

戦略プロポーザル

意思決定を支援する 最適化手法の革新

－社会価値創造への貢献－

STRATEGIC PROPOSAL

Innovations in Optimization Technology to Support Decision-Making

－ Contributing to the Creation of Social Value －

エグゼクティブサマリー

本プロポーザルは、数理最適化手法では厳密解を得ることが難しい問題に対して、機械学習と組み合わせることで実用上有用な近似解を得る最適化手法の研究開発を提案する。それによって、より幅広い現実の問題に対して最適化手法を適用できるようにし、最適なものを導く意思決定に際しての、支援範囲を広げることを目指す。

最適化とは、ある目的を達成するために、さまざまな制約条件のもとで最も望ましい解を見つけることである。数理最適化手法とは、数学的なモデルに基づいて最適化を行う手法である。数理最適化手法で求められる解は厳密解と呼び、最も望ましい解であることを数学的に証明できる。

人や組織における意思決定において、その決定が最適かどうかは個人の主観的な価値基準に基づいて判断することもあるが、本プロポーザルでは客観的な評価指標に基づいて判断しようとする場合に、最適解を提示することを想定している。

社会課題の解決においては、政策立案、資源配分、リスク管理など、数多くの重要な判断が求められる。これらの判断を体系的かつ定量的に支援する手段として最適化手法が役に立つ。同様に、企業など組織や事業の経営においても多岐にわたる判断が求められるため、それらの定量的支援にも最適化手法が役に立つ。

数理最適化手法は、1947年に発表された線形計画法に始まり、計算機の発展と共に研究開発が進んだが、次のような問題がある。

- 問題が大規模で高次元（膨大な数の変数を含む）な場合、計算量が爆発的に増大して計算ができない
- データが欠損したり誤差やバイアスを含んだりして、うまく計算ができない
- 最適化対象のモデルの構築が困難な場合や、対象が動的に変化する場合がある
- 最適化することの本質的な目的が明確でなく、目的関数を定義できない場合がある
- 得られた結果が実行不可能だったり、関係者間で実行の合意が取れなかったりする場合がある

このため、現実の問題への数理最適化手法の適用がなかなか進まないとの現状がある。

こうした状況を受け、本プロポーザルでは数理最適化手法と機械学習を融合したハイブリッド最適化手法について、以下の三つの研究開発課題の推進を提案する。

1. 大規模高次元最適化問題に対処する最適化手法の研究開発

大規模で高次元な問題において、適切な最適解を求める最適化手法の研究開発。

2. 不確実なデータを含む場合の最適化手法の研究開発

データに誤差や欠損、バイアスといった不確実性を含む場合でも、適切な最適解を求める最適化手法の研究開発。

3. 計算時間を短縮し、最適解を繰り返し求める最適化手法の研究開発

刻々と変化する状態に応じて、短時間で最適解を繰り返し求めて対応する最適化手法の研究開発。

人工知能技術の驚異的な進展もあり、いずれも機械学習と数理最適化手法を融合させることで研究開発が進むことが期待される。

最適化手法の社会適用範囲を広げるためには、研究開発だけでは不十分であり、いかにしてその成果を社会価値の実現に結び付けるかの推進方策が重要である。本プロポーザルでは以下の三つの推進方策を提案する。

方策1：機械学習と数理最適化手法の連携

機械学習と数理最適化手法の各研究分野が連携してハイブリッド最適化の研究開発を進める。

方策2：ハイブリッド最適化手法を用いた問題解決プロセス

ハイブリッド最適化手法の実問題への適用からバックキャストして研究開発を行う場を作り、機械学習と数理最適化の融合を進める。そこで得られた知見をソフトウェアツール（ソルバー）として広く利用できるようにする。

方策3：ハイブリッド最適化手法の普及

ハイブリッド最適化手法を広く実問題に適用し、意思決定を支援できるようにしていくために、ハイブリッド最適化手法の意味や価値を分かりやすく伝える実践を進める。

これらの研究開発と推進方策を通じて、従来は経験や勘に頼っていた多くの意思決定を、本提案のハイブリッド最適化手法で支援する意思決定に置き換えることや、複雑すぎて適切に対処できなかった問題に対して、適切な判断の支援が可能になる。その結果、これまでの社会・経済、公共政策や産業のさまざまな部分に存在する無理や無駄、ムラを削減したり解消したりすることにつながり、効率化を通して社会に貢献することができる。また、資源利用の効率化などによって社会の持続可能性の向上などが期待できる。さらに、より多様で不確実性の高い状況を勘案することなども可能になり、より公平な社会の構築に資することも期待できる。

Executive Summary

This proposal suggests research and development of optimization methods that combine machine learning with mathematical optimization techniques to obtain practically useful approximate solutions for problems where obtaining exact solutions is difficult. By doing so, it aims to extend the applicability of optimization methods to a broader range of real-world problems and to expand the support provided during decision-making to derive optimal solutions.

Optimization is the process of finding the most desirable solution under various constraints in order to achieve a certain objective. Mathematical optimization methods are techniques that perform optimization based on mathematical models. The solutions obtained by mathematical optimization methods are called exact solutions, and it is possible to mathematically prove that they are the most desirable solutions.

In decision-making by individuals or organizations, whether a decision is optimal may sometimes be judged based on the individual's subjective value criteria; however, in this proposal, it is assumed that the optimal solution will be presented when attempting to make judgments based on objective evaluation criteria. In solving social issues, numerous important decisions are required, such as policy planning, resource allocation, and risk management. Optimization methods are useful as systematic and quantitative means to support these decisions. Similarly, optimization methods are useful for quantitative support of the various decisions required in the management of organizations and businesses such as companies.

Mathematical optimization methods, which began with linear programming announced in 1947 and have progressed alongside the development of computers, have the following problems.

- When the problem is large-scale and high-dimensional (involving a vast number of variables), the computational complexity increases explosively, making the calculations infeasible.
- Data may be missing or contain errors and/or biases, making accurate calculations difficult.
- It can be difficult to construct the model for optimization, or the target may change dynamically.
- The fundamental objective of optimization may be unclear, making it impossible to define an objective function.
- The obtained results may be impractical, or there may be no consensus among stakeholders on implementation.

For these reasons, the application of mathematical optimization methods to real-world problems has been progressing slowly.

Considering this situation, this proposal suggests the promotion of research and development on hybrid optimization methods that combine mathematical optimization techniques and machine learning, focusing on the following three tasks.

1. Research and development of optimization methods to handle large-scale, high-dimensional optimization problems

Research and development of optimization methods that find appropriate optimal solutions even when the data includes uncertainties such as errors, missing values, and biases.

2. Research and development of optimization methods for cases involving uncertain data

Research and development of optimization methods that find appropriate optimal solutions even when the data includes uncertainties such as errors, missing values, and biases.

3. Research and development of optimization methods that reduce computation time and repeatedly find optimal solutions

Research and development of optimization methods that respond by repeatedly finding optimal solutions in a short time according to rapidly changing conditions.

With the remarkable progress in artificial intelligence technology, it is expected that research and development will advance by integrating machine learning and mathematical optimization methods.

To expand the social application scope of optimization methods, research and development alone are insufficient; it is important to promote strategies that link these achievements to the realization of social value. This proposal suggests the following three promotion strategies.

Strategy 1: Collaboration between machine learning and mathematical optimization methods

Research and development of hybrid optimization will be advanced through collaboration between the fields of machine learning and mathematical optimization methods.

Strategy 2: Problem-solving process using hybrid optimization methods

Create opportunities for research and development by backcasting from the application of hybrid optimization methods to real-world problems, promoting the integration of machine learning and mathematical optimization. Make the knowledge gained there widely available as software tools (solvers).

Strategy 3: Promotion of hybrid optimization methods

To widely apply hybrid optimization methods to real-world problems and support decision-making, efforts will be made to clearly communicate the meaning and value of hybrid optimization methods in practice.

Through these research and development efforts and promotion strategies, many decisions that were previously based on experience and intuition can be replaced with decisions supported by the proposed hybrid optimization methods, and appropriate decision support will become possible for problems that were too complex to handle adequately. As a result, it leads to the reduction or elimination of inefficiencies, waste, and disparities present in various aspects of society, economy, public policy, and industry, thereby contributing to society through increased efficiency. Furthermore, improvements in resource utilization efficiency are expected to enhance the sustainability of society. Moreover, it becomes possible to take into account more diverse and highly uncertain situations, which is also expected to contribute to the construction of a more equitable society.

目次

1		研究開発の内容	1
2		提案を実施する意義	4
		2.1 現状認識および問題点	4
		2.2 社会・経済的効果	6
		2.3 科学技術上の効果	7
3		具体的な研究開発課題	9
		3.1 研究開発課題1：大規模・高次元最適化問題に対処する最適化手法	9
		3.2 研究開発課題2：不確実なデータを含む場合の最適化手法	10
		3.3 研究開発課題3：計算時間を短縮する最適化手法	10
4		研究開発の推進方法および時間軸	12
付録1		検討経緯	16
付録2		国内外の状況	18
付録3		専門用語解説	21

1 | 研究開発の内容

本プロポーザルは、従来の数理最適化手法では厳密解を得ることが難しい問題に対して、近年の機械学習と連携し、融合することで実用上有用な近似解を得るハイブリッド最適化手法の研究開発を提案する。それによって、幅広い現実の問題に対して最適化手法を適用できるようにし、可能な限り最適なものを導く意思決定に際しての支援範囲を広げることを目指す。

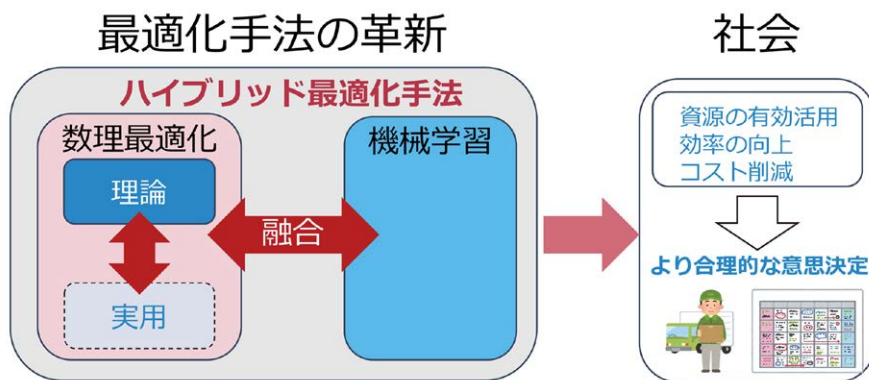


図1 最適化手法革新の目指す姿

最適化とは、ある目的を達成するために、さまざまな制約条件のもとで最も望ましい解を見つけることである。数理最適化手法とは、数学的なモデルに基づいて最適化を行う手法である。数理最適化手法で求められる解は厳密解と呼び、最も望ましい解であることを数学的に証明することができる。

人や組織における意思決定において、その決定が最適かどうかを個人の主観的な価値基準に基づいて判断することもあるが、本プロポーザルでは客観的な評価指標に基づいて判断しようとする場合に、最適解を提示して意思決定を支援することを想定している。

さまざまな社会課題を解決するためには、政策立案、資源配分、リスク管理など、数多く観点からの重要な判断が求められる。これらの判断を体系的かつ定量的に支援する手段として、最適化手法が役立つ。同様に、企業など組織や事業の経営においても多岐にわたる判断が求められるため、それらの定量的な支援にも最適化手法が役立つ。

最適化は最大・最小問題として古くから数学の問題として研究されてきた。数理最適化につながる計画問題は、1947年に発表された線形計画法に始まる。これを出発点として、数学モデルに基づく数理最適化手法が計算機の発展と共に進歩してきた。

しかしながら、数理最適化手法には以下のような五つの問題がある。

①計算量の問題

与えられた問題がモデル化できたとしても、それが大規模データかつ高次元（変数の数が膨大）な問題だと、厳密解を求めようとすると計算量が爆発的に増大する。

②データの問題

データが欠損していたり、誤差やバイアスが含まれていたり、入力パラメーターや外部環境が時間変動したりして数理最適化手法がうまく適用できない。

③モデルの問題

ビジネス上のルールなど数式化ができないためにモデルの構築が困難な場合や、暗黙知・経験則が整理されていないためにモデルに反映しにくい場合や、モデルが動的に変化する場合などに、数理最適化手法がうまく適用できない。

④定義の問題

最適解を求めたい本質的な目的が明確でなく、成果指標と懸け離れてしまったり、安全性や顧客満足度などの定性的な目標が提示されることで、目的関数に落とし込めなかったりする場合がある。

⑤実行可能性の問題

複数の相反する目的（コスト・品質・納期など）のトレードオフをどのように決めるかの設定が難しかったり、法規制や予算制約などの制約条件を適切に設定できず、得られた解が実行不可能であったりする。さらに技術的な問題だけでなく、事前に関係者間で議論して問題を設定していたとしても、得られた結果の優先度やリスク許容度が関係者の立場によって異なるために、関係者の間で実行の合意を取ることができないなどの問題もある。

これらの問題を解決するために、本プロポーザルでは数理最適化と機械学習を組み合わせる、以下の三つの研究開発を課題として提案する。

研究開発課題1：大規模・高次元最適化問題に対処する最適化手法の研究開発

部品調達や在庫配置、配送ルートや手段の決定といった数千から数万もの変数が関与する大規模サプライチェーンのような、大規模で高次元（変数の数が膨大）の問題で適切な最適解を求めて対応していくような利用シーンでの最適化手法の研究開発。

研究開発課題2：不確実なデータを含む場合の最適化手法の研究開発

生産ラインの稼働条件などでは、センサーデータにノイズが含まれていたり、設備劣化データのように入手しにくいデータがあったりする場合でも条件を決める必要がある。このようにデータに誤差、欠損、バイアスといった不確実性を含む場合でも、適切な最適解を求めて対応していくような利用シーンでの最適化手法の研究開発。

研究開発課題3：計算時間を短縮し、繰り返し最適解を求める最適化手法の研究開発

刻々と変化する状態に応じて、最適解を短時間で繰り返し求めて対応するような、例えば電力需要が瞬時に変動するスマートグリッドにおいて最適な電力配分を実行するといった利用シーンでの最適化手法の研究開発。

大規模・高次元最適化問題に対処する研究開発課題1は問題①に対応する。不確実なデータを含む場合の最適化手法と計算時間を短縮する研究開発課題2は問題②に対応する。機械学習を使ってデータから暗黙知やビジネス上のルールを取り込んだ代理モデルを作成し最適解を求めたり、最適解を求める計算時間を短縮することで繰り返し最適解を求めたりする研究開発課題1と3は問題③に対応する。

問題④と問題⑤は、科学技術上の問題というよりも最適化手法の運用上の問題であり、研究開発の推進方法として提案している「バーチャルネットワークラボ」などによる創発場での活動を通じて解決を目指すことが望ましい。

研究開発の推進方法としては、以下の三つの方策を、対応する問題を拡大しながらアジャイルに推進することが必要である。

方策1：機械学習と数理最適化手法の連携

機械学習と数理最適化手法の二つの研究分野が連携した研究開発を進めることが求められる。数理最適化手法だけでは対応できない具体的な実問題を設定し、二つの研究分野の研究者が共同で取り組み、機械学習と数理最適化がそれぞれの強みを生かし、弱みを補い合う、ハイブリッド最適化という融合研究領域を立ち上げる。

方策2：ハイブリッド最適化手法を用いた問題解決プロセスの推進

ハイブリッド最適化手法の実問題への適用からバックキャストして、機械学習と数理最適化手法の利用ポ

イント、利用可能データの探索、データ取得時間、データ取得量、モデル化、計算時間などを総合的に評価しながら実問題への適用を模索する場を作る。具体的には、理論と実用のギャップを埋める創発場を形成することを提案する。この場にアカデミアと企業の研究者を集め、データの取得を含む初期段階から実問題を想定した研究開発と実用に沿った技術開発を行う。ハイブリッド最適化手法を実問題に適用する拠点を構築することや、最適化手法の研究に関連する研究室、国立研究開発法人（国研）、企業によるバーチャルネットワークラボを構築することが有効である

方策3：ハイブリッド最適化手法の普及

ハイブリッド最適化手法を広く実問題に適用し、意思決定を支援できるようにしていくために、最適化手法の意味や価値を分かりやすく伝える実践を進める必要がある。具体的には、方策2の創発場で開発したソフトウェアツールの配布、ワークショップ開催や、創発場からスピントウトしたコンサルティング機能を持つ組織の設立などが考えられる。

このように最適化手法を革新することで、サプライチェーン・物流、製造業、金融市場、公共インフラといった幅広い領域において、意思決定の質と速度を向上させることができ、社会価値の創出に寄与する。また、科学技術上の効果としては、機械学習と数理最適化手法の連携領域の研究開発が進み、非凸問題や高次元空間、多目的最適化といった従来は困難とされた領域に対し、理論保証と実運用性能を両立させる新たな解決手法を生み出す学際領域の形成が期待できる。

2 | 提案を実施する意義

2.1 現状認識および問題点

最適化手法は、目的を達成するために、さまざまな制約条件のもとで最も望ましい解を見つけるために目的関数を最大化・最小化する技術である。現実の問題を制約としてモデル化し、目的関数をコストや効率とすることで、コスト削減や効率向上を最適な状態として見い出すことができる。具体的な実問題は、以下のよう幅広い領域にわたる。

- 交通／物流：交通渋滞の緩和、配送ルート of 最適化、公共交通機関のダイヤ最適化、自転車・自動車のシェアリングの配置最適化
- エネルギー：電力の需給バランス最適化、再生可能エネルギーの効率的導入や蓄電計画、建物のエネルギー管理（ネット・ゼロ・エネルギー・ビルなど）
- 医療・介護：病院のベッド配置や手術室スケジュールの最適化、救急搬送ルートやドクターヘリの出動計画、在宅介護サービスの巡回ルートや人員配置、医薬品・ワクチンの供給計画
- 教育：時間割・教室割り当ての最適化、奨学金や教育資源の適切な配分
- 都市計画：ごみ収集ルートや頻度の最適化、土地利用・都市開発計画の最適設計、防災資源（避難所、支援物資など）の配置最適化
- 環境問題：温室効果ガス排出の削減、森林管理や生態系保護の最適計画、水資源の管理計画（ダム放流量、農業用水配分など）
- 雇用・労働：シフト勤務のスケジューリング最適化、人材配置と育成戦略の最適化
- 災害対応：避難経路の最適設計、災害支援物資の輸送・配分最適化

例えばこれまでに、飛行機の軌道最適化を目的として、ルフトハンザ航空とZIB（Zuse Institute Berlin）が燃料消費量削減のために、VOLARというモジュールを開発した¹。VOLARは飛行計画ソフトウェアであるLido/Flightの最適化を担うモジュールである。強いジェット気流が存在した2017年4月24日に、大圏距離において1万2565kmある台北からニューヨークまでをボーイング777-300ERで飛行する軌道を、VOLARを用いて計算したところ、距離は大圏軌道を外れて1250km長くなるにもかかわらず、燃料を5665kg（CO₂換算で17.8t）削減できる新たな最適軌道をはじき出した。

最適化を数学的に行う手法として、数理最適化手法がある。数理最適化手法は、対象として集合や関数を考え、その最大値や最小値を与える状態を最適な状態と考え、その状態を与える変数の値を決定する手法である。数学に基づく手法であるため、厳密解が求まれば、それが最適であると数学的に証明できる。集合や関数が凸か非凸か、連続か離散かという2軸で最適化問題を分類したものが表1である。

¹ Zuse Institute Berlin, <https://www.zib.de/research/features/feature/specific-fuel-consumption-lufthansa-fleet> (2025年9月10日時点)

表1 数理最適化問題の分類

	連続	混合整数 (連続変数と離散変数が混ざっている)	離散
凸	極大値・極小値が最大値・最小値と一致し、多項式時間で解けるアルゴリズムが存在するので、理論的・実装的に扱いやすい。 線形計画法 二次計画法	以下の特徴から、一般的に解を求めにくい。 ・線形性がなく、不連続な解空間になるため、探索すべき解空間が膨大になりがちである。 ・NP困難な問題になることが多い。	極大値・極小値が最大値・最小値と一致し、解を最も求めやすいが、NP困難な問題が含まれている。 整数線形計画法 凸組み合わせ最適化
非凸	複数の極大値・極小値を持つため、局所解に陥る可能性がある。 非線形最小二乗法 制約付き非凸連続最適化		巡回セールスマン問題や充足可能性問題などのNP困難な問題。 遺伝的アルゴリズム シミュレーテッドアニーリング 粒子群最適化 アリコロニー最適化

本プロポーザルが主として対象とする数理最適化問題

非凸連続問題や混合整数問題を解くための研究は現在も進展している。また、離散非凸のNP困難な問題に対しては、遺伝的アルゴリズム、シミュレーテッドアニーリング、粒子群最適化、アリコロニー最適化といった、解空間を確率的に探索して、厳密解ではなくより良い解を求めることを目指す手法が開発されている。

現実の問題では、制約条件が複雑になる。例えば、工場や倉庫から荷物を下ろす店舗を一巡して戻る配送計画の最適ルートを決めたい場合、考慮すべき制約は、配送費用や時間などのコスト、配送順といった経路、トラックの台数や種類、運転手の技能や拘束時間などがある。これは、単純に移動距離を最小にして都市を1度ずつ訪問する巡回セールスマン問題より難しい。さらに、物流2024問題²として知られる、トラック運転者の改善基準公告改正により、トラック事業において時間外労働がこれまでより制限され、1日に運ぶことができる荷物の量が減ってしまう問題のように、法制度などにより制約がさらに複雑になることもある。

このように現実の問題は非常に複雑なため、以下のような数理最適化手法の問題が顕在化する。

①計算量の問題

与えられた問題がモデル化できたとしても、それが大規模データかつ高次元（変数の数が膨大）な問題だと、厳密解を求めようとすると計算量が爆発的に増大する。

②データの問題

データが欠損したり、誤差やバイアスが含まれていたり、入力パラメーターや外部環境が時間変動したりして数理最適化手法がうまく適用できない。

③モデルの問題

ビジネス上のルールなど、数式化ができないためにモデルの構築が困難な場合や、暗黙知・経験則が整理されていないためにモデルに反映しにくい場合や、モデルが動的に変化する場合などに、数理最適化手法がうまく適用できない。

④定義の問題

最適解を求めたい本質的な目的が明確でなく、成果指標と懸け離れてしまったり、安全性や顧客満足度などの定性的な目標が提示されることで、目的関数に落とし込めなかったりする場合がある。

⑤実行可能性の問題

複数の相反する目的（コスト・品質・納期など）のトレードオフをどのように決めるかの設定が難しかったり、法規制や予算制約などの制約条件を適切に設定できず、得られた解が実行不可能であったりする。さらに技術的な問題だけでなく、事前に関係者間で議論して問題を設定していたとしても、得られた結果

2 国土交通省, https://www.tb.mlit.go.jp/tohoku/00001_00251.html (2025年9月10日時点)

の優先度やリスク許容度が関係者の立場によって異なるために、関係者の間で実行の合意を取ることができないなどの問題もある。

最適化手法を革新することで、これらの問題により対応できていない実問題にも最適化手法を適用できるようになると期待される。

世界では、従来の数理最適化手法だけでは対処が難しい最適化問題を解くために、機械学習と数理最適化手法を組み合わせる試みが始まっている。日本では、スケジューリング学会に数理最適化手法と機械学習研究部会（Mathematical Optimization/Artificial Intelligence Forum、MOAI Forum）が2023年9月に設立され活動を始めている。米国ではAI研究所（AI Research Institute）が2021年に11カ所設立され、米国国立科学財団（NSF: National Science Foundation）が5年にわたりそれぞれに約2000万ドルの資金提供をしている³。その中にAIと数理最適化手法の融合を研究する研究所（NSF AI Institute for Advances in Optimization）⁴がある。ドイツでは、飛行計画の例で記載したZIBにおいて、Mathematical Algorithmic Intelligenceというプロジェクト⁵が2018年から進められ、産業界とアカデミアが連携して、最適化問題やデータ解析のための新しい理論と手法を開発している。中国では、Alibabaが技術革新の推進、長期的な基礎研究と応用研究の融合、グローバルな人材育成とコラボレーションを目的にDAMO Academyを2017年に設立し、その中にAIと数理最適化手法の融合を扱うDecision Intelligence Labがある。

深層学習の研究開発などによって、機械学習が非常に発展しているが、ブラックボックスとされる深層学習の動作原理の解明に、数理最適化理論を利用しようとする研究が進められている。そのような研究により、数理最適化理論と機械学習との親和性は高いことが示されつつある。機械学習を数理最適化手法に適用し最適化手法を革新することで、大きな成果が得られることが期待できる。

2.2 社会・経済的效果

社会における意思決定の多くは、経験や勘に頼っていたり、問題が複雑すぎて適切な判断ができなかったりする。本提案の最適化手法の実現により、最適化手法の適用範囲が大幅に広がり、さまざまなシーンで最適解を求めることができるようになる。その結果、最適解を参照することで経験や勘だけに頼らずにより客観的で望ましい意思決定ができるようになり、これまでのビジネスや公共事業に存在した無理や無駄、ムラを削減することにつながり、効率化を通じて社会に貢献することができる。また、資源利用の効率化などによって社会の持続可能性も向上できる。さらに、より複雑で多くの状況を勘案することが可能になり、ビジネスや公共政策の公平性実現が期待できる。

これらを実現するためには最適化手法の革新が必要となるが、個々の領域においてどのような効果が期待できるか、以下に例を挙げる。

● サプライチェーン・物流

物流事業において、輸配送ルート of 最適化に環境負荷・コスト・納期の複合評価を取り入れた動的な最適化システムを構築できるようになる。その結果、燃料消費を改善したり、CO₂排出量を削減したりすることに寄与できる。配送費用や時間、配送順といった経路、トラックの台数、容量や機能、運転手の技能や残業時間規制といった複雑な制約条件下での最適化や、事故発生などの突発的な道路状況の変化

3 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/focus-areas/ai/institutes>（2025年9月10日時点）

4 NSF AI Institute for Advances in Optimization, <https://www.ai4opt.org/>（2025年9月10日時点）

5 Zuse Institute Berlin, <https://www.zib.de/research/mai>（2025年9月10日時点）

に対応した最適化が可能となる。2021年、物流大手企業によるヘルスケア商品の配送において、配送業務量の予測と、それに基づく適正な配車計画を実現し、20%以上の配送生産性を向上し、走行距離およびCO₂排出量を25%削減することに成功した事例が報告されている⁶。また2023年には小売り大手企業で、店舗ごとの需要予測の精度向上と在庫の最適化を機械学習と数理最適化を組み合わせ実現し、天候や地域イベントなどの要因を考慮した需要予測が行われた。この結果、発注作業が約50%削減され、発注精度を40%改善することができ、平均30%の在庫削減を達成し、店舗運営の効率化に成功したことが報告されている⁷。このような事例について、より複雑で意思決定の困難な状況下にある事業・サービスなどへの最適化手法の適用による経済的効果が期待される。

●製造業

製造業では、原材料調達の量やタイミングの最適化、製造ラインスケジューリング、在庫配置最適化により、事業全体にわたって生産効率を引き上げることが可能になる。また、プラント運転条件を最適化することで、エネルギー効率や副生成物の削減が理論上の最適値に到達し、運用コストを抑制できる。さらに、機器の故障などにより、通常と異なるラインで製造することになっても最適な製造が可能になる。

●金融

金融ポートフォリオ最適化により、リスクを制御できるようになるため、リスク・リターン の同時最適化が現実的になり、金融機関の資金効率と規制対応余地拡大に貢献すると期待される。また、リスクを直接扱う非凸ポートフォリオ最適化モデルを実装し、従来の凸近似手法に比べてリスク・リターンのバイアスを排除することができるようになる。

●公共インフラ

自治体における大規模災害に対する避難経路計画の最適化に貢献できる。また、実際の災害避難指示において、リアルタイムデータを活用した動的ルート再計算の適用が可能となる。その結果、迅速な避難指示と、混雑を回避するといった的確な避難判断ができるようになることで、人的被害の軽減が見込まれる。スマートグリッドにおける電力需給バランスをリアルタイムで最適制御し、大規模停電リスクを低減することが可能になる。また、不確実性による影響を最小化した電力配分計画が可能となり、需給バランスコストを削減し、停電リスクを低減できる。IoTデバイスからの高次元センサーデータをリアルタイムで統合し最適とすることで、スマートシティの運用効率と自律性が高まる。都市インフラやエネルギーネットワークの最適配置がリアルタイムで再計画できるため、公共投資の効率が向上し、社会インフラ整備の持続可能性を高めることに貢献できる。

2.3 科学技術上の効果

単独の技術だけでは、社会に価値をもたらすことができないことが多い。そこで複数の科学技術の融合により、新たな領域を創造することが必要となる。本プロポーザルでは機械学習と数理最適化手法の連携・融合によって、これまで単独ではなし得なかった社会的価値の実現を提案している。これは機械学習と数理最適化手法双方の進展をもたらし、それぞれの発展に寄与するとともに、連携から融合へと進むことによって新たな学術領域の創成を期待させるものである。

6 ヤマト運輸株式会社, https://www.yamato-hd.co.jp/news/2021/newsrelease_20210803_1.html (2025年9月10日時点)

7 AEON RETAIL, https://www.aeonretail.jp/pdf/230420R_1.pdf (2025年9月10日時点)

主として非凸問題や高次元空間、多目的・混合整数最適化といった従来の数理最適化手法では困難とされる領域に対し、機械学習の知識や技術を持ち込むことで、基盤理論が進展し、理論保証と実運用性能を両立させる新たな解決手法を生み出す技術の形成が可能になると考えられる。以下に、新たな進展や技術の創出が期待される例を挙げる。

●非凸最適化の理論的進展

滑らかな非凸関数に対し、グローバル最適解近傍への探索を理論的に保証する新規サンプリング制御スキームを提供したり、確率的勾配法では局所解や鞍点への収束リスクが高く⁸、理論的収束保証に乏しい⁹といった問題を解決したりすることができるようになる。非凸問題全体の漸近安定性を解析的に導出し、アルゴリズム設計を系統化するパラメトリック表現を与えることで、理論と実装のギャップを埋めることが可能になる。

●多目的および混合整数最適化

多目的最適化におけるパレート面の離散近似をリアルタイム更新したり、収束速度を向上させたりすることが可能になる。混合整数非線形問題への拡張性を持たせることで、従来困難だった離散制約付き非凸問題も高速化できる枠組みを提供し、連続・整数変数が混在する産業問題にも適用可能となる。評価関数の計算に手間がかかるモデルに対しても、代理モデルを併用しながら収束を高速化し、実用的な計算時間で最適解が求まる手法を開発できる。

●機械学習へのフィードバック

機械学習と数理最適化手法の連携を図る中から、機械学習に関する新たな知見や学習方法が見い出され、深層学習モデルの重み最適化といった機械学習の進化を後押しすることに貢献する。また、非凸最適化の理論的進展により、深層学習モデルの重み最適化や複雑エネルギー関数の最小化が、従来よりも高速かつ高精度に実行可能となる。さらに、説明可能な深層学習の実現に向けて、数理最適化が貢献することも期待される。深層学習はパラメーターを調整して最適解を出すことから、最適化を内部で行っていると考えることができる。その挙動を数理モデル化して、数理最適化として解釈できれば、出てきた解がなぜ最適なのかということを数学的に証明することが可能になり、説明可能性を向上させることができる。

●実応用を経験した連携領域の人材育成

機械学習と数理最適化手法の両方を理解し、実応用についても経験を積んだ人材を育成することができる。このような人材が増えることで、最適化手法がさらに革新され、より多くの実問題に対して最適化手法を適用できるようになる。

8 AI Library, <https://ai-library.site/knowledge/go-beyond-local-optima-secrets-and-techniques-for-global-optimization/> (2025年9月10日時点)

9 Khamaru and Wainwright, “Convergence Guarantees for a Class of Non-convex and Non-smooth Optimization Problems,” <https://jmlr.org/papers/v20/18-762.html> (2025年9月10日時点)

3 | 具体的な研究開発課題

数理最適化手法は、厳密解が求まるとの大きなメリットを持っているが、実問題に適用しようとする2章に記述したような問題があることから、適用できる範囲が限定されてしまう。そこで厳密解ではなく、納得できる「良い」解を得ることを目標とすることで、適用できる範囲が広がる。これまでも、最適化手法として、数理最適化手法ではなく、遺伝的アルゴリズム、シミュレーテッドアニーリング、粒子群最適化、アリコロニー最適化といったメタヒューリスティクスと呼ばれる手法が開発されてきた。メタヒューリスティクスは多様な最適化問題に対して汎用的に使える近似解探索のための発見的な手法だが、計算量の解析ができない、局所最適解にとらわれる、収束速度が遅いといった特有の問題がある。ここでは、機械学習と数理最適化手法それぞれの特長をうまく組み合わせ、欠点を補い合うハイブリッド最適化手法で、実問題への適用範囲を広げることを目指す研究開発課題を挙げる。いずれの研究開発課題も厳密解を求めることを諦める代わりに、数理最適化手法だけでは解けない問題を解くものであるため、できるだけ厳密解に近い近似解を得ることは共通する課題である。

3.1 研究開発課題1：大規模・高次元最適化問題に対処する最適化手法

現実の複雑な問題を解こうとすると、考慮すべきデータが大規模になり、次元数（変数の数）が数百から数万以上と膨大になる。そうになると、探索空間が指数関数的に増大したり、疎なデータが増えて不要な計算を大量にすることになったりして、計算量が爆発し最適解が得られなくなる。

大規模・高次元な問題に対して、数理最適化手法が可能な規模の代理モデルを機械学習によって作り最適解を求める、機械学習と数理最適化手法を組み合わせた手法を研究開発する。より大規模な問題に対し、数理最適化手法が実行可能な機械学習モデルをどのように作成すればよいかの研究をさらに進めることが課題となる。一方、次元数が高くなると、代理モデルを構築するのに必要な学習データが膨大になるが、学習量を単純に減らすと、モデルの精度が低下するため望ましくない。代理モデルを使う手法の場合、目的関数を最適にすることを前提に、必要十分なモデル精度を得るためには、どのように学習データを選べばよいか、という研究開発課題もある。

機械学習の研究コミュニティでも、より一般的な研究課題として学習データ量の削減に取り組んでいることから、その成果を最適化手法にも取り入れることが有効である。数理最適化手法の研究開発においては、問題空間をサブ空間に分割して、局所的に最適解を求め、その結果を統合する手法などが開発されている。この課題については、単に機械学習と数理最適化手法の組み合わせだけでなく、それぞれの研究領域での大規模・高次元への対策・緩和を進め、それを組み合わせることが望ましい。

データをもとに機械学習を使って代理モデルを作成し、数理最適化手法を行う手法は、大規模・高次元な問題だけでなく、ビジネス上のルールや暗黙知・経験値といった数理モデルが作成しにくい場合でも、データから代理モデルを作成することができ、数理最適化手法を適用することができるようになる。

3.2 研究開発課題2：不確実なデータを含む場合の最適化手法

現実の問題では、データに誤差、欠損、バイアスといった不確実性を含む。こういった問題に対する従来の最適化手法として、データが不確実なことを前提として、その条件下で最適な解を求める手法がある。例えば、不確実なデータが取り得る値の範囲を制約条件として、数理最適化手法を使うロバスト最適化がある。しかし、ロバスト最適化には、以下のような問題がある。

- 取り得る値の範囲を広く取りすぎて、必要以上に保守的な解しか得られず、望ましい最適解より大幅に悪化した解になることがある。
- 値が確定していれば、目的関数が凸になり容易に解ける問題であっても、最悪ケースを制約とすると目的関数に変形して凸でなくなり、計算が困難になることがある。
- 解がない場合が発生することがある。

目的関数を直接扱わずに、機械学習などで作成した代理モデルを使って数理最適化手法を適用することでロバスト最適化の問題を解決できる可能性がある。代理モデルは、ガウス過程、ランダムフォレスト、深層ニューラルネットワークなどを用いて、真の目的関数を近似したモデルである。これにより、学習過程でデータの誤差、欠損、バイアスを最小にすることができる。ただし、逆にバイアスを増大させる可能性を否定できないため、注意深く学習を行わなければならない。どのような学習をすれば適切な代理モデルを作ることができるかが研究開発課題となる。代理モデル以外にも、データの不確実性がどのような性質なのかを機械学習を使って推定し、数理最適化手法のポリシーを調整することで、不確実性に対処する方法も考えられる。このように数理最適化手法と機械学習を組み合わせることで、不確実なデータを含む場合でも、従来手法より適切に最適解を求められる手法の研究開発が課題である。

3.3 研究開発課題3：計算時間を短縮する最適化手法

現実の最適化問題では、最適解を素早く求めて、その解を見た上で、新たな制約条件下での最適解を求めたい場合や、刻々と変化する状態に応じて繰り返し最適解を求めたい場合がある。もちろん数理最適化手法で厳密解が決められた時間内に求まれば良いが、求まらない場合も多い。計算時間の制約の範囲内で、できるだけ良い解を求めるような手法が必要である。以下に示すような機械学習と数理最適化手法の組み合わせが考えられる。

- 事前に、想定される状態を大量に準備し、数理最適化手法を使ってそれらの状態に対してそれぞれの最適解を求め、状態と最適解の組を機械学習しておく。この学習モデルのみを使うと、入力された状態に対応した最適解を短時間で求めることができる。入力された状態が以前学習した状態と一致すれば、学習モデルから出力された解は最適解である。一致した状態でなければ、複数の似た状態の最適解を内挿した解が得られ、最適解ではない可能性もあるが、最適解に近い解が得られると期待できる。このような手法の特性などを解析したり、状態が似ていることを評価したりするなどして、より良い最適解を導き出せる機械学習モデルの研究開発を行う。
- 過去の最適化履歴から得られる情報を利用して、数理最適化手法のアルゴリズムを改良することで、解を求める時間を短縮する。これは最適化を繰り返し実施する場合に有効な方法である。機械学習で得られるヒントをもとにアルゴリズムや解を探索するための戦略を変更して計算時間を短縮する数理最適化手法や、できるだけ少ない学習回数で有効なヒントを生成する学習モデルの研究開発を行う。

上記は似た問題の最適解を求める時間を短縮する際に有効な方法である。関連して、大規模言語モデルが

規模を大きくしたことで汎用性を獲得したように、学習モデルの規模を大規模にすることで、似ていない問題にも対応できる汎用性を得られるのか、という問いに答える研究開発課題もある。

4 | 研究開発の推進方法および時間軸

3章で掲げる研究開発課題を進める上では、技術的な課題解決以外に、「連携・融合」「社会導入」の二つの面から推進を図る必要がある。研究開発の推進と実装において、図2に示すような二つの壁がある。

①数理最適化と機械学習の連携に壁がある。

どちらも数学に基礎を置いているが、研究開発の速度と深さ、実用化に向けた考え方に違いがある。

②最適化手法の社会への導入に壁がある。

最適化手法を社会へ導入しようとする、現実に使われない、あるいは、現場で受け入れられないといった問題に直面することが多い。モデルは数学的に正しく、最適解が求められていたとしても、現場の運用実態と合わないことや、なぜその解が求められたのかを現場が理解できないことを理由として、最適解が採用されないことが起こる。また、最適解を求めるソフトウェアツールを使いこなすためには、適切なモデルを作成することや、問題に応じて適切な手法を選ぶ、適切にパラメーターを調整するなど、最適化手法を熟知している必要がある。しかしながら、そのような人材が不足しているために、ソフトウェアツールが使われず最適化手法が導入されないことが頻発する。

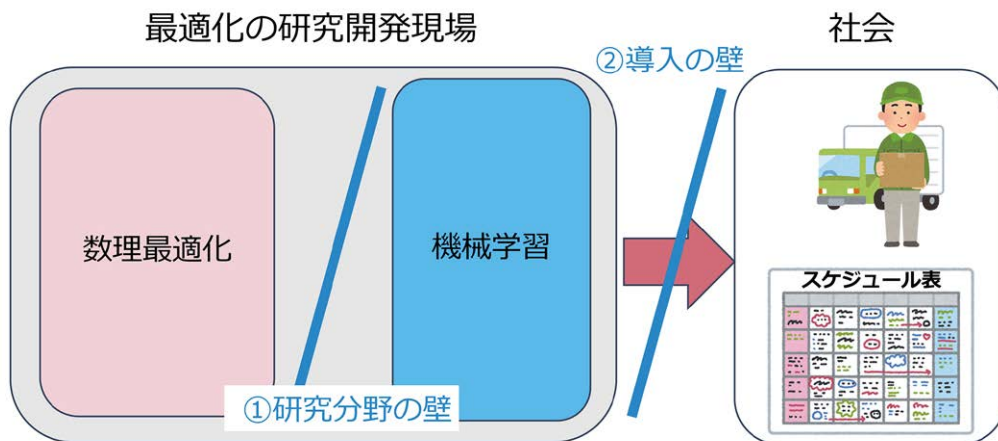


図2 研究開発推進と実装における二つの壁

これらの壁を乗り越えるために、本プロポーザルでは以下の三つの推進方策を提案する。

方策1：機械学習と数理最適化手法の連携

機械学習と数理最適化手法の二つの研究分野が連携した研究開発を進める。機械学習は進展が非常に速くスピード感あふれる分野であり、数理最適化手法は長く研究されてきて深さがある分野である。深層学習と連続最適化の間には関係があることを両分野の研究者は認識しており、共同研究も始まっていることから、その流れを加速し、本プロポーザルが提案する研究開発課題への取り組みへと広げていくことが望ましい。例えば、機械学習におけるハイパーパラメーター学習問題は、数理最適化問題として解釈すると、2段階最適化問題になると定式化され、その解法アルゴリズムが提案されたりしている。連携を進めていくことで、機械学習と数理最適化がそれぞれの強みを生かし、弱みを補い合う、ハイブリッド最適化という融合研究領域を立ち上げる。

方策2：ハイブリッド最適化手法を用いる実問題解決プロセスの推進

ハイブリッド最適化手法の実問題への適用からバックキャストして、機械学習と数理最適化手法の利用シーン、利用可能データの探索、データ取得時間、データ取得量、モデル化、計算時間などを総合的に評価する場を作る。その場で得られた知見は、ソフトウェアツール（ソルバー）にまとめることで、広く利用できるようにする。具体的には、理論と実用のギャップを埋める創発場を形成し、アカデミアと企業の研究者を集め、データの取得を含む初期段階から実問題を想定した研究開発と実用に沿った技術開発を行う。創発場の中で、機械学習と数理最適化を融合したハイブリッド最適化手法を確立していく。ハイブリッド最適化手法を研究する拠点を構築することや、ハイブリッド最適化手法の研究や応用を行う、研究室、国研、企業によるバーチャルネットワークラボを構築することが考えられる。

方策3：ハイブリッド最適化手法の普及

ハイブリッド最適化手法を広く実問題に適用し、意思決定を支援できるようにしていくために、最適化手法の意味や価値を分かりやすく伝えるナラティブな研究¹⁰と実践を進める。具体的には、方策2の創発場で開発したソフトウェアツールの配布、ワークショップ開催や、創発場からスピンアウトしたコンサルティング機能を持つ組織の設立などが考えられる。育成した最適化手法に精通した人材が広く社会で活躍できるようにすることが重要である。また、生成AIがプログラムコードを生成できるようになり、専門家でなくともプログラミングができる環境が整いつつある。同様に、数理最適化が専門外の人であっても、数理最適化手法を学習した生成AIを使って、自分の問題を解くプログラムを作成し、解決することが可能になるような普及方策も望まれる。

ハイブリッド最適化手法の研究開発を推進するには、図3に示したように、方策1から方策3を研究開発の進展に応じて簡単な問題から複雑な問題へと繰り返し取り組む、アジャイルな研究開発を行っていくことが重要である。前のフェーズで得られた知見を次のフェーズに生かしたり、フェーズを繰り返したりすることで人材の層を厚くする効果が期待できる。



図3 アジャイルな研究開発

研究開発の具体的な時間軸を図4に示す。まずは、機械学習と数理最適化手法のコミュニティ間の交流を促しながら、未解決問題に連携して取り組むといった研究開発を進めることで、お互いの言語や考え方について理解し、人材育成を進める。次に、理論と実用のギャップを埋める創発場を形成し、機械学習と数理最適化の融合を促進する。アカデミア、国研、企業の研究者を集め、社会の要請を取り入れた研究開発と実用に沿った技術開発を行う。その成果をもとにソフトウェアツールの開発を行い、成果を公開する。加えてソフトウェアツールの利用ワークショップを開いたり、産学の頭脳循環を促進したりする。これにより、最適化手法の具体的内容、性能、適用範囲、限界といった情報を提供し、最適化手法の社会受容性を高め、社会価値創出に資することが期待される。

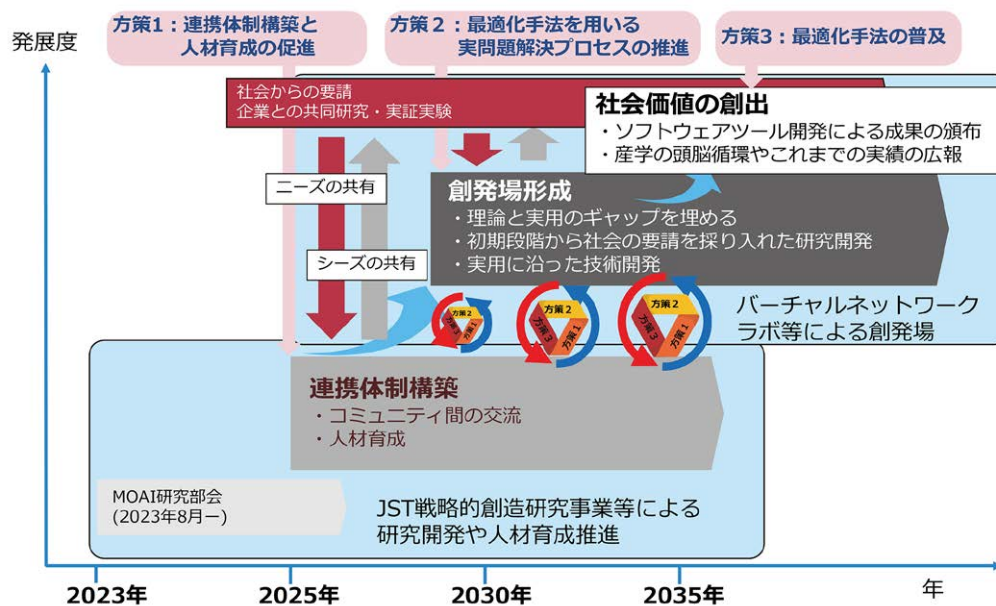


図4 研究開発の時間軸

コラム

最適化におけるナラティブな研究とは

最適化手法を実際の問題に適用しようとする、「現実に使われない」「現場で受け入れられない」という問題に直面することが多くある。これは、

- モデルが数学的に正しいことは分かるが、現場の運用実態と合わない
- 結果は正しいのだろうが、解が導かれた過程がブラックボックスで見えないため納得できない
- 利用者が「分かりにくい」「信頼できない」と感じてしまう

といった最適化手法における「ギャップ」の問題が存在するからである。

心理学を中心に発展したナラティブ研究を最適化のコンテキストに持ち込むことで、最適化手法の利用者である現場の人々、企業、組織の経験・期待・不安・抵抗といった「語り」を通して、最適化技術が社会にどう受けとめられているかを明らかにすることができると考えられる。最適化手法を導入する事の社会的・文化的な意味も、ナラティブ研究を通して浮かび上がる。また、こうした「語り」を理解し共有することで、関係者の間に共通の納得感や目的意識を形成することができる。

一方で、最適化手法の研究をナラティブにするためには、性能を追求するだけではなく、以下を考慮した最適化手法を設計することが期待される。

- 説明しやすいこと
- 利用者の価値観や文脈に合っていること
- 不確実性やトレードオフを含めて対話可能なこと

付録1 検討経緯

国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）研究開発戦略センター（CRDS）では、2023年度の審議を経て、戦略プロポーザルを作成すべきテーマの候補として本テーマを選定し、検討チームを発足させた。本検討チームは2023年9月から活動を開始、2025年7月まで検討を進めてきた。その間、有識者へのインタビューや意見交換を実施し、ワークショップを開催した。

また、検討から得られた知見は、文部科学省基礎・基盤研究課が主催する数理イニシアティブサロンにおいて報告を行った。その後、文部科学省の戦略的創造研究推進事業における令和6年度戦略目標「新たな社会・産業の基盤となる予測・制御の科学」の検討にも情報提供を行った。

・有識者インタビュー

インタビュー・意見交換を実施した有識者（50音順、敬称略、所属・役職は実施時点）

穴井 宏和	富士通株式会社 人工知能研究所 所長
上田 修功	理化学研究所 革新知能統合研究センター 副センター長
梅谷 俊治	大阪大学 大学院 情報学研究科 数理最適化寄附講座教授
久保 幹雄	東京海洋大学 海洋工学部 教授
小林 和博	青山学院大学 理工学部 准教授
鈴木 大慈	東京大学大学院 情報理工学系研究科 数理情報学専攻 准教授／理化学研究所 革新知能統合研究センター 深層学習理論チーム チームリーダー
品野 勇司	Zuse Institute Berlin
武田 朗子	東京大学大学院 情報理工学系研究科 数理情報学専攻 教授理化学研究所 革新知能統合研究センター 連続最適化チーム チームリーダー
高野 祐一	筑波大学 システム情報系 准教授
田辺 隆人	株式会社NTT データ数理システム 取締役
田村 明久	慶應義塾大学理工学部 教授
土谷 隆	政策研究大学院大学 政策研究科 教授
藤澤 克樹	九州大学 マス・フォア・インダストリ研究所 教授
福水 健次	統計数理研究所 数理・推論研究系 教授
藤井 浩一	株式会社NTT データ数理システム 数理計画部主幹研究員
湊 真一	京都大学大学院 情報学研究科 教授
山城 悠	株式会社Jij 代表取締役 CEO
吉瀬 章子	筑波大学 システム情報系 教授
花沢 健	日本電気株式会社 データサイエンスラボラトリー 所長
智田 崇文	株式会社日立製作所 研究開発グループ Digital Innovation R&D モビリティ&オートメーションイノベーションセンタ 主幹研究員

科学技術未来戦略ワークショップ「社会価値を生み出す最適化の革新」

概要

日程：2024年8月31日（土）13:00～16:40

場所：オンライン開催

主催：国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）研究開発戦略センター（CRDS）

開催趣旨

CRDSでは、社会課題解決に有効とされる「意思決定と最適化の数理」について、貢献の質と幅を広げるために、出口戦略を意識しつつ研究を進化させる必要性あると考え、「社会価値を生み出す最適化の革新」として調査活動を進めてきた。

本ワークショップでは、数理最適化と機械学習の両面から、今後の可能性と課題を議論する。

プログラム（敬称略）

- | | |
|-------------------------|-------------------------------|
| (1) 開催挨拶 | 木村 康則（CRDS最適化チーム総括責任者） |
| (2) 開催趣旨 | 吉脇 理雄（CRDS最適化チームリーダー） |
| (3) 研究開発課題についての話題提供 | |
| • ハイブリッド最適化1（リアルタイム性） | 高野 祐一（筑波大学） |
| • ハイブリッド最適化2（ロバスト1＋大規模） | 鈴木 大慈（東京大学／理化学研究所） |
| | 武田 朗子（東京大学／理化学研究所） |
| • ハイブリッド最適化3（ロバスト2） | 小林 和博（青山学院大学） |
| (4) 研究開発課題についての総合討議 | |
| ディスカッサント | 藤澤 克樹（東京工業大学） |
| (5) 研究開発の推進方法についての話題提供 | |
| • 先導的研究会について | 久保 幹雄（東京海洋大学） |
| • 実用に沿った研究開発について | 梅谷 俊治（株式会社リクルート） |
| • 最適化の普及について | 藤井 浩一（NTTデータ数理システム） |
| • 情報と数理の融合について | 上田 修功（理化学研究所） |
| (6) 研究開発の推進方法についての総合討議 | |
| ディスカッサント | 黒河 昭雄（神奈川県立保健福祉大学/JST-RISTEX） |
| (7) ラップアップ | 吉脇 理雄 |
| (8) 閉会挨拶 | 木村 康則 |

付録2 国内外の状況

(1) 日本における状況

[学会]

- 日本OR学会では、数理計画（RAMP）研究部会が1988年に設立され、現在も活動中である¹¹。数理計画の理論と応用に関する研究を活性化するために、最先端の成果を情報交換する場として、毎年RAMP数理最適化シンポジウムを開催している。
- 日本応用数理学会では、2019年に離散システム研究部会が、2021年に機械学習研究部会が、2022年に連続最適化研究部会が設立されている¹²。離散システム研究部会は離散構造を有するシステムの理論とアルゴリズムの研究部会として、日本応用数理学会年会でオーガナイズドセッションを開催したり、日本応用数理学会 研究部会連合発表会で発表を行ったりしている。
- スケジューリング学会では、2023年に数理最適化と機械学習研究部会が設立されている¹³。研究会を随時開催している。

[公的研究開発プロジェクト等]

- 2010年から2015年まで、JST 戦略的創造研究推進事業 総括実施型研究（ERATO）湊離散構造処理系プロジェクト¹⁴が実施された。データ構造であるBDD（Binary Decision Diagram）やZDD（Zero-suppressed BDD）を基盤とした離散構造処理系の開発ならびにその応用技術の開発を目指したものであり、応用技術として避難所の配置問題などの最適化が取り上げられている。同ERATOプロジェクトは、科学研究費助成事業基盤研究S、学術変革Aとつながっている。
- 2020年に採択されたJST-CRESTの「数理知能表現による深層構造学習モデルの革新」¹⁵は深層学習を数理的に解明する試みであり、深層学習の最適化に焦点がある。
- 2019年から2025年まで実施されたJST ERATO 前田化学反応創成知能プロジェクト¹⁶では、化学反応創成知能の創出を目指して、最適化グループと機械学習グループが連携している。

[研究開発拠点・企業]

- ZIB-IMI-ISM-NUS-RIKEN-MODAL Workshop on Future Algorithms and Applicationsというワークショップが2017年から2023年までに7回開催されている¹⁷。
- 理化学研究所革新知能統合研究センターには連続最適チームがあり¹⁸、ZIBと協働で離散最適化と機械学習に関する国際会議を2018年から2024年までに6回開催している¹⁹。

11 日本オペレーションズ・リサーチ学会, <https://orsj.org/ramp/>（2025年9月10日時点）

12 日本応用数理学会, https://jsiam.org/gp/gp_outline/（2025年9月10日時点）

13 スケジューリング学会, <https://www.scheduling.jp/about/> 研究部会紹介 /（2025年9月10日時点）

14 科学技術振興機構, <https://www.jst.go.jp/erato/minato/>（2025年9月10日時点）

15 科学技術振興機構, https://www.jst.go.jp/kisoken/crest/project/1111105/1111105_2020.html（2025年9月10日時点）

16 科学技術振興機構, https://www.jst.go.jp/erato/research_area/ongoing/jpmjer1903.html（2025年9月10日時点）

17 理化学研究所, https://aip.riken.jp/news/20230927_workshop/?lang=ja（2025年9月10日時点）

18 理化学研究所, https://www.riken.jp/research/labs/aip/generic_tech/continuous_optimize/index.html（2025年9月10日時点）

19 理化学研究所, <https://aip.riken.jp/news/20240710doml2024/>（2025年9月10日時点）

- NTT 数理システムのソルバーである、Nuorium Optimizer²⁰ は世界的に知られている。

(2) 海外における状況

[学会]

- 米国の INFORMS (Institute for Operations Research and the Management Sciences)²¹ はオペレーションズ・リサーチやアナリティクス、管理科学などの分野における学会である。その会員数は1万2000名を超える²²など、活発に活動している。米国では、マサチューセッツ工科大学のOperations Research CenterのJames Orlin教授がオペレーションズ・リサーチを「意思決定の数学」と表現する²³など、意思決定は科学であり、それを担うのはオペレーションズ・リサーチであると理解されている。

[公的研究開発プロジェクト等]

- 2021年7月にNSF 国立人工知能研究所を11カ所に設立し、5年間で合計2億2000万ドルを投資すると発表した²⁴。これらの研究所はAIに関連する七つの領域について研究を進めるが、その中には「AI for Advances in Optimization」という領域があり、二つの研究所が担当し、インテルも一部資金を提供している。
- 2025年7月に米国政府が「米国AI行動計画」²⁵を発表した。三つの柱として、①規制の撤廃、官民の障壁除去、フロンティアAIにおける言論の自由と米国の価値の確保などによる「AIイノベーションの促進」、②データセンターや半導体製造施設の許認可迅速化、送電網整備および電力供給化などの「AIインフラの整備」、③AI技術のフルスタック輸出推進、同盟国との協調強化などの「国際AI外交／安全保障先導」、が掲げられている。これに対応して、NSFは次のような一連の取り組みを発表している^{26,27,28,29,30,31,32,33}。

20 NTTデータ数理システム, <https://www.msi.co.jp/solution/nuopt/top.html> (2025年9月10日時点)

21 Institute for Operations Research and the Management Sciences, <https://www.informs.org/> (2025年9月10日時点)

22 Institute for Operations Research and the Management Sciences, <https://isre.informs.org/News-Room/INFORMS-Releases/Awards-Releases/INFORMS-Names-Class-of-2024-Fellows> (2025年9月10日時点)

23 MIT, <https://web.mit.edu/fnl/vol/164/orlin.htm> (2025年9月10日時点)

24 U.S. National Science Foundation, <https://new.nsf.gov/news/nsf-partnerships-expand-national-ai-research> (2025年9月10日時点)

25 The WHITE HOUSE, <https://www.whitehouse.gov/articles/2025/07/white-house-unveils-americas-ai-action-plan/> (2025年9月10日時点)

26 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/statement-nsf-chief-staff-brian-stone-performing-duties-nsf> (2025年9月10日時点)

27 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-announces-100-million-investment-national-artificial> (2025年9月10日時点)

28 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/innovative-traineeships-prepare-next-generation-stem-leaders> (2025年9月10日時点)

29 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-invest-new-national-network-ai-programmable-cloud> (2025年9月10日時点)

30 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-invests-ai-ready-test-beds-accelerate-us-leadership> (2025年9月10日時点)

31 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-invests-nearly-32m-accelerate-novel-ai-driven-approaches> (2025年9月10日時点)

32 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-expanding-national-ai-infrastructure-new-data-systems> (2025年9月10日時点)

33 U.S. National Science Foundation, <https://www.nsf.gov/news/nsf-announces-funding-establish-national-ai-research> (2025年9月10日時点)

- 新しいNSF AI研究機関で、基礎 AI のブレークスルーと、健康、教育、化学、材料科学への AI の応用を加速する取り組み。
- 科学のための AI を推進する最先端の機能を開発するための大規模な言語モデル インフラストラクチャーを作成するパートナーシップ。
- 現実世界の AI システムを透明性と厳密さを持って評価するための AI テストベッド。
- 重要な計算リソース、データ、ソフトウェア、トレーニング リソースへのアクセスを通じて AI イノベーションを加速させる、国立 AI 研究リソースの次のフェーズ。

[研究開発拠点・企業]

- 中国の杉数科技有限公司は、最適化ソルバー COPT (Cardinal Optimizer) を開発・提供している³⁴。公的なテストや評価のためのダウンロードは無料である。最適化ソルバーのベンチマーク³⁵で、問題に応じて1位あるいは2位の成績を収めている³⁶。
- 2017年10月にAlibabaによって世界7拠点に設立された、基礎科学に関する組織であるDAMO Academyには、Decision Intelligence Labがあり³⁷、機械学習と数理最適化手法について密に取り組んでいる³⁸。
- ドイツのZIBは、組合せ論と混合整数非線形最適化に取り組んでいる。ベルリン自由大学と30社を超える企業と共に、リサーチキャンパスMODALを設立している³⁹。これは、データ駆動型の最適化分野における共同研究を推進するイノベーションパートナーシップのプラットフォームである。

³⁴ 杉数科技, <http://shanshu.ai/copt> (2025年9月10日時点)

³⁵ Arizona State University, <https://plato.asu.edu/bench.html> (2025年9月10日時点)

³⁶ The COPT blog, <https://copt-pub.blogspot.com/2023/05/copt-65-is-released.html> (2025年9月10日時点)

³⁷ GitHub, <https://github.com/DAMO-DI-ML> (2025年9月10日時点)

³⁸ Alibaba Cloud, <https://opt.alibabacloud.com/portal> (2025年9月10日時点)

³⁹ Zuse Institute Berlin, <https://www.zib.de/research-campus-modal> (2025年9月10日時点)

付録3 専門用語解説

用語	説明
線形計画法	複数の1次不等式および1次等式を満たす変数の中で、別の1次式の値を最大、あるいは最小にする値を求める方法。複数の1次不等式および1次等式を制約条件、最大あるいは最小値を求める1次式を目的関数と呼ぶ。
二次計画法	複数の1次不等式および1次等式を満たす変数の中で、別の2次式の値を最大、あるいは最小にする値を求める方法。
数理最適化手法	線形計画法における1次という制約を取り払い、数学的に表現された制約条件のもとで、数学的に表現された目的関数の最大値あるいは最小値を求める手法。
機械学習	データの傾向を学習して予測や判断ができるようになるアルゴリズム。人がプログラムを作成して予測や判断をするのが難しい、画像認識、音声認識、文章理解などをデータから自動で認識できるようにすることができる。
凸性	関数や集合がへこみがないという性質を持つことを指す数学的な概念。集合で言えば、集合に含まれる2点を結んだ直線が全てその集合に含まれるような集合。関数で言えば、関数のグラフ上の2点を結んだ線分が全てグラフより上、もしくは下にある関数。凸性があると局所解が大域解になる。
多目的最適化手法	複数の目的（関数）を同時に最適にしようとする手法。異なる目的間のトレードオフを考慮し、複数の解が得られる。これらはパレート解と呼ばれる。パレート解の中には実施不可能な解が混じることがある。
制約条件	最適化手法において、解が満たさなければならない条件やルール。コストの下限と上限を不等式で表したり、人員の数を等式や不等式で表したりするように、実問題のさまざまな条件を数式で表したもの。
目的関数	最適解を求めるために使われる関数。評価基準。
非凸問題	制約条件を表す関数が凸性を有しない最適化問題。制約関数が凸性を有する凸問題に比べて、最適解を求めることが難しい。
連続最適化	変数が連続値（実数）を取る変数で、制約条件と目的関数が連続関数として定義されている場合の最適化。損失関数の最小化をする機械学習や、エネルギー分野での電力配分の最適化など。
離散最適化	変数が離散的な値（例えば整数）しか取れない変数で、最適な解を求める最適化。輸送・物流の配送ルート問題や、作業やスタッフを割り当てるスケジューリング問題など。
混合整数最適化	連続変数と離散変数の両方を含む最適化。生産計画で、何をどれだけ（連続）どの工場（離散）で作るかという問題や、金融で、どの投資先（離散）を選んで、どれだけの資産を投資するか（連続）といった問題など。
NP困難	NPはNondeterministic Polynomial time（非決定性多項式時間）の略で、NP困難とは、多項式時間（問題の大きさの2乗、3乗の時間）で解く方法がないことを指す。解が与えられればその解が正しいことは確認できるが、効率的に解を見つけるアルゴリズムがないため、しらみつぶしにすべての場合を調べるしかなく、計算に非常に時間がかかってしまう。最短ルートで都市を1回ずつ巡る巡回セールスマン問題や、混合整数最適化問題など。

遺伝的アルゴリズム	生物の進化の仕組みをまねて、最適解を求める探索アルゴリズム。環境に、より適応する個体が生き残っていく様子や、ときどき突然変異を起こす様子をシミュレートする。厳密解が求まる保証はないが、問題の性質を選ばない、局所最適に陥りにくい、並列化に向いているといった利点がある。
シミュレーテッドアニーリング	金属をゆっくり冷やすと、結晶構造が整って安定（最小エネルギー状態）する物理現象（アニーリング）を最適化に応用した手法。現在の解をランダムに振って（摂動させ）新しい解を作り、目的関数の値が良くなっていれば、次にその解を現在の解として採用し、繰り返す。目的関数の値が悪くなっている場合、温度（最初は高くしておき、次第に低くしていく）に応じて採用する。最初の間は多少悪い値でも採用するが、だんだんと良い解だけを採用するようになる。理論的には十分にゆっくり冷やしていけば大域的な最適解が求まるが、現実的には時間制限があるため、局所解しか求まらないことがある。
粒子群最適化	生物の群れの行動にヒントを得た連続最適化。複数の候補解（粒子）をランダムに配置し速度と位置を持たせ、目的関数で評価し、それぞれの最良解と、全体（群れ）の最良解を参考にしながら、速度と位置を変化させ最適解に近づく。実装が簡単で並列化しやすいが、精度が悪くなったり、パラメーター調整が難しかったりする。
アリコロニー最適化	蟻の行動（フェロモンによる経路探索）をまねて最適解を見つける最適化。良い解にはフェロモンを残すことで、全体として良い解にフェロモンが集中し最適解に近づく。複数の解を同時に探索できるというメリットがあるが、パラメーター（フェロモンの蒸発率など）調整がやや難しかったり、収束が遅かったりするデメリットもある。
巡回セールスマン問題	与えられた複数の都市を全て1度ずつ訪問し、最短の経路で最初の都市に戻るルートを見つける問題。都市の数と都市間の距離が与えられ、総移動距離が最小になるような巡回路を求める。都市の数が増えると経路の数が急激に増えるため、全ての経路について総移動距離を計算して、その中で最小のものを選ぶという単純な方法では計算時間が非常にかかる。そのため最適解を求めることが困難であり、メタヒューリスティックな手法で近似解を求める。
メタヒューリスティクス	多様な最適化問題に対して汎用的に使える、近似解探索のための高水準な戦略的枠組み。遺伝的アルゴリズム、シミュレーテッドアニーリング、粒子群最適化、アリコロニー最適化といった発見的手法がある。組合せ最適化や、大規模で非線形で非凸な最適化問題で利用されるが、求めた解が最適解である保証がない、微妙なパラメーター調整が必要、収束性評価や性能評価が理論的に難しいといった問題がある。
ガウス過程	モデル全体がガウス分布（正規分布）に従うとする確率的モデル。ベイズ推定に基づいて既知データを利用して未知点の予測分布を導くことができる。少ないデータでも高精度の近似が可能という利点を有する。ただし、計算コストがデータ数の3乗に比例するので、大規模データには向かない。
ランダムフォレスト	学習時にデータをランダムに抽出し、特徴量もランダムに選択して選択木を複数用意し、予測時には、複数の選択木の予測を平均したり、多数決を取ったりして予測結果を決めるモデル。計算コストが比較的安く、大規模データに適用できるが、学習データの範囲外の予測は外れやすい。

作成メンバー

総括責任者	木村 康則	上席フェロー	システム情報科学技術ユニット
	若山 正人	特任フェロー	システム情報科学技術ユニット (2024年3月まで上席フェロー)
リーダー	吉脇 理雄	フェロー	システム情報科学技術ユニット
サブリーダー	高島 洋典	フェロー	システム情報科学技術ユニット
メンバー	青木 孝	フェロー	システム情報科学技術ユニット
	的場 正憲	フェロー	システム情報科学技術ユニット
	嶋田 義皓	特任フェロー	システム情報科学技術ユニット (2024年8月までフェロー)

戦略プロポーザル

CRDS-FY2025-SP-02

意思決定を支援する最適化手法の革新

－社会価値創造への貢献－

STRATEGIC PROPOSAL

Innovations in Optimization Technology to Support Decision-Making

－ Contributing to the Creatiion of Social Value －

令和 7 年 10 月 October 2025

ISBN 978-4-86829-009-4

国立研究開発法人科学技術振興機構 研究開発戦略センター

Center for Research and Development Strategy, Japan Science and Technology Agency

〒102-0076 東京都千代田区五番町7 K's 五番町

電話 03-5214-7481

E-mail crds@jst.go.jp

<https://www.jst.go.jp/crds/>

本書は著作権法等によって著作権が保護された著作物です。

著作権法で認められた場合を除き、本書の全部又は一部を許可無く複写・複製することを禁じます。

引用を行う際は、必ず出典を記述願います。

なお、本報告書の参考文献としてインターネット上の情報が掲載されている場合、当該情報はURLに併記された日付または本報告書の発行日の1ヶ月前に入手しているものです。

上記以降の情報の更新は行わないものとします。

This publication is protected by copyright law and international treaties.

No part of this publication may be copied or reproduced in any form or by any means without permission of JST, except to the extent permitted by applicable law.

Any quotations must be appropriately acknowledged.

If you wish to copy, reproduce, display or otherwise use this publication, please contact crds@jst.go.jp.

Please note that all web references in this report were last checked on the date given in the link or one month prior to publication.

CRDS is not responsible for any changes in content thereafter.

FOR THE FUTURE OF
SCIENCE AND
SOCIETY



CRDS

<https://www.jst.go.jp/crds/>