

یک مدل بهینه‌سازی جدید با استفاده از سیستم ایمنی مصنوعی همکارانه مبتنی بر اتوماتای یادگیر (CAIS-LA)

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

علیرضا رضوانیان
مرکز آموزشی علمی و کاربردی جهاد دانشگاهی همدان
rezvan@ieee.org

خطی و روش‌های مبتنی بر گردیان یا روش‌های تحلیلی نظری
حساب دیفرانسیل و مضارب لگاریز [۱۲] ضمن تضمین وجود جواب
با داشتن زمان کافی، محدودیت‌هایی همچون مشتق‌پذیری بر روی
تابع وجود دارد. همچنین 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 قلعی، به دلیل زمان‌گیر بودن و
محدودیت‌هایی که بر روی تابع دارند، همچنان روش‌های تصادفی
مورد توجه است. از جهت مقایسه الگوریتم‌های مذکور، مشکلاتی نیز
وجود دارد، از آن جمله اینکه همگی آنها با تابع یکسان و هم
سطحی مورد آزمایش قرار نگرفته‌اند. برخی از روش‌ها، احتیاج به
تنظیمات پارامترهای زیادی دارند و اظهار نظر در مورد بهترین روش
در بسیاری از موارد به ویژگی‌های تابع ورودی وابسته است. مثلاً
برای تابع دارای نویز روش‌های خاصی توسعه داده شده‌اند [۱۳].

بنته با توجه به [۱۱] میانگین 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.

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

در میان روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته‌شده از طبیعت، الگوریتم
ژنتیک از پر طرف‌دارترین و توسعه 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

چکیده: سیستم ایمنی مصنوعی از روش‌های تکاملی محسوب می‌شود که 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 معمولاً پژوهشگران را با مشکل مواجه می‌سازد. در طی سال‌های اخیر استفاده از این الگوریتم‌ها مورد توجه محققان قرار گرفته و توسعه-هایی نیز بر این الگوریتم داده شده است. با این حال در روش پایه تغییرات نرخ جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر به گونه‌است که منجر به تغییرات سرعت همگرایی و افتادن در بهینه‌های محلی می‌گردد. قبلاً توسط همین نویسنده‌گان از اتوماتای یادگیر در توازن جستجوی سراسری و محلی در سیستم ایمنی مصنوعی بهره برده شده است، اما در این مقاله روش جدیدی برای بهبود روش قبلی با ترکیب مفهوم همکاری اتوماتاهای یادگیر با توجه به بازخورد از محیط معرفی شده است. آزمایشات بر روی چندین تابع استاندارد محک اعمال شده و نتایج روش پیشنهادی جدید و قبلی به همراه روش‌های متدالو دیگر حاکی از مطلوبیت نسبی روش پیشنهادی است.

واژه‌های کلیدی: سیستم ایمنی مصنوعی، ابرجهش، اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر همکارانه، بهینه‌سازی.

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].

با توجه به کاربرد این‌گونه 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 معمولاً شامل روش‌های عددی چون برنامه‌ریزی

پیشنهادی و دیگر روش‌ها با توجه به توابع استاندارد محک ارائه شده است.

۲- سیستم ایمنی مصنوعی

سیستم ایمنی مصنوعی یکی از شاخه‌های هوش محااسباتی در علوم کامپیوتر است که با الهام‌گرفتن از سیستم ایمنی طبیعی بدن موجودات زنده، الگوریتم‌هایی برای حل مسائل کامپیوتری ارائه شده است. سیستم ایمنی طبیعی دارای سطوح مختلفی است که در اولین سطح آن جلوگیری از ورود موجودات خارجی با آنتی‌زن 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 آنتی‌زن‌ها به صورت مشابه انجام می‌گیرد. این سطح از سیستم ایمنی نیز بسیار کند عمل می‌کند و برای مقابله با آنتی‌زن کافی نمی‌باشد. در سطح بعدی ایمنی تطبیقی قرار دارد که در این سطح برای هر آنتی‌زن روش مقابله متناسب با آن اعمال و یا به وجود می‌آید. این سطح ایمنی بسیار سریع عمل می‌کند و می‌تواند تعداد زیادی سلول ایمنی برای مقابله با آنتی‌زن تولید کند. الگوریتم‌هایی که در سیستم ایمنی مصنوعی طراحی شده‌اند بیشتر ایمنی تطبیقی را مدل کرده‌اند و این الگوریتم‌ها برای حل طیف گسترده‌ای از مسائل کامپیوتری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌هایی که در سیستم ایمنی مصنوعی وجود دارند را می‌توان به چند دسته تقسیم کرد. 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. تا به حال از این الگوریتم‌ها برای حل مسائل بهینه‌سازی، شناسایی الگو، دسته‌بندی، خوشبندی، تشخیص نفوذ و مسائل دیگر کامپیوتری استفاده شده است و نتایج خوبی نسبت به الگوریتم‌های موجود بدست آمده است [۱۴] [۱۵].

به طور کلی سیستم ایمنی مصنوعی را می‌توان یک سیستم تطبیقی خیلی موازی و توزیع شده دانست که از فرآیندهای ایمنولوژی طبیعی الهام گرفته شده است [۱۵] [۱۷]. در این رابطه از ویژگی‌های مهم سیستم ایمنی مصنوعی می‌توان به تطبیق‌پذیری، استخراج ویژگی، تحمل خودی، تفکیک‌پذیری اشاره نمود.

تمایزات و ویژگی‌های مهم الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک به تفصیل در مقالات [۱۸] و [۲۸] ذکر شده است.

جهش در الگوریتم ژنتیک به منظور جلوگیری از همگرایی زودرس، بازیابی و یافتن راه حل‌های ندیده و از دست رفته استفاده می‌شود، اما در الگوریتم ایمنی مصنوعی، جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر به صورت موثر عمل می‌کند که از آن به ارجامش یاد می‌شود و به صورت احتمالی، با نسبت قربات (نژدیکی) میان آنتی‌بادی و آنتی‌زن استفاده می‌شود. جمعیت با نسبت قربات بالا کمترین نرخ

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، تعریف معیار توقف و همچنین ضمن داشتن اکثر ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک مشکلات الگوریتم ژنتیک نداشته و اخیراً مورد توجه محققان فراوانی قرار گرفته است [۱۴].

اتوماتای یادگیر یک ماشین با حالات محدود است که می‌تواند تعداد محدودی عمل را انجام داده و با استفاده از ارزیابی اعمال در محیط احتمالی، پاسخی به اتوماتا داده شده و اتوماتا از این پاسخ در عمل بعدی استفاده نموده و در طی این فرآیند اتوماتا یاد می‌گیرد چگونه بهترین عمل را انجام دهد.

قبلاً از اتوماتای یادگیر در ترکیب با الگوریتم‌های مبتنی بر محاسبات تکاملی به منظور بهبود قدرت یادگیری و تنظیم پارامترهای مختلف در الگوریتم ژنتیک [۳۲]، در بهینه‌سازی گروه ذرات [۳۱] و بهینه‌سازی اجتماع مورچگان [۳۳] استفاده شده است.

در مقاله قبلی از همین نویسندها [۲۸] برای اولین بار ترکیب سیستم ایمنی مصنوعی و اتوماتای یادگیر ارائه به منظور بهبود حالت استاندارد استفاده شده است. اما وجود نرخ یادگیری بالادر اتوماتای یادگیر باعث افزایش سرعت همگرایی یا افتادن در بهینه محلی را منجر می‌گردد و یا در حالتی هم که از نرخ یادگیری پایین استفاده شود، الگوریتم از دقت خوبی برخوردار بوده ولی سرعت همگرایی به شدت پایین می‌آید. بنابراین برای رفع این مشکل استفاده از مفهوم همکاری مابین اتوماتاهای یادگیر متناظر آنتی-بادی‌ها پیشنهاد می‌گردد، که قبلاً نیز مدل دیگری از مفهوم یادگیری به صورت مدل CLA-EC در [۳۴] معرفی شده شده است. اما در مدل پیشنهادی در این مقاله از ترکیب دو اتوماتای همکار با نرخ یادگیری‌های مختلف پایین و بالا بهره برده شده است، در این حالت اتوماتای با نرخ یادگیری بالا صرفاً باعث تسریع حرکت آنتی‌بادی‌ها به سوی جواب بهینه می‌گردد و در عین حال اتوماتای با نرخ یادگیری پایین در همکاری با اتوماتای با نرخ یادگیری بالا تبادل برخی از آنتی‌بادی‌های خود، از قرار گرفتن در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌نماید.

در این مقاله در ادامه در ابتدا 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 همکارانه مبتنی بر اتوماتای یادگیر در بخش چهارم مورد بحث قرار گرفته است و در نهایت نتایج آزمایشات بر روی روش

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهار تابی α, β, p, T نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودی‌های اتوماتا، $p = \{p_1, \dots, p_r\}$ بردار هریک از اعمال بوده و $T[\alpha(n), \beta(n), p(n+1)] = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. روابط (۱) و (۲) که در ادامه ذکر شده است چگونگی اعمال تغییرات در بردار احتمال اعمال در مرحله n با توجه به میزان ارزیابی عملکرد α را نشان می‌دهد. که در صورتی که پاسخ مورد نظر مطلوب ارزیابی گردد رابطه (۱) را خواهیم داشت:

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

همچنین در صورتی که پاسخ نامطلوب ارزیابی گردد رابطه (۲) را خواهیم داشت:

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

به طوریکه در روابط (۱) و (۲) a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشند. با توجه به مقادیر مختلف برای a و b می‌توان سه حالت مختلف را متصور شد. در حالتیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} گویند، در زمانیکه از a و b خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{ReP} نامند و در صورتیکه پارامتر جریمه (b) برابر صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} گویند.

برای کسب اطلاعات و جزئیات بیشتر در مورد اتماتای یادگیر مطالعه [۲۲] پیشنهاد می‌گردد.

۴- روش پیشنهادی: سیستم ایمنی مصنوعی همکارانه

مبتنی بر اتماتای یادگیر

در این بخش روش پیشنهادی برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتماتای یادگیر شرح دراده شده است. پیشنهاد ما برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی، تنظیم مقدار تغییرات نرخ جهش است. نرخ جهش در الگوریتم استاندارد و برخی نسخه‌های گسترش یافته همواره ثابت انگاشته شده و عموماً با عکس میزان قربات به صورت تطبیقی صورت می‌پذیرد، در مدل AIGA [۱۸] نیز از یک مقدار α به عنوان ضریب مشترک توازن در تغییرات نرخ جهش بهره برده شده است.

با توجه به آنکه مبنای اولیه اتماتای مورد استفاده مطابق با روش قبلی است، بنابراین به طور مشابه هر یک از اتماتاهای مورد نظر با نرخ یادگیری مختلف (پایین و بالا) بروی دستهای از آنتی بادی‌ها اثر می‌گذاردند و برای نرخ جهش، (P_m) اتماتای یادگیر دارای سه عمل "افزایش مقدار نرخ جهش"، "کاهش مقدار نرخ جهش" و "ثبتیت مقدار نرخ جهش" می‌باشد. در هر مرحله اتماتا یکی از اعمال را

جهش و آنتی بادی‌های با قربات پایین نرخ جهش بالا را متحمل می‌شوند. مقدار کوچک نرخ جهش در الگوریتم ژنتیک ضروری و موقوفیت آمیز است و تنوع را در بازترکیبی به وجود آورده و به منظور حفظ شایسته‌ترین‌ها لازم است. قاعده‌ای در افزایش چرخهای بازدیک شدن به جواب این نرخ کاهش یافته 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 پایستی صورت خیلی موثری عمل نماید.

مفهوم عمومی الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد که در مراجع مختلف از آن یاد می‌شود به صورت الگوریتم ۱ در ادامه ارائه شده است [۲۹] [۳۰].

الگوریتم ۱: الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد

```

Initialize population (randomly)
Individuals (candidate solution)
Evaluation (fitness function) for all antibodies
While (termination criterion not satisfied)
  Select (superior antibodies from parent
  population)
  Cloning based on fitness value
  Variation operators on clones (Hypermutation)
  Evaluate new generated antibodies
  Selection of superior antibodies
  Creation of next generation population
End

```

کاربردهای مختلفی نیز از بهینگی سیستم ایمنی مصنوعی در حل مسائل مختلفی [۱۹] [۲۰] همچون بهینه‌سازی چند وجهی، بهینه‌سازی مقید، بهینه‌سازی ترکیبی، بهینه‌سازی تابع عددی، بهینه‌سازی وابسته به زمان، بهینه‌سازی چندهدفه، زمان‌بندی مشاغل را نیز می‌توان ذکر نمود [۲۰].

۳- اتماتای 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 محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به صورت پاداش یا جریمه به اتماتای یادگیر داده می‌شود. اتماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند. در طی این فرایند، اتماتای یادگیر، یاد می‌گیرد که چگونه بهترین عمل را از بین اعمال مجاز خود انتخاب نماید. شکل ۱ ارتباط بین اتماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد [۲۱].



شکل ۱: ارتباط بین اتماتای یادگیر و محیط

۶- براساس نتایج پهروزسازی توسط جهش صورت گرفته در آنتی بادی‌ها میزان قربت آنتی‌ها بررسی شده و عملکرد اتماتاهای یادگیر، ارزیابی شده و بردار احتمال انتخاب اعمال اتماتاهای یادگیر اصلاح می‌شود.

۷- جایگزینی آنتی‌بادی‌ها با هم‌زاده‌های با قربت بالا صورت می‌پذیرد و قسمتی از آنتی‌بادی‌های با شایستگی پایین و مترکم حذف می‌گردد.

۸- در صورت رسیدن به دوره موردنظر اتماتاهای موردنظر برخی از آنتی‌بادی‌های خود را به صورت تصادفی با هم مبادله می‌کنند.

شیوه ارزیابی عمل انتخاب شده به این صورت است که میانگین عملکرد کلیه آنتی‌بادی‌ها در وضعیت فعلی با میانگین عملکرد کلیه آنتی‌بادی‌ها 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 نرخ جهش، شاعع تغییرات بزرگ‌تر شده و جستجوی سراسری صورت گرفته و با کاهش مقدار نرخ جهش، شاعع تغییرات کوچک‌تر شده و یک جستجوی محلی را بر روی فضای جستجو صورت می‌پذیرد. در روش پیشنهادی قبلی با وجود یک اتماتای یادگیر با نرخ یادگیری ثابت، نرخ همگرایی ثابتی وجود داشت، ولی در روش پیشنهادی وجود دو اتماتای یادگیر با نرخ‌های یادگیری پایین و بالا ضمن برقراری جستجوی موازی و سریع، امکان همکاری مابین شان با تبادل جواب‌های همکار خود سرعت همگرایی مناسب را به وجود می‌آورد.

۵- نتایج آزمایشات

جهت بررسی روش پیشنهادی آزمایشات بر روی چهارتابع استاندارد محک صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش روش‌ها در اکثر مقالات مورد استفاده قرار می‌گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از توابع اسفر، رستربیجن، آکلی و روزنبرک که به ترتیب توسط روابط (۳) تا (۶) تعریف شده‌اند [۲۸].

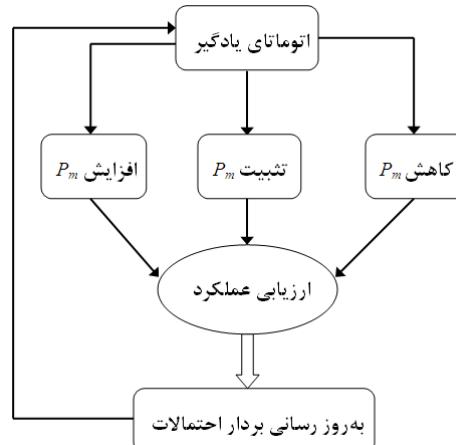
$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (3)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (4)$$

$$f_3(x) = 20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} \quad (5)$$

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2) \quad (6)$$

انتخاب کرده و با توجه به عمل انتخاب شده مقدار پارامتر ضریب مشترک توازن اصلاح می‌شود، در نتیجه نرخ ابرجهش بهنگام شده و با استفاده از مقدار جدید، آنتی‌بادی‌ها را جهش می‌دهد. در ابتدا احتمال انتخاب هر یک از این اعمال توسط اتماتا یکسان است، سپس با توجه به عمل انتخاب شده از سوی اتماتا و بازخوردی که از محیط می‌گیرد، مقادیر احتمال انتخاب هر یک از این اعمال در مراحل بعد تغییر خواهد کرد. چگونگی عملکرد این اتماتا در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۲: چگونگی عملکرد اتماتاتی یادگیر پیشنهادی

عملکرد اتماتاهای همکار مطابق شکل ۲ یکسان می‌باشد اما در دوره‌های خاص اتماتاهای همکار آنتی‌بادی‌ها را با هم تبادل می‌کنند و تا رسیدن به هریک از شرایط توقف این روند ادامه دارد. بطور کلی مراحل اجرای این الگوریتم را می‌توان بصورت زیر بیان نمود.

در ابتدا، آنتی‌بادی‌های اولیه، نرخ جهش و همچنین بردار احتمالات انتخاب اعمال اتماتاهای یادگیر مقداردهی اولیه شده و دو اتماتای همکار با نرخ یادگیری پایین و دیگری با نرخ یادگیری بالا به طور موازی بر روی دو دسته مجزا از آنتی‌بادی‌ها عمل می‌کنند. سپس تا برآورده شدن شرایط توقف شامل رسیدن به حداکثر تعداد گام‌های مشخص و یا حصول هدف موردنظر مراحل زیر تکرار می‌شوند:

۱- میزان قربت آنتی‌بادی‌ها محاسبه می‌گردد.

۲- با توجه به میزان قربت آنتی‌بادی‌ها فرآیند تولید هم‌زادها صورت می‌پذیرد.

۳- اتماتاهای یادگیر یکی از اعمال شان را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب می‌کنند.

۴- با توجه به اعمال انتخاب شده، چگونگی میزان جهش آنتی‌بادی‌ها تعیین شده و مقدار جدید اصلاح شده و تغییرات صورت می‌پذیرد.

۵- میزان قربت آنتی‌بادی‌ها مجدداً محاسبه می‌گردد.

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

متوسط	بهترین	روش
۱۷.۱۹۷۳	۱۶.۶۱۱۹	SAIS
۱۶.۶۸۷۸	۸.۳۳۵۴	BCA
۳۲.۴۸۳۸	۱۶.۱۹۷۹	CSA
۹۶.۲۷۹	۷۷.۷۳۴۴	ACSA
۹۵.۲۵۶۵	۸۹.۲۴۵۴	OAIN
۱۷.۸۶۹۳	۱۳.۹۲۹۵	SGA
۵.۳۸۲۱	۱.۵۹۱۰	AISLA _{RI}
۵.۹۲۷۱	۱.۴۸۳۴	AISLA _{Rep}
۵.۰۶۰۲	۱.۱۱۷۵	AISLA _{RP}
۴.۱۴۶۶	۱.۰۳۹۹	CAISLA _{RI}

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

متوسط	بهترین	روش
۳.۳۲۴۹	۳.۰۲۷۱	SAIS
۶.۰۷۸۹	۲.۰۴۴۲	BCA
۵.۷۴۳۳	۴.۱۰۶۷	CSA
۱۳.۹۴۵۳	۱۲.۸۵۸۶	ACSA
۲۰.۲۵۲۴	۲۰.۲۱۲۴	OAIN
۱.۳۴۶۹	۰.۸۳۹۲	SGA
۱.۶۵۰۳	۱.۶۱۶۶	AISLA _{RI}
۱.۶۳۹۳	۱.۶۱۴۳	AISLA _{Rep}
۱.۶۲۴۰	۱.۶۱۳۶	AISLA _{RP}
۱.۶۲۰۳	۱.۶۱۳۱	CAISLA _{RI}

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

متوسط	بهترین	روش
۱۱.۶۳۵۱	۱۱.۶۱۵۳	SAIS
۷۳.۰۰۷۸	۱۰.۸۶۳۴	BCA
۸۳.۲۰۷۴	۱۵.۹۷۱۸	CSA
۱۱۳.۹۴۵۳	۱۰۰.۹۱۹۸	ACSA
۵۹۱.۵۵۲۵	۵۹۱.۵۴۸۰	OAIN
۲۴.۳۷۱۶	۱۶.۹۹۷۴	SGA
۱۲.۳۷۴۴	۱۰.۱۳۲۱	AISLA _{RI}
۱۲.۹۹۰۵	۱۰.۰۵۳۰	AISLA _{Rep}
۱۰.۲۵۲۷	۱۰.۲۴۴۸	AISLA _{RP}
۱۱.۲۶۵۰	۱۰.۰۱۱۷	CAISLA _{RI}

این توابع همگی دارای بهینه سراسری با مقدار ۰ هستند. اندازه جمعیت اولیه و تعداد گام‌ها به ترتیب ۲۰ و ۵۰۰ در نظر گرفته شده است. از مقادیر بهترین و میانگین نتایج برای روش‌های الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی استاندارد با عنوان SAIS [۲۳]، الگوریتم سلول B با عنوان BCA [۲۴]، الگوریتم گزینش همزاد با عنوان CSA [۲۵]، الگوریتم گزینش همزاد تطبیقی با عنوان ACSA [۲۶]، شبکه ایمنی بهینه با عنوان OAIN [۲۷]، الگوریتم ایمنی-زنگیک با عنوان SGA [۴]، الگوریتم ایمنی-زنگیک با عنوان AISGA [۱۸]، روش پیشنهادی قبلی‌مان به صورت سیستم ایمنی مصنوعی مبتنی بر اتماتای یادگیر با عنوان AISLA [۲۸] و در نهایت روش پیشنهادی سیستم ایمنی مصنوعی همکارانه مبتنی بر اتماتای یادگیر با عنوان CAISLA جهت مورد مقایسه مورد استفاده قرار گرفته است.

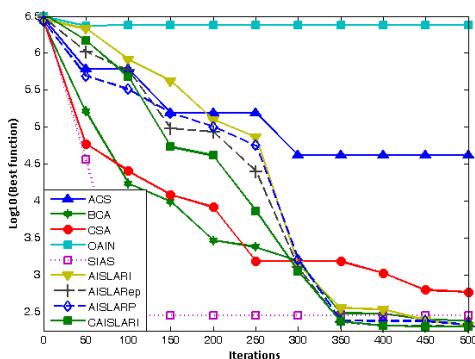
با توجه به تنظیمات قبلی انجام شده در مقالات قبلی برای اتماتای LA_{RP} مقادیر نرخ پاداش و جریمه به صورت $a=b=0.01$ و برای اتماتای LA_{ReP} نیز به صورت $a=0.01$ و $b=0.001$ در نظر گرفته شده است.

همچنین اتماتاهای همکار به صورت LA_{RI} در نظر گرفته شده که برای اتماتای با نرخ یادگیری بالا $a=0.01$ و برای اتماتای با نرخ یادگیری پایین $a=0.001$ و طول تکرار در هر دوره تبادل ۱۰ و ابعاد توابع مورد آزمایش به صورت ۱۰ بعدی در نظر گرفته شده است.

نتایج این آزمایش با نتایج ارائه شده در روش‌های دیگر متداوی به ترتیب در جداول ۱ تا ۴ برای اسفل، رستریجین، آکلی و روزنبرک مقایسه شده است.

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

متوسط	بهترین	روش
۰.۶۵۶۱	۰.۱۳۴۹	SAIS
۱.۷۱۱۲	۰.۰۰۲۵	BCA
۲.۵۸۳۲	۰.۰۰۵۲۶	CSA
۹.۳۸۳۲	۶.۶۸۰۶	ACSA
۲۴.۶۱۳۹	۲۴.۳۷۹۳	OAIN
۳.۰۵۲۶	۱.۶۰۴۰	SGA
۰.۱۸۰۱	۰.۰۰۶۵	AISLA _{RI}
۰.۱۹۵۸	۰.۰۰۱۳	AISLA _{Rep}
۰.۱۲۰۱	۰.۰۰۱۲	AISLA _{RP}
۰.۰۰۲۶	۰.۰۰۰۰۴۴	CAISLA _{RI}



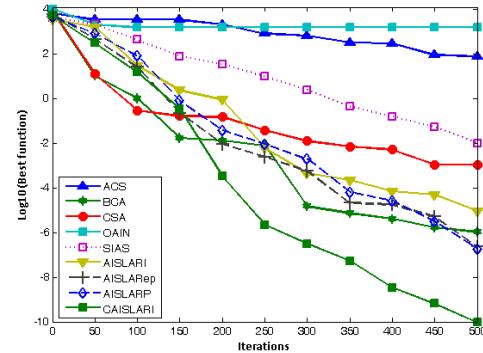
شکل ۶: نمودار مقایسه میزان شایستگی روش‌های مختلف و پیشنهادی با استفاده از تابع روزنبرک

چنانچه از نتایج مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی تحت عنوان الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی همکارانه مبتنی بر اتماتای یادگیر ضمن برخورداری از ویژگی قبلی که توسط بازخوردی که از محیط دریافت می‌کند رفتار متناسب‌تری در محیط جستجو ارائه دهد و به طور نسبی از کارایی مطلوبی برخوردار است، با اضافه شدن مفهوم همکاری مابین اتماتها توازن خوبی میان همگرایی و فرار از بهینه‌های محلی صورت می‌پذیرد. در واقع در پیشنهاد اول ابرجهش به عنوان مهمترین و تنها عملکرد در الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی به طور موثری متوازن گشته تا رفتار همگرایی را بهبود داده و روش تطبیقی بهتری نسبت به حالت استاندارد داشته باشد و با پیشنهاد دوم حساسیت کمتری نسبت به حالت تنظیم پارامتر داشته و از تطبیق بهتری برخوردار شده است.

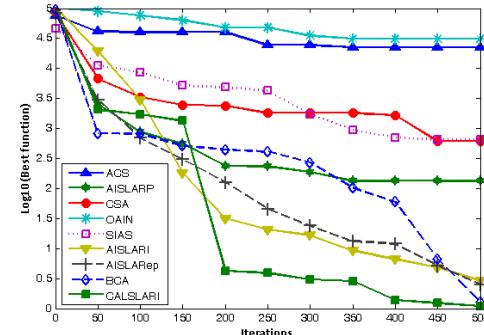
۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید برای بهبود الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی با استفاده از اتماتای یادگیر و مفهوم همکاری میان اتماتها در بهینه‌سازی ارائه شد. همانطور که گفته شد، در کلیه روش‌های مبتنی بر سیستم ایمنی مصنوعی نرخ تغییرات جهش به عنوان تنها و مهمترین عملگر تکاملی ثابت بوده و با توجه به عکس فواصل آنتی‌یادگیرها می‌باشد، اما در روش پیشنهادی ضمن استفاده از اتماتای یادگیر با توجه به بازخورد تغییرات محیط، نرخ تغییرات جهش نیز به‌هندگان شده و اضافه شدن مفهوم همکاری مابین دو اتماتا با نرخ یادگیری مختلف در واقع می‌تواند موازن‌های میان جستجوی محلی و سراسری برقرار شده است. چنانچه ذکر شد هیچ‌گاه 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 روش‌های پیشنهادی بهبود نسبی را نسبت به برخی از نسخه‌های دیگر سیستم ایمنی مصنوعی در بر داشته است. بهبودهای بیشتر در روش‌های پیشنهادی با ترکیب مفاهیم محاسبات نرم و تاکید بر روی کاربردهای دیگر از کارهای آینده نویسندگان به شمار می‌رود.

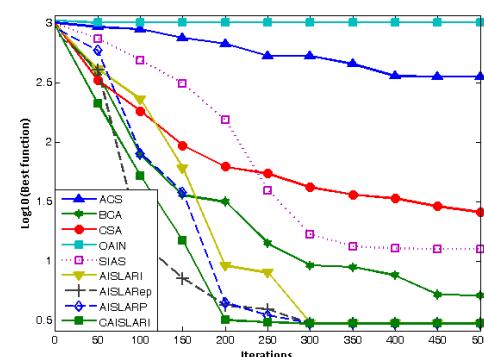
به جهت مقایسه بهتر روش پیشنهادی و روش‌های مشابه در ادامه در شکل‌های ۳ تا ۶ نیز نمودار مقایسه میزان شایستگی به صورت لگاریتمی به ترتیب برای توابع اسفر، رستربیجن، آکلی و روزنبرک نمایش داده شده است.



شکل ۳: نمودار مقایسه میزان شایستگی روش‌های مختلف و پیشنهادی با استفاده از تابع اسفر



شکل ۴: نمودار مقایسه میزان شایستگی روش‌های مختلف و پیشنهادی با استفاده از تابع رستربیجن



شکل ۵: نمودار مقایسه میزان شایستگی روش‌های مختلف و پیشنهادی با استفاده از تابع آکلی

- [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] M. Sheybani, and M. R. Meybodi, " PSO-LA: A New Model for Optimization", Proceedings of 12th Annual CSI Computer Conference of Iran, Tehran, Iran, pp. 1162-1169, Feb. 20-22, 2007.
- [22] M. R. Meybodi, and. M. R. Kharazmi, "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing", Journal of Amirkabir, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [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), Portland, 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, Pp. 950-954, 2006.
- [28] Alireza Rezvanian, Mohammadreza Meybodi, "A New Function Optimization Method Using Artificial Immune System Based on Learning Automata", In Proceedings of the 3rd Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (IFS 2009), Yazd, Iran, 15-17 July 2009.
- [29] Nitesh Khilwania, Anoop Prakashb, Ravi Shankarc, M.K. Tiwarid, "Fast Clonal Algorithm", Engineering
- [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, Vol. 170, Pp. 329-349, 2006.
- [4] David B Fogel, and Zbigniew Michalewicz, 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] 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, Vol. 72 , No. 1-3, Pp. 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, Tehran, Iran, pp. 1-8, Feb. 20-22, 2007.
- [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, Vol. 1, No. 1, Pp. 67-82, 1997.
- [15] J. Timmis, A. Hone, T. Stibor, E. Clark, "Theoretical Advances in Artificial Immune Systems", Theoretical Computer Science, Vol. 403, No. 1, Pp. 11-32, 2008.

- Genetic Algorithms for Function Optimization", Proceedings of the 6th International Symposium on Intelligent Systems (SISY2008), Subotica, Serbia, September 26-27, 2008.
- [33] F. Ebdali, M. R. Meybodi, "Adaptation of Ants colony Parameters Using Learning Automata" ,Proceedings of 10th Annual CSI Computer Conference Iran, Tehran, Iran, pp. 972-980 , Feb. 2005.
- [34] B. Masoodifar, M. R. Meybodi, and M. Hashemi, "Cooperative CLA-EC", Proceedings of 12th Annual CSI Computer Conference of Iran, Tehran, Iran, pp. 558-559, Feb. 20-22, 2007.
- [30] Leandro N. DeCastro, Fernando J. Von Zuben, "Recent Development in Biologically Inspired Computing", IGI Publishing, Hershey, PA, USA, Pp. 104-146, 2004.
- [31] M. Sheybani, and M. R. Meybodi, "CLA-PSO: A New Model for Optimization", Proceedings of 15th Conference on Electrical Engineering (15th ICEE), Volume on Computer, Telecommunication Research Center, Tehran, Iran, May 15-17, 2007.
- [32] F. Abtahi, M. R. Meybodi, M. M. Ebadzadeh, R. Maani, "Learning Automata-Based Co-Evolutionary