

CLA-EC همکارانه

بهرنگ مسعودیفار* محمد رضا میبدی* مجتبی هاشمی**

*دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

**دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

چکیده

اتوماتای یادگیر سلولی^۱ (CLA) مدلی برای سیستم‌هایی است که از اجزاء ساده‌ای به نام سلول تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. مدل CLA-EC که اخیراً پیشنهاد شده است یک الگوریتم تکاملی است که از ترکیب CLA و مفاهیم در محاسبات تکاملی (EC) بدست آمده است. نشان داده شده است که CLA-EC همگام در حل مسایل بهینه‌سازی در مقایسه با CLA و یا الگوریتم‌های ژنتیکی از کارایی بالاتری برخوردار می‌باشد. سرعت همگرایی و یا دقت این مدل در حل مسایل بهینه‌سازی بستگی زیادی به انتخاب مناسب پارامترهای این مدل دارد. انتخاب مقادیر نامناسب برای این پارامترها ممکن است منجر به سرعت همگرایی پایین و یا به دام افتادن در بهینه‌های محلی گردد. برای حل این مشکل در این مقاله CLA-EC همکارانه پیشنهاد می‌شود. در CLA-EC همکارانه، چندین CLA-EC که هر کدام دارای مقادیر متفاوت برای پارامترهای خود می‌باشند در حل مساله همکاری می‌کنند. از این طریق میتوان نه تنها سرعت همگرایی به راه حل بهینه را افزایش داد بلکه از به دام افتادن در بهینه‌های محلی جلوگیری نمود. برای نشان دادن برتری مدل CLA-EC همکارانه بر مدل CLA-EC مسایل بهینه‌سازی توابع استاندارد دوجونگ^۲، P-Peaks، کوله پشتی ۱/۰ با استفاده از هر دو مدل حل گردیده است.

کلمات کلیدی: اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتاهای یادگیر، CLA-EC، CLA-EC همکارانه، بهینه‌سازی، محاسبات تکاملی

Cooperative CLA-EC

B. Masoodifar* M. R. Meybodi* M. Hashemi**

*Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University, Tehran, Iran

**Computer Engineering Department, Shiraz University, Shiraz, Iran

Abstract

Cellular Learning Automata (CLA) which is obtained by combining cellular automata and learning automata is a mathematical model for dynamical complex systems that like cellular automata consists of a large number of simple components. These simple components, which have learning capability, act together to produce complicated behavioral patterns. CLA-EC which is introduced recently is a model which is obtained by combining CLA model and the evolutionary model. It has been shown that synchronous CLA-EC outperforms CLA and Genetic algorithms in solving optimization problems. The speed and accuracy of CLA-EC in solving optimization problems is very much dependent on the values chosen for its parameters. Inappropriate selection of values for the parameters may lead to slow convergence or tapping in local minima. In this paper, cooperative CLA-EC (CCLA-EC) as a solution to this problem has been suggested. In a CCLA-EC there are several CLA-EC cooperating to solve a particular problem. Using CCLA-EC results in higher speed of convergence and also avoiding local minima. To show the superiority of CCLA-EC over CLA-EC, optimization problems Dejong Functions, P-Peaks and zero one knapsack are solved.

Keywords: Cellular Learning Automata, Learning Automata, CLA-EC, Cooperative CLA-EC, Evolutionary Algorithm, Optimization.

¹ Cellular Learning Automata

² Dejong Functions

۱- مقدمه

اتوماتای یادگیر سلولی (CLA) که از ترکیب اتوماتاهای یادگیر^۱ (LA) و اتوماتای سلولی^۲ (CA) حاصل شده است مدلی برای سیستم‌هایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز است که وضعیت سلول را مشخص می‌سازند. همانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است. در اتوماتای سلولی، قانون محلی مستقیماً وضعیت سلول را مشخص می‌کند ولی در اتوماتای یادگیر سلولی، این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتای یادگیر یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه، منجر به بروزرسانی ساختار اتوماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد. پویایی اتوماتای یادگیر سلولی از به کارگیری مکرر قانون محلی بر روی اتوماتاهای یادگیر تمام سلول‌ها حاصل می‌شود.

یادگیری به عنوان یک پدیده تطبیقی در طول مدت بقای یک موجود زنده و تکامل یک فرایند بلند مدت در طی چندین نسل می‌باشد. پاسخ به این سوال که یادگیری و تکامل تا چه حد بر یکدیگر اثر گذارند، هنوز به عنوان یک مساله باز تحقیقاتی است. نظریه‌های متفاوتی در این باره ارائه شده‌اند که دو مورد از مهمترین آنها نظریه لامارکین و بالدوین می‌باشد. بر اساس نظریه لامارکین، محیط در طول زندگی جاندار بر آن تاثیر می‌گذارد و این تاثیرات بروی ساختار ژنتیکی جاندار منعکس شده و به فرزندان منتقل می‌شود. در مقابل از دیدگاه نظریه بالدوین یادگیری با تشویق موفقیت‌هایی که در فرایند تکامل به صورت جزئی صورت می‌پذیرند، سبب هدایت و تسریع تکامل می‌گردد[49]. اگرچه نادرستی بعضی از این نظریه‌ها در حال حاضر به طور کامل از سوی محققین علوم طبیعی مورد قبول می‌باشد، اما منشأ کارهایی در زمینه محاسبات مهم از طبیعت است[53][34]. یکی از مدل‌هایی که از ترکیب مفاهیم تکامل و یادگیری بدست آمده است مدل CLA-EC میباشد که ترکیبی از مدل CLA و محاسبات تکاملی (EC) میباشد [56][61]. در مدل CLA-EC هر ژنوم به یکی از سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی اختصاص می‌یابد. مجموعه اعمال انتخاب شده توسط اتوماتاهای هر سلول، به رشته ژنومی آن سلول اختصاص می‌یابد. بر اساس قانون محلی، یک بردار سیگنال تقویتی ایجاد می‌گردد و به مجموعه اتوماتاهای یادگیر مستقر در آن سلول داده می‌شود. هر یک از اتوماتاهای یادگیر، بر اساس سیگنال دریافت شده و الگوریتم یادگیری، ساختار داخلی خود را به‌هنگام می‌کنند. فرایند انتخاب عمل‌ها و به‌هنگام درآوردن ساختار داخلی، تا زمانی که یک معیار از پیش تعیین شده ارضاء نشود تکرار می‌گردد. این مدل می‌تواند جهت حل مسائل بهینه‌سازی استفاده گردد. نشان داده شده است که CLA-EC ساده در حل مسائل بهینه‌سازی در مقایسه با CLA و یا الگوریتم‌های ژنتیکی از کارایی بالاتری برخوردار می‌باشد.

سرعت همگرایی و دقت این مدل در حل مسائل بهینه‌سازی بستگی زیادی به انتخاب مناسب پارامترهای این مدل دارد. انتخاب مقادیر نامناسب برای این

پارامترها ممکن است منجر به سرعت همگرایی پایین و یا به دام افتادن در بهینه های محلی گردد. اگر نرخ یادگیری اتوماتاهای یادگیر مستقر در سلولهای CLA بالا باشد، سرعت همگرایی افزایش می‌یابد ولی در عوض ممکن است الگوریتم در جوابهای بهینه محلی به دام می‌افتد و اگر از نرخ یادگیری پایین استفاده شود، الگوریتم از دقت خوبی برخوردار می‌شود ولی سرعت همگرایی به شدت کاهش می‌یابد. برای حل این مشکل در این مقاله مدل CLA-EC همکارانه پیشنهاد می‌شود. در CLA-EC همکارانه، چندین CLA-EC که هر کدام دارای مقادیر متفاوت برای پارامترهای خود میباشند در حل مساله همکاری میکنند. در مدل همکارانه از چندین CLA-EC با نرخهای یادگیری متفاوت استفاده می‌شود. این CLA-EC با یکدیگر در تعامل میباشند و جوابهای میانی بدست آمده را با هم به اشتراک می‌گذارند. مدل همکارانه تلاش می‌کند هم از سرعت بالای CLA-EC با نرخ یادگیری بالا، و هم از دقت بالای CLA-EC با نرخ یادگیری پایین بهره ببرد. از طریق CLA-EC همکارانه میتوان نه تنها سرعت همگرایی به راه حل بهینه را افزایش داد بلکه از به دام افتادن در بهینه های محلی جلوگیری نمود. مدل CLA-EC همکارانه بر روی مسایل بهینه‌سازی توابع استاندارد دوجونگ^۳، P-Peaks، کوله پشتی ۱/۰ مورد آزمایش قرار گرفت. نتایج آزمایشها نشان داد که مدل CLA-EC همکارانه در حل مسایل در مقایسه با مدل CLA-EC از سرعت و دقت بالاتری برخوردار است.

ادامه مقاله بدینصورت سازماندهی شده است. در بخشهای ۲، ۳ و ۴ به ترتیب اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی مختصراً شرح داده می‌شود. در بخش ۵ یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر CLA-EC ساده و در بخش ۶ CLA-EC همکارانه شرح داده می‌شود. نتایج آزمایشها در بخش ۷ آمده است. بخش نهایی مقاله نتیجه‌گیری می‌باشد.

۲- اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی (CA) یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری میکنند. اتوماتاهای سلولی در حقیقت سیستم‌های دینامیکی گسسته‌ای هستند که رفتارشان کاملاً بر اساس ارتباط محلی استوار است. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلول‌ها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند وضعیت مختلف مقداردهی شوند. با توجه به تعداد مقادیری که سلولها می‌توانند اختیار کنند، اتوماتای سلولی به دو نوع دودویی و چندمقداره تقسیم می‌شود. برای هر سلول یک همسایگی از سلولها در نظر گرفته می‌شود. معمولاً همسایگی استفاده شده از نوع همسایگی نزدیک می‌باشد. این سلولها در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی به‌هنگام‌رسانی می‌شوند. در تعیین وضعیت جدید برای هر سلول، مقادیر سلولهای همسایه نیز تأثیرگذار هستند. انتخاب قوانین مختلف برای به‌هنگام‌رسانی، انواع متفاوتی از اتوماتایهای سلولی را بوجود آورده‌است. این قوانین می‌توانند به صورت قطعی و یا احتمالی بیان شوند. برای اطلاعات بیشتر در باره CA و کاربردهای آن میتوان به [54] مراجعه نمود

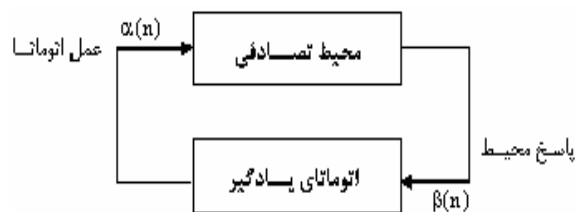
¹ Learning Automata

² Cellular Automata

³ Dejong Functions

۳- اتوماتاهای یادگیر

یک اتوماتای یادگیر یک ماشین با حالات محدود^۱ است که میتواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند. در طی این فرایند، اتوماتای یادگیر یاد می‌گیرد که چگونه بهترین عمل را از بین اعمال مجاز خود انتخاب نماید. ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد. محیط را می‌توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c = \{c_1, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالاتی جرمیه می‌باشد. هرگاه β مجموعه دو عضو باشد محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جرمیه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط Q، $\beta(n)$ می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله $[0, 1]$ و در محیط از نوع S، $\beta(n)$ هر مقدار در فاصله $[0, 1]$ را اختیار کند. c_i احتمال اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب داشته باشد، می‌باشد. در محیط ایستا مقادیر c_i در طی زمان بدون تغییر می‌مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتای یادگیر به دو گروه اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند. در این مقاله از اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر استفاده شده است که در ادامه این بخش به شرح مختصری از آن می‌پردازیم.



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر^۲: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ بردار احتمال انتخاب هریک از عملها و $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. در این نوع از اتوماتاهای یادگیر، اگر عمل α_i در مرحله n م انجام شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالات افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرد تا حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتم های یادگیر خطی است.

الف- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i$$

ب- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه است. با توجه به مقادیر a و b سه حالت را می‌توان در نظر گرفت. زمانی که a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} ^۳ می‌نامیم. زمانی که b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{REP} ^۴ می‌نامیم. زمانی که b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} ^۵ می‌نامیم. برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر و کاربردهای آن میتوان به [41-21][3][35][43] مراجعه نمود.

۴- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی، CLA، مدلی برای سیستم‌هایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا بیشتر اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازند. همانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد. در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر چندتایی مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت.

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی به این صورت است که در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، اتوماتای یادگیر رفتار خود را تصحیح کرده و از این طریق ساختار داخلی خود را بروز میکند. بعد از بروز درآوردن ساختار داخلی، هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به وضعیت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده‌ای برقرار شود، ادامه می‌یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتوماتاهای یادگیر موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می‌شود. برای اطلاعات بیشتر در باره

³ Linear reward penalty

⁴ Linear reward epsilon penalty

⁵ Linear reward inaction

¹ Finite State Machine

² Variable structure

بیشتری نسبت به ژنوم قبلی داشته باشد، در سلول ژنوم جدید جایگزین ژنوم قبلی می شود، در غیر این صورت سلول رشته ژنومی قبلی را حفظ می کند.

$$X_{t+1}^i = \begin{cases} X_t^i & f(X_t^i) > f(new_{t+1}^i) \\ new_{t+1}^i & f(X_t^i) \leq f(new_{t+1}^i) \end{cases}$$

این بخش از الگوریتم معادل یادگیری از تجارب قبلی ژنوم و حفظ آنها در نسلهای بعدی (ژنومهای بعدی) و یا به بیان دیگر معادل تاثیر یادگیری بر تکامل از دیدگاه تئوری بالادین می باشد. جدول ۱ مقایسه ای را بین مفاهیم در CLA-EC، اتوماتای یادگیر سلولی و الگوریتم ژنتیکی نشان میدهد.

جدول ۱: مقایسه‌ای بین CLA-EC، اتوماتای یادگیر سلولی و الگوریتم ژنتیکی

| اتوماتای یادگیر سلولی | CLA-EC | الگوریتم ژنتیکی |
|-----------------------|--------------|------------------|
| سلول | سلول | فرد جمعیت |
| شبکه سلولها | شبکه سلولها | جمعیت یک نسل |
| حالت سلول | حالت سلول | ژنوم (کروموزوم) |
| قوانین | عملگر ژنتیکی | عملگرهای ژنتیکی |
| همسایگی | همسایگی | - |
| اتوماتاهای یادگیر | - | - |

یک قانون برای CLA-EC از دو بخش تشکیل شده است. بخش اول استراتژی انتخاب و بخش دوم استراتژی تولید سیگنال تقویتی می باشد. منظور از استراتژی انتخاب سلول i ام، نحوه انتخاب تعداد مشخص Se از $1 \leq Se \leq m$ ، رشته ژنومی از میان m ژنوم همسایه، P^i ، می باشد. در استراتژی مورد استفاده، Se ژنوم از بهترین ژنومهای P^i را انتخاب می کنیم و آن را P_{Se}^i می نامیم. بخش دوم قانون استراتژی تولید سیگنال تقویتی با استفاده از مجموعه P_{Se}^i می باشد. بردار سیگنال تقویتی به روشهای گوناگون قابل محاسبه است. در این بخش به شرح روش مورد استفاده در این پایان نامه می پردازیم. فرض کنید $\bar{\beta}_t^i = (\beta_t^{i,1}, \dots, \beta_t^{i,n})$ بردار مورد نظر باشد که $\bar{\beta}_t^i \in \{0,1\}^n$ به عنوان جریمه و ۰ به عنوان پاداش در نظر گرفته می-شود. اگر $X_t^i = (X_t^{i,1}, \dots, X_t^{i,n})$ رشته ژنومی سلول i ام در زمان t باشد. برای هر متغیر $X_t^{i,j}$ ، $1 \leq j \leq n$ و به ازای مقادیر $N_{i,j}(k)$ ، $k = 0,1$ به صورت زیر محاسبه می شود.

$$N_{i,j}(k) = \sum_l \delta_l(X_t^{i,j} = k | P_{Se}^i),$$

به طوریکه اگر متغیر $X_t^{i,j}$ در i امین سلول، مقدار k را داشته باشد $\delta_l(X_t^{i,j} = k | P_{Se}^i) = 1$ و در غیر این صورت $\delta_l(X_t^{i,j} = k | P_{Se}^i) = 0$. سپس با استفاده از $N_{i,j}(k)$ مقدار $\beta_t^{i,j}$ به صورت زیر بدست می آید:

$$\beta_t^{i,j} = u(N_{i,j}(1) - N_{i,j}(0)) \text{ if } X_t^{i,j} = 0,$$

اتوماتاهای یادگیر سلولی و کاربردهای آن میتوان به [3][22-24][4-13] مراجعه نمود.

۵- مدل CLA-EC

به منظور ساده کردن ارائه عملکرد CLA-EC فرض می کنیم فضای جستجوی مورد نظر یک فضای متناهی دودویی باشد. بنابراین یک مساله بهینه سازی میتواند به بصورت زیر طرح گردد.

$$\max\{f(\underline{X}) | \underline{X} \in B^n\}$$

به طوریکه $f(\cdot)$ یک تابع حقیقی و $B^n = \{0,1\}^n$ فضای جستجوی دودویی مورد نظر است. هر ژنوم در این الگوریتم دارای دو مولفه رشته ژنومی و مدل ژنومی می باشد. رشته ژنومی همان راه حل های میانی مساله مورد نظر می باشند. مدل ژنومی متشکل از تعدادی اتوماتای یادگیر می باشد که بر اساس تجارب گذشته خود و ژنومهای دیگر آموزش می بینند. و بدین ترتیب فرایند تکامل به طریقی هدایت می شود تا ارزش رشته ژنومی بر اساس تابع ارزیابی بهبود یابد. نحوه انتساب اتوماتاهای یادگیر مدل ژنومی به بیتهای رشته ژنومی به گونه های مختلفی قابل طرح است. برای مثال می توانیم رشته ژنومی را به دسته های دو بیتی تقسیم کرده و به ازای هر دسته یک اتوماتای یادگیر در نظر بگیریم. به این ترتیب با فرض دودویی بودن فضای جستجو برای رشته ژنومی به طول n (با فرض زوج بودن)، تعداد $n/2$ اتوماتای یادگیر، هر کدام با چهار عمل خواهیم داشت. برای مثال برای این مورد اگر یک اتوماتای یادگیر عمل ۳ را انتخاب کند به معنای آن است که بیت ۱ و ۲ دسته متناظر آن مقادیر ۱ و ۱ را می پذیرند. در این مقاله با فرض مستقل بودن متغیرهای مساله ساده ترین شکل مدل ژنومی که در آن برای هر بیت در رشته ژنومی یک اتوماتای یادگیر در مدل ژنومی خواهیم داشت در نظر می گیریم. هر اتوماتای یادگیر مقدار بیت متناظر با خود را تعیین میکند.

حال برای ادامه بحث یک اتوماتای یادگیر سلولی $CLA(L_1, \dots, L_k)$ ، با k سلول که هر سلول مجهز به n اتوماتای یادگیر است در نظر بگیرد. حالت هر سلول توسط یک رشته ژنومی به طول n نشان داده میشود و نتیجتاً هر سلول میتواند 2^n حالت مختلف اختیار کند. با فرض همگام بودن اتوماتای یادگیر سلولی، در زمان t هر سلول، i ، رشته های ژنومی خود و همسایگان خود را مورد بررسی قرار داده و بر اساس تابع ارزیابی از میان آنها تعدادی را به عنوان ژنومهای مناسب انتخاب می کند (معادل انتخاب زوج در طبیعت). این شیوه انتخاب دو طرفه نمی باشد. به عبارت دیگر اگر یک ژنوم، ژنوم دیگری را به عنوان یکی از کاندیدهای خود انتخاب نماید، تضمینی برای انتخاب شدن این ژنوم از طرف ژنوم مقابل وجود نخواهد داشت (البته این روش معادلی در بین سیستمهای طبیعی ندارد). ژنوم بر اساس ژنومهایی که انتخاب نموده است، یک بردار سیگنال تقویتی را ساخته و به اتوماتاهای یادگیر خود می دهد (این مکانیسم در معادل جفت گیری ژنوم مورد نظر می باشد).

فرض کنید $X_t^i \in D_f$ وضعیت سلول i در گام t باشد. برای تولید وضعیت سلول i در گام $t+1$ ، X_{t+1}^i ، هر کدام از اتوماتاهای یادگیر مقدار بیت متناظر خود در ژنوم را اعلام می کنند. در صورتی که ژنوم جدید، new_{t+1}^i ، ارزش

الگوریتم تکاملی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی همکارانه در شکل ۲ نشان داده شده است.

در الگوریتم شکل ۲ از دو CLA-EC یکی با نرخ یادگیری بالا

(CLA-EC_H) و دیگری با نرخ یادگیری پایین (CLA-EC_L) استفاده می‌شود. در هر تکرار، CLA-EC_L تلاش می‌کند به طور گسترده فضای جواب را جستجو کند و به موازات آن، CLA-EC_H به سرعت به سمت جواب بهینه حرکت می‌کند. در انتهای هر تکرار، جوابهای سلولهای متناظر در دو CLA-EC با یکدیگر تعویض می‌شوند. به این ترتیب، CLA-EC_H جوابهای همکار خود را دریافت کرده و به سرعت به سمت جواب بهینه در محدوده این جوابها حرکت می‌کند. CLA-EC_L نیز جوابهای همکار خود را دریافت کرده و جستجو را با استفاده از آن جوابها ادامه میدهد. نتایج شبیه سازیها نشان داده است که از این طریق از به دام افتادن الگوریتم در جوابهای بهینه محلی جلوگیری میشود.

۷- نتایج آزمایشها

برای آزمایشها از CLA-EC خطی با شعاع همسایگی ۱ استفاده شده است. اتوماتای یادگیر هر سلول از نوع L_{RI} میباشد. CLA-EC همکارانه شامل دو CLA-EC خطی ساده CLA-EC_H و CLA-EC_L هر کدام با شعاع همسایگی ۱ میباشد. CLA-EC_H شامل اتوماتاهای یادگیر L_{RI} با نرخ یادگیری بالا و CLA-EC_L شامل اتوماتاهای یادگیر L_{RI} با نرخ یادگیری پایین میباشد. طول هر دوره، ۱۰ تکرار در نظر گرفته شده است. برای بررسی تأثیر تعداد سلولها در کارایی الگوریتم، آزمایشها برای تعداد سلولهای مختلف از ۱۰ تا ۵۰ سلول انجام گرفته است. برای سهولت در ارائه از CLA-EC(automata(a,b),r,se,q) برای اشاره به الگوریتم CLA-EC با q سلول، شعاع همسایگی r، تعداد سلول انتخابی se، اتوماتای یادگیر با پارامترهای پاداش a و جریمه b و از

CLA-EC(automata_L(a_L,b_L),automata_H(a_H,b_H),r,se,q) برای اشاره به الگوریتم CLA-EC همکارانه با جمعاً q سلول (مجموع سلولها در هر دو CLA-EC)، شعاع همسایگی r، تعداد سلول انتخابی se، اتوماتای یادگیر با پارامترهای پاداش a_L و جریمه b_L در CLA-EC_L و اتوماتای یادگیر با پارامترهای پاداش a_H و جریمه b_H در CLA-EC_H استفاده میشود.

شکل ۳ معماری CLA-EC مورد استفاده در آزمایشها می‌باشد در این شکل وضعیت سلول نام را مشخص می‌کند. Environment_{i,j} محیط اتوماتای نام سلول نام است. ورودی محیط شامل x_{i-1,j} و x_{i+1,j} و x_{i,j} است که اعمال انتخاب شده توسط اتوماتاهای یادگیر متناظر در سلولهای همسایه می‌باشند. این محیط، پاداش یا جریمه اتوماتای نام سلول نام را تعیین می‌کند. A_Lها بیتهای متناظر در هر ژنوم را تعیین می‌کند و comparator نتیجه بدست آمده جدید را با نتیجه قبلی مقایسه کرده و در صورت بهبود جواب، وضعیت سلول را تغییر می‌دهد. شکل ۴ معماری CLA-EC همکارانه را نشان می‌دهد. در این شکل هر CLA-EC همکارانه با q سلول، شامل دو CLA-EC ساده با q/2 سلول است و پس از گذشت هر دوره زمانی از پیش تعیین شده، هر CLA-EC_H سلول X_i خود را با سلول X_i متناظر در CLA-EC_L معاوضه می‌کند. برای انجام آزمایشها از سه مساله بهینه‌سازی استفاده شده که در ادامه به شرح آنها می‌پردازیم.

$$\beta_t^{i,j} = u(N_{i,j}(0) - N_{i,j}(1)) \text{ if } X_t^{i,j} = 1,$$

که u(.) تابع پله است.

۶- CLA-EC همکارانه

کارایی CLA-EC بستگی زیادی به نرخهای یادگیری اتوماتاهای یادگیر در سلولهای CLA-EC دارد. اگر نرخ یادگیری اتوماتاهای یادگیر بالا انتخاب شود، معمولاً الگوریتم به سرعت با بهره برداری^۱ از جوابهای موجود به سمت جواب حرکت می‌کند ولی بدلیل اینکه فضای جستجو بطور کامل کاوش^۲ نمیشود ممکن است در نقاط بهینه محلی به دام افتد. در مقابل اگر نرخ یادگیری پایین انتخاب شود، بدلیل اینکه کاوش در فضای جستجو به طور کامل صورت می‌پذیرد پاسخ بدست آمده توسط الگوریتم از دقت بسیار خوبی برخوردار است ولی در عوض سرعت همگرایی پایین میباشد. یک روش برای حل مشکل فوقالذکر استفاده از چندین CLA-EC با نرخهای یادگیری متفاوت میباشد. CLA-ECهای همکار از طریق به اشتراک گذاشتن جوابهای میانی هم از سرعت بالا و هم از دقت بالا بهره میبرد.

CLA-EC همکار ارایه شده در این مقاله، شامل دو CLA-EC با مشخصات کاملاً یکسان ولی نرخهای یادگیری متفاوت برای اتوماتاهای یادگیر مستقر در سلولها میباشد. هر CLA-EC در CLA-EC همکار به طور دوره-ای، جواب میانی بدست آمده در هر سلول را با جواب میانی سلول متناظر در CLA-EC دیگر، تعویض میکند. بدین ترتیب یکی از CLA-ECها عمل کاوش و دیگری عمل بهره برداری را انجام می‌دهد. همکاری CLA-ECها حرکت سریع و دقیق به سمت جواب بهینه را باعث می‌گردد [58-60].

```
Initialize.
While not done do
    t = t + 1
    For each cell i in both CLA-ECL and CLA-ECH do
        in parallel
            Generate new genome
            Evaluate new genome
            If f(new genome) > f(old genome) then
                Accept new genome
            End if
            Select se cells from neighbor
            Generate the reinforcement signal vector
            Update LAs
            If (t MOD N) = 0 then
                Exchange the genome of cell i in CLA-ECL
                And CLA-ECH
            End parallel for
    End while
```

شکل ۲: الگوریتم تکاملی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی همکارانه

فرض کنید X_{ij}^t وضعیت سلول i مربوط به اتوماتای یادگیر سلولی j در گام t باشد. هر یک از CLA-ECها در CLA-EC همکار به طور همگام مانند آنچه در بخش توضیحات در باره CLA-EC شرح داده شد شروع به فعالیت می‌کنند. بعد از هر N تکرار مقادیر X_{i1}^t و X_{i2}^t با یکدیگر تعویض می‌شوند.

^۱ Exploitation

^۲ Exploration

الف) ترکیبهای نامعتبر حذف شوند. در این حالت باید به صورت اتفاقی و یا حریصانه جواب غیرمجاز را تغییر دهیم تا به یک جواب مجاز تبدیل شود. در چنین حالتی تابع ارزش به صورت زیر تعریف می شود.

$$f_{Knapsack}(X) = \sum_{i=1}^n (X_i V_i)$$

ب) ترکیبهای نامعتبر از جمعیت حذف نشوند، ولی به آنها امتیاز منفی داده شود و جریمه شوند.

$$f_{Knapsack}(X) = \sum_{i=1}^n (X_i V_i) + \eta(C - \sum_{i=1}^n (X_i C_i)) u(\sum_{i=1}^n (X_i C_i) - C)$$

که $u(\cdot)$ تابع پله و η ضریب لاگرانژ میباشد. از آنجا که احتمال تولید جوابهای مناسب از جوابهای نامعتبر، وجود دارد و اینگونه جوابها با اینکه خود غیرقابل قبولند ولی می‌توانند راهی برای رسیدن به جوابهای بهینه باشند از روش دوم استفاده می‌کنیم، با این توضیح که پس از محاسبه مقدار شایستگی هر جواب، اگر حاصل نامعتبر بود متناسب با اضافه ظرفیت جریمه انجام می‌شود [۵۲]. در این مقاله ضریب منظور شده برای جریمه ۱ در نظر گرفته شده است. نکته مهم دیگری که باید به آن توجه شود وابستگی پیچیدگی مسئله کوله پشتی به توزیع آماری ارزش و حجم بسته‌ها است. در این مقاله ۱۰۰ بسته با مشخصات تصادفی از اعداد صحیح ۱ تا ۳۰ انتخاب شده‌اند و حداکثر ظرفیت کوله‌پشتی، ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

مقایسه نتایج بدست آمده از آزمایشات نشان می‌دهد مدل همکارانه علاوه بر اینکه از دقت بسیار خوبی برخوردار است، دارای سرعت بالایی نیز می‌باشد. شکل ۵ نشان می‌دهد در CLA-EC با زیاد شدن نرخ یادگیری، سرعت به شدت زیاد شده ولی دقت کاهش می‌یابد. دقیقترین روش متعلق به CLA-EC(LRI(0.0001,0),1,2,-) است، اما این روش به شدت کند است و سرعت آن نسبت به روشهای دیگر اختلاف زیادی دارد. سریعترین روش را CLA-EC(LRI(0.001,0),1,2,-) دارد اما این روش سریعاً در نقاط بهینه محلی به دام می‌افتد و جوابهای بدست آمده از دقت بسیار کمی نسبت به روشهای دیگر برخوردار است. اما جالب توجه است که روش همکارانه که از ترکیب دو CLA-EC با نرخهای یادگیری ۰/۰۰۰۱ و ۰/۰۰۳ بدست آمده است دارای دقتی معادل CLA-EC(LRI(0.0001,0),1,2,-) است و از طرف دیگر سرعت آن حتی از CLA-EC(LRI(0.001,0),1,2,-) نیز بیشتر است. با بررسی شکل ۶ درمی‌یابیم که در مسئله P-Peaks، روش همکارانه دقتی معادل با دقیقترین روش CLA-EC ساده یعنی CLA-EC با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ دارد ولی دارای سرعتی به مراتب بیشتر از آن است. شکلهای ۷ و ۸ نیز نشان می‌دهند برای یافتن جواب بهینه توابع دوجونگ F1 و F2، روش CLA-EC ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۱ دقیق تر از سایر روشهاست اما مانند مسایل قبل، بسیار کند عمل می‌کند، در عوض روشهای با نرخ یادگیری ۰/۰۳ و ۰/۰۵ سرعتهای بالاتری دارند ولی دقت آنها پایین است. اما روشهای همکارانه که از ترکیب CLA-EC با نرخ یادگیری ۰/۰۱ و نرخهای یادگیری ۰/۰۳ و ۰/۰۵ ساخته شده‌اند دارای دقتی معادل با روش ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۱ بوده و سرعت آنها نیز بسیار بهبود یافته است. در شکل ۹ مقایسه روشهای ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۱ و ۰/۰۵ درمی‌یابیم که روش ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۱

توابع Dejong: توابع Dejong گروهی از توابع ریاضی هستند که برای آزمایش الگوریتمهای تکاملی طراحی شده و به عنوان معیاری برای مقایسه الگوریتمهای مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد [2]. توابع Dejong به شرح زیر هستند.

$$F_1(X) = \sum_{i=1}^3 x_i^2 \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

$$F_3(X) = 30 - \sum_{i=1}^5 \lfloor x_i \rfloor \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

$$F_2(X) = 100(x_1^2 - x_2^2)^2 + (1 - x_1)^2 \quad -2.048 \leq x_i \leq 2.048$$

$$F_4(X) = \sum_{i=1}^{30} ix_i^4 + \text{Gauss}(0,1) \quad -1.28 \leq x_i \leq 1.28$$

$$F_5(X) = \left(0.002 + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_j - a_{ij})^6} \right)^{-1} \quad -65.536 \leq x_i \leq 65.536$$

مسئله P-Peaks: فرض کنید p رشته به صورت تصادفی با طول n تولید شده و به عنوان نقاط بهینه یا Peak در نظر گرفته شوند. در این صورت هنگام ارزیابی هر رشته دلخواه در فضای جستجو، رشته‌هایی که فاصله همینگ آنها تا یکی از این نقاط بهینه مینیمم باشد، بیشتر مورد توجه می‌باشند. به عبارت دیگر می‌توانیم تابع ارزیابی را به صورت زیر تعریف کنیم.

$$f_{P-Peaks}(X) = (1/n) \max_{i=1}^P (n - \text{HamDis}(X, \text{Peak}_i))$$

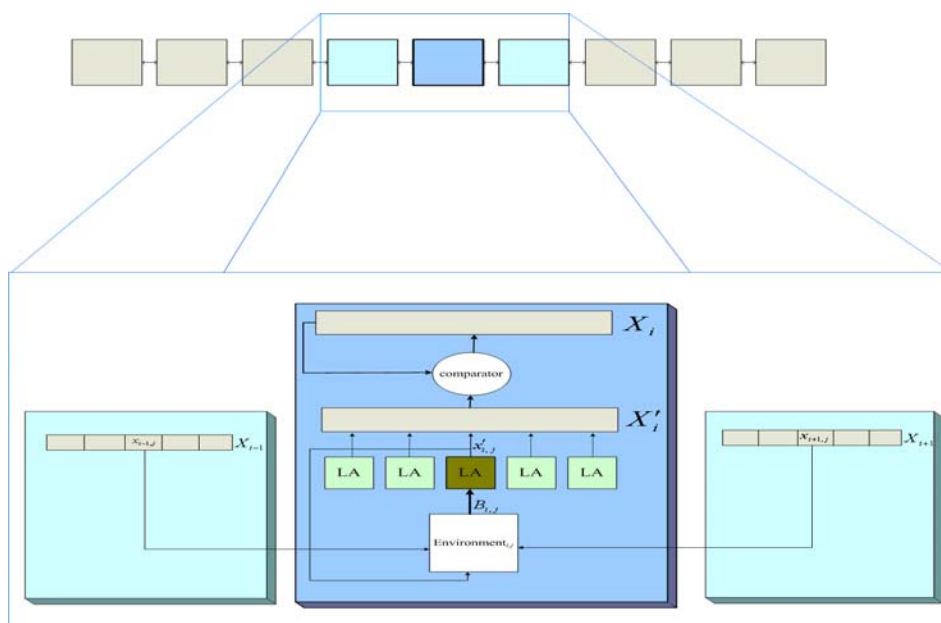
در این مساله هر چه مقدار p بیشتر باشد وابستگی متغیرهای مساله نیز بیشتر خواهد بود. به عبارت دیگر می‌توانیم با تغییر مقدار p مسائلی با پیچیدگی‌های متفاوت بدست آوریم. در این مقاله مقدار p و n برای مساله P-Peaks به ترتیب ۱۰۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شده است [۵۷].

مسئله کوله پشتی صفر و یک: یک کوله‌پشتی و تعداد n بسته مفروضند. هر بسته i دارای حجم C_i و ارزش V_i می‌باشد. از طرفی کوله‌پشتی نیز ظرفیتی معین برابر با C دارد، یعنی مجموع حجم بسته‌هایی که می‌تواند در آن قرار بگیرد می‌بایست از مقدار C تجاوز نکند. مسئله از این قرار است که می‌خواهیم طوری بسته‌ها را برای قرار دادن در کوله‌پشتی انتخاب کنیم که در نهایت ارزش بسته‌های درون کوله پشتی حداکثر شود. در پیاده‌سازی این مسئله، هر راه‌حل (یک ترکیب از بسته‌ها)، یک ژنوم خواهد بود. فرض کنید n بسته داشته باشیم. هر ژنوم توسط رشته‌ای بیتی، $X = (X_1, \dots, X_n)$ ، به طول n نمایش داده می‌شود. ۱ بودن بیت i ام در این رشته نشان دهنده حضور بسته i ام در ترکیب خواهد بود. نحوه تعیین مقدار تابع شایستگی، با مجموع ارزش بسته‌ها در ترکیب، نسبت مستقیم دارد. شرط ظرفیت کوله‌پشتی نیز بدین صورت است که اگر مجموع حجمها از ظرفیت کوله‌پشتی بیشتر شد، ترکیب غیرمعتبر خواهد بود. از آنجایی احتمال ایجاد هر ترکیبی از بیتها -شامل حالت نامعتبر- وجود دارد، ممکن است نتیجه نامعتبر باشد. با راه‌حلهای نامعتبر می‌توان به دو روش برخورد کرد:

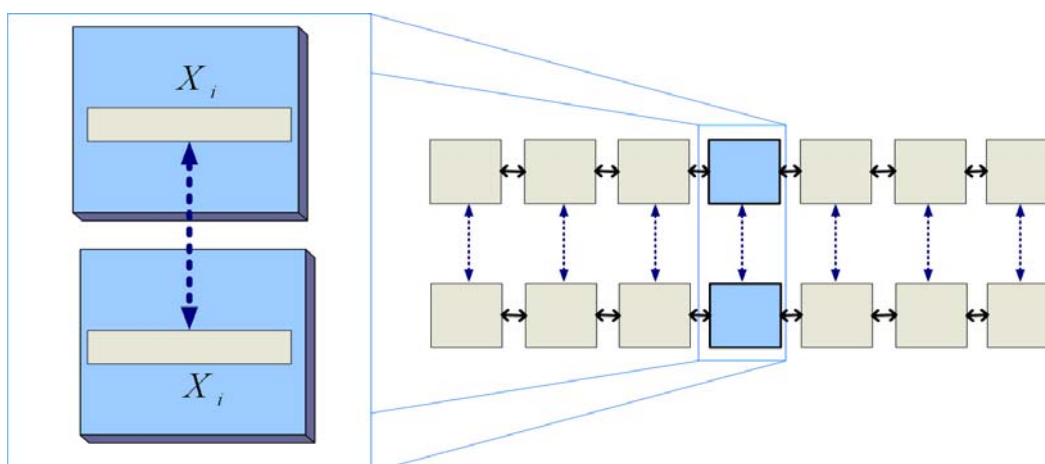
۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله مدل CLA-EC همکارانه به منظور غلبه بر مشکلات مدل CLA-EC معرفی گردید. در CLA-EC همکارانه، چندین CLA-EC که هرکدام دارای مقادیر متفاوت برای پارامترهای خود میباشند در حل مساله همکاری میکنند. از این طریق میتوان نه تنها سرعت همگرایی به راه حل بهینه را افزایش داد بلکه از به دام افتادن در بهینه های محلی جلوگیری نمود. کارایی CLA-EC همکارانه از طریق آزمایش آن بر روی مسایل متنوعی نشان داده شد.

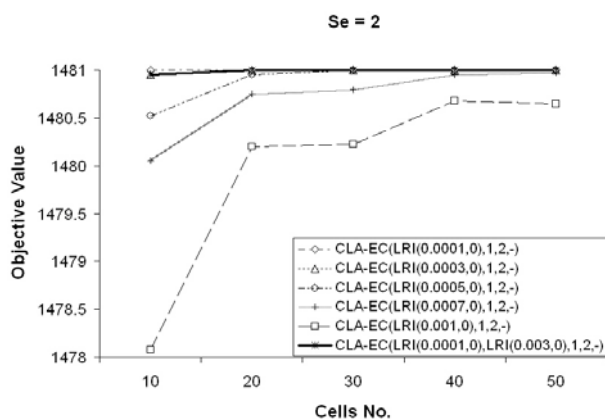
بسیار سریعتر از روش ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۰۵ عمل می‌کند ولی از دقت بسیار کمتری برخوردار است. اما روش همکارانه، این دو را با هم ترکیب کرده و از مزایای هردو به نحو موثری بهره برده است به گونه‌ای که علاوه بر اینکه این روش از روش ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۱ سریعتر عمل می‌کند، دارای دقتی بالاتر از روش ساده با نرخ یادگیری ۰/۰۰۵ نیز می‌باشد. در نهایت شکل ۱۰ نشان می‌دهد که CLA-EC همکارانه با دقتی برابر با CLA-EC با نرخ یادگیری ۰/۰۱ با سرعتی بیشتر به جواب بهینه دست پیدا می‌کنند.



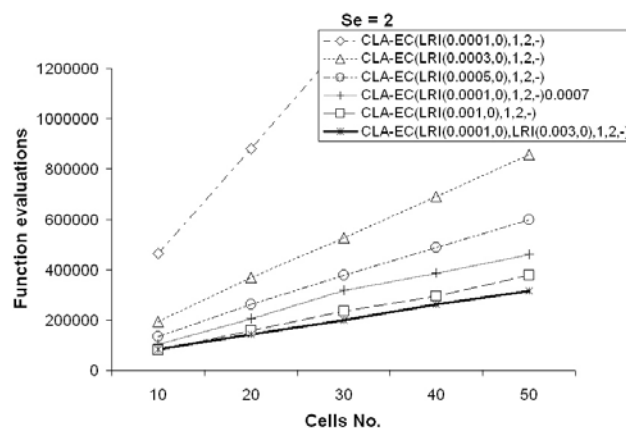
شکل ۳: ساختار CLA-EC شبیه‌سازی شده



شکل ۴: ساختار CLA-EC همکارانه

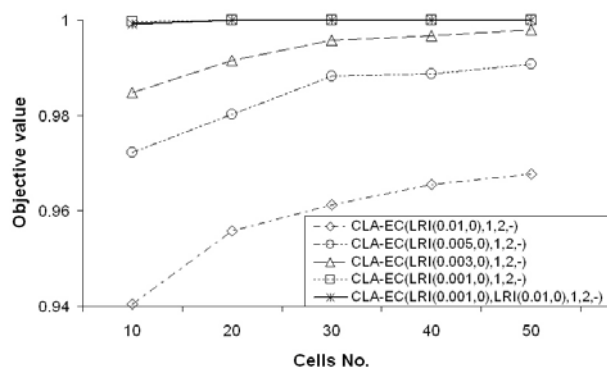


(b) ارزش جواب بدست آمده

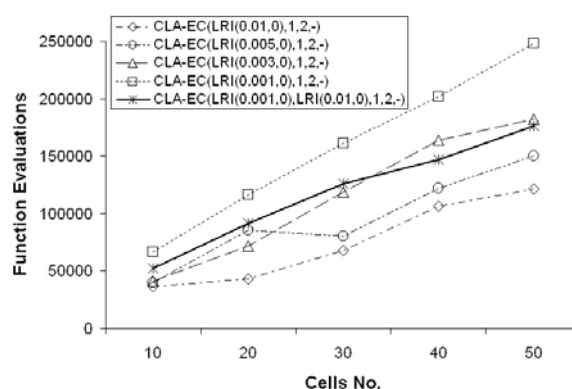


(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 5: کوله پشتی صفر و یک

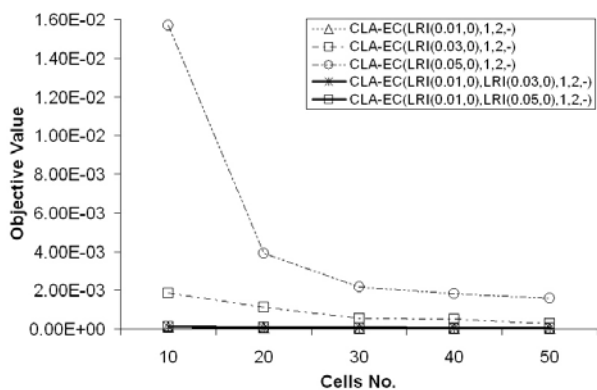


(b) ارزش جواب بدست آمده

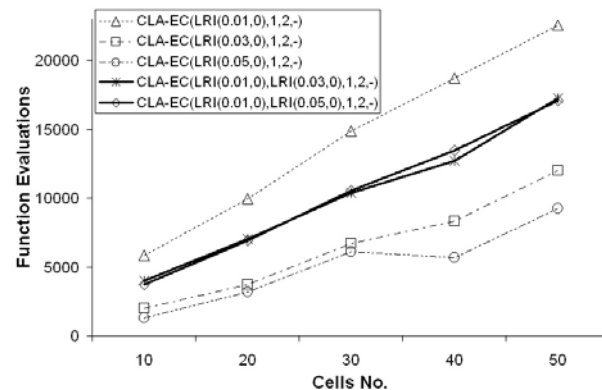


(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 6: P-Peaks

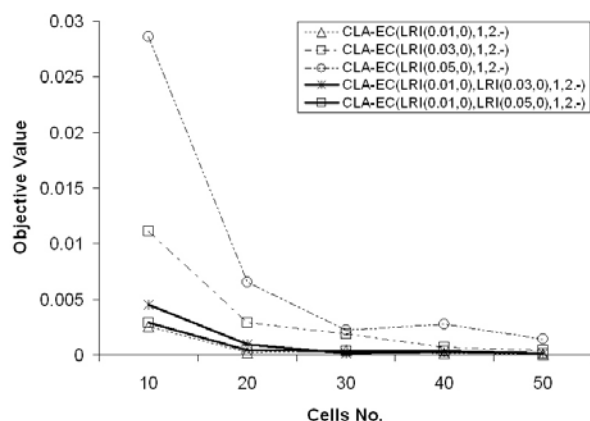


(b) ارزش جواب بدست آمده

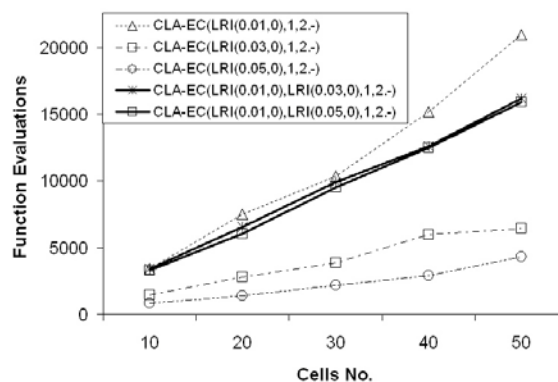


(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 7: F1

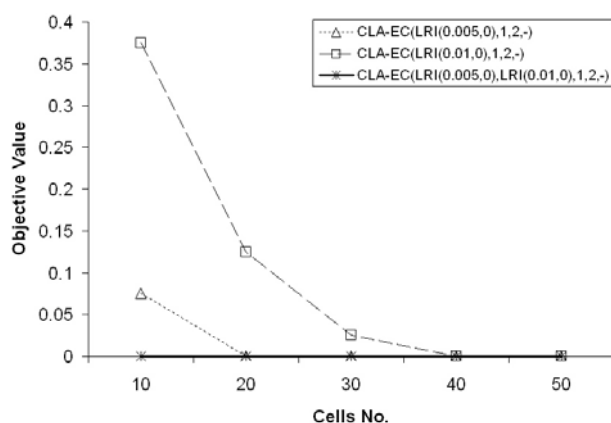


(b) ارزش جواب بدست آمده

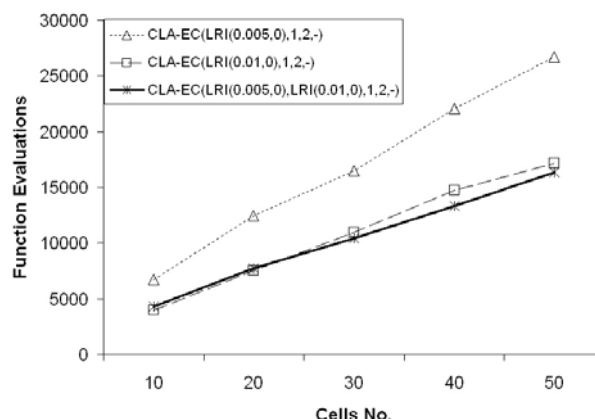


(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 8: F2

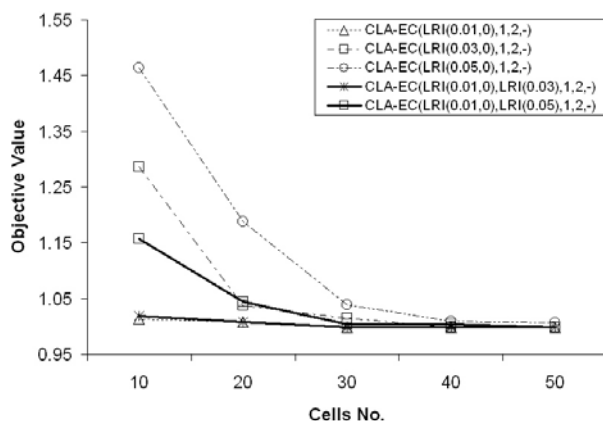


(b) ارزش جواب بدست آمده

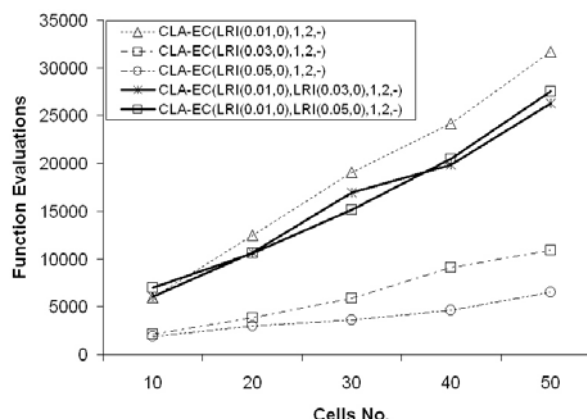


(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 9: F3



(b) ارزش جواب بدست آمده



(a) تعداد ارزیابی‌ها

شکل 10: F5

مراجع

- [14] Meybodi, M. R. and Taherkhani, M. "Application of Cellular Learning Automata to Modeling of Rumor Diffusion", in Proceedings of 9th Conference on Electrical Engineering, Power and Water institute of Technology, Tehran, Iran, pp. 102-110, May 2001.
- [15] Meybodi, M. R. and. Kharazmi, M. R. "Image Restoration Using Cellular Learning Automata", in Proceedings of the Second Iranian Conference on Machine Vision, Image Processing and Applications, KNU University, Tehran, Iran, pp. 261-270, 2003.
- [16] Meybodi, M. R., Beigy, H. and Taherkhani, M. "Cellular Learning Automata", Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001, Isfahan, Iran, pp. 153-163, 2001.
- [17] Rastegar, R. and Meybodi, M. R. "A New Evolutionary Computing Model based on Cellular Learning Automata", Proceedings of 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS), pp. 433-438, Singapore 1-3 Dec. 2004.
- [18] Rastegar, R., Hariri, A. and Meybodi, M. R. "A Fuzzy Clustering Algorithm using Cellular Learning Automata based Evolutionary Algorithm", Proceedings of Fourth International Conference on Hybrid Intelligent Systems(HIS'04), pp. 310-314, Japan, Kitakyushu, Dec. 2004.
- [19] Rastegar, R., Rahmati, M. and Meybodi, M. R. "A CLA-EC based Clustering Algorithm", Proceedings of AISTA'04 Conference, 15-18 Nov. 2004.
- [20] Saheb Zamani, M., Mehdipour, F. and Meybodi, M. R. "Implementation of Cellular Learning Automata on Reconfigurable Computing Systems", Proceedings of IEEE CCGEI 2003 Conference, pp. 1139-1143, Montreal, Canada, May 2003.
- [21] Thathachar, M. A. L. and Sastry, P. S. "Varieties of Learning Automata: An Overview", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 32, No. 6, pp. 711-722, 2002.
- [22] Rastegar, R. and Meybodi, M. R. "Experiments with Cellular Learning Automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, May 2005.
- [23] Kharazmi, M. R. and Meybodi, M. R. "Application of Cellular Learning Automata to Image Segmentation", Proceedings of Tenth Conference on Electrical Engineering (10th ICEE), University of Tabriz, Vol 1, pp. 298-306, May 2002.
- [24] Kharazmi, M. R. and Meybodi, M. R. "An Algorithm Based on Cellular Learning Automata for Image Restoration", Proceedings of The First Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing, University of Birjand, pp. 244 -254, March 2001.
- [1] Schönfisch, B. and de Roos, A. "Synchronous and asynchronous updating in cellular automata", BioSystems, Vol. 51, pp. 123-143, 1999.
- [2] De Jong, K. A. "The Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems" Ph.D. dissertation, University of Michigan, Ann Arbor, 1975.
- [3] Meybodi, M. R., Beigy, H. and Taherkhani, M. "Cellular Learning Automata and Its Applications", Journal of Science and Technology, University of Sharif, No. 25, pp.54-77, Autumn/Winter 2003-2004.
- [4] Beigy, H. and Meybodi, M. R. "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances in Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, September/December 2004.
- [5] Beigy, H. and Meybodi, M. R. "A Self-Organizing Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach", Vol. 2690 of Springer-Verlag Lecture Notes in Computer Science, pp. 119-126, Springer-Verlag, 2003.
- [6] Beigy, H. and Meybodi, M. R. "A Dynamic Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach", Proceedings of The 2nd Workshop on Information Technology & It's Disciplines, pp. 218-231, Kish Island, Iran, February 24-26, 2004.
- [7] Ghanbari, S. and Meybodi, M. R. "Load Balancing in Grid Computing Using Cellular Learning automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, 2004.
- [8] A. Hariri, A., Rastegar, R., Saheb Zamani, M. R. and Meybodi, M. R., "A Parallel Hardware Implementation of CLA-EC on FPGA", ", Proceedings of NASA/DoD Conference on Evolvable Hardware (EH'05), pp. 294-297, Washington DC, USA, June 29-July 1, 2005.
- [9] Khojasteh, M. R. and Meybodi, M. R. "Cooperation in Multi-Agent Systems Using Learning Automata", Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol. 1, No. 2, pp.81-91, 2004.
- [10] Mars, P., Chen, J. R. and Nambiar, R. Learning algorithms theory and applications in signal processing, control and communications, CRC Press, 1996.
- [11] Meybodi, M. R. and Kharazmi, M. R. "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing", Journal of Amirkabir, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [12] Meybodi, M. R. and Khojaste, M. R. "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Commerce Networks", in Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001, Isfahan, Iran, pp. 284-295, 2001.
- [13] Meybodi, M. R. and Mehdipour, F. "VLSI Placement Using Cellular Learning Automata", Journal of Modares, University of Tarbeit Modares, Vol. 16, pp. 81-95, summer 2004.

- [38] Mühlenbein, H. and Mahnig, T. "The Factorized Distribution Algorithm for additively decomposed functions", Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, IEEE press, pp. 752-759, 1999.
- [39] Mühlenbein, H. and Paab, G. "From Recombination of Genes to the Estimation of Distributions I. Binary Parameters", In Lecture Notes in Computer Science 1411: Parallel Problem Solving from Nature-PPSN IV, pp. 178-187, 1996.
- [40] Mühlenbein, H. and Pelikan, M. "The Bivariate Marginal Distribution Algorithm", Advances in Soft Computing-Engineering Design and Manufacturing, pp. 521-535, 1999.
- [41] Najim, K. and Poznyak, A. S., editors, Learning automata: theory and application, Tarrytown, New York: Elsevier Science Publishing Ltd., 1994.
- [42] Narendra, K. S. and Thathachar, M. A. L. "Learning automata a survey," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 4, no. 4, July 1974.
- [43] Narendra, K. S. and Thathachar, M. A. L. Learning Automata: An introduction, Prentice Hall, 1989.
- [44] Pelikan, M., Goldberg, D. E. and Cant-Paz, E. "Linkage Problem, Distribution Estimation and Bayesian Networks", Evolutionary Computation, vol. 8, no. 3, pp. 311-340, 2000.
- [45] Pelikan, M., Goldberg, D. E. and Lobo, F. "A Survey of Optimization by Building and Using Probabilistic Model", Illinois Genetic Algorithm Report, no. 99018, Illinois University, Illinois, USA, September 1999.
- [46] Rastegar, R. and Meybodi, M. R. "A New Estimation of Distribution Algorithm based on Learning Automata", to appear in Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering.
- [47] Rastegar, R. and Meybodi, M. R. "A New Estimation of Distribution Algorithm based on Learning Automata", to appear in proceedings of IEEE Conference in Advances Artificial Intelligence: Theory and Application (AISTA 2004), Luxemburg, October 2004.
- [48] Rastegar, R. and Meybodi, M. R.. "LAEDA: A New Evolutionary Algorithm using Learning Automata", accepted in 10th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2004, Sharif University, Tehran, Iran, 2004.
- [49] Riopka, T. P. and Bock, P. "Intelligent Recombination Using Individual Learning in a Collective Learning Genetic Algorithm", In Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. (GECCO-2000), pp. 104-111, Morgan Kaufmann, 2000.
- [50] Rudolph, G. and Joachim, S. "A Cellular Genetic Algorithm with Self-Adjusting Acceptance Threshold", Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, Conference Publication, no. 414, pp. 365-372, 1995.
- [25] Marchini, F. and Meybodi, M. R. "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing: Finding Skeleton", Proceedings of The Third Conference on Machine Vision, Image Processing and Applications (MVIP 2005) University of Tehran, Tehran, Iran, pp. 271-280, Feb. 2005.
- [26] Alba, E. and Troya, J. M. "Analyzing Synchronous and Asynchronous Parallel Distributed Genetic Algorithms", Future Generation Computer Systems, vol. 17, pp. 451-465, 2001.
- [27] Baluja, S. "Population Based Incremental Learning: A Method for Integrating Genetic Search Based Function Optimization and Competitive Learning", Technical Report CMU-CS-94-163, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania, 1994.
- [28] Baluja, S. and Davies, S. "Using Optimal Dependency Trees for Combinatorial Optimization: Learning the Structure of Search Space", Technical Report CMU-CS-97-107, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania, 1997.
- [29] Baluja, S. and Caruana, R. "Removing The Genetics from The Standard Genetic Algorithm", In Proceedings of ICML'95, pp. 38-46, Morgan Kaufmann Publishers, Palo Alto, CA, 1995.
- [30] De Bonet, J. S., Isbell, C. L. and Viola, P. "MIMIC: Finding Optima by Estimating Probability Densities", In Proceedings of NIPS'97, pp. 424-431, MIT Press, Cambridge, MA, 1997.
- [31] Gordon, T. G., Marsh, C. and Wu, Q. H. "Stochastic Optimal Control of Active Vehicle Suspensions Using Learning Automata," Journal of Systems and Control Engineering, vol. 207, pp. 143-152, 1993.
- [32] Harik, G. R., Lobo, F. G. and Goldberg, D. E. "The Compact Genetic Algorithm", IEEE Transaction on Evolutionary Computing, vol. 3, no. 4, pp. 287-297, 1999.
- [33] Howell, M. N., Gordon, T. J. and Brandao, F. V. "Genetic Learning Automata for Function Optimization", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol 32, No. 6, pp. 804-815, 2002.
- [34] Julstrom, B. A. "Comparing Darwinian, Baldwinian, and Lamarckian Search in Genetic Algorithm for 4-Cycle Problem", Technical Report, Department of Computer Science, St. Cloud State University, St. Cloud, USA, 1999.
- [35] Lakshmivarahan, S. Learning algorithms: Theory and Applications, New York: Springer-Verlag, 1981.
- [36] Lessani, M. and Meybodi, M. R. "Genetic Cellular Automata", in proceedings of the 5th conference on Intelligent Systems, Mashhad, Iran, 2003.
- [37] Mühlenbein, H. and Mahnig, T., "Evolutionary Algorithms: From Recombination to Search Distributions", Theoretical Aspects of Evolutionary Computing, Springer Publication, 2001.

- [51] Smith, J. and Fogarty, T. C. "Self Adaptation of Mutation Rates in a Steady State Genetic Algorithm", In Proc. 3rd IEEE Conf. on Evolutionary Comp. IEEE Press, 1996.
- [52] Tomassini, M. "The Parallel Genetic Cellular Automata: Application to Global function Optimization", in proceedings of International Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms Conference, Austria, pp. 385-391, Springer, Wein, 1993.
- [53] Whitley, D., Gordon, V. S. and K. Mathias, K. "Lamarckian Evolution, The Baldwin Effect and Function Optimization", Parallel Problem Solving from Nature III, Springer-Verlag, 1994.
- [54] Wolfram, S. Cellular Automata and Complexity, Perseus Books Group, 1994.
- [55] Harik, G. "Learning Linkage to Efficiently Solve Problems of Bounded Difficulty Using Genetic Algorithms", Illinois Genetic Algorithm Report, No. 97005, Illinois University, Illinois, USA, 1997.
- [56] Rastegar, R. and Meybodi, M. R. "A New Evolutionary Computing Model based on Cellular Learning Automata", to appear in proceedings of IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems 2004, Singapore, 2004.
- [57] Alba, E., Giacobini, M., Tomassini, M., and Romero, S., "Comparing Synchronous and Asynchronous Cellular Genetic Algorithms," Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VII, University of Malaga, Granada, Spain, pp. 601-610, 2002.
- [58] Ursem, R. K., "Models for Evolutionary Algorithms and Their Applications in System Identification and Control Optimization" PhD Dissertation Faculty of Science of the University of Aarhus, April 2003.
- [59] Ursem, R. K., "Diversity-Guided Evolutionary Algorithms" In Merelo et al., editors, Proceedings of Parallel Problem Solving from Nature VII (PPSN-2002), pages 462-471.
- [60] Thomsen, R., Rickers, P., and Krink, T. "A Religion-Based Spatial Model For Evolutionary Algorithms". Parallel Problem Solving from Nature VI (PPSN-2000), volume 1, pages 817-826.
- [61] Rastegar, R., Meybodi, M. R. and Hariri, A., "A New Fine Grained Evolutionary Algorithm based on Cellular Learning Automata", International Journal of Hybrid Intelligent Systems, IOS Press, Volume 3, Number 2, pp. 83-98, 2006.