

یک الگوریتم ترکیبی برای حل مسائل بهینه‌سازی در شرایط نویزی

(اتوماتاهای یادگیر + الگوریتم‌های تکاملی)

سید میثم حسینی سدهی^۱؛ محمد مهدی عبادزاده^۲؛ محمدرضا 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

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

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

^۳ 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 که معرفی شده است. در مسائلی که تابع بهینه‌سازی در دسترس نباشد و تنها نقاط نویزی از تابع مورد ارزیابی موجود باشد، الگوریتم‌های تخمین اتفاقی^۱ [۲] و اوتماتاهاست که معرفی شده است. اوتماتاهاست که در بهینه‌سازی توابع به ویژه تابع ناشناخته است که تنها خروجی نویزی آن در زیادی دارند. اوتماتاهاست که معرفی شده است. در بهینه‌سازی توابع به ویژه تابع ناشناخته است که تنها خروجی نویزی آن در دسترس باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرند. مبنای کار اوتماتاهاست که در پایه یافتن عمل بهینه مجموعه اعمال اوتماتا از طریق تعامل با محیط می‌باشد. در هر مرحله اوتماتا 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. اوتماتا از معرفی شده است. برای بروزرسانی ساختار توزیع احتمال اعمال استفاده نموده و در تکرار این فرآیند احتمال انتخاب عمل بهینه را افزایش می‌دهد.

مجموعه اعمال مورد استفاده در اوتماتاهاست که معرفی شده است. برخی از کاربردها، نیازمند بررسی تعداد اعمال زیادی توسط اوتماتا از معرفی شده است. افزایش تعداد اعمال منجر به کاهش سرعت همگرایی اوتماتا است که برای حل این مشکل راهکارهای در [۱۲-۱۴] ارائه شده است. در [۱۵-۱۶] گونه جدیدی از اوتماتا از معرفی شده است. در این گونه از اوتماتا، تابع توزیع اعمال به صورت پیوسته و عموماً به صورت نرمال می‌باشد. نحوه تعامل این اوتماتاها با محیط تصادفی همانند اوتماتاهاست که در معرفی با مجموعه محدود می‌باشد با این تفاوت که تنها یک توزیع احتمال اعمال وجود دارد.

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

اوپرатор ایجادگیری پیوسته از تابع توزیع احتمال پیوسته اعمال به جای استفاده از تابع توزیع گسسته استفاده نموده که باعث افزایش سرعت همگرایی ایجادگیری و همچنین افزایش دقت راه حل بدست آمده می‌شود. همچنین اوتماتاهاست که ایجادگیری توانایی یادگیری توابع بهینه‌سازی در شرایط نویزی 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 اوتماتا ایجادگیری پیوسته و الگوریتم تکاملی، عملکرد بهینه‌سازی اوتماتا ایجادگیری با مجموعه اعمال پیوسته تا حد قابل توجهی بهبود یافته است. نکته قابل تأمل توانایی اوتماتا ایجادگیری پیوسته در مسائل بهینه‌سازی نویزی می‌باشد. چنانچه در نتایج آورده شده، اوتماتاهاست که در برگیرنده راه حل بهینه حرکت می‌نمایند.

ترکیب شده با الگوریتم تکاملی در مقابل نویز زیاد نیز توانایی یادگیری دارد. سازماندهی بخش‌های این مقاله به ترتیب زیر می‌باشد. در بخش ۲، اوتماتا ایجادگیر و انواع اوتماتاهاست که معرفی شده است. 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 - اوتماتا ایجادگیر

اوپرатор ایجادگیر^۲ (LA) یک سیستم تصمیم‌گیری تطبیقی است که در مسائل بهینه‌سازی کاربرد دارد. اوتماتا ایجادگیر می‌تواند توابع ممزوج با نویز را بگیرد. این سیستم، عمل بهینه موجود در مجموعه اعمال را از تعامل با محیط تصادفی یادگرفته و عملکرد آتی خود را بر پایه انتخاب عمل بهینه، بهبود می‌بخشد. در هر تکرار اوتماتا ایجادگیر 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_n را تولید نموده که سیگنال تقویتی نامیده می‌شود. اوتماتا با دریافت سیگنال تقویتی n β و بر اساس الگوریتم ایجادگیری، توزیع احتمال اعمال را برای انتخاب عمل مناسب‌تر بروزرسانی می‌نماید. به بیانی در طی فرآیند دریافت سیگنال تقویتی و بروزرسانی توزیع احتمال اعمال، اوتماتا یاد می‌گیرد که اقدام بهینه موجود در مجموعه اعمال 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.

اوپرатор ایجادگیر سلولی به دو دسته اوتماتا ایجادگیر با مجموعه اعمال محدود^۳ (FALA) و اوتماتا ایجادگیر با مجموعه اعمال پیوسته^۴ (CALA) تقسیم می‌شود [۳]. مجموعه اعمال FALA دارای تعداد محدودی عمل می‌باشد. در این نوع اوتماتا ایجادگیر، توزیع احتمال اعمال با یک بردار احتمال π -بعدی، که π_i بیانگر تعداد اعمال می‌باشد، نشان داده می‌شود. برای استفاده از FALA باستی فضای مسئله به فرم گسسته

تبديل شود. مقادير اعمال مورد بررسی در اين نوع الگوريتم، برابر مقادير گسته شده می باشد، به عبارتی برای افزایش دقت راه حل های بدست آمده بايستی دقت فرم گسته را بهبود بخشد که معادل افزایش تعداد اعمال می باشد. با افزایش تعداد اعمال، از سرعت همگرایی الگوريتم یادگيري کاسته می شود. برای افزایش سرعت همگرایی اوتوماتاهای یادگیر سلسه مراتبی ^۴، اوتوماتای یادگیر گسته شده [۵]، الگوريتم های تخمین ^{۶-۸} و الگوريتم های پیگیری ^{۹-۱۲} معرفی شده اند.

در اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته (CALA) مجموعه اعمال به صورت پیوسته بوده و برای انتخاب اعمال از توزيع احتمال پیوسته اعمال استفاده می شود. مطالب اين مقاله بر مبنای اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته بوده لذا در ادامه اوتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به اجمال بررسی می گيرند.

۱-۲ - چند اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته

تاکنون سه اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته معرفی شده است که عبارتند از: اوتوماتای یادگیر تاتاچر ^{۱۰} و همکارانش [۱۳]، اوتوماتای یادگیر هاول ^{۱۱} و همکارانش [۱۴] و اوتوماتای یادگیر بیگی و میبدی [۱۵]. در اين اوتوماتاهای یادگیر، انتخاب اعمال بر اساس يك توزيع احتمال پیوسته بوده که اساس آن توزيع نرمال و یا توزيع یکنواخت می باشد.

تاتاچر و همکارانش در [۱۳] اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به نام CALA که از توزيع نرمال با میانگین μ_n و واریانس σ_n استفاده می نماید، معرفی نموده اند. عمل α_n برپا يه توزيع احتمال نرمال در هر مرحله انتخاب شده و مقادير میانگین و واریانس توزيع نرمال براساس سیگنال تقویتی تولید شده توسط محیط بروزرسانی می شود.

این اوتوماتای یادگیر با تعامل محیط سعی در یافتن عمل بهینه α^* بر پا يه همگرایی میانگین μ_n به α^* و همگرایی واریانس σ_n به صفر دارد. سیگنال تقویتی مورد استفاده در اين اوتوماتا از نوع مدل- S و در بازه $[0-1]$ می باشد. بروزرسانی توزيع احتمال نرمال در اين اوتوماتا از رابطه (۱) و (۲) انجام می پذيرد:

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

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

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

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

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

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

در روابط فوق، $(\mu_n, \beta(\alpha_n))$ ارزیابی محیط متناظر با ورودی μ_n و α_n به محیط می باشد. بر اساس روابط (۱) و (۲)، برای بروزرسانی پارامترهای توزيع 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 می شود. $c > 0$ و $a > 0$ ، $a \in (0,1)$.

هاول و همکارانش در [۱۴] اوتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته به نام CARLA معرفی نموده اند. در اين اوتوماتا اعمال مجاز، محدود شده و در بازه $\alpha_n \in [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$ می باشند. در ابتدا چون اطلاعی از توزيع احتمال اعمال نداریم، برای تولید يك عمل از توزيع یکنواخت استفاده می شود. در هر مرحله عمل α_n براساس توزيع $f(n)$ تولید شده و به محیط مدل- S اعمال می شود. برای تولید يك عمل از رابطه (۵) استفاده می شود:

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

$$\alpha_{\min}$$

بر پا يه نتیجه انتگرال که يك تابع توزيع تجمعی می باشد، عمل انتخابی α_n در هر مرحله بدست می آيد. (n) در رابطه (۵)، تابع تصادفی در بازه $[0-1]$ می باشد. پس از ارزیابی عمل انتخابی توزيع محیط، سیگنال تقویتی (α_n, β) طبق رابطه (۶) و بر پا يه سیگنال ارزیابی $J(n)$ محیط محاسبه می شود:

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

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:

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

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

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

در رابطه (7)، a ، g_h ، g_w و λ مقادیر ثابت 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 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 می‌شود. این اوتوماتای 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 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.

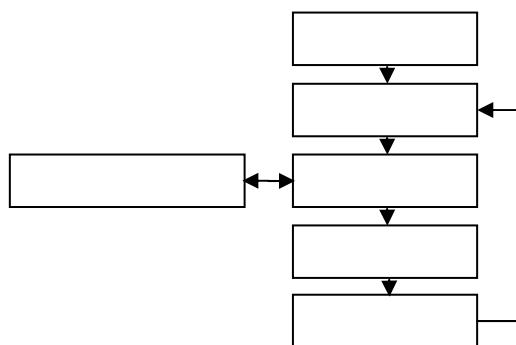
۳- الگوریتم تکاملی

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، متشکل 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 بازترکیبی

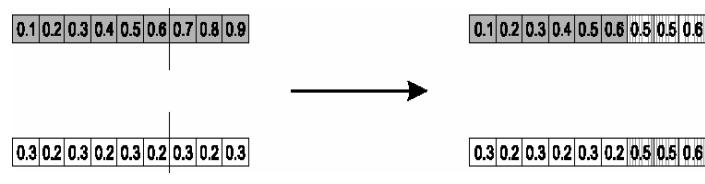
و جهش تولید فرزند می‌نمایند. در نهایت بر اساس راهکار انتخاب بازماندگان تعدادی از فرزندان و تعدادی از اعضای جمعیت اصلی به عنوان جمعیت جدید انتخاب می‌شوند. در الگوریتم‌های تکاملی عموماً جمعیت تمامی نسل‌ها را ثابت در نظر می‌گیرند. غالب کلی الگوریتم تکاملی در شکل (۱) نشان داده شده است.

جمعیت اولیه به صورت تصادفی انتخاب شده و با اعمال پارامترهای مناسب الگوریتم تکاملی بر روی جمعیت می‌توان به راحل بهینه مسئله دست یافت. بر مبنای اصل شایسته سالاری داروین، همگرایی کروموزوم‌ها به راحل بهینه بوده که این امر در بردازندۀ مفهوم تکامل می‌باشد. قابل توجه است که چون الگوریتم‌های تکاملی از نوع جستجوگرهای خلاقانه در فضای جستجو بوده و تمامی فضای جستجو مورد ارزیابی و کاوش قرار نمی‌گیرد، تظیینی 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 راحل 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 راحل‌های بدست آمده توسط اتوماتای یادگیر پیوسته استفاده شده است.

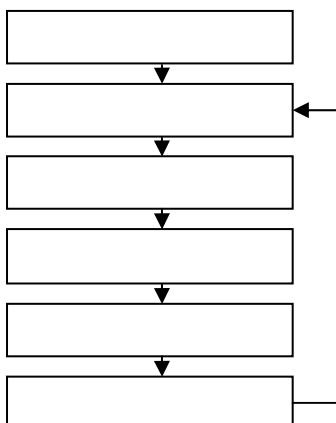
بر پایه ساختار اتوماتای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر مرحله عمل α_n توسط توزیع احتمال اعمال تولید می‌شود. محیط تصادفی پس از دریافت عمل α_n سیگنال ارزیابی عمل مورد بررسی را تولید می‌نماید. بر اساس سیگنال ارزیابی محیط، سیگنال تقویتی β_n که از نوع مدل-S و محدود شده در بازه $[1 - 0^+]$ می‌باشد، تولید 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 یادگیر پیوسته می‌باشد. الگوریتم مورد استفاده در 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 برروی پارامترهای اتوماتای یادگیر
- بررسی شرط خاتمه الگوریتم

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



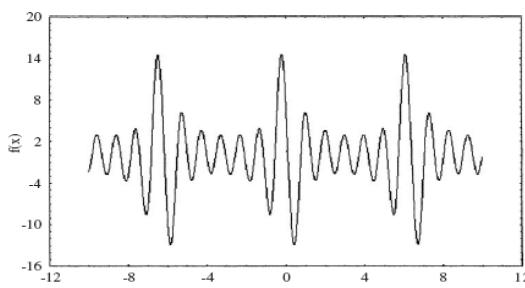
شکل(۳): الگوریتم ECALA

۵- نتایج آزمایشها

در این بخش الگوریتم پیشنهادی ترکیبی بر روی بهینه‌سازی 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 ۹۸۷۰۹ داشته و مقدار ۰.۴، -۵.۹ و ۶.۸ 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-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 اتوماتاهای 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 اتوماتاهای یادگیر با مجموعه اعمال پیوسته در هر اجرا از میانگین‌گیری نتایج 15 اتوماتای مجزا بدست آمده است.

جدول(۱): مقایسه الگوریتم ترکیبی پیشنهادی (ECALA) با اتوماتاهای 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	-۲۰.۵۳۹	-۱۵۳.۲۱۷۹	
CALA	-۱.۴۹۸۴	۵	۱۶۹.۸۱۸۸	
ECALA	-۱۱.۰۲۷۷		۱۲.۸۴۸۰	
CALA-bm	-۱.۵۹۳۲		۱۷۵.۷۳۰۸	
CALA	-۰.۲۴۰۶	۱۰	۱۸۹.۴۵۰۹	
ECALA	-۱۰.۰۳۱۱		۱۷.۶۸۲۵	
CALA-bm	۰.۰۲۵۳		۲۱۵.۱۰۰۸	
CALA	۰.۱۳۸۱	۲۰	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 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 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 نویز 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 نویز 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.

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