

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

محمد رضا میدی

دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیر کبیر

mmeybodi@aut.ac.ir

رامین جوادزاده

دانشگاه آزاد اسلامی واحد بجنورد

javadzadeh.r@srbiau.ac.ir

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 مروء 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 نتیجه گیری 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. آنتی‌زن قسمتی از پاتوژن است که توسط سیستم ایمنی شناسایی می‌شود. همچنین لنفوپویت‌ها که از سلول‌های ایمنی بشمار می‌روند پاتوژن را شناسایی و نابود می‌نمایند و شامل دو گروه سلول‌های B و سلول‌های T می‌باشند که هر کدام دارای ساختار و عملکردی متفاوت هستند. سلول‌های B آنتی‌بادی تولید می‌نمایند و با اتصال به آنتی‌زن‌ها مقدمات از بین رفترن پاتوژن را فراهم می‌نمایند در حالیکه دسته‌ای از سلول‌های T باعث تحریک سلول‌های B برای تولید آنتی‌بادی می‌شوند و دسته‌ای دیگر با همکاری دیگر سلول‌های سیستم ایمنی پاتوژن‌های شناسایی شده را از بین می‌برند<sup>[2]</sup>. پس از شناسایی آنتی‌زن، 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 آنتی‌زن‌های 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

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.

واژه‌های کلیدی: اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی، بهینه‌سازی، سیستم ایمنی مصنوعی.

## ۱- مقدمه

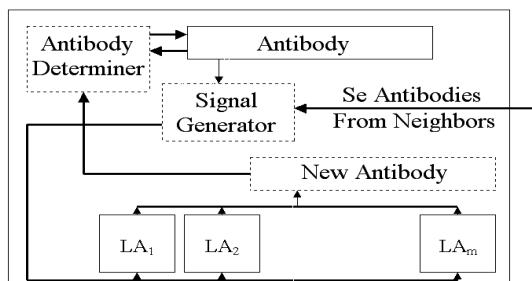
نیاز به جستجو در حل مسائل کاربردی امری غیر قابل اجتناب و در عین حال دشوار است. به همین جهت تعداد زیادی از الگوریتم‌های جستجو با فلسفه‌ها و دامنه استفاده متفاوت بوجود آمده‌اند. الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی از جمله متاهیورستیک‌هایی هستند که در مسائل بهینه‌سازی، خوشبندی اطلاعات و شناسایی الگو کاربرد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

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 بهینه‌سازی 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

دیگر چگونگی مقداردهی 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 منتب می‌شود. یک اتوماتای یادگیر سلولی،  $CLA(L_1, L_2, \dots, L_k)$  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،  $i$ ، آنتی‌بادی 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 اینمنی 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،  $X_{t+1}^i$ ، بهترین آنتی‌بادی از کلونی انتخاب می‌شود. در صورتی که آنتی‌بادی جدید،  $new_{t+1}^i$ ، ارزش بیشتری نسبت به آنتی‌بادی قبلی داشته باشد، جایگزین آن می‌شود، در غیر این صورت سلول آنتی‌بادی قبلی را حفظ می‌کند (بر اساس رابطه ۲). سپس آنتی‌بادی‌های حافظه بروز رسانی می‌شوند و روند تکاملی 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 ۱ یک سلول را در مدل پیشنهادی را به تصویر کشیده است.



شکل ۱: نمایی از یک سلول در مدل پیشنهادی

قانون تعريف 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 اتوماتای یادگیر می‌باشد که بر اساس تجارب گذشته خود و ژئومهای

بعنوان یک مجموعه واحد یاد می‌شود. از جمله الگوریتم‌های سیستم اینمنی که برای مسائل بهینه‌سازی تطبیق یافته‌اند می‌توان به الگوریتم opt-aiNet و ClonalG دسته الگوریتم‌های خوشبندی قرار دارد. کاسترتو و تمیس الگوریتم‌های سیستم اینمنی مصنوعی را در دو دسته مبتنی بر جمعیت و مبتنی بر شبکه تقسیم بندی نموده‌اند که بر این اساس انتخاب منفی و کلونی در دسته اول و مدل شبکه اینمنی را در دو دسته شبکه پیوسته و گستته در دسته دوم قرار داده‌اند.<sup>[1]</sup>

### ۳- اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر سلول

اتوماتای یادگیر سلولی، CLA، یک مدل ریاضی برای سیستم‌های با اجزای ساده‌ای است به طوریکه رفتار هر جزء براساس 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 می‌باشد که حالت این سلول را مشخص می‌کند. در اتوماتای یادگیر سلولی، مانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در سلول باید پاداش داده شود و یا اینکه جریمه شود. دادن پاداش و یا جریمه باعث بروز درآورده شدن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به هدف مشخص می‌گردد. در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. که معمول ترین آنها همسایگی و نیومن و مور است. برای اطلاعات بیشتر درباره اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان به مراجع [۹-۶] مراجعه نمود.

### ۴- مدل ترکیبی پیشنهادی

در مدل ترکیبی پیشنهاد شده جمعیت آنتی‌بادی‌ها بر روی یک شبکه سلولی منطبق شده و در هر سلول اتوماتای سلولی، به تعداد متغیرهای تشکیل دهنده آنتی‌بادی (بعاد فضای مساله) اتوماتای یادگیر بکار گرفته شده است و مقدار آنتی‌بادی براساس اتوماتاهای یادگیر معین می‌شود. با این وجود در این مدل ساختار الگوریتم‌های سیستم اینمنی مصنوعی حفظ شده است. با فرض متناهی بودن فضای مساله، مساله بهینه‌سازی به فرم رابطه (۱) قابل طرح است.

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

به طوریکه  $f(\cdot)$  یک تابع حقیقی و  $B^n = \mathbb{R}^n$  که فضای جستجوی حقیقی مورد نظر است. برای این منظور فرض می‌شود هر سلول در شبکه سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی مورد بحث در این مدل دارای دو مولفه آنتی‌بادی و مدل آنتی‌بادی می‌باشد. آنتی‌بادی همان راه حل‌های میانی مساله مورد نظر می‌باشند. مدل آنتی‌بادی متشکل از تعدادی اتوماتای یادگیر می‌باشد که بر اساس تجارب گذشته خود و ژئومهای

از راه کار پیشنهادی و الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی بر روی توابع دی جانگ مورد آزمایش و به ترتیب در جدول ۱ و ۲ آورده شده است (روابط ۵ تا ۸).

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

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

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

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

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) ای با  $q$  اتوماتی یادگیر  $a$  سلول انتخاب شده در هر همسایگی و سلول، شاعر همسایگی  $r$  سلول است. برای مقایسه کارایی الگوریتم CLA-AIS با استفاده از بحث برای مطالعه سرعت همگرایی "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  $P_{Se}^i$  باشد. در ادامه روش مورد استفاده در راه کار پیشنهادی برای تولید بردار سیگنال تقویتی شرح داده شده است.

اگر فرض شود  $\beta_t^{i,1}, \dots, \beta_t^{i,n}$  بردار سیگنال تقویتی و  $X_t^{i,1}, \dots, X_t^{i,n}$  آنتی‌بادی سلول  $i$  ام در زمان  $t$  باشد. برای هر متغیر  $N_{i,j}$ ،  $1 \leq j \leq n$ ،  $X_t^{i,j}$  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 ۴ بیان می‌نماید، اگر مقادیر ژن‌های آنتی‌بادی در فاصله کمی ( $\alpha$ ) 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 یادگیری، پاداش متناظر را برای آن عمل در نظر خواهد گرفت. چنین روندی را نیز می‌توان برای حالاتی که عمل انتخاب شده مناسب نباشد و باعث جریمه شود را برای عمل نامتناسب نیز درنظر گرفت.

#### ۱-۴ نتایج آزمایش‌ها

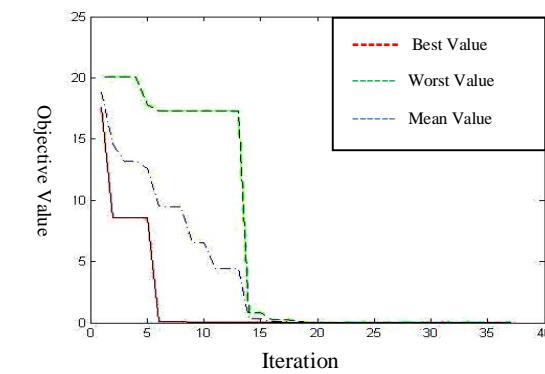
در این بخش نتایج شبیه‌سازی الگوریتم ترکیبی CLA-AIS برای چهار تابع محک استاندارد به ازای کیفیت جواب بدست آمده در مقابل الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد مورد مطالعه قرار گرفته است. برای ارزیابی راه کار پیشنهادی توابع مورد آزمایش بصورت سی بعدی و آنتی‌بادی‌ها بصورت اعداد حقیقی کدگذاری شده‌اند و راه 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 اتوماتاتی 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 قائدۀای برقرار نیست. به منظور مطالعه تاثیر پارامترها بر روند هم‌گرایی، پارامترهایی همچون تعداد سول‌های شبکه و شاعع 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 سول‌ها، مدل ترکیبی پیشنهادی با سرعت بالاتری به بهینه سراسری نزدیک می‌شد این در حالی است که در یک شبکه سلولی افزایش شاعع همسایگی تاثیر چشمگیری بر سرعت هم‌گرایی نداشته و اتوماتاتی سلولی با شاعع همسایگی یک به دلیل حجم محاسبات کمتر از مقولیت 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.

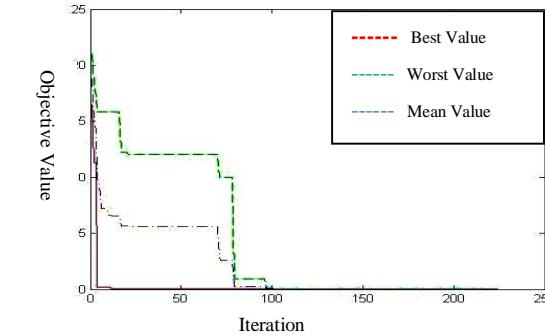
## مراجع

- [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.htm>.
- [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 تابع‌های مورد آزمایش گزارش شده‌اند. شکل 2 و 3 نتایج شبیه سازی CLA-AIS(LRP(0.01,0.01),1,2,9) و CLA-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 سول‌های CLA-AIS، پارامتر مهم دیگری است که بر کارایی CLA-AIS تاثیر مستقیم دارد. نتایج شبیه سازی‌ها نشان داد با افزایش تعداد سول‌ها، روند همگرایی به بهینه سراسری شتاب بخشیده می‌شود. اما تا حدی افزایش تعداد سول‌ها می‌تواند بر سرعت همگرایی بیافزاید و با افزایش تعداد سول‌ها از تعداد 25 سول تاثیر چشمگیری در سرعت رسیدن به بهینه سراسری مشاهده نمی‌شود. با توجه به حجم محاسبات کمتر، مدل پیشنهادی با تعداد 25 سول دارای امتیاز است.



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



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

## ۵- نتیجه گیری

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