

シフトスケジューリング問題における群知能アルゴリズムの ハイブリッド化

日大生産工(非常勤)
日大生産工
日本大学校友会

○村山 要司
豊谷 純
渡邊 昭廣

日大生産工
日大生産工

鈴木 邦成
若林 敬造

1 はじめに

ビジネス環境の変化、多様な働き方が増え、勤務時間を短くしてシフトを細分化した、より綿密なシフト管理が必要になっている。少子高齢化や、人材不足など、現代の労働環境を象徴するような分野では、新たなシフト管理に適用する新たなシフトスケジューリングが求められている。

しかし、パートタイムのスタッフが中心となる職場では、フルタイムで働くスタッフのシフトと比較し、考慮すべき条件が多く、複雑であり、問題の規模は大きくなる。

シフトスケジューリング問題のほとんどは、NP困難であり、実用的な時間で最適解を得ることは難しいため、メタヒューリスティクスによる近似解法が用いられてきたが、より複雑で、大規模なシフトスケジューリング問題を解くためには、より強力な解法が必要である。

本研究では、近年着目されている群知能を用いた解法を組み合わせたハイブリッドな手法の研究についての調査を行い、複数の解法を組み合わせる手法を検討する。

2 シフトスケジューリング問題の現状

少子高齢化それに伴う生産年齢人口の減少等により、サービス業では、それまで現場を支えてきたアルバイト・パート人材の求人難が問題となっている。

シフトを組むこと自体が困難になってきており、シフト管理が上手いかない職場では、結果としてスタッフの負荷や不満により、離職が進み、さらに労働者不足に陥る悪循環が見られる。

多くの企業はその対策として、シフトを細分化することにより、従来よりも勤務時間を

短くし、時間の制約の問題で働きたくても働けない主婦層を取り込む等、全労働力に占めるパートタイム勤務の割合は増加している。

勤務表を作成する際の「仕事を誰に割り当てると効率的か」という問題を、数理計画では、シフトスケジューリング問題という。なかでも、医療施設における看護師の勤務表を作成する問題であるナーススケジューリング問題は、シフトスケジューリング問題の代表的な問題として、また、組合せ最適化問題の中の魅力的な問題として、様々な研究が行われ、実問題がモデル化され、ある程度複雑な条件でも良い解が求められる解法が提案されている。¹⁾

ナーススケジューリング問題に代表される従来のシフトスケジューリング問題は、フルタイム勤務を前提とし、日ごとに「日勤」「夜勤」などのシフトパターンの割り当てを行っているが、パートタイム勤務者が中心となる職場では、出勤時間、勤務時間の長さが異なり、シフトの取り得るパターンは膨大な数になる。加えて、従前の研究では扱われてこなかったスタッフの勤務時間帯、総勤務時間など、個別の事情による勤務制限や出勤ペースを考慮する必要もあり、条件はより複雑になる。

シフトスケジューリング問題は、整数変数を含んだ最適化問題として解くことができる。シフトスケジューリング問題のほとんどは、NP困難であり、どのくらいの規模の問題で計算量の増大が発生するかの予測は難しく、同じ問題でも、実際に数値を入れた問題の構造によって解ける規模が全く異なる。近年、計算機パワーの増大、最適化アルゴリズムの進化により、汎用ソルバーの性能は向上し、計算不可能であった大規模な問題が扱えるようになってきているものの、複雑な条件を持ち、

Hybridization of Swarm Intelligence Algorithm in Shift Scheduling Problems

Yoji MURAYAMA, Kuninori SUZUKI, Jun TOYOTANI,
Keizou WAKABAYASHI, Akihiro WATANABE

また大規模な問題に対しては、シフトスケジューリング問題などの整数計画問題での厳密解法の採用はまれであり、ヒューリスティクスによる近似解法が用いられることが現実的と言える。

メタヒューリスティクスとしては、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) などが用いられてきたが、より複雑で、問題のサイズやローテーションの性質が職場ごとに異なるパートタイムが中心のシフトスケジューリング問題を解くためには、より強力な解法が必要と考えられる。

3 群知能によるハイブリッドな解法

近年、複雑かつ多変数の最適化問題に対して有効であるとして、動物や昆虫の特徴的な行動から考えられた群知能が着目されている。代表例として、人工蜂コロニー (Artificial Bee Colony : ABC) ²⁾、ホタルアルゴリズム (Firefly Algorithm: FA) ³⁾が挙げられる。

ABCは、収穫蜂、追従蜂、偵察蜂の3種類の人工蜂群の行動に基づいた3フェーズからなる。収穫蜂と追従蜂のフェーズで、解候補近傍の局所探索を行い、偵察蜂フェーズでは、採餌行動において尽きた食糧源を捨てる行動を真似て、探索の進捗において有益ではなくなった解候補を捨て、探索空間の新たな解候補を挿入する。

FAは、ホタルの点滅の様子から考えられていて、次の3つの規則に従って探索を行う。

- ①あるホタルは他のホタルに引き寄せられる。
- ②あるホタルが、他のホタルを引き寄せる力は、光の強さに比例する。暗いホタルは、より明るいホタルに引き寄せられる。光の強さは、ホタル間の距離の増加によって減衰する。
- ③ホタルの光の強さは、目的関数によって決定される。

これらの解法は、海外において注目を集めているが、スケジューリング問題などの整数変数を含んだ最適化問題の国内事例においては応用例がない。ABC及びFAを用い、ベンチマーク関数を整数計画問題として解いた研究において、ABCは、群知能の可能性を示すことができたものの、FAでは、制約を満たした解が得られないものもあり、課題が残った。⁴⁾

問題によって、同じ群知能でも適している解法、適していない解法があると考えられる。汎用的なモデルに適した解法とするためには、それぞれの解法の特徴を活かすことが重要である。

ベースとなる手法の弱点である性質を、他の手法のアルゴリズムを組み合わせることで補い、探索性能の向上を実現させることを目的として、群知能アルゴリズムと進化的アルゴリズム、あるいは、群知能アルゴリズム同士を組み合わせたハイブリッド手法の研究が進められている。

ABCとGAとを組み合わせたハイブリッド手法としては、AC-ABC (Arithmetic Crossover based ABC Algorithm) がある。⁵⁾

ABCにおける、収穫蜂、追従蜂のフェーズでは、各個体の1つの次元をランダムに選び、探索を行う。結果として、集団内の個体の多様性を保ち、局所解に陥りにくい性質を持つが、反面、優良な解の探索には時間がかかる。AC-ABCは、追従蜂による探索の代わりに算術交叉を用いることで、複数の次元に渡る探索を行い、探索を加速させるものである。⁵⁾

同様に、ABCとGAを組み合わせたGS-ABC (Global Search type Artificial Bee Colony) では、AC-ABCのように交叉を用いるのではなく、GAの突然変異率に類似する動きを持つ変異確率 α を収穫蜂と追従蜂の探索に導入する。⁶⁾

オリジナルのABCでは、収穫蜂と追従蜂のフェーズでは、(1)式により、解候補近傍の局所探索を行う。

$$v_{ij} = x_{ij} + \Phi_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

$$(i = 1, 2, \dots, N_F)$$

ここで、 N_F は食糧源の数、 Φ_{ij} は $[-1, 1]$ の一樣乱数、 k はランダムに選ばれた i 以外の食糧源、 j は、ランダムに選ばれた次元である。

v_{ij} と x_{ij} を比較し、もし v_{ij} の方が良い評価であれば、 v_{ij} で x_{ij} を更新する。

GS-ABCでは、(1)式の代わりに、(2)式を用いて、個体のすべての次元に対して探索を行う。

$$v_{ij} = \begin{cases} x_{ij} + \Phi_{ij} \cdot (x_{ij} - x_{kj}) & \text{if } \gamma_{ij} < \alpha \\ x_{ij} & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

$$(i = 1, 2, \dots, N_F, j = 1, 2, \dots, D)$$

ここで、 D は次元数、 γ_{ij} は $[0, 1]$ の一樣乱数、 α は0.0~1.0の探索パラメータである。

GAの突然変異率に類似する働きを持つ α により、個体群の多様性をより高く維持するとともに、探索パラメータによって一回に多数の次元を探索対象に選択することで、収束性能を上げている。⁶⁾

海外においても、ABCにGAの交叉を取り入れた手法が提案されている。CbABC (Crossover based ABC) では、収穫蜂の探索の後に（追従蜂の探索の前に）、交叉のフェーズを追加し、探索を加速させている。⁷⁾

ABC と 差分進化法 (Differential Evolution: DE)⁸⁾ とのハイブリッドも提案されている。⁹⁾

DEは、早い段階で局所解に陥ることがあり、一方、ABCは局所解に陥りにくい性質を持つものの、探索に時間がかかり、特に、後の方の段階ではスピードが落ちる。そこで、ABCとDEのハイブリッドであるHDABCA (Hybrid Differential Artificial Bee Colony Algorithm) では、ABCで、①初期化、②収穫蜂の探索、③追従蜂の探索、④偵察蜂の探索を終え、⑤最良食糧源の更新した後、②へ戻る前に、最良の適応度をDEに初期値として引き渡し、個体数だけ、探索を行う。具体的には、GAの突然変異にあたるMutationで各探索点について変異ベクトルを生成し、GAの交叉にあたるCrossoverで各探索点の候補ベクトルを作成し、選択を行い、その後、オリジナルのABCと同様に、終了条件を判定し、②へ戻る。⁹⁾

群知能アルゴリズム同士を組み合わせたハイブリッド手法の研究が進められている。

ABCにFAを組み合わせた方法MABC (Modified Artificial Bee Colony) は、ABCをベースに、すべての収穫蜂、追従蜂、偵察蜂、それぞれの探索を改善し、探索を加速させている。収穫蜂の探索、追従蜂の探索で用いる式を最良食糧源の値を用いるように変更し、さらに、偵察蜂の探索で、FAの移動式に似たより良い値を持つ食糧源 (position) との距離を考慮した式を用いている。¹⁰⁾

4 提案手法

先行研究では、線形計画問題のベンチマーク関数による検証がほとんどであり、一部、海外にてTSP (巡回セールスマン問題) による計算があるものの、整数計画問題、シフトスケジューリング問題に適用した例はまだ少ない。

また、ABCでは一度の探索に、一つの変数 (次元) をランダムに選択し、その変数に対してのみを再計算 (探索) するが、先行研究では、その部分を補う形で、GA、またはGAに類似したアルゴリズムを用いて、複数の次元とし、探索パラメータによって一回に多数

の次元を探索対象に選択することで、最適解までの到達性能を上げているものが多い。

図1のように、線形計画問題と比較して、そもそも解を得ること自体が難しい整数計画問題であるシフトスケジューリング問題において、その効果が期待できるかは、検証する必要がある。

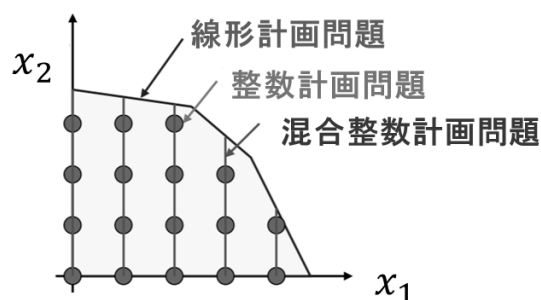


図1 線形計画問題と整数計画問題の概念図

汎用的なモデルに対して、どの解法が適しているかは一概には言えず、先行研究のハイブリッドな手法も、国内外を含めて、そのような問題を解決するものにはなっていない。

そこで、コンピュータ将棋の合議アルゴリズム¹¹⁾の考え方を取り入れることを提案したい。

コンピュータ将棋で合議とは、複数の思考アルゴリズムによって得られた候補手の中から、最もよい手を、多数決で選択することで、単体のアルゴリズムよりも優れた結果を出すものであり、「単純多数決」、「楽観的合議¹²⁾」等の種類がある。

群知能及びGAは、複数の解候補を探索点として探索を行う多点探索であり、複数の解候補の中から、最もよい解を選ぶものである。つまり、単純多数決で、投票を行えば、各解法のNo.1に、自身で票が1票ずつ入るだけであり、最もよい手を選ぶことにならない。

単純多数決により、最も良い解を選ぶのではなく、楽観的合議を用いることを検討したい。これは、各思考アルゴリズムが出力する指し手だけでなく、その評価値も考慮するものであり、最も高い評価値を返したアルゴリズムの指し手を選択するものである。具体的には、個体数30とすると、GAの遺伝子10個、ABCの食糧源10個、FAのホタル10匹の計30の解候補の中から最も良い評価のものを選ぶことになる。これを探索 (世代) 毎に繰り返す。この「評価値 (楽観的)」を取り入れて、プログラムを開発した場合、解法単体で30個の個体 (解候補) の中から、選ぶよりも良い

結果が得られるのか等が、解法の有効性を判断する基準となる。

FAは、1番の評価値の良いホタルが、最も光が強く、たくさんのホタルを強く引っ張るので、単体より良くなる可能性があると考えられる。また、ABCもMABCのように、各段階の探索で用いる式を1番の手の値を用いるように変更することで、精度や収束性能を上げることが可能と考える。

5 まとめと今後の方針

本研究では、現代のビジネス環境に合ったパートタイム勤務者が中心となる職場でのシフトスケジューリング問題のモデルに対する解法として、群知能アルゴリズムをベースとしたハイブリッド手法の先行研究についての調査を行った。

より複雑で、問題のサイズやローテーションの性質が職場ごとに異なるパートタイムが中心のシフトスケジューリング問題を解くためには、群知能及びGAを用い、コンピュータ将棋の楽観的合議を取り入れる解法が有効であると考えられる。

今後は、プログラムを実装し、複数のモデルで検証することとしたい。

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, 第53巻 第2号, (2005) pp.231-259.

2) D. Karaboga and B. Basturk, “A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm”, J. Global Optimization, Vol.39, (2007), pp.459-471

3) X.-S. Yang, “Firefly algorithms for multimodal optimization”, Stochastic Algorithms: Foundations and Applications, Vol.5792, (2009), pp. 169-178

4) 村山要司, 鈴木邦成, 若林敬造, 豊谷純, “群知能による最適化の整数計画問題への応用”, 第22回日本情報ディレトリ学会全国大会, (2018), pp.611-64.

5) 加藤達郎, 前田陽一郎, 高橋泰岳, “算術交叉を用いた改良型Artificial Bee Colony アルゴリズム”, 第28回ファジィシステムシンポジウム, (2012), pp.430-434

6) 前田陽一郎, “人工蜂コロニーアルゴリズムのためのハイブリッド探索手法”, 日本知能情報ファジィ学会, 知能と情報, vol.30, (2018), pp.556-563

7) Sandeep Kumar, Dr. Vivek Kumar Sharma, Rajani Kumari, “A Novel Hybrid Crossover based Artificial Bee Colony Algorithm for Optimization Problem”, International Journal of Computer Applications, Vol.82, (2013), pp.18-25

8) R. Storn, K. Price, “Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces”, Journal of Global Optimization, Vol.11, (1997), pp.341-356

9) Ajith Abraham, Ravi Kumar Jatoth, A. Rajasekhar, “Hybrid Differential Artificial Bee Colony Algorithm”, Computational and Theoretical Nano-science, Vol.9(2), (2012), pp.249-257

10) Amnat Panniem, Pikul Puphasuk, “A Modified Artificial Bee Colony Algorithm with Firefly Algorithm Strategy for Continuous Optimization Problems”, Journal of Applied Mathematics, Volume 2018, (2018), Article ID 1237823, Research Article (9 pages)

11) 伊藤毅志, “合議アルゴリズム「文殊」～単純多数決で勝率を上げる新技術（コンピュータ将棋の新しい波）”, 情報処理学会誌, Vol.50, No.9, (2009), pp.887-894.

12) 杉山卓弥, 小幡拓弥, 斎藤博昭, 保木邦仁, 伊藤毅志, “将棋における合議アルゴリズムー局面評価値に基づいた指し手の選択”. 情報処理学会誌, Vol.51, No.11, (2010), pp.2048-2054.