Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT)
Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
Journal Homepage: jscit.nit.ac.ir
Volume 10, Number 3, Autumn 2021, pp. 73-85
Received: 20/10/2020, Revised: 16/05/2021, Accepted: 01/06/2021

Computational Resource Allocation in IoT Fog Computing using Teaching–Learning-Based Optimization Algorithm

Zahra Mahmoudi [1], Elham Darbanian[2] and Mohsen Nickray [3*]
1- Department of Computer Engineering and Information Technology, University of Qom, Qom, Iran.
2- Department of Computer Engineering and Information Technology, University of Qom, Qom, Iran.
3*- Department of Computer Engineering and Information Technology, University of Qom, Qom, Iran.
[1]z.mahmoudi@stu.qom.ac.ir, [2]e.darbanian@stu.qom.ac.ir, and [3*]m.nickray@qom.ac.ir

Corresponding author's address: Mohsen Nickray, Faculty of Computer Engineering and Information Technology, University of Qom, Qom, Iran.

Abstract- Because the Internet of Things (IoT) deals with large amounts of data, it is not easy to process and store this amount of data. However, many of its applications suffer from cloud computing challenges such as latency, location awareness and real-time mobility support. Fog calculations help provide solutions to these challenges. In this paper, first, the problem of it, which is of mix integer nonlinear programming (MINLP) type, is solved using TLBO, SA + GA, PSO and GA methods. Then, according to the results, we chosed the TLBO method, which has the best results among the four methods. This paper includes an IoT network simulation for allocating optimal shared resources in fog computing, which aims to maximize the profitability of cloud service providers through fog computing. The network architecture consists of three layers: cloud service providers, fog nodes, and users. In this paper, the three-layer network is simulated and the algorithm used in this problem is the Teaching–Learning-Based Optimization (TLBO) algorithm, which uses two phases of learning and teaching for the three parameters of cloud service providers' revenue, average delay and user satisfaction for selecting the best node with the aim of allocating shared resources. This algorithm is implemented on the model and compared with a random method. This model and selected algorithm increases the profit of service providers compared to the algorithms used to solve similar models.

Keywords- Fog computing, shared resource allocation, Teaching–Learning-Based Optimization algorithm, optimization, MINLP.

مجله علمی پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
صفحه مجله: jscit.nit.ac.ir
جلد ۱۰، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۰، صفحه ۷۳-۸۵
دریافت: ۱۳۹۹/۰۷/۲۹، بازنگری: ۱۴۰۰/۰۲/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۵/۰۱

تخصیص منابع محاسباتی در محاسبات مه اینترنت اشیا با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش - یادگیری

زهرا محمودی[۱]، الهام دربانیان[۲]، محسن نیک رای*[۳]
۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، ایران.
۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، ایران.
*۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، ایران.
[1] z.mahmoudi@stu.qom.ac.ir, [2] e.darbanian@stu.qom.ac.ir, [3*]m.nickray@qom.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: محسن نیک رای، قم، بلوار الغدیر، بعد از شهرک قدس، دانشگاه قم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات.

چکیده- از آنجا که اینترنت اشیا با حجم زیادی از داده سروکار دارد، پردازش و ذخیره این حجم از داده به راحتی امکان پذیر نیست. با این حال، بسیاری از برنامه‌های آن از چالش‌های محاسبات ابری مانند تأخیر، آگاهی از مکان و پشتیبانی از تحرک در زمان واقعی رنج می‌برند. محاسبات مه، به ارائه راه‌حل‌هایی برای این چالش‌ها کمک می‌کند. در این مقاله ابتدا مسأله آن که از نوع MINLP است با استفاده از روش‌های TLBO، SA + GA، PSO و GA حل می‌شود. سپس با توجه به نتایج حاصل از آن، روش TLBO را که بهترین نتایج را در بین چهار روش دارد انتخاب کردیم. این مقاله، شامل یک شبیه سازی شبکه اینترنت اشیا برای تخصیص منابع اشتراکی بهینه درمحاسبات مه است که هدف آن بیشینه کردن سود ارائه‌دهندگان خدمات ابری از طریق محاسبات مه است. معماری شبکه، شامل سه لایه ارائه‌دهندگان خدمات ابری، گره‌های مه و کاربران است. در این مقاله، شبکه سه لایه‌ایی شبیه سازی شده و الگوریتم مورد استفاده در این مسأله، الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر آموزش - یادگیری می‌باشد، که با استفاده از دو فاز یادگیری و آموزش بهترین گره مه برای ارایه خدمات به کاربر انتخاب و سه پارامتر درآمد ارائه‌دهندگان ابری، میانگین تاخیر و رضایت کاربران که با هدف تخصیص منابع مشترک است محاسبه می‌گردد. این الگوریتم به روی مدل اجرا شده و با روش تصادفی مقایسه می شود. این مدل و الگوریتم منتخب، نسبت به الگوریتم‌های استفاده شده در حل مدل‌های مشابه این مسأله، سود ارائه‌دهندگان خدمات را افزایش می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: تخصیص منابع مشترک، محاسبات مه، الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش - یادگیری، بهینه‌سازی، MINLP.

۱- مقدمه

اینترنت اشیا یا اینترنت چیزها[۱]، یکی از فناوری‌هایی است که جهش بزرگی را در جهان ایجاد کرده است. از آنجا که اینترنت اشیا با حجم زیادی از داده از جمله ویدئو، صدا، تصویر و متن سروکار دارد، پردازش و ذخیره این حجم از داده به راحتی امکان پذیر نیست. بنابراین، زیرساخت‌های مناسب، ضروری است. بدیهی است، محاسبات ابری نقش مهمی در توسعه اینترنت اشیا دارند، در حالی که خدمات پردازش و ذخیره‌سازی داده زیادی را ارائه می‌دهند. با این حال، بسیاری از برنامه‌های آن از چالش‌های محاسبات ابری مانند تأخیر، عدم پشتیبانی از جابه‌جایی و آگاهی از مکان رنج می‌برند. محاسبات مه، که تقریباً به‌عنوان تکامل محاسبات ابری مطرح است، به ارائه راه‌حل‌هایی برای این چالش‌ها کمک می‌کند [۱].

محاسبات مه، اصطلاحی رایج است که سعی در برآورده ساختن

نیازهای برنامه‌های کاربردی دستگاه با حضور در همه جا و همه وقت دارد. مه را می‌توان به‌عنوان یک الگوی برنامه‌نویسی و ارتباطی تعریف کرد که منابع ابری را از نظر فیزیکی و یا محاسباتی به دستگاه‌های اینترنت اشیا نزدیک می‌کند. به عبارت دیگر مه به عنوان رابط بین ابر و اینترنت اشیا عمل می‌کند و به آن‌ها کمک می‌کند تا ارتباط برقرار کنند. بنابراین، با گسترش حوزه کاربرد محاسبات ابری و افزایش در دسترس بودن منابع در اینترنت اشیا، از هر فناوری بهترین بهره را می‌گیرد [۲].

موضوعی به نام بهینه‌سازی[۲] مربوط به بیشینه‌سازی و کمینه‌سازی است. به طور دقیق‌تر، هدف از بهینه‌سازی یافتن مقادیر متغیرهایی است که مقدار یک تابع داده شده را به حداکثر برسانند یا به حداقل برسانند. در بسیاری از موارد، متغیرها برای برآوردن شرایط جانبی مانند معادلات یا نابرابری ها مورد نیاز هستند که در این صورت اصطلاح بهینه‌سازی مقید به طور مناسب استفاده می‌شود. وقتی چنین شرایط جانبی اعمال نشود، گفته می‌شود که مسأله بهینه‌سازی نامقید است [۳].

بسیاری از مسائل بهینه‌سازی ناشی از مهندسی و علوم، حاوی روابط ترکیبی و غیرخطی است. چنین مسائل بهینه‌سازی توسط برنامه نویسی غیرخطی مخلوط-صحیح[۳] (MINLP)، که ترکیبی از قابلیت‌های برنامه‌نویسی خطی صحیح مختلط[۴] (MILP) و برنامه‌نویسی غیرخطی[۵] (NLP) است، مدل‌سازی می‌شوند. توانایی مدل‌سازی دقیق مسائل دنیای واقعی، MINLP را به یک منطقه تحقیقاتی فعال با تعداد زیادی از کاربردهای صنعتی تبدیل کرده است [۴].

بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش - یادگیری (TLBO[6])، یک الگوریتم جالب بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که فرایند آموزش - یادگیری معلم و دانش‌آموزان در کلاس را تقلید می‌کند. این الگوریتم فرایند یادگیری دانش‌آموزان را با استفاده از معلم و فرایند یادگیری را توسط تعامل فراگیران با یکدیگر شبیه سازی می‌کند. در مرحله معلم، بهترین راه‌حل به‌عنوان معلم در نظر گرفته شده و از آن برای افزایش میانگین کلاس استفاده می‌شود. در مرحله بعدی، هر فراگیر باید اطلاعات دیگری را از سایر فراگیرانی که از او بهتر هستند، بیاموزد. با این حال، TLBO برای حل مسائل بهینه‌سازی پیوسته طراحی شده است و نمی‌توان آن را مستقیماً برای مسائل گسسته اعمال کرد [۵].

بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است که در آن حرکت گروهی پرندگان را برای یافتن راه حل بهینه شبیه‌سازی می‌کند. ازدحام یک راه‌حل در جمعیت است و یک ذره هر راه‌حل جداگانه در گروه است [۶].

الگوریتم ژنتیک (GA) یکی از جذاب‌ترین روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت است که برای حل مسأله سخت NP از تکامل طبیعی و ژنتیک بیولوژیکی الهام گرفته شده است. GA با یک مقداردهی اولیه تصادفی از جمعیتی متشکل از تعداد افراد (یعنی راه‌حل‌های بالقوه) شروع می‌شود. با استفاده از دو عملگر ژنتیکی مانند تقاطع و جهش، جمعیت با مجموعه‌ای از تکرارها (یعنی نسل‌ها) بهبود می‌یابد[۷].

شبیه‌سازی تبرید[۷] (SA) الگوریتمی برای حل مسائل بزرگ بهینه سازی ترکیبی است. تبرید فرایند فیزیکی را نشان می‌دهد که در آن جامد موجود در مخزن حرارتی با افزایش حداکثر درجه، حرارت دیده و سپس با پایین آوردن آرام دمای مخزن خنک می‌شود. به این ترتیب، تمام ذرات در حالت کم انرژی یک شبکه مربوطه قرار می گیرند، به شرط آنکه حداکثر دما به اندازه کافی بالا باشد و خنک سازی به آرامی انجام شود [۸].

در ابتدا مسأله مقاله که از نوع MINLP است با استفاده از روش‌های TLBO، SA + GA، PSO و GA حل می‌شود. سپس با توجه به نتایج حاصل از آن، روش TLBO که بهترین نتایج را در بین چهار روش دارد انتخاب کردیم. روش حل مسأله در این مقاله، شبیه‌سازی شبکه اینترنت اشیا مبتنی بر مه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش – یادگیری، برای پیدا کردن بهترین گره‌های مه با در نظر گرفتن سه پارامتر رضایت کاربران، میانگین تاخیر و سود ارائه‌دهندگان خدمات است. هدف از حل این مسأله، بیشینه کردن سود ارائه‌دهندگان خدمات می‌باشد.

در واقع بخش‌های اصلی مقاله ما به شرح زیر است:

۱- ابتدا مدل مسأله را که یک مسأله از نوع MINLP است تعریف می‌کنیم.

۲- با استفاده از روش‌های TLBO، SA + GA، PSO و GA مدل را حل می‌کنیم. سپس بهترین پاسخ (با توجه به اینکه مسأله بیشینه‌سازی است پاسخ بزرگ‌تر در هر تکرار پاسخ بهتری است) با استفاده از روش TLBO حاصل می‌شود.

۳- با استفاده از روش TLBO سه پارامتر رضایت کاربران، میانگین تاخیر و سود ارائه‌دهندگان خدمات با روش تصادفی مقایسه می‌کنیم.

۴- با توجه به نتایجی که بدست آوردیم، سود ارائه‌دهندگان خدمات ابری، بهبود و افزایش پیدا کرده است.

سایر قسمت‌های مقاله بدین شرح است: در بخش ۲، مروری بر کارهای پیشین در حوزه مسائل بهینه‌سازی و MINLP در محیط ابر/مه می‌پردازیم. مدل مسأله در بخش ۳ و حل آن در بخش ۴ آمده است. در بخش ۵، به ارزیابی روش پیشنهادی پرداختیم و در نهایت در بخش ۶، خلاصه‌ای از نتایج این پژوهش آمده است.

۲- کارهای پیشین

در این قسمت، به برخی از تحقیقات پیشین درباره حل مسائل بهینه‌سازی و MINLP در محیط ابر/مه می‌پردازیم. در [۹] که مقاله پایه ما نیز است، یک مسأله مشترک تخصیص منابع رادیویی و محاسباتی را برای بهینه سازی عملکرد سیستم و بهبود رضایت کاربر بررسی کرده‌اند. عوامل مهمی مانند تأخیر خدمات، کیفیت ارتباط، سود اجباری و غیره مورد توجه قرار گرفته است. نویسندگان به جای بهینه‌سازی متمرکز متداول، از یک چارچوب بازی همسان، به ویژه بازی تخصیص پروژه دانشجویی (SPA[8])، برای ارائه یک راه‌حل توزیع شده برای مسأله تخصیص منابع مشترک فرموله شده پیشنهاد داده‌اند. الگوریتم کارآمد SPA-(S,P) برای یافتن نتیجه‌ای پایدار برای مسأله SPA پیاده‌سازی شده است. علاوه بر این، بی‌ثباتی ناشی از اثر خارجی، با استراتژی پیشنهادی کاربر مداری (UOC[9]) برطرف شده و عملکرد سیستم نیز با اتخاذ استراتژی UOC بیشتر بهبود یافته است.

محققان در [۱۰] یک سیستم عمومی محاسبات ابری سیار، متشکل از چند کاربر و یک خدمت‌دهنده ابری از راه دور را در نظر گرفتند تا تصمیمات مربوط به بارگذاری و تخصیص منابع ارتباطی را به طور کلی انجام دهد. آن‌ها از QCQP[10]، الگوریتم MUMTO[11] و الگوریتم سه مرحله ای MUMTO-C[12] قابل تفکیک غیر محدب استفاده کردند. نویسندگان در [۱۱] یک سیستم محاسبات ابری سیار را با چند کاربر، یک CAP[13] و یک خدمت‌دهنده ابر از راه دور مطالعه کرده‌اند. آن‌ها برای به حداقل رساندن کل وزن هزینه انرژی، محاسبات و حداکثر تاخیر در بین همه کاربران، رویکرد جدیدی را برای بارگذاری کار مشترک و تخصیص منابع محاسبات و ارتباطات با shareCAP، الگوریتم ابتکاری کارآمد با استفاده از SDR[14] و رویکرد جدید نقشه برداری تصادفی پیشنهاد کردند. محققان در [۱۲]، با بهینه‌سازی مشترک تصمیم‌گیری درباره بارگذاری و تخصیص منابع با استفاده از الگوریتم CORA[15]، الگوریتم BCRA[16]، انصاف حداقل - حداکثر[17] را در سیستم محاسبات مه/ابری بررسی کرده‌اند. نویسندگان در [۱۳] چارچوبی را برای بهینه‌سازی بارگذاری محاسبات، تخصیص منابع محاسباتی، تخصیص الگوی RB[18]، تخصیص توان انتقال و چارچوب الگوریتم عمومی با پیچیدگی کم FAJORA[19] پیشنهاد داده‌اند تا آن را به چندین زیر مسأله تجزیه کند. در [۱۴] تعیین تکلیف مشترک، میزان ارتباطات، تخصیص فرکانس محاسبه برای یک سیستم محاسبات لبه سیار چند کمکی با قابلیت D2D[20] بررسی شده است. همچنین یک الگوریتم کارآمد مبتنی بر آرامش[21] محدب برای ساختن یک راه‌حل تعیین تکلیف غیر بهینه برای فرمول MINLP و یک طرح معیار با فرکانس محاسبه ثابت و یک الگوریتم ابتکاری مبتنی بر انتساب وظیفه پیشنهاد شده است. محققان در [۱۵] بر بهینه‌سازی محاسبه و تخصیص منابع ارتباطی در شبکه‌های اینترنت اشیا بی‌سیم مبتنی بر محاسبات مه با دسترسی چندگانه غیر متعامد (NOMA) متمرکز شدند. طرح پیشنهادی آن‌ها تصمیم برای انتخاب حالت محاسبات مناسب را بهینه کرده است. مسأله بهینه‌سازی فرموله شده یک مسأله MINLP است و سپس الگوریتم ژنتیک بهبود یافته (IGA[22]) برای حل آن با پیچیدگی کم معرفی شده است. در [۱۶]، یک محاسبات ابر و مه برای قرار دادن و خدمت‌دهی کارآمد داده‌های اینترنت اشیا، استراتژی‌های قرار دادن داده و الگوریتم‌هایی برای کاهش تأخیر متوسطی که توسط برنامه‌های کاربردی وابسته به طبقه‌بندی داده به انواع مختلف با استفاده از واحدهای محاسباتی مه (FCU[23]) ارائه شده است، آمده است. محققان در [۱۷] هر دو الگوریتم بهینه و پیچیدگی کم برای مقابله با بارگذاری محاسبات مشترک و تخصیص منابع برای سیستم محاسبات ابری متحرک مبتنی بر MIMO با در نظر گرفتن P-CSI[24] و IPCSI[25] ایجاد کردند. الگوریتم‌های بهینه و با پیچیدگی پایین برای حل MINLP اساسی ارائه شده است. نویسندگان در [۱۸] بهینه‌سازی تصمیم بارگذاری، قابلیت محاسبات محلی و تخصیص منابع محاسباتی گره مه را در نظر گرفتند. آن‌ها این مسأله را به دو زیر مسأله مستقل تجزیه کردند و یک الگوریتم تصمیم برای بارگذاری حداقل تأخیر مبتنی بر HGSA برای حل این مسأله MINLP با پیچیدگی کم طراحی شده است. نویسندگان در [۱۹] مسأله منبع را بررسی کردند و مسأله بهینه‌سازی آن را فرموله کردند تا مجموع وزنی تاخیرهای کاربران را مطابق با تعیین تکلیف به حداقل برساند. همچنین الگوریتم مبتنی بر بازی ائتلاف[26] پیشنهاد شده است. در [۲۰] ، یک الگوی محاسبه لبه چند دسترسی با کمک وسیله نقلیه مقیاس پذیر پیشنهاد شده است. نویسندگان مسأله انتخاب گره مشترک و تخصیص منابع را ارائه داده و مسأله را به صورت MINLP فرموله کرده و با استفاده از تکنیک های بهینه سازی جایگزین ، راه حل را ارائه داده اند. محققان در [۲۱] یک تکنیک caching پیشرفته را که از طریق آن می‌توان بازده انرژی و تاخیرها را بهبود بخشید و یک الگوریتم برای تعادل بار در لایه مه،

ارائه دادند. نویسندگان در [۲۲] بهینه‌سازی مشترک جایگذاری پنهان سرویس، تصمیمات تخلیه محاسبه و تخصیص منابع سیستم را مطالعه کردند. آن‌ها مسأله MINLP پیچیده را به یک مسأله برنامه نویسی خطی صحیح ۰-۱ صحیح تبدیل کردند و الگوریتم‌های پیچیدگی کاهش یافته را پیشنهاد دادند. همچنین، آن‌ها یک حداقل‌سازی متناوب را طراحی کردند. در [۲۳]، یک روش اعلانی، SecFog، ارائه شد که می‌تواند برای ارزیابی کمی سطح امنیتی استقرار برنامه‌های چند سرویس در زیرساخت‌های Cloud-Edge مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، یک مسأله MINLP برای قرار دادن سرویس‌های برنامه با هدف اطمینان از محدودیت‌های تاخیر انتها به انتها فرموله شده است. در [۲۴]، یک طراحی سیستم محاسبات ارتباطی با تأخیر کم و قابل اعتماد برای امکان پذیر کردن برنامه‌های مهم برای مأموریت پیشنهاد شده است که برای ارتباطات با قابلیت اطمینان بالا و تاخیر کم، فرموله شده است. محققان در [۲۵] یک استراتژی جامع برای بارگذاری کار مشترک و تخصیص منابع در یک شبکه چند سلولی MEC ارائه دادند. برای بهینه‌سازی مسأله MINLP ، آن‌ها مسأله اصلی را به یک مسأله تخصیص منابع با تصمیم بارگیری کار ثابت و یک مسأله بارگذاری کار فرموله کردند. همچنین یک الگوریتم ابتکاری جدید برای مسأله بارگذاری کار در زمان چندجمله‌ای پیشنهاد شده است. نویسندگان در [۲۶] مسأله قرار دادن هواپیمای بدون سرنشین را به دو زیر مسأله تجزیه کرده و نسبت تأخیر شبکه را بهبود بخشیدند. آن‌ها ایستگاه‌های پایه هواپیماهای بدون سرنشین را به مکان‌هایی با تراکم کاربر بالاتر اختصاص می‌دهند و سپس بارهای ترافیکی را برای به حداقل رساندن نسبت تأخیر ایستگاه‌های پایه هواپیماهای بدون سرنشین با توازن بار ترافیک، اختصاص می دهند. در [۲۷]، یک شبکه محاسباتی تعاونی سه لایه با استفاده از همکاری عمودی بین دستگاه‌ها، گره‌های لبه‌ای و سرورهای ابری با روش جهت متناوب ضرایب و تفاوت برنامه نویسی توابع محدب (D.C.) در نظر گرفته شده است. نویسندگان در [۲۸] از Fog Computing با تأخیر کم برای انجام کنترل انرژی الکتریکی در میکرو شبکه استفاده کردند. محاسبات Fog ارائه شده خدمات مدیریتی از جمله کنترل کننده محاسبات مشتق یکپارچه متناسب[۲۷] (PID)و الگوریتم های برنامه ریزی برای لوازم خانگی به منظور کاهش قبض و الگوریتم های مصرف کنندگان (FIFO و GA) با استفاده از PID در دسترس است. در [۲۹]، مسأله قرارگیری آفلاین سرویس‌های اینترنت اشیا که از مقیاس‌گذاری افقی و عمودی پشتیبانی می‌کنند در یک محیط محاسباتی لبه‌ای بررسی شده است. نویسندگان یک مسأله MINLP را فرموله کردند و برای حل آن یک روش خطی و مبتنی بر ژنتیک ارائه دادند. محققان در [۳۰] تخصیص منابع رادیویی را بین دو برش شبکه با معیارهای عملکرد ناهمگن در شبکه‌های دسترسی رادیویی مه بررسی کردند و مسأله را به عنوان یک بازی Stackelberg مدل‌سازی کردند. نویسندگان در مقاله [۳۱]، TLBO-GA ترکیبی، برای حل مسأله کوله پشتی ۱/۰ پیشنهاد داده‌اند. الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با راه‌حل‌های نشان داده شده توسط الگوریتم ژنتیک ساده (SGA[۲۸])، راه‌حل‌های رضایت‌بخشی ارائه می‌دهد. در مقاله [۵]، یک نسخه گسسته جدید از الگوریتم TLBO ارائه شده است که از اپراتورهای swap و جهش برای مقابله با راه‌حل‌های گسسته استفاده می‌کند. پس از آن، الگوریتم fangled جدید برای طراحی یک طرح خوشه‌بندی سلسله مراتبی آگاه از انرژی برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم استفاده شده تا مصرف انرژی گره‌های حسگر را به حداقل برساند. در [۳۲]، یک الگوریتم بهینه‌سازی شده "بهینه‌سازی مبتنی بر یادگیری اصلاح شده (MTLBO[29])" برای انجام تجزیه و تحلیل مسیر برای ارسال محتوا با استفاده از حافظه پنهان در شبکه محاسبات مه ابداع شده است. الگوریتم بهینه‌سازی قادر است شرایط سیستم را به‌صورت بهینه منعکس کند.

در جدول ۱، شبکه، محیط، مزایا و معایب کارهای پیشین صورت گرفته در این زمینه آورده شده است.

جدول ۱: کارهای پیشین.

شماره منبع و اهداف	شبکه و محیط	مزایا	معایب
[۱۰] انرژی و تأخیر	MCC شبیه سازی	این مقاله، بارگذاری کار را بهینه سازی کرده تا هزینه کلی انرژی، محاسبه و تأخیر برای برنامه‌ای متشکل از چندین کار مستقل را به حداقل برساند.	فرض شده است که فقط یک سرور از راه دور برای بارگیری کار وجود دارد.
[۱۱] انرژی و تأخیر	MCC شبیه سازی	نویسندگان، کل هزینه وزنی انرژی، محاسبات و حداکثر تأخیر را در بین تمام کاربران در مدل شبکه سه لایه به حداقل می‌رسانند.	فرض بر این بود که چندین کاربر تلفن همراه وجود دارد که هرکدام فقط یک کار دارند.
[۱۲] هزینه، انرژی و تاخیر	سیستم مه / ابری شبیه سازی	تخلیه کار و تخصیص منابع با روش تضمین انصاف حداقل-حداکثر حل شده است. نویسندگان مسأله MINLP را در نرم افزار MATLAB بهینه‌سازی کردند.	فقط دسترسی چندگانه متعامد (OMA) در نظر گرفته شده است.
[۱۳] ارزش تناسب هر firework	سیستم محاسبات مه و ابر شبیه سازی	الگوریتم‌های همگرا و موثر پیشنهاد شده است.	اگر استاندارد LTE اصلی به عنوان یک راه حل در نظر گرفته شود، پشتیبانی از این

			فرآیندها از نظر استفاده از منابع هزینه بر خواهد بود.
[۱۴] انرژی و تاخیر	MEC شبیه سازی	نویسندگان یک الگوریتم خاص convex-relaxation-based را برای ایجاد یک راه حل تعیین تکلیف غیربهینه برای فرمول MINLP و یک طرح معیار با فرکانس محاسبه ثابت و یک الگوریتم ابتکاری مبتنی بر انتساب کار پیشنهاد دادند.	این کار فقط محاسبات مشترک کاربران را تحت منابع انرژی ثابت (مثلاً باتری ها) در نظر گرفت.
[۱۵] انرژی و تاخیر	محاسبات مه شبیه سازی	طرح تصمیم بهینه شده برای انتخاب مدل محاسباتی مناسب پیشنهاد شده است. مسأله بهینه سازی فرموله شده یک مسأله MINLP بوده است و سپس یک الگوریتم ژنتیک بهبود یافته (IGA) برای حل آن با پیچیدگی کم معرفی شده است.	در تخصیص کار در شبکه های اینترنت اشیا، تحرک درنظر گرفته نشده است.
[۱۶] تأخیر و هزینه های ذخیره سازی	سیستم مه / ابری شبیه سازی	استراتژی های قرار دادن داده ها و الگوریتم هایی برای کاهش میانگین تأخیر مواجه شده با برنامه هایی که برنامه ها با آن روبرو هستند ، یک ابر و مه برای قرار دادن و استفاده موثر از داده های اینترنت اشیا است.	در این کار از استراتژی قرارگیری برنامه استاتیک برای مه استفاده شده است.
[۱۷] انرژی و تاخیر	محاسبات لبه-ابر متحرک شبیه سازی	الگوریتم های بهینه و کم پیچیدگی برای حل یک مسأله MINLP ارائه شده است.	این کار به طور جداگانه شبکه و منابع ارتباطی را مورد بحث قرار داده است و معمولاً به طور مستقل روی یکدیگر متمرکز شده اند.
[۱۸] طرح تخصیص منابع، زمان اتمام و تأخیر	محاسبات مه شبیه سازی	بهینه سازی تصمیم تخلیه ، قابلیت محاسبات محلی و تخصیص منابع محاسباتی گره مه پیشنهاد شده است. یک الگوریتم تصمیم برای تخلیه حداقل تأخیر مبتنی بر HGSA برای مقابله با این مسأله MINLP با پیچیدگی کم طراحی شده است.	استفاده از روشهای جستجوی حریصانه سنتی چالش برانگیز بود.
[۱۹] تأخیر، مدیریت منابع و	MEC شبیه سازی	این مقاله مجموع وزنی تاخیرهای کاربران را با تعیین تکلیف به حداقل می رساند. همچنین ، الگوریتم مبتنی بر	فقط تأخیرهای انتقال و تأخیرهای اجرا در نظر گرفته شد و تاخیرهای

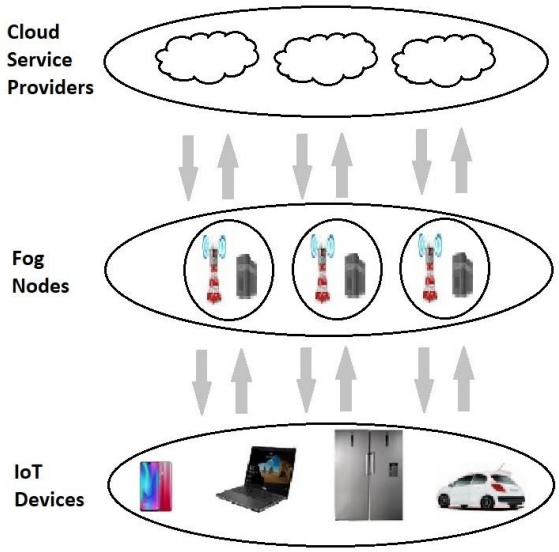
مکانیسم ارتباط کاربر		بازی ائتلاف پیشنهاد شده است.	صف در نظر گرفته نشده است.
[۲۰] افزایش مقیاس پذیری و کاهش هزینه	MEC شبیه سازی	مسأله انتخاب گره مشترک و تخصیص منابع ارائه شد و مسأله MINLP فرموله شد. راه حل با استفاده از تکنیک های بهینه سازی جایگزین به دست آمد.	هیچ عملکرد حرکتی وجود ندارد.
[۲۱] انرژی و تاخیر	محاسبات مه شبیه سازی	یک روش ذخیره سازی پیشرفته برای تعادل انرژی، تأخیر و بار پیشنهاد شده است.	اتصال و نظارت بر بسیاری از دستگاه ها که مهمترین ویژگی آن امنیت محتوا است ، چالش برانگیزتر شده است.
[۲۲] انرژی و تاخیر	MEC شبیه سازی	هدف یافتن طرح مناسب قرار دادن خدمات با توجه به محدودیت های مختلف بود. نویسندگان نشان دادند که مسأله به طور کلی NP سخت است و الگوریتم های تقریب عامل ثابت را پیشنهاد می کنند.	ممکن است برای سیستمهای چند کاربره به درستی کار نکند.
[۲۳] امنیت	زیرساخت های Cloud-Edge شبیه سازی	یک روش بیانی، SecFog، ارائه شد.	مدل اساسی این رویکردها محدود به کنترل های امنیتی است که از طریق زیرساخت ارائه می شود.
[۲۴] توان و تاخیر	MEC شبیه سازی	روشهای استفاده از منابع موجود در سیستمی که با انجام کار قبلی آزاد شده اند ، پیشنهاد شده است.	به طور خاص ، تنها با اتکا به متوسط طول صف ، شرط تأخیر در کاربردهای وسایل نقلیه را برآورده نمی کرد.
[۲۵] انرژی	MEC شبیه سازی	یک استراتژی جامع برای تخلیه کار مشترک و تخصیص منابع در یک شبکه چند سلولی MEC و یک الگوریتم ابتکاری جدید برای مسأله بارگیری کار در زمان چند جمله ای پیشنهاد شده است.	این کار شبکه فوق متراکم را در نظر نمی گیرد و به دست آوردن بینش در مورد طراحی پارامترهای حیاتی دشوار است.
[۲۶] تاخیر	محاسبات لبه شبیه سازی	نویسندگان مسأله قرار دادن هواپیمای بدون سرنشین را به دو زیر مسأله تجزیه کرده و نسبت تأخیر شبکه را بهبود بخشیدند. آنها همچنین نسبت تأخیر ایستگاههای پایه هواپیماهای بدون	در یک شبکه پویا ، هر سرور مجبور بود روند تغییر مقدار بار داده جمع شده در خوشه های مختلف را به صورت پویا پردازش کند ،

		سرنشین را با تعادل بار ترافیکی (TALL) به حداقل رساندند.	که باعث عدم توازن بار در سرورهای خوشه می شود.
[۲۷] متوسط مدت کار	MCC MEC شبیه سازی	یک شبکه محاسباتی تعاونی با استفاده از همکاری عمودی بین دستگاه ها ، گره های لبه ای و سرورهای ابری با روش جهت متناوب از ضرایب (ADMM) و تفاوت برنامه نویسی توابع محدب (D.C) بررسی شد.	روش های برنامه نویسی ADMM و تفاوت توابع محدب (D.C) فقط زیربهینه بودند.
[۲۸] تقاضای نیرو و مدیریت زمان تولید و زمان پاسخ.	محاسبات مه و ابر شبیه سازی	کنترل انرژی الکتریکی در میکرو شبکه با استفاده از Fog Computing با تأخیر کم انجام شد. در طرح آنها برخی از سرویس ها مانند کنترل کننده مشتق یکپارچه متناسب (PID) و الگوریتم های برنامه ریزی پیشنهاد شده است.	در این کار فقط از downlink استفاده شده است.
[۲۹] نقض احتمالی الزامات QoS	محاسبات لبه شبیه سازی	انتخاب سرویس با استفاده از برنامه نویسی غیرخطی Mixed Integer و با استفاده از الگوریتم های خطی و ژنتیکی حل شده است.	این مقاله فقط به دلیل محدودیت منابع در لبه ، مهلت اجرا را به حداقل می رساند.
[۳۰] تخصیص منابع	شبکه های دسترسی رادیویی مه-F (RAN) شبیه سازی	مسأله به عنوان یک بازی Stackelberg ، جایی که مدیر منابع رادیویی جهانی (GRRM) با موقعیت قوی به عنوان رهبر عمل می کند و مدیران منابع رادیویی محلی (LRRM) مدل سازی می شوند.	این کار در عملکرد تخصیص منابع طولانی مدت ناکارآمد است.

۳- مدل مسأله

ما در مسأله خود، همانطور که در شکل ۱ مشاهده می‌کنید، از یک معماری شبکه‌ای سه لایه استفاده کردیم. در پایین ترین سطح، دستگاه‌های اینترنت اشیا، در سطح دوم، گره‌های مه و در بالاترین سطح، ارائه‌دهندگان خدمات ابر قرار دارد.

مدل مسأله ما، شبیه مدل مسأله مقاله [۹] است. تعریف متغیرها، در جدول ۱ آمده است. کاربران اینترنت اشیا شبکه‌ای شامل یک مجموعه از دستگاه‌ها مانند گوشی‌های هوشمند، دوربین‌های نظارت، وسایل الکتریکی و غیره هستند که با $u = \{u_1, u_2, \dots, u_M\}$ در نظر گرفته شده اند. این کاربران ممکن است یک نوع بار خاص محاسباتی یا ذخیره‌سازی را به ارائه‌دهندگان خدمات ابری (SPs[۳۰]) محول کنند که با $SP = \{sp_1, sp_2, \dots, sp_N\}$ نشان داده می‌شوند. این ارائه‌دهندگان خدمات می‌توانند کاربران مختلفی را با ملزومات محاسباتی متفاوت از لحاظ اندازه داده و تاخیر خدمات مورد توجه قرار دهند.



شکل ۱: معماری مدل مسأله.

برای کاربرانی که به تاخیر حساس نیستند، محاسبات به ابر فرستاده شده و در مورد کاربران حساس به تاخیر، ارائه‌دهندگان خدمات یکی از گره‌های مه (FNs[۳۱]) نزدیک را به کار محاسباتی اختصاص می‌دهند. گره‌های مه‌ای که به کاربر نزدیک‌تر هستند با تاخیر کمتری مواجه خواهند شد. اما موقعیت جغرافیایی تنها عامل موثر بر تاخیر خدمات نیست. در ابتدا، تاخیر ارسال/دریافت و تاخیر پردازشی محاسبه می‌گردد (تاخیر فقط به شرایط کانال مربوط نمی‌شود بلکه به اندازه داده نیز مرتبط است). هر کاربر اطلاعاتی را با خود حمل می‌کند. در واقع به کاربران این امکان را می‌دهیم که نیازهایشان را بیان کنند مانند نیاز به تاخیر، اندازه داده و زمان پردازش (زمان پردازش و اندازه داده رابطه خطی دارند). این اطلاعات به ارائه‌دهندگان ابری ارسال می‌شود. درمرحله بعد ابر، یک گره مه مناسب با نیاز کاربر را مشخص می‌کند تا منابع رادیویی محاسباتی را به شکل مناسب تخصیص دهد. کاربرانی که حساس به تاخیر هستند هنگام ارسال نیاز خدماتی خود به ابر قیمت بالاتری (بالاتر از قیمت توافق شده) را به ارائه دهندگان خدمات ابری پیشنهاد می‌دهند.

در واقع، تاخیر خدمات شامل سه دوره زمانی به ترتیب زمان ارسال، زمان پردازش CPU و زمان دریافت است. دوره‌های زمانی ارسال و دریافت به‌عنوان زمانی که برای ارسال داده به گره مه برای پردازش

و برای دریافت نتایج پردازش نیاز است تعریف می‌شوند. از طرف دیگر، زمان پردازش CPU توسط نرخ CPU هر گره مه تعیین خواهد شد. بنابراین، برای هر sp_j، وقتی که گره مه مناسب از مجموعه $FN^j = \{fn_1^j, fn_2^j, \dots, fn_L^j\}$ برای هر کاربر انتخاب شود، منابع مشترک خود $W^j = \{\omega_1^j, \omega_2^j, \dots, \omega_K^j\}$ و منابع محاسباتی $C^j = \{c_1^j, c_2^j, \dots, c_L^j\}$ را تخصیص خواهد داد.

جدول ۱: تعریف متغیرها.

متغیر	تعریف متغیر
sp_i	ارائه دهندگان خدمات ابری
FN^j	گره های مه
u	کاربران
W^j	پهنای باند
C^j	منابع محاسباتی
Γ_{min}	حداقل نسبت سیگنال به نویز تداخل
$\Gamma_{k,l}^{i,j}$	مقدار سیگنال به نویز دریافت شده از u_i در fn_l^j با استفاده از w_k^j
P_i	قدرت ارسال
$g_{k,l}^{i,j}$	سود کانال بین کاربر u_i و گره مه fn_l^j با استفاده از کانال w_k^j
$\rho_{k,l}^{i',j}$	متغیر دودویی تخصیص منابع که زمانی مقدارش برابر ۱ است اگر کاربر $u_{i'}$ با استفاده از کانال w_k^j متعلق به sp_j به گره مه fn_l^j بارگیری شود در غیراینصورت برابر ۰ است.
RP^j	مجموعه جفت منابع پهنای باند و نرخ چرخه CPU
$h_{k,l}^{i',j}$	سود کانال تداخل از سایر کاربران سیار $u_{i'}$ در fn_l^j به دلیل استفاده مجدد از کانال
σ_N^2	نویز کانال
$r_{k,l}^{i,j}$	نرخ ارسال از u_i در fn_l^j با استفاده از w_k^j، اگر شرایط SINR را برآورده کند
$t_{k,l}^{i,j}$	تاخیر خدمت u_i در هنگام استفاده از جفت منابع (w_k^j, c_l^j)
t_{trans}	مقدار زمان ارسال
t_{proc}	مقدار زمان پردازش
t_{recv}	مقدار زمان دریافت
D_i	اندازه داده
DC_i	تعداد چرخه CPU به نسبت اندازه داده
$c_{k,l}^{i,j}$	نرخ پردازش
δt	متغیر تصادفی بین ۰ و ۱
O_i	قیمت پیشنهادی که u_i در صورت تطبیق حاضر است برای هر ارائه‌دهنده خدمت بپردازد.
a	یک پارامتر با واحد دلار / مگابیت در ثانیه
T_i	نیاز به تاخیر
Rev_j	درآمد کل برای هر ارائه‌دهنده خدمت
q_R	کل ظرفیت کانال
q_C	کل ظرفیت CPU
q_{SP}	حداکثر تعداد کاربرانی که ارائه‌دهنده خدمت می‌تواند خدمت‌رسانی کند

به منظور بهینه کردن تخصیص منابع مشترک، سود کاربران و ارائه‌دهندگان خدمات در نظر گرفته شده است. در ابتدا بررسی رضایت کاربر باید نسبت سیگنال به نویز تداخل[۳۲] (SINR) محاسبه گردد. همچنین تاخیر خدمات نیز یک فاکتور با اهمیتی برای بررسی رضایت کاربر است که این دو فاکتور (نسبت سیگنال به نویز تداخل و تاخیر خدمات) در کنار هم رضایت کاربر را تعریف می‌کند.

به منظور تحویل داده درست و کامل، نسبت سیگنال به نویز تداخل باید بالاتر از مقدار حدی Γ_{min} باشد. مقدار SINR به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\Gamma_{k,l}^{i,j} = \frac{P_i\, g_{k,l}^{i,j}}{\sum_{u_{i'} \in u, i' \neq i} \rho_{k,l}^{i',j} P_{i'} h_{k,l}^{i',j} + \sigma_N^2} \qquad (۱)$$

نرخ ارسال از u_i تا fn_l^j با استفاده از ω_k^j با شرط ارضای ملزومات SINR، به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$r_{k,l}^{i,j} = \omega_k^j \log\left(1 + \Gamma_{k,l}^{i,j}\right) \qquad (۲)$$

همچنین، تاخیر ارائه خدمت u_i وقتی که جفت منابع (ω_k^j, c_l^j) استفاده می‌شود به‌صورت زیر تعریف خواهد شد که هر چه تاخیر ارائه خدمت کمتر باشد، رضایت کاربر بیشتر خواهد بود:

$$t_{k,l}^{i,j} = t_{trans} + t_{proc} + t_{recv} = \frac{D_i}{r_{k,l}^{i,j}} + \frac{DC_i}{c_{k,l}^{i,j}} + \delta t \qquad (۳)$$

در بحث سود ارائه‌دهندگان خدمات، بدون اینکه در کلیت قضیه خللی وارد شود می‌توان یک رابطه خطی بین قیمت و اندازه داده در نظر گرفت. بنابراین، قیمت پیشنهادی هر کاربر را می‌توان به‌صورت زیر تعریف نمود:

$$O_i = f(D_i, T_i) \qquad (۴)$$

و تابع زیر برای تعریف فوق در نظر گرفته می‌شود:

$$O_i = a\frac{D_i}{T_i} \qquad (۵)$$

درآمد کل برای هر ارائه‌دهنده خدمات نیز به‌صورت رابطه زیر حاصل خواهد شد:

$$Rev_j = \sum_{u_i \in u} \rho_{k,l}^{i,j} O_i \qquad (۶)$$

سود در واقع درآمد حاصل از ارائه خدمات سرویس‌دهندگان ابری به کاربران از طریق گره مه است. در ابتدا، کاربران قیمتی را پیشنهاد می‌دهند و سرویس‌دهندگان ابری لیستی از خدمات مورد نیاز و قیمت‌های پیشنهادی را دریافت می‌کنند. سپس نگاشتی بین منابع موجود و خدماتی (با قیمت پیشنهادی مشخص شده) که هر کاربر تقاضا کرده است ایجاد می‌شود. در آخر مجموع هزینه‌های دریافتی از ارائه خدمات (درآمد ارائه‌دهندگان ابری) محاسبه می‌شود. هزینه

مصرف برق، نگهداری و انتقال، هزینه پردازش بدلیل پیچیدگی محاسبات، ثابت درنظر گرفته شده و فاکتور اصلی برای سود، پول دریافتی (برحسب دلار) است.

هدف این مقاله، افزایش درآمد ارائه‌دهندگان خدمات و در راستای آن رضایت کاربر و کاهش میانگین تاخیر نیز می‌باشد. بنابراین، مسأله بهینه‌سازی و محدودیت‌های آن به‌صورت زیر است:

$$max_{\rho_{k,l}^{i,j}}: Rev_j = \sum_{u_i \in u} \rho_{k,l}^{i,j} O_i \quad (۷)$$

$$s.t.: \ \rho_{k,l}^{i,j} t_{k,l}^{i,j} \le T_i, \forall u_i \in u, rp_{l,k}^{j} \in RP^j, sp_j \in SP \quad (۸)$$

$$\rho_{k,l}^{i,j} \Gamma_{k,l}^{i,j} \ge \Gamma_{min}, \forall u_i \in u, rp_{l,k}^{j} \in RP^j, sp_j \in SP \quad (۹)$$

$$\sum_{u_i \in u, fn_l^j \in FN^j} \rho_{k,l}^{i,j} \le q_R, \forall \omega_k^j \in W^j, sp_j \in SP \quad (۱۰)$$

$$\sum_{u_i \in u, \omega_l^j \in W^j} \rho_{k,l}^{i,j} \le q_C, \forall fn_k^j \in FN^j, sp_j \in SP \quad (۱۱)$$

$$\sum_{u_i \in u, rp_l^j \in RP^j} \rho_{k,l}^{i,j} \le q_{SP}, \forall \ sp_j \in SP \quad (۱۲)$$

$$\rho_{k,l}^{i,j} \in \{0,1\} \quad (۱۳)$$

فرمول (۷) هدف سیستم است که بیشینه کردن درآمد کل برای هر ارائه‌دهنده خدمت را نشان می‌دهد. (۸) نشان دهنده نیاز تاخیر برای هر کاربر است. (۹) حداقل نیاز به SINR را برای هر کاربر تعریف می کند. (۱۰)، (۱۱) و (۱۲) به ترتیب محدودیت ظرفیت هر کانال، گره مه و ارائه‌دهندگان خدمات را برآورده می‌کنند.

۴- حل مسأله

با توجه به اینکه هرکاربر اطلاعاتی را با خود حمل می‌کند به کاربران این امکان را می‌دهیم که نیازهایشان را بیان کنند مانند نیاز به تاخیر، اندازه داده و زمان پردازش (اندازه داده و زمان پردازش رابطه خطی دارند). این اطلاعات به ارائه‌دهندگان ابری ارسال می‌شود. در مرحله بعد ابر، یک گره مه مناسب با نیاز کاربر را مشخص می‌کند تا دو منبع پردازشی و محاسباتی را به شکل مناسب، اختصاص دهد. بهترین گره مه بوسیله الگوریتم TLBO انتخاب می‌شود و در نهایت پارامترهای رضایت کاربر، میانگین تاخیر و سود ارائه دهندگان ابری محاسبه می‌شود.

حل مسأله از اجرای سه الگوریتم تشکیل و با MATLAB اجرا شده است. در الگوریتم ۱، تعداد کاربران از ۴۵ تا ۲۱۰ درنظر گرفته شده و در هر تکرار ۱۵ عدد به تعداد کاربران اضافه می‌کند و سه پارامتر درآمد (Rev)، تاخیر(T)، رضایت کاربران (satisfy) محاسبه می‌شود.

الگوریتم ۱

ورودی: تعداد کاربران
خروجی: تاخیر (T)، درآمد (Rev)، رضایت کاربران(satisfy)
۱- شروع حلقه for برای تعداد کاربران از ٤٥ تا ۲۱۰
۲- محاسبه درآمد(Rev)
۳- محاسبه تاخیر(T)
٤- محاسبه رضایت کاربران(satisfy)
٥- به تعداد کاربران ۱۵ تا اضافه کن و حلقه را ادامه بده
٦- پایان حلقه

الگوریتم ۲، تعداد کاربران را به‌عنوان ورودی می‌گیرد و سه پارامتر خروجی تاخیر، درآمد، و رضایت کاربر را محاسبه می‌کند و در تابع Make_Network، شبکه سه لایه‌ایی رسم می‌کند تابع Student ورودی‌های تعداد کاربران (M)، تعداد گره‌های مه (L)، تعداد گره مه (FN)، تعداد ارئه‌دهندگان (SP) را دریافت کرده و در هر مرحله، گره مه‌ای که با تخصیص این گره مه، بیشترین درآمد حاصل می‌شود را مشخص می‌کند. این تابع بعد از تخصیص یک عدد، به ظرفیت منابع اضافه می‌کند (منابع را به‌صورت یک زوج منابع کنار هم، تشکیل شده از پهنای باند و CPU در نظر می‌گیریم) و فاصله کاربر با گره مه را محاسبه می‌کند و این کار تا وقتی که ظرفیت تکمیل نشده است، ادامه پیدا می‌کند و بعد با ارائه خدمات توسط آن گره مه، درآمد، رضایت کاربر و تاخیر حاصل از هر مرحله از تخصیص را با استفاده از الگوریتم ۱ محاسبه می‌کند.

الگوریتم ۲

ورودی: تعداد کاربران
خروجی: تاخیر (T)، درآمد (Rev)، رضایت کاربران(satisfy)
۱- تعریف متغیرها
۲- اجرای تابع Make_Network و رسم شبکه سه لایه‌ایی با ورودی تعداد کاربران(M)، تعداد گره‌های مه (FNs)، شعاع شبکه (R)، تعداد ارائه‌دهندگان(SPs)
۳- اجرای تابع student با ورودی‌های تعداد کاربران (M)، تعداد گره‌های مه (L)، تعداد گره مه (FN)، تعداد ارئه‌دهندگان (SP)، وخروجی انتخاب بهترین FN
٤- گره‌های مه به کاربران به‌صورت تصادفی منابع را تخصیص می دهند
٥- اجرای الگوریتم بهینه سازی آموزش و یادگیری
٦- انتخاب بهترین گره مه
۷- شروع حلقه for برای تعداد کاربران
۸- بهترین گره مه را به کاربر اختصاص بده
۹- شروع while تا زمانی که ظرفیت پهنای باند و پردازش داری ادامه بده
۱۰- پایان حلقه
۱۱- ظرفیت منابع را یک عدد اضافه کن
۱۲- فاصله گره مه تا کاربر را محاسبه کن

۱۳- فرمول‌های (۱) تا (٦) را محاسبه کن

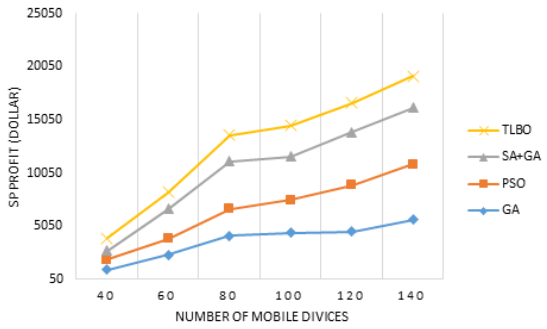
الگوریتم۳ ، الگوریتم بهینه‌سازی آموزش و یادگیری، دارای دو فاز آموزش و یادگیری است که درمرحله اول باید پارامترها و متغیرهای مسأله را تعریف کنیم. در ابتدا، بهترین پاسخ را منفی بینهایت قرار می‌دهیم که در هر مرحله پاسخ بهترین جایگزین شود. هزینه از طریق تابع fitness محاسبه می‌شود. در فاز آموزش، بهترین فرد از نظر بالاترین نمره به‌عنوان معلم انتخاب می‌شود و میانگین سطح نمره افراد را با آموزش ارتقاء می‌دهد. در فاز یادگیری که با تعامل بین دانش‌آموزان همراه است، اطلاعات بین دانش‌آموزان رد و بدل می‌شود.

الگوریتم ۳

ورودی: تعداد تکرار، تعداد متغیرها، اندازه متغیرها
خروجی: بهترین گره مه
۱- آماده اسازی الگوریتم وتعریف متغیرها
۲- شروع حلقهfor برای تعداد جمعیت
۳- محاسبه تابع fitness هزینه هر عضو جمعیت با ورودی های موقعیت بهترین فاگ، تعداد کاربران (M)، تعداد گره مه (FN)، تعداد ارئه‌دهندگان (SP)
٤- مقایسه هزینه هر عضو با هزینه بهترین عضو
٥- شروع حلقه اصلی الگوریتم
٦- شروع حلقه For به اندازه تکرار
۷- محاسبه میانگین جمعیت
۸- انتخاب بهترین عضو جمعیت به‌عنوان معلم
۹- شروع فاز معلم
۱۰- ایجاد جمعیت خالی
۱۱- محاسبه موقعیت طبق فرمول
۱۲- محاسبه مقدار تابع fitness برای موقعیت جدید
۱۳- مقایسه موقعیت جدید با بهترین جواب
۱٤- فاز یادگیری
۱٥- برای هر عضو یک پاسخ تصادفی انتخاب می‌کنیم
۱٦- محاسبه مقدار تابع fitness برای موقعیت جدید
۱۷- مقایسه موقعیت جدید با بهترین جواب
۱۸- پایان حلقه For
۱۹- بهترین گره مه را برگردان
۲۰- پایان حلقه اصلی

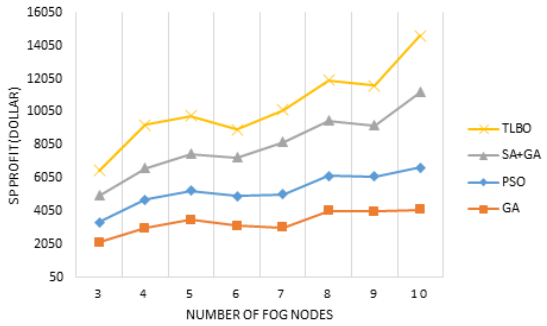
۵- ارزیابی

برای مقایسه مقدار تابع هدف، چهار الگوریتم TLBO، SA + GA ، PSO و GA را برای مدل اجرا کردیم. در واقع آزمایشی طراحی کردیم که در مرحله اول تعداد گره مه را ثابت و تعداد کاربر را متغیر و در مرحله دوم تعداد کاربر را ثابت و تعداد گره مه را متغیر در نظر گرفتیم. نتیجه آزمایش اول در شکل۲ و نتیجه آزمایش دوم در شکل۳ آمده است. سپس با استفاده از روش TLBO سه پارامتر رضایت کاربران، میانگین تاخیر و سود ارائه‌دهندگان خدمات با روش تصادفی مقایسه می‌کنیم.



شکل ۲: سود ارائه‌دهندگان ابری با تعداد ثابت ده گره مه.

در شکل ۲ (با تعداد ثابت ده گره مه)، مقدار سود ارائه‌دهندگان ابری با افزایش تعداد دستگاه‌های سیار افزایش می‌یابد. بیشترین سود به ترتیب مربوط به TLBO، SA + GA، PSO و GA است.



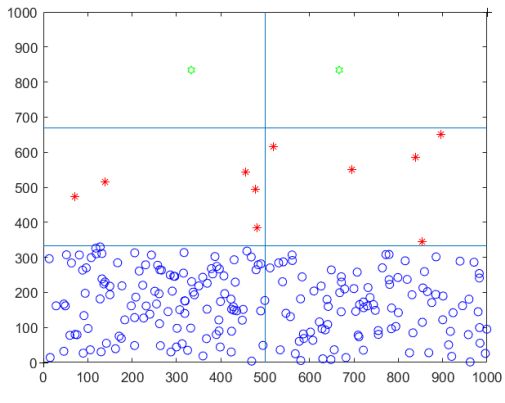
شکل ۳: سود ارائه‌دهندگان ابری با تعداد ثابت چهل دستگاه سیار.

در شکل ۳ (با تعداد ثابت چهل دستگاه سیار)، با افزایش تعداد گره‌های مه، مقدار سود ارائه‌دهندگان ابری افزایش می‌یابد. بیشترین سود به ترتیب مربوط به TLBO، SA + GA، PSO و GA است.

سپس الگوریتم TLBO را ارزیابی می‌کنیم. برای مقایسه، از روش Random استفاده می‌کنیم که به تخصیص منابع تصادفی بین کاربران و جفت منابع اشاره دارد. ما یک شبکه با N = ۲، ارائه‌دهندگان خدمات را در نظر می‌گیریم که هر کدام با L = ۵ گره‌های مه، با شعاع R = ۱ کیلومتر که گره‌های مه به طور تصادفی در شبکه توزیع شده اند. فرض کنید تعداد کاربران اینترنت اشیا، M = ۴۰ که به طور تصادفی در شبکه توزیع شده اند. هر ارائه‌دهندگان خدمات مالک K = ۵ باند کانال برای به اشتراک گذاری بین کاربران است و پهنای باند بر روی w = ۵ مگا هرتز

تنظیم شده است. SINR، برای کاربران یک توزیع تصادفی یکنواخت در محدوده ۲۰ تا۳۰ دسیبل است. ما نیاز به ظرفیت برابر برای هر کانال و هر گره مه داریم که $q_C = q_R = 1$ است و ظرفیت ارائه‌دهندگان خدمات برای هر کانال به‌صورت $q_{SP} = 80$ تنظیم شده است. نیاز به تاخیر کاربران و اندازه داده و همچنین چرخه‌های متناظر CPU، توسط انواع دستگاه خاص اینترنت اشیا تعیین می‌شوند. تاخیر خدمت، شامل تاخیر ارسال و تاخیر پردازش CPU است و کل نیاز به تاخیرT برای هر کاربر به طور یکنواخت در عرض ۶ یا ۷ ثانیه توزیع شده است. اندازه داده (D) کاربران به‌صورت یک توزیع یکنواخت، از ۲ تا ۸ تنظیم شده است. چرخه‌های CPU متناظر با عنوان چرخه‌های $DC_i = D_i \times 10^4$ تعیین می‌شوند. نرخ پردازش CPU برای هر گره مه به‌عنوان یک توزیع یکنواخت در بازه بین 5×10^{10} تا 6×10^{10} سیکل/ ثانیه تنظیم شده است.

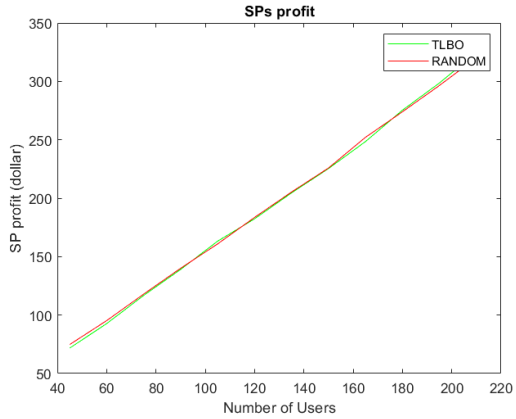
شکل ۴، توزیع سه لایه‌ای شبکه را نشان می‌دهد. در مرحله اول خطوط جدا کننده شکل را رسم می‌کنیم بدین گونه که شکل به سه قسمت مساوی (ارائه‌دهندگان خدمات در بالا، گره‌های مه در وسط و کاربران در پایین) تقسیم می‌شود. که هر قسمت ۳۰۰ متر عرض دارد و با یک خط عمودی شبکه را دو قسمت کردیم تا هر کدام از ارائه‌دهندگان ابری دریک قسمت قرا بگیرند. ارائه‌دهندگان ابری در عرض حدودا ۶۰۰ تا ۱۰۰۰ قرار گرفته اند درقسمت دوم گره‌های مه که در عرض حدودا ۳۰۰-۶۰۰ قرار گرفته اند هر ارائه‌دهنده ابری حداکثر با ۵ گره مهر می‌تواند ارتباط برقرار کند (ظرفیت را در ابتدا مشخص می‌کنیم) و در قسمت پایین، کاربران با تعداد ۴۰ عدد در عرض ۰-۳۰۰ قرار گرفته اندکه هر کدام می‌تواند با گره مه‌ای که ابر مشخص کرده است ارتباط بگیرند.



شکل ۴: نمایش شبکه سه لایه‌ایی شامل ارائه‌دهندگان، گره‌های مه و کاربران.

شکل ۵، سود ارائه‌دهندگان خدمت را با اجرای الگوریتم TLBO و در روش Random نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ملاحظه می‌کنید، سود ارائه‌دهندگان خدمت در این نمودار، تقریبا با هم برابرند. ظرفیت شبکه به حداکثر تعداد کاربرانی که دو منبع اشتراکی به آن‌ها اختصاص یافته است اشاره دارد که ارائه‌دهندگان خدمات می‌تواند بدون هیچ کاربری، تخصیص نیافته باقی بماند. از دیدگاه ارائه‌دهندگان خدمات، این سیستم از کاربرانی که منابع به آن‌ها اختصاص داده شده است، درآمد اجباری کسب می‌کند. قبل از اینکه ظرفیت شبکه تکمیل شود، تقریبا تمام کاربران می‌توانند منابع درخواستی خود را در زمان‌های مختلف، دریافت کنند. با این حال، زمانی که تعداد کاربران بیش از ظرفیت شبکه باشند، باید برای یک سهم رقابت کنند. کاربرانی که نیاز به خدمات بلادرنگ دارند قیمت‌های بالاتری ارائه می‌دهند، در نتیجه احتمال انتخاب آن‌ها توسط ارائه‌دهندگان خدمات بیشتر است. در عوض، کاربران با پیشنهاد بالاتر، سود ارائه‌دهندگان خدمات را بیشتر می‌کنند.

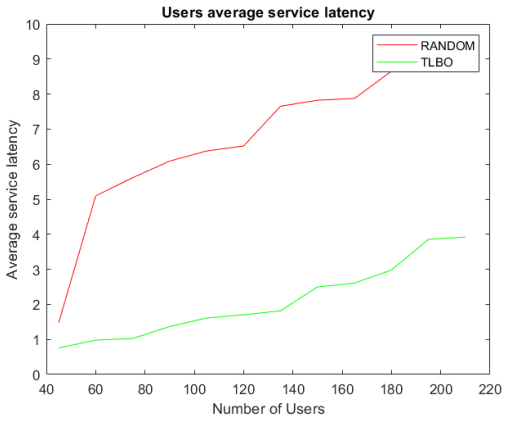
دلیل بهتر شدن سود ارائه‌دهندگان نسبت به مقاله [۹] این است که الگوریتم TLBO در میان تعداد زیادی از راه‌حل‌های ممکن، راه‌حل‌های خوبی برای مسأله جستجو می‌کند که بر روی فلسفه آموزش و یادگیری کار می‌کند [۳۱]. برخلاف سایر تکنیک‌های بهینه‌سازی، TLBO به تنظیم پارامترهای الگوریتمی نیاز ندارد، بنابراین اجرای TLBO ساده‌تر می‌شود. TLBO از بهترین راه‌حل تکرار برای تغییر راه‌حل موجود در جمعیت و در نتیجه افزایش نرخ همگرایی استفاده می‌کند. همچنین جمعیت را تقسیم نمی‌کند. TLBO از مقدار متوسط جمعیت برای به روزرسانی راه‌حل استفاده می‌کند. TLBO از روش حریصانه برای پذیرش راه‌حل خوب استفاده می‌کند. نقطه قوت روش TLBO این است که برای کار کردن الگوریتم به تنظیمات پارامتر نیاز ندارد [۳۳].



شکل ۵: سود ارائه‌دهندگان خدمت.

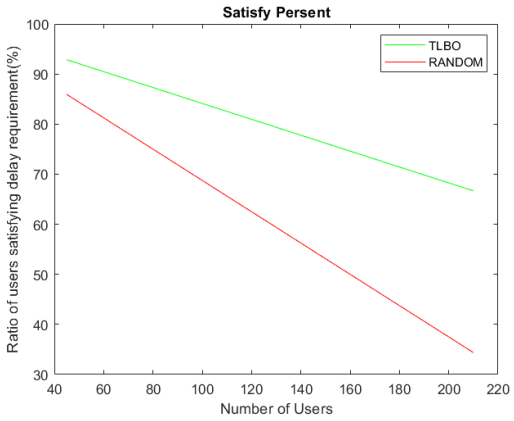
شکل۶، ارزیابی متوسط تاخیر خدمات را تحت مقایسه دو الگوریتم نشان می‌دهد. تاخیر خدمت برای هر دو الگوریتم با تعداد کاربران افزایش می‌یابد و منحنی تصادفی، تاخیر متوسط بالاتری را نشان

می‌دهد. در مقاله [۹] از استراتژی UOC که باعث بهبود عملکرد که همان تاخیر است استفاده شده است و چون الگوریتم آموزش و یادگیری فقط دانش رد و بدل می‌کند و تلاشی برای تطابق پایدار انجام نمی‌دهد برای بعضی موقعیت‌ها باعث افزایش تاخیر می‌شود. بنابراین تاخیر خدمات نسبت به مقاله [۹] افزایش یافته است.



شکل ۶: متوسط تاخیر خدمات بر حسب ثانیه.

رضایت کاربر در شکل۷، ارزیابی می‌شود. نسبت رضایت کاربران با افزایش تعداد کاربران برای هر دو روش کاهش می‌یابد. نقاط شروع هر دو روش تقریبا ٪۱۰۰ است و پس از آن روش تصادفی سریع‌تر از الگوریتم افت می‌کند. دو منحنی با سرعت‌های مشابه کاهش می‌یابند. در نقطه پایانی وقتی M =۲۱۰ رضایت کاربر در روش TLBO تقریبا به ٪۷۰ می‌رسند، در حالی که منحنی تصادفی به زیر ٪۴۰ افت می‌کند. رضایت کاربر نسبت به مقاله [۹] کمی بدتر شده است زیرا آن مقاله از مدل SPA[33] استفاده می‌کند که درواقع منفعت هر دو طرف را در نظر می‌گیرد و یک بازی تطبیقی است. ولی در اینجا الگوریتم آموزش ویادگیری بیشتر روی منفعت ارائه‌دهندگان خدمات تمرکز دارد و به دنبال سود بالاتر آن‌ها است.



شکل ۷: درصد رضایت کاربران.

به طور خلاصه، مقایسه سود ارائه‌دهندگان خدمت، متوسط تاخیر خدمات و درصد رضایت کاربران برای مقاله ما و مقاله پایه [۹]، در جدول ۳ آمده است.

جدول ۳: مقایسه سود ارائه‌دهندگان خدمت، متوسط تاخیر خدمات و درصد رضایت کاربران برای مقاله ما و مقاله پایه [۹].

		تعداد کاربران			
		۸۰	۱۲۰	۱۶۰	۲۰۰
مقاله ما	سود ارائه‌دهندگان خدمت	۱۲۵	۱۸۰	۲۵۰	۳۰۰
	متوسط تاخیر خدمات	۱	۱.۸	۲.۷	۳.۹
	درصد رضایت کاربران	۸۸	۸۲	۷۶	۷۰
مقاله [۹]	سود ارائه‌دهندگان خدمت	۱۱۰	۱۵۰	۱۷۰	۲۱۰
	متوسط تاخیر خدمات	۱	۱.۵	۱.۶	۱.۷
	درصد رضایت کاربران	۹۶	۸۸	۷۸	۷۵

۶- نتیجه‌گیری

اینترنت اشیا با حجم زیادی از داده سروکار دارد، پردازش و ذخیره این حجم از داده به راحتی امکان پذیر نیست. با این حال، بسیاری از برنامه‌های آن از چالش‌هایی رنج می‌برند. محاسبات مه، به ارائه راه‌حل‌هایی برای این چالش‌ها کمک می‌کند. در این مقاله ابتدا مسأله مقاله که از نوع MINLP است با استفاده از روش‌های TLBO، SA، GA + PSO و GA حل می‌شود. سپس با توجه به نتایج حاصل از آن، روش TLBO را که بهترین نتایج را در بین چهار روش دارد انتخاب کردیم. سپس تخصیص بهینه منابع با هدف بیشینه کردن سود ارائه‌دهندگان خدمات ابری را با در نظر گرفتن سه پارامتر میانگین تاخیر، رضایت کاربر و درآمد ارائه‌دهندگان خدمات توسط الگوریتم فراابتکاری TLBO با MATLAB محاسبه کردیم.

با توجه به نتایجی که بدست آوردیم، سود ارائه‌دهندگان خدمات ابری نسبت به مقاله [۹]، بهبود و افزایش پیدا کرده است. دلیل بهتر شدن سود ارائه‌دهندگان نسبت به مقاله [۹] این است که الگوریتم TLBO در میان تعداد زیادی از راه‌حل‌های ممکن، راه‌حل‌های بهتری برای مسأله جستجو می‌کند که بر روی فلسفه آموزش و یادگیری کار می‌کند [۳۱]. برخلاف سایر تکنیک‌های بهینه‌سازی، TLBO به تنظیم پارامترهای الگوریتمی نیاز ندارد، بنابراین اجرای TLBO ساده‌تر می‌شود. TLBO از بهترین راه‌حل تکرار برای تغییر راه‌حل موجود در جمعیت و در نتیجه افزایش نرخ همگرایی استفاده

می‌کند. همچنین جمعیت را تقسیم نمی‌کند. TLBO از مقدار متوسط جمعیت برای به روزرسانی راه‌حل استفاده می‌کند. TLBO از روش حریصانه برای پذیرش راه‌حل خوب استفاده می‌کند. نقطه قوت روش TLBO این است که برای کار کردن الگوریتم به تنظیمات پارامتر نیاز ندارد [۳۳].

در مقاله [۹] از استراتژی UOC که باعث بهبود عملکرد که همان تاخیر است استفاده شده است و چون الگوریتم آموزش و یادگیری فقط دانش رد و بدل می‌کند و تلاشی برای تطابق پایدار انجام نمی‌دهد برای بعضی موقعیت‌ها باعث افزایش تاخیر می‌شود. بنابراین تاخیر خدمات نسبت به مقاله [۹] افزایش یافته است. رضایت کاربر نیز نسبت به مقاله [۹] کمی بدتر شده است زیرا آن مقاله از مدل SPA استفاده می‌کند که درواقع منفعت هر دو طرف را در نظر می‌گیرد و یک بازی تطبیقی است. ولی در اینجا الگوریتم آموزش و یادگیری بیشتر روی منفعت ارائه‌دهندگان خدمات تمرکز دارد و به دنبال سود بالاتر آن‌ها است.

مراجع

[1] Javadzadeh, Ghazaleh, and Amir Masoud Rahmani. "Fog computing applications in smart cities: A systematic survey.", *Wireless Networks* 26.2, pp. 1433-1457, 2020.

[2] Bellavista, Paolo, et al. "A survey on fog computing for the Internet of Things.", *Pervasive and mobile computing* 52, pp. 71-99, 2019.

[3] Cottle, Richard, and Mukund N. Thapa. "*Linear and nonlinear optimization*", Springer, Vol. 253, 2017.

[4] Muts, Pavlo, Ivo Nowak, and Eligius MT Hendrix. "The decomposition-based outer approximation algorithm for convex mixed-integer nonlinear programming", *Journal of Global Optimization*, pp. 1-22, 2020.

[5] Masdari, Mohammad, and Saeid Barshandeh. "Discrete teaching–learning-based optimization algorithm for clustering in wireless sensor networks." *JOURNAL OF AMBIENT INTELLIGENCE AND HUMANIZED COMPUTING*, 2020.

[6] Kumar, Dinesh, and Vijay Kumar. "Impact of Controlling Parameters on the Performance of MOPSO Algorithm." *Procedia Computer Science* 167, pp. 2132-2139, 2020.

[7] Bitam, Salim, Sherali Zeadally, and Abdelhamid Mellouk. "Fog computing job scheduling optimization based on bees swarm." *Enterprise Information Systems* 12.4, pp. 373-397, 2018.

[8] Van Laarhoven, Peter JM, and Emile HL Aarts. "Simulated annealing." *Simulated annealing: Theory and applications*. Springer, Dordrecht. pp. 7-15, 1987.

[9] Gu, Yunan, et al. "Joint radio and computational resource allocation in IoT fog computing", *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 67.8, pp. 7475-7484, 2018.

[10] Chen, Meng-Hsi, Ben Liang, and Min Dong. "Multi-user multi-task offloading and resource allocation in mobile cloud systems", *IEEE Transactions on Wireless Communications* 17.10, pp. 6790-6805, 2018.

[11] Chen, Meng-Hsi, Min Dong, and Ben Liang. "Resource sharing of a computing access point for multi-user mobile cloud offloading with delay constraints", *IEEE Transactions on Mobile Computing* 17.12, pp. 2868-2881, 2018.

[12] Du, Jianbo, et al. "Computation offloading and resource allocation in mixed fog/cloud computing systems with min-max fairness guarantee.", *IEEE Transactions on Communications* 66.4, pp. 1594-1608, 2018.

[13] Du, Jianbo, et al. "Enabling low-latency applications in LTE-A based mixed fog/cloud computing systems", *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 68.2, pp. 1757-1771, 2018.

[14] Xing, Hong, et al. "Joint task assignment and resource allocation for D2D-enabled mobile-edge computing", *IEEE Transactions on Communications* 67.6, pp. 4193-4207, 2019.

[15] Li, Xi, et al. "Optimizing resources allocation for fog computing-based Internet of Things networks.", *IEEE Access* 7, pp. 64907-64922, 2019.

[16] Karatas, Firat, and Ibrahim Korpeoglu. "Fog-based data distribution service (F-DAD) for internet of things (IoT) applications", *Future Generation Computer Systems* 93, pp. 156-169, 2019.

[17] Nguyen, Ti Ti, Long Le, and Quan Le-Trung. "Computation offloading in MIMO based mobile edge computing systems under perfect and imperfect CSI estimation." *IEEE Transactions on Services Computing*, 2019.

[18] Wang, Qian, and Siguang Chen. "Latency-minimum offloading decision and resource allocation for fog-enabled Internet of Things networks", *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, e3880, 2020.

[19] Zhou, Jizhe, Xing Zhang, and Wenbo Wang. "Joint resource allocation and user association for heterogeneous services in multi-access edge computing networks", IEEE Access 7, pp. 12272-12282, 2019.

[20] Pham, Xuan-Qui, et al. "Joint node selection and resource allocation for task offloading in scalable vehicle-assisted multi-access edge computing", *Symmetry* 11.1, pp. 58, 2019.

[21] Shahid, M. H., Hameed, A. R., ul Islam, S., Khattak, H. A., Din, I. U., Rodrigues, J. J. Energy and delay efficient fog computing using caching mechanism. Computer Communications, 154, pp. 534-541, 2020. https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.001

[22] Bi, Suzhi, Liang Huang, and Ying-Jun Angela Zhang. "Joint Optimization of Service Caching Placement and Computation Offloading in Mobile Edge Computing Systems." IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020.

[23] Forti, Stefano, Gian-Luigi Ferrari, and Antonio Brogi. "Secure cloud-edge deployments, with trust." Future Generation Computer Systems 102, pp. 775-788, 2020.

[24] Rahmani, Amir M., et al. "Exploiting smart e-Health gateways at the edge of healthcare Internet-of-Things: A fog computing approach." Future Generation Computer Systems 78, pp. 641-658, 2018.

[25] Chen, Meng-Hsi, Ben Liang, and Min Dong. "Multi-user multi-task offloading and resource allocation in mobile cloud systems." IEEE Transactions on Wireless Communications 17.10, pp. 6790-6805, 2018.

[26] Chen, Meng-Hsi, Min Dong, and Ben Liang. "Resource sharing of a computing access point for multi-user mobile cloud offloading with delay constraints." IEEE Transactions on Mobile Computing 17.12, pp. 2868-2881, 2018.

[27] Du, Jianbo, et al. "Computation offloading and resource allocation in mixed fog/cloud computing systems with min-max fairness guarantee." IEEE Transactions on Communications 66.4, pp. 1594-1608, 2018.

[28] Xing, Hong, et al. "Joint task assignment and resource allocation for D2D-enabled mobile-edge computing." IEEE Transactions on Communications 67.6, pp. 4193-4207, 2019.

[29] Wang, Yue, et al. "Cooperative task offloading in three-tier mobile computing networks: An ADMM framework." IEEE Transactions on Vehicular Technology 68.3, pp. 2763-2776, 2019.

[30] Li, Xi, et al. "Optimizing resources allocation for fog computing-based Internet of Things networks." IEEE Access 7, pp. 64907-64922, 2019.

[31] Umbarkar, A. J., P. D. Sheth, and S. V. Babar. "Solving 0/1 knapsack problem using hybrid TLBO-GA algorithm." *Proceedings of Fourth International Conference on Soft Computing for Problem Solving*. Springer, New Delhi, 2015.

[32] Singh, Simar Preet, Rajesh Kumar, and Anju Sharma. "Efficient content retrieval in fog zone using Nano-Caches.", e5438, *Concurrency and Computation: Practice and Experience* 32.2, 2020.

[33] Rao, R. Venkata, Vimal J. Savsani, and D. P. Vakharia. "Teaching–learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems.", 1-15, *Information sciences* 183.1, 2012.

پاورقی‌ها:

[1] Internet of Things
[2] optimization
[3] Mixed-Integer Nonlinear Programming
[4] Mixed-Integer Linear Programming
[5] Nonlinear Programming
[6] Teaching–Learning-Based Optimization
[7] Simulated Annealing
[8] Student Project Allocation
[9] User-Oriented Cooperation
[10] Quadratically Constrained Quadratic Program
[11] MultiUser Multi-Task Offloading
[12] MUMTO With Computing Access Point
[13] Computing Access Point
[14] Semi Definite Relaxation
[15] Computation Offloading And Resource Allocation
[16] Bisection Method For Computation Resource Allocation
[17] min-max fairness
[18] Resource Block
[19] Framework Fireworks Algorithm Based Joint Computation Offloading And Resource Allocation Algorithm
[20] Device-to-Device
[21] convex-relaxation-based
[22] Improved Genetic Algorithm
[23] Fog Computing Unit
[24] Perfect- Channel State Information
[25] Imperfect-CSI
[26] coalition game based algorithm
[27] Proportional Integral Derivative
[28] Simple Genetic Algorithm
[29] Modified Teaching Learning-Based Optimization
[30] Service Providers
[31] Fog Nodes
[32] Signal to Interference Noise Ratio
[33] Student Project Allocation