

الگوریتم های ممیتک Memetic Algorithms

دانشگاه صنعتی مالک اشتر

مجتمع دانشگاهی فن آوری اطلاعات و امنیت

زمستان ۱۳۹۲

طرح کلی

- انگیزش روش های ترکیبی
- بکارگیری دانش در چرخه تکامل
- جستجوی محلی
- مسائل مهم در طراحی
 - حفظ تنوع
 - انتخاب عملگر حرکت جستجوی محلی
 - بکارگیری دانش
- دسته بندی الگوریتم های ممتیک
 - نوع تطبیق پذیری
 - سطح تطبیق پذیری
- Meta-Lamarckian Learning
- Co-Evolving MAs
- جمع بندی
- نتیجه گیری

- بر اثر یک مقایسه ژنی در زمینه تکامل فرهنگی توسط شخصی به نام Dawkins معرفی گردید
- اصطلاح memetic از واژه meme برداشت شده است
- (meme): یک عنصر فرهنگی یا رفتاری است که به وسیله عوامل غیر ژنتیکی از نسلی به نسل دیگر منتقل می شود

- عدم کارایی روش های تکاملی در جستجوی محلی
- به کار بردن دانش در مراحل مختلف جستجو
- بهبود نتایج روش های موجود

- معرفی گروهی از عوامل خود ابداع با یک موضوعیت اصلی
- ایجاد پیوند بین رویکرد های مختلف الگوریتمی
- استفاده از یک رویکرد جمعیت محور در یک گروه از عوامل که با یکدیگر در حال رقابت و همکاری هستند
- ایجاد دانش جدیدی جهت سرعت بخشیدن به فرایند جستجو

ساختار الگوریتم ممتیک

- در ابتدا: از پیوند زدن بین الگوریتم های مختلف مثل Simulated Anealing , genetic algorithm و

....

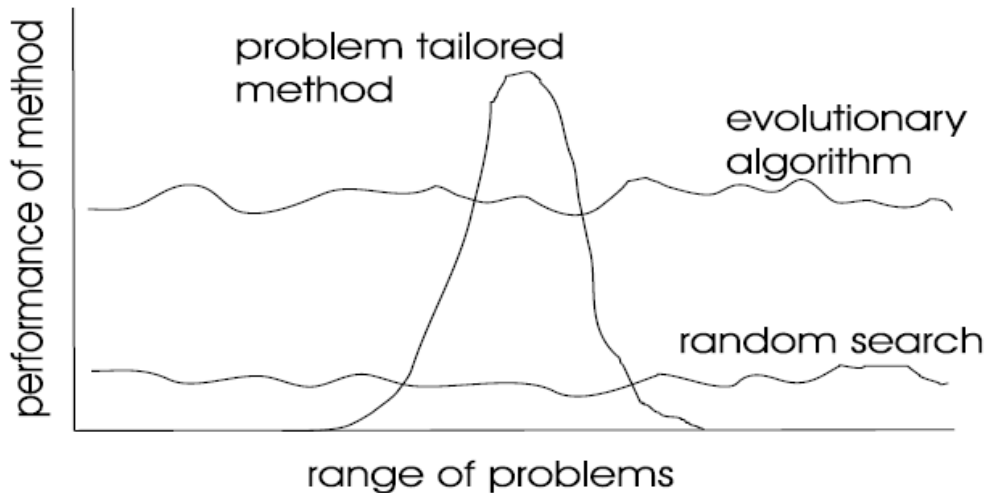
- امروزه: افزوده شدن سایر عوامل خود ابداع

- hybrid EAs & Scatter search

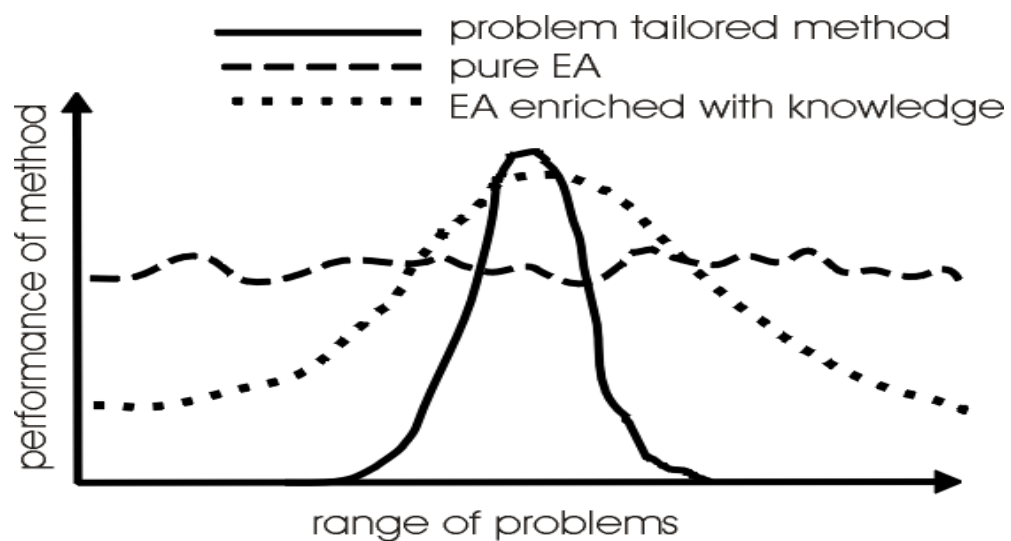
ویژگی های خاص

- استفاده از تمام دانش موجود و در دسترس برای حل مسئله
- ایجاد اتحاد بین عواملی همچون:
 - Pre- existing heuristic
 - Preprocessing data
 - Approximation
 - Local search techniques
 -

- الگوریتم memetic یک استراتژی جستجو در میان مجموعه از عوامل بهینه ساز است که به صورت رقابتی یا همکاری در کنار هم قرار گرفته اند
- در الگوریتم memetic یک مجموعه از راه حل ها را برای حل مسئله در دست داریم



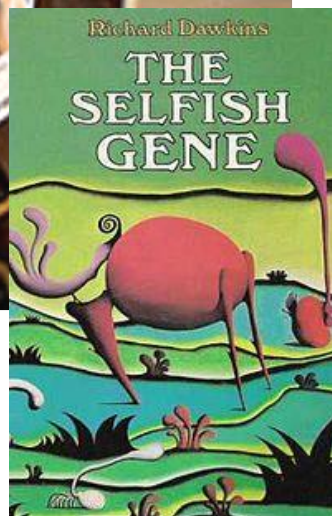
دید نسبت به کارایی الگوریتم های تکاملی در دهه ۱۹۸۰



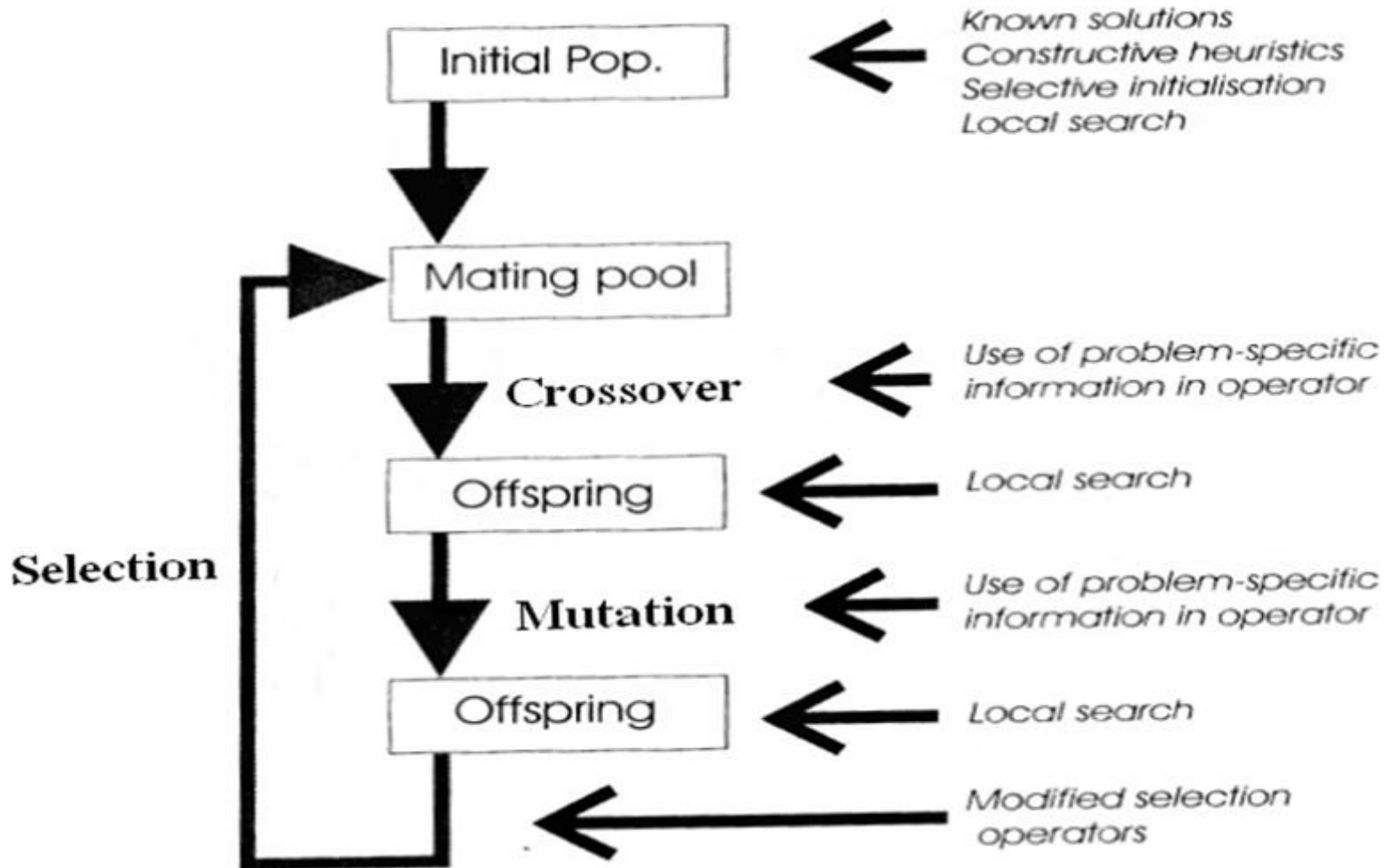
دهه ۱۹۹۰

میم : الگوی رفتاری

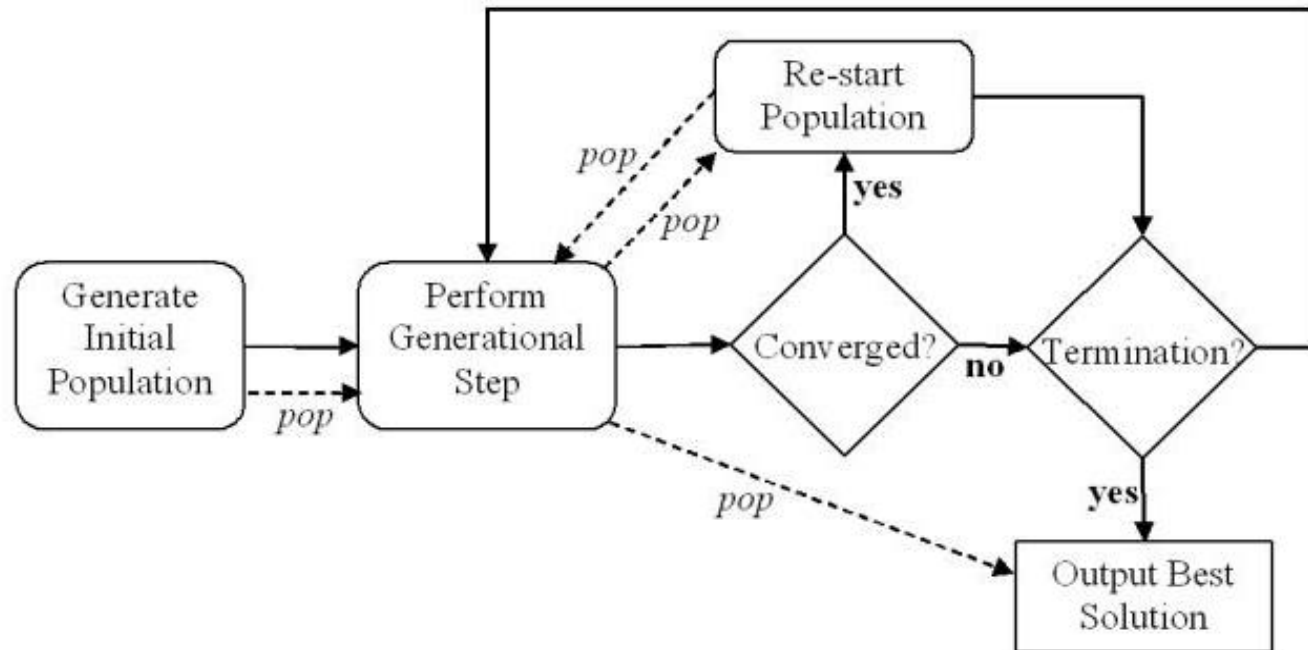
- ریچارد داوکینز
- نظریه داروینیسم جهانی
 - تکامل محدود به ژن ها نیست
- میم : واحد پایه برای انتقال فرهنگ
 - موسیقی
 - معماری
 - عبارات رایج در فرهنگ
 - ادبیات
 - علوم
- انتقال ژن از طریق بدن والدین
- انتقال فرهنگ از ذهن به ذهن
 - تقلید
 - تعامل
- افزودن فاز یادگیری به چرخه ی تکاملی



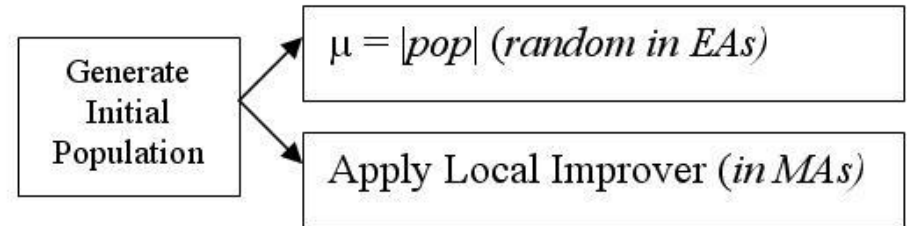
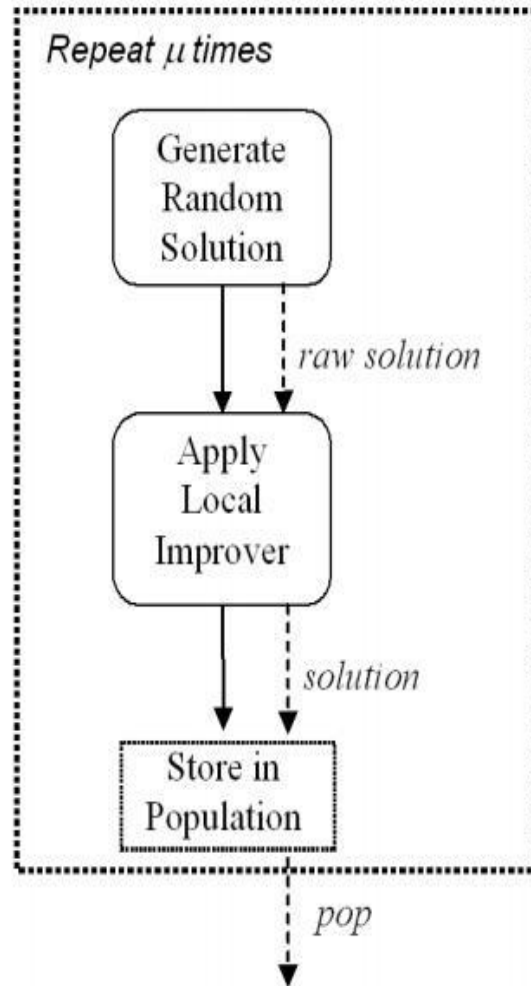
بکارگیری دانش در مراحل مختلف چرخه تکامل : الگوریتم های دورگه / الگوریتم های مهمتیک



ساختار کلی الگوریتم Memetic



Generate Initial Population

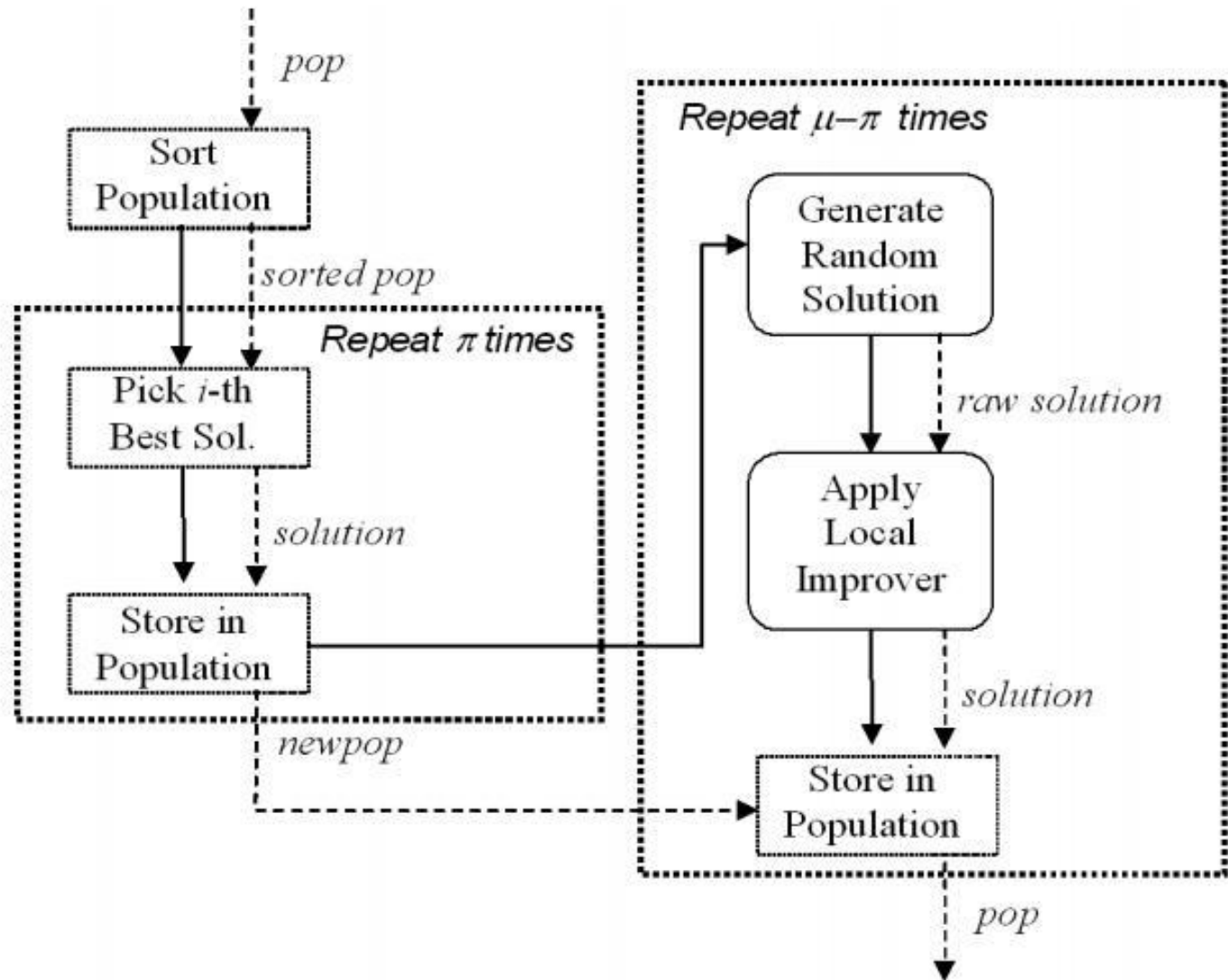


Re-start Population

- وجود این بخش در الگوریتم های Memetic ضروری است
 - در بعضی از الگوریتم های تکاملی مشاهده می شود
 - جلوگیری از همگرا شدن از طرق مختلف
- (Shannon's Entropy, Bayesian decision making,)

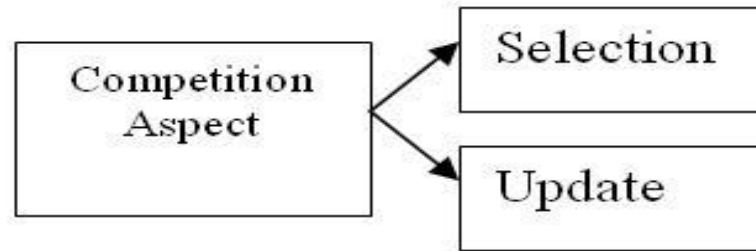
Re-start Population

- راه حل های تاپ نگه داشته می شوند
- باقی راه حل ها همانند بلوک اولیه در الگوریتم تولید می شوند

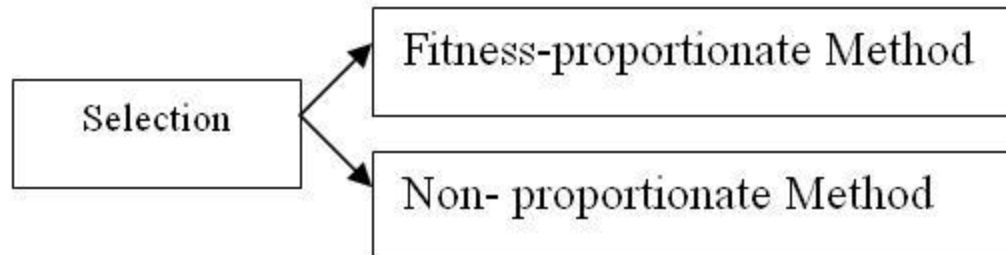


Generational Step Process

- اصلی ترین بخش الگوریتم که تکامل راه حل ها در آن اتفاق می افتد
- از سه بخش اصلی
 - Selection
 - Reproduction
 - Update

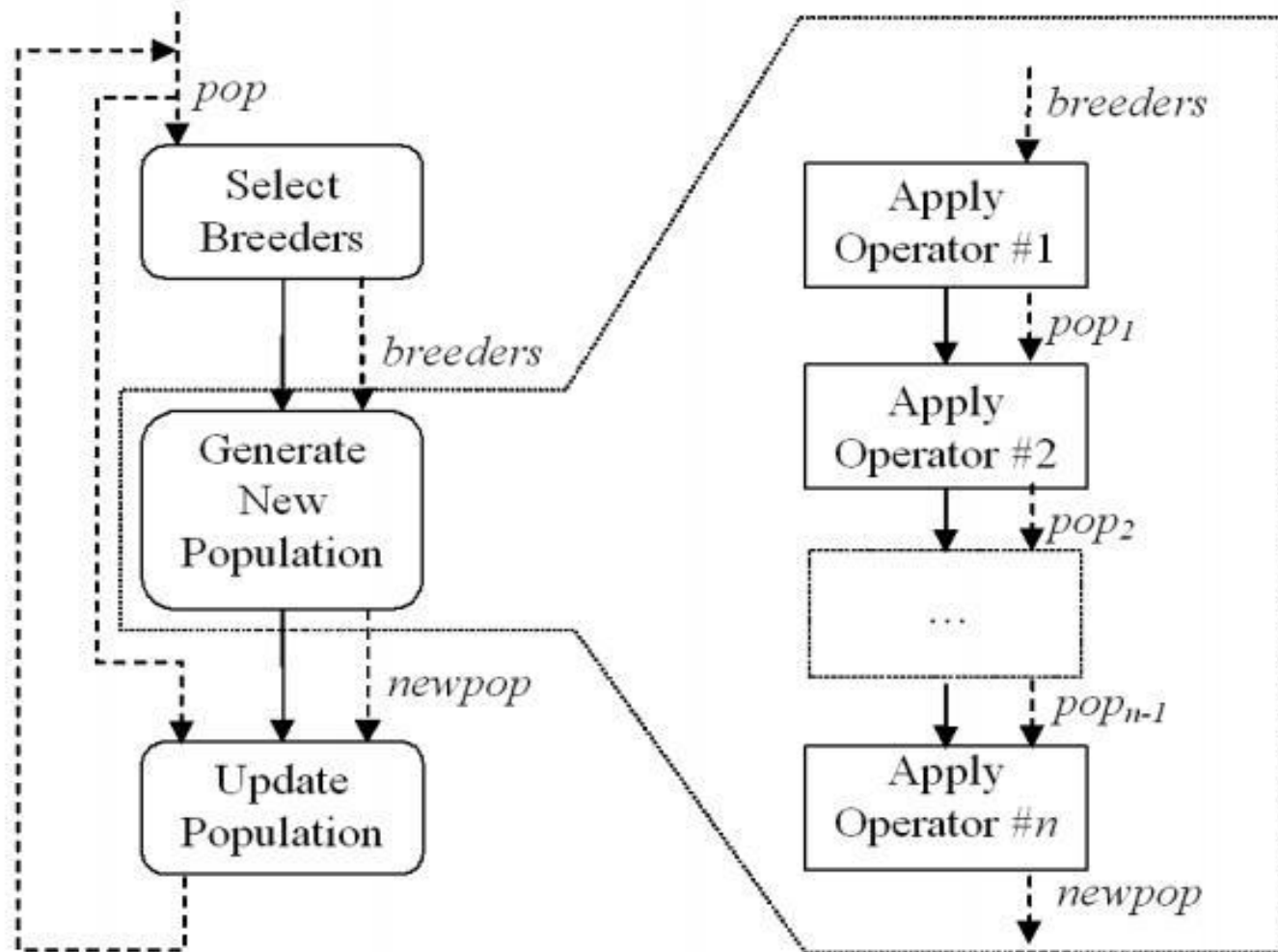


- استفاده از اطلاعات به دست آمده از تابع هدایت کننده وابسته به مسئله (تابع سازگاری)
- ارزیابی سودمندی راه حل ها و انتخاب نمونه ای از راه حل ها برای تولید راه حل های جدید



Update

- سعی در حفظ اندازه جمعیت به مقدار ثابت
- سعی در حفظ اندازه جمعیت به صورت کنترل پذیر
- جایگذاری بعضی از راه حل های موجود در pop با نمونه های جدیدی از newpop



- یک فرایند تکراری که طی آن جواب های در همسایگی جواب فعلی ارزیابی و در صورتی که بهتر باشند جایگزین جواب فعلی خواهند شد

```
BEGIN
  /* given a starting solution  $i$  and a neighbourhood function  $n$  */
  set  $best = i$ ;
  set  $iterations = 0$ ;
  REPEAT UNTIL ( depth condition is satisfied ) DO
    set  $count = 0$ ;
    REPEAT UNTIL ( pivot rule is satisfied ) DO
      generate the next neighbour  $j \in n(i)$ ;
      set  $count = count + 1$ ;
      IF ( $f(j)$  is better than  $f(best)$ ) THEN
        set  $best = j$ ;
      FI
    OD
    set  $i = best$ ;
    set  $iterations = iterations + 1$ ;
  OD
END
```

- **pivot rule** : میزان جستجو در همسایگی ها
 - بیشترین بهبود ممکن
 - بهبود حریصانه
- **depth** : تعداد دفعات انجام جستجوی محلی
- **neighborhood function** : تابعی که نقطه ای در همسایگی جواب فعلی تعیین می کند
 - تعریف به صورت عملیاتی
 - تولید همسایه با اعمال عملگر بر روی نقطه ی اصلی
 - استفاده از اطلاعات خاص مسئله برای تعریف همسایگی
 - وابستگی انتخاب عملگر بهینه به حالت جستجو و نه فقط نمونه ها
 - تغییر حالت جستجو با تغییر تابع همسایگی

- جستجوی محلی به عنوان یک یادگیری سازنده برای هر نمونه در چرخه الگوریتم تکاملی
 - تغییرات انجام شده روی یک نمونه حفظ شود؟
 - فقط میزان بهبود در برازندگی نمونه اصلی اثرگذار باشد؟
- آیا ویژگی های اکتسابی به ارث می رسند؟
 - Lamarck
 - Baldwin
- Lamarckian Memetic Algorithms
- Baldwinian Memetic Algorithms
- استفاده از یکی از دو روش به صورت خالص، یا ترکیب احتمالاتی هر دو

```
BEGIN
  INITIALISE population;
  EVALUATE each candidate;
  REPEAT UNTIL ( TERMINATION CONDITION is satisfied ) DO
    SELECT parents;
    RECOMBINE to produce offspring;
    MUTATE offspring;
    EVALUATE offspring;
    IMPROVE offspring via Local Search;
    SELECT individuals for next generation;
  OD
END
```


• حفظ تنوع

– تشدید مشکل همگرایی زودرس با اضافه شدن جستجوی محلی

- استفاده از بخش کوچکی از فردهای خوب جمعیت اولیه
- استفاده از عملگرهای بازترکیبی که تنوع را حفظ می کنند
- تغییر دادن معیار مورد قبول جستجوی محلی یا عملگر انتخاب، به صورتی که راه حل های بدتر هم شانس انتخاب داشته باشند

• استفاده دوباره از دانشی که طی دوره های تکاملی کسب شده

– Tabu search

– روش هایی که بر اساس پراکندگی جمعیت فعلی (یا جمعیت های پیشین) معیاری برای پذیرش جواب های جدید تعیین می کنند

• انتخاب عملگرها

- تفاوت فضای عملگر همسایگی با عملگرهای جهش و بازترکیبی مطلوبست
- وابستگی انتخاب عملگر بهینه به حالت جستجوی تکاملی و نه فقط نمونه ها
- تغییر عملگر همسایگی وقتی دسته ای از نقاط در بهینه محلی قرار گرفته اند و حرکتی ندارند
- ایده ی استفاده از چندین عملگر در کنار هم

• Hyperheuristic Adaptive MAs

• Meta-Lamarckian MAs

• Multi-memetic Algorithms

• Meme and Gene Co-Evolution

الگوریتم های ممتیک بر اساس نوع تطبیق پذیری

- ایستا

- عدم دریافت هیچ نوع بازخوردی از جستجو
- هیچ کدام از اصول اولیه تکامل (وراثت، تغییر، انتخاب) وجود ندارد!
- مم(های) ثابت

Simple Random •

Basic Meta-Lamarckian •

الگوریتم های ممتیک بر اساس نوع تطبیق پذیری

• تطبیقی

- تاثیر بازخورد جستجو در انتخاب مم ها
- کیفی : مقدار دقیق بازخورد تاثیر نداشته و یک مم تا زمانی که بهبود ایجاد می کند استفاده می شود

• Random Descent

• Random Permutation Descent

- کمی : تاثیر مقدار دقیق بازخورد در انتخاب مم

• Greedy

• Choice Function

• Roulette Choice

• Biased Roulette Choice

• Sub-Problem Decomposition Strategies

الگوریتم های ممیک بر اساس نوع تطبیق پذیری

• خود تطبیقی

– کد کردن مم ها در هر فرد

• Multi-Memes

Simple Inheritance Mechanism –

– انتشار مم های موفق در جمعیت

• Co-Evolution MAs

– تکامل مم ها در کنار ژن ها

– الگوریتم های ممیک به راستی ممیک!

– مطابق ترین با نظریه داو کینز

- سطح تطبیق پذیری : میزان دانش حاصل از تاریخچه‌ی جستجو که در انتخاب مم موثر است

– خارجی

- هیچ دانشی حاصل از اجرای جستجو در انتخاب موثر نیست
- مم ها به صورت تجربی از قبل تعیین شده اند

– محلی

- جزئی از دانش تاریخچه ی جستجو در انتخاب موثر است

– سراسری

- کل دانش تاریخچه ی جستجو موثر است

دسته بندی بر اساس نوع و سطح تطبیق پذیری

A CLASSIFICATION OF MEMES ADAPTATION IN ADAPTIVE MAS

| Adaptive Type | | Adaptive Level | | |
|---------------|-------------------------|---|------------------------------------|---|
| | | External | Local | Global |
| Static | | Basic meta-Lamarckian learning / Simplerandom | | |
| Adaptive | Qualitative Adaptation | | Randomdescent / Randomperm descent | Tabu-search |
| | Quantitative Adaptation | | Sub-Problem Decomposition/ Greedy | Straightchoice/ Rankedchoice/ Roulettechoice/ Decompchoice/ Biased Roulette Wheel |
| Self-Adaptive | | | Multi-memes/ Co-evolution MA | |

Meta-Lamarckian Learning in Memetic Algorithms

- پاداش برای یک مم

$$\eta = \beta \frac{|pf - cf|}{\mu}$$

- pf : برازندگی یک راه حل قبل از اعمال مم
- cf : برازندگی یک راه حل بعد از اعمال مم
- μ : تعداد فراخوانی های جستجوی محلی برای رسیدن به جواب بهبود یافته یا مدت زمان صرف شده برای رسیدن به این جواب
- β : مشخص کننده ی میزان نزدیکی به بهترین جواب مشاهده شده

- کمینه سازی σ / cf
 - بیشینه سازی cf / σ
- ← برازندگی بهترین پاسخ تا کنون دیده شده

Co-Evolving Memetic Algorithms

- دو جمعیت در چرخه ی تکامل

– جمعیت زن ها

– جمعیت مم ها

- تعریف مم به صورت یک چندتایی

<Iterate_Condition, Terminate_Condition, Pairing, Move>

– *Iterate_Condition* : تعداد دفعات اعمال مم (depth)

– *Terminate_Condition* : میزان جستجو در همسایگی (pivot rule)

– *Pairing* : چگونگی انتخاب والدین در دو جمعیت

• *Linked*

• *Fitness Based*

• *Random*

– *Move* : عملگر مم

condition → action

1#0 → 111

RESULTS FOR BENCHMARK TEST PROBLEM

| Level-Type | | Bump Function (Maximum) | | Griewank Function (Minimum) | | Rastrigin Function (Minimum) | | Sphere Function (Minimum) | | Step Function (Minimum) | |
|----------------------------|--------|----------------------------|----------|--------------------------------|----------|---------------------------------|----------|--|----------|--|----------|
| | | Mean at 100,000 | Rank | Mean at 40,000 | Rank | Mean at 40,000 | Rank | Eval. Count when Global Optimum is found | Rank | Eval. Count when Global Optimum is found | Rank |
| <i>External-Static</i> | S-E | 0.5641 | 9 | 0.005250 | 7 | 16.876 | 8 | 12593 | 9 | 23433 | 9 |
| <i>Local - Qualitative</i> | QL1-L | 0.6867 | 7 | 0.525366 | 12 | 84.97718 | 13 | > 40000 | 11 | 19504 | 8 |
| | QL2-L | 0.6840 | 8 | 0.010610 | 9 | 18.62152 | 6 | 8599 | 3 | 8942 | 4 |
| <i>Global-Qualitative</i> | QL3-G | 0.7444 | 1 | 0.000450 | 2 | 18.05298 | 5 | 8599 | 3 | 8056 | 1 |
| <i>Global-Quantitative</i> | QN1-G | 0.7358 | 3 | 0.000062 | 1 | 9.607814 | 1 | 8193 | 2 | 9653 | 5 |
| | QN2-G | 0.7160 | 5 | 0.006106 | 8 | 14.52411 | 4 | 9196 | 6 | 14329 | 7 |
| <i>Local-Quantitative</i> | QN3-L | 0.7378 | 2 | 0.000558 | 4 | 33.49291 | 7 | 10194 | 7 | 12007 | 6 |
| <i>Local-Self-adaptive</i> | S-L | 0.6985 | 6 | 0.002863 | 5 | 14.16887 | 2 | 11792 | 8 | 28100 | 10 |
| <i>Canonical MAs</i> | GA- BL | 0.5275 | 12 | 0.6137 | 13 | 92.334 | 14 | > 40000 | 14 | 8588 | 2 |
| | GA- DP | 0.7278 | 4 | 0.000516 | 3 | 14.448 | 3 | 9098 | 5 | 8931 | 3 |
| | GA- FB | 0.5415 | 11 | 19.096 | 15 | 144.25 | 15 | > 40000 | 16 | 25706 | 11 |
| | GA- FL | 0.5183 | 13 | 0.00707 | 10 | 69.863 | 9 | 6666 | 1 | > 40000 | 14 |
| | GA- GL | 0.5494 | 10 | 22.646 | 16 | 155.11 | 16 | > 40000 | 15 | 25706 | 11 |
| | GA- PS | 0.4990 | 18 | 0.003378 | 6 | 74.106 | 11 | 12292 | 10 | > 40000 | 15 |
| | GA- SK | 0.5062 | 14 | 0.33862 | 11 | 81.118 | 12 | 40000 | 13 | > 40000 | 16 |
| | GA- SX | 0.3642 | 16 | 0.7861 | 14 | 73.79 | 10 | > 40000 | 12 | > 40000 | 13 |

- عدم کارایی مناسب الگوریتم های تکاملی معمول در جستجوی محلی
- بکارگیری دانش در مراحل مختلف جستجو
- معرفی مم
- افزودن فاز یادگیری به چرخه ی تکاملی
- وابستگی عملگر همسایگی بهینه به حالت جستجوی تکاملی
- استفاده از چندین عملگر همسایگی طی فرایند جستجو
 - الگوریتم های تطبیقی
 - الگوریتم های خودتطبیقی
- Meta-Lamarckian Learning
- Co-Evolving MAs

نتیجه گیری و کارهای در آینده

- جستجوی محلی ابزاری برای تسریع روند جستجو
- استفاده از مم های مختلف بر اساس حالت جستجو برای فرار از همگرایی زودرس
- تلاش بیشتر بر روی روش های خودتطبیقی
 - استفاده از دانش در سطح سراسری
- ارائه ی الگوریتم های ممیک برای مسائل چند هدفی
 - طراحی معیار های پاداش برای مم ها
- اعمال روش های خودتطبیقی بر روی مسائلی که طراحی جستجوی محلی اکتشافی برای آن ها مشکل است

- Y. S. Ong, M. H. Lim, N. Zhu and K. W. Wong, '*Classification of Adaptive Memetic Algorithms: A Comparative Study*', IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics - Part B, Vol. 36, No. 1, pp. 141-152, February 2006.
- J. E. Smith "Co-evolving memetic algorithms: A review and progress report", *IEEE Trans. Syst., Man Cybern., Part B: Cybern.*, vol. 37, p.6 , 2007.
- Y. S. Ong and A. J. Keane, "Meta-Lamarckian in memetic algorithm," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 8, pp. 99–110, Apr. 2004.
- N. Krasnogor, B. Blackburne, J. D. Hirst, and E. K. N. Burke, "Multimeme algorithms for the structure prediction and structure comparison of proteins," in *Parallel Problem Solving From Nature, 2002, Lecture Notes in Computer Science*.
- Krasnogor, N., Gustafson, S.: Toward truly "memetic" memetic algorithms: discussion and proof of concepts. In: D. Corne, G. Fogel, W. Hart, J. Knowles, N. Krasnogor, R. Roy, J. E. Smith, A. Tiwari (eds.) *Advances in Nature-Inspired Computation: The PPSN VII Workshops. PEDAL (Parallel, Emergent and Distributed Architectures Lab)*. University of Reading. ISBN 0-9543481-0-9 (2002)
- A. E. Eiben and J. E. Smith *Introduction to Evolutionary Computing*, , 2003. :Springer-Verlag