

金融機関のテキストデータを活用した景気センチメントの計測

Measuring Economic Trends based on Financial Institution Texts

近藤 浩史^{*1}
Hirofumi Kondo

與五澤 守^{*1}
Mamoru Yogosawa

成瀬 道紀^{*1}
Michinori Naruse

森 正和^{*1}
Masakazu Mori

^{*1} 株式会社 日本総合研究所
The Japan Research Institute, Limited

Despite statistics released by the government or central banks have been used to grasp the economic trends, there is a lag in the timing of the survey and publication of the results. Therefore, there have been a lot of research to estimate them ahead of the publication. In this research, we tried to quantify the economic sentiment indicator by analyzing the huge amount of text data created and accumulated in financial institutions. As a result, it was found that our indicator had a high correlation with the Bank of Japan TANKAN, short-term economic survey of enterprises in Japan, and also had a quick reporting nature.

1. はじめに

グローバル化・IT 化により経済情勢の変化速度が早まり、企業は迅速に現状の経済情勢や景気概況を把握する事が重要となっている。従来、経済情勢等を把握するには、政府や中央銀行が公表する統計を活用してきた。一方、このような統計は、調査から公表に一定時間を要するため、統計を補完し、かつ速報性のある新しい指標が必要となってきた。

新しい指標の構築に向け、[経済産業省 2017]では民間企業のデータである SNS や POS 等のビッグデータから AI 技術を活用し、速報性に優れた景気指標の開発に取り組んでいる。

他にも AI 技術を活用し、中央銀行が発行する公的な文書や SNS 等の情報から景況感を示す指数の構築や、経済指標の推定が試みられてきた[饗場 2018][大和証券株式会社 2017][余野 2018]。特に[饗場 2018]では、Twitter から「抽出 AI」を用いて景気に関するツイートを抽出し、得られたツイートに対して「評価 AI」を用いることで景況感を示すセンチメントを算出している。算出した指数は景気ウォッチャー調査^{*1} 現状判断 DI(全国:原数値)と高い相関が得られたと報告されている。

本研究では、金融機関が保持するテキストデータを活用して、景況感を反映し、かつ速報性のある景気センチメント(一定期間の景況感を反映した指数)の計測を目的とする。特に本研究は、金融機関の社員が取引先企業との面談を通して作成したテキストデータ(以下、計測対象テキストと記載)を活用して景気センチメントを計測する。

金融機関は日常的に企業の経営者や担当者と接する機会があり、金融機関が作成するテキストデータには、経済活動と関連する記載を含む可能性が高い。また、SNS とは異なり、内容も一定の品質が保たれているため、景気センチメントを計測する元データとして有望と考える。

結果として、本研究で計測した景気センチメントは景況感を示す代表指標である日銀短観と高い相関を示すことが分かった。また、事前に予測できないイベント(地震等)が発生した場合の景況感について、速報性がある可能性を示唆した。

2. 景気センチメント指数の構築

先行研究[饗場 2018]を参考とした。計測対象テキストから景気に関連する文(以下、景気関連文と記載)を抽出し、各文の

景況感を数値化して景気センチメントを計測する。本節はそれぞれの実現方法を述べる。

2.1 計測対象テキストと前処理

計測対象テキストは 2006 年 1 月～2018 年 8 月に作成されたテキストである。計測対象テキストには経済環境等に触れた内容も含むが、景気とは全く関連しない内容も多数含む。

計測対象テキストは複数の文書から成り、それぞれの文書を文に分割して使用した。文を単語に分割する際には MeCab^{*2}を使用し、辞書として mecab-ipadic-NEologd[佐藤 2017]と独自の金融用語辞書を組み合わせて使用した。

また、意味ある文を構成しないと想定される短文(動詞、名詞、形容詞の合計が 5 単語以下の文)は事前に除去した。このようにして全体で約 5,000 万件の文を得た。以下では、計測対象テキストの前処理済みの文を計測対象文と呼ぶ。

2.2 景気関連文の抽出

景気関連文の抽出では、景気ウォッチャー調査の景気判断理由集を学習データとして活用する。

景気関連文抽出モデルは入力文が景気ウォッチャー調査の景気判断理由集に含まれる文(以下、調査文と記載)か、計測対象文かを分類する文章分類モデルである(図 1)。

学習済みモデルに計測対象文を入力し、調査文と分類された文は、景気判断理由集に含まれる文に類似する文、すなわち景気関連文と見なせる。つまり、計測対象文を入力したにもかかわらず、モデルが調査文と誤判定した文を収集することで、景気関連文を抽出する。

文章分類モデルとして、以下に示す 5 つのモデルを作成・比較した。

^{*1}: 内閣府 景気ウォッチャー調査
(https://www5.cao.go.jp/keizai3/watcher/watcher_menu.html)

^{*2}: MeCab : Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer (<https://taku910.github.io/mecab>)

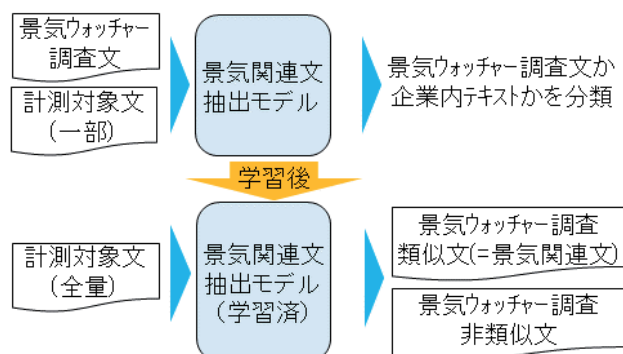


図1: 景気関連文抽出モデルの概念図

- 【TF-IDF/LR モデル】訓練時に使用した文に含まれる単語の TF-IDF を特徴量として、ロジスティック回帰モデルで文章を分類するモデル。TF-IDF の特徴量として、単語の出現頻度が5以下の単語は無視した。
- 【CNN/NN モデル】先行研究[Kim 2014]をベースとしたモデル。
- 【双方向 LSTM (BiLSTM) /NN モデル】双方向 LSTM (以降、BiLSTM と記載) とニューラルネットワークを組み合わせたモデル。
- 【SWEM/LR モデル】[Shen 2018]に SWEM-concat と記載されたモデル。SWEM-concat の特徴量を文の特徴量として、ロジスティック回帰で文章を分類するモデル。
- 【アンサンブルモデル】景気関連文の抽出精度向上を目的とし、上記4つのモデルをアンサンブルしたモデル。各モデルから出力された調査文らしさのスコアが、予め決めた閾値よりも大きい場合に、文を抽出する。

各モデルは調査文 (2013 年 1 月～2018 年 8 月) および計測対象文を元に学習させた。学習ではそれぞれ 5 万文 (計 10 万文) をランダムに選択して用いた。評価にはそれぞれ 6 千文 (計 1.2 万文) をランダムに選択して文章分類モデルの性能を評価した。訓練済みの単語の分散表現が必要な場合は、計測対象テキストから学習させた 200 次元の word2vec (Skip-gram) モデル [Mikolov 2013] を作成・利用した。

表1は文章分類モデルの性能評価の結果である。どのモデルも高精度で調査文と計測対象文を分類できる。

表1: 文章分類モデルの性能

	精度	再現率	F 値
TF-IDF/LR	0.986	0.989	0.987
CNN/LR	0.990	0.993	0.992
BiLSTM/NN	0.987	0.983	0.985
SWEM/LR	0.979	0.983	0.981

2.3 文の景況感の数値化

先行研究[山本 2016]と同様に、深層学習を使用した回帰モデルを構築した。学習済みモデルに文を入力すると、入力文が内包する景況感が数値化されて出力される。本研究では景気ウォッチャー調査の景気判断理由集の文 (2013 年 1 月～2018 年 8 月) から学習データ (153,913 件) および評価データ (17,104 件) をランダムに選択・使用して、モデルを構築・評価した。

テストデータに対する平均二乗誤差は 0.309 となり、先行研究 [山本 2016] と同等の結果を得た。ここでも訓練済みの単語の分散表現が必要となるため、前述と同様の word2vec モデルを使用した。

表2: 文章分類モデルごとの相関係数

モデル名	相関係数/ t 値 (N=51)	四半期ごと 計測対象文数(千件)
TF-IDF/LR	0.843 / 11.0	11.0
CNN/NN	0.831 / 10.5	8.4
BiLSTM/NN	0.834 / 10.6	6.7
SWEM/LR	0.868 / 12.2	14.8
アンサンブル (閾値 2)	0.823 / 10.2	7.2

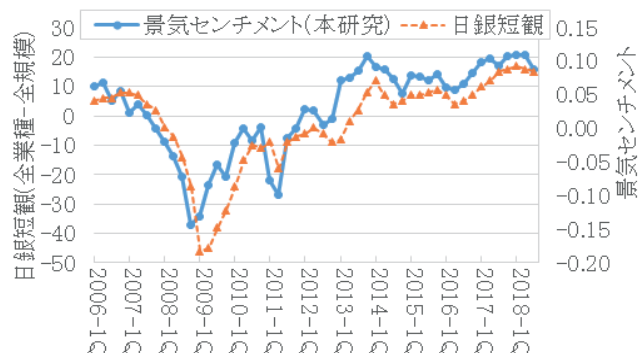


図2: 日銀短観と景気センチメント(景気関連文のみ)の時系列

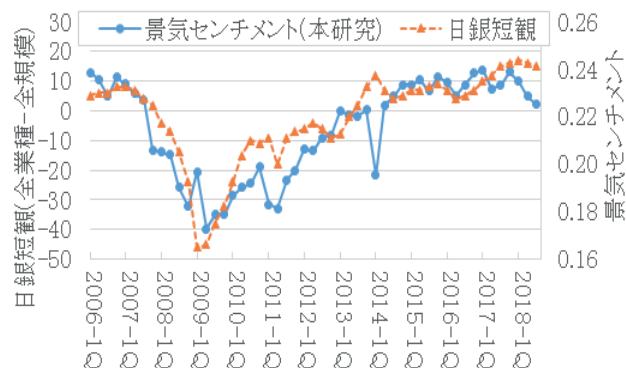


図3: 日銀短観と景気センチメント(計測対象全文)の時系列

2.4 景気センチメントの計測

各文の景況感を示す数値を一定期間ごとに集計し、景気センチメントとして計測する。本研究では、予め決めた期間ごとに、各文に付与された景況感の数値の単純平均を計算する。

例えば、四半期単位の景気センチメントを計測する場合、3ヶ月ごと、当該期間の文につき、景況感の数値の平均を算出する。

3. 評価

3.1 日銀短観との相関分析

計測した景気センチメントが世の中の景況感を示す値であるかを検証するため、日銀短観・業況判断-最近 (全産業-全規模) (以下、日銀短観と記載) との相関を分析した。なお、日銀短観の公表頻度は四半期である。また、日銀短観の第四四半期の指数は 12 月中旬に公表されるが、景気センチメントの第四四半期の計測にあたっては 12 月末までを集計範囲としている。

表2に景気関連文の抽出モデルを変えた場合の、景気センチメントと日銀短観の相関係数を記載した。どのモデルを使用しても、計測した景気センチメントは日銀短観と高い相関関係

(係数 0.8 以上)を示すことが分かる。特に SWEM とロジスティック回帰を使用する抽出手法が最も良かった。

景気関連文の抽出精度向上を狙って閾値を 2 とした場合のアンサンブルモデルは係数が低下する。これは、景気関連文を絞り込み過ぎると、計測対象となる文数が減少し、一部の文が示す景況感に左右されるためと考えられる。集計対象となる文数が少ない CNN/NN や BiLSTM/NN においても、同様の傾向が見られる。

今回使用した計測対象テキストに対しては、景気関連文と似ている文章を幅広く取得する手法を用いることで、良い景気センチメントを算出できる。

3.2 日銀短観と景気センチメントの時系列推移

図 2 に日銀短観と景気関連文から計測した景気センチメントの推移を図示した。なお、文の抽出モデルは SWEM/LR を使用して計測した。図 2 より、景気関連文から計測した景気センチメントは日銀短観におよそ追従することが読み取れる。特にリーマンショック(2008 年)や、東日本大震災(2011 年)のイベント時には連動している様子が顕著に読み取れる。

一方、図 3 は、景気関連文の抽出効果を示すために、計測対象文の全文から景気センチメントを計測した場合の時系列推移である。図 3 を見ると、計測対象文の全文から計測した景気センチメントも全体的な動きは日銀短観におよそ追従するが、異なる動きをしている点もある。特に 2014 年第一四半期では両者が大きく反対に動いている点が挙げられる。

図 2 と図 3 から、日銀短観との追従という観点においては、景気関連文を抽出することで、良い景気センチメントを計測できることが分かる。これは、計測対象文から景気に無関係な文、すなわち、計測のノイズとなる文を除去できたためと考える。

3.3 指数の速報性

図 2 によると計測した景気センチメントは日銀短観を先行していると読み取れる部分もある。

例として東日本大震災直後に公表された 2011 年第一四半期の指数に着目する。東日本大震災の発生により、日本の景況感は悪化したはずであるが、日銀短観は震災発生の直後に悪化の方向に動いていない。これは、震災が 2011 年 3 月 11 日に発生した一方、日銀短観の企業へのヒアリング期間が 2011 年 2 月 24 日～3 月 31 日であるため、日銀短観が震災の影響を完全に反映しきれていない可能性があるためと推測できる。一方、計測対象テキストは震災発生後も作成されており、3 月 11 日以降の景況感を強く反映した値を算出できたと考えられる。

このように、計測した景気センチメントは震災などの事前に予測できないイベントが発生した場合の景況感として、速報性のある数値を算出している可能性がある。

参考までに、月次で公表されている景気ウォッチャー調査現状判断 DI(全国:原数値)との相関を分析すると、こちらも高い相関(係数:0.838, t 値:18.8, N=152)を示す(図 4)。景況感を示す月次数値としての活用も可能と考える。

なお、[饗庭 2018]にて算出された SNS×AI 景況感指数と景気ウォッチャー調査 DI との相関係数は 0.79 と報告されており、単純な比較はできないものの、本研究の景気センチメントのほうが高い相関を示している。

4. まとめと今後の方針

本研究では金融機関のテキストデータから景況感を示す景気センチメントを計測した。テキストデータから景気に関連する文のみを抽出し、景況感を数値化することで、日銀短観と高い

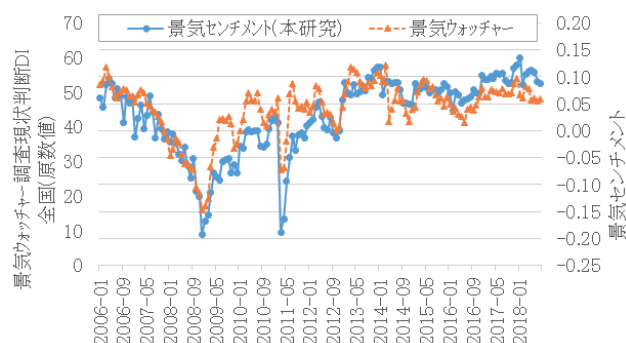


図4:景気ウォッチャー調査と景気センチメントの時系列推移

相関を持つ景気センチメントが計測できることを示した。また、震災などの予期しないイベントが発生した場合に、速報性のある景況感を計測できる可能性も示した。

今後は、他景気指標との関係を分析することや、得られた景況感の数値を用いた将来予測の可能性も検討したい。また、日銀短観との相関についても継続的に分析し、本研究の有効性をモニタリングする予定である。

5. 免責事項

本稿は著者らの見解を示すものであり、所属機関の公式見解を示すものではありません。

参考文献

- [経済産業省 2017] 経済産業省：平成 28 年度 IoT 推進のための新産業モデル創出基盤整備事業(ビッグデータを活用した新指標開発事業) 報告書, 経済産業省大臣官房調査統計グループ調査分析支援室委託調査, 2019.
- [饗庭 2018] 饗庭 行洋, 山本 裕樹：データサイエンスと新しい金融工学, 財界観測(2018 春号), 2018.
- [大和証券株式会社 2017] 大和証券株式会社：株式会社大和総研：「大和地域 AI(地域愛)インデックス」の公表について, プレスリリース, https://www.dir.co.jp/release/2017/20170713_012138.html (2018/2/4 アクセス), 2017.
- [余野 2018] 余野 京登, 和泉 潔, 坂地 泰紀：金融レポート, およびマクロ経済指数による日銀センチメント指数の構築, 第 32 回人工知能学会全国大会, 2018.
- [山本 2016] 山本 裕樹, 松尾 豊：景気ウォッチャー調査の深層学習を用いた金融レポートの指数化, 第 30 回人工知能学会全国大会, 2016.
- [佐藤 2017] 佐藤 敏紀, 橋本 泰一, 奥村 学：単語分かち書き辞書 mecab-ipadic-NEologd の実装と情報検索における効果的な使用方法の検討, 言語処理学会第 23 回年次大会, 2017.
- [Kim 2014] Yoon Kim : Convolutional Neural Networks for Sentence Classification, EMNLP2014, 2014.
- [Shen 2018] Dinghan Shen, Guoyin Wang, Wenlin Wang, Martin Renqiang Min, Qinliang Su, Yizhe Zhang, Chunyuan Li, Ricardo Henao and Lawrence Carin : Baseline Needs More Love: On Simple Word-Embedding-Based Models and Associated Pooling Mechanisms, ACL2018, 2018.
- [Mikolov 2013] Mikolov Tomas, Sutskever Ilya, Chen Kai , Corrado Greg and Dean Jeff : Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, NIPS2013, 2013.