

遺伝的アルゴリズムによる灯油配送計画の最適化

椿 康平^{1,a)} 横山 想一郎² 山下 倫央² 川村 秀憲²

概要：近年、灯油配送業者の人手不足や高齢化が顕在化しつつあり、灯油配送の負担削減に対する高いニーズがある。灯油配送は定期配送と呼ばれる配送形態をとることが多い。定期配送ではホームタンクの灯油が切れないようにあらかじめ配送サイクルを決定する。しかし、顧客の灯油消費量の変動により配送サイクルは一意に定まらない。そのため、配送業者がホームタンクの灯油残量を知ることは困難であり、灯油切れを起こさないように灯油残量に余裕を持った配送をしなくてはならない。本論文ではレーザセンサを利用した灯油残量の計測値を利用することで、灯油配送計画の最適化をおこなう。各顧客の座標、1日の灯油消費量予測データ、配送日当日の灯油残量予測データが手元にある仮定のもと作成した仮想的な環境における灯油配送計画問題を遺伝的アルゴリズムを用いて求解する。人手で作成した効率的な配送経路と同程度の効率の配送経路が作成できることを確認した。

1. はじめに

都市、地方と場所を問わず灯油は暖房機器、給湯器に利用され、我々の生活に欠かすことのできない燃料である。北海道では冬季の暖房を維持するために各家庭に設置されたタンクに灯油を供給する灯油配送業務の重要性は高い。灯油配送は定期配送と呼ばれる配送形態をとることが多い。定期配送とは、契約の段階で顧客のおおよその灯油の使用量やホームタンクの容量から灯油切れが起こらないように配送サイクルを決定し、それに従い配送をする形態である。しかし、顧客の灯油消費量は暖房の使用状況により変化するため、配送業者がホームタンクの灯油残量を正確に把握することは困難である。このため、灯油切れを起こさないように灯油残量に余裕を持ったサイクルによる配送が行われており、灯油が十分に残る状況で配送されることも多い。リアルタイムでホームタンクの灯油残量を監視することでこの問題は解決可能と考えられている。現在、図1のようにレーザセンサを利用して灯油残量を把握することにより効率的に灯油配送を行う試みがなされているが、センサ精度の向上・データ収集の確立途上の段階にあるため、現状では配送業者が各家庭のホームタンクの残量を知ることは容易ではない。

現在の灯油配送における効率化の余地を検証するため、

が記録している給油データをもとに、最も利用されているホームタンクに絞って顧客117人のデータを対象として給油状況の分析を行った。分析対象期間は期間1を2015年7月1日から2016年6月30日の1年間、期間2を2016年7月1日から2017年6月30日の1年間、期間3を2017年7月1日から2018年6月30日の1年間とした。これらの3期間での、配送業者による給油回数や1回当たりの給油量に着目する。また、ホームタンクに灯油配送に向かったものの、十分な灯油量が残っているので給油を行わなかったと思われる状況が存在する。この時、給油情報に給油量が0として記録されている。この状況を灯油配送の空振りとして計数する。ただし、ホームタンクの清掃や不具合の確認のために顧客を訪問した場合に給油量を0として記録に残すことがあるため、全てのケースにおいて必ず十分な灯油量が残っているので給油を行わなかったというわけではない。

表1に分析対象期間ごとの灯油配送業者の給油データを示す。表1では、3つの分析対象期間において、いずれの場合でも1回の給油量平均値は約200Lであることが示されている。1回の給油量平均値、給油量中央値、給油量標準偏差は灯油配送の空振りを除いた給油データで算出している。ホームタンクの最大容量が495Lであり、毎回最大容量まで給油しているとする、灯油残量は約300Lであることから、かなり余裕をもって給油をしていると考えられる。この結果から、正確な灯油の残量推定に基づいて現状よりも残量の少ない時に給油を行い、1回の給油量を現状よりも多くすることで、給油回数を削減できることが考えられる。

¹ 北海道大学 工学部
School of Engineering, Hokkaido University

² 北海道大学 大学院情報科学研究院
Faculty of Information Science and Technology, Hokkaido University

a) tsubakio@ist.hokudai.ac.jp

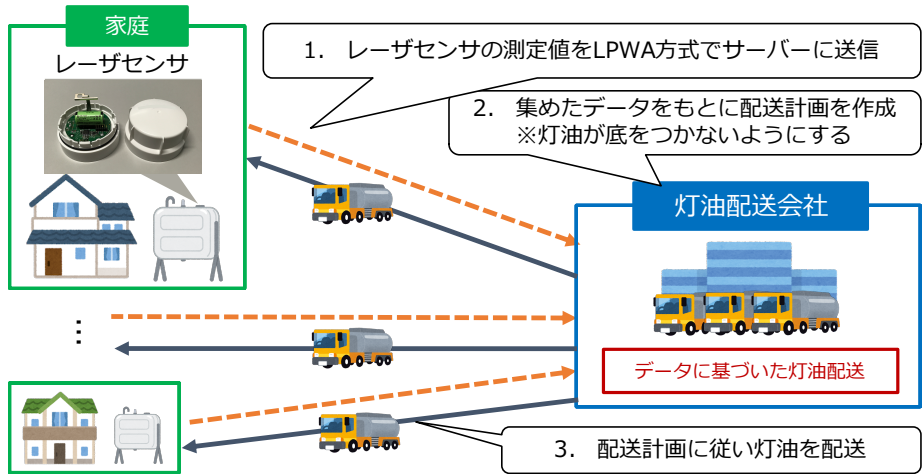


図 1 レーザセンサを利用した効率的な配送計画

表 1 灯油配送業者の給油状況

	期間 1	期間 2	期間 3
給油データ数	1,527	1,653	1,762
灯油配送の空振り回数	102	157	189
1 回の給油量平均値 (L)	198.2	200.5	198.5
1 回の給油量中央値 (L)	193.2	199.3	193.3
1 回の給油量標準偏差 (L)	76.8	79.0	77.0

本論文ではレーザセンサを利用した灯油残量の計測値を利用することで、灯油配送計画の最適化をおこなう。灯油残量推定と灯油消費量予測のデータをもとに配送計画を作成することで、現状と比較してより効率的な配送計画を作成することができる。その結果、配送にかかる人件費やガソリン代等のコストを削減することが期待される。

本論文の構成は以下の通りである。第2章では関連研究について述べる。第3章では灯油残量推定の効果について述べる。第4章では効率的な灯油配送計画問題の定式化を行い、第5章で仮想的な環境における灯油配送計画問題に対し3手法の解法を比較する。第6章ではまとめとして、本研究で得られた結果について述べる。

2. 関連研究

2.1 IoT 技術によるスマートマネジメント

現在、IoT 技術の導入によって様々なデータの蓄積が可能となり、蓄積したデータを分析して活用する研究が盛んに行われている。例えば、スマートメータによる電力消費量の測定が挙げられる。スマートメータとは電力消費量をデジタルで計測し、データを遠隔に送ることができる電力量計である。このメータを導入する事で膨大な量の電力消費量データをきめ細かく収集できるようになり、電力消費傾向や行動パターン等の分析が行われている [1]。ワイヤレスセンサネットワークを利用して、インターネットへの接続を実現し、家電の動作をリモートで監視、制御するなどスマートホームを対象とした研究 [2] も行われている。

農業分野でも IoT 技術の導入に関する研究が進んでおり、Rajalakshmi ら [3] は土壌水分センサ、温度・湿度センサ、光センサを用いることで、圃場をモニタリングし、灌漑システムを自動化する手法を提案している。モニタリング状況を農家の携帯に定期的に通知することで、どこからでも圃場の状態を知ることができる。このシステムは水が不足している地域ではより有用であり、従来のアプローチに比べて水の使用量が 92 % 削減可能という結果を示している。

IoT 環境における煙の検知は、スマートシティにおける災害を早期に検知するための主要な要素である。煙の検知が困難な霧の多い環境で災害の早期発見を行うことを目的として、Salman Khan ら [4] は深層畳み込みニューラルネットワークを用いて、通常の IoT 環境と霧の多い IoT 環境の両方で煙を早期に検知するためのエネルギー効率の高いシステムを提案する。ベンチマークの煙検知データセットを用いた実験を行い、精度・誤報率・効率性の面での結果から、提案手法が最先端の技術と比較して優れた性能を発揮していることを明らかにした。

また IoT 技術は水質検査にも応用されている。従来の水質検査方法は、手作業で水のサンプルを採取し、ラボに送って検査・分析を行うものである。この方法は人手の作業であるため時間がかかり非効率である。Brinda Das らの研究 [5] では水質測定システムを導入し、pH、導電率、温度の各パラメータに 1 つずつセンサーを介してリアルタイムで水質を確認し、水質の検査を行う。システム内の ZigBee モジュールは、センサーで収集したデータを無線でマイクロコントローラに転送し、GSM モジュールはマイクロコントローラからスマートフォンまたは PC にデータを無線で転送する。また、このシステムには近接センサーが搭載されており、誰かが水域を汚染しようとした場合には、GSM モジュールを介して当局にメッセージを送信することで、当局に警告を発することが可能になっている。

このシステムは、水資源の汚染の厳密な検査を可能にし、安全な飲料水のための環境を提供することが可能となる。

2.2 エネルギー消費量予測

時系列データに関する予測はこれまでに数多く行われている [6]。Ahmed ら [7] は時系列予測のための主要な機械学習モデルの比較実験を行っている。エネルギー消費量予測はその研究の一つの分野となっている。例えば、Williams と Gomez [8] は、統計的手法を用いた研究を行っている。著者らは気温、湿度の気象データ、281,779 軒の住宅の居住面積、建築年、部屋数、寝室数等のデータと、年間の天然ガス、電気の月次消費量データを用いて、翌月のエネルギー消費量予測を行った。月次気象データを使用した結果、著者らの提案手法を用いることで家庭レベルの月別エネルギー消費量に関して高精度の予測を実現した。

Rodrigues ら [9] は、家庭のエネルギー消費量をニューラルネットワークを用いて予測する手法を提案した。著者らは、ポルトガルリスボンの 93 世帯の 6 週間から 8 週間の 1 時間ごとのエネルギー消費量を測定したデータを使用している。著者らは、照明、冷蔵庫、タンス冷凍庫、調理器具、食洗機など合計 16 個の家電の消費電力量と、アパートの面積、世帯の居住者数を入力とするニューラルネットワークを用いて、1 日単位と 1 時間単位でのエネルギー消費量を予測するモデルを構築して、低誤差の予測を実現した。Ekonomou[10] は、ギリシャにおける長期的なエネルギー予測を行うために、ニューラルネットワークを用いた。

Berriel ら [11] は、深層学習の手法を用いた毎月の電力消費量を予測するシステムを提案した。約 100 万人の顧客の実データを用いて検証した結果、提案したシステムは絶対誤差 31.83kWh、相対誤差 17.29%であり、毎月の電力消費量を予測できることが示された。

Singh and Yassine [12] は、ビッグデータ上でエネルギー消費量の予測を行っている。教師付きクラスタリング法を用いて頻出パターンの分析を行い、バイズネットワークを用いてエネルギー消費量を予測した。他にも家庭用天然ガスを研究対象とした研究 [13] などが行われている。

2.3 経路最適化問題

物品の配送や収集をおこなう企業にとって、配送収集経路を最適化することは重要な問題となっている。例えば、固形廃棄物の回収業務において、収集と運搬のコストは廃棄物処理費全体の 85 % を占めているため、経路の最適化によってコスト削減が可能と言われている。Apaydin と Gonullu [14] は車に設置したビデオカメラによるデータをもとに経路最適化を行い、現状の収集運搬コストの 24.7% を抑えることができることを明らかにした。

The Inventory Routing Problem(IRP) は車両の移動経路と在庫管理の問題を組み合わせた最適化問題であり、30

年ほど前から研究がされている [15]。IRP は、特に多数の顧客が関与している場合には困難な問題となる。Kleywegt[16] らは、IRP をマルコフ決定過程として定式化することで合理的な計算量で良好な解を見つけるための近似法を提案した。IRP に関して灯油を含む需要量に不確実性をふくむような場合の研究も行われており、タブー探索や巨大近傍方といったヒューリスティックな解法を用いて最適化がされている [17]。

3. 灯油残量推定の効果検証

本章では、ホームタンクの残量推定に基づいて灯油配送業務を効率化を目指す場合に、灯油配送業者全体としてどの程度給油回数の削減可能であるか、ということを検証する。現在の灯油配送状況に対して、ホームタンクの残量が正確に把握できるという理想的な条件を想定して、削減可能な給油回数を算出する。

3.1 理想的な給油の想定

灯油配送業者の給油記録のデータをもとに各顧客の 1 日当たりの灯油消費量を算出して、稼働予備日数を考慮した理想的な給油回数を算出する。現状の給油回数と理想的な給油回数を比較して、給油回数の削減度合いを検討する。ここで、稼働予備日数とは、各顧客の 1 日当たりの灯油消費量に基づいて算出した、現在の灯油残量で暖房機器等の灯油消費機器を稼働させられる日数を示す。

ホームタンクが一度空になると、暖房機器が一切利用できなくなるため顧客にとって著しく不便な状況が生じる。また、ホームタンクが空になったときに給油管に空気が入ってしまう可能性があり、業者による空気抜きの作業と確認が必要になる。稼働予備日数が長い状態で給油をおこなえばこれらのリスクは軽減できるが、その分だけ頻繁な給油が必要となるため効率化の妨げとなる。そのため、稼働予備日数の設定はリスク管理や効率化の観点から重要な問題である。

3.1.1 1 日当たりの灯油消費量

給油データから、顧客 i に関して、ある給油日から次の給油日に R^i [L] を給油するまで m 日間である場合、この期間における日付 t での 1 日あたりの灯油消費量 $c^{i,t}$ を次の式で算出する。

$$c^{i,t} = \frac{R^i}{m^i} \quad (1)$$

3.1.2 理想的な給油回数

稼働予備日数 q を考慮して顧客 i の理想的な給油回数 $count_{ideal}^i$ を次の手順で算出する。顧客 i の日付 t における理想的な灯油残量を $V_{ideal}^{i,t}$ 、ホームタンクの最大容量を F^i とする。また、稼働予備日数は全体で同一のパラメータを用いることとする。

- Step1

- $count_{ideal}^i = 0$ とする.
- $j = 1$ とする.
- Step2
 - $V_{ideal}^{i,t_j} = F^i$ とし, Step3 に進む
- Step3
 - 式 (2) を満たす時, $count_{ideal}^i$ に 1 回分加え, 式 (3) で理想的な灯油残量を更新し, j に 1 加えて Step3 をもう一度行う.
 - 式 (2) を満たさない時, 式 (4) で理想的な灯油残量を更新し, j に 1 加えて Step3 をもう一度行う.

$$V_{ideal}^{i,t_j} < \sum_{p=j}^{j+q-1} c^{i,t_p} \quad (2)$$

$$V_{ideal}^{i,t_{j+1}} = F^i - c^{i,t_j} \quad (3)$$

$$V_{ideal}^{i,t_{j+1}} = V_{ideal}^{i,t_j} - c^{i,t_j} \quad (4)$$

期間中の実給油回数 $count_{real}^i$ を給油データから, 顧客 i に関する給油回数を調べることで算出する. 式 (5) により現状に対する理想的な総給油回数の割合 r を算出した.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n count_{ideal}^i}{\sum_{i=1}^n count_{real}^i} \quad (5)$$

分析対象期間は灯油使用のオンシーズンである 2017 年 10 月 01 日から 2018 年 04 月 30 日とし, 最も利用されているホームタンクに絞って顧客 161 人のデータを対象として分析を行った. 図 2 には稼働予備日数 q を 0 日から 14 日に設定した場合の現状に対する理想的な総給油回数の割合が示されている. 稼働予備日数が 0 日の時は現状に対する理想的な総給油回数の割合を 0.3 にすることができるため, 最高で約 70% の灯油給油回数の減少が見込める.

図 3 には分析対象の顧客の 1 日あたりの灯油消費量の割合が示されている. 1 日あたりの灯油消費量が 10L 未満のデータと 10L 以上のデータがおおよそ同じ割合存在していることがわかる. 稼働予備日数を大きくすることにより, 1 日あたりの灯油消費量が大きい顧客は, 理想的な給油回数が増加してしまう. 一方で 1 日あたりの灯油消費量が小さい顧客は理想的な給油回数があまり増加しない. そのため, 理想的な総給油回数は 1 日あたりの灯油消費量が大きい顧客の結果に大きく影響を受けてしまうが, 理想的な総給油回数が現状の総給油回数と同じになる時は稼働予備日数は 12 日の時であることがわかった.

この分析において, 配送のための移動時間や給油にかかる時間, 1 日で灯油を給油可能なタンク数, 灯油配送車の台数や灯油の最大積載量を考慮はしておらず概算であるが, 現状の灯油配送には大きな改善の余地があることが示唆される.

4. 灯油配送計画問題の最適化

本章では効率的な灯油配送計画問題の定式化を行い, 仮想的な環境における灯油配送計画問題を用いて, 3 種類の配送計画問題の解法の比較実験を行う.

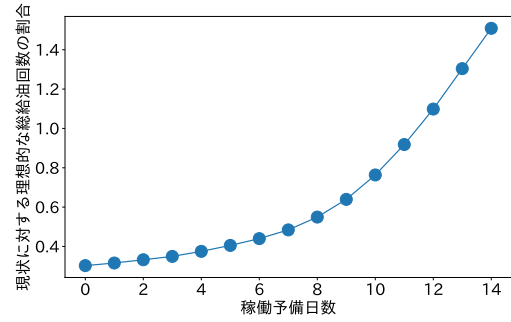


図 2 現状に対する理想的な給油回数の割合

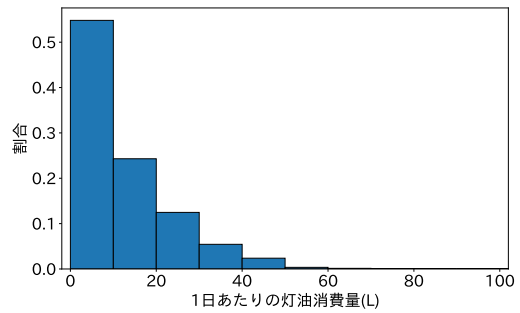


図 3 1 日あたりの灯油消費量の割合

4.1 灯油配送計画問題の定式化

灯油配送計画の問題設定を次のように定義する.

- (1) タンクローリの出発と帰着は灯油配送会社とする
- (2) 各ホームタンクへの給油を 1 台のタンクローリで行う
- (3) タンクローリには最大積載容量がある.
- (4) ホームタンク, タンクローリともに灯油切れは許容されない.
- (5) 各顧客の 7 日間の灯油消費量がわかっている.
- (6) 配送計画作成日の午前 0 時の灯油残量がわかっている.
- (7) 一週間先まで見越して配送計画を立てる.

4.1.1 解表現と灯油残量の推移

灯油配送計画問題の解を式 (6) で定義する. 各要素 $x_{i,j}$ は 0 の場合は配送しない, 1 の場合は配送することを意味している. $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ は顧客であり, $j \in \{1, 2, \dots, 7\}$ は日付である.

$$\begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,7} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \dots & x_{N,7} \end{bmatrix}, \quad x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad (6)$$

式 (7) で表現される一週間分の各顧客の 1 日あたりの灯油消費量推定値が与えられた時, 式 (8) で表される各顧客の各日付における灯油残量の推移は, 式 (9) により計算される. ただし $j = 0$ の灯油残量推定値は配送計画作成日の午前 0 時の灯油残量推定値とする.

$$\begin{bmatrix} \hat{c}_{1,1} & \cdots & \hat{c}_{1,7} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{c}_{N,1} & \cdots & \hat{c}_{N,7} \end{bmatrix}, \quad c_{i,j} \in \mathbb{R}^+ \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{V}_{1,1} & \cdots & \hat{V}_{1,7} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{V}_{N,1} & \cdots & \hat{V}_{N,7} \end{bmatrix}, \quad \hat{V}_{i,j} \in \mathbb{R}^+ \quad (8)$$

$$\hat{V}_{i,j} = \begin{cases} \hat{V}_{i,j-1} - \hat{c}_{i,j} & (x_{i,j} = 0) \\ F^i - \hat{c}_{i,j} & (x_{i,j} = 1) \end{cases} \quad (9)$$

4.1.2 制約条件

灯油配送計画問題の解が満たす必要がある制約条件は次のように定義する．ただし M はタンクローリの最大積載容量とする．

(1) ホームタンクの最大容量の 1 割は必ず残す．

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}, \forall j \in \{1, 2, \dots, 7\}, \quad \hat{V}_{i,j} \geq F^i * 0.1$$

(2) タンクローリの最大積載量の 1 割は必ず残す．

$$\forall j \in \{1, 2, \dots, 7\}, \quad \sum_{i=1}^N (F^i - \hat{V}_{i,j}) \leq M * 0.9$$

制約条件 (1), (2) はともに灯油切れを起こさないための条件である．灯油切れが起きてしまうと，顧客に安定的に灯油を供給できないことになる．また，灯油切れにより空気詰まりが起きてしまう．空気詰まりとは灯油を給油しても正常に供給がされない状態のことで，空気抜きという作業を行う必要がある．空気抜きの価格はおよそ 5,000 円から 10,000 円となっており，作業に時間がかかるため顧客，灯油配送業者の双方にとって空気詰まりは好ましくない状態である．

4.1.3 目的関数

特定の日に仕事が集中することを防ぐため，1 週間の灯油配送のうち，1 日の仕事時間の最大値を目的関数とし，この値を最小化する．日付 $j \in \{1, 2, \dots, 7\}$ において仕事時間とは，ホームタンクに給油する時間である作業時間 W_j とタンクローリの移動にかかる時間である移動時間 U_j の和である．今回は移動時間は移動距離に比例するものとみなしており，信号待ちや速度の変化は考慮しない．また，1 回の給油にかかる時間は給油する量に関わらず一定とする．

$$W_j = \text{一回の給油時間} * \sum_{k=1}^N x_{k,j} \quad (10)$$

$$U_j = \frac{\text{日付 } j \text{ に回る顧客を一巡する最短移動距離}}{\text{タンクローリの平均速度}} \quad (11)$$

$$\text{minimize} \quad \max_{j \in \{1, 2, \dots, 7\}} (W_j + U_j) \quad (12)$$

5. 配送計画問題の解法の比較実験

定式化を利用し，灯油配送計画問題のモデル化の妥当性の検証を行う．近隣の顧客をまとめて給油することによる仕事時間の効率化が行われるかに注目する．そのため，仮想的な環境における灯油配送計画問題において，次の 3 種類の配送計画問題の解法の目的関数を比較する．

(1) 貪欲法による配送計画

- 稼働予備日数が 0 日の顧客だけに配送を行う．

(2) ルールベースによる配送計画

- 貪欲法の結果から，同日に近隣の顧客に給油する配送に人手で修正し，移動時間の減少を行った配送計画

(3) 遺伝的アルゴリズムによる配送計画

- 定式化に従い，最適化問題として求解した配送計画

5.1 本研究の遺伝的アルゴリズムの設定

遺伝的アルゴリズム (GA) は，生物の進化の原理 (交叉・突然変異・選択) に着想を得たアルゴリズムであり，適用範囲が非常に広く，最適化・探索・学習などに用いることができる．GA では，個体の集まりである集団の進化を考える．個体それぞれが解の候補として染色体を持ち，個体が交配して子個体を残すこと，及び子個体が突然変異により変化することにより，解の探索が行われる．本研究で用いる GA の手順を以下に示す．

(1) 初期個体生成

制約条件 (1),(2) を満たす，式 (6) で表現される個体を 1000 個体作成する．

(2) 適応度評価

制約条件を満たす場合，各個体の 1 日の最大仕事時間を求める．移動時間は各日に対して OR-Tools[18] を用いて巡回セールスマン問題を解き，移動距離に対し平均速度分速 500m として算出する．作業時間は 1 回の給油につき 10 分とする．

(3) 次世代に残す個体の選択

エリート選択により 10 個体を次世代に残し，ルーレット選択により 190 個体を次世代に残す．

(4) 交叉

選択により選ばれた個体からルーレット選択によって親を決め，20%の確率で一様交叉を行い，80%の確率で二点交叉を行う．

- 一様交叉

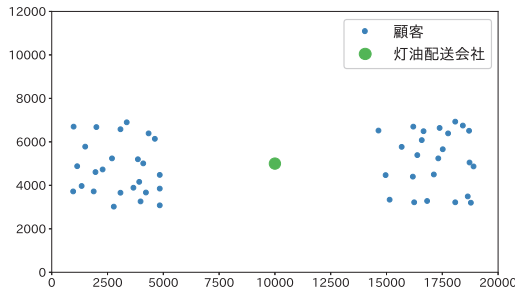


図 4 仮想的な環境における灯油配送計画問題

子個体の各遺伝子は選んだ親 1, 親 2 の遺伝子をそれぞれ 1/2 の確率で受け継ぐ。

- 二点交叉

子個体の各遺伝子は式 (13) または式 (14) を満たす場合は親 1 の遺伝子を受け継ぎ、満たさない場合は親 2 の遺伝子を受け継ぐ。ただし p_1, p_2 は行の分断点であり, $p_1 \leq p_2$ を満たす。 p_3, p_4 は列の分断点であり, $p_3 \leq p_4$ を満たす。

$$(i < p_1 \vee i > p_2) \wedge (j < p_3 \vee j > p_4) \quad (13)$$

$$(p_1 \leq i \leq p_2) \wedge (p_3 \leq j \leq p_4) \quad (14)$$

- (5) 突然変異

2%の確率で個体に突然変異を起こすかを決定する。突然変異を起こす場合は、各遺伝子を 5%の確率で反転させる。

- (6) デコード

個体の遺伝子が 1(=配送する) となっている場合、0 に反転させた時に制約条件を満たしているのであれば反転を行う。

- (7) 集団個体数が 1000 個体になるまで (4) から (6) を繰り返す、(2) に戻る。

5.2 仮想的な環境における灯油配送計画問題

配送計画問題の解法の比較実験を行うために、図 4 に図示地点にホームタンクおよび灯油配送会社を配置した灯油配送計画問題を作成した。横軸縦軸ともに単位はメートルである。灯油配送会社を中心に設置し、左右それぞれに固まるように顧客を配置するように設定した。1 日の灯油消費量データは図 5 に図示されているように、灯油オフシーズンは使用量が少なく、オンシーズンは使用量が多くなるようにガウス関数に従うように作成した。最大消費量は 10[L] から 30[L] になるようにランダムで設定している。灯油残量データは、1 日目は左側の顧客のみが給油が必要になるようにし、2 日目以降は両側の顧客に給油が必要になるように稼働予備日数を調整して作成した。各ホームタンクの最大容量を 500[L]、タンクローリの最大積載容量を 5000[L] に設定し、現実的な数値にした。

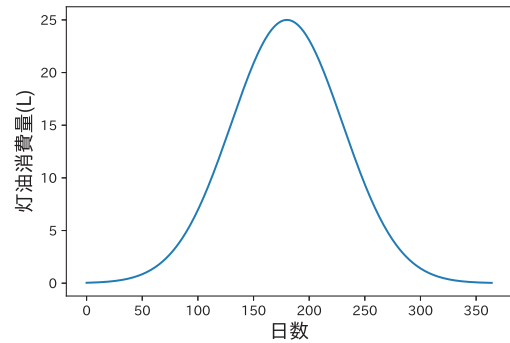


図 5 ガウス関数に従う灯油消費量の推移例

5.2.1 結果と考察

図 6 には、貪欲法による配送計画の 1 日目と 2 日目が図示されている。2 日目以降は左右両方の顧客に灯油を配送しており、移動時間が大きくなることで非効率な配送計画となっている。この時、目的関数である最大仕事時間が 181 分であることが表 2 からわかる。

図 7 には、ルールベースによる配送計画の 1 日目と 2 日目が図示されている。7 日間全てにおいて同日に左右の顧客に給油をしないようにすることで移動時間が減少するように設計してある。この時、目的関数である最大仕事時間が 133 分であることが表 3 からわかる。

図 8 には、遺伝的アルゴリズムによる配送計画が図示されている。貪欲法による配送計画と同様に、2 日目以降は左右両方の顧客に灯油を配送しなくてはならず移動時間が増加している。この時、目的関数である最大仕事時間が 136 分であることが表 4 からわかる。

表 5 から、各配送計画における総作業時間は全て 490 分となっており、どの配送計画でも同じ件数だけ給油を行っていることがわかる。しかし、ルールベースによる配送計画に比べて貪欲法による配送計画と遺伝的アルゴリズムによる配送計画の総移動時間は大きくなっている。また、1 日の最大仕事時間はルールベースによる配送計画と遺伝的アルゴリズムによる配送計画では同程度であることがわかる。このことから、ルールベースによる配送計画は移動時間の減少によって 1 日の最大仕事時間を下げているのに対し、遺伝的アルゴリズムによる配送計画では 1 日あたりの給油件数を平準化することで給油時間を減少させ、1 日の最大仕事時間を下げていると考えられる。

一台のタンクローリによる配送計画問題を本研究では考えたが、実運用を考えると複数台のタンクローリによる配送計画問題を扱う必要がある。そのために、解表現の工夫などが今後の課題として考えられる。

6. おわりに

安定的かつ低コストな灯油配送を実現するために、効率的な配送計画問題の定式化を行った。また、仮想的な環境

表 2 貪欲法による配送計画における仕事時間とその内訳

	1 日目	2 日目	3 日目	4 日目	5 日目	6 日目	7 日目
作業時間 (分)	30	60	60	60	80	100	100
移動時間 (分)	31	60	72	76	79	78	81
仕事時間 (分)	61	120	132	136	159	178	181

表 3 ルールベースによる配送計画における仕事時間とその内訳

	1 日目	2 日目	3 日目	4 日目	5 日目	6 日目	7 日目
作業時間 (分)	60	70	60	80	90	90	40
移動時間 (分)	35	39	40	41	41	43	40
仕事時間 (分)	95	109	100	121	131	133	80

表 4 遺伝的アルゴリズムによる配送計画における仕事時間とその内訳

	1 日目	2 日目	3 日目	4 日目	5 日目	6 日目	7 日目
作業時間 (分)	90	70	70	60	70	70	60
移動時間 (分)	43	65	64	66	65	65	76
仕事時間 (分)	133	135	134	126	135	135	136

表 5 各配送計画における 1 日の最大仕事時間・総作業時間・総移動時間

配送計画	1 日の最大仕事時間 (分)	総作業時間 (分)	総移動時間 (分)
貪欲法による配送計画	181	490	477
ルールベースによる配送計画	133	490	279
遺伝的アルゴリズムによる配送計画	136	490	444

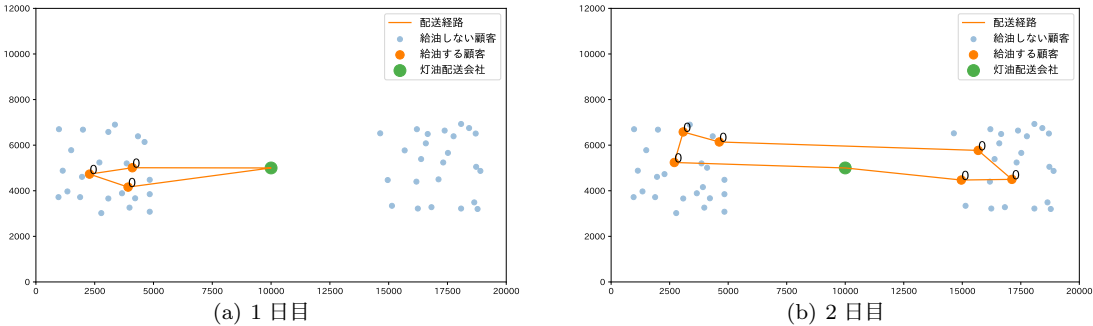


図 6 貪欲法による灯油配送計画

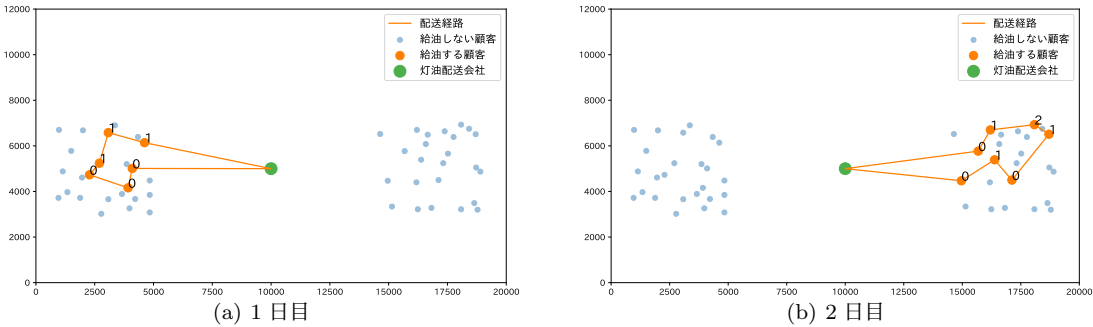


図 7 ルールベースによる灯油配送計画

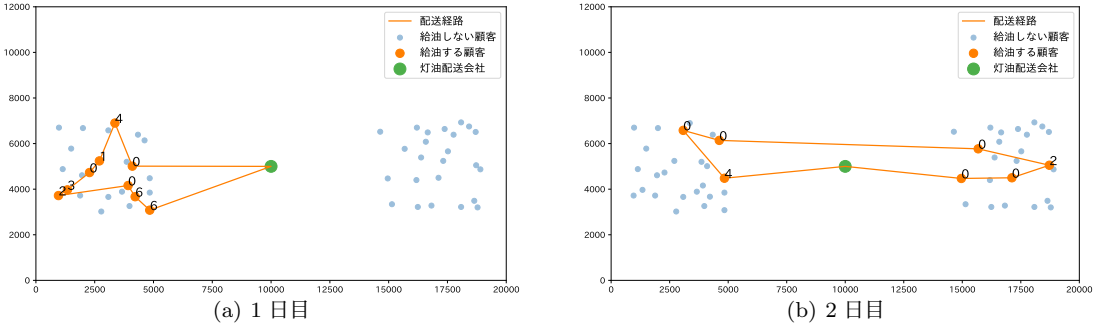


図 8 遺伝的アルゴリズムによる灯油配送計画

における配送計画問題の解法の比較を行い、移動時間の減少と給油件数の平準化が仕事時間の減少に大きく関わることがわかった。本研究では一つの問題に対して比較実験を行ったが、複数の問題を用意し、問題の特性に対しどのような配送計画の作成が行えるのかを調査する必要があると考えられる。

参考文献

- [1] Wang, Y., Chen, Q., Hong, T. and Kang, C.: Review of Smart Meter Data Analytics: Applications, Methodologies, and Challenges, *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 10, No. 3, pp. 3125–3148 (2019).
- [2] Han, D. and Lim, J.: Smart home energy management system using IEEE 802.15.4 and zigbee, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 56, No. 3, pp. 1403–1410 (online), DOI: 10.1109/TCE.2010.5606276 (2010).
- [3] Rajalakshmi, P. and Devi Mahalakshmi, S.: IOT based crop-field monitoring and irrigation automation, *2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, pp. 1–6 (2016).
- [4] Khan, S., Muhammad, K., Mumtaz, S., Baik, S. W. and de Albuquerque, V. H. C.: Energy-Efficient Deep CNN for Smoke Detection in Foggy IoT Environment, *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 6, No. 6, pp. 9237–9245 (online), DOI: 10.1109/JIOT.2019.2896120 (2019).
- [5] Das, B. and Jain, P. C.: Real-time water quality monitoring system using Internet of Things, *2017 International Conference on Computer, Communications and Electronics (Comptelix)*, pp. 78–82 (online), DOI: 10.1109/COMPTELIX.2017.8003942 (2017).
- [6] De Gooijer, J. G. and Hyndman, R. J.: 25 years of time series forecasting, *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, No. 3, pp. 443 – 473 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.01.001> (2006).
- [7] Ahmed, N. K., Atiya, A. F., Gayar, N. E. and El-Shishiny, H.: An Empirical Comparison of Machine Learning Models for Time Series Forecasting, *Econometric Reviews*, Vol. 29, No. 5-6, pp. 594–621 (online), DOI: 10.1080/07474938.2010.481556 (2010).
- [8] Williams, K. T. and Gomez, J. D.: Predicting future monthly residential energy consumption using building characteristics and climate data: A statistical learning approach, *Energy and Buildings*, Vol. 128, pp. 1 – 11 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.076> (2016).
- [9] Rodrigues, F., Cardeira, C. and Calado, J.: The Daily and Hourly Energy Consumption and Load Forecasting Using Artificial Neural Network Method: A Case Study Using a Set of 93 Households in Portugal, *Energy Procedia*, Vol. 62, pp. 220 – 229 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.12.383> (2014).
- [10] Ekonomou, L.: Greek long-term energy consumption prediction using artificial neural networks, *Energy*, Vol. 35, No. 2, pp. 512 – 517 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.10.018> (2010).
- [11] Berriel, R. F., Lopes, A. T., Rodrigues, A., Varejão, F. M. and Oliveira-Santos, T.: Monthly energy consumption forecast: A deep learning approach, *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 4283–4290 (online), DOI: 10.1109/IJCNN.2017.7966398 (2017).
- [12] Singh, S. and Yassine, A.: Big Data Mining of Energy Time Series for Behavioral Analytics and Energy Consumption Forecasting, Vol. 11, No. 2 (online), DOI: 10.3390/en11020452 (2018).
- [13] Liu, L.-M. and Lin, M.-W.: Forecasting residential consumption of natural gas using monthly and quarterly time series, *International Journal of Forecasting*, Vol. 7, No. 1, pp. 3 – 16 (online), DOI: [https://doi.org/10.1016/0169-2070\(91\)90028-T](https://doi.org/10.1016/0169-2070(91)90028-T) (1991).
- [14] Apaydin, O. and Gonullu, M.: ROUTE OPTIMIZATION FOR SOLID WASTE COLLECTION: TRABZON (TURKEY) CASE STUDY (2007).
- [15] Coelho, L. C., Cordeau, J.-F. and Laporte, G.: Thirty Years of Inventory Routing, *Transportation Science*, Vol. 48, No. 1, pp. 1–19 (online), DOI: 10.1287/trsc.2013.0472 (2014).
- [16] Kleywegt, A. J., Nori, V. S. and Savelsbergh, M. W. P.: The Stochastic Inventory Routing Problem with Direct Deliveries, *Transportation Science*, Vol. 36, No. 1, pp. 94–118 (online), DOI: 10.1287/trsc.36.1.94.574 (2002).
- [17] Prescott-Gagnon, E., Desaulniers, G. and Rousseau, L.-M.: Heuristics for an oil delivery vehicle routing problem, *Flexible Services and Manufacturing Journal*, Vol. 26, No. 4, pp. 516–539 (online), DOI: 10.1007/s10696-012-9169-9 (2014).
- [18] Google: OR-Tools, <https://developers.google.com/optimization>.