

島モデル型多目的GAにおける可視化を用いたユーザの意思に基づくインタラクティブ探索[†]

山本 雅文*・吉川 大弘*・古橋 武*

現在、多目的最適化問題の中でも、多数目的最適化問題が注目されてきている。これは、計算機の性能向上により、GAなどの進化計算手法の適用が可能になりつつあるためである。多目的最適化問題においては基本的に、様々な目的関数を満足した多様な解を得ることを目的としているが、実問題においては、ある目的関数の値のみが極端に良いような解候補は、ユーザにとって必要な解ではなく、それらを広範囲に求める多目的GAの探索メカニズムが必ずしも有効には働かない可能性があると考えられる。そこで本論文では、探索途中に、ユーザが探索の方向をインタラクティブに変更することで、ユーザにとって実用的な解候補を、より効率的に探索できる手法について検討を行う。本論文では、看護師勤務表作成問題を用いて、提案手法の有効性について検討する。

キーワード：多目的最適化問題、島モデル、可視化、インタラクティブ、看護師勤務表作成問題

1. はじめに

生物の進化を模した遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) は、最適化問題における強力な手法の1つであり、近年多目的最適化問題への適用に関する研究が盛んに報告されている[1]。多目的最適化問題にGAを適用する利点の1つに、GAが多点探索法であることが挙げられる。これは、多目的最適化問題では、各目的関数がトレードオフの関係にある場合、全ての目的関数を満たした解を得ることは困難であり、他の解に対して、少なくとも1つの目的関数で劣っていない解(非劣解)を多数同時に得ることが必要となるためである。このように、多目的最適化問題では、高い評価値の解を求めるだけでなく、各目的関数を満足した多様なパレート解を求めることが要求されるため、特に目的関数の数が多い場合などには多くの計算時間を要する。一方GAは、その処理過程に並列性を有していることから、並列計算処理に向いているといわれており、並列処理を行うことで計算時間の短縮を試みた研究も行われ始めている。並列処理のモデルには、大域的並列化モデル、細粒度並列化モデル、粗粒度並列化モデルの3つの代表的なモデルがある[2]。

大域的並列化モデルはマスタースレーブモデルとも

呼ばれ、主に評価計算に対する高速化を目的として並列処理を行う。マスターとなるプロセッサに1つの母集団が存在し、演算時間を要する評価部分の計算をいくつかのスレーブとなるプロセッサで行うことで、全体としての計算高速化を図っている。細粒度並列化モデルは、それぞれのプロセッサに1つまたは少数の解を持たせ、独立に並列計算処理を行うモデルである。粗粒度並列化モデルは「島モデル」としてよく知られている並列化モデルであり、母集団をいくつかの「島」と呼ばれるサブ集団に分割することで並列化を行う。各島における解の進化は基本的に他の島から独立して行われるが、数世代ごとに島と島の間で移住と呼ばれる解の交換がなされ、島間での情報交換が行われる。

単目的最適化問題において、並列処理に関する研究は多く報告されている[3][4]。一方、多目的最適化問題に関しても、島モデルの適用に関する研究が近年いくつか報告されている[5][6][7]。廣安ら[5]は、数世代間すべての個体に対して多目的遺伝的アルゴリズム (Multi Objective Genetic Algorithm: MOGA) を適用し、得られた解を目的関数の評価値に基づいて分割することで島を作成する手法を提案している。また、各目的関数に沿って単目的最適化を行う島と、すべての目的関数に対する多目的最適化を行う島とを用い、移住を行いながら進化させることで、解に広がりを持たせて探索を行うことが可能となるという研究も報告されている[6]。

また近年では、多目的最適化問題の中でも、目的関数を多く有する問題、すなわち多数目的最適化問題が

[†] Interactive Search in MOGA with Island Model based on User's Desire using Visualization
Masafumi YAMAMOTO, Tomohiro YOSHIKAWA and Takeshi FURUHASHI

* 名古屋大学
Nagoya University

注目されてきている[8][9]。これは、計算機の性能向上により、これまで以上に多くの目的関数を有する実問題に対しても、GAなどの進化計算手法の適用が可能になりつつあるためである[9][10][11]。[10]では、各目的関数に対する重みを事前に設定することで、単目的最適化問題として進化計算手法を適用している。[11]では、ユーザが欲しいと思う評価値をあらかじめ指定することで、指定した評価値周辺を積極的に探索できるようなアルゴリズムを構築している。また[9]では、進化計算手法を用いた数値実験により、多数目的最適化問題に対する問題点や課題を挙げている。しかし[10]では、各目的関数に対する具体的な重みの値を事前に設定することが難しく、さらにユーザの期待(与えた重み)通りの評価値を持つ解が得られるとは限らないという問題点がある。また[11]では、事前にユーザの嗜好を把握した上で最適化を行っており、あらかじめどのような解候補が存在し、どのような解候補が欲しいのかということ、ユーザ自身がわかっている必要がある。そのため、獲得可能な評価値の値や目的関数ごとの進化の困難さを事前に把握することが困難な実問題においては、課題があると考えられる。

本論文では、島モデルを用いたMOGAについて、評価値空間での個体分布の可視化結果や個体の評価値に基づき、ユーザがインタラクティブに島の作成・削除を行う手法を提案する。提案手法により、ユーザの求める評価値を持つパレート解を、効率的に探索することが可能となる。本論文では、主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)を用いて各島における個体分布や進化過程を可視化し、MOGAへの島モデル導入の効果を検証するとともに、効率的な探索へのフィードバックを目指す。すべての島の個体分布を可視化することで、得られた個体群の評価値空間における全体傾向を把握することが可能となる。また、各島の個体の評価値情報をユーザに呈示することで、各島の進化の度合いを数値的にも確認できる。これらの情報に基づいて、ユーザが各目的関数に対する重みを任意に設定した島を作成することで、事前には数値として具体化することが困難であった各目的関数の重みを、求める値に設計していくことができる。さらに、探索しやすい目的関数や逆に評価値が改善しにくい目的関数を把握しながら、ユーザの求める領域を積極的に探索することができる。多数の目的関数を有する看護師勤務表作成問題(Nurse Scheduling Problem: NSP)[12][13]を用いて実験を行い、提案手法の有効性について検討を行う。

2. 提案手法

提案手法の流れを以下に示す。

- Step 1:** 島モデル型MOGAを用いて一定の世代間進化計算を行い、解を生成する。このとき、ユーザの満足するパレート解が得られていれば終了する。
- Step 2:** 全母集団の中で、非劣解となった解候補群に対して、PCAを用いて評価値空間の次元圧縮を行う射影軸を同定し、非劣解を射影する。
- Step 3:** 得られた可視化結果に対して、ユーザが任意に与えた各目的関数の重み付き線形和を計算し、その値を色の濃淡によって表示する。また、各島におけるエリート解の規格化評価値もあわせてユーザに呈示する。これらの情報に基づき、ユーザが、各目的関数に対する任意の重みを与えた島を作成、あるいは探索の必要のない島の削除を行い、Step1に戻る。

初めに、島モデル型MOGAを一定世代間行い、PCAを用いて得られたパレート解の可視化を行う。一定世代島モデル型MOGAを用いて探索を行う理由は、ユーザが意思決定を行いやすいよう、多様な解候補を呈示するために、広く探索し多様な解候補を得るためである。本論文で用いた島モデル型MOGAのモデルは[6]で示された手法であり、このモデルでは、各目的関数に沿って単目的最適化を行う島と、多目的最適化を行う島を用いて最適化を行う。ただし[6]では、目的関数の数が2つであるため、各目的関数に対する単目的の島でも有効であるが、NSPのような多数の目的関数を有する実問題においては、ある1つの目的関数のみに特化した探索を行って得られる解(1つの目的関数に対する評価値のみが高い解)は、実用的な解とはいえないことが多い。そこで本稿では、より実用的な解を求められるような重みを設定した単目的最適化の島と、すべての目的関数に対して多目的最適化を行う島とを用意し、島モデルを構築する。単目的最適化を行う島の各目的関数に対する具体的な重みは、4.2にて述べる。

次に、PCAで得られた射影軸に個体を射影し、各島には異なる色をつける。ただし、可視化する個体は、すべての島のパレート解をあわせた全個体に対する非劣解の個体のみとする。これにより、各島のパレート解の分布状況や進化速度の違い、パレート解全体の評価値の傾向を把握することが可能となる。

さらに、各目的関数の重みをユーザが任意に設定

し、評価値の重み付き線形和に基づいた色の濃淡で各個体を表示する。これにより、どの目的関数が可視化されたどの領域にどれくらい影響を与えているのか、すなわち、各目的関数に対して、それらを満たしたパレート解の領域を把握することができる。図1に、Step3で述べた、重み付き線形和により色の濃淡をつけたときの可視化の例を示す。

図1左にあるスライドバーは、各目的関数に対する重み(0~1)を示しており、良い(線形荷重和の値が小さい)個体ほど色を濃くして表示している。例えば、Obj1, 2, 5, 12が他の目的関数より重要でない場合、各目的関数に対する重みを図のスライドバーのように設定できる。これにより、ユーザーが与えた重み付き線形和の値が、図の矢印の方向の解ほどよいことが確認できるとともに、島の分布を合わせて見ることで、求める解の方向に進んでいる島や、必要のない島といった情報を得ることができる。また、スライドバーの値を試行錯誤により変化させて確認できることで、多数次元の情報を持つ解候補群から、ユーザーの嗜好に合った解候補(群)を見つけることや、評価値の改善度合いといった探索状況の確認を支援することが可能となる。

また、4.1にて記述する規格化の方法を用いて、各島におけるエリート解の規格化評価値もあわせてユーザーに呈示する。ただし多目的最適化を行う島においては、上述においてユーザーが設定した目的関数の重みによる線形和と最良個体の規格化評価値を呈示する。これらにより得られた情報をもとに、ユーザーが、より進化させたい解候補群や求める目的関数、逆に進化を進める必要のない解候補群や島を把握した上で、各目的関数に対する任意の重みを設定し、その重みに基づく単

目的最適化を行う島を作成、あるいは必要のない島の削除をすることができる。このとき、すべての探索個体数を一定にするため、新たに単目的最適化を行う島の初期個体群は、全個体の中で、その島の持つ目的関数に対する重み付き線形和の値が良いものから順に、新しい島の個体数分だけ個体を複製し、その新しい島の初期個体とすると同時に、多目的最適化を行う島の個体数をその数だけ減らす。また、島の削除を行う場合には、その島の個体すべてを多目的最適化の島へ移す。このように、インタラクティブに島の作成・削除を行うことにより、探索する領域をユーザーが求める評価値を持つ解候補群の周辺に絞ることができ、効率的に探索することが可能となる。

3. 看護師勤務表作成問題

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、準夜勤、深夜勤の3つの勤務形態を各看護師に割り付ける組み合わせ最適化問題である。また、勤務時間はそれぞれ、日勤がAM8:00~PM4:00、準夜勤がPM4:00~AM0:00、深夜勤がAM0:00~AM8:00である。なお実際には、早出(AM7:00~PM3:00)、遅出(AM9:00~PM5:00)勤務もあるが、本論文ではこれらを日勤として扱う。

勤務表の例を図2に示す。図の勤務表には、看護師10人(StaffA~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、“休”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(実際にはEランクまでである)。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

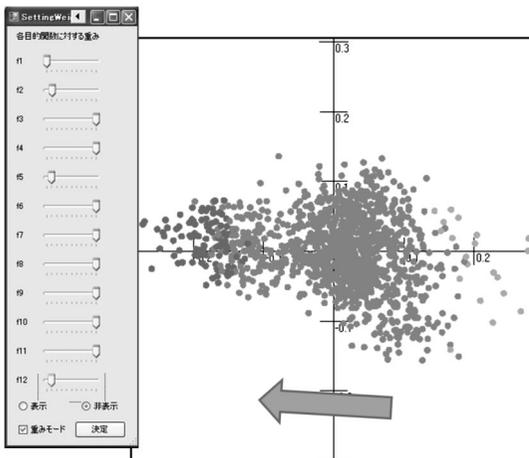


図1 可視化の例

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

図2 看護師勤務表の例

ある。勤務系列とは、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、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(*Obj5*は満足数)を算出し、その値を各目的関数の評価値($f_1 \sim f_{12}$)として用いる。具体的には、*Obj1*は、各勤務に対する1日の最低必要人数(本論文では、(日, 準, 深)=平日(10, 3, 3), 休日(6, 3, 3))を満たしていない数をカウントする。例えば、(日, 準, 深)=(8, 3, 3), (9, 2, 3)となる日(平日)があれば、*Obj1*の評価値 f_1 は4となる。また*Obj2*は、準夜勤、深夜勤において、Aランクを3, Bランクを2, Cランクを1, D, Eランクを0とし、3名のランクの合計値が6より少ない分を加算していく。例えば、Cランク3名で深夜勤が割り付けられると、 $6-1 \times 3=3$ が*Obj2*の評価値 f_2 として加算される。また図2において、深夜勤が連続している部分(背景色がある部分)は、*Obj3*で表わさ

表1 目的関数(12目的)

<i>Obj1</i>	各勤務に対する必要人数
<i>Obj2</i>	各勤務において必要な看護師のレベル
<i>Obj3</i>	設定された禁止勤務系列
<i>Obj4</i>	設定された妥協禁止勤務系列
<i>Obj5</i>	設定された優先勤務系列
<i>Obj6</i>	看護師間での夜勤の勤務回数の公平性
<i>Obj7</i>	看護師間での休日回数の公平性
<i>Obj8</i>	看護師間での連休回数の公平性
<i>Obj9</i>	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)
<i>Obj10</i>	各看護師に対する連休(月1回以上)
<i>Obj11</i>	各看護師に対する土日の連休(月1回以上)
<i>Obj12</i>	各看護師に対する休みの規定回数(2日/週)

れる禁止勤務系列の1つであるため、この違反個数「2(他の禁止勤務系列があればそれらを加算したもの)」が*Obj3*の評価値 f_3 となる。*Obj6*, *Obj7*, *Obj8*に関しては、各看護師の合計夜勤回数, 休日回数, 連休回数に対する分散をそれぞれ計算し、その値を評価値 $f_6 \sim f_8$ としている。*Obj9*~*12*については、それぞれの規定回数を越えた/足りない数をカウントする。満足数である*Obj5*については-1をかけた値を評価値 f_5 とすることで、本問題は、これらの目的関数の評価値を最小化する多目的最小化問題として扱うことができる。ただし*Obj1*は他と比較して制約の強い目的関数であるため、本論文では制約条件として用いる。そのため、*Obj1*の評価値 f_1 はすべて0となる。具体的には、初期個体の生成時に各勤務に対する必要人数を満たすように勤務を配置し、その後の遺伝的演算ではそれらが崩れないような演算(4.2節で記述)を用いる。

以下の実験において、コーディングは、図2のように、看護師人数×日数の形で遺伝子を表現し、各勤務を対応する値で割り当てることで行った。具体的には、休日は“0”, 日勤は“1”, 準夜勤は“2”, 深夜勤は“3”を割り当てた。

4. 実験

4.1 規格化評価値

予備実験として、*Obj2*~*12*までの各目的関数に対する単目的最適化を、1000個体・5000世代を1試行として10試行を行い、得られた全ての個体から、目的関数*i*における最悪評価値(違反数) $f_{i,worst}$ と、最良評価値 $f_{i,best}$ を求めた。本実験では、それらの評価値を用いて次式により規格化を行った。ただし、 $f_i(x_j)$ は個体 x_j の目的関数*i*に対する評価値、 $\tilde{f}_i(x_j)$ は規格化評価値である。

$$\tilde{f}_i(x_j) = \frac{f_i(x_j) - f_{i,best}}{f_{i,worst} - f_{i,best}} \quad (1)$$

4.2 実験条件

実験に用いた遺伝的演算パラメータを表2に示す。交叉方法は日(図2の縦線)を交叉点とした一点交叉、突然変異は1ヶ所勤務交換(同日内の他の看護師との勤務の入れ替え)を用いた。移住方法は、各世代において、単目的最適化を行う島のエリート個体と、その重みを用いたときの多目的最適化の島での線形荷重和の最良値とを比較し、単目的の島の個体の方が良い値であった場合、そのエリート個体を、多目的最適化を行う島のランダムに選ばれた個体に上書きする方法を用いた。またその際同時に、多目的最適化を行う島の

表2 遺伝的演算パラメータ

	多目的最適化	単目的最適化
島の数	1	12
個体数	1100	100
淘汰率	—	0.2
交叉率	1.0	0.6
突然変異率	0.01	0.01

最良個体を、単目的最適化を行う島の最悪評価値となる個体に上書きする。

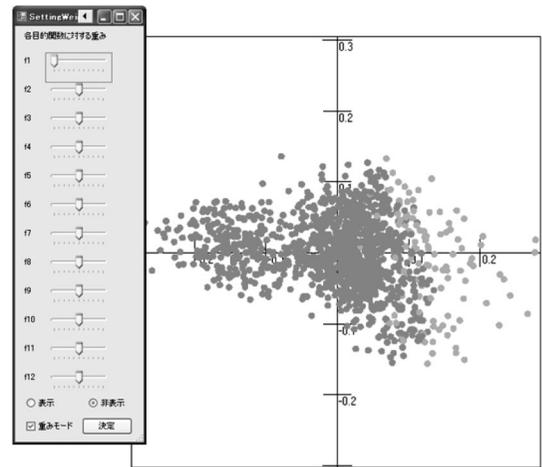
本実験においては、ユーザが、できるだけ評価値のバランスのとれた解候補を求めていると想定した。そこで本実験では、島1を多目的最適化を行う島とし、島2は全ての目的関数に対する重みを1、島3から13においては、それぞれ Obj_2 から Obj_{12} までの重みを0、その他の目的関数に対する重みを1とし、それらの重みによる線形荷重和をもとに、単一目的化された評価関数を用いて最適化を行う島として、島モデルを構築した。具体的には、例えば島5であれば、 Obj_4 に対する重みが0、他の目的関数に対する重みは全て1とした。

島1は、ユーザの作成する島が、どのような探索方向、すなわちどのような重みのものであっても、ある程度対応できるように、多様な解を探索する島として用いている。さらに、島の作成・削除による個体数の増減を、島1の個体数で調整する役割を持つ。また、上述のユーザの求める解を、直接重みとして反映しているのが島2である。島3～島13は、単目的方向への探索を進め、移住により、多目的探索である島1の探索領域を広げる効果を持つ。ただし、NSPのような問題では、特定の目的関数に特化した、すなわちある評価値のみが良い解は、必ずしも必要とされる解とはならないため、1つの目的関数のみの重みを0とした島3～島13により、この効果を期待する。

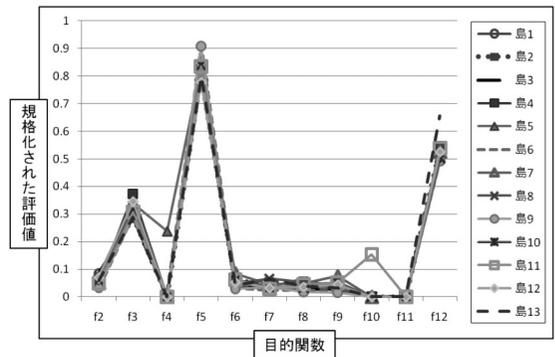
4.3 実験結果

4.3.1 ユーザによる島の作成・削除

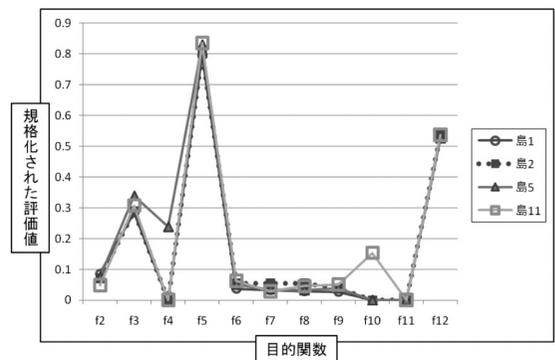
島モデル型MOGAを用いて探索を行ったときの、1000世代目の個体群に対して可視化手法を適用した結果と、そのときの各島におけるエリート個体の規格化評価値を図3(a)(b)にそれぞれ示す。また図3(c)に、図3(b)における島1、島2、島5及び島11(2000世代目で削除)のみを表示したものを示す。図3(a)から、全ての目的関数に対する重みが等しいときは、色の濃淡の差はあまりないことがわかる。また



(a)可視化結果(色の濃淡付加)



(b)規格化評価値



(c)島1, 2, 5, 11におけるエリート解の規格化評価値

図3 1000世代目の個体群とエリート解の評価値

図3(b)より、全ての島に共通して、 f_3 , f_5 , f_{12} の値が他の目的関数と比較して劣っていることがわかる。このように、実問題においては、ユーザの期待通りの評価値を持つ解が得られないことも多い、すなわち、全ての目的関数に対する重みを等しく設定しても、全て

表3 作成した島の各目的関数に対する重みと個体数および1000世代後の規格化評価値

(a) 作成した島の各目的関数に対する重みと個体数

世代数		<i>Obj2</i>	<i>Obj3</i>	<i>Obj4</i>	<i>Obj5</i>	<i>Obj6</i>	<i>Obj7</i>	<i>Obj8</i>	<i>Obj9</i>	<i>Obj10</i>	<i>Obj11</i>	<i>Obj12</i>	個体数
1000	島 14	0.50	0.70	0.50	1.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	1.00	200
2000	島 15	0.30	0.40	0.21	1.00	0.30	0.30	0.30	0.30	0.20	0.20	1.00	200
3000	島 16	0.20	0.30	0.09	1.00	0.21	0.21	0.21	0.20	0.09	0.10	1.00	400
4000	島 17	0.09	0.20	0.06	1.00	0.08	0.09	0.10	0.09	0.07	0.06	1.00	400

(b) 島の作成後1000世代目におけるエリート個体の規格化評価

世代数		\tilde{f}_2	\tilde{f}_3	\tilde{f}_4	\tilde{f}_5	\tilde{f}_6	\tilde{f}_7	\tilde{f}_8	\tilde{f}_9	\tilde{f}_{10}	\tilde{f}_{11}	\tilde{f}_{12}
2000	島 14	0.0522	0.2928	0.0000	0.7557	0.0464	0.0324	0.0568	0.0419	0.0000	0.0000	0.5029
3000	島 15	0.0448	0.2357	0.0000	0.7670	0.0509	0.0324	0.0448	0.0389	0.0000	0.0000	0.4912
4000	島 16	0.0560	0.2357	0.0000	0.7102	0.0396	0.0387	0.0625	0.0329	0.0385	0.0000	0.4912
5000	島 17	0.0597	0.2510	0.0000	0.6648	0.0555	0.0700	0.0859	0.0479	0.0385	0.0000	0.5029

の評価値が等しく良いものが得られるわけではなく、目的関数ごとの探索の困難さの違いにより、進化速度の違いが生じる。もちろん、目的関数間にトレードオフの関係がある場合には、全ての目的関数を満足した解を得ることはできないが、それらの関係を探索過程で把握し、インタラクティブに進化の方向づけに関与できることが、提案手法の特徴であると考えられる。

ここでは、上述の f_3 、 f_5 、 f_{12} の目的関数における探索を促進させるために、重みを $w = (w_2, w_3, \dots, w_{12}) = (0.5, 0.7, 0.5, 1.0, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 1.0)$ と設定した新しい島、島14を作成した。また、探索を積極的に行うために、島14の個体数を200とした。

以後、2000世代目から4000世代目まで、1000世代ごとに、評価値の悪い目的関数に対する重みを大きく設定し、新しい島を作成した。また、2000世代目において、島5、11の評価値が他と比較して劣っていたため、削除した。表3(a)に、新しく作成した島の、各目的関数に対する重みとそれぞれの島の個体数を示す。また表3(b)に、表3(a)の島14~島17について、島の作成後1000世代目における、各島のエリート個体の評価値を示す。 f_{12} については効果がみられないものの、大きい重みを与えた f_5 については、比較的改善がみられ、逆に重みを小さくしたその他の目的関数の評価値がやや大きくなっていることが確認できる。

本実験では、特に $Obj5$ と $Obj12$ について、他の目的関数より相対的に大きい重みを与えているにもかかわらず、評価値の改善があまりみられていないことがわかる。このことから、本実験で用いたNSPでは、 $Obj5$ と他の目的関数、および $Obj12$ と他の目的関数との間で、それぞれ強いトレードオフの関係にあると考えられる。また、何回かの試行で得られた解も同様に

f_5 と f_{12} の値が悪く、さらに、島1(多目的最適化を行う島)でも f_5 や f_{12} が小さい解が得られていないことから、 f_5 や f_{12} の値が良い解の探索は相対的に困難であり、さらに他の目的関数の評価値が良い解との遺伝子距離が大きいことで、一度それら(他の評価値が良い解)の探索が進んでしまうと、 $Obj5$ や $Obj12$ を満足する解の探索は一層困難なものとなることが推測される。

4.3.2 従来法との比較

上述のように島の作成・削除を行い、5000世代目まで探索を行った。本実験では、同様の操作を10試行繰り返して行った。また、提案手法およびMOGAへの島モデル導入の効果を検証するために、島モデル型MOGAのみ(島の作成・削除を行わない)、NSGA-IIのみ(個体数:2300)での探索を、5000世代まで、10試行ずつ行った。

10試行における、(a)提案手法、(b)島モデル型MOGA、(c)NSGA-IIそれぞれの、エリート個体での

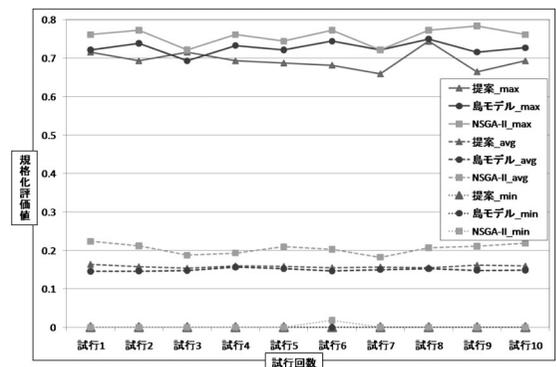


図4 各手法におけるエリート個体の最大、最小、平均規格化評価値

表4 各手法におけるエリート個体の規格化評価値(10試行平均)

重み	手法	\bar{f}_2	\bar{f}_3	\bar{f}_4	\bar{f}_5	\bar{f}_6	\bar{f}_7	\bar{f}_8	\bar{f}_9	\bar{f}_{10}	\bar{f}_{11}	\bar{f}_{12}	線形和	分散	平方和
島17	(a) 提案手法	0.0634	0.2551	0.0000	0.6949	0.0561	0.0490	0.0683	0.0485	0.0115	0.0000	0.4924	1.2677	0.0535	0.8096
	(b) 島モデル	0.0507	0.2373	0.0095	0.7267	0.0355	0.0315	0.0372	0.0216	0.0000	0.0000	0.4959	1.2888	0.0594	0.8403
	(c) NSGA-II	0.0291	0.2612	0.0952	0.7574	0.1038	0.0989	0.1375	0.0946	0.1346	0.0115	0.5298	1.3981	0.0549	1.0126
全て1	(b) 島モデル	0.0590	0.2289	0.0000	0.7352	0.0298	0.0374	0.0311	0.0153	0.0000	0.0000	0.4959	-	0.0606	0.8483
	(c) NSGA-II	0.0280	0.2589	0.0286	0.7778	0.0813	0.0867	0.0976	0.0701	0.0462	0.0000	0.5731	-	0.0658	1.0405

11目的関数に対する最大, 最小, 平均規格化評価値を図4に示す. 具体的には, 図3(b)では, 最大値は f_5 の値, 最小値は f_4, f_{10}, f_{11} などの0となる.

ただしここでエリート個体は, 表3(a)における島17の重みによる最良個体を用いた. 提案手法により, 進化の進んでいない目的関数の重みを大きくした島を積極的に作成することで, 評価値の改善が難しかった目的関数(今回の実験では f_5)の評価値が改善し, (a)提案手法の最大規格化評価値が, (b)島モデル型MOGAおよび(c)NSGA-IIと比較して小さくなっていることがわかる. また, (a)(b)により得られた規格化評価値の平均は, (c)と比較して小さい. これは, 島モデルを導入したことにより, 単目的最適化を行う島が, 探索速度を向上させる働きを持ったためであると考えられる.

10試行の平均値を用いて, 各手法におけるエリート個体の規格化評価値の定量的な評価を行う. 表4に, (a)~(c)の各手法におけるエリート個体の規格化評価値の10試行での平均値を示す. ただし, (b), (c)のエリート個体の抽出基準として, 島17の重みによるもの, および全ての目的関数に対する重みを1としたものをそれぞれ用いた. ユーザの求める方向に解探索が促進されたことを示す指標として, 島17の重みに基づく各規格化評価値の「線形和」を, 目的関数ごとの評価値のばらつきを表す指標として, 各規格化評価値の「分散」を, 進化の遅れを考慮した全体的な評価値の良さ(小ささ)を表す指標として, 各規格化評価値の「平方和」を用いる.

表5に, 表4で示した線形和, 分散, 平方和に対して行った分散分析の結果(p値)を示す. 表5から, 全ての場合について, いずれかの手法の間で線形和, 分散, 平方和に有意な差があることが確認できる. そこで, 各手法間の線形和, 分散, 平方和の値に対する両側t検定を行った. 結果を表6に示す. なお表6において, 有意水準1.67%(ボンフェローニ法 5%/3)で差があったものは太字で示してある. 表6より, 島17による重みにより選択されたエリート個体の(a)提案手法と(b)島モデル型MOGAの線形和, (a)提案手

表5 分散分析結果(p値)

重み	線形和	分散	平方和
島17	2.67E-13	1.20E-04	8.36E-12
全て1	-	7.65E-09	3.23E-13

表6 t検定結果(p値)

重み		線形和	分散	平方和
島17	(a) - (b)	3.34E-02	3.01E-04	3.95E-02
	(a) - (c)	3.46E-10	2.95E-01	8.13E-09
	(b) - (c)	1.17E-09	1.47E-04	3.09E-08
全て1	(a) - (b)	-	9.97E-05	1.80E-02
	(a) - (c)	-	1.19E-07	4.19E-10
	(b) - (c)	-	4.55E-04	4.05E-09

法と(c)NSGA-II間の分散, および(a)提案手法と(b)島モデル型MOGAの平方和を除き, 全ての手法間で線形和/分散/平方和に有意な差があることがわかる. NSGA-IIでは, 多様なパレート解を獲得することが重視され, 目的関数ごとの評価値のばらつきは小さいものの, 全体としては進化速度が遅く, また, 島モデルにおいては, 単目的最適化の島があることで進化速度は速いものの, 探索の行い易い目的関数が優先して探索されることで, 目的関数ごとの評価値のばらつきが大きくなったことが原因であると考えられる. 提案手法により, 進化過程でのパレート解の特徴を把握しながら, ユーザの求めるバランスのとれた評価値評価値を持つパレート解を効率的に探索することが可能となった.

5. まとめ

本論文では, 島モデルを用いた多目的GAにおいて, 評価値空間での島の個体分布や評価値に基づき, ユーザが各目的関数に対する重みを変更しながらインタラクティブに島の作成・削除を行う手法を提案した. 看護師勤務表作成問題を用いて実験を行い, 得られたパレート解の評価値空間での分布の傾向, 各島のエリート解がもつ評価値情報を把握することが可能と

なることを示した。また、ユーザが任意に設定した重みを持つ島の作成や、積極的な探索が必要ではないと考えられる島の削除を行うことで、ユーザの意思を反映した探索が効率的に行えることを示した。今後は、多目的最適化を行う島に対するユーザの意思の反映方法や、得られた多様な看護師勤務表の効果的な表示方法に対する検討を行っていく予定である。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費(基盤研究(C), No.22500088)の補助を得て遂行された。

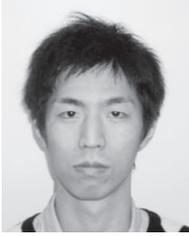
参考文献

- [1] 石淵久生, 村田忠彦: 多目的フローショップスケジューリング問題のための遺伝的局所探索法, 日本経営工学会論文誌, Vol.48, No.6, pp.301-313, 1998.
- [2] Erick Cantú-Paz: A Survey of Parallel Genetic Algorithms, *CALCULATEURS PARALLELES*, Vol.10, 1998.
- [3] 三木光範, 廣安知之, 金子美華, 畠中一幸: 環境分散型並列遺伝的アルゴリズム, 電子情報通信学会技術研究報告, 人工知能と知識処理, Vol.99, No.96 (19990528), pp.87-94, 1999.
- [4] J. Tang, M. H. Lim, Y. S. Ong and M. J. Er: Study of Migration Topology in Island Model Parallel Hybrid-GA for Large Scale Quadratic Assignment Problems, *The Eighth International Conference on Control Automation and System*, Vol.3, pp.2286-2291, 2004.
- [5] 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也: 領域分割型多目的遺伝的アルゴリズム, 情報処理学会論文誌: 数理モデルと応用, Vol.41, pp.79-89, 2000.
- [6] Tamaki OKUDA, Tomoyuki HIROYASU, Mitsunori MIKI and Shinya WATANABE: DCMOGA: Distributed Cooperation model of Multi-Objective Genetic Algorithm, *Advances in Nature-Inspired Computation: The PPSN VII Workshops*, pp.25-26, 2002.
- [7] 廣安知之, 三木光範, 上浦二郎: 環境分散遺伝的アルゴリズムの多目的最適化問題への適用, 第11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.239-240, 2001.
- [8] 佐藤寛之, エルナン・アギレ, 田中清: パレート部分支配を用いるMOEAの多目的最適化における効果の検討, 進化計算シンポジウム2009講演論文集, pp.31-38, 2009.
- [9] 石淵久生, 塚本実孝, 能島裕介: 進化型多目的最適化, 進化計算シンポジウム2007講演論文集, pp.47-50, 2007.
- [10] 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.
- [11] Kalyanmoy Deb, J. Sundar, Udaya Bhaskara Rao N. and Shamik Chaudhuri: Reference Point Based Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms, *International Journal of Computational Intelligence Research*, Vol.2, No.3, pp.273-286, 2006.
- [12] B. Cheang, H. Li, A. Lim and B. Rodrigues: Nurse rostering problems - a bibliographic survey, *European Journal of Operational Research*, Vol.151, No.3, pp.447-460, 2003.
- [13] 山代大輔, 吉川大弘, 古橋武: 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, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.20, No.6, pp.850-859, 2008.
(2010年6月14日 受付)
(2010年11月29日 採録)

[問い合わせ先]

〒464-8603 愛知県名古屋市千種区不老町
名古屋大学
吉川 大弘
TEL: 052-789-3167
E-mail: yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp

著者紹介



やまもと まさふみ
山本 雅文 [学生会員]

2008年名古屋大学工学部電気電子情報工学科卒業。現在、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に在学中。主として多目的最適化問題におけるインタラクティブな探索手法に関する研究に従事。



よしかわ ともひろ
吉川 大弘 [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)。



ふるはし たけし
古橋 武 [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。

Interactive Search in MOGA with Island Model based on User's Desire using Visualization

by

Masafumi YAMAMOTO, Tomohiro YOSHIKAWA and Takeshi FURUHASHI

Abstract :

Recently, a lot of evolutionary computation methods such as GAs for multiobjective optimization problems have been reported, and then many objective optimization problems, which have a lot of objective functions, have been especially focused on with the background of the improvement of computer performance. One of the goals in multiobjective optimization problems is to obtain various solutions superior to other solutions in at least one objective function. However, the solutions which are superior in an objective function but not in others are not what users need in practical problems, which makes the multipoint search of MOGA ineffective. This paper investigates the method which enables a user to find practical solutions for him/her by changing the direction of the search interactively, and studies the effectiveness of the proposed method through Nurse Scheduling Problem.

Keywords : Multiobjective Optimization Problem, Island Model, Visualization, Interactive, Nurse Scheduling Problem

Contact Address : **Tomohiro YOSHIKAWA**

Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-8603, JAPAN

TEL : 052-789-3167

E-mail : yoshikawa@cse.nagoya-u.ac.jp