پردازش تکاملی

استراتژی‌های تکاملی

دانشگاه صنعتی مالک اشتر

مجتمع دانشگاهی فن آوری اطلاعات و امنیت

زمستان ۱۳۹۲

شرح مختصری از استراتژی‌های تکاملی

- توسعه: آلمان در دهه ۱۹۷۰
- نام های اولیه: ریچنبرگ، چوئفل
- به طور خاص بکارگیری می شود در:
  - بهینه سازی عددی
- ویژگی های خاص
  - سریع
  - بهینه ساز مناسب برای بهینه سازی مقدار واقعی
  - نسبتا مناسب برای تئوری بزرگ
- مخصوص برای:
  - خودسازگاز self-adaptation با تغییر پارامترهای استاندارد

استراتژی های تکاملی

- استراتژی های تکاملی به صورت گروهی توسط بینرت، ریچنبرگ و اسچوئفل توسعه داده شده است که فعالیتهای اولیه در این زمینه را از دهه ۱۹۶۰ در دانشگاه فنی برلین انجام داده اند.
- پایان نامه دیپلم اسچوئفل: مکانیسم جهش گسسته. جهش توزیع شده نرمال با امید صفر و واریانس داده شده. (۱+۱) انتخاب
- قانون موفقیت ۱/۵ ریچنبرگ
- یک استراتژی تکاملی چند عضو یا استراتژی تکاملی $(\mu+1)$ با $\mu > 1$ توسط ریچنبرگ به منظور معرفی مفهوم جمعیت و استراتژی تکاملی (μ, λ) بوسیله اسچوئفل طراحی گردیدند.
- استراتژی تکاملی (μ, λ) در تحقیقات مربوط به استراتژی های تکاملی جدید است

جدول خلاصه فنی استراتژی تکاملی

نمایش	بردارهای مقدار واقعی
بازترکیب	گسسته یا میانجی
جهش	آشفتگی گوس
انتخاب والدین	یکنواخت تصادفی
انتخاب بازمانده	(μ,λ) or $(\mu+\lambda)$
ویژگی بارز	خود انطباق با مقادیر قدم های جهش

مثال ابتدایی

- فعالیت: مینیمم سازی $f : R^n \rightarrow R$
- الگوریتم: استراتژی تکاملی دو عضو با استفاده از
  - بردارهای از R^n مستقیما به عنوان کروموزوم
  - جمعیت با اندازه ۱
  - هر جهش تنها یک فرزند تولید می نماید
  - انتخاب حریصانه

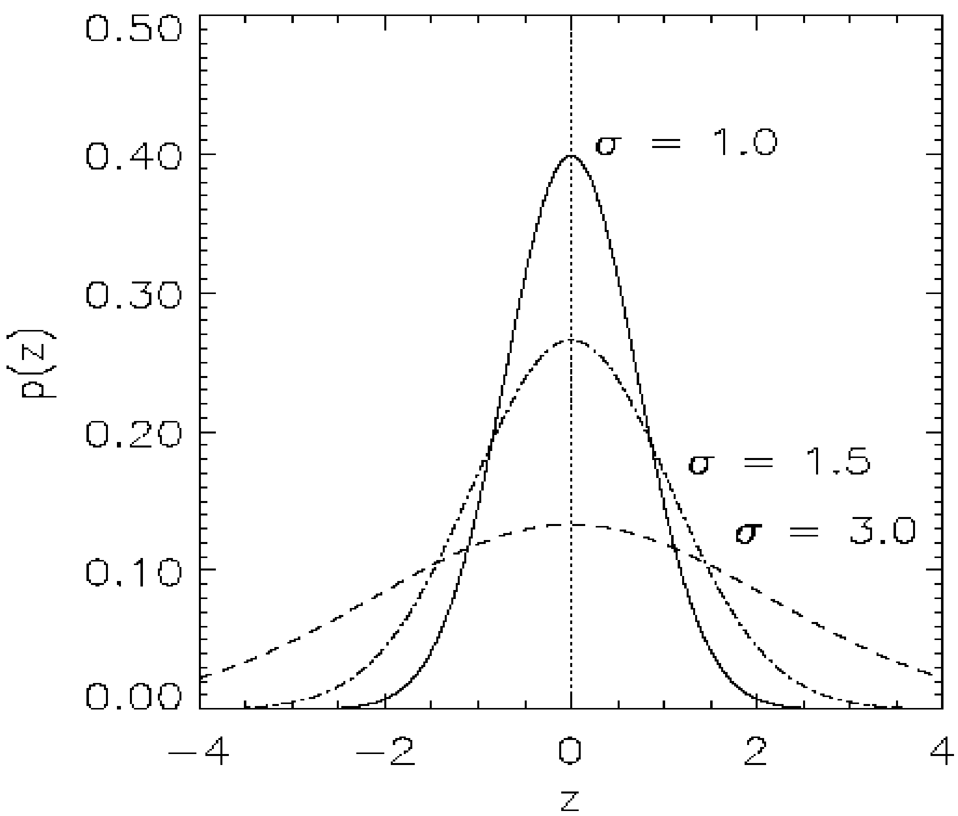
مثال ابتدایی: شبه دستورالعمل

- قرار بده: $t = 0$
- نقطه ابتدایی را ایجاد کن: $x^t = \langle x_1^t,\ldots,x_n^t \rangle$
- تکرار کن تا حد مطلوب
- Z_i را از یک توزیع نرمال انتخاب کن برای همه $i = 1,\ldots,n$
- $y_i^t = x_i^t + z_i$
- IF $f(x^t) < f(y^t)$ THEN $x^{t+1} = x^t$
  - ELSE $x^{t+1} = y^t$
  - FI
  - Set $t = t+1$
- OD

مثال ابتدایی: مکانیسم جهش

- مقادیر z از توزیع نرمال $N(\xi,\sigma)$ انتخاب می گردد.
  - مقدار میانگین ξ برابر صفر قرارداده می شود
  - واریانس σ به عنوان مقدار سایز گام جهش قرار داده می شود.
- واریانس σ در بازه (۱/۵ قانون موفقیت) تغییر می کند.
- این قانون مقدار σ را بعد از هر k بار تکرار ریست می کند توسط:
  - $\sigma = \sigma / c \quad \text{if } p_s > 1/5$
  - $\sigma = \sigma \cdot c \quad \text{if } p_s < 1/5$
  - $\sigma = \sigma \quad \text{if } p_s = 1/5$
- که در آن، p_s درصد موفقیت جهش و $0.8 \le c \le 1$

شکل توزیع نرمال

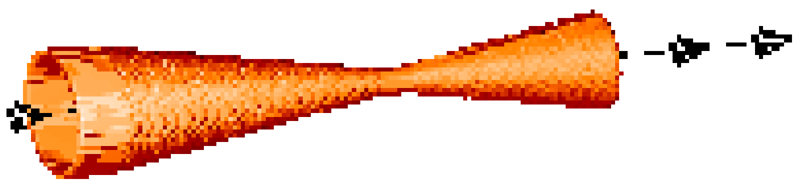


یک مثال تاریخی دیگر:

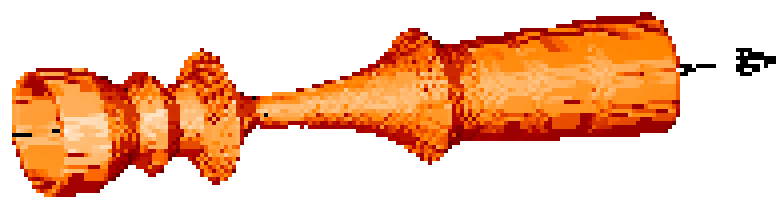
آزمایش نازل جت

فعالیت: بهینه سازی شکل نازل جت

رویکرد: جهش های تصادفی شکل+ انتخاب

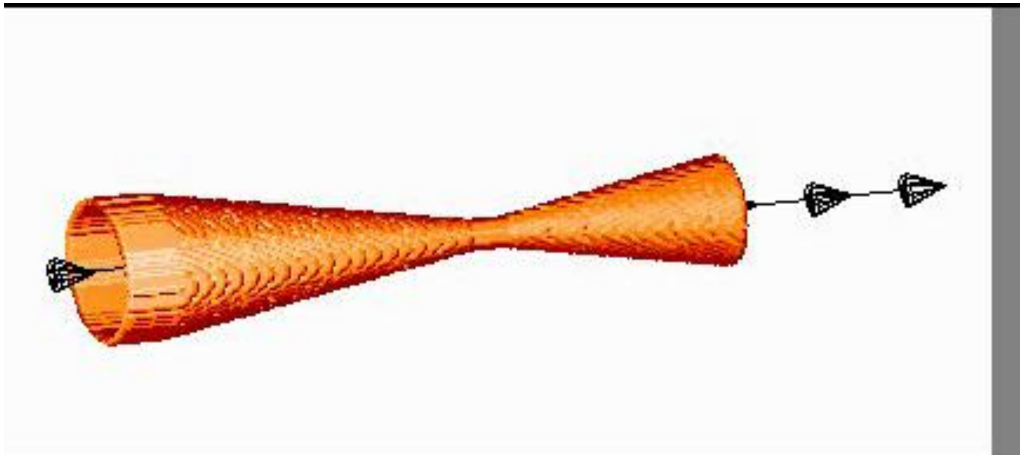


شکل اولیه



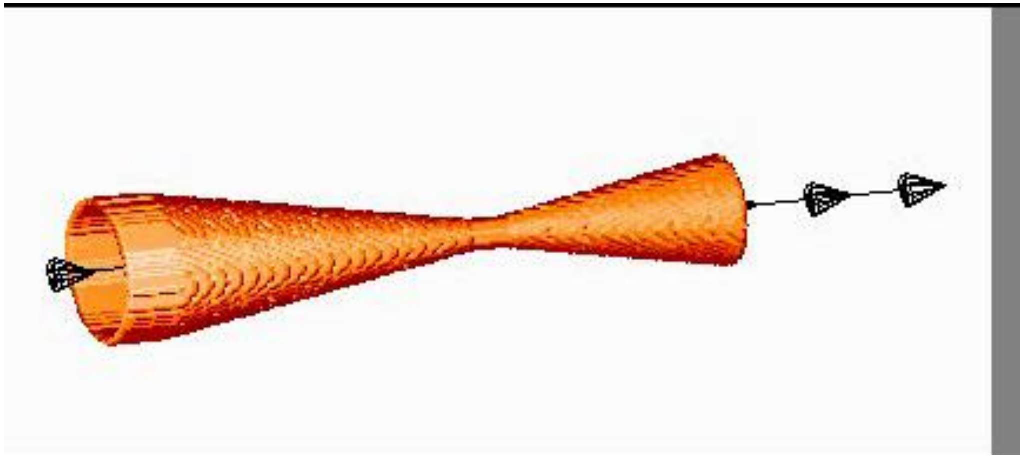
شکل نهایی

ادامه مثال

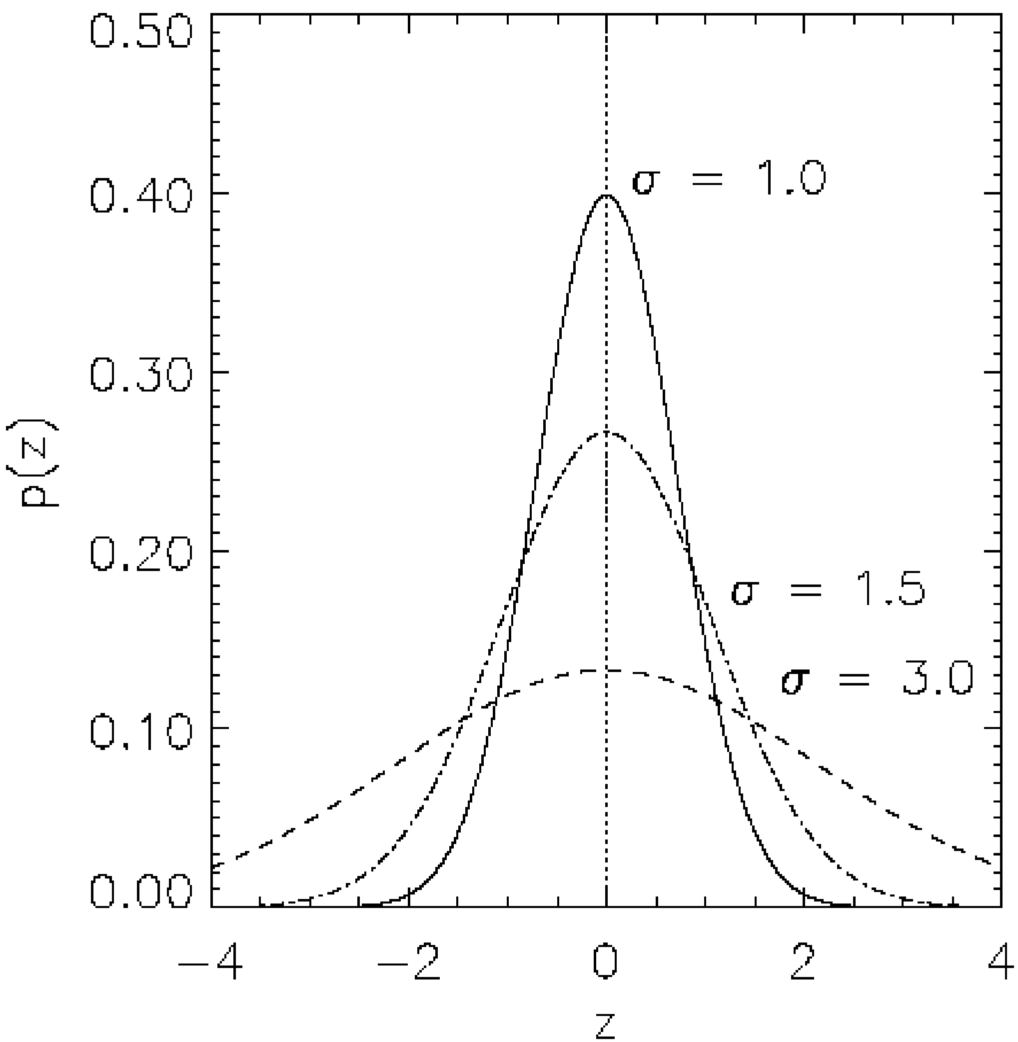


نازل جت

مشهورترین آزمایش نازل جت



نمونه یک بعدی



نمایش

- کروموزم ها متشکل از سه بخش هستند:
  - متغیرهای هدف: $x_1,\ldots,x_n$
  - پارامترهای استراتژی
    - سایز گام جهش: $\sigma_1,\ldots,\sigma_{n_\sigma}$
    - زاویه های دوران: $\alpha_1,\ldots,\alpha_{n_\alpha}$
  - تمامی مولفه ها همواره حضور ندارند
- سایز کامل: $\langle x1,\ldots,xn, \sigma1,\ldots,\sigma n, \alpha1,\ldots,\alpha k \rangle$

که در آن $k = n(n-1)/2$ (no. of i,j pairs)

جهش

- مکانیسم اصلی: تغییر مقادیر با افزودن اختلالات تصادفی که از توزیع نرمال گرفته شده است
- $x'_i = x_i + N(0,\sigma)$
- ایده اصلی:
  - σ بخشی از کروموزوم $\langle x_1,\ldots,x_n, \sigma \rangle$ است
  - σ همچنین به σ' تغییر می کند
- بنابراین: سایز گام جهش σ با راه حل x پوشش داده می شود

تغییر دادن اولیه σ

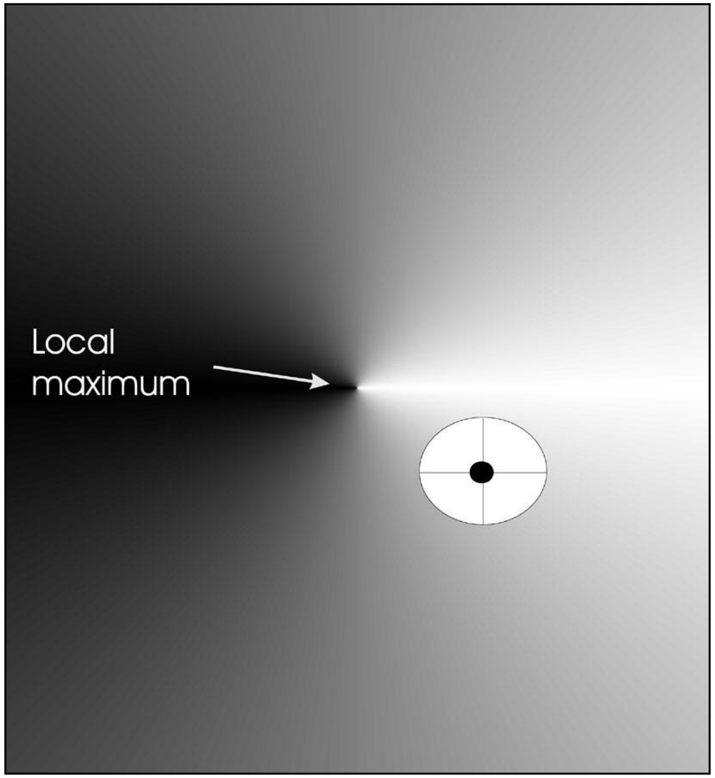
- خالص تغییر جهش: $\langle x, \sigma \rangle \rightarrow \langle x', \sigma' \rangle$
- ترتیب مهم است:
  - ابتدا $\sigma \rightarrow \sigma'$
  - سپس $x \rightarrow x' = x + N(0,\sigma')$
- پایه: $\langle x', \sigma' \rangle$ جدید دوبار سنجش می شود
  - ابتدایی: x' خوب است اگر $f(x')$ خوب باشد
  - ثانویه: σ' خوب است اگر x' ایجاد شده خوب باشد
- با معکوش کردن ترتیب جهش روابط بالا عمل نمی کند

جهش نمونه 1:

جهش ناهمبسته با یک σ

- کروموزوم: $\langle x_1,\ldots,x_n, \sigma \rangle$
- $\sigma' = \sigma \cdot \exp(\tau \cdot N(0,1))$
- $x'_i = x_i + \sigma' \cdot N(0,1)$
- به طور خاص «نرخ یادگیری» $\tau \propto 1/ n^{1/2}$
- و ما یک قاعده مرزی $\sigma' < \varepsilon_0 \Rightarrow \sigma' = \varepsilon_0$ داریم

جهش های با احتمال یکسان

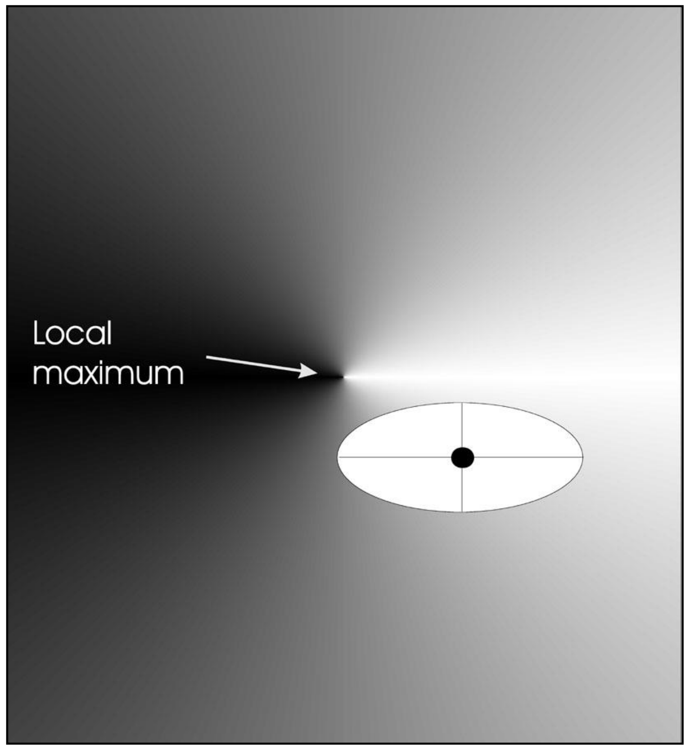


دایره: جهش ها دارای شانس یکشان برای ایجاد شدن می باشند.

جهش نمونه 2:
جهش ناهمبسته با $n\ \sigma$'s

- کروموزوم های $\langle x_1,\ldots,x_n, \sigma_1,\ldots, \sigma_n \rangle$
- $\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1))$
- $x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0,1)$
- دو پارامتر نرخ یادگیری
  - τ' نرخ کلی یادگیری
  - τ نرخ یادگیری هماهنگ
- $\tau' \propto 1/(2n)^{½}$ and $\tau \propto 1/(2n^{½})^{½}$
- And $\sigma_i' < \varepsilon_0 \Rightarrow \sigma_i' = \varepsilon_0$

جهش های با احتمال یکسان



بیضی: جهش ها دارای شانس یکشان برای ایجاد شدن می باشند.

جهش نمونه 3:

جهش های همبسته

- کروموزوم های $\langle x_1,\ldots,x_n, \sigma_1,\ldots, \sigma_n ,\alpha_1,\ldots, \alpha_k \rangle$
- که در آن $k = n \cdot (n-1)/2$
- و واریانس ماتریس C به صورت زیر تعریف می شود:
  - $c_{ii} = \sigma_i^2$
  - $c_{ij} = 0$ اگر i و j همبسته نباشند
  - $c_{ij} = ½ \cdot (\sigma_i^2 - \sigma_j^2) \cdot \tan(2\, \alpha_{ij})$ اگر i و j همبسته باشند

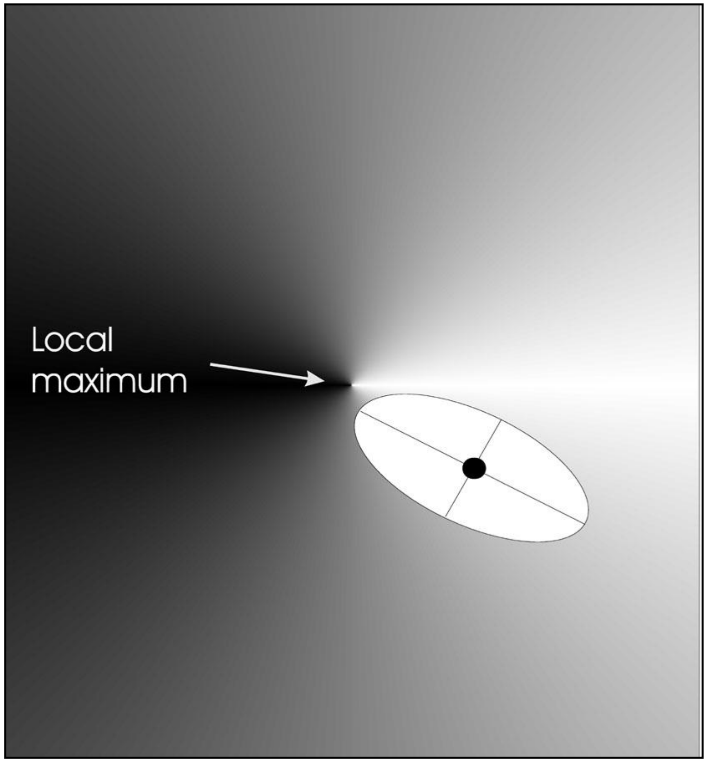
ادامه جهش های همبسته

مکانیسم جهش به صورت زیر است:

The mutation mechanism is then:

- $\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1))$
- $\alpha'_j = \alpha_j + \beta \cdot N(0,1)$
- $\boldsymbol{x}' = \boldsymbol{x} + \boldsymbol{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{C}')$
  - ***X*** ***از بردار*** $\langle x_1,\ldots,x_n \rangle$ گرفته می شود
  - ***C'*** ***ماتریس کوواریانس C بعد از جهش مقادیر*** α است
- $\tau' \propto 1/(2n)^{1/2}$ and $\tau \propto 1/(2n^{1/2})^{1/2}$ and $\beta \approx 5°$
- $\sigma_i' < \varepsilon_0 \Rightarrow \sigma_i' = \varepsilon_0$ and
- $|\alpha'_j| > \pi \Rightarrow \alpha'_j = \alpha'_j - 2\pi\,\mathrm{sign}(\alpha'_j)$

جهش های با احتمال یکسان



بیضی: جهش ها دارای شانس یکشان برای ایجاد شدن می باشند.

باز ترکیب

- ایجاد یک فرزند
- اقدامات به ازاء هر متغیر/ موقعیت به ازاء هر کدام
  - میانگین مقادیر والدین یا
  - انتخاب یک مقدار والدین
- از دو یا چندین والدین بوسیله هرکدام:
  - با استفاده از دو والدین انتخاب شده برای ایجاد یک فرزند
  - انتخاب دو والدین برای هر موقعیت جدید

نامهای بار ترکیبها

دو والدین انتخاب شده برای هر i	دو والدین ثابت	
واسط عمومی	واسط محلی	$z_i = (x_i + y_i)/2$
گسسته عمومی	گسسته محلی	z_i is x_i or y_i به صورت تصادفی انتخاب می شود

انتخاب والدین

- والدین به صورت توزیع تصادفی یکنواخت انتخاب می شوند، هر زمان که اپراتور به یک یا بیشتر از آنها احتیاج داشته باشد.
- بنابراین: انتخاب والدین استراتژی تکاملی بایاس نشده است. هر فرد از احتمال یکسانی برای انتخاب شدن برخوردار است.
- والدین استراتژی تکاملی به معنای اعضاء یک جامعه است (جمعتی که اعضاء آن با واریانس یکشان انتخاب می شوند.)

انتخاب بازمانده

- بکارگیری می شود زمانی که λ فرزند از μ والدین بوسیله جهش و بازترکیب
- به صورت غیر احتمالی موجودات بد را از بین می برد
- پایه انتخاب می تواند موارد زیر باشد:
- مجموعه فرزند ها فقط : انتخاب (μ,λ)
- مجموعه والدین و فرزند ها : انتخاب $(\mu+\lambda)$

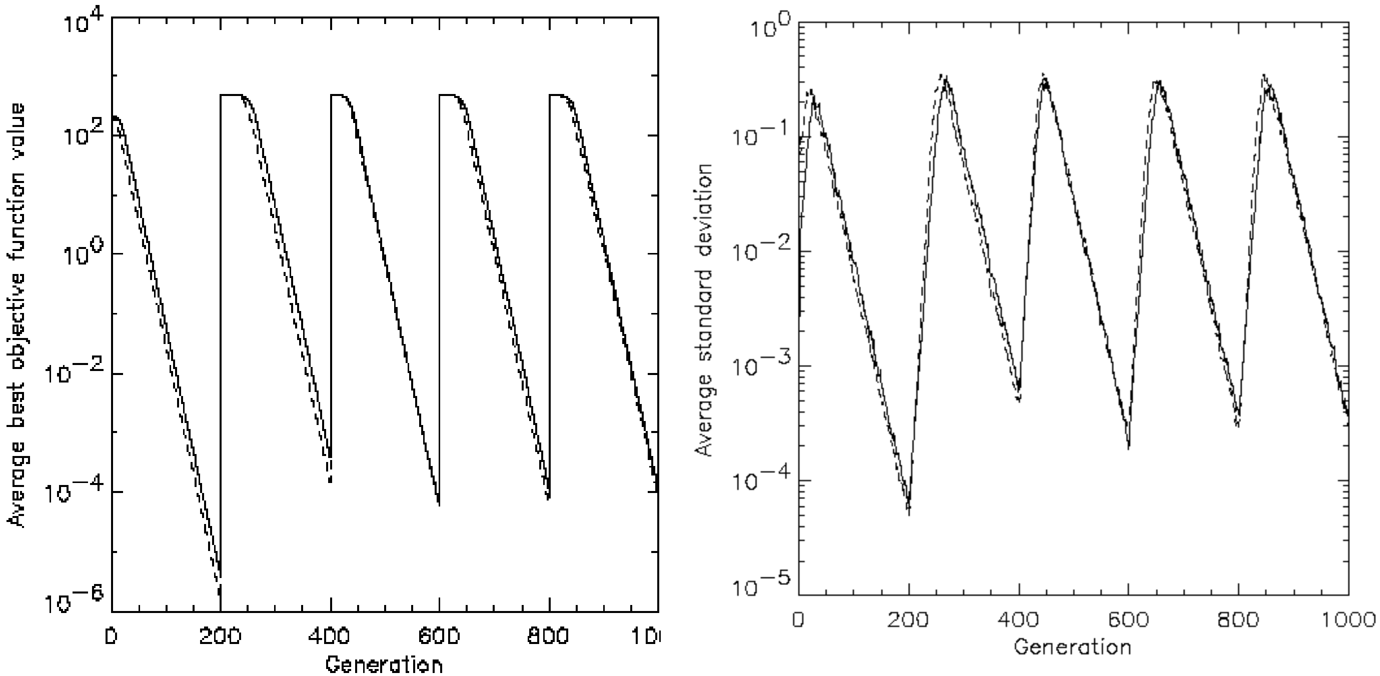
ادامه انتخاب بازمانده

- انتخاب $(\mu+\lambda)$ یک استراتژی مطلوب است
- انتخاب (μ,λ) می تواند صرف نظر شود
- اغلب انتخاب (μ,λ) برای موارد زیر ترجیح داده می شود:
  - بهتر برای بدست آوردن بهینه محلی
  - بهتر برای درک حرکت بهینه
  - استفاده به همراه استراتژی مقادیر نامناسب σ می تواند در $\langle x,\sigma \rangle$ به مدت زیادی باقی بماند اگر میزبانی x کاملا مناس باشد.
- فشار انتخابی در استراتژی تکاملی خیلی زیاد باشد ($\lambda \approx 7 \cdot \mu$ وضعیت عادی است)

تشریح خودانطباقی

- دادن تناسب متغیر منعطف
- چشم انداز (مکان بهینه در هر ۲۰۰ زایش تغییر می کند)
- استراتژی تکاملی خودانطباق قادر است:
  - مقدار بهینه را رصد کند
  - سایز گام جهش را بعد از هر تغییر تطبیق دهد.

ادامه تشریح خودانطباقی



نیازمندی های خودانطباقی

- $\mu > 1$ برای اجرای استراتژی های مختلف
- $\mu > \lambda$ برای زاد و ولد اضافی
- انتخاب بیش از اندازه $\lambda \approx 7 \cdot \mu$.,
- انتخاب -(μ,λ) برای رها شدن از عدم سازگازیσ‘s
- ترکیب پارامترهای استراتژی بوسیله ترکیب مجدد آنها صورت می گیرد.

مثال کاربردی
تابع آکلی

- تابع آکلی (در اینجا n =30)

$$f(x) = -20 \cdot \exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$$

- استراتژی تکاملی
  - معرفی
    - $-30 < x_i < 30$ (coincidence of 30's!)
    - سایز گام ۳۰
  - انتخاب (30,200)
  - پایان: بعد از ۲۰۰۰۰۰ ارزیابی تناسب
  - نتایج: میانگین بهترین راه حل $7.48 \cdot 10^{-8}$ (خیلی خوب)