学習グループの最適化するための新しい遺伝的アルゴリズム

岩崎　彰典　岡山理科大学　情報処理センター
宮地　功　　岡山理科大学　総合情報学部　情報科学科
尾上　誉幸　岡山県立岡山城東高等学校

1　はじめに

いじめや不登校の問題が小中学校において深刻になっている．これを解決するために学級内の児童の仲間作りやまとまりのある学級作りを進めることが今まで以上に大切になってきている．そのため，児童全員の相互の友達関係をできるだけ正確に把握する必要性が高まっている．友達関係を把握した情報を用いて学習グループ分けをしたり，個別に指導するなどして，平素から仲間作りを進め，いじめを受けたり何らかの理由で不登校になる児童を未然に防止することが重要である．また，指導した効果がどの程度どのように現れたかを再調査し，次に指導する対策を考えることも必要である．これらを繰返して日常的に仲の良い学級作りに取り組むことが大切である [7, 12]．

学級の友達関係を測定し分析する方法として，ソシオメトリックテストがある [4, 12]．ソシオメトリックテストの1つとして，構成員全員の名前を書いておき，間隔尺度で一人一人について選択の度合を問う質問用紙が提案されている [7]．この質問用紙を友達調べ用紙として用い，友達関係を把握する研究がなされている [8]．友達調べ用紙には，学級の構成員全員のことを考えて回答するので仲間作りに良い影響があるといわれている．この友達調べ用紙によって得られる情報を基に，ヒューリスティックな手法を用いて，学習グループを構成する手法が提案されている [9, 10]．ヒューリスティックはグリーディ(欲張り)法に基づくため，1度の探索では1つの解を求めることしかできない．実際のクラス運営ではグループ構成を複数回行う必要があり，複数の解を得るためには探索の初期値を変更して解の探索ルートを変えて再探索する必要がある．遺伝的アルゴリズムは，解集団を遺伝的操作で改善していく手法であり，世代交代を繰返した後，複数の解を得ることができる．しかし，グループ構成問題には交叉によって致死遺伝子が多く発生するという欠点があった [1]．そこで本論文では，致死遺伝子を発生しないように工夫した遺伝的アルゴリズム (AGA) を提案すると共に，少人数のクラスに対して列挙法により厳密解を求め，AGA の解と比較し，評価を行う [2, 3]．さらに，実際のクラスへAGA を適用し，複数の近似パレート解とそのパレート解の与える友達関係行列を提示し教師の意思決定に有効であることを示す．

2　間隔尺度ソシオメトリックテスト

全員の児童名が書かれている用紙を用意し，児童iが友達jと並びたい程度を「どれでもない」を0,「すこし」を1,「かなり」を2,「たいへん」を3,「ものすごく」を4 の5段階評価でアンケートを行う [7]．この評価を選択強さ$r_{ij} = 0, 1, 2, 3, 4, (i, j = 1, 2, \ldots, N)$として数値化する．また，児童$i$が友達$j$を並びたい友達として選択したか否かを示す変数$b_{ij}$を

$$b_{ij} = \begin{cases} 0, & r_{ij} = 0 \\ 1, & r_{ij} > 0 \end{cases} \ , \ i, j = 1, 2, \ldots, N \tag{1}$$

とする．ここで，Nは学級の児童数である．

3 学習グループ構成問題

3.1 問題の定式化

k番目のグループを構成する児童集合を$\mathcal{G}_k$とすれば，児童iは唯一の$\mathcal{G}_k$に属する．

$$i \in \mathcal{G}_k, i \notin \overline{\mathcal{G}_k},\ i = 1, 2, \ldots, N,\ k = 1, 2, \ldots, K \tag{2}$$

ここで，Kはグループ数である．また，グループ内の男女の数は出来るだけ同じになるのが望ましい．そこで，グループ内の男子の集合を$\mathcal{M}_k$，女子の集合を$\mathcal{W}_k$，グループ内の男子の数をM_k，女子の数をW_kとし，グループ内の男子の数と女子の数が出来るだけ同じになるように指定する．

$$\left.\begin{array}{l} |\mathcal{M}_k| = M_k \\ |\mathcal{W}_k| = W_k \end{array}\right\},\ k = 1, 2, \ldots, K \tag{3}$$

かつ，

$$\sum_{k=1}^{K}(M_k + W_k) = N \tag{4}$$

でなければならない．ここで，$|\mathcal{M}_k|$は集合$\mathcal{M}_k$の要素数を表す．式(2)〜(4)が制約条件である．

グループ化された学級の選択強さの総和z_1の目的関数は

$$\text{Maximize}\quad z_1 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{i,j\in\mathcal{G}_k} r_{ij} \tag{5}$$

である．ところが，z_1に関してのみ最大化された解は，極端に選択強さの弱いグループを含む可能性がある．そこで，選択強さが最小のグループの選択強さz_2も同時に最大化する必要がある．すなわち，

$$\text{Maximize}\quad z_2 = \min_{k=1}^{K}\sum_{i,j\in\mathcal{G}_k} r_{ij} \tag{6}$$

とする．さらに選択したか否かを表す変数b_{ij}も考慮に入れ，グループ化された学級の選択数の総和z_3の最大化，

$$\text{Maximize}\quad z_3 = \sum_{k=1}^{K}\sum_{i,j\in\mathcal{G}_k} b_{ij} \tag{7}$$

と，選択数が最小のグループの選択数z_4の最大化，

$$\text{Maximize}\quad z_4 = \min_{k=1}^{K}\sum_{i,j\in\mathcal{G}_k} b_{ij} \tag{8}$$

を行い，グループ間に大きな差が生じないようにする．

本問題は目的関数が(8)から(11)の4つがあるために多目的最適化問題である[11]．

4 遺伝的アルゴリズム(GA)

4.1 遺伝子のコード化

GAは与えられた問題に対して，解の候補を複数生成する．その解候補の集団に対して，交叉，突然変異，および選択の遺伝的操作を行う．この遺伝的操作の繰り返しによって，解候補の集団を大きなものとし，適応度の高いものを次世代に残す．世代交代を繰り返し近似解の集団を改善していく．GAが効率良く近似解を改善するためには，交叉，突然変異，および選択の3つの遺伝的オペレータの役割を十分に認識した上で，対象としている問題に対して遺伝子のコード化を適切に行うことが重要である[6]．

親1[{2 5 6}{3| 7 9}{1| 4 8}]
↕交叉
親2[{4 7 9}{1| 2 8}{3| 5 6}]

子1[{2 5 6}{3| 2 8}{3| 4 8}]
子2[{4 7 9}{1| 7 9}{1| 5 6}]

図 1: 2点交叉による致死遺伝子の発生

4.2 コード化の評価規範

コード化の適切さを判定する手がかりとして，次の4つの評価規範が示されている[5]．これらの評価規範を考慮して，本問題のコード化を考える．

(1) 完備性

問題空間上のすべての解候補は，遺伝子の組合せとして表現できること．

(2) 健全性

GA 空間上のすべての遺伝子の組合せは，問題空間の解候補に対応付けられること．

(3) 非冗長性

遺伝子の組合せと解候補は，1対1に対応付けられること．

(4) 形質遺伝性

親の形質は，交叉によって適切に子へ継承されること．

まず，簡単のため男女の区別をつけずに考える．本論文では児童番号を遺伝子とし，同じ児童が重複しないように遺伝子を並べる．その遺伝子の並びをグループ化したクラスを個体としてコード化する．グループを構成する児童集合を$\mathcal{G}_k$，クラスに属するグループの集合を$\mathcal{I}$とすれば$\mathcal{I}$が1個体を表す． 1世代を構成する個体集合を$\mathcal{P}$とする．9人を3グループに分けるクラスの一世代を次に示す．

$$\mathcal{P} = \begin{pmatrix} [\{2\ 5\ 6\} & \{3\ 7\ 9\} & \{1\ 4\ 8\}] \\ & \vdots & \\ [\{4\ 7\ 9\} & \{1\ 2\ 8\} & \{3\ 5\ 6\}] \end{pmatrix} \tag{9}$$

ここで，$\mathcal{G}_k = \{\cdots\}, \mathcal{I} = [\cdots]$と表す．ただし，グループ内での遺伝子の交換，グループ同士の交換を行った個体は同一個体とする，このコード化は上記の(1)(2)(3)を満たす．しかし，本問題のようなグループ構成問題では，遺伝的アルゴリズムでよく用いられる交叉，例えば2点交叉はうまく働かないことが指摘されている[1]．

4.3 単一個体からの子の生成

本問題では，2点交叉を行うと，図1に示すようにある児童が複数のグループに属するケースが発生し，致死遺伝子となる．さらに，グループ内男女数の制約条件を考慮すれば，更に多くの致死遺伝子が発生する．

ここでは，アメーバの無性生殖やウィルスの分裂にヒントを得た新たな遺伝的アルゴリズムを提案する．無性生殖では交叉を行うことなく，突然変異のみで遺伝子の組み替えを行っている．1回の分裂で1つの突然変異した個体が生成されるとする．図2のようにある初期個体からスタートし，分裂をn回繰返して，個体数Pが2^n個に増殖したとき，そのうちr回の突然変異を行った個体の個数は${}_nC_r$である．図2の四角の中の数字は突然変異の回数である．図2の右端のように$0 \to 1 \to 2 \cdots$の分裂を繰返せば単なる突然変異によるランダム探索であるが，アメーバ的分裂による増殖後の2^n個の個体は親の形質を適度に受継いだ個体が多く生成されるので，コード化の評価基準(4)をうまく満たすことが期待できる．

本問題では，図3のように個体の内部で遺伝子を組み替えれば致死遺伝子を全く生成することなく増殖が可能である．この操作は，1つの個体から1つの個体が突然変異をおこして分裂したことに相当する．分裂後の両

個体にアメーバ的分裂を行い，ねずみ算式に増殖させ，これを1世代とする．この世代の中で最も優秀な個体を次世代の最初の親とした．これはエリート戦略の一種である．本論文ではこの遺伝的アルゴリズムをAGA (Ameba like Genetic Algorithm) と呼ぶ.

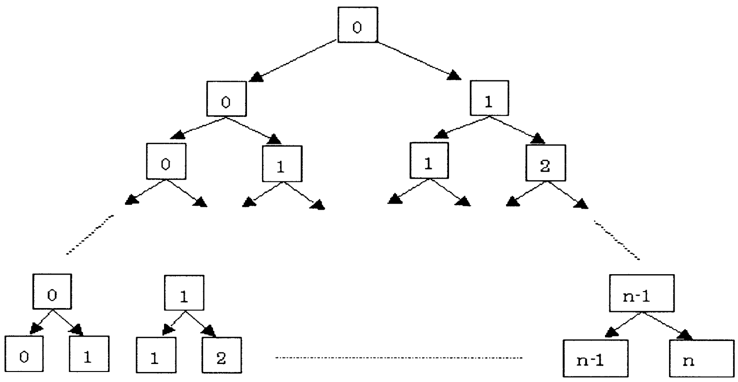

図 2: アメーバ的分裂

$$\text{初期個体}[\{2\ \underbrace{5\ 6}\}\{3\ 7\ 9\}\{\underbrace{1\ 4}\ 8\}]$$
$$\leftarrow \text{交叉} \rightarrow$$
$$\text{子}[\{2\ \underbrace{1\ 4}\}\{3\ 7\ 9\}\{\underbrace{5\ 6}\ 8\}]$$

図 3: 致死遺伝子を発生しない初期個体の分裂

4.4 グループ内男女数の制約条件

次に，指定のグループ内男女数を満たすことを考える．図4に示すように個体$\mathcal{I}$を男子の部分集合$\mathcal{M}$，女子の部分集合$\mathcal{W}$に分けておく．ここで，図中のイタリックは女子を表す．それぞれの部分集合に対し分裂操作を行う．この後，$\mathcal{G}_k$のM_k, W_kに一致させるようにグループ化を行えば全く致死遺伝子を生成することなく個体数を増やしていくことが可能である．

[{3 11 7 15 5 13 1 9}{*14 6 2 16 4 8 10 12*}]

⇓

[{3 11 *14 6*}{7 15 *2 16*}{5 13 *4 8*}{1 9 *10 12*}]

図 4: 男女の集合に分けた分裂後のグループ化

4.5 適応度関数

本問題では4つの目的関数，選択強さの和，選択強さの最小値，選択数の和，選択数の最小値をそのまま適応度関数とする．4つの適応度関数それぞれに対しAGAを適用することにより，$4 \times P$個の解集団を得ることができる．

4.6 停止条件

停止条件は，クラスの規模に応じて適切に決める必要がある．ここでは，次節で述べる列挙法が適用可能なクラスの規模での実験を行い，AGA の探索能力を調べて探索世代数を決めた．

5 列挙法

AGA では得られた解がどの程度良いのかを評価することができない．そこで，実用的に計算可能な範囲で列挙法を適用し，AGA の探索能力を評価する．N人の児童をK個のグループで構成する場合，グループkの人数をG_kとすれば，グループ1の組合せの数はグループ間の入替えを考慮して${}_{N}C_{G_1}/K$となる．グループ2の組合せの数は，${}_{N-G_1}C_{G_2}/(K-1)$ となる．従って，N人をK個のグループで構成する場合の数μは，

$$\mu = \frac{{}_{N}C_{G_1}}{K} \times \frac{{}_{N-G_1}C_{G_2}}{K-1} \times \cdots \times \frac{{}_{N-\sum_{k=1}^{K-1} G_k}C_{G_K}}{1} \tag{10}$$

となる．この組合せを重複することなく列挙する．図5のように出席番号順に並んだ児童の集合を初期値とする．この児童の集合の中から${}_{N}C_{G_1}/K$分のグループ集合$\mathcal{L}_1$を作成する．グループ集合$\mathcal{L}_1$の中から1グループを固定し，そのグループに属する児童を除いた集合を作成する．その集合から${}_{N-G_1}C_{G_2}/(K-1)$分のグループ集合$\mathcal{L}_2$を作成する．以下同様にグループ集合$\mathcal{L}_3, \mathcal{L}_4, \ldots, \mathcal{L}_K$ を作成する．完全列挙はグループ集合の直積，

$$\mathcal{L} = \prod_{k=1}^{K} \mathcal{L}_k \tag{11}$$

を作ることで実現できる．この完全列挙の組合せの中には，グループ内の男女数が所定の数を満たさないという実行不可能解を含む．グループが制約条件を満たさない場合，それ以降の探索を打ち切れば完全列挙より高速に列挙することができる．これは，分枝限定法における実行可能性チェックに相当する．

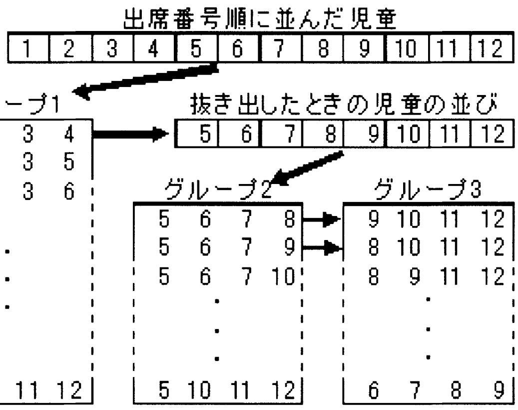

図 5: 列挙法

6 計算機実験

実験に用いた計算機は，CPU:PentiumⅢ 1GHz，メモリ:521MB，OS:Windows2000 である．用いたデータは実際に児童からアンケートをとったものである．

6.1 列挙法による AGA の評価

4人で1グループを構成するとして，5グループの場合分けの数は$\mu \simeq 10^9$，6グループの場合分けの数は$\mu \simeq 10^{12}$となる．パソコンで約半日で列挙可能なのは，場合の数が約10^9程度であるため，男女10人ずつ20人

に対し4人づつの5グループになるよう列挙法とAGAを適用した．AGAの世代内個体数Pを1，64とし，列挙法で得られた厳密解の与える目的関数値を持つ解が得られるまでの解の探索個数を調べた．$P=1$は図2の右端を探索すること，すなわち致死遺伝子を生成しないようなランダム探索に相当する．結果を表1に示す．#はクラス番号, Min, Ave, Maxは乱数列を変え10回実験したときの探索個数の最小，平均，最大である．多くのケースで$P=64$が，1桁以上高速に厳密解を得ている．目的関数z_4に関しては，$P=64$の方が若干劣るクラスがあり，またクラスによって解の探索個数に大きなバラツキがある．これは，厳密解である解の個数に大きなバラツキがあり，親の形質を継承する効果が小さいためと思われる．

AGAの世代数を1000としたときの結果と，厳密解の結果の目的関数値を比較した結果を表2に示す．Exactは厳密解の目的関数値である．列挙法に要した時間は，実行可能性チェックを行って，平均で622秒であるのに対し，AGAでは約5秒で良好な解を得ている．

6.2 AGAの実際のクラスへの適用

男女の人数に差があり，クラスの児童数がグループ数で割切れないようなクラスに対しAGAを適用した．表1の結果より解の探索数を約10^8個，探索世代にして1562500世代とした．要した時間は約8500秒=2.4時間である．

このAGAの結果とヒューリスティックの結果[10]の目的関数値の比較を表3に示す．Heuristicはヒューリスティックの目的関数値である．ヒューリスティックな解法を選択強さの最大化に関して説明する．ヒューリスティックでは，選択強さの強い順に男女ペアを作り，そのペアに対し選択強さの強い順にグループ構成員を追加するという，グリーディ(欲張り)法である．AGAの解は，いくつかヒューリスティックの解に劣るものがあるものの概ね同等であり，その他の解，特に選択強さの和に関しては，AGAの解がはるかに良い解になっている．

7 まとめ

本論文では，無性生殖における突然変異に基づくAGAを用いた学習グループ構成法を提案した．20人のクラスに対し，列挙法とAGAを適用し，AGAが厳密解を比較的容易に探索することを示した．実際のクラスにAGAを適用し，ヒューリスティックの解と比較して良い結果を得た．

参考文献

[1] E. Falkenauer, A New Representation and Operators for Genetic Algorithms Applied to Grouping Problems, Evolutionary Computation, Vol.2, No.2, pp.123-144 (1994).

[2] 岩崎彰典，宮地功，尾上誉幸, GAによる学習グループの編成，電子情報通信学会技術研究報告, Vol.101, No.506, pp.73-78 (2001).

[3] 岩崎彰典，宮地功，尾上誉幸, 学習グループにおける意思決定, 京都大学数理解析研究所講究録1306, pp.178-185 (2003).

[4] 河井芳文 編著, ソシオメトリー入門, みずうみ書房 (1985).

[5] 小林重信, 遺伝的アルゴリズムの基礎と応用[2], オペレーションズ・リサーチ, Vol.38, No.6, pp.331-319 (1993).

[6] 小林重信, 遺伝的アルゴリズムの基礎と応用[4], オペレーションズ・リサーチ, Vol.38, No.8, pp.419-429 (1993).

[7] 宮地功，岸誠一，小孫康平, 間隔尺度測定に基づいたソシオメトリックテストの提案と分析システムの開発, 教育情報研究, Vol.9, No.2, pp.33-44 (1994).

[8] 宮地功, ファジィ理論を応用した学級の友達関係伝播図とまとまり度の提案－間隔尺度法による友達調べを用いて－, 日本ファジィ学会誌, Vol.8, No.2, pp.271-282 (1995).

[9] 宮地功, 学習グループ構成問題, 日本オペレーションズ・リサーチ学会春季研究発表会アブストラクト, pp.20-21 (1995).

[10] 宮地功, 学習グループ構成問題のヒューリスティック解法, 日本オペレーションズ・リサーチ学会春季研究発表会アブストラクト集, pp.64-65 (1996).

[11] 坂和正敏, 田中雅博, 遺伝的アルゴリズム, pp.1-113, 朝倉書店 (1995).

[12] 田中熊次郎, ソシオメトリーの理論と方法, 明治図書 (1972).

表 1: 厳密解を見つけるために要した解の探索個数
(各クラスにつき乱数列を変えた10回の実験の最小, 平均, 最大)

目的関数 z_1

	$P=1$			$P=64$		
#	Min	Ave	Max	Min	Ave	Max
1	8.3E+6	1.1E+8	6.0E+8	9.3E+3	3.9E+5	2.0E+6
2	5.9E+7	1.4E+8	3.2E+8	1.1E+4	1.8E+5	1.1E+6
3	5.9E+4	1.4E+7	5.1E+7	3.3E+3	4.0E+4	1.6E+5
4	8.3E+5	2.3E+7	6.6E+7	6.4E+2	2.1E+5	1.4E+6
5	3.8E+6	5.7E+7	1.3E+8	7.0E+3	3.6E+7	1.4E+8
6	4.8E+7	8.7E+7	1.4E+8	6.9E+3	3.0E+4	5.6E+4
7	1.2E+7	9.6E+7	2.6E+8	2.7E+3	4.7E+6	1.9E+7
8	3.3E+6	4.6E+7	1.2E+8	7.3E+3	2.2E+6	1.3E+7
9	7.8E+6	1.4E+8	3.6E+8	6.4E+3	9.7E+4	2.8E+5
10	4.6E+6	2.4E+7	4.7E+7	1.2E+3	3.0E+6	1.6E+7

目的関数 z_2

	$P=1$			$P=64$		
#	Min	Ave	Max	Min	Ave	Max
1	1.4E+5	6.2E+6	1.9E+7	7.0E+2	1.6E+6	1.5E+7
2	5.3E+4	2.2E+5	5.5E+5	2.2E+3	1.7E+5	8.1E+5
3	4.5E+5	2.2E+7	5.4E+7	4.2E+4	1.8E+6	7.3E+6
4	3.7E+5	6.1E+7	1.5E+8	1.9E+4	1.4E+7	1.1E+8
5	1.1E+7	1.7E+8	4.9E+8	2.0E+4	5.7E+6	2.8E+7
6	5.5E+5	5.0E+6	1.2E+7	1.8E+4	3.1E+5	1.1E+6
7	1.0E+6	1.6E+7	5.3E+7	2.5E+4	4.8E+5	1.0E+6
8	7.6E+5	2.6E+7	6.3E+7	1.6E+6	5.4E+7	3.1E+8
9	3.9E+5	3.8E+6	1.5E+7	4.5E+4	6.3E+5	3.2E+6
10	5.9E+6	3.3E+7	7.0E+7	6.5E+4	1.1E+7	3.8E+7

目的関数 z_3

	$P=1$			$P=64$		
#	Min	Ave	Max	Min	Ave	Max
1	5.4E+4	2.4E+5	6.6E+5	9.6E+2	3.1E+4	1.2E+5
2	4.3E+2	3.1E+3	6.2E+3	6.4E+1	4.2E+2	1.3E+3
3	7.5E+1	2.4E+2	6.3E+2	6.4E+1	1.4E+2	2.6E+2
4	6.1E+3	2.3E+4	8.9E+4	2.6E+2	3.7E+3	1.9E+4
5	1.5E+6	3.3E+7	1.9E+8	7.2E+3	6.2E+5	2.0E+6
6	8.1E+4	8.6E+5	2.5E+6	2.8E+3	3.9E+4	1.3E+5
7	8.7E+4	4.9E+6	1.2E+7	2.8E+3	4.0E+4	2.1E+5
8	2.5E+5	1.9E+6	4.1E+6	2.0E+4	2.0E+5	4.8E+5
9	8.3E+3	5.4E+4	1.6E+5	2.6E+2	1.4E+4	5.7E+4
10	9.5E+5	3.7E+7	1.8E+8	1.5E+4	2.5E+6	9.7E+6

目的関数 z_4

	$P=1$			$P=64$		
#	Min	Ave	Max	Min	Ave	Max
1	1.2E+1	1.2E+2	4.5E+2	6.4E+1	7.0E+1	1.3E+2
2	2.7E+2	4.0E+3	1.2E+4	6.4E+1	1.5E+3	3.0E+3
3	4.1E+1	2.5E+2	5.7E+2	6.4E+1	9.6E+1	1.3E+2
4	3.0E+3	1.8E+4	4.1E+4	5.1E+2	1.9E+4	1.5E+5
5	1.3E+4	5.1E+4	9.2E+4	1.3E+2	1.3E+4	4.2E+4
6	1.0E+0	1.7E+1	4.9E+1	1.0E+1	5.9E+1	6.4E+1
7	3.1E+2	2.7E+3	5.7E+3	1.0E+0	9.1E+2	3.2E+3
8	1.1E+3	6.2E+3	1.6E+4	1.9E+2	1.1E+4	4.8E+4
9	3.8E+3	5.5E+4	1.6E+5	3.2E+2	5.6E+4	1.5E+5
10	1.5E+6	1.9E+7	4.1E+7	7.4E+4	2.4E+7	9.3E+7

表 2: AGA の解と厳密解との比較
(AGA は10回の最小, 平均, 最大)

目的関数 z_1

#	Min	Ave	Max	Exact
1	151	153.6	155	155
2	151	155.6	157	157
3	162	164.4	165	165
4	162	164.6	165	165
5	221	222.3	224	224
6	180	184.7	187	187
7	141	143.4	145	145
8	159	159.8	161	161
9	150	155.3	157	157
10	143	145.2	146	146

目的関数 z_2

#	Min	Ave	Max	Exact
1	26	27.0	28	28
2	26	26.5	27	27
3	29	29.3	31	31
4	29	30.0	31	31
5	37	38.4	40	41
6	30	32.2	33	33
7	23	23.6	24	25
8	26	27.0	28	28
9	25	26.3	27	27
10	24	25.8	27	27

目的関数 z_3

#	Min	Ave	Max	Exact
1	58	58.0	58	58
2	60	60.0	60	60
3	60	60.0	60	60
4	60	60.0	60	60
5	70	71.4	72	72
6	56	56.9	57	57
7	51	51.7	52	52
8	58	58.7	59	59
9	60	60.0	60	60
10	54	55.9	57	57

目的関数 z_4

#	Min	Ave	Max	Exact
1	10	10.0	10	10
2	12	12.0	12	12
3	12	12.0	12	12
4	11	11.9	12	12
5	12	12.8	13	13
6	9	9.0	9	9
7	9	9.0	9	9
8	11	11.0	11	11
9	11	11.8	12	12
10	10	10.0	10	11

表 3: AGA の解とヒューリスティックの解との比較
(AGA は10回の最小, 平均, 最大)

目的関数 z_1

#	Min	Ave	Max	Heuristic
1	300	302.3	305	233
2	265	272.1	275	205
3	306	311.9	314	215
4	309	314.3	317	206
5	380	384.8	388	237
6	279	281.4	284	228
7	247	248.8	252	209
8	264	267.8	270	204
9	232	235.3	238	193
10	238	240.7	244	171

目的関数 z_2

#	Min	Ave	Max	Heuristic
1	26	27.5	28	28
2	23	24.7	26	24
3	38	39.2	41	25
4	37	38.0	39	23
5	36	37.0	38	29
6	25	25.6	26	27
7	21	22.1	23	23
8	21	22.5	24	24
9	21	22.3	23	23
10	19	21.0	23	20

目的関数 z_3

#	Min	Ave	Max	Heuristic
1	110	110.2	111	121
2	112	112.9	114	123
3	135	135.5	136	112
4	127	128.6	130	106
5	121	121.5	122	106
6	91	92.2	93	103
7	88	89.6	90	99
8	97	98.9	101	107
9	104	105.3	106	112
10	101	102.2	104	110

目的関数 z_4

#	Min	Ave	Max	Heuristic
1	10	10.6	11	10
2	11	11.0	11	11
3	17	17.0	17	11
4	16	16.2	17	10
5	12	12.0	12	10
6	8	8.9	9	9
7	8	8.1	9	9
8	9	9	9	9
9	10	10.1	11	10
10	9	9.1	10	10