

運航ビッグデータと人工知能を活用した船舶の燃費改善とCO₂排出量の削減

New Artificial Intelligence Technology Improving Fuel Efficiency and Reducing CO₂ Emissions of Ships through Use of Operational Data

● 阿南泰三 ● 樋口博之 ● 濱田直希

あらまし

船舶業界では、船舶が使用する燃料コストとCO₂排出量が大きな課題となっている。大手の海運会社では、年間3,000億円を超える燃料が消費される。船舶の燃料消費量とCO₂排出量を低減するためには、航路上の風や波の強さが船速や燃費に与える影響を正確に把握することが重要である。船舶性能の推定は、船舶模型と水槽実験による物理モデルシミュレーションを用いて行うが、実海域での船舶の状態と風、波、海流などが複雑に絡み合う状況を考慮できず、予測誤差が大きくなるという課題があった。これに対して富士通研究所では、船舶が実際に運航したときの風、波、海流などの気象・海象データに加えて、位置、船速などの運航データやエンジンログデータをクラウド上に収集し、独自の高次元統計解析を用いて船舶性能を見える化する技術を開発した。本技術を大学の実験船や商船などの複数の船舶に適用したところ、5%以下の誤差という高い精度で船速や燃料消費量を推定することができた。また、本技術をシミュレーションで評価した結果、大幅な燃費改善が可能であることを確認した。

本稿では、船舶燃費削減のキーとなる実海域での船舶性能の推定技術、およびそのシステム構成例について述べる。

Abstract

Fuel cost and CO₂ emissions in operating ships are major challenges for the maritime industry. A large marine transport company spends more than 300 billion yen on fuel every year. In order to reduce the fuel consumption as well as CO₂ emissions from ships, it is crucial to be able to accurately calculate the impact of winds and waves on ship velocity and fuel efficiency. Normally, existing ship performance estimation technologies rely on experiments with model ships in tanks of water, or on physics model simulations. However, they do not take into account for the complicated interactions of winds, waves, and sea currents that have impacts on the states of ships in real sea waters, resulting in large margins of error. Given this background, Fujitsu Laboratories has developed a technology to visualize ship performance. It gathers oceanographic data on the cloud, in terms of actual winds, waves, and currents in the sea as well as ship operational data on the ship's position, velocity, and engine logs from actual cruising, and then analyzes them using high-dimensional statistical analysis which we developed. Applying this technology to a university-owned ship for experiment and some merchant ships resulted in a highly accurate estimation of ship speed and fuel consumption for each of the ships, within an error of 5%. We also evaluated this technology through simulation, and verified that it would be able to improve fuel efficiency significantly. This paper describes the technology to predict ship performance in real-life sea waters, which is the key to reducing ship fuel consumption, with some examples of system configurations.

ま え が き

船舶業界（造船、海運など）では、運航が環境に与える影響や運航の経済性・安全性などが大きな課題となっている。2012年には、海運による年間のCO₂排出量は、世界全体のCO₂排出量の約3%に当たる約9億トンに達している。こうした状況の中、国連の専門機関である国際海事機関（IMO）における2013年施行の条約改正に伴い、新造船に対してCO₂排出規制が導入されている。また、海運の燃料にかかる年間コストが数千億円規模となるケースもあり、その削減が大きな課題となっている。更に、荒天時の運航データを収集・蓄積・解析することにより、安全で経済性の高い船舶の設計や、荒天時の操船に役立てる動きも出ている。

気象・海象に対する船舶の燃費性能が正確に把握できれば、最短経路を通った場合と遠回りをして波・風を避けた場合について、どちらの燃費が良いのかを知ることができる。しかし、これまでの船舶模型を用いた水槽実験と物理モデルシミュレーションによる船舶性能の推定技術では、実際の海域における船舶の状態と風、波、海流などが複雑に絡み合う状況には対応できず、実海域性能との誤差が大きくなってしまいう問題があった。

この問題を解決するため富士通研究所では、独自の技術により物理モデルを介さずに船舶性能の見える化を実現する技術を開発した。本技術を活用して、クラウドに収集された船舶の運航データやエンジンログを用いて、船舶の性能を高精度に見える化した。これにより、燃費の良い航路を選択したり、燃費性能の良い船舶を設計するための指針にしたり、船舶のメンテナンス前後での性能を比較したりするなど、様々なサービスを生み出すことができる。

本稿では、船舶業界の燃費削減の取り組みと、燃費改善を実現するための富士通研究所独自の高次元統計解析技術、本技術を活用するシステム構成、および実証実験の結果について紹介する。

船舶業界の燃費削減の取り組み

船舶業界では、船舶の省エネ技術の開発に力を注いでいる。⁽¹⁾ エンジン効率やプロペラ効率の改善、船体抵抗の改善のような構造的な改善から、太陽

光や風力などの代替エネルギーを用いた商船の開発、燃費を良くする塗料の開発、船底に空気の泡を排出し、船底と海面の抵抗を少なくする技術など、様々な技術開発が行われてきた。

また、航路選定を最適化することで燃費を良くするウェザールーティング⁽²⁾と呼ばれる技術も実用化されている。ウェザールーティングは、気象・海象の予測と気象・海象から受ける船速や燃費への影響を考慮しながら、到着日時などの制約条件の中で、運航時間、燃料消費量、船体や貨物に対するダメージ、乗客に対する快適性などのパラメータのいずれか、あるいは複数を最良化するのに最適な航路を計算する技術である。ウェザールーティングの歴史は古く、18世紀初頭から海流に乗って運航に要する期間を短縮することが行われていた。1957年、米海軍のR.W. Jamesが等時間曲線による最適航路の決定法を示し、これ以降民間会社によるウェザールーティングサービスが開始された。

ウェザールーティング性能の向上に大きく関わるのが、実海域での船舶性能の見える化である。従来の船舶実海域性能の予測は、船体や波、風の物理モデルをベースにしている。物理モデルを構築し、水槽実験や実海域での運航によって集められたデータを解析して、物理モデルパラメータを補正することで精度向上を図ってきた。しかし、物理モデルが必ずしも全ての船体、気象、海象の条件に合うとは限らず、条件によってはモデルが適合する場合と適合しない場合が存在する。

富士通研究所独自の高次元統計解析技術

富士通研究所は、独自のビッグデータ解析技術および人工知能（AI：Artificial Intelligence）の技術を用いることで、ウェザールーティングの性能向上に貢献できると考えた。今般、運航ビッグデータに対してAI技術「Human Centric AI Zinrai」を活用することにより、実海域における船舶性能を5%以下の誤差で高精度に推定する技術の開発に成功した。

従来の物理モデルを一切廃し、船舶が収集している大量の運航データ、エンジンログデータから、実際に船舶が風や波からどのような影響を受けるのかを、富士通研究所独自の高次元統計解析

技術により解析する。データとしては、船舶が実際に運航したときの風、波、海流などの気象・海象のセンシングデータ、船舶エンジンのログデータ、および船舶の速度や位置のデータを用いている。これらのデータを統合した高次元データを解析・学習し、まだ実測データが得られていない気象・海象条件下での船舶性能を推定している。

本技術の特長は、以下のとおりである。

(1) 物理モデルを用いずに実海域の運航データを用いて解析

今回、富士通研究所独自の高次元統計解析技術により、船舶が運航したときに得られた実測データをそのまま用いて、気象・海象などの様々な影響を同時に解析することに成功した。これにより、水槽実験によるデータではなく、実海域で得たありのままのデータに基づいて、風、波、海流などが複雑に絡み合う状況を加味した性能推定が可能となった。

(2) 実測データを自動的にグループ化し学習の度合いを調整

図-1 (a) に示すように、従来の物理モデルでは、例えば風の弱いときから強いときまで物理現象を一様に単純化したモデルで表現するため、推定精度を高められなかった。本技術では、図-1 (b) に示すように、様々な実測データを統合した高次元データを気象・海象など状況が類似するものを自動的にグループ化し、それぞれのグループに応じた学習と推定ができる。

ここで、学習データを実測データに合わせると、まだ運航したことがない、すなわち実測データのない条件では推定精度が悪くなるといった問題が

発生することがある。これに対しては、実測データに合致しすぎるグループがないよう、グループ範囲をそれぞれ自動的に調整することで解決した。この調整により、全領域で平均して推定誤差を抑えることが可能となった。

システム構成と運用形態

本技術を位置情報活用クラウドサービス FUJITSU Intelligent Society Solution SPATIOWL (スパーシオウル) に組み込み、船舶に関わる様々なサービスを提供する仕組みを検討している(図-2)。船舶に搭載されたVDR (Voyage Data Recorder) およびエンジンのログデータに含まれる燃料消費量などのデータは、SPATIOWLに集約している。

図-2は、SPATIOWL上にAIとウェザールーティングシミュレーター (WR) が実装された例を示している。AIは、前述の富士通研究所独自の高次元統計解析技術をベースに、気象・海象情報と併せて船舶性能を見える化する。この性能を用いてWRのパラメーターを設定する。対象船舶の高精度な実海域性能推定の結果を用いることで、従来よりも最適な航路を導き出し、低燃費となる船舶ナビゲーションを可能にする。また、船舶性能を正確に見える化することによって、船舶のメンテナンス前後の性能比較や、船舶建造時の性能予測および設計への反映が可能となる。

共同研究と実証実験

本技術の開発に当たっては、東京海洋大学様と共同研究を行った。東京海洋大学様所有の実験船

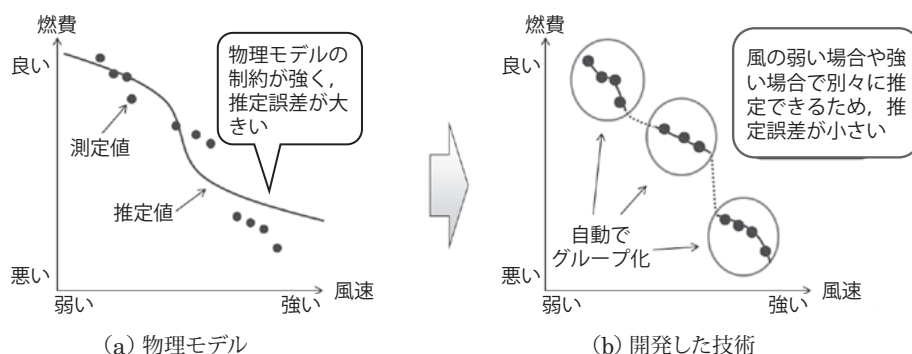


図-1 従来技術と今回開発技術の相違

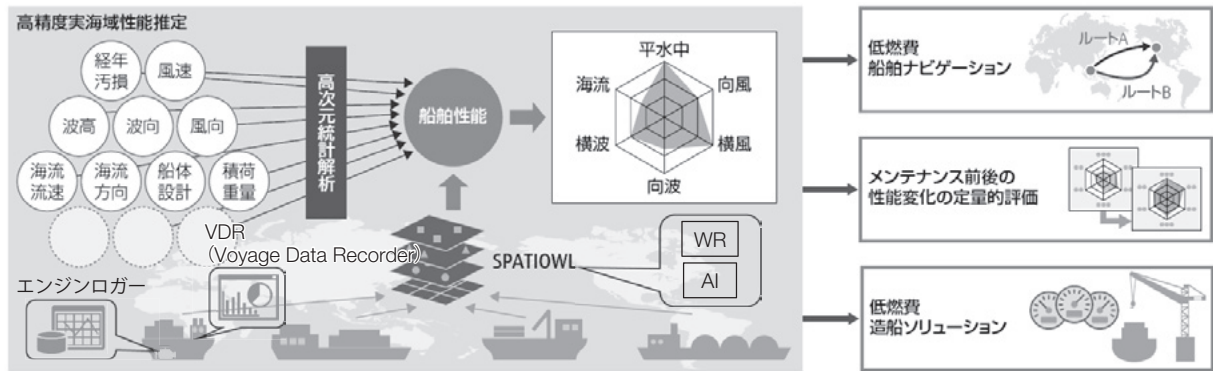


図-2 本技術をSPATIOWLに組み込んだ例

を用いて、千葉県館山沖でデータを収集した。館山沖で矩形を描くように運航してデータを収集する作業を数回繰り返し、様々な方向から来る風や波の影響と気象条件において、船舶の実海域での船速と燃料消費量のデータを収集した。取得したデータは、以下の10項目である。

- ・船首方向
- ・対水船速
- ・真風向
- ・真風速
- ・舵角
- ・CPP (Controllable Pitch Propeller) 翼角
- ・軸回転数
- ・軸馬力
- ・主機回転数
- ・燃料消費量

今回の実験では、上記の測定で得られた項目を用いて船舶性能を推定した。開発した手法は物理モデルが不要であるため、上記以外の項目、例えば波方向、波高、潮流方向、潮流速度などが測定されている場合には、その項目を追加するだけで解析できる。一般に、利用する項目を増やすほど、性能推定の精度は向上する。

データは、運航時に1秒ごとに測定され、蓄積されたものである。評価には、実験船の1回の運航期間である1日分のデータを用いた。測定データの総数は77,435個である。そのうち、対水船速が5ノット以下の低速時のものを除いた9,574個のデータを用いて評価した。

今回の評価では、取得したデータを学習に用いるデータと推定に用いるデータに分け、学習用デー

タのみを用いて船舶性能を見える化した。対水船速に対しては、上述の10項目のうち対水船速とそれを除く9項目との関係を見える化した。また、燃料消費量に対しては、燃料消費量とそれを除く9項目との関係を見える化した。

このようにして見える化した船舶性能から、実際の燃費や船速を正確に推定できるかを、予測用のデータを用いて検証した。その結果を図-3に示す。図-3 (a) が船速を推定したものであり、左側のグラフの横軸が船速の実測値、縦軸が船速の推定値である。プロットされた点が対角線に沿っているほど実測値と推定値が近い値であることを示している。右側のグラフは船速の実測値と推定値をそれぞれ時系列で並べたものである。実測値と推定値のグラフが重なっていればいるほど、推定の精度が高いことを示している。図-3 (b) は同様に燃料消費量を推定したものである。以上の結果から、物理モデルを用いずに対水船速と燃料消費量のそれぞれを高精度に推定できることが分かった。

10組交差検証を用いて推定の誤差を評価した結果を表-1に示す。10組交差検証は、データ全体を10個のブロックに分割して、そのうち9個のブロックを選択して学習し、残りの1個のブロックのデータを使って推定誤差を評価することを、全てのブロックで推定誤差を評価できるよう10回繰り返す検証方法である。

誤差の指標としては、以下の式で求められる平均絶対誤差率 (MAPE : Mean Absolute Percentage Error) を用いた。

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|f(x_t) - y_t|}{|y_t|}$$

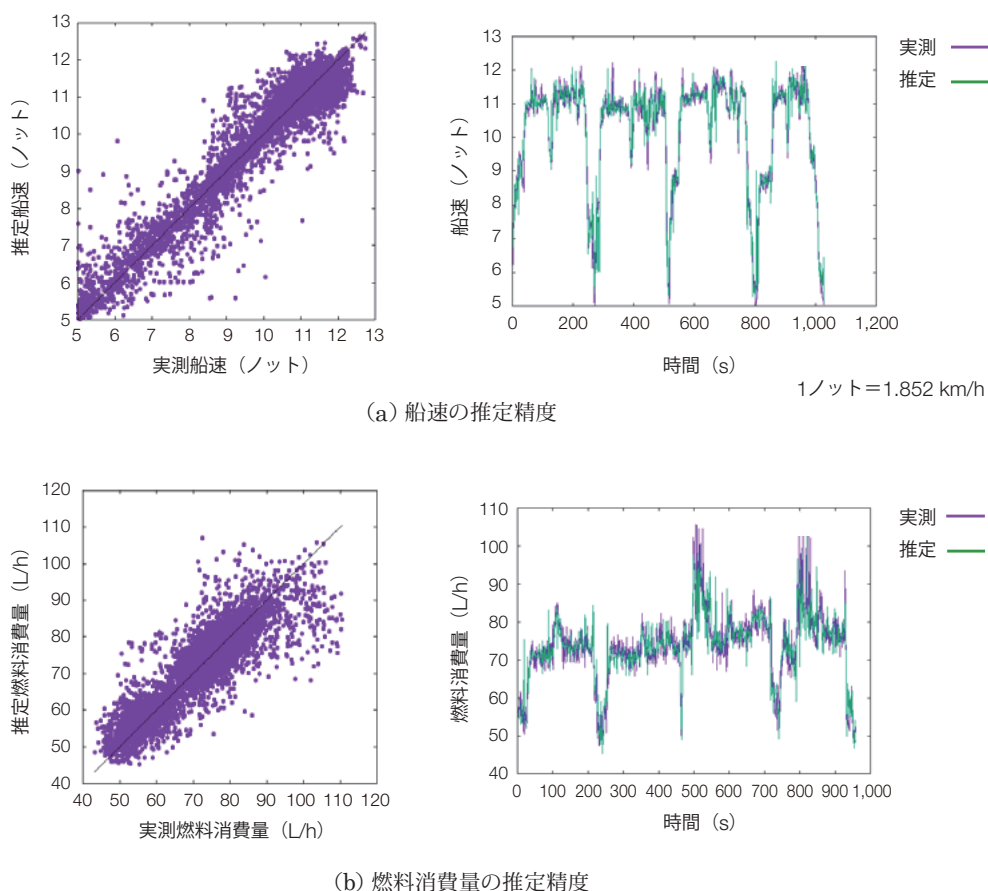


図-3 開発技術による推定精度の検証

表-1 船舶性能推定の評価結果

	平均絶対誤差率 (MAPE) (%)				計算時間 (s)
	平均	標準偏差	最大	最小	
対水船速 (ノット)	2.8	0.0001	3.0	2.6	11
燃料消費量 (L/h)	4.4	0.0002	4.8	4.3	11

ここで、 T は評価データのサンプル数、 t は T 個のサンプルのうち何番目のサンプルであるかを示す番号、 x_t は t 番目のサンプルの推定に用いる入力データ、 $f(x_t)$ は x_t に対する対水船速あるいは燃料消費量の推定値、 y_t は t 番目のサンプルの対水船速あるいは燃料消費量の測定値をそれぞれ示す。

対水船速の推定に対する平均絶対誤差率は2.8%、燃料消費量の推定に対する平均絶対誤差率は4.4%であり、ともに誤差率5%以下で高精度に推定できることが分かった。一般的に、データの性質や要求される精度にも依存するが、今回の実験では推定に必要なサンプル数として3,000点程度

以上のデータがあれば、対水船速、燃料消費量ともに5%以下の誤差で推定できることが分かった。

表-1に示すとおり、学習に要する計算時間は対水船速、燃料消費量ともに11秒であり、高速に実行できる。使用した計算機は、Intel Xeonプロセッサ E3-1275 V2 (3.50 GHz, 64ビット)、32 GバイトのRAMを搭載したパソコンで、OSにはWindows 8.1 Proを用いた。

更に、実際に荷物を運搬している商船にも本技術を適用し、その精度を検証した。商船の運航データとエンジンのログデータから、対象商船の船速および燃費性能を見える化し、実際に運航した航路上の船速や燃料消費量を推定した。その結果、前述の検証と同様に誤差5%以下の精度でそれぞれを推定できることが分かった。

以上の結果から、本技術を用いることで、これから通る航路における船速および燃料消費量を高精度に予測でき、従来の物理モデルを利用したウェザールーティングアルゴリズムよりも最適な航路

選択が可能になると考えている。

館山沖での実証実験の結果を東京海洋大学様所有のウェザールーティングシミュレーションに組み込み、本技術の燃費削減効果の評価を行った。東京からロサンゼルスまでの北太平洋航路について、本技術によって見える化した船舶性能に基づき最適航路を運航した場合、最短航路を運航する場合に対して燃料消費量を5%程度削減でき、燃料費とCO₂排出量を大幅に削減できることが確認できた。

む す び

本稿では、富士通研究所独自のAI技術を活用して、船舶の実海域での性能を高精度に推定して見える化し、その結果をウェザールーティングシミュレーションに適用することにより、大幅な燃費向上が可能であることを紹介した。

今後は東京海洋大学様との共同研究を通じて、推定精度の更なる改善を行う予定である。また、本技術を様々な船種、航路に適用した実証を行い、FUJITSU Intelligent Society Solution SPATIOWLのサービスとして2017年度中の提供を目標としている。

参考文献

- (1) 日本海事協会：船の省エネ技術開発。
<http://www.jpmac.or.jp/img/relation/pdf/pdf-environ-p16-p24.pdf>
- (2) 庄司るり：船舶のウェザールーティング（最適航路選定）における要素技術. オペレーションズ・リサーチ：経営の科学, Vol.58, No.10, p.599-605 (2013).

著者紹介



阿南泰三 (あなん たいぞう)

応用研究センター
ソーシャルイノベーション研究所
交通分野の新規事業立ち上げ、および
ビジネス拡大のための研究開発戦略立案と実行に従事。



樋口博之 (ひぐち ひろゆき)

知識情報処理研究所
人工知能研究センター
予測・最適化技術の研究開発に従事。



濱田直希 (はまだ なおき)

知識情報処理研究所
人工知能研究センター
最適化および機械学習技術の研究開発に従事。