﻿単目的最適化のための探索空間低次元化に

基づく新たなアプ ローチの提案

Abstract：あくまで単目的最適化に対する低次元アプローチの提案と有効性の検証。探索空間の有望領域周辺（良い解周辺）の情報量をできるだけ失わない低次元化を実現し，低次元化した空間での探索に切り替えることで探索の効率化を図っている

期待する探索空間の低次元化を次元するために

・サンプリング(この論文ではDIRECT（Dividing RECTangle）法を説明に用いる)

と

・低次元化手法（この論文ではt-SNE法を説明に用いる）

の2つがポイント

1章はじめ

・最適化において，設計変数の増加は指数関数的な探索空間の拡大に直結するため，極端に困難性が増すことが知られている [1]そして、

（線形計画問題など特的のクラスの問題、非線形計画問題に対しては効果的な手法が紹介されているが、）（多峰性や非凸性といった特徴を有する非線形性が強い連続問題に対して広く適用されている）

進化計算を含めたヒューリスティック解法においては，多変数の場合に十分に対応できているとは言えない. そこで、探索空間低次元化に基づく手法の提案を行う

提案手法は簡単にが以下である。

1. 高次元空間においてサンプリング
2. ①で得た点を低次元化
3. ②で最適化手法を適用（低次元化空間で新たな個体を生成、差分進化など）

大切なのは、

・②では高次元空間と低次元空間の関係を活用している

・③では高次元空間の情報を持った個体のみで進化を行なっている点である。

2章でDIRECT法,3章でt-SNE、4章で提案手法の詳細、5章で検証実験、6章まとめ

2章DIRECT(DIviding RECTangle)法

探索回数を少なくするような良い点をサンプリング

3章 t-SNE(symmetric-SNEを改良したもの)

このアルゴリズムは， 高次元空間におけるある 2 点間の距離と，それに対応する 低次元空間のある 2 点間の「近さ」をそれぞれ別の確率分 布を用いた同時確率で表現し，二つの確率のカルバック・ ライブラー距離 [11] を最適化するという特徴を持つ。カルバック・ライブラー距離を最小にすることで高次元空間 における点集合を少ない情報損失で低次元空間に落としこむことが出来る．（高次元空間で距離の離れた点は低次元空間でより遠く，距離の近い点はより近く配置されるアルゴリズムである．）

4.1提案手法

（対象とする問題の性質を変 化させないように設計変数を減らすアプローチが必要になる．低次元化手法における低次元空間 と高次元空間の対応付けに着目し，低次元空間上を探索しつつ実際は高次元空間を探索するような手法，低次元化に よるヒューリスティックな最適化アルゴリズムに対する新 たなフレームワーク（Heuristic Optimization Framework based on Dimension Reduction （HOF-DR））として提案する．）

→すなわちHOF-DRは低次元空間で探索をするが、それが高次元空間での探索にもなっているような探索法。

﻿提案手法のポイントは

1．低次元化の際に用いる元の次元のデータをどうするか

2．低次元化手法に何を用いるか

3．全計算資源のうち高次元空間のサンプリングと低次 元空間の探索にそれぞれどのくらい計算資源を割くか

step1． N次元空間をDIRECT法を用いてサンプリング

step2． Step1．のサンプリング情報を元にt-SNEを用いて2次元に低次元化

step3． 低次元化空間に探索アルゴリズムを適用(論文では低次元化した探索点を用いて新規個体を差分進化でn個生成（新たな親子体）)

ポイントの3つ目にあたる． 低次元化を行うためには圧縮する前の次元の情報が必要で あり，その情報を取得するために圧縮前の次元数で問題を 一定回数探索した後に低次元化を行う．次元を圧縮するに あたり元の次元の情報が多いほどより特徴を反映したマッ ピングが可能になる．しかし，低次元化を行う前の探索回 数を多くすると低次元化後の探索回数が減少してしまい， 結果として十分な探索を行うことが出来ない．

4.2 高次元空間と低次元空間の対応付け

図4を説明

遺伝的アルゴリズムは，アルゴリズムの中に突然変異という 操作があるため本手法に用いる事のできないアルゴリズム のひとつである．(これは，突然変異によってある特定の変 数のみを変異させた場合，高次元空間と低次元空間の対応 付けが出来ないからである)

＜わからないこと＞

・低次元化した後の探索手法で差分進化するまではいいが、どの点を使って差分進化をするのか、差分進化した個体とする前の個体をどう選んで親個体とするのか

・4章step1：

「この Step はポイントの 1 つ目に対応しており，解

空間全体を均等に探索しつつ評価値の良い領域を集中 的に探索する DIRECT 法を用いることで，高次元空 間内の情報のうち探索に重要な領域とそうでない領域 を低次元空間に特徴的に落としこむことを目的」

―具体的にどう落とし込むのか？、、→DIRECT法を理解すればわかるか

・4章step2：

「step1．の探索点を元に t-SNE を適用し」

―元にとは具体的にどの点をどのように選ぶのか→t-SNEを理解すればわかるか

・4章step3：

「低次元空間での新規個体生成は図 4 のように個体と個体の情報を元に新規個体を生成する．」

―新規個体を生成する場合、差分進化で選ぶ２点の選び方

＜調べること＞

・評価指標はどれほど違えば良いと言えるのか？（0.1の違いでも良いと言える？）

・最適化において，設計変数の増加は指数関数的な探索空間の拡大に直結するため，極端に困難性が増すことが知ら れている [1]

・線形計画問題など特的のクラスの問題に対し

てはシンプレックス法や内点法，それらを組み合わせたソ ルバーが既開発されており

・特に変数が膨大に存在する場合には列生成法といった効果的な手法がすでに確立している[2], [3]

・非線形計画問題に対しても厳密解法を中心に分解に基づくアプローチが複数提案されており

・[5] Lipschitzian Optimization Without the Lipschitz Constant

D.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/BF00941892.pdf>

・t-SNE の詳細については参考文 献 [8], [9], [10]

・高次元と低次元には線形性などの関係がある必要がある

これから

・関数の形なども大切

100個体、10世代ごとに低次元化するか？、、

計算が効率的か