

Title	複数目的・複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセス
Author(s)	小倉, 孝裕
Citation	
Issue Date	2023-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	ETD
URL	http://hdl.handle.net/10119/18402
Rights	
Description	Supervisor: 内平 直志, 先端科学技術研究科, 博士

博士論文

複数目的・複数主体からなる多段階在庫配置問題の
意思決定における人と機械の協働プロセス

小倉 孝裕

主指導教員 内平 直志

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科 [知識科学]

令和5年3月

Abstract

In recent years, the advancement of computer processing (hereafter referred to as "machines"), such as deep learning, other advanced algorithms, and increased processing power, make more attention to further sophistication in decision-making through collaboration between humans and machines that take advantage of the features of each. In the research field of knowledge science as well, knowledge creation through mutual complementation between humans and machines has become an important research topic in the digital age. Most of the recent decision-making research using machines has focused on automation and support for problems with a single entity or in which there is a hierarchical relationship among multi-entity, such as superiors and subordinates, and where prioritization among the objectives is possible. Decision-making support for multi-objective and multi-entity situations has been a challenging area for the future. In this study, we focus on multi-objective, multi-entity decision-making. Then, in a multi-echelon inventory problem, a specific example of such a problem, we propose and implement a new collaborative process between humans and machines to clarify the effects of machines and collaborative processes on human decision-making.

According to Simon (1960), decision-making can separate into three processes: information, design, and selection activities. Schorsch et al. (2017) suggest information activities such as information gathering and monitoring, which are highly reproducible from historical data, and design activities such as optimization calculations and simulations should be handled by machines, while the main parts of selection activity should be in charge by humans, such as consideration of future scenarios and knowledge creation, which are less reproducible from historical data, and also final verification and judgment. Referring to these previous studies, we proposed a practical collaborative process. In our process, information and design activities are performed by machines mainly. And selection activities are performed by humans and machines interactively, converting multiple objectives from objective functions to constraints step by step to make decisions on a multi-echelon inventory allocation problem. Then, we developed the machine functions for information, design, and selection activities in the proposed process, as well as confirmed the effectiveness of the proposed human-machine collaborative process.

Firstly, we confirmed by the game theory that the proposed process enables multiple entities to reach an agreement. Then, we applied the proposed process to practical situations, conducted unstructured interviews with users, and analyzed the results using the thematic analysis method to confirm that it is possible to rational decision-making effectively and rapidly by the proposed process.

Secondly, we developed a simulation-based optimization method for a multi-echelon inventory problem that can derive a highly optimal solution in a shorter computation time than the genetic algorithm (GA), which is considered the most common method. The constrained Bayesian optimization approach employed in this study outperforms both GA and penalty-based Bayesian optimization in terms of optimality and computational efficiency.

Thirdly, the maritime transportation arrival prediction is the input data for the inventory allocation calculation and significantly impacts the calculation optimality. So, we developed a method that predicts more accurately than the Dijkstra method and A* algorithm, which have been the mainstream machine approaches in the past. There are cases where vessels do not arrive at the destination port as planned due to changes in weather conditions along the route. On the other hand, previous studies failed to consider future weather conditions. So, we proposed an arrival prediction method that considers future weather conditions in two steps: (1) route calculation and (2) navigation speed calculation, using a Bayesian learning approach. The prediction accuracy was 90%, superior to 62% in the previous study.

Finally, we extracted the five points as follows that should be kept in mind when considering the collaborative process between humans and machines in decision-making and consensus-building support in multi-objective, multi-entity situations, based on the analysis with the game theory and with thematic analysis of the interview result from several perspectives such as negotiation studies, the knowledge creation through mutual complementation between humans and machines and the trust from human to machine. (1) A process in which each actor gains more by adopting a cooperative strategy than by betraying one. (2) A process in which machines play the role of mediator and lead to principle-based negotiation. (3) Finding and expanding the areas where the machine can be more precise and delegate more authority than humans and entrust them to the machine. (4) Machine evaluates and optimizes the combination of multiple people's knowledge. (5) In areas where machines are in charge, establish an introduction step and mechanism for people to trust machines.

As described above, in this study, we proposed a collaborative process between humans and machines for multi-objective, multi-entity decision-making, which had been a future challenge area, using the multi-echelon inventory problem as an example. Then we confirmed the effectiveness of the proposed process and demonstrated the key points for designing decision-making processes for other similar situations.

Keywords: Human-machine collaboration, Multi-objective and multi-entity decision-making, Multi-echelon inventory problem, Simulation-based optimization, Prediction of maritime transportation

概要

近年、深層学習などアルゴリズムの高度化や、処理能力の向上といった計算機処理(以下、機械)の進化を背景に、それぞれの特長を生かした人と機械の協働による、意思決定の更なる高度化に注目が集まっている。知識科学の研究分野においても、人と機械の相互補完による知識創造は、デジタル時代の重要な研究テーマとなっている。ここで、昨今の機械を用いた意思決定研究の多くは、単一主体、もしくは複数主体であっても上長、部下などの階層関係があり、目的間の優先度付けが可能な問題の解決の自動化、意思決定支援が中心だった。そして、複数目的、複数主体の場面の意思決定、合意形成支援については今後の挑戦領域とされてきた。

本研究では、複数目的、複数主体の意思決定を研究対象とし、その具体例である、多段階在庫配置問題において、新たな人と機械の協働プロセスを提言、実装し、人の意思決定にとって機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにした。

Simon (1960) によると、意思決定は情報活動、設計活動、選択活動の3プロセスに分けられる。そのうえで、Schorsch et al. (2017) は、過去データからの再現性が高い情報収集、モニタリングなどの情報活動と、最適化計算、シミュレーションなどの設計活動を機械が担当し、選択活動において主要な活動である、過去データからの再現性が低い将来シナリオの検討や知識創造、最終的な確認と選択などを人は担当すべきだと提言している。これらの先行研究を参考に、本研究では、情報活動と設計活動を機械主体で行い、選択活動を複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換し多段階在庫配置問題の意思決定を行う実践的な協働プロセスを提案した。そして、提案したプロセスで必要となる機械を開発するとともに、提案した人と機械の協働プロセスの有効性を確認した。

まず、提案したプロセスにより複数主体が合意に至ることをゲーム理論により確認した。次に、実務に適用し、ユーザへの非構造インタビューを実施し、テーマティック・アナリシス法にて分析することで、提案プロセスは、合理的な意思決定を迅速に行うことを可能とし、有効であることを確認した。

また、提案プロセスにおいて機械が担う多段階在庫配置最適化計算について、最も一般的な手法とされている遺伝的アルゴリズム (GA) よりも、短い計算時間で最適性が高い解を導出可能なシミュレーションベース最適化方式を開発した。本研究では、制約付きベイズ最適化アプローチを採用することで、GA およびペナルティベースベイズ最適化と比較し、最適性と計算効率の両面において上回ることを示した。

さらに、多段階在庫配置最適化計算のインプット情報であり、求解精度に大きな影響

を与える海上輸送の到着予測を対象に、従来の機械アプローチで主流であったダイクストラ法や A*アルゴリズムよりも高精度な予測を実現する方式を開発した。海上輸送では、航路上の天候状況などの変化により、計画通りに目的港へ到着しないケースがあるが、先行研究では将来の天候状況を考慮できていなかった。そこで本研究では、ベイズ学習アプローチにて、(1) 航路算出、(2) 航海速度算出の 2 つのステップで将来の天候状況を考慮する到着予測方式を提案した。そして、予測精度を検証した結果、90%と先行研究の 62%よりも優位であることを確認した。

最後に、ゲーム理論による妥当性の確認とテーマティック・アナリシス法によるインタビューの分析結果をもとに、複数目的、複数主体の場面での意思決定、合意形成支援における人と機械の協働プロセスを検討する上で抑えるべき要諦を交渉学、人と機械の相互補完による知識創造、人の機械への信頼（トラスト）の視点で考察し、以下の 5 つを抽出した。(1) 各主体が裏切りよりも協調戦略を採ったほうが高い利得を得るプロセスとする、(2) 機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスとする、(3) 人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せる、(4) 「複数の人」の知識の組合せを、人と機械が相互補完し、評価、最適化する、(5) 機械が担当する領域において、人が機械を信頼する導入ステップと仕組みを設ける。

以上のように、本研究では、今後の挑戦領域とされてきた、複数目的、複数主体の場面の意思決定、合意形成支援を対象に、多段階在庫配置問題を例として、人と機械の協働プロセスを提案し、その実現に必要な機械の要素技術を開発、実装し、提案プロセスの有効性を示すとともに、同様な対象場面での意思決定プロセスを設計する上での要諦を示した。

目次

第1章 はじめに.....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 研究の目的.....	2
1.3 研究の方法.....	3
1.4 研究の意義.....	4
1.5 用語の定義.....	5
1.6 論文の構成.....	9
第2章 先行研究と本研究の位置づけ.....	12
2.1 はじめに.....	12
2.2 人と機械の協働プロセスに関する先行研究.....	12
2.3 人と機械の相互補完による知識創造に関する先行研究.....	14
2.4 多目的意思決定に関する先行研究.....	15
2.5 多段階在庫配置問題に関する先行研究.....	17
2.6 本研究の位置づけ.....	19
第3章 複数目的・複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセス.....	21
3.1 人と機械の協働プロセスの設計方針.....	21
3.2 提案する人と機械の協働プロセス.....	24
3.2.1 人と機械が協働した意思決定プロセスの概要.....	24
3.2.2 シナリオ生成機能.....	34
3.2.3 許容範囲の制約化機能.....	35
3.2.4 許容範囲の見直し要請機能.....	36

3.3	ゲーム理論による提案プロセスの妥当性の確認	38
3.4	適用事例分析による提案プロセスの有効性の確認	42
3.4.1	確認方法	42
3.4.2	テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチによる分析	44
3.4.3	確認結果	45
3.4.4	考察	64
3.5	まとめ	73
第4章	ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式	75
4.1	シミュレーションベース最適化の先行研究と課題	75
4.2	提案する最適化方式	78
4.2.1	問題設定と定式化	78
4.2.2	多段階在庫配置問題へのベイズ最適化の適用	80
4.2.3	制約付きベイズ最適化（CBO）とペナルティーベース最適化（PBO）	83
4.2.4	エージェントベースサプライチェーンシミュレータ	85
4.3	実験条件	87
4.3.1	サプライチェーン構成と変数の設定	88
4.3.2	需要シナリオの生成	89
4.3.3	CBO・PBO・GAの設定	90
4.4	実験結果と考察	91
4.5	まとめ	95
第5章	多段階在庫配置最適化の高精度化に向けた海上輸送到着予測方式	96
5.1	多段階在庫配置最適化の高精度化に向けた課題	96
5.2	海上輸送到着予測の先行研究と課題	97
5.2.1	先行研究	97

5.2.2 先行研究の課題.....	100
5.3 提案する予測方式.....	102
5.3.1 航路算出ロジック.....	104
5.3.2 航海速度算出ロジック.....	107
5.4 予測精度の検証.....	111
5.4.1 検証条件.....	111
5.4.2 検証結果.....	113
5.5 まとめ.....	115
第6章 考察.....	117
6.1 提案プロセスにより迅速・合理的意思決定が可能となった要諦.....	117
第7章 結論と貢献.....	122
7.1 結論.....	122
7.2 理論的貢献.....	124
7.3 実務的貢献.....	126
7.4 本研究の適用限界.....	126
7.5 将来研究への示唆.....	127
参考文献.....	130
付録.....	138
A1: 提案プロセスの有効性の確認のためのインタビュー調査.....	138
謝辞.....	139
研究業績リスト.....	140

図目次

図 1.1：本博士論文の研究ストラテジー	4
図 1.2：論文構成と研究ストラテジーとの対応関係	11
図 2.1：意思決定コンテキストに応じた人と機械の役割 (Saenz et al. 2020) ...	13
図 2.2：多段階在庫配置問題の模式図	17
図 3.1：多段階在庫配置問題における情報活動、設計活動、選択活動	21
図 3.2：本研究で提案するプロセスの概要	23
図 3.3：工場 1 社、販社 2 社からなるサプライチェーン	27
図 3.4：提案する多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセス	30
図 3.5：人と機械の協働プロセスによる許容範囲の見直し例	32
図 3.6：提案プロセスにおける情報、設計、選択活動および、機械の各機能の関係	33
図 3.7：各シナリオの結果出力イメージ	35
図 3.8：実行不可能な制約の除去フロー	38
図 3.9：先行研究から生成した初期のテーマ、カテゴリ、サブカテゴリ案	45
図 3.10：従来の多段階在庫配置問題の交渉	65
図 3.11：提案プロセスにおける交渉	66
図 3.12：提案プロセスでの人と機械の相互補完による知識創造	68
図 3.13：トラストの構成要素と基本的役割 (科学技術振興機構 (2021) より転載)	69
図 4.1：マルチエシエロンサプライチェーンの例	78
図 4.2：ベイズ最適化のフレームワーク	83
図 4.3：エージェントベースサプライチェーンシミュレータにおける倉庫の例 ..	86

図 4.4：シンプルな3段階サプライチェーン	88
図 4.5：需要シナリオの例	90
図 5.1：近年のコンテナ数の推移	97
図 5.2：従来研究（Alessandrini et al. 2019）の処理フロー	99
図 5.3：様々な海域における航海速度	101
図 5.4：従来研究（Szelangiewicz et al. 2018）とのパラメータ比較	103
図 5.5：航路算出ロジックの概要	104
図 5.6：予測対象と類似した船舶の例	105
図 5.7：航路速度算出ロジックの概要	107
図 5.8：ベイズ学習による航海速度の算出	108
図 5.9：KEELUNG から TAICHUNG への航路の比較	115

表目次

表 2.1：多目的意思決定問題に関する先行研究	15
表 3.1：本研究の提案プロセスにおける利得行列	39
表 3.2：インタビュー対象者	42
表 3.3：インタビューの共通質問	42
表 3.4：提案プロセスに対する Positive と Negative のコメント数	45
表 3.5：情報活動、設計活動、選択活動別のコメント数	46
表 3.6：情報活動、設計活動、選択活動別の 4 つの観点でのコメント数	46
表 3.7：提案プロセスの情報活動領域における有効点と要改善点	48
表 3.8：提案プロセスの設計活動領域における有効点と要改善点	53
表 3.9：提案プロセスの選択活動領域における有効点と要改善点	58
表 3.10：立場駆け引き型と原則立脚型の特徴（Fisher and Ury 1981）	65
表 3.11：提案プロセスで良いとされた点と原則立脚型交渉の基本原則の関係	66
表 3.12：提案プロセスで良いとされた点の知識研究の観点での考察	67
表 3.13：提案プロセスで良いとされた点、要改善点の客観的トラスト観点での考察	70
表 3.14：提案プロセスで良いとされた点、要改善点の主観的トラスト観点での考察	71
表 3.15：更なる進化に向けた課題	72
表 4.1：ノードの種類	86
表 4.2：アークの種類	86
表 4.3：図 4.4 のサプライチェーン構成の実験結果；目的関数値（在庫コスト）	91
表 4.4：図 4.4 のサプライチェーン構成の実験結果；計算時間	91

表 4.5：GA におけるハイパーパラメータの評価結果	92
表 4.6：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果；目的関数値（在庫コスト）	92
表 4.7：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果；計算時間	92
表 4.8：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果；途中結果	93
表 4.9：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果（ $\beta=0.90$ ）；目的関数値（在庫 コスト）	94
表 4.10：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果（ $\beta=0.90$ ）；計算時間	94
表 5.1：精度検証の対象にした船舶	111
表 5.2：船舶データの一例	112
表 5.3：表 5.2 のカラム詳細	112
表 5.4：表 5.1 の 10 航路における予測精度	113
表 5.5：日本・台湾間の 10 航路の予測精度	114

第1章 はじめに

1.1 研究の背景

近年、深層学習などアルゴリズムの高度化や、処理能力の向上といった計算機処理(以下、機械)の進化を背景に、それぞれの特長を生かした人と機械の協働による、意思決定の更なる高度化に注目が集まっている。知識科学の研究分野においても、人と機械の相互補完による知識創造は、デジタル時代の重要な研究テーマとなっている。Simon (1960)によると、意思決定は情報活動、設計活動、選択活動の3プロセスに分けられる。そのうえで、Schorsch et al. (2017)は、過去データからの再現性が高い情報収集、モニタリングなどの情報活動と、最適化計算、シミュレーションなどの設計活動を機械が担当し、選択活動において主要な活動である、過去データからの再現性が低い将来シナリオの検討や知識創造、最終的な確認と選択などを人は担当するべきだと提言している。実際に、医師による病名診断などの分野では、人と機械の協働プロセスが設計され、検証もされ始めている。しかし、医師1名、誤診断率といった単一主体、単一目的の事例(Harish et al. 2021)であり、複数目的、複数主体を対象としたものは見当たらない。科学技術振興機構 研究開発戦略センターの戦略プロポーザル「複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術」(科学技術振興機構 2018)においても、昨今の機械を用いた意思決定研究の多くは、単一目的が設定できる場面对象としており、複数目的、複数主体の場面での意思決定、合意形成支援については今後の挑戦領域としている。本研究では、複数目的、複数主体の意思決定を研究対象とし、その具体例である、オペレーションズリサーチ分野の多段階在庫配置問題において、新たな人と機械の協働プロセスを提言、実装し、人の意思決定にとって機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにする。

ここで、多段階在庫配置問題とは、原材料から製品を消費者に届けるサプライチェーンを構成する、販売拠点、倉庫、工場、港のどこにいくつ在庫を持つかを意思決定する問題である。この問題は、サプライチェーンを構成する様々な企業の複数主体からなり、棚卸資産最小化、需要充足率最大化、工場稼働率最大化、二酸化炭素排出量最小化、キャッシュフロー最大化など、それぞれの主体が、異なる優先度の複数目的を持つという特徴がある。この中で、各企業の経営目標や、各国の税制優遇措置の条件の違いにより、複数の目的に対し、全ての拠点、企業が合意する優先度を決定することが困難であるという特徴もある。さらに、昨今は、需要や供給の不確実性が高く、変化が突発的な経営環境にあり(Dolgui et al. 2018)、週次や日次など、変化に対応した意思決定の迅速化の必要性も高まっている。一方で、このような複雑で時間制約のある状況では、合理的でない意思決定となる限定合理性が指摘されている(サイモン 1999)。実際、多段階在庫

配置問題では、限定合理性により、ある企業が過剰在庫を抱えキャッシュフローが悪化し倒産するケースや、部品在庫が不足し顧客にタイムリーに製品を供給できず、他社にマーケットシェアを奪われ、ブランドオーナー企業が市場撤退に追い込まれるケースなどが発生している。

この限定合理性を克服するために機械の活用が有効と言われている (Jarrahi 2018)。しかし、多目的意思決定を機械で支援する先行研究においては、目的間の選好構造において、優先度、重みを決定できることを前提としており (矢野 2017)、本研究対象においては適用に限界がある。多段階在庫配置問題の先行研究においても、1主体が全体を統括することを前提としており、その上、計算コストが高い手法のため短時間での意思決定が困難で、実用化には至っていない。ゆえに、複数目的、複数主体からなる人と機械が協働した意思決定プロセスが求められている (Mussomeli 2018)。

1.2 研究の目的

本研究の目的は、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる意思決定において、限定合理性を克服する、複数の人と機械の協働プロセスについて、多段階在庫配置問題を例に提案し、その実現のために必要な機械の要素技術を開発、実装し、人の意思決定にとって機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにすることである。

本研究では、人と機械の協働プロセスの中でも、複数目的、複数主体からなる部門、拠点、企業間に跨るサプライチェーンの多段階在庫配置問題を対象とする。その上で、「限られた時間と人的リソースの中で、不確実性を伴う様々な事象を勘案し、優先度付けが困難な複数の目的関数のトレードオフ関係を伴う合理的な意思を適切なタイミング行う難しさ」を本質的な課題と捉える。そして、人と機械の協働プロセスの抽象モデル (Saenz et al. 2020、Jarrahi 2018、サイモン 1999) および、複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換するアプローチを用いて、多段階在庫配置問題における実践的な協働プロセスを提案する。そして、提案プロセスにおいて必要となる機械を開発する。さらに、実際の多段階在庫配置意思決定の場面に適用し、人の意思決定にとって提案する機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにする。

1.3 研究の方法

本博士論文の研究ストラテジーを図 1.1 に示す。研究ストラテジーとしては、先行研究のレビューと、モデルや手法の提案、および評価・分析を用いる。すなわち、分析的アプローチ (Analytical approach) ではなく、工学で用いられることが多い合成的アプローチ (Synthetic approach) である。

人と機械の協働プロセスについては、協働プロセスの抽象モデルの先行研究を調査したうえで、これらを参考に、複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換するプロセスを提案する。具体的には、まず機械が、例えば、工場は稼働率、在庫収容率、需要充足率の順での優先度、販売拠点は需要充足率、在庫収容率、稼働率の順での優先度といった具合に、各主体の優先度に基づくいくつかのパターンの目的関数で多段階在庫配置の最適解を導出する (ステップ 1)。次に、各主体の人が、その結果を参照し、目的値として許容できる値やレンジを選択する (ステップ 2)。そして、機械がそれらの目的要素を今度は目的関数ではなく、制約条件に組み込んで、最適化計算 (ステップ 3) する。以降、ステップ 2、ステップ 3 を対話型で繰り返すことで、例えば、工場と販売拠点の稼働率のどちらを優先するかといった優先順位がつけられない複数目的、複数主体の問題を機械と複数人の協働で合意可能な最適値に落とし込んでいくというプロセスである。

そして、提案する人と機械の協働プロセスについて、理論的考察アプローチにより妥当性を確認し、実施例に基づく考察アプローチにより有効性を確認する。理論的考察アプローチでは、ゲーム理論を用いて、提案プロセスにより、意思決定が収束するかどうかの妥当性を確認する。実施例に基づく考察アプローチでは、提案したプロセス、機械を実際に業務適用したうえで、実務者へ半構造化インタビューを行い、テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチにより分析し、有効性を確認する。

また、提案する人と機械の協働プロセスの実現に向けて、上記ステップ 1 と 3 の最適化計算における機械の主要な技術要素の 1 つである、シミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式を開発する。ここでは、少ない計算回数での解空間推定に適しているベイズ最適化のアプローチを用いる。そして、確率分布に基づき生成したデータを用いた実験・評価を実施する。

さらに、提案する人と機械の協働プロセス実現に向けて、主要な技術要素の 1 つであり、多段階在庫配置最適化計算の入力情報のうち特に重要な情報を生成する、海上輸送の到着時間予測方式を開発する。ここでは、国際的に搭載が義務づけられている船舶の位置、速さ、船首方向などのリアルタイム情報システム AIS (Automatic Identification

System) のデータを活用し、船舶タイプ、天候などの条件が完全一致する過去類似データが少ない中でも高精度な学習が可能なベイズ学習のアプローチを用いる。そして、実際の船舶の過去データを学習用データと検証用データに分けて用いて、実験・評価を実施する。

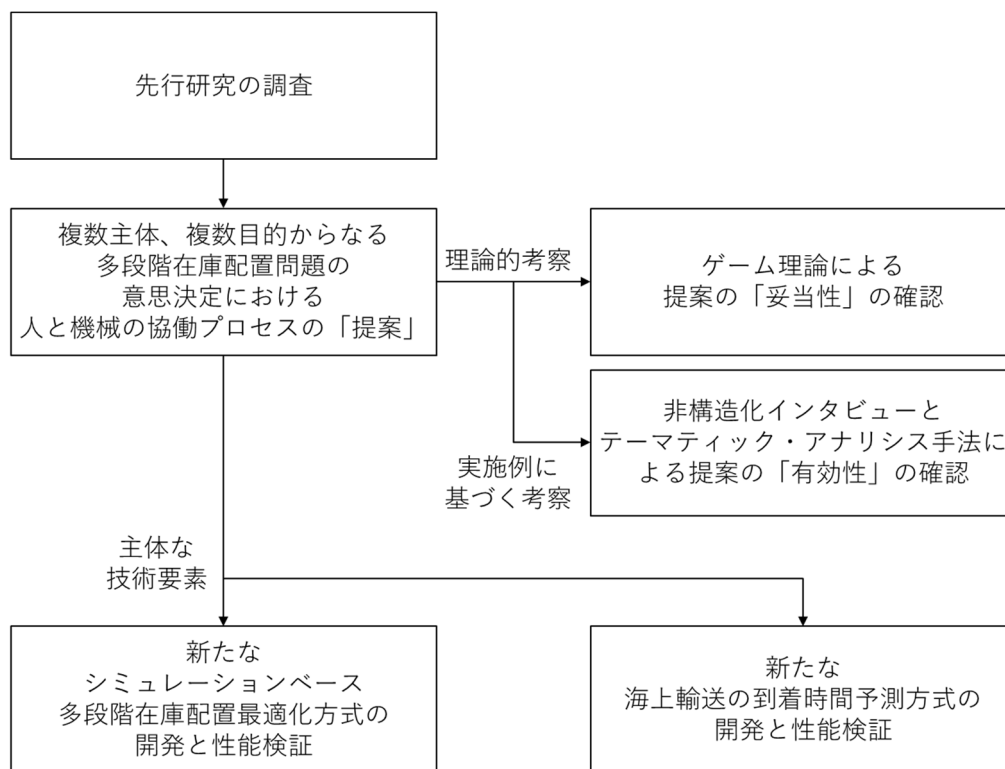


図 1.1：本博士論文の研究ストラテジー

1.4 研究の意義

本研究の新規性として、以下の3点が挙げられる。

1点目として、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる多目的意思決定における人と機械の協働プロセスを多段階在庫配置意思決定の場面を例に提案するとともに、実際の場面に適用し、人の意思決定にとって、提案する機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにする。そして、複数目的、複数主体からなる、同様な意思決定場面における人と機械の協働プロセスを検討するうえでの要諦を考察する。

2点目として、多段階在庫配置問題の意思決定において、機械が担う多段階在庫配置最適化計算について、これまでの機械のアプローチとして主流であった遺伝的アルゴリ

ズム (genetic algorithm) では実現が難しかった、超大規模サプライチェーンに耐えうる低計算コストを実現するシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式を確立する。

3点目として、多段階在庫配置問題の意思決定において、多段階在庫配置最適化計算の入力情報の1つで、最適化計算の精度に大きな影響を及ぼす、海上輸送の到着時間予測を対象に、これまでの機械のアプローチとして主流であったダイクストラ法や、その派生形のA*アルゴリズム、船舶の運動方程式より高精度な予測方式を確立する。

1.5 用語の定義

本博士論文における基本的な用語の定義および説明を以下に示す。定義にあたり、人工知能学会編 (2017)、日本経営工学会ほか編 (2014)、科学技術振興機構 (2018、2021)、Nonaka and Takeuchi (1995=1996) を参考にしている。

意思決定 (Decision Making)

問題解決に当たって、実行可能な行為の中から最適と思われるものを選択すること。

(意思決定における) 情報活動 (Information Activity)

環境を検索して意思決定すべき問題を発見、認識すること。本博士論文では、特に意思決定すべき問題とその前提条件、周辺環境を認識することをさす。

(意思決定における) 設計活動 (Design Activity)

情報活動で認識された問題を解決する為に可能な複数の案を設計すること。

(意思決定における) 選択活動 (Selection Activity)

設計活動で得られた複数の案の中から特定のものを選択すること。

機械 (Machine)

人間に有用な目的を達成するために、作業や処理を自動化するハードウェアおよびソフトウェアおよびその組合せの総称。本博士論文では、主に計算機とそれ上で動くソフトウェア、プログラムをさす。

主体 (Entity)

意思決定を行う人々。本博士論文では、機械は主体の構成要素とはしない。

知識 (Knowledge)

正当化された真なる信念 (Justified true belief)。知識を保有する主体において、主体自身の真偽、善悪、美醜といった価値観や、過去の経験、課題意識、現状認識と結びついているものであり、新たな情報を得た際に、主体の解釈、判断、行動、意思決定を生み出すもの。

多段階在庫配置問題 (Multi-echelon Inventory Optimization)

サプライヤ、工場、倉庫、販社といったサプライチェーンを構成する複数の企業、拠点に配置する在庫を決定する問題。販社、倉庫、工場に製品在庫を、工場やサプライヤに部品在庫をなるべく少なく、一方で、顧客の需要変動や拠点間の輸送遅延、生産トラブルなどに対応できるように配置する問題。

トラスト (Trust)

相手・対象が期待を裏切らないと思える状態。本博士論文では、「機械」を「相手・対象」とし、「Trustor」を意思決定者である各主体の「人」とし、「Trustee」を「機械」とする。

(トラストのうち) 客観的トラスト

Trustee に関する計測・観測の結果から裏付けのあるケース。本博士論文では、機械処理の性能、機能の Reliability が高い状態とする。

(トラストのうち) 主観的トラスト

裏付けはなくリスクはあるが大丈夫だとみなすケース。本博士論文では、機械を使って意思決定するとリスクはあるが良い経営効果が得られると Trustor がみなせる状態とする。

パレート最適 (Pareto Optimum)

資源配分において、いずれの効用も下げずにいずれかの効用を高めることは出来ない状態。つまり、資源が最大限利用されている状態。

ベイズ最適化 (Bayesian Optimization)

不確かさを用いながら、次に探索すべき点を決定する最適化アルゴリズム。探索すべき点の決定プロセスは、ブラックボックス。評価コストの高い関数を最適化するために用いられることが多い。

ベイズ学習 (Bayesian Learning)

結果に対し、その原因事象の確率を推定する確率論的アルゴリズム。原因の確率（事後確率）は、結果の確率（事前確率）と事象が発生する確率（尤度）の積に比例する、というベイズの定理を用いる。

AIS (Automatic Identification System)

国際的に搭載が義務づけられている船舶の位置、速さ、船首方向などのリアルタイム情報システム。

CPS (Cyber Physical System)

フィジカル空間（現実空間）とサイバー空間（仮想空間）を高度に融合させたシステムのこと。フィジカル空間にある多様なデータをセンサーやカメラ、入力端末などで収集し、サイバー空間に集積し、サイバー空間に配置された AI などで処理された結果をフィジカル空間にフィードバックすることにより、これまではできなかった、新たな価値を個人や、産業、社会に提供するシステム。

ERP (Enterprise Resource Planning)

業務の効率化や経営の全体最適を狙い、企業の業務プロセス上で扱う人材、設備、原材料、情報、現金などの経営リソースに関する情報をリアルタイムに収集、保存、統合管理、利用するためのパッケージソフトウェア。

KPI (Key Performance Indicator)

企業目標の達成度を評価するための重要業績評価指標のこと。本博士論文では、在庫、納期遵守率、コスト、工場稼働率などがこれにあたる。

PoC (Proof of Concept)

発想したアイデアが実現可能かどうか、有効かどうかを簡易に検証すること。本博士論文では、実際に業務で利用し始める前に、提案する「人と機械の協働プロセス」および、「機械の処理の内容」を人が確認、理解し、活用できそうか、有効性を確認することをさす。

1.6 論文の構成

本研究では、情報活動、設計活動、選択活動からなる人と機械の協働プロセスの抽象モデルおよび、複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換するアプローチを用いて、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセスを設計する。また、提案プロセスの実現に必要な機械処理の実現手段を開発する。そして、ゲーム理論により、設計したプロセスの妥当性を確認する。さらに、提案プロセスを実際に業務に適用し、利用者へのインタビュー調査を行い、人の意思決定にとって設計した機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにする。以下に、本博士論文の構成を示す。

第1章 はじめに

本研究の背景、目的、研究方法、基本的な用語の定義、および論文の構成を示す。

第2章 先行研究と本研究の位置づけ

本研究に関連する研究領域である、(1) 人と機械の協働プロセス、(2) 人と機械の相互補完による知識創造、(3) 多目的意思決定問題、(4) 多段階在庫配置問題、の先行研究のレビューを行い、本博士論文の位置づけを明確化する。

第3章 複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセス

協働プロセスの抽象モデルの先行研究を参考に、意思決定の情報活動と設計活動を機械主体で行い、選択活動を複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換し、多段階在庫配置問題の意思決定を行うプロセスを提案する。そして、ゲーム理論を用いて、提案プロセスの妥当性を理論的に考察する。さらに、提案プロセスを実際に業務で活用した実務者へ半構造化インタビューを行い、テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチにより、有効性を分析、確認する。

第4章 ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式

3章で提案したプロセスのうち、機械が担う、多段階在庫配置問題の最適化計算の方式を開発し、検証する。具体的には、ベイズ最適化を用いた2種類のアルゴリズムをシ

ミュレーションベース最適化手法として提案し、既存のメタヒューリスティックス手法と比較した場合の有効性を数値実験で検証する。

第5章 多段階在庫の高精度化に向けた海上輸送到着予測方式

3章で提案したプロセスのうち、機械が担う、多段階在庫配置問題の最適化計算の入力パラメータの高精度な学習方式を開発し、検証する。具体的には、多段階在庫配置問題の最適化計算の入力情報の1つで、最適化計算の精度に大きな影響を及ぼす、海上輸送の到着時間予測を対象に、従来の機械アプローチで主流であったダイクストラ法やA*アルゴリズムよりも高精度な予測を実現する、ベイズ学習を活用した予測方式を提案し、有効性を実データでの数値実験で検証する。

第6章 考察

第2章から第5章、その中でも特に第3章の結果に関して、いくつかの観点から考察する。

第7章 結論と貢献

本研究の目的に対する結論を述べる。また、本研究の理論的貢献と、実務的貢献をまとめる。さらに、将来研究への示唆を行う。

本博士論文の主要な研究成果は、第3章、第4章、第5章である。それぞれの章は、研究ストラテジーに対して、図1.2のように対応している。

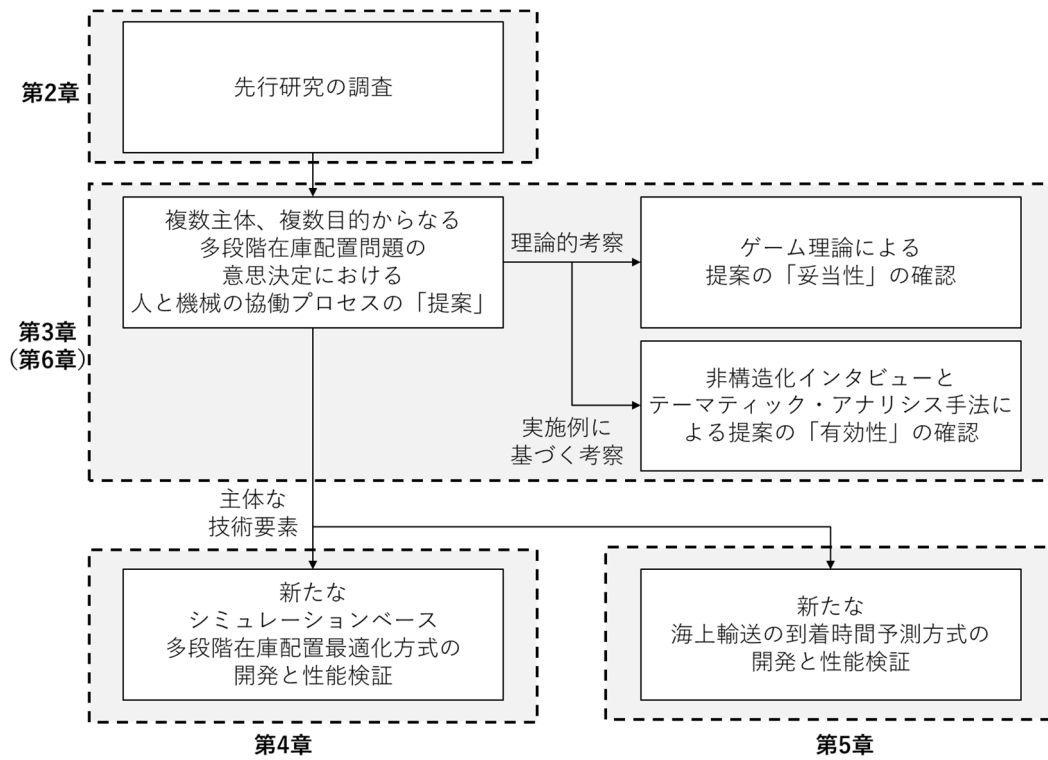


図 1.2 : 論文構成と研究ストラテジーとの対応関係

第2章 先行研究と本研究の位置づけ

2.1 はじめに

本研究に関連する先行研究領域として、(1) 人と機械の協働プロセス、(2) 人と機械の相互補完による知識創造、(3) 多目的意思決定問題、(4) 多段階在庫配置問題の4つがある。本研究は、これらの4つの領域に跨る複合的研究といえる。

本章では、上記の(1) 人と機械の協働プロセス、(2) 人と機械の相互補完による知識創造、(3) 多目的意思決定問題、(4) 多段階在庫配置問題の4つの領域の先行研究を振り返り、課題を示すとともに、本研究の新規性、位置づけを明確にする。

2.2 人と機械の協働プロセスに関する先行研究

資源枯渇、少子高齢化、環境問題などの様々な問題を受け、持続可能な社会の実現が課題となっているが、その解決策として、人と機械の協働が注目を集めている(Kagermann et al. 2019)。Wilson et al. (2018) は、大きな構造変革には人と機械の協働が不可欠だと述べている。このような中、人と機械の協働プロセスの研究領域では、深層学習などの機械の進化を背景に、人が得意な作業、機械が得意な作業に言及した研究(Schorsch et al. 2017) や、人と機械が協働するうえでの必要な要素に言及した研究(Ansari 2019)、など近年、多数の研究成果が発表されている。

Simon (1960) によると、意思決定は情報活動、設計活動、選択活動の3プロセスに分けられる。そのうえで、Schorsch et al. (2017) は、過去データからの再現性が高い情報収集、モニタリングなどの情報活動と、最適化計算、シミュレーションなどの設計活動は機械が担当し、選択活動において主要な活動である、過去データからの再現性が低い将来シナリオの検討や知識創造、最終的な確認と選択などを人は担当すべきだと提言している。Jarrahi (2018) は、機械の合理性と人間の直感を生かした協働プロセスを設計することが重要だとし、Xu (2019) らは、機械は人間の知性を模倣し、さらにその出力結果は説明可能であるべきだとしている。また Saenz et al. (2020) の研究では、意思決定に関するリスクの大小と、外部要因の影響度の2軸で意思決定の状況を定義し、それぞれの状況下で人と機械が果たすべき役割を検討している。そしてそれぞれの役割を検討する上で、人と機械の相互運用性 (Interoperability)、処理結果の透明性 (Transparency)、意思決定の権限バランス (Authority)、人と機械の相互学習 (Mutual learning) の4つの観点が重要だとしている。図 2.1 に Saenz et al. (2020) が定義した、様々な意思決定の状況下における人と機械が果たすべき役割を示す。例えば、外部要因

の影響が弱く、さらにリスクも低い状況下では、機械に意思決定の大部分を任せて良いが、外部要因の影響が強く、リスクも高い状況下では、人と機械が相互に作用し、人が最終的な意思決定をするのが良いとされている。さらに、こういった人と機械の協調を評価する仕組みとして、Damacharla et al. (2018) はヒューマンエラー、意思決定の所要時間などの 10 個の指標を定義している。そして、Schwarz (2013) によると、人と機械の相互学習 (Mutual learning) により、効率性、信頼性、意思決定のレベルなどが向上するとされている。

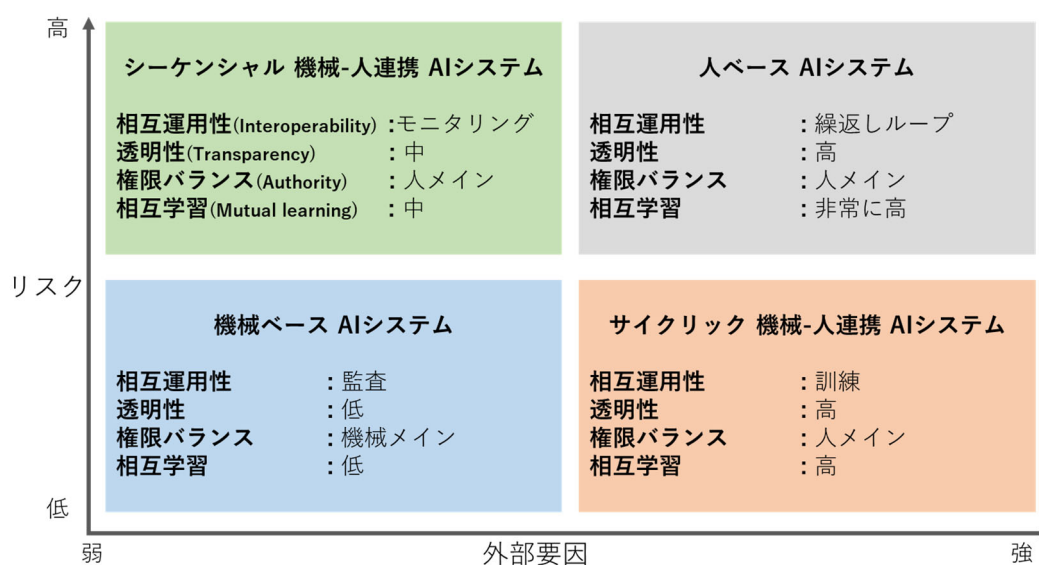


図 2.1 : 意思決定コンテキストに応じた人と機械の役割 (Saenz et al. 2020)

このような理論的な研究が進むにつれて、現実世界の事例を対象に考察した研究も登場し始めている。Ansari は、人とロボットが協調するスマート工場では、相補性と代替可能性が重要だとし、人とロボットにどのタスクを振り分けるべきか考察している (Ansari 2019)。さらに、内平らは、プロジェクトマネジメントに人工知能を適用した際の課題を整理している (内平ほか 2020)。このように事例を対象にした研究は存在するものの、現実世界で実運用化に至っているケースは少ない。Adixon (2019) は、多くの実践的システムでは、これら抑えるべき要素に十分に配慮された人と機械の協働プロセスが設計されていないために効果が出ないケースが散見されていると指摘している。また、成功している多くのケースもヘルスケア領域における病名診断などのように、関わる人間が 1 人の単一主体で、かつ最適化すべき指標が誤診断率のように単一目的の事例に限られている。実際、科学技術振興機構 研究開発戦略センターの戦略プロポーザル「複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術」(科学技術振興機構 2018) においても、近年の機械と協調した意思決定の多くは、単一主体、単一目的の間

題を対象にしており、複数目的、複数主体の問題は今後の挑戦領域と指摘している。具体的には、単一主体、単一目的の問題として、医療診断、商品推薦、最短手順計画、電力などの社会インフラの効率的運用を挙げ、これらは1つの価値観・評価関数が定義され、論理性・合理性が模範となる世界であり、近年の人と機械が協働した意思決定はこの領域を対象としてきたとしている。これに対し、複数目的、複数主体の問題として、企業経営、コミュニティの大規模議論、デマ・フェイクニュース対策、国民投票、政策決定、さらには宗教対立、領土問題を挙げ、これらは社会的価値観やさまざまな人間の価値観が混在している状況下の意思決定・合意形成であり、今後取り組みが必要な領域としている。本研究で扱う多段階在庫配置問題は、まさに製造流通業の企業経営であり、今後の挑戦領域に位置する。

2.3 人と機械の相互補完による知識創造に関する先行研究

知識研究の分野における中核的な理論の1つとして、組織的知識創造理論（Nonaka and Takeuchi 1995=1996）がある。この組織的知識創造理論において、「知識」は「正当化された真なる信念（Justified true belief）」と定義されている。具体的には、「知識を保有する主体において、主体自身の真偽、善悪、美醜といった価値観や、過去の経験、課題意識、現状認識と結びついているものであり、新たな情報を得た際に、主体の解釈、判断、行動、意思決定を生み出すもの」とされる。本研究では、知識の定義として、これを採用する。

知識研究の分野では、人と機械の協働を、人と機械の相互補完と捉え、相互補完により知識創造にどのような影響があるかを農作業、プロジェクトマネジメントや弁理士による特許性判断などを事例に考察した研究が、近年見られるようになってきた。

内平ほか（2019）は、農作業を対象に、人のつぶやきと、物理センサと計算処理からなる機械を相互補完的に用いる農業ナレッジマネジメントシステムを提案している。提案システムでは、人が作物や設備の特性や状態（葉、病気、害虫の色、設備の機能不全など）のさまざまな変化を察知しつぶやいた音声と、温度、湿度などの物理センサによる観測データを紐づけて保存し、データ・テキストマイニングによって分析し、農業の知識データベースを作成する。そして、実際の農業現場で試行し、農家へのインタビューを行い、人の知識のみである従来の記録方法（営農日誌）よりも知識蓄積の観点で有効であることを確認している。

森ほか（2019）は、システム開発のプロジェクトマネジメントを対象に、人と機械が協働してリスクに関する意思決定や知識創造を行う機械参加型（machine-in-the-loop）リ

スクマネジメントのフレームワークを提案している。そして、人は、機械が出力する予測結果により、それまでに持っていた先入観や認知バイアス、偏りを軽減、排除することができ、合理的な意思決定が可能になるとしている。さらに、機械が出力した予測結果に対して人が認識した、現実との矛盾点や、経験や価値観に基づく違和感などの「人からの気づき」や「フィードバック」を得ることで、機械は、予測に用いたデータに不足している背景や因果関係などの情報を補完、学習し、新たな変化や想定外の事象への対応力を高める支援を行うことができるとしている。

白坂（2021）は、特許性を判定することが可能な機械を開発し、弁理士に対する影響や、人と機械の協働に関して考察している。優れた弁理士は、特許として成立するかどうかの判断力である「特許性の直感的把握力」が高いとし、その直感的把握力の学習、強化を機械によって支援するアプローチを提案している。そして、クレームチャートを介したより質の高い特許文献の深読みを機械が支援することによって、「特許性の直感的把握力」を効率的に学習し、習得、強化できる可能性があることを示唆している。

このように知識研究の分野でも人と機械の相互補完による知識創造という観点で、研究成果が見られるようになってきているが、いずれも、単一主体の問題を対象にしている。本研究が対象とする、複数主体の問題を対象としたものは見当たらない。

2.4 多目的意思決定に関する先行研究

多目的意思決定問題の研究は、代替案集合の中から複数の評価基準に基づき意思決定者の選好構造を反映した解を導出するアプローチの研究で、大きく表 2.1 のように分類される（矢野 2017）。

表 2.1：多目的意思決定問題に関する先行研究

分類	著者	概要	
多属性決定問題	Keeney et al. 1976, Seo et al. 1987, Karayalcin 1982, 百合本 2017	複数の代替案から最適なものを選択	
多目的計画問題	目標計画法	Ho 1977	目的変数間の優先度を主観的に重み付けし、最適解を導出
	対話型手法	Chankong 1983	意思決定者との対話を通して、満足解の候補を逐次更新し、満足解を導出
	ファジィ計画	Zimmermann 1978 加藤 et al. 2008	ファジィ決定に従う意思決定者の満足解を導出
	確率計画法	Contini 1968	目的関数や制約式に含まれるパラメータを確率分布として取扱

まず多目的意思決定問題は、大きく多属性決定問題と多目的計画問題に分類される。代替案が列挙できる多属性決定問題では、多属性効用理論 (Keeney et al. 1976、Seo et al. 1987) や、階層意思決定法 (AHP) (Karayalcin 1982) などが提案されており、ロジスティクス分野への応用も検討されている (百合本 2017)。多目的計画問題は、意思決定問題を目的関数、決定変数、制約式の関数で記述可能な問題を対象としている。多目的の場合は、各目的関数が互いに相競合しているため、パレート最適解の中から、意思決定者の選好構造に基づき解を導出する。この問題は、さらに、目標計画法に基づくアプローチ (Ho 1977) と、対話型手法に基づくアプローチ (Chankong 1983)、ファジィ計画に基づくアプローチ (Zimmermann 1978) (加藤ほか 2008)、確率計画法に基づくアプローチ (Contini 1968) に分類される。目標計画法は、各目的関数間の優先度合いを主観的に重みづけし、重みづけ数値と各目的関数の積の和が最適となる解を導出する。対話型手法は、各目的関数間の優先度合いを事前に決めず、意思決定者との対話を通じて局所的選好情報を最適化問題に組み込むことで、意思決定者の満足解の候補を逐次更新し、最終的に意思決定者の満足解を導出する。対話型手法の1つとして、階層構造にある複数の意思決定者が協力関係にあることを前提とした多重レベル計画問題を対象としたものもある。この方法は、階層の上下関係を優先し目的関数間の優先度を定める (矢野 2011)。対話型手法を実ビジネスに適用した事例も存在し、例えば火力発電プラントにおける機器配置の最適化に用いられている (白川 2014)。またファジィ計画法では、意思決定者の主観的判断の曖昧性を考慮できるように、ファジィ決定に従う意思決定者の満足解を導出する。さらに確率計画法では、目的関数や制約式に含まれる係数を確率分布として扱い、不確実な状況を考慮する。このように、様々な手法が提案されているが、いずれも意思決定者の選好構造において、どちらの目的の優先度が高いかを決定できることが前提となっている。しかし、部門や企業が異なる複数意思決定者かつ、それぞれの意思決定者が対等で、複数目的を有する意思決定問題である本研究対象においては、優先度を定めることができない場合が多く、いずれの手法も適用に限界がある。

2.5 多段階在庫配置問題に関する先行研究

1章でも述べたように、多段階在庫配置問題とは、サプライヤ、工場、倉庫、販社といったサプライチェーンを構成する企業に配置する在庫を決定する問題で、その模式図を図 2.2 に示す。図 2.2 に示すように、顧客の需要変動や拠点間の輸送遅延、生産トラブルなどに対応できるように、販社、倉庫、工場に製品の在庫を配置し、生産に必要な部品の在庫を工場やサプライヤに配置することが一般的である。

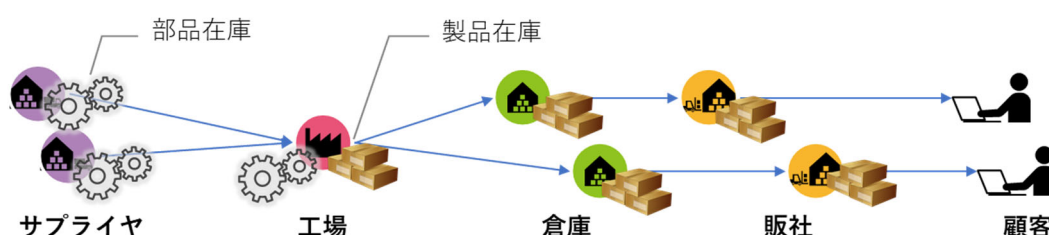


図 2.2 : 多段階在庫配置問題の模式図

このような多段階在庫配置問題における意思決定の特徴として、以下の3つが挙げられる。

- ① 販社、倉庫、工場、サプライヤといった複数主体による意思決定で、全主体が合意する必要がある。
- ② 在庫配置にあたって、棚卸資産、コスト、納期遵守率などの評価指標を最適化する必要があるが、各企業の経営目標、税制優遇措置などにより、企業間でその評価指標の優先順位が異なる。さらに企業によって各評価指標で許容できる範囲も異なる。
- ③ 需要と供給の不確実性に対応するために、週次、日次などの短いスパンで在庫配置の見直しが要求される。

こういった特徴に対応するために、多段階在庫配置問題を定義した Clark et al. (1960) の研究以来、様々な研究が取り組まれている。多くの研究では、古典的な在庫管理理論に基づいて、在庫配置が販売機会損失、在庫推移、コストなどに与える影響を分析している (Gupta et al. 2003, Hameri et al. 2005)。例えば、Moinzadeh et al. (2002) は、企業間の情報連携が在庫配置に与える影響を分析し、Ahsan et al. (2013) はサプライチェーンの各企業を個別最適にする在庫配置案とサプライチェーンを全体最適にする在庫配置案を数値実験で比較し、最適な配置案を導出している。ここで、古典的な在庫管理理論では、

在庫配置が販売機会損失などに与える影響を解析しやすいように、需要やリードタイムのバラつきを正規分布と仮定したり、サプライチェーン構造や需要パターンなどを単純化している。例えば、Moinzadeh et al. (2002) はサプライヤと販社からなるサプライチェーン、Ahsan et al. (2013) は倉庫と販社からなるサプライチェーンを対象にしている。しかし、現実世界はこれらの仮定とは大きく異なり、サプライチェーン構造も複雑になる。さらに価格割引などの販売促進策が実施されると、需要のバラつきも正規分布には従わない。こういった理由から、古典的な在庫管理理論では、現実世界に即した在庫配置案の算出が難しい。

そこで近年は機械の処理能力向上も伴って、サプライチェーンのモノの流れや情報の流れを精緻に模擬することで、最適な在庫配置を決定するシミュレーションベースの手法が注目を集めている (Abo-Hamad and Arisha 2011)。シミュレーションベースの手法は、4つのカテゴリに分類される。

- (1) 微分摂動解析や有限差分推定などの勾配推定手法
- (2) 応答曲面法やニューラルネットワークなどのメタモデルを使用して目的関数を近似するメタモデルベース手法
- (3) 多重比較法などの統計的手法
- (4) 遺伝的アルゴリズム (GA : Genetic Algorithm)、焼きなまし法 (SA : Simulated Annealing)、粒子群最適化 (PSO : Particle Swarm Optimization) などのメタヒューリスティック手法

このうち、メタヒューリスティック手法、特に GA が最も実用的なアプローチとされている (Jalali 2015)。これらのシミュレーションベースの手法では、古典的な在庫管理論よりも現実を精緻にシミュレーションできるものの、上述の特徴②で言及したような企業間の優先順位の整合性まで調整しきれないため、全企業の合意を得ることは難しい。このような企業間での優先順位の整合性を取るためには、機械の処理だけでは難しく、優先順位の見直しなどの人による調整が必要である。このような問題を解決するために、本博士論文では、人と機械の協調プロセスを提案する。

2.6 本研究の位置づけ

本研究では、人と機械の協働プロセスの中でも、複数目的、複数主体からなる部門、拠点、企業間に跨るサプライチェーンの多段階在庫配置問題を対象とする。

人と機械の協働プロセスの先行研究の多くは、2.2 節に示した通り、単一主体、単一目的の問題を対象にしている。本研究が対象とする、複数目的、複数主体の問題は今後の挑戦領域とされており、本研究で扱う多段階在庫配置問題はこの領域に位置する。

人と機械の相互補完による知識創造の先行研究の多くは、2.3 節に示した通り、単一主体の問題を対象にしている。本研究が対象とする、複数主体の問題は今後の挑戦領域とされており、本研究で扱う多段階在庫配置問題はこの領域に位置する。

多目的意思決定問題の先行研究は、2.4 節に示した通り、いずれも意思決定者の選好構造において、どちらの目的の優先度が高いかを決定できることが前提となっている。しかし、部門や企業が異なる複数意思決定者かつ、それぞれの意思決定者が対等で、複数目的を有する意思決定問題である本研究対象においては、優先度を定めることができない場合が多く、いずれの手法も適用に限界がある。

多段階在庫配置問題の先行研究では、2.5 節に示した通り、近年の機械の処理能力向上から、サプライチェーンのモノの流れや情報の流れを精緻に模擬することで、最適な在庫配置を決定するシミュレーションベースの手法の研究が盛んに行われている。しかし、これらのシミュレーションベースの手法では、企業間の複数目的の優先順位まで調整しきれないため、全企業の合意を得ることは難しいという課題がある。

本研究では、複数目的、複数主体からなる部門、拠点、企業間に跨るサプライチェーンの多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセスを対象とした上で、「限られた時間と人的リソースの中で、優先度付けが困難な複数の目的関数のトレードオフ関係を伴う合理的な意思を適切なタイミング行う難しさ」を本質的な課題と捉える。そして、人と機械の協働プロセスの抽象モデル (Saenz et al.2020、Jarrahi 2018、サイモン 1999) および、複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換するアプローチを用いて、多段階在庫配置問題における実践的な協働プロセスを提案する。さらに、提案する協働プロセスの実現に向けて、必要となる機械の主要な技術要素を開発する。そして、提案する協働プロセスの妥当性をゲーム理論により確認する。さらに、提案する協働プロセスを実際の多段階在庫配置意思決定の場面に適用したうえで、利用者へのインタビュー調査を行い、人の意思決定にとって提案する機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすか（有効性）を明らかにする。本研究の新規性として、以下の3点が挙げられる。

1 点目として、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる多目的意思決定における人と機械の協働プロセスを多段階在庫意思決定の場면을例に提案、実際の場面に適用し、人の意思決定にとって、提案する機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにする。そして、複数目的、複数主体からなるほかの意思決定場面における人と機械の協働プロセスを検討するうえでの要諦を考察する。

2 点目として、多段階在庫配置問題の意思決定において、機械が担う多段階在庫配置最適化計算について、これまでの機械のアプローチとして主流であった遺伝的アルゴリズム (Genetic algorithm) では実現が難しかった、超大規模サプライチェーンに耐えうる低計算コストを実現するシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式を確立する。

3 点目として、多段階在庫配置問題の意思決定において、多段階在庫配置最適化計算の入力情報の1つで、最適化計算の精度に大きな影響を及ぼす、海上輸送の到着時間予測を対象に、これまでの機械のアプローチとして主流であったダイクストラ法や、その派生形の A* アルゴリズム、船舶の運動方程式より高精度な予測方式を確立する。

第3章 複数目的・複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセス

3.1 人と機械の協働プロセスの設計方針

本節では、先行研究を参考に、人と機械が協働した多段階在庫配置問題における意思決定プロセスの設計方針について説明する。2章で述べたように、意思決定のプロセスは、情報活動、設計活動、選択活動に大きく分類され、機械は情報活動と設計活動を担当し、人は選択活動を担当するのが良いとされている (Simon 1960、Schorsch et al. 2017)。本研究でもこの役割分担を踏襲する。多段階在庫配置問題における情報活動、設計活動、選択活動を列挙すると、図 3.1 のようになる。

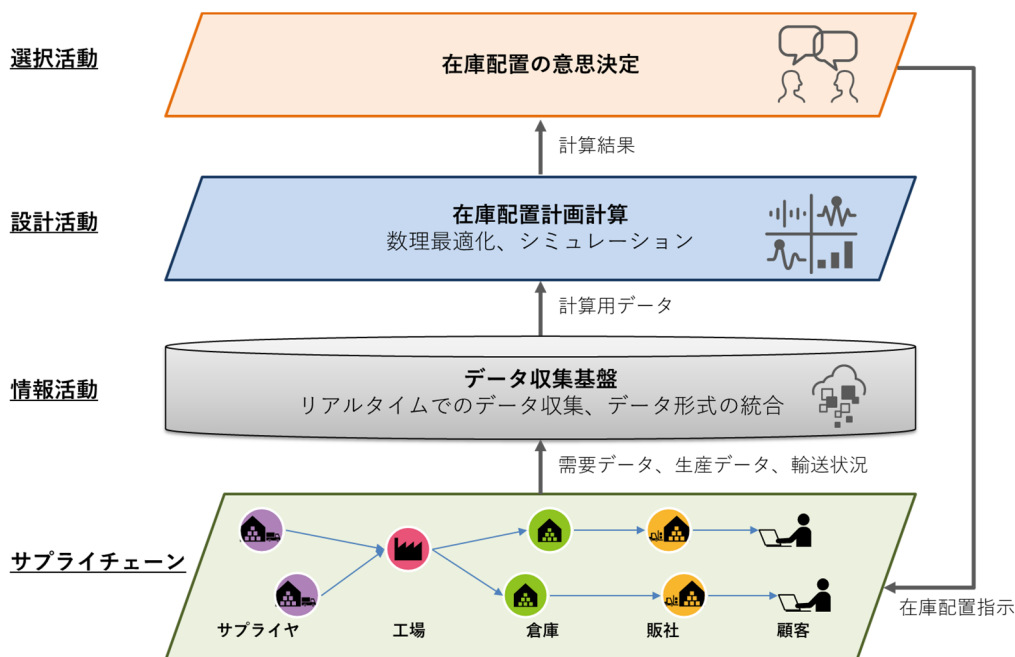


図 3.1：多段階在庫配置問題における情報活動、設計活動、選択活動

情報活動 (Information activity)

製品の需要データ、拠点間の輸送状況、生産実績といった在庫配置案の計算に必要なデータをリアルタイムで収集し、機械が計算処理しやすいようにデータフォーマットを統一化する。

設計活動 (Design activity)

サプライヤや工場の生産能力、生産 LT (Lead Time)、生産コスト、倉庫の保管能力、拠点間の輸送 LT、輸送コストといったサプライチェーンのマスタデータと、情報活動で得られた最新の需要、実績データに基づき、各拠点における在庫配置案を最適化計算やシミュレーションで算出する。

選択活動 (Selection activity)

設計活動で機械が算出した在庫配置案を各企業が確認、選択し、最終的な在庫配置を決定する。そして決定した在庫配置をサプライチェーンの各企業に指示する。

しかし、Saenz et al. (2020) が提言しているように、意思決定の状況によっても、人と機械の役割を変更する必要があるため、情報活動、設計活動、選択活動といった意思決定のプロセス毎に人と機械が果たす役割を定義しただけでは、十分ではない。2.5 節で示した多段階在庫配置問題におけるシミュレーションベースの研究 (Abo-Hamad and Arisha 2011) のように、多くの研究では、情報活動、設計活動で機械がサプライチェーンの実業務をシミュレーションし、選択活動で人がその結果を確認、選択するものとしている。しかし、選択活動で複数主体が意思決定に関与することを想定しておらず、2 章で述べたように、全企業が合意に至らない場合に、企業間、さらに企業と機械間で調整するプロセスがない。このため実用化に至っていない研究が多い。

そこで、本研究では多段階在庫配置問題が図 2.1 のどの位置に属するか明らかにした上で、人と機械の役割を再考する。まず意思決定のリスクに関しては、誤った意思決定をすると、在庫が欠品し、販売機会の損失による売上低下、マーケットシェアの下落などに繋がる。反対に在庫が過剰となり、キャッシュフローの悪化で黒字倒産の恐れもある。このように、誤った意思決定による経営的な影響が大きいため、リスクは高いと考えられる。また外部要因の影響に関しては、複数企業が意思決定に関与するため、各企業の意思決定が他企業に影響を与える。このため、外部要因の影響は強いと考えられる。以上から、多段階在庫配置問題は、図 2.1 のリスクが高く、外部要因の影響が強い領域に属すると考えられる。このため、図 2.1 に示すように、多段階在庫配置問題では、(i) 人と機械の相互運用性、(ii) 処理結果の透明性、(iii) 意思決定の権限バランス、(iv) 人と機械の相互学習の 4 つの観点において、以下が要求される。

(i) 人と機械の相互運用性 (Interoperability)

機械が処理結果を人に提示し、人が処理結果に対するフィードバックを機械に与えるといったように、人と機械が絶えず対話するループが必要である。多段階在庫配置問題では複数企業が意思決定に関与するため、機械は各企業と対話する必要がある。

(ii) 処理結果の透明性 (Transparency)

各企業の意思決定の判断材料となるように、処理結果の透明性を高くする必要がある。

(iii) 意思決定の権限バランス (Authority)

機械は意思決定の判断材料を各企業に提示するだけで、最終的な意思決定の責任は各企業が持つ。また最終的な意思決定は全企業の合意が必要である。

(iv) 人と機械の相互学習 (Mutual learning)

各企業と機械が互いにそれぞれの結果にフィードバックすることで、機械と各企業の双方が処理結果を調整する必要がある。

そこで、本研究では、図 3.2 に示すように、機械が企業間の調整の仲介役を担って各企業と対話し、各企業が設定した棚卸資産などの評価指標の許容範囲に基づき、在庫配置案の探索範囲を段階的に狭め、最終的に全企業が合意する在庫配置案を生成するプロセスを提案する。ここで、各企業と機械の対話では、各企業から機械へのフィードバックと、機械から各企業へのフィードバックが存在する。各企業から機械へのフィードバックでは、機械が在庫配置案の探索範囲を絞ることができるように、各企業が評価指標の許容範囲を与える必要がある。また、機械から各企業へのフィードバックでは、機械が算出した在庫配置案を各企業に提示する。さらに各企業が自企業の利益を優先した許容範囲を設定し、サプライチェーン全体として整合性が取れない場合も考えられるため、機械はその見直しを促す必要がある。



図 3.2：本研究で提案するプロセスの概要

以上から、機械には、(I) 各企業における評価指標の優先順位や許容範囲の反映、(II) 各企業の許容範囲の整合性調整、(III) 企業間の秘匿性の担保、の3つの要件が求められる。以下では(I)(II)(III)の詳細を説明する。

(I) 各企業における評価指標の優先順位や許容範囲の反映

2章でも述べたように、各企業の経営目標や税制優遇措置などの違いにより、棚卸資産、コスト、納期遵守率などの評価指標の優先順位が異なり、これらの評価指標の許容できる範囲も異なる。このため、これらの優先順位を反映した在庫配置案でなければ、全企業からの合意を得ることは難しい。そこで、在庫配置案の算出時に、各企業から評価指標の優先順位や許容範囲を受け、受け取った情報を制約として在庫配置案を算出する必要がある。

(II) 各企業の許容範囲の整合性調整

前述したように、全企業からの合意を得るためには、各企業の要望を反映させた在庫配置案を算出することが必要だが、単に要望を反映させていただけでは、サプライチェーン全体の整合性が取れず、在庫配置案を算出できない場合が考えられる。そこで、サプライチェーン全体の整合性を取れない要望を出した企業に対しては、機械が妥協を促し、変更させることが必要である。

(III) 企業間の秘匿性の担保

各企業への在庫配置案を策定するにあたり、在庫、コストなどは各企業の経営情報にあたるため、他企業に漏洩してはならない情報である。そのため、他企業の評価指標の結果は隠ぺいした上で、各企業からの合意を得られるように、在庫配置案を調整する必要がある。

なお、本研究では機械での在庫配置案の計算で使用する手法は特に限定しない。次の3章では、(I)(II)(III)の3要件を満たす人と機械が協働した意思決定プロセスの設計について説明する。

3.2 提案する人と機械の協働プロセス

3.2.1 人と機械が協働した意思決定プロセスの概要

本節では、人と機械が協働した多段階在庫配置問題の意思決定プロセスの概要について説明する。説明にあたり以降では簡単のために、在庫配置案の評価指標は在庫、納期遵守、生産性に関わる、在庫収容率、需要充足率、稼働率の3指標とするが、別の評価

指標でも良い。ここで、在庫収容率とは、各企業で保持している在庫と、在庫を最大限保管できる量との割合、需要充足率とは注文の納期通りに出せたオーダの割合である。また稼働率とは、各企業の能力に対し、どれだけ生産、または出荷できたかを表し、工場の場合は生産数で、そのほかの拠点に対しては出荷数で評価する。以下に計算で必要となる集合、添え字、評価指標を定義する。

【集合】

- COMPANY* : 企業の集合
- SCENARIO* : シミュレーションシナリオの集合
- TIME* : 離散化した時刻の集合、タイムバケット 1 日で離散化
- PRODUCT* : 製品の集合

【添え字】

- $i \in \text{COMPANY}$: 企業
- $s \in \text{SCENARIO}$: シナリオ
- $t \in \text{TIME}$: 時刻
- $p \in \text{PRODUCT}$: 製品

【各種評価指標】

- $J_{inventory}^{SC}$: サプライチェーン全体の在庫収容率
- $J_{fulfillment}^{SC}$: サプライチェーン全体の需要充足率
- $J_{operation}^{SC}$: サプライチェーン全体の稼働率
- $J_{inventory}^i$: 企業*i*における在庫収容率
- $J_{fulfillment}^i$: 企業*i*における需要充足率
- $J_{operation}^i$: 企業*i*における稼働率

【定数】

$w_{inventory}^i$: 企業 <i>i</i> における在庫収容率 $J_{inventory}^i$ に対する重み係数、0以上の実数
$w_{fulfillment}^i$: 企業 <i>i</i> における需要充足率 $J_{fulfillment}^i$ に対する重み係数、0以上の実数
$w_{operation}^i$: 企業 <i>i</i> における稼働率 $J_{operation}^i$ に対する重み係数、0以上の実数
$LT_{i,p}^{Preparation}$: 企業 <i>i</i> で製品 <i>p</i> に対し、着荷から出荷までに要する時間に要する時間
$LT_p^{Production}$: 製品 <i>p</i> の生産に要する時間
$LT_{t,i,j}^{Transport}$: 時刻 <i>t</i> における企業 <i>i</i> から企業 <i>j</i> までの輸送時間
$C_i^{Production}$: 企業 <i>i</i> における生産能力
$C_i^{Inventory}$: 企業 <i>i</i> における在庫保管能力
C_i^{Sales}	: 企業 <i>i</i> における販売能力
N	: シミュレーション対象日数

【在庫配置案の目的関数】

J_s : シナリオ*s*における在庫配置案の目的関数

本研究では J_s を最小化する在庫配置案を生成し、サプライチェーン全体、および各企業における在庫収容率、需要充足率、稼働率の和として、(3.1)式のように J_s を計算する。ここで、 $J_{fulfillment}^i, J_{operation}^i$ は大きいほど良い指標のため、これらの符号はマイナスとしている。

$$J_s = J_{inventory}^{SC} - J_{fulfillment}^{SC} - J_{operation}^{SC} + \sum_{i \in COMPANY} (w_{inventory}^i \times J_{inventory}^i - w_{fulfillment}^i \times J_{fulfillment}^i - w_{operation}^i \times J_{operation}^i) \quad (3.1)$$

次に本研究で設計した人と機械の協働プロセスを説明する。本プロセスでは、(A) 在庫配置のシミュレーションのシナリオを生成する機能と、(B) 各企業が設定した評価指標の許容範囲を制約化する機能と、(C) 全企業の許容範囲を満たす在庫配置案が存在し

ない場合に、その原因となる許容範囲を設定した企業に見直しを要請する機能と、(D) 各企業の評価指標に対する優先順位、および各評価指標の許容範囲を考慮した多段階在庫配置最適化機能と、(E) 海上輸送到着予測をはじめとする多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能を機械が有することを特徴とする。以下では、図 3.3 に示す、工場 1 社、販社 2 社から構成されるサプライチェーンにおいて、工場、販社に配置する製品在庫を決定する問題を例として、説明する。

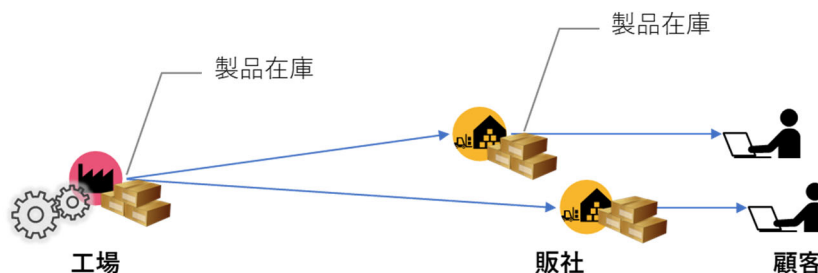


図 3.3：工場 1 社、販社 2 社からなるサプライチェーン

図 3.4 に本プロセスの詳細を示す。このプロセスにおける各評価指標と在庫がどのような関係になっているか、数式を用いて説明する。まず説明にあたって必要な変数を定義する。

【変数】

- $D_{i,t}^p$: 企業（工場もしくは販社） i における時刻 t での製品 p の出荷要求量
- $A_{i,t}^p$: 販社 1、2 における時刻 t での製品 p の着荷量
- $S_{i,t}^p$: 企業（工場もしくは販社） i における時刻 t での製品 p の出荷量
- P_t^p : 工場における時刻 t での製品 p の生産量
- $I_{i,t}^p$: 企業（工場もしくは販社） i における時刻 t での製品 p の在庫量

変数間の関係は、工場と販社の製品の流れに着目することで、下記のように表される。

【工場における製品の流れ】

- ・時刻 t における製品 p の在庫は、時刻 t における製品 p の出荷量、生産量と時刻 $t - 1$ における在庫量から決まる。

$$I_{工場,t}^p = I_{工場,t-1}^p + P_t^p - S_{i,t}^p \quad (3.2)$$

・生産量は、出荷量と在庫量から決まる。

各製品 p の $t + LT_p^{Production}$ の出荷量 $S_{i,t}^p$ の和が生産能力と在庫の和よりも小さい場合 ($\sum_p S_{i,t+LT_p^{Production}}^p \leq \sum_p (C_i^{Production} + I_{工場,t}^p)$)

$$P_t^p = S_{i,t+LT_p^{Production}}^p - I_{工場,t}^p \quad (3.3)$$

それ以外の場合は実際に生産に要する時間よりも前倒しで生産

$$\sum_{t=0}^{k-1} P_{t-k}^p \leq S_{i,t+LT_p^{Production}}^p - I_{工場,t}^p \leq \sum_{t=0}^k P_{t-k}^p \text{となる自然数}k \text{が存在} \quad (3.4)$$

【工場から販社への製品の流れ】

・時刻 t における工場 i での製品 p の出荷量は、供給先のすべての販社 i の時刻 $t + LT_{t,工場,販社}^{Transport}$ における着荷量の合計に一致する。

$$S_{工場,t}^p = A_{販社1,t+LT_{t,工場,販社1}^{Transport}}^p + A_{販社2,t+LT_{t,工場,販社2}^{Transport}}^p \quad (3.5)$$

【販社における製品の流れ】

・時刻 t における製品 p の在庫は、時刻 t における製品 p の出荷量、着荷量と時刻 $t - 1$ における在庫量から決まる。

$$I_{i,t}^p = I_{i,t-1}^p + A_{i,t}^p - S_{i,t}^p \quad (3.6)$$

上記の変数から、各企業における評価指標は下記のように算出される。

・企業 i における在庫収容率

$$J_{inventory}^i = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{I_{i,t}^p}{C_i^{Inventory}} \quad (3.7)$$

・企業 i における需要充足率

$$J_{fulfillment}^i = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{S_{i,t}^p}{D_{i,t}^p} \quad (3.8)$$

- ・ 企業*i*における稼働率

企業*i*が工場の場合

$$J_{operation}^i = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{P_t^p}{C_i^{Production}} \quad (3.9)$$

企業*i*が販社の場合

$$J_{operation}^i = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{D_{i,t}^p}{C_i^{Sales}} \quad (3.10)$$

- ・ サプライチェーン全体における在庫収容率

$$J_{inventory}^{SC} = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{I_{販社1}^p + I_{販社2}^p + I_{工場}^p}{C_{販社1}^{Inventory} + C_{販社2}^{Inventory} + C_{工場}^{Inventory}} \quad (3.11)$$

- ・ サプライチェーン全体における需要充足率

$$J_{fullfillment}^{SC} = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{S_{販社1,t}^p + S_{販社2,t}^p}{D_{販社1,t}^p + D_{販社2,t}^p} \quad (3.12)$$

- ・ サプライチェーン全体における稼働率

$$J_{operation}^{SC} = \frac{1}{N} \sum_{p,t} \frac{D_{販社1,t}^p + D_{販社2,t}^p + P_t^p}{C_{販社1}^{Sales} + C_{販社2}^{Sales} + C_{工場}^{Production}} \quad (3.13)$$

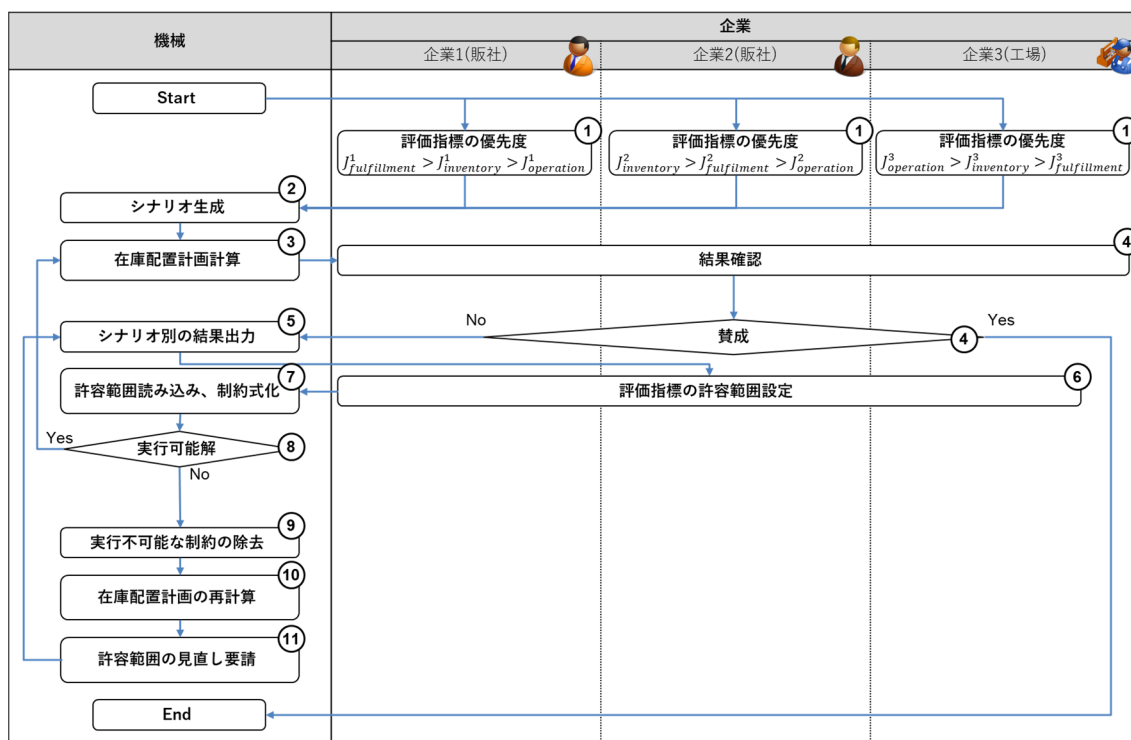


図 3.4 : 提案する多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセス

図 3.4 のプロセスの詳細を以下に示す。

- ① 各企業が在庫収容率、需要充足率、稼働率の3つの評価指標に対する優先順位を設定する。図 3.4 の例では、企業 1 では需要充足率、在庫収容率、稼働率の順に優先順位が設定されている。企業 2 と 3 もそれぞれ異なる優先順位が設定されている。
- ② ①で設定された各企業の優先順位に従い、各企業の優先順位が他企業の評価指標に与える影響を可視化するためのシミュレーションのシナリオを生成する。生成するシナリオは、(A1) どの企業の優先順位も考慮せず、サプライチェーン全体最適となるシナリオと、(A2) 特定の 1 企業における優先順位のみ反映し、他企業の優先順位を無視したシナリオである。ここでシナリオ (A2) を生成する理由は、ある企業の優先順位を反映した場合に、他企業の評価指標にどの程度影響を与えるかを可視化することで、後述する評価指標の許容範囲を設定する際の参考情報とするためである。シナリオの生成方法については、3.2.2 項で説明する。
- ③ ②で生成したシナリオ毎に、在庫配置案を生成する。
- ④ ③で生成した在庫配置案を各企業に提示し、結果を確認してもらう。ここで各企業に提示するのは、(A1) のサプライチェーン全体最適となるシナリオの結果のみで

ある。これは、そのほかの（A2）のシナリオでは、特定の企業の優先順位を反映した結果となっているため、企業間で不公平が生じるためである。そして各企業は提示された結果に対し、合意するか反対するかを選択する。

- ⑤ ④で全企業からの合意を得られなかった場合、機械は（A2）の各シナリオの在庫配置案を各企業に提示する。
- ⑥ 各企業は⑤で機械から提示されたシナリオ別の在庫配置案を確認し、在庫収容率、需要充足率、稼働率の各評価指標の許容範囲を設定する。機械から提示される情報の詳細は、3.2.3 項で述べる。
- ⑦ ⑥で各企業が設定した評価指標の許容範囲を読み込み、制約式化する。
- ⑧ 設定した制約式で在庫配置案の実行可能解が存在するか否かをチェックする。実行可能解が存在する場合は、③に戻り、設定された制約式の下で、在庫配置案を計算する。実行可能解が存在しない場合は、⑨に進む。
- ⑨ ⑧で実行可能解が存在しない場合には、その原因となっている制約を除去する。具体的な除去方法については、3.2.4 項で述べる。
- ⑩ ⑨で除去されずに残った制約式の下で、各シナリオの在庫配置案を再計算する。
- ⑪ ⑨で除去された許容範囲を設定した企業に、許容範囲の見直しを要請する。

上記④の結果確認で全企業が賛成せず、評価指標の許容範囲の見直しを繰り返す例を、図 3.5 を用いて説明する。

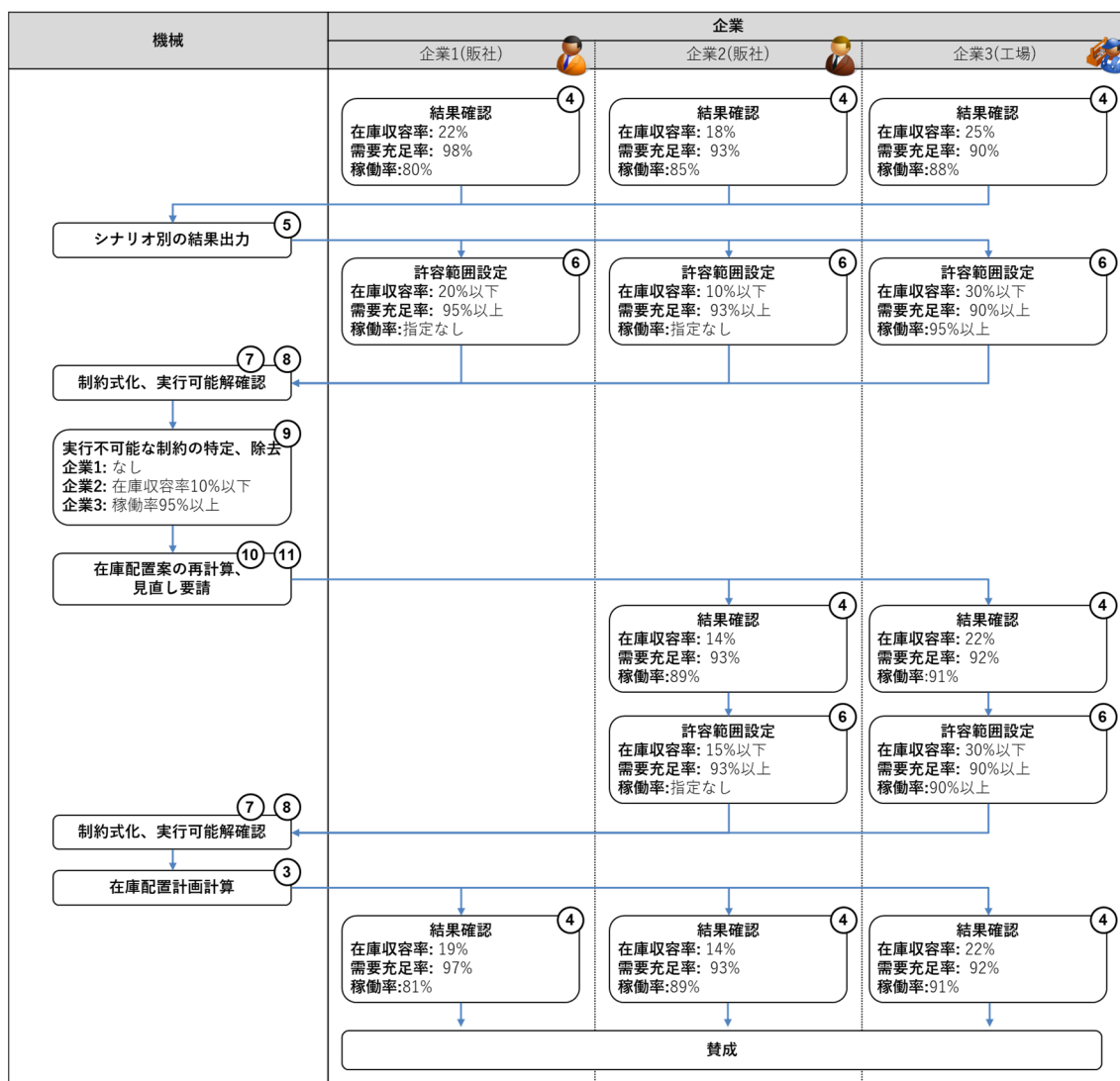


図 3.5 : 人と機械の協働プロセスによる許容範囲の見直し例

図 3.5 では、機械に最初に提示された在庫配置案に対し、企業 1、企業 2、企業 3 のいずれも賛成していない (④) ため、⑥で各企業が在庫収容率、需要充足率、稼働率に関する許容範囲を設定する。例えば、図 3.5 では企業 1 は在庫収容率を 20%以下、需要充足率を 95%以上と設定している。その後、⑦で機械は各企業が設定した許容範囲を制約式化し、⑧で実行可能解が存在するかチェックし、実行不可能な場合は⑨でその原因となる制約を除去する。図 3.5 では、企業 2 の在庫収容率 10%以下、企業 3 の稼働率 95%以上という制約が除去される。これらの制約を除去した上で、機械が再度在庫配置案を再計算し、結果を企業 2、3 に提示する。この結果、企業 2 は在庫収容率を 10%から 14%に、企業 3 は稼働率を 95%以上から 90%以上に許容範囲を緩和している。そし

て先ほど企業 1 が設定した許容範囲と合わせて、再度実行可能解が存在するか評価する。図 3.5 ではこの段階で実行可能解が存在したため、設定された制約に基づき、在庫配置案を計算する。その結果、全企業の許容範囲を満たすため、最終的に全企業がこの結果を受け入れる。

ここで、提案プロセスにおける、情報、設計、選択活動および、機械の (A) (B) (C) (D) (E) の各機能の関係を図 3.6 に示す。

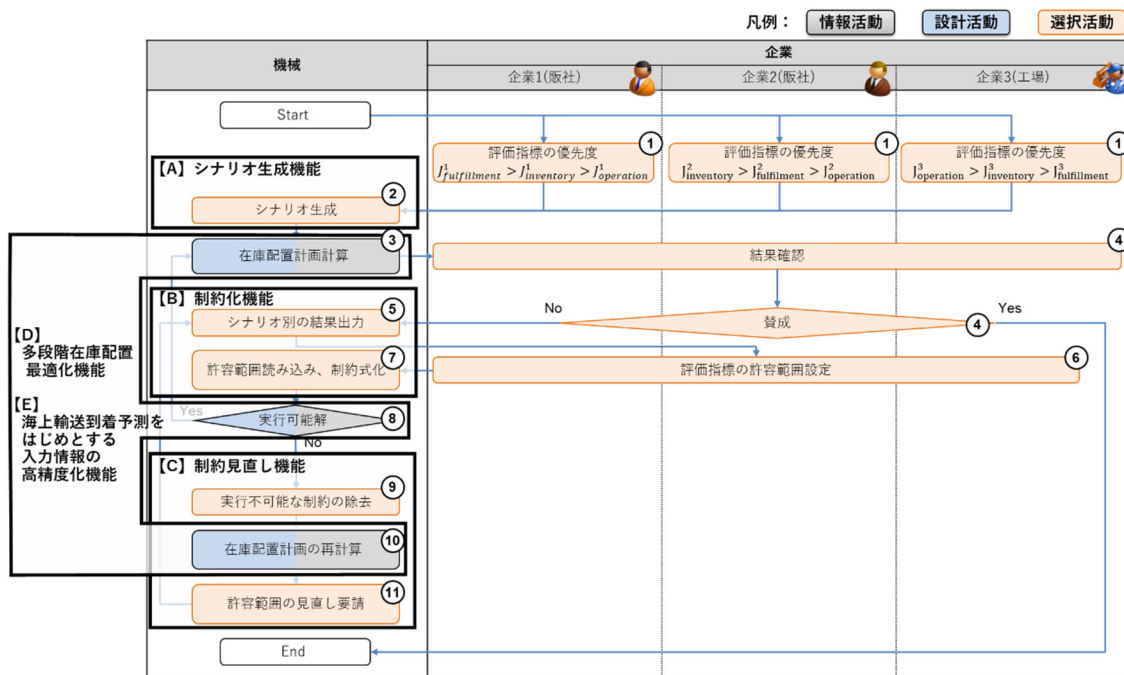


図 3.6 : 提案プロセスにおける情報、設計、選択活動および、機械の各機能の関係

提案プロセスにおいて、①②④⑤⑥⑦⑨⑪が選択活動にあたる。③⑧⑩が設計活動であり、その入力情報を収集、生成することが情報活動にあたる。(A) 在庫配置のシミュレーションのシナリオを生成する機能は、②を担う。(B) 各企業が設定した評価指標の許容範囲を制約化する機能は、⑤⑦を担う。(C) 全企業の許容範囲を満たす在庫配置案が存在しない場合に、その原因となる許容範囲を設定した企業に見直しを要請する機能は、⑨⑩⑪を担うが、⑩においては機能 (D) (E) を活用する。(D) 各企業の評価指標に対する優先順位、および各評価指標の許容範囲を考慮した多段階在庫配置最適化機能は、③⑧⑩を担う。ここで、機能 (D) は提案プロセスにおいて、対話型で繰り返し活用されるため、多段階在庫配置最適化を高速に計算する必要がある。(E) 海上輸送到着予測をはじめとする多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能は、③⑧⑩において、(D) の計算の入力情報を生成する。多段階在庫配置最適化の入力情報には、一般的に【定数】として示した輸送リードタイム、生産リードタイム、出荷リードタイム、生

産能力、在庫保管能力などがある。ここで、輸送リードタイム、特に船舶での輸送の場合、平均で日本-中国間 14 日、日本-APAC 間 21 日、日本-米国間 45 日、日本-欧州間 60 日程度と、生産リードタイムが数日、出荷リードタイムが 1、2 日なのに対してきわめて長く、また天候などにも左右されるためばらつきも大きい。この海上輸送到着予測の精度が低いと、多段階在庫配置最適化計算の結果も低い精度となり、人が信用しなくなる。よって、海上輸送到着予測の高精度化は、機能 (E) の実現において、極めて重要である。

以降では、(A) (B) (C) の各機能の詳細について、それぞれ 3.2.2 項、3.2.3 項、3.2.4 項で説明する。(D) (E) の各機能については、それぞれ多段階在庫配置最適化の高速計算、高精度な海上輸送到着予測を実現するうえで、従来にない技術の開発が伴うため、それぞれ 4 章、5 章で詳細を説明する。

3.2.2 シナリオ生成機能

本項では、(A) シナリオ生成機能の詳細について説明する。3.1 節で述べたように、各企業の優先順位が他企業の評価指標に与える影響を可視化し、許容範囲を見直す際の参考情報とするために、シナリオを生成する。本機能は、図 3.4 のステップ①で各企業が設定した優先順位を入力データとして、シナリオ毎に在庫配置案計算時の目的関数を作成する。生成するシナリオは、(A1) どの企業の優先順位も考慮せず、サプライチェーン全体最適となるシナリオと、(A2) 特定の 1 企業における優先順位のみ反映し、他企業の優先順位を無視したシナリオである。それぞれのシナリオにおける目的関数 J_s は下記のように生成する。

(A1) サプライチェーン全体最適となるシナリオ

どの企業の優先順位も反映せず、全て平等に扱うシナリオのため、3.2.1 項の (3.1) 式において、企業 i に関する評価指標の重み係数 $w_{inventory}^i$ 、 $w_{fulfillment}^i$ 、 $w_{operation}^i$ を全て 1 にする。その結果、(3.1) 式は下記のようになる。

$$J_s = J_{inventory}^{SC} - J_{fulfillment}^{SC} - J_{operation}^{SC} + \sum_{i \in COMPANY} (J_{inventory}^i - J_{fulfillment}^i - J_{operation}^i) \quad (3.14)$$

(A2) 特定の 1 企業における優先順位を反映したシナリオ

以降の説明では、優先順位を反映する特定の企業を企業 i とする。このシナリオでは、企業 i の優先順位のみを反映するため、企業 i 以外の評価関数の重み係数は全て 1 にする。

企業*i*の重み係数は、優先順位に応じて設定し、例えば図 3.4 の企業 1 の場合、優先順位が需要充足率、在庫収容率、稼働率の順になっているため、 $w_{inventory}^1 = 2$ 、 $w_{fulfillment}^1 = 3$ 、 $w_{operation}^1 = 1$ とする。結果として、企業 1 の優先順位のみを反映した目的関数 J_s は以下の (3.15) 式ようになる。

$$J_s = J_{inventory}^{SC} - J_{fulfillment}^{SC} - J_{operation}^{SC} + (2 \times J_{inventory}^1 - 3 \times J_{fulfillment}^1 - 1 \times J_{operation}^1) + \sum_{i=2,3} (J_{inventory}^i - J_{fulfillment}^i - J_{operation}^i) \quad (3.15)$$

なお、これらの重み係数は各企業における経営方針を表すものであるため、短期間で頻繁に変わるものではなく、交渉期間内は変化しない。また(3.15)式の例では、優先順位に従って、重み係数を 1、2、3 と決定したが、各指標の優先度合いに従って、重み係数を指数的に変えても良い。例えば、ある企業では需要充足率の優先度がほかの 2 指標と比べて極端に高く、在庫収容率の優先度は稼働率よりも少し高い場合には、 $w_{inventory}^1 = 100$ 、 $w_{fulfillment}^1 = 2$ 、 $w_{operation}^1 = 1$ とする。

3.2.3 許容範囲の制約化機能

本節では、(B) 各評価指標における許容範囲の制約化機能の概要について説明する。本機能は、全企業から在庫配置案の合意を得られなかった場合に、各企業から評価指標の許容範囲を受付け、次の計算時の制約式とする。図 3.4 のステップ⑤で、本機能はシナリオ別の在庫配置案の結果を各企業に提示する。図 3.7 に、図 3.3 から図 3.5 に示した、企業 1(販社)に提示する結果例を示す。

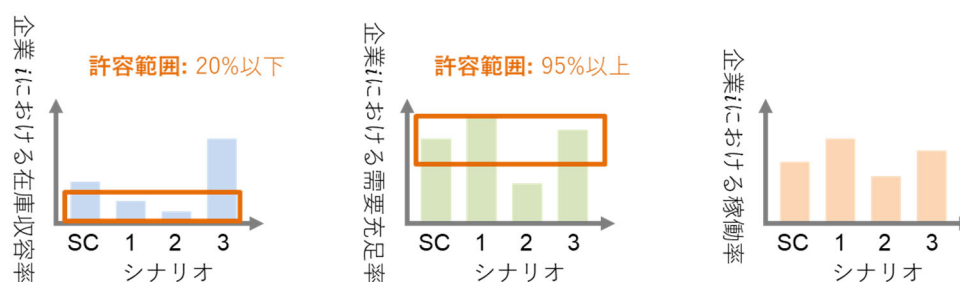


図 3.7：各シナリオの結果出力イメージ

図 3.7 に示すように、企業 1 に提示する結果は、企業 1 におけるシナリオ別の在庫収容率、需要充足率、稼働率である。ここで、企業間での情報の秘匿性を担保するため、他

企業の在庫収容率、需要充足率、稼働率は提示しないが、シナリオ別の自企業の結果を表示することで他企業がこういった優先順位を設定しているのかを推測できるようにしている。例えば、シナリオ1は企業1、シナリオ2は企業2（販社）、シナリオ3は企業3（工場）の優先度を反映したシナリオとする。この時、シナリオ1、2、3の在庫収容率を比較すると、シナリオ2ではシナリオ1よりも小さく、反対にシナリオ3では大きい。同様に需要充足率と稼働率を比較すると、シナリオ2ではシナリオ1よりも小さく、シナリオ3の方が大きくなっている。このことから、シナリオ2では、多くの在庫が企業2に配置され、その分企業1には配置されていないと推測される。結果として、企業2は需要充足率と稼働率を重視していることが読み取れる。また、シナリオ3では、企業1に多くの在庫が配置され、稼働率も向上することから、企業3は稼働率を重視していると推測される。

次に図3.4のステップ⑥において、各企業は提示された結果に基づき、許容範囲を設定するが、全範囲を許容できる場合には設定する必要はない。図3.5の例では、企業1は在庫収容率20%以下、需要充足率95%以上と設定しているが、稼働率は全範囲を許容している。

そして図3.4のステップ⑦において、各企業が設定した許容範囲を制約式化する。図3.5の例では、企業1は在庫収容率20%以下、需要充足率95%以上と設定しているため、下記のような制約式を生成する。

$$J_{inventory}^1 \leq 0.2, \quad J_{fulfillment}^1 \geq 0.95 \quad (3.16)$$

その後、(3.16)式の制約式の下で、各シナリオの目的関数(3.1)式を最小化する在庫配置案を算出する。しかし、制約によっては、全体の整合性が取れず、実行可能な在庫配置案を生成できない場合があるため、図3.4のステップ⑧で実行可能解が存在するかチェックする。もし実行可能解が存在しない場合にはステップ⑨で、実行不可能の原因となっている制約式を取り除く。その処理の詳細については、次の3.2.4項の許容範囲の見直し機能で説明する。

3.2.4 許容範囲の見直し要請機能

本項では、(C)評価指標の許容範囲見直し要請機能に関する概要を説明する。3.2.1項で述べたように、ステップ⑥で各企業が設定した許容範囲をステップ⑦で制約式化すると、制約間の整合性が取れず、実行可能解が存在しない場合がある。

そこで本機能では、まずステップ⑨で実行不可能の原因となっている制約を取り除く。

ここで数理最適化において、全制約の中から一部の制約を除去した際に実行可能となった場合に、取り除かれた制約の組を Irreducible Infeasible Set (IIS) と呼ぶ (Chinneck 2007)。IIS が本研究における取り除きたい制約と一致するため、以下では IIS を特定する方法を説明する。IIS を特定する方法として、削除フィルター、弾性フィルターなどがあるが、本研究では最も一般的な削除フィルターを用いる。説明にあたり、まず以下のように文字式を定義する。

【集合】

$CONSTRAINT$: 制約式の集合

【添え字】

$k \in CONSTRAINT$: 制約式

図 3.8 に示す処理フローのように、削除フィルターでは、全制約に対し、制約を取り除いた場合に実行可能であるか否かを判定し、実行可能であればそのまま、実行不可能であれば、制約から取り除くという処理を繰り返し、最終的に残った制約の組が IIS となる。この処理により、実行不可能の原因となる制約が複数存在する場合でも、その組合せを効率的に特定できる。以下処理フローの詳細について説明する。以下では、合計 N 個の制約から IIS を見つけるものとする。

Step1: 全制約の中から着目している制約 k を取り除く。

Step2: Step 1 で選択された制約を除き、残った制約の下で、実行可能性をチェックする。

Step3: Step 2 で実行可能であれば、取り除いた制約が実行不可能になる原因であるため、そのまま制約に戻す。一方、実行不可能であれば、実行可能性に影響を与えない制約であるため、全制約から取り除く。

この Step 1 から Step 3 を全制約に対して繰り返す。ただし Step 3 で制約を取り除くと、次の Step 1 ではその制約を除外して処理を進める。例えば、制約 4 に対して処理を行う前に制約 1 と制約 3 が取り除かれた場合、制約 4 の処理では、制約 2、制約 4、制約 5、・・・制約 N が残って制約であり、IIS の候補として計算処理される。

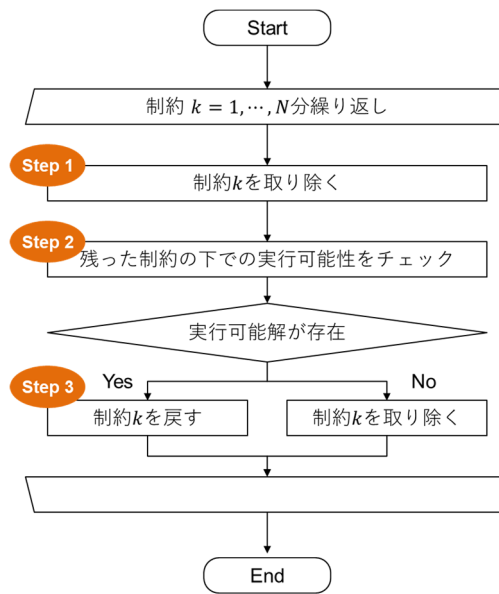


図 3.8 : 実行不可能な制約の除去フロー

上記で特定された実行不可能な原因となっている制約 (IIS) を在庫配置案計算で考慮する制約から除去した後、(C) 許容範囲見直し要請機能は、ステップ⑩において、残った制約式の下でシナリオ別の在庫配置案を生成し、ステップ⑪において、生成結果を実行不可能な許容範囲を設定している企業に提示し、許容範囲の見直しを要請する。実行不可能な許容範囲を設定した企業は、提示された結果に基づき許容範囲を再設定する。ここで、各企業が全体合意に至るような許容範囲を設定するかが重要となる。次の 3.3 節で、各企業が全体合意に至るような許容範囲を次第に設定することを確認する。

3.3 ゲーム理論による提案プロセスの妥当性の確認

本節では、提案した人と機械の協働プロセスにより、全企業が合意に至るかどうかの妥当性を確認する。確認にあたって、複数主体が互いに相いれない要求を持っている場合に、どのような行動を取るべきかについて洞察を与えるゲーム理論 (武藤 2001) を参照する。

提案する人と機械の協調プロセスでは、全企業から在庫配置案の合意が得られなかった場合に、各企業が許容範囲を設定し、さらに整合性が取れない場合は再設定を繰り返す。また、各企業が許容範囲を設定する際、基本的に他企業と直接的な連絡、相談はしない。このプロセスは、同じゲームを何度も行う、繰り返しゲームの状況と同じである。このため、以下では繰り返しゲームの枠組みで検討する。

繰り返しゲームの枠組みでサプライチェーンの意思決定を考察した取り組みとして、Zhang et al. (2009) らの研究がある。Zhang らはサプライチェーン上の企業間で情報共有することの有用性、および情報共有を促進させる要因について分析している。この研究では、情報共有のメリット、共有に要するコストなどのパラメータからなる利得行列を考えた上で、進化ゲームの考え方を導入し、パラメータを変えながら、他企業との相互作用をシミュレーションしている。本研究では、Zhang らの研究のように可変なパラメータは存在しないため、利得行列の定式化までを参考し、得られた利得行列の性質から収束するかを考察する。

本研究のプロセスを繰り返しゲームの枠組みで以下のように定式化する。

【プレイヤー】

ゲームに参加する主体。本研究では、サプライチェーンを構成する各企業。

【戦略】

各プレイヤーが行動する時点で前もって決めておく計画のことで、他主体に協調するか、他主体を裏切るかの2択で表されることが多い。ここで、本研究において全企業が合意するためには、図 3.4 のステップ⑥で全体の整合性が取れた許容範囲を設定することが必要である。そこで、本研究で取り得る戦略は、以下の協調、裏切りの2種類とする。

協調 : 実行可能解が存在する許容範囲を設定する。

裏切り : 実行可能解が存在しない許容範囲を設定する。

【利得】

各プレイヤーがそれぞれの戦略に従って行動した時に得る利益。ゲームに参加する各主体が協調するか、裏切るかで場合分けして、得られる利得を定義することが多く、利得行列と呼ばれる。本研究における利得行列を表 3.1 に示す。

表 3.1 : 本研究の提案プロセスにおける利得行列

		企業 j	
		協調	裏切り
企業 i	協調	F_i^*, F_j^*	$F_i^*, F_j - h$
	裏切り	$F_i - h, F_j^*$	$F_i - h, F_j - h$

表 3.1 において、行方向は企業*i*が協調するか裏切るかを表し、列方向は企業*j*が協調するか裏切るかを表す。また F_i 、 F_i^* 、 h は以下の通りである。

F_i : 企業*i*が裏切りの戦略を取った場合に得られる利得で、次式で表される。

$$F_i = -J_{inventory}^i + J_{fulfillment}^i + J_{operation}^i \quad (3.17)$$

F_i^* : 企業*i*が協調の戦略を取った場合に得られる利得で、次式で表される。

$$F_i^* = -J_{inventory}^{i*} + J_{fulfillment}^{i*} + J_{operation}^{i*} \quad (3.18)$$

h : 裏切りによるペナルティで0以上の定数。在庫収容率を増大させるか、または需要充足率、稼働率のいずれかを減少させる役割を果たす。定数の実際の値は、各企業における経営方針を表すものであるため、短期間で頻繁に変わるものではなく、交渉期間内は基本的に変化しないものと考えられる。

例えば、図 3.4 において、企業*i*、*j*ともに協調の戦略を選択した場合は利得行列の(1,1)成分、つまり企業*i*は F_i^* 、企業*j*は F_j^* の利得を得る。一方、企業*i*が裏切り、企業*j*が協調の戦略を取った場合は利得行列の(2,1)成分、つまり企業*i*は $F_i - h$ 、企業*j*は F_j^* の利得を得る。

この利得行列から、全主体がどの戦略に収束するか推測可能である。上述したように、本プロセスにおける裏切りとは、実行不可能解が存在しない許容範囲を設定することで、裏切りを選択した場合、もともと希望していた許容範囲より在庫収容率は大きく、需要充足率と稼働率は低くなる。つまり在庫収容率、需要充足率、稼働率に関してそれぞれ次の不等式が成立する。

$$J_{inventory}^i \geq J_{inventory}^{i*}, J_{fulfillment}^i \leq J_{fulfillment}^{i*}, J_{operation}^i \leq J_{operation}^{i*} \quad (3.19)$$

このため、(3.17) (3.18) (3.19) 式から、 F_i と F_i^* に関して次の不等式が成立する。

$$F_i \leq F_i^* \quad (3.20)$$

(3.20) 式より、協調の戦略を取った方が裏切りの戦略を取るよりも、高い利得を得ることができる。このため、合理的な意思決定を行う主体の集まりであれば、全主体が協調を採用する戦略がナッシュ均衡となり、各主体は次第に協調の戦略を取るようになる。基本的に取引関係にある企業間の意思決定は合理的に行われるため、全企業が次第に実行可能解が存在する許容範囲を選択するといえる。つまり、このプロセスにより、全企業が合意に至るといえる。これは、各企業は実行可能解を阻害する制約を示す限り、

その制約が無視され、自社にとって不利な結果となる可能性が高いため、次第に実行可能な制約を設定するのだと推測される。

特に、災害などによるサプライチェーンの断絶などが発生すると、被災企業の生産を代替したりと、企業間での支援が進むため（経済産業省 2020）、各企業は実行可能解が存在する許容範囲を設定する傾向になると考えられる。一方、平常時には、企業間でなかなか合意に至らない可能性も考えられる。例えば、図 3.3 で販社の 2 社とも需要充足率を最も重視している場合、2 社とも高い需要充足率を要求する一方で、工場が供給できる数も限られるため、合意に至らない恐れがある。こういった場合であっても、多段階在庫意思決定の場合、実務においては、週次サイクルで 2 営業日以内に意思決定するなど期間が限られる。そのため、各企業は実行可能解を阻害する制約を示し続けても、期限が来ると、その制約が無視された自社にとって不利な可能性が高い内容で決定されてしまうため、時間制約を意識し、各企業は次第に合意に近づいていくと推測される。

3.4 適用事例分析による提案プロセスの有効性の確認

3.4.1 確認方法

まず、本提案プロセスを昇降機と家電製品の2つの事業の実際の業務に適用した。そのうえで、本プロセスを適用した昇降機と家電製品それぞれの販売会社、製造会社において在庫計画業務を担当している実務者4名にインタビュー調査を実施した。表3.2にインタビュー対象者の一覧を示す。

表 3.2：インタビュー対象者

対象者	製品	所属会社	役職	インタビュー日時	場所
A-1	昇降機	販売会社	主任	2021/12/27(月) 14:00-15:00	Web 会議 Microsoft Teams
A-2		製造会社	課長	2022/01/05(水) 10:00-11:00	
B-1	家電	販売会社	課長	2021/12/28(火) 12:00-13:00	
B-2		製造会社	課長	2022/01/06(木) 13:00-13:45	

全てのインタビューは、Web 会議形式で行い、アプリケーションとして Microsoft の Teams を用いた。インタビューを実施するにあたり、まず、表 3.3 に示す共通質問を用意した。

表 3.3：インタビューの共通質問

番号	共通質問
Q1	今回適用した、人と機械の協働プロセスにより、在庫配置の意思決定は容易になったか？
Q2	在庫状況、船便の到着日時、生産リードタイムの把握、予測（意思決定の情報活動）を機械が担当することにより、在庫配置の意思決定は容易になったか？
Q3	在庫配置の意思決定における情報活動を機械が担当することでの有効な点は何か？
Q4	在庫配置の意思決定における情報活動を機械が担当するうえでの課題は何か？
Q5	多段階の在庫配置の最適案の計算（意思決定の設計活動）を機械が担当することにより、在庫配置の意思決定は容易になったか？
Q6	在庫配置の意思決定における設計活動を機械が担当するうえでの課題は何か？
Q7	在庫配置の意思決定における設計活動を機械が担当することでの有効な点は何か？
Q8	在庫配置計画の決定（意思決定の選択活動）において、サプライチェーン上の他の会社の担当者と機械とで対話型で合意形成していく今回適用したプロセスについて、どのように感じているか？
Q9	サプライチェーン上の他の会社の担当者と機械とで対話型で合意形成していく今回適用したプロセスについて、有効な点は何か？
Q10	今回適用した合意形成プロセスの課題は何か？

そして、実際のインタビューでは、まずは、この共通質問に沿ってインタビューーに自由に意見を述べてもらい、その中で、適宜、気になる点について深堀する質問をこちらから行い、それに対して、また意見を述べてもらう半構造化インタビュー形式で行った。インタビューーには、冒頭に、インタビューの目的、結果の集計方法、活用方法、公開方法、注意点を伝えた。また、提案プロセスおよび機械の利用に関して、提案者や

開発者への気遣いをせず、率直な意見を述べていただきたい旨などを伝えた。

インタビュー内容は、Teams のトランスクリプション機能を用いて、一言一句、そのまま文字おこしを行った。その上で、特定の個人や製品、組織、企業に関わる情報について、一般的な単語への置き換えや削除を行った。そして、内容に直接関係のない間投詞の削除や、わかりやすい文章への書き換え、足りない語句の補完など、語句の意味や文脈を変えない範囲での文章の修正を行った。

以上の処理を行ったデータを用いて、インタビュー結果の分析を行った。分析手法としては、テーマティック・アナリシス法を用いた。テーマティック・アナリシス法とは、数値で表せないデータを対象として、その意味や経験を深く理解し解釈する、質的分析手法の1つである(土屋 2016)。質的分析手法には、今回用いたテーマティック・アナリシス法のほか、グラウンデッド・セオリー (Strauss and Corbin 1998、戈木 2013) や、解釈的現象学的分析 (Smith et al. 1999) などがある。この中で、テーマティック・アナリシス法とグラウンデッド・セオリーは、インタビュー結果などの質的データの中にパターンやモデルを見出すのに優れているとされる。そして、グラウンデッド・セオリーが厳格なガイドラインに即した分析が求められる方法論なのに対して、テーマティック・アナリシス法は、研究者の哲学的な立ち位置に依存しない柔軟な分析手法として使用できるとされている。また、テーマティック・アナリシス法にはさまざまなバリエーションのアプローチが存在し、研究の目的に合わせて研究者自身が自由にアプローチを選択できるという特徴もある(森 2020)。Boyatzis (1998) によると、テーマティック・アナリシス法には、①演繹的分析手法、②帰納的分析手法、③帰納的分析手法と演繹的分析手法を組み合わせたハイブリッドアプローチがある。①演繹的分析手法は、既存の理論や、先行研究結果に基づき分析する方法である。②帰納的分析手法は、生データから積み上げ的分析する方法である。③ハイブリッドアプローチは、既存の理論や先行研究結果からの分析と、生データからの積み上げ的分析の両面からアプローチする方法である。

本研究では、3.2 節に示したプロセスを提案する上で参考にした先行研究と、生データから新たに導かれる体系の両面から提案プロセスの有効性を分析するため、ハイブリッドアプローチを適用する。詳細な分析プロセスは、Boyatzis (1998) によるテーマティック・アナリシス法を土屋 (2016) が解説した方法に沿って進めた。具体的には、初めにインタビュー結果から帰納的テーマティック・アナリシス法による分析を行い、次に生成されたコードを Simon (1960) による意思決定のプロセスの分類、Saenz et al. (2020) による人と機械が果たすべき役割の4つの観点から分析し、カテゴリ、サブカテゴリ化する。3.4.2 項にその内容を示す。

3.4.2 テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチによる分析

以下の手順で分析を行った。質的分析アプリケーションとして、MAXQDA を用いた。

- ① 帰納的分析手法でインタビューデータを切片化し、コーディングする。

切片化の粒度（コーディングユニット）は、共通質問の各項目に対する個々の回答とした。構造的コーディングと呼ばれる方法である。ただし、1つの回答の中で複数の話題に触れているものは、1段落、1文、1行などのもう少し小さな単位の切片に分割した。そして、切片データに、内容を代表する短い言葉（コード）をつけていった。そして、コードを階層的にまとめて、新たなコードを生成した。その際、子コードが、複数の親コードを意図しているものがあった場合は、両方の親コードに紐づけることとした。ここで、コードは、肯定的な例と否定的な例の両方が含まれる可能性がある。なお、この段階でのコーディング結果は、付録 A1 に記載しておく。

- ② 演繹的にカテゴリ、サブカテゴリ、テーマを生成する。

適用する先行研究として、意思決定研究分野において広く認知されている Simon (1960) による意思決定のプロセスの分類、および、AI 活用による意思決定研究の CoE (Center of Excerence) 研究拠点ともいえるマサチューセッツ工科大学において、先行研究や事例調査をもとに人と AI が協調するシステムを検討する上で有効なフレームワークを提唱した Saenz et al. (2020) による人と機械が果たすべき役割の 4 つの観点を用いる。図 3.9 に先行研究から生成した初期のテーマ、カテゴリ、サブカテゴリ案を示す。ここで、提案プロセスにおいて、情報活動、設計活動は 1 主体と機械の関係であるが、選択活動は、複数主体と機械の関係である。そのため、選択活動のカテゴリは、「選択活動における複数主体（人）と機械の関係」とした。一般的に①でコーディングした結果を初期のテーマ、カテゴリ、サブカテゴリ案で再コーディングし、階層的に紐づけができないコードに関しては、新たなサブカテゴリ、カテゴリを生成するが、今回は、紐づけができないコードは特に見当たらなかった。一方で、①で帰納的にコーディングし、1つの親コードに纏めたが、サブカテゴリと階層的に紐づける際、複数のサブカテゴリに紐づくように思われる親コードが存在した。そのような場合は、子コード、コメントテキストまで戻って、どちらのサブカテゴリを意図したものを判断し、必要に応じて、同じ名称の親コードであるが、紐づくサブコード別に分割した。例えば、後述の表 3.7 に記載の親コード「人に対する機械の優位性」などが該当する。

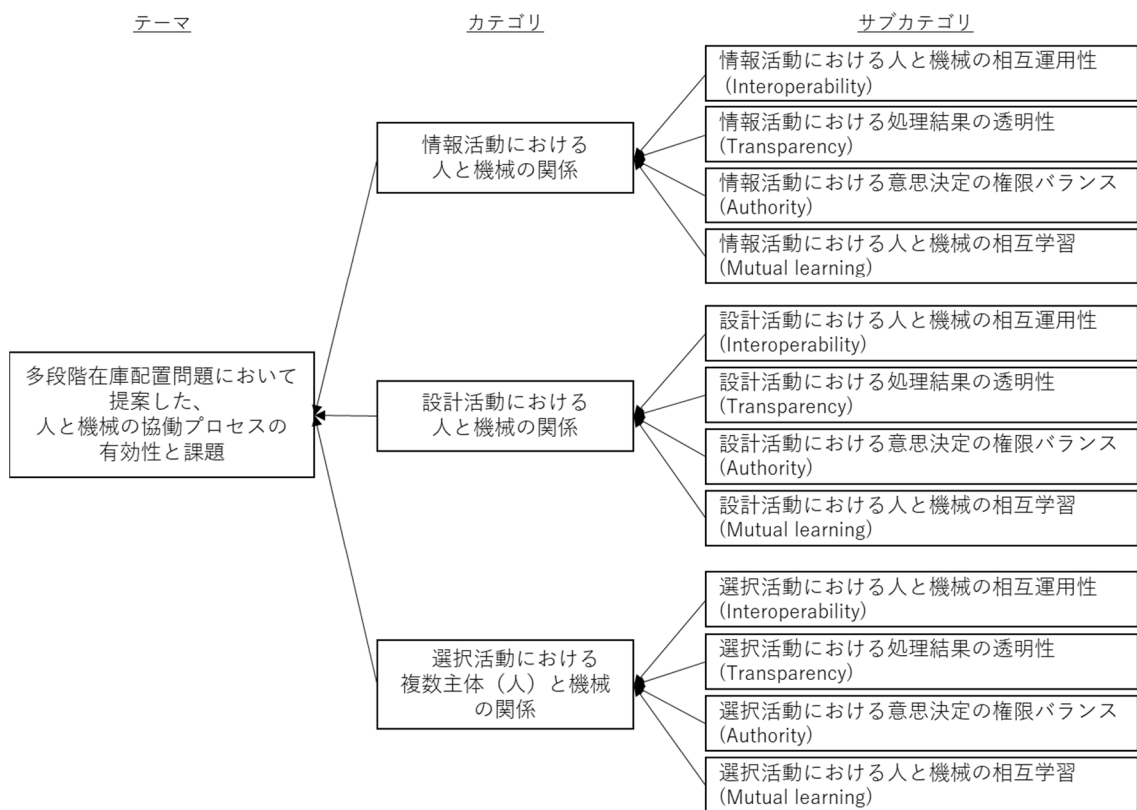


図 3.9：先行研究から生成した初期のテーマ、カテゴリ、サブカテゴリ案

3.4.3 確認結果

表 3.4 は 4 人のインタビューーによる提案プロセスへのポジティブコメントとネガティブコメントの数を示している。4 名ともに、ポジティブコメントが多い。

表 3.4：提案プロセスに対する Positive と Negative のコメント数

コードシステム	Positive	Negative	合計
▼ インタビューー			0
昇降機_販売会社_A-1	26	2	28
昇降機_製造会社_A-2	14	3	17
家電_販売会社_B-1	20	10	30
家電_製造会社_B-2	11	1	12
> 提案プロセスの良し悪し			0
Σ 合計	71	16	87

表 3.5 は、カテゴリ（情報活動、設計活動、選択活動）別のポジティブ、ネガティブ、改善ポイントのコメント数を示している。いずれのカテゴリにおいても、提案したプロ

セスへのポジティブコメントが多い。特に、選択活動におけるポジティブコメントが多い。

表 3.5：情報活動、設計活動、選択活動別のコメント数

コードシステム	Positive	Negative	改善ポイント	合計
> 提案プロセスの良し悪し				0
▼ 多段階在庫配置問題において提案した、人と機械の協働プロセスの有効性と課題				0
> 情報活動における人と機械の関係	19	4	12	35
> 設計活動における人と機械の関係	16	3	7	26
> 選択活動における人と機械の関係	35	9	13	57
Σ 合計	70	16	32	118

表 3.6 は、カテゴリ別サブカテゴリ別、つまり情報活動、設計活動、選択活動別に (i) 人と機械の相互運用性 (Interoperability)、(ii) 処理結果の透明性 (Transparency)、(iii) 意思決定の権限バランス (Authority)、(iv) 人と機械の相互学習 (Mutual learning) の 4 つの観点での、ポジティブ、ネガティブ、改善ポイントのコメント数を示している。いずれのカテゴリにおいても、(iii) 意思決定の権限バランスについては、ポジティブなコメントが多い。一方で、基本的に機械が主体で行うこととした情報活動と設計活動においては、(i) 人と機械の相互運用性、(ii) 処理結果の透明性について、改善ポイントを示すコメントが多い。

表 3.6：情報活動、設計活動、選択活動別の 4 つの観点でのコメント数

コードシステム	Positive	Negative	改善ポイント	合計
> 提案プロセスの良し悪し				0
▼ 多段階在庫配置問題において提案した、人と機械の協働プロセスの有効性と課題				0
▼ 情報活動における人と機械の関係				0
情報活動における人と機械の相互運用性	3		4	7
情報活動における処理結果の透明性	2		6	8
情報活動における意思決定の権限バランス	14	4	2	20
情報活動における人と機械の相互学習				0
▼ 設計活動における人と機械の関係				0
設計活動における人と機械の相互運用性	4		4	8
設計活動における処理結果の透明性	4		2	6
設計活動における意思決定の権限バランス	7	3	1	11
設計活動における人と機械の相互学習	1			1
▼ 選択活動における人と機械の関係				0
選択活動における人と機械の相互運用性	25	6	10	41
選択活動における処理結果の透明性	2		1	3
選択活動における意思決定の権限バランス	6	3	2	11
選択活動における人と機械の相互学習	2			2
Σ 合計	70	16	32	118

以上、提案した、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセスに対しては、ポジティブコメントがネガティブコメントよりも約4倍多く、さらに、よりよいプロセスにするための改善ポイントを指摘するものがネガティブコメントよりも2倍多かった。

次に、各コメントの詳細を見ていき、提案プロセスの有効性およびどのような点で有効とされ、どのような点で改善が必要とされたかをカテゴリ別サブカテゴリ別に分析する。

まず、カテゴリ「情報活動における人と機械の関係」を4つのサブカテゴリで分析した結果を表3.7に纏める。なお、表3.7、表3.8、表3.9に共通であるが、親コード、子コードは今回採用したハイブリッドアプローチの手順のうち、①の帰納的分析手法の段階でコーディングされたコードである。以降、詳細を説明する。

表 3.7：提案プロセスの情報活動領域における有効点と要改善点

カテゴリ	サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価
情報活動における人と機械の関係	情報活動における人と機械の相互運用性 (Interoperability)	人に対する機械の優位性	通常時は機械で自動化するのがよい (B-1_7)	○
		機械に対する人の優位性	機械の処理の結果、異常値らしき場合に人にアラートをあげて、人が確認、修正するプロセスとすべき、それを支援するアラート、因果分析などの機能を提供すべき (B-2_12, A-2_10, A-2_16)	要改善
		機械の進歩の可能性	過小評価、過大評価している不確実性を人が的確に判断できるようにすべく、不確実性を可視化する機能が欲しい (A-1_36)	要改善
	情報活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-2_10, A-2_14, A-1_44)	○
		関係者への説明責任	機械の処理の確からしさを裏付ける情報収集、提示機能が欲しい (B-2_12)	要改善
			人が異常と感じた場合の原因把握、理由付け機能が欲しい (A-2_12, A-1_46)	要改善
	情報活動における意思決定の権限バランス (Authority)	人に対する機械の優位性	時々刻々変化する状況の下、高精度な入力情報、マスターデータを短時間で生成、維持するのは機械が得意 (A-2_8, A-1_41)	○
			品目数が多く、変化も多いので人手では対応しきれないので機械が有効 (B-1_11, B-2_5, A-1_14)	○
		機械に対する人の優位性	非定常、イレギュラー対応に人は集中すべき (B-1_4)	○
			過去データからの再現性が無い不確実性の高い入力情報の生成、もしくはパルスの突発事象の発生時は人の介入が必要 (B-1_5, A-2_6, A-2_7)	要改善
販売見通しや部品調達見通しは、人の働きかけで変えられる部分があるので人手での調整が必要 (B-1_6, A-2_3)			要改善	
機械の進歩の可能性	メールなどで届く情報や突発事象も機械で取り込む機能が欲しい (A-2_9)	要改善		
情報活動における人と機械の相互学習 (Mutual learning)	-	-	-	

● 情報活動の (i) 人と機械の相互運用性 (Interoperability) の観点

有効な点としては、「人に対する機械の優位性」から「通常時は機械で自動化するのがよい」というものが多かった。

改善が必要な点は、「機械に対する人の優位性」から「機械の処理の結果、異常値らしき場合に人にアラートをあげて、人が確認、修正するプロセスとすべき、それを支援するアラート、因果分析などの機能を提供すべき」、および、「機械の進歩の可能性」から「過小評価、過大評価している不確実性を人が的確に判断できるようにすべく、不確

実性を可視化する機能が欲しい」といった点があった。具体的なコメント例を以下に示す。以降、コメントの最後のカッコ内は、インタビューの番号とコメントテキストの番号を示すものとする。例えば、(B-1_1)の場合、インタビューがB-1で、そのコメントテキストのMAXQDAにおける段落番号が1あることを示す。

【ポジティブコメント例】

システムで初期値を設定し、必要に応じて、人手で直す時もある。そういう運用を続けていくのだと思う。初期値を全部は見えてられないから、チェックしきれてない部分もある。計画がおかしくなったときに、原因を追っていったときにシステムの初期値がおかしい部分を見つける場合もある。(B-1_7)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

(機械の結果)が異常値になることがたまにある。例えば、在庫の到着時間がいつもは14日ぐらいで中国から着くのに、いきなり30日になったとか。そういう時に、(機械から)アラートをあげてほしい。さらに、なんでそうなったかの理由をすぐ知れるようにしてほしい。その理由が分かれば、飛行機便で緊急輸送したり、ドレージ指示で早く来るように調整したりできる。(B-2_12)

データ情報の確からしさ、因果関係の確からしさは人がたまに確認して、判断するのが、最後、人の処理が残る部分。(A-2_10)

何か起きた時に、もう一回その検証、因果がちゃんと分析できるバッグデータは残しておくべき。(A-2_16)

(需要などの)不確実性考慮の支援が欲しい。これまでの業務でもあまりできていない領域ではあるが。これによって、人が軽視していたり、重要視しすぎている不確実性を的確に判断できるようになる。(A-1_36)

● 情報活動の(ii) 処理結果の透明性(Transparency)の観点

有効な点としては、「人の機械への信頼性」から、「導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後、人は機械を信頼する」というものが多かった。

改善が必要な点としては、「人の機械への信頼性」「関係者への説明責任」から、「機械の処理の確からしさを裏付ける情報収集、提示機能が欲しい」、「人が異常と感じた場合の原因把握、理由付け機能が欲しい」というものがあつた。具体的なコメント例を以下に示す。

【ポジティブコメント例】

最初は機械が出した結果を信じていいのか、なんでそのパラメータ値になったのかなというのを理解するのにかなり時間がかかりました。結果を信頼するまでは、なかなか自分達が設定したパラメータ以外のものを使うというのは抵抗がありました。ただ、PoC 期間中にその内容の精度検証をしていって、我々が人手でメンテナンスしていた値よりも、実態にあったパラメータに自動的に計算されるので、それが検証できてからは情報収集、処理のところに関しては特に課題がないのかなと感じています。(B-2_10)

こういう自動化システムは、信頼するためのフェーズが何かしら必要で、そこではアルゴリズムを何回かのユースケースで体感できれば、あとは機械が出した結果を何も疑いもなく、チェックすることもなく、使い始めるようになっていきます。(A-2_14)

こういうデータソースがあって、こういうロジックで計算されているというのが分かれば、あとは、淡々と複雑な予測をシステムがやってくれている分には問題ない。完全ブラックボックスなわけであれば。そのために時間かけて (PoC フェーズで) 検証したわけだ。一度信頼すれば、あとはあまり (処理の中身は) 見ない。(A-1_44)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

(機械の結果) が異常値になることがたまにある。例えば、在庫の到着時間がいつもは14日ぐらいで中国から着くのに、いきなり30日になったとか。そういう時に、(機械から) アラートをあげてほしい。さらに、なんでそうなったかの理由をすぐ知れるようにしてほしい。その理由が分かれば、飛行機便で緊急輸送したり、ドレージ指示で早く来るように調整したりできる。(B-2_12)

確からしさを検証するための情報、エビデンスを集めているのも機械にやってほしい。説明できるAIでこう判断したとか示してくれると確認も早い。(A-2_12)

大きな問題があった時だけ人が原因を確認する。いつもと同じ状況なのに、なんでこのロットだけ到着が長くなっている理由は知りたい。直感的に理由は想像つくときがあるが、理由付けを自動でしてくれるとありがたい。(A-1_46)

● 情報活動の (iii) 意思決定の権限バランス (Authority) の観点

有効な点として、「人に対する機械の優位性」から、「時々刻々変化する状況の下、高精度な入力情報、マスタデータを短時間で生成、維持するのは機械が得意」、「品目数が多く、変化も多いので人手では対応しきれないので機械が有効」というものが挙

がった。また、「機械に対する人の優位性」から、「非定常、イレギュラー対応に人は集中すべき」としている点もあった。

改善が必要な点としては、「機械に対する人の優位性」から、「過去データからの再現性が無い不確実性の高い入力情報の生成、もしくはパルス的な突発事象の発生時は人の介入が必要」、「販売見通しや部品調達見通しは、人の働きかけで変えられる部分があるので人手での調整が必要」というものが多い。また、「機械の進歩可能性」から、「メールなどで届く情報や突発事象も機械で取り込む機能が欲しい」というものもあった。具体的なコメント例を以下に示す。

【ポジティブコメント例】

リードタイムとか標準作業とかはある程度、過去データから自動で学習してもらった方が良い。(A-2_8)

拠点間の海上輸送は生産、陸上輸送に比べて、圧倒的に時間が長いから影響大きいし、ばらつきも大きい。ヨーロッパだと3か月、中国でも14日かかる。だから結局、かなり海上輸送の部分が計画精度に大きな影響を及ぼす。90%近い精度はすごい。これまでは、読み切れない、1つ1つ見てられないので、かなり余裕を持って、かつ固定リードタイムで設定して、計算していた。今回は、1個1個載っている船ごとの状況や、周りの天候などを全部考慮して、精度の高い到着時刻を推定してくれるから、追加発注のタイミングの適正化や、緊急手配ができる。(A-1_41)

これまでは、SAPなどを導入し、マスタ整備に忙殺されていた。品種も多いので、マスタはもう人手ではメンテしきれない。IoTなどでデータも細かくリアルタイムに取れるようになり、今回、イントランジットの在庫など高精度に計算、パラメータセットされるようになったので（機械に任せようと）考え方が変わった。(B-1_11)

品目数も多いし、すべて人手でパラメータをメンテナンスするのはしきれなかったところがあって、そこを機械が高精度に自動的に適宜補正してくれるのは進歩した点かなと感じています。(B-2_5)

時々刻々変わる状況を人手で追いきれないので、その情報収集を自動化して、いつでも最新のデータ、状況が反映されていることは計画精度向上には必要なので、とても役立っている。(A-1_14)

情報収集、統計処理はITが得意なところ。100点でなくても、人で実施するよりまし。(パラメータ設定、見直し)は、手に負えない世界になってきている。通常時は、ITに任せればいいだろう。その分、人は、異常時、イレギュラー対応に集中できる。

(B-1_4)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

設備不良とか、サプライヤからの大幅な納入遅れとかの突発事象だと人手に戻すしかない。(B-1_5)

何か問題が起こったときは、機械では考慮しきれない部分が発生すると思うので、人が確認するべき。(A-2_6)

過去の情報とか、シミュレーションとかからだると予測しきれない、不確実性の部分は機械では判断しきれしていない。(A-2_7)

需要見通し情報とか、販促イベント情報とかは、システムだと取れない部分もあるので、そういう領域は人手で取ってくるしかない。経験とか、意志の強さとかに委ねて判断せざる負えない部分もある。(B-1_6)

今の現在の市場の動向で部品が入りづらい状況だと、機械だけでは判断つきづらい部分がある。安全に行くのか、攻めるのかというところは、人が意思決定。(A-2_3)

メールとかで納入遅延などの情報が来ているかもしれないので、その反映をシステムチェックにできるとより、人が介在しなくてよくなる。(A-2_9)

● 情報活動の (iv) 人と機械の相互学習 (Mutual learning) の観点

この観点では、今回コメントが無かった。

次に、カテゴリ「設計活動における人と機械の関係」を4つのサブカテゴリで分析した結果を表3.8に纏める。ここで、子コード「前回の計画値と大きく最適解が変わった場合に、その理由を把握する機能がほしい (B-1_28)」は、親コード「人の機械への信頼性」と「関係者への説明責任」の両方に紐づいているが、コメントが両方を意図していると判断されたため、そのように紐づけている。以降、詳細を説明する。

表 3.8：提案プロセスの設計活動領域における有効点と要改善点

カテゴリ	サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価
設計活動における人と機械の関係	設計活動における人と機械の相互運用性 (Interoperability)	機械による最適解の高速計算のケイパビリティ	全体最適に加え、各主体のKPI優先順位およびその変更に対応した定量的なKPI値を機械が算出し、人が対話型で判断するのが良い (A-1_53, A-1_54, B-1_38)	○
		機械への入力情報の準備工数	特急注文や優先顧客注文などの特殊事情による計画調整は人手で行う必要 (B-2_18, B-1_19)	要改善
		機械の進歩への期待	需要などの不確実性を考慮した最適解を機械が計算してほしい (A-1_23)	要改善
			ばらつきに強いロバストな最適解を機械が計算してほしい (B-2_16)	要改善
	機械に対する人の優位性	どの不確実性を考慮するかは人がある程度判断する必要がある (A-1_23)	要改善	
	設計活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-1_49, B-1_50)	○
			実際の業務の流れをサイバー空間上に表現するCPSは簡易モデルよりも信頼しやすい (A-1_48)	○
		関係者への説明責任	前回の計画値と大きく最適解が変わった場合に、その理由を把握する機能が欲しい (B-1_28)	要改善
			なぜ最適なのかを理解する機能が欲しい (A-2_18)	要改善
	設計活動における意思決定の権限バランス (Authority)	人に対する機械の優位性	短時間で目標KPIを最良とする計画を機械が自動立案するのが良い (B-2_15, B-1_24, A-1_15)	○
機械により、他主体との整合性の取れた計画が立てられる (B-1_2)			○	
計画の実行責任		KPI達成だけではなく、個々のオーダーへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある (B-1_20)	要改善	
設計活動における人と機械の相互学習 (Mutual learning)		機械を使った疑似体験	目標KPIと計画の関係の気づきを得られ、計画立案のスキルが上がる (B-2_8)	○

● 設計活動の (i) 人と機械の相互運用性 (Interoperability) の観点

有効な点としては、「機械による最適解の高速計算のケイパビリティ」から「全体最適に加え、各主体の KPI 優先順位およびその変更に対応した定量的な KPI 値を機械が算出し、人が対話型で判断するのが良い」としているものが多い。

改善が必要な点としては、「機械への入力情報の準備工数」から「特急注文や優先顧

客注文などの特殊事情による計画調整は人手で行う必要」としたものがある。また、「機械の進歩への期待」から「需要などの不確実性を考慮した最適解を機械が計算してほしい」「ばらつきに強いロバストな最適解を機械が計算してほしい」といったものがある。一方で、「機械に対する人の優位性」から「どの不確実性を考慮するかは人がある程度判断する必要がある」としている。具体的なコメント例を以下に示す。

【ポジティブコメント例】

待ち時間がほとんどなく計算ができるのがよい。これまでは、相手の提案を受け入れると、自分がどうなるかを定量的に把握できなかった。検討に時間が掛かった。相手に在庫をこれしか持ちませんと言われても、営業の自分たちにどんな影響があるかわからなかった。それが今回は、定量的に影響が見られる。(A-I_53)

人手では、品目数も多いし、特に販社、工場、さらには調達含んだサプライチェーン全体を見て最適解の計算は、人手では到底できない。ERPなども所要量展開止まりで、個々のKPIも考慮できない。自分のKPIの優先順位を設定の下、相手の行動も反映し、KPIが定量的に把握できるのはありがたい。(A-I_54)

全体最適の一番の解ではないが、それぞれのKPIもそれなりに満足したうえで、全体最適も成り立っているというバランスになるから、みんなが納得しやすい解になっていてよい。(B-I_38)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

基本的には計算してくれた結果でよいが、特急注文や、超優先顧客の注文などの細かな特殊事情を考慮しきれていない部分がある。そこまでできるとよい。一方で、(特殊事情まで自動で考慮しようとする、)入力情報もかなり多くなってしまっているので、今みたいに最後、計画自体を人手で微修正するので良いとも感じる。特殊事情は都度都度変わるので、それを機械が自動的に考慮できるようになるという世界はかなり先なのかも。(B-2_18)

販促や、特急注文、重要顧客の納期前倒しなどで、そのオーダーのみ優先度上げなければならないときに、次の計画サイクル待てないから、直接計画なおして、工場に伝えるケースもある。(B-I_19)

今回は需要見通し含めて、パラメータが固定だが、実際は、需要は弱め、強めなどの複数のシナリオを考える。こういった、不確実性も自動考慮した最適解を出す機能があるとよい。どの不確実性を考慮するか判断は人がある程度する必要がある。需要は、販促や、値引きなどの販社の意志で誘導できる部分もあるため。(A-I_23)

リードタイムや需要は、実際にはばらつくので、そういった不確実性に対して、ロバストな計画に上手く調整する、ピーキーな計画にならないよう調整する部分は、人手で少し行っています。(B-2_16)

- 設計活動の (ii) 処理結果の透明性 (Transparency) の観点

有効な点としては、「人の機械への信頼性」から、「導入前の PoC において、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後、人は機械を信頼する」、「実際の業務の流れをサイバー空間上に表現する CPS は簡易モデルよりも信頼しやすい」というものであった。

改善が必要な点としては、「人の機械への信頼性」「関係者への説明責任」から、「前回の計画値と大きく最適解が変わった場合に、その理由を把握する機能が欲しい」「なぜ最適なのかを理解する機能が欲しい」というものがあつた。具体的なコメント例を以下に示す。

【ポジティブコメント例】

PoC 段階で、システムが最適解を算出するロジックを十分理解して、納得していくと、システムに任せていく。(B-1_49)

人が介在しない処理でも、処理内容を人が理解する必要がある。システム導入する時にあえて PoC から入るのはその点でも有効。こういうシナリオ、パラメータなら、こう動く理解をするってプロセスを PoC で踏む。一度信用すれば、例えば、部下に仕事をお願いする時と同じで、最初は中身チェックするが、だんだん、信頼すると、お任せになる。システムでも同じ。もう最後には見なくても独り立ちするように。(B-1_50)

業務特有のモノ、情報の流れがある。その点で、今回用いているエージェントベースシミュレーションは、実際の業務に直感的に近いから理解しやすく、信頼しやすい。(A-1_48)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

最終的に結果に責任を持つのは人。全ての品目は確認できないが、最適解が前回の計画時と大きく変わったりしたときに、なぜそのようになったのかの理由は把握する必要があり、そのような機能はいつも使わないが、PoC の時だけでなく、常にあってほしい。(B-1_28)

このパラメータ、シナリオ、販売側の状況だったら、この在庫の持ち方が良い、生産計画にするとよいと機械が計算してくれるのはとてもよいが、なんでそれが最適解なのかを理解する部分に関しては、機能が必要。(A-2_18)

- 設計活動の (iii) 意思決定の権限バランス (Authority) の観点

有効な点としては、「人に対する機械の優位性」から「短時間で目標 KPI を最良とする計画を機械が自動立案するのが良い」、「機械により、他主体との整合性の取れた計画が立てられる」といったものが多かった。

改善が必要な点としては、「計画の実行責任」から、「KPI 達成だけではなく、個々のオーダーへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある」というものがあつた。

【ポジティブコメント例】

最適化計算は有効。今までは試行錯誤で計画していた。本当に良い計画かは、正直わかっていなかった。今回、目標 KPI を設定すれば、定量的に KPI を計算して、最良となるように機械が自動的に計画してくれて、これまで以上に早く計画できるようになった。(B-2_15)

システムで最適解を出してくれるロジックを十分理解して、納得していくと、(機械)に任せていくようになった。(B-1_24)

短時間では考え切れない部分があり、自動化されて良かったと思っている。(A-1_15)

マスタの整備をするぐらいなら、自分たちで直接計画たてたほうが楽だなつていうのがあつた。一方で、その計画が本当に良かったか、工場と整合性がとれてたかというところでもなかつた。(B-1_2)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

実際のモノの動きに責任持たないとだから、KPI 達成できても、細かな注文毎に対応しないといけない部分もある。そういった場合には人が最後に修正する。機械の結果をいつもそのまま使うわけではない。(B-1_20)

- 設計活動の (iv) 人と機械の相互学習 (Mutual learning) の観点

有効な点としては、「機械を使った疑似体験」から「目標 KPI と計画の関係の気づき

を得られ、計画立案のスキルが上がる」、といったものがあった。

改善が必要な点としては、とくに今回は挙げなかった。

【ポジティブコメント例】

実際にこの仕組みを使い始めて、この KPI 優先するとこういう計画になるという感覚が身についた、とぎすまされてきた。今までは KPI と計画との関係は、いろいろな影響要因があるからすべて把握できていたわけではなかった。この仕組みは、対話型で出てくるから、疑似経験のようになって、計画立案や交渉の自分たちのスキルも少し上がってきていると感じます。(B-2_8)

最後に、カテゴリ「選択活動における複数主体（人）と機械の関係」を4つのサブカテゴリで分析した結果を表3.9に纏める。以降、詳細を説明する。

表 3.9：提案プロセスの選択活動領域における有効点と要改善点

カテゴリ	サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価	
選択活動における複数主体（人）と機械の関係	選択活動における人と機械の相互運用性 (Interoperability)	複数主体の意思決定に機械が与える影響	各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、合理的に合意形成できる (B-2_6, B-2_7, A-2_23, A-2_33)	○	
			合意するために緩和すべき制約を機械が示して仲介してくれるので迅速に合意形成できる (A-2_38, A-1_35)	○	
			各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、相手の立場を考慮した意思決定をするようになる (B-1_42, B-1_34)	○	
			企業間の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる (B-2_22, A-1_7)	○	
			自分の主張を目的関数から制約条件に徐々に落としていく方法は現実的であり、合意形成を迅速化する (A-1_57)	○	
		機械の進歩への期待	合意するために制約緩和すべき項目だけではなく、緩和して設定するとよい数値、複数の項目の組合せ案の推奨機能が欲しい (B-2_24, A-2_39)	要改善	
			これまでの複数主体ごとの妥協をしていた度合いも考慮し、一定期間合計では貸し借りがイーブンになる合意形成に機械に導いてほしい (A-2_49, A-2_27)	要改善	
			不確実性も考慮したKPIレンジの提示機能が欲しい (A-2_36)	要改善	
		本プロセスが有効に働く複数主体間の関係性	全ての主体が非現実的な主張をし続けず、定量値に基づく合理的な意思決定をする人である必要があり、そのためのルール形成が必要 (B-2_26, B-1_46)	要改善	
		情報の秘匿性	競合関係にある複数主体が入った場合の秘匿性と合意形成に必要な開示情報のバランス設計の検討が必要 (B-2_25)	要改善	
		選択活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-1_24)	○
				目的関数、優先度、制約条件を人が操作し、それに沿った計算を機械がするので違和感を持つことが少ない (B-1_31)	○
選択活動における意思決定の権限バランス (Authority)	人に対する機械の優位性	品目数が多く、複数主体の複数目的を考慮した最適解を出すのは人手では困難であり、機械で行うのが良い (A-1_2, A-1_54)	○		
		意思決定の最終責任	目的関数、制約条件の緩和方法の検討による合意形成、交渉は人が行うのが良い (A-1_16, A-2_51, A-1_59)	○	
	機械の定着化	KPI達成だけではなく、個々のオーダーへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある (B-1_16)	要改善		
		これまでのやり方を変えることとなるので、業務改革、意識改革が並行して必要 (B-1_22)	要改善		
選択活動における人と機械の相互学習 (Mutual learning)	複数主体間の関係	機械を使ったWhat-Ifシミュレーションによって、他社の行動原理が推察できるようになった (A-1_27)	○		

● 選択活動の (i) 人と機械の相互運用性 (Interoperability) の観点

有効な点としては、「複数主体の意思決定に機械が与える影響」として、「各主体優先、

全体優先それぞれの定量的な KPI 値予測の情報により、合理的に合意形成できる」、「合意するために緩和すべき制約を機械が示して仲介してくれるので迅速に合意形成できる」、「各主体優先、全体優先それぞれの定量的な KPI 値予測の情報により、相手の立場を考慮した意思決定をするようになる」、「企業間の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる」、「無理な設定をすると機械の計算で考慮されないので、無理な要求をやめるようになる」、「自分の主張を目的関数から制約条件に徐々に落としていく方法は現実的であり、合意形成を迅速化する」といった点が多くみられた。

改善が必要な点としては、「機械の進歩への期待」から「合意するために制約緩和すべき項目だけではなく、緩和して設定するとよい数値、複数の項目の組合せ案の推奨機能が欲しい」、「これまでの複数主体ごとの妥協をしていた度合いも考慮し、一定期間合計では貸し借りがイーブンになる合意形成に機械に導いてほしい」、「不確実性も考慮した KPI レンジの提示機能が欲しい」というものがあった。また、「本プロセスが有効働く複数主体間の関係性」において「全ての主体が非現実な主張をし続けたい、定量値に基づく合理的な意思決定する人である必要があり、そのためのルール形成が必要」という指摘があった。「情報の秘匿性」において、「競合関係にある複数主体が入った場合の秘匿性と合意形成に必要な開示情報のバランス設計の検討が必要」という指摘があった。

【ポジティブコメント例】

拠点間、企業間をまたがる在庫計画を調整するために必要な定量的な情報が機械から提示されるのは有効。これまでは感覚的に、経験則に基づいて、ここまでならできる、ここまでではできない、自分達の KPI が満たされる、満たされないと判断して交渉していた。(B-2_6)

こちらの平準化生産を優先しても、需要が少ないからここまでしか生産コストは下がらないとか、逆に販社の在庫は販社が納得するレベルにならないというのがわかるので、より合理的にお互いの落としどころを見つけられるようになった。(B-2_7)

最新状況における各企業の立場を考慮した KPI のレンジが定量的にわかるので、現実的な落としどころを見出せてよい。今までは、実際にどうなるのかわからず、調整していた。(A-2_23)

在庫予算がかなり低くても、これぐらいは持たないとダメなのだと見えると、財務とも交渉しやすいし、(納期遅延などの)問題も起こりにくくなってきている。(A-2_33)

無謀な設定をすると、設定が考慮されなくなるので、現実的な設定にするループが回る。導入前は、無謀な設定での個別計画になっていて、販社と調整しきれてないことがあった。そういうことをやめるきっかけになった。無理な在庫水準をこちらが実

現しようとしても、周りがついてきてくれなくて、結局達成できないということを繰り返していたので。それが、計画調整段階で機械が計算してわかる。根拠ある定量値に基づく交渉は有益。(A-2_38)

複数の主体が、1つの合意に達するために、あなたはこうした方がいい、あなたはこうしたほうがいいよ、この範囲じゃないと妥結して行かないよっていうのを出してくれるところが新しい。人と人の妥結をシステムがうまく情報を開示したり、定量的にしたりして、誘導してくれる。(A-1_35)

サプライチェーン全体最適化のシナリオ、販社優先のシナリオ、製造会社優先のシナリオで細かな計画値を最適計算してくれて、それを見ながら目標のKPI、妥協するKPIを調整していくので計画合意が早くなった。自分の在庫を徹底的に少なくしたとしても、限界値がわかるようになったので。(B-1_42)

定量的に数字で現実的なKPI値がわかるから、弱い立場でも、要望を通しやすくなった。(B-1_34)

時間内で計画合意できることが多くなり、販売側もこれしか工場が生産できないなら、販促のキャンペーンの仕方を変えようなどの企業間の整合性を意識したループも回り始めている。(B-2_22)

法人が違うこともあり、販社は販社、工場は工場という縦割りになっていて、どうしても各部門、法人間の個別KPI追及になる。定例会議ですり合わせていても、繋がっていない計画になっていて、それぞれにメリットがある計画は作れていなかった。機械が仲裁というか、中間に立ってKPI値を定量的に示して、それぞれの要望を聞きながらお互い計画を全部連動させたうえで調整してくれる点が、前より良い計画、効率的な運営につながっている。(A-1_7)

KPIを最適化から制約値に徐々に落としていくのは現実的。その制約値だと全体見渡した時に成り立たないよと示してくれる機能も合意形成を早くしている。目的関数のまま調整は収束しにくい。経営上、在庫予算、生産予算などの複数の目標値、制約値がある。そこに収まるかを気にしている。直接的にレンジ、設定した方が妥結は早い。(A-1_57)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

制約条件として、いくつか妥結できない制約として引っかかった時に、どれをどのくらい緩めたらよいかをもう少しガイドしてもらえると良い。経営目標の在庫水準や生産コストが達成できないにしても、その達成できない度合いをどのくらい小さく

できるのかを機械に出してもらえると、より満足度の高い計画、交渉結果になる。(B-2_24)

制約条件を緩くするにしても、在庫と納期遵守率どちらを優先するのか、実行可能にするために両方のバランスを考えて両方少しずつ緩和したほうが良いのかなども知りたい。(A-2_39)

毎回、我慢ばかりだと、ほかの会社を優先するようになってしまう。全体最適のため、妥結のために、今回、製造会社側はこれだけ我慢したというのが、次回の計画時に反映されるとよい。(A-2_49)

これまでの計画調整における履歴もあるとよい。今回は我慢してもらうから、次回は（こちらが我慢）というのもある。決算年度トータルで貸し借りゼロになる交渉もする。やはり、中計目標、予算で動いていたりするから。(A-2_27)

需要とか、部品の入り具合のばらつきを考慮して、KPIの落ち着く範囲がわかるとよい。実際は、販売計画通り、調達リードタイム通りにならないことが多い。(A-2_36)

全員が、ある程度、合理的に意思決定する人でないと、結局、昔に戻ってしまう。昔というのは、各々が勝手に計画たてて、繋がっていない計画で、実行してしまうということ。今回のプロセスは、無理な制約をはめてくると、その制約は無視して計算してくれますけど、経営目標上、無理なのだけど、それが必達値だと求め続けて、突っぱねてこれられてしまうと、結局、このシステム外で、昔みたいに各々が繋がってない計画を立てて、実行して、結局連動せず、もっと悪い状況になる。お互い企業間で、ルール形成しておく必要がある。(B-2_26)

グループ会社間のほうが難しいかもしれない。無理を強く通そうとされる時もある。完全社外なら合わなければ、最悪取引先切り替えとかできるが、製造会社と販売会社はある意味、一蓮托生だから。(B-1_46)

今は販社と工場間で実施しているが、今後、サプライヤまで巻き込む時は、ほかのメーカーと部品とか能力取り合いになるので、そういった時にうまくいくのか検討が必要。サプライヤには、部品必要量を知られても良いが、ほかのメーカーには、情報は知られたくない。セキュリティ、情報秘匿性を担保しつつ、定量的な評価を見ながら、合意形成できるのかな、チャレンジだと思う。(B-2_25)

- 選択活動の(ii) 処理結果の透明性(Transparency)の観点

有効な点として、「人の機械への信頼性」から、「導入前のPoCにおいて、機械の処理

結果への納得を積み重ねると、その後、「人は機械を信頼する」、「目的関数、優先度、制約条件を人が操作し、それに沿った計算を人がするので違和感を持つことが少ない」といったものが挙がった。

改善が必要な点は、特に指摘が無かった。

【ポジティブコメント例】

システムで最適解を出してくれるロジックを十分理解して、納得していくと、(機械)に任せていくようになった。(B-1_24)

(選択活動においては、)人がKPI目標値、優先度を設定するので(機械の処理する結果に)大きな違和感を持つことが少ない。(B-1_31)

● 選択活動の (iii) 意思決定の権限バランス (Authority) の観点

有効な点として、「人に対する機械の優位性」から「品目数が多く、複数主体の複数目的を考慮した最適解を出すのは人手では困難であり、機械で行うのが良い」というコメントがあった。また、「意思決定の最終責任」という点で「目的関数、制約条件の緩和方法の検討による合意形成、交渉は人が行うのが良い」というものが多かった。

改善が必要な点としては、「意思決定の最終責任」から、「KPI達成だけではなく、個々のオーダへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある」というものがあった。また、「機械の定着化」において、「これまでのやり方を変えることとなるので、業務改革、意識改革が並行して必要」との指摘があった。

【ポジティブコメント例】

KPIの優先度付けや、目標値の設定、見直し、最後の調整は人、それに基づく最適計画は機械という分担は、業務時間や人手の限界を考えるとこの通りだと思う。(A-1_2)

人手では、品目数も多いし、特に販社、工場、さらには調達含んだサプライチェーン全体を見て最適解の計算は、人手では到底できない。ERPなども所要量展開止まりで、個々のKPIも考慮できない。自分のKPIの優先順位を設定の下、相手の行動も反映し、KPIが定量的に把握できるのはありがたい。(A-1_54)

交渉において、最後は経営目標値を意識する。自分達の経営目標にどれだけ近づけるか、妥協できるかは、人の意志決定。合意形成は人がし続けるのだと思う。(A-1_16)

選択活動の部分、前後の部門、企業とのすり合わせのところに人が集中するっていうようなプロセスだけでも、よいと思う。(A-2_51)

どうしても妥協できないときはある。その時に、協力してくれるならこう優遇するといった交渉をシステム外です。そのうえで、優先度とか、レンジとかに反映している。(A-1_59)

【ネガティブおよび改善ポイントのコメント例】

特急注文などは、オフラインでお願いする時もある。それが多くなるとまた向こうも心理的にいろいろ出てくるかも。システムに入りきっていない情報、考慮しきれていない情報もある。(B-1_16)

御用聞き的な注文の取り方とか、リードタイム割れの注文とかは、やめるように意識改革、業務プロセスを見直さないといけない。こういったシステム導入は、業務改革、意識改革を並行してし続ける必要がある。(B-1_22)

● 選択活動の (iv) 人と機械の相互学習 (Mutual learning) の観点

有効な点として、「複数主体間の関係」において、「機械を使った What-If シミュレーションによって、他社の行動原理が推察できるようになった」といったものがあった。

改善が必要な点としては、特に指摘が無かった。

【ポジティブコメント例】

それぞれの KPI 優先度毎のシナリオ毎に最適計算した KPI 結果によって、他社がどう考えているのかが推測することができるようになった。推測できるから落としどころも決めやすい。(A-1_27)

3.4.4 考察

今回提案したプロセスを実際に適用した事業の実務者へのインタビューの分析結果について、交渉学の観点、人と機械の相互補完による知識創造の観点、および人の機械への信頼（トラスト）の観点で提案プロセスが有効とされた理由を考察する。

● 提案プロセスが有効とされた理由 –交渉学の観点での考察–

今回提案した複数目的、複数主体からなる人と機械が協働した多段階在庫配置問題の意思決定プロセスは、在庫配置問題を対象とした複数主体間の交渉プロセスと捉えることができる。3.4.3 項に示した確認結果を総括すると、交渉学の分野の視点で有効とされるポイントの多くを実現していることを指摘したコメントが多く存在する。

ハーバード流交渉術（Fisher and Ury 1981）によると、交渉における4つの基本原則として、以下を挙げている。

人：人と問題とを分離せよ

利害：立場でなく利害に焦点を当てよ

選択肢：交渉可能領域（ZOPA: Zone of Possible Agreement）を設定し、結論を出す前に多くの選択肢を考え、最良の選択肢（BATNA: Best Alternative to Negotiated Agreement）を探し出せ

基準：結論はあくまでも客観的基準によるべきことを強調せよ

この4点ができていない場合は、自身の利益最大化のみを考える立場駆け引き型の交渉となり、交渉が長時間になりやすく、決裂しやすいとしている。他方、この4点ができている場合は、原則立脚型の交渉となり、相互の利益を考え、交渉が短時間でまとまりやすいとしている。表3.10に立場駆け引き型交渉と原則立脚型交渉の特徴を示す。

表 3.10：立場駆け引き型と原則立脚型の特徴（Fisher and Ury 1981）

立場駆け引き型交渉		原則立脚型交渉
ソフト型	ハード型	
参加者は友人である	参加者は敵対者である	参加者は問題の解決者である
目的は合意にある	目的は勝利にある	目的は効果的かつ有効裏に懸命な結果をもたらすこと
友好関係を深めるために譲歩する	友好関係の条件として譲歩を迫る	人と問題を分離する
人に対しても問題に対しても柔軟性を持つ	問題に対しても人に対しても強硬に対処する	人に対しては柔軟性を持ち、問題に対しては強硬に
相手を信頼する	相手を疑う	信頼するしないとは無関係に進行する
自分の立場を簡単に変える	自分の立場を変えない	立場ではなく利害に焦点を合わせる
提案する	脅かす	利害を探る
最低線を明かす	最低線を隠して誤信させる	最低線を出すやり方を避ける
和解を成立させるためには一方的に不利な条件も受容する	和解の対価として一方的に有利な条件を強要する	双方にとって有利な選択肢を考え出す
答えはただ1つ、相手が受け入れるものを探す	答えはただ1つ、自分が受け入れられるものを探す	まず複数の選択肢を作り、決定はその後にする
合意を強調する	自分の立場を強調する	客観的基準を強調する
意志のぶつかり合いを避けようとする	意志をぶつけ合って勝とうとする	意志とは無関係な客観的基準に基づいて結果を出す
圧力に屈する	圧力かける	理を解き、理には耳を傾け、圧力でなく原則に合わせる

この観点で、従来の多段階在庫配置問題の意思決定プロセスを捉えると、図 3.10 のように、主体間が直接的に交渉していたため、利害よりも、人、立場に焦点が当たりやすく、立場駆け引き型の交渉となることが多かったと思われる。



図 3.10：従来の多段階在庫配置問題の交渉

ここで、ハーバード流交渉術（Fisher and Ury 1981）では、各主体の努力で立場駆け引き型交渉から原則立脚型の交渉へ変えることができない場合は、第3者による調停が有効であるとしている。調停者は、直接の当事者より簡単に問題と人を分離し、その議論を利害と選択肢に向けることができ、しばしば両主体の相違を解決する公平な基準を提供できるとしている。さらに、選択肢の考案と決定過程とを分離し、合意に達するために必要な決定の数を減らし、決定した場合の利益を主体たちに知らせることができるとしている。

今回提案した複数目的、複数主体からなる人と機械が協働した多段階在庫配置問題の意思決定プロセスは、各主体の目的関数、制約条件といった利害の入力を受け付けると、

機械が最適な結論案を計算し、その案におけるそれぞれの主体における利害を各主体の KPI および、サプライチェーン全体の KPI といった客観的な基準で定量的に提示するものであり、まさに機械が原則立脚型交渉の第 3 者による調停を担っていると言える（図 3.11）。

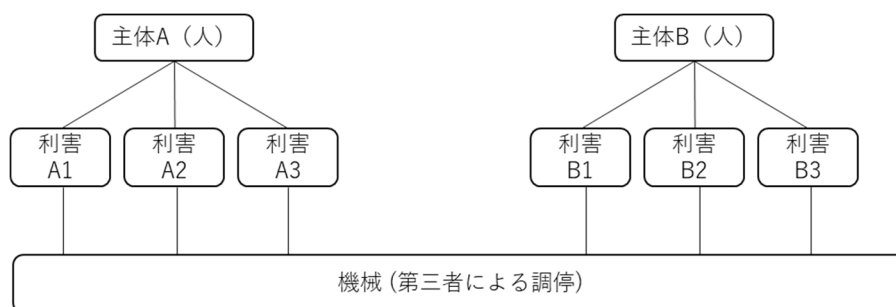


図 3.11：提案プロセスにおける交渉

原則立脚型の交渉、第 3 者による調停という観点で、インタビュー結果をあらためてみると、「選択活動における人と機械の相互運用性」の「複数主体の意思決定に機械が与える影響」に関するものがそれにあたる。そして、良いと評価されている点は、表 3.11 のように、原則立脚型の交渉の基本原則（Fisher and Ury 1981）を網羅しているといえる。なお、Fisher and Ury（1981）によると、原則立脚型の交渉は、主体が多くなればなるほど有効とされている。そのため、今回試行した 2 主体間から、より広い範囲のサプライチェーンに広げた場合でも、従来の主体間が直接交渉するプロセスに比べ、提案プロセスは有効と思われる。

表 3.11：提案プロセスで良いとされた点と原則立脚型交渉の基本原則の関係

サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価	原則立脚型の交渉との対応
選択活動における人と機械の相互運用性 (Interoperability)	複数主体の意思決定に機械が与える影響	各主体優先、全体優先それぞれの定量的な KPI 値予測の情報により、合理的に合意形成できる (B-2_6, B-2_7, A-2_23, A-2_33)	○	・人と問題の分離 ・立場でなく利害に焦点 ・客観的基準
		合意するために緩和すべき制約を機械が示して仲介してくれるので迅速に合意形成できる (A-2_38, A-1_35)	○	・ZOPA の設定支援 ・BATNA の提示
		各主体優先、全体優先それぞれの定量的な KPI 値予測の情報により、相手の立場を考慮した意思決定をするようになる (B-1_42, B-1_34)	○	・客観的基準 ・人と問題の分離
		企業間の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる (B-2_22, A-1_7)	○	・客観的基準
		自分の主張を目的関数から制約条件に徐々に落としていく方法は現実的であり、合意形成を迅速化する (A-1_57)	○	・ZOPA の設定支援

● 提案プロセスが有効とされた理由 – 知識研究の観点での考察 –

次に、知識研究、とくに人と機械の相互補完による知識創造の観点で、今回提案した意思決定プロセス、およびインタビューのテーマティック・アナリシス法による分析結果を考察する。ここで、“知識”の定義は、1.5節で示した通り、“正当化された真なる信念 (Justified true belief)” (Nonaka and Takeuchi 1995=1996) とし、「知識を保有する主体において、主体自身の真偽、善悪、美醜といった価値観や、過去の経験、課題意識、現状認識と結びついているものであり、新たな情報を得た際に、主体の解釈、判断、行動、意思決定を生み出すもの」とする。具体的には、各主体 (人) は、これまでの経験などからえた、「ある自社および需要などの状況であれば、最良の自社の複数目的の優先度や、制約条件はこうすべき」という信念を本提案プロセスを開始する前に知識として備えている。

表 3.12 に提案プロセスで良いとされた点の知識研究の観点での考察の概要を示す。

表 3.12：提案プロセスで良いとされた点の知識研究の観点での考察

サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価	知識科学の視点での メリット
選択活動における 人と機械の 相互運用性 (Interoperability)	複数主体の意思決定に 機械が与える影響	各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、合理的に合意形成できる (B-2_6, B-2_7, A-2_23, A-2_33)	○	・先入観やバイアス (偏り)の排除 ・「複数の人の知識」と 「機械の情報」での 「人と機械の相互補完」 による「知識」の生成、 更新
		合意するために緩和すべき制約を機械が示して仲介してくれるので迅速に合意形成できる (A-2_38, A-1_35)	○	
		各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、相手の立場を考慮した意思決定をするようになる (B-1_42, B-1_34)	○	
		企業間の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる (B-2_22, A-1_7)	○	
		自分の主張を目的関数から制約条件に徐々に落としていく方法は現実的であり、合意形成を迅速化する (A-1_57)	○	

インタビュー結果をあらためてみると、「選択活動における人と機械の相互運用性」の「複数主体の意思決定に機械が与える影響」において、「各主体の優先、全体優先それぞれの定量的な KPI 値予測」「緩和すべき制約」といった機械が生成した情報によって、合理的かつ迅速な意思決定が可能になったことを指摘している。これは、これまでの経験則に基づき各主体が持っていた知識の背景にあった先入観やバイアス (偏り) が、機械と相互補完することで排除でき、新たな知識に更新できたことによると考えることができる。実際、需要や供給の不確実性が高く、変化が突発的な経営環境にある (Dolgui et al. 2018) ため、各主体がおかれる状況は過去とは異なることが多くなってきている。状況に応じて各主体の優先度は変わるのに対して、優先度と KPI 値、制約との

関係は複雑なため、人のみでは紐解くことが困難であるが、これまでは先入観やバイアス（偏り）がかかった人の知識で合意形成せざるをえなかった。これに対し、提案プロセスでは、機械が最新の状況を考慮し最適計算した情報を人が対話型で確認する、“人と機械の相互補完”を実現することで、対象状況における誤った先入観やバイアス（偏り）を排除することができ、合理的かつ迅速な複数主体による意思決定が可能になったといえる。

また、「各主体それぞれを優先した場合の自分の定量的な KPI 予測値」により相手の利害を考慮した意思決定をするようになることを指摘したインタビュー結果もあった。さらに、「企業間（主体間）の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる」ことを指摘したインタビュー結果もあった。これは、それぞれが分かれた営利団体であるゆえに情報の秘匿必要性の観点で明には開示されない「対峙相手の目的優先度、利害」を優先し、「相手と自分の複雑な相互影響関係を加味」した場合の自分への影響を可視化した情報を機械が提供することで実現できたといえる。さらには、それぞれの主体の人が持っていた知識である「需要などの状況に応じた最良の自社の複数目的の優先度」を一段昇華させ、「主体間の合意形成という観点も含めた場合の状況ごとの最良の自社の複数目的の優先度、制約条件」という知識をこれまで持っていた「複数の人の知識」と「機械の情報」で相互補完し生成、更新したことで、合理的かつ迅速な意思決定につながったといえる（図 3.12）。

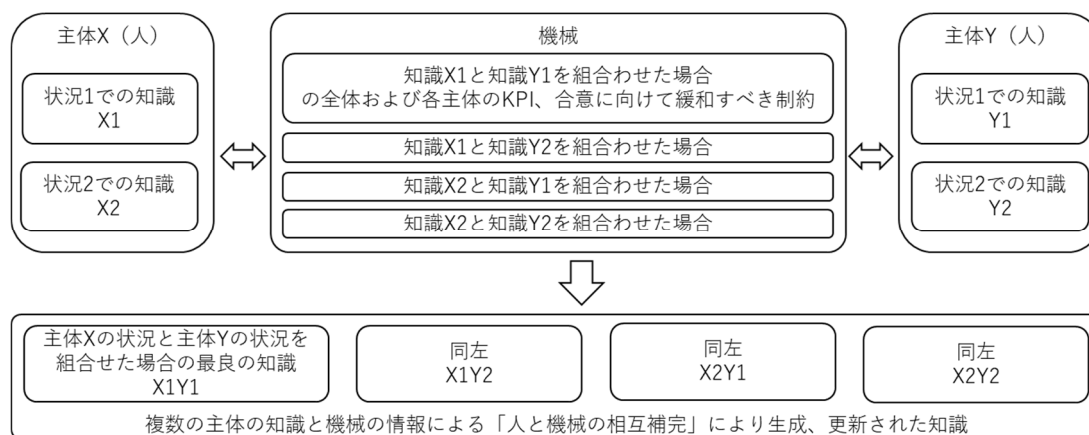


図 3.12：提案プロセスでの人と機械の相互補完による知識創造

● 提案プロセスが有効とされた理由 –人の機械への信頼の観点での考察–

インタビューの分析結果を見ていくと、「人の機械への信頼（トラスト）」が重要なことを指摘したのも多くみられる。以降、トラストの視点で考察する。

まず、ここでの考察におけるトラストの定義を示す。科学技術振興機構（2021）によると、トラストは、「相手・対象が期待を裏切らないと思える状態」としている。そして、図 3.13 に示すように、信頼する側を Trustor、信頼される側を Trustee とし、トラストは、「Trustee に関する計測・観測の結果から裏付けのあるケース（客観的）」と「裏付けはなくリスクはあるが大丈夫だとみなすケース（主観的）」から形成されるとしている。ここでは、この定義、構成要素、基本的役割のフレームワークに従い考察する。

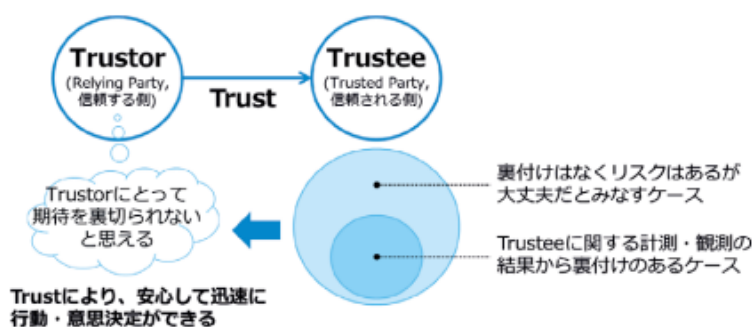


図 3.13：トラストの構成要素と基本的役割（科学技術振興機構（2021）より転載）

つぎに、本考察における Trustor と Trustee を定義する。科学技術振興機構（2021）によると、トラストの定義における「相手・対象」は、人文・社会科学の分野では、主に「人間関係」とされてきたが、近年の機械の進歩によって、情報科学や知識科学の分野では、「機械」を「相手・対象」とした研究が出てきている。本研究では、「Trustor」を意思決定者である各主体の「人」とし、Trustee、つまり「相手・対象」を「機械」とする。具体的には、提案プロセスで機械が担う、情報活動における海上輸送の到着時間予測や、設計活動におけるシミュレーションベース多段階在庫配置最適化、選択活動におけるシナリオ生成、許容範囲の制約式化、許容範囲の見直し要請といった機械処理が Trustee に該当する。

その上で、トラストの定義における「相手・対象が期待を裏切らないと思える状態」のうち、1つ目のケース「Trustee に関する計測・観測の結果から裏付けのあるケース（客観的）」は、「機械の処理内容の性能、機能の Reliability が高い状態」と捉えることができる。以降、このケースを「客観的トラスト」と呼ぶ。また、2つ目のケース「裏付け

はななくリスクはあるが大丈夫だとみなすケース（主観的）」は、「機械を使って意思決定するとリスクはあるが良い経営効果が得られるとみなせる状態」と捉えることができる。以降、このケースを「主観的トラスト」と呼ぶ。上記の定義の下で、改めてインタビュー結果を見てみる。

まず、客観的ケース（ケース 1「機械の処理内容の性能、機能の Reliability が高い状態」）に関しては、表 3.13 に示すように、「関係者への説明責任」「人に対する機械の優位性」を評価したコメント、および改善点として指摘したコメントが該当すると思われる。これらは、「機械の処理内容に対して、人に対する機械の優位性が明らかに認められ」、また、「機械の処理結果の透明性、関係者への説明責任を担保できる機能がある」ことで、人から機械に対して、客観的トラストが形成されることを指摘していると思われる。具体的には、提案プロセスにおいては、各主体の目的関数、制約条件といった利害の入力を受け付けると、機械が最適な在庫配置案を対話型で計算する（設計活動）。また、在庫配置案の計算結果を信頼できるアウトプットとするためのインプットデータである製品の需要データ、拠点間の輸送状況、生産実績といった在庫配置案の計算に必要なデータを機械が収集、生成する（情報活動）。さらに、各主体が設定した制約条件間の整合性が取れず、実行可能解が存在しない場合において、実行不可能の原因となっている制約の特定、提示、除去を機械が行う（選択活動の一部）。これらのプロセスに

表 3.13：提案プロセスで良いとされた点、要改善点の客観的トラスト観点での考察

サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価	客観的トラストの 成立条件
情報活動における 処理結果の透明性 (Transparency)	関係者への説明責任	機械の処理の確からしさを裏付ける情報収集、提示機能が欲しい (B-2_12)	要改善	・処理内容に対して、 人に対する機械の 優位性が明らか ・機械の処理結果の 透明性、関係者への 説明責任を担保でき る機能がある
		人が異常と感じた場合の原因把握、理由付け機能が欲しい (A-2_12, A-1_46)	要改善	
情報活動における 意思決定の 権限バランス (Authority)	人に対する 機械の優位性	時々刻々変化する状況の下、高精度な入力情報、マスターデータを短時間で生成、維持するのは機械が得意 (A-2_8, A-1_41)	○	
		品目数が多く、変化も多いので人手では対応しきれないので機械が有効 (B-1_11, B-2_5, A-1_14)	○	
設計活動における 処理結果の透明性 (Transparency)	関係者への説明責任	前回の計画値と大きく最適解が変わった場合に、その理由を把握する機能が欲しい (B-1_28)	要改善	
		なぜ最適なのかを理解する機能が欲しい (A-2_18)	要改善	
設計活動における 意思決定の 権限バランス (Authority)	人に対する 機械の優位性	短時間で目標KPIを最良とする計画を機械が自動立案するのが良い (B-2_15, B-1_24, A-1_15)	○	
		機械により、他主体との整合性の取れた計画が立てられる (B-1_2)	○	
選択活動における 意思決定の 権限バランス (Authority)	人に対する 機械の優位性	品目数が多く、複数主体の複数目的を考慮した最適解を出すのは人手では困難であり、機械で行うのが良い (A-1_2, A-1_54)	○	

関するインタビュー結果を見ると、人手では困難、人より機械が得意な処理であり、機械に担わせるのが良いと評価されている。一方で、機械の処理内容に関して、関係者への説明責任が果たせる機能の充実が必要という改善要望も挙がっている。このことから、「機械の処理内容に対して、人に対する機械の優位性が明らかに認められ」、また、「機械の処理結果の透明性、関係者への説明責任を担保できる機能がある」ことが、人から機械に対して、客観的の信頼が形成される上で必要な条件であるといえる。ここで、これらの機械処理の実現には、4章、5章に示す、先行研究にはない、新たな機械処理の開発が伴っている。つまり、「人から機械に対しての客観的の信頼が形成されやすい領域、つまり、人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せられた」ことで、合理的かつ迅速な意思決定ができるようになったといえる。

次に、主観的ケース（ケース2「機械を使って意思決定するとリスクはあるが良い経営効果が得られるとみなせる状態」）に関しては、表3.14に示すように、「人の機械への信頼性」を評価したコメントが該当すると思われる。これらを見ると、「導入前のPoCによる機械処理結果への納得感、効果確認の積み重ね」ができる導入ステップ、「実際の業務の流れをサイバー空間上に表現するCPS型の機械処理」の仕組みとすることが、人が機械に対して主観的の信頼を形成するうえで有効であったことを示している。つまり、機械が担当する領域において、「人が機械に対して、主観的な信頼を形成する導入ステップと仕組みを設けた」ことで、提案プロセスが実際の実務において有効に活用できるようになったといえる。

表 3.14：提案プロセスで良いとされた点、要改善点の主観的の信頼観点での考察

サブカテゴリ	親コード	子コード ※()内は、コメント例の番号	評価	主観的の信頼の形成に有効な方法
情報活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-2_10, A-2_14, A-1_44)	○	<ul style="list-style-type: none"> 導入前のPoCによる機械処理結果への納得感、効果確認の積み重ね 実際の業務の流れをサイバー空間上に表現するCPS型の機械処理
設計活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-1_49, B-1_50)	○	
		実際の業務の流れをサイバー空間上に表現するCPSは簡易モデルよりも信頼しやすい (A-1_48)	○	
選択活動における処理結果の透明性 (Transparency)	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する (B-1_24)	○	
		目的関数、優先度、制約条件を人が操作し、それに沿った計算を機械がするので違和感を持つことが少ない (B-1_31)	○	

以上のことから、今回提案した人と機械が協働した多段階在庫配置問題の意思決定プロセスは、3.2 節に示したゲーム理論により提案プロセスの妥当性が確認できた。また、3.4.3 項に示したインタビューに基づくテーマティック・アナリシス、3.4.4 項に示したテーマティック・アナリシスの結果の交渉学、知識研究、人の機械への信頼（トラスト）の観点での分析により、多角的に有効性が確認できたといえる。

一方で、更なる進化に向けた課題も明らかになった。具体的には、選択活動における複数主体（人）と機械の関係の「人と機械の相互運用性」の要改善点で挙げられた点である。表 3.15 に要点を纏める。「制約緩和の量、複数の項目を組合せた緩和案の推奨」「一定期間合計で貸し借りがイーブンとなる合意形成への誘導」「不確実性の考慮（ロバスト最適性の担保）」「主体間での秘匿性の担保」が課題である。特に「不確実性の考慮」に関しては、「設計活動における人と機械の相互運用性」でも課題として挙がっている。

表 3.15：更なる進化に向けた課題

機械による調停の更なる進化に向けた課題
制約緩和の量、複数の項目を組合せた緩和案の推奨
一定期間合計で貸し借りがイーブンになる合意形成への誘導
不確実性の考慮（ロバスト最適性の担保）
主体間での秘匿性の担保

ほかにインタビュー結果の考察による気づきとして、「イレギュラー発生時の検知機能、機械処理から人手処理への切り替えプロセスが必要」ということが分かった。具体的には、インタビューの「意思決定の権限バランス」の結果から、過去データからの再現性が無い不確実性の高い入力情報の生成、もしくはパルス的な突発事象の発生時は、機械では対処しきれないため、人の介入が必要であり、それを可能にするプロセスを準備しておく必要があることが分かった。

3.5 まとめ

意思決定のプロセスは、情報活動、設計活動、選択活動に大きく分類され、機械は情報活動と設計活動を担当し、人は選択活動を担当するのが良いとされている (Simon 1960、Schorsch et al. 2017)。多段階在庫配置問題の多くの研究でも、情報、設計活動で機械がサプライチェーンの実業務をシミュレーションし、選択活動で人がその結果を確認するものとしている。しかし、選択活動で複数主体が意思決定に関与することを想定しておらず、全企業が合意に至らない場合に、企業間、さらに企業と機械間で調整するプロセスがない。このため実用化に至っていない研究が多い。

そこで、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスを提案した。提案したプロセスでは、機械が企業間の調整の仲介役を担って各企業と対話し、各企業が設定した棚卸資産などの評価指標の許容範囲に基づき、在庫配置案の探索範囲を段階的に狭め、最終的に全企業が合意する在庫配置案を生成する。提案したプロセスは、(A) 在庫配置のシミュレーションのシナリオを生成する機能と、(B) 各企業が設定した評価指標の許容範囲を制約化する機能と、(C) 全企業の許容範囲を満たす在庫配置案が存在しない場合に、その原因となる許容範囲を設定した企業に見直しを要請する機能と、(D) 各企業の評価指標に対する優先順位、および各評価指標の許容範囲を考慮した多段階在庫配置最適化機能と、(E) 海上輸送到着予測をはじめとする多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能と、を機械が有することを特徴とする。

そして、提案したプロセスでは、各企業は協調の戦略を取った方が裏切りの戦略を取るよりも、高い利得を得ることができると、次第に協調の戦略を取るようになり、合意に至ることをゲーム理論の繰り返しゲームの枠組みを用いて確認した。

また、提案したプロセスを実際に適用した昇降機と家電製品それぞれの販売会社、製造会社において在庫計画業務を担当している実務者 4 名にインタビュー調査を実施し、テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチにより分析し、有効性を確認した。全てのユーザから、「提案プロセスにより合理的な意思決定を迅速に行うことができ有効である」、とのコメントを得た。有効な理由として、まず、交渉学において合理的なプロセスとされる「原則立脚型の交渉」の基本原則 (Fisher and Ury 1981)、「人と問題とを分離」、「立場でなく利害に焦点、交渉可能領域 (ZOPA: Zone of Possible Agreement) を設定」、「多くの選択肢を考え、最良の選択肢 (BATNA: Best Alternative to Negotiated Agreement) を探し出す」、「客観的基準の提示」といったことを、提案したプロセスでは機械が各主体間の調停役を担い実現していることを指摘したものが多く挙げられた。次に、知識研究の人と機械の相互補完による知識創造の観点でも、(1) 各主

体がそれまで持っていた知識の前提となっていた誤った先入観やバイアス（偏り）を排除することができる、(2) それぞれの主体の人が持っていた知識である「需要などの状況に応じた最良の自社の複数目的の優先度」を一段昇華させ、「複数の人の知識」と「機械の情報」による「人と機械の相互補完」により「主体間の合意形成という観点も含めた場合の状況ごとの最良の自社の複数目的の優先度、制約条件」という知識を生成、更新できる、という点で提案プロセスの有効性を確認した。そして、人の機械への信頼（トラスト）の視点でも、提案プロセスでは、「人から機械に対しての客観的トラストが形成されやすい領域、つまり、人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せた」ことが、合理的かつ迅速な意思決定につながったことを確認した。また、「導入前の PoC による機械処理結果への納得感、効果確認の積み重ね」ができる導入ステップ、「実際の業務の流れをサイバー空間上に表現する CPS 型の機械処理」の仕組みとしたことが、人が機械に対する主観的トラストの形成を支援し、提案プロセスが実際の実務において有効に活用できるようになったことを確認した。最後に、「イレギュラー発生時の検知機能、機械処理から人手処理への切り替えプロセス」が、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスを設計、導入するうえで必要なことを把握した。

今後の課題としては、提案したプロセスの実用性向上に向けて、選択活動における複数主体（人）と機械の相互運用性の観点で、「制約緩和の量、複数の項目を組合せた緩和案の推奨」、「一定期間合計で貸し借りがイーブンとなる合意形成への誘導」、「不確実性の考慮（ロバスト最適性の担保）」、「主体間での秘匿性の担保」といった機能追加がある。

第4章 ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式

本章では、3章で示した、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスにおいて、機械が担う機能 (D)「各企業の評価指標に対する優先順位、および各評価指標の許容範囲を考慮した多段階在庫配置最適化の方式」について述べる。機能 (D) は、情報活動で得られた、サプライヤや工場の生産能力、生産リードタイム (LT)、生産コスト、倉庫の保管能力、拠点間の輸送 LT、輸送コストといったサプライチェーンのマスタデータと、最新の需要、実績データに基づき、各拠点における在庫配置案を最適化計算やシミュレーションで算出する。ここで、意思決定の時間的制約、および提案した対話型の意思決定を実現するため、最適化の高速計算が必要となる。本章では、ベイズ最適化を用いた2種類のアルゴリズムをシミュレーションベース最適化手法として提案し、既存のメタヒューリスティックス手法と比較した場合の有効性を数値実験で検証する。本章は以下で構成される。4.1 節ではメタヒューリスティックス手法をはじめとするシミュレーションベース最適化の文献調査の結果を述べる。4.2 節では、本研究が対象とする多段階在庫配置最適化問題を定式化する。次いで、エージェントベースサプライチェーンシミュレータを説明し、2種類のベイズ最適化アルゴリズムを提案する。そして、4.3 節では提案手法の有効性を検証するため、シミュレーションベース最適化アルゴリズムとして広く用いられている遺伝的アルゴリズム (GA) との比較を実施する。最後に 4.4 節で本章の結論を述べる。なお、本章の内容は、筆者の英文誌掲載論文である Ogura et al. (2022) に基づいている。

4.1 シミュレーションベース最適化の先行研究と課題

グローバルにサプライチェーンを展開する製造流通業においては、急激に変化する市場や他社との価格競争、自然災害や地政学リスクなどの経営環境に直面している。本環境下において、物流・在庫をはじめとするサプライチェーン運営で発生するコストを抑えつつ、顧客満足、すなわち需要充足率の最大化を達成するため、各企業はサプライチェーンの複数の階層 (エシエロン) に拠点を配置し、需要変動などのリスクに素早く対応する多段階在庫配置方式を採用している。しかし、製品のライフサイクルの短期化や階層間の輸送リードタイムの不確実性などがサプライチェーンの効率運用を複雑にしている。

上述の需要充足率の最大化を達成しつつ、サプライチェーンの運用コストを最小化するためには、多段階在庫配置における各拠点の在庫補充ポリシー（いつ、どれだけ在庫量を補充するか）を最適化する、多段階在庫配置最適化が代表的な問題の一つとして挙げられる。そのため、古くから多くの研究が行われている（Zipkin 2000、Porteus 2002）。これらの研究においては、解析的手法を主たるアプローチ（Gupta and Maranas 2003、Hameri and Paatela 2005）としているため、需要や拠点間の輸送 LT が特定の確率分布に従う問題設定にしている場合が多い。一方、実際のサプライチェーンにおいては、落ち込んだ需要を回復させるための価格設定の見直しや割引が行われるため、需要が急激に変化する。そのため、需要量が時間軸に対して周期的に変化する場合は稀であるため、定常的な確率分布で表現することが困難である。

上述の需要変動に対応した多段階在庫配置最適化問題を取り扱うために、2000 年代初頭から多くの実務者や研究者はシミュレーションベース最適化方式に着目した。本方式は、はじめにサプライチェーンのシミュレーションモデルを構築する。例えば、需要や在庫補充ポリシーなどのサプライチェーンの要素を入力パラメータとし、需要充足率や在庫コストなどの KPI をアウトプットするシミュレータである。次に、入力パラメータを変数、KPI を目的関数として定式化し、変数と目的関数値の関係を推定しつつ、最適解を求める手順を構築する。そして、目的関数値を最大、または最小化を与える入力パラメータを最適解として出力する。

シミュレーションベース最適化の手法は、(1) 有限差分法など、サンプリングした複数点よりシミュレータの挙動を勾配で推定する手法、(2) 応答曲面法やニューラルネットワークなどのメタモデルを用いてシミュレータを近似する手法、(3) 多重比較法などの統計的手法、(4) GA、アニーリング、粒子群最適化などのメタヒューリスティクス手法に分類される（Abo-Hamad and Arisha 2011）。Jalali and Nieuwenhuys (2015) は異なる用語を用いてシミュレーションベース最適化手法を分類しているものの、得られた結果は Abo-Hamad and Arisha (2011) と一致している。特に、両論文ともメタヒューリスティクスの GA が最も一般的な手法として用いられていると結論づけている。

一方、シミュレータにおいては、対象とする特定の問題に特化しており、グローバル市場の競争激化によりサプライチェーンのネットワークや業務、取り扱う品目が動的に変化する環境に対応するための柔軟性に乏しい場合がある。ここで、柔軟性とは、サプライチェーンのネットワークの変更や新製品を追加した際、これらの変更、追加をシミュレータに即座に反映し、実行結果が得られるまでの時間を意味する。また、近年は IoT 技術や機械学習などのアルゴリズムの進歩により、サプライチェーンマネジメントに革新をもたらすと期待されているデジタルサプライチェーンツイン（DSCT）が注目されている（Ivanov et al. 2019）。DSCT は実際のサプライチェーンの仮想モデルであり、サ

サプライチェーンネットワークや流通・製造している品目のみならず、各拠点の業務のプロセスが連携する様子なども仮想モデルに組み込むことで高精度なシミュレーション結果を得られることを特長としている。したがって、サプライチェーンの管理者は、DSCT でシミュレーションや What-if 分析を実行することでサプライチェーンの効率を高め、リスクを低減するための意思決定を行うことが可能になる。例えば、木内ほか (2016) はエージェントベースサプライチェーンシミュレータを提案している。本シミュレータはサプライチェーン(中間倉庫を新たに配置するなど)の環境が変化した場合、迅速に再モデルする機構を有している。そこで本研究では、木内ほか (2016) が開発したエージェントベースサプライチェーンシミュレータを DSCT として用いる。

上述のメタヒューリスティックは、解析的に難解な実世界の多段階在庫配置問題に有効とされているが、膨大な What-if 分析を必要とするため、最適解の算出に時間を要する。例えば、各拠点の持つべき在庫量や、在庫量の計算式におけるパラメータを求める場合を想定する。このとき、目的関数(すなわち、在庫コストなどの KPI) 値とパラメータの関係性を高精度に推定するためには、多くの What-if 分析、つまりサンプリングが必要となる。加えて、需要の不確実性などを考慮した膨大なシナリオを What-if 分析しなければならないため、特に連続型変数を取り扱う場合、従来のメタヒューリスティック手法はより多数のパラメータ設定を考慮して目的関数を評価することが求められる。したがって、サプライチェーンの規模が大きく、需要や LT など複数の不確実要素が含まれる場合、DSCT は実際のサプライチェーンを正確に再現する能力を有している一方、一回の What-if 分析に要する計算時間の長さ起因し、メタヒューリスティックとの組み合わせではリアルタイム意思決定を妨げる可能性がある。

一方、ベイズ最適化は、計算負荷が高くブラックボックス化された目的関数を最大化、または最小化するための強力なフレームワークである。ほかの一般的なフレームワークと比較し、必要なシミュレーション回数的大幅な削減が可能である。応用例としては、機械学習アルゴリズムにおけるハイパーパラメータのチューニング (Gardner et al. 2014、Snoek et al. 2012、Brochu et al. 2010) をはじめ、高価な試薬などを必要とする実験の各種パラメータ設定など、さまざまな分野で用いられている (Azimi et al. 2010)。ベイズ最適化の基本的な考え方は、少数のサンプリングで目的関数を推定できるサロゲートモデルを用いて近似する点にある。そのため、上述の分類においては、メタモデルの一種に分類される (Abo-Hamad and Arisha 2011)。

多段階在庫配置最適化問題への適用という点では、Kiuchi et al. (2020) がベイズ最適化フレームワークを提案し、3 拠点を直列に接続したサプライチェーンモデルにおいて、GA よりも高速かつ良い解が得られることを検証している。そこで、本研究では、Kiuchi et al. (2020) のベイズ最適化フレームワークを拡張し、より一般的な実規模のサプライ

チェーンモデルに適用した場合の有効性を検証する。

4.2 提案する最適化方式

多段階在庫配置問題では、サプライチェーン全体のコストの最小化に加え、需要充足率が一定以上でなければならないなどの制約の考慮が求められる。ここで、需要充足率は在庫コストや輸送コストと同様に、あるパラメータでのシミュレーション結果であるため、本研究ではシミュレータ外部から解析的に表現するアプローチは採用しない。以上より、本研究が対象とする多段階在庫配置問題は、予め定めた制約を満たした上でサプライチェーン全体のコストを最小化する制約付き最適化問題である。

上記の制約付き最適化問題を取り扱うため、Kiuchi et al. (2020) らは次の2つの手法を提案している。最初の手法はシミュレーション結果が実行不可能な場合（すなわち、制約違反の場合）、極めて大きい値を目的関数値とする手法である。本研究ではこれをペナルティベース最適化（PBO）とする。もう一方は、目的関数の推定とは別のサロゲートモデルを用いて制約式を近似する手法である。本研究ではこれを制約付きベイズ最適化（CBO）と呼ぶ。

4.2.1 問題設定と定式化

本研究においては、複数の倉庫が多段階で接続しているマルチエシェロンを取り上げる。図 4.1 は多段階かつ多拠点からなるサプライチェーンモデルの例である。ここで、サプライヤは配送センターからの注文に対し、十分供給可能な在庫を有しているとする。また、配送センターは下流に位置する地域倉庫、および販社の在庫情報を取得でき、かつ販社は需要予測を配送センター、地域倉庫と共有しており、各拠点は注文発行に固定的なコストを要することはないと仮定する。本サプライチェーンにおいては、各販社の需要充足率の制約を満たした上でサプライチェーン全体の在庫コストの最小化を目的とする。

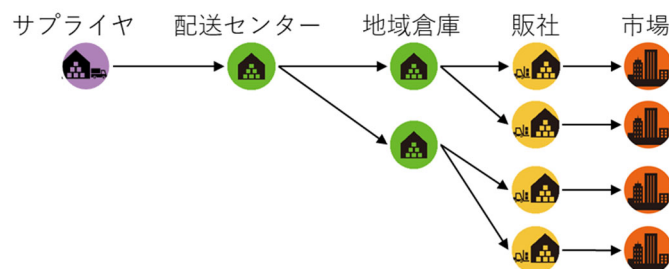


図 4.1：マルチエシェロンサプライチェーンの例

需要充足率の制約を満足しつつ、在庫コストを最小化するためには、できるだけ少ない在庫で需要充足率することが求められる。そのため、各拠点は需要変動に対応した在庫補充を行う必要がある。在庫補充のポリシーはさまざまな方式がある。例えば、 (R, Q) 方式は、在庫量が基準量 R を下回った場合、 Q だけ注文し在庫を補充する。また、定期的に在庫水準の見直しを行う基準在庫方式は、次回の基準在庫の見直しまで、当該基準に満たすように在庫を補充する方式であり、実務者が容易に理解できることから、実際のサプライチェーン運営で広く用いられている。

基準在庫方式においては、下流拠点の在庫量などの情報を上流拠点と共有している場合、上流拠点がサプライチェーン全体の在庫量をコントロールするマルチエシェロン方式がある。他方、下流拠点が上流拠点と情報共有していない場合、各々の拠点が独立して基準在庫量の意味決定を行う必要があり、これをシングルエシェロン方式と呼ぶ。一般的に、マルチエシェロン方式の方が下流拠点の基準在庫を集中的に管理できるため、シングルエシェロン方式と比較して余剰在庫を抑制できるとされている。上記図 4.1 のサプライチェーンは上述のとおり下流拠点は上流拠点と情報共有しているため、本研究ではマルチエシェロン方式を採用する。すなわち、図 4.1 の地域倉庫は接続している販社の基準在庫を満たすように自拠点の在庫水準、および発注量を決定し、配送センターはすべての地域倉庫と販社の基準在庫を満たすように自拠点の在庫水準と発注量を決定する。

本条件下で需要充足率の制約を満足し、かつサプライチェーン全体の在庫コストを最小化するためには、基準在庫量の算出式におけるパラメータを最適化する必要がある。例えば、Kiuchi et al. (2020) らはシングルエシェロン方式を仮定しており、各拠点の基準在庫の算出式におけるパラメータの最適化手法を検証している。本研究で提案するベイズ最適化フレームワークは、特定の在庫補充ポリシーを対象としていないため、上述の基準在庫量の計算式におけるパラメータをベクトル α を用いて表す。

また、発生し得る需要シナリオの集合を N とし、各需要シナリオを s_i とする。このときパラメータ α 、需要シナリオ s_i におけるサプライチェーン全体の在庫コストを $Inv(\alpha, s_i)$ 、需要充足率を $Fr_j(\alpha, s_i)$ とする。以上より、本研究における多段階在庫配置最適化問題は以下の定式化で表すことができる。

$$\min. \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Inv(\alpha, s_i) \quad (4.1)$$

$$s. t. \min_{i,j} Fr_j(\alpha, s_i) \geq \beta \quad (4.2)$$

ここで、(4.1) 式は目的関数であり、サプライチェーンで発生し得る総需要シナリオにおける平均在庫コストの最小化を表している。(4.2) 式は制約式で、予め与えられた需要充足率 β をすべての需要シナリオで達成しなければならないことを規定する。

上記の定式化では、ある α が与えられた際、エージェントベースサプライチェーンシミュレータを実行し、制約式 (4.2) に違反がないか確認しつつ、目的関数式 (4.1) を最小化するパラメータ α を導出する必要がある。そのため、シナリオ数 N に対して膨大なシミュレーション回数が必要となり、グリッドサーチやランダムサーチといった単純な手法では膨大な計算時間を要し、需要変動への対応が遅れる可能性がある。

計算時間の短縮を狙いに、GA などの進化的アルゴリズムに代表されるメタヒューリスティクスが、シミュレーションベース最適化における解法として頻繁に用いられている (Abo-Hamad and Arisha 2011, Jalali and Nieuwenhuyse 2015, Daniel and Rajendran 2005)。その中で GA は、最も優れた個体 (ここではあるパラメータセット α に相当) が選択され、次の世代の子孫を生み出すという自然淘汰のプロセスを模倣することで解空間を探索する。GA は世代が入れ替わる毎に最も優れた個体を選択するアルゴリズムであるため、膨大な世代数の評価が必要とされる。一方、ベイズ最適化は、少数のサンプリングから得られた目的関数値を用いて、サロゲートモデルにより近似し、当該モデルから最も有望な次の解候補を出力する。したがって、最適解に収束するまでのシミュレーション回数を削減できる可能性があると思われる。実際、4.4 節の実験結果は、提案した制約付きベイズ最適化がほかの解法より少ない計算時間でより良い解を求められることを示している。

4.2.2 多段階在庫配置問題へのベイズ最適化の適用

本項でははじめに、ベイズ最適化について説明する。上述のように、ベイズ最適化は計算負荷が高くブラックボックス化された目的関数を最大化、または最小化するための強力なフレームワークである。ここで、目的関数を $f(x)$ 、当該関数へのインプットを x とし、関数 $f(x)$ を最小化することを (4.3) 式で表す。

$$\min_x f(x) \quad (4.3)$$

ベイズ最適化においては、目的関数 (4.3) をサロゲートモデルで近似する。一般的に用いられるサロゲートモデルとしてガウス過程 (GP) がある。GP は、複数の入力に対

応じた出力がガウス分布（正規分布）に従う確率過程であると仮定し、複数の入力値が近い場合、それぞれの出力値も近いという表現を分散共分散行列で行う。これにより、任意の入力における出力値の平均と分散を推定することができる。このように、GP は関数 $f(\mathbf{x})$ を単回帰分析のように線や曲線で表すのではなく、平均と分散といった、ある程度のあいまいさを含んだ状態で推定するのが特徴の一つである。

次に、GP の推定プロセスの概要を説明する。まず、目的関数の事前分布を $\tilde{f}(\mathbf{x}) \sim GP(\mu(\cdot), \Sigma(\cdot, \cdot))$ とし、 f のサンプリング結果を $D_f = \{(\mathbf{x}_1, f(\mathbf{x}_1)), \dots, (\mathbf{x}_t, f(\mathbf{x}_t))\}$ とする。そして、ガウス分布の特性を利用して事後確率を更新し、 $\tilde{f}(\mathbf{x})$ を用いて次のサンプリング点 \mathbf{x}^* を求め、 $f(\mathbf{x}^*)$ を算出して D_f を更新する。事前に与えた回数分、この繰り返しを行うことで一回の評価に計算コストを要する f の最小値を D_f より求める。このような GP とその機械学習への応用に関する研究は、例えば Rasmussen and Williams (2006) が示している。

ここでは、次のサンプリング点 \mathbf{x}^* を求める詳細を述べる。 \mathbf{x}^* の算出は、獲得関数と呼ばれる関数を介して行う。獲得関数には、最大改善確率、期待改善度 (EI)、上部信頼境界など、一般的に用いられているものがいくつかある (Brochu et al. 2010)。これらの獲得関数は、探索 (Exploration) と搾取 (Exploitation) のトレードオフを解消するために用いる。前述のように、GP はサンプリング点を平均と分散の統計値で推定する。そのため、分散が大きい領域、つまり、現状より大幅に良い解が見つかる可能性のある領域を探索するのか、分散が小さい領域、つまり、改善幅は小さい一方、良い解を確実に求める領域の探索を試みるかが、GP におけるトレードオフである。以後、本研究においては、最も広く使用されている獲得関数である EI (Expectation Improvement) を使用した (Jones et al. 1998)。

獲得関数 EI を用いた \mathbf{x}^* の算出方法を以下で説明する。一つ前の繰り返しにおけるサンプリング点を $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\tilde{f}(\hat{\mathbf{x}})$ を GP の事後確率の分布とする。また、サンプリング済みの候補の集合を X_f とする。これまでに得られたサンプリング結果のうち、最良解を与える解を \mathbf{x}^+ で表す ((4.4) 式)。

$$\mathbf{x}^+ = \underset{\mathbf{x} \in X_f}{\operatorname{argmin}} f(\mathbf{x}) \quad (4.4)$$

各サンプリング点 $\hat{\mathbf{x}}$ の改善度は、確率変数である $f(\mathbf{x}^+)$ に対する $\tilde{f}(\hat{\mathbf{x}})$ の潜在的な減少度と定義することができる (Gardner et al. 2014, Snoek et al. 2012)。

$$\tilde{I}(\hat{\mathbf{x}}) = \max\{0, f(\mathbf{x}^+) - \tilde{f}(\hat{\mathbf{x}})\} \quad (4.5)$$

このとき、獲得関数 EI は $\tilde{I}(\hat{\mathbf{x}})$ の期待値として以下で表すことができる。

$$EI(\hat{\mathbf{x}}) = E[\tilde{I}(\hat{\mathbf{x}})|\hat{\mathbf{x}}] \quad (4.6)$$

Jones et al. (1998) はサンプリング点における獲得関数 EI について、より簡便に計算する方法を以下のように導出している。

$$EI(\hat{\mathbf{x}}) = \begin{cases} (\mu(\hat{\mathbf{x}}) - f(\mathbf{x}^+))\Phi(Z) + \sigma(\hat{\mathbf{x}})\phi(Z), & \text{if } \sigma(\hat{\mathbf{x}}) > 0 \\ 0, & \text{if } \sigma(\hat{\mathbf{x}}) = 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

ここで、

$$\tilde{f}(\hat{\mathbf{x}}) \sim N(\mu(\hat{\mathbf{x}}), \sigma^2(\hat{\mathbf{x}})) \quad (4.8)$$

$$Z = \frac{\mu(\hat{\mathbf{x}}) - f(\mathbf{x}^+)}{\sigma(\hat{\mathbf{x}})} \quad (4.9)$$

である。 Φ と ϕ はそれぞれ標準正規分布の累積分布関数と確率密度関数である。本研究のベイズ最適化においては、上記の獲得関数 EI を最大化する解候補が次にシミュレータで評価すべきサンプリング点である。獲得関数 EI の最大値を求める方法は、準ニュートン法 (L-BFGS) や共役勾配法など、様々な手法が適用されている (Nocedal and Wright 2006)。本研究においては、獲得関数 EI と同様に一般的に用いられている、L-BFGS を拡張した L-BFGS-B を使用する。

本研究におけるベイズ最適化のフレームワークを図 4.2 に示す。はじめに評価するサンプリング点を複数用意し、シミュレータで評価後、 D_f を更新する。終了条件と比較し、継続する場合はサロゲートモデルで D_f を更新し、獲得関数 EI で次に評価すべきサンプリング点を算出する。終了する場合はこれまでのサンプリング点より最良解を与える x を出力して終了する。また、本フレームワークにおける終了条件は反復回数とした。

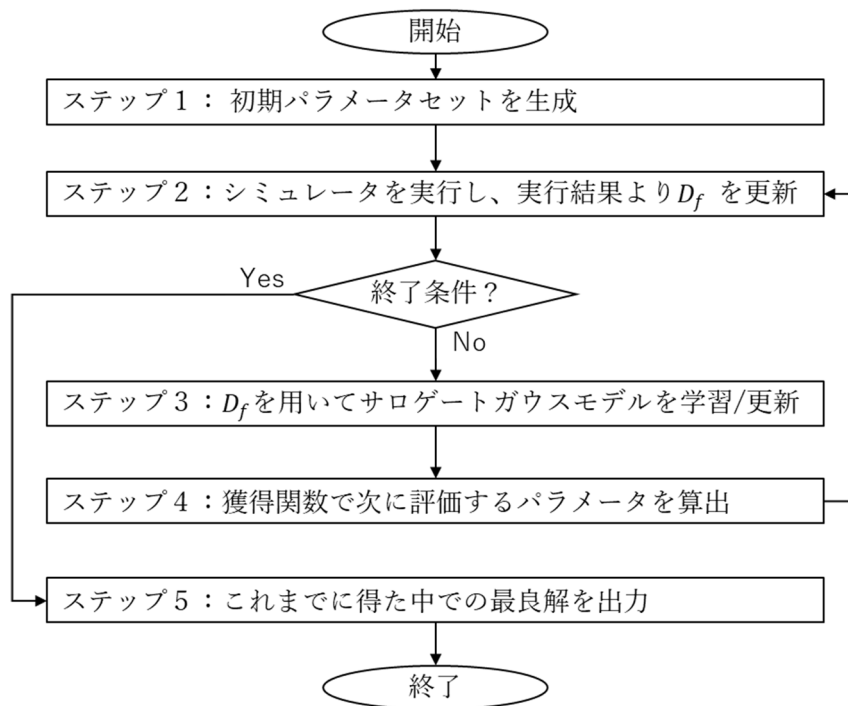


図 4.2: ベイズ最適化のフレームワーク

4.2.3 制約付きベイズ最適化 (CBO) とペナルティベース最適化 (PBO)

本項では図 4.2 のベイズ最適化フレームワークに基づいた多段階在庫配置問題における CBO と PBO の適用に向けた定式化を行う。 $f(\boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Inv(\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{s}_i)$ 、 $g(\boldsymbol{\alpha}) = \min_{i,j} Fr_j(\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{s}_i)$ とおくと、(4.1) 式、(4.2) 式は次のように定式化できる。

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} f(\boldsymbol{\alpha}) \quad (4.10)$$

$$s.t. g(\boldsymbol{\alpha}) \geq \beta \quad (4.11)$$

ここで、目的関数 $f(\boldsymbol{\alpha})$ 、制約値 $g(\boldsymbol{\alpha})$ は DSCT のような評価に時間を要するシミュレータの一回の実行結果で得ることができる値である。

このように目的関数のほか、制約式が存在する場合のベイズ最適化において、本研究でははじめに制約違反の際に大きな値を目的関数 $f(\boldsymbol{\alpha})$ に追加するペナルティベースベイズ最適化(PBO)を提案する。ここで、PBO のために新しい関数 $h(\boldsymbol{\alpha})$ を定義する((4.12) 式)。 $h(\boldsymbol{\alpha})$ は、サンプリング点の結果が制約を満たしている場合はその結果を採用し、違反している場合は Big M を加算した値をとる。

$$h(\boldsymbol{\alpha}) = \begin{cases} f(\boldsymbol{\alpha}), & \text{if } g(\boldsymbol{\alpha}) \geq \beta \\ f(\boldsymbol{\alpha}) + \text{Big } M, & \text{if } g(\boldsymbol{\alpha}) < \beta \end{cases} \quad (4.12)$$

なお、Big M は制約を満たしている場合の $h(\boldsymbol{\alpha})$ に対し、十分に大きな値とする必要がある。そのため、例えば $h(\boldsymbol{\alpha})$ の上界値を推定し、それに 10 の累乗（例えば $1e2$ ）を乗じる方法などが考えられる。そこで、本研究では十分に需要充足が可能な基準在庫を事前実験で評価し、それに基づいて Big $M=1e7$ とした。以上より、 $h(\boldsymbol{\alpha})$ を用いた PBO における目的関数は以下のように定式化できる（(4.13) 式）。

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} h(\boldsymbol{\alpha}) \quad (4.13)$$

次に、GP を用いて制約式 (4.11) を近似する制約付きベイズ最適化 (CBO) について説明する。CBO はベイズ最適化が持つ目的関数の近似における有効性を制約式の推定にも活用した方式で、Gardner et al. (2014) らが提案している。本研究におけるその手続きを以下で説明する。

まず、目的関数とは別の GP で制約式 $\tilde{g}(\mathbf{x}) \sim GP(\mu_g(\cdot), \Sigma_g(\cdot, \cdot))$ を近似する。ここで、 $\tilde{g}(\mathbf{x})$ は $g(\mathbf{x})$ の事前分布である。また、 $\tilde{g}(\mathbf{x})$ の事後分布を更新するため、評価済み、かつ、制約条件を満たしたサンプリング点の集合を $D_g = \{(\mathbf{x}_1, g(\mathbf{x}_1)), \dots, (\mathbf{x}_t, g(\mathbf{x}_t))\}$ とし、 D_g の中で最良解を与える \mathbf{x} を \mathbf{x}^+ とする。次に、制約値の改善度を評価するため、ひとつ前の繰り返しにおけるサンプリング点を $\hat{\mathbf{x}}$ とし、その改善度を

$$\begin{aligned} \tilde{I}_C(\hat{\mathbf{x}}) &= 1_{\{\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta\}} \max\{0, f(\mathbf{x}^+) - \tilde{f}(\hat{\mathbf{x}})\} \\ &= 1_{\{\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta\}} \tilde{I}(\hat{\mathbf{x}}) \end{aligned} \quad (4.14)$$

とする。ここで、 $1_{\{\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta\}}$ は、制約値を満たしている場合、つまり、 $g(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta$ の場合は 1、それ以外は 0 を与える、実行可能解の可否を定める指標である。そのため、解候補 $\hat{\mathbf{x}}$ が実行不可能な場合は改善度 0 が割り当てられる。以上より、 $\tilde{I}_C(\hat{\mathbf{x}})$ を用いた獲得関数 EI は、

$$E\tilde{I}_C(\hat{\mathbf{x}}) = E[\tilde{I}_C(\hat{\mathbf{x}})|\hat{\mathbf{x}}]$$

$$\begin{aligned}
&= E[1_{\{\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta\}} \tilde{I}(\hat{\mathbf{x}}) | \hat{\mathbf{x}}] \\
&= E[1_{\{\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta\}} | \hat{\mathbf{x}}] E[\tilde{I}(\hat{\mathbf{x}}) | \hat{\mathbf{x}}] \\
&= Pr(\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}) \geq \beta | \hat{\mathbf{x}}) E[\tilde{I}(\hat{\mathbf{x}}) | \hat{\mathbf{x}}].
\end{aligned} \tag{4.15}$$

と表される。ここで、 $Pr(\tilde{g}(\hat{\mathbf{x}}))$ は一変量のガウス分布の累積確率分布で、GPにおけるガウス分布の周辺確率分布より解析的に算出することができる (Gardner et al. 2014)。また、Gardner et al. (2014) らが指摘しているように、CBOにおいては、実行不可能な点が最良解とみなされることはなく、 D_g と D_f による各GPの事後確率の更新が $f(\boldsymbol{\alpha})$ と $g(\boldsymbol{\alpha})$ の推定を可能にしている。これにより、 $f(\boldsymbol{\alpha})$ と $g(\boldsymbol{\alpha})$ 各々をより滑らかに推定できることを特長としている。

4.2.4 エージェントベースサプライチェーンシミュレータ

本項では、サプライチェーンにおける複雑な業務や市場変化などを柔軟にモデル化、評価でき、DSCTの一つとして位置付けられているエージェントベースサプライチェーンシミュレータについて説明する。

サプライチェーンは、「モノ」「金」「情報」の3つの流れからなり、それらは相互影響関係にある。「モノ」の流れとは、入庫、出庫、生産、輸送、在庫などのことである。「金」の流れとは、入金、出金、預金などのことである。「情報」の流れとは、需要予測、生産指示、在庫実績などのことである。ここで、「モノ」と「金」の流れは、「情報」によって制御されている。そして「情報」は、「モノ」と「金」の状態から決定される。例えば、定期発注方式で在庫補充している企業の場合、「モノ」の状態である現在の在庫量と、安全在庫量を入力情報として、あるアルゴリズムで人もしくは機械が処理を行い、注文という「情報」を出力する。そして、この注文という「情報」に基づいて、「モノ」が入出庫され、「金」が入出金される。このように「情報」を決定する際の入出力情報と、入力情報から出力情報に変換するアルゴリズムによりサプライチェーンは制御されているといえる。この点に着目し、入出力情報と情報変換のアルゴリズムを動的に可変とする「エージェント」を配置することでより現実に近いサプライチェーンマネジメントのシミュレーションを実現したのが、木内ほか (2016) が開発したエージェントベースサプライチェーンシミュレータである。

図4.3は、本エージェントベースサプライチェーンシミュレータにおける倉庫の例である。図4.3中に記載している様々なオブジェクト(ノード)とアークについては、それぞれ表4.1と表4.2に記している。このようなオブジェクト間の関係性をノードとア

ークで表現し、「モノ」「金」「情報」の関係を表している。

表 4.1：ノードの種類


ノード種別	オブジェクト	記号
物流ノード	入庫、生産、輸送、注文発行	○
	在庫	▽
金流ノード	入金、出金	○
	預金（口座）	▽
情報線：更新	意思決定者（エージェント）	
	情報（データ）	□

表 4.2：アークの種類

アーク種別	記号
物流線	→
金流線	→
情報線：参照	→
情報線：更新	→

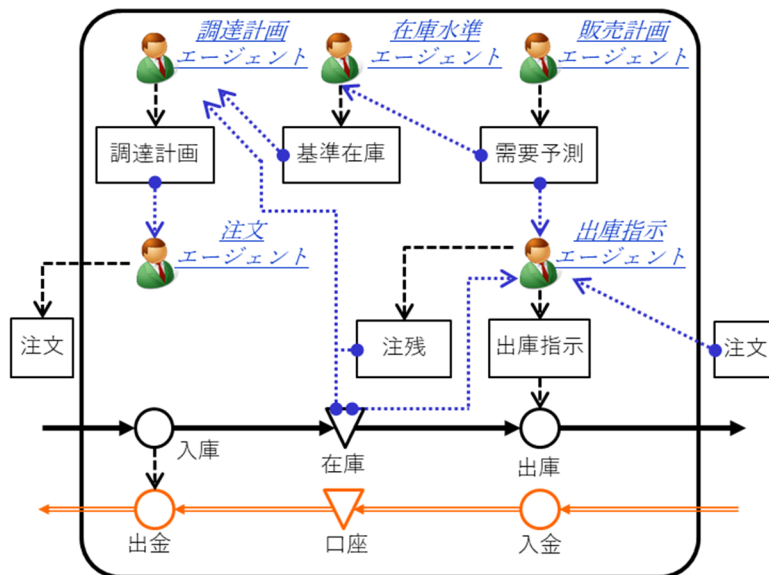


図 4.3：エージェントベースサプライチェーンシミュレータにおける倉庫の例

ここで先の在庫補充における本シミュレータの動作例を説明する。 T をシミュレーション日数とし K を本倉庫が担当する顧客の集合とおく。各日 $t \in T$ において、倉庫が受け取った注文を $O_i^t (i \in K)$ 、各注文に対し、出庫指示エージェントが発行する出庫指示を $SI_i^t (i \in K)$ とする。もし在庫が不足し、注文に対応できない場合は注残量 $O_i^t - SI_i^t$ を計算する。次に、需要予測エージェントが起動し、注残量を考慮した販売計画 DF_{it}^t を作成する。ここで DF は、各日付における需要予測値であり $\bar{t} (> t)$ であり、各 $i \in K$ に対して立案する。次に、在庫水準エージェントが起動し、 DF_{it}^t を考慮した在庫水準 TI^t を計算する。次に調達計画エージェントが在庫水準 TI^t 、現在の在庫量、および調達リードタイムを参照し、いつ、どれだけの量を調達すべきかを決定する（調達計画）。最後に、注文エージェントが調達計画に従い注文を上流拠点に対して発行する。

上述の例では各エージェントが連続に起動し、在庫補充に至るまでの流れを簡単な例を用いて説明した。実際のサプライチェーンにおいては、在庫水準を見直すタイミングや条件が様々あるため、本シミュレータでは定期的にエージェントを起動させる機能だけでなく、「在庫量が一定水準未満である場合に見直しを実行」や、「顧客の販売計画が見直された直後に自社の在庫水準を見直す」などの条件を設定し、シミュレーションできる機能を有している。これらの機能を組み合わせることで、実際のサプライチェーンにおける業務を高精度に再現することで DSCT としての役割を果たしている。次節では、提案した CBO、PBO を本シミュレータに適用した場合の数値実験について述べる。

4.3 実験条件

本研究で提案したペナルティベースベイズ最適化 (PBO) と制約付きベイズ最適化 (CBO) をエージェントベースサプライチェーンシミュレータに適用した場合の有効性を検証するため、数値実験を実施した。なお、比較対象はシミュレーションベース最適化アルゴリズムとして広く用いられている遺伝的アルゴリズム (GA) を選定した。

本節は以下の構成からなる。4.3.1 項では対象のサプライチェーン構成と最適化対象の変数について述べる。4.3.2 項ではシミュレータへのインプットである需要シナリオの生成ロジックについて説明する。4.3.3 項では CBO、PBO、GA の設定について述べる。なお、本実験においては、Intel Xeon E3-1230 v5、3.4GHz、4コア、8スレッド、64GB のメモリを搭載した Windows サーバ上で実行した。

4.3.1 サプライチェーン構成と変数の設定

はじめに、本実験においては、図 4.4 に示すシンプルなサプライチェーン構成を用いて、1) 提案した手法の有効性を簡便に評価し、2) 各アルゴリズムにおけるハイパーパラメータを決定した。その後、図 4.1 に示す多階層かつ複数拠点からなるサプライチェーン構成を対象に実験を行った。



図 4.4：シンプルな3段階サプライチェーン

図 4.4 に示すシンプルなサプライチェーンにおいては、配送センターがサプライヤに発注し、販社が配送センターに発注することで市場の需要を満足する。本サプライチェーンの目標は、すべての市場での需要充足率を規定値以上維持しつつ、サプライチェーン全体の在庫コストの合計値を最小化することである。以下、各拠点の在庫補充ポリシーなどの条件を説明する。

本実験においては、上流拠点から下流拠点への調達リードタイムはあらかじめ定めた値で、シミュレーション中に不変であると仮定し、1週間と設定した。一方、実際のサプライチェーンでは調達リードタイムが不確実な場合もある。このようなユースケースに対し、本エージェントベースサプライチェーンシミュレータは柔軟に再現することができる。

市場からの需要量は不確実であるため、配送センターと販社の両方が在庫を保持し、需要のブレに対応する。また、サプライヤは配送センターからの要求に対し、常に納期遅延なく供給できるよう十分な在庫を予め有していると仮定した。各拠点の在庫水準の見直しと市場の注文発行は、週次サイクルとした。一方、販社と配送センターの在庫補充においては、基準在庫量と現在の在庫量を毎日確認し、その差分を注文する設定とした。また、各拠点で注残が発生し、それを満たすことができる在庫を入庫した際、そのタイミングで下流拠点に出庫できる設定とした。なお、販社の需要予測は上流拠点と常に共有していると仮定している。そのため、より少ない在庫で高い需要充足率を達成可能なマルチエシュロン在庫政策を使用した。これは、上流拠点が下流拠点の在庫量や需要予測を監視し、サプライチェーン全体で保持すべき在庫量を決定する政策である (Zipkin 2000)。本実験で用いた各拠点の基準在庫 I_p の計算式を (4.16) 式に示す。

$$I_p = \mu LT + \alpha \sqrt{LT} \sigma \quad (4.16)$$

μ 、 σ は、各拠点に紐づくすべての市場の平均需要量と標準偏差である。 LT は、各拠点における調達リードタイムである。 α は安全在庫係数で、本実験における変数である。また、各拠点における在庫保有コストは各拠点で同一と仮定し、達成すべき需要充足率は95%以上と規定した。

4.3.2 需要シナリオの生成

本項ではシミュレータのインプットの1つである需要シナリオの生成方法を説明する。

需要が発生する期間(=シミュレーション期間)は以降すべての実験で30週とした。各週の需要はガウス過程 $X(t) \sim 4000 \times \text{Gaussian}(\mu(t), \Sigma(t, t'))$ に従うと仮定し、 $t \in [0, 30]$ とすると、需要の平均値は

$$\mu(t) = 10 + \sum_{p=1}^4 \gamma_p \phi_p(t) \quad (4.17)$$

で与えられる。ここで、 $\phi_p(t) = \sqrt{2} \sin(2p\pi t/30)$ であり、 $p = 1, \dots, 4$ 、 $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \dots, \gamma_4]^T = [2.133, 1.8, -1.067, -0.267]^T$ とした。このときの共分散関数は

$$\Sigma(t, t') = \sum_{p=1}^4 \lambda_p \phi_p(t) \phi_p(t') \quad (4.18)$$

で与えられ、 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_4]^T = [0.5, 0.275, 0.125, 0.05]^T$ とした。また、各需要シナリオにおける需要量の上限値は6万とした。

本需要シナリオの生成においては、複数のシナリオを生成し、各市場の各週のシナリオを $\{s_{i,j}\}_{i=1}^N$ で表す。各 $s_{i,j}$ は上記のガウス過程より、独立同分布から無作為なサンプリングを30回繰り返すことで生成した30次元のベクトルである。図4.5はある市場の5つの需要シナリオの例を示している。

前述のように変数 $\boldsymbol{\alpha}$ の入力に対し、在庫コストは $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Inv}(\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{s}_i)$ で評価される。つま

り、 α を用いてシミュレータを N 回実行し、対応する在庫コストを評価する。

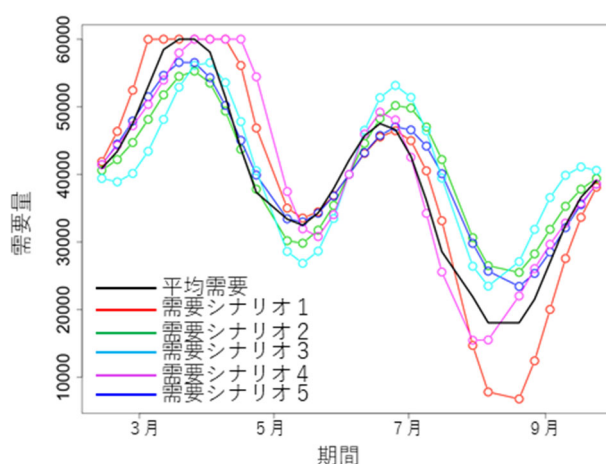


図 4.5：需要シナリオの例

4.3.3 CBO・PBO・GA の設定

本研究で提案した PBO においては、処理系は R を利用し、「rBayesianOptimization」パッケージを用いて実装した。また、CBO においては、「rBayesianOptimization」を用いて制約式の推定を行うモジュールを新たに開発した。

CBO、PBO ともに初期サンプリング点は 10、終了条件である繰り返し回数を 30 回とし、合計 40 通りの変数の組み合わせをエージェントベースサプライチェーンシミュレータで評価する設定とした。また、GP におけるハイパーパラメータの 1 つであるカーネル関数は、図 4.4 の簡単なサプライチェーン構成で実験し、デフォルトの指数関数を 2 の累乗と設定した。CBO、PBO ともに合計 40 回の繰り返しで得られた実行可能解の中から最良解を抽出する。これは、必ずしも最後の繰り返しで最良解が得られるとは限らないことを意味している。

GA においては、制約のない最適化問題、すなわち、本研究のペナルティベースベイズ最適化を取り扱うのが一般的である。そのため、(4.12)、(4.13) 式を用いて GA で最適解を求める設定とした。なお、ベイズ最適化と同様に、R の標準パッケージとして提供されている「GA」を用いた。繰り返し回数は 30 回とし、各交配で 10 の子孫（すなわち 10 個のサンプリング点）を生成する設定とした。したがって、合計 300 のサンプリング点をシミュレータで評価する。GA においては、生物の進化過程を模したアルゴリズムであるため、最後の反復で得られた解が最良解として出力される。

4.4 実験結果と考察

本節では上述の設定で実験した結果とその考察について述べる。はじめに、図 4.4 の単純なサプライチェーン構成で実験した結果を表 4.3 と表 4.4 に示す。

表 4.3：図 4.4 のサプライチェーン構成の実験結果；目的関数値（在庫コスト）

	解法			CBO 比	
	CBO	PBO	GA	PBO/CBO	GA/CBO
$N=5$	19234.16	26103.74	20754.56	1.36	1.08
$N=20$	19075.14	26654.07	20913.82	1.40	1.10
$N=50$	19045.41	23529.71	20744.55	1.24	1.09

表 4.4：図 4.4 のサプライチェーン構成の実験結果；計算時間

	解法			CBO 比	
	CBO	PBO	GA	PBO/CBO	GA/CBO
$N=5$	180.00	180.40	1839.80	1.00	10.22
$N=20$	534.80	541.40	10596.00	1.01	19.81
$N=50$	1239.20	1234.40	28318.60	1.00	22.85

各表は、CBO、PBO、GA の目的関数値と計算時間を示している。 N は需要シナリオ数であり、増加に伴いロバストな解が得られる一方、計算時間が増大していることを示している。また、各解法を比較すると、CBO は PBO と同程度の計算時間でより良い解を得られていることが示唆されている。これは、PBO においてはペナルティである Big M の影響で、目的関数を滑らかに近似するのが困難であることが要因であると考えられる。

GA と比較すると、CBO、PBO とともに短い計算時間で良い解を得ることができている。需要シナリオの数が増加すると、計算時間の差が顕著に表れており、特に、 $N = 50$ の場合、CBO は GA より約 22 倍高速に求解できていることを示している。

なお、GA におけるハイパーパラメータである突然変異の確率 $p_{permutate}$ は、表 4.5 に示すように全 3 パターンで試行し、計算時間、最適性両方に優れる 0.3 とした場合の結果を表 4.3 と表 4.4 に掲載している。

表 4.5 : GA におけるハイパーパラメータの評価結果

目的関数値 (在庫コスト)			
$P_{permutate}$	0.2	0.3	0.4
$N=5$	21192.36	20754.56	20361.40
$N=20$	20556.39	20913.82	20102.16
$N=50$	20856.63	20744.55	20085.85
計算時間 (秒)			
$P_{permutate}$	0.2	0.3	0.4
$N=5$	1871.00	1839.80	1956.40
$N=20$	10395.80	10596.00	11136.00
$N=50$	28494.20	28318.60	29105.80

次いで、図 4.1 の多段階、多拠点のサプライチェーン構成で実験した結果を表 4.6 と表 4.7 に示す。上述の表と同じく、各表は CBO、PBO、GA の目的関数値と計算時間を示しており、 N は需要シナリオ数である。CBO は GA と比較し、より複雑なサプライチェーン構成においても少ない計算時間で良い解を得ることができており、シナリオ数が増加するほど高速に求解できることを示唆している。

表 4.6 : 図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果 ; 目的関数値 (在庫コスト)

	解法			CBO 比
	CBO	PBO	GA	GA/CBO
$N=5$	32846.27	N/A	60295.33	1.84
$N=20$	32232.52	N/A	61729.16	1.92
$N=50$	39770.00	N/A	63439.20	1.60

表 4.7 : 図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果 ; 計算時間

	解法			CBO 比
	CBO	PBO	GA	GA/CBO
$N=5$	2240.60	N/A	3013.20	1.34
$N=20$	3494.80	N/A	12705.40	3.64
$N=50$	5512.60	N/A	31698.00	5.75

他方、PBO においては R プログラムがエラー終了し、実行可能解を得ることができなかった。この要因を調査するため、最初のサンプリングの結果を表 4.8 に示す。表 4.8 は各拠点の安全在庫係数の値とシミュレーション結果である在庫コスト、そして、各市場に対する需要充足率と制約充足の結果を示している。制約値である需要充足率を 95% とした場合、最初のサンプリングで実行可能解は 2 点しかなく、これが原因で目的関数の平滑性が著しく減少し、エラー終了したと考えられる。

表 4.8：図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果；途中結果

#	α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7	在庫 コスト	Fr_1	Fr_2	Fr_3	Fr_4	実行可能可否	
													$\beta=0.95$	$\beta=0.90$
1	1.03	1.33	1.62	1.98	0.96	2.55	2.91	106328.79	92.36	97.47	96.31	95.07	No	Yes
2	2.61	1.45	2.81	2.49	2.47	0.69	2.09	77576.81	98.53	98.81	98.57	96.58	Yes	Yes
3	1.43	2.10	1.76	2.44	2.20	1.74	2.91	106026.74	96.57	98.69	96.10	97.62	Yes	Yes
4	2.18	2.33	0.42	0.99	2.75	2.92	2.56	94207.50	97.80	95.60	93.30	97.98	No	Yes
5	1.60	0.19	0.54	1.63	2.54	1.40	2.67	98087.44	96.86	96.56	94.09	89.90	No	No
6	2.57	2.17	0.04	1.38	1.15	0.46	0.99	42554.18	97.95	90.96	60.59	94.85	No	No
7	2.55	1.08	2.91	2.40	1.78	2.82	2.03	76041.75	98.38	98.58	98.80	91.45	No	Yes
8	2.28	0.86	0.35	0.21	1.07	0.85	1.24	50317.83	97.73	89.17	90.86	85.62	No	No
9	0.57	0.33	2.22	0.55	0.10	1.74	1.84	71382.25	76.24	94.38	97.16	68.41	No	No
10	0.94	1.31	2.15	2.27	2.62	1.26	1.24	51292.39	95.76	92.06	88.44	96.35	No	No

そこで、制約値である需要充足率を 90%とした場合の結果を表 4.8 の最後列に示している。制約を緩和したことで、半数のサンプリング点で実行可能解を得られている。また、この需要充足率を 90%に緩和させた場合の CBO と PBO の比較を表 4.9 と表 4.10 に示す。計算時間は PBO の方がわずかに CBO より高速である。これは、CBO は目的関数と制約を同時に GP で推定しているため、各反復における計算時間が PBO より長いためと推測できる。一方、目的関数値を比較すると、すべての N のパターンで CBO が最大で 1.86 倍の良い解を得られている。

表 4.9 : 図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果 ($\beta = 0.90$)
 ; 目的関数値 (在庫コスト)

	解法		CBO 比
	CBO	PBO	GA/CBO
$N=5$	21854.77	39129.95	1.79
$N=20$	21030.59	39046.79	1.86
$N=50$	21322.52	37776.95	1.77

表 4.10 : 図 4.1 のサプライチェーン構成の実験結果 ($\beta = 0.90$) ; 計算時間

	解法		CBO 比
	CBO	PBO	GA/CBO
$N=5$	1009.40	884.40	0.88
$N=20$	2151.60	2014.00	0.94
$N=50$	4415.40	4248.60	0.96

4.5 まとめ

グローバルに多拠点を展開するサプライチェーンを対象に、急激に市況などが変化する経営環境下でのサプライチェーン効率運営を達成する DSCT の考え方に着目した。その上で、DSCT のツールの一つであるエージェントベースサプライチェーンシミュレータ（木内ほか 2016）を利用し、市場の需要充足率を達成しつつ、サプライチェーン全体のコストを最小化するマルチエシエロン方式の多段階在庫配置最適化問題を取り上げ、定式化した。加えて、本問題を解くための手法として、ペナルティベースベイズ最適化（PBO）と制約付きベイズ最適化（CBO）の2つの最適化手法を提案した。数値実験の結果、CBO は、多段階在庫配置最適化問題において、最も一般的に用いられている遺伝的アルゴリズム（GA）および PBO と比較し、最適性と計算効率の両面において上回ることを示した。特に、計算時間は最良のケースで GA より 22 倍高速であった。これは、DSCT において、より迅速に実際のサプライチェーンで発生した状況変化に対する対応策を立案可能なことを示唆している。

今後の課題として、数値パラメータだけでなく、在庫政策の組み合わせなどの非数値パラメータも考慮したサプライチェーン最適化問題が挙げられる。非数値パラメータを含む問題では、探索空間がより膨大になるため、より良いサロゲートモデルを構築するためには、多くのサンプルが必要になる。したがって、DSCT のシミュレータ、最適化アルゴリズムの両方の高度化が必要となる。今後は CBO の性能限界を探るとともに、勾配を用いたベイズ最適化（Wu et al. 2017）などを取り入れることが有効と考えられる。

第5章 多段階在庫配置最適化の高精度化に向けた海上輸送到着予測方式

本章では、3章で示した複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスにおいて、機械が担う機能(E)「多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能」のうち、特に重要な入力情報である「海上輸送到着予測」の方式の開発内容について述べる。多段階在庫配置最適化の入力情報には、一般的に3章2節にて【定数】として示した輸送リードタイム、生産リードタイム、出荷リードタイム、生産能力、在庫保管能力などがある。ここで、輸送リードタイム、特に船舶での輸送の場合、平均で日本-中国間14日、日本-APAC間21日、日本-米国間45日、日本-欧州間60日程度と、生産リードタイムが数日、出荷リードタイムが1、2日なのに対してきわめて長く、また天候などにも左右されるためばらつきも大きい。この海上輸送到着予測の精度が低いと、多段階在庫配置最適化計算の結果も低い精度となり、人が信用しなくなる。よって、海上輸送到着予測の高精度化は、機能(E)の実現において、極めて重要である。そこで、本研究では、海上輸送の到着時間予測を対象に、従来の機械アプローチで主流であったダイクストラ法やA*アルゴリズムよりも高精度な予測を実現する予測方式を開発した。なお本章の内容は、筆者の英文誌掲載論文である Ogura et al. (2021) に基づいている。

5.1 多段階在庫配置最適化の高精度化に向けた課題

国や地域間で関税を撤廃するFTA (Free Trade Agreement) やEPA (Economic Partnership Agreement) は年々拡大し、貿易の自由化が進展している (Regional Trade Agreements Data Base)。また、国境を越えてインターネットの通販サイト上で取引する越境EC (Electronic Commerce) の市場規模も年々増加し、今後2027年にかけて年率27%の成長が見込まれている (Cross-Border B2C E-Commerce Market)。これらの影響で、国や地域間の国際物流がますます活発化している。図5.1に示すように、世界の港湾で取り扱われるコンテナ数TEU (Twenty-foot Equivalent Unit) は年々増加し、2008年から2018年の10年間で取扱い数が1.5倍になっている (World Bank 2014)。特に、海上輸送は国際物流の全取扱量の約90%を占め、多くの企業のサプライチェーンにおいて重要な役割を果たしている (Pallotta et al. 2013)。

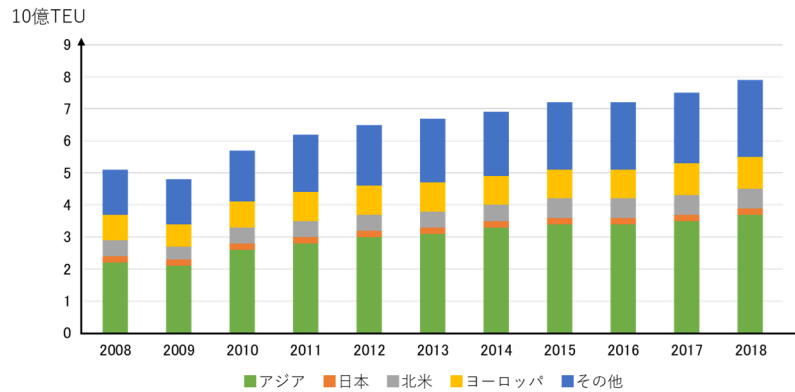


図 5.1：近年のコンテナ数の推移

しかし、海上輸送では航路上の天候状況などの影響で、目的港に予定通りに到着しないことがある。海上輸送は陸上輸送などのほかの輸送モードと比べ、所要時間が長いいため、遅延がサプライチェーンに与える影響も大きいため、各企業は、船舶の遅延リスクを考慮して、ある程度のマージンを見て船舶の輸送時間を設定し、工場、販社などの各拠点における調達、生産、出荷計画を立案している (Zhao et al. 2020)。しかし、顧客への納入遅延や工場での部品欠品といった問題が発生している。さらに、船舶の輸送時間のマージンを大きく取り過ぎ、余剰在庫が発生するといった問題も発生している。このため、船舶の到着時刻を高精度に予測することが多段階在庫配置最適化においてポイントになる。

5.2 海上輸送到着予測の先行研究と課題

5.2.1 先行研究

2002 年より船舶同士の衝突防止、人命保護の観点から、船舶を自動識別する船舶自動識別装置 AIS (Automatic Identification System) の搭載が、国際物流に従事する 300 総トン数以上の船舶、500 総トン数以上の船舶、旅客船で義務付けられている (International Telecommunication Union 2014)。AIS は、位置情報や船首方向などの船舶の動的情報、船舶識別番号や全長、総トン数などの船舶の静的情報を国際 VHF (Very High Frequency) で陸上施設に送信し、さらに陸上施設から他船舶に関する情報を取得している。

AIS の導入により、船舶の運航データを容易に取得可能になり、Marine Traffic のように、世界中の船舶の運航データを蓄積・公開するデータプロバイダも現れてきた (Marine Traffic 2021)。この結果、運航データを利活用した航路のルーティングや運航スケジューリングに関する研究が盛んになっている (Christiansen et al. 2013)。ここで、自動車や

航空機などのほかの輸送モードにおけるルーティングに関する研究は数多く存在する。例えば、Yang らは空港への直近の到着時刻を予測する手法を提案し (Yang et al. 2020)、Roy らは飛行経路と到着時刻を予測する手法を開発している (Roy et al. 2006)。しかし、船舶は自動車や鉄道といったほかの輸送モードと違い、自由に航路を選択できる特徴があり、この特徴を考慮した数多くの研究が存在する。近年では最短経路探索問題で良く用いられるダイクストラ法 (Dijkstra 1959) や、その派生形の A* アルゴリズム (Hart et al. 1968) を活用し、天候状況を考慮して、航路を算出する研究が提案されている (Shin et al. 2020、Pennino et al. 2020)。また、機械学習を用いて航路を予測する手法もいくつか存在し、Liu et al. (2019) はサポートベクターマシンと差分進化を組み合わせた手法、Dimitrios et al. (2016)、Yu et al. (2018) はニューラルネットワークを活用した手法を開発している。さらに、天候状況による船舶の航海速度変化を予測する研究も存在する (Szelangiewicz et al. 2018)。この研究では、運動方程式で船舶の動きをモデル化し、先々の航海速度を予測している。このモデルには、波高、波周期、風力といった波・風に関するパラメータや、エンジン回転数、プロペラ回転数、船首方向といった船舶の動的情報に関するパラメータが含まれており、航路上の天候状況とエンジン出力などのパラメータが分かれば、航海速度を算出できるようになっている。この研究と同じように Lu et al. (2013) は運動方程式で船舶性能をモデル化し、燃料消費などを予測する手法を提案している。

これらの研究の中で、目的港への到着時間を予測する代表的な研究として、Alessandrini et al. (2019) の研究がある。Alessandrini et al. (2019) は、現在位置から目的港への航路を予測し、航路上の航海速度を予測することで、目的港への到着時刻を算出する。図 5.2 に Alessandrini et al. (2019) の処理フローを示す。図 5.2 に示すように、(A) 航路算出ロジックと、(B) 航海速度算出ロジックの 2 つのロジックで構成されている。以下それぞれのロジックの概要を説明する。

(A) 航路算出ロジック

本ロジックでは、ダイクストラ法を活用し、通過候補となる各地点の船舶の混雑状況と地形情報を制約として、現在位置から目的港までの移動距離が最短となるように、航路を決定する。本ロジックは以下の 2 ステップで構成されている。

(1) ダイクストラ法で必要となるグラフ構造の設定

ダイクストラ法は、出発地から目的地までの最短経路を決定するアルゴリズムの 1 つで、通過地点をグラフの頂点、地点間の繋がりをグラフの辺で表現し、通過する辺のコストが最小となるような経路を算出する。Alessandrini et al. (2019) は、地点間の移動距離、通過候補となる各地点における混雑状況、各

地点が海上か陸上であるかという地形情報から、各辺のコストを設定する。

(2) ダイクストラ法による最適航路の算出

上記①で設定したグラフ構造に基づき、ダイクストラ法で航路を決定する。

(B) 航海速度算出ロジック

本ロジックでは、出発港と目的港が同じ過去航海から、その航路上の航海速度を算出し、目的港までの所要時間を算出する。本ロジックは以下の2ステップで構成されている。

(3) 航海速度の算出

予測対象となっている船舶の運航データから、出発港と目的港が同じデータを抽出し、その平均航海速度を算出する。

(4) 目的港への到着時刻の算出

上記②で算出した航路から、現在位置から目的港までの距離を算出し、上記③で算出した航海速度で割算することで、目的港までの所要時間を算出する。その後、現時刻に目的港までの所要時間を合算することで、目的港への到着時刻を算出する。

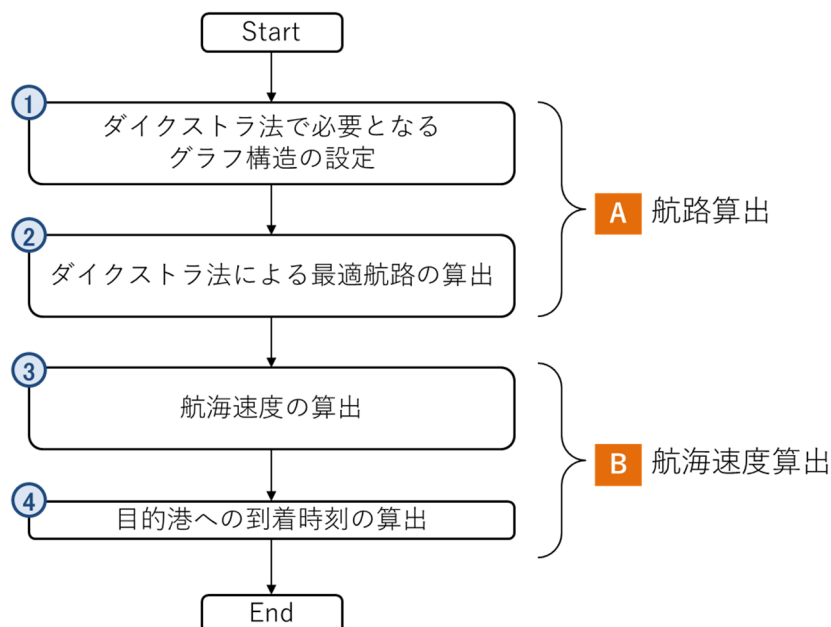


図 5.2 : 従来研究 (Alessandrini et al. 2019) の処理フロー

5.2.2 先行研究の課題

5.2 節で述べたように、Alessandrini et al. (2019) は、(A) 現在位置から目的港までの航路を算出した上で、(B) 航路上の航海速度を予測し、目的港までの所要時間を算出するが、(A) (B) それぞれについて課題がある。以下ではロジック毎にその課題を述べる。

(A) 航路算出ロジックにおける課題

Alessandrini et al. (2019) は、通過候補となる各地点の船舶の混雑状況と地形情報を制約として、現在位置から目的港までの移動距離が最短となるように航路を決定しているが、先々の天候状況を考慮できていない。

一般に船長は船舶の安全性を担保できるように、先々の天候状況に応じて航路を決定している。Fujii et al. (2017) は、冬季の日本からアメリカまでの太平洋航路における航路を運航データから分析している。一般に日本からアメリカへ向かう東航では、低気圧からの追い風や追い波を受けて進めるように、太平洋の中央を通過する。一方、アメリカから日本へ向かう西航では、東航とは逆に向かい風・向かい波となるために、太平洋の中央ではなく、アリューシャン列島付近まで北上するか、又は南下する航路をとる。一方、Alessandrini et al. (2019) のロジックでは、このような天候による影響を考慮していないため、東航と西航で全く同じ航路を算出してしまう。このように、Alessandrini et al. (2019) のロジックでは、太平洋のような天候の影響が大きい航路を対象にした場合に、実際の航路と差異が発生し到着時刻の予測精度も低下する恐れがある。

5.2.1 節で述べた、ほかの従来研究も高精度な予測が難しい。Yang et al. (2020) の研究では空港への到着流を予測するが、個々の航空機の航路まで予測しない。Roy et al. (2006) の研究では目的空港への航路を算出するが、線形モデルを使っているために、短距離の航路は高精度に予測できるが、長距離の航路の高精度な予測は難しい。またサポートベクターマシンやニューラルネットワークを活用した Liu et al. (2019)、Dimitrios et al. (2016)、Yu et al. (2018) の研究は、Alessandrini et al. (2019) の研究と同様に天候状況まで考慮していない。さらに、天候状況を考慮してダイクストラ法や A* アルゴリズムで最短経路を算出する手法が存在するが、航路上の安全性まで考慮していない (Shin et al. 2020、Pennino et al. 2020)。そのため、実際の航路から外れた結果となる恐れがある。

(B) 航海速度算出ロジックにおける課題

5.2.1 節で示したように、Alessandrini et al. (2019) は、予測対象となっている船舶の運航データから、出発港と目的港が同じデータを抽出し、平均航海速度を算出する。しかし天候状況によって航海速度が変化する可能性があるにもかかわらず、先々の天候状況を考慮していない。また、一般に港湾、沖合、海峡などの通過地域によって航海速度が異なる。その一例を図 5.3 に示す。図 5.3 は、2019 年 11 月に関門海峡、九州沖、台湾沖、香港港周辺を通過した船舶の航海速度分布で、沖合では高速で航海しているが、海峡、港湾付近では平均 10knot 以下の低速で航海していることが分かる。Alessandrini et al. (2019) の研究では、このような航海速度の地域性を考慮できていない。

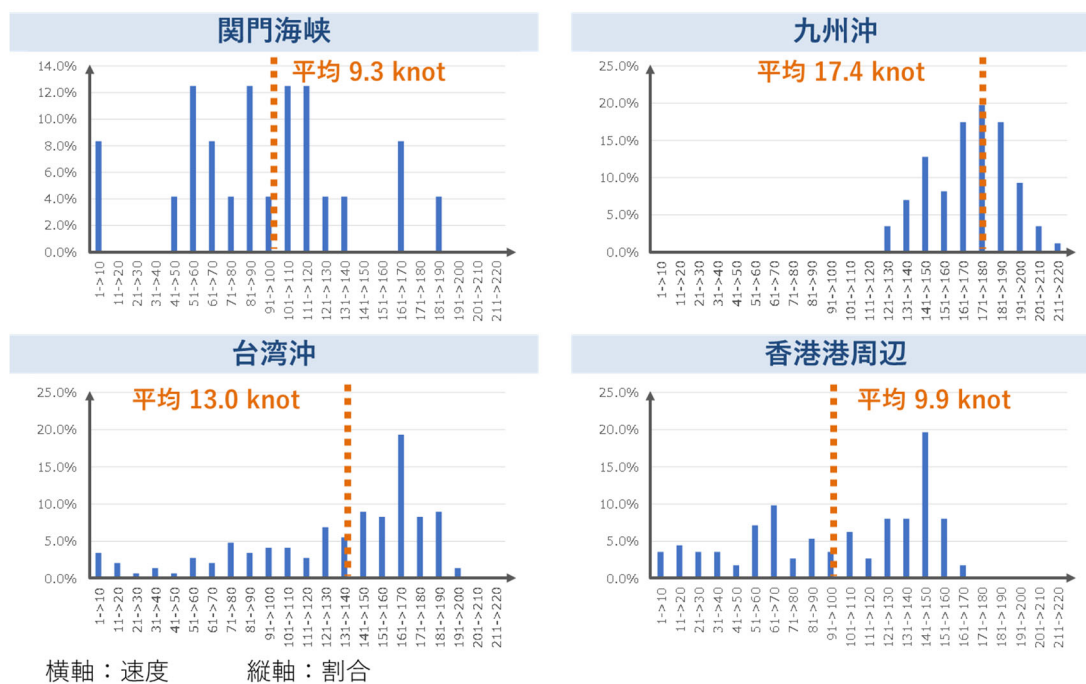


図 5.3：様々な海域における航海速度

また前述したように、航海速度を算出する研究に Szelangiewicz et al. (2018) がある。Szelangiewicz et al. (2018) は、船舶の運動方程式で波・風に関するパラメータを考慮し、天候状況を加味した航海速度を算出できるようにしている。またエンジン回転数やプロペラ回転数をパラメータとして考慮している。これらのパラメータは港付近では小さく、沖合では大きくなるといった相関があるため、航海速度の地域性も考慮できる。しかしながら、この運動方程式には、粘性抵抗などのパラメータが存在し、こ

これらのパラメータは船舶模型の水槽実験で船舶毎にチューニングする必要がある。しかし、水槽実験は必ずしも実際の海上環境とは一致せず、海上環境にあったパラメータの導出が難しい。またエンジン回転数やプロペラ回転数などの船舶の動的情報は、AIS が提供する運航データには含まれておらず、船舶によってはこのログデータを残していないため、取得が難しい。同様の問題は、同じく運動方程式を活用する Lu et al. (2013) の研究でも生じる。このため、これらの研究では高精度に航海速度を算出することが難しい。

5.3 提案する予測方式

Alessandrini et al. (2019) は (A) 航路算出時に、先々の天候状況を加味して船舶の安全性が担保された航路を算出できない、(B) 航海速度算出時に、先々の天候状況や航海速度の地域性を考慮できないという問題があった。このため、到着時刻の高精度予測のためには、天候状況、船舶の安全性、航海速度の地域性を (A) (B) のロジックで考慮することが必要となる。

ここで、林らの研究で述べられているように、船舶では自由に航路を選択できるものの、船長によって航路選択基準はおおよそ一定のため、天候などの影響に応じて選択され得る航路は限定される (Hayashi et al. 2006)。本研究ではこの点に着眼し、対象船舶の過去航路を分析し、現在の天候状況と近い過去航路を採用すれば、実際と乖離が少ない航路を算出できると考えた。

また 5.2.1 節で述べたように、Alessandrini et al. (2019) は、同一船舶の過去データの中で出発港と目的港が同じデータを抽出し、その航海速度の平均値を算出していた。本研究では、天候状況や航海速度の地域性も考慮するために、航路の通過地点毎に航海速度を算出し、目的港への到着時刻を算出する。具体的には、各地点における航海速度を、経度、緯度といった位置情報や、各地点における天候情報、船舶の動的情報が類似した過去データで予測する。

ここで、天候情報、船舶の動的情報に関しては、Szelangiewicz et al. (2018) の研究で採用されているパラメータを参考にする (図 5.4)。具体的には、天候情報としては波高、波周期、風速、船舶の動的情報としては船首方向をパラメータとして採用する。本研究と Szelangiewicz et al. (2018) の研究で用いる主なパラメータを図 5.4 に示す。図 5.4 に示すように、Szelangiewicz et al. (2018) が考慮していたエンジン回転数とプロペラ回転数を、本研究では経度、緯度といった位置情報で代用することで、航海速度の地域性を考慮する。

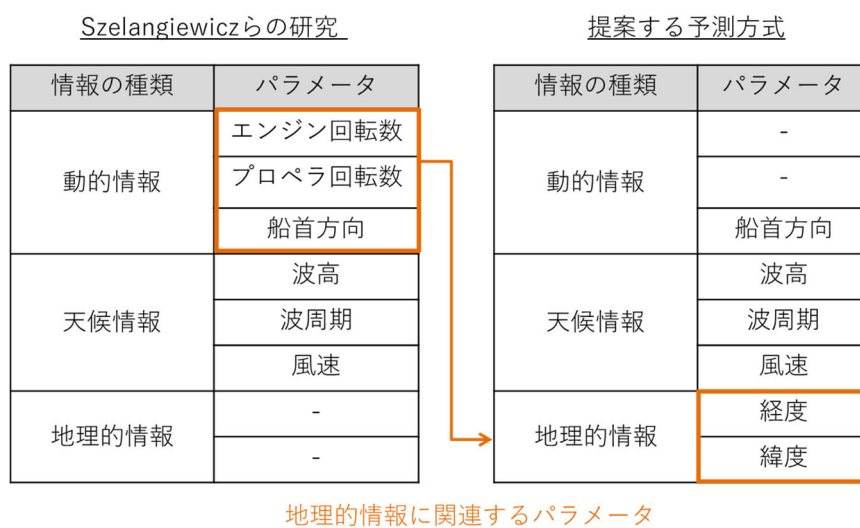


図 5.4 : 従来研究 (Szelangiewicz et al. 2018) とのパラメータ比較

ただし、類似した過去データを抽出する際、タイプ、総トン数、経度、緯度、波高、波周期、風速、船首方向が全て一致するデータは少ないため、単純に全パラメータが類似した過去データを抽出するだけでは予測精度が低くなる。一方、パラメータ毎に類似した過去データはある程度確保できる。そこで、本研究ではベイズ学習 (Bishop 2006) を活用し、パラメータ毎に抽出した過去データから航海速度の確率分布を生成し、それらを組み合わせることとする。これにより、データ数が少なくなる問題を回避する。航路算出ロジック、および航海速度算出ロジックの詳細を下記に示す。

5.3.1 航路算出ロジック

航路算出ロジックの概要を図 5.5 に示す。図 5.5 に示すように、本ロジックは以下に示す A1 から A3 の処理で、予測対象の船舶と類似した船舶の過去航路の中から、今後の天候状況と最も近い航路を抽出する。

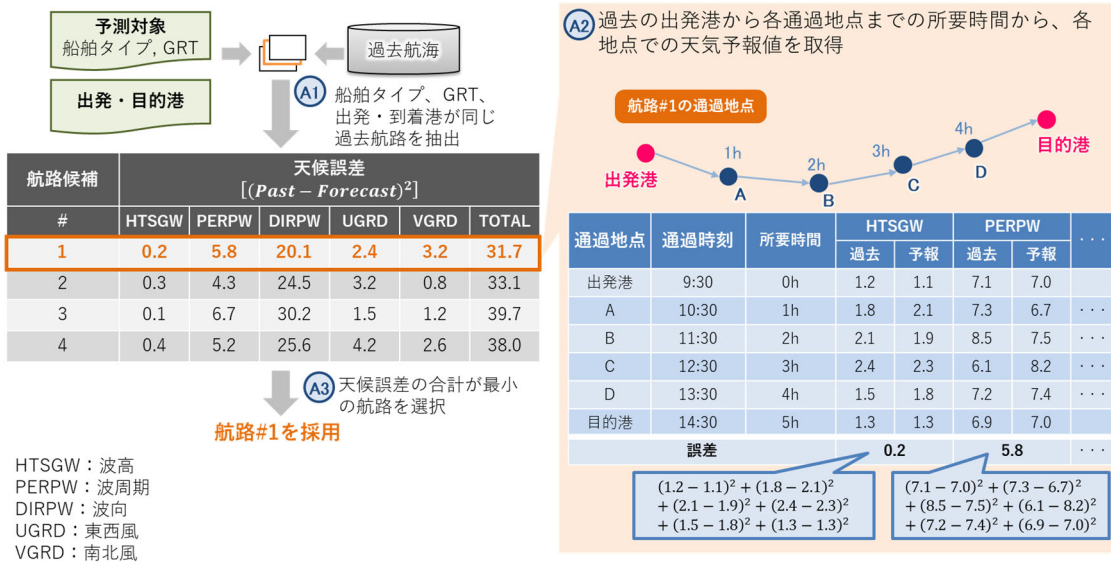


図 5.5 : 航路算出ロジックの概要

まず A1 ステップでは、予測対象の船舶と類似した船舶のうち、出発港と目的港が同じ航路を抽出する。定期便以外の船舶は特定の港を往復しないため、予測対象と同一の船舶で過去航路を分析するだけでは、十分なデータ数を抽出できない恐れがある。そこで、データ数を十分に確保できるように、予測対象の船舶に加え、その船舶と類似した船舶のデータも活用することとした。ここで、船舶の類似性の判断が課題となるが、一般にタンカー、コンテナ船といった船舶のタイプと、その重量である総トン数が決まれば、全長や横幅などの船舶の寸法が決まる (TECHNICAL NOTE of National Institute for Land and Infrastructure Management 2021)。このため、本研究では船舶のタイプと総トン数が類似した船舶の過去データから、現在の天候状況と近い航路を抽出することとする。総トン数に関しては、数値まで完全一致する船舶は存在しないため、1 万トン級、2 万トン級、3 万トン級など総トン数のオーダで判断する。例えば、図 5.6 の例では、予測対象の船舶のタイプが「コンテナ船」、総トン数 GRT (Gross Register Tonnage) が「21,643」であるため、タイプが「コンテナ船」、総トン数のオーダが「2 万トン級」の船舶を抽出する。

予測対象	mmsi	船舶タイプ	GRT
	1	コンテナ船	21,643
	100	コンテナ船	24,765
予測対象と 類似した船舶	101	車両輸送船	19,874
	102	コンテナ船	26,123
	103	コンテナ船	35,762

図 5.6：予測対象と類似した船舶の例

次に A2 ステップでは、A1 で抽出したそれぞれの過去航路に対し、過去と将来の天候状況を取得し、その誤差を定量化する。定量化にあたって定義した集合、添え字、定数の詳細を下記に示す。

【集合】

$ROUTE$: A1 ステップで抽出した航路の集合

$POINT_r$: 航路 r 上の通過地点の集合

【添え字】

$r \in ROUTE$: 航路

$p \in POINT_r$: 通過地点

【定数】

$HTSGW_{rp}^{Past}$: 航路 r の通過地点 p における過去の波高

$HTSGW_{rp}^{Future}$: 航路 r の通過地点 p における将来の波高

$DIRPW_{rp}^{Past}$: 航路 r の通過地点 p における過去の波向

$DIRPW_{rp}^{Future}$: 航路 r の通過地点 p における将来の波向

$PERPW_{rp}^{Past}$: 航路 r の通過地点 p における過去の波周期

$PERPW_{rp}^{Future}$: 航路 r の通過地点 p における将来の波周期

$UGRD_{rp}^{Past}$: 航路 r の通過地点 p における過去の東西風

$UGRD_{rp}^{Future}$: 航路 r の通過地点 p における将来の東西風

$VGRD_{rp}^{Past}$: 航路 r の通過地点 p における過去の南北風

$VGRD_{rp}^{Future}$: 航路 r の通過地点 p における将来の南北風

ここで上記定数のうち、各通過地点における過去の波高、波向、波周期、東西風、南北風の値は、各地点の通過時刻から取得可能である。一方、これらの将来の値は、各地点の通過時刻が未定のため、取得できない。そこで、本研究では、過去の通過地点間の所要時間から今後の各地点の通過時刻を概算し、データを取得する。例えば、図 5.5 の例では、出発港から A 地点までは 1 時間要しているため、A 地点における将来の波高、波向、波周期、東西風、南北風の値は現時刻から 1 時間後の値を取得する。

これらの定数が取得できた後、下記 (5.1) 式のように、各地点における天候誤差を過去と将来の値の 2 乗誤差で算出し、それらを合算することで、着目している航路での天候の誤差を求める。この処理を①で抽出した全航路に対し実行する。

$$\begin{aligned} \sum_p & (HTSGW_{rp}^{Past} - HTSGW_{rp}^{Future})^2 + (DIRPW_{rp}^{Past} - DIRPW_{rp}^{Future})^2 \\ & + (PERPW_{rp}^{Past} - PERPW_{rp}^{Future})^2 + (UGRD_{rp}^{Past} - UGRD_{rp}^{Future})^2 \\ & + (VGRD_{rp}^{Past} - VGRD_{rp}^{Future})^2 \end{aligned} \quad (5.1)$$

A2 ステップで算出した天候の誤差が最小であれば今後の天候状況と最も近い航海と考えられる。そこで、A3 ステップでは各航海における天候の誤差を比較し、その誤差が最小の航路を採用する。

5.3.2 航海速度算出口ジック

本ロジックは、図 5.7 に示すように、以下の B1 から B3 の処理で各通過地点における航海速度を算出することで、地点間の所要時間を算出し、目的港への到着時刻を算出する。

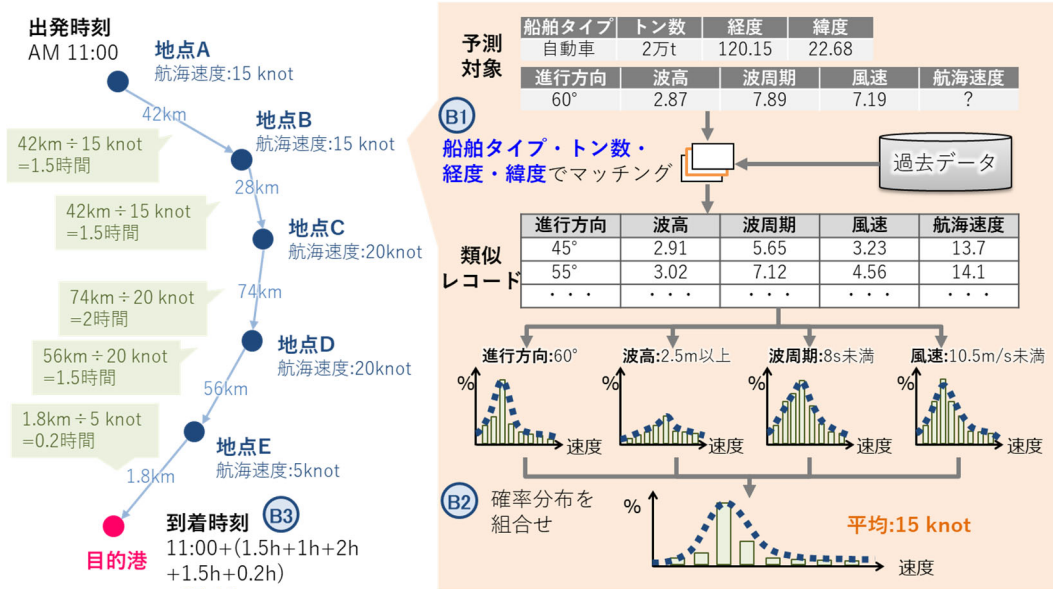


図 5.7：航路速度算出口ジックの概要

まず B1 ステップでは、各通過地点における類似した船舶の過去データを抽出する。具体的には、着目している通過地点の経度と緯度、そして予測対象船舶のタイプと総トン数が類似した過去データを抽出する。ここで、経度と緯度が完全一致したデータは少ないため、着目している経度、緯度から±0.1° 内のデータは類似しているとみなす。例えば、図 5.7 の場合、経度が 120.05 から 120.25、緯度が 22.58 から 22.78 の範囲内にあるデータであれば、類似しているとみなす。

次に B2 ステップでは、ベイズ学習で各地点における先々の天候状況や船首方向を反映した航海速度の確率分布を導出し、その平均値を算出する。ベイズ学習では、(5.2) 式のベイズの定理に基づいて、学習データに基づき確率分布を更新する。

$$\text{事後分布} \propto \text{事前分布} \times \text{尤度関数} \quad (5.2)$$

ここで、事前分布 (Prior Distribution) は学習前の推定対象の確率分布、事後分布 (Posterior Distribution) は学習後の推定対象の確率分布、尤度関数 (Likelihood) は学習データの確率分布である。また、 α は左辺が右辺に比例することを意味している。本研究では、推定対象が航海速度で、事前分布は B1 ステップで抽出したデータで生成した航海速度の確率分布、尤度関数は船首方向、波高、波周期、風速が類似した過去データの確率分布、事後分布は事前分布に尤度関数を反映した航海速度の確率分布である。なお本研究では、事前分布、尤度関数ともに実データに基づき作成したヒストグラムとする。図 5.8 に航海速度に対するベイズ学習のイメージを示す。図 5.8 に示すように、航海速度のヒストグラムの階級毎にベイズの定理を適用していく。例えば、図 5.8 では、航海速度が 10knot の級数に対し、ベイズの定理で航海速度の確率分布を更新しており、事前分布では 10knot における確率が 40%であったが、尤度関数を掛け算することで、事後分布では 11%になっている。事前分布の 10knot 以外の他級数に対しても同様に処理し、算出されたヒストグラムを 1 に正規化することで、事後分布が求まる。

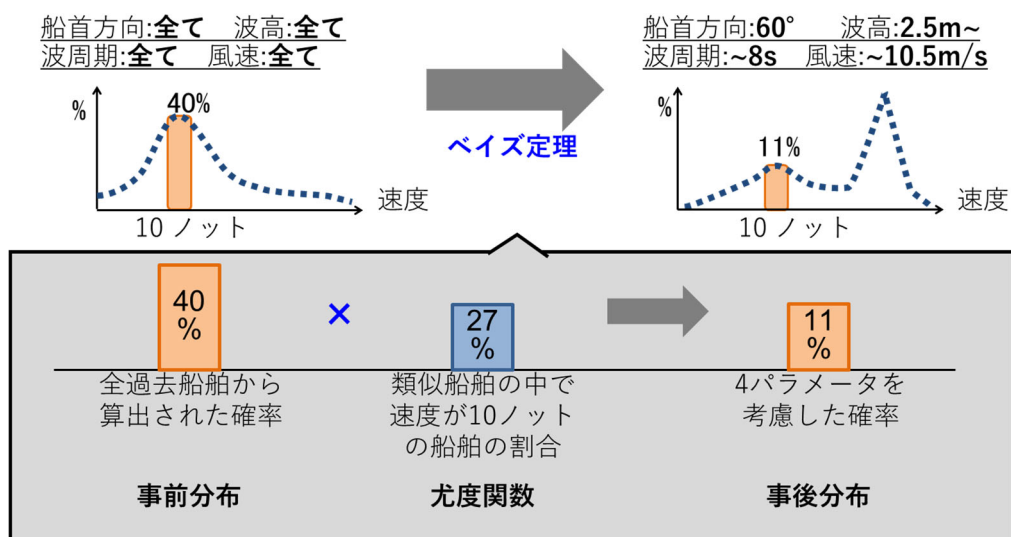


図 5.8 : ベイズ学習による航海速度の算出

なお、尤度関数は船首方向、波高、波周期、風速のパラメータが類似した船舶のデータから算出されるが、これらのパラメータ全てが完全一致したデータは極めて少ない。そのため、以下のようにパラメータ毎に確率分布を生成し、それらを組み合わせることで尤度関数を算出する。以下その詳細を数式を用いて説明する。説明にあたり、必要な確率変数を以下のように定義する。

v	: 航海速度
$Heading$: 船首方向
$HTSGW$: 波高
$PERPW$: 波周期
$WindSpeed$: 風速

また以降では p は確率分布を表すものとし、例えば航海速度の事前分布は $p(v)$ と表現する。これらを (5.2) 式のベイズの定理で表現すると下記のようなになる。

$$p(v|Heading, HTSGW, PERPW, WindSpeed) \propto p(Heading, HTSGW, PERPW, WindSpeed|v) \times p(v) \quad (5.3)$$

$p(Heading, HTSGW, PERPW, WindSpeed|v)$ は航海速度 v の条件付き確率で表される尤度関数となる。本項は条件付き確率の定義に基づき、下記のように4つの項に展開することができる。

$$p(Heading, HTSGW, PERPW, WindSpeed|v) = p(Heading|v) \times p(HTSGW|v) \times p(PERPW|v) \times p(WindSpeed|v) \quad (5.4)$$

$p(Heading|v)$ は船首方向、 $p(HTSGW|v)$ は波高、 $p(PERPW|v)$ は波周期、 $p(WindSpeed|v)$ は風速に関するそれぞれ条件付き確率である。これらのパラメータ毎の条件付き確率の算出時は、船首方向、波高、波周期、風速の全てのパラメータが類似しているデータに限定しなくてよいため、データ数が確保できる。そこで、(5.4)式で組み合わせることで尤度関数を算出する。なお、各パラメータの条件付き確率は次のように計算される。図 5.7 の例では、予測対象の船首方向が 60° であるため、B1 ステップで抽出した船舶のうち、船首方向が 60° である割合を航海速度毎に計算する。例えば図 5.8 の場合、航海速度が 10knot に対する処理をするため、B1 ステップで抽出した船舶のうち、航海速度が 10knot かつ船首方向が 60° である割合を算出する。ほかのパラメータにも同様の処理を行い、尤度関数を算出する。

最後に B3 ステップでは、各通過地点における航海速度と地点間の距離より、現在位置から目的港までの所要時間を算出し、目的港への到着時刻を算出する。図 5.7 では、地点 A における航海速度が 15knot、地点 A、B 間の距離が 42km であるため、A、B 間の所要時間は $42\text{km} \div 15\text{knot}$ で 1.5 時間と算出される。この処理を他地点に対しても行い、目的港までの所要時間は $1.5+1.5+2+1.5$ で 6.5 時間と算出される。算出した所要時間を出発時刻 11:00 に合算することで、目的港への到着時刻は 17:30 と算出される。なお、地点間の距離は 2 地点の経度と緯度から算出する。その算出式はいくつか知られているが、本研究では最も一般的な球面上の大円距離を算出する方法を採用している（三浦 2015）。本手法では、2 地点 (ϕ_1, θ_1) , (ϕ_2, θ_2) の距離 L は下記 (5.5) 式のように算出される。

$$L = 6370 \times \cos^{-1}(\sin \phi_1 \sin \phi_2 + \cos \phi_1 \cos \phi_2 \cos(\theta_1 - \theta_2)) \quad (5.5)$$

5.4 予測精度の検証

5.4.1 検証条件

本節では、5.3 節で説明した予測方式の精度検証について説明する。5.2 節で述べたように、航路、航海速度の両方を予測する Alessandrini et al. (2019) の研究が最も本研究と近いと判断し、本研究の比較対象とする。今回の検証では、タイから日本への洗濯機輸入で用いられる船舶と、日本からアメリカへの自動車輸出で用いられる船舶をビークルとする。対象とした船舶、およびその航路を表 5.1 に示す。

表 5.1：精度検証の対象にした船舶

船舶名	出発港	目的港	出発時刻
TS TOKYO	KOBE	NAGOYA	2020/4/18 16:44
	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/4/19 17:48
	TOKYO	KEELUNG	2020/4/22 10:24
	KEELUNG	TAICHUNG	2020/4/25 18:32
TS OSAKA	KOBE	NAGOYA	2020/4/23 11:18
	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/4/24 12:08
	TOKYO	KEELUNG	2020/4/26 2:23
	KEELUNG	TAICHUNG	2020/4/29 11:30
NEW CENTURY 1	TOYOHASHI	LONG BEACH	2020/8/8 10:18
NEW CENTURY 2			2020/7/30 10:08

表 5.1 のうち、TS TOKYO と TS OSAKA が洗濯機輸入で使用されている船舶、NEW CENTURY 1 と NEW CENTURY 2 が自動車輸出で使用されている船舶である。TS TOKYO と TS OSAKA に対しては、神戸・名古屋間、名古屋・横浜間、東京・基隆（台湾）間、基隆・台中（台湾）間の 4 航路、NEW CENTURY 1 と NEW CENTURY 2 に対しては、豊橋・ロングビーチ（アメリカ）の 1 航路を対象とし、それぞれの航路の目的港への到着時刻を予測する。

なお、予測する際に使用した学習データは下記の通りである。

- TS TOKYO、TS OSAKA

洗濯機輸入で使用される 13 船舶が'19/1 から'20/3 に運航した 405 航路

- NEW CENTURY 1、NEW CENTURY 2

'20/4～'20/7 に豊橋発、ロングビーチ着で運行した NEW CENTURY 1、NEW

CENTURY 2 以外の船舶も含む 9 航路

また天候情報は京都大学生存圏研究所が公開しているオープンデータを使用する (Research Institute for Sustainable Humanosphere Kyoto University)。表 5.2 に本研究で使用する船舶のデータの一例を示す。表 5.2 の経度と緯度をキーとして、船舶の運航データと天候情報を紐づけている。表 5.2 のカラムの詳細を表 5.3 に示す。

表 5.2 : 船舶データの一例

MMSI	SPEED	LON	LAT	COURSE	HEADING	TIMESTAMP	HTSGW	PERPW	DIRPW	UGRD	VGRD
538007662	164	136.938	34.61643	315	315	2019/1/1 0:01	1.05078	5.10156	320	4.81057	-4.45996
538007662	173	136.7697	34.85543	0	359	2019/1/1 1:00	0	0	-10	1.52932	-1.91309
538007662	0	136.7413	34.97633	9	339	2019/1/1 1:59	0	0	-10	2.01369	-0.381836

表 5.3 : 表 5.2 のカラム詳細

カラム名	詳細
MMSI	船舶の識別番号
SPEED	通過地点における航海速度
LON	通過地点の経度
LAT	通過地点の緯度
COURSE	通過地点における航海方向
HEADING	通過地点における船首方向
TIMESTAMP	通過地点の通過時刻
HTSGW	波高
PERPW	波周期
DIRPW	波向
UGRD	南北風
VGRD	東西風

今回の精度検証では、(5.6) 式に示すような各航海における平均絶対誤差率 (MAPE) を活用する。

$$MAPE = \left| \frac{(\text{到着予測時刻} - \text{出発時刻}) - (\text{実際の到着時刻} - \text{出発時刻})}{\text{実際の到着時刻} - \text{出発時刻}} \right| \times 100(\%) \quad (5.6)$$

本研究では、到着予測時刻が実際の到着時刻に近いほど精度が高くなるように、MAPEを100%から引き算した(5.7)式で精度を評価する。

$$\text{予測精度} = 100(\%) - \text{MAPE} \quad (5.7)$$

5.4.2 検証結果

表 5.4 に表 5.1 の 10 航路に対する予測精度の検証結果を示す。表 5.4 から分かるように、10 航路全てで開発方式の方が Alessandrini et al. (2019) の研究よりも予測精度が高く、また 10 航路の平均予測精度も開発方式では 90%、Alessandrini et al. (2019) の研究では 62%と開発方式の方が高い。

表 5.4 : 表 5.1 の 10 航路における予測精度

船舶	対象航路		到着時刻			予測精度	
	出発港	目的港	実際の時刻	開発方式	Alessandriniらの方式	開発方式	Alessandriniらの方式
TS TOKYO	KOBE	NAGOYA	2020/4/19 8:57	2020/4/19 10:56	2020/4/19 16:36	88%(2h)	53%(7.7h)
	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/4/20 8:38	2020/4/20 8:16	2020/4/20 14:42	98%(-0.4h)	59%(6.1h)
	TOKYO	KEELUNG	2020/4/25 10:28	2020/4/25 14:19	2020/4/25 21:55	95%(3.9h)	84%(11.5h)
	KEELUNG	TAICHUNG	2020/4/26 2:03	2020/4/26 2:06	2020/4/26 1:12	99%(0.1h)	89%(-0.8h)
TS OSAKA	KOBE	NAGOYA	2020/4/24 2:41	2020/4/24 5:30	2020/4/24 11:10	82%(2.8h)	45%(8.5h)
	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/4/25 1:13	2020/4/25 3:59	2020/4/25 9:02	79%(2.8h)	40%(7.8h)
	TOKYO	KEELUNG	2020/4/28 23:28	2020/4/29 4:02	2020/4/29 13:54	93%(4.6h)	79%(14.4h)
	KEELUNG	TAICHUNG	2020/4/29 22:57	2020/4/29 19:38	2020/4/29 18:10	71%(-3.3h)	58%(-4.8h)
NEW CENTURY 1	TOYOHASHI	LONG BEACH	2020/8/21 6:12	2020/8/21 7:54	2020/8/26 13:55	99%(2.3h)	59%(127.7h)
NEW CENTURY 2			2020/8/12 6:04	2020/8/12 8:22	2020/8/17 13:45	99%(1.7h)	59%(127.7h)

開発方式の有効性を検証するために、さらに日本と台湾間の 30 航路を対象に精度検証した。その結果を表 5.5 に示す。Alessandrini et al. (2019) の研究と 30 航路での平均予測精度を比較した結果、開発方式は 85%、Alessandrini et al. (2019) の研究は 69%と、開発方式の方が高くなった。さらに、この結果が統計的に優位であるかを有意水準 0.05 の t 検定で評価した。その結果、平均予測精度の差の 95%信頼区間は 0.081 から 0.23、自由度は 29、t 値は 4.03、p 値は 0.00036 と 0.05 より小さくなる。このため、2 方式の平均予測精度の差は統計的に優位であると言える。この結果から、開発方式は従来の予測方式よりも高精度に予測できることが確かめられた。

表 5.5 : 日本・台湾間の 10 航路の予測精度

船舶	対象航路		出発時刻	実際の時刻	到着時刻		Alessandriniらの方式	予測精度
	出発港	目的港			開発方式	開発方式		
TS TOKYO	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/3/22 6:14	2020/3/22 22:30	2020/3/22 21:08	2020/3/23 3:08	Alessandriniらの方式	71%
TS TOKYO	NANSHA	OSAKA	2020/3/16 4:58	2020/3/19 23:14	2020/3/20 3:49	2020/3/20 6:12	開発方式	92%
TS TOKYO	KOBE	NAGOYA	2020/3/21 2:48	2020/3/21 22:19	2020/3/21 19:43	2020/3/21 2:40	開発方式	95%
TS TOKYO	TOKYO	KEELUNG	2020/3/24 6:11	2020/3/27 5:40	2020/3/27 11:46	2020/3/27 18:03	開発方式	87%
TS TOKYO	KEELUNG	TAICHUNG	2020/3/27 11:52	2020/3/27 19:43	2020/3/27 20:12	2020/3/27 18:32	開発方式	91%
TS TOKYO	TAICHUNG	KAOHSIUNG	2020/3/28 3:52	2020/3/28 12:26	2020/3/28 15:13	2020/3/28 18:10	開発方式	94%
TS TOKYO	KAOHSIUNG	NANSHA	2020/3/28 18:38	2020/3/30 0:08	2020/3/30 5:41	2020/3/30 3:01	開発方式	67%
TS TOKYO	LAEM CHABANG	HONG KONG	2020/4/9 5:32	2020/4/13 4:33	2020/4/13 5:27	2020/4/12 22:31	開発方式	81%
TS TOKYO	NANSHA	OSAKA	2020/4/14 10:24	2020/4/17 23:06	2020/4/18 7:44	2020/4/18 11:50	開発方式	99%
TS TOKYO	KEELUNG	TAICHUNG	2020/5/20 9:44	2020/5/20 17:05	2020/5/20 16:48	2020/5/20 16:24	開発方式	90%
TS TOKYO	TAICHUNG	KAOHSIUNG	2020/5/20 22:46	2020/5/21 7:16	2020/5/21 9:36	2020/5/21 13:04	開発方式	96%
TS TOKYO	KAOHSIUNG	NANSHA	2020/5/21 15:35	2020/5/23 1:54	2020/5/22 22:26	2020/5/22 23:58	開発方式	72%
APL PUSAN	NAGOYA	KOBE	2020/4/1 15:27	2020/4/2 22:11	2020/4/2 8:38	2020/4/2 9:57	開発方式	90%
APL PUSAN	NAGOYA	KOBE	2020/4/29 6:27	2020/4/30 22:04	2020/4/29 23:19	2020/4/30 0:57	開発方式	56%
HORAI BRIDGE	HONGKONG	KAOHSIUNG	2020/4/6 21:48	2020/4/7 21:08	2020/4/7 22:01	2020/4/8 12:55	開発方式	43%
APL JEDDAH	KAOHSIUNG	YOKOHAMA	2020/5/1 6:30	2020/5/4 21:39	2020/5/4 17:47	2020/5/5 9:29	開発方式	96%
APL JEDDAH	TOKYO	NAGOYA	2020/5/5 20:10	2020/5/6 10:23	2020/5/6 13:57	2020/5/6 19:35	開発方式	96%
APL JEDDAH	NAGOYA	KOBE	2020/5/6 20:18	2020/5/7 21:51	2020/5/7 13:26	2020/5/7 14:48	開発方式	75%
WHITE DRAGON	HONGKONG	KAOHSIUNG	2020/5/11 9:49	2020/5/12 11:55	2020/5/12 10:02	2020/5/13 0:56	開発方式	67%
TS OSAKA	KOBE	NAGOYA	2020/5/21 6:17	2020/5/22 4:29	2020/5/21 23:06	2020/5/22 6:09	開発方式	93%
TS OSAKA	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/5/22 13:33	2020/5/23 1:44	2020/5/23 5:07	2020/5/23 10:27	開発方式	76%
TS OSAKA	TOKYO	KEELUNG	2020/5/23 20:15	2020/5/26 23:13	2020/5/26 19:53	2020/5/27 8:07	開発方式	92%
TS OSAKA	TAICHUNG	KAOHSIUNG	2020/5/28 2:49	2020/5/28 11:47	2020/5/28 13:39	2020/5/28 17:07	開発方式	72%
TS OSAKA	KAOHSIUNG	NANSHA	2020/5/28 21:41	2020/5/30 4:36	2020/5/30 5:40	2020/5/30 6:04	開発方式	96%
TS KAOHSIUNG	KOBE	NAGOYA	2020/6/5 5:20	2020/6/5 22:09	2020/6/5 22:14	2020/6/5 5:12	開発方式	97%
TS KAOHSIUNG	NAGOYA	YOKOHAMA	2020/6/6 7:11	2020/6/6 22:03	2020/6/6 22:42	2020/6/7 4:05	開発方式	99%
TS KAOHSIUNG	TOKYO	KEELUNG	2020/6/8 3:40	2020/6/11 4:23	2020/6/11 3:14	2020/6/11 15:32	開発方式	96%
TS KAOHSIUNG	KEELUNG	TAICHUNG	2020/6/11 11:13	2020/6/11 18:21	2020/6/11 19:11	2020/6/11 17:53	開発方式	98%
TS KAOHSIUNG	TAICHUNG	KAOHSIUNG	2020/6/12 0:30	2020/6/12 9:05	2020/6/12 10:25	2020/6/12 14:48	開発方式	88%
TS KAOHSIUNG	KAOHSIUNG	NANSHA	2020/6/12 19:11	2020/6/14 9:05	2020/6/14 0:13	2020/6/14 3:34	開発方式	84%
								77%
								85%

また図 5.9 に、TS OSAKA が 2020/4/29 11:30 に KEELUNG から出発した航路で、実績、開発方式、Alessandrini et al. (2019) の研究の航路と到着時刻を比較したものを示す。図 5.9 から分かるように、開発方式の方が先行研究よりも実績と近い航路になっている。また、開発方式の方が実績よりも 3 時間早く到着すると予測しているが、その原因は図 5.9 のピンク色で囲った部分が示すように、実績では台中港への入港前に迂回したためだと考えられる。迂回中の航海速度を調べた結果、5knot 以下であったことから、台中港が混雑し入港待ちをしていると推測される。



図 5.9 : KEELUNG から TAICHUNG への航路の比較

このように、Alessandrini et al. (2019) の研究に比べ、本研究では目的港への到着時刻を高精度に予測できるようになったが、目的港や航路上での混雑状況も予測精度に影響を与え得ることが分かった。そのため、さらなる高精度化に向けては、目的港での混雑状況も考慮できるようにエンハンスする必要がある。さらに、到着時刻の予測結果に基づき、輸送時間の変動を動的に反映したサプライチェーンの計画立案が可能となったため、今後取り組んでいく。

5.5 まとめ

国際輸送の 90%以上を占め、サプライチェーンに与える影響が大きい海上輸送を対象

に、到着時刻の予測方式を開発した。海上輸送では、航路上の天候状況などの変化により、計画通りに目的港へ到着しないケースがある。そこで、Alessandrini et al. (2019) は目的港への航路を算出し、航路上の航海速度を推定することで目的港への到着時刻を予測する方式を提案しているが、先々の航路上の天候状況まで考慮していない。そのため、天候状況が変化すると、予測精度が低くなる恐れがある。

そこで本研究では、(1) 航路算出、(2) 航海速度算出の2つのステップで天候状況を考慮する予測方式を開発した。まず(1) 航路算出では、総トン数と船舶タイプが類似した船舶の航路から、先々の天候状況と近い航路を選定する。次に(2) 航海速度算出では、予測対象の船舶と近いタイプと総トン数の船舶の過去の運航データから、先々の天候状況と近い過去データを抽出し、ベイズ学習で航海速度を算出する。その後、地点間の距離を各地点の航海速度で除算することで地点間の所要時間を算出し、目的港への到着時刻を予測する。

開発方式の予測精度を、日本・タイ間の洗濯機輸入で用いられる船舶の8航路、および日本・アメリカ間の自動車輸出で用いられる船舶の2航路で検証した。その結果、10航路の平均予測精度が開発機能では90%、Alessandrini et al. (2019)の研究では62%となり、開発方式の方が優位となった。

本研究により、目的港への到着時刻を高精度に予測することが可能となった。今回開発した技術では、先々の天候状況を考慮して到着時刻を予測したが、5.4節でも述べたように目的港や航路上での混雑状況も予測精度に影響を与え得る。そのため、さらなる高精度化に向けては、目的港での混雑状況も考慮できるようにエンハンスする必要がある。

第6章 考察

本博士論文で提案した、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスが、人の意思決定にもたらした効果として、「合理的な意思決定を迅速に行うことができるようになる」ことを3.4節のインタビューにより確認した。本章では、そのような効果をもたらす要諦を考察する。その上で、ほかの複数目的、複数主体からなる意思決定場面での要諦の有効性および適用限界を考察する。

6.1 提案プロセスにより迅速・合理的意思決定が可能となった要諦

提案した人と機械の協働プロセスにより、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題において、合理的な意思決定を迅速に行うことができるようになった要諦を3.4節のインタビューに基づくテーマティック・アナリシス法での分析結果、3.3節のゲーム理論での妥当性の確認結果から考察すると、以下の5つが要諦であることが分かる。

(1) 各主体が裏切りよりも協調戦略を採ったほうが高い利得を得るプロセスとする

3.2節に示した通り、提案プロセスでは、全主体の許容範囲を満たす在庫配置案が存在しない場合に、その原因となる許容範囲を設定した主体に、見直しを要請する。ここで、3.3節で示した通り、当該主体が、見直しに応じない裏切り戦略を採用した場合は、当該の許容範囲制約を除外して最適化計算した在庫配置案を生成するため、結果的に裏切り戦略と採ると、高い利得を得られないプロセスとなっている。一方で、各主体の利得（＝目的関数）を考慮した最適化計算機能が備わっていることで、協調戦略を採用し、当該の許容範囲制約を見直した場合は、高い利得が得られるプロセスとなっている。

(2) 機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスとする

各主体間の直接交渉では、自身の利益最大化のみを考えるため、交渉が長時間になりやすく、決裂しやすい立場駆け引き型の交渉となりやすい。3.4節で示した通り、提案プロセスでは、相互の利益を考え、交渉が短時間でまとまりやすい原則立脚型交渉にするための4つの基本原則「人と問題とを分離」「立場でなく利害に焦点」「ZOPAを設定し、結論を出す前に多くの選択肢を考え、BATNAを探し出す」「客観的基準

を機械が仲介役として参画することで、実現するプロセスとなっている。具体的に「人と問題とを分離」は、主体同士が直接交渉するのではなく、各主体は機械に KPI の優先度、許容範囲を設定し、機械は設定された KPI の優先度、許容範囲を勘案し、最適な解を算出するとともに、各主体の KPI およびサプライチェーン全体の KPI の予測値を提示することを繰り返すといったように、主体がほかの主体ではなく、問題にフォーカスするプロセスとすることで実現した。「立場でなく利害に焦点」についても、「利害」、つまり、「各主体の KPI の優先度、許容範囲」を直接的に各主体が操作するプロセスとすることで立場ではなく利害にフォーカスするプロセスとすることで実現した。「ZOPA を設定し、結論を出す前に多くの選択肢を考え、BATNA を探し出す」は、「ZOPA」、つまり、「KPI の許容範囲」を各主体が設定し、「BATNA」、つまり、「設定された各主体の KPI の優先度、許容範囲案ごとの最適在庫配置案を機械が生成」し、そして、これをシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式により、対話型で繰り返すことを可能とするプロセスとすることで実現した。「客観的基準」は、「実際のサプライチェーンの詳細制約を考慮可能な CPS システムであるエージェントベースサプライチェーンシミュレータや高精度なシミュレーションインプットデータを提供する海上輸送の到着予測方式などを活用し、各主体の KPI および、サプライチェーン全体の KPI の定量値を精度高く機械が対話型でタイムリーに提示」することで実現した。

(3) 人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せる

今回対象とした、多段階在庫配置問題において、情報活動、設計活動は、IoT の普及などに伴う情報のリアルタイム化、複雑化するサプライチェーン環境により、人手では高精度に状況把握、最適な在庫配置案の計算が難しい状況になっている。一方、近年の機械の処理能力とアルゴリズムの高度化により、従来では困難であった、将来の天候状況を考慮した船舶の到着予測や、サプライチェーン上の詳細な制約を考慮したシミュレーションベースの多段階在庫配置の最適案の高速計算など、機械が優位な領域を見出す、拡大することが増えてきている。このような人よりも機械が得意で、人が介在するメリットが少ない領域を機械の高度化開発により増やすとともに、人から機械に権限移譲し、人は、人が決定責任、実行責任の観点からも関与し続ける必要がある領域に集中することが有効であることを 3.4 節のインタビュー結果などから述べるができる。

(4) 「複数の人」の知識の組合せを、人と機械が相互補完し、評価、最適化する

各主体が持つ知識は、主体の立場やこれまでの経験による先入観やバイアスがかかっている場合がある。また、そうでない場合においても、相手の立場や利害の視点を配慮した知識となっていない場合がある。このような場合、その知識が更新されないこと、複数目的、複数主体からなる意思決定場面で合理的かつ迅速な合意形成をすることは難しい。3.4 節で示した通り、提案プロセスでは、「各主体の優先、全体優先それぞれの定量的な KPI 予測値」「緩和すべき制約」といった機械が生成した情報によって、各主体が持っている先入観やバイアス（偏り）を排除した。さらに、それぞれの主体の人が持っていた知識である「需要などの状況に応じた最良の自社の複数目的の優先度」の組合せを、機械で評価、最適化することで、「主体間の合意形成という観点も含めた場合の状況ごとの最良の自社の複数目的の優先度、制約条件」という知識に更新した。これにより、合理的かつ迅速な意思決定につながった。

(5) 機械が担当する領域において、人が機械を信頼する導入ステップと仕組みを設ける

(3) で述べた通り、機械が人よりも高精度に処理可能かつ、機械に権限移譲可能な領域を見出し、広げ、機械に担当させることを検討する一方で、人が意思決定の責任を持つことは、多くの意思決定場面で今後も変わらないと思われる。人が責任を持つうえでは、機械の担当部分を人が信頼することが必要である。そのためには、Saenz et al. (2020) も指摘している機械の処理結果の透明性を確保し、機械の処理内容の性能、機能の Reliability が高いことを示すことで、人が機械に対して客観的の信頼を形成できることが必要ということが 3.4 節に示したインタビュー結果から述べることができる。さらに、人が機械に対して主観的の信頼も形成できるプロセスも有効であることが、わかった。主観的の信頼を形成するには、「導入前の PoC による機械処理結果への納得感、効果確認の積み重ね」ができる導入ステップ、「実際の業務の流れをサイバー空間上に表現する CPS 型の機械処理」の仕組みを設けることが有効であることを 3.4 節のインタビュー結果などから述べるができる。

ここで、上記の 5 つの要諦が、今回対象とした多段階在庫配置問題以外の複数目的、複数主体からなる意思決定場面でも有効かどうかを考察してみる。複数目的、複数主体からなる意思決定場面として、科学技術振興機構 (2018) によると、企業経営、コミュニティ大規模議論、国民投票、政策決定、デマ・フェイクニュース対策、宗教対立、領土問題がある。この中で、企業経営、コミュニティ大規模議論、国民投票、政策決定、デマ・フェイクニュース対策は、合意に向けて協力しやすい問題と定義している。一方

で、宗教対立、領土問題は、合意に向けた協力が難しい問題としている。これは、宗教対立、領土問題は、要諦 (2)「機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスとする」の「人と問題とを分離」「立場でなく利害に焦点」が根本的にしづらい問題であるからと考えられる。なぜならば、宗教対立、領土問題に関する意思決定は、そもそも利害、問題よりも人、立場に強く依存するものだからと思われる。また、宗教対立、領土問題は、「利害」が複雑で紐解くことがとても困難な問題であるとも言われており (小林 2020)、「利害に焦点」しようにも困難であるからとも考えられる。こういった問題は、機械が調停役を担うのではなく、人が調停役を務め、人の感情をうまく利用しながら交渉することが有効と唱える研究もある (Fisher and Shapiro 2006)。

一方で、企業経営、コミュニティ大規模議論、国民投票、政策決定、デマ・フェイクニュース対策は、先に挙げた宗教対立、領土問題に比べると、「人と問題とを分離」「立場でなく利害に焦点」しやすいと思われる。例えば、科学技術振興機構 (2018) に政策決定の意思決定として記載のある、ゴミ問題を例にすると、ゴミ焼却場建設予定地の近隣住民と行政の間で対立が良くあるパターンである。この場合、近隣住民は、焼却場設置を頑なに拒否し続けられれば、土地収容制度により、行政が補償金支払いの上、強制的に土地を取得し、近隣住民はその場所に住み続けられなくなる。一方で、行政は、一方的に設置を進めれば、住民運動や民事裁判により、設置許可が一時停止、取り消しとなり、実際の設置までに長い期間を要してしまう。このゴミ問題において、上記に示した「5つの要諦を抑えた人と機械の協働プロセス」を導入することで解決を容易にする可能性があるかを考えてみる。

要諦 (1)「各主体が裏切りよりも協調戦略を採ったほうが高い利得を得るプロセスとする」は冷静に考えれば、すでにできていると考えられる。なぜならば、住民は裏切り戦略を採り続けられれば、そこに住めなくなり、行政は裏切り戦略を採り続けられれば、設置に時間が掛かるからである。

要諦 (2)「機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスとする」の視点では、住民にとっての KPI (=利害) である補償金、焼却場設置による住環境の良化・悪化と、行政にとっての KPI (=利害) である補償金、住環境対策費用、設置可能時期、設置延伸により発生する費用などにおいて、まずは各主体が優先度、許容範囲を設定する。その設定に基づき、機械が最適案と KPI の定量値を計算し、必要に応じて、許容範囲の見直しを各主体に即す。これを繰り返すプロセスとすることで、「人と問題とを分離」「立場でなく利害に焦点」「ZOPA を設定し、結論を出す前に多くの選択肢を考え、BATNA を探し出す」「客観的基準」という原則立脚型交渉の 4 原則を満たせ、交渉学的には同意に至りやすくなる。

要諦 (3) 「人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せる」の視点では、住民にとっての KPI (=利害) である補償金、焼却場設置による住環境の良化・悪化、行政にとっての KPI (=利害) である補償金、住環境対策費用、設置可能時期、設置延伸により発生する費用を各主体の独自の試算ではなく、交通シミュレーション、公害シミュレーション、公園やプール設置による QOL シミュレーションなどで機械が担うことが考えられる。

要諦 (4) 「「複数の人」の知識の組合せを、人と機械が相互補完し、評価、最適化する」の視点では、住民が類似案件で得た「X 案件での住民の提示条件と最終的に得られた KPI 値の結果」や、行政側が同様に類似案件で得た「Y 案件での行政の提示条件と最終的に得られた KPI」およびその組合せが、今回対象とする地域でも双方が合意できる組合せなのか、KPI 値なのかを、地域特有のパラメータをセットした、交通シミュレーション、公害シミュレーション、公園やプール設置による QOL シミュレーションなどで機械が評価し、最適化することが考えられる。

要諦 (5) 「機械が担当する領域において、人が機械を信頼する導入ステップと仕組みを設ける」の視点では、上記のシミュレーションを当該地域以外のほかにゴミ焼却場の設置実績がある地域の例で KPI の算出の因果を見せる、説明する、理解を即す期間を設ける、そして、当該地域でシミュレーションした場合の KPI 算出の因果を地域住民が身近に感じる言葉、例で説明することが考えられる。

このように 5 つの要諦を考慮することで、現状、住民と行政が直接的に交渉しているよりも合意形成が図りやすくなるのではと思われる。ただし、多段階在庫配置問題以外の意思決定場面において、整理した 5 つの要諦が実践的に有効かどうかの確認は、今後の課題である。

第7章 結論と貢献

7.1 結論

本博士論文では、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる意思決定において、限定合理性を克服する、複数の人と機械の協働プロセスについて、多段階在庫配置問題を例に提案し、その実現のために必要な機械の要素技術を開発、実装し、人の意思決定にとって機械および協働プロセスがどのような効果をもたらすかを明らかにした。

まず、第3章において、複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスとして、機械が主体間の調整の仲介役を担って各主体と対話し、各主体が設定した棚卸資産などの評価指標の許容範囲に基づき、在庫配置案の探索範囲を段階的に狭め、最終的に全企業が合意する在庫配置案を生成するプロセスを提案した。提案したプロセスは、(A) 在庫配置のシミュレーションのシナリオを生成する機能と、(B) 各企業が設定した評価指標の許容範囲を制約化する機能と、(C) 全企業の許容範囲を満たす在庫配置案が存在しない場合に、その原因となる許容範囲を設定した企業に見直しを要請する機能と、(D) 各企業の評価指標に対する優先順位、および各評価指標の許容範囲を考慮した多段階在庫配置最適化機能と、(E) 海上輸送到着予測をはじめとする多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能を機械が有することを特徴とする。

次に、提案したプロセスでは、各主体は協調の戦略を取った方が裏切りの戦略を取るよりも、高い利得を得ることができると、次第に協調の戦略を取るようになり、合意に至ることをゲーム理論の繰り返しゲームの枠組みを用いて確認した。

また、提案したプロセスを実際に適用した昇降機と家電製品それぞれの販売会社、製造会社において在庫計画業務を担当している実務者4名に非構造化インタビューを実施し、テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチにより分析し、有効性を確認した。全てのユーザから、「提案プロセスにより合理的な意思決定を迅速に行うことができ有効である」、とのコメントを得た。また、有効な理由として、交渉学において合理的なプロセスとされる「原則立脚型の交渉」の基本原則 (Fisher and Ury 1981)、「人と問題とを分離」、「立場でなく利害に焦点、交渉可能領域 (ZOPA: Zone of Possible Agreement) を設定」、「多くの選択肢を考え、最良の選択肢 (BATNA: Best Alternative to Negotiated Agreement) を探し出す」、「客観的基準の提示」といったことを、提案したプロセスでは機械が各主体間の調停役を担い実現していることを指摘したものが多く挙げられていることを確認した。また、知識研究の人と機械の相互補完による知識創造の観点でも、(1) 対象状況における誤った先入観やバイアス (偏り) を排除することがで

きる、(2) それぞれの主体の人が持っていた知識である「需要などの状況に応じた最良の自社の複数目的の優先度」を一段昇華させ、「主体間の合意形成という観点も含めた場合の状況ごとの最良の自社の複数目的の優先度、制約条件」という知識を「複数の人の知識」と「機械の情報」による相互補完により生成、更新できる、といった点で提案プロセスの有効性を確認した。さらに、人の機械への信頼（トラスト）の観点でも、提案プロセスでは、「人から機械に対しての客観的トラストが形成されやすい領域、つまり、人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せた」ことが有効な理由として指摘しているものが多いことを確認した。また、「導入前の PoC による機械処理結果への納得感、効果確認の積み重ね」ができる導入ステップを設けたこと、「実際の業務の流れをサイバー空間上に表現する CPS 型の機械処理」の仕組みとしたことが、人が機械に対する主観的トラストの形成を支援し、提案プロセスが実際の実務において有効に活用する一助になったことを確認した。

そして、第 4 章において、提案プロセスで機械が担う機能 (D) 多段階在庫配置最適化の高速計算を実現するため、ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式を開発した。まず、ペナルティベースベイズ最適化 (PBO) と制約付きベイズ最適化 (CBO) の 2 つの最適化手法によるアプローチを提案した。そして、数値実験の結果、CBO は、多段階在庫配置最適化問題において、最も一般的に用いられているアプローチである遺伝的アルゴリズム (GA) および PBO と比較し、最適性と計算効率の両面において上回ることを示した。特に、最良のケースで GA より 22 倍高速に計算できることを確認した。

さらに、第 5 章において、提案プロセスで機械が担う機能 (E) 多段階在庫配置最適化の入力情報の高精度化機能として、最適化計算への精度の影響がとくに大きい入力情報であるため重要な海上輸送の到着予測を対象に、従来の機械アプローチで主流であったダイクストラ法や A* アルゴリズムよりも高精度な予測を実現する方式を開発した。海上輸送では、航路上の天候状況などの変化により、計画通りに目的港へ到着しないケースがある。そこで、Alessandrini et al. (2019) は目的港への航路を算出し、航路上の航海速度を推定することで目的港への到着時刻を予測する方式を提案しているが、先々の航路上の天候状況まで考慮していない。そのため、天候状況が変化すると、予測精度が低くなる恐れがあった。本方式では、位置情報や船首方向などの船舶の動的情報、船舶識別番号や全長、総トン数などの船舶の静的情報を遠隔でリアルタイムに監視する船舶自動識別装置 AIS (Automatic Identification System) の情報を活用し、(1) 航路算出、(2) 航海速度算出の 2 つのステップで将来の天候状況を考慮する方式を提案した。まず(1) 航路算出では、総トン数と船舶タイプが類似した船舶の航路から、先々の天候状況と近い航路を選定する。次に (2) 航海速度算出では、予測対象の船舶と近いタイプと

総トン数の船舶の過去の運航データから、先々の天候状況と近い過去データを抽出し、ベイズ学習で航海速度を算出する。その後、地点間の距離を各地点の航海速度で除算することで地点間の所要時間を算出し、目的港への到着時刻を予測する。開発方式の予測精度を、日本・タイ間の洗濯機輸入で用いられる船舶の 8 航路、および日本・アメリカ間の自動車輸出で用いられる船舶の 2 航路で検証した。その結果、10 航路の平均予測精度が開発方式では 90%、Alessandrini et al. (2019) の研究では 62%となり、開発方式の方が優位であることを確認した。

最後に、第 6 章において、提案したプロセスがもたらした効果である、合理的な意思決定を迅速に行うことができるようになった理由を考察し、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる意思決定において、限定合理性を克服する、複数の人と機械の協働プロセスを実現する上で抑えるべき要諦を以下 5 点に整理した。(1) 各主体が裏切りよりも協調戦略を採ったほうが高い利得を得るプロセスである、(2) 機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスである、(3) 人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せる、(4) 「複数の人」の知識の組合せを、人と機械が相互補完し、評価、最適化する、(5) 機械が担当する領域において、人が機械を信頼する仕組みと導入ステップを備える。

7.2 理論的貢献

以下 3 点において、理論的貢献があると考ええる。

(1) 複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスの提案

人と機械が協働した意思決定問題において、従来研究は単一主体 (Harish et al. 2021)、もしくは複数主体であっても上長、部下などの階層関係があり、目的間の優先度付けが可能な問題の自動化、意思決定支援が中心 (矢野 2011) であった。科学技術振興機構 (2018) も、昨今の機械を用いた意思決定研究の多くは、単一目的が設定できる場面を対象としており、複数目的、複数主体の場面での意思決定、合意形成支援については今後の挑戦領域としていた。本研究は、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる意思決定において、短時間で限定合理性を克服した合意形成を実現する人と機械の協働プロセスについて、抽象モデル (Saenz et al.2020、Jarrahi 2018、サイモン 1999) および、複数主体と機械が対話型で複数目的を目的関数から制約条件に段階的に変換するアプローチを用いて、多段階在庫配置問題を事例に、実践的な協働プロセスを提案した。そして、ゲーム理論にて提案プロセスにより、複数主体が合

意に至ることを示した。さらに実務に適用し、ユーザへのインタビューを実施し、有効性を確認した上で、複数目的、複数主体の場面での意思決定、合意形成支援における人と機械の協働プロセスを実現する上で抑えるべき要諦を交渉学、人と機械の相互補完による知識創造、人の機械への信頼（トラスト）の視点を交えながら論じた。このように先行研究では今後の挑戦領域としていた、複数主体で、優先度付けが困難な複数目的からなる意思決定を対象に、新たなプロセスを提案し、理論と実践の両面から有効性とその要諦を明らかにした点に、本研究の新規性と理論的貢献がある。

(2) ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式の提案

本研究では、オペレーションズリサーチの分野で、多段階在庫配置最適化問題（Multi-echelon Inventory Optimization）と呼ばれる問題を対象に、Abo-Hamad and Arisha（2011）や Jalali and Nieuwenhuys（2015）が最も一般的な手法とした遺伝的アルゴリズム（GA）よりも、短い計算時間で最適性が高い解を導出可能なシミュレーションベース最適化方式を開発した。本研究では、制約付きベイズ最適化アプローチを採用することで、GA およびペナルティベースベイズ最適化と比較し、最適性と計算効率の両面において上回ることを示した。特に、計算時間は最良のケースで GA より 22 倍高速であることを確認した。このように先行研究よりも最適性と計算効率の両面において上回る多段階在庫配置最適化問題の解法を明らかにした点に本研究の新規性と理論的貢献がある。

(3) 将来の天候状況を考慮した船舶の到着予測方式の提案

本研究では、多段階在庫配置問題の最適化計算の精度に大きな影響を与える海上輸送の到着予測を対象に、従来の機械アプローチで主流であったダイクストラ法（Dijkstra 1959）や A*アルゴリズム（Hart et al. 1968）よりも高精度な予測を実現する予測方式を開発した。海上輸送では、航路上の天候状況などの変化により、計画通りに目的港へ到着しないケースがある。そこで、Alessandrini et al.（2019）らは目的港への航路を算出し、航路上の航海速度を推定することで目的港への到着時刻を予測する方式を提案しているが、先々の航路上の天候状況まで考慮していなかった。そのため、天候状況が変化すると、予測精度が低くなる恐れがあった。そこで本研究では、ベイズ学習アプローチにて、(1) 航路算出、(2) 航海速度算出の 2 つのステップで将来の天候状況を考慮する到着予測方式を提案した。そして、予測精度を検証した結果、90% と Alessandrini et al.（2019）らの研究の 62% よりも優位であることを確認した。このように、ベイズ学習アプローチを新たに適用することで先行研究では考慮できていな

かった将来の天候状況を考慮した高精度な到着予測を実現した点に本研究の新規性と理論的貢献がある。

7.3 実務的貢献

本博士論文の第3章に示した通り、提案した複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスを、昇降機と家電製品の2つの事業の実際の業務に適用した。そのうえで、本プロセスを適用した昇降機と家電製品それぞれの販売会社、製造会社において在庫計画業務を担当している実務者4名にインタビューした結果をまとめた。実際に活用した各インタビューの生の言葉からは、実務的な知見や見解、アイデアを学ぶことができる。将来、今回提案したプロセスをより実務に即したものに改良する、もしくは、新たな複数目的、複数主体からなる意思決定における人と機械の協調プロセスを検討する際に、本調査結果は参考になると思われる。

また、本博士論文で対象とした多段階在庫配置問題は、製造流通業において、経営効率向上に向けた共通的な課題である。特に、Munich RE (2022) によると天災人災がこの20年間で4倍、Global Economic Policy Uncertainty Index (2022) によると政治経済リスクもこの15年間で約3倍と不確実性が高まっており、より精緻な多段階在庫配置の必要性が高まっている。第3章で示した人と機械の協働プロセス、第4章で示した制約付きベイズ最適化による高速求解方式、第5章で示した将来の天候情報を考慮した船舶の到着予測は、不確実性が高く、変化が突発的な経営環境下にある製造流通業のレジリエンス向上と効率最大化の両立に貢献するものとして実務的意義がある。

さらに、第5章で示した将来の天候情報を考慮した船舶の到着予測は、製造流通業にとどまらず、港湾オペレーションや船舶の運航管理の効率化にも貢献するものであり、実務的意義がある。

7.4 本研究の適用限界

本研究の主な適用限界を以下に示す。

- 複数目的、複数主体からなる多段階在庫配置問題の意思決定における人と機械の協働プロセスの有効性の評価において、本研究では提案したプロセスを業務に適用した事業の実務者へのインタビュー調査を実施して、その結果をテーマティック・アナリシス法により分析した。販社と工場からなるサプライチェーン、事業数は2、インタビュー対象者も合計4名と限られており、ある程度の選択バイアスが残ると

考えられる。サプライヤなどを含めたより階層の多いサプライチェーンや、ほかの事業への適用に当たっての妥当性を完全に保証することはできない。

- 複数目的、複数主体からなる意思決定における人と協働プロセスを検討するうえでの5つの要諦の抽出において、本研究では、今回対象とした多段階在庫配置問題を事例としたゲーム理論での提案プロセスの妥当性の確認と、適用した事業の実務者へのインタビュー調査内容をテーマティック・アナリシス法により分析した結果を用いている。ほかの意思決定場面に適用した場合の結果について、外部妥当性を完全に保証することはできない。
- ベイズ最適化を用いたシミュレーションベース多段階在庫配置最適化方式の有効性の評価において、本研究ではシンプルな3段階のサプライチェーンと、下流に向けて分岐型の4段階のサプライチェーンの例を取り上げ、需要シナリオをガウス過程に従うと仮定しランダム生成している。なるべく実際に起こりうる様々なケースに対応した分析、検証を心掛けたが、評価サンプルが限られており、ある程度選択バイアスは残るため、ほかのサプライチェーン構造や需要シナリオの場合の結果について、外部妥当性を完全に保証することはできない。
- 将来の天候状況を考慮した船舶の到着予測方式の有効性の評価において、本研究では、日本・タイ間の洗濯機輸入で用いられる船舶の8航路、および日本・アメリカ間の自動車輸出で用いられる船舶の2航路で検証した。なるべく実際に起こりうる様々なケースに対応した分析、検証を心掛けたが、評価サンプルが限られており、ある程度選択バイアスは残るため、ほかの航路や船舶の場合の結果について、外部妥当性を完全に保証することはできない。

7.5 将来研究への示唆

今後の本研究分野の発展の方向性として、将来の研究への示唆を以下4つの視点で述べる。

(1) 「不確実性」を考慮した、多段階在庫配置問題における人と機械の協働プロセス

提案したプロセスの実用性向上に向けて、選択活動における複数主体（人）と機械の相互運用性の観点で、「制約緩和の量、複数の項目を組合せた緩和案の推奨」、「一定期間合計で貸し借りがイーブンとなる合意形成への誘導」、「不確実性の考慮（ロバスト最適性の担保）」、「主体間での秘匿性の担保」といった追加機能の実現方法の検討が提案プロセスの更なる高度化に向けて有効と考える。とくに、「不確実性の考慮」

について、需要などの経営影響が比較的狭いレンジで収まるシナリオと、天災や政策などの最悪倒産に追い込まれるような経営影響が甚大なシナリオなどがあり、その不確実なシナリオを経営判断の前提に盛り込むかは、人の意思決定が必要な一方、ボラティリティがある中での最適な多段階在庫配置案の生成は人手だけでは困難であり、人と機械と協働プロセスの高度化の視点で、とても興味深い。

(2) 人と機械の協働プロセス設計における「5つの要諦」の有効性の実証

6.1節でも述べた通り、整理した5つの要諦、(1)各主体が裏切りよりも協調戦略を採ったほうが高い利得を得るプロセスである、(2)機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスである、(3)人よりも高精度、かつ権限移譲可能な領域を見出し、拡大し、機械に任せる、(4)「複数の人」の知識の組合せを、人と機械が相互補完し、評価、最適化する、(5)機械が担当する領域において、人が機械を信頼する仕組みと導入ステップを備える、ことが今回対象とした多段階在庫配置問題以外の場面でも、有効かどうかを実例で確認することで、これまで課題とされてきた複数目的、複数主体からなる意思決定場面での機械の利用の拡大が進み、意思決定の高度化に貢献すると思われる。また、科学技術振興機構(2018)が、合意に向けた協力が難しい問題とした宗教対立、領土問題は、今回掲げた要諦(2)「機械が各主体間の調停役を担い、原則立脚型交渉に導くプロセスである」は困難と思われ、抜本的に異なるアプローチにより機械が貢献する可能性を見出す研究も興味深い。

(3) 非数値パラメータも考慮した多段階在庫配置最適化方式

今回開発した技術では、マルチエシュロン在庫理論の数値パラメータを対象としたが、場面や業種によっては、マルチエシュロン在庫理論を採用すべきか、販売計画に基づく先行保持期間を定め在庫を配置する方式を採用すべきかなど、在庫政策の組合せも含めた最適化が求められる。これらは、数値パラメータだけでなく、在庫政策の組み合わせなどの非数値パラメータも考慮したサプライチェーン最適化問題である。非数値パラメータを含む問題では、探索空間がより膨大になるため、より良いサロゲートモデルを構築するためには、多くのサンプルが必要になる。したがって、シミュレータ、最適化アルゴリズムの両方の高度化が必要となる。高度化のアプローチとして、制約付きベイズ最適化の性能限界を探るとともに、勾配を用いたベイズ最適化(Wu et al. 2017)などを取り入れることを検討することが有意義ではないかと思われる。

(4) 目的港での混雑状況も考慮した船舶の到着予測方式

今回開発した技術では、先々の天候状況を考慮して到着時刻を予測したが、5.4 節でも述べたように目的港や航路上での混雑状況も予測精度に影響を与え得る。そのため、目的港での混雑状況も考慮できるようにエンハンスすることで、さらなる高精度化に貢献する可能性がある。

参考文献

- Abo-Hamad, W., & Arisha, A. (2011). Simulation–Optimisation Methods in Supply Chain Applications: A Review. *Irish Journal of Management*, 30(2), 95-124.
- Adixon, R. (2019). Artificial Intelligence Opportunities & Challenges in Businesses. *Medium*. <https://towardsdatascience.com/artificial-intelligence-opportunities-challengesin-businesses-ed2e96ae935>
- Ahsan, A. N., Arif-Uz-Zaman, K., & Sultana, M. N. (2013). An optimal joint multi-item replenishment policy for a two-level supply chain: Centralized versus decentralized decision. *American Journal of Operational Research*, 3(2), 45-50.
- Alessandrini, A., Mazzarella, F., & Vespe, M. (2019). Estimated Time of Arrival Using Historical Vessel Tracking Data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(1), 7-15. <https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2789279>
- Ansari, F. (2019), Knowledge Management 4.0: Theoretical and Practical Considerations in Cyber Physical Production Systems. *IFAC Papers Online*, 52-13, 1597-1602.
- Azimi, J., Fern, X., Fern, A., Burrows, E., Chaplen, F., Fan, Y., Liu, H., Jiao, J., & Schaller, R. (2010). Myopic Policies for Budgeted Optimization with Constrained Experiments. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 24(1), 388-393. <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/7668>
- Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. *Springer*. ISBN: 978-0-387-31073-2.
- Boyatzis, R. E. (1998). *Transforming qualitative information: Thematic analysis and code development*. Sage.
- Brochu, E., Cora, V. M., & De Freitas, N. (2010). A tutorial on Bayesian optimization of expensive cost functions, with application to active user modeling and hierarchical reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1012.2599*.
- Chankong, & Y. Y. Haimes. (1983) . Multiobjective Decision Making Theory and Methodology. *Multiobjective Decision Making Theory and Methodology*, 1 (Optimization) .
- Chinneck, J. W. (2007). Feasibility and Infeasibility in Optimization: Algorithms and Computational Methods. *Springer Science & Business Media*
- Christiansen, M., Fagerholt, K., Nygreen, B., & Ronen, D. (2013). Ship routing and scheduling in the new millennium. *European Journal of Operational Research*, 228(3), 467-483. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.12.002>

- Clark, A. J., & Scarf, H. (1960). Optimal Policies for a Multi-Echelon Inventory Problem. *Management Science*, 6(4), 475-490.
<https://doi.org/10.1287/mnsc.6.4.475>
- Contini, B. (1968), A stochastic approach to goal programming, *Operations Research*, 16, 576-586
- Cross-Border B2C E-Commerce Market. Available Online: <https://www.zionmarketresearch.com/report/cross-border-b2c-e-commerce-market> (accessed on 12 January 2021).
- Damacharla, P., Javaid, A. Y., Gallimore, J. J., & Devabhaktuni, V. K. (2018). Common metrics to benchmark Human-Machine Teams (HMT): A review. *IEEE Access*, 6, 38637-38655. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2853560>
- Daniel, J. S. R., & Rajendran, C. (2005). A simulation-based genetic algorithm for inventory optimization in a serial supply chain. *International Transactions in Operational Research*, 12(1), 101-127. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2005.00492.x>
- Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1(1), 269-171. <https://doi.org/10.1007/BF01386390>
- Dolgui, A., Ivanov, D., & Sokolov, B. (2018). Ripple effect in the supply chain: an analysis and recent literature. *International Journal of Production Research*, 56(1-2). <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1387680>
- Fisher, R., & Ury, W. (1981). *Getting to yes, negotiating agreement without giving in (Harvard Negotiation Project)*. Penguin Books. (金山宣夫・浅井和子訳, 1990, 『Getting to yes ハーバード流交渉術 イエスと言わせる方法』三笠書房.)
- Fisher, R., & Shapiro, D. (2006). *Beyond Reason: Using Emotions as You Negotiate*. The Penguin Group.
- Fujii, M., Hashimoto, H., & Taniguchi, Y. (2017). Analysis of Satellite AIS Data to Derive Weather Judging Criteria for Voyage Route Selection. *the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*, 11(2), 271-277. <https://doi.org/10.12716/1001.11.02.09>
- Gardner, J. R., Kusner, M. J., Xu, Z., Weinberger, K. Q., & Cunningham, J. P. (2014). Bayesian optimization with inequality constraints. *31st International Conference on Machine Learning, ICML 2014*, 3.
- Global Economic Policy Uncertainty Index. (2022). Available Online: [Economic Policy Uncertainty Index](https://www.economicpolicyuncertaintyindex.com/) (accessed on 6 May 2022).
- Gupta, A., & Maranas, C. D. (2003). Managing demand uncertainty in supply chain planning. *Computers and Chemical Engineering*, 27(8-9), 1219-1227. [https://doi.org/10.1016/S0098-1354\(03\)00048-6](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(03)00048-6)

- Hameri, A. P., & Paatela, A. (2005). Supply network dynamics as a source of new business. *International Journal of Production Economics*, 98(1), 41-55. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2004.09.006>
- Harish, V., Morgado, F., Stern, A. D., & Das, S. (2021). Artificial Intelligence and Clinical Decision Making: The New Nature of Medical Uncertainty. *Academic Medicine*, 96(1), 31-36. <https://doi.org/10.1097/ACM.00000000000003707>
- Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100-107. <https://doi.org/10.1109/TSSC.1968.300136>
- Hayashi, M., & Ishida, H. (2006). Characteristics analysis of weather routing by practical navigators. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1, 786-790. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2006.384483>
- Ho, R. M. Y., & Ignizio, J. P. (1977). Goal Programming and Extensions. *Operational Research Quarterly (1970-1977)*, 28(2). <https://doi.org/10.2307/3009003>
- International Telecommunication Union. (2014). Technical characteristics for an automatic identification system (AIS) using time division multiple access in the VHF maritime mobile frequency band. *Recommendation ITU-R*, M.1371(5).
- Ivanov, D., Dolgui, A., Das, A., & Sokolov, B. (2019). Digital Supply Chain Twins: Managing the Ripple Effect, Resilience, and Disruption Risks by Data-Driven Optimization, Simulation, and Visibility. *International Series in Operations Research and Management Science* (Vol. 276). https://doi.org/10.1007/978-3-030-14302-2_15
- Jalali, H., & Nieuwenhuys, I. van. (2015). Simulation optimization in inventory replenishment: A classification. *IIE Transactions (Institute of Industrial Engineers)*, 47(11), 1217-1235. <https://doi.org/10.1080/0740817X.2015.1019162>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jones, D. R., Schonlau, M., & Welch, W. J. (1998). Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions. *Journal of Global Optimization*, 13(4), 455-492. <https://doi.org/10.1023/A:1008306431147>
- Kagermann, H. & Nonaka, Y. (2019). Revitalizing Humane-Machine Interaction for the Advancement of Society – Perspectives from Germany and Japan. *Acatech DISCUSSION*.
- Karayalcin, I. I. (1982). The analytic hierarchy process: Planning, priority setting, resource allocation. *European Journal of Operational Research*, 9(1). [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(82\)90022-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(82)90022-4)

- Keeney, R. L., & Raiffa, H. (1979). Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9(7). <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310245>
- Kiuchi, A., Wang, H., Wang, Q., Ogura, T., Nomoto, T., Gupta, C., Matsui, T., Serita, S., & Zhang, C. (2020). Bayesian Optimization Algorithm with Agent-based Supply Chain Simulator for Multi-echelon Inventory Management. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, 2020-Augus*. <https://doi.org/10.1109/CASE48305.2020.9216792>
- Liu, J., Shi, G., & Zhu, K. (2019). Vessel trajectory prediction model based on ais sensor data and adaptive chaos differential evolution support vector regression (ACDE-SVR). *Applied Sciences*, 9(15). <https://doi.org/10.3390/app9152983>
- Lu, R., Turan, O., & Boulougouris, E. (2013). Voyage optimization, prediction of ship specific fuel consumption for energy efficient shipping. *Low Carbon Shipping Conference*, 44(0), 1-11.
- Marine Traffic. (2021). Available Online: <https://www.marinetraffic.com> (accessed on 12 January 2021).
- Moinzadeh, K. (2002). A multi-echelon inventory system with information exchange. *Management Science*, 48(3). <https://doi.org/10.1287/mnsc.48.3.414.7730>
- Munich RE. (2022). Natural disaster risks: Losses are trending upwards. Available Online: <https://www.munichre.com/en/risks/natural-disasters-losses-are-trending-upwards.html> (accessed on 6 May 2022).
- Mussomeli, A., Dollar, B., Laaper, S., Sniderman, B., & Mariani, J. (2018). Talent and the rise of smart automation in the digital supply network | Deloitte Insights. *MIT Sloan Management Review*.
- Nocedal, J., & Wright, S. J. (2006). Numerical optimization. *Springer Series in Operations Research and Financial Engineering*. <https://doi.org/10.1201/b19115-11>
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation, *Oxford university press*. (梅本勝博 訳, (1996), 『知識創造企業』 東洋経済新報社.)
- Ogura, T. Inoue, T. & Uchihara, N. (2021). Prediction of Arrival Time of Vessels Considering Future Weather Conditions. *Applied Sciences*, 11, 4410. <https://doi.org/10.3390/app11104410>
- Ogura, T., Nomoto, T., Tsujibe, A., & Kiuchi, A. (2021). Development of an Agent-based Simulator for Digital Supply Chain Twins. *Proceedings of the 12th Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM)*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/app11104410>

- Ogura, T., Wang, H., Wang, Q., Kiuchi, A., Gupta, C., & Uchihira, N. (2022). Bayesian Optimization Methods for Inventory Control with Agent-based Supply-chain Simulator. *IEICE TRANSACTIONS on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E105-A(9) .
<https://doi.org/10.1587/transfun.2021EAP1110>
- Pallotta, G., Vespe, M., & Bryan, K. (2013). Vessel pattern knowledge discovery from AIS data: A framework for anomaly detection and route prediction. *Entropy*, 15(6).
<https://doi.org/10.3390/e15062218>
- Pennino, S., Gaglione, S., Innac, A., Piscopo, V., & Scamardella, A. (2020). Development of a new ship adaptive weather routing model based on seakeeping analysis and optimization. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(4).
<https://doi.org/10.3390/JMSE8040270>
- Porteus, E. L. (2002). Foundations of stochastic inventory theory. *Stanford University Press*.
- Rasmussen, C.E., & Williams, C. K. I. (2005). Gaussian Processes for Machine Learning, *the MIT Press*. ISBN:026218253X.
- Regional Trade Agreements DataBase. Available Online:
<http://rtais.wto.org/UI/PublicMaintainRTAHome.aspx> (accessed on 12 January 2021).
- Research Institute for Sustainable Humanosphere, Kyoto University. Available Online:
<http://database.rish.kyoto-u.ac.jp/arch/jmadata/gpv-original.html> (accessed on 12 January 2021).
- Roy, K., Levy, B., & Tomlin, C. J. (2006). Target tracking and Estimated Time of Arrival (ETA) prediction for arrival aircraft. *Collection of Technical Papers - AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference 2006*, 4, 1-22.
<https://doi.org/10.2514/6.2006-6324>
- Saenz, M. J., Revilla, E., & Simón, C. (2020) . Designing AI Systems With Human-Machine Teams. *MIT Sloan Management Review*, 61(3).
- Schwarz, R. (2013). Eight Behaviors for Smarter Teams. *Roger Schwarz & Associates*, 1-12.
- Schorsch, T., Wallenburg, C. M., & Wieland, A. (2017) . The human factor in SCM: Introducing a meta-theory of behavioral supply chain management. *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, 47(4).
<https://doi.org/10.1108/IJPDLM-10-2015-0268>
- Seo, F., & Sakawa, M. (1987) . Multiple Criteria Decision Analysis in Regional Planning. *Multiple Criteria Decision Analysis in Regional Planning*.
<https://doi.org/10.1007/978-94-009-4035-2>

- Shin, Y. W., Abebe, M., Noh, Y., Lee, S., Lee, I., Kim, D., Bae, J., & Kim, K. C. (2020). Near-optimal weather routing by using improved A* algorithm. *Applied Sciences*, *10*(17). <https://doi.org/10.3390/app10176010>
- Simon, H. A. (1960). The new science of management decision. *Harper & Brothers*. <https://doi.org/10.1037/13978-000>
- Smith, J. A., Jarman, M., & Osborn, M. (1999). Doing interpretative phenomenological analysis. *Qualitative health psychology: Theories and methods*, *1*, 218-240.
- Snoek, J., Larochelle, H., & Adams, R. P. (2012). Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *4*, 2960-2968.
- Strauss, A., & Corbin, J. (1998). *Basics of qualitative research: Grounded theory procedures and technique (2nd ed.)*. Newbury Park, CA: Sage.
- Szelangiewicz, T. & Żelazny, K. (2018). Mathematical Model for Predicting the Ship Speed in the Actual Weather Conditions on the Planned Ocean Route. *New Trends in Production Engineering*, *1*(1), 105-112. <https://doi.org/10.2478/ntpe-2018-0013>
- TECHNICAL NOTE of National Institute for Land and Infrastructure Management. Available Online: <http://www.y.sk.nilim.go.jp/kenkyuseika/pdf/ks0991.pdf> (accessed on 14 January 2021, written in Japanese).
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces. *HBR*, *15*.
- World Bank. (2014). Container port traffic (TEU: 20 foot equivalent units). In *World Development Indicators*. <https://data.worldbank.org/indicator/IS.SHP.GOOD.TU>
- Wu, J., Poloczek, M., Wilson, A. G., & Frazier, P. I. (2017). Bayesian optimization with gradients. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *2017-December*, 5267-5278.
- Xu, W. (2019). Toward Human Centered AI. *ACM*, *26*(4), 4-46.
- Yang, Z., Wang, Y., Li, J., Liu, L., Ma, J., & Zhong, Y. (2020). Airport Arrival Flow Prediction considering Meteorological Factors Based on Deep-Learning Methods. *Complexity*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/6309272>
- Yu, J., Tang, G., Song, X., Yu, X., Qi, Y., Li, D., & Zhang, Y. (2018). Ship arrival prediction and its value on daily container terminal operation. *Ocean Engineering*, *157*, 73-86. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2018.03.038>
- Zimmermann, H.J. (1978). Fuzzy programming and linear programming with several objective functions, *Fuzzy Sets and Systems*, *1*, 45-55

- Zhang, Y., & Xiao, R. (2009). A simulation analysis on evolutionary game of information sharing in supply chain based on multi-agent. *5th International Conference on Natural Computation, ICNC 2009*, 5, 523-526. <https://doi.org/10.1109/ICNC.2009.348>
- Zhao, J., Ji, M., & Feng, B. (2020). Smarter supply chain: a literature review and practices. *Journal of Data, Information and Management*, 2(2), 95-110. <https://doi.org/10.1007/s42488-020-00025-z>
- Zipkin, P. H. (2000). Foundations of Inventory Management. *Irwin Professional Pub.*
- Zissis, D., Xidias, E. K., & Lekkas, D. (2016). Real-time vessel behavior prediction. *Evolving Systems*, 7(1). 29-40. <https://doi.org/10.1007/s12530-015-9133-5>
- 内平直志, 森俊樹, 大島丈史 (2020), 「人工知能とプロジェクトマネジメント」『電子情報通信学会』 Vol.13, No.4, 277-283
- 内平直志, 吉田正巳 (2019), 「音声つぶやきシステムを活用した農業ナレッジマネジメントシステム~ ハウス農業における試行評価~」『電子情報通信学会技術研究報告=IEICE technical report: 信学技報』 118(384), 127-132
- 科学技術振興機構研究開発戦略センター (2018), 「複雑社会における意思決定・合意形成を支える情報科学技術」戦略プロポーザル CRDS-FY2017-SP-03
- 科学技術振興機構研究開発戦略センター (2021), 「トラスト研究の潮流~人文・社会科学から人工知能、医療まで~」俯瞰セミナー&ワークショップ報告書 CRDS-FY2021-WR-05
- 加藤浩介, 坂和正敏, 片桐秀樹 (2008), 「2 レベル確率線形計画問題に対する単純リコースモデルに基づく対話型ファジィ計画法」『日本知能情報ファジィ学会誌』 20(6), 944-951
- 木内敦規, 小倉孝裕, 石井俊成, 辻部晃久, 野本多津, 田口謙太郎 (2016), 「Agent-based Supply Chain Management Simulator の開発」『日本機械学会 2016 年度年次大会講演論文集』 S1420102, <https://doi.org/10.1299/jsmemecj.2016.s1420102>
- 経済産業省(2020), 「通商白書 2020」, [通商白書 2020 \(METI/経済産業省\)](https://www.meti.go.jp/whitepaper/2020/)
- 小林秀之 (2020), 「日本交渉学の現在と近未来: Negotiation Theory in Japan: Now and Near Future」『SBI 大学院大学紀要』 8, 176-201
<https://cir.nii.ac.jp/crid/1520572359502891648.bib?lang=ja>
- 戈木クレイグヒル滋子編 (2013), 『質的研究方法ゼミナーールーグランドデッド・セオリー・アプローチを学ぶ 第2版』医学書院.

- サイモン, ハーバード・A 著, 稲葉元吉, 吉原英樹訳 (1999), 『システムの化学 第3版』 パーソナルメディア.
- 白川昌和 (2014), 「対話型の多目的最適化手法による配置設計」『日本機械学会誌』 117, 50-53
- 白坂一 (2021), 「AI と弁理士の協働による進歩性判断-先行特許文献調査システムの発明現場への導入」北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 博士論文
- 人工知能学会編 (2017), 『人工知能学大辞典』 共立出版.
- 土屋雅子 (2016), 『テーマティック・アナリシス法——インタビューデータ分析のためのコーディングの基礎』 ナカニシヤ出版.
- 三浦英俊 (2015), 「経度緯度を用いた3つの計算方法」『オペレーションズリサーチ』, 60: 701-705
- 武藤慈夫 (2001), 『ゲーム理論入門』 日本経済新聞出版社.
- 森俊樹, 内平直志 (2019), 「プロジェクトとプログラムのリスクマネジメントにおける機械学習と知識創造の統合アプローチ Machine-in-the-loop (機械参加型) 知識創造プロセスの提案」『国際 P2M 学会誌』 14(1), 415-435.
- 森俊樹 (2020), 「リスクマネジメントにおける機械学習と知識創造の統合アプローチ—機械参加型 (machine-in-the-loop) プロセスの提案—」北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 博士論文
- 日本経営工学会, 日本インダストリアルエンジニアリング協会, 日本技術士会経営工学部会編 (2014), 『ものづくりに役立つ経営工学の事典: 180の知識』 朝倉書店.
- 矢野均 (2011), 「確立変数係数を含む階層型多目的線形計画問題に対する満足基準最適化モデルに基づく対話型意思決定」『電気情報通信学会論文誌 A』 J94-A(8): 568-76
- 矢野均 (2017), 「不確実状況下における多目的計画問題に対する意思決定手法」『オペレーションズリサーチ』 62(3), 141-148
- 百合本茂 (2017), 「ロジスティクスと多属性意思決定問題: ウェイト付けと総合評価の方法」『流通経済大学流通情報学部紀要』 41, 167-187

付録

A1: 提案プロセスの有効性の確認のためのインタビュー調査

3.4 節に示したように、提案プロセスの有効性の確認のためのインタビュー調査を行い、テーマティック・アナリシス法のハイブリッドアプローチで分析をした。以下にハイブリッドアプローチの最初のステップである①帰納的分析法でコーディングした結果を示す。

カテゴリ	親コード	子コード ※0内は、コメント例の番号	評価	
情報活動における 人と機械の関係	人に対する機械の優位性	通常時は機械で自動化するのがよい(B-1_7)	○	
		時々刻々変化する状況の下、高精度な入力情報、マスターデータを短時間で生成、維持するのは機械が得意(A-2_8, A-1_41)	○	
	機械に対する人の優位性	品目数が多く、変化も多いので人手では対応しきれないので機械が有効(B-1_11, B-2_5, A-1_14)	○	
		機械の処理の結果、異常値らしき場合に人にアラートをあげて、人が確認、修正するプロセスとすべき、それを支援するアラート、因果分析などの機能を提供すべき(B-2_12, A-2_10, A-2_16)	要改善	
		非定常、イレギュラー対応には集中すべき(B-1_4)	○	
		過去データからの再現性が無い不確実性の高い入力情報の生成、もしくはパルスの突発事象の発生時は人の介入が必要(B-1_5, A-2_6, A-2_7)	要改善	
	機械の進歩の可能性	過小評価、過大評価している不確実性を人が的確に判断できるようにすべく、不確実性を可視化する機能が欲しい(A-1_36)	要改善	
	人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する(B-2_10, A-2_14, A-1_44)	○	
	関係者への説明責任	機械の処理の確かさを裏付ける情報収集、提示機能が欲しい(B-2_12)	要改善	
		人が異常と感じた場合の原因把握、理由付け機能が欲しい(A-2_12, A-1_46)	要改善	
	機械の進歩の可能性	メールなどで届く情報や突発事象も機械で取り込み機能が欲しい(A-2_9)	要改善	
	設計活動における 人と機械の関係	機械による最適解の高速計算のケイパビリティ	全体最適に加え、各主体のKPI優先順位およびその変更に対応した定量的なKPI値を機械が算出し、人が対話型で判断するのが良い(A-1_53, A-1_54, B-1_38)	○
		機械への入力情報の準備工数	特急注文や優先顧客注文などの特殊事情による計画調整は人手で行う必要(B-2_18, B-1_19)	要改善
		機械の進歩への期待	需要などの不確実性を考慮した最適解を機械が計算してほしい(A-1_23)	要改善
ばらつきに強いロバストな最適解を機械が計算してほしい(B-2_16)			要改善	
機械に対する人の優位性		どの不確実性を考慮するかは人がある程度判断する必要がある(A-1_23)	要改善	
人の機械への信頼性		導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する(B-1_49, B-1_50)	○	
		実際の業務の流れをサイバー空間上に表現するCPSは簡易モデルよりも信頼しやすい(A-1_48)	○	
関係者への説明責任		前回の計画値と大きく最適解が変わった場合に、その理由を把握する機能が欲しい(B-1_28)	要改善	
		なぜ最適なのかを理解する機能が欲しい(A-2_18)	要改善	
人に対する機械の優位性		短時間で目標KPIを最良とする計画を機械が自動立案するのが良い(B-2_15, B-1_24, A-1_15)	○	
	機械により、他主体との整合性の取れた計画が立てられる(B-1_2)	○		
	計画の実行責任	KPI達成だけでなく、個々のオーダーへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある(B-1_20)	要改善	
	機械を使った疑似体験	目標KPIと計画の関係の気づきを得られ、計画立案のスキルが上がる(B-2_8)	○	
選択活動における 複数主体(人)と 機械の関係	複数主体の意思決定に機械が与える影響	各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、合理的に合意形成できる(B-2_6, B-2_7, A-2_23, A-2_33)	○	
		合意するために緩和すべき制約を機械が示して仲介してくれるので迅速に合意形成できる(A-2_38, A-1_35)	○	
		各主体優先、全体優先それぞれの定量的なKPI値予測の情報により、相手の立場を考慮した意思決定をするようになる(B-1_42, B-1_34)	○	
		企業間の整合性を考慮した販売、生産施策を実行するようになる(B-2_22, A-1_7)	○	
		自分の主張を目的関数から制約条件に徐々に落としていく方法は現実的であり、合意形成を迅速化する(A-1_57)	○	
	機械の進歩への期待	合意するために制約緩和すべき項目だけではなく、緩和して設定するとよい数値、複数の項目の組合せ案の推奨機能が欲しい(B-2_24, A-2_39)	要改善	
		これまでの複数主体ごとの妥協をしていた度合いも考慮し、一定期間合計では貸し借りがイブーンになる合意形成に機械に導いてほしい(A-2_49, A-2_27)	要改善	
	本プロセスが有効に働く 複数主体間の関係性	不確実性も考慮したKPIレンジの提示機能が欲しい(A-2_36)	要改善	
		全ての主体が非現実的な主張をし続けない、定量値に基づく合理的な意思決定をする人である必要があり、そのためのルール形成が必要(B-2_26, B-1_46)	要改善	
	情報の秘匿性	競合関係にある複数主体が入った場合の秘匿性と合意形成に必要な開示情報のバランス設計の検討が必要(B-2_25)	要改善	
人の機械への信頼性	導入前のPoCにおいて、機械の処理結果への納得を積み重ねると、その後は人は機械を信頼する(B-1_24)	○		
	目的関数、優先度、制約条件を人が操作し、それに沿った計算を機械がするので違和感を持つことが少ない(B-1_31)	○		
人に対する機械の優位性	品目数が多く、複数主体の複数目的を考慮した最適解を出すのは人手では困難であり、機械で行うのが良い(A-1_2, A-1_54)	○		
	目的関数、制約条件の緩和方法の検討による合意形成、交渉は人が行うのが良い(A-1_16, A-2_51, A-1_59)	○		
意思決定の最終責任	KPI達成だけでなく、個々のオーダーへの約束責任もあるので、最終的に微修正を人が実施する必要がある(B-1_16)	要改善		
機械の定着化	これまでのやり方を変えることとなるので、業務改革、意識改革が並行して必要(B-1_22)	要改善		
複数主体間の関係	機械を使ったWhat-Ifシミュレーションによって、他社の行動原理が推察できるようになった(A-1_27)	○		

謝辞

本論文の作成にあたり、多くの方々からご指導ご鞭撻を賜り、感謝しております。

北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 知識科学系 教授 内平直志先生には、主指導教員として、終始、温かく的確なご指導と励ましのお言葉をいただきましたことを、心から深謝致します。

情報・システム研究機構 国立情報学研究所 名誉教授 中島震先生には、外部審査員として、多くの有益なご助言と、洞察に満ちたコメントをいただき、感謝しております。

北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 情報科学系 教授 平石邦彦先生、知識科学系 教授 西村拓一先生、准教授 郷右近英臣先生には、学内審査員として、丁寧なご指導と貴重なアドバイスをいただき、感謝しております。

北陸先端科学技術大学院大学 名誉教授 小坂満隆先生、先端科学技術研究科 知識科学系 教授 神田陽治先生、准教授 白肌邦生先生には、本研究や副テーマを推進するにあたり、丁寧にご指導いただき、心より御礼申し上げます。

本研究は、株式会社 日立製作所での長年の経験に基づくものであり、その間ご指導ご支援いただきました数多くの上長、同僚の皆さまに感謝いたします。特に、研究とともに推進くださった、井上鉄平氏、木内敦規氏、Haiyan Wang 氏、Qiyao Wang 氏、Chetan Gupta 氏に深謝致します。また、インタビューにご協力いただきました皆様に、心より御礼申し上げます。

早稲田大学 理工学術院 名誉教授 大成尚先生には、学部、修士課程より、研究課題設定の重要性、企業研究者としての心構えなどをご指導いただき、深謝致します。

最後に、日ごろより応援、支えてくれている家族に深く感謝します。

研究業績リスト

A. 学術誌掲載論文

A-1. (査読あり)

Ogura, T., Wang, H., Wang, Q., Kiuchi, A., Gupta, C., & Uchihira, N. (2022). Bayesian Optimization Methods for Inventory Control with Agent-based Supply-chain Simulator. *IEICE TRANSACTIONS on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, E105-A(9) 1348-1357. <https://doi.org/10.1587/transfun.2021EAP1110>

A-2. (査読あり)

Ogura, T., Inoue, T., & Uchihira, N. (2021). Prediction of arrival time of vessels considering future weather conditions. *Applied Sciences*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/app11104410>

B. 国際学会口頭発表論文

B-1. (査読あり)

Ogura, T., Nomoto, T., Tsujibe, A., & Kiuchi, A. (2021). Development of an Agent-based Simulator for Digital Supply Chain Twins. *Proceedings of the 12th Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM)*, 11(10). <http://ieomsociety.org/proceedings/2022istanbul/45.pdf>

C. その他

C-1. (簡易査読あり)

小倉 孝裕, 木内 敦規, 齊藤 元伸, Gupta Chetan (2021), 「ニューノーマル時代の製造流通業を支えるバリューチェーンコーディネーションサービス」『日立評論』, 103(2), 222-226.