(19)日本国特許庁(JP)　(12)公開特許公報(A)　(11)特許出願公開番号
特開2021-179914
(P2021-179914A)
(43)公開日　令和3年11月18日(2021.11.18)

(51)Int.Cl.		F I			テーマコード（参考）
G06Q 10/04	(2012.01)	G06Q	10/04		2F129
G08G 1/00	(2006.01)	G08G	1/00	D	5H181
G01C 21/34	(2006.01)	G01C	21/34		5L049
G06Q 10/08	(2012.01)	G06Q	10/08		
G06N 20/00	(2019.01)	G06N	20/00		

審査請求 未請求　請求項の数 16　ＯＬ　（全 28 頁）　最終頁に続く

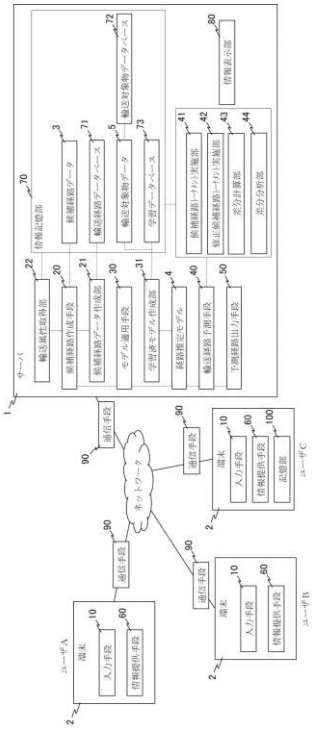
(21)出願番号　特願2020-86107(P2020-86107)
(22)出願日　令和2年5月15日(2020.5.15)

(71)出願人　501204525
国立研究開発法人　海上・港湾・航空技術研究所
東京都三鷹市新川６丁目３８番１号
(74)代理人　100098545
弁理士　阿部　伸一
(74)代理人　100189717
弁理士　太田　貴章
(72)発明者　松倉　洋史
東京都三鷹市新川６丁目３８番１号　国立研究開発法人　海上・港湾・航空技術研究所内

Ｆターム(参考)　2F129 AA01 AA11 AA14 CC15 CC16 DD02 DD20 EE02 FF02
5H181 AA01 AA25 AA26 BB20 FF01
5L049 AA04 AA16

(54)【発明の名称】輸送経路予測プログラム及び輸送経路予測システム

(57)【要約】
【課題】多種類の輸送属性間の非線形かつ複雑な関係を考慮して最良輸送経路を予測する輸送経路予測プログラム及び輸送経路予測システムを提供すること。
【解決手段】輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測するプログラムにおいては、コンピュータに、入力された輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を取得する輸送属性取得ステップＳ１と、輸送属性に基づいて輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成ステップＳ４と、候補経路を深層学習を用いた学習済みの経路推定モデル４に適用するモデル適用ステップＳ７と、経路推定モデル４で得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測ステップＳ８と、予測した最良輸送経路を出力する予測経路出力ステップＳ９とを実行させる。
【選択図】図１



【特許請求の範囲】
【請求項１】
輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測するプログラムであって、
コンピュータに、
入力された前記輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び前記輸送経路の経路属性を取得する輸送属性取得ステップと、
前記輸送属性に基づいて前記輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成ステップと、
前記候補経路を前記深層学習を用いた学習済みの経路推定モデルに適用するモデル適用ステップと、
前記経路推定モデルで得られた前記輸送対象物の前記候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測ステップと、
前記予測した前記最良輸送経路を出力する予測経路出力ステップと
を実行させることを特徴とする輸送経路予測プログラム。
【請求項２】
前記輸送属性取得ステップで取得する前記対象物属性には、前記輸送対象物の出発地、到着地、及び種類を含むことを特徴とする請求項１に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項３】
前記輸送属性取得ステップで取得する前記経路属性には、輸送時間及び輸送費用を含むことを特徴とする請求項１又は請求項２に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項４】
前記輸送属性取得ステップで取得する前記輸送属性として、さらに経由地と輸送手段を含むことを特徴とする請求項１から請求項３のいずれか１項に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項５】
前記候補経路作成ステップにおいて、前記輸送経路の候補経路データが作成済みでない場合に、前記候補経路データを作成する候補経路データ作成ステップをさらに実行することを特徴とする請求項１から請求項４のいずれか１項に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項６】
前記候補経路データ作成ステップは、前記輸送経路の全ての組み合わせを計算する組合計算ステップと、組み合わせた前記輸送経路の計算結果について前記輸送属性を計算する輸送属性計算ステップと、組み合わせた前記輸送経路の計算結果と前記輸送属性の計算結果とを前記候補経路データとして輸送経路データベースに保管するデータ保管ステップを有することを特徴とする請求項５に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項７】
前記モデル適用ステップにおいて、前記学習済みの経路推定モデルが作成済みでない場合に、前記学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成ステップをさらに実行することを特徴とする請求項１から請求項６のいずれか１項に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項８】
前記学習済モデル作成ステップは、前記輸送対象物の輸送対象物データを分類する輸送対象物データ分類ステップと、分類した前記輸送対象物データに基づいて学習データを作成する学習データ作成ステップと、前記学習データを用いて前記深層学習を実施する学習実施ステップと、前記深層学習の結果と前記輸送対象物データに基づいてトーナメントを実施するトーナメント実施ステップと、トーナメントの結果に基づいて最良のモデルを選出する最良モデル選出ステップを有することを特徴とする請求項７に記載の輸送経路予測プログラム。
【請求項９】
前記輸送経路予測ステップは、複数の前記候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施ステップと、複数の前記候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施ステップと、前記候補経路のトーナメントの実施結果と

前記修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算ステップと、前記差分を分析する差分分析ステップとを実行することを特徴とする請求項１から請求項８のいずれか１項に記載の輸送経路予測プログラム。

【請求項１０】

輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測するシステムであって、

前記輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び前記輸送経路の経路属性を入力する入力手段と、前記輸送属性に基づいて前記輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成手段と、前記候補経路を前記深層学習を用いた学習済みの経路推定モデルに適用するモデル適用手段と、前記経路推定モデルで得られた前記輸送対象物の前記候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測手段と、前記予測した前記最良輸送経路を出力する予測経路出力手段と、出力された最良輸送経路を情報として提供する情報提供手段とを備えたことを特徴とする輸送経路予測システム。

【請求項１１】

前記候補経路作成手段は、候補経路データを作成する候補経路データ作成部を有することを特徴とする請求項１０に記載の輸送経路予測システム。

【請求項１２】

前記モデル適用手段は、前記学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成部を有することを特徴とする請求項１０又は請求項１１に記載の輸送経路予測システム。

【請求項１３】

前記輸送経路予測手段は、複数の前記候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施部と、複数の前記候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施部と、前記候補経路のトーナメントの実施結果と前記修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算部と、前記差分を分析する差分分析部を有することを特徴とする請求項１０から請求項１２のいずれか１項に記載の輸送経路予測システム。

【請求項１４】

前記候補経路作成手段と、前記モデル適用手段と、前記輸送経路予測手段と、前記予測経路出力手段とをサーバをもって構成したことを特徴とする請求項１０から請求項１３のいずれか１項に記載の輸送経路予測システム。

【請求項１５】

前記入力手段及び前記情報提供手段を、通信手段を介して前記サーバに接続したことを特徴とする請求項１４に記載の輸送経路予測システム。

【請求項１６】

前記情報提供手段には、画面又はファイルを含むことを特徴とする請求項１０から請求項１５のいずれか１項に記載の輸送経路予測システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【０００１】

本発明は、貨物又は人といった輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測する輸送経路予測プログラム及び輸送経路予測システムに関する。

【背景技術】

【０００２】

世界経済のグローバル化、分業化の進展等により、海上コンテナ貨物の取扱量は増加している。海上コンテナ輸送は今や世界経済にとり必要不可欠な輸送モードとなっている。

日本にとっても、海上コンテナによる物資の輸出入は社会・経済活動にとって極めて重要であり、効果的に輸送を改善していく必要がある。そのためには、時間・費用その他の多様な輸送属性が輸送経路の選択に及ぼす影響について定量的かつ詳細な分析を行う手法の開発が求められる。

一方、近年、人工知能（ＡＩ：Artificial Intelligence)の研究が急速に進展しており、一部では人の認知能力を超えるものも出てきている。

【０００３】

ここで、特許文献１には、各々パレット識別情報が付された物流用のパレットを輸送する輸送機器又は容器の入庫を受け付け、パレットの搬出及び搬入を行なう複数の拠点設備と、拠点設備にて搬出及び搬入すべきパレットを拠点設備へ向けて各時点で指示する複数の拠点サーバと、輸送機器及びパレットの配分について事前計画を決定する中央装置とを備え、中央装置は、輸送機器又は容器に一旦搬入されたパレットについて、輸送機器の各時点における位置情報、及びパレット識別情報に基づき、各パレットの流通経路、輸送機器が経由すべき拠点設備を再決定し、決定された拠点設備の拠点サーバへ送信する経路決定部を備える物流システムが開示されている。また、中継経路の決定を、過去の実績データに基づく機械学習により行なうことが開示されている。

また、特許文献２には、運航中の船舶の船舶情報及び港湾領域情報を含む海上交通情報をリアルタイムで提供するＶＴＳセンターと、ＶＴＳセンターで提供する海上交通情報をリアルタイムで格納する海上交通情報データベース部と、海上交通情報データベース部から所定の範囲の海上交通情報の提供を受け、ディープラーニングアルゴリズムを利用して船舶状態及び領域状態を判断する管制基準情報を生成する海上交通管制学習部と、リアルタイムで格納される海上交通情報と管制基準情報とを比較分析して、船舶状態情報及び領域状態情報を含む海上管制情報をリアルタイムで生成する海上交通管制分析部と、生成された海上管制情報を電子海図を介して表示する海上交通管制情報表示部とを備える海上交通管制専門家システムが開示されている。

また、特許文献３には、輸送対象物の積み地、揚げ地、および輸送量から、少なくとも船舶の積載可能量、船舶数を含む時刻に依存しない制約条件を考慮して寄港順序および航海数を求める最適航海数決定工程と、最適航海数決定工程で求められた寄港順序と航海数から、運航計画を作成する最適運航計画作成工程とを有する船舶運航計画作成方法が開示されている。

また、特許文献４には、配送計画データを処理するに当たり、各レコードが住所部、サービス完了フラグ、および小包識別データを備える、論理的に順序付けられたレコードを備える配送計画を格納するメモリと、第１のレコードおよび第１のレコードは配送計画に追加されるという指示を備える配送計画更新メッセージを受信することができる無線インタフェースと、メッセージを処理し、第１のレコードの住所部内の第１の住所データに基づく論理的順番で、第１のレコードは配送計画に追加されると判定し、それにより、更新配送計画を作成することができるプロセッサであって、さらに更新配送計画作成の信号を提供することができるプロセッサと、プロセッサからの信号の受信に応えて視覚インジケータを提示することができるディスプレイであって、さらに第１のレコードに関連するテキストを提示することができるディスプレイとを備え、配送計画データを処理するポータブルデバイスが開示されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【０００４】

【特許文献１】国際公開第２０１８／１８６２３４号

【特許文献２】特開２０１６－２１２８４９号公報

【特許文献３】特開２０１０－１１１４号公報

【特許文献４】特表２００８－５３６７７８号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【０００５】

従来における輸送経路の分析手法は、一般化費用分析（犠牲量モデル）、ロジットモデル分析等に基づくものが多い。これらは少数の因子間の比較的単純な関係に基づいた経路推定を行っている。結果として個別貨物の経路ではなく、港湾毎の取扱量合計で評価を行

うことが殆どである。

また、特許文献１から４は、貨物等の輸送対象物について、対象物属性や経路属性等の輸送属性を考慮し、深層学習を用いて最良の輸送経路を得るものではない。

そこで本発明は、多種類の輸送属性間の非線形かつ複雑な関係を考慮して最良輸送経路を予測する輸送経路予測プログラム及び輸送経路予測システムを提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【０００６】

請求項１記載に対応した輸送経路予測プログラムにおいては、輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測するプログラムであって、コンピュータに、入力された輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を取得する輸送属性取得ステップと、輸送属性に基づいて輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成ステップと、候補経路を深層学習を用いた学習済みの経路推定モデルに適用するモデル適用ステップと、経路推定モデルで得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測ステップと、予測した最良輸送経路を出力する予測経路出力ステップとを実行させることを特徴とする。

請求項１に記載の本発明によれば、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、個別の輸送対象物の経路推定の当否を基準に詳細な性能の検討が可能となり、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等ができる。なお、最良輸送経路には、陸路、海路、空路の何れも含むことができる。

【０００７】

請求項２記載の本発明は、輸送属性取得ステップで取得する対象物属性には、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類を含むことを特徴とする。

請求項２に記載の本発明によれば、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。なお、輸送対象物の種類には人を含むことができる。

【０００８】

請求項３記載の本発明は、輸送属性取得ステップで取得する経路属性には、輸送時間及び輸送費用を含むことを特徴とする。

請求項３に記載の本発明によれば、輸送時間及び輸送費用が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【０００９】

請求項４記載の本発明は、輸送属性取得ステップで取得する輸送属性として、さらに経由地と輸送手段を含むことを特徴とする。

請求項４に記載の本発明によれば、経由地及び輸送手段が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００１０】

請求項５記載の本発明は、候補経路作成ステップにおいて、輸送経路の候補経路データが作成済みでない場合に、候補経路データを作成する候補経路データ作成ステップをさらに実行することを特徴とする。

請求項５に記載の本発明によれば、輸送経路の候補経路データを作成して候補経路の作成等に利用することができる。

【００１１】

請求項６記載の本発明は、候補経路データ作成ステップは、輸送経路の全ての組み合わせを計算する組合計算ステップと、組み合わせた輸送経路の計算結果について輸送属性を計算する輸送属性計算ステップと、組み合わせた輸送経路の計算結果と輸送属性の計算結果とを候補経路データとして輸送経路データベースに保管するデータ保管ステップを有することを特徴とする。

請求項６に記載の本発明によれば、輸送経路の全ての組み合わせを考慮したより適切な候補経路データを得ることができる。

【００１２】
請求項７記載の本発明は、モデル適用ステップにおいて、学習済みの経路推定モデルが作成済みでない場合に、学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成ステップをさらに実行することを特徴とする。
請求項７に記載の本発明によれば、学習済みの経路推定モデルを作成することができる。
【００１３】
請求項８記載の本発明は、学習済モデル作成ステップは、輸送対象物の輸送対象物データを分類する輸送対象物データ分類ステップと、分類した輸送対象物データに基づいて学習データを作成する学習データ作成ステップと、学習データを用いて深層学習を実施する学習実施ステップと、深層学習の結果と輸送対象物データに基づいてトーナメントを実施するトーナメント実施ステップと、トーナメントの結果に基づいて最良のモデルを選出する最良モデル選出ステップを有することを特徴とする。
請求項８に記載の本発明によれば、最良のモデルを選出することにより、より適切な学習済みの経路推定モデルを得ることができる。
【００１４】
請求項９記載の本発明は、輸送経路予測ステップは、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施ステップと、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施ステップと、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算ステップと、差分を分析する差分分析ステップとを実行することを特徴とする。
請求項９に記載の本発明によれば、候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。
【００１５】
請求項１０記載に対応した輸送経路予測システムにおいては、輸送対象物の輸送経路を深層学習を用いて予測するシステムであって、輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を入力する入力手段と、輸送属性に基づいて輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成手段と、候補経路を深層学習を用いた学習済みの経路推定モデルに適用するモデル適用手段と、経路推定モデルで得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測手段と、予測した最良輸送経路を出力する予測経路出力手段と、出力された最良輸送経路を情報として提供する情報提供手段とを備えたことを特徴とする。
請求項１０に記載の本発明によれば、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、個別の輸送対象物の経路推定の当否を基準に詳細な性能の検討が可能となり、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等ができる。
【００１６】
請求項１１記載の本発明は、候補経路作成手段は、候補経路データを作成する候補経路データ作成部を有することを特徴とする。
請求項１１に記載の本発明によれば、輸送経路の候補経路データを作成して候補経路の作成等に利用することができる。
【００１７】
請求項１２記載の本発明は、モデル適用手段は、学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成部を有することを特徴とする。
請求項１２に記載の本発明によれば、学習済みの経路推定モデルを作成することができる。
【００１８】
請求項１３記載の本発明は、輸送経路予測手段は、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施部と、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施部と、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を

加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算部と、差分を分析する差分分析部を有することを特徴とする。

請求項１３に記載の本発明によれば、候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００１９】

請求項１４記載の本発明は、候補経路作成手段と、モデル適用手段と、輸送経路予測手段と、予測経路出力手段とをサーバをもって構成したことを特徴とする。

請求項１４に記載の本発明によれば、例えば候補経路の作成から最良輸送経路の予測までをサーバで行うことができる。

【００２０】

請求項１５記載の本発明は、入力手段及び情報提供手段を、通信手段を介してサーバに接続したことを特徴とする。

請求項１５に記載の本発明によれば、サーバに対して離れた地点からでもアクセスし最良輸送経路を得ることができる。

【００２１】

請求項１６記載の本発明は、情報提供手段には、画面又はファイルを含むことを特徴とする。

請求項１６に記載の本発明によれば、最良輸送経路を画面に表示、又はファイルとして保存することができる。

【発明の効果】

【００２２】

本発明の輸送経路予測プログラムによれば、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、個別の輸送対象物の経路推定の当否を基準に詳細な性能の検討が可能となり、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等ができる。

【００２３】

また、輸送属性取得ステップで取得する対象物属性には、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類を含む場合は、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００２４】

また、輸送属性取得ステップで取得する経路属性には、輸送時間及び輸送費用を含む場合は、輸送時間及び輸送費用が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００２５】

また、輸送属性取得ステップで取得する輸送属性として、さらに経由地と輸送手段を含む場合は、経由地及び輸送手段が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００２６】

また、候補経路作成ステップにおいて、輸送経路の候補経路データが作成済みでない場合に、候補経路データを作成する候補経路データ作成ステップをさらに実行する場合は、輸送経路の候補経路データを作成して候補経路の作成等に利用することができる。

【００２７】

また、候補経路データ作成ステップは、輸送経路の全ての組み合わせを計算する組合計算ステップと、組み合わせた輸送経路の計算結果について輸送属性を計算する輸送属性計算ステップと、組み合わせた輸送経路の計算結果と輸送属性の計算結果とを候補経路データとして輸送経路データベースに保管するデータ保管ステップを有する場合は、輸送経路の全ての組み合わせを考慮したより適切な候補経路データを得ることができる。

【００２８】

また、モデル適用ステップにおいて、学習済みの経路推定モデルが作成済みでない場合に、学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成ステップをさらに実行する場

合は、学習済みの経路推定モデルを作成することができる。

【００２９】

また、学習済モデル作成ステップは、輸送対象物の輸送対象物データを分類する輸送対象物データ分類ステップと、分類した輸送対象物データに基づいて学習データを作成する学習データ作成ステップと、学習データを用いて深層学習を実施する学習実施ステップと、深層学習の結果と輸送対象物データに基づいてトーナメントを実施するトーナメント実施ステップと、トーナメントの結果に基づいて最良のモデルを選出する最良モデル選出ステップを有する場合は、最良のモデルを選出することにより、より適切な学習済みの経路推定モデルを得ることができる。

【００３０】

また、輸送経路予測ステップは、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施ステップと、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施ステップと、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算ステップと、差分を分析する差分分析ステップとを実行する場合は、候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００３１】

また、本発明の輸送経路予測システムによれば、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、個別の輸送対象物の経路推定の当否を基準に詳細な性能の検討が可能となり、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等ができる。

【００３２】

また、候補経路作成手段は、候補経路データを作成する候補経路データ作成部を有する場合は、輸送経路の候補経路データを作成して候補経路の作成等に利用することができる。

【００３３】

また、モデル適用手段は、学習済みの経路推定モデルを作成する学習済モデル作成部を有する場合は、学習済みの経路推定モデルを作成することができる。

【００３４】

また、輸送経路予測手段は、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施部と、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施部と、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算部と、差分を分析する差分分析部を有する場合は、候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００３５】

また、候補経路作成手段と、モデル適用手段と、輸送経路予測手段と、予測経路出力手段とをサーバをもって構成した場合は、例えば候補経路の作成から最良輸送経路の予測までをサーバで行うことができる。

【００３６】

また、入力手段及び情報提供手段を、通信手段を介してサーバに接続した場合は、サーバに対して離れた地点からでもアクセスし最良輸送経路を得ることができる。

【００３７】

また、情報提供手段には、画面又はファイルを含む場合は、最良輸送経路を画面に表示、又はファイルとして保存することができる。

【図面の簡単な説明】

【００３８】

【図１】本発明の実施形態による輸送経路予測システムの概要図

【図２】同輸送経路予測システムの処理を示すフローチャート

【図３】同候補経路データ作成ステップのフローチャート

【図４】同生活圏及び国内港を示す図
【図５】同海外港を示す図
【図６】同学習済モデル作成ステップのフローチャート
【図７】同輸送モデルの例を示す図
【図８】同学習用輸送対象物データとテストデータの作成手順を示す図
【図９】同輸送対象物データ分類ステップのフローチャート
【図１０】同訓練データと検証データから構成される学習データを示す図
【図１１】同学習データ作成ステップのフローチャート
【図１２】同ディープニューラルネットワークの入力と出力の概要を示す図
【図１３】同テストデータによるトーナメントを示す図
【図１４】同トーナメント実施ステップのフローチャート
【図１５】同輸送経路予測ステップのフローチャート
【図１６】同学習経過の例を示す図
【図１７】同トーナメントを経た最終正答率を示す図
【図１８】同重要度解析の結果を示す図
【図１９】同５年経過モデルによる最終正答率を示す図
【発明を実施するための形態】
【００３９】
以下に、本発明の実施形態による輸送経路予測プログラム及び輸送経路予測システムについて説明する。
【００４０】
図１は輸送経路予測システムの概要図である。
輸送経路予測システムは、深層学習を用いて貨物又は人といった輸送対象物の輸送経路を予測する。
輸送経路予測システムは、例えば輸送対象物として輸出入海上コンテナ貨物が与えられた際、当該貨物がどのような輸送手段及び経路で輸送されるかを多階層のニューラルネットワーク（Ｄｅｅｐ Ｎｅｕｒａｌ Ｎｅｔｗｏｒｋ）により推定する。ニューラルネットワークでは多くの変数とその組合せを利用可能であり、それら変数間の非線形かつ複雑な関係も評価できるため、輸送経路の推定精度が向上する。また、問題に沿った適切な学習構造を一度作成してしまえば、学習データの項目数などが変わっても、ネットワークの次元、階層、活性化関数等のハイパーパラメータの調整のみで対応しやすい。
【００４１】
輸送経路予測システムは、輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を入力する入力手段１０と、輸送属性に基づいて輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成手段２０と、候補経路を深層学習を用いた学習済みの経路推定モデル４に適用するモデル適用手段３０と、経路推定モデル４で得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測手段４０と、予測した最良輸送経路を出力する予測経路出力手段５０と、出力された最良輸送経路を情報として提供する情報提供手段６０を備える。これにより、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等が可能となる。なお、最良輸送経路には、陸路、海路、空路の何れも含むことができる。
また、輸送経路予測システムは、サーバ１と、各ユーザが有する端末２を備える。　サーバ１は、ハードディスク等の情報記憶部７０と、画面等の情報表示部８０を有する。情報記憶部７０には、輸送対象物データ５が記憶されていると共に、輸送経路データベース７１と、輸送対象物データベース７２と、学習データベース７３が格納されている。サーバ１は、クラウドコンピューティング型でもオンプレミス型でもよい。端末２は、パーソナルコンピューターやタブレット型コンピュータ等である。本実施形態では、ユーザＡ、ユーザＢ、及びユーザＣが端末２をそれぞれ有している。
【００４２】
候補経路作成手段２０、モデル適用手段３０、輸送経路予測手段４０、及び予測経路出

力手段５０は、サーバ１をもって構成されている。これにより、例えば候補経路の作成から最良輸送経路の予測までをサーバ１で行うことができる。

候補経路作成手段２０は、候補経路データ３を作成する候補経路データ作成部２１を有する。これにより、輸送経路の候補経路データ３を作成して候補経路の作成等に利用することができる。なお、入力手段１０で入力された輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を直接サーバ１に取り込んで利用してもよいが、輸送属性取得部２２を設けてこれらを取得し情報記憶部７０に蓄えて利用することもできる。

モデル適用手段３０は、学習済みの経路推定モデル４を作成する学習済モデル作成部３１を有する。これにより、学習済みの経路推定モデル４を作成することができる。

輸送経路予測手段４０は、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施部４１と、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施部４２と、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算部４３と、差分を分析する差分分析部４４を有する。候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【００４３】

入力手段１０及び情報提供手段６０は端末２に構成されている。入力手段１０は、マウス、キーボード、及びタッチパネル等である。情報提供手段６０は、画面又は電子ファイル等であり、最良輸送経路を画面に表示、又はファイルとして保存すること等ができる。

また、ユーザＣの端末２は、記憶部１００を備える。記憶部１００には、予測経路出力手段５０から出力された最良輸送経路を記憶することができる。

入力手段１０及び情報提供手段６０は、通信手段９０を介してサーバ１に接続されている。これにより、各ユーザはサーバ１に対して離れた地点からでもアクセスし最良輸送経路を得ることができる。通信手段９０は、有線又は無線ＬＡＮに接続するためのルータ等である。なお、サーバ１の機能は、分離することもできる。例えば輸送経路データベース７１、輸送対象物データベース７２、学習データベース７３等は、別の情報記憶手段、又はそれぞれ別の情報記憶手段をもって構成することもできる。また、サーバ１は複数のサーバに機能を分散して設けることも可能であり、例えば輸送属性取得部２２の機能を端末２に持たせることも可能である。

【００４４】

図２は輸送経路予測システムの処理を示すフローチャートである。

ユーザは、入力手段１０を用いて、輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を端末２に入力する。なお、経路属性が既に設定されている場合は、必要に応じて経路属性の修正を行う。入力する対象物属性としては、輸送対象物の数量や重量、混載の有無、コンテナの種類、及び申告価格等が挙げられるが、少なくとも輸送対象物の出発地、到着地、及び種類（品目）を含むことが好ましい。輸送対象物の出発地、到着地、及び種類を含むことにより、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。なお、輸送対象物の種類には人を含むことができる。

また、対象物属性及び輸送経路の経路属性の入力は、端末２に表示される選択項目を選択することによっても可能であり、直接の入力と表示の選択を組み合わせて行うことも可能である。

また、ユーザは、輸送属性として、さらに経由地と輸送手段を端末２に入力することもできる。これにより、経由地と輸送手段が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

ユーザが入力した対象物属性、経路属性、及び経由地や輸送手段等の輸送属性は、端末２からサーバ１に送信される。これにより、サーバ１が輸送属性を取得する（輸送属性取得ステップＳ１）。

【００４５】

輸送属性取得ステップＳ１の後、候補経路作成手段２０は、情報記憶部７０に記憶され

ている候補経路データ３と、端末２から受信した輸送属性とに基づいて輸送経路の候補経路を作成する（候補経路作成ステップＳ４）。

候補経路作成手段２０は、候補経路作成ステップＳ４を実行するにあたり、候補経路データ３が作成済みか否かを判定する（候補経路データ作成判定ステップＳ２）。

候補経路作成手段２０は、候補経路データ作成判定ステップＳ２において「ＮＯ」、すなわち候補経路データ３が作成済みでないと判定した場合は、候補経路データ作成部２１で輸送経路データベース７１のデータに基づいて、候補経路データ３を作成し（候補経路データ作成ステップＳ３）、その後に候補経路作成ステップＳ４を実行する。なお、候補経路データ作成ステップＳ３の詳細については後述する。

一方、候補経路作成手段２０は、候補経路データ作成判定ステップＳ２において「ＹＥＳ」、すなわち候補経路データ３が作成済みであると判定した場合は、候補経路データ作成ステップＳ３を行うことなく候補経路作成ステップＳ４を実行する。

【００４６】

候補経路作成ステップＳ４の後、モデル適用手段３０は、候補経路作成手段２０が作成した候補経路を学習済みの経路推定モデル４に適用する（モデル適用ステップＳ７）。

モデル適用手段３０は、モデル適用ステップＳ７を実行するにあたり、学習済みの経路推定モデル４が作成済みか否かを判定する（経路推定モデル作成判定ステップＳ５）。

モデル適用手段３０は、経路推定モデル作成判定ステップＳ５において「ＮＯ」、すなわち学習済みの経路推定モデル４が作成済みでないと判定した場合は、学習済モデル作成部３１で学習済みの経路推定モデル４を作成し（学習済モデル作成ステップＳ６）、その後にモデル適用ステップＳ７を実行する。なお、学習済モデル作成ステップＳ６の詳細については後述する。

一方、モデル適用手段３０は、経路推定モデル作成判定ステップＳ５において「ＹＥＳ」、すなわち学習済みの経路推定モデル４が作成済みであると判定した場合は、学習済モデル作成ステップＳ６を行うことなくモデル適用ステップＳ７を実行する。

【００４７】

モデル適用ステップＳ７の後、輸送経路予測手段４０は、学習済みの経路推定モデル４で得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する（輸送経路予測ステップＳ８）。

【００４８】

輸送経路予測ステップＳ８の後、予測経路出力手段５０は、輸送経路予測手段４０が予測した最良輸送経路を出力する（予測経路出力ステップＳ９）。最良輸送経路は、情報表示部８０にて表示されると共に端末２へ送信される。端末２では受信した最良輸送経路を情報提供手段６０にて表示、又は記憶部１００に保存する。

なお、予測経路出力手段５０において、最良輸送経路のみならず他の輸送経路や、入力した輸送属性やフローチャートにおける各ステップで処理した任意の結果も併せて出力することができる。

【００４９】

図３は候補経路データ作成ステップのフローチャートである。

学習データを作成するためには、輸送対象物の発着地に対する候補経路データ３を用意する必要がある。候補経路の作成のための輸送モデルは、輸送対象物の発着地、港、及び航路等により構成される。なお以下では、輸送対象物を貨物とする。

候補経路データ作成部２１は、先ず、輸送経路（地点・経路）の全ての組み合わせを計算する（組合計算ステップＳ３１）。

組合計算ステップＳ３１では、全ての輸送パターンについて、全ての地点と経路の全ての組み合わせが計算される。輸送パターンは、輸送対象物の発着地、港、及び航路により構成される。

【００５０】

図４は生活圏及び国内港を示す図、図５は海外港を示す図である。

発着地は、例えば文献"全国輸出入コンテナ貨物流動調査（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.）"の非集計データを用いて設定する。これは国土交通省により通常５年に一度、１１月に実施される輸出入海上コンテナ貨物の１か月間の全数調査である。このデータでは対象物属性、経路属性、及び海外の積降し港までの輸送属性（輸送手段、経由地等）の情報を利用可能である。

国内の輸送対象物の発着地は、全国輸出入コンテナ貨物流動調査のデータのコンテナ詰め場所、又は取り出し場所とする。具体的には、例えば文献"国土交通省：第４回（２００５年）全国幹線旅客純流動調査２０７生活圏ゾーン,2007."を参考に、国内を２０７に分類した生活圏の、中核自治体の主たる役所所在地とする。

また国外の輸送対象物の発着地は、全国輸出入コンテナ貨物流動調査のデータでは海外の最終船降し港、又は最初の船積み港となる。

【００５１】

港は、国内港と海外港がある。

国内港は、例えば、全国輸出入コンテナ貨物流動調査のデータに出現した国内港を全て用いることとし、国内で海上コンテナの輸出入機能を持つ港（中枢国際港湾に準拠）である「主要港」と、国内で海上コンテナの輸出入を行う港で主要港でない港、又は内航フィーダーの発着港として用いられる港である「地方港」の２種に分類する。

海外港については、海外の発着港は多数あることから、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を定めるとともに、うち６港についてはフィーダー機能を設定する。海外港は、輸出の場合の最終の船降し港、又は輸入の場合の最初の船積み港であって、フィーダー機能を設定しない港である「海外港」と、輸出の最終船降し港、輸入の最初の船積み港であって、フィーダー機能を設定する港である「海外フィーダー港」の２種に分類する。

【００５２】

航路は、内航部分と外航部分がある。

内航部分については、使用した輸送対象物データ５が利用した全ての航路を対象とする。

外航部分については、設定した代表港間の全ての航路を想定し、例えば文献"赤倉康寛・渡部富博：東アジア域内航路の船型動向に関する分析－基幹航路の大型化によるカスケード効果の影響－，運輸政策研究，Vol.11，2008."を参考に、東西基幹航路及びフィーダー港間の航路（基幹航路の一部であることも多い）については６，０００ＴＥＵ積のコンテナ船、それ以外については２，０００ＴＥＵ積みのコンテナ船による輸送とみなす。航行速度は同文献より、６，０００ＴＥＵ積みのコンテナ船が２４．５ノット、２，０００ＴＥＵ積みのコンテナ船が２０．９ノットとする。

【００５３】

輸送パターンについて、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。

（１）生活圏→中枢港→海外港／海外フィーダー港
（２）生活圏→中枢港→海外フィーダー港→海外港／海外フィーダー港
（３）生活圏→地方港→海外港／海外フィーダー港
（４）生活圏→地方港→中枢港→海外港／海外フィーダー港
（５）生活圏→地方港→海外フィーダー港→海外港／海外フィーダー港
（６）生活圏→中枢港→中枢港→海外港／海外フィーダー港
（７）生活圏→地方港→地方港→海外港／海外フィーダー港

この７パターンにおいて、生活圏と国内港の間は海上コンテナ用トレーラで輸送する。国内港間は、内航コンテナ船又は内航一般貨物船で内航フィーダー輸送を行うものとする。

なお、上記輸送パターンは輸出の例であり、輸入については輸出の逆向きの輸送であるため記載は省略する。

【００５４】

図３に戻り、組合計算ステップＳ３１の後、組み合わせた輸送経路の計算結果について

輸送属性を計算する（輸送属性計算ステップＳ３２）。

輸送属性は、各経路についての所要時間や輸送費用等である。本実施形態では、次のように輸送距離、所要時間、及び輸送費用を各種属性として設定する。

【００５５】

輸送距離について、陸上輸送距離は全国総合交通分析システムＮＩＴＡＳを用いて最短輸送時間となる経路により算出する。この際、同時に所要時間と有料道路料金も算出される。国内外の港間の航路距離は、必要な航路ネットワークを作成した上でプログラムにより計算する。計算時間の短縮のため、輸送距離及び国内外の港間の航路距離は、あらかじめ必要なすべての経路を計算したデータベースを作成しておくことが好ましい。

【００５６】

所要時間は、運行計画を加味しない陸上輸送時間、運行計画を加味した陸上輸送時間、海上移動時間、荷役時間、横持ち所要時間、及び海外フィーダー港のトランシップ時間がある。

陸上輸送時間（運行計画を加味しないもの）について、陸上輸送の移動所要時間はＮＩＴＡＳにより輸送距離と共に算出された値を用いる。これは基本的には距離を平均移動速度で割ったものである。

また、陸上輸送時間（運行計画を加味したもの）について、トラック運送業界の労働時間等に関する基準としては厚生労働省の定めた「自動車運転者の労働時間等の改善のための基準」、いわゆる改善基準告示を用いる。改善基準告示にはドライバの拘束時間、休息・休憩時間、運転時間等についての様々なルールが記載されており、それに従い運行計画を立てた場合の輸送時間を計算する。改善基準告示の関係個所の概要を下表１に示す。

【表１】

項目	内容
拘束時間	１ヶ月２９３時間（労使協定がある時は、一定の条件下で３２０時間まで延長可） １日１３時間　最大１６時間（ただし、１５時間超は１週２回以内）
休息時間	継続８時間以上 業務の必要上やむを得ない場合に限り、１回４時間以上の分割休息で合計１０時間以上でも可（ただし、一定期間における全勤務回数の２分の１が限度）
運転時間	２日平均で１日あたり９時間以内 ２週平均で１週間あたり４４時間以内
連続運転時間	４時間以内（運転の中断には１回連続１０分以上、かつ、合計３０分以上の運転離脱が必要）

【００５７】

また、海上移動時間について、海上輸送の移動時間は、輸送距離を船型ごとの標準的な船速で割って求める。

また、荷役時間について、ここでの荷役時間は、搬入後の荷積み待ち時間又は荷揚後の搬出待ち時間であり、また、輸出入時には更に通関時間を含むものとする。

内航コンテナ船によるフィーダー輸送においては、コンテナは一般に入出港日の前日搬入・翌日搬出が基本であることから、上記相当時間として２４時間を想定する。

外航コンテナ船においては、国内の輸出港又は輸入港の荷役時間は全国一律と見做す。また海外側の最終の船卸港又は最初の船積み港は貨物により不変であるため、任意の値を設定しても貨物経路推定結果に差は生じない。そのため外航コンテナ船の荷役時間としては国内港と海外港でそれぞれ共通のダミー値を設定する。

また、横持ち所要時間について、横持ち所要時間は、同一国内港において内・外航船を乗り換える際に、通常の荷役時間に加えて必要となる時間である。横持ちの所要時間は船舶の組み合わせや港湾レイアウト、手配の状況により多様であり数値化は容易ではない。ここでは上記より時間がかかる点を組み込むことを優先し、一括して６時間と設定する。

また、海外フィーダー港のトランシップ時間について、文献"港湾事業評価手法に関する研究委員会：港湾投資の評価に関する解説書2011,2011."に基づき、２４時間と設定する。

【００５８】

輸送費用は、各種文献調査及び分析等により輸送費用単価を設定し、輸送の総費用の算出時には、運行計画を考慮しない４０ｆｔコンテナの陸上運賃、運行計画を考慮した４０ｆｔコンテナの陸上運賃、４０ｆｔコンテナ内航運賃、４０ｆｔコンテナ外航運賃、国内港でのコンテナ荷役費用、海外貨物発着港でのコンテナ荷役費用、海外貨物発着港でのコンテナ荷役費用、海外フィーダー港のトランシップ料金、及び横持ち費用という要素を用いた。

【００５９】

４０ｆｔコンテナの陸上運賃（運行計画を考慮しないもの）は、国際大型海上コンテナ（４０ｆｔコンテナ）運送料金を基に、トラック運賃と同様に陸上距離d_{road}［ｋｍ］、運賃Ｃ［円／ＦＥＵ］として、下式（１）により定式化した。

【数１】

$$\begin{cases} C = 743d_{\mathrm{road}} + 26130 & (0 \le d_{\mathrm{road}} < 100) \\ C = 472d_{\mathrm{road}} + 53220 & (100 \le d_{\mathrm{road}} < 200) \\ C = 334d_{\mathrm{road}} + 80947 & (200 \le d_{\mathrm{road}} < 500) \\ C = 219d_{\mathrm{road}} + 138030 & (500 \le d_{\mathrm{road}}) \end{cases} \quad \cdots (1)$$

【００６０】

また、４０ｆｔコンテナの陸上運賃（運行計画を考慮したもの）は、ドライバの労働条件が改善基準告示に準じ、トラック事業者が運行原価に基づく適正運賃を収受した場合の運賃である。ここで運行原価は車両費（償却、金利、税金等）、保険費（強制保険、任意保険）、運行費（燃料、油脂、整備・修繕、タイヤチューブ費等）、人件費（賃金、賞与、福利厚生費等）、事故費、施設費（車庫及び事務所に関する費用）、諸費（ロープ・シート、通信、旅費等）、通行料、一般管理費、営業利益から構成される。

車両使用期間（償却年数）を７年、月間走行距離１１，５００ｋｍ、車両稼働日数２３日／月とすると共に、当該車両に乗車するドライバの月間総拘束時間を２９３時間とする等により近似式を求める。

これにより、４０ｆｔコンテナの陸上運賃は、輸送距離をd_{road}［ｋｍ］、拘束時間をｈ［時間］として下式（２）で表される。

【数２】

$$C = 84.2d_{\mathrm{road}} + 3796h + 4032 \quad \cdots (2)$$

【００６１】

また、４０ｆｔコンテナ内航運賃は、４０ｆｔコンテナの内航運賃（両端荷役料金を除く）［円／台］の近似式として下式（３）で表される。式（３）において、d_{voyage}は航海日数［日］である。

【数３】

$$C = 44.4d_{\mathrm{voyage}} + 20420 \quad \cdots (3)$$

【００６２】

また、４０ｆｔコンテナ外航運賃は、航海日数を$D_{voyaage}$［日］とし、２，０００ＴＥＵ積み及び６，０００ＴＥＵ積みのコンテナ船の運賃［円／ＦＥＵ］をそれぞれ$C_{2000TEU}$、$C_{6000TEU}$として下式（４）で表される。

【数４】

$$\begin{cases} C_{2000\mathrm{TEU}} = 12220 D_{\mathrm{voyage}} + 8580 \\ C_{6000\mathrm{TEU}} = 8190 D_{\mathrm{voyage}} + 4990 \end{cases} \quad \cdots (4)$$

【００６３】

また、国内港でのコンテナ荷役費用について、内航コンテナ船及び外航コンテナ船の荷役費は、実勢料金を設定する。

また、海外貨物発着港でのコンテナ荷役費用について、海外側の最終の船卸港又は最初の船積み港は貨物毎に不変である。任意の値を設定しても輸送経路推定結果に差は生じないため、任意のダミー値を設定する。

また、海外フィーダー港のトランシップ料金は、各種文献の値を参考に設定する。

また、横持ち費用は、各種文献の値を参考として実勢料金を設定する。

【００６４】

輸送属性計算ステップＳ３２の後、組み合わせた輸送経路の計算結果と輸送属性の計算結果を、候補経路データ３として輸送経路データベース７１に保管する（データ保管ステップＳ３３）。

このように、輸出入の発着ペアに対して、組合せ可能な輸送パターンを全てあらかじめ計算して輸送経路データベース７１を作成する。ただし、内航フィーダー航路については元データに出現した航路のみを用いる。

なお、外航航路においては存在しない航路も候補経路として設定することとなるが、深層学習（ディープラーニング）による学習が進む過程ではそのような経路は使われない経路として学習されていくため、悪影響は生じない。

【００６５】

図６は学習済モデル作成ステップのフローチャートである。

学習済モデル作成部３１は、学習済モデル作成ステップＳ６において、学習データが作成済みか否かを判定する（学習データ作成済判定ステップＳ６１）。

ここで学習データとは、深層学習による学習に用いるもので、訓練データと検証データから構成される。一方、評価用データは学習の性能検証のために用いられる、深層学習の手続きでいうところのテストデータであり、トーナメントを行うために必要な輸送対象物データ５及び候補経路データ３から構成される。

輸送対象物が貨物の場合、学習データとして利用する輸送対象物属性（貨物属性）は、各貨物について、生活圏名、都道府県名、施設区分（コンテナ詰め／取り出し場所の荷主／業者／公共／その他施設の別）、施設種別（コンテナ詰め／取り出し場所の恒温／冷凍・冷蔵／その他倉庫の別）、発着港名、州名（海外港のアジア／大洋／ヨーロッパ／北アメリカ／アフリカ／南アメリカ州の別）、海外港の国名、品目名（８１分類）、品類名（８分類）、混載の有無（ＦＣＬ／ＬＣＬ）、コンテナの種類（ドライ／リーファー／その他）、フレートトン、申告価格の計１３種類である。

【００６６】

図７は輸送モデルの例を示す図であり、輸送経路を三本のパス、二か所の経由地からなるものとして単純化したものである。

上述した７種の輸送経路パターンは、発地の後、最大２か所の経由地を経て着地へ至るものである。これを踏まえ、学習データとして利用する経路属性は、各経路について、発地から第一の経由地までにつき第一の輸送手段名（外航船／内航船／トレーラ）、第一の距離、第一の時間、及び第一の経由地名と、第一の経由地から第二の経由地までにつき第二の輸送手段名、第二の距離、第二の時間、及び第二の経由地名と、第二の経由地から着地までにつき第三の輸送手段名、第三の距離、及び第三の時間と、更に共通項目としてドライバ総休息時間、ドライバ総休憩時間、ドライバ総拘束時間、総時間（運行計画加味）、総時間（運行計画加味せず）、総費用（運行計画加味）、及び総費用（運行計画加味せず）の１８種である。ただし経由地が１か所のみの場合、余分な経由地と経由経路項目に

はダミー値が入る。

【００６７】

図６に戻り、学習データ作成済判定ステップＳ６１において「ＮＯ」、すなわち学習データが作成済みでないと判定された場合は、輸送対象物の輸送対象物データ５を分類する（輸送対象物データ分類ステップＳ６２）。

輸送対象物データ分類ステップＳ６２においては、輸送対象物データ５を、学習用輸送対象物データとテストデータ（トーナメント用輸送対象物データ）に分類する。

【００６８】

ここで、図８は学習用輸送対象物データとテストデータの作成手順を示す図、図９は輸送対象物データ分類ステップのフローチャートである。

図８（ａ）は、全国輸出入コンテナ貨物流動調査のデータを基にした輸送対象物データベース７２を示している。

全国輸出入コンテナ貨物流動調査の輸送対象物データ（貨物データ）５は輸出入共に１０万行前後あり、学習データの作成段階で行数が増えることを考慮し、学習済モデル作成部３１は、乱数を用いて約１／８０にサンプリングしデータサイズを小さくする（サンプリングステップＳ６２１）。図８（ｂ）は、抽出した輸送対象物データ５を示している。輸送対象物データ５の並び順はランダムである。

学習済モデル作成部３１は、次に、サンプリングした輸送対象物データ５を発着地ペア毎に分類してランダムに並び替える（発着地毎分類ステップＳ６２２）。図８（ｃ）は、抽出した輸送対象物データ５を発着地毎に分類した状態を示している。

学習済モデル作成部３１は、次に、輸送対象物データ５を、訓練データ及び検証データから構成される学習用輸送対象物データと、トーナメント用輸送対象物データであるテストデータに分類する（学習用／テスト用輸送対象物データ分類ステップＳ６２３）。図８（ｄ）は、輸送対象物データ５を、学習用輸送対象物データ（訓練データ及び検証データ）と、テストデータに分類した状態を示している。例えば、輸送対象物データ５を、訓練データに約１／２、検証データとテストデータにそれぞれ約１／４を割り当てる。

ここで、発着地毎分類ステップＳ６２２において発着地毎に輸送対象物を分類し、学習用／テスト用輸送対象物データ分類ステップＳ６２３の訓練データ、検証データ、テストデータ間のそれぞれで共通する発着地が無いようにするのは、深層学習の学習過程で対象の発着地に対して利用頻度の高い正解経路を過学習により暗記してしまう可能性を排除するためである。これにより、検証データによる汎化過程を通じて、経路推定モデル（学習済みモデル）４が未知発着地の輸送対象物に対して適切に経路選択のためのロジックを学習することができる。また、テストデータでは訓練及び検証からなる学習で全く用いることのなかった未知発着地を用いることで、適切な性能評価値を得ることができる。

学習済モデル作成部３１は、次に、分類した学習用輸送対象物データをランダムに並べ替える（学習用輸送対象物データランダム化ステップＳ６２４）と共に、分類したテストデータをランダムに並べ替えて（テストデータランダム化ステップＳ６２５）、処理を終了する。

【００６９】

図６に戻り、輸送対象物データ分類ステップＳ６２の後、学習済モデル作成部３１は、分類した輸送対象物データ５に基づいて学習データを作成する（学習データ作成ステップＳ６３）。

ここで、図１０は訓練データと検証データから構成される学習データを示す図、図１１は学習データ作成ステップのフローチャートである。

学習済モデル作成部３１は、情報記憶部７０から輸送対象物を一個取り出し正解経路を記憶する（正解経路記憶ステップＳ６３１）。

学習済モデル作成部３１は、次に、正解経路以外の候補経路を輸送経路データベース７１から取り出す（候補経路取り出しステップＳ６３２）。

学習済モデル作成部３１では、ｎ本（本実施形態では四本）から一本の正解経路を選択する形式で学習を行う。しかし、候補経路数は一定ではなく、また、最大３００経路弱と

なることもある。そこで、図１０のように学習データを構成する。

各学習データは、一つの輸送対象物データ（貨物データ）５と四本の候補経路データ３を順に並べた構造とする。ここで、候補経路データ３のうち一本は正解の経路データであり、残り三本は不正解の経路である。

一方、一つの輸送対象物データ５に対し、輸送経路データベース７１からその発着地の条件を満たす数十から３００個弱の候補経路一式が抽出される。このうち一個は正解経路である。正解経路を除いた残りの分をランダムに並べ替え、三本ずつ順に全数を学習データに割り当てていく。

【００７０】

学習済モデル作成部３１は、次に、未使用の経路があるか否かを判定する（未使用経路判定ステップＳ６３３）。

学習済モデル作成部３１は、未使用経路判定ステップＳ６３３において「ＹＥＳ」、すなわち未使用の経路があると判定した場合は、未使用の経路がｎ－１本（本実施形態では三本）以上か否かを判定する（未使用経路本数判定ステップＳ６３４）。

学習済モデル作成部３１は、未使用経路本数判定ステップＳ６３４において「ＹＥＳ」、すなわち残る未使用の経路がｎ－１本以上であると判定した場合は、未使用経路をｎ－１本取り出す（未使用経路取り出しステップＳ６３５）。

一方、学習済モデル作成部３１は、未使用経路本数判定ステップＳ６３４において「ＮＯ」、すなわち未使用の経路がｎ－１本未満であると判定した場合は、最後の学習データの経路本数が必要数に満たないため、経路がｎ－１本以上となるように他の候補経路をダミーとしてランダムに選んでセットする（ダミー候補経路追加ステップＳ６３６）。

【００７１】

学習済モデル作成部３１は、未使用経路取り出しステップＳ６３５の後、又はダミー候補経路追加ステップＳ６３６の後、正解経路を一本加える（正解経路追加ステップＳ６３７）。

これにより各学習データに四本の経路がそろった後、学習済モデル作成部３１は、四本（ｎ本）の順番をランダムにする（学習データ経路ランダム化ステップＳ６３８）。このような手続きにより、一個の輸送対象物に対して、１０～１００個程度の学習データが作成されることとなる。

学習済モデル作成部３１は、学習データ経路ランダム化ステップＳ６３８の後、学習データに輸送対象物データ５を加えて学習データベース７３に格納し（学習データ格納ステップＳ６３９）、未使用経路判定ステップＳ６３３に戻る。

学習済モデル作成部３１は、未使用経路判定ステップＳ６３３において「ＮＯ」、すなわち未使用の経路がないと判定した場合は、学習データを全輸送対象物について作成済みか否かを判定する（学習データ作成終了判定ステップＳ６３１０）。なお、学習データ作成終了判定ステップＳ６３１０は、学習データ作成の開始直後にも実行される。

この結果、学習データの行数は５万行程度となる。また、一つの輸送対象物について１３項目、候補経路一つにつき１８項目の属性要素があるため、１学習データで用いる項目数は８５となる。数値データの正規化を行うとともに、ラベルデータをｏｎｅ－ｈｏｔエンコーディングにより数値化すると、各学習データの列数は３５４１列となる。なお、地名データについては全てを一括してｏｎｅ－ｈｏｔエンコーディングしてある。

【００７２】

このように、輸送経路データベース７１に保管した組み合わせた輸送経路の計算結果及び輸送属性の計算結果と、輸送対象物データ５を併せて学習データ及びテストデータを作成する。

学習データの例を下表２に示す。学習データは対象物属性とｎ本の候補経路からなる。候補経路のうち一本は正解経路である。

【表２】

輸送対象物/経路	属性種別
対象物属性	発地の生活圏名
	着地の港名
	品類名
	申告価格
	フレートトン
候補経路１の経路属性	各パスの輸送手段名
	各パスの距離
	各パスの時間
	各経由地名
	総時間
	総費用
候補経路２の経路属性	各パスの輸送手段名
	各パスの距離
	各パスの時間
	各経由地名
	総時間
	総費用
：	：
候補経路ｎの経路属性	各パスの輸送手段名
	各パスの距離
	各パスの時間
	各経由地名
	総時間
	総費用

【００７３】

図６に戻り、学習データ作成ステップＳ６３の後、又は学習データ作成済判定ステップＳ６１において「ＹＥＳ」、すなわち学習データが作成済みであると判定された場合は、学習データを用いて深層学習を実施する（学習実施ステップＳ６４）。

ここで、図１２はディープニューラルネットワークの入力と出力の概要を示す図である。

実務における輸送経路の選択は、候補の中から最も良いものを選ぶという相対評価が基本である。一方、全国輸出入コンテナ貨物流動調査のデータを用いることにより、輸出入コンテナ貨物及びその貨物がどのような経路により輸送されたかに関して詳細かつ多量のデータを利用可能である。そこで、一つの輸送対象物データ（貨物データ）５に対して正解経路と共に複数の候補経路を同時に与え、経路間の相対的な優劣評価を学習させる教師あり学習をディープラーニング手法を用いて行う。

図１２のように対象とする輸送対象物に対し正解経路を含んだ一定数（本実施形態では四本）の候補経路を入力として与え、正解経路番号を出力させることで学習を行う。

【００７４】

図６に戻り、学習実施ステップＳ６４の後、深層学習の結果と輸送対象物データ５に基づいてトーナメントを実施する（トーナメント実施ステップＳ６５）。

ここで、図１３はテストデータによるトーナメントを示す図である。

ある輸送対象物について発着地が示された際、利用可能な港の配置や航路の有無等により候補となる経路の数は不定かつ多数であることが多い。候補経路が四本を超える場合は

、四本毎のトーナメントをおこなうことで、最終的な推定経路を得る。

テストデータ（トーナメント用輸送対象物データ）は、評価用データとして用いられる。トーナメントは一般のディープラーニングにおけるテストに相当する段階である。

学習用データと異なり、トーナメントでは正解経路データは一か所のみでしか使用しない。四本から一本を選ぶ経路選択を繰り返すことで最終的に一本の優勝経路が求まる。優勝経路が正解経路であれば、正しく経路を推定できたこととなる。

なお、トーナメントの過程で候補経路数が四本そろわない場合は、元となる候補経路中から乱数で必要数分を補い、必要数を満たしてトーナメントを継続する。

【００７５】

図１４はトーナメント実施ステップのフローチャートである。

学習済モデル作成部３１は、情報記憶部７０から貨物（輸送対象物）を１個取り出し正解経路を記憶する（トーナメント正解経路記憶ステップＳ６５１）。

学習済モデル作成部３１は、次に、候補経路を情報記憶部７０の候補経路集に格納する（候補経路格納ステップＳ６５２）。

学習済モデル作成部３１は、次に、候補経路集に格納した候補経路の順番をランダムにする（候補経路ランダム化ステップＳ６５３）。

学習済モデル作成部３１は、次に、候補経路集に未使用の候補経路があるか否かを判定する（未使用候補経路判定ステップＳ６５４）。

学習済モデル作成部３１は、未使用候補経路判定ステップＳ６５４において「ＹＥＳ」、すなわち候補経路集に未使用の候補経路があると判定した場合は、未使用の候補経路の本数がｎ本（本実施形態では四本）以上か否かを判定する（未使用候補経路所定数判定ステップＳ６５５）。

学習済モデル作成部３１は、未使用候補経路所定数判定ステップＳ６５５において「ＹＥＳ」、すなわち未使用の候補経路の本数がｎ本以上と判定した場合は、ランダムに並べられた未使用の候補経路を順にｎ本取り出す（未使用候補経路取り出しステップＳ６５６）。

一方、学習済モデル作成部３１は、未使用候補経路所定数判定ステップＳ６５５において「ＮＯ」、すなわち未使用の候補経路の本数がｎ本未満と判定した場合は、ｎ本になるように乱数で必要数分を加える（候補経路補充ステップＳ６５７）。

未使用候補経路取り出しステップＳ６５６の後、又は候補経路補充ステップＳ６５７の後、経路推定モデル４を使用して四本から一本を選ぶ経路選択を行い（経路選択ステップＳ６５８）、最尤経路を情報記憶部７０の勝抜経路集に格納する（最尤経路格納ステップＳ６５９）。

最尤経路格納ステップＳ６５９の後は、未使用候補経路判定ステップＳ６５４に戻る。

【００７６】

学習済モデル作成部３１は、未使用候補経路判定ステップＳ６５４において「ＮＯ」、すなわち候補経路集に未使用の候補経路がないと判定した場合は、勝抜経路の数が一つか否かを判定する（優勝経路判定ステップＳ６５１０）。

学習済モデル作成部３１は、優勝経路判定ステップＳ６５１０において「ＮＯ」、すなわち勝抜経路の数が二つ以上あると判定した場合は、勝抜経路集を候補経路集に代入して勝抜経路集を初期化し（勝抜経路集初期化ステップＳ６５１１）、候補経路ランダム化ステップＳ６５３に戻る。

一方、学習済モデル作成部３１は、優勝経路判定ステップＳ６５１０において「ＹＥＳ」、すなわち勝抜経路の数が一つであると判定した場合は、その勝抜経路を優勝経路として決定し、処理を終了する。

【００７７】

図６に戻り、トーナメント実施ステップＳ６５の後、学習の性能評価値と学習モデルである経路推定モデル４を情報記憶部７０に保管する（学習結果保管ステップＳ６６）。

学習結果保管ステップＳ６６の後、学習済モデル作成部３１は、深層学習が規定回数終了したか否かを判定する（規定回数終了判定ステップＳ６７）。なお、規定回数終了判定

ステップＳ６７は、学習済モデル作成ステップＳ６の開始直後にも実行される。規定回数は、例えばモンテカルロ解析の反復回数とする。

学習済モデル作成部３１は、規定回数終了判定ステップＳ６７において「ＮＯ」、すなわち深層学習が規定回数終了していないと判定した場合は、学習データ作成済判定ステップＳ６１に進む。

一方、学習済モデル作成部３１は、規定回数終了判定ステップＳ６７において「ＹＥＳ」、すなわち深層学習が規定回数終了したと判定した場合は、情報記憶部７０に保管されているトーナメントの結果に基づいて最良のモデルを選出し（最良モデル選出ステップＳ６８）、処理を終了する。深層学習は乱数を基に学習を進めるので同じ設定でも結果は毎回異なる。そのため、複数回学習を行って最も性能の良いものを選出する。

【００７８】

図１５は輸送経路予測ステップのフローチャートである。

輸送経路予測手段４０は、モデル適用手段３０が候補経路を学習済みの経路推定モデル４に適用することにより得られた基本となる複数の候補経路を用いてトーナメントを実施する（候補経路トーナメント実施ステップＳ８１）。

また、輸送経路予測手段４０は、モデル適用手段３０が候補経路を学習済みの経路推定モデル４に適用することにより得られた複数の候補経路に修正を加え（候補経路修正ステップＳ８２）、修正した候補経路を用いてトーナメントを実施する（修正候補経路トーナメント実施ステップＳ８３）。候補経路修正ステップＳ８２における修正は、対象港を通る経路のみ有利にする修正とする。なお、候補経路修正ステップＳ８２における修正を、対象港を通る経路のみ不利にする修正とすることもでき、この場合は、固定／高離反可能性顧客の判定を行うことができる。

輸送経路予測手段４０は、次に、候補経路トーナメント実施ステップＳ８１の実施結果と、修正候補経路トーナメント実施ステップＳ８３の実施結果との差分を求め、修正により増えた対象港を通過する輸送対象物を抽出する（差分計算ステップＳ８４）。

差分計算ステップＳ８４の後、輸送経路予測手段４０は、差分を分析し（差分分析ステップＳ８５）、輸送経路予測の処理を終了する。差分分析ステップＳ８５においては、増加輸送対象物の発着地や品種等といった属性を分析する。

【００７９】

次に、輸送経路予測システムにおける深層学習の例を説明する。

本例では過学習を避けるためコンパクトな五層からなる全結合ネットワークを用いることとした。活性化関数は出力層でシグモイド関数を用いるほかはＲｅＬＵ関数を用いる。入力層及び中間層の次元は８、出力層の次元は４である。ＤｒｏｐｏｕｔやＢａｔｃｈ Ｎｏｒｍａｌｉｚａｔｉｏｎは使用していない。損失関数にはＣａｔｅｇｏｒｉｃａｌ Ｃｒｏｓｓ Ｅｎｔｒｏｐｙを用い、オプティマイザとしてＲＭＳＰｒｏｐにより訓練を行う。Ｅｐｏｃｈ数は３０とし、正解率（Ａｃｃｕｒａｃｙ）が最良のモデルを採用する。

以上を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た。

【００８０】

図１６は学習経過の例を示す図であり、図１６（ａ）は損失値、図１６（ｂ）は基礎正答率を示している。

図１６より、小数回の学習で急速に性能が向上することが分かる。これは、学習データの大部分が、正解経路と、例えば大きく迂回するような性能の低い三個の経路との間の正誤判定であるため、例えば時間、距離、又は費用等のいずれかといった単独の要素のみに着目してもかなりの程度高い正答率（基礎正答率）を確保できるからと推察できる。ただし、トーナメントを経た最終的な正答率（最終正答率）で高い値を得るには、その後に続く学習により継続的な性能改善が必要となる。

【００８１】

図１７はトーナメントを経た最終正答率を示す図である。

学習済モデル作成部３１が作成した経路推定モデル４を用いてトーナメントを行う。学習は乱数を用いて行われるため、同一の設定で行っても結果は毎回異なる。そこで学習からトーナメント実施までを１０回行い平均と最良の最終正答率を求めた。その結果、輸出では輸送対象物の個数ベースで平均８２％、最良８７％、輸入では輸送対象物の個数ベースで平均８４％、最良８６％の結果となった。

この結果により、学習済モデル作成部３１による最良輸送経路の予測では最も優秀な経路推定モデル４を採用するため、輸出入において９割弱の最終正答率となるモデルを得ることができたと考えられる。

【００８２】

図１８は重要度解析の結果を示す図であり、図１８（ａ）は２０１３年輸出の最終正答率を示し、図１８（ｂ）は２０１３年輸入の最終正答率を示している。

輸送経路の推定性能への各属性の影響程度を重要度解析で簡易評価した。これは評価対象項目を学習データから除き、再学習を行って最終正答率の相対的な減少程度をみるものである。評価対象は、輸送経路データの輸送手段、距離、時間、及び費用の４分類１３種とする。学習の成功程度のばらつきの影響を減らすため、学習からトーナメントまでを１０回行って最終正答率の平均値を求めた。

図１８に示すように、輸送手段、時間、距離、及び費用のうちでは、費用が最も影響が大きく、次いで時間、距離、輸送手段の順となる。費用が支配的ではあるものの、経路推定精度を上げるため輸送手段、距離、及び時間等も組み合わせることで推定を行っていることが示唆される。

【００８３】

図１９は５年経過モデルによる最終正答率を示す図である。

全国輸出入コンテナ貨物流動調査は５年毎に調査が行われ、一定の集計及び編集期間を経て利用可能となる。そのため、最長で６年程度前のデータを用いて学習した経路推定モデル４を使うこととなる。そこで、時間の経過を経ることで、最終正答率がどの程度変化するかの評価を行った。

輸出入について、２００３年データで学習を行ったモデルを用いて２００８年データでトーナメントによる経路推定を行い、また２００８年データで学習を行ったモデルを用いて２０１３年データの経路推定を行って推定精度（最終正答率）を計算する。ここで、経路推定モデル４は当該年における学習を１０回行い、最も最終正答率の良いものを最良のモデルとして用いる。

ただし、上述した学習済モデル作成部３１による学習データの作成においては訓練データ、検証データ、テストデータを分けたが、これは同時点における未知発着地データに対する経路推定性能を確認するためであって、輸送経路予測手段４０による輸送経路予測の段階において全数が未知（未来）のデータに対して経路推定する際には、学習に用いた発着地であるか否かを区別する必要はない。そこで全てのデータを用いて経路推定精度の評価を行う。評価の際は、例えば２００３年の経路推定モデル４に対しては、２００８年の全発着地のテストデータを用いて精度を計算する。

この結果、図１９に示すように、学習から５年の時間が経過しても８割強の最終正答率となり十分な推定性能を有することが分かった。

【００８４】

以上、主に輸送経路予測システムについて説明したが、本発明は、コンピュータに、入力された輸送対象物の輸送属性に関わる対象物属性及び輸送経路の経路属性を取得する輸送属性取得ステップＳ１と、輸送属性に基づいて輸送経路の候補経路を作成する候補経路作成ステップＳ４と、候補経路を深層学習を用いた学習済みの経路推定モデル４に適用するモデル適用ステップＳ７と、経路推定モデル４で得られた輸送対象物の候補経路を分析し最良輸送経路を予測する輸送経路予測ステップＳ８と、予測した最良輸送経路を出力する予測経路出力ステップＳ９とを実行させる輸送経路予測プログラムとすることもできる。これにより、多様な輸送属性が考慮された最良輸送経路を得ることができるため、個別

の輸送対象物の経路推定の当否を基準に詳細な性能の検討が可能となり、例えば輸出入海上コンテナの輸送に利用する港を適切に選定すること等ができる。

また、輸送属性取得ステップＳ１で取得する対象物属性には、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類を含むことで、輸送対象物の出発地、到着地、及び種類が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

また、輸送属性取得ステップＳ１で取得する経路属性には、輸送時間及び輸送費用を含むことで、輸送時間及び輸送費用が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

また、輸送属性取得ステップＳ１で取得する輸送属性として、さらに経由地と輸送手段を含むことで、経由地及び輸送手段が考慮された、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

また、候補経路作成ステップＳ４において、輸送経路の候補経路データ３が作成済みでない場合に、候補経路データ３を作成する候補経路データ作成ステップＳ３をさらに実行することで、輸送経路の候補経路データ３を作成して候補経路の作成等に利用することができる。

また、候補経路データ作成ステップＳ３は、輸送経路の全ての組み合わせを計算する組合計算ステップＳ３１と、組み合わせた輸送経路の計算結果について輸送属性を計算する輸送属性計算ステップＳ３２と、組み合わせた輸送経路の計算結果と輸送属性の計算結果とを候補経路データ３として輸送経路データベース７１に保管するデータ保管ステップＳ３３を有することで、輸送経路の全ての組み合わせを考慮したより適切な候補経路データ３を得ることができる。

また、モデル適用ステップＳ７において、学習済みの経路推定モデル４が作成済みでない場合に、学習済みの経路推定モデル４を作成する学習済モデル作成ステップＳ６をさらに実行することで、学習済みの経路推定モデル４を作成することができる。

また、学習済モデル作成ステップＳ６は、輸送対象物の輸送対象物データ５を分類する輸送対象物データ分類ステップＳ６２と、分類した輸送対象物データ５に基づいて学習データを作成する学習データ作成ステップＳ６３と、学習データを用いて深層学習を実施する学習実施ステップＳ６４と、深層学習の結果と輸送対象物データ５に基づいてトーナメントを実施するトーナメント実施ステップＳ６５と、トーナメントの結果に基づいて最良のモデルを選出する最良モデル選出ステップＳ６８を有することで、最良のモデルを選出することにより、より適切な学習済みの経路推定モデル４を得ることができる。

また、輸送経路予測ステップＳ８は、複数の候補経路のトーナメントを実施する候補経路トーナメント実施ステップＳ８１と、複数の候補経路に修正を加えてトーナメントを実施する修正候補経路トーナメント実施ステップＳ８３と、候補経路のトーナメントの実施結果と修正を加えた候補経路のトーナメントの実施結果との差分を求める差分計算ステップＳ８４と、差分を分析する差分分析ステップＳ８５とを実行することで、候補経路の差分を分析することで、より適切な最良輸送経路を得ることができる。

【産業上の利用可能性】

【００８５】

本発明は、例えば、全国の港湾振興組織（地方自治体、港湾振興協会等）が、費用、時間等の経路属性に関する感度解析を行って港湾改善策の費用対効果を評価したり、増減した港湾通過貨物の発着地から、現在は自港を通過していない有望な貨物（潜在貨物）を見出したり、固定／高離反可能性顧客を判定したりすることなどに利用できる。

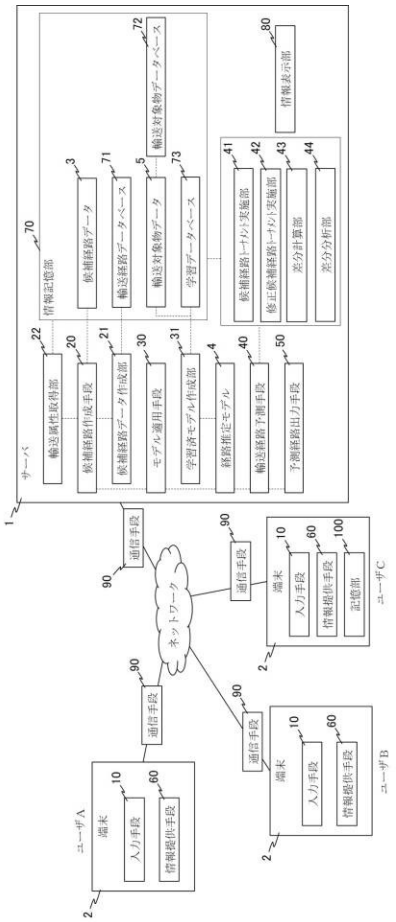
また、本発明は、例えばＲＯＲＯ／フェリー船社が、既存ＲＯＲＯ／フェリー航路の潜在貨物の発見、固定／高離反可能性顧客判定、新規ＲＯＲＯ／フェリー航路の貨物量及び内容等の予測等に用いることもできる。

また、本発明は、輸出入事業者の貨物の輸送経路の選択や、輸出品の製造事業者の輸送経路の選択に利用することもできる。

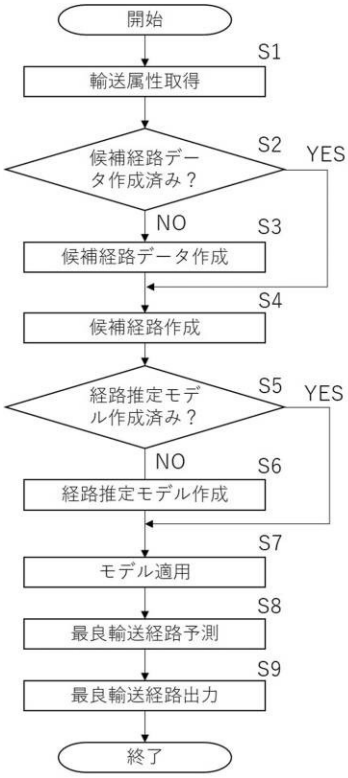
また、海上貨物に限らず、トラック輸送事業者や空輸事業者等が扱う貨物、輸送機関等による旅客の需要分析や輸送経路選択にも利用可能である。

【符号の説明】
【００８６】
１　サーバ
３　候補経路データ
４　学習済みの経路推定モデル
５　輸送対象物データ
１０　入力手段
２０　候補経路作成手段
２１　候補経路データ作成部
２２　輸送属性取得部
３０　モデル適用手段
３１　学習済モデル作成部
４０　輸送経路予測手段
４１　候補経路トーナメント実施部
４２　修正候補経路トーナメント実施部
４３　差分計算部
４４　差分分析部
５０　予測経路出力手段
６０　情報提供手段
７１　輸送経路データベース
９０　通信手段
Ｓ１　輸送属性取得ステップ
Ｓ３　候補経路データ作成ステップ
Ｓ３１　組合計算ステップ
Ｓ３２　輸送属性計算ステップ
Ｓ３３　データ保管ステップ
Ｓ４　候補経路作成ステップ
Ｓ６　学習済モデル作成ステップ
Ｓ６２　輸送対象物データ分類ステップ
Ｓ６３　学習データ作成ステップ
Ｓ６４　学習実施ステップ
Ｓ６５　トーナメント実施ステップ
Ｓ６８　最良モデル選出ステップ
Ｓ７　モデル適用ステップ
Ｓ８　輸送経路予測ステップ
Ｓ８１　候補経路トーナメント実施ステップ
Ｓ８３　修正候補経路トーナメント実施ステップ
Ｓ８４　差分計算ステップ
Ｓ８５　差分分析ステップ
Ｓ９　予測経路出力ステップ

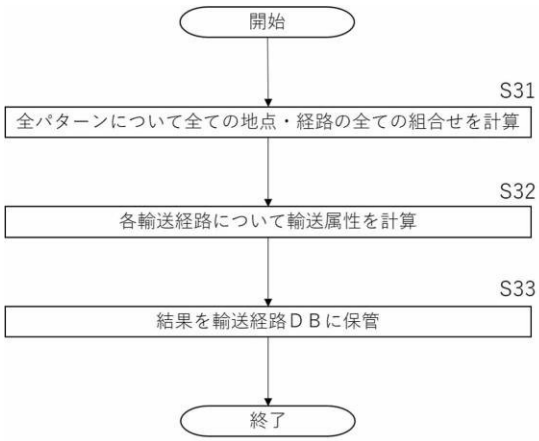
【図１】


サーバ
1
輸送属性取得部
22
候補経路作成手段
20
候補経路データ作成部
21
モデル適用手段
30
学習済モデル作成部
31
経路推定モデル
4
輸送経路予測手段
40
予測経路出力手段
50
情報記憶部
70
候補経路データ
3
輸送経路データベース
71
輸送対象物データ
5
学習データベース
73
輸送対象物データベース
72
候補経路トナンド実施部
41
修正候補経路トナンド実施部
42
差分計算部
43
差分分析部
44
情報表示部
80
通信手段
90
ネットワーク
ユーザA
端末
10
入力手段
60
情報提供手段
2
ユーザB
ユーザC
記憶部
100

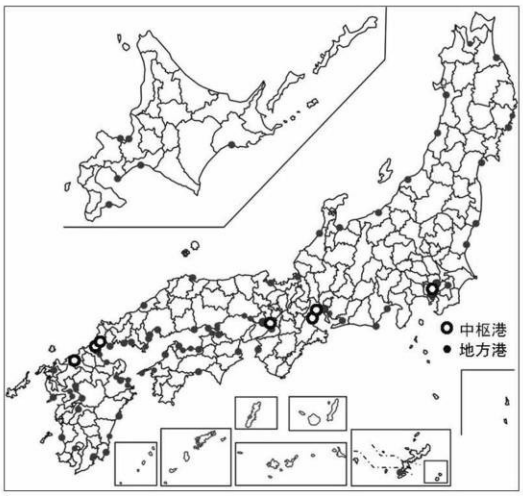
【図２】


開始
S1
輸送属性取得
S2
候補経路データ作成済み？
YES
NO
S3
候補経路データ作成
S4
候補経路作成
S5
経路推定モデル作成済み？
YES
NO
S6
経路推定モデル作成
S7
モデル適用
S8
最良輸送経路予測
S9
最良輸送経路出力
終了

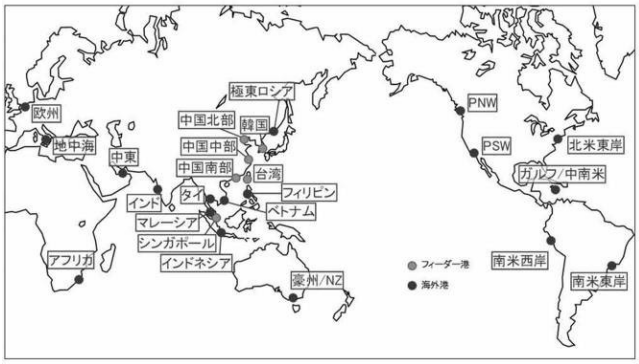
【図３】


開始
S31
全パターンについて全ての地点・経路の全ての組合せを計算
S32
各輸送経路について輸送属性を計算
S33
結果を輸送経路ＤＢに保管
終了

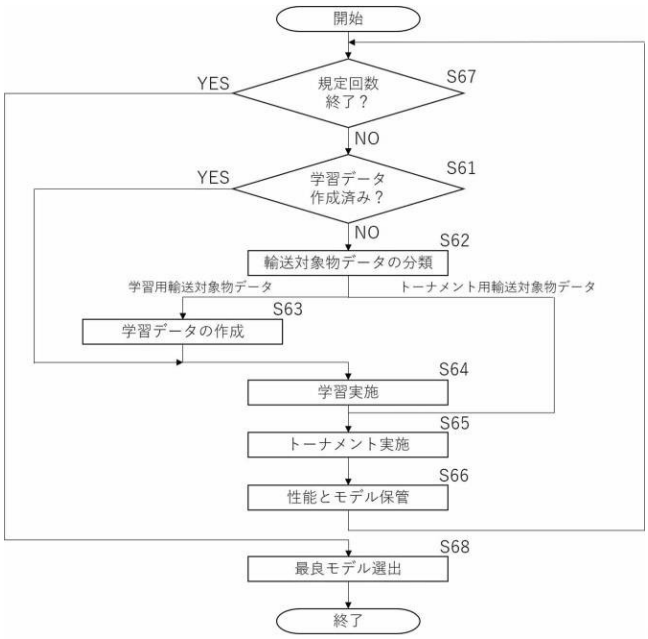
【図４】


中枢港
地方港

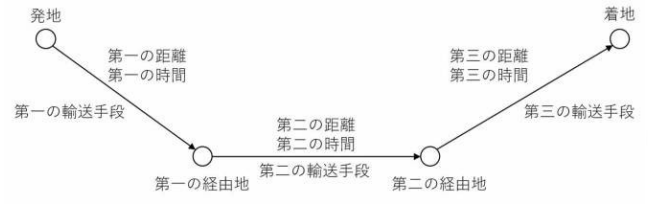
【図５】


欧州
地中海
中東
アフリカ
極東ロシア
中国北部
韓国
中国中部
中国南部
台湾
タイ
インド
フィリピン
ベトナム
マレーシア
シンガポール
インドネシア
豪州/NZ
PNW
PSW
北米東岸
ガルフ/中南米
南米西岸
南米東岸
フィーダー港
海外港

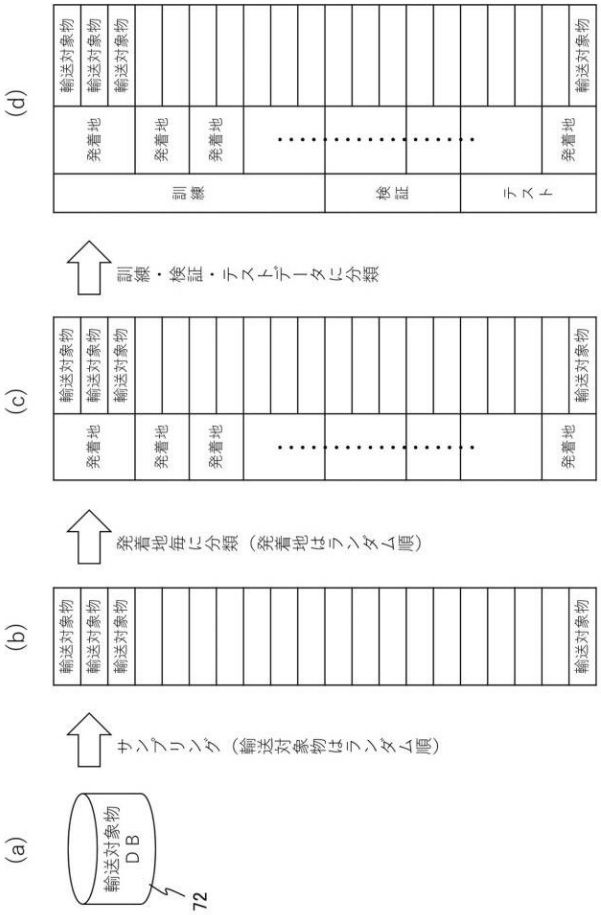
【図６】



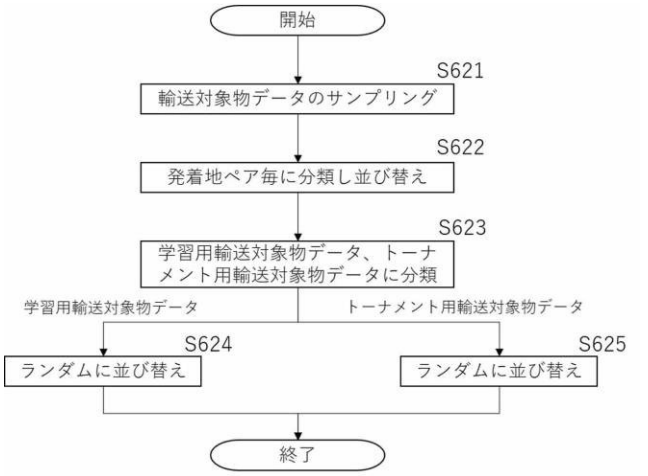
【図７】



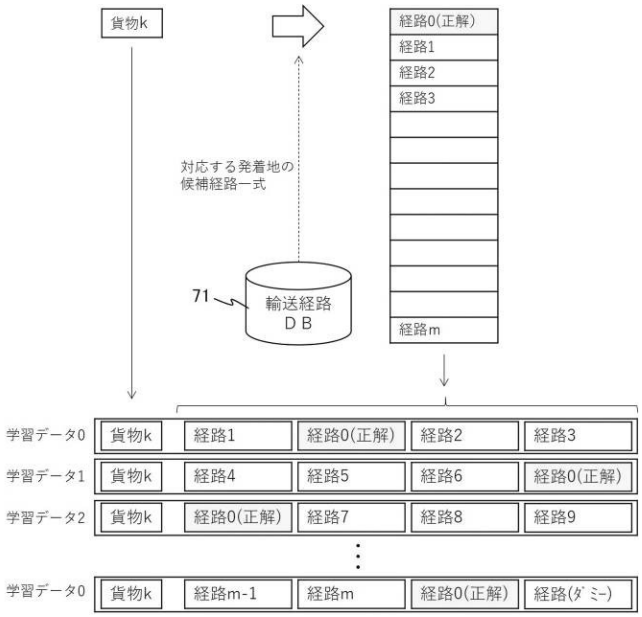
【図８】



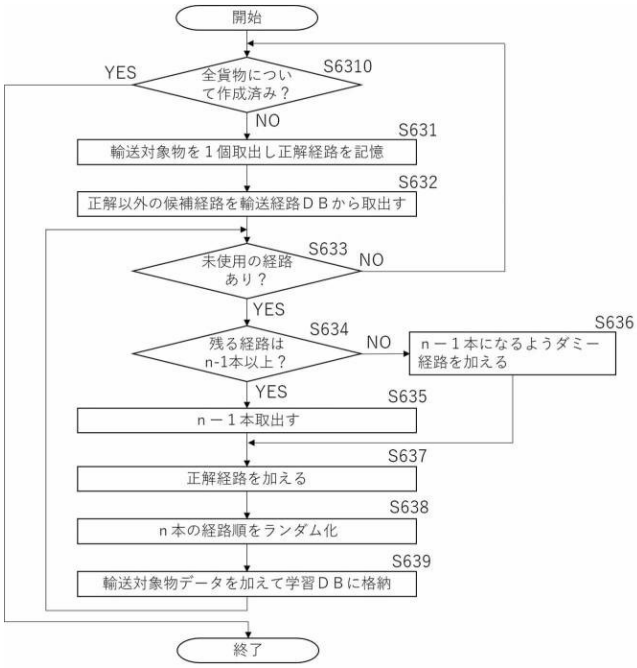
【図９】



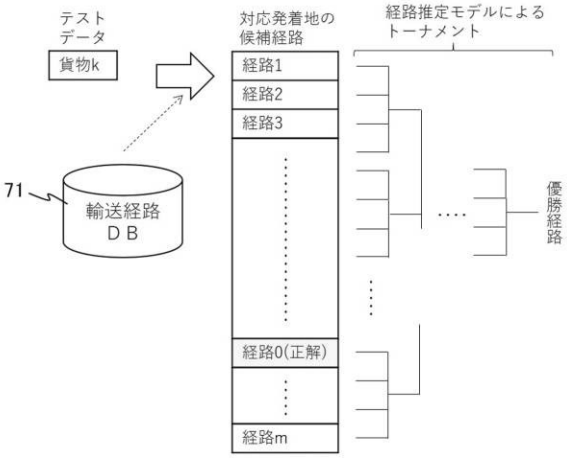
【図１０】



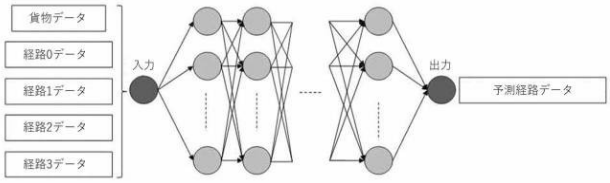
【図１１】



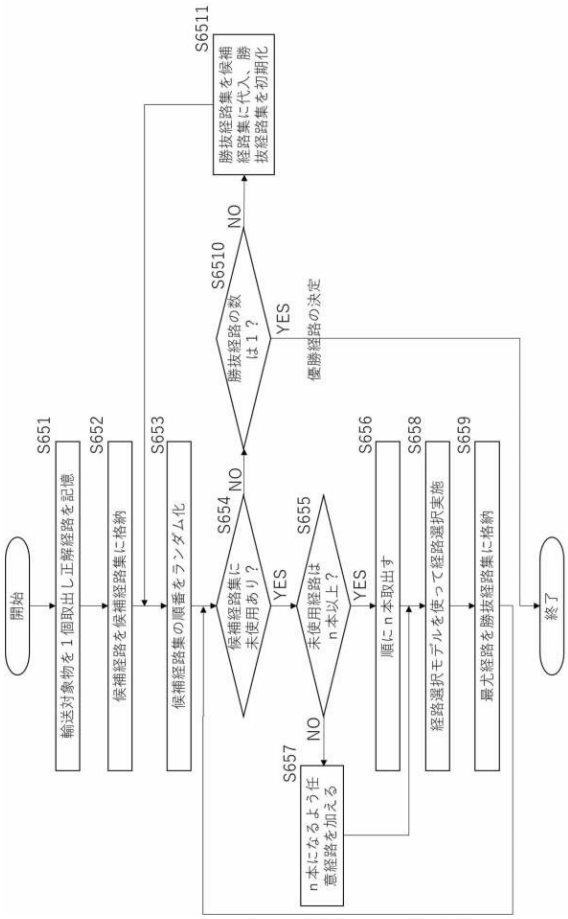
【図１３】



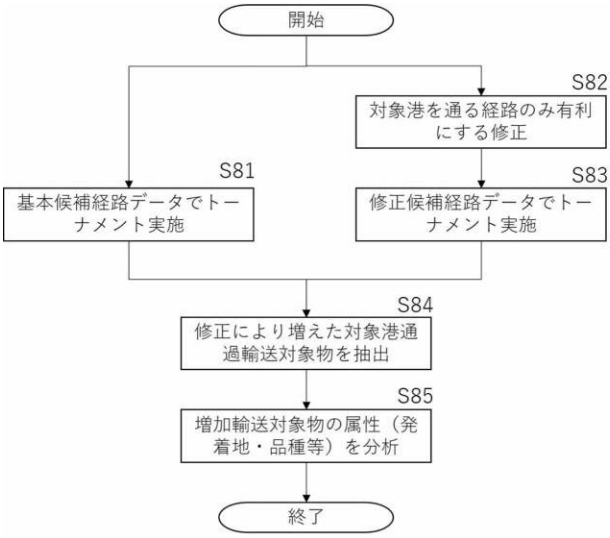
【図１２】



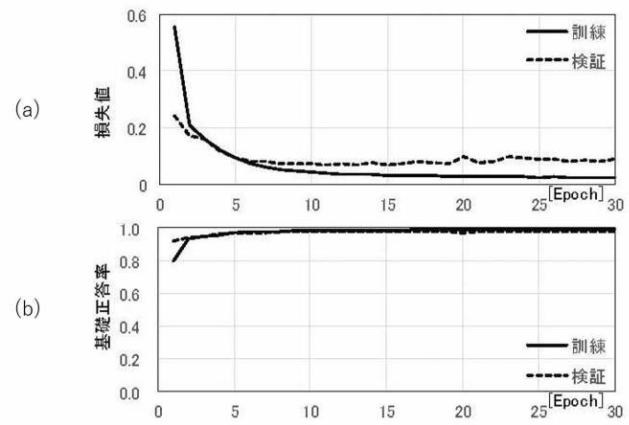
【図１４】



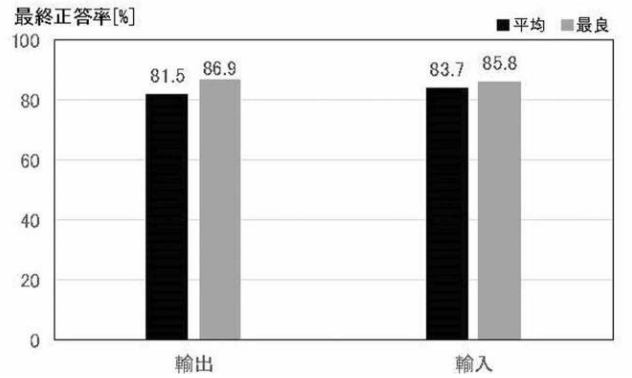
【図１５】



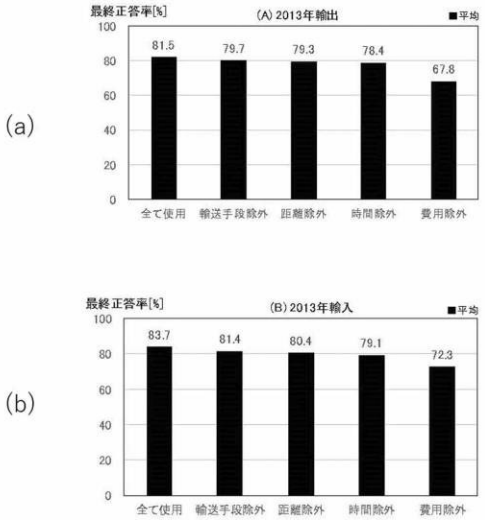
【図１６】



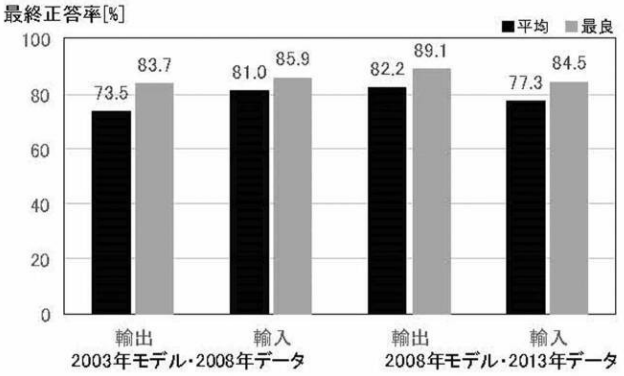
【図１７】



【図１８】



【図１９】



フロントページの続き

(51)Int.Cl.			F I		テーマコード（参考）
G06N	3/08	(2006.01)	G06N	3/08	