

2025 年 4 月 11 日 全 11 頁

国際学会から見る次世代 AI の現在と未来

Andrew Ng 教授の描く近未来図と、AAAI-25 から知る最新技術動向

経済調査部 研究員 島本 高志

[要約]

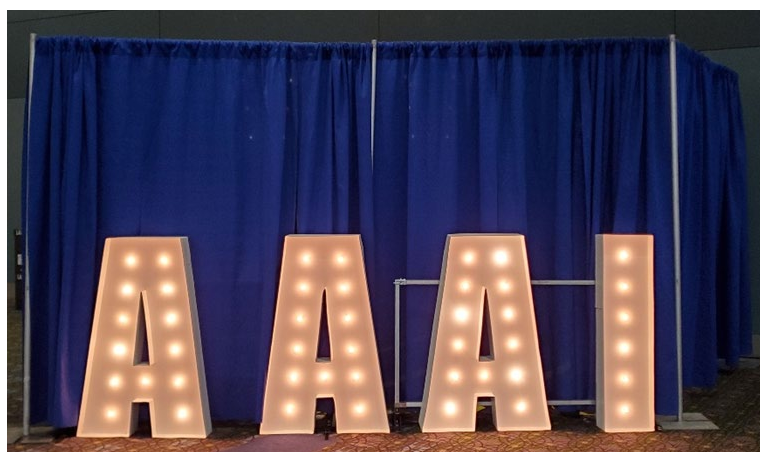
- 2025 年 2 月 25 日から同年 3 月 2 日に、人工知能分野で最も権威ある学会の 1 つである、Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) の年次会議へと出張する機会を得た。現地では 3,029 件に及ぶ研究が発表されており、交流や基調講演を通じて、第一線を走る研究者たちの声を直接聞くことができた。
- AI の長期的な方向性に関して、この分野の第一人者で基調講演者だった Andrew Ng スタンフォード大学教授の予想は必見だ。彼がかねて発展を主張していた、自律的に作業できる AI が一連の流れを作り作業する「エージェント・ワークフロー」は、今や現実となりつつある。そして、10 倍の影響力を持つ頭脳労働者「10 倍プロフェッショナル」の出現予想などは、今後 AI 時代に企業や労働者がどう対処すべきかを示唆する。
- 金融経済分析へ直接的に応用できそうな研究としては、LLM に政治家の個人情報やスポンサー情報を入力した法案投票シミュレーションなどが興味深かった。経済関連法案や日本銀行の金融政策などへの拡張が期待される。また、時系列シミュレーション結果を統合する公衆衛生分野向けの手法の DTW+S など興味深い。政策立案者による複数の経済政策シミュレーション間のコンセンサス形成を、より高度にする可能性がある。
- 社会に与える影響の点では、「Mamba」と「連合学習」の 2 技術が注目される。Mamba は現状の LLM 等が依拠する技術を代替する可能性がある。その高速で高性能な様子は、著者としては DeepSeek ショックを想起する。また、連合学習はプライバシーを保護した AI 学習を可能とし、多分野での大規模なモデル開発等を加速させそうだ。
- 中長期的には、「時系列基盤モデル」という、全ての時系列データの分析や予測を 1 つのモデルで行う手法も注目だ。現状では金融経済分野で実用レベルに至らないが、もし花開けば、例えば個人投資家向けの分析アプリ開発競争が始まるかもしれない。
- AI の性能向上には、半導体の計算能力向上だけでなく、画期的な新手法での計算量削減や画期的な新使用方法の発展も影響する。今回の AAAI で得た知見を踏まえると、しばらく発展は止まらないだろう。その中で、金融資本市場は便利な手法などを積極的に取り入れつつ、急に金融資本市場の潮目に変化する局面などを警戒する必要がある。また、頭脳労働者や企業は、自身や従業員が持つスキルを、AI 時代に相応しいものへと変えていかなければならないだろう。

はじめに

2025 年 2 月 25 日から同年 3 月 2 日にかけて、人工知能分野で最も権威ある学会の 1 つである Association for the Advancement of Artificial Intelligence（通称 AAAI、邦訳の通例は旧称の和訳である「アメリカ人工知能学会」）の年次会議、The 39th Annual AAAI Conference（以下、通称の「AAAI-25」）へ出張する機会を得た。今年は、米国フィラデルフィアで開催された。

現地では幅広い人工知能分野について、3,029 件に及ぶ研究が発表されており、ポスター発表での質疑応答や基調講演、そして個人的な交流を通じて、第一線を走る研究者たちの声を直接聞くことができた。本稿では、現地での活動を通じて収集した最新の AI の発展状況や、分野別の注目される研究、そして今後の方向性などについて、報告したい。

図表 1 AAAI のエントランス・モニュメント



（出所）大和総研撮影

AI 時代への企業と労働者の対処指針となる Andrew Ng 教授の近未来図

まず、大きな方向性として、AI は今後、社会にどのようなインパクトを与えていくだろうか。

この点においては、AAAI-25 において基調講演者の 1 人だった Andrew Ng スタンフォード大学教授が出している予想が、示唆に富んでいると考えられる。なお、Ng 教授は、AI 研究の第一人者として、さらに著名オンライン学習サービスの Coursera や DeepLearning.AI などの創業者としても有名である。

彼が約 1 年前に予想した「AI エージェント・ワークフローが今年（中略）大規模な AI の進展を促すと考えている」^{1 2}という内容は、現実になりつつある。エージェントとは、自身で作業

¹ Ng（2024）より引用。仮訳は大和総研。

² なお、Ng（2024）では、この「AI エージェント・ワークフロー」では、「反映」「ツールの使用」「計画」「エージェント間協力」の 4 点が重要であり、AI に自身の作業を見直させ、行動のためのツールを与え、目標達成への計画を立てさせ、そして複数のエージェントを協力させることが、当時ゼロショット（追加学習なしで AI を使う手法）で 48.1%とされた、GPT-3.5 の正答率を最大 95.1%まで引き上げるとしている。

計画を立てるなど自律的に作業できる AI のことであり、AI エージェント・ワークフローとは、AI エージェントが作業を一連のフローとしてこなしたり協力し合ったりしていくことで、より高度な正答や複雑な作業の再現を目指す手法である。そして現在、実際にエージェントの作成機能は Microsoft Copilot などにも追加されており³、技術情報に敏感な企業の間などでは AI エージェント・ワークフローの活用が既に始まっている、と考えられる。

そうした Ng 教授が直近に述べているものとして、企業と労働者への示唆が大きいと考えられる興味深い話が 2 つある。1 つは「10 倍プロフェッショナル」であり⁴、もう 1 つが「AI プロダクト・マネージャー」の勃興である⁵。

頭脳労働者が目指すべき「10 倍プロフェッショナル」

まず、「10 倍プロフェッショナル」とは、言うなれば、10 倍の影響力を仕事に及ぼすプロフェッショナル、という意味である。

Ng 教授によると、これはテクノロジー業界で知られる「10 倍エンジニア」という概念のアナロジーだが、彼自身も述べているように、10 倍エンジニアは単に 10 倍速でプログラムのソースコードを書く人ではない。あくまで、技術的な決断を下し、問題を見つけ、効率的に仕事をこなし、結果として仕事に 10 倍の影響を与える、ということである。

実際に、分かりやすい例として、10 倍リクルーターが挙げられている。Ng 教授によると、そもそも、「候補者へのメールを書くのに生成 AI を使ったり、面接を要約したりする」ことは、「今後、多くの頭脳労働者にとって基本的な要件となる」⁶とのことである。しかし、10 倍リクルーターは、「一連の AI ツールを連携し、候補者の莫大な組み合わせに対する調査を実施して、平均的なリクルーターよりも劇的に大きな影響力を持ち得る」⁷とされる。このように、10 倍プロフェッショナルの概念は、この先の時代、AI の使い方を熟知して、沢山の試行からより良い見識を手に入れる人が、そうでない人よりも飛躍的に仕事への影響力を持つことを示す。

つまり、AI への適応度は労働者間の生産性格差を広げる要因となり得るだろう。この生産性格差は賃金格差の拡大にも結び付く可能性がある。メカニズムは少し違うが、IMF など以前から、AI による社会全体の生産性を向上させる一方で、仕事を減少させ、労働市場を買い手（企業）に有利な状況に変えることで、結果的に経済的な格差を拡大させるリスクがある、と訴えている⁸。当社でも、田中・新田（2024）などがその点を分析してきたが⁹、AI がもたらす生産性

³ 米国時間 2024 年 5 月 21 日に、アーリーアクセス版へ追加が発表された（Microsoft（2024）「[新しい Microsoft Copilot のエージェント機能がビジネス価値を引き出す](#)」，2024 年 5 月 22 日，Microsoft，2025 年 3 月 31 日閲覧）

⁴ Ng（2025a）。仮訳は大和総研。

⁵ Ng（2025b）。仮訳は大和総研。

⁶ 鍵括弧部分は双方ともに Ng（2025a）より引用。仮訳は大和総研。

⁷ Ng（2025a）より引用。仮訳は大和総研。

⁸ K. Georgieva（2024）「[AI Will Transform the Global Economy. Let's Make Sure It Benefits Humanity.](#)」，2024 年 1 月 14 日，IMF BLOG，2025 年 3 月 31 日閲覧。より。

⁹ 田中誠人・新田堯之（2024）「[生成 AI が日本経済に与える影響の計量分析](#)」（大和総研レポート，2024 年 11 月 8 日）

向上の行きつく先が示唆するものは、経済的格差の拡大となる可能性が高いと考えられる。

Ng 教授は「いくつかの役割では、(中略) まだ 10 倍でなくとも、簡単に 2 倍の影響力を持つようになり始めている。このギャップは拡大すると予想する」¹⁰と述べている。

「AI プロダクト・マネージャー」の勃興と、労働者に求められるスキルの変化

次に、「AI プロダクト・マネージャー」とは何だろうか。

こちらはテクノロジー業界の話だが、サービスのプロトタイプの形成が以前より格段に速く安価になりつつある、という話と密接に結び付いている。

Ng 教授は、AI アシストによるソースコード作成を使用した場合、「AI アシストなしでは数日かそれ以上かかるプロトタイプを数時間で定期的に構築できる」¹¹として、自身が使用している AI アシストの組み合わせを公表している。その上で、プロトタイプの構築が安価になることにより「何を構築するかを決定できる人々の需要が高まるだろう」¹²という。

この、何を構築するかを決定できる人々とは、どういう機能を次にソフトウェアへ追加するか等を決めることができる人、すなわち、現状の世界で複数のソフトウェアエンジニア (Software Engineer, 略称 SWE) を束ねるプロダクト・マネージャー (Product Manager, 略称 PM) である。

しかし、その一方で、同様の人々について、Ng 教授は「価値あるものを構築するための明確な仕様を考え出せる人々」¹³とも表現している。これは、単にテクノロジー業界に留まらないだろう。製品やサービスの開発と部下の管理を行っている一般の会社にも当てはまる。AI が可能なことは、別にプログラミングの支援だけではない。これからの労働者に求められるスキルは、現在はマネージャー級の行う仕事である「管理」や「仕様策定」、そして「価値創造」に、現在より寄っていく可能性が、改めて示唆される。

つまり、これからの労働者は、より従来のマネージャー層に近い視点を持ち、マネージャー層に近い仕事をするように、変化していく可能性がある。

金融経済を中心に分析への応用が期待される新研究

次に、現地で見聞きした研究の中でも、金融経済分析に応用できそうな事例を紹介したい。具体的には、大規模言語モデル (Large Language Models, 以下 LLM) での政治家の投票行動のシミュレーションと、DTW+S という複数の時系列シミュレーションのコンセンサスを取る手法について、紹介する。

¹⁰ Ng (2025a) より引用。仮訳は大和総研。

¹¹ Ng (2025c) より引用。仮訳は大和総研。

¹² Ng (2025b) より引用。仮訳は大和総研。

¹³ Ng (2025b) より引用。仮訳は大和総研。

日本銀行の金融政策にも適用可能？ 米国の法案の成立をシミュレーション

まずは、LLM を活用した政治家の投票行動のシミュレーション研究である。例えば、Li, Gong, and Jiang (2024) という研究は、米国の政治家の法案に対する投票行動について、LLM を用いてシミュレーションしている。

具体的には、LLM を用いて、第 117 回～118 回米国下院議会の議員 412 名と議案に関する投票行動をシミュレーションして検証している。LLM に対し、例えば米国政治家の所属政党や、学歴、所属委員会、子どもの数、出生地などの個人情報、選挙区に関する地区平均年収などの情報、あるいは、スポンサーに関する情報¹⁴、そして過去の投票に関する記録を、Wikipedia と議会記録から集めて入力している。情報の入力後は、過去の政治科学的な観点に基づいて行動の選択を行う順序等を、例えば政党のリーダーが優越するなどというように定め、最終的なシミュレーション結果を得ている。その正答率は最大で約 93% にも及ぶ。

このシミュレーションが興味深いのは、金融経済分野でも、LLM で精緻に人物の行動シミュレーションができる可能性を、学術的に示唆する点だ。実際、民間では、過去にも ChatGPT を用いて日本銀行（以下、「日銀」）の植田和男総裁の考えを再現しようと試みた事例はある¹⁵。その際は、植田総裁の講演に関するテキストを読み込ませて、文章での回答を想定した質疑応答を行っていた。だが、論文からは、これを発展させて、日銀の 9 人の政策委員の経歴なども含めたより多くの情報での調整を行い、金融政策決定会合の投票など二択形式に応用する方法などが考えられる。また、そもそも論文が議会での政治家による投票行動ということで、経済法案の成立シミュレーションも当然考えられる。政策要因による不確実性を低減させるという意味で、今後より一層、金融経済分野でもそのような研究が進展することが期待される。

経済政策予測にも複数シミュレーション結果の統合が求められる時代は来るか？

次に紹介するのは、Srivastava (2024) である¹⁶。この論文は主に公衆衛生分野を対象としたもので、複数の時系列シミュレーションの結果をどう統合すべきか、ということに焦点を当てている。

例えば、新型コロナウイルス禍（以下、コロナ禍）の事例が分かりやすい。コロナ禍の最中は日本でも様々な機関で感染者数の分析や感染予想シミュレーションが行われていたが¹⁷、その一方、このような状況下では様々なシミュレーションが出現することになる。すると、それらのモデルのコンセンサスを一体どう得るべきか、ということが問題となる。現状の金融市場などではよく予測中央値などが活用されているが、例えば、ある部分が谷になるような予測と山に

¹⁴ なお、論文によると法案に対する「スポンサー」の情報は非常に良い予測因子として知られるらしく、この研究でも実際に情報を削除した途端、正答率が約 9%、100 を最大とする F1 スコアが 16 も低下している。

¹⁵ 末廣徹 (2023) 『利上げするの？』AI 植田日銀総裁に聞いてみた：AI 審議委員の本音は？『隠れタカ派』をあぶり出す, 2023 年 12 月 15 日, 東洋経済オンライン, 2025 年 3 月 27 日閲覧

¹⁶ 初版は 2023 年だが、改訂を重ね、今期の大会で採択・発表されていた。

¹⁷ 例えば、内閣感染症危機管理統括庁では、官学連携で取り組んでいた。事例としては、栗原聡 (2023) 『マルチモーダル感染拡散シミュレーション基盤の構築 #4』, 2023 年 9 月 27 日, 内閣感染症危機管理統括庁, 2025 年 3 月 31 日閲覧、などが挙げられる。

なるような予測が半々で混在している場合は、お互いの情報が取り込めないなどの問題を抱える。

この論文では、別々のシミュレーション間の時間的な差を調整する技術である「Dynamic Time Warping（動的時間伸縮法、DTW）」と、特徴パターンの発見技術である「Shapelet」を組み合わせた新手法（DTW+S）が提案された¹⁸。これにより、複数の予測データが持つ時間的なずれや、ピークの形状など個々の予測の重要な特徴を考慮した上で、それらを効果的に統合することが可能となる。このため、ピーク時期の予測などでは、従来の中央値や平均値よりも優れた結果が期待される。

この分析手法は主に公衆衛生向けであるものの、経済金融分野との親和性も高いと考えられる。実際、コロナ禍では疫学モデル（SIR モデル）を応用した経済予測も実施された¹⁹。このため、本手法も政策シミュレーションなどへの活用が期待される。

次世代 AI の進展：期待が高まる Mamba と連合学習、時系列基盤モデル

また、現地で交流する中で話題に上がっていた手法であり、次世代に主流となる可能性を持つと考えられる AI 関連技術として、Mamba と連合学習（Federated Learning）を紹介したい。Mamba は 2023 年に、連合学習は 2016 年に既に提唱されていた手法ではあるが²⁰、今回の学会で交流した参加者間で話題となる機会が複数回あったこともあり、今回ここで取りあげたい。

また、併せて時系列基盤モデルの概要や進展についても紹介する。以前のレポートでも軽く触れたことがあるが²¹、改めて、今回は中長期的な動きとして評価していきたい。

革新的な性能が噂の Mamba とは

まず、Gu and Dao（2024）という論文の初版で提唱された Mamba については、一言でいうと、LLM などが依拠する Transformer という技術を置き換えるかもしれない技術、である。

従来の多くの LLM は、Transformer というアーキテクチャ（LLM などを代表例とする様々なモデルの一部機構に広く使われている技術）を利用してきた。Transformer は、例えば ChatGPT で広く知られる GPT モデルや、金融分野で広く使われる LLM である Fin-BERT など、幅広いモデルに使われている。

しかし、Mamba は Transformer の性能を上回っており、同論文内の実験では例えば、推論が高速で、そのスループット（処理能力）は Transformer の約 5 倍と評価されている。また、言語モ

¹⁸ 詳しくは、DTW は時系列系列同士について局所的な伸縮と圧縮で最適に整列するように調整し直す技術で、Shapelet は、ベクトル同士の類似度比較の技術である。つまり、波形やベクトル成分に強みがある。

¹⁹ 仲田・藤井（2022）を参照。

²⁰ どちらも論文の初版に当たる。なお、当レポートで引用したのは最新版のものである。

²¹ 島本高志「[金融経済分析を変える自然言語処理の力② 大規模言語モデルの登場と今後の展望](#)」（大和総研レポート，2024 年 11 月 1 日）

デリングにおいても、ゼロショットと呼ばれる追加学習なしの方法で様々な評価タスクを行い総合すると、約 2 倍のサイズの Transformer ベースのアーキテクチャに匹敵する性能を出している。Transformer の基盤技術である Attention についても、使われていない²² ²³。

高速で高性能なアーキテクチャである Mamba の公表は 2023 年 12 月のことであり、既に 1 年以上が経過している。今回の AAAI では、既に Mamba を利用したモデルの開発が始まっており、交流した研究者たちの間でも、Mamba の革新的な性能について話題となっていた。その点を踏まえると、近い将来に、Mamba を利用した革新的な LLM などが登場する可能性なども否めないのではないかと考えられる。

この性能増が想起させるものは、2025 年 1 月の DeepSeek ショックである。田邊 (2025)²⁴でも解説されたように、DeepSeek ショックそのものには、様々な複合的な要因が絡み合っている。そして、DeepSeek が注目された理由には、低コストかつ短期間での開発が、より低性能な計算資源環境において行われ、フロンティアモデルと同等の性能を達成したことにあつた。これらは開発コストの低さを実現し、利用コストを下げる。しかし、DeepSeek が採用していた方法は、田邊 (2025) でも述べられるように、あくまで学習段階における工夫や効率化であり、決して新しいものでなかった。しかも、オープンソースであり、その技術は広く公開されている。

現状では、Mamba 自体が実際にショックの引き金となるかは分からない。とはいえ、金融資本市場でも Mamba のような最新の技術動向を理解することによる、リスクとチャンスへの早期段階での把握と備えが、一段と必要となるだろう。

現実化しつつある「連合学習」の発展

次に、連合学習については、一言でいえば、これまでプライバシー等の関係でデータの大規模な集約化が難しかった分野での AI の学習を可能にする技術、である。プライバシーに配慮した学習が可能になった技術として、連合平均 (Federated Averaging) と呼ばれるアルゴリズムなどを使用する。

連合学習は、2016 年に当時 Google に所属していた研究者らが、McMahan et al. (2023) という論文の初版で提唱した。現実的な例としては、医療機関内にある患者のデータを用いて、医療機関からデータを持ち出すことなく、患者の疾患に関する判断を予測するモデルなどを作成することが考えられる。また、元論文では、例としてモバイル機器の中にある画像のうち、どの画像が共有されやすいかや、モバイル機器のキーボードでの文字入力の際の、次の単語や文章全体の提案に関する予測などが、取り挙げられている。

その核となる連合学習では、まずは、ベースとなるモデルを開発し、学習元の医療機関やスマートフォンなどに配布する。次に、個々のスマートフォンや医療機関などの中で、個人の文字入

²² より詳しく言うと、マクロ時系列モデルなどでも用いられる状態空間モデルが機械学習分野で進化した手法と、機械学習分野で広く知られるニューラルネットワークを統合することで作り出された。

²³ なお、Transformer の基盤技術はより正確には Self-Attention であるが、元論文の表現を尊重した。

²⁴ 田邊美穂「[DeepSeek は何が衝撃的なのか](#)」(大和総研レポート, 2025 年 2 月 26 日)

力の履歴や患者のデータ歴など、内部に持っている独自データを使ってパラメータを更新させる。そして、局所ごとに独自に更新されたパラメータを再収集する。最後に、それらの集約したパラメータからモデルの平均化を行い、局所的な環境の中での学習を反映した機械学習モデルを、プライバシーに配慮した形で達成する。つまり、連合学習を用いると、AI は個人情報や個人や組織の管理下に置いたまま、外部に持ち出さずに学習することができる²⁵。

こうした「連合学習」が今後発展する可能性は、田中（2024）²⁶でも指摘されていたが、その発展可能性が改めて現実のものとなりつつある。既存の実際の応用例としては、開発元の Google などでもキーボードアプリである Gboard などを使ってテストしていたほか²⁷、上記の当社レポートでも挙げられているように京都大学と製薬会社 17 社の事例などが挙げられる。今後、ヘルスケア以外でも、公的セクターや金融機関などの、個人データ保護が求められやすい業界にも広がってゆくなど、ますます応用的な事例が増えていくと考えられる。

時系列基盤モデルは長期のゲームチェンジャーとなり得るか

最後に、時系列基盤モデル（Time Foundation Models）については、一言でいえば、全ての時系列データの分析や予測を 1 つのモデルで行う手法だ²⁸。この手法は、1 分野として確立しつつあると感じる²⁹。従来は株価の予測なら株価データを用いて特定の手法で専用のモデルを作る、気象なら気象、交通なら交通、医療なら医療、エネルギーならエネルギー、というようなことを様々な領域で行っていた。だが、時系列基盤モデルは汎用的なタスクに応用できる大規模な事前学習モデル 1 つで、高い予測精度を目指す手法だ。特に、LLM がベースにあるものの一部に関しては、プロンプトによる指令が可能なものもあり、追加で与えたいデータを言語モデルに理解しやすい形にして共に与えることで、予測精度の向上を目指すものなどもある。

例えば、学会で発表されていた最新の研究としては、Lee et al.（2025）という、LLM へ時系列のコンテキスト理解の拡張を施した、韓国科学技術院と NEC の研究者らによる研究を挙げたい。この研究で提案されたモデルは、公衆衛生分野での予測に対して有力であると考えられる。実際に、インフルエンザと肺炎での死亡率や陽性検体数に対する予測精度を従来手法より 32.5%ほど向上し、精度指標の 1 種である F1 スコア（最大値が 1）では、最高で 0.962 を叩き

²⁵ なお、元論文では、一例として、各自のパラメータを更新する時点でノイズを加えておくことで、最後に集計する側が元のデータに推論をかけることを防ぐことが出来る（局所差分プライバシー法）、などの、より具体的な話も記述されている。

²⁶ 田中宏太郎「[生成 AI（LLM）のビジネス適用の潮流](#)」（大和総研コンサルティングレポート，2024 年 3 月 18 日）

²⁷ Google（2017）“[Federated Learning: Collaborative Machine Learning without Centralized Training Data](#)”（2017 年 4 月 6 日），2025 年 3 月 31 日閲覧

²⁸ なお、Liang et al.（2024）などでは 2019 年の CPPBTR あたりが最初期の萌芽と位置付けられる一方で、研究が盛んになり始めた 2023 年頃には既存の LLM を応用したものが多く、時系列言語モデル（Time Language Models）という呼称が、そのまま時系列基盤モデルとあまり区別されずに使われていた時期もあった。現在は、例えば Liang et al.（2024）などは、時系列基盤モデルを、先述の Transformer ベースや、非 Transformer ベース、そして画像生成などに用いられる Diffusion モデルベースの 3 種類に大別されるとしており、時系列言語モデルは、あくまで Transformer ベースの一部に当たるといえる。

²⁹ 詳細には、例えば今回の学会の、基礎的な内容を様々な領域の研究者間で共有し合うための「チュートリアル・フォーラム」の 1 つに「時系列分析のための基盤モデル：チュートリアル」というセッションがあった。

出している³⁰。時系列基盤モデルは公衆衛生分野で、その実用に向けて着実に近づいてきていると評価されよう。

一方、金融データに関しては、現時点ではまだ十分な成果が得られていない。以前に島本（2024）でもマクロ経済指標予測を試した Carriero et al.（2024）を紹介し³¹、時系列基盤モデルが未発達な状態であることを指摘した。そして現状、その点に関して金融経済分析の範疇では、まだ大きな変化は発生していないと考える。実際、Lee et al.（2025）は、株価の上下変動予測の F1 スコアについて、S&P500 で 0.398、日経平均で 0.428 と報告している。これらのスコアは、仮に天気予報で例えるならば、「明日は晴れるか雨か」という予測が半分も当たらないレベルに近い。従来手法より 22.0%改善したとはいえ、この精度では投資判断などの実用に供するには不十分であり、金融経済分野での応用は時期尚早であると判断される。

金融経済分野で予測精度の高いモデル構築を困難とする仮説の 1 つとして、データの性質が挙げられる。この分野の時系列データは外部の影響を受けやすく、その外部要因データを得にくい。こうしたデータ特性が、モデル構築の障壁となっている可能性がある。ただし、交流した研究者たちは、金融経済分野では高い精度を達成するようになるまでにまだしばらく時間がかかるのではないか、という意見が多かったものの、達成不能とは言わなかった。

仮に今後、このモデルが金融経済分野において実用段階に入った場合、例えば、プロンプトや自身が収集したデータと合わせて命令すれば、一定の精度での株価の上下などが予測できる世界がやってくる可能性もある。そうした際にやってくる世界は、個人投資家や機関投資家が「こういう情報を基に時系列予測を行って」という指示を AI に出せば、一定の精度と納得のある答えが出るような世界かもしれない。いわば、現在はクオオツが行っているような専門的な分析である時系列分析の「民主化」である。そのような世界がやって来た場合、市場においては個人投資家向けの時系列基盤モデルによる時系列分析アプリやソフトウェアの開発競争などが発生するのではないだろうか。LLM が登場してその驚異的な性能が明らかになり始めると同時に、急速に、LLM を用いたチャットボットなどが発展していったように、である。

島本（2024）でも紹介した通り、現段階では、LLM による EPS の上下予想とアナリスト予想との間には相補性があるため、両方とも活用することにメリットがあるという研究もある³²。だが、改めて、アナリストやエコノミストは自身の職を、これらの手軽なアプリケーションなどに奪われないように、何が自身たちの分析の付加価値かということについて、より一層、熟慮する必要があるだろう。また、金融各社も、時系列基盤モデルの動向をしっかりと追っていき、実用化が可能なレベルに達し始めた時には、他社に遅れず商業展開できるように備えておく必要がある。

³⁰ 詳しくは、週次データでの平均的な閾値を超えるかの二択の予測である。

³¹ 島本高志（2024）「[金融経済分析を変える自然言語処理の力② 大規模言語モデルの登場と今後の展望](#)」（大和総研レポート，2024 年 11 月 1 日）

³² Kim, A. G., M. Muhn, and V. V. Nikolaev（2024）“Financial Statement Analysis with Large Language Models”（<https://arxiv.org/abs/2407.17866>）のこと。詳しくは、島本（2024）を参照。

おわりに

本レポートでは、AAAI-25 現地での研究発表や基調講演の聴講、研究者との交流などを通じて収集した最新の研究や知見を基に、これからの企業と労働者に求められる AI 時代への対応について、まず考察した。そして、最新の AI 研究の動向とその金融経済分野への応用可能性、金融資本市場や企業活動、社会全体へ影響しそうな技術の動向についても考察した。

Ng 教授の提唱する「10 倍プロフェッショナル」や「AI プロダクト・マネージャー」の概念は、AI 時代における企業と労働者の指針となり得るだろう。AI を効果的に活用し沢山の試行を行うことで、頭脳労働者は影響力を飛躍的に向上させることができる。その一方で、そうした AI への適応度の差は生産性の差となり、賃金格差を通じて経済的な格差を拡大すると考えられる。また、求められるスキルも、より高度な管理能力、仕様策定能力、そして価値創造能力などへと変化していき、企業と頭脳労働者は、それに適応していく必要があると考えられる。

金融経済分野への応用可能性という点では、LLM を用いた政治家の投票行動のシミュレーションは、経済法案の成立や金融政策の変更などを占うのに応用できるだろう。時系列シミュレーション結果を統合する手法は、政策立案者による経済政策シミュレーションの統合によるコンセンサス形成を、より高度にする可能性がある。

また、会場では、新たな技術である Mamba、連合学習、時系列基盤モデルなどが注目されていた。Mamba は、現状の LLM などが依拠する Transformer を圧倒する高速な処理能力と高い性能を持ち、DeepSeek ショックのような状況を再び引き起こす潜在力を秘めている。連合学習は、プライバシー保護の観点からデータ共有が困難だった分野での AI 学習を可能とし、医療分野などの様々な分野で応用の進展が期待される。時系列基盤モデルは、全ての時系列分析を 1 つのモデルで可能とすることを目指している。現時点では金融経済分野での精度は十分ではないものの、長期的な視点で見れば時系列分析の民主化を促し、個人投資家や機関投資家が AI を活用した高度な分析を容易に行える未来を拓く可能性を秘めていると評価できる。

AI の性能向上は、単なる半導体の計算能力向上に起因するのではない。Mamba のような画期的な新技術での計算量削減や、連合学習のような画期的な新手法の発展も性能向上の要因として大きく影響することは、AI の今後の発展については楽観視させる。だが、それだけに、いつ当たり前と思っていたことがひっくり返るか、市場としてはまだまだ警戒が必要だろう。

研究が下火にならない現在、AI の性能上昇はしばらく止まらない。そのような状況の中で、金融資本市場は便利な手法などを積極的に取り入れつつ、急に金融資本市場の潮目に変化する局面などを警戒する必要がある。また、頭脳労働者は、AI を活用して、より高い生産性と高い影響力を持つ労働者となれるように、積極的に行動していく必要がある。企業としても、AI 時代に向けて、その企業の従業員が持つスキルを、より管理・価値創造などの方へとシフトさせていくことを考えなければならない。

以上

参考文献

- Carriero, A., D. Pettenuzzo, and S. Shekhar (2025) “Macroeconomic Forecasting with Large Language Models” , <https://arxiv.org/pdf/2407.00890>
- Gao, J., Q. Cao, and Y. Chen (2024) “Auto-Regressive Moving Diffusion Models for Time Series Forecasting” , <https://arxiv.org/abs/2412.09328>
- Gu, A. and T. Dao (2024) “Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces” , <https://arxiv.org/abs/2312.00752>
- Lee, G., W. Yu, K. Shin, W. Cheng, and H. Chen (2025) “TimeCAP: Learning to Contextualize, Augment, and Predict Time Series Events with Large Language Model Agents” , <https://arxiv.org/abs/2502.11418>
- Li, H., R. Gong, and H. Jiang (2024) “Political Actor Agent: Simulating Legislative System for Roll Call Votes Prediction with Large Language Models” , <https://arxiv.org/abs/2412.07144>
- Liang, Y., H. Wen, Y. Nie, Y. Jiang, M. Jin, D. Song, S. Pan, and Q. Wen (2024) “Foundation Models for Time Series Analysis: A Tutorial and Survey” , <https://arxiv.org/abs/2403.14735>
- McMahan, H. B., E. Moore, D. Ramage, S. Hampson, and B. A. y Arcas (2023) “Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data” , <https://arxiv.org/abs/1602.05629>
- Ng, A. (2024) “[Agentic Design Patterns Part 1](#)” , 2024 年 3 月 20 日, DeepLearning.AI, 2025 年 3 月 31 日閲覧
- Ng., A. (2025a) “[How AI can make you a 10x professional](#)” , 2025 年 2 月 5 日, DeepLearning.AI, 2025 年 3 月 31 日閲覧
- Ng., A. (2025b) “[AI Product Managers Will Be In-Demand](#)” , 2025 年 1 月 15 日, DeepLearning.AI, 2025 年 3 月 31 日閲覧
- Ng., A. (2025c) “[My AI-Assisted Software Development Stack](#)” , 2025 年 1 月 8 日, DeepLearning.AI, 2025 年 3 月 31 日閲覧
- Srivastava, A. (2024) “DTW+S: Shape-based Comparison of Time-series with Ordered Local Trend” , <https://arxiv.org/abs/2309.03579>
- 仲田泰祐・藤井大輔 (2022) 『コロナ危機、経済学者の挑戦：感染症対策と社会活動の両立を目指す』、株式会社日本評論社