

PS-17 AI 貨物輸送経路推定システム(CRAS-AI)を用いた 海上輸出入コンテナ貨物取扱港の支援

知識・データシステム系 * 松倉 洋史

1. はじめに

当所では AI(Artificial Intelligence)の中心的手法の一つである Deep Learning を用い、港湾改善計画の策定に資することを主な目的に輸出入海上コンテナ貨物の経路推定手法を開発してきた^{1)他}。開発した AI 貨物輸送経路推定システム(CRAS-AI: Cargo Route Analysis System by Artificial Intelligence)は、成果普及の一環として当所のクラウドサービス提供サイト(サービス名称 海技研クラウド)上で簡易版の公開が行われている²⁾。本報告では上記を紹介すると共に、応用的な海上輸出入コンテナ貨物取扱港の支援例として、新規有望貨物、重点営業貨物、ベース貨物の抽出について述べる。

2. AI 貨物輸送経路推定システム

輸出入海上コンテナ貨物の経路推定手法は以下のとおりである。なお、紙幅の制約から概要説明となっているため、詳細については文献 1)を参照されたい。

2.1 概要

貨物の輸送経路の選択は複数の候補から最も良いものを選ぶという相対評価が基本である。そこで、文献 3)をベースに様々なデータを加味して学習データを用意し、対象貨物に対して正解経路を含んだ一定数(ここでは 4 本)の候補経路を入力として、図-1のように正解経路番号を出力させる教師あり学習を Deep Learning 手法により行う。1 つの貨物の発着地ペアに対しては多数かつ不定数の候補経路があるため、4 本を 1 セットにしてトーナメント形式で用いることで最終的な推定経路を得る。

従来の分析手法はロジットモデル、犠牲量モデル等の利用が殆どであり、少数の因子間の比較的単純な関係に基づいた分析にとどまっている。しかし、本手法では Deep Learning を用いることで多種多様な輸送属性間の非線形かつ複雑な関係を考慮することが可能になり、性能向上が期待できる。

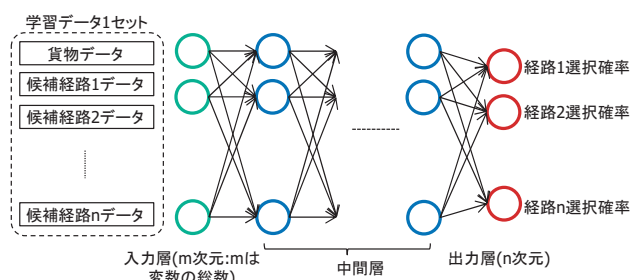


図-1 CRAS-AI の人工ニューラルネットワーク

2.2 輸送モデル

(1) 貨物発着地及び経由地

国内の貨物発着地は、国内を 207 に分類(図-4参照)した生活圏⁴⁾の中核的な役所の所在地とし、国内港は主要港とそれ以外の地方港に分類して用いる。海外の貨物発着地は港とみなし、簡単化のため日本に関する輸出入経路を考える際の重要性を鑑みて世界を 24 地域に分類し代表港(同上)を定めるとともに、6 港についてはフィーダー機能を設定する。

(2) 輸送パターン

輸送は 40ft コンテナを用いて行われるものとし、以下の 7 パターンに集約する(海外港には海外フィーダー港を含む)。

- 生活圏→中枢港→海外港
- 生活圏→中枢港→海外フィーダー港→海外港
- 生活圏→地方港→海外港
- 生活圏→地方港→中枢港→海外港
- 生活圏→地方港→海外フィーダー港→海外港
- 生活圏→中枢港→中枢港→海外港
- 生活圏→地方港→地方港→海外港

生活圏と国内港間は海上コンテナ用トレーラで輸送し、国内港間は内航コンテナ船等でフィーダー輸送する。各輸送経路の費用・所要時間等の属性は各種文献を基に設定する。

なお、上記の輸送パターンは輸出の例である。輸入については輸出と逆向きの輸送であるため記載を省略する。

(3) 候補ルートの計算

輸出入の発着ペアに対し、組合せ可能な全ての輸送パターンをあらかじめ計算して候補経路データベースを作成する。

2.3 学習データの作成と Deep Learning による学習

貨物属性として発着地・品類・フレートトン等の 13 種類、経路属性として距離・時間・費用・輸送手段等の 18 種を用い、学習データ(訓練・検証・評価用データ)を作成する。

また、高水準ニューラルネットワークライブラリである Keras (ver. 2.2.4)を用い、TensorFlow (ver. 1.12.0)を間接的に実行する方式で実装し、Deep Learning の学習を行う。

2.4 推定性能の評価

性能検証用の評価結果例を図-2に示す。これは 2008 年データで学習を行って経路推定モデルを作成し、2013 年データで正答率を求めたものである。リーマンショックの影響を色濃く受けた 2008 年データを用いたにも関わらず、その 5 年後の検証データでも性能が確保されている。本手法は推定性能のみならず、時間経過耐性も高いと期待できる^{末尾脚注 1)}。

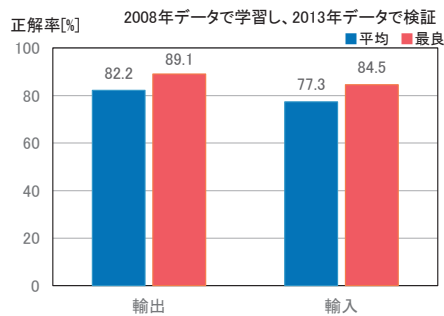


図-2 推定性能の検証(10 回学習を試行)

3. 有望貨物、重点営業貨物、ベース貨物の抽出

CRAS-AI は、港湾改善案による貨物増加の費用対効果の評価を行うなど、港湾改善計画の策定に資することを目的に開発されたものである。一方、応用例として新規有望貨物、重点営業貨物、ベース貨物の抽出という使い方も可能である。

図-3に輸入を例にした貨物抽出の仕組みを示す(輸出は貨物の向きを逆にすればよい)。図中の(1)は現在の状態を表している。海外港 1～3 より国内 3 か所の港を経由してそれぞれ 3 か所の着地へ貨物が輸入されている。

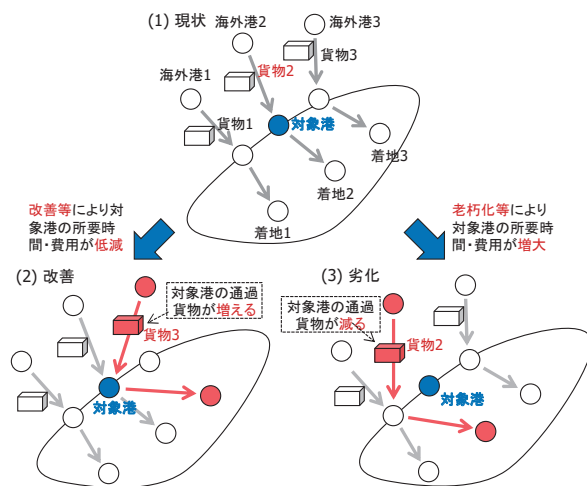


図-3 貨物抽出の仕組み(輸入の例)

ここで、図中(1)の“対象港”を通る全ての候補経路のみについて、費用・時間を低減させた状態を仮想的に設定して貨物の経路を予測する。当然ながら、(2)のように計算上は対象港を通過する貨物が増えることとなる。増加した貨物は、現在は他港を使っているものの、条件が良ければ対象港を使うようになりやすい貨物、いわば営業上の新規有望貨物である。

次に、図中(1)の“対象港”を通る全ての候補経路のみについて、費用・時間を増加させた状態を仮想的に設定し貨物の経路を予測する。すると、(3)のように計算上は対象港を通過する貨物が減ることとなる。これらは現在は対象港を使っているものの、条件が良ければ他港に移る可能性の高い、維持に力を入れるべき重点営業貨物と解釈できる。一方、このように費用・時間を増加させても対象港から動かない貨物は、ベースカーゴとも呼ぶべき固

定的な貨物である。以上は大まかな分類ではあるものの、実用上は十分と考える。

図-4は京浜港を対象に、費用・時間を低減させた状態で計算した例である(図-3の(2)に相当)。京浜港の増加貨物の発地は近隣よりむしろ静岡・愛知県付近に分布し、増加貨物の着地は東南アジア方面に多く分布していることが分かる。



図-4 計算結果例(京浜港対象、費用・時間低減、2013年輸出)

4. おわりに

本稿では AI 貨物輸送経路推定システム(CRAS-AI)及びその応用利用事例について紹介した。CRAS-AI は港湾改善計画の策定や貨物の特性分析など多様な応用が可能である(詳細な分析には国土交通省への文献 3)のデータ利用申請が必要)。今後は、評価の詳細化・高度化、及び更なる性能の向上を目指し、鋭意改良を継続する予定である。

参考文献

- 1) 松倉洋史:Deep Learning による輸出入海上コンテナ貨物の輸送経路推定, 日本船舶海洋工学会論文集, Vol.32, 2020, <https://doi.org/10.2534/jjasnaoe.32.209>
- 2) 海技研クラウド:CRAS-AI(AI 貨物輸送経路分析システム), 2021.6 公開, <https://cloud.nmri.go.jp/apps/cras-ai/>
- 3) 国土交通省:平成 15 年, 20 年, 25 年全国輸出入コンテナ貨物流動調査, 2004, 2009 及び 2014.
- 4) 国土交通省:全国幹線旅客純流動調査, 2007.

注 1) 通常は多数回試行して最良の学習モデルを採用するため、最良値である輸出 89.1%, 輸入 84.5%が運用上で利用可能な性能となる。