

1 はじめに

今回の新型コロナウイルス感染症（以下、「新型コロナ感染症」という。）は現在も沈静化することなく猛威を奮っている状況にある。この影響下では、災害時に従来の避難計画大人数を従来の避難計画通りに公共の施設に多くの避難者を収容すれば、3 密からクラスターの発生に繋がる [1]。本研究では新型コロナ感染症蔓延禍の災害避難計画を作成するために、死亡リスクの最小化を目的として、勾配ブースティング木による予測モデルの作成と制約最適化を用いた避難所割り当てモデルの提案を行う。

2 モデル

災害時に、ウイルスをなるべく拡大させずに避難を完了させるには新型コロナ感染症のウイルスに感染しているか（以下、「感染率」とする）の高い避難者と新型コロナ感染症を発症した場合の死亡率（以下、「死亡率」とする）の高い避難者を異なる施設に割り当てる必要がある。一度に大多数の人々が避難を余儀なくされる状況では正確な検査を受ける余裕がないと考えられる。よって感染率、死亡率は避難者の年齢や体温などによって推定することによって補う。また、避難者それぞれの死亡率の産出から避難所の割り当てまでの一連の流れは、全てオンライン上で高速に行う必要がある。

2.1 予測モデル

使用する手法は勾配ブースティング木である。勾配ブースティングとはブースティングと呼ばれる手法の一種であり、複数の予測モデル（今回の場合は決定木）を生成しながら判別使用するデータの重みを更新していく方法であり、高い分類精度を実現できる。本研究では新型コロナ感染症を発症した際の死亡率を予測するモデルの提案を行う。決定木の代表的な手法として、XGBoost や LightGBM、ランダムフォレストを比較した上で、最も精度のよかった LightGBM を採用した。

2.2 割り当てモデル

死亡率が低くなるように避難者それぞれを適切な避難所に割り当てる。避難施設と避難者が必要である。

2.2.1 避難施設

避難施設は訪れた避難者を容量を超えないかぎり、受け入れる。避難施設は建物ではなく個室ごとに定義する。任意の 2 つの避難施設は施設間での感染危険率を定める。

2.2.2 避難者

避難者は割り当てられた避難施設に避難する。自宅に留まることも一つの選択肢として考える。避難者それぞれは感染率と感染した際の死亡率をもっており、避難者同士で感染危険率を定める。

3 定式化

以下に本モデルに使用する記号と定式化を示す。

集合:

I : 避難者の集合。 $I = \{1, 2, \dots, |I|\}$ とし、添え字は i, j とする。

K : 販売施設の集合。 $J = \{1, 2, \dots, |K|\}$ とし、添え字は k, l とする。

パラメータ:

IR_i : 避難者 i の感染率 (%)

IM_i : 避難者 i の死亡率 (%)

CA_i : 施設 k の収容人数の集合 (人)

D_{kl} : 施設 k と施設 l の間に定義される感染危険率 (%), 同じ建物内では大きくなる。

W_{ij} : 避難者 i と避難者 j 間での感染危険率 (%), 以下、(a) と (b) の二つの重みがつく。

(a) $(IR_j - IR_i)^2$

(b) $(\max(IR_j - IR_i, 0) * IM_i + \max(IR_i - IR_j, 0) * IM_j)$

H_{ik} : 避難者 i が施設 k に避難した際の危険度 (%), ハザードマップなどから決定する。

変数:

x_{ij} : 避難者 i が避難施設 k に避難すると 1, それ以外は 0 となるバイナリ変数。

定式化:

$$\begin{aligned} \min. & \sum_{i,j \in I, k, l \in K} W_{ij} D_{kl} x_{ik} x_{jl} + \sum_{ik \in I} H_{ik} x_{ik} \\ \text{s.t.} & \sum_k x_{ik} = 1 \quad \forall i \in I \\ & \sum_i x_{ik} \leq CA_k \quad \forall k \in K \end{aligned}$$

4 LightGBM の適用

2 章で提案した勾配ブースティング木のフレームワークの一つである LightGBM を使用して、避難者が新型コロナ感染症を発症した場合の死亡率を回帰分析する。

4.1 結果と考察

LightGBM により作成されたモデルにテストデータを適用した結果を図 1 に示す。赤線に近ければ予測値と実測値に近いことになるが、概ね赤線に沿って分布している。モデルの当てはまりを示す決定係数 (R^2) の値は 0.78. 平均絶対誤差 (MAE) は 0.0868 となった。

5 SCOP の適用

この定式化は通常の最適化ソルバーでは求解が困難であるため制約最適化ソルバー SCOP を使用する。SCOP は従来の数値計画ソルバーで解けない大規模な問題に対して、効率的に良好な解を探索することができる [2]。実験では避難者の割り当て問題を混合整数計画ソルバー Gurobi とメタヒューリスティクスを用いたソルバー SCOP の結果の比較を行う。

6 実験結果と考察

図 2 は scop の求解の一例であり、避難施設ごとの避難者分布を示している。h1 から h5 は個室、s1 s5 は従来の容量多数の施設である。避難者 50 人に対して、感染率の高い集団 A は個別部屋のある施設、もしくは自宅避難に割り当てられていることがわかる。一方死亡率の高い集団 B は、集団 A と同じ建物に割り当てられていない。

表 1 は SCOP と MIP ソルバーである Gurobi を使用した求解時間と目的関数値の結果である。データ数が増えても SCOP は Gurobi よりも求解時間の増加はなからである。このことから大規模な避難施設の割り当てには scop を用いると、一定の時間的有用性があると考えられる。実際の避難計画においては、地区ごとに考えると数千千人規模の問題になる。また、さらなるパラメータの増加も想定されるため、この差は大きくなっていくと考えられる。従って SCOP を用いての求解が現実的であるといえる。

7 終わりに

本研究で用いたデータはあくまで仮のものであり、実際の地域の人口や避難所の数を使った実験が求められる。

表 1 Gurobi と SCOP による求解時間と目的関数値の平均値

避難者数	SCOP 求解時間 (秒)	SCOP 目的関数値	Gurobi 求解時間 (秒)	Gurobi 目的関数値
10	2.2004	414	0.034	232
30	5.1527	1827	8.9542	1827
50	5.7767	8820	262.1898	8722
70	18.5300	23672	88.2793	17319
90	51.4566	44961	357.5611	35244
100	78.1144	53955	433.5633	41778

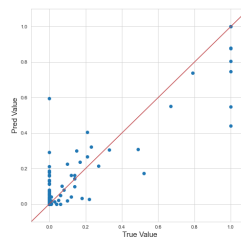


図 1 残差関係

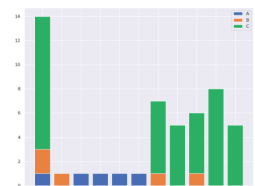


図 2 割り当て結果

参考文献

- [1] 新型コロナ感染症と災害避難研究会新型コロナウイルス感染症流行時の 災害と避難環境を考える手引き (地方自治体編)
URL: <http://npo-cem1.com/covid-19/livingwithcorona.pdf>
- [2] 久保幹雄 他「Python 言語によるビジネスアナリティクス」(pp.319-342), 近代科学社,(2016)