SOKENDAI 特別研究員申請書（1.博士後期課程 1 年次相当の学生を対象とする募集）
【次世代 AI 研究者枠のみ、または一般枠と次世代 AI 研究者枠を併願する学生用】

（1）申請者情報
※現在総研大に在学中の方はこちらに記入してください。

申請対象枠	2）「一般枠」及び「次世代 AI 研究者枠」を併願する。 ※いずれか一方を選択し、他方を削除してください。
申請者氏名	司馬博文
生年月	1999 年 5 月 30 日
学籍番号	20233751
ORCID ID	0009-0007-8251-1224
所属コース（専攻）	統計科学コース
所属博士課程	5 年一貫博士課程
入学年月日	2023 年 4 月 1 日
主任指導教員	鎌谷研吾教授
研究課題名	次世代の AI に向けたスケーラブルな計算法の創出
E-mail アドレス（複数可）	shiba.hirofumi@ism.ac.jp

※2025 年 4 月に総研大に入学を予定している方または出願中の方はこちらに記入してください。

申請対象枠	1）「次世代 AI 研究者枠」のみ申請する。 2）「一般枠」及び「次世代 AI 研究者枠」を併願する。 ※いずれか一方を選択し、他方を削除してください。
申請者氏名	
生年月	
現在の所属大学・専攻等	
入学を希望しているコース	
入学後に指導を希望している教員	
研究課題名	
E-mail アドレス（複数可）	

（２）学歴

年月	
2023 年 3 月 2023 年 4 月	東京大学理学部数学科卒 総合研究大学院大学 5 年一貫博士課程入学（先端学術院統計科学コース）

（３）職歴

年月	
2023 年 7 月～現在 2023 年 4 月～現在 2024 年 9 月～現在	情報・システム研究機構リサーチ・アシスタント 東京大学先端科学技術研究センター連携研究員 株式会社プリメディカ　コンサルタント（業務委託）

1．研究計画（3ページ以内）

1-1. 研究の概要

申請者は「次世代の AI」には「信頼性」が重要だと考えており，そのためにはベイズ法の適用が鍵になると考えている．この考えは多くの研究者で一致するところである [1, 2] が，ベイズ法には従来から「高次元モデルへのスケーラビリティがない」という致命的欠陥があり [3]，現代の AI のような超高次元モデルへの適用は夢のまた夢だと思われていた．そのため最近は，現在の AI 技術の「信頼性」を，ベイズ法によらない方法で改善する試みも盛んである．

しかし，従来のベイズ計算法にはまだまだ改善の余地があり，近年全く新たな手法群が計算物理の分野で開発・応用され，水の相転移に関する世界初の発見を達成すると同時に，統計・AI 分野にも輸入されつつある [4-9]．そこで本研究では，「スケーラブルなベイズ計算法」を開発することでベイズ法の適用を妨げる課題の正面突破を狙う．そのために本研究は手法開発を目指す「1．基礎的研究」とこれを高次元モデルに適用する「2．応用的研究」の二本立てからなり，ベイズ計算法の中心地であるイギリスの研究者との協力関係を保つために「3．在外研究」も計画する．

「1．基礎的研究」では新しい計算手法の高い効率性がどこから来ているかを理論的に明らかにすることを目指した，申請者の深い数学的素養を活かした計画となっている．「2．応用的研究」ではこれを実際上の問題に適用する．高次元モデルへのベイズ法の適用が喫緊の課題になっている分野に，政治科学と生物統計がある．申請者は上記 2 分野の研究者複数名とすでに協力関係にあり，またこの新しい計算手法が利用可能な数少ない計算パッケージのうち 1 つの開発者でもある．

この新手法の基礎から応用までを一気通貫で解決する計画は，数学にもプログラミングにも強い申請者ならではのものである．この新手法をさらに拡張する野心的な研究プロジェクトも「3．在外研究」で計画する．第 4 節でベイズ法と「次世代の AI」の法的な扱いとの相性の良さにも触れる．

1-2. 研究の位置づけ

本研究は現在 AI で主流の深層モデルを補完する役割が期待されているベイズ法に貢献すべく，その主な課題である「スケーラビリティ」を克服せんとするものである．

<u>**AI でベイズ法が重要な理由**</u>

近年の AI の発展はめざましいが，「大量かつ良質な教師データが必要」「モデルの不確実性を扱うことが難しい」などの欠点があり，そのことが属人化医療や実験計画法などのデータが希少な分野や，自動運転，気象予報などの不確実性が重要な領域への応用を困難にしている．

ベイズ法と呼ばれる手法群は，まさに近年，**現状の AI 技術の欠点を補完する技術**として，上述の分野を中心に急速に研究が進んでいる [2]．図 1 のように，ベイズ法では出力の不確実性を自然に定量化できる．AI の出力が間違うリスクがベイズにより定量化されることは，実社会で安全に運用できる「次世代の AI」構築に欠かせない一歩である（第 4 節も参照）．

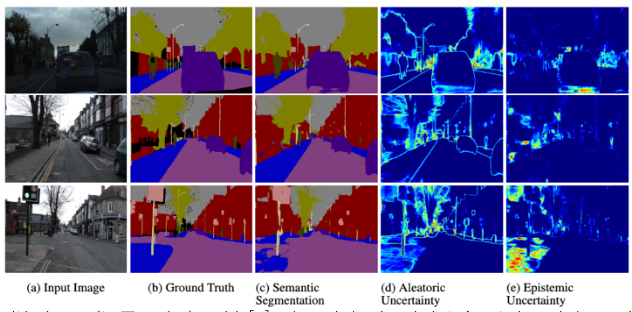


図 1 ベイズ法（ベイズ深層モデル）の例 [1]．左 2 列が入力，中央を含めた右 3 列がベイズ法からの出力である．中央列は推定結果で，極めて精度が高いが，細かいところは正しくない（例えば最下行の例では，画像左端の歩道と道路の境界がうまく掴めていない）．しかしこの間違っている部分が，右 2 列では赤くハイライトされている．すなわち，推定の不確実性が高いと定量化されている．このようなベイズ法による不確実性の定量化を活かせば，「不確実なところは使用者に目視での確認を要求する」などの安全な運用が可能になる．

<u>**ベイズ法の課題「スケーラビリティ」**</u>

ベイズ法の応用が深層モデルに比べて遅れた主な原因は「スケーラビリティ」の欠如による [3]．一般の統計モデルと違い，AI モデルはそのサイズ（次元）が $\mathrm{d}=10^{\mathrm{n}}\;(n\ge 4)$ など，極めて高次元になることが多い．ベイズ法はここ 30 年で統計への応用は進んだが，このような高次元空間でも有効な計算法はいまだ欠如しており，このことが AI モデルへのベイズ法の応用を妨げる最大の障壁となっている．<u>本研究はベイズ計算法の「スケーラビリティ」にブレイクスルーを起こし，AI モデルにベイズ法を適用可能にすることで，より広い応用範囲と信頼性をもった「次世代の AI」を実現することを目的とする．</u>

1-3. 研究目的・内容等

研究目的

本研究は高次元モデルへの「スケーラビリティ」のあるベイズ計算法を創出することで，ベイズ法の応用範囲を拡大することを目指す．このことは自動運転やロボティクスなど，不確実性の高い実際的環境で動く信頼性のある AI 開発に不可欠なステップである．(そのビジョンは第 4 節参照)．

研究対象“PDMC”とその背景

従来のベイズ計算法が高次元モデルに弱いことはかねてから指摘されており，21 世紀に入ってその原因がアルゴリズムの「対称性」にあることが次第に理解されるようになった [4]. そこで 2010 年代に入ると計算物理の分野で次々と非対称な計算法が提案された [5, 6]．この手法が世界初の氷の液相転移の全原子シミュレーションに成功する [7] まで改良されると，統計学にも区分確定的モンテカルロ法（Piecewise Deterministic Monte Carlo，以下 **PDMC**）として輸入された [8, 9]．

統計分野での成功も約束されているかと思われた PDMC であったが，①多くのモデルに共通して使える汎用的なアルゴリズムがなく，②パッケージへの実装が僅少で使える人が限られていたために，提案から 5 年経過した 2023 年でも応用は限られていた．そのような中で研究 [10] がアルゴリズムの問題①を，申請者の開発したパッケージ PDMPFlux が利用可能なパッケージが少ないという問題②を解決しつつある．

従来法
～2010年代

拡張性あり
2010年代～

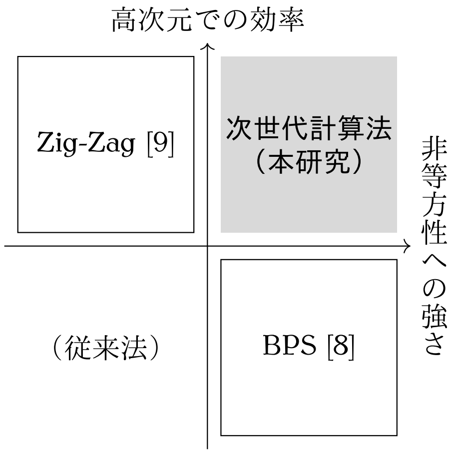
可逆な手法	PDMC
メトロポリス法	BPS サンプラー [8]
ギブス法	Zig-Zag サンプラー [9]
ハミルトニアン法	Forward 法 [13]
⋮	⋮

研究の特色

そこで本研究は，「1．基礎的研究」と「2．応用的研究」の二本立てと「3．在外研究」の 3 部構成で，スケーラビリティの課題を一気通貫で解決することを目指す．

1．基礎：既存 PDMC アルゴリズムの理論的な性能評価と更なる効率的アルゴリズムの創出
2．応用：開発した PDMC 手法を実際の高次元モデルへ適用し，具体的な成功事例を示す

1．基礎的研究



既存の PDMC アルゴリズムには有名なものだけでも 5 種類ほどあり，いずれも既存法より性能が良いことはわかっているものの，それぞれが一長一短である．例えば正規性の仮定の下で，高次元モデルでは「Zig-Zag サンプラー」 [9] の効率が勝る [11] が，異方性（形の歪み）が強い場合には「BPS サンプラー」 [8] の効率が勝る [12] という具合である（右図参照)．

このような中で 2 つのサンプラーの美点を組み合わせて，「真に効率の良い単一の手法」を創出することが模索されており，Forward 法 [13] などはその試みの例であるが，理論的な解析がまだ行われていないため，「本当に効率が良くなっているか」が判っていない．これはアルゴリズムとしての複雑性が前 2 者に比べて上がっており，理論解析も難しくなっているためである．

申請者は PDMPFlux パッケージの開発に際して Forward 法の実装を経験し，アルゴリズムの内容と高速性について深い洞察を持つ．そのことに加えて，理論解析に必要な数学を重点的に学部で学び，さらに特に必要性の高いマルコフ過程のエルゴード性の理論に関しては，前掲の理論解析論文 [11, 12] の著者でもある指導教員の下で修士の 2 年間，学習を進めてきた（第 2 節参照）．

以上の経験を活かし，Forward 法の解析を [11, 12] の枠組みに載せて，既存手法と比較することから研究を始める．続けて Forward 法には複数の未確定要素（方向転換をする際の新しい方向の決め方など）があるため，最も効率が良い方法を特定することを目指す．これらの理論研究を通じて，Forward 法よりも効率の良いアルゴリズムについて着想が得られたならばなお良い．

２. 応用的研究

	政治科学	生物統計
課題	高次元理想点モデル	大規模変数選択
次ステップ	データ収集	モデルの構成
	いずれもPDMCの応用が待たれる	

「高次元モデルにも適用可能だという PDMC を，ぜひ研究に使いたい」という声は，申請者が修士の間に研究発表を重ねる上で何度も応用統計学者から聞いたフィードバックであった．申請者は，応用分野の中でも特に政治科学と生物統計に注目している．これはこの２分野が，自然な形で高次元モデルにスケーラブルなベイズ計算法を必要としているためである．

政治科学者の朴教授（ソウル大学）は「理想点モデル」という政治科学において各有権者の信念を定量化する統計手法が専門で，変数が高次元の場合でも計算時間が爆発しないベイズ計算法を模索している [14]．申請者の PDMC に関する発表ののち，ただちにこのモデルへの応用が可能で，同時に政治科学分野への重要な貢献になると示唆をもらい，共同研究を開始した．申請者の PDMPFlux パッケージは当初，この共同研究の一環として開発が開始されたものであった．

他にも申請者は，生物統計を駆使して予防医療サービスを展開するプリメディカ社と共同研究を開始している．プリメディカ社は動脈硬化リスクの予測サービスから収集される高次元の変数の間の相関を分析することで予測精度の継続的向上を目指しており，申請者の PDMPFlux パッケージを通じたベイズ法の適用により，属人化された医療を提供する AI サービスを目指している．

本研究の「応用的研究」パートでは，以上の２つの共同研究から取り掛かる．前者は米国連邦議会議員のデータを用いる方針は決まっているが，各議員に関する高次元の共変量データ（出身大学，選挙区の人種構成・主要産業など）の収集に時間がかかっている．この点に関して，朴教授から日本人の共同研究者を複数（東大・福元先生，ミシガン大・白糸先生）紹介してもらい，共同研究を目指して議論とアドバイスを受けている最中である．続いて後者はデータ利用契約の締結と，先方チームとの議論を通じて解析に用いるモデルを確定させることが次の課題である．

いずれの研究においても，用いるモデルは多くの変数を含む典型的な高次元モデルである．加えて，変数間の極めて複雑な相関が予期されるため，「ベイズノンパラメトリクス」と呼ばれる深層モデルの代替手法を使うことが望ましい [2]．したがって，「１．基礎的研究」で述べた理論解析の重要な実証例となると同時に，「PDMC が次世代の AI に向けたスケーラビリティを持つ手法たり得るか？」という申請者の研究課題を直接的に検証できる格好の事例になると期待される．

いずれの研究においても PDMC 技術の適用が鍵となる．[10] で提案された汎用的なアルゴリズムを実装したほとんど唯一のパッケージである PDMPFlux の開発者である申請者にしか，現時点ではできない研究であると言えるだろう．

３. 在外研究の計画

以上の２つの研究を遂行するなかで，申請者は英国ロンドンの University College London（以下，UCL）へ滞在研究することを目指している．このことは修士２年 11 月から 12 月の１ヶ月 UCL へ総研大研究派遣プログラムの支援の下で滞在研究した経験に基づく．その際は Alexandros Beskos 教授を訪問した．Beskos 氏は PDMC をまだ専門としていないものの「１．基礎的研究」に挙げた理論研究手法の大家であり，多くのものを学ぶことができた．その上，３回のディスカッションを重ねて共同研究のアイデアを得ることができ，このアイデアを元に PDMC の大家である同 UCL 所属の Samuel Livingstone 准教授も含めた共同研究プロジェクトを開始した．

このプロジェクトでは先行研究 [15] に基づき，高次元の連続変数と離散変数の双方を持つ巨大なモデルに対して，連続部分には PDMC を，そして離散部分には別手法を用い，最終的にはこれらを統合した１つの巨大な計算アルゴリズムを構成するという極めて野心的なものである．離散変数に対する計算法は現在活発に研究されている最中であり，「１．基礎的研究」と「２．応用的研究」とに挙げた課題に比してすぐに手をつけられるものではないが，単なる高次元モデルだけでなく，変数が離散部分と連続部分とに分かれていてもこれを自然に統合することもできることが示せたならば，これは真に PDMC 以前には出来なかったことであり，「スケーラビリティを持つベイズ計算法を創出する」という本研究課題を文句なく達成することになるだろう．

２．研究遂行力の自己分析（原則１ページ（必要な場合は最大２ページ））

研究に関する自身の強みについて

申請者は次の３つの資質を持ち合わせている：

1．**数学力**：ベイズ計算手法を解析する数学に関する深い理解と高い技術
2．**実装力**：提案した手法をパッケージに実装し多くの人にとって利用可能にする力
3．**共同研究力**：互いの専門を理解し合い，価値のある課題を洗い出す力

これら３つの資質は今回の研究計画の遂行に極めて重要である．すなわち，本研究計画は基礎的・応用的価値が大きいと同時に，申請者にしか出来ないものであると思われる．

１．数学力

申請者は東京大学の数学科において確率過程の数学を重点的に学んだ．当時は現在の研究テーマを知る由もなかったが，いずれ必ずや役に立つだろうと信じており，確率過程論の大家である吉田朋広教授に指導をお願いし，Nualart (2018) *Introduction to Malliavin Calculus* という確率解析の教科書を１年かけて毎週 90 分を発表した．この発表では教科書やメモなど何も見ずに，定義・定理・証明を説明するというものであり，初めは失敗続きであったが１年を通じて強靭な数学力が身についた．実際，本研究の対象である PDMC は連続時間の確率過程の解析が中心であり，数学的に高度であるが，スムーズに研究に取り組める基礎力がついていることを実感している．

２．実装力

本研究の対象である PDMC は数学的に高度であるだけでなく，アルゴリズムとしても全く新しいものであった．申請者は学部時代にコンピュータサークルに所属しており，セキュリティコンテストへの出場経験や，コンサルティング企業へのインターン中に Twitter データを自動で収集するシステムを開発した経験もあるが，それでも PDMC アルゴリズムへの理解には不足を感じた．そこで，汎用的なパッケージが少ない現状を好機と捉えて，任意の確率分布を与えただけで自動で PDMC アルゴリズムを実行し，その様子とアルゴリズムの診断を行う関数をまとめたパッケージ PDMPFlux を開発した．このパッケージは現状最多のアルゴリズム（６種）を備えており，PDMC の大家である UCL の Samuel Livingstone にも大きく評価してもらうことができた．

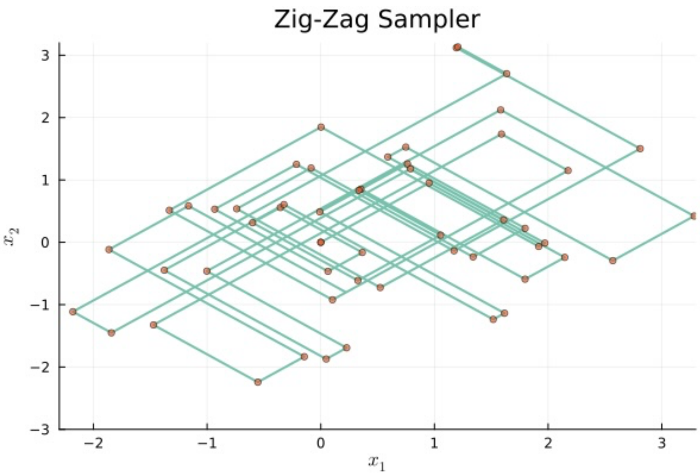


図 2：申請者開発のパッケージからの出力．PDMC アルゴリズムが正常に動いていることを確認するために，アルゴリズムの挙動を動画で出力する機能を備えている．

３．共同研究力

前節 1-3 の「２．応用的研究」と「３．在外研究の計画」で併せて３つの共同研究計画を述べた．さらに前２者は政治科学と生物統計という全く違う分野への応用である．申請者には生まれつきの飽くなき好奇心があり，どのような分野の研究も純粋な興味を持って聞くことができる．その結果相手方も申請者の話に興味を持ってくれるために，自然と共通の問題意識と協力関係が形成されるのだと自己分析している．このことにより，本研究の「２．応用的研究」が，自身の研究の単なる応用ではなく，真に応用上にも価値のある内容になっていると自負している．

自身の今後の課題について

申請者は修士２年間を通じて，口頭・ポスター発表は経験しても，論文の出版経験はまだなく，共同研究を完遂まで持っていくことができるかについて不安を抱いている．

代わりに海外への１ヶ月の滞在や，集中してパッケージを開発する時間を取ることができた．加えて３つの共同研究プロジェクトを立ち上げることができ，国内外の研究者と協力関係を構築した．今後はその協力者と指導教員の助言の下，研究の出版・発表の経験を積んでいきたい．

３．自身の研究への想いとキャリア構想についてのエッセイ（１ページ）

キャリア構想と目指す研究者像

申請者は「数学に軸足を置いた応用」ができる数学者になりたい．この「数学に軸足を置いた応用」という表現は，申請者が学部時代に数学科の進学ガイダンスにて，応用数学大部門の部門長から聞いた表現である．「数学に深く関係する分野は数多くあるが，数学科に進学することで，数学に軸足を置いてこれらの分野を扱うことができるようになる」というのである．この言葉を聞いて，申請者は直ちに数学科への進学を決意したのであった．

昨今「AI が論文を量産してくれるようになるだろう」「難しい数学上の問題も AI が自動で解くようになるのではないか？」という言説も現実味を帯びてきた．たしかに数学の計算や式変形といった側面は AI の方がはるかに上手であり，今後さらに性能は向上していくであろう．しかし申請者にとっての数学とは，必ずしも計算と式変形に尽きるものではない．申請者にとっての数学とは，「人間が世界を理解するための言葉」である．そして科学的発見や論文執筆の一部を AI が担うようになるであろう未来においては，この意味での数学がますます重要になっていくと考えている．

このことについては，紫綬褒章も受賞した数学者である岡潔が「数学の応用には，真の意味の数学者をじかに使うのが最も簡単で，最も先鋭で，しかも適用範囲が比較にならないほど広い」という言葉を残している．申請者は AI が得意な部分は AI に任せ，真に人類の知識に資する数学的知識を発見・発表できる「真の意味の数学者」になりたいと考えている．

本研究計画が，申請者のこの理想に向けた第一歩になっていることを，次に説明する．

「人間が世界を理解するための言葉」を作る，という観点から見た本研究計画

応用数学の金字塔といえば物理学である．17 世紀に惑星の動きを説明したことに始まり，20 世紀には光の粒よりも小さく原理的に見えないものの様子まで，数学のレンズを通して見えるようにしてしまった．人類の発展は物理学の発展なしにはあり得なかったといって過言でないだろう．

本研究で扱う PDMC などのベイズ計算法は「多過ぎて捉えきれないものの性質を見ようとする」手法であると言える．コップ一杯の水分子は観測可能な範囲の宇宙にある星の数より多いと言われている [16]．近年 PDMC 法によりコップ内の氷が溶ける様子の全原子シミュレーションが成功し，固体相と液相の間に六角形を基調とした周期性を持つ新たな相の存在が特定された [7]．

さて，このように物理現象を説明するのに用いられた数学とアルゴリズムが，そのまま AI の原理を解明するのに使える，と言われたら驚くだろうか？しかし人間の子供が学習するのも AI が学習するのも自然現象であることには間違いないのであり，根底ではどこかで繋がっていてもおかしくない．この「繋がり」を見えるようにする数学が，これから期待されているのではないか？

実は本研究計画はこの物理現象と AI の繋がりを解明する第一歩になる．「１．基礎的研究」で論じた研究計画は，端的にいえば，PDMC が物理シミュレーションから離れて一般の複雑かつ高次元な統計モデルに応用された際に，挙動がどう変わるかを解析する数学的枠組みの構築を目指すものであった．この PDMC の前世代に当たるモンテカルロ法（MCMC という）の収束性が，統計モデルや AI が学習・推定できる情報の量やその限界と深く関係することが分かっている [17]．したがってその進化版とも捉えられる PDMC の研究には，マルコフ過程の収束やエルゴード性に関する新たな数学的困難にブレイクスルーが必要であるが，その結果得られる数学的枠組みはやはり統計的推論の研究にも活きることが期待されるのである．

研究への思い

PDMC は従来法よりも効率が良い．これは数学的には「コーヒーに砂糖を入れた後，放置するよりもかき混ぜた方が効率が良い」ことと同じであるが，「本当に同じであるのか」「どのように同じであるのか」を誰もが解るように示すことが，申請者の応用数学者としての仕事であると自負している．AI もそんなことはわかっているのかもしれないが，人間による，人間が応用可能な，人間のための数学的「知識」として定式化しなければ，他のことに応用できない．

「どんな不可解な現象もいずれは理解できる」「物理学が多くの科学技術をもたらしたように，AI も多くのものを我々にもたらしてくれる」．私はこの時代にそんな希望の糸を繋ぎたいのである．

４．研究計画の次世代 AI としてのインパクト（１ページ）

本研究がもたらす「次世代の AI」とは「信頼のおける AI」である．近年，自動運転や気象予報など，訓練時のデータセットと運用環境とが必ずしも同一の性質を持たない応用場面において，現行の深層モデルに基づく AI の応用が一筋縄ではいかないことがわかって来ている [18].

「次世代の AI」に必要なもの：「信頼性」

現状の AI の適用が障壁にぶつかっている領域は他にもある．物体追跡やロボットの自己位置把握，新薬開発や実験計画法などである．産業分析や社会科学，属人化医療など，そもそも AI の導入自体が遅れている分野も多い．いずれも「不確実性の定量化」すなわち「何がどの程度わからないか」が大事である点が共通しており，まさに現行の AI が苦手とする対象である [1, 2].

現状の AI 技術は予測に特化して発展して来たもので（生成モデルも「次データの予測モデル」として構築されている），データの説明や不確実性の定量化は二の次として扱われてきた．しかし実世界応用の多くの場面では，むしろ後者の能力が「信頼性」に直結する．

不確実な環境下での意思決定に関連する領域では，たとえ AI の精度がいくら良かろうとも，「自信のある答え」なのか「自信のない答え」なのかをはっきり峻別する必要がある．例えば自動運転における物体認識の問題で，標的が 100%電柱であるのか，それとも 99%の確率で電柱で，残りの 1%で人間である可能性があるのかでは大きな違いがある．

当然現状の AI 技術にこれを可能にする拡張を加える研究は多々ある．しかしどれも付け焼き刃的なものであり，これという単一の解決策が見つかっているわけではない．そのような中，多くの領域で最大の期待をもって研究されているのが**ベイズ法**である [2, 3]．そもそもベイズ法は最も自然な不確実性の定量化法を与える手法である．例えば，右図３は最も初等的なベイズ法であるガウス過程回帰と呼ばれる手法からの出力であるが，予測の確度が高い領域とそうでない領域が一目瞭然である．

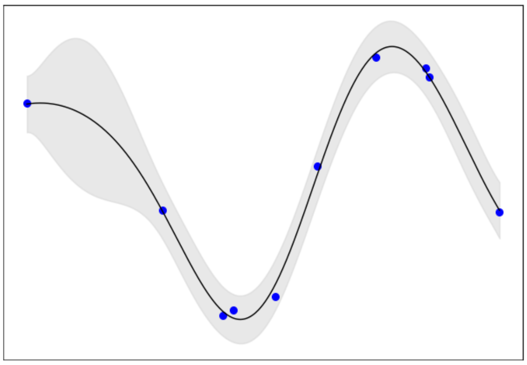


図 3：ベイズ法（ガウス過程回帰）の結果．推定値（実線）だけでなく 95% 信用区間（灰色）も自然に得られる．データが少ない領域では予測が不確実である（＝モデルに自信がない）ことがわかる．

本研究をはじめとした貢献がベイズ法の適用を妨げる課題「スケーラビリティ」を解決できたならば，AI は高い精度だけでなく高い「信頼性」も得ることができる．

「信頼のおける AI」に予期されるインパクト

申請者は「自信のある回答」と「自信のない回答」を峻別できる AI ができて初めて，AI が人間社会に密接に関わり，相互に発展していけるものだと考える．残りの紙面でこの点を論ずる．

そもそも AI が社会に溶け込むにあたっては，ルールづくりや法的な枠組みが欠かせない．他の多くの科学技術も同じ道を辿ってきた．それにあたっては，責任の所在や AI のガバナンス体制の明確化が必要不可欠である．気象予測ならまだしも，産業応用や自動運転・ロボティクスなどの先端技術に応用されるには，問題や事故が発生した際の責任の所在が明確にできない限り，そもそも導入することが憚られることになる．このことは申請者も学部生の際にインターンで経験した．製造機械の異常検知予測モデルを作ったが，「いつモデルが間違えそうか」がわからない場合，100%近い精度を達成しない限り，結局現場の人間の仕事は減らないのであった．

「不確実性の定量化」に基づく信頼のおける AI はそのための第一歩になると信じている．実際，法律の世界において，裁判の証拠能力（特に DNA 鑑定など）にベイズ法の定量化を用いることが現実味を持って議論されつつある [19]．同様のことが AI についても起こるだろう．裁判に使われる日はずっと遠いかも知れないが，明確なルール策定の下，人々の毎日の生活を豊かにしてくれる AI 技術が，安全性と信頼性を持って導入される基礎を，ベイズ法が敷いてくれるはずである．

参考文献 [1] Kendall & Gal (2017) NeurIPS [2] Moraffah (2024) Bayesian Nonparametrics: An Alternative to Deep Learning. BA [3] Papamarkou et. al. (2024) Position: Bayesian Deep Learning is Needed in the Age of Large-Scale AI. ICML [4] Diaconis et. al. (2000) AAP [5] Bernard et. al. (2009) Physical Review E [6] Turitsyn, Chertkov & Vucelja (2011) Physica D [7] Faulkner et. al. (2018) JCP [8] Bouchard-Côté et. al. (2018) JASA [9] Bierkens et. al. (2019) AS [10] Andral and Kamatani (2024) 2408.03682 [11] Bierkens, Kamatani & Roberts (2022) AAP [12] Bierkens, Kamatani & Roberts (2025) Bernoulli [13] Michel, Durmus & Sénécal (2020) JCGS [14] Lim, Shin & Park (2024) 64th ISI Congress [15] Hardcastle, Livingstone & Baio (2024) arXiv [16] NASA [17] Zdeborová and Krzakala (2016) AP [18] Mucsányi et. al. (2023) Tübingen [19] 草野耕一（2016）有斐閣.