

山形県南部における豪雨災害に着目した 道路ネットワーク利用状況推定とAI活用の考察

水野裕介¹・森田大成¹・龍田斉¹・宮田秀太²

¹正会員 大日本コンサルタント株式会社 インフラ技術研究所 ICTソリューション室

(〒102-0075東京都千代田区三番町6-3三番町UFビル4F) E-mail: mizuno@ne-con.co.jp

²正会員 大日本コンサルタント株式会社 インフラ技術研究所 防災構造事業室

(〒102-0075東京都千代田区三番町6-3三番町UFビル4F)

近年、激甚化する豪雨災害への備えとして、道路施設の防災・減災対策の強化が求められており、被災時の道路ネットワークを有効に機能させるための「線や面としての整備」の観点が重要と考えられる。

本検討では、令和4年8月に山形県南部の置賜地域を中心に発生した線状降水帯による豪雨災害を題材に、道路ネットワークの利用状況推定を行った。また、推定した道路ネットワーク利用状況のデータをAIに取り込み、学習モデルを作成することによって、シミュレーションの簡略化・高速化を図る検証を行った。その結果、90%以上（再現率70%以上）の精度で物資輸送経路を推定できることが確認された。

Key Words : Disaster Management, Road Network, Yamagata Prefecture, Rain Disaster, Alternative Route, GIS, AI, Machine-Learning, GBDT, SHAP

1. 研究の背景と目的

近年、線状降水帯などの事前予測が難しく、激甚化した豪雨災害が増加している。その対策検討を目的として、宮田らは日常利用時や災害発生時など複数の観点から道路ネットワーク利用状況の評価手法を開発した¹⁾²⁾。

本研究では、令和4年8月に山形県南部を襲った線状降水帯による豪雨災害に着目し、既往研究の手法の適用を図った上で、地域防災計画上の物資輸送経路に対する影響を考察する。

一方、同手法では、複数回の起終点の設定や道路ネットワークを考慮した複雑な計算過程が発生し、時間と労力が大きく掛かる課題が見られる。本検討では、表形式のデータを対象としたデータ分析コンペティションで多用される勾配ブースティング決定木（以下、GBDT）を用いて、シミュレーションの簡略化および高速化が可能か検討を行った。

2. シミュレーションの概要

(1) 物資輸送経路の推定と災害による影響の確認

道路ネットワークを考慮した物資輸送経路をGIS上で

豪雨発生前、豪雨発生後の2ケースで算出し、物資輸送経路上の最短経路の変化を確認する。

(2) 物資輸送経路を再現するAI技術の検証

データ分析手法であるGBDTを用いて豪雨発生前の物資輸送経路の推定を行い、最も関係のあるカテゴリを確認する。また、精度向上を目的として、説明変数に道路網データおよび各施設から算出した特徴量を追加し、その効果とGBDTの有用性を検証する。

3. 豪雨災害による物資輸送経路変化の確認

(1) 評価対象地域

今回の豪雨災害において被害が集中した置賜地域（小国町、飯豊町、川西町、米沢市、長井市、白鷹町、南陽市、高畠町）を中心に、周囲の物流拠点の影響も考慮すべく、上山市を加えた範囲を評価対象地域と設定した。

(2) 入力データ

本研究では、esri ジャパン社のArcGIS Geo Suite 道路網（以下、道路網データ）をベースとし、寸断箇所は「山形県 8/15第5回対策本部会議資料」、広域物資輸送拠

点・災害拠点は「山形県地域防災計画 風水害等対策編 令和3年11月」および県ホームページを参照し、住所情報から座標位置を決定し、避難施設および土砂災害警戒区域は国土数値情報を参照した。GBDTに学習させる教師データの内、説明変数は道路網データに付与されている属性データとし、目的変数は最短経路か否かの二値分類とした。属性データの内容例を表-1に示す。

表-1 道路網データの属性 (一部抜粋)

大分類	小分類
基本データ	管理者コード、道路種別コード、路線番号、主・従街路コードなど
供用データ	自動車専用道路コード、異常気象時通行規制区域種別コード、車両重量制限有無コードなど
道路構造データ	車道幅員、車線数コードなど
交通状況	12時間交通量、旅行速度 (ピーク時)

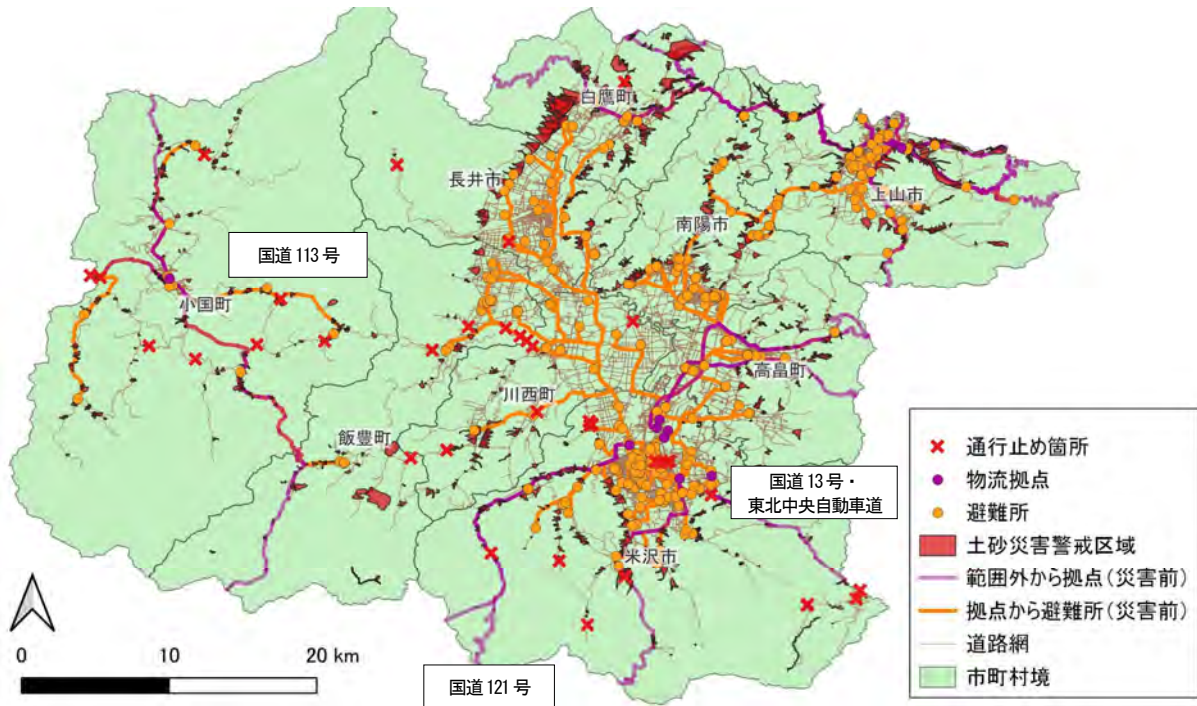


図-1 豪雨発生前の物資輸送経路

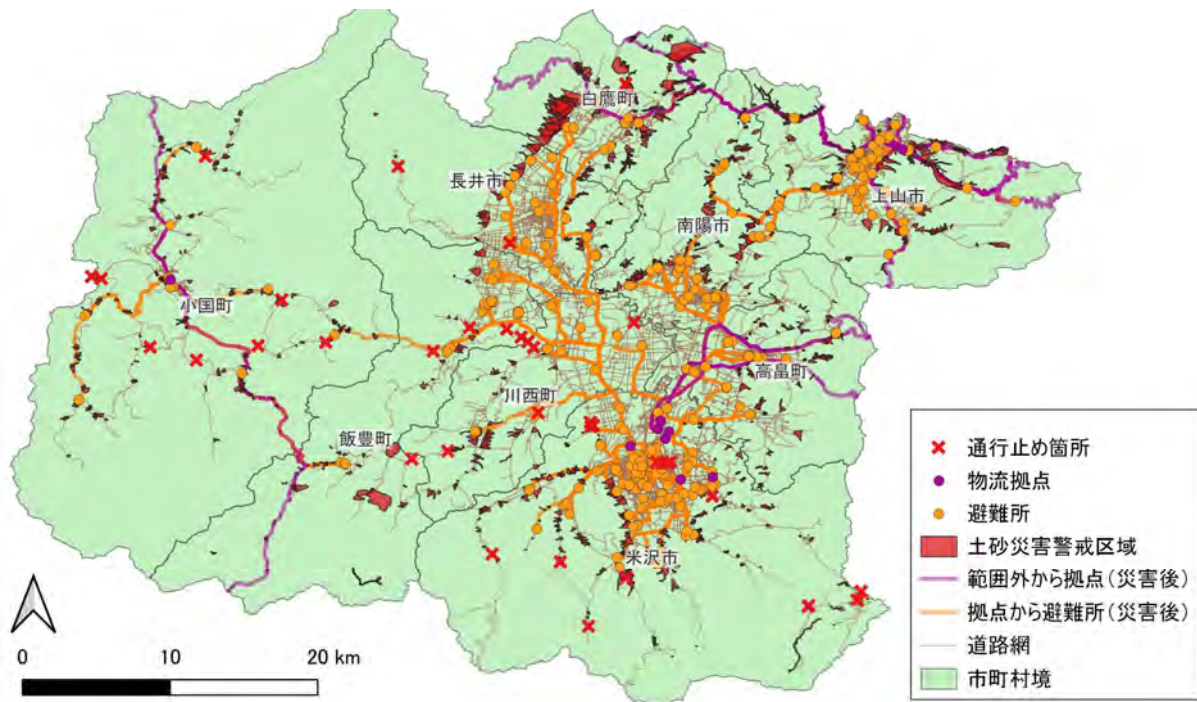


図-2 豪雨発生後の物資輸送経路

(3) 最短経路算出手法の概要

最短経路はGISを用いて拠点間の経路を時間最短となる条件で検索し、1回以上選択されたリンクに評点1、選択されなかったリンクに評点0を付け、二値に分類した。

(4) 算出条件

最短経路探索では、対象範囲外との境界から対象範囲内の拠点への物資輸送経路（紫色）と、対象範囲内の拠点から避難所までの物資輸送経路（橙色）の2ケースを想定した（図-1, 2）。

(5) 算出結果の考察

a) 小国町を中心とした孤立範囲

小国町には物流拠点が一か所設けられているが、新潟県の県境と、山形県内の市街地に繋がる国道113号線が全面通行止めとなった結果、南北に抜ける道路を残すものの土砂災害警戒区域が被っており、実質的に孤立する状況が確認された。

b) 山形県の南側の県境の山道

南側の県境付近に位置する山間部において、全面通行止めが発生し（国道121号線、国道113号線、国道13号線・東北中央自動車道）、県外からの支援物資が福島県、新潟県といった南側から搬入不可となる課題が見える。宮城県から物流拠点に向かっては動線が確保できているため、豪雨災害初期は北側からの支援物資を受け取ることが想定される。その際、物流拠点が南方の米沢市に集積していることがボトルネックとなるため、冗長性確保の観点からは、長井市や南陽町といった北側への物流拠点分散する課題点が考察された。

4. 最短経路を再現するAI技術の検証

(1) 教師データの概要

説明変数は、道路網データの情報（Case.1）を基本と

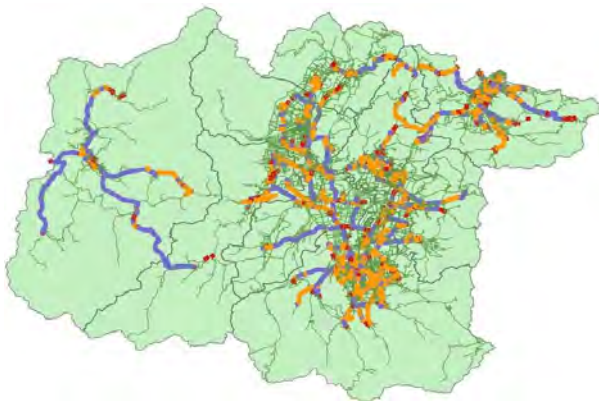


図-3 Case.3におけるGBDTの予測結果の可視化
(青：真陽性、橙：偽陽性、赤：偽陰性、緑：真陰性)

して、ピーク時旅行速度の不足箇所を昼間非混雑時旅行時間とリンク長から補完した数値データ speed_cal（Case.2）と、GISで作成した各リンクから拠点または避難所までの直線距離の数値データ HubDist_hinannjo、HubDist_kyoten（Case.3）を作成し、段階的に付与した。

(2) AIモデル

GBDT系のモデルは、学習後に説明変数の重要度を算出することが可能である。本研究では、教師データである道路網データの属性情報にカテゴリカルデータが多いこと勘案して、カテゴリカル変数の分析に効果が高いとされるCatboostを採用した。なお、Catboostの詳細については紙面の都合上、参考文献を参照されたい⁹⁾。

(3) 学習結果

予測の精度はCase.1で90.3%、Case.2では90.6%とほとんど変化が無く、Case.3において最も高い91.3%となりCase.2から若干の改善となった。また、Case.3においては、再現率・F値が改善されている。これは、災害時に通行止めとなるリスクの高い個所を説明変数として追加することにより、迂回用の代替ルートを推論するモデルが構築できる可能性を示唆している。（図-3, 表-2）。

(4) 重要度

属性データの重要度を可視化する方法として、SHAPを活用する⁹⁾。図-4, 5に示す通り、各属性情報の大小を着色で表現（属性の値が大きいデータを赤、小さいデータを青）してプロットし、最も影響を与えた変数から昇順に列挙される。

精度・適合率・再現率・F値全てで最もスコアの高いCase.3の重要度の高い属性データを確認すると、HubDist_hinannjoが最も関連性が高いことが把握された。

Case.2とCase.3の差を確認すると、真陽性が3倍以上に増加し、積極的に正解を探索するモデルであることが分かる。また、重要度においてピーク時旅行速度speed_calおよび昼間非混雑時旅行速度speed_ntraが上位10位まで浮上することから、距離情報の追加に相関して、速度情報の重要度が上昇する傾向が確認された。

表-2 GBDT予測結果（真陽性、偽陽性、偽陰性、真陰性）
ベストモデルの精度および適合率、再現率、F値

	True Positive	False Positive	False Negative	True Negative
Case.1	1627	489	2795	28624
Case.2	1681	460	2741	28653
Case.3	5587	1141	2175	24632
	Accuracy	Precision	Recall	F-value
Case.1	0.9031	0.7689	0.3679	0.4977
Case.2	0.9064	0.7851	0.3801	0.5123
Case.3	0.9135	0.8304	0.7198	0.7712

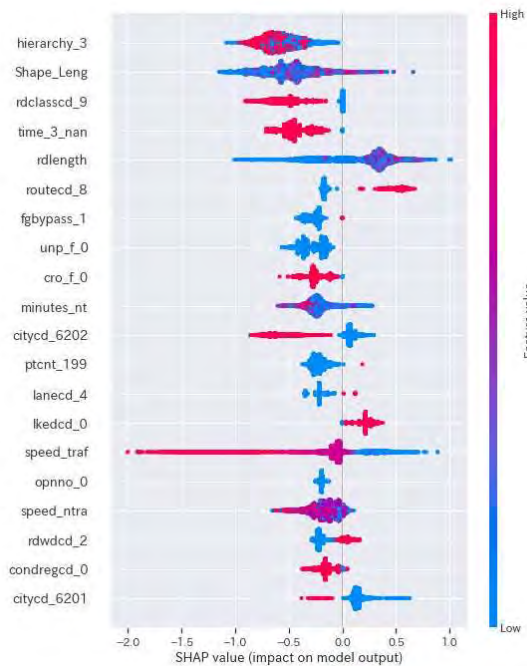


図4 Case.2に対するSHAP値を用いた重要度評価

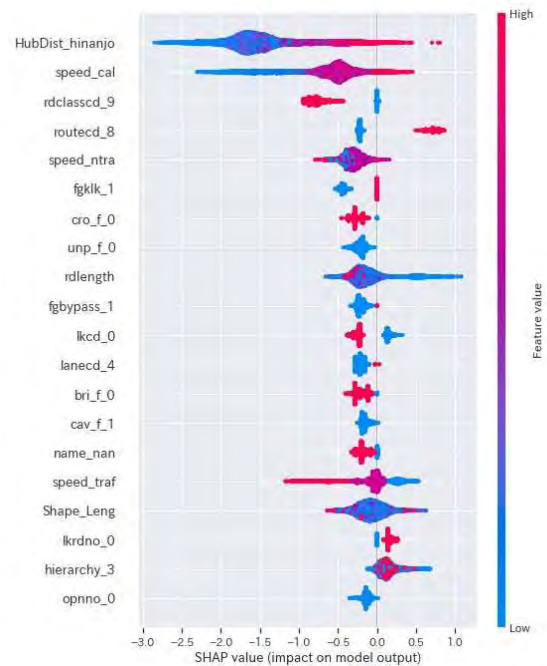


図5 Case.3に対するSHAP値を用いた重要度評価

5. まとめ

令和4年8月の豪雨災害において、山形県南部では新潟県や福島県との県境において一時的に道路が寸断された。その際、GISを用いた物資輸送経路の推定結果から山形県南部拠点への支援物資輸送は、県内の別の拠点や、宮城県方面に依存する状況が読み取れた。また、小国町周辺では迂回ルートが土砂災害警戒区域が被った隘路のみとなり、実質的な孤立状況および二次災害の危険性が把握された。

AI活用の観点からは、山形県南部をモデルに道路ネットワーク検索結果（物資輸送経路）を基に、GBDTによって物資輸送経路を高速に予測する手法を提示し、突発的な豪雨災害に対するその有用性を示すことが出来た。

参考文献

- 1) 宮田ら：防災・減災の観点を考慮した道路整備の優先度評価の試み（その1）、土木学会第75回年次学術講演会
- 2) 徳橋ら：防災・減災の観点を考慮した道路整備の優先度評価の試み（その2）、土木学会第75回年次学術講演会
- 3) 山形県 HP 広域物資輸送拠点について（2018/07）：<https://www.pref.yamagata.jp/020026/kensei/joho/kocho/namanokoe/2018nen/6gatsu/02101640.html>
- 4) Prokhorenkova, L. et al. : CatBoost: unbiased boosting with categorical features, Advances in neural information processing systems, pp. 6638-6648, 2018.
- 5) Scott, M. L. and Su-In, L., 2017, A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, In proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '17), pp.4768-4777.

(2022.10.06 受付)

ESTIMATION OF ROAD NETWORK IN A RAIN DISASTER IN YAMAGATA PREFECTURE AND CONSIDERATION OF AI

Yusuke MIZUNO, Taisei MORITA, Hitoshi TATSUTA and Shuta MIYATA

In recent years, there has been needed to strengthen disaster prevention and mitigation measures for road facilities in preparation for increasingly severe rainfall disasters, and the perspective from a broader scope is important to ensure the effective functioning of road networks in the event of a disaster.

In this study, road network utilization was estimated based on the heavy rainfall disaster caused by a linear precipitation zone that occurred in August 2022, mainly in the Okitaama region of southern Yamagata Prefecture. The estimated road network utilization data was imported into an AI, and a learning model was created to simplify and accelerate the simulation. As a result, it was confirmed AI can estimate goods transportation routes with more than 90% accuracy (more than 70% recall).