

# Aerodinamik Etki Altında Gauss Süreç Regresyonu Tabanlı Model Öngörülü Quadrotor Kontrolü

## Gaussian Process Regression Based Model Predictive Quadrotor Control Under Aerodynamic Effects

*Ali Can Eriüst, Fatma Yıldız Taşcıkaraoğlu*

Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Muğla  
{alicanerust, fatmayildiz}@mu.edu.tr

### Özetçe

Bu çalışmada, model öngörülü kontrol (MPC) ile yörünge takibi gerçekleştirilen bir Quadrotora etki eden aerodinamik bozucuların Gauss Süreci (Gauss Process, GP) modelleri ile öğrenilerek modele dahil edilmesi hedeflenmiştir. Özellikle yüksek hızlarda bu bozucu etkiler büyük hatalara ve izleme zorluklarına neden olmaktadır. Modele bağlı olan geri bildirimli kontrol yöntemlerinde modelin doğru bir şekilde elde edilebilmesi bu hataları büyük ölçüde azaltmaktadır. Bu problemdeki türbülanslı aerodinamik bozucu etkilerin modellenmesi çok zor olmakla birlikte elde edilen modelin karmaşıklığı hesaplama yükünü çok artırmaktadır. Bu nedenle, kontrolcüyle birlikte veriye dayalı modelleme yöntemleri kullanılması sayesinde modelleme hataları azaltılarak çok daha verimli ve hassas kontrolcüler oluşturulabilmektedir. GP tabanlı MPC ile nominal MPC yöntemlerinin aerodinamik bozucu etki içeren Quadrotor modeline uygulandığı bu döngüde yazılım (Software in the Loop, SIL) çalışması Robot İşletim Sistemi (Robot Operating System - ROS) / Gazebo ortamında gerçekleştirilmiştir. Benzetim çalışmalarının sonuçları, Quadrotorun yörünge takiplerinin kök ortalama karesel hata (RMSE) değerlerinde %32 kadar iyileşme olduğunu göstermektedir.

### Abstract

In this study, it is aimed to learn the aerodynamic disturbances affecting a quadrotor whose trajectory tracking is performed with model predictive control (MPC) by using Gaussian Process (GP) models and include them in the model. These disturbance effects cause major errors and measuring difficulties, especially at high speeds. Obtaining the model correctly in the feedback control methods depending on the model greatly reduces these errors. Although it is very difficult to model the turbulent aerodynamic disturbance effects in this problem, the complexity of the model obtained increases the computational load. Therefore, by using data-based modeling methods with the controller, modeling errors can be reduced and much

more efficient and sensitive controllers can be developed. This Software in the Loop (SIL) study in which GP-based MPC and nominal MPC methods were applied to the Quadrotor model with aerodynamic disturbance, was carried out in the Robot Operating System (ROS) / Gazebo environment. The results of the simulation studies show that the Root Mean Square Error (RMSE) values of the trajectory tracking of the Quadrotor were improved by 32%.

### 1. Giriş

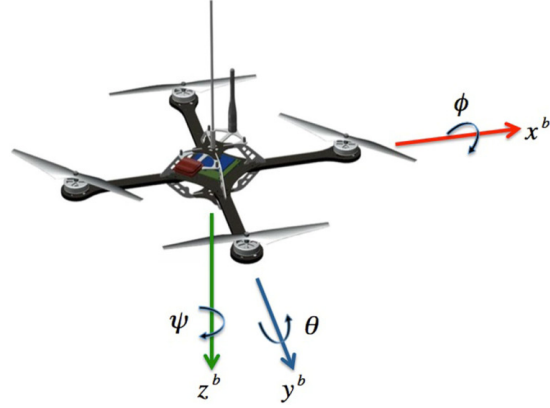
İnsansız Hava Araçları (İHA) kategorisinde yer alan döner kanatlı Quadrotor sistemleri mekanik karmaşıklığı ve üretim maliyetlerinin düşük olması, küçük boyutlarda ve hafif ağırlıklarda üretilebilmesi ve yüksek manevra kabiliyeti sebebiyle arama kurtarma, doğal afet tespiti, gözetleme, lojistik, tarımsal faaliyetler ve bilinmeyen ortamların tanımlanması gibi zaman hassasiyetli problemlerin çözümünde büyük rol oynamaktadırlar [1, 2]. Bu zaman bağımlı görevlerde Quadrotorların yüksek hızlarda karar alması ve çevik manevralara sahip olması beklenmektedir [3]. Bu nedenle, Quadrotor sisteminin yüksek hızlarda ve çevik manevralarda güvenli bir şekilde kontrolü ve yörünge takibi için sistem dinamiği üzerine etki eden doğrusal olmayan aerodinamik dış kuvvetleri ve torkları kapsayan bir model elde edilmesi oldukça önemlidir. Fakat belirtilen etkilerin modellenmesi ve ölçümü doğrudan kolay bir yöntemle gerçekleştirilememektedir ve model içerisinde yüksek karmaşıklığa sebep olmaktadır [4]. Bu nedenle, Quadrotorun yüksek hassasiyetli yörünge takip probleminin çözümünde, tasarlanan kontrolcülerin bozucu etkileri de göz önüne alınması gerekmektedir.

Literatürdeki çalışmalarda Quadrotor yörünge takip probleminin çözümünde genellikle doğrusal kontrolcüler içerisinde bulunan Oransal-İntegral-Türevsel (PID) [5] ve Doğrusal Karesel Regülatör (LQR) [6] tasarımları kullanılırken, doğrusal olmayan kontrolcüler için Kayan Kipli kontrolcü (SMC) [7] ve Geri Adımlamalı kontrolcü (BC) [8] yöntemleri kullanılmaktadır. Fakat bu kontrolcülerde Quadrotora ait basit dinamik modelin kullanılması nedeniyle, sonuçlarda Quadrotorun yüksek manevra kabiliyetlerine ulaşamadığı ve dış bozuculardan kolay bir şekilde etkilendiği gözlemlenmektedir. Bundan dolayı, araştır-

macılar Quadrotor yörünge takip probleminde sistem dinamik modelini sürekli güncelleyebilmek adına çevrimiçi bir yöntem olan Model Öngörülü Kontrol (MPC) tasarımına yoğunlaşmaktadır [9].

MPC optimizasyon tabanlı kontrolçüler içerisinde yer alan ve yörüngeye bağlı olarak tanımlanmış bir maliyet fonksiyonunu, robotun giriş, çıkış ve durum kısıtlarını göz önüne alarak sistemin gelecek davranışlarını belirli bir ufuk boyunca tahmin etmeyi amaçlamaktadır. MPC'nin performansı büyük ölçüde kullandığı modelin doğruluğu ile orantılı olarak belirlenmektedir [10, 11]. Quadrotorların matematiksel modelleri oldukça karmaşık bir yapıya sahiptir ve yüksek hızlarda yüksek aerodinamik kuvvetler nedeniyle bu karmaşıklık daha da artmaktadır [12]. Sistemin karmaşıklığı arttıkça hesaplama süresi uzamakta ve gerçek zamanlı uygulamalarda performans düşüklüğüne sebep olmaktadır. Bu nedenle, Quadrotorun yörünge takip performansını artırmak için modellenemeyen aerodinamik dış kuvvetlerin sisteme MPC'nin hesaplama yükünü fazla artırmadan eklenmesi gerekmektedir. Bu amaçla Quadrotor sistemine ait tüm durum değişimlerinin veya sadece dış bozucu etkilerin tahmin edilmesinde araştırmacılar makine öğrenmesi ve yapay sinir ağlarını kullanarak literatüre sunmuşlardır. Bansal vd. [13] Quadrotorun dinamiklerini ağ yapısına yapay sinir ağları kullanarak öğrettikleri çalışmanın sonuçlarını gerçek zamanlı bir Quadrotor üzerinde test etmişlerdir. Hwangbo vd. [14] ise pekiştirmeli öğrenme yöntemi kullanarak Quadrotorun dinamik modelini öğrenmeyi hedeflemişlerdir. Yaptıkları çalışmada yapay sinir ağı temelli kontrol politikasını farklı yörüngeler üzerinden eğitmişler ve bu sonuçları gerçek zamanlı bir Quadrotor üzerinde test etmişlerdir. Fakat yapılan bu çalışmalar çok sayıda elde edilen veri üzerinden gerçekleşmekte ve Quadrotorun yüksek hızlarda karşılaşılabileceği dış bozucu kuvvetleri yok saymaktadır.

Literatürde araştırmacılar Quadrotor yörünge takibinde, modellenemeyen bozucu etkileri kontrol sistemine dahil edebilmek için başarılı sonuçlar üreten MPC ile düşük veri sayısı ile başarılı bir şekilde tahmin yapabilen Gauss Süreç Regresyonu (GP) yapısını birlikte kullanmışlardır [15]. Quadrotorun yörünge takibinde GP ve MPC metodlarının birlikte kullanıldığı farklı çalışmalar [12, 16, 17] referanslarında yer almaktadır. Torrente vd. [12] GP yöntemi ile Quadrotor gövde ve kanatlarına etki eden hava sürtünme kuvvetini tahmin ederek bu verinin MPC içerisinde kullanılan dinamik modele entegre edilmesini sağlamışlardır. Bu çalışmada rastgele yörüngeler üzerinden eğitilen sistem tüm durum değişimlerine bağlı olarak global koordinat eksenlerindeki hava sürtünmesini tahmin etmektedir. Sonuçlar bölümünde Quadrotorun yörüngeyi %50 daha az eksen hatası ile takip ettiği gösterilmiştir. Cao vd. [16] ise GP metodu ile Quadrotora ait öteleme ve dönme dinamiğine ait modelin öğrenilmesini hedeflemişlerdir. Bu çalışmada sistem dinamiğinin tamamı öğrenilerek MPC ile birlikte kullanılmış ve sonuçlar giriş kısıtlamalı doğrusal olmayan MPC ile karşılaştırılmıştır. Her iki kontrolcüsünde benzer sonuçlar ile yörüngeyi takip ettiği, fakat GP tabanlı MPC yapısının giriş kısıtlarına ihtiyaç duymadığı belirtilmiştir. Son olarak Choo vd. [17], çalışma [12]'e benzer bir şekilde GP yöntemi ile Quadrotora etki eden havanın sürtünme kuvvetini tahmin ederek MPC içerisinde kullanılan modele harici olarak ekleme yapmışlardır. Bu sayede önerilen metod ile GPMPC yapısının daha yüksek hızlarda hesaplama



Şekil 1: Quadrotora ait koordinat düzlemleri.

yapabildiği sonuçlar ile gösterilmiştir.

Bu çalışmada, Robot İşletim Sistemi (Robot Operating System - ROS) / Gazebo döngüde yazılım (Software in the Loop, SIL) ortamında gerçekleştirilen Quadrotor yörünge takibi uygulamasında GP tabanlı MPC yöntemi kullanılmıştır. İlk olarak AR model Quadrotora ait doğrusal durum uzay modeli kullanılarak aerodinamik bozucu etki altında nominal MPC sonuçları elde edilmiştir. Daha sonra pozisyon, hız, açı ve açısal hız değişkenlerinden alınan ölçümlerle oluşturulan veri kümesi çevrimdışı GP metodu ile eğitilmiştir. Global koordinat eksenlerinde hava aracına etki eden bozucu etkiler ise bu veri kümesini kullanarak MPC modelin içerisinde çevrimiçi olarak tahmin edilmektedir. Oluşturulan veri kümesi çalışma [12]'dan farklı olarak SIL ortamındaki gürültülü algılayıcılardan alınan verilerden oluşmaktadır. Elde edilen bozucu etkiler çalışma [17] içerisinde belirtildiği şekilde sistem dinamiğinden ayrı olarak eklenmektedir. Sonuçlar kısmında GPMPC Kontrolcü nominal MPC ile karşılaştırılarak yörünge takip performansı analiz edilmektedir.

Çalışmanın ilerleyen bölümleri şu şekildedir. İkinci kısımda Quadrotora ait dinamik model çıkartımı, MPC formülasyonu ve GP formülasyonu anlatılmaktadır. Üçüncü bölüm GP ile veri toplama ve MPC yapısıyla birleştirme formülasyonunu anlatılmaktadır. Dördüncü bölüm de ise GP tabanlı MPC yapısına ait yörünge takip sonuçları aktarılmaktadır. Son olarak beşinci bölümde tartışma ve gelecek çalışmalar anlatılmaktadır.

## 2. Metodoloji

Bu bölümde Quadrotora ait dinamik model tanımı, MPC ve GP formülasyonu anlatılmaktadır. Quadrotora ait dünya ve gövde eksen takımları Şekil 1'de verilmektedir. Formülasyonlar içerisinde öklid normu  $\|\cdot\|$  olarak ve tüm matrisler büyük harfler ile gösterilmektedir. Ayrıca Quadrotorun dünya koordinat ekseninden ( $W$ ) gövde koordinat eksenine geçerken ( $B$ ) davranış durumları birim dördey  $q_{WB} = (q_w, q_x, q_y, q_z)$  ile tanımlanmaktadır.

## 2.1. Quadrotor Dinamik Model

Kullanılan Quadrotor altı serbestlik derecesine sahiptir ve simetrik bir modelde olduğu kabul edilmektedir. Bu nedenle gövdeye etki eden eylemsizlik momenti diyagonal olarak  $J = (J_x, J_y, J_z)$  tanımlanmaktadır. Quadrotora ait giriş sinyali vektörü  $u$  motor kuvvetlerini gösterirken dünya koordinatlarındaki pozisyon  $p_{WB}$  ile tanımlanmaktadır. Quadrotorun gövde koordinatlarında davranış durumu  $q_{WB}$ , dünya koordinatlarında doğrusal hızlanmalar  $v_{WB}$  ve açıl hızlanmalar  $w_B$  ile gösterilmektedir. Quadrotorun toplam itki kuvveti  $T_B$  ile gösterilirken gövde eksenlerine etki eden kuvvet ise  $\tau_B$  ile belirtilmektedir. Quadrotora etki eden toplam itki kuvveti Denklem (1) içerisinde tanımlanmaktadır.

$$T_B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \sum T_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

Quadrotora etki eden gövde itki kuvvetleri ise Denklem (2)'de tanımlanmaktadır.

$$\tau_B = \begin{bmatrix} d_y(-T_0 - T_1 + T_2 + T_3) \\ d_x(-T_0 + T_1 + T_2 - T_3) \\ c_\tau(-T_0 + T_1 - T_2 + T_3) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Burada  $d_x$  ve  $d_y$  motor ile ağırlık merkezi arasındaki mesafeyi,  $c_\tau$  ise motora ait sürtünme katsayısını belirtmektedir. Quadrotora ait doğrusal olmayan 13-boyutlu sistem dinamiği Denklem (3)'te verilmektedir.

$$\dot{x} = f(x, u) = \begin{bmatrix} v_W \\ q_{WB} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{w_B}{2} \end{bmatrix} \\ q_{WB} \odot T_B + g_W \\ J^{-1}(\tau_B - w_B \times J w_B) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Burada Quadrotora ait durum değişkenleri  $x = [p_{WB}, q_{WB}, v_{WB}, w_B]^T$  ile dünya ekseninde etki eden yerçekimi ise  $g_W$  gösterilmektedir. Denklem (3) içerisinde tanımlanan dinamik model ayrık  $\delta t$  zaman adımına bağlı olarak işleme alınmaktadır. Ayrıca, Quadrotora ait bilinen dinamikler  $f(x, u)$ , bilinmeyen dinamik model ise  $d$  ile Denklem (4)'de verildiği gibidir.

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, \delta t) + B_d d(x_k) \quad (4)$$

Bu denklemde  $B_d$  bilinmeyen dinamik modelin alt kümesi olarak tanımlanırken GP modellemesiyle öğrenilmesi hedeflenmektedir.

## 2.2. MPC Formülasyonu

MPC optimizasyon temelli bir kontrol metodu olarak tanımlanmakta ve belirli bir ufuk boyunca en uygun aksiyonu seçmeyi hedeflemektedir. Bu doğrultuda tahmin ufku  $T$  ayrıklaştırılarak  $N$  kontrol düğümü elde edilmektedir ve  $N$  boyunca sistem kısıtlarına uyarak en uygun yörüngenin seçilmesi sağlanmaktadır. Bu çalışmada MPC referans yörünge ile sistem değişkenleri arasındaki hatayı en aza indirmeyi hedefleyen bir maliyet fonksiyonundan faydalanmaktadır. Referans yörüngeye bağlı olarak oluşturulan bu hata kuadratik şekilde maliyet fonksiyonu içerisinde tanımlanmakta ve sistemin dinamikleri optimizasyon

problemine kısıt olarak eklenmektedir. Quadrotorun yörünge takip problemi için tanımlanan MPC yapısı Denklem (5)'de gösterilmektedir.

$$\begin{aligned} \min_u & \|x_N - x_k^*\|_{Q_T}^2 + \sum_{k=0}^N \|x_k - x_k^*\|_Q^2 + \|u_k - u_k^*\|_R^2 \\ \text{s.t.} & x_{k+1} = f(x_k, u_k, \delta t) \\ & x_0 = x_{init} \\ & u_{min} \leq u_k \leq u_{max} \end{aligned} \quad (5)$$

Burada  $x_k^*(t)$  ve  $u_k^*(t)$  referans yörüngeyi temsil etmektedir ve çalışma içerisinde MPC, CVXPY [18] optimizasyon araçlarını kullanarak hesaplanmaktadır.

## 2.3. Gauss Süreç Regresyonu

Makine öğrenimi alanında gözetimli öğrenme algoritmalarının içerisinde bulunan GP, verilen eğitim kümesi girdilerini bilinmeyen bir çıkış fonksiyonuna tanımlamayı hedeflemektedir [19]. Bu doğrultuda giriş kümesi  $d: R^{n_z} \rightarrow R^{n_d}$  boyutlarında tanımlanmakta ve  $z_k \in R^{n_z}$  olarak gösterilmektedir. Benzer şekilde çıkışlar da  $y_k \in R^{n_d}$  olarak gösterilmekte ve Denklem (6)'da verildiği gibi tanımlanmaktadır.

$$y_k = d(z_k) + w_k \quad (6)$$

Denklem içerisindeki  $w_k \sim N(0, \Sigma)$  süreç gürültüsünü ifade etmektedir. Ayrıca  $w_k$  sistem değişkenleri üzerinde bağımsız olarak dağıtılmakta ve diyagonal kovaryans değeri  $\Sigma = [\sigma_1^2, \dots, \sigma_{n_d}^2]$  olan Gauss gürültüsü olarak belirtilmektedir. Bu sayede, çıkış vektörünün her bir elemanı bağımsız olarak bir boyutlu GP model fonksiyonu olarak tanımlanabilmektedir. Buna ek olarak, eğitim örnekleri  $z$  ve test örnekleri  $z_*$  kullanılarak GP'ye ait ortalama ve varyans değerlerinin hesaplamaları sırasıyla Denklem (7) ve (8) de verilmektedir.

$$\mu(z_*) = k_*^T K^{-1} y \quad (7)$$

$$\sum_{\mu_k} = k_{**} - k_*^T K^{-1} k_* \quad (8)$$

Denklem (7) ve (8) hesaplanan  $K = \kappa(z, z) + \sigma_n^2$  eğitim kümesi içerisindeki örnekler üzerindeki kovaryans matrisini temsil etmektedir. Ayrıca  $k_*$  ise eğitim örnekleriyle ilgili test noktasındaki kovaryans değerini tanımlarken,  $k_{**}$  test noktasının varyansını göstermektedir. Bu çalışma içerisinde kovaryans matrisinin hesaplanmasında radyal baz fonksiyon (RBF) maskesinden faydalanılmakta ve RBF fonksiyonu Denklem (9)'da verilmektedir.

$$\kappa(z_i, z_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(z_i, z_j)^T L^{-2}(z_i - z_j)\right) + \sigma_n^2 \quad (9)$$

Bu denklem içerisinde  $z_i$  ve  $z_j$  veri içeriklerini temsil ederken,  $L$  uzunluk skaler matrisini tanımlamaktadır. Ayrıca  $\sigma_f$  ve  $\sigma_n$  veri üzerindeki gürültü varyansını temsil etmektedir. Bu çalışma içerisinde GPR çıkışı  $O(n^3)$  ile tanımlanmakta olup  $n$  toplam veri sayısını göstermektedir. Buna ek olarak, her bir eksenindeki GP dağılımı ayrık olarak eğitilmekte ve farklı fonksiyonlar ile tanımlanmaktadır.

### 3. Öğrenme Tabanlı MPC Tasarımı

#### 3.1. Veri toplama ve model öğrenimi

Öğrenme tabanlı MPC modelinin tasarımında Quadrotor ilk olarak nominal MPC ile kare olarak tasarlanan yörünge içerisinde uçurularak her bir örneklem zamanı  $t_k$  için Quadrotorun durum değişkenleri, ayrık adım değeri  $\delta t_k$ , bir sonraki adımdaki gerçek zamanlı doğrusal hız bilgisi  $v_{k+1}$  ve tahmin edilen hız bilgisi  $\hat{v}_{k+1}$  kayıt edilmektedir. Bir sonraki adımda nominal MPC içerisinde modellenemeyen ivmelenme hataları Denklem (10)'da gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$a_{ek} = \frac{v_{k+1} - \hat{v}_{k+1}}{\delta t_k} \quad (10)$$

Denklem (10)'da belirtildiği gibi hız değerleri Quadrotor üzerinde etki eden bozucu ivmelenmelere dönüştürülmektedir. Bu elde edilen ivmelenme değerleri her bir eksen için oluşturulan ayrık GP modelleri ile tanımlanmaktadır. Her eksen için tanımlanan GP model tahminleri Denklem (11) ve (12)'de verilmektedir.

$$a_{ek} = \mu_v(v_k) = \begin{bmatrix} \mu_v x(v_{xk}) \\ \mu_v y(v_{yk}) \\ \mu_v z(v_{zk}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\sum_{\mu} (v_k) = \begin{bmatrix} \sum_{\mu} v_{xk} \\ \sum_{\mu} v_{yk} \\ \sum_{\mu} v_{zk} \end{bmatrix} \quad (12)$$

#### 3.2. GP Tabanlı MPC Tasarımı

Çalışma [12] içerisinde belirtildiği üzere GP yardımı ile modellenemeyen bozucu kuvvetler MPC içerisinde hesaplanmaktadır. Buna ek olarak oluşturulan GP modeli tahminleri, MPC içerisinde doğrudan değil ayrık olarak elenmektedir [17]. Tasarlanan GP tabanlı MPC fomülasyonu Denklem (13)'te verilmektedir.

$$\begin{aligned} \min_u & \|x_N - x_k^*\|_{Q_T}^2 + \sum_{k=0}^N \|x_k - x_k^*\|_Q^2 + \|u_k - u_k^*\|_R^2 \\ \text{s.t.} & x_{k+1} = f(x_k, u_k, \delta t) + B_d \hat{d}_k \\ & x_0 = x_{init} \\ & u_{min} \leq u_k \leq u_{max} \\ & \hat{d}_k = \mu(B_z x_k^*) \end{aligned} \quad (13)$$

Denklem içerisinde model doğrulama parametresi  $\hat{d}$  her örneklem zamanında güncellenmektedir ve GP modeller ile tahmin edilen sistem değişkenleri yörünge içerisinde referansa ulaşmakta ve yörünge hatası azalmaktadır.

### 4. Benzetim Çalışmaları

#### 4.1. Benzetim ortamı ve Quadrotor modeli

Bu çalışmada tasarlanan kontrolcülerin performansı ROS ve Gazebo [20] ortamı kullanılarak oluşturulmuş ve test edilmiştir. Buna ek olarak, Gazebo ortamının bozucu etkileri ve gerçek zamanlı fiziksel parametreleri sayesinde Quadrotor üzerindeki

etkileri modellemede büyük avantaj sağlamaktadır. Ayrıca RotorS [21] paketine ait Ar.Drone, Quadrotor modeli olarak seçilmiştir. Seçilen modele ait fiziksel veriler Tablo 1'de gösterilmektedir. Tablo içerisinde belirtilen  $b$  her bir motora ait kuvvet sabitini gösterirken,  $m$  Quadrotorun ağırlığını ve  $g$  yerçekim ivmesini simgelemektedir.

Tablo 1: Quadrotora ait model parametreleri.

Quadrotor Model Parametresi	Değeri
$J_x$	0.03475 $kgm^2$
$J_y$	0.04589 $kgm^2$
$J_z$	0.0977 $kgm^2$
$d_x=d_y$	0.09 $m$
$c_\tau$	8.548e-6
$b$	1.6e-2 $m$
$m$	1.5 $kg$
$g$	9.81 $m/s^2$

Quadrotorun yörünge takip problemi için oluşturulan nominal MPC ve GPMPG'ye ait performans analizleri kare bir yörünge üzerinde test edilmiş ve yörüngeye ait referans noktalar zamana bağlı olarak Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2: Zamana bağlı referans yörünge değişimi.

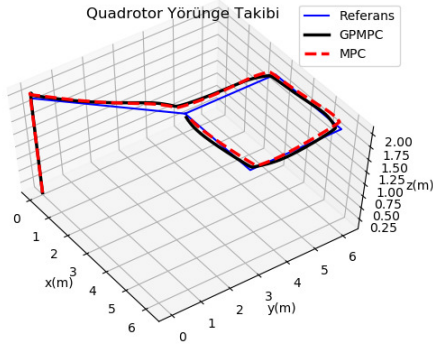
	T=10	T=20	T=30	T=40	T=50	T=60
$x_r$ (m)	0	3	3	6	6	3
$y_r$ (m)	0	3	6	6	3	3
$z_r$ (m)	2	2	2	2	2	2

Son olarak çalışma içerisinde tasarlanan MPC 50Hz frekans hızında çalışırken, Quadrotora ait durum değişkenleri 100Hz frekans değerinde ölçülmektedir. Bu çalışmanın sonuçları 16 GB RAM, Intel Core i7-12650H işlemci ve NVIDIA GeForce RTX 4070 8GB GDDR6 ekran kartına sahip bir bilgisayarı üzerinden elde edilmiştir.

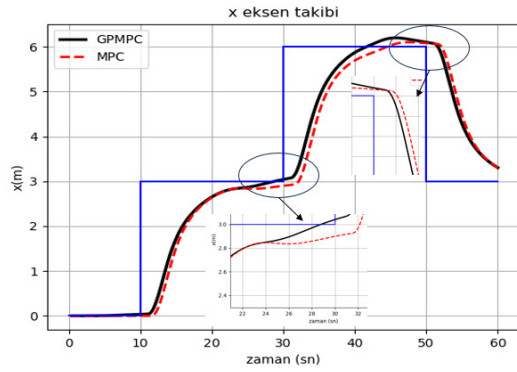
#### 4.2. Benzetim sonuçları

Öğrenme tabanlı MPC yapısı uygulanarak elde edilen Quadrotor durum değişkenleri ve referans yörünge parametrelerine ait sonuçlar gerçek zamanlı döngüde yazılım ortamından alınarak analiz edilmiştir. Ayrıca, nominal MPC ve GPMPG kontrolcüler uygulanarak aynı yörünge ve fiziksel şartlarda uçurulan Quadrotor için karşılaştırma sonuçları elde edilmiştir. Tasarlanan her iki kontrolcünün sonuçları da verilen referans yörüngeye bağlı olarak global koordinat eksenlerindeki takip performansı ve kök ortalama karesel (RMS) hata analizlerine göre değerlendirilmiştir. İlk olarak Şekil 2'de her iki kontrolcü için de 3 boyutta kare olarak tasarlanan referans yörünge takip performansı gösterilmektedir.

Şekil 3 içerisinde Quadrotorun global koordinatlarda  $x$  eksenini boyunca referans takip performansı gösterilmektedir. Takip performansı daha küçük şekiller ile detaylandırılarak özellikle manevra anlarındaki performansı incelenmiştir. Sonuçlar doğrultusunda GP tabanlı MPC yapısının aerodinamik etki gibi dış bozucu etkileri de göz önüne alması nedeniyle referans yörüngeyi daha başarılı bir şekilde takip ettiği gözlemlenmiştir.



Şekil 2: Quadrotora ait 3D yörünge takip performansı.



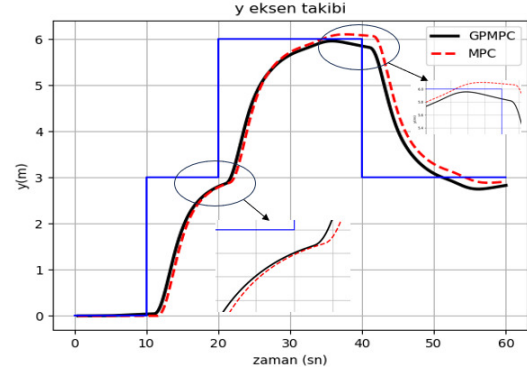
Şekil 3: Quadrotora ait her iki kontrolcü için  $x$  eksen takip performansı.

Benzer şekilde Şekil 4'te Quadrotorun  $y$  eksen boyunca takip performansı gösterilmektedir ve GP tabanlı MPC'nin nominal MPC'ye göre daha düşük hata ile referans yörüngeyi takip ettiği gözlemlenmiştir. Şekil 5'te Quadrotorun  $z$  eksen boyunca takip performansı gösterilmiş ve GP tabanlı MPC ile nominal MPC'nin çok küçük farklılıklara sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bunun sebebi ise Quadrotorun en fazla  $0.76 \text{ m/s}$  hızlara ulaşması nedeniyle  $z$  eksen boyunca dış bozucu etkilerinin düşük olmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca  $z$  eksen boyunca yükseliğin belirli zamanlarda düşmesi ise Quadrotorun diğer eksenlerde yaptığı manevralardan kaynaklanmaktadır.

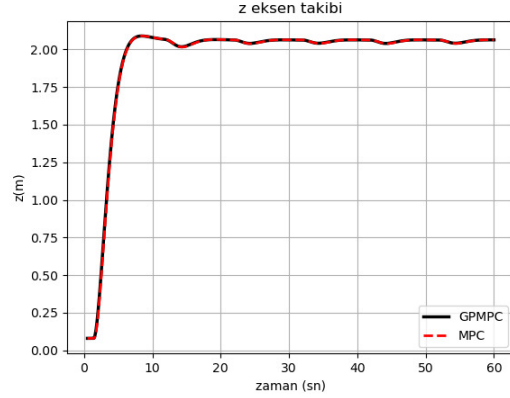
Tablo 3: Quadrotorun yörünge takibinde nominal MPC ve GP tabanlı MPC'nin RMS hata değeri üzerinden karşılaştırması.

	Nominal MPC RMS Hatası	GPMPCC RMS Hatası
$x$ eksen	139 (mm)	128 (mm)
$y$ eksen	137 (mm)	125 (mm)

Son olarak elde edilen sonuçlar doğrultusunda nominal MPC ve GP tabanlı MPC, global koordinatlarda  $x$  ve  $y$  eksenlerinde RMSE üzerinden karşılaştırılmıştır. Yapılan bu karşılaştırma sonuçları Tablo 3'te gösterilmekte ve GP tabanlı MPC



Şekil 4: Quadrotora ait her iki kontrolcü için  $y$  eksen takip performansı.



Şekil 5: Quadrotora ait her iki kontrolcü için  $z$  eksen takip performansı.

yapısının düşük eksen hızlarında dahi bozucu etkileri tahmin ederek her iki eksen de daha düşük değerlere sahip olarak ortalama %32 daha az RMSE ile yörüngeyi takip ettiği gözlemlenmektedir.

## 5. Tartışma

Bu çalışmada bir Quadrotorun yörünge takip problemi, aerodinamik bozucu etkiler göz önüne alınarak model öngörülü ve öğrenme tabanlı model öngörülü kontrolcü tasarımları uygulanarak çözülmüştür. Aerodinamik bozucu etkilerin matematiksel olarak tanımlanması model karmaşıklığını ve hesaplama yükünü artırdığı için gözetimli öğrenme algoritmalarından olan GP model ile model tahmini yapılarak MPC yapısında kullanılmıştır.

İlk olarak çalışma içerisinde Quadrotora ait matematiksel model oluşturulmuş ve yörünge takip problemi MPC ile bozucu etkileri göz önüne almadan çözümlenmiştir. Sonrasında bu elde edilen nominal MPC ile yapılan uçuşlardan Quadrotorun durum değişkenleri ölçülerek bir veri kümesi oluşturulmuştur. Bir sonraki adımda oluşturulan bu veri kümesine bağlı olarak çevrimdışı GP modeller eğitilerek Quadrotora ait eksen

hız verileri ile etki eden bozucu kuvvet ivmelenmeleri tahmin edilmiştir. Eğitilen GP modelleri, çevrimiçi çözümlenen MPC modeli içerisinde aktarılmıştır. Oluşturulan nominal MPC ve GP tabanlı MPC kontrolcülerin performansı döngüde yazılım ortamı ROS/Gazebo içerisinde kare bir referans yörünge üzerinde test edilmiştir. Sonuç olarak GP tabanlı MPC kontrolcünün %32 daha düşük RMS hatası ile yörüngeyi takip ettiği gözlemlenmiştir.

İleride yapılması planlanan çalışmalarda ise GP model ile öğrenilen aerodinamik bozucu etkilerin yörünge içerisinde nesnelerin bulunduğu durumlara uygulanması hedeflenmektedir. Buna ek olarak oluşturulan bu kontrolcü yapısının daha da genelleştirilmesi ve farklı ortam ve yörüngelerde aynı hassasiyete sahip olabilmesi için pekiştirmeli öğrenmenin alt dallarından biri olan politika arama yapısı ile birleştirilerek yüksek seviyeden karar üretebilen ve ortamdan bağımsız çalışabilen bir kontrolcü tasarlanması hedeflenmektedir.

## 6. Kaynakça

- [1] M. Hassanalian, A. Abdelkefi, "Classifications, applications, and design challenges of drones: A review," *Progress in Aerospace Sciences*, vol. 91, pp. 99–131, 2017.
- [2] B. J. Emran, H. Najjaran, "A review of quadrotor: An underactuated mechanical system," *Annual Reviews in Control*, vol. 46, pp. 165–180, 2018.
- [3] R. Penicka, D. Scaramuzza, "Minimum-time quadrotor waypoint flight in cluttered environments," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 5719–5726, 2022.
- [4] A. Saviolo, G. Loianno, "Learning quadrotor dynamics for precise, safe, and agile flight control," *Annual Reviews in Control*, 2023.
- [5] U. Tilki, A. C. Erüst, "Dört Kanatlı İnsansız Hava Araçlarının Yörünge Kontrolünde Doğrusal ve Doğrusal Olmayan Denetleyici Yapılarının Karşılaştırılması. 21," *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı TOK*, 2019.
- [6] E. Reyes-Valeria, R. Enriquez-Caldera, S. Camacho-Lara, J. Guichard, "LQR control for a quadrotor using unit quaternions: Modeling and simulation," in *CONIELECOMP 2013, 23rd International Conference on Electronics, Communications and Computing*, 2013, pp. 172–178.
- [7] U. Tilki, A. C. Erüst, "Robust adaptive backstepping global fast dynamic terminal sliding mode controller design for quadrotors," *Journal of Intelligent Robotic Systems*, vol. 103, pp. 1–12, 2021.
- [8] T. Madani, A. Benallegue, "Backstepping control for a quadrotor helicopter," in *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2006, pp. 3255–3260.
- [9] A. Saviolo, G. Li, G. Loianno, "Physics-inspired temporal learning of quadrotor dynamics for accurate model predictive trajectory tracking," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 4, pp. 10256–10263, 2022.
- [10] E. Kayacan, E. Kayacan, H. Ramon, W. Saeys, "Robust tube-based decentralized nonlinear model predictive control of an autonomous tractor-trailer system," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 20, no. 1, pp. 447–456, 2014.
- [11] U. Dursun, F. Yıldız Taşçıkaraoğlu, İ. Üstoğlu, "An algebraic and suboptimal solution of constrained model predictive control via tangent hyperbolic function," *Asian Journal of Control*, vol. 23, no. 5, pp. 2420–2430, 2021.
- [12] G. Torrente, E. Kaufmann, P. Föhn, D. Scaramuzza, "Data-driven MPC for quadrotors," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 3769–3776, 2021.
- [13] S. Bansal, A. K. Akametalu, F. J. Jiang, F. Laine, C. J. Tomlin, "Learning quadrotor dynamics using neural network for flight control," in *2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC)*, 2016, pp. 4653–4660.
- [14] J. Hwangbo, I. Sa, R. Siegwart, M. Hutter, "Control of a quadrotor with reinforcement learning," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 2, no. 4, pp. 2096–2103, 2017.
- [15] J. Berberich, J. Köhler, M. A. Müller, F. Allgöwer, "Data-driven model predictive control with stability and robustness guarantees," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 66, no. 4, pp. 1702–1717, 2020.
- [16] G. Cao, E. M.-K. Lai, F. Alam, "Gaussian process model predictive control of an unmanned quadrotor," *Journal of Intelligent Robotic Systems*, vol. 88, pp. 147–162, 2017.
- [17] W. Choo, E. Kayacan, "Computationally Efficient Data-Driven MPC for Agile Quadrotor Flight," *arXiv preprint arXiv:2305.17254*, 2023.
- [18] S. Diamond, S. Boyd, "CVXPY: A Python-embedded modeling language for convex optimization," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 17, no. 1, pp. 2909–2913, 2016.
- [19] M. P. Deisenroth, D. Fox, C. E. Rasmussen, "Gaussian processes for data-efficient learning in robotics and control," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 2, pp. 408–423, 2013.
- [20] N. Koenig, A. Howard, "Design and use paradigms for gazebo, an open-source multi-robot simulator," in *2004 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)(IEEE Cat. No. 04CH37566)*, 2004, vol. 3, pp. 2149–2154.
- [21] F. Furrer, M. Burri, M. Achtelik, R. Siegwart, "Rotors—a modular gazebo mav simulator framework," *Robot Operating System (ROS) The Complete Reference (Volume 1)*, pp. 595–625, 2016.