

علمی - تخصصی

جمع‌آوری داده در اینترنت اشیاء با استفاده از پهپاد مبتنی بر الگوریتم چند هدفه تکاملی با استفاده از فرآیند گوسین بر پایه مدل‌سازی معکوس

پژمان غلام‌نژاد^۱، جلیل مظلوم^{۲*}

۱- دکتری تخصصی کامپیوتر هوش مصنوعی، ۲- دانشیار، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری-تهران-ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۲۵، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۵)

چکیده

امروزه از پهپاد به‌عنوان یک بستر جمع‌آوری داده برای گروهی از دستگاه‌های اینترنت اشیاء اطراف زمین استفاده می‌شود. تعیین تعداد و مکان‌های بهینه پهپاد، مصرف انرژی در این سیستم جمع‌آوری داده در اینترنت اشیاء را می‌تواند به حداقل برساند. به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه نوین می‌تواند این هدف را محقق سازد. در این پژوهش یک الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل (الگوریتم چند هدفه تکاملی با استفاده از فرآیند گوسین بر پایه مدل‌سازی معکوس)، بر روی بستر جمع‌آوری داده برای گروهی از دستگاه‌های اینترنت اشیاء اطراف زمین، استفاده می‌شود. نتایج این روش بر مبنای معیار ارزیابی فاصله نسلی معکوس، با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مقایسه شده است. تحلیل نتایج معیار ارزیابی به‌کار گرفته‌شده، نشان می‌دهد که روش بهینه‌سازی به‌کار گرفته‌شده، تاثیر چشم‌گیری در فرآیند مصرف بهینه انرژی در این سیستم دارد. نتایج این پژوهش می‌تواند برای شناخت پارامترهای بهینه‌سازی در این سیستم استفاده شود.

کلید واژه‌ها: الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل، الگوریتم چند هدفه تکاملی با استفاده از فرآیند گوسین بر پایه مدل-سازی معکوس، جمع‌آوری داده در اینترنت اشیاء، پهپاد.

۱- مقدمه

ایستگاه پایه منتقل کنند. بنابراین، جمع‌آوری کارآمد داده‌ها از دستگاه‌های اینترنت اشیاء یک موضوع چالش برانگیز است.

۱-۱- بیان مساله

امروزه پهپادها به‌دلیل توانایی آن‌ها از نظر تحرک، خودمختاری، ارتباطات و قدرت پردازش با هزینه نسبتاً کم، طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند، زیرا همه خطرات مربوط به اپراتورهای انسانی را از بین می‌برند و در مقایسه با هواپیماهای سرنشین‌دار، هزینه بسیار کمتری دارند. همچنین استفاده از وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین (پهپادها) به‌عنوان سکوه‌های^۳ در حال ظهور جمع‌آوری اطلاعات مورد توجه گسترده‌ای قرار گرفته است [۲].

اینترنت اشیاء^۱، سامانه‌ای به‌هم پیوسته از تجهیزات رایانه‌ای، ماشین‌های مکانیکی و دیجیتال، اشیاء، حیوانات یا افرادی است که با شناسه‌های منحصر به فرد^۲ هویت یافته‌اند و از قابلیت انتقال داده‌ها روی یک شبکه بدون نیاز به تعامل انسان-با-انسان یا انسان-با-رایانه برخوردار هستند [۱]. در سال‌های اخیر، اینترنت اشیاء در زمینه‌های مختلف از قبیل حمل‌ونقل هوشمند، بهداشت و درمان، شهرهای هوشمند و شبکه‌های هوشمند به‌صورت گسترده‌ای استفاده شده است. با این وجود دستگاه‌های اینترنت اشیاء به‌دلیل محدودیت‌های انرژی معمولاً قادر به انتقال در مسافت طولانی نیستند. به‌عنوان مثال، در مناطقی که شبکه‌های بی‌سیم زمینی ضعیف هستند، دستگاه‌های اینترنت اشیاء با توان محدود ممکن است نتوانند داده‌های خود را از راه دور، به یک

۱-۲- اهمیت و ضرورت تحقیق

در مقایسه با سکوه‌های جمع‌آوری داده‌های زمینی، سکوه‌های جمع‌آوری داده‌های پهپاد می‌توانند چندین مزیت به همراه داشته باشند: (۱) به‌دلیل چابکی و تحرک، پهپادها می‌توانند به‌صورت انعطاف‌پذیرتر به سمت دستگاه‌های هدف پرواز کنند. (۲) پهپادها امکان ایجاد پیوندهای دید از راه دور به دستگاه‌های هدف را دارند.

* رایانامه نویسنده مسئول: Jalil.mazloum@ssau.ac.ir.

¹ Internet of Things (IoT)

² Unique IDs

³ Platform

ارسال شده از یک دکل مخابراتی به موبایل، مطالعه شد [۸]. در سال ۱۳۹۹، به معرفی پهپادها و کاربردهای آن در زمینه هوشمند سازی پرداخته شد [۹]. در سال ۲۰۲۱، قرار دادن بهینه پهپادها در شبکه مش هوایی در شرایط اضطراری، بر مبنای پوشش هدف، کیفیت خدمات و مصرف انرژی توسط شبکه که برای بهبود عملکرد باید بهینه شوند، با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مورد مطالعه قرار گرفت [۱۰].

۲- مفاهیم، نظریه‌های مربوطه، فرضیه‌ها و مدل مفهومی تحقیق

الگوریتم‌های تکاملی به‌عنوان ابزاری موثر برای کاوش در جبهه‌های بهینه پارتو همگرا^۴ و متنوع^۵ در مسایل بهینه‌سازی چند هدفه ارائه شده‌اند که به‌طور کلی شامل دو یا سه هدف متناقض است. مسایل بهینه‌سازی چند هدفه، مربوط به حل M اهداف متضاد به‌طور هم‌زمان در مسایلی است که در آن مقدار M ، برابر با دو یا سه است [۱۱]. به‌طور کلی، یک مساله بهینه‌سازی چند هدفه رابطه زیر را دارد که توسط معادله (۱) توصیف شده است.

$$\begin{cases} f(x) = [f_1(x), \dots, f_M(x)] \\ s.t. \quad x \in \Lambda \end{cases} \quad (1)$$

که $\Lambda \in \mathbb{R}^n$ ، فضای تصمیم^۶ است و $f: \Lambda \rightarrow \Omega \in \mathbb{R}^M$ ، فضای هدف^۷ است و فرض بر این است است که f یک مساله کمینه‌سازی است. بیشتر الگوریتم‌های چند هدفه تکاملی، بر حفظ تنوع و افزایش همگرایی متمرکز هستند. یکی از الگوریتم‌هایی که برای بهبود اثربخشی به‌منظور حل مسایل چند هدفه تکاملی ارائه شده است، الگوریتم چند هدفه تکاملی بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین است.

۲-۱- الگوریتم چند هدفه تکاملی بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین

فرزندان در اغلب الگوریتم‌های تخمین چگالی، با ایجاد و نمونه‌برداری از یک مدل احتمالی از راه‌حل‌های امیدبخش در فضای تصمیم، ایجاد می‌شوند. سپس این نمونه‌ها از فضای تصمیم به فضای هدف با استفاده از توابع هدف نگاشت می‌شوند. در الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس،

پهپادها می‌توانند خدمات اضطراری را برای دستگاه‌های هدف، در حوادث غیرمترقبه ارائه دهند. از این رو انتظار می‌رود که استفاده از پهپادها راهی امیدوارکننده برای جمع‌آوری داده‌ها از دستگاه‌های اینترنت اشیا فراهم کند.

۱-۳- هدف تحقیق

برای استفاده کارآمد از پهپاد، استقرار پهپاد باید بهینه شود. در صورت استقرار صحیح، یک پهپاد باید بتواند یک راه‌حل قابل اعتماد و کم‌مصرف برای داده‌های اینترنت اشیا ارائه دهد. به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه نوین می‌تواند این هدف را محقق سازد.

در این پژوهش یک الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل (الگوریتم چند هدفه تکاملی با استفاده از فرآیند گوسین بر پایه مدل‌سازی معکوس)، بر روی بستر جمع‌آوری داده برای گروهی از دستگاه‌های اینترنت اشیا اطراف زمین، استفاده می‌شود.

۱-۴- پیشینه تحقیق

بهینه‌سازی استقرار پهپاد قبلاً مورد مطالعه قرار گرفته است. در سال ۲۰۱۷، مشکل بهینه‌سازی ارتفاع و عرض پهنای مشترک را در مورد سیگنال ارسال شده از یک دکل مخابراتی به موبایل به‌صورت گروهی^۱، و همچنین سیگنال‌های ارسال شده از موبایل‌ها به‌صورت گروهی به یک دکل مخابراتی^۲، بررسی شد [۳]. در سال ۲۰۱۷، استقرار پهپاد با هدف استفاده از حداقل توان انتقال برای پوشش حداکثر تعداد کاربران زمینی، بهینه‌سازی شد [۴]. سپس، در مورد بهینه‌سازی استقرار با کیفیت متفاوت خدمات مورد نیاز تحقیق انجام شد [۵]. در سال ۲۰۱۸، استقرار پهپاد برای یک سیستم رله با کمک پهپاد، که در آن یک پهپاد به‌عنوان یک رله برای انتقال داده بین گره‌های منبع و گره‌های مقصد استفاده می‌شود، مطالعه شد [۶]. در سال ۲۰۱۸، از وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین (پهپادها) به‌عنوان نقاط دسترسی پرواز استفاده شد که شبکه مش را ایجاد می‌کنند و اتصال به گره‌های زمینی مستقر در یک منطقه هدف را فراهم می‌کنند. موقعیت جغرافیایی پهپادها براساس الگوریتم تکاملی چند هدفه بهینه شده است. هدف از طرح پیشنهادی، پوشاندن کلیه گره‌های زمینی با استفاده از حداقل تعداد پهپادها است، در حالی که حداکثر میزان نیاز به داده‌های آن‌ها را برآورده می‌کند [۷]. در سال ۲۰۱۹، با استفاده از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳، استقرار پهپاد در سناریوی همگرایی ارتباطات سیگنال

⁴ Pareto optimal fronts

⁵ Diversified

⁶ Decision space

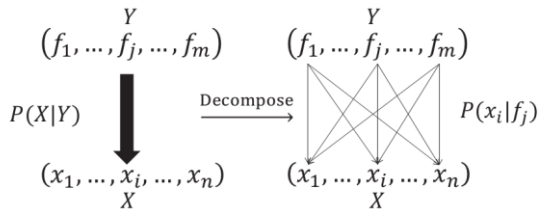
⁷ Objective space

¹ Downlink multicasting

² Uplink multicasting

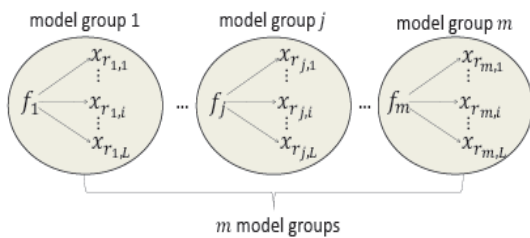
³ Particle Swarm Optimization (PSO)

مسائل بهینه‌سازی دارای ابعاد بالا به تعدادی زیر مساله دارای ابعاد پایین، استفاده می‌کند، بدون آن‌که هیچ دانش قبلی در مورد تفکیک‌پذیری^۴ مساله داشته باشد. گروه‌بندی تصادفی می‌تواند احتمال اختصاص متغیرهای تصمیم هم‌بسته^۵ را به یک زیر مساله، افزایش دهد که این کار در مدل‌سازی معکوس بسیار مفید است. زیرا می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی تعداد مدل‌های معکوس را کاهش دهد. از m طرف دیگر بین متغیرهای تصمیمی که در گروه‌های یکسان، گروه‌بندی شده‌اند می‌توان یک همبستگی در نظر گرفت. از طرفی، کاهش خطا، از $P(X^p | Y^p)$ فرض مستقل بودن متغیرهای تصمیم ناشی می‌شود که نیاز به تجزیه توزیع احتمالی چند متغیره‌ی m ورودی، خروجی دارد که m ، تعداد اهداف و n ، تعداد متغیرهای تصمیم هستند. برای ساده نمودن این موضوع، مدل معکوس احتمالی m ورودی، n خروجی، یعنی $P(x_i | f_j)$ ، که $1 \leq i \leq n$ و $1 \leq j \leq m$ است، را به مدل‌های تک متغیره m در n ... تجزیه می‌کنیم، همان‌طور که در شکل (۱) تشریح شده است.



شکل (۱). تجزیه توزیع احتمال شرطی چند متغیره m ورودی، n خروجی

با داشتن m تابع هدف، m گروه از مدل‌های معکوس، برای هر زیرجمعیت، ساخته می‌شود که مدل‌ها در گروه j ، از به‌عنوان متغیر، استفاده می‌کنند. به هر گروه، L متغیر تصمیم به‌صورت تصادفی، اختصاص داده می‌شود تا مدل‌های معکوس f_j را به‌عنوان متغیر، بسازند. شکل (۲) گروه‌بندی تصادفی را نشان می‌دهد.



شکل (۲): گروه‌بندی تصادفی، در هر گروه j ، تعداد L متغیر تصمیم، به‌صورت تصادفی، با j -امین تابع هدف، گروه‌بندی می‌شوند.

توزیعی از والدین فعلی در فضای هدف و فضای تصمیم وجود دارد. توزیع‌های جمعیت فعلی، در فضای تصمیم با مشخص می‌شود و در فضای هدف با $P(Y^p)$ مشخص می‌گردد و توزیع احتمال شرطی $P(X^p | Y^p)$ می‌تواند به‌وسیله یک مدل احتمالی معکوس، تقریب زده شود که راه‌حل‌های نامغلوب را از فضای هدف، یعنی پرتو نما^۱ که با Y^p نمایش داده می‌شود، را به فضای تصمیم یعنی مجموعه پرتو^۲، که با X^p نمایش داده می‌شود، نگاشت می‌کند. برای ایجاد فرزندان، این الگوریتم با ایجاد نمونه‌ها در فضای هدف که با Y_0 ، مشخص می‌شوند، بر پایه اطلاعات مقادیر هدف، در جمعیت والدین فعلی شروع می‌کند. هنگامی که مجموعه فرزندان Y_0 ایجاد شدند، به‌صورت برگشتی با $P(X^p | Y^p)$ با استفاده از تئوری بیز، به فضای تصمیم نگاشت می‌شوند. با استفاده از مفهوم تابع احتمال شرطی، داریم:

$$P(X^p | Y^p) = \frac{P(X^p, Y^p)}{P(Y^p)}$$

$$P(Y^p | X^p) = \frac{P(X^p, Y^p)}{P(X^p)} \quad (2)$$

$$P(X^p, Y^p) = P(Y^p, X^p)$$

$$P(Y^p | X^p) P(X^p) = P(X^p | Y^p) P(Y^p)$$

بنابراین:

$$P(Y^p | X^p) P(X^o) = P(X^p | Y^p) P(Y^o)$$

$$P(X^o) = \frac{P(X^p | Y^p) P(Y^o)}{P(Y^p | X^p)} \quad (3)$$

که $P(Y^p | X^p)$ یک دانش قبلی^۳ است، یعنی توابع هدف

$$f, \quad \begin{cases} f(x) = [f_1(x), \dots, f_M(x)] \\ s.t. \quad x \in \Lambda \end{cases}$$

که X^p را به Y^p نگاشت می‌کند.

این فرزندان با والدین جمعیت فعلی، بر اساس والدینی که برای نسل بعدی انتخاب خواهند شد، ترکیب می‌شوند. تخمین مدل معکوس، که دارای ورودی، یعنی متغیرهای اهداف و n خروجی، یعنی متغیرهای تصمیم، است سخت می‌باشد. همچنین تمام متغیرهای تصمیم، مستقل از یکدیگر هستند.

این الگوریتم از یک روش گروه‌بندی تصادفی به‌منظور تجزیه

¹ Pareto Front (Pf)

² Pareto Set (Ps)

³ A Priori Knowledge

⁴ Non-Separability

⁵ Correlated

احتمالی در فضای تابع، دیده شوند که بر اساس آن فرض است که تابع پنهان و نهفته یک نمونه از فرآیند اتفاقی گوسین است. بنابراین، نگاشت معکوس $P(x_i | f_j)$ ، می‌تواند به‌عنوان تابع پنهان دیده شود که $g(\cdot)$ ، با یک تعداد از n متغیر معمولی تابع g_1, g_2, \dots, g_{N_t} ، نمایش داده می‌شود که از یک توزیع مشترک گوسین، پیروی می‌کند:

$$P(g | f_j) = N(\bar{g}, C) \quad (۶)$$

که $N(\bar{g}, C)$ ، توزیع گوسین چند متغیره با میانگین بردار \bar{g} و ماتریس کوواریانس C است. $P(g | f_j)$ ، احتمال شرطی نسبت به داده آموزشی f_j است. آموزش مدل فرآیند گوسین به معنای تخمین احتمال شرطی $P(g | f_j)$ است که با میانگین تابع $\mu(f_j)$ ، مشخص می‌شود که میانگین مقدار تمام داده آموزشی در f_j را محاسبه می‌کند و تابع کوواریانس $c(f_j^p, f_j^q)$ ، کوواریانس بین هر دو نقطه از داده‌های آموزشی f_j^p و f_j^q را محاسبه می‌کند که $p, q \in 1, \dots, N_t$ است، بدون از دست دادن اصل کلی که در عمل میانگین تابع همیشه، با کم کردن از یک انحراف، صفر می‌شود که می‌تواند از داده آموزشی $T_{j,i}$ ، به‌صورت زیر به‌دست آید:

$$P(g | f_j) = N(0, C) \quad (۷)$$

که وظیفه آموزش یک مدل فرآیند گوسین را به تخمین ماتریس کوواریانس C ، با انتخاب تابع کوواریانس مناسب $c(f_j^p, f_j^q)$ ، کاهش می‌دهد. برای بازده محاسباتی، تابع کوواریانس خطی $P(X^p | Y^p) \approx \prod_{i=1}^N p(x_i | f_j) + \varepsilon_{j,i}$ ساده بدون پارامتر زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$c(f_j^p, f_j^q) = f_j^{pT} f_j^q \quad (۸)$$

با استفاده از این تابع کوواریانس، هزینه محاسباتی بهینه‌سازی فوق پارامتر^۱، می‌تواند کاهش یابد.

بر پایه فرضی که مشاهدات ε ، $x_i = g(f_j) + \varepsilon$ ، با نویز سفید ε ، تأثیر می‌پذیرند که $\varepsilon \sim N(0, (\sigma_n)^2 I)$ است، یک مدل نویزی مناسب می‌تواند به‌صورت زیر نمایش داده شود:

بنابراین تمامی متغیرهای تصمیم که از تابع هدف یکسانی استنتاج شده‌اند و به‌صورت تصادفی با یکدیگر گروه‌بندی شده‌اند، در هم ضرب می‌شوند. درواقع تمام فضای هدف به تعدادی زیر فضا تقسیم‌بندی شده‌اند که می‌توانند به‌صورت زیر تقریب زده شوند:

$$P(X^p | Y^p) \approx \prod_{i=1}^N p(x_i | f_j) + \varepsilon_{j,i} \quad (۴)$$

که $j = 1, \dots, m$ ، $m > 2$ و فرض می‌شود که $\varepsilon_{j,i} \sim N(0, \delta_n^2 I)$ ، یک نویز گوسین است. درنتیجه فرآیند گوسین برای مدل‌سازی معکوس، می‌تواند به‌کار برده شود.

مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین انجام می‌شود. فرض می‌کنیم که اندازه جمعیت k -امین زیرجمعیت، N_k است که بدان معناست که N_k فرد (زوج داده) درمجموع برای آموزش m گروه از مدل‌های معکوس، در این زیرجمعیت، وجود دارد. به‌منظور افزایش تنوع جمعیت، هر گروه از مدل‌های معکوس، با استفاده از زوج داده‌های آموزشی مختلف، آموزش داده می‌شود. بنابراین افراد تقریباً به‌طور مساوی هستند و به‌صورت تصادفی به m گروه تقسیم‌بندی می‌شوند که هر کدام $N_t = \frac{N_k}{m}$ داده برای آموزش L گروه فرآیند گوسین، دارند. نکته این‌که برای L گروه فرآیند گوسین، در هر گروه، فرآیند آموزش و نمونه‌برداری، فقط اگر حداقل دو زوج داده آموزشی وجود داشته باشد، انجام می‌شود. یعنی $N_t \geq 2$. وگرنه هیچ آموزش و نمونه‌برداری انجام نخواهد شد. مجموعه داده آموزشی برای آموزش مدل معکوس $P(x_i | f_j)$ ، را در j -امین گروه، با عنوان $T_{j,i}$ ، علامت‌گذاری می‌شود، بنابراین:

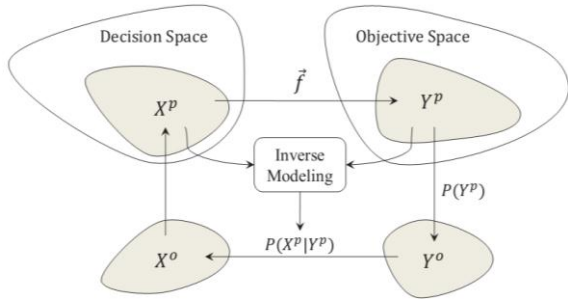
$$T_{j,i} = [f_j, x_i] \quad (۵)$$

که $x_i = (x_i^1, \dots, x_i^{N_t})^T$ و $f_j = (f_j^1, \dots, f_j^{N_t})^T$ است و f_j^l و x_i^l ، l -امین مقدار هدف و l -امین مقدار تصمیم l -امین فرد است و $1 \leq l \leq N_t$ که به‌صورت تصادفی به j -امین گروه مدل اختصاص داده می‌شود. در ادامه بیان می‌شود که چگونه توزیع احتمالی $P(x_i | f_j)$ را با استفاده از یک مدل فرآیند گوسین، بر پایه داده آموزشی داده‌شده و معلوم $T_{j,i}$ ، تخمین زده می‌شود.

فرآیندهای گوسین می‌توانند به‌عنوان یک تعمیم توزیع

¹ Hyper parameter optimization

نسل بعدی شکل دهند. شکل (۳) طرح کلی مدل سازی معکوس الگوریتم تکاملی چند هدفه را نمایش می دهد.



شکل (۳): ساختار مدل سازی معکوس الگوریتم تکاملی چند هدفه.

۲-۲. مدل مفهومی تحقیق

در این تحقیق، تعداد و مکان های نقاط توقف به طور هم زمان برای استقرار پهباد بهینه می شود. با توجه به این که تعداد نقاط توقف ناشناخته است و از قبل مشخص نیست، و بایستی در طول فرآیند بهینه سازی متغیر باشد، این موضوع چالش بزرگی برای گرادیان سنتی ایجاد می کند. زیرا هیچ تعریف صریح از بردار شیب وجود ندارد. الگوریتم های تکاملی، توانایی پرداختن به این مسئله را دارند. الگوریتم های تکاملی با جمعیتی از افراد کار می کنند و هر فرد معمولاً یک راه حل کاندید را نشان می دهد (یعنی یک استقرار کامل). به دلیل تعداد متغیر نقاط توقف در این پژوهش، طول هر فرد در جمعیت ثابت نیست. در صورتی که عملگرهای تقاطع^۳ و جهش^۴ به صورت مرسوم دارای طول ثابت هستند که برای این مساله مورد پژوهش، بایستی اصلاح شوند. برای نایل شدن به این امر، دو روش پیشنهادی وجود دارد:

طراحی عملگر ویژه تقاطع و جهش:

عملگر برش و اتصال^۵ می تواند برای این امر استفاده شود که شبیه عملگر تقاطع ان-نقطه^۶ است. اما لازم نیست مکان تقاطع دو نفر در این عملگر یکسان باشد [۱۲].

تبدیل افراد با طول متغیر به افراد با طول ثابت با استفاده از متغیرهای کمکی^۷:

در این نوع روش، طول هر فرد در جمعیت ثابت است، اما مجموعه ای از متغیرهای کمکی برای کنترل فعال سازی

$$P(x_i | g) \sim N(g, (\sigma_n)^2 I) \quad (9)$$

که I ، یک ماتریس نهاده^۱ است. در این راه احتمال حاشیه ای^۲، می تواند به صورت زیر به دست آید:

$$P(x_i | f_j) = \int P(x_i | g) P(g | f_j) dg = N(0, C + (\sigma_n)^2 I) \quad (10)$$

با استفاده از معادله (۱۰)، یک ورودی آزمونی $f_{j,*}$ ، خروجی $x_{i,*}$ تابع پنهان $g(f_{j,*})$ را پیش بینی می کند که می تواند به عنوان یک توزیع گوسین، با به کار بردن استنتاج بیزین، با میانگین و واریانس های به صورت زیر محاسبه شده، به دست آید:

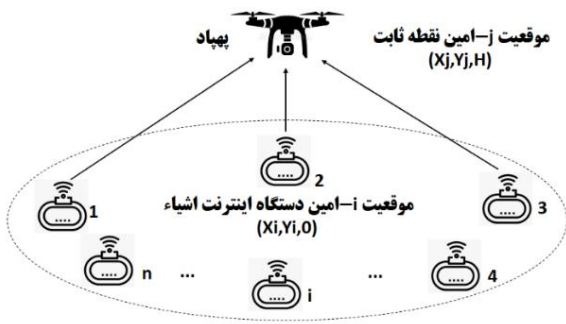
$$\begin{cases} \mu_{j,i} = C_*^T (C + (\delta_n)^2 I)^{-1} x_i \\ \delta_{j,i} = C_* - C_*^T (C + (\delta_n)^2 I)^{-1} C_* \end{cases} \quad (11)$$

که $C_{**} = [c(f_j^1, f_j^1), \dots, c(f_j^{N_t}, f_j^{N_t})]$ یک ماتریس از پارامترهای کوواریانس، بین هر عنصر در داده آموزشی، است و $C_* = [c(f_{j,*}^1, f_j^1), \dots, c(f_{j,*}^{N_t}, f_j^{N_t})]$ یک ماتریس کوواریانس از پارامترها بین هر عنصر در داده آزمونی ورودی $f_{j,*}$ ، هر عنصر در داده آموزشی f_j است.

در این الگوریتم، در هر نسل، ابتدا از روی جمعیت تصادفی اولیه، f_1, \dots, f_m ، محاسبه می شوند. سپس f-های خوب را از f-های فعلی انتخاب می شوند. انتخاب درون هر زیرجمعیت انجام می شود. این الگوریتم، مرتب سازی نامغلوب نخبه گرا را پیشنهاد می دهد که افراد را در هر زیرجمعیت، به یک تعداد از نامغلوب های پرتو نما مرتب سازی می کند و یک فاصله ازدحام برای افراد در همان نما محاسبه می شود. سپس انتخاب در هر زیرجمعیت انجام می شود تا والدین هر زیرجمعیت را به دست آورد. سپس یک مدل معکوس برای هر زیرجمعیت، با استفاده از والدین انتخاب شده در هر زیرجمعیت، برای بازترکیبی ساخته می شود. فرزندان افراد بازتولید شده به وسیله تمام زیرجمعیت ها، با والدین کنار هم قرار داده می شوند تا جمعیت ترکیبی را برای

³ Crossover
⁴ Mutation
⁵ cut-and-splice operator
⁶ N-point
⁷ auxiliary variables

¹ Identify matrix
² Marginal likelihood



شکل (۴): سیستم جمع‌آوری اطلاعات اینترنت اشیا با کمک پهپاد

مطابق شکل (۴)، مدل مفهومی، یک سیستم جمع‌آوری اطلاعات اینترنت اشیا به کمک پهپاد می‌باشد که شامل یک پهپاد بال‌دوار^۱ و مجموعه‌ای از n دستگاه اینترنت اشیا زمینی است که با $N = \{1, 2, \dots, n\}$ نشان داده می‌شود. پهپاد به‌عنوان یک سکوی جمع‌آوری داده پروازی برای جمع‌آوری داده‌ها از این دستگاه‌های اینترنت اشیا استفاده می‌شود. به‌دلیل چابکی و تحرک، پهپاد می‌تواند مکان‌های ایستگاه‌ها را چندین بار تغییر دهد و منجر به پوشش بیشتر و مصرف انرژی کمتر شود. در اینجا، فرض می‌شود که تعداد نقاط توقف k است و هیچ اطلاعات پیشینی در دسترس نیست. مجموعه نقاط توقف را می‌توان به‌عنوان $K = \{1, 2, \dots, k\}$ نمایش داد.

همچنین مختصات i -امین ($i \in \square$) دستگاه اینترنت اشیا شناخته شده و ثابت است، $(x_i, y_i, 0)$ که x_i و y_i مقادیر بردارهای مختصات x و y مربوط به i -امین دستگاه اینترنت اشیا است. همچنین فرض می‌شود که پهپاد در یک ارتفاع ثابت H در حال پرواز است و موقعیت j -امین ($j \in K$) نقطه ثابت با (X_j, Y_j, H) نمایش داده می‌شود که X_j و Y_j مقادیر بردارهای مختصات x و y مربوط به j -امین نقطه ثابت است. بنابراین فاصله بین دستگاه اینترنت اشیا و نقطه توقف j ، به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$d_{ij} = \sqrt{(X_j - x_i)^2 + (Y_j - y_i)^2 + H^2}, \forall i \in \square, j \in K \quad (12)$$

ارتباط بین دستگاه اینترنت اشیا و پهپاد در نقطه توقف j ، به‌عنوان یک متغیر باینری a_{ij} نشان داده می‌شود. مقدار این متغیر برابر با یک است اگر i -امین دستگاه اینترنت اشیا داده‌ها را به پهپاد در j -امین نقطه ثابت بفرستد، در غیر این صورت برابر با صفر است.

برای صرفه‌جویی در انرژی انتقال، هر دستگاه اینترنت اشیا

متغیرهای اصلی معرفی می‌شود.

به‌طور کلی، متغیرهای کمکی را می‌توان به دودسته تقسیم نمود: متغیرهای کمکی پیوسته و متغیرهای کمکی باینری.

متغیرهای اصلی هنگامی فعال می‌شوند که مقادیر متغیرهای کمکی پیوسته مربوطه از آستانه از پیش تعریف‌شده بیشتر باشند یا مقادیر متغیرهای کمکی دودویی مربوطه برابر با ۱ باشند. با این وجود، به‌کارگیری متغیرهای کمکی، طول افراد را افزایش می‌دهد. در نتیجه، این نوع رویکرد ممکن است از مشکل افزایش ابعاد رنج ببرد.

به‌منظور رفع چالش‌های مطرح‌شده، یک سازوکار رمزگذاری نوین برای بهینه‌سازی استقرار پهپاد پیشنهاد می‌شود که در آن یک فرد در جمعیت، به‌جای استقرار کامل همانند رویکردهای موجود، مکان یک نقطه توقف را نشان می‌دهد. در نتیجه، کل جمعیت یک استقرار کامل را نشان می‌دهد و تعداد جمعیت برابر با تعداد نقاط توقف است.

در این پژوهش سیستم جمع‌آوری اطلاعات اینترنت اشیا به کمک پهپاد مورد مطالعه قرار گرفته است. در این سیستم، تعداد و مکان‌های نقاط توقف، به‌طور هم‌زمان برای استقرار پهپاد بهینه می‌شوند، که منجر به ارائه خدمات بهتر به دستگاه‌های اینترنت اشیا می‌شود و به جمع‌آوری داده‌های موثرتر انرژی دست می‌یابد.

از آنجایی که طول افراد ثابت است، الگوریتم پیشنهادی برای بهینه‌سازی استقرار پهپاد، نیازی به استفاده از عملگرهای ویژه تقاطع و جهش ندارد. علاوه بر این، طول هر فرد به دو کاهش می‌یابد. بنابراین، جمعیت به دنبال تعداد و مکان بهینه نقاط توقف در یک فضای جستجوی دوبعدی است.

درواقع، یک راهبرد جدید برای تعدیل اندازه جمعیت (یعنی، تعداد نقاط توقف) طراحی می‌شود. به‌طور خاص، تعداد نقاط توقف را می‌توان با توجه به بهبود عملکرد در هر به‌روزرسانی افزایش یا کاهش داده یا بدون تغییر نگه داشت. با این کار، یک پارامتر مهم (یعنی، اندازه جمعیت) حذف شده است. علاوه بر این، الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین، به‌عنوان موتور جستجو برای بهینه‌سازی مکان‌های نقاط توقف عمل می‌کند. شکل (۴) مدل مفهومی تحقیق را نشان می‌دهد.

¹ rotary-wing UAV

پهپاد است. h_0 نشان‌دهنده تقویت توان کانال در فاصله مرجع $d_0 = 1m$ است. σ^2 توان نویز سفید گوسین است و B پهنای باند سیستم است.

فرض می‌شود که i -امین دستگاه اینترنت اشیا دارای D_i مقدار داده ارسال شده به پهپاد است. زمان ارسال داده از i -امین دستگاه اینترنت اشیا به پهپاد در j -امین نقطه توقف به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$T_{ij} = \frac{D_i}{r_{ij}}, \forall i \in \square, j \in K \quad (19)$$

و انرژی مصرفی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E_{ij} = p_i T_{ij} = \frac{p_i D_i}{r_{ij}}, \forall i \in \square, j \in K \quad (20)$$

بنابراین می‌توان انرژی مصرفی تمام دستگاه‌های اینترنت اشیا را به دست آورد:

$$E_{IoT} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^K a_{ij} E_{ij} \quad (21)$$

در واقع، پهپاد برای مدتی در هر نقطه توقف معلق خواهد بود. تا زمان جمع‌آوری تمام داده‌های ارسال شده از دستگاه‌های اینترنت اشیا به این نقطه توقف، به نقطه توقف دیگری منتقل نخواهد شد.

بنابراین، زمان شناور پهپاد در نقطه توقف j به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$T_j^h = \max_{i \in \square} \{a_{ij} T_{ij}\}, \forall j \in K \quad (22)$$

و مصرف انرژی شناور پهپاد در نقطه توقف j -ام به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E_j^h = p^h T_j^h, \forall j \in K \quad (23)$$

و P^h توان شناور پهپاد را نشان می‌دهد. بنابراین می‌توان کل مصرف انرژی پهپاد را به صورت زیر محاسبه نمود:

$$E_{UAV} = \sum_{j=1}^K E_j^h \quad (24)$$

در اینجا، از مصرف انرژی پرواز پهپاد چشم‌پوشی می‌شود. مصرف انرژی سیستم، از مصرف انرژی پهپاد و تمامی دستگاه‌های اینترنت اشیا تشکیل شده است. بنابراین مساله را

همیشه نزدیک‌ترین نقطه توقف را برای ارسال داده انتخاب می‌کند. بنابراین:

$$C_1 : a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } j = \arg \min_{j \in K} d_{ij} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

همچنین:

$$C_2 : \sum_{j=1}^K a_{ij} = 1, \forall i \in \square \quad (14)$$

که بدان معنی است که هر دستگاه اینترنت اشیا فقط یک نقطه توقف را برای ارسال داده‌های خود انتخاب می‌کند.

علاوه بر این، با توجه به محدودیت پهنای باند سیستم، پهپاد در هر نقطه توقف می‌تواند حداکثر M دستگاه‌های اینترنت اشیا را بپذیرد تا داده‌ها را هم‌زمان ارسال کند. بنابراین:

$$C_3 : \sum_{i=1}^n a_{ij} \leq M, \forall j \in K \quad (15)$$

برای اطمینان از سرویس‌دهی تمامی دستگاه‌های اینترنت اشیا، شرایط زیر باید رعایت شود:

$$C_4 : \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^K a_{ij} = n \quad (16)$$

در مدل پیشنهادی، تقویت کانال بین پهپاد در نقطه توقف j -ام و دستگاه اینترنت اشیا با استفاده از رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود:

$$h_{ij} = h_0 d_{ij}^{-2} = \frac{h_0}{(Xj - xi)^2 + (Yj - yi)^2 + H^2} \quad (17)$$

بنابراین، اگر دستگاه اینترنت اشیا در نقطه توقف j داده را به پهپاد ارسال کند، نرخ داده توسط رابطه (۱۸) محاسبه می‌شود:

$$r_{ij} = B \log_2 \left(1 + \frac{p_i h_{ij}}{\sigma^2} \right) = B \log_2 \left(1 + \frac{p_i h_0}{\sigma^2 ((Xj - xi)^2 + (Yj - yi)^2 + H^2)} \right) \quad (18)$$

$\forall i \in \square, j \in K$

که در آن p_i توان انتقال از دستگاه اینترنت اشیا i -ام به

می‌توان به صورت زیر رابطه بندی نمود:

$$\begin{aligned} & \min \\ & \{X_j, Y_j\}, k, E_{UAV} + \Phi E_{IoT} \\ & s.t. \\ & C_1: a_{ij} \in \{0,1\}, \forall i \in \square, j \in K \\ & C_2: \sum_{j=1}^K a_{ij} = 1, \forall i \in \square \\ & C_3: \sum_{i=1}^n a_{ij} \leq M, \forall j \in K \quad (25) \\ & C_4: \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^K a_{ij} = n \\ & C_5: X_{\min} \leq X_j \leq X_{\max}, \forall j \in K \\ & C_6: Y_{\min} \leq Y_j \leq Y_{\max}, \forall j \in K \\ & C_7: k_{\min} \leq k \leq k_{\max} \end{aligned}$$

که $\Phi \geq 0$ وزن بین مصرف انرژی پهپاد و تمام دستگاه‌های اینترنت اشیا است. X_{\min} و X_{\max} ، به ترتیب مرزهای پایین و بالای X_j است. X_{\min} و X_{\max} ، به ترتیب مرزهای پایین و بالای Y_j است. k_{\min} و k_{\max} ، به ترتیب مرزهای پایین و بالای k_j است. از آن جایی که پهپاد در حداکثر M دستگاه اینترنت اشیا کار می‌کند و حداقل یک دستگاه اینترنت اشیا در یک نقطه توقف کار می‌کند، k_{\min} و k_{\max} به ترتیب برابر است با: $\left\lfloor \frac{n}{M} \right\rfloor$ و n .

در این مقاله، هدف بهینه‌سازی استقرار پهپاد، از جمله تعداد و مکان‌های ایستگاه‌های پهپاد، برای دستیابی به حداقل مصرف انرژی سیستم در همه محدودیت‌ها است. در واقع هدف بهینه‌سازی $(X_1, Y_1, \dots, X_k, Y_k)$ برای دستیابی به حداقل $(E_{UAV} + \Phi E_{IoT})$ است، در حالی که C_1 تا C_7 را برآورده کند. هدف این پژوهش بهینه‌سازی تعداد و مکان‌های ایستگاه در استقرار پهپاد به طور مشترک است. در اصل، الگوریتم پیشنهادی با به روزرسانی سازگار اندازه جمعیت، به بهینه‌سازی تعداد نقاط توقف دست می‌یابد. علاوه بر این، مکان‌های توقف را بهینه می‌کند.

الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل‌سازی معکوس با استفاده از پردازش گوسین، با کل جمعیت به‌عنوان یک استقرار کل (یعنی یک راه‌حل) رفتار می‌کند و حداکثر در هر

به روزرسانی محل یک نقطه توقف را تغییر می‌دهد. مکان نقطه توقف جدید توسط تخمین چگالی معکوس ایجاد می‌شود، که امکان استفاده از اطلاعات مکان‌های دیگر نقاط توقف را فراهم می‌کند. در نتیجه، قابلیت جستجوی جهانی بهتر از جستجوی محلی است.

۳- روش‌شناسی تحقیق

رویکرد حل مسئله یکی از اساسی‌ترین بخش‌های یک پژوهش است که این مهم به این بخش اختصاص یافته است. با توجه به تعریف و مدل ریاضی مساله این پژوهش، روش حلی که برای آن در نظر گرفته شده است، الگوریتم چند هدفه تکاملی بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین می‌باشد که به منظور روش حل مساله پیشنهاد شده است.

طی سه دهه گذشته، تعداد زیادی الگوریتم تکاملی برای حل مسائل بهینه‌سازی چند هدفه ایجاد شده است. با این وجود، عدم وجود یک بستر نرم‌افزاری به روز و جامع برای پژوهشگران برای ارزیابی صحیح الگوریتم‌های موجود و برای استفاده پژوهشگران از الگوریتم‌های انتخاب شده، برای حل مسایل می‌تواند به‌عنوان یک چالش مطرح باشد. وقتی کد منبع بسیاری از الگوریتم‌های پیشنهادی در دسترس عموم قرار نگرفته باشد، به منظور عدم مواجه با چنین چالشی، در این تحقیق، از یک سکوی^۱ در بستر نرم‌افزار متلب^۲ برای بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی، به نام پلت‌ای ام آ^۳، استفاده شده است که شامل بیش از ۵۰ الگوریتم تکاملی چند هدفه و بیش از ۱۰۰ مسئله آزمون چند هدفه، همراه با چندین عملکرد پرکاربرد است. این سکو کاملاً متن باز است، به گونه‌ای که کاربران می‌توانند براساس آن، الگوریتم‌های جدیدی بسازند.

کد منبع platEMO، در آدرس [۱۳] قابل دسترسی است. این نرم‌افزار مبنای حل دقیق برای مدل پیشنهادی این پژوهش است و هدف اعتبارسنجی مدل است. در بخش یافته‌های تحقیق، مدل پیشنهادی با روش دقیق و با استفاده از این نرم‌افزار اعتبارسنجی خواهد شد.

این تحقیق از نظر هدف توسعه‌ای می‌باشد، چون به دنبال یافتن روشی علمی مناسب برای حل یک مساله است. از نظر ماهیت داده‌ها آمیخته (کمی و کیفی) و از نظر روش گردآوری داده‌ها نیز توصیفی است. روش تحقیق در این پژوهش بر اساس ماهیت و نحوه گردآوری داده‌های آن، توصیفی (موردی و زمینه

^۱ Platform

^۲ Matlab

^۳ PlatEMO

اندازه‌گیری می‌کند، همانند فاصله‌گذاری^{۱۰} [۱۷]. شاخص قدرتمندی، یک راه‌حل نامغلوب متفاوت را به مجموعه‌ی راه‌حل‌ها اضافه می‌کند تا باعث پیشرفت ارزیابی شود. شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی، به هم نزدیک می‌باشند و می‌توانند با یکدیگر استفاده شوند تا تنوع مجموعه راه‌حل‌ها را نشان دهند و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

۱- شاخص‌های بر مبنای فاصله

۲- شاخص‌های بر پایه تقسیم نواحی^{۱۱}

که یک ناحیه مخصوص را به تعداد زیادی سلول‌های هم‌اندازه پارتیشن‌بندی می‌کنند و سپس تعداد سلول‌هایی که دارای راه‌حل‌ها هستند را محاسبه می‌کنند. بعضی از آن‌ها، سلول‌ها را مانند توری‌هایی در نظر می‌گیرند که فضا را به تعداد زیادی فرآجبه^{۱۲} پارتیشن‌بندی می‌کنند، همانند اندازه‌گیری تنوع^{۱۳} [۱۸]. شاخص کیفیت برای تمام جنبه‌ها، همگرایی، انتشار، یکنواختی و اساسی را پوشش می‌دهد و به دو گروه دسته‌بندی می‌شوند:

شاخص کیفیت بر مبنای فاصله که فاصله پرتو نما نسبت به مجموعه راه‌حل‌های در نظر گرفته شده را اندازه‌گیری می‌کند، همانند فاصله نسلی معکوس^{۱۴} [۱۹ و ۲۰].

شاخص بر مبنای حجم^{۱۵} که اندازه‌ی حجم را اندازه‌گیری می‌کند و به مجموعه راه‌حل‌های در نظر گرفته شده، اختصاص می‌یابد، همانند فرآجهم^{۱۶} [۱۸].

جدول (۱) ارتباط بین معیارهای ارزیابی و گروه‌بندی آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول (۱): ارتباط بین معیارهای ارزیابی و دسته‌بندی آن‌ها

معیارهای ارزیابی						دسته‌بندی
فاصله گذاری	تنوع خالص	فاصله نسلی	اندازه گیری تنوع	فاصله نسلی معکوس	فرا حجم	
		✓		✓	✓	همگرایی
	✓		✓	✓	✓	تنوع
					✓	قدرتمندی
✓			✓			یکنواختی

ای) است. با رویکرد آمیخته (کمی و کیفی) است. چون قرار است در یک مورد خاص عمیقاً پژوهش به عمل آید.

در این پژوهش، در دامنه وسیعی، آزمایش‌هایی به‌منظور نشان دادن عملکرد مدل مفهومی پیشنهادی انجام شده است و روش پیشنهادی با یک سری از الگوریتم‌ها، مقایسه و ارزیابی شده‌اند. این آزمایش‌ها بر روی نمونه آزمون‌های مشخص انجام شده است. بدین منظور در ادامه این بخش، ابتدا معیارهای ارزیابی و شاخص‌های مورد مطالعه معرفی شده‌اند. در بخش دوم، تنظیمات پارامترها در آزمایش‌ها را نشان می‌دهد. در بخش سوم، الگوریتم‌های مقایسه شده را نشان می‌دهد. در بخش یافته‌های تحقیق، نتایج آزمایش‌ها نشان داده می‌شود و در بخش بحث و نتیجه‌گیری، بررسی الگوریتم‌های مقایسه و ارزیابی شده را نشان می‌دهد.

۳-۱- معیارهای ارزیابی و شاخص‌های مورد مطالعه

یک روش ساده برای ارزیابی کیفیت مجموعه‌ی راه‌حل‌ها، شاخص‌های کیفیت^۱ است. به‌طور کلی، شاخص‌های کیفیت به شش گروه زیر دسته‌بندی می‌شوند [۱۴]: ۱- شاخص کیفیت برای همگرایی^۲ ۲- شاخص کیفیت برای انتشار^۳ ۳- شاخص کیفیت برای یکنواختی^۴ ۴- شاخص قدرتمندی^۵ ۵- شاخص کیفیت برای انتشار و یکنواختی^۶ ۶- شاخص کیفیت برای چهار بخش اول.

دو گروه همگرایی در شاخص‌های کیفیت وجود دارد:

۱- ارزیابی رابطه غلبگی پرتو^۷ بین راه‌حل‌ها یا مجموعه‌ها.

۲- ارزیابی فاصله یک مجموعه راه‌حل از پرتو نما.

شاخص فاصله نسلی^۷، میانگین مربع فاصله اقلیدسی مجموعه‌ی راه‌حل‌ها، نسبت به نزدیک‌ترین نقطه در پرتو نما را اندازه‌گیری می‌کند [۱۵]. کیفیت انتشار^۸، مربوط به پوشش ناحیه ناحیه یک راه‌حل است. تنوع خالص^۹، عدم شباهت هر راه‌حل به بقیه‌ی راه‌حل‌ها را در یک مجموعه راه‌حل نشان می‌دهد [۱۶]. شاخص کیفیت برای یکنواختی، توزیع یکنواختی یک مجموعه از راه‌حل‌ها را ارزیابی می‌کند و تغییرات فاصله بین راه‌حل‌ها را

¹ Quality indicators (QIs)

² Convergence

³ Spread

⁴ Uniformity

⁵ Cardinality

⁶ Pareto dominance

⁷ Generational Distance (GD)

⁸ Spread quality

⁹ Pure Diversity (PD)

¹⁰ spacing

¹¹ Region division based indicator

¹² HyperBox

¹³ Diversity Metric

¹⁴ Inversed Generational Distance (IGD)

¹⁵ Volume-base

¹⁶ Hyper-Volume (HV)

تصادفی^۳ است [۲۱]. دومین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم ژنتیک ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب^۴-۲ است [۲۲] و سومین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی^۵ است [۲۳]. قوی‌ترین الگوریتم‌های تکاملی به‌منظور به‌منظور مقایسه انتخاب شده‌اند.

۴- یافته‌های تحقیق

در این بخش، نتایج آزمایش‌ها نشان داده می‌شود. نتایج با الگوریتم‌های مقایسه شده، بر روی تابع مساله که در رابطه (۲۵) نشان داده شده و با استفاده از معیارهای شاخص‌های ارزیابی بیان شده در بخش قبل، بر روی سکوی پلت ای ام ارزیابی شده‌اند و در جدول (۲) نشان داده شده است. از آزمون مجموع رتبه‌بندی ویلکسون، برای مقایسه نتایج به‌دست آمده، در یک سطح اهمیت ۰.۰۵ برای نمایش نتایج ارزیابی الگوریتم‌های آزمایش شده استفاده می‌شود. جدول (۲)، نتایج آماری بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده، بر روی تابع مساله در رابطه (۲۵) را نشان می‌دهد.

نتایج درج شده در جدول (۲)، در واقع برتری الگوریتم‌ها از لحاظ مصرف انرژی را نشان می‌دهد. در واقع اعداد هر خانه جدول (۲)، مصرف انرژی سیستم جمع‌آوری اطلاعات اینترنت اشیا به کمک پهپاد را نشان می‌دهد.

جدول (۲): نتایج آماری بر روی الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه شده بر روی تابع رابطه (۲۵)

N	IMMOEA	IMMOE A_RF	NSGA-II	CSEA
۱۰۰	1.21E+06	1.26E+06	1.54E+06	1.42E+06
۲۰۰	2.46E+06	2.51E+06	2.71E+06	2.63E+06
۳۰۰	3.41E+06	3.59E+06	4.16E+06	4.07E+06
۴۰۰	4.96E+06	5.02E+06	5.84E+06	5.61E+06
۵۰۰	6.08E+06	6.18E+06	7.09E+06	6.54E+06
۶۰۰	7.42E+06	7.31E+06	8.71E+06	8.11E+06
۷۰۰	8.08E+06	8.24E+06	9.71E+06	9.56E+06
+	γ	γ	γ	
-	.	.	.	
≈	.	.	.	

در این تحقیق، برای ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل‌سازی معکوس با استفاده از پردازش گوسین، از هفت نمونه با تعداد مختلف دستگاه‌های اینترنت اشیا استفاده شده است:

$$n = \{100, 200, 300, 400, 500, 600, 700\}$$

۳-۲- تنظیمات پارامترها

فرض می‌شود که همه دستگاه‌های اینترنت اشیا به‌طور تصادفی در یک مترمربع ۱۰۰۰ متر ۱۰۰۰ متر توزیع شده و ارتفاع پرواز پهپاد ۲۰۰ متر است. همچنین، $D_i (i \in \square)$ به‌صورت تصادفی در بازه $[1, 10^3]$ توزیع شده است. مقداردهی اولیه به‌صورت تصادفی انجام می‌شود و مقدار $M = 5$ است و $p_i (i \in \square) = 0.1W$ است و $h_0 = -30dB$ و $\sigma^2 = -250dBm$ است. برای تمام الگوریتم‌های مورد مقایسه، تنظیمات پارامتری یکسانی از مسایل، به‌کار گرفته می‌شود. ۲۰ اجرای مستقل برای هر الگوریتم مقایسه‌ای بر روی هر یک از نمونه‌های آزمون، انجام می‌شود. شرط پایان برای هر الگوریتم، حداکثر ۱۰۰۰۰۰ ارزیابی برآزش^۱، برای تمام نمونه‌های آزمون، در نظر گرفته می‌شود. تعداد بردارهای مرجع برابر با ۱۰ می‌باشد و اندازه‌ی مدل گروه‌بندی برابر با $L = 3$ است.

آزمون مجموع رتبه‌بندی ویلکسون^۲، برای مقایسه نتایج به‌دست آمده، در یک سطح اهمیت ۰.۰۵ از الگوریتم‌های آزمایش شده به‌کار می‌رود. در جدول نتایج، نتایج آماری نشان داده می‌شود و برای هر الگوریتم، میانگین مقادیر و انحراف معیار، به ترتیب در دو سطح، نشان داده می‌شود. در آزمون مجموع رتبه‌بندی ویلکسون، برچسب + در جلوی نتایج، بدان معنا است که الگوریتم مقایسه شده بهتر از الگوریتم پیشنهادی است و برچسب - بدان معنا است که الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم مقایسه شده بهتر است و برچسب ≈، بدان معنا است که تفاوت آماری زیادی بین نتایج مقایسه شده و الگوریتم‌های پیشنهادی وجود ندارد و همچنین بهترین نتایج در هر نمونه آزمایش، با رنگ مشکی پررنگ، مشخص شده است.

۳-۳- الگوریتم‌های مقایسه شده

اولین الگوریتم مقایسه‌ای، الگوریتم تکاملی چند هدفه برپایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل

^۳ inverse model-based multi objective estimation of distribution algorithm using Random-Forest variable importance method

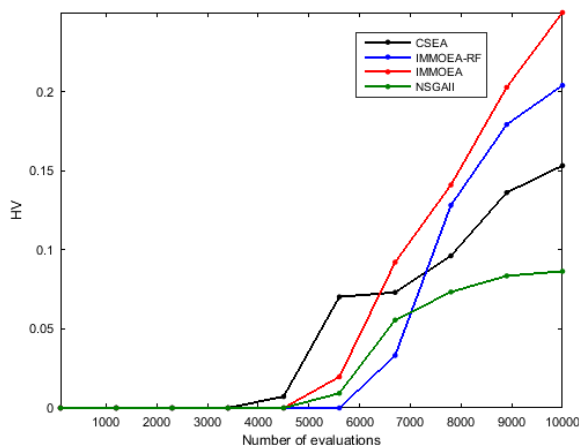
^۴ Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

^۵ Classification based Surrogate-Assisted Evolutionary Algorithm (CSEA)

^۱ Fitness evaluation (FE)

^۲ Wilcoxon rank sum test

ارزیابی قرار گرفته‌اند و همان طور که در نمودار نشان داده شده الگوریتم پیشنهادی (IMMOEA) که با رنگ قرمز نشان داده شده نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه‌ای بهترین تنوع، همگرایی و قدرتمندی را دارد. سپس روش الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی که با رنگ آبی مشخص شده است، عملکرد نزدیکی نسبت به روش پیشنهادی دارد. همچنین روش الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی که در نمودار با رنگ مشکی مشخص شده است، دارای تنوع و همگرایی زودرس می‌باشد که این امر دلیل پایین‌ترین سطح راندمان نسبت به سایر الگوریتم‌ها می‌باشد. الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۲ که در نمودار با رنگ سبز مشخص شده است، با این که دارای همگرایی و تنوع تقریباً برابر با الگوریتم پیشنهادی می‌باشد، اما به لحاظ ساختار الگوریتم عملکرد ضعیف‌تری در نتایج را دارد.



شکل (۵): نمودار منحنی نتایج فرا-حجم بر روی الگوریتم‌های مقایسه شده و پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک مدل مفهومی برای یک الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مبتنی بر مدل (الگوریتم چند هدفه تکاملی با استفاده از فرآیند گوسین بر پایه مدل‌سازی معکوس)، بر روی بستر جمع‌آوری داده برای گروهی از دستگاه‌های اینترنت اشیا اطراف زمین، ارائه شده است. نتایج این روش بر مبنای معیار ارزیابی فاصله نسلی معکوس، با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی مقایسه شده است. الگوریتم ارائه شده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی می‌باشد که اولین بار برای حل این گروه از مسائل مورد استفاده قرار گرفت است. به کارگیری این الگوریتم، در مقایسه با الگوریتم‌های چند هدفه

در جدول (۲)، اعداد مشخص شده با رنگ آبی نشان‌دهنده بهترین عملکرد تابع ارزیابی بر روی الگوریتم‌های مقایسه‌ای و پیشنهادی می‌باشد. یعنی الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع ارزیابی بهترین عملکرد (کمترین میزان مصرف انرژی) را دارد.

همچنین بر اساسی روش رتبه‌بندی ویلکسون که در این جدول به کار گرفته شده، علائم $=$, $-$, $+$ عملکرد هر الگوریتم را نسبت به ستون (الگوریتم واقع شده در ستون بعدی سمت راست) بعدی مقایسه می‌کند. بنابراین، با بررسی جدول، مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی (IMMOEA) در ۷ تابع ارزیابی، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی (IMMOEA_RF) دارد. همچنین الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی (IMMOEA_RF) در ۷ مورد عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۲ (NSGA-II) دارد و الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۲ (NSGA-II) در ۷ مورد عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی (CSEA) دارد.

بر اساس نتایج جدول (۲) مشاهده می‌شود که الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه تکاملی بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از فرآیند گوسین، نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های مقایسه شده دارد. این نتایج بر روی مقادیر مختلف n آزمون و ارزیابی شده است. همچنین الگوریتم تکاملی چند هدفه بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از روش اهمیت متغیر جنگل تصادفی نسبت به الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب-۲ و الگوریتم تکاملی به کمک جایگزینی بر پایه کلاس‌بندی عملکرد بهتری دارد. همچنین مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد دستگاه‌های اینترنت اشیا، همچنان عملکرد الگوریتم پیشنهادی بهتر می‌باشد.

شکل (۵) نمودار منحنی نتایج فرا-حجم را بر روی الگوریتم پیشنهادی و روش‌های مقایسه شده نشان می‌دهد.

نمودار شکل (۵) بیان می‌کند که روش پیشنهادی از لحاظ معیار همگرایی، تنوع و قدرتمندی نسبت به روش‌های مقایسه شده، عملکرد بهتری در بهینه‌سازی مساله دارد. در واقع معیار فراحجم، میزان همگرایی، تنوع و قدرتمندی راه‌حل‌های مساله را توسط الگوریتم‌ها ارزیابی می‌نماید. در شکل (۵)، راه‌حل پیشنهادی و الگوریتم‌های مقایسه‌ای توسط معیار فراحجم مورد

- تکاملی، موجب افزایش نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی مساله شده است. روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های تکاملی چند هدفه و چندین هدفه تکاملی که اخیر ارائه شده‌اند، مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته شد و نتایج به دست آمده بر مبنای معیار ارزیابی فرا حجم می‌باشد که تمام دسته‌بندی‌های لازم (همگرایی، تنوع و قدرتمندی) را پوشش می‌دهد. با مقایسه نتایج ارائه شده در بخش یافته‌های تحقیق، مشاهده می‌شود که الگوریتم چند هدفه تکاملی بر پایه مدل‌سازی معکوس با استفاده از پردازش گوسین، در مجموع عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده دارد و نرخ همگرایی، تنوع و قدرتمندی این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده بالاتر است.
- ۶- مراجع**
- [8] W. Du et al., "Network-based heterogeneous particle swarm optimization and its application in UAV communication coverage," *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, Vol. 4, no. 3, pp. 312-323, 2019.
- [9] A. Ghezavi and F. Tabataba", "UAVs and their Applications in Public Safety and Smart Police", *Journal of Information and Communication Technology in Policing (JICTP)*, Vol. 1, no. 1, pp. 67-89, 2020. (in persian)
- [10] M. Gupta and S. Varma, "Optimal placement of UAVs of an aerial mesh network in an emergency situation," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, Vol. 12, no. 1, pp. 343-358, 2021.
- [11] B. Li, J. Li, K. Tang, and X. Yao, "Many-objective evolutionary algorithms: A survey," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 48, no. 1, pp. 1-35, 2015.
- [12] M. Rykerkerk, R. Averill, K. Deb, and E. Goodman, "A survey of evolutionary algorithms using metameric representations," *Genetic Programming and Evolvable Machines*, Vol. 20, no. 4, pp. 441-478, 2019.
- [13] Y. Tian, R. Cheng, X. Zhang, and Y. Jin, "PlatEMO: A MATLAB platform for evolutionary multi-objective optimization [educational forum]," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, Vol. 12, no. 4, pp. 73-87, 2017.
- [14] M. Li and X. Yao, "Quality Evaluation of Solution Sets in Multiobjective Optimisation: A Survey."
- [15] D. A. Van Veldhuizen and G. B. Lamont, "Evolutionary computation and convergence to a pareto front," in *Late breaking papers at the genetic programming 1998 conference*, 1998, pp. 221-228.
- [16] H. Wang, Y. Jin, and X. Yao, "Diversity assessment in many-objective optimization," *IEEE transactions on cybernetics*, Vol. 47, no. 6, pp. 1510-1522, 2017.
- [17] J. R. Schott, "Fault Tolerant Design Using Single and Multicriteria Genetic Algorithm Optimization," *AIR FORCE INST OF TECH WRIGHT-PATTERSON AFB OH1995*.
- [18] K. Deb, *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*. John Wiley & Sons, 2001.
- [19] Q. Zhang, A. Zhou, and Y. Jin, "RM-MEDA: A regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 12, no. 1, pp. 41-63, 2008.
- [20] A. Zhou, Q. Zhang, Y. Jin, E. Tsang, and T. Okabe, "A model-based evolutionary algorithm for bi-objective optimization," in *Evolutionary Computation*, 2005. The 2005 IEEE Congress on, 2005, Vol. 3, pp. 2568-2575: IEEE.
- [1] M. Stoyanova, Y. Nikoloudakis, S. Panagiotakis, E. Pallis, and E. K. Markakis, "A survey on the internet of things (IoT) forensics: challenges, approaches, and open issues," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 22, no. 2, pp. 1191-1221, 2020.
- [2] M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis, and M. Debbah, "Mobile unmanned aerial vehicles (UAVs) for energy-efficient Internet of Things communications," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 16, no. 11, pp. 7574-7589, 2017.
- [3] H. He, S. Zhang, Y. Zeng, and R. Zhang, "Joint altitude and beamwidth optimization for UAV-enabled multiuser communications," *IEEE Communications Letters*, Vol. 22, no. 2, pp. 344-347, 2017.
- [4] M. Alzenad, A. El-Keyi, F. Lagum, and H. Yanikomeroglu, "3-D placement of an unmanned aerial vehicle base station (UAV-BS) for energy-efficient maximal coverage," *IEEE Wireless Communications Letters*, Vol. 6, no. 4, pp. 434-437, 2017.
- [5] M. Alzenad, A. El-Keyi, and H. Yanikomeroglu, "3-D placement of an unmanned aerial vehicle base station for maximum coverage of users with different QoS requirements," *IEEE Wireless Communications Letters*, Vol. 7, no. 1, pp. 38-41, 2017.
- [6] R. Fan, J. Cui, S. Jin, K. Yang, and J. An, "Optimal node placement and resource allocation for UAV relaying network," *IEEE Communications Letters*, Vol. 22, no. 4, pp. 808-811, 2018.
- [7] S. Sabino and A. Grilo, "Topology control of unmanned aerial vehicle (uav) mesh networks: A multi-objective evolutionary algorithm approach," in *Proceedings of the 4th ACM Workshop on Micro Aerial Vehicle Networks, Systems, and Applications*, 2018, pp. 45-50.

- [21] P. Gholamnezhad, A. Broumandnia, and V. Seydi, "An inverse model-based multiobjective estimation of distribution algorithm using Random-Forest variable importance methods," *Computational Intelligence*, 2020.
- [22] W. Mkaouer et al., "Many-objective software remodularization using NSGA-III," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, Vol. 24, no. 3, pp. 1-45, 2015.
- [23] L. Pan, C. He, Y. Tian, H. Wang, X. Zhang, and Y. Jin, "A classification-based surrogate-assisted evolutionary algorithm for expensive many-objective optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 23, no. 1, pp. 74-88, 2018.

The IoT Data Collection by UAV, Based on Multi-Objective Evolutionary Algorithm Using Gaussian Process Based on Reverse Modeling

P. Gholamnezhad, J. Mazloom*

Shahid Sattari University of Aerospace Sciences and Technology

Abstract

Today UAVs are used as data collection platforms for a group of IoT devices around the world. Determining the optimal number and locations of UAVs can minimize the energy consumption of the IoT data collection system. The use of modern multi-objective optimization algorithms can achieve this goal. In this research, a model-based multi-objective evolutionary optimization algorithm (multi-objective evolutionary algorithm using Gaussian process based on reverse modeling) is used on the data collection platform for a group of IoT devices around the earth. The results of this method have been compared with other evolutionary multi-objective optimization algorithms based on the inverse generation distance evaluation criterion. The analysis of the results of the evaluation criterion used shows that the optimization method used has a significant impact on the process of optimal energy consumption in this system. The results of this research can be used for identification of the optimization parameters in this system.

Keywords: Model-Based Multi-Objective Evolutionary Optimization Algorithm, Multi-Objective Evolutionary Algorithm Using Gaussian Process Based on Reverse Modeling, IoT Data Collection, UAV