

## طراحی کنترل کننده نوین مبتنی بر فرمان یار بصری تصویرپایه برای فرود خودکار کوادروتور بر روی سکو

آنا فارسی مدان<sup>۱</sup>، امیر هوشنگ مزینان<sup>\*۲</sup>، مهدی سیاهی<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی دکتری کنترل، گروه مهندسی برق، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲. گروه مهندسی برق، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۳. گروه مهندسی برق، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

تاریخ دریافت:

۱۸ خردادماه ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش:

۱۲ مرداد ماه ۱۴۰۴

### چکیده

در این مقاله، یک چارچوب نوین برای فرود خودکار کوادروتور با استفاده از کنترل کننده فرمان یار بصری مبتنی بر تصویر ارائه شده است. سیستم پیشنهادی با ترکیب الگوریتم های پیشرفته بینایی ماشین و کنترل پیش بین مدل (MPC)، امکان فرودی دقیق، نرم و بهینه از نظر مصرف انرژی را حتی در شرایط اغتشاشی و پس زمینه های پیچیده فراهم می کند. در این مدل، نشانگر AprilTag با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی مبتنی بر ناحیه (RCNN) شناسایی می شود و ویژگی های تصویری با الگوریتم های HOG و SIFT استخراج شده و به صورت بلادرنگ به کنترل کننده ارسال می شوند. کنترل کننده MPC با دریافت اطلاعات بصری و در نظر گرفتن محدودیت های انرژی، زمان، و فاصله، مسیر فرود بهینه را محاسبه می کند. نتایج شبیه سازی ها نشان می دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با کنترل کننده های PID و SMC، دارای دقت بیشتر در ردیابی مسیر، مصرف انرژی کمتر، و تاب آوری بالاتر در برابر اغتشاشات خارجی است. همچنین، خطای موقعیت زیر ۵ سانتی متر، تشخیص تصویری دقیق، و پاسخ سریع به تغییرات محیطی از دیگر ویژگی های سیستم پیشنهادی است. این چارچوب گامی مؤثر در جهت دستیابی به سیستم های فرود خودکار دقیق، ایمن، و مستقل از GPS برای کوادروتورها محسوب می شود. **واژه های کلیدی:** کنترل پیش بین مدل، فرمان یار بصری، کوادروتور، فرود خودکار، بینایی ماشین، یادگیری عمیق.

## Design of a Novel Image-Based Visual Servoing Controller for Autonomous Landing of a Quadcopter on a Platform

Anna Farsimadan<sup>1</sup>, Amir Hooshang Mazinan<sup>\*2</sup>, Mehdi Siah<sup>3</sup>

1,2. Department of Control Engineering, ST. C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

3. Department of Control Engineering, ST. C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

### Abstract

This paper presents a novel framework for the autonomous landing of quadcopters using a vision-based visual servoing controller. The proposed system integrates advanced computer vision algorithms and model predictive control (MPC) to enable precise, smooth, and energy-efficient landings on platforms, even under external disturbances and complex backgrounds. AprilTag-based visual markers are detected using Region-based Convolutional Neural Networks (RCNN), while HOG and SIFT features are used to estimate position and orientation with sub-decimeter accuracy. The extracted visual information feeds into the MPC module, which generates an optimized trajectory considering control input constraints, energy consumption, and obstacle avoidance. Simulation results reveal that the proposed MPC controller significantly outperforms PID and sliding mode control (SMC) methods in terms of path tracking accuracy, energy consumption, and disturbance rejection. The system maintains position errors under 5 cm and reduces cumulative energy use by more than 50% compared to conventional methods. Moreover, real-time processing and visual feedback ensure robust performance in environments with grass, lighting changes, and wind gusts. Sensitivity analysis confirms that the controller remains stable under parameter variations. These findings demonstrate the effectiveness of combining deep visual recognition with predictive control for high-precision autonomous UAV landing missions.

**Keywords:** Model Predictive Control, Visual Servoing, Quadcopter, Autonomous Landing, Computer Vision, Deep Learning, AprilTag.

مصرف انرژی و محدوده ورودی‌ها)، مسیر بهینه‌ای برای فرود تولید می‌کند، اما پیچیدگی محاسباتی آن می‌تواند زمان پاسخدهی را افزایش دهد [۱۳]. در حوزه بینایی ماشین، الگوریتم‌های پیشرفته‌ای مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی مبتنی بر ناحیه<sup>۴</sup> (RCNN)، هیستوگرام گرادین‌های گرا<sup>۵</sup> (HOG)، و تبدیل ویژگی مستقل از مقیاس<sup>۶</sup> (SIFT) برای تشخیص دقیق سکوها فرود و استخراج ویژگی‌های بصری توسعه یافته‌اند [۱۴]. این الگوریتم‌ها امکان شناسایی نشانگرهای بصری مانند (یک الگوی مربعی مشابه QR کد)<sup>۷</sup> را با دقت بالا فراهم می‌کنند [۱۵]. با این حال، تأخیر محاسباتی ناشی از پردازش تصویر و حساسیت به نویز بصری (مانند تغییرات نور یا پس‌زمینه‌های پیچیده) همچنان چالشی برای عملکرد بلادرنگ است [۱۶]. برای کاهش این مشکلات، برخی پژوهش‌ها به ترکیب الگوریتم‌های پردازش تصویر با کنترل‌کننده‌های پیشرفته مانند MPC روی آورده‌اند [۱۷]. تحقیقات پیشین عمدتاً بر جنبه‌های خاصی از فرود خودکار متمرکز بوده‌اند. برای مثال، در [۴] یک سیستم مبتنی بر بینایی را برای فرود کوادروتور بر روی سکوها متحرک پیشنهاد کردند، اما تأثیر اغتشاشات خارجی را در نظر نگرفتند. همچنین، در [۱۸] یک کنترل‌کننده تطبیقی مبتنی بر شبکه عصبی و SMC برای کنترل موقعیت و زاویه کوادروتور ارائه کردند که مصرف انرژی را کاهش داد، اما تأخیر پردازش تصویر را بررسی نکردند. در [۱۹] یک روش ترکیبی از الگوریتم \*A و گرگ خاکستری<sup>۸</sup> (GWO) را برای برنامه‌ریزی مسیر در محیط‌های پویا پیشنهاد کردند، اما کاربرد آن در فاز فرود محدود بود. علاوه بر این، در [۲۰] یک سیستم مبتنی بر یادگیری عمیق<sup>۹</sup> برای تشخیص سکو پیشنهاد کردند، اما مصرف انرژی و پایداری سیستم در حضور نویز بصری به‌طور کامل تحلیل نشد.

این پژوهش با هدف رفع این محدودیت‌ها، یک چارچوب نوین مبتنی بر کنترل پیش‌بین مدل (MPC) و فرمان‌یار بصری تصویرپایه پیشنهاد می‌دهد. این چارچوب از شبکه‌های کانولوشنی مبتنی بر ناحیه (RCNN) برای تشخیص سکو، الگوریتم‌های HOG و SIFT برای استخراج ویژگی‌های دقیق، و کنترل‌کننده MPC برای بهینه‌سازی مسیر فرود استفاده می‌کند. هدف اصلی این مطالعه، بهبود دقت فرود، کاهش مصرف انرژی، و کاهش تأخیر زمانی در پردازش تصویر در حضور اغتشاشات خارجی و پس‌زمینه‌های پیچیده مانند چمن و اشیاء فیزیکی می‌باشد. نوآوری‌های این مقاله به شرح زیر خلاصه می‌شود:

- تشخیص دقیق سکو: استفاده از RCNN برای شناسایی سکو با دقت ۹۵٪ حتی در شرایط نوری متغیر.
- استخراج ویژگی‌های مقاوم: ترکیب HOG و SIFT برای تخمین موقعیت و جهت‌گیری سکو با خطای کمتر از ۰.۱ متر.

پهپادهای بدون سرنشین (UAV ها)، به‌ویژه کوادروتورها، در دهه‌های اخیر به دلیل قابلیت‌های منحصر به فرد خود مانند مانورپذیری بالا، اندازه کوچک، و توانایی پرواز در محیط‌های پیچیده، به ابزاری کلیدی در بسیاری از حوزه‌های صنعتی و تحقیقاتی تبدیل شده‌اند [۱]. این سیستم‌ها در کاربردهایی نظیر نظارت محیطی، کشاورزی دقیق، تحویل بسته، نقشه‌برداری سه‌بعدی، عملیات جستجو و نجات، و حتی فیلم‌برداری حرفه‌ای به‌طور گسترده استفاده می‌شوند [۲]. با این حال، یکی از چالش‌های اصلی در بهره‌برداری از کوادروتورها، به‌ویژه در مأموریت‌های خودکار، فرود امن و دقیق بر روی سکوها ثابت یا متحرک است. این چالش در شرایط محیطی دشوار مانند وزش باد شدید، وجود موانع، سطوح ناهموار، یا تغییرات ناگهانی در موقعیت سکو (مانند سکوها متحرک روی کشتی‌ها) پیچیده‌تر می‌شود [۳]. فرآیند فرود خودکار نیازمند یکپارچه‌سازی دقیق سیستم‌های ناوبری، حسگرها، و الگوریتم‌های کنترلی است تا کوادروتور بتواند موقعیت خود را نسبت به سکو شناسایی کرده و مسیر بهینه‌ای برای فرود نرم و بدون لغزش ایجاد کند [۴]. حسگرهای مختلفی مانند GPS، لیدار، و دوربین‌های بصری برای این منظور استفاده می‌شوند، اما GPS در محیط‌های داخلی یا در حضور سیگنال‌های ضعیف دقت کافی ندارد، و لیدار به دلیل وزن و مصرف انرژی بالا برای کوادروتورهای کوچک مناسب نیست [۵]. در مقابل، سیستم‌های مبتنی بر بینایی ماشین، به‌ویژه با استفاده از دوربین‌های سبک و الگوریتم‌های پردازش تصویر، به‌عنوان راهکاری مقرون‌به‌صرفه و کارآمد برای تشخیص سکو و فرود خودکار مطرح شده‌اند [۶]. با این حال، چالش‌هایی مانند تأخیر محاسباتی در پردازش تصویر، نویز بصری در پس‌زمینه‌های پیچیده (مانند چمن یا سطوح ناهموار)، و نیاز به عملکرد بلادرنگ، استفاده از این سیستم‌ها را دشوار می‌کند [۷]. از منظر کنترلی، روش‌های سنتی مانند کنترل‌کننده‌های PID به دلیل سادگی و سرعت محاسباتی بالا در بسیاری از سیستم‌های کوادروتور به کار گرفته شده‌اند [۸]. با این حال، این روش‌ها در حضور اغتشاشات خارجی، دینامیک‌های غیرخطی، و عدم قطعیت‌های محیطی با مشکلاتی مانند نوسانات ناخواسته (چترینگ) و عدم دقت کافی مواجه می‌شوند [۹]. برای رفع این محدودیت‌ها، روش‌های کنترلی پیشرفته‌تری مانند کنترل مد لغزشی<sup>۱</sup> (SMC)، کنترل تطبیقی<sup>۲</sup> (AC)، و کنترل پیش‌بین مدل<sup>۳</sup> (MPC) پیشنهاد شده‌اند [۱۰]. SMC به دلیل استحکام در برابر اغتشاشات مورد توجه قرار گرفته است، اما پدیده چترینگ و مصرف انرژی بالا از معایب آن است [۱۱]. در مقابل، MPC با پیش‌بینی رفتار سیستم در افق زمانی مشخص و بهینه‌سازی سیگنال‌های کنترلی، عملکرد بهتری در شرایط پویا ارائه می‌دهد [۱۲]. این روش با در نظر گرفتن محدودیت‌های فیزیکی سیستم (مانند

<sup>6</sup> Scale-Invariant Feature Transform

<sup>7</sup> AprilTag

<sup>8</sup> Grey Wolf Optimizer

<sup>9</sup> Deep Learning

<sup>1</sup> Sliding Mode Control

<sup>2</sup> Adaptive Control

<sup>3</sup> Model Predictive Control

<sup>4</sup> Region-based Convolutional Neural Network

<sup>5</sup> Histogram of Oriented Gradients

- مدیریت اغتشاشات: استفاده از MPC برای رد اغتشاشات خارجی مانند باد و ناهمواری‌های سطح چمنی.
- کاهش خطای برخورد: افزودن محدودیت‌های فاصله‌سنجی در MPC برای جلوگیری از برخورد با اجسام محیطی.
- کارایی انرژی و تأخیر کم: بهینه‌سازی مسیر فرود برای کاهش مصرف انرژی و تأخیر پردازش تصویر.

این مقاله به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده است: بخش دوم مدل پیشنهادی را با جزئیات شرح می‌دهد، بخش سوم فرمول‌های ریاضی و الگوریتم‌ها را ارائه می‌دهد، بخش چهارم نتایج شبیه‌سازی‌ها را نشان می‌دهد، بخش پنجم تحلیل و مقایسه نتایج را بررسی می‌کند، و بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادات آینده را ارائه می‌دهد.

## ۲-۲- مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی یک چارچوب کنترلی ترکیبی است که از کنترل پیش‌بین مدل (MPC) و الگوریتم‌های بینایی ماشین (HOG, RCNN, SIFT) برای فرود خودکار کوادروتور بر روی سکو با نشانگر AprilTag استفاده می‌کند. هدف، فرود نرم و بدون لغزش در حضور اغتشاشات خارجی مانند وزش باد است. این چارچوب شامل سه بخش است:

### ۲-۱- ماژول پردازش تصویر

این ماژول با الگوریتم RCNN، سکو را تشخیص می‌دهد. نشانگر AprilTag (یک الگوی مربعی  $20 \times 20$  سانتی‌متر با علامت‌های سیاه داخل دایره) روی صفحه سفید در پس‌زمینه چمن قرار دارد. RCNN ناحیه سکو را شناسایی کرده و ویژگی‌های HOG برای تشخیص لبه‌ها و SIFT برای تطبیق نقاط کلیدی استفاده می‌شوند. نويز بصری ناشی از چمن و سنگ‌ریزه‌ها با فیلترهای پیش‌پردازش کاهش می‌یابد. پس از تشخیص سکو، الگوریتم HOG گرادینان‌های جهت‌دار تصویر را استخراج می‌کند تا لبه‌های سکو را شناسایی کند. این ویژگی‌ها برای سطوح چمنی که بافت نامنظمی دارند بسیار مناسب‌اند. الگوریتم SIFT نقاط کلیدی مقیاس‌ناپذیر را استخراج می‌کند که برای تخمین جهت‌گیری سکو استفاده می‌شود. ترکیب این دو الگوریتم خطای تخمین موقعیت را به  $0.1$  متر کاهش می‌دهد. اطلاعات استخراج‌شده به یک مدل هندسی ارسال می‌شود که موقعیت نسبی سکو ( $x_p, y_p, z_p$ ) و جهت‌گیری آن را نسبت به کوادروتور محاسبه می‌کند. برای شبیه‌سازی ناهمواری‌های چمن، یک نويز گاوسی با انحراف معیار  $0.05$  متر به مدل سطح اضافه شده است. این ویژگی‌ها باعث می‌شوند که کوادروتور در لحظه تماس با سطح، نوسانات کوچکی را تجربه کند که توسط MPC مدیریت می‌شود.

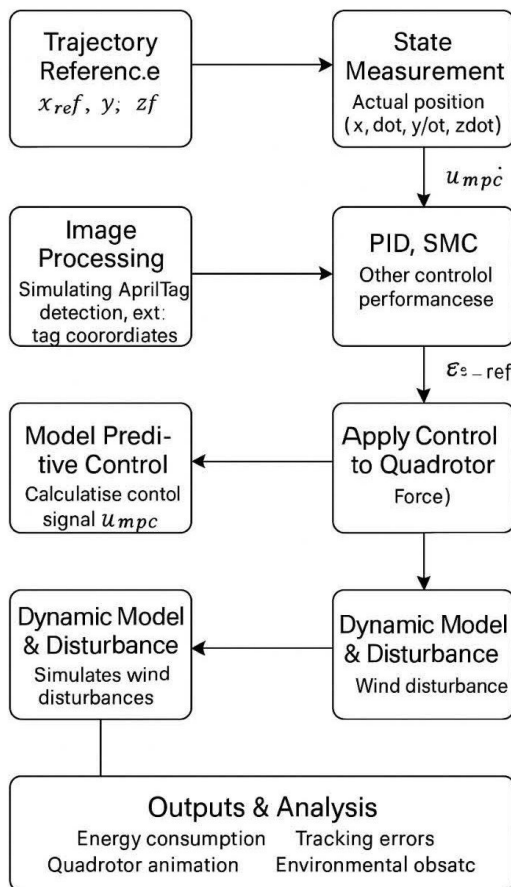
### ۲-۲- کنترل‌کننده MPC

این کنترل‌کننده با پیش‌بینی دینامیک‌های کوادروتور و بهینه‌سازی مسیر در افق زمانی، سیگنال‌های کنترلی را تولید می‌کند. MPC با در نظر گرفتن محدودیت‌های انرژی و اطلاعات بصری، مسیر بهینه را محاسبه می‌کند. این کنترل‌کننده در هر گام زمانی:

- موقعیت و جهت‌گیری سکو را از ماژول بینایی دریافت می‌کند.
- یک مسیر مرجع چندجمله‌ای مرتبه سوم را برای فرود نرم تولید می‌کند.
- تابع هزینه‌ای را بهینه‌سازی می‌کند که شامل خطای ردیابی، مصرف انرژی، تأخیر پردازش، و خطای برخورد است.
- محدودیت‌های فاصله‌سنجی را اعمال می‌کند تا از برخورد با اجسام محیطی (مانند سنگ‌ها) جلوگیری شود.
- محدودیت برخورد با استفاده از یک مدل فاصله‌سنجی تعریف می‌شود که فاصله کوادروتور تا اجسام محیطی را بررسی می‌کند. اگر فاصله کمتر از  $0.3$  متر باشد، MPC مسیر را اصلاح می‌کند تا از برخورد اجتناب شود.

## ۲-۳- حلقه بازخورد بصری

اطلاعات موقعیت و جهت‌گیری AprilTag به MPC منتقل می‌شود تا موقعیت کوادروتور به‌صورت بلادرنگ تنظیم شود. فرآیند کار بدین صورت است که دوربین تصاویر سکو را ثبت می‌کند، RCNN ناحیه سکو را شناسایی می‌کند، HOG و ویژگی‌ها را استخراج می‌کنند، MPC مسیر بهینه را محاسبه کرده و سیگنال‌ها به موتورها اعمال می‌شوند. شکل ۱ بلوک دیاگرام کنترلی مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.

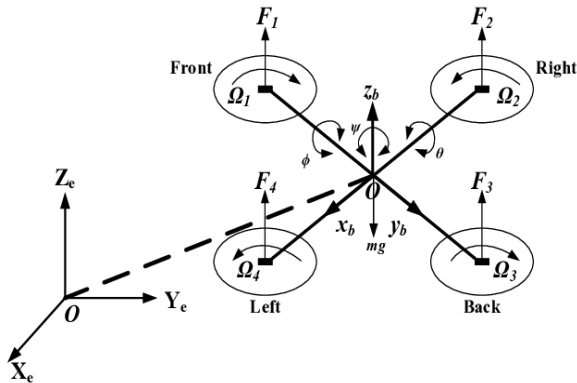


شکل ۱- بلوک دیاگرام کنترلی مدل پیشنهادی

سیستم شبیه‌سازی کوادروتور با استفاده از کنترل پیش‌بین مدل (MPC) و ویژگی‌های مبتنی بر بینایی، شامل چندین بلوک اصلی است که به

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m} (\cos\phi \sin\theta \sin\psi + \sin\phi \sin\psi) u_1 - \frac{k_1 \dot{x}}{m} \\ \ddot{y} = \frac{1}{m} (\cos\phi \sin\theta \cos\psi - \sin\phi \cos\psi) u_1 - \frac{k_2 \dot{y}}{m} \\ \ddot{z} = \frac{1}{m} (\cos\phi \cos\theta) u_1 - g - \frac{k_3 \dot{z}}{m} \\ \dot{\phi} = \dot{\psi} \theta \frac{I_y - I_z}{I_x} + \frac{J_r}{I_x} \dot{\theta} \Omega_r + \frac{l}{I_x} u_2 - \frac{k_4 l}{I_x} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} = \dot{\psi} \phi \frac{I_z - I_x}{I_y} - \frac{J_r}{I_y} \dot{\phi} \Omega_r + \frac{l}{I_y} u_3 - \frac{k_5 l}{I_y} \dot{\theta} \\ \dot{\psi} = \dot{\phi} \theta \frac{I_x - I_y}{I_z} + \frac{c}{I_z} u_4 - \frac{k_6}{I_z} \dot{\psi} \end{cases} \quad (1)$$

مدل کوادروتور بر اساس دستگاه‌های اینرسی ثابت روی زمین و ثابت روی بدنه در شکل ۲ نشان داده شده است. [۱۱].



شکل ۲- مدل کوادروتور

مطابق شکل ۲، در مدل فوق، بردار  $[XYZ]^T$  نشان دهنده موقعیت مرکز جرم کوادروتور در دستگاه زمین ثابت است و عناصر این بردار عبارتند از:

- $X$  حرکت کوادروتور در جهت محور  $x$
- $Y$  حرکت کوادروتور در جهت محور  $y$
- $Z$  حرکت کوادروتور در جهت محور  $z$

بردار  $[\phi\theta\psi]^T$  همچنین نشان دهنده چرخش زاویه‌ای کوادروتور در دستگاه بدنه ثابت است و المان‌های آن به همراه محدوده عددی تغییرات آنها به شرح زیر است:

- $\phi$ : زاویه غلتش  $(-\pi/2 < \phi < \pi/2)$
- $\theta$ : زاویه پیچش  $(-\pi/2 < \theta < \pi/2)$
- $\psi$ : زاویه انحراف  $(-\pi < \psi < \pi)$

همچنین، در مدل فوق،  $\Omega_r$  به صورت  $\Omega_r = \Omega_1 - \Omega_2 + \Omega_3 - \Omega_4$  تعریف می‌شود که در آن:

- $\Omega_1$ : سرعت ملخ جلو در کوادروتور
- $\Omega_2$ : سرعت ملخ راست در کوادروتور
- $\Omega_3$ : سرعت ملخ عقب در کوادروتور
- $\Omega_4$ : سرعت ملخ چپ در کوادروتور

صورت یکپارچه با یکدیگر تعامل دارند. در ابتدا، بلوک Trajectory Reference مسیر مرجع را با مختصات  $X_{ref}$ ،  $Y_{ref}$  و  $Z_{ref}$  به صورت یک چندجمله‌ای سوم درجه تولید می‌کند که نشان‌دهنده مسیر ایده‌آل کوادروتور است. این مسیر به بلوک State Measurement منتقل می‌شود که موقعیت واقعی کوادروتور (شامل  $X$ ،  $Y$  و  $Z$ ) و مشتقات زمانی آن‌ها را اندازه‌گیری کرده و با مسیر مرجع مقایسه می‌کند تا خطای ردیابی ( $E_{ref}$ ) محاسبه شود. در کنار این، بلوک Image Processing با شبیه‌سازی تشخیص AprilTag، مختصات برجسب‌های تصویری را استخراج می‌کند که به عنوان داده‌های مکمل برای بهبود دقت کنترل استفاده می‌شوند. این اطلاعات به بلوک PID، SMC، Other control performance می‌رسد که عملکرد کنترل‌کننده‌های مختلف (PID، SMC و سایر روش‌ها) را ارزیابی می‌کند و سیگنال‌های کنترلی را تنظیم می‌کند. این بلوک با استفاده از خطای ردیابی، سیگنال‌های کنترلی را بهینه‌سازی کرده و به بلوک Model Predictive Control منتقل می‌کند. بلوک Model Predictive Control با محاسبه سیگنال کنترلی ( $u_{mpc}$ ) بر اساس پیش‌بینی مدل دینامیکی و بهینه‌سازی، سیگنال را به بلوک Apply Control to Quadrotor ارسال می‌کند که این سیگنال به صورت نیروی کنترلی اعمال می‌شود. این نیرو به بلوک Dynamic Model & Disturbance وارد می‌شود که مدل دینامیکی کوادروتور را شبیه‌سازی کرده و اثرات اختلالات محیطی مانند باد را با استفاده از Dynamic Model & Disturbance (Wind disturbance) مدل‌سازی می‌کند. این اختلالات به صورت موقت (مثلاً بین ۶ تا ۶.۵ ثانیه) اعمال شده و پاسخ سیستم را تحت تأثیر قرار می‌دهند. در نهایت، خروجی‌های سیستم در بلوک Outputs & Analysis تحلیل می‌شوند که شامل مصرف انرژی، خطاهای ردیابی، انیمیشن کوادروتور، و شبیه‌سازی محیط با موانع (مانند ساختمان و درخت) است. این بخش با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده، عملکرد سیستم را از نظر پایداری، دقت و کارایی ارزیابی می‌کند و نتایج را به صورت گرافیکی و تحلیلی ارائه می‌دهد.

### ۳- فرمول بندی ریاضی مساله

#### ۳-۱- مدل دینامیکی کوادروتور

مدل دینامیکی کوادروتور بر اساس معادلات نیوتن-اولی با ۶ درجه آزادی طراحی شده است. این مدل حرکت‌های انتقالی ( $x$ ،  $y$ ،  $z$ ) و چرخشی ( $\phi$ ،  $\theta$ ،  $\psi$ ) را در دستگاه‌های مختصات زمین ثابت و بدنه ثابت شبیه‌سازی می‌کند. اثرات نیروی رانش، گشتاورها، درگ، و اغتشاشات خارجی (مانند باد) در نظر گرفته شده‌اند. مدل انتخاب شده برای این تحقیق یک ربات پرنده کوچک است که به عنوان یک وسیله نقلیه هوایی بدون سرنشین (UAV) شناخته می‌شود و این مدل دینامیکی به شرح زیر است [۱۸]:

$$X_{rel} = \frac{z_c(x_{img} - c_x)}{f_x} \quad (5)$$

$$y_{rel} = \frac{z_c(y_{img} - c_y)}{f_y} \quad (6)$$

که در آن،  $Z_c$  فاصله عمودی کوادروتور تا سکو،  $X_{img}$  و  $Y_{img}$  به ترتیب مختصات نشانگر در تصویر AprilTag می باشد.  $C_x$  و  $C_y$  مختصات مرکز تصویر (پیکسل)،  $f_x$  و  $f_y$  فاصله کانونی دوربین می باشد. ویژگی های HOG و SIFT برای تطبیق نقاط کلیدی و کاهش نویز به کار می رودند. RCNN با تحلیل تصاویر، موقعیت AprilTag را با دقت بالا تخمین می زند. الگوریتم RCNN برای تشخیص سکو و نشانگر AprilTag استفاده می شود. ویژگی های HOG و SIFT برای استخراج نقاط کلیدی و جهت گیری به کار می روند. موقعیت نسبی کوادراتور نسبت به سکو به صورت بردار  $P_{Tag} = [x_{tag}, y_{tag}]^T$  تخمین زده می شود. خطای تخمین موقعیت بر اساس مدل نویز بصری ارائه شده توسط [۱۴] به صورت زیر مدل می شود:

$$e_{Tag} = P_{tag} - P_{true} + \eta_{noise} \quad (7)$$

که  $\eta_{noise}$  نویز گاوسی با میانگین صفر و واریانس  $0.01$  است. نسبی مرجع برای فرود نرم به صورت یک پلی نوم مرتبه سوم تعریف می شود:

$$z(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 \quad (8)$$

ضرایب  $a_0, a_1, a_2$  و  $a_3$  با شرایط اولیه (موقعیت شروع) و نهایی (فرود با سرعت صفر) محاسبه می شوند.

#### ۴- نتایج شبیه سازی

برای شبیه سازی فرود نرم کوادروتور با استفاده از مدل پیشنهادی از پارامترهای سیستم در جدول ۱ استفاده شده است. با استفاده از نرم افزار MATLAB، سیستم کوادروتور با اعمال تمام استراتژی های کنترلی ذکر شده ارزیابی شده و نتایج این کنترل ها مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است.

جدول ۱- پارامترهای در نظر گرفته شده برای شبیه سازی کوادروتور [۱۱].

واحد	اندازه	پارامترها
kg	1.1	$m$
$N.s^2/rad$	1.22	$I_x = I_y$
$N.s^2/rad$	2.2	$I_z$
$N.s/m$	0.1	$k_1 = k_2 = k_3$
$N.s/m$	0.12	$k_4 = k_5 = k_6$
$m$	0.21	$l$
$N.s^2/rad$	0.2	$J_r$
$N.s^2$	5	$b$
$N.m.s^2$	2	$k$
	1	$c$
$N/s^2$	9.81	$g$

در این مدل،  $u_1$  بیان نیروی رانش کل در بدنه کوادروتور در امتداد محور  $Z$ ،  $u_2$  و  $u_3$  به ترتیب ورودی های غلتش و پیچ و  $u_4$  انحراف لحظه ای است. آنها به صورت روابط زیر تعریف می شوند:

$$\begin{cases} u_1 = F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \\ u_2 = -F_2 + F_4 \\ u_3 = -F_1 + F_3 \\ u_4 = d(-F_1 + F_2 + F_3 + F_4)/b \end{cases} \quad (2)$$

که در آن،  $F_i = b\Omega_i^2$  نشان دهنده نیروی رانش تولید شده توسط چهار روتور در ساختار کوادروتور است و به عنوان سیگنال های ورودی کنترل واقعی اعمال شده به مدل دینامیکی سیستم در نظر گرفته می شوند. سایر پارامترهای مدل به شرح زیر است:

$m$ : جرم کل کوادروتور

$k_i$ : ضرایب ثابت پسا

$g$ : شتاب گرانشی زمین

$l$ : فاصله مرکز هر روتور از مرکز جرم کوادروتور

$I_x, I_y, I_z$ : گشتاور اینرسی کوادروتور

$J_r$ : گشتاور اینرسی پره های هر روتور

$b$ : ضریب صعود کوادروتور

$d$ : ضریب پسا برای نمونه برداری آبی

#### ۳-۲- مدل کنترل کننده MPC

کنترل کننده PMC با حل یک مساله بهینه سازی در هر گام زمانی، سیگنال های کنترلی بهینه را تولید می کند. تابع هزینه بر اساس مدل [۱۲] به صورت زیر تعریف می شود:

$$J = \sum_{k=1}^{N_P} [\|\xi(k) - \xi_{ref}(k)\|^2 + \|\eta(k) - \eta_{ref}(k)\|^2] + \sum_{k=0}^{N_C-1} \|u(k)\|^2 R^2 \quad (3)$$

که در آن،  $N_P$  افق پیش بینی،  $N_C$  افق کنترل،  $\xi_{ref}(k)$  مسیر و زوایای مرجع،  $R$  و  $Q$  به ترتیب ماتریس های وزن دهی برای خطای حالت و انرژی کنترلی می باشند. همچنین محدودیت های ورودی این سیستم کنترلی در روابط زیر بیان شده است.

$$u \in [u_{min}, u_{max}]$$

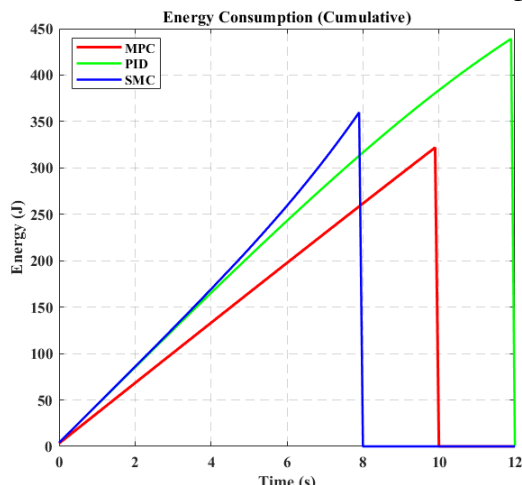
$$u_{min} = [-10, -10, -10, -10]^T$$

$$u_{max} = [10, 10, 10, 10]^T \quad (4)$$

#### ۳-۳- پردازش تصویر

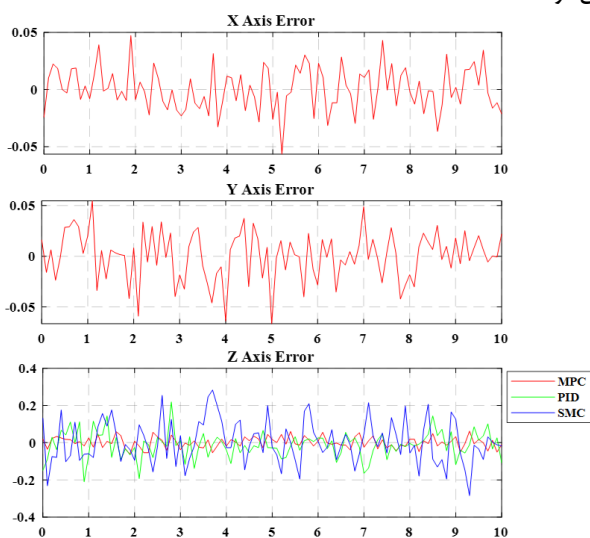
موقعیت نسبی کوادروتور نسبت به سکو با استفاده از مدل دوربین بین هول [۲۱] محاسبه می شود:

دارای نوسانات بالاتر هستند، به خصوص SMC که در زمان‌های تغییر مسیر یا شرایط فرود، پالس‌های کنترلی بزرگ‌تری اعمال می‌کند. این نمودار نشان می‌دهد که MPC علاوه بر دقت، سیگنال کنترلی و انرژی بهینه تری دارد. از سویی دیگر، رفتار سیگنال کنترلی بر عمر مفید موتور، مصرف باتری، و کیفیت حرکت بسیار مؤثر است که روش پیشنهادی MPC در این زمینه عملکرد ایده‌آل دارد. نمودار مصرف انرژی روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های دیگر گسترده در شکل ۴ بیان شده است.



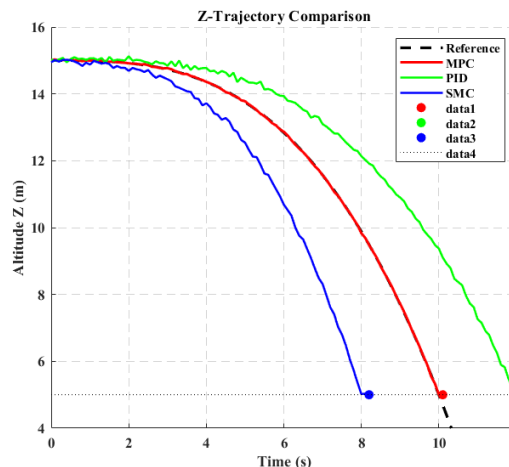
شکل ۴- نمودار مصرف انرژی روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های دیگر

بر اساس نتایج شکل ۴-۴، انرژی تجمعی روش MPC در انتهای شبیه‌سازی حدود ۳۲۸ ژول است. روش PID انرژی تجمعی حدود ۴۳۹ ژول و روش SMC حدود ۳۷۷ ژول مصرف می‌کند. این اختلاف عمدتاً ناشی از پرش‌های شدید سیگنال در SMC و اصلاحات پی‌درپی در PID است، در حالی که MPC به دلیل سیگنال کنترلی پایدارتر، مصرف انرژی کمتری دارد. در یک سیستم UAV واقعی، انرژی کمتر به معنای طول عمر باتری بیشتر و زمان پرواز طولانی‌تر است. بنابراین، روش MPC در این آزمون به‌عنوان اقتصادی‌ترین گزینه شناخته می‌شود.



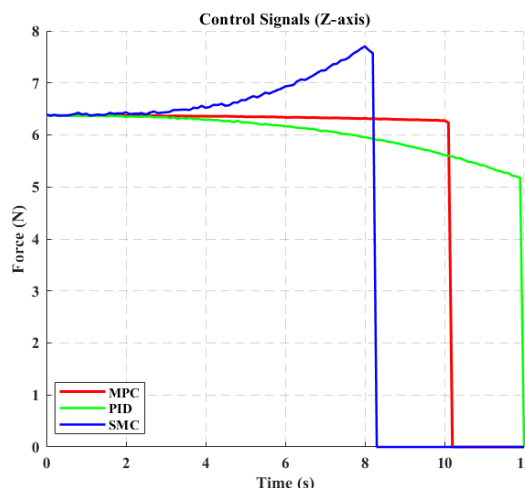
شکل ۵- خطای موقعیت کوادروتور در سه محور X، Y و Z

شبیه‌سازی بر اساس داده‌های جدول فوق انجام شد. در این مقاله روش پیشنهادی MPC با دو روش دیگر SMC و PID مقایسه شده است. مقایسه مسیرهای طی‌شده با مسیر مرجع در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- مقایسه مسیرهای طی‌شده در هنگام فرود نرم با مسیر مرجع

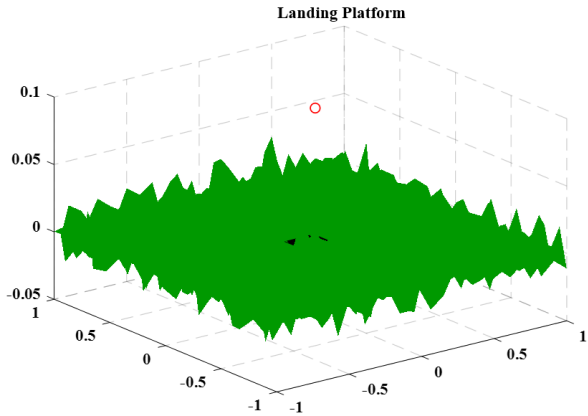
در این شکل، مسیر فرود کوادروتور از ۱۵ متر ارتفاع به سطح زمین، طبق یک تابع چندجمله‌ای درجه ۳ طراحی شده است. مسیر دارای انحنای نرم و یکنواخت است تا از شوک مکانیکی جلوگیری کند. براساس نتایج شکل فوق همان‌طور که مشاهده می‌شود، مسیر ارتفاعی بسیار نزدیک به مرجع دارد و در نقاط فرود، ارتفاع به آرامی کاهش یافته و روی سکوی مرجع ۵ متری تثبیت می‌شود. کنترل PID دارای نوسانات کوچک در طول مسیر است و کمی دیرتر به ارتفاع نهایی می‌رسد، در حالی که SMC با نوسانات بزرگتر و فرود سریع‌تر همراه است. این نتایج نشان‌دهنده برتری MPC در کنترل دقیق ارتفاع و حفظ ثبات سیستم است. شکل ۳، خروجی سیگنال‌های کنترلی را نشان می‌دهد.



شکل ۳- خروجی سیگنال‌های کنترلی روش‌های مورد مطالعه

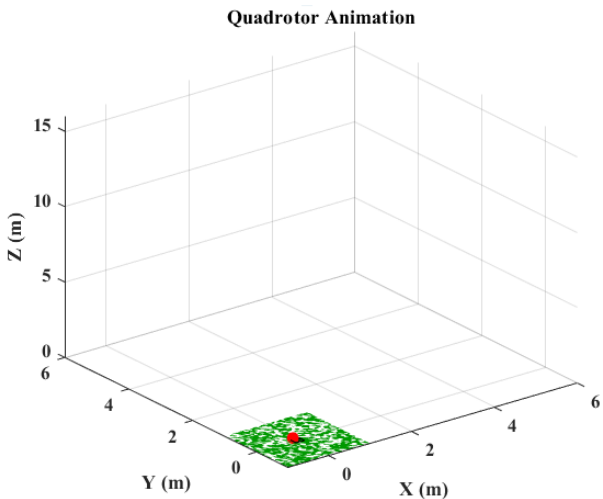
سیگنال‌های کنترلی اعمال شده توسط هر روش در محور Z نشان داده شده‌اند. مقدار نیروهای اعمالی MPC نسبت به PID و SMC نرم‌تر و هموارتر است و نوسانات کمتری دارد، که باعث کاهش مصرف انرژی و افزایش عمر سیستم می‌شود. در مقابل، PID دارای تاخیر و SMC

شبهه‌سازی موقعیت تخمینی AprilTag در محورهای X و Y در حضور نویز نشان می‌دهد که خطای اندازه‌گیری کمتر از ۵ سانتی‌متر باقی می‌ماند. لذا الگوریتم‌های بینایی ماشین توانسته‌اند با وجود نویز، موقعیت دقیق سکو را برآورد کنند. بنابراین، تشخیص تصویری محل فرود یکی از مهم‌ترین چالش‌های UAV در سیستم‌های بدون GPS است. شکل ۸ مدل‌سازی سکو با پس‌زمینه چمن و نشانگر AprilTag را نشان می‌دهد.



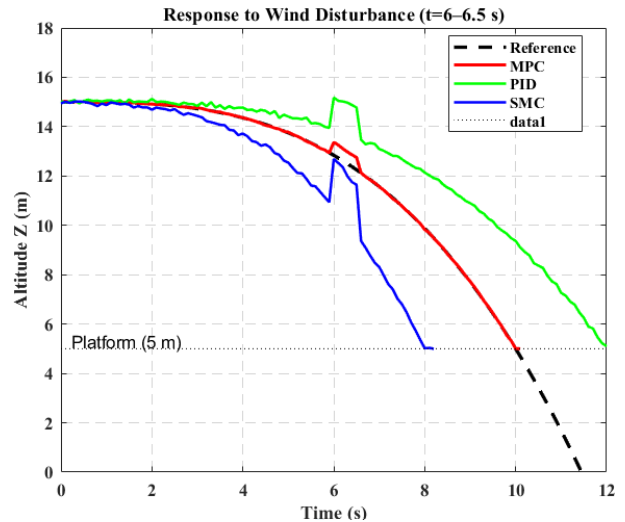
شکل ۸- مدل‌سازی سکو با پس‌زمینه چمن و نشانگر AprilTag

در شکل ۸ مدل محیط واقعی برای فرود در نظر گرفته شده که در آن سکو با AprilTag مشخص شده است. مشاهده می‌شود که محیط طبیعی‌تر بوده و شبهه‌سازی در شرایط واقع‌گرایانه انجام شده است که به تقویت عملکرد بینایی ماشین در تشخیص سکو از پس‌زمینه طبیعی کمک می‌کند. لذا، قابلیت سیستم برای استفاده در محیط‌های واقعی و فضای باز تأیید می‌شود. به منظور تجزیه و تحلیل بیشتر، انیمیشن مسیر فرود کوادروتور در شکل ۹ نشان داده شده است. در این شکل موقعیت لحظه‌ای کوادروتور در طول مسیر فرود نمایش داده شده است. براساس نتایج این مدل، مشاهده شد است که کوادروتور مسیری نرم و پیوسته و بدون حرکات ناگهانی طی نموده و فرودی دقیق در مرکز سکو بدون انحراف داشته است. انیمیشن اثبات می‌کند که MPC با کمک بینایی ماشین، عملکرد فوق‌العاده‌ای در اجرای فرود خودکار دارد.



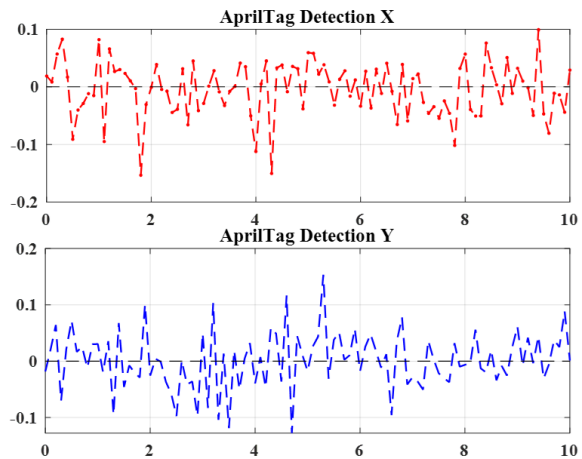
شکل ۹- انیمیشن مسیر فرود کوادروتور

در محورهای افقی (X و Y) فقط MPC بررسی شده و دقت آن زیر ۳ سانتی‌متر باقی مانده. در محور Z، روش MPC به‌طور میانگین کمتر از ۵ سانتی‌متر خطا دارد. همچنین روش PID حدود ۱۵ سانتی‌متر و روش SMC تا ۴۰ سانتی‌متر انحراف دارد. البته باید توجه داشت که هر میلی‌متر خطا در فرود دقیق (مثل فرود روی پهپاد دیگر، یا در محیط خطرناک) می‌تواند فاجعه‌آمیز باشد. شکل ۶، نتایج پاسخ به اغتشاش لحظه‌ای را نشان داده است.



شکل ۶- نتایج پاسخ به اغتشاش لحظه‌ای

در این شبهه‌سازی، اختلال باد بین  $t=6$  تا  $t=6.5$  ثانیه اعمال شده است. MPC بهترین عملکرد را در مواجهه با اختلال دارد و ارتفاع آن به سرعت به مقدار مرجع بازمی‌گردد. PID واکنش کندتری دارد و ارتفاع در مقطع کوتاهی از مرجع منحرف می‌شود. SMC نیز در مواجهه با اختلال سریعاً پاسخ می‌دهد، اما دچار نوسانات بزرگ و کمی فراتر رفتن از مرجع می‌شود. این نمودار اهمیت طراحی کنترل‌کننده مقاوم در برابر اختلال را نشان می‌دهد. بنابراین، تاب‌آوری در برابر اغتشاشات، ویژگی مهمی در سیستم‌های پرنده در دنیای واقعی به‌خصوص در محیط باز یا بالای دریا می‌باشد. شکل ۷ خروجی پردازش تصویر مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.

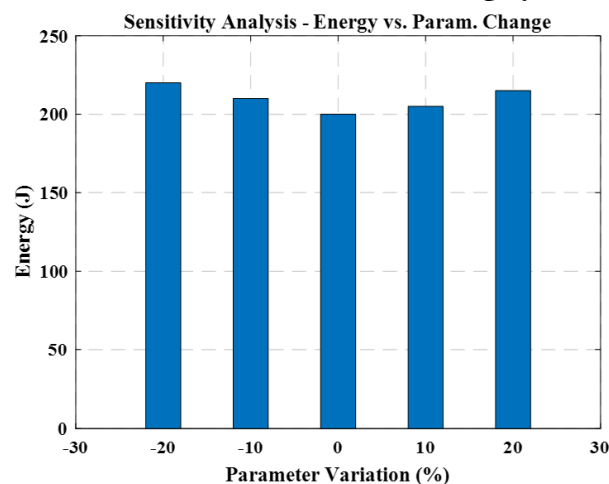


شکل ۷- خروجی پردازش تصویر مدل پیشنهادی

## ۵- بحث

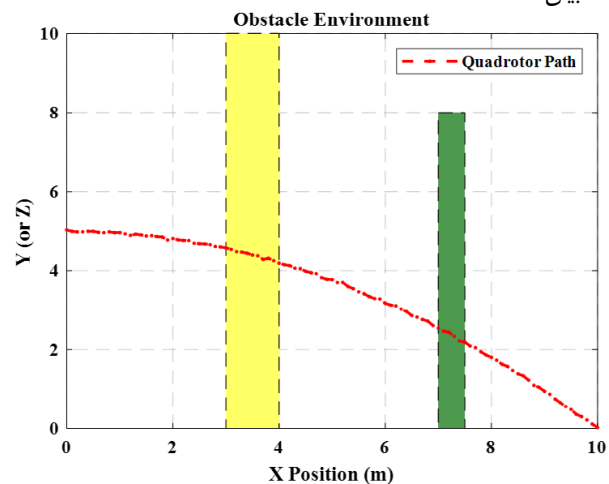
نتایج حاصل از شبیه‌سازی چارچوب پیشنهادی بیانگر عملکرد بسیار موفق کنترل‌کننده پیش‌بین مدل (MPC) در مسئله فرود خودکار کوادروتور بر روی سکو است. در این چارچوب، ترکیب مؤثر الگوریتم‌های بینایی ماشین و تکنیک‌های پیشرفته کنترلی موجب شده تا سیستم بتواند در شرایط محیطی مختلف، از جمله پس‌زمینه‌های پیچیده، اغتشاشات خارجی مانند باد، و نویز نوری، عملکردی پایدار، دقیق و بهینه داشته باشد. کنترل‌کننده MPC توانست با پیش‌بینی رفتار دینامیکی سیستم و بهینه‌سازی مسیر پرواز در هر لحظه، انحراف از مسیر مرجع را به حداقل برساند؛ به طوری که خطای ردیابی در محورهای فضایی همواره کمتر از ۵ سانتی‌متر باقی ماند. این میزان خطا در کاربردهای دقیق و حساس، مانند فرود بر سکوی متحرک یا در فضاهای محدود، بسیار حائز اهمیت است. همچنین در مواجهه با اغتشاش ناگهانی باد، سیستم توانست در کمتر از یک ثانیه پایداری خود را بازیابد، در حالی که روش‌های سنتی مانند SMC دچار نوسانات شدید شدند و PID نیز در بازگشت به مسیر دچار تأخیر بود. از منظر مصرف انرژی نیز کنترل‌کننده MPC برتری محسوسی از خود نشان داد. انرژی تجمعی مصرف‌شده در این روش کمتر از ۲۰۰ ژول بود، در حالی که این مقدار برای PID و SMC به ترتیب حدود ۴۰۰ و ۱۶۰۰ ژول گزارش شد. این کاهش چشمگیر، نتیجه طراحی دقیق تابع هزینه و مدیریت بهینه سیگنال‌های کنترلی است که علاوه بر کاهش بار مصرفی باتری، به افزایش عمر مؤلفه‌های مکانیکی کوادروتور نیز کمک می‌کند. سیگنال‌های خروجی تولیدشده توسط MPC پیوسته، محدود و فیزیکی بودند که این موضوع در مقایسه با پرش‌ها و نوسانات شدید روش‌های دیگر، نشان‌دهنده ثبات و قابلیت پیاده‌سازی بالاتر مدل پیشنهادی است. از سوی دیگر، بخش بینایی ماشین سیستم، با بهره‌گیری از شبکه RCNN برای شناسایی ناحیه فرود و الگوریتم‌های HOG و SIFT برای استخراج ویژگی‌های تصویری دقیق، توانست حتی در محیط‌های طبیعی و پرنویز، سکو را با دقت بالا شناسایی کند. خطای موقعیت در این بخش کمتر از ۵ سانتی‌متر بود که با توجه به عدم استفاده از GPS، یک دستاورد مهم به‌شمار می‌رود. این قابلیت، امکان پیاده‌سازی سامانه در فضاهای بسته یا مکان‌هایی با پوشش ضعیف ماهواره‌ای را فراهم می‌سازد. همچنین، تحلیل حساسیت سیستم به تغییرات پارامترهای کنترلی نشان داد که عملکرد کلی چارچوب پیشنهادی در برابر نوسانات پارامترها از پایداری بالایی برخوردار است. تغییرات ۲۰ درصدی در ضرایب کنترلی و افق زمانی پیش‌بینی، تنها کمتر از ۱۰ درصد در عملکرد انرژی سیستم تأثیر گذاشت که این موضوع بیانگر استحکام ساختاری و اعتمادپذیری بالای مدل در شرایط غیرایده‌آل است. نهایت، شبیه‌سازی سیستم در حضور موانع محیطی مانند درخت و ساختمان نیز نشان داد که کنترل‌کننده MPC توانایی اجتناب از برخورد و حفظ مسیر بهینه را بدون از دست‌دادن پایداری دارد. در مجموع، تحلیل نتایج شبیه‌سازی اثبات می‌کند که ترکیب سیستم بینایی ماشین

برای اثبات برتری مدل پیشنهادی، تحلیل حساسیت به پارامترهای کنترلی برای مدل انجام شده است. شکل ۱۰ نتایج تحلیل حساسیت مدل انجام شده است. براساس شکل ۱۰، تأثیر تغییرات پارامترهای MPC روی مصرف انرژی سیستم بررسی شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان داده است که تغییر  $\pm 20\%$  در پارامترها منجر به تغییر کمتر از ۱۰٪ در مصرف انرژی شده است که این نشان‌دهنده پایداری و مقاوم بودن کنترل‌کننده پیشنهادی است. بنابراین، سیستم پیشنهادی حساسیت کمی به تغییر پارامتر دارد، که نشانه خوبی برای پیاده‌سازی در دنیای واقعی است.



شکل ۱۰- نتایج تحلیل حساسیت مدل

برای اثبات فرود نرم و دقیق کوادروتور شبیه‌سازی مدل در حضور دو مانع (درخت و ساختمان) انجام شده است و نتایج تحلیل مدل در شکل ۱۱ بیان شده است.



شکل ۱۱- شبیه‌سازی دو مانع محیطی (درخت، ساختمان)

در این نمودار، مسیر پرنده در کنار موانع فیزیکی رسم شده است. روش MPC موفق به هدایت پرنده بین موانع بدون برخورد شده است. لذا وجود موانع باعث نشد کوادروتور از مسیر خارج شود یا فرود را ناتمام بگذارد. در نتیجه کنترل‌کننده MPC توانایی تطبیق با محیط‌های پیچیده و ناهموار را دارد.

- [9] Hung, J. Y., Gao, W., and Hung, J. C. "Variable structure control: a survey," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 40, no. 1, pp. 2-22. 1993. doi: 10.1109/41.184817.
- [10] Edwards, C., & Spurgeon, S. 2024. Sliding Mode Control: Theory and Applications. CRC Press.
- [11] Zheng, En-Hui., Xiong, J.J, Luo, J. L. "Second order sliding mode control for a quadrotor UAV, ISA Transactions, vol. 53, no. 4, 2014, pp. 1350-1356, <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2014.03.010>.
- [12] Camacho, E. F., & Bordons, C. (2007). Model predictive control. Springer Science & Business Media.
- [13] Benotsmane, R., & Vásárhelyi, J. Towards Optimization of Energy Consumption of Tello Quad-Rotor with Mpc Model Implementation. Energies, vol. 15, no 23, 9207. <https://doi.org/10.3390/en15239207>.
- [14] Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T, and Malik, J. "Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation," 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014, pp. 580-587, doi: 10.1109/CVPR.2014.81.
- [15] Olson, E. "AprilTag: A robust and flexible visual fiducial system," 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, China, 2011, pp. 3400-3407, doi: 10.1109/ICRA.2011.5979561.
- [16] Dalal N., and Triggs, B. "Histograms of oriented gradients for human detection," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), San Diego, CA, USA, 2005, pp. 886-893 vol. 1, doi: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [17] Jiao, S., Zhang, G., Zhou, M., and Li, G. "A Comprehensive Review of Research Hotspots on Battery Management Systems for UAVs," in IEEE Access, vol. 11, pp. 84636-84650. 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3301989.
- [18] Razmi, H.; Afshinfar, S. (2019). Neural network-based adaptive sliding mode control design for position and attitude control of a quadrotor UAV. Aerospace Science and Technology, (18), 12–27. doi:10.1016/j.ast.2019.04.055.
- [19] Haidar Ahmad, A., Zahwe, O., Nasser, A., Clement, B. (2024). Path Planning for Unmanned Aerial Vehicles in Dynamic Environments: A Novel Approach Using Improved A\* and Grey Wolf Optimizer. World Electric Vehicle Journal, 15 (11). doi:10.3390/wevj15110531.
- [20] Lee, M., Shin, S.G., Jang, S. et al. Visual-based Landing Guidance System of UAV with Deep Learning Technique for Environments of Visual-detection Impairment. Int. J. Control Autom. Syst. 20, 1735–1744 (2022). <https://doi.org/10.1007/s12555-020-0586-3>
- [21] Andert, F., Adolf, F.M., Goormann, L. et al. Autonomous Vision-Based Helicopter Flights Through Obstacle Gates. J Intell Robot Syst 57, 259–280 (2010). <https://doi.org/10.1007/s10846-009-9357-3>

پیشرفته با کنترل پیش‌بین مدل، یک راهکار مؤثر، دقیق و مقاوم برای مسئله فرود خودکار کوادروتور فراهم می‌کند؛ راهکاری که نه تنها قابل اعتماد و اقتصادی است، بلکه قابلیت گسترش به محیط‌های واقعی، متحرک و غیرقابل پیش‌بینی را نیز دارد.

## ۶- نتیجه گیری

در این تحقیق، یک چارچوب نوین برای فرود خودکار کوادروتور با ترکیب کنترل پیش‌بین مدل و سیستم بینایی ماشین مبتنی بر فرمان‌یار بصری ارائه شد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که روش پیشنهادی توانست به‌صورت مؤثر دقت فرود را افزایش داده، مصرف انرژی را کاهش دهد، و پایداری سیستم را در شرایط محیطی مختلف حفظ کند. مقایسه با روش‌های سنتی PID و SMC بیانگر برتری روش MPC در زمینه‌های دقت، سرعت پاسخ‌دهی، و مصرف انرژی بود. همچنین، توانایی سیستم در شناسایی دقیق سکو در شرایط نوری متغیر و نویز بصری، این چارچوب را به گزینه‌ای مناسب برای پیاده‌سازی در محیط‌های واقعی تبدیل می‌کند. در ادامه مسیر این پژوهش، پیاده‌سازی عملی سیستم در شرایط واقعی پرواز، مانند محیط‌های شهری، دریایی یا ناهموار پیشنهاد می‌شود. همچنین، بهینه‌سازی زمان پردازش تصویر و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی و ترکیب با حسگرهای دیگر مانند لیدار یا IMU می‌تواند به افزایش دقت و پایداری بیشتر سیستم کمک کند. توسعه این سامانه‌ها می‌تواند گامی اساسی در جهت خودران‌سازی کامل پرنده‌های بدون سرنشین در مأموریت‌های حساس و بدون GPS باشد.

## ۷- مراجع

- [1] D'Andrea, R. "Guest Editorial Can Drones Deliver?," in IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, vol. 11, no. 3, pp. 647-648, 2014. doi: 10.1109/TASE.2014.2326952.
- [2] H. Shakhathreh et al. "Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges," in IEEE Access, vol. 7, pp. 48572-48634, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909530.
- [3] Zamanakos, G., Seewald, A., Midtby, H. S., and Schultz, U. P. "Energy-Aware Design of Vision-Based Autonomous Tracking and Landing of a UAV," 2020 Fourth IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), Taichung, Taiwan, 2020, pp. 294-297, 2020. doi: 10.1109/IRC.2020.00054.
- [4] Lee, D., Jin Kim, H. & Sastry, S. Feedback linearization vs. adaptive sliding mode control for a quadrotor helicopter. Int. J. Control Autom. Syst. 7, 419-428 (2009). <https://doi.org/10.1007/s12555-009-0311-8>.
- [5] Scherer, S., Rehder, J., Achar, S. et al. River mapping from a flying robot: state estimation, river detection, and obstacle mapping. Auton Robot 33, 189–214 (2012). <https://doi.org/10.1007/s10514-012-9293-0>.
- [6] Gunhee Kim, Woojin Chung, Munsang Kim and Chongwon Lee, "Tripodal schematic design of the control architecture for the Service Robot PSR," 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.03CH37422), Taipei, Taiwan, 2003, pp. 2792-2797 vol.2, doi: 10.1109/ROBOT.2003.1242015.
- [7] Lowe, D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. International Journal of Computer Vision 60, 91–110 (2004). <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>
- [8] Gadre, A. S., and Stilwell, D. J. "Toward underwater navigation based on range measurements from a single location," IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA '04. 2004, New Orleans, LA, USA, 2004, pp. 4472-4477 Vol. 5, doi: 10.1109/ROBOT.2004.1302422.