

ارائه روشی نوین در سیستم‌های چند عامله با استفاده از استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه برای تخصیص منابع

محمد رضا میبیدی
دانشگاه صنعتی امیرکبیر
mmeybodi@aut.ac.ir

بهروز معصومی
دانشگاه آزاد اسلامی قزوین
masoumi@Qiau.ac.ir

سعید صبامنیری
دانشگاه آزاد اسلامی واحد صوفیان
Saba_Moniry@Hotmail.com

GA [۵]، A* [۶]، و اتوماتای یادگیر [۷] از جمله این روش‌ها هستند. در تمام این مدل‌ها تخصیص وظیفه، بدون استفاده از تجربیات گذشته، راه-حل را می‌سازند. در [۸] یک مدل ترکیبی از تکنیک‌های اتوماتای یادگیر و استنتاج مبتنی بر مورد به نام CBR-LA ارائه شده است که هدف عمده و ویژگی کلیدی آن کاهش تعداد تکرار و دستیابی نسبتاً سریع به پاسخ بر اساس تجارب گذشته می‌باشد. مدل دیگری در [۹] بر اساس این مدل بنام ICBR-LA ارائه شده است که در کاربرد تخصیص وظایف به مجموعه‌ای از پردازنده‌های HC استفاده شده است.

هدف اصلی این مقاله بکارگیری همکاری چندعامله به منظور ارائه مدلی بهبود یافته برای تخصیص ایستای وظایف می‌باشد. این روش با فراهم ساختن بستر همکاری برای عامل‌های درگیر در حل مساله و نیز امکان استفاده عامل‌ها از تجارب مشابه گذشته، عملکرد الگوریتم‌های CBR-LA، ICBR-LA و Max-Min را بهبود می‌دهد. جهت نمایش میزان این بهبود، آزمایش‌هایی انجام گرفته‌اند که نشان می‌دهند مدل همکاری پیشنهادی (CoopMA-ICBRLA)، پاسخ‌های تولیدی الگوریتم-های مذکور را تا حد قابل توجهی بهبود می‌دهد. در ادامه مقاله، در بخش ۲ مقدمه‌ای در مورد CBR و کاربردهای آن و در بخش ۳ به معرفی استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه (Coop-CBR) پرداخته شده است. در بخش ۴ تعریفی از مساله نگاشت وظایف انجام شده و بدنبال آن در بخش ۵ مدل همکاری چندعامله پیشنهادی ارائه شده و در بخش ۶ محیط شبیه‌سازی و نتایج آزمایش‌های انجام شده ارائه می‌شوند. در نهایت بخش ۷ نتیجه‌گیری نهایی از کارهای انجام شده را ارائه می‌دهد.

۲- استنتاج مبتنی بر مورد و کاربردهای آن

تکنیک استنتاج مبتنی بر مورد (CBR) یک روش حل مساله مبتنی بر دانش است که بر پایه استفاده مجدد از تجربیات پیشین عمل می‌کند و از تحقیقات علوم شناختی پدیدار شده است [۱۰، ۱۱]. در این روش فرض بر این است که مسائل مشابه می‌توانند راه‌حلهای مشابهی داشته باشند. لذا، ممکن است مسائل جدید با روشهای تجربه شده در مسائل قبلی قابل حل باشند. برخلاف تکنیک‌های سنتی مبتنی بر دانش، CBR بر روی تجربه حل مساله خاصی تمرکز می‌کند که برگرفته از موارد جمع‌آوری شده در پایگاه مورد است. فعالیتهای اصلی در حین حل مسائل با این روش، در چرخه CBR، تشریح می‌شود که در شکل ۱

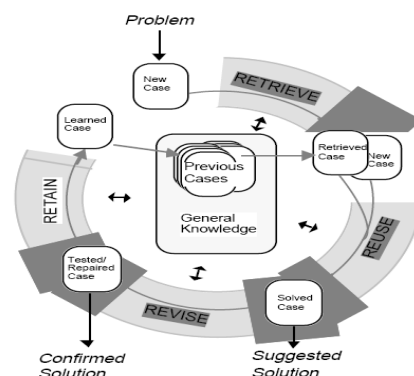
چکیده: در این مقاله، یک سیستم چند عامله با استفاده از مفهوم استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه برای انتساب ایستای وظایف در سیستم‌های محاسباتی ناهمگن، ارائه گردیده است که در آن هر یک از عامل‌ها از الگوریتم ICBR-LA برای انجام وظایف خود در جهت یافتن راه‌حلی نزدیک به بهینه برای مساله‌ی جاری، در همکاری با عامل‌های دیگر بکار می‌برند. در این روش هر عامل می‌تواند از تجارب گذشته خود در حل مساله استفاده نماید. هدف این مقاله ارائه روشی جدید بر اساس معماری چندعامله و همکاری عامل‌ها برای کاهش مقادیر معیار کارایی مورد نظر (Makespan) در حین یافتن یک راه‌حل بهینه می‌باشد. به منظور ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی از شبیه‌سازی کامپیوتری و مقایسه‌ی نتایج بدست آمده از اجرای این الگوریتم با چند الگوریتم موجود استفاده شده است که نتایج بدست آمده، کارایی بهتری را برای مدل پیشنهادی نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: همکاری چندعامله، استنتاج مبتنی بر مورد، اتوماتای یادگیر، زمانبندی وظایف.

۱- مقدمه

محیط‌های محاسباتی ناهمگن (HC) ماشین-مرکب، دنباله‌ای توزیع شده از ماشین‌های با کارایی بالا را بکار می‌گیرند تا بتوانند برنامه‌های کاربردی را که از نظر محاسباتی نیازمندیهای متفاوتی دارند اجرا نمایند. عمل انتساب مجموعه‌ای از وظایف (متاوظیفه) به ماشین‌ها و زمانبندی ترتیب اجرای آنها را نگاشت می‌نامند. مساله‌ی عمومی نگاشت بهینه وظایف به ماشین‌ها در یک دنباله HC، بعنوان یک مساله NP-complete شناخته شده است [۱]. متاوظیفه بعنوان مجموعه‌ای از وظایف مستقل تعریف می‌شود که هیچ وابستگی داده‌ای بین وظایف وجود ندارد [۲]. مساله نگاشت می‌تواند بطور ایستا یا پویا انجام شود. در نگاشت ایستا فرض می‌شود هر ماشین در هر لحظه یک وظیفه واحد را به ترتیبی که وظایف تخصیص داده می‌شوند، اجرا می‌کند و هدف از آن، مینیمم کردن زمان کل اجرای متاوظیفه است. اندازه‌ی متاوظیفه و تعداد ماشین‌های موجود در دنباله HC، ایستادگی از قبل شناخته شده است. روش‌های مختلفی برای نگاشت ایستای وظایف به کار رفته‌اند، الگوریتم‌هایی که بر پایه تکنیک‌های تئوری گراف عمل می‌کنند، simulated-annealing [۳]، MET، MCT، Min-min، Max-min [۴]،

نشان داده شده است [۱۰ و ۱۱ و ۱۲]. باید توجه داشت که CBR یک راه-حل قطعی را پیشنهاد نمی‌کند بلکه فرضیات و نظراتی را برای عبور از فضای راه‌حل، ارائه می‌کند. تکنیک CBR در کاربردهایی مفید است که درک کاملی از فضای پاسخ مساله وجود نداشته باشد و امکان تکراری بودن مسائل و مشابه بودن آنها وجود داشته باشد، و نیز از لحاظ برخی معیارها همانند زمان، حل یک مساله اهمیت داشته باشد [۱۰ و ۱۳]. در سالهای اخیر، CBR قابلیت‌های بالایی را در حوزه‌های مختلفی نظیر تصمیم‌گیری، پیشگویی، تشخیص عیب، برنامه‌ریزی، کنترل کیفیت، پشتیبان تصمیم، محاسبات توزیع‌شده [۱۴] و بازیابی اطلاعات نشان داده است. با توجه به ویژگی‌های مذکور مساله‌ی تخصیص وظایف می‌تواند بعنوان یکی از کاربردهایی مطرح باشد که امکان سود جستن از CBR برای آن امکانپذیر می‌باشد. در منابع [۸ و ۹] این تکنیک برای حل مسائل در این کاربرد، مورد استفاده قرار گرفته و چنین نتیجه‌گیری شده است که بکار بردن CBR و استفاده از تجارب قبلی، در کاهش تعداد تکرارهای مورد نیاز الگوریتم و بهبود نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتمها موثر بوده و از لحاظ زمانی مقرون به صرفه است.



شکل ۱. چرخه‌ی استنتاج مبتنی بر مورد [۱۰ و ۱۲]

۳- استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه (Coop-CBR)

استنتاج مبتنی بر مورد (CBR) و سیستمهای چندعامله (MAS) دو الگوی متفاوت در هوش مصنوعی هستند. یکپارچه‌سازی CBR و MAS طی سالهای اخیر مورد توجه انجمن هوش مصنوعی واقع شده است زیرا CBR به الگوی سیستمهای چندعامله توانایی یادگیری خودمختار از تجارب را ارائه می‌کند [۱۵]. در مقایسه با سیستمهای استنتاج مبتنی بر مورد تک‌عامله، سیستمهای چندعامله مشترکاً یک توزیع از پایگاه موارد و/یا برخی جنبه‌های چرخه‌ی حیات CBR بین یک یا چند عامل را دارا می‌باشند [۱۶].

آقای Plaza در سال ۱۹۹۷ روشی را با عنوان یادگیری متناظر مشارکتی مطرح کردند که هدف از آن انجام مطالعاتی در رابطه با همکاری بین عاملها بود. در این روش، عاملها قابلیت یادگیری و حل مسائل را با استفاده از استنتاج مبتنی بر مورد دارا بودند [۱۷]. با توجه به اینکه عاملها با هم همکاری کرده و دارای پایگاه موارد هستند، عنوان

این روش "استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه" (Coop CBR) نامگذاری شده است. اگر عامل CBR دارای تجارب خوبی در مورد مساله جدید باشد، روش CBR به تنهایی خوب عمل می‌کند ولی از آنجائیکه فضای مساله، بسته به دامنهی مساله می‌تواند پیچیده باشد، اغلب چنین نیست. این موضوع یکی از دلایلی است که تلاشهایی در جهت ایجاد سیستمهایی با عاملهای CBR صورت گرفته است بطوریکه این عاملها می‌توانند بواسطه همکاری، مسائل را به شکل توزیع‌شده حل کنند. در این سیستمهای توزیع‌شده معمولاً عاملها دارای CBهای جداگانه‌ای هستند. از آنجائیکه یک عامل از نمونه‌های زیادی برای تطبیق دادن با مساله‌ی جاری استفاده می‌کند، این موضوع شانس یک عامل را در یافتن مساله‌ای که همتای مساله‌ی جاری باشد، بالا می‌برد و نیز کارهای محاسباتی می‌تواند در بین چندین عامل توزیع شوند [۱۸]. Plaza و McGinty در [۱۹] دو نوع از سیستمهای CBR توزیع‌شده را تعریف می‌کنند، سیستمهای چندعامله با یک پایگاه موارد و سیستمهای چندعامله با چند پایگاه موارد. دسته‌ی اول، از یک پایگاه موارد برای تمام عاملها استفاده می‌کند و دسته‌ی دوم، بیشتر شامل عاملهای خودمختاری هستند که از یک چارچوب همکاری برای بدست آوردن راه‌حل استفاده می‌کنند.

۴- ویژگیهای مسائل نگاشت ورودی

مساله تخصیص وظیفه‌رانی توان بصورت نگاشت $\pi: S \rightarrow M$ از مجموعه S (وظایف) به مجموعه M (ماشینها) در نظر گرفت، بطوریکه شاخص هزینه-ی c بهبود یابد. منظور از شاخص هزینه، مدت زمانی است که برای تکمیل اجرای یک متاوظیفه مورد نیاز است و Makespan نامیده می‌شود. در ضمن، در هر تکرار الگوریتم، یک بردار به طول تعداد وظایف، نمونه‌ای از نگاشت π را نشان می‌دهد. هدف سیستم زمانبندی، یافتن نگاشتی از وظایف موجود در متاوظیفه به پردازنده‌های موجود در HC است، بطوریکه شاخص هزینه تعریف شده بهینه شود. مسائل جدید ورودی به سیستم زمانبند، شامل متاوظیفه و زمانهای تخمینی اجرای آنها بر روی هر یک از ماشینهای محیط HC می‌باشند. این زمانهای تخمینی ممکن است با استفاده از تکنیکهای محک‌زنی بدست آمده باشند [۲۰]. تخمین زمان اجرای مورد انتظار روی هر ماشین به ازای هر وظیفه، قبل از اجرا مشخص بوده و در ماتریسی به ابعاد $T \times M$ بنام ETC نگهداری می‌شود. ممکن است چنین فرض شود که مدخل $ETC(ti, mj)$ زمان مورد نیاز جهت انتقال فایل‌های قابل اجرا و داده مربوط به وظیفه ti از ماشین مبدا mj را در بر دارد [۸].

۵- مدل پیشنهادی برای همکاری عاملهای CBR

ما در این مقاله از مدل سیستمهای چندعامله با چند پایگاه موارد برای همکاری بین عاملها استفاده می‌کنیم که هر عامل به یک CB مجهز بوده و تجارب متفاوتی را در مقایسه با دیگر عاملها دارا می‌باشد بدین

راه حل نهایی انتخاب می‌شود. اگر راه حل نهایی با مورد اصلی اش تفاوت عمده‌ای داشته باشد، بعنوان مورد جدید در پایگاه موارد ذخیره می‌شود. شبه کد مربوط به اتوماتای یادگیر این الگوریتم در شکل ۳ و شبه کد کلی ICBR-LA نیز در شکل ۴ نشان داده شده است [۹].

Learning Automata Algorithm

```
While (true)
Begin
    LAi selects its action for all  $1 \leq i \leq \tau$ ;
    Evaluate the makespan;
    If Current-Makespan < The-Best-Makespan Then
        Set Reward for all LAi that  $1 \leq i \leq \tau$ ;
    Else
        Set Penalty for all LAi that  $1 \leq i \leq \tau$ ;
    EndIf
    If (no change occurs in makespan for 150
        consecutive iteration) OR (10000 iteration is over) Then
        Exit;
    EndIf
End
```

شکل ۳. رویه‌ی کلی مدل اتوماتای یادگیر در ICBR-LA

ICBR-LA Algorithm

```
Begin
    Find n closest cases to the new-case & put them in  $\Theta$ ;
    For each case in  $\Theta$  Do
        Set bias LA to the solution of the case;
        Resolve solution;
    EndFor
    Return the solution with minimum makespan;
End
```

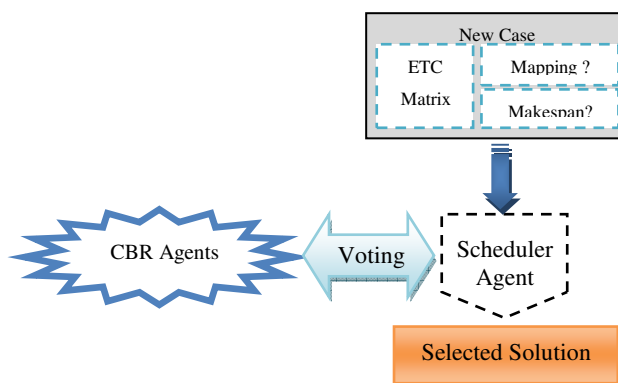
شکل ۴. رویه کلی الگوریتم ICBR-LA

۷- محیط شبیه‌سازی و نتایج آزمایشها

در این بخش، مجموعه‌ای از متاوظیفه‌ها در مقابل روشهای ICBR-LA و Max-Min و تاثیر سیاست همکاری چندعامله در کاهش مقدار کارایی Makespan، نشان داده شده است. لازم به ذکر است که برای ایجاد ماتریس ETC از روش Baseline مطرح در [۸] استفاده شده است. درضمن، هشت حالت مختلف برای ویژگیهای ماتریس ETC در این مطالعه بکار می‌رود: ناهمگنی وظیفه بالا یا پائین، ناهمگنی ماشین بالا یا پائین، و یک نوع از سازگاری (سازگار، ناسازگار).

در این مطالعه ماتریسهای ETC را با ابعاد گوناگون در نظر می‌گیریم بدین معنی که تعداد وظایف و ماشینهای مسائل ورودی را متغیر فرض می‌کنیم. در تولید این ماتریسها، تعداد وظایف بین ۱۰۰ تا ۱۵۰ و تعداد ماشینها بین ۴ تا ۸ ماشین متغیر در نظر گرفته شده است تا بدین طریق تنوع بیشتری را در بین مسائل ایجاد شود. در ضمن قبل از آغاز آزمایشها، پایگاه موارد عاملها با ۱۰۰ مورد و با استفاده از روشهای Max-Min، Min، و GA مقداردهی اولیه شده‌اند و نیز تعداد موارد مشابه

معنی که روشهای مختلفی برای مقداردهی اولیه پایگاههای موارد عاملها بکار گرفته شده است. در این مدل هر یک از عاملها از متد یکسانی برای بازیابی و تطبیق راه حل استفاده می‌کنند. این مدل در شکل ۲ نشان داده شده است. در این مدل از عملیات رای گیری به منظور همکاری عاملها با عامل زمانبند استفاده شده است که این سیاست همکاری در [۲۱] با عنوان سیاست کمیسیون (Committee Policy) توسط Plaza پیشنهاد شده است.

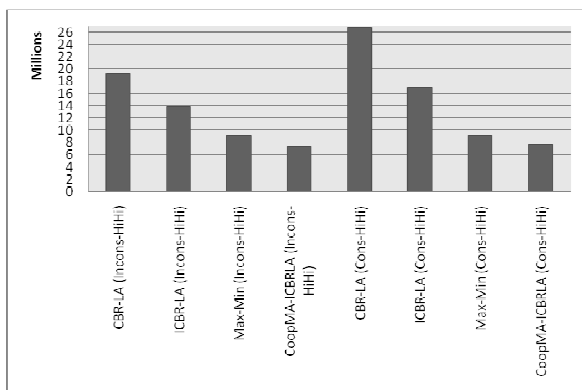


شکل ۲. مدل همکاری چندعامله پیشنهادی

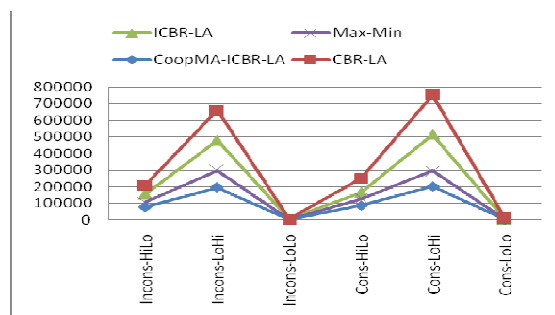
در این مدل فرض شده است که وظایف متاوظیفه موجود در مورد جدید، مستقل بوده و به تبادل داده و برقراری ارتباط نیازی ندارند. درضمن، زمان اجرای مورد انتظار وظایف مربوط به مساله جاری، در هر ماشین مشخص است و در قالب ماتریس ETC ارائه می‌گردد.

۶- الگوریتم ICBR-LA عاملها

در این الگوریتم از ترکیب استنتاج مبتنی بر مورد و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر استفاده شده است. استنتاج مبتنی بر مورد امکان حفظ تجارب قبلی و اتوماتای یادگیر امکان تطبیق موارد مشابه تجربه شده را به مساله جدید، فراهم می‌کند [۹]. عملکرد این الگوریتم بدین صورت می‌باشد که ابتدا موارد مشابه به مساله جدید از پایگاه موارد بازیابی می‌شوند (با استفاده از مقدار فاصله اقلیدسی ETCهای مسائل) و سپس راه حل موجود در آنها بوسیله یک مدل اتوماتای یادگیر به مساله‌ی جدید تطبیق داده می‌شود. در این گام به تعداد وظایف موجود در یک متاوظیفه اتوماتای یادگیر تولید شده و در جهت بهینه کردن هرچه بیشتر راه حل نهایی اقدامهای مختلفی برحسب تعداد پردازنده‌های موجود در محیط HC انجام می‌دهند و طی تکرارهای متوالی الگوریتم یادگیری، اقدامهای انجام شده خود را مورد بررسی قرار داده و بر حسب این بررسی‌ها بردارهای احتمال اقدامهای خود را تغییر می‌دهند. عملیات جستجوی فضای پاسخ توسط اتوماتاها تا زمانی ادامه می‌یابد که تعداد تکرار الگوریتم از مرز ۱۰۰۰۰ تکرار گذشته و یا طی ۱۵۰ تکرار متوالی پاسخ یکسانی تولید گردد. در انتهای این مرحله به تعداد موارد بازیابی شده، راه‌حل‌های مختلفی برای مساله‌ی جدید وجود دارد که از بین آنها راه‌حلی که دارای معیار کارایی مناسبی باشد، بعنوان



شکل ۵. مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی به ازای مسائل کاملاً ناهمگن (HiHi) در محیطهای سازگار و ناسازگار



شکل ۶. مقایسه روش پیشنهادی با روشهای Max-Min، CBR-LA و ICBR-LA به ازای ناهمگنی کمتر (در محیطهای سازگار و ناسازگار)

مراجع

- [1] D. Fernandez-Baca, "Allocating Modules to Processors in a Distributed System," *IEEE Transaction on Software Engineering*, Vol.15, pp.1427-1436, 1989.
- [2] T. D. Braun, H. J. Siegel, N. Beck, "A Comparison of Eleven Static Heuristics for Mapping a Class of Independent Tasks onto Heterogeneous Distributed Computing Systems," *Journal of Parallel and Distributed Computing*, Vol.61, pp. 810-837, 2001.
- [3] M. Coli, P. Palazzari, "Real Time Pipelined System Design through Simulated Annealing," *Journal of Systems Architecture*, Vol.42, pp.465-475, 1996.
- [4] R. Armstrong, D. Hensgen, T. Kidd, "The Relative Performance of Various Mapping Algorithms is independent of sizable variances in run-time predictions," *7th IEEE Heterogeneous Computing Workshop*, pp. 79-87, 1998.
- [5] L. Wang, H. J. Siegel, V. P. Roychowdhury, A. A. Maciejewski, "Task Matching and Scheduling in Heterogeneous Computing Environments Using a Genetic-Algorithm-based Approach," *Journal of Parallel Distributed Computing*, Vol. 47, pp.1-15, 1997.
- [6] K. Chow, B. Liu, "On Mapping Signal Processing Algorithms to a Heterogeneous Multiprocessor System," *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.3, pp.1585-1588, 1991.
- [7] R. D. Venkataramana, N. Ranganathan, "Multiple Cost Optimization for Task Assignment in Heterogeneous Computing Systems Using Learning Automata," *IEEE 8th Heterogeneous Computing Workshop*, pp.137, 1999.

انتخابی از پایگاه موارد، ۳ مورد می باشد و نتیجه هر آزمایش به ازای هر نوع ناهمگنی، میانگین ۱۰ بار اجرا می باشد.

در آزمایشهای انجام شده، پاسخهای تولیدی الگوریتمهای Max-CoopMA، CBR-LA، ICBR-LA و الگوریتم پیشنهادی (CoopMA-ICBR-LA) را در ازای مسائل یکسان، مورد مقایسه قرار داده و تاثیر الگوریتم پیشنهادی بر کاهش مقدار کارایی Makespan را مورد بررسی قرار می دهیم. نتایج این آزمایشها در جدول ۱ فهرست شده است. همانطوریکه در جدول ۱ مشخص است، نتایج بدست آمده از روش ICBR-LA بطور متوسط ۵۲ درصد و نتایج روش Max-Min بطور متوسط ۲۸ درصد بهبود یافته اند که این موضوع بهبود قابل توجهی را در مورد معیار کارایی Makespan نشان می دهد. مقایسه هایی از نتایج بدست آمده، در شکل های ۵ و ۶ نشان داده شده اند.

جدول ۱: نتایج بدست آمده در نتیجه تغییر الگوریتم بکار رفته در مدل اتوماتای یادگیر

Consistency	Heterogeneity	Machine Heterogeneity	Task	CBR-LA	ICBR-LA	MaxMin	CoopMA-ICBR-LA
Incons.	High	High	High	19316288	13951096	9135809	7318410
	High	Low	High	211800.6	157053.3	109420.9	79576.5
	Low	High	Low	662140.3	481184.3	299151	195225.8
	Low	Low	Low	7723.55	5861.6	4335.154	2824.5
Cons.	High	High	High	26888098	16967742	9078309	7726448
	High	Low	High	249500.8	166106.2	127206.1	88389.42
	Low	High	Low	753277.2	515709.2	295614.4	202632
	Low	Low	Low	8452.1	5725.35	4576.571	3085.34

۸- نتیجه گیری

در این مقاله یک مدل جدید سیستم چندعامله با استفاده از استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه ارائه شد که با استفاده از سیاست همکاری Committee Policy در جهت تخصیص وظایف در سیستم محاسباتی ناهمگن با یکدیگر همکاری کرده و راهحلی نزدیک به بهینه را برای مسائل ورودی (با ابعاد متفاوت) ارائه می کنند. الگوریتم استفاده شده در هر عامل برای حل مساله ICBR-LA می باشد. هر عامل به یک پایگاه موارد مجهز است که امکان بررسی تجارب قبلی را برای عامل فراهم می نماید. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، نتایج حاصل از اجرای این روش با الگوریتمهای Max-Min، CBR-LA و نیز زمانیکه الگوریتم ICBR-LA به تنهایی استفاده می شود، مورد مقایسه قرار گرفته است. با استفاده از مدل پیشنهادی، آزمایشها کاهش قابل توجهی را در مقادیر Makespan در مقایسه با سه روش Max-Min، CBR-LA و ICBR-LA نشان دادند که این موضوع، اثربخشی قابل توجهی در تولید پاسخهای نزدیک به بهینه است.

- [18] T. Stoyanov, "Cooperative Distributed CBR", *Technical Report*, 2007.
- [19] E. Plaza, L. McGinty. "Distributed case-based reasoning", *Knowledge Engineering Rev.*, Vol. 20, No. 3, pp. 261-265, 2005.
- [20] A. A. Khokhar, V. K. Prasanna, M. E. Shaaban, C. L. Wang, "Heterogeneous Computing: Challenges and Opportunities," *IEEE Computing*, Vol.26, pp.18-27, 1993.
- [21] E. Plaza, S. Ontañón, "Ensemble Case-Based Reasoning: Collaboration Policies for Multiagent Cooperative CBR", *In ICCBR*, pp. 437–451, 2001.
- [8] S. Ghanbari, M. R. Meybodi, K. Badie, "A Case-Based Recommender for Task Assignment in Heterogeneous Computing Systems", *Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, pp. 110-115, 2004.
- [9] S. Saba Moniri, B. Masoumi, and M. R. Meybodi, "ICBR-LA: A Hybrid Algorithm for Task Allocation for Homogenous Computing System", *Proceedings of The Third Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems*, University of Yazd, Yazd, Iran, 15-17 July 2009.
- [10] S. K. Pal, S. C. K. Shiu, *Foundations of Soft Case-Based Reasoning*, Wiley Series on Intelligent Systems, A John Wiley & Sons INC. Publication, 2004.
- [11] R. Bergman, "Engineering Applications of Case-Based Reasoning," *Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 12, pp.805, 1999.
- [12] A. Aamodt, E. Plaza, "Case-Based Reasoning: Foundational Issues," *Methodological Variations and System Approaches AI Communications*, IOS Press, Vol. 7: 1, p. 39-59, 1994.
- [13] J. L. Kolodner, D. B. Leake, "A Tutorial Introduction to Case-Base Reasoning, in Case-Base Reasoning Experiences" *Lessons and Future Directions*, MIT Press, pp. 31-66, 1996.
- [14] R. S. Freeman, R. DiGiorgio, "Assessing Alternative Technologies for the Cost-Effective Computation of Derivatives," *Applied Artificial Intelligence*, pp.491-503, 1997.
- [15] S. Ontanon, Enric Plaza, "Case Exchange Strategies in Multiagent Learning", *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer Verlag, Vol. 2430, pp.331-344, 2002.
- [16] O. A. Brevik, "A Survey of Multi-Agent Case-Based Reasoning", 2000.
- [17] E. Plaza, J. L. Arcos, F. Martin, "Cooperative Case-Based Reasoning", Published in G. Weiss (Ed.), *Distributed Artificial Intelligence meets Machine Learning*, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Springer Verlag, 1997.