

AI が可視化する日本の景気変動

独自開発のホワイトボックス型 AI による経済分析

みずほリサーチ&テクノロジーズ
調査部・情報通信研究部
080-1069-4667

- AI・機械学習は高精度でデータの予測が可能である一方、モデルの中身がブラックボックスであり、経済分析のようにメカニズムの解釈性が求められる分野で活用が進みにくい課題を抱えていた
- そこで当社は、予測精度が高く、かつメカニズムを説明・解釈可能な AI・機械学習の手法を新たに開発。日本の景気動向指数の分析に応用し、データに基づく景気変動要因の可視化を試みた
- 3千超の系列から景気動向指数を高精度で予測する26指標を選び分析した結果、過去17年間の景気変動を海外、国内、金融などの要因で解釈できるモデル構築に成功し、手法の有用性を確認した

1. はじめに

2010年代以降、人工知能（AI）や機械学習の技術が急速に進歩し、経済分野でも AI・機械学習を分析に用いる例が多くみられるようになってきた¹。当社においても、これまでに AI の一種である深層学習（ディープラーニング）を用いて経済予測の精度向上を目指す分析を行った（服部・井筒（2020））。その結果、深層学習をもとにした予測モデルは伝統的な統計分析のモデルに比べて高い精度を記録し、経済予測を行う上で AI が有用であることが確認できた。

AI・機械学習の特徴は何と言っても、高度な手法を駆使してデータ間の複雑な関係性をモデル化し、高い精度で予測を行うことができる点にある。一方で、AI・機械学習はモデルが複雑すぎるが故に、「なぜそうした予測になるか」、「どの要素が予測値にどれだけ影響するか」といったメカニズムを解釈するのが難しいデメリットを併せ持っている。経済分野、とりわけ政策分析のように結果をもとにした判断が求められる際には、予測の背景にある要因を明らかにすることが重要であり、こうしたモデルのブラックボックス性が AI・機械学習の活用を促進するうえで障害になっていた。

そこで当社は、予測精度が高く、かつメカニズムを説明・解釈可能な AI・機械学習の手法（いわゆるホワイトボックス型 AI）を新たに開発した。本稿ではその内容について解説するとともに、日本の景気動向指数の分析（以下「本研究」という）に応用し、大量のデータから日本経済の変動要因を明らかにすることを通じて、この手法の有用性を明らかにする。

2. 当社が独自開発した AI・機械学習の新たな手法：RACSIS と EXAMHEL

本章では、本稿で採用している当社独自の機械学習技術について説明する。

（1）RACSIS：変数の組み合わせを考慮した新たな変数選択手法

RACSIS（Random Combination Selection with Iterative Step）（永田毅・他（2022b））は全く新し

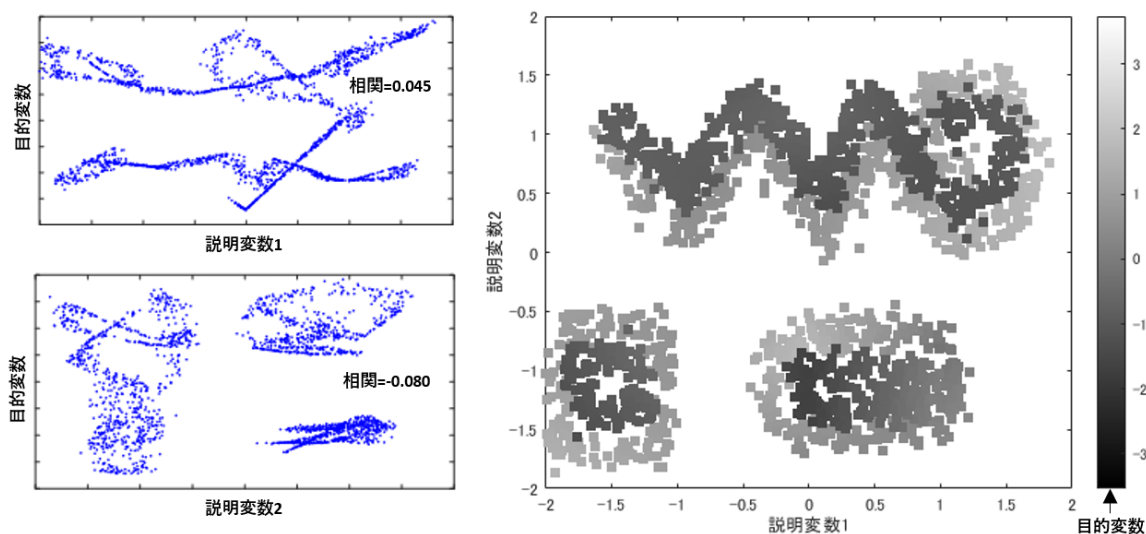
い変数選択手法である。機械学習において変数選択は最も重要な処理の一つであるが、選択肢が膨大で最適解を得ることが困難であり、精度向上の大きな課題となっている。一般的には、変数単独での有効性を求めて降順にソートし、上位N個を選択する手法を取ることが多い。例えば、LASSO(Tibshirani (1996))は線形重回帰における変数の重みを有効性の指標とする手法であり、BORUTA (Kursa and Rudnicki (2010))はランダムフォレストにおいて変数をランダムにシャッフルして変数の重要度を求めて有効性の指標とする手法である。

ここで見逃してはならないのが、単独では有効性が低くても組み合わせると有効になる変数が存在する点である。図表1左側の2つのグラフは、あるデータの2つの説明変数を横軸に取り、縦軸に目的変数を取ったものだが、横軸の値が決まっても、縦軸の値は一意に決まらず、説明変数と目的変数の相関はほとんどないため、変数単独の有効性は非常に低い。一方、右側のグラフは、横軸と縦軸に先ほどの2つの説明変数を取り、目的変数を色でプロットしたものである。このグラフより、2つの説明変数が決まると目的変数が一意に決まり、かつ、色の分布に規則性があるため、機械学習で非常に高い精度の予測が可能であり、この2つの変数を組み合わせた場合の有効性が非常に高くなることが予想される。

RACSISは、上記のような問題意識から当社が独自に開発した変数選択手法であり、単独での有効性ではなく、組み合わせた場合の有効性をもとに変数選択を行う。前述したように全ての組み合わせについて探索するのは現実的ではないため(m個の変数の組み合わせの数は 2^m-1 通りとなり、わずか16個の変数で65535通りになる)、RACSISでは、ランダムに変数を選択して学習することを繰り返して、統計的に有効な変数の組み合わせを求める。以下にその手順について説明する。

- (1) 説明変数セットMの初期値として全変数をMに代入し、Mで学習した場合の精度をベスト精度の初期値とし、ベスト説明変数の初期値をMとする。
- (2) Mの中から、ランダムにP% (本研究ではP = 60) 選択して学習し、その精度をRACSIS表の選択した変数に代入することを指定回数N回 (本研究ではN = 400) 繰り返す。

図表 1 単独では有効性が低い、組み合わせると有効な変数の例



(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

- (3) 完成したRACSIS表を縦方向に平均を取り、変数ごとの平均精度 A_i (i は変数番号) を求める。
- (4) 変数ごとの平均精度 A_i の平均 A_{mean} と標準偏差 A_{sd} を計算し、 A_{sd} に乘算する係数 Q を導入して M のうち平均精度が $A_{mean} - A_{sd} \times Q$ 未満のものを削除し(本研究では $Q = 1.25$)、 M を更新する。
- (5) M で学習した場合の精度を計算し、ベスト精度を更新した場合はベスト精度とベスト説明変数を更新する。
- (6) M の個数が1になった場合は終了する。それ以外は、(2)に戻る。

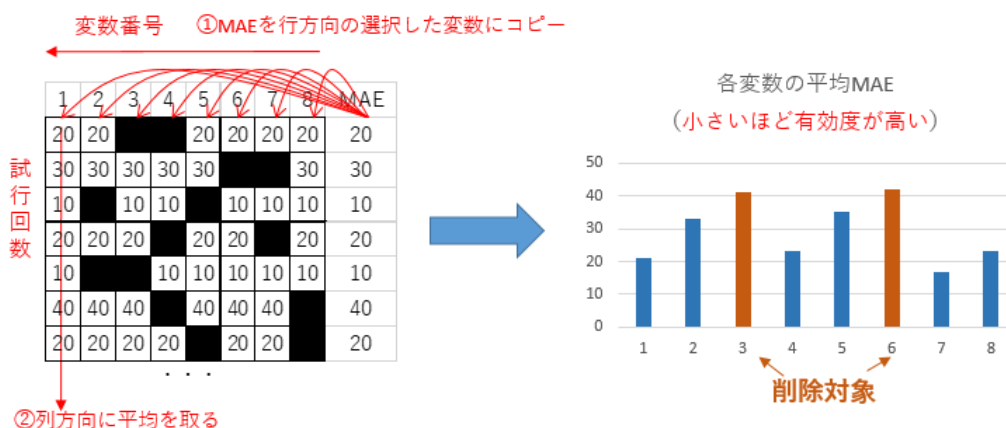
ここで、ステップ(2)(3)(4)におけるRACSIS表の作成と、変数削除のイメージについて、図表2を用いて説明する。RACSIS表は、行方向を変数方向、列方向を試行回数としたもので、ランダムに求めた変数の精度(MAE:平均絶対誤差)を表に代入していく。もし、最適な変数の組み合わせが選択した変数セットに含まれている場合、得られる精度は高くなる可能性が高い。十分な試行回数の後、列方向に平均の精度を求めると、最適な変数の組み合わせの精度が高くなると期待される。つまり、求めたMAEが小さいほど、各変数の組み合わせの有効性が高いことを示していると考えられる。

このように、RACSISは変数を組み合わせた場合の有効性を統計的に求めていくため、目的変数と説明変数の間に非線形な関係があったり、説明変数間の相互依存関係があったりしても、精度の高い説明変数の組み合わせが得られる可能性が高く、また、どのような機械学習手法にも適用できる汎用性を持っている。

(2) EXAMHEL: モデルの説明性・解釈性が高いホワイトボックス型AI

EXAMHEL (Explainable Adaptive Method based on Hebb's law) (永田毅・他(2022a))は、ESOM(進化型自己組織化マップ)(Deng and Kasabov(2003))を改良した手法であり、非線形モデルながら説明性が高いホワイトボックス型AIである。ESOMは、いわゆるクラスタリング(教師なし学習)の一種であり、データ密度の濃い位置にノードを配置し、データのつながりがあるノード間を接続(パスと呼ばれる)して自己組織化マップを生成する。非線形なデータ分布に対しても柔軟なクラスタリングが可能な特徴を持つが、学習時に設定するパラメータ(以下ハイパーパラメータという)に敏感で学習が不安定になる欠点がある。EXAMHELでは、ハイパーパラメータを見直し、アルゴリズムを修正することで、安定的に学習できるように改良を行っている。詳細については本稿の範囲を超えてしま

図表 2 RACSIS表の作成と変数の削除イメージ(変数が8個、P=75%の場合の例)

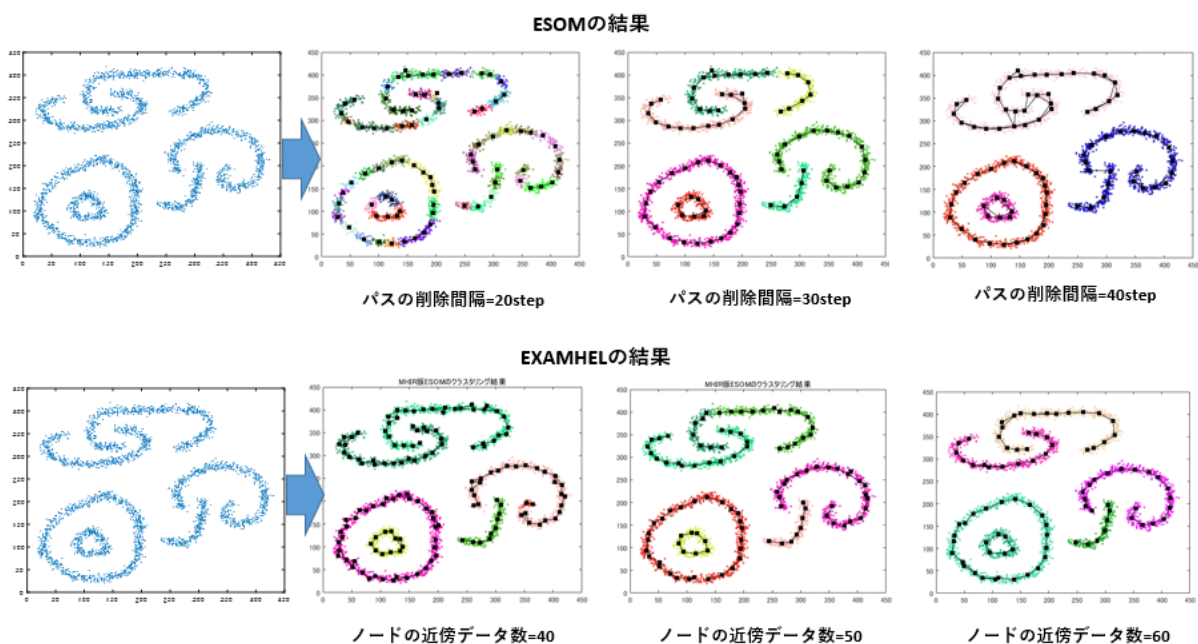


(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

うため、永田毅・他（2022a）を参照されたい。

ESOMとEXAMHELのクラスタリング比較を図表3に示す。四角が自己組織化マップのノード、線がノード間のパスを示している。パスが接続されていないノード間はデータ分布が疎であることを示しており、パスで接続されたノード群とそれに属するデータ群がクラスタを構成する。ESOMでは、ハイパーパラメータ（パス削除間隔）の違いにより、クラスタリング結果が大きく異なり、また、望ましい正解（クラスタ数6）は得られていないことが分かる。一方、EXAMHELでは、ハイパーパラメータ（ノードの近傍データ数）を変更しても結果の変動は小さくなく、またノードの近傍データ数=60の場合には、望ましい正解（クラスタ数6）が得られている。

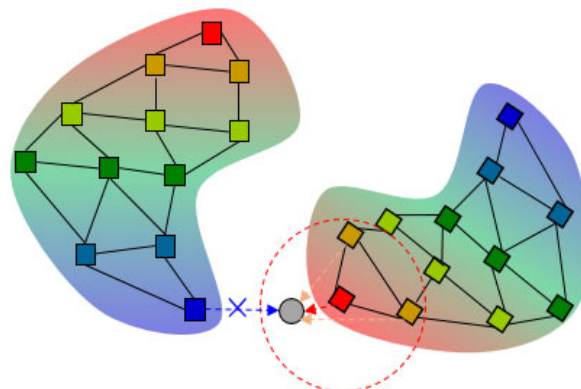
図表 3 ESOMとEXAMHELのクラスタリングの比較



EXAMHELはESOMに比べ安定したクラスタリングを実現している

(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

図表 4 EXAMHELの教師あり学習イメージ



入力データ●の目的変数(色)を予測する場合、最も近いノードおよびそれに接続しているノードから求めるため、青ノードは考慮されない！

(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

EXAMHELを教師あり学習に応用することも可能である。学習時には、説明変数と目的変数を結合して自己組織化マップを作成しておき、予測時には説明変数のみで最近接ノードを検索し、ノードの目的変数部分を予測値として取り出せば良い。図表4はEXAMHELの教師あり学習と予測のイメージである。色が目的変数を示しており、色の分布が教師データの分布を、四角いマークが自己組織化マップのノードを示している。この例では、データが大きく2つのクラスターに分割されている。未知データが入力されると、最近接ノード（赤ノード）および接続ノード（オレンジノード）から、未知データの予測が行われる。ここでのポイントは、クラスタリングのメリットを生かし、2番目に近いノード（青ノード）は最近接ノードに接続されていないため、予測に利用されないという点である。最近接ノードと関わりの深いノードのみから予測が求められるため、ノイズの影響を排除することが可能となっている。

EXAMHELの特徴をまとめると、以下のようになる。

- 一般的に非線形モデルの学習には、線形モデルよりも多くの学習データを必要とするが、データ分布を反映した自己組織化マップがベースとなっているため、少数データでも非線形な学習が可能。
- 非線形モデルの場合、推定根拠の説明ができない場合が多いが、EXAMHELは距離ベースで議論できるため、完全に説明することが可能（非線形関数を折れ線で近似しているイメージであり、全体的には非線形モデルだが、局所的には線形モデルと同様な説明性がある）。
- 自己組織化マップを可視化することで、人間が学習内容を修正したり、学習結果から知見を得たりすることが可能。

3. RACSIS と EXAMHEL を用いた日本の景気動向指数の分析

ここまで、当社が新たに開発したRACSISとEXAMHELの内容について解説した。次に、これらを用いて日本の景気動向指数の分析を行い、RACSISとEXAMHELが経済分析に応用可能であることを確認する。

（1）なぜ景気動向指数を分析するのか

景気動向指数は、景気の現状把握や将来予測を目的とし、日本の様々な経済部門（生産、在庫、投資、雇用、消費、企業経営、金融、物価、サービスなど）から選定された個別統計を統合して作成される指標であり、内閣府が毎月公表している²。選定される個別統計は、各部門において重要かつ景気に敏感とされる指標であり、これによって日本全体の景気変動の大きさやテンポ（量感）、各経済部門への波及度合いを把握することが可能になっている。

景気動向指数には、個別統計の動きを合成して作成するコンポジット・インデックス（CI）と、個別統計のうち改善している割合を算出して作成するディフュージョン・インデックス（DI）がある。CIは景気変動の大きさやテンポ（量感）をみるために、DIは景気各経済部門への波及度合いをみるために用いられる³。また、CIとDIにはそれぞれ景気より先に動く先行指数、ほぼ同時に動く一致指数、遅れて動く遅行指数がある（図表5）。先行指数は、在庫、新規求人、受注、住宅着工など、主に需給の変動を表す統計から作成される（11系列）。一致指数は、生産、出荷、労働投入量、商業販売といった、主に生産の動向を表す統計がもとになっている（10系列）。遅行指数の個別統計は、雇用者数

や失業率、設備投資、税金など、主に生産能力の増減や経済活動の結果を表している（9系列）⁴。

このように景気動向指数には、作成方法の違い（CI、DI）と、景気に連動するタイミングの違い（先行指数、一致指数、遅行指数）により、合計6種類の系列が存在する。このうち、本研究ではCI一致指数を分析の対象にした。CI一致指数は、景気の量的な変化を表すとともに、変化のタイミングが景気とほぼ一致しているため、動きが実質GDPと概ね連動している（図表6）。また、日本における景気の転換点（山・谷）は、CI一致指数の各採用系列から作成されるヒストリカルDIをもとに、景気動向指数研究会での議論を踏まえて内閣府経済社会総合研究所長が設定しており⁵、CI一致指数の動きをみることで景気の転換点（山・谷）を概ね把握することができる。したがって、RACSISとEXAMHELによる景気動向指数（CI一致指数）の分析を通じ、CI一致指数の予測や変動要因の解釈を行うことができれば、日本経済の転換点の早期把握や、景気循環メカニズムの理解促進に資するだろう。

（2）データと分析手順

こうした問題意識に基づき、本研究では国内外の様々なデータを用い、1カ月前の景気動向指数（CI一致指数）を予測する。

まず、予測のために用いたデータ（説明変数）は、日本のほか、日本の景気動向に影響を及ぼすと考えられる米国、中国の経済・金融指標である⁶。このうち十分な観測数を確保でき、かつ欠損値がない指標を抽出し、2004年8月～2021年9月のおよそ17年間（206カ月）をカバーする481系列の指標を収集した⁷。さらに、各指標がもつ情報が景気動向指数に反映されるまでのラグを考慮するため、原系列と1～6カ月遅行する系列の差分をとってデータセットに加えた。したがって説明変数は、481指標×7種類（当該月、当該月－1カ月前の値、当該月－2カ月前の値…、当該月－6カ月前の値）の合計3,367系列である（図表7）。一方、予測対象である目的変数は、CI一致指数の1カ月前の前月差変化幅とし

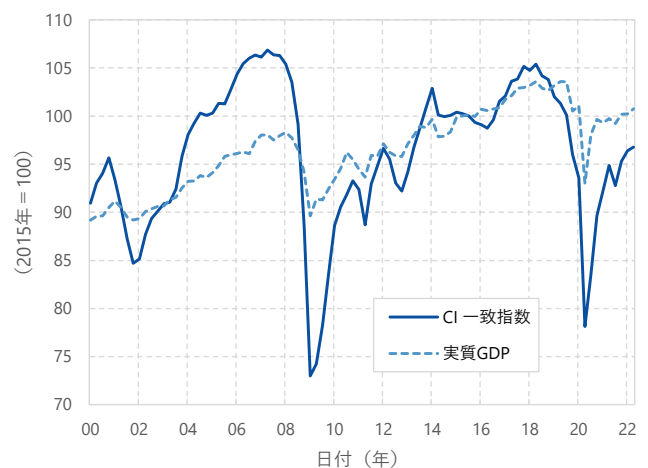
図表 5 景気動向指数の採用系列

先行指数	1	在庫率指数（最終需要財）
	2	在庫率指数（鉱工業用生産財）
	3	新規求人数（除く学卒）
	4	実質機械受注（製造業）
	5	新設住宅着工床面積
	6	消費者態度指数（二人以上世帯、季節調整値）
	7	日経商品指数（42種総合）
	8	マネーストック（M2、前年同月比）
	9	東証株価指数
	10	投資環境指数（製造業）
	11	中小企業売上げ見通しDI
一致指数	1	生産指数（鉱工業）
	2	出荷指数（鉱工業用生産財）
	3	出荷指数（耐久消費財）
	4	労働投入量指数（調査産業計）
	5	出荷指数（投資財、除く輸送機械）
	6	商業販売額（小売業、前年同月比）
	7	商業販売額（卸売業、前年同月比）
	8	営業利益（全産業）
	9	有効求人倍率（除く学卒）
	10	輸出数量指数
遅行指数	1	第3次産業活動指数（対事業所サービス業）
	2	常用雇用指数（調査産業計、前年同月比）
	3	実質法人企業設備投資（全産業）
	4	家計消費支出（勤労者世帯、名目、前年同月比）
	5	法人税収入
	6	完全失業率
	7	きまって支給する給与（製造業、名目）
	8	消費者物価指数（生鮮食品を除く総合、前年同月比）
	9	在庫指数（最終需要財）

（注） 2022年9月時点

（出所）内閣府「景気動向指数」より、みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

図表 6 CI一致指数と実質GDP



（注） 図表は2022年9月に取得したデータをもとに作成

（出所）内閣府「景気動向指数」、「四半期別GDP速報」より、みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

た。よって予測に用いることができるデータ数は、 $206 - 6$ （説明変数の遅行分） $- 1$ （目的変数の先行分） $= 199$ カ月分になる。

次に、3,367系列の説明変数からRACSISで実際に予測に使う変数を選択する。今回はデータ数が199個と少なく、RACSIS+EXAMHELで学習すると各ノード・クラスタ単位のデータ数は数十個となってしまう精度劣化が危惧されたため、RACSIS+SVR（サポートベクトル回帰）で変数選択を行い、10分割交差検証による精度検証を行った。通常の交差検証では教師データをシャッフルして行うが、今回の場合シャッフルすると目的変数が同じ教師データの説明変数に含まれてしまい、正しい検証にならない。そこで本研究では、学習データと検証データ間でデータが重ならないようにデータを連続的に取り、検証データと教師データの境界は6カ月間空けるようにした（図表8）。

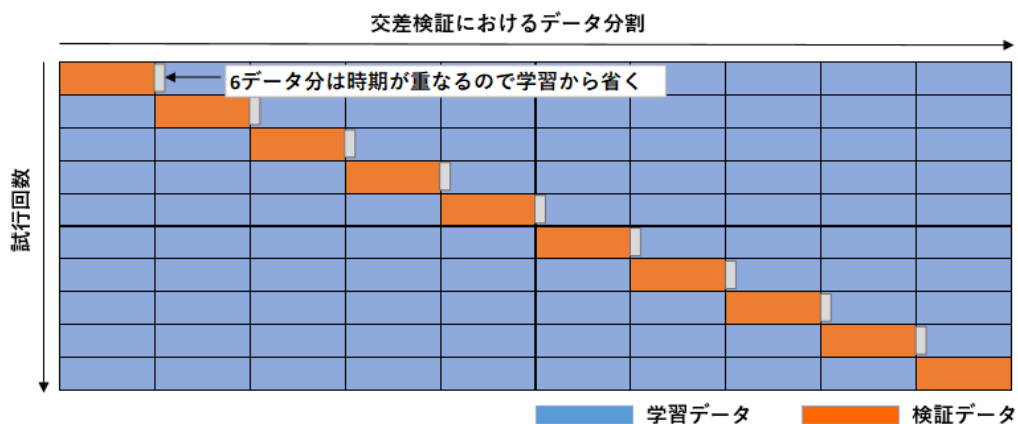
最後に、RACSIS+SVRが選択した変数を用いてEXAMHELによる教師あり学習を行った。前述したように、本研究の場合EXAMHELの精度はSVRよりも低いと考えられるが、EXAMHELの解釈性・説明性を期待して実施した。クラスタやノードごとに予測を行うことで、推定結果について人間が解釈することが可能となり、さらに、人間が学習結果から知見を得られることが期待されるからである。さらに、マップを見ながら人間が俯瞰的に議論したり、トレンド分析したりすることができるように、求めたEXAMHELのマップについて、PLS (Partial Least Squares Regression) (Geladi and Kowalski (1986)) を用いて次元圧縮を行い、得られた第1、第2主成分を用いて2次元マップ可視化を行った。

図表 7 説明変数と目的変数

説明変数 (データ数：199カ月)	481 系列の変数について、過去との差分を追加し、 $481 \times 7 = 3,367$ 系列の説明変数とした。 当該月の値 当該月の値 - 1カ月前の値 当該月の値 - 2カ月前の値 ... 当該月の値 - 6カ月前の値
目的変数 (データ数：199カ月)	1カ月先の景気動向指数の変動 (当該月の1カ月先の景気動向指数 - 当該月の景気動向指数)

(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

図表 8 10分割交差検証のデータ分割イメージ



(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

(3) RACSIS による変数選択の結果

前述のRACSISを用い、これら3,367系列の説明変数の中から高い予測パフォーマンスを発揮する変数の組み合わせを選択した結果、26の指標が選択された(図表9)⁸。選択された26指標を地域別・種類別に分類して整理すると、日本の指標は幅広い種類について選択されているが、特に企業や金融に関する指標が多いことがわかる(図表10)。米国の指標では、企業関連の指標のみが選択された。日本経

図表 9 RACSIS で選択した説明変数一覧

図表 10 選択した説明変数の地域・種類別系列数

地域・種類	統計名・出所	指標名	
日本	企業	鉱工業指数	稼働率指数(輸送機械工業)
		法人企業統計調査	営業利益(全産業)
		景気ウォッチャー調査	現状判断DI(非製造業)
		景気ウォッチャー調査	先行き判断DI(企業動向関連)
		景気ウォッチャー調査	先行き判断DI(非製造業)
	雇用	景気ウォッチャー調査	現状判断DI(雇用関連)
		景気ウォッチャー調査	先行き判断DI(雇用関連)
	消費	景気ウォッチャー調査	現状判断DI(飲食関連)
	金融	マネーストック統計	マネーストックM2
		貸出先別貸出金	新規貸出額(国内銀行、住宅資金)
		貸出先別貸出金	新規貸出額(国内銀行、消費財・サービス購入資金)
		主要銀行貸出動向アンケート調査	資金需要判断DI(過去3カ月間、中堅企業向け、金融・保険業)
		主要銀行貸出動向アンケート調査	資金需要判断DI(先行き3カ月間、個人向け)
		主要銀行貸出動向アンケート調査	貸出運営スタンスDI(過去3カ月間、中堅企業向け)
マーケット	Economic Policy Uncertainty	不確実性指数(金融政策)	
	日本経済新聞	日経商品指数(42種総合)	
	東京証券取引所	株価(技術者派遣企業)	
米国	企業	ISM製造業景況感指数	新規受注DI
		ISM製造業景況感指数	受注残DI
		ISM製造業景況感指数	輸出受注DI
		ISM製造業景況感指数	輸入DI
	鉱工業生産・設備稼働率	生産指数(ビジネスサプライ)	
	製造業出荷・在庫・受注	受注額(資本財)	
中国	企業	中国国家鉄路集団	鉄道貨物輸送量
	マーケット	深圳証券取引所	株価指数(成分指数、A株)
		深圳証券取引所	株価指数(鉱業)

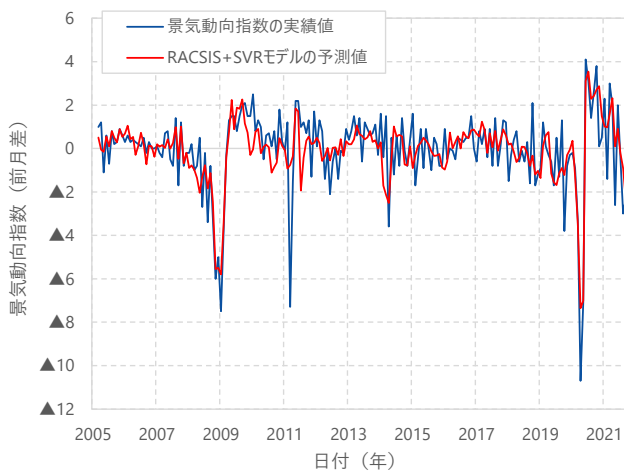
種類		地域		
		日本	米国	中国
企業	企業	5	6	1
	雇用	2	0	0
	消費	1	0	0
	金融	7	0	0
	マーケット	2	0	2

(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

(注) RACSIS+SVRで変数選択を行った結果
(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

図表 11 RACSIS+SVR による予測結果

図表 12 手法別の予測精度比較



手法	MAE (平均予測誤差)	
本稿の 手法	RACSIS + SVR	0.801
既存の 手法	LASSO + SVR	1.027
	BORUTA + ランダムフォレスト	0.842
	BORUTA + SVR	0.865

(注) 予測期間は2005年3月～2021年9月
(出所) 内閣府「景気動向指数」より、みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

(注) MAEは、観測値とモデル予測値の差の絶対値の平均値。値が小さいほど予測精度が優れていることを示す
(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

済と米国経済のリンケージは、その大部分が企業活動を通じて生じていると解釈できそうだ。また、中国については企業とマーケットから選択されている。日本と中国の企業部門が経済的に強い関係を持つことは言うまでもないが、マーケットの2指標がどちらも株価指数であることは、日本の景気に関する情報が中国の株式市場にいち早く反映されていることを示唆している⁹。

RACSYSで選択した説明変数26個を用いてサポートベクトル回帰モデル (SVR) を作成し、1カ月先の景気動向指数を予測した結果が図表11だ。景気動向指数の実績値は月毎に上下に振れているが、作成したモデル (RACSYS+SVR) による予測値は概ね実績値の中央を通っている。すなわち、モデルの予測値は景気動向指数の大局的な方向感を捉えているということだ。今回使用した予測手法について平均予測誤差 (MAE) と呼ばれる指標により予測精度を評価したところ、既存手法を上回る精度であることが確認できた (図表12)。

2008年のリーマンショックや2020年のコロナショックといった大規模な景気悪化局面においても、モデル予測値は実際の景気動向指数に近い動きをしていることから、ショックに対する頑健性もあることが確認できる。一方、東日本大震災による景気動向指数の下振れ (2011年) は予測できなかったが、地震の事前情報を得ることはできないため、モデルで予測できないのはむしろ自然な結果だと言えよう。

(4) EXAMHEL による景気変動要因の可視化と解釈

RACSYSで選択した26個の説明変数を用いてEXAMHELで学習し、目的変数と説明変数の関係を表す19個のノードを検出した。図表13は、検出したノードについて、目的変数 (景気動向指数の前月差) が大きい順に1~19の番号をつけ、各ノードにおける目的変数と説明変数の値を一覧にしたものだ。また図表14では、EXAMHELの学習結果をPLSで2次元に圧縮し、1~19のノード (丸印のマーカ) 、ノード間を接続するパス (黒色の破線) 、説明変数の時系列データ (灰色の実線) を表示した。図表14の横軸・縦軸は、説明変数26系列の動きを集約した新たな2つの系列 (第1・2成分) である。したがって図表14

図表 13 EXAMHEL で検出した各ノードにおける目的変数と説明変数の値

		EXAMHELで検出した各ノードにおける変数の値 (説明変数は標準化済)																				
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19		
目的変数		景気動向指数 (CPI-数指数、前月差)																				
		4.1	3.6	3.1	3.0	2.0	1.5	1.1	1.0	0.0	0.0	▲0.4	▲0.5	▲1.3	▲3.3	▲5.9	▲7.1	▲7.1	▲7.3	▲10.6		
説明変数	日本	稼働率指数 (輸送機械工業)	▲4.0	2.8	▲2.7	▲0.6	0.3	1.8	0.2	1.3	▲3.2	▲0.5	▲0.1	▲0.1	▲3.8	▲0.1	▲0.7	▲3.1	▲2.1	0.4	▲0.1	
		営業利益 (全産業)	▲4.1	2.6	▲4.1	0.4	0.4	2.7	0.8	1.6	▲1.8	▲0.2	▲0.1	▲0.1	▲0.8	▲0.8	▲2.9	▲4.1	▲2.8	▲0.8	▲0.9	
		景気ウォッチャー調査 現状判断DI (非製造業)	▲3.1	▲0.3	▲1.4	▲0.2	0.5	▲0.8	1.3	▲0.4	▲2.9	0.0	0.0	0.0	▲2.3	▲1.6	▲2.4	▲3.8	▲3.3	0.1	▲2.8	
		景気ウォッチャー調査 先行き判断DI (企業動向関連)	2.4	1.4	4.8	2.3	1.7	0.9	▲2.4	0.7	1.5	▲0.4	▲0.1	▲0.2	▲3.7	▲3.3	▲0.9	▲2.0	▲1.6	▲0.3	▲3.8	
		景気ウォッチャー調査 先行き判断DI (非製造業)	3.5	1.5	1.4	4.5	1.3	▲0.5	▲1.1	0.2	0.5	▲0.6	▲0.2	▲0.2	▲2.9	▲2.6	▲0.2	▲0.9	▲1.3	▲0.9	▲1.4	
		景気ウォッチャー調査 現状判断DI (雇用関連)	▲2.8	3.4	▲0.3	▲0.2	1.7	2.3	▲0.5	2.4	▲0.9	▲0.2	▲0.1	▲0.1	▲2.4	▲0.7	▲0.6	▲3.2	▲1.2	0.7	▲2.3	
		景気ウォッチャー調査 先行き判断DI (雇用関連)	▲1.5	▲0.2	▲0.5	0.2	0.4	▲1.3	0.1	▲0.7	▲2.7	0.1	▲0.1	▲0.1	▲1.9	▲2.1	▲3.0	▲3.7	▲3.2	0.5	▲3.2	
		消費	景気ウォッチャー調査 現状判断DI (飲食関連)	▲2.7	5.1	▲0.1	▲2.0	▲1.4	2.3	▲0.3	1.1	▲0.6	▲0.3	▲0.2	▲0.2	▲2.5	▲2.2	▲0.1	▲3.7	▲0.7	1.0	▲2.9
		マネーストックM2	2.2	4.7	4.2	0.4	0.4	4.6	0.0	0.6	▲0.1	▲0.7	▲0.6	▲0.7	▲0.3	0.4	▲0.4	0.9	▲0.4	▲0.5	0.6	
		新規貸出額 (国内銀行、住宅資金)	▲0.1	0.6	▲1.3	0.7	0.7	▲1.3	0.9	▲0.7	0.8	0.6	▲0.1	▲0.1	0.9	0.1	0.1	1.1	▲0.3	0.3	1.2	
	新規貸出額 (国内銀行、消費財・サービス購入資金)	1.2	▲0.7	2.0	▲0.1	0.4	1.0	2.2	▲0.3	▲0.6	▲0.4	▲0.3	▲0.3	2.5	▲0.2	▲0.4	0.5	▲0.5	1.1	▲0.3		
	資金需要判断DI (過去3カ月間、中堅企業向け、金融・保険業)	2.2	▲0.5	2.6	▲1.7	▲1.1	1.7	▲0.0	▲2.4	2.6	▲0.2	▲0.3	▲0.2	2.4	0.7	0.1	1.8	3.6	2.0	1.1		
	資金需要判断DI (先行き3カ月間、個人向け)	2.7	1.1	2.7	1.6	1.6	1.9	▲5.1	▲0.1	0.1	0.2	▲0.1	▲0.1	▲1.5	▲3.3	▲1.0	▲0.3	▲0.6	▲1.6	▲3.2		
	貸出運営スタンスDI (過去3カ月間、中堅企業向け)	3.4	▲3.3	3.4	0.1	0.1	▲3.5	▲0.5	0.6	0.9	0.3	▲0.0	0.0	▲0.4	2.8	0.9	3.4	0.9	▲0.5	2.8		
	不確実性指数 (金融政策)	▲0.1	0.3	0.5	0.4	1.0	0.6	0.2	0.5	0.4	▲8.5	0.2	0.2	▲1.1	0.5	▲0.4	0.1	▲0.1	0.2	▲1.2		
	マーケット	日経商品指数 (42種総合)	0.3	▲0.0	1.0	1.7	0.9	0.6	0.1	0.5	▲1.0	▲0.4	0.2	0.2	0.7	▲5.4	▲1.7	▲3.2	1.2	▲3.1		
	株価 (技術者派遣企業)	▲0.1	0.3	▲0.0	▲0.2	0.6	▲0.1	0.2	▲1.2	▲1.8	0.2	▲0.1	▲0.1	▲0.4	▲0.1	▲1.5	▲0.7	▲1.4	0.1	▲0.7		
	米国	企業	ISM製造業景況感指数 新規受注DI	▲1.8	2.2	1.1	▲0.2	0.8	1.1	0.0	2.4	▲1.6	0.1	▲0.1	▲0.2	1.0	0.4	▲1.7	▲2.5	▲2.7	1.2	▲0.7
			ISM製造業景況感指数 受注残DI	▲0.3	2.9	0.2	0.3	1.1	1.2	▲0.8	1.7	▲0.1	0.4	0.0	▲0.0	0.3	0.9	▲1.4	▲0.4	▲1.2	0.5	0.7
			ISM製造業景況感指数 輸出受注DI	▲1.7	0.9	3.0	▲0.1	▲0.1	2.5	▲0.6	1.1	0.9	▲1.1	▲0.0	▲0.0	▲1.3	1.0	▲3.8	▲3.9	▲1.4	2.8	▲1.7
ISM製造業景況感指数 輸入受注DI		▲0.4	2.0	0.3	0.5	1.1	1.3	▲1.2	1.7	▲1.2	▲0.1	▲0.1	▲0.2	▲1.1	▲0.7	▲0.2	0.2	▲0.2	▲1.2	▲0.4		
生産指数 (ビジネスサプライ)		1.9	0.7	2.6	▲1.4	2.1	2.0	0.8	0.3	▲0.9	▲0.1	0.1	0.1	▲0.0	0.4	▲1.1	▲9.8	▲3.0	0.4	▲3.6		
受注注 (資本財)		1.5	0.6	0.5	1.2	4.1	▲0.2	▲0.4	0.3	▲0.4	0.4	▲0.0	▲0.1	0.2	▲0.6	▲0.5	▲1.7	▲0.7	▲1.1	▲1.7		
中国	マーケット	鉄道貨物輸送量	0.3	0.3	0.1	1.9	1.2	0.8	▲1.7	0.9	▲1.2	0.7	▲0.2	▲0.2	▲0.4	▲0.3	▲0.5	▲2.0	▲2.2	▲0.1	▲1.0	
		株価指数 (成分指数、A株)	0.5	▲0.6	1.0	▲0.1	▲0.9	2.1	▲0.6	0.8	0.6	▲2.6	0.1	0.1	0.2	0.3	▲1.4	▲0.3	0.3	0.2	▲0.7	
		株価指数 (鉱業)	▲0.2	0.3	▲0.2	▲0.1	▲0.1	0.3	▲0.1	0.9	0.2	▲0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	▲1.4	▲0.1	▲0.5	0.2	▲0.2	

(注) 説明変数は標準化した値を表示。日本の不確実性指数は値が大きいほど経済への影響がネガティブであることを示すため、符号を正負反転させている

(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

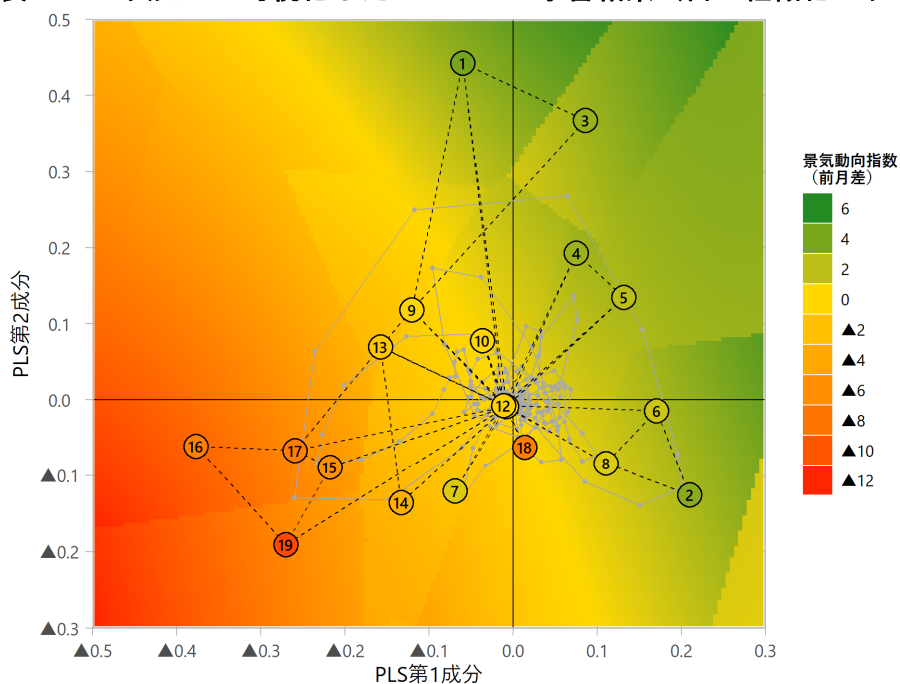
は、本来26次元空間上にある点や線を2次元の平面上に投影した影絵のようなものである。また、図表14における1～19のマーカーの色は各ノードにおける目的変数の値を、背景のヒートマップは2次元上の各地点における説明変数の値から予測される目的変数の値を、それぞれ緑色（プラス）～黄色（ゼロ）～赤色（マイナス）の濃淡で表している。ヒートマップをみると、図中左上（原点から11時方向）から右下（5時方向）にかけて黄色の帯があり、帯の右上側が概ね緑色（目的変数がプラス）で景気改善を示唆し、左下側が赤色（目的変数がマイナス）で景気悪化を示唆している。

この図表13と図表14を組み合わせて、EXAMHELにより検出された各ノードが経済のどのような局面と対応しているか確認しよう。

まずノード1～8は目的変数（景気動向指数の前月差）がプラスであり、日本経済が改善していることを意味している。ただ、図表14では原点の上側（12時方向）から右下（4時方向）を中心とする領域にノード1～8が広く散らばっており、経済の改善をもたらした要因（説明変数の内容）が異なることが示唆される。例えば、原点上側のノード1、3の説明変数をみると日本の企業・雇用・消費指標でマイナスが目立つ一方、金融指標は良好であり、金融面の改善が景気をけん引する局面であることがうかがわれる。一方、右下に位置するノード2、6、8では日本の企業・雇用・消費指標や、米国・中国の企業指標が概ねプラスであり、内外の実体経済が改善する局面のようだ。

ノード9～12は目的変数がゼロ近傍と、経済状態が方向感に乏しい。図表14ではノード10～12が概ね原点付近に固まっていて、図表13でもほとんどの説明変数がゼロに近い。そのなかで、ノード9のみやや左上に離れている。図表13では、ノード9は日本の企業・雇用・消費・マーケット指標と米国指標がマイナスである一方、日本の金融指標がプラスであり、それらがバランスした結果として経済状態が変化していないと考えられる。

図表 14 2次元上に可視化した EXAMHEL の学習結果（自己組織化マップ）



(注) 1. ノード11はノード12とほぼ同じ位置にあり、マーカーが重なっている
 2. 灰色の折れ線グラフは2005年3月～2021年9月の説明変数26系列をPLS第1・2成分に変換し、後方3カ月移動平均をとったもの
 (出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

ノード13～19は目的変数がマイナスであり、日本経済が悪化していることを意味している。特に、図表14の左下に位置するノード15、16、17、19は目的変数のマイナス度合いが大きい。各ノードの説明変数をみると、日本の企業・雇用・消費指標に加え、日本のマーケット指標や米国・中国の指標もマイナスであり、市場や海外経済の悪化が日本経済の悪化に拍車をかけていることがうかがわれる。

なお、ノード18は目的変数が大幅なマイナスであるにもかかわらず図表14の原点付近にある、一種の「外れ値」である。実際、図表13をみても、ノード18の説明変数の内容は悪くない。データを確認したところ、ノード18は2011年に発生した東日本大震災のデータを代表していることが分かった¹⁰。自然災害という特殊要因により目的変数と説明変数の動きに一時的に大きな乖離が生じたことが、ノード18が外れ値となった原因である。

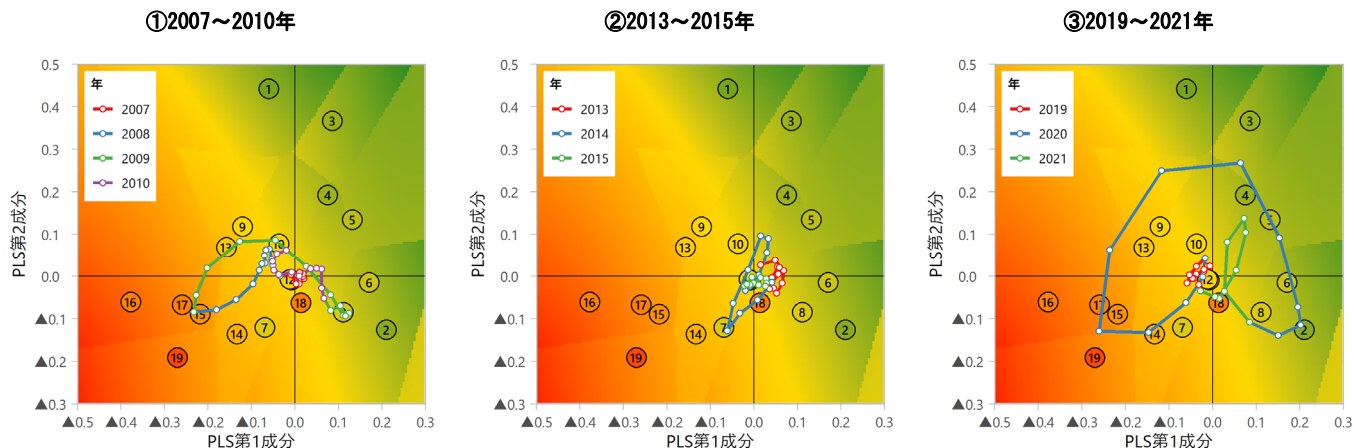
こうした各ノードの解釈をもとに、実際の説明変数の動きから過去の日本経済の局面を把握してみよう（図表15の①～③の折れ線グラフ）。

まず2008年には図表15（①）の原点付近から左下のノード15方向に移動し、マーケットや海外部門も含め経済が全般的に悪化したことを示唆している。米国のサブプライムローン問題に端を発するリーマンショックにより、海外経済や市場の悪化が日本の急速な景気後退につながった動きが現れていると言えよう。一方、2009年には左上のノード13付近を経由して右下のノード8へ循環し、日米中の経済指標が改善したことを伺わせる動きとなった。

次の図表15（②）では、2014年に再び原点付近からやや左下のノード7方向に移動している。これは、2014年4月に実施された消費税率引き上げ（5%→8%）に起因するものであり、海外経済や市場の悪化を伴った2008～2009年の局面とは図中の位置が全く異なることが分かるだろう。

その後、2019年までは原点付近で目立った動きはみられないが、2020年には新型コロナの感染拡大に伴う都市ロックダウンで経済が急速に悪化し、2008年と同様に原点付近から左下へ移動した（図表15の③）。2020年後半にはロックダウン解除により景気が回復し、左下～原点上側～右下にかけて時計回りに大きく循環した。左下・右上方向ともに2005年以降で最も外側の領域まで移動しており、コロナ禍初期における経済の落ち込みと回復の振幅が非常に大きかったことを示している。なお、2020年の循環（図表15の③）では2009年の循環（図表15の①）に比べ、原点上側のノード1、3の近くを通

図表 15 局面別の説明変数の推移



(出所) みずほリサーチ&テクノロジーズ作成

っていることが確認できる。先述したとおり、ノード1、3は日本の企業・雇用・消費指標がマイナスである一方、金融指標がプラスであることを示しており、コロナ禍における景気の改善が金融面の後押しに強く依存していたことを示唆している。

4. おわりに

本稿では、当社が独自に開発した2つの新たな機械学習の手法、すなわち、効率的かつ有効性が高い変数選択方法のRACSISと、モデルの説明性・解釈性があるホワイトボックス型AIのEXMAHELについて解説した。それらを日本の景気変動を表す景気動向指数の予測に活用したところ、大量の経済・金融データから日本の景気変動を高い精度で予測する少数の変数を選択し、かつそれらを用いて過去の景気変動要因を可視化することに成功した。

今回はRACSISとEXAMHELの技術実証の観点から、過去の景気動向指数に対する予測力の検証と、これまでの景気変動要因の可視化を行ったが、これらの手法を用いて先行きの予測を行うことも原理的に可能である。とりわけ、将来予測のニーズがより高いと考えられる株価や為替相場などの金融指標に分析の幅を広げていくことも、今後検討の余地があるだろう。

AIによるデータ分析は高い精度を誇るだけでなく、結果の解釈可能性も備える新たなフェーズに入りつつある。経済・金融分析や政策効果分析など、分析結果をもとに人間が判断を下す必要がある領域にも、AIによるデータ分析を活用できる素地が整ってきたと言えるだろう。

[参考文献]

- Deng, D., and Kasabov, N. (2003) “Online pattern analysis by evolving self-organizing maps.” *Neurocomputing* 51: 87-103.
- Geladi, P., and Kowalski, B. R. (1986) “Partial least squares regression: a tutorial.” *Analytica chimica acta* 185: 1-17.
- Kursa, M. B., and Rudnicki, W. R. (2010) “Feature selection with the Boruta package.” *Journal of statistical software* 36: 1-13.
- Tibshirani, R. (1996) “Regression shrinkage and selection via the lasso.” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* 58(1): 267-288.
- 永田毅・竹田康亮・前川秀正・世古千博・小泉拓・水谷麻紀子・根本裕也・橋本大樹・森悠史・玉垣勇樹・岩淵耕平・小永吉健太・信夫大志 (2022a) 「学習システム、学習方法及び学習プログラム、特願2022-002464」
- 永田毅・竹田康亮・前川秀正・世古千博・小泉拓・水谷麻紀子・根本裕也・橋本大樹・森悠史・玉垣勇樹・岩淵耕平・小永吉健太・信夫大志 (2022b) 「情報選択システム、情報選択方法及び情報選択プログラム、特願2022-002565」
- 服部直樹・井筒雄介 (2020) 「AIが予測する日本経済の先行き 敵対的生成ネットワークによる景気動向指数の短期予測」みずほ総合研究所『みずほインサイト』、2020年3月30日

¹ 機械学習を用いた経済分析の実例や論点については、例えば「機械学習は経済学を変えるのか？」日本評論社『経済セミナ

一』2019年12月・2020年1月号 通巻 711号を参照されたい。

² 景気動向指数の詳細については、内閣府経済社会総合研究所「景気動向指数の利用の手引」を参照されたい。

(<https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/di3.html>)

³ 景気動向指数は、かつてはDIが公表形態の中心であったが、2008年4月以降CIが主として用いられるようになった。ただし、DIも景気の波及度を測るために重要な指標であり、両指標を併せて捉えることが肝要である。

⁴ 景気動向指数の採用系列は定期的に見直しが行われている。また、2022年7月の第21回景気動向指数研究会での議論を踏まえ、景気を把握する新しい指数（一致指数）について現在検討が行われており、参考指標として公表されている。景気を把握する新しい指数（一致指数）の詳細については、内閣府経済社会総合研究所「景気を把握する新しい指数（一致指数）[参考指標]」を参照されたい。

(https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/di_ref.html)

⁵ 景気の転換点（景気基準日付）の詳細については、内閣府経済社会総合研究所「景気基準日付」を参照されたい。

(<https://www.esri.cao.go.jp/jp/stat/di/hiduke.html>)

⁶ CI一致指数を予測する上では、日本の景気の先行きを示すCI先行指数（もしくはその採用系列、図表5参照）を説明変数に用いれば、本来はそれだけで事足りるはずである。実際、服部・井筒（2020）ではCI先行指数の採用系列を用いてディープラーニングでCI一致指数を予測し、高い精度を記録した。今回、あえてCI先行指数以外の多くの国内外データを説明変数として使用したのは、大量のデータをもとにRACSISの変数選択能力を評価すること、日本の景気変動に対する海外経済要因を直接可視化するために海外データを導入すべきと考えたこと（CI先行指数の採用系列は全て国内データ）、が理由である。

⁷ 本研究は過去のデータを対象にした技術実証であり、説明変数の公表頻度・タイミングを考慮していないため、本研究で構築したモデルを用いて1カ月先のCI一致指数をリアルタイムで予測することはできない。

⁸ 選択された26指標には、景気ウォッチャー調査の先行き判断DI（企業動向関連）と先行き判断DI（非製造業）のように、指標の対象範囲が重複するものがある（非製造業は企業動向関連の一部）。こうした説明変数の組み合わせは通常の経済分析では許容しないが、本研究ではRACSISの性能評価の観点から選択結果をそのまま用いた。

⁹ 例えば、①中国の企業部門や株式市場の動きが日本の景気変動に影響する、②日本の景気変動の兆しが貿易取引などを通じて早い段階で中国の企業活動や株式市場に現れる、③日本の景気変動と中国の株式市場の両方に影響を及ぼす共通要因がある、といった理由が考えられる。

¹⁰ 3(2)及び図表7に記したとおり、目的変数は説明変数の1カ月先の値である。ノード18では目的変数が2011年3月、説明変数が2011年2月の値になっている。

【PR】YouTube®動画「MHRT Eyes」・各種 調査レポート（無料）を配信中！（「YouTube」はGoogle LLCの登録商標です）

～国内外の経済・金融動向など幅広い分野について、エコノミスト・研究員が専門的な知見をご提供～

▽メルマガ（登録無料）では、配信をいち早くお知らせしております。下記より是非お申込みください

<https://www.mizuho-rt.co.jp/publication/mailmagazine/research/index.html>



（QRコードはデンソーウェーブの登録商標です）

お問い合わせ：みずほリサーチ&テクノロジーズ株式会社 調査部メールマガジン事務局

(03-6808-9022, chousa-mag@mizuho-rt.co.jp)

【共同執筆者】

情報通信研究部	社会基盤技術チーム	主席コンサルタント	永田毅	takeshi.nagata@mizuho-rt.co.jp
情報通信研究部		次長	前川秀正	hidemasa.maekawa@mizuho-rt.co.jp
情報通信研究部	社会基盤技術チーム	課長	世古千博	chihiro.seko@mizuho-rt.co.jp
情報通信研究部	センサ・メディア情報技術チーム	課長	小泉拓	hiroshi.koizumi@mizuho-rt.co.jp
情報通信研究部	社会基盤技術チーム	コンサルタント	竹田康亮	kosuke.takeda@mizuho-rt.co.jp
調査部	経済調査チーム	主席エコノミスト	服部直樹	naoki.hattori@mizuho-rt.co.jp
調査部	アジア調査チーム	エコノミスト	越山祐資	yusuke.koshiyama@mizuho-rt.co.jp
調査部	総括・市場調査チーム	エコノミスト	嶋中由理子	yuriko.shimanaka@mizuho-rt.co.jp
調査部	経済調査チーム	エコノミスト	諏訪健太	kenta.suwa@mizuho-rt.co.jp

●当レポートは情報提供のみを目的として作成されたものであり、取引の勧誘を目的としたものではありません。本資料は、当社が信頼できると判断した各種データに基づき作成されておりますが、その正確性、確実性を保証するものではありません。本資料のご利用に際しては、ご自身の判断にてなされますようお願い申し上げます。また、本資料に記載された内容は予告なしに変更されることもあります。なお、当社は本情報を無償でのみ提供しております。当社からの無償の情報提供をお望みにならない場合には、配信停止を希望する旨をお知らせ願います。