

مدل ترکیبی جدید مبتنی بر سیستم ایمنی مصنوعی و اتوماتای یادگیر سلولی

رامین جوادزاده

دانشگاه آزاد اسلامی واحد بجنورد

javadzadeh.r@srbiau.ac.ir

محمدرضا میبیدی

دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیر کبیر

mmeybodi@aut.ac.ir

چکیده: مدل ترکیبی سیستم ایمنی مصنوعی و اتوماتای یادگیر سلولی رویکردی جدیدی است که اتوماتاهای یادگیر سلولی واقع در هر سلول در قالب الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی در مسائل بهینه‌سازی با آموختن و بهره‌گیری از تجربیات خود و دیگر همسایگان خود میکوشد ارزش خود را به بالاترین میزان برساند. این مدل ترکیبی به منظور حل مشکلات الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد ارائه شده است و برای اعتبار سنجی راه کار پیشنهادی شبیه‌سازی‌هایی صورت گرفته است که نتایج این شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد راهکار پیشنهادی پاسخ‌های به مراتب بهتری نسبت به الگوریتم استاندارد سیستم ایمنی مصنوعی نتیجه می‌دهد.

واژه های کلیدی: اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی، بهینه سازی، سیستم ایمنی مصنوعی.

۱- مقدمه

نیاز به جستجو در حل مسائل کاربردی امری غیر قابل اجتناب و در عین حال دشوار است. به همین جهت تعداد زیادی از الگوریتم‌های جستجو با فلسفه ها و دامنه استفاده متفاوت بوجود آمده‌اند. الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی از جمله متاهیورستیک‌هایی هستند که در مسائل بهینه‌سازی، خوشه‌بندی اطلاعات و شناسایی الگو کاربرد فراوان دارند. این الگوریتم‌ها در گروه الگوریتم‌های بهینه سازی مکاشفه‌ای قرار دارند که در آنها از قوانین موجود در سیستم ایمنی بیولوژیکی بمنظور بهینه‌سازی استفاد می‌شود که بر پایه انتخاب کلونی و جهش و انتخاب بهترین آنتی‌بادی‌ها استوار است [5-1].

الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی کلاسیک به دلیل سادگی و عدم نیاز به معادلات دیفرانسیل پیچیده در حل مسائل پیچیده با فضای جستجوی غیر هموار مورد استفاده قرار می‌گیرند و در زمینه بهینه سازی و مسائلی که بیش از یک نقطه بهینه مورد نظر است نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک کارایی بیشتری دارند. از اشکالات عمده این الگوریتم‌ها می‌توان به همگرایی کند به بهینه سراسری و عدم پایداری در اجراهای مختلف اشاره نمود. ماهیت اتفاقی این الگوریتم‌ها سبب می‌شود تا کیفیت پاسخ‌هایی که الگوریتم در اجراهای مختلف نتیجه می‌دهد بسیار متنوع باشد. رفتار الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی وابستگی شدیدی به پارامترهایی از جمله نحوه تعریف و احتمال

عملگرهای جهش، اندازه کلونی ایجاد شده برای هر آنتی‌بادی، اندازه جمعیت‌ها و تعداد دوره‌های تولید شده دارد. تعریف نامناسب این پارامترها باعث به دام افتادن الگوریتم در نقاط بهینه محلی می‌شود از این رو برای اجتناب از این مشکل در این مقاله رهیافت جدیدی براساس ترکیب الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی و اتوماتای یادگیر معرفی شده است که در آن، آنتی‌بادی‌ها بجای استفاده از عملگر جهش، از روند یادگیری اتوماتاهای یادگیر برای رسیدن به بهترین مقدار بهره می‌برند. همچنین بکارگیری مفاهیم اتوماتای یادگیر سلولی تلاشی در جهت پیاده‌سازی محاسبات موازی در الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی بوجود می‌آورد.

در این مقاله در ابتدا مرور مختصری بر سیستم ایمنی مصنوعی خواهد شد. در بخش دوم اتوماتای یادگیر سلولی بررسی می‌شوند. بخش سوم به معرفی مدل ترکیبی سیستم ایمنی مصنوعی و اتوماتای یادگیر سلولی اختصاص پیدا کرده است و در بخش چهارم به اعتبارسنجی مدل ارائه شده پرداخته شده و بخش نهایی مقاله نیز نتیجه‌گیری می‌باشد.

۲- سیستم ایمنی مصنوعی

سیستم ایمنی از سلول‌ها، مولکول‌ها و قوانینی تشکیل شده است که از آسیب رساندن عوامل بیگانه همچون پاتوژنها به بدن میزبان جلوگیری می‌نماید. آنتی‌ژن قسمتی از پاتوژن است که توسط سیستم ایمنی شناسایی می‌شود. همچنین لنفوسیت‌ها که از سلول‌های ایمنی بشمار می‌روند پاتوژن را شناسایی و نابود می‌نمایند و شامل دو گروه سلول های B و سلول های T می‌باشند که هر کدام دارای ساختار و عملکردی متفاوت هستند. سلول‌های B آنتی‌بادی تولید می‌نمایند و با اتصال به آنتی‌ژن‌ها مقدمات از بین رفتن پاتوژن را فراهم می‌نمایند در حالیکه دسته‌ای از سلول‌های T باعث تحریک سلول‌های B برای تولید آنتی بادی می‌شوند و دسته‌ای دیگر با همکاری دیگر سلول‌های سیستم ایمنی پاتوژن‌های شناسایی شده را از بین می‌برند [2]. پس از شناسایی آنتی‌ژن، سلول‌های B شروع به تولید آنتی‌بادی می‌نمایند. از بین سلول‌های شناساگر تولید شده، دسته‌ای بعنوان سلول‌های حافظه انتخاب و نگهداری می‌شود تا در برخوردهای بعدی با آنتی‌ژن‌های همانند و یا با ساختاری مشابه پاسخ سریعتر و قویتر سیستم ایمنی حاصل شود.

در سیستم ایمنی مصنوعی به منظور ساده‌سازی از سلول‌های B و T

۳- اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر سلول

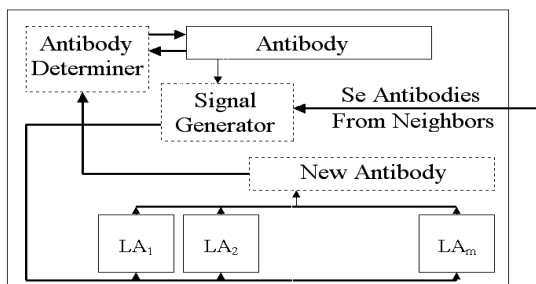
۴- مدل ترکیبی پیشنهادی

$$\max\{f(X) | X \in B^n\} \quad (1)$$

دیگر چگونگی مقداره‌ی آنتی‌بادی را در رسیدن به بهینه سراسری می‌آموزند. بدین ترتیب فرایند تکامل به سمتی هدایت می‌شود تا ارزش آنتی‌بادی براساس تابع ارزیاب بهبود یابد. نحوه انتساب اتوماتای یادگیر به آنتی‌بادی‌ها بصورتی است که به هر متغیر آنتی‌بادی یک اتوماتای یادگیر منتسب می‌شود. یک اتوماتای یادگیر سلولی، $CLA(L_1, \dots, L_k)$ ، با k سلول که هر سلول مجهز به تعدادی اتوماتای یادگیر است در نظر گرفته می‌شود. در هر سلول یک رشته در فضای حقیقی که نشان دهنده حالت آن سلول می‌باشد، در الگوریتم مورد نظر این رشته همان آنتی‌بادی است. با فرض سنکرون بودن اتوماتای یادگیر سلولی، در زمان t هر سلول، i ، آنتی بادی خود و همسایگان خود را مورد بررسی قرار داده و بر اساس تابع ارزیابی از میان آنها دسته‌ای را به عنوان همسایگان مناسب انتخاب می‌کند. هر سلول بر اساس همسایگانی که انتخاب نموده است، بردار سیگنال تقویتی را ساخته و به اتوماتاهای یادگیر خود می‌دهد تا الگوریتم یادگیری با بروز رسانی احتمال هر عمل اتوماتاهای یادگیر، آنتی‌بادی‌ها را در رسیدن به بهینه سراسری بهبود بخشد. براساس روند الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی و عملکرد اتوماتاهای یادگیر، هر آنتی‌بادی بر اساس مقادیری که اتوماتاهای یادگیر ارائه خواهند داد، تشکیل کلونی می‌دهند، پس از آن برای تولید آنتی‌بادی جدید، X_{i+1} ، بهترین آنتی‌بادی از کلونی انتخاب می‌شود. در صورتی که آنتی‌بادی جدید، new_i ، ارزش بیشتری نسبت به آنتی‌بادی قبلی داشته باشد، جایگزین آن می‌شود، در غیر این صورت سلول آنتی-بادی قبلی را حفظ می‌کند (بر اساس رابطه 2). سپس آنتی‌بادی‌های حافظه بروز رسانی می‌شوند و روند تکامل الگوریتم ادامه پیدا می‌نماید.

$$X_{t+1}^i = \begin{cases} X_t^i & f(X_t^i) > f(new_{t+1}^i) \\ new_{t+1}^i & f(X_t^i) \leq f(new_{t+1}^i) \end{cases} \quad (2)$$

شکل 1 یک سلول را در مدل پیشنهادی را به تصویر کشیده است.



شکل 1: نمایی از یک سلول در مدل پیشنهادی

قانون تعریف شده برای اتوماتای یادگیر سلولی در راهکار پیشنهادی از دو بخش تشکیل شده است. بخش اول استراتژی انتخاب می‌باشد. منظور از استراتژی انتخاب سلول i ، نحوه انتخاب تعداد مشخص $1 \leq s \leq m$ سلول از میان m سلول همسایه، P^i می‌باشد. در

از راه کار پیشنهادی و الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی بر روی توابع دی‌جانگ مورد آزمایش و به ترتیب در جدول 1 و 2 آورده شده است (روابط 5 تا 8).

$$F_1(x) = -20 \cdot \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e \quad (5)$$

$$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (6)$$

$$F_3(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \quad (7)$$

$$F_4(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (8)$$

با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان کارایی راه کار پیشنهادی نسبت به الگوریتم استاندارد سیستم ایمنی مصنوعی را تایید کرد.

جدول 2: نتایج مدل پیشنهادی CLA-AIS

Function	Average	Variance	Best Result
F1	0/0	0/0	0/0
F2	4.31e-057	1.56e-111	7.27e-069
F3	0/0	0/0	0/0
F4	0/0	0/0	0/0

جدول 3: نتایج الگوریتم استاندارد سیستم ایمنی مصنوعی

Function	Average	Variance	Best Result
F1	3.21e-002	6.36e-003	1.34e-006
F2	9.37e-004	3.19e-006	4.76e-008
F3	2.31e-002	5.26e-003	9.24e-006
F4	7.20e-003	3.75e-004	5.68e-005

الگوریتم CLA-AIS به ازای الگوریتمهای یادگیری L_{RI} و L_{RP} مورد مطالعه قرار گرفته است. برای سادگی در ارائه فرض می‌کنیم CLA-AIS (automata(a,b),r,se,q) الگوریتم CLA-AIS ای با q سلول، شعاع همسایگی r ، سلول انتخاب شده در هر همسایگی و اتوماتای یادگیر automata با نرخ پاداش a و نرخ جزای b باشد. در این بخش برای مطالعه سرعت همگرایی CLA-AIS، "بهترین" و

استراتژی مورد استفاده، Se سلول با بهترین مقادیر آنتی‌بادی از سلول-های P^i انتخاب و P_{se}^i نامیده می‌شود. بخش دوم قانون، استراتژی تولید سیگنال تقویتی با استفاده از مجموعه P_{se}^i می‌باشد. در ادامه روش مورد استفاده در راه کار پیشنهادی برای تولید بردار سیگنال تقویتی شرح داده شده است.

اگر فرض شود $\bar{\beta}_t^i = (\beta_t^{i,1}, \dots, \beta_t^{i,n})$ بردار سیگنال تقویتی و $X_t^i = (X_t^{i,1}, \dots, X_t^{i,n})$ آنتی‌بادی سلول i ام در زمان t باشد. برای هر متغیر $X_t^{i,j} \cdot N_{i,j}$ بر اساس رابطه (3) محاسبه می‌شود.

$$N_{i,j} = \frac{1}{se} \sum_{k=1}^{se} X_t^{k,j} \quad (3)$$

سپس با استفاده از $N_{i,j}$ مقدار $\beta_t^{i,j}$ طبق رابطه (4) بدست می‌آید.

$$\beta_t^{i,j} = g(N_{i,j}, X_{i,j}) \quad (4)$$

$$g(N_{i,j}) = \begin{cases} 0 & \text{if } |N_{i,j} - X_{i,j}| < \alpha \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

که $\beta_t^{i,j}$ بردار سیگنال تقویتی مورد نظر است و می‌توان آن را به عنوان پاسخ محیط نیز تعبیر کرد. بر این اساس و با استفاده از این بردار و الگوریتم یادگیری، احتمال عمل اتوماتاهای یادگیر هر سلول که شامل دو عمل افزایش و کاهش است تنظیم خواهد شد. در هر مرحله براساس عمل انتخاب شده اتوماتا، مقادیر $X_t^{i,j}$ بروز رسانی می‌شوند. رابطه 4 بیان می‌نماید، اگر مقادیر ژن‌های آنتی‌بادی در فاصله کمی (α) از میانگین مقادیر ژن‌های متناظر در بهترین همسایه‌ها باشد، آنگاه آن عمل اتوماتا که باعث چنین تغییری شده است شایسته دریافت پاداش است. تابع g مقدار صفر را بعنوان پاسخ مطلوب از محیط در نظر می‌گیرد و متعاقب آن الگوریتم یادگیر، پاداش متناظر را برای آن عمل در نظر خواهد گرفت. چنین روندی را نیز می‌توان برای حالتی که عمل انتخاب شده مناسب نباشد و باعث جریمه شود را برای عمل نامتناسب نیز در نظر گرفت.

۱-۴ نتایج آزمایش‌ها

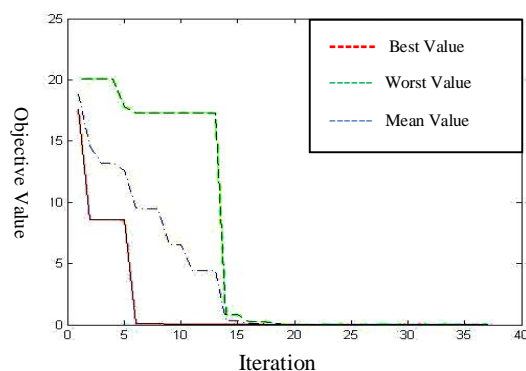
در این بخش نتایج شبیه‌سازی الگوریتم ترکیبی CLA-AIS برای چهار تابع محک استاندارد به ازای کیفیت جواب بدست آمده در مقابل الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد مورد مطالعه قرار گرفته است. برای ارزیابی راه کار پیشنهادی توابع مورد آزمایش بصورت سی بعدی و آنتی‌بادی‌ها بصورت اعداد حقیقی کدگذاری شده‌اند و راه کار پیشنهادی با 100 تکرار برای بدست آوردن پاسخ بهینه مورد آزمون قرار گرفته شده است. با توجه به ماهیت آزمون‌های آماری، پس از سی بار اجرای مکرر به ازای هر تابع، از شاخص‌های بهترین و میانگین پاسخ‌ها برای مقایسه کارایی الگوریتم و از شاخص واریانس برای مقایسه پایداری استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده با استفاده

شده و آنتی‌بادی‌ها بر روی یک شبکه سلولی در کنار یکدیگر قرار می‌گیرند. در هر زمان تمام سول‌ها به صورت همزمان فعال می‌شوند و براساس مقادیر آنتی‌بادی خود و همسایگان مدل احتمالاتی خود را به روز رسانی می‌کنند. در مرحله بعد براساس آنتی‌بادی و اتوماتای یادگیر، یک آنتی‌بادی دیگر تولید می‌کند که در صورت داشتن کیفیتی بالاتر از آنتی‌بادی قبلی، جایگزین آن می‌شود. از مزایای این الگوریتم توزیع شدگی آن می‌باشد. از طرفی نتایج نشان می‌دهد، با تعداد نسبتاً کمی از آنتی‌بادی‌ها، مسائل با تعداد متغیرهای زیاد قابل بهینه‌سازی می‌باشند. در حالیکه در مورد الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد، چنین قاندهای برقرار نیست. به منظور مطالعه تاثیر پارامترها بر روند همگرایی، پارامترهایی همچون تعداد سلول‌های شبکه و شعاع همسایگی در این مدل ترکیبی که با استفاده از دو الگوریتم یادگیر LRP و LRI پیاده‌سازی شده مورد بررسی قرار گرفت که نتایج حاکی از آن بود که با افزایش تعداد سلول‌ها، مدل ترکیبی پیشنهادی با سرعت بالاتری به بهینه سراسری نزدیک می‌شد این در حالی است که در یک شبکه سلولی افزایش شعاع همسایگی تاثیر چشمگیری بر سرعت همگرایی نداشته و اتوماتای سلولی با شعاع همسایگی یک به دلیل حجم محاسبات کمتر از مقبولیت بیشتری برخوردار است. همانطور که نتایج نشان می‌دهند الگوریتم یادگیر LRP در مقایسه با الگوریتم یادگیر LRI از سرعت همگرایی بالاتری در رسیدن به بهینه سراسری برخوردار است.

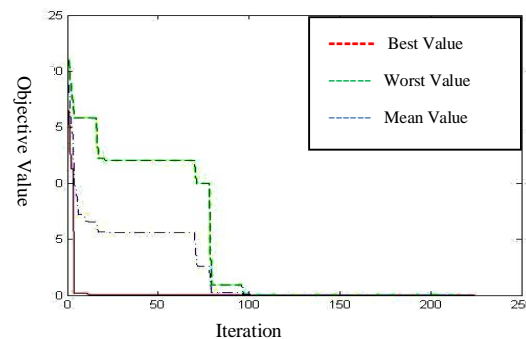
مراجع

- [1] deCastro, L.N. and VonZuben, F. J. "Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, pp. 239-251, 2002.
- [2] deCastro, L. N. and VonZuben, F. J. "aiNet: An Artificial Immune Network for Data Analysis," In Data Mining: A Heuristic Approach, 2001.
- [3] Timmis, J. and Edmonds, C. "A Comment on opt-AiNET: An Immune Network Algorithm for Optimisation," soft computing, vol. 7, 2003.
- [4] Bachmayer, S. "Artificial Immune Systems," soft computing, vol. 7, pp. 69-86, 2006.
- [5] Timmis, J. "An Introduction to Artificial Immune Systems," ICARIS, vol. 7, 2004.
- [6] Wolfram, S. "Theory and Applications of Cellular Automata", Advanced Series on Complex Systems, Singapore: World Scientific Publication, 1986.
- [7] Cellular Automata
Llinks, <http://www.soc.surrey.ac.uk/research/simsoc/ca.ht>.
- [8] Meybodi, M.R and 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.
- [9] 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.

"بدترین"، "میانگین" ارزش تمام آنتی‌بادی‌های حافظه برای تمام تابع های مورد آزمایش گزارش شده‌اند. شکل 2 و 3 نتایج شبیه سازی CLA-AIS(LRP(0.01,0.01),1,2,9) و AIS(LRI(0.01,0),1,2,9) را برای تابع F1 نشان می‌دهند. نتایج نشان می‌دهند در مورد توابع مورد آزمایش، CLA-AIS به جواب های بهینه همگرا می‌شوند. تعداد سلول‌های CLA-AIS، پارامتر مهم دیگری است که بر کارایی CLA-AIS تاثیر مستقیم دارد نتایج شبیه سازی‌ها نشان داد با افزایش تعداد سلول‌ها، روند همگرایی به بهینه سراسری شتاب بخشیده می‌شود. اما تا حدی افزایش تعداد سلول‌ها می‌تواند بر سرعت همگرایی بیافزاید و با افزایش تعداد سلول‌ها از تعداد 25 سلول تاثیر چشمگیری در سرعت رسیدن به بهینه سراسری مشاهده نمی‌شود. با توجه به حجم محاسبات کمتر، مدل پیشنهادی با تعداد 25 سلول دارای امتیاز است.



شکل 2: روند بهینه‌سازی تابع F1 و CLA-AIS(LRI(0.01,0.01),1,2,9)



شکل 3: روند بهینه‌سازی تابع F1 و CLA-AIS(LRI(0.01,0),1,2,9)

5- نتیجه گیری

در این مقاله سیستم ایمنی مصنوعی توزیع شده بر مبنای مدل اتوماتای یادگیر سلولی معرفی و مورد بررسی قرار گرفته شده است. در این الگوریتم هر آنتی‌بادی از یک رشته و یک مدل احتمالاتی تشکیل