

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

امیرفاضل^۱، مصطفی قبائی آرانی^{۲*}

^۱دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد محلات، دانشگاه آزاد اسلامی، مرکزی، ایران.
^۲استادیار، 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 مقیاس پذیری 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 داده‌ها دریافت می‌شود و در فاز تحلیل داده‌ها مورد پیش پردازش قرار می‌گیرد و درخواست‌های نویری و زمان گذشته حذف می‌شود. فاز تصمیم که مهمترین فاز است از تکنیک یادگیری بیزین برای تصمیم‌گیری در مورد تامین منابع ابر استفاده شده است. در انتها نتیجه حاصل از فاز تصمیم، توسط فار اجرا بر روی منابع اعمال می‌شود. نوآوری این مقاله استفاده از تکنیک بیزین و ترکیب آن با روش‌های استفاده شده در فاز تحلیل می‌باشد. نتایج عملکرد روش پیشنهادی افزایش خاصیت کشسانی ۵/۵ درصد و افزایش دقت کشسانی ۶۵.۹ درصد و سرعت مقیاس بندی ۴/۳۱ درصد را نسبت به روش‌های مورد مقایسه نشان می‌دهد.

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

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

Amir Fazel¹, Mostafa Ghobaei Arani^{2*}

¹Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Mahllat Branch, Markazi, Iran.

²Faculty of Computer Engineering, Islamic Azad University, Qom Branch, Qom, Iran.

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

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

*ایمیل نویسنده مسئول:

m.ghobaei@qom-iaui.ac.ir

۱ - مقدمه

اضافه تأمین منابع است، در این مورد، برنامه کاربردی منابع بیشتر از نیاز برای برآورده کردن توافقات SLA دارد. اگر چه این حلت، 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 درخواست‌ها اختصاص یابد که به میزان مورد نیاز هر درخواست، منابع فعال شود و بقیه منابع به صورت غیر فعال بماند تا در عین حال که معیار بهره وری بهبود می یابد، دچار نقص SLA نیز نشود.

در رویکرد پیشنهادی تأمین منبع بر پایه‌ی پیش‌بینی بار کاری 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 بار کاری 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 بار کاری ارسال می‌گردد. برای نگهداری اطلاعات بار کاری، درخواست‌ها به واحد ذخیره کننده بار کاری سپرده می‌شود. واحد ذخیره‌ساز اطلاعات بار کاری را برای تحلیل در پایگاه داده اطلاعات بار کاری 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 بار کاری قرار می‌گیرد. این واحد پس از پیش‌پردازش و حذف درخواست‌های نویزی و زمان گذشته، آن را در اختیار بخش تحلیل بار کاری 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 در صف آنها را برای اجرا به لایه زیرساخت ارسال کند.

مزیت و نوآوری چارچوب پیشنهادی نسبت به روش‌های قبلی دارد این است که تا به حال چنین روندی در دریافت درخواست تا اجرای آن ارائه نشده است. در چارچوب پیشنهادی ابتدا درخواست‌ها کنترل می‌شود و درخواست‌های مخدوش و زمان گذشته ... در همان ابتدا وارد تصمیم‌گیری نمی‌شود. با توجه به نتایج به دست آمده، این عامل منجر به بالا رفتن معیار سرعت می‌شود و همچنین به علت استفاده از تکنیک بیزین و مزیت‌های آن که قبلاً ذکر شد تصمیم‌گیری با دقت بیشتری انجام می‌پذیرد و در نتیجه خاصیت کشسانی در روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر بهبود می‌یابد.

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 کارایی رایانش ابری اشاره کرد [۲-۳]. قابلیت کشسانی، به عنوان درجه‌ای از سیستم تعریف می‌شود که سیستم قادر به تطبیق تأمین منابع خود به صورت اتوماتیک با تغییرات بار کاری 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 [۴-۵]. در این مقاله روشی برای تأمین خودکار منابع ابر بر پایه افزایش خاصیت کشسانی با استفاده از تصمیم‌گیر بیزین ارائه می‌شود. علت استفاده از این روش پیچیدگی پایین و در عین حال دقت بالای آن در تصمیم‌گیری می‌باشد که منجر به بهبود معیارهای کارایی می‌شود و همچنین دسته بندی کردن داده‌های آزمایشی آسان و سریع است. زمانی که تعداد دسته‌ها از دو بیشتر باشد نیز عملکرد خوبی از خودش نشان می‌دهد [۶]. در این ساختار برای هر بار کاری با استفاده از تکنیک یادگیری بیزین نوع مقیاس بندی منابع مشخص شده و بر اساس آن میزان اضافه یا کم کردن منابع تعیین می‌شود. در ادامه ی روند مقاله بدین صورت است که، در بخش دو چارچوب پیشنهادی و در بخش سه الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود. در ادامه در بخش چهار روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و در انتها نتیجه گیری ارائه می‌شود.

۲ - چارچوب پیشنهادی

با توجه به رشد سریع رایانش ابر و کاربردهای آن در زندگی روزمره چالش‌های مطرح در آن نیز دارای اهمیت فراوانی است یکی از این چالش‌ها تأمین منابع در ابر است. تأمین منابع بدین صورت است که برای پاسخ به درخواست‌ها، نیاز به منابع ابری است حال باید این منابع به گونه ای به درخواست‌ها اختصاص یابد که به اندازه ی نیاز درخواست باشد نه کمتر از نیاز درخواست و نه بیشتر از آن. که به آن کسر تأمین و اضافه تأمین گفته می‌شود. در تخصیص منابع به درخواست‌ها، چالش‌های کسر تأمین و اضافه تأمین یکی از مسائل مهم مطرح در این حوزه است. در حالت کسر تأمین منابع، منابع کافی برای پردازش همه درخواست‌های ورودی با توجه به محدودیت‌های زمانی اعمال شده توسط SLA، را ندارد. چالش دیگر

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

که در این رابطه $\mu_{K=scale}$ میانگین ستون K هنگامی سطر، عضو کلاس $scale$ است می باشد و $\sigma_{K=scale}^2$ انحراف معیار ستون K ام هنگامی سطر عضو کلاس $scale$ است. بدین ترتیب نیاز به دسته بندی ورودی ها نخواهد بود.

شبه کد زیر الگوریتم بیزین را مشخص می کند. ورودی این الگوریتم کلاس مورد نظر (مقیاس بندی) و ستون مورد نظر و مقدار ورودی جدید است. برای تخمین میزان احتمال ابتدا میانگین محاسبه شده و سپس انحراف معیار محاسبه می گردد. در انتها احتمال رخداد کلاس، بر پایه میانگین و انحراف معیار محاسبه می کنیم.

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 ;

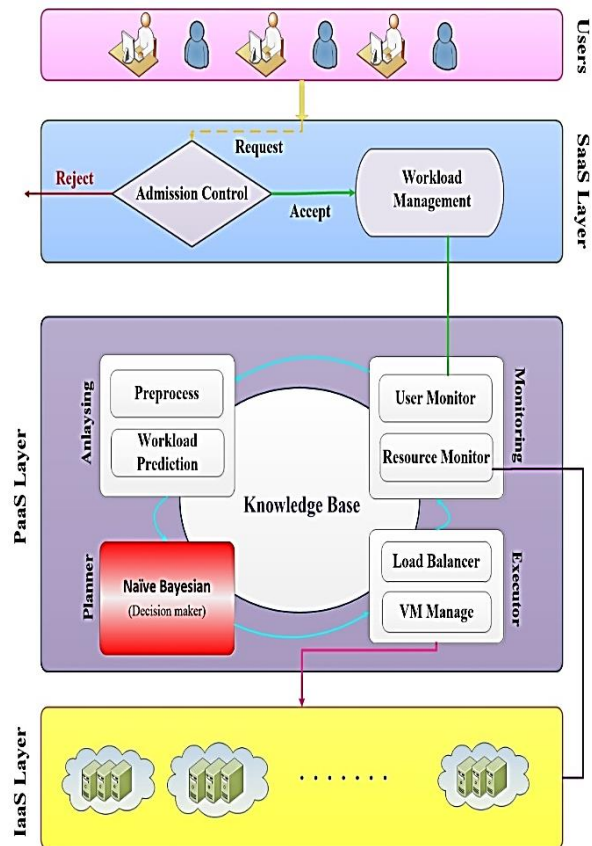
```

۴- ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش به بیان جزئیات پیاده سازی و نتایج آن پرداخته شده است. آزمایشات ارائه شده در این بخش، با استفاده از ابزار شبیه سازی MATLAB می باشد.

• محیط آزمایش

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



(شکل-۱): چارچوب پیشنهادی

۳- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش روش تامین پویای منابع با استفاده از تصمیم گیر بیزین مورد بررسی قرار گرفته است. تصمیم گیر 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- تصمیم گیری بیزین پیوسته

در روش پیشنهادی از تصمیم گیری بیزین ساده مبتنی بر اعداد پیوسته استفاده شده است. در این روش، برخلاف روش پیوسته نیاز به تقسیم بندی ورودی نیست و با استفاده از داده های واقعی تصمیم گیری انجام می شود. رابطه (۱) [۶] نحوه محاسبه احتمال رخداد H در ستون H به شرط کلاس $scale$ را نشان می دهد.

(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 تقریباً ۴ تا درخواست می باشد. الگوی این بار کاری نسبت به FIFA دارای تغییرات کند تر قابل پیش بینی تر می باشد

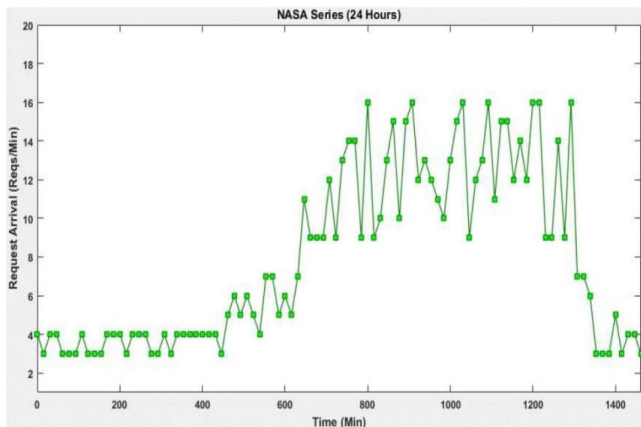
(جدول-۱) مشخصات محیط آزمایش

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

• بارکاری

در شبیه سازی روش پیشنهادی از دو نوع بار کاری واقعی استفاده شده است که شامل دو مجموعه داده ^۱ FIFA World Cup و ^۲ NASA هست.

بارکاری FIFA، شامل درخواست های ورودی به وب سایت جام جهانی ۱۹۹۸ در بازه زمانی ۲۴ ساعته می باشد. در شکل ۲، 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 تقریباً 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-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.

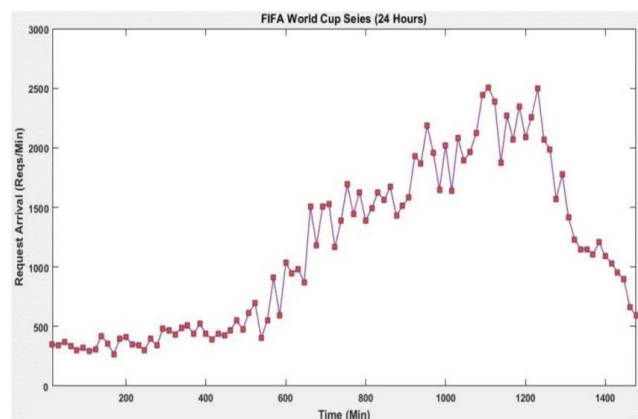
(جدول-۲) سناریوهای مورد ارزیابی

سناریو	هدف
شماره یک	مقایسه خاصیت کشسانی
شماره دو	مقایسه دقت کشسانی
شماره سوم	مقایسه سرعت مقیاس پذیری

خاصیت کشسانی [۹]

در صورتی که i تعداد ماشین مجازی در خدمات و j تعداد درخواست ها در سیستم باشد. برای توضیح دقیق کشسانی ابری، وضعیت های مختلف زیر بیان می شود.

- وضعیت تأمین نرمال: وضعیت تأمین نرمال به شرطی اتفاق می افتد که $0.9 * i < j \leq 0.3 * i$ باشد. T_n به عنوان مدت زمان قرارگیری در این وضعیت تعریف می شود.



(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 شکل ۳، محور افقی نشان دهنده ی زمان است که بر حسب دقیق بیان شده است و از ۰ تا ۱۴۴۰

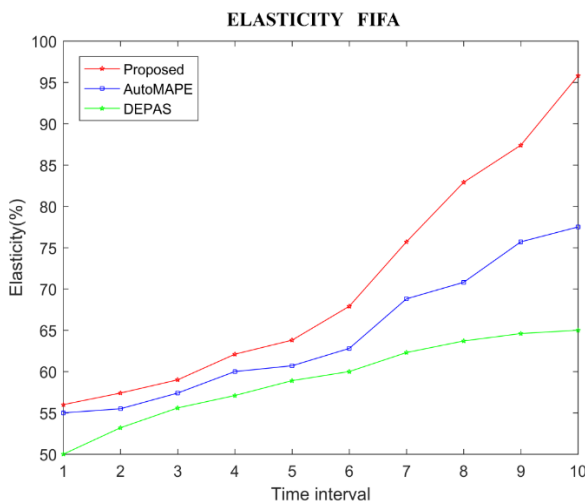
² <http://ita.ee.lbl.gov/html/contrib/WorldCup.html>. Accessed 15 Oct 2014

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

در شبیه‌سازی هر سناریو 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 می‌کنند. 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 و DEPAS [۱۱ و ۱۰] مورد بررسی قرار می‌گیرد. یکی از شاخص‌های مهم در مقایسه عملکرد الگوریتم تأمین منابع، خاصیت کشسانی است. شکل (۴ و ۵) آزمایش خاصیت کشسانی برای دو بار کاری FIFA و NASA را در بازه‌های زمانی مختلف نشان می‌دهد. محور افقی نشان دهنده زمان ورود درخواست‌ها و محور عمودی نشان دهنده ی میزان کشسانی برای درخواست‌های ورودی در بازه‌های زمانی معین است که به صورت درصد بیان شده است. با توجه به شکل (۴ و ۵)، الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS دارای خاصیت کشسانی بیشتری می‌باشد. زیرا، به دلیل انتخاب مناسب و اضافه و کم کردن دقیق ماشین مجازی با استفاده از تصمیم‌گیر بیزین روش پیشنهادی کارایی بهتری در مورد خاصیت کشسانی دارد.



شکل-۴) مقایسه میزان کشسانی در بارکاری FIFA

– وضعیت تأمین بیش از حد منابع: وضعیت تأمین بیش از حد منابع اتفاق می‌افتد که $0 \leq z \leq 0.3 * i$ باشد. T_o به عنوان مدت زمان قرارگیری در وضعیت تأمین بیش از حد منابع تعریف می‌شود.

– وضعیت کمبود تأمین منابع: یک نمونه ابری به شرطی در وضعیت کمبود تأمین منابع قرار می‌گیرد که $z \geq 0.9 * i$ باشد. T_u به عنوان مدت زمان قرارگیری در وضعیت کمبود تأمین منابع تعریف می‌شود.

با توجه به اینکه T_m در معادله (۲) زمان انجام کل شبیه‌سازی خواهد بود، این زمان متشکل از سه زمان وضعیت تأمین نرمال، وضعیت تأمین بیش از حد منابع و وضعیت کمبود تأمین منابع خواهد بود..

$$T_m = T_n + T_o + T_u \quad (2)$$

کشسانی انعکاس وضعیتی است که ابر تحت نوسان حجم کاری تغییر می‌کند و می‌تواند به وسیله تصمیم‌گیری تعداد 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) کشسانی برابر با نسبت T_n به T_m .

$$E = \frac{T_n}{T_m} = 1 - \left(\frac{T_o}{T_m} + \frac{T_u}{T_m} \right) \quad (3)$$

در صورتی که P_n احتمال وضعیت تأمین نرمال، P_o احتمال وضعیت تأمین بیش از حد منابع و P_u احتمال وضعیت کمبود تأمین منابع خواهد در نظر گرفته شود، مقادیر این سه از معادله (۴) حاصل می‌گردد.

$$P_n = \frac{T_n}{T_m} \quad (4)$$

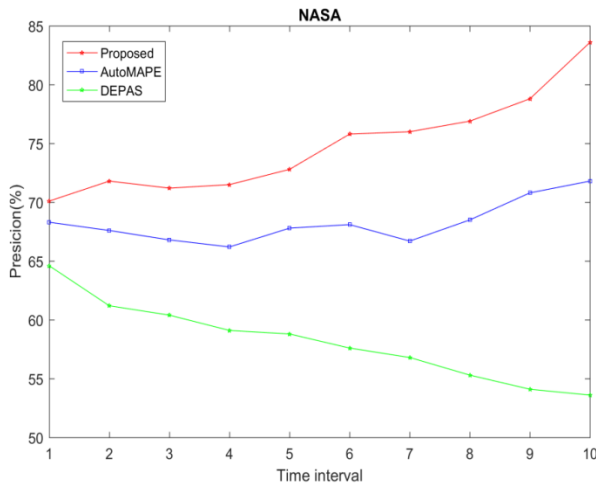
$$P_o = \frac{T_o}{T_m}$$

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

بنابراین کشسانی از معادله (۵) حاصل می‌گردد.

$$E = P_n = 1 - (P_o + P_u) \quad (5)$$

شکل ۶- مقایسه میانگین دقت کشسانی در بارکاری FIFA



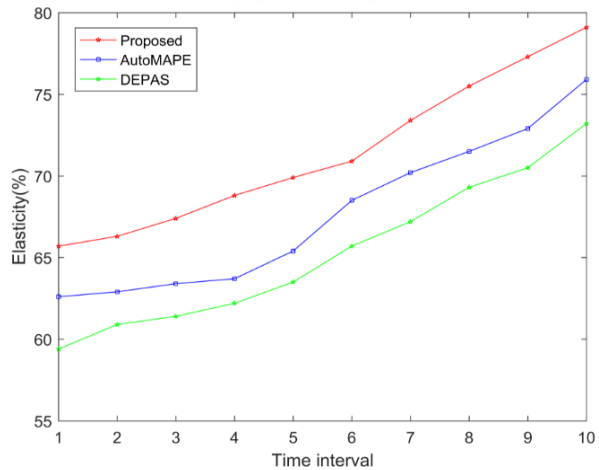
شکل ۷- مقایسه میانگین دقت کشسانی در بارکاری NASA

• سناریو سوم (مقایسه سرعت کشسانی)

شکل های (۸ و ۹) میزان سرعت کشسانی در الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS را در دو بارکاری FIFA و NASA نمایش می دهد. 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 (۹ و ۸)، 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 می گیرد. تأمین صحیح منابع موجب ارائه دقیق خدمات به درخواستها می شود. به طور مشخص به دلیل تأمین صحیح منابع پردازشگر با بهترین وضعیت در اختیار درخواستها قرار می گیرد. 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.

ELASTICITY NASA



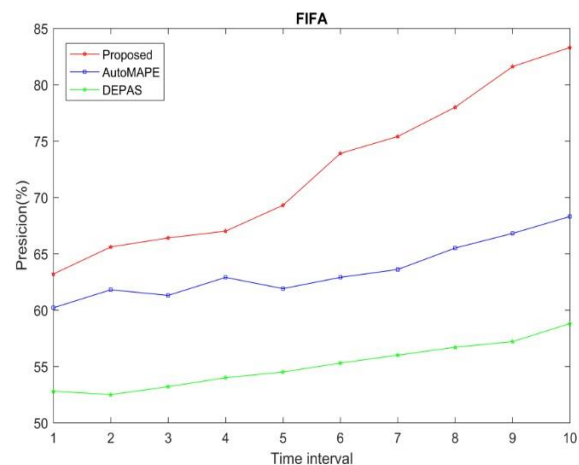
شکل ۵- مقایسه میزان کشسانی در بارکاری

NASA

❖ سناریو دوم (دقت کشسانی)

شکلهای (۶ و ۷) دقت کشسانی در الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با دو الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS به ترتیب در بارکاری FIFA و NASA نمایش می دهد. در شکل (۶ و ۷) نمودار افقی نشان دهنده زمان ورود داده ها و نمودار عمودی نشان دهنده درصد دقت کشسانی در بازه های زمانی مختلف می باشد.

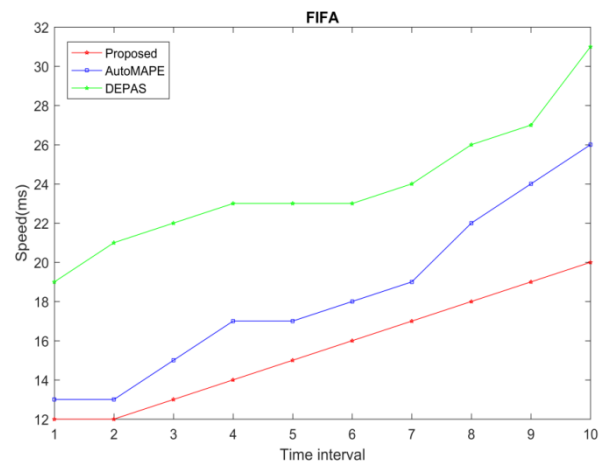
با توجه به شکل (۶ و ۷) میانگین دقت کشسانی در بارکاری FIFA و NASA در روش پیشنهادی بیشتر از الگوریتم AUTOMAPE و DEPAS است. دلیل این امر کارکرد مناسب الگوریتم بیزین برای پیش‌بینی منابع است. بنابراین تصمیم‌گیر سیستم در بخش افزایش ماشین مجازی و شناخت قالب بار کاری آتی به عنوان یکی از عوامل مهم تصمیم‌گیری موجب تأمین صحیح منابع می شود. به‌طور واضح، اختصاص منبع دقیقتر موجب افزایش دقت کشسانی می شود.



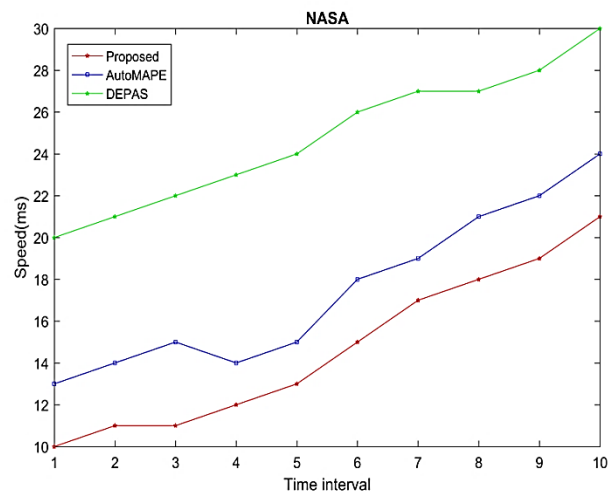
است. لایه PaaS شامل چهار بخش مانیتورینگ، تحلیل کننده بارکاری، تصمیم گیر تأمین منبع و اجراکننده تصمیم است. لایه IaaS شامل فراهم کننده زیرساخت و ساختار زیرساخت شامل ماشین های فیزیکی و ارتباط بین آنها است. با استفاده از تصمیم گیری بیزین ارائه شده در لایه PaaS نحوه مقیاس پذیری و میزان آن مشخص می گردد. دستورات نحوه مقیاس پذیری و میزان آن در اختیار واحد اجرا قرار می گیرد 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 ۵۰.۵ 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*



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 تصمیم گیری بیزین در خصوص کاهش یا افزایش منابع ماشین های مجازی تا رسیدن به حالت نرمال ارائه شد. در روش پیشنهادی هر لایه از ابر شامل وظایفی خاص است. در چارچوب پیشنهادی لایه SaaS شامل دو بخش کنترل ورود و ضبط بارکاری

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

- 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