

アナリストレポートから生成した極性指標を用いた市場動向分析

Market Trend Analysis Using Polarity Index Generated from Analyst Reports

田口 怜^{1*} 渡邊 光² 平野 正徳¹ 鈴木 雅弘¹
坂地 泰紀¹ 和泉 潔¹ 平松 賢士³
Rei Taguchi¹ Hikaru Watanabe² Masanori Hirano¹ Masahiro Suzuki¹
Hiroki Sakaji¹ Kiyoshi Izumi¹ Kenji Hiramatsu³

¹ 東京大学大学院工学系研究科

¹ Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

² 東京大学工学部

² Faculty of Engineering, The University of Tokyo

³ 株式会社アイフィスジャパン

³ IFIS Japan Limited.

Abstract: 本研究では、アナリストの個別銘柄に対するセンチメントが、マクロ経済指標の予測に役立つかを実証する。これはアナリストレポートのテキスト情報を自然言語処理を使用して極性指標を作成することで実現可能となる。本研究では、作成した極性指標に対し、各種マクロ経済指標を使用し、VAR モデルを用いた分析を行った。結果、極性指標から物価、為替、国債等の指標へのグレンジャー因果性があることが確認された。これにより、極性指標が先行しており、マクロ経済指標の予測に役立つことが示唆された。

1 はじめに

近年、人工知能の爆発的な発展により、オルタナティブデータの活用が世界的に注目されている。特に金融・経済分野での普及が顕著であり、伝統的な財務データに加えて、景気予測や投資戦略など幅広く活用され始めている。日本においては、オルタナティブデータ推進協議会 (JADAA)*¹等の業種間を超えた団体が発足し、オルタナティブデータの積極的な普及を推進している。そのなかでも特にテキストデータは汎用性が高く、筆者の書きぶりや内容の偏向から予測や分類などの抽出が可能であることがわかっている [1][2][5]。

本研究では、アナリストレポートを使用し、個別銘柄の将来に対するセンチメントを基に作成した極性指標が、マクロ経済指標に対して先行性を持つと仮定し、マクロ経済指標の予測に役立つことを実証する。

2 先行研究

機械学習による極性指標作成の研究として、余野ら [5]、山本ら [6] がある。余野ら [5] では、金融経済月報を Long Short Term Memory(LSTM) で学習し、Latent Dirichlet Allocation(LDA) を用いて個人消費、設備投資、在庫などのトピックごとの指標を作成した。また、全体に対する寄与度を求めることで、どのマクロファクターの影響力が高いかを分析している。山本ら [6] では、景気ウォッチャー調査を LSTM で学習し、極性指標を作成し、指数間の相関係数を算出している。

上記の研究では、金融経済月報や景気ウォッチャー調査といった内容が類似したテキストを用いているのに対し、我々は、アナリストレポートを用いて、その個別銘柄のセンチメントを総計して指標とした点で異なる。アナリストレポートを用いたテキストマイニングの研究事例として、平松ら [11]、Suzuki et al.[3] と小林ら [5] がある。平松ら [11] では、株価はレポートのセンチメントに強く反応しているのみならず、レポート発行後に株価のドリフトも観測しており、資産運用実務においてもアナ

* 連絡先： 東京大学大学院工学系研究科
〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: s5abadiee@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

*¹ <https://alternativedata.or.jp>

リストレポートのテキスト情報が有益であることが示唆された。Suzuki et al.[3]では、LSTM等を使用しアナリストレポートから意見文と非意見文を抽出し、純利益と株価の予測を行っている。加えて、小林ら[5]は、独自の深層学習モデルを用いてアナリストレポートからアナリスト予想根拠文の抽出を行っている。

一方で、我々が、BERTを用いてアナリストレポートを学習させている点も他の研究と異なる。BERTを使用した研究事例として、Hiew et al.[7]がある。Hiew et al.[7]では、テキストデータに中国のSNSであるweiboを利用し、BERTで極性を付与し、LSTMを用いて株価予測を行っている。

また、上記以外の研究として、伊藤ら[9]の研究がある。伊藤ら[9]は、ロイターニュースとYahoo!ファイナンス掲示板データを用いて、ニューラルネットワークを使用した極性概念辞書作成手法を提案している。

3 提案手法

本研究では、以下の4ステップにおいて、極性指標の作成と、比較指標との実証分析を行う。

Step1: 分析対象データに定常性を持たせるため、必要なものには対数階差などの前処理を行う。使用するデータの期間はアナリストレポート、比較指標のいずれも2010/1~2020/12とする。

Step2: BERTを用いてアナリストレポートの文章を学習し、「ポジティブ」「ネガティブ」「ニュートラル」の三値に極性分類を行う。学習に使用するデータの期間はStep1と同様とする。

Step3: 作成した極性指標（全業種・業種別）に対し、グレンジャー因果性の検定を行う。VARモデルに使用するデータの期間はStep1と同様とする。

Step4: 上記Step3のグレンジャー因果検定で、「原因: 極性指標→結果: 比較指標」になる組み合わせについて、インパルス応答関数と予測誤差分散分解を用いて分析を行う。

また、本研究におけるアーキテクチャーは図1のように記述できる。

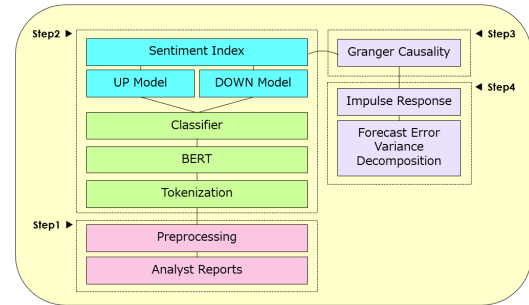


図1 本研究のアーキテクチャー

3.1 使用データ

BERT極性指標作成には、アナリストレポートデータ(373,050件)を用いる。データクレンジングにはIFIS社の技術を使用した。VARモデルでの分析には以下のデータを用いる。

- **Source1** みずほ銀行*2 が公開している各国の外国為替公示相場月次ヒストリカルデータ
- **Source2** 日本銀行*3が公開している企業向けサービス価格指数月次ヒストリカルデータ
- **Source3** 日本銀行が公開している普通国債等発行額月次ヒストリカルデータ

データの期間はいずれも2010/1~2020/12とする。今回の検証では、BERTによる極性分類については将来のアナリストレポートテキストデータも既知のものとし、極性指標がマクロ経済指標の予測に有効か否かのチェックに留め、実際の運用を想定したBERTモデル学習期間以降のデータのみでの検証は今後の課題として取り組んでいる最中である。但し、自然言語処理のみに関して上記の取り扱いを行っているため、固有名詞を除き日本語の表現自体は年代による変化は小さく、本検証の有効性に対する影響は軽微と考えられる。

3.2 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

BERTは、Devlin et al. [4]により提案されたTransformerベースの言語モデルである。BERTでは、入力内のいくつかのトークンをマスキングし、マスキングされた単語を予測することで、うまく双方向の学習を可能にしている。本研究では、日本語BERTの学習済みモデルとして、東北大学の乾・鈴木研究室が公開しているモデ

*2 <https://www.mizuohobank.co.jp/retail/index.html>

*3 <https://www.boj.or.jp>

ル*4を利用した。

3.3 極性分類手法

アナリストレポートから、レーティングが「買い」に変化したレポート、変化のないレポート、「売り」に変化したレポート、をそれぞれランダムに 5000 件ずつサンプリングする。次に、BERT を用いて二種類のモデルを作成する。レーティングが「買い」に変化したレポートと変化のないレポートを用いて極性分類を行うモデルを作成する。これを UP Model とする。加えて、レーティングが「売り」に変化したレポートと変化のないレポートを用いて極性分類を行うモデルを作成する。これを DOWN Model とする。これにおいてレーティングが「買い」に変化したレポートを 1, 変化のないレポートを 0, 「売り」に変化したレポートを -1 とする。UP Model と DOWN Model の出力 (1, 0, -1) を集計し、最終的な極性判定を行う。判定方法は、表 1 を参照。表 1 の尤度は、UP Model で出力した買い判定と、DOWN Model で出力した売り判定のうち、値が大きい方である。

表 1 極性判定手法

UPModel 判定	DOWNModel 判定	最終判定
1 (買い)	0 (変化なし)	1 (買い)
0 (変化なし)	-1 (売り)	-1 (売り)
0 (変化なし)	0 (変化なし)	0 (変化なし)
1 (買い)	-1 (売り)	尤度が高い方

図 2 は、作成した極性指標を業種別に集計し、時系列ごとにプロットしたものである。

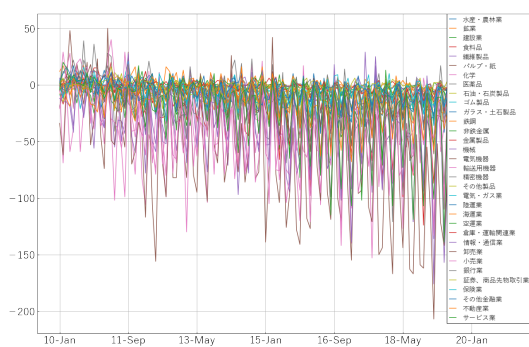


図 2 業種別極性指標の時系列プロット

図 3 は、業種別で集計した極性指標の平均を取ったものである。本稿では全業種極性指標と呼称する。

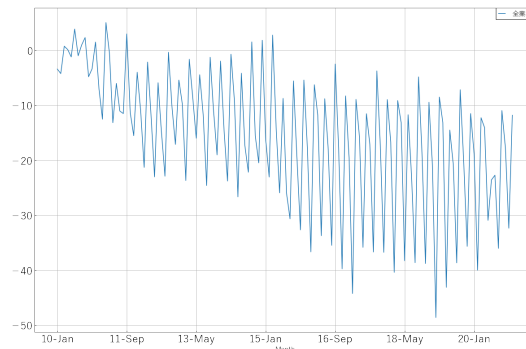


図 3 全業種極性指標の時系列プロット

図 4 は、参考として業種別極性指標の相関係数を算出した。作成した極性指標は、業種間で外れ値がなく、概ね正の相関を示していることがわかる。

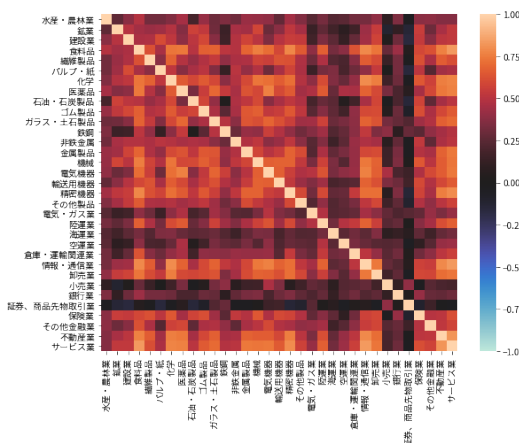


図 4 業種別極性指標同士の相関係数ヒートマップ

3.4 ベクトル自己回帰 (VAR) モデル

VAR モデルは、自己回帰 (AR) モデルを多変量に拡張したモデルである。VAR モデルは、変数間の動的な関係を分析する際に使用され、グレンジャー因果性検定、インパルス応答関数、予測誤差分散分解、といった優れた分析手法を提案する。VAR モデルを数式で表現すると以下ようになる。

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \epsilon_t, \quad (1)$$

$$\epsilon_t \sim W.N.(\Sigma) \quad (2)$$

ここで、 y_t の t は時間を表し、 c は $n \times 1$ 定数ベクトルであり、 Φ_i は $n \times n$ 係数行列を指す。次数 p については AIC により選択する。また、 ϵ_t は攪乱項を指し、

*4 <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese>

ϵ_t が分散共分散行列 Σ のホワイトノイズであることを $\epsilon_t \sim W.N.(\Sigma)$ と表記する。

3.4.1 グレンジャー因果性検定

グレンジャー因果性検定は、時系列データ間で先行する一方の変数によってもう一方の変数を予測できるかどうかについての検定として、Granger [12] によって提唱された。ある時系列データ $y_{1,t}$ と $y_{2,t}$ がある場合、現在と過去の $y_{1,t}$ にだけ基づいた場合の将来の $y_{1,t}$ の予測と、現在と過去の $y_{1,t}$ と $y_{2,t}$ に基づいた場合の将来の $y_{1,t}$ の予測を比較して、後者の Mean Squared Error (MSE) が小さくなる場合、 $y_{2,t}$ から $y_{1,t}$ へのグレンジャー因果性が存在すると判定できる。

3.4.2 インパルス応答関数 (IRF)

グレンジャー因果性検定は、時系列データ間の因果性を判定できるが、その関係の強さを測定することは出来ない。インパルス応答関数は、ある変数に対するショックが、その変数やほかの変数に与える影響を定量的に分析できるツールである。分析には、誤差項同士も相関があることを仮定した、直交化インパルス応答関数を用いた。

3.4.3 予測誤差分散分解 (FEVD)

予測誤差分散分解は、時系列データの予測の MSE を、相対的分散寄与率、すなわち各変数固有の攪乱項が寄与する部分、に分解し、どの変数が重要であるかを分析できる手法である。

4 実証分析と結果

4.1 外国為替公示相場における実証分析

外国為替公示相場月次ヒストリカルデータについて対数階差を取り、前出の全業種極性指標・業種別極性指標に対して、相互の関係を VAR モデルを用いて定量化する。次数については AIC で推定する。極性指標から外国為替へのグレンジャー因果性が存在する組み合わせについては付録を参照。結果、化学、鉄鋼、倉庫・運輸関連業等の極性指標から各国為替についてグレンジャー因果性が存在することが実証された。一方、全業種極性指標から各国為替についてのグレンジャー因果性は確認できなかった。

インパルス応答関数については、以下の結果となった。今回は、グレンジャー因果性検定を行った際の p-value が一番低い組み合わせを用いた。

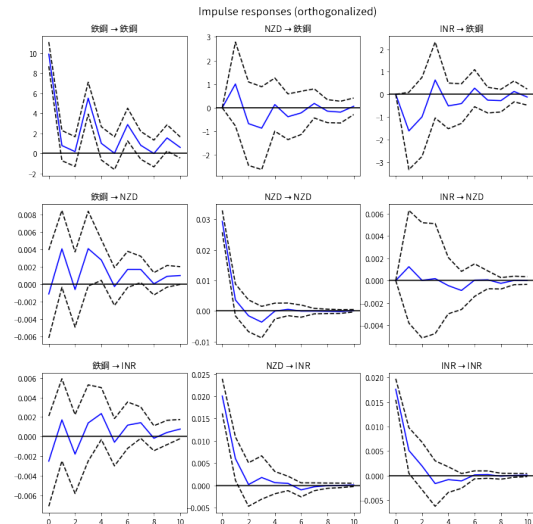


図5 鉄鋼極性指標と外国為替公示相場におけるインパルス応答関数

図5の「鉄鋼→鉄鋼」において約10の正のショックが発生すると、「鉄鋼→NZD」においてラグ1の地点で約0.004の正のショックが発生している。また、「鉄鋼→INR」においてラグ1の地点で約0.002の正のショックが発生した。

予測誤差分散分解については、以下の結果となった。

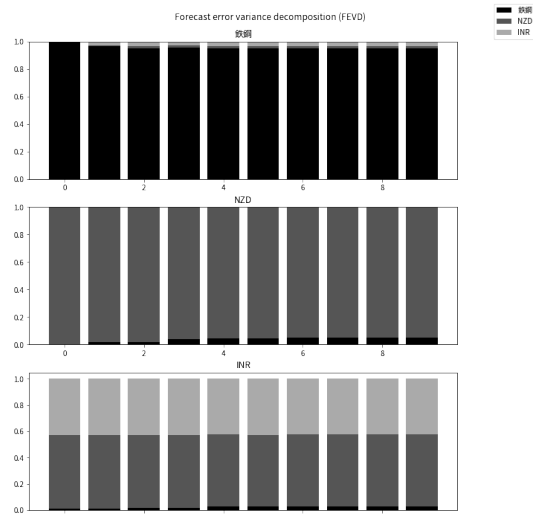


図6 鉄鋼極性指標と外国為替公示相場における予測誤差分散分解

図6より、鉄鋼極性指標は、予測できないNZDの変動に関しては、約5%程度の説明力を持つことが実証された。また、予測できないINRの変動に関しては、約2.5%程度の説明力を持つことが実証された。

4.2 企業向けサービス価格指数における実証分析

企業向けサービス価格指数月次ヒストリカルデータについて、外国為替公示相場と同様の手法で相互の関係を定量化する。結果、全業種、小売業についてグレンジャー因果性が存在した。

インパルス応答関数については、以下の結果となった。

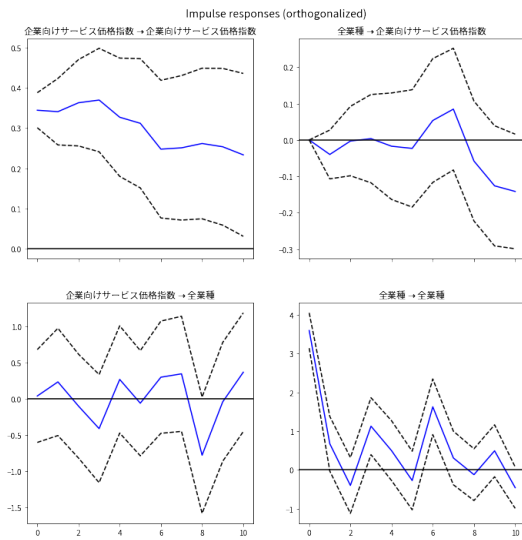


図7 全業種極性指標と企業向けサービス価格指数におけるインパルス応答関数

図7の「全業種→全業種」において約3.5の正のショックが発生しているのに対し、「全業種→企業向けサービス価格指数」において、ラグ1の地点で約0.05の負のショックが発生した。

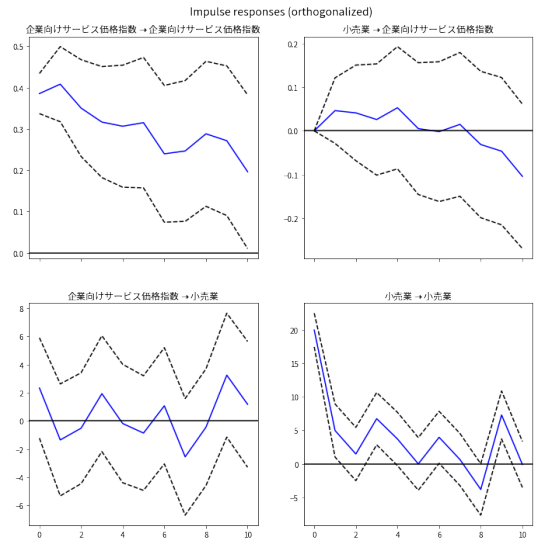


図8 小売業極性指標と企業向けサービス価格指数におけるインパルス応答関数

図8の「小売業→小売業」において約20の正のショックが発生しているのに対し、「小売業→企業向けサービス価格指数」において、ラグ1の地点で約0.05の正のショックが発生した。

予測誤差分散分解については、以下の結果となった。

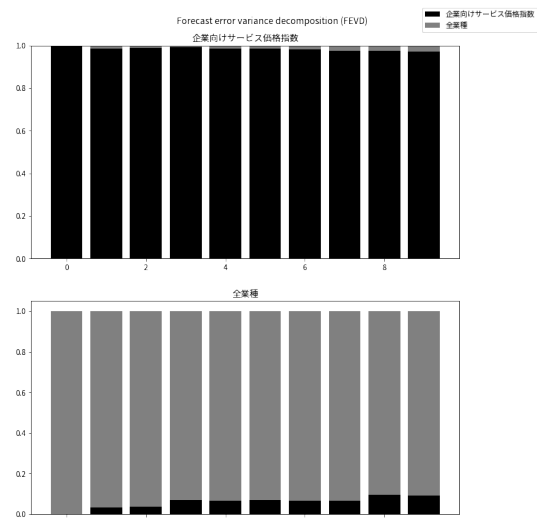


図9 全業種極性指標と企業向けサービス価格指数における予測誤差分散分解

図9より、全業種極性指標は、予測できない企業向けサービス価格指数の変動に関しては、約1.5%程度の説明力を持つことが実証された。

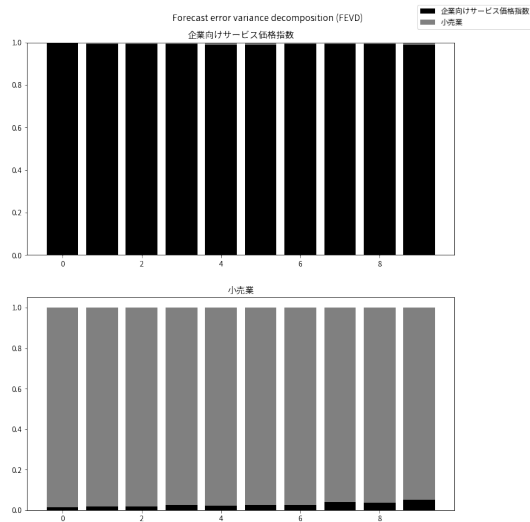


図10 小売業極性指標と企業向けサービス価格指数における予測誤差分散分解

図10より、小売業極性指標は、予測できない企業向けサービス価格指数の変動に関しては、約1%程度の説明力を持つことが実証された。

4.3 普通国債等発行額における実証分析

普通国債等発行額月次ヒストリカルデータについて対数階差をとり、外国為替公示相場と同様の手法で相互の関係性を定量化する。結果、全業種、建設業についてグレンジャー因果性が存在する通貨が多く存在した。

インパルス応答関数については、以下の結果となった。

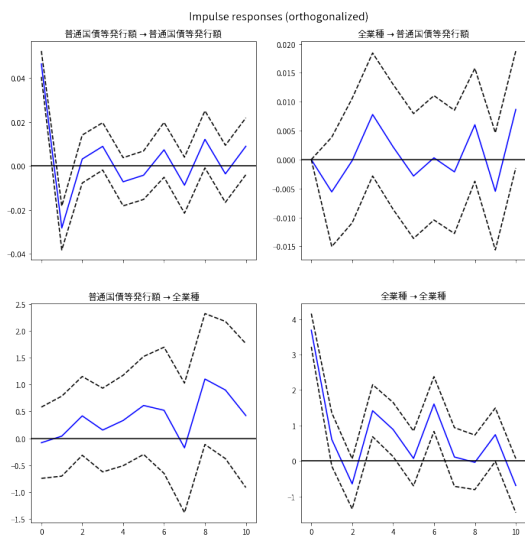


図11 全業種極性指標と普通国債等発行額におけるインパルス応答関数

図11の「全業種→全業種」において約3.8の正のショックが発生しているのに対し、「全業種→普通国債等発行額」において、ラグ1の地点で約0.005の負のショックが発生した。

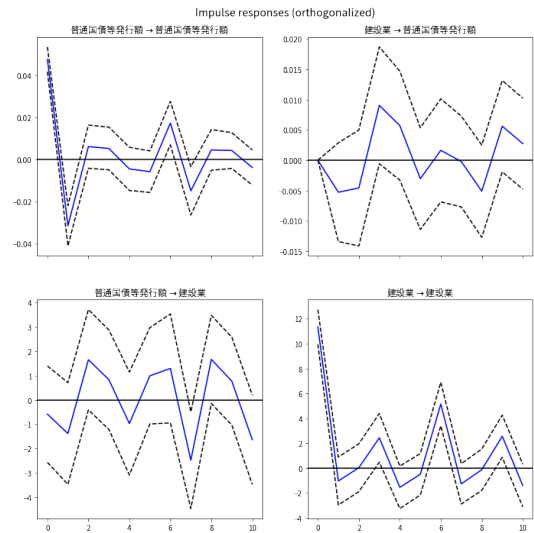


図12 建設業極性指標と普通国債等発行額におけるインパルス応答関数

図12の「建設業→建設業」において約11の正のショックが発生しているのに対し、「建設業→普通国債等発行額」において、ラグ1の地点で約0.005の負のショックが発生した。

予測誤差分散分解については、以下の結果となった。

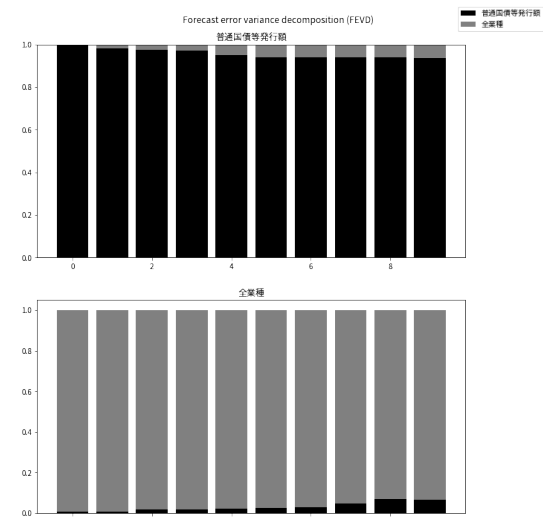


図13 全業種極性指標と普通国債等発行額における予測誤差分散分解

図13より、全業種極性指標は、予測できない普通国債

等発行額の変動に関しては、約 6% 程度の説明力を持つことが実証された。

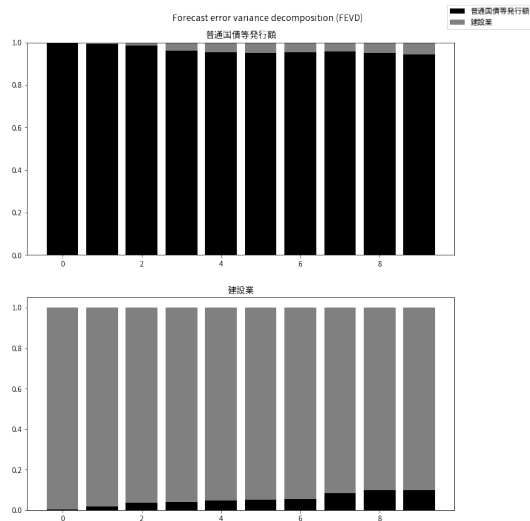


図 14 建設業極性指標と普通国債等発行額における予測誤差分散分解

図 14 より、建設業極性指標は、予測できない普通国債等発行額の変動に関しては、約 4.5% 程度の説明力を持つことが実証された。

4.4 結果サマリ

表 2 は、全業種極性指標・業種別極性指標から比較指標へグレンジャー因果性が存在する組み合わせである。外国為替公示相場については、全業種極性指標から各国為替についてのグレンジャー因果性は確認できなかった。外国為替公示相場の表 2 の表記については、例えば「原因: 水産・農林業極性指標→結果:AUD, NZD, INR, PHP」になる組み合わせが存在することを示している。

表 2 極性指標から比較指標へのグレンジャー因果性が存在する組み合わせ

極性指標	比較指標
水産・農林業	外国為替 4 カ国分
食料品	外国為替 2 カ国分
化学	外国為替 7 カ国分
鉄鋼	外国為替 12 カ国分
輸送用機器	外国為替 2 カ国分
精密機器	外国為替 3 カ国分
その他製品	外国為替 1 カ国分
倉庫・運輸関連業	外国為替 11 カ国分
情報・通信業	外国為替 1 カ国分
証券商品先物取引業	外国為替 1 カ国分
保険業	外国為替 2 カ国分
全業種	企業向けサービス価格指数
小売業	企業向けサービス価格指数
全業種	普通国債等発行額
建設業	普通国債等発行額

加えて、表 2 を元に行ったインパルス応答関数と予測誤差分散分解では、微細な影響ながら比較指標に対し極性指標に先行性があることを示すことができた。

5 考察

実験結果より、外国為替公示相場、企業向けサービス価格指数、普通国債等発行額に関して、VAR モデルを用いてグレンジャー因果性検定を行い、グレンジャー因果性がある可能性が示唆された組み合わせについて、インパルス応答関数・予測誤差分散分解を行った。これにおいて、業種別のグレンジャー因果性については指標ごとに特色があることがわかった。例えば、外国為替公示相場はオーストラリアドル (AUD) やフィリピンペソ (PHP) において、アナリストのセンチメントが先行している反面、米ドル (USD) や英ポンド (GBP) などの先進国はアナリストのセンチメントがそれほど先行していないことがわかった。また、物価指数である企業向けサービス価格指数はアナリストの小売業のセンチメントを反映していることが示唆された。加えて、普通国債等発行額についてはアナリストの建設業のセンチメントを反映していることが示唆された。一方で、それぞれのインパルス応答関数を確認すると微細な影響ながら先行性を持つことが示唆された。予測誤差分散分解の結果についてもそれぞれの経済指標に対して大きな説明力は持たないが、上の分析に対して妥当な結果となっている。

6 まとめ

本研究では、BERT とアナリストレポートを用いて作成した極性指標が、既存のマクロ経済指標に対して先行性を持つという仮説に対し、VAR モデルを用いて実証分析を行った。結果、極性指標が複数の経済指標に対して、先行性を持つことがわかった。今後は、FinBERT や ELECTRA などで作成した極性指標との比較、他の金融テキストで作成した極性指標との比較分析などを行って行きたい。

謝辞

株式会社アイフィスジャパンより、本研究にご協力いただいた。厚く御礼を申し上げ、ここに感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 坂地泰紀, 和泉潔, 松島裕康, 川瀬和哉, 林寛: 接触履歴を用いた地域景況インデックスの自動生成, 知能と情報, Vol.31, No.2, pp.626-635 (2019)
- [2] 坂地泰紀, 蔵本涼太, 和泉潔, 松島裕康, 島田尚, 砂川恵太: 接触履歴を用いた地方景況感と業種間構造の分析, 第 24 回人工知能学会金融情報学研究会資料, pp.98-102 (2020)
- [3] Masahiro Suzuki, Hiroki Sakaji, Kiyoshi Izumi, Hiroyasu Matsushima, and Yasushi Ishikawa: Forecasting Net Income Estimate and Stock Price Using Text Mining from Economic Reports, *INFORMATION*, Vol.11, No.6, pp.292 (2020)
- [4] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova: Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding., *arXiv preprint*, pp.1810.04805 (2018)
- [5] 余野京登, 和泉潔: 金融レポート, およびマクロ経済指数によるリアルタイム日銀センチメントの予測, 人工知能学会全国大会論文集第 31 回全国大会, pp.2D13-2D13 (2017)
- [6] 山本裕樹, 松尾豊: 景気ウォッチャー調査を学習データに用いた金融レポートの指数化, 人工知能学会全国大会論文集第 30 回全国大会, pp.3L3OS16a2-3L3OS16a2(2017)
- [7] Joshua Zoen Git Hiew, Xin Huang, Hao Mou, Duan Li, Qi Wu, Yabo Xu: BERT-based financial sentiment index and LSTM-based stock re-

turn predictability. (2019)

- [8] 小林和正, 酒井浩之, 坂地泰紀, 平松賢士: アナリストレポートからのアナリスト予想根拠情報の抽出と極性付与, 第 19 回人工知能学会金融情報学研究会資料, pp.65-70 (2017)
- [9] 伊藤友貴, 坪内孝太, 山下達雄, 和泉潔: 経済テキストデータを用いた極性概念辞書構築とその応用, 第 18 回人工知能学会金融情報学研究会資料, pp.44-51 (2017)
- [10] 仁木裕太, 坂地泰紀, 和泉潔, 松島裕康: 再事前学習した BERT を用いた金融文書中の因果関係知識有無の判別, 人工知能学会全国大会論文集第 34 回全国大会, pp. 3Rin439-3Rin439 (2020)
- [11] 平松賢士, 三輪宏太郎, 酒井浩之, 坂地泰紀: アナリストレポートのトーンの情報価値, 証券アナリストジャーナル 59(2), pp.86-97 (2021)
- [12] C.W.J. Granger: Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods., *Econometrica*, 37:424-438 (1969)

補遺 グレンジャー因果性が存在する組み合わせ

本表はセクション 4.1 において極性指標から外国為替へのグレンジャー因果性が存在する組み合わせである。

表 3 極性指標から外国為替へのグレンジャー因果性が存在する組み合わせ

極性指標	外国為替
水産・農林業	AUD, NZD, INR, PHP
食料品	IDR, KRW
化学	USD, CAD, BHD, HKD, SAR, PGK, TWD
鉄鋼	CAD, CHF, SEK, NOK, AUD, NZD, INR, PHP, MXN, HUF, PLN, KRW
輸送用機器	AUD, MXN
精密機器	INR, PHP, THB
その他製品	HUF
倉庫・運輸関連業	GBP, CAD, CHF, NOK, AUD, NZD, INR, SGD, MXN, PLN, MYR
情報・通信業	NOK
証券商品先物取引業	NOK
保険業	AUD, PHP