

یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسائل بهینه‌سازی در شرایط نویزی

(اتوماتاهای یادگیر + الگوریتم‌های تکاملی)

سید میثم حسینی سدهی^۱؛ محمد مهدی عبادزاده^۲؛ محمد رضا میبدی^۳

چکیده

اتوماتاهای یادگیر که در حل مسائل بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند در یک محیط اتفاقی ناشناخته عمل کرده و به مرور زمان کارایی خود را از طریق یک فرایند یادگیری بهبود می‌دهند. اتوماتاهای یادگیر در حل مسائل بهینه‌سازی توابع ناشناخته چند قله‌ای، بسیار خوب عمل می‌کنند و یکی از ویژگیهای بارز آنها قابلیت یادگیری در شرایط نویزی می‌باشد. در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی که از ترکیب اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته و الگوریتم تکاملی حاصل می‌شود برای حل مسائل بهینه‌سازی پیشنهاد می‌گردد. به منظور ارزیابی، الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بر روی یک مساله بهینه‌سازیتابع، آزمایش و سپس نتایج بدست آمده با نتایج حاصل از دو روش موجود مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر مقایسه گردیده است. نتایج مقایسه حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی بر دو روش موجود مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر بخصوص در شرایط نویزی می‌باشد.

کلمات کلیدی

اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته، الگوریتم تکاملی، بهینه‌سازی

A New Hybrid Algorithm for Noisy Optimization (Learning Automata + Genetic Algorithm)

M. Hosseini Sedehi, M. M. Ebadzadeh, M. R. Meybodi

ABSTRACT

The learning automata operate in unknown random environments and progressively improve their performance via a learning process. The learning automata are very useful for optimization of multi-modal functions when the function is unknown and only noise-corrupted evaluations are available. In this paper we propose a new hybrid algorithm for noisy optimization. This model is obtained by combining continuous action set learning automata and evolutionary algorithm. In order to show the performance of the proposed hybrid algorithm it is tested on a function optimization problem. The results of experimentation show the superiority of the proposed model over the two existing learning automata based algorithm for optimization.

KEYWORDS

Learning automata, Continuous action-set learning automata, Evolutionary algorithm, Optimization

¹ دانشجوی کارشناسی ارشد، گرایش هوش مصنوعی و رباتیک، دانشگاه امیرکبیر، Sehrestan@Hotmail.com

² عضو هیات علمی دانشکده کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، دانشگاه امیرکبیر، Ebadzadeh@Aut.ac.ir

³ عضو هیات علمی دانشکده کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، دانشگاه امیرکبیر، mmeybodi@Aut.ac.ir



مسائل بهینه‌سازی، در بسیاری از زمینه‌های مهندسی از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. برای یافتن راه حل بهینه روش‌های متعددی مانند الگوریتم‌های تکاملی، تابکاری فلزات، جستجوی تابو، حرکت در امتداد گرادیان و اوتماتاهاست یادگیر معرفی شده است. در مسائلی که تابع بهینه‌سازی در دسترس نباشد و تنها نقاط نوبیتی از تابع مورد ارزیابی موجود باشد، الگوریتم‌های تخمین اتفاقی^۱ [2] و اوتماتاهاست یادگیر [3] کاربرد زیادی دارند. اوتماتاهاست یادگیر سیستم‌های یادگیرنده‌ای بوده که در بهینه‌سازی توابع به ویژه توابع ناشناخته‌ای که تنها خروجی نوبیتی آن در دسترس باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرند. مبنای کار اوتماتاهاست یادگیر بر پایه یافتن عمل بهینه مجموعه اعمال اوتماتا از طریق تعامل با محیط می‌باشد. در هر مرحله اوتماتاهاست یادگیر از مجموعه اعمال خود بر اساس توزیع احتمال اعمال، عملی را انتخاب نموده و به محیط تصادفی ارسال می‌نماید. محیط این عمل را ارزیابی نموده و در پاسخ سیگنال ارزیابی عمل بررسی شده را که سیگنال تقویتی نامیده می‌شود، به اوتماتا بازگشت می‌دهد. اوتماتاهاست یادگیر از سیگنال تقویتی برای بروزرسانی ساختار توزیع احتمال اعمالش استفاده نموده و در تکرار این فرآیند احتمال انتخاب عمل بهینه را افزایش می‌دهد.

مجموعه اعمال مورد استفاده در اوتماتاهاست یادگیر، مجموعه‌ای با تعداد عمل محدود می‌باشد. برخی از کاربردها، نیازمند بررسی تعداد اعمال زیادی توسط اوتماتاهاست یادگیر به جهت تعیین عمل بهینه می‌باشد. افزایش تعداد اعمال منجر به کاهش سرعت همگرایی اوتماتاهاست یادگیر شده که برای حل این مشکل راهکارهایی در [12-13-4] ارائه شده است. در [15-16] گونه جدیدی از اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده است. در این گونه از اوتماتاها، تابع توزیع اعمال به صورت پیوسته و عموماً به صورت نرمال می‌باشد. نحوه تعامل این اوتماتاها با محیط تصادفی همانند اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه محدود می‌باشد با این تفاوت که تنها یک توزیع احتمال اعمال وجود دارد.

الگوریتم تکاملی، جستجوی خلاقالنهای است که در فضای جستجو به دنبال راه حل بهینه مسئله می‌گردد. این الگوریتم‌ها از مفهوم تکامل در موجودات زنده وام گرفته شده‌اند. در این الگوریتم‌ها جمعیتی از کروموزوم‌های اولیه انتخاب شده و با تکامل این کروموزوم‌ها توسط عملگرهای تکاملی، کروموزوم‌ها که در برگیرنده راه حل‌های مسئله می‌باشند، به سمت راه حل بهینه حرکت می‌نمایند.

اوتماتاهاست یادگیر پیوسته از تابع توزیع احتمال پیوسته اعمال به جای استفاده از تابع توزیع گسسته استفاده نموده که باعث افزایش سرعت همگرایی یادگیری و همچنین افزایش دقت راه حل بدست آمده می‌شود. همچنین اوتماتاهاست یادگیر توانایی یادگیری توابع بهینه‌سازی در شرایط نوبیتی را دارا می‌باشند. ویژگی الگوریتم‌های تکاملی ترکیب اطلاعات ژنتیکی موجود در کروموزوم‌ها و حرکت به سوی راه حل بهینه می‌باشد. در این مقاله با ترکیب اوتماتاهاست یادگیر پیوسته و الگوریتم تکاملی، عملکرد بهینه‌سازی اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته تا حد قابل توجهی بهبود یافته است. نکته قابل تأمل توانایی اوتماتاهاست یادگیر پیوسته در مسائل بهینه‌سازی نوبیتی می‌باشد. چنانچه در نتایج آورده شده، اوتماتاهاست یادگیر ترکیب شده با الگوریتم تکاملی در مقابل نوبیت زیاد نیز توانایی یادگیری دارند.

سازماندهی بخش‌های این مقاله به ترتیب زیر می‌باشد. در بخش ۲، اوتماتاهاست یادگیر و انواع اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به اختصار شرح داده می‌شود. در بخش ۳ نگاهی گذرا به الگوریتم‌های تکاملی خواهد شد؛ سپس در بخش ۴ الگوریتم ترکیبی پیشنهادی ارائه می‌شود. در بخش ۵ نتایج حاصل از آزمایشها آمده است. بخش نهایی مقاله نتیجه‌گیری می‌باشد.

۲- اوتماتاهاست یادگیر

اوتماتاهاست یادگیر^۲ (LA) یک سیستم تصمیم‌گیری تطبیقی بوده که در مسائل بهینه‌سازی کاربرد دارد. اوتماتاهاست یادگیر می‌تواند توابع ممزوج با نوبیت را یاد بگیرد. این سیستم، عمل بهینه موجود در مجموعه اعمالش را از تعامل با محیط تصادفی یادگرفته و عملکرد آتی خود را بر پایه انتخاب عمل بهینه، بهمود می‌بخشد. در هر تکرار اوتماتاهاست یادگیر عمل n را بر اساس توزیع احتمال اعمال انتخاب نموده و بر روی محیط تصادفی اعمال می‌نماید. محیط تصادفی پس از دریافت عمل n سیگنال ارزیابی α را تولید نموده که سیگنال تقویتی نامیده می‌شود. اوتماتاها با دریافت سیگنال تقویتی n و بر اساس الگوریتم یادگیریش، توزیع احتمال اعمالش را برای انتخاب عمل مناسب‌تر بروزرسانی می‌نماید. به بیانی در طی فرآیند دریافت سیگنال تقویتی و بروزرسانی توزیع احتمال اعمال، اوتماتاهاست یاد می‌گیرد که اقدام بهینه موجود در مجموعه اعمالش را انتخاب نماید.

بر اساس نوع سیگنال تقویتی تولید شده، محیط تصادفی را به سه دسته: محیط مدل-Q، مدل-S و مدل-P تقسیم می‌نمایند. سیگنال تقویتی محیط مدل-P دو مقداره بوده و سیگنال تقویتی مدل-Q از تعداد محدودی مقدار در بازه [۰-۱] تشکیل شده است. در محیط مدل-S سیگنال تقویتی یک متغیر تصادفی پیوسته محدود شده می‌باشد.

اوتماتاهاست یادگیر سلولی به دو دسته اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه اعمال محدود^۳ (FALA) و اوتماتاهاست یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته^۴ (CALA) تقسیم می‌شود [3]. مجموعه اعمال FALA دارای تعداد محدودی عمل می‌باشد. در این نوع اوتماتاهاست یادگیر، توزیع احتمال اعمال



یک بردار احتمال π -بعدی، که π بیانگر تعداد اعمال می‌باشد، نشان داده می‌شود. برای استفاده از FALA پایستی فضای مسئله به فرم گستته تبدیل شود. مقادیر اعمال مورد بررسی در این نوع الگوریتم، برابر مقادیر گستته شده می‌باشد، به عبارتی برای افزایش دقت راه حل‌های بدست آمده پایستی دقت فرم گستته را بهبود بخشدید که معادل افزایش تعداد اعمال می‌باشد. با افزایش تعداد اعمال، از سرعت همگرایی الگوریتم یادگیری کاسته می‌شود. برای افزایش سرعت همگرایی اتماتاهای یادگیر سلسه مراتبی^۴، اتماتای یادگیر گستته شده [۵]، الگوریتم‌های تخمین^۶ و الگوریتم‌های پیگیری^۷ [۹-۱۲] معرفی شده‌اند.

در اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته (CALA) مجموعه اعمال به صورت پیوسته بوده و برای انتخاب اعمال از توزیع احتمال پیوسته اعمال استفاده می‌شود. مطالب این مقاله بر مبنای اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته بوده لذا در ادامه اتماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به اجمال بررسی می‌گیرند.

۱-۲- چند اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته

تاکنون سه اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده است که عبارتند از: اتماتای یادگیر تاتاچر^۸ و همکارانش [۱۳]، اتماتای یادگیر هاول^۹ و همکارانش [۱۴] و اتماتای یادگیر بیگی و مبتدی [۱۵]. در این اتماتاهای یادگیر، انتخاب اعمال بر اساس یک توزیع احتمال پیوسته بوده که اساس آن توزیع نرمال و یا توزیع یکنواخت می‌باشد.

تاتاچر و همکارانش در [۱۳] اتماتای یادگیری با مجموعه اعمال پیوسته به نام CALA که از توزیع نرمال با میانگین μ_n و واریانس σ_n استفاده می‌نماید، معرفی نموده‌اند. عمل α_n برپایه توزیع احتمال نرمال در هر مرحله انتخاب شده و مقادیر میانگین و واریانس توزیع نرمال براساس سیگنال تقویتی تولید شده توسط محیط بروزرسانی می‌شود.

این اتماتای یادگیر با تعامل محیط سعی در یافتن عمل بهینه^{*} α^* بر پایه همگرایی میانگین μ_n به α^* و همگرایی واریانس σ_n به صفر دارد. سیگنال تقویتی مورد استفاده در این اتماتا از نوع مدل- S و در بازه $[1-0]$ می‌باشد. بروزرسانی توزیع احتمال نرمال در این اتماتا از رابطه (۱) و (۲) انجام می‌پذیرد:

$$\mu_{n+1} = \mu_n + a f_1[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] \quad (1)$$

$$\sigma_{n+1} = \sigma_n + a f_2[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] - a.c. [\sigma_n - \sigma_l] \quad (2)$$

تابع f_1 و f_2 به صورت روابط (۳) و (۴) تعریف می‌شوند:

$$f_1[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] = \left[\frac{\beta(\alpha_n) - \beta(\mu_n)}{\phi(\sigma_n)} \right] \cdot \left[\frac{\alpha_n - \mu_n}{\phi(\sigma_n)} \right] \quad (3)$$

$$f_2[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] = \left[\frac{\beta(\alpha_n) - \beta(\mu_n)}{\phi(\sigma_n)} \right] \cdot \left[\left(\frac{\alpha_n - \mu_n}{\phi(\sigma_n)} \right)^2 - 1 \right] \quad (4)$$

$$\phi(\sigma_n) = \max\{\sigma_n, \sigma_l\}$$

در روابط فوق، (μ_n, α_n, β) ارزیابی محیط متناظر با ورودی μ_n و α_n به محیط می‌باشد. بر اساس روابط (۱) و (۲)، برای بروزرسانی پارامترهای توزیع نرمال در هر مرحله از تکرار دو ورودی میانگین μ_n و عمل α_n به صورت مجزا به محیط اعمال شده و در نتیجه دو سیگنال تقویتی تولید می‌شود. در روابط فوق، $\alpha_n > 0$ و $a < 0$ پارامترهای ثابت الگوریتم یادگیری می‌باشند.

هاول و همکارانش در [۱۴] اتماتای یادگیری با مجموعه اعمال پیوسته به نام CARLA معرفی نموده‌اند. در این اتماتا اعمال مجاز، محدود شده و در بازه $[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$ می‌باشند. در ابتدا چون اطلاعی از توزیع احتمال اعمال نداریم، برای تولید یک عمل از توزیع یکنواخت^{۱۰} استفاده می‌شود. در هر مرحله عمل α_n براساس توزیع $f(n)$ تولید شده و به محیط مدل- S اعمال می‌شود. برای تولید یک عمل از رابطه (۵) استفاده می‌شود:

$$\int_{\alpha_{\min}}^{\alpha_n} f(x, n) dx = z(n) \quad (5)$$

بر پایه نتیجه انتگرال که یک تابع توزیع تجمعی می‌باشد، عمل انتخابی α_n در هر مرحله بدست می‌آید. (n, z) در رابطه (۵)، تابع تصادفی در بازه $[1-0]$ می‌باشد. پس از ارزیابی عمل انتخابی توزیع محیط، سیگنال تقویتی (α_n, β) طبق رابطه (۶) و بر پایه سیگنال ارزیابی $J(n)$ محیط محاسبه می‌شود:



$$\beta(\alpha_n) = \max\{0, \frac{J(\text{med}) - J(n)}{J(\text{med}) - J(\min)}\} \quad (6)$$

در رابطه (6)، $J(\text{med})$ و $J(\min)$ کمینه و میانه مقادیر ارزیابی محیط می‌باشد. سیگنال تقویتی $\beta(\alpha_n)$ باعث بروز شدن تابع توزیع احتمال $f(n)$ توسط رابطه (7) می‌شود:

$$f(x, n+1) = \begin{cases} a \cdot [f(x, n) + \beta(\alpha_n) \cdot H(x, \alpha_n)] \\ 0 \quad \text{if } \alpha_n \notin [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}] \end{cases} \quad (7)$$

$$H(x, \alpha_n) = \lambda \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot \frac{x - \alpha_n}{\sigma}\right)^2$$

$$\lambda = \frac{g_h}{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}} \quad \text{و} \quad \sigma = \frac{g_w}{\alpha_{\max} - \alpha_{\min}}$$

در رابطه (7)، a ، g_h ، g_w و λ مقادیر ثابت می‌باشند. در این اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته، محاسبه سیگنال تقویتی $\beta(\alpha_n)$ نیازمند ذخیره ارزیابی‌های محیط ($J()$) در تکرارهای مختلف می‌باشد.

بیگی و میدی در [15] اوتوماتای یادگیری با مجموعه اعمال پیوسته معرفی نموده‌اند. توزیع احتمال اعمال این اوتوماتا به صورت نرمال و همانند الگوریتم CALA دارای دو پارامتر توزیع یعنی میانگین نرمال و واریانس نرمال می‌باشد که برای تولید عمل هر مرحله مورد استفاده قرار می‌گیرد. تفاوت عمدی این اوتوماتا با اوتوماتا CALA، در پارامتر واریانس توزیع نرمال می‌باشد. در این الگوریتم برای بروزرسانی واریانس توزیع نرمال به جای رابطه خود تابع ثابت وابسته به زمان استفاده شده است.

همانند الگوریتم CALA پس از انتخاب عمل توسط توزیع نرمال، عمل انتخابی به محیط ارسال شده و در نهایت از ارزیابی محیط برای تولید سیگنال تقویتی استفاده می‌شود. این اوتوماتای یادگیر با تعامل محیط سعی در یافتن عمل بهینه α^* بر پایه همگرایی میانگین n به μ_n و واریانس σ_n به صفر دارد. در این اوتوماتا سیگنال تقویتی از نوع مدل-S و در بازه $[0-1]$ می‌باشد. بروزرسانی توزیع احتمال نرمال در این الگوریتم از رابطه (8) و (9) انجام می‌پذیرد:

$$\mu_{n+1} = \mu_n + a \cdot \sigma_n \cdot \beta(\alpha_n) \cdot (\alpha_n - \mu_n) \quad (8)$$

$$\sigma_{n+1} = \frac{1}{\lfloor n/10 \rfloor^{1/3}} \quad (9)$$

در رابطه (8)، a ضریب ثابت و $\beta(\alpha_n)$ سیگنال تقویتی بدست آمده از ارزیابی عمل α_n می‌باشد. سیگنال تقویتی $\beta(\alpha_n)$ از رابطه (10) بدست می‌آید:

$$\beta(\alpha_n) = \frac{J(\alpha_n) - \lambda_2}{\lambda_1} \quad (10)$$

در رابطه (10)، λ_1 و λ_2 ضرایب ثابت بوده تا سیگنال تقویتی بدست آمده از نوع مدل-S شده و در بازه $[0-1]$ قرار بگیرد. این ضرایب، بیشینه و کمینه مقدار ارزیابی محیط می‌باشد.

۳- الگوریتم تکاملی

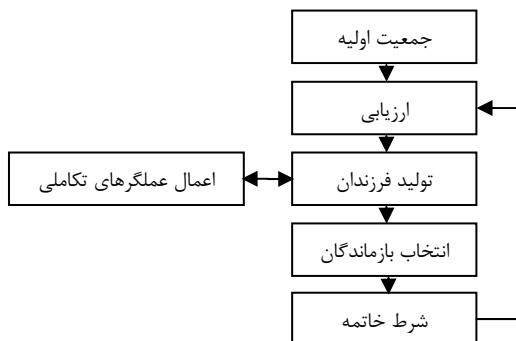
الگوریتم‌های تکاملی که الهام گرفته از مکانیزم تکامل طبیعی و بنا شده بر اصل انتخاب طبیعی داروین می‌باشد، در مسائل بهینه‌سازی و جستجوهای تطبیقی مورد استفاده قرار می‌گیرند. پارامترهای تعریف شده در این الگوریتم‌ها شامل مواردی مانند: جمعیت، نحوه نمایش اعضای جمعیت، تابع ارزیابی، تابع انتخاب والدین، عملگرهای تکاملی بازترکیبی، جهش و تابع انتخاب بازماندگان می‌باشد [1]. جمعیت، مشکل از اعضای جمعیت بوده که به هر یک از این اعضاء، کروموزوم گفته می‌شود. هر کروموزوم بازنمایی از یک راه حل مسئله در غالب ژن‌ها می‌باشد. به بیانی هر کروموزوم از تعدادی ژن که کد کننده راه حل مسئله بوده تشکیل شده که مقدار ژن‌ها بر پایه نوع الگوریتم تکاملی مورد استفاده می‌تواند باینری، حقیقی یا حتی از نوع گراف باشد.

هر کروموزوم موجود در جمعیت بر پایه تابع ارزیابی مسئله، ارزیابی می‌شود. هر کروموزوم بر پایه شایستگی بدست آمده از تابع ارزیابی و بر اساس تابع انتخاب والدین، برای احراز پست والدی کاندید می‌شود. کروموزوم‌هایی که به عنوان والد در نظر گرفته شده تحت عملگرهای بازترک-



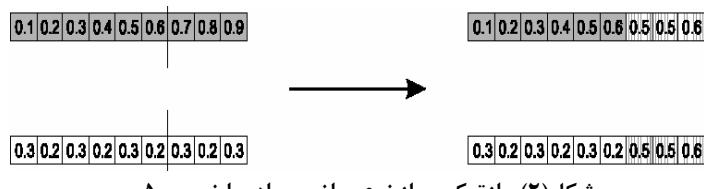
و جهش تولید فرزند می نمایند. در نهایت بر اساس راهکار انتخاب بازماندگان تعدادی از فرزندان و تعدادی از اعضای جمعیت اصلی به عنوان جمعیت جدید انتخاب می شوند. در الگوریتم های تکاملی عموماً جمعیت تمامی نسل ها را ثابت در نظر می گیرند. غالب کلی الگوریتم تکاملی در شکل (۱) نشان داده شده است.

جمعیت اولیه به صورت تصادفی انتخاب شده و با اعمال پارامترهای مناسب الگوریتم تکاملی بر روی جمعیت می توان به راحل بھینه مسئله دست یافت. بر مبنای اصل شایسته سالاری داروین، همگرایی کروموزومها به راحل بھینه بوده که این امر در بردارنده مفهوم تکامل می باشد. قابل توجه است که چون الگوریتم های تکاملی از نوع جستجوهای خلاقانه در فضای جستجو بوده و تمامی فضای جستجو مورد ارزیابی و کاوش قرار نمی گیرد، تظمنی برای یافتن بھینه سراسری وجود ندارد.



شکل(۱): روند کلی الگوریتم تکاملی.

بر اساس نوع نمایش ژن ها، عملگرهای بازتر کبی و جهش مختلفی معرفی شده است. در کروموزوم هایی که نمایش ژن ها به صورت اعداد حقیقی است می توان از عملگرهای تکاملی مانند عملگرهای ریاضی استفاده نمود. در شکل (۲) نمونه ای از عملگر بازتر کبی ریاضی ساده نشان داده شده است.



شکل(۲): بازتر کبی از نوع ریاضی ساده با ضریب ۰.۵.

عملگر بازتر کبی برای اعداد حقیقی، با ترکیب اطلاعات موجود در والدین، امکان جستجو در فضای بین والدین را امکان پذیر می نماید. با اعمال بازتر کبی می توان در اطراف راحل والدین به جستجو برای یافتن جواب بھینه پرداخت. عملگر جهش بر روی یک کروموزوم اعمال شده و امکان جستجو در تمامی فضای موجود در فضای جستجو را امکان پذیر می نماید. با عملگر جهش امکان جستجو در فضاهای جدید وجود دارد.

۴- الگوریتم ترکیبی پیشنهادی برای مسائل بھینه سازی

در این قسمت الگوریتم ترکیبی اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته و الگوریتم تکاملی برای بھینه سازی توابع معرفی می شود. در این الگوریتم که آنرا به اختصار ECALA^{۱۱} می نامیم از الگوریتم تکاملی برای بهبود کیفیت راحل های بدست آمده توسط اتوماتای یادگیر پیوسته استفاده شده است.

بر پایه ساختار اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر مرحله عمل α_n توسط توزیع احتمال اعمال تولید می شود. محیط تصادفی پس از دریافت عمل α_n سیگنال ارزیابی عمل مورد بررسی را تولید می نماید. بر اساس سیگنال ارزیابی محیط، سیگنال تقویتی β_n که از نوع S-S و محدود شده در بازه $[1-0]$ می باشد، تولید می شود. سیگنال تقویتی باعث بروز شدن ساختار داخلی اتوماتای یادگیر پیوسته می شود. الگوریتم تکاملی براساس پارامترهای الگوریتم تکاملی اعمال شده و بر اساس عملگرهای تکاملی و تابع شایستگی باعث بهبود ساختار اتوماتای یادگیر پیوسته می شود. هر کروموزوم در این الگوریتم شامل پارامترهای کد شده اتوماتای یادگیر پیوسته می باشد. الگوریتم مورد استفاده در ECALA شامل مراحل زیر است:

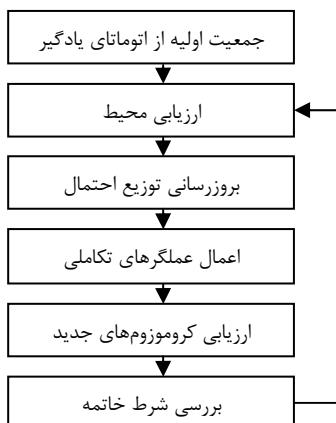
- تعیین مقادیر اولیه برای پارامترهای تکاملی و اتوماتای یادگیر پیوسته



الگوریتم ترکیبی

- تولید عمل برپایه توزیع احتمال
- دریافت سیگنال ارزیابی
- بروزرسانی توزیع احتمال بر اساس سیگنال تقویتی
- اعمال عملگرهای تکاملی بروری پارامترهای اتوماتای یادگیر
- بررسی شرط خاتمه الگوریتم

الگوریتم تکاملی بر اساس شایستگی کروموزوم‌های موجود در جمعیت، تعدادی والد انتخاب نموده و بر اساس احتمال بازنگشی و نوع بازنگشی، والدهای انتخابی با یکدیگر ترکیب می‌شوند. از آنجایی که رفتار اتوماتای یادگیر همانند جهش تطبیقی در یک بازه معین می‌باشد، لذا عملگر جهش بر روی کروموزوم‌ها اعمال نشده است. در نهایت کروموزوم‌های بدست آمده مورد ارزیابی قرار گرفته و بر اساس استراتژی مورد استفاده در انتخاب نسل جدید، ترکیبی از بهترین کروموزوم‌های حاصل از بازنگشی و جمعیت موجود به عنوان جمعیت جدید انتخاب می‌گردد. در شکل (۳) ترتیب اجرای الگوریتم ECALA نشان داده شده است.



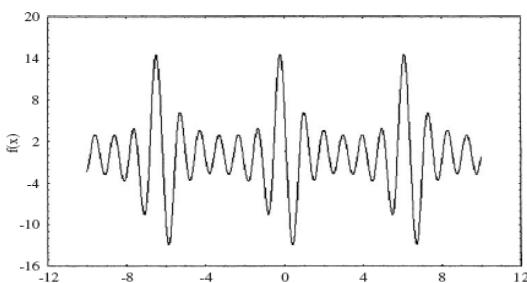
شکل(۳): الگوریتم ECALA

۵- نتایج آزمایشها

در این بخش الگوریتم پیشنهادی ترکیبی بر روی بهینه‌سازیتابع آزمایش شده است. خروجی تابع آزمایشی با نویز نرمال $N(0, \sigma)$ ترکیب شده و سپس مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای بررسی الگوریتم پیشنهادی، مقدار σ نویز برابر ۵، ۱۰ و ۲۰ در نظر گرفته شده است. تابع مورد ارزیابی، تابع Shubert بوده که کمینه این تابع در بازه $[-10, 10]$ دارای مقدار ۹۸۷۰.۹-۱۲، دارای مقادیر $0.4, -0.4, 0.9, -0.9$ همانند شکل (۴) می‌باشد. این تابع طبق رابطه (۱۱) تعریف می‌شود:

$$F(x) = \sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x + 1) + u(x, 10, 100, 2) \quad (11)$$

$$u(x, b, k, m) = \begin{cases} k \cdot (x-b)^m & x > b \\ 0 & |x| \leq b \\ k \cdot (-x-b)^m & x < -b \end{cases}$$



شکل(۴): تابع Shubert



الگوریتم ترکیبی پیشنهادی را با دو اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده توسط بیگی-مبدی (CALA-bm) و تاتاچر و همکارانش (CALA) مقایسه شده است. الگوریتم هاول به دلیل نیازمندی به حافظه برای ذخیره ارزیابی‌های محیط، مورد مقایسه قرار نگرفته است. الگوریتم تکاملی مورد استفاده در این بررسی برای الگوریتم ترکیبی پیشنهادی شامل پارامترهای زیر می‌باشد:

- جمعیت شامل ۱۵ کروموزوم
- انتخاب والدین بر اساس چرخ گردان
- تعداد والدین ۷ جفت
- بازنگری از نوع ریاضی ساده با احتمال 100%
- انتخاب بازماندگان از مجموع جمعیت موجود و فرزندان تولید شده

در جدول (۱) نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی پیشنهادی و اتماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته بر رویتابع Shubert در شرایط نویزی درج شده است. این نتایج از میانگین‌گیری 100 اجرای مختلف بر روی این سه الگوریتم با شرط خاتمه 5000 هزار تکرار می‌باشد. نتایج مندرج برای اتماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر اجرا از میانگین‌گیری نتایج 15 اتماتای مجذباً بدست آمده است.

جدول(۱): مقایسه الگوریتم ترکیبی پیشنهادی (ECALA) با اتماتاهای یادگیر پیوسته CALA-bm (الگوریتم بیگی-مبدی) و CALA (الگوریتم تاتاچر و همکاران) بر اساس ارزیابی تابع shubert میانگین‌های مندرج حاصل از 100 بار اجرا هر یک 5000 تکرار می‌باشد.

الگوریتم	σ	نویز	میانگین ارزیابی	میانگین مربع خطأ
CALA-bm			-۲۰.۵۳۹	۱۵۳.۲۱۷۹
CALA	۵		-۱.۴۹۸۴	۱۶۹.۸۱۸۸
ECALA			-۱۱.۰۲۷۷	۱۲.۸۴۸۰
CALA-bm			-۱.۵۹۳۲	۱۷۵.۷۳۰۸
CALA	۱۰		-۰.۲۴۰۶	۱۸۹.۴۵۰۹
ECALA			-۱۰.۰۳۱۱	۱۷.۶۸۲۵
CALA-bm			۰.۰۲۵۳	۲۱۵.۱۰۰۸
CALA	۲۰		۰.۱۳۸۱	۱۹۴.۸۰۲۵
ECALA			-۹.۴۸۱۵	۳۲.۶۲۹۱

بر اساس مندرجات جدول فوق، نتایج ارزیابی تابع Shubert توسط الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بهتر از نتایج اتماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته است. میانگین ارزیابی تابع در شرایط نویزی، همچنین میانگین خطای تابع در شرایط نویزی در الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بسیار کمتر از مقادیر بدست آمده برای دو اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته می‌باشد. نکته قابل توجه در نتایج بالا تأثیر مخرب کمتر نویز بر روی ارزیابی الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بویژه نویز با σ برابر 20 می‌باشد. بر اساس نتایج تابع ارزیابی، افزایش نویز تخریب بیشتری بر روی دو اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته نسبت به الگوریتم ترکیبی پیشنهادی دارد. بر اساس مقادیر میانگین ارزیابی، الگوریتم ترکیبی پیشنهادی علاوه بر نتایج بهتر نسبت به اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته، نسبت به نویز نیز حساسیت کمتری دارد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی که از ترکیب اتماتاهای یادگیر و الگوریتم تکاملی حاصل می‌شود برای حل مسائل بهینه‌سازی پیشنهاد گردید. به منظور ارزیابی، الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بر روی یک مساله بهینه کردن تابع، آزمایش و سپس نتایج بدست آمده با نتایج حاصل برای دو روش موجود مبتنی بر اتماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته مقایسه گردید. نتایج مقایسه حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی بر دو روش موجود مبتنی بر اتماتاهای یادگیر بویژه در شرایط نویزی بوده است. نکته قابل توجه در عملکرد الگوریتم ترکیبی پیشنهادی مقاومت بالای آن در برابر نویزهای زیاد می‌باشد. به بیانی نویز تأثیر مخرب کمتری بر روی الگوریتم ترکیبی پیشنهادی نسبت به اتماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته دارد.

مراجع

- [1] H. J. Kushner and G. G.Yin, "Stochastic approximation algorithms and applications", Springer, New York, 1997.
- [2] M. A. L.Thathachar and P. S. Sastry, "Varieties of learning automata: an overview", IEEE Trans. Syst. Man Cybern, Part B: Cybernetics 32, p.p. 711-722, 2002.



- [3] M. A. L. Thathachar and K.R. Ramakrishnan, “*A hierarchical system of learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-11, p.p. 236–248, 1981.
- [4] B. J. Oommen and E. Hansen, “*The asymptotic optimality of discretized linear reward-inaction learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-14, p.p. 542–545, 1984.
- [5] M. A. L. Thathachar and P. S. Sastry, “*A new approach to the design of reinforcement schemes for learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-15, pp. 168–175, 1985.
- [6] G. I. Papadimitriou, “*A new approach to the design of reinforcement schemes for learning automata: stochastic estimator learning algorithm*”, IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 6, p.p. 649–654, 1994.
- [7] J. K. Lancto and B. J. Oommen, “*Discretized estimator learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. 22, p.p. 1473–1483, 1992.
- [8] B. J. Oommen and J. K. Lanctot, “*Discretized pursuit learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern. 20, pp. 931–938, 1990.
- [9] G. I. Papadimitriou, “*Hierarchical pursuit nonlinear automata with rapid convergence and high accuracy*”, IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 6, p.p. 654–659, 1994.
- [10] B. J. Oommen and M. Agache, “*Continuous and discretized pursuit learning schemes: various algorithms and their comparison*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern, Part B: Cybernetics 31, p.p. 277–287, 2001.
- [11] M. Agache and D. J. Oommen, “*Generalized pursuit learning schemes: new families of continuous and discretized learning automata*”, IEEE Trans. Syst. Man Cybern, Part B: Cybernetics 32, pp. 738–749, 2002.
- [12] G.Santharam, P.S.Sastry and M.A.L.Thathachar, “*Continuous action set learning automata for stochastic optimization*”, J. Franklin Inst. 331B (5), p.p. 607–628, 1994.
- [13] M. N. Howell, G. P. Frost, T. J. Gordon and Q. H. Wu, “*Continuous action reinforcement learning applied to vehicle suspension control*”, Mechatronics 7 (3), p.p. 263–276, 1997.
- [14] H.Beigy and M.R. Meybodi, “*A new continuous action-set learning automaton for function optimization*”, Journal of the Franklin Institute 343, p.p. 27–47, 2006.

زیرنویس‌ها

¹ Stochastic Approximation based Algorithm

² Learning Automata

³ Finite Action set Learning Automata : FALA

⁴ Continuous Action set Learning Automata : CALA

⁵ Hierarchical Structure Learning Automata

⁶ Estimator Algorithms

⁷ Pursuit Algorithms

⁸ M.A.L Thathacher

⁹ M.N Howell

¹⁰ Uniform Distribution

¹¹ Evolutionary Continuous Learning Automata

