

セイノー情報サービス様

セイノー情報サービス様担当グループ 1

新藤康喜 後藤圭太 YURUN LI 小山田健一 都勇志 前田翼

プロジェクト報告書

<目的>

本プロジェクトは、最短の時間で配達できる順序の算出およびベテランドライバーの組むような順序の算出を目的とする。

<方法>

①最短の時間で配達できる順序の算出 対象日：2020.6.13(土)

1.1 直線距離のみに着目した最短経路の算出 使用アルゴリズム：Branch and Cut, 遺伝的アルゴリズム, TSP_solver

1.2 ドライバー人数の削減 使用アルゴリズム：Branch and Cut

1.3 道路距離を用いた最短経路の算出 使用アルゴリズム：遺伝的アルゴリズム

1.4 直線距離と配達予定時刻に着目した最短経路の算出 使用アルゴリズム：遺伝的アルゴリズム

②ベテランドライバーの組むような順序の算出 対象日：2020.6.11(木)

使用アルゴリズム：CNN

1.1 直線距離のみに着目した最短経路の算出

<概要>

課題 A（最短で配達できる順序の算出）のアプローチとして、配達先を直線で結んだ距離の合計を最小にすることを考える。データを CBC, 遺伝的アルゴリズム, TSP_solver の三つを用いて分析した結果、それぞれ距離の合計を短くすることができた。特に短くなるのは配達先どうしの距離、配達先の数が多い例ではないかと我々は考える。

<分析手法>

配達先を頂点に見立て、実際の道路距離を考えず、点から点への距離を用いる。当然、この直線距離の合計の値が最小になることを目標にして分析を行う。

分析には三種類のアルゴリズムを用いた。一つ目は、ある程度の頂点数（配達先の数）までなら厳密解を出すことができる Branch and Cut というアルゴリズムを用いている PuLP のデフォルトのソルバーである CBC。計算時間の上限を 1 分と 10 分の 2 パターン調べた。

二つ目は遺伝的アルゴリズムで、これが出力するのは近似解であり、最短ルートである保証はない。三つめは TSP_solver で、こちらも近似解を出力する。計算にほとんど時間がかからない。

<分析結果>

距離の平均減少量、平均計算時間は以下ようになった。

- ・ CBC 計算時間の上限 1 分 2531m 4.86 秒
- ・ CBC 計算時間の上限 10 分 2628m 31.64 秒
- ・ 遺伝的アルゴリズム 2628m 5.56 秒
- ・ TSP_solver 2269m 0.02 秒

全体的に削減されたが、特に大幅に削減されるケースがいくつか見られた。最も距離が削減されているのは配達先 27 か所のドライバー 222911 の方で、およそ 20000m 削減された。また他に、配達先が 29 か所のドライバーの方でおよそ 5000m、配達先 6 か所のドライバーの方でおよそ 10000m という例もあった。

<考察>

配達箇所が多ければ多いほど距離削減の余地がある可能性が高い。また、削減距離が大きいものの共通点として配達箇所一つ一つが離れていることが考えられる。

1.2 ドライバー人数の削減

<概要>

最短時間での経路算出とあわせて、同日（2020年6月11日）の西濃運輸(株)大垣支店における配送において、ドライバーを削減することが可能か検証した。ドライバーの削減は最短距離の算出同様、限られた人的・物的配送リソースを効率的に活用することでよりよい物流の実現を志向する試みである。

<分析手法>

まず、同日のデータで配送乗務員コードからユニークなドライバーとして特定可能な38名と各配送先を抽出した。分析のアプローチはk-means法により配送先（435地点）に対してドライバーの人数をクラス数として設定し、出力された各クラスターの地点における緯度経度情報を利用して最短時間の経路算出の最適化を適用した。経路最適化手法は直線距離に着目したルート最適化で使った Branch and Cut と tsp_solver を使った。

（Branch and Cut で1分以内に算出できない場合は tsp_solver を利用）

削減するドライバーは1名から順に28名まで（28名削減の場合は10人のドライバーで配送を負担することになる）検証した。

<分析結果>

一人当たりの配送距離の平均を算出したところ、削減しない場合(5,336m)から28人削減する場合まで(33,248m)まで削減人数を増やす毎に平均配送距離も増加する結果となった。これは総距離をドライバーの人数で割った場合に増加していくという直感と相反しないものであり、有益な示唆とはならなかった。

次に一人当たりの最大距離を列挙してみると、一定の削減人数幅では最大距離が必ずしも比例的に増加せず、一定の削減人数を超えるたびに段階的に最大距離が延びる現象が観測された。例えば削減なしから9名削減までは増加がほとんど見られず、10名削減以降大きく増加し、19名削減まで同じような最大距離が続き、20名削減からまた更に距離が大幅に増加する等。ドライバー削減に伴う配送地点の遷移を確認すると、疎な配送地点（他のどの配送先からも距離がある）がクラス数の減少により比較的多くの配送地点を含むクラスターに入った際に最大距離が大きく増加することが確認された。

<考察>

ドライバーが1日に配送できる距離には制約があるため、数名削減しただけでは最大距離が増えないという事象はドライバー削減検討において有益な検証結果と考えられる。現実的な条件としてトラックの積載量と実際の荷物の重さ、荷下ろしの時間は考慮されていない。しかし事前に確認した積載量（3～4t）を踏まえると配送データからは荷物に余裕のある運行が散見されるため、最大距離の削減だけ見ても実際の配送計画への適用において現実性の高いものだと考えられる。

なお、各ドライバーの平均配送距離、配達箇所が増えることは間違いないのでドライバーの労働環境に与える影響は考慮する必要があると思われる。

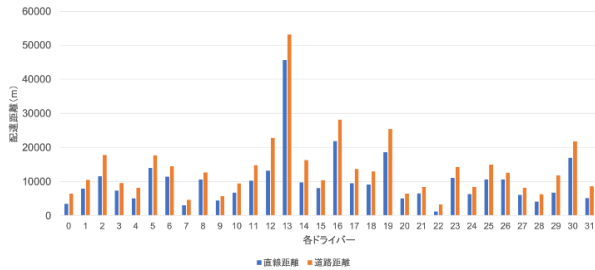
1.3 道路距離を用いた最短経路の算出

<概要>

直線距離では、実際の配達と状況が異なる。そこで、道路距離を用いることで現実的な条件のもと分析する。

<分析手法>

1.1に追加として、Google APIを活用し、実際の道路距離を用いて最短距離の算出を行った。



<分析結果>

1.1 の結果に比べ、分析結果は平均して 1.37 倍増加した。

<考察>

実際の道路距離を用いたい場合、直線距離に対し 1.3~1.5 倍の距離を概算することで道路距離として考えることができる。

1.4 直線距離と配達予定時刻に着目した最短経路の算出

<概要>

実際に配達を行う際に直線距離のみを考慮するのみでは条件が少ない。そのため現実的な条件として付加できると判断した提供データ内に含まれる配達予定時刻に着目して距離を再検証する試みである。

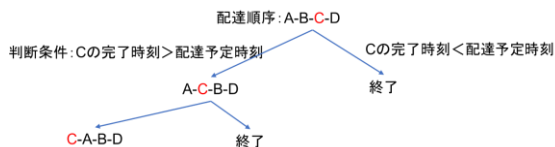
<分析手法>

直線距離に着目した最適化に加え配達順の決定評価に配達予定時刻を追加して距離の最適化を行った。配達順更新の際に二点間に要する配達時間を計算するモデルを使用

アルゴリズム：遺伝的アルゴリズム+XGboost

入力特徴：時間帯、休日、季節、場所、負荷重量、配達距離

入力ラベル：ドライバー毎の配達順、(二点間に要する配達時間)



(評価方法)

1. 配達先 A,B,C,D の 4 拠点のうち C に着目
2. 拠点 C の配達予定時刻を守るように配達順を更新
3. 配達予定時刻を守れた場合、更新終了

<分析結果>

	提供データ	直線距離のみを考慮	距離と配達予定時刻を考慮
ドライバーの平均配達距離	43718m	41089m	41734m
配達予定時刻の遵守率	83%	73%	82%

今回の分析の目的として現実的な条件を付加した上での距離の最適化を行った。そのため、距離のみの考慮と距離・配達予定時刻を考慮した場合では後者の方が平均距離が長くなってしまった。(約 700m 増) 一方で、新たに条件として配達予定時刻を守れた割合は提供データに大きく近づけることができた。(約 7% 向上)

次に、あるドライバーに焦点を当て距離と遵守率の変化に着目する。

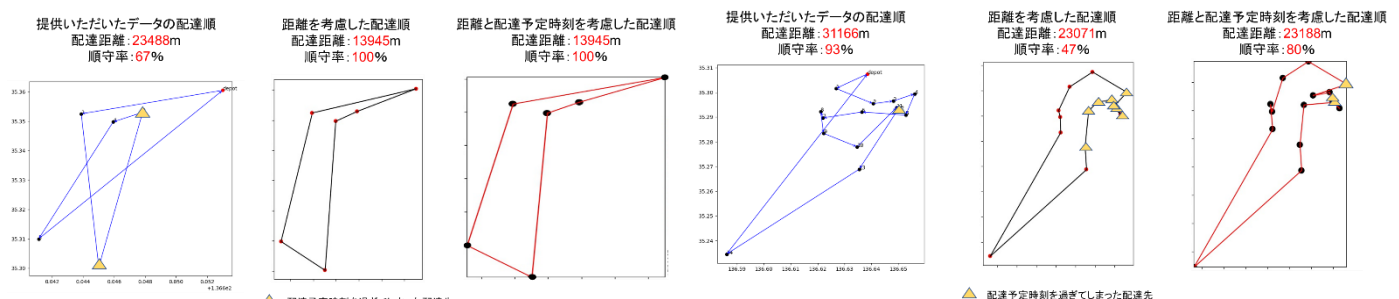


図 1 距離の削減と遵守率の向上

図 2 距離の削減は出来たが遵守率

図 1 では提供データに比べ配達距離、遵守率のどちらも向上することが出来た。一方で図 2 では距離の向上は出来たが遵守率は低下した。これらのドライバーの違いとして配達先数の違いに着目した。分析を行った全ドライバーを配達先数が 10 以上かどうかで今回の分析を比較したところ、配達先数が 10 以下のドライバーでは遵守

率の向上が見られ、10以上のドライバーでは遵守率が提供データに比べ低下している傾向にある事が分かった。

<考察>

現実的な条件（配達予定時刻を遵守する）を追加すると、距離と遵守率が適度なバランスで配達する事の出来る順序を分析から見つけることが出来た。しかし、配達先数が多くなると遵守率が提供データより大きく低下するため今回の条件を適応する事が適切なドライバーを見極める必要があると思われる。

2. ベテランドライバーの組むような順路の算出

<概要>

過去のドライバーの配達実績を用い機械的にルートを算出することで、ある地域に対して不慣れな人でもベテランドライバーと同様な順路で配達を行うことができる。三木ら[1]は、組み合わせ最適化問題の一つである巡回セールスマン問題（TSP）に対して、深層学習を適用した解法を提案した。彼らの提案手法の特徴は、TSPの問題例と解を点及び線によって描画された画像として表現することで、画像認識などに用いられるCNNによる学習を可能にした点である。私たちは、彼らの提案手法に従い、教師データをドライバーの配達順路を表現する画像としてCNNの学習を行うことで、機械的にベテランドライバーの組むような順路の算出を行った。

<分析手法>

ドライバーの組むような順路算出は学習フェーズと予測フェーズに分かれる。図1に学習方法と順路算出の概要を示す。

・学習フェーズ

配達パターンをCNNに学習させることを目的としている。ここで、すべての頂点を描画した頂点画像と、ドライバーの配達順路を描画した経路画像を作成する。ただし、画像サイズは 128×128 とした。また、描画の画素値を0、描画する点及び線の画素値を1とした。そして、頂点画像を入力したとき、対応する経路画像を出力するようにCNNの学習を行った。なお、本プロジェクトでは、CNNモデルとしてU-Net[2]を用いた。

・予測フェーズ

学習済みのCNNを用いて配達順路を求めたいデータから順路の算出を行う。まず、学習済みのCNNに頂点画像を入力し、出力画像 $p(x,y)$ を得る。なお、画像内の任意の画素の位置 (x,y) は $(x,y) \in \{1, \dots, 128\} \times \{1, \dots, 128\}$ を満たす。次に、出力画像 $p(x,y)$ を用いて、任意の辺 (i,j) を通る確率 v_{ij} を式1によって求める。

$$v_{ij} = \frac{\sum_{x=1}^{128} \sum_{y=1}^{128} p(x,y) l_{ij}(x,y)}{\sum_{x=1}^{128} \sum_{y=1}^{128} l_{ij}(x,y)} \quad (1)$$

なお、 l_{ij} は辺 (i,j) のみを描画した画像である。 v_{ij} は直感的には色の濃い辺は1に近く、薄い辺は0に近い値をとる。最後に、巡回したときの v_{ij} の総和が最大となる経路を探索する。また、この問題は各辺 (i,j) の重みを $1 - v_{ij}$ とするTSPに帰着される。

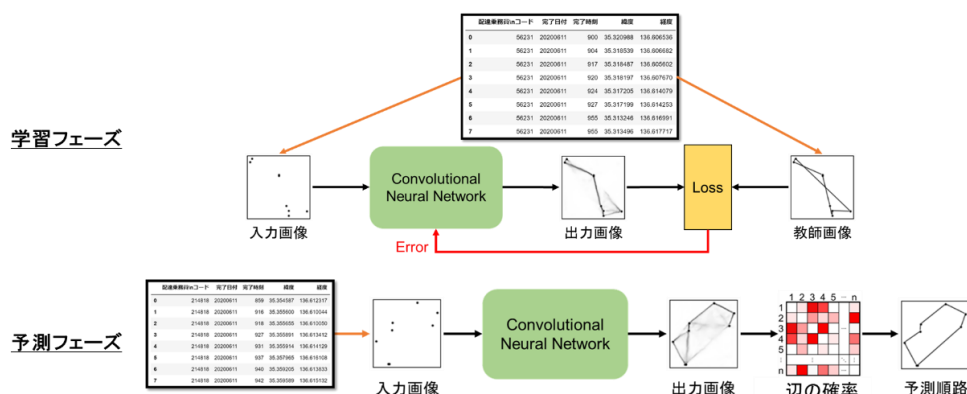


図 1. 順路算出手法の概要図

・評価指標：レーベンシュタイン距離

レーベンシュタイン距離は、二つの文字列がどの程度異なるかを示す距離で、一方の文字列からもう一方の文字列に変換する際に行った操作（挿入、削除、置換）の最小回数として定義される。また、レーベンシュタイン距離は最大値が文字列の長さとなるため、文字列の長さで割ることで[0,1]に正規化し、評価値とした。本プロジェクトでは、各配達場所を一つの文字と見なすことで配達順路を一つの文字列として扱い、レーベンシュタイン距離を適用した。

<分析結果・考察>

元データの配達順路と予測順路の例を図2に、配達数による評価値の平均を表1に示す。表1を見ると、全体の平均による評価値が 0.432。

評価が高くなった理由は二つの理由が挙げられる。一つ目は、過去実績のデータがドライバーによって似たような地域でも配達順が異なり全データの平均値に近い値が出力されたと考えられる。二つ目は、ディープラーニングなどの機械学習はあくまでパターン認識なので、パターン化されていないデータの学習は困難な点である。したがって、学習に使用するドライバーの数を減らすなどの、学習データのパターンを統一させる工夫が必要である。

また、配達先の数が増えるにつれて、評価値が上がる、すなわち配達順路が一致しなくなることが分かった。これは、配達先の数が増えるにつれて、組み合わせの総数が膨大になり複雑になるため一致しにくくなると考えられる。

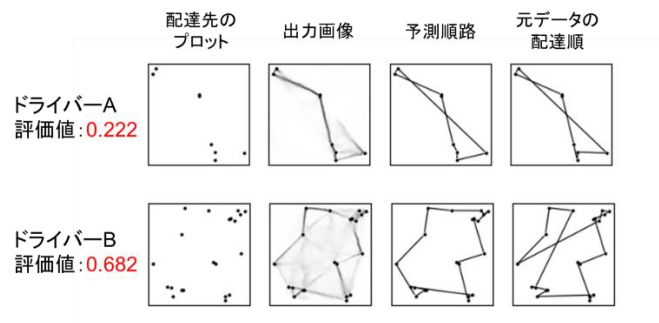


図 2. 元データの配達順路と予測順路の例

配達先の数	評価値の平均
All	0.432
～10	0.322
11～20	0.523
21～	0.631

表 1. 配達数による評価値の平均

3. まとめ

本プロジェクトでは、現在の配達ルート of の最適化や人数削減の余地を示すことができた。また、ベテランドライバーのデータの活用方法として、新たに CNN を用いた分析を行った。

<参考文献>

- [1] 三木彰馬、榎原博之：深層学習を用いた巡回セールスマン問題の解法，情報処理学会研究報告，Vol.60，No.2，pp.651-659，2019.
- [2] O. Ronneberger, P. Fischer and T. Brox, "U-net:Convolutional networks for biomedical image segmentation", In MICCAI, pp.234-241, 2015.