

# یک روش جدید برای بهینه‌سازی تابع با استفاده از سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتماتای یادگیر

محمد رضا میدبی  
دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران  
meybodi@aut.ac.ir

علیرضا رضوانیان  
دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین  
rezvan@ieee.org

[۳]، الگوریتم ژنتیک [۴]، استراتژی تکاملی [۵] [۶] [۷]، بهینه‌سازی جامع ذرات [۸]، الگوریتم تکامل تفاضلی [۹] [۱۰] و اخیراً سیستم ایمنی مصنوعی [۱۱] را نام برد.

مسائل زیادی در علوم ریاضی، مهندسی و کاربردی، منجر به بهینه‌سازی سراسری تابعی خاص می‌گردند. مسئله بهینه‌سازی سراسری عبارت است از یافتن نقطه کمینه سراسری  $X^*$  برای یک تابع چند بعدی و با دامنه تعریف محدود  $(x) f(x)$ :

$$\begin{aligned} \text{Min } & f(x) \\ \text{Subject to: } & a_1 < x_1 < b_1 \\ & a_2 < x_2 < b_2 \\ & \dots \\ & a_n < x_n < b_n \end{aligned} \quad (1)$$

با توجه به کاربرد این گونه مسائل از سال‌های دور، روش‌های متعددی برای حل آنها مطرح شده است که می‌توان آنها را در دو دسته روش‌های سنتی و اکتشافی یا تصادفی قرار داد. در اکثر روش‌های سنتی که عموماً شامل روش‌های عددی چون برنامه‌ریزی خطی و روش‌های مبتنی بر گرادیان یا روش‌های تحلیلی نظری حساب دیفرانسیل و مضارب لاغرانژ [۱۲] ضمن تضمین وجود جواب با داشتن زمان کافی محدودیت‌هایی همچون مشتق‌پذیری بر روی توابع را دارند. همچنان روش‌های دیگری نیز وجود دارند که با یافتن کلیه کمینه‌های محلی در نهایت از بین آنها کمینه سراسری انتخاب می‌شود [۱].

با وجود تضمین‌های روش‌های قطعی، به دلیل زمان‌گیر بودن و محدودیت‌هایی که بر روی تابع دارند، همچنان روش‌های تصادفی مورد توجه است. در زمینه مقایسه الگوریتم‌های مذکور، مشکلاتی نیز وجود دارد. از آن جمله اینکه همگی آنها با توابع یکسان و هم سطحی مورد آزمایش قرار نگرفته‌اند. برخی از روش‌ها، احتیاج به تنظمات زیادی پارامتر دارند و اظهار نظر در مورد بهترین روش در بسیاری موارد به ویژگی‌های تابع ورودی وابسته است. مثلًا برای توابع دارای نویز روش‌های خاصی توسعه داده شده‌اند [۱۳]. البته با توجه به [۱۱] میانگین

چکیده: در این مقاله روش جدیدی برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با استفاده از اتماتای یادگیر معرفی شده است. که از روش پیشنهادی در حل مسئله بهینه‌سازی توابع پیوسته استفاده شده است. الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی که از روش‌های شبیه تکاملی محسوب می‌شود، از مکانیزم‌های دفاعی سیستم ایمنی طبیعی الهام گرفته شده است. برای استفاده از این الگوریتم هم‌چون دیگر الگوریتم‌های تکاملی لازم است پارامترهای فراوانی تنظیم شود که عموماً پژوهشگران را با مشکل مواجه می‌کند. در طی سال‌های اخیر استفاده از این الگوریتم‌ها مورد توجه قرار گرفته و توسعه‌هایی نیز بر این الگوریتم داده شده است، با این حال تغییرات نرخ جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر که ابرجهش نامیده می‌شود، قابل توجه نیست. در روش پیشنهادی پارامتر توازن در تغییرات نرخ جهش با توجه به بازخورد از محیط توسط اتماتای یادگیر تغییر می‌کند. نتایج آزمایشات بر روی چندین تابع استاندارد آزمون حاکی از مطلوبیت نسبی روش پیشنهادی است.

**واژه‌های کلیدی:** سیستم ایمنی مصنوعی، اتماتای یادگیر، بهینه‌سازی، ابرجهش

## -۱ مقدمه

مسائل بهینه‌سازی سراسری در فضاهای پیوسته در مسائل مختلف علوم ارتباطات، تجارت، طراحی مهندسی و علوم زیستی مولکولی بکار برده می‌شود. بهینه‌سازی در توابع غیرخطی، غیرمحدب و غیر تفاضلی هنوز به عنوان یک چالش پژوهشی برای محققین در حل مسائل بهینه باقی مانده است [۱].

در دهه‌های گذشته روش‌های اکتشافی فراوانی پیشنهاد شده است، که این روش‌ها به نسبت روش‌های سنتی و عددی دارای انعطاف‌پذیری بیشتری بوده و در حوزه‌های مختلفی قابل استفاده است. از روش‌های اکتشافی در این زمینه می‌توان شبیه‌سازی حرارت [۲] و جستجوی تابو

الگوریتم‌هایی که در سیستم ایمنی مصنوعی طراحی شده‌اند بیشتر اینمی تطبیقی را مدل کرده‌اند و این الگوریتم‌ها برای حل طیف گسترده‌ای از مسائل کامپیوتوئی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌هایی که در سیستم ایمنی مصنوعی وجود دارند را می‌توان به چند دسته تقسیم کرد. اما به طور کلی این الگوریتم‌ها عبارتند از: گزینش منفی، گزینش همزاد، مغز استخوان، شبکه‌های ایمنی و نظریه خطر که هر کدام بخشی از سیستم ایمنی طبیعی را مدل کرده‌اند. این الگوریتم‌ها برای حل مسائل بهینه‌سازی، شناسایی الگو، دسته‌بندی، خوشبندی، تشخیص نفوذ و مسائل دیگر کامپیوتوئی استفاده شده‌اند و نتایج خوبی نسبت به الگوریتم‌های موجود بدست آورده‌اند [۱۴].

#### ۱-۴- ویژگی‌های سیستم ایمنی مصنوعی

می‌توان سیستم ایمنی مصنوعی را یک سیستم تطبیقی خیلی موازی و توزیع شده دانست که از فرآیندهای ایمنولوژی الهام گرفته شده است [۱۵]، [۱۶]، از ویژگی‌های مهم سیستم ایمنی مصنوعی می‌توان به تطبیق پذیری، استخراج ویژگی، اختصاصی، تحمل خودی، تفکیک-پذیری و غیره را نام برد. همچنین اعمال وظایف سیستم ایمنی جنبه‌های مهم دیگری در زمینه محاسبات را فراهم می‌آورد.

تمایزات و ویژگی‌های مهم الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک به صورت زیر ذکر شده است [۱۸]:

**ابرجهش:** جهش در الگوریتم ژنتیک به منظور جلوگیری از همگرایی زودرس با بازیابی ذره، راه حل‌های ندیده و گم شده استفاده می‌شود. در الگوریتم ایمنی، جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر به صورت موثر عمل کرده و ابرجهش نامیده شده که به صورت احتمالی، با نسبت قربات (نژدیکی) میان آنتی‌بادی و آنتی‌ژن استفاده می‌شود. جمعیت با نسبت قربات بالا کمترین نرخ جهش و گونه‌های با قربات پایین نرخ جهش بالا را متحمل می‌شوند. مقدار کوچک نرخ جهش در الگوریتم ژنتیک ضروری و موقوفت آمیز است و تنواع را در بازنگری به وجود می‌آورد. و به منظور حفظ شایسته‌ترین‌ها لازم است که در افزایش چرخه‌ها این نرخ کاهش یابد تا به مقدار صفر رسیده و حفظ شایسته‌ترین به بیشینه مقدار خود برسد. اما در الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر به صورت موثر عمل کرده و معمولاً از آن ابرجهش یاد می‌شود. نرخ جهش به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P_m = \begin{cases} \alpha(0.5 - f_d^2), & 0 \leq f_d \leq 0.5, \quad 0 < \alpha \leq 1.0 \\ \alpha(1 - f_d^2)^2, & 0.5 \leq f_d \leq 1.0, \quad 0 < \alpha \leq 1.0 \end{cases} \quad (1)$$

عملکرد کلیه روش‌های جستجو بر روی کلیه توابع با هم برابر است. بدین معنی که نمی‌توان الگوریتم جستجویی ارائه داد که نسبت به سایر الگوریتم‌ها بر روی همه توابع، عملکرد بهتری داشته باشد. بلکه هر یک از الگوریتم‌های موجود دارای حوزه عملکرد خاص خود در مجموعه توابع می‌باشد.

در میان روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته شده از طبیعت، الگوریتم ژنتیک از پر طرفدارترین و تکامل یافته‌ترین‌ها به شمار می‌رود. در الگوریتم ژنتیک احتمال افتادن زودهنگام در بهینه محلی وجود داشته و از جهش برای بیرون آمدن از این بهینه‌های محلی استفاده می‌گردد. همچنین مجموعه نقاطی که به عنوان کاندیدای نسل بعدی مورد توجه قرار می‌گیرند نیز محدود است.

الگوریتم‌های سیستم ایمنی مصنوعی، روش‌های شبه-تکاملی هستند و با توجه به ویژگی‌های بارزی چون قابلیت تنظیم پویای اندازه جمعیت، اکتشاف و استخراج فضای جستجو، مکان‌یابی چندین بهینه، قابلیت نگهداری راه حل‌های بهینه محلی و تعریف معیار توقف و ضمن داشتن اکثر ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک مشکلات الگوریتم ژنتیک نداشته و اخیراً مورد توجه محققان فراوانی قرار گرفته است [۱۴].

در این مقاله در ادامه در ابتدای سیستم ایمنی مصنوعی معرفی شده است، در بخش سوم اتوماتای یادگیر مختصراً مطرح شده است. روش پیشنهادی در مقاله به صورت ترکیب الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر در بخش چهارم مورد بحث قرار گرفته است و در نهایت نتایج آزمایشات بر روی روش پیشنهادی و دیگر روش‌ها ارائه شده است که بهبود نسبی کارایی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

## ۲- سیستم ایمنی مصنوعی

سیستم ایمنی مصنوعی یکی از شاخه‌های هوش محاسباتی در علوم کامپیوتر است که با الهام گرفتن از سیستم ایمنی طبیعی بدن موجودات زنده، الگوریتم‌هایی برای حل مسائل کامپیوتوئی اقتباس شده است. سیستم ایمنی دارای سطوح مختلفی است که در اولین سطح آن جلوگیری از ورود موجودات خارجی یا آنتی‌ژن با استفاده از پوست، اشک چشم و استراتژی‌های مشابه انجام می‌گیرد. در سطح دوم سیستم ایمنی ذاتی قرار دارد که در آن به صورت عمومی با پاتوژن برخورد می‌شود و پاسخ ایمنی در این سطح برای تمام آنتی‌ژن‌ها به صورت مشابه انجام می‌گیرد. این سطح از سیستم ایمنی نیز بسیار کند عمل می‌کند و برای مقابله با آنتی‌ژن کافی نمی‌باشد. در سطح بعدی ایمنی تطبیقی قرار دارد که در این سطح برای هر آنتی‌ژن روش مقابله مناسب با آن اعمال می‌شود. این سطح ایمنی بسیار سریع عمل می‌کند و می‌تواند تعداد زیادی سلول ایمنی برای مقابله با آنتی‌ژن تولید کند.

## الگوریتم ۲: الگوریتم شبکه ایمنی

---

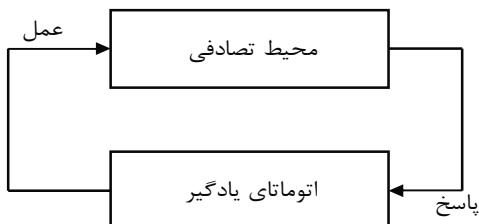
input :  $G$  = pattern to be recognized,  $N$  a set of random detectors,  $n$  number of best antibodies  
output:  $M$  = set of generated detectors capable of recognizing input pattern  
begin  
1. Create an initial random population  $B$   
2. For each pattern to learn  
2.1 Determine inverse distance for pattern in  $B$  to each member of  $N$   
2.2 Select  $n$  members of  $B$  with the best match to each pattern  
2.3 Clone and mutate each  $n$  in proportion to how good the match to the pattern is  
2.4 Retain the highest matching of  $n$  and place in a set  $M$   
2.5 Perform network dynamics in  $M$  to remove weak members of  $M$   
2.6 Generate  $b$  random elements and place in  $B$   
3 repeat  
end

---

کاربردهای مختلفی نیز از بهینگی ایمنی مصنوعی در حل مسائل مختلفی [۱۹] و [۲۰] همچون بهینه‌سازی چند وجهی، بهینه‌سازی مقید، بهینه‌سازی ترکیبی، بهینه‌سازی توابع عددی، بهینه‌سازی وابسته به زمان، بهینه‌سازی چندهدفه، زمان‌بندی مشاغل را نیز می‌توان نام برد.  
[۲۰]

### ۳- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی از یک ماشین با حالات محدود است که می‌تواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. اعمال به طور تصادفی انتخاب شده و توسط محیط احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به صورت پاداش یا جریمه 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. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد [۲۱].



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

برای کسب اطلاعات بیشتر در مورد اتوماتای یادگیر می‌توان به [۲۲] مراجعه کرد.

به طوریکه  $P_m$  نشانده‌نده نرخ جهش با مقداری کمتر از  $\alpha \cdot ۰.۱$  ضریب مشترک توازن با مقداری کمتر از  $۰.۱$  و  $f$  مقدار شایستگی نرمال شده می‌باشد.

تراکم جمعیت به صورت فاصله میان گونه‌ها تعریف می‌شود که بالاترین مقدار شایستگی میان دو فرد نزدیک مقایسه و ذخیره می‌شود. فاصله میان دو آنتی بادی با استفاده از فاصله اقلیدسی محاسبه می‌شود که در رابطه ۷ آمده است:

$$D = \left[ \sum_{i=1}^n |A(x_i) - B(x_i)|^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (۷)$$

با فرض یک مقدار آستانه  $T$ ، اگر  $T < D$  باشد، دو گونه خیلی نزدیک در نظر گرفته شده و جمعیت با شایستگی پایین‌تر حذف می‌شود.

**اندازه جمعیت تطبیقی:** براساس فواصل محاسبه شده میان گونه‌ها، عدهای حذف شده و اندازه جمعیت تغییر پیدا می‌کند. البته محدودیتی برای کمینه و بیشینه اندازه جمعیت در نظر گرفته می‌شود.

**پاسخ ثانویه:** در الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی از حافظه برای بهینگی تابع همراه با محدودیت‌ها و نتایج نسبی استفاده می‌شود. در زمانیکه تابع در وضعیت مشابهی از وضعیت قرار گیرد، حافظه‌ها بازیابی شده و پاسخ بهتر و سریعتری ارائه می‌شود.

**معیار توقف:** معیار خاتمه را می‌توان وضعیت یا ترکیبی از این حالات رسیدن خطأ به مقدار دقت موردنظر، رسیدن به محدودیت جمعیت موردنظر و باقی ماندن بهترین فرد نسل جاری در نسل‌های تکراری، در نظر گرفت.

در الگوریتم ۱، روش استاندارد و پایه برای الگوریتم گزینش همزاد ذکر شده است.

## الگوریتم ۱: الگوریتم سلول B

---

input :  $g(v)$  = function to be optimized  
output:  $P$  = set of solutions for function  
begin  
1. Create an initial population  $P$  of individuals in shape-space  
2. For each  $v \in P$ , evaluate  $g(v)$  and create clone population  $C$   
3. Select a random member of  $v' \in C$  and apply the contiguous region hypermutation operator  
4. Evaluate  $g(v')$ ; if  $g(v') > g(v)$  then replace  $v$  by clone  $v'$   
5. Repeat steps 2-4 until stopping criterion is met  
end

---

روش استاندارد برای الگوریتم شبکه ایمنی در الگوریتم ۲ آورده شده است.

۱- اتوماتای یادگیر یکی از اعمالش را بر طبق بردار احتمال اعمالش، انتخاب می‌کند.

۲- با توجه به عمل انتخاب شده، مقدار ضریب مشترک توازن ( $\alpha$ ) اصلاح شده و تغییرات صورت می‌پذیرد.

۳- براساس نتایج بهروزسانی مقدار ضریب مشترک توازن ( $\alpha$ ) در تغییر نرخ جهش عملکرد اتوماتای یادگیر، ارزیابی شده و بردار احتمال انتخاب اعمال اتوماتای یادگیر اصلاح می‌شود.

شیوه ارزیابی عمل انتخاب شده به این صورت است که میانگین عملکرد کلیه گونه‌ها در وضعیت فعلی با میانگین عملکرد کلیه گونه‌ها در وضعیت قبلی مقایسه شده، چنانچه به نسبت خاصی از وضعیت جاری بهبود یافته باشد، عمل انتخاب شده مثبت و در غیر اینصورت منفی ارزیابی می‌شود.

از مهمترین مزایای این روش توانایی بالای آن برای فرار از بهینه‌های محلی یا قرار گرفتن در همگرایی مناسب می‌باشد. در حقیقت با افزایش مقدار  $\alpha$ ، شاعر جهش بزرگتر شده و جستجوی سراسری صورت گرفته و با کاهش مقدار  $\alpha$ ، شاعر جهش کوچکتر شده و یک جستجوی محلی را بر روی فضای جستجو صورت می‌پذیرد.

## ۵- نتایج آزمایشات

آزمایشات بر روی چهارتابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در اکثر مقالات مورد استفاده قرار می‌گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از تابع آکلی، روزنبرک، رستربیجن و اسفر که به ترتیب توسط روابط (۴) تا (۷) تعریف شده‌اند.

$$f(x) = 20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} \quad (4)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2) \quad (5)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (6)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (7)$$

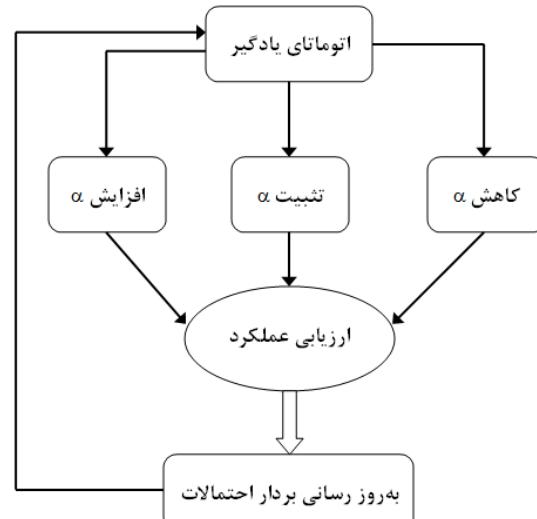
این توابع همگی دارای بهینه سراسری با مقدار  $0$  هستند. اندازه جمعیت اولیه و تعداد گام‌ها به ترتیب  $50$  و  $500$  و مقادیر بهترین و میانگین نتایج برای روش‌های الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد به عنوان SAIS [۲۳]، الگوریتم سلول B به عنوان BCA [۲۴]، الگوریتم گزینش همزاد به عنوان CSA [۲۵]، الگوریتم گزینش

## ۴- روش پیشنهادی سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر

در این بخش روش پیشنهادی برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر شرح داده شده است. پیشنهاد ما برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی، تنظیم مقدار پارامتر  $\alpha$ ، به عنوان ضریب مشترک توازن در تغییرات نرخ جهش است. مقدار  $\alpha$  در الگوریتم استاندارد و نسخه‌های گسترش یافته همواره ثابت انگاشته می‌شود.

$$P_m = \begin{cases} \alpha(0.5 - f_d^2), & 0 \leq f_d \leq 0.5, \quad 0 < \alpha \leq 1.0 \\ \alpha(1 - f_d^2)^2, & 0.5 \leq f_d \leq 1.0, \quad 0 < \alpha \leq 1.0 \end{cases} \quad (3)$$

حال برای پارامتر ضریب مشترک توازن  $\alpha$ ، اتوماتای یادگیر دارای سه عمل "افزایش مقدار  $\alpha$ ", "کاهش مقدار  $\alpha$ " و "ثابت نگه داشتن مقدار  $\alpha$ " می‌باشد. در هر مرحله اتوماتا یکی از این اعمال را انتخاب کرده و با توجه به عمل انتخاب شده مقدار پارامتر ضریب مشترک توازن اصلاح می‌شود، در نتیجه نرخ جهش با استفاده از مقدار جدید پارامتر ضریب مشترک توازن آنتی‌ژن‌ها را جهش می‌دهد. در ابتدا احتمال انتخاب هر یک از این اعمال توسط اتوماتا یکسان است، سپس با توجه به عمل انتخاب شده از سوی اتوماتا و بازخورده که از محیط می‌گیرد، مقادیر احتمال انتخاب هر یک از این اعمال در مراحل بعد تغییر خواهد کرد. چگونگی عملکرد این اتوماتا در شکل ۱ نمایش داده شده است.



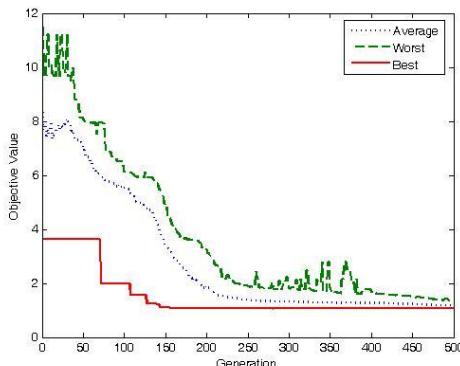
شکل ۲: چگونگی عملکرد اتوماتای یادگیر پیشنهادی

بطور کلی مراحل اجرای این الگوریتم را می‌توان بصورت زیر بیان نمود. در ابتدا، ضریب مشترک توازن و همچنین بردار احتمالات انتخاب اعمال اتوماتای یادگیر مقداردهی اولیه می‌شوند. سپس تا برآورده شدن شرایط توقف مراحل زیر تکرار می‌شوند:

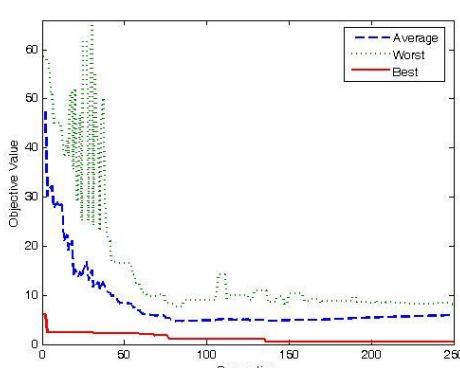
جدول ۴: نتایج روش پیشنهادی با نتایج الگوریتم‌های مختلف برای تابع رستربیجن

روش	بهترین	متوسط
SAIS	۱.۳۲۵۶	۲.۵۰۰۹
BCA	۰.۷۵۸۲	۱.۱۶۶۴
CSA	۰.۰۱۶۹	۰.۰۶۹۸
ACSA	۳.۱۱۰۳	۳.۶۱۳۴
OAIN	۷.۵۲۴۴	۸.۷۶۵۰
SGA	۱.۳۴۹۳	۱.۷۳۵۲
AISGA	۰.۱۶۲۴	۰.۶۷۲۵
AISLA	۰.۱۶۲۴	۰.۶۷۲۵

در ادامه در شکل‌های ۱ تا ۴ نیز نمودار همگرایی روش پیشنهادی برای توابع آکلی، روزنبرک، رستربیجن و اسفر نشان داده شده است.



شکل ۳: نمایش همگرایی تابع آکلی با توجه به بهترین، بدترین و متوسط شایستگی



شکل ۴: نمایش همگرایی تابع رستربیجن با توجه به بهترین، بدترین و متوسط شایستگی

همزاد تطبیقی ACSA [۲۶]، شبکه ایمنی بهینه به عنوان OAIN [۲۷]، الگوریتم ژنتیک استاندارد به عنوان SGA [۴]، الگوریتم ایمنی ژنتیک به عنوان AISGA [۱۸] و روش پیشنهادی سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر به عنوان AISLA ارائه شده است. در جداول ۱ تا ۴ نتایج این آزمایش با نتایج ارائه شده در روش‌های دیگر متدائل مقایسه شده است.

جدول ۱: نتایج روش پیشنهادی با نتایج الگوریتم‌های مختلف برای تابع آکلی

روش	بهترین	متوسط
SAIS	۴.۳۴۶۵	۶.۱۵۷۳
BCA	۲.۵۸۳۹	۳.۰۴۷۶
CSA	۰.۱۲۶۶	۳.۱۴۹۲
ACSA	۴.۳۱۲۶	۵.۲۷۷۲
OAIN	۷.۵۷۹۹	۸.۷۷۸۲
SGA	۰.۶۷۷۴	۰.۸۷۶۹
AISGA	۰.۵۴۱۶	۰.۸۳۱۱
AISLA	۱.۰۱۵۴	۱.۱۲۶۸

جدول ۲: نتایج روش پیشنهادی با نتایج الگوریتم‌های مختلف برای تابع اسفر

روش	بهترین	متوسط
SAIS	۰.۱۵۶۸	۱.۰۷۶۱
BCA	۱.۴۷۶۵	۲.۰۲۱۲
CSA	۰.۰۴۶۴	۰.۳۷۵۲
ACSA	۶.۱۷۳۷	۱۰.۶۳۹۲
OAIN	۲.۲۳۷۲	۲.۸۵۱۴
SGA	۰.۱۳۷۵	۱.۲۰۷۶
AISGA	۱.۰۴۸۱	۱.۹۳۳۶
AISLA	۰.۰۰۳۴	۰.۰۵۵۳۷

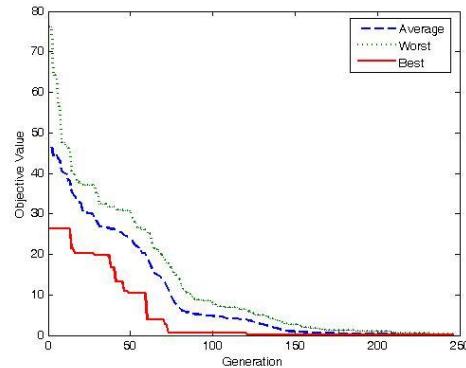
جدول ۳: نتایج روش پیشنهادی با نتایج الگوریتم‌های مختلف برای تابع روزنبرک

روش	بهترین	متوسط
SAIS	۰.۰۰۰۴۶	۰.۶۴۵۱
BCA	۰.۰۰۳۵۴	۰.۷۹۳۸
CSA	۰.۰۰۰۴۵	۰.۱۰۵۷
ACSA	۰.۲۰۸۸	۰.۲۱۰۹
OAIN	۱.۰۴۸۰	۱.۹۰۲۵
SGA	۰.۰۰۵۴۹	۰.۰۷۳۶۱
AISGA	۰.۰۰۰۹	۰.۰۰۸۷۷
AISLA	۰.۲۱۵۱	۱.۰۳۶۵

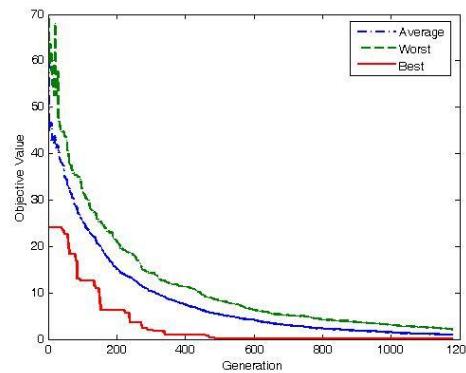
نمی‌توان روشی ارائه داد که بتواند موفقیت را بر روی کلیه توابع پوشش دهد، اما در عین حال در نتایج آزمایشات نشان داده شد که روش پیشنهادی تقریباً بهبود نسبی را نسبت به برخی از نسخه‌های دیگر سیستم ایمنی مصنوعی در بر دارد. بهبودهای بیشتر در روش پیشنهادی و تاکید بر روی کاربردهای دیگر از کارهای آینده نویسنده‌گان است.

## مراجع

- [1] Yong-Jun Wang, Jiang-She Zhang, Gai-Ying Zhang, "A dynamic clustering based differential evolution algorithm for global optimization", European Journal of Operational Research, Vol. 183, Pp. 56-73, 2007.
- [2] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi, Optimization by simulate annealing, Science 220, Pp. 671-680, 1983.
- [3] A.R. Hedar, M. Fukushima, "Tabu Search Directed by Direct Search Methods for Nonlinear Global Optimization", European Journal of Operational Research, 2006, Vol. 170, Pp. 329-349, 2006.
- [4] David B Fogel, and Zbigniew Michalwicz, Evolutionary Computation 1 - Basic Algorithms and Operators", Bristol, UK, Institute of Physics (IoP) Publishing, 2000.
- [5] F. Herrera, M. Lozano, D. Molina, "Continuous Scatter Search: An Analysis of the Integration of Some Combination Methods and Improvement Strategies", European Journal of Operational Research, Volume 169, Issue 2, Pages 450-476, 2006.
- [6] [6] A. Hedar and M. Fukushima, "Evolution strategies learned with automatic termination criteria", Proceedings of SCIS&ISIS 2006, Tokyo, Japan, September 20-24, 2006.
- [7] J. Kennedy, and R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948, 1995.
- [8] K. Price, R. Storn, J. Lampinen, "Differential Evolution – A Practical Approach to Global Optimization", Springer, Berlin, 2005.
- [9] A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan, "Differential Evolution Algorithm With Strategy Adaptation for Global Numerical Optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008.
- [10] Maoguo Gong , Licheng Jiao, Xiangrong Zhang, "A population-based artificial immune system for numerical optimization", Neurocomputing, Volume 72 , Issue 1-3, Pages 149-161, December 2008.
- [11] Mohammad Ali Bozorgzadeh, Arash Rahimi, Saeed Shiry Ghidary, "A Novel Approach for Global Optimization in High Dimensions", 12th Annual CSI Computer Conference of Iran, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran, pp. 1-8, Feb. 20-22, 2007.



شکل ۵: نمایش همگرایی تابع رزنبروک با توجه به بهترین، بدترین و متوسط شایستگی



شکل ۶: نمایش همگرایی تابع رزنبروک با توجه به بهترین، بدترین و متوسط شایستگی

چنانچه از نتایج مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی تحت عنوان الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر می‌تواند توسط بازخوردی که از محیط دریافت می‌کند رفتار متناسب‌تری در محیط جستجو ارائه دهد و به طور نسبی از کارایی مطلوبی برخوردار است.

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با استفاده از اتوماتای یادگیر در بهینه‌سازی توابع عددی ارائه شد. همانطور که گفته شد، در کلیه روش‌های مبتنی بر سیستم ایمنی مصنوعی نرخ تغییرات جهش به عنوان تنها و مهمترین عملکر تکاملی ثابت بوده و با توجه به عکس فواصل گونه‌ها می‌باشد، اما در روش پیشنهادی با استفاده از اتوماتای یادگیر با توجه به بازخورد تغییرات محیط، نرخ تغییرات جهش نیز بهنگام شده و در واقع بتواند موازنه‌ای میان جستجوی محلی و سراسری برقرار کند. چنانچه ذکر شد هیچ‌گاه

- [23] Vincenzo Cutello and Giuseppe Nicosia, "The Clonal Selection Principle for In Silico and In Vivo Computing", Recent Developments in Biologically Inspired Computing. Hershey, London, Melbourne, Singapore: Idea Group Publishing, 2005.
- [24] Jon Timmis, C. Edmonds, and Johnny Kelsey, "Assessing the Performance of Two Immune Inspired Algorithms and a Hybrid Genetic Algorithm for Function Optimisation", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2004), Potland, Oregon, USA, 2004.
- [25] L. N. de Castro and F. J. van Zuben, "Learning and optimization using the Clonal selection principle," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Volume 6, no. 3, pp. 239-251, June 2002.
- [26] Simon M. Garrett, "Parameter-free, adaptive clonal selection", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computing (CEC 2004), Portland Oregon, USA, 2004.
- [27] V. Cutello, G. Nicosia, M. Pavone, and G. Narzisi, "Real Coded Clonal Selection Algorithm for Unconstrained Global Numerical Optimization using a Hybrid Inversely Proportional Hypermutation Operator", 21st Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC 2006), Dijon, France, 2006.
- [12] G.N. Vanderplaats, "Numerical Optimization Techniques for Engineering Design with Applications", New York, McGraw Hill, 1984.
- [13] W. Huyer and A. Neumaier, Snobfit - Stable Noisy Optimization by Branch and Fit, ACM Trans. Math. Software 35, 2008.
- [14] D.H. Wolpert, W.G. Macready, "No free lunch theorems for optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Volume: 1, Issue: 1, Pp. 67-82, 1997.
- [15] J. Timmis, A. Hone, T. Stibor, E. Clark, "Theoretical advances in artificial immune systems", Theoretical Computer Science, Volume 403, Issue 1, Pages 11-32, 20 August 2008.
- [16] Dipankar Dasgupta, "Artificial Immune Systems and their Applications". Springer, Verlag ISBN 3-540- 64390-7. , 1998.
- [17] D. Dasgupta, Nii Attoh-Okine, "Immunity-based systems: a survey". IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Pp. 369-374, 1997.
- [18] Dai Yongshou, Li Yuanyuan, Wei Lei, Wang Junling & Zheng Deling, "Adaptive immune-genetic algorithm for global optimization to multivariable function", Journal of Systems Engineering and Electronics, Vol. 18, No. 3, Pp.655–660, 2007.
- [19] X. Wang, X. Z. Gao, and S. J. Ovaska, "Artificial Immune Optimization Methods and Applications - A Survey", IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Pp. 3415-3420, 2004.
- [20] Felipe Campelo, Frederico G. Guimaraes, Hajime Igarashi, Overview of Artificial Immune Systems for Multi-objective Optimization, Lecture Note on Computer Science, EMO 2006, Pp. 937-951, 2006.
- [21] Sheybani, M. and Meybodi, M. R., " PSO-LA: A New Model for Optimization", Proceedings of 12th Annual CSI Computer Conference of Iran, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran, pp. 1162-1169, Feb. 20-22, 2007.
- [22] 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.