

基礎研 レポート

機械学習による海外景気イメージの定量化

経済研究部 主任研究員 高山 武士
TEL:03-3512-1818 E-mail: takayama@nli-research.co.jp

1—はじめに

本稿では、日本語で得られる海外の情報を景気イメージとして定量化し、その特徴を考察する。言語情報を景気イメージとして定量化するには、「変換器」が必要となるが、本稿では山本・松尾(2016)¹を参考に機械学習(深層学習)による方法を用いた「変換器」を利用した。具体的には、「景気ウォッチャー調査」には「景気に関する日本語情報」と「数値化された景況感」のデータが蓄積されており、このデータセットを利用して「変換器」を作成した。

海外の情報を定量化するにあたって、現地語の情報をそのまま直接景気イメージに変換(定量化)できれば、日本語情報を利用する(経由する)必要はないが、その場合、どのように「変換器」を作成するのが課題となる。現地語情報のまま数値に変換できるように学習用のデータセットを用意する必要があるが、そうした「教師データ」を構築することは簡単ではない。そこで本稿では、日本語情報を経由して「景気ウォッチャー調査」を利用して景気イメージを作成している。

一方で、海外の情報を日本語化する必要が生じるが、インターネットが普及して以降、様々な海外情報が日本語でも手軽に入手できるようになっている。日本語で入手できる情報は現地語の情報と比較すれば限定されているが、情報量は増えており多様化している。

注意点として、海外経済に関する日本語情報が偏っている場合(例えば、悲観的な情報が多く発信されているなど)、景気イメージに偏りを生じさせる可能性がある。

そのため、本稿では(景気イメージを作成する上で)比較的偏りが無いと思われる情報源(内閣府の「世界経済の潮流」)を利用して景気イメージ(定量化)を作成し、こうして得られた海外経済に関する日本語情報から作成された景気イメージがどのような動きをしているかを分析した。

2—分析方法と対象

日本語で得られる海外の情報を景気イメージとして定量化するために、本稿では機械学習(深層学習)による方法を、内閣府の「景気ウォッチャー調査」で集計されている景気の現状認識とその判断

¹ 山本裕樹、松尾豊(2016)「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』

理由のペアを学習用のデータとして採用した（図表1、補論も参照）。

例えば、23年1月の景気ウォッチャー調査の景気判断理由集（現状）では、百貨店（営業販促担当）の方のコメントとして、「閉店セールが最終月に入り、来客数も客単価も大幅なプラスとなっている。雑貨、衣料品は人気の高い物産催事との相乗効果もあって大きく伸びている。」と記載されている。また、この説明を受けた景気の実況判断として「◎（良くなっている）」という評価がなされている。現状判断は、「×（悪くなっている）」「▲（やや悪くなっている）」「□（変わらない）」「○（やや良くなっている）」「◎（良くなっている）」の5段階に分かれているので、これを0-4の数値に換算し、このコメントと評価数値（この場合は4）を対応させる。

こうしてできた、日本語情報とその評価数値のデータ対を学習させることで、日本語から景気イメージを取り出す「変換器」を作成する。

「変換器」を用いて景気イメージを作成する際、インプットの日本語情報に偏りがある場合（例えば、悲観的な情報しかインプットしない場合など）、アウトプットの景気イメージ（定量化）にも偏りが生まれる可能性がある。そこで、

インプットとなる日本語情報も、実際の経済情報を偏りがなく発信していると思われるソースを選別した²。具体的には内閣府の「世界経済の潮流」（02年-22年）で、内閣府の捉える世界経済の姿と注目点を記した年2回公表される報告書である³。

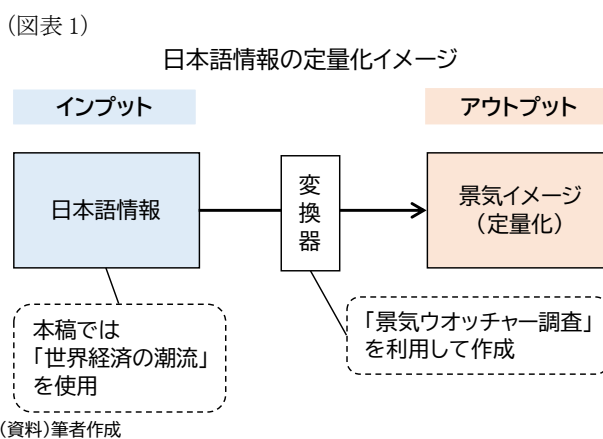
なお、一般的には経済統計として景況感を計測するために企業や消費者に景気認識を質問し、その結果を定量化した指標が良く使われる（ソフトデータとも呼ばれ、上記の学習に用いた「景気ウォッチャー調査」もその1種である）。

そこで本稿では企業や消費者の景況感を定量的に計測した経済統計として、OECDがとりまとめている企業景況感指数（BCI）と消費者態度指数（CCI）を利用し、上述の通り作成した景気イメージと比較することも行った。

3—分析結果

「世界経済の潮流」を景気イメージとして定量化した結果は図表2の通りである（補論に記載の通り、本稿では2種類の「変換器」を作成しており、以下では手法①と手法②と呼んでいる）。

手法①と手法②で水準がやや異なるが、上下（景況感の改善・悪化）の変動は概ね類似している。また、00年後半のサブプライム問題に端を発する世界金融危機や19年末から20年代初頭のコロナ禍による経済活動の低迷といった景気動向を反映しているように見える。



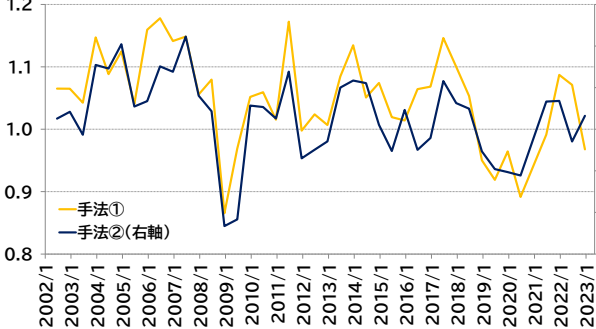
² 筆者が度々参照する情報源から、経験則で（恣意的に）選んでいる。なお、インプットに偏りがなくても、「変換器」によっては偏りが生まれる可能性がある点には留意が必要。

³ 新型コロナウイルス感染症が流行した2020年は1回のみ公表。

また、この「世界経済の潮流」の景気イメージにOECDの企業および消費者の景況感を重ねたものが図表3である。

(図表2)

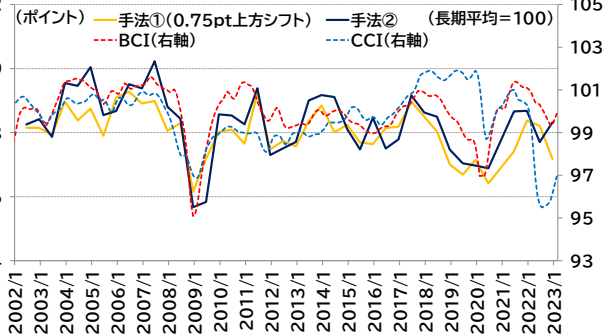
(ポイント) 「世界経済の潮流」における景気イメージの定量化



(注)世界経済の潮流は20年を除き年2回発行
(資料)内閣府の資料をもとに筆者作成

(図表3)

「世界経済の潮流」の景気イメージと景況感指数



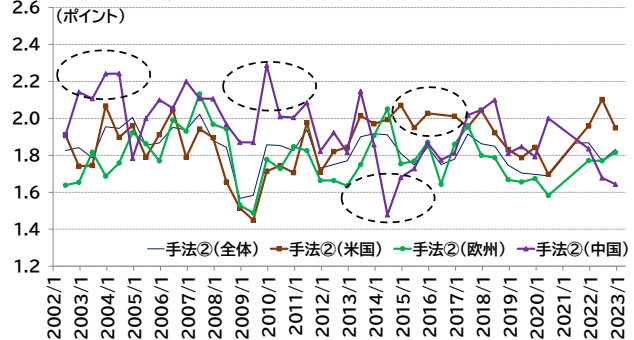
(注)世界経済の潮流は20年を除き年2回発行、BCIは2008年以降
(資料)OECD、内閣府の資料をもとに筆者作成

(月次)

図表3を見ると、「世界経済の潮流」の景気イメージは概ね企業の景況感と一致した動きをしている。なお、10年代後半の米中対立が深刻化した時期や、企業景況感（BCI）が弱く、消費者景況感（CCI）が強くなっており、景況感指数が企業と家計で動きが異なるが、「世界経済の潮流」の景気イメージを定量化した指数は概ね企業景況感と類似している。直近22年以降の高インフレの時期は逆にBCIが底堅く、CCIが弱い、この時期の景気イメージも企業景況感の動きに類似している。

(図表4)

「世界経済の潮流」における景気イメージの定量化(主要国)



(注)世界経済の潮流は20年を除き年2回発行
(資料)内閣府の資料をもとに筆者作成

次に、この定量化した景気イメージを米国、

欧州（英国含む）、中国に言及した文章を対象に絞って抽出し、各国別の指数として図示すると図表4のようになる（見やすさのため手法②のみ表示している）⁴。

図表4の各国・地域の動向を見ると、類似した動きをしている部分が多いが、各国ごとに特徴のある動きをしている部分もある。

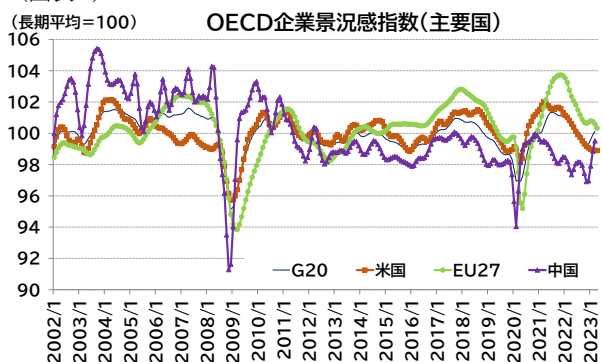
例えば、00年代の中国の景気イメージが相対的に良好なこと、世界金融危機直後、欧米の景気イメージが悪くなるなか、中国の景気イメージは相対的に堅調であること、10年代中盤は中国の景気イメージが弱含むなかで、米国の景気イメージが相対的に良好なこと、などの特徴が見られる。なお、特定の地域に楽観的（あるいは悲観的）な景気イメージが偏っている（特定地域の景気イメージが極端に低い、など）ということはない。

それぞれ、00年代は中国が「世界の工場」としての地位を確立したこと、金融危機直後は中国で大規模な財政支出を実施し景気を下支えしたこと、10年代中盤は米国が金融危機後の低金利政策から利上げを開始する一方で中国や新興国の成長鈍化が懸念された時期であることが対応していると言える。

⁴ なお、各文章がどの国に関する記載となっているかの判定は、筆者が実施しており、恣意性が排除されていない点に留意が必要。

一方、OECDの企業景況感（BCI）や消費者態度（CCI）を主要国別に確認すると、図表5・6のようになる。

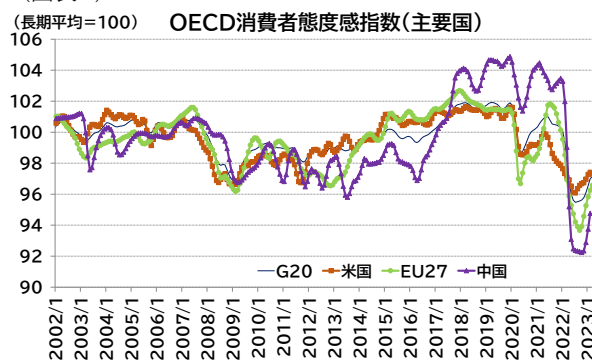
（図表5）



（注）2008年以降
（資料）OECD

（月次）

（図表6）



（注）2008年以降
（資料）OECD

（月次）

そもそも各国別のBCIとCCIはその動きが大きく異なっているが、景気イメージ（定量化）とBCIやCCIを比較すると、例えば、00年代やコロナ禍直後の中国の相対的な景気イメージの高さはBCIに一致する。図表3の全体感でも言及したが、BCIは世界金融危機やコロナショックで急速に落ち込んだが、CCIはロシアのウクライナ侵攻後の高インフレの方が深刻な落ち込みとなるなど、「世界経済の潮流」の景気イメージはどちらかという企業景況感に近い。各国別に見ても、BCIとの類似点の方が多いように思われる。背景には「世界経済の潮流」がGDPなどの経済データをもとに景気情勢を記述しているが、これらの景気循環が主に設備投資といった企業活動に左右される面が大きいということが考えられる。

ただし、10年代中盤に米国の景気イメージが良好で、中国の景気イメージが相対的に悪いという状況は、BCIともCCIとも一致していない。このようにBCIの動きと景気イメージの動きが類似していない箇所もある。

4—おわりに

本稿では、「世界経済の潮流」の景気イメージを定量化し、各国別の特徴やOECDのとりまとめる企業や消費者の景況感との類似性を調査した。

景気イメージを定量化したものは、全体として見ればそれほど違和感がないように思われる。また、そもそもインプットである日本語情報について、偏りがなさそうなものを選別したこともあって米国、欧州、中国といった特定地域の景気イメージ（定量化）が楽観的あるいは悲観的なものに偏っていることもなかった。

ただし、今回はあくまで主観による判断をしており、またこれらの景気イメージは、必ずしも既存の統計で把握できる企業や消費者の景況感と類似しているとは言えないことも分かった。

なお、そもそも今回の景気イメージの定量化では、企業や消費者の景況感をトレースすることを目的としていない。インプット情報を限定して、例えば、日本語情報を「企業」や「消費者」で分類したのち、それぞれを定量化すれば、各景況感の動きと類似する可能性がある。

一方で、今回作成した景気イメージ（定量化）は、もともとなる幅広い経済主体・テーマに関する指

標、総合的な景気動向を捉えるツールと捉えることもできるため、より洗練させれば、経済分析に利用する余地もあるように思われる。

また、インプット情報をSNSやニュース、インターネット情報から抽出して景気イメージを作成することもできる。高頻度で配信されている情報源をインプットとすることで、速報性のある景気イメージを作成できるだろう。

さらに、本稿では海外の景気イメージを数値化するということを目的に、主要国別に分類して定量化することしか行わなかったが、異なるカテゴリに区分したり、細分化したりして、景気イメージの変動を分析することもできるだろう。定量化した景気イメージの数値を追うだけでなく、インプットであるテキストまでさかのぼってその理由を分析するといった活用法も考えられる。

(補論)——景気イメージ(定量化)の変換器の作成

言語情報の数値化に本稿では2種類の機械学習(深層学習)の手法を用いた。

1つ目(手法①)は、上述の山本・松尾(2016)⁵や内閣府(2018)⁶を参考に、分散表現(単語のベクトル表現)をLSTM(Long Short-Term Memory)を用いて学習させる方法を用いた。文のトークン化(≒単語・形態素化)にはSudachiを用い(学習・推計では原形を利用)、分散表現の作成にはchiVe⁷を利用した⁸。文章の数値化には回帰モデルを利用し、学習データである景気ウォッチャー調査の現状判断を、「悪くなっている」=0、「やや悪くなっている」=1、「変わらない」=2、「やや良くなっている」=3、「良くなっている」=4として数値化している。

2つ目(手法②)は、青嶋・中川(2019)⁹や西良・菅・高橋(2020)¹⁰を参考に、分散表現をBERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformers)を用いて学習させる方法を用いた。本稿では東北大学および東京大学が公開している事前学習済みモデルとトークナイザを利用¹¹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。文章の数値化には多値分類モデルを利用し、景気ウォッチャー調査の現状判断を、「悪くなっている」=0、「やや悪くなっている」=1、「変わらない」=2、「やや良くなっている」=3、「良くなっている」=4として数値化している。

なお、いずれの手法でも、学習データは12年1月から23年4月までの景気ウォッチャー調査の景気判断理由集のうち「現状」のデータのみ利用し(「先行き」のデータは利用していない)、75%を学習データ、25%を検証データとして用いた。対象となる文章は改行もしくは句点(「。」「。」)で区切り、1文とし、1文ごとに推計値(手法①では回帰値(実数値)、手法②では分類値(0-4のいずれかの値))を算出している。また、15トークンに満たない場合は推計の対象外とした¹²。さらに方法②においては、1文が512トークン以上の長文となる場合にはそれ以降の文を削除している。文章全体の景気イメージは、文章を構成する各文の推計値の単純平均としている。

今回、利用したモデルの精度は方法①では絶対誤差で0.38(学習データ)および0.43(検証データ)、方法②では正答率で85%(学習データ)および63%(検証データ)だった。いずれも上記で紹介した先行研究ほどの精度ではないが、本稿はモデルの精度向上を目的とした分析ではなく、また異なる手法①②で作成した指数が(水準は違うものの)時系列の動きが類似していることから、景気イメージをある程度定量化できていると判断した。

⁵ 山本裕樹、松尾豊 (2016) 「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』、および同レポートを加筆修正した山本裕樹、落合桂一、鈴木雅大、松尾豊 (2022) 「LSTMモデルによる金融経済レポートの指数化」『情報処理学会論文誌 デジタルプラクティス』Vol. 3 No. 2 93-103 (Apr. 2022) を参考にした。後者ではテキストデータのセンチメント分析の先行研究等も紹介されている。

⁶ 内閣府 (2018) 「消費行動分析の新たな視点 ビッグデータ・AIを活用した消費分析」『平成30年度 年次経済財政報告』第1章第3節2、およびそこでの分析を解説した小寺信也、藤田隼平、井上祐介、新田堯之 (2018) 「POS・テキストデータを用いた消費分析 —機械学習を活用して— 経済財政分析ディスカッション・ペーパー・シリーズ」を参考にした。

⁷ 真鍋陽俊、岡照晃、海川祥毅、高岡一馬、内田佳孝、浅原正幸 (2019) 「複数粒度の分割結果に基づく日本語単語分散表現」言語処理学会第25回年次大会を参考。GitHub から入手した。

⁸ 追加学習などは実施していない。形態素解析器のSudachi で利用した辞書は「20200722-core」であり、最近の単語については適切に(最近の使い方に則した)トークン化がされていない可能性がある点には留意が必要。

⁹ 青嶋 智久、中川 慧 (2019) 「日本語BERTモデルを用いた経済テキストデータのセンチメント分析」人工知能学会全国大会論文集

¹⁰ 西良浩、菅愛子、高橋大志 (2020) 「ニュースおよび高頻度データを用いたディープラーニングによる株式変動の分析—BERTによるニュース評価—」経営課題にAIを! ビジネスインフォマティクス研究会 (第14回)

¹¹ 事前学習済みモデルは東京大学和泉研究室が公開している [izumi-lab/bert-base-japanese-fin-additional](https://github.com/izumi-lab/bert-base-japanese-fin-additional) を用い、トークナイザには当該モデルのベースとなっている東北大学が公開している [cl-tohoku/bert-base-japanese](https://github.com/cl-tohoku/bert-base-japanese) を用いた。

¹² 一方、文章の取舍選択は行っておらず、参考文献の紹介など本文と関係のない情報も含まれている。