

Energy Efficiency in Smart Vehicular Networks Using Dynamic Load Migration

Zahra Sharifi¹, Abbas horri^{2*}, Leila samimi³

1 Master's degree, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. *sharifi.1998.zahra@gmail.com*

2 Assistant Professor, Shahrekord University, Shahrekord, Iran (*Correspondence: horri@sku.ac.ir*)

3 Assistant Professor, Shahrekord University, Shahrekord, Iran. *lsamimi@sku.ac.ir*

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Article history:	Modern smart vehicles are connected to complex communication networks and exchange a massive volume of data, leading to increased energy consumption in these networks. In this study, a novel method for optimizing energy consumption in smart vehicular networks is proposed. The proposed approach is based on two dynamic load balancing techniques: First, determine dynamic thresholds based on the average workload of virtual machines, then, predict future load using regression analysis. Simulation results demonstrate that using 10% and 20% higher than the average workload threshold reduces energy consumption and improves load balancing efficiency. Additionally, the workload prediction model shows only a 5% deviation between predicted and actual values, indicating high accuracy. This algorithm significantly reduces energy consumption and improves the success rate of virtual machine migrations. The proposed method can be further utilized for efficient resource management in smart vehicular networks, contributing to lower operational costs and environmental sustainability.
Article Type: Research paper	
Receive: 08 October 2025	
Revise: 02 December 2025	
Accept: 15 December 2025	
Available online: 29 December 2025	
Keywords:	
Smart vehicle	
Internet of Things (IoT)	
Dynamic load migration	
Energy consumption optimization	
Vehicular networks	

Cite this article: Sharifi, Z., horri, A., & samimi, L. Energy Efficiency in Smart Vehicular Networks Using Dynamic Load Migration. *Electronic and Cyber Defense*, 2025; 13(4), 77-86

DOI: <https://doi.org/10.47176/ECDJ.2025.1632>



© The Author(s). retain the copyright and full publishing rights

Publisher: Imam Hossein University

کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های خودروی هوشمند با استفاده از مهاجرت پویای بار

زهرا شریفی^۱، عباس حری^۲، لیلا صمیمی دهکردی^۳

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. sharifi.1998.zahra@gmail.com

^۲ استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران (نویسنده مسئول: horri@sku.ac.ir)

^۳ استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. lsamimi@sku.ac.ir

چکیده	مشخصات مقاله
خودروهای هوشمند امروزی به شبکه‌های ارتباطی پیچیده متصل شده و حجم عظیمی از داده را مبادله می‌کنند. این امر منجر به افزایش مصرف انرژی در این شبکه‌ها شده است. در این پژوهش، روشی نوین برای بهینه‌سازی مصرف انرژی در شبکه‌های خودروهای هوشمند ارائه شده است. روش پیشنهادی بر پایه دو تکنیک متعادل‌سازی بار پویا طراحی شده است: ابتدا، تعیین آستانه‌های پویا بر اساس میانگین بارکاری ماشین‌های مجازی، سپس، پیش‌بینی بار آینده با استفاده از تحلیل رگرسیونی. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که آستانه ۱۰٪ و ۲۰٪ بالاتر از میانگین بارکاری ماشین‌ها، مصرف انرژی شبکه را کاهش داده و نرخ تعادل بار را بهبود می‌بخشد. همچنین، مدل پیش‌بینی بار آینده، اختلاف میان بار پیش‌بینی شده و بار واقعی را تنها ۵٪ نشان می‌دهد که بیانگر دقت بالای این روش است. این الگوریتم توانست مصرف انرژی را به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش دهد و نرخ موفقیت مهاجرت ماشین‌های مجازی را بهبود ببخشد. این روش می‌تواند در آینده برای مدیریت بهینه منابع در شبکه‌های خودروهای هوشمند به کار گرفته شود و به کاهش هزینه‌های اجرایی و آلودگی محیط‌زیست کمک کند.	تاریخچه مقاله: نوع مقاله: علمی - پژوهشی دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۶ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۱۱ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۴ ارائه آنلاین: ۱۴۰۴/۱۰/۰۸ کلیدواژه‌ها: خودروهای هوشمند اینترنت اشیاء مهاجرت پویای بار بهینه‌سازی مصرف انرژی شبکه‌های خودروهای متصل

استناد: شریفی، زهرا، حری، عباس، صمیمی دهکردی، لیلا. کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های خودروی هوشمند با استفاده از مهاجرت پویای بار. پدافند

الکترونیکی و سایبری، ۱۳(۴): ۷۷-۸۸، ۱۴۰۴. <https://doi.org/10.47176/ECDJ.2025.1632>

© نویسنده(گان) حق نشر و حقوق کامل انتشار را برای خود محفوظ می‌دارند.

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین(ع).



OPEN ACCESS

۱. مقدمه

در دهه‌های اخیر، رشد فناوری‌های ارتباطی و محاسباتی، زمینه‌ساز توسعه مفهوم اینترنت اشیاء شده است. این فناوری امکان اتصال و تعامل بین اشیاء و دستگاه‌های هوشمند را بدون نیاز به دخالت انسان فراهم کرده و به‌ویژه در صنایع حساسی همچون حمل‌ونقل و خودروهای متصل، نقش کلیدی ایفا می‌کند. در این میان، داده‌های تولیدشده توسط حسگرها و دستگاه‌های جاسازی‌شده در خودروهای هوشمند، شامل اطلاعاتی همچون موقعیت مکانی، وضعیت ترافیک و عملکرد قطعات، از طریق زیرساخت‌های ارتباطی به مراکز داده ارسال و پردازش می‌شوند. این قابلیت نه تنها بهره‌وری خودروها را افزایش می‌دهد، بلکه امکان مدیریت بهینه منابع و ارائه خدمات پیشرفته را نیز فراهم می‌کند [1].

رایانش ابری، به‌عنوان یکی از فناوری‌های مکمل اینترنت اشیاء، با ارائه دسترسی انعطاف‌پذیر و مقیاس‌پذیر به منابع محاسباتی، نقش مهمی در پردازش داده‌های حجیم و پیچیده ایفا می‌کند. ترکیب اینترنت اشیاء و رایانش ابری، به‌ویژه در حوزه خودروهای هوشمند، به شکل‌گیری مفهوم «محاسبات ابری خودرویی» منجر شده است که با اشتراک منابع محاسباتی وسایل نقلیه، امکان استقرار برنامه‌های کاربردی حساس به تأخیر و بهبود کیفیت خدمات را فراهم می‌آورد [2]. با این حال، این رویکرد چالش‌های متعددی از جمله مدیریت مصرف انرژی و تعادل بار را نیز به همراه دارد که نیازمند توسعه الگوریتم‌ها و روش‌های کارآمد است [3].

یکی از چالش‌های اساسی در محیط‌های ابری خودرویی، توزیع غیر بهینه بار محاسباتی است که می‌تواند منجر به افزایش مصرف انرژی و کاهش کیفیت خدمات شود. در چنین محیط‌هایی، برخی وسایل نقلیه دچار سربار شده و منابع خود را به‌صورت ناکارآمد مصرف می‌کنند، درحالی‌که منابع برخی دیگر بدون استفاده باقی می‌مانند. برای مقابله با این مشکل، مهاجرت ماشین‌های مجازی و تعادل بار پویا به‌عنوان دو تکنیک کلیدی مطرح شده‌اند. این تکنیک‌ها با انتقال بارکاری از وسایل نقلیه سنگین‌بار به وسایل کم‌بار یا بیکار، امکان استفاده بهینه از منابع و کاهش مصرف انرژی را فراهم می‌کنند [4].

مطالعات پیشین نشان داده‌اند که استفاده از آستانه‌های پویا برای تصمیم‌گیری در مهاجرت ماشین‌های مجازی، به‌جای استفاده از مقادیر ثابت، می‌تواند تأثیر چشمگیری در کاهش مصرف انرژی و افزایش پایداری شبکه داشته باشد [5]. این روش‌ها با پیش‌بینی بارکاری آینده و تنظیم آستانه‌های بار به‌صورت تطبیقی، سازگاری بیشتری با شرایط متغیر محیطی ایجاد می‌کنند. همچنین، استفاده از مدل‌های ریاضی و شبیه‌سازی‌های دقیق برای ارزیابی کارایی این روش‌ها در شبکه‌های ابری خودرویی اهمیت ویژه‌ای دارد [6].

در این مقاله، روشی جدید برای مدیریت منابع و تعادل بار در محیط‌های ابری خودرویی پیشنهاد شده است که ترکیبی از مهاجرت ماشین‌های مجازی و آستانه‌های پویا را به کار می‌گیرد. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از تحلیل بار لحظه‌ای و پیش‌بینی وضعیت آینده، منابع بیکار وسایل نقلیه را شناسایی و آن‌ها را برای پردازش درخواست‌های سنگین‌تر به کار می‌گیرد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که این روش می‌تواند با کاهش مصرف انرژی و افزایش نرخ مهاجرت‌های موفق، کارایی کلی شبکه را بهبود بخشد.

در ادامه، ساختار مقاله به‌صورت زیر تنظیم شده است: در بخش دوم جزئیات محیط ابری خودرویی و چالش‌های آن شرح داده می‌شود. بخش سوم، به بررسی پیشینه پژوهش و کارهای مرتبط می‌پردازد. در بخش چهارم، الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود و در بخش پنجم نتایج شبیه‌سازی و تحلیل‌ها ارائه می‌شود. در نهایت، بخش ششم به جمع‌بندی و پیشنهادهای آینده اختصاص دارد.

۲. محیط ابر خودرویی

در این پژوهش، یک محیط ابر خودرویی فرض می‌شود که در آن، یک فضای بزرگ شهری به چندین شبکه خودرویی با ساختار ثابت تقسیم شده است. هر شبکه شامل عناصری نظیر پارکینگ‌ها، خیابان‌ها و یک واحد کنار جاده‌ای است. واحد کنار جاده‌ای به‌عنوان واسطه بین وسایل نقلیه و ابر عمل کرده و با استفاده از دستگاه‌های ارتباطی سیمی و بی‌سیم به ابر متصل می‌شود. این واحد دارای مدیریتی متمرکز است که بارکاری و اطلاعات وضعیت فعلی وسایل نقلیه در شبکه را، شامل سرعت، مسیر حرکت و ظرفیت منابع، نظارت و مدیریت می‌کند [7].

شکل 1، یک نمای کلی از یک منطقه شهری بزرگ را ارائه می‌دهد که به چهار بخش یا منطقه تقسیم شده است. هر یک از این بخش‌ها به‌عنوان یک شبکه ابری خودرویی مستقل عمل می‌کند. این شبکه‌ها از طریق ارتباطات بی‌سیم به یک ابر مرکزی متصل هستند [7، 8]. این شبکه‌ها شامل خودروها، ایستگاه‌های پایه (آنتن‌های مخابراتی)، ساختمان‌ها و زیرساخت‌های شهری هستند. یک ابر مرکزی به‌عنوان یک نقطه جمع‌آوری و پردازش اطلاعات عمل می‌کند. تمامی داده‌های جمع‌آوری‌شده از شبکه‌های محلی به این ابر ارسال می‌شود. خودروها مجهز به حسگرها و دستگاه‌های ارتباطی هستند که به آن‌ها اجازه می‌دهد اطلاعات را جمع‌آوری کرده و به شبکه ارسال کنند. ایستگاه‌های پایه در نقاط مختلف شبکه قرار دارند و وظیفه برقراری ارتباط بین خودروها و ابر مرکزی را بر عهده دارند. ساختمان‌ها و زیرساخت‌های شهری مانند چراغ‌های راهنمایی، دوربین‌های نظارتی و حسگرهای محیطی نیز به شبکه متصل هستند و اطلاعات مفیدی را برای بهبود مدیریت شهری فراهم می‌کنند.

سیستم‌های ابری و شبکه‌های خودرویی پرداخته‌اند. به‌عنوان مثال، در پژوهشی که توسط پتیل و پتیل [5] صورت گرفت، مدل نوینی برای تعادل پویای بار در محاسبات ابری ارائه شد. آن‌ها با به‌کارگیری الگوریتم شناسایی جهش بار، سعی در مدیریت جهش‌های ناگهانی داشتند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که این رویکرد قادر به کنترل مهاجرت‌های مکرر و جلوگیری از اضافه‌بار میزبان‌ها است.

مطالعات انجام‌شده توسط جو و سو [6] بر توسعه چارچوبی برای محاسبات ابری در شبکه‌های وسایل نقلیه برقی متمرکز است. در این تحقیق، با استفاده از محاسبات لبه و به‌کارگیری مدل‌های بهینه‌سازی مانند برنامه‌نویسی خطی، چارچوبی جهت شبکه‌بندی ناھمگن با بهره‌وری انرژی بالا طراحی شده است؛ روشی که شبیه‌سازی‌ها اثربخشی آن را اثبات کرده‌اند.

در زمینه مهاجرت خدمات، پانده و همکاران [7] الگوریتمی پویا پیشنهاد داده‌اند که در سه فاز برآورد، تخصیص و مهاجرت سازمان‌دهی شده و به تطبیق بهینه درخواست‌های کاربران با ماشین‌های مجازی می‌پردازد. نتایج تجربی این الگوریتم نشان از برتری آن نسبت به روش‌های مهاجرت یکنواخت، چرخشی و آگاه از تحرک دارد.

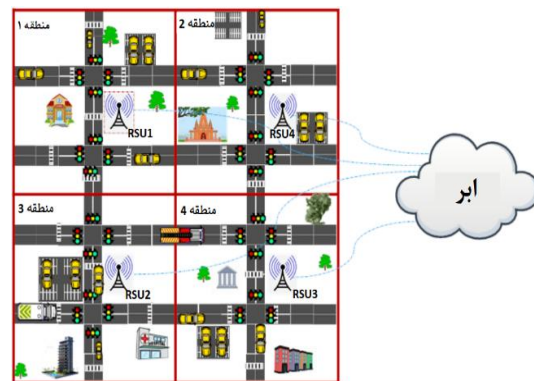
به‌منظور بهبود انتشار داده‌ها در شبکه‌های موقت وسایل نقلیه، نواز علی و همکاران [8] محدودیت‌های دامنه انتقال و زمان اتصال کوتاه را به‌عنوان عوامل مؤثر بر از دست رفتن درخواست‌ها شناسایی کردند. آن‌ها با پیشنهاد استفاده از تعادل بار همکاری بین واحدها و بهره‌برداری از پهنای باند باقی‌مانده، راهکاری جهت کاهش نرخ از دست رفتن داده‌ها ارائه دادند.

از سوی دیگر، سادریکا و همکاران [9] با ارائه چارچوبی جهت مدیریت منابع ابری، به چالش‌های ناشی از نوسانات تقاضای منابع پرداخته‌اند. در این رویکرد، پیش‌بینی استفاده از منابع سرورها و تغییر مقیاس به‌صورت پویا، موجب کاهش مصرف انرژی و عدم تعادل بار شده است.

سی و همکاران [10] رویکردی نوین برای تجمیع ماشین‌های مجازی در مراکز داده ابری پیشنهاد داده‌اند که با پیش‌بینی دقیق استفاده از پردازنده و شناسایی میزبان‌های دارای بار غیرمعمول، باعث کاهش تعداد مهاجرت‌ها و مصرف انرژی و درعین حال حفظ کیفیت خدمات می‌شود.

در حوزه پایداری ماشین‌های مجازی، شارما و همکاران [11] با بهره‌گیری از هموارسازی نمایی، تکنیکی جهت پیش‌بینی شکست ارائه داده‌اند که از دو سازوکار مهاجرت و بررسی ماشین‌های مجازی برای تحمل خطا استفاده می‌کند.

در یک رویکرد متفاوت، ناظمی و همکاران [12] چارچوبی غیرمتمرکز برای تخصیص منابع در سامانه‌های حمل‌ونقل هوشمند طراحی کردند. این چارچوب با در نظر گرفتن تحرک و



شکل (1). منطقه شهری بزرگ با 4 شبکه ابری خودرویی [7]

وسایل نقلیه در این محیط بر اساس تحرک به دودسته ایستا و پویا طبقه‌بندی می‌شوند. هر وسیله نقلیه، بسته به نوع و کاربرد، شامل منابع محاسباتی پیشرفته‌ای مانند واحد پردازش مرکزی، واحد ذخیره‌سازی، سیستم موقعیت‌یابی جهانی، دستگاه‌های ارتباطی، حسگرهای متنوع، نقشه دیجیتال و دوربین‌های عکاسی است. این قابلیت‌ها خودروها را به گره‌های محاسباتی در شبکه تبدیل کرده و آن‌ها را قادر می‌سازد تا در فرآیندهای پردازشی مشارکت کنند [8].

یکی از وظایف اصلی مدیریت در این شبکه، ایجاد و مدیریت ماشین‌های مجازی است که به‌وسیله منابع موجود در وسایل نقلیه میزبانی می‌شوند. هنگامی که یک وسیله نقلیه وارد یک شبکه می‌شود، اطلاعات آن از طریق سیگنال‌هایی به واحد کنار جاده‌ای ارسال می‌شود. این اطلاعات توسط آن واحد دریافت شده و به مدیر شبکه منتقل می‌گردد. مدیر شبکه بر اساس این اطلاعات، وظایف محاسباتی کاربران را به ماشین‌های مجازی اختصاص داده و وضعیت پیشرفت این وظایف را پایش می‌کند [7].

کاربران ابری نیز می‌توانند درخواست‌های خود را به ارائه‌دهندگان خدمات ابری ارسال کنند. این درخواست‌ها از طریق مدیران واحدهای کنار جاده‌ای به ماشین‌های مجازی تخصیص داده می‌شوند [8]. ماشین‌های مجازی مستقر بر وسایل نقلیه، با در نظر گرفتن محدودیت‌های پهنای باند و ظرفیت پردازشی، این درخواست‌ها را پردازش می‌کنند. در مواردی که یک درخواست به‌طور کامل پردازش نشود، انتقال وظایف به‌وسیله نقلیه دیگری انجام می‌شود تا فرایند تکمیل گردد. این ساختار، ضمن بهبود بهره‌وری منابع، امکان استفاده بهینه از ظرفیت بلااستفاده خودروها را فراهم می‌آورد. همچنین، انتقال وظایف بین وسایل نقلیه، چالش‌های مرتبط با توزیع بار و مدیریت منابع را به حداقل رسانده و کیفیت خدمات را بهبود می‌بخشد.

۳. پیشنهاد پژوهش

در مطالعات انجام‌شده، پژوهشگران با رویکردهای متفاوت به بررسی چالش‌های مرتبط با مدیریت بار و بهبود عملکرد

می‌تواند زمینه‌ساز راهکارهای مشابه در شبکه‌های خودروی هوشمند باشد.

صادقی و حقیقت [20] روشی برای مهاجرت بهینه ماشین‌های مجازی ارائه کرده‌اند که برخلاف روش‌های سنتی که تمامی ماشین‌های مجازی را از میزبان‌های پرمصرف منتقل می‌کنند، تنها مهاجرت‌های ضروری را انجام می‌دهد. این روش با کاهش تعداد مهاجرت‌های غیرضروری، تأثیر مثبتی بر کاهش مصرف انرژی در مراکز داده داشته و می‌تواند در بهینه‌سازی مدیریت منابع مؤثر باشد.

در نهایت، خداوردیان و همکاران [21] مدلی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و واحد بازگشتی دروازه‌دار برای پیش‌بینی بارکاری ماشین‌های مجازی ارائه کرده‌اند. این مدل با دسته‌بندی ماشین‌ها بر اساس حساسیت به تأخیر، مهاجرت آن‌ها را بهینه‌سازی کرده و مصرف انرژی را کاهش می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با دقت 94.42٪ نسبت به مدل‌های قبلی عملکرد بهتری دارد.

۴. الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی یک روش پویا برای مهاجرت ماشین‌های مجازی در ابر خودرویی است که با انتقال بار از وسایل نقلیه سنگین‌بار به کم‌بار، تعادل بار را بهینه‌سازی می‌کند. این الگوریتم در یک ابر متمرکز اجرا شده و واحدهای کنار جاده‌ای به‌عنوان واسطه بین وسایل نقلیه و ابر عمل می‌کنند. فرآیند تعادل بار، ضمن افزایش بهره‌وری منابع، مصرف انرژی شبکه را کاهش می‌دهد.

در این الگوریتم، فرض می‌شود که شبکه ابر خودرویی شامل مجموعه‌ای از وسایل $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ است که به RSU متصل هستند. هر وسیله نقلیه قادر است تعدادی ماشین مجازی (VM) را میزبانی کند. برای مدل‌سازی بارکاری ماشین‌های مجازی، از ماتریسی به‌صورت $VM[i,j]$ استفاده می‌شود؛ در این ماتریس، i نشان‌دهنده مقطع زمانی ($1 \leq i \leq I$) و j بار ماشین مجازی مستقر بر وسیله نقلیه V_j در زمان i است.

برای ساده‌سازی، در محیط شبیه‌سازی شده چهار وسیله نقلیه در نظر گرفته شده است که هر یک می‌توانند میزبان یک تا چهار ماشین مجازی باشند. مقدار بارکاری تخصیص‌یافته به هر ماشین مجازی نباید از مقدار 100 تجاوز کند. این محدودیت باهدف جلوگیری از ایجاد سربار و افزایش مصرف انرژی اعمال می‌شود.

مفهوم آستانه بارکاری: برای تعیین شرایط مناسب مهاجرت، از یک آستانه بارکاری استفاده می‌شود. پژوهش‌های پیشین نشان داده‌اند که استفاده از یک آستانه ثابت، به‌ویژه 70 درصد ظرفیت، می‌تواند به کاهش مصرف انرژی کمک کند. در صورتی که بارکاری یک وسیله نقلیه از این آستانه تجاوز کند، ماشین‌های مجازی میزبان آن وسیله به وسایل نقلیه با بارکاری کمتر منتقل

بارگذاری خدمات، توانسته نوسانات استفاده را تا بیش از ۴۰ برابر کاهش داده و از نقض مهلت خدمات جلوگیری کند.

در بررسی راهبردهای مهاجرت ماشین‌های مجازی، کادو و همکاران [13] به طراحی الگوریتم‌های کنترلی و مدل‌های عملکردی در شبکه‌های محلی داخل مراکز داده پرداخته و با بهینه‌سازی داده‌های تکراری و اشتراک‌گذاری فایل‌های هم‌تا به هم‌تا، بهبود قابل‌توجهی در کاهش بار شبکه حاصل آورده‌اند.

با توجه به اهمیت مهاجرت خدمات در شبکه‌های محاسبات لبه‌ای خودرویی، پنگ و همکاران [14] طرحی آگاه از هزینه‌ها ارائه داده‌اند که با بهره‌گیری از ترکیبی از یادگیری انتقال و یادگیری تقویتی، رضایت خدمات را به میزان ۳۰ درصد افزایش و زمان آموزش سیاست بهینه مهاجرت را تا ۲۵ درصد کاهش می‌دهد.

در زمینه بهینه‌سازی هم‌زمان فرآیندهای محاسبه و ذخیره‌سازی در سیستم‌های محاسباتی حاشیه‌ای خودرو، لیو و چن [15] با تدوین مدلی بهینه‌سازی چندمتغیره و استفاده از الگوریتم گرادیان سیاست تعیین‌کننده عمیق، تلاش کرده‌اند تا تأخیر اجرایی را کاهش داده و بهره‌وری منابع را بهبود بخشند.

رضازاده و همکاران [16] با به‌کارگیری فناوری بلاکچین، روشی جهت مدیریت تراکنش‌ها و منابع محاسباتی در شبکه‌های اقتضایی خودرویی ارائه کرده‌اند. این روش با گمنام‌سازی گراف شبکه و بهینه‌سازی فرآیندهای پردازشی، سربار محاسباتی را کاهش داده و توزیع بهینه بار و کاهش مصرف انرژی را ممکن می‌سازد.

لطفی نکو و غفوری [17] با ارائه الگوریتم $Geo-LU$ بر مبنای جمع‌آوری اطلاعات همسایگی، تلاش کرده‌اند تا عملکرد مسیریابی بین خودرویی را بهبود بخشند؛ اگرچه با کاستی‌هایی از قبیل نادیده گرفتن طول عمر پیوندها مواجه بودند، اما افزودن این معیار در روش‌های پیشنهادی باعث کاهش تأخیر و بهینه‌سازی تحویل بسته‌ها شده است.

همچنین، خسروی و همکاران [18] روشی مبتنی بر یادگیری نیمه نظارتی با استفاده از تکنیک معلم-دانش‌آموز برای قطعه‌بندی معنایی تصاویر در خودروهای خودران پیشنهاد داده‌اند. این روش با کاهش پیچیدگی پردازش‌ها، به بهبود پایداری سامانه‌های یادگیری عمیق و کاهش مصرف منابع محاسباتی کمک می‌کند.

در پژوهش عزیزی و ناصری [19]، روشی مبتنی بر منطق فازی و خوشه‌بندی برای مسیریابی در شبکه‌های اینترنت اشیاء با کاربرد در حمل‌ونقل هوشمند ارائه شده است که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کلونی زنبور عسل در فرآیند خوشه‌بندی و انتخاب سرخوشه‌های بهینه، به کاهش مصرف انرژی و افزایش طول عمر شبکه‌های حسگر بی‌سیم کمک می‌کند. اگرچه این رویکرد در بستر شبکه‌های اینترنت اشیاء ارائه شده، مفاهیم به‌کاررفته در آن

- می‌شوند. این فرآیند به کاهش سربار و متعادل‌سازی بار بین وسایل نقلیه کمک می‌کند.
- فرآیند مهاجرت:** الگوریتم مهاجرت شامل سه مرحله است:
1. **شناسایی وسیله نقلیه سنگین‌بار:** بررسی میزان بارکاری تمام وسایل نقلیه و شناسایی مواردی که بارکاری آن‌ها از آستانه تعیین‌شده فراتر رفته است.
 2. **انتخاب مقصد مناسب:** تعیین وسیله نقلیه‌ای که دارای کمترین بارکاری است و منابع کافی برای میزبانی ماشین‌های مجازی اضافی دارد.
 3. **اجرای مهاجرت:** انتقال ماشین‌های مجازی از وسیله نقلیه سنگین‌بار به وسیله نقلیه مقصد، با حفظ حداقل تأخیر و اطمینان از پایداری شبکه.

Input: List of vehicles with *VMs* and *workloads*

Output: Optimized *workload* distribution

1. Calculate the dynamic threshold (L_1, L_2)
2. Identify overloaded vehicles ($Load > L_1$)
3. Identify underloaded vehicles ($Load < L_2$)
4. **For each overloaded vehicle:**
 - a. Select the *VM* with the highest workload
 - b. Find the best *target vehicle* with available capacity
 - c. Migrate the *VM*
5. **Repeat until load balancing is achieved**
6. **Return optimized workload distribution**

/**

شکل (2). شبه کد الگوریتم پیشنهادی

بیشترین بارکاری انتخاب می‌شود. سپس در خط 4b، مناسب‌ترین وسیله نقلیه‌ی مقصد با ظرفیت کافی برای پذیرش بار انتخاب می‌گردد. در نهایت، در خط 4c، فرآیند مهاجرت ماشین مجازی به مقصد منتخب اجرا می‌شود. این سه مرحله به ترتیب با فازهای دوم و سوم مهاجرت منابع تطابق دارند. این فرآیند تا زمان دستیابی به تعادل بارکاری بین وسایل نقلیه ادامه می‌یابد (خط 5)، و در پایان، در خط 6، توزیع نهایی و بهینه‌شده‌ی بارکاری به‌عنوان خروجی الگوریتم ارائه می‌گردد.

4-1. ابزار شبیه‌سازی

الگوریتم پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار *MATLAB R2017a* (نسخه 9.2) در یک محیط محاسباتی عددی شبیه‌سازی شده است. این شبیه‌سازی‌ها بر روی سامانه‌ای مجهز به پردازنده *Intel(R) Core(TM) i7-4790* اجرا شده‌اند. هدف اصلی شبیه‌سازی، ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر اساس چهار معیار کلیدی عملکرد بوده است.

شکل 2 شبه کد الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد که شامل گام‌های کلیدی مانند تعیین آستانه، انتخاب وسیله نقلیه مقصد و اجرای مهاجرت است. در گام نخست (خطوط 1 و 2)، الگوریتم به محاسبه‌ی آستانه‌های پویای L_1 و L_2 می‌پردازد. این آستانه‌ها نقش کلیدی در تفکیک وسایل نقلیه‌ی دارای بارکاری سنگین و سبک ایفا می‌کنند. به دنبال آن، در خط 2، وسایل نقلیه‌ای که بارکاری آن‌ها از مقدار آستانه‌ی بالایی (L_1) فراتر رفته است، به‌عنوان وسایل نقلیه‌ی سنگین‌بار شناسایی می‌شوند؛ این مرحله به‌طور مستقیم با نخستین فاز از فرآیند مهاجرت ماشین‌های مجازی مطابقت دارد. در ادامه، در خط 3، وسایل نقلیه‌ای با بارکاری کمتر از آستانه‌ی پایینی (L_2) تعیین می‌گردند. این دسته از وسایل نقلیه به‌عنوان مقاصد بالقوه برای مهاجرت ماشین‌های مجازی در نظر گرفته می‌شوند.

فرآیند اصلی مهاجرت در قالب یک حلقه‌ی تکرارشونده در خط 4 پیاده‌سازی شده است. در هر تکرار این حلقه، برای هر وسیله‌ی نقلیه‌ی سنگین‌بار، در خط 4a ابتدا ماشین مجازی دارای

زمانی مختلف نمایش می‌دهد. این داده‌ها شرایط واقعی‌تری از محیط‌های ابر خودرویی را نشان می‌دهند.

جدول (2). داده‌های واقعی COMMON مورد استفاده از منابع ماشین‌ها

Time		5	10	15	20	25	30	35	40	45	50
V1	VM1	37	40	14	47	0	27	16	31	26	31
	VM2	14	14	15	16	7	18	14	17	12	15
	VM3	0	0	3	1	7	3	0	0	1	3
V2	VM1	6	4	4	2	0	2	0	2	0	2
	VM2	8	2	8	4	6	8	8	8	6	8
	VM3	17	69	10	13	52	8	58	8	58	17
V3	VM1	17	16	22	13	17	15	15	20	13	18
	VM2	29	28	27	24	25	29	28	28	27	28
	VM3	6	4	4	8	6	4	4	8	6	4
V4	VM1	4	0	0	7	0	2	27	3	2	0

برای مهاجرت ماشین‌های مجازی، دو رویکرد بر اساس تعیین آستانه‌های پویا بررسی شده است. رویکرد اول، تعیین آستانه پویا بر اساس درصد میانگین بار ماشین‌ها است. در این روش، مقادیر آستانه بر اساس 10٪ و 20٪ بالاتر از میانگین بار ماشین‌های موجود در شبکه تعیین می‌شود. ابتدا میانگین بارکاری ماشین‌ها محاسبه شده و سپس مقادیر آستانه L_1 و L_2 به ترتیب با افزودن 10٪ و 20٪ به این میانگین به دست می‌آید. این روش برای تعادل بار در شرایط مختلف بارگذاری، مؤثر است و امکان مقایسه بین عملکرد آستانه‌های مختلف را فراهم می‌کند.

رویکرد دوم، تعیین آستانه پویا بر اساس پیش‌بینی بار آینده است. این روش با استفاده از مدل رگرسیون، بارکاری آینده ماشین‌های مجازی را پیش‌بینی می‌کند. ابتدا، داده‌های گذشته برای هر ماشین مجازی مورد تحلیل قرار گرفته و سپس، بار پیش‌بینی شده به عنوان مبنای تعیین آستانه پویا استفاده می‌شود. این رویکرد به‌ویژه برای سناریوهایی که بارکاری ماشین‌ها به‌طور پویا تغییر می‌کند، مناسب است.

این دو رویکرد پیشنهادی و مجموعه داده‌های مورد استفاده امکان تحلیل جامع‌تری از کارایی الگوریتم‌های مهاجرت ماشین‌های مجازی را فراهم می‌کنند.

3-4. رویکرد اول - تعیین آستانه پویا با درصد میانگین

عملکرد رویکرد پیشنهادی با استفاده از داده‌های تصادفی و واقعی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این شبکه چهار وسیله نقلیه وجود دارد که $V1$ تا $V3$ هر کدام دارای سه ماشین مجازی هستند، درحالی‌که $V4$ تنها یک ماشین مجازی دارد. برای محاسبه مجموع بارکاری ماشین‌های مجازی در هر زمان مشخص، مجموع مقادیر بارکاری تمامی ماشین‌های مجازی محاسبه می‌شود:

در این مطالعه، دو رویکرد اصلی برای تعادل بار مورد بررسی قرار گرفته‌اند: (1) محاسبه آستانه پویا بر اساس میانگین‌گیری: در این روش، مقادیر L_1 و L_2 به عنوان آستانه‌های پویا برای تعادل بار ماشین‌های مجازی محاسبه شده‌اند. (2) استفاده از رگرسیون برای پیش‌بینی بار آینده: در این روش، با استفاده از مدل‌سازی رگرسیونی، بارکاری آینده پیش‌بینی و بر این اساس تعادل بار اعمال شده است.

برای هر دو رویکرد، چهار مجموعه داده مختلف شامل اعداد تصادفی و داده‌های واقعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در هر مجموعه داده، ده مقطع زمانی مشخص از i_1 تا i_{10} برای ارزیابی عملکرد الگوریتم در شرایط متغیر تحلیل شده است. مجموعه اعداد تصادفی به صورت یکنواخت توزیع شده‌اند تا نتایج بهینه‌سازی در شرایط مختلف بررسی شوند.

در فرایند شبیه‌سازی، مسیرهای ارتباطی از پیش تعیین شده بین وسایل نقلیه برای انتقال بارکاری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین، فرض شده است که زمان مهاجرت ماشین‌های مجازی بین دو وسیله نقلیه مختلف به قدری ناچیز است که تأثیری بر عملکرد کلی الگوریتم ندارد. این فرضیه به شبیه‌سازی دقیق‌تر و ارزیابی مؤثرتر الگوریتم کمک کرده است.

4-2. معرفی مجموعه داده‌ها

در این پژوهش، از دو سری مجموعه داده برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی استفاده شده است:

مجموعه داده‌های تصادفی: این داده‌ها به‌طور یکنواخت توزیع شده‌اند و نمایانگر مقادیر مختلف بارکاری ماشین‌های مجازی در سناریوهای شبیه‌سازی هستند. جدول 1 جزئیات این داده‌ها را برای چهار وسیله نقلیه V_1 تا V_4 در 11 مقطع زمانی ارائه کرده است. هر وسیله نقلیه می‌تواند میزبان سه ماشین مجازی باشد و بارکاری هر ماشین در هر زمان مشخص شده است.

جدول (1). داده‌های تصادفی مورد استفاده از منابع ماشین‌ها

Time		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
V1	VM1	16	23	11	4	14	9	11	12	26	5	11
	VM2	10	18	9	3	13	8	9	7	11	7	7
	VM3	39	45	36	5	28	27	28	13	21	10	9
V2	VM1	4	13	15	21	9	16	19	17	20	14	19
	VM2	3	22	18	33	11	26	30	29	25	18	28
	VM3	5	30	43	35	12	27	25	48	42	49	48
V3	VM1	3	8	7	9	10	8	12	17	15	16	18
	VM2	8	7	11	10	9	13	10	15	19	17	18
	VM3	9	10	14	20	24	48	56	49	54	62	17
V4	VM1	1	8	4	7	3	6	3	2	2	3	3

مجموعه داده‌های واقعی (COMMON): این داده‌ها از مقادیر بار واقعی ماشین‌های مجازی استخراج شده‌اند و در جدول 2 نمایش داده شده‌اند. این مجموعه داده، نمایانگر سناریوهای عملی‌تر برای ارزیابی عملکرد روش‌های پیشنهادی است. جدول 2 بار ماشین‌های مجازی را برای چهار وسیله نقلیه در مقاطع

پیشنهادی در این بخش، بر اساس پیش‌بینی بارکاری آینده با استفاده از رگرسیون داده‌های گذشته طراحی شده است. هدف این روش، تعیین آستانه‌ای است که نه تنها مهاجرت ماشین‌های مجازی را بهینه‌سازی کند، بلکه منابع موردنیاز را در زمان مناسب تخصیص داده و از ایجاد سربار یا کم‌باری جلوگیری کند.

در گام نخست، مقادیر بارکاری هر ماشین مجازی در بازه‌های زمانی گذشته جمع‌آوری شده و خط رگرسیون آن بر اساس روند افزایشی یا کاهشی بار ترسیم شد. این خط رگرسیون، رابطه بین زمان و بارکاری را مشخص می‌کند و رفتار بار را در بازه‌های زمانی آینده پیش‌بینی می‌نماید. برای پیش‌بینی بارکاری آینده، از فرمول رگرسیونی استفاده شده است که به صورت فرمول 8 تعریف می‌شود:

$$y = mx + b \quad (8)$$

که در آن، y مقدار بارکاری پیش‌بینی شده در زمان آینده، m شیب خط رگرسیون و نشان‌دهنده نرخ افزایش یا کاهش بار، x زمان آینده و b مقداری ثابت است.

پس از پیش‌بینی بارکاری آینده برای هر ماشین مجازی، مقادیر پیش‌بینی شده به عنوان مبنای تعیین آستانه پویا استفاده می‌شوند. این آستانه برای شناسایی ماشین‌های مجازی کم‌بار و پربار و اجرای فرآیند مهاجرت بهینه ماشین‌ها به کار می‌رود. این رویکرد امکان تخصیص دقیق‌تر منابع را در ساعات مختلف شبانه‌روز فراهم می‌کند و از ایجاد مشکلاتی نظیر سربار یا کم‌باری جلوگیری می‌نماید.

برای تعادل سازی بارکاری ماشین‌های مجازی، ابتدا میانگین استفاده از منابع چهار ماشین محاسبه می‌شود. سپس، ماشین‌ها با بیشترین و کمترین بارکاری شناسایی می‌گردند. ماشینی که دارای کمترین بارکاری است، با میانگین استفاده از منابع مقایسه شده و اگر بارکاری آن کمتر از میانگین باشد، به عنوان مقصد برای مهاجرت ماشین‌های مجازی انتخاب می‌شود.

در مرحله بعد، ماشینی که دارای بیشترین بارکاری است، بررسی می‌گردد. ماشین‌های مجازی مستقر بر این ماشین به صورت صعودی بر اساس بارکاری مرتب‌شده و ماشینی با بیشترین بارکاری برای مهاجرت انتخاب می‌شود. سپس، یک ماتریس 4×10 متناظر با این ماشین مجازی ایجاد می‌گردد. در این ماتریس، مقدار مربوط به ماشین انتخاب‌شده برابر با 1 بوده و سایر درایه‌ها مقدار 0 خواهند داشت.

این ماتریس با ماتریس اصلی ماشین‌ها ضرب می‌شود و مجموع حاصل با بارکاری ماشین مقصد مقایسه می‌گردد. اگر مجموع جدید همچنان کمتر از میانگین بارکاری کل ماشین‌ها باشد، فرآیند مهاجرت ماشین مجازی به مقصد آغاز می‌گردد. این

$$B = \sum VM_i, \quad 1 \leq i \leq n \quad (1)$$

پس از محاسبه مجموع بارکاری، میانگین بارکاری ماشین‌ها (AVG) با فرمول (2) به دست می‌آید:

$$AVG = \sum V_i/n, \quad 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

در گام بعدی، بیشترین مقدار بارکاری بین تمامی ماشین‌ها (N) محاسبه می‌شود:

$$N = \max \{V_1, V_2, \dots, V_n\} \quad (3)$$

به جای استفاده از یک آستانه ثابت (مانند 70 درصد)، مقدار آستانه پویا بر اساس افزایش درصدی از میانگین بارکاری تعیین می‌شود. این افزایش به کمک فرمول (4) انجام می‌شود:

$$L = N * X\% \quad (4)$$

سپس مجموع میانگین و مقدار آستانه محاسبه شده برای تعیین آستانه پویا استفاده می‌شود:

$$Y = AVG + L \quad (5)$$

در ادامه، با استفاده از آستانه‌های پویا، ماشین‌های مجازی موجود روی میزبان‌های کم‌بار و پربار شناسایی شده و فرآیند تعادل بار انجام می‌گردد. این روش در دو سناریو مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته است. سناریوی اول، اعمال آستانه 10 درصدی بیشتر از میانگین است. برای این سناریو، مقدار آستانه پویا با 10 درصد افزایش نسبت به میانگین بار محاسبه می‌شود.

$$L_I = L_I * 10 \quad (6)$$

سناریوی دوم، اعمال آستانه 20 درصدی بیشتر از میانگین است. در این سناریو، مقدار آستانه پویا با 20 درصد افزایش نسبت به میانگین بار محاسبه می‌شود:

$$L_I = L_I * 20 \quad (7)$$

در هر دو سناریو، تعادل بار، مصرف انرژی و نرخ مهاجرت ماشین‌های مجازی مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. این روش‌ها امکان بهینه‌سازی توزیع بار و کاهش مصرف انرژی را با تنظیم آستانه‌های پویا فراهم می‌کنند.

4-4. رویکرد دوم - تعیین آستانه پویا با استفاده از

رگرسیون گیری

با توجه به تغییرات بارکاری ماشین‌های مجازی در ساعات مختلف شبانه‌روز، استفاده از یک آستانه پویا که به طور دقیق با شرایط بار در زمان‌های مختلف تطبیق یابد، ضروری است. روش

4. $M4$: بیشترین اختلاف (10٪) برای این ماشین ثبت شده است که می‌تواند به دلیل بار کمتر این ماشین باشد و الگوریتم در پیش‌بینی بار کم، دقت کمتری دارد.

جدول (3). بررسی درصد اختلاف بار پیش‌بینی شده و بار واقعی بر روی ماشین

	time	vm 1	vm 2	vm 3	LOAD	اختلاف بار	درصد میانگین
		dat a	dat a	dat a			
M 1	پیش‌بینی	22	14.5	2.2	38.7	0.7	1%
	واقعی	25	12	1	38		
M 2	پیش‌بینی	0	8	31	39	1	2%
	واقعی	4	8	28	40		
M 3	پیش‌بینی	16	27	5.5	48.5	4.5	8%
	واقعی	19	28	6	53		
M 4	پیش‌بینی	6	0	0	6	2	10%
	واقعی	8	0	0	2		
میانگین جمع درصدها				1+2+8+10=21/4=5%			

با جمع کردن درصد تغییرات و تقسیم بر تعداد ماشین‌ها، میانگین اختلاف پیش‌بینی و بار واقعی برابر با 5٪ است. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم پیشنهادی در پیش‌بینی بارکاری است. درصد تغییرات کلی (5٪) نشان می‌دهد که الگوریتم پیش‌بینی بارکاری با دقت بالایی عمل کرده است. اختلاف کم بین بار پیش‌بینی شده و واقعی، امکان استفاده از این روش برای تنظیم آستانه‌های پویا و متعادل‌سازی بارکاری را فراهم می‌کند.

بر اساس درصد تغییرات، می‌توان بارکاری ماشین‌ها را بر اساس 5٪ بیشتر از مقدار پیش‌بینی شده تنظیم کرد و فرآیند مهاجرت ماشین‌های مجازی را با استفاده از ماتریس صفر و یک اجرا نمود. این رویکرد باعث بهینه‌سازی تعادل بار و کاهش سربار می‌شود.

بر اساس نمودارهای ارائه شده در شکل‌های 2 تا 4، هر دو روش آستانه 10 و 20 درصدی برای متعادل‌سازی بار ماشین‌های مجازی در شبکه مناسب هستند. این روش‌ها امکان بهره‌برداری از منابع بلااستفاده ماشین‌ها را فراهم کرده و از تمرکز باربر روی یک ماشین جلوگیری می‌کنند، که نتیجه آن کاهش مصرف انرژی و بهبود عملکرد کلی شبکه است.

در شکل 3، داده‌های واقعی قبل از اعمال فرآیند متعادل‌سازی نمایش داده شده‌اند. محور عمودی نشان‌دهنده میزان استفاده ماشین‌ها از منابع و محور افقی زمان سپری شده (1 تا 10 دقیقه) است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ماشین چهارم به‌صورت بی‌کار باقی‌مانده و از منابع آن استفاده نمی‌شود. همچنین، ماشین دوم به دلیل بار زیاد، در تمامی زمان‌ها دارای سربار است.

فرآیند برای سایر ماشین‌های مجازی تا زمانی ادامه می‌یابد که بارکاری ماشین‌های مقصد به سطح میانگین کل شبکه نزدیک شود یا تعادل موردنظر برقرار گردد. این روش با استفاده از ماتریس صفر و یک، امکان شناسایی دقیق ماشین‌های مجازی با بار بالا و انتقال کارآمد آن‌ها به ماشین‌های کم‌بار را فراهم می‌کند. به این ترتیب، تعادل بار در شبکه بهبودیافته و از ایجاد سربار در ماشین‌های خاص جلوگیری می‌شود.

4-5. محدودیت‌های رویکرد پیشنهادی

با وجود مزایای روش پیشنهادی در کاهش مصرف انرژی و تعادل بار، این روش دارای برخی محدودیت‌ها است. ازجمله مهم‌ترین چالش‌ها، تأخیر در مهاجرت ماشین‌های مجازی است که می‌تواند در شرایط پرتراфик و زمان‌های اوج پردازشی منجر به افزایش زمان پاسخگویی شود. علاوه بر این، تعیین آستانه‌های پویا بر اساس درصد ثابت از میانگین بار ممکن است برای همه سناریوها بهینه نباشد و نیاز به تنظیم پارامترهای آستانه بر اساس شرایط محیطی وجود دارد.

5. ارزیابی

برای ارزیابی تعادل بار بین ماشین‌ها در زمان آینده ($t=55$)، مقدار بارکاری پیش‌بینی شده W بارکاری واقعی Q مقایسه شده است. درصد تغییرات Z بین این دو مقدار محاسبه گردیده و اختلاف بار واقعی و پیش‌بینی شده برای هر ماشین به‌صورت فرمول 9 ارزیابی می‌شود:

$$Z = \frac{|Q - W|}{Q} \times 100 \quad (9)$$

جدول 3 مقایسه‌ای بین بارکاری پیش‌بینی شده و بار واقعی را برای چهار ماشین در زمان $t=55$ ارائه می‌دهد. برای هر ماشین، داده‌های بار پیش‌بینی شده برای سه ماشین مجازی ارائه شده است. سپس مجموع بار پیش‌بینی شده و اختلاف آن با بار واقعی محاسبه شده است. درصد تغییرات نیز به‌عنوان شاخص دقت پیش‌بینی محاسبه شده است.

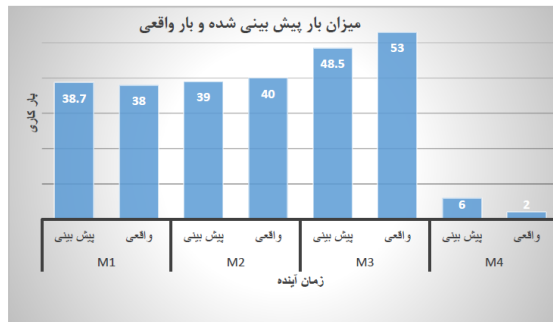
1. $M1$: بار پیش‌بینی شده و بار واقعی نزدیک‌ترین مقادیر را دارند، با اختلاف 1٪ که نشان‌دهنده دقت بالای پیش‌بینی است.

2. $M2$: اختلاف بین بار پیش‌بینی شده و واقعی تنها 2٪ است که بازهم دقت قابل قبولی دارد.

3. $M3$: این ماشین دارای 8٪ اختلاف است که نشان می‌دهد بار پیش‌بینی شده کمی کمتر از مقدار واقعی بوده است.

آینده تنها 5 درصد بیشتر از بار پیش‌بینی شده است، که نشان‌دهنده دقت بالای این روش است.

در شکل 6، درصد اختلاف بین بار پیش‌بینی شده و بار واقعی ماشین‌ها در زمان $t=55$ نمایش داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که درصد اختلاف کلی شبکه کمتر از 10 درصد بوده و عملکرد الگوریتم در پیش‌بینی بار آینده بسیار دقیق است. ماشین چهارم از حالت بیکار خارج شده و به تعادل با سایر ماشین‌ها رسیده است. امکان مهاجرت به موقع ماشین‌های مجازی و کاهش مصرف انرژی فراهم شده است.

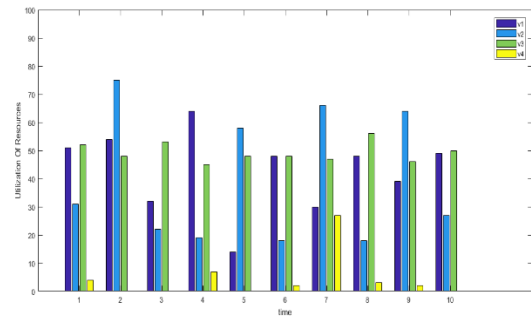


شکل (6). نمودار بار پیش‌بینی شده پس از متعادل‌سازی ($t=55$)

به طور خلاصه، با مقایسه شکل 3 و شکل 4 میزان تعادل بار قبل و بعد از اعمال روش پیشنهادی مشخص می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، استفاده از آستانه 10 درصدی باعث آزاد شدن یک ماشین شده، درحالی‌که آستانه 20 درصدی (شکل 5) توزیع متعادل‌تری ایجاد کرده است. این تفاوت نشان می‌دهد که انتخاب مقدار بهینه آستانه بسته به شرایط شبکه و الگوی بارکاری اهمیت دارد. در شکل 6، درصد خطای پیش‌بینی بار با مقدار واقعی مقایسه شده است. مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی توانسته با دقت 95% بار آینده را تخمین بزند، اما در برخی نقاط که بارکاری دچار نوسان شدید شده، خطای پیش‌بینی بیشتر شده است.

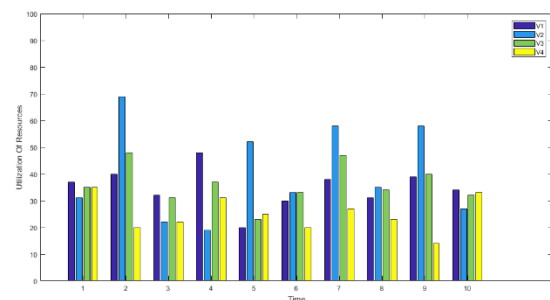
۶. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، دو روش برای متعادل‌سازی بار ماشین‌های مجازی در محیط‌های ابر خودرویی ارائه شد. روش اول با استفاده از محاسبه میانگین بارکاری و افزایش مقادیر مشخص به آن، فرآیند متعادل‌سازی را اجرا کرد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که در ساعات کم‌باری، افزودن 10 درصد به میانگین بار، تعادل بهتری بین ماشین‌ها ایجاد می‌کند، درحالی‌که در ساعات اوج بار، مقدار 20 درصد عملکرد مطلوب‌تری دارد و باعث توزیع بهینه بار می‌شود. روش دوم مبتنی بر پیش‌بینی بار آینده با استفاده از تحلیل رگرسیونی بارهای گذشته بود. در این روش، بار پیش‌بینی شده مبنای متعادل‌سازی قرار گرفت و از یک ماتریس صفر و یک برای شناسایی و انتقال بارها استفاده شد. دقت بالای



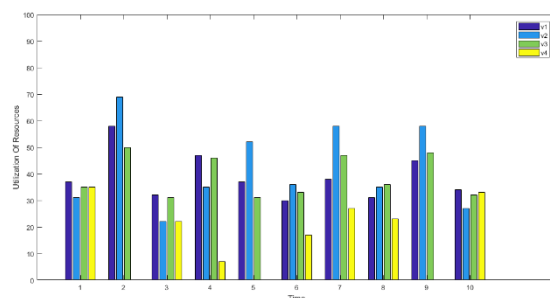
شکل (3). قبل از متعادل‌سازی بارهای واقعی

در شکل 4، متعادل‌سازی بار بر اساس آستانه 10 درصد بیشتر از میانگین نشان داده شده است. در این روش، منابع ماشین چهارم فعال شده و از حالت بیکار خارج می‌شود. میانگین حجم متعادل‌سازی به حدود 40 می‌رسد. هیچ‌یک از ماشین‌ها باری بیشتر از 70 ندارند، که نشان‌دهنده کاهش سربار و توزیع بهینه بار است. این روش منجر به کاهش مصرف انرژی شده و از تمرکز بار جلوگیری می‌کند.



شکل (4). متعادل‌سازی با آستانه 10 درصد بیشتر از میانگین

در شکل 5، متعادل‌سازی بار با آستانه 20 درصد بیشتر از میانگین نمایش داده شده است. میانگین حجم متعادل‌سازی به حدود 50 افزایش یافته است. ماشین دوم که دارای بار سنگین‌تر است، به خوبی با سایر ماشین‌ها هم‌پوشانی پیدا کرده است. در زمان دوم، ماشین چهارم با آزادسازی بار، مصرف انرژی شبکه را کاهش می‌دهد. با وجود مزایای این روش، افزایش دامنه آستانه می‌تواند در برخی شرایط منجر به افزایش مصرف انرژی شود.



شکل (5). متعادل‌سازی با آستانه 20 درصد بیشتر از میانگین

در روش رگرسیون گیری، با پیش‌بینی بارکاری آینده ماشین‌های مجازی بر اساس رگرسیون داده‌های گذشته، فرآیند متعادل‌سازی بهبود یافته است. نتایج نشان داد که بار واقعی ماشین‌ها در زمان

Offloading for Min-Max Fairness in VANETs," in IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 23, no. 8, pp. 11994-12013, Aug. 2022, doi: 10.1109/TITS.2021.3109154.

[4] H. Babbar, S. Rani, A. K. Bashir and R. Nawaz, "LBSMT: Load Balancing Switch Migration Algorithm for Cooperative Communication Intelligent Transportation Systems," in IEEE Trans. Green Commun. Netw., vol. 6, no. 3, pp. 1386-1395, Sept. 2022, doi: 10.1109/TGCN.2022.3162237.

[5] A. Patil and R. Patil, "Proactive and dynamic load balancing model for workload spike detection in cloud," Meas. Sens., vol. 27, p. 100799, 2023, doi: 10.1016/j.measen.2023.100799.

[6] Y. Zhou and X. Zhu, "Analysis of Vehicle Network Architecture and Performance Optimization Based on Soft Definition of Integration of Cloud and Fog," in IEEE Access, vol. 7, pp. 101171-101177, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2930405.

[7] S. K. Pande, S. K. Panda, and S. Das, "Dynamic service migration and resource management for vehicular clouds," J. Ambient Intell. Humaniz. Comput., vol. 12, no. 1, pp. 1227-1247, Jan. 2021, doi: 10.1007/s12652-020-02166-w.

[8] G. G. Md. Nawaz Ali, P. H. J. Chong, S. K. Samantha, and E. Chan, "Efficient data dissemination in cooperative multi-RSU Vehicular Ad Hoc Networks (VANETs)," J. Syst. Softw., vol. 117, pp. 508-527, 2016, doi: 10.1016/j.jss.2016.04.005.

[9] D. Saxena, A. K. Singh, and R. Buyya, "OP-MLB: An Online VM Prediction-Based Multi-Objective Load Balancing Framework for Resource Management at Cloud Data Center," IEEE Trans. Cloud Comput., vol. 10, no. 4, pp. 1-14, 2022, doi: 10.1109/TCC.2021.3059096.

[10] S. Y. Hsieh, C. S. Liu, R. Buyya, and A. Y. Zomaya, "Utilization-prediction-aware virtual machine consolidation approach for energy-efficient cloud data centers," J. Parallel Distrib. Comput., vol. 139, pp. 1-13, 2020, doi: 10.1016/j.jpdc.2019.12.014.

[11] Y. Sharma, W. Si, D. Sun, and B. Javadi, "Failure-aware energy-efficient VM consolidation in cloud computing systems," Futur. Gener. Comput. Syst., vol. 94, 2019, doi: 10.1016/j.future.2018.11.052.

[12] Z. Nezami, E. Chaniotakis, and E. Pournaras, "When Computing follows Vehicles: Decentralized Mobility-Aware Resource Allocation for Edge-to-Cloud Continuum," arXiv, abs/2404.13179, 2024, doi: 10.48550/arxiv.2404.13179.

[13] N. B. Kadu, P. Jadhav, and S. A. Pawar, "Analysis on optimal resource management strategies: A virtual machine migration perspective," in Proc. Smart Technol. Commun. Robot. (STCR), pp. 1-5, 2022, doi: 10.1109/STCR55312.2022.10009243.

[14] Y. Peng, X. Tang, Y. Zhou, J. Li, Y. Qi, L. Liu, H. Lin, "Computing and Communication Cost-Aware Service Migration Enabled by Transfer Reinforcement Learning

این روش از آنجا مشخص شد که اختلاف میان بار پیش‌بینی شده و بار واقعی تنها ۵ درصد بود.

این روش‌ها منجر به کاهش مصرف انرژی، به حداقل رساندن نرخ مهاجرت ماشین‌های مجازی و جلوگیری از بارگذاری بیش‌ازحد یا کم‌بار ماندن ماشین‌ها شدند. همچنین، امکان تنظیم پویا و دقیق آستانه‌ها بر اساس شرایط زمانی و بارکاری فراهم شد و استفاده بهینه‌تری از منابع موجود صورت گرفت. به‌طور کلی، نتایج این پژوهش نشان داد که با تنظیم صحیح آستانه‌ها و استفاده از پیش‌بینی بار آینده، می‌توان به تعادل بار پایداری در شبکه‌های ابر خودرویی دست‌یافت که نه‌تنها بهره‌وری شبکه را افزایش می‌دهد، بلکه مصرف انرژی را کاهش داده و پایداری عملکرد شبکه را تضمین می‌کند.

برای توسعه این پژوهش، بررسی هزینه‌های اجرایی مرتبط با متعادل‌سازی بار و تأثیر آن بر بهره‌وری کلی سیستم می‌تواند به تصمیم‌گیری عملی‌تر در پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی کمک کند. ارزیابی مقیاس‌پذیری الگوریتم‌های ارائه‌شده در محیط‌های بزرگ‌تر و با تعداد بیشتری از ماشین‌های مجازی، از جمله مواردی است که نیاز به بررسی دقیق دارد. همچنین، توسعه راهکارهایی برای کاهش هزینه‌های مهاجرت ماشین‌های مجازی و بهینه‌سازی مصرف منابع زیرساختی، می‌تواند کارایی این روش‌ها را افزایش دهد. بررسی ویژگی‌های دیگر ماشین‌های مجازی مانند حافظه اصلی، پهنای باند و فضای ذخیره‌سازی می‌تواند به بهینه‌سازی چندبعدی فرآیند متعادل‌سازی کمک کند. تحلیل تأثیر سیار بودن وسایل نقلیه بر فرآیند متعادل‌سازی بار و خوشه‌بندی آن‌ها بر اساس سرعت، موقعیت جغرافیایی یا الگوهای حرکتی نیز می‌تواند گامی مهم در بهبود عملکرد شبکه‌های ابر خودرویی باشد. علاوه بر این، بررسی اثرات تأخیر شبکه و زمان مهاجرت ماشین‌های مجازی بر عملکرد الگوریتم‌های متعادل‌سازی می‌تواند در بهینه‌سازی بیشتر فرآیند توزیع بار مؤثر باشد. درنهایت، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی دقیق‌تر بارکاری و تصمیم‌گیری پویا در زمان واقعی، زمینه‌ساز بهبود کارایی این الگوریتم‌ها خواهد بود.

۷. مراجع

[1] D. Oladimeji, K. Gupta, N. A. Kose, K. Gundogan, L. Ge, and F. Liang, "Smart Transportation: An Overview of Technologies and Applications," Sensors, vol. 23, no. 8, p. 3880, 2023, doi: 10.3390/s23083880.

[2] Qi Zhu, B. Yu, Z. Wang, J. Tang, Q. A. Chen, Z. Li, X. Liu, Y. Luo, and L. Tu, "Cloud and Edge Computing for Connected and Automated Vehicles," Found. Trends Electron. Des. Autom., vol. 14, no. 1-2, pp. 1-170, 2023, doi: 10.1561/10000000058.

[3] Y. Wu, J. Wu, L. Chen, J. Yan and Y. Han, "Load Balance Guaranteed Vehicle-to-Vehicle Computation

- [18] A. Khosravian, M. Masih-Tehrani, and A. Amirkhani, "The semantic segmentation of autonomous vehicles images with the teacher-student technique," *Journal of Electronical & Cyber Defence*, vol. 9, no. 4, Serial No. 36, 2022, DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23224347.1400.9.4.1.4> (In Persian).
- [19] M. Azizi and A. Naseri, "A routing method in IoT networks based on fuzzy logic and clustering for intelligent transportation," *Electronic and Cyber Defense*, vol. 11, no. 4, pp. 133–143, 2024, DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23224347.1402.11.4.11.8>
- [20] S. Sadeghi and A. T. Haghighat, "A dynamic algorithm for virtual machine migration to reduce energy consumption in cloud computing," in *Digit. Transform. Intell. Syst.*, vol. 1, pp. 254–262, 2021, available: <https://civilica.com/doc/1383984>, (In Persian).
- [21] Z. Khodavardian, H. Sadra, M. N. Soleimandarabi, and S. A. Adalatpanah, "Predicting the workload of virtual machines in order to reduce energy consumption in cloud data centers using the combination of deep learning models," *Iran J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 15, no. 55, pp. 166–189, Sep. 5, 2023, DOR: 20.1001.1.27170411.1402.15.55.9.0.
- for Dynamic Vehicular Edge Computing Networks," in *IEEE Trans. Mob. Comput.*, vol. 23, no. 1, pp. 257–269, Jan. 2024, doi: 10.1109/TMC.2022.3225239.
- [15] L. Liu and Z. Chen, "Joint Optimization of Multiuser Computation Offloading and Wireless-Caching Resource Allocation With Linearly Related Requests in Vehicular Edge Computing System," in *IEEE Internet of Things J.*, vol. 11, no. 1, pp. 1534–1547, 1 Jan. 1, 2024, doi: 10.1109/JIOT.2023.3289994.
- [16] F. Rezazadeh, M. Agha Sarram, K. Mizanian, and S. A. Mostafavi, "Distributed Anonymity Based On the Integrated Block Chain in Vehicular Ad Hoc Network," *Journal of Electronical & Cyber Defence*, vol. 8, no. 4, Serial No. 32, 2021, DOR: <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23224347.1399.8.4.4.0%20>: (In Persian).
- [17] M. H. Lotfi Neko and R. Ghafouri Vayghan, "Improving the Geo-LU routing algorithm by considering the lifetime of links in selecting the next hop toward the destination in VANETs," *Journal of Electronic & Cyber Defense*, vol. 12, no. 2, Serial No. 46, Summer 2024, Dor: https://ecdj.ihu.ac.ir/article_209278.html (In Persian).