

رویکردی مبتنی بر فازی سلسله مراتبی برای پیش بینی بار کاری برنامه های کاربردی در محیط رایانش ابری

هاجر فتاحی دولت آبادی^۱ مصطفی قبائی آرانی^۲

دانشجوی گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد واحد محلات، شهر اصفهان، ایران،

haj.fatahi5600@gmail.com

استادیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قم، قم، ایران،

m.ghobaei@qom-iau.ac.ir

چکیده

رایانش ابری، مقیاس پذیری پویای منابع را برای سیستم های آنلاین امکان پذیر می سازد. این ویژگی، یکی از ویژگی های کلیدی است که ابر را از محاسبات سنتی متفاوت می کند. پیش بینی بار کاری یکی از مهمترین عوامل در شناخت تغییرات درخواستها و تصمیم گیری به ازای این تغییرات است. در این مقاله روشی برای تامین منابع ابر از ترکیب تحلیل سلسله مراتبی فازی و تصمیم گیر شرطی با نام FAHPRB_RP ارائه شد. در رویکرد پیشنهادی تامین منبع برپایه ی تشخیص بهترین روش پیش بینی بار کاری صورت می گیرد انتخاب بهترین روش پیش بینی بار کاری زمان بعدی با استفاده از AHP Fuzzy انجام می گیرد.

کلمات کلیدی: تامین منبع، مقیاس پذیری، پیش بینی بار کاری، تحلیل سلسله مراتبی فازی، تصمیم گیر شرطی

مقدمه

"رایانش ابری" یکی از واژه های محبوب در سازمان های امروزی است. یکی از ویژگی های ذاتی ابر و تفاوت آن از خدمات پردازش قدیمی، ظرفیت بی نهایت منابع است که فرصت هایی را برای شرکت های تازه کار بمنظور میزبانی برنامه های خود در ابر فراهم می کنند؛ در نتیجه، سر بار تهیه منابع زیرساخت قدیمی که معمولاً چند ماه طول می کشد را از بین می برد. با این حال، منابعی با ظرفیت نزدیک به بی نهایت برای مقیاس پذیری و انعطاف پذیری تنها مزیت بالقوه ابر نیست. ارائه دهندگان ابر این منابع نزدیک به بی نهایت را بر اساس تقاضا و با استفاده از مدل های ارزش گذاری مختلف ارائه می دهند. بنابراین، ارائه دهندگان نرم افزار قادر به انتخاب یک مدل ارزش گذاری مناسب در ابر بر اساس ویژگی های حجم کار خود هستند. مدل "پرداخت به ازای استفاده" و ویژگی های تامین پویای منابع ابر، سر بار ناشی از تامین استاتیک را کاهش می دهند زیرا تامین استاتیک منابع به دلیل تامین بیش از حد منابع زیربنایی در هر لحظه خاص مقرون بصرفه محسوب نمی شود. مدت زمان لازم برای معرفی یک ماشین مجازی (VM) جدید بر اساس تقاضا در مقایسه با روش های قدیمی نسبتاً کوچک است. امروزه یک چالش تحقیقاتی، تدبیر یک راه هوشمندانه از لحاظ هزینه و عملکرد برای تامین پویای منابع در ابر است. بسیاری از سرویسهای رایانش ابری ارائه شده، با به کار گیری مدل رایانش همگانی امکان مصرف این سرویسها را به گونه ای مشابه با صنایع همگانی (مانند برق) فراهم می سازند. به اشتراک گذاردن قدرت رایانشی «مصرف شدنی و ناملموس» میان چند مستاجر می تواند باعث بهبود نرخ بهره وری شود؛ زیرا با این شیوه دیگر سرورها بدون دلیل بیکار نمی مانند و هزینه ها به میزان قابل توجهی کاهش یافته، در عین حال سرعت تولید و توسعه برنامه های کاربردی افزایش می یابد. یک اثر جانبی این

¹ Virtual Machine

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

شیوه این است که رایانه‌ها به میزان بیشتری مورد استفاده قرار می‌گیرند زیرا مشتریان رایانش ابری نیازی به محاسبه و تعیین حداکثری برای بار حداکثر خود ندارند.

طراحی یک کنترل کننده منبع انعطاف‌پذیر که تضمین کننده قابلیت دسترسی بالا و کارایی مناسب باشد، فرآیندی پیچیده و پیش‌گویانه است که این فرآیند زیرساخت را بر اساس تغییرات بار کاری بهینه‌سازی می‌کند. بهینه‌سازی رفتار سیستم با به حداقل رساندن هزینه‌های اعمال شده به برنامه‌های کاربردی انجام می‌شود. این هزینه‌ها، ترکیبی از فاکتورهای مختلف هزینه اجرای منبع، هزینه نقض SLA و هزینه‌های مرتبط با تغییرات پیکربندی است. با توجه به زمان راه‌اندازی نسبتاً طولانی از یک ماشین مجازی، ضروری است که کنترل کننده منبع، منابع را قبل از نیاز، تامین کند. از مزایای روش پیش‌بینی بار کاری اینست که آن را می‌توان به مسایل مدیریت کارایی مختلف از سیستم‌هایی با پویایی خطی ساده تا موارد پیچیده اعمال کرد. همچنین مدل کنترلی می‌تواند با تغییر شرایط محیطی مانند تغییر بار کاری یا خطاها در تغییر سیستم، تغییر کرده و تصحیح شود.

در این مقاله روشی برای تامین خودکار منابع ابر بر پایه افزایش دقت پیش‌بینی با استفاده از Fuzzy AHP و ساختار تصمیم گیر بر اساس قوانین شرطی ارائه می‌شود. در این ساختار بار کاری آتی به واسطه FAHP پیش‌بینی می‌شود. سپس با استفاده از قوانین شرطی تامین منبع انجام می‌شود.

که درخواست دادن و پیش‌بینی کردن بار به صورت پویا و پیش‌بینی ماشین‌های مجازی در یک محیط ابر کشسان برای خدمت به پیش‌بینی درخواست‌ها با توجه به تأثیر دقت بر پارامترهایی مانند زمان پاسخ و عدم پذیرش و همچنین بررسی کردن دقت بر روی کیفیت خدمات است.

در ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است:

بخش دوم کارهای انجام شده توسط افراد مختلف در زمینه بهبود مقیاس پذیری مروری خواهد شد. در بخش سوم یک روش با استفاده از ترکیب پیش‌بینی کننده تحلیل سلسله مراتبی فازی و ساختار تصمیم‌گیر شرطی روشی برای تامین خودکار منابع تطبیق پذیر ارائه می‌گردد. در بخش چهارم نتایج رویکرد پیشنهادی تولید می‌شود و نتایج حاصل شده را مورد ارزیابی قرار داده و با روش مرجع مقایسه می‌شود. در بخش پنجم نتیجه گیری و پیشنهادات که در آینده می‌توانند مورد بررسی قرار بگیرد

۲- کارهای مربوطه

در مقالات مختلف سه روش پیش‌بینی، مراحل پیش‌پردازش و بهبود ساختار مورد استفاده قرار می‌دهد. مراحل پیش‌پردازش برای داده‌ها قبل از پیش‌بینی اعمال می‌شوند. برخی از روش‌هایی مانند الگوریتم‌های تکاملی و منطق فازی برای بهبود ساختار روش‌های پیش‌بینی استفاده می‌شوند. به طور خلاصه، می‌توان گفت:

اکثر روش‌ها یک پیش‌بینی پیش‌قدمی را ارائه می‌دهند؛ و تعدادی از روش‌ها پیش‌بینی چندمرحله‌ای را ارائه می‌دهند. این روش‌ها یک دیدگاه کلی از روند آینده رفتار برنامه ارائه می‌دهند. با این حال، در این روش‌ها دقت پیش‌بینی کاهش می‌یابد زیرا طول بازه پیش‌بینی افزایش می‌یابد.

برخی روش‌ها در مقالاتی مانند [۱، ۲، ۳] تکنیک‌های خوشه‌بندی را با بار منابع، وظایف و VMs خوشه‌بندی گروه‌های مشابه اشیاء را در خوشه‌های مشابه اعمال می‌کنند. بنابراین، روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی معمولاً به جای هر شیء، روند آینده هر خوشه را پیش‌بینی می‌کنند. این روش‌ها همبستگی بین اشیای مشابه را استخراج می‌کنند و نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهند.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

تعدادی از روش های سری زمانی رفتار برنامه را با استفاده از فیلترها هموار می کنند. اگرچه فیلترینگ نتایج پیش بینی دقیق تری را فراهم می کند، اما اطلاعات مفیدی در مورد پویایی رفتار برنامه های کاربردهای ابر را حذف می کند. بنابراین مدیر منابع نمی تواند منابع مناسب را با توجه به نیازهای آن ها تخصیص دهد.

توان هرست [۴] و مدل های مارکوف بر اساس تحلیل های آماری و احتمالاتی هستند. آن ها روند آینده سیستم را بر اساس رفتار گذشته خود مدل می کنند. بنابراین روش های پیش بینی نتایج معنی دار بیشتری را ارائه می دهند.

منطق فازی و الگوریتم های تکاملی ساختار روش های پیش بینی را بهبود می بخشد. الگوریتم های تکاملی می توانند ساختار بهینه روش های پیش بینی عدم قطعیت و ابهام در مدل های منطق فازی از سیستم را پیدا کنند.

یانگ و همکاران (۵) روشی مبتنی بر رگرسیون خطی را برای پیش بینی تعداد درخواست های هر سرویس ابر پیشنهاد می کنند. بر اساس نوسانات حجم کار، روش پیش بینی خود را از طریق پارامترهای مدل رگرسیون تنظیم می کند. مدل مقیاس خودکار نیز در سطح VMS پیشنهاد شده است.

روش پیش بینی پیشنهادی در [۶] بر اساس میانگین متحرک مرتبه دوم (ARMA₂) است. حجم کار تعداد کاربران است. پارامترهای مدل ARMA ثابت هستند. واضح است که مقادیر ثابت برای پارامترها مناسب نیستند زیرا نمی توانند مطابق با پویایی حجم کاری سازگار شوند.

سه الگوریتم، مقیاس درست، در LR و AR مقایسه می شوند [۷]. الگوریتم حد راست یک فرآیند رأی گیری دموکراتیک است که تصمیم می گیرد با توجه به اکثریت ماشین ها رأی دهد. در مدل AR، تاریخچه و پنجره های انطباق وجود دارد. خروجی مدل مقدار متوسط پنجره انطباق است. برای پر کردن پنجره انطباق، فرآیند پیش بینی بر اساس مقادیر پنجره تاریخ و عناصر پنجره انطباق که قبلاً پیش بینی شده اند، تکرار می شود. بنابراین، خطای پیش بینی عناصر اول از پنجره انطباق به عناصر بعدی گسترش می یابد و به تدریج رشد می کند. به نظر می رسد که یک تابع است که نزدیک ترین نقطه به مجموعه نقاط است. نتایج تجربی نشان می دهد که مقیاس درست کمترین عملکرد را در میان سه رویکرد دارد. همچنین به مقادیر آستانه بستگی دارد. به نظر می رسد که در معرض نوسانات کوچک قرار دارد. اگرچه AR فعال تر از LR است، اما برای منابع کافی نیست. تانک و همکاران [۸] یک الگوریتم packing را پیشنهاد می کنند که یک PM را برای هر حافظه مجازی انتخاب می کند. علاوه بر تخصیص حافظه کافی برای هر حافظه مجازی، تعداد pms باید به حداقل برسد. استفاده از حافظه VMS به صورت یک متغیر تصادفی مدل سازی شده است. برای پیش بینی توزیع احتمالی تقاضای حافظه آینده، مدل AR استفاده می شود. پارامترهای مدل برای هر حافظه مجازی به روزرسانی می شوند.

در [۹]، یک مدل کنترل برای تنظیم تعداد سرورها پیشنهاد شده است. مصرف منابع پیش از قاعدگی با استفاده از میانگین متحرک خودکار (ARIMA) پیش بینی می شود. مدل ARIMA یک مدل ARMA است که چندین بار از آن متمایز شده است. این روش پیش بینی بعدی یک مرحله ای را برای ارائه پیش بینی پیش روی چند مرحله ای تکرار می کند. یافتن تعداد بهینه pms به عنوان

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

یک مسئله بهینه‌سازی محدب مدل شده است. در [۱۰]، تأثیر پیچیدگی و تغییرپذیری سخت‌افزار بر اساس دقت مدل‌های پیش‌بینی مصرف توان بررسی می‌شود. انواع مختلف مدل‌های رگرسیون خطی و غیرخطی مقایسه می‌شوند.

Niu و همکاران در [۱۱] مدل رگرسیون جنکینز را برای پیش‌بینی جمعیت آینده برای ویدئوهای جدید بر اساس زمان انتشار ویدئوها و رفتار دسترسی کاربران پیشنهاد می‌کنند. تبدیل لگاریتمی برای یکسان کردن نوسانات قبل از استفاده از روش باکس جنکینز استفاده می‌شود. این سیستم پویایی سیستم و اطلاعات رفتاری دقیق را از بین می‌برد. پهنای باند سرور درخواست شده توسط کانال‌ها نیز با استفاده از ARIMA فصلی و AR پیش‌بینی می‌شود. در این مدل‌ها یافتن مقادیر صحیح پارامترهای حیاتی است. [۱۲] روش‌های پیش‌بینی خطی نمی‌توانند رفتار غیرخطی بار میزبان را مدل کنند و نمی‌توانند با نوسانات سازگار شوند. روش پیشنهادی محدودیت‌های روش‌های خطی را بهبود می‌بخشد.

در یک رویکرد برای ارتباط ویژگی‌های سطح پایین با اطلاعات سطح بالا برنامه‌های کاربردی و رفتار کاربران ارائه شده است [۱۳]. روش پیشنهادی دولایه دارد. هر لایه با استفاده از شبکه عصبی مدل‌سازی می‌شود: لایه ترجمه حجم کاری را در نظر می‌گیرد و پارامترهای منابع به‌عنوان ورودی و پیش‌بینی QoS کاربرد برنامه را پیش‌بینی می‌کند. سری زمانی حجم کار ورودی این لایه است.

چانگی و همکاران [۱۴] آن‌ها حجم کاری را به‌عنوان تعداد فرایندهای اختصاص داده شده به سرورها می‌دانند. نتایج ارزیابی آن‌ها نشان می‌دهد که شبکه عصبی بازگشتی نیازمند تعداد کمتری داده‌های آموزشی در مقایسه با شبکه عصبی پیش‌خور است. همچنین می‌تواند تغییرات سریع حجم کاری را بهتر از روش رگرسیون پیش‌بینی کند. چن و همکاران [۱۵] سیستمی را برای پیش‌بینی تقاضای منابع پیشنهاد می‌کنند. به خاطر پویایی کاری در دوره‌های مختلف، پیش‌بینی کننده‌های پایه مانند مدل میانگین متحرک دوم (SMA)، روش انحراف نمایی (EMA)، مدل AR و روند فصلی (TSM) انتخاب می‌شوند. خروجی پیش‌گویی کننده‌های پایه به شبکه عصبی فازی (FNN) ارسال می‌شود که دقت نتایج پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد. الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای بهینه‌سازی سیستم FNN استفاده می‌شوند.

خوشه‌بندی، کاهش ابعاد و منطق فازی Xu و دیگران را قبل از پیش‌بینی دسته‌بندی می‌کنند. برای هر خوشه، بهترین مدل مارکوف پنهان (HMM) با استفاده از اطلاعات بیزی (BIC) ساخته شده است [۱۶].

منگ و همکارانش در [۱۷] یک روش تأمین منابع مبتنی بر تسهیم حافظه مجازی را ارائه دادند. بر اساس این نکته که پیک و دره تقاضای VMs معمولاً هم‌زمان نیست، تأمین منابع مشترک به بهره‌برداری بیشتر از منابع منجر می‌شود. منابع موردنیاز برای هر خط حافظه مشترک تخمین زده می‌شوند. بر اساس برآورد اندازه مشترک، منابع کافی اختصاص داده می‌شوند [۱۸]. در تکنیک زیر، یک مدل‌سازی پیشنهاد شده است. این تکنیک فضای پارامترهای ورودی را با استفاده از تکنیک‌های خوشه‌بندی به چندین زیرمجموعه غیر همپوشان تقسیم می‌کند. برای هر بخش، یک مدل ساخته می‌شود. جیانگ و همکاران [۱۹] گروهی از روش‌های پیش‌بینی برای پیش‌بینی تقاضای آتی VMs و ظرفیت برنامه‌ریزی استفاده می‌کنند. نویسندگان از پنج روش پیش‌بینی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌کنند. نتایج فردی به صورت خطی ترکیب می‌شوند. وزن‌های اولیه پیش‌بینی کننده‌ها برابر هستند. بر اساس خطای پیش‌بینی، وزن‌ها به روز می‌شوند. روش گروه و روش‌های فردی بر اساس هزینه پیش‌بینی مقایسه می‌شوند.

در مجموعه‌ای از تکنیک‌های یادگیری ماشینی (NN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و (LR) برای پیش‌بینی کاربرد CPU از VMs استفاده می‌شود. [۲۰] این روش‌ها همچنین برای پیش‌بینی پارامترهای (SLA) زمان پاسخ و خروجی استفاده می‌شوند.

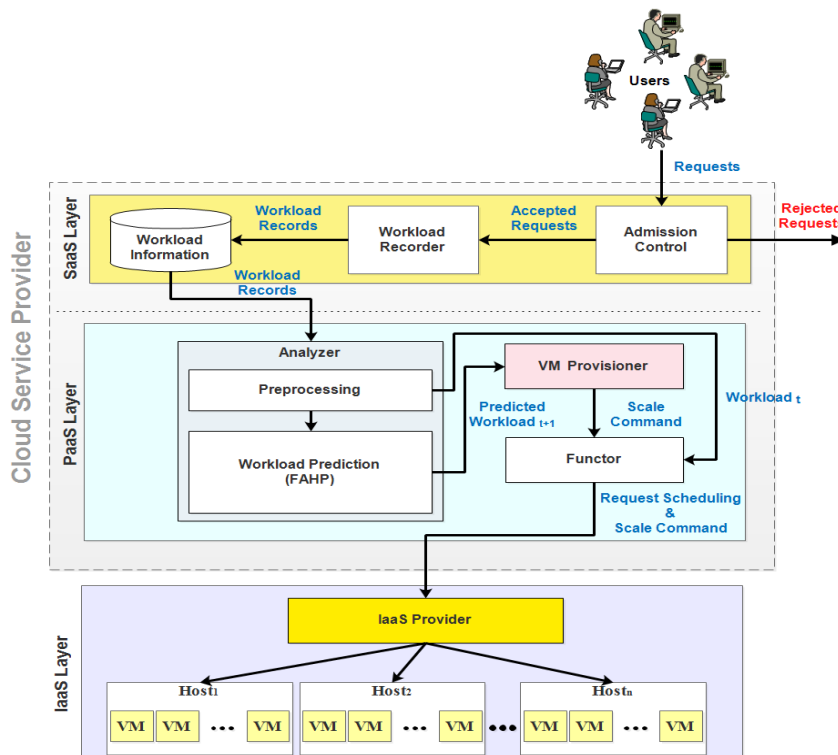
سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

Xiong و همکاران در [۲۱] یک سیستم مدیریت منابع را ارائه می دهند که از دو جز تشکیل شده است: مدل سازی سیستم عملکرد سیستم را برای تخصیص منابع معین پیش بینی می کند. این ماژول می تواند با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین مدل سازی شود. ۲ ماژول تخصیص منابع میزبانی بین VMs و تعداد کپی برای هر حافظه مجازی را در نظر می گیرد. ماژول مدل سازی سیستم، عملکرد سیستم را برای هر برنامه تخصیص منابع جستجو می کند که توسط ماژول تخصیص منابع جستجو می شود. جستجوی شبکه برای یافتن تخصیص های بهینه نزدیک استفاده می شود. در [۲۲]، دولت و عمل آزادی، نرخ ورود درخواست ها و تعداد سرورها هستند. برای آموزش از یک برخورد غیرخطی استفاده می شود. برخورد غیرخطی به عنوان یک سیاست خارجی برای مدیریت منابع استفاده می شود. در طی یادگیری آنلاین از رنج کشیدن از عملکرد بالقوه ضعیف اجتناب می شود. امیری و همکاران [۲۳] از آزادی برای تأمین تقاضای آینده، تعداد pms توسط سیاست یاد شده تعیین شده است. نویسندگان سرعت هم گرایی آزادی را با استفاده از روش های فازی بهبود می بخشند

۳- روش پیشنهادی

در رویکرد پیشنهادی تامین منبع برپایه ی پیش بینی برکاری صورت می گیرد. در روش پیشنهادی هر لایه از ابر شامل وظایفی خاص است. شکل ۱ چارچوب روش پیشنهادی را نشان می دهد. در چارچوب پیشنهادی لایه SaaS شامل دو بخش کنترل ورود و ضبط بار کاری است. لایه PaaS شامل سه بخش تحلیل کننده بارکاری، تصمیم گیر تامین منبع و اجرا کننده تصمیم است. لایه IaaS هم شامل فراهم کننده زیرساخت و ساختار زیرساخت شامل ماشین های فیزیکی و ارتباط بین آنها است.

شکل (۱) چارچوب روش پیشنهادی



۳-۱- واحد پذیرش

در روش پیشنهادی درخواست ها ابتدا به واحد پذیرش وارد می شوند. این واحد در صورت تایید هویت کاربر در خواست را به عنوان پذیرش شده در صف درخواست قرار می دهد و مابقی درخواست ها را رد می کند. الگوریتم ۱ نحوه قرارگیری درخواست ها را در

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

صف درخواست نشان می دهد. به دلیل این که هر کاربر تنوعی از درخواست را دارد (خط ۲)، هر درخواست کاربر در صورت تایید هویت کاربر (خط ۳) در صف درخواست قرار می گیرد (خط ۴) و در صورت عدم پذیرش رد می شود (خطوط ۵ و ۶). این عمل برای تمامی کاربران تکرار می گردد (خط ۱). در ادامه تمامی درخواست ها برای ثبت کننده بارکاری ارسال می گردد (خط ۸ تا ۱۲).

Algorithm 1: Pseudo code for Admission Control

```
1: for i ← 1 to n do
2:   for i ← 1 to Req_Countj do
3:     if Useri Is Authenticated
4:       ADD Reqji to Request_queue
5:     else
6:       Reject Reqji
7:   end for
8: While(Request_queue is not empty)
9:   foreach req in Request_queue do
10:    Send req to Recorder
11:   end for
12: end while
```

۳-۲- واحد ثبت کننده بارکاری

واحد ثبت کننده درخواست کاربر را دریافت کرده و به صورت یک رکورد در قالب جدول ۱ در مرکز داده WI^۳ نگهداری می کند. در روش پیشنهادی درخواست کاربر شامل شرایط پذیرش سرویس ۴ است. هر SLA از تعدادی هدف یا SLO^۵ تشکیل شده است. ساختار درخواست کاربر در این تحقیق شامل ۲ هدف هزینه و زمان پاسخگویی می باشد. کاربر می تواند بصورت همزمان چندین درخواست را به فراهم کننده ابر ارائه دهد.

جدول (۱) ساختار هر درخواست کاربر

شناسه کاربر	User SLA	
	SLO1	SLO2

^۳ Workload Information

^۴ Service Level Agreement

^۵ Service Level Objective

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

	Cost	Deadline Time
--	------	---------------

۳-۳- تامین کننده لایه paaS

برای تامین بهینه منابع و کاهش SLA Violation ، ساختار مورد استفاده در لایه PaaS که شامل تحلیل، تامین و اجرا استفاده می شود. شبه کد ساختار تامین به صورت کلی در قسمت پایین آمده است. در این بخش ابتدا اطلاعات بار کاری از WI دریافت می شود (خط ۳). ابتدا توسط فاز پیش پردازش اطلاعات مربوط به بار کاری نرمالسازی می شود. این اطلاعات شامل هزینه و زمان پاسخگویی است (خط ۴). بار کاری نرمال شده در مرحله قبل در اختیار فاز پیش بینی با استفاده از FAHP قرار می گیرد و پیش بینی بار کاری آتی در این مرحله انجام می شود (خط ۵). بار کاری پیش بینی شده و میزان تخطی محاسبه شده در اختیار فاز تامین کننده منبع قرار می گیرد. در این فاز تصمیم گیری بر اساس قوانین شرطی در مورد نوع مقیاس بندی و میزان آن انجام می شود (خط ۶). پس از تصمیم گیری در مورد نوع مقیاس بندی و میزان آن در مرحله نهایی اعمال تصمیم به عهده فاز اجرا است و فاز اجرا با تغییر در ساختار زیرساخت ماشین مجازی اضافه یا کم می کند (خط ۷).

ithm 2: Pseudo code for Resource Provisioning

```
ialization: boots an appropriate number of VMs for cloud services
ile (the system is running and in the beginning of interval  $\Delta t$ ) do
  W_Rec ← GetData form WI;
  W_Norm_Rec ← PreProcess (W_Rec);
  P_WL ← FAHP_Predict (W_Norm_Rec);
  Com=RB_Provisioner(P_WL);
  Functor (Com);
l while
```

۳-۴- پیش پردازش

یکی از مهمترین مراحل پیش پردازش داده هاست. آماده سازی داده ها برای ادامه ی فرآیند کار، بسیار ضروری است چرا که خروجی این مرحله در ادامه ی فرآیند مورد استفاده قرار می گیرد و هر چه این مرحله دقیق تر انجام شود، نتایج خروجی تحقیق، دقیقتر و کاملتر خواهد بود. با توجه به پردازشی که قرار است بر روی داده ها انجام گیرد، تکنیک های متفاوتی برای حذف داده های نامربوط و ناخالص بکار می رود. زمانی که یک کاربر سرویسی را درخواست می نماید، باید ابتدا ساختار درخواست و صحت آن بررسی شود.

۳-۵- حذف درخواست های دارای اشکال

اولین مرحله از فرآیند پیش پردازش درخواست ها، پالایش آنها است. در این مرحله با توجه به هدف تحقیق، درخواست های غیر ضروری از بار کاری حذف می شوند. در این پژوهش، حذف درخواست های غیر ضروری شامل موارد زیر می باشد. کاربر مجوز دسترسی به سرویس درخواستی را نداشته باشد.

یکی از ۵ فیلد درخواست به درستی ثبت نشده باشد (اطلاعات حاوی NULL باشد).

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

- تاریخ و زمان درخواست

- نوع سرویس درخواستی توسط کاربر

- پروتکل انتقال اطلاعات

- میزان هزینه مورد نظر

- میزان زمان پاسخگویی مورد نظر

۳-۷- نرمالسازی شرایط پذیرش سرویس

قبل از شروع شرح فاز های دوم و سوم لازم است تا عملیات نرمال سازی روی محتویات رکوردهای پایگاه داده WI صورت بگیرد. البته فقط نیاز است تا فیلدهای معرف پارامترهای شرایط پذیرش سرویس نرمالسازی شوند. چون مقدار این پارامتره (هزینه و زمان پاسخ) با یکدیگر یکنسان نیست لذا ممکن است باعث عدم وجود توزیع نرمال میان دادهها شود. با توجه به روشهای نرمالسازی مختلف نظیر مینیمم-ماکزیمم Z -Score، نرمال سازی با مقیاس اعشاری ۷ و نوع دادهها، روش نرمال سازی Z -Score انتخاب شده چون اثر دادههای خارج از محدوده نرمال را بهتر کنترل می کند [۳۳]. همچنین در استفاده از نرمال سازی Z -Score، از انحراف متوسط از میانگین به جای انحراف از معیار استفاده می شود تا باز هم اثر دادههای خارج از محدوده نرمال کمتر شود. به این منظور مطابق رابطه (۳-۱) ابتدا انحراف متوسط از میانگین ۸ داده ها محاسبه شده [۳۳] و سپس با استفاده از رابطه (۲) دادهها نرمال می شود.

$MAD = \frac{\sum X_i - \mu_x }{N}$	(۳-۱)
$norm_data = \frac{X_i - \mu_x}{MAD}$	(۳-۲)

در رابطه (۱) و (۲)، N تعداد کل دادهها، μ_x مقدار میانگین دادهها و X_i مقدار داده است.

۳-۶- پیش بینی بار کاری با استفاده از FAHP

در این بخش با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی پیش بینی بار کاری انجام می شود. در این گام، مسأله و هدف تصمیم گیری به صورت سلسله مراتبی فازی از عناصر تصمیم که با هم در ارتباط می باشند، در آورده می شود. عناصر تصمیم شامل «شاخص های تصمیم گیری» و «گزینه های تصمیم» می باشد. به هر میزان پیش بینی در این بخش دقیق تر باشد، تصمیم گیری بخش تامین منبع کیفیت بالاتری خواهد داشت. به همین دلیل در روش پیشنهادی از ۳ ساختار پیش بینی (گزینه های تصمیم) AR^9 ، $ARMA^{10}$ و $ARIMA^{11}$ استفاده شده است. به هر میزان خطای روش پیش بینی کمتر باشد از این روش برای مرحله بعد استفاده می گردد. پیش بینی در این بخش فقط بر روی تعداد درخواست یا به عبارتی حجم بار کاری انجام می گیرد.

6 Min max normalization

7 Normalization by decimal scaling

8 Mean Absolute Deviation

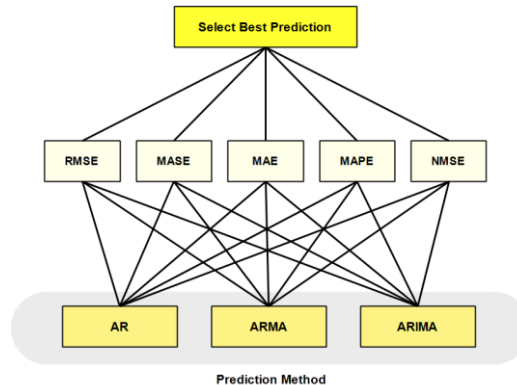
9 Auto Regressive

10 Autoregressive-moving-average

11 Autoregressive integrated moving average

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

به همین ترتب شاخص های تصمیم گیری عبارتند از: RMSE، MASE، MAE، MAPE، NMSE. فرایند تحلیل سلسله مراتبی فازی نیازمند شکستن یک مساله با چندین شاخص به سلسله مراتبی از سطوح است. سطح بالا بیانگر هدف اصلی فرآیند تصمیم گیری است. سطح دوم، نشان دهنده شاخص های عمده و اساسی " که ممکن است به شاخص های فرعی و جزئی تر در سطح بعدی شکسته شود) می باشد. سطح آخر گزینه های تصمیم را ارائه می کند. هدف در این بخش انتخاب بهترین روش پیش بینی است، که در سطح اول قرار می گیرد. شاخص های مهم در رسیدن به این هدف ۵ شاخص خطا است، که در سطح دوم از مدل قرار می گیرد. در سطح سوم هم سه نوع روش پیش بینی است که به عنوان گزینه های تصمیم قرار می گیرد. شکل ۲-۳ ساختار مدل سلسله مراتبی فازی برای انتخاب بهترین روش پیش بینی را نمایش می دهد.



شکل (۲-۳) ساختار مدل سلسله مراتبی فازی برای انتخاب بهترین روش پیش بینی

۷-۳- مقایسات زوجی

انجام مقایساتی بین گزینه های مختلف تصمیم، بر اساس هر شاخص و قضاوت در مورد اهمیت شاخص تصمیم با انجام مقایسات زوجی، بعد از طراحی سلسله مراتب مساله تصمیم، تصمیم گیرنده می بایست مجموعه ماتریس هایی که به طور عددی اهمیت یا ارجحیت نسبی شاخص ها را نسبت به یکدیگر و هر گزینه تصمیم را با توجه به شاخص ها نسبت به سایر گزینه ها اندازه گیری می نماید، ایجاد کند. این کار با انجام مقایسات دوجه دو بین عناصر تصمیم (مقایسه زوجی) و از طریق تخصیص امتیازات عددی که نشان دهنده ارجحیت یا اهمیت بین دو عنصر تصمیم است، صورت می گیرد. برای انجام این کار معمولاً از مقایسه گزینه ها با شاخص های ۱ ام نسبت به گزینه ها یا شاخص های ۱ ام استفاده می شود که در جدول ۳-۳ نحوه ارزش گذاری شاخص ها به هم نشان داده شده است.

جدول (۳) ارزش گذاری ترجیحی شاخص ها نسبت به هم

عدد فازی	وضعیت مقایسه ۱ نسبت به ۱	مقیاس فازی مثلثی	دامنه	تابع عضویت
1	دقیقاً یکسان	(1,1,1)	1	1
$\tilde{1}$	اهمیت برابر	(1,1,3)	$1 \leq x \leq 3$	$\frac{3-x}{3-1}$
$\tilde{3}$	نسبتاً مهمتر	(1,3,5)	$1 \leq x \leq 3$	$\frac{x-1}{3-1}$

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

$\frac{5-x}{5-3}$	$3 \leq x \leq 5$			
$\frac{x-3}{5-3}$	$3 \leq x \leq 5$	(3,5,7)	مهمتر	5
$\frac{7-x}{7-5}$	$5 \leq x \leq 7$			
$\frac{x-5}{7-5}$	$5 \leq x \leq 7$	(5,7,9)	خیلی مهمتر	7
$\frac{9-x}{9-7}$	$7 \leq x \leq 9$			
$\frac{x-7}{9-7}$	$7 \leq x \leq 9$	(7,9,9)	اهیت مطلق	7

سطح دوم سلسله مراتب را معیارهای اصلی تشکیل می دهد. پس براساس هدف اولویت هر یک از معیارها اصلی تعیین می شود. بنابراین باید معیارها را براساس هدف دوبه دو با هم مقایسه گردد. وبعدجدول نحوه ارزش گذاری شاخص ها نسبت به هم را مشخص می کنیم. و با استفاده از این ساختار اولویت شاخص ها نسبت به دیگری مشخص می شود

۳-۸ تعیین وزن شاخص ها و معیارها نسبت به یکدیگر

در ادامه باید بردارهای وزن با استفاده از محاسبات حاصل گردد. در این راستا برای ماتریس ارزشگذاری فازی ترجیح شاخص ها به صورت زیر عمل می کنیم.

ابتدا مجموع مقادیر M و M-1 محاسبه می شود،

که بدین ترتیب مجموع مجموع M ها برابر است با:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{i,j} = (26.3, 34.4, 54.2)$$

بنابراین معکوس مجموع مجموع M ها برابر است با:

$$\left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{i,j} \right]^{-1} = (0.018, 0.029, 0.038)$$

در ادامه برای اندازه گیری درجه بزرگی مجموعه S نسبت به یکدیگر به صورت زیر عمل می شود.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

$$V(M_2 \geq M_1) = hgr(M_1 \cap M_2) = \mu_{M_2}(d) = \begin{cases} 0 & \text{if } l_1 \geq u_2 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - u_1)} & \text{otherwise} \\ 1 & \text{if } m_2 \geq m_1 \end{cases} \quad (3)$$

و در نهایت وزن هر معیار به نسبت یکدیگر محاسبه می گردد.

وزن نرمال	وزن نرمال نشده	معیار
0.33	1	RMSE
0.12	0.36	MASE
0.14	0.44	MAE
0.09	0.27	MAPE
0.29	0.88	NMSE

برای تمامی ماتریس مقیاس زوجی شاخصها نسبت به معیارهای مختلف همین کار انجام می شود و برای هر کدام ماتریس وزن حاصل می شود.

جدول (۴) جدول ارزش گذاری شاخصها

امتیاز	NMSE	MAPE	MAE	MASE	RMSE	
	0.27	0.09	0.139	0.17	0.317	وزن
0.187	0.5*0.504	0.23*0. 127	0.12*0. .087	0.17*0.17 8	0.53*0.25 4	ARIMA
0.378	0.41*0.57 1	0.45*0. 141	0.51*0. .102	0.5*0.182	0.47*0.27 1	ARMA
0.435	0.08*0.68 2	0.32*0. 153	0.37*0. .121	0.33*0.19 4	0*0.356	AR

بدین ترتیب ARIMA به عنوان پیش بینی کننده برتر در مقادیر مثال انتخاب می گردد چون امتیاز خطای کمتری دارد.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

پس از پیش بینی بار کاری توسط سیستم پیش بینی در مورد مقیاس بندی تصمیم گیری می شود. تامین کننده منبع در روش پیشنهادی سه نوع تصمیم را کنترل می کند. افزایش ماشین مجازی (Scale Up)، کاهش ماشین مجازی (Scale Down) و بدون تغییر (No_Operation).

با توجه به اینکه تصمیم گیر شرطی دارای ساختار (Rule Based) If Then Rules است، در ادامه دستورات این ساختار شرطی مشخص شده است.

```
If P_WL < WL
    Scale_Type =out
    Scale_Size= WL-P_WL
Else If P_WL > WL
    Scale_Type =IN
    Scale_Size= P_WL- WL
Else
    Scale_Type=No_Operation
```

بدین ترتیب نوع مقیاس بندی و مقدار آن مشخص می گردد.

۱۰-۳ - اجرا

پس از تصمیم گیری در مورد مقیاس بندی بخش Functor وظیفه اجرای تصمیم اتخاذ شده را به عهده دارد. بر اساس نوع مقیاس بندی و میزان آن، Functor تغییرات را تحت عنوان فرمان برای فراهم کننده زیرساخت ابر ارسال می کند، تا ساختار را بر اساس تصمیم تنظیم کند.

۴-ارزیابی و نتایج

در این بخش نتایج حاصل از پیاده سازی روش FAHPRB_RP برای تامین منابع با استفاده از ترکیب پیش بینی کننده تحلیل سلسله مراتبی فازی و تصمیم گیر شرطی مورد بررسی قرار می گیرد. جهت ارزیابی دقیق، روش پیشنهادی با روش ADRP_Fuzzy^{۱۲} و ADRP_AL^{۱۳} مقایسه می گردد.

۱-۴ - تنظیمات شبیه سازی

محیط مورد استفاده شبیه سازی NetBeans است. به منظور شبیه سازی دقیق و قابل توسعه ابر از ابزار CloudSim استفاده شده است. به دلیل اینکه ابزار CloudSim با زبان جاوا نوشته شده است، محیط توسعه NetBeans به عنوان محیط برنامه نویسی جاوا انتخاب شده است.

^{۱۲} Automatic Resource Provisioning Fuzzy

^{۱۳} Automatic Resource Provisioning Automata Learning

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

۴-۲- پارامترهای شبیه سازی

ساختار DataCenter مورد استفاده در شبیه سازی در جدول (۴-۱) مشخص شده است.

جدول (۵) مشخصات مراکز داده

X86	معماری
Cloud Linux	سیستم عامل
XEN	مدیریت ماشین های مجازی

در Data Center یک نوع گره یا میزبان وجود دارد. در جدول (۵) مشخصات میزبان یا ساختار فیزیکی به صورت جامع آمده است. به هر میزبان سخت افزار میزبان قوی تر و از سطح بالاتری برخوردار باشد میزان هزینه دسترسی به منابع مربوط به VM موجود در میزبان افزایش می یابد.

جدول (۶) مشخصات میزبان (Host)

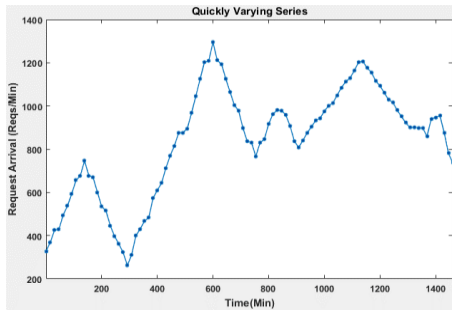
تعداد هسته	فرکانس (MIPS)	حافظه اصلی (GB)	پهنای باند
8	4096	32	10 Gbit/s

۴-۳ - بار کاری

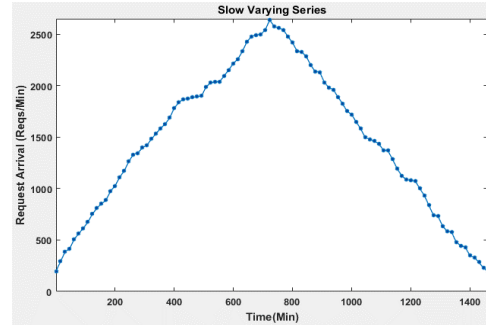
در شبیه سازی روش پیشنهادی از یک نوع بار کاری استفاده شده است. بار کاری مصنوعی .

دو نوع بار کاری مصنوعی در شبیه سازی استفاده شده است. بار کاری متغیر کند دارای محدوده ۲۰۰ تا ۲۶۰۰ درخواست است. میانگین تعداد درخواست در این بار کاری ۱۳۸۵ است. برای تولید این بار کاری از حد پایین درخواست عدد تولید می شود و با افزایش دهنده تصادفی مقدار بار کاری تا حد بیشینه افزایش می یابد و در نهایت به همین ترتیب تعداد درخواست تا حد کمینه کاهش می یابد. بار کاری با فاز دو گانه دارای دو فاز درخواست کم و درخواست زیاد است. حد ساختار این بار کاری از ۲۰۰ درخواست شروع و تا ۹۲۰ درخواست است. برای تولید این نوع بار کاری، سه محدوده سی و سه درصد در نظر گرفته می شود. محدوده اول تعداد درخواست بین ۲۰۰ تا ۲۵۰ به صورت تصادفی متغیر است. در محدوده دوم تعداد درخواست از ۲۵۰ به صورت تصادفی (بین ۵ تا ۷) تا ۹۰۰ افزایش می یابد. در مرحله سوم تعداد درخواست بین ۸۰۰ تا ۹۲۰ به صورت تصادفی تغییر می کند. در هر سه نوع بار کاری مصنوعی زمان بار کاری، مانند بار کاری واقعی ۱۴۴۰ دقیقه در نظر گرفته شده است. شکل (۴-۲) نمایی از ساختار این سه نوع بار کاری را نمایش می دهد.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم



ب) بار کاری متغیر سریع



الف) بار کاری متغیر کند

نمودار (1) نمایی از ساختار دو نوع بار کار مصنوعی

۴-۴ - معیارهای کارایی

شاخص های ارزیابی کل ساختار عبارتست از : میانگین زمان پاسخگویی، مجموع هزینه.

۴-۵ - هزینه

مجموع هزینه اختصاص ماشین مجازی و هزینه ناشی از جریمه به ازای رخداد تخطی از شرایط سرویس را میزان هزینه می گویند. برای به دست آوردن میزان هزینه از رابطه (۱) استفاده می شود.

$$TotalCost = VM Cost + Penalty Cost$$

$$VMCost = \sum_{i=1}^N VM Price_i \times (VM_hour_i + VM_Init_i)$$

$$PenaltyCost = \sum_{i=1}^N T_i \cdot \alpha Penalty \times T_i \cdot Penalty \times SLAV_i$$

$$SLAV_i = Response_i - Deadline_i$$

در رابطه فوق Penalty Cost هزینه یا جریمه ای است که فراهم کننده به ازای رخداد تخطی از شرایط سرویس در اختیار کاربر قرار می دهد. VM_hour_i تعداد ساعت برای پاسخگویی به درخواست i ام، $VM Price_i$ قیمت ماشین مجازی در نظر گرفته شده برای درخواست i ام و VM_Init_i هزینه تنظیمات اولیه ماشین مجازی است. $SLAV_i$ میزان تخطی از شرایط سرویس است، که حاصل تفاوت زمان پاسخگویی به درخواست i ام $Response_i$ و زمان مورد انتظار کاربر $Deadline_i$ است $T_i \cdot \alpha Penalty$ نرخ جریمه و $T_i \cdot Penalty$ ضریب افزایش جریمه به ازای تکرار رخداد است.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

۴-۶- زمان پاسخگویی

زمان پاسخ واقعی، تفاوت زمانی دقیق بین زمان درخواست کار و زمان تحویل کار انجام شده به کاربر می باشد.

۴-۷- شاخصهای خطا

شاخص های مهم خطا عبارتند از: میانگین مجذور خطای پیش بینی، مربع میانگین خطای استاندارد نرمال شده، میانگین انحراف معیار خطای پیش بینی و ضریب تعیین. جدول ۷ شاخص های خطا را به طور دقیق معرفی می کند.

جدول (۷) شاخص های ارزیابی خطای پیش بینی تحلیل

$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i)^2}{n}$	MSE (میانگین مربع خطای پیش بینی)
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_i)^2}{n}}$	RMSE (مجذور میانگین مربع خطای پیش بینی)
$MAD = \frac{1}{n} \sum_i (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2$	MAD (میانگین انحراف معیار خطای پیش بینی)
$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SSy}$	R ² (ضریب تعیین)

۴-۸- نتایج شبیه سازی

در این بخش نتایج شبیه سازی برای دو نوع بار کاری واقعی و مجازی بررسی می گردد. نتایج روش پیشنهادی FAHPRB_RP، روش ADRP_Fuzzy و ADRP_AL مقایسه می شود.

۴-۹- الگوریتم ADRP_Fuzzy [۴۰]

این ساختار همانند روش پیشنهادی روی ساختار معماری مشابه عمل می کند. این روش در قسمت پیش بینی از الگوریتم ARIMA و در قسمت تصمیم گیری در مورد تامین منابع از روش منطق فازی استفاده می کند.

۴-۱۰- الگوریتم Auto Elastic-RL [۴۱]

این ساختار همانند روش پیشنهادی روی ساختار معماری مشابه عمل می کند. این روش در قسمت تامین منابع در مازول مدیریت کسسانی از روش یادگیری تقویتی استفاده می کند.

۴-۱۱- ارزیابی و نتایج

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

جهت ارزیابی روش پیشنهادی ۲ سناریو با ساختار جدول (۸) تشکیل شد. در شبیه سازی هر سناریو یک معیار مهم ارزیابی در سه الگوریتم FAHPRB_RP ، Fuzzy و ADRP_Fuzzy و ADRP_AL مورد بررسی قرار می گیرد.

جدول (۸) سناریوهای مورد ارزیابی

سناریو	بار کاری	هدف
شماره یک	واقعی	مقایسه زمان پاسخگویی
	مصنوعی	
شماره دو	واقعی	مقایسه هزینه

۱۲-۴ - میانگین زمان پاسخگویی

زمان پاسخگویی به عنوان یک از موثرترین اهداف شرایط سرویس یا SLA نقش موثری در انتخاب ماشین مجازی دارد. در صورتی که زمان پاسخگویی مورد نظر در خواست که با نام حد مجاز زمان پاسخگویی شناسایی می شود حاصل نشود تخطی رخ داده و به طور مشخص تامین منبع به درستی صورت نگرفته است. در این بخش زمان پاسخگویی را در بار کاری واقعی و مصنوعی در سه الگوریتم FAHPRB_RP ، Fuzzy و ADRP_Fuzzy و ADRP_AL بررسی می کنیم. برای نمایش میانگین زمان پاسخگویی از ده بازه زمانی استفاده شده است.

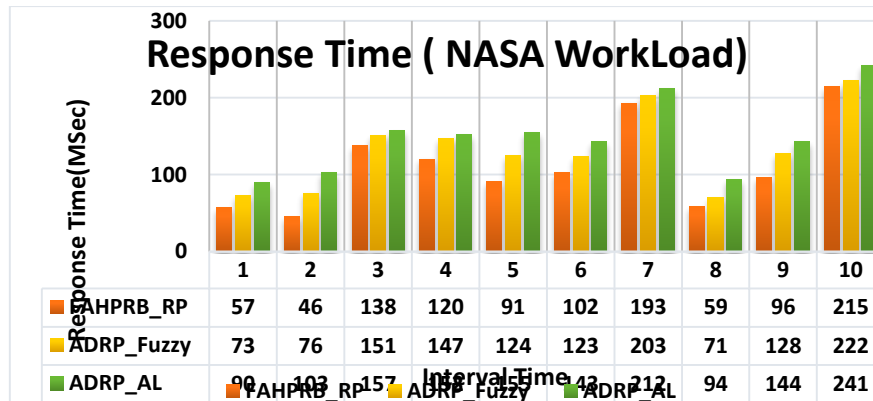
به طور مشخص به هر میزان تامین منابع دقیق تر انجام شود منابع یا ماشین های مجازی دقیق ترین حالت برای پاسخگویی به درخواست ها را خواهند داشت. به همین دلیل نسبت تعداد MIPS های درخواست شده به MIPS های موجود در ابر به یک نزدیک می شوند. با توجه به نتایج، روش پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به فازی دارد.

۱۳-۴ - ارزیابی زمان پاسخگویی با استفاده از بار کاری واقعی

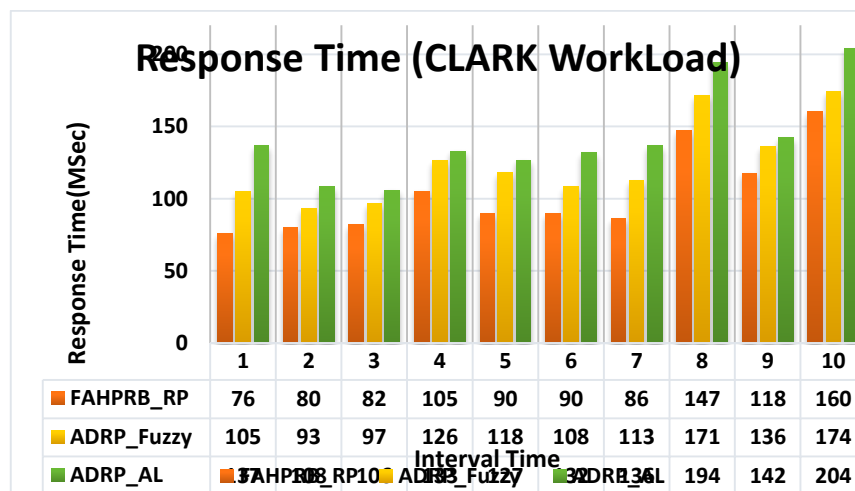
در این بخش زمان پاسخگویی در بار کاری NASA و ClarkNet بررسی می شود و با دو الگوریتم ADRP_Fuzzy و ADRP_AL مقایسه می شود. نمودار (۱ و ۲) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی بار کاری ClarkNet و NASA در دو الگوریتم هدف را نمایش می دهد. به دلیل عملکرد مطلوب تصمیم گیر شرطی مبتنی بر بار کاری پیش بینی شده به عنوان تامین کننده، همچنین استفاده از سیستم تحلیل سلسله مراتبی فازی برای انتخاب بهترین الگوریتم پیش بینی بار کاری ، عمل تعیین مقیاس بندی به درستی انجام می شود، که این امر موجب تامین بهینه منابع برای درخواست ها شده و به تناسب

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاری و داده های حجیم

اختصاص منبع دقیق تری صورت گرفته و نهایتاً سرعت پاسخگویی افزایش می یابد. یا توجه به نتایج، روش پیشنهادی کارایی بهتری در مورد زمان پاسخگویی دارد.



نمودار (۱) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری NASA در سه الگوریتم

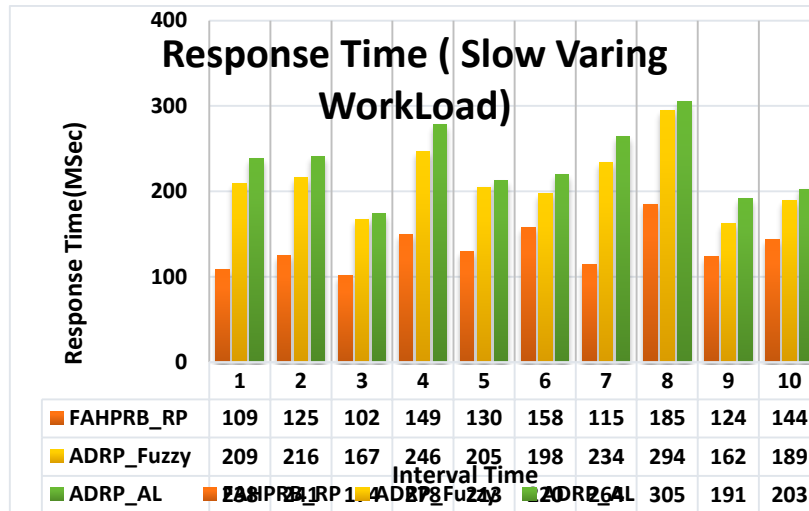


نمودار (۲) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری ClarkNet در سه الگوریتم

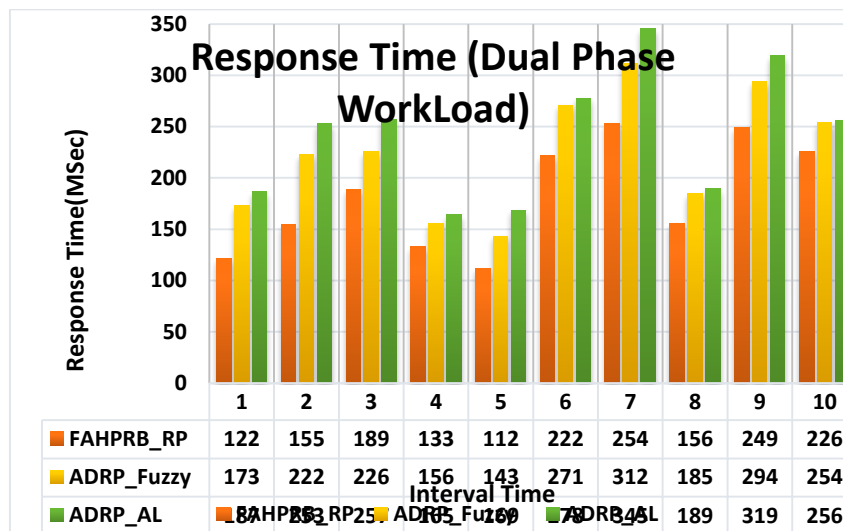
۴-۱۴- ارزیابی زمان پاسخگویی با استفاده از بار کاری مصنوعی

در این بخش زمان پاسخگویی در بار کاری متغیر سریع، متغیر آهسته و باری کاری فاز دوگانه بررسی می شود و با دو الگوریتم ADRP_Fuzzy و ADRP_AL مقایسه می شود. نمودارهای (۳ و ۴) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی بار کاری متغیر آهسته و باری کاری فاز دوگانه در سه الگوریتم هدف را نمایش می دهد. استفاده از پیش بینی مناسب بار کاری و تصمیم گیری بر اساس آن موجب می شود، کمترین حالت کمبود منبع پیش آید. این امر موجب تامین بهینه منابع برای درخواست ها شده و به تناسب اختصاص منبع دقیق تری صورت گرفته و نهایتاً سرعت پاسخگویی افزایش می یابد.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاری و داده های حجیم



نمودار (۳) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری متغیر آهسته در سه الگوریتم



نمودار (۴) میانگین زمان پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری فاز دوگانه در سه الگوریتم

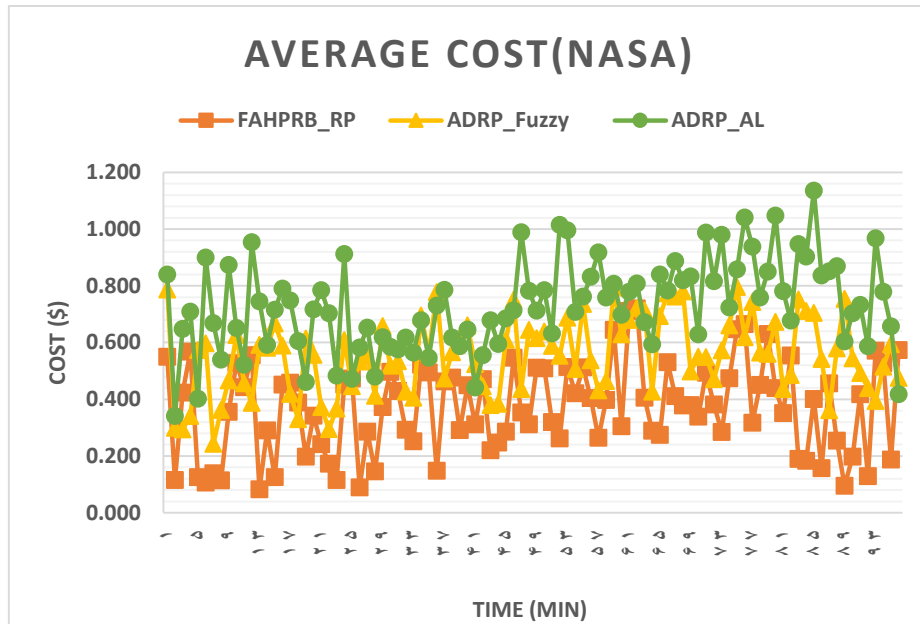
۱۵-۴ - هزینه

اصلی ترین شرط سرویس میزان هزینه مورد توافق کاربر است. در صورتی که هزینه سرویس دهی افزایش یابد، به طور مشخص سود سرویس دهنده کاهش و به همان میزان موجب نارضایتی کاربر از ساختار سرویس دهی می شود. در این بخش میزان هزینه در بار کاری واقعی و مصنوعی در سه الگوریتم FAHPRB_RP، ADRP_Fuzzy، و ADRP_AL بررسی می شود.

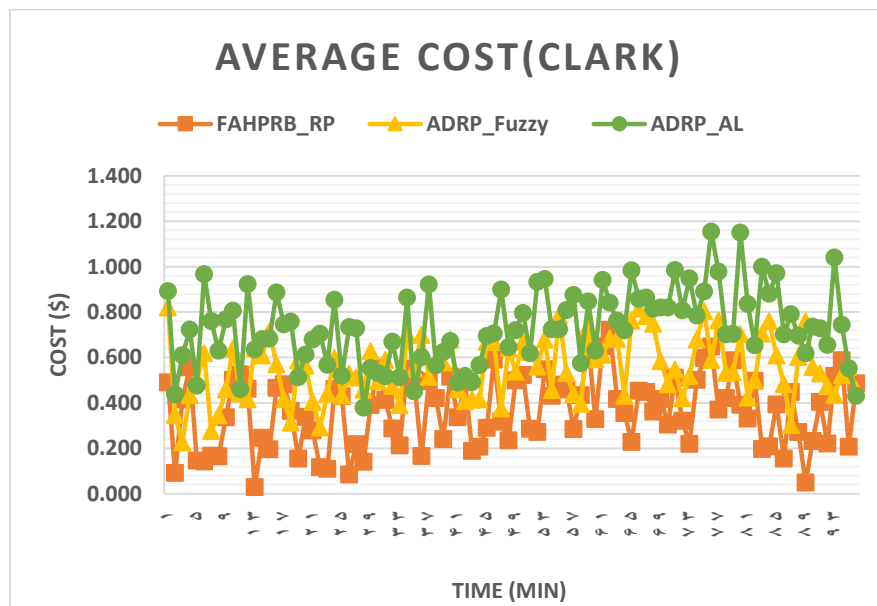
۱-۶-۶-۴ ارزیابی هزینه با استفاده از بار کاری واقعی

ابتدا میزان هزینه را در دو بار کار واقعی بررسی می کنیم. نمودارهای (۵ و ۶) میانگین هزینه در طول شبیه سازی بار کاری ClarkNet و NASA در سه الگوریتم هدف را نمایش می دهد.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم



نمودار (5) میانگین هزینه پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری NASA در سه الگوریتم



نمودار (6) میانگین هزینه پاسخگویی در طول شبیه سازی ۲۴ ساعت کاری سری ClarkNet در سه الگوریتم

با توجه به نتایج، روش پیشنهادی کارآیی بهتری در مورد میانگین هزینه دارد. در الگوریتم پیشنهادی به دلیل تامین صحیح منابع، منبعی اضافی روشن نمی ماند و این موجب می شود که هزینه کلی کاهش یابد. دقت بالایی که روش پیشنهادی در انتخاب مقیاس پذیری دارد موجب می شود که هزینه مورد نظر کاربران را برآورده نماید.

۵- نتیجه گیری:

در این مقاله روشی برای تامین منابع ابر از ترکیب تحلیل سلسله مراتبی فازی و تصمیم گیر شرطی با نام FAHPRB_RP ارائه شد. در رویکرد پیشنهادی تامین منبع برپایه ی پیش بینی برکاری صورت می گیرد روش پیشنهادی بر روی دو نوع داده واقعی و مصنوعی تست و ارزیابی شد. نتایج عملکرد روش پیشنهادی به صورت زیر می باشد.

- کاهش زمان پاسخگویی ۷,۴ درصد

- کاهش هزینه ۵,۹ درصد

با توجه به نتایج بدست آمده از مقاله حاضر برای ارزیابی بیشتر نتایج و تکمیل و توسعه این تحقیق ،

- استفاده از تصمیم گیر بیزی فازی

پیشنهاد می شود به جای ساختار تصمیم گیر شرطی، از سیستم فازی بیزی که کیفیتی بالاتر دارد، برای تصمیم گیری در مورد تامین منبع استفاده شود.

- استفاده از تصمیم گیر DEA

یکی از تصمیم گیر هایی که بر اساس برنامه ریزی خطی و قواعد ریاضی عمل می کند و عملکرد مطلوبی را در تحلیل داده های عددی دارد. پیشنهاد می گردد در قسمت تصمیم گیری الگوریتم DEA جایگزین تحلیل سلسله مراتبی فازی شود.

منابع

[۱]. م. سیدی، پ. محمدپور، و. مرضی، "اصول حاکم بر رایانش ابری و معماری سرویس گرا و بررسی ارتباطات آنها در سطح معماری"، اولین کارگاه ملی رایانش ایران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ۱۳۹۰.

[۲]. الف.ر. غفاری، "سیستمهای رایانش ابری: نمونهها؛ کاربردها؛ چالشها"، گزارش سمینار کارشناسی ارشد کامپیوتر_نرم افزار، دانشگاه شهید بهشتی تهران، ۱۳۸۹.

[۶]. س.ر. پاکیزه، "شبیه سازی رایانش ابری با Cloud Analyt, Cloud Reports, cloudsimsim"، پردیس دانش، تهران ۹۱.

[۳]. Vaquero, L. M., Rodero-Merino, L., Caceres, J., & Lindner, M. (2008). A break in the clouds: towards a cloud definition. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 39(1), 50-55.

[4]. Rimal, B. P., Choi, E., & Lumb, I. (2009, August). A taxonomy and survey of cloud computing systems. In *INC, IMS and IDC, 2009. NCM'09. Fifth International Joint Conference on* (pp. 44-51). Ieee

[5]. Berl, A., Gelenbe, E., Di Girolamo, M., Giuliani, G., De Meer, H., Dang, M. Q., & Pentikousis, K. (2010). Energy-efficient cloud computing. *The computer journal*, 53(7), 1045-1051.

[7]. Cardoso, A., & Simões, P. (2012). Cloud Computing: Concepts, Technologies and Challenges. In *Virtual and Networked Organizations, Emergent Technologies and Tools* (pp. 127-136). Springer Berlin Heidelberg

[8]. Poletaeva, T., Babkin, E. A., & Abdulrab, H. (2013). *Lecture Notes in Business Information Processing. Foresight.*

[9]. Sosinsky, B. (2010). *Cloud computing bible* (Vol. 762). John Wiley & Sons.

- [10]. Kupferman, J., Silverman, J., Jara, P., & Browne, J. (2009). Scaling into the cloud. CS270-advanced operating systems.
- [11]. Han, R., Guo, L., Ghanem, M. M., & Guo, Y. (2012, May). Lightweight resource scaling for cloud applications. In Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGrid), 2012 12th IEEE/ACM International Symposium on (pp. 644-651). IEEE.
- [12]. Chieu, T. C., Mohindra, A., & Karve, A. (2011, October). Scalability and performance of web applications in a compute cloud. In e-Business Engineering (ICEBE), 2011 IEEE 8th International Conference on (pp. 317-323). IEEE.
- [13]. Dutreilh, X., Rivierre, N., Moreau, A., Malenfant, J., & Truck, I. (2010, July). From data center resource allocation to control theory and back. In Cloud Computing (CLOUD), 2010 IEEE 3rd International Conference on (pp. 410-417). IEEE.
- [14]. Michael Maurer, Ivona Brandic, and Rizos Sakellariou. Enacting SLAs in clouds using rules. pages 455{466, August 2011. URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2033345.2033393>
- [15]. Barrett, E., Howley, E., & Duggan, J. (2013). Applying reinforcement learning towards automating resource allocation and application scalability in the cloud. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 25(12), 1656-1674.

[۱۶]. م. کلامی هریس، "یادگیری تقویتی: روش ها و کاربردها"، سمینار علمی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

[17]. Muppala, S., Chen, G., Zhou, X. (2014). Multi-tier service differentiation by coordinated learning-based resource provisioning and admission control, 2014.

[18]. Chevaleyre, Y., Dunne, P. E., Endriss, U., Lang, J., Lemaitre, M., Maudet, N., ... & Sousa, P. (2006). Issues in multiagent resource allocation. *Informatica*, 30(1).

[۱۹]. ف. فرحناکیان، ن. نزینی " بهبود عملکرد عامل بکمک یادگیری تقویتی فازی در یک سیستم چند عاملی"، چهاردهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، تهران، انجمن کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۷.

[20]. Zhang, Q., Cherkasova, L., & Smirni, E. (2007, June). A regression-based analytic model for dynamic resource provisioning of multi-tier applications. In *Autonomic Computing, 2007. ICAC'07. Fourth International Conference on* (pp. 27-27). IEEE.

[21]. Urgaonkar, B., Shenoy, P., Chandra, A., Goyal, P., & Wood, T. (2008). Agile dynamic provisioning of multi-tier internet applications. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, 3(1), 1.

[22]. Patikirikoral, T., Colman, A., Han, J., & Wang, L. (2011, May). A multi-model framework to implement self-managing control systems for QoS management. In *Proceedings of the 6th International Symposium on Software Engineering for Adaptive and Self-Managing Systems* (pp. 218-227). ACM.

[23]. Ali-Eldin, A., Tordsson, J., & Elmroth, E. (2012, April). An adaptive hybrid elasticity controller for cloud infrastructures. In *Network Operations and Management Symposium (NOMS), 2012 IEEE* (pp. 204-212). IEEE.