フィジカルインターネットにおける 物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化

長縄　尚駿[1]・平田　燕奈[2]

[1]学生非会員　神戸大学　海洋政策科学部海洋政策科学科 3 年
E-mail: 2117053z@stu.kobe-u.ac.jp

[2]正会員　神戸大学大学院　海事科学研究科（〒658-0022 兵庫県神戸市東灘区深江南町 5-1-1）
E-mail: enna.hirata@platinum.kobe-u.ac.jp (Corresponding Author)

本論文では，物流拠点の最適立地とトラック輸送経路の最適化について，フィジカルインターネットの観点から検討した．日本ではトラックドライバー不足や低賃金が深刻な問題となっている．また，「2024 年問題」と呼ばれるように，働き方改革関連法の改正により，トラックドライバーの年間時間外労働が規制され，日本の運輸業界は大きな危機を引き起こすことが予想されている．この問題を解決するためには，複数の組織が物流資源を共有し，効率的な輸送を行うフィジカルインターネット（PI）が必要不可欠である．フィジカルインターネットの中で，物流拠点の適切な立地は特に重要である．本研究では，顧客分布やコンテナの大きさ，拠点のキャパシティなどを考慮して物流拠点の最適な立地を決定した．本研究は，日本におけるフィジカルインターネットの実現に寄与するものである．

Key Words: *Physical Internet, transport route optimisation, logistics hubs, genetic algorithms.*

1. 序論

(1) 物流コストのインフレーション

昨今，道路貨物輸送サービス価格は，バブル期の水準を超え，過去最高となっている．物流コストのインフレーションの要因は，需要側としては，1. EC 市場の拡大による非効率なラストワンマイル輸送（最終拠点からクライアントへの物流サービス）を担う宅配便の増加[注 1)] 2. 多品種・小ロット輸送の増加 が挙げられる．国土交通省の調査によると，貨物 1 件あたりの貨物量が直近の 20 年で半減する一方(**図–1**)[注2)]，物流件数は 1.5 倍に増加(**図–2**)[注 2)]しており，物流の小口多頻度化が急速に進行している．また，2010 年以降，トラックの積載率は 40%を切っており，トラックの積載効率の低下が顕著となっている(**図–3**)[注3)]．供給側の要因としては，1. 少子高齢化・需要増加によるトラックドライバーの労働環境の悪化によるなり手不足 2. 燃料価格の高騰 が挙げられる．少子高齢化でどの業界でもなり手が不足している中で，労働環境の悪いトラック運送業界のなり手不足は必然である．実際に，2000 年代後半以降，ドライバー数が急減しており，大型トラックのドライバーの平均年齢は 50 歳[注2)]に近づいている．これによって，2027 年には 24 万人が不足し，2030 年には物流需要の約 36%が運べなくなるとの試算[注2)]もある．また，ウクライナ情勢などによる原油高，円安などの要因により軽油価格が高騰している．(**図–4**)[注4)] トラック運送業界は，軽油価格が 1 円上昇すると，全国ベースで年間 167 億円の負担増となるという試算[注5)]もある．これらの要因に加えて，政府のカーボンニュートラルの要請[注6)](2030 年度温室効果ガスの 2013 年度比 46%削減, 2050 年までに排出量を全体として 0 とする.）などから現在，道路貨物輸送サービス価格はインフレ状態にあり，また次節で紹介する「物流の 2024 年問題」によって，2024 年頃から物流コストはさらに高騰すると懸念されている．

(2) 2024 年問題

前節で取り上げた要因により，トラックドライバーの長時間労働が常態化している．トラックドライバーの労働環境を改善しようとする狙いから，働き方改革関連法[注7)]が施行され，2024 年 4 月 1 日以降，自動車運転業務の年間時間外労働時間の上限が 960 時間に設定される．しかし，この法律の施行により，以下の 2 つの大きな問題が生じる．1 つ目は，運送・物流業者の売上，利益が減少する問題である．働き方改革関連法による規制により，

トラックドライバーの労働時間が制限されるため，1 日に運ぶことのできる荷物の量・距離が制限される．つまり，運賃を上げなければ運送・物流業者の売上，利益が減少してしまうが，競合他社との過当競争の中，荷主企業はより運賃の安い業者へ依頼するため，運送業者は荷主と価格交渉しにくい．2 つ目は，トラックドライバーの収入の減少である．トラックドライバーは運行距離に応じて運行手当が支給されるため，長距離運行になればなるほど収入は増えるが，働き方改革関連法によって，労働時間が制限されるため，収入が減少してしまう可能性がある．働き方改革関連法が施行されていない2023年現在でも，トラックドライバーの年収は，全産業平均に比して5〜10%低い状況[注2)]となっている．これ以上収入が低くなれば，離職の増加や求職者の減少に繋がる可能性もあり，なり手不足がより深刻になるため，日本の運輸業界は大きな危機を引き起こすことが予想される[注8)]．

(3) フィジカルインターネットについて

物流コストのインフレや「2024年問題」を解決するためには，物流の効率化の徹底による，物流コストの低減や，労働環境の改善や賃上げをすることによる，トラックドライバーの増加が必要である．そこで，究極の物流効率化の方策として注目されているのがフィジカルインターネットである．フィジカルインターネットとは，インターネット通信の考え方を物流(フィジカル)に適用した新しい物流の仕組みのことである．IoT や AI 技術を活用し，物資や倉庫，車両の空き情報等を可視化し，コンテナなどの規格化された容器に詰められた貨物を，複数企業の物流資産（倉庫，トラック等）を共有したネットワークで輸送する共同輸配送システムを構築することで，物流資産の稼働率を向上させ，物流の効率化を図る．フィジカルインターネットの実現は，より少ない台数のトラックで荷物を運べるようになり，トラックの燃料消費量を抑制し，地球温暖化ガス排出量を削減することを通じて，持続可能な社会を実現に貢献できる．現在，フィジカルインターネットは世界各国で研究が行われている．約 130 の企業・研究機関等が参画する ALICE（欧州物流革新協力連盟)は，フィジカルインターネットを研究し，2050 年のゼロエミッションを目指し，2030 年を目標に実現を目指している[注 9)]．日本では，経済産業省と国土交通省の共同で，フィジカルインターネット実現会議を組成し，2022 年 3 月に，2040 年までのフィジカルインターネット・ロードマップを発表した[注 10)]．

(4) 物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化

フィジカルインターネットの実現において，重要なのは，複数企業の物流資産（倉庫，トラック等）を共有したネットワークの構築である．しかし，共有される倉庫の位置やノード間のトラックの輸送ルートの最適化が不十分な場合，運送遅延や在庫の過剰または不足などが起こり，フィジカルインターネットの実現や，それに通じる物流コストのインフレーション，トラックドライバーのなり手不足などの問題の解決は困難になる．本研究では，フィジカルインターネットの実現のための示唆・指針を与えていくために，既存の物流拠点の分布，顧客の分布，コンテナの大きさ，物流拠点のキャパシティなどの要素を考慮し，物流拠点の最適な立地を決定と，それに基づいたトラックの輸送ルートの最適化について分析することにした．以下，2 章では，先行研究のレビューをする．第 3 章で，使用するデータについて紹介する．第 4 章で問題を解決するための方法を提案する．第 5 章では．実験と結果を示し，実験結果に基づいて解放の有効性を実証する．最後に第 6 章では，結果を考察する．

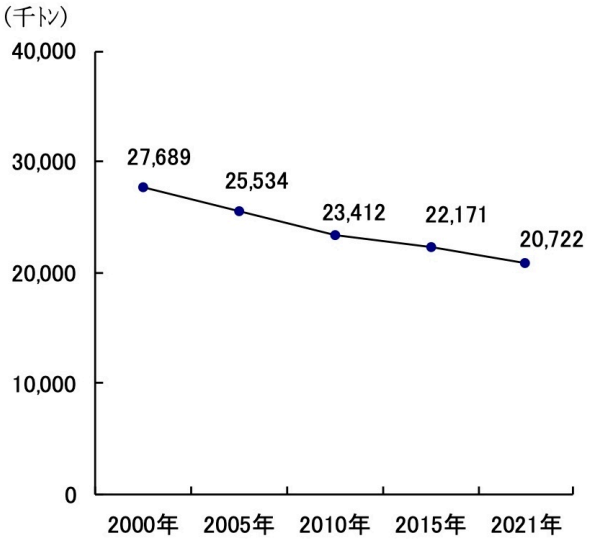


図-1 貨物一件あたりの貨物量の推移[注2)]

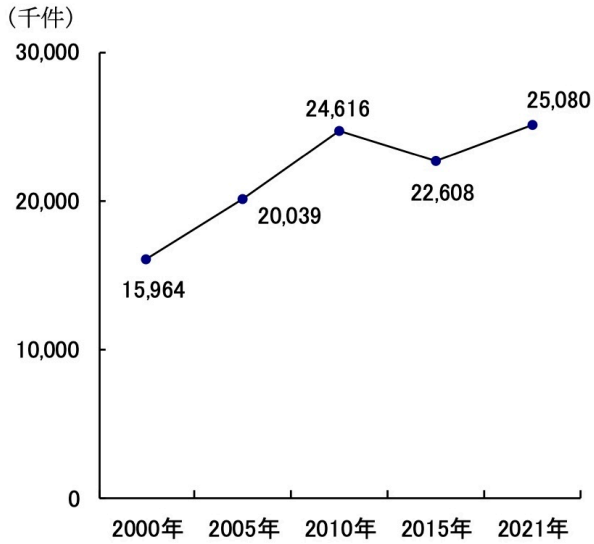


図-2 物流件数の推移[注2)]

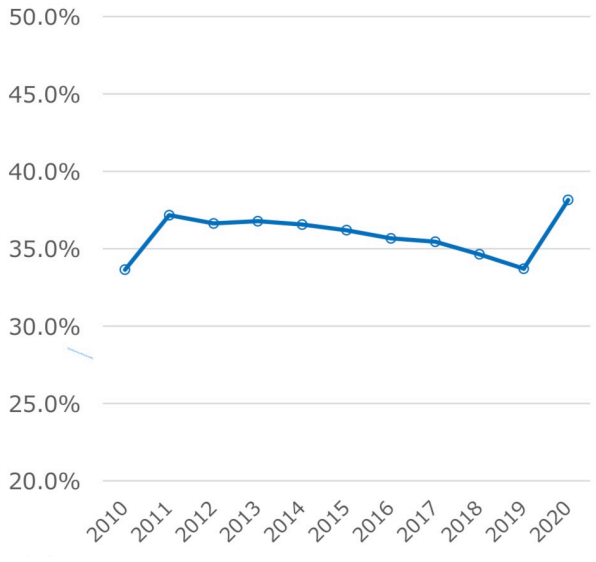


図-3 貨物自動車の積載率の推移[注3)]

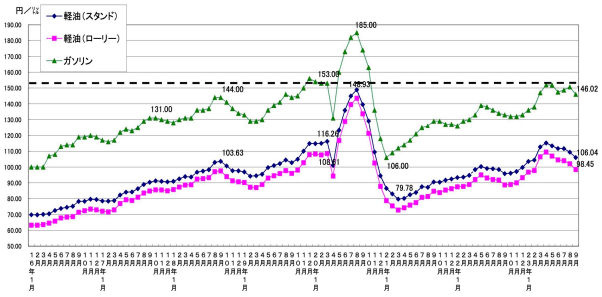


図-4 軽油・ガソリン価格の推移[注4)]

2． 先行文献レビュー

フィジカルインターネットは，Montreuil ら(2009)[i]によって提案された．彼らはフィジカルインターネットを，物流プロセスのすべての要素の効率的かつ持続的な相互接続性を基礎とするオープンでグローバルなロジスティクスネットワークとして定義した．つまり，閉鎖的な運用ネットワークに基づいている物流ネットワークを，インターネットにおける通信の仕組みのようなシステムとして考え直すということである．フィジカルインターネットの目標は，世界中の輸送，取扱，保管，供給，利用の持続可能性のあるシステムの構築である．この目標を達成するために，彼らはスマートテクノロジー，モジュラーリソース(π-container，π-movers など)や，インフラストラクチャー(π-node，π-hub など)を提案している．

フィジカルインターネットに関連する研究の包括的なレビューはTreiblmaier ら (2016) [ii]，Pan ら(2017)[iii]や，Münch ら(2022)[iv]によって行われている．フィジカルインターネットは比較的新しいコンセプトであり，その効果や利点を確認するためには，実際の物流システムや交通インフラへの適応可能性，持続可能性や社会的価値などの評価をしなければならない．

Fazili ら (2017) [v]は，トラック運転手の最大帰着時間を制約条件として設定し，トラックとトラック運転手のルーティングの最適化の観点からフィジカルインターネットの利点と欠点を定量化した結果，フィジカルインターネットは，トラックの走行距離および時間，温室効果ガス排出量，社会的コストを削減することができ，交通量に関係なく，終業時に帰宅できるトラック運転手の数が多くなるという考察を得ている．

Ji らは(2017)[vi]は，フィジカルインターネットにおける生産・在庫・物流問題の統合モデルを構築した．コストパフォーマンスの観点からフィジカルインターネットの利点を定量化するために，統合された生産-在庫-流通の決定とフィジカルインターネットを組み合わせた問題に対処するための混合整数線形プログラミング定式化を提案している．実験結果から，フィジカルインターネットのコストパフォーマンスは，従来の物流システムより優れている．また，従来の物流システムと同等またはより良いサービスレベルを達成している．しかし，コスト削減は，主に車両固定費の削減と変動輸送コストに依存しており，ネットワーク規模が増加するにつれて，総コスト削減に対する車両固定費の節約の貢献は増加するが，変動輸送コストの貢献は減少することが判明した．

Yang ら(2015)[vii]は，フィジカルインターネットにおける不確実な需要と確率的な供給中断を伴う単一製品の在庫問題について研究している．実験の結果，フィジカルインターネットにおける在庫モデルは，需要の不確実性とサプライチェーンの中断に対して，従来のモデルを上回ることが示され，その性能差は，製品価値，混乱頻度などが増加するにつれて増加することが判明した．また彼らは，今後の研究で物流ネットワークに対する在庫管理決定と調達方法の最適性を調査する必要があるという考察をしている．

フィジカルインターネットにおける物流ネットワークの設計は最初に Ballot ら(2012)[viii]によって取り組まれた．現在，複数の研究者によってフィジカルインターネットにおける物流ネットワークの有用性を裏付けるための様々な制約を導入したモデルが構築されている．

Sarraj ら (2013) [ix]は，相互接続されたサービスネットワーク内でのコンテナの非同期出荷と作成をモデル化し，各コンテナの最良の経路ルーティングを見つけ，輸送手段の使用を最小化するシミュレーションを行っている．その結果，輸送手段の充填率はほぼ 17%増加し，リードタイムを危うくしたり，運用コストを危険にさらしたりすることなく，二酸化炭素の排出量を 60%削減できるという考察を得ている．

Pan ら(2019)[x]は，宅配便ロッカーを利用した共同配送

ネットワークについて研究を行った．彼らは，遺伝的アルゴリズムと Lin-Kernighan ヒューリスティックを統合したアルゴリズムを開発し，デポとロッカーのセットのマルチデポ容量生車両ルーティング問題の形で企業間ネットワークのための小包ロッカーの使用を検討した．遺伝的アルゴリズムは，最小コスト小包ネットワークフロー問題の解決策を見つけることに重点を置き，小包の流れの経路が決定されると，LKH-3 によって車両の流れを最適化する．その結果，このようなモデルは，複雑さを維持しながら，より大規模な配送システムを研究するために柔軟に拡張可能であるという考察を得ている．

Chargui ら(2019)[xi]は，道路と鉄道のフィジカルインターネットハブの持続的なトラックスケジューリングとコンテナグループ化問題に対するマルチエージェントモデルを提案している．モデルは 3 つの目的(1.使用されるトラックの数の最小化 2.ドックからトラックまでの PI コンテナの総移動距離の最小化 3.トラックの総遅刻時間の最小化)を最適化するために設計されている．ただし，提案されたモデルは，内部擾乱の場合にのみ対応しており，他の種類の外部擾乱（例：列車の遅延，荷下ろしが必要な予期せぬトラックの到着）を考慮していない点や，一時保管ゾーンが必要な場合を考慮していない点が課題としてあげられる．

先行文献レビューが示すように，フィジカルインターネットに関連する研究はここ 10 年で集中的に研究されている．最近では，いくつかの研究でフィジカルインターネットにおける物流ネットワークの有用性を裏付けるモデルが提案されている．しかし，私たちの知る限り，フィジカルインターネットのコンセプトと，物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化を組みあわせたモデルの構築とそれに関連する研究は報告されていない．したがって，本論文は，フィジカルインターネットにおける物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化の新しいモデルを提示し，実データを用いたシミュレーションをすることで，文献に貢献している．

3. 使用データの紹介

本章では，本研究で使用した GIS データ，Open Street Map，倉庫・トラックに関するデータ，Routes API について紹介する．GIS データは，地理情報システム(Geographic Information System)の研究や解析において非常に重要なデータであり，研究結果の妥当性や信頼性に大きく影響を与える．本研究では，適切な GIS データの選択を行い，研究目的に沿った正確な結果を導くために努めた．

(1) 物流拠点の位置情報データ

物流拠点の位置情報データは，国土交通省の国土数値情報ダウンロードサイト[注 12)]からダウンロードした．本研究では，国土交通省が提供する 2013 年 7 月の GIS データを使用した．ここでの物流拠点はコンテナターミナル，航空貨物ターミナル，鉄道貨物駅，保税地域，トラックターミナル，卸売市場を包含している．データの形式は Shapefile である．前処理として，関西地方(大阪府，京都府，滋賀県，奈良県，兵庫県，和歌山県)の府県別データの連結を行い，研究に適した形式に変換した．

(2) 工場用地の位置情報データ

工場用地の位置情報データは，国土交通省の国土数値情報ダウンロードサイト[注 12)]からダウンロードした．本研究では，国土交通省が提供する 2009 年 3 月 27 日の GIS データを使用した，データの形式は Shapefile である．前処理で，各工場用地のポリゴンの頂点座標を抽出し，その中心を工業用地の座標とした．また，関西地方(大阪府，京都府，滋賀県，奈良県，兵庫県，和歌山県)の府県別データの連結を行い，研究に適した形式に変換した．

(3) Open Street Map (OSM)

地図上にプロットする際，Open Street Map (OSM)を使用した．OSM は世界中の地理情報を収集・共有するためのオープンソースの地図データベースである．世界中のボランティアによって地理情報が収集・更新されており，柔軟性や詳細性に優れ，特定の地域に特化した情報を取得するのに有用である．本研究では，物流拠点，工場用地，サプライヤークラスターセンター，カスタマークラスターセンター，ロジスティックノードを地図上に描写するために使用した．

(4) 物流拠点(倉庫)の延べ床面積

物流拠点(倉庫)の延べ床面積は，建築着工統計調査を引用した．建築着工統計調査は，政府の統計ポータルサイト(e-Stat)[注 13)]からダウンロードした．本研究では，2020 年度から 2022 年度の建築着工統計調査から，2020 年度から 2022 年度の倉庫の延べ床面積を平均した値をロジスティックノードの延べ床面積として使用した．

(5) トラックに関するデータ

トラックの荷室の大きさは，いすゞ自動車株式会社の商品データを使用した．いすゞ自動車株式会社は主にトラック・バスなどの商用車を製造する日本の自動車メーカーである．いすゞ自動車株式会社の日本におけるトラックのシェア率は 2023 年上期(1～6 月)42.1 パーセント[注 14)]であるため，使用するデータとして適切であると判断した．いすゞ自動車株式会社から，商品カタログの pdf ファイルをダウンロードし，車両寸法を参照した[注 15)]．小

型トラック(2t)はELF，中型トラック(4t)はFORWARD，大型トラックはGIGA G カーゴのデータを使用した．

(6) Routes API

Routes API とは，Google Maps Platform [注16)]の中にあるDirections API（出発地と目的地の経路検索 1:1 の経路検索・距離・所要時間）と Distance Matrix API（複数の目的地への経路検索・距離・所要時間）のパフォーマンスを最適化した新しい API のことである．Routes API を活用することで従来の Direcitons API やDistance Matrix API で得ることができなかった検索結果を得ることや，得られる結果の性能速度の向上が実現される．本研究では，遺伝的アルゴリズムで得られらた物流拠点の位置と，実際の道路データをもとにした最適なトラック輸送ルートを求める際に使用した．

4. 問題の説明と制約条件

本章では，フィジカルインターネットにおける物流拠点の最適立地決定と配送業者の車両ルーティングの問題を説明し，この問題を研究するためのモデルを提示する．本研究のモデルで使用したクラスタリング手法と，遺伝的アルゴリズムと LKH-3 を使用したハイブリッド法の説明をする．網羅的に説明するために，適切なクラスタ数を決定する方法である，エルボー法，X-means 法、シルエット分析についても紹介する．また，LKH-3 の元となった LKH-2 についても紹介する．表-1 は定式化で頻繁に使用する表記法の概要である．

(1) 従来の物流システムとフィジカルインターネットにおける物流システム

従来の物流システムでは，サプライヤーから荷物を受け取り，一時的にデポに保管し，デポ間を輸送して，最終的に顧客に届けるというプロセスを各物流業者が独立して行うため，輸送やデポ管理は別々に行われており，この仕組みは非効率であると言える．一方で，フィジカルインターネットにおける新しい物流システムは，物流業者は配送タスクと物流資源を共有することができ，デポは転送ポイントとして機能する．共同配送ネットワークの実現によって，トラックの積載率やデポの稼働率を大幅に改善し，財務コストと車両による移動距離を削減し，流通活動の環境への影響を軽減することができる．このような共同配送ネットワークの実装から得られる利益を最大化するためには，既存のサプライヤーの物流倉庫と，物流拠点の集約と物流拠点(Logistics Nodes)の最適な場所とその数の決定をする必要がある．

(2) 仮定と制約

共同配送ネットワークのモデルを構築するために，供給者の集合を S，顧客の集合を Cとする．$p\alpha = (s,c)$ で示される配送タスクは，$p\alpha = [10,30,60]$の荷物を配給者sから，集積地S_cと，集合Lの物流拠点(Logistics Nodes)l間，集積地C_cを転送し，そこから顧客cに配送される．集合Lは国土交通省の公開している重要物流道路沿線上とする．モデル化のために，1 つの顧客(配給者)は，1 つの顧客(配給者)に送られる 1 つの配送要求を持つと仮定する．この仮定を考えると，供給業者 s からの（顧客 c への）需要の集合 $As\ (Ac)$ は，ちょうど 1 つの配送タスクを含む．また，モデルを単純に保つために集荷または配達の時間帯は指定しない．図-5 はフィジカルインターネットにおける配送フロー図を示している．破線は可能なフローパスを表し，黒線の矢印は選択したパスを表す．供給者sと顧客cはクラスタリングされて，それぞれの貨物は集積地S_c，C_cと物流拠点lを介されて輸送される．(図-5)

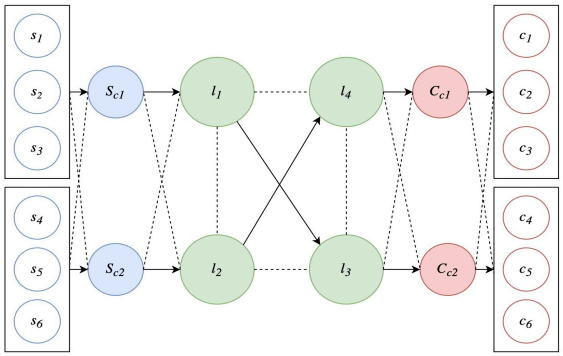


図-5 配送フロー

(3) 物流拠点(Logistics Nodes)

物流拠点(Logistics Nodes)の集合 L には，位置によって区別されるすべての物流拠点が含まれる．L には $p\alpha = (s,c)$で示される配送タスクが包含されている．物流拠点のキャパシティは $q_l = 2000$である．必要であれば，稼働中の物流拠点間で商品を交換する輸送サービスが存在すると仮定する．ただし，物流拠点の設置コストは考慮せず，その容量も事前に分かっている．集積地S_c，C_cはそれぞれ最短の物流拠点を経由する．

(4) トラックによる輸送

貨物の輸送には，トラックの集合Vが運行可能であり，これらの車両は集積地や物流拠点と関連している．車両の集合には，3 つのタイプのトラックがあり，運搬能力$q_v = [10,30,60]$が異なる．トラックの保有による

財務コストと環境コストで構成される運用コストは考慮しない.

(5) 制約条件

開発されたモデルは 3 段階の構造がある．初めに，与えられた供給者と顧客を任意の数でクラスタリングして，供給者の集積地S_cと顧客の集積地C_cを求める．次に，集積地間の適切な数の物流拠点の生成に関係する最小コストトラック輸送ネットワークフロー問題を考え，最後に，集積地と物流拠点間のマルチデポ容量車両ルーティング問題を扱う.

私たちは，与えられた供給者と顧客を任意の数でのクラスタリングを Fuzzy c-means 法にて行った．今回の問題では，それぞれの供給者と顧客は，唯一の集積地に所属するのではなく，複数の集積地に部分的に所属するという状況であると考えた．そこで，各データポイントのクラスタへの所属の帰属度をあいまいに表すことができる Fuzzy c-means 法がクラスタリングに最適であると考えた．Fuzzy c-means 法によるクラスタリングは以下のように行なった．1. 帰属度(u_{ij})をランダムに初期化する．2. 現在の帰属度(u_{ij})を用いて，各クラスタの中心x_iを計算する．(1) 3. 2 で計算した中心x_iを用いて，要素x_jのクラスタiへの帰属度(u_{ij})を更新する．(2) 4. 帰属度がほとんど変化しなくなるまで，割り当てと更新のステップを繰り返し実行する．(3)

$$\bar{x}_l = \frac{\sum_{j=1}^{n}(u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^{n}(u_{ij})^m} \quad (1)$$

$$u_{ij} = \left\{ \sum_i^j \left(\frac{\|x_j - \bar{x}_j\|}{\|x_i - \bar{x}_i\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right\}^{-1} \quad (2)$$

$$min \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{c} \left(u_{ij}\right)^m \|x_j - \bar{x}_i\| \quad (3)$$

マルチデポ容量車両ルーティング問題の定式化については，供給者の集積地から物流拠点(Logistics Nodes)の定式化と物流拠点(Logistics Nodes)から顧客の集積地の定式化は類似しているため，前者に焦点を当てて説明する．集積地S_cに荷物を集めるための車両Vの集合が与えられたとき，車両$v \in V$がノードiからノードj（供給業者または集積地）に移動する場合（$i, j \in S \cup \{d\}$）$x_{ijv} = 1$とし，移動しない場合，$x_{ijv} = 0$とする．変数x_{ijv}は供給者の集積地S_cから物流拠点lまでのトラックの輸送経路を示し，変数z_{ijv}は，物流拠点lから顧客の集積地C_cまでのトラックの輸送経路を示すのに使用される．需要，車両，物流拠点の容量制約は，物流拠点間のマルチデポ容量車両ルーティング問題では直接考慮されることはなく，その代わりに，それらは最小コストトラック輸送ネットワークフロー問題で考慮される.

最小コストトラック輸送ネットワークフロー問題の定式化では,集積地，物流拠点(Logistics Nodes)，トラックが中間ノードとみなされ，供給者と顧客がそれぞれ「出発地」ノードと「目的地」ノードとみなされる．荷物は，各ノードにおける容量制約が適応され，出発地ノードと目的地ノードにおける需要制約を満たし，トラックの走行距離を最小化しながら，ネットワークを通して配送される．バイナリ変数y_{ij}^{α}はフロー変数を表し，配送タスクαの荷物がノードiとノードjを通過するかどうかを指定し，y_{ij}^{α}を介してすべての容量制約を適応させる.

次に，最小コストトラック輸送ネットワークフロー問題とマルチデポ容量車両ルーティング問題を合わせて考える．ノード i が供給者であれば，バイナリ変数y_{ij}^{α}は車両フロー変数 x_{ijv}によって定義される．(4)の右辺は，供給者から送られた荷物を表している．車両vが供給者s，物流拠点lによって決定される．また，右辺の最大値は1である.

$$\sum_{\mathrm{j} \in S \cup \{l\}} x_{sjv} = \sum_{\alpha \in A_s} y_{sv}^{\alpha} \quad (4)$$
$$\forall l \in L, \forall v \in V, \forall s \in S$$

小包フローと車両フローの変数間の接続を設定したら，変数y_{ij}^{α}を用いて車両とデポのキャパシティ制約を課す.

$$\sum_{s \in S} \sum_{\alpha \in A_s} \mathrm{p}\alpha y_{sv}^{\alpha} \leq q_v \quad (5)$$
$$\forall v \in V, \forall l \in L$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \mathrm{p}\alpha y_{sl}^{\alpha} \leq q_l \quad (6)$$
$$\forall l \in L$$

(5)と(6)の左辺は，それぞれ，トラックvと物流拠点lに運ばれる荷物の総量を決定する．(5)と同様の容量制約を，使用されるトラックに適用することができる.

(6) 目的

私たちは，使用するすべてのトラックと，運用する物流拠点の設置合計コストを最小化することを目的とする．つまり，使用するトラックの総走行距離と，物流拠点(Logistics Nodes)の数それぞれが最小化されれば良いと考えた．ただし，使用するトラックの総走行距離と物流拠点の数は相反関係にあるため，最終的には最適なトラック総走行距離と物流拠点の数に帰着する.

$$min \sum_{l_i, l_{i+1} \in L} \|l_i - l_{i+1}\| \quad (7)$$

$$min \sum_{l_i \in L} \sum_{s_{c_i} \in S_c} \| l_i - s_{c_i} \| \quad (8)$$

$$min \sum_{l_i \in L} \sum_{c_{c_i} \in C_c} \| l_i - c_{c_i} \| \quad (9)$$

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^{n} y_{il}^{\alpha} \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \mathrm{p}\alpha y_{sl}^{\alpha} - \varepsilon q_l \quad (11)$$

$$\sum_{s \in S} \sum_{\alpha \in A_s} \mathrm{p}\alpha y_{sv}^{\alpha} - q_l \quad (12)$$

(7)は物流拠点間の距離を表している．(8)，(9)はそれぞれ，物流拠点と供給者の集積地間の距離，物流拠点と顧客の集積地間の距離を表している．(10)は使用される物流拠点の数(ε)を決定し，使用される物流拠点の数を最大値nで制限している．(11)は，物流拠点の貨物の総和と物流拠点の容量の差を表している．(12)はトラックの積載物の総和と物流拠点の容量の差を表している．

5. 最適なクラスタ数の導出と遺伝的アルゴリズムと LKH-3 を使用したハイブリッド法

(1) 最適なクラスタ数の導出

Fuzzy c-means 法で供給者と顧客をクラスタリングするためには，まず初めに，それぞれの最適なクラスタ数を求めなければならない．本研究では，エルボー法，X-means 法，シルエット分析で最適なクラスタ数を求めた．

a) エルボー法

エルボー法は，クラスタリングアルゴリズムにおいて，適切なクラスタ数を選択するための一般的な手法の一つである．クラスタ数を変えながらそれぞれモデルの「歪み」を計算し，結果を図示することで最適なクラスタ数を視覚的に推定する． 歪みは K-means 法では主に SSE（Sum of Squared errors of prediction，クラスタ内誤差平方和）を用いることが一般的である．図示したときに，クラスタ数を増やしても歪みが改善していない部分を最適なクラスタ数(K)とする．(13)

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} \left(y_i - f(x_i) \right)^2 \quad (13)$$

b) X-means 法

X-means 法は Pelleg and Moore ら(2000)[xii]によって提案された比階層型クラスタリングの一種である． K-means 法の派生として開発された手法であり，データを事前に指定されたクラスタ数ではなく，自動的に適切なクラスタ数を見つけることができる． 本研究では石岡氏(2006)[xiii]によって改良された X-means 法を使用した． これは逐次分割されるサブクラスタごとに分散の違いを考慮した点と，対数尤度の計算に近似計算を行って計算速度を向上させている点が改良されている．

c) シルエット分析

シルエット分析とは，クラスタリングの性能の評価手法の 1 つである．以下のようにシルエット係数を計算して，図示する．

1. サンプルと同じクラスタ(C_{in})内のその他すべてのサンプルとの平均距離として，クラスタの凝集度を計算する．(14)
2. サンプルと最も近くにあるクラスタ(C_{near})内のすべてのサンプルとの平均距離として，
   その次に近いクラスタからの乖離度を計算する．(15)
3. クラスタの凝集度と乖離度の差を，それらのうち大きい方の値で割り，シルエット係数を計算する．(16)

$$a^{(i)} = \frac{1}{|C_{in}|-1} \sum_{x^{(j)} \in C_{in}} \| x^{(i)} - x^{(j)} \| \quad (14)$$

$$b^{(i)} = \frac{1}{|C_{near}|} \sum_{x^{(j)} \in C_{near}} \| x^{(i)} - x^{(j)} \| \quad (15)$$

$$s^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max(a^{(i)}, b^{(i)})} \quad (16)$$

(2) 遺伝的アルゴリズムと LKH-3 を使用したハイブリッド法

TSP 問題に派生した多くの変数が存在するルーティング問題を解決するために，数学的なアプローチや検索アルゴリズムを適用することは，困難で膨大に時間がかかる．私たちの問題は従来の問題よりも一般的で複雑であるため，提案したモデルの 2 レベル構造に基づいて遺伝的アルゴリズムと LKH-3 を使用したハイブリッド法を活用した．このアルゴリズムは Pan ら（2019）[x]のものを参考にしており，遺伝的アルゴリズムと LKH アルゴリズムを統合している．遺伝的アルゴリズムは最適な物流拠点の位置を検索し，最適な物流拠点の位置が決定されると，LKH はソリューションの評価とトラックの輸送ルートの最適化を検索する．トラックや物流拠点の容量の制約は，遺伝的アルゴリズムの適応度の計算にペナルティ条件を導入することで強制することができる．

a) 適応度の計算

遺伝的アルゴリズムの適応度は，目的関数と制約違反ペナルティの 2 つの要素で構成されている．遺伝的アルゴリズムによって最適な物流拠点の位置が決定され，

LKH-3 によってトラックの最適な輸送ルートが取得されると，問題の適応度は簡単に計算することができる．フィットネス価値に貢献する他の部分は，物流拠点およびトラックの容量を超えた場合のペナルティから来ている.LKH-3 では，容量の制約は考慮されていないため，実現可能なソリューションを確保するために，容量制約が違反されるたびに，遺伝的アルゴリズムの適応度に追加される.

$$T_d = min \sum_{l_i, l_{i+1} \in L} \|l_i - l_{i+1}\| + min \sum_{l_i \in L} \sum_{s_{c_i} \in S_c} \|l_i - s_{c_i}\| + min \sum_{l_i \in L} \sum_{c_{c_i} \in C_c} \|l_i - c_{c_i}\| \quad (17)$$

$$p = \sum_{i=1}^{n} \sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \mathrm{p}\alpha y_{sl}^{\alpha} - \varepsilon q_l + \sum_{s \in S} \sum_{\alpha \in A_s} \mathrm{p}\alpha y_{sv}^{\alpha} - q_l \quad (18)$$

$$f = T_d - p * C_{penalty} \quad (19)$$

b) LKH-3 について

ヒューリスティックソルバーである LKH-3 [xiv] は，Helsgaun(2017)[xiv,xv] によって開発された LKH-2 [xv](Lin-Kernighan-Helsgaun TSP solver）の拡張版アルゴリズムである．LKH-2 は巡回セールスマン問題に特化していたのに対して，LKH-3 は LKH-2 に施設処理制約と複数巡回セールスマン問題（mTSP）に加え，その変形である容量，時間枠，集配，距離の制約がある配送計画問題(VRP)など，さまざまな問題を解くことが可能になった．LKH-3 は，学術的，非商業的な使用のために無料で提供されており，ソースコードをダウンロードして自由に使用することができる.本研究では，LKH-3 に基づいた elkai [注8] というPythonライブラリを使用した．$N = 315$ までの最適解が証明されており，Google の OR ツールよりも正確な結果が得ることができる．また，1 行の呼び出しで結果を取得することができるため，扱いが容易である.

(3) モデルの出力手順

遺伝的アルゴリズムでは，人口規模は最初に設定されている.(P)そして，それは各反復(世代)の終わりに不変のままであるが，各世代の進化の間に変化する可能性がある．最初に，インスタンスとパラメータの情報を取得したら，P候補ソリューションはランダムに生成され，各ソリューションの適応度が評価される．モデル全体の出力手順は以下の通りである.

1. エルボー法・シェイプ分析でクラスタ数の決定
2. Fuzzy c-means 法でクラスタリングし，Supplier Cluster Center と Customer Cluster Center の座標の導出.
3. Supplier Cluster Center，Customer Cluster Center，物流拠点，工場用地の座標と倉庫のキャパシティをもとに遺伝的アルゴリズムで，Logistics Nodes の座標と数の決定.
4. 遺伝的アルゴリズムで得られた Logistics Nodes の座標とトラック，コンテナの大きさをもとに elkai で適切なルートの導出.
5. 適応度を評価し，適応度の高いものを best gene として保存.
6. 3～5 を n 回繰り返す.
7. 最適な Logistics Nodes の座標とトラックの輸送ルートの表示.

フロー図は以下のとおりである．(**図-6**)

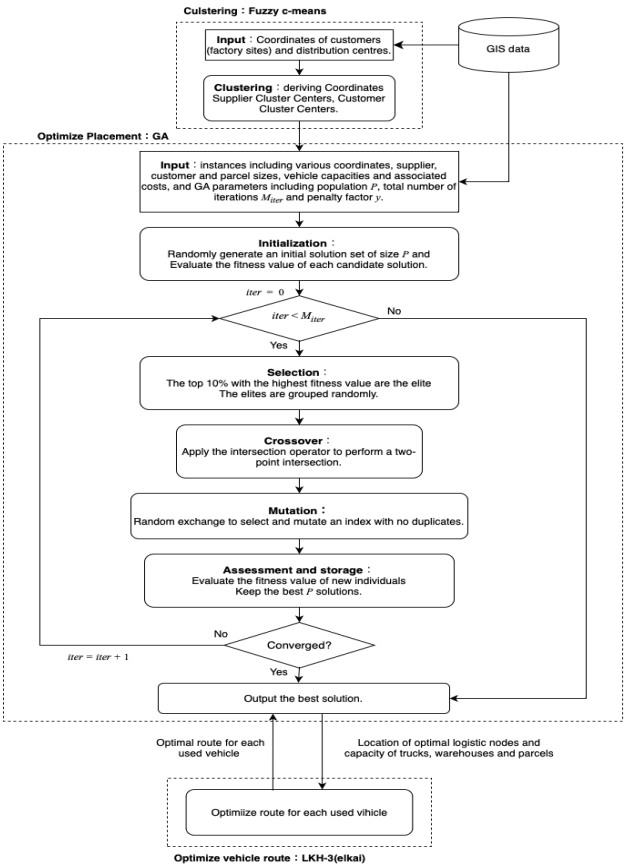


図-6 研究フロー

6. 実験結果

(1) 遺伝的アルゴリズムのための各種パラメータ

遺伝的アルゴリズムのパラメータは表-1 の通りであ

る。この値は試行ごとに変更可能である。（表-1）

表-1　遺伝的アルゴリズムのための各種パラメータ

Name	Value
Population size	40
Max generations	100
Crossover rate	0.8
Mutation rate	0.01
Penalty coefficient	100
Maximum number of Logistics Nodes	25

(2)　倉庫のキャパシティ

各倉庫・物流拠点のキャパシティを推定するために，2019 年度から 2022 年度の倉庫の床面積の合計から，建物の数を割ることで，建物毎の床面積を出した．また，倉庫の高さを 5.5m，利用率を 40 パーセントと仮定して，倉庫の許容容量（m^3）を算出した．4 年分の許容容量の平均をシミュレーション時に使用する倉庫・物流拠点のキャパシティとした．（表-2）

表-2　2019-2022 年における日本の倉庫の数，延べ床面積，推定キャパシティ

Year	Number of buildings	Total floor space (m^2)	Total floor area per building (m^2)
2019	14,728	10,025,455	680.7071564
2020	14,953	11,862,478	793.3175951
2021	13,469	13,386,200	993.8525503
2022	12,995	12,813,397	986.0251635

Year	Total floor space (m^2)	Height (m)	Utilization rate	Capacity (m^3)
2019	680.7071564	5.5	0.4	1498
2020	793.3175951	5.5	0.4	1746
2021	993.8525503	5.5	0.4	2187
2022	986.0251635	5.5	0.4	2170
平均	863.4756163	5.5	0.4	1900

(3)　トラックのキャパシティ

トラックの輸送能力（キャパシティ）を推定するために，いすゞ自動車株式会社の 2t，4t，10t トラックの荷室の長さ，幅，高さのデータ[注11)]から，荷室の体積を求め，シミュレーション時に使用するトラックの輸送能力（キャパシティ）とした．（表-3）

表-3　トラックの推定キャパシティ

Type	Width (mm)	Length (mm)	Height (mm)	Capacity (m^3)	Car model
小型(2t)	1620	3,120	2330	12	いすゞ ELF
中型(4t)	2230	6225	2400	34	いすゞ FORWARD
大型(10t)	2410	9675	2500	59	いすゞ GIGA G カーゴ

(4)　エルボー法

図-7 に示すように，エルボー法を用いて，物流拠点(Supplier)と工場用地(Customer)の最適なクラスタ数を求めた．しかし，今回の実験では，クラスタ内誤差の変化がなだらかであり，明確なエルボー(クラスタ内誤差の変化)は観察できなかった．クラスタ数を増加させると，クラスタ内誤差は減少する傾向が見られるが，その改善の度合いは緩やかで，過剰なクラスリングになる可能性が考えられる．一方で、クラスタ数を減少させると，各クラスタの内部のバラつきが増えてしまい，クラスタリングの精度が低下することも考えられる．これより，適切なクラスタ数を決定するにはエルボー法だけでなく，他の評価指標を組み合わせる必要があることが示唆された．

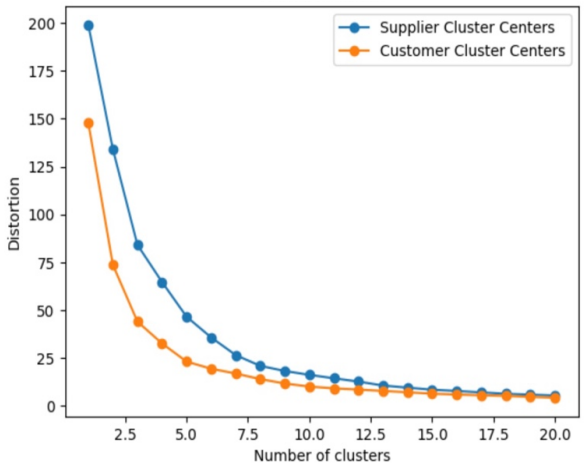


図-7　エルボー法によるクラスタリング

(5)　X-means 法によるクラスタ数の決定

図-8, 図-9 に示すように，X-means 法を用いて，物流拠点(Supplier)と工場用地(Customer)の最適なクラスタ数を求めた．実験結果より，物流拠点のクラスタ数は 20，工場用地のクラスタ数は 9 となった．エルボー法では，クラスタ内誤差の変化がなだらかであり，明確なエルボー(クラスタ内誤差の変化)は観察できなかった．X-means 法はエルボー法とは異なり，視覚的な判断を必要とせず，自動で推定することができるため最適なクラスタ数の導出に

は有用である. しかし, データが密集している場合, クラスタ間の分離が難しいため, クラスタリングの結果が安定しない可能性がある. 今回の実験では, 物流拠点のクラスタリング数が安定しなかったので, 以下のシルエット分析によって適切なクラスタ数を判断することにした.

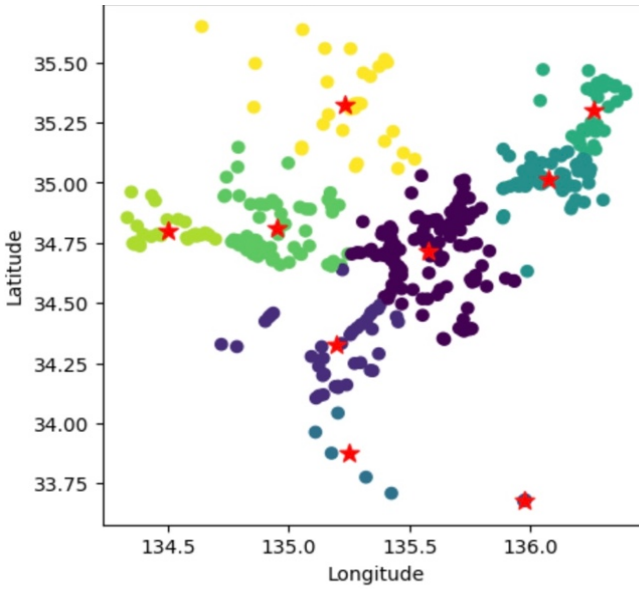


図-8　x-means 法による顧客(工場用地)のクラスタリング

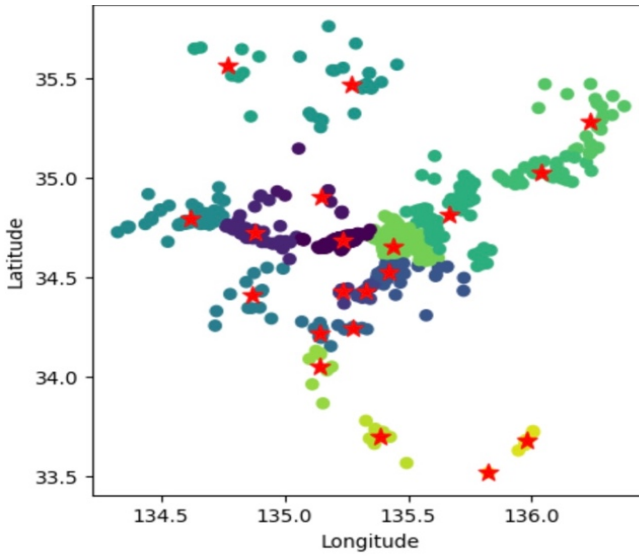


図-9　x-means 法による配給者(物流拠点)のクラスタリング

(6)　シルエット分析

図-10, 図-11 に示すように, シルエット分析を用いて, X-means 法にて導出された物流拠点(Supplier)と工場用地(Customer)の最適なクラスタ数を判断した. 物流拠点はクラスタ数が 19~21, 工場用地はクラスタ数が 8~10 のシルエット分析を描写した. 実験結果より, 物流拠点のクラスタ数は 20, 工場用地のクラスタ数は 9 とした.

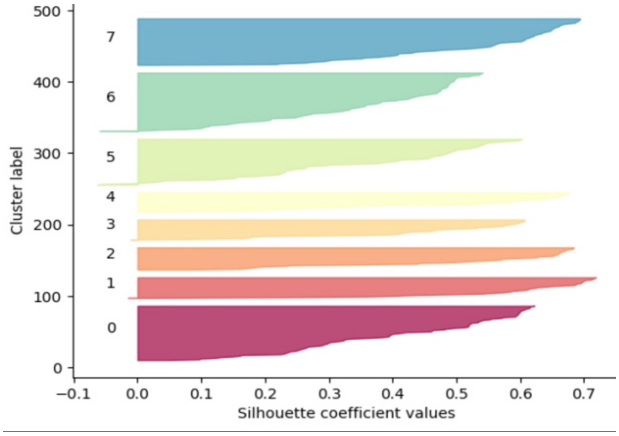


図-10　顧客(工場用地)のクラスタリングのシルエット分析
（クラスタ数：9）

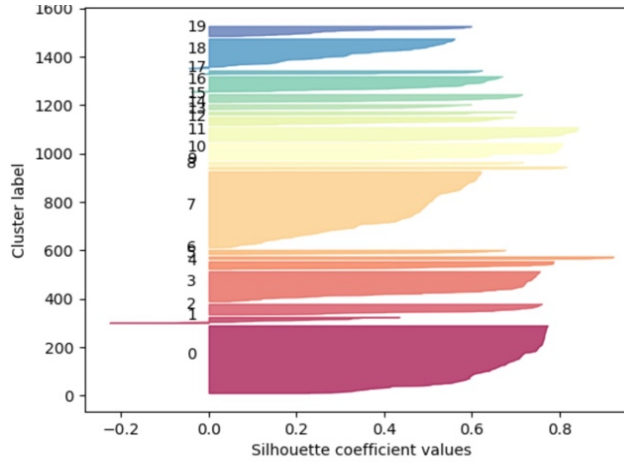


図-11　配給者(物流拠点)のクラスタリングのシルエット分析
（クラスタ数：20）

(7)　Fuzzy c-means 法によるクラスタリング

図-12, 図-13 に示すように, Fuzzy c-means 法を用いて, 物流拠点(Supplier)と工場用地(Customer)のクラスタリングを行った. それぞれのクラスタ数は, (5)の X-means 法で求めたクラスタ数を使用した. この手法は, その性質上、厳密な境界ではなく, 複数のクラスタに柔軟に割り当てることができる. 総合的に見て, Fuzzy c-means 法は物流拠点などのクラスタリングにおいてその柔軟性の高さから最適な方法であると判断した.

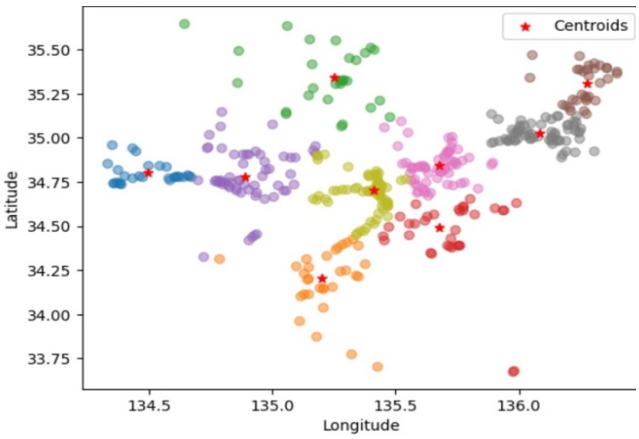


図-12 Fuzzy c-means 法による顧客(工場用地)のクラスタリング

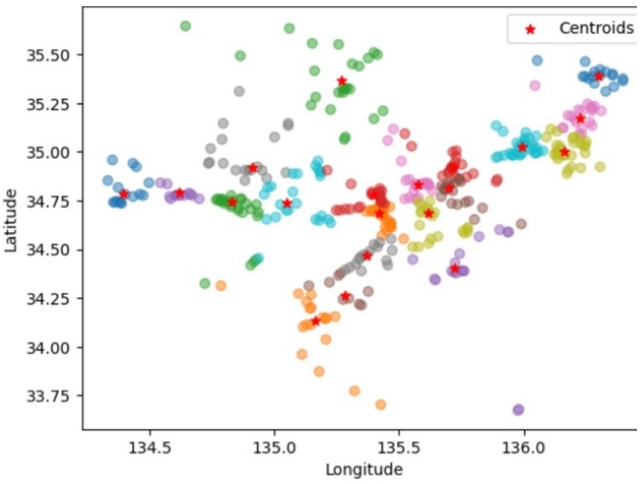


図-13 Fuzzy c-means 法による配給者(物流拠点)のクラスタリング

(8) シミュレーション結果

a) 地図への描写

図-14 に示すように,実際に物流拠点の最適立地と配送ルートのシミュレーション結果を地図へ描写した. 黒線は Optimal route, 赤点は Supplier, 赤ピンは Supplier Cluster Centers, 青点は Customer, 青ピンは Customer Cluster Centers, 緑ピンは Logistics Nodes を表している.

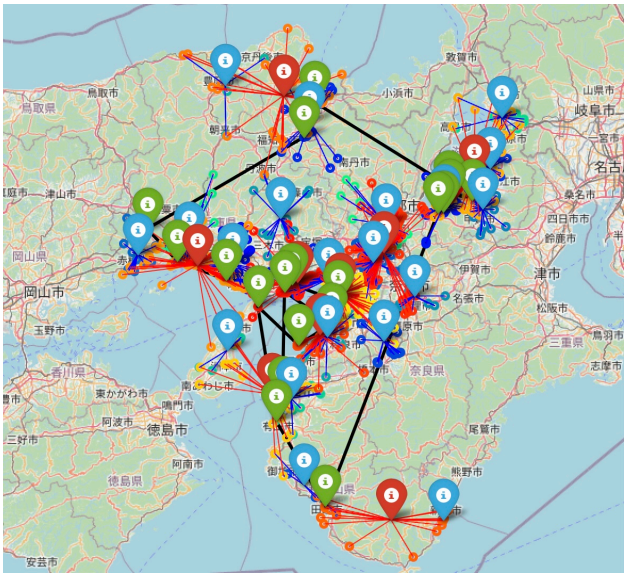


図-14 地図上の描画

b) 適応度の推移

図-15 に示すように,遺伝的アルゴリズムの適応度の推移をグラフに描写した. 初期世代における個体群の適応度は低い水準からスタートした. 遺伝的アルゴリズムのプロセスが始まると, 適応度の推移は, 進化の初期に急速に改善し, 一定の世代数が経過すると, 適応度の推移は安定化し, 大きな変動が見られなくなった.

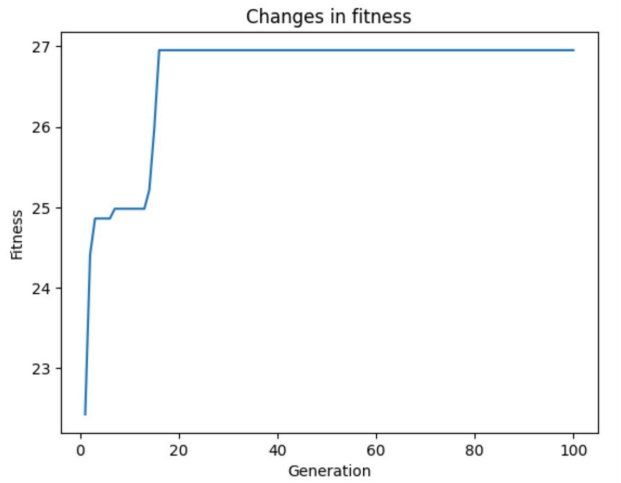


図-15 遺伝的アルゴリズムの適応度の推移

c) 実際の道路に沿った輸送ルートの描写

LKH-3(elkai)と遺伝的アルゴリズムのハイブリッド法で導出された輸送ルート(図-14)は対象の物流拠点間の最短距離（直線）を結んでおり，実際の道路に沿った輸送ルートの導出ができていない．そこで，遺伝的アルゴリズムによって導出された物流拠点の座標と Google Maps Platform[注13)] の Routes API を用いて，実際の道路に沿った輸送ルートを導出した．結果は以下のようになった. 青線は Optimal route, ピンは Logistics Nodes を表している.

(図-16)

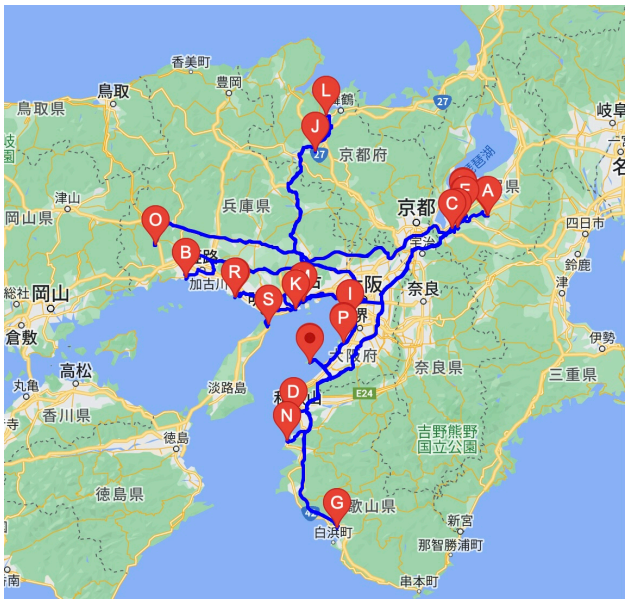


図-16　実際の道路に沿った輸送ルート

7.　結論・考察

フィジカルインターネットにおける物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化は，効率的な物流システムの構築に向けて必要不可欠となっている．物流資源の共有は，物流プロセスの効率性を向上させ，コスト削減と環境負荷の軽減が実現される可能性がある．本研究では，遺伝的アルゴリズムを使用して，物流拠点の最適な位置を特定し，LKH-3 を使用して，最短・最適な配送ルートを計算する手法が提案された．本論文は，都市の物流，フィジカルインターネット，物流拠点に関連する研究に貢献している．また，本研究で提案した，最適なクラスタ数の導出，クラスタリング，遺伝的アルゴリズムと LKH-3 を用いたハイブリッド法は，工場用地，物流拠点，重要物流道路などの実データを応用しており，他実データセットにも適応可能で，社会の実問題の解決にも繋げることができる．

しかし，本研究においてはまだいくつかの課題が残されている．具体的には，以下の 3 点　1. 実道路上での最適ルートの実現　2. 地域間の輸送量の考慮　3. 他の輸送モードの検討　が挙げられる．実道路への描写は，交通事情や制約条件を考慮に入れて最適な配送経路を計画する上で不可欠な要素である．地図データや実際の交通事情を考慮いた配送ルートを生成する手法の開発が求められる．また，地域間の輸送量の考慮は，需要の変動や供給のバランス，物流拠点の数などを考える上で重要である．需要予測や輸送量などのデータを活用し，効率的な輸送計画を立案する手法が検討されるべきである．

本研究では，トラックによる輸送に限定しているが，実際の物流ネットワークはトラックだけではなく，鉄道，船舶，航空機など様々な輸送モードがある．異なる輸送モードを組み合わせることで，より効率的な物流ネットワークを構築することができる．フィジカルインターネットのコンセプトに基づいた異なるモード間の適切な輸送モードの組み合わせや，輸送計画の最適化が課題となる．今後はこれらの課題に取り組み，より現実的で実用的な最適化モデルを構築することが求められる．総じて，本研究は物流拠点の最適立地と配送ルートの最適化に関する重要な洞察を提供しており，今後の研究においても更なる発展が期待される．また，この研究が実際の現場に適応されることで，日本の運輸業界の持続可能な発展に寄与すること可能性が示唆される．

謝辞：
本研究は JSPS 科研費 JP23K04076, JP 21H01564 の助成を受けたものである．

NOTES

注 1）総合物流施策大綱(2021 年度～2025 年 度)本文　国土交通省

注 2）全国貨物純流動調査 (物流センサス) 報告書
国土交通省 令和 5 年 3 月

注 3）積載効率=輸送トンキロ/能力トンキロ
2020 年分調査から調査方法及び集計方法を一部変更したため、変更前後の統計数値の公表値とは、時系列上の連続性が担保されない．我が国の物流を取り巻く現状と取り組み状況 経済産業省・国土交通省・農林水産省 2022 年 9 月 2 日

注 4）軽油価格は全ト協調査価格(消費税抜)。軽油価格高騰対策について　資料 3 国土交通省

注 5）燃料価格上昇に対処するための燃料サーチャージ導入等の対応ハンドブック　公益社団法人全日本トラック協会　平成 25 年 1 月

注 6）2050 年カーボンニュートラルに伴う グリーン成長戦略 内閣官房 経済産業省 内閣府 金融庁 総務省 外務省 文部科学省 農林水産省 国土交通省 環境省 令和 3 年 6 月 18 日

注 7）働き方改革を推進するための関係法律の整備に関する法律(平成 30 年法律第 71 号)の概要
国土交通省

注 8）物流の 2024 年問題について 国土交通省

注 9）Road map to the Physical Internet executive version Alliance for Logistics Inovation through Collaboration in Europe (ALICE)

注 10）フィジカルインターネット・ロードマップ
フィジカルインターネット実現会議 2022 年 3 月

注 11）elkai2.0.1 PyPI May 10, 2023
https://pypi.org/project/elkai/

注 12）国土数値情報ダウンロードサイト 国土交通省

https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/

注 13) e-Stat 政府の統計窓口 https://www.e-stat.go.jp

注 14) 日刊自動車新聞 電子版 2023 年 7 月 4 日

注 15) いすゞ自動車株式会社 https://www.isuzu.co.jp

注 16) Google Maps Platform https://mapsplatform.google.com/intl/ja/

REFERENCES

1) Benoit Montreuil, Russell D. Meller & Eric Ballot: Towards a Physical Internet: the Impact on Logistics Facilities and Material Handling Systems Design and Innovation
2) Horst Treiblmaier, Kristijan Mirkovski & Paul Benjamin Lowry, Conceptualizing the Physical Internet: Literature Review, Implications and Directions for Future Research
3) Shenle Pan, Eric Ballot, George Q. Huang & Benoit Montreuil: Physical Internet and interconnected logistics services: research and applications
4) Christopher Münch, Manuel Wehrle, Tobias Kuhn & Evi Hartmann,The research landscape around the physical internet – a bibliometric analysis
5) Mehran Fazili, Uday Venkatadri, Pemberton Cyrus & Mahdi Tajbakhsh, Physical Internet, conventional and hybrid logistic systems: a routing optimisation-based comparison using the Eastern Canada road network case study
6) Shou-feng Ji, Xiao-shuai Peng & Rong-juan Luo, An integrated model for the production-inventory-distribution problem in the Physical Internet
7) Yanyan Yang, Shenle Pan & Eric Ballot, Mitigating supply
chain disruptions through interconnected logistics services in the Physical Internet
8) Eric Ballot, Benoit Montreuil & Collin Thivierge, Functional Design of Physical Internet Facilities: A Road-rail Hub
9) Rochdi Sarraj, Eric Ballot, Shenle Pan, Driss Hakimi & Benoit Montreuil, Interconnected logistic networks and protocols: simulation-based efficiency assessment
10) Shichang Pan, Lele Zhang, Russell G. Thompson & Hadi Ghaderi, A parcel network flow approach for joint delivery networks using parcel lockers
11) Tarik Chargui, Abdelghani Bekarar, Mohamed Reghioui & Damien Trentesaux, Proposal of a multi-agent model for the sustainable truck scheduling and containers grouping problem in a Road-Rail physical internet hub
12) Dan Pelleg, Andrew Moore, X-means : Extending K-means with efficient. estimation of the number of clusters
13) Tsunenori Ishioka, An expansion of X-means progressive iteration of K-means and merging of the clusters
14) Keld Helsgaun, An extension of the Lin-Kernighan-Helsgaun TSP solver. for constrained traveling salesman and vehicle routing problems
15) Keld Helsgaun, An Effective Implementation of K-opt Moves for the Lin-Kernighan TSP Heuristic

(Received September 20, 2023)
(Accepted August 30, 2023)

IDENTIFYING THE BEST LOCATION OF LOGISTICS HUBS AND OPTIMIZATION OF DISTRIBUTION ROUTES IN THE CONTEXT OF PHYSICAL INTERNET

Hisatoshi NAGANAWA and Enna HIRATA

In this paper, we studied the optimal location decision of logistics hubs in the context of the Physical Internet and the associated optimization of transportation routes by truck. In Japan, the chronic shortage of truck drivers and low wages have become an issue. Known as the "2024 problem," the regulations limiting drivers' overtime to 960 hours per year will come into effective as of April 1, 2024, which is expected to cause a major crisis in Japan's transportation industry. In this context, it is essential to realize a Physical Internet where warehouses and trucks owned by multiple companies and organizations can be shared and transported efficiently. To realize the Physical Internet, it is very important to determine the optimal location of logistics hubs. In this study, we propose an algorithm to identify the optimal location of logistics hubs considering factors such as the distribution of existing logistics hubs, distribution of customers, container size, and capacity of logistics hubs, and then truck transportation routes were optimized based on the optimization results. The proposed approach combines the genetic algorithm and the Lin-Kernighan Heuristic. The genetic algorithm focuses on determining the location of logistics hubs, while Lin-Kernighan Heuristic optimizes transportation routes. To evaluate the effectiveness of the proposed method, simulation experiments were conducted using real data. The simulation results show that the proposed method has excellent performance in optimizing the optimal location of logistics hubs and delivery routes.