

# 船舶自動識別装置データによる輸出ナウキャストイング AIS-based Export Nowcasting

上田 翼<sup>1\*</sup> 廣瀬 勇秀<sup>1</sup>  
Tsubasa Ueda<sup>1</sup> Takehide Hirose<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 三井住友 DS アセットマネジメント株式会社  
<sup>1</sup> Sumitomo Mitsui DS Asset Management Company, Limited

**Abstract:** 本稿では、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イングする手法を提案する。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する。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、日本の輸出数量を予測する。提案手法は、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。

## 1 はじめに

近年、金融分野においてオルタナティブデータの利用が活発化している。コロナ禍においてグローバルな海上流通が混乱する中で、注目度が高まったのが AIS データである。AIS は大型船に設置が義務づけられている識別装置であり、船舶の位置や船種などの情報をリアルタイムで取得できることから、金融・経済分野への活用が期待されている。2021 年は一部港湾の混雑が深刻化し沖合で入港を待つ船舶が急増したことから、サプライチェーンに関心のある市場関係者の注目が AIS データに集まった。

経済予測への応用も試みられており、Arslanalp(2019) はマルタの貿易統計予測に用いたほか [1]、Diego(2020) は各船舶の寄港地識別器を独自に構築したうえで広範な国について貿易予測を行った [2]。Peng(2021) は船舶の到着情報から中国の貿易指数を作成し、輸出入と連動していることを確認した [3]。このように AIS データの活用は徐々に進んでいるものの、個別企業の輸出に焦点をあてた研究は筆者の知る限りで存在しないほか、予測精度の検証面でも明示的に従来手法と比較したものは見当たらない。

そこで、本稿では日本のデータを用いて AIS データを用いた輸出のナウキャストイングを行う。具体的な予測対象は、①自動車輸出台数（個社）、②自動車輸出台数（全体）、③日本の輸出数量である。①②についてはモデルを用いないナイーブ予測と比較し、③については財務省の貿易統計を用いたモデル予測と比較する。

\*E-mail: tsubasa.ud@gmail.com

## 2 提案方法

### 2.1 AIS データ

AIS とは、Automatic Identification System（船舶自動識別装置）の略語である。IMO（国際海事機関）の規定により、2004 年末から「国際航海に従事する 300 総トン以上のすべての船舶、国際航海に従事しない 500 総トン以上の貨物船、およびすべての旅客船」に AIS を搭載することが義務付けられている [2]。AIS データは地上局または人工衛星によって受信され、船舶の位置や速度、船種、喫水、目的地、航行状態などを含んでいる。

本稿で使用する AIS データは Orbital Insight 社から提供されたもので、指定領域内に存在する船舶の情報が収集されている。AIS 情報は一般的に数秒～数分置きに発信されるが、元データの取得頻度は 1 時間ごとにダウンサンプリングされており、提供までのタイムラグはおよそ 1 日である。補足率は対象領域やタイミングにもよるが、事前調査の結果を踏まえると、大型貨物船については全数に近い把握を期待できる。

### 2.2 Elastic Net

本稿で扱うモデルはドメイン知識を基に説明変数を選択するため、モデルの misspecification はそれほど深刻ではないと予想される。しかし、後述するように、複数メーカーの共用埠頭など一部の変数が冗長になり得るため、スパース性が期待できる Lasso 回帰が一つの選択肢となる。一方、Lasso 回帰には高相関の説明

変数がある場合に片方が欠落しやすいほか、サンプル数より多くの変数を選択できない欠点がある。本稿ではサンプル数が比較的少ないため、外挿予測を行う場合、一部のモデルで特に後者が問題になる可能性がある。そこで、これらの欠点に対処できる Elastic Net を用いる [4]。Elastic Net は正則化項に L1 ノルムと L2 ノルムの両方を加えており、具体的には、線形回帰モデル

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (1)$$

を考えたとき、次の最小化問題を解いて  $\boldsymbol{\beta}$  を推定する。

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} \frac{1}{2n} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2^2 + \alpha\rho\|\boldsymbol{\beta}\|_1 + \frac{\alpha(1-\rho)}{2}\|\boldsymbol{\beta}\|_2^2 \quad (2)$$

$\rho, \alpha$  はハイパーパラメーターであり、本稿ではグリッドサーチを行い 5-fold cross validation で平均二乗誤差 (MSE) を評価して調整する。また、モデルの構造上  $\boldsymbol{\beta}$  は正になることが期待されるので非負制約を加える。

## 2.3 自動車輸出：個社別

日系大手自動車メーカー 7 社について、(1) の変数を以下のように設定したモデルをそれぞれ構築する。なお、本稿を通じて、変数は月次で集計した後に対数階差をとり標準化したうえで推定を行う。

$\mathbf{y}$  : 自動車輸出台数

$\mathbf{X}$  : 輸出埠頭における自動車運搬船の出航数

輸出埠頭はドメイン知識によってメーカーごとに複数の領域を選択し、船舶が領域から退出した時点で出航とみなす。一定の滞在期間が観測できた自動車運搬船を抽出し、退出時喫水が進入時喫水を下回るものを除外する。喫水とは船舶が水面以下に沈んでいる深さを意味し、退出時に減少していれば港湾で積荷を降ろした輸入向け船舶である可能性が高い。出航数は、船舶によって積載量が異なるため、DWT (載貨重量トン) ベースで埠頭別に集計し、それぞれ単独の説明変数として用いる。

モデルの狙いとしては、メーカーと埠頭の関係は必ずしも完全に紐づいておらず、複数社が共用しているケースや途中で利用を停止したケースなどが存在するため、変数選択や重み調整を企図している。

## 2.4 自動車輸出：7 社合計

トップダウンとボトムアップの 2 種類のモデルを構築する。トップダウンモデルは、2.3 節の個社モデルから  $\mathbf{y}$  を 7 社合計に、 $\mathbf{X}$  を全埠頭に変更したものである。

ボトムアップモデルは、以下のように対数階差ベースの個社予測を集計したものである。

$$\hat{y}_{total,t} = \ln \left( \frac{\sum_{i=1}^7 \exp(\hat{y}_{i,t}) * export_{i,t-1}}{\sum_{i=1}^7 export_{i,t-1}} \right) \quad (3)$$

$i$  はメーカーの index,  $export$  は輸出実績値を指している。

## 2.5 実質輸出

2.4 節の自動車輸出予測値に別の AIS データを加えて、(1) の変数を以下のように設定したモデルを構築する。

$\mathbf{y}$  : 実質輸出

$\mathbf{X}$  : 自動車輸出予測の 7 社合計 (ボトムアップモデル), 主要港湾区域におけるコンテナ船および一般貨物船の出航数

予測対象は日本全体の輸出であるため、まず、広範な主要港湾区域において、一般的に輸出に供されることが多いコンテナ船と一般貨物船を抽出した。そのうえで、一定の滞在期間が観測でき、退出時喫水が進入時喫水を上回る、輸出向けの可能性が高い船舶に限定する。出航数を港湾区域別かつ船種別に集計し、それぞれ単独の説明変数として用いる。

## 3 実証分析

### 3.1 予測プロセス

本稿のサンプル期間は 2018 年 1 月から 2021 年 11 月までであり、外挿予測は 2019 年以降の期間について行う。具体的には、 $t$  月データの一般的な公表スケジュールは以下の通りであり、 $t+1$  月 2 日時点で利用可能な全ての情報を用いて  $t$  月データを予測することを繰り返す。

$t$  月最終営業日前日 貿易統計  $t$  月上旬分 (速報)

$t+1$  月 2 日 AIS データ  $t$  月分, 予測時点

$t+1$  月第 5 営業日 貿易統計  $t$  月上中旬分 (速報)

$t+1$  月第 12 営業日 貿易統計  $t$  月 (速報), 実質輸出入  $t$  月

$t+1$  月最終営業日前日 自動車メーカー輸出台数  $t$  月

$t+1$  月最終営業日前日 貿易統計  $t$  月 (確報)

### 3.2 自動車輸出予測の結果

個社別および7社合計の予測誤差は表1の通りである。2.3節と2.4節のモデル(AIS)に加え、比較対象として船舶出航数の合計値を直接的に用いたナীব予測(Naive)も行った。すなわち、対数階差化前の $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T]^T$ について、 $\|\mathbf{x}_t\|_1$ の対数階差を予測値とする。

表1: 予測誤差 (個社, RMSE)

	Naive	AIS
トヨタ	0.124	0.121
日産	0.223	0.251
ホンダ	0.296	0.331
マツダ	0.187	0.240
スバル	0.375	0.337
三菱	0.379	0.366
スズキ	0.251	0.230

表2: 予測誤差 (7社合計, RMSE)

	Naive	Bottom-up	Top-down
2019年～	0.111	0.119	0.128
2021年～	0.071	0.067	0.056

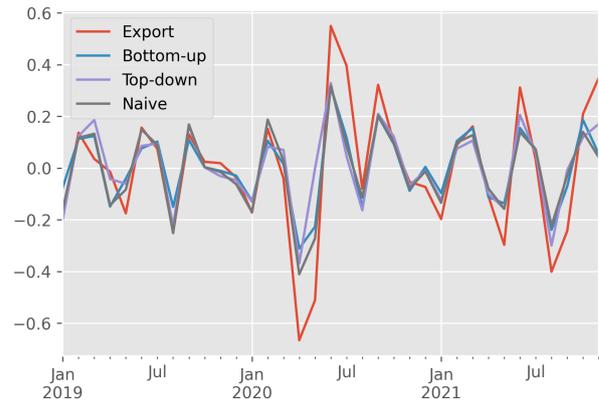
個社モデルにおける予測誤差(表1)は、ナীব予測と比べて7社中4社が改善、3社が悪化した。また、7社合計モデルの予測誤差(表2)は、ボトムアップモデルのほうがトップダウンモデルより小さいが、ナীব予測に劣る結果となった。しかし、2021年以降の期間に限ると順番は逆転している。サンプル数が増加するにつれてモデルが安定した可能性もあり、継続的に精度を検証する必要があるだろう。総じてみれば、モデルベースで変数選択や重み調整を行う余地があり得る一方、ドメイン知識を用いて事前に適切な変数を選択できれば、出航数を直接用いても十分な精度を確保できるといえよう。図1に7社合計予測の推移を示したが、いずれの予測値も実績をよくトラックしている。

### 3.3 実質輸出予測の結果

実質輸出の予測誤差は表3の通りである。2.5節のモデル(AIS)に加えて、比較対象として、実質輸出を貿易統計上旬分(速報)で線形回帰して外挿予測したモデル(Prelim)を用意した。3.1節で確認したように、予測時点で貿易統計上旬分(速報)は利用可能である。また、PrelimとAISは利用する説明変数が異なることから、両者の中間予測(Ensemble)も用意した。

予測誤差の点では、Ensemble, AIS, Prelimの順に優れた結果となった。AISデータを用いたモデルは単

図1: 自動車輸出予測 (月次対数階差)



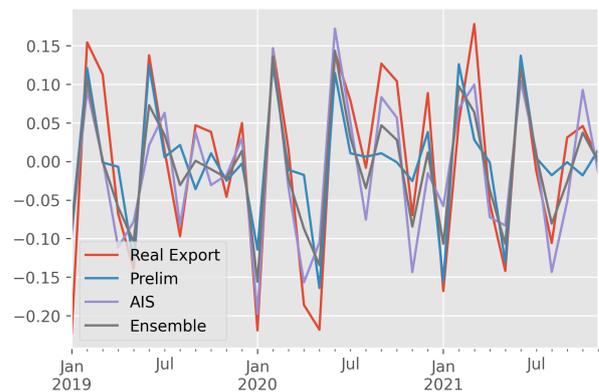
(出所)Orbital Insight, 自動車メーカー各社, SMDAM

表3: 予測誤差 (実質輸出, RMSE)

	Prelim	AIS	Ensemble
2019年～	0.073	0.063	0.058

体で貿易統計速報ベースのモデルを上回ったのに加え、両者をアンサンブル化することで精度がさらに向上した。図2に示したように、貿易統計速報ベースの予測がフラットに近くても実際には輸出が大きく増減している期間があり、特にそのような時期にAISデータの予測が効果的になっている。

図2: 実質輸出予測 (月次対数階差)



(出所)Orbital Insight, 日本銀行, 財務省, SMDAM

## 4 結論

本稿では、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実質輸出の予測を行った。自動車輸出予測においては、輸出埠頭の船舶出航数を直接利

用して十分な精度を確保できた。実質輸出予測については、自動車輸出の予測値と主要港湾区域から抽出したデータをモデルベースで組み合わせることで、貿易統計速報に基づく予測より高い精度を実現した。AIS データはほぼタイムラグなく入手でき、予測精度も良好なことから、輸出のナウキャストに有効といえよう。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、三井住友銀行法人デジタルソリューション部の張笑陽氏を中心にご支援いただきました。Orbital Insight の長尾真司氏、新井康平氏には、実際の AIS データ取得・整形作業についてご協力いただきました。同僚の杉山泰平氏には原稿の確認でご協力いただきました。改めて感謝致します。

## 参考文献

- [1] Arslanalp, Mr Serkan, Mr Marco Marini, and Ms Patrizia Tumbarello. "Big data on vessel traffic: Nowcasting trade flows in real time." (2019)
- [2] Cerdeiro, Diego A., et al. "World seaborne trade in real time: A proof of concept for building AIS-based nowcasts from scratch." (2020): 57.
- [3] Cheng, Peng, et al. "Massive Data Analytics for Macroeconomic Nowcasting." *Data Science for Economics and Finance* (2021): 145.
- [4] Zou, Hui, and Trevor Hastie. "Regularization and variable selection via the elastic net." *Journal of the royal statistical society: series B (statistical methodology)* 67.2 (2005): 301-320.