

## Burst-aware Placement for Improving VM Consolidation in Cloud Environment

Somayeh Rahmani <sup>1</sup>, Vahid Khajehvand <sup>2,\*</sup>, Mohsen Torabian <sup>3</sup>

1,2- Faculty of Computer and Information Technology Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran

3- Department of Mathematics, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran

<sup>1</sup>s15rahmani2005@yahoo.com, <sup>2\*</sup>khajehvand@qiau.ac.ir, and <sup>3</sup>torabian.mohsen@gmail.com

Corresponding author address: Vahid khajehvand, Faculty of Computer and Information Technology Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran, Post Code:

**Abstract-** In cloud computing, virtual machine placement is the decision making process of selecting a destination physical machine to host a virtual machine, according to virtual machine requirements and physical machine available resources. Virtual machine placement is one of the main sub-problems in the virtual machine consolidation process which faces different challenges. Burst-aware placement plays a key role in improving performance in cloud computing systems and hence, requires special attention and investigation. Therefore, in this study, we will develop a virtual machine consolidation process model by proposing an efficient method for virtual machine placement. The proposed method consists of two burstiness-aware algorithms for initial and reallocation of virtual machines. By presenting these algorithms, we aim to minimize the negative effects of workload bursts on the process of making decisions about the placement of virtual machines. We use the random and real dataset and CloudSim simulator to evaluate the performance of the proposed method. The results confirm the advantages of the method regarding performance compared to benchmark methods.

**Keywords-** Initial placement, Reallocation, Burstiness, Virtualization, Cloud computing.

## جایگذاری انفجار آگاه جهت بهبود فرایند تجمیع ماشین مجازی در محیط ابری

سمیه رحمانی<sup>۱</sup>، وحید خواجهوند<sup>۲\*</sup>، محسن ترابیان<sup>۳</sup>

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

۲\* - دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران.

۳- دانشکده علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی، تاکستان، ایران.

<sup>1</sup>s15rahmani2005@yahoo.com, <sup>2\*</sup>khajehvand@qiau.ac.ir, and <sup>3</sup>torabian.mohsen@gmail.com

\* نشانی نویسنده مسئول: قزوین، بلوار نخبگان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، کد پستی: ۳۴۱۹۹-۱۵۱۹۵

### چکیده:

در ابر محاسباتی جایگذاری ماشین مجازی فرایند تصمیم گیری انتخاب یک ماشین فیزیکی مناسب برای میزبانی یک ماشین مجازی با توجه به نیارهای ماشین مجازی و منابع موجود ماشین فیزیکی می باشد. جایگذاری ماشین مجازی یکی از زیرمسائل اصلی در فرایند تجمیع ماشین مجازی می باشد که با چالش های متعددی مواجه می باشد. جایگذاری انفجار آگاه نقشی کلیدی در افزایش کارایی در سیستم های محاسبات ابری داشته که نیاز به توجه و بررسی خاص دارد به همین دلیل ما در این مقاله با ارائه روشی موثر برای جایگذاری ماشین های مجازی، مدل فرایند تجمیع ماشین مجازی را توسعه داده ایم. روش پیشنهادی شامل دو الگوریتم انفجار آگاه برای جایگذاری آغازین و مجدد ماشین های مجازی می باشد. هدف الگوریتم های پیشنهادی کاهش اثرات منفی انفجارهای بارکاری، در فرایند تصمیم گیری برای جایگذاری ماشین های مجازی می باشد. ما از بارهای کاری واقعی و تصادفی و شبیه ساز کلودسیم برای ارزیابی کارایی الگوریتم های پیشنهادی استفاده کرده ایم. نتایج آزمایش ها برتری الگوریتم های پیشنهادی را از نظر کارایی در مقایسه با الگوریتم های پیشین تأیید می کنند.

کلمات کلیدی - جایگذاری آغازین، جایگذاری مجدد، انفجار بارکاری، مجازی سازی، ابر محاسباتی

### ۱- مقدمه

از مسائل اصلی و تاثیرگذار در فرایند تجمیع ماشین مجازی جهت مدیریت منابع می باشد.

در سیستم های محاسبات ابری، جایگذاری ماشین مجازی فرآیند تصمیم گیری انتخاب یک سرور یا میزبان برای یک ماشین مجازی، مطابق با نیاز ماشین مجازی و منابع ماشین های فیزیکی می باشد. به دلیل پیچیدگی و وسیع بودن محیط ابر، جایگذاری ماشین مجازی کار سخت و پیچیده ای است. تصمیم اشتباه در مورد جایگذاری ماشین مجازی ممکن است منجر به مشکلاتی از قبیل اتلاف منابع توسط برخی کاربران و عدم ارائه سرویس به برخی دیگر، افزایش مصرف انرژی و هزینه ها گردد [۸-۱۰]. جایگذاری ماشین های مجازی به دو نوع جایگذاری اولیه و جایگذاری مجدد تقسیم بندی می شود. جایگذاری آغازین، نگاشت ماشین های

مدیریت ناکارآمد منابع می تواند مشکلات زیادی را هم برای مشتریان و هم برای فراهم کننده ها به دنبال داشته باشد. برخی از مشکلات شامل کیفیت سرویس نامطلوب که منجر به نقض توافق سطح سرویس، اتلاف انرژی، گرمای بیش از اندازه، انتشار دی اکسید کربن، افزایش هزینه، کاهش سود و غیره می باشد. تجمیع ماشین مجازی یکی از تکنیک های کلیدی برای مدیریت منابع در مراکز داده می باشد [1-5]. تجمیع ماشین مجازی شامل سه زیر مسئله اصلی می باشد: ۱- شناسایی ماشین های کم بار و پر بار ۲- انتخاب ماشین های مجازی و ۳- جایگذاری ماشین های مجازی [۶، ۷]. همانطور که دیده می شود جایگذاری ماشین های مجازی یکی

- ۱- ارائه یک روش جدید جهت جایگذاری ماشین‌های مجازی در فرایند تجمیع ماشین‌های مجازی
- ۲- توسعه مدل فرایند تجمیع ماشین‌های مجازی جهت مدیریت بهتر منابع مجازی شده
- ۳- پیشنهاد الگوریتم‌های انفجار آگاه برای جایگذاری آغازین و مجدد ماشین‌های مجازی

در ادامه، مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است: بخش ۲ مروری بر کارهای انجام شده در زمینه جایگذاری ماشین‌های مجازی، بخش ۳ مدل سیستم و تعریف مسئله، بخش ۴ روش پیشنهادی، بخش ۵ و ۶ به ترتیب تنظیمات شبیه‌سازی و نتایج شبیه‌سازی و نهایتاً در بخش ۷ جمع‌بندی و کارهای آینده ارائه خواهد شد.

## ۲- مروری بر کارهای گذشته

در این بخش به مرور کارهایی که در سال‌های اخیر در زمینه جایگذاری ماشین‌های مجازی انجام شده است پرداخته شده است. در مقاله [۶] بلاگلزو و همکاران یک روش آگاه از انرژی برای جایگذاری ماشین‌های مجازی ارائه کرده‌اند. در این الگوریتم ماشین‌های مجازی به ترتیب نزولی بر حسب میزان استفاده از پردازنده‌شان مرتب می‌شوند و هر ماشین مجازی به ماشین فیزیکی تخصیص داده می‌شود، که حداقل افزایش در توان مصرفی ماشین مربوطه ایجاد کند.

در [۱۵] زینگ و همکاران مسئله جایگذاری ماشین‌های مجازی را به دو نوع جایگذاری افزایشی<sup>۲</sup> و جایگذاری تجمیع شده<sup>۴</sup> تقسیم کرده‌اند. در واقع جایگذاری افزایشی و تجمیع شده به ترتیب همان جایگذاری آغازین و جایگذاری مجدد می‌باشند. آن‌ها یک روش فراابتکاری چند هدفه برای حل مسئله جایگذاری تجمیع شده ارائه کرده‌اند. آن‌ها معتقدند که برای فراهم کننده‌های ابر یک الگوریتم جایگذاری خوب باید با حداکثر کردن بهره‌وری منابع، مصرف انرژی را حداقل کند. به همین دلیل جایگذاری‌ها را با هدف کاهش اتلاف منابع و کاهش توان مصرفی میزبان‌ها انجام داده‌اند.

در [۱۶] آریانیان و همکاران رویکردی برای مدیریت منابع در مراکز داده، با هدف کاهش زمان اجرا ارائه کرده‌اند. رویکرد پیشنهادی از هیورستیک‌های مختلفی مبتنی بر تصمیم‌گیری چند معیاره، جهت شناسایی ماشین‌های کم‌بار و جایگذاری ماشین‌های مجازی استفاده می‌کند. هدف افزایش بهره‌وری انرژی، کاهش تعداد مهاجرت‌ها و نقض توافقات سطح سرویس می‌باشد.

در [۱۷] یک تکنیک جهت شناسایی نقاط داغ<sup>۵</sup> (ماشین‌های پر بار) با کاهش تعداد مهاجرت‌ها و ایجاد توازن بین مصرف انرژی و کارایی

مجازی به ماشین‌های فیزیکی جهت سرویس‌دهی به درخواست-های جدید کاربران می‌باشد. چون نیاز کاربران در بارکاری پویا تغییر می‌کند به همین دلیل جایگذاری‌های آغازین بعد از گذر زمان نیاز به تغییر دارند. که این منجر به ایجاد نوع جدیدی از جایگذاری به نام جایگذاری مجدد می‌شود. هدف از جایگذاری مجدد پیدا کردن مقصد جدید برای ماشین‌های مجازی جهت کاهش اتلاف منابع و نقض توافقات سطح سرویس می‌باشد [۱۱]. تجمیع پویای ماشین‌های مجازی با بکارگیری تکنیک مهاجرت ماشین‌های مجازی به طور پریودیک جایگذاری مجدد را برای ماشین‌های مجازی انجام می‌دهد. تکنولوژی مجازی‌سازی به فراهم کننده‌های ابر اجازه می‌دهد تا چندین ماشین مجازی را در یک سرور فیزیکی ایجاد کنند تا بهره‌وری منابع و بازگشت سرمایه را افزایش دهند.

علی‌رغم کارهای خیلی زیادی که در زمینه جایگذاری ماشین‌های مجازی انجام شده است هنوز جایگذاری ماشین‌های مجازی با چالش‌های متعددی مواجه می‌باشد. انفجارها یک الگوی معمول در بارکاری ماشین‌های مجازی بوده که پیک‌ها معمولاً به طور غیر پریودیک<sup>۱</sup> و با فرکانس کم و کوتاه رخ می‌دهند [۱۲، ۱۳]. عدم توجه به این مسئله در جایگذاری ماشین‌های مجازی موجب کاهش بهره‌وری انرژی و کارایی در سیستم‌های محاسبات ابری خواهد شد. جایگذاری انفجار آگاه یکی از مسائل باز و مهم در جایگذاری ماشین‌های مجازی می‌باشد که تاثیر به سزایی در جلوگیری از اتلاف منابع، مصرف انرژی و همچنین افزایش کارایی سیستم‌های محاسبات ابری دارد [۱۴]. منظور از انفجار آگاه حساس نبودن به نوسانات آنی و لحظه‌ای بارکاری و در نتیجه کاهش اثرات منفی نوسانات بارکاری در جایگذاری می‌باشد. در این مقاله یک روش انفجار آگاه جهت انتخاب مقصد برای ماشین‌های مجازی کاندید مهاجرت با هدف کاهش اتلاف منابع، استفاده بهینه از آن‌ها و در نهایت افزایش کارایی در CCS<sup>۲</sup> ارائه خواهد شد. هدف این است که در هنگام جایگذاری، ماشین‌های مجازی را به گونه‌ای در ماشین‌های فیزیکی قرار دهیم تا اثرات منفی انفجارهای بارکاری در آن‌ها تا حد امکان کاهش پیدا کند. از اثرات منفی انفجارهای بارکاری می‌توان به افزایش نقض توافقات سطح سرویس، نرخ تجمیع و تعداد مهاجرت‌ها اشاره کرد. منظور از نرخ تجمیع درصد ماشین‌های فیزیکی است که در طول فرایند تجمیع خاموش می‌شوند. جایگذاری انفجار آگاه از یکسو با کاهش اتلاف منابع و استفاده بهینه از آن‌ها موجب افزایش بهره‌وری انرژی و از طرفی دیگر با کاهش نقض توافقات سطح سرویس و کاهش نرخ تجمیع موجب افزایش کارایی در سیستم‌های محاسبات ابری خواهد شد. در مجموع نوآوری‌های مقاله شامل موارد ذیل می‌باشد:

زمان توقف نیز خواهد شد. برای انجام این کار شباهت محتوایی بین ماشین‌های مجازی اندازه‌گیری شده است.

در [۱۳] جیانگ و همکاران یک الگوریتم تخصیص منابع انطباق-پذیر برخط جهت استفاده در تجمیع ماشین مجازی با هدف افزایش بهره‌وری انرژی و کاهش نقض توافقات سطح سرویس برای یک شبکه‌ای از مراکز داده پیشنهاد کرده‌اند. الگوریتم پیشنهادی سیاست  $FFD^8$  را برای تخصیص ماشین‌های مجازی به ماشین‌های فیزیکی بکار می‌گیرد و به طور تطبیقی میزان منابع محاسباتی رزرو شده برای هر ماشین فیزیکی را نیز تعیین می‌کند. در [۲۰] موسا و پتون یک استراتژی جایگذاری ماشین مجازی بهینه شده با استفاده از تابع میزان استفاده از منابع<sup>۱</sup> برای کاهش مصرف انرژی و نقض توافقات سطح سرویس در سیستم‌های محاسبات ابری پیشنهاد کرده‌اند. این استراتژی جایگذاری از الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله استفاده می‌کند.

پاندا و جانا در [۲۱] یک الگوریتم برای جایگذاری ماشین مجازی مبتنی بر ظرفیت درخواست‌ها پیشنهاد کرده‌اند. الگوریتم پیشنهادی ابتدا ماشین‌های مجازی مناسب را به درخواست کاربران تخصیص می‌دهد سپس نداشت ماشین‌های مجازی به فیزیکی را انجام می‌دهد. هدف کاهش اتلاف منابع و افزایش بهره‌وری انرژی می‌باشد.

در [۲۳] منشی‌زاده و همکاران یک رویکرد مبتنی بر فرآیندهای تصادفی جهت تجمیع پویای ماشین‌های مجازی با بارکاری پویا پیشنهاد کرده‌اند. هدف از ارائه این رویکرد کاهش هزینه از جمله مصرف انرژی، تعداد مهاجرت، نقض توافق سطح سرویس و هزینه ناشی از سوئیچینگ ماشین‌های فیزیکی می‌باشد. آن‌ها به منظور جایگذاری ماشین‌های مجازی یک الگوریتم مبتنی بر فرآیندهای تصادفی به نام  $SBBFD^{10}$  پیشنهاد کرده‌اند. در این الگوریتم ماشین فیزیکی به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که بعد از قرار گرفتن ماشین مجازی در آن کمترین اتلاف منابع وجود داشته باشد و در عین حال احتمال سربار شدن ماشین مقصد از یک حدآستانه از پیش تعیین شده کمتر باشد.

در [۲۴] صیادنورد و همکاران یک روش آگاه از خطا برای جایگذاری ماشین‌های مجازی پیشنهاد کرده‌اند. آن‌ها برای هر ماشین فیزیکی یک امتیاز با در نظر گرفتن هزینه انرژی و قابلیت اطمینان تعریف کرده‌اند. در سیاست پیشنهادی برای جلوگیری از مهاجرت‌های اضافی، ماشین فیزیکی به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که قابلیت اطمینان بیشتری داشته باشد. یعنی ماشین مجازی مربوطه بتواند بدون رخ دادن خطا کار خود را در آن

پیشنهاد شده است. آن‌ها از سری زمانی برای پیش‌بینی ماشین‌های پربار بر مبنای داده تاریخی استفاده می‌کنند. تصمیم‌گیری برای مهاجرت و جایگذاری ماشین‌های مجازی، بر اساس پیش‌بینی میزان استفاده از پردازنده انجام می‌شود. به محض شناسایی یک ماشین پربار، مهاجرت انجام نمی‌شود چون ممکن است این پرباری به دلیل انفجار ناگهانی در بارکاری باشد، اگر این شرایط برای  $k$  دوره وجود داشته باشد در آن صورت مهاجرت انجام خواهد شد. انتخاب مقصد برای ماشین‌های مجازی نیز با مد نظر قرار دادن بار آینده ماشین‌های فیزیکی انجام می‌شود، یعنی ماشینی به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که در آینده احتمالاً پربار نیست.

در [۱۲] یک طرح برای مقابله با انفجارهای بارکاری جهت تجمیع سرورها، با رزرو کردن منابع برای پیک‌های بارکاری پیشنهاد شده است. رزرو کردن منابع اضافی به ماشین‌های مجازی امکان پیکربندی مجدد جهت انجام درخواست‌ها، در هنگام انفجارهای لحظه‌ای بارکاری را خواهد داد. آن‌ها از یک زنجیر مارکوف دو حالتی برای مدل کردن بارکاری ماشین‌های فیزیکی استفاده کرده‌اند. در ابتدای کار که جایگذاری‌های آغازین انجام می‌شوند به ازاء هر ماشین مجازی موجود در ماشین فیزیکی یک بلاک رزرو می‌شود، هدف مینیمم کردن این تعداد بلاک‌ها با مد نظر قرار دادن نیازهای کیفیت سرویس کاربران در ادامه فرآیند تجمیع می‌باشد. برای سادگی فرض شده است که احتمال رخ دادن انفجار برای همه ماشین‌های مجازی یکسان می‌باشد، که در محیط واقعی ابر این گونه نیست و بار ماشین‌های مجازی از هم مستقل می‌باشند.

در [۱۸] با ارائه الگوریتم‌های مختلف برای زیر مسائل تجمیع ماشین مجازی، یک تکنیک تجمیع ماشین مجازی آگاه از دما برای توازن بین بهره‌وری انرژی، کیفیت سرویس و دما پیشنهاد شده است. بررسی‌ها در این مقاله نشان داده است که دمای ماشین فیزیکی، توافق سطح سرویس و تکنیک مهاجرت همگی بر روی انرژی مصرفی مرکز داده تاثیر گذار هستند. هدف الگوریتم جایگذاری پیشنهاد شده تخصیص ماشین‌های مجازی به ماشین‌های فیزیکی است که حداقل افزایش در مصرف انرژی داشته و ظرفیت منابع بیشتری برای جایگذاری‌های آینده خواهند داشت.

در [۱۹] Li و همکاران سخت<sup>۲</sup> بودن مسئله انتخاب و جایگذاری مبتنی بر محتوای ماشین‌های مجازی را اثبات کرده‌اند. و الگوریتم‌های مبتنی بر هیورستیک و تقریبی آگاه از حافظه، برای انتخاب و جایگذاری ماشین‌های مجازی پیشنهاد کرده‌اند. در روش‌های ارائه شده جهت انتخاب و جایگذاری ماشین‌های مجازی هدف انجام مهاجرت ماشین‌های مجازی به نحوی می‌باشد که میزان کل داده انتقالی مینیمم شود. این کار موجب کاهش زمان

منابع مستقل از برنامه کاربردی<sup>۱۳</sup> می‌باشد. در این مقاله میزان جریمه ناشی از نقض توافقات سطح سرویس محاسبه نشده ولی میزان نقض توافقات سطح سرویس به نوعی بیان کننده این مقدار می‌باشد. درخواست هر مشتری در یک ماشین مجازی قرار داده می‌شود که با مجموعه  $VM = \{VM_1, VM_2, \dots, VM_m\}$  ها نشان داده شده است. مدل سیستم که در شکل ۱ نشان داده شده است مشابه مدل ارائه شده در [۶] دارای دو مدیر محلی و سراسری می‌باشد. درخواست کاربران به مدیر سراسری داده می‌شود تا با توجه به سیاست جایگذاری در یک میزبان مناسب قرار گیرد. عملکرد سیستم پیشنهادی در بخشی ۴-۱ شرح داده شده است.

#### ۴- روش پیشنهادی

همانطور که گفته شد در این مقاله با ارائه روش جدیدی برای جایگذاری ماشین‌های مجازی مدل فرایند تجمیع ماشین مجازی توسعه داده شده است. روش پیشنهادی در ادامه با جزئیات شرح داده شده است.

#### ۴-۱ توسعه مدل فرایند تجمیع ماشین مجازی

مدیر محلی در هر ماشین فیزیکی بار ماشین مربوطه را مانیتور کرده و وضعیت ماشین‌های فیزیکی را تعیین می‌کند. ۳ وضعیت برای ماشین‌های فیزیکی تعریف شده است: کم‌بار، پر بار و نرمال. مجموعه‌های  $P_{Under}$ ،  $P_{Over}$  و  $P_{Norm}$  شامل ماشین‌های فیزیکی کم-بار، پر بار و نرمال می‌باشند. برای جلوگیری از نقض توافقات سطح سرویس و بهره‌وری انرژی، مدیر محلی موجود در هر ماشین فیزیکی، تعدادی ماشین مجازی از ماشین پر بار و یا همه ماشین‌های مجازی را از ماشین کم‌بار جهت مهاجرت کاندید می‌کند. مجموعه ماشین‌های مجازی کاندید مهاجرت با مجموعه  $VM_{mig}$  نشان داده شده‌اند. حال تعیین مقصد جدید برای اعضاء  $VM_{mig}$  توسط مدیر سراسری تعیین می‌شود.

مدیر سراسری، سیاست جایگذاری ماشین‌های مجازی را به دو نوع جایگذاری آغازین<sup>۱۴</sup> و جایگذاری مجدد<sup>۱۵</sup> دسته‌بندی می‌کند. برای جایگذاری ماشین‌های مجازی که ابتدا وارد سیستم می‌شوند و ماشین‌های مجازی که طول داده تاریخی<sup>۱۶</sup> آن‌ها کمتر از  $th_{hd}$  می‌باشد، از سیاست پیشنهادی  $MOP^{17}$  و برای جایگذاری ماشین‌های مجازی که طول داده تاریخی آن‌ها بیشتر از  $th_{hd}$  می‌باشد، از سیاست پیشنهادی  $CAP^{18}$  استفاده شده است.  $th_{hd}$  حد آستانه‌ای می‌باشد که طول داده تاریخی را تعیین می‌کند. در واقع تفاوت مدل پیشنهادی و مدل مرجع پیشنهاد شده در [۶] این است که مدل مرجع چون تجمیع پویای ماشین‌های مجازی را مد نظر قرار داده است فقط به جایگذاری مجدد ماشین‌های مجازی می‌پردازد،

ماشین فیزیکی به اتمام برساند و از مهاجرت مجدد و افزایش سربار ناشی از مهاجرت جلوگیری شود.

در [۲۵] حوری و همکاران یک رویکرد آگاه از کیفیت برای فرایند تجمیع ماشین مجازی پیشنهاد کرده‌اند. در این فرآیند یک الگوریتم جهت جایگذاری ماشین‌های مجازی پیشنهاد شده است. برای انتخاب مقصد از ضریب همبستگی چندگانه استفاده شده است. در این الگوریتم همبستگی بین ماشین مجازی که قصد مهاجرت دارد با همه ماشین‌های مجازی موجود در همه ماشین فیزیکی فعال در مرکز داده محاسبه می‌شود. ماشین فیزیکی که میزان استفاده از پردازنده ماشین‌های مجازی‌اش کمترین همبستگی را با میزان استفاده از پردازنده ماشین مجازی مربوطه داشته باشد به عنوان مقصد انتخاب می‌شود.

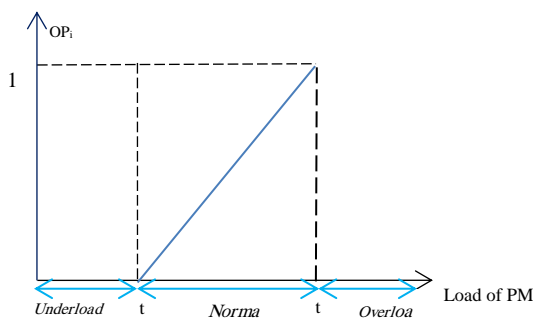
همانطور که گفته شد انفجارها یک الگوی رایج از بارکاری ماشین‌های مجازی در مراکز داده می‌باشد، که پیک‌ها معمولاً به طور غیر پریودیک با فرکانس کم و خیلی کوتاه رخ می‌دهند [۱۲، ۱۳]. اگر انفجارها به روش درستی مدیریت نشوند با افزایش تعداد مهاجرت‌ها و نقض توافقات سطح سرویس تاثیر منفی در فرآیند جایگذاری ماشین‌های مجازی داشته و موجب کاهش کارایی در مراکز داده خواهند شد. در اغلب کارهای انجام شده در زمینه جایگذاری ماشین‌های مجازی به کاهش تاثیر منفی که انفجارهای بارکاری در جایگذاری ماشین‌های مجازی دارند پرداخته نشده است و این مسئله، یعنی جایگذاری انفجار آگاه از مسائل باز در زمینه مدیریت منابع مجازی می‌باشد. در این مقاله با توسعه مدل فرایند تجمیع ماشین مجازی و ارائه الگوریتم‌های انفجار آگاه برای جایگذاری ماشین‌های مجازی، به این مسئله پرداخته شده است.

#### ۳- تعریف مسئله و فرض‌ها

سیستم مورد نظر یک محیط  $IaaS^{11}$  است، که با یک مرکز داده مقیاس بزرگ شامل  $N$  ماشین فیزیکی ناهمگن تحت عنوان مجموعه  $PM = \{PM_1, PM_2, \dots, PM_n\}$  نشان داده شده است. هر ماشین فیزیکی با میزان استفاده از پردازنده (بر حسب MIPS)، میزان استفاده از حافظه، دیسک و پهنای باند شبکه توصیف می‌شود. سرورها دیسک محلی را فقط برای بارگذاری سیستم عامل بکار می‌برند، داده‌های ماشین‌های مجازی مختلف در یک NAS نگهداری می‌شوند. به همین دلیل هنگام مهاجرت فقط حافظه اصلی ماشین مجازی مربوطه انتقال داده می‌شود. مشتریان و فراهم‌کننده  $IaaS$  روی نیازهای کیفیت سرویس با تعریف  $SLA^{12}$  توافق می‌کنند، در این مقاله نیازهای کیفیت سرویس مستقل از بارکاری مد نظر قرار گرفته‌اند. به بیانی دیگر سیستم مدیریت

برای ماشین‌های فیزیکی سه وضعیت کم‌بار، پر بار و نرمال تعریف شده است. ماشین‌های فیزیکی که میانگین بار آن‌ها کمتر از  $th_u$  باشد در وضعیت کم‌بار، ماشین‌های فیزیکی که میانگین بار آن‌ها از  $th_o$  بیشتر باشد در وضعیت پر بار، و ماشین‌هایی که میانگین بار آن‌ها بین دو حد آستانه پر بار و کم‌باری باشد در وضعیت نرمال می‌باشند. در این الگوریتم هدف این است که ماشین‌های مجازی در ماشین‌های فیزیکی نرمالی جایگذاری شوند که در آینده احتمال پر بار شدن کمتری را خواهند داشت. تا با کاهش تعداد مهاجرت‌ها از کاهش کارایی در CCS جلوگیری شود. به منظور کاهش اثرات منفی نوسانات بارکاری در الگوریتم MOP، برای محاسبه کمتر شود از میانگین بار ماشین‌های فیزیکی به جای بار لحظه‌ای آن‌ها در محاسبه  $OP_i$  استفاده شده است.

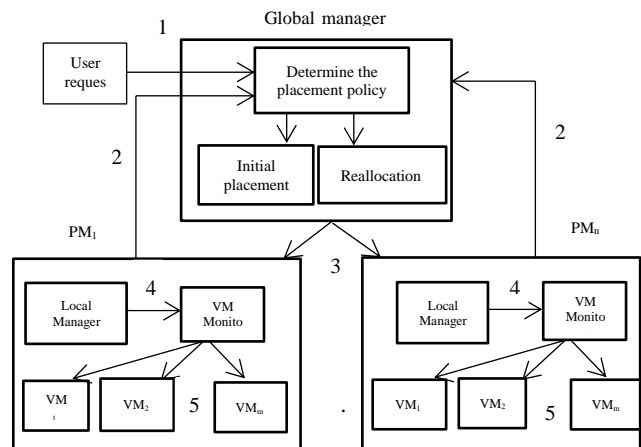
در واقع الگوریتم MOP تلاش می‌کند تا حد ممکن، با تعداد ماشین‌های فیزیکی و نقض توافقات سطح سرویس کمتری به درخواست کاربران پاسخ داده شود. الگوریتم MOP جهت جایگذاری آغازین، مشابه الگوریتم PABFD ارائه شده در [۶] می‌باشد، با این تفاوت که به جای این که ماشین‌های مجازی در ماشین‌های فیزیکی قرار داده شوند که کمترین مصرف انرژی را ایجاد می‌کنند، ماشین‌های مجازی در ماشین‌های فیزیکی قرار داده می‌شوند که  $OP_i$  کمتری داشته و در آینده نیز پر بار نخواهند شد. رابطه (۲) بیان کننده همین مسئله می‌باشد.  $arg_j min OP_i$  یعنی ماشین مجازی  $j$ ام کاندید مهاجرت در ماشین فیزیکی قرار گیرد که کمترین  $OP_i$  را داشته باشد.



شکل ۲. رابطه بین میانگین بار ماشین‌های فیزیکی و احتمال پر باری

در شکل ۲ رابطه بین وضعیت ماشین‌های فیزیکی و احتمال پر باری آن‌ها نشان داده شده است. همانطور که دیده می‌شود در ماشین‌های با وضعیت نرمال با افزایش متوسط بار ماشین فیزیکی، احتمال پر باری هم افزایش می‌یابد. احتمال پر باری در ماشین‌های پر بار یک می‌باشد و جایگذاری در آن‌ها انجام نخواهد شد. به منظور افزایش بهره‌وری انرژی، از ماشین‌های کم‌بار نیز به عنوان مقصد استفاده نشده است، تا بتوان با خاموش کردن بیشتر ماشین‌های کم‌بار مصرف انرژی را کاهش داد. در الگوریتم ۱ شبه

ولی مدل ارائه شده در این مقاله به هر دو جایگذاری آغازین و جایگذاری مجدد می‌پردازد.



شکل ۱. مدل سیستم پیشنهادی

## ۴-۲ جایگذاری آغازین

جایگذاری آغازین، نگاشت ماشین‌های مجازی به ماشین‌های فیزیکی برای انجام درخواست‌های جدید می‌باشد. هدف از این جایگذاری تخصیص ماشین‌های مجازی برنامه‌های کاربردی به ماشین‌های فیزیکی به طور کارآمد مطابق با اهداف بهینه‌سازی می‌باشد [۱۱]. هدف ما کاهش مصرف انرژی و افزایش کارایی در سیستم‌های محاسبات ابری می‌باشد. زمانی که درخواست جدیدی وارد سیستم می‌شود هیچ داده تاریخی از آن موجود نیست. برای جایگذاری چنین درخواست‌هایی باید بر اساس اطلاعاتی که از ماشین‌های فیزیکی وجود دارد تصمیم‌گیری شود. سیاست پیشنهادی ما برای جایگذاری چنین درخواست‌هایی این است که ماشین‌های مجازی را در ماشین‌های فیزیکی قرار دهیم که احتمال پر بار شدن کمتری دارند، تا با جلوگیری از مهاجرت‌های مکرر از کاهش کارایی در CCS جلوگیری کنیم. به همین دلیل الگوریتم پیشنهادی در این بخش را MOP نامگذاری کرده‌ایم. احتمال پر باری در ماشین فیزیکی  $t$ ام مطابق رابطه (۱) تعریف شده است. در این رابطه  $avg\_load_{i,t}$  متوسط بار ماشین فیزیکی  $t$ ام و  $th_u$  و  $th_o$  حد آستانه‌های کم‌باری و پر باری می‌باشند. همانطور که دیده می‌شود مقدار این احتمال خیلی وابسته به مقدار حد آستانه‌های کم‌باری و پر باری می‌باشد. جزئیات تعیین مقدار مناسب برای این حد آستانه‌ها در بخش ۶ شرح داده شده است.

$$OP_i = \frac{avg\_load_i - th_u}{th_o - th_u} \quad (1)$$

$$arg_j min OP_i, \forall i \in PM_{Normal}, j \in VM_{mig} \quad (2)$$

این ضریب کمتر باشد به معنی این است که بارکاری دو متغیر تصادفی الگوی رفتاری ناهمسان‌تری دارند.

$$\text{corr}(\bar{U}_{PM_i}^k, \bar{U}_{VM_j}^k) = \frac{n \sum U_{PM_i} U_{VM_j} - \sum U_{PM_i} \sum U_{VM_j}}{\sqrt{n \sum U_{PM_i}^2 - (\sum U_{PM_i})^2} \sqrt{n \sum U_{VM_j}^2 - (\sum U_{VM_j})^2}} \quad (3)$$

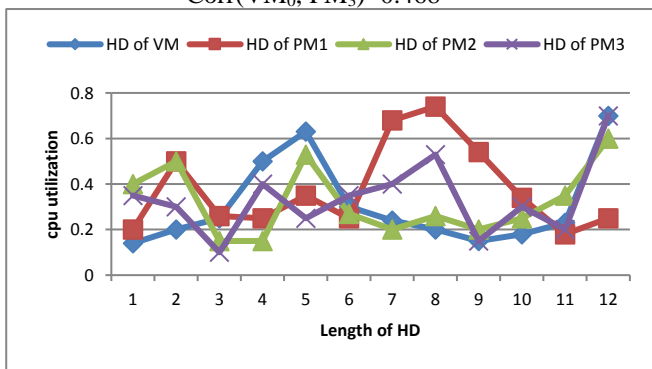
$$\arg_j \min \text{corr}(\bar{U}_{PM_i}^k, \bar{U}_{VM_j}^k) \quad j \in VM_{migrate} \quad (4)$$

$$\forall i \in PM_{Normal}$$

در الگوریتم CAP جهت استفاده بهینه از منابع و کاهش اتلاف آن‌ها و همچنین کاهش مهاجرت‌ها و نقض توافق سطح سرویس، ماشین‌های مجازی در ماشین‌های فیزیکی قرار داده خواهند شد که بار کاری آن‌ها الگوی ناهمسان‌تری دارند. به عبارتی دیگر تا حد ممکن جهت حرکت بارکاری آن‌ها متفاوت‌تر باشد. شکل ۲ با یک مثال عملکرد این الگوریتم را تشریح می‌کند. فرض کنید بارکاری ماشین مجازی VM<sub>0</sub> و ماشین‌های فیزیکی PM<sub>1</sub> و PM<sub>2</sub> مطابق با شکل ۲ موجود باشند. اگر الگوریتم CAP بخواهد از بین PM<sub>2</sub> و PM<sub>1</sub> یک مقصد مناسب برای VM<sub>0</sub> انتخاب کند، ابتدا ضریب همبستگی بین ماشین مجازی VM<sub>0</sub> و ماشین‌های فیزیکی PM<sub>1</sub>، PM<sub>2</sub> و PM<sub>3</sub> را محاسبه می‌کند. هر کدام که ضریب همبستگی کمتری داشته باشد به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که مطابق رابطه (۵) PM<sub>1</sub> می‌باشد. مطابق شکل ۳ ماشین فیزیکی PM<sub>1</sub> چون الگوی رفتاری متفاوت‌تری با VM<sub>0</sub> دارد.

$$\text{Corr}(VM_0, PM_1) = -0.309, \text{Corr}(VM_0, PM_2) = 0.502 \quad (5)$$

$$\text{Corr}(VM_0, PM_3) = 0.468$$



شکل ۳. تشریح عملکرد الگوریتم

در الگوریتم ۲ شبه کد الگوریتم CAP نشان داده شده است. برای جایگذاری هر ماشین مجازی، ضریب همبستگی ماشین مجازی مربوطه با تمام ماشین‌های فیزیکی فعال موجود در PMList که در وضعیت نرمال می‌باشند محاسبه می‌شود. سپس ماشین فیزیکی به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که کمترین ضریب همبستگی را با ماشین مجازی مربوطه داشته باشد (خطوط ۵-۱۳). این کار تا زمانی که ماشین مجازی در VM<sub>mig</sub> وجود داشته باشد ادامه پیدا می‌کند (خطوط ۲ تا ۱۶). رابطه (۴) بیان‌کننده این سیاست می-

کد الگوریتم MOP نشان داده شده است. VM<sub>mig</sub> شامل ماشین‌های مجازی کاندید مهاجرت می‌باشد. برای جایگذاری هر ماشین مجازی، احتمال پربار شدن ماشین‌های فیزیکی موجود در PMList که در وضعیت نرمال می‌باشند محاسبه می‌شود. سپس ماشین فیزیکی به عنوان مقصد انتخاب می‌شود که احتمال پربار شدن کمتری را داشته باشد (خطوط ۵-۱۳). این کار تا زمانی که ماشین مجازی در VM<sub>mig</sub> وجود داشته باشد ادامه پیدا می‌کند.

#### Algorithm 1: Minimum Overload Probability (MOP)

```

Input: PMList, VMmig
Output: allocation of VMs
1. VMmig.sortDecreasingUtilization()
2. For each VM in VMmig do{
3.   min_overload = MIN;
4.   allocated_PM = Null
5.   For each PM in PMList do{
6.     If (isPMOverUtilizedAfterAllocationPM,vm) || StatePM <> Normal )
7.       Continue;
8.     Calculate the OP for PM due to Eq. (1)
9.     If (OPi < min_overload) then
10.      { allocated_PM = PM
11.        min_overload = OPi } //end if
12.    } // end for PM
13. If allocated_PM <> Null then
14.   allocate VM to allocated_PM
15. } // end for VM
16. return allocation

```

### ۴-۳ جایگذاری مجدد

همانطور که گفته شد چون نیاز کاربران در بارکاری پویا تغییر می‌کند به همین دلیل جایگذاری‌های آغازین بعد از گذر زمان نیاز به تغییر دارند. انفجارهای بارکاری یک الگوی متداول در نیازهای کاربران می‌باشند که به طور ناگهانی و گذرا موجب افزایش بار ماشین‌های مجازی می‌گردند. حال اگر ماشین‌های مجازی که در یک ماشین فیزیکی قرار دارند، انفجار در بارکاری‌شان به طور هم-زمان رخ دهد موجب افزایش ناگهانی بار ماشین فیزیکی شده و نقض توافقات سطح سرویس رخ خواهد داد. پس هر چقدر ماشین‌های مجازی که در یک ماشین فیزیکی قرار می‌گیرند زمان-های انفجار متفاوت‌تری با ماشین فیزیکی مربوطه داشته باشند، از منابع ماشین فیزیکی به نحو مطلوب‌تری استفاده شده و احتمال بروز نقض توافقات سطح سرویس در ماشین فیزیکی مربوطه کمتر خواهد شد. همچنین با کاهش تعداد مهاجرت‌ها کارایی سیستم افزایش پیدا خواهد کرد. در الگوریتم پیشنهادی در این بخش از این ایده استفاده شده است.

به منظور تعیین جهت و شدت ارتباط این دو متغیر تصادفی از ضریب همبستگی که مطابق رابطه (۹) تعریف می‌شود استفاده شده است. در رابطه (۹) بردارهای  $U_{VM_j}^k$  و  $U_{PM_i}^k$  به ترتیب متغیرهای تصادفی هستند که حاوی داده تاریخی ماشین‌های فیزیکی و مجازی و  $k$  طول داده تاریخی می‌باشد. هر چقدر مقدار

## ۵-۱ بارکاری

نتایج مبتنی بر دو بارکاری مختلف می‌باشند: بارکاری تصادفی و بارکاری واقعی. در بارکاری تصادفی، هر ماشین مجازی یک برنامه کاربردی با یک میزان استفاده از پردازنده متغیر را اجرا می‌کند، که با یک توزیع یکنواخت تولید شده است. که کاربران درخواست‌ها را برای تهیه و تدارک ۸۰۰ ماشین مجازی ارسال می‌کنند. چون ایجاد نتایج با استفاده از بارکاری واقعی اهمیت زیادی دارد برای این منظور، از داده فراهم شده توسط پروژه CoMon که یک زیر ساخت مانیتورینگ برای PlanetLab می‌باشد نیز استفاده شده است.

PlanetLab از داده‌های بیشتر از هزار ماشین مجازی که روی ماشین‌های فیزیکی بیشتر از ۵۰۰ نقطه در سراسر جهان تولید شده‌اند استفاده کرده است [۲۶]. میزان استفاده از پردازنده هر ماشین مجازی هر ۵ دقیقه یک بار اندازه‌گیری شده است و در فایل‌های مجزایی ذخیره شده است. برای شبیه‌سازی از داده ۱۰ روز بارکاری PlanetLab که به طور تصادفی از ماه مارس و آوریل ۲۰۱۱ انتخاب شده، استفاده شده است.<sup>۹</sup> ویژگی این داده‌ها برای هر روز در جدول ۳ نمایش داده شده است.

جدول ۲. ویژگی‌های ماشین‌های مجازی

سایز ماشین مجازی	فرکانس پردازنده	حافظه اصلی (گیگا بایت)
High-CPU Medium Instance	2500	0.85
Extra Large Instance	2000	3.75
Small Instance	1000	1.7
Micro Instance	500	0.613

جدول ۳. خصوصیات بارکاری PlanetLab

تاریخ	تعداد ماشین‌های مجازی	میانگین	انحراف معیار	میان
2011/03/03	1052	12.31%	17.09%	6%
2011/03/06	898	11.44%	16.83%	5%
2011/03/09	1061	10.70%	15.57%	4%
2011/03/22	1516	9.26%	12.78%	5%
2011/03/25	1078	10.56%	14.14%	6%
2011/04/03	1463	12.39%	16.55%	6%
2011/04/09	1358	11.12%	15.09%	6%
2011/04/11	1233	11.56%	15.07%	6%
2011/04/12	1054	11.54%	15.15%	6%
2011/04/20	1033	10.43%	15.21%	4%

## ۵-۲ معیارهای ارزیابی

برای مقایسه الگوریتم‌های پیشنهادی با الگوریتم‌های پیشین ما از معیارهای زیر استفاده شده است.

### ۵-۲-۱ مدل انرژی

توان مصرفی ماشین‌های فیزیکی می‌تواند با میزان استفاده از پردازنده، حافظه، دیسک و سیستم‌های خنک کننده تعیین می‌شود [۲۷]. در [۲۲] یک مدل برای محاسبه انرژی مصرفی در مراکز داده با استفاده از میزان استفاده از پردازنده و حافظه پیشنهاد شده است.

باشد. خروجی  $arg\;min_{corr}$  ماشین فیزیکی خواهد بود که کمترین ضریب همبستگی را با ماشین مجازی مربوطه داشته باشد.

### Algorithm 2: Correlation-Aware Placement (CAP)

```

Input: PMList, VMLList
Output: allocation of VMs
1. VMLList.sortDecreasingUtilization()
2. for each VM in VMLList do{
3.   mincorelation =MAX
4.   allocated_PM=NULL
5.   for each PM in PMList do{
6.     If (is_PM_OverUtilized_AfterAllocation(host, vm))
7.       Continue;
8.     r = calculate corelation coefficient for VM and PM due to Eq.(2)
9.     If (r < min_corelation) then{
10.      allocated_PM = PM
11.      min_overload= Overload_Probability } //end if
12.   } // end for PM
13. If allocated_PM <> Null then
14.   allocate VM to allocatedPM
15.   } // end for VM
16. return allocation

```

## ۵- تنظیمات شبیه‌سازی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، از شبیه‌ساز کلودسیم استفاده شده است. کلودسیم یک شبیه‌ساز متن باز، قابل توسعه و برنامه-پذیر می‌باشد. همچنین یک شبیه‌ساز انعطاف‌پذیر می‌باشد که به محققان اجازه مدل کردن یک محیط مجازی شده در مقیاس بزرگ را می‌دهد. در این مقاله یک مرکز داده شامل ۸۰۰ ماشین فیزیکی ناهمگن ایجاد شده است. از دو نوع پیکربندی مختلف برای آن‌ها استفاده شده، نیمی از آن‌ها HP ProLiant ML110 G4 و نیمی دیگر HP ProLiant ML110 G5 می‌باشند. در جدول ۱ ویژگی‌های ماشین‌های فیزیکی ذکر شده است. برای هر ماشین فیزیکی یک گیگا بایت پهنای باند شبکه در نظر گرفته شده است. فرکانس پردازنده سرورها به MIPS تبدیل شده است.

جدول ۱. خصوصیات ماشین‌های فیزیکی

حافظه اصلی (گیگا بایت)	فرکانس هسته‌ها	مدل پردازنده	ماشین فیزیکی
4	1860	2	HP ProLiant G4 Intel Xeon 3040
4	2660	2	HP ProLiant G5 Intel Xeon 3075

۴ نوع ماشین مجازی برای آزمایش‌ها استفاده شده است که خصوصیات آن‌ها در جدول ۲ ذکر شده است. این خصوصیات متعلق به نمونه‌های Amazon EC2 می‌باشند با این تفاوت که همه ماشین‌های مجازی تک هسته‌ای می‌باشند، به این دلیل که داده بارکاری استفاده شده برای شبیه‌سازی متعلق به ماشین‌های مجازی تک هسته‌ای می‌باشد.



جدول ۴. توان مصرفی ماشین‌های فیزیکی

ماشین فیزیکی	۰٪	۱۰٪	۲۰٪	۳۰٪	۴۰٪	۵۰٪	۶۰٪	۷۰٪	۸۰٪	۹۰٪	۱۰۰٪
HP ProLiant G4	۸۶	۸۹.۴	۹۲.۶	۹۶	۹۹.۵	۱۰۲	۱۰۶	۱۰۸	۱۱۲	۱۱۴	۱۱۷
HP ProLiant G5	۹۳.۷	۹۷	۱۰۱	۱۰۵	۱۱۰	۱۱۶	۱۲۱	۱۲۵	۱۲۹	۱۳۳	۱۳۵

- درصد زمان‌هایی که ماشین‌های فیزیکی فعال میزان استفاده از پردازنده‌شان ۱۰۰٪ بوده تحت عنوان معیار SLATAH مطابق رابطه ۶ تعریف شده است.

$$SLATAH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{T_{s_i}}{T_{a_i}} \quad (7)$$

- تنزل کارائی ناشی از مهاجرت نیز تحت عنوان معیار PDM تعریف شده است.

$$PDM = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{C_{d_j}}{C_{r_j}} \quad (8)$$

در رابطه (۷) تعداد ماشین‌های فیزیکی،  $T_{s_i}$  تعداد کل زمان‌هایی که  $PM_i$  میزان استفاده از پردازنده ۱۰۰٪ را تجربه کرده است و منجر به نقض توافقات سطح سرویس گردیده است،  $T_{a_i}$  تعداد کل ماشین‌هایی که در وضعیت فعال بوده‌اند. در رابطه (۸)  $M$  تعداد ماشین‌های مجازی،  $C_{d_j}$  تخمین تنزل کارائی ناشی از مهاجرت ماشین  $VM_j$ ،  $C_{r_j}$  کل ظرفیت درخواست شده توسط  $VM_j$  در طول کل چرخه حیاتش می‌باشد. در آزمایش‌ها مشابه [۶] ده درصد میزان استفاده از پردازنده در طول مهاجرت‌ها در نظر گرفته شده است. از آنجایی که SLAV تابعی از PDM و SLATAH می‌باشد، از معیار رابطه (۹) تعریف شده توسط بلاگلزو و بویو در [۶] استفاده شده است.

$$SLAV = SLATAH \times PDM \quad (9)$$

#### ۴-۲-۵ معیار کارایی

خاموش کردن ماشین‌های فیزیکی یا قرار دادن آن‌ها در مد کم مصرف موجب می‌شود که این ماشین‌ها در مقایسه با ماشین‌هایی که همیشه روشن هستند مستعد خرابی بیشتری باشند [۳۰]. بنابراین، کارایی سیستم‌های محاسبات ابری با افزایش نرخ تجمع کاهش پیدا می‌کند. همانطور که گفته شد نرخ تجمع درصد ماشین‌های فیزیکی است که در طول فرایند تجمع خاموش می‌شوند. بنابراین نرخ تجمع مطابق رابطه (۱۰) تعریف شده است.

مطالعات نشان داده است که توان مصرفی ماشین‌های فیزیکی می‌تواند با یک رابطه خطی بین میزان استفاده از پردازنده و توان مصرفی محاسبه شود. در این مقاله از داده واقعی توان مصرفی که با شاخص SPECpower فراهم شده است استفاده شده است [۲۸]. جدول ۴ توان مصرفی ماشین‌های فیزیکی در مدل‌های مختلف را نشان می‌دهد. تغییرات بارکاری ممکن است میزان استفاده از پردازنده ماشین‌های فیزیکی را در طول زمان تغییر دهد. بنابراین میزان استفاده از پردازنده تابعی از زمان است که با  $u(t)$  نشان داده شده است. مصرف انرژی ماشین‌های فیزیکی در سیستم‌های محاسبات ابری می‌تواند با محاسبه انتگرال تابع توابع مصرفی در طول زمان محاسبه شود که در رابطه (۶) نشان داده شده است. این رابطه در مقاله‌های زیادی از جمله [۶، ۱۶، ۲۹] استفاده شده است.

$$E(t) = \int_0^t P(u(t)) dt \quad (6)$$

#### ۲-۲-۵ تعداد مهاجرت‌ها

مهاجرت ماشین مجازی فرایند زمان‌بری می‌باشد، این زمان جزء سربار سیستم محسوب شده و موجب کاهش کارائی و افزایش مصرف انرژی می‌گردد. به این دلیل یکی از معیارهای مهم در تعیین کارامدی روش‌های پیشنهادی تعداد مهاجرت‌های انجام شده می‌باشد، ما این معیار نیز به عنوان یکی از معیارهای ارزیابی مد نظر قرار گرفته است.

#### ۲-۲-۵ معیار نقض توافقات سطح سرویس

تامین نیازهای کیفیت سرویس برای سیستم‌های محاسبات ابری خیلی مهم است. نیازهای کیفیت سرویس معمولاً در قالب توافق سطح سرویس تنظیم می‌شوند و می‌تواند با مد نظر قرار دادن ویژگی‌هایی از قبیل گذردهی یا ماکسیمم زمان پاسخ تعیین می‌شود. از آنجایی که این ویژگی‌ها وابسته به برنامه کاربردی می‌باشند، معیارهای مستقل از بارکاری از اهمیت زیادی برخوردار است تا بتوان از آن‌ها در محیط IaaS استفاده کرد. برای این منظور، از معیار SLAV تعریف شده توسط بلاگلزو و همکاران در [۶] استفاده شده است.

سناریوهای مختلف فقط در الگوریتم‌های بکار گرفته شده برای جایگذاری ماشین‌های مجازی می‌باشد.

جدول ۵. سناریوهای مختلف تعریف شده

سناریو	
سناریوی ۱	LR/SM/MMT/PABFD + PABFD
سناریوی ۲	LR/SM/MMT/PABFD + UMC
سناریوی ۳	LR/SM/MMT/PABFD + CAP
سناریوی ۴	LR/SM/MMT/MOP + CAP

#### ۶-۱ تنظیم حدآستانه‌ها

نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که میزان حدآستانه‌ها بستگی به بارکاری دارد و برای بارهای کاری مختلف می‌تواند اعداد مختلفی بدست آید. جهت بدست آوردن مقدار مناسب برای حدآستانه‌ها از سناریوی ۴ استفاده شده است و مقدار حدآستانه‌ها مطابق با جدول ۶ و ۷ برای بارهای کاری تصادفی و PlanetLab تغییر داده شده‌اند. آزمایش‌ها برای هر ۱۰ روز بارکاری PlanetLab به ازاء هر جفت حدآستانه پرباری و کم‌باری اجرا شده و مقادیر میانه آزمایش‌ها در جدول ۶ آورده شده‌اند. مطابق با داده‌های جدول ۶ به ازاء حدآستانه‌های بالا و پائین ۳۰ و ۷۰ میزان معیار ESC کمترین مقدار را دارا می‌باشد. به همین دلیل مقدار حدآستانه‌های پائینی و بالایی در طول تمام آزمایش‌ها بارکاری PlanetLab برای الگوریتم MOP، به ترتیب ۳۰ و ۷۰ در نظر گرفته شده‌اند. اما برای بارکاری تصادفی مطابق جدول ۷ به ازاء حدآستانه‌های پرباری و کم‌باری ۳۰ و ۸۰، معیار ESC کمترین مقدار را دارا می‌باشد. در نتیجه، برای بارکاری تصادفی مقادیر حدآستانه‌های پرباری و کم‌باری به ترتیب ۳۰ و ۸۰ در نظر گرفته شده‌اند.

#### ۶-۲ بارکاری تصادفی

نتایج حاصل از اجرای بارکاری تصادفی برای معیارهای انرژی مصرفی، تعداد مهاجرت‌ها، نقض توافقات سطح سرویس، نرخ تجمیع و پارامترهای کارایی ESV و ESC در اشکال 4.a تا 4.f نشان داده شده‌اند. همانطور که دیده می‌شود در همه معیارها به جزء SLAV سناریوی ۴ در مقایسه با سناریوهای دیگر دارای کمترین مقدار می‌باشد. و این بیانگر کارآمد بودن الگوریتم‌های پیشنهادی می‌باشد. مقدار معیار ESV برای سناریوهای ۳ و ۴ تقریباً با هم برابر است. و بیشترین کاهش در معیارها، متعلق به سناریوی ۴ برای معیار کارایی ESC با مقدار ۹۲٪ در مقایسه با سناریوی ۱ می‌باشد.

$$CR = \frac{\sum_{i=1}^{nc} NTO}{NC \times S} \quad (10)$$

که NTO تعداد ماشین‌های فیزیکی که در هر بازه زمانی از فرایند تجمیع خاموش می‌شوند. همچنین N و NC به ترتیب تعداد کل سرورها و تعداد کل تجمیع‌های انجام شده می‌باشد. در این مقاله از داده‌های پروژه CoMon که در طول ۲۴ ساعت هر ۵ دقیقه یکبار میزان استفاده از پردازنده سرورهای PlanetLab را مانیتور می‌کند استفاده شده است، به همین دلیل مقدار NC برابر ۲۸۸ می‌باشد. SLAV و CR هر دو پارامترهای موثر در کارایی سیستم‌های محاسبات ابری می‌باشند. از طرفی این معیارها رابطه عکس با هم دارند یعنی کاهش مصرف انرژی منجر به افزایش SLAV و CR می‌شود. به همین دلیل یک معیار ترکیبی با در نظر گرفتن همه این پارامترها تعریف شده است. این معیار تحت عنوان ESC مطابق با رابطه (۱۱) تعریف شده است. از معیار ESV پیشنهاد شده در [۶] نیز برای سنجش توازن بین بهره‌وری انرژی و نیازهای کیفیت سرویس استفاده شده است.

$$ESC = E \times SLAV \times CR \quad (11)$$

#### ۶- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش، نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داده شده است. فرایند تجمیع ماشین‌های مجازی در سیستم‌های محاسبات ابری شامل ۴ فرایند اصلی می‌باشد. الگوریتم‌های پیشنهادی با الگوریتم PABFD پیشنهاد شده در [۶] و الگوریتم UMC پیشنهاد شده در [۲۵] مقایسه شده‌اند. الگوریتم PABFD به عنوان الگوریتم مرجع و الگوریتم UMC به عنوان روشی که نسبت به نوسانات بارکاری حساس نمی‌باشد. برای انجام آزمایش‌ها، از بهترین الگوریتم‌های پیشنهادی در [۶] برای فازهای مختلف فرایند تجمیع استفاده شده است. چهار سناریو مطابق جدول ۵ تعریف شده‌اند. در همه این سناریوها جهت شناسایی ماشین‌های پربار از الگوریتم LR، جهت شناسایی ماشین‌های کم‌بار از الگوریتم SM و جهت انتخاب ماشین‌های مجازی از الگوریتم MMT پیشنهاد شده در [۶] استفاده شده است. برای جایگذاری آغازین در سه سناریوی اول از الگوریتم PABFD و در سناریوی ۴ از الگوریتم پیشنهادی MOP استفاده شده است.

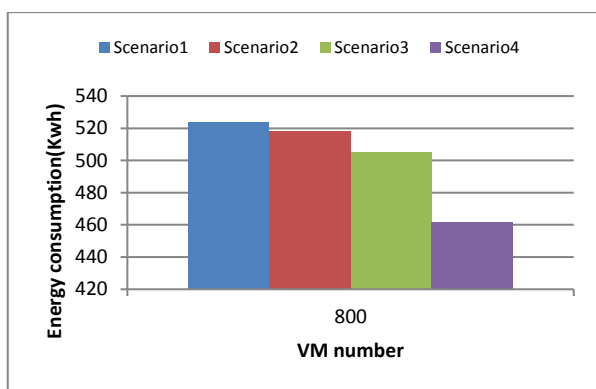
برای جایگذاری مجدد ماشین‌های مجازی در سناریوی ۱ و ۲، به ترتیب از الگوریتم‌های PABFD و UMC استفاده شده است و در سناریوی ۳ و ۴ برای این نوع جایگذاری از الگوریتم CAP پیشنهادی استفاده شده است. همانطور که دیده می‌شود تفاوت

جدول ۶. میانه حاصل از آزمایش‌های مختلف جهت تعیین مقدار آستانه‌ها به ازاء بارکاری PlanetLab

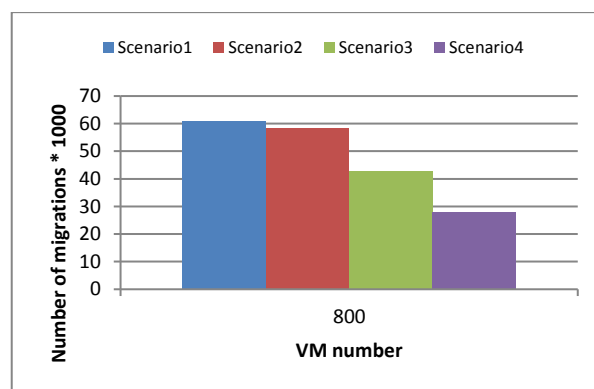
	Energy(Kwh)	Migrations	SLAV $\times 10^{-5}$	CR $\times 10^{-2}$	ESV $\times 10^{-3}$	ESC $\times 10^{-5}$
min <sub>th</sub> =۳۰, max <sub>th</sub> =۷۰	۱۱۶.۶۸	۱۱۰۶۱	۱.۱۷	۰.۳۹	۱.۵۰	۰.۵۹
min <sub>th</sub> =۴۰, max <sub>th</sub> =۸۰	۱۱۵.۲۷	۱۱۱۴۹	۱.۳۱	۰.۳۹	۱.۶۷	۰.۶۷
min <sub>th</sub> =۵۰, max <sub>th</sub> =۹۰	۱۱۶.۶۵	۱۰۹۴۴	۱.۲۲	۰.۳۹	۱.۶۳	۰.۶۵

جدول ۷. میانه حاصل از آزمایش‌های مختلف جهت تعیین مقدار آستانه‌ها به ازاء بارکاری تصادفی

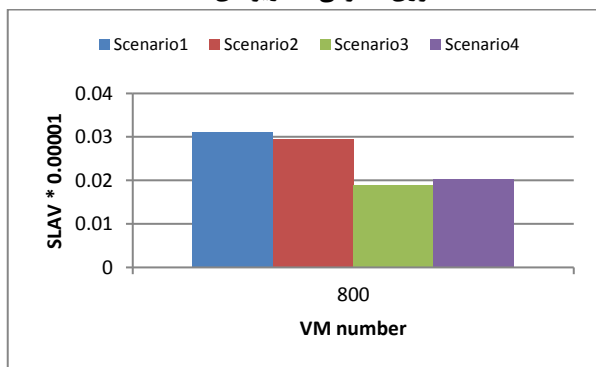
	Energy(Kwh)	Migrations	SLAV $\times 10^{-5}$	CR $\times 10^{-2}$	ESV $\times 10^{-3}$	ESC $\times 10^{-5}$
min <sub>th</sub> =۳۰, max <sub>th</sub> =۷۰	۴۵۸.۶۹	۳۰۳۹۵	۰.۰۲۴۰۵	۰.۷۷	۱۱۰.۳۱	۸۵.۲۷
min <sub>th</sub> =۴۰, max <sub>th</sub> =۸۰	۴۵۸.۹۹	۲۹۵۰۲	۰.۰۲۴۲۵	۰.۷۶	۱۱۱.۳۰	۸۴.۵۴
min <sub>th</sub> =۵۰, max <sub>th</sub> =۹۰	۴۵۸.۴۸	۲۹۱۶۰	۰.۰۲۳۹۹	۰.۷۴	۱۰۹.۹۹	۸۱.۷۳
min <sub>th</sub> =۳۰, max <sub>th</sub> =۸۰	۴۶۱.۷۸	۲۷۷۹۸	۰.۰۲۰۳	۰.۷۷	۹۳.۷۴	۷۱.۸۵
min <sub>th</sub> =۳۰, max <sub>th</sub> =۹۰	۴۵۸.۳۹	۳۰۴۵۰	۰.۰۲۳۷۶	۰.۷۷	۱۰۸.۹۱	۸۳.۹۱



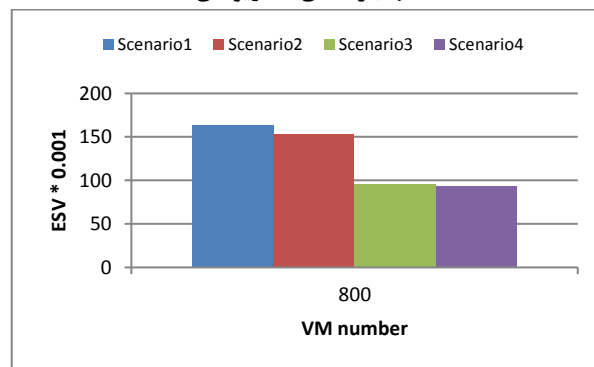
(a) انرژی مصرفی سناریوهای مختلف



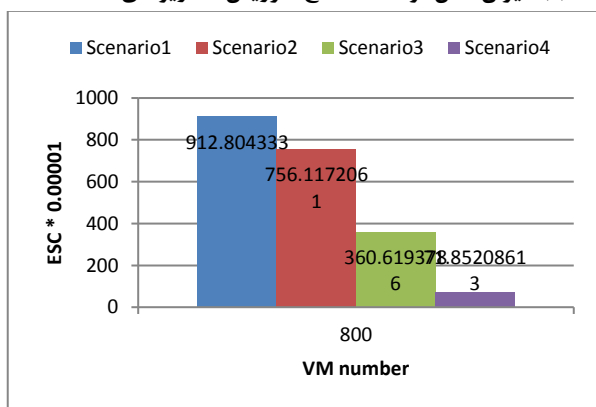
(b) تعداد مهاجرت‌های سناریوهای مختلف



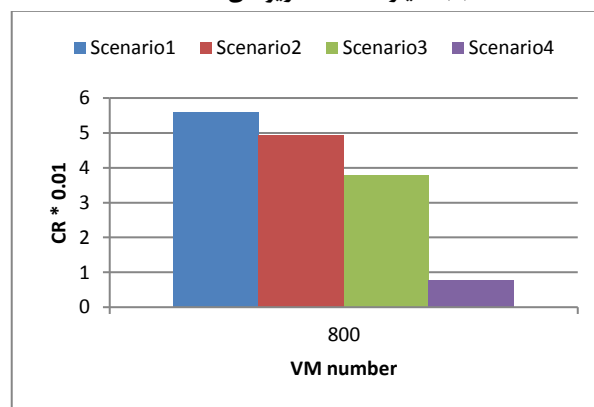
(c) میزان نقض توافقات سطح سرویس سناریوهای مختلف



(d) معیار ESV سناریوهای مختلف



(e) معیار ESC سناریوهای مختلف

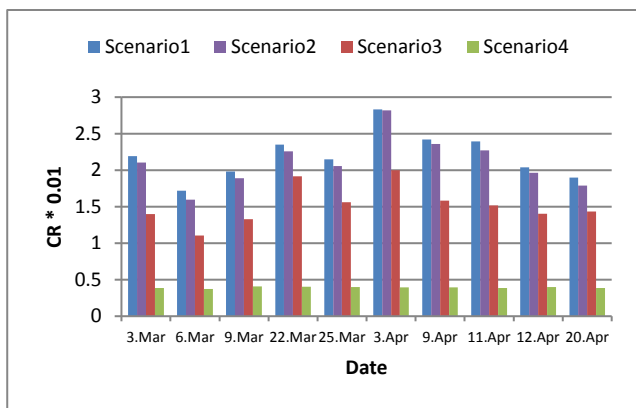


(f) نرخ تجمیع سناریوهای مختلف

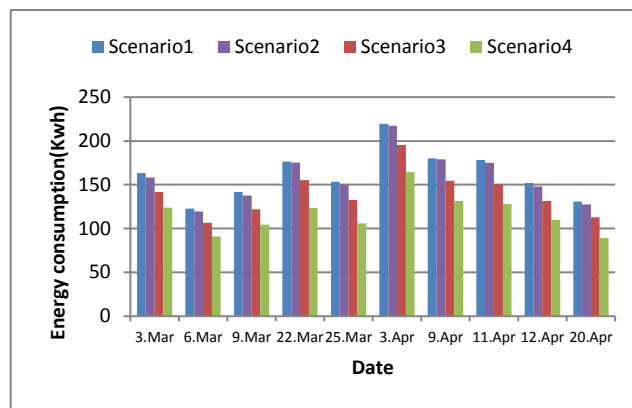
شکل ۴. نتایج شبیه‌سازی برای بارکاری تصادفی

جدول ۸. میانه حاصل از شبیه‌سازی سناریوهای مختلف به ازاء معیارهای مختلف و بارکاری PlanetLab

Scenario	Energy(Kwh)	Migrations	SLAV $\times 10^{-5}$	CR $\times 10^{-2}$	ESV $\times 10^{-3}$	ESC $\times 10^{-5}$
سناریوی ۱	۱۵۸.۲۷	۲۷۴۱۸	۴۶۲	۲.۱۷	۸.۱۱	۱۷.۰۰
سناریوی ۲	۱۵۴.۲	۲۶۵۹۷	۴۰۱	۲.۰۸	۶.۸۲	۱۳.۵۳
سناریوی ۳	۱۳۷.۱۸	۲۳۴۹۷	۳۳۲	۱.۴۷	۴.۸۴	۷.۴۷
سناریوی ۴	۱۱۶.۶۷	۱۱۰۶۱	۱.۱۷	۰.۴	۱.۵۰	۰.۶

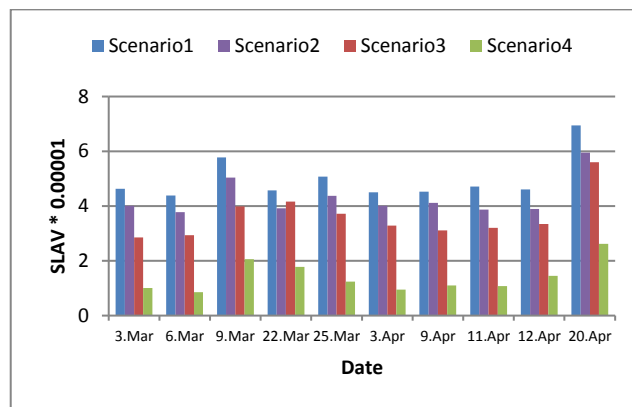


شکل ۸. معیار CR برای سناریوهای مختلف



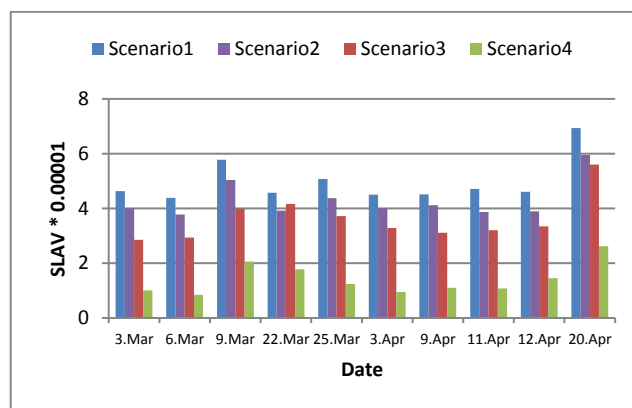
شکل ۵. مصرف انرژی در سناریوهای مختلف

در شکل ۵ مصرف انرژی سناریوهای مختلف نشان داده شده است. شکل ۶ تعداد مهاجرت‌های انجام شده توسط سناریوهای مختلف را نشان می‌دهد. شکل ۷ میزان نقض توافقات سطح سرویس را نشان می‌دهد. شکل ۸ نرخ تجمیع سناریوهای مختلف را نشان می‌دهد. و اشکال ۹ و ۱۰ به ترتیب مقدار معیارهای کارایی ESV و ESC را برای سناریوهای مختلف نشان می‌دهند. مطابق داده‌های جدول ۸ سناریوی ۴ در مقایسه با سناریوهای دیگر در همه معیارها دارای کمترین مقدار می‌باشد.

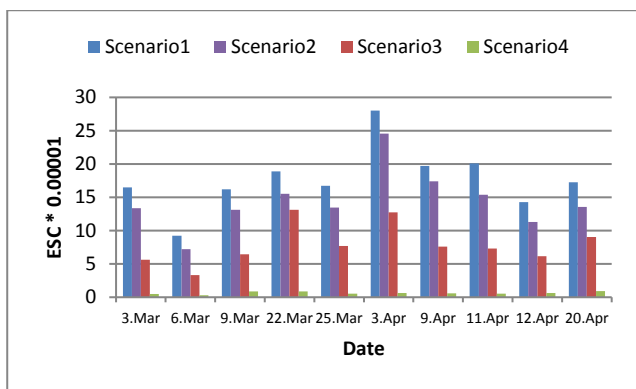


شکل ۶. تعداد مهاجرت‌های انجام شده توسط سناریوهای مختلف

در سناریوی ۳ به دلیل استفاده از الگوریتم CAP که هدفش کاهش اتلاف منابع، استفاده بهینه از آن‌ها و کاهش نقض توافقات سطح سرویس می‌باشد، میزان مصرف انرژی و نقض توافقات سطح سرویس در مقایسه با سناریوی ۲ که از الگوریتم UMC استفاده کرده است، ۱۱.۰۳٪ و ۱۷.۲۱٪ کاهش یافته است. به دلیل جایگذاری‌های مناسب از مهاجرت‌های مکرر پیشگیری شده و تعداد مهاجرت‌ها به میزان ۱۱.۶۵٪ کاهش یافته است. همچنین با کاهش ۲۹.۳۳٪ در معیار CR منجر به کاهش ۴۴.۷۹٪ در معیار کارایی ESC در مقایسه با سناریوی ۲ گردیده است. در نتیجه الگوریتم CAP در مقایسه با الگوریتم UMC از نظر مقابله با انفجارهای بارکاری موفق‌تر بوده است. از طرفی سناریوی ۳ در مقایسه با سناریوی ۱ نیز منجر به کاهش ۱۳.۳۲، ۱۴.۳۰، ۲۸.۱۳، ۳۲.۲۶، ۴۴.۷۶ و ۵۰.۶۰ به ترتیب در معیارهای مصرف انرژی، تعداد مهاجرت‌ها، نقض توافقات سطح سرویس، نرخ تجمیع و معیارهای کارایی ESC و ESV گردیده است.



شکل ۷. نقض توافقات سطح سرویس در سناریوهای مختلف



شکل ۱۰. معیار ESC

نکته قابل توجه که در اغلب کارهای انجام شده در زمینه تجمیع ماشین مجازی به آن پرداخته نشده است عدم توجه به جایگذاری آغازین ماشین‌های مجازی می‌باشد. نتایج شبیه‌سازی‌ها برای سناریوی ۳ و ۴ نشان می‌دهد که جایگذاری آغازین ماشین‌های مجازی نقشی تعیین کننده در میزان مصرف انرژی و کارایی در سیستم‌های محاسبات ابری دارد. در نتیجه ارائه الگوریتم‌هایی کارآمد برای این نوع از جایگذاری‌ها می‌تواند در برقراری توازن بین بهره‌وری انرژی و کارایی موثر باشد.

#### ۴-۶ تحلیل آماری

در این بخش یک تحلیل آماری برای تعیین بهترین سناریو ارائه شده است. فرض نرمال بودن برای توزیع معیار ESC در سطح 0.05 با تست K-S تأیید شده است. به بیانی دیگر، مقدار ESC برای همه سناریوها توزیع نرمال با  $P\text{-value} > 0.05$  دارد. در جدول ۹ نتایج مقادیر عددی این تست نشان داده شده است.

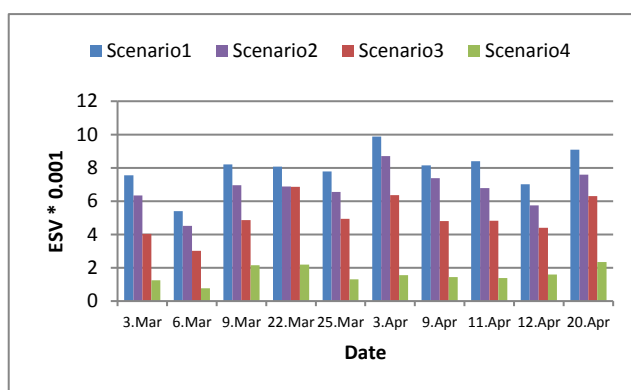
جدول ۹. نتایج تست نرمال K\_S

سناریو	سناریوی ۱	سناریوی ۲	سناریوی ۳	سناریوی ۴
Significant	0.2	0.2	0.156	0.02

سه بار از آزمون زوجی T-test جهت تعیین بهترین سناریو که معیار ESC را مینیمم کند استفاده شده است. جدول ۱۰ مقادیر عددی این تست را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج این آزمون‌ها اختلاف معناداری بین این سناریوها با مد نظر قرار دادن معیار ESC وجود دارد. نتایج T-test نشان داده است که استفاده از سناریوی ۴ منجر به کمترین مقدار ESC با مقدار  $P\text{-value} < 0.05$  خواهد شد. نتایج شبیه‌سازی و تحلیل آماری نشان می‌دهد که الگوریتم‌های پیشنهادی با کاهش تاثیر مخرب انفجارهای بارکاری جهت جایگذاری ماشین‌های مجازی، منجر به کاهش قابل توجه در معیارهای ارزیابی از جمله مصرف انرژی، تعداد مهاجرت‌ها و نقض توافقات سطح سرویس گردیده‌اند.

حال سناریوی ۴ که برای جایگذاری آغازین ماشین‌های مجازی از سیاست MOP استفاده کرده است در مقایسه با سناریوی ۳ که برای جایگذاری آغازین از سیاست PABFD استفاده کرده است عملکرد بهتری داشته است. الگوریتم MOP با جایگذاری ماشین‌های مجازی در ماشین‌های نرمالی که احتمال پربار شدن کمتری دارند کاهش قابل توجهی را در نقض توافقات سطح سرویس و تعداد مهاجرت‌ها ایجاد کرده است، و این منجر به کاهش ۶۹٪ و ۹۱.۹۷٪ در پارامترهای کارایی ESV و ESC شده است. مطابق داده‌های جدول ۸، سناریوی ۴ در مقایسه با سناریوی ۳ در مقدار پارامترهای مصرف انرژی، تعداد مهاجرت‌ها، نقض توافقات سطح سرویس و پارامتر CR به ترتیب ۱۴.۹۶، ۵۲.۹۳، ۶۴.۷۶٪، ۷۲.۷۸٪ کاهش ایجاد کرده است. و این نشان از کارآمد بودن سیاست پیشنهادی MOP در مقایسه با الگوریتم PABFD جهت جایگذاری آغازین ماشین‌های مجازی می‌باشد.

همچنین سناریوی ۴ به دلیل استفاده از الگوریتم‌های CAP و MOP به ترتیب برای جایگذاری آغازین و مجدد در مقایسه با سناریوی ۲ که از الگوریتم‌های PABFD و UMC برای این جایگذاری‌ها استفاده کرده است، کارایی بهتری داشته است. بیشترین کاهش در معیار کارایی ESC با ۹۵.۴۹٪ می‌باشد. در عین حال معیار مصرف انرژی که یکی پارامترهای مهم تاثیر گذار در هزینه‌های عملیاتی مراکز داده می‌باشد ۲۴.۳۷٪ کاهش داشته است. همچنین مطابق داده‌های جدول ۸ معیارهای دیگر شامل تعداد مهاجرت‌ها، نقض توافقات سطح سرویس، معیار CR و معیار کارایی ESV نیز به ترتیب ۵۸.۴۱، ۷۰.۸۲، ۸۰.۷۷ و ۷۸٪ در مقایسه با سناریوی ۲ کاهش داشته‌اند.



شکل ۹. معیار ESV برای سناریوهای مختلف

جدول ۱۰. نتایج آزمون زوجی T-test جهت تعیین بهترین سناریو

Scenario	Mean of difference	Confidence interval (0.95)	P-value	
Scenario1 (17.7)	Scenario4 (0.63)	17.06	13.67 – 20.44	P-value< 0.05
Scenario2 (14.49)	Scenario4 (0.63)	13.85	10.69 – 17.03	P-value< 0.05
Scenario3 (7.92)	Scenario4 (0.63)	7.28	5.19 – 9.38	P-value< 0.05

[8] F. Lopez-Pires and B. Baran, "Virtual machine placement literature review," arXiv preprint arXiv:1506.01509, 2015.

[9] M. Masdari, S. S. Nabavi, and V. Ahmadi, "An overview of virtual machine placement schemes in cloud computing," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 66, pp. 106-127, 2016.

[10] S. Mustafa, B. Nazir, A. Hayat, and S. A. Madani, "Resource management in cloud computing: Taxonomy, prospects, and challenges," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 47, pp. 186-203, 2015.

[11] I. Pietri and R. Sakellariou, "Mapping virtual machines onto physical machines in cloud computing: A survey," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 49, p. 49, 2016.

[12] Z. Luo and Z. Qian, "Burstiness-aware server consolidation via queuing theory approach in a computing cloud," in *Parallel & Distributed Processing (IPDPS)*, 2013 IEEE 27th International Symposium on, 2013, pp. 332-341.

[13] H.-P. Jiang and W.-M. Chen, "Self-adaptive resource allocation for energy-aware virtual machine placement in dynamic computing cloud," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 120, pp. 119-129, 2018.

[14] M. C. Silva Filho, C. C. Monteiro, P. R. Inácio, and M. M. Freire, "Approaches for optimizing virtual machine placement and migration in cloud environments: A survey," *Journal of Parallel and Distributed Computing*, vol. 111, pp. 222-250, 2018.

[15] Q. Zheng, R. Li, X. Li, N. Shah, J. Zhang, F. Tian, et al., "Virtual machine consolidated placement based on multi-objective biogeography-based optimization," *Future Generation Computer Systems*, vol. 54, pp. 95-122, 2016.

[16] E. Arianyan, H. Taheri, and S. Sharifian, "Novel energy and SLA efficient resource management heuristics for consolidation of virtual machines in cloud data centers," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 47, pp. 222-240, 2015.

[17] S. B. Shaw and A. K. Singh, "Use of proactive and reactive hotspot detection technique to reduce the number of virtual machine migration and energy consumption in cloud data center," *Computers & Electrical Engineering*, vol. 47, pp. 241-254, 2015.

[18] S. Y. Z. Fard, M. R. Ahmadi, and S. Adabi, "A dynamic VM consolidation technique for QoS and energy consumption in cloud environment," *The Journal of Supercomputing*, pp. 1-22, 2017.

[19] H. Li, W. Li, H. Wang, and J. Wang, "An optimization of virtual machine selection and placement by using memory content similarity for server consolidation in cloud," *Future Generation Computer Systems*, vol. 84, pp. 98-107, 2018.

[20] A. Mosa and N. W. Paton, "Optimizing virtual machine placement for energy and SLA in clouds using utility functions," *Journal of Cloud Computing*, vol. 5, p. 17, 2016.

[21] S. K. Panda and P. K. Jana, "An Efficient Request-Based Virtual Machine Placement Algorithm for Cloud Computing," in *Distributed Computing and Internet Technology*, ed: Springer, 2017, pp. 129-143.

[22] P. H. Castro, V. L. Barreto, S. L. Corrêa, L. Z. Granville, and K. V. Cardoso, "A joint CPU-RAM energy efficient and SLA-compliant approach for cloud data centers," *Computer Networks*, vol. 94, pp. 1-13, 2016.

[23] H. M. Naeen, E. Zeinali, and A. T. Haghghat, "A stochastic process-based server consolidation approach for dynamic workloads in cloud data centers," *The Journal of Supercomputing*, pp. 1-28, 2018.

## ۷- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این مقاله یک روش کارا برای جایگذاری ماشین‌های مجازی، جهت بهبود فرایند تجمیع ماشین در سیستم‌های محاسبات ابری ارائه شد. روش پیشنهادی شامل الگوریتم‌های انفجارآگاه برای جایگذاری آغازین و مجدد ماشین‌های مجازی بود. الگوریتم‌های پیشنهادی از تحلیل آماری داده‌های تاریخی ماشین‌های مجازی و فیزیکی برای کاهش اثرات منفی انفجارهای بارکاری استفاده کردند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها نشان داد که روش‌های پیشنهادی از نظر افزایش کارایی در مقایسه با الگوریتم‌های پیشین عملکرد بهتری داشته‌اند. الگوریتم‌های پیشنهادی مبنای تصمیم‌گیری را انفجارهایی که در زمانهای گذشته برای ماشین‌های فیزیکی یا مجازی رخ داده بود، قرار دادند. استفاده از مدل‌های آماری جهت تخمین انفجارهای بارکاری در آینده و جایگذاری ماشین‌های مجازی بر اساس نتایج آن‌ها احتمالاً کارآمدتر خواهد بود، ما به عنوان کار آینده به این مسئله خواهیم پرداخت. همچنین ارائه الگوریتم‌های انفجارآگاه برای زیر مسائل دیگر فرایند تجمیع، از دیگر کارهای آینده ما خواهد بود.

## مراجع:

[1] A. Beloglazov, *Energy-efficient management of virtual machines in data centers for cloud computing*: University of Melbourne, Department of Computing and Information Systems, 2013.

[2] M. H. Ferdous, "Multi-objective Virtual Machine Management in Cloud Data Centers," 2016.

[3] Z. Li, C. Yan, X. Yu, and N. Yu, "Bayesian network-based virtual machines consolidation method," *Future Generation Computer Systems*, vol. 69, pp. 75-87, 2017.

[4] R. W. Ahmad, A. Gani, S. H. A. Hamid, M. Shiraz, A. Yousafzai, and F. Xia, "A survey on virtual machine migration and server consolidation frameworks for cloud data centers," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 52, pp. 11-25, 2015.

[5] G. Lovász, F. Niedermeier, and H. De Meer, "Performance tradeoffs of energy-aware virtual machine consolidation," *Cluster Computing*, vol. 16, pp. 481-496, 2013.

[6] A. Beloglazov 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*, vol. 24, pp. 1397-1420, 2012.

[7] M. A. Khan, A. Paplinski, A. M. Khan, M. Murshed, and R. Buyya, "Dynamic Virtual Machine Consolidation Algorithms for Energy-Efficient Cloud Resource Management: A Review," in *Sustainable Cloud and Energy Services*, ed: Springer, 2018, pp. 135-165.

- [27] M. Dayarathna, Y. Wen, and R. Fan, "Data center energy consumption modeling: A survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 18, pp. 732-794, 2016.
- [28] Y. C. Lee and A. Y. Zomaya, "Energy efficient utilization of resources in cloud computing systems," *The Journal of Supercomputing*, vol. 60, pp. 268-280, 2012.
- [29] E. Arianyan, H. Taheri, and S. Sharifian, "Novel heuristics for consolidation of virtual machines in cloud data centers using multi-criteria resource management solutions," *The Journal of Supercomputing*, vol. 72, pp. 688-717, 2016.
- [30] Y. Sharma, B. Javadi, W. Si, and D. Sun, "Reliability and energy efficiency in cloud computing systems: Survey and taxonomy," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 74, pp. 66-85, 2016.
- [24] M. H. Sayadnavrad, A. T. Haghghat, and A. M. Rahmani, "A reliable energy-aware approach for dynamic virtual machine consolidation in cloud data centers," *The Journal of Supercomputing*, pp. 1-22, 2018.
- [25] A. Horri, M. S. Mozafari, and G. Dastghaibyfarid, "Novel resource allocation algorithms to performance and energy efficiency in cloud computing," *The Journal of Supercomputing*, vol. 69, pp. 1445-1461, 2014.
- [26] K. Park and V. S. Pai, "CoMon: a mostly-scalable monitoring system for PlanetLab," *ACM SIGOPS Operating Systems Review*, vol. 40, pp. 65-74, 2006.

## زیر نویس‌ها:

- 
- Aperiodic <sup>1</sup>
  - Cloud Computing Systems <sup>2</sup>
  - Incremental placement <sup>3</sup>
  - Consolidated placement <sup>4</sup>
  - Hotspot <sup>5</sup>
  - Resizing <sup>6</sup>
  - Np-hard <sup>7</sup>
  - First Fit Decreasing <sup>8</sup>
  - Utility function <sup>9</sup>
  - Stochastic based best fit decreasing <sup>10</sup>
  - Infrastructure as a service <sup>11</sup>
  - Service Level Agreement <sup>12</sup>
  - Application-agnostic <sup>13</sup>
  - Initial placement <sup>14</sup>
  - Reallocation <sup>15</sup>
  - Historical data <sup>16</sup>
  - Maximum overload probability <sup>17</sup>
  - Correlation-aware placement <sup>18</sup>
  - <https://github.com/beloglazov/planetlab-workload-traces> <sup>19</sup>