

# AI 経済分析の過去・現在・未来

経済調査部 溝端 幹雄

## 要 約

ビジネスや日常生活の様々な場面でAI（人工知能）が利用されるようになり、ここ10年で経済分析にも応用する試みが増えてきた。そこでこれまでの応用事例を振り返り、AIの経済分析への活用方法を再検討する。

サイズが数千程度のデータを使い、変数間の因果関係やメカニズムを特定したい場合は、従来の計量経済学的手法で十分だ。しかし、テキスト・位置情報・画像などの新しいデータサイズの大きいデータを利用できるという柔軟性の面では、機械学習などのAI的な手法が適しており、これらの目的に沿った形で、これまで有益な経済分析への応用事例が見られる。さらに、機械学習や計量経済学がそれぞれ抱える課題を克服する研究も行われており、両者は互いの手法を参考にしながら、次第に接近していくものと思われる。

経済分析を行う上での注意点は、公的統計とは異なり、分析に使えるようにするためのデータの前処理に非常に時間が掛かることや、データが高額となりがちなことなどだ。AIや新しいデータを経済分析に活かすには、人材育成だけでなく、組織自体もData-Orientedな形へと変わる必要がある。組織が一体となって取り組むことが、AIの先進性を享受するカギとなろう。

## 目 次

- 1章 はじめに
- 2章 AI分析の特徴
- 3章 AIによる経済分析への応用
- 4章 分析現場での新たな課題
- 5章 AI経済分析の未来
- 参考文献

## 1章 はじめに

AI（人工知能）は、今ではビジネスや日常生活の様々な場面で利用されるようになり、我々の生活になくならない技術となりつつある。AIはこれまで人間しか行えないと思われてきた多くのタスクを代替していくのみならず、人間が行うよりも精緻な形でそのタスクを実行していく能力を持っており、分野によっては人間以上の能力を発揮できるようになるかもしれない。例えば、画像・動画・音声など複数の情報認識による防犯・監視等の分野での実用化、車両の自動運転や物流の自動化、健診の高度化、自然な言い回しでの自動翻訳の実現や秘書などの業務の担当など、様々な社会的課題の解決においてAIが果たすべき役割は、今後、益々大きくなるだろう。そのため、人々のAIに対する期待も相応に大きいものと感じられる。

ビジネスの現場では、AIは個々の課題解決といった側面でその応用が進んできており、特にAIが持つ予測能力の高さが注目されやすい。その点で、経済分析の分野でもそうした予測能力の高さに対する期待が集まり、金融やファイナンス分野から始まって、この10年程は、AIを経済分析に応用する様々な試みが増えてきた。そこで、これまでの応用事例を振り返って、AIの経済分析への活用方法を再検討する時期に来ているのではないと思われる。

本稿では、マクロ経済分野におけるこれまでのAIやビッグデータ・オルタナティブデータを使った経済分析を概観し、AI分析やビッグデータなどの新しいデータを、従来の分析手法や公的統計との比較でそのメリットとデメリットを整理することで、AIによる経済分析の今後の方向性を探りたい。

## 2章 AI分析の特徴

機械学習のようなAI的手法を新たに分析に取り入れることは、分析の幅の広がりやこれまでと違った視点を提供する可能性を持っており、今後もさらなる積極的な活用が期待される。

一方で、分析を行うには様々な手法の中からその目的に応じた最適な手法を選ぶ必要がある。従来の計量経済学のような手法と機械学習的な手法とは何が異なり、どのように使い分ければよいのかは、ごく大まかな形でも整理しておくべきだと考える。

そこで2章では、経済分析への実際の応用事例を見る前に、AI分析の一般的な特徴を掴み、どのような場面でAI的手法の特徴が活かせるのかについて概略を述べることにする。

### 1. 大規模データによる予測能力の向上

AIを使う大きなメリットの一つは、予測能力の向上にある。そもそも、機械学習などの手法は、例えばデータ数が数万や数千万といった大規模データの存在を前提としている。大規模データがあれば非常に複雑な（非線形な）関数を推計することが可能になるので、より精度の高い予測結果が得られる可能性は高まる。

逆に言うと、マクロ経済データ（金融・ファイナンス系のデータは除く）のような、せいぜい数千程度のサンプルサイズしかない小規模データなら、AI的手法をわざわざ使う必要はない。一般に、小規模データに機械学習を適用すると、少ないデータに無理にモデルを合わせようとするので、いわゆる過学習（overfitting）の問題が起きやすくなる。過学習とは、誤差を含むデータに推計モデルが過剰にフィットすることで、モデルの

予測能力が逆に下がることを意味する。そのため、小規模データで予測をする場合は、過学習しにくい、時系列分析を含む計量経済学的手法の方が適しているといえる。

## 2. 新しいデータが使える分析の柔軟性

機械学習などのAIを使った分析手法は、通常のマクロ経済データを扱う計量経済学的手法と比べて、図表1にあるようなテキストや画像、音声、映像を含む多様な形態のデータを扱うことができるという、その柔軟性に大きな特徴がある。そのため、従来では困難であったアプローチから分析することが可能になり、斬新かつ多様な情報を得る可能性が高まるというメリットがある。

この性質は、実は予測能力の向上と大きく関係している。テキストや画像と言ってもそのままでは分析できず、何らかの形で数値化しないとイケない。具体的には、テキストの場合、文章を単語毎に分解して、文章毎にどれだけの種類の単語がいくつあるのかを数えた後、それを数学で使われる行列の形で表現して、テキストを定量的に分析可能な形へ変換する。画像もそれを構成する最小単位である画素（ピクセル）の明るさを数字で表現して、テキストと同じく、画像データを行列により表現するのだ。

図表1 ビッグデータの分類

ソーシャルネットワーク【人間由来の情報】
<ul style="list-style-type: none"> <li>ソーシャルネットワーク (Facebook, Twitter, LinkedIn等)</li> <li>ブログ・コメント</li> <li>個人書類</li> <li>写真 (Instagram 等)</li> <li>映像 (YouTube 等)</li> <li>インターネット検索 (Google Trends 等)</li> <li>モバイルデータの内容 (テキストメッセージ)</li> <li>利用者により生成された地図</li> <li>E-Mail</li> <li>オンラインニュース</li> </ul>
伝統的業務体系【処理仲介データ】
<ul style="list-style-type: none"> <li>公的機関により生み出されたデータ <ul style="list-style-type: none"> <li>行政データ (税・医療記録 等)</li> </ul> </li> <li>業務により生み出されたデータ <ul style="list-style-type: none"> <li>商業取引</li> <li>銀行・株式取引の記録</li> <li>E-commerce</li> <li>クレジットカード</li> <li>ビジネスウェブサイト (求人情報 等)</li> <li>スキャナーデータ</li> </ul> </li> </ul>
IoT【機器生成データ】
<ul style="list-style-type: none"> <li>センサーからのデータ <ul style="list-style-type: none"> <li>固定センサー <ul style="list-style-type: none"> <li>ホーム・オートメーション</li> <li>天気・汚染センサー</li> <li>交通センサー・ウェブカメラ</li> <li>科学センサー</li> <li>セキュリティ・監視ビデオ・映像</li> </ul> </li> <li>移動センサー【トラッキング】 <ul style="list-style-type: none"> <li>携帯電話の位置 (GPS)</li> <li>車</li> <li>衛星画像</li> </ul> </li> </ul> </li> <li>コンピューターシステムからのデータ <ul style="list-style-type: none"> <li>ログ</li> <li>ウェブログ</li> </ul> </li> </ul>

(出所) UNECE [2013]、Hammer et al. [2017] から大和総研作成

この時、テキストや画像などをデータ化することで、そのデータは大規模なものとなる。そのため、機械学習、特により複雑な関数形を推計する深層学習と呼ばれるモデルがそうしたデータに適した手法となるわけである<sup>1)</sup>。

### 3. 得られた結果の解釈が難しい

機械学習のようなAI的な分析手法を用いることで、上記のようなメリットを享受できる一方、AI的な分析手法では、非常に複雑な関数形を使って予測することになるため、予測結果をもたらした背景にある要因を特定したり、分析対象自体のメカニズムを理解したりするのが難しいという問題がある。この点で、従来の計量経済学的手法では、結果に影響を与える要因を容易に理解することができるので、人に説明しやすく、実務面で運用しやすいというメリットがある。

こうした点から、一般には予測能力を重視する場合は機械学習を使うメリットが大きいが、変数間の因果関係や経済構造内部のメカニズムを把握したいときには、計量経済学的手法が優れているといえる。そのため、分析の目的に応じて、分析手法を適宜、使い分けることが望ましい。

しかし、近年では機械学習で得られた予測の背景を解釈できるモデルが開発されつつあり（5章参照）、AI的な分析手法が抱える弱点を克服する試みが行われている。予測精度の高さというメリットを活かしながらも、その内部構造も同時に把握できるこうした分析手法の進歩は、大いに歓迎されるべきだろう。

## 3章 AIによる経済分析への応用

これまでAIを用いた経済分析への応用は、金融・ファイナンス分野が中心であり、マクロ経済分野はそれほど多くはなかった。しかし、近年はマクロ経済分野への応用も着実に広がりつつある。

3章では、主に分析で使われるデータの種類に応じて、マクロ経済分析での応用事例を整理・概観したい。

### 1. 高頻度データの登場で変わる従来の経済予測

新型コロナウイルス感染症が経済分析に与えた大きな影響は、高頻度データの活用である。従来のマクロ経済分析では、月次や四半期等のデータで景気の現状を把握、または、先行きを予測して、政策対応や経営判断などに活かすということが行われてきた。しかし、新型コロナウイルス感染症による経済・社会活動の急激かつ大幅な停滞・縮小により、公表までに速報値であっても1カ月～2カ月程度の時間がかかる従来の経済指標では、足元の景気判断が難しいという課題が改めて露呈された形となった。

こうした課題の解決に役立ったのが、週次などの高頻度で公表されるデータの登場であった。例えば、POSデータやクレジットカードの利用履歴に基づいた消費データが高頻度で利用可能となり、特にクレジットカードデータでは性別・年齢階級別・地域別などの様々な属性毎の消費動向も把握できるようになった。

<sup>1)</sup> もちろん、大規模データは分析の際にパソコンの処理能力に負担をかけるため、必要に応じてデータの圧縮が行われる点も指摘しておきたい。

高頻度データはそれ自体でも利用価値は高いが、そのデータを活用して、足元の景気をよりリアルタイムに把握しようとする動きがある。このようなモデルには以前からナウキャストモデルと呼ばれるものがある。ナウキャストとは元々、気象予報で使われていた用語であり、数時間先などの極めて短期の将来の天気を予想することを指している。一方、マクロ経済分析では、月次や四半期などのデータから推計して、足元の景気をより早期に把握しようとする試みを指している<sup>2</sup>。

しかし、新型コロナウイルス感染症流行下では、月次などのデータを使ったナウキャストモデルのパフォーマンスが大きく低下するという課題が明らかとなった。そのため、最近では、週次や日次といった高頻度なデータをナウキャストモデルに取り入れることで、従来のナウキャストモデルの予測精度を上げる試みが行われている。

例えば、Cristea [2020] では、電力消費データやトラック通行量データなどのリアルタイムで取得できるビッグデータを新たに用いて、より正確に欧州の景気動向を把握するためのモデルを提示している。米国でも日次などの高頻度データを用いて、週次単位で経済活動を捉える指標が開発されている (Lewiset al. [2020])。中澤 [2022] は月次の経済データに加えて、速報性の高いオルタナティブデータ (週次の小売販売額データと数百系列に及ぶ日次のインターネットの検索数データ) を用いることで、ナウキャストモデルの精度向上を試みている。その結果、オルタナティブデータを用いると、ナウキャストモデル

の予測精度がGDP公表2カ月前時点で大きく向上することを指摘している。

このようにAIを活用した経済予測では、先行きの予測精度を高めるというよりも、むしろ、公表までにタイムラグのある伝統的な経済指標では難しかった、足元の景気動向をいかに早く正確に把握するのか、という長年の課題の克服に取り組んでいるといえる。

また、別の視点からナウキャストを試みたものとして、代表的なビッグデータの一つである Google Trends の検索データを使った予測モデルが再び注目されつつある。以前にも Google Trends の検索データが注目された時期はあった (例えば、米国失業率の予測に応用した Choi and Varian [2012] など) が、期待されたほどの予測精度が得られずにその後の研究は下火となっていた。しかし、最近では労働市場や耐久財の需要予測などの特定分野では予測パフォーマンスが高いことや、従来のような単純な時系列モデルではなく機械学習の手法を使えば予測パフォーマンスが上がるということが認識されるようになり、ナウキャストモデルへの応用可能性が探られている (Woloszko [2020])。例えば、田中・武田・長尾 [2019] は、Google Trends から得られるキーワードの検索数データを用いて、米国失業率のナウキャストを試みつつ、その有効性の再検証と課題をまとめている。

さらに、Google Trends のようなビッグデータは、公的統計があまり整備されていない新興国や途上国におけるマクロ経済動向の把握手段として、また先進国でもサーベイデータの代替としてその有効性が主張されており、足元では Google

2) ナウキャストモデルは、Giannone et al. [2008] を嚆矢として、例えば、米国の中央銀行に相当するFRB傘下のNew York連銀 (現在は公表を停止) やAtlanta連銀などで、独自のナウキャストモデルが運用されてきた。

Trends のようなビッグデータをマクロ経済予測の文脈で再評価する動きが出てきている。

## 2. 文字データで景況感や人々の心理変化の背景などを特定

機械学習を使うメリットは、これまでの計量経済学的手法では取り扱えなかったデータが利用可能になることである。その代表格といえるのが、文字で構成されたテキストデータの活用だ。

テキストデータを定量的に分析するには、文章を単語に分解して、文章に占める各単語の相対頻度からキーワードを浮き彫りにすることで、書かれた文章のトーン（ポジティブかネガティブか）を数値で示したり、文章の特徴からその作者を推定するといった一般的な応用事例が見られる。こうした性質を利用することで、例えば、テキストデータから景況感の指標を作成できれば、景況感が変化したときに文章のどの単語が変化したのかを特定することができるので、景況感の背景を探ることができるようになる。さらに、発言者の分からない議事録の発言者を特定するといった応用も考えられる。

この点でモデルの学習によく利用されるのが、内閣府の「景気ウォッチャー調査」である。本調査はインタビューの回答者による景気判断が5段階で示されており、かつ、その判断に至ったコメントも掲載されている。機械学習によりこれらのコメントと景気判断の対応関係を学習したモデルを作成すれば、景況感について述べた任意のテキストデータをそのモデルに入力することで、景況感指数を得ることができる<sup>3)</sup>。

通常、景況感とは日本銀行「短期経済観測調査」

などで知ることができるが、四半期ごとの公表であるうえに、その変化の背景を直接探ることはできない。一方、例えばSNSや新聞などのテキストデータがあれば、（実際には技術的に越えなければならない課題は多いものの）日次で景況感を知ることが可能であり、新しい経済指標の活用が期待できる。

データ化されたテキストは、通常、大規模なデータとなることから、複雑な関数形を特定できる機械学習モデル（特に複雑な形をした深層学習モデルが良く使われる）が適している。こうした観点から、AI的な手法がマクロ経済分野に応用されるようになってきた。

例えば、関・生田・松林 [2019] は、ニューラルネットワーク（機械学習モデルの一種で、より複雑な処理が可能のように、脳の神経回路の一部を模した数理モデル）を用いてニュース記事から足元の景況感指数を予測する枠組みを提案した。具体的には、景気ウォッチャー調査から回帰モデルを学習した後、これを経済関連の独特の言い回しなどに的確に反応できるように調整することで、よりニュース記事に適切なモデルを構築している。さらに、得られたモデルによって、特定の概念（語）が景況感指数にどのように貢献しているか時系列で分析している。同様の試みには、五島・高橋・山田 [2019] がある。彼らは、経済ニュースの配信記事から景況感指数を構築して、その指数が不確実性の高い時期における景気のナウキャストに有効である可能性を示している。

坂地・蔵本・和泉・松島・島田・砂川 [2019] は、銀行の日々の営業活動を通じて蓄積される顧

3) 「景気ウォッチャー調査」のコメントから、景況感の背景について共起ネットワーク図を用いて探ったものに、三上・山縣・中島 [2021] がある。

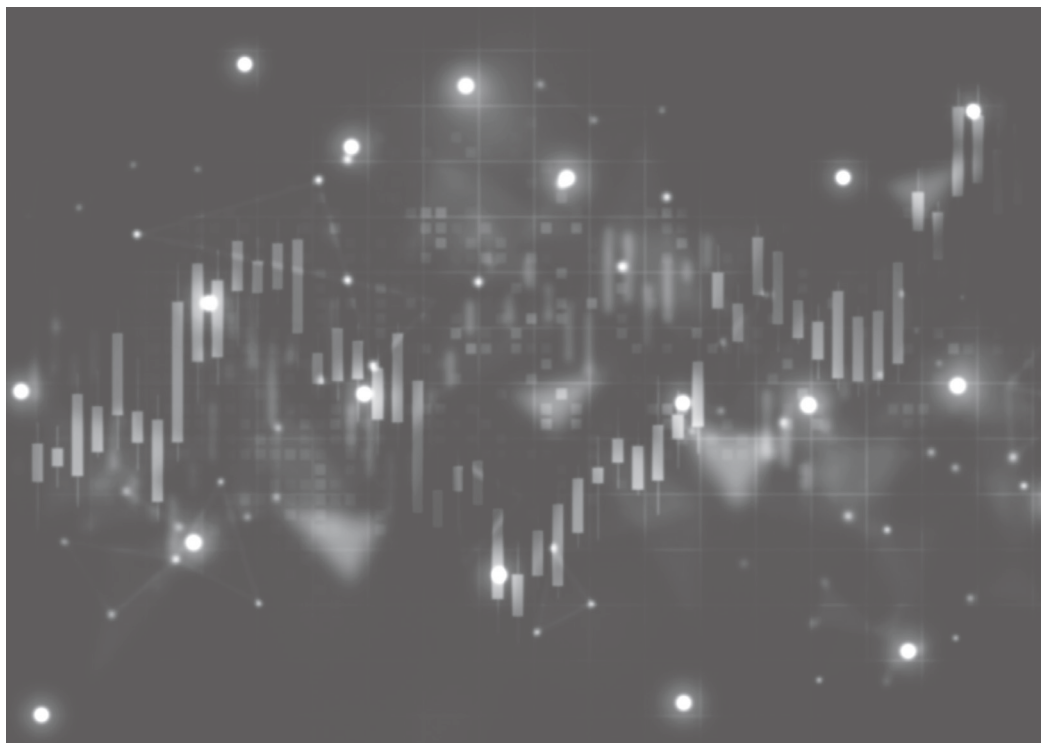
客との接触履歴を示した資料（上司への報告や引継ぎの際の資料として活用）のテキストデータから、沖縄県を対象とした地域の景況感指数を生成する手法を提案し、既存指標を高い精度で再現していることを確認した。加えて、得られた景況感指数から、業種間における景況感の連動性についても分析した。

また、やや別の観点としては、人々の心理をテキストデータから定量化する試みも行われている。例えば、余野・和泉・坂地・島田・松島 [2019] では、資産価格に影響を与えるマクロ経済イベントを特定するため、ニューステキストからマクロ経済の不確実性を測定するためのモデルを構築し、4つのマクロ経済の不確実性指標を構築した。各指数は過去のマクロ経済イベントと一致しており、これら不確実性指数に関連する市場指数のボ

ラティリティとの相関も高くなることを確認している。

坂地・加藤・吉田・渡辺・早川・和泉 [2022] は、テキストマイニング技術を用いた中央銀行の金融政策変更を予測するフレームワークを提案している。具体的には、トピックモデル、機械学習に基づく文選択、機械学習に基づく期待値予測といったテキストマイニング技術を用いて、金融政策変更の予兆に関する情報を新聞記事から抽出することを試みており、因果関係に基づく金融政策変更を予想する新たなフレームワークを提案している。

さらに、日本銀行の金融政策決定会合で匿名にて公表される議事要旨の各発言が誰のものであるかを特定できれば、将来の決定会合における議論の方向性もつかみやすくなる。こうした観点から、



末廣・木村・稲垣 [2020] は、現在の日本銀行政策委員である9名の過去の講演内容をテキストマイニングによって分析した上で、任意の発言がどの委員の発言であるかを予測する機械学習モデルを作成し、さらに匿名の意見がまとめられた「主な意見」の発言者予測へのモデルの活用可能性を検討している。

### 3. 位置情報データで人流・物流を把握

これまで機械学習で使われてきたデータは、POSデータやクレジットカードの利用履歴といった高頻度データ、並びに、文字情報といったテキストデータが大半を占めていた。しかし、最近ではいわゆるセンサー (IoT) により得られたデータが増えてきており、今後はこうしたセンサーデータを利用した分析が広がっていく可能性が高い (図表1を参照)。

例えば、携帯電話の位置情報データやトラック・乗用車の走行データ、高速道路の交通量データ等、センサーを用いた大量の位置情報データが生み出されており、実際、こうしたセンサーデータを使ったAI分析が増えつつある。後述する衛星画像を使った分析もセンサーにより集められたデータである。

これらの中で特に注目されるのは、携帯電話の位置情報データを使った分析だ。集められたデータから人の流れ (人流) が分かるので、例えば、小売業などのサービス業の顧客がどこから訪れるのか (商圈) をデータで把握することができ、出店する際の立地の選定といったマーケティングデータとして使われることが多い。また、国内旅行者の移動を把握するためのデータなど、人々の行動パターンを把握するミクロ的な統計として使われている。

このような位置情報を使ったAI分析はまだ緒に就いたばかりであり、位置情報がマクロ経済分野で応用される事例はまだ非常に少ない。現在の数少ない事例としては、例えばMoriwaki [2020] がある。Moriwaki [2020] は、ハローワークに訪れる人々の位置情報データを使って、月次の完全失業率を早期に推計する方法を提案した。GPSデータを使った予測は、通常のARIMAモデルによる予測と比べて失業者数の予測では有益であったものの、失業率の予測パフォーマンスは高くなかったとしている。

また、水門・柳井 [2020] は、自動車産業の工場敷地内に勤務する人々の位置情報データを使って、自動車の生産量を早期に予測するモデルを開発している。同様のモデルとしては、王・須合・高橋・松村 [2021] がある。彼らは携帯電話の位置情報データを用いて、各地点の滞在人口から、サービス業の売上動向や製造業の生産活動をナウキャストする手法を提示している。輸送機械や生産用機械といった労働集約的な業種の生産については、工場敷地の滞在人口によりかなり高い精度でナウキャストできること、携帯電話の位置情報データを用いることで、既存統計では迅速な把握が難しいサービス業の活動についても、高い精度でナウキャストできることから、位置情報データがマクロ的な経済活動をナウキャストするツールとして有効である可能性を指摘している。

別の位置情報データを使った事例として、上田・廣瀬 [2022] は、船舶自動識別装置 (AIS) データを用いて、主要自動車メーカーの輸出台数や日本の輸出数量をナウキャストする手法を提案している。具体的には、自動車運搬船の特定が比較的容易であることから、まず各自動



車メーカーが利用する埠頭における船舶データを用いて、個社ベースの自動車輸出を予測して、次に、全国の主要港湾から広範な船舶データを収集しフィルタリングを行ったうえで、先の自動車輸出予測と組み合わせることで、日本の輸出数量を予測した。この手法により、個社ベースの輸出予測において一定の精度を達成したほか、日本の輸出数量予測においても財務省の速報統計と比較してより高い精度をもたらしたと述べている。

Askatas and Zimmermann [2011] は、ドイツ政府が公表する、大型輸送車両による毎月の輸送量等を測定した通行料インデックスを用いて、このインデックスを用いたモデルがドイツのGDP成長率をよくトラッキングすることを実証している。

Miller, Moat, and Preis [2020] は、民間航空機の位置情報データを使ったナウキャストイングを試みている。具体的には、自動従属監視放送システム(ADS-B)による民間航空機の位置情報データを使って、米英でシェアの大きい航空産業のGDPをリアルタイムに予測するものであり、今後はGDP全体への適用可能性を指摘している。ちなみに、こうした民間航空機のADS-Bの導入は欧州(2017年～)・米国(2020年～)で義務化されているものの、日本ではまだ義務化されていない。

このように、現時点でのマクロ経済分析における応用事例は限定的ではあるものの、今後は様々なセンサーによる新しいデータの蓄積が予想されることから、将来的には位置情報を含む多様なセンサーデータを活用した、示唆に富むマクロ経済分析が増えていくものと予想される。

## 4. 画像データによる公的統計の補完

機械学習では画像データも利用できる。画像データを定量的に分析するには、画像を最小の単位である画素(ピクセル)に分解して、その明るさを行列の形で表現(データ化)することで、目的変数であるカテゴリーや数値と対応付けた分析が可能になる。結果、画像データは大規模な数値データとなるので、機械学習の適用が望ましいといえる。

画像データを経済分析に応用<sup>4</sup>した代表例が、衛星画像を使った公的統計の補完だ。政府統計が十分整備されていない新興国や途上国で作成される公的統計を補うため、衛星画像を使った農作物の生産量や土地利用に関する統計作成といった応用事例が見られる。例えば、Hu and Yao [2019] は、公表されている1人当たりGDPの数字が低・中所得国では正確でない点を指摘し、夜間の経済活動により商業施設や車などから放たれる光(夜間光)を捉えた衛星画像を使えば、そうした指標の精度を改善できる余地があると述べている。

さらに、夜間光を使ったGDPの推計も行われている。Galimberti [2020] は、1993年～2014年における世界167カ国を対象とした衛星画像による夜間光データを使い、各国のGDP成長率の予測モデルを開発している。夜間光と経済活動との関連性は国により異なっており、その背景には国の規模・所得レベルやロジスティクスインフラ、公的統計の質が関係している可能性がある<sup>4</sup>と指摘している。Zhao, Liu, Cao, Samson, and Zhang [2017] は、夜間の光画像とグリッド化されたLandscan人口データセットを使用

4) 衛星画像の経済分析への応用に関する基本文献には、Donaldson and Storeygard [2016] がある。特に、夜間光を使った経済分析については、Gibson, Olivia and Boe-Gibson [2020] を参照されたい。

して、中国の 2000～2013 年の州のスケールで報告された GDP をピクセルレベルに分解する試みを行った。そして、2014 年から 2020 年までの各 1km × 1km グリッド領域での GDP の変化を予測した上で、ピクセルレベルの GDP を集計することで、中国の主要な 23 都市の経済成長を予測している。そこで、GDP の推計には「夜間照明の明るさ × 人口」が「夜間照明の明るさ」のみよりも優れた指標であることを実証している。さらに、林 [2017] は、Suomi NPP 衛星に搭載された VIIRS センサーが捉えた地球の夜景（夜間光）データを用いて、GDP のナウキャスト手法の開発を検討している。

人工衛星画像は夜間光を使った分析が多いが、日中光を使ったものもある。Goldblatt, Heilmann, and Vaizman [2020] は、日中光を使う Landsat のデータは、企業数、雇用、および支出を予測する際に、夜間の照明よりも優れており、クロスセクションにおける経済活動の変動は説明できる一方で、時系列の予測パフォーマンスは低いことを指摘している。

Beyer, Franco-Bedoya, and Galdo [2020] は、インドを例にとり、COVID-19 が経済活動に与えた影響を分析している。毎日の電力消費量と毎月の夜間の光強度を組み合わせることで、ほぼリアルタイムでより細かい地域区分（空間粒度）にて経済活動をモニターできることを実証している。また、水門・田邊・和泉 [2022] は、人工衛星（GOSAT；温室効果ガス観測技術衛星いぶき）の観測情報を用いて計測された地域別の CO<sub>2</sub> 濃度の情報を用いることで、速報性の高

いマクロ経済状況の把握手法を提案している。その際、従来用いられていた速報性の高い消費関連データに加えて、個別企業等の特殊要因の影響を受けにくい衛星観測情報に基づく CO<sub>2</sub> データの推計値をモデルの特徴量（説明変数）として活用することで、コロナ禍においても安定したマクロ経済の動態把握が行えることを確認している。

このように、衛星画像を使った統計の作成は、空間的な要素（地域別などの分類）を持つ統計データを補完する役割として、途上国だけでなく、先進国でもその利用価値は高いと考えられる。例えば、日本のように自然災害による被害が多い国や地域では、その被害額を衛星画像により推計するといった使い方も将来的には考えられる。さらには、地域単位での貧困や不平等の状況を把握できれば、よりきめ細やかな政策対応が可能になるかもしれない。

衛星画像データを使う上での課題は、その公表頻度の少なさだろう。そのため、従来は中長期的な経済構造の分析での応用事例が多かった。しかし最近では、月次の衛星画像が得られるようになり、公表頻度は上がっている<sup>5</sup>。

さらに画像分析を行うには、大規模データをダウンロードして分析するに堪える社内のシステム環境が必要だ。この点で、画像データの経済分析への応用には、他のデータと比べて、現時点では相対的に多くの課題があると言える。

## 5. モデル精緻化による予測精度の向上

上記のデータによる分類とは異なり、通常のマクロ経済データに機械学習の手法を応用する研究

5) 一般に、経済活動と関連が深い夜間光の衛星画像データで使われるのは、DMSP（1970年代～2013年）とVIIRS（2011年10月～、Suomi衛星に搭載）がある。最近では自然科学の分野において、高精度かつ時系列比較でも優れるVIIRSの利用が増えているが、経済分析での活用はまだ少ない。VIIRSには月次データがあるが、公表が2～3カ月後なので、現状ではナウキャストでの利用はやや難しいかもしれない（See Gibson et al. [2020]）。しかし、公表までに時間のかかる都道府県GDPであれば応用できる可能性がある。

も見られる。例えば、山澤 [2020] は政府の景気局面判断がどのようなメカニズムでなされているのかを検証するため、機械学習の手法を応用している。目的変数を、政府の景気基準日付に基づく景気局面（拡大期＝0、後退期＝1）、説明変数を景気動向指数（先行、一致、遅行）のすべての構成指標 27 系列の前期差として、局面判断ができるかを検討したところ、機械学習の一手法である決定木を使うと、おおむね局面判断が的中することがわかった。さらに、決定木を使って、景気局面判断に各指標がどのように使われているかについて調べており、2014 年以前の景気局面判断はD I とその差分の 2 つでほぼ判断ができたものの、2014 年の消費税率引上げ以降では、局面判断の基準が変わっており、2018 年以降については、消費税率引上げ前の判断基準なら景気後退のサインが多く出ていることを確認している。

また、水門・和泉・坂地 [2021] は、企業や家計などの経済主体による景気に先行的な経済活動をとらえた各種経済統計に加えて、国債イールドカーブの情報を特徴量（説明変数）として用いた、ニューラルネットワークベースの機械学習手法に基づく短期経済予測モデルを構築した。その結果、RNN（リカレントニューラルネットワーク）ベースのモデルにおいて、相対的に高い予測精度が得られること、経済統計のみをモデルの特徴量として用いた場合に比べて、イールドカーブの情報も学習に用いた場合に、先行きの経済予測の精度が改善する傾向があることを確認しており、したがって、イールドカーブに織り込まれる情報が経済予測において有用であることを示す結果であると指摘している。

以上、データ分類により経済分析への応用事例

やその可能性をまとめると、図表 2 のようになるだろう。

## 4章 分析現場での新たな課題

3章で見たように、新しいデータや分析手法が活用できることで、マクロ経済分野における分析の深みが増すだけでなく、分析の幅も確実に広がりがつつある。一方で、こうした新しいデータや分析手法を用いる際、これまでとは異なる課題にも直面する。そこで4章では、AI分析をマクロ経済分野へ応用するために越えなければいけない各種課題について、データ、運用環境、人材の3つの視点から考える。

### 1. データ面での課題

#### (1) データの継続性・信頼性・国際比較などで難点がある

公的統計の場合は、データの利用可能性を高めるために、過去からの継続性に十分配慮した取り組みが行われている。一方、民間企業が生成するビッグデータを利用する場合は、企業の意向によりデータ公開が突然停止される可能性があり、データの継続性で難点がある。

また、データの時系列が短いと季節性の除去が難しくなるので、時系列データの利用には細心の注意を払う必要がある点も指摘できる。しかし、今後、データが蓄積されて十分な時系列データが得られるようになれば、こうした季節性の除去が難しいという問題は、次第に解決に向かっていくだろう。

次に、従来の統計指標の作成においては、統計学の知見に基づいて必要なサンプルサイズを計り、データ収集、加工を行っている。一方で、ピッ

グデータは統計作成を目的とせずに収集されたデータであるため、サンプルの偏りやサンプルサイズの大幅な変化などが発生し得るため、対象とするターゲットの全体像を正確に表しているとは限らない点にも注意が必要だ。

さらに、サンプルサイズおよびサンプルの特性は時系列に沿って大きく変化し得る。例えば、特定のサービスのユーザー情報をサンプルとした場合、サービス開始直後のユーザー数の急増や、代替サービスの登場によるユーザー数の急減が起こ

り得る。また、特定の層に向けたキャンペーンによるサンプルに占める特定のユーザー層の増加なども考えられる。さらに、クレジットカードによる支払いデータは、サンプルに占める若年層や高齢者層の割合が低いため、これらの年齢層の購買行動の変化を軽視してしまう可能性もある。このような点は、公的統計でも、いわゆる「統計のクセ」と呼ばれるものが存在するが、ビッグデータのような民間企業が提供するデータは個性性が強く、その上にデータの蓄積も少ないとなると、「統

図表2 データ分類による経済分析への応用事例およびその可能性

#### 高頻度データ

〈例〉

POSデータ、クレジットカードの利用データ、電力消費データ、週次の小売販売額データ  
Google Trends検索数データ

〈経済分析への応用事例・可能性〉

従来のナウキャストの予測精度を上げる試み  
公的統計があまり整備されていない新興国や途上国におけるマクロ経済動向の把握手段  
先進国を含むサーベイデータの代替

#### テキストデータ

〈例〉

SNS・新聞記事・議事録

〈経済分析への応用事例・可能性〉

サーベイデータの代替、景況感や人々の心理変化の背景、発言者などを特定

#### 位置情報データ

〈例〉

携帯電話の位置情報、トラック・乗用車の走行データ、高速道路の交通量データ  
船舶自動識別装置(AIS)データ  
民間航空機の自動従属監視放送システム(ADS-B)による位置情報データ

〈経済分析への応用事例・可能性〉

人流・物流を把握し、製造業やサービス業の生産・売上高などを予測  
輸出数量の予測  
米英でシェアの大きい航空産業のGDPをリアルタイムに予測

#### 画像データ

〈例〉

衛星画像データ(夜間光・日中光)

〈経済分析への応用事例・可能性〉

農作物生産量や土地利用統計など公的統計の補完、GDP成長率等の予測  
企業数、雇用、および支出の予測、クロスセクションでの経済活動の差異  
自然災害の被害額の推計、地域単位での貧困や不平等

(出所) 各種資料から大和総研作成

計のクセ」も把握しづらくなるだろう。

さらに、従来の統計情報は、国際的な基準を踏まえてデータ収集・加工されているものも多く、国際比較が可能である。一方で、ビッグデータは企業に依存するため、同様の情報であっても国ごとにデータを保有している企業が異なり、データの収集・管理体系が異なっているために国際比較が難しい。

その他、SNSへの投稿内容といったテキストデータを扱う場合は、注目されることを目的とした虚偽の情報が時として広く拡散されることもあり、虚偽の情報の扱いについても考慮せねばならない。こうした点は、ビッグデータやオルタナティブデータを利用する際に注意しなければならない。

## (2) データの前処理に時間がかかる

公的統計を使った分析では、上で述べたような課題に対して、既に分析に適した形でデータが整備されており、あとは分析者の目的に応じた加工をするといった作業に集中できるメリットがある。

一方、機械学習などで用いる大規模データでは、上記のような課題に対して何らかの対処が必要となってくる。さらに、もっとプリミティブな部分では、大半のデータがワークシートの形で整備されておらず、データを分析するための整形作業に多大な時間を要するというデメリットもある。実際、AI分析に伴う作業の8割程度が、こうしたいわゆる「前処理」に時間が取られると言われており、通常の公的統計を使った分析よりも、多大な時間を要することには注意が必要だ。

## (3) データが高額となりやすい

公的統計は性質上、広く一般向けに無償提供されることが前提となっている。一方、多くの場合、

ビッグデータなどは民間企業が保有している。もとより外部への提供を前提としていない場合や、有償での提供を前提としている場合は、取得に伴うコストが発生する。データを保有する企業側としては無償で提供する意欲は低いため、ビッグデータの利活用を進めるには、企業側にデータの共有を促す何らかのインセンティブ付けが必要となる。

## (4) 個人情報データの扱い

ビッグデータの一部には、スマートフォンの位置情報や、個人の支払いデータなど極めてセンシティブなデータが含まれる。こうしたデータを統計として二次利用する際は、情報倫理に基づいたルールの明確化が求められる。

## 2. 運用環境面での課題

### (1) 社内システムの制限により外部データ・プログラムにアクセスできない

業務でプログラムを実装する際によく起こるの、社内でのセキュリティ上の問題により、社外のサイトやデータにアクセスできないという問題だ。この解決には、その都度、社内のシステム担当者に問い合わせることになる。しかし、問題が解決できない場合も多く、最終的にはインターネットサイトなどで同様の事例を探すことにより自力で解決しなければならない。こうしたトラブルの対処にも時間がかかることが多く、システムに関する知識に乏しいと、作業が先に進まないことも多い。

### (2) IT環境の増強

大規模データを保管・処理するためにはIT環境の増強が求められる。例えば、衛星画像などのデータ容量の大きいものも増えてきており、そうしたデータの利用には十分な分析環境を整備する

ために必要となるリソースおよびこれに伴う費用の明確化、予算の確保が求められる。

### 3. 人材面での課題

AI を経済分析に取り入れる場合には、当然ながら、各種領域に関する専門知識を持った人材が必要となる。経済産業省 [2019] によると、2018 年時点で IT 人材（IT 企業及び、ユーザー企業の情報システム部門等に属する職業分類上の「システムコンサルタント・設計者」、「ソフトウェア作成者」、「その他の情報処理・通信技術者」）は 22 万人不足している状態にあり、2030 年には 45 万人不足する見込みである。

近年、大学でもデータサイエンス学部などを設立するところは増えてきており、政府や民間でもそうしたスキルの取得を奨励している。しかし、AI を実際の現場で活用するには、機械学習などのモデルの理解のみならず、データの構造やシステムに関する理解も必要であり、さらには応用する分野についてのドメイン知識（その分野に固有の知識）も求められる。こうした複合的な要素が求められるゆえ、人材育成には相応の時間と労力が必要になると思われる。

## 5章 AI 経済分析の未来

### 1. 計量経済学と機械学習は徐々に融合？

経済分析を行うには、計量経済学と機械学習のそれぞれの特性を把握することが大事だが、元々の出自が異なるために、当然、使い方や手法などで違いも見られる。しかし、経済分析に両者が応用される中で、次第に互いの技術を取り入れていくだろう。

実際、説明変数の選択を分析者の判断に任せる

のではなく、自動で選択するという技術が出てきている。例えば、被説明変数に対して説明力の高い変数を自動的に選択する、LASSO や Ridge といった技術がそれだ。また、モデルの予測パフォーマンスを検証する際に、検証に用いるデータを少しずつずらしながら、あらゆるパターンでも予測能力が落ちないことを確認するクロスバリデーションといった手法も援用されつつある。これはパソコンのデータ処理能力が大幅に進歩したために可能となっている。

さらに、マクロ経済分析で大きな壁となる小規模データという制約は、データサイズを人工的に増やすことで克服される可能性がある。例えば、機械学習（や統計学）の分野では、手元の少ないデータからランダムにサンプリングすることでデータを増やしてその分布を調べるブートストラップという手法がよく使われる。同様に、画像データを増やすために上下さかさまにしたり、左右を逆にしたりして、サンプルサイズを増やすといったことも行われている。もちろん、こうした事例を直接マクロ経済データに応用するのは難しいかもしれないが、小規模データを克服する試みは今後も進化していく可能性がある。

一方、機械学習のようなモデルは非線形的な構造をしており、変数間の関係が非常に複雑に入り組んでいるため、予測した結果を解釈するための背景説明が苦手であった。ところが、近年はどの要因がどれだけ予測に影響を与えるのかを説明できる機械学習モデル（Shapley Value を使った要因分解が行う研究）が開発されており（分かりやすい解説は Bolhuis and Rayner [2020] を参照されたい）、実際に Woloszko [2020] では機械学習モデルを使った景気指標についてその変動要因を探るため、Shapley Value による要因

分解を行っている。このように、機械学習を運用する際の懸案であった課題を克服する動きも見られる。

これだけに限らず、今後も様々な分野で計量経済学的手法と機械学習的手法は、互いに学び合いながら、次第に接近していくことが予想される<sup>6</sup>。

## 2. センサーデータの利用拡大や時系列データの蓄積などデータ利用環境の変貌

3章で述べたように、様々なセンサーデータの登場および蓄積に伴って、今後はセンサーデータを使った経済分析が増えていくことが予想される。そして、ビッグデータにおいて時系列の蓄積が進むことで、適切な季節調整が施された扱いやすいデータ環境が次第に整備されるものと考えられる。

民間企業が提供するデータの継続性を担保する一つの方法として、柳川・渡辺 [2017] は、特定の民間提供の統計を政府統計として認定するケースが将来的にあり得ると述べている。その際、例えばデータの継続的な提供の義務を課す一方で、その見返りにデータの提供に対価を設定するなど、一定のルールづくりや監督体制づくりを提言している。

このほか、データが高額であると利用が進まないため、例えば匿名化や集計化などの工夫で対価を下げて、人々に利用を促す動きが出てくるかもしれない。また、類似のデータが複数提供されるようになるとより競争的な環境になることで、データ提供の対価が引き下がる可能性もあるだろう。

民間企業が生み出すデータの利用価値とその普及が時間をかけてバランスしていくものと思われる。

## 3. Data-Oriented な環境整備・人材育成

AI をうまく使うためには、AI リテラシーの向上、社内外組織との連携拡大に加え、社内で人材育成するための研修等の学習機会の提供、そして外部人材の獲得や社内のAI 人材を定着させるための魅力的な職場環境の整備、といった点が重要なのは言うまでもない。それと同じく重要なのは、組織も Data-Oriented なものになる必要があるということである。溝端 [2022] が指摘するように、デジタル技術の恩恵を受けるには、企業などがデジタル技術と補完性の高い、無形資産の時代に即した組織体制へ改める必要があり、人材育成と併せて、データ分析に必要な環境整備が重要である、と述べている。

具体的には、4章で述べたような課題に対処するため、限られた人数で個別に対応するのではなく、組織的に対応する態勢を整えることが必要だろう。また、従来 of 分析よりも前処理に多大な時間が掛かるため、組織内での人繰りや工程管理の再考も求められる。こうした制約条件やデータ購入費用等を考慮した上で、果たしてAI を使って分析することがどれだけの費用対効果があるのか、無理にAI を使うのではなく、代替的な手段で分析できないか、といった点を十分検討しなければならない。

こうした点にも配慮しつつ、組織が一体となって取り組むことが、本稿で述べたような、AI が持つ様々な先進性を享受するカギとなるであろう。

6) 機械学習の経済学への応用に関する文献には、例えば Mullainathan and Spiess [2017] や Athey and Imbens [2018] などがある。

## 参考文献

- ・ 生田祐介・木下祐輔・松林洋一 [2020] 「テキストデータを利用した新しい景況感指標の開発と応用(上) — 入門編:基礎的概念と分析手法の解説 —」、APIR Discussion Paper Series No.47 2020/11、一般財団法人 アジア太平洋研究所。
- ・ 生田祐介・関和広・松林洋一 [2021] 「テキストデータを利用した新しい景況感指標の開発と応用(下) — 応用編:深層学習を利用したテキスト分析」、APIR Discussion Paper Series No.48 2021/02、一般財団法人 アジア太平洋研究所。
- ・ 伊藤新 [2016] 「政府の政策に関する不確実性と経済活動」RIETI Discussion Paper Series 16-J-016。
- ・ 上田翼・廣瀬勇秀 [2022] 「船舶自動識別装置データによる輸出ナウキャスト」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 28 回研究会 報告論文。
- ・ 王悠介・須合智広・高橋耕史・松村浩平 [2021] 「位置情報データによる経済活動のナウキャスト」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ No.21-J-2、2021 年 3 月、日本銀行。
- ・ 大高一樹・菅和聖 [2018] 「機械学習による景気分析 — 「景気ウォッチャー」調査のテキストマイニング」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ No.18-J-8。
- ・ 岡崎陽介・敦賀智裕 [2015] 「ビッグデータを用いた経済・物価分析について — 研究事例のサーベイと景気ウォッチャー調査のテキスト分析の試み —」BOJ Reports & Research Papers。
- ・ 五島圭一・高橋大志・山田哲也 [2019] 「自然言語処理による景況感ニュース指数の構築とボラティリティ予測への応用」『金融研究』第 38 巻第 3 号 (2019 年 7 月発行)、日本銀行金融研究所。
- ・ 坂地泰紀・加藤大輔・吉田佑輔・渡辺剛史・早川正亮・和泉潔 [2022] 「テキストマイニングに基づく中央銀行の政策変更予測フレームワーク」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 28 回研究会 報告論文。
- ・ 坂地泰紀・蔵本涼太・和泉潔・松島裕康・島田尚・砂川恵太 [2020] 「接触履歴を用いた地方景況感と業種間構造の分析」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 24 回研究会 報告論文。
- ・ 塩野剛士 [2018] 「人工知能とテキストデータを活用した数量分析」IMES Discussion Paper Series No.2018-J-9。
- ・ 水門善之・和泉潔・坂地泰紀 [2021] 「国債市場情報をを用いた機械学習に基づく経済予測モデルの構築」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 27 回研究会 報告論文。
- ・ 水門善之・田邊洋人・和泉潔 [2022] 「人工衛星観測データを用いた CO<sub>2</sub> 濃度推計値に基づく消費動向の計測モデルの構築」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 28 回研究会 報告論文。
- ・ 水門善之・柳井都古杜 [2020] 「携帯電話 GPS データに基づく自動車生産量のナウキャストと株式投資戦略」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 25 回研究会 報告論文。
- ・ 末廣徹・木村柚里・稲垣真太郎 [2020] 「日銀「主な意見」の発言者分類モデルの作成と政策変更予測への応用」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 24 回研究会 報告論文。
- ・ 関和広・生田祐介・松林洋一 [2020] 「ニュース記事に基づく景気指標 S - A P I R の開発」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 24 回研究会 報告論文。
- ・ 田中陸・武田史子・長尾慎太郎 [2019] 「Google Trends を用いた米国失業率のナウキャストの有効性の再検証と課題」、日本金融・証券計量・工学学会 第 50 回大会 報告論文。
- ・ 中澤崇 [2022] 「オルタナティブデータを用いた GDP ナウキャストモデルの構築」、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ No.22-J-1、2022 年 3 月、日本銀行。
- ・ 中田理恵・溝端幹雄 [2020] 「ビッグデータの公的統計への貢献と課題」『大和総研調査季報』2020 年秋季号 Vol.40。
- ・ 林祐輔 [2017] 「夜間光衛星画像を用いた GDP ナウキャストの検討」、人工知能学会 金融情報学研究会 第 18 回研究会 報告論文。
- ・ 三上朝晃・山縣広晃・中島上智 [2021] 「景況感は何に基づき形成されるのか: テキスト分析で探る景気ウォッチャーの着目点」、日銀リサーチラボ・シリーズ No.21-J-2、2021 年 12 月 20 日、日本銀行。
- ・ 溝端幹雄 [2022] 「生産性を高める無形資産と人材・環境整備の重要性」『大和総研調査季報』2022 年 新春号 Vol.45。
- ・ 柳川範之・渡辺努 [2017] 「民間による経済統計の革新 — 統計民営化の可能性も含めて —」『統計』2017 年 1 月号、一般財団法人 日本統計協会。
- ・ 山澤成康 [2021] 「機械学習による景気局面判断」跡見学園女子大学マネジメント学部紀要 第 31 号 (2021 年 2 月 25 日)。



- ・余野京登・和泉潔・坂地泰紀・島田尚・松島裕康 [2019] 「Supervised LDA モデルによるニューステキストを用いたマクロ経済不確実性指数の構築」、2019年度人工知能学会全国大会（第33回）論文集。
- ・Askatas, N. and K. F. Zimmermann [2011] , “Nowcasting Business Cycles Using Toll Data,” IZA Discussion Paper No. 5522, February 2011.
- ・Athey, S. and G. W. Imbens [2019] , “Machine Learning Methods That Economists Should Know About,” Annual Review of Economics, 2019, Vol.11 : 685-725.
- ・Baker, Scott R., Nicholas Bloom, Steven J. Davis, [2016] “Measuring Economic Policy Uncertainty,” The Quarterly Journal of Economics, Vol. 131, Issue 4, November 2016, 1593-1636.
- ・Beyer, R. C. M., S. Franco-Bedoya, V. Galdo [2020] , “Examining the economic impact of COVID-19 in India through daily electricity consumption and nighttime light intensity,” World Development, 105287.
- ・Bolhuis, M. A. and B. Rayner [2020] , “Deus ex Machina? A Framework for Macro Forecasting with Machine Learning,” IMF Working Paper WP/20/45, International Monetary Fund.
- ・Choi, H. and H. Varian [2012] , “Predicting the present with Google Trends,” Economic Record 88, 2-9.
- ・Cristea, R.-G. [2020] , “Can Alternative Data Improve the Accuracy of Dynamic Factor Model Nowcasts? Evidence from the Euro Area,” Cambridge Working Papers in Economics 2018, Faculty of Economics, University of Cambridge.
- ・Donaldson, D. and A. Storeygard [2016] , “The View from Above: Applications of Satellite Data in Economics,” Journal of Economic Perspectives, vol. 30, no. 4, Fall 2016, 171-198.
- ・Galimberti, J. [2020] , “Forecasting GDP growth from outer space,” Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 2020, vol. 82, issue 4, 697-722.
- ・Gentzkow, M., B. T. Kelly, and M. Taddy [2019] “Text as Data,” Journal of Economic Literature, Vol.53, No.3, September 2019, 535-574.
- ・Giannone, D., Reichlin, L. & Small, D. [2008] , “Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data,” Journal of Monetary Economics 55 (4) , 665-676.
- ・Gibson, J., S. Olivia, and G. Boe-Gibson [2020] , “Night Lights in Economics: Sources and Uses,” CSAE Working Paper WPS/202001, University of Oxford.
- ・Goldblatt, R., K. Heilmann, and Y. Vaizman [2020] , “Can Medium-Resolution Satellite Imagery Measure Economic Activity at Small Geographies? Evidence from Landsat in Vietnam,” The World Bank Economic Review, Volume 34, Issue 3, October 2020, 635-653.
- ・Hammer, C. L., D.C. Kostroch, G. Quirós, and STA Internal Group [2017] , “Big Data: Potential, Challenges, and Statistical Implications”, IMF STAFF DISCUSSION NOTE, September 2017, International Monetary Fund.
- ・Hu, Y. and J. Yao [2019] , “Illuminating Economic Growth,” IMF Working Paper No. 19/77.
- ・Lewis, D., K. Mertens, and J. Stock [2020] , “U.S. Economic Activity during the Early Weeks of the SARS-Cov-2 Outbreak,” Staff Report No.920, Federal Reserve Bank of New York, April 2020.
- ・Miller, S., H. S. Moat, and T. Preis [2020], “Using Aircraft location data to estimate current economic activity,” Scientific Reports Vol. 10, Article number: 7576.
- ・Moriwaki, D. [2020] , “Nowcasting Unemployment Rates with Smartphone GPS Data,” Multiple-Aspect Analysis of Semantic Trajectories, Springer.
- ・Mullainathan, S. and J. Spiess [2017] , “Machine Learning: An Applied Econometric Approach,” Journal of Economic Perspectives, Vol.31, No.2, Spring 2017, 87-106.
- ・UNECE (United Nations Economic Commission for Europe) [2013] , “Classification of Types of Big Data,” Retrieved from <https://statswiki.unece.org/display/bigdata/Classification+of+Types+of+Big+Data>
- ・Woloszko, N. [2020] , “Tracking activity in real time with Google Trends,” OECD

Economics Department Working Papers No. 1634, OECD.

- Zhao, N., Y.Liu, G.Cao, E.L.Samson, and J.Zhang [2017] , “Forecasting China’s GDP at the pixel level using night time lights time series and population images,” GIScience & Remote Sensing 54 (3) , 407-425.

[著者]

溝端 幹雄 (みぞばた みきお)



経済調査部  
主任研究員  
担当は、経済構造分析  
(地域 / 生産性など)