

هماهنگ سازی سیستم‌های چند عامله با استفاده از اتوماتاهای یادگیر و کاربرد آن در خوشبندی داده‌ها

زهرا جباری^۱، مهدی اثنی‌عشری^۲، محمد رضا میبدی^۳

^۱jabari@aut.ac.ir

^۲esnaashari@aut.ac.ir

^۳mmybodi@aut.ac.ir

چکیده

سیستم‌های چند عامله امروزه به عنوان ابزارهایی مناسب برای پردازش توزیعی و محاسبات غیر متمرکز به شمار می‌آیند. در این سیستم‌ها، ایجاد هماهنگی میان عوامل مستقل به منظور رسیدن به هدف سراسری بسیار ضروری است. همچنین، با بکارگیری ابزارهای یادگیری در عوامل، رفتار سراسری سیستم چند عامله در طول زمان بهبود یافته و به سمت یافتن پاسخ بهینه سراسری همگرا می‌شود. یکی از مسائل مطرح در سیستم‌هایی با چندین عامل پراکنده در یک محیط گسترده، مسئله‌ی گردآوری عوامل همسان و در نتیجه ایجاد دسته‌هایی حاوی عوامل مشابه است. با توجه به ماهیت غیر متمرکز مسئله، یافتن روش‌هایی که با تکیه بر توانمندی‌های عوامل منفرد و اطلاعات محلی قادر به حل مسئله باشد بسیار اهمیت دارد. ایجاد هماهنگی در این سیستم تعامل میان عوامل جهت یافتن مکانی است که هر عامل به تعداد بیشتری از عوامل مشابه به خود نزدیک شده و در بهترین حالت منجر به خوشبندی عوامل پراکنده در محیط شود.

در این مقاله، مسئله‌ی گردآوری عوامل همسان و پراکنده در یک محیط گسترده مورد بررسی قرار گرفته و دو راهکار جدید به این منظور پیشنهاد شده است. در راهکار نخست، با تجهیز سلولهای محیط به اتوماتای یادگیر، هدایت عوامل به مکان مناسب بر عهده‌ی اتوماتاهای یادگیر قرار گرفته است. اتوماتاهای یادگیر در فرایند یادگیری به سمت انتخاب عمل بهتر و در نتیجه مکان مناسب‌تر برای عوامل همگرا می‌شوند. در راهکار دوم، هر سلول به تعدادی بردار پویا مجهز شده است که عامل برای یافتن مکان بعدی خود از مقادیر این بردارها استفاده خواهد کرد. بردارهای احتمال هر سلول به منظور بهبود حرکت عوامل در هر گام به روز رسانی خواهند شد. نتایج بدست آمده حاکی از تاثیر قابلیت یادگیری در همگرایی نتایج و بهبود هماهنگی میان عوامل است. در نهایت با استفاده از راهکار پیشنهادی در این مقاله روش جدیدی برای خوشبندی عوامل پراکنده در محیط ارائه شده است.

واژه‌های کلیدی: سیستم‌های چند عامله، هماهنگی، اتوماتای یادگیر، خوشبندی^۱

رسیدن به اهداف خود و همچنین هدف کل سیستم در تلاش است. بنابراین ایجاد هماهنگی میان عوامل مستقل برای بدست آوردن یک نتیجه‌ی سراسری مطلوب ضروری خواهد بود.

در این مقاله، هدف هماهنگ‌سازی یک سیستم چند عامله است. هدف از ایجاد هماهنگی در این سیستم، آن است که عوامل مختلف پس از جستجو در محیطی سلولی، در کنار عوامل همسان با خود قرار گیرند. به این منظور دو راهکار مختلف پیشنهاد شده است که راهکار اول آن مبتنی بر اتوماتای یادگیر و راهکار دوم بر اساس محاسبه‌ی یک بردار احتمال پویا می‌باشد.

در روش اول فرض شده است که عوامل در یک محیط سلولی پراکنده شده‌اند. هر سلول در این فضایی به چند اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد.

۱- مقدمه

در یک سیستم چند عامله، مجموعه‌ای از عوامل برای رسیدن به اهداف خود و نیز هدف سراسری سیستم با یکدیگر همکاری می‌کنند. بطور کلی عامل یک موجودیت مستقل است که قادر به حس کردن محیط اطراف خود و انجام عملی مبتنی بر ادراک خود است. هر عامل دارای ویژگی‌هایی چون خود مختاری، استقلال، هدفمندی، همکاری، انعطاف پذیری، قابلیت تحرک و هوشمندی است [۱]. سیستم‌های چند عامله این امکان را به وجود می‌آورند که زیر مسئله‌های ایجاد شده از یک مسئله‌ی پیچیده به چندین عامل حل کننده‌ی جداگانه با اهداف و ویژگی‌های متفاوت واگذار شود. در یک سیستم چند عامله، عامل برای

اطلاعات می‌کند. این مرحله منجر به کشف و استخراج اطلاعات توسط هر عامل به طور مجزا و در نتیجه بررسی اطلاعات از چند دیدگاه با واسطه‌های متنوع می‌گردد. در مرحله‌ی بعد، نتایج به دست آمده از تمام عوامل با یکدیگر ترکیب می‌شود. بنابراین در فاز **هماهنگی** عوامل، اطلاعات بدست آمده از تک عوامل با هم تلفیق شده و نتیجه‌ی نهایی که طبقه‌بندی اطلاعات پراکنده است حاصل می‌شود. از مزایای این روش آن است که با در نظر گرفتن چندین واسطه مختلف، داده از دیدگاه‌های متفاوتی بررسی شده و با ترکیب توانمندی‌های روشهای گوناگون توسط عوامل مستقل، سیستم قدرتمندی برای اکتشاف دانش ارائه شده است.

از دیگر روشهای ایجاد هماهنگی در یک سیستم چندعامله، استفاده از روشهای مبتنی رفتار حشرات اجتماعی مانند روش کلونی مورچه‌ها^۵ است [۴] [۵]. این روشهای که تحت عنوان روشهای استیگمرجی^۶ شناخته شده‌اند، برای حل مسائل توزیعی راهکارهای مناسبی ارائه می‌کنند. با استفاده از عواملی مجهز به چندین مورچه، مسئله‌ی استخراج و کشف منابع اطلاعاتی از یک محیط گسترده در [۵] ارائه شده است. هر عامل وظیفه‌ی کنترل یک منبع اطلاعاتی را بر عهده دارد. عامل با ارسال مورچه‌های خود به مسیرهای موجود در محیط، علاوه بر این که سایر منابع و عوامل را از وجود خود آگاه می‌کند، می‌تواند در جستجوی منابع دیگر مورد نیاز خود باشد. زمانی که مورچه به تقاطعی در مسیر رسیده و نیاز به تصمیم‌گیری برای ادامه‌ی مسیر دارد، در صورتی که در تقاطع مورد نظر اطلاعاتی راجع به منابع درخواستی عامل خود یافت، اطلاعات آن را به عامل خود می‌رساند. در غیر این صورت با بر جای گذاشتن اطلاعات خود در تقاطع، مسیری تصادفی را برای ادامه‌ی جستجو انتخاب می‌کند. در این سیستم، علاوه بر امکان کشف تمامی منابع محیط به مرور زمان، مورچه‌ها در هر تقاطع با برجای گذاشتن اطلاعات مربوط به عامل خود، سایر عوامل را از حضور خود مطلع می‌کنند.

در یک بررسی دیگر که در مرجع [۶] ارائه شده است، روشنی تحت عنوان مورچه‌های سلولی^۷ برای نمایش پایگاه داده‌های پیچیده و چند بعدی ارائه شده است. در این روش ابتدا با استفاده از تکنیک‌های استخراج ویژگی داده، سعی در استخراج ویژگی‌های بصری یک داده مانند مکان، شکل، رنگ و اندازه‌ی آن شده است. سپس با استفاده از دو تکنیک ساده‌ی کلونی مورچه‌ها و اتماتاتی سلولی، به معرفی یک سیستم ترکیبی جدید پرداخته شده است. مورچه‌های سلولی به نوعی یک روش دسته‌بندی داده‌ها است که داری قابلیت نمایش نتایج بدست آمده به صورت بصری نیز می‌باشد. هر داده به عنوان یک عامل در نظر گرفته شده است. تمامی عوامل از قوانین رفتاری ساده و یکسانی تبعیت کرده و با سایر عوامل در همسایگی خود در ارتباط هستند. هر عامل با بررسی محیط اطراف، در صورتی که فاصله‌ی اقلیدسی داده‌ی نرمال شده‌ی خود با داده‌ی عوامل همسایه‌اش زیاد باشد مکان خود را

اتوماتاهای یادگیر وظیفه‌ی هدایت عوامل برای یافتن جهت حرکت مناسب در محیط را بر عهده دارند. به مرور زمان اتماتاهای یادگیر بر اساس بازخوردن که عوامل پس از جابجایی خود محاسبه کرده و بازمی‌گردانند، رفتار خود را بهبود می‌بخشند. در نتیجه به مرور زمان عوامل را به مکانهایی هدایت می‌کنند که در کنار عوامل همسان با خود قرار گیرند.

در راهکار دوم، هر سلول از محیط به بردارهای احتمال پویا مجهز شده است و از شرایط جاری همسایگی هر عامل برای محاسبه‌ی مکان بعدی استفاده می‌شود. مقادیر بردار احتمال هر سلول بر اساس بازخوردن که پس از جابجایی توسط عوامل محاسبه می‌شود، تغییر می‌کند. با بهبود مقادیر بردار احتمال هر سلول در هر گام، به مرور زمان احتمال حرکت عوامل به مکان مناسب‌تر بیشتر می‌شود. در نهایت، با استفاده از روش مبتنی بر اتماتاهای یادگیر، روشنی برای خوشه‌بندی عوامل پراکنده در محیط ارائه شده است. در این روش، با تعیین نقاطی از محیط تحت عنوان مراکز تجمع، حرکت هر عامل به سمت مرکز تجمع عوامل همسان خود افزایش می‌یابد. به عبارتی با افزایش اطلاعاتی که عوامل از محیط دریافت می‌کنند، مکان این مرکز برای عامل قابل تشخیص بوده و حرکت عامل در جهت نزدیک شدن به این مرکز بهبود می‌یابد.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است. ابتدا در بخش ۲ مروری بر فعالیتهای انجام شده در این زمینه صورت می‌پذیرد. در بخش ۳ اتماتای یادگیر به عنوان ابزار یادگیری مورد استفاده در این مقاله معرفی می‌گردد. در بخش ۴، دو روش جدید به منظور حل مسئله‌ی هماهنگی و یافتن عوامل همسان در سیستم چند عامله ارائه خواهد شد. در نهایت در بخش ۵ به ارزیابی و مقایسه‌ی دو روش ارائه شده و نیز نتایج حاصل از استفاده از روش مبتنی بر اتماتاهای یادگیر برای خوشه‌بندی عوامل پرداخته می‌شود. بخش ۶ حاوی نتیجه‌گیری مقاله خواهد بود.

۲- مرور فعالیت‌های گذشته

با توجه به این که مسئله‌ی مطرح در این مقاله دسته‌بندی عوامل همسان و در نهایت خوشه‌بندی عوامل در محیط است در این بخش به مرور سیستم‌های چند عامله‌ای خواهیم پرداخت که به حل مسائلی از این دست پرداخته‌اند.

در [۳] یکی از کاربردهای سیستم‌های چندعامله در زمینه‌ی داده کاوی و یادگیری مبتنی بر دانش اشتراکی برای بهبود طبقه‌بندی^۸ اطلاعات ارائه شده است. در روش ارائه شده، از ترکیب واسطه‌ها^۹ در یک سیستم مشکل از عوامل خودمختار برای ارتقاء داده کاوی استفاده شده است. هر عامل طی دو مرحله یادگیری یکبار به صورت انفرادی و بار دیگر به صورت مشارکتی داده‌ها را بررسی می‌کند. هر یک از عوامل در این سیستم دارای یک **واسطه متفاوت** با سایر عوامل است. در مرحله‌ی نخست، هر عامل به طور جداگانه اقدام به بررسی و تحلیل

گیسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله‌ی $[0,1]$ و در محیط از نوع S, α, β متغیر تصادفی در فاصله $[0,1]$ است. c احتمال اینکه عمل α نتیجه نامطلوب داشته باشد می‌باشد. در محیط ایستا مقادیر c بدون تغییر می‌مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم‌بندی می‌گردند. در ادامه اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر معرفی می‌شود.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p = \{p_1, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هریک از عملها و $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)] = p(n+1)$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. نحوه فعالیت این اتوماتا به صورت زیر است. اتوماتا یک عمل از مجموعه عملهای خود را به صورت تصادفی و مطابق بردارهای احتمال P_i انتخاب کرده و بر محیط اعمال می‌کند. اگر عمل انتخاب شده α_i باشد، پس از دریافت پاسخ محیط، اتوماتا بردار احتمال عملهای خود را در صورت دریافت پاسخ مطلوب بر اساس رابطه (۱) و در صورت دریافت پاسخ نامطلوب طبق رابطه (۲) بروز می‌کند.

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r-1)+(1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (2)$$

در روابط فوق a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} می‌نامیم، زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، تحت عنوان الگوریتم یادگیری L_{REP} شناخته می‌شود و زمانیکه b مساوی صفر باشد الگوریتم L_{RI} نامیده می‌شود [۹].

۴- دسته‌بندی عوامل پراکنده در محیط

۴-۱- تعریف مسئله

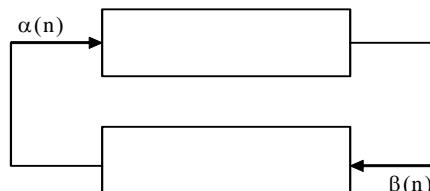
در این قسمت به تعریف مسئله مد نظر در این مقاله خواهیم پرداخت. در این مسئله هدف از ایجاد هماهنگی میان عوامل پراکنده در محیط در حقیقت هدایت آنها به سمت مکانی است که در کنار عوامل همسان با خود قرار گیرند. به عبارتی، در این هماهنگی، هدف هدایت عوامل پراکنده در محیط به سمت محل تجمع عوامل همسان است. در ادامه هر یک از اجزای مسئله به طور مختصر تعریف می‌شود:

ترک کرده و در غیر این صورت در مکان خود باقی می‌ماند. در نهایت اطلاعات همسان در کنار هم قرار گرفته و دسته‌بندی می‌شوند.

در بررسی دیگری که در مرجع [۷] انجام شده است، یک سیستم چند عامله برای خوشبندی عوامل ارائه شده است. در این بررسی، اتوماتای سلولی تصادفی به عنوان یک سیستم چند عامله در نظر گرفته شده است. در هر گام در هر سلول از سیستم، قوانین انتخاب حالت بعدی برای اتوماتاهای آن سلول با استفاده از یکتابع توزیع احتمال از روی شرایط فعلی سلول و همسایگانش ایجاد می‌شود. سپس با استفاده از پارامتری تنظیم‌پذیر، انتخاب حالت بعدی برای هر اتوماتا به سمت ایجاد بالاترین میزان هماهنگی در سطح سراسری هدایت می‌شود. بالاترین میزان هماهنگی ایجاد شده در سیستم زمانی است که تعداد دسته‌هایی مشکل از سلولهایی با حالت یکسان، حداقل باشد و به عبارت بهتر، خوشبندی تشكیل شده از عوامل همسان بزرگتر شده و تعداد خوشبندی‌های محلی و پراکنده به حداقل رسیده باشد.

۳- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که به طور تصادفی یک عمل از مجموعه‌ی متناهی عمل‌های خود را انتخاب کرده و بر محیط اعمال می‌کند. محیط عمل انتخاب شده توسط اتوماتای یادگیر اعلام نتیجه ارزیابی خود را توسط سیگنال تقویتی به اتوماتای یادگیر اعلام می‌کند. اتوماتا با استفاده از عمل انتخاب شده و سیگنال تقویتی وضعیت داخلی خود را تغییر داده و سپس عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند [۸]. در این مقاله از اتوماتای یادگیر به عنوان ابزار استفاده شده چهت بهبود هماهنگ‌سازی سیستم‌های اتوamatای یادگیر است. هدف نهایی آن است که اتوamatای یادگیر تا از بین عمل‌های خود بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداقل برساند. کارکرد اتوamatای یادگیر در تعامل با محیط، در شکل ۱ مشاهده می‌شود.



شکل ۱ ارتباط بین اتوamatای یادگیر و محیط

محیط را می‌توان توسط سه‌تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می‌باشد. هرگاه β مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = \beta_2$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q ($\beta(n)$ می‌تواند به طور

اتوماتای یادگیری که به عنوان **فعال** کننده‌ی سایر اتوماتاهای یادگیر به کار برده می‌شود دارای دو عمل است: **فعال** و **غیرفعال**. در ابتدا احتمال انتخاب هر دو عمل برای این اتوماتا یکسان است. در صورتی که عمل انتخابی این اتوماتا **غیرفعال** باشد سایر اتوماتاهای یادگیر موجود در سلول غیر فعال می‌گردند. سایر اتوماتاهای یادگیر در هر سلول هر یک دارای ۸ عمل هستند. هر یک از این عمل‌ها متناظر با انتقال عامل به یکی از ۸ همسایگی سلول جاری می‌باشد.

<i>For Each Active Cell (<i>i,j</i>)</i>	<i>// In Parallel</i>
- <i>ComputeDensity(Agent_ID)</i>	<i>// By Each Agent</i>
- <i>Active = Activation_LA (A_LA i,j)</i>	<i>// By Activation-LA In Cell i,j</i>
- <i>If (Active)</i>	
- {	
- <i>ComputeNextPlace(G_LA i,j)</i>	<i>// By Goal-LA In Cell i,j</i>
- <i>MoveToNewPlace(Agent_ID)</i>	<i>// By Agent</i>
- }	
- <i>Else</i>	
- <i>Stay_Put</i>	<i>// By Agent</i>
- <i>FeedBack =Compute_Result (Agent_ID)</i>	<i>// By Agent</i>
- <i>If (FeedBack)</i>	<i>// By Goal-LA and Activation-LA In Cell i,j</i>
- <i>Award</i>	
- <i>Else</i>	
- <i>Penalty</i>	
}	

شکل ۲ الگوریتم هماهنگسازی با استفاده از اتوماتای یادگیر

شکل ۲ الگوریتم اجرا شده در هر سلول را در صورت ورود یک عامل به آن سلول نشان می‌دهد. در این الگوریتم، عامل پس از ورود به یک سلول، ابتدا به بررسی عامل موجود در همسایگی خود و محاسبه میزان همانندی خود با سلوهای اطراف می‌پردازد. به عبارت بهتر عامل با این کار تعداد عوامل همسان موجود در ۸ سلول همسایه را محاسبه می‌کند. مجموع این عوامل همسان **وضعیت فعلی** عامل در مکان جاری را نشان می‌دهد. سپس اتوماتای یادگیر **فعال** کننده اقدام به انتخاب عمل در گام جدید می‌کند. این عمل یکی از دو عمل **فعال** یا **غیرفعال** است. در صورتی که عمل غیر فعال انتخاب شود به این معنی است که عامل در این گام در مکان فعلی خود باقی مانده و جابجا نخواهد شد. در غیر این صورت، با توجه به نوع عاملی که در سلول قرار دارد اتوماتای یادگیر متناظر با آن فعال شده و با انتخاب یکی از ۸ عمل خود عامل را به یکی از سلوهای همسایه هدایت می‌کند. سپس عامل به مکان جدید منتقل می‌شود. پس از استقرار تمامی عوامل در مکان جدید، هر عامل مجدداً به محاسبه وضعیت خود پرداخته و آن را با وضعیت قبلی که در ابتدای ورود به سلول قبلی محاسبه نموده بود مقایسه می‌نماید. نتیجه‌ی این مقایسه به عنوان بازخورد برای اتوماتاهای یادگیر سلول قبلی ارسال می‌شود. اتوماتا یادگیری که از عامل بازخوردی دریافت کند عمل خود را متناسب با آن بازخورد پاداش یا جریمه می‌نماید. اعمال پاداش برای عمل هر اتوماتا بر اساس رابطه‌ی ۱ و همچنین جریمه بر اساس رابطه‌ی ۲ صورت می‌گیرد. این روند در هر گام بصورت همزمان در تمامی سلوهای فعال اجرا می‌شود.

- **محیط** مسئله یک محیط سلولی دو بعدی است. در این محیط قانون همسایگی به این صورت است که هر سلول از محیط دارای ۸ همسایه است.

- **عوامل** در این سیستم موجودیت‌های مستقلی هستند که دارای قدرت حرکت، ارزیابی محیط و بررسی وضعیت همسایگان خود هستند. همچنین، هر عامل دارای یک پارامتر هدف است که به صورت یک بردار تعریف شده و بیان کننده‌ی ویژگی‌ها و یا تأمیلات عامل است.

- هر عامل قادر است در هر گام به اندازه‌ی یک سلول از مکان خود جابجا شود. به عبارتی در هر گام عامل می‌تواند به یکی از سلوهای همسایگی خود نقل مکان کند.

- برای تعیین میزان همانندی عوامل از پارامتر هدف هر عامل به عنوان معیاری جهت مقایسه میزان همانندی عوامل استفاده می‌شود. در نتیجه عواملی که پارامتر هدف مشابه داشته باشند عوامل همسان هستند.

عوامل با توجه به پارامتر هدف خود به جستجو در محیط پرداخته و سعی در یافتن عواملی با پارامتر هدف همسان با خود را دارند. در بهترین حالت انتظار می‌رود که هر عامل در دسته‌ای قرار گیرد که تمامی عوامل همسان با عامل در آن قرار گرفته باشند. در این حالت، در حقیقت به نوعی خوش بندی عوامل در محیط صورت پذیرفته است.

برای سهولت در پیاده‌سازی مسئله، فرض شده است که در کل D نوع عامل (دارای D هدف مختلف و یا به عبارتی D دسته‌ی مختلف) وجود دارد که هر عامل با توجه به بردار هدف خود در یکی از این دسته‌ها قرار خواهد گرفت. هر عامل باید به جستجو در محیط پرداخته و محل تجمع عواملی را بیابد که با او در یک دسته قرار دارند.

۴-۲- راهکار نخست: هماهنگی عوامل پراکنده مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر

در این قسمت، به معرفی روش جدیدی مبتنی بر اتوماتای یادگیر برای هماهنگسازی عوامل در یک محیط گسترده پرداخته می‌شود. به منظور حل این مسئله، فرض شده است که عوامل در یک محیط سلولی پراکنده شده‌اند و هر سلول از این فضای مجهز به $D+1$ اتوماتای یادگیر است. یکی از اتوماتاهای یادگیر به عنوان **فعال کننده** D اتوماتای یادگیر دیگر استفاده می‌شود. سایر اتوماتاهای موجود در هر سلول، هریک متناظر با یکی از D دسته از عوامل می‌باشند. یادآوری می‌شود که در مجموع فرض بر آن است که عوامل بر حسب بردار هدف خود متعلق به یکی از D دسته هستند. اتوماتای یادگیر متناظر هر نوع عامل در هر سلول، وظیفه‌ی کنترل حرکت تمامی عوامل از همان نوع را که ممکن است وارد آن سلول شوند بر عهده دارد.

غیر این صورت در شرایطی که تعداد عوامل مشابه در اطراف عامل کمتر از این حد معین باشد، بردار احتمال نهایی برابر با بردار احتمال \bar{P}_i در نظر گرفته می‌شود.

به منظور بهبود نتایج در طول اجرا، هر سلول در طی هرگام از شبیه‌سازی بردار احتمال سلول (\bar{P}_i) را به نحوی تغییر می‌دهد که در نهایت مقادیر موجود در این بردار عوامل را به سمت مکان بهتر هدایت کند. با توجه به این که مجموع احتمالهای بردار \bar{P}_i همواره برابر با ۱ است، اعمال تغییرات روی این بردار با قوانین پاداش (رابطه‌ی ۱) و جریمه (رابطه‌ی ۲) در اوتوماتای یادگیر صورت می‌گیرد. در نتیجه مجموع مقادیر این بردار همواره برابر با ۱ باقی خواهد ماند.

بنابراین در هر گام، در صورتی که عامل با انتخاب مکان بعدی به مکان مناسب‌تری از نظر چگالی عوامل همسان اطراف خود برود، احتمال \bar{P}_i برای عملی که منجر به این جایجایی شده است بیشتر می‌شود. به همین شکل در صورتی که این جایجایی منجر به استقرار عامل در مکانی نامناسب شود، امکان تکرار این جایجایی نامناسب برای عوامل همسان با کاهش میزان احتمال عمل مربوطه، کمتر خواهد شد. در شکل ۳ روند اجرای این روش در سلولهای فعل بیان شده است.

```

For Each Active Cell (i,j)           //In Parallel
{
    - Agent_Density = ComputeDensity (Agent_ID)
    - If (Agent_Density > L)
    - {
        - Average_V = ComputeAverage (Agent_ID)
        - Total_V = CreateTotalVector (Average_V, Cell_V[Agent_Goal])
        - Find_Best_Movement (Total_V)
    }
    - Else
    - {
        - Find_Best_Movement (Cell_V[Agent_Goal])
    }
    - MoveToNewPlace (Agent_ID)
    - FeedBack = Compute_Result (Agent_ID)
    - If (FeedBack)
    - {
        - Award (Cell_V[Agent_Goal])
    }
    - Else
    - {
        - Penalty
    }
}

```

شکل ۳ الگوریتم هماهنگ‌سازی مبتنی بر بردار احتمال پویا

۴-۳-۴- راهکار دوم: هماهنگی عوامل پراکنده مبتنی بر بردار احتمال پویا

در این قسمت به ارائه‌ی روش جدید دیگری می‌پردازیم که برای حل مسئله‌ی گردآوری عوامل پراکنده در محیط ارائه شده است. در این روش هماهنگ‌سازی میان عوامل با بکارگیری یک بردار احتمال پویا صورت می‌پذیرد. فرض شده است که هر سلول به جای داشتن اوتوماتاهای یادگیر، دارای D بردار احتمال مجزا \bar{P}_i برای هر نوع عامل θ است. هر یک از بردارها دارای ۹ مقدار (مربوط به احتمال ماندن عامل در یک سلول و یا احتمال جابجا شدن عامل به یکی از ۸ سلول همسایه‌اش) است. هر عامل در هر گام با استفاده از این بردار و محاسبه‌ی بردار دیگری که بر اساس شرایط همسایگی عامل تولید شده و بردار چگالی همسایگی $\bar{V}_{Neighbour}$ نامیده می‌شود، بردار احتمال نهایی $\bar{P}_{iTTotal}$ را محاسبه می‌نماید.

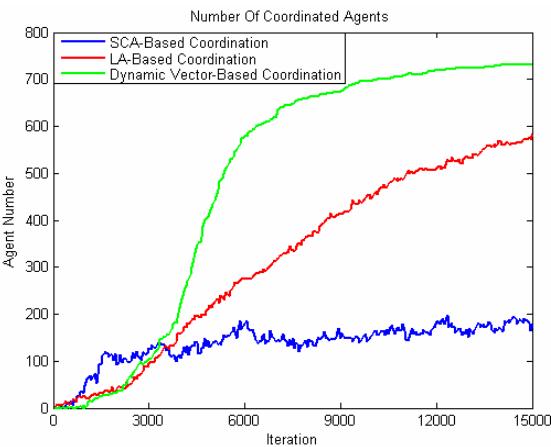
نحوه محاسبه‌ی بردار چگالی همسایگی عامل به این شکل است که هر عامل میانگین فراوانی عوامل همسان به خود را در چهار جهت بالا، پایین، چپ و راست محاسبه می‌کند. به عبارتی در هر گام، عامل از میان مقادیر چگالی تمامی عوامل همسان که در اطرافش وجود دارد، برای هر جهت میانگین‌گیری کرده و نتایج را به عنوان بردار وضعیت جاری در محاسبه‌ی بردار احتمال نهایی لحاظ می‌کند. در نتیجه بردار چگالی همسایگی با چهار مؤلفه در هر گام توسط عامل محاسبه می‌شود.

با ترکیب این بردار و بردار احتمال \bar{P}_i ، بردار احتمال نهایی $\bar{P}_{iTTotal}$ به صورت پویا محاسبه می‌شود. ترکیب این دو بردار، به این شکل صورت می‌گیرد که هر مؤلفه از بردار احتمال نهایی $\bar{P}_{iTTotal}$ ، از حاصل ضرب مقادیر بردار احتمال \bar{P}_i در مقادیر متناظر با جهت خود در بردار چگالی همسایگی $\bar{V}_{Neighbour}$ بدست می‌آید. به عبارت بهتر، مقادیر سه مؤلفه‌ی متناظر با همسایگان سلول در یک جهت، در مقدار مؤلفه‌ی متناظر با چگالی عوامل همسان در جهت بالا در بردار $\bar{V}_{Neighbour}$ ضرب شده و به این ترتیب بردار احتمال نهایی محاسبه می‌شود.

محاسبه‌ی مکان بعدی هر عامل با استفاده از این بردار به این شکل است که عامل با در نظر گرفتن مقادیر احتمالها، مکان بعدی خود را به صورت غیر قطعی بر اساس این مقادیر انتخاب می‌کند. انتخاب غیر قطعی به این معنی است که به جای انتخاب قطعی مکانی که بیشترین احتمال را در بردار احتمال نهایی دارد، یکی از مقادیر بردار احتمال نهایی بر اساس میزان احتمال خود به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. همچنین میزان دخالت شرایط محلی در تعیین بردار احتمال نهایی، به نسبت فراوانی عامل در آن مکان متفاوت است. به عبارت دیگر، هرگاه تعداد عوامل همسان در اطراف یک عامل بیش از یک حد معین باشد، بردار چگالی همسایگی با بردار احتمال سلول ترکیب می‌شود. در

۵- ارزیابی

به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی روش‌های ارائه شده در این مقاله، ابتدا مسئله مجددا با روش مبتنی بر اوتوماتای سلولی تصادفی که در مرجع [۷] ارائه شده بود حل شد. در شکل ۶ وضعیت عوامل در محیط در طی گامهای مختلف اجرا نشان داده شده است. به این منظور با در نظر گرفتن $D=5$ نوع عامل مختلف در محیطی با ابعاد $50 * 50$ سلول، مسئله شبیه‌سازی شد. در شبیه‌سازی انجام شده، 800 عامل در محیط پراکنده شده‌اند. سپس با در نظر گرفتن شرایط اولیه‌ی یکسان، به حل مجدد مسئله با دو روش ارائه شده پرداخته شده و نتایج بدست آمده در جدول ۱ ذکر شده است. در این جدول تعداد عوامل هماهنگ شده از



شکل ۴ نمودار مقایسه‌ی تعداد عوامل هماهنگ شده با بیش از ۶ همسایه‌ی همسان در هر سه روش هماهنگ‌سازی

با توجه به این که اساس کار هماهنگ‌سازی در هر سه روش برمبنای جابجایی عوامل در محیط و یافتن مکان مناسب‌تر است، لذا در صورتی که جابجایی هر عامل هزینه‌ای در بر داشته باشد لازم است تعداد جابجایی‌ها برای رسیدن به یک وضعیت مناسب نیز به عنوان یک فاکتور مهم برای تعیین روش مناسب لحاظ شود. در مقایسه‌ی دیگری که روی شبیه‌سازی با هر سه روش هماهنگ‌سازی در شکل ۵ انجام شده، تعداد عوامل متغیر در هر گام به عنوان معیار مقایسه درنظر گرفته شده است.

همچنین در روش مبتنی بر بردارهای احتمال پویا، با توجه به شکل ۸ مشاهده می‌شود که پس از طی حدود ۲۰۰۰ گام زمانی سیستم در برخی نقاط به تعادل رسیده و پس از حدود ۵۰۰۰ گام به وضعیتی نزدیک می‌شود که در آن حداقل برای هر دسته از عوامل همنگ یک مجموعه ایجاد کرده است. در نهایت در گام ۱۵۰۰۰ ام، بیش از ۹۲٪ عوامل در مکان مناسب قرار گرفته‌اند.

مشاهده می‌شود که در هر گام سیستم در جهت گردآوری عوامل پراکنده‌ی بیشتری پیش می‌رود و رشد تعدادهای عوامل همسان به مرور سرعت می‌گیرد. با توجه به این که بردارهای احتمال در طی گامهای اجرا به روز رسانی می‌شوند، به تدریج عامل با ورود به یک سلول می‌تواند از اطلاعات موجود در آن استفاده کرده و با استفاده از اطلاعات محلی مکان جاری خود برای تشکیل بردار احتمال نهایی مناسب‌ترین جهت برای حرکت خود را انتخاب کند. در این روش به دلیل استفاده از اطلاعات جاری همسایگی عامل در تعیین مکان بعدی، تعداد دسته‌های تشکیل شده برای هر نوع عامل نسبت به روش مبتنی بر اتماتای یادگیر کاهش یافته است.

هر یک از D نوع عامل به طور مجزا ذکر شده است. منظور از عوامل هماهنگ‌شده در این جدول عواملی هستند که در انتهای شبیه‌سازی بیش از ۶ همسایه‌ی همسان داشته و در مکان خود ثابت شده‌باشند. در این جدول تعداد عوامل هماهنگ شده در هر روش در گام ۲۰،۰۰۰ ام اجرا نشان داده شده است. با توجه به این جدول مشاهده می‌شود که تعداد عوامل قرار گرفته در مکان مناسب که از روش مبتنی بر بردار احتمال تصادفی بهره گرفته‌اند نسبت به دو روش دیگر بیشتر است.

به منظور ارزیابی دقیق‌تر هر روش، مقایسه‌ای بر اساس معیارهای مختلف انجام شده است. در نمودار شکل ۴ مقایسه‌ای میان تعداد عوامل هماهنگ شده در هر گام برای هر سه روش نشان داده شده است. مطابق این نمودار مشاهده می‌شود که روش هماهنگ‌سازی با استفاده از بردار احتمال پویا نتایج بسیار بهتری نسبت به دو روش قبل ارائه کرده است.

پس از انجام شبیه‌سازی در طی ۱۵۰۰۰ گام در روش مبتنی بر اتماتای یادگیر، مشاهده می‌شود که دسته‌های تشکیل شده از عوامل همسان به مرور رشد کرده و عوامل بیشتری در مکان مناسب مستقر می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی این روش در شکل ۷ ارائه شده است. با اجرای ۱۰۰ شبیه‌سازی برای دسته‌های مختلف عوامل با پراکنده‌ی متفاوت، مشاهده می‌شود این روش در تمامی شبیه‌سازی‌ها قادر به هدایت عوامل به سمت مکان مناسب و در نتیجه رسیدن سیستم به سمت یک حالت پایدار هدایت است که در آن بیش از ۷۲٪ عوامل در مکان مناسب قرار گرفته باشند.

نتایج بررسی وضعیت بردار احتمال عمل در اتماتاهای یادگیر نشان می‌دهد در سلولهایی از محیط که دسته‌های پایدار عوامل همسان در آن‌ها قرار گرفته‌اند، اتماتای یادگیر فعال کننده‌ی هر سلول به مرور زمان با افزایش احتمال عمل "غیر فعال" منجر به حفظ عوامل در مکان خود و در نتیجه پایداری دسته‌های تشکیل شده است. همچنین در سایر نقاط محیط که هیچ دسته‌ای از عوامل در آن تشکیل نشده است اتماتای یادگیر فعال کننده به مرور احتمال عمل "فعال" خود را افزایش داده است. به این ترتیب عوامل امکان توقف در مکانهای نامناسب را نداشته و با توجه به عملی که توسط اتماتای یادگیر متناظر با عامل اتخاذ می‌شود ملزم به جابجایی است.

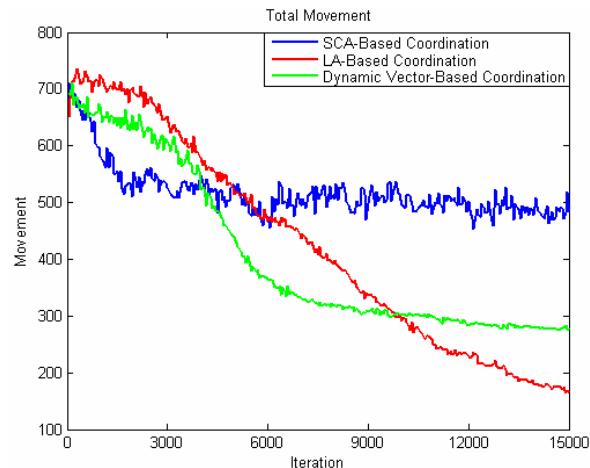
در اتماتاهای یادگیر متناظر با نوع عواملی که در یک دسته قرار گرفته‌اند، میزان احتمال عمل متناظر با حرکت عامل به سمت مراکز دسته‌ها در محل تشکیل دسته‌ها نسبتاً بیشتر از سایر مقادیر است. در سایر اتماتاهای یادگیر موجود در سلولهایی که هیچ دسته‌ای در آنها تشکیل نشده است نیز تغییر محسوسی مشاهده نشد. با توجه به این که اتماتاهای یادگیر با استفاده از اطلاعات کاملاً محلی به روز رسانی شده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کنند، نتایج شبیه‌سازی‌های متعدد نشان می‌دهد که این روش منجر به ایجاد بیش از یک دسته برای هر گروه از عوامل شده است.

جدول ۱ مقایسه‌ی تعداد عوامل گردآوری شده در یک محیط با استفاده از روش‌های مختلف

۱-۵ خوشبندی عوامل با استفاده از اتوماتاهای یادگیر

نتایج به دست آمده از شبیه‌سازی روش‌های مختلف ارائه شده نشان می‌دهد که با استفاده از ابزارهای ساده‌ای با قابلیت یادگیری و اصلاح، نتایج قبلی توجهی از هماهنگ‌سازی عوامل پراکنده در محیط قابل حصول است. لیکن در تمامی این روشها به دلیل محلی بودن اطلاعات و وسعت محیط، نتایج کلاستر کردن و خوشبندی عوامل کاملاً ایده‌آل نبوده و ممکن است برای یک گروه از عوامل همسان، بیش از یک دسته تشکیل شود. از طرفی با توجه به سهولت پیاده‌سازی و محسان استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری برای هماهنگ‌سازی عوامل، در صورتی که از تشکیل بیش از یک دسته برای هر نوع عامل جلوگیری شود، نتایج بدست آمده در حوزه‌ی داده کاوی و خوشبندی اطلاعات نیز مفید خواهد بود. بنابراین می‌توان با تجهیز عوامل به امکاناتی برای مشاهده و دریافت اطلاعات وسیع‌تری از محیط اطراف خود، عمل دسته‌بندی عوامل را بهینه کرده و نتایج را به سمت پاسخ ایده‌آل بهبود بخشید.

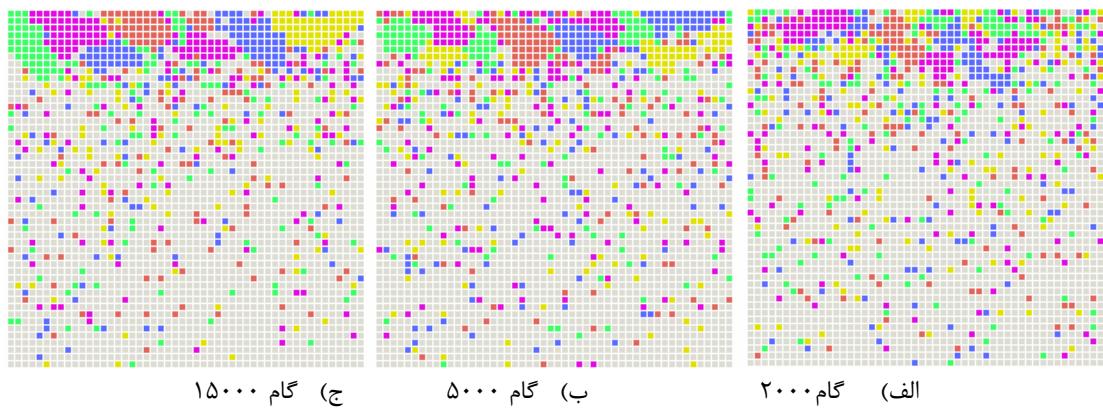
یکی از روش‌هایی که می‌توان از آن برای جلوگیری از تشکیل دسته‌های کوچک و پراکنده استفاده کرد آن است که از ابتدا برای هر نوع عامل در محیط، یک مکان معین به عنوان مرکز تجمع عوامل تعريف شود. در نتیجه تمامی عوامل باید در نهایت به مرکز تجمع عوامل همسان با خود نزدیک شده و در نهایت همگی در یک دسته قرار گیرند. تمامی عوامل برای یافتن این نقاط در محیط به جستجو پرداخته و در صورت نزدیک شدن به این مرکز در مکان مناسب مستقر خواهند شد. فرض بر این است که تعداد و مکان دسته‌ها از قبل معین است لیکن عوامل از مکان مرکز تجمع عوامل همسان خود کاملاً بی اطلاع هستند.



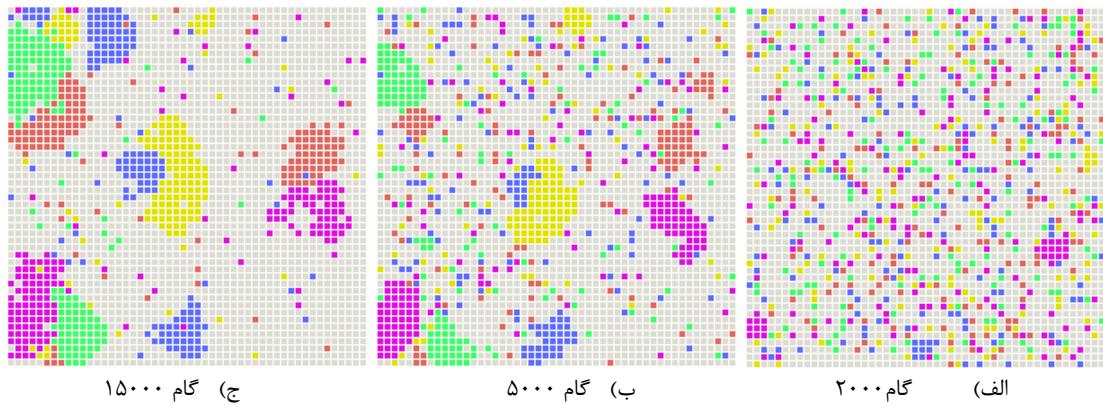
شکل ۵ نمودار مقایسه‌ی تعداد جابجایی عوامل در هر گام با استفاده از سه روش هماهنگ‌سازی

در نمودار شکل ۵ مشاهده می‌شود که تعداد جابجایی عوامل در دو روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر و بردار احتمال پویا در ابتدای شبیه‌سازی تا حدود ۱۴۵۰۰ گام، بیشتر از روش مبتنی بر اتوماتای سلولی تصادفی است. همچنین در مقایسه‌ی میزان جابجایی عوامل در هماهنگ‌سازی با دو روش پیشنهادی مشاهده می‌شود که از ابتدای شبیه‌سازی تا ۱۰۰۰۰ گام، روش مبتنی بر بردار احتمال پویا به نسبت روش مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر تعداد جابجایی کمتری دارد. از ۱۰۰۰۰ گام بعد نرخ جابجایی در روش مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر به سرعت کاهش یافته و با یک سیر نزولی نسبتاً خطی در هر گام از تعداد عوامل متحرک کاسته می‌شود.

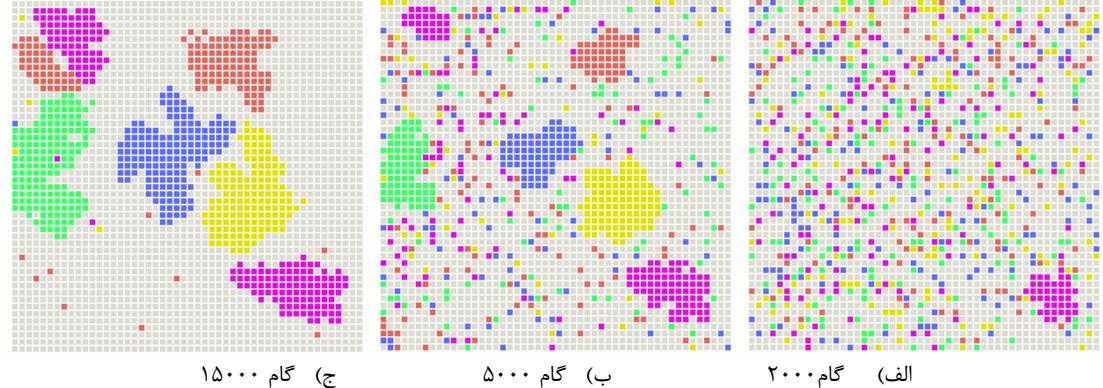
تعداد عوامل	روش مبتنی بر اتوماتای سلولی تصادفی	روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر	روش مبتنی بر بردار احتمال پویا
D1=۱۹۴	۳۵	۱۰۶	۱۷۹
D2=۱۰۶	۵۹	۸۳	۹۶
D3=۱۱۷	۲۸	۹۸	۱۱۰
D4=۲۲۸	۴۹	۱۹۴	۲۱۹
D5=۱۵۵	۶۱	۱۲۲	۱۴۴
Total=۱۱۰۰	۷۲۴	۷۷۶	۷۹۲۵



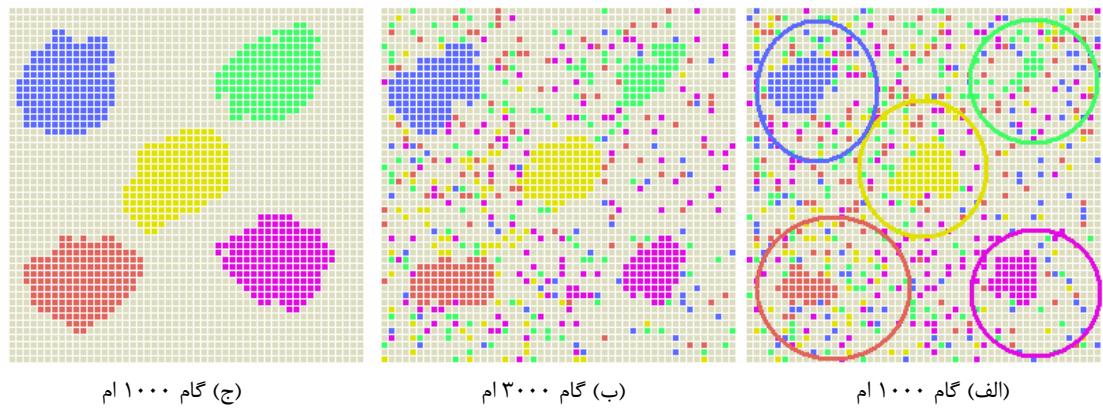
شکل ۶ پراکندگی عوامل هماهنگ‌سازی شده با اتماتاهای تصادفی در گامهای مختلف اجرا



شکل ۷ پراکندگی عوامل هماهنگ‌سازی شده با اتماتاهای یادگیر در گامهای مختلف اجرا



شکل ۸ پراکندگی عوامل هماهنگ‌سازی شده روش مبتنی بر بردار احتمال پویا در گامهای مختلف اجرا



شکل ۹ خوشبندی عوامل با استفاده از روش هماهنگ سازی مبتنی بر اتماتاهای یادگیر و مراکز تجمع از پیش تعیین شده در گامهای مختلف اجرا

فعلی هر عامل با این بردار احتمال نهایی پویا تشكیل شده و انتخاب مکان بعدی هر عامل با استفاده از این بردار انجام می‌شود. بردارهای احتمال هر سلول در هر گام به منظور بهبود رفتار سراسری سیستم با دریافت بازخورد از عامل بهروز رسانی می‌شود. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که استفاده از اطلاعات جاری هر گام و تشكیل بردار احتمال نهایی به صورت پویا نتایج سراسری را بهبود بخشیده و تعداد دسته‌های ایجاد شده برای یک نوع عامل را نسبت به دو روش قبل کاهش داده است.

با توجه به ارزیابی‌های انجام شده مشاهده می‌شود که تاثیر یادگیری در نتایج هماهنگ‌سازی سیستم‌های چند عامله بسیار قابل توجه است. همچنین به منظور بهبود روش ارائه شده در حل مسائل خوشبندی با استفاده از مکانهایی از پیش تعیین شده به عنوان مراکز تجمع عوامل و انتشار سیگنالی از این مراکز برای عوامل موجود در محیط، مسئله را مجدد حل کرده و پاسخ بهینه برای خوشبندی عوامل پراکنده در سیستم بدست آمد.

۶- مراجع

- [۱] K. P. Sycara, "Multiagent Systems," *AI Magazine*, Intelligent Agents, vol. 19, no.2, pp.79-97, 1998.
- [۲] Xuan, P. and Lesser, V., "Multi-Agent Policies: From Centralized Ones to Decentralized Ones," *Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi Agent Systems*, ACM Press, Bologna, Italy, pp. 1098-1105, 2002.
- [۳] L.F. Schroeder, and A.L.C. Bazzan, "A Multi-agent System to Facilitate Knowledge Discovery: an application to Bioinformatics," In *Proc. of the Workshop on Bioinformatics and Multi-Agent Systems*, pages 44-50, Bologna, Italy, 2002.
- [۴] Katholieke Universiteit Leuven, Celestijnenlaan, "The design of Multi-Agent coordination and control systems using Stigmergy ", Dept. of Mech. Engineering, Division P.M.A., B-3001 Heverlee (Leuven), Artificial Life 5 (1999), pp. 97-116.
- [۵] P. Valckenaers, M. Kollingbaum, H. Van Brussel, O. Bochmann, and C. Zamfirescu, "The design of multi-agent coordination and control systems using stigmergy," In *Proc. Of the 3rd International Workshop on Emergent Synthesis (IWES'01 Conference)*, Bled, Slovenia, pp. 97-116, 2001.
- [۶] A.V. Moere, J. J. Clayden, and A. Dong, "Data Clustering and Visualization using Cellular Automata Ants"

به این ترتیب لازم است هر عامل به نحوی از مکان این مرکز مطلع شود. بدین منظور، از محل مراکز تجمع عوامل سیگنال با شاعع انتشار محدود منتشر می‌شود. با انتشار این سیگنال از مکانی که به عنوان مرکز تجمع یک نوع عامل معین در نظر گرفته می‌شود، می‌توان عامل را از مکان این مرکز مطلع کرد. همچنین عوامل موجود در محیط نیز مجهز به ابزاری جهت دریافت این سیگنالها بوده و می‌توانند نوع عاملی که باید در آن مرکز قرار گیرد را تشخیص دهند. در صورتی که عاملی در شاعع انتشار سیگنالی باشد که مربوط به مرکز تجمع عوامل همسان با خود است، از این سیگنال به عنوان بازخورد محیط استفاده می‌کند. اگر حرکت عامل در یک گام باعث قوی تر شدن سیگنال شود، نشان دهنده نزدیکتر شدن عامل به مرکز تجمع عوامل همسان با خود است. بنابراین عامل به اوتماتای یادگیری که منجر به این جابجایی شده است بازخورد مثبت خواهد داد و در صورت ضعیفتر شدن این سیگنال بازخورد منفی می‌دهد.

شعاع انتشار مرکز تجمع هر نوع عامل محدود بوده و در نتیجه هر عامل تنها با قرار گرفتن در فاصله‌ای معین از این فاصله قادر به دریافت سیگنال‌های این مرکز است. در صورتی که عامل فاصله‌ی زیادی از مکان نهایی خود داشته و به عبارتی هیچ سیگنالی از مرکز تجمع عوامل هم نوع خود دریافت نکند، باید همچنان به جستجو در محیط ادامه دهد و نمی‌تواند در مکانی مستقر شود که از مرکز تجمع عوامل همسانش دورتر است. استفاده از این سیگنال منجر به عدم تشكیل دسته‌های پراکنده‌ی عوامل از یکدیگر شده و عوامل را ملزم به یافتن مرکز تجمع عوامل همسان خود می‌کند.

در شکل ۹ وضعیت سیستم در گامهای مختلف اجرا نشان داده شده است. با توجه به شکل ۹ (الف) شاعع انتشار مراکز تجمع برای هر نوع عامل مشخص شده است. مشاهده می‌شود که در نهایت در حدود ۱۰۰۰ گام، دسته‌ها به طور کامل شکل گرفته‌اند.

۷- نتیجه‌گیری

در این بررسی مشاهده شد که در حل مسئله هماهنگ‌سازی سیستم‌های چند عامله، اوتماتاهای یادگیر به عنوان ابزارهای یادگیری ساده، قادر به بهبود رفتار خود در طول زمان بوده و در نتیجه نتایج قابل توجهی در زمینه‌ی ایجاد هماهنگی میان عوامل یک سیستم چند عامله ارائه می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که هماهنگی ایجاد شده در مقایسه با روش مبتنی بر اوتماتای سلولی تصادفی، پایدارتر و همچنین تعداد عوامل هماهنگ شده بسیار بیشتر است.

به منظور دخالت دادن شرایط جاری محیط بر تعیین مکان عوامل، روش دیگری در این مقاله ارائه شد که به جای استفاده از اوتماتاهای یادگیر از چند بردار احتمال در هر سلول بهره می‌برد. در این روش با استفاده از این بردارهای احتمال و ترکیب شرایط

[۹] محمدرضا میبدی، حمید بیگی و مسعود طاهرخانی، «اتوماتای یادگیر سلولی»، در مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، ص ۱۵۳-۱۶۳، ۱۳۷۹.

[۷] T. D. Barfoot and G. M. T. D'Eleuterio, “Multiagent Coordination by Stochastic Cellular Automata”, *Presented at the International Joint Conference on Artificial Intelligence (Proceeding of IJCAI)*, Seattle, USA, 4-10 August 2001.

[۸] K.S. Narendra and M.A.L. Thathachar, “Learning Automata: An Introduction,” Prentice-Hall, Englewood Clis, NJ, USA, 1989.

زیرنویس‌ها

^۱Learning Automata

^۲Clustering
Classification

^۴ Inductor

^۵ Ant Colony

^۶ Stigmergy

^۷ Cellular Ant