

## 代替出勤依頼における従業員の受諾確率推定 Developmet of Acceptance Probability Estimation Method for Substitute Fulfillment

幡本 昂平<sup>1)</sup> 横山 想一郎<sup>2)</sup> 山下 倫央<sup>2)</sup> 川村 秀憲<sup>2)</sup>  
Kohei Hatamoto Soichiro Yokoyama Tomohisa Yamashita Hidenori Kawamura

### 1 はじめに

近年の非正規労働人口の増大により、雇用する企業の従業員管理コストは増大の一途をたどっている。特に非正規従業員を多く抱えるコールセンターや小売店などでは従業員のスケジュール調整や勤怠管理に費やされる時間、費用が大きな負担となっている。上述したような、時間帯ごとに必要な従業員数が増減する特性をもつ業態の企業においては、従業員のスケジュール調整は従業員がいつどれだけ働くかを定めたシフト表の形式で管理されることが多い。

シフト表に関する代表的な業務として、シフト表作成が挙げられる。シフト表の作成に関する研究は古くから関心が持たれており、スタッフスケジューリングとして数理最適化の枠組みで問題を解決しようという取り組みが多く見られる。中でも、看護師のスケジュールを扱うナーススケジューリングが有名である。看護師以外の対象についてもスケジュールを自動作成しようという試みは多数あり、成果の一部はソフトウェアの形で実際の業務支援に用いられている。

シフト表に関するもう一つの重要な業務に、従業員の欠勤・遅刻・早退などの予期せぬ障害によって事前に定めていたシフト表が実行不可能になったときの、シフト表修正がある。このシフト表修正という業務は、シフト表作成が終了したあとに発生し、非正規従業員のような、自らの業務への強い拘束がない従業員が多数を占める事業所で負担が大きくなる傾向がある。

このシフト表修正への対応の方法としては、1) 空きを含めた全員のシフト表の再作成、2) 空きが発生したシフトに対して代替となる従業員へ勤務を依頼する代替出勤依頼の2つの方法が存在する。病院における看護師のような従業員が勤務予定に厳格に従う場合には主に1)の方法を用いることができる。この方法に対する自動化の取り組みとしては、シフトの再スケジューリングがある。再スケジューリングではシフト、表再作成をシフト表作成に現状のシフト表をできるだけ維持するなどの制約を加えた最適化問題として定式化している。

一方、コールセンターや小売業などの非正規従業員を多数管理している事業所では、再作成により修正されたシフトを全員が受け入れることは難しく、1)の方法で式の上では実行可能なシフト表を作ることができたとしても実際には実行不可能になってしまうことが考えられる。したがって、上記のような事業所では2)の代替出勤依頼が用いられることが多い。代替出勤依頼では担当案件・時間帯の条件を考慮した上で、空きが発生したシ

フトを担当可能である従業員を代替出勤の候補者として選定する。選定の後、候補者に勤務してくれるよう依頼し、従業員が受諾した場合に最終的な代替出勤者として決定する。実際の事業所における代替出勤依頼は従業員を統括する役割の管理職によって遂行されることが多い。代替出勤依頼に関する困難な点としては、i) 候補者となる従業員は多数いる場合が多く、その中から依頼を受けてくれる可能性が高い従業員を探す必要があること、ii) 代替出勤依頼は一般的に電話で行われるが、管理者からの電話に従業員が応答しないことが多々あり、依頼終了までに長時間を要すること、iii) シフトの実行までに代替出勤者を確保できないことに対して感じる精神的負担、などが挙げられる。とくに依頼に長い時間がかかることで、管理職がその能力を活かしてさらなる利益を生み出すことを阻害しており、企業にとっての経済的負担は大きなものとなっている。

こうした状況を受けて、代替出勤依頼をメールやLINEなどのメッセージングアプリを用いて行うという動きがある。メッセージングアプリの非同期性により、電話依頼の場合に発生する従業員との連絡不通による時間のロスを解消できる可能性がある。また、依頼配信の自動化や複数人への依頼の並列化が容易である点もメッセージングアプリ導入の大きなメリットであるといえる。しかし、メッセージングアプリを代替出勤依頼に対して適用した際の効果や効率的な依頼手法に関する研究はほとんどなされていない。

本研究ではメッセージングアプリを利用した効率的な代替出勤依頼について、従業員の受諾確率推定を観点に検討する。受諾確率を推定することにより、依頼を受諾しやすい従業員を中心に依頼することができるようになり、代替出勤依頼にかかる回数を減らすことが期待できる。1日の依頼回数の制限から、受諾確率推定には現実の時間で数ヶ月を要することが想定されるため、本研究においては数ヶ月間を想定した欠勤シミュレーション環境を提案し、作成した環境上で受諾確率の推定を含んだ代替出勤依頼手法の依頼回数低減などの効果の検証をおこなう。従業員ごとに異なる勤務時間希望や依頼受諾確率の反映を容易にするため、シミュレーション手法としてはマルチエージェントシミュレーションを採用した。また、シミュレーション環境上における従業員のモデル等に関しては筆者らの過去の研究 [1] で用いたものを発展させたものを採用した。

本論文の構成は以下のとおりである。2章でシフト修正・作成や代替出勤依頼の関連研究について紹介し、3章で本研究で使用したシミュレーションモデルの概要について説明する。4章では提案したシミュレーションモデル上で適用する受諾確率推定を含んだ依頼手法について説明する。5章で提案依頼手法を適用した結果について述べ、6章では本論文のまとめおよび今後の課題を述べる。

1) 北海道大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology,  
Hokkaido University, Sapporo, Hokkaido, Japan

2) 北海道大学 大学院情報科学研究科

Faculty of Information Science and Technology, Hokkaido  
University, Sapporo, Hokkaido, Japan

## 2 関連研究

本章では、シフト作成・修正および代替出勤依頼の関連研究として、スタッフスケジューリング、再スケジューリング、アウトバウンド最適化について概説する。

### 2.1 スタッフスケジューリング

スタッフスケジューリングは、従業員が勤務をする業務・日時を定めるシフト表を作成する問題のことである。この問題に関する研究は数十年に渡って広く行われてきた [2][3]。スタッフスケジューリングの中でも、ナーススケジューリングは代表的なものとして一分野を形成しており、多様な研究がなされている [4]。

一般に、スタッフスケジューリングは混合整数計画問題として定式化される。スケジューリング問題が NP-hard であることから、現実的な時間内での求解を目標に多数の研究がなされてきた [5], [6]。また、本研究で取り扱う、後からシフトが実行できなくなることを考慮した研究として、予期せぬ事象の発生を想定したシフト作成をおこなうプロアクティブ・スケジューリングに関する研究も行われている [7]。

### 2.2 再スケジューリング

スタッフスケジューリングから派生した、シフト表が作成後に実行不可能になった際のシフト再作成を扱う研究として再スケジューリングがある。再スケジューリングは通常のシフト作成で求められる条件の他に、元のシフトをできるだけ維持するという条件を追加した形で最適化問題として定義される。実際の事業所等では事前に決定したシフトが何の変更もなく実行できることは稀であり、現実の状況を踏まえた研究だといえる。このことから近年注目を集め、いくつかの研究がなされている [8], [9]。

### 2.3 アウトバウンド最適化

依頼という観点からは、関連研究としてコールセンターにおけるアウトバウンド最適化が挙げられる。アウトバウンドとはインバウンドと対になる行為で、インバウンドはコールセンターにかかってくる電話、アウトバウンドはコールセンターから顧客に働きかける電話を意味している。インバウンドの例としては商品のヘルプデスクやクレーム対応、アウトバウンドの例としてはセールスやアンケート調査などがある。

従来研究はインバウンド最適化に関するものが中心である。しかし、数は少ないがいくつかアウトバウンド最適化に関する研究は存在する。例の一つとして、クレジットカードの滞納者が電話に出やすい時間帯を推定し、高い割合で滞納者本人に電話を行えるようにする研究 [10] がある。また、調査のために世帯と連絡がつきやすい時間帯を推定し、電話順を決定するという研究 [11] がある。いずれの研究も電話を主眼として行われており、メッセージングアプリの利用を想定した推定や依頼方法の検討は行われていない。

## 3 シミュレーション環境

本章では、メッセージングアプリの利用を想定した受諾確率の推定を含む代替出勤依頼手法の効果を検証するための、数ヶ月間を想定する代替出勤依頼のシミュレ

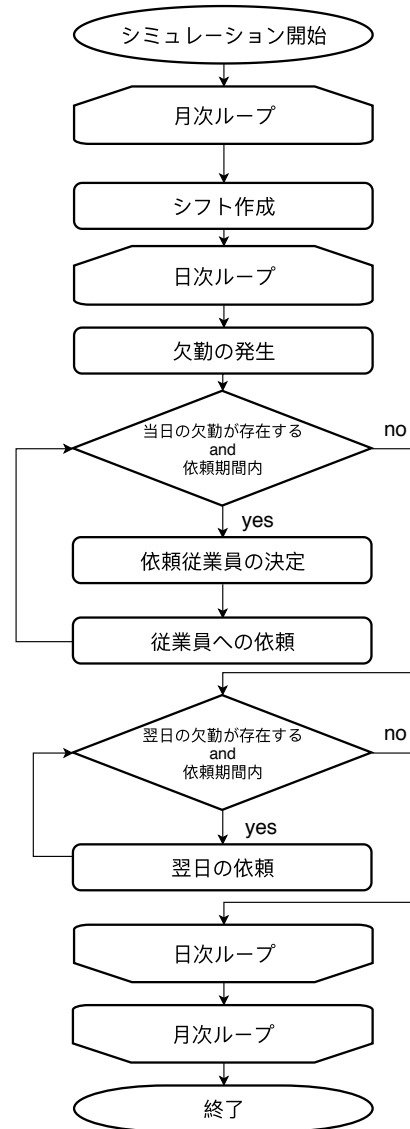


図1 提案シミュレーションの流れ図

シミュレーション環境について述べる。シミュレーションの概略を図1に示す。シミュレーション開始後、モデル化した従業員の勤務時間希望からシフト表を作成する。次に、作成したシフトに対してあらかじめ決定した期間内で日々確率的に欠勤を発生させる。詳細は後述するが、発生した欠勤は当日の午前中に依頼を終えなければならないものと翌日までのもの、2日後以降までのものに分類される。ある1日の中では、当日・翌日のものについて、欠勤により発生した空きシフトに対して代替出勤する従業員の候補の決定をおこない、その候補に対して依頼をおこなう。2日後以降のものについては、期限が翌日になった段階で依頼をおこなう。依頼は当日のもの、翌日のものの順に行い、必要人数が充足するか時間切れになるまでおこなう。この一連の流れを一日として数ヶ月間を想定して反復する。

以下の節では、シフト作成・欠勤の発生・依頼従業員の決定・従業員への依頼について詳細に述べる。

### 3.1 シフト作成

シフト表は従業員の勤務時間希望をもとに作成される。従業員の勤務時間希望の生成には筆者らの研究 [1] で定めた曜日ごと・時間帯ごとに傾向をもつ勤務時間希望モデルを用いた。勤務時間希望は、時間帯を 9:00-21:00 までを 4 分割してそれぞれ朝:M, 昼:D, 夕:E, 夜:N と表現し、どの時間帯に出勤しやすいかを定めた出勤時間帯パターンを従業員ごとに設定している。割合等の詳細なパラメータ等は本論文では省略する。シフト作成については [1] と同様に数理最適化によりおこない、以下のような現実のシフト作成時に考慮される最低限の制約を設定した。

- 従業員が希望していないシフトには配置しない
- 各日各時間帯のシフト必要人数に対し、配置人数の不足・余剰ができるだけ少ないようにする
- 7 連勤以上にならないようにする
- 従業員がある案件のシフトを担当するのに必要なスキルを保持している
- 1 日に複数の時間帯の勤務をしない

ここで、時間帯は 4 分割した M, D, E, N の時間帯を連結した MDE: 朝昼夕のようなものも含んで考える。案件は従業員が従事する仕事の種類を表したものであり、シフト配置の際には案件ごとに当該業務を担当可能な従業員集合の中から従業員を選ぶ必要がある。

### 3.2 欠勤の発生

欠勤の発生モデルはデータ収集をおこなった上でパラメータフィッティングができるように、調査により取得可能であると考えられる情報を利用する形でモデル化をおこなった。欠勤を発生させる際には欠勤の発生日・時間帯を決定する必要がある。以下ではそれぞれの詳細について述べる。

#### 3.2.1 欠勤の発生日

現実の事業所へのインタビューの結果から、シフト運用中の欠勤には緊急度合いの違いが存在し、i) 当日になって判明するもの、ii) 前日に判明するもの、iii) 2 日以上前の事前に判明するもの、の 3 つに分類できることが分かった。また、欠勤は基本的には確率的に発生するが、業務内容によっては同一月内でも週ごとに傾向が異なる場合があると考えられる。このような状況を受けて、週ごとに分類 i), ii), iii) の種類ごとに欠勤の発生回数を定義して、週内の各日に決めた回数分欠勤を割り振るという形で欠勤発生日のモデル化を行った。以下、i), ii), iii) の分類をそれぞれ、TODAY, NEXT DAY, FUTURE と記す。各種類の欠勤における代替従業員を決定するまでの期限は、TODAY の場合はその日の早い段階、NEXT DAY の場合次の日まで、FUTURE の場合は期限が 2 日以上となるようにランダムに決定する。

欠勤発生日のモデルを図 2 の例を元に説明する。まず、シミュレーション実行前にパラメータとしてある一週の合計欠勤数を設定する。このとき欠勤数は種類ごとに定められており、図 2 の例では TODAY が 4 回、NEXT DAY が 5 回、FUTURE が 3 回となっている。この回数分、週の各日にランダムに発生日を割り振る。これらは各種類の欠勤が判明した日を表しており、NEXT DAY の欠勤の場合は次の日に従業員が休むことが判明したこ

ある一週の合計欠勤連絡数

欠勤の種類		回数/週
TODAY		4
NEXT DAY		5
FUTURE		2

欠勤連絡の発生日		一週間に割り振り						
	0	1	2	3	4	5	6	
TODAY	1		1	1			1	
NEXT DAY	2	2			1			
FUTURE			1(2日後)		1(2日後)			

最終的な欠勤数		0	1	2	3	4	5	6
欠勤数		1	2	3	1	1	1	2

図 2 欠勤発生日モデル

表 1 1 日の最終的な欠勤種ごとの欠勤情報の例

時間帯	人数
MDE	2 人
DEN	1 人

とを表している。最終的な各日の欠勤数は TODAY は 0 日後、NEXT DAY は 1 日後、FUTURE は決められた日数後の欠勤としてカウントすることで計算できる。

#### 3.2.2 欠勤の時間帯

欠勤の時間帯については、欠勤発生日から代替従業員を決定するまでの期限によって時間帯の傾向が変わることが考えられる。このことを反映し、各欠勤種ごとに発生する時間帯の割合を設定するという形でモデル化をおこなった。ここで、時間帯の分割はシフト作成と同様に、9:00 21:00 の 12 時間を 3 時間ずつ M, D, E, N の 4 分割としたものを用いた。

時間帯の決定について例を挙げて説明する。例えば TODAY に関して欠勤の時間帯の割合が MDE: 40%, M: 30%, DEN: 30% として設定されているとき、各 TODAY の欠勤時間帯はこの割合を発生確率と考えて欠勤時間帯を決定する。

### 3.3 依頼従業員の決定

前節で定義した欠勤の発生モデルにより得られる最終的な一日の欠勤種ごとの欠勤情報は表 1 の形で与えられる。依頼従業員の決定の際には [1] と同様に、これらの欠勤を時間帯ごとの必要人数を要素とする一つのベクトル  $[M, D, E, N] = [2, 3, 3, 1]$  のように表現し、そのベクトルを一人あたりに依頼する時間帯を決定する。表 1 の場合は元の欠勤時間帯が長いので結果として同じ分割になる。

こうして分割した時間帯に対して、それぞれ依頼従業員を決定する。詳細な依頼方法については 4 章で後述する。

### 3.4 従業員への依頼

従業員への依頼は、前節で定めた従業員に対して実際に代替出勤依頼をおこない、代替出勤してくれるかどうかを確認する手続きである。

はじめに、決定した依頼対象に一斉に依頼をおこなう。一度に全員に依頼をおこなうことはメッセージング

表 2 依頼によって定まる従業員の情報の例

	受諾可否	応答時間(分)
Worker1	yes	3
Worker2	no	10
Worker3	yes	34
Worker4	no	65

表 3 各曜日の出勤数による受諾確率の変動幅

Number of attendance	variation $\nu$
0	-0.2
1	-0.1
2	0
3	0.1
4	0.2

アプリの並列依頼を想定している。依頼された従業員に対して、代替出勤依頼の受諾可否と応答時間が決まる。したがって、依頼後の従業員の内部状態は表 2 のようになる。

ここで表 2 中の値を定めるモデルに付いて説明する。受諾可否の決定については [1] の依頼回答モデルを発展させ、従業員ごとに定められた確率に従うベルヌーイ分布としてモデル化した。ベルヌーイ分布のパラメータは以下の式で決定される。

$$h(P_{personal} + \nu) \quad (1)$$

$P_{personal}$  は個人別の受諾しやすさを表す確率として  $[0,1]$  の一様乱数で表現される。 $h$  と  $\nu$  はいずれもシフト表における割当てが従業員の依頼回答にも反映されていることを表す変数である。 $h$  はその従業員がよく勤務している時間帯かどうかを表現しており、[1] における従業員の出勤希望パターンで依頼された時間帯の希望割合が中央値以上であれば 1、それ以下であれば 0.5、割合が 0 の場合は 0 となるような値をとる。 $\nu$  は従業員が勤務しやすい曜日かどうかを表現する変数である。月内の各曜日の出勤数に応じて表 3 のような値をとり、受諾確率を変動させる。

応答時間のモデルについては [1] のものと同様のものを採用した。この応答時間のモデルはメッセージングアプリの中でもとくにチャットベースのものを想定しており、現実において返信が早い集団と遅い集団がいることを、それぞれで平均 5 (分) の指数分布、[30, 120] の一様分布の 2 種類の応答時間の分布にしたがう集団にモデル上でも分けることで表現している。それぞれの集団の割合は 9:1 となるようにした。

依頼をおこなった後、これらのモデルにより得られた表 2 の情報をあらかじめ定められた期間ごとに取り出す。これは従業員からの応答が徐々に届くことを表現している。実際のシステム上で利用する際にはバッチ処理となることが考えられるため、シミュレーション上でも 30 分おきのような離散的な一定期間を設定する。ここで取り出された結果について、受諾であれば残り必要人数を減少させる。以上の依頼対象者決定から依頼結果の受け取りまでが一回の依頼となっている。これを必要人数を

充足するまたは依頼時間がなくなるまで繰り返すことで 1 日の依頼がおこなわれる。

## 4 依頼手法

本章では依頼手法として、各欠勤に対する依頼対象選択の方法とそれをより効率的に行うための受諾確率推定の手法について述べる。以下ではベースとなる依頼手法・確率推定をおこなう依頼手法の順にその内容を述べる。

### 4.1 ベースとなる依頼手法

3.3 節で述べたとおり、依頼対象の選択は分割された各時間帯に対しておこなう。そこで、案件  $j$ 、日付  $d$ 、時間帯  $t$ 、必要人数  $R$  の欠勤を考える。このときこの欠勤に対して代替出勤が可能であるのは、案件  $j$  を担当するスキルを保持しており、日付  $d$  にシフト配置されていない従業員である。この従業員の集合を  $W$  とする。ベースとなる依頼手法ではこの従業員の中からランダムに一定の人数を選ぶことで依頼対象となる従業員を決定する。代替出勤依頼において考慮すべきことは、i) できるだけ少ない回数で依頼を終えること、ii) できるだけ必要人数から過不足がないように依頼すること、の 2 点である。選択する人数はこれらを考慮して、 $2R$  人とする。選択人数を必要人数より多くしたのは依頼した従業員のうち全ての人が依頼を受諾するわけではないという考えに基づいている。

### 4.2 確率推定をおこなう依頼手法

確率推定をおこなう依頼手法では、依頼結果から従業員の依頼受諾確率を推定し、推定結果を元に依頼対象と依頼人数を決定する。

受諾確率の推定は簡単なベイズ推定によりおこなう。3.4 節で述べたように、従業員の受諾確率はベルヌーイ分布として与えられる。したがって事前分布としてベータ分布  $Beta(\alpha, \beta)$  を考えると、事後分布もベータ分布となるのでそのパラメータを依頼結果をうけて逐次更新していく。ベータ分布の初期値は  $\alpha = 1, \beta = 1$  の無情報事前分布を用いている。従業員の受諾確率はモデル上曜日や時間帯ごとにいくらか異なっているが、本推定手法はそれらを考慮せず従業員の受諾確率が全て同じベルヌーイ分布によって決まると考えたものとなっている。

本依頼手法では更新したベータ分布をもとに、依頼対象と依頼人数を決定する。依頼対象の決定の際には各従業員に対してベータ分布の平均値を受諾確率の推定値として用い、担当できる従業員集合  $W$  の中から受諾確率が大きい順に従業員を選択する。選択人数は推定した受諾確率をもとに期待確保人数が必要人数を超えないように決定する。したがって、選択人数  $S$  は以下の条件を満たすように最大化する。

$$\sum_{i=1}^S p_i \leq R - m \quad (2)$$

ここで  $p_i$  は  $i$  番目に選択した従業員の推定受諾確率を表す。上限を  $R$  ではなく  $R - m$  とした理由は過剰な従業員の確保を抑える意図がある。 $m$  はパラメータであり、 $[0,1]$  の実数を想定している。このように選択人数を決定することで前述の代替出勤依頼において求められる 2

表4 シフト作成のためのパラメータ

Parameter	Value
Term	4 weeks(28 days)
Number of projects	2
Number of workers	540
Number of workers who can be assigned for project 1	400
Number of workers who can be assigned for project 2	200

つの点を改善しようとしている。

また、上記の方法でベータ分布を更新しなかった場合は、常に従業員の推定受諾確率は0.5となり、ベースとなる依頼手法と同一である。

## 5 実験

本章では3章で提案したシミュレーション環境上で4章の代替出勤依頼手法を適用するための設定の説明と、適用結果の比較をおこなう。

### 5.1 実験設定

本研究ではシフト作成・欠勤の発生・代替出勤依頼というシフト管理の一連の流れを提案したシミュレーション環境で実行した。以下ではそれぞれの段階におけるパラメータ設定等について述べる。

シフト作成に際しては一つのシフト表が表す期間、案件の数、案件ごとの必要人数、従業員数、案件ごとの担当可能従業員、従業員の希望を決める必要がある。これらのパラメータは[1]で用いたものと同様のものを用いている。詳細は省略するが重要なパラメータに関しては表4に示したようになっていて、今回は簡単のため、1ヶ月を4週間として1ヶ月単位でシフトを作成している。案件数は案件が重なっていることを再現する最低限の数である2としている。従業員数については欠勤が発生した際に十分な代替従業員がいる場合を想定して決定した。複数の案件を担当可能な従業員が60名存在するため、各案件を担当可能な従業員の総和が総従業員数よりも大きくなっている。様々なシフトに対する平均的な結果の算出のため、上記のパラメータの従業員集合・シフトを20個作成して実験に用いた。

欠勤に関しては、今回調査をおこなった事業所において週ごとに欠勤数の差がほとんどみられなかったことから、全ての週で等しい欠勤パラメータを用いた。使用した欠勤パラメータは表5のようになっている。現実のデータの分析から、シフト配置によって発生する欠勤の時間帯が変化することが分かった。このことをうけて、今回採用した2案件で配置した時間帯の割合に応じてパラメータを決定している。日時、時間帯の決定後、どの案件で欠勤が発生するのかについてはランダムに定めている。また、FUTUREにおける欠勤日は判明日から2日から7日までのあいだで期限をランダムに決定した。

シミュレーションを行う期間としては、長期間の間を考えると現実においては入社や退社等で従業員集合が変化することから3ヶ月(12週間)という期間を設定した。バッチ処理を想定した一回の依頼の結果を確認するまでの期間は30分とし、TODAYの依頼については9:00-12:00までの計6回、NEXT DAYの依頼については

表5 欠勤パラメータ

Absent kind	Number of absent in week	Ratio
TODAY	5	MDE:70%, DEN:20%, N:10%
NEXT DAY	4	MDE:40%, DEN:40%, N:20%
FUTURE	4	MDE:50%, DEN:30%, N:20%

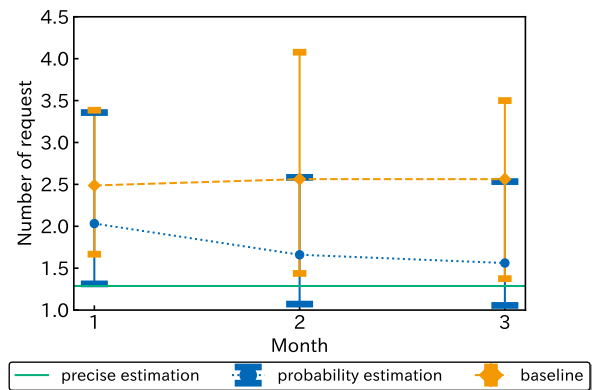


図3 各手法の依頼回数(平均・最大・最小)

13:00-21:00までの計16回依頼を行うことができるものとした。2日後以降の欠勤についてはその対象日の前日にNEXT DAYの依頼とまとめて代替出勤依頼をおこなうこととした。

### 5.2 実験内容

本研究では3ヶ月間の代替出勤依頼シミュレーションを行い、各依頼手法の効果を検証した。評価指標としては、急を要し依頼回数の削減が強く求められる当日の欠勤に対する平均依頼回数をみる。また、過剰確保や人数の不足についても各手法で比較をおこなう。また、各手法やモデルの性質の解析のため、各手法における3ヶ月間を通しての一人あたりの受諾回数の最大値についても考察をおこなう。4.2節の手法におけるパラメータは $m=0.2$ とした。シミュレーション回数としては20シフト×5回の計100回を各依頼手法について実行した。

### 5.3 実験結果

以下では、4.1節の手法をbaseline, 4.2節の手法をprobability estimation, 4.2節の手法で確率を正確に推定できている場合の手法をprecise estimationと表現する。

各手法での3ヶ月間の当日の欠勤に対する平均依頼回数の推移は図3のようになった。precise estimationについては3ヶ月間の平均値を示している。図より、受諾確率推定を導入することにより依頼回数を低減できることがわかる。時間が経過するごとに依頼回数が減少することも確かめられ、3ヶ月というシフト管理上は短い期間であっても効果があることがいえる。ただし、precise estimationと比べるといくらか乖離があり、曜日や時間

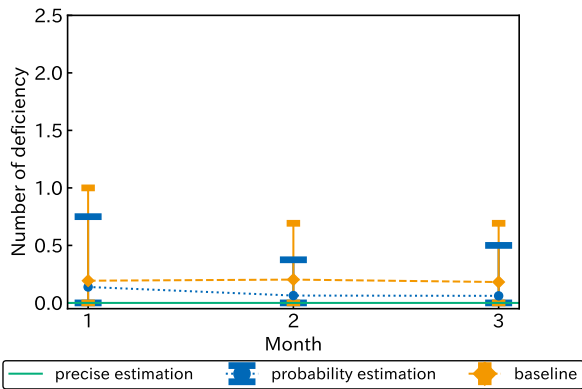


図4 各手法の不足人数 (平均・最大・最小)

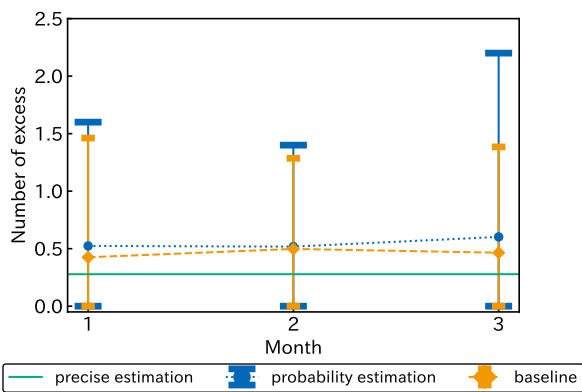


図5 各手法の過剰人数 (平均・最大・最小)

帯等の考慮によりさらなる改善が可能であることが考えられる。

また、3ヶ月間の当日の欠勤に対する平均不足人数、過剰人数の推移はそれぞれ図4, 5のようになった。これらの結果から、今回の欠勤パラメータでは不足人数・過剰人数ともに平均的には1以下で抑えられることがわかる。不足人数については時間が経ち推定精度が上がるにつれて減少していくことがわかる。推定精度が正確な場合は、不足人数がほぼ0になる手法であることもわかる。一方、過剰人数については時間が経つにつれ人数が増加している。これは受諾確率が高めの従業員に依頼するようになったため、依頼数に受諾数が比例しやすくなったためだと考えられる。

次に、各手法の一人あたりの受諾回数の最大値を表6に示す。表より、probability estimationの手法では、平均で3ヶ月間に最大12日程度依頼を受諾する従業員が発生する。本研究におけるモデルには従業員の依頼受諾にともなう次回の受諾確率の低下などの機能は含まれていないため、同じ人ばかりに依頼し続けるということが抑制されていないためこのような結果となっている。しかし、現実の環境においては従業員の依頼受諾確率は直近何回かの依頼受諾状況に依存すると考えられる。した

表6 一人あたりの受諾回数の最大値

Method	Number of request
baseline	2.68
probability estimation	11.94

がって、より現実に当てはまる状況において有効な依頼手法を検証するには、従業員の受諾確率が過去の状態に依存して決まるモデルを導入する必要があるといえる。また、最大人数について不足・過剰ともに不安定であることからシミュレーション回数を増やす必要がある。

## 6 まとめ

本研究ではシフト作成・欠勤の発生・代替出勤依頼というシフト管理の一連のプロセスを模擬したシミュレーション環境を提案した。提案環境上で、シフト調整において重要である少ない依頼回数・過不足を考慮した依頼手法を検証し、その有効性を示した。

今後の課題としては従業員の過去の依頼受諾に依存した受諾確率の変化のモデルを導入するなどよりシミュレーション環境を現実に近づけ、曜日や時間帯等にも着目したより高度な依頼手法の開発をおこなう。また、シミュレーションの実行回数を増やしより詳細に検証する。

## 謝辞

本研究は株式会社 TMJ の皆様に情報の御提供、ならびに種々の御助言を賜りました。ここに深甚なる謝意を表します。

## 参考文献

- [1] 幡本昂平, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲. 効率的な代替出勤依頼に向けた依頼順評価関数の設計. 第15回データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会, 2018.
- [2] Jorne Van Den Bergh, Jeroen Beliën, Philippe De Bruecker, Erik Demeulemeester, and Liesje De Boeck. Personnel scheduling: A literature review. *European Journal of Operational Research*, Vol. 226, No. 3, pp. 367–385, 2013.
- [3] A.T Ernst, H Jiang, M Krishnamoorthy, and D Sier. Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models. *European Journal of Operational Research*, Vol. 153, No. 1, pp. 3–27, 2004.
- [4] Edmund K. Burke, Patrick De Causmaecker, Greet Vanden Berghe, and Hendrik Van Landeghem. The state of the art of nurse rostering. *Journal of Scheduling*, Vol. 7, No. 6, pp. 441–449, 2004.
- [5] Holmes E. Miller, William P. Pierskalla, and Gustave J. Rath. Nurse scheduling using mathematical programming. *Operations Research*, Vol. 24, No. 5, pp. 857–870, 1976.
- [6] Uwe Aickelin and Kathryn A. Dowland. An indirect genetic algorithm for a nurse-scheduling problem. *Computers & Operations Research*, Vol. 31, No. 5, pp. 761–778, 2004.
- [7] Jonas Ingels and Broos Maenhout. Optimised buffer allocation to construct stable personnel shift rosters. *Omega (United Kingdom)*, Vol. 82, pp. 102–117, 2019.
- [8] Alistair Clark, Pam Moule, Annie Topping, and Martin Serpell. Rescheduling nursing shifts: scoping the challenge and examining the potential of mathematical model based tools. *Journal of Nursing Management*, Vol. 23, No. 4, pp. 411–420, 2013.
- [9] 北田学, 森澤和子. 急な欠勤発生に伴う動的ナース・スケジューリング問題のヒューリスティック解法. 日本経営工学会論文誌, Vol. 65, No. 1, pp. 29–38, 2014.
- [10] Srinivas Bollapragada and Suresh K. Nair. Improving right party contact rates at outbound call centers. *Production and Operations Management*, Vol. 19, No. 6, pp. 769–779, 2010.
- [11] James Wagner. Adaptive contact strategies in telephone and face-to-face surveys. *Survey Research Methods*, Vol. 7, No. 1, pp. 45–55, 2012.