

アジア太平洋研究所資料
24-06

「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」

研究会報告書（2023 年度）

2024 年 5 月

一般財団法人 アジア太平洋研究所

〈はじめに〉

本報告書は「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」研究会による 2023 年度の研究成果をまとめたものである。

昨今、国内外の経済を取り巻く不確実性は急速に増しており、足元の経済動向を正確に把握することは極めて困難となりつつある。一般的に、一国の経済の良し悪しを把握するためには、GDP や物価を始めとするマクロデータが用いられている。しかし、マクロデータには経済の動向に対する認知ラグが存在し、経済主体の行動要因が捨象されている。このため、マクロデータを補完する形で、経済動向を迅速かつ詳細に把握する方法を新たに構築する必要がある。こうした問題意識の下で、本研究ではテキストデータを利用した新しい景気指標の開発と応用を 2018 年から継続的に行っている。

以下では、2023 年度の研究活動を振り返ることとする。まず、景況感（S-APIR 指数）の予測性能向上を目指して、最適なニュースソースやその組み合わせ、利用する言語モデルの比較検討等を行った。また、景況感足元予測システムの機能改善のため、各月の景況感に大きな影響を与えているキーワードの特定、および急上昇ワードの検知機能を実装し、それらのキーワードをシステム上でユーザに提示するようにした。これらの成果を基に、Kansai Economic Insight Monthly にて S-APIR 指数を用いた分析が 2023 年 12 月より毎月掲載されている。そして、S-APIR 指数算出の副次的な産物として、その過程で得られる統計量が経済不確実性の代替的指標となり得るか検討を進めているところである。

2024 年 5 月

〈キーワード〉

テキストデータ、深層学習、景気動向調査

〈研究体制〉

研究統括	稲田 義久	アジア太平洋研究所 数量経済分析センター センター長 甲南大学 名誉教授
リサーチリーダー	関 和広	アジア太平洋研究所 主席研究員 甲南大学知能情報学部 教授
リサーチャー	松林 洋一	アジア太平洋研究所 上席研究員 神戸大学大学院経済学研究科 教授
	生田 祐介	大阪産業大学経営学部 准教授
	吉田 茂一	アジア太平洋研究所 研究推進部 部員
	盧 昭穎	アジア太平洋研究所 研究推進部 研究員
事務局	下田 泰広	アジア太平洋研究所 研究推進部 総括調査役

役職名は2024年3月末時点のもの

〈執筆者〉

第1章	関 和広
第2章	関 和広
第3章	松林 洋一
第4章	生田 祐介

概要

本稿は、アジア太平洋研究所のプロジェクト「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」による 2023 年度の研究成果を、4 章構成の報告書としてまとめたものである。第 1 章では、実用化に向けた S-APIR 指数の予測性能向上を目指して行った、最適なニュースソースやその組み合わせ、利用する言語モデルの比較検討等について報告する。第 2 章では、景況感足元予測システムの改善のために加えた変更点や新機能についてまとめる。主要な点として、各月の景況感に大きな影響を与えているキーワードの特定、および急上昇ワードの検知機能を実装し、それらのキーワードをシステム上でユーザに提示するようにしたことが挙げられる。第 3 章では、S-APIR 指数の特長でもある日次の景況感について、景気動向分析を行った事例を報告する。なお、S-APIR 指数を用いた日次の景気動向分析については、Kansai Economic Insight Monthly においても 2023 年 12 月より掲載されているところである。第 4 章では、S-APIR 指数算出の際に推定される各ニュース文の景気スコアに着目し、これらのスコアから得られる統計量が経済不確実性の代替的指標となり得るか検討する。新聞記事を用いた不確実性指数はすでに存在するものの、現在広く用いられている指数（政策不確実性指数）は、「景気」や「不透明」といった不確実性に関連する語を含む記事の件数のみに基づいて算出されている。これに対して、S-APIR 指数算出の際に得られる景気スコアは、文脈を考慮した高性能な感情分析モデルでニュース記事を解析した結果であり、より実体に即した不確実性の定量化が可能になるものと期待される。

2024 年 5 月

一般財団法人 アジア太平洋研究所

「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」研究会

リサーチリーダー 関 和広

(主席研究員／甲南大学知能情報学部 教授)

2023 年度「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」
研究会報告書

<はじめに>.....	i
<キーワード>.....	ii
<研究体制>.....	ii
概要.....	iii
第 1 章 景況感指数予測性能向上のための実験的検討.....	1
1. 概要.....	1
2. 複数のニュースソースとその組み合わせの検討.....	1
3. フィルタリング.....	2
4. 他の言語モデル.....	5
5. まとめ.....	6
第 2 章 景況感足元予測システムの改善.....	8
1. 概要.....	8
2. 景況感指数のスケーリング.....	8
3. 特徴的な景気変動要因の検出.....	9
4. まとめ.....	12
第 3 章 S-APIR 指数からみた日次景気動向.....	14
1. 概要.....	14
2. テキストマイニングに基づく景況感指数.....	14
3. S-APIR 指数からみた月次景気動向.....	15
4. S-APIR 指数からみた日次景気動向.....	16
5. まとめ.....	17
第 4 章 S-APIR 指数を利用した不確実性指標の代替的計測.....	18
1. 概要.....	18
2. S-APIR 指数の分布から見る不確実性.....	18
3. S-APIR 指数のカーネル密度推定.....	22
4. まとめ.....	26
<研究会記録>.....	28
<研究成果>.....	28

第 1 章 景況感指数予測性能向上のための実験的検討

関 和広

1. 概要

本章では、ニュース記事から算出される景況感指数、すなわち S-APIR 指数の予測性能向上のためにあらためて実験的に検討したいいくつかの事項についてまとめる。具体的には、複数のニュースソースとその組み合わせの検討、フィルタリングのしきい値の調整、他の言語モデルに関する検討である。それぞれについて以下で述べる。

2. 複数のニュースソースとその組み合わせの検討

S-APIR 指数の開発段階では、ニュースソースに日経新聞本紙を有償で利用して検証実験を行い、その有効性を確認した。一方、S-APIR 指数をリアルタイムで予測するためには、逐次更新されるウェブニュースを継続的に収集して利用することが望ましい。そのため本プロジェクトでは、NHK NEWS WEB に加えて、A 社、B 社、C 社のオンラインニュースの無料でアクセスできる部分を 2022 年の 5 月初旬から（ただし C 社は 2023 年 6 月から）自動取得を行ってきた。なお、日経新聞社については同社の著作権の規定でこのような使用が認められない可能性があるため、以降の実験では用いていない。

本節では、これらの取得データを単独あるいは組み合わせて使用して S-APIR 指数の算出を行い、景気ウォッチャー指数と比較することでそれぞれのニュースソースの有用性を評価した。まず、表 1-1 に各ニュースソースと景気ウォッチャー指数（EWDI）との相関係数をまとめる。なお、C 社についてはデータ取得期間が短いため除外している。

表 1-1. S-APIR 指数算出に用いたニュース記事ソース(単独)
および景気ウォッチャー指数(EWDI)間の相関係数

	NHK	A	B	EWDI
NHK	1.000	0.811	0.549	0.643
A	0.811	1.000	0.553	0.674
B	0.549	0.553	1.000	0.001
EWDI	0.643	0.674	0.001	1.000

表を見ると、景気ウォッチャー指数との相関は A 社が最も高く (0.674)、続いて NHK (0.643) となっていることが分かる。B 社については、相関が見られなかった (0.001)。以上の結果から、B 社は景況感指数の予測には有用ではないと考えられるため、以降ではニュースソースから除外して検討を進める。

続いて、ニュースソースを組み合わせた場合に得られる S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数との関係について調査した。ニュースソースの組み合わせについては、NHK を含めた組み合わせのみ検討した。なお、ここでは C 社についても取得を始めた 2023 年 6 月以降は (同年 8 月までの短期間ではあるが) ニュースソースに加えている。結果を表 1-2 に示す。

表 1-2. S-APIR 指数算出に用いたニュース記事ソース(組み合わせ)
および景気ウォッチャー指数間の相関係数

	NHK+A	NHK+C	NHK+A+C	EWDI
NHK+A	1.000	0.974	0.990	0.677
NHK+C	0.974	1.000	0.990	0.694
NHK+A+C	0.990	0.990	1.000	0.706
EWDI	0.677	0.694	0.706	1.000

それぞれ、ニュースソースを単独で用いる場合よりも相関係数が上昇した。また、3つのニュースソースを組み合わせた場合に最も高い相関係数が得られた (0.706)。

3. フィルタリング

ニュース記事は様々なトピックについて書かれており、そのすべてが景気や経済に関連しているわけではない。そのため、S-APIR 指数の算出には、景

気・経済に関連している文章だけを選択的に利用している[3]。そして、ある文章が景気・経済に関連しているかどうかは、1クラス SVM [2]と呼ばれるテキスト分類モデルによって自動的に判定している（その効果や他の分類モデルとの比較などの詳細は Seki らの報告[3]を参照のこと）。

1クラス SVM は、分類対象の文章の Bag-of-Words 表現を入力として、その入力データポイントがクラス判別の超平面から正例側あるいは負例側のどちらに存在するかのみによって分類を行う。その際、超平面からの距離 d が離れているほど、より教師データの正例あるいは負例に近い特徴を持っていると考えられるため、おおまかには d の大きさを分類の確信度のような指標と見なすことができる。参考まで、NHK NEWS WEB、A 社、B 社、C 社のニュース記事を文に分割して 1 クラス SVM に入力した時の各文の d のヒストグラムを図 1-1 に示す。前節と同様に、NHK NEWS WEB、A 社、B 社については 2022 年 5 月から 2023 年 8 月、C 社については 2023 年 6 月から 8 月の記事を用いた。

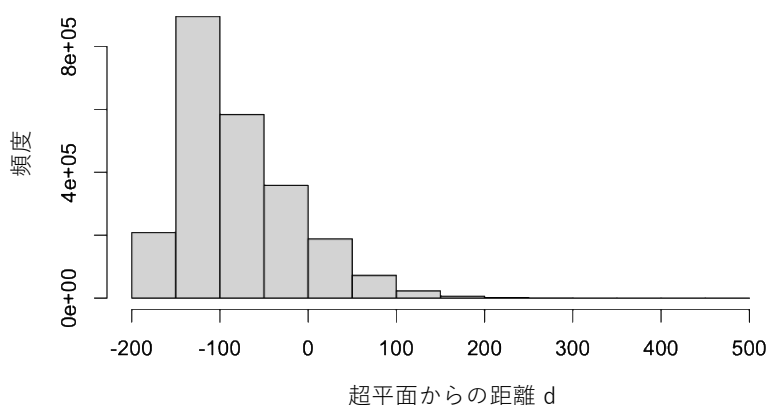


図 1-1. 分離平面(超平面)からの距離 d のヒストグラム

通常の 1 クラス SVM では、 d が 0 より大きい場合は正例（ここでは景気・経済に関連する文章）と判断され、S-APIR 指数の算出に利用されることになる。 d が大きい文章は景気・経済に関連が強く、S-APIR 指数の算出に重要であると考えられる。この分布を基に、しきい値を -200 から 100 まで段階的に変化させながらフィルタリングを行い、NHK NEWS WEB (NHK) と A 社のそれぞれで 2022 年 5 月から 2023 年 8 月の月次の S-APIR 指数を算出した。この

ようにして得られたしきい値 (threshold) ごとの S-APIR 指数と景気ウォッチャー調査の相関係数 (correlation) を図 1-2 に示す。

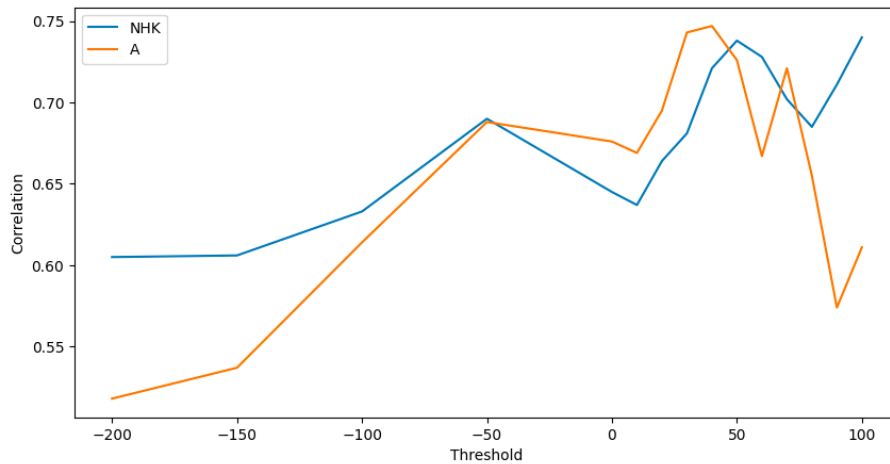


図 1-2. 異なるしきい値(threshold)における S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数の相関係数の関係

両者の傾向はほぼ同様で、予想通り、大まかにはしきい値が大きくなると相関係数も大きくなった。ただし、しきい値がゼロ付近の相関は若干低下し、しきい値が大きい場合も相関が低下した。後者については、しきい値が大きすぎると利用できる文章も少なくなるため、景況感指数の予測が不安定になるからだと考えられる。

以上の結果から、1 クラス SVM のしきい値として 50 を採用し、NHK NEWS WEB、A 社、C 社の 3 つのニュースソースを用いて S-APIR 指数の算出を行い、景気ウォッチャー指数 (Economy Watchers DI) とともにプロットした結果を図 1-3 に示す。この場合の相関係数は 0.774 となり、表 1-2 のしきい値がゼロの場合の相関係数 0.706 と比べて向上した。なお、景気ウォッチャー指数 (企業動向関連) との相関は 0.834 とさらに高かった。

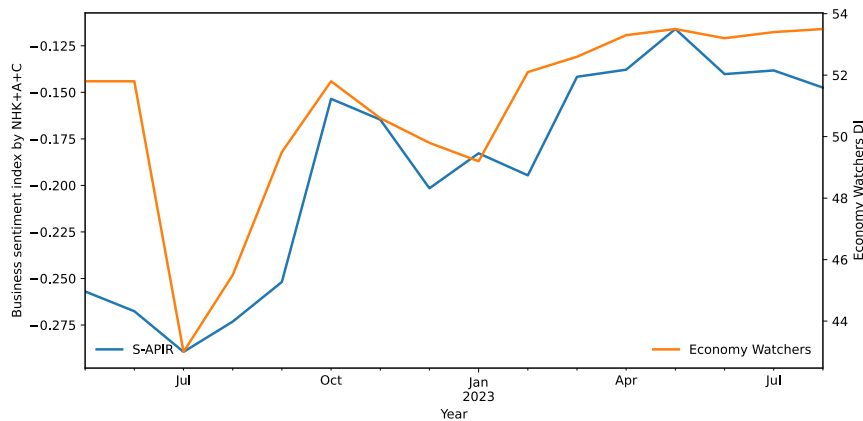


図 1-3. NHK NEWS WEB、A 社、C 社を用いて算出した S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数

4. 他の言語モデル

大規模言語モデル BERT の登場以降、これを改良・改善したモデルがいくつも提案されており、代表的なモデルとして RoBERTa [4] と DeBERTa [1] がある。RoBERTa は BERT とモデルの構造は同一であるものの、ミニバッチサイズ、学習率、学習データサイズなどの事前学習におけるパラメタを最適化したモデルである。一方 DeBERTa は、BERT や RoBERTa の構造自体を改良・拡張したモデルであり、BERT では一つのベクトルで表現されていた単語の位置と意味のそれぞれを個別のベクトルで表現している。さらに、マスクした語の予測に拡張マスクデコーダと呼ばれる機構を用いていることが大きな違いである。本節では、S-APIR 指数の算出に BERT に代えてこれらのモデルを用い、より高精度な景況感指数の予測が可能か景気ウォッチャー指数と比較することで検証する。

まず、日本語データで事前学習済みの RoBERTa および DeBERTa に単一ユニットからなる出力層を追加し、景気ウォッチャー調査のデータでファインチューニングを行った。景気ウォッチャー調査のデータは、景気評価とその理由文のペア 254,823 件であり、その 90% を学習データ、10% をテストデータとした。学習した回帰モデルをテストデータで評価した結果を表 1-3 に示す。評価指標としては平均二乗誤差を用い、この値が小さいほど正確な予測が出来ていることを示す。

表 1-3. 各モデルの平均二乗誤差

モデル	平均二乗誤差
BERT (従来)	0.321
RoBERTa	0.351
DeBERTa	0.337

予想に反し、従来の BERT を用いた場合に最も良い結果が得られた。続いて、これらのモデルを S-APIR 指数の算出に用いた場合の、S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数との相関係数を表 1-4 に示す。ニュースソースは、これまでと同様に 2022 年 5 月から 2023 年 8 月の NHK と A 社である。

表 1-4. 各モデルを S-APIR 指数の算出に用いた場合の景気ウォッチャー指数との相関係数

モデル	NHK	A
BERT (従来)	0.643	0.674
RoBERTa	0.566	0.679
DeBERTa	0.616	0.678

こちらについても、必ずしも RoBERTa や DeBERTa でよりよい結果が得られるわけではなく、NHK のデータについては BERT を用いた場合の方が相関は高かった。A 社については BERT が最も低い相関係数ではあるものの他の 2 モデルとの差はわずかであった。以上から、モデルを BERT から他のモデルに変更する必要性は、少なくとも RoBERTa と DeBERTa については見られない。

5. まとめ

本章では、より高精度な景況感指数の予測を目的として、予測に用いるデータの選択や組み合わせ、予測の前処理や利用モデルについて実験的な検討を加えた。その結果、以下の知見が得られた。

- データ（ニュースソース）については、NHK NEWS WEB、A 社、C 社を統合して用いることが有用である。

- 1クラス SVM による入力文章のフィルタリングの際は、フィルタリングのしきい値をゼロではなくやや高め（50）に設定することで、性能向上（景気ウォッチャー指数との相関係数の向上）が得られる。
- 言語モデルについては、RoBERTa や DeBERTa といった一般的により高性能と報告されている言語モデルを利用しても、少なくとも本タスクにおいては BERT と比べて性能向上が得られない。

参考文献

- [1] P. He, X. Liu, J. Gao, and W. Chen. DeBERTa: Decoding-enhanced BERT with disentangled attention. *arXiv:2006.03654v6*, 2021.
- [2] L. M. Manevitz and M. Yousef. One-class SVMs for document classification. *The Journal of Machine Learning Research*, 2:139–154, 2002.
- [3] K. Seki, Y. Ikuta, and Y. Matsubayashi. News-based business sentiment and its properties as an economic index. *Information Processing & Management*, 59(2):102795, 2022.
- [4] L. Zhuang, L. Wayne, S. Ya, and Z. Jun. A robustly optimized BERT pre-training approach with post-training. In *Proceedings of the 20th Chinese National Conference on Computational Linguistics*, pp. 1218–1227, 2021.

第 2 章 景況感足元予測システムの改善

関 和広

1. 概要

本章では、ウェブベースの景況感足元予測システムについて行った改善や新機能の追加について報告する。

2. 景況感指数のスケーリング

ある期間（例えば 2024 年 3 月）の S-APIR 指数は、その期間に配信された全ニュース記事を分割した各文 $d_i (i = 1, \dots, N)$ の景気スコア s_i の平均 $\sum_i \frac{s_i}{N}$ と定義される。各景気スコアはおおよそ $-2 \sim 2$ の値をとるため、S-APIR 指数も同様におおよそ $-2 \sim 2$ の値をとる。一方、景気ウォッチャー指数は $0 \sim 100$ で表現されるため、システム上で表示される両者の対応が分かりにくいという問題があった。そこで、S-APIR 指数を次の手順でスケーリングした。

- (1) ある期間 T の S-APIR 指数について、同期間 T の景気ウォッチャー指数の平均 m_{EW} 、標準偏差 s_{EW} を計算する。
- (2) S-APIR 指数の平均 m_{SA} 、標準偏差 s_{SA} を計算する。
- (3) x をある月の S-APIR 指数として、次式で S-APIR 指数の平均、標準偏差が景気ウォッチャー指数の平均、標準偏差と同じになるようにリスケーリングする。

$$\frac{x - m_{SA}}{s_{SA}} \times s_{EW} + m_{EW}$$

期間 T は、データの収集を開始した 2022 年 5 月から（スケーリング処理時点での）現在までとした。なお、システム上で S-APIR 指数は毎日更新されるため、スケーリング処理も同じタイミングで毎日行われる。スケーリング処理後の S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数のプロットを図 2-1 に示す。両者がほぼ同一の範囲に収まっていることが確認できる。



図 2-1. スケーリング処理後の S-APIR 指数と景気ウォッチャー指数

3. 特徴的な景気変動要因の検出

これまでのシステムは、景況感指数 (S-APIR 指数) の表示、キーワード検索による要因分析が主要な機能であり、どのような要因が指数に影響を与えているのかを知りたいければ、自らでキーワード検索 (分析) を繰り返して試行錯誤する必要があった。しかし、システムのユーザはあらゆる時期の社会の出来事に通じているわけではなく、さらに語の表記の揺れなどの問題もあり、分析に適切なキーワードに辿り着くのは容易ではない。この問題を解決するため、「月ごとに寄与の大きい要因の提示」、および「出現頻度が急増している要因の提示」という 2 つの機能をシステムに追加した。以下それぞれについて述べる。

まず、月ごとに寄与の大きい要因の提示については、基本的にはすべての考えられる要因 (語や句) についての分析をシステムの背後で自動的に行い、寄与が大きい要因を特定すれば良い。実際にはすべての語や句で分析を行うのは無駄が多いため、次の手順で寄与の大きい要因を特定する。

- (1) ある月の S-APIR 指数の算出に使われた各文 d_i ($i = 1, \dots, N$) について、形態素解析器 MeCab を利用して名詞および複合名詞を抽出し、これを連結した文を d'_i とする。(言い換えると、名詞と複合名詞以外を削除する。) ただし、ここでは連続する名詞を複合名詞と見なし、平仮名だけからなる語は除外する。

- (2) d_i を基に文と単語の頻度行列 M を作成する。ここで M の要素 m_{ij} は i 番目の文書における j 番目の（複合）名詞の頻度とする。ただし、0.1%以下の文あるいは60%以上の文に現れる（複合）名詞は特徴語としてはあまり意味を持たないので除外する。
- (3) 各文 d_i の景気スコア s_i をその文に現れる（複合）名詞の相対頻度に応じて配分する。 M を行単位で正規化した行列を M' 、景気スコアベクトルを \mathbf{s} とすると、景気スコアの配分は $M'^T \cdot \mathbf{s}$ と表現できる。この結果得られるベクトルの各要素が、各（複合）名詞の寄与の大きさを示している。
- (4) 上の手順 (3) の結果得られるベクトルに基づき、その絶対値が大きい（複合）名詞を寄与の大きい要因とする。なお、寄与の大きさが正の値を持つ場合はポジティブに、寄与の大きさが負の値を持つ場合はネガティブに寄与する要因である。

このようにして得られた寄与の大きい要因（名詞あるいは複合名詞）をシステム上でユーザに提示する。具体的には、S-APIR 指数のプロットにマウスオーバーした際に、その月のツールチップとして表示する。図 2-2 に例を示す。

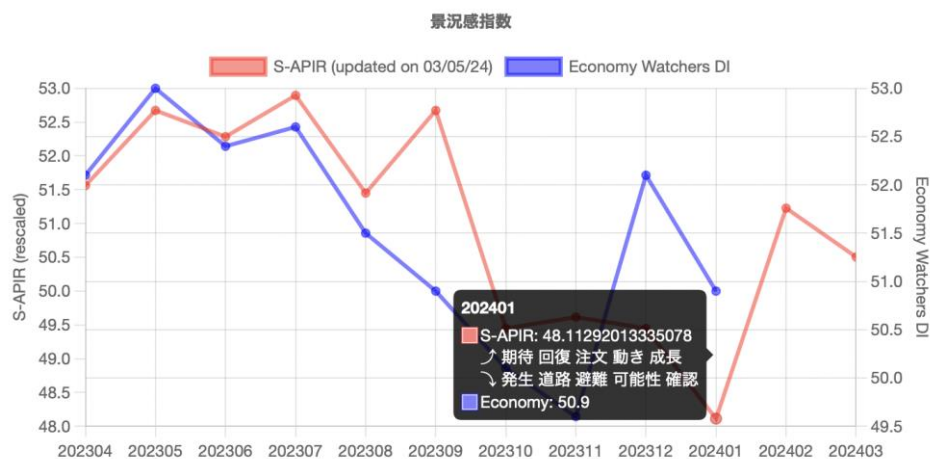


図 2-2. 寄与の大きい要因の提示(2024 年 1 月の例)

この例では、2024 年 1 月のデータポイントにマウスオーバーしており、その月についてポジティブ側およびネガティブ側に寄与の大きい要因がそれぞれ 5 個ずつ「↗ 期待 回復 注文 動き 成長」、「↘ 発生 道路 避難 可能性 確認」のように表示されている。

続いて、出現頻度が急増している要因の提示については、バースト検出問題と考えることができるため、Kleinberg [1] のバースト検出アルゴリズムを用いて要因を検出した。このアルゴリズムでは、離散的に発生する文書集合中のイベント（ここではキーワード）について、そのイベントがバーストしている状態にあるのか、バーストしていない状態にあるのかの二状態を仮定し、状態遷移のコスト関数を定義することで、コスト最小となる最適な状態遷移をビットアルゴリズムで探索する。この結果、各イベント（キーワード）がどの期間にバースト状態にあるのかが推定される。

データの前処理を含め、本システムで実装したより具体的なバースト検出に関連する処理は以下の通りである。（手順(1)～(2)は上述の寄与の大きい要因を特定する場合と同一である。）

- (1) 各月の S-APIR 指数の算出に使われた各文 $d_i (i = 1, \dots, N)$ について、形態素解析器 MeCab を利用して名詞および複合名詞を抽出し、これを連結した文を d'_i とする。（言い換えると、名詞と複合名詞以外を削除する。）ただし、ここでは連続する名詞を複合名詞と見なし、平仮名だけからなる語は除外する。
- (2) d'_i を基に文と単語の頻度行列 M を作成する。ここで M の要素 m_{ij} は i 番目の文書における j 番目の（複合）名詞の頻度とする。ただし、0.1%以下の文あるいは60%以上の文に現れる（複合）名詞は特徴語としてはあまり意味を持たないので除外する。
- (3) 文と単語の頻度行列 M の行ベクトル \mathbf{m}_i の和 $\sum_i \mathbf{m}_i$ を算出する。
- (4) 手順 (1)～(3) をすべての月について行い、各月のキーワードの頻度集合を得る。この結果をバースト検出アルゴリズムの入力とし、各キーワードについてバーストしている期間を推定する。

バースト検出によって得られたキーワードのうち、今現在（当月）バーストしているキーワードをシステムの画面上部に注目すべき要因として表示する。これらの要因をクリックすると自動的にその要因でキーワード検索が実行されるようになっており、ユーザが自らキーワードを入力する必要はない。図 2-3 に例を示す。この例では、「S-APIR Index」というロゴの下に、当月（2024年3月）にバーストしているキーワードとして、「地震, イスラエル, 能登半島地

震, ハマス, 避難所, 被災地, 派閥, ガザ地区, 輪島市, 被災者」という要因が表示されている。

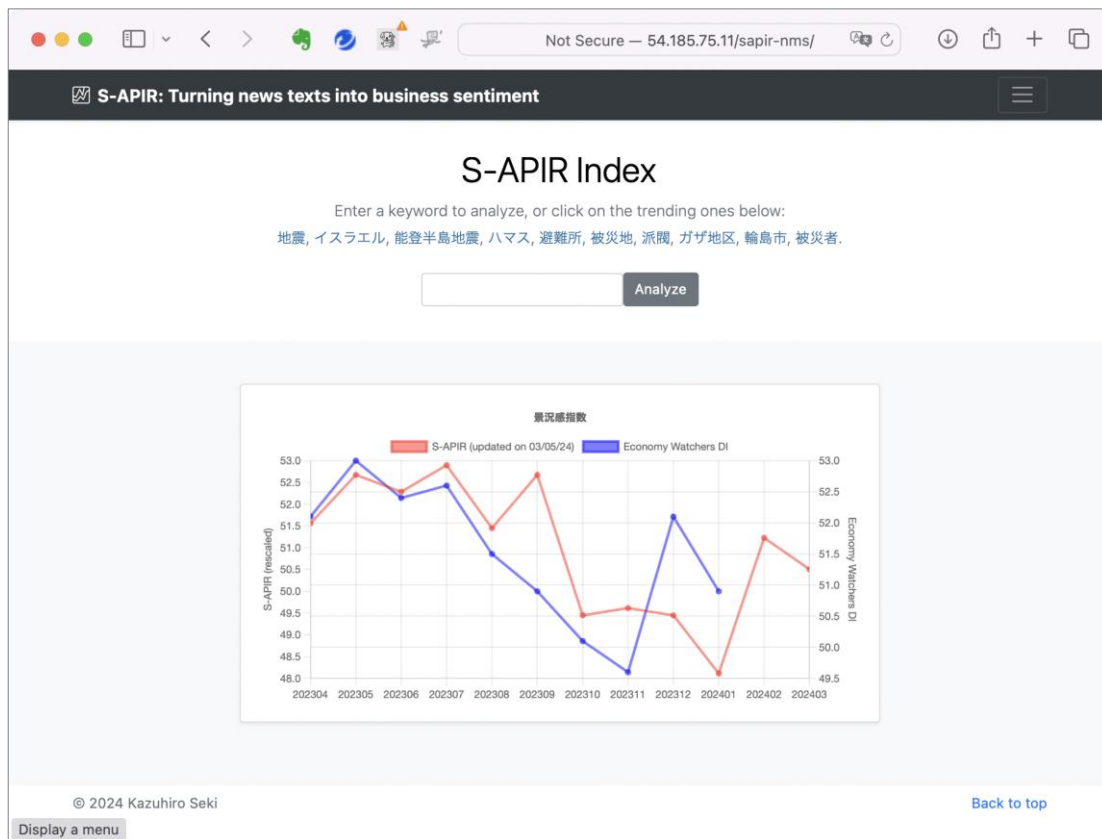


図 2-3. 現在(2024年3月)バーストしているキーワードをシステムロゴ下に注目すべき要因として表示

4. まとめ

本章では、景況感足元予測システムに加えた改善点や新機能について述べた。改善点としては、S-APIR 指数を景気ウォッチャー調査と同じ平均・分散を持つようにスケールしたことがあり、これによって S-APIR 指数の解釈や景気ウォッチャー調査との直感的な比較が容易になった。新機能については、特徴的な景気変動要因の自動検出を行い、ユーザーに提示するようにした。景気変動要因の検出方法は 2 通りあり、一つは各月の S-APIR 指数に大きく寄与しているキーワードの特定、もう一つはバースト検出により特定の期間に出現頻度が急増しているキーワードの特定である。両者とも、システム上でユー

ザに提示され、S-APIR 指数の変動要因の解釈や分析に役立てることができる。

参考文献

- [1] Kleinberg, J. Bursty and hierarchical structure in streams. In *Proceedings of the 8th ACM SIGKDD*, pp. 91–101, 2003.

第 3 章 S-APIR 指数からみた日次景気動向

松林 洋一

1. 概要

本章では、S-APIR 指数を用いた日本経済における短期の景況感予測について紹介する。S-APIR は他の景況感指標と比べ速報性に優れ、高頻度の予測（日次予測）が可能である。本章ではこのような S-APIR 指数の特徴を踏まえながら、足元における日本経済の短期的変化を数量的に把握する。

2. テキストマイニングに基づく景況感指数

通常企業の経営判断では、半年後から 1 年先の景気動向に関する予測が重要となる。販売、仕入れ、在庫などの予測を行う上で、こうした期間のマクロ経済及び業界に関する動向は極めて重要である。他方、短期的に大きなショックが発生した場合には、より頻度の高い期間での予測も不可欠である。例えば大規模な自然災害（台風や地震など）や、大規模な経済ショック（リーマンショックなど）が生じた場合には、ショックが発生した直後（数週間から 1 ヶ月）の景気動向も、足元の経営活動に関する意思決定の指針となる。

他方、超短期の予測は技術的にも難しく、その開発と予測パフォーマンスの向上は容易なことではない。そこで短期の予測手法として、様々な経済主体に対して現状および先行きに関するアンケート調査を行い、調査結果をもとに足元の景気動向指標を作成する手法が考えられる。我が国における代表例は、内閣府の「景気ウォッチャー調査」（以下「景気ウォッチャー」と略す）である。景気ウォッチャーでは、毎月月末に景気動向に関する様々な項目についてアンケート調査を行う。アンケートの対象者は足元の景気動向に敏感なコンビニエンスストアやスーパーマーケットの店長、飲食店の経営者などである。調査結果は翌月初旬に公表される。公表の際には、質問項目の評価（5 段階）をもとに DI を計測し発表している。この「景気ウォッチャーDI」は、アンケート調査に基づいたものであるが、足元の景気に関する現状判断および先行き予測を行う上で、速報性という面において貴重な情報となっている。

しかし特定の経済主体、アンケート項目に基づいたアンケート調査であるため、自ずとマクロ経済全体の景気動向を投影しているとは限らない。表現を変えれば、景気に敏感な人々による街角景気といえる。先に述べたように突発的に大

規模なショックが発生した場合、特に企業では街角景気では捉えきれていない、足元の急激な景気動向の変化を把握しておく必要がある。こうした点を踏まえると、経済動向に関してより情報量が多く、速報性に優れた代替的な予測方法の開発が求められる。そこでこうした状況を踏まえ、日々発表される膨大な新聞記事をもとに、テキストマイニングの手法を用いて景気動向を計測するという新たな方法が確立されつつある¹。S-APIR 指数はその一例である。新聞記事は日々多くの経済記事が掲載されており、この情報からの確かつ迅速に足元の景気動向の特徴を析出することができれば、有力な景気動向指標となり得る。そこで次節以降では、S-APIR 指数による予測の特徴とパフォーマンスを、丁寧に見ていくことにする。

3. S-APIR 指数からみた月次景気動向

図 3-1 には 2022 年 5 月から 2024 年 1 月までの景気ウォッチャーDI（季節調整値）と、S-APIR 指数の月次が示されている²。

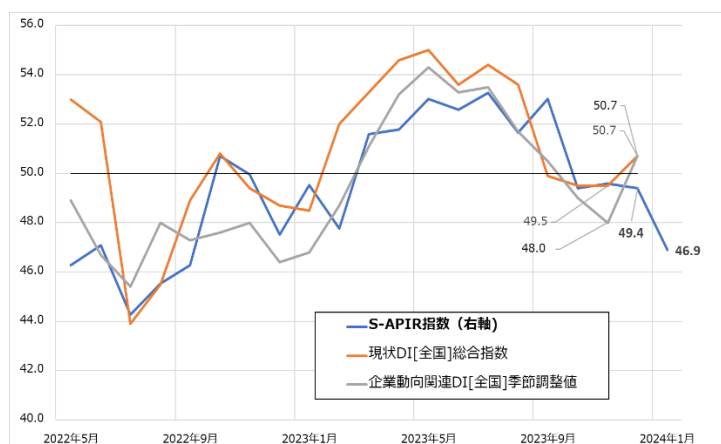


図 3-1. 景気ウォッチャーDI と S-APIR 指数の月次推移

図からも分かるように、2種類の景気ウォッチャーDI（総合及び企業動向関連）と S-APIR 指数の動きは概ね似ている。ただし仔細に見れば若干の違いがある。例えば 2023 年末の動きを見ると、景気ウォッチャーDI は改善の兆しを

¹ 昨今の開発の状況については、新谷（2023）が丁寧な解説を行っており、同論文では S-APIR についても敷衍している。

² 詳細はアジア太平洋研究所（2024）で説明されている。

見せているが、S-APIR 指数はマイナスの水準で横ばいである。すなわち景気は悪化の状態を持続させつつあることを示している。S-APIR 指数は景気ウォッチャーDI よりも約 2 週間先行して企業の景況感を観察できるため、図には 2024 年 1 月までの動きが出されている。S-APIR 指数によれば 2024 年 1 月においても先行きは改善の兆しは見られず、悪化の方向で推移している。なおこうした動きが現実経済のどのような要因に基づいているのかについては、より詳細な考察が必要になる³。

4. S-APIR 指数からみた日次景気動向

S-APIR 指数は日々の新聞記事が基礎的情報となっており、日次での景気動向指数も計測が可能である。図 3-2 には月次系列において景気悪化の様相見せつつあった 2023 年 9 月から 2024 年 1 月下旬までの動きを日次系列で示している。

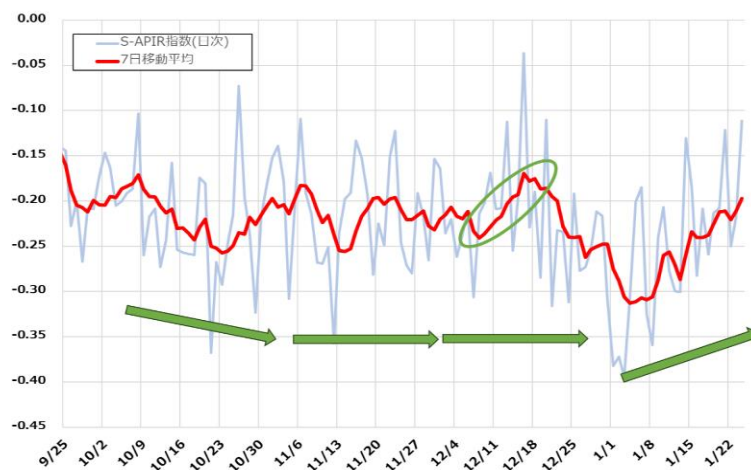


図 3-2. S-APIR 指数の日次推移

図からも分かるように、2024 年 1 月初旬には S-APIR 指数は大幅に低下しているが、その後改善の兆しを見せている。低下の要因としては第 1 週における能登半島地震の影響が大きく出ていると思われる。しかしその後の株価の上昇や新 NISA 制度の開始などによって景況感が好転し始めたと思われる。このように日次の景況感を計測することによって、景気を左右するより細かな情報を

³ Seki et al. (2022)では、S-APIR 指数について単語（経済要因）による要因分解も行っている。

抽出することができる。この点も従来の景況感指数と異なる S-APIR 指数の魅力と言える。

5. まとめ

本章では、S-APIR 指数の特徴を景気ウォッチャーによる指数との比較において確認し、S-APIR 指数による月次景気動向及び日次景気動向を検討した。月次動向は景気ウォッチャーDI と概ね同じ動きを示しており、S-APIR 指数が景気動向指数として妥当なものであることが示唆される。また月次動向では捉えきれないより短期的要因の景気への影響については、日次動向を見ることによって可能である点も確認された。こうした点を踏まえ、今後は S-APIR 指数が様々な場面において利用されることが期待される。

参考文献

- [1] 新谷元嗣 (2023) 「テキスト情報と機械学習を用いた景気動向分析」『経済分析』第208号, pp. 128-145.
- [2] アジア太平洋研究所 (2024) 「Kansai Economic Insight Monthly」 Vol. 129.
- [3] Seki, Kazuhiro, Yusuke Ikuta, and Yoichi Matsubayashi (2022) “News-based Business Sentiment and Its Properties as an Economic Index,” *Information Processing and Management*, Vol. 59, pp. 1027-1295.

第 4 章 S-APIR 指数を利用した不確実性指標の代替的計測

生田 祐介

1. 概要

本章では、S-APIR 指数の分布に注目することで、2つの分析を行った。第1に、S-APIR 指数の歪度と尖度から、経済の見通しと不確実性の変化を析出することを試みた。第2に、S-APIR 指数の母集団分布をノンパラメトリックな手法で推定した。なぜなら、S-APIR 指数を生成するための投入物であるニュース記事は、当時の全体の景況感を説明する標本に過ぎない、と考えるからである。このため、S-APIR 指数を生成する母集団の分布を推定することに関心がある。これらの分析を通じて、S-APIR 指数は経済不確実性の測定にも利用可能であることが分かった。

2. S-APIR 指数の分布から見る不確実性

S-APIR 指数は、汎用性の高い学習モデルを応用し、ニュース・テキストから出力したものである。単語の一部ではなく文全体を使い、各文にスコアを与えることで、エコノミストの思考に近い判断をする。このため、S-APIR 指数を景況感（経済センチメント）の代理指標とみなしている。

ここでの関心は、S-APIR 指数から経済の不確実性を代替的に計測することにある。不確実性を計測する指標として、S-APIR 指数の毎月の分布を表す統計量（平均、標準偏差、歪度、尖度）を用いる。利用するデータの期間は2008年1月から2021年6月である。

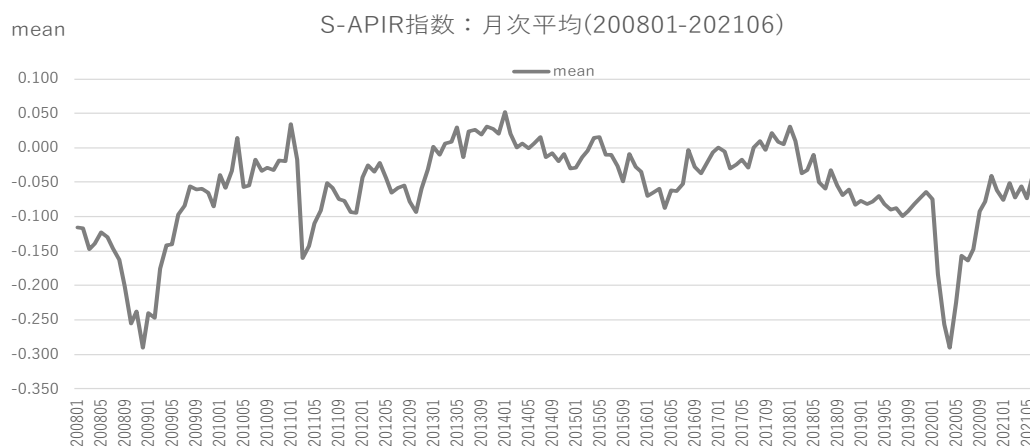


図 4-1. 平均

図 4-1 は S-APIR 指数の月次平均(mean)である。当該期間で、指数の平均が大きく落ち込んだ時期を、2 つ取り上げてみる。例えば、2008 年 9 月では世界金融危機が起き、2020 年 2 月では Covid-19 感染拡大が起きた。この平均と比較するように、指数の分布を特徴付ける標準偏差、歪度、尖度を見ていく。

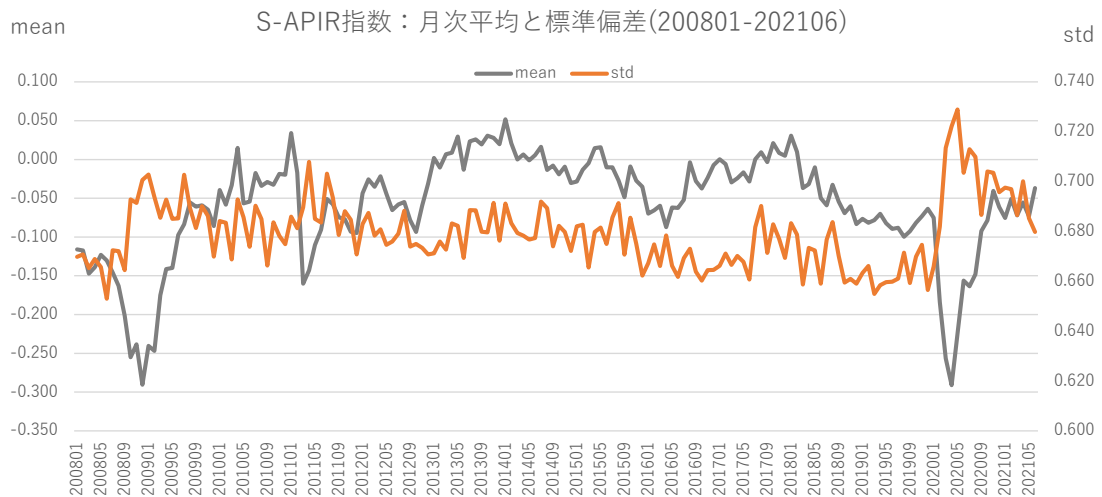


図 4-2. 標準偏差

図 4-2 は S-APIR 指数の標準偏差(std)であり、指数の平均(mean)と重ねて描写したものである。指数の標準偏差が大きいほど、月間で指数のバラツキが大きい。これは、経済への見通しが多様であることを意味する。例えば、世界金融危機が起きた 2008 年 9 月と、Covid-19 感染拡大が起きた 2020 年 2 月に注目しよう。これらの時期では、指数の大きな落ち込みに対して、標準偏差は大きく逆の動きを見せている。しかし、2 つの不明な点が残る。ある月間で指数のバラツキが大きい場合、それが正または負のどちらの方向に強いのか分からないし、平均から大きく乖離した値がどの程度発生しやすいのかどうか分からない。つまり、標準偏差それ自体は、分布の非対称性と、外れ値の発生についての情報を提供してくれない。そこで、以下では、分布の非対称性が大きいかどうかを知るために歪度の推移を、指数の外れ値が発生しやすいかどうか知るために尖度の推移を、それぞれ見ていく。

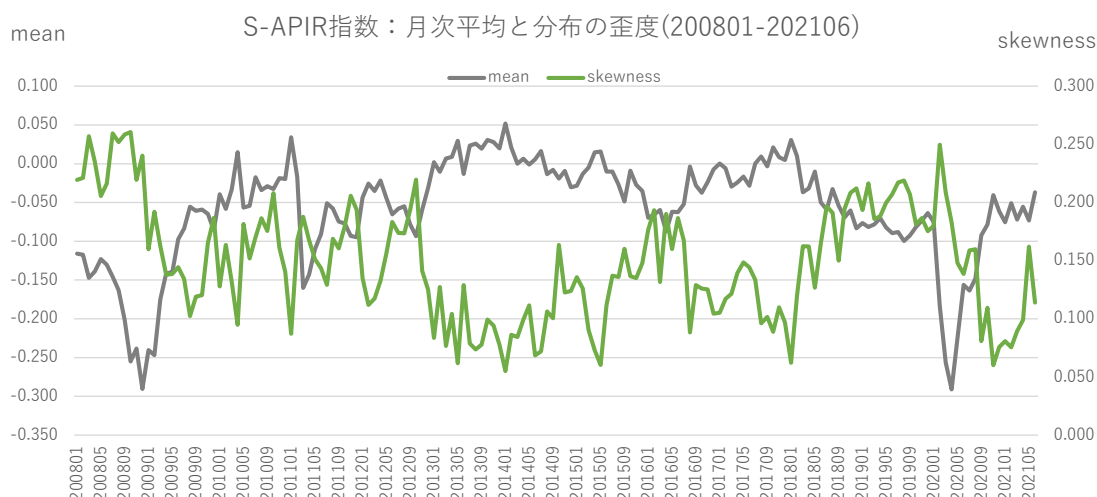


図 4-3. 歪度

図 4-3 は S-APIR 指数の歪度(skewness)であり、指数の月次平均(mean)と重ねて描写したものである。歪度は期間を通じてプラスである。つまり、毎月の指数の分布は、正規分布と比べて左寄りの非対称である。歪度がプラスに大きいと、指数の多くはマイナスであるため、経済への見通しは総じて暗いということの意味する。例えば、世界金融危機が起きた 2008 年 9 月と、Covid-19 感染拡大が起きた 2020 年 2 月に注目しよう。それぞれの時期では、歪度が大きく、指数の大きな下落とは逆の動きをしている。

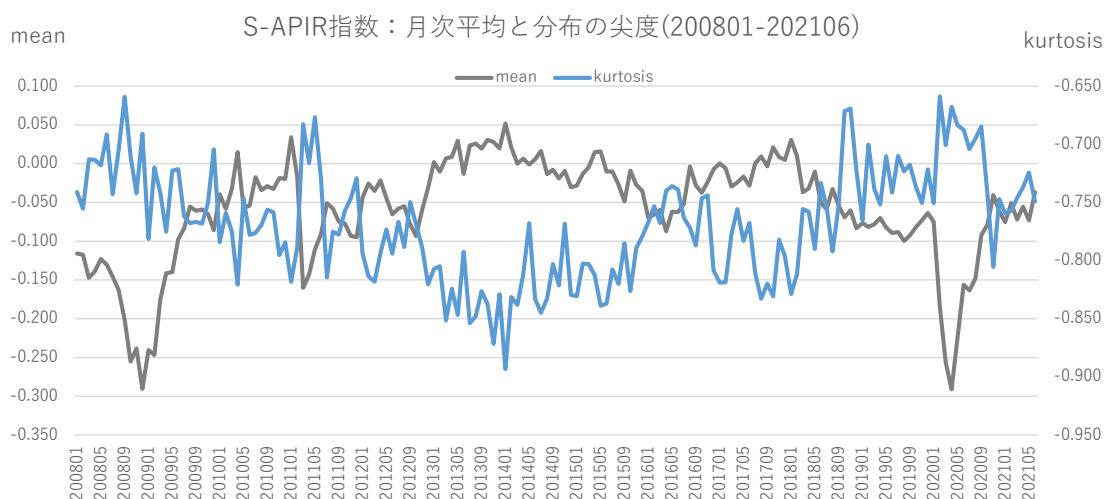


図 4-4. 尖度

図 4-4 は S-APIR 指数の尖度(kurtosis)であり、指数の月次平均(mean)と重ね

て描写したものである。尖度は期間を通じてマイナスである。つまり、正規分布と比べて、毎月の指数の分布の裾は薄く狭い。マイナスの尖度がゼロに近いと分布の裾は厚く広がるため、指数の外れ値が発生しやすい。そのような時期は経済の不確実性が高いことを意味する。例えば、世界金融危機が起きた2008年9月と、Covid-19感染拡大が起きた2020年2月に注目しよう。それぞれの時期では、他の時期と比べて尖度が大きく、指数の大きな下落とは逆の動きをしている。

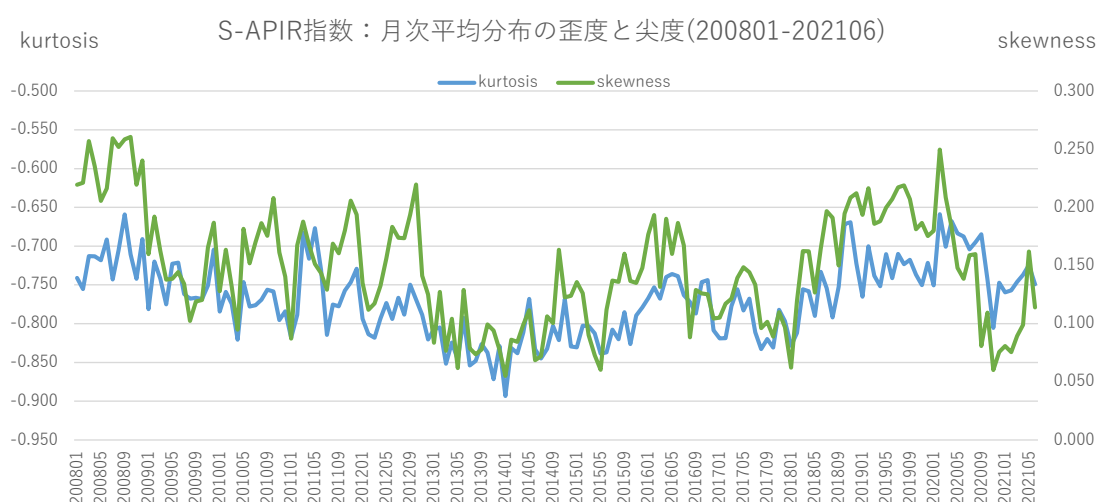


図 4-5. 尖度と歪度

図 4-5 は、S-APIR 指数の歪度と尖度を重ねて描写したものである。歪度と尖度の相関係数は 0.701 であり、両者は強い正の相関を持つ。先述の通り、歪度が高いことを経済の見通しが暗くなることであり、尖度が高いことは経済の不確実性が高いことである。よって、歪度と尖度の相関が正に大きいという結果は、不確実性の高まりと共に、経済の見通しは総じて暗くなる可能性が高い、という示唆を我々に提供する。

これまでの分析より、S-APIR 指数の歪度と尖度に注目することで、経済の見通しと不確実性について何が分かるかまとめる。指数の歪度が低下（上昇）することは、経済の見通しが明るく（暗く）なることを意味する。指数の尖度が低下（上昇）することは、経済の不確実性が小さい（大きい）ことを意味する。

関連研究として、Baker et al. (2016)で開発された、経済政策の不確実性指数 (EPUI: Economic Policy Uncertainty Index) がある。EPUI は、新聞記事に掲載された経済の不確実性に関する複数の単語の頻度をスコア化したものである。EPUI の構築は各国に展開されており、日本版は経済産業研究所によって運用さ

れている⁴。EPUIは、単語ベースで経済の不確実性を指数化している。それとは対照的に、S-APIR指数は、文ベースで経済のセンチメントを指数化している。単語のみでは把握しがたい経済への評価が、文を解析することで可能になりうる。よって、S-APIR指数の歪度と尖度を用いて不確実性の代理指標とすることは、EPUIによる不確実性の描写とは異なる側面から意義があると考えられる。

3. S-APIR 指数のカーネル密度推定

これまでに我々が分析してきたS-APIR指数は、経済関連のニュース記事の各文をスコア化し、それらを集計することで得られた景況感の代理指標である。ある時期の経済情勢の下で書かれたニュース記事は、当時の全体の景況感を説明する標本に過ぎない。なぜなら、ニュース記事には他に様々な表現の候補があったはずであり、その候補の1つが文字化されていると考えるからである。

ニュース記事の表現の違いに応じて、文のスコア化に変化が生じ得て、最終的にS-APIR指数にも違いをもたらさう。そういった意味では、我々が現在利用できるS-APIR指数は、全体の景況感から抽出された標本であると考えられることができる。このことより、S-APIR指数の発生元である全体の景況感は、観察できないけれども、どのような構造であるのか興味を持つことになる。そこで、本節では、S-APIR指数の母集団の分布を推定したい。特に、各年で推定された母集団の分布が、時間の経過と共に、どのように推移しているのかを知りたい。

S-APIR指数の母集団の推定には、カーネル密度推定を使う。これは、母集団の分布を何も仮定しないノンパラメトリック手法の一つであり、各標本の分布から母集団の密度関数(データの出かた)を推定する。個々の標本データについての確率密度関数のことを、カーネル関数と言ひ、任意のカーネル関数を使い母集団の分布の密度関数を推定することを、カーネル密度推定と言う⁵。

カーネル密度を計算する際には、①カーネル関数と、②バンド幅を定める必要がある。まず、カーネル関数は、各標本点の影響度の広がり方を定義するものであり、密度関数と同義である。カーネル関数にどのような具体的関数形を用いるかによって、分布の形状が三角形、四角形、釣鐘型など異なる。例えば、カーネル関数としてガウス型(Gaussian)を用いると、個々の標本点は釣鐘型の正規分

⁴ 日本版EPUIは、<https://www.rieti.go.jp/jp/database/policyuncertainty/> で定期更新されている。日本版EPUIを用いた分析についてはSaxegaard et al.(2022)を参照していただきたい。

⁵ カーネル密度推定を解説する本や論文はいくつもがあるが、ここでは末石(2015)を参照する。

布を持つものとして表される。次に、バンド幅は、カーネル関数の広がり幅を定義するものであり、標準偏差と同義である。バンド幅が小さいと、個々の標本点の分布に沿った形で全体的にギザギザな推定結果となる。バンド幅が大きいと、複数の標本点の分布を包むように全体的にスムーズな推定結果となる。

カーネル密度推定量は、次のように定式化できる。確率変数 x についてのカーネル密度推定量 $\hat{f}(x)$ は、サンプルサイズ n の標本データ $\{X_i\}_{i=1}^n$ と任意のカーネル関数 $K\left(\frac{X_i-x}{h}\right)$ を用いて、

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{X_i-x}{h}\right)$$

と定義される。ただし、 $h > 0$ はバンド幅である。カーネル関数がガウス型の場合、

$$K\left(\frac{X_i-x}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{X_i-x}{h}\right)^2}$$

である。

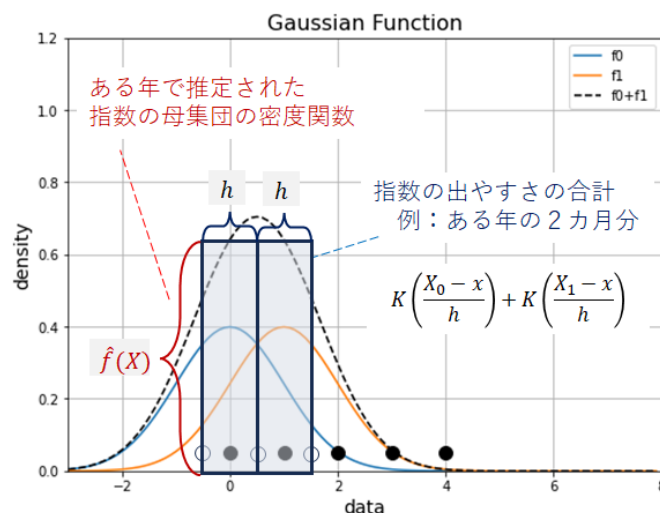


図 4-6. カーネル密度推定のイメージ

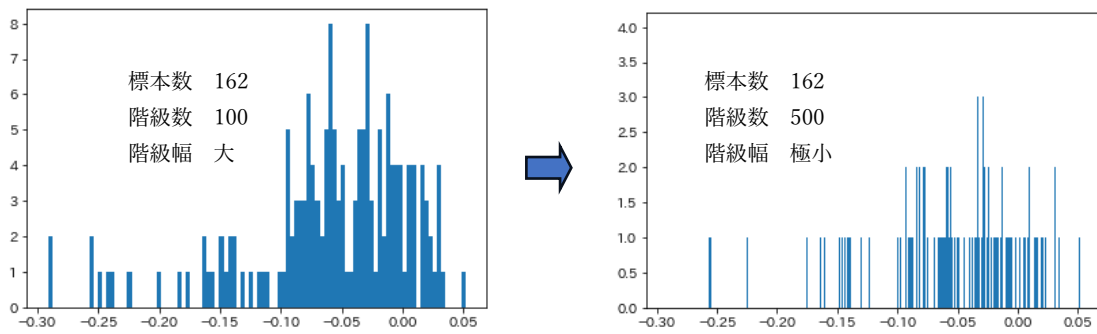


図 4-7. データが疎らな個所の分布の推定

図 4-6 は、カーネル関数 $K(\cdot)$ がガウス型である場合の、カーネル密度推定のイメージである。簡単化のため、ある年における S-APIR 指数の標本データが X_0 と X_1 というように 2 つあるとして、それぞれに対応するカーネル関数は $K\left(\frac{X_0-x}{h}\right)$ と $K\left(\frac{X_1-x}{h}\right)$ である。このとき、その年において各標本データを発生させる母集団の密度関数は、

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{2h} \left(K\left(\frac{X_0-x}{h}\right) + K\left(\frac{X_1-x}{h}\right) \right)$$

と推定される。この例では標本数は $n = 2$ であるが、標本数 n が大きくなるほど、推定される母集団分布の形状は標本分布の形状に近づく。逆に考えると、標本数 n が大きくなるほど、標本分布自体が、母集団分布により近似できる。

実際のデータで、カーネル密度推定を行うイメージを説明する。図 4-7 は、162 個の S-APIR 指数をヒストグラムで表したものである⁶。このヒストグラムが母集団であるとしよう。階級幅を小さくすることで、各階級に含まれるデータ数を 1 に近づける。すると、実際は存在するが、データをカウントできない疎らな個所が出てくる。カーネル密度推定では、このように実際は存在するが、カウントできない疎らな個所でのデータの出かたを推定する。

以下では、2008 年 1 月から 2021 年 6 月までの月次平均または日次の S-APIR 指数を使い、各年での母集団の分布をカーネル密度推定した結果を紹介する。推定には、Python のライブラリである Seaborn より `sns.kdeplot` 関数を使用した。カーネル関数はガウス型で、バンド幅は推定される分布の形状がスムーズとなるよう適切に選ばれている。

⁶このデータは、2008 年 1 月から 2021 年 6 月の期間で S-APIR 指数の月次平均である。

図 4-8 の(A)は月次の S-APIR 指数を、図 4-8 の(B)は日次の S-APIR 指数を、それぞれ利用した推定結果である。それぞれの図では、2008 年から 2021 年の推定結果のうち、文面の制約上、2019 年(図表では⑫)、2020 年(図表では⑬)、2021 年(図表では⑭)について説明する。2021 年のみ 1 月から 6 月までのデータを使用しており、それ以外の年は 1 月から 12 月までのデータを利用している。

まず、2008 年から 2021 年にかけての推定された母集団分布の推移を概観する。分布の中心は、総じてマイナスに寄っている。月次データと日次データの推定結果を比べると、日次と月次での標本数の違いから推定された分布の広がりには差は出てくるが、本質的に違いはない。

次に、2019 年、2020 年、そして 2021 年の上半期である、直近 3 年で推定された母集団に注目しよう。分布図は時間と共に推移しているわけだが、その背景には、推定された分布と対応するような、影響力の大きい事実があると考えられる。そこで、日本経済にとって影響力が大きいと思われる国内外のイベントについて振り返る。2019 年は、元号が「令和」へ改元され、消費税が 10%へ上がった。2020 年は、英国が EU を離脱し、Covid-19 の感染が拡大し、菅義偉内閣が発足した。2021 年上半期は、米国でバイデン政権が発足し、Covid-19 対応ワクチンが供給され始め、広島 G7 サミットが開催された⁷。これらのイベントを考慮すると、S-APIR 指数の推定された分布の推移は、現実の経済情勢をある程度反映しているのではないかと考える。

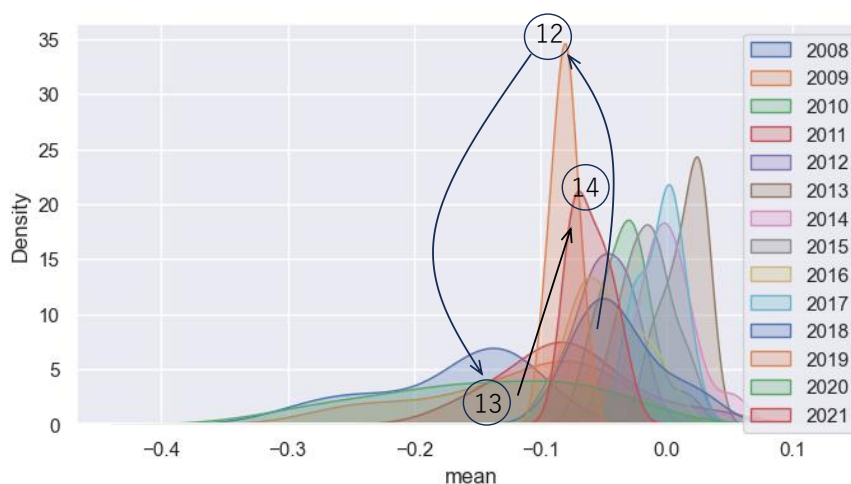


図 4-8 (A) . 月次の S-APIR 指数での推定結果

⁷ 2021 年下半期は、東京五輪開催と岸田政権発足というイベントがあった。

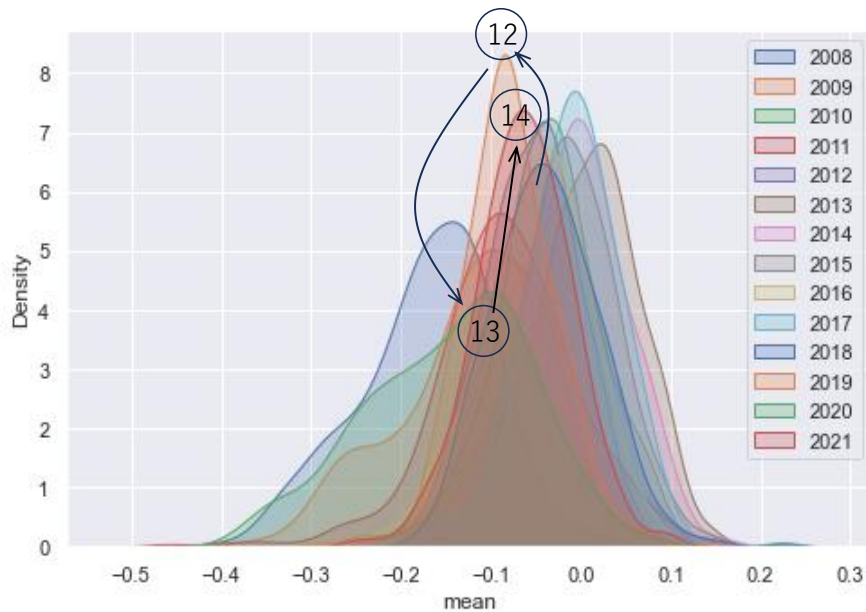


図 4-8 (B) . 日次の S-APIR 指数での推定結果

表 4-1. 分布の中心と裾の推移 (2019-2021 年)

	前年と比べた分布の中心	前年と比べた分布の裾
2019 年	左へ後退	狭く薄い
2020 年	左へ後退	広く厚い
2021 年	右へ前進	狭く薄い

表 4-1 は、以上の考察を元に、各年の分布の中心と裾の特徴についてまとめたものである。分布の中心が右（左）へ前進（後退）すると、経済への見通しが明るく（暗く）なる。分布の裾が薄く狭い（厚く広い）と、経済への不確実性が低下（上昇）する。

4. まとめ

本章の分析から得られた主な知見は 2 つある。第 1 に、S-APIR 指数の歪度と尖度の間には強い正の相関があることが分かった。これより、不確実性の高まりと共に経済の見通しは総じて暗くなる可能性が高い、ということが示唆される。

第2に、S-APIR 指数の母集団分布をカーネル密度推定した。推定された分布は、実際の経済情勢をある程度反映しているものと考えられる。本研究は、近年注目されている経済不確実性の測定と関係している。既存研究では、ニュース記事の単語を源泉とする経済不確実性の指標が作成されている。他方で、本研究は、文全体の解析結果をスコア化した S-APIR 指数を用いて、その分布から経済不確実性を析出しようと試みている。このため、S-APIR 指数は、経済不確実性の測定にも新たな視点を提供できるだろう。

参考文献

- [1] 末石直也：計量経済学－マイクロデータ分析へのいざない，日本評論社，2015.
- [2] Baker, S. R., Bloom, N. and Davis, S. J.: Measuring Economic Policy Uncertainty, *Quarterly Journal of Economics*, 131, no. 4 (November), pp. 1593-1636, 2016.
- [3] Saxegaard, E. C. A., Davis, S. J., Ito, A. and Miake, N.: Policy uncertainty in Japan, *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 64, 101192, 2022.

<研究会記録>

2023年6月2日	2023年度 第1回所内研究会
2023年9月25日	2023年度 第2回所内研究会
2023年11月24日	2023年度 第3回所内研究会
2024年2月4日	2023年度 第4回所内研究会

<研究成果>

(論文)

• Kazuhiro Seki. Refining Sentiment Predictions: Obtaining an Unbiased Business Sentiment Index from Japanese Newspapers. *International Journal of Asian Language Processing*, Vol. 33, No. 2, 2350015, December 2023.

(国際会議 (ワークショップ) 口頭発表)

• Kazuhiro Seki, Masahiko Shibamoto, and Takashi Kamihigashi. Topic-Sentiment Analysis of Central Bank Press Conferences: BOJ Case Study. In *Proceedings of the 5th Financial Narrative Processing Workshop*, pp. 2861-2865, December 2023.

(国際会議ポスター発表 (予稿無し))

Kazuhiro Seki. Newspapers' Biases and Unbiased Economic Index. *The 9th International Conference on Computational Social Science (IC2S2)*, July 2023.

「テキストデータを利用した S-APIR 指数の実用化」
研究会報告書

発行日	2024（令和6）年 5 月
発行所	〒530-0011 大阪市北区大深町3番1号 グランフロント大阪 ナレッジキャピタル タワーC 7階 一般財団法人 アジア太平洋研究所 Asia Pacific Institute of Research (APIR) TEL (06) 6485-7690（代表） FAX (06) 6485-7689
発行者	小浪 明

ISBN978-4-87769-144-8

