

1. 序論

Differential Evolution (DE) は、決定変数が実数値を取る関数最適化問題を対象とした進化計算の一種である。DE は、実数値 Genetic Algorithm (GA) と同様、実数ベクトルを個体とし、個体群による確率的な多点探索によって、多峰性の関数最適化問題に対しても、優れた解を得ることができる。本研究では、DE の並列化である、並列差分進化計算 (PDE) を用いて画像処理を行い、画像の類似性を視覚的に認識することで、最適化問題における DE の有効性を検証する。また、候補個体を得る戦略をいくつか用意し、どの戦略が最も優良であるかを検証するのも研究内容の一環である。

2. 研究内容

2.1 差分進化計算 (DE)

DE は確率的な探索法であり、解集団を用いた多点探索をおこなう。DE の重要な特徴としては、単純な数学的演算を用いることが挙げられる。このため、制御パラメタの数が少なく、設定が容易であり問題への実装も比較的容易におこなえる。DE において新たな解候補個体を得る戦略は、基底個体の選び方および交叉の種類の組み合わせで定義され、[DE/best/1/bin] や [DE/rand/1/exp] などが代表される 2)。基底個体としては、最適な関数値を持つ個体を選ぶ最適基底 (best) と、ランダムに選ぶランダム基底 (rand) の 2通りが主に選択される。また、代表的な交叉としては、二項交叉 (bin) と指数交叉 (exp) の 2通りが使用される。

2.2 並列差分進化計算 (PDE)

並列差分進化計算 (PDE) は DE のプロセッサネットワーク上での並列化である。PDE では、各プロセッサが DE を並列に実行し、数世代に 1 回の割合で最も優れた個体を隣のプロセッサに送信する。また、移民頻度と最適解への収束速度および最適解発見率は相関関係があり、移民頻度を高くすると収束速度は速くなるが、最適解発見率は低下する。1)

2.3 画像処理

本研究では PDE を用いて画像処理を行う。本研究で対象とする画像処理は、ぼやけた画像が与えられたときに、そ

の元となる鮮明な画像を得るノイズ除去処理である。

3. 結果と考察

本研究では、5つの戦略に対して、移民頻度 8 で各 100 回の PDE を行った。表 1 にその実行結果を示す。

また、戦略 [rand/exp] で移民頻度を変えながら各 100 回の PDE を行った。表 2 にその実行結果を示す

表 1 各戦略の解発見平均世代数と解発見率

戦略	best exp	rand exp	best bin	rand bin	mix mix
世代数	27	70	506	411	309
発見率	11%	70%	14%	16%	24%

表 2 各移民頻度での解発見平均世代数と解発見率

頻度	1	2	4	8	16
世代数	37	49	59	68	104
発見率	21%	41%	54%	76%	69%

4. 結論

差分進化計算を用いて画像処理をおこなった結果、最適な個体を検出できたので、当初の目的を果たしていると言える。また、今回用意した戦略の中では、[rand/exp] が最も優良であることが分かった。これは、最適解への収束速度が best では早すぎて、解を求めにくくなっているためだと思われる。

参考文献

- 1) 石水隆, 田川聖治 : 並列差分進化計算の比較研究, 情報処理学会研究報告, Vol.2011-MPS-82 No.23 pp. 1-2 (2011)
- 2) Storn, R. and Price, K. : Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space, Journal of Global Optimization, Vol. 11, no. 4, pp. 341-359 (1997).