سال چهاردهم، شماره‌های ۵۳ و ۵۴، پاییزو زمستان
۱۴۰۱
صفحات: ۹۶تا ۱۱۰

دو فصلنامه علمی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

An Intelligent Cloud Services Pricing Considering Ease of Implementation and Flexibility

Mahboubeh Zandiyeh[*], Sepideh Adabi [**], Samaneh Yazdani [**]

[*] Department of Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

[**] Department of Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Abstract

Most of the previous auction-based cloud service pricing models suffer from high complexity of implementation in real cloud environments. Therefore, the main challenge of researchers is to design a dynamic pricing model that support following goals: 1) low computational complexity, 2) high accuracy, 3) high ease of implementation in the real cloud environment. The CMM (Cloud Market Maker) is one of the most popular dynamic pricing model that covers two distinguishing features: accuracy of computation and ease of implementation in the real cloud market .This model calculates the proposed price based on a linear function consisting of buyer's urgency, number of competitors and number of opponents parameters.

While both flexibility of the system and accuracy of computation in various market conditions depend on how tuning coefficients of the aforementioned parameters, the coefficients have the same value in CMM. So, the authors of this paper focus on designing an intelligent agent-based market-aware pricing system to help buyers in tuning coefficients of pricing function in different market conditions. Also, ease of implementation of the proposed system in real cloud environment is guaranteed by applying support vector machine (SVM) and analysis hierarchy process (AHP) algorithms. The simulation results show the better performance of the proposed solution in name DPMA (Dynamic Price Maker Algorithm) in comparison to CMM.

keywords : Cloud Computing – Auction - Cloud Marketing - Dynamic Pricing - Productivity

یک سیستم هوشمند قیمت‌گذاری سرویس‌های ابری با هدف افزایش سادگی در پیاده‌سازی و انعطاف‌پذیری

محبوبه زندیه*، سپیده آدابی، سمانه یزدانی****

* گروه مهندسی کامپیوتر، واحد تهران شمال، دانشجو ،دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

** گروه مهندسی کامپیوتر، واحد تهران شمال،استادیار ، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

تاریخ دریافت : ۱۴۰۰/۰۶/۱۲ تاریخ پذیرش : ۱۴۰۰/۱۲/۰۴

نوع مقاله : پژوهشی

چکیده

اکثر مدل‌هایِ پیشین مبتنی بر حراج در قیمت‌گذاریِ منابع ابری، از پیچیدگی بالای پیاده‌سازی در محیط‌های ابر واقعی رنج می‌برند. لذا، چالش اصلی محققین طراحی مدل‌های قیمت‌گذاری پویایی است که بتوانند سه هدف زیر را تأمین کنند: ۱) پیچیدگی‌های محاسباتی پایین، ۲) دقت بالا، ۳) سادگیِ پیاده‌سازی در محیط ابر واقعی. CMM (Cloud Market Maker) یکی از مدل‌های قیمت‌گذاری پویایِ محبوبی است که دو مزیتِ دقت محاسباتی و امکان اجرایی شدن در بازار واقعی ابر را دارد. این مدل بر پایه یک تابع خطی، قیمت پیشنهادی را محاسبه می‌کند. در طراحی این مدل خطی پارامترهای: فوریت خریدار، تعداد رقیبان و تعداد حریفان لحاظ شده‌اند. علی‌رغم مزایای این روش، نسبت اهمیت پارامترهای سازندهٔ تابع محاسبه کننده قیمت در شرایط گوناگون بازار یکسان در نظر گرفته شده است. عدم توجه به این مسأله، انعطاف‌پذیری سیستم و دقت محاسبات در تغییرات محسوسِ محیط بازار ابر را کاهش می‌دهد. لذا، نویسندگان در این مقاله بر روی طراحی یک سیستم هوشمند قیمت‌گذاریِ آگاه از بازار در سمت خریدارانِ سرویس ابری با هدف غلبه بر این مشکل متمرکز شده‌اند. در عین حال، سادگی پیاده‌سازیِ سیستم پیشنهادی در محیط ابر واقعی نیز می‌بایست تضمین شود. برای این منظور، سیستم هوشمند قیمت‌گذاری مبتنی بر عامل نرم افزاری با ترکیب راهکارهای ماشین بردار پشتیبان(SVM[1]) و فرآیند تحلیل سلسله مراتبی(AHP[2]) پیشنهاد شده است. نتایج شبیه‌سازی نشاندهندهٔ کارایی مناسب‌تر راهکار پیشنهادی با نام الگوریتم سازنده قیمت پویا (DPMA[3]) در مقایسه با CMM است.

واژگان کلیدی: محاسبات ابری - حراج - تخصیص منبع - AHP- SVM.

نویسنده مسئول : سپیده آدابی sepideh_adabi@iau-tnb.ac.ir

[1] Support Vector Machine

[2] Analytical Hierarchy Process

[3] Dynamic Price Maker Algorith

۱- مقدمه

محاسبات ابری یک فناوری نوظهور جهت تخصیص منابع مجازی سازی شده است که امکان تخصیص منابع مازاد و قابل استفاده مجدد را با هزینه‌های پایین فراهم می‌کند[1]. یکی از روش‌های مناسب جهت تبادل سرویس‌ها بین اجاره‌دهنده و اجاره‌گیرنده، روش مبتنی بر بازار است که در آن خریداران می‌توانند سرویس‌های مورد نظر خود را انتخاب و سپس اجاره نمایند. همچنین، فروشندگان هم می توانند سرویس‌های مازاد خود را جهت فروش در بازار ارائه دهند. در بازارهای ابر محاسباتی مدل‌های قیمت‌گذاری متفاوتی ارائه شده است که به دو دسته قیمت‌گذاری ثابت و پویا طبقه‌بندی می‌شوند. در مدل قیمت‌گذاری ثابت، خریداران به ازای استفاده از منابع در واحد زمان، قیمت ثابتی را به فروشندگان پرداخت می‌کنند. می‌توان گفت درآمد ثابت و قابل پیش‌بینی بودن قیمت پرداختی از نظر خریداران، از مزایای این روش است[۲]. اما در مدل قیمت‌گذاری پویا، قیمت تابعی از شرایط بازار است و طرفین معامله می‌توانند با ارزیابی درست از شرایط بازار و اعمال استراتژی‌های مناسب به بهره‌وری و سود مالی قابل قبول‌تری دست پیدا کنند.

برخی از این قیمت‌گذاریِ پویا براساس مدل‌های پیچیده و برخی دیگر براساس مدل‌های خطی ریاضی که ساده‌تر هستند، مطرح می‌شوند. به کارگیری دسته دوم از مدل‌ها باعث افزایش سرعت، کارایی و کاهش پیچیدگی‌هایِ پیاده‌سازی در محیط واقعی می‌گردد و می‌تواند قیمت خوبی را با سرعت بالا محاسبه نماید.

همانطور که پیش‌تر اشاره شد، بازارهای ابرمحاسباتی پویا می‌باشند. بر این اساس، برای عملکرد بهتر می‌بایست از مدل قیمت‌گذاری پویا برای واگذاری منابع مازاد استفاده کرد. حراج یکی از مدل‌های شاخص قیمت‌گذاری پویا است که به صورتی کارآمد و موثر مساله تخصیص منابع در محیط‌های پویای ابر را حل می‌کند [۱]. در رویکرد مبتنی بر حراج، قیمت منابع براساس نظرات خریداران و فروشندگان تعیین می‌گردد. با توجه به اینکه در بازارهای ابر، منابع و زمان برگزاری حراج محدود است، چالش خریداران برای تهیه منابع مورد نیازشان این است که چگونه در زمان مجازِ بازار حراج، مقرون به صرفه‌ترین منبع (از نظر قیمت) را خریداری نمایند تا باعث افزایش بهره‌وری گردد [۳]. در شمار بالایی از راهکارهای پیشتر ارائه شده در زمینه تخصیص منبع ابرِ مبتنی بر حراج، به صورت مشترک سه پارامتر زمان باقیمانده خریدار[1]، تعداد رقبا[2] و تعداد حریفان[3] بعنوان پارامترهای مهم در قیمت‌گذاری منابع در نظر گرفته شده‌اند. اهمیت این پارامترها به اندازه‌ای است که می‌بایست در طراحی هر روش پویای قیمت‌گذاری لحاظ شوند. نکته حائز اهمیت این است که ترکیب مقادیر این پارامترها با هدف رسیدن به یک ضریب قیمت مناسب نباید پیچیدگی پیاده‌سازی در محیط‌های واقعی ابری را افزایش دهد. در عین حال، روش اتخاذ شده در ترکیب پارامترها باید بتواند دقت قابل قبولی داشته و نسبت به نوسانات و سناریوهای مختلف بازار انعطاف‌پذیری محسوس و منطقی داشته باشد. تأمین همزمان چنین اهدافی چالشی مهم است که می‌بایست توسط محققین این حوزه مورد توجه قرار گیرد. لذا در این مقاله از ترکیب خطی مقادیر پارامترهای ذکر شده به منظور افزایش سادگی پیاده‌سازی روش قیمت‌گذاری پویای پیشنهادی استفاده می‌شود. همچنین، برای آنکه دقت و انعطاف‌پذیری روش قیمت‌گذاری پیشنهادی را بالا ببریم ضریب تاثیر این پارامترها در شرایط و سناریوهای مختلف بازار را محاسبه و اعمال می‌کنیم. به عبارت دیگر، روش ترکیب خطی اولیه با یک روش ترکیب خطی وزندار جایگزین می‌گردد. برای این منظور، ابتدا از ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی سناریوهای مختلف بازار استفاده می‌کنیم. سپس، برای تعیین نسبت ضرایب سه پارامتر ذکر شده در شرایط مختلف بازار، فرایند تحلیل سلسله مراتبی را به کار می‌گیریم. براساس چنین مدل هوشمند قیمت‌گذاری انتظار داریم بهره‌وری بازار و تعداد معاملات موفق افزایش یابد.

۱-۱ بخش‌بندی مقاله

ساختار مقاله به صورت زیر است: چکیده، واژگان کلیدی. در بخش اول به مقدمه پرداخته شد. در بخش دوم به بررسی کارهای مرتبط پیشین پرداخته می‌شود. در بخش سوم جزئیات سیستم پیشنهادی و مفروضات بازار بحث می‌شوند. در بخش چهارم فرآیند معامله در بستر بازار پیشنهادی به تفصیل بیان می شود. جزئیات ارزیابی روش پیشنهادی در بستر شبیه‌سازی، ثبت نتایج و بحث در بخش پنجم ارائه می‌گردد. به نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی در بخش ششم پرداخته می‌شود. در پایان، مراجع ارائه می‌شود.

[1] Customer's Remaining Time
[2] Number of Competitors
[3] Number of Opponents

۲- کارهای پیشین

ابر محاسباتی بستری است که در آن فروشندگان منابع مازاد خود را عرضه می‌کنند و خریداران براساس نیازمندی‌های خود آنها را اجاره می‌کنند[۴]. تخصیص منابع ابری با قیمت مناسب، به طوریکه طرفین معامله از آن احساس رضایت کنند، به یک چالش بزرگ تبدیل شده است. برای حل این مسئله، طراحی مدل‌های (استراتژی‌های) قیمت گذاری مناسب ضروری به نظر می‌رسد. در این بخش مروری بر مهمترین استراتژی‌های قیمت‌گذاری در بازارهای ابر محاسباتی می کنیم.

در[۵]، یک سازوکار حراج دوگانه آنلاین پویا (DODAM[1]) توسعه داده شده که به بیان مفهوم قیمت‌گذاری پایدار برای خدمات رایانش ابری می‌پردازد. ویژگی اصلی مدل پیشنهادی، تحقق یک مکانیسم قیمت‌گذاری منصفانه و پایدار است. مدل قیمت‌گذاری لذت‌جویانه در[۳] بعنوان یک راه‌حل جدید معرفی شد که در آن قیمت‌گذاری مبتنی بر ارزش، پشتیبانی می‌شود. ارائه‌دهندگان خدمات ابری (CSP[2]) و نیز مصرف کنندگان آن خدمات، برای رسیدن به بهره‌وری مناسب‌تر نیاز به پیش‌بینی شرایط آتی بازار و قیمتی که متأثر از آن شرایط می‌شود، دارند. با این حال، قیمت‌گذاری سرویس‌های ابری به دلیل پیچیدگی خدمات و ماهیت پویای آن، یک کار چالش برانگیز است. دلیل پیشنهاد مدل قیمت لذت‌جویانه این است که می‌تواند ارزش‌های غیر بازاری را برای مشخصات و ویژگی‌های تکاملی که مستقیم یا غیرمستقیم بر قیمت خدمات تأثیر می‌گذارد، ثبت کند و یک راه‌حل خوب و ساده برای پیش‌بینی قیمت ابر ارائه دهد.

یک مکانیزم قیمت‌گذاری ماشین مجازی مبتنی بر خرید گروهی در[۶] ارائه گردیده است. اهداف مورد نظر در این مقاله به صورت زیر است: ۱) اتوماتیک‌سازی فرآیند معامله به واسطه طراحی عامل‌های نرم‌افزاری، ۲) افزایش تعداد معاملات موفق و نیز بهره‌وری مالی بهتر به واسطه گروه بندی درخواست‌ها و انجام خرید گروهی، ۳) افزایش پایداری خوشه‌هایِ تشکیل داده شده، و ۴) طراحی تابع قیمت‌گذاری فردی و گروهی. این سیستم در سمت خریداران برپا می‌شود و خدمات‌دهی به آنها در تشکیل خوشه به منظور خرید گروهی و نیز پیشنهاد قیمت از سمت آنها را برعهده دارد. خوشه‌ها براساس دو مفهوم فوریت زمانی و نیز بودجه خریداران شکل می‌گیرد. در این مقاله خوشه‌بندی براساس الگوریتم DBSCAN انجام شده و الگوریتم‌های MBAD[3] و CSD[4] به ترتیب به منظور تضمین همگن بودن و ایستایی خوشه‌هایِ خریداران در بازار حراج پیشنهاد داده شده است. علاوه بر این توابع خطی برای محاسبه قیمت و انتخاب بازار حراج مناسب طراحی شده است. علی‌رغم دست‌آوردهای بدست آمده در [۶] اعمال سیاست‌های وفاداری مشتریان برای ادامه حضور در خوشه‌های تشکیل شده بسیار حائز اهمیت است چرا که ترک خوشه‌ها ضرر جمعی برای تمام خریدارانِ تشکیل دهندهٔ خوشه و نیز احتمال بالای نقض مهلت زمانی آنها را به دنبال دارد. همچنین در شرایط بسیار پویای بازار، نیاز به توسعه و باز-طراحی بسیاری از الگوریتم‌ها وتوابع تعریف شده است.

در [۷] به طراحی یک مکانیزم تخصیص منبع با قیمت‌گذاری پویای مبتنی بر حراج تمرکز شده است. این مکانیزم بهره‌وری منبع و رضایت کاربران در هر دو سمت بازار معامله را به واسطه قیمت‌گذاری پویای مبتنی بر حراج دوگانه افزایش می‌دهد. ویژگی منحصر به فرد این مکانیزم این است که برخی از ماشین‌های مجازی را برای درخواستهای ماشین مجازی با فوریت بالا که در آینده وارد سیستم می‌شوند کنار می‌گذارد. به عبارت دیگر سعی دارد با حداقل منابع درخواست‌های فعلی را سرویس دهی کرده و برای درخواست‌های آتی هم آماده باشد. اگرچه به نظر می‌رسد انعطاف‌پذیری این روش مناسب باشد اما پیچیدگی‌های پیاده‌سازی در محیط ابر واقعی بالا است.

بازار ابر در[۸] به صورت یک بازی stochastic مدل شده است. در این بازار، بازیکنان از نوع فروشنده اطلاعات کاملی از بازیکنان از نوع خریدار ندارند. همچنین، بازار به صورت کامل رقابتی است به این معنا که بازیکنان با یکدیگر تبانی نمی‌کنند. رفتار قیمت‌گذاری فروشندگان با استفاده از موازنه کامل مارکوف (MPE[5]) مدل می‌شود. سپس، الگوریتم‌های جدیدی برای محاسبه MPE طراحی شده است. این راهکار سود طرفین را بالا می برد اما، در محیط ابری با فرهنگ‌های استفاده و رفتار خرید متفاوت کارایی ندارد. همچنین، مقیاس‌پذیری روش مناسب نیست.

در[۹] یک سیستم قیمت‌گذاری در سمت خریدار-فروشنده طراحی شده به طوریکه سود طرفین در محیط رقابتی تامین شود. به عبارت دیگر چالش اصلی مورد تمرکز به صورت زیر است: فروشندگان ممکن است جهت افزایش سود و بهره‌وری خود قیمت منابع را افزایش دهند. در صورتی که این افزایش قیمت بسیار بالا باشد، ممکن است باعث

[1] Dynamic Online Double Auction Mechanism
[2] Cloud Service Providers
[3] Maximum Bid Amount Determination
[4] Cluster Stability Determination
[5] Markov Perfect Equilibrium

کاهش میزان تقاضا و در نتیجه کاهش سود حاصل از آن گردد. حال اگر فروشندگان، منابع خود را با قیمت خیلی پایین ارائه نمایند، ممکن است بدلیل افزایش تقاضا، با کمبود منابع مواجه گردند. برای غلبه بر این چالش، در[۹] یک سیستم بازار حراج آنلاین که قابل پیاده‌سازی در محیط‌های بلادرنگ است، پیشنهاد داده شده است. این سیستم دارای مزایای زیر است: ۱) سود حاصل از فروش منابع را افزایش می‌دهد، ۲) رقابت سالم بین خریداران را افزایش می‌دهد، و ۳) موجب افزایش کارایی منابع بلااستفاده می‌گردد. در این سیستم کاربران تشویق می‌شوند تا قیمت‌های واقعی پیشنهاد دهند و به این ترتیب رقابت سالمی بین آنها شکل بگیرد. عملکرد این سیستم بر پایه نداشتن هیچ مفروضی درخصوص درخواست‌های آینده است. محققین در این مقاله به تخصیص بهتر با قیمت مناسب‌تر رسیده‌اند اما، توسعه پذیری و مقیاس پذیری مناسبی ندارد.

یک مکانیزم حراج معکوس به جای حراج مستقیم برای حل مساله تخصیص منبع در[۱۰] ارائه شده است. در این حراج، فعالیت‌های مرتبط با تخصیص منبع مبتنی بر حراج به محض دریافت درخواستهای کاربران آغاز می‌شوند. درنتیجه، برخلاف بیشتر روشهای ارائه شده در تخصیص منبع مکانیزم در سمت فروشنده پایه‌گذاری شده است در حالیکه این خریداران هستند که اطلاعات کمتری از بازار دارند و در نتیجه به مشاوره بیشتری برای ساخت قیمت‌های مناسب تر احتیاج دارند.

در [۱۱] یک مکانیزم حراج منبع در سمت خریدار-فروشنده طراحی گردیده است. در این راهکار، خریدار براساس بودجه و نیازمندیهای QoS خود اقدام به خرید منبع می‌کند در حالیکه فروشنده با بکارگیری استراتژی تنظیم بازارِ مناسب از قیمت‌های پایین که حتی جوابگوی هزینه‌های تامین سرویس نیست و نیز قیمت‌های بالا که خریداران را فراری می‌دهد جلوگیری می‌کند. هدف اصلی، ایجاد بازاری جذاب برای خریداران است به طوریکه حداقل حاشیه سود فروشندگان نیز به صورتی متوازن تامین شود. برای این منظور، محققین ابتدا یک تابع بهره‌وری کاربر که انعکاس دهنده خواسته‌های بعضا پیچیده هر کاربر باشد، را طراحی نمودند. سپس، مساله قیمت گذاری منبع مبتنی بر حراج را به صورت یک مساله bin packing مدل نمودند. این مساله، یک مسالهٔ بهینه سازی NP-hard است که برای حل آن یک الگوریتم تقریب زننده با نام PIRA که کارایی محاسباتی مناسبی دارد معرفی شد. علی رغم مزایای این راهکار، در شرایط پویای بازار انعطاف پذیری مناسبی ندارد. همچنین، نیاز به بررسی بیشترِ مقیاس پذیری الگوریتم است.

چالش تعیین ارزش واقعی قیمت پیشنهادیِ معامله‌کنندگان (حریفان) با توجه به شرایط مختلف بازار مذاکره در [۱۲] مورد بررسی قرار گرفت و ارزش واقعی هر پیشنهاد TVB نامیده شد. محاسبه TVB کمک به نمایان شدن ارزش واقعی پیشنهاد می‌کند. به این ترتیب، ممکن است پیشنهادی در ظاهر چندان مناسب نباشد اما با تحلیل انجام شده ارزش واقعیِ بیشتری داشته باشد و با آن موافقت شود (عکس این مساله هم برقرار است). همچنین، در طراحی مکانیسم قیمت‌گذاری که از محاسبه TVB پشتیبانی می‌کند می-بایست تضمین شود که با محاسبه TVB و لحاظ کردن آن در پذیرش یا رد پیشنهاد، منبعی با QoS پایین‌تر به قیمتی بالاتر از منبع مشابهی با QoS بهتر اجاره داده نشود. اگرچه انعطاف پذیری این روش بالا است اما، پیاده‌سازی آن در محیط‌های ابر واقعی نیاز به تغییراتی در سیاستهای اجرایی صاحبان ابر دارد.

بازاری با نام CMM[1] برای کمک به کاربران در خرید منابع مناسب از فروشندگان در[۱۳] طراحی شده است. پایه این بازار تکنیک حراج است و برای این منظور، یک تابع خطی برای ارزش گذاری بازارهای حراج آنلاین که منابع مورد نیاز خریدار در آنها به فروش می‌رسد طراحی شده است. در این بازار، فوریت مشتری نقشی اساسی دارد به این معنا که با افزایش فوریت زمانی خریدار برای دریافت منبع، آن خریدار مبلغ بیشتری از بودجهٔ خود را صرف به دست آوردن منبع در این محیط رقابتی می‌کند. افزایش تعداد معاملات موفق و بهره‌وری کاربران از مزایای این ایده است. در تابع قیمت گذاریِ [۱۳] بر روی انعطاف پذیری نسبت به شرایط مختلف و انواع متنوع بازار کم است. در[۱۴] بر دو نوآوری تمرکز شده: ۱) طراحی یک مکانیزم حراج دوگانه که زوج‌های خریدار-فروشندهٔ برنده را برای معاملهٔ ماشین‌های مجازی متفاوت با بازه‌های زمانی اجاره مختلف انتخاب می‌کند و ۲) طراحی یک تابع هدف برای بیشینه سازی سود انفرادی فروشندگان و مدلسازی کارها با زمانها و منابع درخواستی ناهمگن. محققین با در نظر گرفتن مکانیزم حراج و درآمد هر فروشنده، از متد Lyapunov برای رسیدن به استراتژی قیمت گذاری به طوریکه هر ابر احتمال برنده شدن خود را افزایش داده و از سود خود اطمینان حاصل کند، استفاده نمودند و برای بیشینه سازی سودها، الگوریتمهای زمانبندی که استفاده کامل از منابع را فراهم می‌کند، پیشنهاد کردند. از

[1] Cloud Market Maker

مهمترین معایب [۱۴] عدم توجه به تنوع کارهای درخواستی (مانند جریانهای کاری) و پیچیدگی محاسباتی و اجرایی روش پیشنهادی در محیط ابر واقعی است.

بنابر مقالات مرور شده، یکی از مهمترین نقاط ضعف بسیاری از روشها عدم امکان پیاده سازی آنها در محیط ابر واقعی است. برخی دیگر نیاز به تغییرات پایه‌ای در سیاستهای کسب و کار صاحبان ابر دارد. فرهنگ رفتاری مشتریان در خرید و اجاره در بسیاری از روشهای قیمت گذاری پیشین قابل اعمال نیست. همچنین، انعطاف پذیری نسبت به شرایط پویای بازار در کنار حفظ دقت در محاسبات دیده نشده است. این در حالی است که ساده سازی پیاده سازی، قابلیت تعمیم روش بدون نیاز به ایجاد تحولات پایه‌ای در سیاستهای کسب و کار و توسعه ساده روش موارد مهم دیگری است که در طراحی هر روش قیمت گذاری جدید می بایست در کنار یگدیگر در نظر گرفته شود.

۳- مدل سیستم بازار پیشنهادی و مفروضات

در یک بازار ابری، خریداران منبع اطلاعات کمتری نسبت به فرآیند معامله دارند و در نتیجه در تحلیل شرایط بازار عملکرد ضعیف‌تری نسبت به فروشندگان خواهند داشت. همین امر می‌تواند منجر به پیشنهاددهی قیمتی نامناسب و دلسردی خریداران از حضور در بازار گردد. لذا، طراحی سیستم‌هایی در جهت کمک به خریداران برای پیشنهاددهی قیمت ضروری به نظر می‌رسد. ایده اصلی محققینِ این پژوهش، طراحی یک سیستم قیمت گذاریِ پویا در بازار ابری برای کمک به خریداران است به طوریکه ساده، سریع و قابل پیاده‌سازی در محیط های واقعی باشد. تمایز مهم این سیستم واکنشی پویا نسبت به تغییرات در بازار معامله است. بنابر تحقیقات پیشین، سه پارامتر اصلیِ تاثیرگذار در قیمت گذاری: زمان باقیمانده خریدار برای دریافت منبع (مهلت زمانی)، تعداد رقبا و تعداد حریفان بازار است. ساده ترین، سریع‌ترین و قابل پیاده سازی‌ترین ترکیب ممکن (در هر مقیاسی) برای این سه پارامتر و ساخت قیمت پیشنهادی (P) در هر دورِ معامله یک ترکیب خطی به صورت رابطه ۱ است[۱۳]:

$$= CRT + NC + NO \qquad (۱)$$

به طوریکه CRT، NC و NO به ترتیب نشاندهنده زمان باقیمانده خریدار (مهلت زمانی)، تعداد رقبا و تعداد حریفان بازار است. تنظیم نسبت اهمیت ضرایب سه پارامتر ذکر شده در شرایط مختلف حاکم بر بازار معامله در [۱۳] مورد توجه قرار نگرفته است. توجه به این مسأله، دقت و سرعت بالاتر در رسیدن به همگرایی (یعنی توافق بر سر قیمت) را بدست می‌دهد. لذا، لازم است با حفظ اهدافِ سادگی پیاده‌سازی در محیط‌های واقعی و افزایش سرعت محاسبات، به تحلیل شرایط حاکم بر بازار معامله پرداخته شود و سپس ضرایب α ، β و γ در رابطه ۲ را که برای قیمت گذاری پویای منابع ابری بازنویسی شده اند با توجه به این شرایط تنظیم کنیم:

$$P = \alpha \,.\, CRT + \beta \,.\, NC + \gamma \,.\, NO \qquad (۲)$$
$$where \qquad \alpha + \beta + \gamma = 1$$

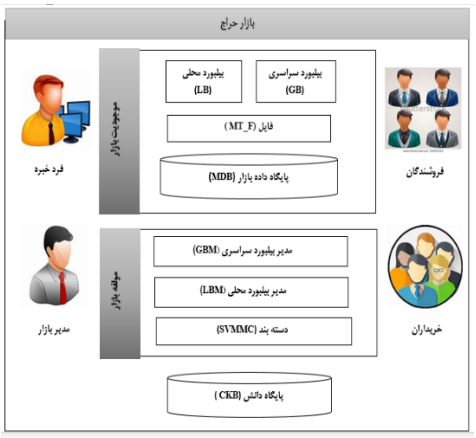
برای تعیین مقادیر α، β و γ در شرایط مختلف بازار ابتدا می‌بایست با ساختار بازار ابرِ مورد مطالعه آشنا شویم. مفروضات زیر در مدل سیستم بازار پیشنهادی در نظر گرفته شده‌اند:

- در هر بازار حداقل یک خریدار جهت اجاره نمودن منبع و یک فروشنده جهت اجاره دادن منبع وجود دارد.
- هر بازار توسط یک فروشنده برپا می‌شود. فروشنده‌های مختلف می‌توانند در زمان‌های یکسان درخواست برپایی بازار دهند و برای برپایی حراج منتظر اتمام کار سایر فروشندگان نباشند.
- هر خریدار می‌تواند با تعداد زیادی فروشنده و هر فروشنده هم می‌تواند با تعداد زیادی خریدار در فرآیند معامله باشد. پس، معامله n به n است.
- حراج‌هایی که در این بازارها برگزار می‌شوند، تک موضوعی هستند و موضوع مورد مذاکره قیمت است.
- هر کدام از طرفین برای به حداکثر رساندن تابع بهره‌وری خود و بر سر قیمت مذاکره می‌کنند.
- در بازارهای ابر محاسباتی، مانند بسیاری از سیستم‌های مشابه برگزارکننده حراج، منابع و زمان حراج محدود می‌باشد.
- زمان فعالیت هر بازار حراجی ۳۰ دقیقه تنظیم شده است و پس از ۳۰ دقیقه بازار بسته می‌شود[۶].
- پیشنهادات به صورت یکی در میان توسط طرفین معامله ارائه می‌شوند به طوریکه دور زوج، زمان اعلام پیشنهادات توسط فروشنده و دور فرد زمان اعلام قیمت پیشنهادی توسط خریدار است.
- با شروع هر بازار، دور r با عدد ۱ مقداردهی می‌شود و با شروع هر دور جدید به اندازه یک واحد افزایش می‌یابد. هر سرویس یک سه تایی شامل CPU، RAM و Disk است. هر خریدار می‌تواند تعدادی بسته را درخواست دهد و هر فروشنده می‌تواند تعدادی از آن را تامین نماید.

- معامله کنندگان دارای اطلاعات خصوصی و عمومی هستند.
- هر بازار دارای تعدادی عامل معامله کننده، مولفه‌های مدیر بازار و موجودیتها است (توضیحات تکمیلی در بخش ۳-۱ ارائه می-شود).

۳-۱ معماری سیستم بازار پیشنهادی

سیستم بازار پیشنهادی که در شکل ۱ نشان داده شده است مجموعه‌ای از عامل‌های معامله‌کننده، مولفه‌های مدیریت بازار و موجودیتها است. در ادامه، جزییات هر کدام را بیان می‌کنیم.



شکل ۱. معماری بازار پیشنهادی

الف: موجودیت بازار

موجودیت‌های طراحی شده در سیستم بازار پیشنهادی به صورت زیر است:

- **بیلبورد سراسری(GB[1])**: حاوی اطلاعات کلی هر بازار است. فروشنده و خریدارانِ شرکت کننده در یک بازار به بیلبورد سراسری آن بازار دسترسی دارند. اطلاعات مندرج در بیلبورد سراسری شامل: تعداد خریداران (NC[2])، قیمت اعلام شده توسط فروشنده (RP[3])، دور بازار (MR[4])، میانگین تعداد معاملات موفق انجام شده در پنج دور قبلی (APSD[5]) و میانگین تعداد معاملات موفق انجام شده در پنج دور جاری (ACSD[6]) است.
- **بیلبورد محلی(LB[7])**: حاوی تحلیل اطلاعات بدست آمده از تمام بازارهایی است که خریدار در آنها شرکت دارد. تنها خریدار است که به اطلاعات بیلبورد محلی خود دسترسی دارد. از این پس، مجموعه بازارهایی که خریداری مانند i در آنها به صورت همزمان حاضر است را MS_i می‌نامیم. برخی از اطلاعات مندرج در بیلبورد محلی با در نظر گرفتن مجموعهٔ MS_i و برخی دیگر براساس نگاه کلی به بازار ابر است. مجموعه اطلاعات اول را "MSI"و مجموعه اطلاعات دوم را "GMI"می‌نامیم.

اطلاعات MSI: تعداد کل خریداران (TNC[8])، تعداد کل فروشندگان (TNS[9])، تعداد درخواست‌های خریدار (NCR[10])، تعداد معاملات موفق خریدار (NSD[11])، فاصله قیمت خریدار از میانگین قیمت فروشندگان (APD[12])، میانگین تعداد معاملات موفق انجام شده در پنج دور قبلی(APSD[13])، میانگین تعداد معاملات موفق انجام شده در پنج دور جاری (ACSD[14]) و میانگین رکود بازار (AMS[15]). مقدار عددی AMS براساس رابطه ۳ محاسبه می شود:

$$AMS = \frac{ACSD-APSD}{5} \quad (۳)$$

هرچه مقدار AMS کاهش یابد به معنای رکود بیشتر است. یکی از مهمترین نشانه‌های رکود در بازار انجام نشدن معامله است.

اطلاعات GSI: نرخ فرصتهای معامله جدید(NDOR[16]) و نرخ فرصت‌های معامله از دست رفته (MDOR[17]) است. دو پارامتر NDO و MDO به ترتیب اشاره به فرصتهای معامله جدیدا ایجاد شده به واسطه بازگشایی بازارهای جدید و نیز فرصت های معاملهٔ از دست رفته به واسطه سپری شدن زمان بازارهای جاری و بسته شدن آنها (سپری شدن دو سوم عمر بازار) است. نرخ اشاره به نسبت این اعداد به بازارهای فعلی موجود است.

پایگاه داده بازار (MDB[18]): حاوی رکوردهای اطلاعاتی خریداران (در این مقاله برابر ۶۰۰) است. هر رکورد شامل شش فیلد اطلاعاتی است که پنج فیلدِ اول آن پارامترهای سازندهٔ

[1] Global Billboard
[2] Number_of_Customers
[3] Resource Price
[4] Market Round
[5] Average_Previous_Success_Deals
[6] Average_Current_Success_Deals
[7] Local Billboard
[8] Total Number_of_Customers
[9] Total Number_of_Sellers
[10] Number_of_Customer's Requests
[11] Number_of_Successful Deals
[12] Average_of_Price Difference
[13] Average_Previous_Success_Deals
[14] Average_Current_Success_Deals
[15] Average_of_Market_Stagnation
[16] New_Deal_Opportunities-Rate
[17] Miss_Deal_Opportunities-Rate
[18] Market Data Base

فاکتور شرایط بازار (MCF[1]) و فیلدِ دیگر آن برچسبی است که کلاس میزان مطلوبیت بازار معامله (MDC[2]) را نشان می‌دهد. پارامترهای سازندهٔ MCF به صورت: ۱) نرخ تغییرات خریداران (CCR[3])، ۲) نرخ تغییرات فروشندگان (SCR[4])، ۳) میانگین تفاوت قیمت خریدار و میانگین قیمت فروشندگان (APD[5])، ۴) نرخ موفقیت خریدار در معاملات (CSR[6])، و ۵) فوریت بازار (MU[7]) است. جزئیات محاسبهٔ این پارامترها در جدول ۱ خلاصه شده است. همچنین، MDC با به کارگیری یک دسته بند با نام SVMMC[8] بر روی پنج پارامترِ اولِ رکوردهای پایگاه دادهٔ MDB تعیین می‌شود. تعداد MDC در این تحقیق برابر سه است: الف) نامطلوب برای خریدار (U[9])، ب) متعادل برای طرفین معامله (B[10])، و ج) مطلوب برای خریدار (D[11]) . از آنجاییکه سیستم پیشنهادی ما در سمت خریداران کار می‌کند بازار را از منظر خریداران دسته بندی کرده‌ایم.

- **فایل MT_F[12]**: حاوی انواع بازاری(MT[13]) است که از ترکیب سه دسته کلاس میزان مطلوبیت بازار معامله(MDC) و شش سطح فوریت (مهلت زمانی) خریدار تعیین می‌شود. شش سطح فوریت زمانی به صورت: خیلی کم (VL)، کم (L)، متوسط (M)، بالا (H)، خیلی بالا (VH) و اضطرار (U) است. سطح فوریت خریدار با مهلت زمانی x ساعت (h) براساس روش زیر انجام می‌شود:

IF $(12\text{h} < x \leq 16\text{h})$ **THEN** Urgency Level is VL
IF $(7\text{h} < x \leq 12\text{h})$ **THEN** Urgency Level is L
IF $(4\text{h} < x \leq 7\text{h})$ **THEN** Urgency Level is M
IF $(2\text{h} < x \leq 4\text{h})$ **THEN** Urgency Level is H
IF $(1\text{h} < x \leq 2\text{h})$ **THEN** Urgency Level is VH
IF $x \leq 1\text{h}$ **THEN** Urgency Level is U

مطابق با آنچه گفته شد هجده نوع بازار در این تحقیق وجود دارد که در جدول۲ نشان داده شده است.

جدول ۱. شرح پارامترهای سازنده فاکتور MCF

#	عنوان پارامتر	معادله محاسبه پارامتر	توضیحات
۱	CCR	$\text{CCR} = \left(\frac{\sum_{i=1}^{5}(TNC_i - TNC_{i-1})}{5}\right) \times \frac{}{100}$	● TNC: تعداد کل خریداران در MS_i ● i: شمارنده دور
۲	SCR	$\text{SCR} = \left(\frac{\sum_{i=1}^{5}(TNS_i - TNS_{i-1})}{5}\right) \times \frac{}{100}$	● TNS: تعداد کل فروشندگان
۳	APD	$\text{APD} = \frac{\sum_{i=1}^{5} PD_i}{5}$	● PD : فاصله قیمت خریدار از میانگین قیمت فروشندگان.
٤	CSR	$\text{CSR} = \left(\frac{\text{ACSD}}{\text{AMS}}\right) \times 100$ به طوریکه: $\text{ACS} = \left(\frac{\sum_{i=1}^{5}(NCR_i - NSD_i)}{5}\right) \times \frac{}{100}$	● ACSD: میانگین تعداد معاملات موفق خریدار در پنج دور جاری ● AMS: میانگین رکود بازار ● NCR: مجموع تعداد درخواست‌های خریدار ● NSD : تعداد معاملات موفق خریدار
٥	MU	$\text{MU} = \frac{(1-\text{NDOR})+\text{MDOR}}{2}$	● NDOR: نرخ فرصت های معامله جدید ● MDOR: نرخ فرصت های معامله از دست رفته.

[1] Market_Condition_Factor
[2] Market_Desirability_Class
[3] Customer Change Rate
[4] Seller Change Rate
[5] Average Price Difference
[6] Customer Success Rate
[7] Market Urgency
[8] SVM-based Market Classifier
[10] Undesirable
[11] Balanced
[12] Desirable
[13] Market Type_File
[14] Market Type

جدول۲. انواع بازار (MT) از دید خریدار

#	نوع بازار	#	نوع بازار
۱	UVL: (بازار نامطلوب، فاقد اضطرار برای معامله	۱۰	BH: (بازار متعادل، اضطرار بالا)
۲	UL: (بازار نامطلوب، اضطرار کم برای معامله)	۱۱	BVH: (بازار متعادل، اضطرار فوری)
۳	UM: (بازار نامطلوب، اضطرار متوسط برای معامله)	۱۲	BU: (بازار متعادل، اضطرار بسیار فوری)
۴	UH: (بازار نا مطلوب، اضطرار بالا برای معامله)	۱۳	DVL: (بازار مطلوب، فاقد اضطرار برای معامله)
۵	UVH: (بازار نامطلوب، اضطرار فوری برای معامله)	۱۴	DL: (بازار مطلوب، اضطرار کم برای معامله)
۶	UU: (بازار نامطلوب، اضطرار بسیار فوری برای معامله)	۱۵	DM: (بازار مطلوب، اضطرار متوسط برای معامله)
۷	BVL: (بازار متعادل، فاقد اضطرار برای معامله)	۱۶	DH: (بازار مطلوب، اضطرار بالا برای معامله)
۸	BL: (بازار متعادل، اضطرار کم برای معامله)	۱۷	DVH : (بازار مطلوب، اضطرار فوری برای معامله)
۹	BM: (بازار متعادل، اضطرار متوسط برای معامله)	۱۸	DU: (بازار مطلوب، اضطرار بسیار فوری برای معامله)

ب: مولفه بازار

در ادامه، مولفه‌های طراحی شده در سیستم بازار پیشنهادی شرح داده می‌شوند:

- **مدیر بیلبورد سراسری(GBM[1])** : این مولفه مسئول بیلبورد سراسری است و وظیفه تحلیل، ثبت و به روزرسانی اطلاعات مورد نیاز خریداران و فروشندگان در بیلبورد سراسری را بر عهده دارد.
- **مدیر بیلبورد محلی(LBM[2])**: این مولفه با مانیتور کردن بیلبورد سراسریِ بازارهایی که خریدار در آن شرکت دارد اقدام به تحلیل داده‌ها و ثبت و به روز رسانی اطلاعات مورد نیاز خریدار در بیلبورد محلی می‌نماید.
- **دسته‌بندSVMMC** : وظیفهٔ این مولفه تعیین کلاس میزان مطلوبیت بازار معامله (MDC) برای خریدارانِ تازه وارد به بازار است. این دسته‌بند بر مبنای تکنیک ماشین بردار پشتیبان طراحی شده است. دسته‌بند SVMMC اطلاعات رکورد خریدار تازه وارد به بازار (شامل پنج فیلدی که MCF را می‌سازد) را دریافت و براساس اطلاعات موجود در پایگاه دادهٔMDB برچسب MDC را تعیین می‌کند. با توجه به اینکه در هر دور ممکن است بازار نوسانهای ناگهانی (نویز) داشته باشد در محاسبهٔ MDC یک بازهٔ زمانی پنج دوری در نظر گرفته می‌شود. برای این منظور، میانگین نوسانات هریک از پارامترهای سازندهٔ MCF در پنج دور محاسبه و به عنوان ورودی به دسته‌بند SVMMC داده می‌شود.

ج : پایگاه دانش CKB[3]

حاوی نسبت اهمیتِ ضرایب α ، β و γ در رابطه ۲ است که به واسطهٔ پرسشنامه‌ای که به ازای هریک از شرایط بازار توسط ۱۰۰ فرد خبره در حوزه‌های اقتصاد، ابر و نیز متخصصینی با تجربهٔ مشترک در هر دو حوزه تکمیل شده، جمع آوری شده است. پرسشنامه‌ها بصورت ماتریس ضرایب طراحی شده اند. پس از جمع‌آوری پرسشنامه‌ها، جهت تحلیل آنها و تعیین نسبت اهمیتِ ضرایب α ، β و γ روش AHP به کار گرفته می‌شود. خروجی این مرحله نسبت اهمیتِ ضرایب α ، β و γ پایگاه دانش برای هریک از هجده MT نشان داده شده در جدول ۲ است.

د : عامل بازار

در این بازار و برای اتوماتیک کردن فرآیند معامله دو عامل زیر طراحی شده است:

- **مدیر بازار(MM[4])**: وظایف مدیر بازار به شرح زیر است:
  i. پنج پارامتر موثر در تعیین MDC را از مدیر بیلبورد محلی دریافت و به دسته‌بند SVMMC می‌دهد. شرح این پارامترها و چگونگی محاسبه آنها در جدول ۱ آمده است.
  ii. براساس خروجی دسته بند SVMMC و سطح فوریتِ خریدار، با استفاده از الگوریتم ۱ یکی از انوع بازار (MT) که جدول ۲ نشان داده شده است را در خروجی تولید می‌کند.
  iii. براساس نوع بازار (MT)، نسبت اهمیتِ ضرایب α ، β و γ را از پایگاه دانش CKB استخراج و به عامل خریدار اعلام می‌نماید.
- **خریدار**: محاسبهٔ قیمت پیشنهادی براساس رابطه ۲ و اعلام آن به فروشنده.

[1] Global Billboard Manager
[2] Local Billboard Manager
[3] Coefficient_Knowledge Base
[4] Market Manager

Algorithm 1 : Determination of MT
Input : MDC ,UG
Output: MT

Switch Case (MDC) {

Case1: MDC is U
IF ($12\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 16\mathbf{h}$) THEN MT is UVL
IF ($7\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 12\mathbf{h}$) THEN MT is UI
IF ($4\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 7\mathbf{h}$) THEN MT is UM
IF ($2\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 4\mathbf{h}$) THEN MT is UH
IF ($1\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 2\mathbf{h}$) THEN MT is UVI
IF ($\boldsymbol{UG} \leq 1\mathbf{h}$) THEN MT is UU

Case2: MDC is B
IF ($12\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 16\mathbf{h}$) THEN MT is BV
IF ($7\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 12\mathbf{h}$) THEN MT is BI
IF ($4\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 7\mathbf{h}$) THEN MT is BM
IF ($2\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 4\mathbf{h}$) THEN MT is BH
IF ($1\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 2\mathbf{h}$) THEN MT is BVI
IF ($\boldsymbol{UG} \leq 1\mathbf{h}$) THEN MT is BU

Case3: MDC is D
IF ($12\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 16\mathbf{h}$) THEN MT is DV
IF ($7\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 12\mathbf{h}$) THEN MT is DI
IF ($4\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 7\mathbf{h}$) THEN MT is DM
IF ($2\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 4\mathbf{h}$) THEN MT is DH
IF ($1\mathbf{h} < \boldsymbol{UG} \leq 2\mathbf{h}$) THEN MT is DVI
IF ($\boldsymbol{UG} \leq 1\mathbf{h}$) THEN MT is DU

Output (MT);}

۴- فرایند معامله در بستر بازار پیشنهادی

در ادامه، فرآیند معامله در بستر بازار پیشنهادی بیان می‌شود:
هر مشتری با ورود به بازار معامله به تابع ساخت قیمت (یعنی رابطه ۲) مجهز می‌شود. در صورتیکه بیش از پنج دور از ورود خریدار به بازار سپری نشده باشد (یعنی $c <= 5$) ضرایب α ، β و γ در رابطه ۲ برابر یکدیگر تنظیم می‌شود (یعنی $\alpha = \beta = \gamma = 1/3$). در هر دور معامله، مدیر بیلبورد محلی مقدار پارامترهای مورد نیاز برای تعیین MDC را از بیلبورد سراسریِ بازارهایی که خریدار در آنها شرکت کرده، می‌خواند و ذخیره می‌کند. مدیر بیلبورد این کار را در بازه‌های زمانی پنج دوری تکرار می‌کند. مقدار عددی پنج براساس نتایج تجربی و میانگین زمانی تغییرات در بازار انتخاب شده است. پس از اتمام هر بازۀ پنج دوری، مقادیر این پنج پارامتر توسط عامل بازار دریافت و در اختیار دسته‌بند SVMMC قرار داده می‌شود (توضیحات تکمیلی در بخش ۴-۱ آمده است). در ادامه، براساس خروجیِ دسته‌بند SVMMC و سطح فوریتِ خریدار، نوع بازار (MT) توسط عامل بازار به عنوان خروجی در این مرحله اعلام می‌شود. سپس، ضرایب α، β و γ متناظر با مقدار MT توسط عامل بازار از پایگاه دانش CKB استخراج و برای محاسبه قیمت پیشنهادی در اختیار خریدار قرار داده می‌شود. فلوچارت متناظر با فرآیند معامله در شکل ۲ نشان داده شده است.
بخش‌های اصلی محاسباتی آنلاین در الگوریتم پیشنهادی ما به صورت: الف) محاسبه قیمت پیشنهادی براساس رابطه ۲، ب) محاسبه سطح فوریت، ج) بازیابی از پایگاه دادۀ MDB ، د) تعیین MT براساس الگوریتم ۱ و ه) اجرای دسته‌بند SVMMC است. همچنین، ساخت پایگاه دانش CKB به صورت آفلاین انجام می‌شود. محاسبات بندهای "الف" تا "د" مجموعه ای از چهار عمل پایه ریاضی شامل جمع، ضرب، تفریق و تقسیم هستند و بر این اساس پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی در این مراحل برابر $O(1)$ می باشد. از این گذشته پیچیدگی محاسباتی SVM در بند "ه" برابر با $O(n^3)$ است [۱۵]. لذا، پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی برابر $O(n^3)$ است. از آنجایی‌که این عدد کوچکی است، این پیچیدگی محاسباتی بسیار ناچیز است. این مقدار با توجه به تنظیمات SVM، تعداد ورودیها و قدرت محاسباتی محیط ابر ناچیز است.

۴-۱ تعیین MDC توسط دسته‌بند SVMMC

اساس کار دسته بند تعیین تابعی است که براساس دسته کلاس های موجود بتوان داده های جدید را دسته بندی نمود[۱۶].
طبق مطالعات صورت پذیرفته، دسته‌بندی کننده ها به دو نوع ابزار مولد و تشخیصی تقسیم می‌شوند. که مدل تشخیصی برای پیش بینی تابع دسته بندی کننده و مدل مولد برای برآورد میزان پراکندگی داده ها در یک دسته کلاس خاص استفاده می شود [۱۷]. مسائل دسته بندی به تعیین ویژگی های مجموعه ای از داده های موجود می پردازد و مشخص می‌کند این ویژگی ها مربوط به کدام گروه از داده ها می باشد [۱۸]. SVM از جمله روش های جدید و مهم در حل مسائل گوناگون مانند مسئله دسته بندی می باشد.
الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)، تابعی را می سازد که طبق داده های برچسب‌گذاری شده، بتواند داده‌های جدید را براساس ویژگی های آنها به دسته کلاس خاصی تخصیص دهد. این موضوع باعث شد SVM به یک دسته بند خطی تبدیل شود. براین اساس

الگوریتم SVM از نوع تشخیصی می‌باشد که از آن برای تشخیص دسته کلاس داده های جدید استفاده می‌شود[۱۷].

برای درک عملکرد SVM، ۲ مفهوم وجود دارد: ۱- ابر صفحه جداکننده ۲- حداکثر حاشیه. SVM داده‌ها را با استفاده از یک ابرصفحه جداسازی می‌نماید. ابرصفحه بردار پشتیبانی است که بیشترین فاصله را از هر طرف دارا می‌باشد. فاصله بین دورترین بردار پشتیبان را حاشیه می‌نامند [۱۹].

۵- ارزیابی کارایی

ارزیابی راهکار قیمت‌گذاری پیشنهادی در شبیه ساز Cloudsim 3.1 انجام شده است. همچنین، برای پیاده‌سازی دسته‌بند SVMMC از نرم افزار متلب استفاده شده است. برای راحتی در خواندن و نوشتن، از این پس روش پیشنهادی در این مقاله را DPMA[1] می‌نامیم. با توجه به اینکه هدف سیستم پیشنهادی ارائه راهکاری با محاسبات ساده و قابل پیاده‌سازی در محیط‌های واقعی ابری است می‌بایست روش انتخابی برای مقایسه نیز خصوصیاتی نزدیک به اهداف این پژوهش داشته باشد. بنابر تحقیقات نویسندگان، بازار پیشنهادی در [۱۳] با نام Cloud Market Maker شباهت و انطباق مناسبی با فضای معامله و اهداف این تحقیق دارد لذا، مبنای مقایسه مناسبی است.

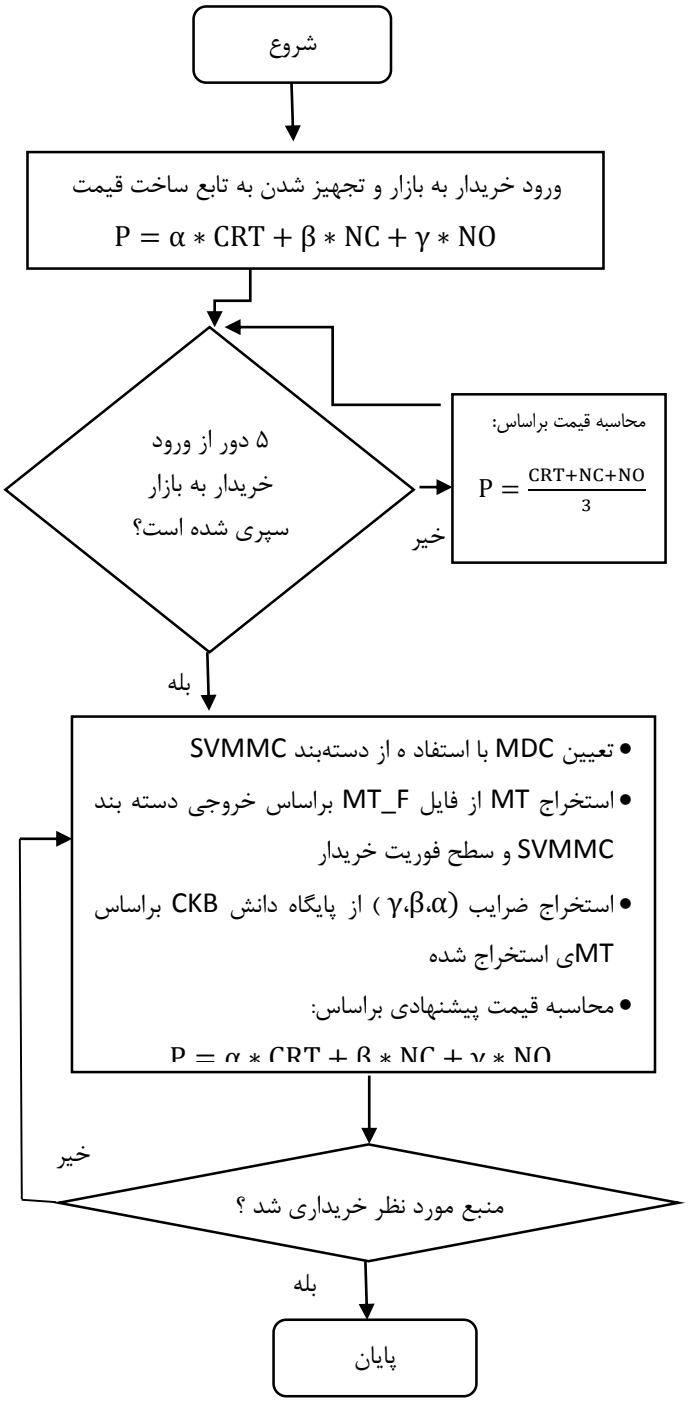
۵-۱ معیارهای ارزیابی

سه معیار برای ارزیابی سیستم پیشنهادی در این مقاله در نظر گرفته می‌شود: ۱) تعداد معاملات موفق، ۲) قیمت پرداختی خریدار و ۳) میزان بهره‌وری خریدار است.

بهره‌وری خریدار براساس رابطه ۴ محاسبه می‌شود:

$$\text{Utility} = 1 - \frac{P}{RP} \qquad (۴)$$

بطوریکه، P و RP به ترتیب برابر قیمت ساخته شده خریدار و بیشینه بودجه خریدار است.



شکل ۲. الگوریتم ساخت قیمت در بازار پیشنهادی

۵-۲ تنظیمات بستر شبیه سازی

سناریوهای متفاوتی می‌توانند در بازار ابر اتفاق بیافتند. به این معنا که، عملکرد سیستم پیشنهادی ما در سناریوهای مختلفی می‌بایست

[1] Dynamic Price Maker Algorithm

ارزیابی شود. این سناریوها بر مبنای پارامترهایی مانند چگالی، تعداد خریدار و مطلوبیت بازار مدل می‌شوند. تنظیمات مرتبط با چگالی و مطلوبیت بازار در جدول ۳ نشان داده شده است. پیکربندی منابعی که خریداران می‌توانند درخواست دهند در جدول ۴ نشان داده شده است.

به دلیل محدودیت فضا نمی‌توان نتایج حاصل از ترکیب تمام شرایط مختلف که روش پیشنهادی می‌بایست تحت آن ارزیابی شود را نشان داد. لذا، ارزیابی روش پیشنهادی تحت سه سناریو به شرح ذیل انجام می‌پذیرد:

سناریو اول : در این سناریو، تعداد خریداران بازار برابر ۱۰ و تعداد فروشندگان بازار برابر ۲ است. در نتیجه، نسبت تعداد فروشنده به تعداد خریدار برابر ۰,۲ است و لذا، طبق الگوریتم ۱ بازار برای خریدار نامطلوب است. همچنین، محدوده درخواست مشتریان در بازه ۱ الی ۱۰ منبع قرار دارد.

جدول ۳. تنظیمات بستر شبیه سازی

نوع بازار (از دید خریدار)	تعداد خریداران	تعداد فروشندگان	نسبت عاملها
D	[1,20]	[10,200]	CTP: [1.5,0.2]
B	[2,40]	[10,200]	CTP:1
U	[3,67]	[10,200]	PTC: [1.5,0.2]

**CTP: Customer-to-Provider*
**PTC: Provider-to-Customer*

جدول ۴. پیکربندی منابع ابر [۱۳]

نوع منبع	نمونه خیلی کوچک	نمونه کوچک	نمونه متوسط	نمونه بزرگ
RAM	1-2 GB	4-8 GB	16-32 GB	48-64 GB
Disk	20-60 GB	80-240 GB	320-800 GB	1-1.5 TB
#CPU	1	1-2	3-4	8-12

سناریو دوم : در این سناریو، تعداد خریداران بازار برابر ۲۰ و تعداد فروشندگان بازار برابر ۲۰ است. در نتیجه، نسبت تعداد فروشنده به تعداد خریدار برابر ۱ است و لذا، طبق الگوریتم ۱ بازار برای خریدار متعادل است. همچنین، محدوده درخواست مشتریان در بازه ۱ الی ۲۵ منبع قرار دارد.

سناریو سوم : در این سناریو، تعداد خریداران بازار برابر ۱۰ و تعداد فروشندگان بازار برابر ۵۰ است. در نتیجه، نسبت تعداد خریدار به تعداد فروشنده برابر ۰,۲ است و لذا، طبق الگوریتم ۱ بازار برای خریدار مطلوب است. همچنین، محدوده درخواست مشتریان در بازه ۱ الی ۱۰۰ منبع قرار دارد.

در این ارزیابی، خریدار با ورود به بازار مبلغ ۵۰ دلار را بعنوان قیمت اولیه (کمینه قیمتی که خریدار مایل به پرداخت است) و مبلغ ۲۰۰ دلار را بعنوان قیمت رزرو در نظر می‌گیرد. هر قیمت پیشنهادیِ خریدار در این بازه است. در صورتیکه این مبلغ مورد تایید فروشنده‌ای باشد، معامله با موفقیت به اتمام می‌رسد. همچنین، در تمام ارزیابی‌ها فوریت خریدار در بازه ۱۰ دقیقه الی ۱۶ ساعت در نظر گرفته شده است.

۳-۵ نتایج و بحث

در ادامه نتایج بدست آمده از شبیه سازی گزارش می‌شود. این نتایج، حاصل از میانگین ۱۰۰ دور اجرای شبیه سازی است.

شکلهای ۲، ۳ و ۴ به ترتیب تعداد تراکنش‌ها (معاملات) موفق خریداران در بازارهای نامطلوب، متعادل و مطلوب را نسبت به فوریت زمانی نشان می‌دهند. محور افقی در این نمودار فوریت زمانی خریدار براساس ساعت است. نمودار نزولی نشاندهنده این است که هرچه فوریت زمانی یک خریدار بالاتر برود (یعنی ابتدای نمودار)، آن خریدار مبلغ بیشتری از بودجه خود را برای بالا بردن شانس موفقیت خرج کرده و در نتیجه تعداد تراکنشهای موفق بالاتر می‌رود.

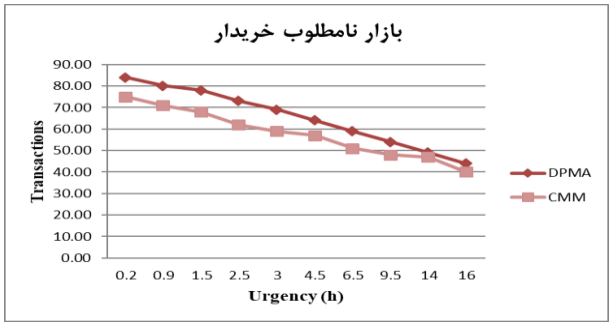
در روش پیشنهادی در این مقاله، با اجرای دسته‌بند SVMMC و سپس استخراج ضرایبِ تابع ساخت قیمت از پایگاه دانش CKB (که برمبنای نظرات خبرگان تکمیل و به صورت دوره‌ای به روز رسانی می‌شود) واکنش خریدار به نسبت خریداری که در بازار پیشنهادی CMM معامله می‌کند بهبود پیدا کرده است . لذا، تعداد تراکنشهای موفق بیشتری در روش پیشنهادی حاصل شده است. به صورت میانگین روش پیشنهادی ما در بازارهای نامطلوب، متعادل و مطلوب به ترتیب تعداد تراکنشهای موفق را ۱۴,۲٪، ۱۲,۵٪ و ۱۵,۲٪ بهبود داده است.

شکل‌های ۵، ۶ و ۷ به ترتیب هزینه پرداختی خریداران در بازارهای نامطلوب، متعادل و مطلوب را نسبت به فوریت زمانی نشان می‌دهند. با بررسی شکل‌های ۵ تا ۷ مشخص گردید که هرچه فوریت زمانی خریدار بیشتر باشد مبلغ بیشتری را برای رسیدن به معامله‌ای موفق می‌پردازد لذا شکل نمودار نزولی است. همچنین، همانطور که انتظار

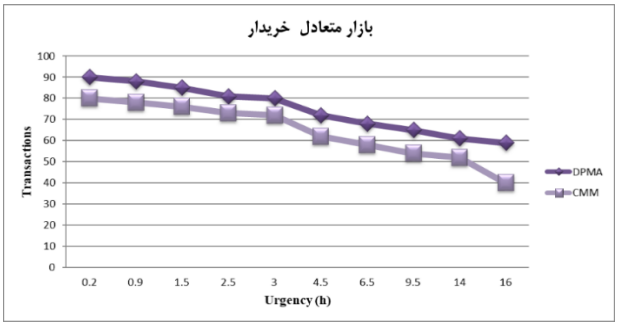
می‌رفت، مبلغی که خریداران در بازار نامطلوب پرداخت می‌کنند از مبلغی که در بازار متعادل و سپس در بازار مطلوب پرداخت می‌کنند، بیشتر است. ارزیابی از شرایط بازار و اعمال اتوماتیک نظر کارشناسان و خبرگان بازار باعث شده است که خریداری که در بازار پیشنهادی ما معامله می‌کند در مقایسه با خریداری که در بازار پیشنهادی CMM معامله می‌کند تصمیم گیریهای مناسبتری برای پرداخت داشته باشد و درنتیجه هزینه کمتری بکند.

بهره‌وری نسبت به فوریت زمانی در بازارهای نامطلوب، متعادل و مطلوب به ترتیب در شکل‌های ۸، ۹ و ۱۰ نشان داده شده است.

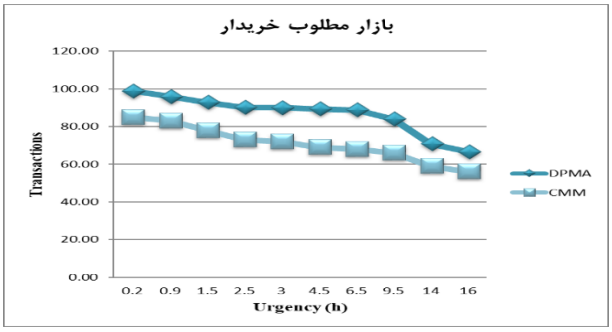
همانطور که در شکل‌های ۸ تا ۱۰ نشان داده شده است بهره‌وری با افزایش فوریت زمانی کاهش می‌یابد چراکه خریدار به دلیل اینکه آسودگی خیال بیشتری از داشتن زمان کافی برای معامله دارد کمتر از بودجه خود خرج می کند و منتظر بازارها و پیشنهادات مناسبتر می‌ماند. بدیهی است که هر چه میزان هزینه کردن برای رسیدن به معاملهٔ موفق کاهش یابد، بهره‌وری افزایش می‌یابد. بنابر دلایلی که پیشتر گفته شد، بهره‌وری روش DPMA نسبت به CMM در تمام سناریوهای ارزیابی بیشتر است.



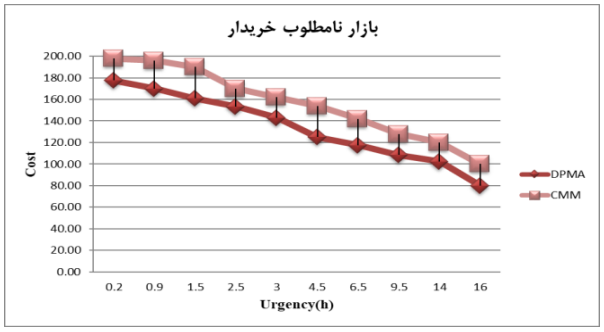
شکل ۲. تعداد تراکنشها (معاملات) موفق خریداران در بازار نامطلوب



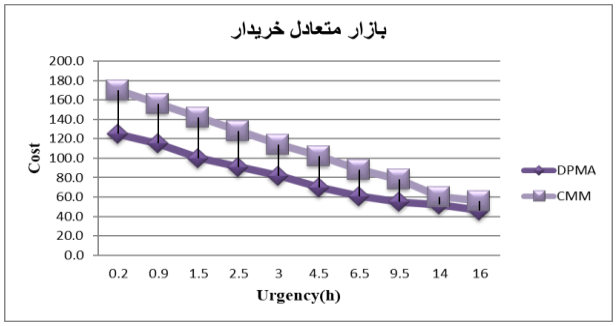
شکل ۳. تعداد تراکنشها (معاملات) موفق خریداران در بازار متعادل



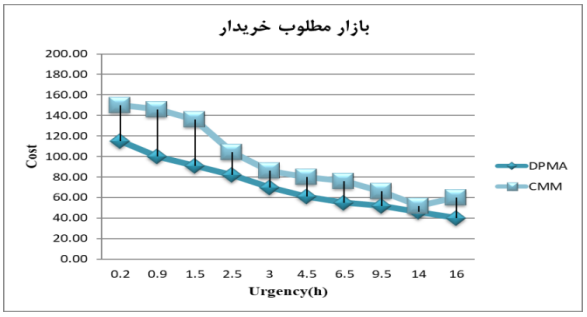
شکل ۴. تعداد تراکنشها (معاملات) موفق خریداران در بازار مطلوب



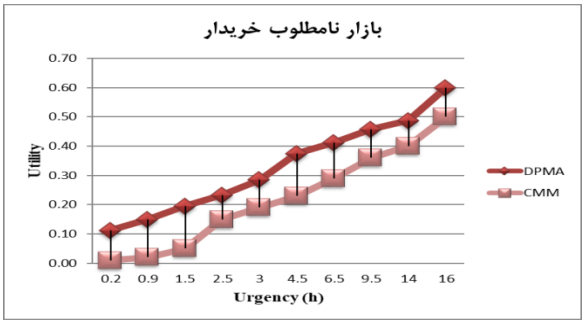
شکل۵. هزینه پرداختی خریداران در بازار نامطلوب



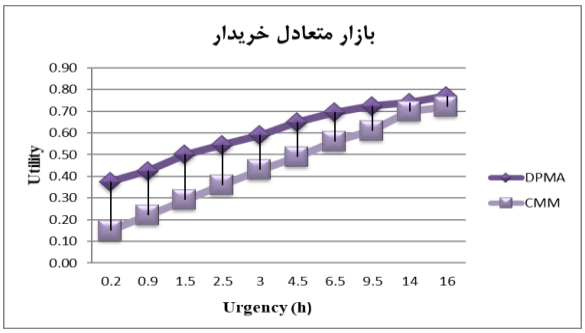
شکل ۶. هزینه پرداختی خریداران در بازار متعادل



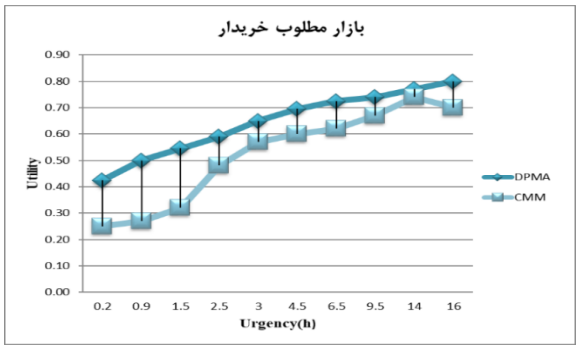
شکل ۷. هزینه پرداختی خریداران در بازار مطلوب



شکل ۸. میزان بهره‌وری خریداران در بازار نامطلوب



شکل ۹. میزان بهره‌وری خریداران در بازار متعادل



شکل ۱۰. میزان بهره‌وری خریداران در بازار مطلوب

۶- نتیجه گیری و پیشنهادات آتی

در این مقاله، یک راهکارِ هوشمند مبتنی بر حراج با نام DPMA با هدف طراحی یک سیستم قیمت‌گذاری منابع ابری با ویژگیهای: ۱) پیچیدگی محاسباتی پایین، ۲) دقت بالا، ۳) انعطاف‌پذیری بالا، و ۴)پیاده‌سازی آسان در محیط‌های ابر واقعی، پیشنهاد شده است. در این راهکار، به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی یک تابع خطی وزندار برای قیمت‌گذاری طراحی شده است. این تابع خطی براساس سه پارامتر: فوریت خریدار، تعداد رقیبان و تعداد حریفان تعریف شده است. همچنین به منظور افزایش انعطاف پذیری و دقت محاسبات، ضرایب وزنی در این تابع باترکیب تکنیک‌های SVM و AHP تنظیم می‌شوند. به عبارت دیگر، این ضرایب با توجه به نوع بازار ابر به صورت اتوماتیک و براساس نظرات خبرگان که در پایگاه دانشی تجمیع شده است محاسبه و اعمال می‌شوند. ارزیابی در بستر شبیه-سازی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش CMM [۱۳] از نظر معیارهای کارایی: ۱) تعداد معاملات موفق، ۲) قیمت پرداختی خریدار، و ۳) میزان بهره‌وری خریدار عملکرد بهتری داشته است. به عبارتی دیگر، سیستم پیشنهادی در انتخاب و تنظیم پویای قیمت بسیار موثر و مقرون به صرفه می‌باشد.

امروزه، شرکت‌های داخلی مانند ابرآروان[۲۰]، پارس پروا [۲۱] و ایران هاست[۲۲] در حال توسعه فعالیت‌های خود به منظور ارائه سرویس‌های ابری با سطح کیفیت خدمات مورد نیاز مشتریان و قیمت مناسب هستند. مشتریان سرویس‌های ابری می‌توانند براساس نیاز خود پیکربندی سرویس موردنظر را از میان تنوع بالای سرویس‌های ارائه شده توسط این شرکت‌ها انتخاب و هزینه‌های مرتبط را به راحتی و براساس تعرفه‌های روزانه، ساعتی یا ماهانه پرداخت کنند. این بدان معنا است که این شرکت‌ها سیاست قیمت‌گذاری ایستای سرویس-های ابری را دنبال می‌کنند. اگرچه به کارگیری قیمت‌گذاری ایستا پیاده‌سازی متد قیمت‌گذاری را ساده‌تر می‌کند اما، به دلایلی که در [۲۳] توضیح داده شده است نمی‌تواند مانند روش قیمت‌گذاری پویا سود سرویس‌دهندگان و سرویس‌گیرندگان خدمات را تضمین کند. به عنوان مثال، قیمت‌گذاری ایستا قادر به انعکاس وضعیت بازار که به دلیل نوسانات موجود در عرضه و تقاضای یک نوع سرویس به وجود می‌آید، نمی‌باشد. آمازون در زمره اولین شرکت‌های موفقی است که در راستای بهبود شیوه قیمت‌گذاری و ایجاد فرصت‌های جذاب برای مشتریان از روش قیمت‌گذاری ایستا فاصله گرفته است. لذا، نظر به موفقیت روش قیمت‌گذاری پویا، شرکت‌های داخلی فراهم کننده خدمات ابری می‌توانند از مزایای روش قیمت‌گذاری پویای پیشنهاد شده در این مقاله که کاهش پیچیدگی محاسباتی و اجرایی در محیط واقعی، افزایش دقت و افزایش انعطاف‌پذیری را هدف قرار داده است بهره‌مند شوند. درنتیجه، محققین در کارهای آتی خود پیاده‌سازی راهکار پیشنهادی در محیط یک ابر واقعی(با تمرکز بر محیط‌های ابری توسعه داده شده توسط شرکت‌های داخلی) را دنبال خواهند کرد.

مراجع

[1] R., Hassanzadeh, A., Movaghar, and H.R., Hassanzadeh, "A Multi-Dimensional Fairness Combinatorial Double-Sided Auction Model in Cloud Environment", 8th International Symposium on Telecommunications (IST), IEEE, pp. 672-677, 2016.

[2] L., Dierks, and S., Seuken, "Cloud Pricing: The Spot Market Strikes Back", Management Science, 2021,DOI:https://doi.org/10.1287/mnsc.2020.3907.

[3] C., Wu, A.N., Toosi, R., Buyya, and K., Ramamohanarao, "Hedonic Pricing of Cloud Computing Services", IEEE Transactions on Cloud Computing, 9 (1), pp. 182-196 , 2021.

[4] N., Sultan, "Making Use of Cloud Computing for Healthcare Provision :Opportunities and Challenges", International Journal of Information Management, 34(2), pp. 177– 184, 2014.

[5] S.R., Dibaj, A., Miri, and S.A., Mostafavi, "A Cloud Dynamic Online Double Auction Mechanism (DODAM) for Sustainable Pricing", Telecommunication Systems, 75(4), pp. 461-480, 2020.

[6] P., Rad-Jahanbani, S., Adabi, and A., Rezaee, "A New Multi-agent Group-buying Auction for Automated VM-to-Customer Mapping", Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce, 31(1), pp. 35-58, 2020.

[7] R., Ananthakumer, K., Kartheeban, "Resource Allocation Using Dynamic Pricing Auction Mechanism for Supporting Emergency Demands in Cloud Computing", Journal of Parallel and Distributed Computing, 2021, DOI: https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2021.07.016.

[8] J., Rong, T., Qin, and B., An, "Competitive Cloud Pricing for Long-Term Revenue Maximization", Journal of Computer Science and Technology, 34(3), pp. 645-656, 2019.

[9] L., Mashayekhy, M. M., Nejad, D., Grosu, and A.V., Vasilakos, "An Online Mechanism for Resource Allocation and Pricing in Clouds", IEEE Transactions on Computers, 65(4), pp. 1172-1184, 2016.

[10] G.V., Prasad, A.S., Prasad, and Sh., Rao, "A Combinatorial Auction Mechanism for Multiple Resource Procurement in Cloud Computing", IEEE Transactions on Cloud Computing, 6(4), pp. 904-914, 2015.

[11] S., Li, J., Huang and B., Cheng, "A Price-Incentive Resource Auction Mechanism Balancing the Interests Between Users and Cloud Service Provider", IEEE Transactions on Network and Service Management, 18(2), pp. 2030-2045, 2020.

[12] S., Adabi, F., Alayin, and A., Sharifi, "A new flexible pricing mechanism considering price-quality relation for cloud resource allocation", Evolving Systems, 12, pp. 541-565, 2021.

[13] B., Javed, P., Bloodsworth, R.U., Rasool, K., Munir and O., Rana, "Cloud Market Maker: An Automated Dynamic Pricing Marketplace for Cloud Users", Future Generation Computer Systems, 54, pp. 52-67, 2016.

[14] R., Lu, Y., Liang, Q., Ling, Ch., Li, and, W., Wu, "Double Auction and Profit Maximization Mechanism for Jobs with Heterogeneous Durations in Cloud Federations", Journal of Cloud Computing, 10(1), pp. 1-22, 2021.

[15] A., Abdiansah and R., Wardoya, "Time Complexity Analysis of Support Vector Machines (SVM) in LibSVM", International Journal of Computer Applications, 128(3), 2015.

[۱۶] قاسمیان، نفیسه، آخوندزاده هنزائی، مهدی، "مقایسه روش های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم گیری در شناسایی ابر در تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸"، نشریه علمی-ترویجی مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دوره هفتم، شماره ۴، آبان ۱۳۹۵.

[17] M., Rahmani, M., Momeni, "Alzheimer Speech Signal Analysis of Persian Speaking Alzheimer's Patients", Computational Intelligence in Electrical Engineering, 11(1), pp. 81-94, 2020.

[۱۸] اشرفی اصفهانی، حمیدرضا، "روشی برای طبقه بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های داده کاوی داده‌های بزرگ"، کنگره ملی

تحقیقات بنیادین در مهندسی کامپیوتر و فن‌آوری اطلاعات، تهران، ۱۳۹۸ .

[19] V.S., Noble, “What is a Support Vector Machine?”, Nature Publishing Group, 24, pp. 1565-1567, 2006

[20] https://www.arvancloud.com

[21] https://parspack.com

[22] https://iranhost.com

[23] V., Kamra, K., Sonawane and P., Alappanavar, “Cloud Computing and ITS Pricing Schemes”, International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), 4, pp. 577-581, 2012.