دوفصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده
سال سوم، شماره اول، شماره پیاپی ۵، صفحه ۵۸ تا ۶۵،سال ۱۳۹۹

رویکردی مبتنی بر یادگیری برای بهبود تامین منابع در محیط رایانش ابری

امیرفاضل[۱]، مصطفی قبائی آرانی*[۲]
[۱]دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد محلات، دانشگاه آزاد اسلامی، مرکزی، ایران.
[۲]استادیار، دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد قم، دانشگاه آزاد اسلامی، قم، ایران.

چکیده

توسعه سریع استفاده از رایانش ابری منجر به انتشار مراکز داده مختلفی در سراسر جهان شده است که این افزایش تعداد مراکز داده، تعداد منابع با عملکرد مشابه ولی مشخصات مختلف را افزایش داده است . سرویس‌های ابری با مفاهیم جدیدی مانند کشسانی، پرداخت به میزان مصرف و مقیاس‌پذیری همراه هستند. یکی از مهمترین وجه‌های تمایز بین سرویس‌های سنتی و سرویس‌های ابری ویژگی کشسانی است. در این مقاله روشی برای بهبود تامین منابع برای محیط رایانش ابر ارائه شده است که دارای چهار فاز مانیتور، تحلیل، تصمیم و اجرا است .در فاز مانیتور داده ها دریافت می شود و در فاز تحلیل داده ها مورد پیش پردازش قرار می گیرد و درخواست های نویزی و زمان گذشته حذف می شود . فاز تصمیم که مهمترین فاز است از تکنیک یادگیری بیزین برای تصمیم گیری در مورد تامین منابع ابر استفاده شده است.در انتها نتیجه حاصل از فاز تصمیم، توسط فار اجرا بر روی منابع اعمال می شود. نو آوری این مقاله استفاده از تکنیک بیزین و ترکیب آن با روش های استفاده شده در فاز تحلیل می باشد . نتایج عملکرد روش پیشنهادی افزایش خاصیت کشسانی ۵/۰۵ درصد و افزایش دقت کشسانی ۶.۵۹درصد و سرعت مقیاس بندی ۴/۳۱ درصد را نسبت به روش های مورد مقایسه نشان می دهد.

کلمات کلیدی: رایانش ابر، مقیاس بندی پویا، یادگیری ماشین، یادگیری بیزین.

A Learning-based Approach for improving of resource provisioning in cloud computing environment

Amir Fazel[1], Mostafa Ghobaei Arani*[2]

[1]Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Mahllat Branch, Markazi, Iran.
[2]Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Qom Branch, Qom, Iran.

Abstract

The rapid development of cloud computing has led to the proliferation of various data centers around the world, that has increased the number of data centers, the number of resources with similar performance but different specifications. Cloud services come with new concepts such as elasticity and scalability. One of the most important differences between traditional services and cloud services is their elasticity. In this paper, a method to improve the resource provisioning for the cloud computing environment is presented, that has four phases of monitor, analysis, plan and execution. In the monitor phase, data is received and the analysis phase, data is pre-processed. The decision phase, that is the most important phase, uses the Bayesian learning technique to decide on the provision of cloud resources. Finally, the result of the decision phase is applied to the resources by the execution phase. The novelty of this paper is the use of Bayesian technique and its combination with the methods used in the analysis phase. The performance results of the proposed method show an increase in elasticity of 5.05% and an increase in elastic accuracy of 6.59% and a scaling rate of 4.31% compared to the compared methods

تاریخچه مقاله:

تاریخ ارسال: ۹۹/۰۵/۰۵
تاریخ اصلاحات: ۹۹/۰۶/۰۷
تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۶/۱۰
تاریخ انتشار: ۹۹/۰۶/۲۰

Keywords:

Cloud Computing
Dynamic Scaling
Machine Learning
Bayesian Learning

*ایمیل نویسنده مسئول:
m.ghobaei@qom-iau.ac.ir

۱ – مقدمه

رایانش ابری، فناوری نوظهوری است که اکثر سازمان‌ها به نحوی سعی دارند از آن در استراتژی‌های کسب و کار خود استفاده نمایند[۱]. عملی کردن این ذهنیت، نیازمند مدیریت، ارتقاء، تعمیم و توسعه مفاهیم بنیادی در حوزه فناوری اطلاعات و ارتباطات و همچنین تعریف و به کارگیری مفاهیم جدید مورد نیاز در حوزه رایانش ابری می‌باشد. از جمله مفاهیم موجود در رایانش ابری، می‌توان به ویژگی مقیاس‌پذیری و خاصیت کشسانی رایانش ابری به عنوان یکی از ارکان اساسی در عملی و همگانی کردن و نیز ارتقاء کارائی رایانش ابری اشاره کرد[۳-۲]. قابلیت کشسانی، به عنوان درجه‌ای از سیستم تعریف می‌شود که سیستم قادر به تطبیق تامین منابع خود به صورت اتوماتیک با تغییرات بارکاری نسبت به زمان می‌باشد به طوریکه در هر لحظه از زمان، میزان منابع در دسترس، با تقاضای فعلی تا حد ممکن، مطابقت و هماهنگی داشته باشد[۵-۴]. در این مقاله روشی برای تامین خودکار منابع ابر بر پایه افزایش خاصیت کشسانی با استفاده از تصمیم گیر بیزین ارائه می‌شود. علت استفاده از این روش پیچیدگی پایین و در عین حال دقت بالای آن در تصمیم گیری می باشد که منجر به بهبود معیارهای کارایی می شود و همچنین دسته بندی کردن داده های آزمایشی آسان و سریع است. زمانی که تعداد دسته ها از دو بیشتر باشد نیز عملکرد خوبی از خودش نشان می دهد[۶]. در این ساختار برای هر بارکاری با استفاده از تکنیک یادگیری بیزین نوع مقیاس بندی منابع مشخص شده و بر اساس آن میزان اضافه یا کم کردن منابع تعیین می شود.
در ادامه ی روند مقاله بدین صورت است که ،در بخش دو چارچوب پیشنهادی و در بخش سه الگوریتم پیشنهادی ارائه می شود .در ادامه در بخش چهار روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می گیرد و در انتها نتیجه گیری ارائه می شود.

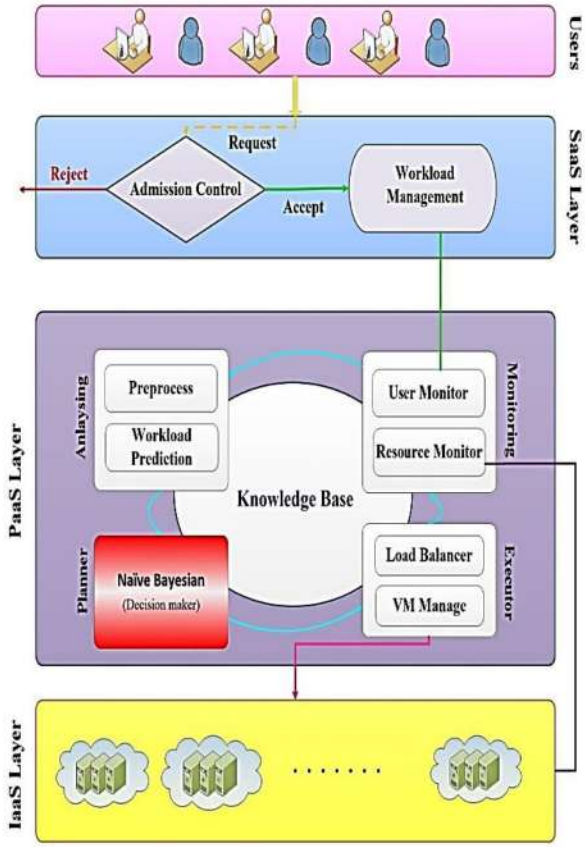
۲ –چارچوب پیشنهادی

با توجه به رشد سریع رایانش ابر و کاربردهای آن در زندگی روزمره چالش های مطرح در آن نیز دارای اهمیت فراوانی است یکی از این چالش ها تامین منابع در ابر است . تامین منابع بدین صورت است که برای پاسخ به درخواست ها، نیاز به منابع ابری است حال باید این منابع به گونه ای به درخواست ها اختصاص یابد که به اندازه ی نیاز درخواست باشد نه کمتر از نیاز درخواست و نه بیشتر از آن .که به آن کسر تامین و اضافه تامین گفته می شود. در تخصیص منابع به درخواست ها، چالش‌های کسر تامین و اضافه تامین یکی از مسال مهم مطرح در این حوزه است. در حالت کسر تامین منابع، منابع کافی برای پردازش همه درخواست‌های ورودی با توجه به محدودیت‌های زمانی اعمال شده توسط SLA، را ندارد. چالش دیگر اضافه تأمین منابع است، در این مورد، برنامه کاربردی منابع بیشتر از نیاز برای برآورده کردن توافقات SLA دارد. اگر چه این حالت، برای برآورده کردن اهداف SLA مناسب است، اما به دلیل وجود منابع بیکار، مشتری باید هزینه‌های غیر ضروری پرداخت نماید. در نتیجه منابع باید به گونه ای به درخواست ها اختصاص یابد که به میزان مورد نیاز هر درخواست، منابع فعال شود و بقیه منابع به صورت غیر فعال بمانند تا در عین حال که معیار بهره وری بهبود می یابد، دچار نقص SLA نیز نشود.

در رویکرد پیشنهادی تأمین منبع بر پایه‌ی پیش‌بینی بارکاری صورت می‌گیرد. در روش پیشنهادی هر لایه از ابر شامل وظایفی خاص است. شکل (۱) چارچوب روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در چارچوب پیشنهادی یک SaaS شامل دو بخش کنترل ورودی و مدیریت بارکاری است. یک PaaS شامل بخش‌های مانیتورینگ، تحلیل، تصمیم‌گیر تأمین منبع و اجراکننده تصمیم است. یک IaaS هم شامل فراهم کننده زیرساخت و ساختار زیرساخت شامل ماشین‌های فیزیکی و ارتباط بین آنها است.

با توجه به چارچوب در لایه SaaS در صورت احراز هویت کاربر توسط واحد پذیرش، درخواست وی دریافت شده و برای واحد ضبط اطلاعات بارکاری ارسال می‌گردد. برای نگهداری اطلاعات بارکاری، درخواست‌ها به واحد ذخیره کننده بارکاری سپرده می‌شود. واحد ذخیره‌ساز اطلاعات بارکاری را برای تحلیل در پایگاه داده اطلاعات بارکاری نگهداری می‌کند. مهمترین وظیفه را در تأمین منبع لایه PaaS به عهده دارد. در این لایه ابتدا اطلاعات از پایگاه داده لایه بالاتر خوانده شده و در واحد تحلیل بارکاری قرار می‌گیرد. این واحد پس از پیش‌پردازش و حذف درخواست‌های نویزی و زمان گذشته، آن را در اختیار بخش تحلیل بارکاری قرار می‌دهد. در فاز برنامه ریزی با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی بیزین نحوه مقیاس‌پذیری و میزان آن مشخص گردد. دستورات نحوه مقیاس‌پذیری و میزان آن در اختیار واحد اجرا قرار می‌گیرد تا این واحد با قرار دادن دستورات و درخواست‌ها درصف آنها را برای اجرا به لایه زیرساخت ارسال کند.

مزیت و نوآوری چارچوب پیشنهادی نسبت به روش های قبلی دارد این است که تا به حال چنین روندی در دریافت درخواست تا اجرای آن ارائه نشده است.در چارچوب پیشنهادی ابتد ا درخواست ها کنترل می شود و درخواست های مخدوش و زمان گذشته و... در همان ابتدا وارد تصمیم گیری نمی شود .با توجه به نتایج به دست آمده ،این عامل منجر به بالا رفتن معیار سرعت می شود و همچنین به علت استفاده از تکنیک بیزین و مزیت های آن که قبلا ذکر شد تصمیم گیری با دقت بیشتری انجام می پذیرد و در نتیجه خاصیت کشسانی در روش پیشنهادی نسبت به روش های دیگر بهبود می یابد.



(شکل-1): چارچوب پیشنهادی

۳- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش روش تامین پویای منابع با استفاده از تصمیم‌گیر بیزین مورد بررسی قرار گرفته است. تصمیم‌گیر بیزین به دو صورت یادگیری بیزین گسسته و پیوسته انجام می گیرد [۷-۸] که در روش پیشنهادی به علت وجود داده های پیوسته از روش یادگیری بیزین پیوسته برای تصمیم گیری در مورد مقیاس بندی منابع استفاده شده است و بر طبق چارچوب ارائه شده در بخش قبل خصوصی سازی شده است . که در ادامه شرح داده شده است.

۳-۱- تصمیم‌گیری بیزین پیوسته

در روش پیشنهادی از تصمیم‌گیری بیزین ساده مبتنی بر اعداد پیوسته استفاده شده است.در این روش ،بر خلاف روش پیوسته نیاز به تقسیم‌بندی ورودی نیست و با استفاده از داده‌های واقعی تصمیم‌گیری انجام می‌شود.

رابطه (۱) [۶] نحوه محاسبه احتمال رخداد H در ستون H به شرط کلاس scale را نشان می‌دهد.

$$P(K = H|scale) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2_{K=scale}}} e^{-\frac{(H-\mu_{K=scale})^2}{2\sigma^2_{K=scale}}} \quad (۱)$$

که در این رابطه $\mu_{K=scale}$ میانگین ستون K هنگامی سطر، عضو کلاس scale است می‌باشد و $\sigma^2_{K=scale}$ انحراف معیار ستون K ام هنگامی سطر عضو کلاس scale است. بدین ترتیب نیاز به دسته بندی ورودی‌ها نخواهد بود.

شبه کد زیرالگوریتم بیزین را مشخص می‌کند. ورودی این الگوریتم کلاس مورد نظر (مقیاس‌بندی) وستون مورد نظر و مقدار ورودی جدید است. برای تخمین میزان احتمال ابتدا میانگین محاسبه شده و سپس انحراف معیار محاسبه می‌گردد. در انتها احتمال رخداد کلاس، برپایه میانگین و انحراف معیار محاسبه می‌کنیم.

الگوریتم (۱):

Pseudo code for Bayesian Classifier (class,value,col)

```
1: Sum=0;
2: for I =1 to N
3: if Row[i].Class==scale
4: Sum +=Row[i].Column[Col];
5:counter ++;
6: end
7:ave=Sum/counter;
8: for I =1 to N
9: if Row[i].Class==scale
10:Std+=(ABS(Row[i].column[col]-ave)*
(Row[i].column[col]-ave));
11: end
12: Std=Std/counter;
13:    Prob=(1/(sqrt(2*3.14*std*std)))*exp(-
1*((value-ave)* (value-ave))/(2*std*std));
14: return action ;
```

۴- ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش به بیان جزئیات پیاده سازی و نتایج آن پرداخته شده است.

آزمایشات ارائه شده در این بحش، با ا ستفاده از ابراز شبیه سازی MATLAB می باشد.

- **محیط آزمایش**

در جدول (۱) مشخصات محیط آزمایش نشان داده شده است.

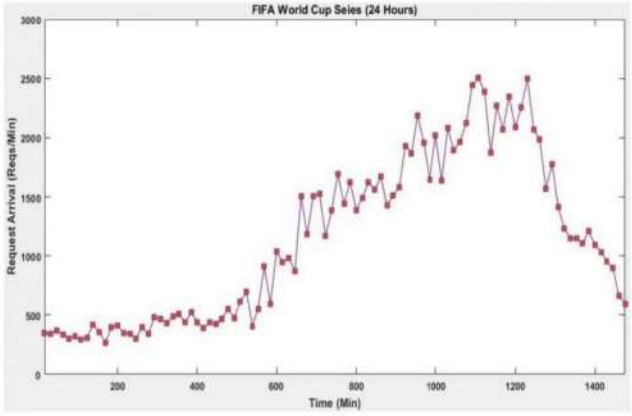
(جدول-۱) مشخصات محیط آزمایش

سیستم عامل	حافظه اصلی	نوع پردازنده
Windows 8.1	8 GB	Intel Core I5 2.4 MHTZ

- **بارکاری**

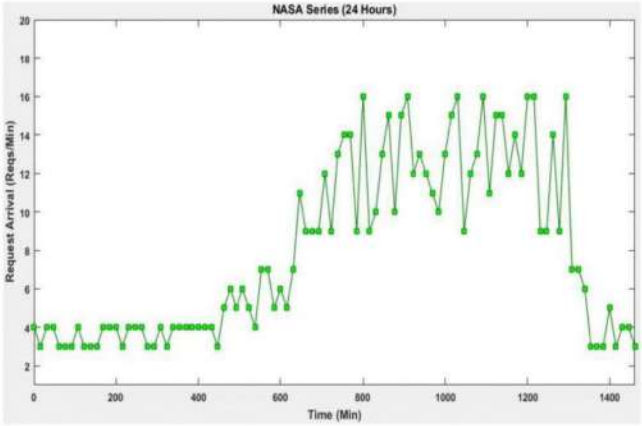
در شبیه‌سازی روش پیشنهادی از دو نوع بار کاری واقعی استفاده شده است که شامل دو مجموعه داده FIFA World Cup [1] و NASA [2] هست.

بارکاری FIFA، شامل درخواست های ورودی به وب سایت جام جهانی ۱۹۹۸ در بازه زمانی ۲۴ ساعته می باشد. در شکل۲، محور افقی نشان دهنده ی زمان است که بر حسب دقیق بیان شده است و از ۰ تا ۱۴۴۰ (۲۴ ساعت)می باشد.محور عمودی شامل میزان درخواست های دریافت شده می باشد.به عنوان مثال در دقیقه ی ۲۰۰ میزان درخواست دریافت شده تقریبا ۵۰۰ تا درخواست می باشد. الگوی این بار کاری پیچیده تر از بار کاری NASA می باشد و دارای نوسان بیشتری در مقادیر بارهای کاری نسبت به بارکاری NASA می باشد



(شکل-۲) نمایی از ۲۴ ساعت از مجموعه داده FIFA World Cup

بارکاری NASA، شامل همه درخواست های ورودی به وب سرور مرکز فضایی کندی ناسا در فلوراید در بازه زمانی ۲۴ ساعت(یک جولای سال ۱۹۹۵)می باشد. در شکل۳، محور افقی نشان دهنده ی زمان است که بر حسب دقیق بیان شده است و از ۰ تا ۱۴۴۰ (۲۴ ساعت) می باشد. محور عمودی شامل میزان درخواست های دریافت شده می باشد.به عنوان مثال در دقیقه ی ۲۰۰ میزان درخواست دریافت شده تقریبا ۴ تا درخواست می باشد. الگوی این بار کاری نسبت به FIFA دارای تغییرات کند تر قابل پیش بینی تر می باشد



(شکل-۳) نمایی از ۲۴ ساعت از مجموعه داده NASA

- **ارزیابی و نتایج**

جهت ارزیابی روش پیشنهادی سه سناریو با ساختار جدول(۲) تشکیل شده است.

(جدول-۲) سناریوهای مورد ارزیابی

سناریو	هدف
شماره یک	مقایسه خاصیت کشسانی
شماره دو	مقایسه دقت کشسانی
شماره سوم	مقایسه سرعت مقیاس‌پذیری

خاصیت کشسانی[۹]

درصورتی‌که i تعداد ماشین مجازی در خدمات و j تعداد درخواست‌ها در سیستم باشد. برای توضیح دقیق کشسانی ابری، وضعیت‌های مختلف زیر بیان می‌شود.

- **وضعیت تأمین نرمال:** وضعیت تأمین نرمال به شرطی اتفاق می‌افتد که $0.3*i \leq j < 0.9*i$ باشد. T_n به‌عنوان مدت‌زمان قرارگیری در این وضعیت تعریف می‌شود.

[1] http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/NASA-HTTP.html. Accessed 15 Oct 2014

[2] http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/WorldCup.html. Accessed 15 Oct 2014

– **وضـعیت تأمین بیش‌ازحد منابع:** وضـعیت تأمین بیش‌ازحد منابع اتفاق می‌افتد که $0 \leq j \leq 0.3 * i$ باشـد. T_o به‌عنوان مدت‌زمان قرارگیری در وضعیت تأمین بیش‌ازحد منابع تعریف می‌شود.

– **وضعیت کمبود تأمین منابع:** یک نمونه ابری به شرطی در وضعیت کمبود تأمین منابع قرار می‌گیرد که $j \geq 0.9 * i$ باشد. T_u به‌عنوان مدت‌زمان قرارگیری در وضعیت کمبود تأمین منابع تعریف می‌شود.

با توجه به اینکه Tm در معادله (۲) زمان انجام کل شـبیه‌سـازی خواهد بود، این زمان متشـکل از سـه زمان وضـعیت تأمین نرمال، وضعیت تأمین بیش‌ازحد منابع و وضعیت کمبود تأمین منابع خواهد بود.

$$T_m = T_n + T_o + T_u \qquad (۲)$$

کشـسانی انعکاس وضـعیتی اسـت که ابر تحت نوسـان حجم کـاری تغییر می‌کنـد و می‌توانـد بـه‌وسـیلـه تصـمیم‌گیری تعـداد ماشین‌های مجازی مناسب را در اختیار درخواست‌ها قرار دهد.

کشسانی عبارت است از زمانی است که ابر در وضعیت تأمین نرمال قرار دارد پس مطابق معادله (۳) کشـسانی برابر با نسبت T_n به T_m.

$$E = \frac{T_n}{T_m} = 1 - (\frac{T_o}{T_m} + \frac{T_u}{T_m}) \qquad (۳)$$

درصـورتی‌که P_n احتمال وضـعیت تأمین نرمال، P_o احتمال وضـعیت تأمین بیش‌ازحد منابع و P_u احتمال وضـعیت کمبود تأمین منابع خواهد در نظر گرفته شود، مقادیر این سه از معادله (۴) حاصل می‌گردد.

$$P_n = \frac{T_n}{T_m} \qquad (۴)$$

$$P_o = \frac{T_o}{T_m}$$

$$P_u = \frac{T_u}{T_m}$$

بنابراین کشسانی از معادله (۵) حاصل می‌گردد.

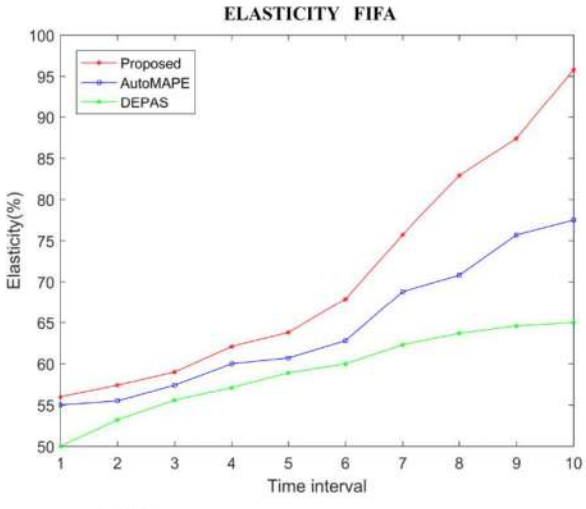
$$E = P_n = 1 - (P_o + P_u) \qquad (۵)$$

در شبیه‌سازی هرسناریو یک معیار مهم ارزیابی در الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS مورد بررسی قرار می‌گیرد[۱۱-۱۰]. علت مقایسه روش پیشنهادی با این دو الگوریتم این است که هر دو الگوریتم پیش واکنشی بود و میزان منابع برای هر بازه ی زمانی را پیش بینی می کنند.

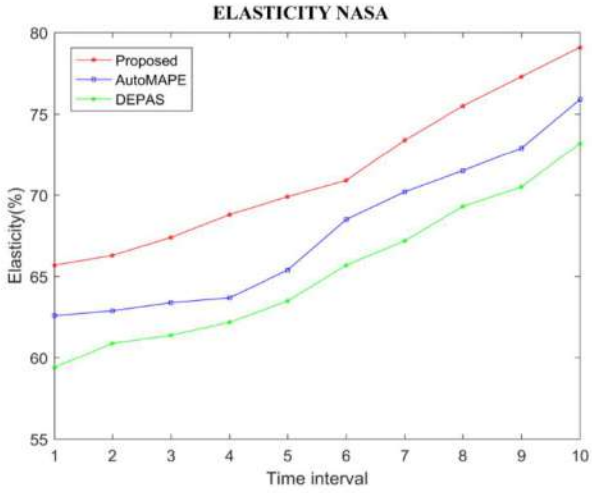
برای انجام این آزمایش‌ها ده بازه زمانی مختلف به مدت ۱۴۴ دقیقه از هر بارکاری انتخاب شده به صورتی که تعداد درخواست‌ها از بازه اول تا دهم سیر صعودی داشته باشد.

❖ **سناریو اول(مقایسه کشسانی)**

در این آزمایش خاصیت کشسانی در الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم AUTOMAPE وDEPAS [۱۱ و۱۰] موردبررسی قرار می‌گیرد. یکی از شاخص‌های مهم در مقایسه عملکرد الگوریتم تأمین منابع، خاصیت کشسانی است. شکل(۵و۴) آزمایش خاصیت کشسانی برای دو بار کاری FIFA و NASA را در بازهای زمانی مختلف نشان می دهد.محور افقی نشان دهنده زمان ورود درخواست ها و محور عمودی نشان دهنده ی میزان کشسانی برای درخواست های ورودی در باره های زمانی معین است که به صورت درصد بیان شده است. با توجه به شکل(۵و۴)، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPEو DEPAS دارای خاصیت کشسانی بیشتری می باشد. زیرا، به دلیل انتخاب مناسب و اضافه و کم کردن دقیق ماشین مجازی با استفاده از تصمیم‌گیر بیزین روش پیشنهادی کارایی بهتری در موردخاصیت کشسانی دارد.



(شکل-۴) مقایسه میزان کشسانی در بارکاری FIFA

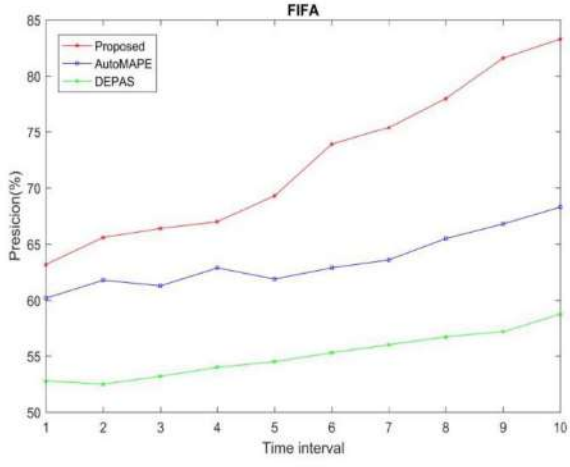


(شکل-۵) مقایسه میزان کشسانی در بارکاری NASA

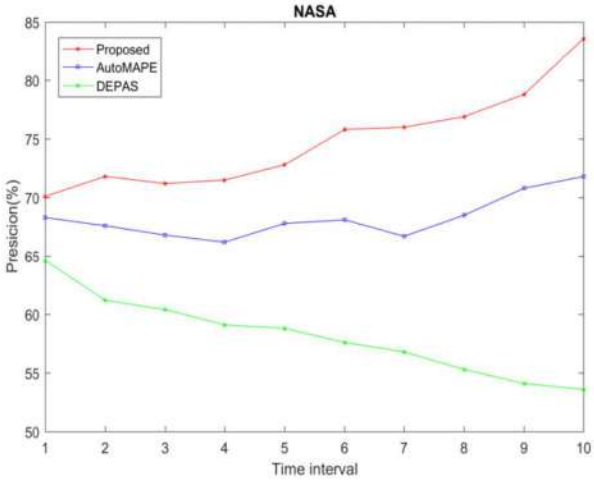
❖ **سناریو دوم (دقت کشسانی)**

شکلهای (۶و۷) دقت کشسانی در الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS به ترتیب در بارکاری FIFAو NASA نمایش می‌دهد . در شکل (۶و۷) نمودار افقی نشان دهنده زمان ورود داده ها و نمودار عمودی نشان دهنده درصد دقت کشسانی در بازه های زمانی مختلف می باشد.

با توجه به شکل (۶و۷) میانگین دقت کشسانی در بار کاری FIFA و NASAدر روش پیشنهادی بیشتر از الگوریتم AUTOMAPE و DEPASاست. دلیل این امر کارکرد مناسب الگوریتم بیزین برای پیش‌بینی منابع است. بنابراین تصمیم‌گیر سیستم در بخش افزایش ماشین مجازی و شناخت قالب بار کاری آتی به عنوان یکی از عوامل مهم تصمیم‌گیری موجب تأمین صحیح منابع می‌شود. به‌طور واضح، اختصاص منبع دقیقتر موجب افزایش دقت کشسانی می‌شود.



(شکل -۶) مقایسه میانگین دقت کشسانی در بارکاری FIFA

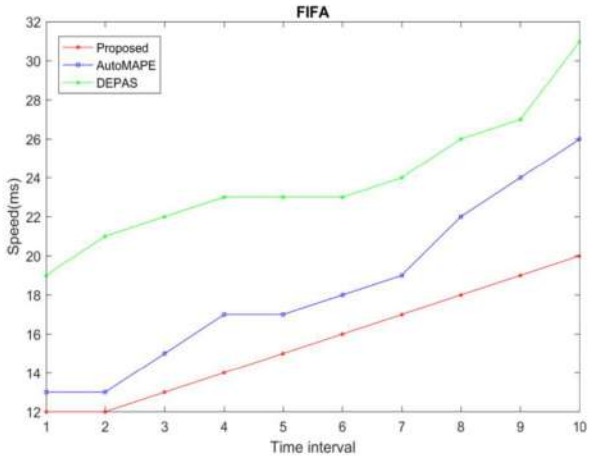


(شکل-۷) مقایسه میانگین دقت کشسانی در بارکاری NASA

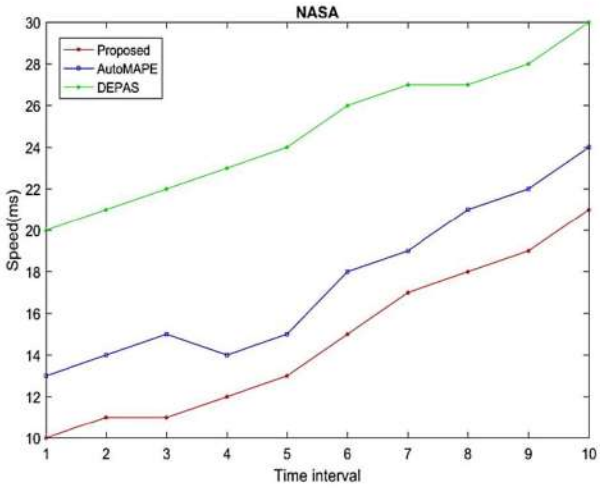
- **سناریو سوم (مقایسه سرعت کشسانی)**

شکل های (۸و۹) میزان سرعت کشسانی در الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS را در دو بارکاری FIFA و NASA نمایش می‌دهد.محور افقی در این شکل بیان کننده ی بازه ی زمان ورود درخواست ها و محور عمودی بیان کننده ی سرعت کشسانی می باشد که بر اساس میلی ثانیه بیان شده است.

با توجه به شکل(۹و۸)، رویکرد پیشنهادی عملکرد بهتری را نسبت به دو روش دیگر از خود نشان می دهد .زیرا در روش پیشنهادی به دلیل نظارت دقیق بر بارکاری و وضعیت منابع در ابر و استفاده از سیستم تصمیم گیر به واسطه بارکاری به ورود درخواست عامل بسیار مؤثری برای کنترل وضعیت منابع است.همچنین به دلیل عملکرد مطلوب برنامه کنترلر و استفاده از روش بیزین، تأمین منابع به نحو مطلوب انجام می‌گیرد .تأمین صحیح منابع موجب ارائه دقیق خدمات به درخواست‌ها می‌شود. به طور مشخص به دلیل تأمین صحیح منابع پردازشگر با بهترین وضعیت در اختیار درخواست‌ها قرار می‌گیرد .استفاده از متغیر ورودی بهره‌وری تأثیر بسیار زیادی در کنترل مناسب درخواست‌ها و تصمیم‌گیری در مورد کشسانی سیستم ابری شده است.در نتیجه موجب بهبود سرعت کشسانی می شود.



(شکل-۸) مقایسه سرعت کشسانی در بارکاری FIFA



(شکل-۹) مقایسه سرعت کشسانی در بارکاری NASA

۵ – نتیجه گیری

با توجه به اهمیت رایانش ابر ،در این مقاله به چالش کلیدی کشسانی مطرح در این حوزه، پرداخته شده است. ویژگی کشسانی به عنوان یک اصل اساسی برای مدل ابری محسوب می شود .زیرا نه تنها منابع کافی را برای به اشتراک گذاری میان کاربران فراهم می سازد بلکه روال محاسبات مبتنی بر پرداخت هزینه بر اساس حجم دریافت سرویس را مقدور می سازد. در این مقاله روشی برای تأمین منابع ابر با استفاده از روش تصمیم‌گیری بیزین در خصوص کاهش یا افزایش منابع ماشین‌های مجازی تا رسیدن به حالت نرمال ارائه شد . در روش پیشنهادی هر لایه از ابر شامل وظایفی خاص است. در چارچوب پیشنهادی لایهSaaS شامل دو بخش کنترل ورود و ضبط بارکاری است .لایه PaaS شامل چهار بخش مانیتورینگ،تحلیل کننده بارکاری، تصمیم گیر تأمین منبع و اجراکننده تصمیم است .لایه IaaSهم شامل فراهم کننده زیرساخت و ساختار زیرساخت شامل ماشین‌های فیزیکی و ارتباط بین آنها است.با استفاده ازتصمیم‌گیری بیزین ارائه شده در لایه PaaS نحوه مقیاس‌پذیری و میزان آن مشخص می‌گردد. دستورات نحوه مقیاس‌پذیری و میزان آن در اختیار واحد اجرا قرار می‌گیرد تا این واحد با قرار دادن دستورات و درخواست-ها در صف آنها را برای اجرا به لایه زیرساخت ارسال کند. روش پیشنهادی بر روی دو نوع بار کاری واقعی آزمون و ارزیابی شد .نتایج عملکرد روش پیشنهادی بیان کننده ی افزایش خاصیت کشسانی ۵.۰۵ درصد، افزایش دقت کشسانی ۶.۵۹ درصد و افزایش سرعت مقیاس بندی ۴.۳۱ درصد نسبت به روش های مورد مقایسه است.

۷ – مراجع

[1] *Beltrán, Marta. "BECloud: A new approach to analyse elasticity enablers of cloud services." Future Generation Computer Systems 64 (2016): 39-49.*

[2] *Cachin, Christian, Idit Keidar, and Alexander Shraer. "Trusting the cloud." Acm Sigact News 40, no. 2 (2009): 81-86.*

[3] *Becker, Matthias, Sebastian Lehrig, and Steffen Becker. "Systematically deriving quality metrics for cloud computing systems." In Proceedings of the 6th ACM/SPEC international conference on performance engineering, pp. 169-174. 2015.*

[4] *Mell, Peter, and Tim Grance.. 'The NIST definition of cloud computing'2011*

[5] *Lorido-Botran, Tania, Jose Miguel-Alonso, and Jose A Lozano.. 'A review of auto-scaling techniques for elastic applications in cloud environments', Journal of grid computing, 12: 559-922014*

[6] *Ray, S. "Easy Steps to Learn Naive Bayes Algorithm (with code in Python), Analytics Vidhya." URL: https://www. analyticsvidhya. com/blog/2015/09/naive-bayes (6).*

[7] *M., Možina, J., Demšar, M. Kattan, and B., Zupan, Nomograms for visualization of naive Bayesian classifier. In European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge*

Discovery , September. (pp. 337-348). Springer, Berlin, Heidelberg. 2004

[8] Z., Geng, Q., Meng, J., Bai, J., Chen, Y., Han, Q. Wei, and Z., Ouyang, A model-free Bayesian classifier. Information Sciences, 482, pp.171-188. 2019

[9] Beltrán, Marta. "BECloud: A new approach to analyse elasticity enablers of cloud services." Future Generation Computer Systems 64 (2016): 39-49.

[10] Lehrig, Sebastian, Richard Sanders, Gunnar Brataas, Mariano Cecowski, Simon Ivanšek, and Jure Polutnik. 'CloudStore—towards scalability, elasticity, and efficiency benchmarking and analysis in Cloud computing', Future Generation Computer Systems, 78: 115-262018

[11] Calcavecchia, Nicolo M, Bogdan A Caprarescu, Elisabetta Di Nitto, Daniel J Dubois, and Dana Petcu.. 'DEPAS: a decentralized probabilistic algorithm for auto-scaling', Computing, 94: 701-30 .2012

روش ارجاع به مقاله : ا. فاضل، م. قبائی آرانی، رویکردی مبتنی بر یادگیری برای بهبود تامین منابع در محیط رایانش ابری، دوفصلنامه محاسبات و سامانه های توزیع شده، سال سوم، شماره اول، شماره پیاپی ۵، صفحه ۵۸ تا ۶۵، سال ۱۳۹۹