



内航貨物経路推定と海運市況予測

ー物流分野におけるAI・ビッグデータへの取組みからー

2018/7/18 海上技術安全研究所 研究発表会

知識・データシステム系

*松倉洋史, 和田祐次郎

1.はじめに

AI・Big Data技術の進展

- AI: "弱いAI"は分野によっては実用段階に
 - 思考ゲーム: AlphaGo (アルファ碁)
 - 2017年5月世界トップ棋士に3戦全勝
 - 後継のAlphaGo ZeroはAlphaGoに100戦89勝
 - 棋譜やビッグデータ不要. 40日の自己対局
 - 画像認識
 - 人間を凌駕する事例も
 - 眼の獲得(東大 松尾豊先生)
- Big Data: 利用環境が整い実用段階に
 - 衛星AISデータ
 - スマナビ研の船陸オープンプラットフォーム
 - NYKのSIMS
 - ShipDCのIoTオープンプラットフォーム
- 海事産業に大きなインパクトを与える可能性

ディープラーニングの肺がん検出率は人間より上、米Enlitic (2016/1/5)

同社は悪性腫瘍の検出システムを放射線医師向けに提供する(写真2)。米国では放射線医師は、医療画像診断サービス会社や医療機関が雇用しており、そういった企業や機関が顧客となる。2015年10月にはオーストラリアの医療画像診断サービス会社であるCapitol HealthがEnliticのシステムを採用すると発表した。これがEnliticにとって、初めての採用事例となった。同時にCapitol HealthはEnliticに対して1000万ドルを出資している。

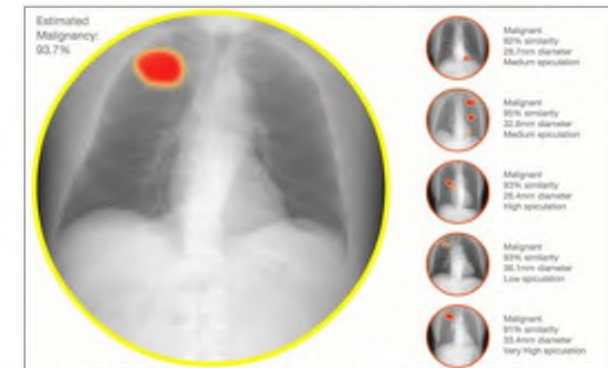


写真2●Enliticのシステムによる悪性腫瘍の検出イメージ

出典: 米Enlitic
[画像のクリックで拡大表示]

EnliticのChild氏は「放射線医師は1人の患者のCTスキャンを診断するのに10~20分、その診断レポートを執筆するのに10分程度を費やしている。当社のシステムを利用すれば、CTスキャンの診断時間を半分にすることが可能だ」と説明する。「画像認識技術によって悪性腫瘍の有無が分かるようになるからといって、規制などの問題から放射線医師が不要になることはあり得ないだろう。しかし放射線医師の作業時間が2倍になることで、発展途上国に住む患者がCTスキャンなどを利用しやすくなるようになるはずだ」。Child氏はこのようにもくろみを語る。

出典: 松尾豊: 人工知能の未来 - ディープラーニングの先にあるもの(総務省委員会資料)

1.はじめに 海技研の取組み

- IoT・Big Data・AI技術の進展に対応するため、昨年7月に知識・データシステム系を設置
 - ビジョン: 海事クラスターに係る AI, IoT, AR, 及びビッグデータを対象とした基礎研究を通じて技術基盤を確立. その応用として以下を果たすと共にイノベーションを駆動

- 国策への貢献
- 新しいビジネスモデルの提案
- 安全・安心の高度化, 環境負荷の低減

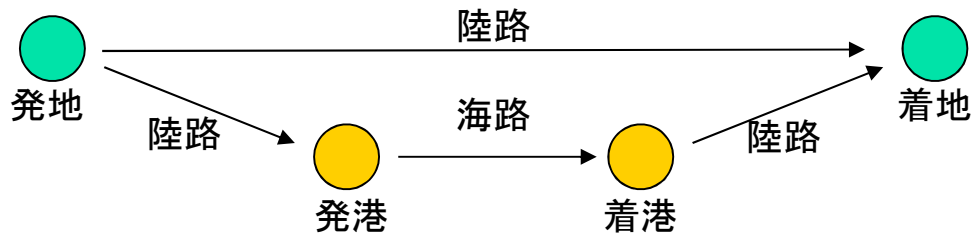


- 物流分野におけるAI・ビッグデータへの取組みから以下を紹介
 - 内航貨物経路推定
 - 海運市況予測研究



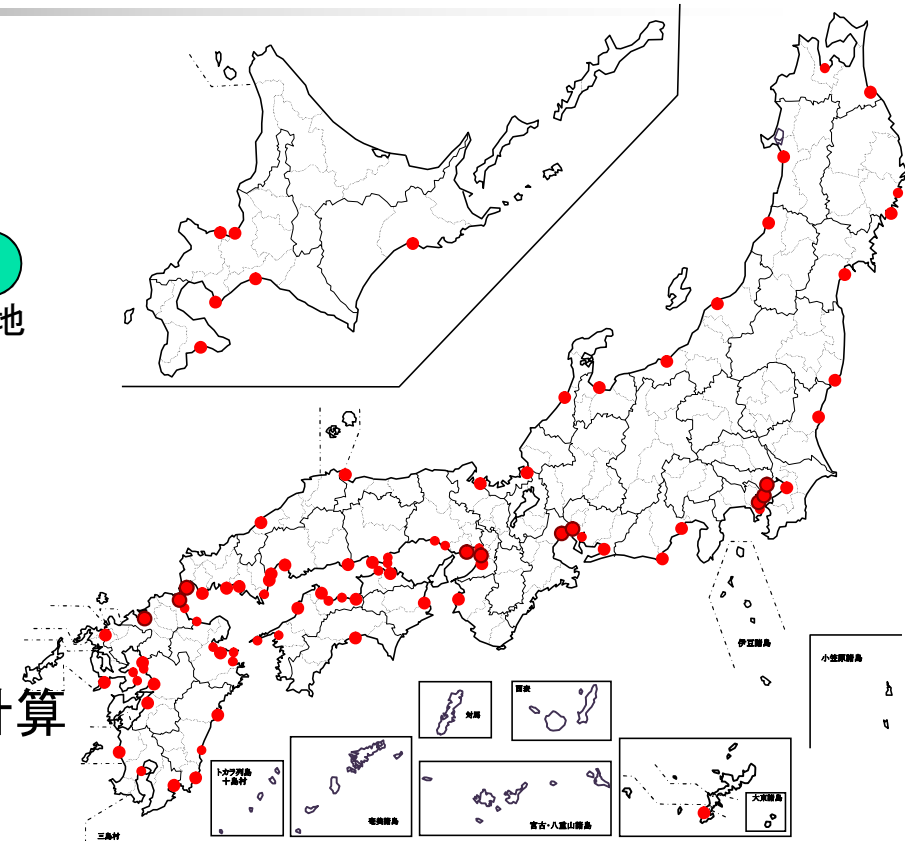
2.内航経路推定 概要

- 国内の発地から着地までの経路を推定
 - 陸路のみか，海路も使うのかに着目



図：輸送経路の単純化

1. 貨物データを用意
2. 貨物の発着地間の候補経路群と性能を計算
 - 経路種類：陸路のみ/海路も利用
 - 性能：各種の距離，時間，費用等
3. 4本の候補経路から正解経路を選べるよう
ディープラーニングにより推定モデルを構築
 - (経路が5本以上ある時は予選・決勝)



(大きな都道府県ほど多数に分割。
利用実績のある港湾は省略しない)

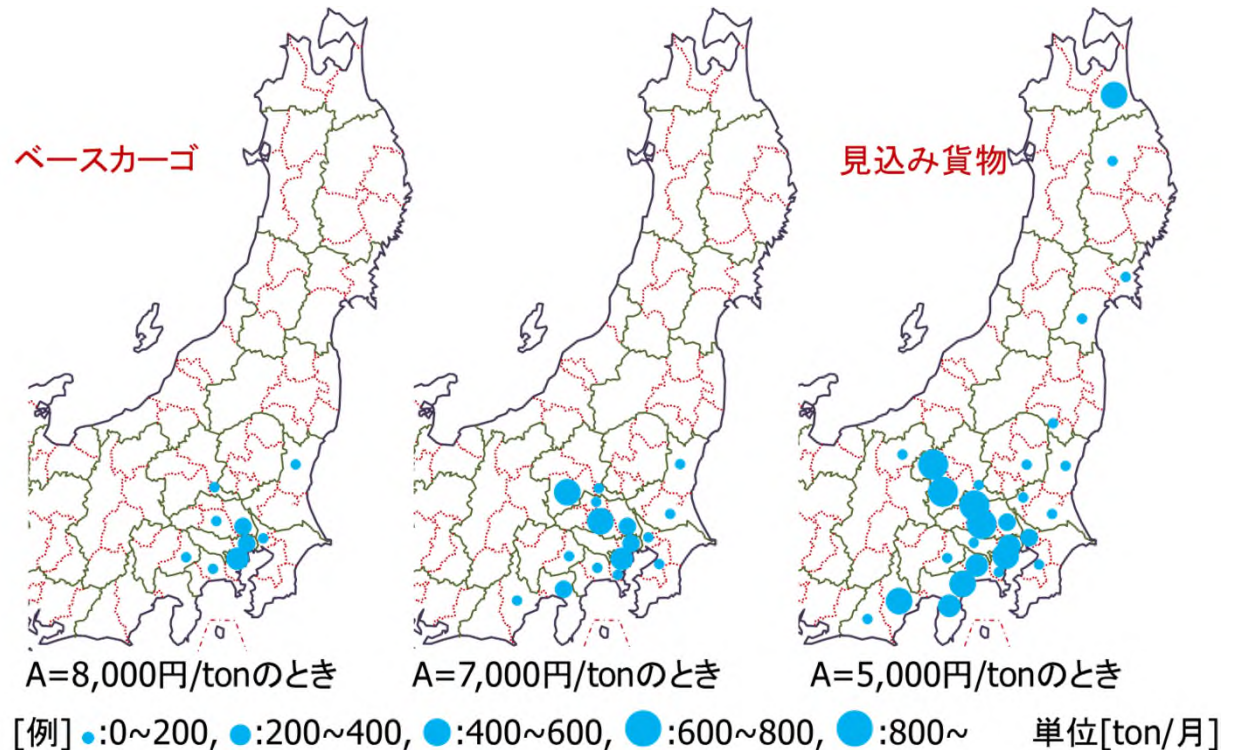
図 貨物の発着地となる207生活圏と使用港湾

2.内航経路推定 活用法

- 貨物がどの経路を使って輸送されるか推定
 - 検討対象の航路を使う貨物を探索



- フェリー/RORO船社
 - どこに航路を作れば良いか？
 - 予想消席率は？
- 内航フォワーダー
 - どこからの貨物が有望か？
- 港湾
 - インセンティブ制度の設計



例:清水⇒大分航路:調整項の差異による貨物の発地の分布

2.内航経路推定 予測モデルの構成

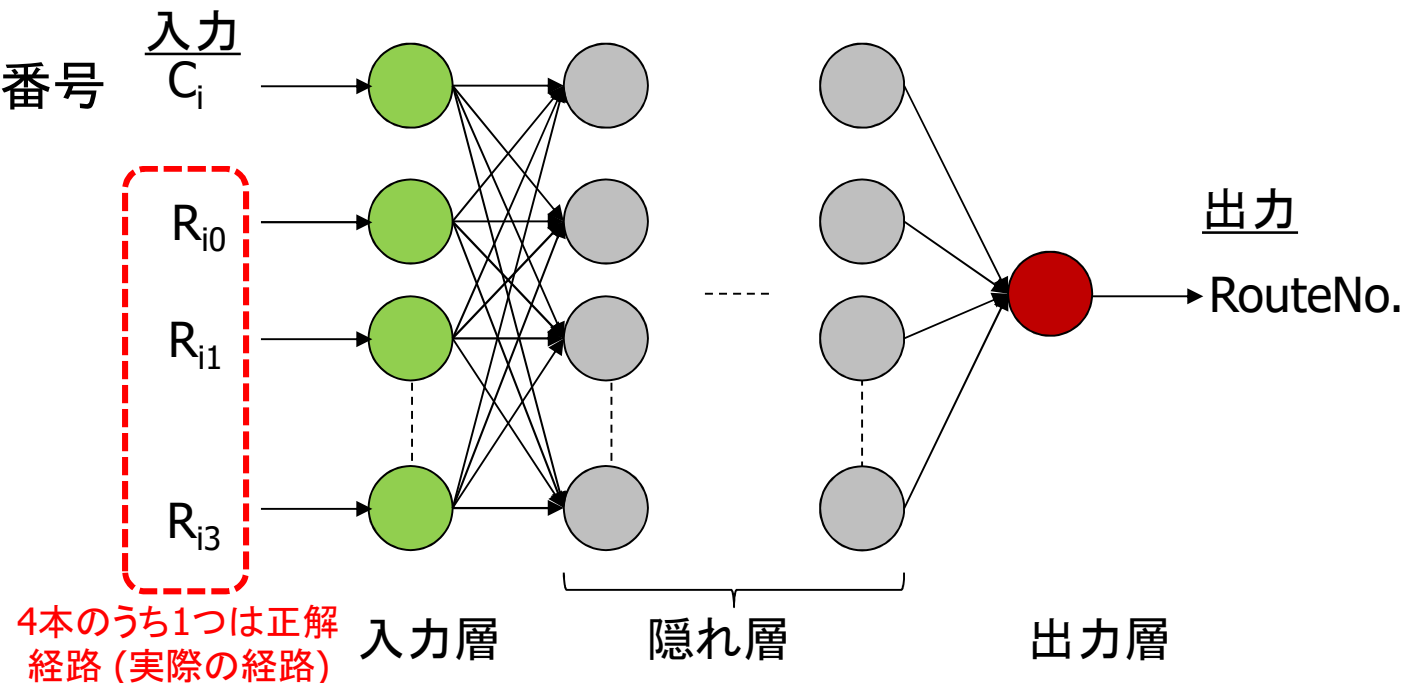
- 入力・・・多数種の入力を扱えるため、性能向上が可能と期待
 - C_i : i 番目の貨物の属性セット
 - 発地, 着地, 品類, 重量, 個数.,etc
 - R_{ij} : i 番目の貨物の j 番目の輸送候補経路の属性セット
 - 輸送手段, 使用港湾, 時間, 費用.,etc

- 出力

- 推定輸送経路番号

- 開発環境

- Anaconda
 - Spyder
 - Python
 - Keras
 - TensorFlow
 - Windows PC



2.内航経路推定 貨物データ: C_i

■ 貨物データ

- 物流センサスの非集計データのうち、モーダルシフトの対象として有望な重量
1トン以上の一般貨物について、以下の15項目を使用

表: 物流センサスからの入力項目

発都道府県	着都道府県	品類	素重量
発生活圈	着生活圈	品目	推計件数
発産業	着産業	届け先場所区分	推計重量
発業種	着業種	到着日時指定有無	

- 簡単化のため、以下の5パターンで輸送された貨物のみを対象

表: 対象とする輸送パターン

トラックのみで輸送	貨物数全体の94.6%
トレーラのみ	3.2%
トラックとフェリー	1.2%
トレーラとフェリー	0.5%
トレーラとRORO船	0.5%

2.内航経路推定

候補経路データ: R_{ij}

- 候補経路データ
 - 各経路について使用する入力項目は、以下の17項目
 - 発着生活圏は貨物データと重複するので不使用
 - 候補経路は4セット用いるため総数68
 - 候補経路は従来研究のシミュレータの候補経路作成機能及び設定で作成
 - ドライバの労働時間制約(改善基準告示)による拘束・休息・休憩・連続運転時間やフェリー乗船時の特例等を加味したスペックも計算

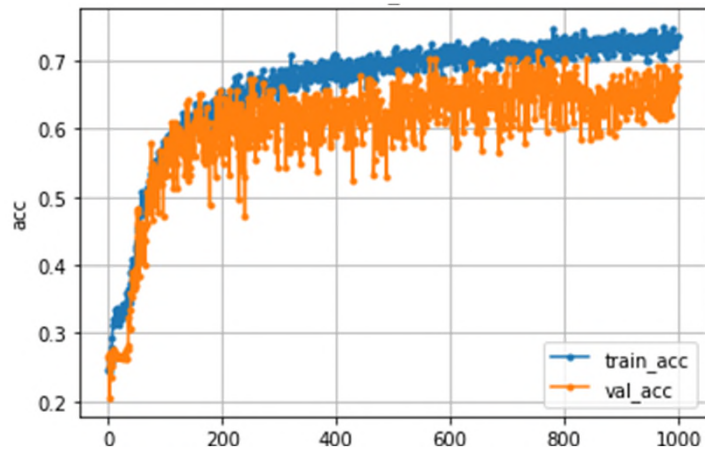
表: 候補経路データの入力項目(輸送遂行モデルを使ってシミュレータで推定した値)

発地からの陸上輸送手段	経由着港から着地までの時間
経由発港	ドライバ総休憩時間
海上輸送手段	ドライバ総休憩時間
経由着港	ドライバ総拘束時間
着地への陸上輸送手段	総輸送時間(運行計画加味)
発地から経由発港までの距離	総輸送時間(運行計画加味せず)
発地から経由発港までの時間	単位費用(運行計画加味)
海上輸送距離海上輸送時間	単位費用(運行計画加味せず)
経由着港から着地までの距離	

2.内航経路推定 推定結果

- 1,000回学習
 - trainingの推移: 次第に正答率(accuracy)は上昇
 - validationの推移: 学習中に過学習の兆候は観察されない
 - 1,000回時点のテストデータでの正答率(20回計算した平均値)
 - 北海道一本州・四国・九州間貨物: 64.5%
 - 本州・四国・九州内貨物: 69.1%
- } 一定の効果あり

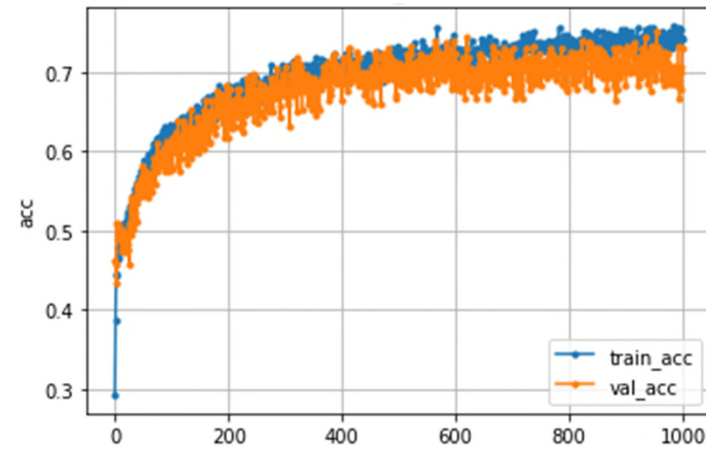
正答率



学習回数

図:北海道一本州・四国・九州間貨物の計算例

正答率



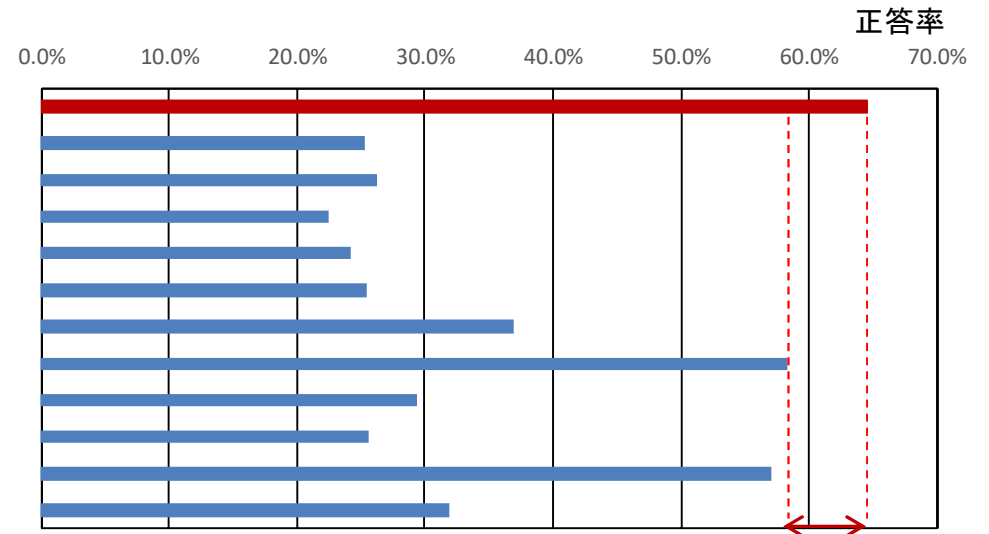
学習回数

図:本州・四国・九州内貨物の計算例

2.内航経路推定 重要度解析

- 特性把握⇒支配的因子の抽出(北海道一本州・四国・九州間貨物の例)

単位費用、総時間・品目、総時間	発着地(都道府県・生活圏)	発着の業種・産業	届先区分・到着日時指定	素重量、推計件数・重量	輸送手段・經由港	各構成経路の距離	各構成経路の所要時間	休息・休憩・拘束時間	正答率(%)
○	○	○	○	○	○	○	○	○	64.5%
○									25.3%
○	○								26.2%
○		○							22.5%
○			○						24.2%
○				○					25.4%
○					○				36.9%
●						●			58.3%
○							○		29.4%
○								○	25.6%
					●	●			57.0%
						○			31.9%



- 犠牲量モデル相当項目のみの推定性能

- 殆ど効いていない

- 犠牲量要素と各構成経路の距離,あるいは輸送手段・距離と各構成経路の距離

- 複数パターンの組合せで同等の性能を実現

更なる分析により、性能向上を模索

3.海運市況予測 概要

■ 予測期間

- 中期/長期・・・ファンダメンタル予測
- 短期・・・テクニカル予測



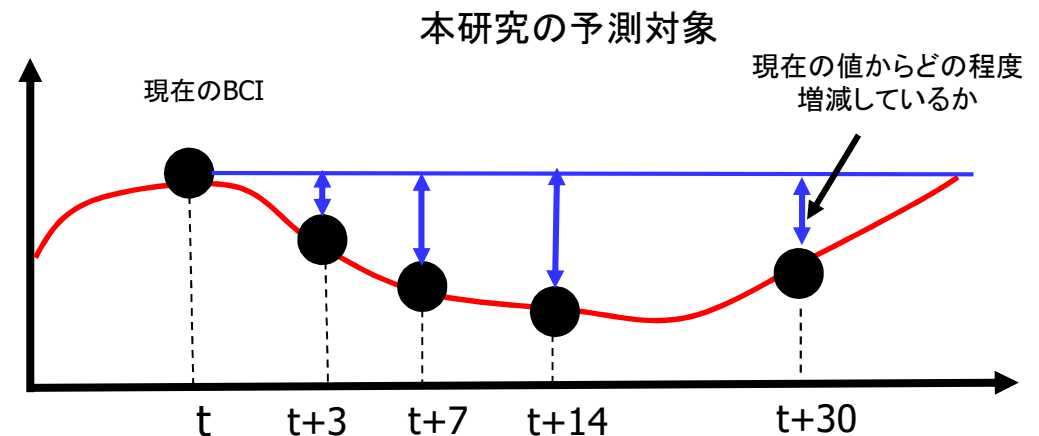
ケープサイズバルカー
(出典:日本船舶海洋工学会)

■ 各種データからBCI(Baltic Capesize Index)の予測に取り組む

- BCI: 18万DWT以上のケープサイズバルカーの運賃指標
- ケープサイズバルカー: 鉄鉱石輸送が主
- 統計データ・衛星AISデータの入手可能性

■ 特徴

- 船舶動静情報
(衛星AISデータ)を利用
- 価格自体ではなく増減を予測
- ディープラーニングを使用



3.海運市況予測

衛星AISデータとは

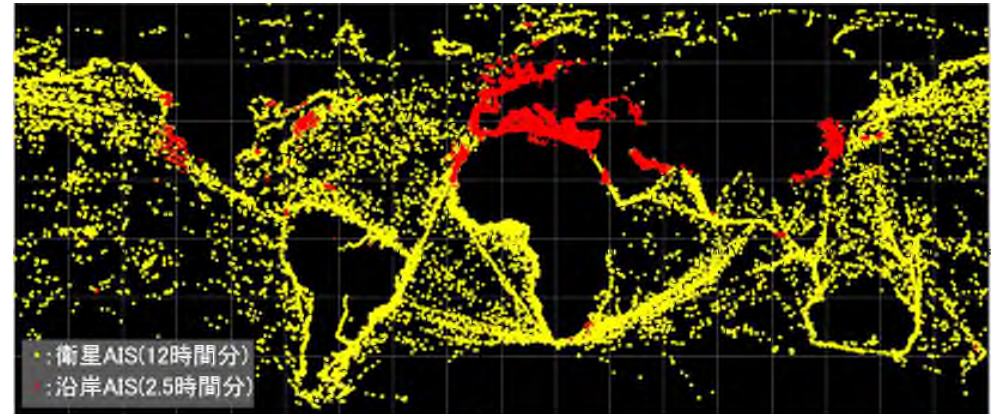
- 衛星AISデータ: 人工衛星から収集・提供される船舶動静ビッグデータ
 - 国外: exactEarth社, Orbcomm社等が衛星を打ち上げデータを販売
 - 国内: JAXAがAIS情報収集機能を持つ衛星を運用(SDS-4, ALOS-2)
IHIジェットサービスを含む複数社が海外企業の衛星AISデータを販売

- 軌道等の特徴

- 高度: 600~700km前後



- 軌道周期: 約1時間40分
- 周回数: 約15回/日
- 観測範囲: 半径2,000km超



出典: exactEarth社衛星AISデータ, AstraPaging社沿岸AISデータ

- 衛星AISデータは全世界を迅速にカバー
リアルタイムに船舶の位置情報を取得できる
⇒ 多くの分野で有効利用を期待

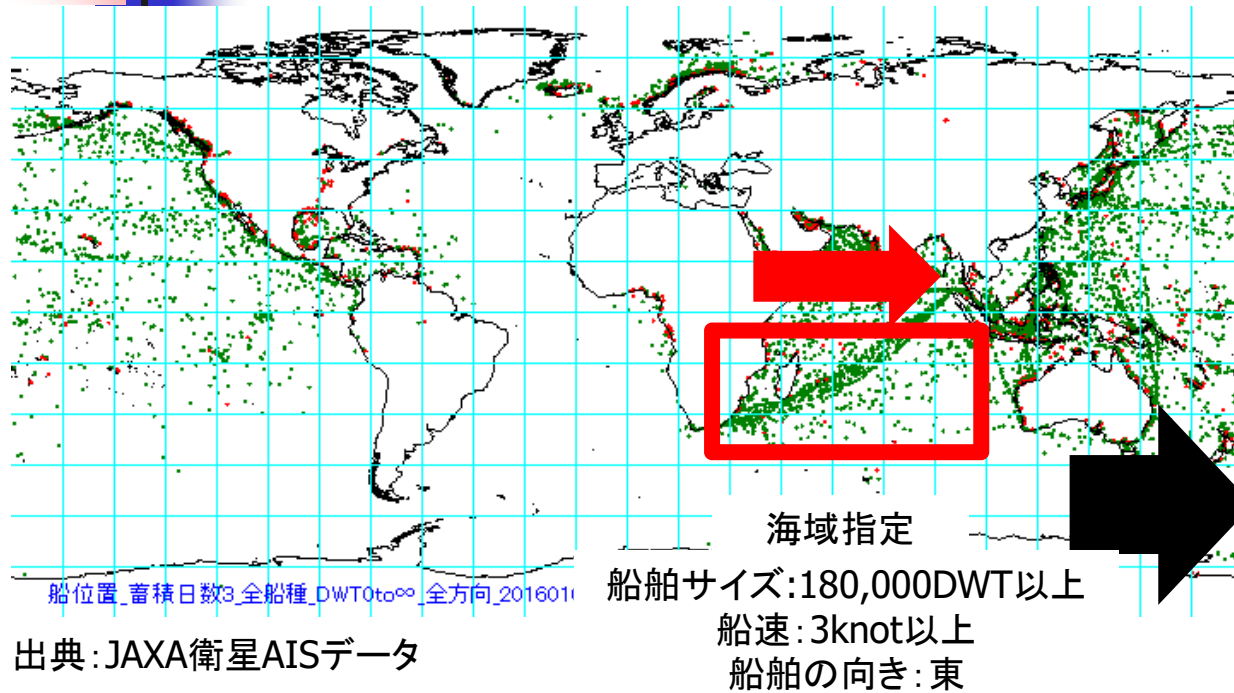


JAXA ALOS-2(だいち2号)



exactEarth社 exactView-1

3.海運市況予測 予測モデル構築手順 概要

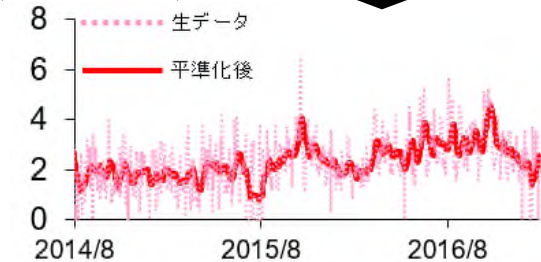


1. 衛星AISデータを抽出する海域を指定
2. 船舶サイズ, 船速等で衛星AISデータをフィルタリング
3. 個船データを用いて時系列船舶動静データに変換
4. 時系列船舶動静データと統計情報を用いて
ディープラーニングにより予測モデルを構築

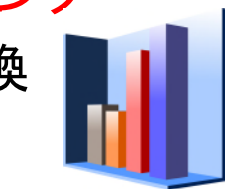
個船データ



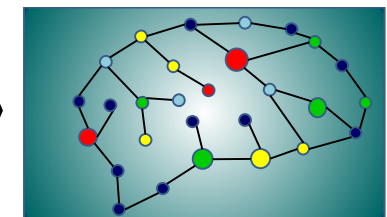
総DWT
($\times 10^6$ DWT)



時系列船舶動静データ



統計情報



AI

3.海運市況予測 予測モデルの構成

■ 入力

- $D_t = \{S_t, I_t, A_t\}$: 現在tのデータセット
 - S_t : 各種統計, I_t : インド洋衛星AIS, A_t : オーストラリア衛星AIS
- $\Delta D_t = D_t - D_{t-1}$: 現在tのデータセットと前日t-1のデータセットの差

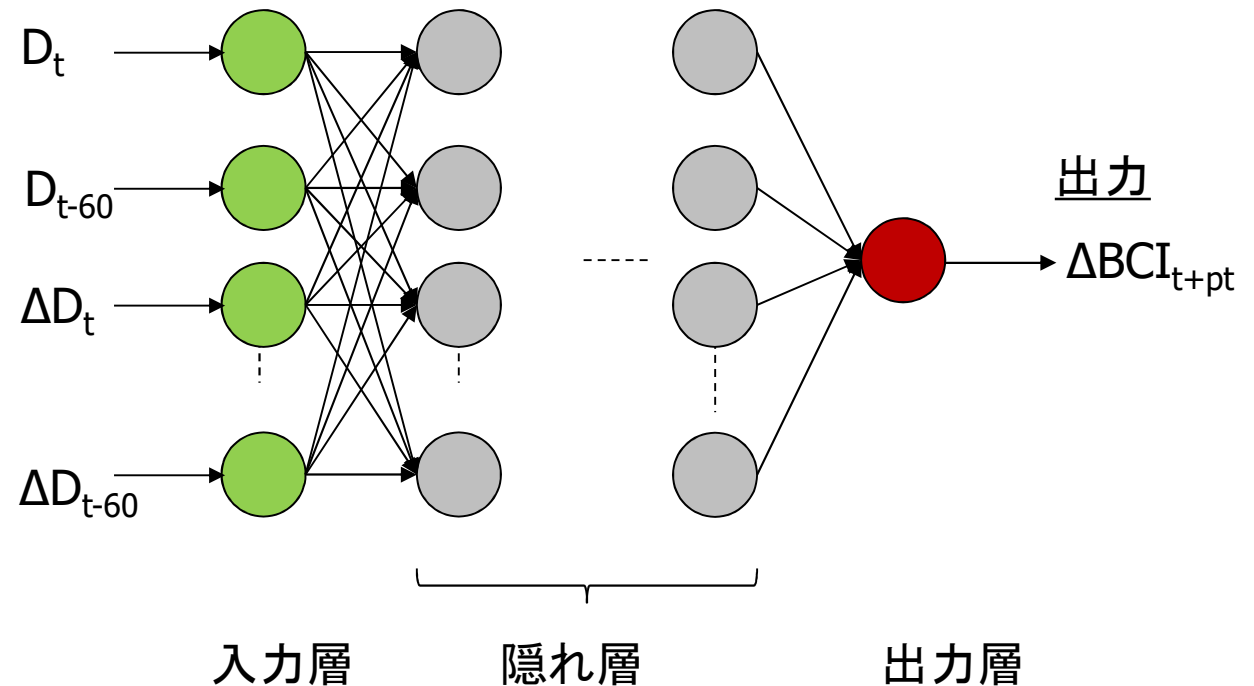
■ 出力

- ΔBCI_{t+pt} : 今日からpt日後のBCIの増減

■ 開発環境

- Anaconda
- Spyder
- Python
- Keras
- TensorFlow
- Windows PC

入力



3.海運市況予測

統計データ: S_t

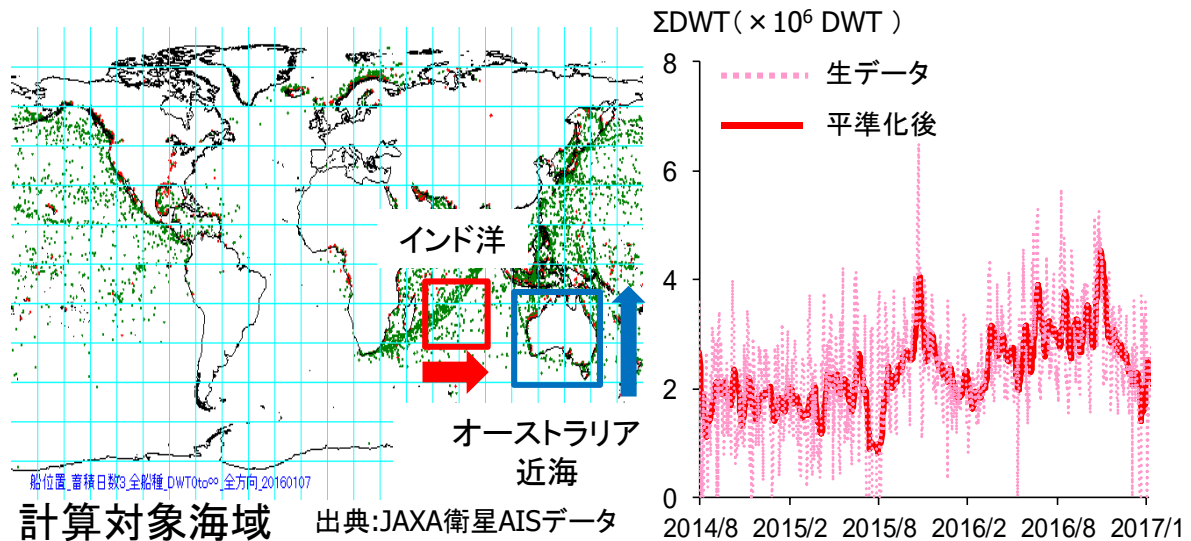
- S_t は各種の統計データ. 当該日における下記の値の集合
 - BCI
 - Baltic Capesize Index日毎データ
 - 原油価格
 - WTI価格(USD/バレル)
 - 鉄鋼株価指数
 - Tokyo SE TOPIX17 Steel Stock Price
 - 鉄鉱石価格
 - 鉄鉱石細粒, 62% Fe CFR取引 (USD/トン)
 - 現在の月, 予想対象の月
- 値の無い日については前日の値で補完
- データ出典: Investment.com



3.海運市況予測

衛星AISデータ: I_t, A_t

- JAXAの長期衛星AISデータを用い、海域を区切って抽出
 - 船型: ケープサイズバルカー(BCIの対象である180,000DWT以上のもの)
 - 船速: 3ノット以上
 - インド洋: 東向きの船舶 $10^\circ < \text{COG} < 170^\circ$
 - オーストラリア近海: 北向きの船舶 $\text{COG} < 80^\circ, \text{COG} > 270^\circ$
- $I_t \cdot A_t$ はインド洋・オーストラリア近海の衛星AISデータから計算された、当該日の指標値
 - ΣDWT
 - 平均船速
 - $\Sigma(\text{DWT} \times \text{平均船速})$
- 船舶属性データ:
AstraPaging社船舶データ
- 移動平均手法により
平準化(期間14日)

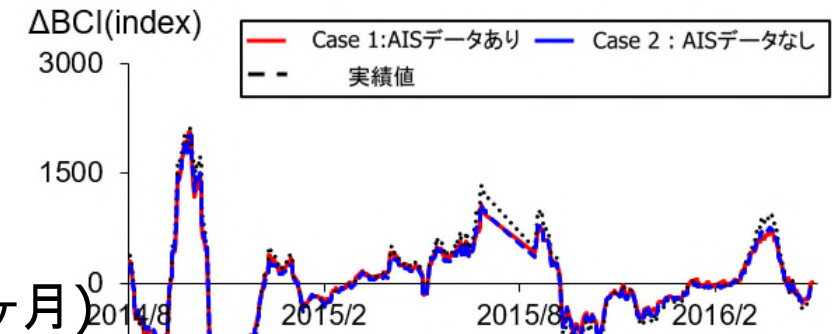


3.海運市況予測 学習

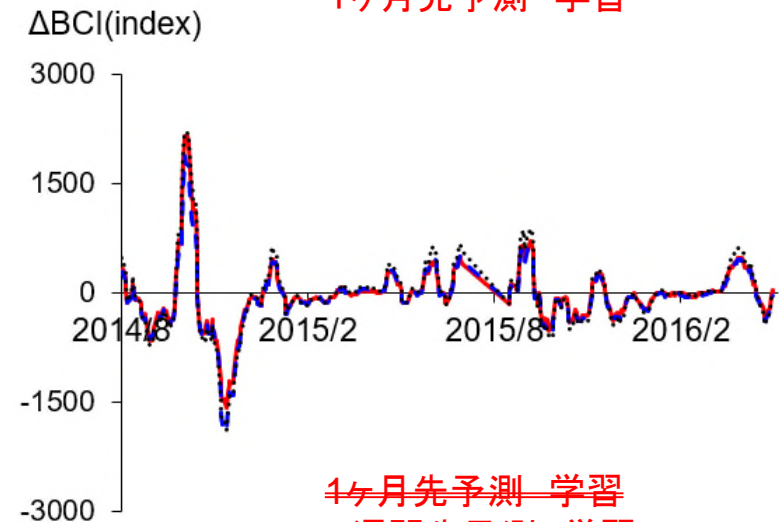
- 手順
 - データを3つに分割
 - 2014/8～2016/4: 学習用(21ヶ月)
 - 2016/5～2016/10: 検証(評価)用(6ヶ月)
 - 2016/11～2017/1: 予測用(3ヶ月)
 - 2,500回学習して2週間・1か月先の予測モデルを作成し検証



- 上記の学習済みモデルを用い、未知データ区間で予測
 - AISデータあり/無しの2パターン
- 学習結果
 - 両パターンとも良好に学習



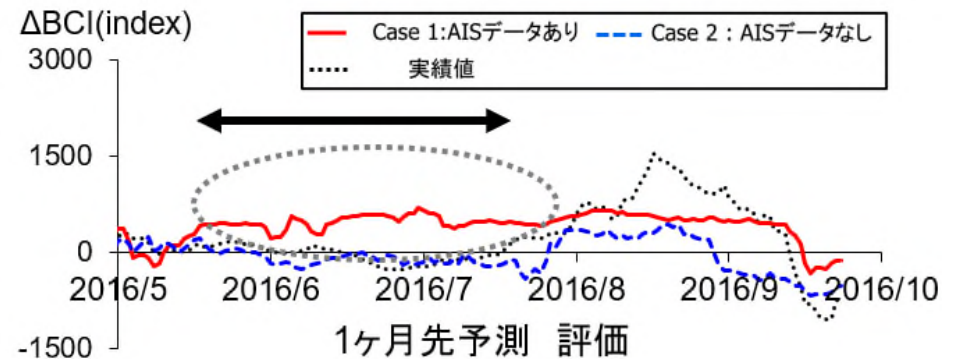
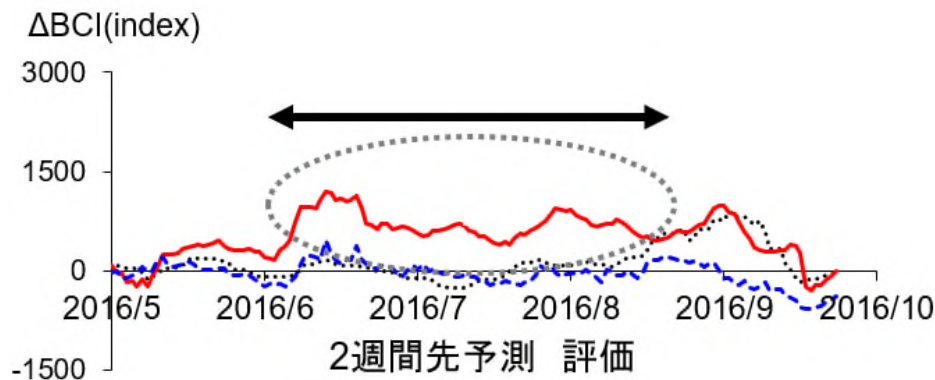
~~2週間先予測~~ 学習
1ヶ月先予測 学習



~~1ヶ月先予測~~ 学習
2週間先予測 学習

3.海運市況予測 評価

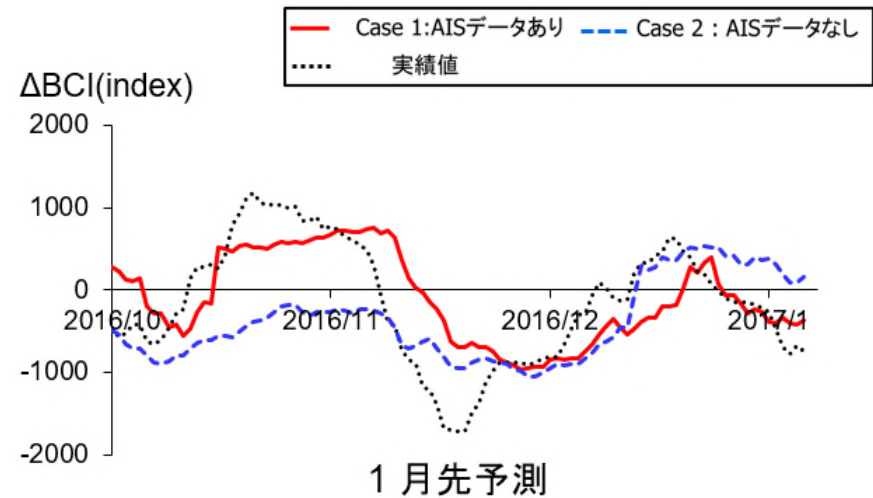
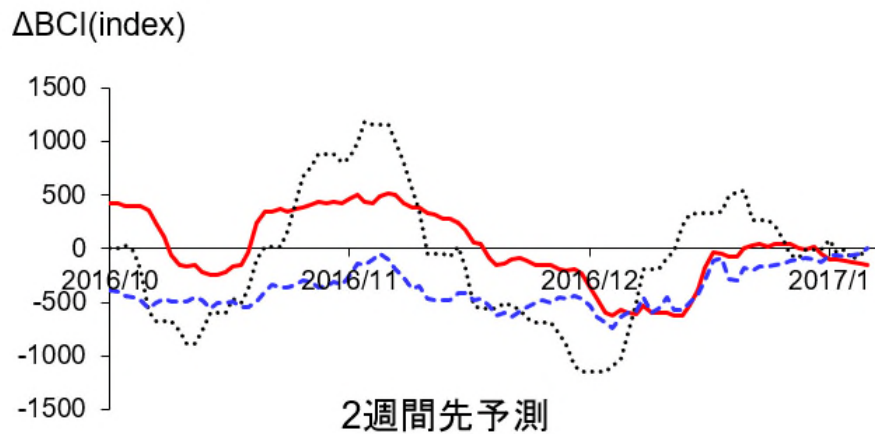
- 衛星AISデータを用いると2016/6-2016/8の期間で予測値の値が過大となる傾向（衛星の運用が変わった影響か？（調査中））
- 変動が大きくなるものの、特徴は再現
- 有用性を検証するため、方向一致率を定義
 - 方向一致率: 実績の増減方向が予測の増減方向と一致した日数/測定日数



		評価				評価	
		相関係数(-)	方向一致率 (%)			相関係数(-)	方向一致率 (%)
2週間先予測	Case 1	0.26	67.1	1ヶ月先予測	Case 1	0.52	70.5
	Case 2	0.20	60.3		Case 2	0.65	71.9

3.海運市況予測 予測

- 衛星AISデータを用いることにより, 用いない場合よりも特徴を良好に再現可能
- 相関係数0.5以上, 方向一致率70.0%以上
- 衛星AISデータを用いることで2週間から1ヶ月先の海運市況の増減を予測できる可能性



		予測				予測	
		相関係数(-)	方向一致率(%)			相関係数(-)	方向一致率(%)
2週間先 予測	Case 1	0.62	74.7	1ヶ月先 予測	Case 1	0.67	74.7
	Case 2	0.65	58.9		Case 2	0.43	56.6



4.おわりに

- 海技研ではIoT・Big Data・AIの研究開発に鋭意取り組んでいる。
- 物流分野におけるAI・ビッグデータへの取組みのうち、内航貨物経路推定と海運市況予測を紹介した。
- 今後とも上記分野の研究及び海事業界への普及に取り組んでいきたい。

謝辞:海運市況予測研究は国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構(JAXA)との研究協定, 及び株式会社IHIジェットサービス並びに株式会社IMCとの共同研究により行われました。実施に際して衛星AISデータ等をご提供いただくと共に多くのアドバイスを頂きました。各位に対し、深く感謝の意を表します。

■ 参考(いずれも日本船舶海洋工学会春季講演会予稿集, 2018.5発行)

(1) 松倉, 和田: 貨物輸送経路推定問題へのDeep Learning手法の試適用

(2) 和田, 松倉: Deep Learning と衛星AIS情報によるバルチック海運指数の予測に関する研究