https://doi.org/10.3390/jmse10081002>
- [10] Arcos-Legarda, J.; Gutiérrez, Á. Robust Model Predictive Control Based on Active Disturbance Rejection Control for a Robotic Autonomous Underwater Vehicle. *J. Mar. Sci. Eng.* 2023, 11, 929. <https://doi.org/10.3390/jmse11050929>
- [11] Zimmerman, S.; Nagamune, R.; Rogak, S. Wind Estimation by Multicopter Drone State Using Machine Learning with data rotation and reduction. *Measurement* 2022, 199, 111491. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111491>
- [12] Mendez, A.P.; Whidborne, J.F.; Chen, L. Wind Preview-Based Model Predictive Control of Multi-Rotor UAVs Using LiDAR. *Sensors* 2023, 23, 3711. <https://doi.org/10.3390/s23073711>
- [13] Kim, K.H.; Jeong, C.; Kim, J.; Lee, S.; Kang, C.M. Data-Driven LSTM Model and Predictive Control for Vehicle Lateral Motion. *J. Electr. Eng. Technol.* 2024, 19, 3635–3644. <https://doi.org/10.1007/s42835-024-01982-w>
- [14] Yu, Y.; Zhang, J.; Zhang, T. AUV Drift Track Prediction Method Based on a Modified Neural Network. *Appl. Sci.* 2022, 12, 12169. <https://doi.org/10.3390/app122312169>
- [15] Wang, G.; Zhang, D.; Wu, Z. Reinforcement Learning-Based Tracking Control for AUVs Subject to Disturbances. In Proceedings of the 34th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Hefei, Çin, 15–17 Ağustos 2022; pp. 2222–2227. <https://doi.org/10.1109/CCDC55256.2022.10033544>
- [16] Duan, Y.; Xiang, X.; Liu, C.; Yang, L. Double-loop LQR Depth Tracking Control of Underactuated AUV: Methodology and Comparative Experiments. *Ocean Eng.* 2024, 300, 117410. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.117410>
- [17] Muhssin, M.T.; Ajaweed, M.N.; Khalaf, S.K. Optimal Control of Underwater Vehicle Using LQR Controller Driven by New Matrix Decision Control Algorithm. *Int. J. Dyn. Control* 2023, 11, 2911–2923. <http://dx.doi.org/10.1007/s40435-023-01186-6>
- [18] Turner, T.M.; Klamó, J.T.; Kwon, Y. Comparison of Wave-Induced Loads on a Near Surface Slender Body from Inviscid Flow Linear Solution and an Experimental Model Test. In Proceedings of the ASME 37th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering (OMAE 2018), Madrid, İspanya, 17–22 Haziran 2018. <https://doi.org/10.1115/OMAE2018-77760>
- [19] Massé, C.; Gougeon, O.; Nguyen, D.; Saussié, D. Modeling and Control of a Quadcopter Flying in a Wind Field: A Comparison Between LQR and Structured H_∞ Control Techniques. In Proceedings of the 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Dallas, TX, ABD, 12–15 Haziran 2018; pp. 1408–1417. <https://doi.org/10.1109/ICUAS.2018.8453402>
- [20] Cummins, W.E. Hydrodynamic Forces and Moments Acting on a Slender Body of Revolution Moving under a Regular Train of Waves; Report No. 910, Navy Department, The David W. Taylor Model Basin: Washington, DC, ABD, 1954.
- [21] Kristia, S. Study of Wave-Induced Load Effects on a Submerged Body Near the Surface. Yüksek Lisans Tezi, Naval Postgraduate School, Monterey, CA, ABD, 2019.
- [22] Willy, C.J. Attitude Control of an Underwater Vehicle Subjected to Waves. Yüksek Lisans Tezi, Massachusetts Institute of Technology (MIT), Cambridge, MA, ABD, 1994.
- [23] Thu, A.M.; Htwe, E.E.; Win, H.H. Mathematical Modeling of a Ship Motion in Waves under Coupled Motions. *Int. J. Eng. Appl. Sci.* 2015, 2, 97–102.
- [24] Faltinsen, O.M. Sea Loads on Ships and Offshore Structures; Cambridge University Press: Cambridge, İngiltere, 1990; pp. 13–170.
- [25] Fossen, T.I. How to Incorporate Wind, Waves and Ocean Currents in the Marine Craft Equations of Motion. In Proceedings of the 9th IFAC Conference on Manoeuvring and Control of Marine Craft (MCMC), Arenzano, İtalya, 19–21 Eylül 2012. <https://doi.org/10.3182/20120919-3-IT-2046.00022>

- [26] Bergdahl, L. Wave-Induced Loads and Ship Motions; Report No. 2009:1, Department of Civil and Environmental Engineering, Division of Water Environment Technology, Chalmers University of Technology: Gothenburg, İsveç, 2009; pp. 113–163.
- [27] Lima, F.T.; Souza, V.M.A. A Large Comparison of Normalization Methods on Time Series. *Big Data Res.* 2023, 34, 100407. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2023.100407>.
- [28] Huang, K.; Wei, K.; Li, F.; Yang, C.; Gui, W. LSTM-MPC: A Deep Learning Based Predictive Control Method for Multimode Process Control. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2023, 70, 11544–11554. <https://doi.org/10.1109/TIE.2022.3229323>.
- [29] Silva, K.M.; Maki, K.J. Data-Driven System Identification of 6-DoF Ship Motion for Enhanced Navigation of Remotely Operated Vehicles. *Appl. Ocean Res.* 2022, 125, 103222. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2022.103222>.
- [30] Jung, M.; Mendes, P.R.D.C.; Önnheim, M.; Gustavsson, E. Model Predictive Control When Utilizing LSTM as Dynamic Models. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2023, 123, 106226. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106226>.
- [31] Zamarreno, J.M. Neural Predictive Control Toolbox for CACSD in MATLAB Environment. In *Proceedings of the 15th IFAC Triennial World Congress, Barcelona, İspanya, 21–26 Temmuz 2002*; pp. 61–66. <https://doi.org/10.3182/20020721-6-ES-1901.00916>
- [32] Chin, C.; Lau, M.; Low, G.; Seet, G.G.L. Software for Modelling and Simulation of a Remotely-Operated Vehicle. *Int. J. Simul. Model.* 2006, 5, 114–125. [https://doi.org/10.2507/IJSIMM05\(3\)3.077](https://doi.org/10.2507/IJSIMM05(3)3.077)
- [33] Gunel, O.; Ankaralı, A. Modeling of Basic Propeller Thrust Test System and Thrust Control Using PID Method. In *Proceedings of the 4th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science (ISITES), Alanya, Türkiye, 3–5 Kasım 2016*; pp. 1663–1672.
- [34] Ardhuin, F.; Orfila, A. Wind Waves. In *New Frontiers in Operational Oceanography*; Chapter 14; GOV Institutional Publication: Fransa, 2018; pp. 396. <https://doi.org/10.17125/gov2018.ch14>