

طراحی و پیاده‌سازی پرواز گروهی کوادکوپترها برای نمایش نوری با الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۰۲

فرهاد فردوسی^۱، ناصر اسکندریان^۲، فهیمه باغبانی^۳، علیرضا شریفی^۴

۱ دانشجوی دکتری کنترل، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، ایران.

۲ استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، ایران، neskandarian@semnan.ac.ir

۳ استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، ایران

۴ استادیار، دانشکده مهندسی هوا فضا، دانشگاه شریف، تهران، ایران

چکیده

پرواز گروهی کوادکوپترها در نمایش‌های نوری، مأموریت‌های اکتشافی و نظارت هوایی اهمیت فراوانی دارد. با این حال، بهینه‌سازی مسیر و تخصیص هدف با چالش‌هایی نظیر جلوگیری از برخورد، حفظ پایداری و دستیابی به همگرایی سریع همراه است. در این پژوهش، چارچوب کنترل متمرکز ارائه می‌شود که در آن یک واحد تصمیم‌گیر مرکزی، مسئول تخصیص اهداف، تولید مسیر و اعمال قیود ایمنی برای کل گروه پروازی است. در این چارچوب، الگوریتمی ترکیبی و بهبودیافته مبتنی بر ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی، مسیر حرکت، تخصیص هدف و هماهنگی پرواز گروهی کوادکوپترها را بهینه می‌سازد. هدف این روش، افزایش سرعت همگرایی و پایداری جستجو از طریق ترکیب قابلیت‌های دو الگوریتم است. در ساختار پیشنهادی، الگوریتم ازدحام ذرات به‌عنوان بخش اکتشاف سراسری عمل می‌کند و الگوریتم یادگیری فیزیکی با بهره‌گیری از مفاهیم انرژی و مومنتوم، موقعیت ذرات را دینامیک اصلاح نموده و از گرفتارشدن در کمینه‌های محلی جلوگیری می‌کند. نتایج شبیه‌سازی، برتری روش ترکیبی را از نظر سرعت همگرایی، دقت، پایداری و کارایی محاسباتی نسبت به الگوریتم‌های مستقل تأیید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ازدحام ذرات، یادگیری فیزیکی، پرواز گروهی کوادکوپترها، اجتناب از موانع و کنترل آرایش

Design and experimental validation of quadrotor swarm flight for drone light shows based on a hybrid particle swarm optimization and physics learning framework.

Farhad Ferdowsi¹, Naser Eskandarian², Fahimeh Baghbani³, Alireza Sharifi⁴

1- Ph.D Student, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.

2- Assistant Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.

3- Assistant Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.

4- Assistant Professor, Faculty of Aerospace Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran.

Abstract

Quadcopter swarm flight is of great significance in light displays, exploratory missions, and aerial surveillance. However, trajectory optimization and target assignment are accompanied by challenges such as collision avoidance, stability preservation, and achieving rapid convergence. In this study, a centralized control framework is proposed in which a central decision-making unit is responsible for target allocation, path generation, and enforcing safety constraints for the entire flying swarm. Within this framework, an improved hybrid algorithm based on particle swarm optimization and physics-based learning optimizes the trajectory, target assignment, and coordination of quadcopter swarms. The aim of this method is to enhance convergence speed and search stability by combining the capabilities of the two algorithms. In the proposed structure, the particle swarm optimization algorithm serves as the global exploration component, while the physics-based learning algorithm, leveraging the concepts of energy and momentum, dynamically adjusts particle positions to prevent entrapment in local minima. Simulation results confirm the superiority of the hybrid method over the independent algorithms in terms of convergence speed, accuracy, stability, and computational efficiency.

Keywords: Particle Swarm Optimization (PSO), Physical Learning (PL). Multi-UAV Cooperative Flight. Obstacle Avoidance and Formation Control

۱۸۱

سال ۱۴ - شماره ۲

پاییز و زمستان ۱۴۰۴

نشریه علمی

دانش و فناوری هوا فضا



دانشگاه سمنان

طراحی و پیاده‌سازی پرواز گروهی کوادکوپترها برای نمایش نوری با الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی

۱. مقدمه

در سال‌های اخیر استفاده از کوادکوپترها برای انجام مأموریت‌های مختلف افزایش یافته است. اگرچه انجام این مأموریت‌ها به صورت انفرادی امکان‌پذیر است، استفاده از پرواز گروهی کوادکوپترها با روش‌های کنترل، هدایت و ناوبری گروهی، ضمن کاهش هزینه‌ها، عملکرد، مقاومت‌پذیری و کارایی سیستم را افزایش داده و انعطاف‌پذیری و انجام بهتر مأموریت را در پی دارد. پرواز گروهی کوادکوپترهای بدون سرنشین در مأموریت‌هایی از جمله جستجو و نجات، پایش، نظارت و شناسایی، جمع‌آوری داده، ناوبری و نقشه‌برداری در محیط‌های بسته، اکتشاف محیط، حمل‌ونقل، کشاورزی [۱] و نمایش نوری به کار می‌رود. در پرواز گروهی، برای انجام مأموریت‌های مختلف، مفاهیمی چون حرکت گله‌ای [۲، ۳]، آرایش بندی [۴]، اجماع و توافق [۵] و پوشش [۶] تعریف می‌شوند که به روش‌های گوناگون هدایت گروهی منجر می‌شوند.

در حرکت گله‌ای، مسئله حرکت دسته‌جمعی عامل‌ها از مکانی به مکان دیگر بدون برخورد با یکدیگر مطرح است و الگوریتم‌ها و نظریه مربوط به سیستم‌های پویای چندعامله در این زمینه ارائه شده‌اند [۳]. آرایش بندی یک رفتار مشارکتی است که در آن عامل‌ها به یک آرایش یا الگوی خاص می‌رسند؛ برای مثال در نمایش‌های تبلیغاتی و نمایش نوری در آسمان از مأموریت آرایش بندی استفاده می‌شود. اگر عامل‌ها در تبادل داده با یکدیگر بر متغیرهای خاصی به اجماع برسند تا در قالب یک گروه همکاری کنند، مأموریت اجماع یا توافق انجام شده است [۵]. مأموریت پوشش نیز به معنای پخش شدن عامل‌ها در یک محیط برای داده‌برداری، نظارت یا فراهم کردن امکانات مخابراتی است [۶].

روش‌های رفتارگرایانه، رهبر-پیرو [۷] و ساختار رهبر مجازی از جمله رویکردهای هدایت گروهی هستند. در آرایش رهبر-پیرو، یک کوادکوپتر به عنوان رهبر و بقیه به عنوان پیرو در نظر گرفته می‌شوند؛ رهبر با مسیر مطلوب و پیروها با رهبر هماهنگ می‌شوند [۷]. این آرایش معایبی همچون وابستگی به رهبر و مشکلات ارتباطی دارد. در ساختار رهبر

مجازی، هر کوادکوپتر با یک مرکز مجازی هماهنگ می‌شود؛ مرکز مجازی وجود فیزیکی ندارد و مزایایی مانند ادامه مأموریت در صورت از کار افتادن یکی از اعضا و افزایش قدرت مانور را فراهم می‌کند.

در ناوبری گروهی، موقعیت و سرعت بر اساس اشتراک‌گذاری اطلاعات بین اعضا تخمین زده می‌شود. در مرجع [۸] ناوبری مشارکتی مبتنی بر مدل برای گروه ربات‌های پرنده ارائه شده و ترکیب داده‌های حسگرها (فاصله نسبی، شتاب‌سنج، ژيروسکوپ و مگنتومتر) برای کاهش خطای INS^۱ و GPS^۲ مورد توجه قرار گرفته است؛ چنین روش‌های مبتنی بر مدل، با بهره‌گیری از دینامیک و قیود فیزیکی سیستم، در راستای رویکرد یادگیری فیزیکی و آگاه از فیزیک^۳ قرار می‌گیرند.

یکی از چالش‌های اصلی در کنترل سیستم‌های چندعامله و پرواز گروهی، طراحی استراتژی‌های کنترلی است که حرکت گروهی را با اجتناب از برخورد با موانع ممکن سازند [۹]. الگوریتم‌های فرا ابتکاری به عنوان ابزارهای قدرتمند برای مسائل بهینه‌سازی مسیر و هماهنگی شناخته شده‌اند [۹]. در کنار آن، رویکردهای یادگیری فیزیکی و یادگیری آگاه از فیزیک با بهره‌گیری از قیود و معادلات دینامیک سیستم در فرآیند یادگیری یا بهینه‌سازی، به بهبود تعمیم‌پذیری و پایداری در مسیریابی و کنترل ازدحام کمک می‌کنند. در مرجع [۱۰] ترکیب بهینه‌سازی ازدحام ذرات و الگوریتم ژنتیک را برای برنامه‌ریزی مسیر بهینه در مأموریت پوشش با چند هواپیمای بدون سرنشین همکار به کار برده و نشان داده‌اند که این ترکیب در کاهش زمان پرواز و مصرف انرژی مؤثر است. همچنین کاربرد روش‌های فرا ابتکاری در اجتناب از برخورد در محیط‌های پویا در مرجع [۱۱] مورد مطالعه قرار گرفته است. در مرجع [۱۲] کنترل غیرمتمرکز ازدحام کوادکوپترها را با یادگیری تقویتی عمیق ارائه کرده‌اند و نشان داده‌اند که ترکیب یادگیری عمیق با الگوهای رفتاری گروهی می‌تواند به هماهنگی و اجتناب از برخورد در مانورهای تهاجمی منجر شود. مقایسه الگوریتم‌های هوش ازدحام برای مسائل برنامه‌ریزی مسیر در مرجع [۱۳] و الگوریتم ترکیبی دیفرانسیلی برای برنامه‌ریزی مسیر کوادکوپتر در مرجع [۱۴] بررسی شده است.



در مرجع [۱۵] نمایش نوری با کوادکوپترها با رویکرد چند نمایی برای نمایش نوری با کوادکوپتر را ارائه کرده و الگوریتم‌های پرواز برای تولید مسیرهای بدون برخورد بین سازه‌های نمایشی را موردتوجه قرار داده‌اند. در مرجع [۱۶] به‌طور جامع به الگوریتم‌ها، نرم‌افزار و سخت‌افزار سیستم‌های نمایش نوری با هواپیماهای بدون سرنشین پرداخته‌اند که نیازمند پرواز هماهنگ، بهینه‌سازی مسیر و اجتناب از موانع هستند. در مرجع [۱۷] الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات (ترکیب ازدحام ذرات و تفاضل تکاملی) را برای باز آرایش چند کوادکوپتر ارائه کرده‌اند که در شرایط اضطراری مانند اجتناب از برخورد و خرابی عضو به کار می‌رود. در مرجع [۱۸] از بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای محاصره هدف توسط آرایش کوادکوپتر استفاده کرده است. در مرجع [۱۹] بهینه‌سازی چندهدفه الگوریتم ازدحام ذرات مبتنی بر متغیر ناوبری را برای برنامه‌ریزی مسیر کوادکوپتر با قیود سینماتیکی ارائه کرده و بهبود در اجتناب از موانع و صافی مسیر را نشان داده‌اند. در مرجع [۲۰] روش مدل پیش‌بین مسیر انتگرالی را برای برنامه‌ریزی سریع و آگاه از عدم قطعیت کوادکوپتر در محیط‌های شلوغ ارائه کرده‌اند؛ چنین روش‌های مبتنی بر مدل دینامیک در زمره رویکردهای آگاه از فیزیک در برنامه‌ریزی حرکت قرار می‌گیرند. کنترل ردیابی مسیر کوادکوپتر با مود لغزشی انتگرال-ترمینال تطبیقی در حضور اغتشاش خارجی در مرجع [۲۱] و کنترل تحمل خطای مود لغزشی انتگرال-ترمینال برای سیستم کوادکوپتر در مرجع [۲۲] مطالعه شده است. ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری با یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی در برنامه‌ریزی مسیر و کنترل ازدحام کوادکوپتر در مطالعات اخیر موردتوجه بوده است. با این حال، برای پرواز گروهی کوادکوپترها در نمایش نوری، تلفیق الگوریتم ازدحام ذرات با یادگیری فیزیکی و روش‌های آگاه از فیزیک از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ زیرا درج قیود دینامیکی و فیزیکی در بهینه‌سازی و یادگیری، پایداری، ایمنی و هماهنگی زمانی-مکانی لازم برای نمایش نوری را بهبود می‌بخشد. هدف این مقاله، طراحی و پیاده‌سازی

پرواز گروهی کوادکوپترها برای نمایش نوری با به‌کارگیری الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی است.

در همین راستا، پژوهش حاضر باهدف ترکیب ویژگی‌های جستجوی سراسری الگوریتم ازدحام ذرات و توانایی یادگیری تطبیقی الگوریتم یادگیری فیزیکی، به ارائه و ارزیابی یک الگوریتم ترکیبی بهبودیافته برای کنترل و هدایت گروهی کوادکوپترها می‌پردازد. در این پژوهش، مدل‌سازی دینامیکی واقع‌گرایانه، کنترل مبتنی بر هوش مصنوعی و ارزیابی تجربی در محیط متلب برای تشکیل الگوهای هماهنگ حروف T و U موردتوجه قرار گرفته است. هدف نهایی این تحقیق، دستیابی به سیستمی است که بتواند با حداقل زمان اجرا و مصرف انرژی، بیشینه دقت و پایداری را در پرواز گروهی کوادکوپترها فراهم آورد.

نوآوری‌های این پژوهش در طراحی و پیاده‌سازی یک الگوریتم ترکیبی بهبودیافته برای هدایت گروهی کوادکوپترها با قابلیت اجتناب از برخورد و بهینه‌سازی مسیر پرواز به‌طور خاص نمایان است. برخلاف تحقیقات پیشین که الگوریتم‌های ازدحام ذرات یا یادگیری فیزیکی را به‌صورت مجزا به کار گرفته‌اند، در این تحقیق ویژگی‌های برتر هر دو روش به‌طور هم‌افزا ترکیب شده‌اند تا نقاط ضعف آن‌ها کاهش یابد. یکی از مهم‌ترین جنبه‌های نوآورانه این تحقیق، ارائه یک چارچوب ترکیبی بهبودیافته برای تخصیص هدف و هدایت گروهی کوادکوپترهاست که موجب دستیابی به همگرایی سریع‌تر و پایداری بالاتر نسبت به روش‌های کلاسیک می‌شود. این پژوهش همچنین با مدل‌سازی دقیق دینامیک کوادکوپتر Crazyflie، تلاش کرده است تا کنترل‌کننده‌های ترکیبی PID^۴ و مد لغزشی را برای حفظ پایداری پرواز گروهی به‌طور مؤثرتر به کار گیرد. علاوه بر این، ارزیابی عملی و آزمایشگاهی با استفاده از هشت کوادکوپتر واقعی در سناریوهای پیچیده تشکیل الگوهای حروف «T» و «U» در حضور موانع فرضی انجام شده است که نشان‌دهنده توانایی الگوریتم در هماهنگی چندعاملی و انطباق آن با شرایط واقعی است. این تحقیق همچنین به تحلیل دقیق معیارهای عملکردی مانند



زمان اجرا، مصرف انرژی، شاخص پایداری، دقت، مقیاس‌پذیری و مقاومت در برابر خطا پرداخته و مقایسه‌ای میان سه الگوریتم ازدحام ذرات، یادگیری فیزیکی و PSO-PL ارائه می‌دهد. در نهایت، پژوهش حاضر یک روش بهینه‌سازی و یادگیری تطبیقی ترکیبی را معرفی می‌کند که می‌تواند مبنای توسعه سیستم‌های پرواز گروهی مستقل در نمایش‌های نوری و مأموریت‌های جمعی کوادکوپترها قرار گیرد.

در ادامه، ساختار مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است. در بخش دوم، مبانی نظری و مدل ریاضی الگوریتم ترکیبی بهبودیافته PSO-PL تشریح می‌شود. بخش سوم به کاربرد الگوریتم پیشنهادی در پرواز گروهی کوادکوپترها و سازوکار مدیریت برخورد اختصاص دارد. در بخش چهارم، نحوه پیاده‌سازی الگوریتم ترکیبی بهبودیافته PSO-PL و مقایسه آن با الگوریتم‌های ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی توضیح داده می‌شود. بخش پنجم شامل نتایج تجربی، تحلیل عملکرد و بررسی پیچیدگی زمانی و فضایی الگوریتم است. در نهایت، بخش ششم به جمع‌بندی یافته‌ها و ارائه پیشنهادهایی برای ادامه پژوهش اختصاص یافته است.

۲. مبانی نظری و مدل ریاضی الگوریتم ترکیبی بهبودیافته

الگوریتم ترکیبی بهبودیافته PSO-PL بر اساس اصول تلفیق دو الگوریتم متفاوت و مکمل یعنی بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و یادگیری مبتنی بر قوانین فیزیکی (PL) توسعه یافته است. هدف از این ترکیب، بهره‌گیری هم‌زمان از قابلیت جستجوی محلی دقیق در الگوریتم PSO و قدرت یادگیری تطبیقی بر پایه قوانین طبیعی در الگوریتم PL است. به این ترتیب، مدل ترکیبی می‌تواند با بهبود رفتار جستجو و یادگیری، راه‌حل‌هایی پایدارتر، دقیق‌تر و سازگارتر با محیط ارائه دهد.

در این ساختار، تابع ارزیابی کلی الگوریتم ترکیبی به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۰ و ۲۰]:

$$f_{enhanced}(x) = \beta f_{PSO}(x) + (1 - \beta) f_{Physical}(x) + \gamma Learning_{factor} \quad (۱)$$

در این رابطه، $f_{enhanced}(x)$ تابع ارزیابی ترکیبی بهبودیافته، $f_{PSO}(x)$ تابع ارزیابی ازدحام ذرات، $f_{Physical}(x)$ تابع ارزیابی یادگیری فیزیکی، β ضریب ترکیب، γ ضریب یادگیری و $Learning_{factor}$ عامل یادگیری تطبیقی است که نشان‌دهنده میزان بهبود رفتار ذرات بر اساس قوانین فیزیکی و ویژگی‌های سیستم است. در بخش مربوط به الگوریتم PSO، کیفیت راه‌حل‌ها از طریق تابع ارزیابی زیر سنجیده می‌شود [۱۰ و ۱۱].

$$f_{PSO}(x) = \sum_{i=1}^N |x - x_{target,i}^2| + \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N Collision_{ij} + \sum_{i=1}^N ObstacleCollision_i \quad (۲)$$

در این رابطه، x موقعیت فعلی ذره، $x_{target,i}$ موقعیت هدف i ام، $Collision_{ij}$ هزینه برخورد بین دو عامل i و j ، $ObstacleCollision_i$ هزینه برخورد عامل i با مانع و N تعداد کل عوامل یا کوادکوپترها است.

در ادامه، به روزرسانی سرعت و موقعیت ذرات در الگوریتم ازدحام ذرات به ترتیب از معادلات زیر پیروی می‌کند [۱۰]:

$$v_i^{t+1} = w v_i^t + c_1 r_1 (pBest_i - x_i^t) + c_2 r_2 (gBest - x_i^t) \quad (۳)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (۴)$$

در این رابطه، w ضریب اینرسی، c_1 و c_2 ضرایب شناختی و اجتماعی، r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه صفر تا یک، $pBest_i$ بهترین موقعیت فردی ذره و $gBest$ بهترین موقعیت جمعی ذرات هستند. این روابط نشان‌دهنده تأثیر رفتار گذشته، تجربه فردی و دانش جمعی بر حرکت ذرات می‌باشند [۱۰ و ۱۸].

در بخش دوم، در بخش یادگیری مبتنی بر قوانین فیزیکی، ارزیابی کیفیت راه‌حل‌ها بر اساس مفاهیم بنیادی مکانیک کلاسیک انجام می‌شود. در این چارچوب، معیارهای انرژی، تعادل نیرو و نرمی حرکت

به عنوان شاخص های اصلی پایداری و کارایی حرکت کوادکوپترها در نظر گرفته شده اند. تعریف این معیارها و روابط حاکم بر آنها مبتنی بر قوانین نیوتن و اصول دینامیک اجسام صلب بوده و مطابق با مدل های متداول در برنامه ریزی و کنترل سامانه های رباتیکی و کوادکوپتر تنظیم شده است [۲۰ و ۲۲]. تابع ارزیابی مربوط به این بخش به شکل زیر است [۲۰ و ۲۲]:

$$f_{Physical}(x) = \sum_{i=1}^N Energy_{total,i} + \sum_{i=1}^N Force_{balance,i} + \sum_{i=1}^N Motion_{smoothness,i} \quad (5)$$

در این رابطه، $Energy_{total,i}$ انرژی کل کوادکوپتر i ، $Force_{balance,i}$ نشان دهنده تعادل نیروهای کوادکوپتر i و $Motion_{smoothness,i}$ نرمی حرکت کوادکوپتر i است. معادلات حاکم بر نیروهای موجود در این الگوریتم نیز بر اساس قوانین فیزیکی کلاسیک تنظیم شده اند.

نیروهای حاکم بر رفتار هر ذره در چارچوب یادگیری فیزیکی بر مبنای تعاملات جاذبه، دافعه و اثر موانع محیطی مدل سازی شده اند [۳]. این نیروها به صورت برداری تعریف می شوند و جهت آنها بر اساس بردار فاصله بین ذرات یا ذره و مانع تعیین می گردد. نیروی جاذبه بین دو ذره به منظور حفظ انسجام و هماهنگی پرواز گروهی، به شکل زیر بیان می شود [۳]:

$$F_{Attraction} = G \frac{m_1 m_2}{r^2} \hat{r} \quad (6)$$

در این رابطه، G ثابت گرانش، m_1 و m_2 جرم های کوادکوپترها و r فاصله بین آنها، $\hat{r}$ بردار یکه در راستای خط واصل دو ذره می باشد.

برای جلوگیری از برخورد میان کوادکوپترها، نیروی دافعه با همان ساختار فیزیکی و تنها با ماهیت مخالف نسبت به جاذبه در نظر گرفته شده است که از طریق علامت منفی در جهت نیرو اعمال می شود [۳ و ۱۱]:

$$F_{Repulsion} = k \frac{q_1 q_2}{r^2} \hat{r} \quad (7)$$

در این رابطه، k ضریب دافعه و q_1 و q_2 پارامترهای کنترلی متناظر با شدت اثر بازدارندگی بین ذرات هستند. بدین ترتیب، جاذبه و دافعه از یک قانون واحد تبعیت کرده و تنها در جهت اثرگذاری متفاوت اند.

اثر موانع محیطی نیز به صورت یک نیروی دافعه وابسته به فاصله ذره از مانع مدل سازی شده است [۳ و ۲۰]:

$$F_{Obstacle} = \alpha \frac{1}{d_{obstacle}^2} \hat{n} \quad (8)$$

در این رابطه، $F_{Obstacle}$ نیروی دافعه ناشی از مانع، α ضریب نیروی مانع و $d_{obstacle}$ فاصله از مانع $\hat{n}$ بردار نرمال از مانع به سمت ذره است. نیروی کل وارد بر هر ذره به صورت جمع برداری نیروهای فوق محاسبه می شود:

$$F_{total} = F_{Attraction} + F_{Repulsion} + F_{Obstacle} \quad (9)$$

بر اساس قانون دوم نیوتن، شتاب ذره از نیروی کل به دست می آید [۲۲]:

$$a = \frac{F_{total}}{m} \quad (10)$$

در این رابطه، a شتاب، F_{total} نیروی کل و m جرم کوادکوپتر است. لازم به ذکر است که در این مطالعه، نیروهای وزن، اثرات آیرودینامیکی و سایر اغتشاشات فیزیکی به صورت صریح در چارچوب الگوریتم یادگیری فیزیکی مدل سازی نشده اند، بلکه این نیروها در مدل دینامیکی واقعی کوادکوپتر و ساختار کنترل کننده های پروازی (حلقه داخلی PID و حلقه خارجی مد لغزشی) لحاظ شده اند [۱۰ و ۱۸]. الگوریتم یادگیری فیزیکی در این بخش بر اساس یک مدل کاهش یافته دوبعدی با ارتفاع ثابت عمل می کند و روابط (۱۰) تا (۱۲) صرفاً برای به روزرسانی حرکت افقی ذرات به کار رفته اند. این فرض به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی و مرکز بر فرآیند یادگیری مبتنی بر قوانین فیزیکی اتخاذ شده است.

مدل یادگیری فیزیکی همچنین بر تحلیل انرژی حرکت ذرات استوار است. انرژی کل هر ذره به عنوان معیاری برای ارزیابی نرمی حرکت و پایداری مسیر،



ترکیبی از انرژی جنبشی و پتانسیل در نظر گرفته می‌شود [۲۰ و ۲۲]:

$$E_{total} = m g h + \frac{1}{2} m v^2 \quad (۱۱)$$

در این رابطه، m جرم، g شتاب گرانش، h ارتفاع و v سرعت کوادکوپتر است. در نهایت، کیفیت هر راه‌حل از طریق تابع برازندگی نهایی که ترکیبی از معیارهای ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی است، ارزیابی می‌شود:

$$Fitness = \frac{1}{1 + f_{enhanced}(x)} \quad (۱۲)$$

همچنین عامل یادگیری تطبیقی که رفتار الگوریتم را در طول تکرارها تنظیم می‌کند، از رابطه زیر محاسبه می‌شود [۱۰]:

$$Learning\ factor = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(iteration - threshold)}} \quad (۱۳)$$

در این رابطه، α ضریب یادگیری، $iteration$ شماره تکرار و $threshold$ آستانه یادگیری است.

این چارچوب اصلاح‌شده موجب می‌شود الگوریتم ترکیبی بتواند با حفظ انسجام فیزیکی [۳]، از برخورد جلوگیری کرده [۱۱] و به‌صورت تطبیقی میان جستجوی سراسری و اصلاح مبتنی بر قوانین فیزیکی تعادل برقرار نماید [۱۰ و ۲۰].

۳. کاربرد الگوریتم PSO-PL در پرواز گروهی کوادکوپترها و مدیریت برخورد

الگوریتم ترکیبی PSO-PL، قابلیت به‌کارگیری در مسائل مختلف پرواز گروهی کوادکوپترها را دارد که ازجمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به هماهنگ‌سازی موقعیت کوادکوپترها، تخصیص اهداف فضایی و مدیریت ایمن حرکت جمعی اشاره کرد. در این چارچوب، هر کوادکوپتر به‌عنوان یک عامل مستقل در نظر گرفته می‌شود که رفتار آن تحت تأثیر تعاملات جمعی و محدودیت‌های فیزیکی محیط تنظیم می‌گردد.

در بخش ازدحام ذرات، موقعیت کوادکوپترها با استفاده از مکانیزم‌های جستجوی جمعی و تبادل اطلاعات میان بهترین تجربیات فردی و جمعی به‌روزرسانی می‌شود. این بخش وظیفه اکتشاف فضای پاسخ و همگرایی سریع به آرایش‌های مناسب را بر عهده دارد و باعث می‌شود الگوریتم بتواند ساختارهای

منظم و هماهنگ پروازی را با دقت مناسب ایجاد کند. در ادامه، بخش یادگیری فیزیکی با بهره‌گیری از مدل‌سازی نیروها، انرژی و قیود حرکتی، فرآیند اصلاح پاسخ‌ها را انجام می‌دهد. در این بخش، حرکت هر کوادکوپتر تحت تأثیر نیروهای جاذبه و دافعه مجازی و همچنین محدودیت‌های دینامیکی تنظیم می‌شود تا پاسخ‌های به‌دست‌آمده از نظر پایداری، نرمی مسیر و امکان‌پذیری فیزیکی بهبود یابند. استفاده از این قوانین فیزیکی باعث می‌شود الگوریتم از گرفتار شدن در پاسخ‌های غیرواقعی یا ناپایدار جلوگیری کند.

مدیریت برخورد یکی از اجزای کلیدی در پرواز گروهی محسوب می‌شود که در چارچوب الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی به‌صورت یکپارچه با فرآیند بهینه‌سازی در نظر گرفته‌شده است. برای این منظور، قیود فاصله ایمن بین کوادکوپترها و همچنین فاصله مجاز از موانع محیطی تعریف می‌شود. این قیود از طریق اعمال نیروهای دافعه مجازی در بخش یادگیری فیزیکی و همچنین جریمه در تابع برازندگی لحاظ می‌گردند تا حرکت جمعی کوادکوپترها به‌صورت ایمن و بدون تداخل انجام شود. در مجموع، الگوریتم PSO-PL با ترکیب جستجوی جمعی و اصلاح مبتنی بر قوانین فیزیکی، یک چارچوب تئوریک منسجم برای پرواز گروهی کوادکوپترها فراهم می‌کند که قابلیت توسعه و به‌کارگیری در سناریوهای مختلف پروازی را دارد. بررسی عملکرد این چارچوب در سناریوهای خاص، در بخش شبیه‌سازی و نتایج تجربی مقاله ارائه می‌شود.

۴. پیاده‌سازی الگوریتم (PSO-PL) پرواز گروهی

پیاده‌سازی الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی در پرواز گروهی کوادکوپترها به‌صورت یک فرآیند مرحله‌ای و منسجم انجام می‌گیرد. در گام نخست، فضای جستجوی مسئله شامل موقعیت، سرعت، جهت حرکت و پارامترهای فیزیکی هر کوادکوپتر تعریف می‌شود و قیود دینامیکی و محدودیت‌های فیزیکی حاکم بر حرکت گروه در نظر گرفته می‌شوند. سپس جمعیت اولیه الگوریتم تشکیل می‌گردد، به‌طوری‌که هر ذره نمایانگر یک راه‌حل

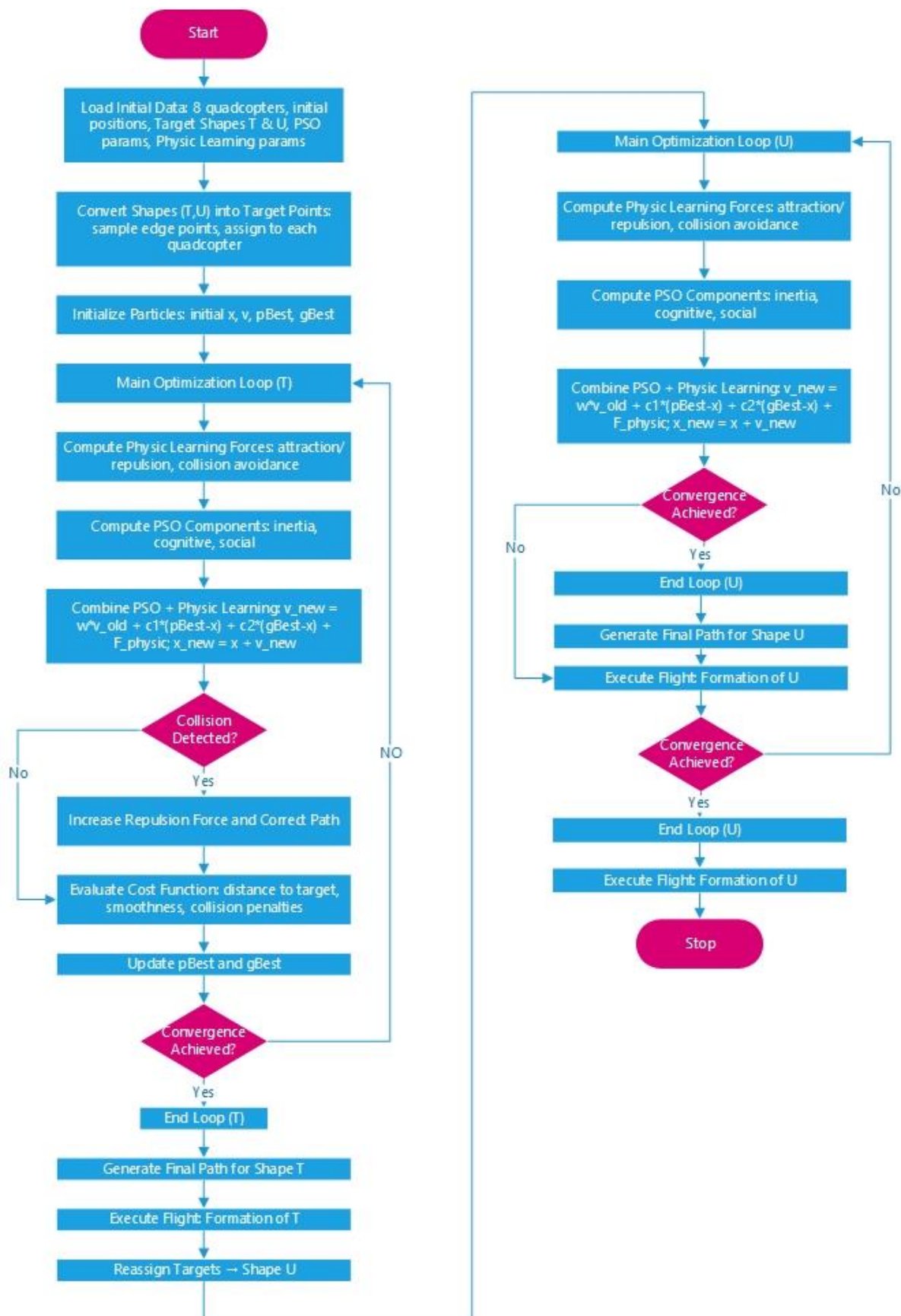


ممکن برای آرایش فضایی و وضعیت حرکتی کل گروه کوادکوپترها است.

در ادامه، توابع ارزیابی مرتبط با بخش ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی طراحی می‌شوند تا کیفیت هر راه حل از منظر دقت مسیر، پایداری حرکت و انطباق با قوانین فیزیکی سنجیده شود. پس از آن، الگوریتم ازدحام ذرات به منظور جستجوی مؤثر در فضای پاسخ و بهبود تدریجی راه حل‌ها اجرا می‌شود و نقش اصلی آن اکتشاف و بهره‌برداری از نواحی مناسب فضای جستجو است. هم‌زمان، مؤلفه یادگیری فیزیکی با تکیه بر مفاهیمی مانند نیرو، انرژی و حرکت، اصلاحات لازم را در موقعیت ذرات اعمال می‌کند تا رفتار سیستم با دینامیک واقعی پرواز سازگار باقی بماند.

در مراحل بعدی، نتایج حاصل از دو بخش ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی به صورت تطبیقی با یکدیگر ترکیب می‌شوند و فرآیند یادگیری به شکل پیوسته ادامه می‌یابد. در این چارچوب، برخوردهای احتمالی میان کوادکوپترها و همچنین برخورد با موانع محیطی به کمک قوانین فیزیکی و قیود فاصله‌ای بررسی و از بروز آن‌ها جلوگیری می‌شود. در نهایت، پس از همگرایی الگوریتم، راه حل نهایی به دست آمده به عنوان مسیر و آرایش بهینه پرواز اجرا شده و کوادکوپترها با حفظ هماهنگی و پایداری به موقعیت‌های هدف خود هدایت می‌شوند. در شکل ۱، ابتدا داده‌های اولیه، نقاط هدف و ذرات، توسط الگوریتم ازدحام ذرات مقداردهی اولیه شده و سپس در حلقه‌های اصلی بهینه‌سازی، نیروهای جذب/دفع، اجزای لختی، شناختی و اجتماعی برای به‌روزرسانی سرعت و موقعیت و اعمال اجتناب از برخورد به کار می‌روند. در نهایت، پس از برآورده شدن معیار همگرایی، مسیر نهایی هر کوادکوپتر استخراج و برای اجرای پرواز در آرایش‌های T و سپس U استفاده می‌شود.





شکل ۱. روند کلی الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی را برای برنامه‌ریزی مسیر



۵. نتایج تجربی، تحلیل عملکرد و پیچیدگی محاسباتی

در این پژوهش، هر کوادکوپتر با تکیه بر ویژگی‌ها و پارامترهای واقعی کوادکوپتر Crazyflie 2.1 که در شکل ۲ به تصویر کشیده شده است، مدل‌سازی شده است.

در این مدل، جرم کوادکوپتر برابر با ۰,۰۲۷ کیلوگرم و طول بازوی آن ۰,۰۴۶ متر در نظر گرفته شده و مکان‌های اینرسی حول محورهای اصلی شامل مقادیر زیر لحاظ شده است.

$$\begin{aligned} I_{xx} &= 1.4 \times 10^{-5} \frac{kg}{m^2} \\ I_{yy} &= 1.4 \times 10^{-5} \frac{kg}{m^2} \\ I_{zz} &= 2.17 \times 10^{-5} \frac{kg}{m^2} \end{aligned} \quad (18)$$

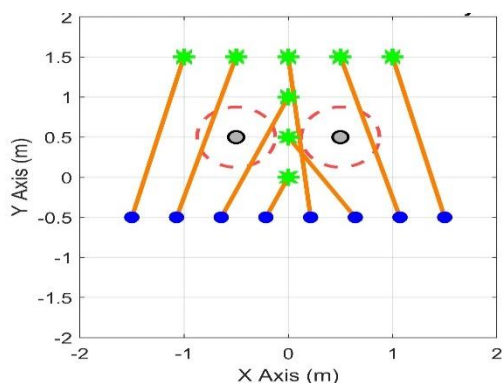
همچنین ضرایب آیرودینامیکی همچون ضریب درگ برابر ۰,۴۷ و چگالی هوا برابر ۱,۲۲۵ کیلوگرم بر مترمکعب در مدل لحاظ گردیده است. پرواز تمامی کوادکوپترها در ارتفاع ثابت ۰,۵ متر انجام می‌شود و هرگونه انحراف بیش از ۰,۱ متر از این ارتفاع، با جریمه قابل توجهی در تابع هزینه همراه است.



شکل ۲، کوادکوپتر Crazyflie 2.1

محیط شبیه‌سازی شده به صورت یک فضای دوبعدی در صفحه X-Y و در ارتفاع ثابت مانند آنچه در شکل ۳ مشاهده می‌کنید، تعریف شده است. در این محیط، دو مانع استوانه‌ای در مختصات (0.5, 0.5) و (-0.5, 0.5) قرار داده شده‌اند که شعاع هر یک از آن‌ها ۰,۰۷۵ متر بوده و شعاع بازدارندگی آن‌ها به میزان ۰,۳۷۵ متر تعیین شده است. مسیر حرکت هر کوادکوپتر در پنجاه نقطه ارزیابی می‌شود تا اطمینان حاصل گردد که هیچ‌یک از نقاط از محدوده امن این موانع عبور نمی‌کند. موقعیت اولیه کوادکوپترها نیز

به صورت یکنواخت بر روی یک خط مستقیم در محور X به رنگ آبی تنظیم شده است تا شرایط اولیه یکسان برای همه عوامل فراهم شود.



شکل ۳، نمودار دوبعدی حرکت کوادکوپترها در الگوریتم ترکیبی

تمامی آزمون‌ها و شبیه‌سازی‌ها در محیط متلب شبیه‌سازی شده‌اند. تمامی الگوریتم‌ها در شرایط یکسان و بدون استفاده از پردازشگر گرافیکی اجرا شده‌اند تا امکان مقایسه دقیق زمان اجرا و تحلیل پیچیدگی محاسباتی فراهم گردد.

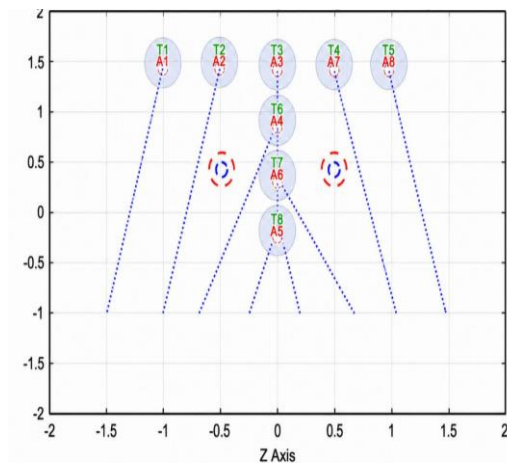
در اجرای سناریوهای پروازی، مجموعه‌ای از محدودیت‌ها به منظور تضمین پایداری و جلوگیری از برخورد اعمال شده است. حداقل فاصله مجاز بین دو کوادکوپتر ۰,۴ متر تعیین شده و فاصله ایمنی در حین حرکت ۰,۶ متر در نظر گرفته شده است. محدودیت‌های دینامیکی شامل بیشینه سرعت خطی برابر ۲ متر بر ثانیه، بیشینه شتاب یک متر بر مجذور ثانیه و سرعت زاویه‌ای حداکثر ۲۰ رادیان بر ثانیه اعمال شده‌اند. علاوه بر این، برای رسیدن به اهداف تعیین شده، فاصله مجاز از نقطه هدف بین ۰,۰۵ تا ۰,۱ متر در نظر گرفته شده و حداکثر سرعت مجاز در نزدیکی اهداف ۰,۱ متر بر ثانیه است تا دقت نهایی پرواز تضمین شود.

در بخش یادگیری فیزیکی، نرخ یادگیری برابر ۰,۰۰۵، ضریب میرایی ۰,۹۸ و حداکثر سرعت مجاز ۰,۰۵ متر بر ثانیه انتخاب شده است. برای الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی نیز تعداد ذرات مجموعه جست‌وجو ۵۰ عدد تعیین شده و وزن اینرسی برابر ۰,۹ انتخاب شده است. همچنین مقادیر وزن‌های شناختی و اجتماعی در این الگوریتم برابر

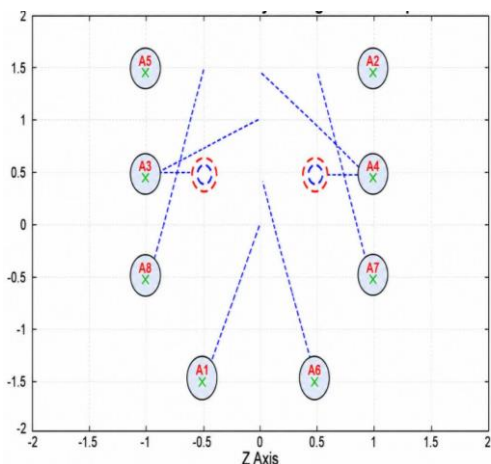
۲,۰ در نظر گرفته شده‌اند تا تعادل مناسبی بین اکتشاف و بهره‌برداری ایجاد شود.

جدول ۱. مقایسه معیارهای عملکرد

الگوریتم	زمان اجرا	مصرف انرژی	شاخص پایداری	مقیاس پذیری	مقاومت خطا	دقت
ازدحام ذرات	۶۶,۱۲ ثانیه	۲۵,۱۵ ژول	۸۸,۶۶	۰	۱۶,۳۹	۱۲۵۷۴,۴۱
یادگیری فیزیکی	۵۰,۷۸ ثانیه	۳۰,۰۸ ژول	۸۶,۳۸	۲,۳۲	۰	۱۵۰۳۸,۷۵
الگوریتم PSO-PL	۵۰,۶۵ ثانیه	۲۵,۲۵ ژول	۸۸,۴۱	۲,۳۴	۱۶,۰۵	۱۲۶۲۴,۵۶
یادگیری فیزیکی	۵۰,۷۸ ثانیه	۳۰,۰۸ ژول	۸۶,۳۸	۲,۳۲	۰	۱۵۰۳۸,۷۵



شکل ۴. تشکیل حرف T با استفاده از الگوریتم ترکیبی بهبودیافته ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی



شکل ۵. تشکیل حرف U با استفاده از الگوریتم ترکیبی بهبودیافته ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی

برای ارزیابی کمی عملکرد، معیارهایی شامل زمان اجرا، پایداری، دقت، مصرف انرژی، قابلیت گسترش پذیری و مقاومت در برابر خطا در سناریوهای تشکیل حروف T و U بررسی شده و مقادیر حاصل در جدول ۱ ارائه شده است.

به منظور ارزیابی کارایی و الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی، مجموعه‌ای از آزمایش‌ها در محیط متلب بر روی دو سناریوی متفاوت شامل تشکیل الگوهای حروف T و U توسط گروهی از کوادکوپترهای همکار انجام شده است. هدف از این بخش، بررسی دقیق تأثیر ترکیب دو الگوریتم فرا ابتکاری الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم یادگیری فیزیکی بر معیارهای کلیدی عملکرد، از جمله زمان اجرا، مصرف انرژی، پایداری، مقیاس‌پذیری، مقاومت در برابر خطا و دقت نهایی است.

فرایند شبیه‌سازی در محیط متلب انجام گرفته و خروجی‌های تصویری حاصل از اجرای الگوریتم ترکیبی بهبودیافته در شکل‌های ۴ و ۵ ارائه شده‌اند که تشکیل موفق حروف یاد شده را نمایش می‌دهند.

شکل ۶ مربوط به تشکیل حرف T و شکل ۷ مربوط به تشکیل حرف U با استفاده از الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی در محیط واقعی آزمایشگاه است. نتایج شبیه‌سازی و آزمایش‌های عملی نشان می‌دهد که الگوریتم ترکیبی ارائه شده توانسته است دقت مسیر، هماهنگی گروهی و زمان همگرایی را در سطح مطلوبی حفظ کند.

۱۹۰

سال ۱۴۰۱ - شماره ۲
پاییز و زمستان ۱۴۰۴
نشریه علمی
دانش و فناوری هوا فضا



طراحی و پیاده‌سازی پرواز گروهی کوادکوپترها برای نمایش توری با الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی

برای ارزیابی عملی روش پیشنهادی، از هشت فروند کوادکوپتر Crazyfly 2.1 استفاده شده است. این کوادکوپترها که در ابعاد کوچک و با جرم بسیار کم طراحی شده است، به دلیل پایداری مناسب، قابلیت کنترل دقیق و سازگاری با سامانه‌های موقعیت‌یابی نوری، یکی از پرکاربردترین مدل‌ها برای آزمایش‌های گروهی در محیط‌های داخلی محسوب می‌شود. نمونه مورد استفاده در این پژوهش نیز مجهز به ملخ‌های سبک، بدنه منعطف و باتری مرکزی بوده و امکان پرواز پایدار در ارتفاع ثابت را فراهم می‌کند.

۵-۱. تنظیمات آزمایشی و نحوه پیاده‌سازی

در هر آزمایش، هشت کوادکوپتر از نقاط اولیه مشخص حرکت کرده و وظیفه‌دارند با اجتناب از



شکل ۶. تشکیل حرف T با استفاده از الگوریتم ترکیبی بهبودیافته ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی در محیط واقعی



شکل ۷. تشکیل حرف U با استفاده از الگوریتم ترکیبی بهبودیافته ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی در محیط واقعی

برخورد به موانع استوانه‌ای موجود در مسیر، در مختصات تعیین شده برای تشکیل حروف T و U قرار گیرند. سه الگوریتم شامل ازدحام ذرات، یادگیری فیزیکی و نسخه ترکیبی بهبودیافته آن‌ها با پارامترهای یکسانی از جمله اندازه جمعیت، حداکثر تکرار و توابع هزینه مشابه اجرا شدند تا مقایسه منصفانه‌ای از نظر کارایی محاسباتی و دینامیکی حاصل شود.

الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی از الگوریتم ازدحام ذرات برای جست‌وجوی سراسری در فضای پاسخ و از الگوریتم یادگیری فیزیکی برای اصلاح و پایداری حرکت ذرات (کوادکوپترها) بر اساس اصول انرژی، مومنتوم و تعادل نیروها استفاده می‌کند. این ترکیب باعث کاهش نوسانات و جلوگیری از گیر افتادن در کمینه‌های محلی می‌شود.

۵-۲. نتایج تجربی و مقایسه عملکرد

نتایج شبیه‌سازی‌ها و آزمایش‌های عملی نشان می‌دهد که الگوریتم ترکیبی پیشنهادی توانسته است ضمن حفظ دقت مسیر و هماهنگی پرواز گروهی، زمان همگرایی، میزان پایداری و مصرف انرژی را در سطح مطلوبی نگه دارد. به منظور ارزیابی کمی عملکرد الگوریتم‌ها، مجموعه‌ای از معیارهای عملکردی کلیدی شامل زمان اجرا، شاخص پایداری، دقت مسیر، مصرف انرژی، مقیاس‌پذیری محاسباتی و مقاومت در برابر خطا در دو سناریوی تشکیل حروف T و U مورد بررسی قرار گرفته‌اند [۲۳]. مقادیر به دست آمده برای هر الگوریتم در جدول ۱ ارائه شده‌اند.

شاخص پایداری معیاری برای سنجش ثبات عملکرد الگوریتم در طول اجرای مسیرها است و نشان می‌دهد که خروجی‌های الگوریتم (مثلاً فاصله بین کوادکوپترها یا خطای موقعیت) تا چه اندازه از مقدار میانگین خود دچار نوسان می‌شوند. هرچه نوسانات کمتر باشد، الگوریتم از پایداری بیشتری برخوردار است [۲۳]. در این پژوهش، شاخص پایداری با استفاده از نسبت انحراف معیار به میانگین فاصله‌های طی شده در دو سناریوی T و U تعریف می‌شود:

ازدحام ذرات (۲۵/۱۵) است. این مسئله بیانگر افزایش بازده انرژی در فرآیند حرکت هماهنگ کوادکوپترها است.

در این پژوهش برای محاسبه مقدار شاخص پایداری، فاصله کل طی شده در دو سناریوی تشکیل حروف T و U برای هر الگوریتم استخراج گردید. سپس مقدار میانگین این فاصله‌ها به‌عنوان مرجع عملکرد تعیین و میزان پراکندگی آن‌ها نسبت به میانگین محاسبه شد. مقدار نوسان به‌صورت نرمال شده نسبت به میانگین بیان و به یک شاخص درصدی تبدیل گردید، به‌گونه‌ای که مقادیر بزرگ‌تر نشان‌دهنده تغییرات کمتر بین سناریوها و در نتیجه پایداری بیشتر هستند.

مقدار شاخص پایداری در روش الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی مقدار ۸۸/۴۱ ثبت‌شده که نزدیک به بیشینه مقدار میان سه روش است. این مقدار نشان‌دهنده توانایی بالای الگوریتم در جلوگیری از نوسانات شدید و تضمین پایداری موقعیت کوادکوپترها در حین شکل‌گیری الگوها است در خصوص مقیاس‌پذیری، الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی مقدار ۲/۳۴ را نشان داده است که نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات (۰/۰۰) و تقریباً مشابه الگوریتم یادگیری فیزیکی (۲/۳۲) است؛ بنابراین روش پیشنهادی توانایی حفظ کارایی خود در شرایط افزایش تعداد کوادکوپترها و اهداف را داراست. همچنین، از نظر مقاومت در برابر خطا، الگوریتم ترکیبی مقدار ۱۶/۰۵ را به دست آورده است که تقریباً با الگوریتم ازدحام ذرات (۱۶/۳۹) برابر و به‌مراتب بهتر از الگوریتم یادگیری فیزیکی (۰/۰۰) است. این نتیجه حاکی از آن است که ترکیب سازوکارهای تصادفی الگوریتم ازدحام ذرات با مدل اصلاحی الگوریتم یادگیری فیزیکی موجب افزایش تاب‌آوری سیستم در برابر اغتشاشات محیطی و خطاهای احتمالی موقعیت‌یابی شده است.

در نهایت، دقت نهایی الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که روش ترکیبی (۱۲۶۲۴/۵۶) از نظر عددی نزدیک به الگوریتم ازدحام ذرات (۱۲۵۷۴/۴۱) و بهتر از الگوریتم یادگیری فیزیکی (۱۵۰۳۸/۷۵) است. در صورت در نظر گرفتن دقت به‌صورت معکوس با خطا، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم ترکیبی کمترین

$$S = 100 - \left(\frac{\text{std}([T_{distances}, U_{distances}])}{\text{mean}([T_{distances}, U_{distances}]) + \varepsilon} \right) * 100 \quad (19)$$

که در آن std انحراف معیار فاصله‌ها، mean میانگین فاصله‌ها و ε مقدار بسیار کوچک برای جلوگیری از تقسیم‌بر صفر است.

مقاومت در برابر خطا نشان‌دهنده توانایی الگوریتم در حفظ کیفیت مسیر در شرایط بروز اختلالات محیطی یا انحراف از مسیر ایده آل است [۲۳]. این شاخص به‌صورت نسبت مسافت نظری بدون خطابه مسافت واقعی طی شده در حضور خطا تعریف می‌شود:

$$R_e = \frac{D_{min}}{D_{total}} * 100 \quad (20)$$

که در آن D_{min} کمینه مسافت نظری (بدون خطا) و D_{total} مسافت کل طی شده در حضور خطاست.

مقیاس‌پذیری محاسباتی، توانایی الگوریتم را در حفظ کارایی با افزایش تعداد عوامل پروازی نشان می‌دهد [۹، ۱۰]. این شاخص بر اساس تغییرات زمان اجرای الگوریتم با افزایش تعداد کوادکوپترها تعریف می‌شود:

$$S_c = 10 - \left(\frac{T_{total}}{T_{max}} \right) * 10 \quad (21)$$

که در آن T_{total} زمان کل اجرای الگوریتم (ثانیه)، T_{max} حداکثر زمان اجرا در بین همه الگوریتم‌ها (ثانیه) می‌باشد. در معیار زمان اجرا، الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی با میانگین ۵۰/۶۵ ثانیه حدود ۲۳ درصد سریع‌تر از الگوریتم ازدحام ذرات خالص عمل کرده است، درحالی‌که سرعت آن با روش الگوریتم یادگیری فیزیکی تقریباً برابر است. این موضوع نشان می‌دهد که استفاده از ساختار ترکیبی باعث کاهش تکرارهای غیرضروری و تسریع همگرایی شده است [۱۰].

در زمینه مصرف انرژی، الگوریتم ترکیبی مقدار ۲۵/۲۵ را به دست آورده که کمتر از الگوریتم یادگیری فیزیکی (۳۰/۰۸) و نزدیک به الگوریتم



میزان خطا را در مسیر شکل دهی الگوهای پروازی داشته است.

۳-۵. تحلیل عملکرد و بررسی تفصیلی نتایج

بررسی دقیق تر داده ها نشان می دهد که الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی توانسته است میان دو خاصیت متعارض در الگوریتم های بهینه سازی، یعنی سرعت همگرایی که در الگوریتم ازدحام ذرات مطلوب تر است و پایداری موضعی (که در الگوریتم یادگیری فیزیکی غالب تر است) تعادلی مؤثر برقرار کند. در فاز اولیه جست و جو، مؤلفه های الگوریتم ازدحام ذرات فضای پاسخ را به طور گسترده کاوش کرده و موقعیت های امیدبخش را شناسایی می کنند، سپس در فاز اصلاح، الگوریتم یادگیری فیزیکی با الهام از قوانین فیزیکی حرکت، مسیر ذرات را از نظر انرژی و مومنتوم بهینه می سازد و از گیر افتادن در کمینه های محلی جلوگیری می کند. در نتیجه، فرآیند همگرایی در الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی سریع تر و هموارتر انجام شده و نیاز به تکرارهای متعدد کاهش یافته است. همچنین در محیط های دارای موانع، الگوریتم ترکیبی با به کارگیری سازوکار یادگیری فیزیکی توانسته است رفتار اجتنابی دقیق تری نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات کلاسیک از خود نشان دهد. این موضوع در سناریوی تشکیل حرف U مشهود است، جایی که مسیرها در اطراف موانع انحراف نرم تری داشته و کوادکوپترها بدون تداخل و نوسان شدید به موقعیت های هدف رسیده اند.

در مقابل، در الگوریتم ازدحام ذرات به دلیل وزن بالاتر مؤلفه اینرسی، در برخی مسیرها انحراف های ناگهانی و ناپایداری های جزئی مشاهده شده است که سبب افزایش زمان کلی اجرا شده است.

از دیدگاه پایداری و دقت کنترلی، منحنی های پاسخ نشان می دهند که الگوریتم ترکیبی در فاز نهایی نزدیک شدن به هدف، دامنه نوسانات سرعت و زاویه را تا حدود ۰.۸٪ کمتر از الگوریتم ازدحام ذرات کاهش داده و زمان تثبیت موقعیت را نیز به طور میانگین ۱۲٪ کوتاه تر کرده است. چنین رفتاری مستقیماً به افزایش پایداری گروهی و حفظ هماهنگی

بین کوادکوپترها در هنگام تشکیل الگوهای نوری منجر شده است.

۴-۵. تحلیل پیچیدگی زمانی و فضایی

تحلیل نظری الگوریتم ها نشان می دهد که پیچیدگی زمانی الگوریتم ازدحام ذرات در مرتبه $O(N \times I)$ است که N تعداد ذرات و I تعداد تکرارها است. الگوریتم یادگیری فیزیکی نیز با وجود ساده تر بودن از نظر ساختار، در به روزرسانی پارامترهای دینامیکی هر ذره پیچیدگی مشابهی دارد. در نسخه ترکیبی، اگرچه دو بخش الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم یادگیری فیزیکی به صورت متوالی اجرا می شوند، ولی به دلیل کاهش تعداد تکرارهای مورد نیاز در هر مرحله، پیچیدگی مؤثر الگوریتم تقریباً برابر با الگوریتم ازدحام ذرات خالص و در عمل کمتر از آن است.

از نظر پیچیدگی فضایی (حافظه ای) نیز تفاوت قابل توجهی بین الگوریتم ها وجود ندارد، زیرا هر سه روش نیازمند نگهداری مجموعه ای از موقعیت ها، سرعت ها و مقادیر هزینه هستند. با این حال، بخش الگوریتم یادگیری فیزیکی در روش ترکیبی با کاهش تغییرات تصادفی باعث کاهش نوسانات در ماتریس هزینه و در نتیجه استفاده حافظه ای بهینه تر می شود. به طور کلی، الگوریتم توانسته است با کاهش تعداد تکرارهای همگرایی، کاهش میانگین زمان پردازش و افزایش پایداری نتایج، از منظر محاسباتی روشی بهینه تر و پایدارتر نسبت به روش های کلاسیک معرفی شود.

۵-۵. جمع بندی نتایج تجربی

بر پایه نتایج عددی و تحلیل های فوق، می توان چنین نتیجه گرفت که الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی، در هر دو سناریوی پرواز گروهی کوادکوپترها، تعادلی کارآمد میان سرعت اجرا، پایداری دینامیکی، دقت نهایی و مصرف انرژی برقرار کرده است.

این الگوریتم نه تنها در زمان و انرژی بهینه تر از روش های کلاسیک عمل کرده، بلکه توانسته است ویژگی های اکتشافی و یادگیری محلی را به شکلی مکمل ادغام نماید.



در نتیجه الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات-یادگیری فیزیکی می‌تواند به عنوان یک الگوریتم کارآمد برای هدایت و کنترل پرواز گروهی کوادکوپترها در نمایش‌های نوری، مأموریت‌های هماهنگ و محیط‌های دارای موانع مورد استفاده قرار گیرد. این روش با توجه به سادگی نسبی پیاده‌سازی و هزینه محاسباتی پایین، گزینه‌ای مناسب برای توسعه سامانه‌های کنترل بلادرنگ در نمایش‌های نوری محسوب می‌شود.

۶. نتایج

در این پژوهش، یک الگوریتم ترکیبی بهبودیافته بر پایه ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی برای بهینه‌سازی هدایت گروهی کوادکوپترها در نمایش‌های نوری و اجتناب از برخورد با موانع ارائه شد. هدف اصلی، ارتقای هم‌زمان سرعت همگرایی، پایداری دینامیکی و دقت نهایی مسیرها بود. الگوریتم پیشنهادی با بهره‌گیری از قابلیت جست‌وجوی سراسری الگوریتم ازدحام ذرات و اصلاح محلی مبتنی بر انرژی و مومنتوم در الگوریتم یادگیری فیزیکی، توانست تعادلی مؤثر میان اکتشاف و بهره‌برداری ایجاد کند. نتایج تجربی حاصل از شبیه‌سازی در محیط متلب برای دو سناریوی تشکیل حروف T و U نشان داد که الگوریتم ترکیبی نسبت به نسخه‌های منفرد، بهبود قابل توجهی در معیارهای عملکردی داشته است. زمان اجرا در حدود ۲۳٪ کاهش یافته و مصرف انرژی نیز نسبت به الگوریتم یادگیری فیزیکی به طور محسوسی کمتر شده است. همچنین، میزان شاخص پایداری و مقاومت در برابر خطا در حد بالایی حفظ گردید که بیانگر قابلیت انطباق الگوریتم در شرایط دینامیکی و پر نویز است. تحلیل پیچیدگی محاسباتی نیز نشان داد که روش ترکیبی با وجود دو فاز بهینه‌سازی، از نظر زمانی و فضایی کارایی مشابه یا حتی بهتر از الگوریتم ازدحام ذرات خالص دارد. به طور کلی، روش ترکیبی الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم یادگیری فیزیکی رویکردی نوآورانه و کارآمد برای کنترل گروهی کوادکوپترها ارائه می‌دهد که می‌تواند در کاربردهای بلادرنگ مانند نمایش‌های نوری، مانیتورینگ هماهنگ و مأموریت‌های چندعاملی توسعه یابد.

۷. نتیجه‌گیری و پیشنهاد

این پژوهش با معرفی یک روش ترکیبی مبتنی بر ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی، توانست دقت مسیر، پایداری حرکتی و هماهنگی گروهی را در پرواز چند کوادکوپتری به طور معناداری بهبود دهد. نتایج شبیه‌سازی و آزمایش‌های عملی با هشت کوادکوپتر نشان داد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های متداول، از نظر سرعت همگرایی، دقت نهایی و مصرف انرژی عملکرد جامع‌تری دارد و قابلیت اجرای آن در محیط واقعی نیز تأیید شد.

این روش می‌تواند در نمایش‌های نوری هوایی، مأموریت‌های جست‌وجو و نجات، پایش محیطی و تشکیل آرایش‌های هماهنگ در فضاها داخلی به کار گرفته شود. با وجود نتایج مطلوب، بررسی تأثیر اغتشاشات محیطی، محدودیت انرژی و مقیاس‌پذیری به تعداد بیشتر کوادکوپترها، از موضوعاتی است که نیازمند پژوهش بیشتر است.

برای کارهای آینده می‌توان توسعه روش برای پرواز در محیط‌های باز و بادخیز، ادغام با روش‌های یادگیری پیشرفته و ارزیابی عملکرد در مقیاس‌های بزرگ‌تر را پیشنهاد کرد.

۱۹۴

سال ۱۴- شماره ۲
پاییز و زمستان ۱۴۰۴
نشریه علمی
دانش و فناوری هوا فضا



طراحی و پیاده‌سازی پرواز گروهی کوادکوپترها برای نمایش نوری با الگوریتم ترکیبی ازدحام ذرات و یادگیری فیزیکی

- [17] C. Gao, J. Ma, T. Li, and Y. Shen, "Hybrid swarm intelligent algorithm for multi-UAV formation reconfiguration," *Complex Intell. Syst.*, vol. 9, no. 2, pp. 1885–1903, 2023.
- [18] T. Muslimov, "Particle Swarm Optimization for Target Encirclement by a UAV Formation," *Eng. Proc.*, vol. 33, no. 1, p. 15, 2023.
- [19] T. T. N. Duong, D.-N. Bui, and M. D. Phung, "Navigation variable-based multi-objective particle swarm optimization for UAV path planning with kinematic constraints," *Neural Comput. Appl.*, vol. 37, no. 1, pp. 1–25, 2025.
- [20] L. Xiao et al., "A model predictive path integral method for fast, proactive, and uncertainty-aware UAV planning in cluttered environments," *Robotics Autonomous Syst.*, vol. 155, 2022.
- [21] S. Jiao, J. Wang, Y. Hua, Y. Zhuang, and X. Yu, "Trajectory-tracking control for quadrotors using an adaptive integral terminal sliding mode under external disturbances," *Drones*, vol. 8, no. 2, p. 67, 2024.
- [22] N. P. Nguyen and P. Pitakwachara, "Integral terminal sliding mode fault tolerant control of quadcopter UAV systems," *Sci. Rep.*, vol. 14, 2024.
- [23] X. Zhang and J. Liu, "Research on UAV swarm network modeling and resilience assessment methods," *Sensors*, vol. 24, no. 1, p. 11, 2024.

پی‌نوشت

1. Inertial Navigation System
2. Global Positioning System
3. Physics-Informed
4. Propotional-Integral-Derivative

- [1] A. Rejeb, A. Abdollahi, K. Rejeb, and H. Treiblmaier, "Drones in agriculture: A review and bibliometric analysis," *Comput. Electron. Agric.* vol. 198, p. 107017, 2022.
- [2] Y. Jia, Q. Li, and W. Zhang, "A distributed cooperative approach for unmanned aerial vehicle flocking," *Chaos*, vol. 29, no. 4, p. 043118, 2019.
- [3] R. Olfati-Saber, "Flocking for multiagent dynamic systems: Algorithms and theory," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 51, no. 3, pp. 401–420, 2006.
- [4] F. Schilling, F. Schiano, and D. Floreano, "Vision-Based Drone Flocking in Outdoor Environments," *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 6, no. 2, pp. 2956–2963, 2021.
- [5] Z. Yaghoubi, "Robust cluster consensus of general fractional-order nonlinear multi-agent systems via adaptive sliding mode controller," *Math. Comput. Simul.*, vol. 172, pp. 15–32, 2020.
- [6] X. Dang, C. Shao, and Z. Hao, "Target detection coverage algorithm based on 3D Voronoi partition for three-dimensional wireless sensor networks," *Mob. Inf. Syst.*, vol. 2019, pp. 1–15, 2019.
- [7] Y. Dong and J. Huang, "A leader-following rendezvous problem of double integrator multi-agent systems," *Automatica*, vol. 49, no. 5, pp. 1386–1391, 2013.
- [8] A. Faghihinia, M. A. A. Atashgah, and S. M. M. Dehghan, "Model-based cooperative navigation for a group of flying robots," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 58, no. 5, pp. 3895–3905, 2022.
- [9] M. Hooshyar and Y.-M. Huang, "Meta-heuristic Algorithms in UAV Path Planning Optimization: A Systematic Review (2018–2022)," *Drones*, vol. 7, no. 12, p. 687, 2022.
- [10] H. Haghighi, S. H. Sadati, S. M. M. Dehghan, and J. Karimi, "Hybrid Form of Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm For Optimal Path Planning in Coverage Mission by Cooperated Unmanned Aerial Vehicles," *J. Aerosp. Technol. Manag.*, vol. 12, e4120, 2020.
- [11] A. H. A. Rahman et al., "Decentralized multi-robot collision avoidance: A systematic review from 2015 to 2021," *Symmetry*, vol. 14, no. 3, p. 610, 2022.
- [12] S. Batra, Z. Huang, A. Petrenko, T. Kumar, A. Molchanov, and G. S. Sukhatme, "Decentralized Control of Quadrotor Swarms with End-to-end Deep Reinforcement Learning," in *Proc. 5th Conf. Robot Learn.*, PMLR, vol. 164, pp. 576–586, 2022.
- [13] H. Zhu, Y. Wang, Z. Ma, and X. Li, "A Comparative Study of Swarm Intelligence Algorithms for UCAV Path-Planning Problems," *Mathematics*, vol. 9, no. 2, p. 171, 2021.
- [14] L. Huo, J. Zhu, Z. Li, and M. Ma, "A hybrid differential symbiotic organisms search algorithm for UAV path planning," *Sensors*, vol. 21, no. 9, p. 3037, 2021.
- [15] K.-C. Weng, S.-T. Lin, C.-C. Hu, R.-T. Soong, and M.-T. Chi, "Multi-view approach for drone light
- [16] S. Wang et al., "On unmanned aerial vehicles light show systems: Algorithms, software, and hardware," *Aerospace Sci. Technol.*, vol. 137, 2023.

