

原 著

## 遺伝的アルゴリズムによる 臨床検査技師日当直勤務割当て問題の解法

植松章子\*<sup>1</sup> 田中昌昭\*<sup>2</sup>

### 要 約

スケジュール作成は、労力を要し、時間のかかる作業である。これは、法的な制約、勤務規程上の制約、あるいは個人の都合による制約など、多数の競合する制約条件の下で最適解を探索しなければならないからである。本論文では、遺伝的アルゴリズムを用いて、臨床検査技師の日当直勤務割当て問題に取り組んだ。遺伝的アルゴリズムは、多くの組み合わせ最適化問題に適用されている探索アルゴリズムである。

川崎医科大学附属病院中央検査部は、一般、血液など13の部署に分かれ、総勢約80名の職員が勤務している。職員には、日勤の他に平日当直、土曜・日曜・祝祭日の日当直が割当てられている。副技師長は毎月勤務割当て表を作成して病院へ提出することになっているが、その際、全部で8つのルールを考慮しなければならない。本研究では、それらのルールをペナルティとして適応度関数に取り込んだ。

本研究で考案した手法を用いて入念な実験を行い、2年間にわたって蓄積された過去の実績データとの比較を行った。その結果、本研究のアプローチは十分実用に耐えられることが示され、スケジュール作成エンジンとして日当直勤務割当て支援システムに組み込んだ。

このシステムを利用することにより、ターンアラウンドタイムを50%短縮することができた。しかしながら、日当直勤務割当ての完全自動化を実現するためには、さらなる改良の必要がある。

### はじめに

勤務スケジュール作成問題は、ある制約条件のもとに、限られた職員を必要な職務に対して、必要な数だけ割当てる問題である。制約条件には、法的な制約、勤務規程上の制約、専門領域や技術レベルによる職員の組み合わせといった職務遂行上の制約、休暇や出張・研修あるいは家庭の事情で夜勤ができないといった個人の都合による制約などがあり、問題によってはさらに相性など様々な面を考慮しなければならないため、その作成を担当する者にとって大きな負担となっている。そのため、スケジュールの自動作成に向けて多くの試みがなされてきた<sup>1-3)</sup>。その代表例としてナーススケジューリング問題(NSP: Nurse Scheduling Problem)がある<sup>4,5)</sup>。NSPは、婦長が本人および部下の看護師の次月度のスケジュールを、いくつかの制約条件のもとで最適に決定するという問題で、数理計画法、網羅的探索、発見的探索、ニューラルネットなど様々

な手法が試みられ<sup>6)</sup>、現在でもなお精力的に研究が続けられている。

本研究は、NSPほど複雑ではないが、類似した制約条件を伴う臨床検査技師の日当直勤務割当ての自動作成を目的としたものである。日当直勤務割当ての作成には、あらゆる最適化問題に適用できる汎用的なアルゴリズムであり、扱う問題にも依存するがコーディングが比較的容易な場合が多く、得られる解の質が一般的に高いといった理由から遺伝的アルゴリズムを用いた<sup>7)</sup>。

### 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm)は、進化的計算法の一つで、1975年にHollandによって提案された、ダーウィンの進化論を模倣して探索問題を効率よく解くアルゴリズムである<sup>8)</sup>。

遺伝的アルゴリズムでは、各探索点を個体と呼び、探索点の集団である個体集団に対する自然淘汰および交叉、突然変異などのいわゆるGAオペレータに

\*1 川崎医療福祉大学 医療福祉マネジメント学部 医療秘書学科 \*2 川崎医療福祉大学 医療福祉マネジメント学部 医療情報学科  
(連絡先) 植松章子 〒701-0193 倉敷市松島288 川崎医療福祉大学

E-Mail: uematsu@mw.kawasaki-m.ac.jp

よって新しい探索点を生成することにより，探索空間中の最適解を探索する．各個体は染色体をもち，適応度と呼ばれる評価値を使って評価され，適応度が高い個体ほど次世代に生き残り，そうでなければ淘汰される．生き残った個体からは2つの親個体を選ばれ，各々の染色体を交叉させて子孫の染色体を作る．また，染色体の一部を他の遺伝子で置き換えるといった突然変異が行われる．こうして自然淘汰・交叉・突然変異が何世代も繰り返され，より優れた個体が生き残るが，これが最適解となる．以上述べた遺伝的アルゴリズムの流れを図1および表1に示す．

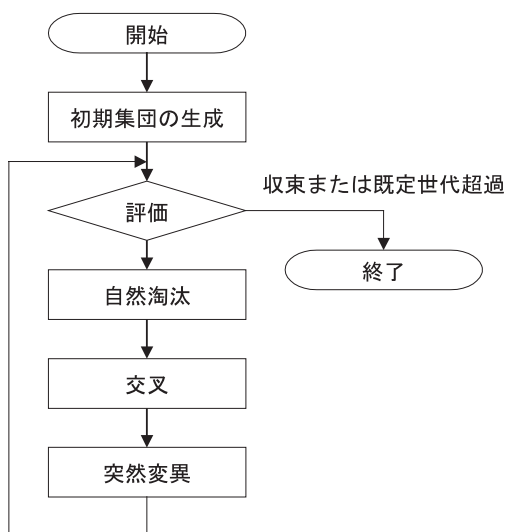


図1 遺伝的アルゴリズムの流れ

表1 遺伝的アルゴリズムの各フェーズの処理内容

フェーズ	処理内容
初期集団の生成	ランダムに親となる個体（勤務スケジュール）群を発生させる。
評価	現在の個体（勤務スケジュール）群の中に条件を満たす解（勤務スケジュール）が含まれているなど，一定の条件を満たしたとき，終了する。
自然淘汰	個体（勤務スケジュール）群のすべての個体（勤務スケジュール）について，適応度を求めて，この値に基づき次の世代に残す個体（勤務スケジュール）を決定する。
交叉	複数の親（一般には二つ）から遺伝子を受け継ぐ新しい個体（子）を作る。
突然変異	遺伝子の一部を変化させる。

本研究における勤務スケジュール作成問題では，各個体が1つの勤務スケジュールに対応する．

GAの適用分野としては，スケジューリング問題や最適配置問題などの最適化問題の解法としての利用の他に，株価など金融時系列データの変動予測といった関数の自動生成への利用がある．これは，関数形が未知な対象を，何らかの関数によって近似して表現したいときに有効に利用される．

日当直勤務割当て問題

川崎医科大学附属病院中央検査部は，一般，血液など13の部署に分かれ，総勢約80名の職員が勤務している．職員には，日勤の他に表2に示す平日当直，土曜・日曜・祝祭日の日当直が割当てられ，緊急性の高い検査を実施している．職員は，1年目と2年目以降に分け，1年目は日直のみ，2年目以降は日直，当直の両方をこなしているが，組み合わせには拘らない．日当直帯で実施する検査項目には，血液ガス分析，血球数カウント，尿検査，生化学検査，血液型，交差適合試験，出血時間検査，心電図等が含まれる．これらの検査は，全職員が実施できるようにトレーニングを行ってから日当直に入るようにしているが，得意・不得意があり，担当するメンバで分担したり，不得意のところは交代したりしている．

表2 日当直勤務割当て

勤務区分		(名)				
		日当直 N1		日直	日直	当直
日付区分		中検 N10	救急 N11	中検 N20	救急 N30	N40
W	平日	-	-	-	-	2
H	H1 土曜日	1	1	1	-	-
	H2 日曜日・祝祭日	-	-	2	2	2
	H3 5月連休	-	-	3	2	2
	H4 年末年始 (12/29~1/3)	-	-	3	2	2
	H5 年末年始 (12/31)	-	-	2	2	2

日付区分 W：平日

H：土日祝祭日（1~5：休日扱い別分類）

勤務区分 N（10~40：勤務担当部署別分類）

勤務スケジュール作成にあたって，表3に示す全部で8つのルールを考慮しなければならない．

本研究では，GAを使って表3に示す8つのルールを満たす日当直勤務割当ての問題を解くことを試みた．通常，スケジュール作成問題をGAで解く場合，制約条件付の最適化問題とみなすのが常である．本研究においても，基本的にはその観点を踏襲しているが，一方で，スケジュール作成問題をGAによる関数の自動生成の問題として捉えることもできる．

表3 ルール

ルール	割当て方法・制約条件
R1	<ul style="list-style-type: none"> <li>基本として平日当直と土、日、祝祭日の日当直を交互に割り当てる。</li> <li>平日当直が2回続くことがあるが、それは認める。</li> <li>年末年始などに土、日、祝祭日の日当直が2回続くことがあるが致し方なし。但し公平にすること。</li> </ul>
R2	<ul style="list-style-type: none"> <li>土、日、祝祭日の日当直は下記5パターンが万遍なく当たるようにする。</li> <li>①土曜日-日当直, ②土曜日-日直, ③日・祝祭日-中検日直, ④日・祝祭日-救急日直, ⑤日・祝祭日-当直</li> </ul>
R3	<ul style="list-style-type: none"> <li>5月連休と年末年始の両方には当てないようにする。</li> </ul>
R4	<ul style="list-style-type: none"> <li>当直では、同じ部署の者の間隔は少なくとも<math>D_1(=1)</math>日以上空ける。</li> </ul>
R5	<ul style="list-style-type: none"> <li>金曜日-当直だけは、偏らず、万遍なく当たるようにする。</li> </ul>
R6	<ul style="list-style-type: none"> <li>1ヶ月に2回割り当てがある場合もあるが、間隔は<math>D_2(=10)</math>日以上空ける。</li> <li>前月や次月も、間隔は<math>D_2(=10)</math>日以上空けることを配慮する。</li> </ul>
R7	<ul style="list-style-type: none"> <li>日直のみ及びその日にできない職員は当直に当てない。</li> </ul>
R8	<ul style="list-style-type: none"> <li>極力1ヶ月の割当て回数を1回にする。</li> <li>やむを得ない場合は2回割り当ててもよいが、その場合、割当て回数=0となる職員は極力減らす。</li> </ul>

即ち、スケジュール作成問題を、勤務  $x$  に対して職員  $F(x)$  を割当てる関数

$$x \rightarrow F(x)$$

とみなし、未知関数  $F(x)$  を過去の日当直勤務割当て実績データを基にして GA を使って近似するという観点である。本研究では、一部にこの考え方を取り入れている(後述するルール 6, 8)。

#### 過去の割当て実績の分析

本章では、問題の定式化を行う前に、本研究で述べる手法を適用する以前の2000年2月1日から2003年3月31日までの過去の日当直割当て実績データの分析結果について述べる。

表4は、この期間にわたって日当直勤務割当て実績を集計したものである。表から平日当直の勤務回数は全職員に対して公平に曜日が割当てられていることがわかる。

表5は、表3のルール2にある5つの勤務パターンについて、実績データを集計したものである。ルール2では5パターンを万遍なく割当てようになっているが、特にP3, P4において割当て回数にかなりのばらつきが見られる。

図2は、全ての職員について、日当直から次の日当直までの日数間隔を集計してヒストグラムにしたものである。日数間隔のほとんどは16~30日以内に収まり、平均は24.1日であった。しかし、日数間隔の分布は職員によっても(標準偏差21.3日)、月によってもかなりばらつきが見られ、スケジュール作成担当者の苦労の跡が伺われた。また、表3のルール6の割当て方法に記載されているとおり、間隔が  $D_2(=10)$  日未満というのはほとんどなかった。

図3は、全ての職員について、1ヶ月の日当直割当て回数を集計してヒストグラムにしたものである。月に3回以上の日当直割当てではなく、大半が月1回の日当直勤務になっており、表3のルール8に記載された割当て方法が忠実に守られていることを示している。

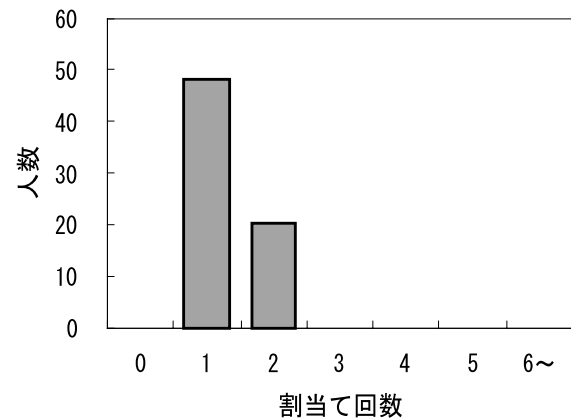


図3 2000.2~2003.3の平均割当て回数分布

#### 問題の定式化

遺伝的アルゴリズムを使って、日当直勤務割当て問題を解くにあたって、個体の染色体の記述方法を決定し、各個体の適応度の計算方法を定式化する必要がある。前者は遺伝子型と呼ばれ、GAで必要な部分だけを表す情報にした解の表現方法で、一方、現実の問題に対する解を表現型と呼ぶ。本研究では、表2に示す日当直勤務割当てに基づいてスケジュール作成期間(通常は1ヶ月間)に渡って展開した勤務スケジュール枠を遺伝子座とする表現型を用い、各スケジュール枠に割当ててる職員の並びを遺伝子型とした(図4)。

表 4 2000.2~2003.3の日当直勤務割当て実績

		日当直 中 検 N10	日当直 救 急 N11	日直中検 N20	日直救急 N30	当直 N40	合計	平均	std
W	W1 月	/	/	/	/	294	294	3.8	2.2
	W2 火					326	326	4.2	2.3
	W3 水					330	330	4.2	2.2
	W4 木					323	323	4.1	2.0
	W5 金					314	314	4.0	2.1
H	H1 土曜日	157	157	156 <sup>(※1)</sup>	1 <sup>(※1)</sup>	471			
	H2 日曜日・祝祭日	/	/	406	406	406	1,218		
	H3 5月連休			35 <sup>(※2)</sup>	24	25 <sup>(※1)</sup>	84		
	H4 年末年始 (12/29~1/3)			53 <sup>(※3)</sup>	36	36	125		
	H5 年末年始 (12/31)			7 <sup>(※4)</sup>	6	6	19		

- 1) 土曜日は救急の日直はないはずだが、2001/9/1に日直が割り付けられている。
- 2) 2001/5/1(火)は祝祭日ではないにもかかわらず、祝祭日の割付が行われている。
- 3) 2000/12/30は年末年始(H4)なので、中検日直は3名のはずなのに、2名しかいない。
- 4) 2000/12/31は年末年始(H5)なので、中検日直は2名のはずなのに、3名いる。

表 5 2000.2~2003.3の勤務パターン別実績

パターン	勤務	日付区分	勤務区分	割 当					
				総人数	%	最小回数	最大回数	平均回数	std
P1	土曜日-日当直	H1	N10 N11	314	16.4%	0	7	4.0	1.7
P2	土曜日-日直	H1	N20	157	8.2%	0	5	2.0	1.0
P3	日・祝祭日-日直中検	H[2-5]	N20	501	26.1%	1	26	6.4	4.2
P4	日・祝祭日-日直救急	H[2-5]	N30	472	24.6%	2	25	6.1	4.1
P5	日・祝祭日-当直	H[2-5]	N40	473	24.7%	0	11	6.1	2.3
合 計				1,917					

P(1~5)勤務パターン分類

- H1 : 土曜日
- H2 : 日曜日・祝祭日
- H3 : 5月連休
- H4 : 年末年始 (12/29~1/3)
- H5 : 年末年始 (12/31)
- N1 : 日当直 (N10 : 中検 | N11 : 救急)
- N20 : 日直中検
- N30 : 日直救急
- N40 : 当直

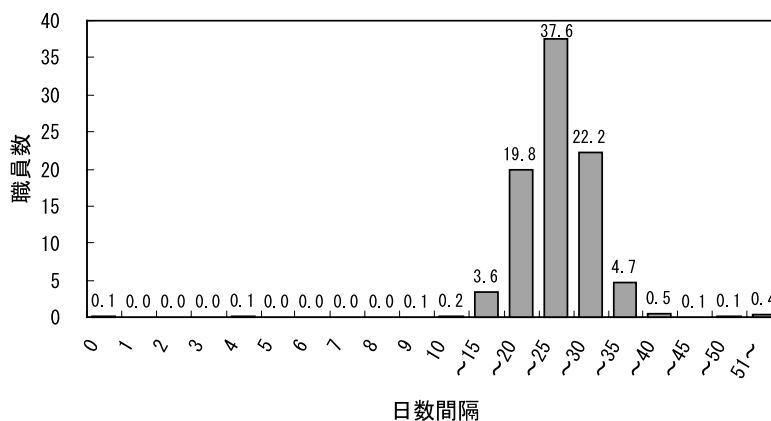


図 2 2000.2~2003.3の平均日数間隔分布

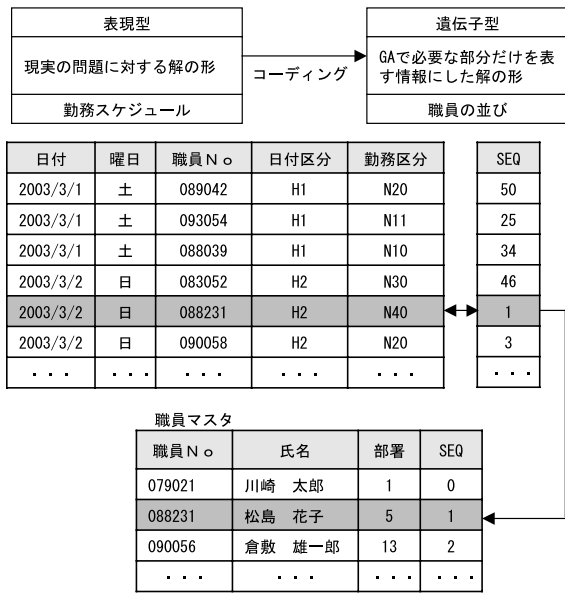


図4 遺伝子型と表現型  
表現型(現実の問題に対する答えの形)は勤務スケジュール(左表)であり,これを職員マスタのSEQの列に対応させたもの(右表)を遺伝子型とする。

次に,表3に示す8つのルールに対して適応度の定式化を行う。本研究でのアプローチは,与えられた個体(勤務スケジュール)に対して*i*番目のルールに対してコスト $C_i$ を定義し,総コストを次式で計算してこれを最小化するような個体をGAで求める。

$$\text{総コスト} = \sum_i W_i \cdot C_i$$

ここで, $W_i$ は*i*番目のルールに付与した重みで,これを調整することによって各ルールの優先度が決定される。

1. ルール1

ルール1は,基本的な勤務シフトに関するルールで,職員から見た場合,図5に示すように,原則的には平日当直と土・日・祝祭日の日当直を交互に繰り返すが,時には平日当直が2回続くことや,年末・年始に土・日・祝祭日の日当直が2回続くことがある。なお,図5においてWやHの記号は表2の日付区分を表す。

コスト $C_1$ は,次式によって計算する。

$$C_1 = \sum_k \delta_k$$

ここで, $\delta_k$ は,*k*番目のスケジュール枠に割り当てられた職員の前回の勤務区分(平日当直か土・日・祝祭日の日当直か)が,今回割り当てられた勤務区分と同じ場合は1,異なれば0という値をとる。なお,このルールの後半部分にある「また,年末年始など

に土・日・祝祭日の日当直が2回続くことがあるのも致し方なし。ただし公平に,」については定式化を行っていない。

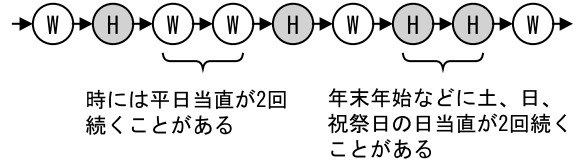


図5 ルール1

2. ルール2

ルール2は,表5に示す5つの勤務パターンを職員に公平に割り当てるためのルールである。「5パターンが万遍なく当たるように」をどのように解釈するかによってコスト $C_2$ の計算方法が変わってくる。

職員単位で「万遍なく当たる」ようにするには,職員単位で5パターンの過去の実績回数を集計し,割り当てようとするパターンの実績回数が5パターンの重み付き平均回数(実際の割り当て回数を考慮した重み付き平均回数)よりも大きければ,今回そのパターンを割り当てることにより,ますますそのパターンの実績回数が突出することになるので,割り当てないようにする,といったアルゴリズムが考えられる。

一方,他の職員と比較して「万遍なく当たる」ようにするには,職員全体の当該パターンの平均実績回数を計算し,当該職員の当該パターンにおける実績回数が全体の平均実績回数よりも大きければ,今回そのパターンを当該職員に割り当てることにより,ますますそのパターンの実績回数が他の職員に比べて突出することになるので,割り当てないようにする,といったアルゴリズムが考えられる。しかし,この場合,新入職員は必然的に他の職員に比べて当該パターンの実績回数が少ないはずなので,優先的に割り当てられることになり,問題を生じる。

前章で行った過去の実績データに基づく分析によれば,職員単位の勤務パターンにはかなりのばらつきが見られたので,新人職員の問題はあるものの,今回は後者を採用し,次式によってコスト $C_2$ を計算した。

$$C_2 = \sum_k \rho_k$$

ここで, $\rho_k$ は,*k*番目のスケジュール枠に割り当てられた職員の勤務パターンが表5の5つの勤務パターン( $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5$ )のいずれかである場合,今回割り当てられたパターンの当該職員の比率が全体比率よりも大きければ1,小さければ0という値をとる。

3. ルール 3

ルール 3 は、5 月の連休や年末・年始の長期休暇に公平に日当直勤務を割当てするためのルールで、次式によってそのコスト  $C_3$  を計算する。

$$C_3 = \sum_k \varphi_k$$

ここで、 $\varphi_k$  は、 $k$  番目のスケジュール枠に割当てられた職員の前回連休日付が今回割当て年と同年内にあり、かつ、前回連休区分が 5 月連休 (H3) の場合は 1、それ以外は 0 という値をとる。ただし、 $C_3$  は年末・年始 (H4, H5) に割当てられた職員に対してのみ計算する。

4. ルール 4

ルール 4 は、部署間で公平に平日当直を割当てるためのルールで、図 6 に示すように、同一部署 (図の例では部署 B1) から職員を平日当直に割当てる際、少なくとも  $D_1$  日以上空ける。コスト  $C_4$  は次式によって計算する。

$$C_4 = \sum_k \beta_k$$

ここで、 $\beta_k$  は、当該日以前の  $D_1$  日間に当該職員の部署と同じ部署から職員が割当てられている場合 1、そうでなければ 0 の値をとる。なお、 $C_4$  は、平日当直に割当てられた職員に対してのみ計算する。

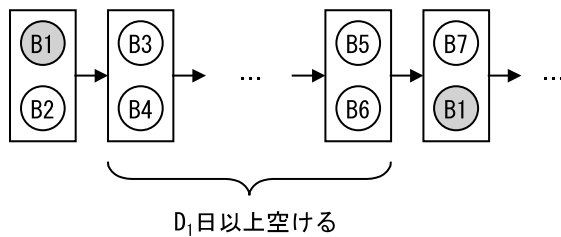


図 6 ルール 4

5. ルール 5

ルール 5 は、金曜日の当直を公平化するためのルールで、「金曜日の当直だけは、偏らず、万遍なく当たるように」をどのように解釈するかによってアルゴリズムが変わってくる。ルール 2 と同様に、金曜日当直の実績回数を集計して当該職員の実績を全職員の実績と比較し、その過不足でコストを割当てる方法も考えられるが、過去の実績データの分析から、平日当直は各職員に対して均等に割当てられているようなので、今回は、次式によってコスト  $C_5$  を計算した。

$$C_5 = \sum_k \chi_k$$

ここで、 $\chi_k$  は、当該職員の過去 5 回の平日当直に金曜日がある場合は 1、なければ 0 という値をとる。なお、 $C_5$  は、平日金曜日の当直に割当てられた職員に対してのみ計算を行う。

6. ルール 6

ルール 6 は日当直割当ての日数間隔の適正化に関するルールである。当初、当該職員の前回日当直勤務日からの経過日数を計算して、 $D_2$  日未済の場合にペナルティを与えることでコストを算出することを考えた。図 7 は、このルールに加えてルール 1 を課した場合の予備実験の結果を示したものである ( $D_2=10$ , 個体数=1000, 世代数=30, 突然変異の確率=0.11とした)。

この結果を過去の実績データ (図 2) に比べる随分と異なる様相を呈している。これは、このペナルティの与え方では日数間隔が 1 でも 9 でも同等に扱われるため、できるだけ日数間隔を長くしようという力が働いていないためだと考えられる。そこで、日数間隔  $\lambda$  に対して次式のペナルティを与えた (図 8)。

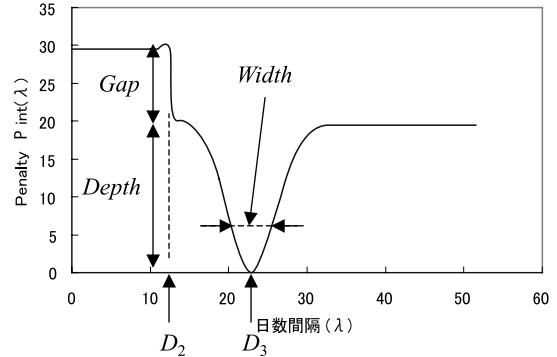


図 8 日数間隔に対するペナルティ

$$P_{int}(\lambda) = Depth \cdot \left\{ 1 - \exp \left( - \left( \frac{\lambda - D_3}{Width} \right)^2 \right) \right\} + Gap(\lambda)$$

ここで、 $D_2$  は最低日数間隔、 $D_3$  は割当て実績から求めた平均日数間隔である。Depth, Width はペナルティ曲線の形状を決定するためのパラメタで、それぞれ平均日数間隔 ( $D_3$ ) からずれた場合のペナルティの大きさ、ペナルティ曲線の幅を表す。このペナルティ曲線を用いることにより、平均日数間隔から逸れた場合にペナルティを与えている。Gap( $\lambda$ ) は、最低日数間隔 ( $D_2$ ) 未済の場合にさらに追加す

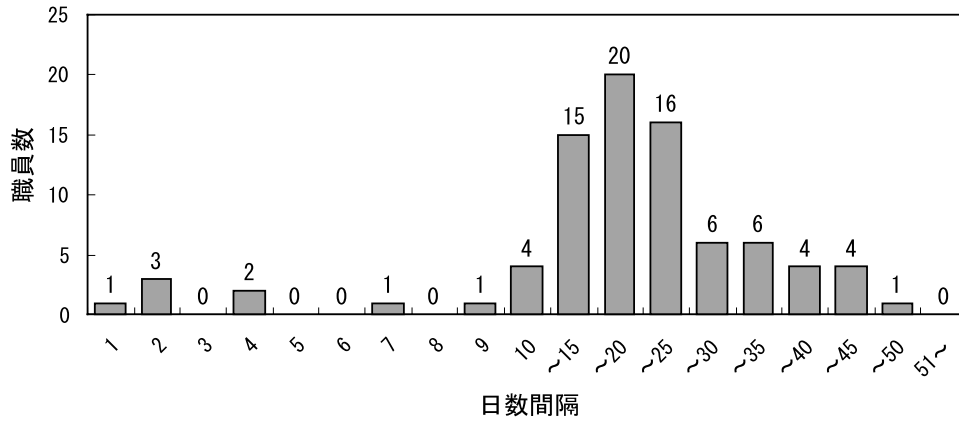


図7 日数間隔分布のシミュレーション  
 $D_2=10$  ,  $POPULATION=1000$  ,  $MAX\_GENERATION=30$  ,  $MUTATIONS\_ODDS=0.11$

るペナルティを表し、 $\lambda \geq D_2$  の場合は 0 ,  $\lambda < D_2$  の場合に正の定数値をとる .  $Gap(\lambda)$  を用いて  $D_2$  未満ではペナルティを不連続に大きくとっているのは、最低日数間隔未満の割当てを極力引き起こさないようにするためである . このペナルティ関数を用いてコスト  $C_6$  は次式によって計算する .

$$C_6 = \sum_k P_{int}(\lambda_k)$$

ここで、 $\lambda_k$  は、 $k$  番目のスケジュール枠に割当てられた職員の前回日当直勤務日からの経過日数である .

7 . ルール 7

ルール 7 は職員の都合による制約条件である . これは、職員マスタに設けられた日直可能フラグ ( 0 : 日当直とも可能 , 1 : 日直のみ可能 , 2 : 日当直とも不可 [ 退職者 , 産休の職員を含む ] ) を使って次式によってコスト  $C_7$  を計算する .

$$C_7 = \sum_k \nu_k$$

ここで、 $\nu_k$  は、 $k$  番目のスケジュール枠に割当てられた職員の日直可能フラグである . なお、日直可能フラグの値が 2 の職員は日当直の対象から除外しなければならないので、初期スケジュール群を生成する段階で最初から対象から外しておく .

8 . ルール 8

ルール 8 は、1 ヶ月内の割当て回数の適正化に関するルールである . できるだけすべての職員の割当て回数が公平になるように、図 9 に示すペナルティを与える .

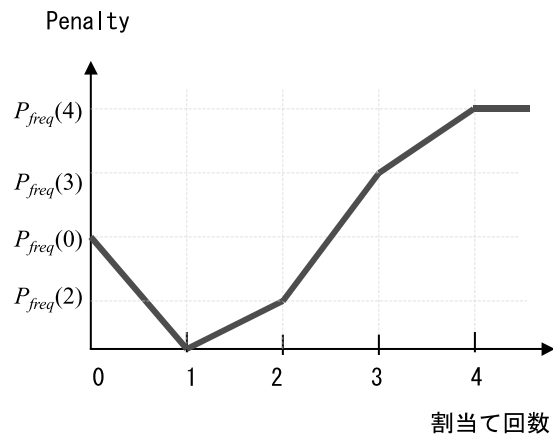


図9 割当て回数に対するペナルティ

ここでペナルティは

$$P_{freq}(2) < P_{freq}(0) < P_{freq}(3) \leq P_{freq}(4)$$

とする . なお、 $P_{freq}(0)$ 、 $P_{freq}(2)$ 、 $P_{freq}(3)$ 、 $P_{freq}(4)$  は、それぞれ割当て回数が 0 回、2 回、3 回、そして 4 回以上の場合のペナルティである . このペナルティ関数を用いてコスト  $C_8$  は次式によって計算する .

$$C_8 = \sum_k P_{freq}(\gamma_k)$$

ここで、 $\gamma_k$  は、 $k$  番目のスケジュール枠に割当てられた職員のスケジュール作成対象月内の割当て回数で、 $P_{freq}(\gamma)$  は割当て回数が  $\gamma$  の場合のペナルティ関数である .

GA オペレータ

この章では、図1 および表1 に示した遺伝的アルゴリズムの各フェーズの具体的な処理の説明を行い、GA オペレータ(自然淘汰、交叉および突然変異)の実装方法について述べる。

1. 初期集団の生成

作成する勤務スケジュールの期間(通常は1ヶ月)に必要な日当直職員の延べ人数を表2にしたがって求め、これを $N$ とする。次に、日当直に割当て可能な職員の数をもとめ、これを $S$ とする。割当て可能な職員に $0 \sim S - 1$ のSEQを振り、このSEQを要素とする長さ $N$ の乱数列を $M$ 組生成する(図10)。

$M$ 個の個体群(勤務スケジュールの候補群)

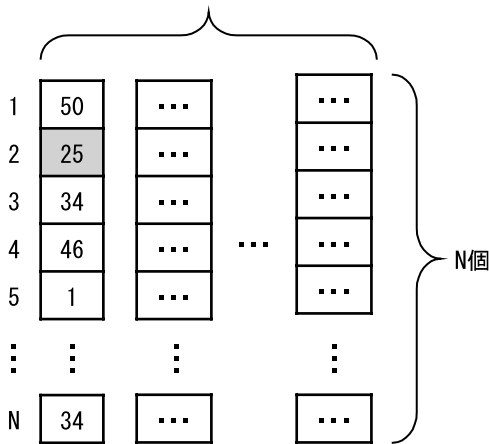


図10 初期集団の生成

2. 自然淘汰(selection)

$M$ 個の個体群(スケジュール群)の各々に対して前章で述べた方法で総コストを計算し、総コストの昇順に整列した個体の上位 $CUT\_LINE$ 個を残し、あとは淘汰する。

なお、総コストの値が事前に設定された値 $STOP\_COST$ 未満の個体が見つかった場合は終了する。また、繰り返し回数(世代数)が事前に設定された最大世代数( $MAX\_GENERATION$ )を超えた場合も終了する。

3. 交叉(crossover)

自然淘汰で生き残った $CUT\_LINE$ 個の個体からランダムに2つの個体を選び、1点交叉によって新しい個体を生成する。ここで、1点交叉は、図11に示すように、交叉点を乱数で決定し、前半を一方の個体から、後半を他方の個体からコピーして新しい個体を生成する。

また、この交叉は、淘汰され死滅した個体の数を補う回数だけ繰り返し行う。

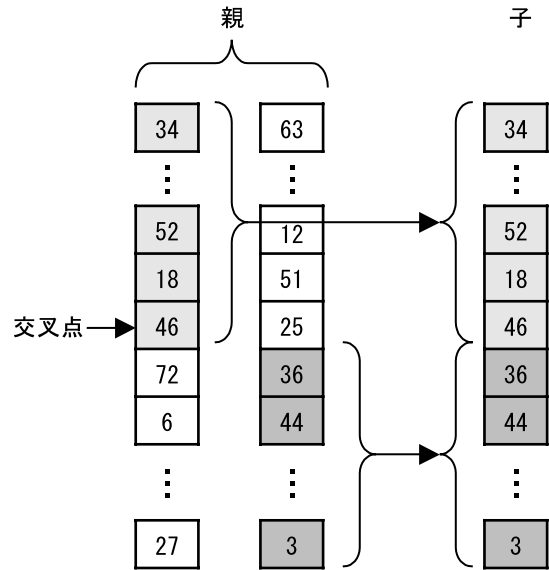


図11 交叉

4. 突然変異(mutation)

突然変異は、図12に示すように、染色体の1箇所をランダムに選んで、その遺伝子座に格納されている職員SEQを、これもまたランダムに選んだ職員SEQに置き換える。なお、突然変異は、生き残った個体および交叉で生成された新しい個体を対象として行うが、その際、事前に定めた突然変異率( $MUTATION\_ODDS$ )の確率で突然変異を起こす。

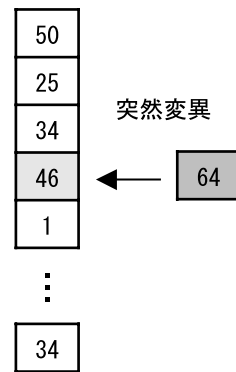


図12 突然変異

評価

この章では、これまで述べたスケジューリング手法を実装して実験を行った結果について述べる。なお、実験に使用したパラメータを表6に示す。

1. 個体数依存性

図13は、総コストの個体数( $POPULATION$ )依存性をプロットしたものである。なお、実験は5回実行し、その平均値をプロットした。図が示すように、個体数が250あたりまでは急激に総コストが



減少するが、500を超えると緩やかな減少傾向を示すものの、大きな変化は見られなかった。

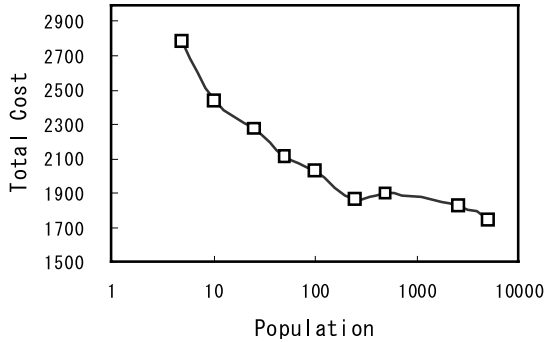


図13 総コストの個体数依存性

2. 突然変異率依存性

図14は、総コストの突然変異率依存性をプロットしたものである。なお、実験は5回実行し、その平均値をプロットした。図が示すように、突然変異率が0.1あたりまでは急激に総コストが減少するが、0.2を超えるとあまり変わらなかった。

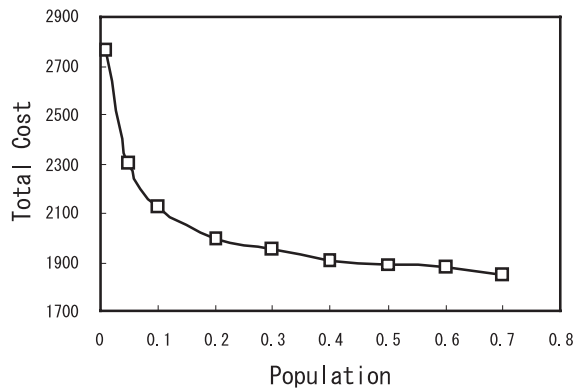


図14 総コストの突然変異率依存性

3. 実験結果

表6に示すパラメタを用いた場合の、コストの世代変化、違反者数の世代変化をそれぞれ図15、16に示す。

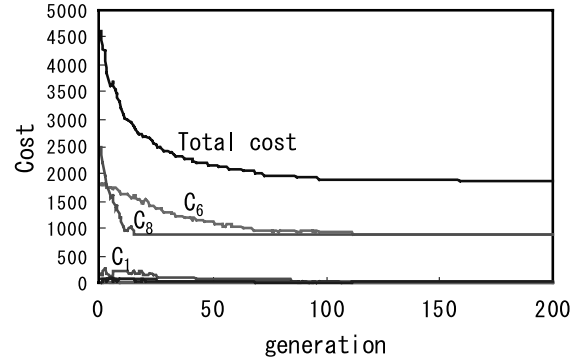


図15 コストの世代変化

図15によれば、総コストは急激に減少し、100世代を超えたあたりでほぼ一定の値に収束する。これを制約条件別のコストで見た場合、 $C_6$  (日当直間隔制約)と $C_8$  (割当て回数制約)が総コストの大半を占めている。 $C_8$ は10~20世代までに急速に一定の値に収束するが、 $C_6$ は100世代くらいかけて $C_8$ に比べるとゆっくり減少して収束する。なお、図中の各制約のコストには重みを乗じていることに注意されたい。他のコストについては値が小さすぎて図15ではよくわからないが、図16の違反者数を見ると世代変化の様子がよくわかる。これによれば、ほぼ100世代あたりまで変化が見られるが、その後はいずれも一定の値に収束している(ただし、金曜当直の公平化に関する制約  $R_5$ のみ128世代目で違反者が一人増えている)。ちなみに、最終的な違反者数は  $R_6$  (日当直間隔は10日以上あける)が1人、 $R_1$  (平日当直と土・日・祝祭日の日当直を交互に割当てると)と  $R_7$  (日直のみの職員を当直に割当て

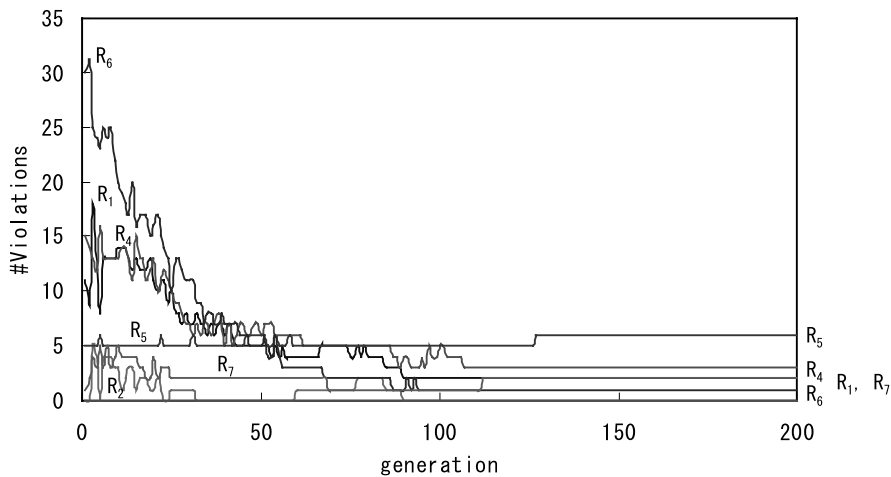


図16 違反者数の世代変化

表6 実験に用いたパラメタ

パラメタ	値	パラメタ	値	パラメタ	値
職員数	66	$D_3$	23.0	$W_8$	2.0
スケジュール作成期間	1ヶ月	$D_4$	25.0	Depth	19.6
POPULATION	500	$W_1$	16.0	Gap ( $\lambda < D_2$ )	10.0
MAX_GENERATION	200	$W_2$	5.0	Width	4.2
CUT_LINE	50	$W_3$	1.0	$P_{freq}(0)$	20.0
STOP_COST	1000	$W_4$	6.0	$P_{freq}(2)$	15.0
MUTATION_ODDS	0.4	$W_5$	1.0	$P_{freq}(3)$	100.0
$D_1$	1.0	$W_6$	1.0	$P_{freq}(4)$	100.0
$D_2$	12.0	$W_7$	16.0		

POPULATION : 個体数  
 MAX\_GENERATION : 世代数  
 CUT\_LINE : カットライン  
 STOP\_COST : 停止コスト  
 MUTATION\_ODDS : 突然変異確率  
 $D_1$  : 同一部署間隔  
 $D_2$  : 最低割付間隔  
 $D_3$  : 最適割付間隔  
 $D_4$  : エラー表示間隔  
 $W_1 \sim W_8$  : 制約条件に対する重み  
 制約条件の詳細は表3参照  
 Depth/Width : ペナルティ曲線の形状決定パラメタ  
 Gap( $\lambda < D_2$ ) : 最低日数間隔未満時の追加ペナルティ  
 $P_{freq}(0) \sim P_{freq}(4)$  : 割当回数に対するペナルティ  
 (0)~(4)は割当回数

ない)が2人,R4(同じ部署の当直間隔は1日以上あける)が3人,そしてR5が6人であった。この結果を2000.2~2003.3までの実績データとともに表7に示す。R1とR4については過去の平均よりも違反者数が少ない。一方,R5,R6は多少多めになっているが,最大違反者数以内には収まっている。R7に違反者があった場合,実施不可能な勤務スケジュールとなるが,今回の実験では2名の違反者が出ている。R8(極力1ヶ月の割当回数を1回にする)に関しては,実績データの平均に比べて月2回の割当が多くなっているが,最小~最大の範囲内には収まっている。

表7 実績データの違反者数

ルール	実績 (2000.2~2003.3)				スケジュール作成月 実験結果	
	平均	最小	最大	std		
R1	4.1	0	11	3.3	2	
R4	4.8	0	12	2.8	3	
R5	2.4	0	6	1.5	6	
R6	0.4	0	5	1.0	1	
R7	0	0	0	0.0	2	
R8	1回	48.2	29	68	10.3	36
	2回	20.6	6	36	7.6	30

以上から,最初にR8の割当回数が決まり,その後,他の制約による調整が行われ,最終的に最適解に収束していることがわかる。

日当直間隔の分布を図17に示す。最も多いのは21~25日で,延べ43人がこの範囲にいた。平均は20.7日(Std:5.2日)で,実績データの平均24.1日(Std:21.3日)とほぼ一致していた。

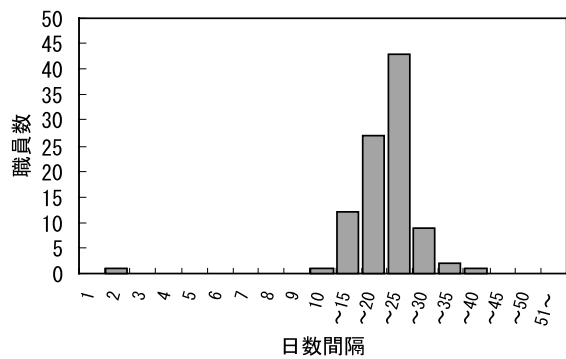


図17 日当直間隔分布

考 察

GAでは,競合する制約条件の扱い方に以下の2通りの方法がある<sup>6)</sup>。

1. 制約条件をペナルティとして適応度関数に取り込む

## 2. 制約条件が破壊されないようにコード化/交叉に工夫を加える

本研究では、8つの制約条件のほとんどをペナルティとして適応度関数に取り込んだ。そのため、制約条件や評価項目間のバランスを取るための荷重パラメタが増え、それらの調整という新たな問題に直面することになった。

特に、表3のルール6と8は競合関係にあり、重み $W_6$ と $W_8$ の調整が困難を極めた。加えて、これらの適応度関数では、さらに $Depth$ ,  $Gap(\lambda)$ ,  $Width$ そして $P_{freq}(\gamma)$ などのサブパラメタを調整する必要があり、これが一層状況を複雑にしている。本研究では、これらのパラメタを試行錯誤によって調整せざるを得なかったため、改善の余地が残されている。

次に交叉についてであるが、本研究では一点交叉を用いて一对の親遺伝子から子孫を作成した。これは異なる2つの勤務スケジュール表を適当な位置で切断し、一方の前半部分と他方の後半部分を接着することに対応している。この操作は明らかに表3のルール8以外の制約条件を破る可能性がある。スキーマ定理によれば、GAが最も効率よく探索を行うためには、適応度の高いスキーマ (building block) が壊れてしまうことを最小限に抑えなければならない<sup>9)</sup>。遺伝子型的设计 (即ちコード化) や交叉のやり方に工夫が必要である。

同様なことが突然変異についても言える。本研究では、染色体の任意の位置をランダムに選び、その遺伝子をこれもまたランダムに選んだ他の職員に入れ替えるという操作を行っているが、交叉の場合と同様に、この操作によって表3に記載されたルールの多くが破られる可能性がある。

交叉と突然変異については、ルール7との関連でさらに重大な問題がある。本研究では、ルール7の「日直のみ可能な職員は当直に当てない」という制約条件をペナルティとして取り込んだ。しかし、この制約条件は表3の他のルールとは性格が異なり、この条件に違反したスケジュールは実施不可能となる。即ち、ペナルティで対応するということは致死遺伝子の出現を容認することになる。これに対して重み $W_7$ を大きく設定することで致死遺伝子の出現を抑制したが、これは根本的な解決にはなっていない。

以上、本研究における実装上の問題点を指摘したが、課題が多い反面、遺伝子型と表現型がほぼ等価になっているため、直感的にわかりやすい上、新たな制約が加わった場合にも柔軟に対応できるという利点がある。やり方にもよるが、設計時の制約条件に特化した遺伝子型を設計した場合、追加された制約条件によっては抜本的な見直しに迫られる可能性もある。

## 関連する研究

本研究では、GAを用いて臨床検査技師の日当直勤務割当てスケジュールの作成を行った。類似研究としてBoyd等の研究がある<sup>10)</sup>。Boyd等は、臨床検査技師を複数の検査室 (Workstation) に割当てる問題にGAを適用した。臨床検査技師は基本的には日替わりのローテーションで担当する検査室を回っており、各検査室にはその職務内容に応じたスキルレベルが要求され、それが制約条件の一つとなっている。本研究が扱った問題は、臨床検査技師の日当直の割当てであったため、いかに公平に割当てるかに重点を置いていたのに対して、Boyd等は日常業務の勤務スケジュール作成問題であるため、専門性やスキルレベルといった本研究では扱わなかった制約条件が含まれている。また、Boyd等は職員が担当する検査室の並びを染色体とし、個々の遺伝子座に異なる職員を割当てるコーディングを行った。したがって、本研究とは異なり、染色体を構成する個々の遺伝子座には重複して同じ職員を割当てることはできないといった制約が生まれる。そのため、交叉によって致死遺伝子が生じないように、部分マッチ交叉という工夫を施している。また、突然変異も、染色体上の任意の遺伝子を交換するという方法を採用している。Boyd等は、開発したシステムによって1ヶ月あたり37時間の労働が節約されたと報告している。

GAを用いたスケジューリング問題として最も盛んに研究されているのがNSPであろう。NSPでは、ナースひとりの一か月分のスケジュールを染色体で表現し、必要なナースの人数分の染色体すべてで全体のスケジュールを構成するように工夫している。これは、NSPのように制約条件が多くなると致死遺伝子の発生を抑えるのが困難となるため、それをうまく制御するために考案されたコーディング方法である<sup>6)</sup>。一つの染色体が全体のスケジュールに対応している本研究とはこの点が異なっており、それがまたNSPを一層複雑な問題にしている。Dias等はNSPに対してGAとタブサーチ (tabu search) の2通りの方法を試み、GAの方がわずかに良い解を生成するのに対して、タブサーチは処理時間の観点から効率が良かったと報告している<sup>11)</sup>。また、同時に彼等はシステムが作成したスケジュールを容易に調整できるユーザインターフェースの導入が必要であると主張している。これは、システムに考慮されていない例外的な制約条件が発生したり、作成されたスケジュールの一部を急遽変更する必要が生じたりした場合、再スケジューリングによって全く異な

るスケジュールが作成されると現場に混乱を引き起こすからである。つまり、最終的な調整は人手に委ねるといった現実的なアプローチである。

これに対して、服部等は、NSP を動的重み付き最大制約充足問題として定式化し、再スケジュールリングした際に、以前のスケジュールと全く異なった解の生成を抑える方法を提案した<sup>12)</sup>。これは、安定したスケジュールを提供するために、以前に決定されたスケジュールを維持するための暫定的な制約を導入することにより、再スケジュールを行うという手法である。勤務スケジュールは、その複雑な制約条件のために、何かの理由で作成されたスケジュールの一部を修正する必要が生じた場合、その修正の影響がドミノ的に全体に波及するという問題を孕んでいるため、この提案には期待が寄せられるが、まだ研究段階であり、現実の運用までには至っていない。

GA を改良した NSP への取り組みとして Aickelin 等は Indirect Genetic Algorithm という手法を提案している<sup>13-15)</sup>。これは、GA の出力をそのまま解として利用するのではなく、それをパラメタとして外部の decoder 関数へ渡し、そこで単純なヒューリスティックを用いて部分的な最適化を行い、さらに別の hill-climbing アルゴリズムによって最終的な最適解を生成するという手法である。一見複雑に思えるこの 3 層からなるアプローチによって、従来の手法よりも良質な解を生成できたと報告している。また、この手法の利点として、パラメタの最適化はアルゴリズム自体が行うため必要としないことを挙げている。これは、GA では遺伝子型と表現型との間には必然的な関係は何もないことを上手く利用したもので<sup>16)</sup>、興味深いアプローチである。

## む す び

本研究では、遺伝的アルゴリズムによる臨床検査技師の日当直割当て問題に取り組んだ。本研究に基づいて開発したシステムは2003年4月から川崎医科大学附属病院の中央検査部で利用され、本論文執筆時点で2年5ヶ月が経過し、その間、制約条件の変更など何度かの改訂を経て、現在にいたるまで順調に稼働を続けている。本システムの利用により、それまで約20時間かかっていた作業が約50%短縮できた。

しかし、本システムが作成した勤務スケジュールがそのまま利用できることはほとんどなかった。これは、システムに考慮されていない一時的な例外が生じた場合、それに伴い勤務スケジュール全体の見直しが発生するためである。それにも拘らず、本システムの利用によって作業効率が向上したのは、作成した勤務スケジュールの修正を支援する豊富な機能を提供していたことに加え、勤務スケジュール作成に付随して個々の職員の勤務状況データベース、例えば実績表、統計一覧表などをリアルタイムに作成・保存する機能を備えていたからである<sup>17)</sup>。とは言え、システムが作成したスケジュールを手直しする時間は極力押さえることができれば、それに越したことはない。今後は、遺伝子型の設計を工夫するなどして改良を加え、より完成度の高いスケジュールを作成することが課題である。

本研究を行う上で、川崎医科大学附属病院中央検査部の通山薫部長、山本誠一技師長、為近美榮副技師長には多大な協力を得た。ここに、深く謝辞を述べたい。

## 文 献

- 1) 岸真司, 川田新一, 沢田潔, 浅井広, 木下元一, 長谷川泰洋: 救急当番医スケジュール作成への遺伝的アルゴリズムの適用. 第21回医療情報学連合大会論文集, 474-475, 2001.
- 2) 岸真司, 川田新一, 沢田潔, 浅井広, 木下元一, 遠松哲二, 板津武晴, 長谷川泰洋: 遺伝的アルゴリズムを利用した研修医口ーテートスケジュールの組み合わせ最適化. 第22回医療情報学連合大会論文集, 222-223, 2002.
- 3) 岩本光実, 片岡浩巳, 他: 日当直業務及び非番・休日割り振り作業の効率化. 第24回医療情報学連合大会論文集, 674-675, 2004.
- 4) Ikegami A: A study of nurse scheduling in Japan. *Journal of human ergology*, **30**(1-2), 71-76, 2001.
- 5) Darmoni SJ, Fajner A, Mahe N, Leforestier A, Vondracek M, Stelian O and Baldenweck M: Horoplan: computer-assisted nurse scheduling using constraint-based programming. *Journal Society of Health System*, **5**(1), 41-54, 1995.
- 6) 山村雅幸, 小林重信, 山岸誠, 阿瀬始: 遺伝的アルゴリズムによるナーススケジュールリング. 北野宏明編著, 遺伝的アルゴリズム2. 第2版, 産業図書, 89-125, 1987.
- 7) 長尾智晴: 進化的画像処理. 昭晃堂, 21-27, 2003.
- 8) Holland JH: Adaptation in Natural and Artificial Systems. *The University of Michigan Press*, 1975.

- 9) Y. ダヴィド ア著, 大橋弘忠, 濱岡豊 共訳: 遺伝的アルゴリズム. 初版, 培風館, 25-31, 1996.
- 10) Boyd JC and Savory J: Genetic Algorithm for Scheduling of Laboratory Personnel. *Clinical Chemistry*, **47**, 118-123, 2001.
- 11) Dias TM, Ferber DF, Souza CC and Moura AV: Constructing nurse schedules as large hospital. *Int. Trans. Op. Res.*, **10**, 245-246, 2003.
- 12) 服部宏充, 磯村厚誌, 伊藤孝行, 大園但親, 新谷虎松: 動的重み付き最大制約充足問題に基づくナーススケジューリングシステム. 人工知能学会論文誌, **20(1)C**, 25-35, 2005.
- 13) Aickelin U and Dowsland KA: Exploiting problem structure in a genetic algorithm approach to a nurse rostering problem. *Journal of Scheduling*, **3(3)**, 139-153, 2000.
- 14) Aickelin U: An Indirect Genetic Algorithm for Set Covering Problems. *Journal of the Operational Research Society*, **53(10)**, 1118-1126, 2002.
- 15) Aickelin U and Dowsland KA: An indirect genetic algorithm for a nurse-scheduling problem. *Computers and Operations Research archive*, **31(5)**, 761-778, 2004.
- 16) 平野廣実: 遺伝的アルゴリズムプログラミング. 第4版, パーソナルメディア, 東京, 17-28, 2001.
- 17) 植松章子, 爲近美栄, 田中昌昭: ユーザインターフェースを重視した中検日当直管理システムの開発. 第25回医療情報学連合大会論文集, to be published, 2005.

(平成17年11月20日受理)

## Solving a Laboratory Duty Scheduling Problem by Using a Genetic Algorithm

Yukiko UEMATSU and Masaaki TANAKA

(Accepted Nov. 20, 2005)

Key words : duty-scheduling problem, laboratory technicians, genetic algorithm (GA),  
combinational optimization problems

### Abstract

Scheduling is a laborious and time-consuming task since it suffers from a number of conflicting constraints including legal, institutional and personal restrictions. In the present paper, a computerized duty-scheduling problem for laboratory technicians is addressed by employing a genetic algorithm (GA), which facilitates solving combinational optimization problems.

The clinical laboratory in the Kawasaki medical school hospital is composed of 13 sections, where a total of about 80 laboratory technicians work. A supervisor has to make a duty schedule every month for these staff. The schedule must effectively assign both weekday duty and day duty on Saturdays, Sundays and holidays with the exclusion of daily service. When making a duty schedule, eight rules in all must be taken into account. These rules were incorporated into fitness functions with relative penalties.

During the initial testing stage, extensive computational results of the GA were compared to records accumulated over the past 2 years. These results showed that the GA system was feasible enough for practical use. Hence we utilize it as the scheduling engine of a duty schedule support system. By using this system the turn around time was shortened by 50%. However, we believe a fully automated scheduling system would require further improvements.

Correspondence to : Yukiko UEMATSU

Department of Medical Secretarial Arts  
Faculty of Health and Welfare Services Administration  
Kawasaki University of Medical Welfare  
Kurashiki, 701-0193, Japan  
E-Mail: [uematsu@mw.kawasaki-m.ac.jp](mailto:uematsu@mw.kawasaki-m.ac.jp)  
(Kawasaki Medical Welfare Journal Vol.15, No.2, 2006 497-510)