NSGA3

\*経緯

Abstract→経緯、summary,そして、筆者がNSGA3を開発した

・参照点を基点とするNSGA2に続くフレーワーク→参照点に近く、非優越な解集団を持つNSGA3を提案する。

1 introduce

P577右２行目「Many〜」

多目的問題は最適化計算にいくつもの難題を出している

「the proportion of nondominated~.」

―とにかく第一に、、目標ベクトルのセットのなかでランダムに選べれた非優越解の割合は目的関数の数に比例して指数関数的に大きくなる。（目標ベクトルからランダムに選ばれた）非優越解がほとんどの母集団の枠を占めるので、任意の進化計算は適当な数の新しい解の生成が困難である。これは最適解の探索をかなり遅らせる

―2番目に、（混雑距離演算子やクラスタリング演算子のような）解の多様性を保証する演算子が計算量的に大きな演算子となる。

―3番目に多次元フロントの可視化は困難を極める、それゆえ次のタスクの決定や、アルゴリズムの評価が難しくなっている

P578 左「in the remainder~」

2章　多目的問題を解くことの難しさを話、多くの目的関数を扱うことで多目的最適化の意義の説明

3章　（多くの目的関数を持つ進化計算の考察をした）これまでの研究

4章　NSGA3の概要の詳細

5章-A　標準化されたDTLZテスト問題を目的関数を15個まで使い、NSGA3と２つのMOEA/Dの比較結果

5章-B　スケーリングされたDTLZ問題の比較結果

6章　異なる多目的問題へのNSGA3の適応

7章　（３つまた９つの目的関数を持つ）２つの実問題へのNSGA3の適用

8章　進化計算の拡張の結論

4 NSGA3の概要の詳細

NSGA3は「同じパレートランク（互いに非優越の集団）の中の選択＝Stの要素（|St|＞N）からPt+1への削減の方法」がNSGA2の選択演算子（混雑比較演算子）を使わず新たな手法を用いたもの（逆に、StからPtへの削減の方法以外は変わらない。）

論文ではNSGA3を５つの大きなステップで紹介している。

1. 非優越度による次の親集団の特定

これは大体NSGA2と同じだが、混雑比較演算子の代わりに他の指標を使って、Ft（Pt+1に入れられる解がある最後のフロント）から選んでPt+1の要素とする。

それが解の多様性のため、NSGA3は事前にセットされた参照点を使う

1. 超平面による参照点の決定

NSGA３では参照点を使って、解の多様性を保証する。

そこでまず参照点の設定する方法について紹介する。

参照点の設定は、定義された方法とユーザの好みで決められるが、

この論文では（Das and Dennis’sが定義した手法）（標準かされた）超平面を使った。

(二次元を分離すると（次元を下げると）直線、３次元だと平面、４次元だと空間、n次元ではn-1次元の空間のように１次元下げた空間のこと)

に分ける方法すなわち、１つの目的関数（軸）を除いた、その他全ての目的関数軸に字数下げすることに等しい。

1. 母集団の正規化

混雑距離の代わりとなる？？

ノートと計算過程を参照、謎が多い

参照線に散らばるように、

研究内容ありきで、自分の研究内容に添うため、進化計算の研究をする

・アルゴリズムの効率化

・2000~2020までで、

・2002(NSGA2),2007(MOEA/D),2014(NSGA3),目的関数空間の数、高次元空間の

今の世の中は目的関数値は数個で収まる、

・多数目的最適化は数理的に解くことや、実問題はトリッキーな制約問題や厳しい制約問題を解くことはできているが、実問題の多くの説明変数をどうにかすることはいまだに無い,

設計空間、目的空間,の選択

→関連研究の調査(PCAの、機械学習を合わせた進化計算の研究(説明変数の良さを機械学習で確かめながら、減らすのもあり))、

12月の進化計算シンポジウムなども

発表：関連研究の解説、

・交叉選択法などの小集団を作る際の、

面接は聞かれたことに対して、答えられるように

論文

学術論文,学会

アジェンダ

・チーム報告、自分の研究テーマの発表

・その研究テーマの重要性、課題

・読んでいる論文による見解や、それを用いてどうやって最適化を行うか（機械学習と組み合わせる場合はどうやって行うのか）

・現状やっていることの報告

進捗

利点と欠点は何？

本来高次元の問題を低次元に落としこんだ最適化を実現している．本手法のポイントは，サンプリング点における高次元空間と低次元空間の関係情報を活用している点，差分進化といった母集団内の解候補の情報のみから新規個体を生成する手法を低次元化空間での最適化に活用している点である．→パワポでわかりやすく

サンプリング手法（良い解を見つける方法）として、DIRECTアルゴリズム、低次元化手法としt-SNEを採用する

Introduction

1.1Motivation

・2002(NSGA2),2007(MOEA/D),2014(NSGA3),目的関数空間の数、高次元空間の

今の世の中は目的関数値は数個で収まる、

・多目的最適化問題を（実現できるかは別として）数理的に解くことや、実問題のトリッキーな制約や厳しい制約の中でも解くことはできているが、実問題に発生する多くの説明変数をどうにかすることはいまだにできてい無い,

設計空間、目的空間,の選択

→関連研究の調査(PCA（主成分分析）や機械学習を合わせた説明変数の削減)

1.2

モチベーション

これまで

変数の多さに関わる問題、

松田の板厚、３つの車種により、ごとに異なる説明変数がそれぞれ1000個もある場合その２つが

交通流

設計変数を2から増やすと、パレートフロントの進みが悪くなる、

すなわち最適解が説明変数の増加によりシミュレーション回数を多くこなしても見つかりにくい

実問題を取り扱う時に、説明変数空間が１０００とかになるけど、それを自由に計算で動かすと効率上がらなくなる。写真は何を意味しているの？

これからは統計的な方法をとってやっていきます？

1.3

設計空間の探索範囲を狭めるのに使える→近藤さん

板厚→原さん

離散化変数が、実数変数より良い→変数が少ない方がいいのではないのか

1. Descend optimal　下降地点
2. Departure optimal　出発地点
3. Departure Descend Optimalどちらも含んでいる

しかし、③は①、②を支配しているはずなのに、なぜか支配していない①は含まれているけれども

1. Introduce

1.1　進化計算の課題と自分の研究内容

1,2 1.1の影響があると見られる実問題における、次元削減の可能性

大事なことを言ってから、タイトルの下のところを読む

1.3　1.2を踏まえて、自分の研究をする意味を再度念押しする

**Method of Research**

**Outlineの説明**

**1低次元〜**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

Step1

無闇矢鱈に低次元化を行う際に点を選ぶのではなく、評価値の良い部分から選ぶ

→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として いる

step2低次元化に何を用いるか→t-Sne(低次元空間と高次元空間との対応付けが可能で情報が可逆なものとなる、また、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)

一本、一本が設計変数の方向、それを本実験では２次元に次数下げをする．先行研究では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

step1．の探索点を元に t-SNE を適用し，N 次元を 2 次元に圧縮する．t-SNE のアルゴリズムの特徴より， 低次元空間の点集合は高次元空間の各点と対応しており，低次元空間と高次元空間との対応付けが可能であ る．そのため低次元空間の情報が可逆なものとなり， 必要に応じて低次元空間を高次元空間に戻す事が可能 となる．

1. 単目的最適化に対する新たな低次元化アプローチの提案とその有効性の検証を行う． 本アプローチは，変数が多数存在する高次元探索空間での効率的な探索を実現するため探索空間の有望領 域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
2. 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と低次元化手法 の 2 つがポイントとなるが，提案手法では，サンプリング方法に DIRECT(DIviding RECTangle) 法，低 次元化手法に t-SNE を採用した．

まずはじめに高次元空間のサンプリン

グを行い，それらの点集合に対して低次元化手法を適用 し，高次元サンプリング点を低次元化した情報を得る．た だし，単純に高次元空間をサンプリングしたのでは最適解 周辺の情報欠損が大きくなり，低次元空間上で得られる解 も低品質なものとなる可能性がある．すなわち，最適解周 辺の情報は高精細に，逆に最適解の存在する可能性の少ない領域は荒くサンプリングする必要がある．

Step3

低次元化後、新たな個体を生成

低次元化後の探索には既存の解情報もしくは現在の母集団の情報に基づき新規個体を生成する方法でなくてはならない、なぜならば、次元削減で探索（生成、発見）した個体は元の次元に戻す必要があるから（ここで質問きたら4.2の説明、なぜ「母集団の情報に基づき新規個体を生成する」と次元が戻せるのか、、）これは遺伝的アルゴリズムの突然変異のような直接変数を一変させるようなアプローチはできない

HOF-DR

メリット

・最適解の導出を簡単にするため、設計変数を減らす、（ただ設計変数を減らすだけでは問題の意味そのものが変化してしまうため，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）

・上記は t-SNEを適用し，N次元を2次元に圧縮する．t-SNEのアルゴリズムの特徴より， 低次元空間の点集合は高次元空間の各点と対応しており，低次元空間と高次元空間との対応付けが可能である．

デメリット

・非線形計画問題の場合、低次元化した時の探索が、局所解付近で変わらなくなる可能性がある

→・既存の進化計算と次元削減の実施

・「t-SNE の perplexty はデータ点 xi の近傍をどれだけ見る か，θ は Barnes-Hut t-SNE に用いるパラメータ」などパラメタ設定が事前に必要であること（NSGA2などではパラメタの設定がいらない）

・理論的な計算量の解説

・問題よっては有効に働か ないため，組み合わせるアルゴリズムや評価回数を変える 必要がある．

・単目的最適化における手法であること

現状

現在広く普及している、進化計算の論文を読み計算過程理解とその実装、実行を踏まえて理解を踏まえている

今後の計画

先行研究の（というか「2.2 Conclusion」で述べた、メリットとデメリットを考慮して）改善をはかる、

・単目的最適化における手法であること→多目的最適化への拡張はどうしたらいいか、

・非線形計画問題の場合、低次元化した時の探索が、局所解付近で変わらなくなる可能性がある→広く使われているNSGA2,MOEA/Dなどは非線形の問題にも使える

・

Abstractでちょっと見て、

Historyの構造をちゃんと理解する（動画最後）

図は補助線入れる、図のサイズ