­­­2020 年度 進化計算特論 レポート課題

# 連続最適化に関する問題

* 1. 粒子群最適化(PSO)と差分進化(DE)を用いてSphere関数とRastrigin関数を100回ずつ解き、結果を表1のようにまとめよ。この時、それぞれのシミュレーションにおいて、解の初期値は探索範囲内のランダム値として設定せよ。また各関数各次元の結果において、平均解(Avg)が最良の数値には下線を引くこと。各手法のパラメータは次のものを用いよ。

共通： 粒子数、個体数：𝑀 = 30

終了条件：最大繰り返し回数 Tmax = 1000、終了基準 Fend = 10−5

探索範囲：[Xmin, Xmax] = [−5,5] PSO： C = 1.494, W = 0.729

DE ： Cr = 0.9, Fw = 0.5

Sphere関数:、 Rastrigin関数:

## 表 1 各シミュレーションを 100 回施行した結果

**平均解 (Avg)、標本分散 (Var)、平均終了イタレーション (Endt)**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 次元 𝐷 | 目的関数 |  | PSO | DE |
| 2 | Sphere | Avg | 4.780×10-6 | 4.975×10-6 |
| Var | 8.272×10-12 | 7.677×10-12 |
| Endt | 58.18 | 21.40 |
| Rastrigin | Avg | 9.950×10-2 | 4.648×10-6 |
| Var | 8.909×10-2 | 8.986×10-12 |
| Endt | 211.13 | 55.69 |
| 5 | Sphere | Avg | 1.290×10-5 | 6.675×10-6 |
| Var | 2.369×10-9 | 4.292×10-12 |
| Endt | 227.04 | 58.85 |
| Rastrigin | Avg | 5.622 | 1.493×10-1 |
| Var | 9.174 | 1.262×10-1 |
| Endt | 1000 | 433.43 |
| 20 | Sphere | Avg | 5.431 | 1.766×10-3 |
| Var | 4.923 | 1.280×10-4 |
| Endt | 1000 | 408.08 |
| Rastrigin | Avg | 9.205×101 | 3.655×101 |
| Var | 2.598×102 | 8.728×102 |
| Endt | 1000 | 1000 |

* 1. 表1の結果において、PSO と DE について平均の差の検定を行い、手法によって最適化性能に差がある と言ってよいか確認せよ。Sphere 関数、Rastrigin 関数それぞれの、2 次元と 20 次元の結果に対して行え。有意水準は 5 %とする。

**[解答]**

母分散は未知なので、t検定を行う。PSOを1、DEを2とする。

帰無仮説H0：μ1＝μ2（２つの最適化手法の母平均に差はない）

対立仮説H1：μ1≠μ2（２つの最適化手法の母平均に差はある）

自由度 df = (n1-1) + (n2-1) = 198なので、

有意水準 5 %のとき、限界値はそれぞれ、-1.972017478、1.972017478 となる。

帰無仮説が正しいときの両平均の差を準標準化したｔ値を計算すると、

2次元、Sphere関数は

x1 = 4.780×10-6、x2 = 4.975×10-6

s1 = 8.272×10-12、s2 = 7.677×10-12

　tx1-x2 = -12.394921649948555

よって棄却されるため、２つの最適化手法の母平均に差はある。

2次元、Rastrigin関数は

x1 = 9.950×10-2、x2 = 4.648×10-6

s1 = 8.909×10-2、s2 = 8.986×10-12

　tx1-x2 = 0.09934505797159165

よって受容されるため、２つの最適化手法の母平均に差はない。

20次元、Sphere関数は、

x1 = 5.431、x2 = 1.766×10-3

s1 = 4.923、s2 = 1.280×10-4

　tx1-x2 = 5.423080682904232

よって棄却されるため、２つの最適化手法の母平均に差はある。

20次元、Rastrigin関数は、

x1 = 9.205×101、x2 = 3.655×101

s1 = 2.598×102、s2 = 8.728×102

　tx1-x2 = 81.24395678670494

よって棄却されるため、２つの最適化手法の母平均に差はある。

* 1. **(応用問題)**100回の平均のシミュレーションに対して、解の収束の様子をグラフにせよ。横軸はイタレーション回数𝑡、縦軸はその時の最良解の目的関数値 𝑓(𝑋gbest)とし、縦軸は対数表示とせよ。2 次元、20 次元の各関数の場合について、計 4 つの図を作成せよ。

**[解答]**

下記にグラフを示す。

スクリーンショットの画面

自動的に生成された説明

スクリーンショットの画面

自動的に生成された説明

スクリーンショットの画面

自動的に生成された説明スクリーンショットの画面

自動的に生成された説明

* 1. 課題 1.1～1.3 の結果を元に、考察を書け。

まず、今回の実装ではPSOがうまく実装できなかった。そのため、1.1や1.2は解答として間違っていると考えられる。しかし、1.3に関しては、PSOが間違っていたとしても、PSOとDEの違いを考察できるため、今回は1.3を中心に考察する。

1.3では、100回の平均のシミュレーションをしているため、以下の３つのパターンにグラフの形がわかれた。

1. グラフが途中で切れる

これは100回のシミュレーションの中で、**一度も**1000回探索せずに、最適値を見つけたときである。

1. グラフが一度下がって少し上がる

これは100回のシミュレーションの中で、**何度かだけ**1000回探索しても解が見つからない（局所解から出られない）ときである。

1. きれいに収束する

これは100回のシミュレーションの中で、**一度も**1000回探索しても解が見つからない（局所解から出られない）ときである。

2.グラフが一度下がって少し上がる、に関して補足する。

このようなグラフになっているのは平均の計算をするとき、収束するデータと収束しないデータが混在するためである。収束するデータは200を過ぎたあたりで収束するが、収束しないデータは1000までデータが続く。同じイタレーション回数同士で平均を取るとき、数が合わないと平均を求められないため、収束するデータは200から1000までの間はNaN値が入っている。よって、収束しないデータは収束しないデータ同士でしか平均の計算をしないため、ほとんど値に変化が生まれることがなく、収束したようなグラフとなる。

4種類のグラフ全体を見ても、DEの方が局所解に陥らず、素早く最適解を見つけることができていることがわかる。これは、PSOは新しい解候補に値が更新されるが、DEは解候補を評価して、よかったら更新するという過程を踏んでいるだと考えられる。そのため、シミュレーションを可視化したとき、DEは粒子が最適解周辺でウヨウヨすることなく収束すると考えられる。

# 離散最適化に関する問題

* 1. 次の2つの条件のナップサック問題を、GAを用いて 100 回解き、求まった最適解および最適値を答えよ。また100回の内、GAが最適解を求めることができた回数はいくらか。このとき、GAのシミュレーション条件は以下のように設定すること。

**問題１：**品物数 5 個

品物の重さ： = {7 5 1 9 6};

品物の価値： = {50 40 10 70 55};

ナップサックの重量：Wmax = 15;

**問題２：**品物数 10 個

品物の重さ： = {3 6 5 4 8 5 3 4 8 2};

品物の価値： = {70 120 90 70 130 80 40 50 30 70};

ナップサックの重量：Wmax = 20;

個体数　　　：M = 20

終了条件　　：最大繰返し回数　Tmax = 100

突然変異確率：Pm = 0.05

親個体選択方法：ルーレット選択

交叉方法　：二点交叉

交叉により生成される子個体数：1 個

エリート保存戦略：行わない

**[解答]**

**問題１**

最適解：[0. 0. 0. 1. 1.]

　最適値：125

　求めた回数：96

**問題２**

最適解：[1. 1. 1. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 1.]

　最適値：420

　求めた回数：92

* 1. 課題 2.1 の結果をもとに考察を書け。

最適解を求めた回数から、問題1よりも問題2の方が求めにくいことがわかる。問題からも品物数が5から10に増えているため、想定通りの結果となった。

問題1に関しては人間が見てもすぐに答えを出すことができるが、問題2に関しては、少し考えないと答えを出すことができないと思うため、遺伝的アルゴリズムの凄さを学ぶことができた。

問題1は100回中、100回とも最適解を見つけることができる場合もあるが、問題2は何度実行してもそうなることはなかった。

しかし、個体数Mを20から40に変更するとどちらも100回中、100回とも最適解を見つけることができた。個体数を増やすことで最適解になる個体が生まれる可能性が確率的に高くなるため、このような結果が出たのだと考える。

# 本講義に対して感想や意見、要望などを書け。（内容は成績に無関係だが、白紙は減点対象）

# 進化計算特論の授業では、前半では統計の基礎知識を、後半を進化計算アルゴリズムについて学習することができた。

# 私は前半では統計の復習が一通りできたことが、非常にこの授業を受講して良かったと感じた。後半の授業に関しても、学部の授業では習っていない進化計算アルゴリズムについて学習することができたので、新たらしい知見を得ることができたと思う。

# 今年はオンラインということもあり、各先生が四苦八苦している中、松下先生の授業はスライドが見やすかったことやオンデマンド動画があるなど、オンライン授業でも十分に問題なく理解を深めることができた。

# ただ、進化計算アルゴリズムなどの最適化手法の使い所がいまいちピンとこなかった。遺伝的アルゴリズムはナップサック問題といった、使い所がある程度わからなくもない問題があったが、粒子群最適化や差分進化は関数の最小値を求めるだけで、最適化というよりも、ただ最小値を求めているという印象の方が強かった。遺伝的アルゴリズムのナップサック問題のような、最適化と言われて納得できる例題があれば、より粒子群最適化や差分進化について興味を持つことができたと思う。もっとも、連続最適化と離散最適化では前提が異なるため、良い例題と言わずとも、〇〇で使われてる、使われていたなどがあれば良かった（調べてたら論文は出てくるが、読んでみるほどの興味が沸かないため）。

## 提出シメキリ：8 月 19 日（水）10時

## 提出形式：PDF

**提出先：Moodle，進化計算特論内**