# LiDARを活用した高密度人流における歩行者交通量の推定

藪崎　琳太郎[1]・田代　広行[2]・森田　格[3]・北　隼人[4]
・依田　卓也[5]・松永　高幸[6]

[1]非会員　日本工営株式会社　中央研究所（〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304）
E-mail: yabusaki-rn@n-koei.jp
[2]非会員　日本工営株式会社　中央研究所（〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304）
E-mail: tashiro-hr@n-koei.jp
[3]会員　日本工営株式会社　中央研究所（〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304）
E-mail: morita-it@n-koei.jp
[4]非会員　株式会社デンソーウェーブ（〒470-2297 愛知県知多郡阿久比町大字草木字芳池1番）
E-mail: hayato.kita.j4n@denso-wave.com
[5]非会員　株式会社デンソーウェーブ（〒470-2297 愛知県知多郡阿久比町大字草木字芳池1番）
E-mail: takuya.yoda.j2e@denso-wave.com
[6]非会員　株式会社デンソーウェーブ（〒108-0075 東京都港区港南1-8-15）
E-mail: takayuki.matsunaga.j3u@denso-wave.com

都市の主要駅や商店街での人流計測には，人手やカメラ・センサが使用される．新技術の3D-LiDARはカメラ計測に比べ昼夜や天候の影響が少なく，プライバシーの問題もないため，交通調査での使用が注目される．しかし，高密度な人流の場合，オクルージョンによる欠損や複数人の結合といったミス等から，実際の歩行者数の計測が難しい．本研究では，LiDARを使用して高密度な人流の中の歩行者数を推定する方法を調査した．動画を基に目視で歩行者数を確認し，その数との関係から算定式を作成した．推定モデルの構築ではノイズ除去処理の有無を考慮するとともに，全方向合計の他に方向別の歩行者密度という新指標を提案し，その定義と算出方法を示した．これらの指標を使って重回帰モデルとニューラルネットワーク(NN)モデルを比較検討し，歩行者数を推定した結果，±5%程度内の誤差率で歩行者数を推定できた．

***Key Words:*** *LiDAR, pedestrian, traffic volume survey, visual verification, pedestrian density, neural network*

## 1. はじめに

歩行者の流れやその動向は，交通計画・都市開発・商業施設の配置など，多くの都市計画の判断材料として使用される．こうした背景から，人流を計測する方法は多様化し，その精度や効率も日々向上している．主要駅や商店街といった局所的な範囲の人流計測には，人手によるカウント調査やカメラによる映像解析等が使用される．

人手でのカウント調査は，調査員が現地で歩行者を直接数え，特定エリアの人流を把握する古典的方法で，一定の正確さを持ちながらも長時間や広範囲の調査には多くの人手が必要という課題がある．カメラでの映像解析は，近年の技術進歩により歩行者の動きをAIや画像認識技術で自動分析し，広範囲の人流を迅速に把握する手法として注目される．しかし，個人が映った映像データが残るため，プライバシーの問題という課題がある．

都市地域計画の分野において歩行者交通量は，コンパクト・プラス・ネットワークの各施策をより効率的・効果的に進めていくための，まちの活性化を測る目標指標の設定に用いられる．各地方公共団体においてまちの活性化を定量的に測り，歩行者中心のまちづくりを推進できるよう，2019年に国土交通省都市局が「まちの活性化を測る歩行者量調査のガイドライン」[注1)]を作成した．このガイドラインには，新技術を活用した歩行者計測手法活用のメリットとして，24時間365日の計測や面的な計測が可能となり，安定的な大量のデータ取得による的確な分析に活用されることが挙げられている．

ガイドラインにある新技術の3D-LiDAR[注2)]はカメラ計測に比べ，人を画像として撮影しないことから，プライバシーへの配慮が不要である．さらに屋内・屋外・地下

空間を問わず計測可能という特長を持ち，交通調査での使用が注目される．しかし，高密度な人流の場合，オクルージョンによる欠損や，複数人を結合して1人と誤認識するといったことから，実際の歩行者数とは一定の誤差が生じてしまう．

そこで本研究では，LiDARを使用して高密度な人流の中の歩行者数を推定する方法を調査する．検証用の動画を基に目視で歩行者数を確認し，その計測値との関係から算定式を作成する．歩行者数の推定モデルの構築ではノイズ除去処理の有無を考慮するとともに，方向別歩行者密度という指標を提案し，その定義と算出方法を示す．

## 2. 既存研究の整理と本研究の位置づけ

### (1) 既存研究の整理

井桁ら[1]は，スマートフォンGPSデータ・ビデオ調査・LiDARによる人流計測で得られた歩行者の行動データから，歩行者数を把握した．歩行者天国実施時の車道の歩行利用の傾向と，歩行場所に影響する要素を示している．

右京ら[2]は，収集した3次元点群から密集した複数の人物を表す点群について，複数の視点からの予測結果を合成することにより，複数人の密集した点群に含まれる人数を推定する手法を提案した．収集したデータを用い交差検証による精度評価を行った結果，99%以上の精度を達成している．

長田ら[3]は，通行量の連続的な調査に受動赤外線型自動計測器が利用可能かを検証した．取得したデータから，通行量の変動を定量的に示すとともに，計測機器の妥当性の検証や気象条件，イベントが通行量に影響を与えていることを示している．

ビデオ調査による計測について，今井ら[4]はオクルージョンに対応可能な深層学習による人物認識の技術を検証し，課題点を明らかにすることで，実用可能な歩行者交通量の調査手法を導出した．その結果，人物領域の大半が隠れている場面でも考案する手法を適用することで，高精度に歩行者を計数できることを示している．

群衆密度に着目した西村ら[5]は，スマートフォンに内蔵されたマイクと加速度センサを用いて，端末保持者の周囲の雑踏音およびユーザ自身の歩行動作をセンシングすることで，周辺の混雑状況を推定する手法を提案した．実環境において性能評価実験を行い，周辺の混雑状況を平均約70%の精度で認識できることを確認している．

### (2) 本研究の位置づけ

これまでの研究では，カメラでの映像解析やスマートフォンでのセンシングによる歩行者数の推定，LiDARを用いた人数推定といった研究が行われてきた．しかし，ビデオ調査とLiDAR調査を組み合わせて，実際の歩行者交通量との差異を検証し，補正する方法を提案した研究は見受けられない．そこで，本研究は検証用のビデオ動画からカウントした歩行者数を正値として，LiDAR調査結果でのオクルージョン等による欠損を補正する点に特徴があるといえる．また，複数台のLiDARを使用せず1台で高精度に推定できる手法を開発した点が特色である．

本研究の構成について説明する．3章では，LiDARを用いた人流調査の内容を説明した．4章においては，点群データのクラスタリングを行い，その結果を使ってLiDARとカメラそれぞれの歩行者数をカウントするとともに，歩行者密度を算出した．5章では，歩行者数を推定する重回帰モデルとNNモデルを構築し，比較・評価を行った．6章では，予測結果を用いた流動分析により，対象地の歩行者交通量を網羅的に把握した．7章では，本研究のまとめを行う．

## 3. 人流調査の概要

### (1) 対象地

高い群衆密度と通行量が見込まれる，首都圏の鉄道駅のペデストリアンデッキを対象地とする．当駅は2019年における1日あたりの合計乗降客数が約70万人[注3)]と大規模な駅である．駅の西口には複数のオフィスビル・商業施設が存在するため，朝の時間帯には通勤・買い物のために来訪し，デッキを通る歩行者が多い．また，路線バス・高速バスの発着所があることから，バスの利用客による待ち行列の生じる時間帯がある．**図-1**に調査対象地の地図を示す．




**図-1 調査対象地**

### (2) 調査概要

人流調査は平日における通勤・通学ピーク時を対象とし，2023年4月19日(水)の午前7～11時に実施した．調査に用いたLiDARは，レーザー光を対象物に向けて放射し，その反射の時間を基に対象物までの距離を測定する遠隔測定技術である．この方法では，人の映像や音声データは取得することはないため，プライバシーに配慮した調査ができる．

3D-LiDARとしてVelodyne社のVLP-16を使用した．**表-1**に本LiDARの仕様を示す．歩行者数を面的に把握するため，4台のLiDARをペデストリアンデッキ上に三脚を用いて約2.0mの高さに設置し，約4時間の間に通過した歩行者の点群データを収集した．**図-2**にLiDARの設置場所（赤字は地点番号）と計測範囲を示す．地点1は駅西口の中で最も人通りが多いため，地点1にのみ検証用のビデオカメラを約2.5mの高さに設置した．

**表-1　3D-LiDAR　VLP-16の性能**

| 項目 | 性能 |
|---|---|
| 点群数 | ～300,000点/秒 |
| 測距範囲 | 1～100m |
| サンプリングレート | 5～20Hz |
| 視野角（水平方向） | 360deg |
| 視野角（垂直方向） | 30deg(+15deg ～ -15deg) |
| 角度分解能（水平方向） | 0.1deg(5Hz)～0.4deg(20Hz) |
| 角度分解能（垂直方向） | 2deg |

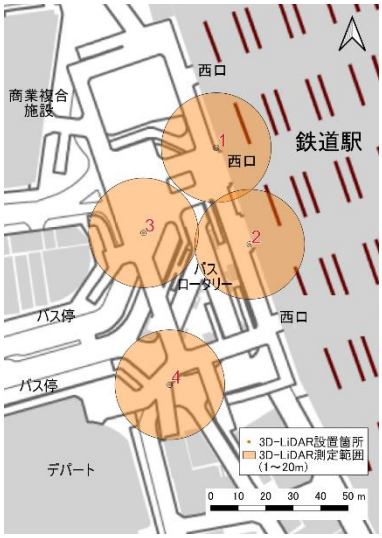



**図-2　LiDAR（4台）の設置場所と計測範囲**

## 4. 調査データの歩行者数カウント

本章では，5章にて構築する歩行者数推定モデルの説明変数データを整理する．検証用のビデオカメラで映像データを取得した，地点1における7:05:00～7:33:30の28分30秒間を対象とする．

### (1) 点群データのクラスタリング

植栽等のノイズを歩行者だと誤カウントしないようノイズ除去処理を行い，なし・ありのケースで比較する．

#### a) ノイズ除去なし

3D-LiDARから点群を取得し，距離が近いものを集めて一定以上の大きさになった場合，それを人候補としてクラスタリングする．移動方向等を考慮して，時間方向にトラッキングを行う．

#### b) ノイズ除去あり

植栽等のノイズの影響を排除するため，動線が一定の長さに満たない人候補をノイズと判断して除去する．

### (2) LiDARによる歩行者数のカウント方法

点群データのクラスタリングによって，歩行者データは時系列の緯度経度として表現可能になった．この歩行者データから作成した全歩行者の軌道をもとに，カウントラインの設定を行った．そのラインを「ジオフェンス」として設定し，歩行者データがジオフェンスを交差した回数をカウントした．カウントラインが１本だとカウントの連続性が失われることがある．これを補うために，１本の場合だけでなく２本の場合でも実施した．

#### a) カウントライン１本

カメラの画角に入る範囲について，全歩行者の軌道に対するジオフェンスとなるよう，カウントラインの1,2,3を１本ずつ設定した（**図-3**）．

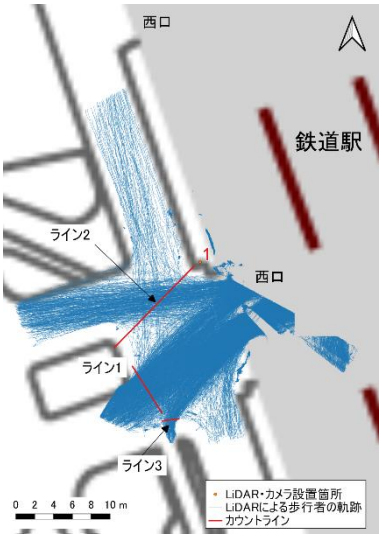



**図-3　全歩行者の軌道とカウントライン（１本の場合）**

#### b) カウントライン２本

１本ずつ設定したカウントラインを，地点1を基点としてそれぞれ1m平行移動させた線分を，2本目のカウントラインとして設定した（**図-4**）．ライン1,3では地点1

に対して前後方向にカウントを行うが，ライン2では地点1に対して左右方向にカウントを行う．このことから，2本目の設定が1本目と重なっているように見える．

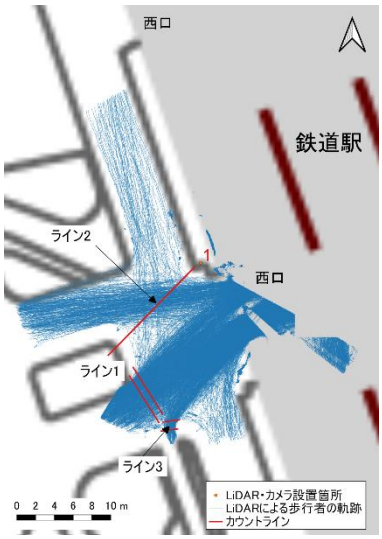



図-4　全歩行者の軌道とカウントライン（２本の場合）

### (3)　歩行者数カウントの結果

#### a)　カウントライン１本

30秒毎の歩行者数のカウント結果を**図-5**に示す．駅へ向かう方向を1，駅から離れる方向を2と定義した．また，30秒毎のカウント数に関する相関性および対象期間合計のカウント数比較結果を**表-2**に示す．

ライン2では，目視とLiDARの傾向が一致しており，ノイズ除去なしの合計カウント数は誤差が小さい．一方

表-2　相関性と合計カウント数の比較結果（ライン１本）

| カウントライン | ライン | 1 | | 2 | | 3 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| １本 | 方向 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| ノイズ除去なし | 相関係数 | 0.929 | 0.788 | 0.947 | 0.970 | 0.931 | 0.645 |
| | RMSE | 6.28 | 6.06 | 1.02 | 0.78 | 3.80 | 4.03 |
| ノイズ除去あり | 相関係数 | 0.794 | 0.547 | 0.939 | 0.960 | 0.844 | 0.224 |
| | RMSE | 9.35 | 8.50 | 1.11 | 0.98 | 6.22 | 5.65 |
| | 目視カウント数 | 951 | 681 | 221 | 266 | 262 | 291 |
| ノイズ除去なし | LiDARカウント数 | 741 | 423 | 220 | 265 | 145 | 136 |
| | 誤差 | -210 | -258 | -1 | -1 | -117 | -155 |
| | 誤差率 | -22.1% | -37.9% | -0.5% | -0.4% | -44.7% | -53.3% |
| ノイズ除去あり | LiDARカウント数 | 612 | 303 | 209 | 243 | 58 | 49 |
| | 誤差 | -339 | -378 | -12 | -23 | -204 | -242 |
| | 誤差率 | -35.6% | -55.5% | -5.4% | -8.6% | -77.9% | -83.2% |

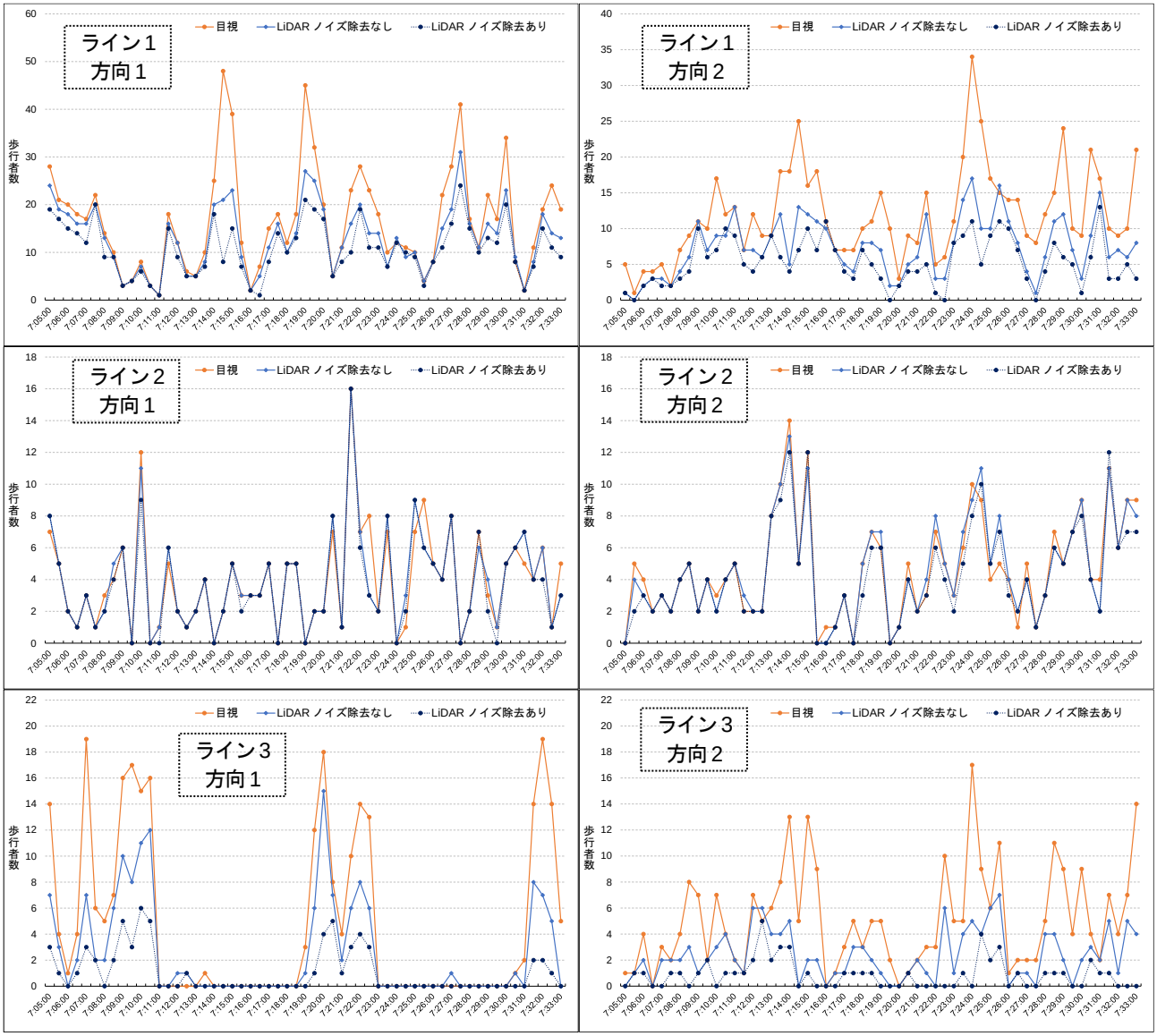



図-5　30 秒毎の歩行者数カウントの結果（ライン１本）

のライン1と3では，目視でのカウント数に対してLiDARでのカウント数が過少であり，合計カウント数に誤差が生じている．ノイズ除去処理の有無で比較すると，ノイズ除去なしの方が相関係数は高く，合計カウント数においても誤差が小さい．

### b)　カウントライン２本

30秒毎の歩行者数のカウント結果を**図-6**に示す．また，30秒毎のカウント数に関する相関性および対象期間合計のカウント数比較結果を**表-3**に示す．カウントライン１本の時と比較して，２本の場合は相関係数が大きくRMSEが小さくなり，合計カウント数の誤差が小さくなっている．

以上のことから，ノイズ除去の有無ではノイズ除去なしの方が，カウントラインの本数ではライン２本の方が目視カウント数に近い値を取ることがわかる．

### (4)　歩行者密度の算出

LiDAR設置箇所とカウントラインから歩行者密度の算出範囲を**図-7**のとおり設定した．ただし，カウントライン上の歩行者検知を妨げる可能性がない範囲は除く．ライン2は設置箇所との位置関係により歩行者検知を妨げる範囲がかなり小さく，誤差が小さいため，歩行者密度を算出しない．ノイズ除去なしの歩行者データを採用し，1秒当たりの歩行者密度から30秒毎の平均密度と最高密

**表-3　相関性と合計カウント数の比較結果（ライン２本）**

| カウントライン２本 | ライン | 1 | | 2 | | 3 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 方向 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| ノイズ除去なし | 相関係数 | 0.962 | 0.861 | 0.955 | 0.968 | 0.960 | 0.714 |
| | RMSE | 4.48 | 3.88 | 0.94 | 0.81 | 2.21 | 3.14 |
| ノイズ除去あり | 相関係数 | 0.794 | 0.544 | 0.939 | 0.960 | 0.851 | 0.216 |
| | RMSE | 9.13 | 8.26 | 1.11 | 0.98 | 6.19 | 5.66 |
| | 目視カウント数 | 951 | 681 | 221 | 266 | 262 | 291 |
| ノイズ除去なし | LiDARカウント数 | 825 | 563 | 221 | 267 | 208 | 198 |
| | 誤差 | -126 | -118 | 0 | 1 | -54 | -93 |
| | 誤差率 | -13.2% | -17.3% | 0.0% | 0.4% | -20.6% | -32.0% |
| ノイズ除去あり | LiDARカウント数 | 630 | 321 | 209 | 243 | 59 | 49 |
| | 誤差 | -321 | -360 | -12 | -23 | -203 | -242 |
| | 誤差率 | -33.8% | -52.9% | -5.4% | -8.6% | -77.5% | -83.2% |

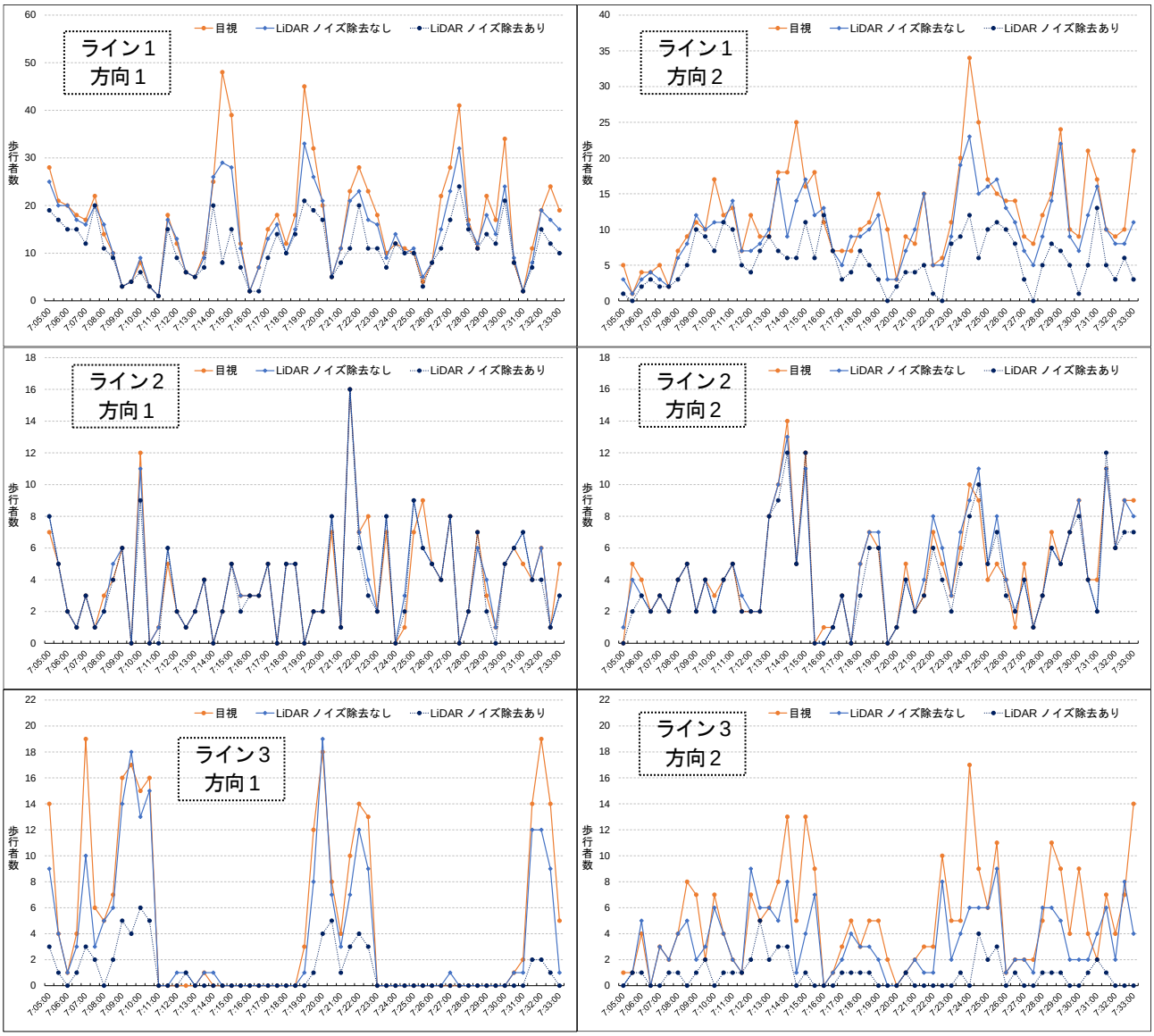



図-6　30 秒毎の歩行者数カウントの結果（ライン２本）

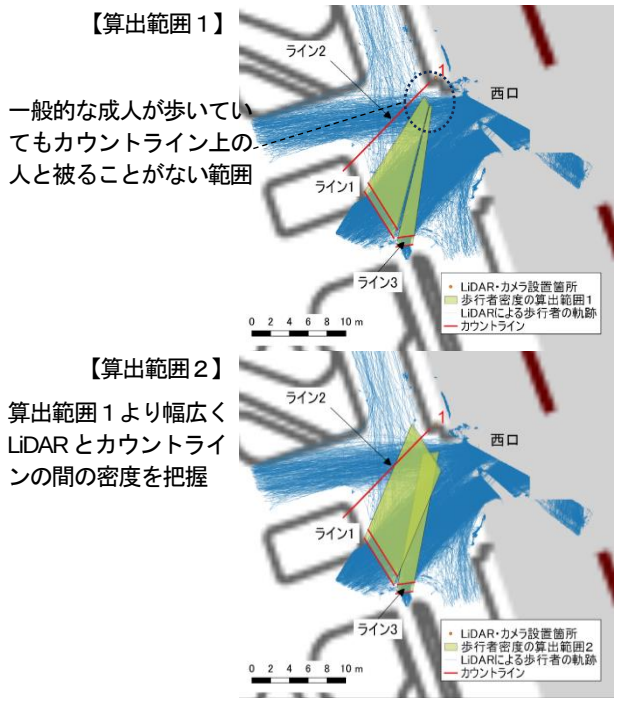



図-7　歩行者密度の算出範囲

度を算出した．全方向合計の値だけでなく，方向別の値として採用した．

30秒毎の歩行者密度の算出結果を**図-8**，**図-9**に示す．また，目視カウント数との相関係数を**表-4**に示す．全方向合計の密度と方向別の密度を比較すると，目視カウント数の傾向に近いのは方向別の密度である．平均値と最大値を比較すると，平均値の方が相関係数は大きい傾向

表-4　歩行者密度と目視カウント数の相関係数

| 相関係数 | ライン | 1 | | 3 | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 方向 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 算出範囲１ | 全方向合計の平均値 | 0.813 | 0.404 | 0.406 | 0.586 |
| | 全方向合計の最大値 | 0.577 | 0.499 | 0.250 | 0.568 |
| | 方向別の平均値 | 0.950 | 0.830 | 0.947 | 0.846 |
| | 方向別の最大値 | 0.870 | 0.722 | 0.841 | 0.591 |
| 算出範囲２ | 全方向合計の平均値 | 0.769 | 0.429 | 0.341 | 0.557 |
| | 全方向合計の最大値 | 0.618 | 0.511 | 0.235 | 0.519 |
| | 方向別の平均値 | 0.935 | 0.813 | 0.941 | 0.788 |
| | 方向別の最大値 | 0.847 | 0.708 | 0.830 | 0.577 |

にある．算出範囲１，２の比較では，算出範囲１の方がやや相関が高いが，両者の差は小さい．

## 5.　歩行者数推定モデルの構築

目視カウントの結果を使わず，LiDARから把握できる情報だけで目視カウントの結果を再現できる推定モデルを構築する．4章にて目視カウント数に近い値を取った，カウントラインが２本のケースを採用した．

### (1)　使用する説明変数

カウント数2種と歩行者密度8種を説明変数候補とする．カウントライン1,3における目視カウント数との相関係数およびVIFを算出し，**表-5**に整理した．VIFは多重共線性を検出するための指標であり，定義を式(1)に示す．

$$VIF_i = 1/(1-r_i^2) \qquad (1)$$

$r_i^2$：$i$番目の変数を目的変数としたときの他の全ての変数による決定係数

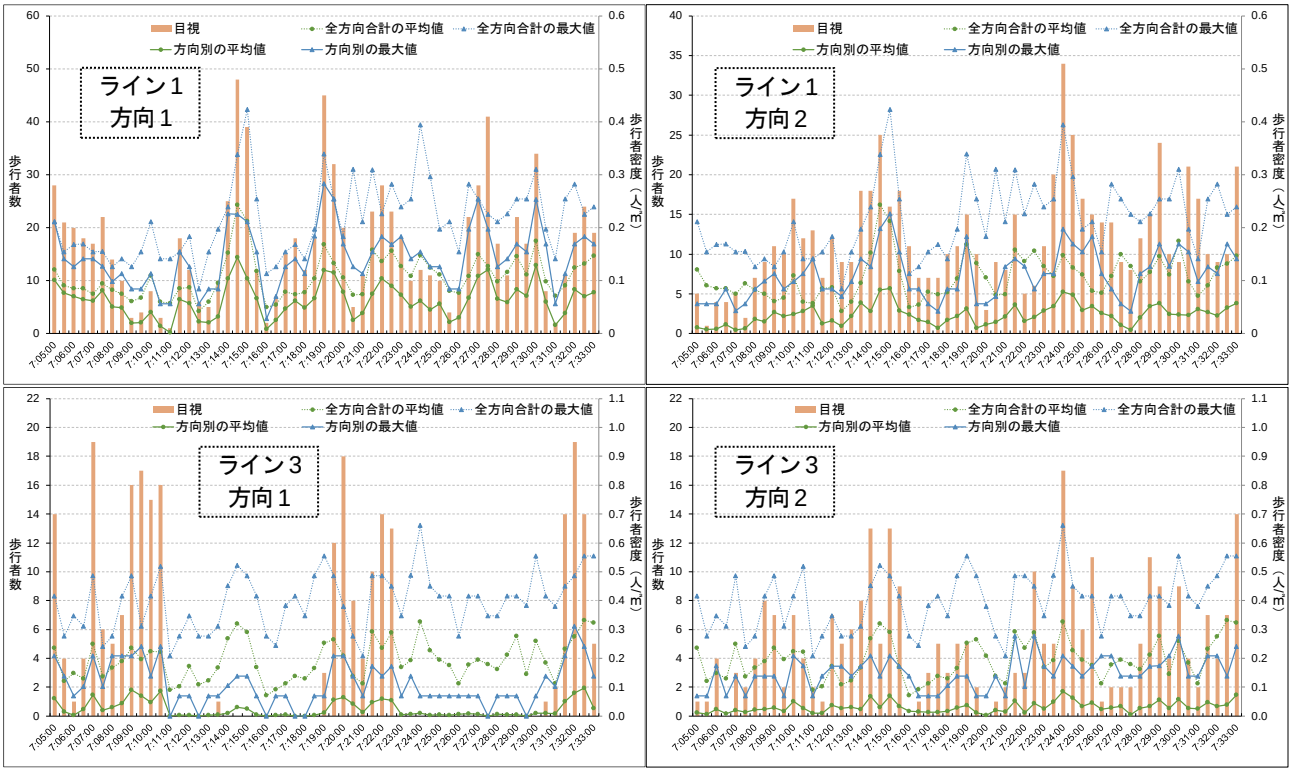



図-8　30 秒毎の歩行者密度の結果（算出範囲１）

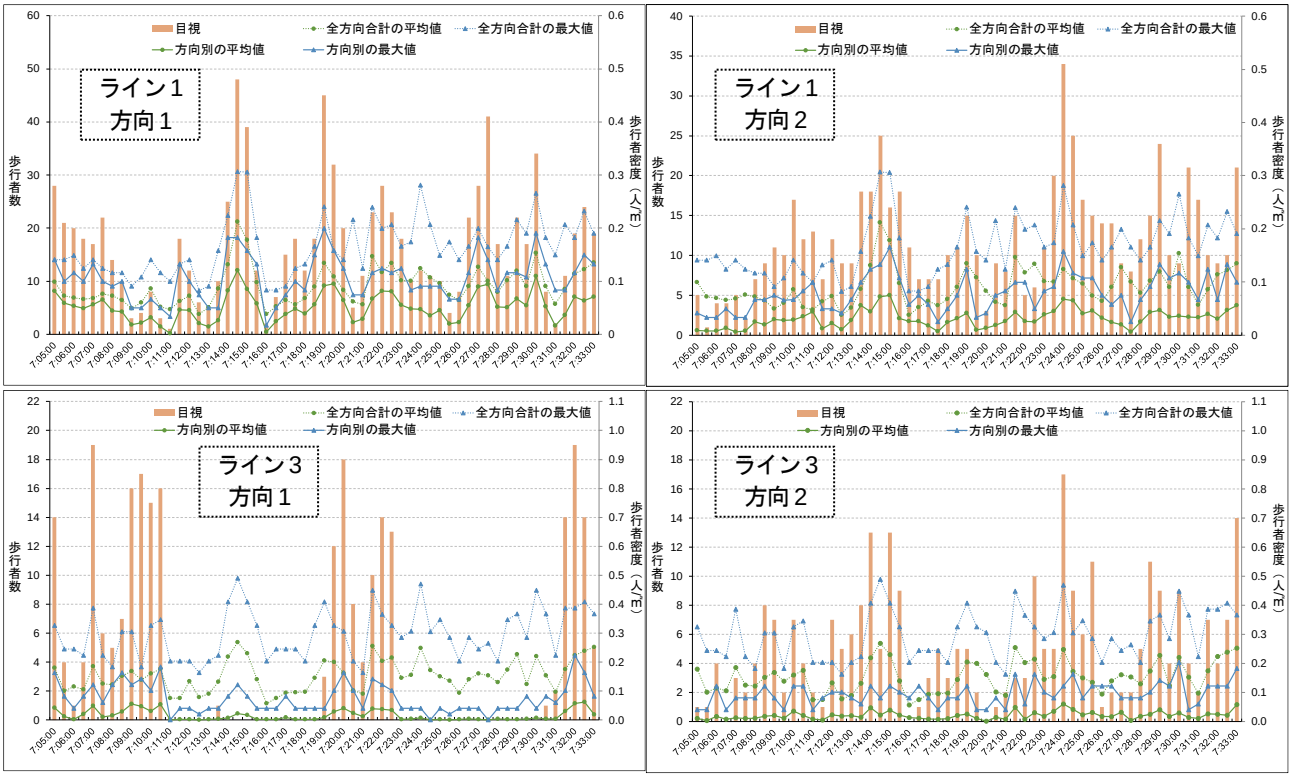



図-9　30 秒毎の歩行者密度の結果（算出範囲２）

表-5　歩行者密度と目視カウント数の相関係数

| 説明変数候補 | | | 相関係数 | VIF |
|---|---|---|---|---|
| カウント数 | ノイズ除去なし | | 0.948 | 22.0 |
| | ノイズ除去あり | | 0.799 | 10.8 |
| 歩行者密度 | 算出範囲１ | 全方向合計の平均値 | -0.020 | 414.5 |
| | | 全方向合計の最大値 | -0.161 | 72.0 |
| | | 方向別の平均値 | 0.905 | 122.3 |
| | | 方向別の最大値 | 0.603 | 35.7 |
| | 算出範囲２ | 全方向合計の平均値 | 0.008 | 469.1 |
| | | 全方向合計の最大値 | -0.127 | 106.5 |
| | | 方向別の平均値 | 0.919 | 116.4 |
| | | 方向別の最大値 | 0.664 | 36.3 |

相関係数が低くVIFが大きい「算出範囲１：全方向合計の平均値」「算出範囲２：全方向合計の平均値」「算出範囲２：全方向合計の最大値」は，重回帰モデルとNNモデルで説明変数として使用しない．

### (2)　重回帰モデル

全データを対象に1つの重回帰モデルを構築すると，歩行者密度が低いデータについては，予測値よりノイズ除去なしのカウント数の方が目視カウント数に近くなる．そこで，歩行者密度が低いデータと高いデータにモデルを分ける．算出範囲２の方向別平均値は目視カウント数との相関係数が高いため，低密度と高密度にモデルを分ける基準として使用した．0.0181人/㎡未満は低密度，0.0181人/㎡以上は高密度と定義してモデルを分割した．

重回帰モデルの構築結果を**表-6**，係数を**表-7**に示す．

表-6　重回帰モデルの構築結果

| モデル | サンプル数 | 予測値とのR2 | 予測値とのRMSE | AIC |
|---|---|---|---|---|
| 低密度 | 83 | 0.803 | 1.088 | 265.6 |
| 高密度 | 145 | 0.900 | 2.630 | 707.9 |

表-7　重回帰モデルの係数

| 説明変数 | | | 低密度 | | | 高密度 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | 係数 | t値 | p値 | 係数 | t値 | p値 |
| 切片 | | | 0.58 | 1.01 | 0.315 | -2.28 | -2.14 | 0.034 |
| カウント数 | ノイズ除去なし | | 1.20 | 10.03 | 0 | 1.03 | 12.17 | 0 |
| | ノイズ除去あり | | -0.43 | -2.45 | 0.017 | -0.30 | -3.05 | 0.003 |
| 歩行者密度 | 算出範囲１ | 全方向合計の最大値 | -0.34 | -0.24 | 0.813 | 5.18 | 1.51 | 0.133 |
| | | 方向別の平均値 | -71.16 | -1.20 | 0.233 | -7.78 | -0.17 | 0.864 |
| | | 方向別の最大値 | 3.97 | 0.73 | 0.469 | -3.13 | -0.28 | 0.783 |
| | 算出範囲２ | 方向別の平均値 | 194.54 | 2.57 | 0.012 | 167.74 | 3.52 | 0.001 |
| | | 方向別の最大値 | -21.16 | -2.71 | 0.008 | -11.38 | -0.77 | 0.441 |

R2の値で比較すると，高密度におけるモデルの方が高い．t値に着目すると，ノイズ除去なしのカウント数が最も高く，算出範囲２の方向別平均値が次に高いことから，主にこの2つの変数が目的変数に影響を与えている．

### (3)　NNモデル

全データを対象にディープニューラルネットワーク（DNN）の最適化を試みた．低密度と高密度にモデル

を分けるとサンプルサイズが小さくなるため，全データを対象とした．入力データを正規化し，特定のハイパーパラメータのセットを用いてモデルを構築および訓練した．このモデルは，複数の層とユニットを持つ全結合のニューラルネットワークである．過学習を防ぐために，ドロップアウトも各層に追加した．

Optunaというハイパーパラメータ最適化ライブラリを使用して，モデルの最適なハイパーパラメータを探索した．具体的には，ドロップアウトの割合・学習率・ユニットの数・活性化関数および層の数を調整した．モデルの性能を評価するために，決定係数 R2 を使用した．モデルの目的関数としてR2 を用い，これを最大化するようにハイパーパラメータの探索を行った．

機械学習のモデルにおいて各説明変数の影響度を把握するため，Explanable AI の SHapley Additive exPlanations (SHAP)を用いる．SHAP は機械学習において，モデルがなぜそのような予測値を出したのかを説明するための手法[9]である．NNモデルの構築結果を**表-8**に示す．重回帰モデルと比べてR2が高い．また，**図-10**に目的変数に対する変数の寄与度を可視化した．ノイズ除去なしのカウント数が最も高く，算出範囲２の方向別の平均歩行者密度が次に高いことから，重回帰モデルと同様，主にこの2つの変数が目的変数に影響を与えている．

**表-8　NNモデルの構築結果**

| サンプル数 | 予測値との R2 | 予測値との RMSE |
|---|---|---|
| 228 | 0.951 | 1.964 |

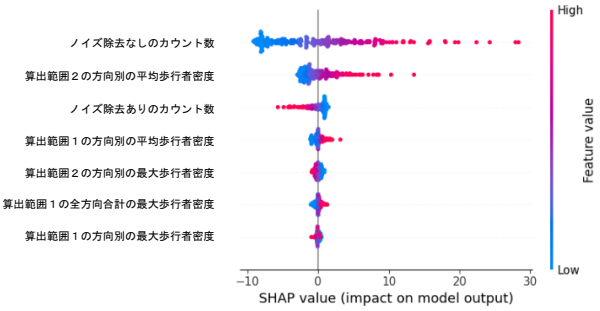



**図-10　NNモデルにおけるSHAPのsummary_plot**

### (3)　各モデルの比較・評価

30秒毎の歩行者数の推定結果を**図-11**に示す．また，30秒毎の目視カウント数との相関性および対象期間合計のカウント数比較結果を**表-9**に示す．推定値は四捨五入により整数化し，0未満の値の場合は0とした．ライン1方向1では，両モデルともに目視カウント数のピーク値と概ね一致する推定結果である．他のライン・方向では目視カウント数との誤差が見受けられ，特にライン3方向1では目視カウント数が0人の時間に1～4人と推定している． NNモデルは相関係数が高くRMSEが低いことから，NNモデルの方が相関性は高いといえる．誤差を比較すると，ライン1方向1では重回帰モデルの方が小さいものの，NNモデルは誤差率が全て±5%内に収まっている．したがって，NNモデルの方が相関は強く，誤差の小さい推定モデルだといえる．

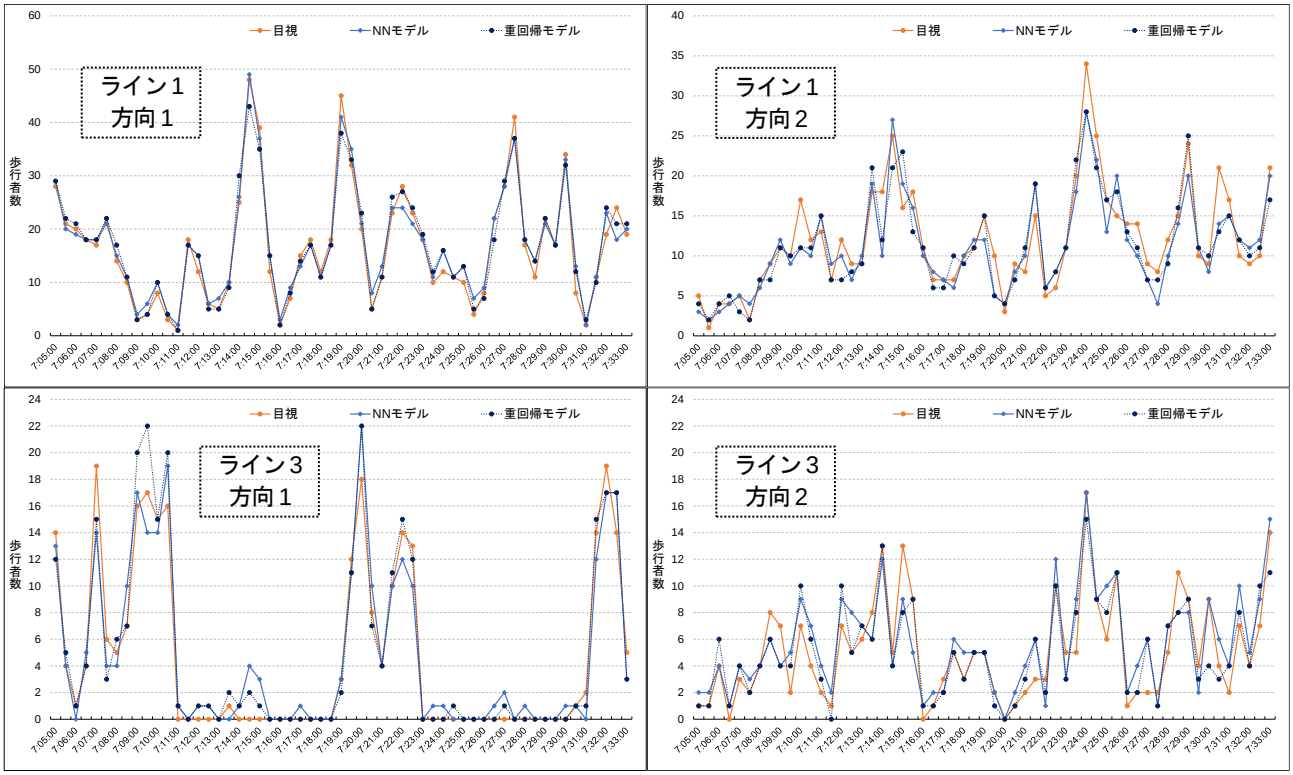



**図-11　30 秒毎の歩行者量の推定結果（モデルの種類）**

表-9　相関性と合計カウント数の比較結果（モデルの種類）

| モデルの種類 | ライン | 1 | | 3 | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 方向 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| 重回帰モデル | 相関係数 | 0.978 | 0.898 | 0.975 | 0.877 |
| | RMSE | 2.35 | 2.87 | 1.57 | 1.84 |
| NNモデル | 相関係数 | 0.985 | 0.911 | 0.978 | 0.909 |
| | RMSE | 2.01 | 2.64 | 1.44 | 1.60 |
| | 目視カウント数 | 951 | 681 | 262 | 291 |
| 重回帰モデル | LiDARカウント数 | 971 | 645 | 279 | 295 |
| | 誤差 | 20 | -36 | 17 | 4 |
| | 誤差率 | 2.1% | -5.3% | 6.5% | 1.4% |
| NNモデル | LiDARカウント数 | 991 | 665 | 268 | 295 |
| | 誤差 | 40 | -16 | 6 | 4 |
| | 誤差率 | 4.2% | -2.3% | 2.3% | 1.4% |

モデル評価のために感度分析を実施した．具体的には，特定の特徴量をその標準偏差の分だけ変動させたときの平均二乗誤差 (MSE)を用いて，その特徴量がモデルの予測にどれだけ影響を及ぼすかを評価した．MSEの変動の大きさを**表-10**に示す．全体的にNNモデルの変動が大きく，その特徴量の微小な変動が出力に大きな影響を及ぼしている．ノイズ除去なしのカウント数が支配的であることは問題ないが，一部の歩行者密度が支配的なのは懸念点だといえる．

表-10　感度分析による評価結果

| MSEの変動の大きさ(%) | | | 重回帰モデル | | NNモデル |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | 低密度 | 高密度 | |
| カウント数 | ノイズ除去なし | | 479.39 | 669.93 | 1409.51 |
| | ノイズ除去あり | | 28.03 | 40.46 | 29.57 |
| 歩行者密度 | 算出範囲 1 | 全方向合計の最大値 | 0.13 | 6.62 | 21.70 |
| | | 方向別の平均値 | 26.51 | 0.55 | 25.92 |
| | | 方向別の最大値 | 3.02 | 0.37 | 2.08 |
| | 算出範囲 2 | 方向別の平均値 | 88.70 | 169.40 | 160.63 |
| | | 方向別の最大値 | 28.97 | 2.45 | 2.42 |

## 6.　予測結果を用いた流動分析

### (1)　ペデストリアンデッキでの流動

28本のカウントラインを設定し，30秒毎の歩行者交通量を推定し，1時間単位に集計して可視化を行った．なお，歩行者密度の算出範囲面積とカウントラインの長さの比率が1.0以上の断面にはNNモデルによる推定値を適用し，その他の断面ではノイズ除去なしのカウント数を

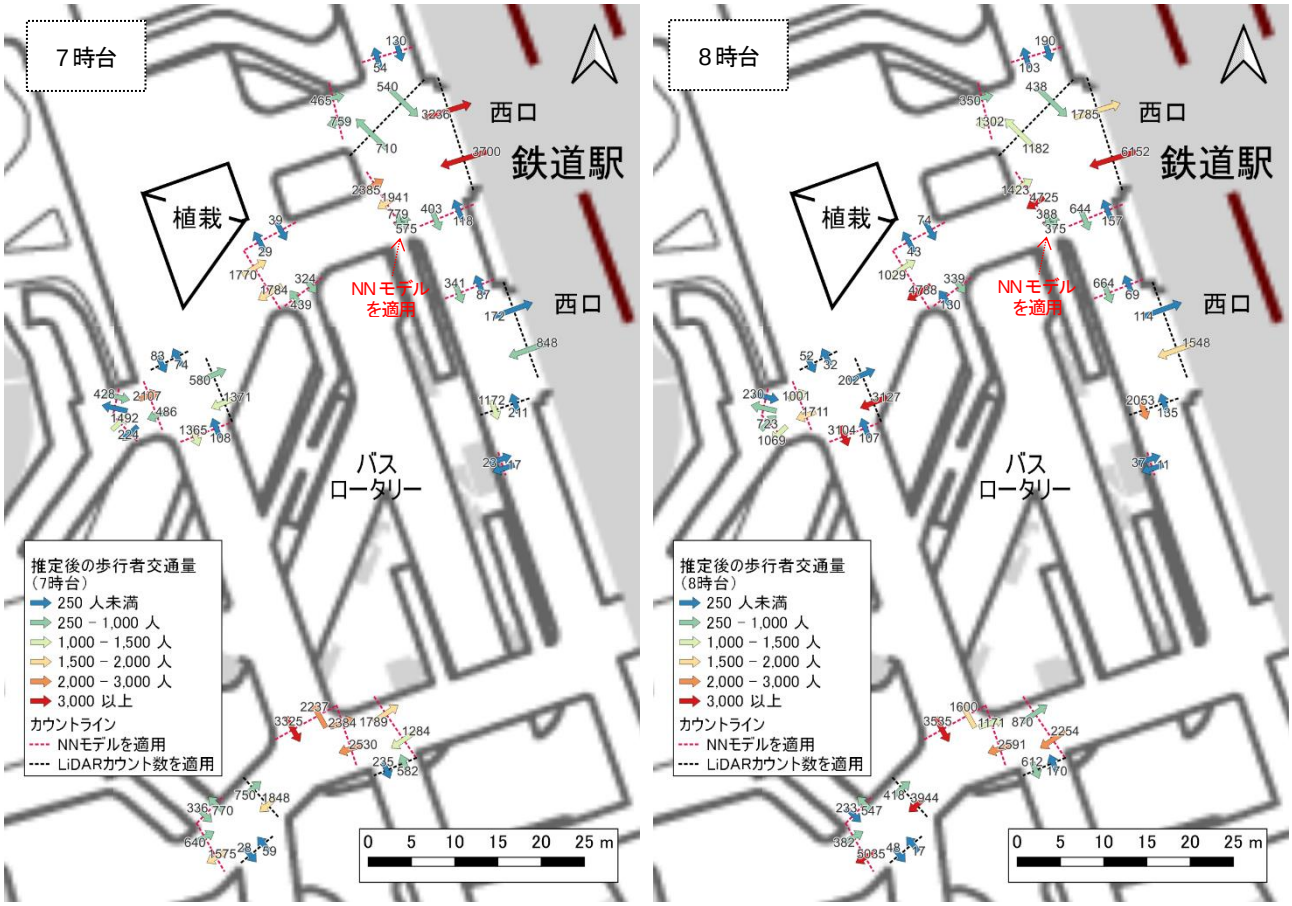



図-12　7,8 時台の歩行者交通量の推定結果

適用した.

推定後の7,8時台の歩行者交通量を図-12に示す．7時台は西口へ入る人数と西口から出る人数が同程度だが，8時台には西口から出る人数が約3倍多い．8時台は西口を出てから西進し，植栽を過ぎたところで南進する動線が多く使われている．図の北側との流動は少なく，東西の往来が多い．このように，時間帯別の主要な動線や方向別の傾向を把握することができた.

## 7. 本研究の成果と課題

### (1) 本研究の成果

本研究では，LiDARを使用して高密度な人流の中の歩行者数を推定する方法を調査した．検証用の動画を基に目視で歩行者数を確認し，その数との関係から推定モデルを作成した．推定モデルの構築ではノイズ除去処理の有無を考慮するとともに，方向別歩行者密度という新指標を提案し，その定義と算出方法を示した．ノイズ除去処理の有無ではノイズ除去なしの方が，カウントラインの本数では１本より２本の方が目視カウント数に近い値を取ることがわかった．重回帰モデルとNNモデルの比較では，NNモデルの方が目視カウント数との相関性は高いが，MSEの変動が大きいという結果を得た．そして，時間帯別のペデストリアンデッキでの流動を可視化し，主要な動線と方向別の傾向を示した.

約30分の方向別歩行者量についてNNモデルでは誤差率が±5%内に収まっており，オクルージョンによる欠損や，複数人を結合して1人と誤認識することによる不足量を補えるモデルを構築できた.

### (2) 今後の課題

推定モデルの構築にあたり，2箇所の断面で約30分間のデータであったため，データサンプル数が十分とは言えず，データを学習用と検証用に分けてのモデル構築はできなかった．感度分析の結果を見ても特徴量の微小な変動が出力に大きな影響を及ぼしていることが分かったため，交差検証によるハイパーパラメータの設定が必要だと考えている.

推定後の歩行者量はノイズ除去なしのカウント数に比べて目視カウント数との誤差が小さくなったが，誤差が生じている箇所が残っている．特に誤差が大きい箇所については，その要因を検証用動画およびLiDARの点群データから明らかにしたうえで，説明変数や推定モデルの種類を変えることを検討する.

本研究で構築した歩行者交通量の推定モデルの，他の地域での適用可能性について引き続き検証していきたい.

**NOTES**

注1) 国土交通省都市局都市計画課：まちの活性化を測る歩行者量調査のガイドライン（ver1.1）（平成 31 年 3 月） https://www.mlit.go.jp/common/001282666.pdf（最終アクセス 2023.09）

注2) LiDAR は Light Detection And Ranging または Laser Imaging Detection And Ranging の略で，対象物にレーザー光を照射して散乱光を検出し，その反射時間から対象物までの距離を計測する技術である．それを走査して照射することで，対象物の形状と位置を計測できる.

注3) 国土数値情報（駅別乗降客数データ）（国土交通省）（ https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-S12-v3_1.html ）

**REFERENCES**


1) 井桁由貴，野上昌孝，出口敦：歩車分離道路の歩行者天国時における車道空間の歩行利用に関する研究―JR 柏駅前ハウディモールにおける実態調査を通じて―，都市計画論文集，日本都市計画学会，Vol.57, No.3，pp.1273-1280，2022．[Igeta, Y., Nogami, M. and Deguchi, A.: Analysis on Road Space Usage of Pedestrians in a Temporarily-Pedestrianised Street -A Case of Howdy Mall in Kashiwa Railway Station Area-, *Journal of the City Planning Institute of Japan*, the City Planning Institute of Japan, Vol.57, No.3, pp.1273-1280, 2022.]

2) 右京莉規，天野辰哉，廣森聡仁，山口弘純：3 次元点群を用いた高密度群衆の人数推定手法，マルチメディア，分散，協調とモバイルシンポジウム 2022 論文集，情報処理学会，pp.852-858，2022．[Ukyoh, R., Amano, T., Hiromori, A. and Yamaguchi, H.: A method for estimating the number of high-density crowds using 3D point clouds, *Multimedia, Distributed, Cooperative and Mobile Symposium 2022 Proceedings*, Information Processing Society of Japan, pp.852-858, 2022.]

3) 長田哲平，加納壮貴，大森宣暁，古池弘隆：中心市街地における受動赤外線型自動計測器を用いた歩行者交通量の分析，交通工学論文集，交通工学研究会，Vol.4，No.1，pp.B_38-B_45，2018．[Osada, T., Kano, S., Ohmori, N. and Koike, H.: Analysis of factors which influence on the fluctuation of pedestrian traffic volume using the passive-infrared type automatic measuring system, *JSTE journal of traffic engineers*, Japan Society of Traffic Engineers, Vol.4, No.1, pp.B_38-B_45, 2018.]

4) 今井龍一，山本雄平，姜文渊，神谷大介，中原匡哉，安藤祐輝：頭部に着目した歩行者交通量調査に関する研究，土木学会論文集 F3(土木情報学)， Vol.78, No.2，pp.I_82-I_92，2022．[Imai, R., Yamamoto, Y., Jiang, W., Kamiya, D., Nakahara, M. and Ando, Y.: Pedestrian traffic survey by tracking heads, *Japanese Journal of JSCE F3 (Civil Engineering Informatics)*, Vol.78, No.2, pp.I_82-I_92, 2022.]

5) 西村友洋，樋口雄大，山口弘純，東野輝夫：スマートフォンを活用した屋内環境における混雑センシング，情報処理学会論文誌，情報処理学会，Vol.55, No.12，pp.2511-2523，2014．[Nishimura, T., Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.:Low-cost indoor crowd density sensing with smartphones, *Journal of the Information Processing Society*, Information Processing

Society of Japan, Vol.55, No.12, pp.2511-2523, 2014.]
6) 石嶋悠嗣，栁沼秀樹，寺部慎太郎，海野遥香：Explanable AI を活用した機械学習型交通行動モデルの解釈可能性，第 65 回土木計画学研究発表会・講演集，2022．[Ishijima, Y., Yaginuma, H., Terabe, S. and Uno, H.: Interpretability of machine-learning based travel behavior models using XAI, *Proceedings of the 65th Civil Engineering Planning Research Presentation*, 2022.]

**(Received ? ?, ????)**
**(Accepted ? ?, ????)**

# Estimation of Pedestrian Traffic Volume in High Density People Flow Using LiDAR

Rintaro YABUSAKI, Hiroyuki TASHIRO, Itaru MORITA, Hayato KITA, Takuya YODA, and Takayuki MATSUNAGA

Manual counts, cameras and sensors are used to measure the people flow at major urban stations and shopping streets. Compared to camera surveys, the new 3D-LiDAR technology is less affected by lightning and weather conditions, and there are no privacy issues, so its use in traffic volume surveys is attracting attention. However, in the case of high-density people flow, it is difficult to count the actual number of pedestrians due to measurement errors such as missing caused by occlusion or coupling of multiple people. In this study, we investigated a method for estimating the number of pedestrians in a high-density people flow using LiDAR.

The actual number of pedestrians was visually counted based on the video recorded during the survey, and a correction formula was developed based on the relationship with the counts. In the construction of the estimation model, the presence or absence of noise reduction treatment was parameterized, and a new index called pedestrian density by direction was proposed, and its definition and calculation method were presented. Using these indicators, we compared the multiple regression model and the Neural Network (NN) model, and as a result, we were able to estimate the number of pedestrians within about 5% margin of error.