

# زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری علمی در محیط چندابری با استفاده از الگوریتم جستجوی فاخته

سمیه محمدی، لطیف پورکریمی و سمیه عبدالی

قابلیت کشسانی منابع می‌شود. تا کنون اتحادیه ابر<sup>۲</sup> و چندابری<sup>۳</sup> به عنوان دو مدل اصلی میان- ابر مطرح شده‌اند. دانشمندان روزانه در طی تحقیقات علمی خود با برنامه‌ها و داده‌هایی سروکار دارند که بزرگ‌تر از آن هستند که خود بتوانند از عهده مدیریتشان برآیند [۱]. کاربردهای جریان کاری علمی<sup>۴</sup> در جهت کمک به دانشمندان برای مدیریت تمام مراحل مربوط به آزمایش‌های بسیار بزرگ، مورد توجه قرار گرفته‌اند [۲] و [۳]. مسائل مختلف علمی مانند ستاره‌شناسی، زلزله‌نگاری، ژنتیک، بیولوژی و فیزیک گرانشی به صورت جریان کاری مدل شده‌اند. اکثر این کاربردهای جریان کاری علمی مقیاس- وسیع هستند و به محیط‌های محاسباتی با قدرت بالا و تکنیک‌های موازی برای اجراشدن در یک زمان معقول نیاز دارند [۲] تا [۴]. با ظهور تکنولوژی محاسبات ابری، در چند سال اخیر دانشمندان با اجرای پردازش‌های مربوط به آزمایش‌هاییشان در این محیط توانسته‌اند بر مسائل زیرساختی غلبه کنند؛ جایی که منابع محاسباتی از طریق اینترنت، بر حسب تقاضا و پرداخت به اندازه استفاده برای کاربران ارائه می‌شود [۵] و [۶].

در محیط میان- ابر فراهم‌کنندگان مختلف انواع بسیار زیادی از نمونه‌های ماشین مجازی را ارائه می‌دهند که از لحاظ سیاست‌های قیمت‌گذاری، فاصله زمانی پرداخت، قیمت انواع نمونه‌های مختلف وغیره با هم تفاوت دارند که این گوناگونی منابع و تعداد بیشتر آنها نه تنها قدرت محاسباتی بیشتری نسبت به یک فراهم‌کننده تنها را در اختیار کاربر قرار می‌دهد بلکه می‌تواند باعث کاهش هزینه‌ها و اجرای سریع‌تر برنامه‌ها نیز گردد. اگرچه این تنوع و گوناگونی منابع باعث می‌شود برای کاربر نهایی انتخاب نمونه‌های مناسب برای اجرای کاربردهای مورد نظر بسیار مشکل گردد. بنابراین لازم است برای زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در محیط میان- ابر از یک الگوریتم کارآمد استفاده شود.

حل مسائل بینه‌سازی از طریق جستجوی تمام جواب‌های امکان‌پذیر (فضای جستجو) و محاسبه توابع هدف بسیار زمان بر است. اخیراً تمرکز بیشتری بر روش‌های فرالیکاری صورت گرفته است که در آنها به جای بررسی تمام جواب‌ها بخشی از آنها را در نظر می‌گیرند. روش‌های جستجوی فرالیکاری روش‌هایی هستند که می‌توانند جواب خوبی (نzedیک به بینه‌یه) در زمانی معقول برای مسئله ارائه کنند. زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری یک شکل کلی از مسئله بینه‌سازی زمان‌بندی وظایف است که از نظر پیچیدگی زمانی جزء مسائل NP-Hard است [۷]. در این تحقیق با به کارگیری یکی از جدیدترین روش‌های جستجوی فرالیکاری

چکیده: محیط‌های چندابری شامل منابع متعدد قابل ملاحظه‌ای هستند که هزینه‌های زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در چنین محیط‌هایی می‌تواند به طور چشم‌گیری کاهش یابد و همچنین محدودیت ارائه منابع توسعه فراهم‌کنندگان تجاری ابر رفع شود. بر این اساس، این تحقیق به مسأله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری علمی در محیط چندابری تحت قيد مهلت زمانی با هدف کمینه‌سازی هزینه می‌پردازد. در این مقاله با به کارگیری الگوریتم جستجوی فاخته که یکی از مشهورترین روش‌های جستجوی فرالیکاری می‌باشد، الگوریتمی برای مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در محیط چندابری ارائه شده است. الگوریتم فرالیکاری جستجوی فاخته قادر است در مدت زمانی کوتاه فضای جواب را جستجو نموده و جواب‌هایی را در همسایگی جواب بینه‌سازی سراسری بیابد که به آن نزدیک می‌باشد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که راهکار پیشنهادی این تحقیق در مقایسه با دیگر راهکارهای فرالیکاری در موارد کاهش هزینه کارایی بهتری داشته و همچنین جواب‌های به دست آمده از الگوریتم فرالیکاری پیشنهادی، در حد مطلوبی نزدیک به جواب‌های بینه‌سازی به دست آمده از مدل ریاضی است.

**کلیدواژه:** چندابری، زمان‌بندی، جریان کاری علمی، بینه‌سازی هزینه، الگوریتم جستجوی فاخته.

## ۱- مقدمه

در محاسبات ابری معمولاً کاربران از منابع و سرویس‌های یک فراهم‌کننده استفاده می‌کنند. از آنجایی که هر فراهم‌کننده منابع فیزیکی محدودی دارد، ممکن است در ساعات اوج بار کاری به خاطر کمبود منابع درخواست کاربران جدید را رد کند و یا کیفیت سرویس‌های در حال ارائه کاهش یابد. همچنین ممکن است منابع مورد نیاز کاربر بیش از آنچه باشد که یک فراهم‌کننده به خاطر محدودیت‌های واگذاری می‌تواند ارائه دهد. بعد از ظهور محاسبات ابری، ایده اتصال ابرها که میان- ابر<sup>۱</sup> نامیده می‌شود برای افزایش کیفیت ارائه سرویس‌ها مطرح شد. میان- ابر ایده تجمعی چندین فراهم‌کننده مختلف است که باعث افزایش قابلیت اعتماد و

این مقاله در تاریخ ۱۹ مهر ماه ۱۳۹۸ دریافت و در تاریخ ۲۸ آبان ماه ۱۳۹۹ بازنگری شد.

سمیه محمدی (نویسنده مسئول)، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران، (email: s.mohamadi@srbiau.ac.ir).

لطیف پورکریمی، گروه ریاضی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران، (email: l.pourkarimi@razi.ac.ir).

سمیه عبدالی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد اسلام‌آباد غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلام‌آباد غرب، ایران، (email: somayeh.abdi@gmail.com).

1. Inter-Cloud

2. Cloud Federation

3. Multi-Cloud

4. Scientific Workflows

فراهم‌کنندگان برای ارائه منابع به هر مشتری محدودیت اعمال می‌کنند. در [۱۲] مؤلفان یک مکانیسم قابل اعتماد برای زمان‌بندی جریان‌های کاری داده-حجیم<sup>۱</sup> ارائه داده‌اند. آنها دو هدف هزینه مالی و زمان اتمام کارها را در یک محیط چندابری تجاری در نظر گرفته و رهیافت خود را طوری طراحی کرده‌اند که برای زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری به صورت پویا مناسب باشد. کار آنها از مزیت کشسانی منابع ابری بهره برده است اما طبیعت ناهمگن بودن ابر را نادیده گرفته و تنها یک نمونه منبع در یک ابر معین را در نظر گرفته است. به علاوه، هدف آنها بهینه‌سازی هزینه و زمان اتمام بوده در حالی که روی هزینه اجرای جریان کاری با برآورده‌شدن مهله‌های زمانی معین تمرکز کرده‌اند.

در [۱۳] ما یک مدل ریاضی خطی صحیح به نام ILP-DC برای مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری علمی با هدف بهینه‌سازی هزینه در محیط چندابری ارائه کرده‌ایم که قادر به یافتن جواب‌های بهینه سراسری است. این کار محدودیت ارائه منابع در محیط ابر را در نظر گرفته است.

بسیاری از پژوهش‌های اخیر برای حل مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری حجیم-داده از روش‌های فرالبتکاری استفاده کرده‌اند. نویسنده‌گان [۱۴] از روش فرالبتکاری ازدحام ذرات بهره برده‌اند در حالی که در [۱۵] از روش فرالبتکاری ژنتیک استفاده شده است. در [۱۶] نیز از راهکاری مبتنی بر یک روش ابتکاری که نویسنده‌گان ارائه داده‌اند استفاده شده است.

### ۳- مدل کاربرد جریان کاری

خصوصیات و ساختار برنامه کاربردی بر زمان‌بندی آن تأثیرگذار است. در این تحقیق کاربردهایی با مدل جریان کاری مورد نظر است. هر کاربرد جریان کاری با یک گراف بدون دور جهت‌دار<sup>۲</sup> مدل می‌شود.

در این گراف، گره‌ها نشان‌دهنده وظایف کاربرد هستند در حالی که یال‌های جهت‌دار محدودیت تقدم و وابستگی داده‌ای بین وظایف را نشان می‌دهند.

به طور خاص در این تحقیق کاربردهای جریان کاری علمی شناخته‌شده CyberShake [۱۷] Montage [۱۸]، Epigenomics [۱۹] و LIGO [۲۰] که به ترتیب در علم نجوم، زلزله‌نگاری، ژنتیک و فیزیک گرانشی کاربرد دارند در نظر گرفته می‌شوند. شکل ۱ ساختار کلی این چهار کاربرد جریان کاری را نشان می‌دهد به طوری که در آنها وظایف هر سطح رنگ یکسان دارند و از یک نوع می‌باشند.

به طور ایده‌آل هدف زمان‌بندی در محیط محاسبات ابری تعیین یک تخصیص بهینه برای وظایف مختلف کاربردها به نمونه ماشین‌های مجازی متفاوت از ابرهاست. از طرف دیگر، در مسایل واقعی مثل زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در محیط چندابری، به دلیل زیادبودن تعداد وظایف کاربرد و نوع ماشین‌های مجازی، یافتن چالش می‌تواند با بخش‌بندی وظایف کاربرد و زمان‌بندی ترتیبی بخش‌ها مرتفع شود. با استفاده از این ایده، وظایف هر سطح از گراف را در یک بخش دسته‌بندی می‌کنیم. از آنجایی که در کاربردهای جریان کاری مورد نظر این تحقیق همه وظایف یک بخش از یک نوع یکسان هستند، هر بخش را یک دسته وظایف می‌نامیم.

که الگوریتم جستجوی فاخته<sup>۳</sup> نام دارد، الگوریتمی برای یافتن جواب بهینه مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در محیط چندابری ارائه شده است. الگوریتم فرالبتکاری جستجوی فاخته قادر است در مدت زمانی کوتاه فضای جواب را جستجو نموده و جواب‌هایی را در همسایگی جواب دقیق بیابد که به جواب دقیق نزدیک می‌باشد.

ساختار ادامه مقاله به این صورت می‌باشد: در بخش ۲ تعدادی از کارهای مطرح که در این زمینه انجام شده است مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ۳ مدل برنامه کاربردی توصیف می‌شود. در بخش ۴ روش پیشنهادی برای مسئله مورد نظر به همراه جزئیات آن ارائه می‌شود. شیوه‌سازی و نتایج به دست آمده در بخش ۵ بیان می‌شوند و در نهایت بخش ۶ به نتیجه‌گیری و کارهای آتی می‌پردازد.

## ۲- کارهای مرتبط

زمان‌بندی یک کاربرد جریان کاری می‌تواند به صورت تک‌هدفی یا چندهدفی باشد. از میان کارهای انجام‌شده با یک هدف مربوط به زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری تحت قید کیفیت سرویس در سیستم‌های ابری، بهینه‌سازی هزینه تحت قید مهلت زمانی<sup>۴</sup> و بهینه‌سازی زمان اتمام تحت قید بودجه<sup>۵</sup> دو تا از مهم‌ترین گروه‌ها به حساب می‌آیند [۷].

در [۸] مؤلفان یک روش بخش‌بندی وظیفه بر اساس مسیر بحرانی جزئی<sup>۶</sup> (PCP) ارائه کرده‌اند که توسعه کار قبلی شان [۹] برای محیط گردید است. آنها دو الگوریتم به نام‌های IC-PCP و IC-PCPD۲ ارائه داده‌اند. IC-PCP شامل دو فاز است که ابتدا مهلت زمانی را روی وظایف توزیع می‌کند و سپس هر وظیفه را روی ارزان‌ترین منبع زمان‌بندی می‌کند به طوری که بتواند قبل از زیرمهمله زمانی<sup>۷</sup> اجرا شود. IC-PCP یک فاز دارد و از یک سیاست مشابه PCP برای توزیع مهلت زمانی استفاده می‌کند با این تفاوت که به جای این که به هر وظیفه یک زیرمهمله زمانی نسبت دهد آن را واقعاً زمان‌بندی می‌کند. فرض نویسنده‌گان بر این بوده که منابع ارائه‌شده نامحدود هستند، در حالی که در دنیای واقعی هر فراهم‌کننده یک محدودیت برای ارائه تعداد نمونه‌های ماشین مجازی اعمال می‌کند. نتایج نشان داده‌اند در حالی که کارایی IC-PCP بهتر بوده است.

در [۱۰] مؤلفان با توسعه الگوریتم PCP توانسته‌اند راهکاری به نام MCPCP برای زمان‌بندی جریان کاری علمی در محیط چندابری ارائه دهند به طوری که سعی در بهینه‌سازی هزینه با رعایت قید مهلت زمانی دارد. آنها هزینه‌ها و زمان انتقال داده بین ماشین‌های مجازی را نیز در نظر گرفته‌اند. همین نویسنده‌گان در [۱۱] الگوریتم MCPCPP را ارائه کرده‌اند که بهبودیافته کار قبلی شان است، به این ترتیب که در ساختار گرافی کاربرد، گره‌هایی که تنها یک والد و یک فرزند دارند با گره والد ادغام می‌شوند. آنها هیچ محدودیتی برای به کارگیری سرویس‌ها در نظر نگرفته‌اند، یعنی کاربر می‌تواند هر تعداد نمونه ماشین مجازی را از هر فراهم‌کننده‌ای برای هر زمانی اجاره کند، در حالی که در واقعیت

1. Cuckoo Search Algorithm

2. Optimizing Cost under Deadline Constrain

3. Optimizing Makespan under Budget Constraint

4. Partial Critical Path

5. Sub-Deadline

	1	2	3	...	$N_{bag} \times n_{vm} \times N_k$
1					
2					
3					
.	.	.			
m					

شکل ۲: نمایش یک جواب به صورت آرایه.

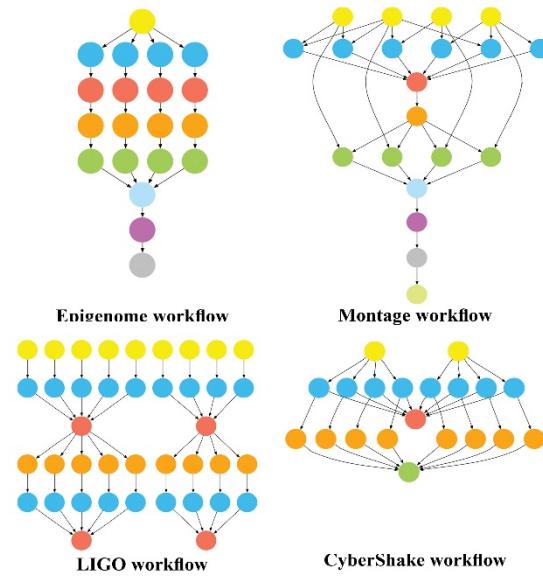
کاربرد و هزینه‌های انتقال داده می‌باشد. هزینه اجاره نمونه‌های ماشین مجازی توسط عبارت  $\sum_{k=1}^m \sum_{j \in J_k} P_{kj} \sum_{i=1}^n \sum_{l \in l_j} T_{ikjl}$  محاسبه می‌شود که در آن پارامترهای  $T_{ikjl}$  و  $P_{kj}$  در جدول ۱ تعریف شده‌اند. برای محاسبه هزینه انتقال داده باید توجه داشت که اولاً از لحاظ انتقال داده دسته وظایف جریان کاری به صورت متوالی به هم وابسته هستند، یعنی  $B_i$  بعد از  $B_{i+1}$  قرار دارد اگر  $B_{i+1}$  از داده‌های تولیدشده از اجرای  $B_i$  استفاده کند. ثانیاً هزینه انتقال داده بین دو دسته وظایف پشت سر هم صفر است اگر به ماشین‌های مجازی یک ابر یکسان تخصیص یابد و در غیر این صورت این هزینه باید محاسبه شود. بنابراین هزینه انتقال داده توسط عبارت  $\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m w_i \cdot DS_i \cdot CD_k$  در جدول ۱ تعریف شده‌اند. از آنجایی که مطلوبیت ما کاهش مقدار این هزینه است، این مسئله یک مسئله کمینه‌سازی به حساب می‌آید.

$Totalcost =$

$$\min \sum_{k=1}^m \sum_{j \in J_k} P_{kj} \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{l \in l_j} T_{ikjl} + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m W_i \cdot DS_i \cdot CD_k \quad (1)$$

- محل سکونت: برای حل یک مسئله بهینه‌سازی لازم است تا یک جواب<sup>۳</sup> از مسئله به فرم یک آرایه شکل گیرد که در الگوریتم COA به این آرایه محل سکونت یا فاخته یا لانه یا تخم گوییم. در این تحقیق ساختار آرایه محل سکونت برای مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در شکل ۲ نمایش داده شده است. تعداد سطرهای این آرایه برابر تعداد ابرهای موجود در محیط چندابری (m) می‌باشد و تعداد ستون‌های آن برابر حاصل تعدد دسته وظایف جریان کاری یعنی همان تعداد سطوحها ( $n_{bag}$ ) ضریب‌تر تعداد انواع نمونه ماشین‌های مجازی موجود در هر ابر ( $n_{vm}$ ) ضریب‌تر تعداد موجود از هر کدام از نمونه‌های ماشین مجازی ( $N_k$ ) است. هر کدام از درایه‌های این آرایه تعداد وظایفی از سطح (دسته وظایف)  $i$ ام که به ماشین نوع زام و شماره  $k$ ام از ابر  $k$ ام تخصیص یافته را نشان می‌دهد یعنی همان مقدار متغیر  $N_{ikjl}$  در مدل ILP-DC. برای هر کدام از جواب‌ها در جمعیت تولیدشده دو نوع حرکت وجود دارد، مهاجرت<sup>۴</sup> به سمت بهترین جواب و حرکت تصادفی با الگوی خاص که آن را تخم‌گذاری<sup>۵</sup> می‌نماید.

- مهاجرت: در الگوریتم COA، جستجوی سراسری یا همان مهاجرت به کمک پرواز لوى طبق (۲) صورت می‌گیرد. رابطه بینگر این است که محل سکونت جدید یک فاخته برابر است با محل



شکل ۱: کاربردهای جریان کاری علمی.

داده‌های ورودی مسئله شامل اطلاعاتی درباره ابرهای محیط چندابری و کاربرد جریان کاری ارسال شده به محیط چندابری است. اطلاعات و نمادهای به کار رفته در این تحقیق در جدول ۱ نشان داده شده است.

#### ۴- بیان مسئله

در این مقاله مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری علمی در محیط چندابری با هدف بهینه‌سازی هزینه تحت قيد مهلت زمانی مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای حل این مسئله از روش جستجوی فاخته استفاده می‌کنیم که یکی از مشهورترین الگوریتم‌های فرالبتکاری به حساب می‌آید.

#### ۴- روش پیشنهادی

همان طور که در بخش ۱ اشاره شد، مسئله زمان‌بندی وظایف در محیط محاسبات ابری جزء مسائل NP-Hard بوده و زمان اجرای بسیار زیادی نیاز دارد. برای غلبه بر این دشواری ما با استفاده از روش بهینه‌سازی فاخته سعی داریم این مسئله را در زمان بسیار کوتاهتری حل کنیم.

#### ۴- جستجوی فاخته

الگوریتم فاخته با الهام از روش زندگی پرندهای به همین نام توسعه یافته است [۲۱]. این الگوریتم همانند سایر الگوریتم‌های تکاملی با یک جمعیت اولیه (جمعیتی مشکل از فاخته‌ها) کار خود را شروع می‌کند. این جمعیت از فاخته‌ها تعدادی تخم دارند که آنها را در لانه تعدادی پرنده می‌بینان خواهند گذاشت. موقعیتی که در آن بیشترین تعداد تخم‌ها نجات یابند پارامتری خواهد بود که COA قصد بهینه‌سازی آن را دارد. در الگوریتم فاخته برای هر دو نوع جستجوی سراسری و محلی، از پرواز لوى استفاده می‌شود.

- تابع برازش<sup>۶</sup>: تابع برازش در الگوریتم COA پیشنهادی برای مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری در (۱) آمده است. این تابع هزینه‌های اجرای کاربرد جریان کاری را محاسبه می‌کند که شامل هزینه‌های اجاره نمونه‌های ماشین مجازی برای اجرای

2. Solution

3. Immigration

4. Egg Laying

1. Fitness Function

#### جدول ۱: توصیف نمادهای استفاده شده در این تحقیق.

نماد	توضیف نماد
$A = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$	اطلاعات کاربرد جریان کاری
$B_i$	مجموعه دسته‌های کاربرد جریان کاری در چند سطح
$Dl$	دسته $i$ ام از کاربرد جریان کاری در سطح $l$ ام
$DS_i$	مهلت زمانی کاربرد بر حسب ساعت
$n$	اندازه داده لازم برای دسته $i$ ام
$CP = \{AmazonEC2, \dots\}$	تعداد دسته وظایف (سطوح) جریان کاری
$m$	اطلاعات ابرهای محیط چندابری
$CP_k$	تعداد ابرهای محیط چندابری
$VM_{kjl}$	ابر $k$ ام در محیط چندابری
$J_k = \{c1, xlarge, \dots\}$	نمونه ماشین مجازی شماره $l$ ام از نوع زام روی ابر $k$ ام
$P_{kj}$	مجموعه نمونه ماشین مجازی موجود روی ابر $k$ ام
$N_k$	قیمت اجرای یک ماشین مجازی از نمونه $VM_{kj}$ در واحد ساعت
$CD_k$	تعداد ماشین‌های مجازی همزمان که کاربر می‌تواند در ابر $k$ ام اجرا کند
$I_j$	هزینه انتقال داده به ابر $k$ ام برای یک گیگابایت داده
$M$	مجموعه نمونه ماشین‌های نوع $L$ ام

$$p_{i,j} = \begin{cases} \cdot & \text{if } rand < pa \\ \cdot & \text{if } rand \geq pa \end{cases} \quad (9)$$

الگوریتم شکل ۳ COA را نشان می‌دهد که برای مسأله مورد نظر این تحقیق طراحی و پیاده‌سازی شده است. پارامترهای  $\alpha$ ،  $\beta$ ،  $pa$  و  $\sigma$  ورودی‌های این الگوریتم هستند که مقادیر آنها همان مقادیری است که در الگوریتم پیاده‌سازی شده توسط مؤلف [۲۱] پیشنهاد شده است. همان طور که در این الگوریتم مشاهده می‌شود در هر تکرار برای هر کدام از جواب‌ها ابتدا عملیات مهاجرت و سپس حرکت تصادفی انجام می‌شود و در صورتی که جواب تولیدشده جدید بهتر باشد جواب قبلي و يا بهترین جواب به روز رسانی مي شوند.

الگوریتم‌های شکل ۴ و ۵ به ترتیب عملیات مهاجرت و تخم‌گذاری برای یک جواب را نشان می‌دهند. قابل توجه است که بعد از تولید یک جواب جدید باید امکان‌پذیری آن ارزیابی شود. در الگوریتم‌های مهاجرت و حرکت تصادفی به ترتیب در خط ۵ و ۱۴ امکان‌پذیری جواب جدید با استفاده الگوریتم Feasible-solution ارزیابی می‌شود و در صورتی که جواب امکان‌پذیر نباشد مقدار برازش آن به بینهایت مقداردهی می‌شود.

الگوریتم شکل ۶ نیز امکان‌پذیری یک جواب را ارزیابی می‌کند. یک جواب در صورتی امکان‌پذیر خواهد بود که اولاً زمان اتمام اجرای آن از مهلت زمانی تعیین شده بزرگ‌تر نباشد و ثانیاً وظایف هر کدام از دسته‌های تنها به ماشین‌های یک ابر اختصاص یافته باشند و در غیر این صورت جواب مورد نظر امکان‌پذیر نیست.

۵- شبیه‌سازی و نتایج

الگوریتم فرایتکاری در محیط Matlab و C++ پیاده‌سازی شده است. مشخصات سیستمی که نرم‌افزارها روی آن اجرا شده‌اند عبارت است از: .RAM ۸ GB و حافظه Intel®core™ i7-۵۵۰۰U CPU @ ۲.۴GHz در این تحقیق چهار ابر EC2 BlueLock، GoGorid، Amazon و Storm cloud به عنوان فراهم‌کنندگان ابر موجود در یک محیط چندابری در نظر گرفته شده‌اند. در همه ابرها ظرفیت یکسانی برای تأمین

سکونت قبلی آن به علاوه ضریبی از فاصله این جواب تا بهترین جواب موجود در کل جمعیت فاخته‌ها. ضریب  $\alpha$  را اندازه گام‌های<sup>۱</sup> فاخته گویند، طبق (۳) ضریب  $r$  یک عدد نرمال با میانگین صفر و واریانس  $\sigma^2$  می‌باشد. ضریب  $S$  از (۴) محاسبه می‌شود که در آن  $v$  و  $u$  متغیرهای با توزیع نرمال می‌باشد.  $\sigma_v$  و  $\sigma_u$  نیز از (۶) محاسبه می‌شوند

$$nest_i^{(t+1)} = nest_i^{(t)} + a.s.(nest_i^{(t)} - nest_{best}^{(t)}).r \quad (3)$$

$$r \sim N(\cdot, o^{-\gamma}) \quad (\dagger)$$

$$S = \frac{u}{|V|^{\beta}} \quad (\mathfrak{f})$$

$$\begin{aligned} u &\sim N(\cdot, \sigma_u^2) \\ V &\sim N(\cdot, \sigma_v^2) \end{aligned} \tag{4}$$

$$\sigma_u = \left\{ \frac{r(\gamma + \beta) \sin \frac{\pi \beta}{\gamma}}{r \left| \frac{\gamma + \beta}{\gamma} \right| \beta^{\frac{\gamma - 1}{\gamma}}} \right\}^{\frac{1}{\beta}}, \quad \sigma_v = \gamma \quad (5)$$

- تخم‌گذاری: در الگوریتم COA، جستجوی محلی به کمک پرواز لوی طبق (۷) صورت می‌گیرد. رابطه بیانگر این است که موقعیت جدید یک فاخته برابر است با موقعیت قدیم آن به علاوه یک مقدار که از ضرب ماتریس  $S$  در  $P$  حاصل می‌گردد. ماتریس  $S$  طبق (۸) به دست می‌آید و درایه‌های ماتریس  $P$  از (۹) محاسبه می‌شوند.

$$nest^{t+1} = nest^t + S_* \cdot P \quad (\forall)$$

$$S = \text{rand}(\text{nests}(\text{randperm}(n), :)) - \text{nests}(\text{randperm}(n), :)) \quad (\lambda)$$

```

1: Input: Solution sol, Pop, Pa;
2: Output: Solution solnew;
3: Select two random solutions sol1 and sol2 in Pop;
4: S = rand(sol1 - sol2);
5: P = rand(size(sol));
6: for all element Pij in P matrix do
7:   if Pij < Pa then
8:     Pij = 1;
9:   else
10:    Pij = 0;
11:   end if
12: end for
13: solnew = sol + S.P;
14: if Feasible-solution(solnew)=0 then
15:   fitness(solnew)=∞;
16: end if
17: return solnew

```

شکل ۲: الگوریتم امکان‌پذیری جواب.

جدول ۲: مشخصات نمونه‌های عرضه شده توسط ابرهای موجود در محیط چنداپری.

CCU	قیمت (دلار در ساعت)	نوع نمونه	فراهم‌کننده ابری
۱۲۴۶	۲۶۸	m2.4xlarge	
۹۵۲	۱۳۴	m2.7xlarge	Amazon EC2
۳۹۲	۰۳۸	m1.xlarge	
۲۳۲	۱۵۲	gg-1gb	
۹۲۸	۰۷۶	gg-4gb	GoGrid
۴۴۲	۰۱۹	gg-1gb	
۲۶۲۶	۰۶۶۱	b1-1gb-4cpu	
۹۰۶	۰۳۰۸	b1-4gb-2cpu	BlueLock
۶۱۴	۰۱۳۴	b1-2gb	
۲۱۴۱	۰۰۷۲	cloud : 8gb	
۹۳۳	۰۱۴	cloud : 4gb	StormCloud
۴۷۳۱	۰۰۳۴	cloud : 16gb	

شبیه‌سازی‌ها برای کاربردهای جریان کاری LIGO، Epigenome و CyberShake Montage اجرا شده‌اند که خصوصیات آنها را از Pegasus workflow Generator گرفته‌ایم. هزینه و زمان انتقال داده بین دو دسته وظایف در دو سطح متواتی از یک کاربرد جریان کاری در صورتی که وظایف هر دو دسته روی یک ابر یکسان تخصیص داده شوند صفر در نظر گرفته شده و در غیر این صورت این مقادیر محاسبه می‌شوند.

### ۱-۵ مقایسه راهکار پیشنهادی با راهکارهای مرتبط

در این بخش راهکار پیشنهادی این تحقیق (COA) را با راهکار پیشنهادی در [۱۱] به نام MCPCPP و همچنین با راهکار ارائه شده در [۱۳] به نام ILP-DC مقایسه می‌کنیم. دلایل انتخاب این راهکارها برای مقایسه به شرح زیر می‌باشد:

- مشابه راهکار پیشنهادی این تحقیق، هدف دیگر راهکارهای مورد مقایسه، بهینه‌سازی هزینه تحت یک مهلت زمانی در محیط چنداپری برای زمان‌بندی جریان کاری است.

- راهکار MCPCPP بر اساس استراتژی مسیر بحرانی جزئی (PCP) کار می‌کند که یکی از مشهورترین راهکارهای ابتکاری برای مسئله زمان‌بندی جریان کاری می‌باشد. بنابراین انتخاب مناسبی برای ارزیابی و مقایسه بهینگی جواب‌های به دست آمده است.

- راهکار ILP-DC مسئله مورد نظر را به صورت ریاضی مدل‌سازی کرده و جواب‌های به دست آمده از آن بهینه سراسری می‌باشند. از آنجا که الگوریتم‌های فرآبتكاری جواب‌های نزدیک به بهینه را پیدا

```

1: Input: α, β, pa, σ;
2: Output: Solution sol;
3: Generate Pop randomly which they are feasible
4: i = 0;
5: solbest=the solution with best fitness in Pop;
6: while i <= Maxiter do
7:   for all individual Popi in Pop do
8:     (newPop)=Immigration(Popi,solbest);
9:     if fitness(newPop) < fitness(Popi) then
10:       Popi = newPop;
11:     end if
12:     if fitness(newPop) < fitness(solbest) then
13:       solbest = newPop;
14:     end if
15:     (newPop)=Egg laying(Popi, Pop,Pa);
16:     if fitness(newPop) < fitness(Popi) then
17:       Popi = newPop;
18:     end if
19:     if fitness(newPop) < fitness(solbest) then
20:       solbest = newPop;
21:     end if
22:   end for
23:   i++;
24: end while
25: return solbest;

```

شکل ۳: الگوریتم جستجوی فاخته.

```

1: Input: Solution sol, Solution solbest;
2: Output: Solution solnew;
3: Calculate r, S values;
4: solnew = sol + α.S.(sol - solbest).r;
5: if Feasible-solution(solnew)=0 then
6:   fitness(solnew)=∞;
7: end if
8: return solnew

```

شکل ۴: الگوریتم مهاجرت فاخته.

```

1: Input: Solution sol;
2: Output: flagfs;
3: flagfs = 1;
4: if makespan of sol > deadline then
5:   flagfs = 0;
6: else
7:   for all CPi in Cloud Provider Set do
8:     if sum(ith row elements of sol) > NK then
9:       flagfs = 0;
10:      end if
11:    end for
12:  end if
13: return flagfs

```

شکل ۵: الگوریتم تخم‌گذاری.

منابع در نظر گرفته‌ایم به طوری که هر ابر سه نوع نمونه ماشین مجازی عرضه می‌کند. همچنین محدودیت منابع اعمال شده توسط ابرها هم به طور یکسان برای همه فرآهم‌کنندگان ۲۰ ماشین برای هر فرآهم‌کننده در نظر گرفته شده است ( $N_k = 20$ ). فرآهم‌کنندگان در نظر گرفته شده در محیط چنداپری نمونه‌های ماشین مجازی را با کارایی و قیمت متنوع ارائه می‌دهند. کارایی و قیمت نمونه‌ها از داده‌های موجود در پایگاه داده CloudHarmony<sup>1</sup> گرفته شده است. معیار کارایی بر حسب ccu که توسط CloudHarmony برای سنجش کارایی فرآهم‌کنندگان زیرساخت مختلف ارائه شده است. قیمت نمونه‌های ماشین مجازی بر حسب ساعت محاسبه می‌شود. مشخصات نمونه‌های ارائه شده توسط ابرهای موجود در محیط چنداپری در جدول ۲ نمایش داده شده است.

1. <http://blog.cloudharmony.com/2010/09/benchmarking-of-ec2s-new-cluster.html>

جدول ۵: هزینه کل راهکارهای ILP-DC، MCP CPP و COA برای جریان کاری MONTAGE با ۲۰۰۰ وظیفه بر حسب دلار.

COA	MCP CPP	ILP-DC	مهلت زمانی
۳/۱۵	۹,۴۵	۱,۲۱۸	۱
۳/۰۷	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۲
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۳
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۴
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۵
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۶
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۷
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۸
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۹
۱,۲۰۶	۷,۱۹	۱,۲۰۶	۱۰

جدول ۶: هزینه کل راهکارهای ILP-DC، MCP CPP و COA برای جریان کاری CYBERSHAKE با ۲۰۰۰ وظیفه بر حسب دلار.

COA	MCP CPP	ILP-DC	مهلت زمانی
۱/۱۳	۸,۵۴	۰,۹۴۲	۱
۰,۸۱۲	۸,۱۰	۰,۸۱۲	۲
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۳
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۴
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۵
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۶
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۷
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۸
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۹
۰,۸۱۲	۷,۸	۰,۸۱۲	۱۰

- طوری که در مهلت‌های زمانی طولانی توانسته جوابی بهینه برابر جواب بهینه سراسری بیابد.
- چنان که در جدول‌ها مشاهده می‌شود، هزینه کل به دست آمده توسط MCP CPP به طور قابل ملاحظه‌ای بیشتر از مقادیر به دست آمده توسط ILP-DC و COA است. MCP CPP یک راهکار ابتکاری است و بنابراین جواب‌های زیربهینه را پیدا می‌کند. از طرف دیگر این افزایش قابل ملاحظه در هزینه کل برای MCP CPP می‌تواند در اثر روش بخش‌بندی آن باشد. راهکار MCP CPP، جریان کاری را به مسیرهای بحرانی جزئی بخش‌بندی می‌کند که این مسیرهای بحرانی جزئی را از طریق پیمایش گراف DAG مربوط به جریان کاری در عمق (به صورت عمودی) بین گره‌های ابتداء و انتهای تعیین می‌کند در حالی که راهکار پیشنهادی این تحقیق (COA) و همچنین ILP-DC جریان کاری را به صورت افقی<sup>۳</sup> (سطح به سطح) بخش‌بندی می‌کند.
- در تمامی آزمایش‌ها با افزایش مهلت زمانی، هزینه کاهش می‌یابد. هنگامی که مهلت زمانی کوتاهی برای اجرای کاربرد تعیین شود زمان‌بند مجبور است برای رعایت آن، نمونه ماشین‌های سریع‌تری را انتخاب کند و همان طور که می‌دانیم هر چه سرعت پردازش نمونه ماشین مجازی بیشتر باشد هزینه آن نیز گران‌تر است و برعکس. بنابراین با افزایش مهلت زمانی، زمان‌بند می‌تواند

2. Vertically

3. Horizontally

جدول ۳: هزینه کل راهکارهای ILP-DC، MCP CPP و COA برای جریان کاری EPIGENOME با ۲۰۰۰ وظیفه بر حسب دلار.

COA	MCP CPP	ILP-DC	مهلت زمانی
۵۰,۳۶	۷۱,۷۹	بدون جواب	۱
۴۷,۱	۶۸,۶۵	بدون جواب	۲
۴۶,۴۵	۶۶,۳۳	۳۵,۷۴	۳
۴۵,۶۸	۶۶,۳۳	۱۷,۸۴	۴
۲۵,۱۴	۶۶,۳۳	۱۷,۸۴	۵
۲۱,۹۴	۶۶,۳۳	۱۷,۷۱	۶
۱۹,۸۷	۶۶,۳۳	۱۷,۵۷	۷
۱۹,۲۰	۶۶,۳۳	۱۷,۵۷	۸
۱۸,۵۷	۶۶,۳۳	۱۷,۵۷	۹
۱۸,۵۷	۶۶,۳۳	۱۷,۵۷	۱۰

جدول ۴: هزینه کل راهکارهای ILP-DC، MCP CPP و COA برای جریان کاری LIGO با ۲۰۰۰ وظیفه بر حسب دلار.

COA	MCP CPP	ILP-DC	مهلت زمانی
۱۰,۴۵	۸۰,۴	۵,۵۵	۱
۷,۲۴	۷۰,۱۸۱	۲,۹۸	۲
۶,۹۸	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۳
۵,۱۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۴
۳,۶۱	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۵
۲,۷۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۶
۲,۷۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۷
۲,۷۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۸
۲,۷۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۹
۲,۷۲	۷۰,۱۸۱	۲,۷۲	۱۰

می‌کند و یافتن جواب بهینه را تضمین نمی‌کند، این مقایسه می‌تواند نشان دهد که جواب‌های به دست آمده از الگوریتم فرآبتكاری پیشنهادی تا چه اندازه نزدیک به جواب‌های بهینه است. جدول‌های ۳ تا ۶ مقایسه هزینه کل به دست آمده از راهکارهای COA با ۲۰۰۰ وظیفه نشان می‌دهند. آستانه شدنی مهلت زمانی<sup>۱</sup> را به صورت کوتاهترین مهلت زمانی که در آن راهکار مورد نظر بتواند جواب پیدا کند تعريف می‌کنیم. در آزمایش‌های این بخش مهلت زمانی از یک تا ۵ ساعت تغییر می‌کند. از آنجایی که راهکار ما (COA) از نوع فرآبتكاری بوده و جواب‌های زیربهینه را پیدا می‌کند، بنابراین در هر بار اجرا ممکن است جوابی متفاوت را پیدا کند، پس جواب‌های ذکر شده در جدول‌ها میانگین جواب‌هایی به دست آمده از اجرای این راهکار است. از این جدول‌ها نتایج زیر مشهود می‌باشد:

- در تمامی جدول‌ها هزینه به دست آمده از راهکار ILP-DC کمترین است که این امری بدینه است زیرا این راهکار از نوع مدل‌سازی ریاضی بوده و بهینه سراسری را می‌یابد. قابل توجه است که مقدار هزینه حاصل از جواب‌های الگوریتم فرآبتكاری پیشنهادی COA بسیار کمتر از جواب‌های راهکار MCP CPP و بسیار نزدیک به جواب بهینه به دست آمده از مدل ریاضی ILP-DC است، به

1. Feasible Deadline Threshold

دست آمده از راهکار پیشنهادی به طور قابل ملاحظه‌ای از راهکار MCPCPP کمتر بوده و در حد مطلوبی نزدیک به مدل ریاضی ILP-DC می‌باشد. به علاوه این که زمان اجرای راهکار پیشنهادی نیز معقول می‌باشد. در حالت کلی روش پیشنهادی در مقایسه با روش MCPCPP دارای مزیت کاهش هزینه و ضعف افزایش زمان اجرا است. ولی باید توجه داشت که مزیتش بسیار چشم‌گیر است و با توجه به این که زمان اجرا در مقیاس ثانیه و مهلت زمانی در مقیاس ساعت است، این ضعف قابل چشمپوشی است.

## مراجع

- [1] M. Mattoso, C. Werner, G. H. Travassos, V. Braganholo, E. Ogasawara, D. Oliveira, S. Cruz, W. Martinho, and L. Murta, "Towards supporting the life cycle of large scale scientific experiments," *Int. J. Bus. Process Integr. Manag.*, vol. 5, no. 1, pp. 79-92, May 2010.
- [2] T. Hey, S. Tansley, and K. M. Tolle, *The Fourth Paradigm: Data-Intensive Scientific Discovery*, vol. 1. Microsoft Research Redmond, WA, 2009.
- [3] I. J. Taylor, E. Deelman, D. B. Gannon, and M. Shields, *Workflows for E-Science: Scientific Workflows for Grids*, Springer Publishing Company, Incorporated, 2014.
- [4] L. Grandinetti, *High Performance Computing and Grids in Action*, vol. 16, IOS Press, 2008.
- [5] L. M. Vaquero, L. Rodero-Merino, J. Caceres, and M. Lindner, "A break in the clouds: towards a cloud definition," *ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, vol. 39, no. 1, pp. 50-55, Dec. 2008.
- [6] I. Foster, Y. Zhao, I. Raicu, and S. Lu, "Cloud computing and grid computing - 360-degree compared," in *Proc. Grid Computing Environments Workshop*, 10 pp., Austin, TX, USA , 12-16 Nov. 2008.
- [7] F. Wu, Q. Wu, and Y. Tan, "Workflow scheduling in cloud: a survey," *J. Supercomput.*, vol. 71, no. 9, pp. 3373-3418, May 2015.
- [8] S. Abrishami, M. Naghibzadeh, and D. H. J. Epema, "Deadline-constrained workflow scheduling algorithms for infrastructure as a service clouds," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 29, no. 1, pp. 158-169, Jun. 2013.
- [9] S. Abrishami, M. Naghibzadeh, and D. H. J. Epema, "Cost-driven scheduling of grid workflows using partial critical paths," *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, vol. 23, no. 8, pp. 1400-1414, Aug. 2012.
- [10] B. Lin, W. Guo, G. Chen, N. Xiong, and R. Li, "Cost-driven scheduling for deadline-constrained workflow on multi-clouds," in *Proc. IEEE Int. Parallel and Distributed Processing Symp. Workshop, IPDPSW'15* , pp. 1191-1198, Hyderabad, India, 25-29 May 2015.
- [11] B. Lin, et al., "A pretreatment workflow scheduling approach for big data applications in multi cloud environments," *IEEE Trans. on Network and Service Management*, vol. 13, no. 3, pp. 581-594, Sept. 2016.
- [12] H. M. Fard, R. Prodan, and T. Fahringer, "A truthful dynamic workflow scheduling mechanism for commercial multicloud environments," *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, vol. 24, no. 6, pp. 1203-1212, Jun. 2013.
- [13] S. Mohammadi, H. Pedram, and L. PourKarimi, "Integer linear programming-based cost optimization for scheduling scientific workflows in multi-cloud environments," *the J. of Supercomputing*, vol. 74, no. 9, pp. 4717-4745, Sep. 2018.
- [14] M. S. Hosseini Shirvani, "A hybrid meta-heuristic algorithm for scientific workflow scheduling in heterogeneous distributed computing systems," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 90, Article No.: 103501, 20 pp., Apr. 2020.
- [15] K. R. Escott, H. Ma, and G. Chen, "Genetic programming based hyper heuristic approach for dynamic workflow scheduling in the cloud," in *Proc. Int. Conf. on Database and Expert Systems Applications*, pp. 3141-3148, Canberra, ACT, Australia, 1-4 Dec. 2020.
- [16] N. Rizvi and D. Ramesh, "HBDCWS: heuristic-based budget and deadline constrained workflow scheduling approach for heterogeneous clouds," *Soft Computing*, vol. 24, pp. 18971-18990, Jul. 2020.
- [17] G. B. Berriman, et al., "Montage: a grid-enabled engine for delivering custom science-grade mosaics on demand," *SPIE Astronomical Telescopes+ Instrumentation*, pp. 221-232, Sept. 2004.

جدول ۷: زمان اجرای سه راهکار COA، ILP-DC و MCPCPP برای جریان کاری‌های EPIGENOME و LIGO بر حسب ثانیه.

LIGO	Epigenome	راهکار	تعداد وظایف
۳۹	۲۹	COA	
<1	<1	MCPCPP	۲۰۰۰
۱۳۲۰	۲۲۹	ILP-DC	
۱۲۳	۷۶	COA	
<1	<1	MCPCPP	۴۰۰۰
۳۰۹۴	۷۵۴	ILP-DC	

ماشین‌هایی را انتخاب کند که قدرت پردازش کمتری داشته و ارزان‌تر هستند، به همین دلیل با افزایش مهلت زمانی هزینه بهینه کاهش می‌یابد.

- در همه جدول‌ها می‌توان دید که بعد از یک مقدار مشخص از مهلت زمانی، هزینه بهینه ثابت می‌ماند. مهلت زمانی یک قید محدود کننده در این مسئله زمان‌بندی است اما هنگامی که به مقدار مشخصی برسد دیگر افزایش آن باعث کاهش هزینه نمی‌شود زیرا ارزان‌ترین نمونه ماشین‌ها برای زمان‌بندی کاربرد مورد نظر انتخاب شده‌اند و دیگر امکان کاهش هزینه وجود ندارد. برای مثال در جدول ۳ می‌بینیم که این مقدار مشخص از مهلت زمانی برای کاربرد Epigenome در راهکار ILP-DC با اندازه بزرگ برابر ۷ ساعت است.

## ۲- زمان بهینه‌سازی

جدول ۷ زمان اجرای راهکارهای COA، ILP-DC و MCPCPP را برای جریان کاری‌های LIGO و Epigenome نشان می‌دهد. تعداد وظایف ۲۰۰۰ و ۴۰۰۰ در نظر گرفته شده در حالی که دیگر پارامترها ثابت هستند (مهلت زمانی برابر یک ساعت است). همان‌طور که مشاهده می‌شود، زمان اجرای راهکارهای COA و ILP-DC با افزایش اندازه جریان کاری، افزایش می‌یابد و این افزایش در راهکار ILP-DC بسیار بیشتر از COA است و این در حالی است که زمان اجرای راهکار MCPCPP در همه موارد کمتر از یک ثانیه است. باید توجه داشت که زمان اجرای راهکار COA در مقایسه با زمان اجرای کاربرد جریان کاری COA قبل چشمپوشی است. بنابراین در عمل سرعت نسبتاً کم راهکار COA در مقایسه با MCPCPP محدود کننده نیست. به خصوص این که کیفیت جواب‌های حاصل از آن بسیار بالاتر از جواب‌های MCPCPP است.

## ۶- نتیجه‌گیری

حل مسائل بهینه‌سازی از طریق جستجوی تمامی جواب‌های امکان‌پذیر (فضای جستجو) و محاسبه توابع هدف بسیار زمان‌بر است. اخیراً تمرکز بیشتری بر روش‌های فرالبتکاری صورت گرفته است. روش‌های جستجوی فرالبتکاری روش‌هایی هستند که می‌توانند جواب خوبی (نزدیک به بهینه) در زمانی معقول برای مسئله را ارائه کنند. در این تحقیق با به کارگیری یکی از جدیدترین روش‌های جستجوی فرالبتکاری به نام الگوریتم جستجوی فاخته، یک راهکار فرالبتکاری برای مسئله زمان‌بندی کاربردهای جریان کاری با هدف کمینه‌سازی هزینه در محیط چندابری ارائه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که هزینه به

لطیف پورکریمی تحصیلات خود را در مقاطعه کارشناسی در سال ۱۳۸۲ از دانشگاه شهرکرد، کارشناسی ارشد در سال ۱۳۸۴ از دانشگاه تربیت معلم تهران (خوارزمی) و دکتری در سال ۱۳۸۹ از دانشگاه شهید باهنر کرمان به پایان رسانده است و هم‌اکنون دانشیار گروه ریاضی دانشگاه رازی می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: برنامه‌ریزی خطی و غیرخطی، بهینه‌سازی چنددهفه و تحلیل پوششی داده‌ها.

سمیه عبدی در سال ۱۳۸۴ مدرک کارشناسی مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه رازی کرمانشاه به پایان رسانده است. نامبرده در سال ۱۳۸۹ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه علوم و تحقیقات تهران دریافت نمود و در سال ۱۳۹۵ موفق به اخذ درجه دکترا در مهندسی کامپیوتر از دانشگاه مذکور گردید. دکتر عبدی از سال ۱۳۸۹ در دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد اسلام آباد غرب مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این دانشکده می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده متعدد بوده و شامل موضوعاتی مانند سیستم‌های توزیع شده، زمانبندی جریان کاری، برنامه‌ریزی ریاضی، معماری نرم‌افزار و یادگیری عمیق می‌باشد.

- [18] P. Maechling, *et al.*, "SCEC cybershake workflows-automating probabilistic seismic hazard analysis calculations," in *Workflows for E-Science: Scientific Workflows for Grids*, I. J. Taylor, E. Deelman, , D. B. Gannon, and M. Shields, (Eds.), pp. 143-163, Springer, 2007.
  - [19] -, USC Epigenome Center, [Online]. Available: <http://epigenome.usc.edu>.
  - [20] "LIGO project, LIGO-laser interferometer gravitational wave observatory," [Online]. Available: <http://www.ligo.caltech.edu/>.
  - [21] X. S. Yang and S. Deb, "Cuckoo search via Levy flights," in *Proc. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, NaBIC'09*, pp. 210-214, Coimbatore, India, 91-11 Dec. 2009.
- سمیه محمدی تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۸۴ از دانشگاه رازی کرمانشاه، کارشناسی ارشد و دکتری را به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۷ از دانشگاه علوم تحقیقات تهران به پایان رسانیده و هم‌اکنون استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه-مرکز قصرشیرین می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: برنامه‌ریزی ریاضی، یادگیری ماشین، جریان کاری‌های علمی.