دوازدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران
۲۴-۲۲ اردیبهشت ۱۳۸۳

جدول ۱۲- ردیف ۱۹

رهیافتی نو در حفظ پراکندگی جمعیت در الگوریتم‌های ژنتیکی با استفاده از تنظیم فشار عملگر انتخاب

کاظم پوربدخشان
دانشجوی دکتری برق
دانشگاه فردوسی مشهد
ka_po88@stu-mail.um.ac.ir

حبیب رجبی مشهدی
استادیار دانشکده مهندسی
دانشگاه فردوسی مشهد
h_mashhadi@ferdowsi.um.ac.ir

چکیده

در اغلب مسائل بهینه سازی واقعی، هدف از حل مسأله دستیابی به مسئله بهینه سازی سراسری[1] است و الگوریتم ژنتیک(GA) به عنوان یک روش مناسب جهت حل این گونه مسائل مطرح است. به منظور دستیابی به ویژگی‌های لازم برای یک الگوریتم بهینه‌ساز سراسری بایستی عملگرهای مناسبی در الگوریتم طراحی شود و این عملگرها نیز به طور هماهنگ با هم به جستجوی فضا بپردازند. در GA عملگرهای مختلف (انتخاب، جهش، برش و ...) هر یک به نوعی بر این ویژگی‌ها تاثیر می‌گذارند. در این مقاله به تحلیل پراکندگی جمعیت در الگوریتم ژنتیک پرداخته و تأثیر عملگرهای مختلف در حفظ پراکندگی جمعیت در فرآیند تصادفی تکامل مورد مطالعه قرار می‌گیرد. اثر تغییر پارامترهای مختلف الگوریتم روی یک مسأله سخت، آزمایش می‌گردد و یک روش جدید بر اساس تنظیم فشار عملگر انتخاب[2] جهت کنترل پراکندگی ارائه می‌گردد. شبیه‌سازیهای انجام شده روی یک مسأله سخت[3] بخوبی موفقیت روش را تأیید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم ژنتیک، پراکندگی جمعیت، عملگر ژنتیکی، فشار عملگر انتخاب.

۱- مقدمه

مسأله بهینه سازی سراسری، از دیدگاه علوم کاربردی بسیار با اهمیت است و هنوز به عنوان یک مسأله باز در حالت کلی مطرح می‌باشد. GA به عنوان یک روش عددی مناسب برای حل مسأله بهینه سازی سراسری مطرح است. این الگوریتم در دسته روشهای تصادفی[4] قرار می‌گیرد. مزیت اصلی این الگوریتم انعطاف پذیری بسیار بالا در مدل سازی مسائل پیچیده و عدم نیاز به شرایط ریاضی خاص مانند پیوستگی و مشتق پذیری می‌باشد.

حفظ پراکندگی جمعیت یک امر ضروری برای موفقیت هر الگوریتم تصادفی است. زیرا پراکندگی ژنتیکی به تطبیق سریع جمعیت با تغییرات فضای جستجو کمک نموده، همچنین جمعیت را وادار می‌نماید تمام نقاط مبهم فضا را جستجو کند. علاوه براین جمعیت را از تله نقاط بهینه محلی نجات می‌دهد. حفظ پراکندگی در GA بسیار مشکل است، زیرا این الگوریتم

[1] Global Optimization
[2] Selection Pressure
[3] Hard function

[4] Stochastic Methods

طوری طرح ریزی شده است که برای ساختن فوق صفحه‌های مربوط به جوابهای بهینه بدست آمده در فضای جستجوی، به طور نمایی عمل می‌کند. به همین دلیل GA استاندارد خاصیت همگرایی بسیار بالایی دارد. وجود همگرایی بالا در مسئله بهینه سازی محلی یک مزیت به شمار می‌آید، ولی در مسائل دیگر از جمله بهینه سازی سراسری و مسئله بلوغ زودرس می‌تواند عاملی مخرب باشد. زیرا یک الگوریتم بهینه‌سازی سراسری (مانند GA) بایستی دارای ویژگی همگرایی به سمت جواب بهینه سراسری و یا قابلیت اطمینان[1] باشد. به این معنی که در اثر کارکرد الگوریتم برای مدت طولانی، الگوریتم به پاسخ بهینه سراسری نزدیک می‌شود و به عبارت دیگر الگوریتم در تله یک بهینه محلی به دام نمی‌افتد.

روشهای بسیاری برای جلوگیری از بلوغ زودرس و حفظ پراکندگی در GA پیشنهاد شده است. در این بین استفاده از عملگرهای مختلف GA (انتخاب، جهش، برش و ...) به عنوان ابزارهای طبیعی، نقش مهمی در حفظ پراکندگی ایفا می‌کنند. به طور کلی با وجود این عملگرهای تصادفی، GA به صورت یک فرآیند تصادفی عمل می‌کند. روش که در این مقاله ارائه شده است، سعی دارد با تنظیم فشار عملگر انتخاب، پراکندگی جمعیت را حفظ نماید.

در ادامه این مقاله به مروری بر ادبیات مسأله و بررسی کارهای انجام شده در این زمینه پرداخته می‌شود. سپس در بخش سوم به تحلیل نقش عملگرهای مختلف در حفظ پراکندگی جمعیت در فرآیند تصادفی تکامل و ارائه یک روش جدید بر مبنای تنظیم فشار عملگر انتخاب پرداخته خواهد شد. شبیه‌سازی‌های انجام شده در بخش چهارم کارایی عملگر جدید و همچنین عملگر جهش در همگرایی به مقدار بهینه سراسری و ارتباط سرعت همگرایی با میزان پراکندگی نشان داده می‌شود.

۲- مروری بر ادبیات مسأله

در این قسمت به بررسی تحقیقات انجام شده در زمینه پراکندگی جمعیت در GA، پرداخته می‌شود. از آن جمله می‌توان به مقاله Matsui در ۱۹۹۹ که با استفاده از عملگر انتخاب [۱] و همچنین Wang در ۲۰۰۱ که با استفاده منطق فازی روشی برای حفظ پراکندگی پیشنهاد نموده‌اند[۲] اشاره کرد. Ursem در ۲۰۰۲ با استفاده از مفهوم استخراج و اکتشاف به حفظ پراکندگی جمعیت و کنترل آن پرداخته است [۳]. Hatter در ۲۰۰۲ با توجه به تغییر عملگر انتخاب با یک توزیع یکنواخت، روش جدیدی برای حفظ پراکندگی ارائه نموده است [۲]. به طور کلی مقاله‌هایی که در چند سال اخیر در این زمینه به چاپ رسیده‌اند، اصولاً به دو مقوله اندازه‌گیری و حفظ پراکندگی در GA قابل تقسیم می‌باشند. در ادامه این قسمت به این دو مفهوم مهم اشاره می‌گردد.

۲-۱- اندازه‌گیری پراکندگی

اندازه‌گیری پراکندگی اولین مفهومی است که بایستی تعریف شود. در مرجع[۵] برای اندازه‌گیری پراکندگی در فضای کروموزومها، از مفهوم واریانس جمعیت استفاده شده است. اگر میانگین جمعیت را به صورت $\overline{P}$ تعریف شود، در نتیجه:

$$\overline{P} = \frac{1}{N \times l} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{l} p_i^j \qquad (۱)$$

که در آن l طول هرکروموزم، N تعداد جمعیت و p_i^j مقدار jامین بیت کروموزوم iام است. با این تعریف، پراکندگی عبارتست از:

$$D = \frac{1}{N \times l} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{l} [p_i^j - \overline{P}]^2 \qquad (۲)$$

روش دیگری که برای اندازه‌گیری پراکندگی ارائه شده است، استفاده از مجذور مربعات است[٦]:

$$D = \frac{|N|}{|l||N|} \sum_{i=1}^{N} \sqrt{\sum_{j=1}^{l} [p_i^j - \overline{P}]^2} \qquad (۳)$$

برای استفاده از این فرمول‌ها باید اندازه جمعیت، ابعاد مسئله و رنج جستجوی هر متغیر در دست باشد.

در مرجع [۷] از مفهوم عدم قطعیت و تعریف آنتروپی برای اندازه‌گیری پراکندگی مطابق(٤) استفاده شده است.

[1] Reliability

$$D = H(a) = -\sum_{k=1} P(a_k)\log_2 P(a_k) \qquad (٤)$$

که در آن $P(a_k)$ احتمال وجود کروموزوم a در جمعیت است. اندازه‌گیری پراکندگی در فضای ژنی براساس روشهای موجود برای اندازه‌گیری فاصلهٔ همینگ انجام می‌گردد[۸].

۲-۲- حفظ پراکندگی

مفهوم دیگری که در پراکندگی جمعیت وجود دارد، حفظ پراکندگی است. که در این قسمت به بررسی روشهای مختلف ذکر شده برای کنترل آن اشاره می‌شود. فشار عملگر انتخاب[1] یکی از مهمترین روشهای مورد استفاده برای حفظ پراکندگی می‌باشد. روشهای استاندارد انتخاب (STD) یعنی انتخاب تناسبی، انتخاب تورنومنت و وزن‌دهی، انتخاب مقادیر بیشتر و بالاتر برازندگی، انتخاب بولتزمن و انتخاب خطی تناسبی و روشهای دیگر، به لحاظ فراگیر بودن و عمومیت آنها تکرار نمی‌گردند[۹]. اما عملگر انتخاب یکنواخت[2]، که در زمینه حفظ و نگهداری پراکندگی جمعیت بهتر از عملگر استاندارد عمل می‌کند و عملکرد آن توضیح داده می‌شود. با فرض f به عنوان مقدار برازندگی که در فاصله $[f_{\min}\ f_{\max}]$ به صورت یکنواخت انتخاب شده است و $f_{\min}$ و $f_{\max}$ اندازه کمترین و بیشترین مقدار برازندگی است. افرادی از جمعیت P که مقدار برازندگی نزدیکتری به $f = f_{\min} / f_{\max}$ دارند انتخاب شده و به جمعیت اضافه می‌گردند. در این روش فشار واقعی برروی عملگر انتخاب است.

روش دیگر حفظ پراکندگی استفاده از عملگر انتخاب تورنومنت وابسته[3] است[۱۰]. در این روش برای حفظ پراکندگی، در جمعیت جدید فرزندانی انتخاب می‌شوند که والدین آنها فاصله دورتری دارند.

برای حفظ پراکندگی می‌توان از منطق فازی برای تنظیم نرخ برش و جهش و یا پارامترهای p_c و p_m استفاده کرد[۸].

در الگوریتمهای ژنتیکی چند هدفی[4] حفظ پراکندگی بیشتر به مسئله بهینه‌سازی جبهه پارتو برمی‌گردد.

استفاده از ایده اکتشاف و استخراج در تغییر پراکندگی در [۳] شرح داده شده است. در این روش در صورت کاهش پراکندگی جمعیت با تغییر نرخ تغییرات پارامترهای جهش و برش اکتشاف انجام شده و پراکندگی افزایش می‌یابد و در صورت نزدیک شدن به آستانه حدی D_{high}، استخراج شروع شده و پراکندگی کاهش می‌یابد تا به حد پایین D_{low} برسد.

برای حفظ پراکندگی از روش ازدحام[5] نیز استفاده می‌شود. در این روش با کاهش پراکندگی، بعضی از افراد حذف و با عضو جدید که به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد، جایگزین می‌شوند. با این عمل پراکندگی جمعیت در نهایت افزایش می‌یابد.

روش تقسیم برازندگی[6] روش دیگری برای حفظ پراکندگی است. در روشهای قبلی بیشتر از عملگرهای برش و انتخاب استفاده می‌شد در صورتی که در این روش با تقسیم برازندگی و بدون تغییر در پارامترهای GA استاندارد، پراکندگی کنترل می‌گردد. پراکندگی با توجه به برازندگی هر فرد در جمعیت نسل فعلی و تولید نسل آینده کنترل می‌شود.

روش دیگر حفظ پراکندگی استفاده از عملگر جهش[7] است، که در قسمت بعد نحوه عملکرد آن کاملاً توضیح داده می‌شود.

۳- حفظ پراکندگی براساس تنظیم فشار عملگر انتخاب

قبل از این که روش پیشنهادی مقاله جهت حفظ پراکندگی مطرح شود، مناسب است نقش عملگر جهش در تنظیم و کنترل پراکندگی جمعیت مورد بررسی و تحلیل قرار گیرد.

۳-۱- عملگر جهش

از میان پارامترهای مختلف GA، عملگر جهش نقش اساسی در گسترش فضای جستجو دارد. لذا اولین پارامتری که نقش آن در افزایش پراکندگی جمعیت بررسی می‌شود، این عملگر و ضریب p_m است. در صورتی که p_m خیلی بزرگ انتخاب

[1] Selection
[2] Uniform
[3] CTS: Correlative Tournament Selection
[4] Multi-objective

[5] Crowding
[6] Fitness Sharing
[7] Mutation

شود، الگوریتم به سمت جستجوی تصادفی محض[1] میل می‌کند و درصورت کوچک شدن این پارامتر الگوریتم در تله بهینه محلی به دام افتاده و به بلوغ زودرس می‌رسد. لذا اهمیت این عملگر نسبت به عملگر برش[2] و ضریب p_c بسیار بیشتر است. با تغییر p_m در طول کار الگوریتم می‌توان تأثیر آن را در حفظ و نگهداری پراکندگی جمعیت GA بخوبی مشاهده کرد. در بخش چهارم اثر تغییر p_m تحلیل شده است.

۳-۱- روش پیشنهادی

عملگر انتخاب نیز می‌تواند با تنظیم صحیح در حفظ پراکندگی و کنترل آن نقش داشته باشد. مهمترین اصلی که طراحی عملگر انتخاب مطرح است، متناسب بودن شانس انتخاب با برازندگی فرد می‌باشد. از بهترین عملگرهای انتخاب بکار رفته در GA می‌توان به چرخ رولت، انتخاب بولتزمن و انتخاب رقابتی اشاره کرد. از آنجایی که رابطه تناسبی انتخاب و برازندگی می‌تواند به طرق مختلفی و در حالت کلی بصورت یک رابطه غیرخطی تعریف شود، می‌توان از این موضوع به عنوان عاملی در جهت حفظ پراکندگی استفاده نمود. در این مقاله با تنظیم فشار عملگر انتخاب، روش جدیدی جهت حفظ پراکندگی ارائه شده است. روش چرخ رولت برمبنای اختصاص شانس انتخاب بصورت تابعی خطی از برازندگی فرد و بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum f_j} \qquad \sum p_i = 1 \qquad (۵)$$

حال می‌توان این روش را به شکل زیر تعمیم داد:

$$p_i = \frac{f_i^n}{\sum f_j^n} \qquad \sum p_i = 1 \qquad (۶)$$

که در این رابطه $n \in [0,\infty)$ می‌تواند فشار عملگر انتخاب را در وزن دهی به افراد با برازندگی بالا تنظیم نماید. احتمال p_i مربوط به برازندگی $f_i = i$ و $i = 1,2,3$ برای چند مقدار n در جدول۱ آمده است. با توجه به جدول۱ مشاهده می‌شود، با افزایش n عملگر انتخاب معرفی شده به سمت عملگر نخبه‌گرایی[3] میل کرده (کاهش پراکندگی) و با کاهش آن به سمت یک عملگر انتخاب یکنواخت (افزایش پراکندگی) میل می‌نماید. نحوه عملکرد عملگر معرفی شده در بخش چهارم نشان داده شده و کارایی آن مورد مطالعه قرار گرفته است.

جدول۱- فشار n در عملگر انتخاب

n	f_1^n	f_2^n	f_3^n	p_1	p_2	p_3
0	1	1	1	.333	.333	.333
1	1	2	3	.167	.333	.5
2	1	4	9	.071	.285	.642
10	1	1024	59049	6.5e-5	.017	.983

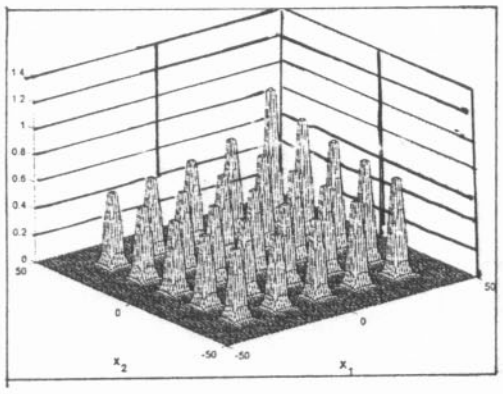
٤- شبیه سازی

٤-١- معرفی تابع تست

همانطور که در قسمت دوم یادآوری شد GA یک بهینه ساز سراسری است. اما مسائل بسیاری وجود دارند که حل آنها برای GA سخت است. از جمله توابع با سطح هموار و یا با ماکزیمم‌های محلی بسیار تیز و فراوان. به این گونه توابع مسائل سخت گفته می‌شود. در این قسمت از تابع تست [۱۱] که از مسائل سخت GA محسوب می‌شود، استفاده شده است. این تابع عبارتست از:

$$f(x) = \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^{2} (x_i - a_{ij})^6} \qquad (۷)$$

تابع تست(۷) دارای چند ماکزیمم محلی است که a_{ij}ها اعداد حقیقی ثابت و نشان دهنده مراکز این ماکزیمم‌های محلی هستند(شکل۱).



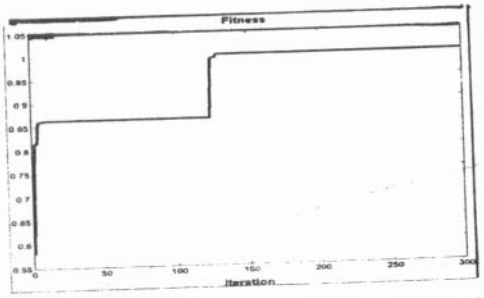
شکل۱- تابع تست $f(x)$

ماکزیمم این تابع در (۳۵،۳۵) و مقدار آن یک است.

[1] Random Walk
[2] Crossover
[3] Elitism

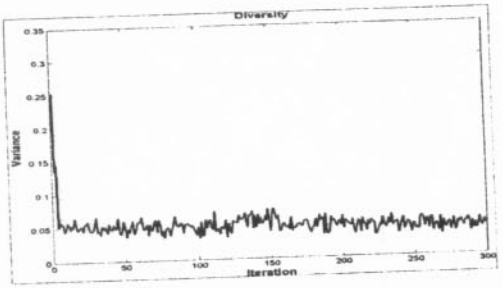
٤-٢- بررسی رفتار الگوریتم ژنتیک استاندارد

شبیه‌سازی‌ها نشان می دهند که GA معمولی برای حل این تابع و یافتن ماکزیمم سراسری آن با مشکل روبرو می‌شود. پاسخ GA به این تابع پس از ۳۰۰بار تکرار با $p_m = .1$ و $p_c = .7$ در شکل۲ نشان داده شده است. وجود بلوغ زودرس در GA معمولی و یا به دام افتادن در تله بهینه محلی در بین نسلهای اولیه بخوبی دیده می‌شود. بالاخره پس ازمدت طولانیGA به لحاظ داشتن قابلیت اطمینان توانسته است مقدار بهینه سراسری را کشف نماید.



شکل ۲- ماکزیمم برازندگی جمعیت برای ۳۰۰ نسل در GA استاندارد

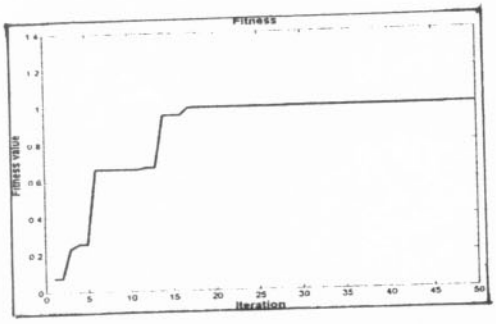
برای نمایش پراکندگی جمعیت با استفاده از رابطه (۲) مقدار واریانس را بعنوان معیاری برای اندازه‌گیری پراکندگی در نظر گرفته شده و در شکل۳ رفتار آن در طی نسلهای مختلف نشان داده شده است. افت شدید و مقدار بسیار پائین پراکندگی در این شکل قابل ملاحظه است.



شکل۳- تغییرات پراکندگی جمعیت در طی ۳۰۰ نسل

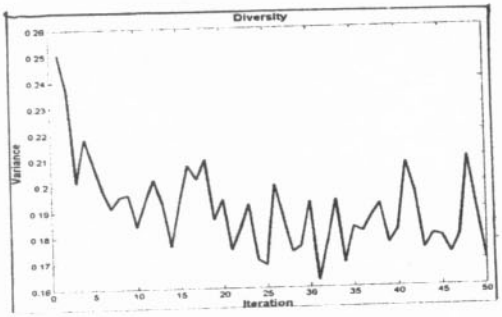
٤-٣- بررسی نقش و تأثیر عملگر جهش

برای نشان دادن تأثیر عملگر جهش با تغییر پارامتر این عملگر درGA استاندارد و قراردادن $p_m = .3$ مراحل فوق تکرار می‌شود. مقدار ماکزیمم برازندگی هر نسل در شکل ٤ نشان داده شده است. این شکل نشان می‌دهد که GA تغییر یافته با پارامتر $p_m = .3$ پس از مدت زمان کوتاهی به مقدار بهینه سراسری دست یابد.



شکل٤- برازندگی برای $p_m = .3$

مقایسه شکلهای ۲ و ٤ گویای این مطلب است که تغییر پارامتر جهش GA معمولی اثر بسیار مثبتی در بهبود الگوریتم و افزایش سرعت همگرایی آن دارد. پراکندگی جمعیت با تغییر p_m در شکل ٥ نمایش داده شده است.

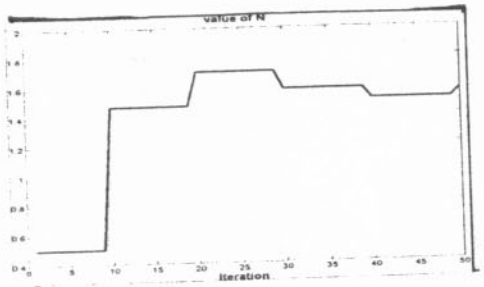


شکل٥- پراکندگی جمعیت برای $p_m = .3$

مقایسه شکلهای ۳ و ٥ تأثیر مثبت تغییر پارامتر جهش در حفظ پراکندگی و افزایش مقدار آن را نشان می‌دهد.

٤-٤- تحلیل کارایی روش پیشنهادی

برای تحلیل کارایی روش تنظیم فشار عملگر انتخاب (فرمول٦) که در این مقاله معرفی شده است، مقدار n، مانند شکل٦ تغییر داده می‌شود.

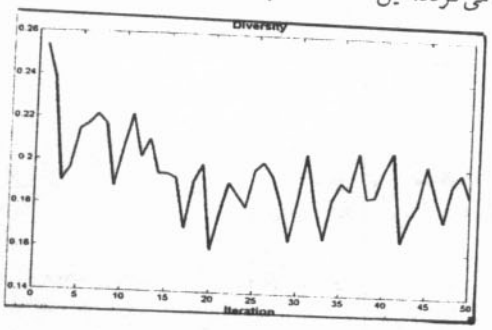


شکل٦- تغییرات n در طی دوره‌های مختلف

مقدار پراکندگی جمعیت متناسب با تغییر مقدار n متغیر است(شکل۷). مقایسه شکلهای ٦و۷ نشان می‌دهد که با

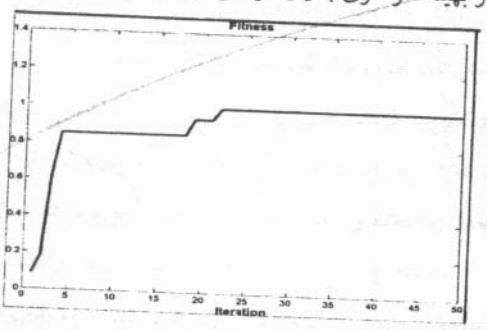
Proceedings of the ICEE2004, Vol. 1,
Mashhad, Iran, May 11-13, 2004.

افزایش n پراکندگی کاهش یافته و با کم شدن آن پراکندگی زیاد می‌گردد. این نکته، مطالب جدول۱ را تأیید می کند.



شکل۷- پراکندگی جمعیت با تغییر n

شکل۸ مقدار ماکزیمم برازندگی این سیستم را نشان می‌دهد. با تغییر فشار عملگر انتخاب، سرعت همگرایی GA به سمت مقدار بهینه سراسری بسیار افزایش می‌یابد.



شکل۸- برازندگی با تغییر n

نتیجه گیری

یکی از مشکلات موجود GA بلوغ زودرس و از بین رفتن پراکندگی است. این مشکل باعث از بین رفتن جستجوگری سراسری الگوریتم می‌گردد. در این مقاله ضمن بررسی روشهای اندازه‌گیری و حفظ پراکندگی در جمعیتهای تولید شده توسط GA، نقش و اهمیت عملگر جهش بررسی گردید و یک روش جدید بر مبنای تنظیم احتمالاتی فشار عملگر انتخاب جهت حفظ پراکندگی ارائه شد. کارایی روش با بررسی رفتارGA استاندارد در حل یک تابع سخت برای یافتن نقطه بهینه سراسری و مقایسه آن با روش جدید تأیید گردید. این بررسی نشان داد GA معمولی برای یافتن نقطه بهینه در حل تابع سخت می‌تواند با مشکل بلوغ زودرس و همگرایی ضعیف مواجه شود. برای تحلیل کارایی الگوریتم، ضریب p_m در عملگرهای جهش و n فشار عملگر انتخاب جدید تغییر یافته و تأثیر آنها در حفظ پراکندگی و افزایش سرعت همگرایی GA در یافتن نقطه بهینه سراسری شبیه سازی شد.

مراجع

1. K. Matsui, Shiznoka unive, New Selection Method to Improve the Population Diversity in Genetic Algorithms, IFEE SMC'99 conference proceeding on System Man and Cybernetics, 1999, vol; 1 pp 625-630.
2. Kejun Wang, A New Fuzzy Genetic Algorithm based on Population Diversity, IEEE International Symposium on Computation and Intelligent in Robotics and Automation, 2001, vol; 1 pp 108-112.
3. Rusmus K. ursem, Thiemo krink, Genetic Programming with Smooth Operators for Arithmetic Expressions: Divaricating and Subdation, CEC 2002, proceeding of Fourth Congress on Evolutionary Computation, vol; 2 pp 1372-1377.
4. Marcus Hutter, Fitness uniform Selection to Preserve Genetic Diversity, IEEE SMC'99 conference proceeding on System Man and Cybernetics, CEC 2002, proceeding of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, vol; 1 pp 783-788.
5. Yee ceung, Young Goa, Degree of Population Diversity, A Perspective on Premeatnre Convergence in Gentic Algoritms and its Marhov Chain Analysis, IEEE T. N.N. 1997 Vol 8. No 5.
6. Ursem, R., K., Diversity-Guided Evolutionary Algorithms. In: Proceedings Of Parallel Problem Solving From Nature VII (PPSN), 2002, P. 462-471.
7. Bedau M. A., Zwick M. Bahm A., Variance And Uncertainty Measures Of Population Diversity Dynamics, Advances In Systems Science And Applications Special Issue I 1995.
8. Robert E. Keller, Wolfgang Banzhaf, Explicit Maintenance Of Genetic Diversity On Genospaces, 1994.
9. S. Droste, Th. Jansen, On The Analysis of A Simple Evolutionary Algorithm With Dynamic Parameter Control, Reihe CI 68/99, SFB 531, Universität Dortmund, 1999.
10. Smith R E, Forrest S And Perelson A S, Searching For diverse, Cooperative Populations With Genetic Algorithms, Evolutionary Computation, 1993, vol. 1, No 2, pp: 127-149.
11. De Jong's Test Function, Internet Hompage.