

ナーススケジューリング問題の近似解法の提案

Proposal of Approximate Algorithm for Nurse Scheduling Problem

○長 達彦¹, 浜松 芳夫², 星野 貴弘²*Tatsuhiko Cho¹, Yoshio Hamamatsu², Takahiro Hoshino²

Abstract: We propose a versatile algorithm for combinatorial optimization problems in this study. This study deals with Nurse Scheduling Problem. Nurse Scheduling Problem is decision problem of work schedules for nurses. Prior requirements is different in each hospital. It is important to consider an algorithm of Nurse Scheduling Problem with a variety of purposes. We propose approximate algorithm based on the genetic algorithm, and compare the computation time and accuracy of the proposed algorithm and the cooperative genetic algorithm.

1. はじめに

本研究では組合せ最適化問題の一つであるナーススケジューリング問題 (Nurse Scheduling Problem: NSP) の解法を提案する. 組合せ最適化問題とは, 数ある組み合わせから条件を満たす一番効率が良い解を見つける問題である. 組合せ最適化問題では一般的に要素数が増えれば, 解の組み合わせ数が指数関数的に増加してしまう. つまり, 全ての解を列挙して最適解を得るためには膨大な時間がかかる. したがって, 現実的な時間内に高精度の解を求めることが重要である.

本研究の対象である NSP は病院などの医療施設に勤める看護師の勤務スケジュールを決定する問題である. 制約は法律や慣習などにより各国で違う場合もあり, 医療施設の方針などによっても異なる. NSP は制約条件や目的関数の多様性といった複雑な性質から, 最適化問題としてモデル化すること自体が難しく, 実際に解くことも非常に難しいとされている. 性能を比較するためにモデル化や定式化は一般に公開されているベンチマーク問題を使用して行う. 本研究では他の組合せ最適化問題にも適用できる解法を提案することを目指す. 組合せ最適化問題は対象とする問題ごとに目的が異なる. 様々な目的を持つ NSP の解法を検討することは他の組合せ最適化問題に適用するために重要であると考えられる.

本研究では遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を参考にした近似解法を提案する. GA はスケジューリング問題によく用いられている発見的手法である. NSP では, 一人の看護師のスケジュールを一つの個体として表し, 個体全部で一つの解を示す共存型遺伝的アルゴリズム (Cooperative Genetic Algorithm: CGA)^[1] が用いられる. しかし, GA は数学的な枠組みを利用していないので, 解の精度の保証ができない. 解の精度をある程度保証するためランダム性をなくした手法を提案する.

CGA では, 交換する個体を 2 つランダムに選択する.

提案手法では交換する個体をランダムではなく, 交換後の解が一番良い個体の組み合わせを選択する. 既存手法の CGA と提案手法の精度と計算時間を比較する.

2. 問題の仮定

NSP において, 制約条件と目的関数は病院により重要とする項目に差があることから制約条件と目的関数は多様に存在する. 本研究ではベンチマークテストとして The University of Nottingham で公開されている Valouxis-1^[2] と Millar-2Shift-DATA1^[3] の問題を利用する. 問題の一例として Valouxis-1 を示す. スケジューリングの対象となる看護師の集合を $i = \{1, \dots, 16\}$ の 16 人とし, 日の集合を $j = \{1, \dots, 28\}$ の 28 日とおく. $j = 1$ を月曜日とし, 月, 火, \dots , 日の順で一週間とする. 勤務形態の集合を $k = \{D, E, N, -\}$ とし, $D, E, N, -$ はそれぞれ日勤, 準夜勤, 深夜勤, 休暇を示す. 各看護師は各日について, 上記のいずれかの勤務を行う. 勤務時間は日勤が 6:00~14:00, 準夜勤が 14:00~22:00, 深夜勤が 22:00~30:00 とする. 決定変数 x_{ijk} は看護師 i の j 日目に勤務形態 k を割り当てるとき 1, そうでないときに 0 をとる変数とする.

2.1 制約条件

必ず満たさなければならない制約のことをハード制約とよぶ. 一般に, 医療施設によって各日にそれぞれの勤務形態に必要な看護師の数が定められている. R_{jk} は j 日目の勤務形態 k の必要な看護師の数を表す. これらの変数を用い, ハード制約は次のように表される.

$$\sum_{i=1}^{16} x_{ijk} = R_{jk} \quad (1) \quad \sum_k x_{ijk} = 1 \quad (2)$$

式 (1) は j 日目の勤務形態 k の勤務人数が指定された人数いることを示す. 式 (2) の制約は看護師 i の j 日目にいずれかの勤務形態が一つだけ入っていることを示す. Valouxis-1 の問題では平日の看護師の数は $R_{jD} = 4, R_{jE} = 4, R_{jN} = 2$ とし, $j =$

1:日大理工・院 (前)・電気 2:日大理工・教員・電気

$\{6, 7, 13, 14, 20, 21, 27, 28\}$ は土日であり, 必要な看護師の数を $R_{jD} = 3, R_{jE} = 3, R_{jN} = 2$ としている.

2.2 目的関数

ハード制約とは異なり, なるべく満たすことが望ましいが必ずしも満たさなくてもよい制約をソフト制約という. ソフト制約を満たしていない場合にはそれぞれの看護師 i に対しペナルティ P_i を与える. ペナルティ値は制約の強弱により決定する. 重要としたい制約はペナルティ値を多くする. ペナルティが小さいほど看護師や病院等の希望に沿ったシフトとなる. したがって, 目的関数はペナルティの合計を最小化する次式で表せる.

$$\min \sum_{i=1}^{16} P_i \quad (3)$$

Valouxis-1 のソフト制約と対応するペナルティの一部を以下に示す.

1. 日勤は 5 日未満, または 8 日を超える (1000)
2. 準夜勤は 5 日未満, または 8 日を超える (1000)
3. 深夜勤は 2 日未満, または 5 日を超える (1000)

3. 共存型遺伝的アルゴリズム

GA は個体を解候補に, 選択, 交叉, 突然変異に対応した演算子を実行することにより, 目的関数値のよりよい解候補に次々と進化させて最適解を求めようとする解法である.

NSP では一人の看護師のスケジュールを一つの個体で表し, 全ての個体で一つの解を示す CGA がよく用いられる. 交叉方法は 2 つ個体をランダムに選択し, 2 点交叉を行う. 突然変異は使用しない. 世代数は Valouxis-1 では 1500000, Millar-2Shift-DATA1 では 50000 とした.

4. 提案手法

CGA では交叉する 2 つの個体をランダムに選択する. 提案手法では交叉する個体をランダムではなく, 改善するペナルティが大きい個体を選択する. 提案手法は CGA に比べ, 効率よく改善することができると考えられる.

看護師の数を N , スケジュール日数を M としたとき, 提案手法のアルゴリズムを以下に示す.

1. 全ての勤務予定を休暇にする.
2. スケジュールの 1 日目に対して, 全体のペナルティが最低となる看護師一人に日勤を割り振る. この操作を日勤の必要人数を満たすまで繰り返す.
3. 準夜勤, 深夜勤も同様に割り振る.
4. M 日目まで Step.2, 3 を繰り返す.
5. 交換する日数を $k = 0$ とする.

6. 交換する看護師 $i = 1$, 交換を開始する日を $j = 1$ とする.
7. 看護師 i の $j \sim j+k$ 日のスケジュールの改善を考える. 看護師 i の $j \sim j+k$ 日のスケジュールと他の看護師の $j \sim j+k$ 日のスケジュールの交換を考えたときに, 全体のペナルティが最低となる組み合わせを選択し, スケジュールの交換を行う.
8. j に $j+1$ を代入し, Step.7 に戻る. $j+k$ が M と等しいとき, Step.9 に進む.
9. i に $i+1$, j に 1 を代入し, Step.7 に戻る. i が N と等しいとき, Step.10 に進む.
10. k に $k+1$ を代入し, Step.6 に戻る. k が M に等しいとき, Step.5 に戻る. ペナルティが改善されなくなったら終了する.

5. 性能評価

PA は提案手法を表し, ペナルティは小さいほど精度がよいことを表す. 提案手法の結果と CGA の結果を以下に示す.

Table. 1: Computation Results

	Penalty		Computation Time[ms]	
	PA	CGA	PA	CGA
Valouxis	2320	5720	19250	22682
Millar	0	1000	109	156

計算時間とペナルティを比較すると提案手法のほうが良くなっている. CGA は個体と入れ替える日付をランダムに決めているのでペナルティの改善が起こりにくいことに対し, 提案手法は効率良く交換を行うためペナルティと計算時間が小さくなったと考えられる.

6. まとめ

本研究では NSP に対して, GA を参考にした手法を提案した. その結果, 精度がよく, 計算時間を短縮することができた.

今後の課題として, この解法を他の組合せ最適化問題に適用できるかどうかを検討し, 他の問題に対して適用できる汎用性のある解法を考える.

参考文献

- [1] 相吉英太郎, 安田恵一郎: 「メタヒューリスティクスと応用」, 電気学会 (2007)
- [2] Valouxis, C. and E. Housos.: 「Hybrid optimization techniques for the workshift and rest assignment of nursing personnel」, Artificial Intelligence in Medicine, Volume 20, Pages 155-175, 2000
- [3] Millar H. H. and M. Kiragu.: 「Cyclic and non-cyclic scheduling of 12 h shift nurses by network programming」, European Journal of Operational Research, Pages 582-592, 1998