社団法人 情報処理学会 研究報告
IPSJ SIG Technical Report

2007－MPS－67 (55)
2007－BIO－11 (55)
2007／12／21

地域型遺伝的アルゴリズムを用いたナーススケジューリング

坂口 琢哉[†‡]
[†]安田女子短期大学 [‡]慶應義塾大学 SFC 研究所

ナーススケジューリング問題(NSP)では様々な制約や要望を考慮するが，それぞれをどの程度重視すべきか一意に決定できるケースは少なく，期待通りの解を得るのは難しい．そこで本研究では，要望の重要度が異なる場合について様々なタイプの勤務シフトを同時並行的に作成し，提示できるモデルを構築した．具体的には遺伝的アルゴリズム(GA)の個体を 2 次元平面上に配置し，その位置に応じて目的関数のバイアスを変化させていく事で，地域ごとに異なる観点で解探索させるモデルとした．また実験の結果，全体としてパレート最適解に近づきつつも，地域性によって解の多様性が維持される事を確認し，提案モデルの有効性を示した．

An Approach to Nurse Scheduling Problem with the Territorially-Distributed Model of Genetic Algorithm

Sakaguchi Takuya[†‡]
[†]Yasuda Women's College [‡]Keio Research Institute at SFC

Nurse Scheduling Problem(NSP) requests a lot of constraints and demands, making it hard to find a sufficient solution as we expected because of their underspecified priorities. In this study we proposed a model for NSP to show various kinds of solutions for various power relationships of demands, searching them simultaneously. Our model based on Genetic Algorithm(GA) in which individuals are arranged in a matrix structure on a finite plane, selecting them with varying weights of objective functions by locations on the plane to get different types of solutions in different areas. We evaluated the model to show its efficacy of searching solutions toward the Pareto-optimal set, while keeping diversity of them by the localization.

1.はじめに

ある目的を効率的に達成するために，与えられた人員や資源を適切に配置する問題は「スケジューリング問題」と呼ばれ，組合せ最適化の一つとして広く認知されている．ナーススケジューリング問題(Nurse Scheduling Problem: NSP)はそうした中の一つであり，病院業務の遂行に必要な看護師を日程ごとに割り当てていき，最終的に各看護師の勤務シフトを作成する問題である．その際，病院側や看護師側には様々な要望があり[1]，それらをバランス良く考慮しつつ，全体としても効率的なシフトを実現する事が要求される．ただし，要望同士が互いに矛盾していたり，トレードオフの関係にある場合，どの要望を重視すべきか判断するのは難しい．またこの問題は，勤務シフトの日数や看護師の数が少ない場合は比較的簡単に作成できるものの，規模が大きくなるに従い急激に困難になる事が知られており，従ってこれまで様々な方法によるスケジューリングの自動化が試みられてきた．

遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)は，そうした問題を解決するための有力な手法の一つである．GA によって NSP を解決する場合，一般的には GA の各個体に様々な勤務シフトを符号化し，それらを交叉や突然変異によって進化させつつ最適解を探索していく．その際，勤務シフト作成に必要なルールは「制約」，出来るだけ実現させたい要望は「目的関数」として表現され，これらを基準に各個体を評価する．GA を用いた NSP の解決手法としては，これまで看護師個人の嗜好を考慮したものや[2][3]，制約条件の符号化に言及し解探索の合理化を図ったもの[4]などが提案されている．また，GA 以外の手法としては，例えばニューラルネットワークを用いたモデルが挙げられる[5]．

NSP ではまず，各目的関数を最大限考慮したパレート最適解に出力結果を近付ける事が基本となるが，それ以上については，目的関数ごとの重要度を考慮してバランスを調整する．ただし，これを予め一意に決定する事は難しく，現実的には目的関数のバランスが異なる様々な勤務シフトを作成し，その結果を見て最終的に判断したい場合も多いだろう．こうした背景を受け，本研究では全体としてパレート最適の方向に進みつつも，個々については多様性の高い解を並列的に提供するモデルを構築した．提案モデルの構造は，勤務シフトが符号化された GA の各個体を，有限の 2 次元平面上に規則正しく配置した形状とし，平面上の地域によって生存する個体の傾向が異なるよう，個体選択の方法を改良した(図 1 参照)．その結果，全体的

な優良性は確保しつつ，特定の目的関数のみを強く反映したものや，全ての目的関数を平等に考慮したものなど，多様性に富んだ勤務シフトを同時に獲得できた．

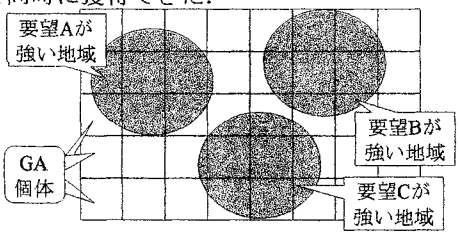


図 1: 提案モデルのイメージ

本研究のように，GA の個体に地域性の概念を導入する事で出力結果の多様化を図ったモデルとしては，DRMOGA[6]や MOGADES[7]などが知られている．これらはいずれも GA の「島モデル」をベースとしているが，提案モデルでは地域を島のように離散化させておらず，構造的にはむしろ「セルラモデル」に近い．また，こうしたモデルを NSP に応用した例はあまり知られておらず，本研究ではこれを実践する事で，提案モデルの有効性を示す．

2.提案手法

2.1 問題設定

本研究で対象とする NSP では，与えられた看護師数 m，日程数 n に対し，勤務シフトを m 行 n 列の行列 S で表現する．その際，制約として S の各要素 s_{ij} は{休暇，夜勤(0～8 時勤務)，日勤(8～16 時勤務)，準夜勤(16～24 時勤務)}を意味する{0, 1, 2, 3}のうち，いずれかの値をとる．また任意の日程 j において，夜勤，日勤，準夜勤の看護師数はそれぞれ常に正の定数 m_1, m_2, m_3 に従うものとする．

一方目的関数としては，勤務シフトの公平性という観点から以下の 4 つに言及し，それぞれ $f^{(1)}$～ $f^{(4)}$により定式化する．ただし，$\mu(x)$は x=0 の時 1，それ以外の時 0 を出力する関数である．

目的関数 1: 休暇数について，看護師間の格差 $f^{(1)}$を減少させる．

$$f^{(1)} = \sum_{i=1}^{m} (\alpha_i - \bar{\alpha})^2 / m \qquad (1)$$

ただし、$\alpha_i = \sum_{j=1}^{n} \mu(s_{ij})$、$\bar{\alpha} = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i / m$

目的関数 2: 夜勤/準夜勤数について，看護師間の格差 $f^{(2)}$を減少させる．

$$f^{(2)} = \sum_{i=1}^{m} (\beta_i - \bar{\beta})^2 / m \qquad (2)$$

ただし、$\beta_i = \sum_{j=1}^{n} \mu(s_{ij} - 1) + \sum_{j=1}^{n} \mu(s_{ij} - 3)$、$\bar{\beta} = \sum_{i=1}^{m} \beta_i / m$

目的関数 3: 連続勤務日数の最大値について，看護師間の格差 $f^{(3)}$を減少させる．

$$f^{(3)} = \sum_{i=1}^{m} (\gamma_i - \bar{\gamma})^2 / m \qquad (3)$$

ただし、$\gamma_i = \max_{a,b} (b-a)\mu\left(\sum_{j=a}^{b} \mu(s_{ij})\right)$、$\bar{\gamma} = \sum_{i=1}^{m} \gamma_i / m$

目的関数 4: 夜勤/準夜勤における看護師の熟練度平均について，日程間の格差 $f^{(4)}$を減少させる．

$$f^{(4)} = \sum_{j=1}^{n} (\delta_j - \bar{\delta})^2 / n \qquad (4)$$

ただし、$\delta_j = \sum_{i=1}^{m} \mu(s_{ij} - 1) l_i / m_1 + \sum_{i=1}^{m} \mu(s_{ij} - 3) l_i / m_3$、$\bar{\delta} = \sum_{j=1}^{n} \delta_j / n$

上式(4)において，l_i は看護師 i に固有の熟練度を表し，この値は予め定義域[0, 5)の実数で与えられているものとする．

提案モデルの目的は，上記の制約を常に満たしつつ，目的関数の各数値が出来るだけ小さな勤務シフトを作成する事である．ただし，目的関数のいくつかは互いにトレードオフの関係にある事が予想されるため，各目的関数のバイアスが異なる条件下で，様々な観点によって作成された勤務シフトを並列的に提示させる．

2.2 モデルの概要

提案モデルでは GA の個体集合 G における個体 g を，p 行 q 列からなる有限平面上に配置し，x 行 y 列目の個体を g_{xy} と記述する．各個体は m 行 n 列の長さの遺伝子 S を持ち，これが任意のシフト S の内容を表現している．

各固体の遺伝子は初期状態においてランダムに決定され，交叉や突然変異によって変化した後，適切な個体を選択する事で次世代の個体集合 G^{new}，すなわち g^{new}_{11} から g^{new}_{pq} までを決定していく．ただしその際，個体選択の指標となる適応度の計算に，g^{new} の位置を考慮する．具体的には，有限平面の 4 つの頂点に前節で定義した目的関数を以下のように割り当てる(表 1 参照)．そして，各頂点から遠い位置にある個体ほど，対応する目的関数が影響しないようにバイアスをかける．

表 1: 有限平面の頂点と目的関数の対応付け

頂点座標	個体	目的関数
(0, 0)	g_{11}	目的関数 1
(1, 0)	g_{p1}	目的関数 2
(1, 1)	g_{pq}	目的関数 3
(0, 1)	g_{1q}	目的関数 4

この結果，有限平面の頂点付近ではそれぞれの目的関数だけに特化した個体が生存しやすく，一方中央付近ではそれらをバランスよく考慮した個体が生存しやすくなり，これを繰り返

す事で最終的には，平面上の地域によって様々なタイプの勤務シフトが作成される．

実際には，提案モデルは以下の手順に従って動作する．次節以降，これらの詳細を解説する．

Step1:初期化により，G を生成
Step2:交叉により，G から G'を生成
Step3:突然変異により，G および G'を一部を変化
Step4:個体選択により，G および G'の中から個体を選出し，それらの集合 G^{new} を生成
Step5: G を G^{new} により書き換え
Step6: step2～step5 を繰り返す

2.3 初期化

前節の step1 において，各個体 g は自らの持つ遺伝子 S を以下のように初期化する．すなわち，任意の日程 j において，s_{1j}～s_{mj} のうち m_1 個に 1(夜勤)を，m_2 個に 2(日勤)を，m_3 個に 3(準夜勤)をランダムに割り振り，残りを 0(休暇)に設定する．これにより，2.1 節で定義した看護師数に関する制約の充足が，初期状態において保証される．

またこの時，全個体について一度 $f^{(1)}$～$f^{(4)}$までを計算し，正規化を行う事で目的関数のオーダーを揃える．

2.4 交叉

step2 では，個体集合 G に属する個体を基に，交叉によって新たな個体集合 G'を生成する．G'では G と同じく p×q 個の個体 g'が 2 次元に配置され，g'_{xy} の遺伝子は g_{xy} およびその 8 近傍に存在する個体のうち，任意の 2 個を交叉する事で決定される．本モデルのように，地域ごとに類似した特徴の個体が集中する場合，意図的に近傍の個体同士を交叉させる事で，最適解を効率的に探索できる事が知られている[7]．

交叉は一点交叉法に従い，ランダムに決定した日程 j を交叉位置として，その前後を別々の個体から継承する．一方，看護師間での交叉は行わず，これにより初期状態で保証した制約の充足を損なう事なく，新たな個体を生成できる．

2.5 突然変異

step3 の突然変異は，個体集合 G および G' に属する任意の個体を対象に実行される．具体的には，突然変異の対象となった個体 g または g'の遺伝子 S について，ランダムに選択された看護師 i_1 と i_2 の，日程 j における遺伝子型を交換する．交換するのは同一日程内である事から，その日勤務する看護師の総数は変化せず，制約の充足は維持される．

2.6 個体選択

step4 では，次世代の個体となる g^{new}_{xy} について，個体集合 G および G'の中から適切なものを 1 つ選択する．その際，選出方法は，計算量の観点からルーレット選択を採用する．

具体的には，現世代で同位置にある個体 g_{xy}，および G と G'からランダムに t 個ずつ選出した個体の，合計 $2t$+1 個を候補とし，これらについて「x 行 y 列目に固有の」適応度 $f(x, y)$を計算する．そして，最終的にこの値が最小だった個体を，g^{new}_{xy} として生存させる．

$$f(x,y)=\frac{(p-x)(q-y)f^{(1)}+x(q-y)f^{(2)}+xyf^{(3)}+(p-x)yf^{(4)}}{pq} \quad (5)$$

上式(5)にあるように，適応度は基本的に $f^{(1)}$～$f^{(4)}$の総和として計算されるが，対象となる次世代の個体の位置によって，目的関数のバイアスを変化させている．例えば $f^{(1)}$の値は，g^{new}_{11} の決定時には最も強く影響するが，この位置から遠い個体ほどその影響力は減衰し，g^{new}_{p1} や g^{new}_{pq}，g^{new}_{1q} では全く影響しない．こうしたバイアスにより，2.2 節で説明したような，地域によって異なるタイプの個体生存が実現する．

以上の手続きを全ての g^{new} について実施し，最終的に次世代の個体集合 G^{new} を確定させた後，step5 により世代の更新を行う．

3.実験結果

3.1 パラメータ

提案モデルを用いて，NSP の問題解決を行った．その際，GA のパラメータについて，個体数は p=10，q=10 の 100 個体，トーナメントサイズ t=3 としとし，各個体は 10%の確率で突然変異を起こしつつ，300 世代まで探索させた．また，NSP の規模や制約については，以下の値を設定した(表 2 参照)．

表 2: NSP の規模

内容	変数	値
看護師総数	m	24 人
夜勤人数	m_1	3 人
日勤人数	m_2	10 人
準夜勤人数	m_3	3 人
日程数	n	30 日

3.2 目的関数値の推移

前節の条件下でモデルを動作させた時，それぞれの目的関数値が全体としてどのように推移するかを調査した．以下の図は横軸に世代数をとり，目的関数 $f^{(1)}$～$f^{(4)}$について，全個体の平均値の推移を表したものである(図 2 参照)．いずれの目的関数も 200 世代前後まで順調に

減少した後横ばいに転じており，提案モデルがパレート最適解に向けて正しく探索を進めている事を示唆している．ただしその効率性については他手法との比較実験が必要であり，今後の検討課題である．

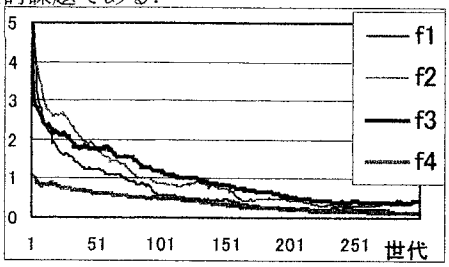


図 2: 目的関数値の推移

3.2 地域ごとの目的関数値

モデルの動作完了後，各個体が持つ勤務シフトが，地域に応じてどのように特徴化されているかを調査した(図 3 参照)．

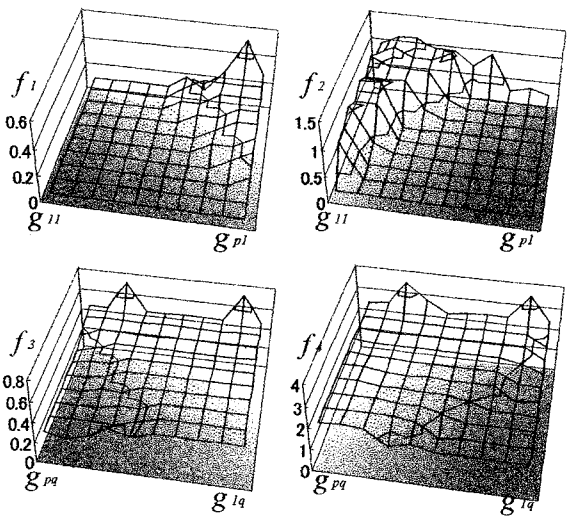


図 3: 地域における目的関数ごとの特徴
(左上: 目的関数 1，右上: 目的関数 2，左下: 目的関数 3，右下: 目的関数 4 の値を表す)

各グラフの底面は GA の個体が存在する地域に対応しており，上段のグラフでは g_{11} と g_{p1} が，下段のグラフでは g_{pq} と g_{1q} が，それぞれ手前に来るように提示してある．提案モデルでは表 1 に基づき，$f^{(1)}$は g_{11} が，$f^{(2)}$は g_{p1} が，$f^{(3)}$は g_{pq} が，そして $f^{(4)}$は g_{1q} が最も強い影響を受け，反対にそれらから離れた個体ほど影響を受けないように設計されているが，その効果は上記のグラフでも明確に確認できる．また上記の実験結果は，地域によって異なるタイプの勤務シフトを作成できている事も示しており，提案モデルが解の多様性を保ちながら探索を進めている事が確認され，その有効性が示された．

4.おわりに

本研究では，GA を用いて NSP を解決する手法を提案した．その際，NSP の要望として「休暇日数」「夜勤日数」「連続勤務日数」「夜勤時の熟練度」に言及し，これらを公平に保つ事を目的とし，目的関数のバイアスを少しずつ変化させる事で，様々なタイプの勤務シフトが得られるモデルを構築した．また実験の結果，世代が進むに従い目的関数の平均値が改善され，正しい方向に探索が進んでいる事，および各個体が持つ勤務シフトのタイプが地域により異なる事を示した．

今後の課題としては，既存モデルとの比較実験や，様々な目的関数の符号化が挙げられる．併せて，地域に対する目的関数のバイアスのかけ方や，GA の個体を配置する平面の構造にも検討の余地があろう．最終的には，多くの要素が複雑に絡む NSP の実問題に対し，柔軟に対応できるモデルを提案できればと考えている．

参考文献

[1] 池上敦子, "ナース・スケジューリング---調査・モデル化・アルゴリズム---", 統計数理, Vol.53, No.2, pp.231-259, 2005.

[2] 長野弘志; 宮崎茂次, "勤務に対する嗜好の個人差を考慮した看護婦スケジューリング: 遺伝アルゴリズムによる看護婦スケジューリング", 日本経営工学会論文誌, Vol.47, No.3, pp.143-149, 1996.

[3] 中島純; 長谷山美紀; 北島秀夫, "集団意思決定理論に基づいたナーススケジューリング問題の解法に関する一考察", 電子情報通信学会技術研究報告. Vol.103, No.640, pp.43-48, 2004.

[4] 川中普晴; 山本康高; 吉川大弘; 篠木剛; 鶴岡信治, "遺伝的アルゴリズムを用いた看護婦勤務表の自動生成～制約条件を取り入れたコーディング法と遺伝的演算～", 電気学会論文誌 C, 電子・情報・システム部門誌, Vol.122, No.6, pp.1023-1032, 2002.

[5] 金川明弘, 山根千佳, 高橋浩光, "バイナリーニューラルネットによるナース・スケジューリング問題の基本解の導出", 情報処理学会論文誌, 数理モデル化と応用, Vol.46, No.SIG10(TOM12), pp.41-47, 2005.

[6] 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也, "領域分割型多目的遺伝子アルゴリズム", 情報処理学会論文誌, 数理モデル化と応用, Vol.41, No.SIG7(TOM3), pp.79-89, 2000.

[7] Kamiura,J., Hiroyasu,T., Miki,M. and Watanabe,S., "MOGADES: Multi-Objective Genetic Algorithm with Distributed Environment Scheme", Computational Intelligence and Applications (Proceedings of the Second International Workshop on Intelligent Systems Design and Applications: ISDA'02), pp.143-148, 2002.