KNO-1301-5105

بهبود شاخص‌های کیفیت خدمات در اینترنت اشیا مبتنی بر ابر با استفاده از هوش مصنوعی: طراحی بهبودیافته الگوریتم با بهینه‌سازی Harris Hawks

امین فضیلت[۱]، Amin.fazilat3405@gmail.com
موسی مجرد[۲]، musa.mojarad@iau.ac.ir
[۱،۲]گروه کامپیوتر، واحد فیروزآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزآباد، ایران

چکیده:
در این مقاله، یک الگوریتم جدید الهام‌گرفته از طبیعت به نام بهینه‌سازی Harris Hawks ارائه شده است. این الگوریتم با هدف کاهش میانگین زمان پیاده‌سازی، زمان ساخت، هزینه شبکه و هزینه محاسبات ماشین مجازی برای به حداقل رساندن یک تابع هدف مورد استفاده قرار گرفته است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، ابتدا نتایج با استفاده از Harris Hawks پیشنهادی آزمایش شد و سپس با مقایسه آن با برخی از روش‌های منتشر شده اعتبارسنجی گردید. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی نه تنها به صورت پایدار عمل می‌کند، بلکه از نظر زمان اجرا نیز عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. نمودارها نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی کارآمدترین الگوریتم از نظر به حداقل رساندن فاصله ساخت است، که یک معیار مهم برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های زمان‌بندی است. همچنین با افزایش تعداد تکرارها، تفاوت‌های زمان ساخت بین الگوریتم‌ها بارزتر شده و الگوریتم پیشنهادی برتری قابل‌توجهی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها حفظ می‌کند. به طور کلی، نمودارها مقایسه بصری واضحی از عملکرد نسبی الگوریتم‌های مختلف بر اساس زمان تکمیل کل کارها ارائه می‌کنند. این نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی کارآمدترین الگوریتم در بین الگوریتم‌های ارزیابی شده است. همچنین ارزیابی نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی از سایر الگوریتم‌ها بهتر عمل می‌کند و به طور مداوم در اکثر تکرارها به هزینه شبکه کمتری دست می‌یابد. لذا الگوریتم بهینه‌سازی Harris Hawks پیشنهادی یک همگرایی سریع و کارآمد را به سمت راه‌حل بهینه نشان می‌دهد و از سایر روش‌ها، حتی زمانی که از پردازش موازی استفاده می‌کنند، بهتر عمل می‌کند. بهینه‌سازی Harris Hawks به کمترین تعداد تکرار و محاسبات نیاز دارد تا به نتیجه مطلوب برسد، بدون نیاز به اجرای چندگانه الگوریتم.

کلمات کلیدی: بهینه‌سازی Harris Hawks، زمان پیاده‌سازی، زمان ساخت، هزینه شبکه، هزینه محاسبات ماشین مجازی.

مقدمه

امروزه هوش مصنوعی (AI) به عنوان یک فناوری تحول‌آفرین، نقش کلیدی در بهبود کارایی و کیفیت خدمات در اینترنت اشیا (IoT) ایفا می‌کند. با تحلیل داده‌های جمع‌آوری شده توسط دستگاه‌های متصل، AI می‌تواند الگوهای رفتاری را شناسایی کرده و اقدامات هوشمندانه‌ای برای بهینه‌سازی عملکرد سیستم‌ها پیشنهاد دهد. از جمله کاربردهای مهم آن، تشخیص زودهنگام خرابی‌ها و مشکلات فنی است که منجر به افزایش دسترسی‌پذیری و کاهش زمان از کار افتادگی می‌شود [۱]. همچنین، هوش مصنوعی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش ازدحامی، راه‌حل‌هایی نوین برای صرفه‌جویی در مصرف انرژی ارائه داده و موجب بهبود زیرساخت‌های انرژی می‌گردد. اینترنت اشیا، با اتصال تعداد زیادی از دستگاه‌های هوشمند به اینترنت، بستری برای تبادل خودکار داده‌ها بین اشیا بدون دخالت انسان فراهم می‌آورد [2]. این دستگاه‌ها، از حسگرها، پردازنده‌ها و سخت‌افزارهای ارتباطی بهره‌مندند و داده‌های دریافتی را از طریق دروازه‌ها یا دستگاه‌های لبه‌ای به فضای ابری منتقل کرده و پردازش می‌کنند [3]. با افزایش تعداد این دستگاه‌ها، مصرف انرژی نیز به میزان قابل توجهی افزایش یافته است و مدیریت بهینه انرژی به چالشی اساسی تبدیل شده است [۴]. برای افزایش طول عمر و عملکرد پایدار، استفاده از منابع انرژی پایدار و الگوریتم‌های صرفه‌جویانه ضروری است [5]. در این میان، رایانش ابری نیز به عنوان یک ابزار مکمل در کنار IoT نقش مهمی در بهینه‌سازی منابع و ارائه خدمات باکیفیت ایفا می‌کند [6]. الگوریتم‌های هوشمندی نظیر Harris Hawks Optimization (HHO)، با قابلیت بهینه‌سازی چندهدفه، پارامترهایی چون تأخیر، پهنای باند و قابلیت اطمینان را بهبود می‌بخشند.

این الگوریتم‌ها به خوبی با محیط‌های پویا و متغیر IoT سازگار می‌شوند و تجربه‌ای پایدار و هوشمند را برای کاربران فراهم می‌آورند. تلفیق این فناوری‌ها، آینده‌ای کارآمد، هوشمند و پایدار را برای کاربردهای IoT رقم خواهد زد.

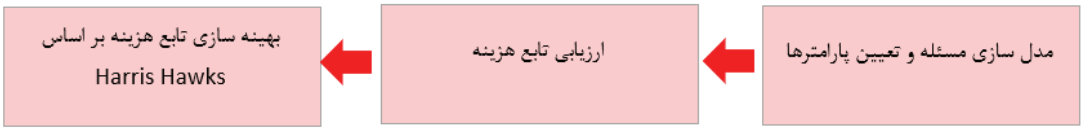
کارهای گذشته

در رابطه با روش پیشنهادی تحقیقاتی انجام گرفته که بصورت خلاصه راجب به آنها توضیح داده خواهد شد. در مطالعات متعددی که به بهبود کیفیت خدمات (QoS) در بستر اینترنت اشیا (IoT) پرداخته‌اند، از ترکیب روش‌های نوین هوش مصنوعی، بلاک‌چین، رایانش لبه‌ای و الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای ارتقای عملکرد شبکه‌ها استفاده شده است. در [7]، رویکردی ترکیبی از الگوریتم نهنگ‌ها (WOA) و الگوریتم ژنتیک (GA) برای کشف سرویس با در نظر گرفتن نیازهای QoS ارائه شده که هدف آن یافتن سرویس‌های بهینه با تأخیر، پهنای باند و قابلیت اطمینان مطلوب است. در ادامه، مقاله [8] به کاربرد این مفاهیم در مراقبت‌های بهداشتی هوشمند پرداخته و از ترکیب هوش مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای افزایش دقت، سرعت و امنیت در مدیریت داده‌های بیماران استفاده کرده است. مقاله [9] نیز با رویکردی تحلیلی، فرصت‌ها و چالش‌های به‌کارگیری هوش مصنوعی و سیستم‌های توزیع‌شده را در ارتقای کیفیت خدمات بهداشتی بررسی کرده و بر نقش پردازش داده‌های بزرگ و تشخیص دقیق‌تر تأکید دارد، در حالی که امنیت داده‌ها و زیرساخت‌های پیچیده را از چالش‌های اصلی برشمرده است.

در ادامه، [10] به کاربرد هوش مصنوعی و IoT در بهینه‌سازی مسیرهای لجستیکی پرداخته و با استفاده از داده‌های بلادرنگ و الگوریتم‌های هوشمند، به کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی زنجیره تأمین کمک می‌کند. مقاله [11] نیز با نگاهی آینده‌نگر، ترکیب فناوری‌های AI، بلاک‌چین و IoT را در توسعه اپلیکیشن‌های ابری بررسی کرده که به امنیت، شفافیت و بهره‌وری بالا در خدمات منجر می‌شود. در [12] از یادگیری تقویتی در بهینه‌سازی عملکرد WSN و IoT در شهرهای هوشمند بهره گرفته شده، که با هدف افزایش بهره‌وری و کیفیت خدمات صورت گرفته است. مقاله [13] بر ترکیب بلاک‌چین با الگوریتم‌های یادگیری ماشین در بهبود QoS تمرکز دارد، در حالی که [14] یک مدل فازی چندهدفه برای ترکیب سرویس‌ها پیشنهاد داده است. در ادامه، مقالات [15] تا [17] به تحلیل روش‌های مختلف برای ترکیب مؤثر رایانش لبه‌ای و ابری، طراحی پروتکل‌های مسیریابی صرفه‌جویانه در انرژی، حفظ حریم خصوصی در سرویس‌های ابری، مدل‌های HMM برای ترکیب سرویس، استقرار بهینه سرویس‌ها در محیط‌های ابری و لبه‌ای، و تکنیک‌های بهینه‌سازی برای ارتقای کیفیت خدمات بهداشتی در محیط‌های IoT پرداخته‌اند. این مجموعه مطالعات نشان می‌دهد که آینده خدمات هوشمند مبتنی بر IoT نیازمند استفاده از رویکردهای ترکیبی و پیشرفته برای تضمین کیفیت، امنیت و بهره‌وری سیستم‌ها است.

روش پیشنهادی

در این مقاله، طراحی جدیدی از الگوریتم بهینه‌سازی بهینه‌سازی Harris Hawks به‌کار رفته است تا بهینه‌ترین مقادیر در کوتاه‌ترین زمان پردازش به دست آید. این روش شامل چندین بخش است که به ترتیب زیر می‌باشد: مدل‌سازی مسئله و بیان پارامترهای کیفیت خدمات و محاسبه این پارامترها، و استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی Harris Hawks برای ارتقاء این شاخص‌ها؛ این بخش‌ها اجزای تشکیل‌دهنده روش پیشنهادی هستند. شکل 1 مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.



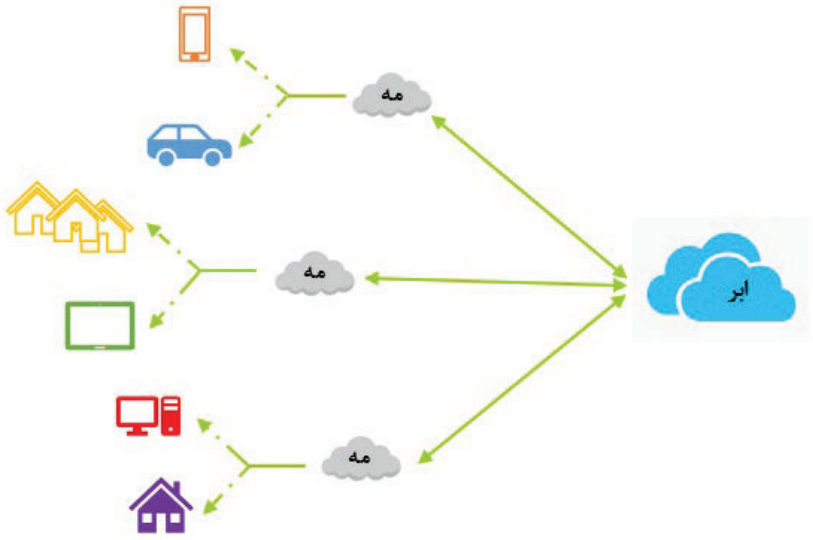
مدل پیشنهادی

این فلوچارت یک فرآیند سه مرحله‌ای را برای حل یک مسئله بهینه‌سازی هزینه بر اساس الگوریتم Harris Hawks نشان می‌دهد. در مرحله اول، مدل‌سازی مسئله و تعیین پارامترها انجام می‌شود. این مرحله شامل تعریف متغیرهای تصمیم‌گیری، توابع هدف، و

محدودیت‌های مربوطه است تا مسئله بهینه‌سازی به‌طور دقیق مشخص شود. در مرحله دوم، تابع هزینه مورد ارزیابی قرار می‌گیرد، که شامل محاسبه مقدار تابع هدف بر اساس پارامترهای تعریف‌شده است. پس از این ارزیابی، در مرحله سوم از الگوریتم Harris Hawks برای بهینه‌سازی تابع هزینه استفاده می‌شود. این الگوریتم مبتنی بر استراتژی شکار شاهین‌های هریس است که با بهره‌گیری از جستجوی تصادفی و حرکت تطبیقی به سمت بهترین راه‌حل، هزینه را به حداقل می‌رساند.

در محیط های ابری، کاربران می توانند به منابع پردازشی مختلف دسترسی داشته باشند و فقط برای آنچه استفاده می کنند، پرداخت کنند. مصرف انرژی و زمان‌بندی وظایف، مسائل مهمی در رایانش ابری هستند که بسیاری از محققان روی آن کار کرده‌اند. زمان‌بندی کار یک مشکل NP-سخت است و چندین تکنیک الهام‌گرفته از زیستی برای رسیدگی به آن پیشنهاد شده‌است. رایانش ابری یک الگوی معماری است که در آن مشتریان خدماتی را از دستگاه‌های ابری با ظرفیت ذخیره‌سازی و محاسباتی دریافت می‌کنند و به آنها امکان می‌دهد داده‌ها و نمونه‌هایی از خدمات ابری را به اشتراک بگذارند. اتخاذ سیاست هایی برای مدیریت سرویس ها و داده ها برای تعیین مکان و زمان مکانیابی آنها ضروری است. موضوع قرارگیری سرویس مه شکن مشکل قابل توجهی در حوزه خدمات مه شکن است.

مکانیابی خدمات مه یک چالش مهم در زمینه محاسبات مه است. شکل 2 یک نمایش گرافیکی از مدل محاسبه مه را نشان می دهد.



شکل ۲. شکل مدل محاسباتی مه.

شبه کد بهبود شاخص‌های کیفیت خدمات در اینترنت ا شیا مبتنی بر ابر با ا ستفاده از هوش م صنوعی با کمک الگوریتم بهینه سازی Harris Hawks در ادامه آورده شده است.

```
// Pseudo-code for Improving Service Quality Indicators using HHO in Cloud-based IoT
Initialize parameters:
    population_size = N  // Number of Harris Hawks
    max_iterations = T    // Maximum number of iterations
    service_quality_indicators = [SQ1, SQ2, SQ3] // List of service quality indicators
    target_quality = desired_values // Target values for quality indicators
// Define the fitness function
function fitness_function(individual):
    // Evaluate the service quality indicators based on the individual's parameters
    quality_scores = evaluate_quality(individual)
    // Calculate the fitness based on deviation from target
    fitness = calculate_deviation(quality_scores, target_quality)
    return fitness
// Initialize Harris Hawks population
population = initialize_population(population_size)
// Main optimization loop
for iteration in range(max_iterations):
    for each hawk in population:
```

```
        // Calculate fitness for each hawk
        hawk.fitness = fitness_function(hawk)
    // Sort population based on fitness (minimization)
    population.sort_by_fitness()
    // Update positions based on Harris Hawks behavior
    for each hawk in population:
        if random() < escape_probability:
            // Apply escape behavior
            hawk.position = escape(hawk)
        else:
            // Apply pursuit behavior
            target_hawk = select_target(population)
            hawk.position = update_position(hawk, target_hawk)
    // Update global best solution
    global_best_hawk = population[0]  // Best hawk with lowest fitness
    // Optional: Apply local search or refinement strategies
    if local_search_condition:
        refine_solution(global_best_hawk)
    // Store results for analysis
    store_results(iteration, global_best_hawk)
return global_best_hawk.position, global_best_hawk.fitness
// Function to evaluate the service quality indicators
function evaluate_quality(individual):
    // Implement the logic to evaluate service quality indicators
    // based on the individual's parameters in the cloud-based IoT context
    return quality_scores
// Function to calculate deviation from target values
function calculate_deviation(quality_scores, target_quality):
    // Calculate and return the deviation metric
    return deviation_metric
// Function to initialize population of hawks
function initialize_population(size):
    // Create and return a list of hawks with random initial positions
    return population
// Function to update position based on Harris Hawks behavior
function update_position(hawk, target_hawk):
    // Implement position update logic based on HHO rules
    return new_position
// Function to implement escape behavior
function escape(hawk):
    // Implement the logic for hawk escape behavior
    return escaped_position
// Function to select a target hawk for pursuit
function select_target(population):
    // Implement logic to select a target hawk based on fitness
    return target_hawk
// Function to refine solution
function refine_solution(hawk):
    // Implement local refinement strategies to improve the solution
```

شکل ۳. شبه کد روش پیشنهادی

میانگین زمان اجرا

زمان متوسط اجرای برنامه به زمان معمول اجرای وظایف Map/Reduce اشاره دارد. پارامترهای مورد بررسی در این تحقیق شامل زمان متوسط اجرا (AET) است که در زیر ارائه می‌شود:

$$AET = \frac{\sum_{j=1}^{N} P_{tN}(j)}{N} + \frac{\sum_{j=1}^{M} P_{tM}(j)}{M} \quad (۱)$$

براساس رابطه فوق، P_{tN} و P_{tM} به زمان صرف شده برای پردازش اشاره دارند و N و M به تعداد وظایف نقشه و کاهش وظایف در این کار تعریف می‌شوند. در این تحقیق، این مقادیر با زمان صرف شده برای پردازش برابر هستند.

Makespan

زمان بحرانی M_{sp} Makespan به زمانی اشاره دارد که برای پردازش تمام وظایف لازم است، و این وظایف باید به گره‌های مه‌زا (fog nodes) اختصاص داده شوند به گونه‌ای که این زمان برای تکمیل همه وظایف به حداقل برسد. زمان بحرانی دوره زمانی اجرای کار Map/Reduce را از آغاز تا پایان آن تعریف می‌کند. این واژه به‌صورت ریاضی به‌صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود:

$$M_{sp} = ft_r(M) \quad (۲)$$

زمان تمام شده برای کار کاهش یافته، M، با تابع $ft_r(M)$ تعریف می گردد.

هزینه محاسبات ماشین مجازی

هزینه استفاده از CPU را می توان بر اساس رابطه بین هزینه در واحد زمان ثانیه (Vc) و زمان صرف شده برای پردازش (Pt) ارزیابی کرد. هزینه محاسباتی ماشین مجازی را می توان با استفاده از این رابطه فرموله کرد.

$$V_m^{cost} = \left(\sum_{j=1}^{n_{vm}} P_{tN}(j) + \sum_{k=1}^{m_{vm}} P_{tM}(k) \right) \times VMcostperunittime \quad (۳)$$

زمان اجرای VM_j هنگام اجرای وظیفه نقشه و زمان اجرای VM_k هنگام اجرای کار کاهش به ترتیب با $P_{tN}(j)$ و $P_{tM}(k)$ نشان داده می شود. بر اساس این پارامترها، یک مقدار حداقل باید شناسایی شود. رابطه نهایی تناسب اندام با این سه پارامتر تعیین خواهد شد.

$$Fitness = w_1 \times AET + w_2 \times M_{sp} + w_3 \times C_{net} + w_4 \times V_m^{cost} \quad (۴)$$

براساس این رابطه، w_1 تا w_4 نمایانگر ضرایب تناسبی هستند که برای جمع‌زدن این ۳ پارامتر به‌کار رفته‌اند. بر اساس این رابطه، باید فرض زیر را داشته باشیم:

$$w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1 \quad (۵)$$

متغیرهای تعریف شده در برنامه های کاربردی مبتنی بر اینترنت اشیا ملاحظات بسیار مهمی هستند. بر اساس معادلات، متغیرهای مذکور تابعی از متغیرهای مستقل قبلی هستند که به این معنی است که با تغییر متغیرهای مستقل، مقادیر آنها تغییر می کند. به عنوان مثال، افزایش تعداد ماشین‌های مجازی برای همان کار کاربردی IoT در حالی که در ظرفیت مرکز داده باقی می‌ماند ممکن است زمان ساخت، میانگین زمان پردازش و سایر ویژگی‌ها را در زمانی که منابع محاسباتی بیشتری توسط نقشه مورد نیاز است یا فرآیندها را کاهش دهد، تغییر دهد.

هزینه شبکه

هزینه شبکه (Cnet) هزینه‌ای را نشان می‌دهد که وقتی وظیفه کاهش‌یافته داده‌ها را از خروجی میانی وظیفه نقشه پس از اینکه کار قبلاً آن را از ذخیره‌سازی به دست آورده است به دست می‌آورد. بطوری که T_D به تأخیر زمانی اشاره دارد.

$$C_{net} = T_D \times Networkcostperunittime \quad (۶)$$

زمان تاخیر

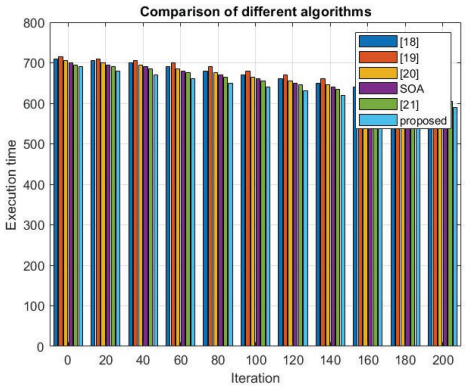
تفاوت زمانی بین شروع وظایف کاهش و نقشه به عنوان مدت زمان تاخیر نامیده می شود.

$$T_D = St_N(N) + St_M(M) - ft_N(N) \quad (۷)$$

جایی که $ft_N(N)$ نشان‌دهنده زمان اتمام وظیفه کاهش‌یافته N است و $St_N(N)$ و $St_M(M)$ به‌ترتیب زمان شروع وظیفه نقشه N و زمان شروع وظیفه کاهش M را نشان می‌دهند.

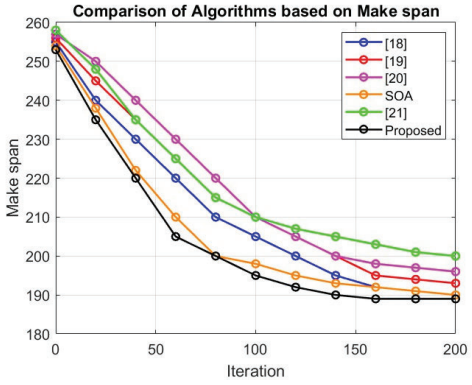
نتایج شبیه سازی

برای ارزیابی روش پیشنهادی، ابتدا نتایج با استفاده ازHarris Hawks پیشنهادی آزمایش شد و سپس با مقایسه آن با برخی از روش‌های منتشر شده، از جمله[18] MRC ، [19] IoTSim-Osmosis (IOT/OS)، [20] IoTSim-Stream (IOT/ST)، تکنیک استاندارد مبتنی برSOA و [21] اعتبارسنجی گردید. در اینجا، روش‌هایی که در کار خود از متاهیوریستیک‌ها استفاده نکرده‌اند، با استفاده از متاهیوریستیک‌های مبتنی برHarris Hawks گسترش یافته‌اند تا مقایسه عادلانه‌ای فراهم شود. نمودارهای بعدی روش پیشنهادی را بر اساس میانگین زمان اجرا، زمان ساخت و هزینه محاسبه ماشین مجازی ارزیابی می‌کنند. شکل ۴ زمان اجرا را برای همه الگوریتم های مقایسه ای نشان می دهد که بهینه‌سازی Harris Hawks پیشنهادی به کمترین مقدار در آخرین تکرار می رسد.



شکل ۴. مقایسه زمان اجرای روش پیشنهادی با روش های دیگر

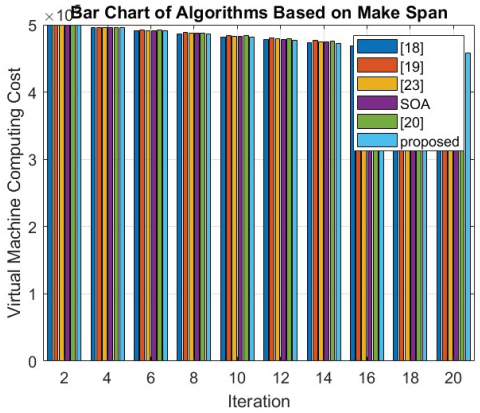
این نمودار مقایسه‌ای از زمان اجرای الگوریتم‌های مختلف در برابر تعداد تکرارها را نمایش می‌دهد که در آن، الگوریتم‌های `[18]`, `[۱۹]`, `[۲۰]`, `[23]SOA`, `[۲۱]`و الگوریتم پیشنهادی با رنگ‌ها و برچسب‌های متفاوت مشخص شده‌اند. با افزایش تعداد تکرارها، زمان اجرا برای تمامی الگوریتم‌ها تقریباً ثابت باقی می‌ماند که نشان‌دهنده پایداری عملکرد و عدم حساسیت زیاد به تعداد تکرارها است. در این میان، الگوریتم پیشنهادی کمترین زمان اجرا را داراست و از کارایی بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها برخوردار است. این برتری آن را به گزینه‌ای مناسب برای کاربردهایی که زمان اجرا در آن‌ها اهمیت دارد تبدیل می‌کند. بنابراین، نمودار عملکرد برتر الگوریتم پیشنهادی را از لحاظ سرعت و پایداری در مقایسه با سایر روش‌ها تأیید می‌کند.



شکل ۵. مقایسه Make Span برای روش های بررسی شده

الگوریتم پیشنهادی (مشکی) با کمترین مقدار MakeSpan در بیشتر تکرارها، عملکرد برتری از خود نشان می‌دهد، در حالی که الگوریتم [18] (آبی) با بیشترین مقدار، کمترین کارایی را دارد. الگوریتم‌های [19]، [20] و SOA عملکرد متوسطی داشته و در میانه

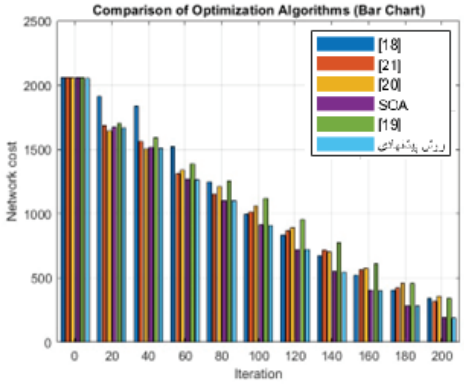
طیف قرار می‌گیرند، در حالی که الگوریتم [21] با شروع ضعیف، با افزایش تکرارها به سمت الگوریتم پیشنهادی میل می‌کند. به‌طور کلی، الگوریتم پیشنهادی نه تنها از نظر MakeSpan ، بلکه از لحاظ هزینه محاسباتی ماشین مجازی نیز بهترین عملکرد را داشته و با کمترین هزینه در تکرار نهایی، بهینه‌ترین گزینه در میان روش‌های مقایسه‌شده محسوب می‌شود.



شکل ۶. مقایسه مقدار هزینه محاسبات ماشین مجازی برای الگوریتم های مقایسه ای.

نمودار مورد نظر عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در طول ۲۰ تکرار از نظر MakeSpan (زمان تکمیل کل کارها) مقایسه می‌کند و نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در تمامی تکرارها عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته و کمترین هزینه محاسبات ماشین مجازی را به‌طور پیوسته ثبت کرده است. الگوریتم SOA (بنفش) ضعیف‌ترین عملکرد را دارد و بیشترین فاصله زمانی را در اکثر تکرارها نشان می‌دهد. الگوریتم‌های [18]، [19] و [23] (نارنجی، قهوه‌ای و سبز) عملکردی بین الگوریتم پیشنهادی و SOA داشته و جایگاه آن‌ها در تکرارهای مختلف تا حدودی تغییر می‌کند. با افزایش تعداد تکرارها، برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها آشکارتر می‌شود. این تحلیل به‌روشنی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر بهینه‌سازی زمان و هزینه اجرای وظایف، کارآمدترین گزینه در میان الگوریتم‌های ارزیابی‌شده است.

شکل ۷ هزینه شبکه را برای تمام الگوریتم‌های مقایسه‌ای نمایش می‌دهد. مشاهده می‌شود که هزینه شبکه با وجود تغییر در تعداد ماشین‌های مجازی (VM) یکسان است. این امر به این دلیل است که با توجه به بار کاری یکسان، اندازه داده‌ها همان تأخیر شبکه را ایجاد می‌کند.



شکل ۷. مقایسه هزینه شبکه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

الگوریتم پیشنهادی در اکثر تکرارها کمترین هزینه شبکه را ثبت کرده و نشان‌دهنده کارایی بالای آن در بهینه‌سازی مصرف منابع شبکه است. الگوریتم‌های [18] و [21] در تکرارهای اولیه بیشترین هزینه را دارند و عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر روش‌ها از خود نشان می‌دهند، در حالی که SOA با شروع ضعیف، در ادامه بهبود پیدا کرده و از برخی رقبا پیشی می‌گیرد. الگوریتم‌های [19] و [20] عملکردی متوسط و نسبتاً پایدار دارند. روند کلی نمودار نشان می‌دهد که بیشتر الگوریتم‌ها به سمت کاهش هزینه شبکه همگرا

می شوند، اما الگوریتم پیشنهادی سریع‌ترین و کارآمدترین همگرایی را دارد و بدون نیاز به اجرای چندباره، به نتیجه مطلوب می‌رسد، که آن را به گزینه‌ای مناسب برای بهینه‌سازی در سیستم‌های حساس به هزینه و زمان تبدیل می‌کند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم جدید الهام گرفته از زیستی، بهینه‌سازی Harris Hawks ، برای به حداقل رساندن یک تابع هدف با هدف کاهش میانگین زمان پیاده‌سازی، زمان ساخت، هزینه شبکه و هزینه محاسبات ماشین مجازی استفاده شد. برای ارزیابی روش پیشنهادی، ابتدا نتایج با استفاده ازHarris Hawks پیشنهادی آزمایش شد و سپس با مقایسه آن با برخی از روش‌های منتشر شد. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی نه تنها به صورت پایدار عمل می‌کند، بلکه از نظر زمان اجرا نیز عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. همچنین با افزایش تعداد تکرارها، تفاوت‌های Make Span بین الگوریتم‌ها بارزتر می‌شود و الگوریتم پیشنهادی برتری قابل‌توجهی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها حفظ می‌کند. به طور کلی، نمودارها مقایسه بصری واضحی از عملکرد نسبی الگوریتم‌های مختلف بر اساس Make Span یا زمان تکمیل کل کارها ارائه می‌کنند. این نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی کارآمدترین الگوریتم در بین الگوریتم های ارزیابی شده است. الگوریتم بهینه‌سازی Harris Hawks پیشنهادی یک همگرایی سریع و کارآمد را به سمت راه‌حل بهینه نشان می‌دهد و از سایر روش‌ها، حتی زمانی که از پردازش موازی استفاده می‌کنند، بهتر عمل می‌کند. بهینه‌سازی Harris Hawks به کمترین تعداد تکرار و محاسبات نیاز دارد تا به نتیجه مطلوب برسد، بدون نیاز به اجرای چندگانه الگوریتم. جهت‌های تحقیقاتی آینده شامل استفاده از سایر الگوریتم‌های فرابتکاری مدرن، ترکیب پارامترهای اضافی مانند انرژی و زمان پاسخ و ترکیب روش پیشنهادی با تکنیک‌های موجود مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی میباشد.

منابع

[1] Ferrara, E. (2023). Fairness and bias in artificial intelligence: A brief survey of sources, impacts, and mitigation strategies. Sci, 6(1), 3.
[2] Alferaidi, A.; Yadav, K.; Alharbi, Y.; Razmjooy, N.; Viriyasitavat, W.; Gulati, K.; Kautish, S.; Dhiman, G. Distributed Deep CNN-LSTM Model for Intrusion Detection Method in IoT-Based Vehicles. Math. Probl. Eng. 2022, 2022, 3424819. [Google Scholar] [CrossRef]
[3] Bahmanyar, D.; Razmjooy, N.; Mirjalili, S. Multi-objective scheduling of IoT-enabled smart homes for energy management based on Arithmetic Optimization Algorithm: A Node-RED and NodeMCU module-based technique. Knowl.-Based Syst. 2022, 247, 108762. [Google Scholar] [CrossRef]
[4] Charef, N., Mnaouer, A. B., Aloqaily, M., Bouachir, O., & Guizani, M. (2023). Artificial intelligence implication on energy sustainability in Internet of Things: A survey. Information Processing & Management, 60(2), 103212.
[5] Seetharaman, A.; Patwa, N.; Saravanan, A.S.; Sharma, A. Customer expectation from industrial internet of things (IIOT). J. Manuf. Technol. Manag. 2019, 30, 1161–1178. [Google Scholar] [CrossRef]
[6] Vakili, A., Al-Khafaji, H. M. R., Darbandi, M., Heidari, A., Jafari Navimipour, N., & Unal, M. (2024). A new service composition method in the cloud-based Internet of things environment using a grey wolf optimization algorithm and MapReduce framework. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 36(16), e8091.
[7] Liu, X., & Deng, Y. (2024). A new QoS-aware service discovery technique in the Internet of Things using whale optimization and genetic algorithms. Journal of Engineering and Applied Science, 71(1), 4.
[8] Ala, A., Simic, V., Pamucar, D., & Bacanin, N. (2024). Enhancing patient information performance in internet of things-based smart healthcare system: Hybrid artificial intelligence and optimization approaches. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 131, 107889.
[9] Aminizadeh, S., Heidari, A., Dehghan, M., Toumaj, S., Rezaei, M., Navimipour, N. J., ... & Unal, M. (2024). Opportunities and challenges of artificial intelligence and distributed systems to improve the quality of healthcare service. Artificial Intelligence in Medicine, 149, 102779.
[10] Liu, Q. (2024). Logistics Distribution Route Optimization in Artificial Intelligence and Internet of Things Environment. Decision Making: Applications in Management and Engineering, 7(2), 221-239.
[11] Hemamalini, V., Mishra, A. K., Tyagi, A. K., & Kakulapati, V. (2024). Artificial intelligence–blockchain-enabled–internet of things-based cloud applications for next-generation society. Automated Secure Computing for Next-Generation Systems, 65-82.
[12] Singh, S. P., Kumar, N., Alghamdi, N. S., Dhiman, G., Viriyasitavat, W., & Sapsomboon, A. (2024). Next-Gen WSN Enabled IoT for Consumer Electronics in Smart City: Elevating Quality of Service Through Reinforcement Learning-Enhanced Multi-Objective Strategies. IEEE Transactions on Consumer Electronics.
[13] CheSuh, L. N., Fernández-Diaz, R. Á., Alija-Perez, J. M., Benavides-Cuellar, C., & Alaiz-Moreton, H. (2024). Improve quality of service for the Internet of Things using blockchain & machine learning algorithms. Internet of Things, 26, 101123.
[14] Hamzei, M., Khandagh, S., & Jafari Navimipour, N. (2023). A quality-of-service-aware service composition method in the internet of things using a multi-objective fuzzy-based hybrid algorithm. Sensors, 23(16), 7233.
[15] Pal, S., Jhanjhi, N. Z., Abdulbaqi, A. S., Akila, D., Almazroi, A. A., & Alsubaei, F. S. (2023). A hybrid edge-cloud system for networking service components optimization using the internet of things. Electronics, 12(3), 649.
[16] Srinivasulu, M., Shivamurthy, G., & Venkataramana, B. (2023). Quality of service aware energy efficient multipath routing protocol for internet of things using hybrid optimization algorithm. Multimedia Tools and Applications, 82(17), 26829-26858.
[17] Asghari, P., Rahmani, A. M., & Javadi, H. H. S. (2022). Privacy-aware cloud service composition based on QoS optimization in Internet of Things. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 13(11), 5295-5320.
[18] Zeng, X.; Garg, S.K.; Strazdins, P.; Jayaraman, P.P.; Georgakopoulos, D.; Ranjan, R. IOTSim: A simulator for analysing IoT applications. J. Syst. Archit. 2017, 72, 93–107. [Google Scholar] [CrossRef]
[19] Alwasel, K.; Jha, D.N.; Habeeb, F.; Demirbaga, U.; Rana, O.; Baker, T.; Dustdar, S.; Villari, M.; James, P.; Solaiman, E.; et al. IoTSim-Osmosis: A framework for modeling and simulating IoT applications over an edge-cloud continuum. J. Syst. Archit. 2021, 116, 101956. [Google Scholar] [CrossRef]
[20] Barika, M.; Garg, S.; Chan, A.; Calheiros, R.N.; Ranjan, R. IoTSim-Stream: Modelling stream graph application in cloud simulation. Future Gener. Comput. Syst. 2019, 99, 86–105.
[21] Al-Khafaji, H. M. R. (2022). Improving Quality Indicators of the Cloud-Based IoT Networks Using an Improved Form of Seagull Optimization Algorithm. Future Internet, 14(10), 281.

[22] Givi, H., & Hubalovska, M. (2023). Skill Optimization Algorithm: A New Human-Based Metaheuristic Technique. Computers, Materials & Continua, 74(1).