スキーマ処理に着目した
進化的計算法

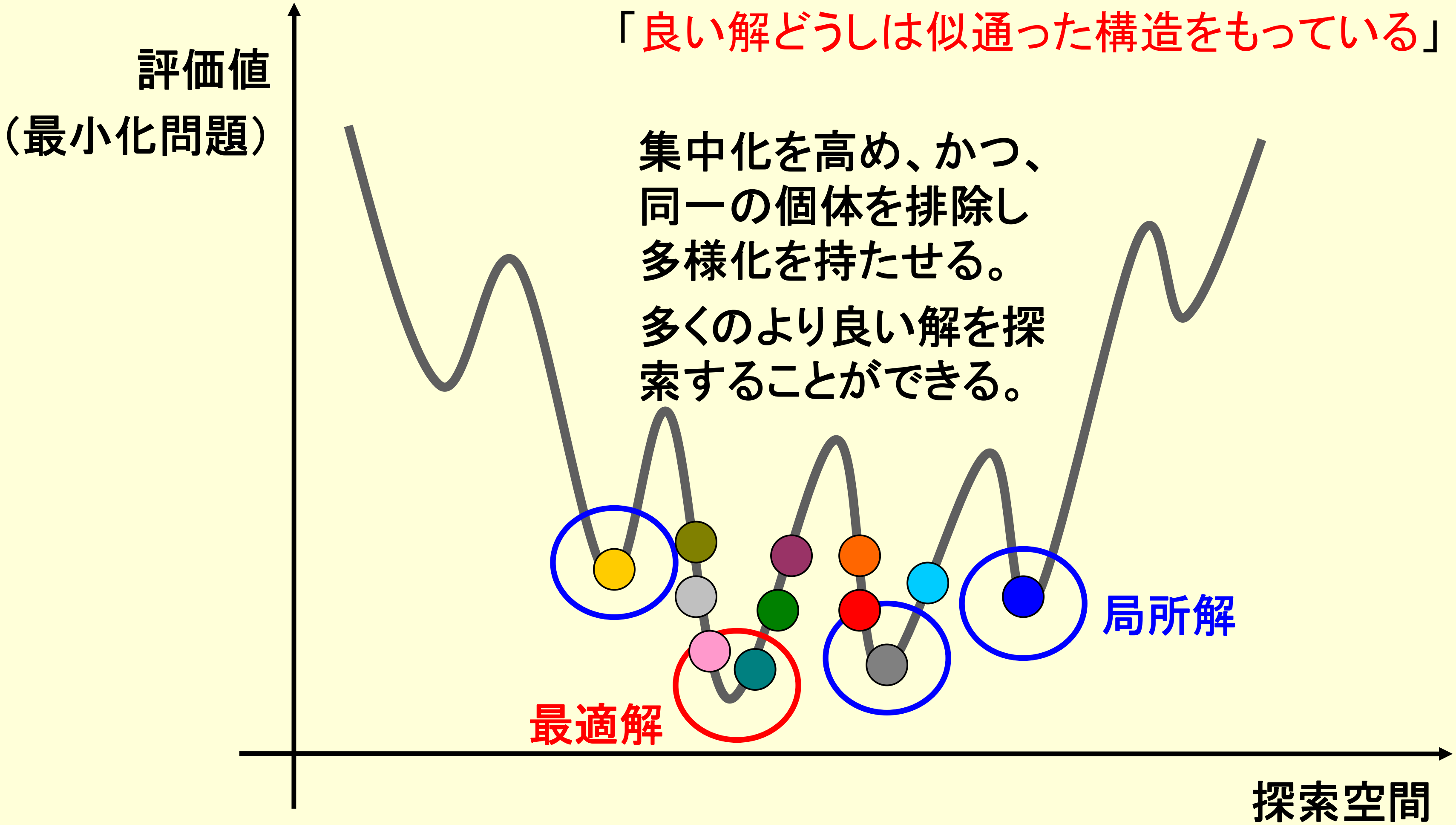
組み合わせ最適化問題と進化的計算

- 大規模組合せ最適化問題を効率的に短時間で解析する.
- 進化的計算手法はその一つである.
- 遺伝的アルゴリズム(GA)は、多くの適用研究が行われている.
  – GAの探索能力はオペレータ、パラメータの設定に依存する

大谷構造

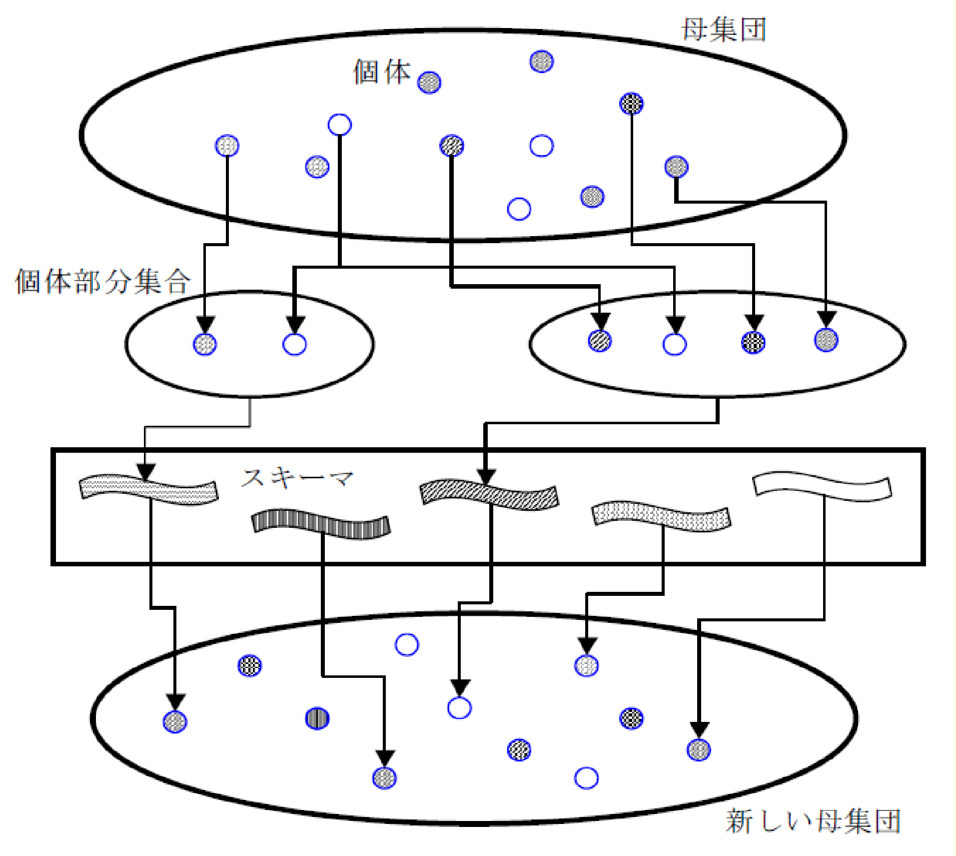
探索空間に局所解がすり鉢上に分布

「良い解どうしは似通った構造をもっている」



確率的スキーマ貪欲法(SSE)

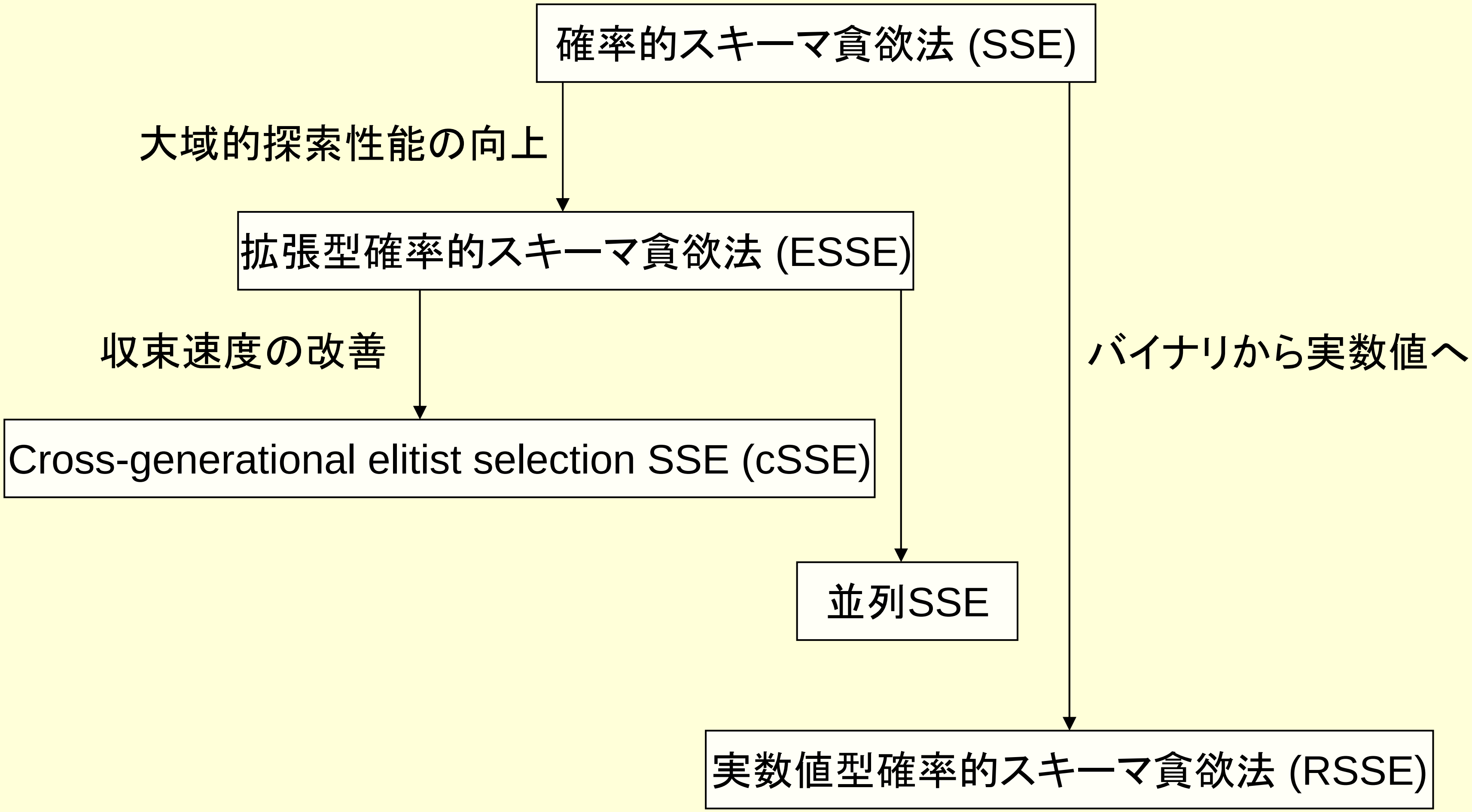
- 0/1組合せ最適化問題を対象としている.
- 制御パラメータ少ない.
- 優良個体が持つ解構造を基にして、似通った構造を持つ個体を集中的に探索する



研究の目的

- SSEの探索アルゴリズムは，組合せ最適化問題に適しているように思われる.
- SSEは、相澤らによって提案された後、探索性能の検討や、アルゴリズムの改良、応用研究は全く行われていない.
- SSEを改良する.
  - 探索性能の改良 (ESSE, cSSE)
  - 実数値問題への応用(RSSE)

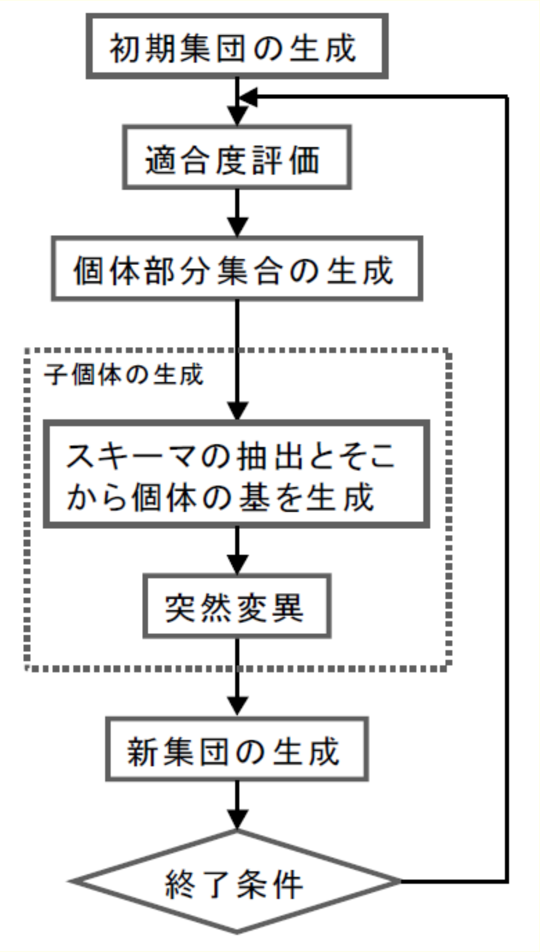
研究の流れ


確率的スキーマ貪欲法 (SSE)
大域的探索性能の向上
拡張型確率的スキーマ貪欲法 (ESSE)
収束速度の改善
Cross-generational elitist selection SSE (cSSE)
並列SSE
バイナリから実数値へ
実数値型確率的スキーマ貪欲法 (RSSE)

確率的スキーマ貪欲法(SSE)

確率的スキーマ貪欲法(SSE)

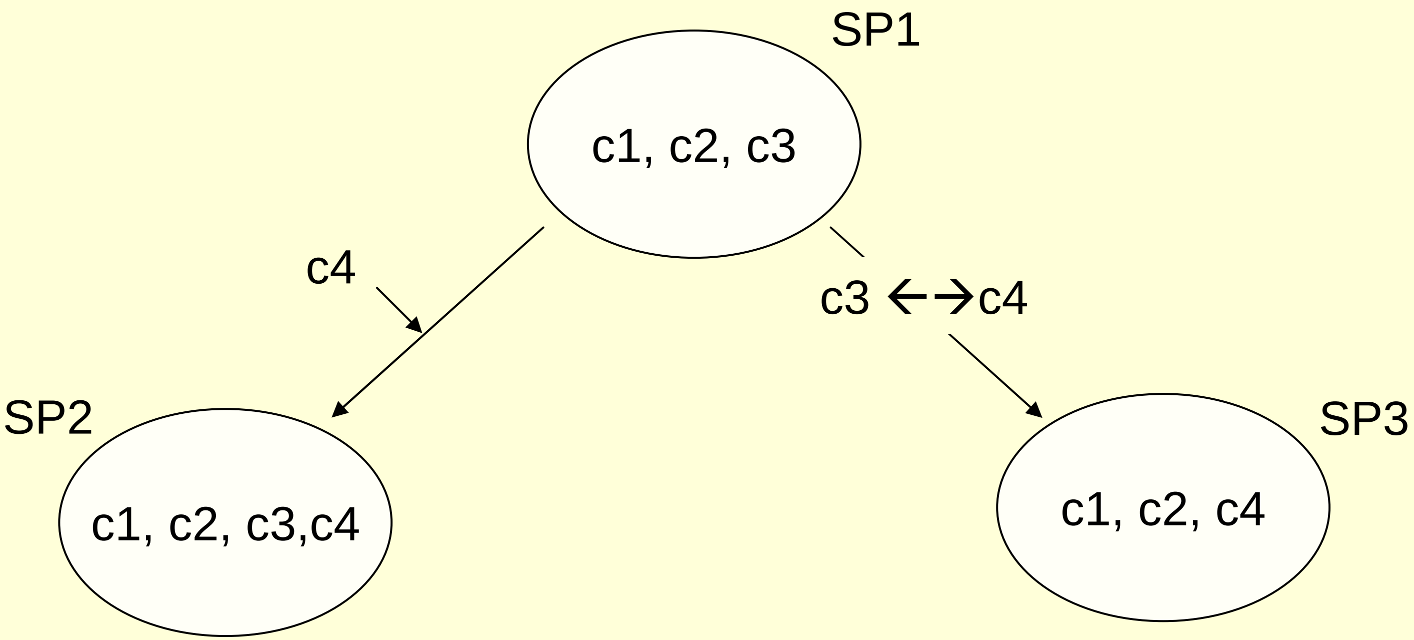
1. 個体集団の定義
2. 適応度評価
3. 個体部分集団の生成
4. スキーマの抽出
5. 子孫の生成
6. 突然変異の適用
7. 新集団の生成
8. 収束判定



部分集団の半順序関係

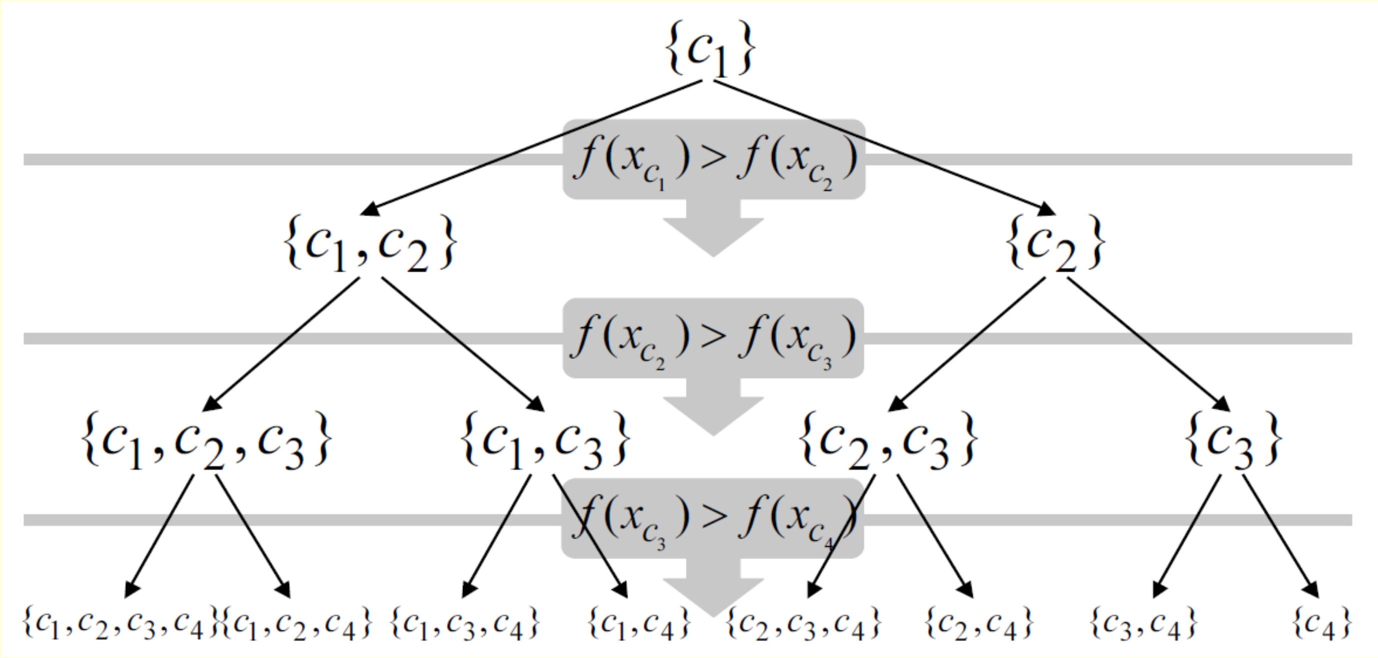
- 個体 c1, c2, c3 … は適応度順に並べられている.

  c1 > c2 > c3 > c4 …



SP1 > SP2 ; SP1 > SP3

個体部分集団の生成



- 個体 c1, c2, c3 … は適応度順に並べられている.

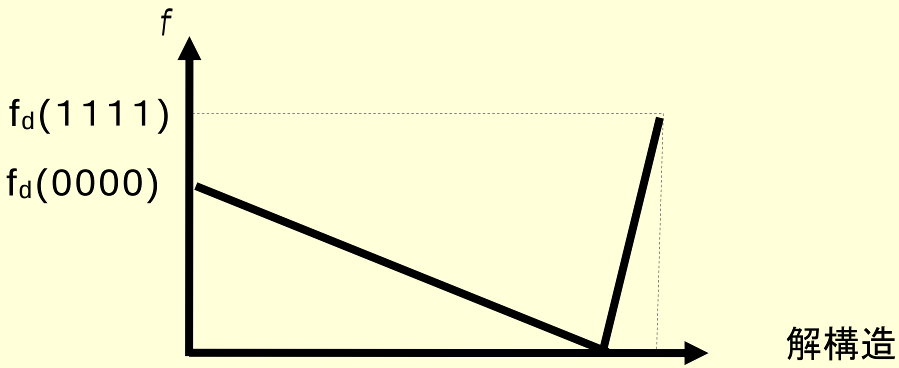
  c1 > c2 > c3 > c4 …

騙し問題

騙し問題は、最適解と準最適解の解構造が大きく異なる。
次数が4ビットの騙し問題を部分解とした式を用いる。

$$f_d(1111)=30 \quad f_d(0000)=28 \quad f_d(0001)=26 \quad f_d(0010)=24$$
$$f_d(0100)=22 \quad f_d(1000)=20 \quad f_d(0011)=18 \quad f_d(0101)=16$$
$$f_d(0110)=14 \quad f_d(1001)=12 \quad f_d(1010)=10 \quad f_d(1100)=8$$
$$f_d(1110)=6 \quad f_d(1101)=4 \quad f_d(1011)=2 \quad f_d(0111)=0$$

$$f_{deception}=\sum_{i=1}^{n} f_d(x_i) \qquad x_i \in 0000,0001,\cdots,1111$$



ナップザック問題

n個の荷物から制限重量bの範囲で価値を最大にする荷物群を選ぶナップザック問題を考える。目的関数と制約条件は次式で与えられる。

$$\max_{\{x_i\}} \sum_{i=1}^{n} c_i x_i$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{i=1}^{n} a_i x_i \le b$$

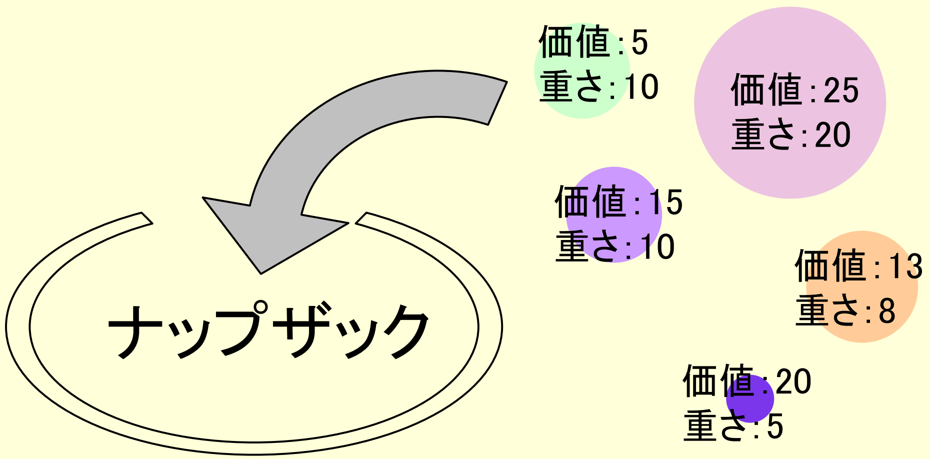
$$x_i \in 0,1 \ (i = 1, \cdots, n)$$

a_i :1～100までの一様乱数

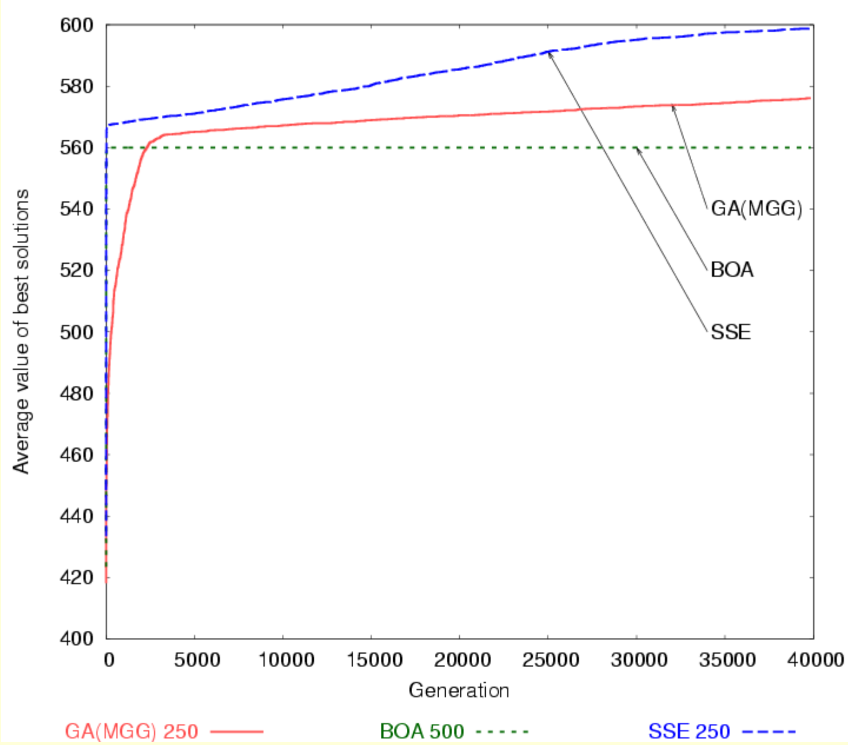
c_i :1～100までの一様乱数

n : 400

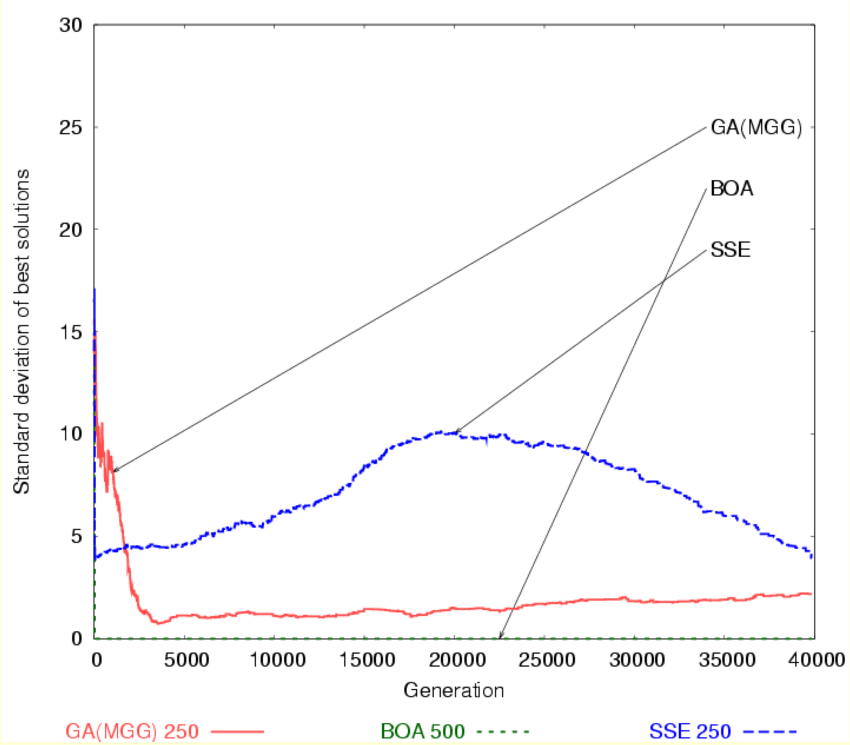
b : 10000



騙し問題

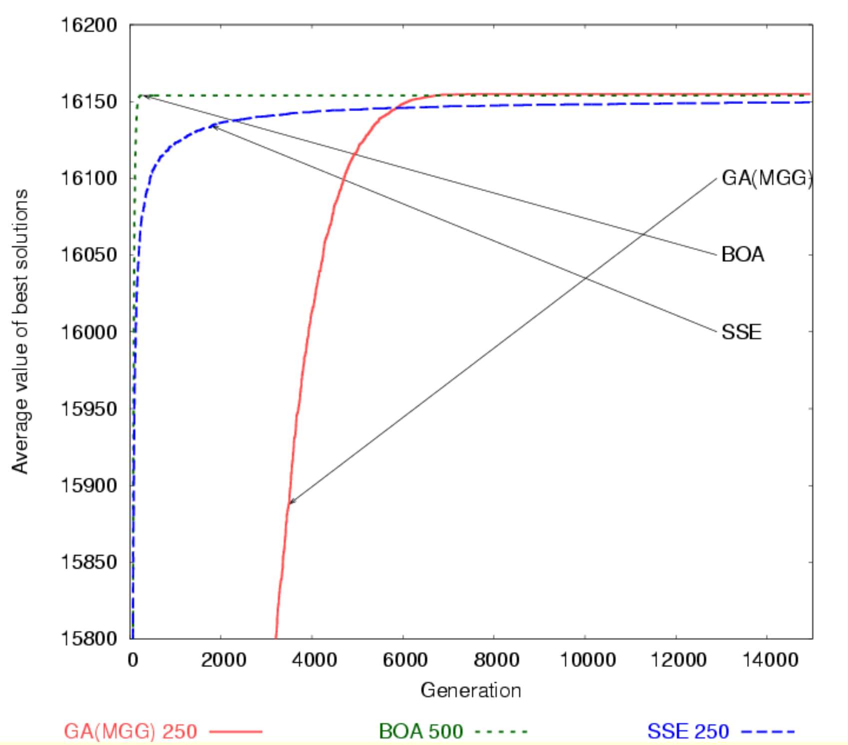


600
580
560
540
520
500
480
460
440
420
400
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
25000
30000
35000
40000
Generation
GA(MGG)
BOA
SSE
GA(MGG) 250
BOA 500
SSE 250

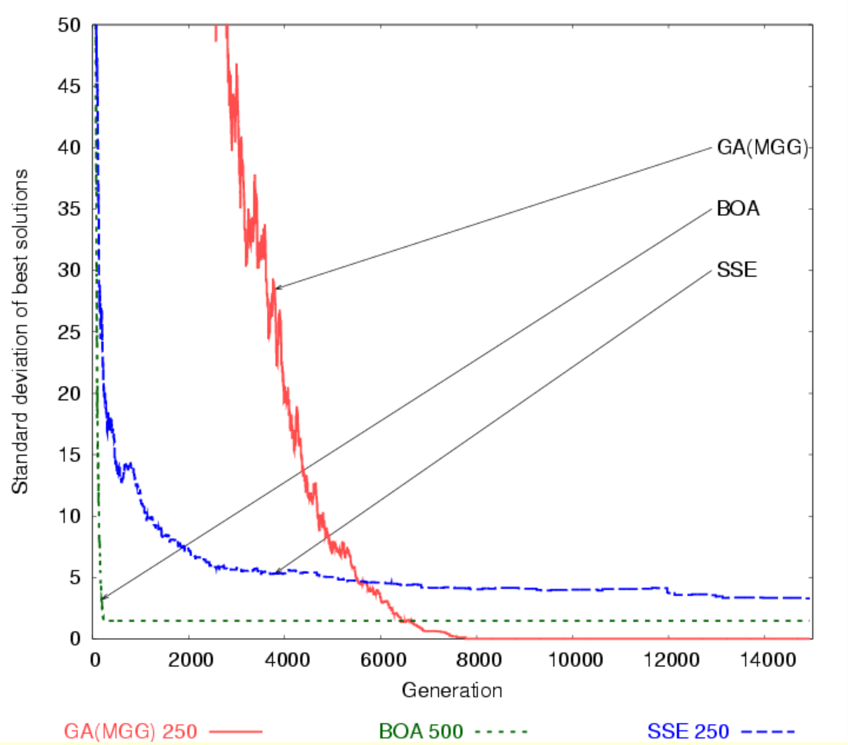


30
25
20
15
10
5
0
Standard deviation of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
25000
30000
35000
40000
Generation
GA(MGG)
BOA
SSE
GA(MGG) 250
BOA 500
SSE 250

ナップザック問題



16200
16150
16100
16050
16000
15950
15900
15850
15800
Average value of best solutions
0
2000
4000
6000
8000
10000
12000
14000
Generation
GA(MGG)
BOA
SSE
GA(MGG) 250
BOA 500
SSE 250



50
45
40
35
30
25
20
15
10
5
0
Standard deviation of best solutions
0
2000
4000
6000
8000
10000
12000
14000
Generation
GA(MGG)
BOA
SSE
GA(MGG) 250
BOA 500
SSE 250

拡張型確率的スキーマ貪欲法（ESSE）

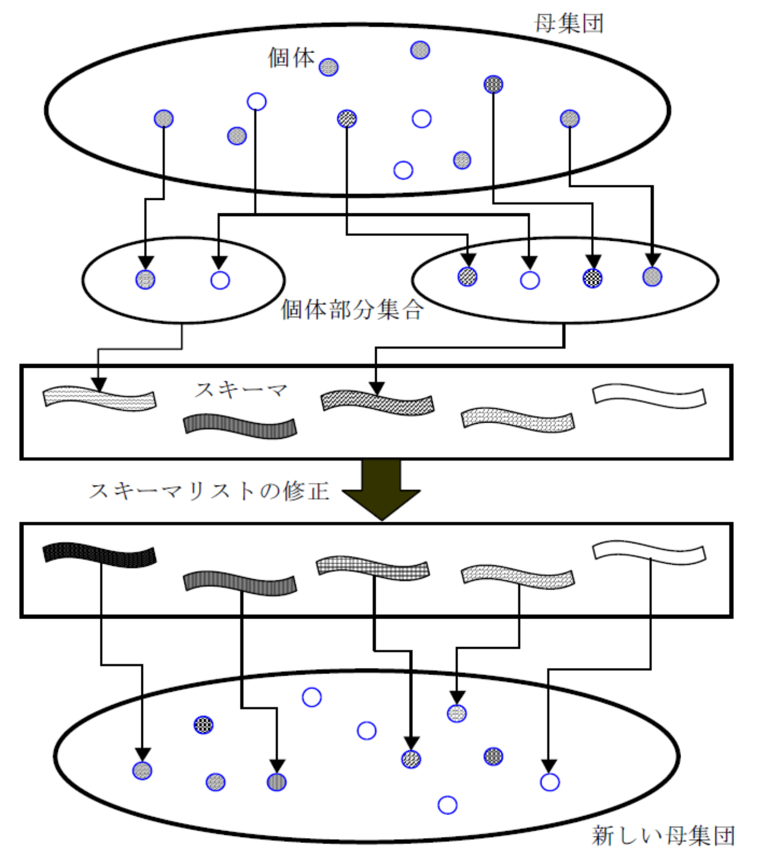
ESSEのコンセプト

SSE

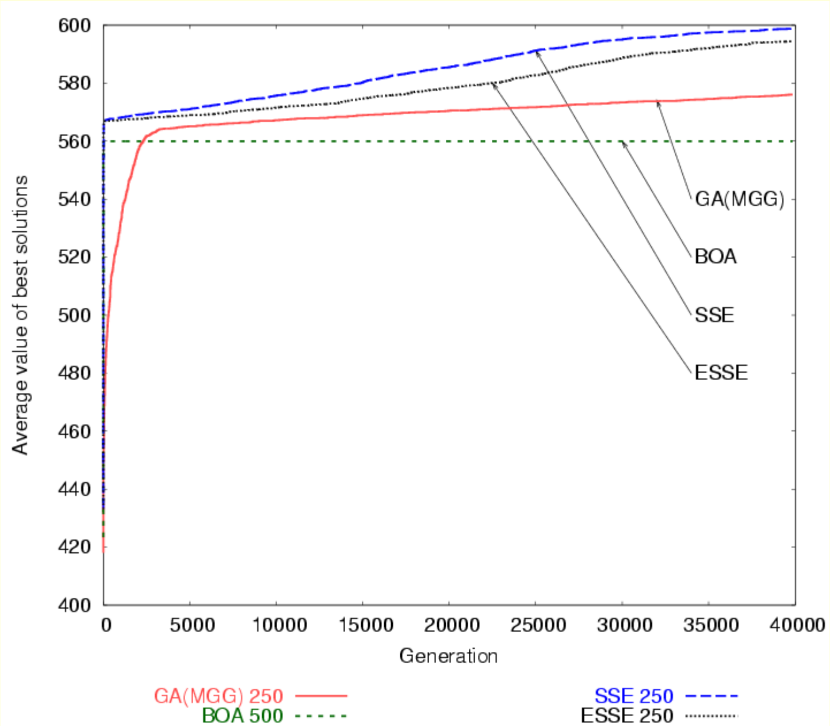
- 優良個体の共通スキーマから子個体を生成する.
- 良いスキーマを母集団中に早く行きわたらせるので収束が速い.
- 個体の多様性が急速に失われるので、大域的探索性能が低下する.

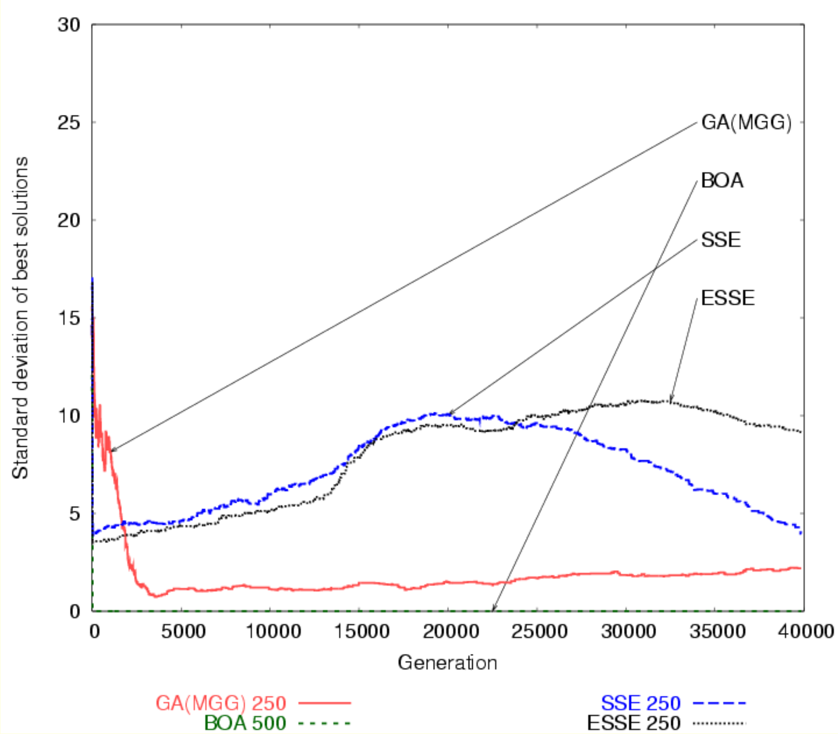
ESSE

- スキーマリストから同一スキーマを排除する.
- 集団の多様性を改善し, SSEの大域的探索性能を改善する.



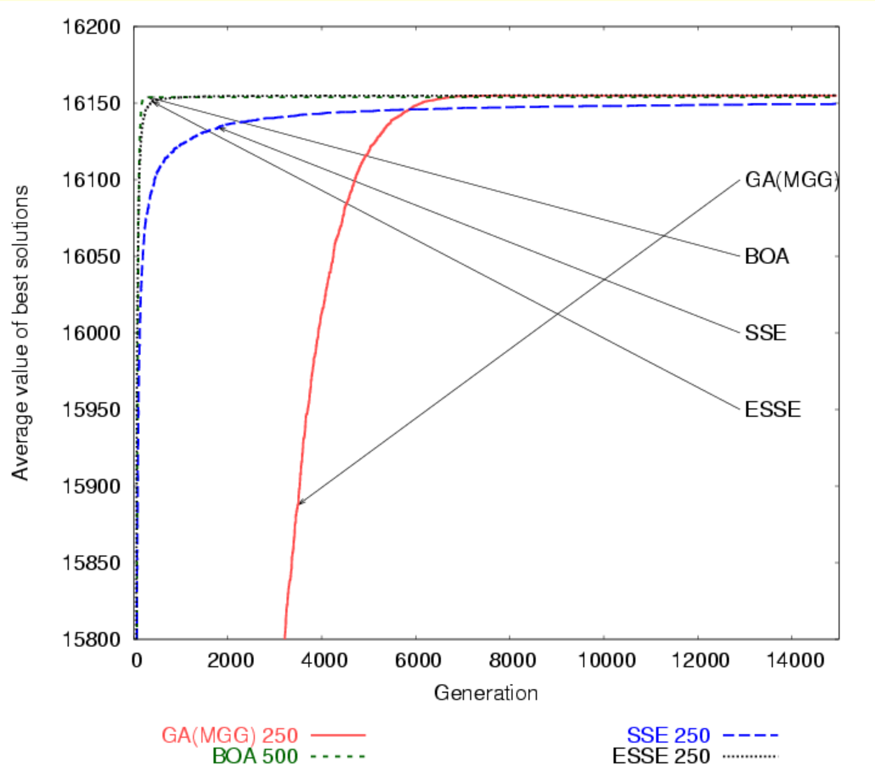
騙し問題

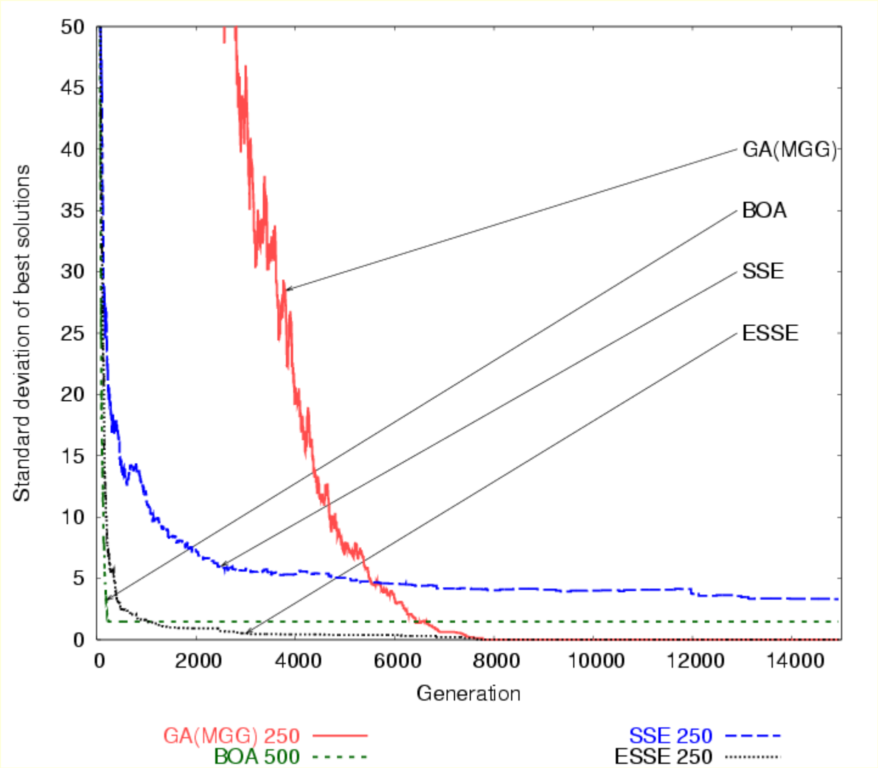




	大域的探索性能	収束速度
GA	×	×
BOA	×	◎
SSE	◎	◎
ESSE	○	◎

ナップザック問題



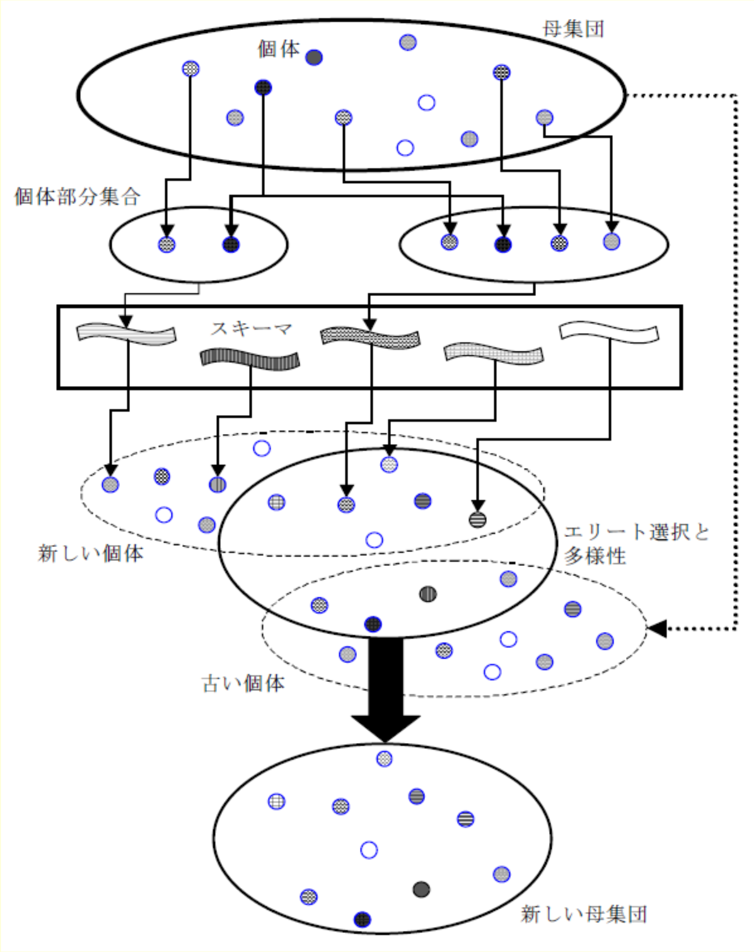


	大域的探索性能	収束速度
GA	◎	×
BOA	○	◎
SSE	○	◎
ESSE	◎	◎

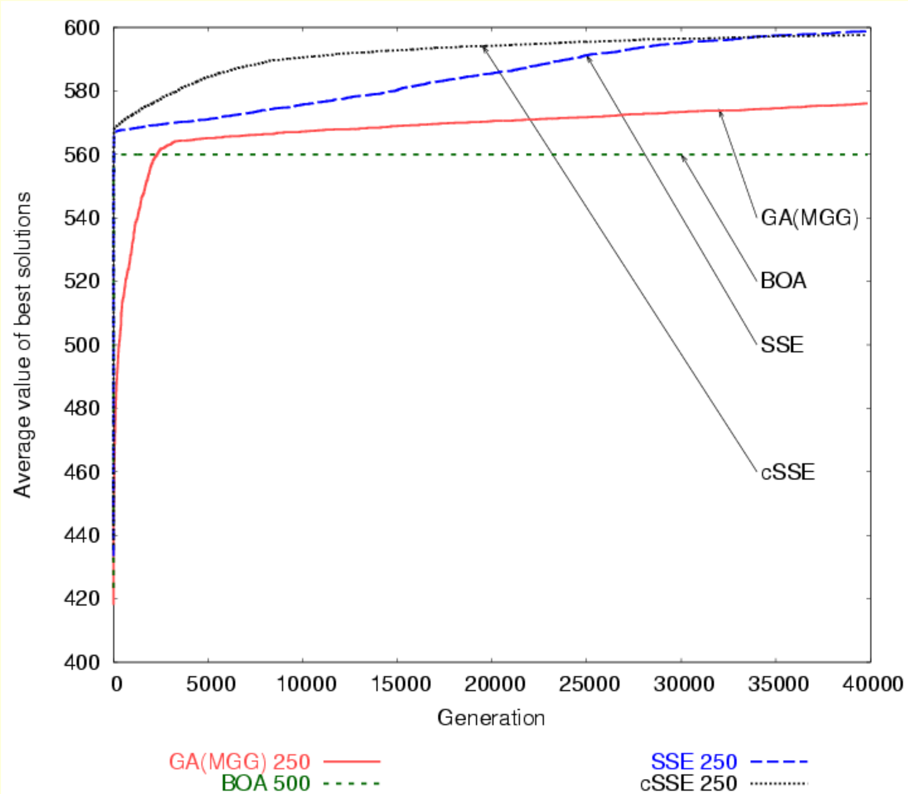
Cross generational elitist selection SSE（cSSE）

cSSEのコンセプト

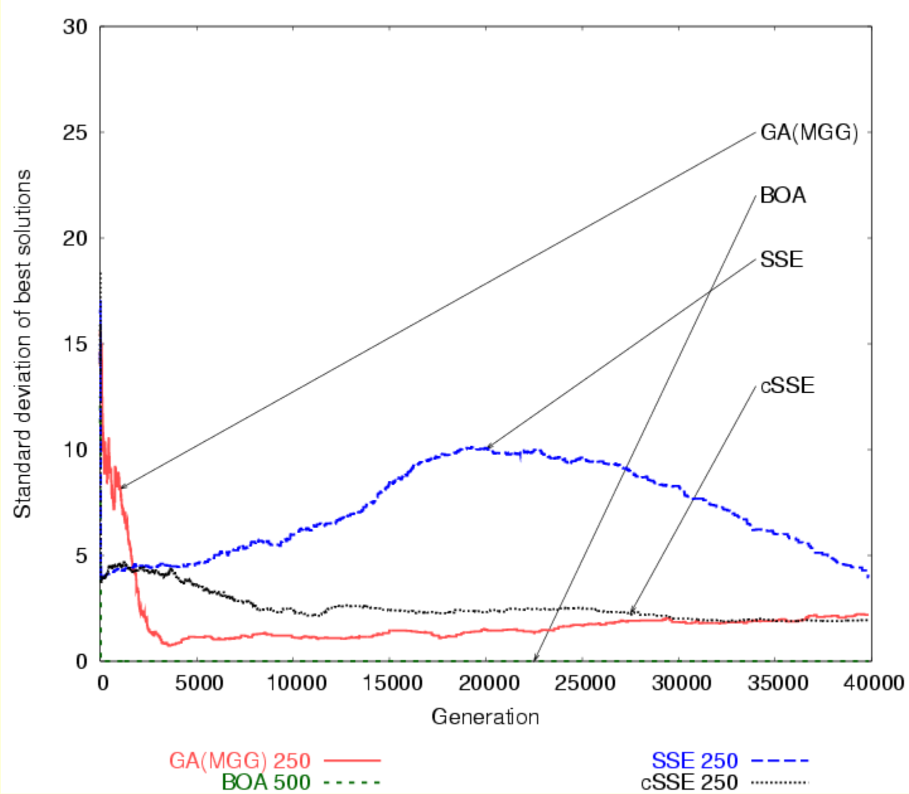
- SSE
  - 収束速度は速いが，個体の多様性が急速に失われる.
- ESSE
  - 同一スキーマを排除することで多様性を改善する.
  - 計算コストが大きい.
- cSSE
  - 計算コストを下げて，探索性能を改善するには？



騙し問題

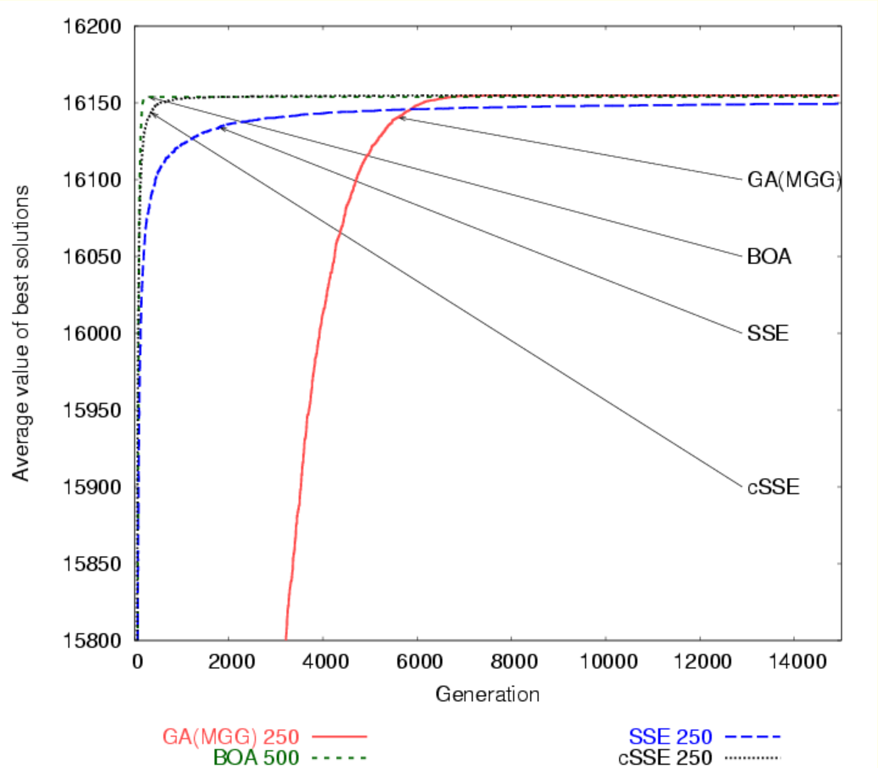


到達解の平均値

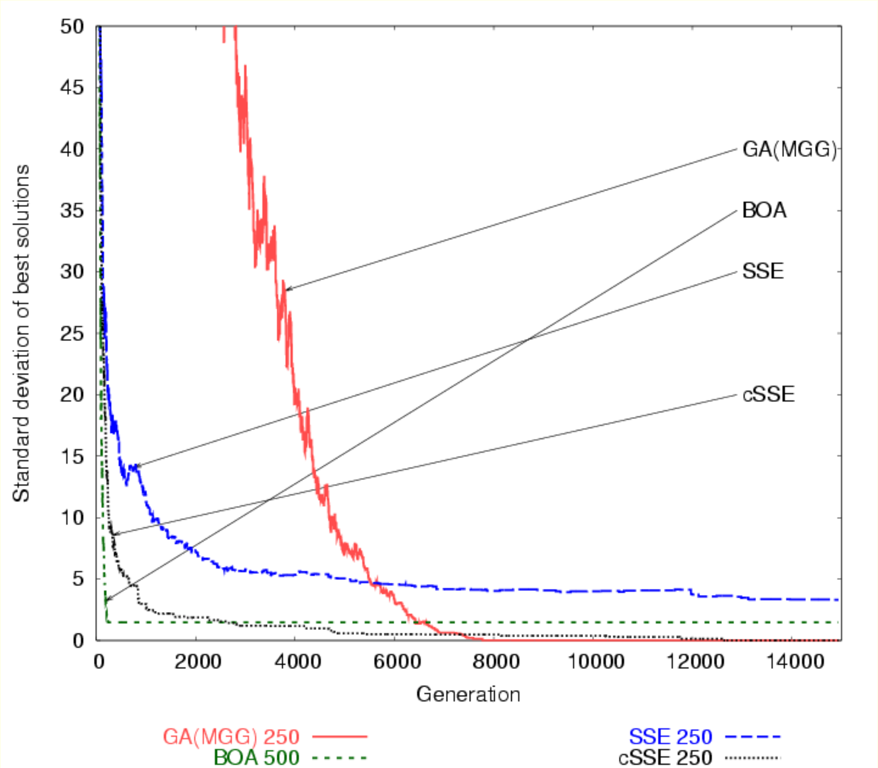


到達解の標準偏差値

ナップザック問題



到達解の平均値



到達解の標準偏差値

実数値型確率的スキーマ貪欲法（RSSE)

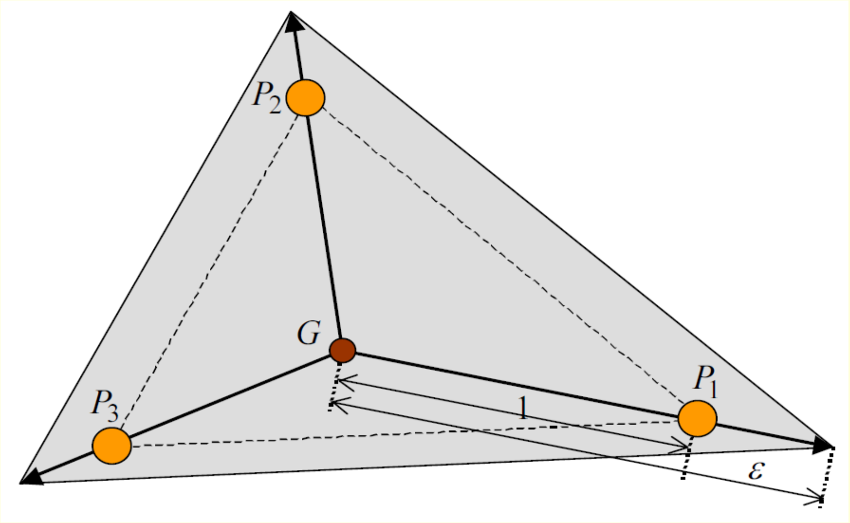
RSSEのコンセプト

- SSEの特徴
  - 個体の部分集合を作る.
  - 共通スキーマを抽出する.
- SSEの実数化
  - 実数値問題ではスキーマが定義できない.
  - 実数値交叉では，親個体の重心(平均)と分散(絶対偏差・標準偏差)を用いる.
- 平均と分散をスキーマととらえよう.

  → 実数値交叉を適用する.

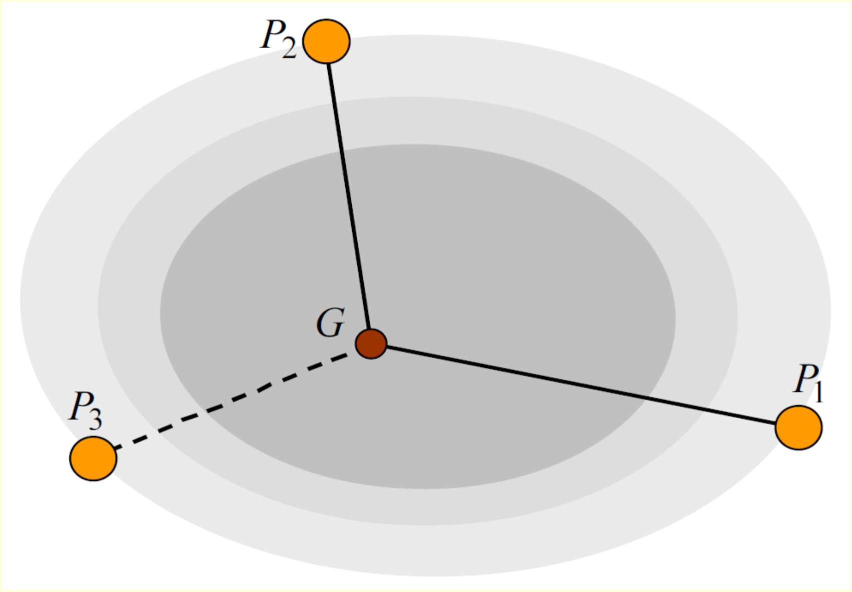
SPX交叉

- SPXは，BLX-αを多親型に拡張した.
- SPXによって生成される子個体は、m+1個体の親個体が張るm次元のシンプレクスの重心を中心にして、ε倍に相似変換した図形の内部に一様分布に生成される

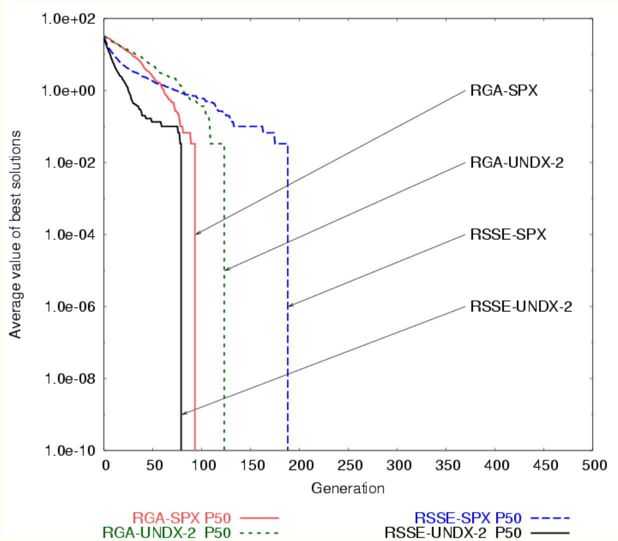


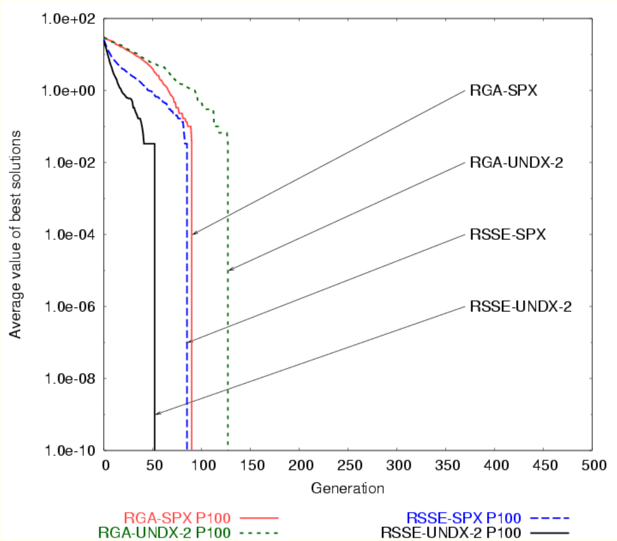
UNDX-m交叉

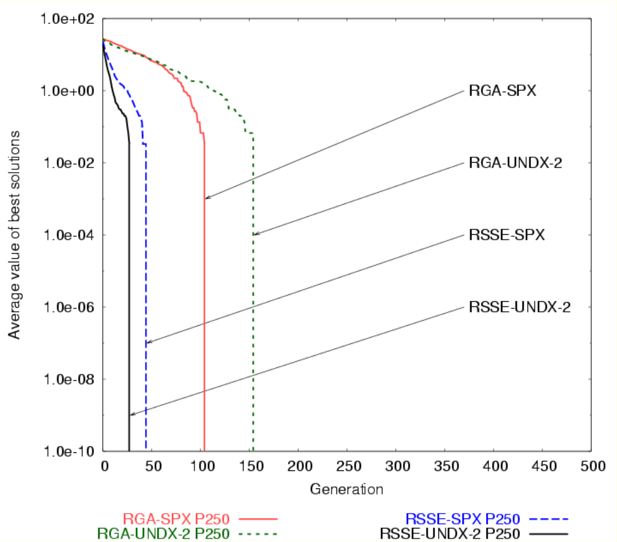
- UNDX-mは、多数の親個体を用いた実数値交叉手法である
- UNDX-mは、UNDXを多親型に拡張した手法である
- UNDX-mによって生成される子個体は、m+1個の親個体の重心の中心にして、m+1個の親が張るm次元の部分空間内に正規分布に生成される



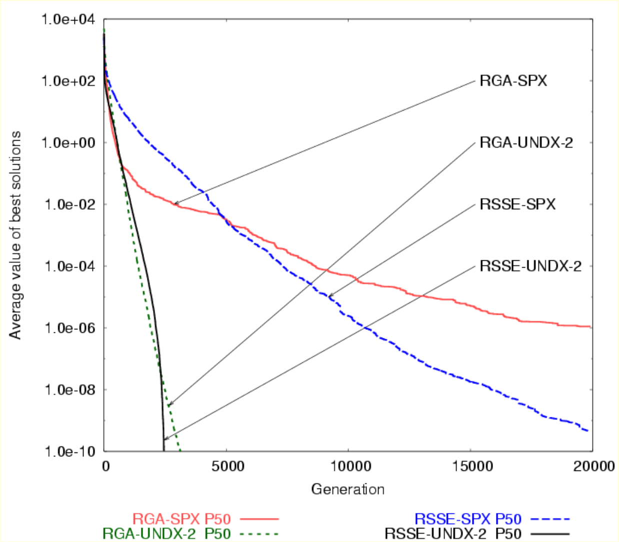
Step関数


1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0 50 100 150 200 250 300 350 400 450 500
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P50
RGA-UNDX-2 P50
RSSE-SPX P50
RSSE-UNDX-2 P50

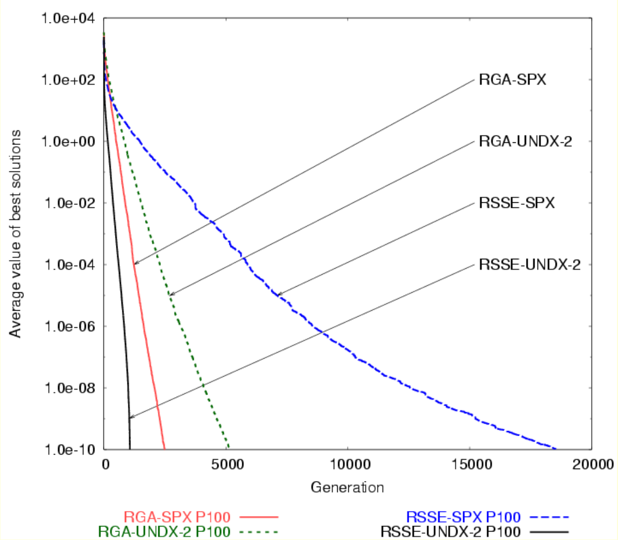

1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0 50 100 150 200 250 300 350 400 450 500
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P100
RGA-UNDX-2 P100
RSSE-SPX P100
RSSE-UNDX-2 P100


1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0 50 100 150 200 250 300 350 400 450 500
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P250
RGA-UNDX-2 P250
RSSE-SPX P250
RSSE-UNDX-2 P250

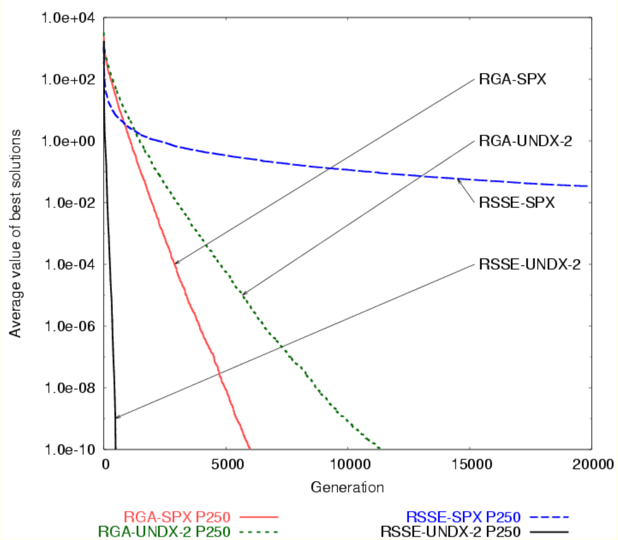
Ridge関数



1.0e+04
1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P50
RGA-UNDX-2 P50
RSSE-SPX P50
RSSE-UNDX-2 P50

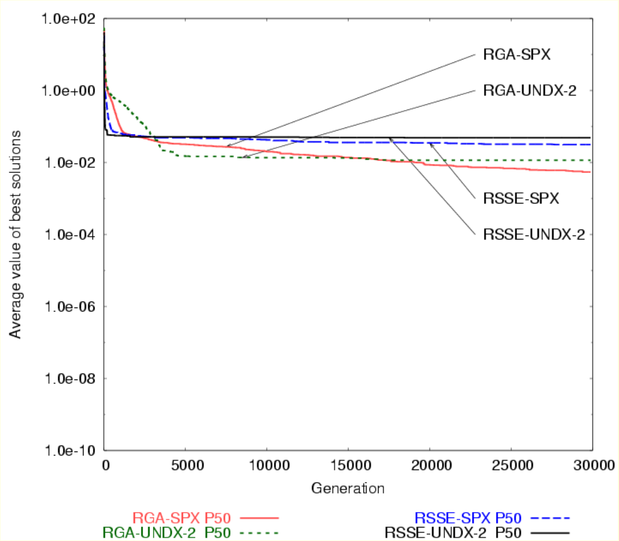


1.0e+04
1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P100
RGA-UNDX-2 P100
RSSE-SPX P100
RSSE-UNDX-2 P100

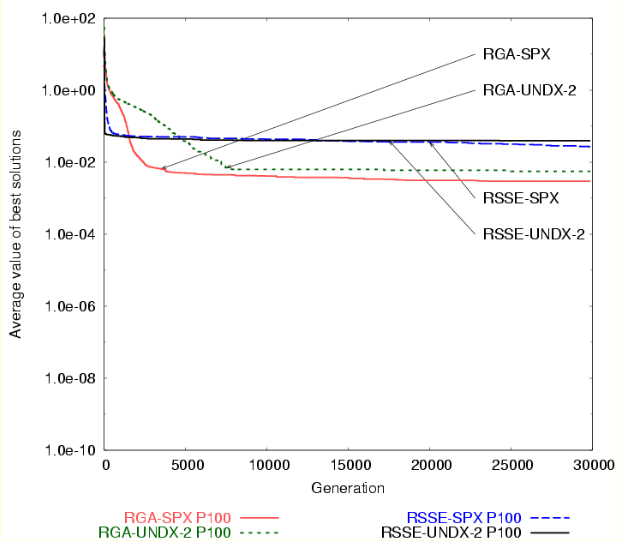


1.0e+04
1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P250
RGA-UNDX-2 P250
RSSE-SPX P250
RSSE-UNDX-2 P250

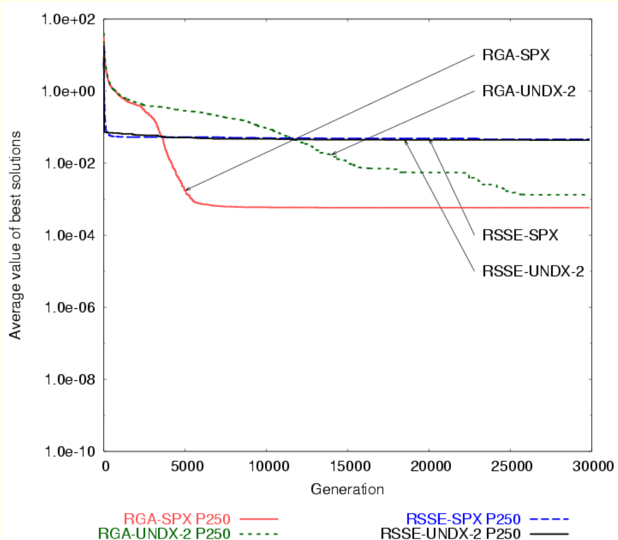
Griwank関数



1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
25000
30000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P50
RGA-UNDX-2 P50
RSSE-SPX P50
RSSE-UNDX-2 P50



1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
25000
30000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P100
RGA-UNDX-2 P100
RSSE-SPX P100
RSSE-UNDX-2 P100



1.0e+02
1.0e+00
1.0e-02
1.0e-04
1.0e-06
1.0e-08
1.0e-10
Average value of best solutions
0
5000
10000
15000
20000
25000
30000
Generation
RGA-SPX
RGA-UNDX-2
RSSE-SPX
RSSE-UNDX-2
RGA-SPX P250
RGA-UNDX-2 P250
RSSE-SPX P250
RSSE-UNDX-2 P250

まとめ

- 設計変数間に依存関係のない関数
  - RSSE-SPX, RSSE-UNDX-2ともにRGAと同様の解探索性能を示している.
  - RSSE-SPX, RSSE-UNDX-2ともにRGAと比べて速い収束速度を示している.
  - 特に、RSSE-UNDX-2は、他の探索手法と比べて優れた収束速度を示している.
- 設計変数間に依存関係のある問題
  - 単峰性関数において, RSSE-SPXは他の探索手法と比べて劣るが, RSSE-UNDX-2はRGAと同程度以上の解探索性能を示す.
  - 多峰性関数では, RSSEはRGAに劣る.