

Distance-weighted Exponential Natural Evolution Strategy の提案と性能評価

福島 信純, 永田 裕一, 小林 重信, 小野 功

発表者: 電子情報システム工学専攻2年 6番 齋藤 佑樹

2015年6月1日

目次

1. 前提知識の説明
2. 研究背景の紹介
3. 提案した手法の解説
4. 評価実験とその結果
5. 結論

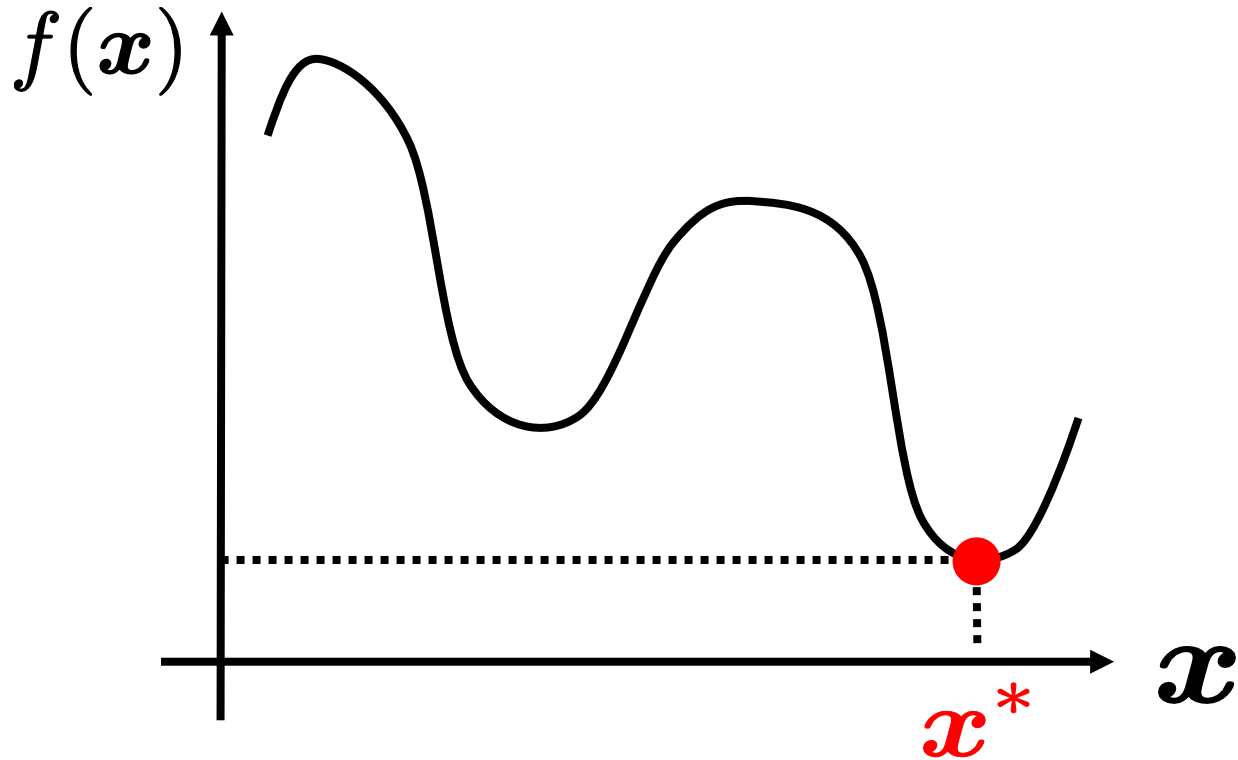
1. 前提知識の説明

Agenda:

- 連続関数最適化問題
- 関数最適化の困難性
- 進化アルゴリズム

連続関数最適化問題

ある目的関数 $f(x)$ を最小化する最適解 x^* を発見



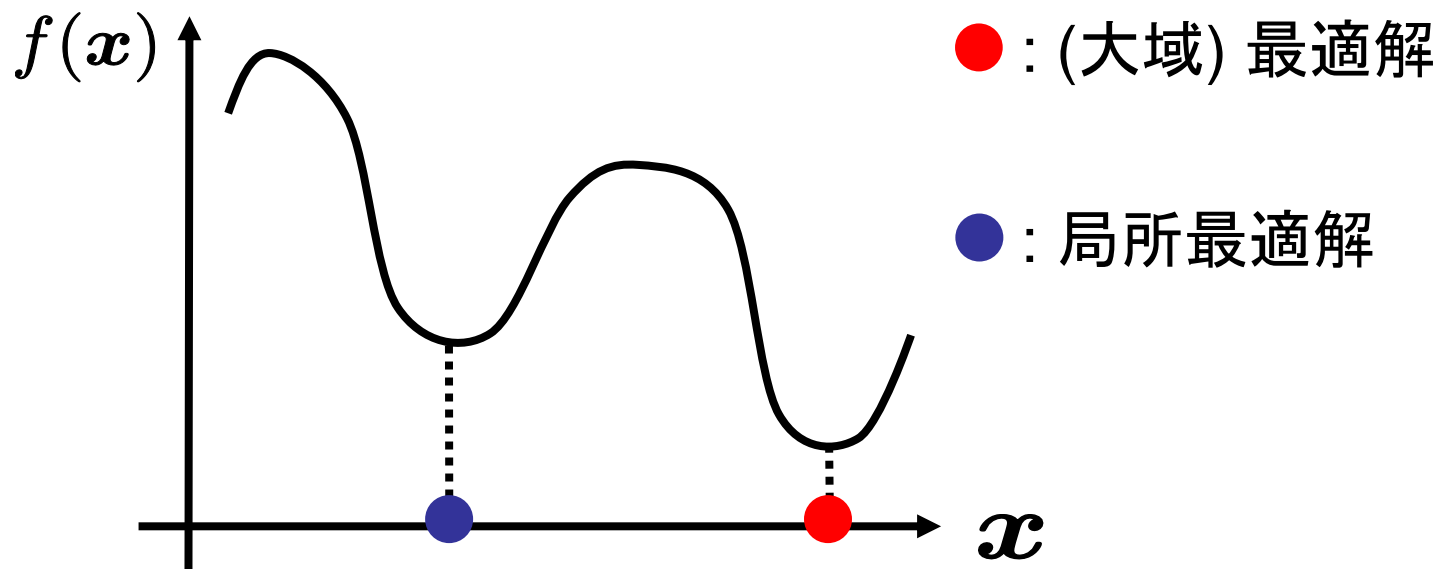
応用例: システム解析・設計・計画

関数最適化の困難性

- 単純な代数的表現が与えられない (black-box 関数)



- 局所最適解の問題がある



進化アルゴリズムの利用

生物が進化していく過程を最適化計算に適用した手法

- 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA):

自然淘汰・交叉・突然変異 を各世代の個体群に適用

- Evolution Strategies (ESs):

実数関数の最適化に特化した進化アルゴリズム

- Natural Evolution Strategies (NESs)

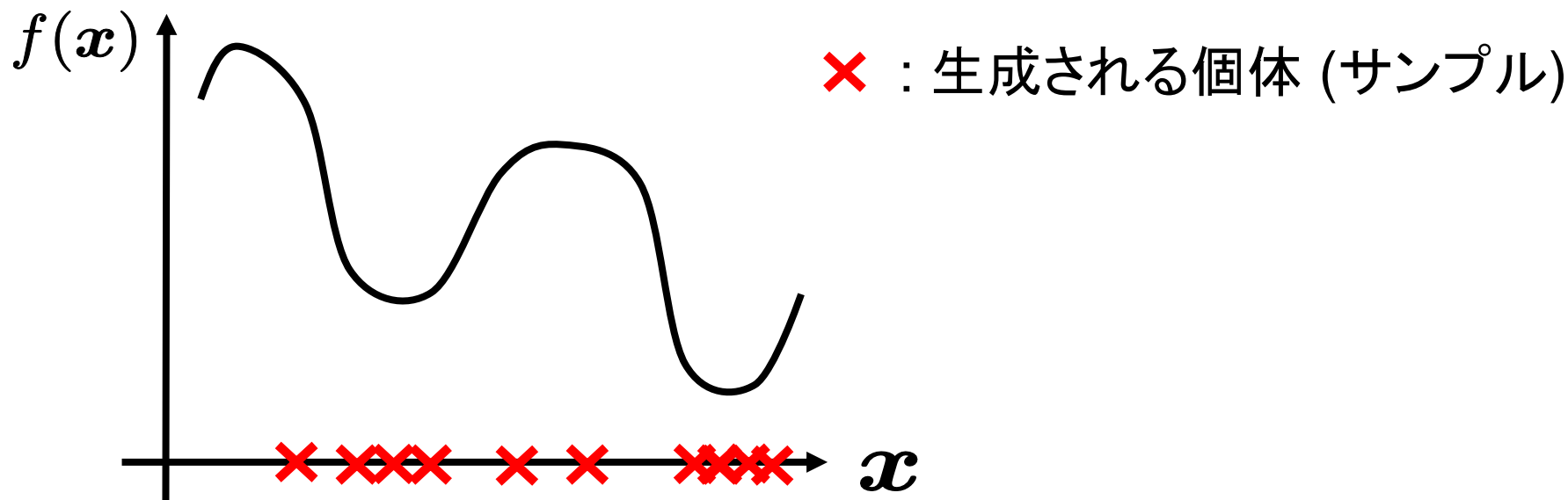
2. 研究背景の紹介

Agenda:

- NES と xNES
- xNES の問題点
- 研究目的

Natural Evolution Strategy (NES)

- 目的関数 $f(x)$ を最小化する個体が生成されやすい
確率分布 $p(x | \theta)$ のパラメータ θ を求める



- パラメータの更新に自然勾配 (Natural Gradient) を利用

Exponential NES (xNES)

- 個体を生成する確率分布に**多変量正規分布**を利用
 - ➡ 評価値がよくなる領域を**効率的に探索**できる
- 分布の拡がりと分布の形状をそれぞれ独立に更新
 - └─ 正規化変換行列 B
 - └─ ステップサイズ σ
- 良い個体が生き残りやすくなるように**重み関数**を利用

xNES の問題点

- 分布の拡がりが縮小してしまう場合がある

➡ 分布が最適解を覆う前に収束 (初期収束)

😞 分布の移動速度が低下する

😞 最適解発見までに要する評価回数が増大する

分布のパラメータの更新量を制御

- 内部パラメータである学習率の設定が不適切である

➡ 設定が目的関数の次元数にのみ依存

😞 分布の更新が不安定になる

本研究の目的

1. xNES の問題点を克服する手法として

Distance-weighted Exponential NES

(DX-NES) の提案

2. DX-NES と既存手法を用いた評価実験

3. 提案した手法の解説

Agenda:

- DX-NES の概要
- Distance Weight
- 学習率の設定

DX-NES の概要

- 分布の拡がりの縮小

➡ Distance Weight により個体ごとの重み関数を変化

- 不適切な学習率の設定

➡

- 探索状況に応じて学習率の値を変更
- サンプル数にも依存させる形で学習率を決定

Distance Weight

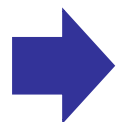
各個体 z_i に対する重み関数を以下のように定義

$$w_i^{\text{dist}} = \frac{\hat{w}_i \exp(\alpha \|z_i\|)}{\sum_{j=1}^{\lambda} \hat{w}_j \exp(\alpha \|z_j\|)} - \frac{1}{\lambda}$$

サンプル数

\hat{w}_i : 個体の評価値により決まる重み

$\|z_i\|$: 各個体と個体群の平均ベクトルとの距離



平均から離れている評価値の高い個体に対する重みを大きくすることで分布を拡大させる

3種類の探索状況

個体群の平均ベクトルを \boldsymbol{m} とし、

最適解を \boldsymbol{x}^* とする

1. **収束期:** \boldsymbol{m} と \boldsymbol{x}^* との距離が小さい探索状況
2. **停滞期:** \boldsymbol{m} と \boldsymbol{x}^* との距離が大きく、
分布の学習が進行していない探索状況
3. **移動期:** \boldsymbol{m} と \boldsymbol{x}^* との距離は大きい、
分布の学習は進行している探索状況

探索期に応じた学習率の切り替え (1/2)

ステップサイズの学習率 η_σ :

$$\eta_\sigma = \begin{cases} 1.0 & \text{(移動期)} \\ 0.5 \left(1.0 + \frac{\lambda}{\lambda + 2n} \right) & \text{(停滞期)} \\ 1.0 + \frac{\lambda}{\lambda + 2n} & \text{(収束期)} \end{cases}$$

探索期に応じた学習率の切り替え (2/2)

正規化変換行列の学習率 η_B :

$$\eta_B = \begin{cases} \frac{\lambda + 2n}{\lambda + 2n^2 + 100} \min \left(1, \sqrt{\frac{\lambda}{n}} \right) & (\text{移動期}) \\ \frac{\lambda}{\lambda + 2n^2 + 100} & (\text{停滞期・収束期}) \end{cases}$$

いずれの場合においても、

サンプル数 λ と目的関数の次元数 n の双方に依存する値に設定

4. 評価実験とその結果

Agenda:

- 評価実験の概要
- 実験結果

評価実験の概要

数種類のベンチマーク関数を用いた性能評価実験

比較対象:

- xNES: 提案手法のもととなった手法
- **Covariance Matrix Adaptation-ES (CMA-ES):**

ESs の分野において最も強力な手法の1つ

評価指標: 最良平均評価回数

(評価回数が少なければ少ないほど性能が高い)

実験結果

関数名	DX-NES	xNES	CMA-ES
Sphere	4.74 ± 0.15	122 ± 1	5.13 ± 0.15
k -tablet	45.4 ± 1.4	154 ± 1	43.8 ± 0.8
Ellipsoid	45.8 ± 1.3	156 ± 1	63.2 ± 0.8
Rosenbrock	92.1 ± 2.8	238 ± 5	103 ± 3
Ackley	8.95 ± 0.18	252 ± 1	11.7 ± 0.2
Bohachevsky	14.0 ± 0.3	379 ± 1	46.2 ± 1.5
Schaffer	88.9 ± 1.2	2668 ± 31	266 ± 5
Rastrigin	210 ± 13	4516 ± 18	538 ± 20

5. 結論

Agenda:

- 発表全体のまとめ
- 今後の課題

まとめ

従来法 xNES の問題点:

1. 探索範囲の縮小傾向
2. 学習率の不適切な設定

 提案手法 DX-NES により克服

今後の課題:

- サンプル数を自動調整する方法の開発
- 制約付き最適化問題に対する DX-NES の適用