

Delay-Aware and Energy-Efficient Task Offloading in Fog-Enabled IoT Networks

Om-Kolsoom Shahryari¹, Hossein Pedram², Vahid Khajehvand^{3*} and Mehdi Dehghan TakhtFooladi⁴

1- Faculty of Computer and Information Technology Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

2- Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

3*- Faculty of Computer and Information Technology Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

4- Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

¹shahryari.kolsoom@qiau.ac.ir, ²pedram@aut.ac.ir, ^{3*}vahidkhajehvand@gmail.com and ⁴dehghan@aut.ac.ir

Corresponding author's address: Vahid Khajehvand, Faculty of Computer and Information Technology Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

Abstract- Fog computing has emerged as a promising technique to provide agile and pervasive computing services to the Internet of Things devices (ITDs) and to support complicated IoT applications. Fog computing brings computation resources to the edge of the network, near to the ITDs, and provides low-latency services to users. By offloading computational tasks to fog nodes having greater computing capacities, can address the contradiction between the limited battery capacity of ITDs and high computational intensity demand of tasks. Hence, the quality of service (QoS) demands of users can be fulfilled. Although task offloading to fog nodes leads to saving in energy consumption in the battery of ITDs, it causes to increase in task completion time due to occurred delay in transmitting the task to the edge of the network. In this paper, to balancing the trade-off between energy consumption and task completion time, a task offloading scheme is proposed. The main objective of the proposed scheme is to minimize offloading overhead in terms of the weighted sum of energy consumption and task completion time by optimizing offloading decision, the destination of offloading, and computation resource allocation. We employ fuzzy logic to determine the weighting coefficient effectively. Task offloading to fog nodes is formulated as a mixed-integer nonlinear programming (MINLP) problem, which is NP-hard. A sub-optimal algorithm based on genetic algorithm (GA) is proposed to solve the formulated problem. Extensive simulations prove the convergence of the proposed algorithm and its superior performance in comparison with some baseline schemes.

Keywords- Task offloading, Internet of Things, Fog computing, Resource allocation, Genetic algorithm.

برون سپاری وظایف آگاه به تأخیر و انرژی-کارآمد در شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر رایانش مه

ام کلثوم شهریاری^۱، حسین پدرام^۲، وحید خواجهوند^{۳*}، مهدی دهقان تخت فولادی^۴

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

۳*- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

۴- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

¹shahryari.kolsoom@qiau.ac.ir, ²pedram@aut.ac.ir, ^{3*}vahidkhajehvand@gmail.com, ⁴dehghan@aut.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: وحید خواجه-وند، قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات.

چکیده- رایانش مهی به عنوان یک روش امیدبخش جهت ارائه سرویس‌های پردازشی چابک و همه‌گیر به دستگاه‌های اینترنت اشیا و پشتیبانی از برنامه‌های کاربردی پیچیده، پا به عرصه ظهور گذاشته است. رایانش مهی منابع محاسباتی را به لبه شبکه، به نزدیکی دستگاه‌های اینترنت اشیا می‌کشاند و از این طریق سرویس‌های محاسباتی با تأخیر پایین را به کاربران ارائه می‌دهد. با برون سپاری وظایف محاسباتی به گره‌های مه که ظرفیت پردازشی بیشتری دارند، می‌توان بر چالش ظرفیت محدود باتری دستگاه‌ها و نیاز محاسباتی بالای وظایف فائق آمد و نیازمندی‌های کیفیت سرویس مورد درخواست کاربران را برآورده نمود. برون سپاری وظایف به گره‌های مه، از یک سو باعث صرفه‌جویی در مصرف انرژی باتری دستگاه‌های اینترنت اشیا می‌شود و از سوی دیگر به دلیل تأخیر ناشی از انتقال وظایف به لبه شبکه باعث افزایش زمان تکمیل وظایف می‌شود. در این مقاله برای برقراری تعادل در مصالحه بین انرژی و زمان تکمیل وظایف، یک شمای برون سپاری وظایف با هدف کیمنه‌سازی سربار برون سپاری بر حسب جمع وزنی مصرف انرژی و زمان تکمیل وظایف پیشنهاد شده است که سعی در یافتن استراتژی بهینه برون سپاری، مکان بهینه برون سپاری و تخصیص بهینه منابع محاسباتی دارد. برای تعیین موثر ضرایب زمان و انرژی به نحوی که کیفیت سرویس مورد نیاز کاربر تضمین شود، از منطق فازی استفاده شده است. مسأله برون سپاری وظایف به گره‌های مه به عنوان یک مسأله غیرخطی آمیخته صحیح فرموله شده است که متعلق به کلاس مسائل NP-hard است. یک الگوریتم نزدیک به بهینه بر اساس الگوریتم ژنتیک برای حل مسأله بهینه‌سازی مطرح شده پیشنهاد شده است. شبیه سازی‌های مختلف همگرایی الگوریتم پیشنهادی و برتری عملکرد آن را در مقایسه با شماهای برون سپاری معیار نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: برون سپاری وظایف، اینترنت اشیا، رایانش مهی، تخصیص منابع، الگوریتم ژنتیک.

۱- مقدمه

هوشمند، خانه هوشمند، شهر هوشمند، تولید و اتوماسیون صنعتی، و رانندگی اتوماتیک شده است [۱]. بسیاری از این برنامه‌های کاربردی، نیاز محاسباتی بالایی دارند و نیز حساس به تأخیرند. از سوی دیگر، بسیاری از دستگاه‌های اینترنت اشیا، به دلیل ویژگی‌هایی چون اندازه کوچک و توان کم، از نظر منابع انرژی و پردازشی محدودند. این مسأله، اجرای برنامه‌های پیچیده اینترنت اشیا را با

پیشرفت سریع اینترنت اشیا که حاصل اتصال میلیاردها دستگاه هوشمند مانند حسگرها، تلفن‌های هوشمند، وسایل نقلیه هوشمند، دستگاه‌های پوشیدنی و غیره است، سبب ظهور طیف وسیعی از برنامه‌های کاربردی اینترنت اشیا حساس به تأخیر و با نیاز محاسباتی بالا، مانند واقعیت مجازی، سلامت هوشمند، حمل و نقل

کاربر یک-سرور را در نظر گرفته‌اند که مطابق با واقعیت نیست. تعداد کمی از پژوهش‌های انجام شده سناریوهای شامل چندین-کاربر چندین-سرور را در نظر گرفته‌اند [۱۱].

با الهام از مباحث مذکور، ما یک شمای برون‌سپاری وظایف آگاه به تأخیر و انرژی-کارآمد با بهره‌گیری از رایانش مهی ارائه داده‌ایم که مصالحه بین زمان تکمیل وظیفه و مصرف انرژی دستگاه‌های اینترنت اشیا را مورد بررسی قرار می‌دهد. شمای پیشنهادی در صدد بهینه‌نمودن استراتژی برون‌سپاری وظایف و تخصیص منابع محاسباتی در یک شبکه اینترنت اشیا با در نظر گرفتن چندین-کاربر چندین-گره مه است. شمای پیشنهاد شده میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه اینترنت اشیا را در فرایند اتخاذ تصمیم برون‌سپاری در نظر می‌گیرد. علاوه‌براین، شمای پیشنهادی محدودیت تأخیر وظایف را برای تحقق کیفیت سرویس (QoS) مورد تقاضا تضمین می‌نماید. مهم‌ترین انگیزه‌های این پژوهش در ادامه آمده است:

- با فرض این‌که کاربران مختلف نیاز به کیفیت سرویس متفاوتی دارند، برای تحقق کیفیت سرویس مورد درخواست، باید مقدار متفاوتی از منابع به آن‌ها تخصیص یابد.
- از آن‌جایی‌که منابع محاسباتی گره‌های مه محدود است، و نیز تعداد گره‌های مه بسیار کمتر از تعداد دستگاه‌های اینترنت اشیا است، لذا تخصیص منابع و همچنین تصمیم برون‌سپاری وظایف باید به نحوی کارآمد و موثر اتخاذ شود.
- براساس میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه و نیازمندی ویژه کاربر، ترجیح کاربر به کمک تنظیم ضرایب وزنی اولویت‌دهی می‌شود.

از این‌رو، این مقاله یک شمای برون‌سپاری وظایف را برای شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه پیشنهاد می‌دهد در حالی‌که وظایف کاربران از نظر اندازه داده و شدت محاسبات ناهمگن در نظر گرفته شده‌اند. همچنین گره‌های مه نیز از نظر قابلیت محاسباتی با هم متفاوت‌اند. شمای پیشنهادی استراتژی برون‌سپاری وظایف و تخصیص منابع محاسباتی را توأمآ بهینه می‌نماید تا توازن موثری بین زمان تکمیل وظیفه و مصرف انرژی با در نظر گرفتن ظرفیت محدود باتری دستگاه و حساسیت به تأخیر وظیفه برقرار نماید. به علاوه شمای پیشنهادی برون‌سپاری وظایف به صورت یک مساله برنامه‌ریزی غیر خطی آمیخته صحیح^۱ (MINLP) فرموله شده است. مهم‌ترین نوآوری‌های این مقاله به صورت زیر خلاصه شده

چالش روبه‌رو کرده است [۲]. یکی از راه‌حل‌های غلبه بر این محدودیت‌ها، برون‌سپاری پردازش و ذخیره‌سازی از دستگاه‌های با محدودیت منابع به ابر راه دور است که مزایای ذیل را به ارمغان می‌آورد: (۱) افزایش طول عمر باتری دستگاه اینترنت اشیا از طریق برون‌سپاری پردازش برنامه‌های کاربردی انرژی بر، (۲) افزایش توانایی اجرای برنامه‌های کاربردی پیچیده‌تر، و (۳) فراهم نمودن قابلیت‌های ذخیره‌سازی بیشتر برای کاربران [۳]. از آن‌جایی‌که ارتباط کاربران نهایی با ابر راه دور از طریق اینترنت تأمین می‌شود، تأخیر انتها به‌انتهای زیاد به وجود آمده به دلیل دور بودن دیتاسنترهای ابر از کاربران نهایی و نیز محدودیت پهنای باند به دلیل ظرفیت محدود لینک‌های بک‌هال، تبدیل به یک چالش اساسی برای برنامه‌های کاربردی اینترنت اشیا حساس به تأخیر می‌شود. رایانش مهی، یک معماری امید بخش برای اینترنت اشیا است که منابع محاسباتی، ارتباطاتی و ذخیره‌سازی را در لبه شبکه، در نزدیکی کاربران نهایی اینترنت اشیا توزیع می‌نماید [۴]. رایانش مهی به دلایل ذیل می‌تواند به عنوان یک بستر مناسب برای برنامه‌های کاربردی اینترنت اشیا در نظر گرفته شود: (۱) تأخیر پایین و آگاهی از موقعیت به دلیل نزدیکی کاربران نهایی به منابع در لبه شبکه، (۲) توزیع جغرافیایی گسترده، (۳) ناهمگنی و تعداد بسیار زیاد گره‌ها، و (۴) پشتیبانی از برنامه‌های کاربردی بلادرنگ و حساس به تأخیر [۵]. بنابراین، کاربران نهایی می‌توانند به کمک سرویس‌های فراگیر و چابک رایانش مهی، به کیفیت سرویس (QoS) مورد درخواست خود دست یابند [۶] و [۷].

طراحی یک استراتژی برون‌سپاری وظایف با بهره‌گیری از رایانش مهی در مقایسه با برون‌سپاری وظایف به ابر، چالش برانگیزتر است. در برون‌سپاری محاسبات به ابر متمرکز سنتی، یک دستگاه اینترنت اشیا تصمیم می‌گیرد که وظیفه را به ابر برون‌سپاری نماید و یا نه، در حالی‌که در برون‌سپاری وظایف به مه، تعداد مقاصد برون‌سپاری با افزایش تعداد گره‌های مه افزایش می‌یابد [۸]. همچنین، از آن‌جایی‌که منابع گره‌های مه در مقایسه با ابر اندک است، تخصیص منابع باید به صورت موثر و کارآمد انجام شود [۹]. بنابراین تخصیص منابع محاسباتی و تعیین استراتژی برون‌سپاری، از اصلی‌ترین مسائل شماهای برون‌سپاری وظایف‌اند که باید مورد مطالعه قرار گیرند [۱۰].

همچنین در سال‌های اخیر مطالعات زیادی در حوزه برون‌سپاری وظایف صورت گرفته است. هدف اصلی این تحقیقات کمینه کردن مصرف انرژی، زمان تکمیل وظیفه و یا یافتن یک مصالحه مناسب بین آن دو است [۳]. به‌علاوه بسیاری از کارهای انجام شده در این حوزه، سناریوهای مشتعل بر چند-کاربر یک-سرور و یا حتی یک-

است:

منابع پردازشی، ذخیره‌سازی و ارتباطاتی، سرویس‌های با تأخیر پایین را برای دستگاه‌های اینترنت اشیا ارائه می‌دهند. با برون‌سپاری همه و یا بخشی از وظایف محاسباتی به گره‌های مه، می‌توان بر محدودیت‌های ظرفیت باتری و منابع اندک دستگاه‌های اینترنت اشیا فائق آمد. میسرا و همکارانش در [۱۲] یک شمای برون‌سپاری وظایف برای شبکه‌های اینترنت اشیا نرم‌افزار محور^۲ برای دستیابی به تصمیمات بهینه برون‌سپاری و مسیر بهینه برای برون‌سپاری، ارائه داده‌اند. نویسندگان مسأله را به عنوان یک مسأله برنامه‌ریزی خطی صحیح^۲ (ILP) فرموله کرده‌اند و یک روش اکتشافی حریصانه برای حل آن پیشنهاد نموده‌اند. وو و همکارانش در [۱۳] یک استراتژی انرژی-کارآمد برون‌سپاری محاسبات برای برون‌سپاری وظایف به گره‌های مه با در نظر گرفتن شرایط کانال پیشنهاد داده‌اند. آن‌ها برای حل مسأله برنامه‌ریزی غیرخطی آمیخته صحیح پیشنهاد شده و یافتن استراتژی بهینه برون‌سپاری، از تجزیه بندرز^۲ استفاده نموده‌اند. ژو و همکارانش در [۱۴] یک راهکار دو مرحله‌ای برای اشتراک منابع و برون‌سپاری وظایف در یک شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه به کمک ترکیب تئوری قرارداد^۵ با هوش محاسباتی ارائه داده‌اند. ژاو و همکارانش در [۱۵] یک شمای برون‌سپاری محاسبات در شبکه‌های دسترسی رادیویی مه^۶ (F-RAN) ارائه داده‌اند. آنها برای کمینه کردن جمع‌وزنی کل تأخیر برون‌سپاری و کل انرژی مصرفی، تصمیم برون‌سپاری، تخصیص منابع محاسباتی و رادیویی را توأمأً بهینه می‌نمایند. مسأله فرموله شده غیر خطی و غیر محدب توسط یک الگوریتم تکرارشونده با پیچیدگی محاسباتی چندجمله‌ای حل شده است. چیتی و همکارانش در [۱۶] یک الگوریتم توزیع شده برای برون‌سپاری محاسبات به گره‌های مه در سیستم‌های اینترنت اشیا به کمک مفاهیم تئوری انطباق^۷ پیشنهاد داده‌اند. دوو و همکاران در [۱۷] برون‌سپاری محاسبات را در یک سیستم ترکیبی مه و ابر با هدف کمینه کردن بیشینه هزینه انرژی مصرفی و تأخیر مورد بررسی قرار داده‌اند و توان انتقال، تصمیم برون‌سپاری، تخصیص منابع محاسباتی و ارتباطاتی را در یک مسأله برنامه‌ریزی غیر خطی آمیخته صحیح بهینه نموده‌اند. یائو و همکارانش در [۱۸] برون‌سپاری وظایف را در شبکه‌های اینترنت اشیا مبتنی بر مه مورد مطالعه قرار داده‌اند. هدف آن‌ها کمینه کردن هزینه سیستم با در نظر گرفتن QoS مورد درخواست وظایف توسط بهینه‌سازی توأم توان انتقال و تعداد ماشین‌های مجازی مورد اجاره است. لیو و همکاران در [۱۹] یک مسأله چند هدفه برای کمینه کردن انرژی مصرفی، هزینه پرداختی و تأخیر در برون‌سپاری محاسبات تدوین نموده‌اند و طی آن توان انتقال و احتمال برون‌سپاری را بهینه

۱. ما یک شمای برون‌سپاری وظایف آگاه به انرژی و تأخیر را با در نظر گرفتن چندین گره مه در شبکه اینترنت اشیا مورد مطالعه قرار می‌دهیم که هم دستگاه‌های اینترنت اشیا و هم گره‌های مه به ترتیب از نظر وظایف محاسباتی (اندازه داده و شدت محاسبات) و قابلیت‌های محاسباتی ناهمگن‌اند.

۲. به منظور کمینه‌کردن سربار برون‌سپاری وظایف، جمع وزنی انرژی مصرفی و زمان تکمیل کار، استراتژی برون‌سپاری و تخصیص منابع محاسباتی توأمأً بهینه می‌شوند.

۳. بر اساس منطق فازی، مدلی برای تنظیم ضرایب وزنی سربار برون‌سپاری بر اساس جمع وزنی مصرف انرژی و تأخیر تکمیل وظیفه، با در نظر گرفتن کیفیت سرویس مورد تقاضای کاربران و میزان انرژی باقیمانده دستگاه اینترنت اشیا پیشنهاد شده است.

۴. مسأله بهینه‌سازی توأم به عنوان یک مسأله خطی آمیخته صحیح فرموله شده است که متعلق به کلاس NP-hard است. یک الگوریتم نزدیک به بهینه با بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک (GA) برای حل مسأله فرموله شده طراحی شده است. همگرایی الگوریتم پیشنهادی توسط شبیه‌سازی‌های مختلف مورد مطالعه واقع شده است. همچنین عملکرد الگوریتم پیشنهادی درمقایسه با الگوریتم‌های معیاری چون پردازش محلی، برون‌سپاری تصادفی وظایف و برون‌سپاری یکنواخت وظایف مورد ارزیابی قرار گرفته است.

ساختار ادامه مقاله چنین است: در بخش ۲ برخی از کارهای انجام شده در زمینه برون‌سپاری وظایف را مورد مطالعه قرار می‌دهیم. در بخش ۳، مدل سیستم ارائه شده است. در بخش ۴ نحوه فرموله کردن مسأله بیان می‌شود. در بخش ۵ الگوریتم پیشنهادی شرح داده می‌شود. بخش ۶ را به ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی تخصیص می‌دهیم و در نهایت در بخش ۷ نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

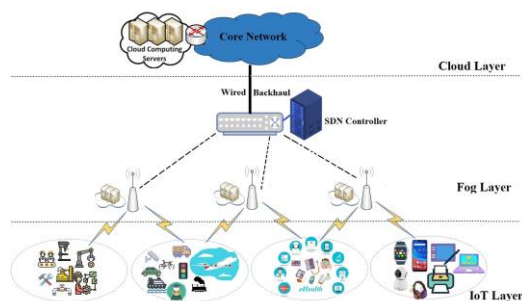
۲- پیشینه تحقیق

اگر چه سال‌های زیادی از پیدایش رایانش مهی نگذشته است، اما با گسترش برنامه‌های کاربردی حساس به تأخیر اینترنت اشیا، توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده است. از آنجایی که گره‌های پردازشی مه در لبه شبکه قرار می‌گیرند، ضمن فراهم نمودن

وظایف است. بدین منظور، سعی در اتخاذ بهینه تصمیم برون سپاری و تخصیص بهینه منابع محاسباتی دارد. همچنین متفاوت از پژوهش‌های دیگر، برای انعکاس موثر ترجیح کاربر و شرایط انرژی باقیمانده باتری دستگاه، از منطق فازی استفاده شده است.

۳- مدل سیستم

همان‌طور که در شکل ۱ دیده می‌شود، ما یک شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه در نظر گرفته‌ایم. در پایین‌ترین لایه که لایه اینترنت اشیا است دستگاه‌های اینترنت اشیا مربوط به کاربردهای مختلف قرار گرفته‌اند. در این معماری، مجموعه N که $|N| = N$ ، نشان-دهنده دستگاه‌های اینترنت اشیا و مجموعه M که $|M| = M$ نشان‌دهنده گره‌های مه است. در این پژوهش، نقاط دسترسی (AP) تجهیز شده با قابلیت‌های محاسباتی و ذخیره‌سازی به عنوان گره‌های مه در لبه شبکه در نظر گرفته می‌شوند و از این پس به آن‌ها F-AP می‌گوییم و اصطلاح F-AP و گره مه به جای هم استفاده می‌شوند. از آنجایی که محدوده پوششی F-AP ها هم‌پوشانی دارد و نیز به دلیل توزیع تصادفی دستگاه‌های اینترنت اشیا، هر دستگاه ممکن است توسط چندین F-AP پوشش داده شود. دستگاه‌ها توسط لینک بی‌سیم به گره‌های مه متصل می‌شوند. فرض شده است که هر دستگاه تنها یک وظیفه دارد که می‌تواند آن را به صورت محلی اجرا و یا به گره‌های مه برون‌سپاری نماید.



شکل ۱: مدل سیستم

چون در شمای پیشنهاد شده، فرض بر این است که وظایف به تأخیر حساس‌اند؛ در نتیجه بر روی پردازش محلی وظایف و یا برون‌سپاری آن‌ها به گره‌های مه تمرکز می‌کنیم و از برون‌سپاری وظایف به ابر به دلیل تأخیر بالای تحمیل شده توسط لینک‌های بک‌هال اجتناب می‌کنیم. وظیفه دستگاه i با $\psi_i = (\theta_i, \gamma_i)$ (بر حسب بیت) می‌باشد، τ_i^{max} بیشینه تأخیر قابل تحمل در تکمیل اجرای وظیفه (بر حسب ثانیه) و γ_i نشان‌دهنده شدت محاسباتی (بر حسب تعداد سیکل بر بیت)، تعداد سیکل‌های CPU

نموده‌اند. در [۲۰] مسأله برون‌سپاری پویای وظایف و تخصیص منابع با پیش‌بینی ترافیک در سیستم‌های چند لایه رایانش مهی مورد بررسی قرار گرفته است و به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی شبکه با هدف کمینه‌کردن میانگین زمانی مصرف توان مطرح شده است.

از سوی دیگر، برخی از پژوهش‌ها از الگوریتم‌های متاهوریستیک و ابتکاری برای حل مسائل بهینه‌سازی مرتبط با برون‌سپاری وظایف استفاده نموده‌اند. نویسندگان در [۲۱] یک شمای برون‌سپاری محاسبات در شبکه‌های سلول کوچک متراکم^۴ که از رایانش لبه موبایل بهره‌گرفته‌اند، پیشنهاد داده‌اند. آن‌ها تخصیص منابع، تصمیم برون‌سپاری، توان و طیف فرکانسی را برای کمینه کردن انرژی مصرفی کاربران بهینه نموده‌اند. آن‌ها یک الگوریتم سلسله مراتبی به کمک الگوریتم ژنتیک (GA) و الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات (PSO) برای حل مسأله بهینه‌سازی فرموله شده طراحی نموده‌اند. میسرا و همکاران در [۲۲] زمان‌بندی سرویس‌های برنامه‌های صنعتی را در یک محیط رایانش مهی ناهمگن برای دستیابی به بازدهی انرژی و QoS مطلوب، مورد بررسی و مطالعه قرار داده‌اند. آن‌ها از الگوریتم‌های متاهوریستیک مانند الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات پیوسته و باینری، و الگوریتم خفاش (BAT) استفاده نموده‌اند. محمد و موسی در [۲۳] یک مدل برون‌سپاری وظایف به رایانش مهی برای برنامه‌های اینترنت اشیا پیشنهاد داده‌اند. آن‌ها برای کمینه‌کردن زمان پاسخ وظایف از الگوریتم‌های متاهوریستیک مانند PSO و الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) بهره‌گرفته‌اند. وانگ و همکاران در [۲۴] یک مکانیزم برون‌سپاری به کمک رایانش لبه موبایل (MEC) برای کمینه‌کردن تابع سودمندی بر حسب زمان و انرژی مصرفی دستگاه‌های کاربران ارائه داده‌اند. آن‌ها از الگوریتم ژنتیک برای بهینه نمودن توان انتقال و سهم برون‌سپاری استفاده نموده‌اند. رشیدی و شریفیان در [۲۵] یک الگوریتم ترکیبی متشکل از GA و ACO برای انتساب وظایف در یک معماری ابر موبایل متشکل از ابر و ابرچه^۵ ارائه داده‌اند. هوانگ و همکارانش در [۲۶] به کمک الگوریتم ژنتیک یک استراتژی امن و انرژی-کارآمد برای برون‌سپاری محاسبات با هدف کمینه کردن انرژی دستگاه‌ها با در نظر گرفتن محدودیت‌های مهلت زمانی و امنیت ارائه داده‌اند. وانگ و همکاران در [۲۷] برای زمان‌بندی چندین وظیفه در سیستم رایانش ابری موبایل (MCC) با بهره‌گیری از مه، یک الگوریتم مبتنی بر ACO ارائه نموده‌اند.

با الهام از پژوهش‌های دیگر، این مقاله یک شمای برون‌سپاری وظایف در شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه پیشنهاد می‌دهد که درصدد کمینه کردن توأم انرژی مصرفی دستگاه‌ها و زمان تکمیل

جدول ۱: خلاصه نمادهای اصلی استفاده شده.

نماد	توضیحات
\mathcal{M}	مجموعه گره‌های مه.
\mathcal{N}	مجموعه‌ای از دستگاه‌های IoT.
ψ_i	وظیفه محاسباتی دستگاه i
θ_i	اندازه داده ورودی وظیفه ψ_i .
γ_i	تعداد سیکل‌های CPU مورد نیاز برای پردازش هر بیت از داده وظیفه ψ_i .
τ_i^{max}	بیشینه تأخیر قابل تحمل توسط وظیفه ψ_i
f_i^l	قابلیت محاسباتی دستگاه اینترنت اشیا i .
E_i^{max}	کل ظرفیت باتری دستگاه i .
ζ_i	میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه i ، به طوری که $0 < \zeta_i \leq 1$
ρ_i^l	مصرف انرژی دستگاه i به ازای هر سیکل CPU
f_i^f	ظرفیت محاسباتی گره مه z .
P_i	توان انتقال دستگاه اینترنت اشیا i .
B	پهنای باند کانال بی‌سیم.
N_0	توان نویز پس زمینه.
$g_{i,j}$	بهره کانال بین دستگاه اینترنت اشیا i و گره مه z .
β_i	تصمیم برون‌سپاری دستگاه i .
C_i	تعداد کل سیکل‌های CPU مورد نیاز برای پردازش وظیفه ψ_i .
$R(ITD\ i)$	مجموعه F-AP هایی است که دستگاه i در حوزه پوششی آن‌ها قرار می‌گیرد.
$\pi(i)$	F-AP ی که دستگاه i با آن ارتباط برقرار کرده است.
$q_i^{\pi(i)}$	$q_i^{\pi(i)}$ سهم دستگاه i از قابلیت محاسباتی $\pi(i)$.
α_i^t	ضریب وزنی زمان تکمیل وظیفه ψ_i .
α_i^e	ضریب وزنی انرژی مورد نیاز برای پردازش وظیفه ψ_i .
η	ضریب نرمال‌سازی
H_i^l	سرشار اجرای وظیفه ψ_i به صورت محلی بر روی دستگاه i .
H_i^{fog}	سرشار برون‌سپاری وظیفه ψ_i و اجرای آن در گره مه.
H_i	سرشار اجرای وظیفه ψ_i در حالت کلی.
$\varpi_{\pi(i)}$	مجموعه کل دستگاه‌هایی که وظایف خود را به $\pi(i)$ برون‌سپاری کرده‌اند.
P	تابع جریمه.
ξ_i^t, ξ_i^e	ضرایب جریمه.
F_i^{max}	کلاس فازی مربوط به متغیر فازی بیشینه تأخیر قابل تحمل.
F_ζ	کلاس فازی مربوط به متغیر فازی میزان انرژی باقیمانده دستگاه.

مورد نیاز برای پردازش هر بیت از داده ورودی است [۱۸]، [۱۷]. می‌توان کل سیکل‌های CPU مورد نیاز برای تکمیل وظیفه ψ_i را به صورت $C_i = \theta_i \gamma_i$ محاسبه نمود [۲۸]. در این مقاله فرض می‌کنیم هر وظیفه اتمیک و غیرقابل تجزیه است. تصمیم برون‌سپاری دستگاه i با $\beta_i \in \{0, 1\}$ نمایش داده می‌شود که مشخص می‌نماید وظیفه ψ_i به صورت محلی پردازش می‌شود و یا اینکه به گره مه برون‌سپاری می‌شود. اصلی‌ترین نمادهای استفاده شده در این مقاله در جدول ۱ خلاصه شده است. در ادامه سربار سیستم بر حسب انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظیفه در پردازش محلی وظایف و برون‌سپاری وظایف به گره‌های مه آمده‌است.

۳-۱- پردازش محلی

در پردازش محلی $\beta_i = 1$ ، با یادآوری این نکته که فرض شده است دستگاه‌های مختلف قابلیت‌های محاسباتی متفاوتی دارند، تأخیر پردازش محلی وظیفه ψ_i چنین محاسبه می‌شود:

$$T_i^l = \frac{C_i}{f_i^l} \quad (1)$$

که f_i^l قابلیت پردازشی دستگاه i و C_i مقدار محاسبات مورد نیاز برای وظیفه ψ_i است.

همچنین اگر ρ_i^l میزان انرژی مصرفی به ازای هر سیکل CPU دستگاه i باشد [۲۱]، بنابراین، مصرف انرژی در پردازش محلی وظیفه ψ_i برابر است با:

$$E_i^l = \rho_i^l C_i. \quad (2)$$

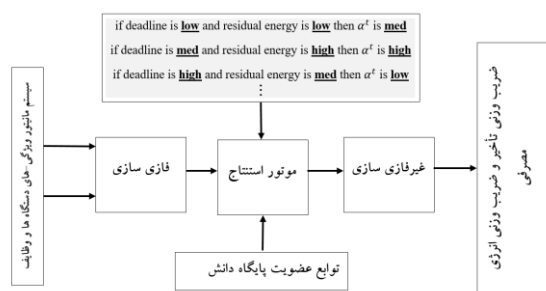
۳-۲- پردازش در مه

برای پردازش یک وظیفه در گره مه، $\beta_i = 0$ ، باید داده مربوط به وظیفه از طریق لینک بی‌سیم به F-AP مربوطه انتقال یابد. در این مقاله، با فرض اینکه منابع رادیویی به صورت عمودی به F-AP های همسایه تخصیص داده شده است، تداخل بین سلولی ناپدید گرفته می‌شود [۱۵]. همچنین، در لینک بالادستی، مدل دسترسی چندگانه به صورت تقسیم متعامد فرکانس (OFDMA) در نظر گرفته شده است [۲۹]. لذا، باند فرکانسی B به N زیرباند مجزا با اندازه‌های یکسان $w = B/N$ تقسیم می‌شود. با توجه به اینکه هر دستگاه اینترنت اشیا ممکن است در حوزه پوششی بیش از یک F-AP قرار داشته باشد، پس می‌تواند وظایف خود را به هر کدام از آن F-AP ها برون‌سپاری نماید.

بالایی است. برون‌سپاری محاسبات و پردازش وظایف در مه، سبب صرفه‌جویی در مصرف انرژی می‌شود اما زمان تکمیل وظایف به-دلیل زمان انتقال وظایف به گره‌های مه، افزایش می‌یابد. در این پژوهش، به منظور مطالعه مصالحه موجود بین مصرف انرژی و زمان تکمیل کار، برای هر دستگاه i دو ضریب وزنی $\alpha_i^e \in [0, 1]$ و $\alpha_i^f \in [0, 1]$ ، به طوری که $\alpha_i^e + \alpha_i^f = 1$ ، تعریف می‌شوند که ترجیح کاربر را توصیف می‌نمایند [۱۰]. می‌توان ضرایب وزنی را بر اساس نیازمندی خاص کاربر، بر حسب زمان تکمیل کار و انرژی مصرفی، تنظیم نمود. به‌عنوان مثال، اگر انرژی باقیمانده باتری دستگاه پایین باشد، می‌توان α_i^e را افزایش داد تا نشان‌دهنده تأکید کاربر بر صرفه‌جویی در مصرف انرژی باشد. برای تعیین موثر ضرایب وزنی و افزایش QoE کاربر، از منطق فازی استفاده شده است که در ادامه تشریح خواهد شد.

۳-۳- استفاده از منطق فازی برای تعیین ضرایب وزنی

از آنجایی که دستگاه‌های اینترنت اشیا و نیز وظایف کاربران از نظر میزان انرژی باقیمانده هر دستگاه و نیز بیشینه تأخیر قابل تحمل هر وظیفه، ناهمگن در نظر گرفته شده‌اند، لذا سنجش عملکرد سیستم برون‌سپاری، به شدت به ترجیح کاربر (تأخیر و یا مصرف انرژی) وابسته است. در این مقاله، از منطق فازی برای تعیین پویای ضرایب وزنی که در واقع تعیین کننده ترجیح کاربر می‌باشند، استفاده شده است. اجزای سیستم فازی استفاده شده در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: سیستم استنتاج فازی مورد استفاده در تعیین ضرایب وزنی.

سیستم استنتاج فازی برای تعیین ضرایب وزنی هر دستگاه i ، بر روی دو متغیر ورودی عمل می‌نماید که در زیر نشان داده شده است:

$$F = (\tau^{max}, \zeta) \quad (8)$$

همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد τ^{max} بیشینه تأخیر قابل تحمل و ζ میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه است. این دو متغیر،

$R(ITD i)$ مجموعه F-AP هایی است که دستگاه i در حوزه پوششی آن‌ها قرار دارد. همچنین تابع π که $\pi(i) \in R(ITD i)$ را تعریف می‌نماییم که توصیف کننده F-AP است که دستگاه i انتخاب می‌نماید تا وظیفه خود را به آن برون‌سپاری نماید. با فرض $\pi(i) = j$ ، نرخ داده لینک بالادستی برای انتقال وظایف از دستگاه i به گره مه j چنین تعریف می‌شود:

$$r_{i,j} = w \log_2(1 + \frac{P_i g_{i,j}}{N_0 w}), \quad (3)$$

که P_i ، N_0 و $g_{i,j}$ به ترتیب توان انتقال دستگاه، توان نویز و بهره کانال بین دستگاه i و گره مه j است.

بدین ترتیب، زمان انتقال برای برون‌سپاری وظیفه ψ_i به گره مه $\pi(i)$ برابر است با:

$$t_{i,\pi(i)}^{transmit} = \frac{\theta_i}{r_{i,\pi(i)}}. \quad (4)$$

اگر P_i توان انتقال دستگاه i باشد، انرژی مصرفی دستگاه برای انتقال وظیفه ψ_i به گره مه j چنین است:

$$E_i^{transmit} = \frac{P_i \theta_i}{r_{i,\pi(i)}}. \quad (5)$$

وقتی که وظیفه به‌طور کامل به F-AP انتقال یافت، پردازش آن شروع می‌شود [۱۷]. زمان مورد نیاز برای پردازش وظیفه ψ_i در گره مه $\pi(i)$ بدین صورت محاسبه می‌شود:

$$t_{i,\pi(i)}^{processing} = \frac{C_i}{q_i^{\pi(i)} f_{\pi(i)}^F}, \quad (6)$$

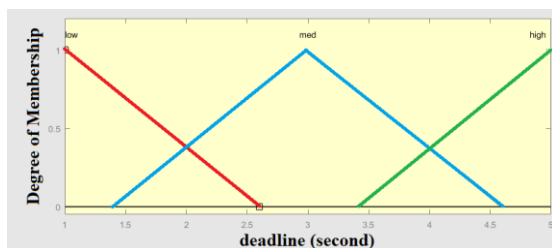
که $f_{\pi(i)}^F$ قابلیت محاسباتی گره مه $\pi(i)$ و $q_i^{\pi(i)}$ که $0 \leq q_i^{\pi(i)} \leq 1$ ، سهم اختصاص یافته به وظیفه ψ_i از منابع محاسباتی گره مه $\pi(i)$ است. از آنجا که زمان کل تکمیل اجرای وظیفه در مه شامل زمان انتقال به مه و زمان پردازش در مه است، زمان تکمیل وظیفه ψ_i برابر است با:

$$T_i^{fog} = t_{i,\pi(i)}^{transmit} + t_{i,\pi(i)}^{processing} = \frac{\theta_i}{r_{i,\pi(i)}} + \frac{C_i}{q_i^{\pi(i)} f_{\pi(i)}^F} \quad (7)$$

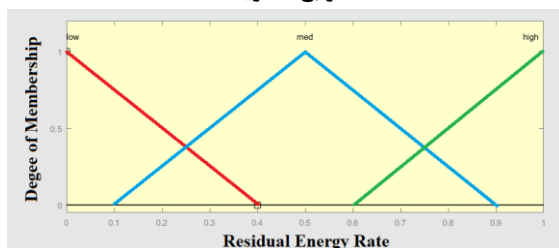
چون اندازه نتایج بسیار کمتر از اندازه داده ورودی است، زمان انرژی مصرفی برای بازگشت نتایج از F-AP به دستگاه اینترنت اشیا قابل چشم‌پوشی است [۳۰].

در سیستم برون‌سپاری وظایف، کیفیت تجربه (QoE) کاربر تحت تأثیر انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظیفه است. به‌علاوه محدودیت انرژی باتری نقشی اساسی در فرایند اتخاذ تصمیم برون‌سپاری ایفا می‌نماید. اجرای وظایف بر روی دستگاه اینترنت اشیا، به دلیل محلی بودن محاسبات، دارای زمان اجرای پایین و مصرف انرژی

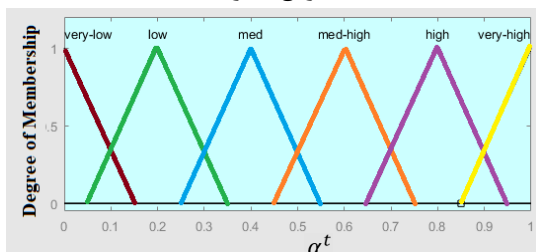
استفاده می‌شوند. اساساً می‌توان "و" را معادل min و "یا" را معادل max در نظر گرفت. دومین مرحله از سیستم منطق فازی، مرحله اعمال عملگرهای فازی مذکور بر روی قسمت شرط قوانین است. مرحله سوم، انتشار نتایج ارزیابی شده شروط به قسمت نتیجه (موخر) قوانین بر اساس عملگر فازی استفاده شده است. برای مرحله دلالت، عملگر min را برگزیده‌ایم. در مرحله بعد، تجمیع انجام می‌شود. در این مرحله که فاز اتصال قوانین است، نتایج تمام قوانینی که قسمت شرط آن‌ها برآورده شده است، با یکدیگر تجمیع می‌شوند. ما در این مطالعه از عملگر max برای تجمیع استفاده نموده‌ایم.



الف- توابع عضویت τ^{max}



ب- توابع عضویت ζ



ج- توابع عضویت α_i^t

شکل ۳: توابع عضویت متغیرهای فازی.

مرحله نهایی سیستم منطق فازی، غیرفازی‌سازی است. غیرفازی‌سازی فرایند تبدیل خروجی فازی استنتاج شده از مرحله تجمیع به یک مقدار عددی (سخت) است. ما از غیر فازی‌ساز گرانیگاه (مرکز ثقل) در این مرحله استفاده می‌نماییم. غیرفازی‌ساز مرکز ثقل، مرکز خروجی‌های فازی استنتاج شده را برمی‌گرداند. در شکل ۴، سعی نمودیم تا طی یک مثال فاز تجمیع و غیرفازی‌سازی سیستم منطق فازی پیشنهادی برای تعیین ضرایب وزنی را شرح دهیم.

فاکتورهای تأثیرگذار در ترجیح کاربر بوده و نقشی حیاتی را در QoE کاربر ایفا می‌نمایند. فرایند استنتاج فازی شامل پنج مرحله است: فازی‌سازی متغیرهای ورودی، اعمال عملگرهای فازی ("و" و "یا") بر روی قسمت مقدم، دلالت از مقدم به موخر، تجمیع نتایج موخر قوانین، غیرفازی‌سازی.

ورودی و خروجی موتور استنتاج فازی عبارات زبانی غیر عددی است. ما از عبارات زبانی پایین (L)، متوسط (M) و بالا (H) برای هر شاخص ورودی استفاده کرده‌ایم. همچنین عبارات زبانی خیلی پایین (VL)، پایین (L)، متوسط (M)، متوسط رو به بالا (MH)، بالا (H) و خیلی بالا (VH) را برای متغیر خروجی ضریب وزنی زمان تعریف کرده‌ایم. توابع عضویت برای استفاده در اجزای فازی-سازی و غیرفازی‌سازی، تعریف شده‌اند. برای هر متغیر فازی، یک مجموعه از توابع عضویت تعریف شده است. این مجموعه شامل توابع مختلف برای هر عبارت زبانی است. توابع عضویت می‌توانند شکل‌های مختلفی مانند دوزنقه‌ای، مثلثی، گوسین و غیره داشته باشند. ما شکل مثلثی که رایج‌ترین شکل است را برای توابع عضویت انتخاب نموده‌ایم. تعیین مقادیر در توابع عضویت یک مسأله خطیر است، زیرا تأثیر چشم‌گیری بر روی عملکرد سیستم منطق فازی دارد. ما این مقادیر را به صورت تجربی و با آزمون مقادیر مختلف برای هر متغیر فازی و تعیین بهترین ترکیب مقادیر برای متغیرها، بدست آورده‌ایم.

اولین مرحله از سیستم منطق فازی، فازی‌سازی است. فازی‌سازی فرایند تبدیل مقادیر سخت (عددی) به مقادیر فازی با استفاده از توابع عضویت مربوط به هر کلاس از عبارات زبانی است. فازی‌ساز کلاس‌های فازی را برای هر متغیر فازی مانند زیر تعریف می‌نماید:

$$F_{\tau^{max}}(x) = [\mu_{\tau^{max}}^L(x), \mu_{\tau^{max}}^M(x), \mu_{\tau^{max}}^H(x)] \quad (9)$$

$$F_{\zeta}(x) = [\mu_{\zeta}^L(x), \mu_{\zeta}^M(x), \mu_{\zeta}^H(x)] \quad (10)$$

توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی در شکل ۳ نشان داده شده است.

یک قانون فازی یک قانون if-then ساده، با یک شرط و یک نتیجه است. در قوانین فازی، عبارات زبانی استفاده می‌شوند. در این پژوهش، با در نظر گرفتن دو متغیر ورودی برای سیستم منطق فازی و با در نظر گرفتن سه عبارت زبانی برای هر کدام، ۹ ترکیب مختلف برای این دو متغیر قابل تصور است که بر تعداد قوانین فازی در نظر گرفته شده دلالت دارد. در قسمت مقدم (شرط) قوانین فازی، عملگرهای "و" و "یا" برای ترکیب متغیرهای مختلف

می‌نماید و یا آن را برای اجرا به گره مه برون‌سپاری می‌نماید و در صورت برون‌سپاری، کدام گره مه برای پردازش وظیفه انتخاب می‌شود.

ii. تخصیص منابع، و منظور آن است چقدر از فرکانس CPU گره مه به هر وظیفه برون‌سپاری شده اختصاص می‌یابد.

هدف مسأله فرموله شده بهینه‌سازی توأم تصمیم برون‌سپاری و تخصیص منابع محاسباتی مه به منظور کمینه‌کردن سربار برون‌سپاری وظایف، به طور دقیق‌تر جمع وزنی زمان تکمیل وظیفه و انرژی مصرفی است. همچنین باید نیازمندی تأخیر وظایف (حداکثر تأخیر قابل تحمل) جهت حفظ و ارتقای QoS برآورده‌گردد. به‌علاوه در فرایند برون‌سپاری، باید محدودیت میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه مد نظر قرار گیرد. بنابر توضیحات بالا و نیز مدل سیستم تشریح شده در بخش ۳، مسأله بهینه‌سازی توأم مذکور از این قرار است:

$$P1: \min_{\beta, \pi, q} \sum_{i=1}^N \{ \beta_i [\alpha_i^t \eta T_i^l + (1 - \alpha_i^t) E_i^l] + (1 - \beta_i) [\alpha_i^t \eta T_i^{fog} + (1 - \alpha_i^t) E_i^{transmit}] \}$$

s.t.

$$C1: \beta_i \frac{c_i}{f_i} + (1 - \beta_i) \left(\frac{\theta_i}{r_{i,\pi(i)}} + \frac{c_i}{q_i \pi(i) f_{\pi(i)}} \right) \leq \tau_i^{max}, \forall i \in \mathcal{N}$$

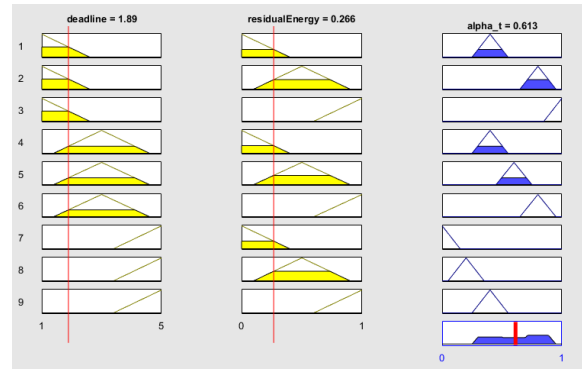
$$C2: \beta_i \rho_i^l c_i + (1 - \beta_i) \frac{p_i \theta_i}{r_{i,\pi(i)}} \leq \zeta_i E_i^{max}, \forall i \in \mathcal{N}$$

$$C3: \pi(i) \in R(ITD \ i), \forall i \in \mathcal{N}$$

$$C4: \sum_{i \in \omega_{\pi(i)}} q_i^{\pi(i)} \leq 1$$

$$C5: \beta_i \in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{N}. \quad (15)$$

در مسأله P1، قید C1 محدودیت حداکثر تأخیر مجاز برای تکمیل وظیفه دستگاه i را بیان می‌دارد. محدودیت C2 بیان می‌کند که انرژی مصرفی نباید از میزان انرژی باقیمانده دستگاه i بیشتر باشد. محدودیت C3 تضمین می‌نماید که باید F-AP برای برون‌سپاری وظیفه دستگاه i انتخاب شود که دستگاه i را تحت پوشش داشته و به آن خدمات ارائه دهد. همان‌طور که قبلاً نیز گفته شد، منظور از $R(ITD \ i)$ مجموعه F-AP هایی است که دستگاه i را پوشش می‌دهند. فرض کنید که $\omega_{\pi(i)}$ به تمامی وظایفی که به گره مه $\pi(i)$ برون‌سپاری شده‌اند، اشاره نماید. قید C4 اظهار می‌دارد که نباید مجموع منابع محاسباتی گره $\pi(i)$ که به وظایف $\omega_{\pi(i)}$ تخصیص داده شده است، از کل منابع محاسباتی گره $\pi(i)$ بیشتر باشد. در نهایت، C5 بیان می‌دارد که تصمیم برون‌سپاری، این که یک وظیفه به صورت محلی اجرا می‌شود یا به یکی از گره‌های مه برون‌سپاری می‌شود، یک متغیر باینری است.



شکل ۴: فاز تجمیع قوانین و غیرفازسازی.

۴-۳- سربار سیستم برون‌سپاری وظایف

با محاسبه ضرایب وزنی تأخیر و انرژی مصرفی به کمک منطق فازی، سربار پردازش وظیفه ψ_i به صورت محلی بر روی دستگاه i چنین است:

$$H_i^l = \alpha_i^t \eta T_i^l + (1 - \alpha_i^t) E_i^l \quad (11)$$

که η ضریب نرمال‌سازی است که برای حذف واحد در جمع وزن‌دار انرژی و زمان تکمیل کار استفاده می‌شود و برابر است با:

$$\eta = \frac{avgE}{avgT}, \quad (12)$$

که $avgE$ و $avgT$ به ترتیب میانگین تأخیر همه وظایف و میانگین انرژی مصرفی همه دستگاه‌هاست [۳۱].

به‌علاوه، سربار برون‌سپاری وظیفه ψ_i به گره مه z بدین صورت محاسبه می‌شود:

$$H_i^{fog} = \alpha_i^t \eta T_i^{fog} + (1 - \alpha_i^t) E_i^{transmit}. \quad (13)$$

بنابراین سربار کلی دستگاه i برای برون‌سپاری وظیفه‌اش به گره مه z بدین شکل بیان می‌شود:

$$H_i = \beta_i H_i^l + (1 - \beta_i) H_i^{fog} \quad (14)$$

۴- بهینه‌سازی توأم برون‌سپاری وظایف و تخصیص منابع محاسباتی

در این بخش، طبق تابع سربار برون‌سپاری برحسب مصرف انرژی و زمان تکمیل وظایف به‌دست آمده در قسمت قبل، ما مسأله برون‌سپاری وظایف را به صورت یک مسأله بهینه‌سازی تدوین می‌کنیم که موارد زیر را بهینه می‌نماید:

i. تصمیم برون‌سپاری وظایف، بدین معنی که هر دستگاه اینترنت اشیا باید تعیین نماید که وظیفه را خود اجرا

۱-۴- تحلیل مسأله

ژنتیک به کار گرفته شده در این مقاله، تشریح شده است.

۱-۵- ساختار کروموزوم

برای حل مسأله برون‌سپاری وظایف به گره‌های مه به کمک الگوریتم ژنتیک، همان‌طور که در شکل ۵ نشان داده شده است، هر کروموزوم با $Chr = [B, \Pi, Q]$ نمایش داده شده و حاوی سه بردار شامل بردار باینری استراتژی برون‌سپاری $B = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]$ ، بردار مکان برون‌سپاری $\Pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N]$ و بردار سهم وظایف از منابع محاسباتی گره‌های مه $Q = [q_1^{\pi(1)}, q_2^{\pi(2)}, \dots, q_N^{\pi(N)}]$ است.

Offloading decision B	Selected fog node Π	Computing resource allocation Q
-------------------------	-------------------------	-----------------------------------

شکل ۵: ساختار کروموزوم.

۲-۵- مقداردهی اولیه

هر کروموزوم در جمعیت اولیه به صورت تصادفی و با در نظر گرفتن قیدهای زیر، مقداردهی می‌شود:

$$\begin{aligned} \beta_i &= randb \in \{0,1\}, \forall i \in N \\ \pi_i &= randi(\{1, 2, \dots, M\} \cap R(ITD i)) \\ q_i^{\pi(i)} &= rand \in (0, 1), \end{aligned} \quad (16)$$

که $randb$ یک عدد تصادفی باینری (صفر یا یک) را تولید می‌کند. $randi(\{1, 2, \dots, M\} \cap R(ITD i))$ یک تابع است که یک عدد صحیح بین 1 تا M را برمی‌گرداند به نحوی که عضوی از مجموعه $R(ITD i)$ باشد. همچنین $rand$ یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $(0,1)$ را تولید می‌کند.

۳-۵- عملگرهای ژنتیک

برای افزایش تنوع و تولید راه‌حل‌های بهتر برای مسأله، عملگرهای ژنتیک، انتخاب، لقاح و جهش، مکرراً به جمعیت اولیه اعمال می‌شوند. در هر تکرار، و در واقع در هر نسل، عملگر انتخاب برای انتخاب والدین به کار گرفته می‌شود. سپس عملگرهای لقاح و جهش برای تولید فرزندان جدید به والدین اعمال می‌شوند.

۱-۳-۵- انتخاب

الگوریتم انتخاب نحوه انتخاب افراد را برای لقاح و تولید نسل بعد، مشخص می‌نماید. روش‌های زیادی برای انتخاب وجود دارند. از جمله می‌توان به انتخاب تصادفی، انتخاب چرخ رولت، انتخاب بر اساس رتبه، انتخاب تورنمنت و نسخه‌سالاری اشاره کرد. ما از روش انتخاب چرخ رولت استفاده می‌کنیم. چرخ رولت انتخاب مناسب‌ترین فرد را تضمین نمی‌نماید ولی به آن شانس بیشتری برای

همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، هدف مسأله P1 کمینه کردن سربار برون‌سپاری وظایف با بهینه‌نمودن تصمیم برون‌سپاری، محل برون‌سپاری، و تخصیص منابع محاسباتی است. از آن‌جایی که β_i یک متغیر باینری، $\pi(i)$ یک متغیر صحیح و $q_i^{\pi(i)} \in [0, 1]$ یک متغیر مثبت حقیقی است، مسأله P1 یک مسأله برنامه‌ریزی غیرخطی آمیخته صحیح (MINLP) است که به کلاس مسائل NP-hard تعلق دارد. در مسائل NP-hard با افزایش اندازه مسأله، پیچیدگی به‌طور نمایی افزایش می‌یابد [۳۲]. به‌عبارت دیگر، مسأله MINLP مطرح شده یک مسأله مقیاس بزرگ است. تعداد متغیرهای بهینه‌سازی آن $3 \times N$ است. حتی اگر فرض کنیم تمامی متغیرها باینری هستند، پیچیدگی الگوریتم برای یافتن راه‌حل بهینه سراسری از 2^{3N} تجاوز می‌نماید. افزون بر این که آزمون همه راه‌حل‌های ممکن برای یافتن راه‌حل بهینه عملی نیست. شایان ذکر است که با افزایش تعداد دستگاه‌های اینترنت اشیا و F-AP ها، پیچیدگی مسأله به شدت افزایش می‌یابد. از این‌رو در ادامه به کمک الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم با پیچیدگی کم برای یافتن جواب نزدیک به بهینه پیشنهاد شده است.

۵- الگوریتم پیشنهادی

در این مقاله، ما به کمک الگوریتم ژنتیک در صدد یافتن راه‌حلی نزدیک به بهینه برای مسأله بهینه‌سازی MINLP فرموله شده هستیم. الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم تکاملی فرا ابتکاری است که قدرت زیادی در جستجوی سراسری دارد [۳۳]. الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم جستجوی تصادفی و مبتنی بر جمعیت با تقلید از تکامل زیستی است که توانایی بالایی در حل مسائل پیچیده دارد. ایده اصلی آن به عنوان اصل تکامل، زنده ماندن مناسب‌ترین موجود است. تنها شرط الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل، قابل محاسبه بودن است و نیازی به پیوسته بودن تابع هدف و یا محاسبه گرادیان آن ندارد. الگوریتم ژنتیک با یک مجموعه اولیه از راه‌حل‌ها شروع می‌نماید و سعی در بهینه کردن راه حل با استفاده از عملگرهای انتخاب، لقاح و جهش برای تولید افراد مناسب‌تر تا رسیدن به یک راه‌حل قابل قبول و یا همگرایی می‌نماید. عملگرهای لقاح و جهش تنوع جمعیت را سبب می‌شوند و فضای جستجو را برای اجتناب از گیر کردن در بهینه محلی، گسترش می‌دهند و به الگوریتم ژنتیک قدرت جستجوی سراسری می‌بخشند. در الگوریتم ژنتیک هر فرد از جمعیت یک راه‌حل کاندید برای مسأله به‌شمار می‌رود و متناظر با یک کروموزوم است که هر کروموزوم به نوبه خود شامل چندین ژن است. در ادامه مراحل مختلف الگوریتم

انتخاب می‌دهد. در این روش افراد با تناسب بیشتر، شانس بیشتری برای انتخاب دارند.

۵-۳-۲- لقاح

لقاح یک عملگر اکتشافی است که راه‌حل کاندید جدید را بر اساس راه‌حل‌های فعلی تولید می‌نماید. هدف عملگر لقاح ترکیب اطلاعات دو کروموزوم والد انتخابی با احتمال P_c و تولید دو فرزند است. روش‌های مختلفی برای نحوه انجام عملگر لقاح وجود دارند، از جمله لقاح یک نقطه‌ای، دو نقطه‌ای، چند نقطه‌ای و یکنواخت. همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده است، در این مقاله از روش لقاح یکنواخت استفاده شده است. در لقاح یکنواخت، ابتدا یک بردار دودویی با طولی برابر با طول کروموزوم به صورت تصادفی به عنوان ماسک تولید می‌شود. در تولید فرزند اول، اگر درایه بردار ماسک حاوی ۱ باشد، ژن متناظر از والد ۱ و در غیراین صورت ژن متناظر از والد ۲ انتخاب می‌شود. در تولید فرزند ۲، اگر درایه بردار ماسک حاوی ۰ باشد، ژن متناظر از والد ۱ و در غیراین صورت ژن متناظر از والد ۲ انتخاب می‌شود.

۵-۳-۳- جهش

جهش یک عملگر یگانی است که تنها به یک کروموزوم برای تولید فرد جدید نیاز دارد. عملگر جهش نقشی حیاتی در بهبود کیفیت جمعیت راه‌حل‌ها دارد و مانع از افتادن الگوریتم در دام بهینه‌های محلی می‌شود. عملگر جهش، کروموزوم را در جهت بهبود تناسب تغییر داده و سبب ایجاد تنوع بین افراد جمعیت و مانع از همگرایی زودرس می‌شود. جهش بر اساس سطح اعمال، به دو طریق قابل انجام است: جهش نقطه‌ای و جهش مقیاس وسیع. در روش اول فقط یک ژن تغییر می‌کند، اما در روش دوم چندین ژن و یا حتی همه کروموزوم دستخوش تغییر می‌شود. در این مقاله ما از جهش مقیاس وسیع استفاده می‌کنیم. به‌طوری‌که همه ژن‌های کروموزوم با احتمال P_m جهش می‌یابند. همچنین باید طی فرایند جهش، قید متغیر متناظر با ژن‌ها، در نظر گرفته شود. بر اساس این‌که ژن انتخاب شده برای جهش به کدام بردار از کروموزوم تعلق داشته باشد، می‌توان سه قانون برای اعمال جهش در نظر گرفت:

$$\hat{\beta}_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \beta_i = 0 \\ 0, & \text{if } \beta_i = 1 \end{cases}$$

$$\hat{\pi}_i = \text{randi}(\{1, 2, \dots, M\} \cap R(ITD i)), \quad (17)$$

and $\hat{\pi}_i \neq \pi_i$

$$\hat{q}_i^{\pi(i)} = \text{rand} \in (0, 1),$$

که $\hat{\beta}_i$ ، $\hat{\pi}_i$ و $\hat{q}_i^{\pi(i)}$ مقادیر جهش یافته برای جایگزینی به ترتیب

β_i ، π_i و $q_i^{\pi(i)}$ می‌باشند.

۵-۴- تابع تناسب

برای ارزیابی میزان شایسته بودن افراد، تابع تناسب را چنین تعریف کرده‌ایم:

$$\sum_{i=1}^N \{H_i\} + P(\beta, \pi, q), \quad (18)$$

که $P(\beta, \pi, q)$ تابع جریمه است و میزان تخطی افراد از قیود را مشخص می‌نماید و بدین صورت تعریف می‌شود:

$$P(\beta, \pi, q) = \sum_{i=1}^N \xi_i^t \left[\max \left(\frac{T_i}{T_{i \max}} - 1, 0 \right) \right] + \sum_{i=1}^N \xi_i^e \left[\max \left(\frac{E_i}{\xi_i E_{i \max}} - 1, 0 \right) \right], \quad (19)$$

که ξ_i^t و ξ_i^e نشان دهنده فاکتور جریمه می‌باشند. همچنین محدودیت‌های C1 و C2 در تابع جریمه لحاظ شده‌اند. شایان ذکر است قیود C3، C4 و C5 در فاز مقداردهی جمعیت اولیه، و طی عملگرهای لقاح و جهش تضمین می‌شوند.



شکل ۶: عملگر لقاح و تولید دو فرزند.

۶- ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم برون‌سپاری وظایف پیشنهادی که استراتژی برون‌سپاری وظایف و تخصیص منابع محاسباتی را به صورت توأم بهینه می‌نماید، شبیه‌سازی‌های زیادی صورت گرفته است. همچنین توازن بین زمان تکمیل وظیفه و انرژی مصرفی در شبیه‌سازی‌های انجام شده مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است. در ادامه ابتدا شرایط شبیه‌سازی و پارامترهای به کار گرفته تشریح شده و سپس نتایج عددی حاصل از شبیه‌سازی ارائه شده است.

۶-۱- تنظیمات شبیه‌سازی

ما یک شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه متشکل از ۵۰۰ دستگاه اینترنت اشیا و ۱۶ گره مه (F-AP) در یک ناحیه مربعی شکل با ابعاد 500m×500m در نظر گرفته‌ایم. دستگاه‌های اینترنت اشیا در این ناحیه به صورت تصادفی توزیع شده‌اند و ممکن است در نواحی هم‌پوشانی F-AP ها قرار گرفته باشند. شعاع پوششی F-AP ها

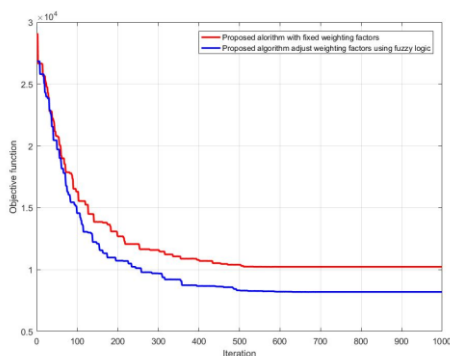
۶-۲- نتایج عددی

نتایج شبیه‌سازی مشتمل بر سه قسمت است: (i) ابتدا همگرایی الگوریتم برون‌سپاری پیشنهادی مورد مطالعه قرار گرفته است، (ii) سپس عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های معیار برون‌سپاری وظایف مورد ارزیابی قرار گرفته است، و (iii) در نهایت، تأثیر پارامترهای مختلف بر روی عملکرد الگوریتم مورد بررسی واقع شده است.

۶-۲-۱- تحلیل همگرایی

شکل ۷ عملکرد الگوریتم پیشنهادی برون‌سپاری وظایف در دو حالت با ضرایب وزنی ثابت که به صورت تصادفی از مجموعه $\{0.2, 0.5, 0.8\}$ انتخاب شده‌اند (منحنی قرمز) و در حالتی که ضرایب به کمک منطق فازی و با در نظر گرفتن بیشینه تأخیر قابل تحمل وظیفه و میزان انرژی باقیمانده دستگاه تعیین می‌شوند (منحنی آبی) را نشان می‌دهد. همان‌طور که از شکل نمایان است استفاده از منطق فازی در تعیین ضرایب وزنی به طور چشم‌گیری سبب کاهش سربار برون‌سپاری وظایف می‌شود. همچنین ضمن این‌که شکل مذکور موثر بودن ضرایب فازی در کاهش سربار برون‌سپاری وظایف است، همگرایی روش پیشنهادی را به یک جواب نزدیک به بهینه نیز نشان می‌دهد.

همچنین در شکل ۸ رفتار همگرایی و عملکرد الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک با الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات مقایسه شده است. در هر دو الگوریتم از ضرایب وزنی فازی استفاده شده است. همان‌طور که از شکل نمایان است، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات سرعت همگرایی بالاتری دارد که این امر منجر به همگرایی الگوریتم به یک نقطه بهینه محلی می‌گردد که باعث می‌شود سربار برون‌سپاری الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات در مقایسه با الگوریتم ژنتیک، بیشتر شود. لذا این شکل عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم برون‌سپاری مبتنی بر بهینه‌سازی



شکل ۷: همگرایی الگوریتم پیشنهادی.

۱۵۰ متر در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در قسمت مدل سیستم نیز اشاره شد، برای هر دستگاه یک وظیفه در نظر گرفته شده است. هر دستگاه می‌تواند وظیفه‌اش را به صورت محلی، خود اجرا نماید و یا آن را برای اجرا به گره مه مربوطه برون‌سپاری نماید. در این مقاله ما فرض کرده‌ایم که دستگاه‌های اینترنت اشیا از نظر قابلیت محاسباتی، اندازه داده وظیفه، شدت نیاز محاسباتی وظیفه و میزان انرژی باقیمانده باتری دستگاه متفاوت‌اند. از این‌رو، قابلیت محاسباتی دستگاه، اندازه داده هر وظیفه، شدت محاسباتی و بیشینه تأخیر قابل تحمل هر وظیفه به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت به ترتیب در بازه $[0.5, 1]$ گیگاهرتز، $[2, 10]$ مگابیت، $[0.5, 2]$ گیگاسیکل و $[1, 4]$ ثانیه در نظر گرفته شده است. همچنین نرخ انرژی باقیمانده باتری دستگاه نیز به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0.1, 1]$ تولید شده است. از آنجایی که گره‌های مه نیز ناهمگن در نظر گرفته شده‌اند، قابلیت محاسباتی هر گره عددی تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[15, 25]$ گیگاهرتز در نظر گرفته شده است. با توجه به این‌که دستگاه‌ها از طریق لینک بی‌سیم با F-AP ها در ارتباط‌اند، بهره کانال لینک بالادستی بین دستگاه i و گره مه j به صورت $g_{i,j} = \chi d_{i,j}^{-\beta}$ مدل شده است که χ یک متغیر تصادفی با توزیع رابلی χ^1 ، $d_{i,j}$ فاصله بین دستگاه i و گره مه j ، و $\beta = 3$ ضریب افت مسیر است [۱۰]. پارامترهای دیگر شبیه‌سازی و نیز پارامترهای مربوط به الگوریتم ژنتیک به کار گرفته شده در جدول ۲ آمده است.

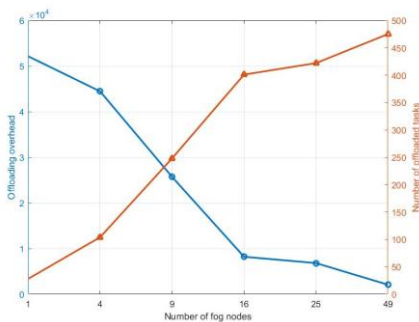
جدول ۲: پارامترهای شبیه‌سازی.

پارامتر	مقدار
توان نویز، N_0	2×10^{-13} وات
پهنای باند کانال، B	۲۰ مگاهرتز
توان انتقال دستگاه اینترنت اشیا، P_i	۰.۵ وات
کل ظرفیت باتری دستگاه اینترنت اشیا، E_{max}	۱۰۰۰ ژول
مصرف انرژی دستگاه اینترنت اشیا به ازای هر سیکل CPU، ρ_i^t	۹۰ وات بر گیگاسیکل
پارامترهای مربوط به الگوریتم ژنتیک	
جمعیت	۵۰۰
احتمال لقاح	۰.۹
احتمال جهش	۰.۰۶
بیشینه تعداد تکرار	۱۰۰۰

همان‌طور که از شکل قابل استنباط است، سربار برون‌سپاری شمای پیشنهادی در هر دو حالت استفاده از ضرایب وزنی فازی و ضرایب وزنی ثابت به نحو چشم‌گیری بسیار کمتر از روش‌های دیگر است که برتری شمای پیشنهادی را نشان می‌دهد.

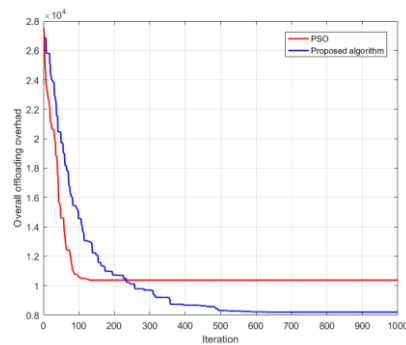
۶-۲-۳- تأثیر پارامترهای مختلف بر عملکرد الگوریتم

تأثیر تعداد گره‌های مه بر روی سربار برون‌سپاری و نیز تعداد وظایف برون‌سپاری شده در شکل ۱۰ مورد بررسی قرار گرفته است. با افزایش منابع محاسباتی گره‌های مه در لبه شبکه به واسطه افزایش تعداد گره‌های مه، تعداد وظایفی که به لبه شبکه (گره‌های مه) برون‌سپاری می‌شوند افزایش یافته، لذا از تعداد وظایفی که به صورت محلی بر روی دستگاه‌های اینترنت اشیا اجرا می‌شوند کاسته می‌شود و در نتیجه مصرف انرژی دستگاه‌ها کاهش می‌یابد که به نوبه خود سبب کاهش سربار برون‌سپاری وظایف می‌شود.



شکل ۱۰: تأثیر تعداد گره‌های مه بر روی سربار برون‌سپاری و تعداد وظایف برون‌سپاری شده.

همچنین تأثیر تعداد گره‌های مه بر روی کل انرژی مصرفی و کل زمان تکمیل وظایف در شکل ۱۱ (الف و ب)، در الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های برون‌سپاری معیار، مورد مطالعه قرار گرفته است. با افزایش تعداد گره‌های مه، از آنجایی که به منابع محاسباتی لبه شبکه افزوده می‌شود، وظایف بیشتری به گره‌های مه در لبه شبکه برون‌سپاری می‌شوند. بنابراین زمان تکمیل وظایف به دلیل زمان انتقال وظایف به لبه شبکه افزایش می‌یابد. همچنین چون تعداد وظایف کمتری در دستگاه‌ها به صورت محلی اجرا می‌شوند، کل انرژی مصرفی دستگاه‌ها کاهش می‌یابد. همچنین می‌توان مشاهده نمود که افزایش تعداد گره‌های مه، تأثیری بر روی شمای اجرای محلی وظایف ندارد، لذا زمان تکمیل وظایف و انرژی مصرفی، با تغییر تعداد گره‌های مه ثابت است. به علاوه، چون در شمای برون‌سپاری تصادفی و یکنواخت، صرف‌نظر از تعداد گره‌های مه، تقریباً نیمی از وظایف به صورت

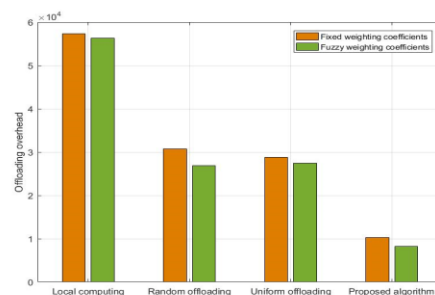


شکل ۸: عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات (PSO).

توده ذرات را نشان می‌دهد.

۶-۲-۲- مقایسه عملکرد

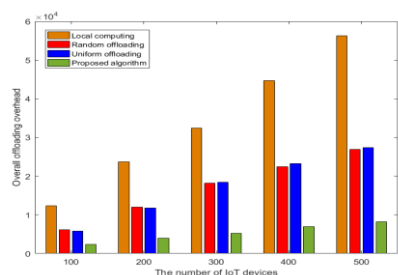
برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، آن را با شمای برون‌سپاری معیار مانند پردازش محلی، برون‌سپاری تصادفی و برون‌سپاری یکنواخت مقایسه نموده‌ایم. در پردازش محلی، تمامی وظایف به صورت محلی بر روی دستگاه‌های اینترنت اشیا اجرا می‌شوند. در برون‌سپاری تصادفی وظایف، هر کدام از دستگاه‌ها به صورت تصادفی تصمیم به برون‌سپاری و یا اجرای محلی وظایف می‌گیرند. در برون‌سپاری یکنواخت، دستگاه‌های اینترنت اشیا بر اساس میزان انرژی باقیمانده باتری‌شان به دو قسمت تقسیم می‌شوند. وظایفی که مربوط به دستگاه‌های با سطح انرژی باقیمانده بیشترند، به صورت محلی بر روی دستگاه اجرا می‌شوند و وظایفی که متعلق به دستگاه‌های با سطح انرژی پایین می‌باشند، به گره‌های مه برون‌سپاری می‌شوند. در شکل ۹ عملکرد الگوریتم پیشنهادی برون‌سپاری وظایف با شمای معیار از نظر سربار برون‌سپاری، یعنی جمع وزنی انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظایف، با در نظر گرفتن ضرایب وزنی فازی و ضرایب ثابت مقایسه شده است.



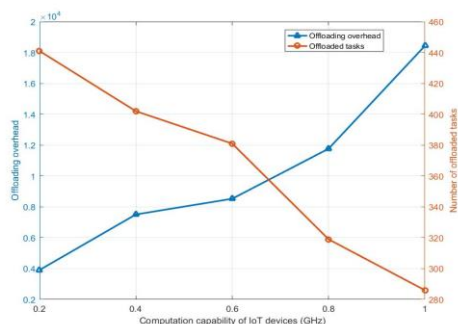
شکل ۹: عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با شمای برون‌سپاری معیار.

دستگاه‌ها پایین و زمان تکمیل وظایف به دلیل زمان مورد نیاز برای انتقال وظیفه به F-AP مربوطه بالاست. با افزایش تدریجی قابلیت محاسباتی دستگاه‌ها، درصد بیشتری از وظایف به صورت محلی اجرا می‌شوند، لذا تعداد وظایف برون‌سپاری شده و نیز زمان کل مورد نیاز برای تکمیل وظایف کاهش، و کل انرژی مصرفی دستگاه‌ها افزایش می‌یابد که به نوبه‌ی خود منجر به افزایش سربار برون‌سپاری می‌شود.

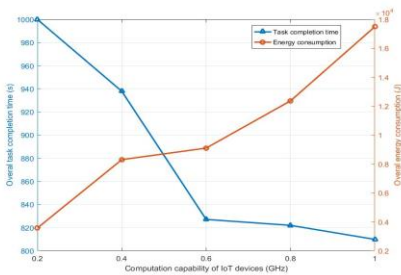
در شکل ۱۵ تأثیر قابلیت محاسباتی دستگاه‌های اینترنت اشیا بر روی زمان کلی تکمیل وظایف، در الگوریتم‌های برون‌سپاری مختلف، بررسی شده است. همان‌طور که از تصویر نمایان است، زمان کل تکمیل وظایف در تمامی الگوریتم‌ها، با افزایش قابلیت



شکل ۱۲: سربار برون‌سپاری وظایف با در نظر گرفتن تعداد دستگاه‌های اینترنت اشیا مختلف در الگوریتم‌های مختلف.



شکل ۱۳: تأثیر قابلیت محاسباتی دستگاه‌های اینترنت اشیا بر روی سربار برون‌سپاری و تعداد وظایف برون‌سپاری شده.

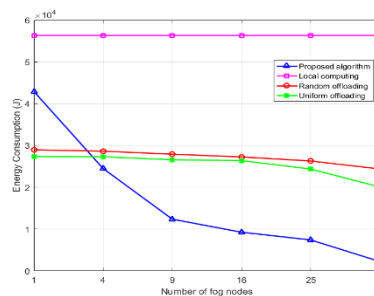


شکل ۱۴: تأثیر قابلیت محاسباتی دستگاه‌های اینترنت اشیا بر روی زمان کل تکمیل وظایف و کل انرژی مصرفی دستگاه‌ها.

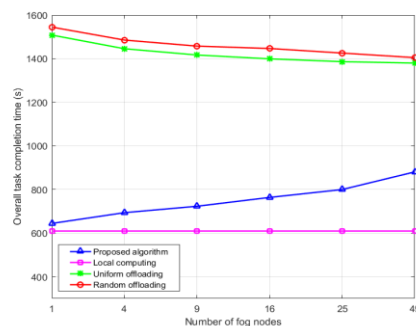
محلی و نیمی دیگر به گره‌های مه، برون‌سپاری می‌شوند، لذا مصرف انرژی و زمان تکمیل وظایف دچار تغییرات اندکی می‌شوند.

در شکل ۱۲ سربار برون‌سپاری وظایف در شمای برون‌سپاری مختلف، با در نظر گرفتن تعداد دستگاه‌های اینترنت اشیا متفاوت با تغییر در دامنه ۱۰۰ تا ۵۰۰ دستگاه و همچنین ۱۶ گره مه، نشان داده شده است. همان‌طور که انتظار می‌رود در تمامی شمای برون‌سپاری، سربار برون‌سپاری با افزایش تعداد دستگاه‌ها سیری صعودی دارد. همچنین در تمامی موارد، سربار برون‌سپاری الگوریتم پیشنهادی کمتر از سایر الگوریتم‌های معیار است.

در شکل ۱۳ و ۱۴ تأثیر قابلیت محاسباتی دستگاه‌های اینترنت اشیا بر روی سربار برون‌سپاری، تعداد وظایف برون‌سپاری شده، کل انرژی مصرفی و زمان کل مورد نیاز برای تکمیل وظایف در الگوریتم پیشنهادی، مورد مطالعه قرار گرفته است. بدین‌منظور، قدرت پردازش همه دستگاه‌های اینترنت اشیا را از ۰.۲ گیگاهرتز تا ۱ گیگاهرتز تغییر داده و در هر مورد، رفتار سیستم مورد بررسی قرار گرفته است. هنگامی که قدرت پردازشی دستگاه‌ها پایین است، تمایل بیشتری به برون‌سپاری وظایف خود دارند. لذا انرژی مصرفی



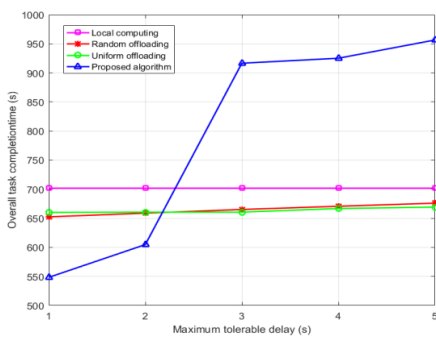
۱۱. الف- تأثیر تعداد گره‌های مه بر انرژی مصرفی



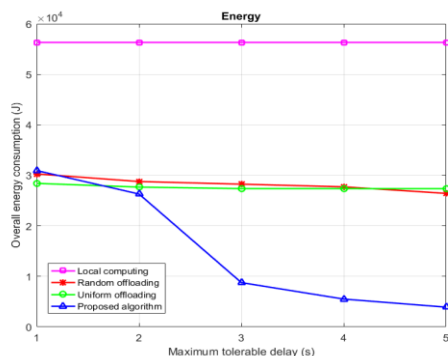
ب: تأثیر تعداد گره‌های مه بر زمان تکمیل وظایف

شکل ۱۱: تأثیر تعداد گره‌های مه بر روی کل انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظایف در الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های برون‌سپاری معیار.

در شکل ۱۷ (الف و ب)، تأثیر بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف بر روی انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظایف در الگوریتم‌های مختلف برون‌سپاری وظایف، بررسی شده است. همان‌طور که از شکل ۱۷-الف و ۱۷-ب نمایان است، چون در الگوریتم پردازش محلی، تمامی وظایف به صورت محلی اجرا می‌شوند، لذا افزایش بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف، تأثیری بر عملکرد الگوریتم پردازش محلی ندارد. در نتیجه، زمان تکمیل وظایف و انرژی مصرفی برای الگوریتم پردازش محلی ثابت است. در الگوریتم‌های برون‌سپاری تصادفی و یکنواخت که تقریباً نیمی از وظایف به صورت محلی پردازش و نیمی دیگر به گره‌های مه برون‌سپاری می‌شوند، افزایش بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف تأثیر بسیار اندکی بر انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظایف دارد. در حالی که در الگوریتم پیشنهادی با افزایش بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف، تعداد وظایف برون‌سپاری شده افزایش و در نتیجه انرژی مصرفی کاهش و زمان تکمیل وظایف افزایش می‌یابد.

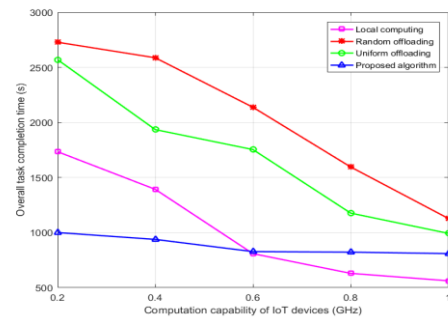


شکل ۱۷. الف: تأثیر بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف بر روی زمان تکمیل وظایف.



ب: تأثیر بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف بر روی انرژی مصرفی. شکل ۱۷: تأثیر بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف بر روی انرژی مصرفی و زمان تکمیل وظایف در الگوریتم‌های مختلف برون‌سپاری وظایف.

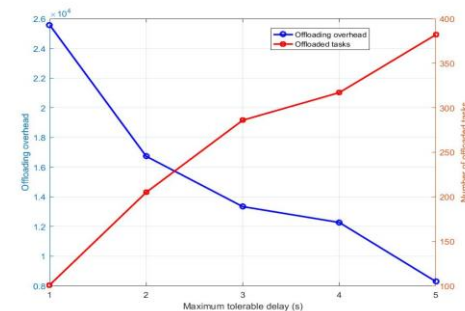
در شکل ۱۸ تأثیر میزان انرژی باقیمانده دستگاه‌ها بر روی سربار برون‌سپاری و تعداد وظایف برون‌سپاری شده مطالعه شده است.



شکل ۱۵: تأثیر قابلیت محاسباتی دستگاه‌های اینترنت اشیا بر روی زمان کل تکمیل وظایف در الگوریتم‌های مختلف برون‌سپاری

محاسباتی دستگاه‌ها، کاهش یافته است. همچنین زمان تکمیل وظایف در الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم‌های برون‌سپاری تصادفی و یکنواخت بسیار کمتر است. به علاوه، هنگامی که قابلیت محاسباتی دستگاه‌ها پایین است، اجرای محلی آن‌ها زمان‌بر است. در این حالت، عملکرد زمانی الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم اجرای محلی وظایف بهتر است. با افزایش قابلیت محاسباتی دستگاه‌ها، زمان اجرای وظایف در الگوریتم پردازش محلی کاهش می‌یابد و در این حالت، الگوریتم پردازش محلی وظایف، عملکرد زمانی بهتری از الگوریتم پیشنهادی دارد.

رفتار سیستم برون‌سپاری متأثر از بیشینه تأخیر قابل تحمل توسط وظایف با تغییر مهلت زمانی تمامی وظایف از ۱ تا ۵ ثانیه، در شکل ۱۶ مورد مطالعه قرار گرفته است. هر قدر مهلت زمانی وظیفه کم‌تر باشد، برای اجتناب از تحمیل زمان لازم برای ارتباطات جهت انتقال وظیفه به F-AP، تمایل برای اجرای محلی وظایف بیشتر است، لذا مصرف انرژی دستگاه‌ها بیشتر می‌شود و در نتیجه سربار برون‌سپاری بالا می‌رود. از سوی دیگر، با افزایش مهلت زمانی، تعداد بیشتری از وظایف برون‌سپاری می‌شوند که باعث صرفه‌جویی در مصرف انرژی دستگاه‌ها و در نتیجه کاهش سربار برون‌سپاری می‌گردد.



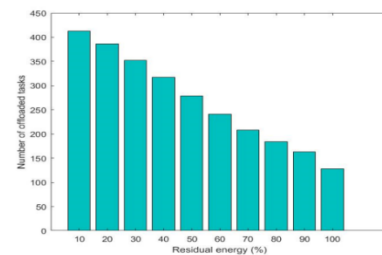
شکل ۱۶: تأثیر بیشینه تأخیر قابل تحمل وظایف بر روی سربار برون‌سپاری و تعداد وظایف برون‌سپاری شده.

سیستم برون‌سپاری وظایف را، بر حسب جمع وزنی زمان تکمیل وظایف و انرژی مصرفی دستگاه‌ها، مورد بررسی و مطالعه قرار داده- ایم. در مدل پیشنهادی، از سیستم منطق فازی برای تعیین ضرایب وزنی بر اساس میزان انرژی باقیمانده دستگاه و مهلت زمانی اجرای وظیفه، بهره‌گرفته‌ایم. هدف اصلی شمای پیشنهادی برون‌سپاری وظایف، کمینه‌کردن سربار کلی برون‌سپاری از طریق تعیین استراتژی بهینه برون‌سپاری، مکان مناسب برون‌سپاری، و تخصیص بهینه منابع محاسباتی است. مسأله برون‌سپاری وظایف به عنوان یک مسأله برنامه‌ریزی غیرخطی آمیخته صحیح فرموله شده است که متعلق به کلاس مسائل NP-hard است. برای حل مسأله مذکور و یافتن راه حل نزدیک به بهینه از الگوریتم ژنتیک بهره‌جسته‌ایم. در نهایت همگرایی، عملکرد و کارایی شمای پیشنهادی از طریق شبیه‌سازی‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است و با شمای برون‌سپاری معیاری مانند پردازش محلی، برون‌سپاری تصادفی و یکنواخت مقایسه شده است. نتایج به‌دست‌آمده برتری عملکرد شمای پیشنهادی را تأیید می‌نماید. همچنین تعیین توان بهینه انتقال و تخصیص منابع ارتباطاتی را به عنوان گسترش این روش در کارهای آتی مورد بررسی قرار می‌دهیم.

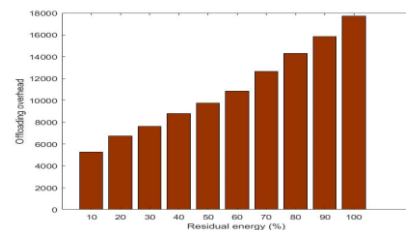
مراجع

- [1] M. Chiang and T. Zhang, "Fog and IoT: An Overview of Research Opportunities," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 4662, no. c, pp. 1-1, 2016.
- [2] C. Mouradian, D. Naboulsi, S. Yangui, R. H. Glitho, M. J. Morrow, and P. A. Polakos, "A Comprehensive Survey on Fog Computing: State-of-the-Art and Research Challenges," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 20, no. 1, pp. 416-464, 2018.
- [3] P. Mach and Z. Becvar, "Mobile Edge Computing: A Survey on Architecture and Computation Offloading," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 3, pp. 1628-1656, 2017.
- [4] M. Mukherjee, L. Shu, and D. Wang, "Survey of fog computing: Fundamental, network applications, and research challenges," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 20, no. 3, pp. 1826-1857, 2018.
- [5] F. Bonomi, R. Milito, J. Zhu, and S. Addepalli, "Fog computing and its role in the internet of things," in *Proceedings of the first edition of the MCC workshop on Mobile cloud computing - MCC '12*, 2012, p. 13.
- [6] H. Shah-Mansouri and V. W. S. Wong, "Hierarchical Fog-Cloud Computing for IoT Systems: A Computation Offloading Game," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 4, pp. 3246-3257, Aug. 2018.
- [7] A. Yousefpoor, G. Ishigaki, R. Gour, and J. P. Jue, "On Reducing IoT Service Delay via Fog Offloading," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 2, pp. 998-1010, Apr. 2018.
- [8] S. Josilo and G. Dan, "Decentralized Algorithm for Randomized Task Allocation in Fog Computing Systems," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 27, no. 1, pp. 85-97, Feb. 2019.
- [9] W. Yu *et al.*, "A Survey on the Edge Computing for the Internet of Things," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 6900-6919, 2018.

قبلاً در جدول ۲ اشاره شد که کل ظرفیت انرژی باتری دستگاه‌های اینترنت اشیا ۱۰۰۰ ژول در نظر گرفته شده است. در شکل ۱۸ رفتار سیستم با در نظر گرفتن درصد انرژی باقیمانده دستگاه‌ها با تغییر از ۱۰ درصد تا ۱۰۰ درصد، مورد بررسی واقع شده است. همان‌گونه که در شکل ۱۸ (الف و ب) نشان داده شده است، هنگامی که میزان انرژی باقیمانده دستگاه پایین است، برای صرفه-جویی در مصرف انرژی، وظایف بیشتری به گره‌های مه برون‌سپاری شده و در نتیجه سربار سیستم پایین است. با افزایش میزان انرژی باقیمانده دستگاه، وظایف بیشتری به صورت محلی اجرا شده و تعداد کمتری به گره‌های مه برون‌سپاری می‌شوند، لذا سربار سیستم به واسطه مصرف انرژی بیشتر برای اجرای محلی وظایف، افزایش می‌یابد



۱۸. الف: تأثیر درصد انرژی باقیمانده باتری دستگاه‌های اینترنت اشیا بر تعداد کل وظایف برون‌سپاری شده.



ب: تأثیر درصد انرژی باقیمانده باتری دستگاه‌های اینترنت اشیا بر سربار برون‌سپاری.

شکل ۱۸: مطالعه رفتار سیستم برون‌سپاری با در نظر گرفتن میزان مختلف انرژی باقیمانده دستگاه‌ها.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسأله برون‌سپاری وظایف در شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه با در نظر گرفتن چندین گره مه که از نظر منابع محاسباتی ناهمگن‌اند، مورد مطالعه قرار گرفت. همچنین دستگاه‌های اینترنت اشیا نیز از نظر قدرت پردازشی، میزان انرژی باقیمانده باتری، شدت نیاز محاسباتی وظیفه، اندازه وظیفه و بیشینه تأخیر قابل تحمل وظیفه با یکدیگر متفاوت‌اند. ما در این مقاله، سربار

- [27] T. Wang, X. Wei, C. Tang, and J. Fan, "Efficient multi-tasks scheduling algorithm in mobile cloud computing with time constraints," *Peer-to-Peer Networking and Applications*, vol. 11, no. 4, pp. 793–807, Jul. 2018.
- [28] Y. Wang, M. Sheng, X. Wang, L. Wang, and J. Li, "Mobile-Edge Computing: Partial Computation Offloading Using Dynamic Voltage Scaling," *IEEE Transactions on Communications*, pp. 1–1, 2016.
- [29] Y. Dai, D. Xu, S. Maharjan, and Y. Zhang, "Joint Computation Offloading and User Association in Multi-Task Mobile Edge Computing," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 12, pp. 12313–12325, Dec. 2018.
- [30] Y. Kim, H.-W. Lee, and S. Chong, "Mobile Computation Offloading for Application Throughput Fairness and Energy Efficiency," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 1, pp. 3–19, Jan. 2019.
- [31] J. Zhang *et al.*, "Energy-Latency Tradeoff for Energy-Aware Offloading in Mobile Edge Computing Networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 4, pp. 2633–2645, Aug. 2018.
- [32] S. Han *et al.*, "Energy Efficient Secure Computation Offloading in NOMA-Based mMTC Networks for IoT," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 5674–5690, Jun. 2019.
- [33] K.-L. Du and M. N. S. Swamy, *Search and Optimization by Metaheuristics*. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [10] T. X. Tran and D. Pompili, "Joint Task Offloading and Resource Allocation for Multi-Server Mobile-Edge Computing Networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 1, pp. 856–868, Jan. 2019.
- [11] H. Guo, J. Zhang, J. Liu, and H. Zhang, "Energy-Aware Computation Offloading and Transmit Power Allocation in Ultradense IoT Networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 4317–4329, Jun. 2019.
- [12] S. Misra and N. Saha, "Detour: Dynamic Task Offloading in Software-Defined Fog for IoT Applications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 37, no. 5, pp. 1159–1166, May 2019.
- [13] Z. Wu, B. Li, Z. Fei, Z. Zheng, B. Li, and Z. Han, "Energy-Efficient Robust Computation Offloading for Fog-IoT Systems," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 4, pp. 4417–4425, Apr. 2020.
- [14] Z. Zhou, H. Liao, B. Gu, S. Mumtaz, and J. Rodriguez, "Resource Sharing and Task Offloading in IoT Fog Computing: A Contract-Learning Approach," *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, vol. 4, no. 3, pp. 227–240, Jun. 2020.
- [15] Z. Zhao *et al.*, "On the Design of Computation Offloading in Fog Radio Access Networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 7, pp. 7136–7149, Jul. 2019.
- [16] F. Chiti, R. Fantacci, and B. Picano, "A Matching Theory Framework for Tasks Offloading in Fog Computing for IoT Systems," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 6, pp. 5089–5096, Dec. 2018.
- [17] J. Du, L. Zhao, J. Feng, and X. Chu, "Computation Offloading and Resource Allocation in Mixed Fog/Cloud Computing Systems With Min-Max Fairness Guarantee," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 66, no. 4, pp. 1594–1608, Apr. 2018.
- [18] J. Yao and N. Ansari, "QoS-Aware Fog Resource Provisioning and Mobile Device Power Control in IoT Networks," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 16, no. 1, pp. 167–175, Mar. 2019.
- [19] L. Liu, Z. Chang, X. Guo, S. Mao, and T. Ristaniemi, "Multiobjective Optimization for Computation Offloading in Fog Computing," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, no. 1, pp. 283–294, Feb. 2018.
- [20] X. Gao, X. Huang, S. Bian, Z. Shao, and Y. Yang, "PORA: Predictive Offloading and Resource Allocation in Dynamic Fog Computing Systems," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 72–87, Jan. 2020.
- [21] F. Guo, H. Zhang, H. Ji, X. Li, and V. C. M. Leung, "An Efficient Computation Offloading Management Scheme in the Densely Deployed Small Cell Networks With Mobile Edge Computing," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 26, no. 6, pp. 2651–2664, Dec. 2018.
- [22] S. K. Mishra, D. Puthal, J. J. P. C. Rodrigues, B. Sahoo, and E. Dutkiewicz, "Sustainable Service Allocation Using a Metaheuristic Technique in a Fog Server for Industrial Applications," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 10, pp. 4497–4506, Oct. 2018.
- [23] M. K. Hussein and M. H. Mousa, "Efficient Task Offloading for IoT-Based Applications in Fog Computing Using Ant Colony Optimization," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 37191–37201, 2020.
- [24] J. Wang *et al.*, "A Probability Preferred Priori Offloading Mechanism in Mobile Edge Computing," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 39758–39767, 2020.
- [25] S. Rashidi and S. Sharifian, "A hybrid heuristic queue based algorithm for task assignment in mobile cloud," *Future Generation Computer Systems*, vol. 68, pp. 331–345, Mar. 2017.
- [26] B. Huang *et al.*, "Security modeling and efficient computation offloading for service workflow in mobile edge computing,"

پاورقی‌ها:

¹ Mixed Integer Non-Linear Programming

² Software Defined Network (SDN)

³ Integer Linear Programming

⁴ Benders Decomposition

⁵ Contract Theory

⁶ Fog Radio Access Networks

⁷ Matching theory

⁸ Densely Deployed Small Cell Networks

⁹ Cloudlet

¹⁰ Uplink

¹¹ Rayleigh Distribution