

背景及び目的

- 近年においても大雪の際に立ち往生などの交通障害が多発
- EC市場の拡大等により輸送量が増加し、特に影響を及ぼしやすいトラック（大型車）が今後も増加する見込み
- 既存システムでは大雪による**交通障害の発生後**に情報提供（発生を抑制する根本的な解決には至らない）

大雪時における交通障害の予測方策の確立が必要



AIを活用すれば、発生予測が可能かを検証

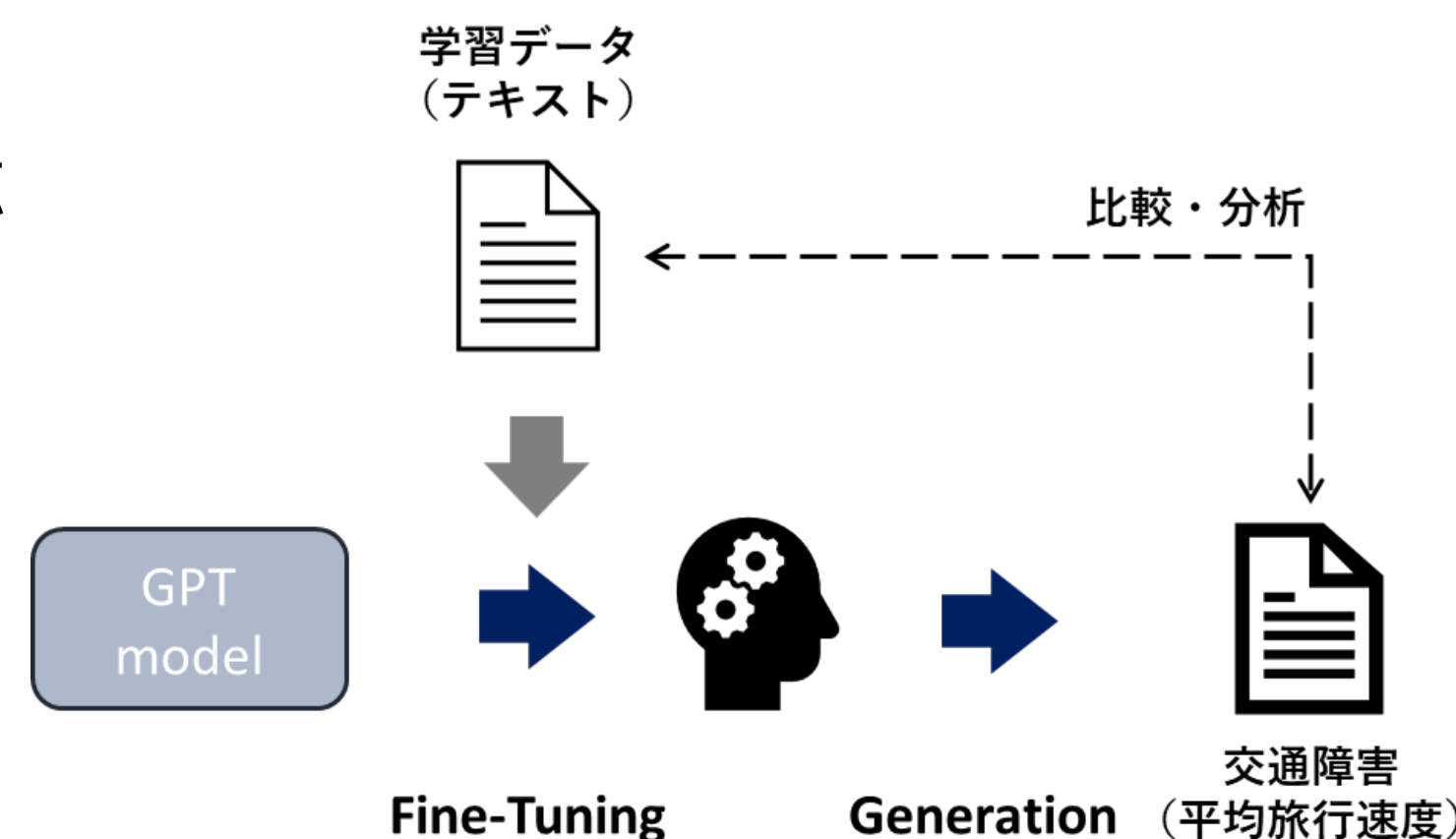
先行研究及び新規性

- 記録的な大雪を含む、積雪時における交通障害の発生予測に関する研究は見られない
- 交通工学分野において、AI（言語処理）を活用した研究は極めて少ない
- データに欠損箇所がある場合でも正確な予測が期待される

言語処理を活用した手法

自然言語処理モデルの活用

- 局所的な降雪や短時間の降雪への対応が期待できる
- 粒度が異なるデータ、文章データなどの学習も可能
- 自然言語処理モデルの交通工学分野への適応可能性の検証



学習データ

2021年1月の1か月間に記録された各データを学習データとして用いる。なお、対象地域は富山市とする。

ETC2.0プローブデータ	平均旅行速度、ヨー角速度、左右加速度、前後加速度
メッシュ気象データ	解析雨量、気温、相対湿度
除雪車両走行履歴データ	走行ログ（緯度経度）
断面交通量データ	単位時間当たりの交通量（計測地点毎）

データ粒度の統一

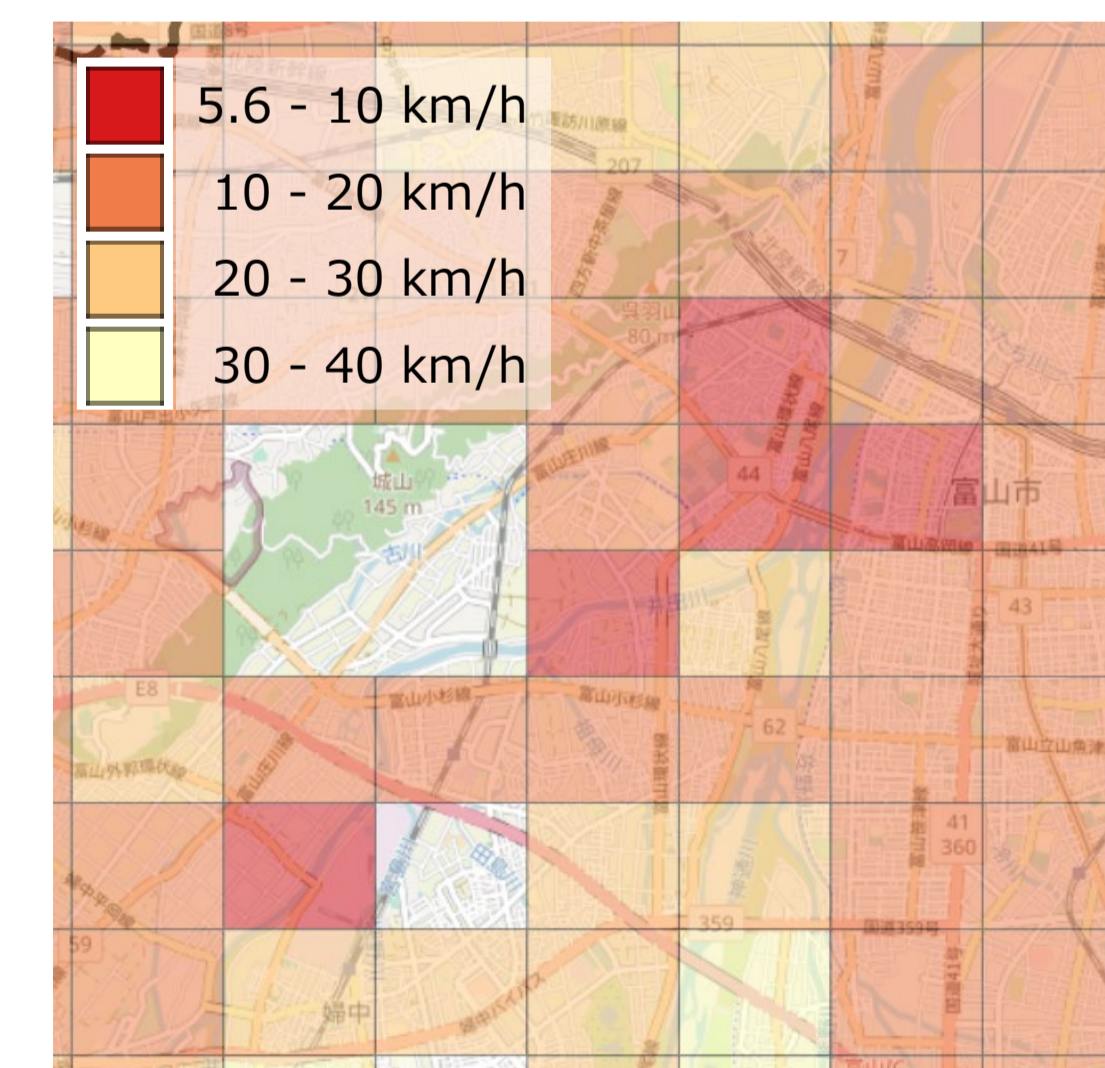
→1kmメッシュ単位（平均値 or 代表値） / 1時間単位

検証結果

- 特に、記録的な大雪時における精度が高い

	大雪時	降雪時
R(Avg.)	0.5958	0.4892
R(Med.)	0.4379	0.3059
R ² (Avg.)	0.3550	0.2393
R ² (Med.)	0.1918	0.0936
RMSE(Avg.)	7.0622	13.8935
RMSE(Med.)	7.1645	12.3926

※出力設定を10とした場合における平均値及び中央値それぞれの相関係数、決定係数、平均平方二乗誤差



1月9日9時台における交通障害の発生状況

- 学習データに用語の説明を追加→予測精度の向上
- 郊外地域よりも中心地域の予測精度が高い

研究の課題と今後の展望

- 地域や時間帯によって予測精度が異なる / リアルタイムでの予測が困難
- パラメータ数の多い大規模言語モデルの活用 / リアルタイムデータを活用した予測への応用 / 政策変数の調整による効率的な除雪体制の構築及び検証