

## 近未来金融システム創造プログラム第12回講義レポート

第12回目となる本日は、東京大学大学院工学系研究科教授の和泉潔様より「金融と技術（各論Ⅳ） オルタナティブデータと金融」という題目で講義が行われた。

「ChatGPT は株価予測ができるか」や「大規模言語モデル(LLM)は小規模言語モデル(SLM)に必ず勝てるのか」といった人工知能と資産運用の融合に関する話題を取り上げ、データを金融にどう活かしていくかについてお話しいただいた。

### ChatGPT は投資の予想ができるのか？

そもそも大規模言語モデル(LLM:Large Language Model)とは、大量の機械可読なテキストを学習した自然言語モデルである。大規模言語モデルは、2018年にGoogleから発表されたBERTから始まった。その後、大規模言語モデルの発展が進みChatGPTが誕生した。大規模言語モデルのChatGPTはGPT-3.5をチャット形式にチューニングしたものである。

ChatGPTには司法試験に受かる能力があるかなど話題になることがある。元になったGPTは法律の勉強や医師の勉強をしているのではなく一般的な言語モデルであり、大量のテキストデータからもっともらしい確率の文法を返している。例えば、「今日は誕生日なので〇〇を食べた。」という文があった場合、大量のテキストデータから〇〇に入る確率の高いものを学習して単語を入れる。専門的な知識を勉強しているわけではないのである。

現在、ChatGPTに「株価が上がる銘柄を教えてください」と尋ねても、「ChatGPTを投資判断には使わないようにしてください」との返答がある。「半導体不足により株価が上がる銘柄を教えてください」といった状況を付け加えるなど少し工夫したプロンプトによっては回答がもらえる。

現段階では、ChatGPTを株価予想に直接活用するには不向きである。情報の要約や精査・解釈の補助、市場動向や業界動向の基本分析の補助といった間接的な利用はできる可能性がある。

情報の要約、金融分析のビジネスとして、FinChat.ioというサービスがある。金融業界向けに設計されたChatGPT4を使ったチャットボットで外部情報(最新の財務報告書、プレスリリース、市場調査、専門家の分析)を含めたプロンプトで質問すると、株価や金融分析の回答がある。最新の情報をプロンプトに入れると、ある出来事が株価のパフォーマンスに影響を与えるかといった予測も質問することができる。

株価予測にChatGPTを利用できるかについて研究された論文を紹介する。ChatGPTに企業や株価対して良いニュースであればポジティブ、悪いニュースであればネガティブと回答するようプロンプトを入れる。そして、ポジティブの株を買い、ネガティブの株を売った結果、2021年10月~2023年1月でリターンが5.5倍になったという研究がある。

# 大規模言語モデル(LLM)は小規模言語モデル(SLM)に必ず勝てるのか？

この題について論文執筆中のため省略

## LLM の弱点 ハルシネーション (幻覚)

AI は領域によっては完全ではない。例えば、生成 AI で手の画像を生成した際、不自然な画像が生成される場合がある。

不自然な手の画像が生成される理由は、生成 AI は手の構造を理解しているのではなく、大量の手の画像から合成しているだけだからである。つまり、つくりや制約を把握できていないということである。

これと同じことが経済や社会の予測分析にも起こりうる。2013 年 4 月 23 日にツイッタークラッシュという騒動が起きた。とあるニュース配信社の Twitter アカウントがクラッキングされ、「ホワイトハウスで 2 度の爆発、オバマ大統領が負傷」というフェイクニュースが流された。このキーワードに反応したトレーディングプログラムが自動的に株を売り、株価の急落を引き起こし、米国株式市場が大混乱となった。この 10 年後にもフェイクニュースに AI が反応し株価が急落する事態が起こっており、それを防ぐ対策は未だ不十分である。

因果関係を理解していないとフェイクニュースに騙されてしまう。そのため、AI の信頼性を高めるためには、経済金融分野での骨格となる因果の把握が必要である。

社会経済現象は因果関係で動いている。これを抽出してデータとして集めていき、因果関係のネットワークを構築することで何が何に影響するかを学習する。

因果関係を考慮しないオルタナティブデータ分析には継続性と信頼性に問題があり、因果構造に基づく社会指標はこれらを改善すると考えられる。因果構造を踏まえることによる利点は以下の通りである。

まず 1 つめに、別の大規模データの置き換えによる継続性の向上が挙げられる。1 つのデータが使えなくなったとしても因果が分かれば、それと因果がつながっている別のデータで代替できる。例えば、何らかの不具合で雨量のデータが取れなかった場合、降水量からの因果で河川の水位のデータを使って雨量データの代替ができる。

2 つめは、データの変動要因と波及効果の複数の大規模データ間の整合性チェックによる信頼性の向上である。例えば、変動要因となる小売状況とシニア層の家計状況の波及効果の両面から、因果関係がある生鮮食品の価格指標の整合性のチェックを行うことで信頼性が高まるということである。

3 つめは、数値データを解析した統計的な情報とテキストデータに含まれるナラティブ(物語的)な情報の統合による継続性と信頼性の向上である。例えば、「感染症拡大による生

活様式の変化が新たな需要を生み出す」というテキストデータと生鮮食品の価格指標の因果関係をナラティブアプローチで捉えることができる。

自然言語処理技術に基づく社会的因果の探索技術として、テキスト情報抽出した因果情報から因果連鎖を探索し、関連する代替データを提示する技術がある。将来的には、データサイエンティストや専門家でなくとも誰しもがAIを使って因果関係を探索できるようなサービスの実現が期待される。

## Q&A

Q1. 因果に関して、結果から原因を探す際の精度はどの程度か。

A1. この場合、原因と結果の双方向性を追求するには自然言語ではなく、統計的な因果推論の手法を組み合わせることが必要である。

Q2. AIが予測すれば同じ株を売買し、同じ行動をするようになるのか。

A2. それを予測したことによって、社会の行動が変わる。因果が時間とともにダイナミクスに変わっていく言語モデルでそれを捉えることが難しい。瞬間的な因果を捉えることができたとしても自分が発表したことによって変わってしまう。