勾配情報にもとづく局所探索を組み込んだハイブリッド粒子群最適化

山本　聖也

富山県立大学　電子・情報工学科　情報基盤工学講座 4 年

平成 30 年 12 月 7 日

はじめに

発表の流れ

1. はじめに

目標

本研究は PSO の応用手法である提案手法を実装しその有効性を示すとともに，提案手法を IoT センサの技術と結び付け，データの意思決定に用いることである．

今回→定式化したプログラムを実装
提案する PSO のモデルの有効性を示す．

3. ハイブリッド PSO 提案

PSO の応用法である連続時間 PSO アルゴリズムに勾配情報を加えることにより，より精密な探索を行うことを狙いとしている手法．それに制約条件を加え離散化させた，非線形変換モデルの離散化 PSO を以下に示す．

$u^p(k+1) = (1 - a\triangle T)u^p(k) + \triangle T v^p(k) ...(26)$

$v^p(k+1) =$
$v^p(k) + c\triangle T[F^p(u^p(k), k) + C(u^p(k), k) - \nabla E(u^p(k), k)] ...(27)$

$F^p(k, k) = c_1(u^p(l^p(k)) - u^p(k)) ...(28)$

$C^p(k, k) = c_2(u^{Q(k)}(l^o(k)) - u^p(k)) ...(29)$

$\nabla E(k, k) = c_3 \frac{\partial E(k,t)}{\partial k} ...(30)$

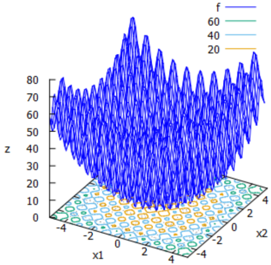
$l^p(k) = argmin(E(x^p(l)) | l = 0, ..., k) ...(31)$

$(Q(k), l^o(k)) = argmin(E(x^q(l)) | q = 1, 2, ..., P, l =$
$0, 1, .., k) ...(32)$

$x^p{}_i(k) = f_i(u^p{}_i(k)) = \frac{q_i + p_i exp(-u^p{}_i(k))}{1 + exp(-u^p{}_i(k))}, i = i, ..., n ...(33)$

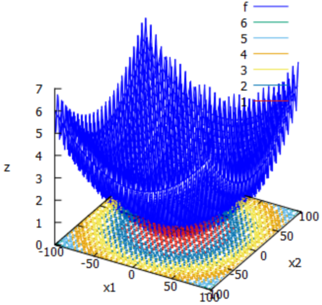
4. 数値実験ならびに考察

まず評価関数として Rastrigin function と Griewank function を用いて数値実験を行う．これらの評価関数は多峰性ならびに，非常に多くの局所解を持つ．各パラメータの値は N（粒子の数）=10,C=1.0,c_1・c_2=1.4,c_3=0.1,a=1.0,$\triangle T = 0.9$ というように与えた．また試行回数は 100 とした．



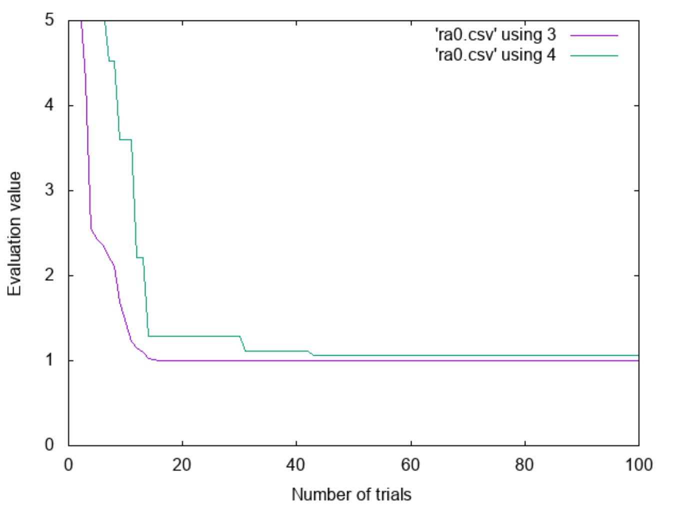
$$f(x_1 \cdots x_n) = 10n + \sum_{i=1}^{n}(x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i))$$

$$-5.12 \leqq x_i \leqq 5.12$$
$$f_{min}(0, \cdots, 0) = 0$$

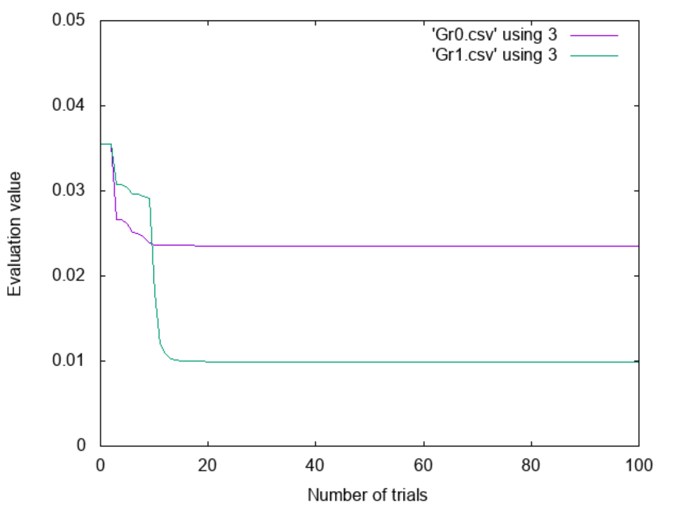


$$-600 \leqq x_i \leqq 600$$
$$f_{min}(0, \cdots, 0) = 0$$

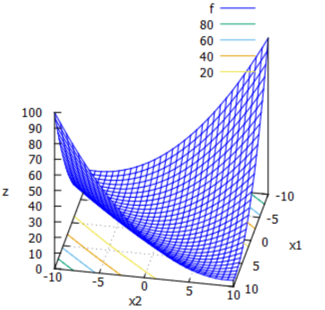
Rastrigin の実行結果



Griewank の実行結果



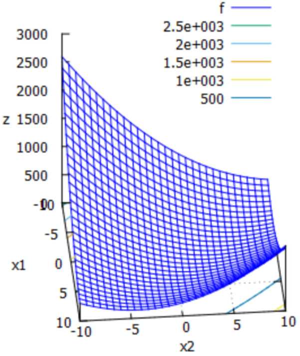
加えて評価関数 Matyas function,Booth function を用いて数値実験を行う． これらの関数は単峰性関数であり， 先に行った二つの多峰性を持つ関数と結果を比較する．



$$f(x_1, x_2) = 0.26(x_1^2 + x_2^2) - 0.48x_1x_2$$

$$-10 \leqq x_1, x_2 \leqq 10$$

$$f_{min}(0,0) = 0$$

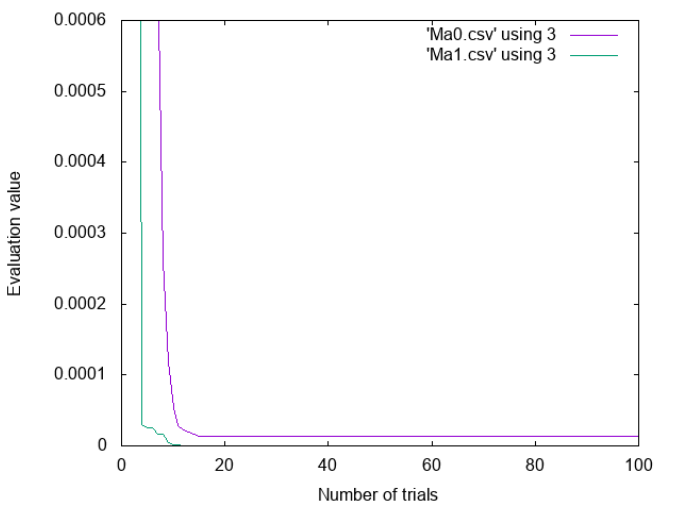


$$-15 \leqq x_1 \leqq -5$$

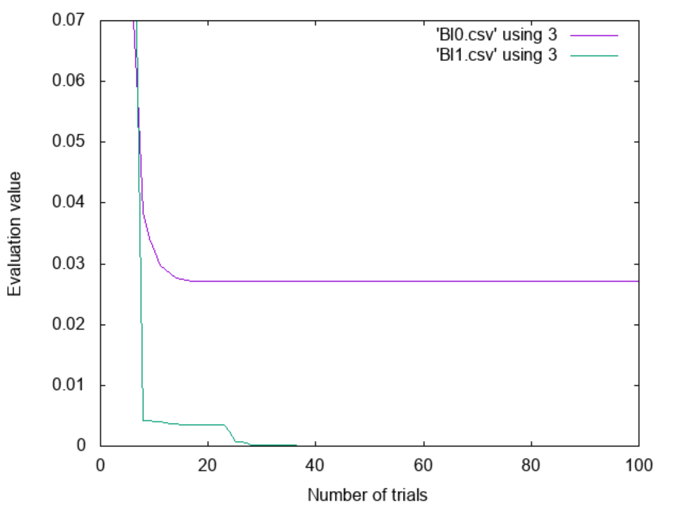
$$-3 \leqq x_2 \leqq 3$$

$$f_{min}(-10, 1) = 0$$

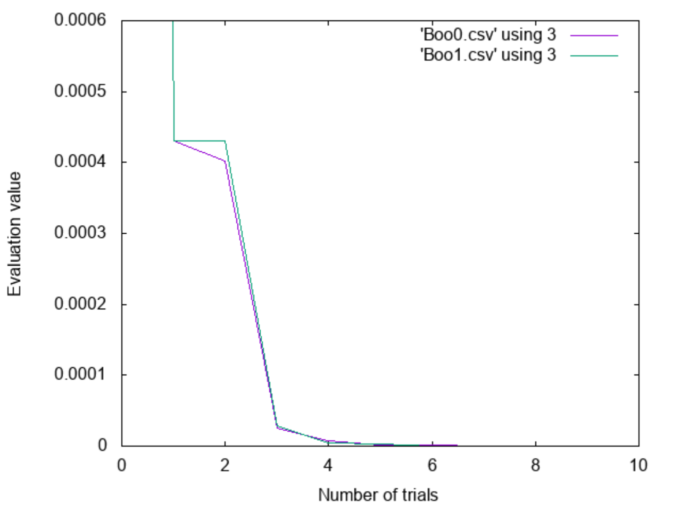
Matyas の実行結果



Booth の実行結果


'BI0.csv' using 3
'BI1.csv' using 3
Evaluation value
Number of trials
0.07
0.06
0.05
0.04
0.03
0.02
0.01
0
0
20
40
60
80
100

Booth の実行結果，N=100 の場合



考察

提案手法は多峰性をもつ関数の場合においてあまり良い結果が得られなかった．これは提案手法が勾配法を用いているため多峰性をもつ関数には適していないと思われる．
一方，単峰性をもつ関数の場合においては従来法よりも良い結果を得ることができた．

また発生させる粒子の数を 100 と 10 で比較した場合

従来法	粒子の数:100	最適値	，10	収束しない
提案手法	:100	最適値	，10	最適値

というように粒子の数が少なくても最適値を導出することができた．

5. おわりに

今回は定式化したプログラムを実装した．その結果提案手法は粒子の少ない状態かつ単峰性の関数の場合において，従来法より良い結果を示すことができ，計算コストを軽減することができた．今後は提案手法を IoT センサの技術と結び付けることを目標としている．