زمان‌بندی تک‌هدفه و چندهدفه‌ی فرود هواپیماها در محیط پویا

انسیه توحیدی[۱] اکرم بیگی[۲]

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
e.tohidi@sru.ac.ir

۲ - استادیار- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
akrambeigi@sru.ac.ir

چکیده: امروزه سفرهای هوایی به عنوان یکی از روش‌های حمل و نقل سریع و ایمن، رشد چشمگیری داشته است. بنابراین ایجاد یک ترافیک هوایی روان و زمان بندی مناسب پروازها جهت فرود ایمن و با حداقل انحراف از زمان مطلوب و جلوگیری از اتلاف وقت و هزینه ضروری است. در اکثر پژوهش های انجام شده، مسئله بهینه‌سازی زمان‌بندی فرود هواپیماها ایستا در نظر گرفته شده است. اما این مسئله در جهان واقعی پویا است. اخیرا روش‌های بهینه‌سازی هوش جمعی به دلیل سادگی و کارایی بالا در حل مسائل بهینه‌سازی بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. یکی از آنها، الگوریتم بهینه‌سازی میمیون عنکبوتی است که می‌تواند با تعداد اندک پارامترها، نگهداری تاریخچه‌ی جستجو، کنترل جستجو و گروه‌بندی اعضای جامعه جهت یافتن بهینه در صورت نیاز، نسبت به الگوریتم‌های سنتی این حوزه کارایی بهتری داشته باشد. در این پژوهش، روشی برای زمان‌بندی پویای فرود هواپیماها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی میمیون عنکبوتی و الگوریتم ژنتیک، ارائه شده‌است. روش پیشنهادی بر روی داده های صحت سنجی با فرض یک و چندبانده بودن فرودگاه در حالت تک‌هدفه و داده‌های جهان واقعی در حالت چندهدفه آزمایش شده و نتایج حاصله حاکی از بهبود زمان‌بندی پرواز و کاهش هزینه‌ها بوده است.

واژه‌های کلیدی: زمان‌بندی فرود هواپیماها، محیط پویا، هوش جمعی، الگوریتم بهینه‌سازی میمون عنکبوتی، الگوریتم ژنتیک

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.52547/jiaeee.21.1.149

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۱۷
تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۱۵
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۳۰
نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر اکرم بیگی
نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران – تهران- لویزان- دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی- دانشکده مهندسی کامپیوتر

۱- مقدمه

در دهه های اخیر، افزایش شهرنشینی و افزایش تقاضای سفر محققان را به مسائل حوزه ترافیک و تردد به منظور مدیریت بهینه، کاهش هزینه‌ها و حفاظت بیشتر از محیط زیست علاقه‌مند کرده است [۱]. افزایش تقاضا برای پرواز و دشواری گسترش فرودگاه‌ها یا ساخت فرودگاه جدید، استفاده از حداکثر ظرفیت فرودگاه‌های موجود و زمان‌بندی مناسب پرواز را ضروری می‌سازد [۲]. از این‌رو پژوهشگران بسیاری سعی در ارائه‌ی روش‌های کارا جهت زمان‌بندی فرود هواپیماها[1] (ALP) داشته‌اند. در یک فرودگاه، زمان‌بندی فرود شامل اولویت‌بندی ترتیب فرود، تخصیص باند مناسب به هواپیماها در صورت چندباند بودن فرودگاه و اختصاص یک زمان مناسب به آن‌ها برای فرود است. هدف از زمان‌بندی،کاهش انحراف زمان فرود هواپیماها از زمان مطلوب و در نتیجه کاهش اتلاف وقت، هزینه و استفاده‌ی بهینه از ظرفیت باندها است [۴,۳]. همچنین زمان‌بندی مناسب تاثیر به سزایی در بهینه‌سازی مصرف سوخت دارد و بسیاری از پژوهشگران در حوزه بهینه‌سازی مصرف سوخت‌های فسیلی و راه‌های جلوگیری از هدررفت آنها پژوهش می‌کنند [۵].

بسیاری از مطالعه‌هایی که برای ایجاد یک ترافیک هوایی روان و ایمن صورت گرفته‌است، بر روی زمان‌بندی پرواز متمرکز شده است. مسئله یافتن زمان‌بندی بهینه با توجه به اهداف موردنظر، در دسته مسائل دشوار بهینه سازی قرار می‌گیرد. در ادبیات تحقیق در این حوزه بسیاری از پژوهش‌ها این مسئله را ایستا فرض کرده‌اند. این درحالی است که در دنیای واقعی مسئله‌ای کاملا پویا است. تاکنون روش‌های بهینه‌سازی گوناگونی از جمله روش‌های ریاضی و آماری، الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و همچنین روش‌های الهام گرفته شده از طبیعت برای حل این مسئله ارائه شده است. روش‌های بهینه‌سازی هوش‌جمعی یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی است که برای حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی کاربرد دارد. اصطلاح هوش‌جمعی در سال ۱۹۸۹معرفی شده و بیان‌گر خاصیتی از سیستم است که بر اساس آن رفتار گروهی عامل‌های ساده که به‌صورت محلی با محیط خود در ارتباط هستند منجر به ایجاد الگوهای منسجم، یکپارچه و کارا می‌شود [۶]. با استفاده از هوش‌جمعی امکان حل مسئله به‌صورت گروهی و توزیع‌شده بدون کنترل متمرکز کننده یا تهیه مدل کلی ممکن است. این روش محاسباتی خودسازمانده، بر پایه‌ی رفتار سیستم‌های طبیعی و زندگی گروهی جانداران مطرح شده است [۷].

از نمونه تحقیق‌های صورت گرفته برای زمان‌بندی فرود هواپیماها پژوهش‌های [۸] و [۹] است. در این پژوهش‌ها اولویت هواپیماها به ترتیب از راه رسیدن ثابت فرض شده و مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها، به عنوان یک مسئله‌ی بهینه‌سازی مقید در محیط ایستا به صورت خطی مدل‌سازی ریاضی شده‌است. روش پژوهش [۸] برمبنای برنامه‌نویسی عدد صحیح مختلط و روش تحقیق [۹] مبتنی بر برنامه نویسی پویا است. پژوهش‌های [۱۰] و [۱۱] به اولویت‌بندی هواپیماها و اختصاص باند به آن‌ها در محیط ایستا پرداخته‌اند و بر روی تعیین زمان مناسب برای فرود تمرکزی نداشته‌اند. به طور کلی در دو پژوهش مذکور ابتدا با یک روش اکتشافی، پاسخ اولیه تولید می‌شود و سپس با استفاده از روش‌های جستجوی محلی، همسایگی‌های بهتر جایگزین پاسخ جاری می‌شوند. در پژوهش [۱۲] با رویکرد پویا و با استفاده از جستجوهای محلی و الگوریتم تپه نوردی، روشی برای زمان‌بندی فرود هواپیماها در فرودگاه تک‌باند پیشنهاد شده است. این روش برای فرودگاه‌های چندباند کارایی ندارد. همچنین پژوهش [۳] سه روش تبرید شبیه‌سازی شده، برنامه‌نویسی پویا و جستجوی محلی تکراری را برای اولویت‌بندی هواپیماها در محیط پویا پیشنهاد کرده و یک زمان‌بند ساده و قطعی دارد. روش‌های این پژوهش نیز برای فرودگاه‌های چندباند کاربرد ندارد.

در روش مقاله [۱۳] برای زمان‌بندی فرود هواپیماها به صورت تک‌باند و چندباند، صف هواپیماها جهت فرود بر اساس ترتیب رسیدن مرتب می‌شوند. سپس این صف به زیر مسئله‌های کوچکتر تقسیم شده و جهت بهینه‌سازی اولویت و زمان‌بندی این زیرمسئله‌ها، از یک روش اکتشافی استفاده می‌شود. این پژوهش توانسته‌است زمان اجرا را کاهش دهد اما پویایی محیط را لحاظ نکرده‌است.

به دلیل سادگی، خودسازمانده بودن، انعطاف‌پذیری و قابلیت بالای الگوریتم‌های هوش جمعی[2] در حل مسئله‌های بهینه‌سازی، این روش‌ها در زمان‌بندی فرود هواپیماها نیز مورد توجه واقع شده‌اند. پژوهشگران در تحقیق [۱۴] با ترکیب الگوریتم ژنتیک و جستجوی ممنوعه به عنوان روشی برای جستجوی محلی، راه حلی برای زمان‌بندی فرود هواپیماها در حالت ایستا ارائه کرده‌اند. در پژوهش [۱۵] الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در کنار چند روش جستجوی محلی برای اولویت‌بندی پرواز در محیط ایستا پیشنهاد شده است. اگرچه این پژوهش در کمینه کردن هزینه‌ها به نتایج شایسته‌ای رسیده است اما زمان‌بند استفاده شده پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد. پژوهشگران در تحقیق [۱۶] با استفاده از الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده و جستجوی محلی، زمان‌بندی فرود هواپیماها را مدیریت کرده‌اند. آنها نتایج حاصله خود را با نتایج پژوهش [۱۵] مقایسه کرده و بیان کرده‌اند نتایج با کاهش چشمگیری در زمان اجرا به ازای کاهش اندکی در کیفیت پاسخ‌ها همراه بوده‌اند. تحقیق [۱۷] الگوریتم استعمار رقابتی را برای زمان‌بندی پرواز در محیط ایستا و تک‌بانده پیشنهاد کرده است. اگرچه در مطالعه [۱۸] با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها روشی با در نظر گرفتن پویایی محیط و چندبانده بودن فرودگاه ارائه شده است اما، روش پیشنهادی این پژوهش برای داده‌های مقیاس بزرگ کاربرد نداشته است.

پژوهشگران تحقیق [۱۹] مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها را بر مبنای الگوریتم کرم شب‌تاب برای فرودگاه‌های چندبانده در محیط ایستا حل نموده‌اند. در این پژوهش فرض شده است که هواپیماها در

محل استقرار با محدودیت مواجه هستند. این فرضیه برای موقعیت‌های بسیار نادر صدق می‌کند و در اغلب مواقع محدودیت‌ها باید بر روی شرایط باندها لحاظ شوند. روش تحقیق [۱۹] فقط برروی داده‌های مقیاس کوچک با اندازه‌ی ۶ تا ۱۵ هواپیما آزموده شده‌است.

پژوهش [۲۰] زمان‌بندی پرواز را با فرض وجود اهداف مختلف و چندباندبودن فرودگاه انجام داده است. در این پژوهش از نوع بهبودیافته‌ی الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ذرات استفاده شده‌است. این الگوریتم‌ها توسط محققان پیشین برای حل مسائل چندهدفه پیشنهاد شده‌اند. پژوهش [۲۰] فقط برای محیط‌های ایستا کاربرد دارد.

بررسی پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد برخی پژوهشگران در زمان‌بندی فرود هواپیماها از پرداختن به بخشی از مسئله چشم پوشیده‌اند. بنابراین در روش‌های این محققان یا اولویت بندی هواپیماها مورد توجه واقع شده و یا فقط به تعیین زمان فرود پرداخته‌شده است. برخی محققان روش‌های قطعی را برای حل این مسئله پیشنهاد کرده‌اند که با توجه به پیچیدگی فضای مسئله، نتایج حاصل شده کیفیت مطلوب را نداشته‌است. بعضی پژوهش‌ها نیز محاسبات پیچیده‌ای را برای یافتن پاسخ بهتر متحمل شده‌اند.

برای تعیین زمان فرود نیز برخی یک روش قطعی را مطرح کرده‌اند و همچنین در محاسبات روش های مطرح شده محیط ایستا فرض شده است و پویایی جهان واقعی لحاظ نشده است. بسیاری از پژوهش‌ها نیز فقط برای زمان‌بندی تک‌هدفه کاربرد دارند و در صورت وجود اهداف دیگر کارایی نخواهند داشت. پژوهش‌های دیگری نیز فقط برای فرودگاه تک‌باندە قابل استفاده هستند. در میان پژوهش‌های گذشته تحقیق‌هایی به چشم می‌خورد که راه حل ارائه شده برای داده‌های مقیاس کوچک کاربرد دارند و الگوریتم پیشنهادی برای داده‌های مقیاس بزرگ کارایی خود را از دست خواهند داد.

از اینرو ما در پژوهش جاری روش جدیدی برای زمان‌بندی فرود هواپیماها ارائه کرده‌ایم که در آن اولویت‌بندی هواپیماها بر مبنای الگوریتم میمیون عنکبوتی که نوعی الگوریتم هوش جمعی است، صورت می‌گیرد. الگوریتم میمون عنکبوتی با تعداد اندک پارامترها، نگهداری تاریخچه‌ی جستجو، کنترل دائمی کیفیت جستجو و گروه‌بندی اعضای جامعه در صورت نیاز و رفتار حریصانه در روند بهینه‌سازی، می‌تواند گزینه‌ی مناسبی برای زمان‌بندی پویای هواپیماها با محدودیت زمانی باشد. در این تحقیق برای تخصیص زمان فرود به هواپیماها، ایده‌ی جدید یک بهبوددهنده‌ی ژنتیکی زمان‌بند در کنار یک زمان‌بند ساده‌ی قطعی مطرح شده‌است. این بهبوددهنده در مواقع مناسب اجرا می‌شود. بنابراین نتایج بهبود می‌یابند و زمان اجرا نیز معقول خواهد ماند.

با توجه به برخی نارسایی‌ها در تحقیق‌های گذشته، روش مطرح شده در پژوهش جاری، اولویت‌بندی هواپیماها و تخصیص باند و زمان فرود را لحاظ کرده‌است. الگوریتم پیشنهادی، رویکردی پویا دارد و برای فرودگاه‌های چندباندە و داده های مقیاس بزرگ نیز کارایی دارد. همچنین روش پیشنهادی علاوه برکاربرد در زمان‌بندی تک‌هدفه، توانسته است برای زمان‌بندی چندهدفه نیز نتایج موثری را حاصل کند.

۲- مدل‌سازی مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها

زمان‌بندی فرود هواپیماها شامل تعیین اولویت فرود، تخصیص زمان فرود و باند مناسب برای هر هواپیما است. هدف از حل مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها یا ALP کاهش انحراف زمان فرود هواپیماها از زمان مطلوب و در نتیجه کاهش هزینه‌هاست. این مسئله می‌تواند اهداف دیگری همچون بهینه‌سازی مصرف سوخت یا استفاده حداکثری از ظرفیت باندها را نیز دنبال کند. فرودگاه در این مسئله می‌تواند تک‌باندە یا چندباندە فرض شود و محیط مسئله ایستا یا پویا باشد. در ادامه ابتدا به تعریف دقیق‌تر مسئله و مدل سازی آن و سپس به الگوریتم پیشنهادی خواهیم پرداخت.

۲-۱- تعریف مسئله

همانطور که گفته شد، هدف از حل مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها کاهش انحراف زمان فرود هواپیماها از زمان مطلوب است که این خود باعث کاهش هزینه‌ها می‌شود. تابع هدف این مسئله برای n هواپیما، مطابق رابطه‌ی (۱) است [۱۵]. بخش اول این رابطه، هزینه‌های ناشی از تعجیل در فرود آمدن هواپیماها یا تاخیر نسبت به زمان مطلوب است. در این رابطه T_i بهترین زمان فرود هواپیمای i و t_i زمان فرود تخصیص داده شده به هواپیمای i است. g_i هزینه‌ی ناشی از هر واحد زود فرود آمدن هواپیمای i و h_i هزینه‌ی ناشی از هر واحد تاخیر هواپیمای i است. تابع $D_i(T,t)$ که تابع جابه‌جایی نامیده می‌شود، برای زمان‌بندی هواپیماها در حالت پویا کاربرد دارد و نشان‌دهنده‌ی هزینه ناشی از تغییر زمان فرود از T به t برای هواپیمای i است.

$$TW = \sum_{i=1}^{n} (g_i .max(0, T_i - t_i) + h_i .max(0, t_i - T_i)) + Min \sum_{i=1}^{n} (D_i(T,t)) \quad (۱)$$

مطابق رابطه‌ی (۲) t_i برای هواپیمای i، باید بین زودترین زمان و دیرترین زمان مجاز برای فرود هواپیمای i، تخمین زده شود. زودترین زمان مجاز فرود یا E_i بر اساس بالاترین سرعت مجاز برای حرکت هواپیمای i به دست می‌آید و دیرترین زمان مجاز فرود یا L_i بر اساس مقدار سوخت هواپیمای i حاصل می‌شود. چرا که برای فرود دیرتر باید بیشتر در هوا معلق بماند [۱۸].

$$E_i \le t_i \le L_i \quad (۲)$$

هواپیماها هنگام فرود اغتشاشاتی در پیرامون خود ایجاد می‌کنند. برای همین اگر هواپیمای i به دنبال هواپیمای j و در باند مشابه با آن

فرود بیاید، t_i باید حداقل به اندازه‌ی SS_{ij} از t_j فاصله‌ی زمانی داشته باشد. اگر باند دو هواپیما متفاوت باشد این فاصله‌ی زمانی، SD_{ij} خواهد بود. مفهوم شرح داده شده در رابطه‌ی (۳) به چشم می‌خورد.

$$t_i \geq t_i + SS_{ij}.z_{ij} + SD_{ij}(1-z_{ij}) - M.x_{ij} \qquad (۳)$$

در رابطه (۳)، M یک عدد بسیار بزرگ است و z_{ij} یک متغیر است که اگر باند هواپیمای i و j مشترک باشد مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار صفر را اختیار می‌کند. x_{ij} نیز متغیری است که اگر هواپیمای i قبل از j فرود بیاید مقدار ۱ و گرنه مقدار ۰ را می‌گیرد. اگر اطلاعات کلیه‌ی هواپیماها از ابتدا در دسترس باشد و محیط در طول زمان‌بندی ثابت فرض شود رویکرد زمان‌بندی ایستا خواهد بود. اما در رویکرد پویا، هواپیماها در گذر زمان وارد طیف راداری فرودگاه می‌شوند و اطلاعات آن‌ها در دسترس قرار می‌گیرد. در این حالت با توجه به تغییر دائمی محیط، زمان فرود هواپیماهای از راه رسیده مدام به روزرسانی می‌شود. با نزدیک شدن هر هواپیما به زمین بیش از یک حد آستانه معین که زمان انجماد[۳] نام دارد، زمان فرود قطعی می‌شود و تغییر نمی‌کند [۱۸].

ALP علاوه بر کاهش اختلاف زمان‌های تخمینی فرود از زمان‌های هدف، می‌تواند اهداف دیگری نیز داشته باشد. یکی از اهداف در ALP چندهدفه می‌تواند بهینه‌سازی مصرف سوخت فرض شود. فرض کنید اگر هواپیمای i با بالاترین سرعت مجاز خود حرکت کند و بدون هیچ محدودیتی در زمان ult_i فرود آید، مصرف سوخت بهینه می‌شود. اگر به ازای هر واحد تأخیر هواپیمای i از ult_i به اندازه‌ی v_i جریمه به بار آید، جریمه‌ی کل ناشی از تأخیر هواپیماها از بهترین زمان فرود از حیث سوخت، مطابق رابطه‌ی (۴) محاسبه می‌شود. کمینه کردن این رابطه به هدف بهینه‌سازی مصرف سوخت اشاره دارد. این هدف EF نامیده می‌شود [۳]:

$$EF = \sum_{n=1}^{n} (v_i.max(0, t_i - ult_i)) \qquad (۴)$$

مطابق آنچه گفته شد در رابطه‌ی (۴)، ult_i بهترین زمان فرود هواپیمای i از حیث مصرف سوخت و v_i جریمه‌ی هواپیمای i به ازای هر واحد تأخیر از ult_i است.

ALP می‌تواند هدفی همچون استفاده‌ی بهینه از باندها را نیز دنبال کند. در حالت پویا از میان هواپیماهای در حال زمان‌بندی، اگر بیشترین زمان فرود تخصیص یافته که متعلق به آخرین هواپیما در باند است کاهش پیدا کند، باند برای هواپیماهای بعدی که از راه می‌رسند زودتر در دسترس قرار می‌گیرد. این زمان را با t_{max} نشان می‌دهیم. اگر زمان فرود هریک از هواپیماهای در حال زمان‌بندی نیز به تعجیل بیفتد، برای در دسترس قرار گرفتن هرچه سریع‌تر باند، موثر است. بنابراین کاهش میانگین کل زمان‌های فرود به استفاده‌ی بهینه از ظرفیت باند می‌انجامد. میانگین زمان‌های فرود (ALT) مطابق رابطه‌ی (۵) محاسبه می‌شود.

$$ALT = \sum_{i=1}^{n} t_i / n \qquad (۵)$$

نهایتا تابع چندهدفه در ALP [۳] را می توان با در نظر گرفتن ضرایب وزنی w_1 تا w_4 به صورت رابطه‌ی (۶) تعریف کرد:

$$Min\left(w_1 t_{max} + w_2 ALT + w_3 TW + w_4 EF\right) \qquad (۶)$$

کمینه شدن رابطه (۶) به تحقق اهداف مذکور می‌انجامد.

۲-۲- پویایی محیط مسئله

به طور کلی مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها با دو رویکرد پویا و ایستا مورد بررسی قرار می‌گیرد. در رویکرد ایستا، فرض می شود که اطلاعات تمام هواپیماها از ابتدا مشخص است و در طول زمان‌بندی نیز تغییر نمی‌کند. بنابراین زمان‌بندی یک بار برای همه‌ی هواپیماها صورت می‌گیرد [۱۵]. در رویکرد پویا اطلاعات هواپیماها در گذر زمان در دسترس قرار می‌گیرد. به بیان دیگر هواپیماها در گذر زمان وارد طیف راداری فرودگاه می‌شوند. هر هواپیما از زمان ورودش به طیف راداری تا رسیدن به فاصله‌ی مشخصی از زمین فرصت دارد به زمان‌بندی قطعی بهینه برسد. بنابراین این نوع زمان‌بندی، بلادرنگ به حساب می‌آید و رسیدن به جواب به حد کافی خوب در زمان محدود ضرورت دارد. در رویکرد پویا هر هواپیمایی که به صف هواپیماهای موجود افزوده می‌شود، محیط مسئله و زمان بندی باید به‌روزرسانی شود. همچنین با فرود هر هواپیما نیز، صف پردازش زمان‌بندی پرواز نیز باید به‌روز شود و هواپیمای مذکور حذف شوند [۱۸].

۲-۳- مرور چند الگوریتم فراابتکاری[۴]

مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها یک مسئله‌ی بهینه‌سازی دشوار است. رویکردهای هوش جمعی به عنوان روش‌های فراابتکاری که پیاده‌سازی آسان، سرعت مناسب و قابلیت بالایی دارند، می‌توانند راه‌حل‌های مناسبی برای بهینه‌سازی‌های دشوار باشند [۷] و [۲۱]. زمان‌بندی پویای پرواز مسئله‌ای بلادرنگ با محدودیت زمانی است و محیط مسئله در حالت پویا به‌طور مداوم دست‌خوش تغییر است. به این ترتیب رویکرد هوش جمعی مورد استفاده باید سرعت و قابلیت کافی جهت رسیدن به پاسخ مطلوب در زمان محدود و همچنین انعطاف کافی برای تغییرات دائمی را داشته باشد.

رویکردهای هوش جمعی، نسبت به الگوریتم‌های سنتی و پایه‌ای این حوزه، توانسته اند در بسیاری از کاربردها عملکردهای موثرتری نشان دهند. الگوریتم بهینه‌سازی فاخته یکی از این روش‌ها است که بر اساس زندگی گروهی فاخته‌ها و رفتار این پرندگان برای تخم‌گذاری و بقای نسل مطرح شده‌است. در هر بار اجرای این الگوریتم، جمعیت فاخته‌ها با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی به چند گروه تقسیم می‌شوند. اجرای مکرر الگوریتم خوشه‌بندی به صرف زمان و محاسبات

زیادی منجر می‌شود. بنابراین بهینه‌سازی فاخته رویکرد مناسبی برای حل مسئله‌ی زمان‌بندی پرواز به صورت پویا و بلادرنگ نیست [۲۲].

یکی دیگر از الگوریتم‌های هوش جمعی الگوریتم بهینه‌سازی خفاش است که عملکرد آن ملهم از انعکاس صدای اجتماع خفاش‌ها در پی یافتن یکدیگر یا شکار طعمه است [۲۳]. اگر در راستای حل یک مسئله با محدودیت زمانی، پارامترهای الگوریتم خفاش برای اجرا در سرعت بالا تنظیم شود، ممکن است الگوریتم در چند مرحله‌ی اول دچار رکود شود و به همگرایی زودرس برسد [۲۴].

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری رویکرد هوش‌جمعی دیگری است که از ساختار سلسله مراتبی رهبری و رفتار اجتماعی گرگ‌ها هنگام شکار الهام گرفته شده است. عملکرد جستجوی این روش به نوعی است که گرگ‌ها در چند گروه که هر گروه یک سطح از رهبری است قرار می‌گیرند. با پیشرفت الگوریتم، موقعیت گرگ‌ها در سطوح مختلف به یکدیگر بسیار نزدیک می‌شود و الگوریتم در بهینه‌های محلی به دام می‌افتد [۲۴].

الگوریتم بهینه‌سازی شیر، نمونه‌ی دیگری از الگوریتم‌های هوش جمعی است که ایده‌ی آن مبتنی بر زندگی اجتماعی شیرها برای حفظ قلمرو و بزرگ کردن توله‌ها است. در این روش، هر شیر نر و ماده با فرزندانشان یک خانواده لحاظ می شوند و هر قلمرو تعداد معینی خانواده را در بر می‌گیرد. قلمرو باید در مقابل شیرهای رهگذر و توله‌هایی که بزرگ شده‌اند و خود به دنبال قلمرو هستند محافظت شود. این الگوریتم ممکن است در حفظ تعادل میان همکاری و رقابت اعضای جامعه دچار مشکل شود. همچنین این روش دارای پارامترهای متعددی است [۲۵].

الگوریتم بهینه‌سازی میمون عنکبوتی، الگوریتم هوش جمعی دیگری است که ایده‌ی آن بر اساس زندگی میمون‌های عنکبوتی و جستجوی غذا در اجتماع این موجودات مطرح شده‌است. میمون‌های عنکبوتی ابتدا در یک گروه شروع به جستجوی غذا می‌کنند و اگر نتوانند به نتایج خوبی دست یابند به دو و در مراحل بعدی به چند گروه تقسیم می شوند. این گروه‌بندی به ترتیب اندیس اعضا و فقط در موارد لازم انجام می‌شود بنابراین بار محاسباتی چندانی ندارد. همچنین کنترل مداوم کیفیت جستجو و ایجاد تغییر در صورت نیاز، این روش را برای استفاده در یک مسئله‌ی پویا منعطف می‌کند و از بهینه‌های محلی نیز می‌رهاند. به‌روزرسانی اعضای جامعه در هر مرحله از الگوریتم، به روش حریصانه است. برای همین این الگوریتم می‌تواند در زمان محدود به پاسخ تا حد کافی خوب دست یابد و در یک مسئله‌ی بلادرنگ کاربرد داشته‌باشد [۲۶]. با توجه به موارد مذکور این روش که پارامترهای اندکی نیز دارد، به عنوان رویکردی برای حل مسئله‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها به صورت پویا و بلادرنگ در پژوهش جاری پیشنهاد شده است. الگوریتم میمون عنکبوتی به‌طور پیش فرض برای مسائل پیوسته مطرح شده است اما ما در این پژوهش مدل‌سازی گسسته‌ای را از این الگوریتم ارائه کرده‌ایم. در ادامه به شرح دقیق‌تر این الگوریتم می‌پردازیم.

۲-۴- الگوریتم بهینه‌سازی میمون عنکبوتی در مدل‌سازی مسئله

الگوریتم بهینه‌سازی میمون عنکبوتی[۵] SMO با الهام از زندگی گروهی میمون‌های عنکبوتی و بر اساس تقسیم و ادغام متناوب اعضای جامعه‌ی میمون‌های عنکبوتی در روال یافتن غذا ارائه شده است. میمون‌های عنکبوتی در ابتدا در یک گروه و تحت رهبری بهترین عضو جامعه که رهبر سراسری[۶] GL نام دارد، به جستجوی غذا می پردازند. اگر جستجو در دفعات مکرر نتیجه‌ی مناسبی نداشته باشد جامعه به دو و در مراحل بعدی به چند گروه تقسیم می‌شود. هر زیرگروه یک رهبر محلی[۷] LL دارد که شایسته ترین عضو زیرگروه است. گروه‌بندی تا سقف معینی ادامه می یابد. در این حالت در صورت عدم بهبود نتایج به طور مکرر، اعضا دوباره به یک گروه تبدیل می‌شوند [۲۶]. در ادامه به شرح مراحل SMO می‌پردازیم [۲۷]:

- ایجاد جمعیت اولیه: SMO نیز مانند سایر روش‌های مبتنی بر جمعیت، نیاز به تعریف جمعیت اولیه‌ای با N عضو دارد که در این الگوریتم به صورت تصادفی و با استفاده از توزیع یکنواخت انجام می‌شود. SM_i (i از ۱ تا N) معرف هر عضو جامعه است که یک بردار D بعدی (D تعداد متغییرهای مسئله) است.
- فاز به‌روز رسانی رهبر محلی: در این فاز، موقعیت اعضای هر زیرگروه تحت تأثیر LL مربوطه و یک عضو تصادفی در زیرگروه تغییر می‌کند. در هر عضو، مقدار هر بعد بر اساس پارامتر pr شانس تغییر دارد و مطابق رابطه‌ی (۷) به روز می‌شود. $SMnew_{ij}$ مقدار جدید بعد j از میمون عنکبوتی i در زیرگروه kام و SM_{ij} مقدار فعلی آن است. U نشان‌دهنده‌ی تابع توزیع یکنواخت و LL_{kj} مقدار بعد j رهبر محلی زیرگروه kام است. SM_{rj} نیز معرف بعد j از عضو تصادفی SM_r در زیرگروه kام است. پس از ایجاد موقعیت جدید در صورتی که این موقعیت نسبت به موقعیت فعلی بهتر باشد، با آن جایگزین خواهد شد و در غیر این صورت به‌روزرسانی انجام نمی‌شود. لازم به ذکر است در حالتی که اعضا هم‌گروه هستند LL همان GL خواهد بود.

$$SMnew_{ij} = SM_{ij} + U(0,1)\times(LL_{kj} - SM_{ij}) + U(0,-1)\times(SM_{rj} - SM_{ij}) \quad (۷)$$

- فاز به‌روزرسانی رهبر سراسری: در این فاز، هر یک از اعضای جامعه به نسبت شایستگی‌اش شانس تغییر دارد. هر عضوی که برای تغییر انتخاب شود یکی از ابعاد آن نیز تصادفی انتخاب می‌شود و مطابق رابطه‌ی (۸) به روز می‌شود. در این رابطه GL_j بعد jام رهبر سراسری است. اعمال به‌روزرسانی در این فاز نیز به صورت حریصانه است.

$$SMnew_{ij} = SM_{ij} + U(0,1)\times(GL_j - SM_{ij}) + U(0,-1)\times(SM_{rj} - SM_{ij}) \quad (۸)$$

- فاز یادگیری رهبر سراسری: در پایان هر چرخه، بهترین عضو جامعه انتخاب می‌شود و اگر از رهبر سراسری بهتر بود با آن جایگزین می‌شود و در غیر این صورت متغیر GlobalLimitCount یک واحد افزایش می‌یابد.
- فاز یادگیری رهبر محلی: در این فاز بهترین عضو هر گروه، انتخاب شده و اگر از رهبر محلی گروه مربوطه بهتر باشد جایگزین آن خواهد شد. در غیر این‌صورت متغیر LocalLimitCount یک واحد افزایش می‌یابد.
- فاز تصمیم‌گیری رهبر محلی: اگر رهبر محلی در یک گروه طی چرخه‌های متوالی، بیش از حد آستانه‌ای که محدودیت رهبر محلی[۸] LLL نامیده می‌شود به‌روزرسانی نشود، تمام اعضای گروه مربوطه به‌روزرسانی می‌شوند. در این به‌روزرسانی تولید مجدد اعضا به صورت تصادفی یا تحت تأثیر رهبر سراسری و رهبر محلی گروه است.
- فاز تصمیم گیری رهبر سراسری: در این فاز رهبر سراسری بررسی می‌شود و اگر دفعاتی بیش از یک حد آستانه‌ی معین که محدودیت رهبر سراسری[۹] GLL نام دارد، بهبود نیافته باشد، اعضای جامعه در مرحله‌ی اول به دو گروه و در صورت تکرار این وضعیت به گروه‌های بیشتر تقسیم می‌شوند. سقف مجاز برای تعداد گروه‌ها پارامتری است که MG نام دارد. اگر گروه‌ها تا سقف مجاز تقسیم شده باشند و مجددا الگوریتم دچار رکود شود، اعضای جامعه دوباره ادغام شده و به یک گروه تبدیل می‌شوند.

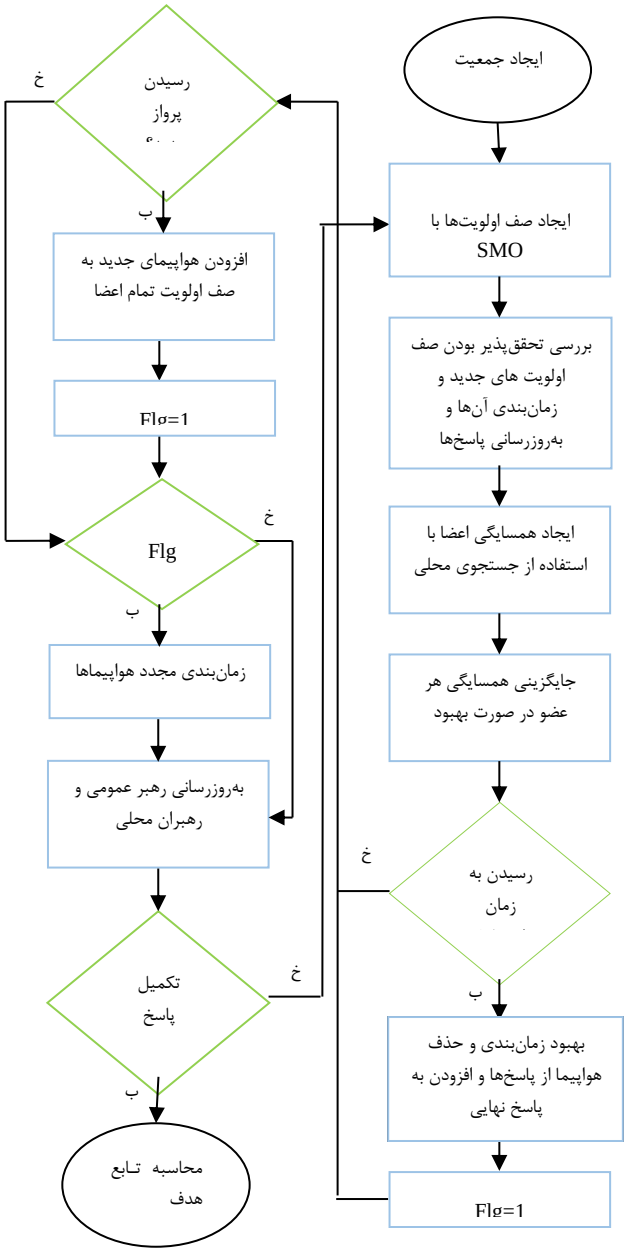
۳- روش پیشنهادی

در این پژوهش، برای اولویت بندی هواپیماها و تخصیص باند به آن‌ها، از الگوریتم میمون عنکبوتی و جهت اختصاص زمان فرود از یک زمان‌بند قطعی استفاده شده است. در حل مسائل بلادرنگ با استفاده از رویکردهای تصادفی مبتنی بر جمعیت، نخبه‌گرایی[۱۰] در انتخاب جمعیت نسل بعد، اگرچه ممکن است منجر به از دست دادن بهینه‌ی سراسری شود اما با توجه به محدودیت زمانی می‌تواند نتیجه‌ای به قدر کافی خوب را حاصل نماید. از آن‌جا که زمان‌بندی فرود هواپیماها در حالت پویا، مسئله ای بلادرنگ است، و الگوریتم میمون عنکبوتی در به‌روزرسانی نسل‌ها ذات حریصانه‌ای دارد، قادر است در زمان مورد نظر به پاسخ مناسبی دست یابد. همچنین الگوریتم SMO در طول جستجو به صورت برخط کیفیت جستجو را مورد بررسی قرار می‌دهد و در صورتی که در دفعات مکرر نتواند بهبودی در نتایج حاصل کند جمعیت را به دو و در مراحل بعدی به چند گروه تقسیم می‌کند. این رفتار علاوه بر این که انعطاف لازم برای هماهنگی با یک محیط در حال تغییر را به الگوریتم می‌دهد، از افتادن در بهینه‌های محلی، راکد شدن جستجو و اتلاف وقت جلوگیری می‌کند.

اجرای یک الگوریتم فراابتکاری در خلال یک الگوریتم هوش جمعی دیگر پیچیدگی محاسباتی بسیار زیادی را در پی دارد. از سوی دیگر یک زمان‌بند ساده‌ی قطعی نیز کارایی کافی را ندارد. بنابراین در پژوهش جاری در کنار اولویت‌بندی با الگوریتم میمون عنکبوتی یک زمان‌بند ساده و قطعی استفاده شده‌است که یک بهبوددهنده‌ی ژنتیکی را در مواقع مناسب در خلال زمان‌بندی پویا اجرا می‌کند. به این ترتیب نتایج بهبود می‌یابند و زمان اجرا قابل قبول خواهد بود. شکل (۱) نمای کلی از روش پیشنهادی است.

۳-۱- اولویت‌بندی هواپیماها با استفاده از SMO

SMO به طور پیش‌فرض برای فضاهای پیوسته طراحی شده‌است. مراحل مهم اولویت‌بندی هولپیماها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی میمون عنکبوتی به صورت گسسته، به شرح زیر است:



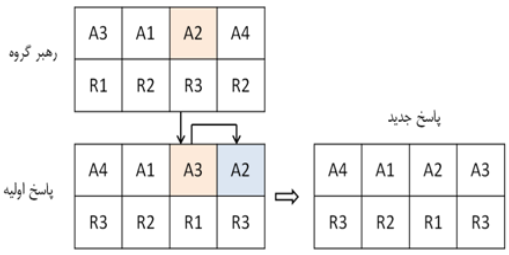
شکل (۱): روندنمای روش پیشنهادی

- بازنمایی و تولید جمعیت اولیه: برای استفاده از الگوریتم SMO در فضای گسسته‌ی مسئله، هر میمون عنکبوتی که درواقع یک نمونه پاسخ از مسئله است، به صورت یک آرایه دوبعدی در نظر گرفته می‌شود. بعد اول این آرایه، حاوی یک ترتیب از هواپیماهاست. در حقیقت هر خانه از بعد اول آرایه، شامل یکی از هواپیماهای موجود در طیف راداری فرودگاه است که هنوز به زمان انجماد خود نرسیده است. بعد دوم آرایه نیز شامل باند تخصیص یافته به هواپیمای متناظر در سطر اول آرایه است. برای شروع الگوریتم، باید تعدادی نمونه پاسخ به‌عنوان جمعیت اولیه ایجاد شوند. هر ترتیب تصادفی از هواپیماهای موجود در طیف راداری فرودگاه، که به آن‌ها باند و زمان فرود اختصاص داده شده باشد، می‌تواند یک کاندیدای پاسخ باشد. در این پژوهش ترتیب قرار گرفتن اولیه‌ی هواپیماها صددرصد تصادفی نیست و به اندازه‌ی پارامتر q احتمال اولویت‌بندی بر اساس ترتیب ورود، وجود دارد. اختصاص باند نیز صرفا تصادفی نیست و مطابق رابطه، وقتی فرودگاه چند باند داشته باشد، باندی که زودتر در دسترس قرار گیرد شانس بیشتری برای انتخاب شدن دارد. ممکن است هر ترتیبی از هواپیماها با محدودیت‌های زمان‌بندی سازگار نباشد. در صورتی که یک صف اولویت از هواپیماها نتواند زمان‌بندی شود، کاندیدای پاسخ مربوطه تحقق ناپذیر لحاظ شده و باید نمونه پاسخ دیگری به‌جای آن تولید گردد.
- فاز به‌روزرسانی رهبر محلی: در فضای گسسته‌ی مسئله، تحقق رابطه‌ی (۷) به این صورت فرض‌شده‌است که یکی از سه بردار SM_i، LL و SM_r، به طور تصادفی انتخاب می‌شود. سپس سمت‌چپ‌ترین هواپیمای بردار انتخاب شده، در سمت‌چپ‌ترین خانه‌ی پاسخ جدید جای‌گذاری می‌شود. این روال تا جای‌گذاری همه هواپیماها در پاسخ جدید ادامه می‌یابد به‌طوری‌که در هر مرحله سمت چپ‌ترین هواپیمای میمون عنکبوتی انتخاب شده که هنوز در پاسخ جدید وجود ندارد، در اولین خانه‌ی در دسترس پاسخ جدید از سمت چپ قرار می‌گیرد. جهت تسریع رسیدن به نتایج مطلوب، احتمال انتخاب سه بردار مذکور، در هر مرحله یکسان درنظرگرفته‌نمی‌شود. برای انتخاب یکی از سه میمون عنکبوتی SM_i، LL و SM_r، که به ترتیب با اندیس k از ۱ تا ۳ نشان داده می‌شوند، با توجه به دانش مسئله، از رابطه‌ی (۹) استفاده‌شده‌است. مطابق این رابطه، در هر مرحله از تکمیل پاسخ جدید، α برای میمون عنکبوتی k، مجموع جریمه‌ی هر واحد تاخیر و تعجیل هواپیمای l است. l شماره‌ی سمت چپ‌ترین هواپیمای جای‌گذاری‌نشده‌ی میمون عنکبوتی k، در پاسخ جدید است. در هر مرحله از ایجاد یکی از ابعاد پاسخ جدید، احتمال انتخاب هر یک از سه میمون عنکبوتی، با $prob_k$ نشان داده می‌شود و از طریق رابطه‌ی (۱۰) محاسبه می‌شود. این رابطه حاصل تقسیم α مربوطه، به مجموع α سه میمون عنکبوتی پاسخ اولیه، رهبر گروه و عضو تصادفی است. پس از تعیین احتمال انتخاب هریک از سه نمونه پاسخ مدنظر، یکی از سه عضو با استفاده از چرخ رولت انتخاب شده و بعد دیگری از پاسخ جدید را تشکیل می‌دهد. لازم به ذکر است که هر هواپیما به همراه باند مربوط به خود در پاسخ جدید جای می‌گیرد و تغییری در باندهای تخصیص‌یافته ایجاد نمی‌شود.

$$a_{kl} = g_l + h_l \qquad (۹)$$

$$prob_k = \frac{a_{kl}}{\sum_{k=1}^{3} a_{kl}} \qquad (۱۰)$$

- فاز به‌روزرسانی رهبر سراسری: تحقق رابطه‌ی (۸) به این صورت فرض شده است که، در صورت انتخاب هر یک از اعضای جمعیت برای تغییر، یکی از ابعاد آن نیز به‌طورتصادفی انتخاب می‌شود. مطابق شکل ۲، اندیس بعد انتخاب شده را ind، و هواپیمای موجود در این بعد را A_i در نظر می‌گیریم. سپس یکی از دو بردار عضو تصادفی و رهبر سراسری، به صورت تصادفی جهت تأثیر گذاری انتخاب می‌شود و هواپیمای موجود در اندیس ind بردار منتخب، که A_j فرض می‌شود، به جای A_i در پاسخ اولیه قرار می‌گیرد. A_i نیز در خانه‌ای از پاسخ اولیه که مقدار A_j را دارد واقع می‌شود. R_i باندهای فرودگاه را نشان می‌دهد.



شکل (۲): مثال فاز به‌روزرسانی رهبر سراسری

- چگونگی پویاسازی مسئله و شرط پایان الگوریتم: در پایان هر مرحله از اجرا، فضای مسئله به‌روز می‌شود. اگر هواپیمایی وارد طیف راداری فرودگاه شده باشد، یعنی زمان جاری، مساوی زمان رسیدن آن باشد، این هواپیما به یک لیست افزوده می‌شود. سپس هواپیماهای موجود در لیست، به صف اولویت تمام اعضای جمعیت اضافه شده و لیست تخلیه می‌شود. همان‌طور که قبلا ذکر شد، در هر کاندیدای پاسخ، هواپیمای از راه رسیده به اندازه‌ی q شانس دارد که در آخر صف جای گیرد و در غیر این‌صورت به‌طور تصادفی در یکی از مکان‌های صف جای‌گذاری می‌شود. سپس به‌طور تصادفی یک باند نیز به این هواپیما اختصاص داده می‌شود. در ادامه اگر زمان جاری، مساوی زمان انجماد هواپیمایی شود، آن هواپیما باید از صف اولویت همه‌ی نمونه پاسخ‌ها، حذف شود. پس از حذف هواپیمای مذکور، باند و

زمان‌فرود آن دیگر تغییر نمی‌کند و اطلاعات آن به پاسخ نهایی اضافه می‌شود. پاسخ نهایی یک میمون عنکبوتی است که اطلاعات هر هواپیما با رسیدن به زمان انجمادش، بر اساس مقادیر موجود در بهترین میمون عنکبوتی جامعه، به اولین خانه در دسترس آن از سمت چپ اضافه می‌شود. این پاسخ در واقع نتیجه‌ی نهایی است که در گذر زمان تشکیل می‌شود. شرط توقف الگوریتم نیز، رسیدن آخرین هواپیمای موجود به زمان انجمادش و خالی شدن صف اولویت اعضای جمعیت و تکمیل پاسخ نهایی است.

۳-۲- جستجوی محلی و زمان‌بند

برای بهبود جستجو و تسریع در یافتن پاسخ بهینه از دو روش جستجوی محلی برای حالت چندبانده در کنار SMO استفاده شده است. در روش اول یکی از هواپیماهای موجود در صف به تصادف انتخاب می‌شود و باند مربوط به آن تغییر یافته و یکی از باندهای دیگر به‌طور تصادفی به آن تخصیص داده‌می‌شود. در روش دوم، برای جستجوی محلی دو هواپیما به تصادف انتخاب شده و باند آن‌ها با هم جایگزین می‌شود.

پس از تعیین اولویت و تخصیص باند، یک زمان‌بند قطعی اجرا می‌شود. در روش پیشنهادی این مقاله با ایده گرفتن از پژوهش [۲۶]، ابتدا به اولین هواپیما در صف، زمان فرودی معادل زمان مطلوبش اختصاص می‌یابد. سپس برای هواپیمای بعدی بر اساس محدودیت فاصله‌اش با هواپیمای اول، زمان‌فرودی تعیین می‌شود. درصورتی که زمان فرود هواپیمای دوم، دیرتر از زمان هدفش تعیین شود، زمان فرود هواپیمای اول یک واحد به عقب شیفت داده می‌شود تا زمان فرود هواپیمای دوم نیز بتواند یک واحد عقب کشیده شود. در صورتی که این شیفت دادن به کمتر شدن مقدار تابع هدف بی‌انجامد، ثبت و در غیر این‌صورت از آن صرف‌نظر می‌شود. کاهش مقدار تابع هدف به این دلیل رخ می‌دهد که جریمه تاخیر و فرود زودرس در دو هواپیمای متوالی ممکن است با هم متفاوت باشد. سپس سایر هواپیماهای موجود در صف اولویت نیز با روال شرح داده‌شده زمان‌بندی می‌شوند.

۳-۳- بهبود دهنده‌ی ژنتیکی زمان‌بند

وقتی در ALP، بخش اولویت‌بندی هواپیماها با استفاده از یک الگوریتم غیرقطعی مانند روش‌های تکاملی و هوش جمعی حل می‌شود، برای قابل قبول بودن زمان اجرا، زمان‌بند باید قطعی باشد؛ چراکه دائما در داخل الگوریتم اولویت‌بندی اجرا می‌شود تا تحقق پذیر بودن ترتیب‌ها بررسی شود و پاسخ‌های نسل جدید، ثبت گردد. درصورت استفاده از روش‌های تخمینی برای اولویت‌بندی هواپیماها، به کاربردن زمان‌بندهای قطعی و ساده و یا توسعه زمان‌بندها در حین قطعیت، برای دست یافتن به پاسخ بهتر، پیچیدگی محاسباتی زیادی ایجاد می‌شود. همان‌طور که شرح داده‌شد، در این پژوهش، از یک زمان‌بند قطعی با محاسبات اندک استفاده شده است اما جهت بهبود زمان‌بندی، الگوریتمی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک، پیشنهاد شده است که در صورت خروج هواپیمایی از صف اولویت جامعه‌ی میمون‌های عنکبوتی، اجرا می‌شود. بنابراین درکنار بهبود زمان‌بندی، زمان اجرا نیز قابل قبول خواهدبود.

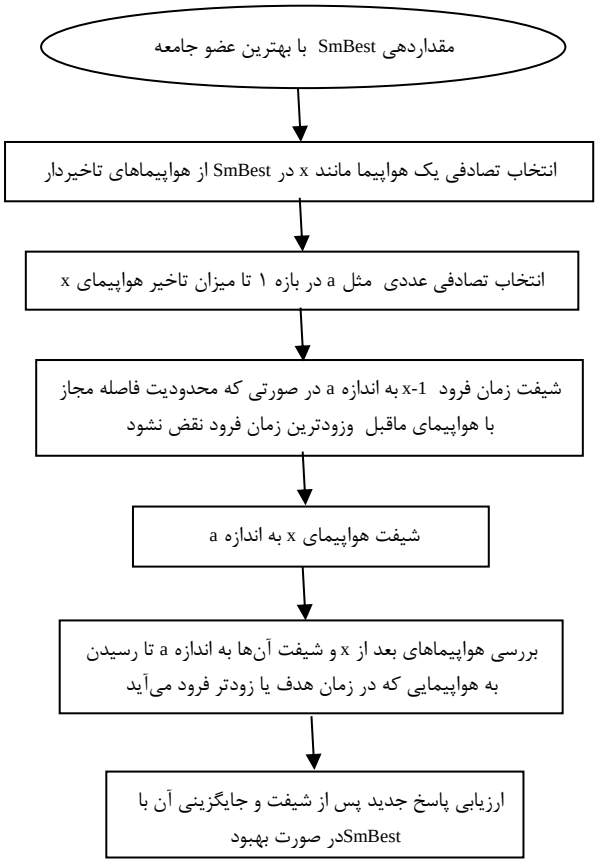
هنگامی‌که زمان انجماد یک هواپیما می‌رسد، باند و زمان‌فرود تخصیص‌یافته به آن در هر میمون عنکبوتی باهم فرق دارد. بنابراین بهترین میمون عنکبوتی برای ثبت زمان فرود و باند مربوط به هواپیمای مذکور، انتخاب می‌شود. پیش از آن که هواپیما از سایر اعضای جمعیت حذف و بر اساس مقادیر موجود در بهترین میمون عنکبوتی، به پاسخ نهایی اضافه شود، با استفاده از بهبوددهنده‌ی زمان‌بند، سعی می‌شود زمان‌بندی صف اولویت بهترین میمون عنکبوتی بهبود یابد. به این ترتیب پیش از آن‌که زمان فرود هر هواپیمایی ثبت نهایی شود، شانس بهترشدن خواهد داشت.

عملکرد بهبوددهنده‌ی زمان‌بند به این‌صورت است که ابتدا، بهترین میمون عنکبوتی را به عنوان پاسخ اولیه درنظر می‌گیرد. سپس با ثابت فرض کردن صف اولویت پاسخ اولیه، در زمان‌بندی آن با عملگر جهش تغییر ایجاد می‌کند و تعدادی نمونه پاسخ جدید تولید می‌نماید. در صورتی‌که بهترین کاندیدای پاسخ‌های جدید، از پاسخ اولیه بهتر باشد با آن جایگزین می‌شود. سپس دوباره جمعیت جدیدی با اعمال جهش بر روی این پاسخ تشکیل می‌شود. این روال به اندازه‌ی پارامتر NG تکرار خواهد شد. نهایتا درصورت ایجاد بهبود در زمان‌بندی، زمان‌بندی جدید جایگزین زمان‌بندی بهترین میمون عنکبوتی خواهد شد. تعداد کاندیدای پاسخ تولید شده در هنگام اجرای بهبوددهنده‌ی زمان‌بند، معادل مینیمم تعداد هواپیماهایی که تأخیر دارند و یک پارامتر ثابت به نام p است.

عملگر جهشی که برای تغییر پاسخ اولیه و ایجاد نمونه پاسخ‌های جدید، در بهبوددهنده‌ی زمان‌بند استفاده شده‌است، به این صورت است که، هربار یکی از هواپیماهایی که دیرتر از زمان هدف خود فرود می‌آید به تصادف انتخاب می‌شود. سپس زمان فرود این هواپیما به اندازه یک عدد تصادفی به عقب شیفت پیدا می‌کند که کمترین مقدار این عدد تصادفی ۱ و بیشترین مقدار آن، اختلاف زمان فرود هواپیما از زمان هدف است. برای آن‌که زمان فرود هواپیمای مذکور بتواند به عقب شیفت پیدا کند و محدودیت فاصله‌ی فرود دو هواپیمای متوالی نیز رعایت شود، لازم است زمان فرود هواپیمای ماقبل آن نیز به اندازه‌ی زمان فرود این هواپیما به عقب شیفت پیدا کند. در صورتی که زمان فرود هواپیمای پشت‌سر با شیفت پیدا کردن به عقب، از زودترین‌زمان فرود مجاز خود، تجاوز کند، عمل شیفت صورت نمی‌گیرد و پاسخ جدید تحقق‌ناپذیر خواهد بود.

در صورتی که شیفت یافتن زمان‌فرود هواپیمای پشت‌سر به عقب، محدودیت زودترین زمان فرود آن را نقض نکند، عمل شیفت صورت می‌گیرد. ممکن است زمان فرود هواپیمای پشت‌سر، به علت محدودیت

فاصله‌ی زمان فرود با هواپیمای ماقبلش نتواند به عقب برود. در این حالت، عمل شیفت دادن زمان فرود هواپیماها در صورت نیاز تا ۲ هواپیما قبل از اولین هواپیمایی که قرار است زمان فرودش عقب کشیده‌شود، سرایت می‌کند. در این روال، در صورتی که زمان فرود هواپیمایی به دلیل نقض محدودیت زودترین زمان فرودش، نتواند شیفت پیدا کند، عملیات شیفت کلا لغو می‌شود و پاسخ جدید شکل نمی‌گیرد. اگر عملیات شیفت زمان فرود هواپیمای انتخاب شده به اندازه‌ی عدد تصادفی، لغو شود به این معنی است که زمان فرود هواپیمای مورد نظر، نمی‌تواند به اندازه‌ی عدد تصادفی تولیدشده و اعداد بیشتر از آن شیفت به عقب داشته‌باشد. بنابراین برای جلوگیری از تکرار محاسبات در مراحل بعدی، عدد تصادفی این مرحله و مقادیر بیشتر از آن، از بازه‌ی مجاز شیفت به عقب برای هواپیمای مورد بحث در نمونه پاسخ جاری، حذف خواهند شد. در صورتی‌که عملیات شیفت به عقب برای هواپیما با موفقیت انجام شود، هواپیماهای بعدی آن نیز بررسی می‌شوند. درصورتی‌که هواپیمای جلویی دیرتر از زمان هدف خود زمان‌بندی شده باشد، به دلیل شیفت صورت‌گرفته قادر می‌شود در زمانی نزدیکتر به زمان هدف یا دقیقا زمان هدف خودش فرود بیاید. بررسی و شیفت دادن هواپیماهای جلویی تا رسیدن به هواپیمایی که در زمان هدفش یا زودتر از آن فرود می‌آید ادامه پیدا می‌کند. در نهایت، زمان‌بندی حاصل به عنوان یک نمونه پاسخ جدید درج می‌شود. دیاگرام بهبود دهنده‌ی زمان‌بند در شکل (۳) ارائه شده است.



شکل (۳): دیاگرام بهبوددهنده‌ی زمان‌بند

۴- آزمایش‌ها و نتیجه‌ها

الگوریتم پیشنهادی این پژوهش، با استفاده از سیستمی با پردازنده ۲/۸ گیگاهرتز و حافظه‌ی اصلی ۸ گیگ اجرا شده است. داده‌های مورد آزمایش در آزمون اول، داده‌های صحت‌سنجی [۲۸] است که مجموعه داده پرکاربردی در این حوزه به شمار می‌رود. این مجموعه حاوی ۱۳ سری داده است که این داده‌ها از فرودگاه ۱ تا فرودگاه ۱۳ نام گذاری شده‌اند. تعداد باندهای فرودگاه‌ها بین ۱ تا ۵ است. داده‌های فرودگاه‌های ۱ تا ۸ که شامل اطلاعات ۱۰ تا ۵۵ هواپیما است مقیاس کوچک و داده‌های فرودگاه‌های ۹ تا ۱۳ با اطلاعات ۱۰۰ تا ۵۰۰ هواپیما مقیاس بزرگ در نظر گرفته شده اند.

آزمایش دوم روی داده‌های شبیه‌سازی شده با الگو و مشخصه‌های ترافیکی داده‌های فرودگاه هیثرو[11] واقع در لندن انجام شده است. این فرودگاه دارای دوباند است که یکی مخصوص پروازهای خروجی و یکی از آن‌ها مخصوص فرود هواپیماها است. هر روز پرواز، بسته به میزان ازدحام یکی از ۴ سطح شدت ترافیک از ۱ تا ۴ را دارد. جهت انجام آزمایش برای هر یک از ۴ سطح ترافیکی، ۸ نمونه یعنی داده‌های ۸ روز پرواز تولید شده‌است و نتایج میانگین‌گیری شده‌اند [۳].

۴-۱- تنظیم پارامترها

در این پژوهش جهت تخمین برخی پارامترهای الگوریتم SMO و ژنتیک به‌کار رفته، از روش فرا ژنتیک[12] بهره گرفته شده است [۲۹]. با استفاده از دانش مسئله و دانش موجود در تحقیقات پیشین، دامنه‌ی مقادیر برخی پارامترها محدودتر فرض شده است تا الگوریتم ژنتیک مکمل ساده‌تر و سریع‌تر اجرا شود [۲۶,۱۸,۱۵]. تخمین پارامترها روی داده‌های صحت‌سنجی با تعداد ۵۰۰ هواپیما و وضعیت تک‌بانده صورت گرفته‌است که پیچیده‌ترین حالت موجود است. پارامترهای الگوریتم میمون عنکبوتی به‌کار رفته در این پژوهش به این شرح است:

- N: تعداد اعضای جامعه‌ی هوشمند است که در الگوریتم میمون عنکبوتی بهتر است مضرب ۱۰ باشد و مطابق پژوهش‌های پیشین در زمینه‌ی زمان‌بندی فرود هواپیماها که مبتنی بر الگوریتم‌های هوش جمعی بوده اند، مقدار ۲۰ برای آن در نظر گرفته می‌شود.
- pr: این پارامتر در بازه ۰/۱ تا ۰/۸ تخمین زده می‌شود و طول گام تغییرات آن ۰/۱ است.
- MG: بیشینه تعداد گروه‌ها در صورت نیاز به گروه‌بندی است که یکی از مقادیر {۵،۴،۳،۲} برای آن لحاظ می‌شود.
- GLL: محدودیت رهبر سراسری است که در بازه‌ی N/2 تا 2N یعنی ۱۰ تا ۴۰ قرار می‌گیرد و طول گام تغییرات آن ۵ است.
- LLL: محدودیت رهبر محلی است و مقدار D×N یعنی حاصل ضرب ابعاد مسئله در تعداد اعضای جامعه، برای آن پیشنهاد می‌شود. از آن‌جا که ابعاد مسئله در زمان‌بندی فرود هواپیماها به صورت پویا از ۰ تا D متغییر است، مقدار متوسط D/2 به جای

D فرض می‌گردد. به عنوان مثال وقتی فرودگاه با ۵۰۰ هواپیما فرض شود داریم:

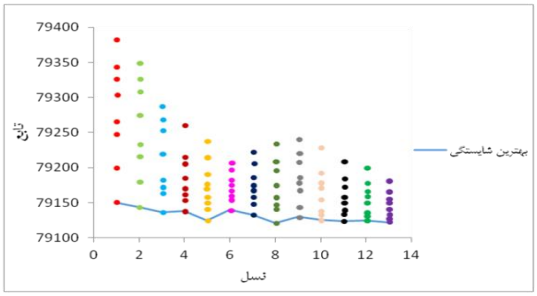
$$LLL=D\times N/2=500\times 20/2=5000$$

- q: درصد ورود داده‌ها به صف پردازش با اولویت زمان رسیدن است که این پارامتر در بازه‌ی ۰/۵ تا ۰/۹ و با طول گام ۰/۱ تخمین زده می‌شود.

با توجه به توضیحات مذکور، پارامترهای pr، MG، GLL و q که باید تخمین زده شوند در یک بردار با نام بردار پارامترها قرار می‌گیرند. جهت یافتن بهینه مقدار بردار پارامترها، الگوریتم ژنتیک مکملی اجرا می‌شود که جمعیت اولیه‌ی آن ۸ عضو دارد. سپس در هر نسل، با اعمال عملگرهای بازترکیب و جهش، ۴ عضو جدید تولید می‌شود و جایگزین ۴ عضو جامعه با بدترین شایستگی می‌گردد. شایستگی بردارها به این صورت محاسبه می‌شود که در هر نسل، هر بردار پارامتر ۱۰ مرتبه آزمایش می‌شود و میانگین شایستگی‌های حاصل، به عنوان شایستگی بردار مربوطه لحاظ می‌شود. الگوریتم تا زمانی ادامه می‌یابد که واریانس بهترین شایستگی ۵ نسل آخر، کمتر از حد آستانه‌ی معینی باشد. با توجه به این که در داده‌ی استفاده‌شده، هر واحد انحراف زمان فرود هواپیماها از بهترین زمان فرود، بین ۱ تا ۲ واحد برروی شایستگی اثر دارد و فضای مسئله گسسته است، مقدار ۶۴ برای این حد آستانه مناسب است. تنظیمات الگوریتم ژنتیک مکمل مورد استفاده در جدول (۱) قابل مشاهده است.

جدول (۱): مشخصات الگوریتم فرا ژنتیک

مشخصه	مقدار
باز ترکیب	تک نقطه‌ای
احتمال باز	٪۸۰
جهش	یکنواخت
احتمال جهش	٪۵۰
انتخاب والدین	چرخ رولت
تعداد اعضا	۸
تعداد فرزندان	٪۵۰
تولید جمعیت	تصادفی
شرط توقف	واریانس بهترین شایستگی در ۵ نسل آخر کمتر از ۴



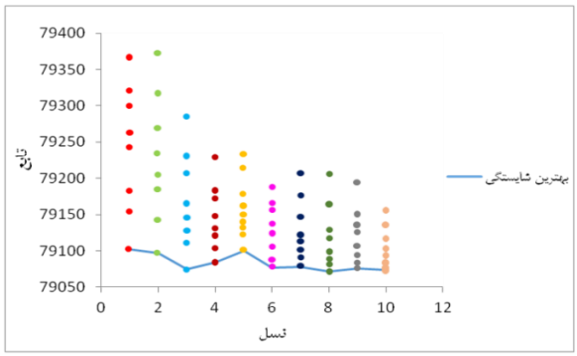
شکل (۴): نمودار شایستگی جمعیت برای بردار پارامترهای SMO

شکل (۴) نمودار شایستگی‌های جمعیت در گذر نسل‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که پیداست، شایستگی‌ها در نسل سیزدهم به همگرایی مدنظر رسیده‌اند. مقدار بهترین شایستگی مشاهده شده، ۷۹۱۲۱/۰۳ است و پس از توقف الگوریتم، مقادیر موجود در بهترین بردار پارامترها ثبت می‌شود. به این‌ترتیب مقادیر پارامترهای الگوریتم میمون عنکبوتی به‌طور کلی مطابق جدول (۲) خواهد بود.

جدول (۲): پارامترهای الگوریتم SMO

مشخصه	q	LLL	GLL	MG	pr	N
مقدار	۰/۸	۵۰۰۰	۳۰	۵	۰/۵	۲۰

در ادامه پارامترهای الگوریتم ژنتیک در بهبود دهنده‌ی زمان‌بند و نحوه‌ی تخمین آن‌ها توضیح داده می‌شود. پارامتر p در الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در بهبوددهنده‌ی زمان‌بند، پارامتری در راستای تعیین تعداد اعضای جمعیت اولیه است که در بازه‌ی ۳ تا ۱۰ با طول گام ۱ واحد تخمین زده می‌شود. همچنین NG تعداد دفعات تکرار الگوریتم است که در بازه‌ی ۶ تا ۱۶ با طول گام ۲ واحد، تخمین زده می‌شود. جهت تخمین پارامترها، الگوریتم ژنتیک مکملی دقیقا با شرایط و مشخصات قسمت قبل اجرا می‌شود. شکل (۵) نشان دهنده‌ی نمودار شایستگی‌های جمعیت در گذر نسل‌ها است. مشاهده می‌شود که شایستگی‌ها در نسل دهم به همگرایی مد نظر رسیده‌اند. مقدار بهترین شایستگی دیده شده ۷۹۰۷۱/۰۵ است و پس از توقف الگوریتم، بهترین مقدار بردار پارامترها در آخرین نسل برای پارامتر p برابر با ۵ و برای NG مساوی با مقدار ۷ است.



شکل (۵): نمودار شایستگی جمعیت برای بردار پارامترهای الگوریتم ژنتیک

۴-۱- آزمایش اول

در اولین آزمایش با روش پیشنهادی، زمان‌بندی بر روی داده‌های صحت‌سنجی [۲۸] صورت گرفته است. داده‌ی های مورد آزمایش، شامل ۱۰ تا ۵۰۰ هواپیما در دو بخش مقیاس بزرگ و مقیاس کوچک و حالت‌های ۱ تا ۵ باند است. نتایج زمان‌بندی، مقدارهای حاصل از تابع هدف رابطه (۱) هستند که مجموع جریمه‌ی ناشی از انحراف زمان فرود هواپیماها از زمان‌های هدف را نشان می‌دهند. در این پژوهش

سعی در کمینه کردن این نتایج بوده است و مقادیر به‌دست آمده در کنار نتایج پژوهش‌های دیگر در جداول (۳) و (۴) نمایان است.

جدول (۳) مربوط به داده‌های مقیاس کوچک و جدول (۴) مربوط به داده‌های مقیاس بزرگ است. مطابق با پژوهش [۱۵] با توجه به تصادفی بودن الگوریتم‌های هوش جمعی روش پیشنهادی بر روی هر سری داده ۱۰ بار آزمایش شده و میانگین نتایج گزارش شده‌است.

جدول (۳): مقدارهای تابع هدف برروی داده‌های مقیاس کوچک

no	s	r	D_opt	DALPH1	FCFS	SMO	SMO_G	cpu
۹	۱۰۰	۱	۷۸۴۸	۱۳۵۵۵	۳۶۸۳۹	۱۰۱۲۱	۱۰۰۸۰	۱۷۹۰
		۲	۵۷۳	۵۷۹	۱۰۶۶۲	۵۹۱	۵۸۲	۱۷۹۶
		۳	۸۹	۸۹	۴۱۴۲	۹۵	۹۰	۱۷۸۷
		۴	۰	۰	۱۵۱۸۰۴	۰	۰	۱۷۹۱
۱۰	۱۵۰	۱	۱۷۷۲۶	۳۱۹۴۵	۵۴۱۱۴	۲۵۳۶	۲۵۰۳	۴۱۹۷
		۲	۱۳۷۲	۱۹۰۳	۱۳۳۱۸	۱۶۱۲	۱۵۹۸	۳۹۹۵
		۳	۲۴۶	۲۱۹	۵۲۹۰	۲۵۵	۲۴۷	۳۰۹۲
		۴	۳۴	۴۷	۳۲۰۳	۴۲	۴۰	۳۰۹۰
		۵	۰	۰	۷۷۱	۰	۰	۲۹۶۱
۱۱	۲۰۰	۱	۱۹۳۲۷	۲۷۴۱۷	۶۶۴۲۷	۲۲۳۱۲	۲۲۲۹۸	۷۲۳۱
		۲	۱۶۸۴	۱۶۷۱	۱۷۳۸۱	۱۶۶۶	۱۶۶۰	۶۸۹۷
		۳	۳۳۴	۳۴۷	۵۹۰۱	۳۴۵	۳۳۸	۵۹۷۶
		۴	۷۰	۷۰	۲۰۴۰	۷۳	۷۱	۴۸۹۳
		۵	۰	۰	۵۱۷	۰	۰	۴۸۸۶
۱۲	۲۵۰	۱	۲۵۰۵۰	۳۴۲۴۶	۸۱۹۱۶	۳۰۳۱۳	۳۰۲۸۹	۱۳۷۶
		۲	۲۲۰۵	۲۸۴۹	۲۲۷۹۱	۲۳۴۶	۲۲۹۶	۱۲۹۸
		۳	۴۳۱	۲۶۵	۸۸۸۳	۴۵۴	۴۴۱	۱۲۰۴
		۴	۳	۳	۳۲۶۱	۸	۶	۱۱۱۰
		۵	۰	۰	۱۰۵۴	۰	۰	۱۰۸۲
۱۳	۵۰۰	۱	۵۸۳۹۳	۸۰۵۵۱	۱۷۸۷۲۵	۷۹۱۲۳	۷۹۰۷۵	۶۷۷۸
		۲	۴۸۹۸	۲۴۲۷۵	۵۲۷۱۵	۱۹۵۴۷	۱۹۵۱	۶۳۰۳
		۳	۸۲۲	۱۰۹۸	۱۹۸۷۱	۹۶۳	۹۱۴	۶۱۰۴
		۴	۱۲۳	۱۵۳	۸۱۳۳	۱۳۴	۱۳۱	۵۸۸۳
		۵	۰	۰	۲۹۴۲	۰	۰	۵۸۱۲

در جداول (۳) و (۴)، no شماره‌ی مجموعه داده و s تعداد هواپیماها و r تعداد باندهای مفروض را برای فرودگاه نشان می‌دهد. D_opt برای زمان‌بندی پویا در پژوهش [۳۰] مطرح شده که در آن اولویت هواپیماها ثابت فرض شده‌است. برای لحاظ کردن پویایی محیط، صف اولویت به گروه‌های کوچک، تقسیم شده‌است و نتیجه‌ی زمان‌بندی هر گروه با استفاده از نرم‌افزار Cplex محاسبه و نتیجه‌ی نهایی حاصل شده‌است. این پژوهش می‌تواند معیار کیفیت خروجی تحقیق‌های حالت پویا باشد. DALPH1 روشی است که اولویت‌بندی هواپیماها را با الگوریتم ژنتیک و زمان‌بندی را با روشی ابتکاری انجام داده است. FCFS زمان‌بندی ساده بر اساس اولویت رسیدن هواپیماها و در واقع شبیه‌سازی رفتار رادار فرودگاه است [۳۰]. ACO نشان‌دهنده‌ی روش زمان‌بندی پویای پژوهش [۱۵] است که اولویت‌بندی هواپیماها را با الگوریتم جامعه‌ی مورچگان و زمان‌بندی را با زمان‌بند قطعی پژوهش جاری انجام داده‌است. SMO معرف نتایج حاصل از روش پیشنهادی بر اساس الگوریتم میمون عنکبوتی و SMO_G نشان‌دهنده‌ی نتایج روش پیشنهادی همراه با بهبوددهنده‌ی ژنتیکی زمان‌بند و cpu زمان اجرای این الگوریتم بر حسب ثانیه است. با توجه به جدول‌های (۳) و (۴)، روش پیشنهادی SMO نیز مانند DALPH1 و ACO از FCFS عملکرد بهتری داشته است.

جدول (۴): مقدارهای تابع هدف بر روی داده‌های مقیاس بزرگ

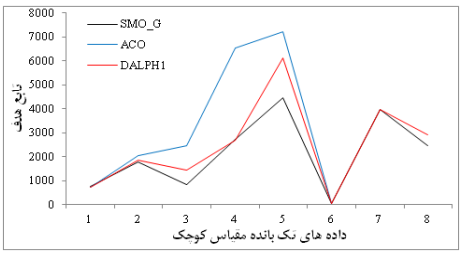
no	s	r	D_opt	DALPH 1	FCFS	ACO	SMO	SMO_G	cpu
۱	۱۰۰	۱	۷۴۰	۷۲۰	۱۷۹۰	۷۱۰	۷۷۰	۷۵۰	۲۳۰
		۲	۹۰	۱۴۰	۱۲۰	۱۲۰	۱۲۰	۹۰	۲۳۵
		۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲۳۰
۲	۱۵۰	۱	۱۷۳۰	۱۸۷۰	۲۶۱۰	۲۰۳۰	۱۸۲۰	۱۷۹۰	۳۲۰
		۲	۲۱۰	۲۱۰	۲۱۰	۲۱۰	۲۱۰	۲۱۰	۳۲۱
		۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳۲۰
۳	۲۰۰	۱	۹۴۰	۱۴۴۰	۲۹۳۰	۲۴۵۰	۸۴۰	۸۴۰	۳۷۹
		۲	۶۰	۶۰	۶۰	۶۰	۶۰	۶۰	۳۸۰
		۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳۸۱
۴	۲۰۰	۱	۲۷۰۰	۲۶۷۰	۶۲۹۰	۶۵۴۰	۲۷۵۰	۲۷۱۰	۳۸۰
		۲	۶۸۰	۶۸۰	۱۶۶۰	۱۰۴۰	۷۱۰	۶۸۰	۲۹۸
		۳	۱۳۰	۱۳۰	۳۳۰	۲۲۰	۱۵۰	۱۳۰	۲۹۹
		۴	۰	۰	۶۰	۰	۰	۰	۲۹۸
۵	۲۰۰	۱	۳۸۱۰	۶۱۳۰	۸۳۷۰	۷۲۱۰	۵۵۱۰	۴۴۶۰	۲۹۸
		۲	۶۸۰	۱۰۷۰	۱۴۴۰	۷۲۰	۷۵۰	۷۱۰	۳۳۱
		۳	۲۴۰	۲۴۰	۲۴۰	۳۹۰	۲۴۰	۲۴۰	۳۳۰
		۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳۳۰
۶	۳۰۰	۱	۲۴/۵	۲۴/۵	۲۴/۵	۲۴/۵	۲۴/۵	۲۴/۵	۳۳۰
		۲	۸۰۹	۸۸۲	۸۸۲	۸۲۲	۸۲۲	۸۲۲	۴۶۲
		۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴۶۳
۷	۴۰۰	۱	۳۹۷۴	۳۹۷۴	۱۵۵۰	-	۳۹۶۶	۳۹۵۸	۴۶۲
		۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۶۹۰
۸	۵۰۰	۱	۲۰۰۰	۲۹۱۵	۲۶/۸	۴۶۰۰	۲۷۲۰	۲۴۷۵	۶۹۲
		۲	۱۳۵	۲۵۵	۱۰/۱	۳۷۵۵	۱۴۵	۱۴۰	۶۸۵
		۳	۰	۰	۴۸۲۵	۱۶۳۵	۴۵	۳۵	۶۸۷

به طور کلی افزایش تعداد باند نیز بر روی بهبود خروجی‌ها تأثیر گذاشته و در برخی موارد حتی خروجی به صفر رسیده است. این به آن معنی است که با افزایش تعداد باند، ازدحام و محدودیت‌های فرود به موقع کاهش می‌یابد و جریمه‌های ناشی از انحراف زمان‌های فرود از زمان‌های هدف کمتر می‌شود.

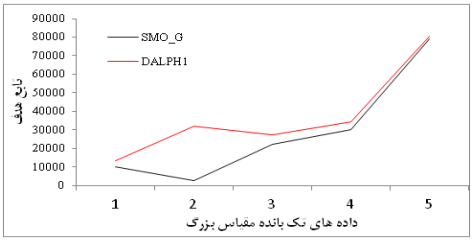
با توجه به جدول (۳)، در بسیاری از موارد مقدارهای مربوط به روش پیشنهادی SMO نسبت به روش ACO در داده‌های مقیاس کوچک، کمتر گزارش شده‌است. الگوریتم جامعه‌ی مورچگان که در روش ACO استفاده شده‌است، پارامترهای متعدد و احتمال افتادن در بهینه‌ی محلی را دارد و برای داده‌های مقیاس بزرگ جدول (۴) کاربرد

نداشته‌است. همچنین با توجه به جدول‌های (۳) و (۴)، مقدارهای مربوط به روش SMO از روش DALPH1 که بر پایه‌ی الگوریتم ژنتیک و یک روش ابتکاری مطرح شده‌است در بسیاری از موارد کمتر بوده است. مقدارهای مربوط به روش SMO که نسبت به روش‌های دیگر کمتر گزارش شده‌است پررنگ شده‌اند. این مقدارها کمینه شدن جریمه‌ها و کارایی روش SMO را نشان می‌دهند. مقایسه‌ی خروجی‌های SMO و SMO_G در دو جدول (۳) و (۴) نشان می‌دهد، بهبوددهنده‌ی ژنتیکی زمان‌بند در روش SMO_G در بسیاری از موارد کارایی الگوریتم SMO را افزایش داده‌است. مواردی که در روش SMO_G کاهش داشته‌اند پررنگ شده‌اند.

جهت درک بهتر مقایسه‌های صورت‌گرفته، شکل (۶) بر اساس مقدارهای تابع هدف جدول (۳) برای داده‌های مقیاس کوچک رسم شده است. شکل (۷) نیز بر مبنای مقدارهای تابع هدف جدول (۴) برای داده‌های مقیاس بزرگ رسم شده‌است.



شکل (۶): نتایج سه روش برای داده‌های تک‌بانده مقیاس کوچک



شکل (۷): نتایج سه روش برای داده‌های تک‌بانده مقیاس بزرگ

این دو شکل به عنوان نمونه و فقط به ازای زمان‌بندی فرودگاه تک‌بانده یعنی r=1 رسم شده‌اند. با توجه به این که عملکرد الگوریتم‌های پیشین و روش پیشنهادی همگی، از الگوریتم FCFS مطلوب‌تر بوده‌است، جهت حفظ تعادل مقیاس نمودار و شفافیت بیشتر، از رسم خروجی‌های FCFS صرف‌نظر شده‌است. پایین قرار گرفتن نمودار SMO_G نسبت به سایر روش‌ها در بسیاری از نواحی نشان‌دهنده‌ی کمینه شدن تابع هدف و در نتیجه کاهش جریمه‌های ناشی از عدم فرود به‌موقع است.

الگوریتم میمون عنکبوتی که در روش SMO_G به کار رفته‌است، به دلیل داشتن پارامترهای اندک، رفتار حریصانه در جستجو، وجود تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری و جلوگیری از رکود و افتادن در تله‌های محلی با کنترل وضعیت جستجو، توانسته است برای زمان‌بندی در محیط پویا و بلادرنگ با محدودیت زمانی کارایی مناسبی داشته باشد. SMO_G با اجرای یک زمان‌بند قطعی و اجرای یک بهبوددهنده‌ی ژنتیکی در مواقع مناسب، علاوه بر معقول نگه داشتن زمان اجرا نتایج مطلوبی را در راستای کمینه‌سازی هزینه‌ها و اتلاف وقت حاصل کرده‌است. این الگوریتم با در نظر گرفتن پویایی جهان واقعی برای محیط چندبانده نیز کارایی داشته‌است.

۴-۲- آزمایش دوم

دومین آزمایش روش پیشنهادی، بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده‌ی فرودگاه هیثرو با یک باند برای فرود صورت گرفته است. برای ۴ سطح ترافیکی از ۱ تا ۴، داده‌های تصادفی ۸ روز پرواز یعنی ۸ نمونه تولید شده است و نتایج میانگین‌گیری شده‌اند [۳]. در این داده‌ها زمان انجماد ۵ دقیقه و E_i و T_i و uli همگی باهم مساوی فرض شده‌اند. با توجه به انعطاف‌پذیری الگوریتم‌های هوش جمعی، اهداف دیگر مسئله در راستای بهینه‌سازی مصرف سوخت و استفاده حداکثری از ظرفیت باند، مطابق رابطه‌ی (۶)، به تابع هدف اضافه شده‌اند و به این ترتیب روش SMO در راستای کمینه‌سازی این تابع چندهدفه آزمایش شده است. به دلیل این که زودترین زمان مجاز برای فرود و T_i و ul_i مساوی فرض شده‌اند، به ازای هر صف اولویت از هواپیماها، زمان‌بندی تنها یک حالت دارد و فقط با تغییر صف اولویت، زمان‌بندی تغییر خواهد کرد. روش SMO با زمان‌بند قطعی بدون شیفت به عقب اجرا می‌شود و بهبوددهنده‌ی ژنتیکی اجرا نخواهد شد.

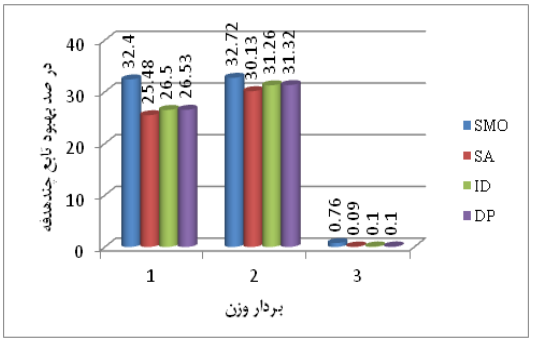
جدول (۵) نتایج حاصل از سه روش پژوهش [۳] و SMO در پژوهش جاری است. DP روشی قطعی برای اولویت‌بندی هواپیماها بر اساس برنامه‌نویسی پویا است، ID روشی بر مبنای جستجوی محلی تکرارشونده و SA الگوریتمی بر اساس تبرید شبیه‌سازی‌شده برای اولویت‌بندی هواپیماها است. سه بردار W_1=(0.3, 0.5, 0.1 ,0.1) و W_2=(0.2, 0.4, 0.3, 0.1) و W_3=(0.4, 0.6, 0.6, 0, 0) مطابق رابطه‌ی (۶) به عنوان بردار وزن اهداف در این آزمایش لحاظ شده‌اند. هدف کلی، کمینه‌کردن تابع چندهدفه در رابطه‌ی (۶) است. مقدارهای گزارش‌شده، درصد بهبود کمینه‌سازی روش مربوطه، نسبت به الگوریتم FCFS هستند. روش FCFS در حقیقت شبیه‌سازی رفتار رادار فرودگاه‌ها است. درصدهای بالاتر نمایانگر کارایی بیشتر روش، نسبت به FCFS هستند. علاوه بر درصد بهبود تابع چندهدفه برای هر الگوریتم، درصد بهبود هدف‌های ALT، TW وEF نیز جداگانه گزارش شده است. مطابق آن‌چه گفته شد، این هدف‌ها به ترتیب به استفاده‌ی بهینه از باند، کاهش انحراف زمان‌های فرود از زمان‌های هدف و بهینه‌سازی مصرف سوخت اشاره دارند. در جدول (۵) کلیه‌ی مواردی که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مورد مقایسه عملکرد بهتری داشته است، پررنگ شده‌اند.

جدول (۵): درصد بهبود نتایج SMO و سه روش دیگر نسبت به FCFS

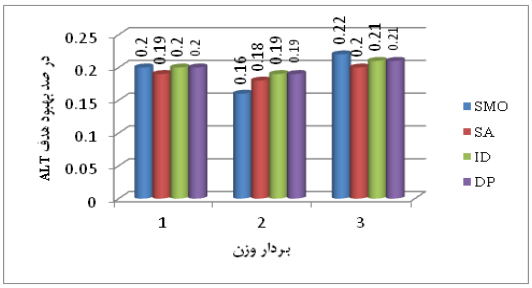
وزن	هدف	DP	ID	SA	SMO
W_1	همه	۲۶/۵۳	۲۶/۵۰	۲۵/۴۸	**۳۲/۴۰**
	ALT	۰/۲۰	۰/۲۰	۰/۱۹	۰/۲۰
	TW	۵۹/۶۹	۶۰/۰۹	۷۲/۳۹	**۸۰/۰۹**
	EF	۲۹/۰۹	۲۹/۰۴	۲۷/۶۶	**۳۰/۰۵**
W_2	همه	۳۱/۳۲	۳۱/۲۶	۳۰/۱۳	**۳۲/۷۲**
	ALT	۰/۱۹	۰/۱۹	۰/۱۸	۰/۱۶
	TW	۷۸/۸۱	۷۸/۶۶	۸۰/۲۷	**۸۵/۱۰**
	EF	۲۸/۳۳	۲۸/۲۸	۲۶/۸۸	**۳۰/۲۱**
W_3	همه	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۰۹	**۰/۷۶**
	ALT	۰/۲۱	۰/۲۱	۰/۲۰	**۰/۲۲**
	TW	-۵۷۳/۲۳	-۷۴۷/۶۶	-۷۳۷/۴۷	-۷۵۴/۵۶
	EF	۲۹/۲۴	۲۹/۱۳	۲۷/۳۵	۲۵/۰۷

نمودارهای شکل (۸) تا (۱۱) جهت مقایسه‌ی بهتر نتایج به ازای تابع چندهدفه و سه هدف ALT، TW و EF رسم شده‌اند. به دلیل منفی بودن TW در بردار وزن سوم، جهت حفظ تعادل نمودار نتایج مربوط به آن رسم نشده‌اند.

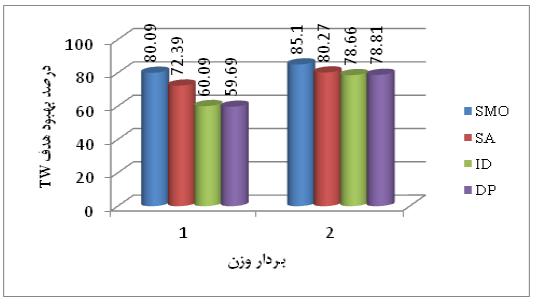
با توجه به نتایج جدول (۵) و نمودار شکل (۱۱) روش پیشنهادی در کمینه‌سازی تابع چندهدفه نسبت به FCFS در مقایسه با ۳ روش دیگر کارایی بیشتری داشته‌است. همچنین با توجه جدول (۵) و نمودارهای شکل (۹) تا (۱۱) درصد بهبود نتایج SMO نسبت به FCFS به ازای اهداف ALT و TW و EF در مقایسه با ۳ روش دیگر در اکثر موارد بیشتر بوده‌است.



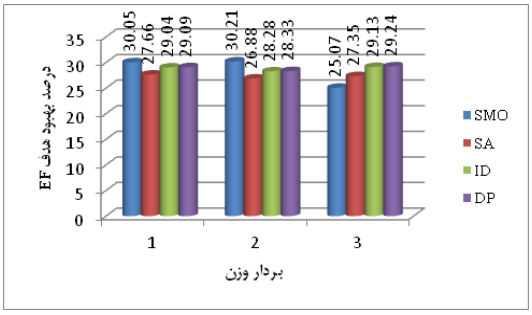
شکل (۸): درصد بهبود خروجی‌های تابع چندهدفه



شکل (۹): درصد بهبود هدف ALT



شکل (۱۰): درصد بهبود هدف TW



شکل (۱۱): درصد بهبود هدف EF

علاوه بر این مشاهده می‌شود در روش SMO میزان بهبود نتایج به ازای هدف TW از بهبود به ازای سایر اهداف چشم‌گیرتر بوده است. در بررسی ۳ روش DP، SA و ID می‌توان گفت روش DP در به‌روزرسانی فضای مسئله در صورتی که تعداد هواپیماهای جدید در یک دوره‌ی زمانی زیاد باشند ضعیف عمل می‌کند و الگوریتم SA به دلیل داشتن پارامترهای متعدد و نیاز به تخمین مناسب، پیاده‌سازی دشواری دارد. اگرچه روش ID تنها یک پارامتر دارد اما این روش سرعت کندی در جستجوی فضای مسئله دارد [۳]. اما روش SMO که در دسته‌ی الگوریتم‌های هوش جمعی قرار دارد، انعطاف‌پذیری کافی برای به‌روزرسانی فضای مسئله را دارد. همچنین این الگوریتم به دلیل کنترل وضعیت جستجو و تغییر رفتار در جستجو در صورت نیاز، در مقابل تغییر دائمی فضای جستجو در زمان‌بندی پویا منعطف است. این الگوریتم مبتنی بر جمعیت، با داشتن پارامترهای اندک، نسبت به SA که پارامترهای زیادی دارد و جستجوی آن تک‌عضوی است، عملکرد بهتری داشته‌است.

همچنین در روش SMO میان اکتشاف و بهره‌برداری یا به عبارت دیگر جستجوی گسترده و محلی تعادل وجود دارد و فضای مسئله به صورت مناسبی جستجو خواهد شد. علاوه بر این در آزمایش روش

پیشنهادی بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده‌ی یک فرودگاه تک‌باند از یک روش جستجوی محلی قابل استفاده در حالت تک‌باند نیز در کنار الگوریتم میمون عنکبوتی استفاده شده است. بنابراین روش پیشنهادی از ID که منحصر به جستجوی محلی است، سرعت و کارایی بیشتری در جستجوی فضای مسئله داشته‌است. به‌این‌ترتیب روش SMO توانسته‌است در زمان‌بندی مناسب چندهدفه که به کاهش اتلاف وقت و هزینه‌ها، بهینه‌سازی مصرف سوخت و استفاده‌ی بهینه از ظرفیت باند می‌انجامد، عملکرد موثری داشته باشد.

۵- نتیجه‌گیری

با افزایش ترافیک هوایی، زمان‌بندی فرود هواپیماها چالشی است که امروزه فرودگاه‌ها با آن مواجه هستند و تا کنون روش‌های مختلفی برای آن ارائه شده‌است که اکثر آنها مسئله را ایستا فرض کرده‌اند. به دلیل کارایی و انعطاف‌پذیری الگوریتم‌های هوش جمعی در بهینه‌سازی، در این پژوهش با استفاده از الگوریتم میمون عنکبوتی به بهبود زمان‌بندی فرود هواپیماها در حالت پویا پرداخته شد. الگوریتم میمون عنکبوتی به دلیل انعطاف‌پذیری و ماهیت حریصانه روش مناسبی برای مسئله‌ی پویا و بلادرنگی همچون زمان‌بندی پویای فرود هواپیماها است. همچنین در این پژوهش با استفاده از الگوریتم ژنتیک یک بهبوددهنده برای زمان‌بند پیشنهاد شد. به این ترتیب روش ارائه شده‌ی این پژوهش علاوه بر مدیریت پویایی محیط هم اولویت‌بندی مناسب هواپیماها جهت فرود و هم بهبود عملکرد زمان‌بند را مورد توجه قرار می‌دهد. این روش قابلیت استفاده برای فرودگاه‌های چندباند را دارد و می‌تواند برای اهدافی چون بهینه‌سازی استفاده از ظرفیت باند و بهینه‌سازی مصرف سوخت نیز استفاده شود.

ارائه‌ی یک سیستم جامع کنترل پرواز از ابتدای پرواز تا فرود، که روش پیشنهادی فقط یکی از بخش‌های آن را شامل می‌شود می‌تواند پژوهشی برای آتی پیشنهاد شود. همچنین مسائل زمان‌بندی شباهت‌های بسیاری باهم دارند و زمان‌بندی در جهان واقعی در حوزه‌های دیگر مانند رفت و آمدهای دریایی نیز مطرح می‌شود. اما این مسائل در برخی محدودیت‌ها با هم تفاوت دارند. می‌توان سیستم یکپارچه‌ای جهت انواع زمان‌بندی ارائه داد که با دریافت محدودیت‌های مسئله، زمان‌بندی را انجام دهد.

مراجع

[۱] اصلانی، م.، مسگری م. س.، "توسعه یادگیری تقویتی پیوسته در مسائل مکانی توزیع یافته (مورد مطالعاتی: کنترل هوشمند چراغ های راهنمایی)"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، دوره ۱۷، شماره ۳، صفحه ۷۸-۶۳، پاییز ۱۳۹۹.

[2] Ng, K.K.H., Lee, C.K., Chan, F.T. and Lv, Y., "Review on meta-heuristics approaches for airside operation research", Applied Soft Computing, 66, pp.104-133, 2018.

[3] Yu, S.P., Cao, X.B. and Zhang, J., "A real-time schedule method for Aircraft Landing Scheduling problem based on Cellular Automation", Applied Soft Computing, 11(4), pp.3485-3493, 2011.

[4] Bennell, J.A., Mesgarpour, M. and Potts, C.N.,"Dynamic scheduling of aircraft landings", European Journal of Operational Research, 258(1), pp.315-327, 2017.

[۵] حضوری، م. ا.، عباسپور ع.، فتوحی فیروزآباد م.، معینی اقطاعی م.، "کمینه‌سازی کاهش اجباری توان تولیدی مزارع بادی با بهره‌گیری از یک راهکار کوتاه مدت ابتکاری بر مبنای بازپخش واحدهای فسیلی"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، دوره ۱۳، شماره ۱، صفحه ۱۰-۱، بهار ۱۳۹۵.

[6] Abraham, A., Guo, H. and Liu, H., "Swarm intelligence: foundations, perspectives and applications", In Swarm intelligent systems (pp. 3-25). Springer, Berlin, Heidelberg, 2006.

[۷] میرزائی، ف.، پویان ع.، "مروری بر رباتیک جمعی و جایگاه آن در سیستم‌های چندرباته"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، دوره ۱۷، شماره ۲، صفحه ۷۲-۵۳، تابستان ۱۳۹۹.

[8] Beasley, J.E., Krishnamoorthy, M., Sharaiha, Y.M. and Abramson, D., "Scheduling aircraft landings—the static case", Transportation science, 34(2), pp.180-197, 2000.

[9] Faye, A., "A quadratic time algorithm for computing the optimal landing times of a fixed sequence of planes", European Journal of Operational Research, 270(3), pp.1148-1157, 2018.

[10] Sabar, N.R. and Kendall, G., "An iterated local search with multiple perturbation operators and time varying perturbation strength for the aircraft landing problem", Omega, 56, pp.88-98, 2015.

[11] Riahi, V., Newton, M.H., Polash, M.M.A., Su, K. and Sattar, A., "Constraint guided search for aircraft sequencing", Expert Systems with Applications, 118, pp.440-458, 2019.

[12] Moser, I. and Hendtlass, T., "Solving dynamic single-runway aircraft landing problems with extremal optimization", In 2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Scheduling (pp. 206-211). IEEE, 2007, April.

[13] Salehipour, A., "An algorithm for single-and multiple-runway aircraft landing problem", Mathematics and Computers in Simulation, 175, pp.179-191, 2020.

[14] Bencheikh, G., El Khoukhi, F., Baccouche, M., Boudebous, D., Belkadi, A. and Ouahman, A.A., "Hybrid Algorithms for the Multiple Runway Aircraft Landing Problem", IJCSA, 10(2), pp.53-71, 2013.

[15] Girish, B.S., "An efficient hybrid particle swarm optimization algorithm in a rolling horizon framework for the aircraft landing problem", Applied Soft Computing, 44, pp.200-221, 2016.

[16] Hammouri, A.I., Braik, M.S., Al-Betar, M.A. and Awadallah, M.A., "ISA: a hybridization between iterated local search and simulated annealing for multiple-runway aircraft landing problem", Neural Computing and Applications, 32(15), pp.11745-11765, 2020.

[17] Zhang, J., Zhao, P., Zhang, Y., Dai, X. and Sui, D., "Criteria selection and multi-objective optimization of aircraft landing problem", Journal of Air Transport Management, 82, p.101734, 2020.

[18] Bencheikh, G., Boukachour, J. and Alaoui, A.E.H., "A memetic algorithm to solve the dynamic multiple runway aircraft landing problem", Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 28(1), pp.98-109, 2016.

[۱۹] صائمی، س.، توکلی مقدم، ر.، نوذری، ح.، ملکی مقدم، پ.، "زمان بندی فرود و پرواز هواپیماها بر روی باندها با در نظر گرفتن محدودیت در تعداد مکان استقرار هواپیما"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، جلد ۸، شماره ۴، ۱۳۹۵.

[۲۰] یزدانی، م.، فرجی مقدم، ز.، مقدم زرندی، ز.، "حل مسئله زمان بندی چندهدفه‌ی فرود هواپیما در حالت چندباند"، نشریه مهندسی هوانوردی، جلد ۲۱، شماره ۱، ۱۳۹۸.

[۲۱] نقی زاده، ر. ، "تخمین پارامترهای مدل تک دیودی و دو دیودی سلول های خورشیدی با روش بهینه‌سازی علف هرز مهاجم مبتنی بر تخمین توزیع"، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، دوره ۱۸، شماره ۴، صفحه ۱۳۷-۱۴۷، زمستان ۱۴۰۰.

[22] Rajabioun, R., *"Cuckoo optimization algorithm"*, Applied soft computing, 11(8), pp.5508-5518, 2011.

[23] Radmanesh H, Sharifi R, Fathi S H. A BAT Optimization Algorithm for Sizing and Siting of Optimal Distributed Generation in Distribution Networks. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers 2020; 17 (4) :11-15

[۲۴] ایروانی راد، م. ا.، جهانگیر مشیدی، آ.، "مروری بر الگوریتم‌های تکاملی بهینه‌سازی ملهم از پستانداران"، نهمین همایش ملی مهندسی مکانیک، خمینی شهر، ۱۳۹۵.

[25] Yazdani, M., Jolai, F., "Lion optimization algorithm (LOA): a nature-inspired metaheuristic algorithm", Journal of computational design and engineering, 3(1), pp.24-36, 2016.

[26] Agrawal, V., Rastogi, R. and Tiwari, D.C., "Spider monkey optimization: a survey", International Journal of System Assurance Engineering and Management, 9(4), pp.929-941, 2018.

[27] Bansal, J.C., Sharma, H., Jadon, S.S. and Clerc, M., "Spider monkey optimization algorithm for numerical optimization", Memetic computing, 6(1), pp.31-47, 2014.

[28] Beasley, J.E.(2004,September 21). Aircraft Landing. Retrieved from http//mscmga.ms.ic.ac.uk/info.html.

[29] Eiben, A.E. and Smith, J.E., Introduction to evolutionary computing (Vol. 53, p. 18). Berlin: springer, 2003.

[30] Beasley, J.E., Krishnamoorthy, M., Sharaiha, Y.M. and Abramson, D., "Displacement problem and dynamically scheduling aircraft landings", Journal of the operational research society, 55(1), pp.54-64, 2004.

زیرنویس‌ها

[1] Aircrafts Landing Problem
[2] Swarm Intelligence
[3] Freezing time
[4] Meta Huristics
[5] Spider monkey optimization
[6] Global Leader
[7] Local Leader
[8] Local Leader Limit
[9] Global Leader Limit
[10] Elitism
[11] Heathrows
[12] Meta Genetic Algorithm