



دانشگاه اصفهان
دانشکده‌ی فنی و مهندسی
گروه کامپیوتر

مروری بر الگوریتم‌های ژنتیک موازی[†]

نویسنده: اریک کنتوپاز^۱

مترجم: محسن مؤمنی^۲

چکیده

الگوریتم‌های ژنتیک، روش‌های پر قدرتی برای جست‌وجو هستند که با موفقیت برای حل مسائل در زمینه‌های مختلفی به کار گرفته شده‌اند.

الگوریتم‌های ژنتیک موازی، علی‌الخصوص، به راحتی پیاده‌سازی می‌شوند و کارایی پایداری را تأمین می‌کنند. در این زمینه تلاش‌های فراوانی صورت گرفته‌است. در این مرور تلاش کرده‌ایم تا بیش‌ترین نمایندگان شاخص منتشر شده از الگوریتم‌های ژنتیک موازی را، در یک روند مشخص، جمع‌آوری، سازمان‌دهی و ارائه کنیم.

برای سازمان‌دهی مقاله، در این جا یک دسته بندی از روش‌های مورد استفاده در موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک ارائه شده و برای هر یک مثالی نشان داده شده‌است. در هر حال، به خاطر آن که عمده‌ی تحقیقات این زمینه، بر روی این تکنیک‌ها، متمرکز بوده‌است، در این مرور بر این انواع خاص تمرکز شده‌است.

همچنین مقاله به توصیف مهم‌ترین مسائل در مدل‌سازی و طراحی *PGA* های چند جمعیتی پرداخته و برخی پیشرفت‌های اخیر را ارائه کرده‌است.

کلمات کلیدی: الگوریتم‌های ژنتیک موازی، الگوریتم‌های ژنتیک پایه-پیرو، الگوریتم‌های ژنتیک سلسله‌مراتبی، چنددسته‌ای‌ها.

[†] مشخصات کتابشناختی این مقاله چنین است:

Eric Cantù-Paz, "A Survey of Parallel Genetic Algorithms", 1997, Illinois at Urbana-Champaign.

¹ cantupaz@illigal.gc.uiuc.edu

² mohsenmomeni@yahoo.com

۱) مقدمه

الگوریتم‌های ژنتیک روش‌های کارائی برای جست‌وجو هستند، که برپایه‌ی مفهوم انتخاب طبیعی و ژنتیک، استوار شده‌اند. این الگوریتم‌ها در حل مسائل فراوانی در تجارت، مهندسی و علم، به شکل موفقیت‌آمیزی به کار گرفته شده‌اند. [GOL94]

الگوریتم‌های ژنتیک در بیش‌تر موارد قادرند در زمان قابل‌قبولی جواب‌های مطلوبی بیابند، اما در به‌کارگیری آن‌ها، در مسائل بزرگ‌تر و مشکل‌تر، زمان مورد نیاز برای یافتن جواب مقبول، افزایش می‌یابد.

چندین روش برای افزایش سرعت الگوریتم‌های ژنتیک وجود دارد و یکی از به‌ترین انتخاب‌ها در این زمینه، پیاده‌سازی موازی آن‌هاست.

مأموریت این مقاله، جمع‌آوری، سازمان‌دهی و ارائه‌ی مهم‌ترین روش‌های مرتبط با موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک است. به منظور سازمان‌دهی مقالات چشم‌گیر و روبه‌فزونی در این زمینه، این مقاله دسته‌بندی‌ای از انواع مختلف پیاده‌سازی‌های موازی الگوریتم‌های ژنتیک را ارائه کرده‌است. محبوب‌ترین موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک شامل چندین جمعیت است که جداگانه تکامل می‌یابند و گه‌گاه افراد خود را با جمعیت دیگری تعویض می‌کنند. این دسته از الگوریتم‌های ژنتیک موازی، چنددسته‌ای‌ها نامیده می‌شوند. دانه‌درشت یا توزیع‌شده نیز به آن‌ها می‌گویند. این مقاله بیش‌تر بر این دسته‌ی خاص متمرکز می‌شود؛ اما به هر حال دسته‌های بزرگ دیگر نیز توصیف می‌شوند و برخی مثال‌ها به طور خلاصه مورد بحث قرار می‌گیرند.

مثال‌های فراوانی از کاربرد الگوریتم‌های ژنتیک در یک مسئله‌ی خاص وجود دارد، اما توجه این مقاله به همه‌ی مثال‌هایی که در آن‌ها الگوریتم‌های ژنتیک موازی در ارائه‌ی راه حل موفق بوده‌اند، نیست و در عوض، برای درشت‌نمایی مقالاتی است که الگوریتم‌های ژنتیک را در بعضی روندها رشد داده‌اند. خلاصه آن‌که، ما مقالاتی را که راهی جدید یا تلاشی نو را برای به‌کارگیری الگوریتم‌های ژنتیک معرفی کرده‌اند با جزئیات بیش‌تری مورد بررسی قرار می‌دهیم. ولی در عین حال چند مثال برای نشان دادن فایده‌ی الگوریتم‌های ژنتیک در «جهان واقعی» و این‌که این الگوریتم‌ها تنها جنبه‌ی آکادمیک ندارند، ارائه می‌شود.

مقاله به صورت زیر سامان‌دهی شده‌است:

بخش بعد، به معرفی کوتاه الگوریتم‌های ژنتیک می‌پردازد و بخش ۳، یک دسته‌بندی کلی از الگوریتم‌های ژنتیک موازی را ارائه می‌دهد. مرور الگوریتم‌های ژنتیک موازی از بخش ۴ با ارائه‌ی نخستین یافته‌ها، آغاز می‌شود. بخش ۵ روش پایه-پیرو در موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک را ارائه می‌دهد. بخش‌های ۶ و ۷ مقالاتی که درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی روی جمعیت وسیع بوده‌اند

را برمی‌رسد و بخش ۸ مروری بر تحقیقات انجام شده روی الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه‌ریز دارد. بخش ۹ روش‌های آمیخته برای موازی‌سازی را برمی‌رسد و در بخش ۱۰ بعضی مسائل حل شده در مدل‌سازی و طراحی مطرح می‌شود و پیش‌رفت‌های اخیر بررسی می‌گردد. و بالأخره گزارش با ارائه‌ی خلاصه و جمع‌بندی این پروژه به پایان می‌رسد.

۲) الگوریتم‌های ژنتیک - مقدمه‌ای کوتاه

در این بخش پیش‌زمینه‌ی لازم در مورد الگوریتم‌های ژنتیک ارائه می‌شود. بعضی واژه‌ها تعریف می‌شود و نشان می‌دهیم یک الگوریتم ژنتیک ساده چگونه کار می‌کند. اما یک مرور کامل صورت نمی‌گیرد. خوانندگان علاقه‌مند می‌توانند با مراجعه به کتاب گلدبرگ [GOL 89a]، برای یافتن پیش‌زمینه‌ی بیش‌تر و اطلاعات جزئی‌تر در مورد الگوریتم‌های ژنتیک اقدام کنند.

الگوریتم‌های ژنتیک، الگوریتم‌های جست‌وجوی تصادفی^۱ ای هستند که بر پایه‌ی مفهوم انتخاب طبیعی و باز ترکیب استوارند. در آن‌ها تلاش می‌شود که حل بهینه‌ای برای مسئله یافته‌شود. این کار با استفاده از ایجاد تغییرات در جمعیتی از راه‌حل‌های برگزیده صورت می‌گیرد. جمعیت ارزیابی می‌شود و به‌ترین حل‌ها برای باز تولید و ایجاد نسل جدید به وسیله‌ی آمیزش بایک‌دیگر، انتخاب می‌شوند. پس از گذر چند نسل، خصیصه‌های خوب بر جمعیت حاکم می‌شود، که در نتیجه‌ی آن کیفیت حل‌های یافته‌شده بهبود می‌یابد.

مکانیسم پایه در الگوریتم‌های ژنتیک تکامل داروینی است: خصیصه‌های بد از جمعیت حذف می‌شوند، زیرا در افرادی به چشم می‌خورند که پس از فرآیند انتخاب دیگر در جمعیت باقی نمانند. خصیصه‌های خوب باقی می‌مانند و با استفاده از باز ترکیب آمیخته می‌شوند تا افراد به‌تری را باز آفرینند. جهش نیز در الگوریتم‌های ژنتیک وجود دارد، اما به عنوان عمل‌گر دوم محسوب می‌شود. این برای آن است که مطمئن شویم گونه‌گونی جمعیت از میان نمی‌رود؛ و بنابراین الگوریتم ژنتیک می‌تواند به جست‌وجوی خود ادامه دهد.

اندیشه‌ی خصیصه‌های "خوب" با استفاده از مفهوم بلوک‌های ساختمانی (BBs)، که قالب‌های رشته‌ای هستند، که قطعه‌ای کوچک از افراد را می‌سازند و به عنوان یک قسمت تأثیرگذار بر برازندگی افراد عمل می‌کنند. تئوری شایع پیشنهاد می‌کند، که الگوریتم ژنتیک، با BBs منتشرشونده با استفاده از انتخاب و آمیزش کار کند. ما به دنباله‌روی از گلدبرگ، دب و تیرنس [GOL, 93b] مفهوم بلوک‌های ساختمانی را به کوچک‌ترین شمای سازنده‌ی بهینه‌ی سراسری محدود می‌کنیم. در این دید، مجاورت

¹ stochastic

دو BBs از $O(k)$ در یک رشته‌ی خاص، به ساخت BB یی از $O(2k)$ منجر نمی‌شود، بلکه به جای آن به دو BB جداگانه منجر می‌گردد.

اغلب، افراد از یک رشته‌ی دودویی با طول ثابت l تشکیل می‌شوند و بدین سان الگوریتم‌های ژنتیک، فضای جست‌وجویی متشکل از 2^l نقطه را جست‌وجو می‌کنند. در ابتدا، جمعیت شامل چند نقطه‌ی تصادفی انتخاب شده است، مگر اینکه از راه‌های اکتشافی^۱ برای ایجاد حل‌های ابتدائی تقریباً خوب در آن دامنه استفاده کرده باشیم. در مورد اخیر، بخشی از جمعیت کماکان تصادفی ایجاد می‌شود، تا از وجود گوناگونی در میان حل‌ها اطمینان یابیم.

اندازه‌ی جمعیت از اهمیت فراوانی برخوردار است. زیرا بر توانایی دست‌یابی الگوریتم ژنتیک به پاسخ مناسب و زمان دست‌یابی به این پاسخ، اثر می‌گذارد. [GOL92, HAR97] اگر جمعیت خیلی کوچک باشد، شاید عرصه‌ی مناسبی برای BBs نباشد و مشکل می‌توان به حل خوب دست یافت. اگر جمعیت خیلی بزرگ باشد، GA منابع محاسباتی را بی‌جهت تلف می‌کند. این ایجاد تعادل میان کیفیت یک راه حل و زمانی که GA برای یافتن نیاز دارد، همچنان برای GA ‌های موازی نیز وجود دارد، و در قسمت‌های بعدی می‌بینیم که چگونه بر طراحی آن‌ها تأثیر می‌گذارد.

هر فرد در جمعیت، یک مقدار برازندگی دارد. در حالت کلی، برازندگی یک اندازه‌ی نتیجه‌ی نهایی است که بستگی به این امر دارد که فرد تا چه حد توانایی حل مشکل را دارد. در حالت خاص، GA ‌ها اغلب به عنوان بهینه‌ساز عمل می‌کنند و برازندگی یک فرد مقداری است که تابع مأموریت در نقطه به وسیله‌ی رشته‌ی دودویی ارائه می‌دهد. بخش انتخاب، میزان برازندگی را برای تعیین افرادی که باز تولید و در آمیزش مشارکت داده می‌شوند، تا جمعیت نسل بعدی را شکل دهند، به کار می‌گیرد.

GA ‌های ساده از دو عملگر که تاحدودی بر پایه‌ی ژنتیک طبیعی هستند، برای کاوش فضای جست‌وجو استفاده می‌کند: آمیزش^۲ و جهش^۳. آمیزش یک مکانیزم ابتدائی کاوش در GA ‌هاست. این عملگر دو فرد را، از میان آن‌هایی که برای تشکیل نسل بعدی انتخاب شده‌اند، تصادفاً بر می‌گزیند و به شکلی تصادفی زیررشته‌هایی از آن‌ها را با یکدیگر جایگزین می‌کند. برای مثال فرض کنید دو رشته‌ی $A1$ و $A2$ با طول ۸ را داریم:

$$A1 = 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ | \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \\ A2 = 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ | \ 0 \ 0 \ 0 \ 0$$

$I-I$ نقطه‌ی آمیزش در رشته‌ای به طول l وجود دارد. در این مثال، یک نقطه‌ی تکی به عنوان نقطه‌ی آمیزش برگزیده‌ایم، تصادفاً نقطه‌ی ۴ام (که در بالا با نماد \wedge نشان‌اش داده‌ایم). تعویض زیررشته‌ها حول نقطه‌ی آمیزش دو رشته‌ی جدید را در نسل بعدی ایجاد می‌کند:

¹ heuristic
² crossover
³ Mutation

$$AI' = 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0$$

$$A2' = 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1$$

عملگر بازترکیب می تواند اشکال متفاوتی داشته باشد. مثال بالا از *1-point crossover* استفاده کرده، اما می توان از *N-point, 2-point* یا *Uniform* نیز استفاده کرد.

جهش معمولاً به عنوان عملگر کاوش دوم در نظر گرفته می شود. کار آن این است که گوناگونی گونه ها را، که ممکن است در عملیات تکراری انتخاب و آمیزش از دست رفته باشد، باز یابد. این عملگر به طور تصادفی برخی از مقادیر رشته را دگرگون می کند. برای مثال رشته ی

$$AI = 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1$$

را در نظر بگیرید و فرض کنید که نقطه ی ۳ (به تصادف) به عنوان نقطه ی جهش برگزیده شده است. رشته ی جدید، پس از اعمال این عملگر

$$AI' = 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1$$

خواهد بود. همانند آنچه در طبیعت روی می دهد، احتمال روی دادن جهش، در *GA* ها بسیار پایین است، اما احتمال آمیزش معمولاً بالاست.

چندین راه برای متوقف کردن *GA* وجود دارد. یک روش آن است که پس از تولید تعداد معینی نسل، کار متوقف شود. یا ارزیابی های تابع زمان پایان یافتن الگوریتم را مشخص کند. راه دیگر این است که زمانی کار را متوقف کنیم که میانگین کیفیت جمعیت پس از تعدادی (یک تعداد مشخص) نسل، بهبود نیابد. یک راه جایگزین معمول دیگر آن است که *GA* را زمانی متوقف کنیم که همه ی افراد همسان شده باشند، که این حالت تنها در صورتی ممکن است رخ دهد، که از عملگر جهش استفاده نشده باشد.

۳) طبقه بندی الگوریتم های ژنتیک موازی

ایده ی ابتدایی در پس بیش تر برنامه های موازی آن است که کار را به تکه های بزرگی^۱ تقسیم می کنند و این تکه های بزرگ را هم زمان با استفاده از چند-پردازنده ها حل می نمایند. این راهبرد تقسیم و فتح^۲ می تواند در الگوریتم های ژنتیک به روش های گوناگونی به کار گرفته شود. در مقالات^۳ نمونه های فراوانی از پیاده سازی موازی موفق الگوریتم های ژنتیک می توان دید. بعضی روش های موازی سازی از یک تک جمعیت بهره می گیرند، حال آن که بقیه جمعیت را به چندین زیر-جمعیت^۴ نسبتاً مجزا^۵ تقسیم می کنند. بعضی روش ها می توانند، با استفاده از معماری کامپیوترهای موازی توده ای، به شیوه ای

¹ chunk

² Divide and conquer

³ literature

⁴ subpopulation

⁵ isolated

توده‌ای^۱ رفتار کنند. دیگر الگوریتم‌ها برای چند-کامپیوترهای با تعداد عناصر پردازش کم‌تر، مناسب‌اند.

رده‌بندی الگوریتم‌های ژنتیک موازی در این قسمت هم‌سان دیگر رده‌بندی‌های انجام گرفته است. [LIN94, GOR93, ADA94] اما در این جا رده‌بندی را توسعه داده و یک رده‌ی دیگر بر طبقه‌بندی‌های پیشین افزوده‌ایم.

سه نوع اصلی الگوریتم ژنتیک موازی وجود دارد:

(۱) الگوریتم‌های ژنتیک پایه-پیرو با یک تک جمعیت سراسری^۲

(۲) الگوریتم‌های ژنتیک ریز-دانه^۳ با یک تک جمعیت

(۳) الگوریتم‌های ژنتیک درشت-دانه^۴ چندجمعیتی

در یک الگوریتم ژنتیک پایه-پیرو، یک تک جمعیت^۵ *panmictic* وجود دارد. اما ارزیابی برازندگی^۶ میان چندین پردازنده توزیع می‌گردد. (شکل ۱ را ببینید.)

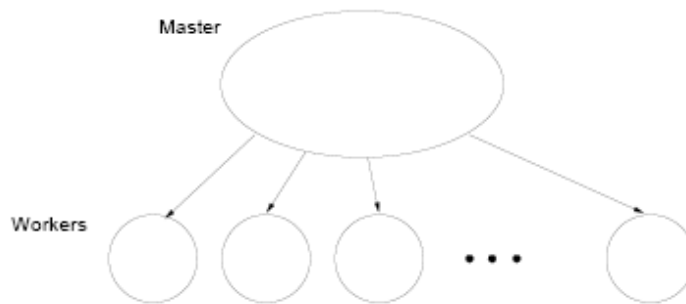


Figure 1. A schematic of a master-slave parallel GA. The master stores the population, executes GA operations, and distributes individuals to the slaves. The slaves only evaluate the fitness of the individuals.

از آن جا که در این نوع الگوریتم ژنتیک موازی، انتخاب و آمیزش^۷ تمام جمعیت را شامل می‌شود، این نوع با نام الگوریتم ژنتیک موازی سراسری^۸ شناخته شده‌است.

الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه ریز، برای کامپیوترهای موازی توده‌ای مناسب‌اند و شامل یک جمعیت ساختار-فاصله‌ای^۹ هستند. انتخاب و آمیزش^۱، به یک همسایگی کوچک محدود می‌گردد، اما هم‌پوشانی^۲ همسایگی‌ها اجازه می‌دهد، تقابل‌هایی بین همه‌ی افراد به وجود آید. (شکل ۲ را ببینید.)

¹ *massively*

² *global*

³ *fine-grained*

⁴ *coarse-grained*

⁵ مترجم معادل مناسبی برای این واژه نیافت. معنای *panmictic* با توجه به متن به تقریب قابل وصول است.

⁶ *Fitness evaluation*

⁷ *Crossover*

⁸ *global pGA*

⁹ *Spatially-structured*

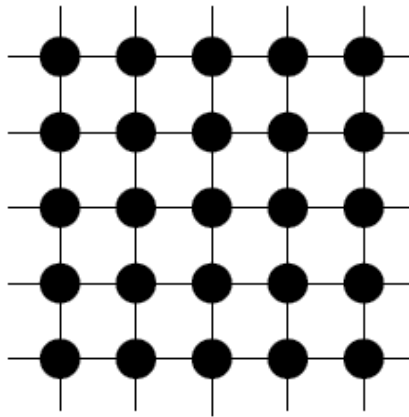


Figure 2. A schematic of a fine-grained parallel GA. This class of parallel GAs has one spatially-distributed population, and it can be implemented very efficiently on massively parallel computers.

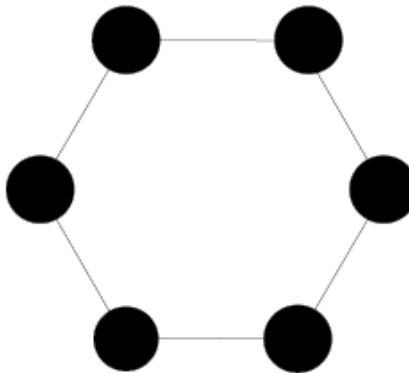


Figure 3. A schematic of a multiple-population parallel GA. Each process is a simple GA, and there is (infrequent) communication between the populations.

حالت ایده آل این است که تنها یک فرد برای هر عنصر پردازش فراهم^۳ باشد. الگوریتم‌های ژنتیک جمعیت چند-گانه^۴ یا چندبخشی^۱ حتا از این هم پیچیده‌تر^۲ است. زیرا این دسته شامل چندین زیرجمعیت است که افرادشان را گاه‌وبی‌گاه^۳ مبادله می‌کنند. (شکل ۳ را ببینید).

¹ *Mating*، واژه‌ی آمیزش در این مقاله گاه در مقابل واژه‌ی *crossover* و گاه در مقابل واژه‌ی *mating* به کاررفته‌است. در این متن تفاوت آشکاری میان معنای برآینده از این دو واژه مشاهده نمی‌شود و هر دو واژه به یک مفهوم اشاره‌دارند. البته در صورت توجه دقیق‌تر می‌توانیم تفاوت‌هایی نیز در کارکرد دو واژه شناسایی کنیم، که در فهم کلی مسئله قابل چشم‌پوشی است.

² *overlap*
³ *available*
⁴ *multiple-population*

این جایگزینی افراد، مهاجرت^۴ نامیده می‌شود. و آن گونه که در فصل‌های بعد خواهیم دید به وسیله‌ی چندین پارامتر کنترل می‌شود.

الگوریتم‌های ژنتیک چند-بخشی، از همه‌ی انواع دیگر رایج‌ترند. در همین حال این رده از الگوریتم‌های ژنتیک موازی از دیگر رده‌ها برای فهم مشکل‌تر و پیچیده‌ترند، زیرا تأثیرات مهاجرت کاملاً فهمیده نمی‌شود.

الگوریتم‌های ژنتیک چند-بخشی تغییرات بنیادینی را در عملیات الگوریتم‌های ژنتیک مطرح^۵ می‌کند و رفتار متفاوتی نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک ساده دارند.

با نام‌های متفاوتی شناخته می‌شوند. گاهی با عنوان الگوریتم‌های ژنتیک توزیع‌شده^۶ از آن‌ها نام می‌برند، زیرا معمولاً در کامپیوترهای با حافظه‌ی توزیع‌شده‌ی *MIMD* پیاده‌سازی می‌شوند. از آن جا که محاسبات، نسبت به نرخ ارتباط بالاست، این‌ها گه‌گاه، درشت-دانه نامیده می‌شوند. و درنهایت از این بابت که یک مدل جزیره‌ای^۷ را در جمعیت ژنتیک تداعی می‌کند^۸، که در آن بخش‌ها نسبتاً منزوی هستند، «الگوریتم ژنتیک موازی جزیره‌ای^۹» نیز نامیده می‌شود.

از آن جا که اندازه‌ی بخش‌ها کوچک‌تر از جمعیت مورد استفاده‌ی الگوریتم ژنتیک ترتیبی است، می‌توانیم انتظار داشته باشیم که الگوریتم ژنتیک موازی سریع‌تر همگرا^{۱۰} شود. اما باید در مقایسه‌ی کارایی الگوریتم‌های ژنتیک ترتیبی و موازی، کیفیت حل یافت‌شده در هر مورد را نیز مدنظر داشته باشیم. بنابراین، با وجود این که هم‌گرایی سریع‌تر بخش‌های کوچک‌تر نکته‌ی صحیحی است، این که کیفیت حل‌های یافت‌شده با استفاده از بخش‌های کوچک‌تر ممکن است بدتر^{۱۱} و نامرغوب‌تر باشد نیز امری صحیح است.

بخش ۱۱، یک تئوری جدید را که کیفیت حل را برای بعضی موارد افراطی^{۱۲} پیش‌بینی می‌کند - و به ما امکان قضاوت منصفانه‌تر در مورد آن‌ها و الگوریتم‌های ژنتیک ترتیبی می‌دهد - ارائه شده است.

توجه به این نکته حائز اهمیت است که، در حالی که الگوریتم ژنتیک موازی پایه-پیرو روی رفتار الگوریتم تأثیرگذار نیست، دو روش دیگر راهکار الگوریتم ژنتیک را تغییر می‌دهند.

¹ *multiple-deme*

² *sophisticated*

³ *occasionally*

⁴ *migration*

⁵ *introduce*

⁶ *distributed*

⁷ *island model*

⁸ *resemble*

⁹ *island pGA*

¹⁰ *converge*

¹¹ *poorer*

¹² *extreme*

برای مثال، در الگوریتم‌های ژنتیک موازی پایه-پیرو، مکانیسم انتخاب همه‌ی جمعیت را به حساب می‌آورد، اما در دو روش دیگر، انتخاب تنها در زیرمجموعه‌ای از جمعیت صورت می‌پذیرد. هم‌چنین، در مدل پایه-پیرو، هر دو فرد موجود در جمعیت امکان آمیزش با یک‌دیگر را دارند، اما در روش‌های دیگر، آمیزش در یک زیرمجموعه از افراد محدود است.

روش پایانی برای موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک، چند-بخشی را با پایه-پیرو یا ریز-دانه ترکیب می‌کند. ما این رده از الگوریتم‌ها را، الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی می‌نامیم، زیرا در سطح بالاتر چند-بخشی، و در سطح پایین‌تر تک-جمعیتی -آن‌گونه که در پایه-پیرو و ریز-دانه دیده‌ایم- هستند.

یک الگوریتم ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی، مؤلفه‌های سودمند هر یک از راهبردها را ترکیب می‌کند و نوید کرائی به‌تر از هر کدام از آن‌ها به‌تنهایی را می‌دهد. بخش ۱۰ مروری بر نتایج پیاده‌سازی *hPGA* ها دارد.

۴ مطالعات اولیه

به‌رغم همه‌ی رشد توجهاتی که روی محاسبات موازی در ۱۵ سال اخیر، می‌بینیم، ایده‌ی ساختن کامپیوترهای موازی توده‌ای، عمر بیش‌تری دارد.

برای مثال در اواخر دهه‌ی ۵۰ میلادی جان هلند، یک معماری برای کامپیوترهای موازی پیشنهاد کرد که می‌توانست تعداد نامعینی از برنامه‌ها را هم‌روند اجرا کند. [*HOL59,HOL60*]

سخت‌افزار کامپیوتر هلند متشکل از ماژول‌های به‌هم‌پیوسته‌ی نسبتاً ساده‌ای بود و برنامه‌ای که روی آن اجرا می‌شد می‌توانست آن‌ها را چنان‌که اجراشونده بودند، تغییر دهد...

یکی از کاربردهایی که هلند، برای این کامپیوتر در نظر داشت، شبیه‌سازی تکامل جمعیت‌های طبیعی بود. «کامپیوترهای مبتنی بر مدار تکرارشونده»، به این اسم هرگز ساخته نشدند، اما بعضی سخت‌افزارهای کامپیوتر موازی توده‌ای در دهه‌ی ۱۹۸۰ (مثلاً *Connectio Machinels*) از مفهوم ماژولار یکسانی با کامپیوترهای هلند بهره گرفتند. نرم‌افزار در هر حال، در کامپیوترهای اخیر، تا حد زیادی انعطاف‌پذیر نیست.

یکی از نخستین مطالعات در چگونگی موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک به‌وسیله‌ی بتکه [*BET76*] هدایت شد. او پیاده‌سازی موازی (سراسری)‌ای از یک الگوریتم ژنتیک *conventional* (پیشگی) توصیف کرد و در مورد الگوریتم ژنتیک با یک گپ نسلی (توضیح، این یکی تنها قسمتی از جمعیت‌اش را در هر نسل جایگزین می‌نمود)، و به تحلیل کارایی^۱ دو الگوریتم پرداخت. تحلیل‌های او نشان داد که

^۱ efficiency

pga سراسری در کامپیوترهای *SIMD* می‌تواند کارایی ۱۰۰٪ داشته‌باشد. او همچنین به تحلیل بهینه‌سازهای مبتنی بر شیب^۱ پرداخت و برخی گلوگاه‌ها، که کارایی الگوریتم موازی را محدود می‌ساخت، را مشخص کرد.

دیگر تحقیق اولیه بر چگونگی تصویر نمودن، الگوریتم‌های ژنتیک روی معماری‌های کامپیوتر موجود به وسیله‌ی گِرِفِنَسْت [GRE81] انجام گرفت. او چهار پیش‌ساخت^۲ برای *pga* پیشنهاد کرد. سه تای نخست انواعی از شمای پایه-پیرو بودند و چهارمی یک *m-pga* بود. در پیش‌ساخت نخست، پردازنده‌ی پایه^۳ جمعیت را ذخیره می‌کند و والدین نسل بعدی را برمی‌گزیند و آمیزش^۴ و جهش را اعمال می‌کند. افراد برای ارزیابی به پردازنده‌های پیرو فرستاده می‌شوند و در پایان هر نسل به پردازنده‌ی پایه برمی‌گردند. پیش‌ساخت دوم بسیار شبیه اولی است، اما تقسیم واضحی بین نسل‌ها وجود ندارد. هنگامی که هر پروسور ارزیابی خود را به پایان می‌رساند، پردازنده‌ی پیرو، فرد^۵ خود را به پردازنده‌ی پایه برمی‌گرداند و فرد دیگری دریافت می‌کند. این شما نیاز به همگام‌سازی را در هر نسل نادیده می‌گیرد و می‌تواند بهره‌وری^۶ را در سطح بالایی برای پردازنده‌ها تأمین کند. (پردازنده‌ها را در سطح بالایی از بهره‌وری نگه‌دارد. -م) حتی اگر پردازنده‌های پیرو با سرعت‌های متفاوتی کار کنند.

در پیش‌ساخت سوم جمعیت در یک حافظه‌ی اشتراکی ذخیره می‌شود، که می‌تواند به وسیله‌ی پیروها ارزیابی شود^۷، که افراد را ارزیابی می‌کنند و عملگرهای ژنتیکی را مستقل از یک‌دیگر اعمال می‌کنند. پیش‌ساخت چهارم گِرِفِنَسْت اما یک *m-pga* است که به‌ترین افراد در هر پردازنده در هر نسل، به همه‌ی پردازنده‌های دیگر، پراکنده (*broadcast*) می‌شوند. پیچیدگی *multiple-deme pga* از این نخستین پیشنهاد آشکار شد و گِرِفِنَسْت چندین پرسش جالب درباره‌ی بسامد^۸ مهاجرت، مقصد مهاجران، توپولوژی و تاثیر مهاجرت بر پیش‌گیری از هم‌گرایی زودرس^۹ مطرح نمود (آن‌ها را برجسته نمود. -م). این تنها پیش‌ساختی بود که چند وقت بعد پیاده‌سازی شد. [PET 87a, PET 87b] و ما مروری بر برخی نتایج آن در بخش ۶ خواهیم داشت. گِرِفِنَسْت هم‌چنین به امکان ترکیب پیش‌ساخت چهارم، با هر یک از سه پیش‌ساخت دیگر به اجمال اشاره کرده‌بود؛ آن چه موجب خلق *pga* سلسله‌مراتبی می‌گردد.

¹ Gradient-based optimizer

² prototype

³ Master processor

⁴ Cross-over

⁵ individual

⁶ utilization

⁷ assess

⁸ frequency

⁹ Preventing premature convergence

۵) موازی‌سازی پایه-پیرو

این بخش به مرور روش موازی‌سازی پایه‌پیرو (یا سراسری) می‌پردازد. الگوریتم در این روش از یک تک جمعیت بهره‌می‌گیرد و ارزیابی افراد و/یا کارکرد عملگرهای ژنتیکی موازی انجام می‌شود. همانند آن چه که در الگوریتم ژنتیک سریال شاهدیم، در اینجا نیز، امکان رقابت^۱ و آمیزش^۲ هر فرد با هر یک از افراد دیگر وجود دارد. (این گزینش و آمیزش سراسری است.)

الگوریتم‌های ژنتیک موازی سراسری^۳ معمولاً به صورت برنامه‌های پایه-پیرو پیاده‌سازی می‌گردند، که در آن‌ها پایه جمعیت را ذخیره می‌کند و پیروها ارزیابی برازندگی^۴ را به عهده دارد. بیش‌تر عملیات معمولی که موازی‌سازی می‌شود، ارزیابی افراد است. زیرا برازندگی افراد، مستقل از باقیمانده‌ی جمعیت است و هیچ نیازی به ارتباط در این فاز وجود ندارد.

ارزیابی افراد، با انتساب یک کسر^۵ از جمعیت به هر یک از پردازنده‌های در دسترس، موازی‌سازی می‌شود. ارتباط تنهایی در زمان دریافت زیرمجموعه‌ی افراد توسط هر پیرو برای ارزیابی و برگشت دادن مقدار برازندگی^۶ آن‌ها، اتفاق می‌افتد.

اگر الگوریتم متوقف شود و منتظر دریافت مقادیر قابلیت برای همه‌ی جمعیت بماند، پیش از اینکه به نسل بعدی روی آورد، الگوریتم همگام است.

یک الگوریتم *M-S PGA* همگام خصوصیات دقیقاً مشابهی با *GA* ساده دارد و تنها در سرعت با آن متفاوت است. در هر حال امکان پیاده‌سازی یک *M-S PGA* ناهمگام نیز وجود دارد، که در آن الگوریتم در انتظار پردازنده‌های کند نمی‌ماند و متوقف نمی‌شود، اما عملکرد آن دقیقاً شبیه *GA* ساده نیست.

بیش‌تر *gpGA*ها، همگام پیاده‌سازی شده‌اند و در کل این مقاله فرض بر این است که *gpGA* دقیقاً همانند *simple GA* کار می‌کند. مدل موازی‌سازی سراسری هیچ پیش‌فرضی در مورد معماری کامپیوتر ندارد، و می‌تواند به صورت مؤثر روی مدل‌های حافظه‌ی اشتراکی و حافظه‌ی توزیع شده پیاده‌سازی شود. روی چند پردازنده‌ی حافظه اشتراکی، جمعیت می‌تواند در حافظه‌ی اشتراکی ذخیره شود و هر پردازنده می‌تواند افرادی که متناسب به آن هستند را بخواند و نتیجه‌ی ارزیابی را باز بنویسد، بدون اینکه کشمکش^۷ پیش آید.

روی یک کامپیوتر با حافظه‌ی توزیع شده، جمعیت می‌تواند در یک پردازنده ذخیره شود. این «پردازنده‌ی پایه» مسئول آن است که جداگانه افراد را به پردازنده‌های پیرو برای ارزیابی ارسال کند،

¹ compete

² mate

³ Global PGAs

⁴ fitness

⁵ fraction

⁶ Fitness value

⁷ conflict

نتایج را جمع آوری نماید و عملگرهای ژنتیکی را اعمال کند تا نسل جدید تولید شود. تعداد افراد منتسب به هر پردازنده می تواند ثابت باشد، اما در بعضی موارد (مثل محیط چند کاربره که کارایی هر پردازنده متغیر است) شاید لازم باشد که تعادل بار محاسباتی بین پردازنده‌ها با استفاده از یک الگوریتم زمان بندی پویا ایجاد گردد. (مثلاً *Guided self Scheduling*)

فוגارتی و هانگک [FOG91] تلاش کرده‌اند، مجموعه‌ای از قوانین، برای برنامه‌های کاربردی متعادل سازی قطب، که زمان قابل ملاحظه‌ای در شبیه سازی صرف آن می شود، را استنتاج نمایند. آن‌ها از شبکه‌ای از *transputer*ها که ریزپردازنده‌هایی با طراحی خاص برای محاسبات موازی هستند، بهره گرفتند. یک *transputer* می تواند مستقیماً به تنها چهار *transputer* دیگر متصل گردد و ارتباط بین گره‌های دلخواه، در آن‌ها با استفاده از بازارسال^۱ پیام‌ها، میسر می گردد. این امر باعث ایجاد سربار زیادی در ارتباط‌ها می گردد، و در تلاش برای کمینه کردن آن، فوگارتی و هانگک *transputer*ها را با توپولوژی‌های مختلف به یکدیگر متصل نمودند. آن‌ها بدین نتیجه رسیدند که پیکربندی شبکه، تغییر قابل ملاحظه‌ای ایجاد نمی کند. آن‌ها به تسریع معقولی دست یافتند، اما رشد زیاد سربار ارتباطی را به عنوان مانعی در مقابل بهبود بیش تر سرعت، تشخیص دادند.

آبرامسون و ابلا [ABR 92] الگوریتم ژنتیکی را روی یک کامپیوتر حافظه-اشتراکی^۲ (یک *EncoreMultimax* با ۱۶ پردازنده) برای جست و جوی تقویم زمانی مؤثری برای مدارس پیاده سازی نمودند. گزارش آن‌ها حاکی از تسریعی محدود بود، و عیب اصلی در آن این بود، که برخی از بخش‌های سریال، که در مسیر بحرانی^۳ برنامه قرار داشت، موجب این نتیجه می گردید. کمی بعدتر، آبرامسون، میلز و پرگینز [ABR93] یک ماشین با حافظه‌ی توزیع شده (یک *Fujitsu AP1000* با ۱۲۸ پردازنده) را به آزمایشات خود افزودند و برنامه‌ی کاربردی خود را متناسب با آن، برای آماده سازی *timetable*ها تغییر دادند و کد آن را اصلاح نمودند. آن‌ها تسریع قابل ملاحظه (و تقریباً مشخصی) را تا حدود ۱۶ پردازنده، روی دو کامپیوتر، گزارش داده‌اند، اما تسریع با افزوده شدن بیش تر پردازنده‌ها به طرز قابل ملاحظه‌ای افت می کند، که بیش از هر چیز به خاطر افزایش ارتباط‌هاست.

اخیراً یک پیاده سازی از الگوریتم ژنتیک سراسری، توسط هاوسر و مانر [HAU94] انجام گرفته است. آن‌ها از سه کامپیوتر موازی مختلف، اما حائز تسریع خوب (تسریع ۵ با استفاده از ۶ پردازنده) بر روی یک ریزپردازنده‌ی *NERV* که سربار ارتباطی پایینی دارد، استفاده کرده‌اند. آن‌ها توضیح داده‌اند، که کارایی پایین و ضعیف دیگر سیستم‌های استفاده شده (یک *SparcServer* و یک *KSRI*) در برنامه ریزی نامناسب نخ‌های محاسباتی به وسیله‌ی سیستم بوده است.

¹ *retransmit*

² *Shared-Memory*

³ *Critical-path*

جنبه‌ی دیگر الگوریتم‌های ژنتیک که می‌تواند موازی‌سازی شود، به کارگیری عملگرهای ژنتیکی است. آمیزش و جهش می‌تواند با استفاده از ایده‌ای مشابه در بخش‌بندی جمعیت و توزیع کار میان پردازنده‌های چندگانه موازی‌سازی شود. به هر حال، این چنان ساده‌اند، که احتمالاً زمان مورد نیاز برای ارسال افراد و بازگشت آن‌ها، هر دست‌اوردی را در کارائی، بازپس می‌زند.

سربار ارتباطی، به علاوه مانع از موازی‌سازی انتخاب می‌گردد. بیش‌تر به این خاطر که اغلب اطلاعات مورد نیاز برای انتخاب، در مورد همه‌ی جمعیت است و بنابراین نیاز به ارتباطاتی گسترده دارد. اخیراً، برانک [BRA97] انواع گونه‌گونی از انتخاب سراسری را بر روی یک *grid* دو بُعدی از پردازنده‌ها موازی‌سازی نموده است و نشان داده که الگوریتم‌های آن‌ها، برای توپولوژی‌ای که استفاده کرده‌اند، بهینه است. (الگوریتم $O(\sqrt{n})$ گام زمانی روی یک *grid* $\sqrt{n} * \sqrt{n}$ وقت می‌گیرد).

در مجموع، پیاده‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک موازی پایه-پیرو، آسان است و وقتی که ارزیابی نیاز به محاسبات قابل توجهی دارد، این روش می‌تواند روشی بسیار مؤثر برای موازی‌سازی باشد. به علاوه، این روش، مزیت دیگری دارد و آن عدم ایجاد تغییر در رفتار جست‌وجوی الگوریتم ژنتیک است، که به همین خاطر می‌توانیم همه‌ی تئوری‌های در دسترس برای الگوریتم ژنتیک ساده را در مورد آن نیز به کار بریم.

۶) الگوریتم‌های ژنتیک موازی چنددسته‌ای - نسل اول

مهم‌ترین خصوصیت‌های الگوریتم‌های ژنتیک موازی چندجمعیتی، استفاده از زیرجمعیت‌های نسبتاً بزرگ و مهاجرت است. الگوریتم‌های ژنتیک چندجمعیتی، یکی از معمول‌ترین روش‌های موازی‌سازی هستند، و مقالات فراوانی در توصیف جنبه‌های گوناگون و جزئیات پیاده‌سازی آن‌ها نوشته شده است. مرور همه‌ی این مقالات، به وضوح، غیرممکن است و بنابراین در این قسمت، تنها مهم‌ترین و تأثیرگذارترین مقالات و چند مثال کوچک از پیاده‌سازی‌ها و کاربردهای خاص آن‌ها، مورد بررسی قرار می‌گیرد.

شاید نخستین مطالعه‌ی سیستماتیک الگوریتم‌های ژنتیک موازی چندجمعیتی، مطالعه‌ی گروسو [GRO85] باشد. هدف او شبیه‌سازی تعامل چندین زیرمؤلفه‌ی موازی از یک جمعیت در حال تکامل بود. گروسو افراد دیپلوئیدی (دو لا) را شبیه‌سازی نمود. (که در آن‌ها برای هر ژن، دو زیرمؤلفه وجود داشت) و جمعیت به ۵ قسمت، تقسیم شده بود. هر قسمت افراد را با همه‌ی قسمت‌های دیگر با نرخ مهاجرت ثابتی مبادله می‌نمود.

با آزمایش‌های کنترل شده، گروسو دریافت که میانگین برازندگی جمعیت در چند قسمت کوچک‌تر، بهبود قابل ملاحظه‌ای نسبت به یک جمعیت بزرگ *panmictic* (تقسیم‌نشده) دارد.

این امر مفهوم مهمی را در جمعیت‌های ژنتیکی بیان می‌نمود: هنگامیکه قسمت‌ها کوچک باشند، ویژگی‌های مطلوب سریع‌تر رشد می‌کنند، تا وقتی که قسمت‌ها بزرگ باشند. اما او این را هم دید که هنگامی که قسمت‌ها ایزوله باشند، رشد سریع برزندگی در یک ارزش برزندگی پایین‌تر (نسبت به جمعیت بزرگ) متوقف می‌شود. به عبارت دیگر، کیفیت حل یافت‌شده، پس از تقاطع^۱ در مورد جمعیت ایزوله بدتر از زمانی است که یک تک‌جمعیت داشته باشیم.

با یک نرخ مهاجرت پایین، قسمت‌ها هنوز رفتار مستقلی دارند و نواحی متفاوتی را می‌کاوند. مهاجران اثر مهمی بر جمعیت ندارند و کیفیت حل همانند زمانی است که قسمت‌ها ایزوله هستند. اما در مهاجرت‌های با نرخ متوسط، جمعیت‌های تقسیم شده، حل‌هایی شبیه آنچه در جمعیت *panmictic* یافت می‌شود، می‌یابند. این مشاهدات نشان می‌دهد که یک کف نرخ مهاجرت بحرانی وجود دارد، که پایین‌تر از آن، کارایی الگوریتم، به وسیله‌ی ایزوله‌سازی قسمت‌ها، پیشگیری می‌شود، و سقفی که جمعیت‌های بخش‌بندی شده حل‌هایی هم‌کیفیت با جمعیت *panmictic* می‌یابند.

در یک الگوریتم ژنتیک موازی مشابه، پتی، لوز و گرفنستت [*PET87a*] یک کپی از به‌ترین فرد یافته شده در هر قسمت را، پس از تولید هر نسل، به همه‌ی همسایه‌ها می‌فرستادند. هدف از این ارتباطات ثابت، اطمینان از این بود که آمیختگی خوبی از افراد به وجود آید. همانند گروسر، نویسندگان این مقاله نیز دریافتند که الگوریتم‌های ژنتیک موازی با چنین سطح بالایی از ارتباطات، حل‌هایی هم‌کیفیت با الگوریتم ژنتیک تربیتی‌ای که جمعیتی *panmictic* و بزرگ داشت را ارائه می‌دهد.

این مشاهدات سؤالاتی را پیش آورد، که تا امروز حل نشده باقی مانده‌اند:

(۱) چه سطحی از ارتباط برای هم‌رفتار نمودن *PGA* با *panmicticGA* لازم است؟

(۲) هزینه‌ی چنین ارتباطی چقدر است؟

(۳) آیا هزینه‌ی ارتباط آنقدر اندک هست که این روش را به آلترناتیو مناسبی برای طراحی الگوریتم ژنتیک موازی بدل کند؟

برای آنکه بتوانیم به چنین سؤالاتی پاسخ دهیم، تحقیقات بیش‌تری برای فهم آثار مهاجرت بر کیفیت جست‌وجو در *PGA* لازم است.

جالب این است که چنین مشاهدات مهمی بسیار پیش از این انجام شده، در حالی که در همان زمان، مطالعات سیستماتیک بر الگوریتم‌های ژنتیک موازی، بدون سبک بوده است.

مثلاً تانس [*TAN87*] الگوریتم ژنتیک موازی‌ای با دسته‌های متصل در یک توپولوژی ابرمکعب^۲ چهاربُعدی، پیشنهاد می‌دهد. در الگوریتم تانس، مهاجرت در ورودی‌های ثابتی میان پردازنده‌ها در یک بُعد از ابرمکعب روی می‌دهد. مهاجران به شکل احتمالی، تصادفاً، از میان به‌ترین افراد یک زیرجمعیت،

¹ convergence

² Hyper cube

برگزیده شده و با به‌ترین افرادی که در یک قسمت یافته می‌شوند، جایگزین می‌گردند. تانس، سه مجموعه آزمایش انجام داد. در نخستین مجموعه، فاصله‌ی زمانی^۱ بین مهاجرت‌ها پنج نسل قرار داده شد و تعداد پردازنده‌ها متفاوت بود. در تست‌هایی با مهاجرت با سرعتی دو برابر و متغیر بودن تعداد پردازنده‌ها، الگوریتم ژنتیک موازی، نتایجی با کیفیت مشابه الگوریتم سریال یافت. اما فهمیدن اینکه آیا الگوریتم موازی جواب‌ها را سریع‌تر از الگوریتم سریال می‌یابد، در این آزمایش‌ها مشکل بود، زیرا دامنه‌ی زمانی بسیار بزرگ بود. در مجموعه‌ی دوم آزمایش‌ها، تانس نرخ آمیزش و جهش در دسته‌ها را تغییر داد، تا مقادیر پارامترها را در تعادل کاوش^۲ و استخراج^۳ بیابد. مجموعه‌ی سوم آزمایش‌ها به مطالعه‌ی اثر بسامد تبادل بر جست‌وجو می‌پرداخت و نتایج نشان دادند که مهاجرت با بسامد بسیار بالا یا بسیار پایین، کارایی الگوریتم را کاهش می‌دهد.

همچنین در همان سال، کُهون، هج، مارتین و ریچاردز، تشابهات دقیقی میان تکامل حل‌ها در pGA و در تئوری $[COH87] punctuated equilibria$ را یادآوری کرده‌اند. این تئوری توسط ال‌رج و گولد برای توضیح حلقه‌ی گم‌شده در آثار فسیلی پیشنهاد شده است. و نشان می‌دهد که در بیش‌ترین اوقات زمان، جمعیت‌ها در تعادل بوده‌اند. (برای مثال، در ترکیب ژنتیکی آن تغییر مهمی وجود ندارد.) اما این تغییرات بر محیط می‌تواند توسط یک تغییر سریع تکاملی شروع شود. یک مؤلفه‌ی مهم برای محیط یک جمعیت ترکیب خود آن است. زیرا افراد در جمعیت باید برای منابع با دیگر اعضا به رقابت پردازند. بنابراین، زنده‌ماندن افراد از دیگر جمعیت‌ها می‌تواند منجر به تعادل شود و باعث تغییرات تکاملی گردد. در آزمایشات آنان با pGA ها، کُهون و دیگران، نشان دادند که نسبتاً تغییرات اندکی در زمان مهاجرت‌ها وجود دارد، اما حل‌های جدید، مدت کوتاهی پس از مبادله‌ی افراد، سروکله‌شان پیدا می‌شود.

کُهون و دیگران الگوریتم‌ها را با یک مسئله‌ی خطی کاریابی محک زدند و با اتصال دسته‌ها با استفاده از توپولوژی مش، آزمایش را انجام دادند. به هر حال آنان دریافتند که انتخاب توپولوژی، در قیاس با "اتصال شدید و قطر پایین برای اطمینان از مناسب بودن نرخ آمیزش^۴ در پیشروی زمان"، تقریباً در کارایی الگوریتم، اهمیتی ندارد. توجه داشته باشید که توپولوژی‌های منتخب آنان چگال-متصل شده^۵ بود و همچنین قطر کمی داشت ($\omega(\sqrt{r})$ ، که r تعداد دسته‌هاست). این کار سپس به وسیله‌ی همان گروه با استفاده از کاربردهای $VLSI$ ، در یک توپولوژی ابر-مکعب چهار بُعدی، در مورد مسئله‌ی بخش‌بندی گراف، پی گرفته شد. $[COH91a, COH91b]$. همانند توپولوژی مش، گره‌ها در ابر-مکعب ۴ همسایه دارند، اما قطر ابر-مکعب کم‌تر از مش است. $(lg_2 r)$.

¹ interval

² exploration

³ exploitation

⁴ mixing

⁵ Densely-connected

خانم تانس کار خود را با مطالعات آزمایشگاهی بسیار خسته کننده‌ای، درباره‌ی بسامد مهاجرت و تعداد و افراد ردوبدل شده در هر زمان، ادامه داد. *[TAN89a]* او کارائی *GA* سریال را در برابر *pGA* (با و بدون داشتن ارتباط) مقایسه نمود. همه‌ی الگوریتم‌ها اندازه‌ی جمعیت مشابهی داشتند (۲۵۶ فرد) و در ۵۰۰ نسل اجرا می‌شدند. تانس دریافت که یک *m-dGA* (الگوریتم ژنتیک چندجمعیتی) بدون ارتباط و در r قسمت که هر یک n فرد دارند، می‌تواند در برخی نقاط در طول اجرا - حل‌هایی هم کیفیت با *GA* سریال تک‌جمعیتی‌ای که از جمعیت $r*n$ فرد برخوردار است، بیابد. به هر حال کیفیت متوسط جمعیت نهایی در *ga*های ایزوله‌ی موازی بسیار پایین‌تر است. با استفاده از مهاجرت، کیفیت جمعیت نهایی، بهبود قابل ملاحظه‌ای داشته و در برخی موارد به تر از کیفیت حل‌های یافته شده در *GA* سریال بوده است. اما در هر حال این نتیجه باید به دقت مورد تفسیر قرار گیرد، زیرا *GA* سریال، در پایان ۵۰۰ نسل کاملاً متشابه نشده است و بهبودهای بیشتر همچنان امکانپذیر است. جزئیات بیش‌تر درباره‌ی آزمایشات و نتایج آن را در مقاله‌ی تانس *[TAN89b]* می‌توانید بیابید. یک مقاله اخیراً به وسیله‌ی بلدینگ *[BEL95]* یافته‌های تانس را با استفاده از توابع *royal road* تایید نموده است. مهاجران به مقصدی تصادفی فرستاده می‌شدند، اما نویسنده مدعی است که آزمایشات با بهره‌گیری از ابر-مکعب نتایج مشابهی داشته است.

در بیش‌تر موارد بهینه‌ی سراسری اغلب زمانی یافته می‌شود که به جای مورد کاملاً ایزوله، از مهاجرت استفاده شود.

حتا در اینجا که ما تنها مشتق از خروار مثال‌های الگوریتم‌های ژنتیک موازی چنددسته‌ای را مرور کردیم، شاید بتوان چندین دلیل، که موجب محبوب و معمول شدن این روش گردیده، بیان داریم:

✓ الگوریتم‌های ژنتیک چنددسته‌ای، توسعه‌ی ساده‌ای از الگوریتم‌های ژنتیک سریال به نظر می‌رسند. دستورالعمل ساده است: چند الگوریتم ژنتیک سنتی (سریال) را گرفته و هر یک را در یک گره از کامپیوتری موازی اجرا کنید و در زمان‌های از پیش مشخص شده‌ای تعداد اندکی از افراد را مبادله نمایید.

✓ نسبتاً تلاش اضافی کم‌تری برای تبدیل الگوریتم ژنتیک سریال به یک الگوریتم ژنتیک موازی چنددسته‌ای نیاز است. بیش‌تر برنامه‌ی الگوریتم ژنتیک سریال دست‌نخورده باقی می‌ماند و تنها توابع اندکی برای پیاده‌سازی مهاجرت به آن اضافه می‌شود.

✓ کامپیوترهای موازی دانه درشت به سادگی در دسترس‌اند و حتا هنگامیکه نیستند، شبیه‌سازی آن‌ها با یک شبکه از ایستگاه‌های کاری یا حتا پردازنده‌ی تنها با استفاده از برخی نرم‌افزارهای *free* که برای این کار طراحی شده‌اند، به آسانی امکانپذیر است. (مانند *MPI* و *PVM*)

این بخش به مرور برخی از مقالاتی که تحقیقاتی نظام‌مند بر روی الگوریتم ژنتیک موازی با استفاده از چند جمعیت را آغاز کرده‌اند و همچنین پرسش‌هایی که در این زمینه هنوز با آن‌ها روبه‌رو هستیم،

پرداخت. بخش بعد به مرور مقالات بیش تری درباره‌ی الگوریتم ژنتیک موازی چنددسته‌ای می‌پردازد و نشان می‌دهد که چگونه این زمینه به بلوغ رسید و شروع به تحقیق دیگر جنبه‌های این الگوریتم‌ها می‌کند.

۷) الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه‌درشت-نسل دوم

با توجه به مقالاتی که در بخش قبل بررسی شد، می‌توان دریافت برخی ایده‌های مهم، آشکار هستند. برای مثال *pGA*ها در ترم‌های رسیدن به کارایی امیدبخش هستند. همچنین، *pGA*ها بسیار پیچیده‌تر از هم‌تایان سریال خود هستند؛ به خصوص مهاجرت افراد از یک قسمت به دیگر قسمت‌ها، که با چندین شاخصه (پارامتر) کنترل می‌گردد. از جمله: (a) توپولوژی‌ای که اتصالات میان زیرجمعیت‌ها را تعریف می‌کند. (b) نرخ مهاجرت، که تعداد مهاجران را کنترل می‌کند. (c) فاصله‌ی زمانی بین مهاجرت‌ها که بر فرکانس مهاجرت تأثیر می‌گذارد.

در اواخر دهه‌ی ۸۰ و اوایل دهه‌ی ۹۰، تحقیقات بر روی *pGA*ها آغاز به کاوش درباره‌ی جایگزینی کردند که *pGA* را سریع‌تر کند و اینکه چگونگی کارکرد آن‌ها را بتوان به‌تر فهمید. تا زمان کنونی نخستین مطالعات تئوری بر روی *pGA*ها آشکار گردیده و تحقیقات آزمایشی برای تشخیص شاخصه‌های مناسب پیگیری می‌شود. این بخش به مرور برخی از نخستین کارهای تئوری و مطالعات آزمایشگاهی درباره‌ی مهاجرت و توپولوژی‌ها می‌پردازد. همچنین در این دوره، بیش‌تر محققان آغاز به استفاده از *GA*های چندجمعیتی برای حل مسائل کاربردی نموده‌اند، و این بخش با مروری کوتاه بر کار آن‌ها خاتمه می‌یابد.

یکی از مسیری که در تکمیل این زمینه اهمیت دارد، آزمایش *pGA*ها به همراه توابع آزمون بسیار بزرگ و سخت است، که تلاش‌هایی در این زمینه شروع شده است. یک مثال قابل توجه کاری است که توسط مولنبن، شومیخ و برن [MUH 91a] انجام گرفته و به توصیف *pGA*هایی می‌پردازد، که بهینه‌ی سراسری چندین تابع مورد استفاده برای محک الگوریتم‌های بهینه‌سازی را پیدا می‌کند. بعدتر، توابع مورد استفاده در این مقاله، توسط دیگر محققان نیز به عنوان محکی برای آزمایش آنان، پذیرفته شد. (مثلاً، [ICHE93, GOR93] مولنبن، شومیخ و برن، از بهینه‌ساز محلی در الگوریتم استفاده نمودند، و چون آن‌ها برنامه‌ای مؤثر و قدرتمند طراحی نمودند، روشن نیست، که نتایج حاصل شده، برای جمعیت توزیع شده، اعتبار دارد و یا برای بهینه‌ساز محلی.

مولنبن عقیده دارد که *pGA*ها می‌تواند در مطالعه‌ی تکامل جمعیت‌های طبیعی سودمند باشد. [MUH 89a, MUH 89b, MUH 92, MUH 91a]. این دید در تمام کسانی که درک کرده‌اند، یک جمعیت چندبخش شده، با جایگزینی گاه‌به‌گاه افراد، همانندی نزدیک‌تری به فرآیند طبیعی تکامل، در قیاس با یک تک جمعیت دارد؛ مشترک است. اما، با وجود اینکه، این نکته که، در یک الگوریتم ژنتیک

موازی می‌توانیم برخی پدیده‌های، مستقیماً همتای طبیعت (مثلاً اینکه، تغییر مناسب انتشار یک کروموزوم، در دسته‌های کوچک‌تر نسبت به دسته‌های بزرگ‌تر سریع‌تر است) را ببینیم، درست است؛ قصد اصلی اغلب محققان این زمینه، تنها طراحی سریع‌تر الگوریتم‌های جست‌وجوست.

۱-۷) نظریه‌پردازی‌های اولیه

در جمع‌بندی همه‌ی مقالاتی که، تا کنون غالباً بر پایه‌ی نتایج تجربی انتشار یافته‌اند، اما پس از نخستین موج انتشار به توصیف پیاده‌سازی‌های موفق پرداخته‌اند، به نظر می‌رسد که مطالعات تئوریک اندکی انجام گرفته است. یک مطالعه‌ی نظری درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک (موازی) نیاز به برگرفتن فهمی عمیق‌تر از این الگوریتم‌ها دارد، تا بتوانیم آن‌ها را در پتانسیل کامل‌شان، به کار گیریم.

شاید نخستین تلاشی که پایه‌ای نظری برای کارایی یک *PGA* فراهم آورد، مقاله‌ی نوشته شده توسط پتی و لوئیز [PET 98] باشد. در این مقاله‌ی آن‌ها استنتاجاتی درباره‌ی شمای قضیه‌ای برای آن دسته از *PGA*هایی که تصادفاً افراد را برمی‌گزینند تا در هر نسل پراکنده‌شان کنند، توصیف گردیده است. محاسبات آن‌ها نشان داد که تعداد مورد انتظار دنباله‌های تخصیص داده شده بر شما می‌تواند به وسیله‌ی یک تابع تجربی محدوده‌بندی^۲ گردد، دقیقاً همانگونه که در مورد الگوریتم‌های ژنتیک سریال انجام می‌گیرد.

یک سؤال تئوریک بسیار مهم تعیین آن است که آیا (و تحت چه شرایطی) یک *PGA* می‌تواند حل به‌تری نسبت به *sGA* بیابد؟ استارک وثر، وایتلی و متیاس [STA 91] دو مشاهده‌ی مهم را در قبال این پرسش از سر گذراندند. نخست آنکه، دسته‌های نسبتاً ایزوله، تمایل به همگرایی به حل‌های متفاوتی دارند، و مهاجرت و بازترکیب ممکن است حل‌های جزئی را ترکیب کند. استارک وثر و دیگران احتمال دادند، که به همین دلیل الگوریتم ژنتیک موازی با مهاجرت اندک، ممکن است حل‌های به‌تری نسبت به توابع مجزا ارائه دهد. دومین مشاهده‌ی آن‌ها آن بود که، اگر بازترکیب نتایج حل‌های جزئی در افرادی با برازندگی پایین انجام شود (شاید بدین خاطر که تابع مجزا نبوده است)، الگوریتم ژنتیک سریال ممکن است بر آن مزیت داشته باشد.

۲-۷) مهاجرت

یکی از علائم بلوغ این زمینه آن است که تحقیقات بر جنبه‌های خاصی از الگوریتم‌های ژنتیک موازی تمرکز نموده‌اند. این بخش به مرور برخی مقالاتی که به کاوش درباره‌ی تدبیرهای مهاجرتی جایگزین، در جهت کارا تر نمودن الگوریتم‌های ژنتیک موازی پرداخته‌اند، می‌پردازد.

¹ broadcast

² bounded

در اکثر الگوریتم‌های ژنتیک موازی چنددسته‌ای، مهاجرت هم‌گام بدین معنی است که این امر در خلال زمان‌های از پیش تعیین شده‌ی ثابتی روی می‌دهد. مهاجرت می‌تواند ناهم‌گام نیز باشد که بنابراین دسته‌ها تنها پس از روی دادن برخی رخدادها ارتباط برقرار می‌کنند. مثالی برای مهاجرت ناهم‌گام را می‌توان در رساله‌ی گروسو که آزمایش‌های او با سامانه‌ی مهاجرت "تاخیری"، که مهاجرت را تا قبل از همگرایی تقریباً کامل دسته اجازه می‌دهد، یافت.

بران [BRA 90] چنین ایده‌ی را مورد استفاده قرار داد و الگوریتمی ارائه نمود که در آن مهاجرت پس از همگرایی کامل روی می‌دهد. (نویسنده واژه‌ی "انحطاط" را برای این مفهوم مورد استفاده قرار داده است.) با این هدف که گوناگونی در دسته‌ها بازاندوزی گشته و از همگرایی زودرس حل در کیفیت پایین جلوگیری گردد. استراتژی مهاجرت یکسانی پس از آن توسط مونه‌تامو، تاکی و ساتو [MUN 93] استفاده گردید و اخیراً کانت‌پاز و گلدبرگ [CAN97b] مدل‌های نظری‌ای را که -در محیط کاملاً متصل- به پیش‌بینی کیفیت حل‌ها می‌پردازد ارائه نموده است.

سؤال جالب دیگری در این جا به ذهن خطور می‌کند: چه زمانی، زمان شایسته‌ی مهاجرت است؟ به نظر می‌رسد که اگر مهاجرت در طول زمان اجرا بسیار زود رخ دهد، ممکن است تعداد بلوک‌های خوش‌ساختمان مهاجران اندک‌تر از آن باشد که بتواند تأثیری بر جست‌وجوی در مسیر صحیح داشته باشد، و ارتباطات گران‌اتلاف منابع را موجب گردد.

راهبرد متفاوتی برای مهاجرت که توسط مارین، ترلس-سالازار و سنداوال [MAR 94b] توسعه داده شد. آن‌ها راهبردی متمرکز را پیشنهاد نمودند که در آن فرآیندهای پیرو یک الگوریتم ژنتیک را در جمعیت خود اجرا نموده و متناوباً به‌ترین نتایج جزئی را به فرآیند پایه ارسال می‌نمایند. سپس، فرآیند پایه برازنده‌ترین افراد یافته شده -توسط هر فرآیند- را برگزیده و آن‌ها را به دیگر پیروها اشاعه می‌دهد. نتایج آزمایشگاهی در یک شبکه‌ی کامپیوتری نشان داد که با استفاده از تعداد اندکی گره -حدود ۶ گره- تسریع غیرخطی حاصل می‌گردد و نویسندگان مدعی شده بودند که این راهبرد می‌تواند گستره پذیری^۱ ای تا حدود شبکه‌های بزرگ داشته باشد، زیرا ارتباط تکرار شونده نیست.

۷-۳) توپولوژی‌های ارتباطی

یک مؤلفه‌ی مغفول در مورد الگوریتم‌های ژنتیک موازی در گذشته، توپولوژی ارتباطات داخلی میان دسته‌ها بوده است. توپولوژی فاکتور مهمی در کارایی الگوریتم ژنتیک موازی است، زیرا سرعت (یا کندی) توزیع یک حل خوب را به دیگر دسته‌ها تعیین می‌کند. اگر توپولوژی اتصالات گسترده و چگالی داشته باشد (یا قطر کم، یا هر دو)، حل‌های خوب، سریع به دیگر دسته‌ها منتشر خواهند شد، و احتمالاً به سرعت بر جمعیت مسلط خواهند شد. از طرف دیگر، اگر توپولوژی اتصالات خلوت و کمی

¹ Scale up

را دارا باشد (یا قطر زیادی داشته باشد)، حل‌ها آهسته‌تر منتشر می‌شوند و دسته‌ها از یک دیگر ایزوله‌تر خواهند بود که اجازه‌ی وقوع حل‌های متفاوت را می‌دهد. این حل‌ها ممکن است در زمان بعدتری جمع‌آوری شوند، و برای ساخت افراد بالقوه به‌تر، باز ترکیب شوند.

توپولوژی ارتباطی همچنین به خاطر آنکه، فاکتور مهمی در هزینه‌ی مهاجرت به حساب می‌آید از اهمیت برخوردار است. برای مثال، یک توپولوژی با اتصالات چگال، آمیختگی به‌تری از افراد، عرضه می‌کند، اما مستلزم هزینه‌ی ارتباطی افزون‌تری نیز هست.

روند عمومی الگوریتم‌های ژنتیک موازی چند-دسته‌ای استفاده از توپولوژی‌های ایستایی است که در ابتدای اجرا مشخص شده‌اند و تا پایان بی‌تغییر می‌مانند. عمده‌ی پیاده‌سازی‌های الگوریتم‌های ژنتیک موازی چند-دسته‌ای که توپولوژی‌های ایستایی دارند، از توپولوژی طبیعی کامپیوتر در دسترس‌شان برای تحقیق بهره می‌گیرند. برای مثال، پیاده‌سازی‌ها بر روی ابرمکعب‌ها *[COH91a, TAN89a]* و حلقه‌ها *[GOR93]* معمول هستند.

مطالعه‌ی آزمایشگاهی‌ای اخیراً نشان داده که الگوریتم‌های ژنتیک موازی با توپولوژی چگال، حل سراسری را، با استفاده از ارزیابی توابع کم‌تری، نسبت به الگوریتم‌های ژنتیک دارای اتصالات خلوت، می‌یابند. *[CAN94]* این مطالعه توپولوژی‌های کاملاً متصل چهاربُعدی، ابرمکعب‌های چهاربُعدی، یک مش حلقه‌مانند *(toroidal)* 4×4 ، و حلقه‌های بی‌جهت و دوجهته را در نظر می‌گیرد.

دیگر انتخاب مهم، استفاده از توپولوژی دینامیک است. در این روش، یک دسته به ارتباط با مجموعه‌ای ثابت از دسته‌ها، محدود نمی‌گردد، و به جای آن، مهاجران به دسته‌هایی ارسال می‌شوند، که برخی معیارها را برآورده سازند. انگیزه‌ی استفاده از توپولوژی دینامیک، تشخیص دسته‌هایی است، که مهاجران، احتمالاً می‌توانند تغییراتی در آن‌ها ایجاد کنند. نوعاً، معیار استفاده شده برای انتخاب دسته، به عنوان مقصد، شامل اندازه‌هایی از گوناگونی جمعیت است *[MUN93]* و یا اندازه‌ی فاصله‌ی ژنوتیپیک میان دو جمعیت *[LIN94]*. (یا برخی افراد نماینده‌ی یک جمعیت، مثلاً به‌ترین آن‌ها)

۴-۷) کاربردها

بسیاری از پروژه‌های کاربردی که از الگوریتم ژنتیک موازی چندجمعیتی استفاده می‌کنند، تاکنون انتشار یافته‌اند. این بخش تنها به بررسی مثال‌های شاخص می‌پردازد.

مسئله‌ی بخش‌بندی گراف یکی از کاربردهای مشهور الگوریتم ژنتیک چنددسته‌ای است. (برای مثال کارهای انجام شده توسط بسیر و تالبی *[BES91]* و کُهن، مارتین و ریچاردز *[COH 91c]*، تالبی و بسیر *[TAL 91]*) کار "لوین" *[LEV94]* روی مسئله‌ی بخش‌بندی مجموعه برجسته است. الگوریتم او حل‌های سراسری را با 36699 و 43749 متغیر صحیح می‌یابد. او دریافت که کارائی اندازه‌گیری شده به عنوان

کیفیت حل و تکرار آنچه می‌یابد، با اضافه شدن دسته‌های بیش‌تر افزایش می‌یابد. همچنین لی و ماشفورد [LI90] و مولنین [MUH89b] راه‌های قابل قبولی برای مسئله‌ی انتساب درجه‌ی دوم (که یک مسئله‌ی بهینه‌سازی دیگر است) می‌یابند.

الگوریتم ژنتیک موازی دانه درشت برای یافتن حل‌هایی برای مسئله‌ی توزیع بار محاسباتی در گره‌های پردازشی کامپیوترهای *MIMD*، توسط نیواس [NEv91]، مونتین و تالبی [MUN91] و سردینسکی [SER94] نیز به کار گرفته شده‌اند.

یکی دیگر از کاربردهای بحث‌انگیز، سنتز مدارهای *VLSI* است. دیوس، لیو و الیاس [DAV94] انواع گوناگونی از الگوریتم ژنتیک موازی را در جست‌وجوی حل این مسائل به کار گرفته‌اند. دو گونه از الگوریتم ژنتیک موازی از جمعیت‌های چندگانه بهره گرفته‌اند (از میان چهار دسته) و گونه‌ی دیگر (سوم) الگوریتم ژنتیک سراسری است که ۱۶ فرآیند کارگر را برای ارزیابی جمعیت به کار می‌گیرد. در نخستین الگوریتم ژنتیک چنددسته‌ای، دسته‌ها ایزوله هستند و در دومین گونه، دسته‌ها با برخی دسته‌های دیگر، (به صورت نامشخص) در زمانبندی قابل برنامه‌ریزی‌ای، ارتباط دارند. این مقاله بسیار جالب است، زیرا شامل دو عنصر غیرمعمول است: نخست اینکه، الگوریتم ژنتیک موازی با استفاده از *Linda* (یک زبان هماهنگ‌سازی موازی که معمولاً به خاطر کند بودنش مورد ملاحظه قرار می‌گیرد/نمی‌گیرد) پیاده‌سازی شده. و دوم اینکه، تسریع با استفاده از زمانی که برای یافتن یک حل، با کیفیتی ثابت و معین، به وسیله‌ی الگوریتم‌های ژنتیک سریال و موازی صرف می‌شود، اندازه‌گیری شده است. محاسبه‌ی تسریع بدین روش، اندازه‌ی کارایی قابل ملاحظه‌ای را برای الگوریتم ژنتیک موازی، نسبت به زمانی که زمان اجرای الگوریتم‌های ژنتیک را برای نسل‌های معینی مقایسه کنیم، نشان می‌دهد.

۸) الگوریتم‌های ژنتیک غیرسنتی

همه‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی چندجمعیتی از الگوریتم ژنتیک سنتی‌ای که در بخش دوم مرور گردید، استفاده نمی‌کنند. برخی الگوریتم‌های ژنتیک جدید (غیرسنتی) نیز موازی‌سازی شده‌اند و بهبودهایی نسبت به حالت سریال در آن‌ها گزارش گردیده است. برای مثال، مارسکی [MAR 94a] از مدل *Devidor's ECO* [DAV 91] در گره‌ها برای الگوریتم توزیع‌شده‌ی خود استفاده نموده است و از شماهای مهاجرتی متفاوتی با پیچیدگی‌های متفاوت بهره می‌گیرد. ساده‌ترین شما مهاجرتی این است که اصلاً هیچ مهاجرتی نداشته باشیم و فقط نتایج را از هر گره، در پایان یک اجرا، جمع کنیم. الگوریتم‌های پیچیده‌تر مستلزم مهاجرت در دسته‌های *ECO* کامل است. چندین سیاست جایگزینی مورد کاوش قرار گرفت، که تنها مزایای حاشیه‌ای داشت.

Genttor یک الگوریتم ژنتیک حالت-یکنواخت^۱ است، که در آن تنها بخش کوچکی از افراد در هر نسل تغییر می‌کنند. در نسخه‌ی توزیع‌شده‌ی *Genttor* [WILL 90] افراد در فواصل زمانی ثابتی به همسایه‌ها مهاجرت می‌کنند و با بدترین افراد دسته‌ی مقصد جایگزین می‌شوند. در مقاله‌ی اصلی و همچنین در کاری که بعداً توسط گوردون و وایتلی [GOR 93] انجام گرفت، بهبود قابل ملاحظه‌ای نسبت به نسخه‌ی سریال، برای این الگوریتم گزارش شده است.

تلاش‌هایی برای موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک^۲ *messy* نیز صورت گرفته است. [GOL 89b] الگوریتم‌های ژنتیک *messy* دو فاز دارند. در فاز اولیه جمعیت ابتدایی با استفاده از شمارش جزئی^۳ ایجاد می‌گردد، و با استفاده از انتخاب به شیوه‌ی تورنمنت از این تعداد کاسته می‌شود. در مرحله‌ی بعد (مرحله‌ی مجاورت^۴)، حل‌های جزئی یافت‌شده در مرحله‌ی نخست، با یکدیگر آمیخته می‌شوند. از آنجا که مرحله‌ی نخست زمان اجرا را کنترل می‌کند، مرکل و لامونت [MER 93b] در تلاش برای بسط کار قبلی انجام شده توسط دایمک [DYM 92]، از چندین استراتژی توزیع داده برای تسریع فاز نخست استفاده نموده‌اند. نتایج بدست آمده مشخص می‌کند که در حالی که تغییر قابل ملاحظه‌ای در کیفیت حل‌ها در استراتژی‌های گونه‌گون توزیعی پدید نیامده است، در زمینه‌ی زمان اجرا این استراتژی‌ها به دستاوردهای قابل ملاحظه‌ای رسیده‌اند.

مرکل، گیتز، لامونت و پیچر یک الگوریتم ژنتیک *messy* سریع را موازی‌سازی نموده‌اند، [GOL 93a] تا صورت‌بندی بهینه‌ی مولکول‌های *Met-Enkephalin* را جست‌وجو کنند. [MER 93a] در این مسئله، الگوریتم، تسریع خوبی را برای ۳۲ پردازنده نشان داد، اما با پردازنده‌های بیش از ۳۲، تسریع دیگر به سرعت افزایش نمی‌یابد.

کوزا و اندره [KOZ 95] از شبکه‌ای از *transputer*ها برای موازی‌سازی برنامه‌سازی ژنتیک بهره گرفتند. در این مقاله، آنان مطالعاتی درباره‌ی نیازمندی‌های حافظه و محاسباتی الگوریتم خود انجام داده و به این نتیجه رسیدند که *transputer*ها با توجه به هزینه مؤثرترین راه برای پیاده‌سازی این الگوریتم هستند. ۶۴ دسته در پیاده‌سازی آنان در یک *mesh* دو بُعدی به همدیگر متصل گردیده و هر دسته دارای ۵۰۰ فرد است. نویسندگان نرخ‌های مهاجرت متفاوتی را آزمایش کرده‌اند و گزارش آنان حاکی از تسریع خطی فوق‌العاده^۵ در تلاش‌های محاسباتی (و نه زمان کل)، با استفاده از نرخ مهاجرت معتدل (در حدود ۰.۸٪) بوده است.

۹) الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه‌ریز

¹ *Steady-state*

² شلوغ، آشفته

³ *Partial enumeration*

⁴ *Juxtapositional phase*

⁵ *Super linear*

این الگوریتم‌ها تنها یک جمعیت دارند، اما این جمعیت ساختاری فضایی^۱ دارد، که تعامل بین افراد را محدود می‌کند. یک فرد تنها می‌تواند با همسایگان خود رقابت و آمیزش کند، اما همسایگانی که در حل‌های خوب همپوشانی دارند، ممکن است در تمام جمعیت توزیع شوند.

رابرتسون [ROB87] الگوریتم ژنتیک یک سیستم دسته‌بندی^۲ را بر روی یک CM-1^۳ موازی‌سازی نمود. او انتخاب والدین، انتخاب سیستم‌های دسته‌بندی‌ای که باید جایگزین شوند، آمیزش و Crossover را موازی‌سازی نمود. زمان اجرای پیاده‌سازی او مستقل از تعداد سیستم‌های دسته‌بندی بود. (تا حدود 16k، تعداد عناصر پردازنده در CM-1)

آسپاراگوس به وسیله‌ی جرج-شلتر [GOR 89a, GOR89b] و مولنین [MUH 89a, MUH 89b]، معرفی گردید. آسپاراگوس از ساختار جمعیتی‌ای استفاده می‌کند، که یک نردبان^۴ را با پایان‌های بالایی و پایینی همانند می‌کند و با یکدیگر گره می‌زند. آسپاراگوس برای حل برخی مسائل ترکیبی بهینه‌سازی با موفقیت زیادی به کار گرفته شده است. بعدتر یک ساختار جمعیت خطی در [GOR 91] استفاده گردید و روش‌های مختلف آمیزش مقایسه شد. [GOR 92b]

آسپاراگوس از الگوریتم کوهنوردی (Hillclimbing) محلی برای بهبود برانندگی افراد در جمعیت خود بهره می‌گیرد. این امر آن را برای جدا کردن سهم ساختار فضایی جمعیت در کیفیت جست‌وجو مشکل می‌سازد. به هر حال همه‌ی نتایج تجربی نشان از این دارند که آسپاراگوس ابزار بهینه‌سازی بسیار مؤثری است.

ماندریک و اسپینس [MAN89] نوعی الگوریتم ژنتیک موازی دانه-ریز را پیاده‌سازی نمودند، که جمعیت آن در یک grid^۵ دو بُعدی توزیع شده بود. انتخاب و آمیزش تنها با یک همسایه امکان‌پذیر بود و نویسندگان دریافتند که کارایی الگوریتم با افزایش اندازه‌ی همسایگی، پایین می‌آید. در نهایت، اگر سایز همسایگی به اندازه‌ی کافی بزرگ باشد، این الگوریتم ژنتیک موازی، همسان الگوریتمی با یک تک جمعیت عمل خواهد نمود. نویسندگان، این الگوریتم را به صورت راتئوریک در دو سال پیاپی [SPI 90, 91] تحلیل کرده‌اند و تحلیل‌های آنان نشان می‌دهد که برای سایز دسته‌ی s و طول رشته‌ی l پیچیدگی زمانی الگوریتم $O(s+l)$ یا $O(s \lg s) + l$ گام زمانی است، بسته به اینکه چه تدبیری برای انتخاب در نظر گرفته شود.

اخیراً سارما و دژانگ [SAR96] اثرات اندازه و شکل^۵ همسایگی را بر انتخاب مکانیسم بررسی نموده‌اند و نسبت شعاع همسایگی را به شعاع کل شبکه‌ی $grid$ را پارامتری تعیین‌کننده یافته‌اند، که فشار انتخاب

¹ spatial

² classifier

³ Connection Machine- 1

⁴ ladder

⁵ shape

در تمام جمعیت را تعیین می کند. تحقیقات آنان به شکلی کمی مشخص ساخت، که زمان انتشار حل خوب در کل جمعیت، با توجه به اندازه‌ی همسایگی متفاوت، تغییر می کند. معمول است که افراد یک الگوریتم ژنتیک موازی دانه-ریز را در یک شبکه‌ی *grid* دوبعدی قرار می دهند، زیرا در بسیاری از کامپیوترهای موازی توده‌ای، عناصر پردازش با این توپولوژی متصل شده‌اند. به هر حال، بسیاری از این کامپیوترها، یک مسیریاب سراسری دارند که می تواند پیام‌ها را به همه‌ی پردازنده‌های داخل شبکه بفرستد (با هزینه‌ای بالاتر)؛ دیگر توپولوژی‌ها نیز می تواند بر روی *grid* شبیه‌سازی گردد. شووهم [SCH92] تذیر استفاده از ساختارهای متفاوت را بر جمعیت الگوریتم ژنتیک موازی دانه-ریز مقایسه نموده است. در این مقاله، یک مسأله‌ی بخش‌بندی گراف به عنوان محک آزمون ساختارهای جمعیتی متفاوت بر روی کامپیوتر *MasPar MP-1* شبیه‌سازی شده است. ساختارهای تست شده، یک حلقه، یک *torus*، یک مکعب $8 \times 8 \times 16$ ، یک ابرمکعب $4 \times 4 \times 4 \times 4$ و یک ابرمکعب دودویی ۰ ابعادی بوده است. الگوریتم با ساختار *torus* زودتر از دیگر الگوریتم‌ها همگرا گردید، اما ذکری از کیفیت نتیجه در مقاله نیامده است.

اندرسون و فریس [AND90] نیز ساختارهای جمعیتی مختلف و الگوریتم‌های جایگزینی متفاوت را مورد بررسی قرار داده‌اند. آن‌ها ساختار دو حلقه‌ای، ابرمکعب، دو مش و یک ساختار "جزیره‌ای"، که در آن تنها یک فرد از دسته با دسته‌ای دیگر همپوسانی داشت، را مورد آزمایش قرار دادند. آن‌ها نتیجه گرفتند که برای مسئله‌ی خاصی که آن‌ها برای حل آن تلاش می کردند (تعادل خط مونتاژ) ساختارهای حلقه و "جزیره" به‌ترین هستند. بالوجا دو متغیر را بر یک ساختار خطی و یک ساختار مش دوبعدی [BAL92] *BAL93* آزمایش کرد و دریافت که مش به‌ترین نتایج را تقریباً در همه‌ی مسائلی که مورد آزمون قرار گرفته‌اند، به دست می دهد.

الگوریتم ژنتیک موازی دانه-ریز برای حل بعضی مسائل کاربردی بسیار مشکل با موفقیت به کار گرفته شده‌اند. یک مسئله‌ی متداول، کوله‌پشتی دودویی دوبعدی است و مسائل حل رضایتمندی که به وسیله‌ی کروگر، شووندرلینگ و وامبرگر [KRO91, KRO92, KRO93] الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه-ریزی برای حل آن‌ها یافت شده‌اند. مسئله‌ی زمانبندی کار نیز مسئله‌ای متداول در الگوریتم ژنتیک است. تاماکی و نیشیکاوا [TAM92] الگوریتم‌های ژنتیک دانه-ریز را با موفقیت برای حل این مسئله به کار برده‌اند.

شاپیرو و ناوتا [SHA94] از الگوریتم‌های ژنتیک دانه-ریز، جهت پیش‌بینی ساختار ثانویه‌ی RNA استفاده نموده‌اند. آن‌ها توپولوژی طبیعی *X-Net* کامپیوتر *MasPar-2* را برای تعریف همسایگی هر فرد استفاده نموده‌اند. توپولوژی *X-Net* یک عنصر پردازشگر را به ۸ پردازنده متصل می کند. توپولوژی‌های منطقی مختلفی همراه الگوریتم ژنتیک آزمایش شده‌اند. توپولوژی‌های منطقی گوناگونی همراه الگوریتم

ژنتیک تست گردیدند: همه‌ی هشت همسایه‌ی نزدیک، چهار نزدیک‌ترین همسایه، و همه‌ی همسایه‌های دارای مشخصه‌ی فاصله‌ی d ، نتایج برای $d > 2$ ضعیف‌ترین نتایج بوده است، و شمای ۴-همسایه همواره نسبت به هشت-همسایه به‌تر^۱ بود.

مقالات اندکی به مقایسه‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی دانه-ریز و دانه-درشت پرداخته‌اند. *[BAL93]* در این مقایسه‌ها گاهی دانه-ریزها پیش افتاده‌اند، اما گاهی نیز نتیجه عکس این بوده است. مشکل اینجاست که مقایسه‌ها نباید در یک شرایط مطلق ترتیب داده شوند، بلکه، باید مشخصاً روشن سازیم که ما چه چیزی را می‌خواهیم کمینه‌سازیم (برای مثال، زمان) یا قصد داریم چه چیزی را بیشینه‌سازیم (برای مثال، کیفیت حل‌ها را) و مقایسه‌ها را بر معیار خاص خود صورت دهیم. گوردون، وایتلی و بوهم *[GOr92a]* نشان داده‌اند که مسیر بحرانی الگوریتم ژنتیک دانه-ریز کوتاه‌تر از الگوریتم ژنتیک چند-جمعیتی است. این بدان معنی است که اگر پردازنده‌های کافی در دسترس باشند، الگوریتم‌های ژنتیک موازی توده‌ای، صرف‌نظر از اندازه‌ی جمعیتی که دارند، به زمان کم‌تری برای به پایان رساندن اجرای خود نیازمندند. در هر حال، مهم است به این نکته توجه داشته باشیم که این یک مطالعه‌ی تئوریک است و شامل ملاحظات‌ی چون پهنای باند ارتباطی یا حافظه‌ی مورد نیاز نمی‌شود. گوردون *[GOR94]* به مطالعه‌ی محلی بودن فضایی، در ارجاعات حافظه‌ای، در مدل‌های مختلف الگوریتم‌های ژنتیک موازی، نیز پرداخته است. این تحلیل‌ها برای تعیین مناسب‌ترین خط‌مشی محاسباتی، برای هر مدل، سودمند است.

۱۰ الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی

تعداد کمی از محققان تلاش کرده‌اند دو روش موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک را ترکیب‌نموده و از این رهگذر الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی را به‌وجود آورده‌اند. برخی از این الگوریتم‌های دورگه‌ی جدید، درجه‌ای جدید از پیچیدگی را به چشم‌انداز پیچیده‌ی موجود افزوده‌اند. دیگر الگوریتم‌های دورگه مدیریت شده‌اند تا پیچیدگی‌ای همسان یکی از مؤلفه‌های خود داشته باشند.

¹ *Outperformed?*

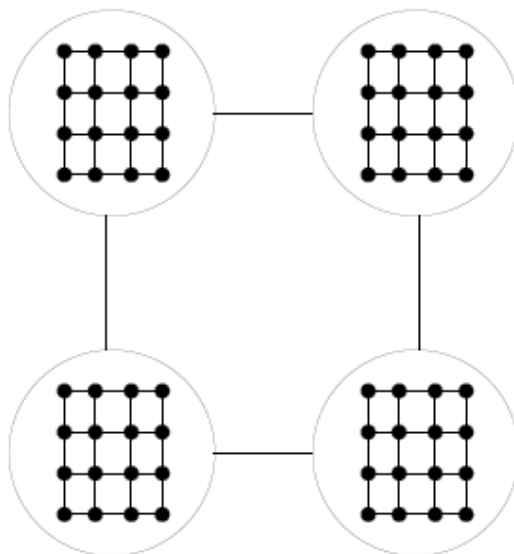


Figure 4. This hierarchical GA combines a multi-deme GA (at the upper level) and a fine-grained GA (at the lower level).

هنگامیکه دو روش موازی سازی الگوریتم های ژنتیک ترکیب شوند، یک سلسله مراتب را شکل می دهند. در سطح بالاتر، اغلب الگوریتم های ژنتیک موازی دورگه الگوریتم های چندجمعیتی هستند. برخی الگوریتم های ژنتیک موازی دورگه نیز الگوریتم های ژنتیک دانه-ریز را در سطح پایین تر خود دارند. (شکل ۴ را ببینید).

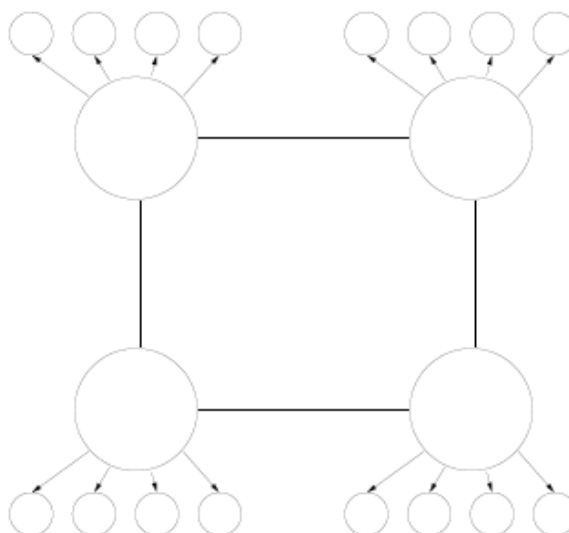


Figure 5. A schematic of a hierarchical parallel GA. At the upper level this hybrid is a multi-deme parallel GA where each node is a master-slave GA.

برای مثال گروا-او [GRU94] الگوریتم ژنتیک موازی "آمیخته" ای طراحی نمود. در الگوریتم او، جمعیت هر دسته در یک *grid* دوبعدی قرار داده شده بود و دسته ها خود به شکل یک *torus* دوبعدی

متصل شده بودند. مهاجرت در بین دسته‌ها در فواصل زمانی مشخصی اتفاق می‌افتاد و نتایج خوب یک طراحی شبکه‌ی عصبی جدید و برنامه‌ی کاربردی یادگیری گزارش می‌شدند.

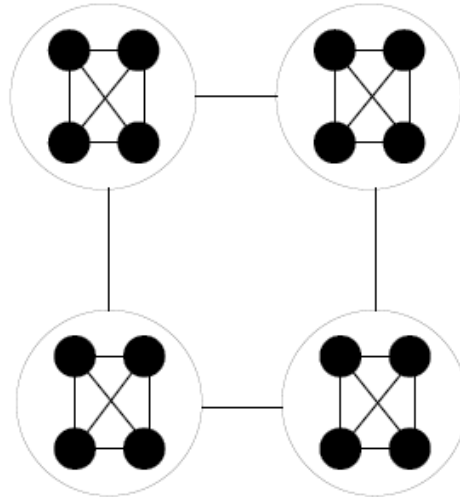


Figure 6. *This hybrid uses multi-deme GAs at both the upper and the lower levels. At the lower level the migration rate is faster and the communications topology is much denser than at the upper level.*

جدیداً در اسپاراگوس تجدید نظر شده [GOR97]، و ساختار نردبانی آن با ساختاری حلقه‌ای جایگزین شده است، زیرا حلقه قطر بزرگ تری دارد و اجازه‌ی تفکیک به‌تر به افراد می‌دهد. نسخه‌ی جدید (اسپاراگوس ۹۶) چندین زیرجمعیت را نگهداری می‌نماید که خود را در ساختار حلقه‌ای سازماندهی کرده‌اند. مهاجرت میان زیرجمعیت‌ها امکانپذیر است، و هنگامی که یک دسته همگرا می‌شود، به‌ترین افراد دسته‌ای دیگر را دریافت می‌نماید. پس از آنکه همه‌ی جمعیت‌ها همگرا گردیدند، اسپاراگوس ۹۶ به‌ترین و دومین فرد از هر جمعیت را می‌گیرد و از آن‌ها به عنوان جمعیت اولیه‌ی اجرای پایانی بهره می‌گیرد.

لین، گودمن و پانچ [LIN97] نیز از الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی به همراه زیرجمعین‌های فضایی-ساختاریافته^۱ بهره گرفته‌اند. قابل توجه این‌که آن‌ها نیز از توپولوژی حلقه ای خلوت و قطور-برای اتصال زیرجمعیت‌ها استفاده کرده‌اند. اما هر دسته در آن به شکل یک *torus* ساختار یافته است. نویسندگان الگوریتم آمیخته‌ی خود را در مقابل الگوریتم‌های ژنتیک ساده، یک الگوریتم‌های ژنتیک دانه-ریز، دو الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی با ساختار حلقه‌ای (یکی از پنج دسته استفاده می‌کند و از اندازه دسته‌های متفاوتی بهره می‌گیرد و دیگری سائز دسته‌ی ثابت ۵۰ فرد در هر دسته را دارد و

¹ *Spatially-structured*

تعداد دسته در آن متغیر است) و یک الگوریتم‌های ژنتیک چند-دسته‌ای دیگر با دسته‌های متصل در یک *torus*، مقایسه نموده‌اند. با استفاده از مسئله‌ی زمانبندی کار، به عنوان محک آزمایش، آن‌ها دریافتند که الگوریتم ژنتیک ساده، همانند دیگر الگوریتم‌ها حل‌های خوبی نمی‌یابد و اینکه اضافه کردن دسته‌های بیش‌تر به الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی کارایی را بیش از افزودن افراد بیش‌تر و افزایش تعداد کل جمعیت، به‌تر می‌کند. الگوریتم آمیخته‌ی آن‌ها حل‌های به‌تری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها یافت.

نوع دیگری از الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی از ساختار پایه-پیرو در هر دسته از یک الگوریتم ژنتیک چند-جمعیتی استفاده می‌کند. (شکل ۵ را ببینید) مهاجرت بین دسته‌ها اتفاق می‌افتد و ارزیابی افراد به صورت موازی انجام می‌گیرد. این راهبرد مسائل تحلیلی جدیدی مطرح نمی‌کند و می‌تواند در هنگام کار با کاربردهای پیچیده با توابع هدفی که نیاز به زمان محاسباتی قابل ملاحظه دارند مفید واقع شود. بیانچینی و براون [BIA93] مثالی از این روش موازی‌سازی الگوریتم‌های ژنتیک ارائه می‌کند و نشان می‌دهد که این روش می‌تواند حلی با کیفیت همسان الگوریتم‌های ژنتیک موازی پایه-پیرو یا یک الگوریتم ژنتیک چند-دسته‌ای، در زمانی کوتاه‌تر بیابد.

جالب است بدانید، مفهومی شبیه این توسط گلدبرگ [GOL89a] در بستر یک پیاده‌سازی شیء‌گرا از یک "مدل ارتباطی" الگوریتم ژنتیک موازی، طرح شده بود. در هر اجتماع^۱ چندین خانه وجود دارد که والدین بازسازی می‌شوند و نتیجه‌ی زادوولد ارزیابی می‌شود. چندین اجتماع وجود دارد، و مهاجرت والدین به دیگر جاها امکانپذیر است.

روش سوم آمیختن الگوریتم‌های ژنتیک موازی، استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی در هر دوی سطوح بالاتر و پایین‌تر است. (شکل ۶ را ببینید) ایده‌ی اصلی این است که آمیختن *panmictic* را در سطح پایین‌تر با استفاده از نرخ مهاجرت بالا، و یک توپولوژی چگال، تقریباً اجباری کنیم، در حالی که در سطح بالاتر از نرخ مهاجرت اندکی بهره می‌بریم. [GOL, 96] پیچیدگی این الگوریتم آمیخته، احتمالاً همسان یک الگوریتم ژنتیک چند-دسته‌ای خواهد بود، اگر گروه زیرجمعیت‌های *panmictic* را به عنوان یک تک‌دسته در نظر گیریم. این روش هنوز پیاده‌سازی نگردیده است.

پیاده‌سازی‌های سلسله‌مراتبی می‌توانند زمان اجرا را، بیش از اجزای خود به تنهایی، کاهش دهند. برای مثال، در نظر بگیرید که در یک دامنه‌ی خاص، تسریع^۲ بهینه‌ی یک الگوریتم ژنتیک پایه-پیرو Sp_{ms} باشد، و تسریع بهینه‌ی یک الگوریتم ژنتیک چند-دسته‌ای Sp_{md} باشد. تسریع (سردهی) یک الگوریتم ژنتیک سلسله‌مراتبی که از ترکیب این دو روش پدید آمده، $Sp_{ms} * Sp_{md}$ است.

¹ community

² Speed-up

(۱۱) پیشرفت‌های اخیر

این بخش به مرور نتایج برخی پیشرفت‌های اخیر در مطالعات تئوریک الگوریتم‌های ژنتیک موازی می‌پردازد. ابتدا، این بخش به ارائه‌ی نتیجه‌ای درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک پایه-پیرو می‌پردازد و سپس ارائه‌ای کوتاه از تئوری تعیین اندازه‌ی دسته‌ها در الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی عرضه می‌گردد. یکی از مسائل مهم درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک پایه-پیرو آن است که، در این الگوریتم‌ها هر چه تعداد پردازنده‌های به کار گرفته شده بیش تر شود، زمان ارزیابی برازندگی جمعیت کاهش می‌یابد. اما همزمان، هزینه‌ی ارسال افراد به پروها افزایش می‌یابد. این معاوضه‌ی میان نزول زمان محاسبات و فزونی زمان ارتباط موجب می‌شود، تعداد بهینه‌ای برای پروها وجود داشته باشد، که کل زمان اجرا را کمینه نماید. اخیراً مطالعه‌ای [CAN 97a] به این جمع‌بندی رسیده است که مقدار بهینه $S^* = \sqrt{nT_f/T_c}$ که در آن n اندازه‌ی جمعیت، T_f زمان صرف شده برای یک ارزیابی تابع برازندگی، و T_c زمان ارتباط است. تسریع بهینه $0.5 S^*$ است.

جست‌وجو درباره‌ی اندازه‌ی دسته‌ها در الگوریتم‌های ژنتیک موازی چند-جمعیتی، نقطه‌ی شروع طبیعی تحقیق در مورد آن‌هاست، زیرا اندازه‌ی جمعیت به احتمال فراوان تأثیرگذارترین پارامتر بر کیفیت حل‌های الگوریتم ژنتیک است. [GOL 91, GOL 92, HAR 97] اخیراً، کنتوپاز و گلدبرگ [CAN97b] یک مدل ساده‌ی برآورد اندازه‌ی جمعیت الگوریتم ژنتیک را بسط داده‌اند، تا در دو مورد تعیین‌کننده^۱ در میان الگوریتم‌های ژنتیک دانه-درشت نیز به کار آید. این دو مورد تعیین‌کننده مجموعه‌ای از دسته‌های جداگانه (ایزوله) و مجموعه‌ای از دسته‌های کاملاً متصل بوده‌اند. در مورد دسته‌های متصل، نرخ مهاجرت به بالاترین مقدار ممکن مقداردهی گردید.

^۱ Bounding case

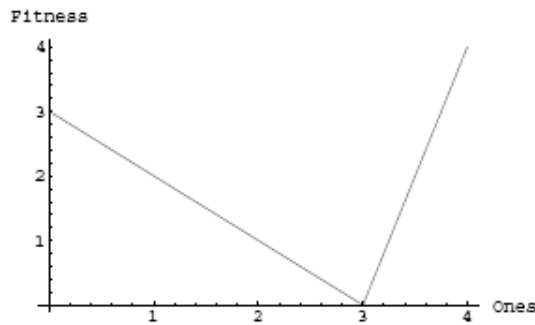


Figure 7. A deceptive 4-bit trap function of unity. The horizontal axis is the number of bits set to 1 and the vertical axis is the fitness value. The difficulty of this function can be varied easily by using more bits in the basin of the deceptive optimum, or by reducing the fitness difference between the global and deceptive maxima. The first test problem was constructed by concatenating 20 copies of this function and the second test problem is formed with 20 copies of a similar deceptive function of 8 bits.

اندازه‌ی جمعیت نیز، فاکتوری اساسی در تعیین زمان مورد نیاز برای یافتن حل‌ها در الگوریتم ژنتیک است. بنابراین، مدل‌های تعیین اندازه‌ی دسته‌ها، می‌توانند برای پیش‌بینی زمان اجرای الگوریتم ژنتیک موازی به کار آیند، و در مقایسه‌ی آن با زمان مورد نیاز یک الگوریتم ژنتیک سریال برای دستیابی به همان کیفیت، به کار روند. کنتوپاز و گلدبرگ [CAN 97c] مدل‌های تعیین اندازه‌ی دسته‌ها را، به همراه مدلی برای محاسبه‌ی زمان ارتباط جمع‌آوری نموده و تسریع مورد انتظار برای این دو مورد را پیش‌بینی نمودند.

سه نتیجه‌ی اصلی از این مطالعات نظری فراهم آمده است. نخست آنکه، تسریع مورد انتظار هنگامیکه دسته‌ها ایزوله هستند، چندان قابل ملاحظه نیست. (شکل ۷ و ۸ را ببینید) دوم، تسریع هنگامیکه دسته‌ها مرتبط باشند، بسیار به‌تر می‌شود. و در نهایت اینکه، تعداد بهینه‌ای برای دسته‌ها (و به تبع آن یک اندازه‌ی دسته‌ی بهینه) که تسریع را بیشینه می‌نماید، وجود دارد. (شکل ۹ را ببینید)

مدل‌های تعیین‌کننده‌ی ایده‌آل، به چند شیوه می‌توانند بسط داده شوند. برای مثال با در نظر گرفتن، نرخ مهاجرت‌های پایین‌تر یا توپولوژی‌های با اتصال اندک و خلوت. این واقعیتی است که تعداد بهینه‌ی دسته‌ها، تعداد پردازنده‌هایی را که می‌توانند برای کاهش زمان اجرا به کار آیند را، محدود می‌کند. استفاده از تعداد بیش‌تری دسته، نسبت به تعداد بهینه، تلف‌کننده است، و ممکن است به الگوریتمی کندتر منجر شود. الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی می‌توانند تعداد پردازنده‌ی افزون‌تری را، مؤثراً به کار گرفته و زمان اجرا را بیش از الگوریتم چند-دسته‌ای محض کاهش دهند.

الگوریتم‌های ژنتیک موازی بسیار پیچیده‌اند، و البته مسائل گوناگونی در آن‌ها هنوز حل نشده باقی مانده است. مثال‌هایی از این دسته (مسائل حل نشده) عبارتند از: (۱) تعیین نرخ مهاجرتی که باعث شود،

دسته‌های توزیع شده، همانند یک جمعیت پیوسته رفتار نمایند. (۲) تعیین توپولوژی ارتباطی مناسبی که اجازه‌ی آمیختگی حل‌های خوب را بدهد، اما هزینه‌های ارتباطی زیادی را تحمیل نکند، (۳) یافتن اینکه آیا تعداد بهینه‌ای برای دسته‌ها وجود دارد که قابلیت اطمینان را بیشینه نماید.

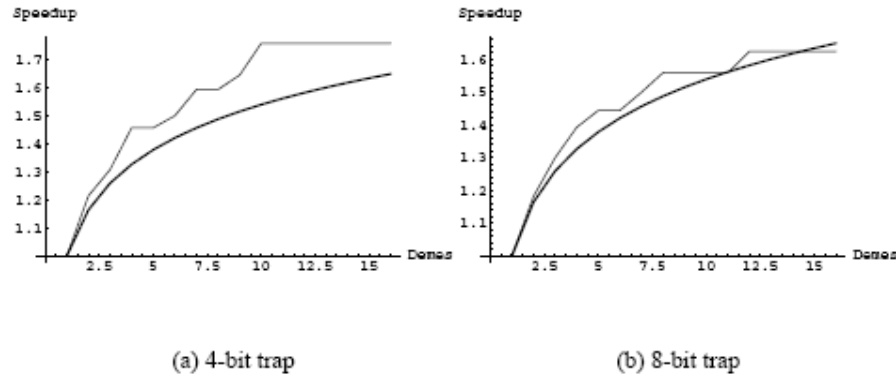


Figure 8. Projected and experimental speed-ups for test functions with 20 copies of 4-bit and 8-bit trap functions using from 1 to 16 isolated demes. The thin lines show the experimental results and the thick lines are the theoretical predictions. The quality demanded was to find at least 16 copies correct.

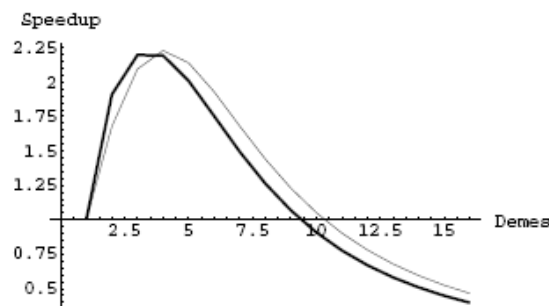
۱۲ خلاصه و نتیجه‌گیری

این مقاله به مرور برخی از مهم‌ترین مقالان منتخب درباره‌ی موضوع الگوریتم‌های ژنتیک موازی پرداخته است. مرور با دسته‌بندی کارهای انجام شده در این موضوع به چهار رسته‌ی: موازی‌سازی سراسری پایه-پیرو، الگوریتم‌های ژنتیک دانه-ریز، چند-دسته‌ای و الگوریتم‌های ژنتیک موازی سلسله‌مراتبی شروع شده است. برخی از مهم‌ترین مقالات در مورد هر یک از این رسته‌ها تحلیل گردید، و تلاش شد که موارد اثرگذار در طراحی و پیاده‌سازی هر رده از الگوریتم‌های ژنتیک موازی در کامپیوترهای موازی موجود، مشخص شود.

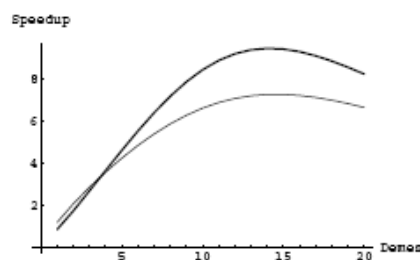
تحقیق درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی، بیش‌تر بر الگوریتم‌های چند-دسته‌ای متمرکز گردیده و به همین جهت، این مقاله نیز بر آن‌ها متمرکز گردید. بررسی الگوریتم‌های ژنتیک چند-جمعیتی آشکار ساخت که چندین سؤال پایه‌ای در این زمینه تا امروز، سال‌ها پس از معرفی آن برای بار نخست، کماکان بی‌پاسخ مانده‌اند. این رده‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی بسیار پیچیده است، رفتار آن از پارامترهای فراوانی تأثیر می‌پذیرد. به نظر می‌رسد، تنها راه دستیابی به فهمی وسیع‌تر درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی، مطالعه‌ی مستقل اشکال آن‌هاست. و دیدیم که برخی از تأثیرگذارترین مقالات درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی بر یک جنبه متمرکز نموده‌اند. (نرخ‌های مهاجرت،

توپولوژی ارتباطی، یا اندازه‌ی دسته‌ها) هر یک دیگر جنبه‌ها را نادیده گرفته‌اند یا فرض ساده‌ای درباره‌ی وضعیت آن‌ها نموده‌اند.

مقالاتی درباره‌ی الگوریتم‌های ژنتیک موازی پایه-پیرو و دانه-ریز را مرور نمودیم و دریافتیم که ترکیب استراتژی‌های گوناگون موازی‌سازی می‌تواند به ایجاد الگوریتم‌های سریع‌تری منجر شود. خصوصاً نظر کردن به آمیختگی تکنیک‌های موازی‌سازی در نتایج اخیر، که وجود تعداد دسته‌ی بهینه را پیش‌بینی می‌کنند، حائز اهمیت است.



(a) 4-bit trap



(b) 8-bit trap

Figure 9. Projected and experimental speed-ups for test functions with 20 copies of 4-bit and 8-bit trap functions using from 1 to 16 fully connected demes. The quality requirement was to find at least 16 correct copies.

وقتی الگوریتم‌های ژنتیک برای مسائل جست‌وجوی مشکل‌تر و بزرگ‌تر به کار گرفته می‌شوند، لازم می‌آید که الگوریتم‌های سریع‌تری طراحی گردند، که قابلیت یافت حل‌های قابل پذیرش را همچنان حفظ کنند. این مرور مثال‌های فراوانی را ارائه نموده، که نشانگر قابلیت الگوریتم‌های ژنتیک موازی در ترکیب سرعت و تأثیرگذاری هستند، و فهم به‌تری از الگوریتم‌های ژنتیک موازی برای ما فراهم نموده‌اند، که به کارگیری به‌تر آن‌ها در آینده را برای ما ممکن می‌سازد.

سیاس گزارى

در اینجا میل دارم از دیوید گلدبرگ، به خاطر ارائه‌ی نظرات‌اش درباره‌ی نسخه‌ی اولیه‌ی این مقاله تشکر نمایم. این مطالعه توسط *Air Force Material Air Force Office of Scientific Research*، *USAF, Command*، تحت امتیاز شماره‌ی *F49620-94-1-0103*، *F49620-95-1-0338*، و *F49620-97-1-0050* پشتیبانی گردیده است. دولت امریکا مجاز به تکثیر و توزیع آن برای مقاصد دولتی می‌باشد، اما اجازه‌ی هیچگونه تغییر در آن وجود ندارد. دیدگاه‌ها و نتایج ارائه شده در آن نتایج و دیدگاه‌های نویسنده است و لزوماً نباید به عنوان ارائه‌کننده‌ی سیاست‌های رسمی یا صحه‌گذارده‌شده توسط دولت امریکا یا نیروی هوایی، به تصریح یا تلویحاً، تفسیر شود. اریک کنتوپاز توسط بورس تحصیلی *Fullbright-Garcia Robles-CONCAY* پشتیبانی گردیده است.

مراجع

[ABR 92] *ABRAMSON D., ABELA J.*, « *A parallel genetic algorithm for solving the schooltimetabling problem* ». In Proceedings of the Fifteenth Australian Computer Science Conference (ACSC-15), vol. 14, p. 1–11, 1992.

[ABR 93] *ABRAMSON D., MILLS G., PERKINS S.*, « *Parallelisation of a genetic algorithm for the computation of efficient train schedules* ». Proceedings of the 1993 Parallel Computing and Transputers Conference, p. 139–149, 1993.

[ADA 94] *ADAMIDIS P.*, « *Review of parallel genetic algorithms bibliography* ». Tech. rep. version 1, Aristotle University of Thessaloniki, Thessaloniki, Greece, 1994.

[AND 90] *ANDERSON E. J., FERRIS M. C.*, « *A genetic algorithm for the assembly line balancing problem* ». In Integer Programming and Combinatorial Optimization : Proceedings of a 1990 Conference Held at the University of Waterloo, p. 7–18, Waterloo, ON, 1990. University of Waterloo Press.

[BAL 92] *BALUJA S.*, « *A massively distributed parallel genetic algorithm (mdpGA)* ». Tech. Rep. No. CMU-CS-92-196R, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 1992.

[BAL 93] *BALUJA S.*, « *Structure and Performance of Fine-Grain Parallelism in Genetic Search* ». In FORREST S., Ed., Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, p. 155–162, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[BEL 95] *BELDING T. C.*, « *The distributed genetic algorithm revisited* ». In ESCHELMAN L., Ed., Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms, p. 114–121, Morgan Kaufmann (San Francisco, CA), 1995.

[BÉS 91] *BÉSSIÈRE P., TALBI E.-G.*, « *A parallel genetic algorithm for the graph partitioning problem* ». In ACM Int. Conf. on Supercomputing ICS91, Cologne, Germany, July 1991.

[BET 76] *BETHKE A. D.*, « *Comparison of Genetic Algorithms and Gradient-Based Optimizers on Parallel Processors: Efficiency of Use of Processing Capacity* ». Tech. Rep. No. 197, University of Michigan, Logic of Computers Group, Ann Arbor, MI, 1976.

[BIA 93] **BIANCHINI R., BROWN C. M.**, « *Parallel genetic algorithms on distributed-memory architectures* ». In ATKINS S., WAGNER A. S., Eds., *Transputer Research and Applications* 6, p. 67–82, IOS Press (Amsterdam), 1993.

[BRA 90] **BRAUN H. C.**, « *On Solving Travelling salesman Problems by Genetic Algorithms* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, p. 129–133, Springer-Verlag (Berlin), 1990.

[BRA 97] **BRANKE J., ANDERSEN H. C., SCHMECK H.**, « *Parallelising Global Selection in Evolutionary Algorithms* ». Submitted to *Journal of Parallel and Distributed Computing*, January 1997.

[CAN 94] **CANTÚ-PAZ E., MEJÍA-OLVERA M.**, « *Experimental Results in Distributed Genetic Algorithms* ». In *International Symposium on Applied Corporate Computing*, p. 99–108, Monterrey, Mexico, 1994.

[CAN 97a] **CANTÚ-PAZ E.**, « *Designing efficient master-slave parallel genetic algorithms* ». IlliGAL Report No. 97004, University of Illinois at Urbana-Champaign, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, Urbana, IL, 1997.

[CAN 97b] **CANTÚ-PAZ E., GOLDBERG D. E.**, « *Modeling Idealized Bounding Cases of Parallel Genetic Algorithms* ». In KOZA J., DEB K., DORIGO M., FOGEL D., GARZON M., IBA H., RIOLO R., Eds., *Genetic Programming 1997 : Proceedings of the Second Annual Conference*, Morgan Kaufmann (San Francisco, CA), 1997.

[CAN 97c] **CANTÚ-PAZ E., GOLDBERG D. E.**, « *Predicting speedups of idealized bounding cases of parallel genetic algorithms* ». In BÄCK T., Ed., *Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms*, p. 113–121, Morgan Kaufmann (San Francisco), 1997.

[CHE 93] **CHEN R.-J., MEYER R. R., YACKEL J.**, « *A Genetic Algorithm for Diversity Minimization and Its Parallel Implementation* ». In FORREST S., Ed., *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 163–170, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[COH 87] **COHOON J. P., HEGDE S. U., MARTIN W. N., RICHARDS D.**, « *Punctuated equilibria : A parallel genetic algorithm* ». In GREFENSTETTE J. J., Ed., *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, p. 148–154, Lawrence Erlbaum Associates (Hillsdale, NJ), 1987.

[COH 91a] **COHOON J. P., MARTIN W. N., RICHARDS D. S.**, « *Genetic Algorithms and punctuated Equilibria in VLSI* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, p. 134–144, Springer-Verlag (Berlin), 1991.

[COH 91b] **COHOON J. P., MARTIN W. N., RICHARDS D. S.**, « *A multi-population genetic algorithm for solving the K-partition problem on hyper-cubes* ». In BELEW R. K., BOOKER L. B., Eds., *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 244–248, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[COH 91c] **COHOON J. P., MARTIN W. N., RICHARDS D. S.**, « *A Multi-Population Genetic Algorithm for Solving the K-Partition Problem on Hyper-Cubes* ». In BELEW R. K., BOOKER L. B., Eds., *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[DAV 91] **DAVIDOR Y.**, « *A naturally occurring niche and species phenomenon : The model and first results* ». In BELEW R. K., BOOKER L. B., Eds., *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 257–263, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[DAV 94] **DAVIS M., LIU L., ELIAS J. G.**, « *VLSI circuit synthesis using a parallel genetic algorithm* ». In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, p. 104–109, IEEE Press (Piscataway, NJ), 1994.

[DYM 92] **DYMEK A.**, « *An examination of hypercube implementations of genetic algorithms* ». umt, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson Air Force Base, OH, 1992.

[FOG 91] **FOGARTY T. C., HUANG R.**, « *Implementing the genetic Algorithm on Transputer Based Parallel Processing Systems* ». *Parallel Problem Solving from Nature*, p. 145–149, 1991.

[GOL 89a] **GOLDBERG D. E.**, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

[GOL 89b] **GOLDBERG D. E., KORB B., DEB K.**, « *Messy genetic algorithms : Motivation, analysis, and first results* ». *Complex Systems*, vol. 3, n U5, p. 493–530, 1989. (Also TCGA Report 89003).

[GOL 91] **GOLDBERG D. E., DEB K.**, « *A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms* ». *Foundations of Genetic Algorithms*, vol. 1, p. 69–93, 1991. (Also TCGA Report 90007).

[GOL 92] **GOLDBERG D. E., DEB K., CLARK J. H.**, « *Genetic algorithms, noise, and the sizing of populations* ». *Complex Systems*, vol. 6, p. 333–362, 1992.

[GOL 93a] **GOLDBERG D. E., DEB K., KARGUPTA H., HARIK G.**, « *Rapid, accurate optimization of difficult problems using fast messy genetic algorithms* ». In FORREST S., Ed., *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 56–64, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[GOL 93b] **GOLDBERG D. E., DEB K., THIENS D.**, « *Toward a better understanding of mixing in genetic algorithms* ». *Journal of the Society of Instrument and Control Engineers*, vol. 32, n U 1, p. 10–16, 1993.

[GOL 94] **GOLDBERG D. E.**, « *Genetic and evolutionary algorithms come of age* ». *Communications of the ACM*, vol. 37, nU 3, p. 113–119, 1994.

[GOL 96] **GOLDBERG D. E.**, June 1996. Personal communication.

[Gor 89a] **GORGES-SCHLEUTER M., ASPARAGOS** : *A population genetics approach to genetic algorithms*. In VOIGT H.-M., MÜHLENBEIN H., SCHWEFEL H.-P., Eds., *Evolution and Optimization '89*, p. 86–94. Akademie-Verlag (Berlin), 1989.

[GOR 89b] **GORGES-SCHLEUTER M.**, « *ASPARAGOS : An asynchronous parallel genetic optimization strategy* ». In SCHAFFER J. D., Ed., *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, p. 422–428, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1989.

[Gor 91] **GORGES-SCHLEUTER M.**, « *Explicit Parallelism of genetic Algorithms through Population Structures* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, p. 150–159, Springer-Verlag (Berlin), 1991.

[GOR 92a] **GORDON V. S., WHITLEY D., BÖHM A. P.W.**, « *Dataflow parallelism in genetic algorithms* ». In MÄNNER R., MANDERICK B., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, 2, p. 533–542, Elsevier Science (Amsterdam), 1992.

[Gor 92b] **GORGES-SCHLEUTER M.**, « *Comparison of local mating strategies in massively parallel genetic algorithms* ». In MÄNNER R., MANDERICK B., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, 2, p. 553–562, Elsevier Science (Amsterdam), 1992.

[GOR 93] **GORDON V. S., WHITLEY D.**, « *Serial and Parallel Genetic Algorithms as Function Optimizers* ». In FORREST S., Ed., *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 177–183, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[GOR 94] **GORDON V. S.**, « *Locality in genetic algorithms* ». In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, p. 428–432, IEEE Press (Piscataway, NJ), 1994.

- [GOR 97] **GORGES-SCHLEUTERM.**, « *Asparagos96 and the Traveling Salesman Problem* ». In BÄCK T., Ed., Proceedings of the Fourth International Conference on Evolutionary Computation, p. 171–174, IEEE Press (Piscataway, NJ), 1997.
- [GRE 81] **GREFENSTETTE J. J.**, « *Parallel adaptive algorithms for function optimization* ». Tech. Rep. No. CS-81-19, Vanderbilt University, Computer Science Department, Nashville, TN, 1981.
- [GRO 85] **GROSSO P. B.**, « *Computer simulations of genetic adaptation : Parallel subcomponent interaction in a multilocus model* ». Unpublished doctoral dissertation, The University of Michigan, 1985. (University Microfilms No. 8520908).
- [GRU 94] **GRUAU F.**, « *Neural network synthesis using cellular encoding and the genetic algorithm* ». Unpublished doctoral dissertation, L'Universite Claude Bernard-Lyon I, 1994.
- [HAR 97] **HARIK G., CANTÚ-PAZ E., GOLDBERG D. E., MILLER B. L.**, « *The gambler's ruin problem, genetic algorithms, and the sizing of populations* ». In Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, p. 7–12, IEEE Press (Piscataway, NJ), 1997.
- [HAU 94] **HAUSER R., MÄNNER R.**, « *Implementation of standard genetic algorithm on MIMD machines* ». In DAVIDOR Y., SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., Parallel Problem Solving from Nature, PPSN III, p. 504–513, Springer-Verlag (Berlin), 1994.
- [HOL 59] **HOLLAND J. H.**, « *A universal computer capable of executing an arbitrary number of sub-programs simultaneously* ». Proceedings of the 1959 Eastern Joint Computer Conference, p. 108–113, 1959.
- [HOL 60] **HOLLAND J. H.**, « *Iterative circuit computers* ». In Proceedings of the 1960 Western Joint Computer Conference, p. 259–265, 1960.
- [KOZ 95] **KOZA J. R., ANDRE D.**, « *Parallel genetic programming on a network of transputers* ». Tech. Rep. No. STAN-CS-TR-95-1542, Stanford University, Stanford, CA, 1995.
- [KRÖ 91] **KRÖGER B., SCHWENDERLING P., VORNBERGER O.**, « *Parallel genetic packing of rectangles* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., Parallel Problem Solving from Nature, p. 160–164, Springer-Verlag (Berlin), 1991.
- [KRÖ 92] **KRÖGER B., SCHWENDERLING P., VORNBERGER O.**, « *Massive parallel genetic packing* ». Transputing in Numerical and Neural Network Applications, p. 214–230, 1992.
- [KRÖ 93] **KRÖGER B., SCHWENDERLING P., VORNBERGER O.**, *Parallel genetic packing on transputers*. In STENDER J., Ed., Parallel Genetic Algorithms : Theory and Applications, p. 151–185. IOS Press, Amsterdam, 1993.
- [LEV 94] **LEVINE D.**, « *A parallel genetic algorithm for the set partitioning problem* ». Tech. Rep. No. ANL-94/23, Argonne National Laboratory, Mathematics and Computer Science Division, Argonne, IL, 1994.
- [LI 90] **LI T., MASHFORD J.**, « *A parallel genetic algorithm for quadratic assignment* ». In AMMAR R. A., Ed., Proceedings of the ISMM International Conference. Parallel and Distributed Computing and Systems, p. 391–394, Acta Press (Anaheim, CA), 1990.
- [LIN 94] **LIN S.-C., PUNCH W., GOODMAN E.**, « *Coarse-Grain Parallel Genetic Algorithms : Categorization and New Approach* ». In Sixth IEEE Symposium on Parallel and Distributed Processing, IEEE Computer Society Press (Los Alamitos, CA), October 1994.
- [LIN 97] **LIN S.-H., GOODMAN E. D., PUNCH W. F.**, « *Investigating Parallel Genetic Algorithms on Job Shop Scheduling Problem* ». In ANGELINE P., REYNOLDS R., J. M., EBERHART R., Eds., Sixth International Conference on Evolutionary Programming, p. 383–393, Springer-Verlag (Berlin), April 1997.

[MAN 89] **MANDERICK B., SPIESSENS P.**, « *Fine-grained parallel genetic algorithms* ». In SCHAFFER J. D., Ed., Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, p. 428–433, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1989.

[MAR 94a] **MARESKY J. G.**, « *On effective communication in distributed genetic algorithms* ». Master's thesis, Hebrew University of Jerusalem, Israel, 1994.

[MAR 94b] **MARIN F. J., TRELLES-SALAZAR O., SANDOVAL F.**, « *Genetic algorithms on LAN-message passing architectures using PVM : Application to the routing problem* ». In DAVIDOR Y., SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., Parallel Problem Solving from Nature, PPSN III, p. 534–543, Springer-Verlag (Berlin), 1994.

[MER 93a] **MERKLE L., GATES G., LAMONT G., PACHTER R.**, « *Application of the Parallel Fast Messy Genetic Algorithm to the Protein Folding Problem* ». Rapport technique, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 1993.

[MER 93b] **MERKLE L. D., LAMONT G. B.**, « *Comparison of parallel messy genetic algorithm data distribution strategies* ». In FORREST S., Ed., Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, p. 191–198, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[MÜH 89a] **MÜHLENBEIN H.**, *Parallel genetic algorithms, population genetics, and combinatorial optimization*. In VOIGT H.-M., MÜHLENBEIN H., SCHWEFEL H.-P., Eds., Evolution and Optimization '89, p. 79–85. Akademie-Verlag (Berlin), 1989.

[MÜH 89b] **MÜHLENBEIN H.**, « *Parallel genetic algorithms, population genetics and combinatorial optimization* ». In SCHAFFER J. D., Ed., Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, p. 416–421, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1989.

[MÜH 91a] **MÜHLENBEIN H.**, « *Evolution in time and space-The parallel genetic algorithm* ». In RAWLINS G. J. E., Ed., Foundations of Genetic Algorithms, p. 316–337, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[MÜH 91b] **MÜHLENBEIN H., SCHOMISCHM., BORN J.**, « *The Parallel Genetic Algorithm as Function Optimizer* ». In BELEW R. K., BOOKER L. B., Eds., Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[MÜH 92] **MÜHLENBEIN H.**, « *Darwin's continent cycle theory and its simulation by the prisoner's dilemma* ». In VERELA F. J., BOURGINE P., Eds., Toward a Practice of Autonomous Systems : Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, p. 236–244, MIT Press (Cambridge, MA), 1992.

[MUN 91] **MUNTEAN T., TALBI E.-G.**, « *A Parallel Genetic Algorithm for processprocessors mapping* ». In DURAND M., DABAGHI E., Eds., Proceedings of the Second Symposium II. High Performance Computing, p. 71–82, Montpellier, France, October, 7-9 1991.

[MUN 93] **MUNETOMO M., TAKAI Y., SATO Y.**, « *An efficient migration scheme for subpopulation-based asynchronously parallel genetic algorithms* ». In FORREST S., Ed., Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, page 649, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1993.

[NEU 91] **NEUHAUS P.**, « *Solving the mapping Problem—Experiences with a Genetic Algorithm* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., Parallel Problem Solving from Nature, p. 170–175, Springer-Verlag (Berlin), 1991.

[PET 87a] **PETTEY C. B., LEUZE M. R., GREFENSTETTE J. J.**, « *A parallel genetic algorithm* ». In GREFENSTETTE J. J., Ed., Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, p. 155–161, Lawrence Erlbaum Associates (Hillsdale, NJ), 1987.

[PET 87b] **PETTEY C. C., LEUZE M., GREFENSTETTE J. J.**, « *Genetic algorithms on a hypercube multiprocessor* ». Hypercube Multiprocessors 1987, p. 333–341, 1987.

[PET 89] **PETTEY C. C., LEUZE M. R.**, « *A theoretical investigation of a parallel genetic algorithm* ». In SCHAFFER J. D., Ed., *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, p. 398–405, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1989.

[ROB 87] **ROBERTSON G. G.**, « *Parallel implementation of genetic algorithms in a classifier system* ». In GREFFENSTETTE J. J., Ed., *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, p. 140–147, Lawrence Erlbaum Associates (Hillsdale, NJ), 1987.

[SAR 96] **SARMA J., JONG K. D.**, « *An analysis of the effects of neighborhood size and shape on local selection algorithms* ». In *Parallel Problem Solving from Nature IV*, p. 236–244, Springer-Verlag (Berlin), 1996.

[SCH 92] **SCHWEHM M.**, « *Implementation of genetic algorithms on various interconnection networks* ». In VALERO M., ONATE E., JANE M., LARRIBA J. L., SUAREZ B., Eds., *Parallel Computing and Transputer Applications*, p. 195–203, IOS Press (Amsterdam), 1992.

[SER 94] **SEREDYNSKI F.**, « *Dynamic mapping and load balancing with parallel genetic algorithms* ». In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, vol. 2, p. 834–839, IEEE Press (Piscataway, NJ), 1994.

[SHA 94] **SHAPIRO B., NAVETTA J.**, « *A massively parallel genetic algorithm for RNA secondary structure prediction* ». *The Journal of Supercomputing*, vol. 8, p. 195–207, 1994.

[SPI 90] **SPIESSENS P., MANDERICK B.**, « *A genetic algorithm for massively parallel computers* ». In ECKMILLER R., HARTMANN G., HAUSKE G., Eds., *Parallel Processing in Neural Systems and Computers*, Dusseldorf, Germany, p. 31–36, North Holland (Amsterdam), 1990.

[SPI 91] **SPIESSENS P., MANDERICK B.**, « *A massively parallel genetic algorithm : Implementation and first analysis* ». In BELEW R. K., BOOKER L. B., Eds., *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, p. 279–286, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1991.

[STA 91] **STARKWEATHER T., WHITLEY D., MATHIAS K.**, « *Optimization Using Distributed Genetic Algorithms* ». In SCHWEFEL H.-P., MÄNNER R., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, p. 176–185, Springer-Verlag (Berlin), 1991.

[TAL 91] **TALBI E.-G., BESSIÈRE P.**, « *A Parallel Genetic Algorithm for the Graph Partitioning Problem* ». In *Proc. of the International Conference on Supercomputing*, Cologne, June 1991.

[TAM 92] **TAMAKI H., NISHIKAWA Y.**, « *A paralleled genetic algorithm based on a neighborhood model and its application to the jobshop scheduling* ». In MÄNNER R., MANDERICK B., Eds., *Parallel Problem Solving from Nature*, 2, p. 573–582, Elsevier Science (Amsterdam), 1992.

[TAN 87] **TANESE R.**, « *Parallel genetic algorithm for a hypercube* ». In GREFFENSTETTE J. J., Ed., *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*, p. 177–183, Lawrence Erlbaum Associates (Hillsdale, NJ), 1987.

[TAN 89a] **TANESE R.**, « *Distributed genetic algorithms* ». In SCHAFFER J. D., Ed., *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms*, p. 434–439, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA), 1989.

[TAN 89b] **TANESE R.**, « *Distributed genetic algorithms for function optimization* ». Unpublished doctoral dissertation, University of Michigan, Ann Arbor, 1989.

[WHI 90] **WHITLEY D., STARKWEATHER T.**, « *Genitor II : A distributed genetic algorithm* ». To appear in *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 1990.