

# ニューラルネットワークを用いた交通事故予測のモデル化に関する研究

早稲田大学 学生会員 ○保倉 楓 株式会社建設技術研究所 正会員 寺奥 淳  
早稲田大学 正会員 森本 章倫

## 1. はじめに

我が国において、交通事故発生件数は年々減少傾向にあるものの、その減少幅が徐々に小さくなるなど、交通安全を取り巻く環境は依然として厳しい。他方で、近年人工知能に関連した技術の開発が急速に進んでおり、金融分野や社会基盤施設の維持管理等では一定の成果も見られるが、交通安全における警察活動での活用はまだ端緒といえる。

そこで本研究では、人工知能技術の一種であるニューラルネットワークを活用した交通事故発生予測モデルを構築し、その適用可能性を検討する。その際は既存研究<sup>2)3)</sup>において着目されていない事故の空間的パターンに着目する。これを通じ、新たな交通事故予測手法確立の一助となることを目的とする。

## 2. 研究の概要

本研究においては、交通事故データの他に交差点での警察官の立番等の「街頭活動」に関するデータを用いて、その影響を考慮したモデルを構築する点に特色がある。なお、対象地区は東京都新宿区とし、2015年～2017年までのデータを用いた。図1には新宿区内での事故発生地点を、図2には同区での街頭活動累計実施時間のカーネル密度分布を示す。事故発生地点は地域によって密集度合いに差があり、街頭活動は色が濃いほど実施時間が長く、事故発生地点に近い地点で継続的に活動が行われていることが分かる。

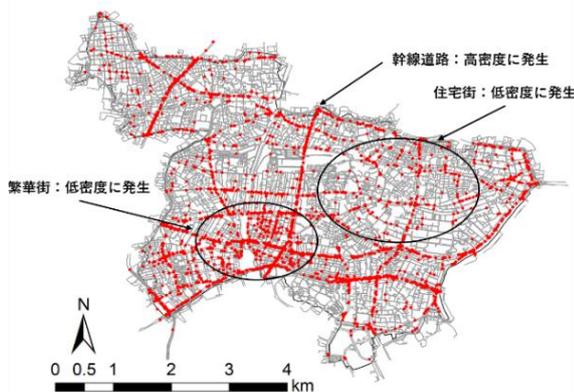


図1 新宿区内の事故発生地点 (2015年～2017年)

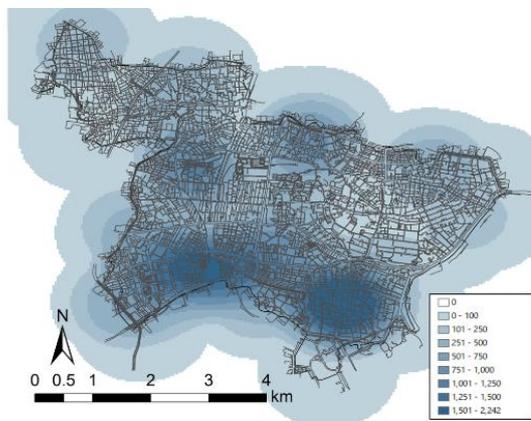


図2 新宿区内の街頭活動累計実施時間カーネル密度分布 (2015年～2017年)

また表1に同区における人身事故及び街頭活動の現況を示す。死者数以外は3年間で減少傾向にある。

表1 新宿区内の人身事故及び街頭活動の現況

年	人身事故			街頭活動累計時間 (時間)
	件数 (件)	死者数 (人)	負傷者数 (人)	
2015	1,045	7	1,181	5,776.1
2016	918	2	1,043	5,465.9
2017	889	4	984	5,261.0

本研究においては、図3に示すフローにより各モデルにおいて交通事故発生予測を行う。

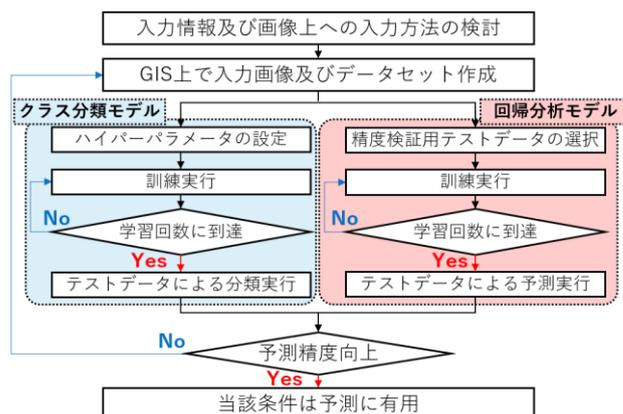


図3 本研究における事故予測フロー

## 3. クラス分類モデル

予測モデルとして畳み込みニューラルネットワークモデルの一種である LeNet を用いた。構成図を図4に示す。

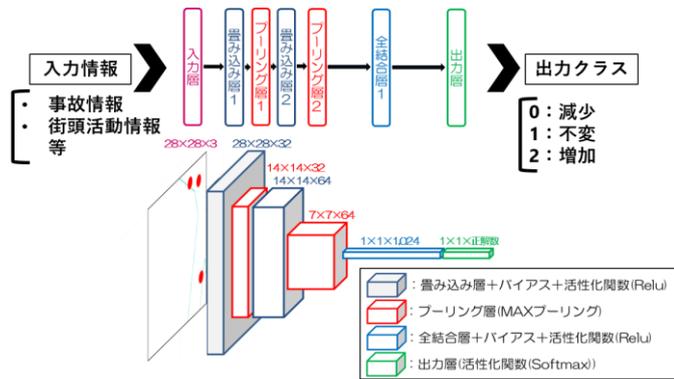


図4 LeNetの構成図

対象地の50mメッシュを画像データ化し、特徴量の学習を行った後、正解率を算出してモデルの精度検証を行った。入力情報と出力クラスを表2に示す。

表2 クラス分類モデルにおける入力・出力

入力情報	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 事故地点プロット (2015年)</li> <li>● 街頭活動累計時間 (2015年)</li> <li>● 道路縁 他</li> </ul>
出力クラス	件数の増減変化 (2015年～2016年) 0: 減少, 1: 不変, 2: 増加

クラス分類モデルでは、3つの出力クラスへの分類が行われる。なお、「不変」クラスのメッシュ数が全体の約87%と非常に多いため、各クラスのメッシュ数を最も少ない「増加」クラスに揃えた場合についても試行し、他のデータの活用やモデル中のパラメータ変更も行った。

予測の結果、メッシュ数を揃えることで各クラスの正解率が均等に上昇した。更に道路延長・交通量・街頭活動データの存在が予測精度向上に寄与することや、モデル中のパラメータを変更することで特定のクラスに対する正解率が上昇したことが分かった。なお、正解率は最大で51.2%に達した。

#### 4. 回帰分析モデル

次に、回帰分析により、2017年の週ごとの事故件数を予測するモデルを構築した。分析対象地区は、事故発生の多い新宿駅周辺の50mメッシュ400個に限定して、LeNetを用いた回帰分析モデルを構築した。図5に、14通りの入力情報の組合せ毎に2017年11月の件数予測値とRMSE (Root Mean Squared Error) を示す。RMSEは誤差を示す指標で、どのケースにおいても0に極めて近く、予測値の順序と事故件数の順序はほぼ中しているため、予測精度は一定程度あると考えられる。しかし、事故発生確率が極めて低いこともあり、予測値は実測値である1件、2件と比べてかなり低い値を示しており、実測値を表現するのは難しいことが分かる。

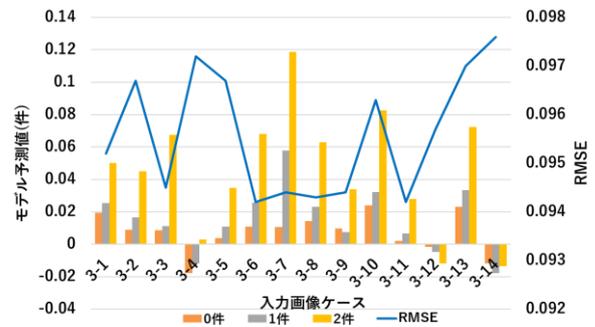


図5 ケース毎件数予測値とRMSE (2017年11月)

そこで、事故件数の絶対値の予測でなく、相対的に危険な地区として、事故発生件数を時間的に指数平滑化法により平滑化したものを「事故リスク」と定義して、予測を行う。具体例としてRMSEが最も小さいケース3-6を対象に、2017年11月第2週の事故リスクについて、真値と予測値の分布を図6に示す。幹線道路沿いでは真値と予測値が近いメッシュが多い一方、その他の地域では乖離が目立った。

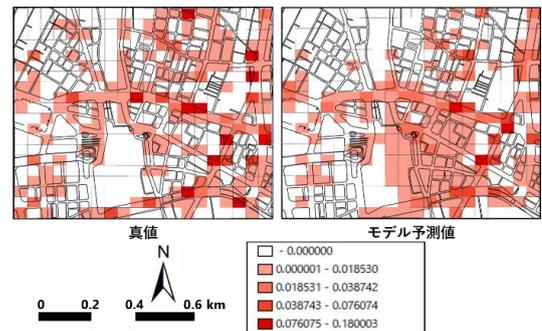


図6 事故リスク真値・予測値 (2017年11月第2週)

#### 5. おわりに

クラス分類モデルにおいては予測精度向上に有用と考えられるデータや条件を発見し、回帰分析モデルにおいては件数を基に時間的に連続するリスクを定義してその予測を行うことで、一定程度の予測精度が確保されることが分かった。

今後は、本予測手法の他地域への適用可能性について検討を行う必要がある。特に、データの量や質が不十分な地域においては、ニューラルネットワークが十分にデータの特徴量を把握できるように工夫が必要となると考えられる。

#### 参考文献

- 1) 警察庁交通局：平成29年における交通死亡事故の特徴等について、2018
- 2) 寺内義典・山下浩一朗・田村昭人：人口・土地利用指標を用いた生活道路上の事故危険地区の抽出，土木計画学研究・講演集 Vol.57, 2018
- 3) 公益財団法人国際交通安全学会：交通安全と交通取締りに関する研究 報告書，IATSS H2416プロジェクト，2013