

یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسائل بهینه‌سازی در شرایط نویزی (اتوماتاهای یادگیر + الگوریتم‌های تکاملی)

سید میثم حسینی سدهی^۱؛ محمد مهدی عبادزاده^۲؛ محمدرضا میبیدی^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 بهینه‌سازی تابع، 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

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گرایش هوش مصنوعی و رباتیک، دانشگاه امیرکبیر، Sehrestan@Hotmail.com

^۲ عضو هیات علمی دانشکده کامپیوتر و فن‌آوری اطلاعات، دانشگاه امیرکبیر، Ebadzadeh@Aut.ac.ir

^۳ عضو هیات علمی دانشکده کامپیوتر و فن‌آوری اطلاعات، دانشگاه امیرکبیر، mmeybodi@Aut.ac.ir



مسائل بهینه‌سازی، در بسیاری از زمینه‌های مهندسی از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. برای یافتن راه‌حل بهینه روش‌های متعددی مانند الگوریتم‌های تکاملی، تابکاری فلزات، جستجوی تابو، حرکت در امتداد گرادیان و اتوماتاهای یادگیر معرفی شده است. در مسائلی که تابع بهینه‌سازی در دسترس نباشد و تنها نقاط نویری از تابع مورد ارزیابی موجود باشد، الگوریتم‌های تخمین اتفاقی^۱ [2] و اتوماتاهای یادگیر [3] کاربرد زیادی دارند. اتوماتاهای یادگیر سیستم‌های یادگیرنده‌ای بوده که در بهینه‌سازی توابع به ویژه توابع ناشناخته‌ای که تنها خروجی نویری آن در دسترس باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرند. مبنای کار اتوماتاهای یادگیر بر پایه یافتن عمل بهینه مجموعه اعمال اتوماتا از طریق تعامل با محیط می‌باشد. در هر مرحله اتوماتای 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 اتوماتا بازگشت می‌دهد. اتوماتای 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 اتوماتاهای یادگیر، مجموعه‌ای با تعداد عمل محدود می‌باشد. برخی از کاربردها، نیازمند بررسی تعداد اعمال زیادی توسط اتوماتای یادگیر به جهت تعیین عمل بهینه می‌باشد. افزایش تعداد اعمال منجر به کاهش سرعت همگرایی اتوماتای یادگیر شده که برای حل این مشکل راهکارهایی در [4-12] ارائه شده است. در [13-15] گونه جدیدی از اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده است. در این گونه از اتوماتا، تابع توزیع اعمال به صورت پیوسته و عموماً به صورت نرمال می‌باشد. نحوه تعامل این اتوماتاها با محیط تصادفی همانند اتوماتاهای یادگیر با مجموعه محدود می‌باشد با این تفاوت که تنها یک توزیع احتمال اعمال وجود دارد.

الگوریتم تکاملی، جستجوی خلاقانه‌ای است که در فضای جستجو به دنبال راه‌حل 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 راه‌حل‌های مسئله می‌باشند، به سمت راه‌حل بهینه حرکت می‌نمایند.

اتوماتای 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 راه‌حل بدست آمده می‌شود. همچنین اتوماتاهای یادگیر توانایی یادگیری توابع بهینه‌سازی در شرایط نویری را دارا می‌باشند. ویژگی الگوریتم‌های تکاملی ترکیب اطلاعات ژنتیکی موجود در کروموزوم‌ها و حرکت به سوی راه‌حل بهینه می‌باشد. در این مقاله با ترکیب اتوماتای یادگیر پیوسته و الگوریتم تکاملی، عملکرد بهینه‌سازی اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته تا حد قابل توجهی بهبود یافته است. نکته قابل تأمل توانایی اتوماتای یادگیر پیوسته در مسائل بهینه‌سازی نویری می‌باشد. چنانچه در نتایج آورده شده، اتوماتاهای یادگیر ترکیب شده با الگوریتم تکاملی در مقابل نویر زیاد نیز توانایی یادگیری دارند.

سازماندهی بخش‌های این مقاله به ترتیب زیر می‌باشد. در بخش ۲، اتوماتای یادگیر و انواع اتوماتاهای 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- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر^۲ (LA) یک سیستم تصمیم‌گیری تطبیقی بوده که در مسائل بهینه‌سازی کاربرد دارد. اتوماتای یادگیر می‌تواند توابع ممزوج با نویر را یاد بگیرد. این سیستم، عمل بهینه موجود در مجموعه اعمالش را از تعامل با محیط تصادفی یاد گرفته و عملکرد آتی خود را بر پایه انتخاب عمل بهینه، بهبود می‌بخشد. در هر تکرار اتوماتای یادگیر عمل α_n را بر اساس توزیع احتمال اعمالش انتخاب نموده و بر روی محیط تصادفی اعمال می‌نماید. محیط تصادفی پس از دریافت عمل α_n سیگنال ارزیابی β_n را تولید نموده که سیگنال تقویتی نامیده می‌شود. اتوماتا با دریافت سیگنال تقویتی β_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، اتوماتا 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 مقدار 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.

اتوماتای یادگیر سولوی به دو دسته اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال محدود^۳ (FALA) و اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته^۴ (CALA) تقسیم می‌شود [3]. مجموعه اعمال FALA دارای تعداد محدودی عمل می‌باشد. در این نوع اتوماتای یادگیر، توزیع احتمال اعمال^۵



یک بردار احتمال r -بعدی، که r بیانگر تعداد اعمال می‌باشد، نشان داده می‌شود. برای استفاده از FALA بایستی فضای مسئله به فرم گسسته تبدیل شود. مقادیر اعمال مورد بررسی در این نوع الگوریتم، برابر مقادیر گسسته شده می‌باشد، به عبارتی برای افزایش دقت راه‌حل‌های بدست آمده بایستی دقت فرم گسسته را بهبود بخشید که معادل افزایش تعداد اعمال می‌باشد. با افزایش تعداد اعمال، از سرعت همگرایی الگوریتم یادگیری کاسته می‌شود. برای افزایش سرعت همگرایی اتوماتاهای یادگیر سلسله مراتبی^۵ [4]، اتوماتای یادگیر گسسته‌شده [5]، الگوریتم‌های تخمین^۶ [6-8] و الگوریتم‌های پیگیری^۷ [9-12] معرفی شده‌اند.

در اتوماتای 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 اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته بوده لذا در ادامه اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به اجمال بررسی می‌گیرند.

۱-۲ چند اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته

تاکنون سه اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده است که عبارتند از: اتوماتای یادگیر تاتاجر^۸ و همکارانش [13]، اتوماتای یادگیر هاول^۹ و همکارانش [14] و اتوماتای یادگیر بیگی و میبیدی [15]. در این اتوماتاهای یادگیر، انتخاب اعمال بر اساس یک توزیع احتمال پیوسته بوده که اساس آن توزیع نرمال و یا توزیع یکنواخت می‌باشد.

تاتاجر و همکارانش در [13] اتوماتای 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 بر پایه 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 اتوماتای 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 اتوماتا از نوع مدل-S و در بازه $[-1, 0]$ می‌باشد. بروزرسانی توزیع احتمال نرمال در این اتوماتا از رابطه (۱) و (۲) انجام می‌پذیرد:

$$\mu_{n+1} = \mu_n + a f_1[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] \quad (۱)$$

$$\sigma_{n+1} = \sigma_n + a f_2[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] - a.c.[\sigma_n - \sigma_l] \quad (۲)$$

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

$$f_1[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] = \left[\frac{\beta(\alpha_n) - \beta(\mu_n)}{\phi(\sigma_n)} \right] \cdot \left[\frac{\alpha_n - \mu_n}{\phi(\sigma_n)} \right] \quad (۳)$$

$$f_2[\mu_n, \alpha_n, \sigma_n, \beta(\alpha_n), \beta(\mu_n)] = \left[\frac{\beta(\alpha_n) - \beta(\mu_n)}{\phi(\sigma_n)} \right] \cdot \left[\left(\frac{\alpha_n - \mu_n}{\phi(\sigma_n)} \right)^2 - 1 \right] \quad (۴)$$

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

در روابط فوق، $\beta(\mu_n)$ و $\beta(\alpha_n)$ 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. $a \in (0, 1)$ ، $a > 0$ و $c > 0$ پارامترهای ثابت الگوریتم یادگیری می‌باشند.

هاول و همکارانش در [14] اتوماتای یادگیری با مجموعه اعمال پیوسته به نام CARLA معرفی نموده‌اند. در این اتوماتا 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^{۱۱} 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:

$$\int_{\alpha_{\min}}^{\alpha_n} f(x, n) dx = z(n) \quad (۵)$$

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



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

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

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

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

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

در رابطه (7)، a ، g_h ، g_w و λ مقادیر ثابت می باشند. در این اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته، محاسبه سیگنال تقویتی $\beta(\alpha_n)$ نیازمند ذخیره ارزیابی های محیط ($J(\cdot)$) در تکرارهای مختلف می باشد.

بیگی و میبیدی در [15] اتوماتای یادگیری با مجموعه اعمال پیوسته معرفی نموده اند. توزیع احتمال اعمال این اتوماتا به صورت نرمال و همانند الگوریتم CALA دارای دو پارامتر توزیع یعنی میانگین نرمال و واریانس نرمال می باشد که برای تولید عمل هر مرحله مورد استفاده قرار می گیرد. تفاوت عمده این اتوماتا با اتوماتا CALA، در پارامتر واریانس توزیع نرمال می باشد. در این الگوریتم برای بروزرسانی واریانس توزیع نرمال به جای رابطه خود تطبیقی از یک 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 می شود. این اتوماتای یادگیر با تعامل محیط سعی در یافتن عمل بهینه α^* بر پایه همگرایی میانگین μ_n به α^* و واریانس σ_n به صفر دارد. در این اتوماتا سیگنال تقویتی از نوع مدل-S و در بازه $[-1, 0]$ می باشد. بروزرسانی توزیع احتمال نرمال در این الگوریتم از رابطه (8) و (9) انجام می پذیرد:

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

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

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

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

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

۳- الگوریتم تکاملی

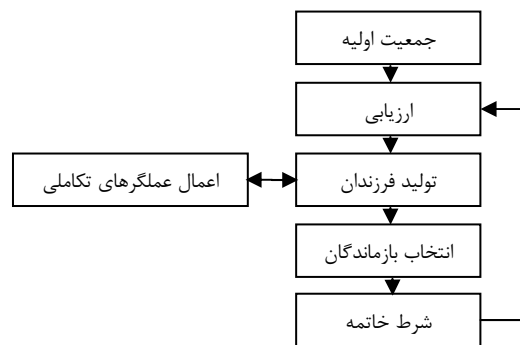
الگوریتم های تکاملی که الهام گرفته از مکانیزم تکامل طبیعی و بنا شده بر اصل انتخاب طبیعی داروین می باشد، در مسائل بهینه سازی و جستجوهای تطبیقی مورد استفاده قرار می گیرند. پارامترهای تعریف شده در این الگوریتم ها شامل مواردی مانند: جمعیت، نحوه نمایش اعضای جمعیت، تابع ارزیابی، تابع انتخاب والدین، عملگرهای تکاملی باز ترکیبی، جهش و تابع انتخاب باز ماندگان می باشد [1]. جمعیت، متشکل از اعضای جمعیت بوده که به هر یک از این اعضاء، کروموزوم گفته می شود. هر کروموزوم باز نمایی از یک راه حل مسئله در غالب ژن ها می باشد. به بیانی هر کروموزوم از تعدادی ژن که کد کننده راه حل مسئله بوده تشکیل شده که مقدار ژن ها بر پایه نوع الگوریتم تکاملی مورد استفاده می تواند باینری، حقیقی و یا حتی از نوع گراف باشد.

هر کروموزوم موجود در جمعیت بر پایه تابع ارزیابی مسئله، ارزیابی می شود. هر کروموزوم بر پایه شایستگی بدست آمده از تابع ارزیابی و بر اساس تابع انتخاب والدین، برای احراز پست والدی کاندید می شود. کروموزوم هایی که به عنوان والد در نظر گرفته شده تحت عملگرهای باز ترکیبی



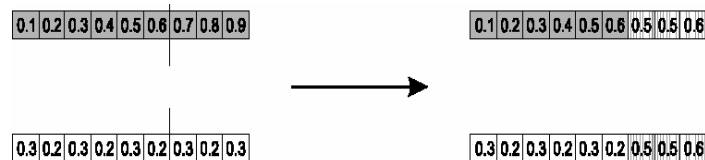
و جهش تولید فرزند می‌نمایند. در نهایت بر اساس راهکار انتخاب بازماندگان تعدادی از فرزندان و تعدادی از اعضای جمعیت اصلی به عنوان جمعیت جدید انتخاب می‌شوند. در الگوریتم‌های تکاملی عموماً جمعیت تمامی نسل‌ها را ثابت در نظر می‌گیرند. غالب کلی الگوریتم تکاملی در شکل (۱) نشان داده شده است.

جمعیت اولیه به صورت تصادفی انتخاب شده و با اعمال پارامترهای مناسب الگوریتم تکاملی بر روی جمعیت می‌توان به راه‌حل بهینه مسئله دست یافت. بر مبنای اصل شایسته سالاری داروین، همگرایی کروموزوم‌ها به راه‌حل بهینه بوده که این امر در بردارنده مفهوم تکامل می‌باشد. قابل توجه است که چون الگوریتم‌های تکاملی از نوع جستجوهای خلاقانه در فضای جستجو بوده و تمامی فضای جستجو مورد ارزیابی و کاوش قرار نمی‌گیرد، تضمینی برای یافتن بهینه سراسری وجود ندارد.



شکل (۱): روند کلی الگوریتم تکاملی.

بر اساس نوع نمایش ژن‌ها، عملگرهای بازترکیبی و جهش مختلفی معرفی شده است. در کروموزوم‌هایی که نمایش ژن‌ها به صورت اعداد حقیقی است می‌توان از عملگرهای تکاملی مانند عملگرهای ریاضی استفاده نمود. در شکل (۲) نمونه‌ای از عملگر بازترکیبی ریاضی ساده نشان داده شده است.



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

عملگر بازترکیبی برای اعداد حقیقی، با ترکیب اطلاعات موجود در والدین، امکان جستجو در فضای بین والدین را امکان پذیر می‌نماید. با اعمال بازترکیبی می‌توان در اطراف راه‌حل والدین به جستجو برای یافتن جواب بهینه پرداخت. عملگر جهش بر روی یک کروموزوم اعمال شده و امکان جستجو در تمامی فضای موجود در فضای جستجو را امکان پذیر می‌نماید. با عملگر جهش امکان جستجو در فضاهای جدید وجود دارد.

۴- الگوریتم ترکیبی پیشنهادی برای مسائل بهینه‌سازی

در این قسمت الگوریتم ترکیبی اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته و الگوریتم تکاملی برای بهینه‌سازی توابع معرفی می‌شود. در این الگوریتم که آنرا به اختصار ECALA^{۱۱} می‌نامیم از الگوریتم تکاملی برای بهبود کیفیت راه‌حل‌های بدست آمده توسط اتوماتای یادگیر پیوسته استفاده شده است.

بر پایه ساختار اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر مرحله عمل αn توسط توزیع احتمال اعمال تولید می‌شود. محیط تصادفی پس از دریافت عمل αn سیگنال ارزیابی عمل مورد بررسی را تولید می‌نماید. بر اساس سیگنال ارزیابی محیط، سیگنال تقویتی βn که از نوع مدل S- و محدود شده در بازه [۰-۱] می‌باشد، تولید می‌شود. سیگنال تقویتی باعث بروز شدن ساختار داخلی اتوماتای یادگیر پیوسته می‌شود. الگوریتم تکاملی براساس پارامترهای الگوریتم تکاملی اعمال شده و بر اساس عملگرهای تکاملی و تابع شایستگی باعث بهبود ساختار اتوماتای یادگیر پیوسته می‌شود. هر کروموزوم در این الگوریتم شامل پارامترهای کد شده اتوماتای یادگیر پیوسته می‌باشد. الگوریتم مورد استفاده در ECALA شامل مراحل زیر است:

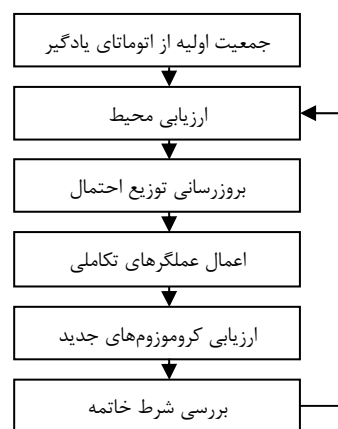
- تعیین مقادیر اولیه برای پارامترهای تکاملی و اتوماتای یادگیر پیوسته



• الگوریتم ترکیبی

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

الگوریتم تکاملی بر اساس شایستگی کروموزوم‌های موجود در جمعیت، تعدادی والد انتخاب نموده و بر اساس احتمال بازترکیبی و نوع بازترکیبی، 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 بازترکیبی و جمعیت موجود به عنوان جمعیت جدید انتخاب می‌گردند. در شکل (۳) ترتیب اجرای الگوریتم ECALA نشان داده شده است.



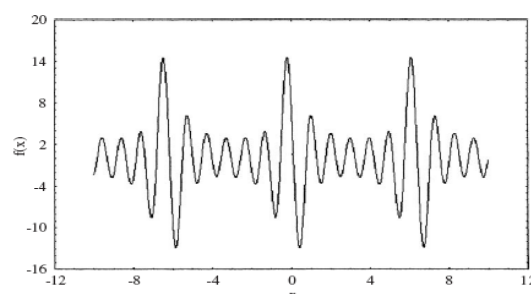
شکل (۳): الگوریتم ECALA

۵- نتایج آزمایشها

در این بخش الگوریتم پیشنهادی ترکیبی بر روی بهینه‌سازی تابع 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 $-12,870.9$ در x های -5.9 ، 0.4 و 6.8 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 اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده توسط بیگی-میبدی (CALA-bm) و تاناچر 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
- بازترکیبی از نوع ریاضی ساده با احتمال ۱۰۰٪
- انتخاب بازماندگان از مجموع جمعیت موجود و فرزندان تولید شده

در جدول (۱) نتایج حاصل از الگوریتم ترکیبی پیشنهادی و اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته بر روی تابع Shubert در شرایط نویزی درج شده است. این نتایج از میانگین‌گیری ۱۰۰ اجرای مختلف بر روی این سه الگوریتم با شرط خاتمه ۵۰۰۰ هزار تکرار می‌باشد. نتایج مندرج برای اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر اجرا از میانگین‌گیری نتایج ۱۵ اتوماتای مجزا بدست آمده است.

جدول (۱): مقایسه الگوریتم ترکیبی پیشنهادی (ECALA) با اتوماتاهای یادگیر پیوسته CALA-bm
(الگوریتم بیگی-میبدی) و CALA (الگوریتم تاناچر و همکاران) بر اساس ارزیابی تابع shubert
میانگین‌های مندرج حاصل از ۱۰۰ بار اجرا هر یک ۵۰۰۰ تکرار می‌باشد.

الگوریتم	σ نويز	میانگین ارزیابی	میانگین مربع خطا
CALA-bm	۵	-۲,۰۵۳۹	۱۵۳,۲۱۷۹
CALA		-۱,۴۹۸۴	۱۶۹,۸۱۸۸
ECALA		-۱۱,۰۲۷۷	۱۲,۸۴۸۰
CALA-bm	۱۰	-۱,۵۹۳۲	۱۷۵,۷۳۰۸
CALA		-۰,۲۴۰۶	۱۸۹,۴۵۰۹
ECALA		-۱۰,۰۳۱۱	۱۷,۶۸۲۵
CALA-bm	۲۰	۰,۰۲۵۳	۲۱۵,۱۰۰۸
CALA		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 اتوماتاهای 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 اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته می‌باشد. نکته قابل توجه در نتایج بالا تأثیرمخرب کمتر نويز بر روی ارزیابی الگوریتم ترکیبی پیشنهادی بویژه نويز با σ برابر ۲۰ می‌باشد. بر اساس نتایج تابع ارزیابی، افزایش نويز تخریب بیشتری بر روی دو اتوماتای 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 اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته، نسبت به نويز نیز حساسیت کمتری دارد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی که از ترکیب اتوماتاهای 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 اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته مقایسه گردید. نتایج مقایسه حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی بر دو روش موجود مبتنی بر اتوماتاهای 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 نويز تأثیر مخرب کمتری بر روی الگوریتم ترکیبی پیشنهادی نسبت به اتوماتای 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.

زیر نویس ها

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

