

海上物流データを利用した配船モデルの構築と船舶需要予測への応用に関する研究

正会員 濱田 邦裕* 学生会員 井原 海*
 正会員 平田 法隆* Arifin Mohammad Danil*

Development of Ship Allocation Model using Marine Logistics Data and its Application to the Demand Forecasting of Ship

by Kunihiro Hamada, *Member* Kai Ihara, *Student Member*
 Noritaka Hirata, *Member* Mohammad Danil Arifin

Key Words: Big Data, Ship Allocation, Ship Specification, Demand Forecasting

1. 緒 言

海上物流を取り巻く環境が大きく変化している現代において、市場の要求と合致する船舶を開発することは造船業にとって極めて重要な課題である。

一方、近年、ビッグデータへの注目が高まっている。一般的に、ビッグデータは新製品の開発や販売戦略の策定等の将来予測の分野において有効性を発揮している¹⁾。海事産業においてもビッグデータの有効性は認識されており、船舶管理や生産性向上へビッグデータを活用する研究が行われている²⁾³⁾。しかし、船舶の仕様検討や基本計画にビッグデータを活用した研究の蓄積は少なく、今後の課題の一つと考えられる。

そこで、本研究では AIS 情報等の海上物流に関するビッグデータを利用して、市場要求と合致する船舶の仕様の検討を支援するシステムを開発する。

2. 本研究の基本方針

本研究の基本方針を Fig. 1 に示す。本研究では著者らが既往研究⁴⁾で開発した海上物流データベース（以下、MLDB）の情報を利用分析することにより、現実の配船を再現することが可能な配船モデルを構築する。この配船モデルに対して、将来シナリオや開発する船舶の仕様を入力することで、将来の配船状況を予測し、需要の見込める船舶の仕様の検討を支援する。以下に MLDB と配船モデルの概要を示す。

2.1 海上物流データベースの概要

海上物流データベース（以下、MLDB）は、著者らが開発した、AIS 情報等の海上物流に関するデータを相互に連携させた情報基盤である。以下のデータが MLDB に記述される。

- 航海情報：AIS 情報から獲得される船舶の時系列の位置情報、発着港湾、航海喫水等の情報に加え、積載貨物および積載量等の情報を管理する。
- 船舶情報：各船舶の船名や主要目、載貨重量トン数や建造造船所などの情報を管理する。
- 港湾情報：世界中の港湾の入港制限や取扱品目などの情報を管理する。

- 航路情報：指定した港湾間の距離や運航ルートなどの情報を管理する。
- 貿易情報：国家間の品目別貿易データを管理する。

2.2 配船モデルの概要

本研究では、既存の船舶データを与えると、実際に配船された航路へ船舶を割り振ることができる配船モデルを構築する。植田らの研究成果⁵⁾を参考に、以下の3つのモデルにより配船モデルを構成する。

- 荷主モデル：ある積港から揚港への貨物輸送依頼をオペレータへ提示する。
- 船主モデル：オペレータから貨物輸送依頼を受け、自船ならばどれくらいの荷物をどれくらいのコストで輸送できるかを入札する。

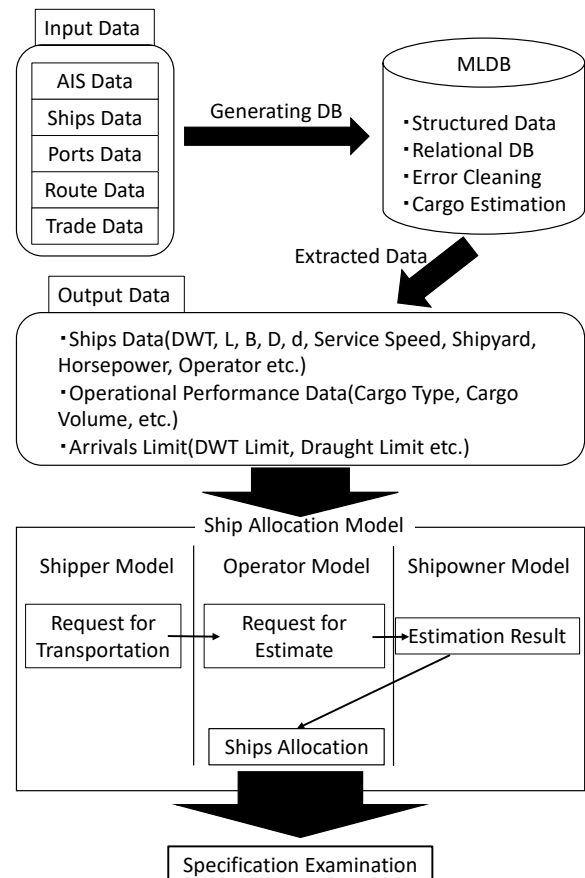


Fig. 1 Basic concept of this study

* 広島大学大学院工学研究科

原稿受付 平成 29 年 3 月 24 日

春季講演会において講演 平成 29 年 5 月 23, 24 日

©日本船舶海洋工学会

- オペレータモデル：荷主からの貨物輸送依頼を各船主に渡し、各船主の入札を取りまとめて評価し、荷主にとって最適な船舶の運航計画を立案する。

3. 配船モデルの構築

本研究では、2014年の豪州-日本間の鉄鉱石輸送を例題とし、配船モデルを構築する。以下に各々のモデルの定義方法を示す。

3.1 荷主モデル

先に述べたように、荷主モデルはある貨物（ここでは鉄鉱石）の積港から揚港への貨物輸送依頼を出すものである。本研究では船舶の港湾への寄港実績に関するデータをクラスター分析することにより、荷主モデルを定義する。以下にその手順を示す。

(1) 航海データの抽出

海上物流データベースから鉄鉱石を積んでオーストラリアの港湾を出発し、日本の港湾に入港した船舶の各港湾への寄港回数を抽出する(Table 1(1))。その後、各港湾毎に船舶の寄港回数実績を標準化する(Table 1(2))。

(2) 港湾間のユークリッド距離の算出

Table 1(2)のデータに基づき、各港湾間のユークリッド距離を算出する(Table 1(3))。ユークリッド距離の算出法を式(1)に示す。

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \quad (1)$$

ここに、 x_i ：港湾 x における船舶 i の標準化後の寄港回数
 y_i ：港湾 y における船舶 i の標準化後の寄港回数

Table 1 Clustering process of ports

(1)

| Ship Port | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | S6 |
|--------------|----|----|----|----|----|----|
| P1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 |
| P2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 | 2 |
| P3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| P4 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| P5 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Standardization

(2)

| Ship Port | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | S6 |
|--------------|------|------|------|------|------|------|
| P1 | -0.7 | -0.7 | 0.65 | -0.7 | 1.96 | -0.7 |
| P2 | -0.9 | -0.9 | 0 | -0.9 | 1.73 | 0.87 |
| P3 | -0.4 | -0.4 | -0.4 | 2.24 | -0.4 | -0.4 |
| P4 | 2.19 | 0 | -0.5 | -0.5 | -0.5 | -0.5 |
| P5 | 2.24 | -0.4 | -0.4 | -0.4 | -0.4 | -0.4 |

Calculations of Euclidean distances

(3)

| Port Port | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 |
|--------------|------|------|------|------|------|
| P1 | | 1.71 | 3.94 | 4.04 | 3.94 |
| P2 | 1.71 | | 4.08 | 4.21 | 4.08 |
| P3 | 3.94 | 4.08 | | 3.87 | 3.79 |
| P4 | 4.04 | 4.21 | 3.87 | | 0.49 |
| P5 | 3.94 | 4.08 | 3.79 | 0.49 | |

- (3) 階層的クラスタリングを用いたクラスター化
階層的クラスタリングを用いて港湾のクラスタリングを行う。クラスター間の距離の算出には式(2)に示す郡平均法を用いる。

$$d(C_1, C_2) = \frac{1}{|C_1||C_2|} \sum_{x_1 \in C_1} \sum_{x_2 \in C_2} d(x_1, x_2) \quad (2)$$

ここに、 C_n ：クラスター、 x_n ：港湾、

$d(a, b)$ ： ab 間のユークリッド距離

以上の方法で得られたデンドログラムを Fig. 2 に示す。図に示すように、荷主は主な 3 つの荷主とその他の荷主で構成される。

(4) 荷主モデルの定義

以上は揚港のクラスタリングであるが、航海実績データを利用してオーストラリアの各積港と貨物輸送量を組み合わせて荷主を定義する。このようにして定義された荷主モデルの一例を Table 2 に示す。

3.2 船主モデル

本研究では船主モデルは船舶一隻毎に定義する。船主モデルは、貨物輸送依頼に基づき、自身の有する船舶を用いた場合の輸送日数、貨物輸送量（一航海および年間）、輸送コストを見積り、その結果を提示する。以下に見積りプロセスの概要を示す。

3.2.1 ディープラーニングによる見積り

まず船舶毎に、ある港湾間を航行した場合の喫水率、平均航海速度、港湾滞在日数を予測する。この予測にはディープラーニングを利用する。学習モデルは MLDB の情報を利用して項目毎に積載状態とバラスト状態に分けて個別に定義する。以下にディープラーニングの概要を示す。

- 1) 訓練データ：2014～2015年の全世界-日本間の船舶の運航実績データ
- 2) 入力データ：DWT, L, B, D, d, 航海速力, 主機馬力, 建造年, バルカー新造船価格指数, 航海時燃料時価, 航路間距離, オペレータ, 建造造船所, 積揚港載貨重量制限, 積揚港喫水制限, 積港, 揚港

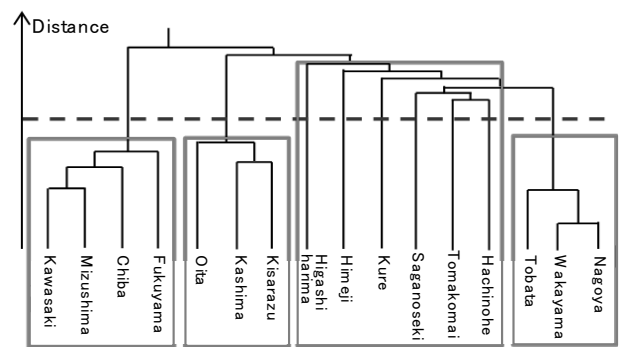


Fig.2 Defined clusters

Table 2 An example of shipper model

| Shipper | Loading Port | Unloading Port | Cargo Volume (t/year) |
|---------|--------------|----------------|-----------------------|
| | Port Walcott | Nagoya | 1.41×10^6 |
| A | Port Walcott | Wakayama | 0.31×10^6 |
| | Port Walcott | Tobata | 1.02×10^6 |

Table 3 Hyper parameters of Deep Learning

| | |
|-----------------------|-----------------|
| Nodes in Hidden Layer | 20 |
| Hidden Layer | 40 |
| Number of Learning | 5000 |
| Activating Function | MaxOut Function |
| Drop Out Rate | 0.01 |
| L_1 Regularization | 0.001 |
| L_2 Regularization | 0.001 |

Table 4 The average errors of estimations

| Draught Rate | Average Service Speed | Port Staying Time |
|--------------|-----------------------|-------------------|
| 3.40% | 0.2Knot | 0.9days |

- 出力データ：航海時喫水率（積載時およびバラスト時），平均航海速度（積載時およびバラスト時），到着港湾滞在時間（積載時およびバラスト時）
- ハイパーパラメータ：Table 3 に示す。

定義された各モデルの平均誤差はTable 4に示す通りであり，応答曲面法よりも良好な結果を得た。

3.2.2 輸送日数・貨物輸送量・輸送コストの算出

ディープラーニングで予測した結果とMLDBに記載される情報を用いて輸送日数，貨物輸送量，輸送コストの算出を行う。輸送日数は，航路距離，航海速度および港湾滞在日数を用いて算出する。貨物輸送量は文献⁴⁾の方法を，輸送コストは文献⁵⁾の方法を用いて算出する。

3.3 オペレータモデル

オペレータモデルは，船主モデルの依頼を受けて，船舶の配船を決定する。以下に配船手順を示す。

- 輸送依頼に対するコストと輸送量の集計
本研究では，全ての輸送依頼に対して全ての船主モデルが入札する。この結果を集計し単位輸送量当たりのコストを算出する(Table 5(1)).
- 各船舶の偏差値の算出
単位輸送量あたりのコストに基づき，各航路毎に各船舶の偏差値を算出する(Table 5(2)). なお，該当船舶が該当航路の輸送に利用できない場合は，全航路・全船舶で最もコストが高いものと同値として算出する。
- 船舶の割り当て
最も偏差値の高い船舶一隻を選び，当該航路の貨物輸送に割り当てる。Table 5(2)に示した例では船舶 B が航路 A1 に割り当てられる。
- データの更新と船舶の割り当ての繰り返し
上記(3)の割り当てに基づき，データを更新する(Table 5(3)). その後，全ての貨物が輸送されるまで上記(1)-(3)の処理を繰り返す。

4. ケーススタディ

4.1 現状再現性の確認

本研究で構築した配船モデルの妥当性を確認するために，現状再現性の確認を行った。ここでは，入力情報として日一豪の鉄鉱石輸送に使用された船舶を与え，どの荷主にどの船舶が配船されるかを確認した。その結果をFig. 3に示す。現実の配船傾向を概ね再現できていることが理解できる。

Table 5 Allocation process of ships

(1)

| Shipper | Route | Cargo Volime (t) | Ship A (\$/t) | Ship B (\$/t) | Ship C (\$/t) | Ship D (\$/t) |
|---------|-------|-------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| A | A1 | 2.0×10^6 | 14.7 | 13.9 | 16.4 | 19.4 |
| | A1 | 3.5×10^6 | 14.8 | 14.1 | 16.9 | 19.9 |
| B | B1 | 4.7×10^6 | 13.6 | 13 | 15.1 | 18.3 |
| | B2 | 6.0×10^6 | 13.1 | 12.6 | 14.5 | 18.2 |

(2)

| Shipper | Route | Cargo Volime (t) | Deviation Value | | | |
|---------|-------|-------------------|-----------------|--------|--------|--------|
| | | | Ship A | Ship B | Ship C | Ship D |
| A | A1 | 2.0×10^6 | 56.64 | 60.43 | 45.58 | 34.35 |
| | A2 | 3.5×10^6 | 57.2 | 60.31 | 47.9 | 34.59 |
| B | B1 | 4.7×10^6 | 56.81 | 59.74 | 49.51 | 33.92 |
| | B2 | 6.0×10^6 | 56.84 | 59.12 | 50.45 | 33.58 |

(3)

| Shipper | Route | Cargo Volime (t) | Ship A (\$/t) | Ship B (\$/t) | Ship C (\$/t) | Ship D (\$/t) |
|---------|-------|-------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| A | A1 | 0.6×10^6 | 14.7 | — | 16.4 | 19.4 |
| | A2 | 3.5×10^6 | 14.8 | — | 16.9 | 19.9 |
| B | B1 | 4.7×10^6 | 13.6 | — | 15.1 | 18.3 |
| | B2 | 6.0×10^6 | 13.1 | — | 14.5 | 18.2 |

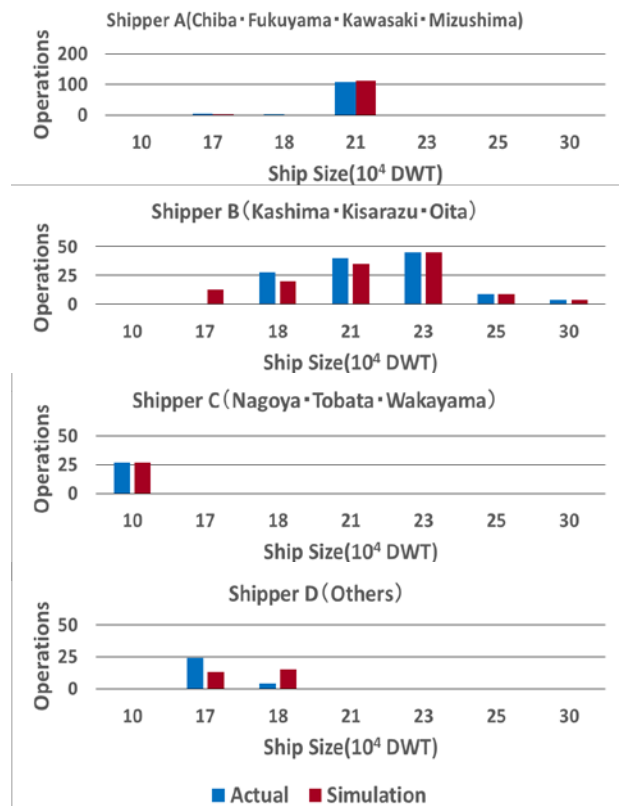


Fig. 3 Comparisons of simulation results and actual data

4.2 需給バランスの検討

4.1 節の船舶の隻数の制限をなくし、オペレータが船舶を自由に選べる状態で配船を行った結果(Demand)と、使用制限がある場合の配船結果(supply)の相違を Fig. 4 に示す。使用制限がない場合、21 万、25 万、30 万トンサイズの船舶は配船数が増加する一方で、17 万、18 万、23 万トンサイズの船舶の配船が減少している。

4.3 新規開発船の仕様検討

4.2 節の結果に基づき、ここでは 21 万トンクラスの船舶に着目する。Table 6 の船舶 S₀ は日 - 豪航路における平均的な 21 万トンクラスのバルクキャリアの主要目である。このバルクキャリアを基準に 5、10、15%の燃費向上船をそれぞれ S₁, S₂, S₃ とし、燃費向上が配船に与える影響を考察する。なお、配船シミュレーションでは新規に開発する船舶は無数に存在するものと仮定し、新規開発船を配船する際には減価償却分をコストに計上する。

配船シミュレーションの結果を Table 7 に示す。燃費向上が 10%までは配船数は徐々に増加していくが、15%の燃費向上を達成することにより、配船される航路数および船舶の配船数が大幅に増加している。

この理由を考察するために、荷主 A,B における 10%燃費向上船と 15%燃費向上船の配船結果の相違を Fig. 5 に示す。10%向上船の場合には、当該航路において優先順位の低い 17 万、18 万、23 万トンクラスの船舶が新規開発船舶に置き換わっており、競争力のある 21 万トンおよび 25 万トンクラスの船舶の代替は生じていない。一方で 15%向上船では 21 万トンクラスや 25 万トンクラスの船舶の代替が発生しており、このことで配船数が大きく向上している。

以上のように、本システムを用いることで仕様の相違が需要に与える影響を検討することが可能である。

5. 結言

本研究では、海上物流に関わる各種のデータに基づき統計解析と機械学習を利用することにより、実際の配船を再現することができる配船モデルを構築した。さらに、提案した配船モデルを用いた、新規開発、船舶の需要予測と仕様検討への応用の可能性を示した。

参考文献

- 1) 日経コンピュータ 編：すべてがわかるビッグデータ大全，日経 BP 社，2014。
- 2) 安藤英幸：海運における IoT とビッグデータの活用，日本船舶海洋工学会誌，第 64 号，pp12-19，2016。
- 3) Hiekata, K., et.al : Study on Improving Accuracy for Edge Measurement Using 3D Laser Scanner”, IFIP Advances in Information and Communication Technology 442, pp.427-434,2014。
- 4) 小出他，海上物流ビッグデータを利用した船舶の基本計画支援に関する研究，平成 28 年度日本船舶海洋工学会秋季講演会論文集，CD-ROM，2016。
- 5) 植田，大泉，古賀，青山：海運物流に関する新技術と規制の導入による CO2 削減効果の推定に関する研究，システム創成学第二回学術講演会 講演論文集，PP.107-113,2009。

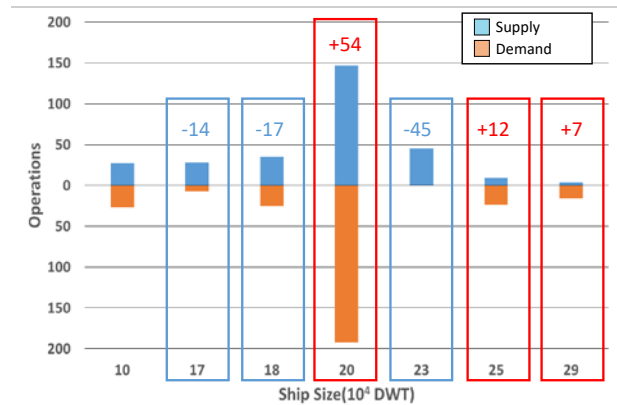


Fig. 4 Supply-Demand balance of ships

Table 6 Principal particulars of Ship S₀

| DWT (t) | L (m) | B (m) | D (m) | d (m) | MCR (HP) | Vs (Knot) |
|---------|-------|-------|-------|-------|----------|-----------|
| 210,036 | 300 | 50 | 25 | 18.4 | 21,808 | 15 |

Table 7 Result of ship allocation

| | Number of Allocated Routes | Number of Operations |
|----------------|----------------------------|----------------------|
| S ₀ | 3 | 40 |
| S ₁ | 4 | 47 |
| S ₂ | 5 | 61 |
| S ₃ | 10 | 128 |

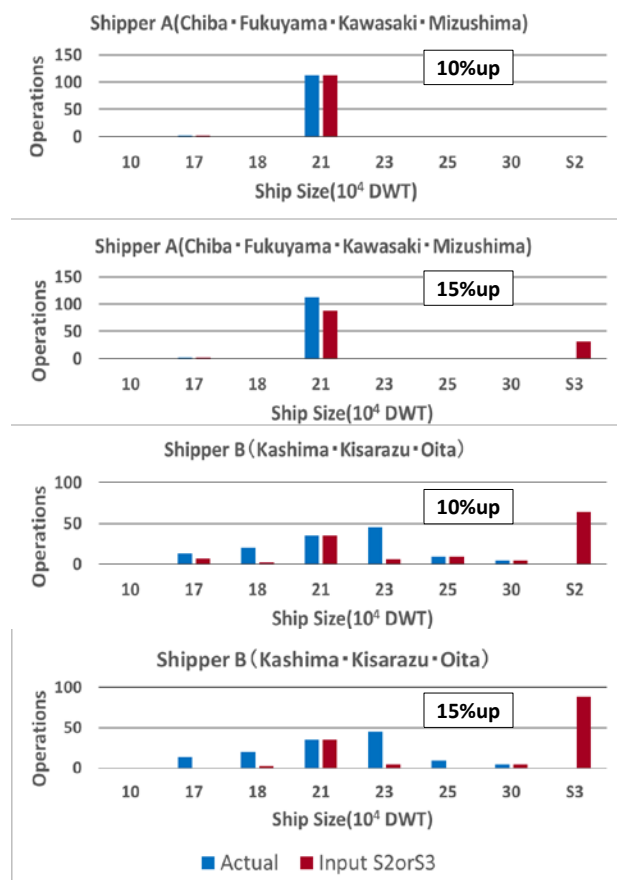


Fig. 5 Differences of Ship S₂ and ship S₃