



انتخاب مقصد مهاجرت با پیش‌بینی وضعیت بعدی ماشین فیزیکی با در نظر گرفتن نقض قرارداد در محیط محاسبات ابری با هدف کاهش مصرف انرژی

تکتم زحمتکش مرجانه^(۱) سیده سمیه فاطمی نسب^(۲) داود بهره‌پور^{(۳)*}

(۱) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

(۲) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

(۳) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران*

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۲۷

چکیده

تکنولوژی محاسبات ابری در دنیای امروز کاربرد وسیعی توسط توسعه‌دهندگان برنامه‌های مختلف در بستر اینترنت دارد. افزایش تعداد مراکز داده ابری در دنیا باعث افزایش مصرف انرژی می‌گردد که پیامدهایی مانند انتشار کربن، تاثیر مخرب بر محیط زیست و افزایش هزینه‌های فراهم‌آوردنده را در پی خواهد داشت؛ بنابراین فراهم‌آوردندگان محیط محاسبات ابری بدنبال کاهش مصرف انرژی هستند به طوری که توافق‌نامه‌ی سطح خدمات برقرار گردد. تکنیک تجمیع ماشین‌های مجازی روش مناسبی جهت کاهش مصرف انرژی در محیط محاسبات ابری می‌باشد. نقض قرارداد معیاری مهم در تجمیع و مصرف انرژی است. بنابراین با در نظر گرفتن پارامتر نقض قرارداد، دسته‌بندی وضعیت بعدی ماشین‌های فیزیکی در سه دسته‌ی دارای نقض قرارداد، بدون نقض قرارداد و غیرممکن در نقض قرارداد انجام می‌شود. پس از اینکه ماشینی فیزیکی به عنوان مبدا مهاجرت براساس وضعیت بعدی آن انتخاب شد؛ در این مقاله روشی برای انتخاب ماشین فیزیکی مقصد با استفاده از وضعیت بعدی آن پیشنهاد شده‌است. این روش توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را با توجه به سه دسته‌بندی وضعیت ذکر شده‌ی ماشین‌های فیزیکی رعایت می‌کند. اگر ماشینی فیزیکی بدون نقض قرارداد وجود داشته باشد انتخاب می‌شود وگرنه یک ماشین فیزیکی از دسته ماشین‌های فیزیکی غیرممکن در نقض قرارداد، مقصد مهاجرت است. روش پیشنهادی باعث بهبود تعداد مهاجرت‌ها، نقض قرارداد با توجه به تعداد مهاجرت‌ها و انرژی مصرفی می‌شود.

واژه‌های کلیدی: محاسبات ابری، مراکز داده، تجمیع، ماشین مجازی، ماشین فیزیکی، مهاجرت، نقض قرارداد، توافق‌نامه‌ی سطح خدمات، ماشین فیزیکی

* عهده‌دار مکاتبات:

داود بهره‌پور

نشانی: گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

پست الکترونیکی: bahrepor@gmail.com

در سال‌های گذشته پیشرفت تکنولوژی ارتباطات باعث بوجود آمدن محیط محاسبات ابری شده‌است. محیط محاسبات ابری از دانش‌هایی مانند گرید، توزیع شده، وب ۲ و مجازی‌سازی تشکیل شده‌است [۱، ۲]. یکی از چالش‌های مهم در محاسبات ابری، مسئله مصرف انرژی می‌باشد [۳]؛ محققان همواره به دنبال روش‌هایی هستند که انرژی مصرفی را کاهش دهند. افزایش مصرف انرژی باعث ایجاد گازهای کربنی شده و بر محیط زیست اثر مخرب دارد [۴، ۵]. با کاهش انرژی مصرفی در محاسبات ابری می‌توان به حفظ محیط زیست کمک نمود و کاهش هزینه‌های مرتبط با مصرف انرژی را رقم زد [۶].

در ارتباط با کاهش میزان انرژی مصرفی الگوریتم‌های متفاوتی ارائه شده‌است که از لحاظ پارامترهای مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند. اما راه‌حلی موردنظر است که کاهش انرژی مصرفی با برقراری توافق‌نامه‌ی سطح خدمات همراه باشد [۷-۱۰]. مسئله‌ی مهاجرت در محاسبات ابری رویکردی است که موجب برقراری توافق‌نامه‌ی سطح خدمات با هدف ذخیره مصرف انرژی می‌گردد. مسئله‌ی تجمع در محاسبات ابری دارای مراحل الف) پیدا کردن ماشین فیزیکی پر بار، ب) پیدا کردن ماشین مجازی مناسب برای مهاجرت از ماشین فیزیکی پر بار، ج) پیدا کردن مقصد مناسب برای مهاجرت ماشین مجازی انتخاب شده در مرحله قبل، و ه) پیدا کردن ماشین فیزیکی کم‌بار برای خاموش کردن می‌باشد. پس از تخصیص ماشین‌های مجازی به ماشین‌های فیزیکی، ممکن است تعدادی از ماشین‌های فیزیکی دارای ظرفیت بار پردازشی بیش از بهره پردازشی خود شوند و پر بار گردند. و اگر دارای ظرفیت بار پردازشی کمتر از میزان حداقل بهره پردازش خود باشند؛ کم‌بار می‌گردند. در این حالت بایستی یک یا چند ماشین مجازی از ماشین فیزیکی پر بار به ماشینی فیزیکی که ظرفیت پردازشی کافی داشته باشد مهاجرت داده شود. زیرا در حالت پرباری ماشین‌های فیزیکی، مصرف پردازنده‌ی ماشین فیزیکی افزایش می‌یابد که این امر باعث افزایش انرژی مصرفی می‌گردد؛ و در حالت کم‌باری ماشین‌های فیزیکی، می‌توان با هدف بهبود مصرف انرژی تمام ماشین‌های مجازی واقع بر روی آن‌ها را به ماشین فیزیکی دیگری که دارای ظرفیت پردازش کافی محاسبات می‌باشد، مهاجرت داد و ماشین‌های فیزیکی مذکور را خاموش کرد. تحقیقات نشان می‌دهد یک ماشین فیزیکی بیکار در حالت روشن بودن ۷۰٪ از انرژی مورد نیاز خود را مصرف می‌کند [۱۱، ۱۲].

در مرجع [۱۳] ملاحظاتی برای مهاجرت ماشین‌های مجازی و شناسایی مبدا و مقصد مهاجرت آمده‌است. به طوری که شناسایی ماشین‌های فیزیکی پر بار براساس ظرفیت پردازشی هر ماشین فیزیکی، بار پردازشی که در حال حاضر بر روی آن قرار گرفته و میزان درخواست‌های ماشین‌های مجازی انجام می‌گردد. همچنین اشاره شده‌است که پر بار بودن یک ماشین فیزیکی به معنای لزوم مهاجرت نیست بلکه باید نقض قرارداد نیز اتفاق افتد؛ بنابراین ماشین‌های فیزیکی با توجه به بار پردازشی خود و درخواست‌های ماشین‌های مجازی واقع بر روی آن‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند: ۱) ماشین‌های فیزیکی که پر بار هستند و نقض قرارداد را دارند، ۲) ماشین‌های فیزیکی که پر بار هستند اما توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را نقض نمی‌کنند و ۳) ماشین‌های فیزیکی که پر بار نیستند و بنابراین هیچگاه توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را نقض نمی‌کنند. ماشین‌های فیزیکی دسته‌ی اول به عنوان مبدا مهاجرت تعیین می‌گردند. در این مقاله مقصد مهاجرت با توجه به معیار نقض قرارداد تعیین می‌گردد، بنابراین یک ماشین فیزیکی غیر پر بار از دسته‌ی سوم انتخاب می‌شود که هیچ‌گاه توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را نقض نمی‌کند. اگر ماشینی فیزیکی در دسته‌ی سوم به عنوان مقصد مهاجرت وجود نداشت؛ آنگاه ماشینی فیزیکی از دسته‌ی دوم به عنوان مقصد مهاجرت انتخاب می‌گردد. در بخش‌های بعدی به بررسی مرور ادبیات تحقیق، شرح روش پیشنهادی، ارزیابی و تحلیل‌های انجام شده و در انتها به نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

۲. مرور ادبیات

کارایی انرژی به عنوان یکی از مهمترین چالش های تحقیق در حوزه مدیریت منابع در محیط های ابر محسوب می شود [۱۴]. روش های تجمیع، بارکاری را در حداقل سرورهای ممکن قرار می دهد که باعث افزایش استفاده از منابع بلااستفاده و تراکم ماشین مجازی در سرورها می گردد. این عمل تعداد سرورهای فعال را کاهش می دهد که منجر به کاهش مصرف انرژی می شود [۱۵-۱۷]. در ادامه این بخش به مرور ادبیات گذشته در زمینه کاهش مصرف انرژی و تجمیع ماشین های مجازی پرداخته می شود. در تجمیع پویای ماشین مجازی [۱۸]، ماشین های مجازی به صورت پویا به حداقل ماشین های فیزیکی فعال مهاجرت می یابند؛ به این صورت که سعی می گردد حداقل تعداد ماشین های فیزیکی روشن نگه داشته شوند. در الگوریتم تجمیع پویای ماشین مجازی اکتشافی جدید [۱۹] زمان آزادسازی منابع، زمانی است که ماشین های مجازی در اختیار کاربر از بین بروند یا برای مدت زمان طولانی خاموش شوند. زمان آزاد شدن ماشین فیزیکی زمانی است که یک ماشین فیزیکی ممکن است خاموش شود یا در حالت خواب قرار بگیرد. یک ماشین فیزیکی می تواند خاموش گردد اگر ماشین مجازی در آن وجود نداشته باشد یا هیچ کدام از ماشین های مجازی آن در حالت فعال نباشند. با استفاده از این الگوریتم تعداد ماشین های فیزیکی بیشتری را می توان خاموش کرد که به طور موثری مصرف انرژی مراکز داده ابری را کاهش داده و بهره برداری از منابع را افزایش می دهد. این الگوریتم نسبت به الگوریتم های تجمیع پویای حد آستانه تطبیقی [۲۰] و ایستا [۲۱] بهتر عمل می کند.

روش فازی انتخاب ماشین مجازی ارائه شده است [۲۲] که توسط آن ماشین مجازی مناسب از ماشین فیزیکی پربار برای مهاجرت انتخاب می شود. برای انتخاب ماشین مجازی مناسب از ماشین فیزیکی پربار روش های متعددی ارائه شده است که از معروف ترین آنها می توان به روش های کمترین زمان مهاجرت، بیشترین همبستگی و انتخاب تصادفی اشاره کرد. محققان سه روش کمترین زمان مهاجرت، بیشترین همبستگی و کنترل مهاجرت را با استفاده از روش فازی ترکیب کرده اند و از مزایای همه روش ها برخوردار شدند، به این صورت که خروجی سه روش بالا به عنوان ورودی سیستم استنتاج فازی در نظر گرفته می شود و با توجه به قوانین فازی که با بررسی سابقه داده ها تولید شده است ماشین مجازی مناسب جهت مهاجرت انتخاب می شود به طوری که میزان تعداد مهاجرت ها کاهش می یابد.

در تحقیقات راه حل های کاهش مصرف انرژی ماشین های فیزیکی به دو سطح سخت افزار و نرم افزار محدود شده است. راه حل های سطح سخت افزار از تکنیک مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس استفاده می کنند [۲۳-۲۶]. راه حل های سطح نرم افزار، با استفاده از رویکرد تجمیع، باعث بهره وری انرژی می شوند [۲۷-۳۳]. تکنیک مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس، بر اساس بار محاسباتی که بر روی ماشین فیزیکی قرار می گیرد، انرژی را اندازه گیری می کند. روش های متعددی بر اساس تکنیک های تجمیع مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس یا بارکای ارائه شده اند. الگوریتم برنامه ریزی مبتنی بر مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس ارائه شده است [۲۳] که استفاده کلی از منابع را بهبود می بخشد، و باعث افزایش بهره وری انرژی می گردد. با استفاده از یک الگوریتم نوبت چرخشی وزن دار راه حل مبتنی بر مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس ارائه شد [۲۵] که برای نظارت کردن، تجمیع و مهاجرت ماشین های مجازی، استفاده می شود. الگوریتم نوبت چرخشی وزن داده شده تجمیع را فراهم می آورد در حالی که مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس مصرف انرژی را با تطابق با فرکانس پردازنده و لتاژ به حداقل می رساند. در مرجع [۲۶] یک چارچوب چند منظوره مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس مبتنی بر نظریه بازی ارائه شده است تا مصرف انرژی را به حداقل برساند. ماژول مبتنی بر نظریه بازی برای مدیریت منابع استفاده می شود، در حالیکه مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس مصرف انرژی را در سطح سرور به حداقل می رساند. راه حل مقیاس و لتاژ پویا و فرکانس با حفظ توافق نامه ی سطح خدمات بیان گردید [۳۴] که بهره وری انرژی بدون نقض قرارداد را فراهم

می‌کند. در این روش هر سرویس‌دهنده با مازول مقیاس ولتاژ پویا و فرکانس مجهز شده است و از تکنیک بهینه‌سازی ترکیبی برای رسیدگی به مسائل مانند توازن بار، تخصیص منبع و قرار دادن ماشین مجازی استفاده می‌شود. در مرجع [۳۵] دو روش تجمیع بار کاری ارائه شده است که سعی در کاهش مصرف انرژی و تضمین توافق‌نامه‌ی سطح خدمات دارد. ظرفیت و قدرت موجود، و ظرفیت و قدرت مورد نیاز بر اساس الگوریتم بهترین تناسب کاهشی [۳۶] است. الگوریتم بهترین تناسب کاهشی به عنوان رویکرد مناسب جایگزینی ماشین مجازی در نظر گرفته می‌شود زیرا در مرحله‌ی اول منابع ماشین‌هایی مجازی که نیازمندی بیشتری دارند توسط سرویس‌دهنده‌ها تامین می‌شود؛ سپس منابع ماشین‌هایی مجازی که نیازمندی‌های پایین‌تری دارند از باقی مانده‌ی منابع مرحله‌ی قبل تامین می‌گردد. بنابراین روش کار به کل ظرفیت پردازنده و حداکثر مصرف انرژی توجهی ندارد و تمرکز بر روی ظرفیت و انرژی پردازنده موجود است که هنوز باید مصرف شود. بنابراین مشخص می‌گردد که میزان مصرف انرژی توسط یک ماشین مجازی خاص چه میزان می‌باشد. این روش با استفاده از مکانیزم آستانه [۲۰]، کیفیت سرویس QoS را تضمین می‌کند.

خوش‌حلقی و همکاری چندین الگوریتم با هدف بهبود بهره‌وری منابع محاسباتی و کاهش مصرف انرژی تحت توافق‌نامه‌ی سطح خدمات، پردازنده، پهنای باند و حافظه برای تجمیع پویای ماشین‌های مجازی در مراکز داده ارائه نموده اند [۳۷]. روش پیشنهادی شامل چهار بخش می‌باشد. تشخیص ماشین فیزیکی برابر با استفاده از یک روش رگرسیون خطی وزن‌دار ساده برای پیش‌بینی بهره‌وری آینده ماشین فیزیکی انجام می‌شود. ماشین مجازی مناسب جهت مهاجرت از ماشین فیزیکی برابر با سه سیاست بیشترین کاهش انرژی، مصالحه زمان و انرژی و ماشین مجازی ظرفیت پردازش نقض شده انتخاب می‌شود. پس از انتخاب ماشین مجازی مناسب جهت مهاجرت هدف یافتن ماشینی فیزیکی است که در آن ماشین مجازی با کمترین انرژی و کمترین نقض قرارداد انجام شود برای این منظور الگوریتم جایگذاری بهترین حافظه و بهترین پهنای باند پیشنهاد شده است. برای یافتن ماشین‌های فیزیکی کم‌بار از یک چهارم پایین (Q1) بهره‌وری‌های قبل ماشین فیزیکی به عنوان حدآستانه پایین استفاده می‌شود. Q1 میانه نیمه پایین مجموعه داده است. اگر بهره‌وری سه منبع یک ماشین فیزیکی از حدآستانه پایین کمتر باشد آن ماشین فیزیکی، کم‌بار خواهد بود.

یک روش خطی وزن‌دار برای پیش‌بینی بار یک ماشین فیزیکی بیان شد و براساس بارکاری ماشین‌های فیزیکی به چهار کلاس کم‌بار، بار سبک، بار بهینه و برابر تقسیم می‌شوند [۳۸]. الگوریتم پیشنهادی همچنین چهار روش انتخاب ماشین مجازی به منظور مهاجرت از ماشین فیزیکی برابر برای تعدیل بار ماشین فیزیکی ارائه می‌کند. بدست آوردن بهره‌وری پردازنده در زمان مشخص یک مسأله ضروریست، برای این منظور از یک روش وزن‌دار خطی جهت پیش‌بینی بهره‌وری پردازنده در زمان t_i+1 با استفاده از چندین بهره‌وری گذشته پردازنده ماشین فیزیکی استفاده می‌شود و سپس با تعریف سه حدآستانه T_c ، T_b ، T_a برای بهره‌وری پردازنده ماشین‌های فیزیکی را به چهار کلاس کم‌بار، سبک بار، بار بهینه و برابر تقسیم‌بندی می‌کند. با چهار سیاست پیشینه‌سازی و کمینه‌سازی مهاجرت‌ها، کمینه‌سازی مهاجرت‌ها، پیشینه‌سازی مهاجرت‌ها، انتخاب تصادفی براساس الگوریتم استقرار ماشین مجازی، برپایه پیش‌بینی بهره‌وری پردازنده ماشین مجازی مناسب برای مهاجرت را انتخاب می‌کند. جایگذاری ماشین مجازی مهاجرت‌یافته با استفاده از الگوریتم اصلاح‌شده‌ی بهترین تناسب کاهشی انجام می‌شود.

جایگزینی ماشین‌های مجازی براساس الگوریتم اصلاح‌شده‌ی بهترین تناسب کاهشی و یادگیری زنجیره‌ی مارکوف انجام گردید [۵]؛ تا به این وسیله تاریخچه‌ای از وضعیت ماشین‌های فیزیکی و مجازی فراهم آید و از این خاصیت برای حداقل کردن تعداد مهاجرت‌ها استفاده شود. در این روش با استفاده از زنجیره‌ی مارکوف رفتار گذشته‌ی ماشین‌های مجازی و ماشین‌های فیزیکی

^۱ Best Fit Decreasing Algorithm

در یک بازه زمانی آینده پیش‌بینی می‌گردد و سپس اگر ماشین فیزیکی در آینده پربار باشد تصمیم‌گیری مهاجرت ماشین مجازی اتخاذ می‌گردد.

گام ضروری در تجمیع ماشین‌های فیزیکی شناسایی ماشین فیزیکی پربار می‌باشد. بر خلاف کارهای گذشته که ماشین فیزیکی پربار فقط با در نظر گرفتن بهره‌ی پردازنده تعیین می‌گردید؛ محققان در [۳۹] الگوریتم کشف ماشین فیزیکی پربار رگرسیون چندگانه پیشنهاد شده‌است که چندین فاکتور را در نظر می‌گیرد: پردازنده، حافظه و مصرف پهنای باند شبکه. در این روش الگوریتم‌های بهره‌وری ماشین فیزیکی رگرسیون چندبعدی فراهم شده‌اند که پردازنده، حافظه و مصرف پهنای باند شبکه را به ترتیب با استفاده از فاصله اقلیدسی و جمع‌بندی مطلق با یکدیگر ترکیب می‌کند؛ که باعث بهبود مصرف انرژی و نقض قرارداد می‌گردد.

تعیین دو حد‌آستانه در تصمیمات سه‌جانبه از مسائل مطرح می‌باشد. الگوریتم مهاجرت حد‌آستانه‌های تطبیقی با معرفی تصمیمات سه‌جانبه در مهاجرت ماشین مجازی پیشنهاد شد [۴۰]. روش پیشنهادی ابتدا بار را مطابق با مصرف منبع در کلاستر ارزیابی می‌کند و سپس به صورت پویا دو حد‌آستانه را تعیین می‌کند. ماشین‌های مجازی با توجه به ایده‌ی تصمیمات سه‌جانبه به سه دسته تقسیم می‌گردند: گره‌های وضعیت بیکار، گره‌های عادی و گره‌های پربار شده. سپس برای گره‌ها در نواحی مختلف عملیات متفاوتی انجام می‌شود. برای گره‌های عادی هیچ عملی صورت نمی‌گردد، برای گره‌های بیکار و پربار شده در خوشه، الگوریتم ماشینی مجازی را برای مهاجرت تعیین می‌کند و انتخاب ماشین فیزیکی هدف را براساس توازن مصرف منابع و سربار انتقال بهینه‌سازی می‌کند. این روش باعث بهبود انرژی مصرفی گردید.

حد‌آستانه‌ی پرباری معیاری مهم برای تعیین ماشین‌های فیزیکی پربار می‌باشد؛ اما به دلیل تقاضاهای تصادفی منابع توسط ماشین‌های مجازی این کار مشکل شده‌است. بنابراین انتخاب حد‌آستانه‌ی پربار به عنوان یک فرایند تصمیم مارکوف مدل‌سازی شده‌است [۴۱]. با حل معادله‌ی بهینه‌ی Bellman بهبود یافته با روش تکرار مقدار، مدل بهینه بدست می‌آید و حد‌آستانه‌ی پربار بهینه بطور تطبیقی محاسبه می‌گردد. فرایندهای ترکیبی به عنوان فرایند مارکوف بر اساس الگوریتم انتخاب حد‌آستانه‌ی پربار تطبیقی خلاصه شده‌اند. این روش باعث حفظ کارایی شده‌است.

یک روش کارآمد انرژی برای تجمیع ماشین‌های مجازی در محیط ابری با هدف کاهش مصرف انرژی و تکمیل وظایف بیشتر با بالاترین گذردهی ارائه شد [۴۲]. این روش از نسبت کارایی به توان برای تعیین آستانه‌ی بالا برای تشخیص اضافه بار استفاده می‌کند؛ و بهره‌ی بارکاری کل مرکز داده را برای تعیین آستانه‌ی پایین در نظر می‌گیرد که می‌تواند تعداد مهاجرت‌های ماشین مجازی را کاهش دهد.

رویکردی با استفاده از الگوریتم‌های آگاه از انفجار براساس معیار فاصله‌ی Kullback-Leibler برای انتخاب ماشین فیزیکی منبع و مقصد با هدف به حداقل رساندن نقض SLA، بهبود کارایی انرژی و کاهش تعداد مهاجرت ارائه شد [۴۳]. کاربرد الگوریتم‌های یادگیری تقویتی در تجمیع ماشین‌های مجازی جهت بهبود مدیریت منابع بررسی شد [۴۴]. تعیین سیاست‌های کارآمد در محیط‌های پویا دشوار است؛ بنابراین از یادگیری تقویتی در شرایط عدم قطعیت و دانش ناکامل برای آموزش استفاده می‌شود. با استفاده از داده‌های حجم کار واقعی، تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های یادگیری تقویتی SARSA و Q-learning ارائه شد. رویکرد ارائه‌شده کارایی انرژی را ۲۵٪ بهبود می‌دهد و نقض قرارداد را تا ۶۳٪ نسبت به الگوریتم اکتشافی Power-Aware کاهش می‌دهد.

توازن‌بار مبتنی بر رویکرد تجمیع پویای ماشین‌های مجازی برای به حداقل رساندن مصالحه بین مصرف انرژی، نقض قرارداد و مهاجرت ماشین‌های مجازی پیشنهاد شد [۴۵]. این روش حداقل خاموشی ماشین فیزیکی و پیچیدگی زمان کم را در محیط ناهمگن حفظ می‌کند. این رویکرد شامل سه روش است: ۱) توازن‌بار مبتنی بر فراابتکاری BPSO در اثربخشی بر مصرف انرژی

و تعداد خاموش شدن ماشین فیزیکی، تشخیص ماشین فیزیکی سربار شده؛ ۲) ضریب همبستگی پرسون مبتنی بر جایگذاری ماشین مجازی در اثربخشی بر نقض قرارداد، ۳) انتخاب ماشین مجازی بر اساس درجه عدم تعادل در اثربخشی بر تعداد مهاجرت ماشین مجازی. نتایج نشان دادند که این روش برای مسائل NP-hard به خوبی عمل می‌کند.

در [۴۶] با هدف کاهش مصرف انرژی و افزایش قابلیت اطمینان سیستم راهکاری موثر برای تجمیع ماشین‌های مجازی با استفاده از مدل زنجیره مارکوف زمان گسسته ۲ ارائه شد. در این روش با استفاده از مدل زنجیره مارکوف زمان گسسته وضعیت ماشین‌های فیزیکی در آینده پیش‌بینی می‌شوند. بنابراین دسته‌بندی دقیق‌تری برای آنها می‌توان در نظر گرفت و به این ترتیب تعداد تکرارهای تجمیع را کاهش و قابلیت اطمینان سیستم را افزایش داد. محققان این مقاله نشان دادند که این روش در معیارهای نقض قرارداد، تعداد مهاجرت‌ها و مصرف انرژی نسبت به روش‌های قبلی عملکرد بهتری دارد.

در [۴۷] راهکاری برای فرارگیری اجزای عملکرد شبکه مجازی ۳ (VNF) بر روی ماشین‌های مجازی با هدف کاهش مصرف انرژی و تاخیر آنها به انتها پیشنهاد شده است. محققان با روش Fuzzy-FCA تجمیع اجزای VNF را بر روی حداقل تعداد ماشین‌های مجازی انجام دادند. روش Fuzzy-FCA ترکیبی از روش فازی و تحلیل مفاهیم رسمی ۴ در محیط محاسبات ابری و معماری دسترسی چندگانه‌ی محاسبات لبه ۵ است. محققان نشان دادند که این روش در معیارهای زمان اجرا، تاخیر آنها به انتها و مصرف انرژی نسبت به روش‌های قبلی بهبود دارد.

۳. روش پیشنهادی

چنانچه در مرکز داده‌ی محیط محاسبات ابری، ماشین‌های فیزیکی کم‌بار و پر بار وجود داشته باشند آنگاه باید بار پردازشی آن‌ها به حالت متعادل برسد تا در پردازش محاسبات وقفه‌ای رخ ندهد و در مصرف انرژی صرفه‌جویی شود [۴۸]. بنابراین در این مورد از روش مهاجرت ماشین‌های مجازی استفاده می‌شود. به طوری که در حالت ایجاد ماشین فیزیکی پر بار، یک یا چند ماشین مجازی آن به ماشین فیزیکی مناسب دیگری جهت تخصیص منابع و اجرا شدن وظایف مهاجرت داده می‌شود. زمانی که حالت ماشین فیزیکی کم‌بار اتفاق می‌افتد، باید تمام ماشین‌های مجازی واقع بر روی آن به سایر ماشین‌های فیزیکی که ظرفیت پردازش کافی برای اجرای وظایف آن‌ها را داشته باشند مهاجرت داده شوند؛ به این ترتیب می‌توان ماشین‌های فیزیکی را خاموش کرد و در انرژی مصرفی صرفه‌جویی نمود. در ادامه‌ی به شرح کامل روش پیشنهادی پرداخته می‌شود.

۱.۳. مدل‌سازی محیط

مدل محیط محاسبات ابری شامل n ماشین مجازی مستقل $VM = \{VM_1, VM_2, \dots, VM_n\}$ که هیچ وابستگی داده‌ای به یکدیگر ندارند و m ماشین فیزیکی $PM = \{PM_1, PM_2, \dots, PM_m\}$ است. سپس منابع ماشین‌های فیزیکی به ماشین‌های مجازی تخصیص داده می‌شوند. پس از تخصیص ماشین‌های مجازی در ماشین‌های فیزیکی، ممکن است تعدادی از ماشین‌های فیزیکی دارای ظرفیت بار پردازشی بیش از بهره پردازشی خود شوند و پر بار شوند. اگر ماشین فیزیکی پر بار دچار نقض قرارداد نیز باشد

۲ Discrete-time Markov chain (DTMC) model

۳ Virtual Network Function (VNF)

۴ Formal Concept Analysis (FCA)

۵ Multiple access Edge Computing (MEC) architecture

[۱۳] آنگاه یک یا چند ماشین مجازی از ماشین فیزیکی پربار به ماشینی فیزیکی غیرپربار که توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را نقض نمی‌کند، یا ماشینی فیزیکی پرباری که نقض قرارداد ندارد، مهاجرت داده می‌شوند.

۲.۳. روش پیشنهادی انتخاب ماشین فیزیکی مقصد مهاجرت با استفاده از پیش‌بینی حالت بعدی در محیط محاسبات ابری

در روش پیشنهادی پس از تخصیص ماشینهای مجازی به ماشین‌های فیزیکی، مسئله‌ی مهاجرت محاسبات ابری در دو مرحله مورد بررسی قرار می‌گیرد: الف) مشخص کردن وضعیت بعدی ماشین‌های فیزیکی با استفاده از پیش‌بینی وضعیت بعدی؛ ب- پیدا کردن ماشین فیزیکی مناسب به عنوان مقصد مهاجرت با استفاده از پیش‌بینی وضعیت بعدی. جزئیات هر مرحله در ادامه آمده است:

۱.۲.۳. مشخص کردن وضعیت بعدی ماشین‌های فیزیکی با استفاده از پیش‌بینی وضعیت بعدی

پربار بودن ماشین فیزیکی به معنی نقض قرارداد نیست بلکه تنها بدین معنی است که احتمال این وجود دارد که ماشین فیزیکی توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را نقض کند. براساس الگوریتم تصمیم‌گیری نقض توافق‌نامه‌ی سطح خدمات اگر ماشین فیزیکی پربار باعث نقض قرارداد نگردد آنگاه نیازی به مهاجرت نمی‌باشد؛ زیرا مهاجرت اضافی باعث افزایش مصرف انرژی می‌شود [۱۳].

در مقاله [۱۳] برای شناسایی حالت نقض قرارداد از پارامترهای مجموع کل بهره‌وری درخواستی ماشین‌های مجازی بر روی ماشین فیزیکی H_i و بیشترین بهره‌وری ماشین فیزیکی H_i استفاده می‌شود. معیار شناسایی و دسته‌بندی ماشین‌های فیزیکی پربار با استفاده از تعریف نقض قرارداد انجام می‌شود؛ به طوری که ماشین فیزیکی پرباری به عنوان مبدا مهاجرت در نظر گرفته می‌شود که توافق‌نامه‌ی سطح خدمات را رعایت نکرده باشد. بنابراین پارامتر x_i برای شناسایی وضعیت ماشین فیزیکی تعریف شده است. به طوری که نسبت مجموع کل بهره‌وری درخواستی ماشین‌های مجازی بر روی ماشین فیزیکی H_i به بیشترین بهره‌وری ماشین فیزیکی H_i برابر x_i می‌باشد. این نسبت برای شناسایی نقض قرارداد استفاده می‌گردد که در این صورت سه حالت زیر در رابطه‌ی (۱) استنتاج می‌شوند [۱۳]:

$$\begin{cases} 1) 1.0 < x_i \\ 2) 0 < x_i \leq 1.0 \\ 3) x_i \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

طبق رابطه‌ی (۱) شرایط لازم و کافی نقض قرارداد، $x_i > 1$ است. شرط (۱) ماشین فیزیکی ا پربار و نقض قرارداد را نشان می‌دهد. در شرط (۲)، ماشین فیزیکی ا پربار و بدون نقض قرارداد خواهد بود؛ و در شرط (۳) ماشین فیزیکی بیکار و نقض قرارداد غیرممکن است. در واقع نسبت مجموع کل بهره‌وری درخواستی ماشین‌های مجازی بر روی ماشین فیزیکی H_i نمی‌تواند بزرگ‌تر از بیشترین مقدار بهره‌وری ماشین فیزیکی H_i باشد؛ در غیر اینصورت نقض قرارداد رخ خواهد داد.

از آنجایی که درخواست مصرف به طور مداوم تغییر می‌کند بنابراین x_i یک متغیر تصادفی است که با مقادیرهای میانگین H_i و انحراف معیار σ_i می‌توان مقدار بعدی x_i را با رکوردهای قبلی محاسبه نمود. تابع چگالی احتمال x_i با $\rho(x_i)$ نشان داده می‌شود. بنابراین می‌توان احتمال حالت بعدی که در چه شرایطی ماشین فیزیکی پربار و بدون نقض قرارداد به ماشین فیزیکی پربار و نقض قرارداد تبدیل می‌شود را با رابطه‌ی (۲) محاسبه کرد [۱۳].

$$\begin{aligned}
P\{x_i \geq 1\} &= P\{x_i - \mu_i \geq 1 - \mu_i\} \text{ (set } 1 - \mu_i = \varepsilon_i) \\
&= P\{x_i - \mu_i \geq \varepsilon_i\} \\
&\leq \int_{x_i - \mu_i \geq \varepsilon_i} \left(\frac{x_i - \mu_i}{\varepsilon_i} \right)^2 P(x_i) dx_i \\
&= \frac{1}{\varepsilon_i^2} \int_{\varepsilon_i + \mu_i}^{\infty} (x_i - \mu_i)^2 P(x_i) dx_i \\
&\leq \frac{1}{\varepsilon_i^2} \int_0^{\infty} (x_i - \mu_i)^2 P(x_i) dx_i = \frac{\sigma_i^2}{\varepsilon_i^2}
\end{aligned} \tag{۲}$$

بنابر رابطه‌ی (۲) [۱۳] اگر میانگین از یک بزرگتر باشد ماشین فیزیکی i در حالت بعدی پربار و نقض قرارداد است. اگر میانگین از یک کوچکتر است وضعیت ماشین فیزیکی i براساس $\frac{\sigma_i^2}{\varepsilon_i^2}$ تصمیم‌گیری خواهد شد؛ زیرا احتمال از یک بیشتر نمی‌گردد. در شرایطی که نرخ $\frac{\sigma_i^2}{\varepsilon_i^2}$ مقداری بیشتر از یک داشته باشد؛ به احتمال زیاد ماشین فیزیکی باعث نقض قرارداد می‌شود. بنابراین قیده‌های شرایط با رابطه‌ی (۳) بدست می‌آیند [۱۳].

$$\begin{cases} \forall \sigma_i, \mu_i \geq 1.0 \\ \sigma_i \geq 1 - \mu_i, \mu_i < 1.0 \end{cases} \tag{۳}$$

پس از انجام مراحل ذکر شده، ماشین‌های فیزیکی در سه دسته‌ی پربار با نقض قرارداد (SLAV)، پربار بدون نقض قرارداد (NSLAV) و غیرممکن بودن نقض قرارداد قرار می‌گیرند (ISLAV). حالت بعدی ماشین‌های فیزیکی واقع در دسته SLAV محاسبه می‌شود و ماشین‌های فیزیکی که حالت بعدی آن‌ها نیز SLAV است به عنوان ماشین فیزیکی پربار انتخاب می‌شوند.

۲.۲.۳. پیدا کردن ماشین فیزیکی مناسب به عنوان مقصد مهاجرت با استفاده از پیش‌بینی وضعیت بعدی

پس از اینکه در بخش ۱، ۲، ۳ یک ماشین فیزیکی پربار و دارای نقض قرارداد به عنوان مبدا مهاجرت در بین سایر ماشین‌های فیزیکی شناسایی شد و ماشینی مجازی از آن برای مهاجرت انتخاب گردید؛ سپس محققان در این مقاله با استفاده از روش پیشنهادی خود مقصد مناسب مهاجرت را تعیین می‌کنند؛ که بتوان منابع مصرفی لازم برای اجرای وظایف ماشین مجازی مورد نظر را در اختیار آن قرار داد. بنابراین با توجه به دسته‌بندی‌های بخش ۱، ۲، ۳، سه دسته ماشین‌های فیزیکی پربار و دارای نقض قرارداد، پربار و بدون نقض قرارداد، بیکار و نقض قرارداد غیرممکن وجود خواهند داشت. روش پیشنهادی ما در این مقاله استفاده از دسته‌ی سوم بیکار و نقض قرارداد غیرممکن به عنوان مقصد مهاجرت است؛ زیرا پس از مهاجرت ماشین‌های مجازی به این دسته نقض قرارداد رخ نمی‌دهد.

۳.۳. پارامترهای ارزیابی

پس از شرح کامل روش پیشنهادی در بخش‌های گذشته، در این بخش به ارائه‌ی رابطه‌های مربوط به محاسبه‌ی مصرف انرژی، توافق‌نامه‌ی سطح خدمات که در بخش ارزیابی کاربرد دارند پرداخته می‌شود:

۱.۳.۳. مشخص کردن وضعیت بعدی ماشین‌های فیزیکی با استفاده از پیش‌بینی وضعیت بعدی

برای محاسبه انرژی مصرفی از آنجا که پردازنده در مقایسه با سایر منابع سیستم، بخش عمده‌ای از انرژی را مصرف می‌کند و بهره‌وری از پردازنده ممکن است با گذشت زمان به دلیل تغییرپذیری بارکار، تغییر کند، برای این منظور از رابطه‌ی (۴) که در زیر بیان شده است، استفاده می‌شود [۲۲].

$$E = \int_{t_0}^{t_1} P(u(t)) dt \quad (4)$$

مصرف انرژی (E) به عنوان انتگرال تابع مصرف انرژی به دلیل تغییرپذیری بارکاری روی یک دوره زمانی تعریف می‌شود.

۲.۳.۳. محاسبه‌ی نقض قرارداد

توافق‌نامه‌ی سطح خدمات معمولاً به فرم SLA شناخته می‌شود. نقض توافق‌نامه‌ی سطح خدمات با عنوان نقض قرارداد به فرم SLAV نشان داده می‌شود. نقض قرارداد در محیط محاسبات ابری بسیار نامطلوب است و هزینه‌های سنگینی دارد؛ و از دو معیار زیر بدست می‌آید [۲۲]:

۱. OTF (کسر زمان پرباری): کسر زمان پرباری معیاری برای اندازه‌گیری نقض قرارداد است. زمانی که ماشین‌های فیزیکی فعال هستند و بهره ۱۰۰٪ پردازنده را تجربه می‌کنند که منجر به نقض قرارداد می‌شود.

$$OTF = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{T_{si}}{T_{ai}} \quad (5)$$

N تعداد ماشین‌های فیزیکی، T_{si} زمان کل در زمانی که ماشین فیزیکی i بهره ۱۰۰٪ را متحمل می‌شود که نقض قرارداد را ایجاد می‌کند. T_{ai} مدت زمان کل حالت فعال ماشین فیزیکی i است.

۲. PDM: کاهش کارایی کل با مهاجرت ماشین‌های مجازی.

$$PDM = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{C_{dj}}{C_{rj}} \quad (6)$$

M تعداد ماشین‌های مجازی، C_{dj} نقض کارایی ماشین مجازی j که با مهاجرت ایجاد می‌شود را برآورد می‌کند. C_{rj} کل ظرفیت پردازنده درخواست شده توسط ماشین مجازی j در طول دوره زندگی آن است. در آزمایشات C_{dj} با ۱۰٪ از بهره پردازنده j در طول مهاجرت آن برآورد شده است.

هر دو معیار OTF و PDM به طور مستقل و با اهمیت برابر مقدار نقض قرارداد را تعیین می‌کنند. بنابراین SLAV معیاری ترکیبی شامل نقض کارایی با توجه به ماشین فیزیکی پربار و با توجه به مهاجرت ماشین مجازی در نظر گرفته می‌شود [۲۰].

$$SLAV = OTF \cdot PDM \quad (7)$$

۴. تحلیل و ارزیابی

ارزیابی روش پیشنهادی بر روی شبیه‌ساز CloudSim با استفاده از ۸۰۰ ماشین فیزیکی و ۸۶۹ ماشین مجازی انجام شد. در ارزیابی شبیه‌سازی ابتدا ماشین فیزیکی پربار با استفاده از روش پیش‌بینی حالت بعدی مشخص گردید [۱۲]. سپس ماشین‌های مجازی با سیاست فازی‌سازی [۲۲] از ماشین پربار برای مهاجرت انتخاب شدند. پس از آن ماشین فیزیکی مقصد مهاجرت با توجه به روش پیشنهادی (MP) مشخص گردید. نتایج ارزیابی با روش‌های مختلف تشخیص ماشین فیزیکی پربار و انتخاب ماشین مجازی مناسب برای مهاجرت مانند MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy مقایسه گردید. سیاست مهاجرت MMT ماشینی مجازی با حداقل زمان مورد نیاز برای مهاجرت را انتخاب می‌نماید [۲۰]؛ و سیاست Fuzzy چندین سیاست انتخاب ماشین مجازی را با یکدیگر فازی‌سازی می‌کند و سپس بر این اساس ماشینی مجازی را برای مهاجرت انتخاب می‌نماید [۲۲]. آستانه پویا مبتنی بر انحراف معیار MAD و رگرسیون محلی LR، دو روش تعیین حد آستانه بارکاری پویا جهت تشخیص ماشین فیزیکی پربار می‌باشند [۲۰]. مراحل روش پیشنهادی در شکل (۱) آمده است.

ابتدا وظایف کاربران محیط ابری به ماشین‌های مجازی اختصاص داده می‌شوند و سپس هر ماشین مجازی به ماشینی فیزیکی تخصیص داده می‌شود. پس از آن کیفیت سرویس سطح قرارداد ماشین‌های فیزیکی در حالت بعدی پیش‌بینی می‌شوند و ماشینی فیزیکی در دسته SLAV به عنوان مبدا مهاجرت انتخاب می‌شود. در روش پیشنهادی ماشینی فیزیکی به عنوان مقصد مهاجرت انتخاب می‌شود که در دسته ISLAV قرار داشته‌باشد. روش پیشنهادی مقاله با خط‌چین مشخص شده‌است.

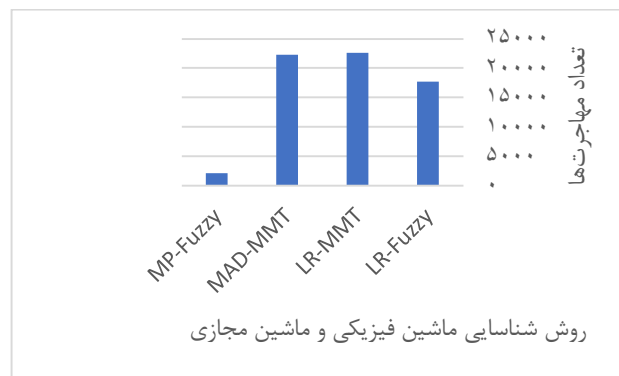
در شکل (۲) تعداد ماشین‌های مهاجرت‌داده شده در چهار روش پیاده‌سازی MP-Fuzzy، MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy بر روی نمودار مشخص شده‌اند.

میزان تعداد مهاجرت‌ها برای MP-Fuzzy به مقدار ۲۱۲۲، MAD-MMT به مقدار ۲۲۲۳۷، LR-MMT به مقدار ۲۲۵۷۶، و LR-Fuzzy به مقدار ۱۷۷۰۱ می‌باشد. روش پیشنهادی انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP به طور قابل توجهی تعداد مهاجرت‌ها را کاهش می‌دهد. سیاست انتخاب ماشین مجازی Fuzzy بهتر از روش MMT عمل می‌کند. درصد بهبود حاصل شده روش MP-Fuzzy نسبت به سه روش MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy به ترتیب برابر با ۹۰٪، ۸۸٪ و ۹۰٪ می‌باشد.

در شکل (۳) میزان کاهش توافق‌نامه‌ی سطح خدمات ناشی از مهاجرت ماشین‌های مجازی، در چهار روش پیاده‌سازی MP-Fuzzy، MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy بر روی نمودار مشخص شده‌است.

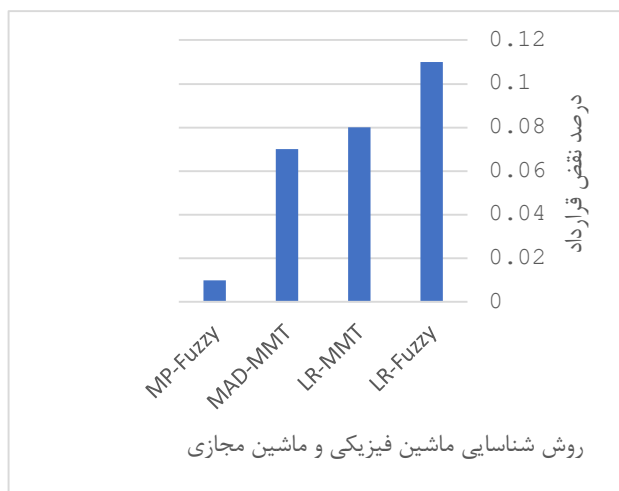


شکل (۱): مراحل روش پیشنهادی



شکل (۲): تعداد مهاجرت‌ها

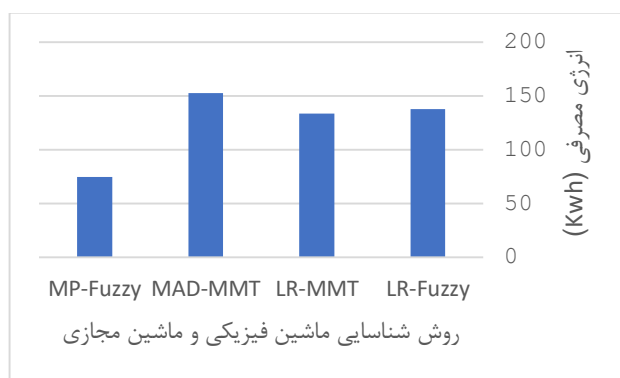
در شکل (۳)، نتایج ارزیابی نقض قرارداد با توجه به تعداد مهاجرت‌ها آورده شده است. با توجه به این نمودار کاهش توافق‌نامه‌ی سطح خدمات با توجه به مهاجرت ماشین‌های مجازی روش پیشنهادی MP-Fuzzy به میزان ۰٫۰۱٪، MAD-MMT به میزان ۰٫۰۷٪، LR-MMT به میزان ۰٫۰۸٪، و LR-Fuzzy به میزان ۰٫۱۱٪ می‌باشد. به دلیل کم بودن تعداد مهاجرت‌های ماشین‌های مجازی روش MP، توافق‌نامه‌ی سطح خدمات در حد مطلوبی باقی مانده است؛ بنابراین سیاست انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP، تاثیر عمده‌ای در حفظ توافق‌نامه‌ی سطح خدمات داشته است. درصد بهبود حاصل شده روش MP-Fuzzy نسبت به روش‌های MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy به ترتیب برابر با ۸۵٪، ۸۷٪ و ۹۰٪ می‌باشد.



شکل (۳): تعداد نقض قرارداد با توجه به تعداد مهاجرت‌ها

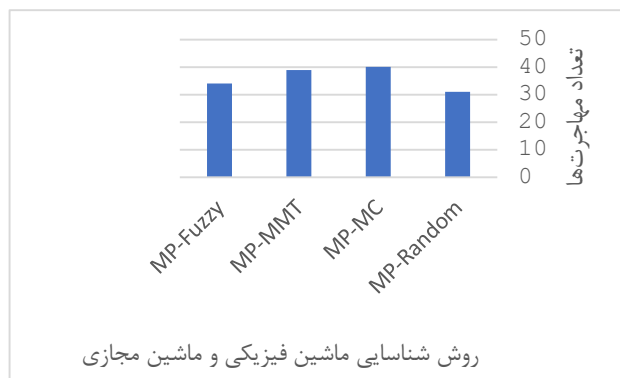
در شکل (۴) میزان انرژی مصرفی، در چهار روش پیاده‌سازی MP-Fuzzy، MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy در بر روی نمودار مشخص شده‌اند.

میزان انرژی مصرفی در شناسایی مقصد مهاجرت با استفاده از روش پیشنهادی MP کمتر از سایر روش‌ها می‌باشد. میزان انرژی مصرفی برای چهار روش MP-Fuzzy، MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy به ترتیب برابر با ۱۳۳، ۱۵۳، ۷۴ و ۱۳۸ کیلو وات ساعت می‌باشد. درصد بهبود حاصل شده روش MP-Fuzzy نسبت به سه روش MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy به ترتیب برابر با ۵۱٪، ۴۴٪ و ۴۵٪ می‌باشد.

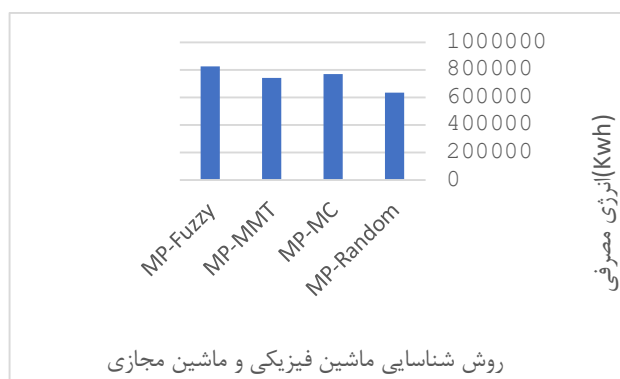


شکل (۴): انرژی مصرفی

در شکل (۵) سیاست‌های مختلف انتخاب ماشین مجازی با روش انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP ترکیب شده‌اند؛ و تاثیر نوع سیاست انتخاب ماشین مجازی بر روی روش MP از لحاظ تعداد مهاجرت‌ها و انرژی مصرفی، مورد بررسی قرار گرفته‌است. همانطور که در شکل (۵) ملاحظه می‌شود روش پیشنهادی انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP با سیاست‌های انتخاب ماشین مجازی بیشترین همبستگی (MC)، تصادفی (Random) و کمترین زمان مهاجرت (MMT)، به کار گرفته‌شد و از نظر میزان انرژی مصرفی و تعداد مهاجرت‌ها ارزیابی گردید.



(الف)



(ب)

شکل (۵): مقایسه‌ی تاثیر سیاست‌های انتخاب ماشین مجازی در روش کشف ماشین فیزیکی پربار MP

نمودار (الف) نشان می‌دهد که تعداد مهاجرت‌ها در سیاست انتخاب ماشین مجازی تصادفی به میزان ۲۲٪، ۲۰٪ و ۸٪ عملکرد بهتری در برابر MP-Fuzzy، MP-MMT و MP-MC دارد.

نمودار (ب) نشان می‌دهد که باز هم سیاست انتخاب ماشین مجازی تصادفی در ترکیب با روش انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP عملکرد بهتری در میزان انرژی مصرفی نسبت به دو روش دیگر دارد. درصد بهبود حاصل شده در میزان انرژی مصرفی MP-Random نسبت به MP-MC، MP-MMT و MP-Fuzzy به ترتیب برابر با ۱۷٪، ۱۴٪ و ۲۴٪ است.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای تجمیع ماشین‌های مجازی پیشنهاد گردید که برای انتخاب ماشین فیزیکی مقصد از معیار نقض قرارداد بهره گرفته شد. زمانی که یک ماشین فیزیکی دچار حالت پرباری می‌گردد، لزوماً نیازی نیست که ماشین‌های مجازی آن به ماشین فیزیکی دیگری مهاجرت داده شوند؛ زیرا مهاجرت اضافی باعث نقض قرارداد می‌گردد. بنابراین اگر ماشین فیزیکی پربار دچار نقض قرارداد شده باشد آنگاه بایستی یک و یا چند ماشین مجازی را مهاجرت داد. در این مقاله ماشین‌های فیزیکی در سه دسته‌ی پربار با نقض قرارداد (SLAV)، پربار بدون نقض قرارداد (NSLAV) و غیرممکن در نقض قرارداد (ISLAV) قرار می‌گیرند. وضعیت بعدی ماشین‌های فیزیکی دسته SLAV بررسی می‌گردد و یک ماشین فیزیکی در این دسته که وضعیت بعدی آن نیز SLAV باشد، به عنوان مبدا مهاجرت انتخاب می‌گردد. در روش پیشنهادی یک ماشین فیزیکی از دسته ISLAV که حالت بعدی آن نیز همان باشد به عنوان مقصد مهاجرت ماشین‌های مجازی تعیین می‌گردد. الگوریتم پیشنهادی با در نظر گرفتن معیار نقض قرارداد، تعداد مهاجرت‌ها را کاهش می‌دهد و به طور قابل توجهی در مصرف انرژی صرفه‌جویی می‌گردد. نتایج

ارزیابی بر روی شبیه‌ساز CloudSim نشان داد روش MP-Fuzzy نسبت به سه روش MAD-MMT، LR-MMT و LR-Fuzzy در تعداد مهاجرت‌ها به ترتیب به میزان ۹۰٪، ۹۰٪ و ۸۸٪؛ در نقض قرارداد با توجه به تعداد مهاجرت‌ها به ترتیب به میزان ۸۵٪، ۸۷٪ و ۹۰٪ و در مصرف انرژی به ترتیب به میزان ۵۱٪، ۴۴٪ و ۴۵٪ بهبود حاصل شده‌است. همچنین در ارزیابی مشخص گردید که در روش انتخاب ماشین فیزیکی مقصد MP، اگر برای انتخاب ماشین مجازی از سیاست مهاجرت تصادفی استفاده گردد در مقایسه با زمانی که سیاست‌های مهاجرت بیشترین همبستگی (MC)، کمترین زمان مهاجرت (MMT) و فازی (Fuzzy) اتخاذ می‌گردند؛ در تعداد مهاجرت‌ها به میزان ۲۲٪، ۲۰٪ و ۸٪ و در میزان انرژی مصرفی به میزان ۱۷٪، ۱۴٪ و ۲۴٪ بهبود حاصل شده است.

مراجع

- [1] Voorsluys, W., J. Broberg, and R. Buyya, Introduction to cloud computing. Cloud computing: Principles and paradigms, 2011: p. 1-44.
- [2] Fox, A., et al., Above the clouds: A Berkeley view of cloud computing. Dept. Electrical Eng. and Comput. Sciences, University of California, Berkeley, Rep. UCB/EECS, 2009. 28(13): p. 2009.
- [3] Kumari, P. and M. Singh, Different Challenges in Energy-Efficient Cloud Security: A Brief Review. Research Developments in Science and Technology Vol. 6, 2022: p. 112-122.
- [4] Jeba, J.A., et al., Towards green cloud computing an algorithmic approach for energy minimization in cloud data centers, in Research Anthology on Architectures, Frameworks, and Integration Strategies for Distributed and Cloud Computing. 2021, IGI Global. p. 846-872.
- [5] Bhattacharjee, S., et al., Energy-efficient migration techniques for cloud environment: a step toward green computing. The Journal of Supercomputing, 2020. 76(7): p. 5192-5220.
- [6] Kansal, N.J. and I. Chana, Cloud load balancing techniques: A step towards green computing. IJCSI International Journal of Computer Science Issues, 2012. 9(1): p. 238-246.
- [7] Fu, X. and C. Zhou, Virtual machine selection and placement for dynamic consolidation in Cloud computing environment. Frontiers of Computer Science, 2015. 9(2): p. 322-330.
- [8] Zheng, Q., et al. Multi-objective optimization algorithm based on bbo for virtual machine consolidation problem. in 2015 IEEE 21st International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS). 2015. IEEE.
- [9] Horri, A., M.S. Mozafari, and G. Dastghaibifard, Novel resource allocation algorithms to performance and energy efficiency in cloud computing. The Journal of Supercomputing, 2014. 69(3): p. 1445-1461.
- [10] Asadi, A.N., M.A. Azgomi, and R. Entezari-Maleki, Unified power and performance analysis of cloud computing infrastructure using stochastic reward nets. Computer Communications, 2019. 138: p. 67-80.
- [11] Sinha, R., N. Purohit, and H. Diwanji, Energy efficient dynamic integration of thresholds for migration at cloud data centers. IJCA Special Issue on Communication and Networks, 2011. 1: p. 44-49.
- [12] Beloglazov, A., et al., A taxonomy and survey of energy-efficient data centers and cloud computing systems, in Advances in computers. 2011, Elsevier. p. 47-111.

- [13] Cao, Z. and S. Dong, An energy-aware heuristic framework for virtual machine consolidation in cloud computing. *The Journal of Supercomputing*, 2014. 69(1): p. 429-451.
- [14] Shuja, J., et al., Survey of techniques and architectures for designing energy-efficient data centers. *IEEE Systems Journal*, 2014. 10(2): p. 507-519.
- [15] Rajavel, R. and T. Mala. Slaocms: A layered architecture of sla oriented cloud management system for achieving agreement during resource failure. in *Proceedings of the Second International Conference on Soft Computing for Problem Solving (SocProS 2012)*, December 28-30, 2012. 2014. Springer.
- [16] Beloglazov, A., J. Abawajy, and R. Buyya, Energy-aware resource allocation heuristics for efficient management of data centers for cloud computing. *Future generation computer systems*, 2012. 28(5): p. 755-768.
- [17] Bharany, S., et al., A Systematic Survey on Energy-Efficient Techniques in Sustainable Cloud Computing. *Sustainability*, 2022. 14(10): p. 6256.
- [18] Khan, M.A., et al., Dynamic virtual machine consolidation algorithms for energy-efficient cloud resource management: a review. *Sustainable cloud and energy services*, 2018: p. 135-165.
- [19] Khan, M.A., et al. Exploiting user provided information in dynamic consolidation of virtual machines to minimize energy consumption of cloud data centers. in *2018 Third International Conference on Fog and Mobile Edge Computing (FMEC)*. 2018. IEEE.
- [20] Beloglazov, A. and R. Buyya, Optimal online deterministic algorithms and adaptive heuristics for energy and performance efficient dynamic consolidation of virtual machines in cloud data centers. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2012. 24(13): p. 1397-1420.
- [21] Farahnakian, F., et al., Using ant colony system to consolidate VMs for green cloud computing. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2014. 8(2): p. 187-198.
- [22] Monil, M.A.H. and R.M. Rahman, VM consolidation approach based on heuristics, fuzzy logic, and migration control. *Journal of Cloud Computing*, 2016. 5(1): p. 1-18.
- [23] Wu, C.-M., R.-S. Chang, and H.-Y. Chan, A green energy-efficient scheduling algorithm using the DVFS technique for cloud datacenters. *Future Generation Computer Systems*, 2014. 37: p. 141-147.
- [24] Calheiros, R.N. and R. Buyya. Energy-efficient scheduling of urgent bag-of-tasks applications in clouds through DVFS. in *2014 IEEE 6th international conference on cloud computing technology and science*. 2014. IEEE.
- [25] Alnowiser, A., et al. Enhanced weighted round robin (EWRR) with DVFS technology in cloud energy-aware. in *2014 International conference on computational science and computational intelligence*. 2014. IEEE.
- [26] Ren, Y., et al. Balancing performance, resource efficiency and energy efficiency for virtual machine deployment in DVFS-enabled clouds: An evolutionary game theoretic approach. in *Proceedings of the Companion Publication of the 2014 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. 2014.
- [27] Nowicki, T., M.S. Squillante, and C.W. Wu. Fundamentals of dynamic decentralized optimization in autonomic computing systems. in *Self-star Workshop*. 2004. Springer.
- [28] Ardagna, D., et al., Energy-aware autonomic resource allocation in multitier virtualized environments. *IEEE transactions on services computing*, 2010. 5(1): p. 2-19.
- [29] Addis, B., et al., A hierarchical approach for the resource management of very large cloud platforms. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2013. 10(5): p. 253-272.
- [30] Lee, Y.C. and A.Y. Zomaya, Energy efficient utilization of resources in cloud computing systems. *The Journal of Supercomputing*, 2012. 60(2): p. 268-280.

- [31] Feller, E., L. Rilling, and C. Morin. Energy-aware ant colony based workload placement in clouds. in 2011 IEEE/ACM 12th International Conference on Grid Computing. 2011. IEEE.
- [32] Mertzios, G.B., et al., Optimizing busy time on parallel machines. *Theoretical Computer Science*, 2015. 562: p. 524-541.
- [33] Ahmad, R.W., et al., A survey on virtual machine migration and server consolidation frameworks for cloud data centers. *Journal of network and computer applications*, 2015. 52: p. 11-25.
- [34] Ali, S., S.-Y. Jing, and S. Kun, Profit-aware DVFS enabled resource management of IaaS cloud. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 2013. 10(2 Part 2): p. 237.
- [35] Mustafa, S., et al., SLA-aware energy efficient resource management for cloud environments. *IEEE Access*, 2018. 6: p. 15004-15020.
- [36] Mustafa, S., et al. Performance evaluation of energy-aware best fit decreasing algorithms for cloud environments. in 2015 IEEE International Conference on Data Science and Data Intensive Systems. 2015. IEEE.
- [37] Khoshkholghi, M.A., et al., Energy-efficient algorithms for dynamic virtual machine consolidation in cloud data centers. *IEEE Access*, 2017. 5: p. 10709-10722.
- [38] Chaddad, L.A., et al., Power-aware workload allocation for green data centers. *Management of Environmental Quality: An International Journal*, 2018.
- [39] El-Moursy, A.A., et al., Multi-dimensional regression host utilization algorithm (MDRHU) for host overload detection in cloud computing. *Journal of Cloud Computing*, 2019. 8(1): p. 1-17.
- [40] Jiang, C., J. Wu, and Z. Li, Adaptive thresholds determination for saving cloud energy using three-way decisions. *Cluster Computing*, 2019. 22(4): p. 8475-8482.
- [41] Li, Z., An adaptive overload threshold selection process using Markov decision processes of virtual machine in cloud data center. *Cluster Computing*, 2019. 22(2): p. 3821-3833.
- [42] Saadi, Y. and S. El Kafhali, Energy-efficient strategy for virtual machine consolidation in cloud environment. *Soft Comput.*, 2020. 24(19): p. 14845-14859.
- [43] Rahmani, S., V. Khajehvand, and M. Torabian, Kullback-Leibler distance criterion consolidation in cloud. *Journal of Network and Computer Applications*, 2020: p. 102789.
- [44] Shaw, R., E. Howley, and E. Barrett, Applying reinforcement learning towards automating energy efficient virtual machine consolidation in cloud data centers. *Information Systems*, 2021: p. 101722.
- [45] Mapetu, J.P.B., L. Kong, and Z. Chen, A dynamic VM consolidation approach based on load balancing using Pearson correlation in cloud computing. *The Journal of Supercomputing*, 2021. 77(6): p. 5840-5881.
- [46] Sayadnavard, M.H., A.T. Haghghat, and A.M. Rahmani, A multi-objective approach for energy-efficient and reliable dynamic VM consolidation in cloud data centers. *Engineering science and technology, an International Journal*, 2022. 26: p. 100995.
- [47] Khemili, W., J.E. Hajlaoui, and M.N. Omri, Energy aware fuzzy approach for placement and consolidation in cloud data centers. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2022. 161: p. 130-142.
- [48] Zhou, Z., et al., A novel virtual machine deployment algorithm with energy efficiency in cloud computing. *Journal of Central South University*, 2015. 22(3): p. 974-983.