

人員資源割当時におけるヒトの意図反映手法の確立に向けた数理モデル開発と検証

## A mathematical model development and study for the establishment of manager's intention reflecting method in personnel resource allocation

高津 諭<sup>†</sup> 吉田 寛<sup>†</sup> 坂本 昌史<sup>†</sup> 柴田 朋子<sup>†</sup>

SATOSHI TAKATSU<sup>†</sup> HIROSHI YOSHIDA<sup>†</sup> MASANOBU SAKAMOTO<sup>†</sup> TOMOKO SHIBATA<sup>†</sup>

### 1. はじめに

近年、資源割当問題を解決する手法として数理最適化を用いた様々な方法が検討されてきている[1]. ネットワーク環境の最適化においては、経路の最適化を主にするものが多く、最重要観点は「経路(距離)」となる事が多い[2].

それに対して、人員資源割当時における最適化の場合、最重要観点は「経路(距離)」に限らず「作業者のスキル」や「育成度合い」、「仲の良さ」など、その時々状況に応じて臨機応変に変化する特徴がある(上記の状況下において変化する観点の集合を、「意図」と本稿においては定義する). その為、経路効率化を最重要観点とした最適化手法のみでは、意図を上手く計算結果に反映できず、実社会問題における現実解との差が生まれてしまう. その為、計算結果を実業務に活用できない等の問題が生じる.

上記の解決に向けた意図反映手法の確立には、意図の推測と構造化の手法をどちらも推進していく必要がある. その為、以下に2つの手法に対する従来技術を記載する.

意図を推測する従来手法として、代表的なものは3つある. 1つ目は「教師なし学習(主に深層学習)」を用いた手法であるが、大量の学習データが必要であり、かつ人間が判断根拠を理解しにくいブラックボックスとなりがちという欠点がある[3]. 2つ目は「教師あり学習(主に決定木分析)」を用いた手法である. 意図の推測仮定はわかりやすいが、手法の特徴として決定木そのものを最適化できないと、適切な意図の抽出を行えないという欠点がある[4]. 3つ目は「逆強化学習」を用いた手法であるが、報酬関数(本稿でいう意図)が多くなればなるほど、推測の精度が落ちるといった問題がある[5].

意図を構造化する研究としては、代表的なものとして池上らのナース・スケジューリングに関する研究がある[6]. 特徴としては、全ての意図を制約として反映するのではなく、意図の1部を許容して制約として反映させない事により、最適解をあえて人の手で直す仕組みを作り上げていることである. 課題感として、修正箇所の調査によるグラフ定義修正をあげている[7]. これには、最適解の評価とフィードバックの手法確立も必要であるが、現状はあまり研究が進められていない. また、もう一つの意図構造化手法として、多目的最適化によるパレート解での計算手法が上げられるが[8], この手法を人員資源割当問題に使用するには、割当時の複雑な意図を構造化して目的関数や制約に帰結させる必要がある.

近年では、意図の推測と構造化を同時に行う手法として「異種混合学習」の研究が行われている. 意図の可視化と構造化が可能であるが意図の候補を人が入力する必要がある事に加え、解のチューニングを都度行う必要がある[9].

従来技術の背景から、意図の推測手法と構造化手法はそれぞれ単体で研究が進められていることが多く、どちらも両輪で用いながら最適解を現実解に近づけていく研究は未だ少ない. その為、本研究室では意図の推測と構造化の手法に着目し、研究を行ってきた[10].

本稿では、人員資源割当問題のユースケースとして屋外工事割当業務における作業者の割当問題を対象に、数理モデルを開発した. 開発したモデルを実際の業務に活用することで検証を行い、結果に対して考察を行った.

1ヶ月半の現場検証の結果、本稿ユースケースにおける意図項目の明確化が行え、複数の意図に対する意図反映手法に関して一定の改善効果を得られた. この結果は、人員資源割当時において、実社会問題に対する現実解に近い解を提示できる可能性を示している.

今後は、本稿の検証結果を基に数理モデルの更なる改善を行い、ヒトの意図反映手法の確立を目指すと共に、解に対する評価とフィードバックを行う手法の確立を推進する. 更には、割当てられる作業者の意図にも目を向け、現実解を超えた理想解(各組織における最適解)を目指していく.

## 2. 数理モデルの開発と検証

### 2.1 ヒトの意図反映に向けた数理モデルの開発

#### 2.1.1 モデル開発に向けた技術適用範囲検討

数理モデルの開発にあたり、まず人員資源割当業務の特徴を記載する. 人員資源割当業務は一般的に、学習データが極端に少ない、かつルールが事前に定義できない非定型業務であるという特徴が存在する. これにより、意図の推測が行いづらいという問題がある. その為、本研究においては、まず意図の構造化手法の確立をメインに開発を行った. 意図の推測に関しては、考慮すべき意図が多い、かつ明確に定まっていなかった為、アンケートとヒアリングを通じて明らかにした.

#### 2.1.2 開発モデルの概要

本稿では、ヒアリング等を通じて明らかになった複雑な意図を、各観点(距離等)として要素に分解しておくことを前提とし、開発に着手した.

モデル機能は、大きく分けて2つあり、(1)意図構造化機能と(2)意図反映機能がある. (1)においては、各観点を数値化した後、数値化した観点を結合させることで指標化を行う. 本モデルにおいては、距離と作業者スキルを自動で数値化し、残りの観点は割当者へのアンケートを通じて数値化を行った. (2)においては、結合しきれなかった観点の制約化を行った後、指標化した観点を2つの目的関数としてモデルに反映し、目的関数の重み付けを行いながら、パ

レート最適解として解の出力を行う。以上の機能を有する、数理モデルの開発を行った。

## 2.2 現場での開発モデル使用による検証

開発したモデルを実現場において使用し、検証を行った。本稿ではユースケースとして「屋外工事業務における作業者の割当」をモデル適用先とした。

割当業務は、ベテラン割当者（熟練者）の勘と経験により業務が行われてきた為、業務が属人的になっており意図が構造化出来ていないことに加えて、作業は全て割当者の手作業で割当案検討～作業者割当までを行っている。結果として、割当者によってばらばらな割当品質の均質化とシステム化による効率化という2つの課題感がある。その為、本開発モデルを用いて業務改善に向けた検証を共に行う事とした。

### 2.2.1 対象

現場で割当を行っている割当者 19 名（男性 19 名）が検証に参加した。期間は1ヶ月半行い、検証方法については事前に指導を行い、統一化を図った。

### 2.2.2 検証環境

普段通りの業務と開発モデルとの比較を行う為、国内企業 1 社の協力の元で検証を実施した。

計算に用いたシステムを記載する。各工事現場間における移動時間の取得は“Google Map API”を使用し、計算ソルバーは NTT データ数理システムの“Numerical Optimizer V21”を使用した。

### 2.2.3 検証方法

図 1 のように、同様の条件（作業者や工事現場は全く同じ）のもと、人の手で現状通りの割当を行う「手動割当」と、開発モデルを試作ツール化したものを利用した「モデル割当」の2つを、割当者それぞれが同時間に同時に行った。割当者は、日毎に「手動割当」と「モデル割当」をローテーションし、割当検討作業等は隣通しで行った。「モデル割当」の際は、距離優先、品質優先またはバランスの3案を提示し、割当者が自身の感覚案に近いものを選ぶ形式で行った。どちらの割当も最終的には熟練者がチェックを行い、現実的に行える完成案に修正した。

検証後には、図 2 に示すアンケートを行い、割当者の割当時における隠れた意図（観点）を探った。アンケートは割当案作成時または修正時に考慮した「割当時の理由」を番号で回答する形式で行った。アンケートの各項目は、割当者からのヒアリングを用いて明らかになった割当検討時の観点を、一覧にしたものである。

特筆すべきは、割当者が普段何気なく行っている割当の検討が、2つのフェーズに分かれている事である。検討の第1フェーズにおいては、作業者をどこに割当するのかは考えず、「各工事の組み合わせ」のみを距離等の観点を用いて検討を行う（図 2-a. 割当時の理由）。次の第2フェーズにおいては、検討した各工事の組み合わせに対して「誰を割当てる」のか、作業者のスキル等の観点を用いて検討を行う（図 2-b. 割当時の理由）。

本稿で対象とした割当者においては、全員が上記の検討方法で割当案の作成を行っていた。



図 1：検証イメージ

### a. 割当時の理由 (工事組合せ)

工事組み合わせの理由一覧	
①	開始時間に差があるため
②	現場間距離が近いため
③	現場の難易度が高いため
④	外回りを含めた組み合わせのため
⑤	開始時間と距離を複合的に判断 (①+②)
⑥	開始時間と現場の難易度を複合的に判断 (①+③)
⑦	距離と現場の難易度を複合的に判断 (②+③)
⑧	開始時間と距離と現場の難易度を複合的に判断 (①+②+③)
⑨	1件持ち前提で難易度の高い現場に割当
⑩	1件持ちだが、難易度の低い現場しかないため割当
⑪	1件持ちだが、経験の積める現場なので割当
⑫	前回同じ現場を担当したから同じ人を割当
⑬	その他自由記述

### b. 割当時の理由 (作業者割当)

作業者アサインの理由一覧	
①	難易度の高い現場のため
②	難易度の低い現場のため
③	作業者スキルが高いため
④	作業者スキルが低いため
⑤	信頼度が高いため
⑥	信頼度が低いため
⑦	不規則な開始時間のため
⑧	特殊な作業工程のため
⑨	経験があるため
⑩	経験が無いため
⑪	過去に履歴があるため
⑫	経験の積める現場なので
⑬	理由なし (普通に作業できる人なら誰でもよい)
⑭	その他 (自由記述)

図 2：検証におけるアンケート項目

## 3. 検証結果

### 3.1 開発モデルにおける検証結果

本稿“2.1.1”で示した開発モデルにおいて、2つの検証を行った。検証を2つ行った理由は、開発モデルにおける「意図反映手法の評価」と「明確化した意図の評価」をそれぞれ行う為である。「意図反映手法の評価」に関しては、“3.2.1”において行い、開発モデルがどれだけ手作業の割当案に近づけたかを評価する。「明確化した意図の評価」に関しては、“3.2.2”において行い、開発モデルはヒアリングを通じて明らかにした観点を、どれだけ反映できていたかを評価する。

#### 3.1.1 手作業割当案と開発モデル割当案との比較

手作業で行った割当案と開発モデル（ツール）で行った割当案との比較結果を、図 3 に示す。各割当案における総移動距離と品質合計値は、どちらも割当者の手作業案とほぼ同じ値が求められた（本稿で述べている品質値とは、作業事故を防ぐクオリティの事を示し、作業者のスキルと工事難易度、作業者信頼度を複合した値である。品質値が高いほど、事故が防げるとしている）。

総移動距離に関しては、2/4 から 2/20 まで手作業の値との差が開き、2/21 から手作業の値に近づいている。これは、1日に作業者が行える件数を最大4件から最大3件へモデルの改良を行った改善効果によるものである。

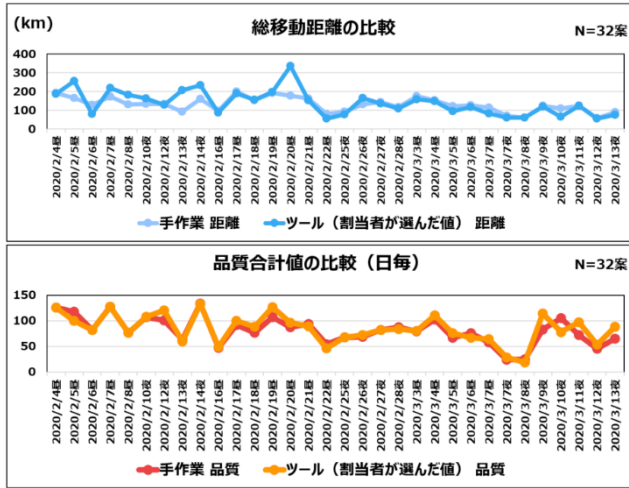


図3：手作業案と開発モデル案の距離と品質の比較

### 3.1.2 割当者観点とモデル反映項目におけるマッチ率

割当者の観点を開発モデルがどれだけ満たしていたかを、マッチ率という指標において日毎に比較を行った結果を図4に示す。本稿におけるマッチ率とは、割当者の割当時における観点項目を、本稿で開発したモデルがどれだけ満たしていたかを検証した指標である。マッチ率が100%になった場合、割当者のその日の観点（意図）を100%満たせたとする（あくまで観点に対するマッチ率であり、実際の手作業におけるプロットとのマッチ率とは別物である）。

図4-aにおける工事組み合わせ時のマッチ率については、全体平均46%となった。前半(2/4~2/20)の未マッチ原因で割合を占めたのは「件数」と「拠点間距離」であり、これらはどちらも現実では行えない解（「件数が多すぎる」、「距離が遠すぎる」）であることが起因している。加えて、全期間の夜間割当においては「開始時間」が未マッチ原因の多くを占めた。これは、「開始時間」を本稿開発モデルに組み込まれていないことが原因である。

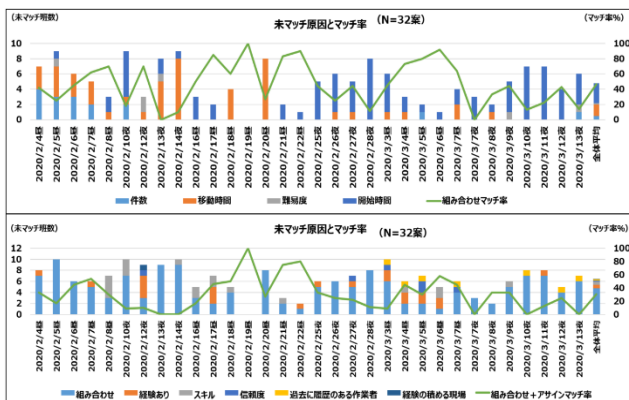


図4：開発モデル案におけるマッチ率と未マッチ原因

図4-bにおける作業員アサイン時のマッチ率については、全体平均30%となった。未マッチ原因の多くは、工事組み

合わせがマッチしていない事が原因であった。また、モデルにおいて考慮していなかった「経験あり」が未マッチの原因としても上げられた。加えて、「スキル」に関しても“熟練者に高難易度工事が割当てられすぎる”等の原因から、未マッチの原因として上げられた。

以上の結果から、距離と品質の合計値（目的関数）に関しては、割当者の案に近づけた。しかし、各日毎のデータにおいてマッチ率の検証を行った結果、工事組み合わせが未マッチの原因の多くを占め、その原因は「工事開始時間」であった。

### 3.2 アンケート結果とモデル反映項目

検証後に行ったアンケートの結果、割当時における工事組み合わせの理由に関しては図5-aに示す結果となった。理由の約70%は「距離」と「工事難易度」が占めており、開発モデルにおいて反映できなかった項目は30%であった。反映できなかった部分の大部分(85%)は「工事開始時間」が占めた。結果として、開始時間以外に関しては、開発モデルに組み込めていた事が明らかになった。また、理由に関して日毎にデータを比較した所、「工事開始時間」に関しては“夜間”の割当時に多く検討される事がわかった。

割当者アサインの結果に関しては図5-bに示す結果となった。特徴的であったのは、理由の約38%は「理由なし」であり、約4割は“作業員が誰でもいい”という判断になっていた事である。裏を返せば残りの約6割が、作業員をアサインする際の理由であり、分類すると「スキル」「経験あり」「信頼度」の3つにほとんどの理由が集約された（本稿で述べている信頼度とは、作業員がどれだけ自ら主体的に業務を行えるかを目安にしている）。またその内、開発モデルに組み込めていなかったのは「経験あり」であり、全体の15%を占めていた。経験ありについては、日毎における傾向は特に見られなかった。

以上の結果より、「開始時間」と「経験あり」の扱いをどうしていくのかについては、今後の検討課題として残った

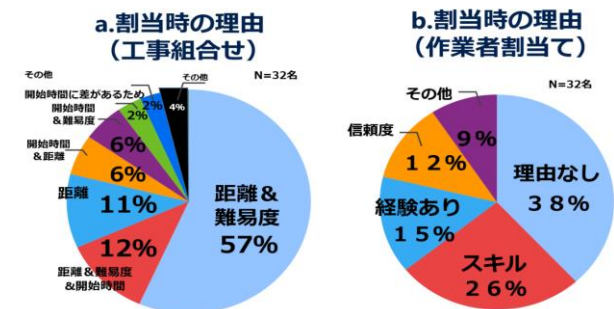


図5：割当時における理由に関するアンケート結果

## 4. 考察と開発モデルの改善と評価

### 4.1 結果の考察

検証の結果、明らかになった今後の検討課題に関して考察を行う。まず、「開始時間」に関する考察を記述する。詳細なヒアリングを後に行った結果、割当者の考える「開始時間」とは作業の開始時間を指すのではなく、作業中の

特定のポイント(時間)で発生する“事故リスク発生時間”の事であることがわかった。その為、「開始時間」をモデルに組み込むには、作業中の“事故リスク発生時間”を数値化する必要がある。しかし、現状“事故リスク発生時間”に関しては、当日現場に行ってみない限り、明らかにならないという問題がある。

その為、今後の方針としては“事故リスク発生時間”の予測方法を割当者と検討していく事に加え、「開始時間」の優先度を下げ「移動距離」と「工事難易度」の詳細な制約をモデルに反映した場合に、計算結果がどれだけ現実解に近づくかを検討していく必要がある。

次に、「経験あり」に関して考察を行う。本稿における「経験あり」とは“現場の環境を熟知している事”を指す。ヒアリングの結果、各作業者における所掌範囲は、現状設定されていなかった。その為、今後はエリア単位等を利用し、作業者毎に所掌範囲の設定を行えば「経験あり」をモデルに組み込む事が可能となる。

最後に、“距離が遠すぎる”という意見が割当者から多く出た「移動距離」に関する考察を行う。「移動距離」に関しては、熟練者の暗黙知として“現場間の移動距離はある一定の距離”を、無意識下で基準にしている事がわかった。

今後はこれらの暗黙知を制約としてモデルに反映していく。加えて、図5-aより、理由の7割を占めた「移動距離」と「工事難易度」の制約をモデルに反映すれば、最適解はより現実解に近づく見込みである。

以上の考察から、各項目をモデルに反映できる可能性を見出したが、全ての制約を開発モデルに組み込むと現実時間において解が出なくなる場合がある。その為、今後はそれぞれの項目に優先順位を付け、最も現実解に近づく項目(制約条件)からモデルに反映を行っていく。

## 4.2 数理モデルの改善と評価

“2.1.2”で示したモデルにおいて、観点の自動数値化を行っていたのは「距離」と「スキル」のみであった。その為、観点数値化をヒアリングで行わないとならないという問題が生じていた。よって検証後、机上検討を行い「工事難易度」における自動数値化を行う手法を確立した。具体的には、制約条件に基づく係数を基に、難易度値を自動設定する手法である。上記手法をモデルに反映し、計算結果を検証時のデータと比較した所、検証時のモデル案と近い値を示せた。これにより、“ヒトの意図構造化手法”の確立に1歩近づいたといえる。

## 5. 結論

従来、人員資源割当問題においては、数理最適化に関する手法検討が多くなされてきた。しかし、数理最適化における計算結果を現実解に近づけていくには、「ヒトの意図」を構造化して最適解に反映することが求められる。

本稿では、ヒアリングを基に工事割当時における割当者の意図と各観点の明確化を行い、明確化した意図の観点を指標化し、目的関数として最適解に反映させる数理モデルを開発した。

現場検証の結果、本稿モデルで求めた最適解の値は手作業案に近い値を出力したことから、モデルは工事割当時における一定の意図を再現可能であると考えられる。

検証後は、事前ヒアリングに基づくアンケートを行い、工事割当検討時に2つのフェーズがある事と、新たな知見として「開始時間」と「土地勘」という隠れた意図(観点)を明確化できた。

検証後の机上検討においては、「スキル」という1観点のみならず「工事難易度」という追加観点を自動で数値化する手法を確立し、開発モデルの改善を行った。

今後の課題としては、明らかになった観点を制約としてモデルに組み込む仕組み作りを行い、計算結果をより現実解に近づける。また、最適解を客観的な評価とフィードバックが行える手法の検討を行っていく。加えて、作業側側の意図も構造化を行い、本研究の開発モデルに加えることで数理モデルの更なる高度化(人を超える采配)を目指す。

## 謝辞

本稿の現場検証にあたっては、国内企業1社の方々に、ご協力頂きました。

## 参考文献

- [1] 森 弘樹, 鎌村 星平, 島崎 大作 [他], 植松 芳彦, 笹山 浩二, “仮想光トランスポート制御技術における資源割当最適化方式の検討(ネットワークシステム)”, 信学技報 113(205), 69-74, (2013).
- [2] 川勝 崇史, 棟朝 雅晴, “分散クラウド環境におけるSLAを考慮したWEBシステムの多目的資源割当最適化”, 情報処理学会研究報告-BIO, バイオ情報学 2013-BIO-36(9), 1-6, (2013).
- [3] 日経BP, “テクノトレンド(055)XAI(説明可能な人工知能)根拠が分かる“ホワイト”なAI”, 日経ビジネス (1977), 76-78, (2019)
- [4] 田中 良幸, 松本 啓之亮, 森 直樹, “遺伝的プログラミングを用いた決定木の最適化”, システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集 61, 4-4, (2017).
- [5] 北里 勇樹, 荒井 幸代, “逆強化学習による報酬関数推定における目的関数の影響の考察”, 人工知能学会全国大会論文集 JSAI2014(0), 3O16in-3O16in, (2014).
- [6] 池上 敦子, “ナース・スケジューリング”, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学 = [O]perations research as a management science [r]esearch 54(7), 401-407, (2009).
- [7] 長谷部 勝也, 池上 敦子, 野々部 宏司, “ナーススケジューリング: 最適解の多数生成と特徴分析(特集第29回RAMPシンポジウム)”, オペレーションズ・リサーチ = Communications of the Operations Research Society of Japan: 経営の科学 63(3), 139-145, (2018).
- [8] 青柳 拓希, 千住 智信, “蓄電池の最適配置と最適容量の決定を目的とした多目的最適化”, 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集 2018(0), 337-338, 2018
- [9] 中台 慎二, 森永 聡, “ビッグデータ時代におけるビジネス向け機械学習”, リアルオプションと戦略 7(1), 17-21, (2015).
- [10] 高須賀 将秀, 吉田 寛, “能力差を考慮した開発における人員資源割当てに関するモデル提案”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集 2016年\_通信(2), 465, (2016).

† 日本電信電話株式会社 NTT アクセスサービスシステム研究所

NTT Access Network Service Systems Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation