

## یک الگوریتم جدید برای همگرایی به اعمال عاقلانه و کاربرد آن برای تهیه منبع در محاسبات ابر

حسین مرشدلو<sup>۱</sup>، محمدرضا میبیدی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، morshedlou@aut.ac.ir

<sup>۲</sup>دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، mmeybodi@aut.ac.ir

چکیده - در محیط های پویا و غیرقطعی، تصمیم گیری صحیح در مورد انتخاب یک عمل امری مهم می باشد. اگر عمل انتخاب شده عاقلانه باشد به این معنا که با توجه به اطلاعات موجود بهترین انتخاب بشمار رود، آنگاه می توان ادعا کرد که مولفه تصمیم گیرنده بهترین کارایی را در تصمیم گیری ارائه کرده است. اگر بهره های ناشی از انتخاب اعمال کاملا مشخص بوده و بهره ای که یک تصمیم گیرنده بدست می آورد صرفا تابعی از عملکرد خود وی باشد، آنگاه پیدا کردن این عمل کار دشواری نیست، اما وجود عدم قطعیت ها و پیچیدگی های ذاتی در بسیاری از محیط ها و تاثیرگذاری اعمال انتخابی دیگر موجودیتهای حاضر در محیط باعث می گردد که در عمل کار تشخیص عمل عاقلانه بسیار مشکل گردد. در این مقاله الگوریتمی برای اتوماتای یادگیر سلولی ارائه گردیده است که با استفاده از آن اتوماتای یادگیر مستقر در یک سلول قادر است در محیط های غیرقطعی و پیچیده که چندین تصمیم گیرنده در آن وجود دارند، فعالیت نموده و با تشخیص عمل عاقلانه در محیط به آن همگرا گردد. بعنوان کاربردی از این الگوریتم نیز یک مساله تهیه منبع در محاسبات ابر نیز مورد بررسی قرار گرفته و کارایی الگوریتم ارائه شده در آن نشان داده شده است.

کلید واژه - اتوماتای یادگیر سلولی، محاسبات ابر، عمل عاقلانه، مناقصه.

### ۱- مقدمه

بوده و بهره ای که تصمیم گیرنده بدست می آورد صرفا تابعی از عملکرد خود وی می باشد، کار دشواری بشمار نمی رود، اما وجود عدم قطعیت ها و پیچیدگی های ذاتی در بسیاری از محیط ها و تاثیرگذاری اعمال انتخابی دیگر موجودیتهای خودمختار در محیط باعث پیچیدگی و دشواری تشخیص عمل عاقلانه می گردد. در این مقاله الگوریتمی برای اتوماتای یادگیر سلولی ارائه گردیده است که با استفاده از آن اتوماتای یادگیر مستقر در یک سلول قادر است در محیط های غیرقطعی و پیچیده که چندین تصمیم گیرنده (همسایگان) در آن وجود دارند، فعالیت نموده و با تشخیص عمل عاقلانه در محیط به آن همگرا گردد. بعنوان کاربردی از این الگوریتم نیز یک مساله تهیه منبع در محاسبات ابر مورد بررسی قرار گرفته و کارایی الگوریتم ارائه شده در آن نشان داده شده است.

در ادامه مقاله در بخش دوم ابتدا اتوماتای یادگیر سلولی و

در محیط های پویا و غیرقطعی، تصمیم گیری در شرایط مختلف مساله ای مشکل و پیچیده بشمار می رود. این مساله بخصوص هنگامی که مولفه های خودمختار دیگری در محیط وجود داشته باشند که عملکرد آنها نیز بر روی تصمیم اتخاذ شده موثر باشد، حالت پیچیده تری بخود می گیرد. یک تصمیم گیری صحیح هنگام انتخاب یک عمل می تواند تاثیر بالایی در نتیجه داشته باشد و اگر عمل انتخاب شده یک عمل عاقلانه باشد، به این معنا که با توجه به اطلاعات موجود بهترین انتخاب بشمار رود، آنگاه می توان ادعا کرد که مولفه تصمیم گیرنده بهترین کارایی ممکن را ارائه کرده است. مساله انتخاب عمل عاقلانه در محیط هایی که بهره های ناشی از انتخاب اعمال کاملا مشخص

زمانیکه سیستم به یک حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده برقرار گردد.

## ۲-۲- اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم

در اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم [۱۲] محدودیت دارا بودن ساختار شبکه ای برداشته می شود. این نوع از اتوماتای یادگیر سلولی در کاربردهای مختلفی که در آن امکان مدل کردن دیگر موجودیتها و محیط در قالب یک شبکه منظم امکانپذیر نیست، بسیار موثر می باشد. در واقع اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم بصورت یک گراف بدون جهت تعریف می شود، بطوریکه هر راس آن متناظر با یک سلول است که دارای یک اتوماتای یادگیر می باشد. در این نوع اتوماتای یادگیر سلولی یالها همسایه ها را مشخص می کنند. البته الگوریتم ارائه شده در این مقاله در قالب انواع مختلف اتوماتای یادگیر سلولی قابل استفاده است و محدود به اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم نمی باشد. معرفی این نوع از اتوماتای یادگیر سلولی در اینجا تنها بدلیل استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم در بخش کاربرد الگوریتم می باشد.

## ۳- الگوریتم ارائه شده

برای ارائه الگوریتم لازم است تا ابتدا برخی نمادها و نشانه گذاریها معرفی گردد. پس از معرفی آنها الگوریتم ذکر شده ارائه خواهد شد.

## ۳-۱- نمادها و علائم

فرض کنید که تعاملات یک اتوماتای یادگیر مستقر در یک سلول از سلولهای یک اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم را با همسایگانش با نماد  $\Gamma$  نشان دهیم.

$$\Gamma = (N, (S^i)_{i \in N}, (u^i)_{i \in N}) \quad (1)$$

که در رابطه (۱)،  $N$  نشان دهنده مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر است که در همسایگی اتوماتای یادگیر مورد نظر می باشند. این مجموعه خود اتوماتای یادگیر را نیز شامل می شود.  $S^i$  مجموعه اعمالی را که  $i$  امین اتوماتا می تواند انجام دهد را

اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم معرفی شده اند. سپس بخش سوم به ارائه الگوریتم یادگیری جدید پرداخته است. در بخش چهارم الگوریتم ارائه شده در قالب اتوماتای یادگیر سلولی برای حل یکی از مسائل موجود در محیطهای محاسبات ابر مورد استفاده قرار گرفته است. بخش پنجم به ارائه نتایج حاصل از آزمایشات پرداخته و در نهایت در بخش ششم جمع بندی ارائه گردیده است.

## ۲- مفاهیم اولیه

در این بخش مفاهیم اولیه مربوط به اتوماتای یادگیر سلولی و اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم ارائه می گردد.

## ۲-۱- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی  $d$  بعدی [۱۱، ۱۰] یک چندتائی بصورت  $CLA = (Z^d, \phi, A, N, F)$  است که در آن  $Z^d$  یک شبکه  $d$  بعدی متناهی یا نامتناهی می باشد (برای نمونه صفحه شطرنج یک شبکه دو بعدی متناهی با اندازه ۸ می باشد)،  $\phi$  یک مجموعه متناهی از حالتها،  $A$  یک مجموعه متناهی از اتوماتاهای یادگیر که هریک از آنها به یکی از سلولها نسبت داده می شود.  $N = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_m\}$  یک زیر مجموعه متناهی از  $Z^d$  که بردار همسایگی نامیده می شود و  $F: \phi^m \rightarrow \beta$  قانون محلی اتوماتای یادگیر سلولی است که  $\beta$  مجموعه مقادیری است که می تواند بعنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود. عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی به این صورت است که در یک تکرار هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی، یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند. این عمل بصورت تصادفی بر اساس بردار احتمال انتخاب می گردد. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخابی توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش گرفته و یا جریمه می شود. با توجه به این پاداش یا جریمه اتوماتای یادگیر رفتار خود را بر اساس الگوریتم یادگیری -اش بهنگام می سازد. معمولاً تمام اتوماتاها بصورت همگام بر روزرسانی خود را انجام می دهند. بعد از اینکار تکرار بعدی شروع می شود و این روال به همین صورت ادامه خواهد داشت تا

### ۲-۲- الگوریتم پیشنهادی

با توجه به نمادهای معرفی شده حال می توانیم الگوریتم پیشنهادی خود را ارائه دهیم. فرض که اتوماتای یادگیر  $i$  ام در مرحله  $t$  ام دارای  $m$  عمل باشد که بر اساس بردار احتمال  $(p_t^i(0), p_t^i(1), \dots, p_t^i(m-1))$  یکی را به تصادف انتخاب می کند. در مرحله صفر احتمال انتخاب تمام اعمال یکسان بوده و فرض کنید در مرحله  $t$  ام،  $z$  امین عمل انتخاب شود. حال الگوریتم یادگیری پیشنهادی نحوه بروزرسانی بردارهای احتمال را به اینصورت پیشنهاد می کند که  $z$  امین عمل توسط رابطه (۷) و بقیه اعمال توسط رابطه (۸) بروزرسانی گردند.

$$p_{t+1}^i(j) = p_t^i(j) + \left( \frac{\sum_{k \in S^i} R_t^i(j, k) + \frac{1}{m-1} \sum_{k \in S^i} R_t^i(k, j)}{\sum_{k \in S^i} R_{t+1}^i(j, k) + \frac{1}{m-1} \sum_{k \in S^i} R_t^i(k, j)} - 1 \right) \times p_t^i(j) \quad (7)$$

$$p_{t+1}^i(k) = p_t^i(k) - \frac{p_{t+1}^i(j) - p_t^i(j)}{m-1} \quad (8)$$

روابط (۷) و (۸) الگوریتم پیشنهادی را تعریف می کنند. در بخش بعدی تحلیلی بر روی این الگوریتم ارائه شده است.

### ۳-۲- بررسی درستی الگوریتم ارائه شده

در این قسمت رابطه (۷) را مورد بررسی قرار می دهیم و بصورت شهودی درستی الگوریتم را نشان می دهیم. اثبات فرمال درستی این الگوریتم بعنوان کارهای آتی انجام خواهد گردید. می توان نشان داد که بروزرسانی بر اساس رابطه (۷) و (۸) خاصیت ارائه شده در رابطه (۹) را حفظ می کند.

$$\sum_{k \in S^i} p_t^i(k) \times R_t^i(k, j) = p_t^i(j) \sum_{k \in S^i} R_t^i(j, k) \quad (9)$$

حال اگر عمل  $z$  ام یک عمل عاقلانه باشد با توجه به تعریف عمل عاقلانه و روابط (۴) الی (۶) نهایتاً  $R_t^i(j, k)$  ها به صفر میل خواهد نمود، این در حالیست که  $R_t^i(k, j)$  ها (بجز  $R_t^i(j, j)$  که صفر است) دارای مقادیری غیر صفر خواهند بود که با توجه به

نشان می دهد.  $u^i$  نیز تابع بهره  $i$  امین اتوماتا را نشان می دهد که بصورت رابطه (۲) تعریف می گردد. اگر محیط تصادفی باشد بجای  $u^i$  از  $E(u^i)$  استفاده می شود.

$$u^i: \prod_{i \in N} S^i \rightarrow R \quad (2)$$

نکته ای که باید در اینجا به آن اشاره گردد این است که همسایگان از مقدار بهره همدیگر بی اطلاع هستند و تنها از طریق مشاهده اعمال یکدیگر می توانند به اینکه کدام عمل برای یک همسایه بهره بیشتری دارد، پی ببرند ولی مقدار دقیق بهره غیر قابل تشخیص است. حال اگر  $S$  بصورت رابطه (۳) تعریف شود (مجموعه همه اعمال ممکن انتخابی توسط اتوماتاها)، آنگاه یک عضو از  $S$  را با  $s$  نشان می دهیم که نشان دهنده عملی است که اتوماتاها انتخاب کرده اند.

$$S = \prod_{i \in N} S^i \quad (3)$$

اعمال انتخاب شده توسط اتوماتاها بجز  $i$  امین اتوماتا در تکرار  $t$  ام می باشد. مشابه  $s_t^i$  عمل انتخاب شده توسط اتوماتای  $i$  ام در تکرار  $t$  ام می باشد.  $(s_t^i, s_t^{-i})$  که معادل  $u^i(s_t)$  می باشد به معنای مقدار بهره حاصل شده برای اتوماتای  $i$  ام در تکرار  $t$  ام می باشد وقتی اعمال انتخابی اتوماتاها  $s_t$  باشند. حال روابط زیر را در نظر بگیرید:

$$W_\tau^i(j, k) = \begin{cases} u^i(k, s_\tau^{-i}) & \text{if } s_\tau^i = j \\ u^i(s_\tau) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$D_t^i(j, k) = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t W_\tau^i(j, k) - \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t u^i(s_\tau) \quad (5)$$

$$= \frac{1}{t} \sum_{\tau: s_\tau^i = j} [u^i(k, s_\tau^{-i}) - u^i(s_\tau)]$$

$$R_t^i(j, k) = [D_t^i(j, k)]^+ = \max\{D_t^i(j, k), 0\} \quad (6)$$

رابطه (۶) نشان دهنده این است که اگر از ابتدا تا کنون در طول تکرارهای مختلف هر گاه اتوماتا عمل  $z$  ام خود را انتخاب کرده است اگر عمل  $k$  ام را بجای آن انتخاب می کرد بهره کلی که اکنون کسب کرده چقدر بیشتر می توانست باشد. مسلماً اگر  $z$  امین عمل عاقلانه ترین عمل باشد این مقدار صفر خواهد بود.

برقراری رابطه (۹) خواهیم داشت:

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} \sum_{k \in S^t, k \neq j} p_t^i(k) = 0 \quad (10)$$

با توجه به رابطه (۱۰) نهایتاً احتمال انتخاب عمل عاقلانه  $z$  به یک میل خواهد نمود (چون مجموع بردار احتمالات باید یک باشد) که این به معنای همگرایی الگوریتم ارائه شده به عمل عاقلانه می باشد.

#### ۴- کاربرد الگوریتم ارائه شده

برای الگوریتم ارائه شده کاربردهای فراوانی می توان یافت. بخصوص استفاده از این الگوریتم امکان استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی را در اکثر بازیهای تکراری راحت تر می سازد. در این قسمت ما کاربردی از این الگوریتم را در قالب اتوماتای یادگیر سلولی برای مساله تخصیص منبع فروش مزایده-ای/مناقصه ای در محیط محاسبات ابر مورد بررسی قرار می دهیم. دلیل پویایی، هر  $CP^1$  در هر بازه زمانی خاص به میزان متفاوتی از منابع جهت ارائه سرویس به مشتریان خود نیاز دارد [۴]. میزان منابعی که یک  $CP$  برای ارائه سرویس به مشتریان خود تدارک می بیند باید به اندازه ای باشد که بتواند در بازه های اوج تقاضا نیز سرویس دهی خود را ادامه دهد. اما تهیه این مقدار از منابع از دو دیدگاه چندان امر معقولی بنظر نمی رسد. نخست اینکه در اکثر اوقات منابع مورد نظر بلا استفاده بوده و قابلیت های آنها هدر می رود و دوم اینکه هزینه بالایی برای تدارک حجم زیادی از منابع که در اکثر اوقات نیز ضروری نیستند باید صرف گردد که این چندان به صرفه نخواهد بود [۶، ۳، ۱]. به دلایل ذکر شده، سعی گردیده تا رویکردهایی برای این مشکل ارائه گردد تا هم بتوان هزینه های غیر ضروری را کاهش داد و هم از منابع تهیه شده بصورت کارا و مفید استفاده نمود.

یکی از رویکردهایی که برای این مشکل پیشنهاد گردیده است مبحث اجاره منابع<sup>۲</sup> می باشد [۷، ۱] که در آن  $CP$  های مختلف منابع بلا استفاده خود را در قبال دریافت هزینه ای مشخص یا توافقی در اختیار یکدیگر قرار می دهند تا از هدر رفت منابع در سمت اجاره دهنده و از صرف هزینه های غیر ضروری در سمت اجاره کننده جلوگیری گردد (در ادامه  $CP$  های اجاره دهنده را تهیه کننده منبع یا اجاره دهنده می نامیم). مبلغی که بعنوان هزینه اجاره منابع بر روی آن توافق می گردد به طرق مختلفی ممکن است تعیین گردد [۵، ۸]. یکی از این روشها روش مناقصه ای/مزایده ای همانند [۹] می باشد که در آن بهترین پیشنهاد ممکن بعنوان برنده یا در واقع اجاره دهنده انتخاب می گردد. چنانچه این فرآیند بصورت موردی و در مواقع نیاز به منبع برگزار گردد مسلماً بدلیل نیاز به سرعت بالا در این شرایط طرفین مناقصه عاملهای نرم افزاری خواهند بود. یکی از خصیصه هایی که این عاملهای نرم افزاری باید داشته باشند خصوصیت عاقل بودن می باشد به این معنا که با توجه به اطلاعات خود بهترین تصمیم را بگیرند بطوریکه میزان بهره ممکن خود را به حداکثر برسانند [۲]. چنانچه شرایط مناقصه بگونه ای باشد که اجاره دهندگان منابع با کمترین هزینه ممکن حاضر به در اختیار نهادن منابع خود گردند این رویکرد به نوبه خود نیز باعث کاهش هزینه ها برای  $CP$  و بهره بیشتر آن می گردد. شرایط مناقصه سعی گردیده بگونه ای باشد که اجاره منابع با مناسب ترین میزان سود عاقلانه ترین عمل ممکن باشد و نشان داده شده که اتوماتاهای یادگیر در تعامل با محیط به این عمل همگرا می گردند. به هر تهیه کننده منبع موجود (یا دیگر Cloud Provider ها) یک اتوماتای یادگیر با سه عمل تخصیص داده شده است. اعمال هر اتوماتای یادگیر پیشنهاد یک قیمت بعنوان مبلغ اجاره برای منابع در اختیار گذاشته شده می باشد و تفاوت این اعمال در میزان مبلغ پیشنهادی آن می باشد. عمل دوم هر اتوماتا برابر با پیشنهاد قیمتی است که اجاره منبع در ازای مبلغی کمتر از

<sup>2</sup> Resource Leasing

<sup>1</sup> Cloud Provider

#### ۴-۲- تحلیل برای مشخص کردن عمل عاقلانه

در این قسمت تحلیلی مبتنی بر مفاهیم نظریه بازیها ارائه می گردد تا عمل عاقلانه را در هر یک از روشهای بالا مشخص نماییم. در روش FPRA تنها نقطه تعادل نش بازی این خواهد بود که  $rv$  همه آتوماتاها با یکدیگر برابر بوده و همگی مقدار  $rv$  را پیشنهاد دهند. اگر این شرایط برقرار نباشد، بر مبنای تحلیل های نظریه بازیها نمی توان عمل عاقلانه ای برای انتخاب مشخص کرد، بلکه باید عمل عاقلانه بر پایه مدل سازی رفتار حریف مشخص گردد که این نیازمند یادگیری می باشد. به دیگر بیان انتخاب اعمال بر مبنای تحلیلهای آماری عاقلانه تر می باشد.

در روش SPRA با تحلیل های مبتنی بر مفاهیم نظریه بازیها می توان نشان داد که عمل عاقلانه برای انتخاب توسط آتوماتاها، پیشنهاد  $rv$  یا در واقع مینیمم مقدار اجاره سودآور می باشد و هر انتخاب دیگری بهره یا سود حاصل برای آتوماتا را افزایش نمی دهد و در برخی موارد شاهد کاهش نیز خواهیم بود. در اصطلاح نظریه بازیها، بقیه استراتژیها در برابر استراتژی پیشنهاد  $rv$  بصورت weakly dominated می باشند. فرض کنید پیشنهاد آتوماتای  $i$  ام را با  $s_i$  نشان دهیم و مینیمم مبلغ سودآور برای آتوماتای  $i$  ام را نیز با  $rv_i$  نشان دهیم. در اینجا با تکیه بر یک تحلیل مبتنی بر نظریه بازیها نشان می دهیم که استراتژی  $s_i = rv_i$  به معنای پیشنهاد مبلغ  $rv_i$  بعنوان اجاره منبع بر دو استراتژی دیگر یعنی  $s_i > rv_i$  و  $s_i < rv_i$  غلبه ضعیف دارد. فرض کنید که

$$r_i = \min_{j \neq i} s_j \quad (11)$$

حالت اول -  $s_i < rv_i$ :

حالت الف)  $r_i \leq s_i$ : اگر  $r_i = s_i$  باشد در اینصورت یا  $s_i$  یا  $r_i$  بصورت تصادفی یک انتخاب و برنده می شود. اگر  $s_i$  برنده نشود حاصل برابر حالتی است که در آن  $s_i = rv_i$  انتخاب می شد (چون در آن صورت  $r_i < s_i$  می گردید). اگر  $s_i$  برنده شود چون  $r_i < rv_i$  است لذا بهره آن منفی است چون به اندازه دومین کمترین پیشنهاد که  $r_i$  است اجاره دریافت می نماید، در

آن برای تهیه کننده منابع سودآور نخواهد بود. ما این مبلغ را با  $rv$  نشان می دهیم. عمل اول پیشنهاد مبلغی کمتر از  $rv$  و عمل سوم پیشنهاد مبلغی بیشتر از  $rv$  می باشد. بدون وارد آمدن خدشه ای به کلیت مساله فرض می کنیم که تقاضاهای اجاره منبع که از طرف CP ها داده می شود از نظر نوع منبع، توان پردازشی، مدت زمان اجاره و ... مشخص و معین باشند که بدلیل عدم ارتباط آنها با کلیت مساله از ذکر آنها در اینجا خودداری می نماییم. پس از اینکه هر کدام از آتوماتاها پیشنهادات خود را ارائه نمودند، بروکر یا واسطه اجرای مناقصه بهترین پیشنهاد ارائه شده را انتخاب کرده و آتوماتای برنده مشخص می گردد.

#### ۴-۱- تعیین برنده مناقصه و مبلغ اجاره

برنده مناقصه آتوماتایی خواهد بود که مبلغ کمتری را بعنوان هزینه اجاره منبع به بروکر پیشنهاد دهد، اما مبلغی که به اجاره دهنده منبع پرداخت می گردد در این مقاله به دو روش تعیین گردیده است:

روش  $FPRA^3$ : در این روش پیشنهاد دهنده کمترین مبلغ اجاره برنده شده و مبلغ پیشنهادی وی بعنوان مبلغی که اجاره کننده خواهد پرداخت، تعیین می شود.

روش  $SPRA^4$ : در این روش پیشنهاد دهنده کمترین مبلغ برنده شده اما دومین مبلغ کمتر که توسط یک آتوماتای غیر برنده پیشنهاد شده است، بعنوان مبلغی که اجاره کننده خواهد پرداخت تعیین می شود. برای مثال اگر پیشنهادات بصورت ۱۱۰، ۱۴۰ و ۱۵۰ باشد آتوماتای پیشنهاد دهنده مبلغ ۱۱۰ برنده خواهد شد اما مبلغ اجاره ای که دریافت می کند برابر ۱۴۰ خواهد بود، یعنی چیزی بیشتر از آنچه که پیشنهاد داده است.

<sup>3</sup> First Price Reverse Auction

<sup>4</sup> Second Price Reverse Auction

در حالت (۲-ج) نیز استراتژی  $S_i = rv_i$  بر  $S_i > rv_i$  غلبه دارد.

حالت (د)  $r_i < rv_i$  : در اینصورت هر دو استراتژی  $S_i = rv_i$  و  $S_i > rv_i$  برنده نبوده و بهره صفر خواهد بود و لذا در اینحالت هم استراتژی  $S_i > rv_i$  بر  $S_i = rv_i$  برتری ندارد.

با توجه به حالات (۱-الف) تا (۱-ج) و همچنین (۲-الف) تا (۲-د) استراتژی  $S_i = rv_i$  بطور کلی بر هر دو استراتژی  $S_i > rv_i$  و  $S_i < rv_i$  برتری و غلبه ضعیف دارد و لذا عمل عاقلانه در چنین شرایطی انتخاب استراتژی  $S_i = rv_i$  می باشد.

#### ۵- نتایج و شبیه سازیها

در آزمایشات انجام گرفته با استفاده از شبیه سازی محیط توضیح داده شده، سه تهیه کننده منبع وجود دارند که هر یک از آنها در یک سلول قرار گرفته و به هر کدام یک اتوماتای یادگیر تخصیص داده شده است. در اتوماتای یادگیر سلولی مورد استفاده در این مقاله، کلیه تهیه کنندگانی که منبع یکسانی برای ارائه دارند با یکدیگر همسایه بحساب می آیند و از عملکرد همدیگر تاثیر می پذیرند. دو روش مورد استفاده برای مزایده شبیه سازی گردیده و نتایج حاصل شده که در قالب مقادیر بردار احتمال یک اتوماتا می باشد در شکل های ۱ تا ۳ نشان داده شده است. با استفاده از روش FPRA هنگامی که  $rv$  همه یکسان نیست، چون هیچگونه عمل عاقلانه ای وجود ندارد، همگرایی کامل به سمت هیچیک از اعمال انجام نگردیده است که این موضوع در شکل ۱ نیز به چشم می خورد، اما هنگامی که  $rv$  همه یکسان است چون عمل عاقلانه وجود دارد، اتوماتای یادگیر نیز به این عمل همگرا گردیده است که نتایج حاصله که در شکل ۲ نشان داده شده است این مطلب را تایید می نماید. با استفاده از روش SPRA نیز بدون نیاز به یکسان بودن  $rv$  ها همواره عمل عاقلانه وجود دارد. شکل ۳ نیز همگرایی اتوماتای یادگیر به این عمل عاقلانه را نشان می دهد. همانگونه که در این شکل ها دیده می شود، همگرایی در نهایت به سمت عملی است که بر اساس تحلیل مبتنی بر مفاهیم نظریه بازیها عمل عاقلانه بشمار می رود.

صورتیکه استراتژی  $S_i = rv_i$  چون برنده نمی شد و بهره آن صفر بود از این بهره منفی بهتر بود و لذا بر استراتژی  $S_i < rv_i$  غلبه دارد.

حالت (ب)  $S_i < r_i \leq rv_i$  : در اینصورت  $S_i$  برنده می شود و به اندازه  $r_i$  اجاره دریافت می کند که چون  $r_i \leq rv_i$  لذا بهره وی یا صفر یا منفی است لذا اگر بجای  $S_i < rv_i$ ،  $S_i = rv_i$  را پیشنهاد می داد یا برنده نمی شد (حالت  $r_i < rv_i$ ) و یا اگر برنده می شد ( $r_i = rv_i$ ) بهره اش در هر دو صورت صفر بود لذا در حالت (۱-ب) نیز استراتژی  $S_i = rv_i$  بر استراتژی  $S_i < rv_i$  غلبه دارد.

حالت (ج)  $r_i > rv_i$  : در اینحالت  $S_i$  حتما برنده است و به اندازه  $r_i$  اجاره بابت منابع دریافت می کند که اگر  $S_i = rv_i$  هم پیشنهاد داده می شد باز هم  $S_i$  برنده می شد و همان اندازه اجاره دریافت می نمود. عبارتی استراتژی  $S_i < rv_i$  هیچ برتری بر  $S_i = rv_i$  در اینحالت ندارد.

حالت ۲-  $S_i > rv_i$  :

حالت (الف)  $r_i > S_i$  : در اینصورت  $S_i$  برنده است که در حالت استراتژی  $S_i = rv_i$  نیز برنده می بود و بهره آن نیز در هر دو صورت برابر  $r_i$  است، پس استراتژی  $S_i > rv_i$  بر  $S_i = rv_i$  برتری ندارد.

حالت (ب)  $S_i = r_i$  : در اینصورت  $S_i$  بصورت تصادفی برنده می شود یا نمی شود، در صورتیکه از استراتژی  $S_i = rv_i$  استفاده می کرد در اینحالت حتما برنده می شد. چون برنده شدن در هر دو حالت استفاده از استراتژی  $S_i = rv_i$  و  $S_i > rv_i$  به یک اندازه دارای بهره است و برنده شدن از برنده نشدن در اینحالت سودآورتر است لذا استراتژی  $S_i = rv_i$  بر استراتژی  $S_i > rv_i$  غلبه دارد.

حالت (ج)  $S_i > r_i \geq rv_i$  : در اینحالت استراتژی  $S_i > rv_i$  برد را به همراه نخواهد آورد در صورتیکه استراتژی  $S_i = rv_i$  در حالت  $r_i > rv_i$  برنده و سودآور است و در حالت  $r_i = rv_i$  هر دو صورت برنده شدن یا نشدن بهره صفر خواهد داشت. پس



## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک الگوریتم جدید برای همگرایی به اعمال عاقلانه ارائه گردید که با استفاده از آن یک اتوماتای یادگیر بعنوان یک مولفه تطبیق پذیر قادر خواهد بود در تعامل با محیط غیرقطعی و گرفتن بازخورد از آن و مشاهده اعمال همسایگان عملکرد عاقلانه در محیط را یاد بگیرد. در حالیکه الگوریتم های موجود فعلی در بسیاری از کاربردها عملاً یا قابل استفاده نیستند و یا عملکرد بسیار کندی دارند، این الگوریتم در همگرایی به عمل عاقلانه از سرعت مناسبی نیز برخوردار است. بعنوان کاربردی از این الگوریتم نیز یادگیری مناسب ترین مقدار برای ارائه پیشنهاد قیمت در طول پروسه یک مناقصه یا مزایده تکرار شونده که در محیط های محاسبات ابر کاربرد دارد، مدنظر قرار گرفت و نشان داده شد که الگوریتم مذکور توانایی آن را دارد که مناسب ترین مقدار پیشنهادی را یاد بگیرد.

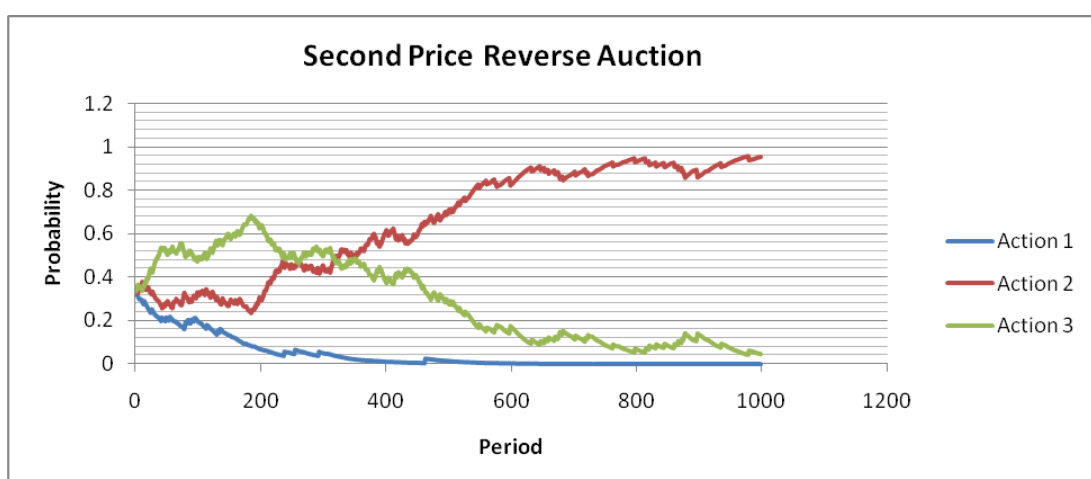
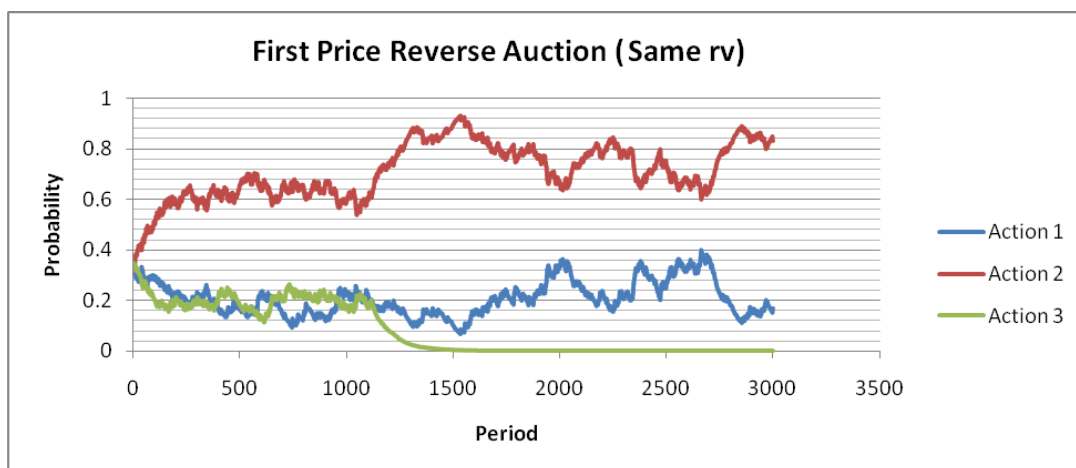
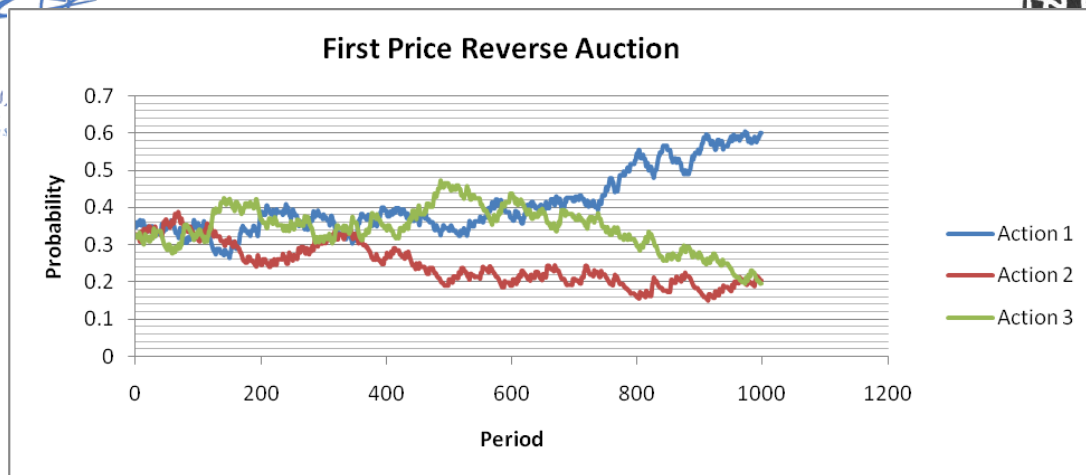
## سپاسگزاری

با تشکر از پژوهشگاه فضای مجازی ایران که با حمایت های مالی خود ما را در انجام این پژوهش یاری کرده اند.

## مراجع

- Future Generation Computer Systems, Volume 27, Issue 8, October 2011, Pages 1011-1026.
- [2] D. Fudenberg and J. Tirole, Game Theory, Cambridge, MA, MIT Press, 1991.
- [3] V. Chang, D. Bacigalupo, G. Wills and D. DeRoure, "A Categorization of Cloud Computing Business Models", 10th IEEE/ACM International Conference on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGrid), 2010, Page(s): 509 – 512.
- [4] C. Gong, J. Liu, Q. Zhang, H. Chen and Z. Gong, "The Characteristics of Cloud Computing", 39th International Conference on Parallel Processing Workshops (ICPPW), 2010, Page(s): 275 – 279.
- [5] H. Li, J. Liu and G. Tang, "A Pricing Algorithm for Cloud Computing Resources", International Conference on Network Computing and Information Security (NCIS), 2011, Page(s): 69 – 73.
- [6] S. Marston, Z. Li, S. Bandyopadhyay, J. Zhang and A. Ghalsasi, "Cloud computing - The business perspective", Decision Support Systems, Volume 51, Issue 1, April 2011, Pages 176-189.
- [7] M. Mihailescu and T. Yong Meng, "On Economic and Computational-Efficient Resource Pricing in Large Distributed Systems", 10th IEEE/ACM International Conference on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGrid), 2010, Page(s): 838 – 843.
- [8] P. Samimi and A. Patel, "Review of pricing models for grid & cloud computing", 2011 IEEE Symposium on Computers & Informatics (ISCI), 2011, Page(s): 634 – 639.
- [9] D. Sun, G. Chang, C. Wang, Y. Xiong and X. Wang, "Efficient Nash equilibrium based cloud resource allocation by using a continuous double auction", International Conference on Computer Design and Applications (ICCD), 2010, Page(s): V1-94 - V1-99.
- [10] M.R. Meybodi, H. Beigy and M. Taherkhani, "Cellular Learning Automata and Its Applications", Journal of Science and Technology, University of Sharif, No. 25, pp. 54-77, Autumn/Winter 2003-2004.
- [11] H. Beigy and M.R. Meybodi, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advanced in Complex Systems, Vol. 7, No. 3 and 4, pp. 294-319, 2004.
- [12] M. Asnaashari and M.R. Meybodi, "Irregular Cellular Learning Automata and Its Application to Clustering in Sensor Networks", Proceedings of 15th Conference on Electrical Engineering (15th ICEE), Volume on Communication, Telecommunication Research Center, Tehran, Iran, May 15-17, 2007.

- [1] E. Byun, Y. Kee, J. Kim and S. Maeng, "Cost optimized provisioning of elastic resources for application workflows",



شکل ۳- بردار احتمالات اتوماتای یادگیر در روش SPRA