

パレート解分析のための技術動向

渡邊 真也*

1. はじめに

進化アルゴリズムを多目的最適化問題へ適用した進化的多目的最適化 (Evolutionary Multi-criterion Optimization: EMO) は, MOEA/D[1], NSGA-III[2] といった高性能アルゴリズムの登場により 4 目的を超える多数目的問題においても現実的な時間内に高品質な解集合が得られるようになり, その適用範囲は広がりを見せている。

一方, このようなさまざまな応用事例および多数目的問題において EMO 適用により得られた解集合からどのように問題の特性や傾向を読み取ればよいのかという解分析が, 大きな課題として浮かび上がってきた [3-7]。

一般に EMO 適用により得られた解集合は非劣解集合とよばれ, 広い探索空間の中で「他の解候補と比較して一意に劣っていない」という特徴をもつパレート最適解集合を近似したものとして扱うことができる。非劣解集合は, 単に最終的な解候補となりえるだけでなく, 目的関数間のトレードオフ情報を明に内包しているという重要な特徴をもつ。そのため, 分析することで問題に内在する重要な関係 (目的関数間同士のトレードオフ, 目的関数と設計変数の関係など) を読み取ることができる。

この重要性については, 2002 年頃に Deb らが “Innovization” という造語をキーワードに多目的最適化で得られた結果を分析することでこれまでの方法では得られなかった新たな知見を得られることを指摘しはじめから徐々に認知されるようになり [8], 国内でも大林らのグループが多目的設計探索というキーワードを用いて自己組織化マップ (Self Organizing Map: SOM) やラフ集合といった可視化, マイニングツールを利用した研究を進める [9,7,10] など盛んに研究が行われている。

本稿では, パレート解の概念について説明したのち, 多目的環境化における意思決定との違いについて概説する。そのうえで, 最近の非劣解分析のアプローチとして目的関数空間における解の質を正確に評価したいものとマイニングによる特性抽出に主眼をおいたものに大別し, それぞれの代表的なアプローチについて著者自身の取り組みを含めて概説し, 最後にまとめを述べる。

2. パレート最適解

多目的最適化およびパレート解 (Pareto-optimal solution or Pareto solution) に関する数学的な定義については文献 [8,11] に譲り, ここでは可能領域全体に対してパレート最適解がどのような意味をもっているのかといった概念的な説明を行う。

パレート解は, 経済学者 Pareto によって初めて定義された概念であり, 多目的最適化問題における解の優越関係, 具体的には「ほかのどの解にも優越されないような解集合」として定義される。また, パレート解集合が形成する面のことをパレートフロントとよぶ¹。

多目的最適化では, 現在点で得られている解集合の中でほかのどの解にも優越されないような解集合を更新することにより探索を進める。一般に, このような解をどの解候補と比較しても劣っていないという意味を込めて非劣解とよび, 問題における真の解であるパレート解と区別して扱う。

実問題, とくに上流設計に関する問題を対象とする場合, 最適解そのものよりも良好な評価値を実現するための解の傾向やその特徴こそが興味の対象である場合が少なくなく, そのような場合, 多目的最適化により得られた非劣解集合を分析することは最も効果的にその目的を達成する手段となる。

目的関数空間におけるパレート解集合の形状 (パレートフロント) は, 制約条件を満足する実行可能解集合においてある評価を改善するためにはほかのどこかの評価を改悪せざるを得ないというある種, ぎりぎりの競合関係を示している。そのため, パレートフロントの分析により正確な評価基準間の競合 (トレードオフ) 関係を把握することが可能となり, 最終的な解選択の際の重要な判断材料を得ることができる。また, パレートフロントと各変数の関係を分析することにより, 単純な変数と評価基準の相関関係だけでなく, ある評価基準が最良付近の値をとる場合には各変数がどのような値をとり, どの変数が支配的な影響を及ぼしているのかといった優良解付近の重要な情報を得ることができる。さらに, パレートフロントと制約条件の関係を分析することにより, た

*室蘭工業大学 しくみ情報系領域

Key Words: analysis of Pareto solutions, visualization, data-mining, decision making.

¹目的関数空間において優れた解集合により形成される面を広くフロントとよび, パレートフロント以外にも非劣解集合から形成される非劣フロントなどがある。

例えば、ある種の限界を示すパレート解が要求する基準を満たしていない場合、どの制約条件がボトルネックとなっており、要求基準を満たす解を生成するためにはどの程度その条件を緩和する必要があるのかといった予測が可能となる。

このようにパレート解を近似した非劣解集合を分析することにより、目的関数間および目的関数と設計変数間の関係がわかるだけでなく、関心の高い優良解付近の詳細な問題特性の把握、対象問題のモデル化そのものの検証も可能となる。

3. パレート解分析と多目的（多基準）意思決定について

EMO アルゴリズムにより得られた非劣解集合（近似パレート解集合）を対象とした可視化およびさまざまなマイニングツールを使った分析アプローチ [3-7,10] は、古くから多目的環境下における解選考アプローチとして知られる多基準意思決定 (Multiple Criteria Decision Making (MCDM)) および多目的意思決定 (Multi-Objective Decision-making Methods (MODM)) とは最終的な目的も含め異なる部分が少なくない。著者の考える両者の特徴の違いについて下記に示す。

- 前者のマイニングアプローチは非劣解集合からユーザにとって有益な問題特性を抽出することに主眼が置かれている一方、後者の意思決定に基づくアプローチでは妥協を考慮したユーザにとっての満足解（選考解）を決定することが目的となる。
- 前者は EMO により得られた非劣解集合が分析対象であることを想定しているのに対して、後者ではすべての基準を満足する満足解が得られない多目的環境下での意思決定であることが前提条件となっている。
- 前者では可視化ツールやマイニングツールといった特徴抽出、傾向分析のための手法が利用されるのに対して、後者では階層分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) やトレードオフ分析といった各評価基準の重み付けの決定および判断の整合性を高める手法が代表的手法として用いられる [12]。

MCDM は評価基準の統合やスコア付けを前提とした狭義の意味だけでなく、ユーザが評価基準値の傾向を総合的に勘案して意思決定を行う広義の意味も含んでおり、広義の MCDM における全体のトレンドをユーザが勘案するといった点は、非劣解集合全体のトレンドを分析しようとするマイニングアプローチと方向性が重なっている。また、MCDM における本質が「すべての基準を満足する解の導出が困難な環境下において多面的にトレードオフの関係を分析しながらそのバランスを探る」ことであると捉えると両者には少なからず共通部分があることがわかる。

重要なのは、EMO の発展により良質な非劣解集合（近似パレートフロント）の導出が可能となったことで非劣解集合に対するマイニングという分野が生まれ、その背景に非劣解集合の分析に対する重要性の認識があるという点である。

4. 代表的なパレート解分析アプローチについて

非劣解集合（近似パレート解集合）が少数目的かつ少数変数の場合には大きな問題とならないものの、そうでない場合には非劣解分析において少なくとも下記の困難性が存在する。

可視化の問題 目的関数が3目的を超える場合、目的関数空間での直接の可視化が不可能。

解の数の問題 目的の数が増加するほどパレートフロントの近似に必要となる解の数も膨大となり、解析が困難。

含まれる情報量の問題 多数目的、多数変数の場合、その組合せ数は膨大。また、それらの中には粒度の異なる情報が多数内在しており、その情報量は非常に膨大。

上記の困難性を解消するためさまざまな分析アプローチが提案されてきているが、これらのアプローチに共通するキーワードは「可視化」と「統計分析/データマイニング」の二つである。可視化は、直感的にユーザに理解してもらうために不可欠な要素であり、おもに“高次元目的関数空間の低次元化”と“傾向およびマイニング結果を視覚的にわかりやすく視える化”するために用いられる。一方、統計分析/データマイニングは内在する傾向をより客観的、定量的に顕在化するために用いられる。

ここでは、下記に示す三つのカテゴリーに分けて、それぞれのカテゴリーにおける代表的な手法を紹介する。

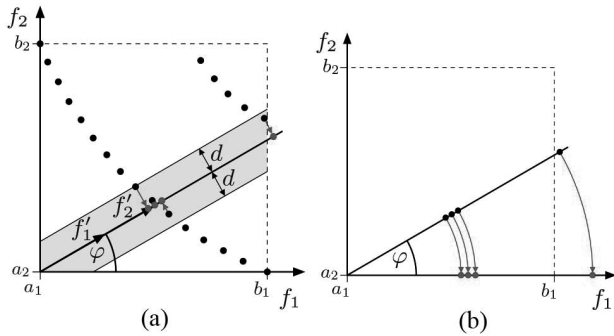
次元削減による2次元可視化 3目的を超える解集合に対して何らかの2次元空間への射影（次元削減）を行い、目的関数空間上での解分布可視化を実現。

平行座標およびデータ行列を利用した可視化グラフ 平行座標プロット (Parallel coordinates or Profile Chart) などの傾向を直接グラフ化。

論理分析ツールを利用した可視化/分析 決定木、ラフ集合、相関ルールといった何らかの論理分析手法を用いた可視化、分析。

4.1 次元削減による2次元可視化

目的関数の数が4目的を超える場合、目的関数空間における非劣解集合の分布を直接可視化することができないため何らかの低次元化が必要となる。ただし、非劣解集合の低次元化の際にはいくつか留意すべき点が存在する。Tušar らの指摘する非劣解集合を低次元化する際に情報損失ないように気をつけるべきポイントを以下に示す [13]。



第1図 The graphical presentation of the prosection quoted from [13]

- 目的関数空間での分布 (配置)
- パレートフロントの形状
- Knee point および非連続性といった特性情報
- (複数の解集合が存在したときの) 解集合同士の支配関係
- 参照点との近接度合い

実用上の観点からは、上記の注意点にできるだけ配慮したうえで多数の目的数 (次元数) へ柔軟に対応できる手法であることが望ましい。しかしながら、高次元データを情報の欠損なく低次元化することは理論上不可能であり、保持すべき情報と損失を許容する情報の両方を考慮した低次元化を行う必要がある。

以下、次元削減手法に関する代表的な先行研究について述べる。

Prosection

Tušar らが提案する Prosection[13] は、上述のポイントを最も注意深く考慮した低次元化手法の一つである。Prosectionでは、第1図に示すように原点から空間より1次元少ないベクトル平面を生成し、その平面から一定の幅をもつ領域に限定して平面ベクトル上への射影、回転操作を行い一つ次元の少ない空間への射影を実現している。

この手法のポイントは、空間をベクトル平面を中心とする一定の部分空間に区切って低次元化することで情報損失を最小限に抑えている点であり、そのことにより非劣解フロントの特徴をできる限り保持したまま低次元化を実現している。

一方、本手法は3次元、4次元空間では良好に働くもののそれ以上の次元にはうまく対応できないという問題点がある。また、低次元化されるのは限定された領域のみであり、全体像ではない。そのため、非劣解フロント全体像を把握するためには異なるベクトル平面を用いて少なくとも複数回、本手法を適用する必要がある。

自己組織化マップ (SOM)

大林らは SOM を用いて非劣解集合を可視化 (2次元化) し、クラスタ分析により非劣解集合の特性を読み取る方法を提案している [9]。

SOMに代表される非線形写像に基づく低次元化では、入力データのデータ間距離とクラスタ間距離を考慮した可視空間が構築できることから、データ間の近傍の類似性や散布状況を反映した図を得ることができる。SOMの最大の特徴は、高次元データを教師なし学習により自動的にクラスタリングできる点であり、得られた2次元マップに対してたとえば各成分についてカラーリング (等高線図) を行うことで各成分間の相関について分析することができる。

また、岡本らは SOM の量子化性能に起因した非劣解集合分析に SOM を用いる際の問題点について指摘し、その問題解決策として SOM にニューラルガス (Neural Gas: NG) アルゴリズムを組み込んだ SOM-NG、成長階層型自己組織化マップ (Growing Hierarchical SOM: GHSOM) を活用した手法を提案し、それらの問題点に対して効果的な結果が得られることを示している [14,15]。

ただし、SOMにより得られた2次元マップには方向性やユークリッド距離の定義が行われていないため、その読解には注意が必要であり、とくにデータ数やクラスタ数が多い場合に可視化結果の解釈はより困難となる。

ファジィ多重判別分析 (FMDA)

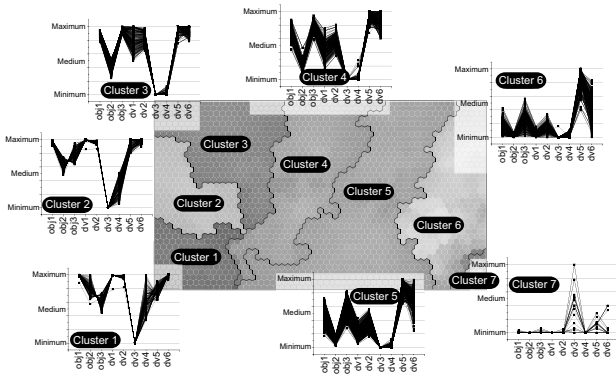
多重判別分析 (Multiple Discriminant Analysis: MDA) はクラスタ分割が既知のデータに対して、クラスタ内分散とクラスタ間分散の比を最大にするような線形変換を求めるとする手法である。

山代らは、クラスタリングに Fuzzy C-Means (FCM) を使用し、各クラスタが最も分離するよう射影軸を Fuzzy MDA (FMDA) により求め、可視化する手法を提案している [6]。この手法では、各射影軸に対する目的関数ごとの係数 (固有ベクトル) を参考にして、各軸の意味するところを推定することができるため、可視化したグラフ上のクラスタの分布からその特徴を比較的容易に把握することができる。

カーネル次元削減法 (KDR)

カーネル次元削減法 (Kernel Dimensionality Reduction, KDR) は、線形判別法と同様にクラス分類が既知である高次元データから、クラスの情報をできるだけ保持するような低次元空間を求めることを目的としており、任意の次元へ低次元化可能な手法である。その特徴は、カーネル法を利用しているため非線形の問題にも適用できる点、問題に対しモデルや制約をなるべく置かずセミパラメトリックなアプローチをとる点である。

KDRもMDA同様、クラスタ間分散の比が最大となるよう低次元化を試みるが、非線形写像である点が大きく異なる。著者らによる研究では、クラスタリングした解集合に対して KDR を用いて低次元化し、解集合を可視化する手法を提案しており、各クラスタの特性が事前に既知である場合には、クラスタ間の類似度、重なり度合いなどから全体特性が読み取れることを示している [3]。



第 2 図 The combination example of Parallel coordinates and SOM quoted from [5]

4.2 平行座標およびデータ行列を利用した可視化グラフ

目的関数空間上で非劣解フロントを可視化するのではなく、解集合の分布および傾向を可視化するアプローチとして平行座標プロット (Parallel coordinates or Profile Chart) や HeatMap, 散布図行列 (Scatter Plot Matrix, SPM) を用いた事例などが挙げられる。

このうち平行座標プロットは、実装の容易さおよび多目的、多変数といった高次元の場合にも適用可能であることから最もよく用いられるアプローチの一つである。平行座標プロットでは非劣解フロントの形状に関する情報は完全に失われてしまうものの、第 2 図に示すようにクラスタリングなどの他手法と組み合わせて用いることで結果の傾向をより明確化させるなどに活用することができる。

以下、HeatMap および SPM を利用した事例を紹介する。

HeatMap

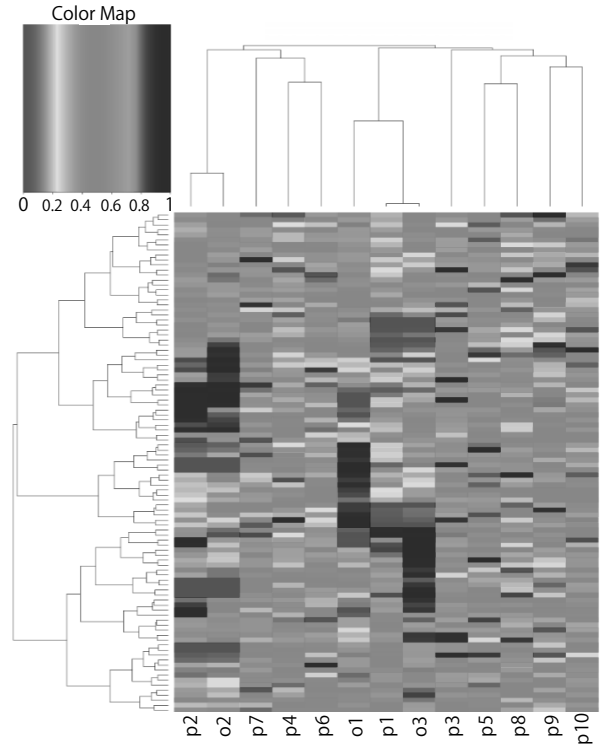
Pryke らは HeatMap を活用した非劣解集合可視化の有用性について報告している [16]。HeatMap を用いた可視化では、まず解集合同士をその近接度合いから階層的クラスタリングを行い、クラスタ内の解が近傍となるように並び替えを行う。つぎに、各変数同士に対しても同様に近接度合いに基づく階層的クラスタリングを行い、並び替えを行う。

このようにすることで、第 3 図に示すように全体的な解集合の傾向を直感的に理解しやすい図を作成することができる。なお図中における横 1 列が一つの解を表しており横軸が変数、縦軸が各個体を意味している。

散布図行列

SPM を利用した興味深い事例として、立川らの開発した iSPM がある [17]。SPM は、第 4 図に示すように複数存在する変数 (次元) 間の 2 変量の相関係数や散布図を総当たりで求め、行列図で示したものであり各変数間の相関の全体像を把握するのに非常に有用な方法である。

立川らはこの SPM を拡張させ、解集合全体ではなく



第 3 図 The example of Heatmap from [16]



第 4 図 The screenshot of iSPM from [17]

ユーザが対話的に分析対象となる解集合を選択しながら分析することを可能にしたインタラクティブ散布図行列可視化ツール iSPM を開発した。このシステムは、ユーザに対話的に部分解集合の選択、カラーリングなどをさせることでユーザにとって関心のある部分領域における重要な傾向を効率よくつかめるように工夫されている。

4.3 論理分析ツールを利用した可視化/分析

前述の可視化では、非劣解フロントの形状および内在する傾向を 2 次元空間で可視化しているもののその分析はユーザの主観に依存している。とくに SOM のように軸に意味のない場合には意味解釈が難しくユーザによって意味解釈が異なる恐れがある。

そのための効果的な解決策として、客観的かつ定量的に傾向を分析する論理分析の活用が考えられる。論理分析ツールを活用した先駆的な取り組みとして杉村、大林

らは、従来の統計分析とは異なる決定木、ラフ集合、相関ルールといった論理分析ツール活用の有用性について報告している [19]。これらのツールは、目的関数、設計変数の相関、相互作用を定量的なルールで表現しているため、ユーザが結果からその意味を解釈する必要のある統計分析と違い、恣意性を排除した特性情報を得ることができる。

しかしながら、彼らの研究ではあくまで解集合全体への適用しか考慮されていないため、限定された解集合に潜む傾向といった局所的な特性の分析には向いていないという問題点をもつ。

論理分析ツールを利用した意味抽出に重点を置いた分析アプローチとして、ここでは遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) を利用した事例と著者らの開発した相関ルール抽出を利用した事例について紹介する。

遺伝的プログラミング (GP)

立川らは非劣解集合からの情報抽出手法として GP を利用した事例について報告している [19]。GP を利用して各変数間の関係を関数形として導出することが目的であり、事例では目的関数と設計変数の関係を GP を用いて抽出することを試みていた。

GP により得られる式には、得られる式の複雑さと元データとの整合性 (残差) という二つの基準が存在するため多数のさまざまな関数形 (回帰式) を求め、それらを細かく分析する必要がある。本事例では、多数得られた関数式の各項に注目し分析することで SOM や単純な散布図行列からは読み取れない特徴が抽出できることを示している。

相関性情報階層構造化手法 (CIHSM)

著者らのグループはマクロからミクロまで多粒度な分析が可能となる論理分析に基づく分析手法の開発を試みた [5]。ここでは、分析手法を“相関性情報階層構造化手法 (Correlation-based Information Hierarchical Structuring Method, CIHSM)” とよび、その概要について説明する。

CIHSM は、内在する傾向や特徴の可視化手法であり、相関ルール抽出により得られたルール情報に基づき内在する傾向に関する情報を階層構造化 (木構造) し、ユーザに提示することを試みる。そのコンセプトは情報の再構造化であり、木構造における入れ子の特性をマクロ・ミクロの粒度と対応させることで多粒度に対応、相関ルール情報に基づく再構造化であるためすべて客観的かつ定量的な結果であるという特徴をもつ。

CIHSM の手順を第 5 図に示す。CIHSM では、非劣解集合全体に対して相関ルール抽出を行い、その内容からグループ化および包含関係に基づく階層構造化を行っている。

CIHSM により生成される木構造は、各ノードにラベル付けされている情報の包含関係に基づいており、上位

Step1: Detection of all appearance parameters

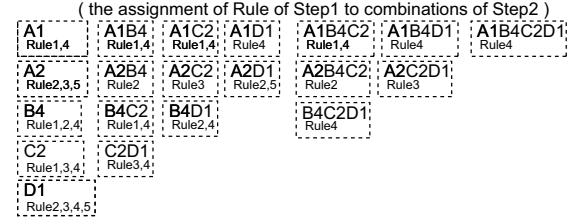
Rule1	C2 and B4 → A1
Rule2	A2 and B4 → D1
Rule3	A2 and C2 → D1
Rule4	B4 and C2 and D1 → A1
Rule5	A2 → D1

▶ A1, A2, B4, C2, D1

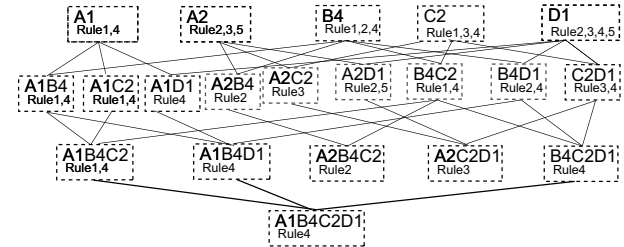
Step2: Detection of all combination

A1	A1A2 A1B4 A1C2 A1D1	A1A2B4 A1B4C2 A1C2D1	A1A2B4C2 A1B4C2D1	A1A2B4C2D1
A2	A2B4 A2C2 A2D1	A2B4C2 A2C2D1	A2B4C2D1	
B4	B4C2 B4D1	B4C2D1		
C2	C2D1			
D1	D1			

Step3: Grouping Rule



Step4: Hierarchization of group



第 5 図 The flow of CIHSM

ほどマクロの情報、下位ほどミクロな情報に対応している。

4.4 その他の可視化/分析事例

上述のカテゴリー外の興味深い研究事例としては、吉川らのグループによる設計変数空間と目的関数空間の関係可視化の事例がある [20,21]。彼らの研究では、評価値空間と設計変数空間に関する個体間距離、分布領域、線形関係という三つの“非対応性”に着目し、それらの領域の検出、分析を行っている。

評価値空間と設計変数空間の関係に強い線形の相関がある場合には線形回帰分析などを通して評価値や傾向を類推しやすいという前提に立ち、“非対応性”をもつ領域こそが重点的に分析を行うべきであるという視点は分析対象 (領域) の絞り込みという意味において妥当性の高いものであり、対象となる非劣解集合が膨大もしくは超高次元となるような場合においてとくに効果的であると思われる。

5. おわりに

本稿では、多目的最適化問題における非劣解集合に対する分析手法について、可視化、マイニングといったキーワードをもとに広く解説した。それらのアプローチは、目的関数空間の低次元可視化、マイニング手法を用いた傾向のあぶり出しなどいくつか大別することがで

き、それぞれに得られる情報が大きく異なるため目的に応じてそれらの手法を使い分ける、もしくは組み合わせる必要がある。

今後は、これまで進化計算の分野とは直接の関わりがなかった情報可視化の分野との交流および最新のマイニング研究成果の活用を通じて、さらに優れた分析ツールが次々と登場することが予想され、非劣解析を行う有用性が幅広い分野で認知されていくものと思われる。

(2016年1月12日受付)

参考文献

- [1] Q. Zhang and H. Li. Moea/d: A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition; *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, pp. 712–731 (2007)
- [2] K. Deb and H. Jain: An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: Solving problems with box constraints; *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 18, No. 4, pp. 577–601 (2014)
- [3] 渡邊, 湊: 多数非劣解集合からの設計支援手法の開発: ジェットエンジン最適化を通して; *人工知能学会論文誌*, Vol. 24, No. 1, pp. 1–12 (2009)
- [4] S. Watanabe, S. Ohe and R. Minato: Development of a multi-granularity design support system using hierarchical clustering for non-dominated solutions; *World Automation Congress 2010 (WAC 2010)*, pp. CDROM-paper (2010)
- [5] 渡邊, 千葉, 金崎: 相関ルール分析に基づく非劣解分析支援システムの提案: ハイブリッドロケットエンジンへの適用を通して; *人工知能学会論文誌*, Vol. 29, No. 2, pp. 219–223 (2014)
- [6] 山代, 吉川, 古橋: 可視化手法を用いた多目的最適化問題における満足解の選択支援: 知能と情報; *日本知能情報ファジィ学会誌*, Vol. 20, No. 6, pp. 850–859 (2008)
- [7] S. Obayashi: Extraction of design rules from multi-objective design exploration (mode) using rough set theory; *Fluid Dynamics Research*, Vol. 43, No. 4 (2011)
- [8] K. Deb: *Innovization: Innovative Solution Principles Using Multiobjective Optimization*, Springer-Verlag (2012)
- [9] S. Obayashi and D. Sasaki: Visualization and data mining of pareto solutions using self-organizing map; *Second International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO 2003)*, pp. 796–809 (2003)
- [10] 大山: 多目的設計探索と宇宙工学への利用 (特集: システム設計における多目的性); *システム/制御/情報*, Vol. 55, No. 9, pp. 374–381 (2011)
- [11] K. Deb: *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*, Wiley (2001)
- [12] M. Aruldoss, M. Lakshmi and P. Venkatesan: A survey on multi criteria decision making methods and its applications; *American Journal of Information Systems*, Vol. 1, No. 1, pp. 31–43 (2013)
- [13] T. Tušar and B. Filipič: Visualization of Pareto front approximations in evolutionary multiobjective optimization: A critical review and the prosection method; *IEEE Transactions in Evolutionary Computation*, Vol. 19, No. 2, pp. 225–245 (2015)
- [14] 鈴木, 岡本, 小坪: 成長階層型自己組織化マップを用いたパレート解集合の可視化; *電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌)*, Vol. 135, No. 7, pp. 908–919 (2015)
- [15] 鈴木, 小林, 岡本, 小坪: 自己組織化マップとその派生法を用いたパレート解の可視化手法; *計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2015 (SSI2015) 講演論文集*, pp. 570–575 (2015)
- [16] A. Pryke, S. Mostaghim and A. Nazemi: Heatmap visualization of population based multi objective algorithms; *Second International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO2003)*, *LNCS*, Vol. 2632, pp. 361–375 (2003)
- [17] 立川, 大山, 渡辺, 小平, 鍛持, 宮地: インタラクティブ散布図行列可視化ツール ispm の開発; *計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2015 (SSI2015) 講演論文集*, pp. 648–652 (2015)
- [18] K. Sugimura, S. Obayashi and S. Jeong: A new design method based on cooperative data mining from multi-objective design space; *Journal of Computational Science and Technology*, Vol. 3, No. 1, pp. 287–302 (2009)
- [19] 立川, 大山, 藤井: GPを用いた非劣解からの設計情報の抽出; *進化計算学会論文誌*, Vol. 3, No. 3, pp. 133–142 (2012)
- [20] 吉田, 吉川: 評価値空間と設計変数空間の線形関係の非対応性指標と遺伝的演算へのフィードバック; *進化計算学会論文誌*, Vol. 6, No. 2, pp. 82–89 (2015)
- [21] 吉田, 吉川: 線形重回帰分析を用いた評価値空間と設計変数空間との非対応領域抽出法に関する検討; 第28回人工知能学会全国大会 (JSAI2014) 講演論文集, pp. 2D1–1 (2014)

わたなべ しんや
渡邊 眞也



1977年2月25日生。2003年同志社大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年産業総合研究所生命情報科学研究センター特別研究員、2004年立命館大学情報理工学部講師などを経て、2011年室蘭工業大学大学院しくみ情報系領域 准教授、現在に至る。進化計算、データマイニングなどの研究に従事。博士(工学)。2005年情報処理学会山下記念研究賞、2009年IEEE CIS Japan Chapter Young Researcher Awardなど受賞。IEEE、進化計算学会、情報処理学会、人工知能学会、日本知能情報ファジィ学会各会員。