

ارائه روشهای نوین در سیستم‌های چند عامله با استفاده از استنتاج مبتنی بر مورد

همکارانه برای تخصیص منابع

محمد رضا میبدی

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

mmeybodi@aut.ac.ir

بهروز معصومی

دانشگاه آزاد اسلامی قزوین

masoumi@Qiau.ac.ir

سعید صبانیری

دانشگاه آزاد اسلامی واحد صوفیان

Saba_Moniry@Hotmail.com

[۵]، [۶]A*، 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 الگوریتم‌های 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 بدنیال آن در بخش ۵ مدل همکاری چندعامله پیشنهادی ارائه شده و در بخش ۶ محیط شیوه‌سازی 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 راه حل‌های 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 راه حلی 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 راه حل بهینه می‌باشد. به منظور ارزیابی کارایی مدل پیشنهادی از شبیه‌سازی کامپیوترا 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 کارائی بالا را بکار می‌گیرند تا بتوانند برنامه‌های کاربردی را که از نظر محاسباتی نیازمندیهای متفاوتی دارند اجرا نمایند. عمل انتساب مجموعه‌ای از وظایف (متاوظیف) به ماشینها و زمانبندی ترتیب اجرای آنها را نگاشت می‌نمایند. 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 واسطگی 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، ایستاو از قبل شناخته شده است. روش‌های مختلفی برای نگاشت ایستای وظایف به کار رفته‌اند، الگوریتم‌هایی که بر پایه تکنیکهای تئوری گراف عمل می‌کنند، [۳]simulated-annealing، MCT، MET، Min-min، Max-min.

این روش "استنتاج مبتنی بر مورد همکارانه" (Coop CBR) نامگذاری شده است. اگر عامل CBR دارای تجرب خوبی در مورد مساله جدید باشد، روش CBR به تهابی خوب عمل می‌کند ولی از آنجائیکه فضای مساله، بسته به دامنه مساله می‌تواند پیچیده باشد، اغلب چنین نیست. این موضوع یکی از دلایلی است که تلاشهاي در جهت ایجاد سیستمهایی با عاملهای CBR صورت گرفته است بطوریکه این عاملها می‌توانند بواسطه همکاری، مسائل را به شکل توزیع شده حل کنند. در این سیستمهای توزیع شده عموماً عاملها دارای CB های جداگانه‌ای هستند. از آنجائیکه یک عامل از نمونه‌های زیادی برای تطبیق دادن با مساله‌ی جاری استفاده می‌کند، این موضوع شناسی یک عامل را در یافتن مساله‌ای که همتای مساله‌ی جاری باشد، بالا می‌برد و نیز کارهای محاسباتی می‌توانند در بین چندین عامل توزیع شوند.^[۱۸] McGinty در [۱۹] دو نوع از سیستمهای CBR توزیع شده را تعریف می-کند، سیستمهای چند عامله با یک پایگاه موارد و سیستمهای چند عامله 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 راه حل استفاده می‌کنند.

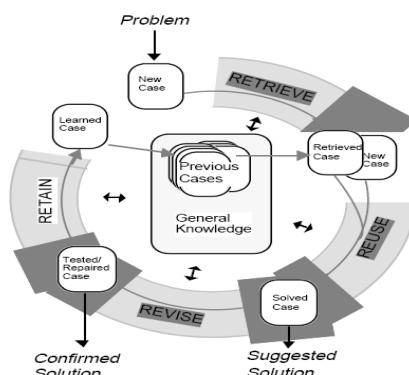
۴- ویژگیهای مسائل نگاشت ورودی

مساله‌تخصیص وظیفه را می‌توان بصورت نگاشت $\pi: S \rightarrow M$ از مجموعه S (وظایيف) به مجموعه M (ماشینها) در نظر گرفت، بطوریکه شاخص هزینه-ی π بهبود یابد. منظور از شاخص هزینه، مدت زمانی است که برای تکمیل اجرای یک متawظیفه مورد نیاز است و Makespan می-شود. در ضمن، در هر تکرار الگوریتم، یک بردار به طول تعداد وظایيف، نمونه‌ای از نگاشت π را نشان می‌دهد. هدف سیستم زمانبندی، یافتن نگاشتی از وظایيف موجود در متawظیفه به پردازنده‌های موجود در HC است، بطوریکه شاخص هزینه تعريف شده بهینه شود. مسائل جدید ورودی به سیستم زمانبند، شامل متawظیفه 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 (t_i, m_j) ، زمان مورد نیاز جهت انتقال فایلهای قابل اجرا و داده مربوط به وظیفه t_i از ماشین مبدأ m_j را در بر دارد.^[۲۱]

۵- مدل پیشنهادی برای همکاری عاملهای CBR

ما در این مقاله از مدل سیستمهای چند عامله 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

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 راه حل، ارائه می‌کند. تکنیک CBR در کاربردهای مفید است که در کاملی از فضای پاسخ مساله وجود نداشته باشد، و نیز از لحاظ برخی بودن مسائل و مشابه بودن آنها وجود نداشته 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 توزیع شده^[۱۴] و بازیابی اطلاعات نشان داده است. با توجه به ویژگیهای مذکور مساله‌ی مطرح باشد که امکان سود جستن از تواند عنوان یکی از کاربردهایی مطرح باشد که امکان سود جستن از CBR برای آن امکان‌پذیر می‌باشد. در منابع^[۹ و ۸] این تکنیک برای حل مسائل در این کاربرد، مورد استفاده قرار گرفته و چنین نتیجه‌گیری - شده است که بکار بردن CBR و استفاده از تجرب قبلي، در کاهش تعداد تکرارهای مورد نیاز الگوریتم و بهبود نتایج بدست آمده از اجرای الگوریتمها موثر بوده و از لحاظ زمانی مقرر 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 چند عامله (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 چند عامله توأمی یادگیری خودمختار از تجرب را ارائه می‌کند.^[۱۵] در مقایسه با سیستمهای استنتاج مبتنی بر مورد تک عامله، سیستمهای چند عامله 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 روشنی 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

راه حل نهایی انتخاب می شود. اگر راه حل نهایی با مورد اصلی اش تفاوت عمده ای داشته باشد، بعنوان مورد جدید در پایگاه موارد ذخیره می شود. شبه کد مربوط به اتماتای 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 ≤ i ≤ τ ;
    Evaluate the makespan ;
    If Current-Makespan < The-Best-Makespan Then
        Set Reward for all LAi that 1 ≤ i ≤ τ ;
    Else
        Set Penalty for all LAi that 1 ≤ i ≤ τ ;
    EndIf
    If (no change occurs in makespan for 150
    consecutive iteration)OR(10000 iteration is over)Then
        Exit ;
    EndIf
End

```

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

ICBR-LA Algorithm

```

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

```

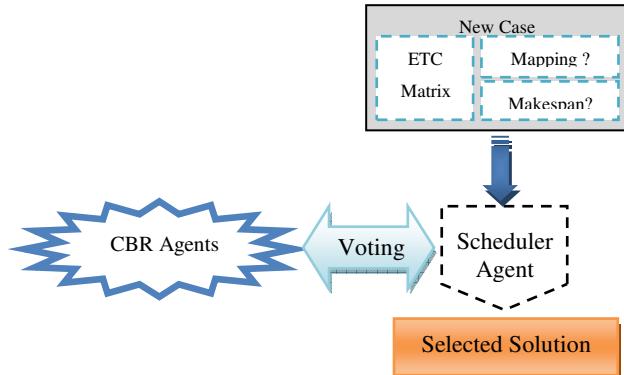
شکل ۴. رویه کلی الگوریتم ICBR-LA

۷- محیط شبیه سازی و نتایج آزمایشها

در این بخش، مجموعه ای از متاوظیفه ها 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. در ضمن، هشت حالت مختلف برای ویژگیهای ماتریس ETC در این مطالعه بکار می رود: ناهمگنی وظیفه بالا یا پائین، ناهمگنی ماشین بالا یا پائین، و یک نوع از سازگاری (سازگار، ناسازگار).

در این مطالعه ماتریس های ETC را با ابعاد گوناگون در نظر می گیریم بدین معنی که تعداد وظایف و ماشینهای مسائل ورودی را متغیر فرض می کنیم. 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-Min و GA مقداردهی اولیه شده اند 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 متاد یکسانی برای بازیابی و تطبیق راه حل استفاده می کنند. 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 Committee سیاست همکاری در [۲۱] با عنوان سیاست کمیسیون (Policy Committee) توسط Plaza پیشنهاد شده است.

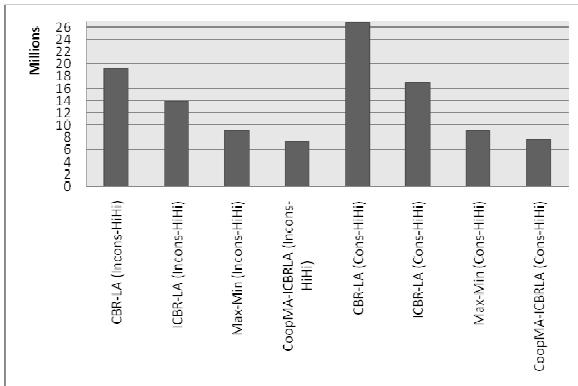


شکل ۲. مدل همکاری چندعامله پیشنهادی

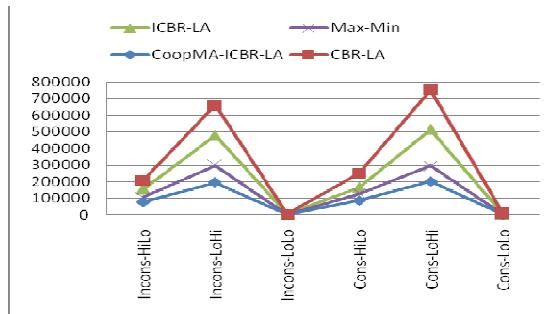
در این مدل فرض شده است که وظایف متاوظیفه موجود در مورد جدید، مستقل بوده و به تبادل داده و برقراری ارتباط نیازی ندارند. در ضمن، زمان اجرای مورد انتظار وظایف مربوط به مساله جاری، در هر ماشین مشخص است و در قالب ماتریس ETC ارائه می گردد.

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 می کند [۹]. عملکرد این الگوریتم بدین صورت می باشد که ابتدا موارد مشابه به مساله جدید از پایگاه موارد بازیابی می شوند (با استفاده از مقدار فاصله اقلیدسی ETC های مسائل) و سپس راه حل موجود در آنها بوسیله یک مدل اتوماتای یادگیر به مساله جدید تطبیق داده می شود. در این گام به تعداد وظایف موجود در یک مطالعه اتوکار می رود: ناهمگنی وظیفه بالا یا پائین، ناهمگنی ماشین بالا یا پائین، و یک نوع از سازگاری (سازگار، ناسازگار). موجود در محیط HC انجام می دهدند و طی تکرارهای متوالی الگوریتم یادگیری، اقدامهای انجام شده خود را مورد بررسی قرار داده و بر حسب این بررسی ها بردارهای احتمال اقدامهای خود را تغییر می دهند. عملیات جستجوی فضای پاسخ توسط اتوماتها تا زمانی ادامه می یابد که تعداد تکرار الگوریتم از مرز ۱۰۰۰۰ تکرار گذشته و یا طی ۱۵۰ تکرار تکرار این الگوریتم از مرز ۱۰۰۰۰ تکرار گذشته و یا طی ۱۵۰ تکرار متوازنی پاسخ یکسانی تولید گردد. در انتهای این مرحله به تعداد موارد بازیابی شده، راه حل های مختلفی برای مساله جدید وجود دارد که از بین آنها راه حلی 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 CBR-LA و Max-Min 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 می‌باشد و نتیجه هر آزمایش به ازای هر نوع ناهمگنی، میانگین ۱۰ بار اجرا می‌باشد.

در آزمایش‌های انجام شده، پاسخهای تولیدی الگوریتم‌های Max- CoopMA-, ICBR-LA, CBR-LA, Min, و الگوریتم پیشنهادی (ICBRLA) را در ازای مسائل یکسان، مورد مقایسه قرار داده و تاثیر الگوریتم پیشنهادی بر کاهش مقدار کارایی Makespan را مورد بررسی قرار می‌دهیم. نتایج این آزمایشها در جدول ۱ فهرست شده است. همانطوریکه در جدول ۱ مشخص است، نتایج بدست آمده از روش ICBR-LA بطور متوسط ۲۸ درصد درصد و نتایج روش Max-Min بطور متوسط ۲۸ درصد بهبود یافته‌اند که این موضوع بهبود قابل توجهی را در مورد معیار کارایی Makespan نشان می‌دهد. مقایسه‌هایی از نتایج بدست آمده، در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند.

جدول ۱: نتایج بدست آمده در نتیجه‌ی تغییر الگوریتم بکار رفته در مدل اتوماتیک یادگیر

Consistency	Incons.	Machine Heterogeneity	Task Heterogeneity	CoopMA-ICBRLA
High	High	19316288	13951096	9135809
	Low	211800.6	157053.3	109420.9
	High	662140.3	481184.3	299151
	Low	7723.55	5861.6	4335.154
	High	26888098	16967742	9078309
	Low	249500.8	166106.2	127206.1
	High	753277.2	515709.2	295614.4
	Low	8452.1	5725.35	4576.571

۸- نتیجه‌گیری

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 راه حلی نزدیک به بهینه را برای مسائل ورودی (با ابعاد متفاوت) ارائه می‌کنند. الگوریتم استفاده شده در هر عامل برای حل مساله ICBR-LA می‌باشد. هر عامل به یک پایگاه موارد مجهز است که امکان بررسی تجارب قبلی را برای عامل فراهم می‌نماید. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، نتایج حاصل از اجرای این روش با الگوریتم‌های CBR-LA, Max-Min و نیز زمانیکه الگوریتم ICBR-LA به تنهایی استفاده می‌شود، مورد مقایسه قرار گرفته است. با استفاده از مدل پیشنهادی، آزمایشها کاهش قابل توجهی را در مقدادر ICBR-LA و CBR-LA, Max-Min در مقایسه با سه روش Makespan 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, *Fundations 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. Ontañón, 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.