

平成 12 年度  
学士学位論文

遺伝的アルゴリズムによる  
施設配置問題に対する解法

A Genetic Algorithm for  
the Metric Uncapacitated Facility Location Problem

1010465 横谷 将樹

指導教員 坂本 明雄

2001 年 2 月 5 日

高知工科大学 情報システム工学科

## 要 旨

# 遺伝的アルゴリズムによる 施設配置問題に対する解法

横谷 将樹

容量無し施設配置問題は 1960 年代前半から研究されている問題で、ある地域内において、あるサービスを行う施設をどのように配置したら全利用者にとって最も効率よく利用できるかという問題である。問題の目的は、利用費用と配置費用の合計を最小にするような施設の配置場所の決定と全利用者の施設割当の決定である。本論文では、理論的な観点から提案された容量無し施設配置問題に対する代表的な近似アルゴリズムによる解法と本論文で提案する遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) による解法との計算機実験による性能評価を行う。

キーワード 容量無し施設配置問題, 近似アルゴリズム, 遺伝的アルゴリズム

# Abstract

## A Genetic Algorithm for the Metric Uncapacitated Facility Location Problem

Yokotani Masaki

The metric uncapacitated facility location problem has been studied since the early 60's and defined as follows. There is a set of locations at which we may build facilities, and a set of client locations to be serviced by facilities. The objective is to determine a set of locations which to open facilities so as to minimize the total facility and assignment costs. In this paper, we survey several approximation algorithms for this problem and Genetic Algorithm (GA), we propose, and estimate their practical performances.

**key words**    the metric uncapacitated facility location problem, approximation algorithms, genetic algorithm

# 目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	容量無し施設配置問題	3
第 3 章	近似アルゴリズムと施設配置問題	6
3.1	貪欲法による解法	6
3.2	実験結果	6
3.3	3 近似アルゴリズムによる解法	8
3.4	実験結果	9
第 4 章	遺伝的アルゴリズムと施設配置問題	11
4.1	遺伝的アルゴリズム	11
4.1.1	概要	11
4.1.2	適応度比例戦略	13
4.1.3	1 点交叉と 2 点交叉	14
4.1.4	突然変異	15
4.1.5	遺伝的アルゴリズムの利点と問題点	15
4.2	施設配置問題における遺伝的アルゴリズム	17
4.2.1	符号化	17
4.2.2	適応度関数	17
4.2.3	複製	19
4.2.4	交叉	19
4.2.5	突然変異	19
4.2.6	終了条件	19
4.3	実験結果	19

## 目次

4.3.1	実験 1 . . . . .	20
4.3.2	実験 2 . . . . .	22
4.3.3	実験 3 . . . . .	23
4.4	考察 . . . . .	25
<b>第 5 章</b>	<b>結論</b>	<b>26</b>
	謝辞	27
	参考文献	28

# 目次

1.1	容量無し施設配置問題の例	1
2.1	配置施設 ( $i_2, i_4$ ) に割り当てられた各利用者 ( $j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6, j_7$ )	4
2.2	候補施設数 50, 利用者数 50 の問題例	5
2.3	候補施設数 50, 利用者数の 50 問題に対する一つの解	5
3.1	$m, n = 100$ のときの施設配置と利用者の施設割当 (貪欲法による解法)	7
3.2	$m = 100, n = 100$ のときの施設配置と利用者の施設割当 (3 近似アルゴリズムによる解法)	10
4.1	適応度比例戦略	14
4.2	1 点交叉	15
4.3	突然変異	15
4.4	遺伝子座と各候補地の関係	17
4.5	染色体の一例	18
4.6	遺伝子がすべて 0 の染色体	19
4.7	$m = 100, n = 100$ のときの施設配置と利用者の施設割当 (遺伝的アルゴリズムによる解法)	24

# 表目次

2.1	各候補地に対する配置費用	4
2.2	各候補地に対する利用者の利用費用	4
3.1	実験結果	7
3.2	実験結果	9
4.1	各候補地に対する配置費用	18
4.2	各候補地に対する利用者の利用費用	18
4.3	実験に使用するパラメータ	20
4.4	1点交叉による実験結果 ( $p_c$ と $p_m$ の値 0.1 ~ 0.9)	21
4.5	2点交叉による実験 ( $p_c$ と $p_m$ の値 0.1 ~ 0.9)	21
4.6	1点交叉による実験 ( $p_c = 0.8$ , $p_m = 0.1$ )	22
4.7	2点交叉による実験 ( $p_c = 0.6$ , $p_m = 0.1$ )	23
4.8	実験結果	24
4.9	実験結果 (総費用)	25
4.10	実験結果 (計算時間 (秒))	25

# 第 1 章

## 序論

容量無し施設配置問題 ( the metric uncapacitated facility location problem ) とは、候補地からいくつかを選択して施設を配置し、全利用者を利用者にとって都合の良い、配置された施設に割り当てる問題である。容量無し施設配置問題では、施設が供給するサービスに制限がない。最終的に、施設を候補地に配置するときの配置費用と、利用者が割り当てられた施設を利用するときの利用費用の和を最小にすることが目的である。

図 1.1 に容量無し施設配置問題の例を示す。A, B, C, D, E, 5 つの百貨店に ATM のサービスを設置したい。そのとき設置する費用としてそれぞれ ( A 50, B 30, C 40, D 45, E 35 ) かかるものとする。利用者は近辺の住人 300 人である。住人は必ず A, B, C, D, E いずれかの百貨店の ATM サービスを 1 人 1 つ利用するものとする。住人と百貨店との距離を利用費用とすれば、設置費用と利用費用の合計を最小にする ATM の配置が最適な施設配置となる。

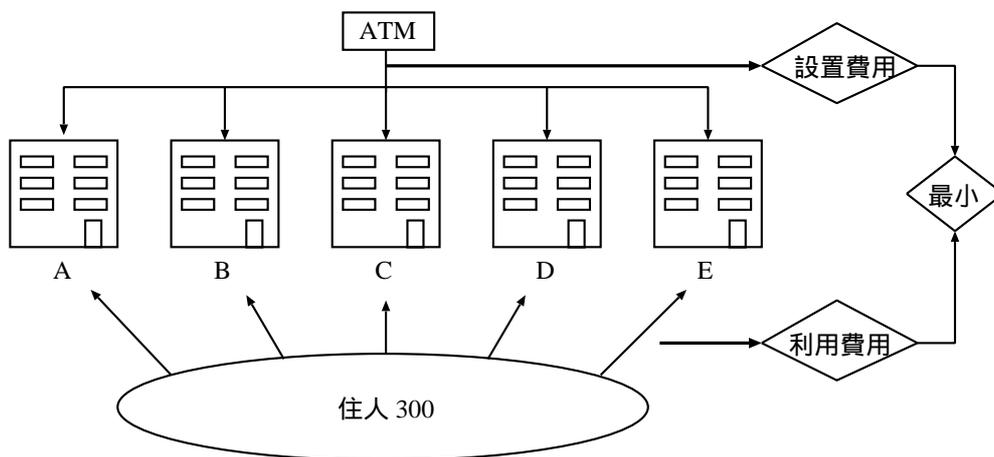


図 1.1 容量無し施設配置問題の例

容量無し施設配置問題は，多項式時間では解くことができないと信じられている NP 困難な問題の 1 つである．そのため，最適性を譲る代わりに入力サイズの多項式時間で良い解を生成するようなアルゴリズムを開発することが望まれる．このようなアルゴリズムを近似アルゴリズムという [1] ．

一方，最適化問題に対する探索手法の一つとして，遺伝的アルゴリズムが最近注目されている [2] [3] ．このアルゴリズムは文字通り生物集団の遺伝による進化を模倣したアルゴリズムで，遺伝子の複製，交叉，突然変異を繰り返すことによって環境に適した個体，すなわち最適解またはそれ近い解を生成しようという探索手法の骨格を与えるものである．

そこで本研究では，容量無し施設配置問題に対する遺伝的アルゴリズムを用いた解法を提案し，既に提案されている貪欲法，3 近似アルゴリズム [4] による解法との計算機実験による比較を行った．

2 章以降の概要について述べる．2 章で容量無し施設配置問題についての詳細を説明した後，3 章でその問題の解を得るためのアルゴリズムである貪欲法，3 近似アルゴリズムについて説明する．そして，4 章では遺伝的アルゴリズムによる施設配置問題の解法について説明した後，以上の 3 つのアルゴリズムの計算機実験の結果を述べ比較，検討する．5 章は結論である．

## 第 2 章

# 容量無し施設配置問題

容量無し施設配置問題は 1960 年代前半から研究されている問題で、ある地域内において、あるサービスを行う施設をどのように配置したら全利用者にとって最も効率よく利用できるかという問題である。問題の目的は、利用費用と配置費用の合計を最小にするような施設の配置場所の決定と全利用者の施設割当の決定である。容量無し施設配置問題では、施設が供給するサービスに制限が無い。つまり、配置された施設に割り当てられる利用者の人数は無制限である。

容量無し施設配置問題の入力は、施設を配置できる候補地の集合  $F$ 、各候補地の配置費用  $f_i$  ( $i \in F$ )、利用者の集合  $D$  と候補地と利用者を結ぶ無向辺の距離関数  $c_{ij}$  ( $i \in F, j \in D$ ) である。候補地の数  $|F|$  を  $n$ 、利用者の数  $|D|$  を  $m$ 、集合  $N$  を  $F$  と  $D$  の和集合 ( $N = F \cup D$ ) とする。また、配置費用  $f_i$  は非負で、距離関数  $c$  は非負、対称 ( $c_{ij} = c_{ji}$ ) で、三角不等式 ( $c_{ij} + c_{jk} \geq c_{ik}$  ( $i, j, k \in N$ )) を満たすものとする。出力は候補地の中から選ばれた施設配置と、全利用者を配置された施設に割り当てた施設割当となる。

利用者と割り当てられた施設との距離を利用費用として、利用者  $j$  が施設  $i$  を利用する場合の利用費用は  $c_{ij}$  とする。また、配置費用と利用費用の和を総費用とする。図 2.1 に、各候補地に対する配置費用を表 2.1 に示す値、各候補地に対する利用者の利用費用を表 2.2 に示す値としたときの、容量無し施設配置問題の解の一例を示す。

この解では 5 つの候補地 ( $i_1, i_2, i_3, i_4, i_5$ ) から  $i_2, i_4$  2 つの施設が選ばれて配置され、利用者 ( $j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6, j_7$ ) はそれぞれ直近の配置施設に割り当てられている。

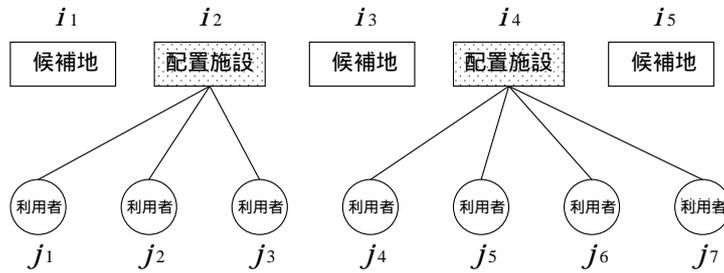


図 2.1 配置施設 ( $i_2, i_4$ ) に割り当てられた各利用者 ( $j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6, j_7$ )

表 2.1 中の  $\bullet$  は施設が配置されたことを示し，表 2.2 中の  $\bullet$  は利用者  $j$  が施設  $i$  を利用することを示している．

表 2.1 各候補地に対する配置費用

$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$
100	$\bullet$ 2	120	$\bullet$ 1	110

表 2.2 各候補地に対する利用者の利用費用

$c_{ij}$	$j_1$	$j_2$	$j_3$	$j_4$	$j_5$	$j_6$	$j_7$
$i_1$	4	5	3	5	5	5	3
$i_2$	$\bullet$ 3	$\bullet$ 2	$\bullet$ 1	4	4	5	3
$i_3$	6	3	4	3	4	3	4
$i_4$	5	5	5	$\bullet$ 2	$\bullet$ 3	$\bullet$ 1	$\bullet$ 2
$i_5$	6	2	7	3	6	4	6

総費用は  $((f_2 + f_4) + (c_{i_2j_1} + c_{i_2j_2} + c_{i_2j_3} + c_{i_4j_4} + c_{i_4j_5} + c_{i_4j_6} + c_{i_4j_7}))$  となり，これがこの問題の最小解である．この問題例では  $i_2, i_4$  の配置費用が他の施設の配置費用に比べて極端に小さいため簡単に最小解を発見できるが，候補施設数 100，利用者数 100 などの様な大規模なデータに対しては複雑な計算が必要となる．

容量無し施設配置問題は，多項式時間では解くことができないと信じられている NP 困難

な問題の 1 つである．そのため，最適性を譲る代わりに入力サイズの多項式時間で良い解を生成するようなアルゴリズムを開発することが望まれる．

図 2.2，図 2.3 に  $m = 50$ ， $n = 50$  の問題における問題例とその一つの解を示す．図 2.2 の 50 点からなる白マルは配置できる候補施設，50 点からなる黒マルは利用者である．図 2.3 はその問題のある解で，利用者と直線につながっている中心点が配置された施設，利用者はその施設を利用することを示す．距離関数  $c_{ij}$  を施設  $i$  と利用者  $j$  の直線距離としているため，すべての利用者は配置された最近の施設に割り当てられる．



図 2.2 候補施設数 50，利用者数 50 の問題例



図 2.3 候補施設数 50，利用者数の 50 問題に対する一つの解

## 第 3 章

# 近似アルゴリズムと施設配置問題

容量無し施設配置問題は、多項式時間では解くことができないと信じられている NP 困難な問題の 1 つである。そのため、最適性を譲る代わりに入力サイズの多項式時間で良い解を生成するようなアルゴリズムを開発することが望まれる。このようなアルゴリズムを近似アルゴリズムという。この章では、貪欲法と 3 近似アルゴリズムによる容量無し施設配置問題に対する解法を説明し、その実験結果を示す。

### 3.1 貪欲法による解法

貪欲法による解法では、初期状態は施設が 1 つも配置されていない状態で総費用を無限大とする。そして、各ステップで現在の解の値を最も減少させる施設を 1 つ配置する。すなわち、利用者  $j$  が割り当てられている施設を  $\sigma(j)$ 、配置されていない施設の集合を  $\mathcal{F}$  とした時、

$$\max_{i \in \mathcal{F}} \{-f_i + \sum_{j \in D} \max\{0, c_{\sigma(j)j} - c_{ij}\}\}$$

が正ならば、その施設  $i$  を配置し、利用者を直近の施設に割り当てる。これを総費用が減少しなくなるまで繰り返す。

### 3.2 実験結果

表 3.1 に、貪欲法による解法を用いて得られた、 $m, n$  を様々な規模の値にしたときの総費用とそのときの計算時間（秒）を示す。図 3.1 は  $m = 100, n = 100$  のときの貪欲法に

### 3.2 実験結果

よる解法で得られた施設配置と利用者の施設割当である。

表 3.1 実験結果

$m$	$n$	総費用	Time (s)
100	100	1222	0.01
200	200	2002	0.2
300	300	2362	0.5
400	400	2757	1.3
500	500	3250	2.6

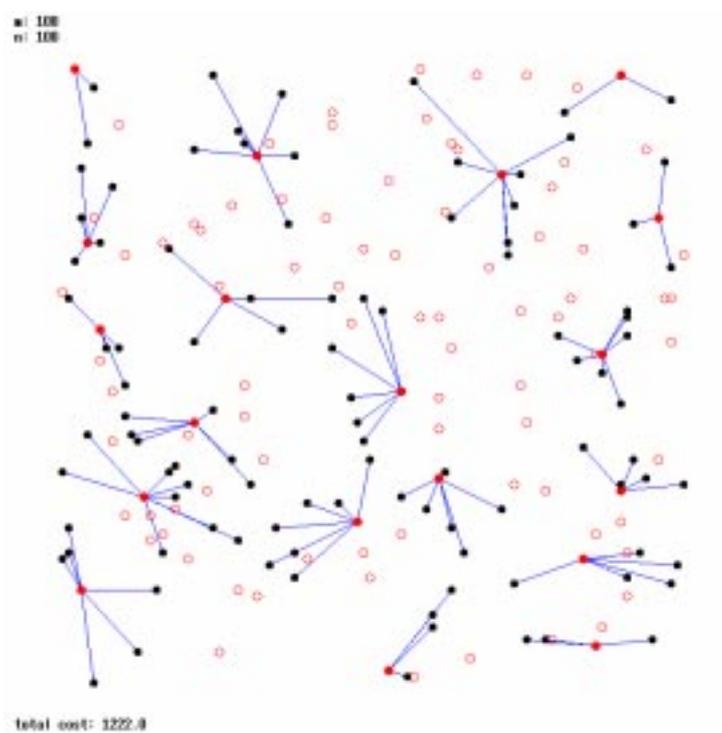


図 3.1  $m, n = 100$  のときの施設配置と利用者の施設割当 (貪欲法による解法)

### 3.3 3 近似アルゴリズムによる解法

3 近似アルゴリズムは，ある初期解を局所探索で改善する．そして，解が改善されなくなるまで局所探索を繰り返し解を得る．以下に，このアルゴリズムの流れを示す．

- 初期解の決定

1. まず，配置費用の昇順によって施設を並びかえる．そうすると 1 番目の施設が最も配置費用の小さい施設になる．
2.  $S_i$  と  $C_i$  を  $i = 1, \dots, n$  番目の施設を配置した時の配置費用および利用費用とする．そして， $\min_{i \in F} \{S_i + C_i\}$  を実現する  $i$  番目までの施設を配置した解を初期解とする．

- 局所探索

1. 集合  $F$  から施設  $i$  をランダムに決定し，以下のように定義される  $gain(i)$  を計算する．なお， $\sigma(j)$  は利用者  $j$  の現在の利用施設を示す．

(a) ランダムに選ばれた施設  $i$  が現在配置されていないとき， $c_{ij} < c_{\sigma(j)j}$  となる利用者  $j$  に  $i$  のマークを付ける．そのときマークされた利用者の集合を  $\hat{D}(i)$  とする．さらに，現在配置されているすべての施設  $F$  について以下を行う．

- i.  $\hat{D}(i')$  を施設  $i' \in F$  に割り当てられている利用者  $j$  の集合とする．そして， $\hat{D}(i') \setminus \hat{D}(i)$  の利用者すべてを施設  $i$  に割り当て，施設  $i'$  を取り除いたときの解の減少値  $gain'(i')$  とする．すなわち，

$$gain'(i') = f_{i'} + \sum_{j \in \hat{D}(i') \setminus \hat{D}(i)} (c_{i'j} - c_{ij})$$

である．

(b)  $gain'(i') > 0$  ならば，施設  $i'$  に  $i$  のマークを付け， $\hat{D}(i') \setminus \hat{D}(i)$  の利用者  $j$  に  $i$  のマークを付ける． $gain'(i') \leq 0$  ならば  $gain'(i') = 0$  とする．よって，現在の解の減少値  $gain(i)$  は，

$$gain(i) = -f_i + \sum_{i' \in F} gain'(i') + \sum_{j \in \hat{D}(i) \setminus \hat{D}(i')} (c_{\sigma(j)j} - c_{ij})$$

### 3.4 実験結果

である．

2.  $gain(i) > 0$  ならば施設  $i$  を配置し，マーク  $i$  の施設を取り除き，さらに，マーク  $i$  の利用者を施設  $i$  に割り当てる．
3. ランダムに選ばれた施設  $i$  がすでに配置されているときは，全利用者を最適な割り当てに変更する．
4. 指定した繰り返し回数にわたって解の更新がなければ終了する．それ以外は，局所探索の1以下を繰り返す．

### 3.4 実験結果

表 3.2 は，3 近似アルゴリズムによる解法を用いて，候補地数 ( $m$ )，利用者数 ( $n$ ) を様々な規模の値にしたときの総費用とそのときの計算時間 (秒) を示す．図 3.2 に  $m = 100$ ， $n = 100$  のときの 3 近似アルゴリズムによる解法で得られた施設配置と利用者の施設割当てがある．

表 3.2 実験結果

$m$	$n$	総費用	Time (s)
100	100	1176	1.6
200	200	2120	46.0
300	300	2486	85.5
400	400	2796	243.0
500	500	3393	484.3

### 3.4 実験結果

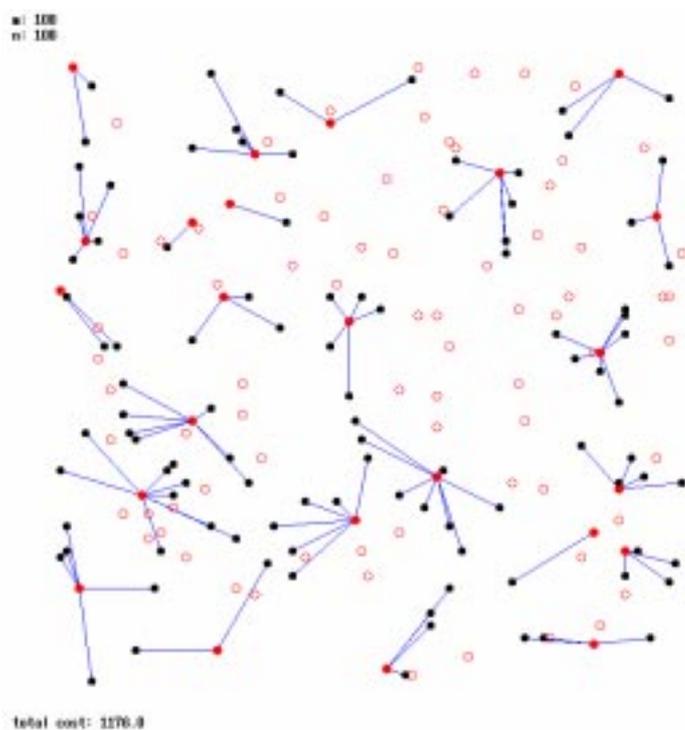


図 3.2  $m = 100, n = 100$  のときの施設配置と利用者の施設割当 (3 近似アルゴリズムによる解法)

## 第 4 章

# 遺伝的アルゴリズムと施設配置問題

最適化問題に対する探索手法として、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) が最近注目されている。このアルゴリズムは文字どおり生物集団の遺伝による進化を模倣したアルゴリズムで、遺伝子の複製、交叉、突然変異を繰り返すことによって環境に適した個体、すなわち最適解またはそれ近い解を生成しようという探索手法の骨格を与えるものである。この章では、遺伝的アルゴリズムによる容量無し施設配置問題に対する解法について述べ、その実験結果を示す。

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

### 4.1.1 概要

一般的に生物は環境にうまく適応できると、生命の存続と増殖が可能となる。増殖を行う際には、その個体が持っている生物としての設計情報を何らかの形で子孫に伝授しなければならない。そのような設計情報が染色体の特定の位置に存在する遺伝子に書き込まれている。

遺伝子によって生物としての情報伝達が親から子へ伝えられるが、高等生物の増殖は有性生殖であり、この場合は父方と母方の遺伝子が混ざり合ったものを遺伝子として受け継ぐ。この過程は交叉と呼ばれている。一方、遺伝子のコピーを行う際などに微妙なエラーが生じることがあり、これは突然変異と呼ばれる。次の世代には、各個体の中でもより優れた、つまり環境への適応度の高い個体の遺伝子情報が優先的に伝えられることになる。適応度の低い個体は短命であったり、増殖できなかつたりするからである。同時に適応度の低い種族は

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

自然淘汰されていく．このような原理に基づいて世代を重ねていくと，次第に環境への適応度が高い個体が多くなっていく．これが遺伝と進化の基本的な原理である．

遺伝的アルゴリズムは John Holland によって提唱された自然界における生物の進化と淘汰の過程を模した最適化手法である．遺伝的アルゴリズムは近似解を高速に得ることができる確率的探索手法であり，広範囲な問題に適用可能な手法として注目を集めている．遺伝的アルゴリズムでは解を個体として表現し，その集合である個体群によって多点を同時に探索する．各個体は生物の染色体に対応する記号列を持ち，個々の記号を遺伝子と解釈する．個体の評価は適応度と呼ばれる値で表す．遺伝的アルゴリズムでは自然界の進化現象を模倣した選択，交叉，突然変異と呼ばれる遺伝演算子を個体群に適用して解を探索する．各遺伝演算子を一回適用する期間を一世代とし，世代を基準として探索を進める．

自然界での個体の特徴づけているものは，遺伝子が一定の順序で配列している染色体であり，遺伝的アルゴリズムでは有限固定長の記号列を染色体に，個々の記号を遺伝子に対応させている．

$M(t)$  を  $m$  個の個体から成る生物集団， $t$  を世代としたとき， $M(t)$  は同一の形質をもつ複数の個体が存在するため多重集合となる．自然界の生物は複数の染色体をもつが，このアルゴリズムでは個体  $i$  は 1 つの染色体  $\alpha_i$  を持つものとする． $\alpha_i$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) は，集合  $Z$  の要素である  $n$  個の遺伝子  $z_{ij}$  の並び  $\alpha_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{in})$  によって形成されている．

また，染色体の集合を遺伝子空間 ( $Z^n$ ) と呼び，染色体上で遺伝子の置かれる位置を遺伝子座，そこに配置され得る遺伝子に対立遺伝子，遺伝子の配列からなる染色体を遺伝子型，その遺伝子によって定まる個体の発現を表現型と呼ぶ．ただし，最適化問題を解く場合には，遺伝子型と表現型は 1 対 1 に対応しているものとする．

このアルゴリズムにおいて生物（個体）がどれだけ環境に適応しているのかの度合は適応度と呼ばれ，自然淘汰に対する個体の有利さを表す尺度になっている．これは個体が次の世代に残す子孫の数に対応しており，このような適応度を個体に対応させる関数は，適応度関数と呼ばれている．

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは、大きく 4 つの過程、初期化、適応度の計算と複製、交叉そして突然変異に分けられる。以下ではこれらの過程について説明する。

1. 初期化： $t = 1$  の生物集団のすべての個体に対して染色体を初期化する過程である。
2. 適応度の計算と複製：世代  $t$  の個体群中の各個体  $i$  の遺伝子型  $f(i)$  を計算する。生物集団  $M(t)$  の適応度の総和を、

$$F = \sum_{i=1}^m f(i)$$

とし、 $M(t)$  からランダムに重複を許して新たに  $m$  個の個体を選びだし、次に世代の両親となる生物集団  $M'(t)$  を作る。このとき、個体  $i$  が選ばれる確率は  $f(i)/F$  であり、適応度の高い個体ほど多く選ばれる。

3. 交叉：複製の過程によって作られた生物集団  $M'(t)$  に対して  $m/2$  個の個体の対を作り、あらかじめ定められた生起確率  $p_c$  で、各個体の対ごとに一様分布に従う乱数によってランダムに分解位置を定め、染色体を入れ換える。
4. 突然変異： $M'(t)$  の各個体について 1 つの遺伝子座をランダムに選びだし、他の対立遺伝子に変更して次の世代の生物集団  $M(t + 1)$  を作る。この過程は、生物集団にあらかじめ定められた生起確率  $p_m$  で遺伝子座ごとに生起する。

### 4.1.2 適応度比例戦略

適応度比例戦略では選択によって親の個体群から次世代の子の個体群を生成するとき、まず子の個体群を空にし、親の個体群から各個体の適応度に比例した確率、つまり全個体の適応度の総和に対する各個体の適応度の比率で個体を選び、子の個体に加える。子の個体として選ばれた親の個体は除去せず、親の個体群に含まれたままとする。図 4.1 に適応度比例戦略における子の個体の選び方の例を示す。図 4.1 の例では 5 個体の親から子を選ぶが、その確率は適応度によって定まる。例では個体 A が確率 0.4 で最も大きい。一つ目の子の個体として個体 A が選ばれたとしても、二つ目の子の個体を選ぶときは同じ確率で個体を選ぶ。これは同じ個体が複数回選ばれる可能性があることを示す。これを繰り返す、子の個体数が

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

設定数に達したら選択の終了とする。

適応度比例戦略では適応度の高い個体が複数回選ばれる可能性が高くなり、逆に適応度の低い個体はほとんど選ばれないことになる。このことから適応度比例戦略は探索を重点化する効果がある。しかし探索が進み、個体の適応度にあまり差がつかなくなると、良い個体を選択され難くなる。また、適応度の差が極端に大きいと、高い適応度を持つ個体のみが急速に増殖し、多様性を失いかえって探索効率を低下させてしまう。

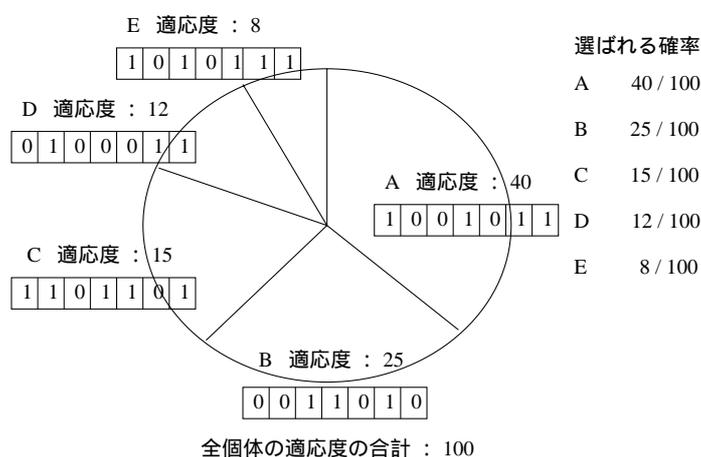


図 4.1 適応度比例戦略

### 4.1.3 1点交叉と2点交叉

交叉は個体群からランダムに選んだ2個体の親から、親の染色体を部分交換した新しい個体を生成する遺伝演算子である。親の2個体が交叉を行う確率を交叉確率と呼ぶ。図 4.2 に示すのは1点交叉の例で、ランダムに選ばれる1点で染色体を分離し、その点より後の記号列を交換した子個体を生成する。2点で分離すれば2点交叉、多点で分離すれば多点交叉といい、遺伝子座ごとにランダムに交換すると一様交叉と呼ぶ。交叉は親の探索した情報を利用しつつ、効率的に新しい探索点を生成することができる。

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

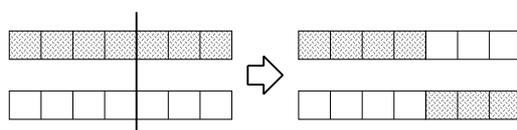


図 4.2 1点交叉

### 4.1.4 突然変異

突然変異は各個体について、ランダムに選んだ遺伝子座の遺伝子に対立遺伝子に置き換える遺伝演算子である。突然変異を起こす確率を突然変異確率と呼ぶ。突然変異確率は個体ごとに設定する方法と、遺伝子座ごとに設定する方法がある。図は突然変異の例を示している。図 4.3 の例では 4 番目の遺伝子が突然変異によって対立遺伝子に変化している。突然変異は元の個体の表す解の近傍に新しい個体を生成する。

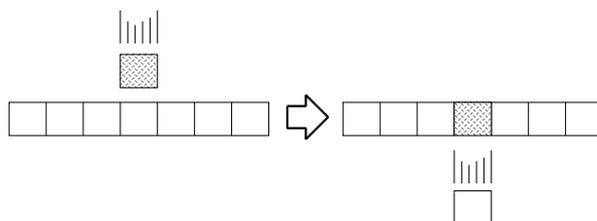


図 4.3 突然変異

### 4.1.5 遺伝的アルゴリズムの利点と問題点

遺伝的アルゴリズムの長所として、一般的に次の 2 点が指摘されている。

#### 1. 複数の個体間の相互協力による探索

遺伝的アルゴリズムでは、複数の個体間で選択や交叉などの遺伝的操作によって相互協力的に解の探索をおこなっているため、単純な並列的解探索手法に比べて良い解が見つかりやすいといわれている。

## 4.1 遺伝的アルゴリズム

### 2. 面倒な微分演算などが不要

従来の最急降下法などの最適化アルゴリズムでは、評価関数の微分値を必要としているのに対して、遺伝的アルゴリズムでは、現在の各解の適応度のみが解ればよいので、アルゴリズムが単純で、評価関数が不連続であったり微分不可能である場合にも適用できる。

一方、遺伝的アルゴリズムに対しては次のような問題点がある。

### 1. 符号化の問題

対象とする問題を遺伝的アルゴリズムで解くための一般的な方法は今のところ確立されていないし、恐らくそのような方法はないと思われる。特に、対象とする問題の解を染色体としての文字列で表現する符号化は、設計者の腕次第となっている。

しかしこの点を逆に見れば、符号化さえうまく行うことができれば遺伝的アルゴリズムも用いて問題を解くことができることを示している。すなわち、対象とする問題の本質的な性質などの知識は必要としないため、例えば、従来からあるあまり研究されていない新しいタイプの問題に対する一つの解決法として、手軽に利用するというのもできる。

### 2. 乱数を用いている

遺伝的アルゴリズムでは、各所で乱数を用いている。したがって、同じ個別問題に対しても乱数系列を変えると異なる動作をする。通常は、数回の試行を行ってそのうちの最良解を最終解としたり、その試行中何回最適解を得られたかを問題にしたりする。このことは、一回の試行に要する計算時間がよほど短くないと、演算時間の観点からは従来手法に対抗することができないことになる。

### 3. パラメータが多い

個対数、選択手法や交叉手法の決定、交叉および突然変異確率などの、遺伝的アルゴリズムを実行する上で決めなくてはならないパラメータの個数が多すぎる。これらのパラメータ値は一般にこうすれば良いという指針が無いことが多く、どちらかといえば経験的に定めざるをえないというのが現状である。

## 4.2 施設配置問題における遺伝的アルゴリズム

### 4.2 施設配置問題における遺伝的アルゴリズム

#### 4.2.1 符号化

遺伝的アルゴリズムを施設配置問題に適用するために、各遺伝子座を各候補地に対応させ、遺伝子が1ならばその候補地に施設を配置し、0ならば施設を配置しないという符号化手法を用いる。図4.4に遺伝子座と各候補地の関係を示す。全利用者はそのとき配置された直近の施設に割り当てられる。

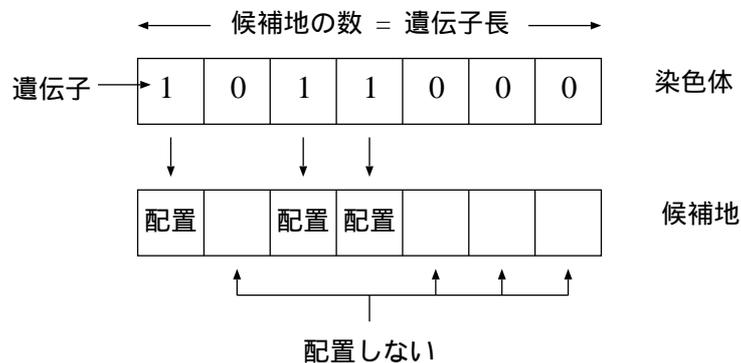


図 4.4 遺伝子座と各候補地の関係

#### 4.2.2 適応度関数

選ばれた候補地に施設を配置した費用と、全利用者を最近の施設に割り当てたときの利用費用の和を総費用 (cost) とし、適応度関数に次の式を用いる。

$$f = \frac{1}{cost}$$

この関数では、総費用が小さいほど適応度が高くなるようになる。

以下に例として、候補地数を5つ ( $i_1, i_2, i_3, i_4, i_5$ )、利用者数を7人 ( $j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6, j_7$ ) とし、各候補地に対する配置費用を表4.1、各候補地に対する利用者の利用費用を表4.2としたときの適応度の計算方法を示す。

## 4.2 施設配置問題における遺伝的アルゴリズム

染色体を図 4.5 とすると 5 つの候補地 ( $i_1, i_2, i_3, i_4, i_5$ ) から  $i_2, i_4$  に施設が配置される。そして、7 人の利用者 ( $j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6, j_7$ ) は、それぞれ直近の配置施設に割り当てられる。

$i_1$	$i_2$	$i_3$	$i_4$	$i_5$	
0	1	0	1	0	染色体

図 4.5 染色体の一例

表 4.1 各候補地に対する配置費用

$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$
18	●2	20	●1	17

表 4.2 各候補地に対する利用者の利用費用

$c_{ij}$	$j_1$	$j_2$	$j_3$	$j_4$	$j_5$	$j_6$	$j_7$
$i_1$	4	5	3	5	5	5	3
$i_2$	●3	●2	●1	4	4	5	3
$i_3$	6	3	4	3	4	3	4
$i_4$	5	5	5	●2	●3	●1	●2
$i_5$	6	2	7	3	6	4	6

このときの総費用は、 $((f_2 + f_4) + (c_{i_2j_1} + c_{i_2j_2} + c_{i_2j_3} + c_{i_4j_4} + c_{i_4j_5} + c_{i_4j_6} + c_{i_4j_7}))$   
 $= 17$  である。よって適応度は  $1/17$  である。

もし染色体が図 4.6 に示すように、遺伝子がすべて 0 で施設がひとつも配置されなかった場合は、すべての候補地に施設を配置すると考え、全利用者は最も費用のかかる配置施設に割り当てられるものとする。このときの総費用は、 $((f_1 + f_2 + f_3 + f_4 + f_5)$

### 4.3 実験結果

$+ (c_{i_3j_1} + c_{i_1j_2} + c_{i_5j_3} + c_{i_1j_4} + c_{i_5j_5} + c_{i_1j_6} + c_{i_5j_6}) = 98$  , 適応度は最小の  $1/98$  となる .

$i_1$	$i_2$	$i_3$	$i_4$	$i_5$	
0	0	0	0	0	染色体

図 4.6 遺伝子がすべて 0 の染色体

#### 4.2.3 複製

適応度比例戦略による複製方法を用いる .

#### 4.2.4 交叉

二つの染色体間で遺伝子の一部を交換する交叉においては , 1 点交叉と 2 点交叉による交叉手法を用いる .

#### 4.2.5 突然変異

一つの遺伝子を変化させる突然変異においては , 個体ごとに突然変異確率を生起する突然変異確率を用いる .

#### 4.2.6 終了条件

最良解が得られてから , 指定した世代にわたって進化がなかったときに終了する .

### 4.3 実験結果

表 4.3 に実験に使用するパラメータを示す .

実験 1 では , 容量無し施設配置問題に対する最適な  $p_c$  と  $p_m$  の値を得るために  $m = 100$  ,  $n = 100$  の問題に対して  $M$  ,  $T_{stop}$  の値を 100 とし ,  $p_c$  と  $p_m$  の値を 0.1 から 0.9

## 4.3 実験結果

表 4.3 実験に使用するパラメータ

個体数	$M$
終了世代数	$T_{stop}$
交叉確率	$p_c$
突然変異確率	$p_m$
交叉手法	1点交叉, 2点交叉

まで変化させ, 1点交叉および2点交叉の2種類の交叉手法それぞれについて実験を行った. 実験2では, 最適な  $M, T_{stop}$  を得るために, 実験1で最良解が得られたときの  $p_c, p_m$  のパラメータと各交叉手法について,  $M, T_{stop}$  の値を様々な値に設定して実験1と同じ問題について実験を行った. 実験3では, 実験1と実験2の結果から得られたパラメータを使用して様々な規模の問題に対して実験を行った.

### 4.3.1 実験1

1点交叉による実験  $M = 100, T_{stop} = 100$  とし  $p_c, p_m$  の各組合せについて, 乱数系列を変えた10回の試行中の最小総費用を表4.4に示す. 表中の●は最良解である. 実験の結果, 1点交叉においては  $p_c$  が0.8,  $p_m$  が0.1のときのパラメータが最適である.

2点交叉による実験  $M = 100, T_{stop} = 100$  とし  $p_c, p_m$  の各組合せについて, 乱数系列を変えた10回の試行中の最小総費用を表4.4に示す. 表中の●は最良解である. 実験の結果, 2点交叉においては  $p_c$  が0.6,  $p_m$  が0.1のときのパラメータが最適である.

### 4.3 実験結果

表 4.4 1 点交叉による実験結果 ( $p_c$  と  $p_m$  の値 0.1 ~ 0.9)

$p_c \setminus p_m$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	1496	1686	1657	1473	1653	1519	1618	1736	1735
0.2	1533	1398	1639	1447	1637	1531	1715	1680	1461
0.3	1337	1382	1496	1447	1460	1636	1610	1592	1699
0.4	1295	1375	1441	1398	1614	1713	1496	1591	1781
0.5	1275	1457	1375	1365	1621	1545	1502	1489	1681
0.6	1246	1286	1378	1460	1504	1636	1608	1464	1601
0.7	1268	1311	1310	1389	1471	1504	1498	1710	1741
0.8	● 1176	1363	1441	1312	1385	1580	1714	1543	1583
0.9	1259	1343	1225	1297	1491	1433	1567	1590	1672

表 4.5 2 点交叉による実験 ( $p_c$  と  $p_m$  の値 0.1 ~ 0.9)

$p_c \setminus p_m$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0.1	1365	1360	1324	1681	1755	1521	1750	1499	1890
0.2	1466	1356	1397	1528	1511	1615	1592	1610	1731
0.3	1287	1274	1361	1491	1473	1528	1547	1669	1632
0.4	1517	1292	1263	1623	1422	1625	1383	1683	1641
0.5	1266	1260	1264	1394	1375	1518	1553	1490	1553
0.6	● 1183	1208	1306	1307	1555	1559	1503	1693	1550
0.7	1195	1247	1404	1461	1443	1591	1516	1622	1597
0.8	1232	1344	1312	1441	1482	1558	1472	1600	1619
0.9	1279	1290	1338	1327	1537	1531	1391	1406	1620

## 4.3 実験結果

### 4.3.2 実験 2

1 点交叉による実験 実験 1 で最良解が得られたときの  $p_c = 0.8$  と  $p_m = 0.1$  のパラメータを用いて,  $M, T_{stop}$  の値を様々な値に設定し, 乱数系列を変えた 10 回の試行における総費用の最良解と, そのときの計算時間 (秒) を求める実験を行った. その結果を表 4.6 に示す. 実験に用いた問題は実験 1 で用いたものと同じである. この実験の結果,  $M, T_{stop}$  の値がともに 1000 のとき最良解を得ることができた.

表 4.6 1 点交叉による実験 ( $p_c = 0.8, p_m = 0.1$ )

$M$	$T_{stop}$	総費用	Time (s)
10	100	2336	1.6
	1000	2083	15.2
	10000	1837	87.2
50	100	1609	11.8
	1000	1273	73.8
	10000	1176	715.1
100	100	1246	36.3
	1000	1175	135.0
	10000	1343	833.8
500	100	1148	180.0
	1000	1154	536.2
1000	1000	1145	240.5
	1000	● 1144	713.6

2 点交叉による実験 実験 1 で最良解が得られたときの  $p_c = 0.6$  と  $p_m = 0.1$  のパラメータを用いて,  $M, T_{stop}$  の値を様々な値に設定し, 乱数系列を変えた 10 回の試行にお

### 4.3 実験結果

ける総費用の最良解と，そのときの計算時間（秒）を求める実験を行った．その結果を表 4.6 に示す．実験に用いた問題は実験 1 で用いたものと同じである．この実験の結果， $M$ ， $T_{stop}$  の値がともに 1000 のとき最良解を得ることができた．

表 4.7 2 点交叉による実験 ( $p_c = 0.6$  ,  $p_m = 0.1$ )

$M$	$T_{stop}$	総費用	Time (s)
10	100	2062	1.5
	1000	2062	5.6
	10000	2062	48.9
50	100	1297	20.3
	1000	1158	237.9
	10000	1236	325.3
100	100	1297	20.3
	1000	1158	234.9
	10000	1154	1237.5
500	100	1161	156.9
	1000	1154	497.1
1000	100	1145	249.0
	1000	● 1144	698.4

#### 4.3.3 実験 3

実験 1 と実験 2 の結果から，1 点交叉と 2 点交叉の 2 種類の交叉手法のうち，2 点交叉が優れている．また，そのときの  $p_c$  の値は 0.6 程度， $p_m$  の値は 0.1 程度で良い結果が得られる． $M$  と  $T_{stop}$  の値はともに 1000 のときが最適である．実験 1 と実験 2 の結果から得られたパラメータを使用して実験を行った．

### 4.3 実験結果

表 4.8 に、様々な規模の問題に遺伝的アルゴリズムを適用したときの総費用とそのときの計算時間（秒）を示す．表中の各値は、10 回の試行における最良解である．図 4.7 に  $m = 100$  ,  $n = 100$  のとき得られた施設配置と利用者の施設割当を示す．

表 4.8 実験結果

$m$	$n$	総費用	Time (s)
100	100	1144	376.6
200	200	1955	7392.7
300	300	2339	13527.7
400	400	2728	37226.1
500	500	3305	63144.4

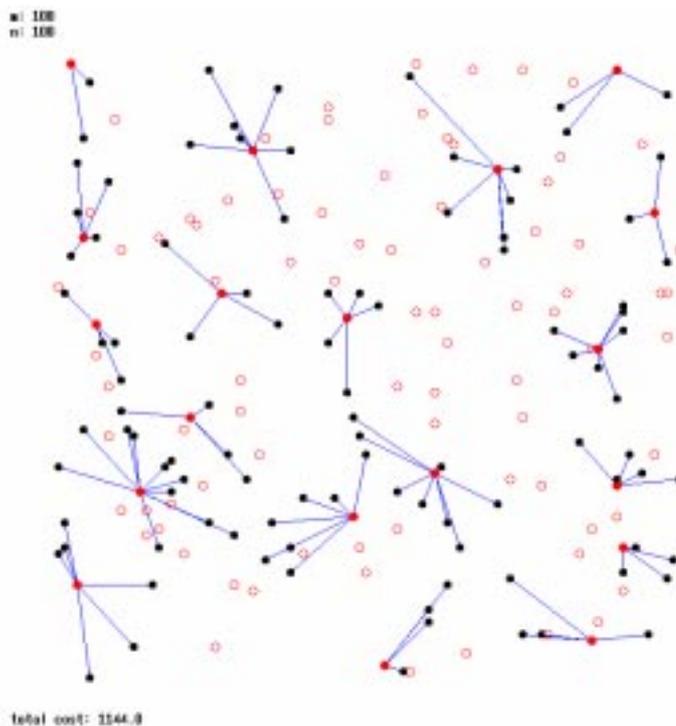


図 4.7  $m = 100$  ,  $n = 100$  のときの施設配置と利用者の施設割当 (遺伝的アルゴリズムによる解法)

#### 4.4 考察

### 4.4 考察

貪欲法，3 近似アルゴリズム，遺伝的アルゴリズムそれぞれを用いて計算機実験を行った結果を表 4.9 と表 4.10 に示す．表 4.9 の値は，各アルゴリズムによって得られた施設配置の総費用，表 4.9 にそのときの計算時間（秒）を示す．ただし，遺伝的アルゴリズムの実験結果はパラメータを変えた数回の実験で得られた解のうち最良解を示している．様々な規模の問題を用いた実験の結果，遺伝的アルゴリズムによる解法が貪欲法による解法と，3 近似アルゴリズムによる解法に対して総費用が最小という結果が得られた．計算時間においては，貪欲法，3 近似アルゴリズムによる解法は非常に高速に解を求めることができたが，遺伝的アルゴリズムによる解法は高速に解を求めることができなかった．

表 4.9 実験結果（総費用）

$m$	$n$	貪欲法	3 近似	GA
100	100	1222	1176	1144
200	200	2002	2120	1955
300	300	2362	2486	2339
400	400	2757	2796	2728
500	500	3250	3393	3205

表 4.10 実験結果（計算時間（秒））

$m$	$n$	貪欲法	3 近似	GA
100	100	0.01	1.6	376.6
200	200	0.2	46.0	7392.7
300	300	0.5	85.5	13527.7
400	400	1.3	243.0	37226.1
500	500	2.6	484.3	63144.4

# 第 5 章

## 結論

本論文では、遺伝的アルゴリズムによる解法と、貪欲法、3 近似アルゴリズムによる解法との性能評価を行った。そして、候補地数、利用者数が様々な問題に対して、貪欲法、3 近似アルゴリズムによる解法より遺伝的アルゴリズムによって得られた総費用が最小という結果を得た。遺伝的アルゴリズムによる解法は複数の個体間で選択や交叉などの遺伝的操作によって相互協力的に解の探索を行っているため、容量無し施設配置問題の解法として非常に有効である。しかし、貪欲法、3 近似アルゴリズムによる解法は非常に高速に解を求めることができるが、遺伝的アルゴリズムによる解法は高速ではない。これは、適応度の計算法の改良等により遺伝的アルゴリズムの収束を早くすれば、演算時間の短縮化が可能と思われる。

今後の課題として、施設配置問題のより現実的な設定の容量付き施設配置問題に対する最適化手法の考案が挙げられる。容量付き施設配置問題に対しては、既にいくつかの近似解法が提案されている [5]。今後は、本論文で提案した遺伝的アルゴリズムを用いた解法を拡張し、容量付き施設配置問題に対する最適化手法の開発が求められる。

# 謝辞

本論文は、著者が 1999 年 7 月から 2001 年 3 月までの高知工科大学情報システム工学科在学中に、同学科坂本研究室において行った研究活動の成果を記したものである。

はじめに、著者の大学生活を楽しく送ることができたことに感謝いたします。大学 1 年からなにもかもお世話になり、スポーツの素晴らしさを教えてくれたテニス部のみなさん、明るく過ごしやすく研究活動を自由に行えた、坂本研究室にあつく深く感謝致します。

本研究の全般を通じて遺伝的アルゴリズム、C 言語の書式まで直接御指導・御教授を賜わり、テニス部においても直接御指導をいただいたビールよりお酒が好きな坂本 明雄教授に深く感謝致します。

また、本研究の全般を通じて御協力下さった大学院生の普段も面白いが、お酒が入ると一恩ねた、おりっちなたにあつい橋本 学氏、研究室内帽子の似合う女性ナンバーワンの久保真理子さんに感謝致します。

さらに、携帯の着信音がカッコーの鳴き声で何かと趣味が似ている有賀 洋介君、テニスの永遠のライバルでテニス部のダブルスのパートナーである井上 祐介君、最近めっぽう研究室にその姿を現さなくなり何かと謎めいている“おりっち”こと折橋 祐一君、ひとりごとが多く笑顔がたまらない“スマイリー神谷”こと神谷 将司、研究室内のリーダー的存在で研究室内カップヌードルが似合う男性ナンバーワンの登 伸一君、最近会っていないが昔は一緒に香川にうどんを食べに行った仲の山下 由紀子さん、家が遠くても実家から一生懸命通い続けた山崎 聖太郎君に感謝致します。

さらに、3 年生のみなさん、研究室が同じで何かとお世話になった福本研究室のみなさんに深く感謝致します。

## 参考文献

- [1] Sara Baase, 岩野 和生, 加藤 直樹, 永持 仁訳, “アルゴリズム入門”, アジソン・ウェスレイ, 1998 .
- [2] 北野 宏明, “遺伝的アルゴリズム”, 産業図書, 1993 .
- [3] 北野 宏明, “遺伝的アルゴリズム 2”, 産業図書, 1995 .
- [4] 高田 英幸, 浅野 孝夫, “施設配置問題に対する近似アルゴリズムの実験的評価”, 情報処理学会研究報告, アルゴリズム No.72-6, 情処研報 Vol.2000, No.31, pp.41-48 .
- [5] 小谷 智昭, 山口 一幸, 増田 澄男, “容量制限付き  $k$ -center 問題の近似解法の実験的評価”, 情報処理学会論文誌, アルゴリズム研究会, vol.71-7, pp.49-56, Jun.2000 .