Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

原著論文

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†

山代 大輔 *1・吉川 大弘 *1・古橋 武 *1

進化的計算手法は，全探索が困難な最適化問題に対して，「より良い解を，より早く」求める手法である．一方，近年の急速な計算機の発達は，この進化的計算手法の次のステージへの飛躍を可能にした．多目的最適化問題における，「より多様な解」の要求である．多目的最適化問題では，最近の計算機性能に頼ることで，数多くのパレート解が短時間で生成可能となった．これにより，獲得された多次元な評価値を持つ膨大な数のパレート解を，解析する／ユーザに効果的に呈示し，満足解の選択を支援する技術の開発が今後必要不可欠になると考えられる．本論文では，多目的最適化問題の１つである看護師スケジューリング問題において得られた多次元な評価値を持つパレート解に対し，可視化手法を適用することで，その解釈を容易にし，またユーザに対して効果的に呈示を行い，ユーザの求める満足解の選択を支援する．

キーワード：多目的最適化問題，進化的計算，満足解，可視化，看護師スケジューリング問題

1．はじめに

進化的計算手法は，全探索が困難な最適化問題に対して，「より良い解(準最適解)を，(ランダム探索等)より速く(効率的に)」求める手法である．これまでに，探索の効率化に対する工夫や，種々の応用研究など，数多くの研究が報告されてきた[1]．一方，クラスタコンピューティングやグリッドコンピューティングに代表される並列計算技術の急速な進歩や，近年の急速な計算機の発達は，これまでの「より良く」，「より速く」だけでなく，多目的最適化問題における，「より多様な」解の生成という次なる要求をもたらした[2, 3]．多目的最適化問題では，最近の計算機性能に頼ることで，数多くの解候補(パレート解)が短時間で生成可能となった．実際，これまで筆者らが取り組んできた看護師スケジューリング問題(Nurse Scheduling Problems: NSP)[4]では，12の目的関数が存在し，多目的最適化問題における代表的な探索手法であるNon Dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II)[5]を用いると，数万個のパレート解が一回の試行で生成される(パレート解を全てデータベースに蓄えた場合)．

今後，計算機性能の向上や並列計算技術の進歩により，多次元な評価値を持つ膨大な数のパレート解が生成可能になると考えられる．IT技術により蓄積された膨大なデータに対してデータマイニングの技術が必要となったように，膨大な数のパレート解を，解析する，あるいはユーザに効果的に呈示する技術，いわば解のマイニング(Solution Mining)技術の開発が今後必要不可欠になると考えられる．そこで本研究では，多目的最適化問題において，多次元の評価値を持つパレート解の解釈を容易にし，またユーザに対して効果的に呈示を行うことで，ユーザの求める満足解の選択を支援する手法の開発を目指す．本論文では特に，可視化手法を用いた満足解の選択支援について検討する．

本論文で提案する手法は，多次元の評価値を持つ膨大な数のパレート解に対して，多次元の空間上でクラスタリングを行うことで類似の特徴を持つ解候補群を集約し，クラスタ単位での特徴把握を可能とする．その後，入力変数を線形結合する射影軸を用いた次元圧縮により可視化を行う．さらにユーザが任意に選択した解候補群に対して，本可視化手法を再帰的に適用することで，ユーザが求める解候補群の特徴をより詳細に把握することが可能となる．本論文では特に，山本らのFuzzy C-Means(FCM)とFuzzy Multiple Discriminant Analysis(FMDA)による可視化手法[6]をパレート解の可視化に用いる．

本手法により，これまで把握が困難であった多次元空間内でのパレート解の分布構造や，多次元の評価値同士の関係性が明確となり，得られたパレート解に対する解析が容易となる．また解候補を可視化し，ユーザに効果的な情報呈示を行うことで，満足解の選択な

† Support to Select Satisfying Solutions Using Visualization Method in Multi-Objective Optimization Problem
Daisuke YAMASHIRO, Tomohiro YOSHIKAWA and Takeshi FURUHASHI

*1 名古屋大学
Nagoya University

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

ど，ユーザの意志決定を支援することが可能となる．さらに，構築された可視空間上に異なる世代の解候補を射影することで，探索に用いた遺伝的演算の効果，解の進化の様子の把握といった，解探索に関する情報を得ることも可能となる．本論文では，多目的最適化問題の1つであるNSP[4]にNSGA-IIを適用した際に獲得されたパレート解に対し，本手法を用いて可視化を行い，その有効性を検討する．

2．提案手法

2.1 関連研究

2.1.1 自己組織化マップ(SOM)

これまで大林ら[7]により，自己組織化マップ(Self Organizing Map: SOM)[8]を用いてパレート解を可視化し，クラスタリングを行う手法が提案されている．しかし，可視化困難な4目的以上の評価値を持つ多目的最適化問題における，膨大な数のパレート解に対して，積極的に可視化を行っている研究報告はまだ少ない．また，SOMに代表される非線形写像を用いた方法では，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，染色体の離合集散や相対的距離関係といった，入力データの類似性や散布状況を把握するには効果的な手法である．しかし，非線形写像を用いていることで，線形写像における射影軸といった軸の概念がない．したがって，可視化されたデータの特徴を把握するためには，可視空間上にプロットされた個々のデータまたはクラスタの実際の数値データに基づく解析が必要となる．そのため，特にデータ数やクラスタ数が多い場合に，可視化結果の解釈が困難であり，データの分布構造把握の目的に十分には適していないことが指摘されている[9]．例えばk-means法などによりクラスタリングを行い，得られたクラスタ中心にSOMを適用することで各クラスタの特徴把握を行う方法は有効であるが，クラスタ内のデータ分布やクラスタ間の分布の重なりなどを把握することは困難である．

2.1.2 主成分分析(PCA)

線形の次元圧縮法において代表的な手法である主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)[10]は，その適用が容易であり，データ解析において頻繁に用いられている．PCAでは，その軸上に射影されたデータの分散が最大となる方向を第1主成分軸として求め，その残差に対して同様に分散最大となる第2，第3…の主成分軸を得る．これにより，多次元データ空間における分散を保持する次元圧縮・可視化が可能である．PCAは，データ全体の傾向把握や，全データにおける個々のデータの特徴把握を行うことは可能であるが，クラスタの特徴を把握する上では，クラスタ分離性の高い可視空間を構築できる多重判別分析(Multiple Discriminant Analysis: MDA)が適していると考えられる．

2.2 提案手法

本論文では，クラスタリングにFCMを，可視化のための次元圧縮手法としてFMDAを用いる．FCMは，非階層型のクラスタリング手法として有名なk-means法にファジィ集合の概念を取り入れたファジィクラスタリングの代表的手法であり，k-means法と比較してはずれ値に強いという特徴を持つ．また，FMDAはMDAをファジィクラスタにも適用できるように拡張した手法であり，FCMにより得られたクラスタを最も分離する射影軸を同定し，可視空間を構築することが可能となる．提案手法の流れを以下に示す．

Step 1：進化的計算手法によりパレート解を生成する．

Step 2：各目的関数に対する評価値を要素に持つベクトル表現により各解候補を表し，多次元(評価値)空間上でFCMを用いてクラスタリングする．

Step 3：FMDAにより評価値空間を次元圧縮するための射影軸を同定する．

Step 4：2～3本の射影軸で形成される可視空間にパレート解を射影する．

Step 5：得られた可視化結果からユーザにより選択されたクラスタまたは解候補群に対して，Step 2～Step 4を繰り返すことでパレート解を絞り込む．

本手法では，初めに，NSGA-IIなどの進化的計算手法により，パレート解となる解候補群を生成する．次に，パレート解の分布構造を捉えるため，FCMを用いてクラスタリングすることで解候補群の集約を行う．FCMは，非階層型のクラスタリング手法として有名なk-means法にファジィ集合の概念を取り入れた，ファジィクラスタリングの代表的手法である．k-means法では，クラスタ境界付近のデータや，はずれ値となるデータがどのクラスタに所属するかにより，クラスタの構造やクラスタ中心が大きく変化してしまうが，ファジィクラスタリングでは，クラスタへの所属度を用いることで，これらの問題点を克服している．本論文では，宮本らのエントロピー正則化によ

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

るFCM[11]を用いる．この手法は，BezdekのFCM[12]と比較して，サンプルデータとクラスタ中心が同値である場合でも例外処理を必要としないという特徴を持つ．FCMでは初めに，あらかじめ指定した N_C 個分のクラスタ中心をランダムに初期化する．

次に(1)式により，各解候補のクラスタ i に対する所属度 $\boldsymbol{u}_{ik}$ を決定する．

$$\mu_{ik} = \frac{\exp\left(-\frac{||\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{a}_i||^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^{N_C}\exp\left(-\frac{||\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{a}_j||^2}{2\sigma^2}\right)} \tag{1}$$

ここで，$\boldsymbol{x}_k$ は k 番目の解候補（$\boldsymbol{x}_k = (x_{k1}, x_{k2}, \ldots, x_{kP})$），$P$ は目的関数の数，各要素は各目的関数に対する評価値），$\boldsymbol{a}_i$ は各クラスタの中心ベクトルを意味する．また σ^2 は制御パラメータで，設計者が与える定数である．σ^2 を0に近づけると，この手法は k-means法と等価となることが知られている．次に，クラスタ中心の更新式を(2)式に示す．

$$\boldsymbol{a}_i^{(t+1)} = \frac{\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}^{(t)}\boldsymbol{x}_k}{\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}^{(t)}} \tag{2}$$

式中の(t)は反復回数を表しており，N_D はパレート解を形成する得られた解候補の数である．FCMでは，(1)式による所属度の計算と，(2)式によるクラスタ中心の更新を繰り返すことによりクラスタを構築する．なおこの手法では，各解候補における各クラスタへの所属度の合計は1（$\sum_{i=1}^{N_C}\boldsymbol{u}_{ik} = 1$）となる．FCMにおけるクラスタ数 N_C の設定には明確な基準はないが，提案手法ではデータが可視化されるため，可視空間上における明示性を基に適切なクラスタ数の指針を得ることができる．

FCMによりクラスタリングを行った後，評価値空間の次元圧縮を行うための射影軸を同定する．射影軸は目的関数の評価値の値の線形結合とし，射影軸の本数は可視化を前提として最大3軸までとする．FMDAでは，可視空間上におけるクラス間散布とクラス内散布との比を最大化する射影軸を同定することができる．以下にFMDAにおけるクラス間散布行列 $\boldsymbol{S}_B$ とクラス内散布行列 $\boldsymbol{S}_W$ を示す．

$$\boldsymbol{S}_B = \sum_{i=1}^{N_C}\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}(\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{v})(\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{v})^t \tag{3}$$

$$\boldsymbol{S}_W = \sum_{i=1}^{N_C}\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}(\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{m}_i)(\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{m}_i)^t \tag{4}$$

$$\boldsymbol{m}_i = \frac{\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}\boldsymbol{x}_k}{\sum_{k=1}^{N_D}\mu_{ik}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{v} = \frac{1}{N_D}\sum_{i=1}^{N_D}\boldsymbol{x}_k \tag{6}$$

$\boldsymbol{m}_i$ は評価値空間中におけるクラスタ中心を意味し，$\boldsymbol{v}$ は全解候補の平均ベクトルを意味する．(3)～(6)式はそれぞれ，FCMによって導出された μ_{ik} を用いて計算される．また，μ_{ik} が{0,1}の2値のみを取る場合，(3)～(6)式はMDAの式に対応する．MDAにおいて，$\boldsymbol{S}_W$ と $\boldsymbol{S}_B$ から，一般化固有値問題

$$\boldsymbol{S}_B\boldsymbol{w}_l = \lambda_l\boldsymbol{S}_W\boldsymbol{w}_l. \tag{7}$$

を解くことにより，クラス間散布とクラス内散布との比を最大化する判別式が同定できることが知られている．そのため，$\boldsymbol{S}_W^{-1}\boldsymbol{S}_B$ に対する固有ベクトルが，本手法の求める射影軸の係数（w_l）となる．（ただし，$\boldsymbol{w}_l$ は，l 番目の射影軸に対する係数．）また，FMDAの適用時に得られた固有値 λ_l の大きさは，各射影軸の影響の度合いを表すものであり，次元圧縮に必要な次元数の基準となる．提案手法では，可視化を前提とすることで，射影軸が3次元（3軸）以下であることが重要であるが，前述の固有値によっては，高次元空間（元の評価値空間）におけるデータ構造を保持した可視空間が得られる保証はない．ただしその場合でも，用いる射影軸の固有値を指標として，得られた可視空間を解釈できることも本手法の特徴である．なお，射影軸の最大次元数は，N_C 個のクラスタが N_C-1 本の判別式により判別可能であることから，$\min\{N_C-1, P\}$ となる．求められた $\boldsymbol{w}$ を用いて，(8)式により可視空間を構成する射影軸 ξ_l が得られる．

$$\xi_l = \boldsymbol{w}_l^t\boldsymbol{x} = w_{l1}x_1 + w_{l2}x_2 \cdots + w_{lP}x_P \quad (l = 1, 2, 3) \tag{8}$$

以上により同定された射影軸を用いて，可視空間にパレート解の射影を行う．

ユーザは，得られた可視化結果および(8)式の $\boldsymbol{w}$ の値に基づいて，各クラスタの特徴を把握し，求める特徴をもつクラスタあるいは解候補群を選択する．この選択された解候補群に対して再度クラスタリング・可視化を繰り返すことで，パレート解を絞り込んでいく

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

ことが可能となる．その上で，SOMやPCAなどを用いて個々のパレート解の特徴把握を行う，あるいは評価値や表現型を直接的に見ることなどにより，ユーザの求める満足解を選択する．

3．看護師スケジューリング問題

本論文では，多目的最適化問題の例として，NSPに提案手法を適用する．NSPは，勤務系列，看護の質，各看護師からの要求，勤務の平等性などの制約の下で，日勤(AM 8：00～PM 4：00)，早出(AM 7：00～PM 3：00)，遅出(AM 9：00～PM 5：00)勤務もあるが，これらは日勤として扱われる．)，準夜勤(AM 4：00～AM 0：00)，深夜勤(AM 0：00～AM 8：00)の3つの勤務形態を各看護師に割り付ける組み合せ最適化問題である．勤務表の例を図1に示す．図の勤務表には，看護師10人(Staff A～J)の14日分の勤務日程が表されている．(ただし，本論文の実験で用いたのは看護師26人，1ヶ月分である．)表中の記号において，“日”は日勤，“準”は準夜勤，“深”は深夜勤を表し，“／”は休みを表している．一番左の列は各看護師の熟練の度合いを表し，熟練度の高いAから経験の浅いCにランク付けされている．下段の3つの行は，各日について，各勤務形態を割付けられた看護師の数を表す．右側の3つの列は各看護師への各勤務の合計割付け日数を表す．

勤務表の制約には，勤務系列，各曜日の割付け勤務，必要人数，および割付け日数などに関するものがある．勤務系列は，一人の看護師に注目したときの「日勤」→「深夜勤」や「日勤」→「休み」→「準夜勤」のように，複数日にわたる勤務形態の系列のことであり，看護師の健康面や勤務時間に無理のない系列とする必要がある．各曜日の割付け勤務に関する制約は，例えば，「看護師Aには土曜日に準夜勤を割付けない」等，看護師の特殊性を反映した制約である．必要人数は，

		日付																
技能	名前	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	日	準	深
A	Staff A	準	準	／	準	準	深	準		日	日	深	準	／	日	3	6	2
A	Staff B	／	日	日	深	日	日	深	準	深	／	／	日	深	準	5	2	4
A	Staff C	／	日	日	深	／	準	／	日	日	深	／	準	日	日	6	2	2
B	Staff D	日	深	／	日	深	準	日	／	準	準	日	深	／	日	5	2	3
B	Staff E	日	日	深	／	準	日	日	深	／	日	日	／	準	準	6	3	2
B	Staff F	日	日	深	準	準	／	日	日	深	／	準	日	日	深	6	3	3
B	Staff G	準	／	日	日	深	／	準	日	日	深	準	日	日	深	6	3	3
C	Staff H	日	深	日	準	／	日	日	深	／	準	日	日	深	準	6	3	3
C	Staff I	深	／	準	日	日	深	／	準	日	日	深	／	日	／	5	2	3
C	Staff J	深	準	日	／	日	日	深	／	準	日	日	深	準	日	6	3	3
	日	4	4	5	3	3	4	4	3	4	4	4	4	4	4			
	準	2	2	1	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	3			
	深	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2			

図1 看護師勤務表の例

表1 目的関数

Obj_1	1日の各勤務に対する必要な人数
Obj_2	1日の各勤務において必要な看護師のレベル
Obj_3	1日の各勤務においてチームごとの必要な人数
Obj_4	設定された禁止勤務系列
Obj_5	設定された妥協禁止勤務系列
Obj_6	看護師間での夜勤の勤務回数の公平性
Obj_7	看護師間での休日回数の公平性
Obj_8	看護師間での連休回数の公平性
Obj_9	各看護師に対する夜勤の月間規定回数 (8回以内)(ただし準夜勤は3回以上5回以内，深夜勤は3回以上4回以内)
Obj_{10}	各看護師に対する休みの規定回数 (2日/週)
Obj_{11}	各看護師に対する土日の連休 (月1回以上)
Obj_{12}	各看護師に対する連休 (月1回以上)

例えば深夜勤2人のうち1人は必ず熟練の看護師を割付ける等，看護の質を維持するための制約である．割付け日数は，看護師間で均等に割付けることが基本であるが，各看護師の事情や前の月の割付け日数も考慮し，広い視点で公平感を与える割付けを行う必要がある．実際の病院における勤務表作成では，これら全ての制約条件を満たす解は存在しない，もしくはその発見は極めて困難であることが多い．このため，NSPは制約満足問題ではなく，これら制約条件を目的関数とする多目的最適化問題である．本論文で対象としたNSPにおける目的関数を表1に示す．進化的計算手法において解候補となる勤務表について，各目的関数に対する違反箇所の数を算出し，その値を各目的関数の評価値として用いる．

4．実験

本節では，3節で示したNSPにNSGA-IIを適用し，1,000世代演算後に得られた11,529個のパレート解(探索過程において，非劣解である限りパレート解は全てデータベースに保存)に対して本手法により可視化を行った結果を示し，それらについて考察する．なお用いたNSGA-IIの遺伝的演算パラメータは，交叉率0.9の一点交叉，突然変異率0.5の1ヶ所勤務交換(同日内の他の看護師の勤務と入れ替え)，個体数100である．

4.1 射影軸の導出

初めに，(1)式におけるパラメータ N_C と σ^2 を決定した．予備実験において，クラスタ数 N_C を2から10まで，パラメータ σ^2 を0から0.2ずつ3までそれぞれ変化させ，可視化結果に基づき N_C を3，σ^2 を1とした．これはクラスタ数の少なさおよびクラスタ分離性の高さを主観的に考慮したものである．また本実験では，獲得されたパレート解における各目的関数の評価値を平均0，分散1に標準化した後，FMDAを適用

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

し，可視化を行った．表2に，FMDAにより得られた固有値を示す．

表2において，第3射影軸以下の固有値が0であり，2本の射影軸により構成される2次元空間に解候補群およびクラスタを射影することで，評価値空間におけるクラスタを十分に分離する可視化が可能であると判断できる．すなわち，クラスタ単位での特徴把握を行うことで，本実験で得られたパレート解に対して，12次元の評価値空間を2次元に圧縮が可能である．なお第3射影軸までの固有値の総和が小さい場合，各クラスタを十分に分離できる可視空間を得ることは困難であるが，3次元では十分に分離できないクラスタ構造をしていることや，各固有値と固有ベクトルを指標として，第3射影軸までで得られた可視化結果を解釈することが可能である．

FMDAにより得られた第1射影軸と第2射影軸の固有ベクトル(射影軸の係数 w_l)を表3に，得られた射影軸により可視化を行った結果を図2に示す．表3では，絶対値が0.4以上の係数を太字で表示している．

射影軸は，表3に示す固有ベクトルの係数により，第1射影軸はObj_3，Obj_4，Obj_{11}，第2射影軸はObj_1，Obj_5からそれぞれ強く影響を受けていることがわかる．これらより，第1射影軸は「チームごとの必要人数，禁止勤務系列および土日の連休に関する違反軸」，第2射影軸は「各勤務に対する必要人数および妥協禁止勤務系列に関する違反軸」とラベル付けが可能

表2 FMDAにより得られた固有値

射影軸番号	固有値
1	1.59
2	0.89
3〜12	0

表3 FMDAにより得られた固有ベクトル

	第1射影軸	第2射影軸
固有値	1.59	0.89
Obj_1	0.020	**0.67**
Obj_2	-0.10	-0.14
Obj_3	**-0.42**	-0.037
Obj_4	**0.56**	-0.35
Obj_5	-0.12	**-0.46**
Obj_6	0.094	-0.005
Obj_7	-0.19	0.17
Obj_8	-0.091	0.005
Obj_9	0.38	0.15
Obj_{10}	0.095	0.36
Obj_{11}	**-0.48**	-0.13
Obj_{12}	-0.21	-0.053

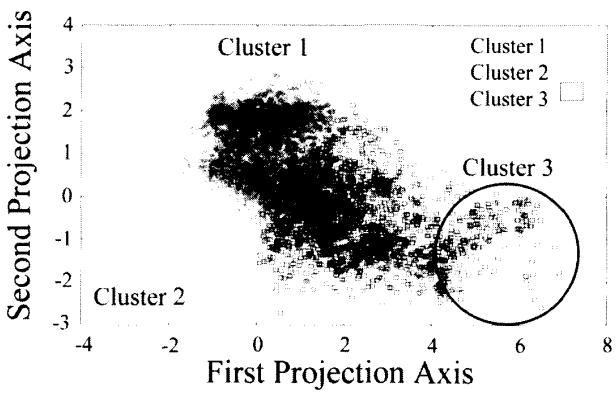


図2 可視化結果（1,000世代）

となる．ただし第1射影軸のObj_4の係数の値が正を，Obj_3とObj_{11}の係数の値が負を示していることから，第1射影軸方向の値が大きくなるほど，禁止勤務系列に関する違反個数が多く，チームごとの必要人数および土日の連休に関する違反個数が少ない勤務表(非劣解)であることを示している．また同様に，第2射影軸方向の値が大きくなるほど，各勤務に対する必要人数(Obj_1)が多く，妥協禁止勤務系列(Obj_5)に関する違反個数が少ない勤務表であることを示している．

4.2 可視化結果の考察

クラスタで見ると，Cluster 3が第1射影軸で右方向，第2射影軸で下方向に位置することから，Cluster 3に所属する解候補は，(A) 1日の各勤務においてチームごとの必要な人数，(B)各看護師に対する土日の連休，(C) 1日の各勤務に対する必要な人数に関する違反個数は少ないが，(D)禁止勤務系列，(E)妥協禁止勤務系列に関する違反個数が多いという特徴を持つパレート解であったと考えられる．同様に，Cluster 2はCluster 3とは第1射影軸で逆となるパレート解，すなわち(D)，(C)が少なく，(A)，(B)，(E)の違反個数が多いパレート解であることを表している．一方，Cluster 1は，第1射影軸ではCluster 3，Cluster 2のほぼ中間の評価値を持つパレート解を表しており，(A)，(B)，(D)の違反個数に対してバランスのよい解候補であったと考えられる．

また図2から，得られたパレート解が，多次元空間である評価値空間でどのように分布しているかを推測する．図2において，それぞれのクラスタが可視空間内で一部重なり合っており，完全には分離されていない．本手法はクラスタ分離性の高い可視空間を構築する手法であるため，評価値空間でクラスタが空間的に離れているのであれば，その方向に射影軸が同定されると考えられる．そのため，図2中央部に対応する，評価値空間でパレート解が連続して得られている領域

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

に(ファジィ)クラスタ境界があることを示唆している．また，Cluster 3に属するパレート解集団において，一部個体の密度が疎な領域があるのがわかる．これは評価値空間上でも，周辺に類似した解があまり存在しない疎な領域となっていることが推測できる．

4.3 クラスタ中心の比較

提案手法では，得られた各クラスタのクラスタ中心の比較を行うことで，獲得された勤務表(パレート解)の特徴についての検討も可能である．表4に，各クラスタ中心の目的関数ごとの評価値(標準化後)を示す．

表4から，例えばCluster 3では，他のクラスタと比較して Obj_1，Obj_3，Obj_{11} の違反個数が少なく，Obj_4 の違反個数が多くなっており，前節で述べた傾向がほぼ当てはまっていることがわかる．図3に，Cluster 3に所属する勤務表の例を示す．このように，得られたパレート解の特徴とクラスタ中心の評価値から，求められる目的関数の評価値等を指標として，効率的に勤務表を選択するなど，ユーザの意志決定を支援することが可能となる．

4.4 クラスタの可視化

さらに，本実験により得られた各クラスタに属するパレート解に対して提案手法を適用し，ユーザが求めるクラスタや，詳細な特徴を解析したいクラスタを可視化することで，各クラスタの特徴の把握や情報呈示も可能となる．本実験により得られたCluster 3に属するパレート解1,959個に対し，提案手法により可視化を行った．4.1と同様に予備実験を行い，クラスタ数は3，σ^2 は2とした．Cluster 3に対して提案手法を適用し，FMDAにより得られた固有値と固有ベクトルを表5に，得られた射影軸により可視化を行った結果を図4にそれぞれ示す．4.1と同様に，第3射影軸以下の固有値は0であり，表5では絶対値が0.4以上の係数を太字で表示している．また，前項までのクラスタと区別するため，ここでは各クラスタを“グルー

表4 各クラスタ中心の評価値（標準化後）

	Cluster1	Cluster2	Cluster3
Obj_1	0.54	-0.37	-0.33
Obj_2	-0.12	0.08	-0.08
Obj_3	0.002	0.32	-0.73
Obj_4	-0.22	-0.36	1.30
Obj_5	-0.45	0.37	0.12
Obj_6	0.11	-0.49	0.87
Obj_7	0.22	-0.07	-0.33
Obj_8	0.03	0.07	-0.23
Obj_9	0.05	-0.51	1.06
Obj_{10}	0.34	-0.38	0.12
Obj_{11}	-0.08	0.43	-0.80
Obj_{12}	-0.01	0.34	-0.73

表5 固有値と固有ベクトル（Cluster 3）

	第1射影軸	第2射影軸
固有値	3.50	1.46
Obj_1	0.20	0.064
Obj_2	-0.12	-0.14
Obj_3	0.20	**-0.42**
Obj_4	-0.11	0.34
Obj_5	0.067	-0.38
Obj_6	**-0.44**	-0.33
Obj_7	-0.22	0.34
Obj_8	-0.059	0.29
Obj_9	**-0.79**	0.24
Obj_{10}	0.091	-0.091
Obj_{11}	-0.090	0.39
Obj_{12}	0.047	0.15

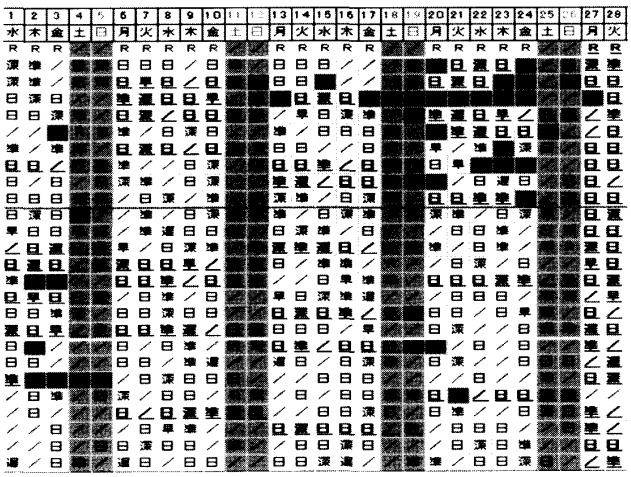


図3 獲得された勤務表の例

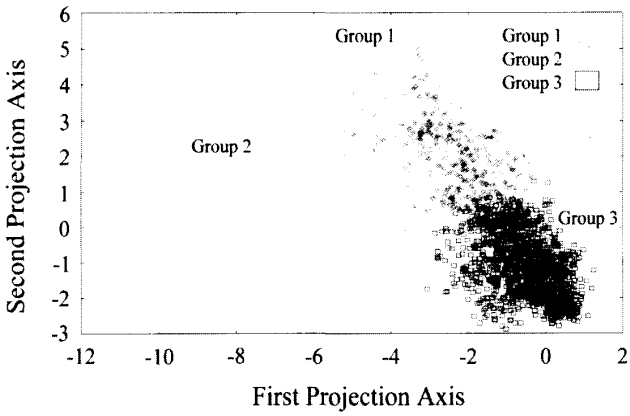


図4 可視化結果（Cluster3）

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

プ"と呼ぶ．可視化結果と表5から，Group 2はGruop 1および3と比較すると，(a)看護師間での夜勤の勤務回数の公平性と(b)各看護師に対する夜勤の月間規定回数，つまり夜勤に関する違反個数が多い勤務表であることが推測できる．ただしこれらはCluster 3の可視化結果であるため，4.3で示したCluster 3の特徴は有している．またGroup 3は，(a)，(b)に関する違反個数は少ないが，(A)が少ないというCluster 3の中では，(c) 1日の各勤務においてチームごとの必要な人数に関する違反個数が多い勤務表であることを示している．このように提案手法では，ユーザがさらに特徴を知りたい解候補群を任意に選択し，再帰的に可視化を行うことで，より詳細に特徴を把握し，求める解を絞り込むことができる．このインタラクティブな特徴把握及び情報呈示を可能とすることも提案手法の特徴の一つである．

4.5 目的関数への重み付け

可視化を行うことの最大の利点の一つは，ユーザに「気づき」を与えられることである．ここでは，これまで行ってきた可視化によるクラスタの特徴把握の過程で，ユーザがそれまで明示的には持っていなかった各目的関数に対する重みを見出すことができたと仮定し，それを可視化結果に反映することを検討する．本実験で設定した各目的関数に対する重み係数を表6（2列目）に示す．表では，重みの値が大きいほど，ユーザにとって重要度が高い目的関数であることを意味する．この重み係数を評価値に反映し，再探索を行うことも有効ではあるが，本実験では，4節初めに示した11,529個のパレート解を用いて，設定した重み係数をクラスタリングに反映した．

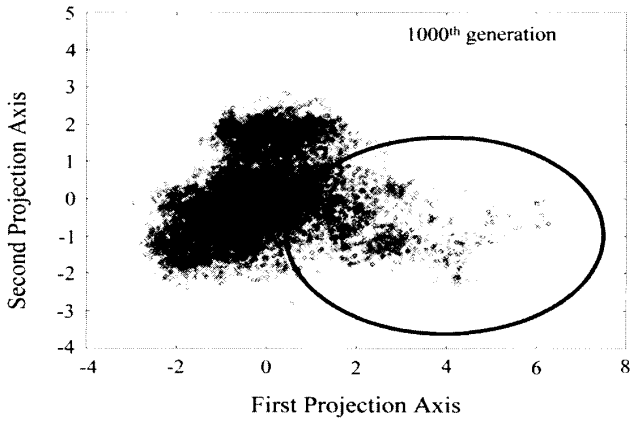
各目的関数の評価値に表6で示された重みを乗算し，FCMにより多次元評価値空間上でクラスタリングを行った．表6（3，4列目）に，各目的関数におけるクラスタ間散布／クラスタ内散布の値を示す．また，右の列は重みありの場合と重みなしの場合（各目的関数の重み＝1）との比の値（重みあり／重みなし）を示す．クラスタ間散布とクラスタ内散布との比は，各クラスタの分離度を示すものであり，この値が大きいことは，互いのクラスタが離れていることを意味する．ユーザにより重要度が高く設定された目的関数Obj_2，Obj_6，Obj_7，Obj_9の比率が大きな値を示していることから，これらの目的関数軸上で，各クラスタが分割されやすくなっていることがわかる．これにより，ユーザの意図をより反映したクラスタの特徴把握が可能になると考えられる．

表6 各目的関数に対する重み係数およびクラスタ分離性

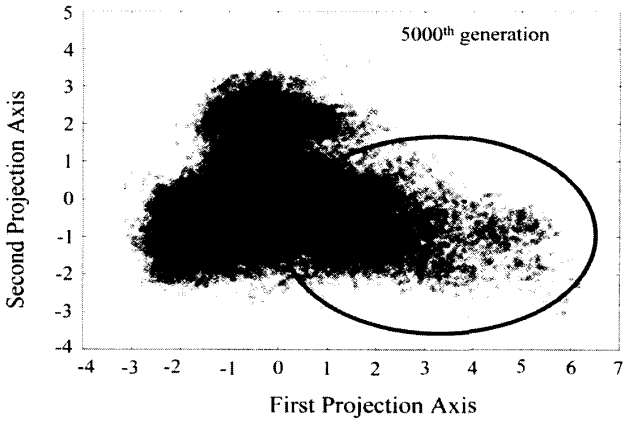
	重み	重みなし	重みあり	比率
Obj_1	2	$1.20*10^{-4}$	$2.5*10^{-6}$	0.013
Obj_2	**4**	$3.80*10^{-6}$	$1.3*10^{-4}$	**34**
Obj_3	2	$4.40*10^{-5}$	$1.8*10^{-4}$	4.1
Obj_4	3	$5.50*10^{-4}$	$1.1*10^{-3}$	2
Obj_5	1	$6.70*10^{-5}$	$1.70*10^{-6}$	0.025
Obj_6	**5**	$2.30*10^{-4}$	$1.10*10^{-3}$	**4.8**
Obj_7	**5**	$3.05*10^{-5}$	$2.2*10^{-4}$	**7.2**
Obj_8	3	$8.40*10^{-6}$	$1.10*10^{-5}$	1.3
Obj_9	**4**	$3.70*10^{-4}$	$1.40*10^{-3}$	**3.8**
Obj_{10}	2	$4.39*10^{-5}$	$1.84*10^{-5}$	0.42
Obj_{11}	1	$1.40*10^{-4}$	$2.20*10^{-5}$	0.16
Obj_{12}	3	$1.0*10^{-4}$	$6.4*10^{-5}$	0.64

4.6 進化によるパレート解の変化

図5(a)，(b)に，それぞれ(a)1,000世代目，(b)5,000世代目で獲得されたパレート解の可視化結果を示す．ただし図5(b)では，図5(a)で得られた1,000世代目における射影軸により構築された可視空間上に



(a) 1,000th generation



(b) 5,000th generation

図5 進化によるパレート解の変化

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

射影を行うことで，1,000世代で得られたパレート解との比較を行いやすくしている．図より，1,000世代では探索が進んでいなかった右下の円で囲まれた付近(Cluster 3)を中心に，5,000世代までの進化で新たに多くのパレート解が生成されていることが確認できる．このことは，個体密度が疎な領域の解候補に対して積極的に遺伝的演算を施すことで，多様な非劣解の生成を行うというNSGA-IIの特徴が，少なくとも1,000世代から5,000世代にかけて有効に働いていることを示している．このように，提案手法を用いることで，得られたパレート解の可視化だけでなく，探索過程や，獲得されたパレート解の推移の様子などを視覚的に把握できる可能性が示唆された．

5．おわりに

本論文では，多目的最適化問題において，得られたパレート解の分布構造の解析や，ユーザへの意思決定支援を目的として，多次元の評価値を持つパレート解に対する可視化により，ユーザの求める満足解の選択支援を行う手法を提案した．本手法は，評価値空間で行ったクラスタリングに基づき，クラスタ分離性の高い可視空間を構築し，進化的計算手法により獲得されたパレート解の効果的な情報呈示を行う手法である．なお本論文では，クラスタ単位での特徴把握を目的として，次元圧縮にFMDAを用いたが，解候補の数が数10から数100個程度の場合は，パレート解の分布構造の可視化を重視したPCAを用いることも有効である．線形手法を用いて可視化することで，可視空間における射影軸の意味を，評価軸からの重み係数を用いて把握することが可能となる．本論文では，多目的最適化問題の1つであるNSPにNSGA-IIを適用し，獲得されたパレート解に対して可視化を行い，その有効性を検討した．またユーザが任意に選択した解候補群に対して，再帰的に提案化手法を適用することで，より詳細に解候補群の特徴を把握することができ，ユーザの満足解の選択を支援することが可能であることを示した．また本論文では，本手法を用いた探索過程の視覚的把握に対する可能性を示した．

今後の課題として，SOMなどの非線形可視化手法や他の線形手法との比較を行い，それぞれの手法の特徴に対する検証を行っていきたい．また本手法を用いて構築した可視空間上での，異なる遺伝的オペレータによる解探索の性能や過程の違いに対する比較・検討を行っていく．その際には，筆者らがこれまで行ってきた遺伝子空間の可視化手法[13]と併用することで，遺伝子空間と評価値空間との対応や，そこから得られた知見に基づく効率的な解探索手法の発見も行っていく予定である．さらに，ユーザにとって解釈の行いやすい可視化手法に対する検討も進めていく予定である．

謝辞

本研究の一部は21世紀COEプログラム「計算科学フロンティア」の補助金を得て遂行された．

参考文献

[1] 北野宏明 編，“遺伝的アルゴリズム1～4”，産業図書，1993-2000.

[2] Hisao Ishibuchi and Youhei Shibata,“Mating Scheme for Controlling the Diversity-Convergence Balance for Multiobjective Optimization,” Lecture Notes in Computer Science 3102: 2004 Genetic and Evolutionary Computation Conference(GECCO'04), pp.1259-1271, 2004.

[3] Tadahiko Murata, Hiroyuki Nozawa, Yasuhiro Tsujimura, Mitsuo Gen and Hisao Ishibuchi, “Effect of local search on the performance of cellular multi-objective genetic algorithms for designing fuzzy rule-based classification systems,”Proc. of 2002 Congress on Evolutionary Computation(CEC'02), pp.663-668, 2002.

[4] 上野尚樹，古橋武，“看護師長の作成手法を取り入れた看護師勤務表作成支援システム”，第14回インテリジェントシステムシンポジウム講演論文集，pp.174-177，2004.

[5] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal and T. Meyarivan, “A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA-II,” IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Vol.6, No.2, pp.182-197, 2002.

[6] Kosuke Yamamoto, Tomohiro Yoshikawa and Takeshi Furuhashi, “A Proposal of Visualization Method for Interpretable Fuzzy Model on Fusion Axes,” Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.10, No.1, pp.121-131, 2006.

[7] 大林茂，“多目的最適化と情報可視化データマイニング”，豊田研究報告，No.58，pp.109-116，2005.

[8] T.Kohonen,“Self-Organizing Maps,”Springer, 2000.

[9] 末永高志，佐藤新，坂野鋭，“クラスタ構造に着目した特徴空間の可視化-クラスタ判別法”,電子情報通信学会論文誌，Vol.2，No.5，pp.785-795，2002.

[10] A. Hinneburg and D. A. Keim and M. Wawryniuk, “HD-eye: Visual Mining of High Dimensional Data,” IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.19, pp.22-31, 1999.

[11] S. Miyamoto and M. Mukaidono, “Fuzzy Cmeans as a Regularization and Maximum Entropy Approach,” Proc. ofWorld Congress Fuzzy logic, Soft Computing and Computational Intelligence, Theory and Application (IFSA'97), Vol.2, pp.86-92, 1997.

[12] J. C. Bezdek,“Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms,” Plenum Press, 1981.

[13] 山代大輔，吉川大弘，古橋武，“遺伝的アルゴリズムの解探索過程の可視化による遺伝的演算効果の把握と

NII-Electronic Library Service

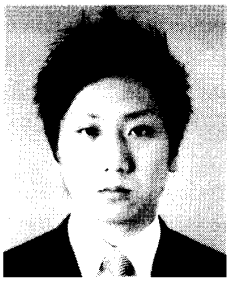
Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

解探索の効率化”，情報処理学会論文誌：数理モデル化と応用，Vol.48，No.SIG2(TOM16)，pp.69-77，2007.

（2008年4月15日　受付）
（2008年11月4日　採録）

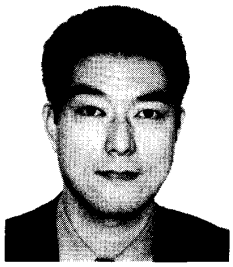
[問い合わせ先]
〒464-8603　名古屋市千種区不老町
名古屋大学　大学院工学研究科
吉川　大弘
TEL：052-789-3167　3167(内線)
FAX：052-789-3166
E-mail：yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp

著者紹介



山代　大輔（やましろ　だいすけ）［正会員］

2005年三重大学工学部情報工学科卒業．2007年名古屋大学大学院工学研究科博士前期課程計算理工学専攻修了．同年ブラザー工業株式会社入社．現在に至る．在学中は主として進化計算手法とその応用に関する研究に従事．



吉川　大弘（よしかわ　ともひろ）［正会員］

1997年名古屋大学大学院博士課程修了．同年カリフォルニア大学バークレー校ソフトコンピューティング研究所客員研究員．1998年三重大学工学部助手．2005年名古屋大学大学院工学研究科COE特任准教授．2006年10月同研究科准教授．現在に至る．主としてソフトコンピューティングとその応用に関する研究に従事．博士（工学）．

古橋　武（ふるはし　たけし）［正会員］

昭和60年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程電気系専攻修了．工学博士．平成16年名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻教授．現在に至る．ソフトコンピューティング，感性工学に関する研究に従事．平成8年日本ファジィ学会論文賞受賞．IEEE，日本知能情報ファジィ学会，電気学会等の会員．

NII-Electronic Library Service

Japan Society for Fuzzy Theory and intelligent informatics

Support to Select Satisfying Solutions Using Visualization Method in Multi-Objective Optimization Problem

by

Daisuke YAMASHIRO, Tomohiro YOSHIKAWA and Takeshi FURUHASHI

Abstract:

Recently, the rapid progress of computers introduces evolutionary computations to next step, which is the demand for the variety of Pareto solutions in multi-objective optimization problems. We can acquire a large amount of Pareto solutions in a short time. However, it is difficult to grasp the acquired Pareto solutions effectivelly, because the Pareto solutions have multi-dimensional fitness values. This paper tries to support a user to select satisfying solutions with visualization method. This paper applies a visualization method to acquired Pareto solutions which have multi-objective fitness values. It enables us to grasp the distributed structure of Pareto solutions and clarify the relationship among multi-objective fitness values. This paper shows that the visualization result enables us to interpret the characteristics of Pareto solutions through experimental result of Nurse Scheduling Problem (NSP) which is one of the multi-objective optimization problems.

Keywords: Multi-Objective Optimization Problem, Evolutionary Computation, Satisfying Solution, Visualization, Nurse Scheduling Problem

Contact Address: **Tomohiro YOSHIKAWA**
Graduate School of Engineering, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, JAPAN
TEL : 052-789-3167 (3167)
FAX : 052-789-3166
E-mail : yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp

NII-Electronic Library Service