

フィールド保守業務における人的資源割当施策の立案支援

作田 一樹^{1,a)} 中島 達哉¹ 鈴木 唯司² 奥田 滋² 山根 俊幸² 桑畑 雄大¹
新小田 剛³ 有馬 達也³ 中尾 英明³ 井上 進³ 小野 智司^{1,b)}

受付日 2018年11月19日、再受付日 2019年1月10日、
採録日 2019年3月18日

概要: 本論文では、複写機や印刷機のフィールド保守業務において、新たな施策を導入する際の保守品質の変化を予測する方式を提案する。提案方式は、保守技術者をエージェントとするマルチエージェントシミュレーションにより保守業務を仮想的に実施することで、施策の効果をマクロとミクロの双方の観点で評価することが可能となる。また、顧客に対する保守技術者の割当て等、施策内の定型的な要素については、最適化により自動的に決定する。提案方式を都市部における保守業務に適用し、保守品質指標の相対的な変化を予測できることを確認した。また、副担当制度や短時間勤務等の多様な施策の導入効果の予測に利用できることを確認した。

キーワード: フィールド保守業務, 施策立案支援, マルチエージェントシステム, 組合せ最適化, 働き方改革

Planning Support of Human Resource Assignment Policies for Field Maintenance Services

KAZUKI SAKUTA^{1,a)} TATSUYA NAKASHIMA¹ TADASHI SUZUKI² SHIGERU OKUDA²
TOSHIYUKI YAMANE² YUDAI KUWAHATA¹ TSUYOSHI SHINKODA³ TATSUYA ARIMA³
HIDEAKI NAKAO³ SUSUMU INOUE³ SATOSHI ONO^{1,b)}

Received: November 19, 2018, Revised: January 10, 2019,
Accepted: March 18, 2019

Abstract: This paper proposes a method for predicting maintenance service quality changes when introducing a new policy into a field maintenance service of copying and printing machines. The proposed method adopts multi-agent simulation where agents initiating maintenance engineers virtually perform the field maintenance service under a given new policy. This allows evaluation of the effect of the policy from both macro and micro viewpoints. In addition, a combinatorial optimization solver in the proposed method determines typical part of the policy, e.g., allocation of engineers to clients, according to the key idea of the given policy. Experiments with the actual maintenance records in service stations located in urban areas showed the prediction precision of the proposed method. This paper also demonstrated that the proposed method assessed the effectiveness of policies such as introducing sub-engineer in charge and/or shortening of working hours.

Keywords: field maintenance service, policy design support, multi-agent system, combinatorial optimization, work style reform

¹ 鹿児島大学大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻
Department of Information Science and Biomedical Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University, Kagoshima 890-0065, Japan

² リコージャパン株式会社
RICOH JAPAN Corporation, Minato, Tokyo 105-8503, Japan.

³ リコー IT ソリューションズ株式会社
Ricoh IT Solutions Co., Ltd., Kagoshima 890-0053, Japan

1. はじめに

保守サービスの品質は、顧客が業務機器を選定する際の重要な基準の1つとなる。一方で近年、製造業における生産品質の改善等により、機器の故障や不具合の発生頻度は

a) sc113025@ibe.kagoshima-u.ac.jp

b) ono@ibe.kagoshima-u.ac.jp

低下の一途をたどっている。機器が自身をモニタリングし、消耗品の交換時期や不具合の発生を予測して製造業者に通報する技術も実用化されており、不具合や障害の発生を未然に防ぐ予防保守も広まっている。さらに、近年の情報通信技術の急速な発展や多様な業務の自動化により、店舗や事業所等に導入された事務機器の使用環境や頻度にも変化が生じている。以上のことから、従来よりも保守業務の頻度が低下しており、従来からの高い保守品質の維持と保守サービスのコスト削減の両立が求められている。

また、生産年齢人口の長期的な減少傾向は明確であることから、社会の高度情報化や人工知能技術の普及にともなう業態の変化をふまえて人的資源の再配置を実施することは、企業や自治体等において不可避の課題である。特に近年は、働き方改革の名のもとに、労働環境の多様化のニーズが高まっており、人的資源の再配置や労働条件の柔軟化の実現に向けた適切な施策の導入が求められている。

保守業務における新たな施策を導入する際は、保守品質を改善または維持することが重要となる。このため、施策を導入した結果の保守品質の変化を適切に推定する技術の実現が望まれている。近年、企業等では業務履歴のデータ化がすすめられており、これを利用することで上記の品質の変化を予測することが可能になると考える。

本論文では、保守業務における新たな施策の立案の支援を目的として、施策を導入した際に保守品質がどのように変化するかを予測する技術を提案する。本研究の貢献は以下の3点である。

- フィールド保守業務をマルチエージェントシステム (Multi-Agent System: MAS) [1], [2], [3], [4] としてモデル化し、シミュレーションにより保守業務品質の予測を可能とする。立案された新たな施策の案をマイクロなルールとしてシミュレーションに導入し、マクロな効果の観測および分析を行うことで、施策の実運用前にその効果を予測することが可能となる。
- 保守業務品質の予測を行う際に、施策に含まれる定型的な要素を最適化により自動決定する。特に、与えられた施策に従って保守者を保守対象機器に割り当てる問題を遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [5], [6] によって解くことで妥当な割当てを導出する。これにより、施策の細部について自動的に調整することが可能となり、施策立案の労力を軽減することができる。
- 複写機および印刷機の実際の保守業務データに提案手法を適用し、都市部の保守業務であれば提案手法が低い誤差で保守品質の相対的な変化を予測できること、および、多様な施策の導入効果の予測に利用できることを確認した。

以下、2章では関連研究について述べる。3章では、本研究で対象とするフィールド保守業務について述べ、4章で

提案する方式の詳細について述べる。5章では、提案方式の有効性を、性能と機能の双方の面で実験的に検証する。

2. 関連研究

フィールド保守業務において、質の良いサービスを顧客に提供することは重要であり、保守業務の改善やコストの削減を図るための施策立案や意思決定を支援する技術の実現が望まれている。このため、フィールド保守業務を対象とした離散事象シミュレーション (Discrete-Event Simulation: DES) [7], [8] による研究が広く行われている。Lin らは、通常保守、緊急保守に加えて、保守対象設備の状況に応じて保守を行う方式を提案し、200 機弱のエレベータの保守における有効性を検証した [9]。Colen らは、予防保守を専門とする技術者の配置の効果について検証を行った [10]。Hertz らは、目的が異なる多様なフィールドサービスネットワークをシミュレーションする方式を提案した [11]。これらの研究では、各技術者のタスクの実施順を、技術者自身ではなく、トップダウン的な考え方に基づいてプランナがタスクを割り当てると同時に決定する。しかし、本研究で対象とする複写機等のフィールド保守においては、各技術者が1日に数件のタスクを実施するため、タスクの実施順は各技術者が自律的に決定するボトムアップ的なモデルが必要となる。このため、DESとしてモデル化すると、技術者の自律的な行動決定の再現が困難となる。

上記のような保守技術者自身の自律的な行動決定をモデル化するには、MASに基づくシミュレーションが好適である。Zhou らは、農作業用機器の保守業務を対象として、機器および技術者をエージェントとするMASによるシミュレーション方式を提案した [12]。この研究では、80 台の機器を対象として5名程度の技術者による保守業務を対象として検証を行っている。これに対して本研究では、1万台を超える機器を対象とした保守に対して、15名程度の技術者により保守サービスを提供する。施策を検討する際に、本質的な (非定型的な) アイデアを立案するだけでなく、それによって定型的な要素についてもあわせて決定する必要があるが、本研究で対象とする保守業務は、規模が大きいため、定型的な要素の決定に要する労力が大きい点が [12] と異なる。

その他、フィールド保守業務に関して多様な側面から研究が行われており、上記のような施策立案支援とは異なる観点でMASを導入した研究も多い。Gallab らは、液化石油ガスのサプライチェーンにおいて、保守業務における障害発生シナリオをモデル化し、視覚化により意思決定者の支援を行う枠組みを提案している [13]。この方式では、計画者、操作者、機械等、システムの中で自律性を持つ多様な存在をエージェントによって表現している。Ren らは、保守作業から提供された情報をもとに企業内の専門家が意思決定を行う際に、遠隔地の他分野の専門家と意見

交換を行い、対策案を導出する枠組みを提案している [14]. Passadore らは、保守業務における文書検索に MAS を応用している [15]. これらはいずれも、フィールド保守における施策の効果を予測する本研究とは目的が異なる.

3. 保守業務のモデル化

3.1 概要

本研究で対象とするフィールド保守業務は、保守対象機器 $\mathcal{M} = \{M_1, \dots, M_{N_M}\}$ に対して、担当を割り当てられた保守技術者 $\mathcal{E} = \{E_1, \dots, E_{N_E}\}$ が、定期保守、緊急保守等の保守業務 (タスク) $\mathcal{T} = \{T_1, \dots, T_{N_T}\}$ を行う業務である. このため、本研究で対象とする施策の効果を予測する問題は、施策 \mathcal{P} , 保守対象機器 \mathcal{M} , および保守技術者 \mathcal{E} が与えられた場合に、対象期間における全保守業務の結果 \mathcal{R} を予測する問題である.

3.2 保守業務の詳細

本研究では、フィールド保守業務の典型的な事例である複写機および印刷機のフィールド保守業務を対象として、提案方式の設計、実装、および評価を行う. 複写機や印刷機の保守は、対象となる機器が大量に存在し、保守技術者が 1 日に数件程度の保守を行う点、利用頻度に応じた定期的な保守や不具合等による緊急保守等の多様な種類の保守が必要となる点、および、対象機器ごとに利用頻度が大幅に異なるために保守の頻度も異なる点に特徴があり、フィールド保守における一般的な要件を含む.

本研究で対象とする複写機および印刷機のフィールド保守業務は、保守業者の統括部門へのヒアリングにより、モデル化を行った. 以下では、本研究で対象とする保守業務のモデルを、タスク、保守技術者の行動、および、対象機器の観点から述べる.

3.2.1 保守業務のタスク

保守業務の個々のタスクは、表 1 に示す 4 種類に分類される. 緊急保守は、機器の不具合の発生等により顧客から依頼を受けた時点で発生し、継続保守は緊急保守において部品の不足が明確になった時点で発生する. 定期保守および導入保守は各営業日の業務開始時に割り当てられ、保守技術者がスケジューリングを行う. 緊急保守のために顧客を訪問する際に、同時に定期保守を行うこともあるが、この場合も緊急保守と見なす. 各保守業務は、当該機器を有する顧客のもとへの移動、保守作業、および、退室の 3 つの段階からなる. なお、顧客企業の業態によっては、保守作業を実施できる時間帯が限定されることがある.

3.2.2 保守技術者の行動

保守技術者は、割り当てられた保守業務集合に対して、保守業務の実施順を自身で判断し、行動する. 基本的に、継続保守、緊急保守、その他の保守の順で高い優先度を持つと考えるが、顧客との契約形態、顧客の業態による制約、

表 1 保守業務の個々のタスクの一覧

Table 1 List of field maintenance service types.

タスク	種類	説明
緊急保守	緊急	当該機器に不具合が発生したために、当該機器の利用者である顧客が保守業者のコールセンターに対応を依頼し、保守技術者に割り当てられる保守業務.
継続保守		当該機器の保守業務を行う際に、保守技術者が持つ部品のみでは対応できない場合に、部品の取り寄せを手配し、再度行われる保守業務.
定期保守	定期	当該機器の利用頻度に応じて定期的に行われる保守業務.
導入保守		当該機器の購入やリース等により、顧客に導入または顧客から撤収する業務.

自身の現在位置や、その時点で受け持っているタスク等を考慮して訪問順序を決定する. なお、緊急保守はコールセンターを介して割り当てられるが、未着手の緊急保守をすでに一定以上割り当てられている場合は、他の保守技術者に依頼する.

3.2.3 保守対象機器と交換部品

保守業務の対象機器は、複写機や印刷機 (プリンタ) であり、機器のモデルや使用頻度に応じて故障の発生率が変化する. 保守業務を行う際は、機器の不具合状況に応じて、部品の交換を必要とする場合がある. 交換部品は、保守技術者が携帯 (社用車に積載) している部品、拠点に在庫がある部品、取り寄せが必要な部品等がある.

3.2.4 都市部における複写機等の保守業務

本論文では、以下の制限を加え、都市部における複写機等の保守業務のみを対象とする.

- 都市部では、顧客間の移動時間が短く、また、駐車等に要する時間が地方部と比較して長い等の理由により、移動時間が必ずしも距離に比例しない. このため、顧客への移動時間を拠点ごとに一律に定める値とする.
- 保守技術者はすべての機器の保守業務を行えることとし、保守技術者の間で技術力等の差異は設けないこととする.
- 夜間、週末の緊急保守は、それ以外の時間帯の保守と比較してきわめて少なく、また、特殊な保守体勢をとるため対象外とする.

3.3 保守業務の品質指標

本論文では、保守業務の実施結果 \mathcal{R} の保守品質を表す指標として、以下の 3 点に着目する.

応答時間 (Response Time: RT): 緊急保守において、顧客から連絡を受けてから保守技術者が対象機器のもとに到着するまでの時間の平均を RT とする. RT が低いほど保守業務の品質が良いといえる.

$$RT = \frac{1}{|\mathcal{T}^{npp}(\mathcal{R})|} \left(\sum_{T_i \in \mathcal{T}^{npp}(\mathcal{R})} time_{R_i}^{arr} - time_{T_i}^{rec} \right) \quad (1)$$

ここで、 $time_{T_i}^{rec}$ および $time_{R_i}^{arr}$ は、緊急タスク T_i の連絡を受け取った時間、および、タスク T_i の実施結果 R_i において T_i を要請した顧客のもとに保守業者が到着した時間を表す。 $\mathcal{T}^{npp}(\mathcal{R})$ は、緊急タスクのうち、実施結果 \mathcal{R} において顧客から連絡を受け取った当日に訪問を行えたタスクの集合を表す。すなわち、RT を算出する際は、受付翌日以降に訪問したタスクを対象外とする。

緊急保守遅れ率 (Rate of Delayed emergency maintenance: RD)：緊急保守のうち、顧客から連絡を受けた翌日以降に保守を開始したタスクの割合である。RD が低いほど保守業務の品質が良いといえる。

$$RD = \frac{|\mathcal{T}^{pp}(\mathcal{R})|}{|\mathcal{T}^{npp}(\mathcal{R})| + |\mathcal{T}^{pp}(\mathcal{R})|} \quad (2)$$

ここで、 $\mathcal{T}^{pp}(\mathcal{R})$ は、緊急タスクのうち、顧客から連絡を受け取った翌日以降に実施したタスクの集合を表す。ただし、部品の取り寄せが必要、あるいは、連絡を受けた時間が遅い、顧客より指示があった等の理由により、受付当日に訪問が不可能な場合は、 $\mathcal{T}^{pp}(\mathcal{R})$ に含めないこととする。

主担当技術者訪問率 (Rate of Visit by engineer in charge: RV)：当該機器を担当する保守技術者自身が保守を行った割合であり、以下の式により算出する。

$$RV = \frac{1}{|\mathcal{T}|} \sum_{T_i \in \mathcal{T}} \delta(engr_{T_i}^{alloc}, engr_{R_i}^{did}) \quad (3)$$

ここで、 \mathcal{T} はすべてのタスクの集合、 $engr_{T_i}^{alloc}$ はタスク T_i の対象機器を担当する技術者を返す関数、 $engr_{R_i}^{did}$ は実際にタスク T_i を実施した技術者を返す関数、 $\delta(\cdot)$ は2つの引数が一致する場合に1を返し、それ以外の場合に0を返す関数である。担当保守技術者自身がタスクを行うことは、顧客との密な関係を構築するために重要であり、RV は高い方が望ましい。

4. 提案する方式

4.1 概要

本論文で提案する方式は、保守業務における新たな施策立案の支援を目的として、施策を実施した場合の保守品質の変化を予測する。提案方式の特徴を以下に示す。

特徴1：実データに基づくフィールド保守業務のモデル化
提案方式は、フィールド保守業務における人的資源に関する施策立案の支援を目的とする。従来はモデル化が困難であった保守業務自体や保守技術者の行動を、

本研究では、蓄積された実際の保守業務履歴データを閲覧することでモデル化を試みる。これにより、機種や利用頻度の違いを反映した故障等の発生確率や、保守に必要な部品の取り寄せ、曜日や時間帯ごとの緊急保守が発生する頻度の違い等を考慮した保守業務シミュレーションを実現することができる。

特徴2：シミュレーションと最適化の組合せによる施策立案支援

施策の立案は、新しいアイデア（非定型的な要素）の創出こそがその本質であるが、実際に施策を施行する際には、それに付随する定型的な要素の決定が不可欠である。このため、提案方式では、最適化をシミュレーションと組み合わせることで、施策の定型的要素の決定を自動化し、考案者が施策のより本質的な要素の立案に注力することを支援する。

以上の特徴を持つ方式を実現するための、基本アイデアを以下に示す。

アイデア1：マルチエージェントシステムによる保守業務シミュレーション

関連研究 [9], [10], [11] とは異なり、本研究で対象とする複写機および印刷機の保守業務では、保守技術者は割り当てられたタスク集合や現在時刻、保守作業に必要な部品等をもとに、タスクに着手する順序を自律的に決定する。このため、提案する方式では、保守技術者を自律エージェントと見なし、マルチエージェントシミュレーションを行う。これにより、保守技術者の自律的な行動選択に基づいた保守業務のシミュレーションが可能となる。また、得られたシミュレーション結果を、マクロおよびミクロの双方の面から解析することで、施策実施の効果を多面的に検証することができる。

アイデア2：過去のデータに基づく保守業務タスクの確率的生成

本研究では、全国に設置された機器に対して必要とされた保守業務の回数のデータを利用し、施策立案の対象となる拠点における保守業務の発生確率を決定する。すなわち、保守対象機器の機種、使用頻度等による違いを考慮して保守業務タスクを発生させることが可能であり、より正確に施策の効果を予測することが可能となる。提案方式では、保守業務発生を行うシミュレータ（保守業務発生シミュレータ）を構築し、保守業務シミュレーションを行う前に、対象拠点における保守業務を一括して生成する。

アイデア3：最適化による施策の定型的要素の決定

施策の定型的な要素のなかでも特に、保守対象機器への保守技術者の割り当ては、いく通りもの組合せを含むために決定が困難な要素である。本研究で対象とする保守業務は、1拠点あたり15人程度の保守技術者が

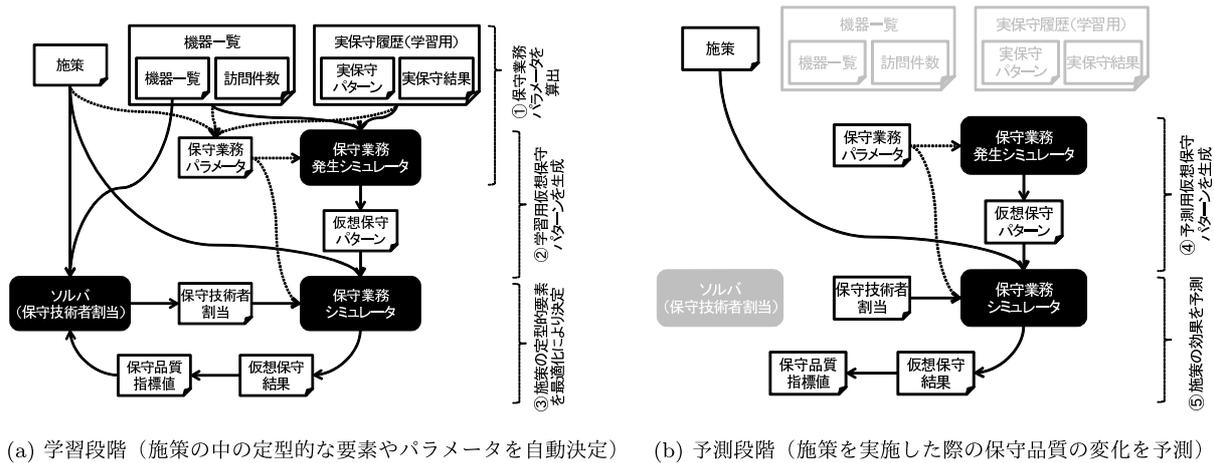


図 1 提案手法の構成と処理手順
 Fig. 1 Structure and process flow of the proposed method.

15,000 件程度の機器の保守を行う。機器に対する保守技術者の割当て方は $10^{17,641}$ 通りと膨大であり、また、施策を変更するたびに割当てを変える必要がある。このため、提案する方式では、保守技術者の顧客への割当てを、施策内の定型的な要素のなかでも特に重要性が高い要素と考え、これを自動的に決定する。

本方式では、比較的単純な GA を用いて保守技術者の割当てを決定する。ここで、必ずしも大域的に最適解よりも、実用上十分な準最適解が望ましい点に注意が必要である。これは、予測対象の保守データに過剰に適合することを避けた保守技術者割当てを用いる方が、施策の効果をより安定的に予測できるためである。

4.2 構成と処理手順

図 1 に提案手法の構成と処理手順を示す。提案手法は、保守タスク発生シミュレータ、ソルバ、および、保守業務シミュレータから構成される。保守タスク発生シミュレータは、保守品質予測等に利用する保守タスク列を生成する (4.4 節)。ソルバは、施策の定型的な要素やパラメータの値を決定する (4.5 節)。保守業務シミュレータは、仮想的に業務のシミュレーションを行うことで保守品質の変化を予測する (4.6 節)。

提案手法により施策の効果を予測するためには、保守業務シミュレーションを行う前に、拠点ごとに異なる保守業務パラメータ (表 2) や、施策に付随する定型的な要素を決定しておく必要がある。このため、これらを自動決定する学習段階 (図 1(a)) と、施策を実施した際の保守品質の変化を予測する予測段階 (図 1(b)) の 2 段階からなる。予測を行う年の前年のデータを用いて学習を行う等、学習段階と予測段階では異なる期間を対象とする。

学習段階では、まず、拠点ごとに設定が必要な保守業務パラメータを、過去に実際に実施された保守業務の履歴をもとに算出する (図 1(a)①)。次に、ソルバが施策の定型

表 2 保守業務パラメータの例

Table 2 Example parameters in field maintenance service.

保守タスク発生シミュレータ
タスク発生補正率 (月別) c_{mon} ,
タスク発生補正率 (時間帯別) c_{dow}
保守業務シミュレータ
平均移動時間 $time^{move}$,
平均退室時間 $time^{exit}$,
予想平均作業時間 $time_{ave}^{work}$,
平均作業時間分布 P_{time}^{work}

的要素を最適化により決定する。最適化の過程で、ソルバは候補を評価するために保守業務シミュレータを繰り返し呼び出す (図 1(a)③)。また、最適化の前に、保守タスク生成シミュレータにより仮想保守タスク $T^{train,vir}$ の生成を行い (図 1(a)②)、 $T^{train,vir}$ を保守業務シミュレータで利用することで、過去の保守業務履歴に対する過剰な適合を避ける。

予測段階では、保守業務シミュレータを 1 回のみ実行する。施策の効果を予測する場合は、将来の保守パターンを予測する必要があるため、保守業務発生シミュレータを利用して生成された仮想保守パターン $T^{test,vir}$ を利用する (図 1(b)④)*1。 $T^{test,vir}$ に対して、学習段階で得られたパラメータや施策の定型的な要素に従ってシミュレーションを行うことで、施策の効果を予測する (図 1(b)⑤)。

4.3 入力データ

4.3.1 施策

提案方式は、効果を予測したい施策を入力として受け取る。本方式における施策とは、保守業務において何らかの課題や問題に対する様々な方策であり、保守技術者の顧客

*1 5 章の評価実験においては、提案手法の性能評価を行うために、実保守パターンを用いて予測を行った。

表 3 機種ごとの平均年間訪問件数リスト

Table 3 Example list of visiting frequency for each machine model.

機種	使用 頻度	契約 形態	導入			定期保守			緊急保守			継続保守		
			訪問	交換部品数										
			回数	S	M ...									
abc123	低	S	0.17	0.00	0.00 ...	1.25	0.92	0.78 ...	0.71	0.25	0.13 ...	0.03	0.02	0.01 ...
def123	高	PC	0.21	0.00	0.00 ...	4.81	3.29	1.26 ...	3.19	2.15	1.89 ...	0.13	0.02	0.01 ...
abc456	中	K	0.11	0.00	0.00 ...	2.33	1.19	0.97 ...	3.01	1.54	1.12 ...	0.08	0.01	0.01 ...

表 4 保守業務履歴の例

Table 4 Example list of maintenance records.

機器	担当	種類	保守タスク \mathcal{T}				保守結果 \mathcal{R}			
			発生日	到着許可日時*	...	保守日	作業者	出発時間	...	
abc123	E_1	定期	4/1	12:00~12:30, 4/30 まで	...	4/1	E_1	11:45	...	
abc456	E_2	緊急	4/1		...	4/1	E_2	9:05	...	
def123	E_2	緊急	4/1	4/2 以降	...	4/2	E_4	9:00	...	
abc123	E_3	導入	4/1	4/1 14:30~15:00	...	4/1	E_3	10:05	...	

* 実際の保守業務履歴には含まれないが、保守業務発生シミュレータが付与する。

への割当ての指針や保守技術者の人数、労働時間帯、タスクの優先関係、コールセンターにおける保守技術者へのタスクの割当規則等の多岐にわたる。

また、作成される施策に付随する定型的な要素を決定する必要がある。たとえば、「保守技術者を1人削減して他の業務に配置換えを行う」という施策を立案する場合、保守技術者の顧客への割当てを変更する必要がある。施策におけるこのような定型的な要素は、提案方式のソルバによって決定する。本論文では、施策における定型的な要素の代表例として、保守対象機器への保守技術者の割当てに着目し、これを自動的に決定する。

4.3.2 蓄積された過去の保守業務履歴データ

また、提案方式は、保守対象となる機器一覧、および、実際の保守業務履歴を参照する。機種ごとの平均年間訪問件数リストを含む機器一覧は、拠点が対象とするすべての機器 $\mathcal{M} = \{M_1, \dots, M_{N_M}\}$ について、機種 $model_{M_i}$ 、利用頻度 cv_{M_i} 、契約形態 $cont_{M_i}$ 等の当該機器 M_i の情報、および、機種ごとの年間訪問件数（部品交換数を含む）の2種類の情報を含む。機種ごとの平均年間訪問件数リストは、全国における保守業務履歴から計算される。機種ごとの平均年間訪問件数リストの例を表 3 に示す。機器一覧に記載された機器群 \mathcal{M} に対して、ソルバが保守技術者 \mathcal{E} を割り当てる。また、年間訪問件数の情報をもとに、保守業務発生シミュレータが仮想保守パターンの生成を行う。

次に、保守業務履歴の例を表 4 に示す。保守業務履歴は、対象機器 $mi_{f_{T_i}}$ 、保守業務の種類 $type_{T_i}$ 等の対象タスクの情報 $\mathcal{T} = \{T_1, \dots, T_{N_T}\}$ 、および、保守を行った日 day_{R_i} 、出発時刻 $time_{R_i}^{leave}$ 、到着時刻 $time_{R_i}^{arr}$ 、作業時間 $time_{R_i}^{work}$ 、交換部品一覧等のタスク遂行結果 $\mathcal{R} = \{R_1, \dots, R_{N_T}\}$ の2種類の情報を含む。保守業務発生シミュレータは、仮想

保守パターンを生成する際に、 \mathcal{T} と \mathcal{R} の双方を参照する。また、保守業務シミュレータが実際の保守パターンをもとにシミュレーションを行う場合は、タスクの情報 \mathcal{T} のみを利用する。

提案方式は、入力として施策 \mathcal{P} を受け付け、保守シミュレーションの結果 \mathcal{R} を、実際の保守履歴と同一の形式 $(\mathcal{T}, \mathcal{R})$ で出力する。すなわち、すべての保守タスクに対する出発時間、移動時間、作業時間等の情報を仮想保守シミュレーション結果として出力する。さらに、これらの情報をもとに保守品質指標の値を算出する。

4.4 保守業務パターンの仮想的生成（保守業務発生シミュレーション）

提案方式は、過去に実際に発生した保守業務の発生パターン（実保守パターン \mathcal{T}^{act} ）に基づいたシミュレーション、および、仮想的に生成した保守パターン（仮想保守パターン \mathcal{T}^{vir} ）に基づくシミュレーションの双方を行うことができる。仮想保守パターン \mathcal{T}^{vir} の生成は、保守業務発生シミュレーションにより行う。

保守業務発生シミュレーションは、タスク発生確率の算出、タスク詳細の決定、および、交換部品の有無の決定の3段階に分けて行う。各タスクの発生確率は、当該拠点が保守対象とする機器ごとに個別に算出する*2。ここで、タスクの発生確率は、古い機種や使用頻度が高いほど故障が発生する確率が高い、月曜日は緊急タスクの依頼が多い等、当該機器の機種や曜日によって変動する。このため、機器 M_k のタスク種別 t の1日あたりの発生確率は、パラメータ組 θ によるものとして、以下の式により算出する ($X_t = 1$

*2 導入タスクは、他のタスクと異なり、事前に手動で指定するか、もしくは過去の実際の保守履歴と同様に発生させる。

のときに種別 t のタスクが発生)。

$$p(X_t; \theta) = c_{mon}(m) \cdot c_{dow}(w) \cdot \bar{p}(X_t; \theta) \quad (4)$$

ここで、 $\bar{p}(\cdot)$ は、年間訪問件数の全国平均 (表 3) をもとに算出されたタスク発生確率の期待値である。 c_{mon} および c_{dow} は当該拠点における月 m ($m \in \{1, 2, \dots, 12\}$) および曜日 w ($w \in \{\text{月, 火, } \dots, \text{金}\}$) に着目した補正係数を表す ($\frac{1}{12} \sum_{m=1}^{12} c_{mon}(m) = 1, \frac{1}{5} \sum_{w=1}^5 c_{dow}(w) = 1$)。 θ を構成する要素は、タスクの種別 t 、機器 M_k の機種 $model_{M_k}$ 、使用頻度 cv_{M_k} 、契約形態 $cont_{M_k}$ 、月 m 、および曜日 w である。

シミュレーションの対象期間において、全保守対象機器に対して式 (4) に基づいてタスクの生成を行う。緊急タスク T_i が発生した際は、連絡を受け付けた時間 $time_{T_i}^{rec}$ 、および、継続保守タスクの発生の有無についても決定する。 $time_{T_i}^{rec}$ の決定もタスクの発生確率と同様に、当該機種における年間訪問件数の全国平均データを参照し、受付時間帯別の度数分布を確率分布 $P_{time^{rec}}$ として用いることで決定する。これは、季節や曜日によって機器の故障発生時間帯が異なるためである。継続保守タスクの発生確率 $p(X_{\text{継続}} | X_{\text{緊急}})$ は、定期および緊急保守タスクと同様に年間訪問件数の全国平均から算出する。また、定期および緊急のタスクにおいては交換部品の有無や個数について、部品サイズごとに決定する。

また、各タスクには実施時間に制約を設ける必要があるため、到着許可時間帯 $time_{T_i}^{allowed}$ を指定する。これは、一部の顧客が所有する機器は顧客企業の業務時間外に保守を行う必要がある等、タスクの実施時間に制限を設ける必要がある場合や、タスクの締切を設定するためである。定期保守タスクの締切りはタスク発生月の月末とし、導入タスクは、顧客に指定された日時の 30 分前から指定された日時までの間に当該顧客のもとに到着するよう $time_{T_i}^{allowed}$ を指定する。また、実保守履歴において 12:00~13:00 の間に保守を行っている機器は、昼食休憩時のみに保守が可能である機器と見なし、到着可能時間を 12:00~12:30 に設定する。一方、緊急タスクにおいて、受付時間、保守対象機器の種類、および、部品交換の有無によって、受付当日に訪問が行えない場合があり、その場合は翌日以降に訪問を許可するよう $time_{T_i}^{allowed}$ を指定する。

4.5 ソルバによる施策の定型的な要素の自動決定 (保守技術者の割当て決定)

提案方式では、保守技術者の人数や顧客への割当て等の施策の定型的な要素やパラメータを、ソルバにおける最適化により自動決定する。本論文では、保守技術者 $\mathcal{E} = \{E_1, \dots, E_{N_E}\}$ の保守対象機器 $\mathcal{M} = \{M_1, \dots, M_{N_M}\}$ への割当て $\mathcal{A}(\mathcal{E}, \mathcal{M})$ を決定する問題に着目し、これをソルバにより決定する。すなわち、設計変数は顧客企業が有

Algorithm 機器への保守作業者の割当てを最適化

Require: 保守技術者一覧 \mathcal{E} , 機器一覧 \mathcal{M} , 施策 \mathcal{P}

Output: 保守技術者割当て \mathcal{A}

- 1: 初期候補補集団を生成
 - 2: repeat
 - 3: for each 候補補 \mathcal{A} in 候補補集団 do
 - 4: \mathcal{A} に基づいて保守業務シミュレータを実行し、保守結果 \mathcal{R} を取得
 - 5: \mathcal{R} をもとに RT を算出し、 \mathcal{A} の適応度とする
 - 6: end for
 - 7: 交叉、突然変異、修復等の遺伝的操作を適用し、候補補集団を再構成
 - 8: until 規定の世代数に達するまで
 - 9: 最良解 \mathcal{A}^{best} を出力
-

図 2 最適化ソルバによる保守作業者の割当ての決定

Fig. 2 Algorithm of CE assignment by solver.

する機器を表し、その値は保守技術者番号となる。目的関数は保守品質指標であり、本論文では、応答時間 (RT) を最小化する問題とする。

$$\mathcal{A}^*(\mathcal{E}, \mathcal{M}) = \arg \min_{\mathcal{A}(\mathcal{E}, \mathcal{M})} RT \quad (5)$$

本研究において、対象機器に対する保守技術者の割当ては、保守業務シミュレーションの対象期間の開始時点で 1 度のみ行うこととする。施策の効果を予測する対象期間において、どの機器にどのような不具合が発生するかは未知であるため、過去の保守パターンまたは仮想的な保守タスクパターンに対して、4.6 節で述べる保守業務シミュレーションを行うことで RT の計算を行う。

本研究では、本問題の目的関数のランドスケープの特性が未知であるため、多点探索型のメタヒューリスティクスである GA を用いて最適化を行う。染色体は設計変数をビット列でコーディングし、一般的によく用いられる一様交叉およびビット反転突然変異を遺伝的操作として採用する。また、保守技術者間で担当機器数の極端な偏りが生じないように修復操作を適用する。

図 2 に最適化ソルバの処理手順を示す。解 (保守技術者の割当て) の候補の生成および評価を繰り返すことで、良好な割当て案の作成を行う。あらかじめ定められた繰返し回数を満たした場合に最適化を終了し、候補補集団内で最良の解を出力する。

4.6 保守業務シミュレーション

4.6.1 マルチエージェントシステムとしてのモデル化

本論文における保守業務シミュレーションは、与えられた施策 \mathcal{P} のもとで、シミュレーション対象期間 \mathcal{D} における各技術者の行動 \mathcal{H}_{E_i} からなる全保守技術者の行動 \mathcal{H} を決定する問題である。

$$\mathcal{H} = \{\mathcal{H}_{E_1}, \dots, \mathcal{H}_{E_{N_E}}\} \quad (6)$$

$$\mathcal{H}_{E_i} = \bigcap_{d \in \mathcal{D}, t_{start} \leq t \leq t_{end}} H_{E_i}^{d,t} \quad (7)$$

ここで、 $H_{E_i}^{d,t}$ は、営業日 d の時刻 t における保守技術者 E_i の行動であり、「何らかのタスクに従事」しているか、「その他の行動（待機やその他の間接業務）」を行っているかのいずれかとする。タスクに従事している場合は当該タスクを $H_{E_i}^{d,t}$ に割り当て、その他の行動を行っている場合は ϕ を割り当てる。すなわち、 $H_{E_i}^{d,t} \in \mathcal{T} \cap \{\phi\}$ となる。

得られた \mathcal{H} をもとに、各タスクに着目した形の保守業務結果 \mathcal{R} を生成し、実際の保守履歴と同一の形式 $(\mathcal{T}, \mathcal{R})$ で出力する。また、 \mathcal{R} に基づいて対象期間全体における保守業務品質指標値 (RT, RD, RV) を算出する。保守業務シミュレーションは、単体として保守品質の予測を行うために用いられるほか、GA により保守作業者の機器への割当てを決定する際の評価器としても用いられる。

保守業務シミュレーションでは、保守対象機器 \mathcal{M} を有する顧客群およびコールセンターは、定型的な動作のみを行うこととし、環境の一部と見なす。これに対して保守技術者 \mathcal{E} は、随時コールセンターからタスクの割当てを受け、状況に応じてタスクの実施順序を自律的に決定して行動する。このため、保守技術者を自律エージェントと見なす。また、保守技術者は、自身が多数のタスクを保有している場合は他の保守技術者にタスクの代行を依頼する。機器の故障等の事象は、保守業務発生シミュレーションによって生成された保守パターン \mathcal{T} に従って発生するが、シミュレーションの開始時にはその情報はエージェントに与えられないため、保守業務シミュレーション内においては、保守タスクは動的に発生すると見なされる。

4.6.2 シミュレーションの流れ

保守業務シミュレータの流れを図 3 に示す。提案方式における保守業務シミュレーションは、動的に変化する環境において、単一種類の自律エージェント群が、互いに協調して問題の解決を試みる MAS となる [2], [4]。

エージェント（保守技術者）は、コールセンターによりタスクを割り当てられる。自身が担当する機器における定期および導入保守は各営業日の業務開始時刻に一括して与えられる。担当機器の緊急保守は、顧客からの連絡を受けて随時割り当てられる。その他、他のエージェントが緊急保守を担当できない際に代行を依頼されることがある。また、自身が複数の緊急保守を抱えている場合は、他のエージェントに代行を依頼する。タスクの受託や代行の交渉は、タスク自体を遂行する時間と比較して十分に短い時間で行えると考え、本シミュレーションでは時間を消費せずに行えることとする。

エージェントは、待機中と作業中の 2 つの状態を持つ。着手可能なタスクがない場合は、拠点または直前のタスク

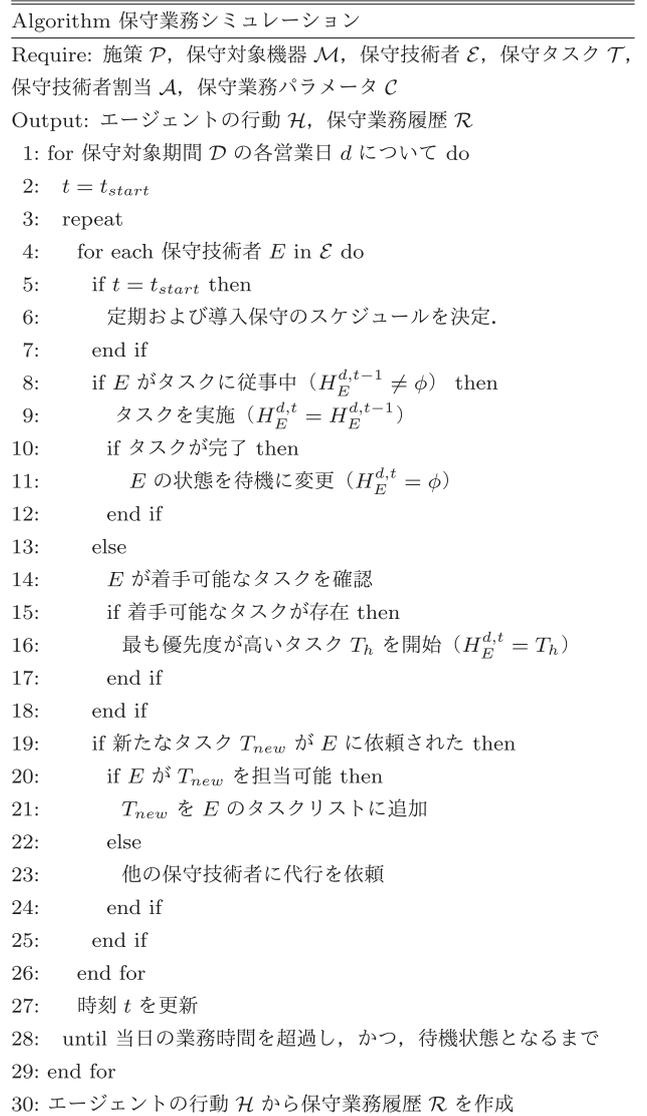


図 3 保守業務シミュレーションの流れ

Fig. 3 Algorithm of maintenance service simulation.

を終えた場所で待機する。

以下に、各エージェントの処理の詳細を示す。番号は図 3 の行番号に相当する。

6: 定期および導入保守のスケジュールを決定

業務開始の際の初期化処理として、定期保守タスクのスケジュールリングを行う。すなわち、割り当てられている導入、定期保守、継続の各タスク T_i に対して、到着可能時間帯 $time_{T_i}^{allowed}$ を考慮して当日に実施可能であるかどうかの判断を行い、当日の実施予定リストを作成する。なお、業務開始時刻には朝礼や打合せを行うことを想定し、緊急または継続保守を担当している場合は業務開始時刻 t_{start} に行動を開始し、担当していない場合は t_{start} の 30 分後よりタスクに従事する。

9: タスクを実施（移動、作業、退室）

現在時刻 $time^{cur}$ においてタスク T_i に従事している

場合は、そのタスクの実施を行う。各タスク T_i の実施に要する時間、すなわち、移動時間 $time_{R_i}^{move}$ 、作業時間 $time_{R_i}^{work}$ 、および退出時間 $time_{R_i}^{exit}$ は以下のように決定する。移動および退出時間は、保守業務パラメータ (表 2) として拠点ごとの一律の値を設定する。作業時間は、拠点ごとの差異が大きいことに加え、タスクごとの差異も大きいことから、拠点ごとの過去の保守履歴から算出した度数分布を確率分布 $P_{time^{work}}$ として用いることで決定する。移動、作業、退出の時間が経過した際にタスクが完了したとして、待機状態に移行する。

なお、タスクの従事中に他の緊急保守タスクを割り当てられる場合であっても、実施中のタスクを終了するまでは行動を変更せず、実施しているタスクが終了した段階でタスク選択を行う。実施したタスクの成否は、実保守履歴に記載された結果、または、保守タスク発生シミュレータにより定められた結果に従うものとする。すなわち、部品交換の必要が生じるために保守が完了しない場合は、継続保守のタスクが発生する。

14: 着手可能なタスクを確認

エージェントがタスクに従事せずに待機している場合は、着手可能なタスクの一覧を作成し、着手するタスクを選択する。

まず、昼食休憩を未取得の場合は、昼食休憩の取得の可否を確認する。次に、着手可能なタスクの有無を確認する。タスク T_i が着手可能であること条件は、 T_i の到着可能時間帯の条件 $time^{cur} + time^{move} \in time_{T_i}^{allowed}$ を満たすこと、および、タスク T_i に着手する場合であっても、現在受け持っている他のすべてのタスクの締切りを守ることができること、の 2 点を満たすことである。このとき、タスクの作業時間は、当該拠点における平均作業時間 $time_{ave}^{work}$ とすることで他のタスクへの影響を予測する。

表 5 優先度の計算規則

Table 5 Priority rules.

番号	規則	点数
R_1	当該タスクが緊急保守の場合	+100
R_2	当該タスクが緊急保守であり、かつ、受付時刻から 30 分以上経過している場合	+20
R_3	対象機器に対して過去 30 日以内に保守を行っている場合	+20
R_4	当該タスクの当日訪問率が 0.9 以上	+20
R_5	当該タスクの当日訪問率が 0.7 以上かつ 0.9 未満	+10
R_6	当該タスクの締切り時刻を超過している場合	+200
R_7	当該タスクが緊急保守であり、かつ、受付日を過ぎた場合	+200
R_8	当該タスクが導入または定期保守の場合	-400

16: 着手可能で最も優先度が高いタスク T_h を開始

出発可能なタスクが存在する場合は、そのなかで最も優先度が高いタスクに着手する。優先度は表 5 のように算出する。同点の場合は保守業務シミュレータに入力されたタスク集合 \mathcal{T} の先頭に近いタスクが優先される。なお、表 5 に示す規則のなかで参照される当日訪問率は、全国のデータにおいて緊急保守に対して受付当日に訪問を行った比率を、対象機器の種類、保守契約の種類、および、使用頻度に基づいて算出したデータである。

5. 評価実験

5.1 実験の概要および準備

提案方式の有効性を検証するため、本論文では以下の 2 種類の実験を行う。まず、実験 1 では、提案方式の性能評価として、品質指標の予測性能の妥当性を評価する。すなわち、過去に実際に行われた保守業務の履歴を訓練データと評価データに分け、訓練データをもとに提案手法の各パラメータを調整した後に、評価データに提案手法を適用し、予測された品質指標値と実際の品質指標値との比較を行う。評価データにおいて予測を行う際は、実際に施行された施策を、提案方式においても導入する。

次に、実験 2 では、提案方式の機能評価として、提案方式を用いることで多様な施策の効果を予測できることを示す。すなわち、実験 1 とは異なり、評価データにおいて予測を行う際に、働き方改革に関連する施策等を導入して品質指標値の変化を観測する。

実験 1 および 2 に共通する条件について、以下に述べる。都市部に設けられた 3 カ所の保守拠点 SS_1, SS_2 および SS_3 において、2013 年 4 月から 2015 年 3 月にかけて収集された保守業務履歴を用いる。2013 年 4 月から 2014 年 3 月にかけて収集した保守業務履歴を訓練データ $\mathcal{T}_{SS_k}^{train}$ ($k \in \{1, 2, 3\}$)、2014 年 4 月から 2015 年 3 月にかけて収集した保守業務履歴をテストデータ $\mathcal{T}_{SS_k}^{test}$ とする。

本実験において品質指標の変化を予測する際、保守技術者の対象機器への割当て方法は、実際の保守業務履歴に基づく割当て (実割当 $A_{SS_k}^{act}$) を用いるか、訓練データを用いて最適化により決定した割当て (仮想割当 $A_{SS_k}^{vir}$) を用いる。また、品質を予測する際の対象となる保守パターンは、過去の保守業務履歴をもとに作成した実保守パターン $\mathcal{T}_{SS_k}^{test}$ 、または、保守タスク発生シミュレータを用いて作成した仮想保守パターン $\mathcal{T}_{SS_k}^{test, vir}$ を用いる。

なお、保守品質として、RT, RD および RV に着目する。また、実際の RT および RD の値は企業秘密にあたるため、本論文では実際の値と予測値との比 RT_r, RD_r により相対的に表すこととする。

学習段階で利用する GA において、個体数を 100、世代数の上限を 200 とした。

表 6 実験 1 における狙いと予測段階における利用データ

Table 6 Aims and used dataset in experiment 1.

	実験 1.1	実験 1.2	実験 1.3	実験 1.4
狙い	保守技術者の行動が、実際とシミュレーションでどのように異なるかを確認	提案方式のソルバがどの程度良好な保守技術者割当を発見するかを確認	保守技術者割当における過剰な適合が生じているか、またそれを回避できるかを確認	保守タスクの発生を含めて提案手法全体の予測性能を評価
保守技術者割当	実割当 A^{act}	仮想割当 A^{vir} (T^{train} を対象として最適化)	仮想割当 A^{vir} ($T^{train,vir}$ を対象として最適化)	
保守パターン	実パターン T^{test}			仮想パターン $T^{test,vir}$

表 7 提案手法の保守品質指標の予測精度に関する事件結果 (実験 1)

Table 7 Accuracy of predicting the maintenance quality indicators.

拠点	対象データ	実験 1.1		実験 1.2		実験 1.3		実験 1.4	
		RT_r [%]	RD_r [%]						
SS_1	訓練データ $T_{SS_1}^{train}$ (2013 年度)	-5.03	-61.05	-7.74	-61.67	-4.92	-67.46	-11.97	-68.45
	評価データ $T_{SS_1}^{test}$ (2014 年度)	-7.96	-69.99	-6.26	-69.97	-7.12	-75.14	-9.58	-73.82
SS_2	訓練データ $T_{SS_2}^{train}$ (2013 年度)	-8.61	-63.37	-12.74	-63.77	—	—	—	—
	評価データ $T_{SS_2}^{test}$ (2014 年度)	-5.84	-68.96	-7.08	-69.98	—	—	—	—
SS_3	訓練データ $T_{SS_3}^{train}$ (2013 年度)	-5.59	-70.65	-10.16	-72.49	—	—	—	—
	評価データ $T_{SS_3}^{test}$ (2014 年度)	-6.78	-79.81	-8.42	-81.30	—	—	—	—

5.2 実験 1：保守業務品質の予測精度の評価

5.2.1 実験条件

提案方式による品質指標の予測性能の評価を行うため、以下および表 6 に示す実験 1.1 から 1.4 を行う。

実験 1.1：学習を行わずに実際の保守作業割当てを用い、実保守パターンを用いて品質指標の予測を行う。これによって、保守技術者の行動が、実際と保守業務シミュレーションとでどのように異なるか、また、そのことが保守品質指標にどの程度影響するかを確認する。

実験 1.2：最適化により保守技術者の割当てを決定し、実割当 A^{act} と仮想割当 A^{vir} との間でどの程度の差異が生じるかを確認する。実験 1.2 では、最適化の際に実際の保守パターン $T_{SS_k}^{train}$ を利用する。

実験 1.3：学習段階における最適化において、仮想保守パターン $T_{SS_k}^{train,vir}$ を用いて仮想割当てを決定し、テスト段階においては実保守パターン $T_{SS_k}^{test}$ を利用する。これにより、実験 1.2 において保守技術者割当て時に過剰な適合が生じているか、また、実験 1.3 において $T_{SS_k}^{train,vir}$ を用いることでこれを回避できているかを確認する。

実験 1.4：実験 1.3 と同様に保守技術者割当てを決定するが、予測段階においても仮想保守パターン $T_{SS_k}^{test,vir}$ を利用する。これにより、保守タスクの発生を含め、提案手法全体の予測性能を評価する。

5.2.2 実験結果および考察

実験 1.1 から 1.4 までの RT_r および RD_r を表 7 に示す。機種ごとの平均訪問件数については SS_1 についてのみ利用可能であったため、 SS_1 は実験 1.1 から 1.4 までを、 SS_2

および SS_3 は実験 1.1 および 1.2 のみを、それぞれ行った。仮想パターンを用いる実験 1.3 および 1.4 については試行回数を 5 回とし、結果の平均を表 7 に掲載した。

以下では、考察 1 から 3 において、実験 1.1 から 1.4 の各実験の結果についてマクロな観点から考察し、その後、考察 4 でミクロな観点から実験 1 全体の結果について考察する。さらに、考察 4 の結果を受けて、考察 5 において最後に、提案手法の予測性能についてマクロな観点から再度考察を行う。

5.2.2.1 考察 1：保守技術者エージェントと実際の保守技術者の違い (実験 1.1)

まず、表 7 における実験 1.1 の結果に着目する。3 拠点 SS_1 、 SS_2 および SS_3 において、提案手法は実際の RT よりも 6~8%程度短い RT を予測した。実験 1.1 では、実際とほぼ同様に保守技術者を対象機器に割り当て、実保守パターンに従って保守タスクを発生させている。また、実際の保守業務で必要とされた作業時間を本実験においても作業時間としてするため、実際の RT と予測 RT との差異は、保守技術者の挙動の違いにより生じる。上記の差異が生じた原因については 5.2.2.4 の考察 4 で検討する。

なお、緊急保守の平均遅れ率の比である RD_r の値に着目すると、提案方式によるシミュレーション結果では、実際の保守業務と比較して、受付当日に緊急保守を実施する割合が高いことが分かる。このことから、RT の指標のみを改善するために、緊急保守を積極的に翌日以降に延期するようなことは行われていないことが確認できる。ただし、実際の保守業務では顧客と保守技術者とが事前に日程を調整し、翌日以降に訪問するケースが多いが、本研究で参照

した実保守履歴には日程調整の実施の有無が記載されていないため、提案方式ではこの日程調整のモデル化を行っていない。このため、RTの改善のための不当な挙動の有無の確認にRDは有用であるものの、提案手法を用いてRDを適切に予測することは困難である。

5.2.2.2 考察2：保守技術者の割当ての違いによる影響 (実験1.2)

次に、実験1.2の結果に着目し、仮想割当てと実割当て(実験1.1)との違いにより、保守品質にどの程度の差異が生じるかを確認した。実験1.2の予測段階における結果(表7)に着目すると、実験1.1と比較して、訓練データに対して予測RTが短縮されることが分かった。これは、2013年度のデータのみを用いて割当てを決定しているため、訓練データに特化する保守技術者割当てが得られるためである。また、 SS_2 および SS_3 では、予測データに対してもRTが若干短縮された。これは、実際の保守技術者の割当てに改善の余地がある可能性があることを示唆している。

5.2.2.3 考察3：仮想保守パターンを利用した保守(実験1.3および1.4)

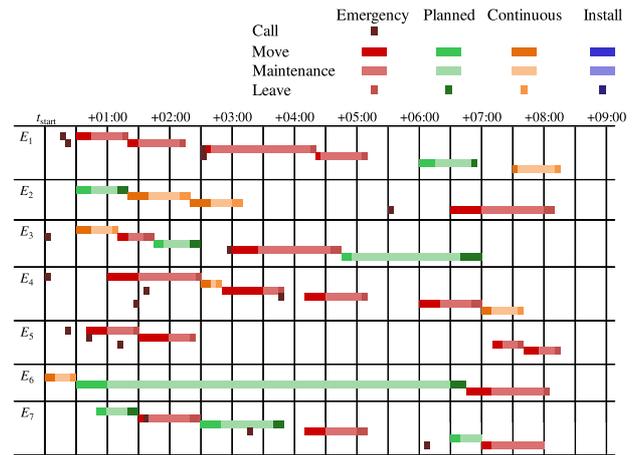
最後に、仮想保守パターンを用いる実験1.3および1.4の結果に着目する。実験1.3および1.4では、3種類の仮想保守パターンにおけるRTの平均を目的関数として、これを最小化するように保守技術者の割当てを行った。また、試行ごとに異なる仮想保守パターンを用いることとした。

表7に示す実験3の結果から、学習時に保守技術者の割当てを決定する際、割当てを評価するための保守パターンを実保守パターンから仮想保守パターンに変えた場合であっても、保守品質指標の予測値は少々短縮される程度で大きく変化せず、実験1.2において過剰な適合は生じていないことが分かる。また、実験4の結果から、仮想保守パターンに対して保守品質の予測を行う場合は、実保守パターンと比較して、提案方式はより短いRTの値を予測することが分かる。これは、予想された仮想パターン $T_{SS_1}^{test, vir}$ に含まれるタスク数が、2014年の実パターン $T_{SS_1}^{test}$ と比較して、6%程度少なかったことが原因である。

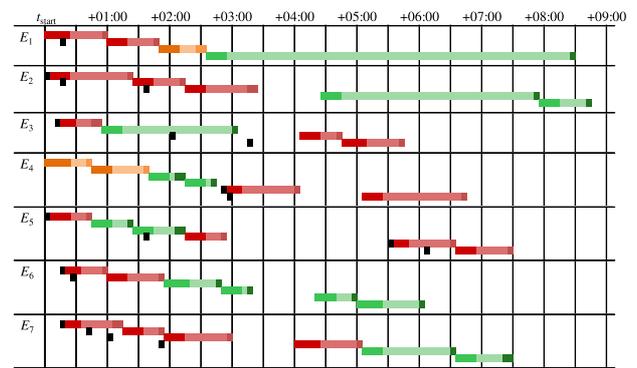
5.2.2.4 考察4：シミュレーションによりRTが短めに予測される原因のミクロな解析

表7に示す実験1.1から1.4の結果では、提案手法は実際よりも短いRTの値を予測した結果となった。この原因を探るため、実際の保守技術者の行動例、および、提案手法による予測の例を図4に示す。

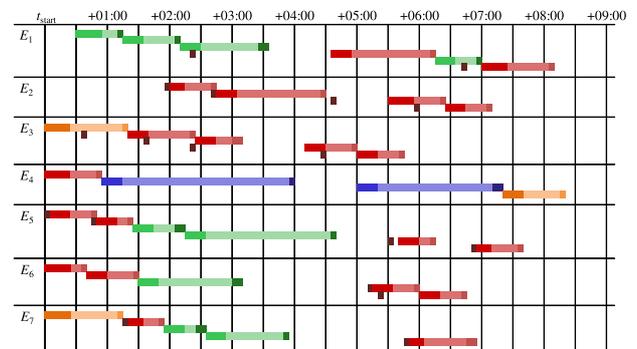
図4(a)は、横軸に時間軸をとり、縦軸方向に個々の保守技術者が従事したタスクを並べることで、実際の保守業務履歴を可視化したチャートである。緊急保守が赤色、継続保守が橙色、定期保守が緑色、納入が青色で表されており、それぞれの色の濃淡により移動、作業、退出のフェーズを表している。また、緊急保守のみ受付時間が描画されている。同様に、図4(b)および(c)は、実パターンおよび



(a) 実際の保守技術者の行動の例



(b) 提案手法により予測された行動の例(実パターン)



(c) 提案手法により予測された行動の例(仮想パターン)

図4 保守技術者の行動の違いの例(実験1.3, 1.4)

Fig. 4 Examples of the difference of CE schedules.

仮想パターンに対する提案手法によるシミュレーション結果を示している。緊急保守に着目すると、実際の保守業務履歴では、他のタスクに従事していない場合であっても受付(call)後すぐに出発することは少ない。これに対して、提案手法におけるシミュレーション結果は、他のタスクに従事しておらず、また、昼食休憩中でもない場合は、即座に顧客のもとへ出発していることが多い。特に、図4(a)の E_2 や E_5 のように、出発までの間に長時間の待機時間がある場合は、何らかの間接業務(研修や部品発注等)に従事している可能性が高い。提案手法では、上記のような間接業務をモデル化できていないことが、全般的に実際よ

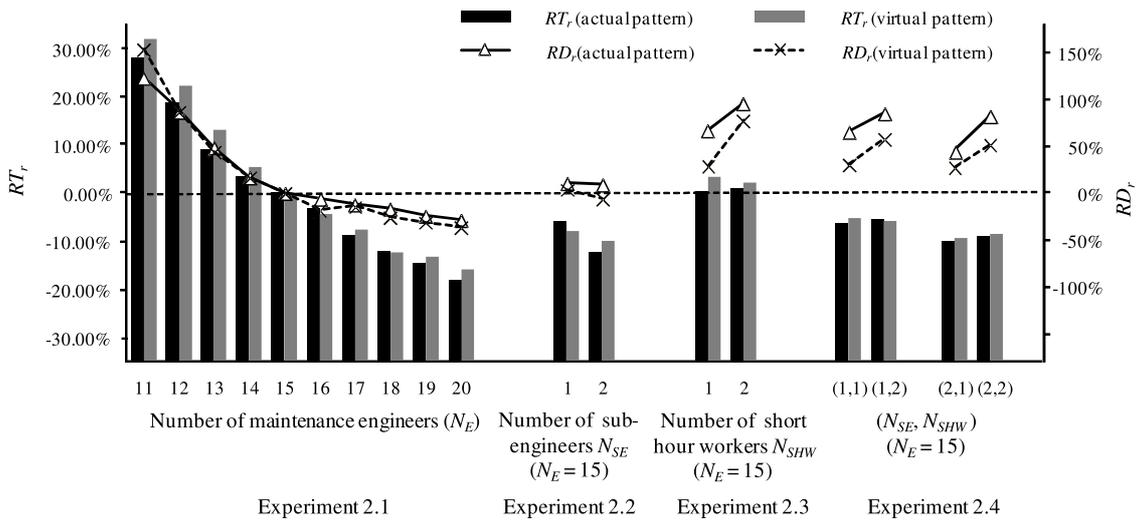


図 5 施策の効果の予測に関する検証 (実験 2)

Fig. 5 Results on predicting the effect of the tested policies.

表 8 保守品質指標の相対的な変化を予測した結果 (実験 1)
Table 8 Predicted relative changes of the maintenance quality indicators.

	実際の RT の変化率	提案方式で予測された RT の変化率			
		実験 1.1	実験 1.2	実験 1.3	実験 1.4
SS_1	96.50%	93.88%	97.85%	94.98%	98.69%
SS_2	92.45%	95.26%	98.45%	—	—
SS_3	92.96%	91.79%	94.75%	—	—

りも短い RT の値を示す原因であると考え^{*3}.

5.2.2.5 考察 5：指標の変化の予測精度

考察 4 で示したように、提案手法における保守業務シミュレーションは全体として RT が短縮される傾向にあるため、実 RT に対する差異を評価する代わりに、学習段階 (2013 年度) と予測段階 (2014 年度) の RT の変化の予測する観点で、実験 1 の結果を再度考察する。訓練データ (2013 年度) に対する評価データ (2014 年度) の RT の比を算出した結果を表 8 に示す。表より、保守指標の変化率を予測する場合は、 $98.69\% - 96.50\% = 2.19\%$ 程度の誤差 1 で予測を行えることが確認できる。保守品質指標の値を直接予測するのではなく、相対的な変化を予測する場合は、より小さな誤差で予測が可能となる。

5.3 実験 2：施策の効果の予測に関する検証

5.3.1 実験条件

次に、提案手法を用いて多様な施策の効果予測を行えることを示すため、以下の実験を行う。なお、以下の実験は SS_1 のデータを用いて検証を行うこととした。

実験 2.1：保守技術者の人数を増減させた場合の保守品質の変化を予測する。これは、以後の実験で検証する施

策の効果をも、どの程度保守技術者の人数を増減させた場合に相当するかを確認するためである。なお、実験 2.1 以降は、 RT_r および RD_r の計算は、保守技術者数が 15 人の場合の予測 RT を基準として算出する。

実験 2.2：非定型的な施策の例として、副担当制度を導入する場合の効果の予測する。すなわち、当該機器を担当する保守技術者が訪問する割合 (RV) の低下を許容した場合に RT がどの程度短縮できるかを予測する。

実験 2.3：働き方改革に関連する施策の例として、短時間勤務を一部の保守技術者に許可する場合の保守品質の変化の予測を行う。ここでは、育児等のために 16 時まで勤務を行う短時間勤務制度を導入することを考える。短時間勤務が適用される保守技術者は、往復分の移動時間および予想作業時間をもとに、16 時までには帰社できない見込みのタスクは翌日以降に持ち越す点などが、通常の保守技術者と異なる。

実験 2.4：実験 2.2 と 2.3 の施策を同時に導入し、短時間勤務による保守品質の低下を、副担当制の導入により補えるかを予測する。

なお、副担当性を導入する場合は、保守技術者間でより柔軟に緊急保守タスクの代行を依頼する。すなわち、当該緊急保守 T_i の対象機器 mif_{T_i} の主担当保守技術者 $E_j = engr(mif_{T_i})$ が 1 件以上の緊急または継続保守タスクを 1 件以上受け持っており、かつ、 $time_{T_i}^{rec}$ が午前中の時間帯の場合は、副担当保守技術者 E_k に T_i の代行を依頼する。ただし、 E_k が他のタスクに従事中で即座に T_i に着手できない場合は、通常 (副担当制を導入していない場合) と同様に保守技術者を決定する。

5.3.2 実験結果

5.3.2.1 保守技術者の人数の増減 (実験 2.1)

実験 2.1 から 2.4 の結果を図 5 に示す。図において、棒グラフは RT_r を、折れ線グラフは RD_r を示し、実保守パ

*3 直接的な保守業務以外の行動モデル化が困難であった理由は、本研究において、保守技術者が直接的に保守業務に従事していない時間帯の情報を利用することができなかったためである。

ターンおよび仮想保守パターンのそれぞれに基づいて予測を行った場合の結果を示している。

まず、実験 2.1 の結果、すなわち保守技術者の人数 N_E を増減させた場合の RT_r および RD_r の変化に着目する。図 5 より、保守技術者の人数と RT_r および RD_r は反比例的な関係にあることが分かる。すなわち、 N_E を増やすことで RT_r を改善できる一方、単に人数を減少させると RT_r は悪化してしまうことが分かる。

5.3.2.2 副担当制度の導入 (実験 2.2)

次に、副担当制度を導入する場合の RT_r および RD_r の変化 (実験 2.2) に注目する。副担当保守技術者数 N_{SE} を顧客あたり 1 人または 2 人までとした場合 (保守技術者の総数 N_E は 15 人で変わらない点に留意されたい)、それぞれ、保守技術者の総数を 1 人または 2 人追加した場合と同程度以上に RT_r を短縮できていることが分かる。また、 RD_r も実験 2.1 の保守技術者が 15 人の場合と比較して同程度を維持しており、副担当制度の効果が高いことが分かる。さらに、主担当訪問率 RV においても、副担当保守技術者を 1 人または 2 人割り当てる場合は、実験 2.1 の場合と比較してそれぞれ 3.2%、4.7% 程度低下するのみで、主担当技術者が担当機器を保守する割合は高く維持されることを確認した。これは、副担当にタスクを委譲する時間帯を午前中に限定し、全般的に比較的時間に余裕がある午後は副担当にタスクを委譲しない点が功を奏し、RT の短縮と RV の維持の両立を可能にしたと考える。

5.3.2.3 短時間勤務制度の導入 (実験 2.3)

次に、実験 2.3 の結果、すなわち、短時間勤務制度を導入する場合の保守品質の変化の予測結果に着目する。本実験では、短時間勤務制度を適用する保守技術者の数 N_{SHW} を 1 人または 2 人とする場合を検討した。

図 5 より、1~2 名程度の保守技術者に短時間勤務を適用した場合、RT は少々悪化する程度で大きな変化はみられなかったが、RD が上昇することが分かる。これは、16 時までの勤務であるため、当日中に訪問できる緊急保守の応答時間は悪化しないものの、1 日の作業時間が減少するために訪問遅れが生じやすいことが原因である。

5.3.2.4 短時間勤務制と副担当制の併用 (実験 2.4)

最後に、図 5 に示された実験 2.4 の結果、すなわち、短時間勤務制度と副担当制度を併用した場合の保守品質の変化を予測した結果をみる。実験 2.4 の結果を見ると、副担当の導入により RT が改善されるものの、RD についての改善の効果は薄いことが分かる。これは、副担当制度による他の保守技術者へのタスク委譲が午前中のみ適用されたために、短時間勤務者が当日訪問できない緊急タスクの削減には効果が薄かったと考える。

5.3.3 考察 6 : 多様な施策の効果の予測

実験 2.1 から 2.4 を通じて、提案する方式が多様な施策の効果の予測できることを示すために、副担当制度と短時間

勤務の 2 つの施策の効果を検証した。提案方式が保守品質指標の相対的な変化の予測に適している点を活かし、 SS_1 における実際の保守技術者の総数 N_E が 15 人である場合を基準として、施策の導入による指標の変化を予測した。本実験の結果から、副担当制度が RT の改善に効果的である一方、短時間勤務制の導入による RD の悪化に対しては効果がない可能性があることが分かる。このことから、短時間勤務保守技術者から他の保守技術者へより積極的にタスクを委譲する枠組みが必要であることが示唆された。以上のように、提案方式を用いることで、施策の有効性を多面的に予測、検証することができることを確認した。

なお、本論文で対象とした複写機の保守業務、および、参照した実際の保守業務履歴は、保守技術者間の業務分担の相談、および、保守技術者と顧客企業との保守日時についての相談等の履歴が含まれなかった。このため、提案方式ではこれらを取り入れず、保守技術者間の協調がタスクの単純な譲渡に限定せざるを得なかった。保守技術者は、個々が参照可能な情報をもとに自律的に行動を決定しているため、保守業務シミュレーションを MAS としてモデル化することは妥当であると考えられるが、今後、上記の協調や交渉、あるいは、保守技術者固有の目的関数等を導入する際に、MAS の特徴がより活かされると考える。

6. おわりに

本論文では、フィールド保守において新たな方策を導入した際に品質指標の変化を予測する方式を提案した。提案方式は、エージェントシミュレーションによりマクロとミクロの双方の観点から施策の効果を予測できる点、および、最適化により施策の定型的な要素を決定することで施策立案を支援する点に特徴がある。実験により、保守品質指標の相対的な変化を低い誤差で予測できること、および、保守技術者の行動を詳細に解析できることを確認した。また、提案する方式が副担当制度や短時間勤務等の多様な施策の効果を検討できることを確認した。

今後は、保守技術者の間接業務、保守技術者と顧客との時間調整、および、保守技術者間の連携のモデル化を行うことが重要な課題である。また、提案方式を地方部、特に人口過疎地域に対応できるモデルに発展させ、営利面および地域社会貢献の双方の観点から保守業務を継続できるような施策の立案に貢献することを目指す。

謝辞 本研究の一部は科学技術振興機構 地域産学バリエーションプログラムの支援を受けて実施した。

参考文献

- [1] Wooldridge, M. and Jennings, N.R.: Intelligent agents: Theory and practice, *The Knowledge Engineering Review*, Vol.10, No.2, pp.115-152 (1995).
- [2] Huhns, M.N. and Singh, M.P.: Agents and multiagent systems: Themes, approaches, and challenges, *Readings*

- in Agents*, pp.1–23 (1998).
- [3] Ferber, J.: *Multi-agent systems: An introduction to distributed artificial intelligence*, Vol.1, Addison-Wesley Reading (1999).
 - [4] Weiss, G.: *Multiagent systems: A modern approach to distributed artificial intelligence*, MIT press (1999).
 - [5] Holland, J.: *Adaptation in Natural And Artificial Systems*, University of Michigan Press (1975).
 - [6] Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, Reading (1989).
 - [7] Siebers, P.-O., Macal, C.M., Garnett, J., Buxton, D. and Pidd, M.: Discrete-event simulation is dead, long live agent-based simulation!, *J. Simulation*, Vol.4, No.3, pp.204–210 (2010).
 - [8] Fishman, G.S.: *Discrete-event simulation: Modeling, programming, and analysis*, Springer Science & Business Media (2013).
 - [9] Lin, Y., Hsu, A. and Rajamani, R.: Maintenance and repair: A simulation model for field service with condition-based maintenance, *Proc. Conf. Winter simulation: Exploring New Frontiers*, pp.1885–1890 (2002).
 - [10] Colen, P. and Lambrecht, M.: Cross-training policies in field services, *Int'l J. Production Economics*, Vol.138, No.1, pp.76–88 (2012).
 - [11] Hertz, P., Cavalieri, S., Finke, G.R., Duchi, A. and Schönsleben, P.: A simulation-based decision support system for industrial field service network planning, *Simulation*, Vol.90, No.1, pp.69–84 (2014).
 - [12] Zhou, R., Hu, Y., Xiao, S. and Wen, J.: A multi-agent based decision-making approach for field service delivery of IPS2, *Procedia CIRP*, Vol.47, pp.228–233 (2016).
 - [13] Gallab, M., Bouloiz, H., Tkiouat, M., Garbolino, E. and Elkilani, M.A.: Simulation of Failure Scenarios related to Maintenance Activities, *Int'l J. Applied Engineering Research*, Vol.11, No.24, pp.11935–11949 (2016).
 - [14] Ren, Y., Luqing, Y. and Chuang, F.: A multi-agent-based, remote maintenance support and management system, *Proc. Int'l Conf. Intelligent Agent Technology*, pp.496–499 (2004).
 - [15] Passadore, A., Pezzuto, G., et al.: An indexing and clustering architecture to support document retrieval in the maintenance sector, *FSESUPPORT at Maintenance Management 2007 Event* (2007).

作田 一樹

2017年鹿児島大学工学部情報生体システム工学科卒業。2019年鹿児島大学大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻修了。同年リコー IT ソリューションズ株式会社に入社。在学中はフィールド保守業務の効率化に関する研究に従事。

中島 達哉

2015年鹿児島大学工学部情報生体システム工学科卒業。2017年鹿児島大学大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻修了。エージェントシミュレーションの応用研究に従事。

鈴木 唯司

1975年株式会社リコーに入社。機器の遠隔診断アプリの開発に従事後、ITを活用した業務効率化に従事。PCアプリ開発に興味を持つ。

奥田 滋

1988年株式会社リコーに入社。製品品質保証業務に従事。

山根 俊幸

1975年株式会社リコーに入社。リコージャパン理事。

桑畑 雄大

2015年3月鹿児島大学工学部情報生体システム工学科卒業。2017年3月同大学大学院博士前期課程理工学研究科情報生体システム工学専攻修了。同年リコー IT ソリューションズ株式会社に入社。画像処理関連の開発に従事。

新小田 剛

2004年リコー IT ソリューションズ株式会社に入社。音声ソリューション開発業務に従事。人工知能に興味を持つ。

有馬 達也

2008年リコー IT ソリューションズ株式会社に入社。プリンティング・ソリューション業務に従事。情報セキュリティの動向に興味を持つ。

中尾 英明

1992年リコー IT ソリューションズ株式会社に入社。部長。

井上 進

1990年リコー IT ソリューションズ入社。プリンティング・ソリューション業務に従事。印刷機器の紙印刷以外の展開に興味を持つ。

小野 智司 (正会員)

2002年筑波大学大学院工学研究科博士課程修了。2001年日本学術振興会特別研究員。2003年鹿児島大学工学部情報工学科助手。2010年同大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻准教授。現在に至る。博士(工学)。進化計算とその応用の研究に従事。2009年、2016年人工知能学会研究会優秀賞、2013年情報処理学会山下記念研究賞、IEEE、電子情報通信学会、人工知能学会、進化計算学会等各会員。