

2021 年度研究調査プロジェクト（2102C）

広場・歩行空間における
群衆行動の観測と
その制御による安全性向上に関する研究

報告書

プロジェクトメンバー

プロジェクトリーダー：	吉田 長裕	(大阪市立大学・交通工学)
IATSS 会員：	今井 猛嘉 上條 俊介 北村 友人 小竹 元基 中村 彰宏 平岡 敏洋	(法政大学・法学) (東京大学・高度交通システム) (東京大学・教育学) (東京大学・人間環境学) (中央大学・公共経済学) (東京大学・知能機械学)
特別研究員：	海老澤 綾一 大澤 彩 大須賀 美恵子 長田 哲平 加登 遼 鎌倉 快之 紀ノ定 保礼 木村 貴彦 塩見 康博 椎名 啓雄 瀧澤 重志 藤山 拓 松下 光範 松村 真宏 山口 敬太 葉 健人 Caroline Lebreton Reka Solymosi	(東京都建設局・交通管理) (法政大学・法学) (大阪工業大学・生理心理工学) (宇都宮大学・都市計画) (大阪市立大学・建築・都市計画) (大阪工業大学・情報学) (静岡理工科大学・交通心理学) (関西福祉科学大学・認知心理学) (立命館大学・交通工学) (警視庁交通部・交通管理) (大阪市立大学・都市解析) (ロンドン大学・交通計画) (関西大学・情報学) (大阪大学・仕掛学) (京都大学・景観設計学) (大阪大学・交通工学) (法政大学・法学) (マンチェスター大学・犯罪学)
オブザーバー：	石附 弘	(IATSS 評議員/警察庁 OB)
研究協力者：	西村 直峻 中井 智仁	(大阪市立大学大学院工学研究科修士 2 回生) (大阪市立大学大学院工学研究科修士 1 回生)

※所属は令和 4 年 3 月現在

目次

第 1 章 序論	1
1.1 研究背景・目的	1
1.2 本研究の位置づけ	3
1.3 報告書の構成	5
第 2 章 対象地と現地調査	6
2.1 歩行者交通量に関する解析	6
2.1.1 対象地・対象日	6
2.2 群集状態の解析	8
2.2.1 対象イベント	8
2.2.2 現地調査の概要	9
2.2.3 現地調査 1 渋谷ハロウィン	10
2.2.3.1 イベント概要	10
2.2.3.2 追跡調査	10
2.2.3.3 ビデオカメラ撮影による計測	11
2.2.4 現地調査 2 神戸ルミナリエ	12
2.2.4.1 イベント概要	12
2.2.4.2 追跡調査	12
2.2.4.3 ビデオカメラ撮影による計測	13
第 3 章 分析方法	14
3.1 モバイルプローブデータ	14
3.1.1 ポイント型人口流動データとは	14
3.1.2 モバイルプローブデータの概要	15
3.1.2.1 OS	15
3.1.2.2 端末別データ取得回数	16
3.1.2.3 データ取得間隔	17
3.1.3 データの抽出	18
3.1.3.1 データの抽出：歩行者交通量に関わる研究	18
3.1.3.2 データの抽出：群集状態の解析	21
3.1.4 モバイルプローブデータの分析方法	24
3.1.4.1 モバイルプローブデータの分析方法：群集状態の解析	24
3.2 歩行者交通量に関する解析	25
3.2.1 歩きやすさを表す指標	25
3.2.1.1 Space Syntax 理論に基づく Int 値	25
3.2.1.2 Int 値算出方法	25
3.2.1.3 線形化の規則	27
3.2.2 分析フロー	29
3.3 群集状態の解析	30

3.3.1 CSRNet を用いたビデオ動画解析	30
3.3.1.1 CSRNet とは	30
3.3.1.2 分析方法	31
3.3.2 分析フロー	32
第 4 章 分析結果：歩行者交通量に関する解析	33
4.1 歩行者の交通量及び交通行動の比較	33
4.1.1 歩行者交通量の可視化	33
4.1.2 歩行者の交通行動の可視化	37
4.2 歩行者交通量と犯罪・交通事故の関係分析	41
4.2.1 犯罪と歩行者交通量の関係分析	41
4.2.2 交通事故と歩行者交通量の関係分析	44
4.3 歩行者交通量と歩きやすさの関係分析	47
4.3.1 歩きやすさの定量化	47
4.3.2 歩行者交通量要因分析	51
4.3.2.1 ポアソン回帰分析による歩行者交通量要因分析	51
4.3.2.2 ポアソン回帰分析の残差分析	55
第 5 章 分析結果：群集状態の解析	59
5.1 各密度データ分析結果と密度データの補正・拡大	59
5.1.1 ビデオ動画解析 解析結果	59
5.1.2 モバイルプローブデータ 分析結果	60
5.1.3 モバイルプローブデータの補正・拡大	65
5.2 各速度データ分析結果と速度データ比較検証	67
5.2.1 追跡調査結果	67
5.2.1.1 渋谷ハロウィンにおける追跡調査結果	67
5.2.1.2 神戸ルミナリエにおける追跡調査結果	69
5.2.2 ビデオ動画解析 解析結果	71
5.2.3 モバイルプローブデータ 分析結果	73
5.2.4 速度データの比較分析・精度検証	75
5.2.4.1 追跡調査結果とモバイルプローブデータの速度比較分析	75
5.2.4.2 ビデオ動画解析結果とモバイルプローブデータの速度比較分析	78
5.3 混雑状態下における人流解析	79
5.3.1 新たな可視化手法：MTS 図の提案	79
5.3.2 MTS 図の作成結果	81
5.4 MTS 図の検証・モデル推定	87
5.4.1 GLM によるモデル推定	87
5.4.2 イベント毎のモデル推定・比較	89
参考文献	96
第 6 章 画像処理アルゴリズム Alphapose に関する研究	99
6.1 画像処理アルゴリズム(Alphapose).....	99
6.2 開発プロセス	100

6.2.1 映像の前処理	100
6.2.2 カメラキャリブレーション	102
6.2.3 視点変更	103
6.2.4 アルゴリズムの実行	105
6.2.4.1 フィルターA	105
6.2.4.2 フィルターB	106
6.2.4.3 フィルターC	106
6.3 結果	108
6.3.1 アルゴリズムの有効性	108
6.3.1.1 最大平均歩幅	109
6.3.1.2 歩行速度	111
6.3.1.3 グラフを用いた解析	113
6.3.2 線形回帰	115
6.3.2.1 性別による違い	119
6.4 アルゴリズムモデルの検証結果	120
6.4.1 結果	120
6.4.2 制限事項	121
6.4.3 今後の課題	121
参考文献	122
第7章 まとめと今後の課題	124
7.1 研究のまとめ	124
7.2 今後の課題と展望	125

第1章 序論

1.1 研究背景・目的

近年（コロナウイルスが感染拡大する以前）、スポーツやコンサートなど時間的集中性のあるイベント数の増加や訪日観光客増加、自然災害による交通機能の麻痺などにより、群集発生件数が増加かつ突発化している。さらに国内外にかかわらず、明石の歩道橋事故、サッカーW杯2018優秀祝杯時でのパリ凱旋門の性的暴行事件、2018年の渋谷ハロウィンでの軽トラ事件のような群集下における人々の暴徒化や痴漢、盗撮などの犯罪が顕著になってきている。

このように、都市部の道路では、歩行者天国を伴う屋外イベントや、地震による公共交通機関の運行停止などにより、突然、多くの歩行者が路上に出てくることがある。このような歩行者は群集と呼ばれ、歩行者の群集状態は事故や犯罪の原因になることが知られている。群集状態の危険の発生を防ぐには、歩行者空間を確保して空間の使い方を予め想定することが必要だが、空間制御や歩行者の流れを管理していないイベントでは、混雑の発生予測は困難な場合がある。

また、自動車交通による環境負荷の低減やCovid-19の大流行からの回復、都市の魅力向上などの観点から、自動車中心の道路空間から歩行者中心の、安心安全な魅力ある道路空間が世界中で求められている。日本でも、令和元年6月26日、「都市の多様性とイノベーションの創出に関する懇談会」の提言として、『「居心地が良く歩きたくなるまちなか」からはじまる都市の再生』がとりまとめられ、歩行者のための空間再編が活発に行われている。実際に、官民まちづくりの制度や歩行者利便増進道路制度等を活用した取り組みが全国に広がっている。同時に、歩行者空間が歩行者行動に与える影響や、歩行者空間拡張の効果に関する評価も行われている。

しかし、大規模ターミナル駅周辺では、街路空間の質の向上が歩行者行動に及ぼす潜在的な効果が高いにも関わらず、空間構成の複雑さや観測データの不足、モデリングの困難さなどから、街路空間の質の評価が必ずしも十分に行われていないのが現状である。

その一方、情報通信技術・スマートフォンの高度化による技術的可能性の向上や進歩などがみられ、歩行者のエージェントシミュレーションやビッグデータを用いた交通流分析についても進められつつある。このようなデータを使って広場や歩行空間における歩行者行動・群集行動を観測し、街路空間との関係性を明らかにすることができれば、その制御による安全性向上や将来の街路空間の質を向上するための知見を得られる可能性がある。

このような背景から、本研究ではスマートフォンのモバイルプローブデータを用いて、大きく二つのアプローチで歩行者・群集行動に関する分析を行った。

一つ目は、中距離レベルの歩行者行動を分析した。この分析では、歩行者交通量に関する安全上の課題、街路空間の量・質との関係を明らかにするために、渋谷を含む6つの大規模ターミナル駅周辺において、歩行者通行量と犯罪・交通事故との関連性、歩行者交通

量に影響を与える街路要因を分析した。

二つ目は、歩行者行動においてよりミクロな「群集状態」に着目した研究を行った。渋谷ハロウィンと神戸ルミナリエという異なる性質を持つイベント下での群集行動を取扱い、群集行動と広場・歩行空間との関連性、群集行動に影響を与える空間条件や群集制御条件を分析した。群集には定義と構成要素があるが、それらのうち、群集の心理状態と人同士の相互作用を除いた、構成要素を研究対象とした。

1.2 本研究の位置づけ

歩行者の交通行動や回遊行動に関する研究としては、従来、アンケート調査やゲートカウント調査などによる調査手法によって歩行者行動のモデル化や類型化が数多く進められてきた¹⁾²⁾³⁾。

また近年では、より詳細で膨大な情報が得られるスマホアプリの GPS を用いた研究や調査手法に関する研究も進められている。例えば、スマートフォンの GPS データを用いて歩行者の回遊時間と回遊圏域を表した研究⁴⁾や、スマホアプリによる GPS トラッキングシステムの開発を行った研究⁵⁾などがある。更に、汎用データとして GPS データが市販され、それらを活用した研究事例も見られる⁶⁾⁷⁾。

以上のように、近年は様々な調査手法によって歩行者の交通行動に関する研究が行われている。しかし、大規模ターミナル駅周辺での歩行者行動や街路空間の質の評価に関する分析については、空間構成の複雑さや観測データの不足、モデリングの困難さなどの観点から、未だに少ない現状である。そこで本研究では、汎用データとしての GPS データを活用し、今まで観測が困難であった大規模ターミナル駅周辺地域での中距離レベルの歩行者行動の可視化を行う。

また、歩行者の交通行動を捉えるうえでは単なる最短経路だけでなく街路空間の質の評価も必要である。1984 年に Bill Hillier ら⁸⁾によって提案された Space Syntax 理論に基づくインテグレーション値 (Int 値) は空間的なアクセスのしやすさや界限性を表す指標として数多く利用されている⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾。本研究ではこの Int 値を用いて、大規模ターミナル駅周辺の街路空間の質の評価を行い、歩行者行動との関係性を明らかにする。

群集に関する研究としては、過去にはシミュレーションシステムを用いた歩行者群集の動きの予測¹²⁾や高密度群集滞留下における波動現象や雑踏事故の可能性¹³⁾、複数人の相互作用を考慮した群集ダイナミクスに関する研究¹⁴⁾などがあるが、広場などの屋外の歩行空間ネットワークのように、現実にある複雑な空間条件における実際の人流・滞留といった群集の動きや時間的な人流観測、群集発生に関する定量的評価はなされていない。

群集下での密度や圧力に関しては駅のプラットフォームにおける群衆密度と安全性の認識に関する研究¹⁵⁾や、群集下での圧力とその力の流れに関する研究¹⁶⁾等があり、密度や圧力とその周囲の道路幅、出入口等の道路構造との関連性¹⁷⁾についても研究が進んでいる。また、群集下での圧力により発生する事故のメカニズム¹³⁾や攻撃性¹⁸⁾に関する研究などもある。

更に、群集シミュレーションに関する研究も数多くある。例えば、機械学習を用いたシミュレーション¹⁹⁾や避難行動時のシミュレーション²⁰⁾、誘導介入の効果を推定したシミュレーション²¹⁾、運動特性を考慮したシミュレーション²²⁾等がある。さらには群集に関するシミュレーションの計算時間最適化の提案²³⁾等の研究もある。

また、GPS を用いた研究としては被災地における住民行動の回復過程を速度データから評価する研究²⁴⁾やスマートフォンの加速度センサと GPS の 2 つのデータを用いた交通モード分類手法の提案²⁵⁾等がある。

さらには Wi-Fi データとビデオカメラを用いた歩行者の人数の推定²⁶⁾や Wi-Fi と GPS、

これら二つのデータを組み合わせたバス乗客数の推定²⁷⁾、Wi-Fi、RFID、Bluetooth センサの3つを用いた歩行者シミュレーションモデルの提案²⁸⁾等、複数のデータ取得方法を用いた研究も進んでいる。

以上のように、近年は様々なデータを用いて歩行者交通流に関する研究はなされている。しかし、その多くはデータロガーを持たせるような形式であり、ビッグデータを用いた歩行者に関する研究は未だ少ない。また、よりミクロな歩行空間上にて、イベント時に発生する混雑状態時の歩行者交通流について GPS データを用いて分析・可視化する手法はまだ乏しい。そこで、本研究ではある特定のアプリをインストール後、許可を得たスマートフォンから取得される GPS データを用いて、イベント時に発生する混雑状態時の歩行者交通流の可視化手法の提案・モデル推定を行う。

また群衆歩行時の歩行快適性は、イベント全体の体験記憶とも相まって重要な要素であり、制御する上で考慮すべき要素である。これまでは **Level of Service** 等のマクロ指標が用いられているが、ビッグデータを用い個々人の快適性を考慮する手法の開発可能性が存在する。したがって試験的に画像解析技術を応用した手法の可能性にもついても研究を行う。

1.3 報告書の構成

第1章では研究背景と目的を述べ、更に既往研究のレビューと本研究の位置づけを述べた。第2章では対象地と現地調査について述べる。第3章では分析方法について述べる。第4章ではMPDを用いた中距離レベルの歩行者分析の結果を述べる。第5章ではMPDを用いたよりミクロな「群集状態」についての分析結果を述べる。第6章では、この研究の発展に役立つ可能性がある研究である、画像処理技術（Alphapose）を用いた群衆歩行中の人間への人体骨格モデル適用可能性の研究を記載している（一部抜粋）。第7章では研究のまとめと今後の課題を述べる。

第2章 対象地と現地調査

2.1 歩行者交通量に関する解析

2.1.1 対象地・対象日

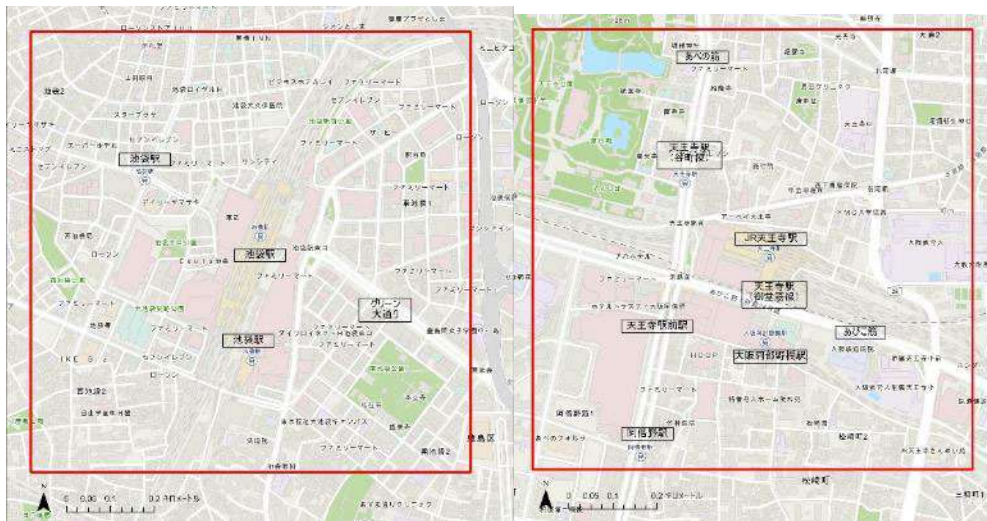
対象地は、大規模ターミナル駅を有する渋谷、新宿、池袋、天王寺、難波、梅田の6エリアとした。対象地の範囲は、各エリアの主要な駅を中心とした1000m四方とした（図2-1）。各駅一日の乗降客数は70万人（2019年）を超える（表3-2参照）。

対象日は、新型コロナウイルス流行前の2019年12月21、22日（土曜日、日曜日）の2日間とした。



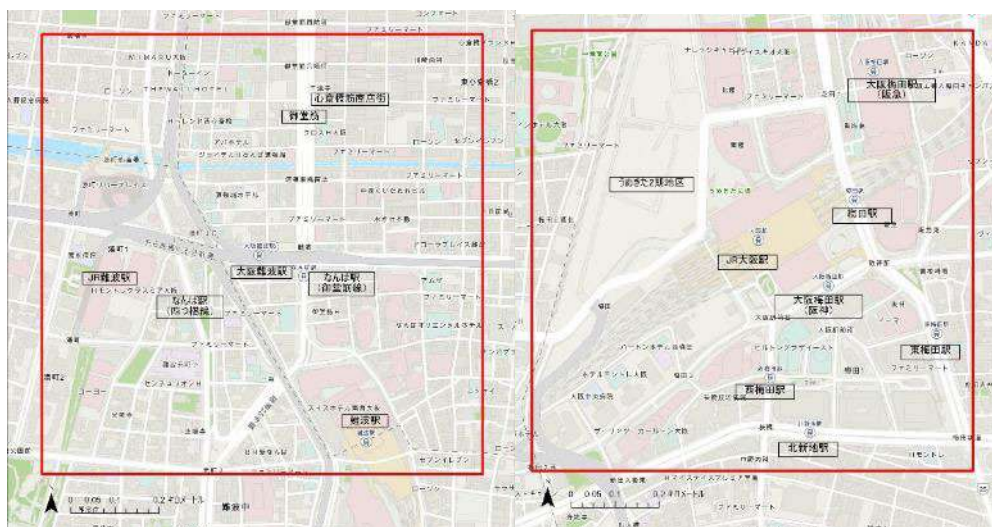
渋谷

新宿



池袋

天王寺



難波

梅田

図 2-1 各対象地

2.2 群集状態の解析

2.2.1 対象イベント

本研究では 2019 年渋谷のハロウィン、神戸のルミナリエ（表 2-1、図 2-2）を対象イベントとする。2 つのイベントの選定理由としては、空間条件や群集の移動特性が異なるイベントを現地調査とモバイルプローブデータの双方から観測・分析・比較することで、異なる群集行動の特徴を把握するためである。

表 2-1 対象イベントの概要

イベント	渋谷ハロウィン	神戸ルミナリエ
対象地	渋谷スクランブル交差点 ～センター街周辺	元町～東遊園地付近
対象地面積	約 0.12 km ²	約 0.5 km ²
参加者数【1 日当たり】	主催者おらず不明 (推定 10 万～100 万人)	約 542,000 人
空間条件	街路・交差点	街路・広場
群集の移動方向	誘導なし、ただしセンター街 のみ混雑時 1 方向	誘導により 1 方向



図 2-2 イベント時の様子（左：渋谷ハロウィン、右：神戸ルミナリエ）

2.2.2 現地調査の概要

イベント時の人流の歩行速度や群集の密度を把握するために現地調査として歩行速度計測を目的とする追跡調査並びにビデオ動画撮影の2つを行った。

具体的に、追跡調査はまずあらかじめ対象地内の群集の動き（大多数の参加者の動き）に対応したコースを設定し、そのコースを分割し、いくつかの経路を設定した。そしてそのコース上を実際に歩いている人を逐次尾行し、各経路における速度を1時間おきに計測した。

また、ビデオ動画撮影により得られた動画に関しては、Yuhong Li らの既往研究にある畳み込みニューラルネットワークを用いた群集人数推定、CSRNet（3.3.1.1 参照）を使い、1秒単位での画角内に写る群集人数推定を行った。これにより、1秒単位の密度を算出した。

さらにビデオ動画撮影を行った一部の経路については、毛利らにより実測調査の結果より算出した、密度の値によって2パターンに区分された密度-速度関係式、ならびに吉岡らが提案した通行目的に応じた密度-速度関係式、これら既往研究にある関係式を用いてCSRNetより得た密度データから歩行速度を推定した。

そして最終的には、以上の2つの方法で求めた群集下における速度データを用いて、モバイルプローブデータ内の速度データの精度を検証した。

2.2.3 現地調査 1 渋谷ハロウィン

2.2.3.1 イベント概要

調査日時：本イベントは例年、前週の金曜日・土曜日辺りから盛り上がり始め、ハロウィン当日（10月31日）に盛り上がりがピークに達する傾向にある。そこで本研究ではハロウィン当日である10月31日を調査日とした。

また調査時間に関しては交通規制が19時台に始まることから交通規制前後の群集行動の変化も観測するために17時～22時を観測時間とした。

対象地：本研究では例年、ハロウィン時に最も混雑し、かつ交通規制も行われる渋谷スクランブル交差点、センター街周辺を対象地とした（図2-3）。



図 2-3 対象地（渋谷ハロウィン）

2.2.3.2 追跡調査

現地調査を行うことで、イベント期間中において対象地では図2-4のA～Hのような群集の大まかな流れがあることが分かった。そこで本イベントにおいてはこのA～Hまでの各リンク経路を設定し、このコースにおいて、各経路を18時～23時まで1時間おきに計5回の追跡調査を行うことで各経路・時間別の歩行速度を計測した。

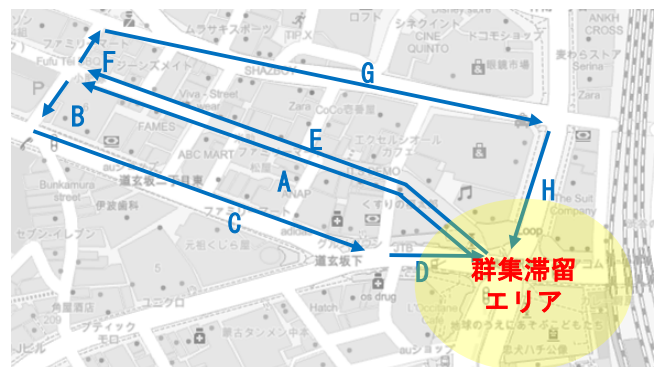


図 2-4 渋谷ハロウィン経路図

2.2.3.3 ビデオカメラ撮影による計測

現地調査では図 2-5 の①②地点から動画を撮影することで対象地の複数の視点から群集の動きを把握する。

また、ビデオカメラ撮影は図 2-5 記載の飲食店などの 2 階から行った。

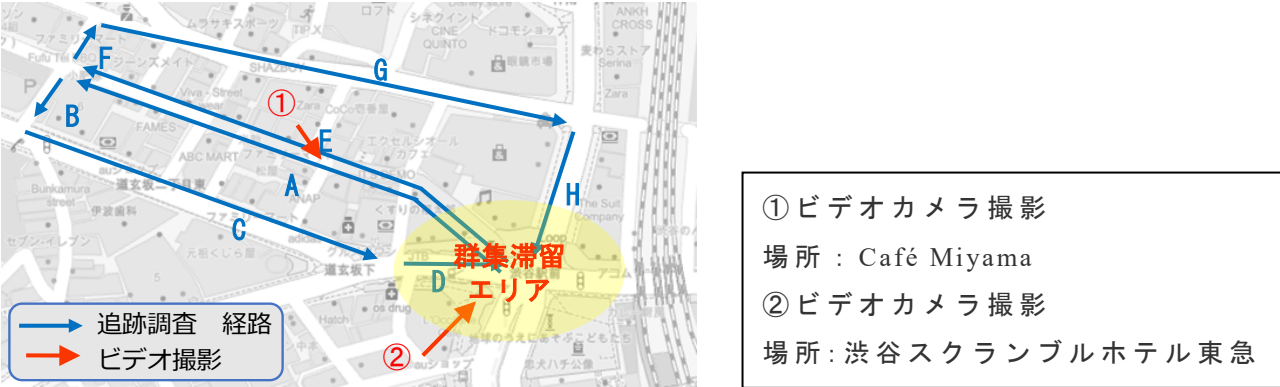


図 2-5 定点カメラと現地調査による撮影場所（渋谷ハロウィン）

撮影したビデオ映像のうち、群集下で人の動きが一定であり、密度変化が微小と考えられる地点であるセンター街(①)における 30 分毎の密度について目視計測を行い、平均することで 1 時間ごとの平均密度を求める。これによりこの地点の時間的な密度変化を数値的に把握する。

また、撮影したビデオ動画のうち、本イベントのメインストリートであり、かつ最も混雑した経路であるセンター街(①)における密度について、CSRNet を使い、1 秒単位での画角内に写る群集人数推定を行うことで算出した（表 2-2）。これによりこの地点の時間的な密度変化を数値的に把握する。さらに既往研究にある密度-速度関係式を用いることで速度についても推定した。

表 2-2 群集人数推定に用いたデータ詳細

使用データ	渋谷ハロウィン当日
動画撮影場所	図 2 の①②地点
対象時間	17：00～23：59
分析項目	① の 1 秒単位の密度・速度

2.2.4 現地調査 2 神戸ルミナリエ

2.2.4.1 イベント概要

調査日時：2019 年はイベント開催期間が 12 月 6 日(金)～12 月 15 日(日)の 10 日間であり、その中でも例年最も混雑するイベント最終日の前日の土曜日である 12 月 14 日を調査日とした。またイルミネーション点灯時間の 17 時～22 時を調査時間とした。

対象地：元町駅から神戸ルミナリエの開催地である旧外国人居留地及び東遊園地までの誘導経路、並びに旧外国人居留地及び東遊園地を対象エリアとした。

2.2.4.2 追跡調査

渋谷ハロウィンと異なり、神戸ルミナリエに関しては隣接都市である明石市内で 2001 年に発生した明石花火大会歩道橋事故をきっかけに、会場全般の警備体制が強化されており、誘導経路が元々定められている。また時間帯によっては経路を変更するなど渋谷ハロウィンと比較すると群集誘導に関しては大きく異なる。追跡調査においては誘導経路上において実際に歩いている人を逐次尾行し、各リンク経路における速度を 18 時台・20 時台の計 2 回計測を行った。

対象地の誘導経路上に A～L の点を定め、経路を設定し(図 2-6)、各リンク経路を 18 時と 20 時台の 2 回の追跡調査を行うことで各リンク経路の時間別の歩行速度を計測した。

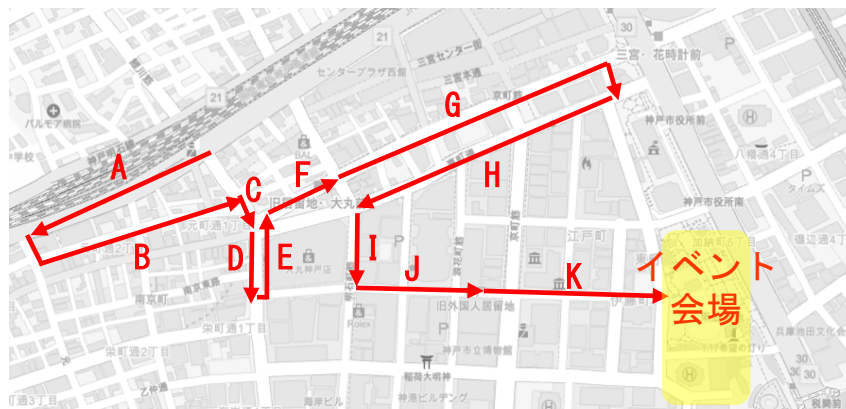


図 2-6 神戸ルミナリエ経路図

2.2.4.3 ビデオカメラ撮影による計測

神戸ルミナリエの現地調査では図 2-7 における①上島珈琲店 2 階から経路 A,B ビデオカメラ撮影を行った。

密度計測方法としては渋谷ハロウィン同様、群集下で人の動きが一定であり、密度変化が微小と考えられる②地点の 1 時間毎の密度を撮影したビデオ映像から目視計測を行うことでこれらの地点の時間的な密度変化を数値的に把握する。

分析方法は 2.2.3.3 の渋谷ハロウィン同様に、本イベントで入り口にあたる経路 A(①)における 1 秒単位の密度について、CSRNet を使い、1 秒単位での画角内に写る群集人数推定を行おうとしたものの、画角上の問題から単路部による経路 1 本の人数推定が難しかった。よって今回は神戸ルミナリエの動画について、ビデオ動画解析は行うことができなかった。



図 2-7 定点カメラと現地調査による撮影場所（神戸ルミナリエ）

表 2-3 群集人数推定を試みたデータ詳細

使用データ	神戸ルミナリエ 12/14
対象場所	図 2-7 の①地点
対象時間	17:00～22:00

第3章 分析方法

3.1 モバイルプローブデータ

3.1.1 ポイント型人口流動データとは

ポイント型流動人口データとは携帯キャリアを問わず、ある特定のアプリをインストールした全てのユーザーのスマートフォンのGPSから収集した位置情報を年齢・性別を秘匿化し、緯度経度が分かるポイントデータとして株式会社 Agoop が提供しているビッグデータである。データ項目としては、一日毎に切り替えられる端末ごとのデータIDやGPSによる2点間の位置と時間により算出される、もしくは端末が衛星機から受け取る電波の周波数の変化により算出される移動速度や移動方向など、全26項目ある（表3-1）。データの提供方法は様々あるが、本研究では「区」別に提供されるデータを使用した。このデータは、1日に1回でも対象の区内でデータを取得した端末の1日分のログデータが含まれる。

以降、ポイント型流動人口データは”モバイルプローブデータ（MPD）”と呼称する。

表 3-1：ポイント型流動人口データのデータ項目

1	デイリーID	14	端末設定 通貨
2	年	15	端末設定 言語
3	月	16	端末設定 国名
4	日	17	ログタイプ カテゴリ
5	曜日	18	ログタイプ サブカテゴリ
6	時間	19	GPS 精度
7	分	20	移動速度
8	緯度	21	推定移動速度フラグ
9	経度	22	移動方向
10	OS	23	推定移動方向フラグ
11	推定居住国名	24	都道府県コード
12	SIM の PLMN	25	市町村コード
13	PLMN 国名	26	100m メッシュ ID

3.1.2 モバイルプローブデータの概要

モバイルプローブデータの特徴を把握するために、OS、端末別データ取得回数、データ取得間隔の3項目について分析を行った。分析には、大阪府阿倍野区の2019年12月19日のデータを用いた。

3.1.2.1 OS

取得OSは、AndroidとiOSの二種類である。その取得構成率を図3-1に示す。今回対象としたデータでは、iOSの方がやや割合が多いことがわかる。

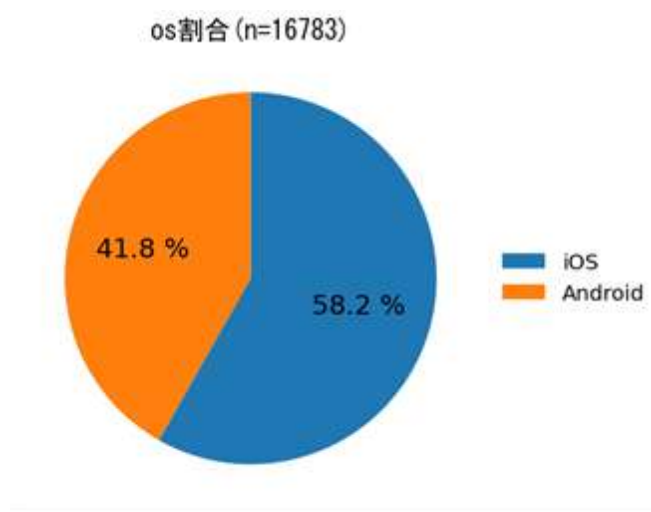


図 3-1 OS 割合（n は端末数）

3.1.2.2 端末別データ取得回数

端末別データ取得回数を図 3-2 に示す。また、OS 別の端末別データ取得回数を図 3-3、図 3-4 に示す。ここで、取得回数 500 回以上のデータはヒストグラムの表示からは除外している（n 数には含んでいる）。

全体としては 0～10 回のもや 40～50 回のもが多く、徐々に取得回数が落ち込むことが読み取れる。一方、OS 別にみると、iOS と Android でその特徴は大きく異なることが読み取れる。この理由としては、OS によるログ取得方法の違いが考えられる。両 OS ともにアプリの操作終了（スクリーンオフ）時にログを取得するのは共通しているが、アプリを操作していない時は取得タイミングが異なる。iOS はアプリユーザが大幅移動（約 500～1000m）をした場合、もしくはアプリユーザが滞在・出発をした場合にログを取得するのに対して、Android は一定の時間間隔でログを取得する。この違いが取得回数の違いに表れたと思われる。

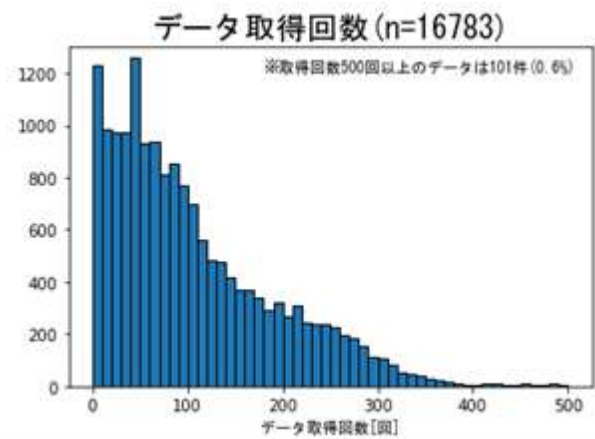


図 3-2 データ取得回数

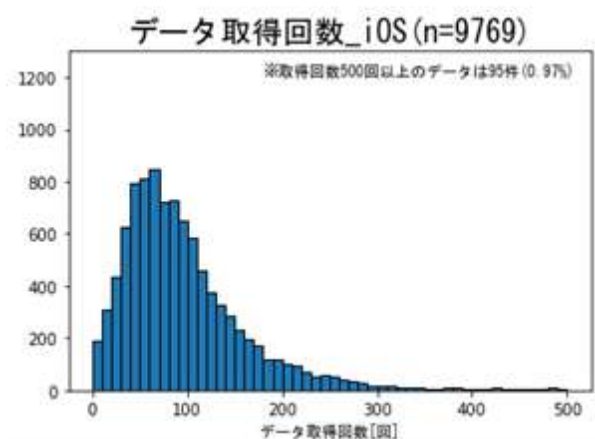


図 3-3 データ取得回数（iOS）

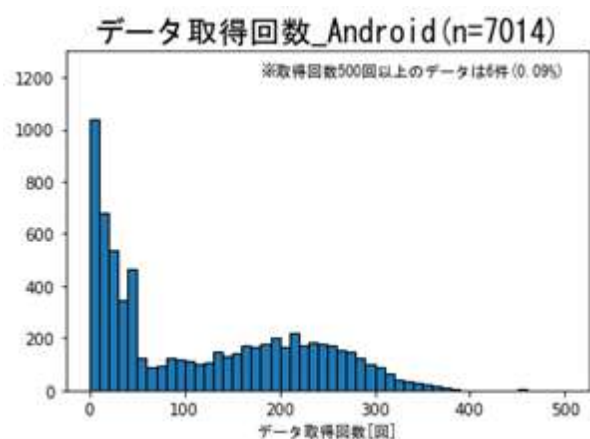


図 3-4 データ取得回数（Android）

3.1.2.3 データ取得間隔

データ取得間隔を図 3-5 に示す。また、OS 別のデータ取得間隔を図 3-6、図 3-7 に示す。ここで、取得間隔 60 分以上のデータはヒストグラムの表示からは除外している（n 数には含んでいる）。

iOS は取得間隔 0～1 分のデータが非常に多い一方で、Android に比べて取得間隔 60 分以上のデータの割合が多いことがわかる。一方、Android は取得間隔 5～6 分のデータが多いことがわかる。OS による取得間隔の特徴の違いも 3.1.2.2 で記述したデータの取得方法の違いによるものだと考えられる。また、Android のログ取得時の一定時間間隔は図 3-7 から 5～6 分と推測できる。

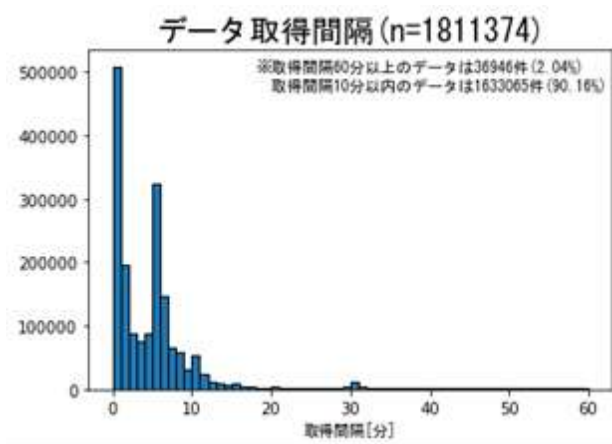


図 3-5 データ取得間隔

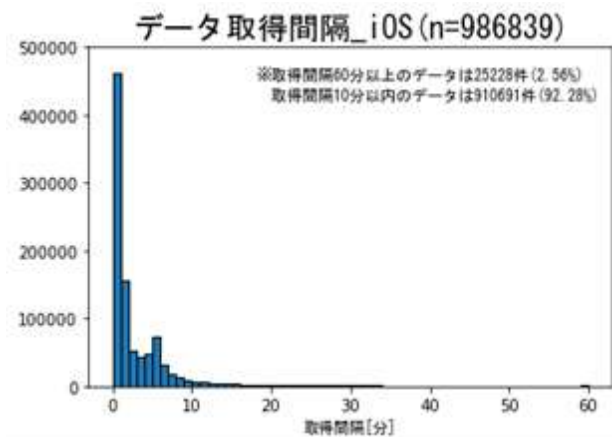


図 3-6 データ取得間隔 (iOS)

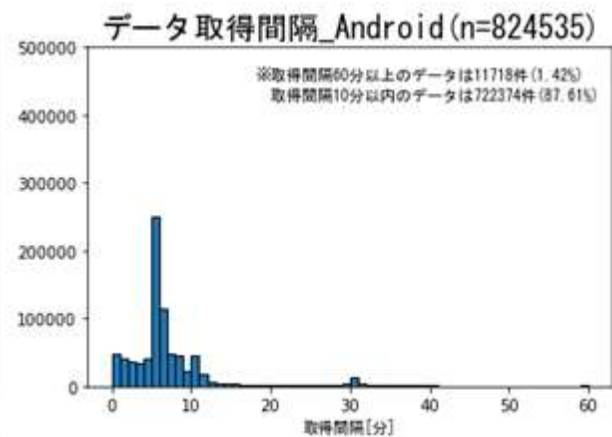


図 3-7 データ取得間隔 (Android)

3.1.3 データの抽出

提供される元データには本研究の意図にそぐわないデータも含まれるため、特定の条件を設けてデータの抽出を行った。

3.1.3.1 データの抽出：歩行者交通量に関わる研究

歩行者交通量に関わる研究では、単なる駅の乗り換え客ではなく、駅周辺で行動を行った歩行者のデータが必要であるので、「緯度・経度が各対象地内に含まれる」、「移動速度が0m/s以上2.5m/s未満」、「各エリア2000m四方内で10回以上ログを取得」、「駅周辺（中心から400m四方）で1回でもログを取得」、「accuracyが10m以下」という条件設けて抽出を行った（表3-2）。

表3-2より、抽出されたデータ数が必ずしも駅の乗降客数に対応していないことが読み取れる。この理由としては、そもそも元データの大きさが違うこと、乗降客数には単なる乗り換え客も含まれていることが主な理由として考えられる。GPS精度に関しては、高層ビルなど遮蔽物が多い梅田や東京の3エリアは「accuracyが10m以下」という条件で多くのデータが削られ、遮蔽物の多さによるGPS精度の違いが読み取れる。

表 3-2 データ抽出条件と目的、データ数、各駅の乗降客数

抽出条件	目的	抽出されたポイント数 (元データに対する割合)					
		渋谷	新宿	池袋	天王寺	難波	梅田
元データ		9,693,091 (100%)	21,696,749 (100%)	12,003,658 (100%)	7,598,367 (100%)	12,739,933 (100%)	9,758,800 (100%)
緯度・経度が 各対象地内に含まれる	対象地内のデータの抽出	166,345 (1.72%)	409,586 (1.89%)	201,812 (1.68%)	202,355 (2.66%)	373,915 (2.93%)	316,584 (3.24%)
移動速度が 0m/s以上2.5m/s未満	歩行・滞留データの抽出						
各エリア2000m四方内で 10回以上ログを取得	通過データの削除	126,714 (1.31%)	281,979 (1.30%)	155,008 (1.29%)	133,559 (1.76%)	221,415 (1.74%)	146,463 (1.50%)
駅周辺 (中心から400m四方)で 1回でもログを取得	駅周辺の回遊データの抽出						
accuracyが 10m以下	屋外データの抽出	6,103 (0.06%)	12,416 (0.06%)	5,605 (0.05%)	8,502 (0.11%)	28,356 (0.22%)	8,548 (0.09%)
dailyIDの数（端末数）		1,849	3,827	1,985	1,829	3,911	2,315
駅の乗降客数（/日）		約331万人	約355万人	約265万人	約74万人	約80万人	約231万人

※乗降客数は東京都統計年鑑²⁹⁾及び大阪府統計年鑑³⁰⁾記載のデータに基づき計算した。

ここで、屋外データの抽出の際には **accuracy** という GPS 精度に関する項目を用いた。この項目は、GPS 測位の水平方向の精度を示すため正の緯度経度が取りうる範囲を円で表し、その半径をメートルで示したものであり、衛星の電波の遮断や、反射が起こる場所（室内やビル街等）の測位は、値が大きくなる傾向があるとされている。本研究で対象地とした大規模ターミナル駅周辺は高層ビルが多く、GPS 精度が低いデータも含まれていた。更に本研究では基本的には屋外を歩く歩行者を対象に研究を行っている。そこで、**accuracy** による抽出条件を設けた。その際、どの程度の GPS 誤差までを許容するかを、天王寺エリアのデータを用い、**accuracy** の値を変化させ、地図上でのプロット（図 3-8～図 3-13）を見て判断した。図を見ると、**accuracy** の範囲を小さくすればするほど建物内でのプロットが減っていることがわかる。本研究では **accuracy**10m 以下を条件として採用することとした。

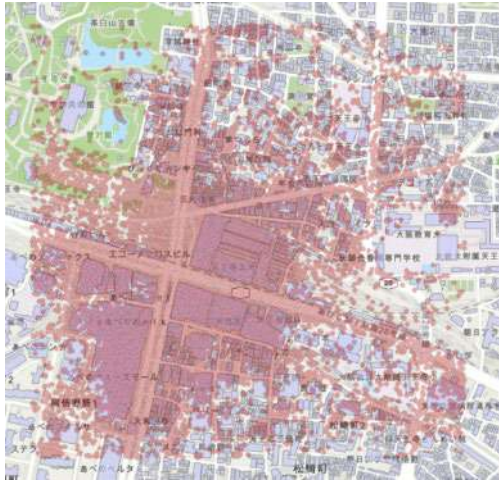


図 3-8 accuracy 制限なし
(n=133, 559)



図 3-9 accuracy $\leq 20m$
(n=85, 128)

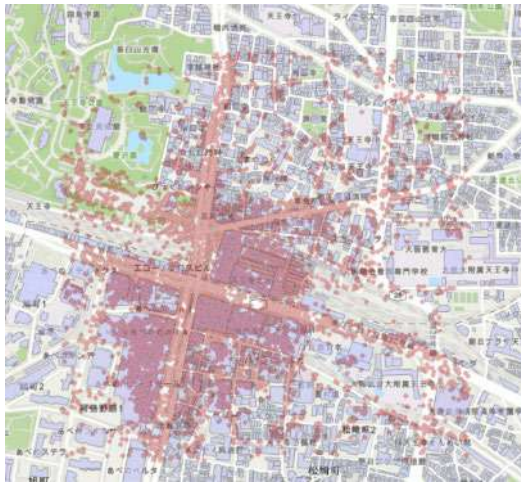


図 3-10 accuracy $\leq 15m$
(n=57, 225)



図 3-11 accuracy $\leq 10m$
(n=8, 502)

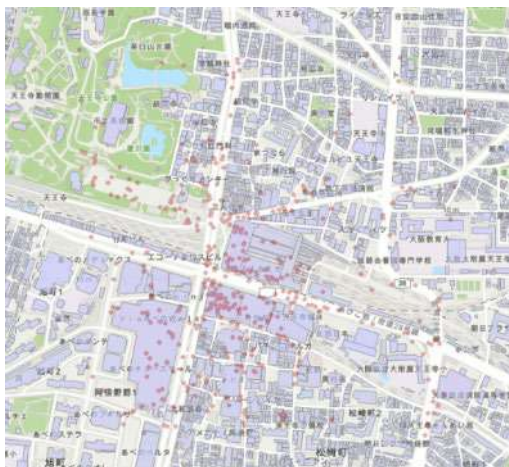


図 3-12 accuracy $\leq 5m$
(n=1, 072)



図 3-13 accuracy $\leq 1m$
(n=6)

3.1.3.2 データの抽出：群集状態の解析

渋谷ハロウィン、神戸ルミナリエのイベント時のデータを抽出するため、以下の図 3-14 のそれぞれ赤線に囲われた地域（四角形 ABCD）を対象エリアとし、表 3-3、表 3-4 に示す座標を用いて緯度経度情報からデータ抽出を行った。

表 3-3 渋谷 対象エリア指定 4 地点座標 表 3-4 神戸 対象エリア指定 4 地点座標

	緯度	経度
A	35.664343	139.693730
B	35.664343	139.702192
C	35.657422	139.693730
D	35.657422	139.702192

	緯度	経度
A	34.692701	135.183325
B	34.692701	135.197946
C	34.685885	135.197946
D	34.685885	135.183325

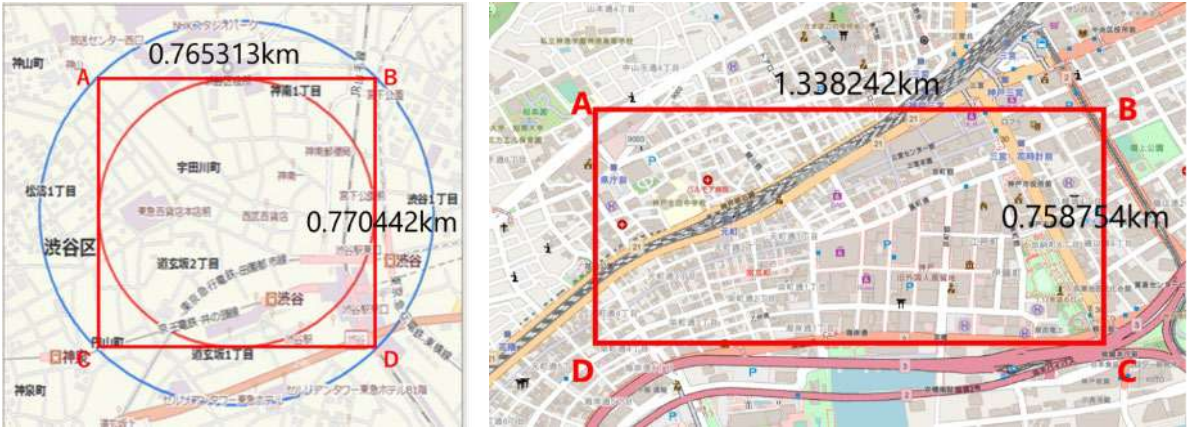


図 3-14 対象エリア（左：渋谷 右：神戸）

表 3-5 に 2019 年 10 月 31 日に東京都渋谷区にて取得されたデータと 2019 年 12 月 14 日に兵庫県神戸市中央区にて取得されたデータの統計情報を示す。

表 3-5 データの統計情報

	東京都渋谷区		神戸市中央区	
	対象エリア	区全体	対象エリア	区全体
取得日	2019/10/31		2019/12/14	
ログ数	106,294	736 万件	164,919	260 万件
端末数	11,112	4.3 万個	12,089	2.3 万個
取得率	-		3.33% ^{※1}	
速度データ取得数	736,85		112,620	
速度データ取得率	69%[1:4.3% 2:95.7% ^{※2}]		68%[1:30.6% 2:69.4% ^{※2}]	
端末別取得ログ数	約 3 割の端末 1 回 ^{※3}		約 1.6 割の端末 1 回 ^{※3}	
取得間隔	9 割以上が 10 分以内 ^{※4}		9 割以上が 10 分以内 ^{※4}	
Accuracy	平均 557.3 (m)		平均 318.5 (m)	
端末 OS	iOS 21.2%/Android 78.8%		iOS 51.0%/Android 49.0%	

※1：取得取得率に関しては、渋谷ハロウィンについては主催者のいない不特定なイベントであり、正確なイベント参加者数が把握できないため、取得率は算出することができなかった。一方、神戸ルミナリエに関しては公式のホームページより 12 月 14 日の参加者数は約 283,000 人と分かっている。したがって、この値と端末数より取得率（約 3.33%）を算出した。

※2：速度データに関しては、速度データを取得した割合は渋谷対象エリアでは 69%(736,85/106,294)、神戸対象エリアでは 68%(112,620/164,919)であった。更にモバイルプローブデータの速度データ取得方法は、「1.端末が衛星機から受け取る電波の周波数の変化により算出」、「2.2 点間の位置と時間より算出」の 2 種類ある。1 の取得方法で得られた速度データは渋谷では特に少なかった。これは渋谷対象エリア内がセンター街（経路 A）等、高層ビル群に囲まれた周波の通りにくい場所であったためと推察する。また、上記の通り、特定のアプリをインストールした全ての端末の位置情報が記録されているため、歩行者以外にも自動車、公共交通期間の利用者のログデータも含まれている。本研究においては群集行動、歩行者のログデータのみを取り扱うため、モバイルプローブデータ内の速度データが 3.0(m/s)以下のログデータを歩行者のデータとみなし、データ抽出を行った上で本章以降の分析は行った。

※3：モバイルプローブデータは端末毎に一日毎に切り替えられるデータ ID が割り振られる。このデータ ID から対象エリア別に端末毎の取得ログ数を算出した(図 3-15、図 3-16)。図 3-15、図 3-16 より、どちらの対象エリアにおいても取得ログ数が 1 回のみの端末が多く割合を占めていることが分かった。



図 3-15 端末別ログ数（渋谷）

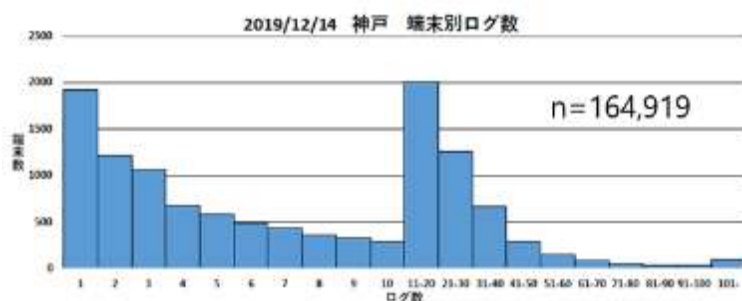


図 3-16 端末別ログ数（神戸）

※4：データ ID から対象エリア別に端末毎のログの取得間隔を算出した（図 3-17、図 3-18）。図 3-17、図 3-18 より、モバイルプローブデータを取得する端末の約 9 割以上が 10 分以内の時間間隔でログが取得されていることが分かった。1 分未満の間隔で取得される端末もある程度の割合で確認された。

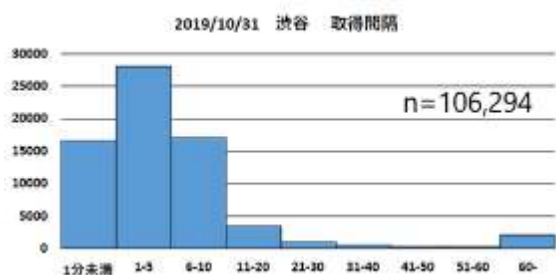


図 3-17 ログ取得間隔（渋谷）

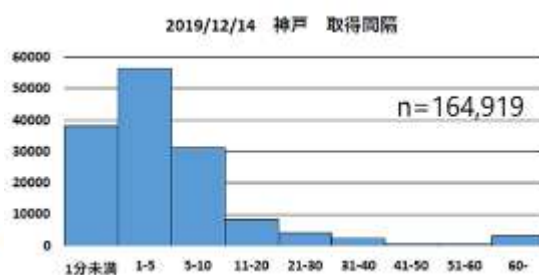


図 3-18 ログ取得間隔（渋谷）

3.1.4 モバイルプローブデータの分析方法

3.1.4.1 モバイルプローブデータの分析方法：群集状態の解析

図 3-19 のようにイベント対象地毎にエリアを設定したうえで各イベント時のモバイルプローブデータ(GPS)を人流解析ソフト‘Mobmap’を用いて各エリア間の通過速度を抽出し、1 時間単位で各経路の平均歩行速度を算出した。

Mobmap による抽出とは、具体的には地図上の 2 地点を選択し、それを結んだ直線上において入力したデータ内で時間内にどちらの方向に何個のデータが移動したのか、そして通過した際の各データの通過速度が分かる“ラインゲート”という機能を用いて 1 時間毎の各エリア間・経路毎の平均速度を算出する。更に現地調査の追跡調査から得た実際の歩行速度を用いてモバイルプローブデータ内の速度データの精度を検証した。

また 3 章でも述べたが、本研究においては群集行動、歩行者のログデータのみを取り扱うため、モバイルプローブデータ内の速度データが 3.0(m/s)以下のログデータを歩行者のデータとみなし、データ抽出を行った。



図 3-19 各リンク経路・エリア設定（人流解析ソフト Mobmap）

3.2 歩行者交通量に関する解析

3.2.1 歩きやすさを表す指標

3.2.1.1 Space Syntax 理論に基づく Int 値

Space Syntax 理論（SS 理論）とは、1984 年にロンドン大学 UCL の Bill Hillier らによって提唱された、幾何的な空間や街路の繋がり方を定量的に分析する理論である。SS 理論の解析手法の一つであるアクシャル分析を用いて算出される Int 値は、空間的なアクセスのしやすさや界限性を表す指標である。つまり、Int 値が高い場所は途中経路として選ばれやすく、日常的に多くの人が通ることが想定される。

3.2.1.2 Int 値算出方法

はじめに、街路と敷地からなる都市空間に対して線形化を行い、（線形化の方法は 3.2.1.3 にて記載する）Axial Map と呼ばれる線形化された都市空間に置き換える（図 3-20 の 1~3）。次に、Axial Map をノードの集合に変換し、ノードを頂点、隣接関係をリンクに対応させた図 3-20 の 4 のようなグラフで表す。そして、図 3-20 の 5 のように任意の頂点から、移送距離である深さ（Depth）ごとに到達できるノード数が整理される。これより平均深さ MD（Mean Depth）が求められる。この MD を用いて、式(1)から RA（Relative Asymmetry）が求められる。ここで、 k は頂点の総数である。この RA 値が小さければ、その位相の視点からより中心に近いといえる。RA 値は規模を表す k の値に依存するので、規模による影響を取り除いて比較可能とした下記の RRA（Real Relative Asymmetry）を式(2)、式(3)により求める。更に、数値をより感覚的に理解しやすいように、式(4)によって RRA 値の逆数である Int 値を求める。また、MD を求める際に計算に含む深さ（Depth）、つまり対象とする頂点から何個先の頂点までを対象とするか、を目的や規模に応じて決める必要があるが、本研究では Depth = 5 として計算を行った（図 3-20 は Depth = 3 の例）。

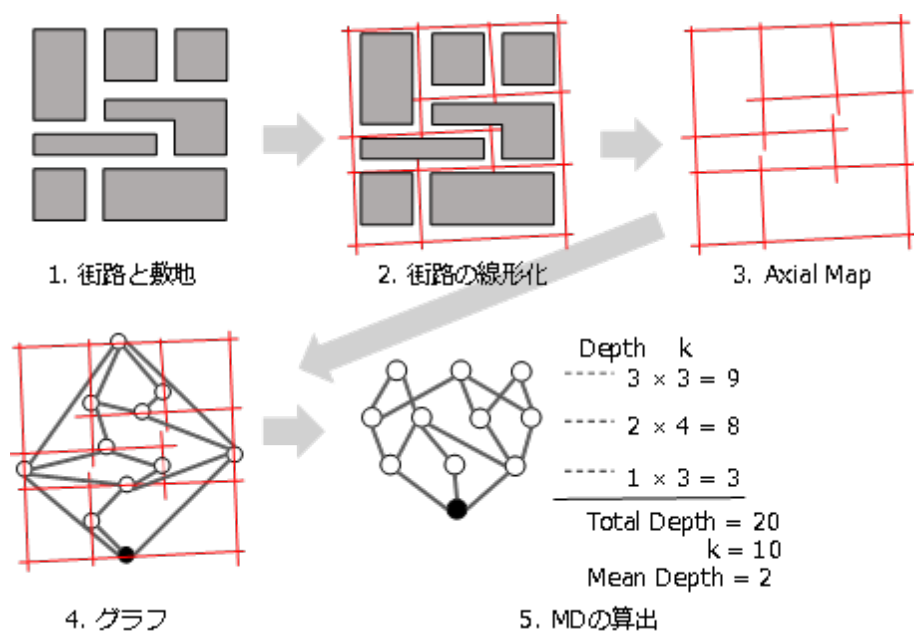


図 3-20 Int 値算出過程

$$RA = \frac{2(MD - 1)}{k - 2} \quad (1)$$

$$RRA = \frac{RA}{D_k} \quad (2)$$

$$D_k = \frac{2 \left[k \left\{ \log_2 \frac{k+2}{3} - 1 \right\} + 1 \right]}{(k-1)(k-2)} \quad (3)$$

$$Int = \frac{1}{RRA} \quad (4)$$

3.2.1.3 線形化の規則

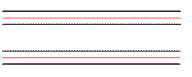
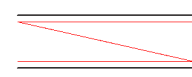
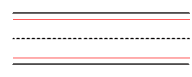
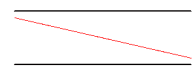
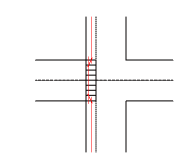
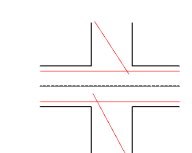
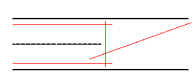
線形化の方法は、認知モデルと動線モデルの2種類が提案されている¹⁾。認知モデルでは、街路において「見える」範囲をひとつの空間として捉え、街路空間に「できるだけ長い軸」を「できるだけ少ない本数」ですべての場所を見尽くせるように線を描いていくものとなっている。つまり認知モデルでは、図3-21の左図のように車道や歩道といった区別はなく、建築物などに視界を遮られない限り1本の線で表されることとなる。一方、動線モデルでは、実際に歩行する際に必要な方向転換の様子を表すように、歩行空間内に「できるだけ長い軸」を「できるだけ少ない本数」ですべての歩行空間に到達できるように線を描いていくものとなっている。つまり動線モデルでは、図3-21の右図のように歩道や車道の区別、横断歩道の有無なども考慮したうえで線形化を行うこととなる。本研究では歩行者にとっての歩きやすさや接続性を数値化する狙いがあったため、より実際の歩行空間に即した線形化を行える動線モデルの考え方をもとに線形化を行った。



図 3-21 認知モデル（左）と動線モデル（右）

具体的な線形化の規則を表 3-6 に示す。基本的には同じ街路でも歩行者空間が充実している（歩行者専用道路である、歩道が整備されている、など）ほど多くの線を引くような規則を定め、できるだけ Int 値が高くなるように設定した。また、本研究では GPS が取得できる地上の街路上の歩行者を対象としているため、地下街や建物上の半屋外的な道は線形化の対象外とした。線形化の際には Google Map のストリートビュー機能を用いて実際の街路構成を確認した。

表 3-6 線形化の規則

分類	動線モデル	アクシャルラインの描き方
歩道両端		各歩道に沿ってアクシャルラインを引く。また、カラー舗装された路側帯も歩道とみなす。
歩道片方		歩道がある部分にアクシャルラインを引く。ただし、残る片方に路側帯が確保されている場合はそこにもアクシャルラインを引く。
歩行者専用道路		道路両端部分と、斜めに横断するようにアクシャルラインを引く。
その他車道 (中央線あり)		歩行者は横断できないものとして、両端にアクシャルラインを引く。
その他車道 (中央線なし)		歩行者は横断できるものとして、斜めに横断するようにアクシャルラインを引く。
横断歩道		横断歩道に達するまでに 1Step おいてアクシャルラインを引く。
中央線がある道路 と交差する交差点		中央線を貫通せずに、アクシャルラインを 2 本に分けて引く。
異なった形状の 街路の結合点		それぞれの線に交わるように新たにアクシャルラインを引く。

※その他の空間の線形化

入口の明確な公園は、各入口を繋ぐようにアクシャルラインを引く。明確な入口のないものは、他のアクシャルラインをそのまま通過させる。また、公園内に遊歩道がある場合はそれに従ってアクシャルラインを描く。

また、階段がある場合はその個数毎に 1Step おいてアクシャルラインを引く（個数がわからない場合は 10Step とした）。

3.2.2 分析フロー

歩行者交通量に関する解析の分析フローを図 3-22 に示す。

モバイルプローブデータを用いて、交通行動に関する分析と交通量に関する分析を行った。交通行動に関する分析では、一人一人の動きに着目し、一人当たりの移動幅・面積を算出し、エリア間で比較した。そうすることで、各エリアでの歩行者の交通行動の特徴を見た。交通量に関する分析では、地図上にデータをプロットし、更に密度やヒートマップを作成することで、どのような場所に歩行者が集まっているのかを表した。

歩行者交通量と犯罪・交通事故の関連性や歩行者に影響を与える街路要因を明らかにするため、ポアソン回帰分析を適用し、統計的にその関連性に関する評価を行った。

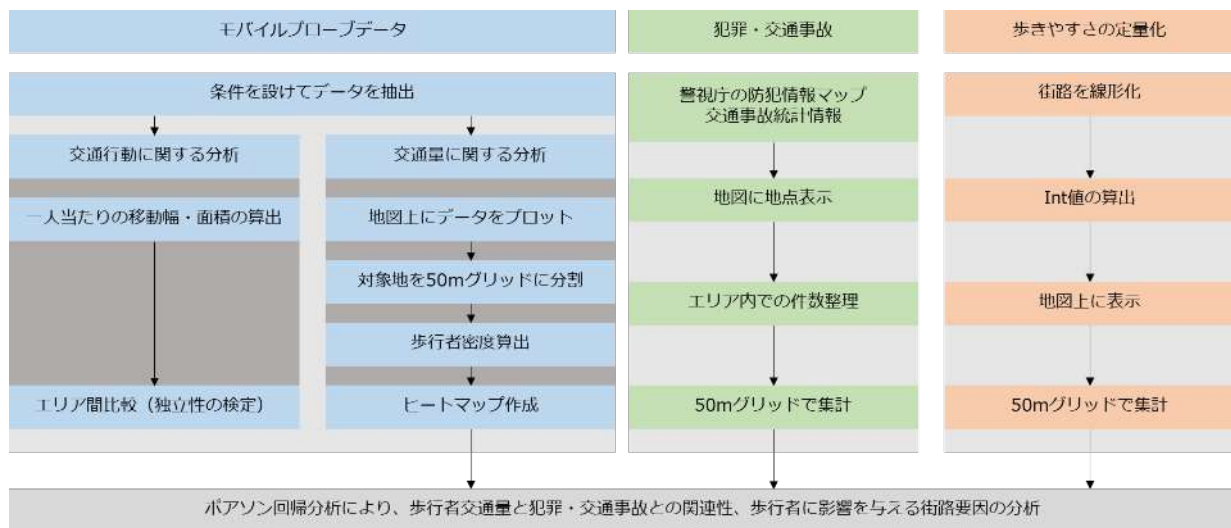


図 3-22 分析フロー（歩行者交通量に関する解析）

3.3 群集状態の解析

3.3.1 CSRNet を用いたビデオ動画解析

3.3.1.1 CSRNet とは

群集の監視や制御を目的とした、混雑状態における人数推定に関しては数多くの研究が進んでおり、それらは検出ベースモデル・回帰ベースモデル・密度推定モデルの大きく 3 つのカテゴリに区分される。検出ベースモデルとは従来の HOG ベースの検出器や、YOLO や RCNN のような深層学習ベースの検出器を使うことができる、いわゆる物体検知である。しかし、この手法は群集シーンでの人と人との重なりによる影響が大きく、群集人数推定には適しているとは言えない。続いて、回帰ベースモデルであるが、この手法は元の画像からいくつかの特徴を抽出し、機械学習モデルを用いて抽出した特徴を数値的に捉え、人数推定を行う。しかし、この手法を用いて群集人数推定を行う場合、そのスケールに適した特徴を分析する必要性があり、最適化が難しく計算量も膨大になるという欠点がある。

そこで、本研究で、近年注目を浴びるディープラーニング（深層学習）を用いることで、歩行者の分布から密度マップを作成し、その上で群集人数推定を行う密度推定モデルを用いることとする。深層学習の技術が進む近年においては上記 3 つの手法のうち、この手法が群集人数推定の分野において最も主流の手法となっている。

そしてこの密度推定モデルの中でも比較的新しく、かつ特に高密度なシーンにおいても精度が確認されている Yuhong Li ら³¹⁾が提案する拡張畳み込みニューラルネットワーク：CSRNet を本研究では採用した。この他にも M-SFANet や SegNet 等、CSRNet とカウント精度のみの観点で比較した場合、より精度の高いネットワークモデルはいくつか開発されている。しかし、その反面、CSRNet はネットワークの複雑さを極力制限し、より純粋な畳み込み構造とすることで、追加学習が比較的容易となるようなネットワークモデルである。この追加学習の容易さを考慮した上で、本研究では CSRNet を採用した。

データセットは Yuhong Li らの既往研究で使用された web 上で誰でも入手可能なオープンデータと同様のデータセットを用いた。また、今回人数推定を行う動画に関しては、上記の既存のデータセットとは画角の要因により、壁や店舗等が画像を占める部分がある点異なる。したがって、本研究では渋谷センター街（図 2-5 の①地点）にて撮影した動画からランダムに 10 枚の瞬間画像を切り出し、歩行者の頭部のアノテーションを行い、追加学習用データセットとして用意した（表 3-7）。そして表 3-7 にある既往研究の学習用データセットに加え、10 枚の撮影した画像を追加学習させることでパラメータを更新し、これらを用いて次の分析を行った。

表 3-7 CSRNet 学習データセット一覧

学習用データセット	ShanghaiTech Dataset A	482 枚
	ShanghaiTech Dataset B	716 枚
追加学習用データセット	渋谷センター街（図 2-5 ①地点）	10 枚

3.3.1.2 分析方法

まず、渋谷センター街（図 2-5 の①地点）にて撮影した動画について解析を行う。渋谷センター街（図 2-5 の①地点）の動画について、1 枚/秒単位で画像データとして切り出し、これら 1 人/1 秒の人数推定を行う。なお、本論文においては以下の図 3-23 のように画角の一部のトリミングした場所のみの人数推定を行うことで、交差点を除いた単路部の密度を推定する。これはあくまで 1 本の経路における交通密度や歩行速度について算出を行うことを目的とし、他の枝分かれした経路やそれに交わる交差点等を通過する歩行者を排除するためである。

次に、投影変換を用いて画角内の歩行空間の面積を算出する。そして上記より求めた推定人数を面積 A_0 で割ることで 1 秒単位の推定人数より歩行者密度 K を求めた。

更に、毛利ら³²⁾が実測調査の結果より算出した、密度の値によって 2 パターンに区分された密度-速度関係式（式(5), (6)）ならびに吉岡ら³³⁾が提案した通行目的に応じた密度-速度関係式（式(7)）、これら既往研究にある関係式を用いて上記の方法でビデオ動画解析より得た歩行者密度 K から歩行速度 V を 1 秒単位で推定した。そしてこれらの値を 30 分単位で集計し、平均歩行速度 $\bar{V}$ を算出した。

なお、トリミングした 1 枚/1 秒の画像を 30 分単位でランダムに 20 枚ずつ抽出し、目視でカウントすることで単路部に写る順走歩行者数ならびに全歩行者数を求め、これらの値から順走割合 α も算出した。そしてこれらについても平均値を算出することで平均順走割合 $\bar{\alpha}$ を求めた。

$$V = -0.204 \times K + 1.48 \quad (K < 1.5) \quad (5)$$

$$V = 1.32 \times \log(9.16/K) \quad (K < 1.5) \quad (6)$$

$$V = 1.35 - 0.38 \times K \quad (7)$$



図 3-23 画像のトリミング位置

3.3.2 分析フロー

群集状態の解析の分析フローを図 3-24、図 3-25 に示す。

まずは図 3-24 の分析フロー1の流れに従い、対象イベント時の追跡調査結果・ビデオ動画解析結果を用いて交通工学の観点に基づき、モバイルプローブデータ内の速度データの精度検証を2方向から行い、データの有用性について調べた。

そして、上記の精度検証を踏まえた上で、図 3-25 の分析フロー2の流れに沿って、有用性があると判断したモバイルプローブデータの速度データを主軸に新たな可視化手法”MTS図(メッシュ型 Time-space 図)”を作成・提案を行い、かつその図から見える情報について一般化線形モデルを用いて評価を行った。



図 3-24 分析フロー1（群集状態の解析）

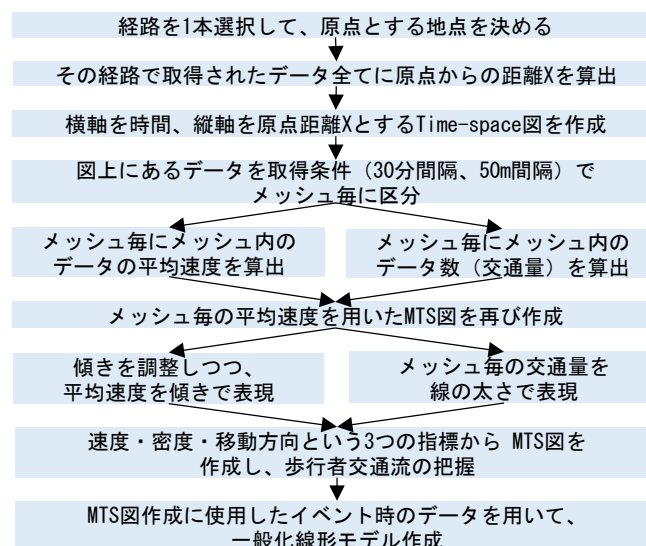


図 3-25 分析フロー2（群集状態の解析）

第4章 分析結果：歩行者交通量に関する解析

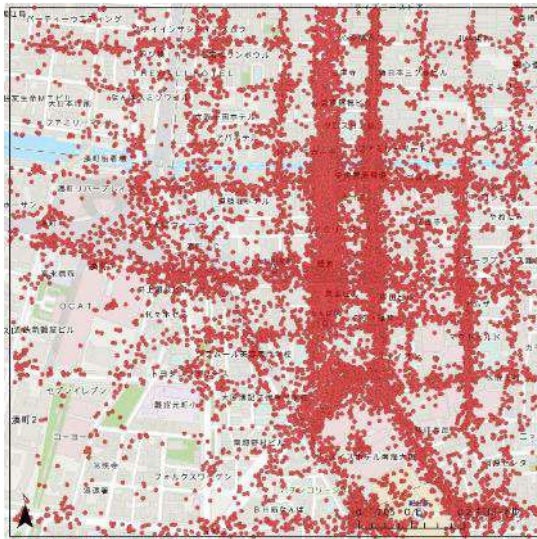
4.1 歩行者の交通量及び交通行動の比較

4.1.1 歩行者交通量の可視化

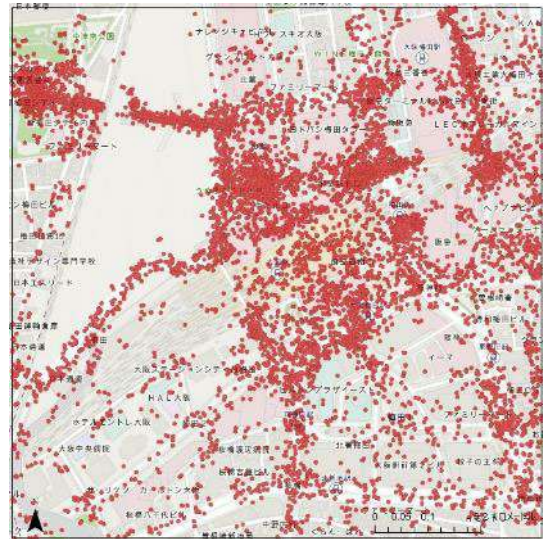
抽出された MPD を地図にプロットしたもの（歩行者分布図）を図 4-1 に示す。

どのエリアも駅の入出口周辺や主要幹線道路沿いに点が多くプロットされていることが確認できた。渋谷については、スクランブル交差点周辺に非常に多くの点がプロットされており、そこから多くの商業地が位置する北方向や北西方向、西方向へと点が分散している様子がわかる。新宿については、駅の北側に歩行者が多いことがわかる。池袋については、東側に連続して多くのプロットが続いている道が確認された。これは、対象範囲外にある大型商業施設「サンシャインシティ」までの道のりとなっており、その影響が考えられる。また、駅西側の池袋西口公園に多くのプロットが確認された。一方、駅南東側の南池袋公園ではそこまで多くのプロットは見られなかった。天王寺については、駅の南方向に特に多くのプロットが確認できる。これは、駅の南方向にあべのキューズモールやあべのハルカスといった大型商業施設が密集していることが理由の一つとして考えられる。また、駅北西方向に位置する「てんしば」という公園にも多くのプロットが確認され、滞留スポットとなっていることがわかる。難波に関しては、南北方向のプロットが多く、特に御堂筋と心斎橋筋商店街に沿った街路沿いでその傾向は顕著に表れている。更に、南海難波駅前の交差点に多くの点がプロットされているのが確認できる。難波エリアは格子状に街路が広がるが、東西よりも南北方向の方の街路でのプロットが多く、南北方向の移動が多くなされていることが予想される。梅田に関しては、駅周辺の商業施設のほかにも、駅から離れた場所にある駅北西に位置する梅田スカイビルでのプロットが多いことがわかる。また、現在駅北西部はうめきた 2 期の工事中であり、梅田スカイビルまでの道が限られているため、その道でも多くのプロットが確認された。

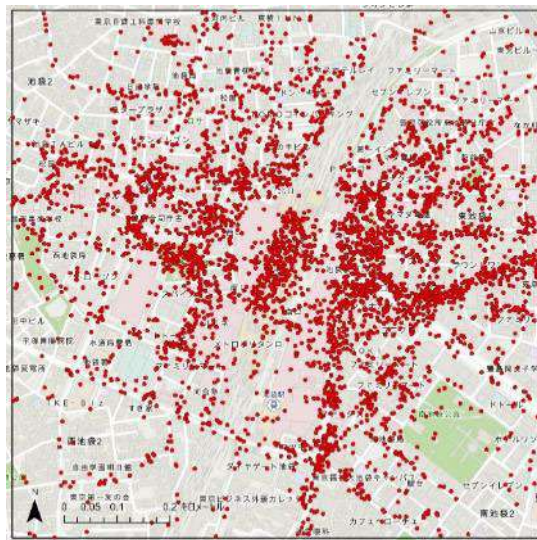
このように、MPD からでも実際の感覚とおおむね一致するような形で歩行者の交通量を示すことができた。



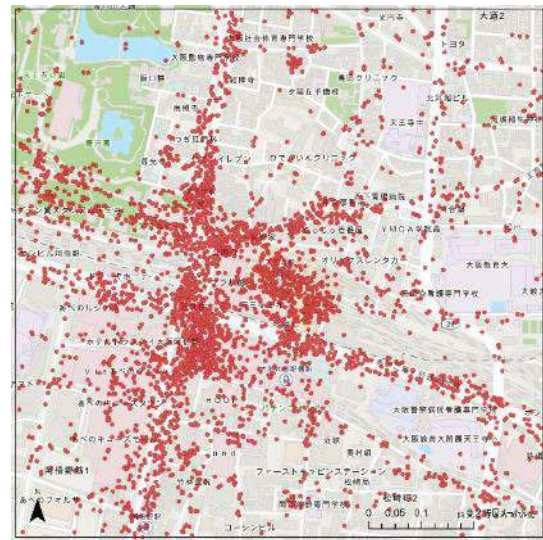
難波



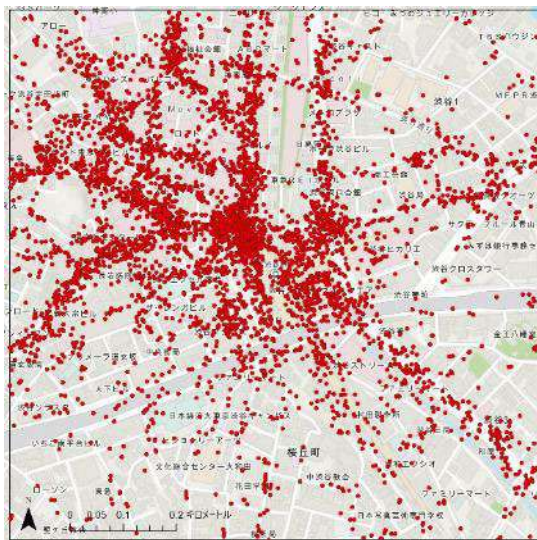
梅田



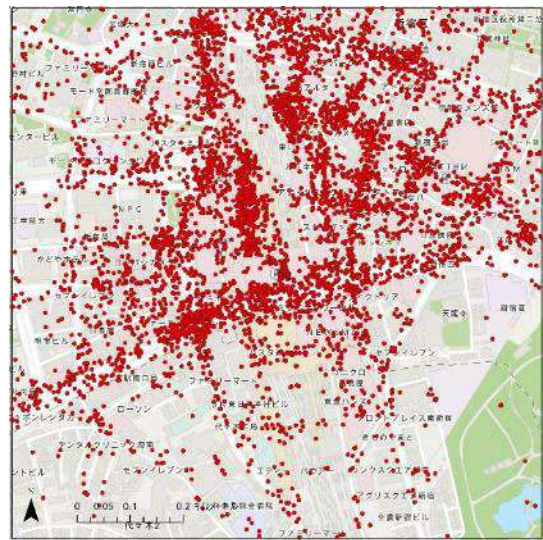
池袋



天王寺



渋谷



新宿

図 4-1 歩行者分布図

次に、各エリアでの歩行者の混雑状況を可視化させるため、1km 四方の各エリアを 50m 四方の 400 個のグリッドに分割し、式(8)を用いて歩行者密度を計算した。

$$\text{歩行者密度}[\text{‰}] = \frac{\text{各 50m グリッドでの MPD 取得数}}{\text{エリア全体の MPD 取得数}} \times 1000 \quad (8)$$

表 4-1 は算出結果の統計情報を、図 4-2 は、各エリアの高密度な上位 10 グリッドの推移を表している。

表 4-1 歩行者密度の最大値・最小値・標準偏差

	渋谷	新宿	池袋	天王寺	難波	梅田
最大値[‰]	70.13	37.84	69.76	24.94	24.12	25.62
最小値[‰]	0	0	0	0	0	0
標準偏差[‰]	5.23	3.90	5.41	3.99	3.45	3.37

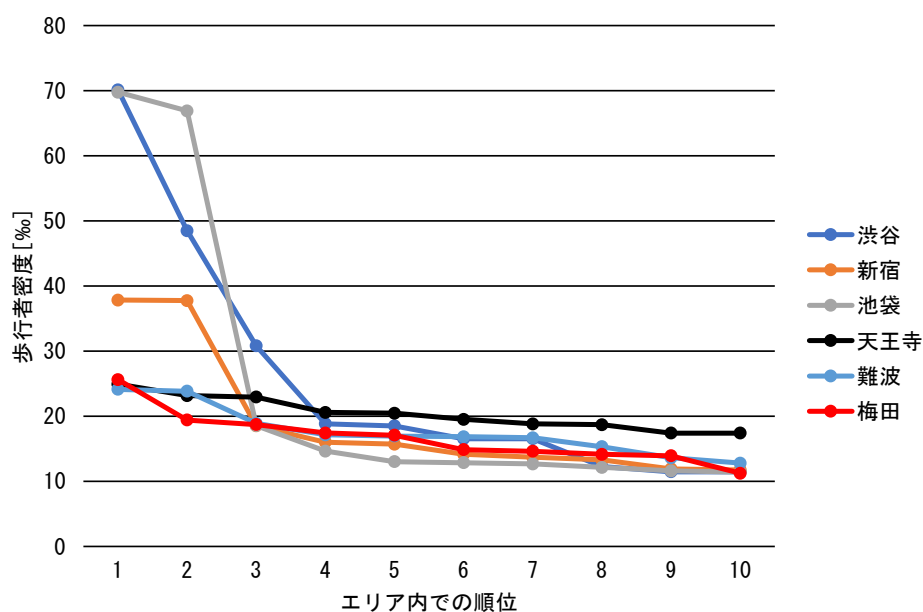
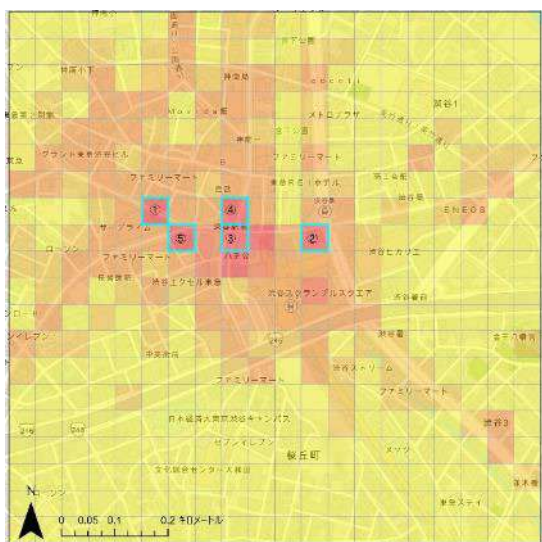


図 4-2 各エリアの高密度な上位 10 グリッドの推移

表 4-1 より、渋谷と池袋の最大値が比較的大きいことがわかる。また、図 4-3 を見ても、東京での上位 2 グリッドでの歩行者密度が特に他のグリッドと差をつけて大きいことがわかる。このことから、東京、特に渋谷と池袋の歩行者の密集度合いが高く、偏った場所に歩行者が集まりやすいことが考えられえ。一方で、各エリアで最小値 0‰となり、歩行者が観測されなかったグリッドがあったことがわかる。

そして、算出した歩行者密度を用いて、各エリアでヒートマップを作成した（図 4-2）。

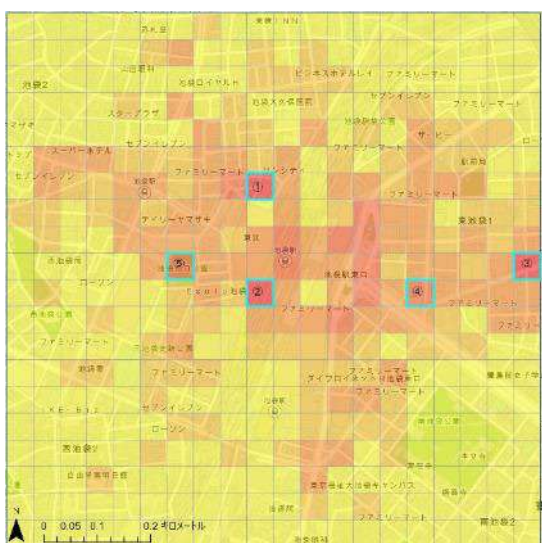
ヒートマップを見ても、渋谷では北西側に歩行者が多いことや、難波では御堂筋の南北軸に沿って高密度な場所が広がっているなど、歩行者分布図で確認できたような歩行者の特徴が表れていることがわかる。



渋谷



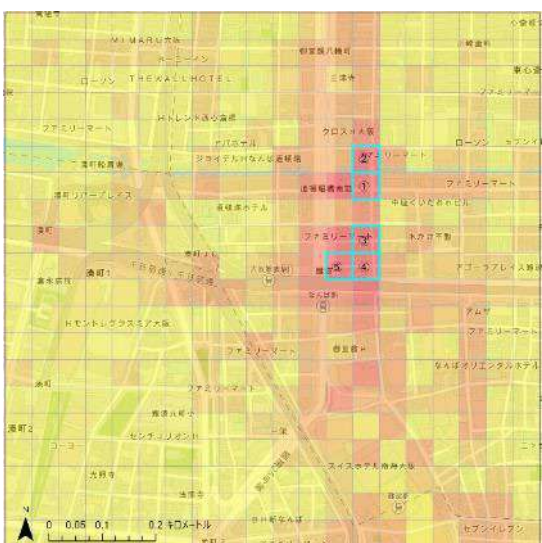
新宿



池袋



天王寺



難波



梅田

歩行者密度 [%]

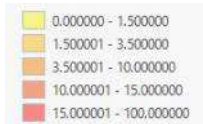


図 4-3 歩行者ヒートマップ
(密度 Top5 は数字で表している)

4.1.2 歩行者の交通行動の可視化

歩行者の交通行動に着目した分析を行うために、以下の方法で歩行者 1 人当たりの東西の移動幅 X と南北の移動幅 Y 、そしてそれらを掛け合わせた移動面積 XY を算出した。

- ① データ項目に含まれる緯度・経度を平面直角座標系に変換する。
- ② 各データ ID における最東端の点、最西端の点、最北端の点、最南端の点を特定する。(図 4-4 の 2)
- ③ 東西の移動幅 $X = |(\text{最東端の点の } x \text{ 座標}) - (\text{最西端の点の } x \text{ 座標})|$
南北の移動幅 $Y = |(\text{最北端の点の } y \text{ 座標}) - (\text{最南端の点の } y \text{ 座標})|$
として移動幅 X 、 Y を求める。(図 4-4 の 3)
- ④ 移動面積 $XY = (\text{東西の移動幅 } X) \times (\text{南北の移動幅 } Y)$
として移動面積 XY を算出する。(図 4-4 の 4)

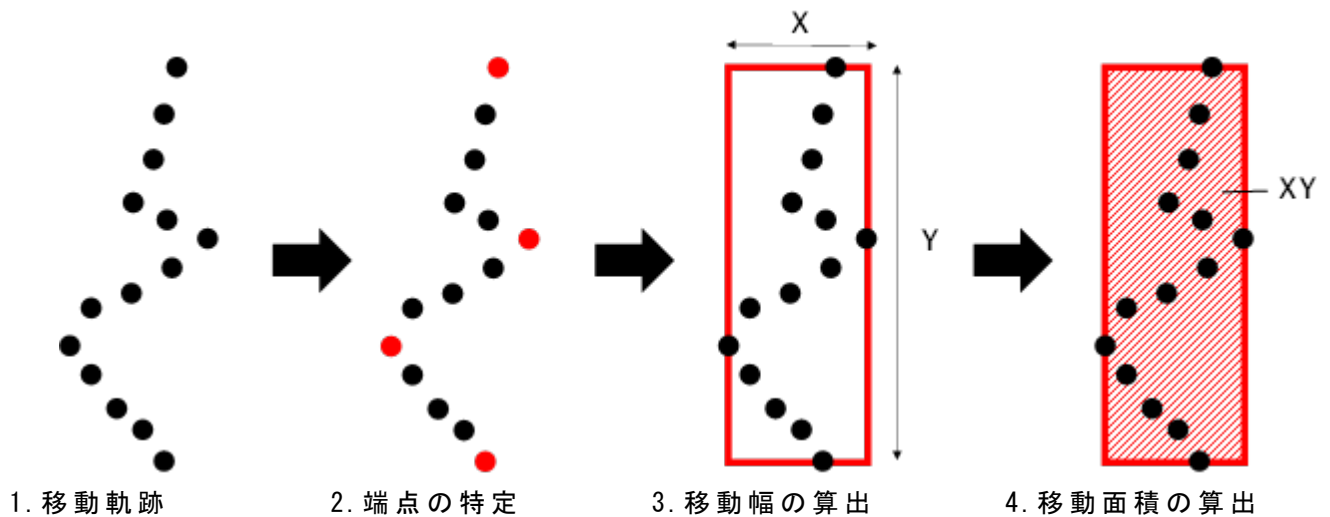


図 4-4 一人当たりの移動幅・移動面積の算出

算出した X,Y,XY の構成率及び独立性の検定、クロス集計の残差分析の結果を図 4-5～図 4-7 に示す。また、X,Y,XY の各エリアの平均値を図 4-8 に示す。

独立性の検定結果は X,Y,XY すべてで 1%有意となり、エリアによって特徴が異なることが示された。

構成率を見ると、東京の 3 エリアは大阪の 3 エリアに比べ X と Y の 0～200m の割合が高く、また、XY も $0\sim 0.4\times 10^5\text{m}^2$ の割合が高くなっていることが読み取れる。また、平均値を比較しても東京の X,Y,XY の値は大阪に比べ小さいことが読み取れる。これは、東京では比較的短い距離で歩行者の移動が終わる傾向にあると捉えることができる。その理由としては、東京は大阪に比べ対象エリアの中心に位置する駅の規模が大きく、その周辺で歩行者の目的が果たされ、結果的に移動幅や面積が小さくなったことが考えられる。一方、難波と梅田では XY の構成率の内、大きな値で割合が高く、広い範囲で歩行者が移動していることが結果として現れている。この理由は、難波では心斎橋筋商店街が南北に長く続き、歩行者にとって歩きやすく、接続性が高いと考えられる空間があることが考えられる。梅田では、歩行者分布図やヒートマップに表れていたように、駅から離れた場所にも梅田スカイビルという多くの歩行者の目的地となりうる商業施設が存在していることが理由の一つとして挙げられる。

6 エリアの中でも難波は他とは異なる移動幅の特徴が表れた。難波では X は 200～400m の割合が高く、そこまで東西の移動幅は大きくない一方で、Y は長い幅の割合が高いことが読み取れる。また、X と Y の平均値も他のエリアに比べ顕著にその差が表れていることがわかる。やはり難波では心斎橋筋商店街や御堂筋に沿った移動形態が多く、結果的に X が短く Y が長い南北縦長の特徴が表れたと考えられる。

このように、同じ大規模ターミナル駅周辺でも、商業地の立地状況や歩行者のための空間の存在といった街路構成の違いによって歩行者の動き方やその範囲が大きく異なることがわかった。

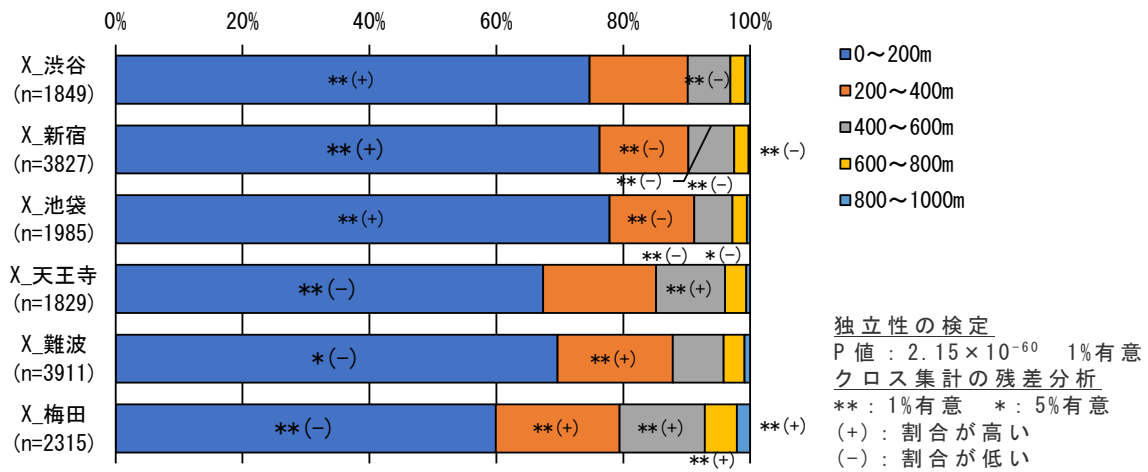


図 4-5 X の構成率

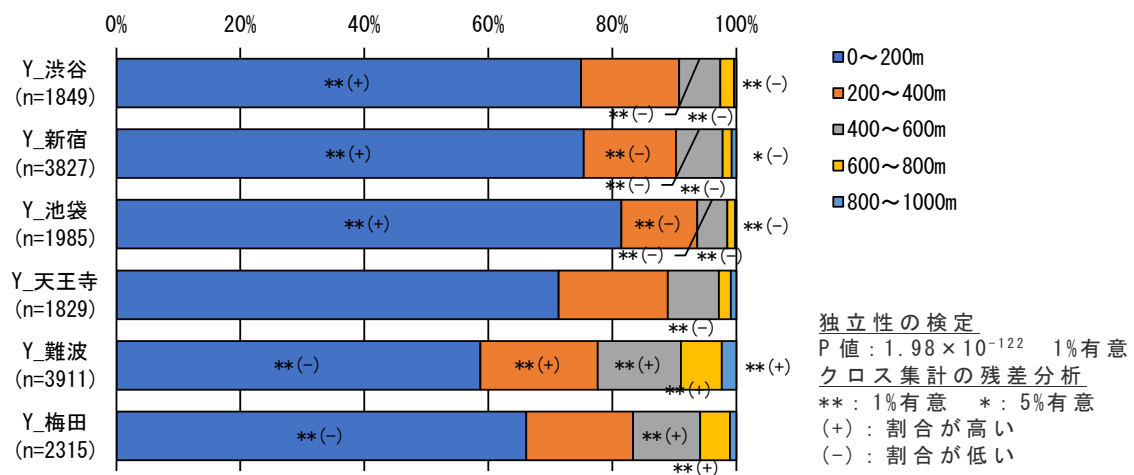


図 4-6 Y の構成率

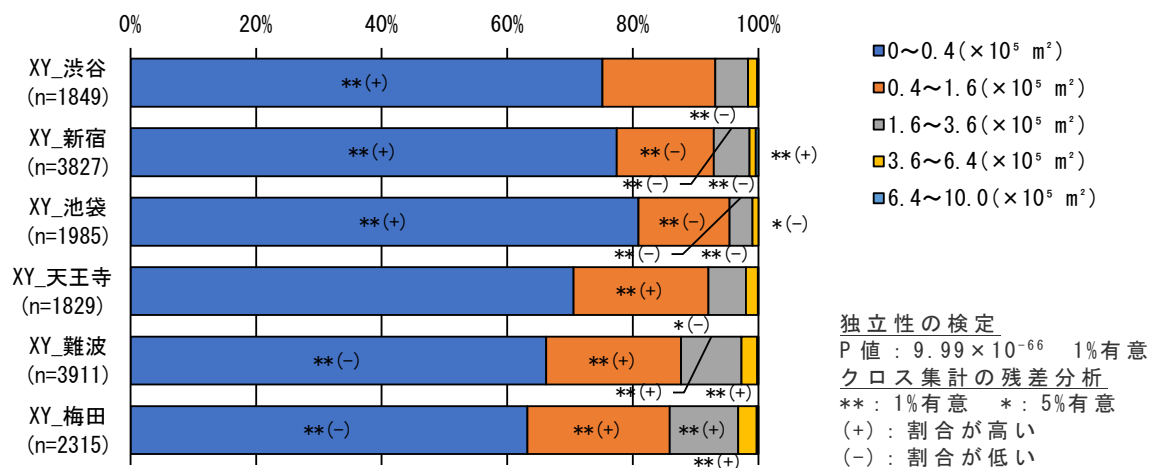


図 4-7 XY の構成率

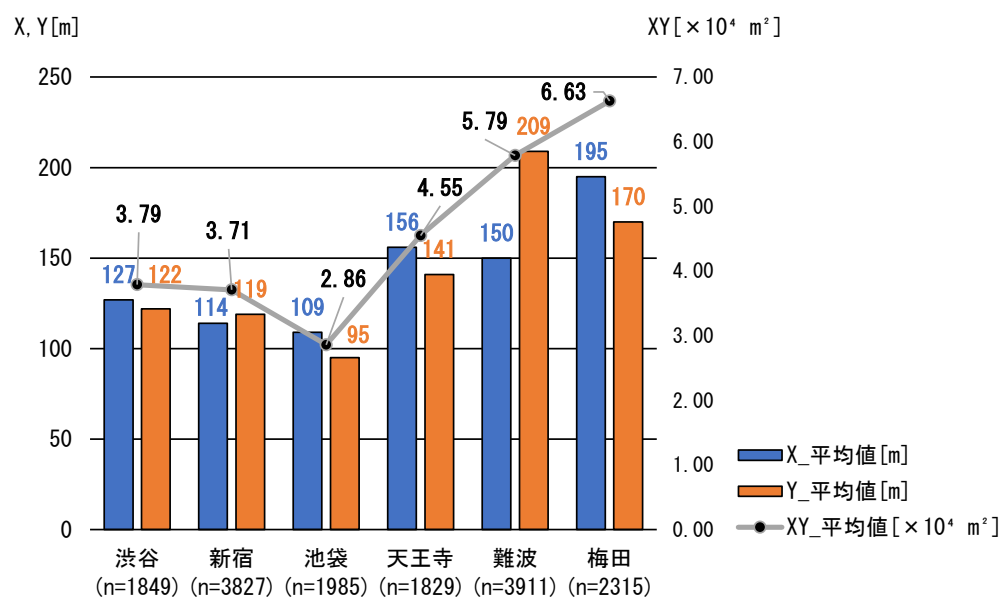


図 4-8 X, Y, XY の平均値

4.2 歩行者交通量と犯罪・交通事故の関係分析

4.2.1 犯罪と歩行者交通量の関係分析

警視庁の防犯情報マップ³⁴⁾を用いて、対象地内の犯罪の発生状況を整理した。ここで、大阪ではデータが得られなかったため、東京の3エリアのみで分析を行った。

図4-9、図4-10は対象地内の2021年の犯罪の発生状況を示したものである。

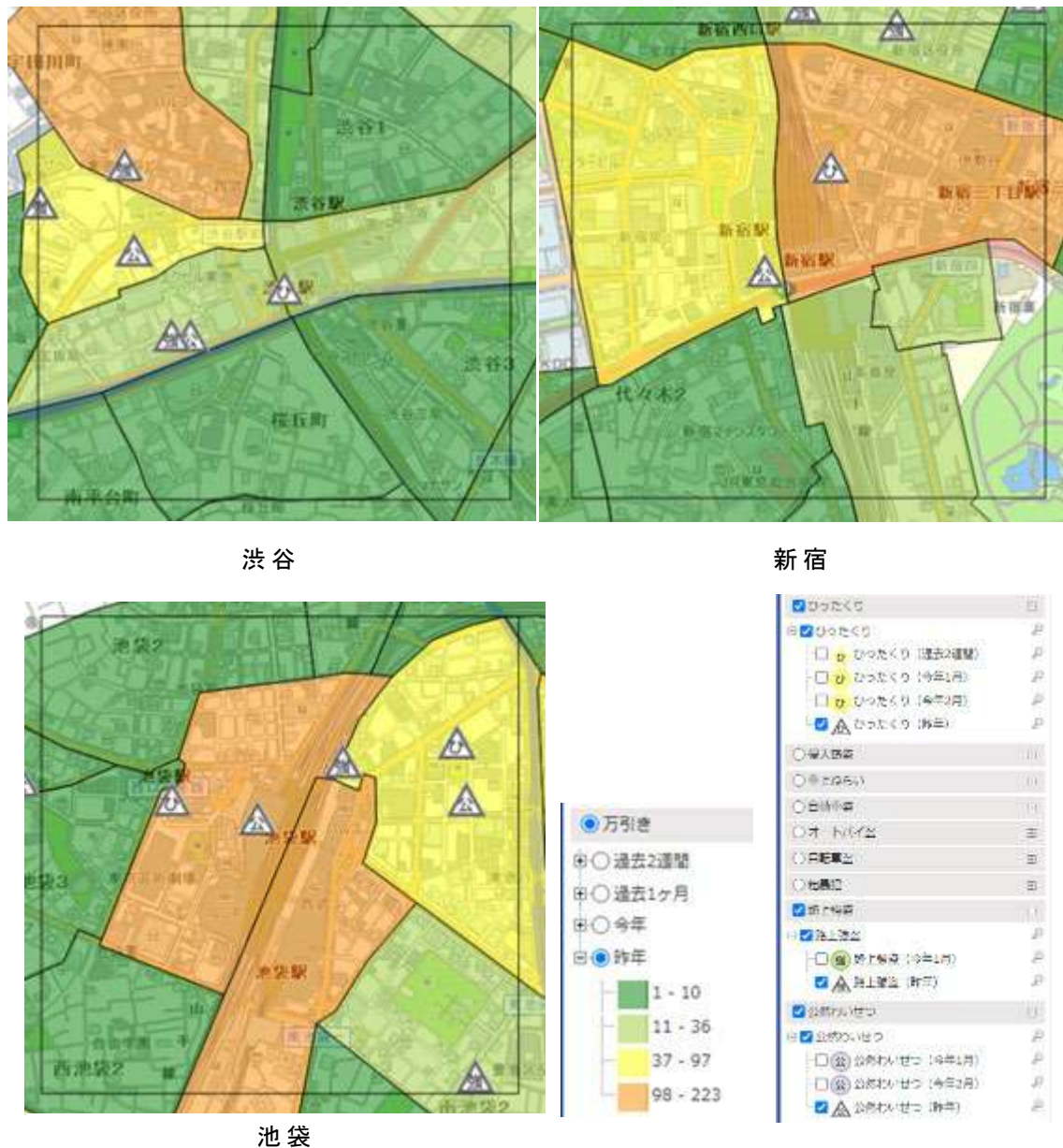


図4-9 万引き件数（背景色）＋地点（ひったくり、路上強盗、公然わいせつ）



渋谷

新宿



池袋



図 4-10 子供や女性の防犯情報：地点（子供/女性に対する声かけ等）

これらの犯罪件数のデータと MPD から得られた歩行者交通量のデータを用いて歩行者交通量と犯罪の関係性分析を行った。具体的には、50m グリッド内での 2021 年の子供/女性に対する声かけ等件数と 50m グリッド内での 2021 年のひったくり、路上強盗、公然わいせつ件数を目的変数に、50m グリッド内に含まれる MPD 数（歩行者交通量）を説明変数としたポアソン回帰分析を行った。その結果を図 4-11、図 4-12、表 4-2、表 4-3 に示す。

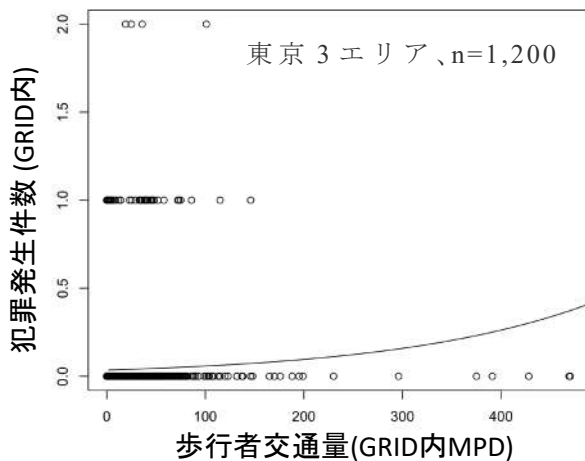


図 4-12 ポアソン回帰分析結果
（子供/女性に対する声かけ等）

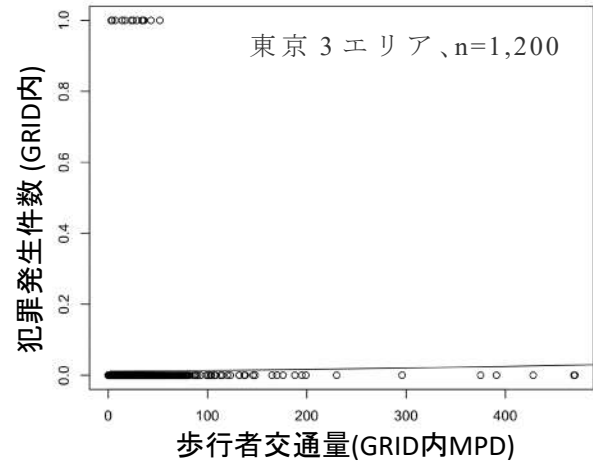


図 4-11 ポアソン回帰分析結果
（ひったくり、路上強盗、公然わいせつ）

「ひったくり、路上強盗、公然わいせつ」は歩行者交通量との統計的な優位性が認められなかった。一方で、「子供/女性に対する声かけ」と歩行者交通量との関係では統計的な優位性が認められた。このことから、主に歩行者交通量の多い街路沿いで「子供/女性への声かけ」が発生しており、歩行者交通が犯罪における Generators（機会提供）と Attractors（ターゲット）の要素になっている可能性があり、防犯の観点からも歩行者の安全対策の必要性が考えられる。

表 4-2 ポアソン回帰分析結果（ひったくり、路上強盗、公然わいせつ）

	estimate	Std. Error	z value
切片	-4.495	0.296	-15.183 **
歩行者交通量	0.002	0.005	0.376
Null deviance: 124.63 Residual deviance: 124.51			

* : $p < .05$, ** : $p < .01$

表 4-3 ポアソン回帰分析結果（子供/女性に対する声かけ等）

	estimate	Std. Error	z value
切片	-3.352	0.158	-21.151 **
歩行者交通量	0.005	0.002	2.828 **
Null deviance: 320.1 Residual deviance: 315.1			

* : $p < .05$, ** : $p < .01$

4.2.2 交通事故と歩行者交通量の関係分析

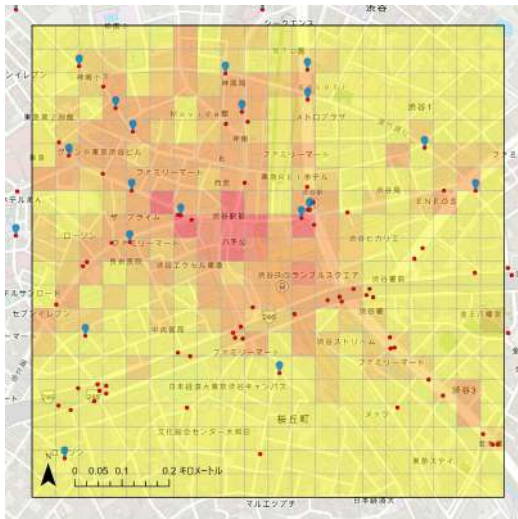
警視庁の交通事故統計情報のオープンデータ³⁵⁾を用いて、対象地内の交通事故の発生状況を整理した。

表 4-4 はエリア別の交通事故発生件数を、図 4-13 は対象地域内の 2019 年の交通事故発生箇所を図 4-3 のヒートマップ上に示したものである。

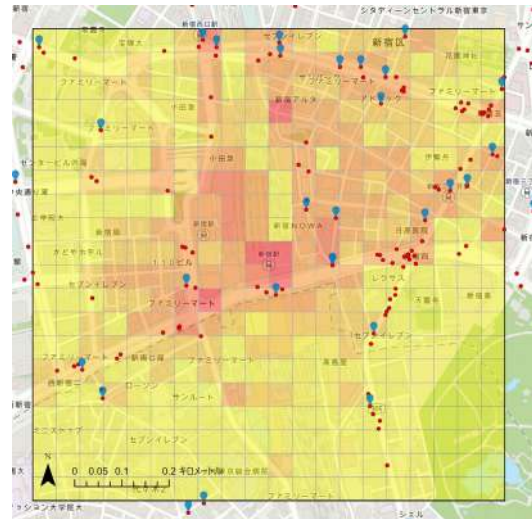
図 4-13 を見ると、主に駅周辺を通る幹線道路沿いで多くの交通事故が発生していることが読み取れる。また、交通事故の中でも人対車両の交通事故は、グリッドの密度（歩行者交通量）が高い地域で発生している傾向にあることが読み取れる。

表 4-4 エリア別交通事故発生件数

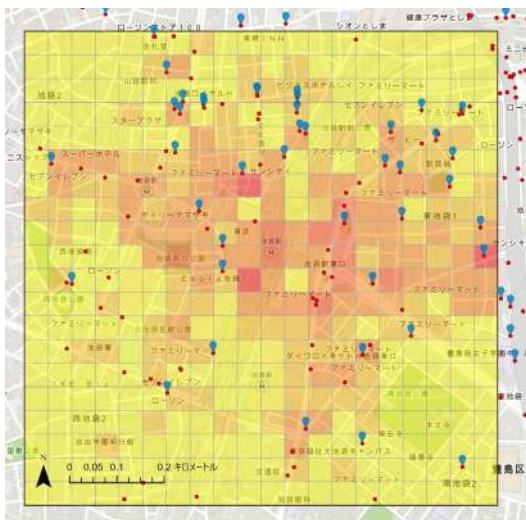
	渋谷	新宿	池袋	天王寺	難波	梅田
全交通事故 [件/年]	73	114	100	91	277	162
人対車両事故 [件/年]	18	26	42	13	64	27



新宿



池袋



池袋



天王寺



難波



梅田

図 4-13 歩行者交通量と人身事故発生状況



更に、50m グリッド内での 2019 年の人対車両の交通事故件数を目的変数に、50m グリッド内に含まれる MPD 数（歩行者交通量）を説明変数としたポアソン回帰分析を行った。その結果を図 4-14、表 4-5 に示す。

表 4-5 を見ると、歩行者交通量が正に 1% 有意となっている。このことから、統計的にも歩行者交通量が多い場所で人対車両の事故件数が増えることが示され、大規模ターミナル駅周辺の幹線道路沿いにおける歩行者・歩行空間を対象とした安全対策の必要性が考えられる。

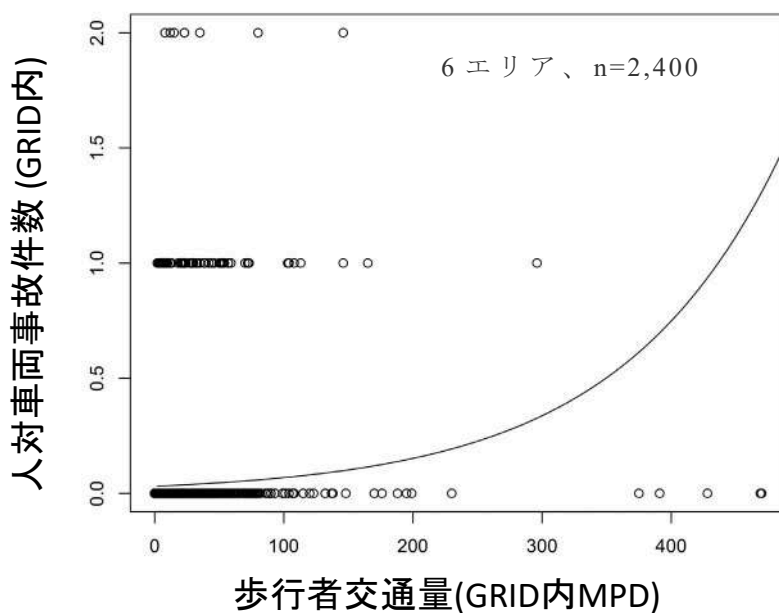


図 4-14 ポアソン回帰分析結果（人対車両事故）

表 4-5 ポアソン回帰分析結果（人対車両事故）

	estimate	Std. Error	z value
切片	-3.479	0.115	-30.173 **
歩行者交通量	0.008	0.001	7.693 **
Null deviance: 594.75			
Residual deviance: 566.56			

* : $p < .05$, ** : $p < .01$

4.3 歩行者交通量と歩きやすさの関係分析

4.3.1 歩きやすさの定量化

Int 値の算出結果を図 4-15 に示す。また、図 4-16 に算出した Int 値のヒストグラムと統計量を示す。

渋谷の Int 値算出結果を見ると、駅の西側とスクランブル交差点から北及び北西方向に沿った街路で Int 値が高くなっていることがわかる。つまり、渋谷ではスクランブル交差点を中心に北方向、北西方向、西方向に向かって歩行者にとって歩きやすい空間が広がっていると考えられる。一方で、駅の南方向は北方向に比べると全体的に Int 値は低い傾向にあることがわかる。この要因としては、長距離にわたって線路で東西が分離されていることや街路が交差する箇所が少なかった、つまり独立した街路が多いことが理由として考えられる。歩行者分布図（図 4-1）と比較すると、Int 値で高い値を示したスクランブル交差点から北方向の街路や、北西方向の街路周辺に多くの点がプロットされているのがわかる。

次に新宿の Int 値算出結果を見ると、駅の東西両方向、及び北東方向で Int 値が高い街路が広がっている。これは、歩道が整備された街路が格子状に広がっており、歩きやすく接続性が良い街路が多いからと考えられる。一方で、駅の南側は北側よりも街路が少なく、全体的に Int 値も低い傾向にあることがわかる。歩行者分布図（図 4-1）と比較しても、Int 値が高い街路周辺には多くの点がプロットされているのがわかる。

次に池袋の Int 値算出結果を見ると、南東の公園（南池袋公園）周辺や南西の街路、駅北部の街路で Int 値が高くなっている。また、図 4-16 より、標本分散をほかのエリアと比較すると最も低く、全体的に Int 値のばらつきは小さいことがわかる。一方、歩行者分布図（図 4-1）と比較すると、Int 値が特に高い場所で点が多くプロットされているわけではないことがわかる。

大阪の 3 エリアのヒストグラムを見ると、Int 値が 0.6~0.7 が突出しているのがわかる。これは、階段を描く際の線形化の規則として、「段数ごとに 1step おいてアクシャルラインを引く」となっていたが、この時の Int 値が 0.66 になるためである。つまり、大阪では特に歩道橋等の階段が多く、Int 値が 0.6~0.7 のものが突出して多くなる結果となった。

天王寺の Int 値算出結果を見ると、駅の南側の大通りと、北側の細街路で Int 値が高くなっている。歩行者分布図（図 4-1）と比較すると、駅の南側の Int 値が高い街路付近には多くのプロットがあるが、駅から遠い場所で Int 値の高かった北側の細街路では Int 値が高いわりに多くのプロットが見られない結果となっている。

次に難波を見ると、御堂筋周辺に高い Int 値が続いている。また、ヒストグラムを見ても他のエリアに比べて高い範囲でも多くのデータがあることがわかる。これは、街路が格子状に交わっているので、直線的に移動しやすいことや、心齋橋筋商店街という商店街の影響で Int 値が高くなっていることが理由として考えられる。歩行者分布図（図 4-1）と比較すると、御堂筋沿いに南北にプロットが多くなっており、Int 値の高い街路の影響が考えられる。また、移動幅と移動面積の算出結果（図 4-5~図 4-8）では、難波では南北縦長に歩行者が移動する傾向があった。この一つの要因として御堂筋周辺で Int 値が高く、歩き

やすく接続性の高い街路が続くことで歩行者の移動距離も大きくなったと考えられる。

梅田の Int 値算出結果を見ると、駅周辺は Int 値 1.0 以下の低い値が多いことがわかる。この理由としては、梅田の駅周辺ではエキナカ通路や商業施設と一体となった街路が多く、一方で本研究の対象とした地上での街路は少なく、接続性が悪いことが原因と考えられる。歩行者分布図（図 4-1）と比較すると、大阪梅田駅東側の Int 値が高い街路や東梅田駅周辺の街路周辺など、所々で Int 値の高い街路でプロットが多い傾向が見られた。



渋谷



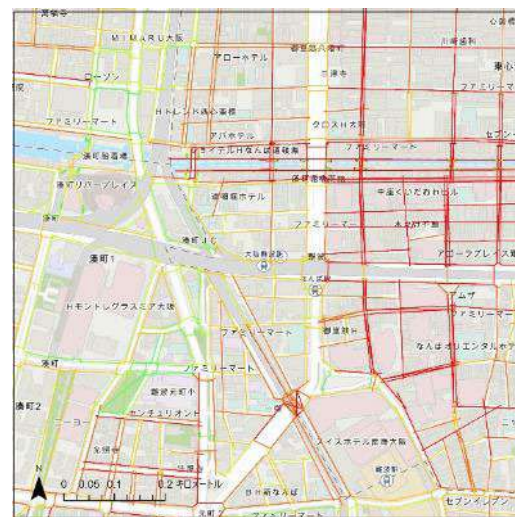
新宿



池袋



天王寺



難波



梅田

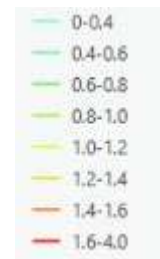
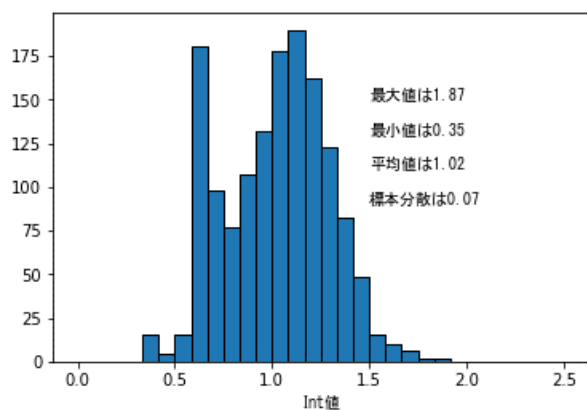
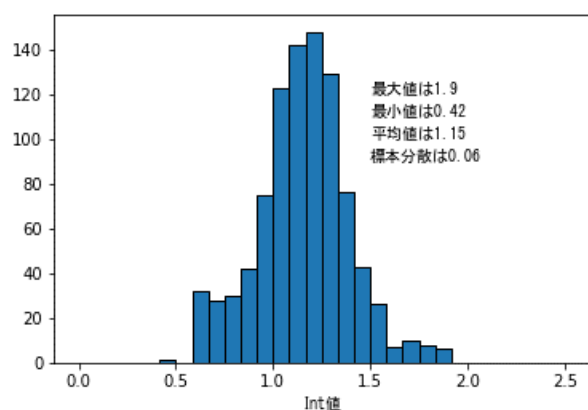


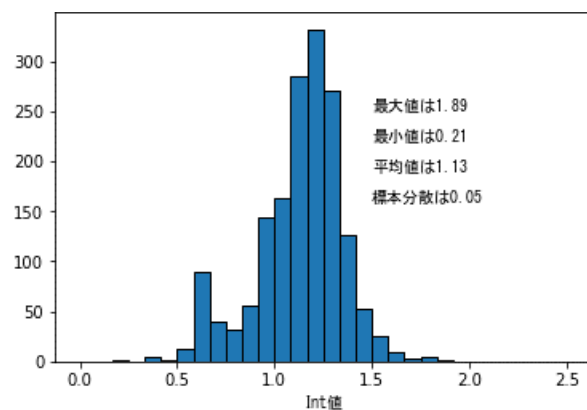
図 4-15 Int 値算出結果



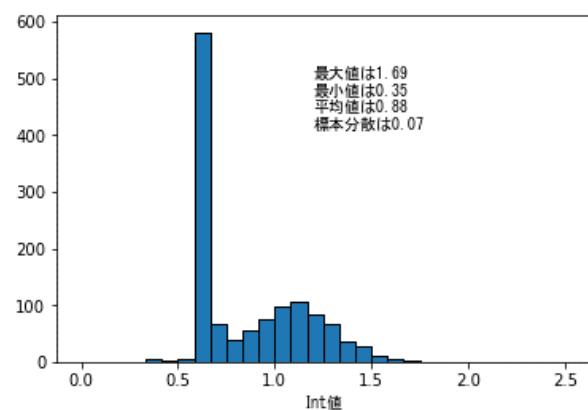
渋谷 (n=1477)



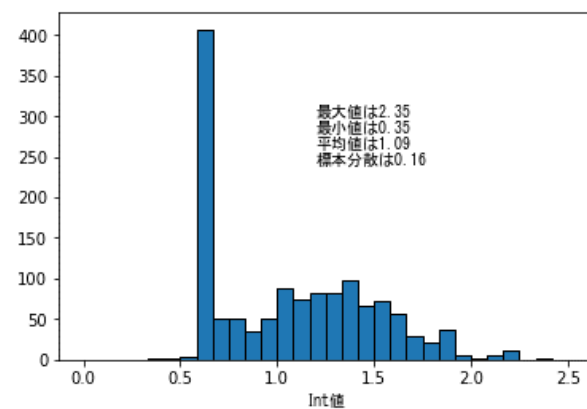
新宿 (n=926)



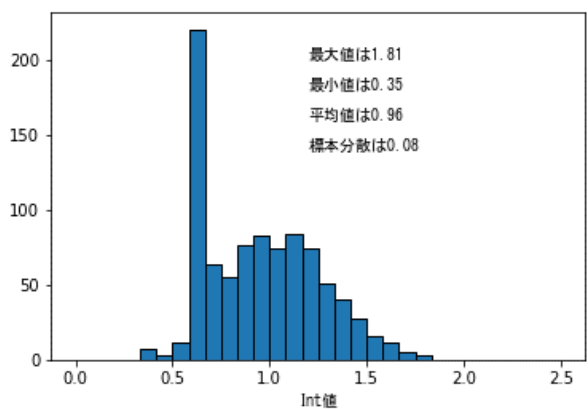
池袋 (n=1651)



天王寺 (n=1265)



難波 (n=1334)



梅田 (n=903)

図 4-16 Int 値のヒストグラム及び統計量

4.3.2 歩行者交通量要因分析

4.3.2.1 ポアソン回帰分析による歩行者交通量要因分析

歩行者交通量の影響要因を明らかにするため、GLM（リンク関数は log、確率分布はポアソン分布のポアソン回帰分析）を行い、モデル推定を行った。図 4-3 のヒートマップ作製の際に使用した 50m グリッドを分析単位として、各エリア 400 個の観測数が得られた。変数には、表 4-6 に示すものを用いた。ただし、まずは説明変数は 50m グリッドの駅からの距離だけとし、その他の変数を追加し AIC の比較を行った。そして、本当に変数を追加することでモデル精度が向上するのかを評価した。

駅からの距離は、エリアの中心地から各 50m グリッドの中心までの直線距離とした。商業施設の延べ床面積は、東京の 3 エリアは東京都都市整備局提供の平成 28 年度土地利用現況データを用いて「専用商施設」の内、「商業施設」に分類される施設の 50m グリッド内の建物面積を GIS 上で集計を行い、式(9)で延べ床面積の計算を行った。大阪の 3 エリアは大阪市都市計画局提供の平成 29 年の建物用途別土地利用現況図データを用いて「商施設・販売施設」に分類される施設の 50m グリッド内の建物面積を GIS 上で集計を行い、式(10)で延べ床面積の計算を行った。

表 4-6 ポアソン回帰分析の変数

	用いたデータ	変数の意味
目的変数	50m グリッド内の MPD 取得数	歩行者交通量
説明変数	50m グリッドの駅からの距離	歩行者の起点からの距離
	50m グリッド内の Int 値の平均値	50m グリッド内の 歩きやすさ・接続性
	50m グリッド内の 商業施設の延べ床面積[m ²]	歩行者にとっての 50m グリッドの魅力度

$$\text{延床面積} = \text{建物面積} \times (\text{建物地上階数} + \text{建物地下階数}) \times \text{延べ床面積換算係数} \quad (9)$$

$$\text{延床面積} = \text{建物面積} \times \text{階数} \quad (10)$$

表 4-7～表 4-10 はポアソン回帰分析の結果である。

Model1～Model4 を比較すると、どのエリアでもすべての変数を加えた Model4 が最も AIC が低くなっている。このことから、追加した変数、つまりグリッド内の Int 値の平均値と商業施設の延べ床面積が歩行者交通量に影響を与えており、モデル推定に必要な変数であることが考えられる。

Model4 の結果について見ると、すべてのエリアですべての変数が 1%有意となる結果となった。符号は、池袋の商業施設の延べ床面積以外で妥当な結果となった。この結果から、駅から遠いほど交通量は減る傾向にあるが、池袋以外では商業施設が歩行者を引き付ける要因になっていると考えられる。また、Int 値が高いほど、すなわち歩きやすさや接続性が高い場所ほど歩行者が集まりやすく、より目的地や経路として選ばれやすくなっていることが考えられる。実際に、難波では心斎橋筋商店街周辺で南北に長く歩行者交通量が多い場所が続いていたが、グリッド内 Int 値が有意でその影響が大きいことから、駅から離れた場所でも連続して Int 値が高いことで歩行者の移動が続き、交通量が増えていたことが示された。この結果から、歩行者交通量を増加させるには、Int 値を高める歩行者空間整備が求められると考えられる。

一方で、池袋では魅力度を想定した商業施設の延べ床面積の符号がマイナスとなっており、今後より良いモデルにするには変数の取り方や魅力度を表す指標を改善する必要があると思われる。

表 4-7 ポアソン回帰分析の結果 (Model1)

family=poisson link=log	渋谷		新宿		池袋		天王寺		難波		梅田	
	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値
切片	4.43	161.19 **	5.16	268.60 **	4.48	268.60 **	4.82	208.60 **	5.56	407.89 **	3.95	148.51 **
グリップド内 Int値												
商業施設の 延床面積[m ²]												
駅からの 直線距離[m]	-5.22E-03	-58.31 **	-5.29E-03	-84.18 **	-5.70E-03	-84.18 **	-5.42E-03	-71.19 **	-3.79E-03	-93.31 **	-2.50E-03	-33.88 **
AIC	9240.12		13098.17		7397.74		10452.74		29812.07		11916.05	

*: p<.05, **: p<.01

注) いずれも観測数 n=400

表 4-8 ポアソン回帰分析の結果 (Model2)

family=poisson link=log	渋谷		新宿		池袋		天王寺		難波		梅田	
	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値
切片	3.51	62.72 **	4.83	199.31 **	4.16	113.53 **	4.59	148.79 **	4.28	152.86 **	3.56	109.34 **
グリップド内 Int値	0.89	20.41 **	0.46	25.65 **	0.60	17.50 **	0.30	11.88 **	0.94	52.87 **	0.62	22.20 **
商業施設の 延床面積[m ²]												
駅からの 直線距離[m]	-5.39E-03	-58.87 **	-5.64E-03	-86.01 **	-6.73E-03	-59.79 **	-5.63E-03	-70.85 **	-3.77E-03	-91.82 **	-2.90E-03	-38.57 **
AIC	8766.40		12397.27		7068.90		10305.40		26562.12		11372.35	

*: p<.05, **: p<.01

注) いずれも観測数 n=400

表 4-9 ポアソン回帰分析の結果 (Model 3)

family=poisson link=log	渋谷		新宿		池袋		天王寺		難波		梅田	
	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値
切片	4.06	132.19 **	5.05	231.38 **	4.78	137.72 **	4.65	188.48 **	5.46	383.98 **	3.91	141.81 **
グリッド内 Int値												
商業施設の 延床面積[m ²]	9.08.E-05	33.83 **	1.48.E-05	11.72 **	-2.02.E-05	-12.96 **	1.20.E-05	29.82 **	8.97.E-05	52.68 **	4.98.E-06	6.64 **
駅からの 直線距離[m]	-4.75.E-03	-52.36 **	-5.11.E-03	-78.77 **	-6.39.E-03	-60.34 **	-5.09.E-03	-65.06 **	-3.96.E-03	-94.33 **	-2.45.E-03	-32.91 **
AIC	8294.79		12971.63		7207.65		9829.05		27611.98		11877.51	

*: p<.05, **: p<.01

注) いずれも観測数 n=400

表 4-10 ポアソン回帰分析の結果 (Model 4)

family=poisson link=log	渋谷		新宿		池袋		天王寺		難波		梅田	
	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値	係数	z値
切片	3.38	59.85 **	4.67	172.35 **	4.47	102.77 **	4.44	140.16 **	4.43	159.32 **	3.51	104.87 **
グリッド内 Int値	0.68	15.41 **	0.49	26.90 **	0.56	16.01 **	0.28	11.18 **	0.77	42.87 **	0.61	22.11 **
商業施設の 延床面積[m ²]	8.28E-05	29.50 **	1.94E-05	14.72 **	-1.84E-05	-11.08 **	1.16E-05	29.22 **	6.77E-05	35.52 **	4.92E-06	6.18 **
駅からの 直線距離[m]	-4.88E-03	-52.51 **	-5.45E-03	-80.80 **	-7.31E-03	-58.56 **	-5.29E-03	-64.98 **	-3.88E-03	-92.28 **	-2.84E-03	-37.34 **
AIC	8032.47		12198.83		6935.31		9699.37		25502.20		11338.95	

*: p<.05, **: p<.01

注) いずれも観測数 n=400

4.3.2.2 ポアソン回帰分析の残差分析

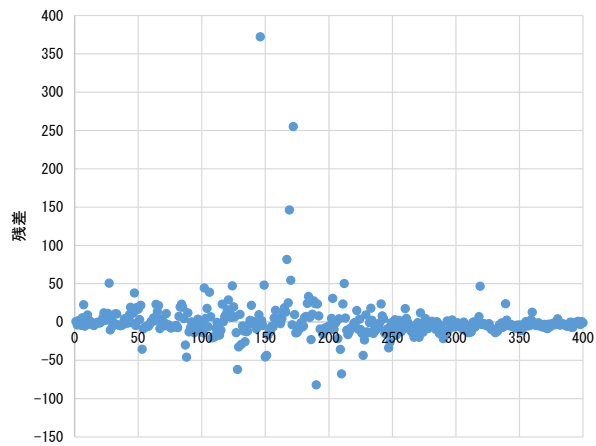
4.3.2.2 で行った重回帰分析の残差分析を行った。式(11)を用いて残差を計算し、各エリアの残差プロットを図 4-17 に示す。

$$(\text{残差}) = (\text{実測値}) - (\text{予測値}) \quad (11)$$

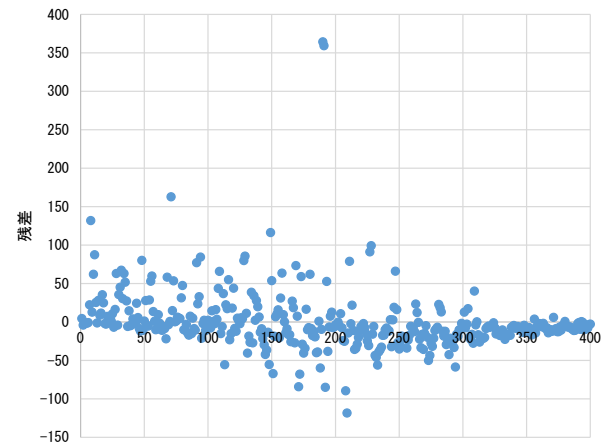
図 4-17 を見ると、所々残差が 0 から離れた外れ値が確認できる。そこで、各エリアで残差が大きかったグリッドを地図上に表示させた（図 4-18～図 4-27）。難波以外のエリアでは「残差 ≥ 50 」及び「残差 ≤ -50 」を表示させたが、難波では「残差 ≥ 50 」及び「残差 ≤ -50 」の場所が多かったため、「残差 ≥ 100 」及び「残差 ≤ -100 」の場所を表示させた。また、池袋と梅田では「残差 ≤ -50 」の場所はなかった。

残差 ≤ 50 と残差 ≤ 100 となった場所を見ると、交差点付近が多いことがわかる。これは、交差点には実際は歩行者が信号待ち等で滞留するが、変数には反映されていなかったため、予測値は小さくなったと考えられる。図 4-1 の歩行者分布図を見ると、交差点内や交差点隅切り部に多くのプロットが確認できた。また、天王寺ではてんしば公園付近、梅田ではうめきた広場付近でも残差 ≤ 50 となっている場所が確認できる。これに関しては、駅前広場には多くの歩行者がいるものの、今回のモデルで表現できていないためと考えられる。今後、道路空間の評価の際に重要な要素となる駅前広場を考慮するには、Int 値算出の際の線形化の規則の改善や、駅前広場に関する新たな変数を追加することなどが必要と思われる。

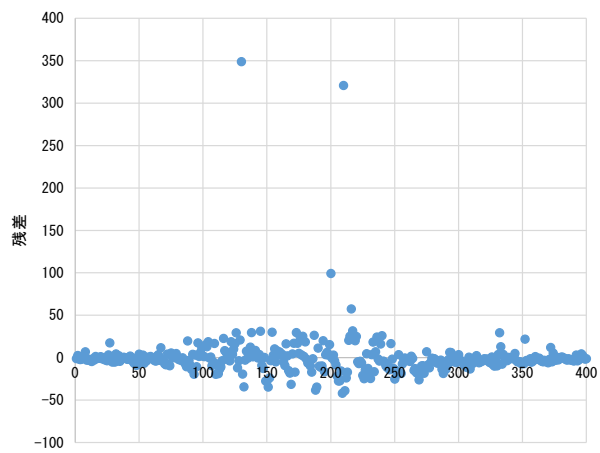
残差 ≥ -50 と残差 ≥ -100 となった場所を見ると、中心駅から近い場所が多い。これは、駅からの距離が近く、予測値では大きな歩行者交通量が期待されたが、実際はそこまで歩行者がいなかった場所が駅から近い場所でもあったからと考えられる。



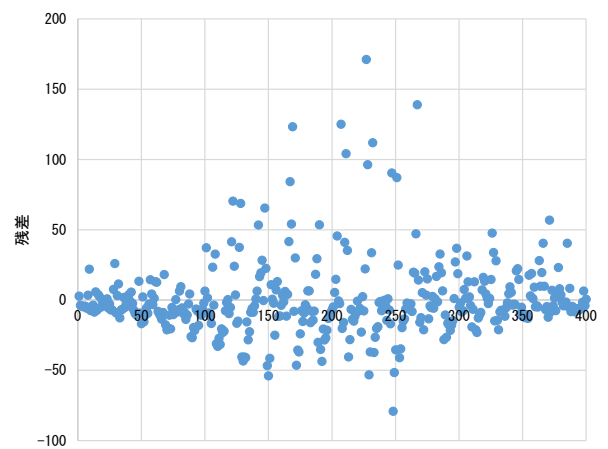
渋谷



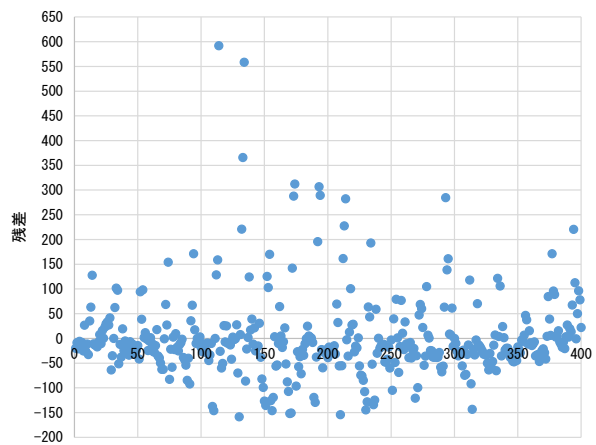
新宿



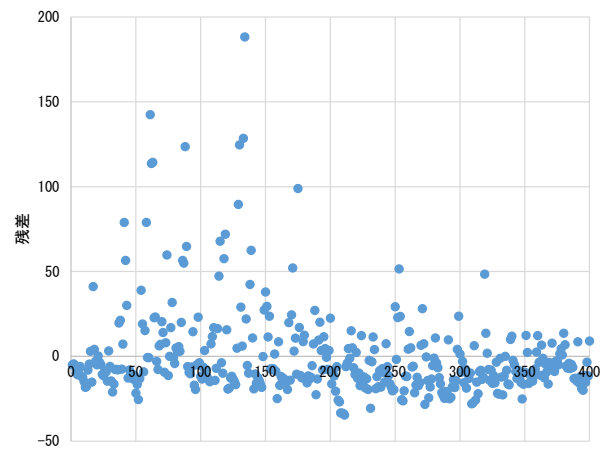
池袋



天王寺



難波



梅田

図 4-17 残差プロット



図 4-18 渋谷（残差 ≥ 50 ）



図 4-19 渋谷（残差 ≤ -50 ）



図 4-20 新宿（残差 ≥ 50 ）



図 4-21 新宿（残差 ≤ -50 ）

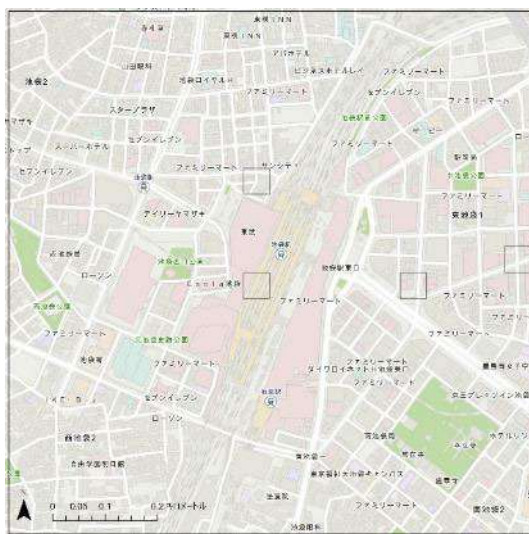


図 4-22 池袋（残差 ≥ 50 ）

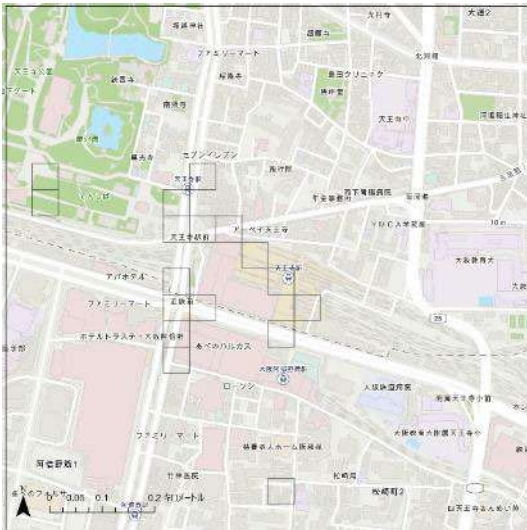


図 4-23 天王寺（残差 ≥ 50 ）



図 4-24 天王寺（残差 ≤ -50 ）



図 4-25 難波（残差 ≥ 100 ）



図 4-26 難波（残差 ≤ -100 ）

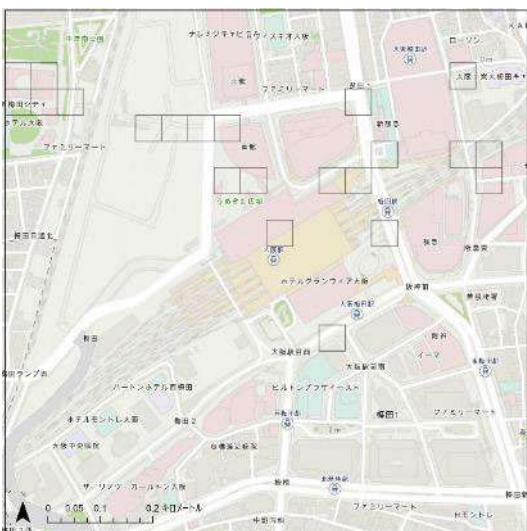


図 4-27 梅田（残差 ≥ 50 ）

第5章 分析結果：群集状態の解析

5.1 各密度データ分析結果と密度データの補正・拡大

5.1.1 ビデオ動画解析 解析結果

密度計測を行った。表 5-1、表 5-2 がその計測結果である。

表 5-1 密度計測結果

(渋谷ハロウィン、センター街)

時間	観測人数(人)	範囲面積(m ²)	密度(人/m ²)
17:00	40	79.46	0.503
17:30	41	79.46	0.516
18:00	65	79.46	0.818
18:30	90	79.46	1.133
19:00	92	79.46	1.158
19:30	154	79.46	1.938
20:00	97	79.46	1.221
20:30	95	79.46	1.196
21:00	147	79.46	1.850
21:30	140	79.46	1.762
22:00	152	79.46	1.913
22:30	132	79.46	1.661
23:00	135	79.46	1.699
23:30	123	79.46	1.548

表 5-2 密度計測結果

(神戸ルミナリエ、元町付近)

時間	元町駅付近(人/m ²)
17	1.611
18	1.213
19	1.213
20	1.055
21	0.589

センター街では密度は高くとも密度 2 人/m²以下であり、2001 年ごろに起こった明石花火大会の高密度群集滞留時（8 人/m²）と比較すると事故が起こるほどの危険性はなく、密度の指標からは比較的安全であると判断できる。

神戸ルミナリエでも同様の結果となり、密度の指標からは比較的安全であると判断できる結果となった。

5.1.2 モバイルプローブデータ 分析結果

渋谷ハロウィン当日(2019/10/31)のモバイル位置情報データから地理情報システム ArcGIS の密度の計算(Calculate Density)というツール機能を用いて 1 時間ごとの対象地における点密度分布、いわゆる‘ヒートマップ’を作成した。このモバイル位置情報データの点分布は対象地を 10m メッシュに区画し、これらの各区画内において 1 時間に観測された位置情報データの個数を集計して作成される。この作成した 1 時間ごとの対象地における点密度分布を以下(図 5-1～図 5-12)に示す。

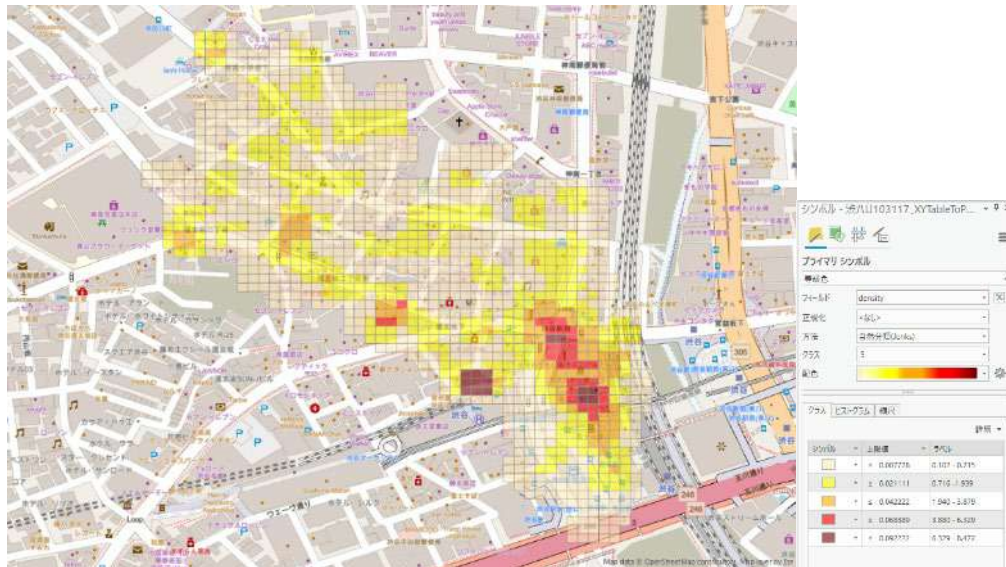


図 5-1 渋谷ハロウィン 17 時台 点密度分布

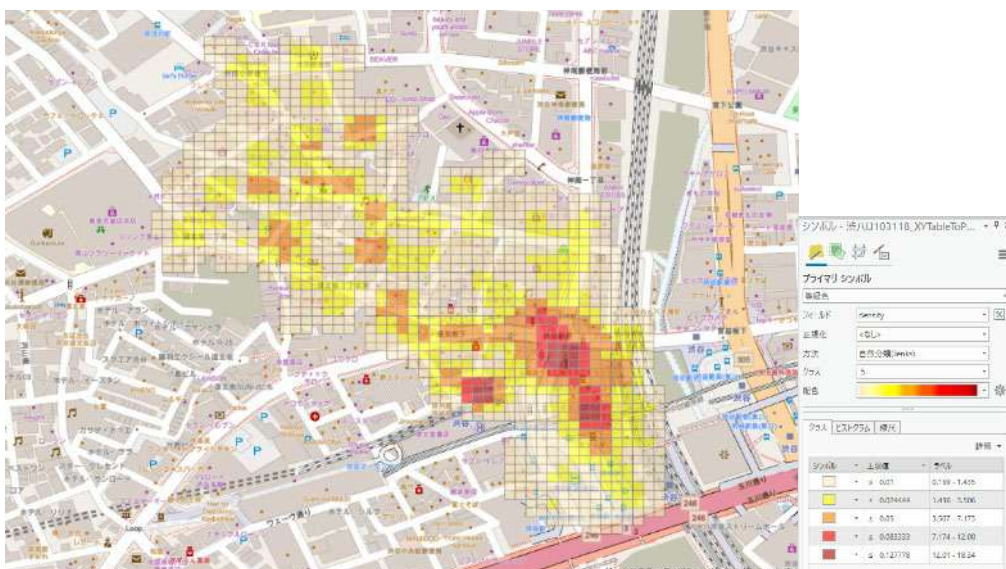


図 5-2 渋谷ハロウィン 18 時台 点密度分布

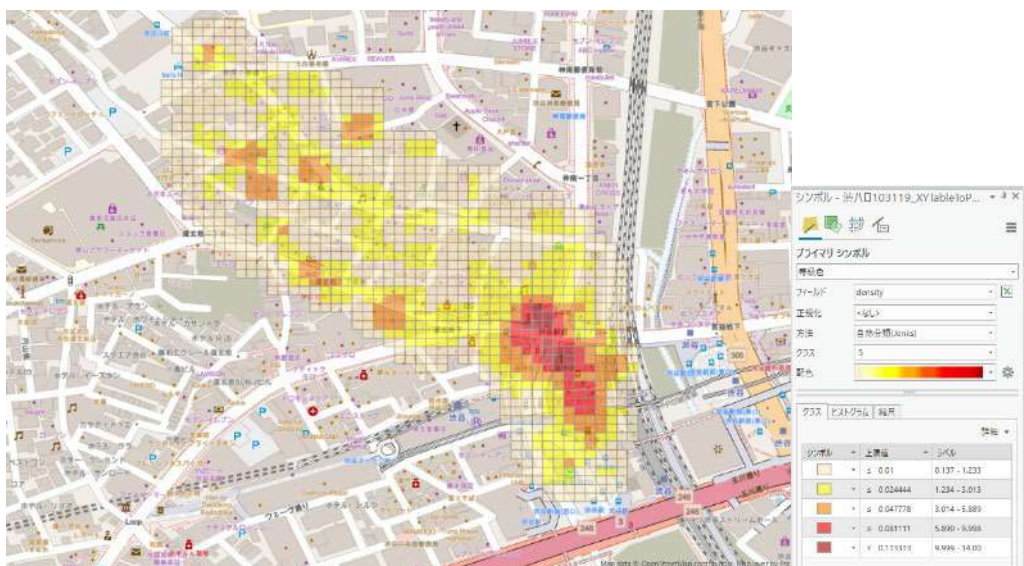


図 5-3 渋谷ハロウィン 19 時台 点密度分布

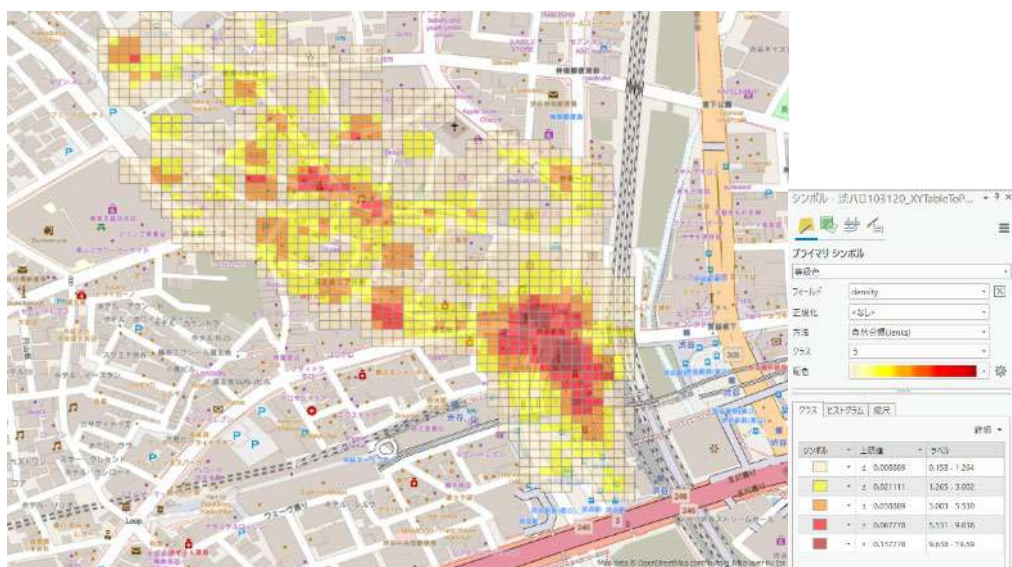


図 5-4 渋谷ハロウィン 20 時台 点密度分布

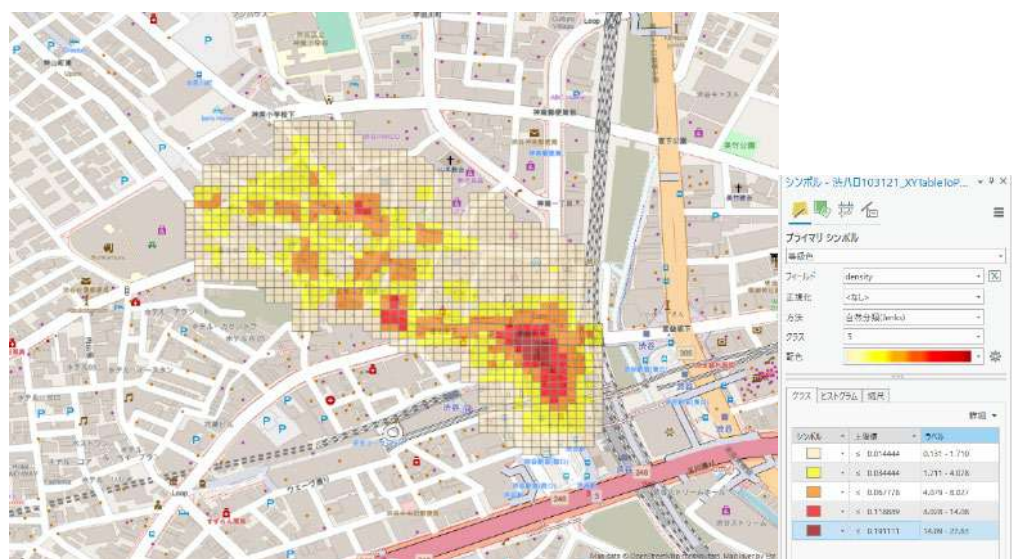


図 5-5 渋谷ハロウィン 21 時台 点密度分布

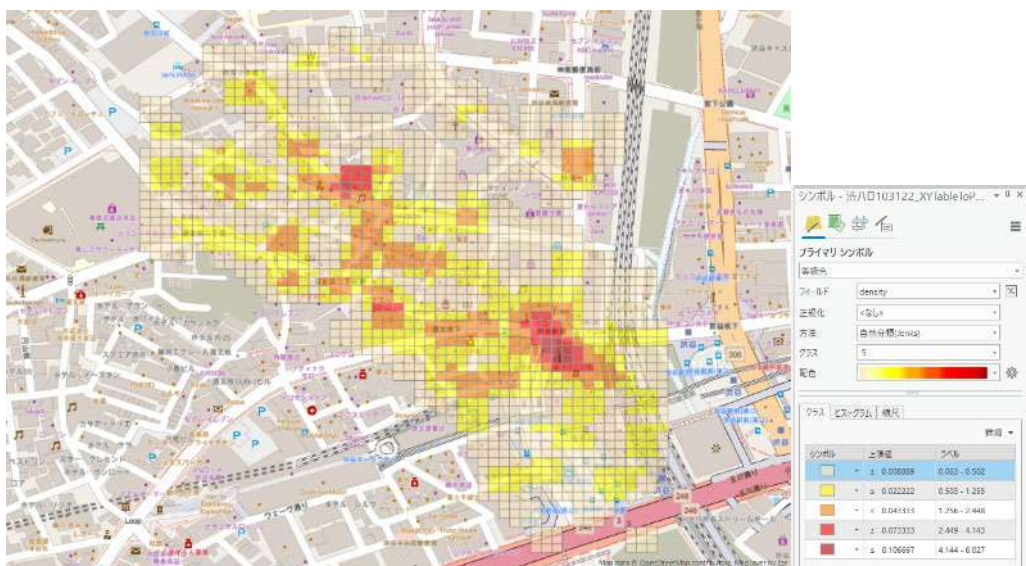


図 5-6 渋谷ハロウィン 22 時台 点密度分布

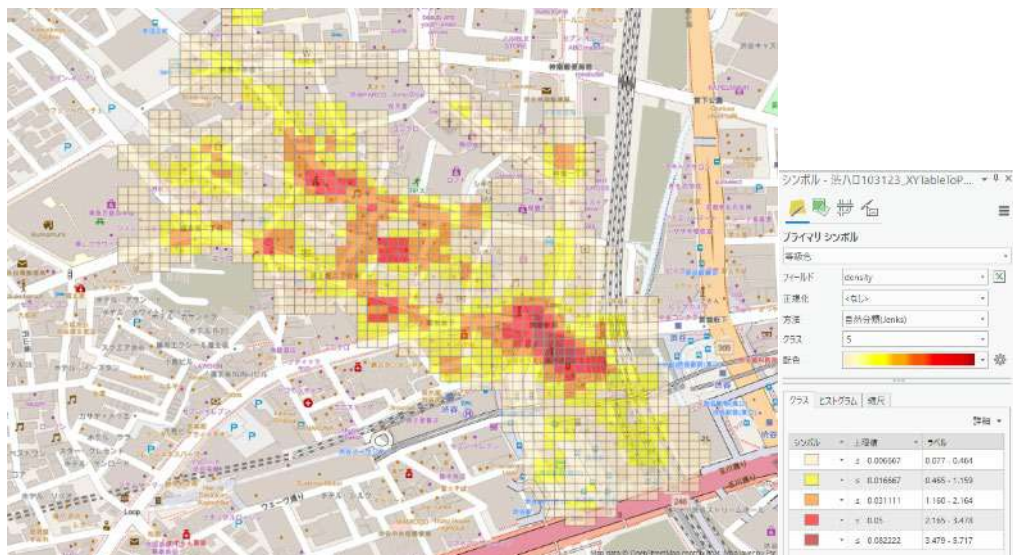


図 5-7 渋谷ハロウィン 23 時台 点密度分布

上記の渋谷ハロウィンにおける点分布同様に例年最も混雑するイベント最終日の前日の土曜日である12月14日における神戸ルミナリエのモバイル位置情報データから作成したい時間ごとの対象地における点密度分布を以下(図5-8~図5-12)に示す。

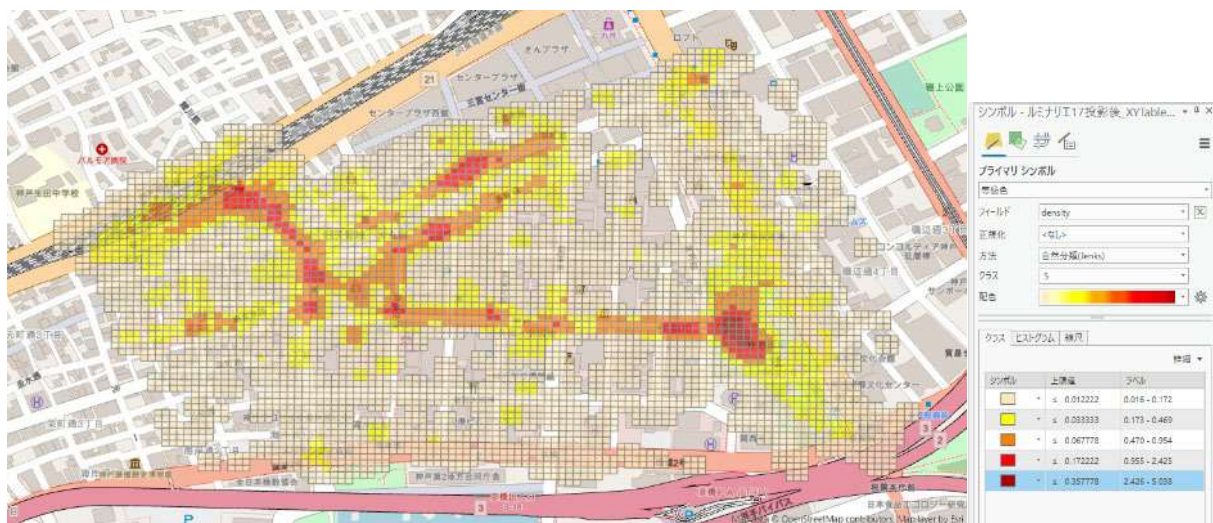


図 5-8 神戸ルミナリエ 17 時台 点密度分布

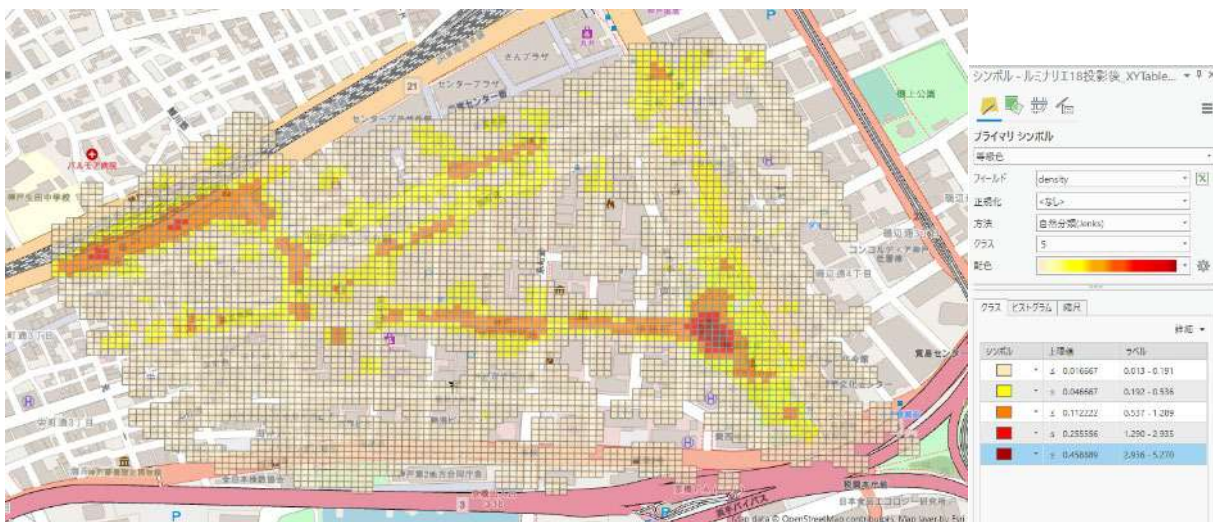


図 5-9 神戸ルミナリエ 18 時台 点密度分布

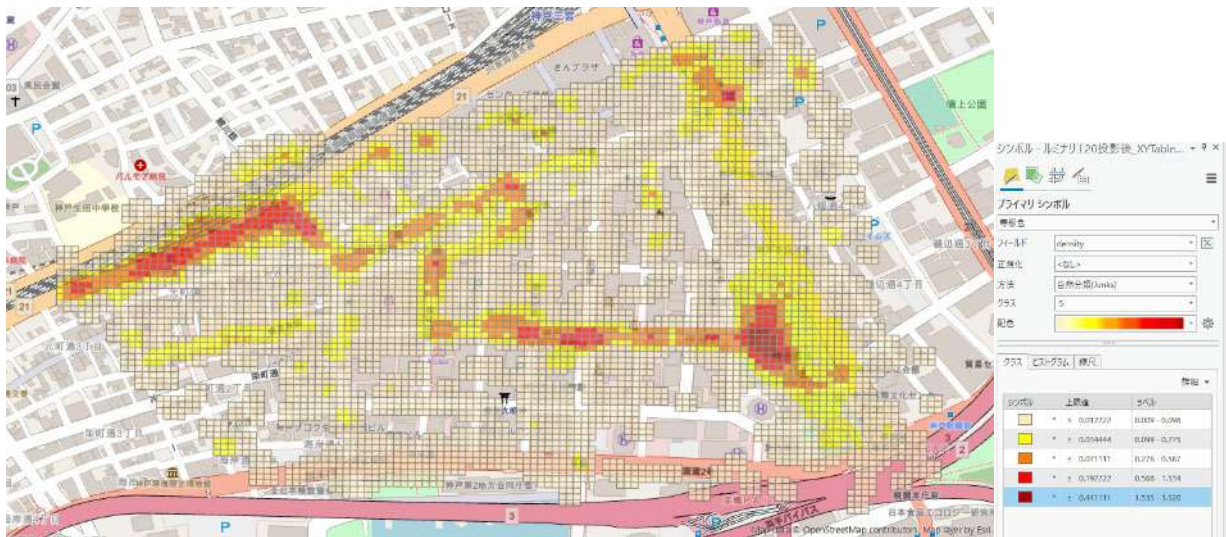


図 5-10 神戸ルミナリエ 20 時台 点密度分布

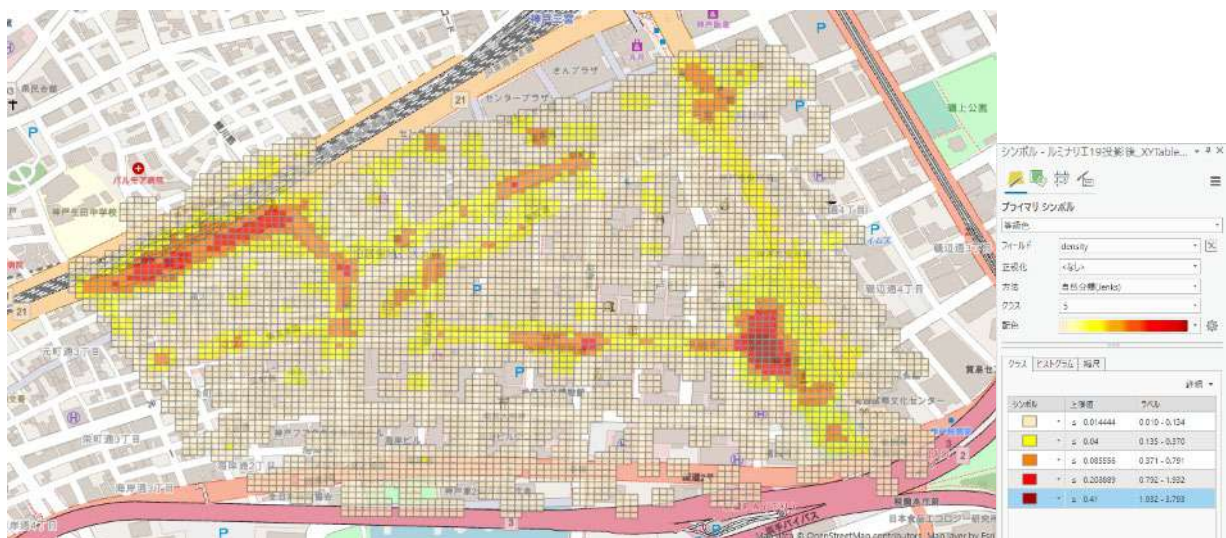


図 5-11 神戸ルミナリエ 19 時台 点密度分布

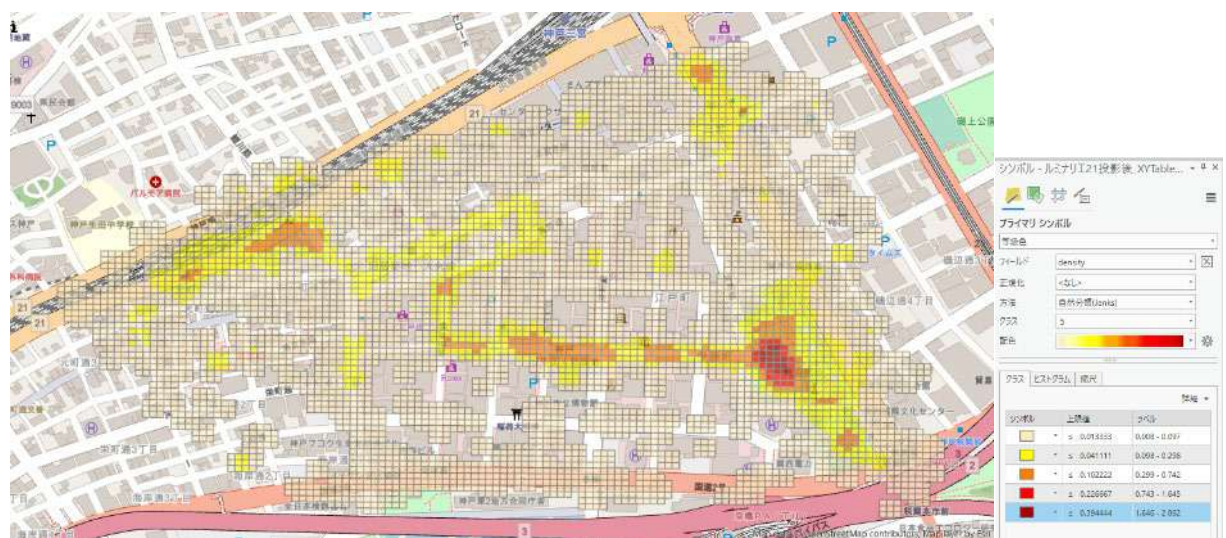


図 5-12 神戸ルミナリエ 21 時台 点密度分布

5.1.3 モバイルプローブデータの補正・拡大

モバイル位置情報データから作成した点分布は対象地を 10m メッシュに区画し、これらの各区画内において 1 時間に観測された位置情報データの個数を集計して作成される。ArcGIS を用いて点分布を作成した場合、メッシュ毎に作成時に算出された密度値'density 値'も属性テーブルに生成される。そして現地調査で得たビデオ動画から目視計測した密度の値とその密度の地点における density 値から拡大係数を算出した。

この拡大係数を density 値の最大値にかけることで最も混雑していた地点の密度を求めた結果が以下の表 5-3、表 5-4 である。この対象地における最大密度の値から実際の密度として適切なのかという観点からモバイル位置情報データの精度を検証した。

神戸ルミナリエ（表 5-3）の場合、5.1.1 で計測した元町付近における密度と点分布におけるその地点の density 値から作成した拡大係数は時間ごとに減少する傾向にあり、7～11 程度の値となっている。さらに時間ごとの density 値も安定しており、拡大係数に対応して最大密度の値も減少し、2（人/㎡）～5（人/㎡）程度となっており、現地調査で歩いた体感と比較してもある程度の適切な値であると考ええる。

表 5-3 神戸ルミナリエにおける検証結果

時間	元町駅付近(人/㎡)	点分布 density値	拡大係数	最大density値	最大密度
17	1.611	0.114	14.081	0.358	5.038
18	1.213	0.106	11.485	0.459	5.270
19	1.213	0.131	9.250	0.410	3.793
20	1.055	0.132	7.978	0.441	3.520
21	0.589	0.081	7.256	0.394	2.862

一方、同様の方法で算出した渋谷ハロウィン(2019/10/31)における拡大係数、並びに最大 density 値にこの拡大係数をかけた最大密度（渋谷スクランブル交差点付近）の結果は以下の表 5-4 のようになった。拡大係数の値は上記の神戸ルミナリエの結果と比較するとばらつきが大きく、また最大密度に注目した場合、18,22,23 時台に関しては現実味のある、有用といえる値となっているが、19~21 時台の値は既往研究にある明石の雑踏事故での密度（おおよそ 8~12[人/㎡]）と比較しても明らかに高く、異常な値となっている。この原因としては最大 density 値をとる渋谷ハロウィンに比べ、拡大係数の算出に用いたセンター街の density 値が異常に低いためであると考察する。

これは渋谷スクランブル交差点に関してはしっかりとモバイル位置情報データを取得できている一方、高層ビルに挟まれたセンター街に関してはデータ数がスクランブル交差点のデータ数、また 2 地点の密度の関係性からみても、取得データ数が大きく低いということになる。つまり高層ビル群に挟まれている地域などでは地点によっては位置情報データの取得する精度が悪いと考察する。

表 5-4 渋谷ハロウィンにおける検証結果

時間平均	センター街 ⑤	点分布 density値	拡大係数	最大density値	最大密度
17	0.613	0.007	91.870	0.092	8.472
18	1.036	0.007	143.460	0.128	18.334
19	1.438	0.012	123.264	0.113	13.966
20	1.422	0.010	142.200	0.138	19.595
21	1.842	0.016	118.422	0.191	22.632
22	1.758	0.031	56.500	0.107	6.046
23	1.623	0.023	69.552	0.082	5.717

5.2 各速度データ分析結果と速度データ比較検証

5.2.1 追跡調査結果

5.2.1.1 渋谷ハロウィンにおける追跡調査結果

渋谷ハロウィンにおける追跡調査から得られた各経路における1時間毎の追跡調査結果を表5-5、図5-13に示す。

この図5-12において19時台から20時台にかけて経路AE（ともにセンター街）の歩行速度が急激に上昇している要因としては19時台においてコースの矢印の方向で一方通行になるように警備が誘導し始めた効果の表れであると考えられる。

また、現地調査で実際に歩行してみた結果、20時以降、帰宅者が見られ始め、渋谷駅へと向かう歩行者が増加し、かつその時間でもなお渋谷駅から対象地へと向かう歩行者も多く見られた。その結果として渋谷スクランブル交差点において信号の1サイクル間に捌くことの可能な交通量を大きく超えてしまい、ハチ公前の広場周辺や経路DHにおいて群集の高密度な滞留状態が発生していた。その結果として図5-12において20時台、21時台の経路D,Hでは共に歩行速度が大きく低下したと考えられる。

表 5-5 渋谷ハロウィン追跡調査結果（単位[m/s]）

時間帯	A	B	C	D	E (=A)	F	G	H
18 時台	0.471	0.623	0.693	0.411	0.400	0.467	0.635	0.710
19 時台	0.326	0.686	0.700	0.157	0.403	0.700	0.397	0.272
20 時台	0.778	0.800	0.583	0.100*	0.778	0.583	0.563	0.100*
21 時台	0.528	0.565	0.420	0.100*	0.528	0.583	0.545	0.100*
22 時台	0.427	0.565	0.583	0.435	0.424	0.259	0.495	0.537
平均値	0.506	0.648	0.596	0.241	0.507	0.519	0.527	0.344

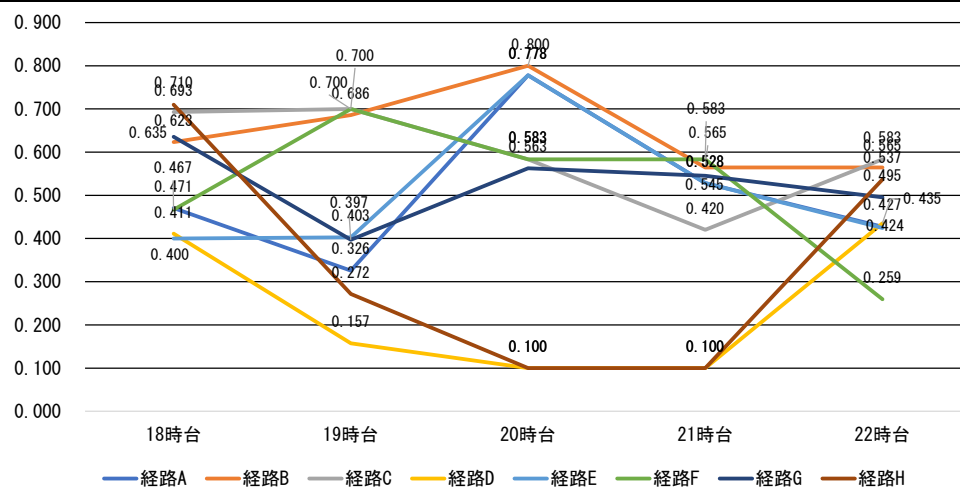


図 5-13 渋谷ハロウィン 追跡調査結果

*20 時台、21 時台に関してはスクランブル交差点を要因とする群集滞留のため経路 D,H を完全に通過することが難しかったため、歩行速度を非常に低い、 $0.1[m/s]$ とみなした（図 5-14）。



図 5-14 21 時台の様子（左：経路 D 右：経路 H）

5.2.1.2 神戸ルミナリエにおける追跡調査結果

神戸ルミナリエにおける追跡調査から得られた各経路における時間毎の追跡調査結果は表 5-6、図 5-16 のようになった。

現地調査を行って得た情報としては、まず 1 つに混み具合や群集の動きに応じて誘導経路を適切に変更することで上手く群集を制御していたことである。具体的には C 地点において参加者の流入規制を行っていた。そして経路 A については U ターンさせる地点を人の混雑に応じて西方向に動かすことで経路 A の距離を拡大させていた。これにより経路 B において密度が増加し、人々が群集下で身動きがとりづらくなるといった危険な状態を避けていたと考えられる。逆に人の混雑が時間とともに緩和されていくにつれ、経路 A の距離の短縮や、コース短縮のため経路 D・E を減らす等の誘導経路変更を行っていた。以上のように、群集密度の増加や滞留の防止のため、リアルタイムで誘導経路を変更した結果として経路 C 以降では歩行速度を $0.6[m/s]$ 以上に維持できたと考える。(図 5-16)。これは図 4-1 と比較すると神戸ルミナリエの経路 BC 以外の経路では人々が渋谷ハロウィン時よりスムーズに動けていることが歩行速度から分かる。

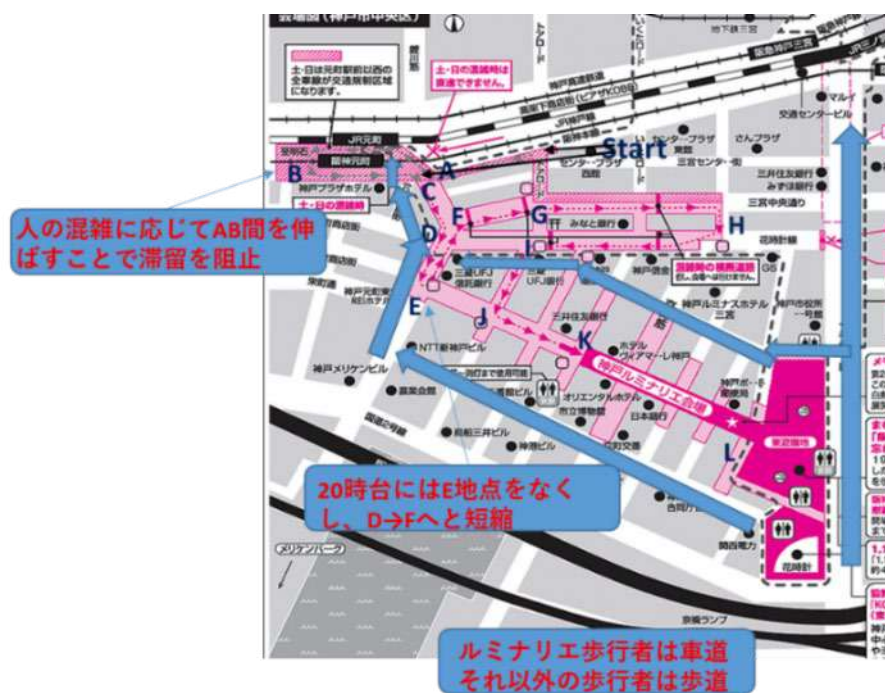


図 5-15 現地調査より得た情報

表 5-6 神戸ルミナリエ追跡調査結果（単位 [m/s]）

時間帯	経路 A	経路 B	経路 C	経路 D	経路 E	経路 F	経路 G	経路 H	経路 I	経路 J	経路 K
18 時	0.813	0.289	1.145	1.371	1.406	1.155	0.956	0.985	0.870	0.780	0.764
20 時	1.183	0.334	1.326			0.929	1.218	0.917	0.730	0.663	0.703

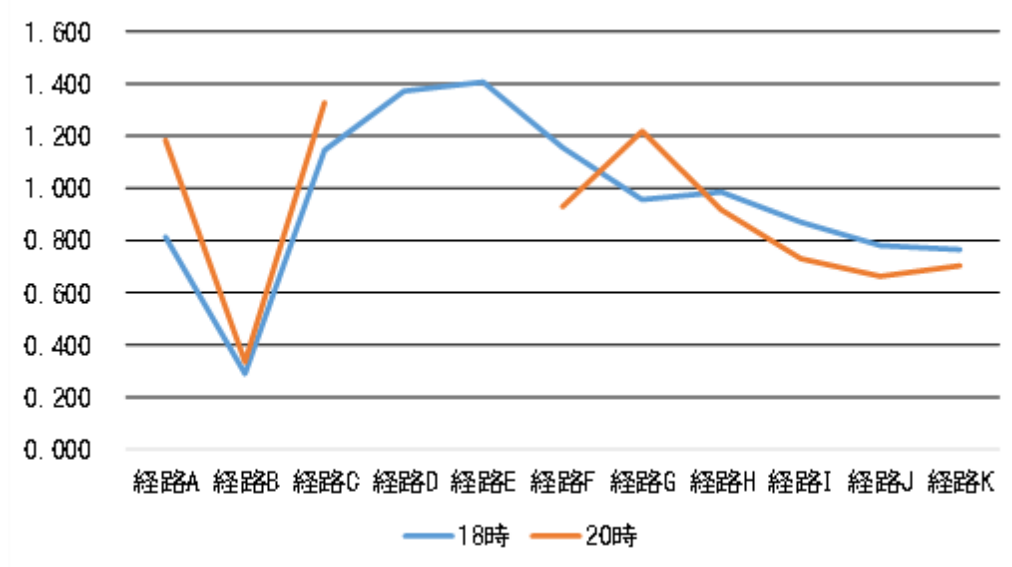


図 5-16 神戸ルミナリエ 追跡調査結果

5.2.2 ビデオ動画解析 解析結果

まず、追加学習の効果を検証するため、追加学習用データセットとは別に 1 時間ごとに 1 枚の画像をランダムに抽出し、目視計測を行った。そして得られた目視計測結果と追加学習前の予測値ならびに追加学習後の予測値を比較した結果を以下の図 5-17 に示す。上記の比較に関して、MAE・RMSE 指標は以下の式(12)、式(13)より定義される実測値と予測値との差を表す群集人数推定の分野において最も基本的な指標であり、これにより推定の結果について評価を行う(表 5-7)。この結果から追加学習による効果は確認できたとした。

$$MAE = \frac{\sum_i |y_{obs,i} - y_{pred,i}|}{n} \quad (12)$$

$$RMAE = \sqrt{\frac{\sum_i (y_{obs,i} - y_{pred,i})^2}{n}} \quad (13)$$

$y_{obs,i}$: 実測値 $y_{pred,i}$: 予測値

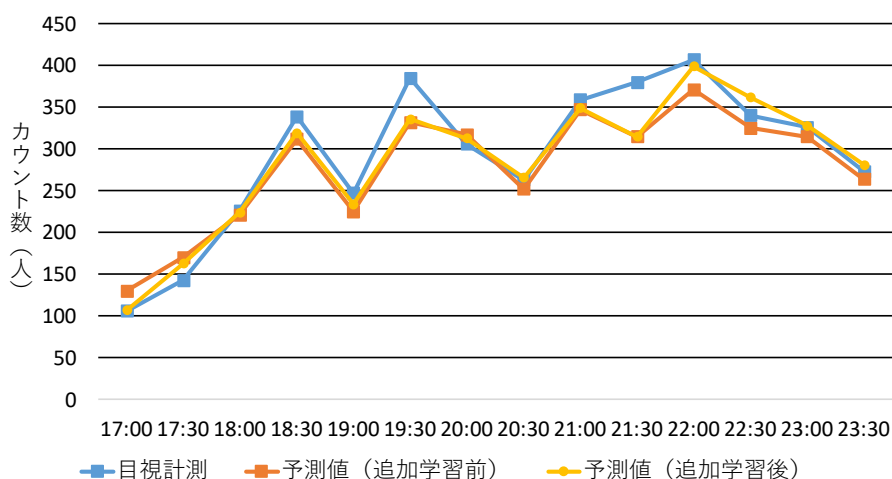


図 5-17 追加学習後の予測値比較

表 5-7 MAE・RMSE 指標による追加学習効果検証

	MAE	RMSE
追加学習前	23.4286	28.8914
追加学習後	16.4286	24.4570

そして、追加学習の効果がある程度確認できたため、追加学習後のパラメータを用いて、渋谷経路 A (図 2-5 ①地点) の 1 枚/1 秒単位のトリミング後の画角内に写る群集人数推定を行った結果を以下に示す(図 5-18)。

また、投影変換により算出したトリミング後の単路部分面積 (11.726 m²) で割ることで算出した 1 秒単位の密度結果を以下の図 5-19 に示す。さらに既往研究の密度-速度関係式 (5)(6)(7)より算出した歩行速度の値についても図 5-20 に示す。

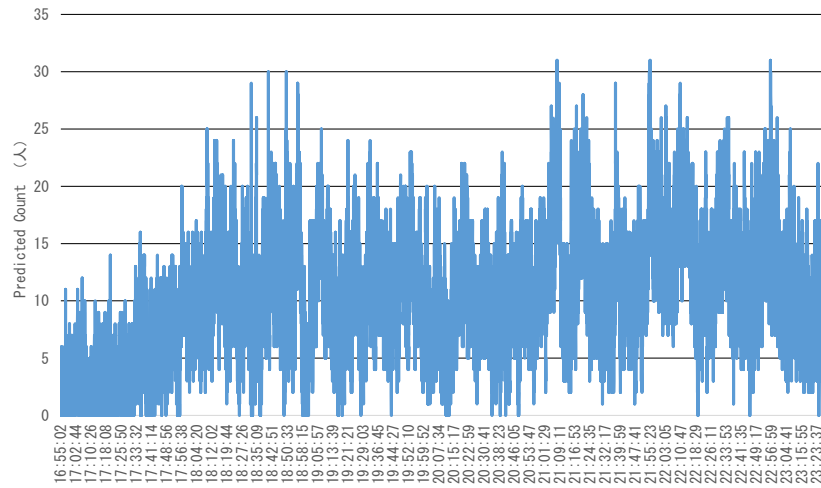


図 5-18 CSRNet による人数推定結果 渋谷区経路 A (センター街)

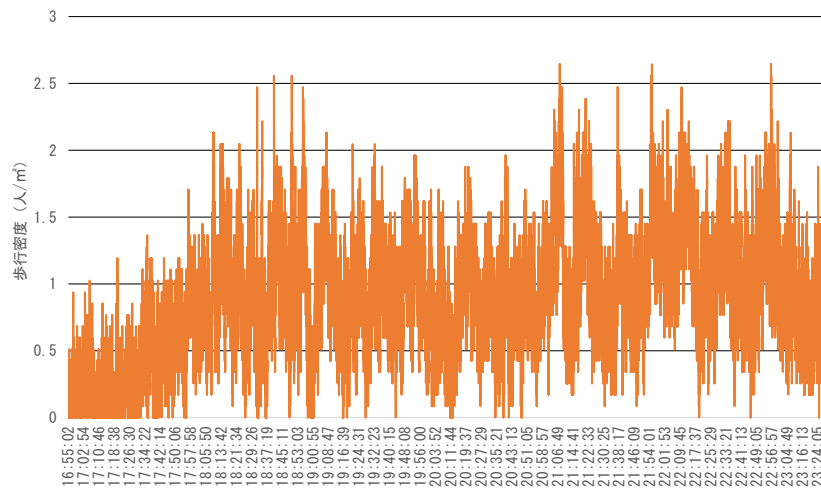


図 5-19 密度推定結果 渋谷区経路 A (センター街)

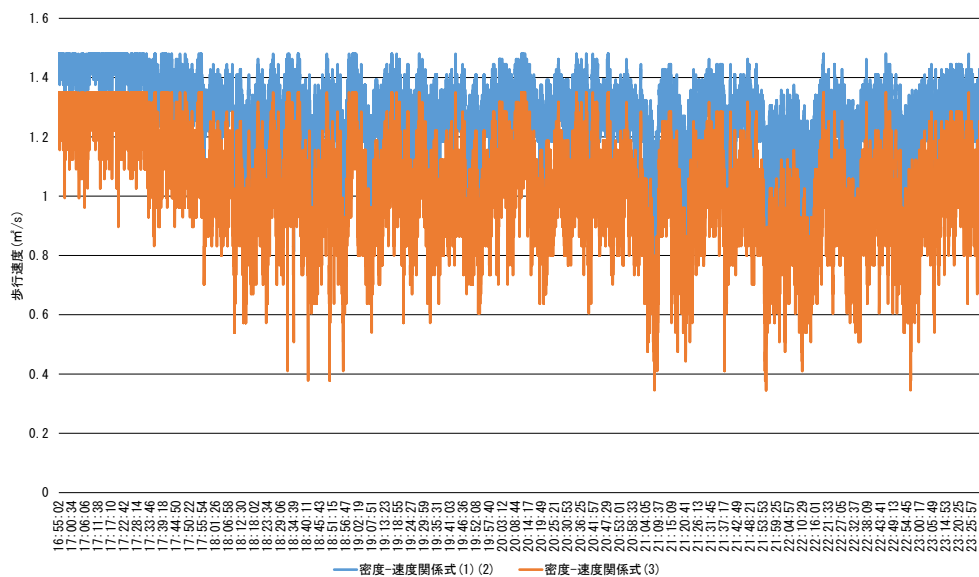


図 5-20 歩行速度推定結果 渋谷区経路 A (センター街)

5.2.3 モバイルプローブデータ 分析結果

3.3.3 の分析手法より、取得した各イベント時におけるモバイルプローブデータの速度データのデータ概要を表 5-8～表 5-11 に示す。

表 5-8、表 4-10 には各経路の 1 時間ごとに集計した速度データの平均値を、表 5-9、表 5-11 には各経路の 1 時間ごとに集計した速度データの標準偏差を示す。

また、これらのデータの詳細については次の 5.2.4.1 にて追跡調査結果・ビデオ動画解析結果と比較しながら、考察することで現状のモバイルプローブデータ内の速度データが有用と言えるか否か、精度検証を行う。

表 5-8 渋谷ハロウィン モバイルプローブデータ 速度データ平均値 (単位 m/s)

	経路 A (E)	経路 B	経路 C	経路 D	経路 F	経路 G	経路 H
データ取得数	271	24	268	120	17	192	119
17 時台	0.431	0.951	0.816	0.725	0.787	0.611	0.677
18 時台	0.393	0.723	0.572	0.646	0.653	0.616	0.432
19 時台	0.340	0.548	0.524	0.444	0.262	0.625	0.297
20 時台	0.314	0.496	0.866	0.486	0.043	0.609	0.423
21 時台	0.243	0.536	0.778	0.587	0.416	0.511	0.529
22 時台	0.423	0.702	0.795	0.654	0.542	0.443	0.500
23 時台	0.307	0.321	0.232	0.171	0.354	0.389	0.309
平均値	0.350	0.611	0.655	0.530	0.436	0.543	0.453

表 5-9 渋谷ハロウィン モバイルプローブデータ 速度データ標準偏差 (単位 m/s)

	経路 A (E)	経路 B	経路 C	経路 D	経路 F	経路 G	経路 H
データ取得数	271	24	268	120	17	192	119
17 時台	0.476	0.819	0.697	0.462	1.105	0.793	0.808
18 時台	0.428	1.098	0.585	0.592	0.702	0.577	0.486
19 時台	0.363	0.443	0.550	0.528	0.183	0.565	0.454
20 時台	0.422	0.473	0.594	0.531	0.059	0.588	0.340
21 時台	0.269	0.136	0.729	0.684	0.059	0.494	0.637
22 時台	0.500	0.938	0.737	0.416	0.006	0.552	0.458
23 時台	0.329	0.479	0.372	0.215	0.331	0.496	0.405
標準偏差平均	0.398	0.627	0.609	0.490	0.350	0.581	0.512

表 5-10 神戸ルミナリエ モバイルプローブデータ 速度データ平均値(単位 m/s)

	経路 A	経路 B	経路 C	経路 D	経路 E	経路 F	経路 G	経路 H	経路 I	経路 J	経路 K
データ 取得数	181	90	50	15	20	55	85	49	32	70	197
18 時台	0.811	0.780	0.831	0.841	0.947	0.755	0.661	0.578	0.354	0.560	0.522
19 時台	0.761	0.734	0.706	0.767	1.007	0.942	0.811	0.914	0.387	0.691	0.669
20 時台	0.832	0.727	0.762			0.865	0.746	0.775	0.557	0.673	0.652
21 時台	0.683	0.570	1.061			0.766	0.450	0.834	0.465	0.653	0.668
平均値	0.772	0.703	0.840	0.804	0.977	0.832	0.667	0.775	0.441	0.645	0.628

表 5-11 神戸ルミナリエ モバイルプローブデータ 速度データ標準偏差(単位 m/s)

	経路 A	経路 B	経路 C	経路 D	経路 E	経路 F	経路 G	経路 H	経路 I	経路 J	経路 K
データ 取得数	181	90	50	15	20	55	85	49	32	70	197
18 時台	0.554	0.377	0.454	0.773	0.601	0.471	0.331	0.332	0.354	0.462	0.325
19 時台	0.472	0.334	0.404	0.447	0.469	0.588	0.426	0.545	0.387	0.299	0.282
20 時台	0.478	0.512	0.458			0.469	0.428	0.458	0.557	0.439	0.479
21 時台	0.557	0.454	0.679			0.371	0.211	0.412	0.465	0.402	0.387
標準偏差 平均	0.515	0.419	0.498	0.610	0.535	0.475	0.349	0.437	0.441	0.400	0.367

5.2.4 速度データの比較分析・精度検証

5.2.4.1 追跡調査結果とモバイルプローブデータの速度比較分析

各イベントに対して歩行者経路を設定し、イベント時のモバイルプローブデータの速度データから各経路 1 時間毎の平均速度を算出し、現地調査の追跡調査結果から得た速度データと比較・検証を行った。

各イベント期間中に各経路を通過した速度 ($0 < \text{SPEED} \leq 2.5$) から歩行者と判断したモバイルデータと追跡調査の結果を比較したところ (図 5-21)、渋谷ハロウィンでは経路 D を除いてほぼ同様の平均となったが、神戸ルミナリエでは、データよりも追跡調査結果の方が速度の平均値が全経路で高く、さらに渋谷ハロウィンよりも神戸ルミナリエの平均速度は高いことがわかった。これは神戸ルミナリエの全経路が一方向流であること、誘導経路上の空間のゆとり、参加者の年齢層等の影響と考える。

次に、データのばらつきの区間比較を行う。

図 5-21 より渋谷ハロウィンでは経路 A のばらつきが他の経路に比べ、やや小さく見える。これは経路 A のみ一方通行に群集の動きが統一されていたためと考えられる。また、この経路 A のみに着目し、1 時間ごとのデータのばらつき、また追跡調査の結果との比較を示したものを図 5-23 に示している。これによると、20 時台、21 時台において追跡調査結果の方がデータの速度平均値に比べ、やや大きくなっているように見える。これは現地においてこの時間帯では最も混雑している時間帯であり、滞留している ($\text{SPEED}=0$ に近い値) 参加者が多かった点が影響していると考えられる。

一方、神戸ルミナリエでは図 5-22 において図 5-21 の渋谷の経路と比較しても、全体的に経路 J・K のデータのばらつきが低い要因はイベント目的地付近で最も高密度であり、かつ群集の動きがイベント特性上、一定であった影響であると考察する。

また、経路 JK において、追跡調査結果の速度の値の方が、どの時間帯においてもデータの平均速度と比較すると高い結果となっていることが図 5-22 より読み取れる。これについては経路 JK ではイルミネーションが設置されている箇所であり、現地ではイルミネーションの撮影などで立ち止まっている参加者も多かった。このようなイベント参加者から取得されているデータが多く存在している点が図において反映されていると考える。

以上のことから、全体を通じて平均値・ばらつき等を考慮しても、追跡調査結果と比較してモバイルプローブデータの取得された速度データはそれほど大きく外れた値を示しているものは稀にあるものの、平均値の観点ではおおむね一致している。また平均値が外れている経路に関しても、外れる要因が推察できる。また、渋谷ハロウィンの全経路や神戸ルミナリエの経路 I,J,K 等、特に対象エリア内で密度が高い経路、モバイルプローブデータと追跡調査結果の平均値差が小さい傾向にあることから、高密度である程、歩行速度が低くなり、相対的にデータの差が小さくなる、つまりモバイルプローブデータの速度データはより現実に近い値を取得することができていると考察する。

したがってモバイルプローブデータの速度データは実際の歩行速度をある程度反映できており、有用性があると結論付けた。

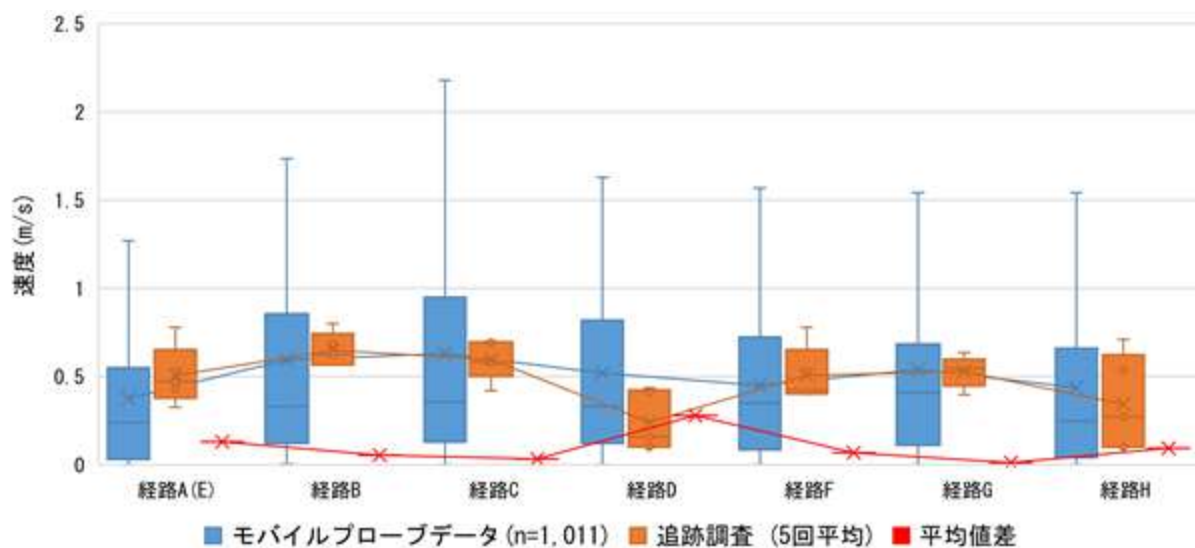


図 5-21 渋谷ハロウィン 経路毎の速度検証結果

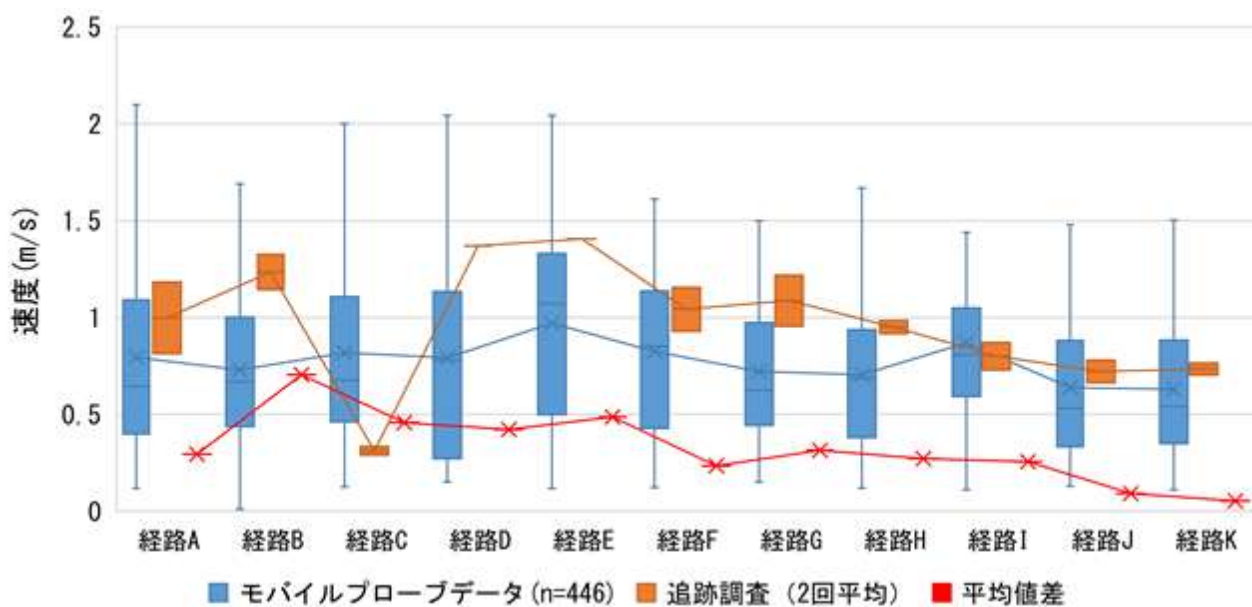


図 5-22 神戸ルミナリエ 経路毎の速度検証結果

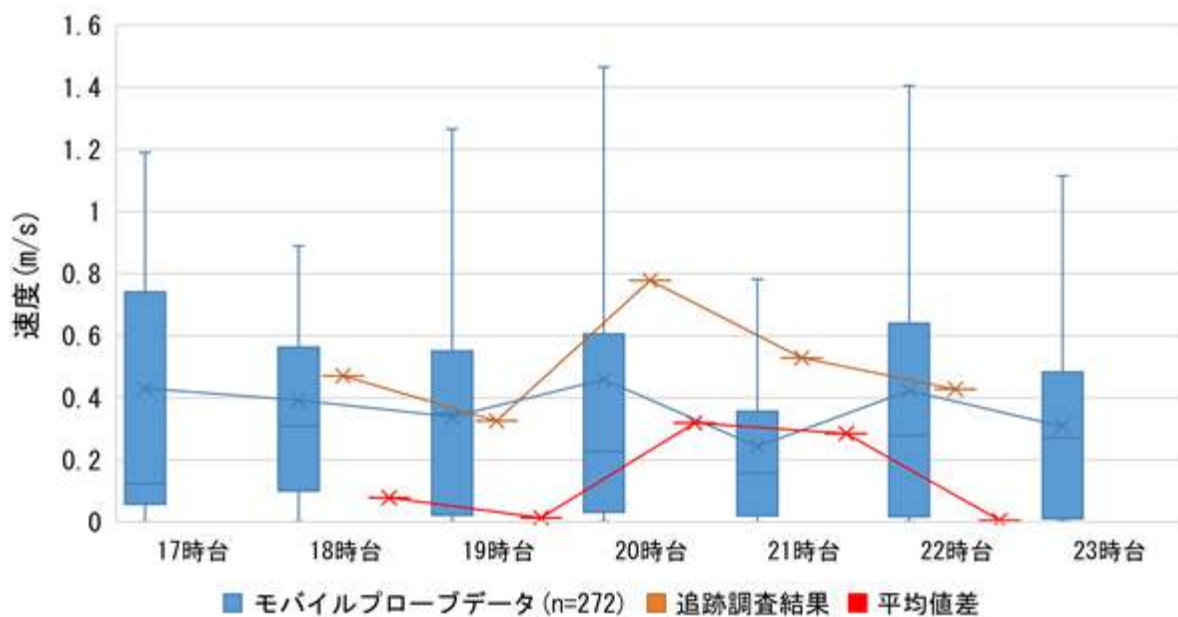


図 5-23 渋谷ハロウィン 主要経路（経路 A） 速度検証結果

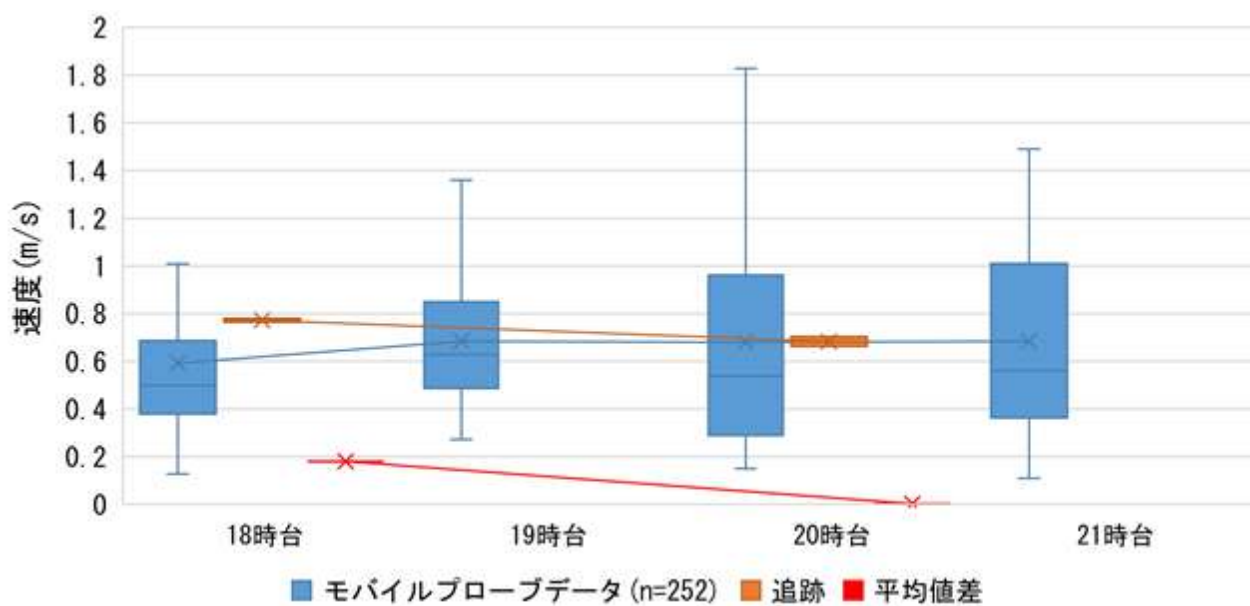


図 5-24 神戸ルミナリエ 主要経路（経路 J, K） 速度検証結果

5.2.4.2 ビデオ動画解析結果とモバイルプローブデータの速度比較分析

続いて、渋谷区経路 A（センター街）にて取得したモバイルプローブデータ内の速度データについて、ビデオ動画解析より算出した歩行速度の値と比較を行った（図 5-25）。なお、2つの速度データは共に 30 分単位で集計を行っている。

図 5-25 より、ビデオ動画解析結果より得た密度から既往研究にある密度-速度関係式を用いて算出した速度の値はモバイルプローブデータの速度データと比較して、共に明らかに高い値を示している。これは本研究における対象イベント：渋谷ハロウィンの歩行者交通流が式(5)(6)(7)の係数に当てはまっておらず、そのため式の密度 K の係数が適していないことが最も大きな要因と考える。(5)(6)式の既往研究では大阪市都心部における通勤時の歩行者を対象とし、障害物のない平坦で見通しの良い歩道・地下道を選定してデータを取得している。また、(7)式の既往研究では主に行事・催物を目的とした歩行者からデータを得ている。このことから、今回の対象イベントは上記 2 種類の通行目的とは異なることが、係数がおそらく適していない要因であると考察する。

しかし、30 分単位の平均速度の時間変位・グラフの傾向は全ての折れ線が等しい傾向を示している。このことから、モバイルプローブデータの速度データは関係式より密度より推定した速度値より、大幅に低い値を示してはいるものの、かなり近い傾向にあり、ある程度の有用性があると推察できる。

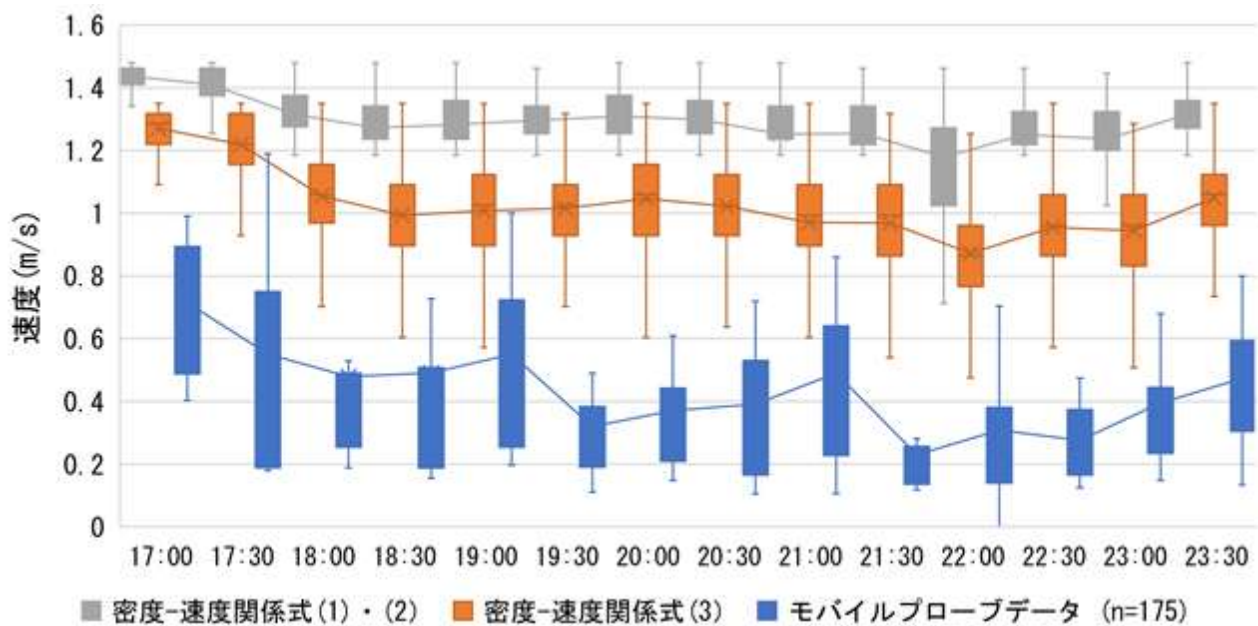


図 5-25 ビデオ動画解析結果とモバイルプローブデータの速度比較分析結果

5.3 混雑状態下における人流解析

5.3.1 新たな可視化手法：MTS 図の提案

5.2 の精度検証の結果より、モバイルプローブデータを用いてミクロな歩行空間における人流を捉える際、速度データはある程度の有用性があることが分かった。そこで 5.3 では 5.2 で行った 1 経路全体の速度分析よりもさらに細かく、1 経路内を 50m 区間で分割した上でログデータの集計を行うことで各経路内での人流をモバイルプローブデータから可視化することを試みる。

対象エリアにおける人流について、エリア内の主要な経路にのみ着目し、イベント時間帯前後における 1 本の経路内の歩行者交通流の速度変化について分析する。具体的にはイベント毎に主要な経路をいくつか選定し、その経路で取得された位置情報データから、自動車工学等に用いられる Time-space 図を作成する。ただし、本研究では自動車ではなく、歩行者のプローブデータを対象とするため、端末数は膨大であり、大量の線分を描くこととなり、一般的な Time-space 図での可視化は困難である。そのため本研究では、さらに Time-space 図の作成時に用いたデータを 50m 毎の区間と 30 分毎の時間でクロス集計を行い、得られた区間-時間メッシュ毎の平均速度とログ数、移動方向という 3 つの指標を用いて Mesh 型 Time-Space 図（MTS 図）を作成する。これにより、混雑時間帯前後の一本のメインストリートにおける歩行者交通流の新たな可視化手法の提案とした。

また、同時刻、同経路のイベント時と平常時の二つの MTS 図を作成、比較することにより、イベント時の混雑状態の異常性についても考察した。

渋谷においては最も主要な、いわゆるメインストリートであるセンター街（経路 A）に加えて、スクランブル交差点付近での人流を捉えるため、スクランブル交差点を結節点とする経路 D+C と経路 H の計 3 本の MTS 図を作成した。なお、経路 D については経路全体の距離が短く、MTS 図作成ならびに他の経路との結果比較を簡易化する目的として、連結する経路 C とデータを合算して 1 経路とみなした。

また、神戸においてはイルミネーション会場に繋がるメインストリートとも言える経路 J+K の MTS 図を作成した。なお、この経路についても直線状に繋がる街路であり、他の経路との結果比較を簡易化する目的としてデータを合算して 1 経路とみなした。

上記の通り、イベント毎に、イベント時間帯において最も主要な経路を選定後（渋谷ハロウィン：経路 A・D+C・H、神戸ルミナリエ：経路 J,K）、これらの経路上で取得されたMPDを用いて、図 3-25 のフローに従って MTS 図の作成を行った。上記の経路上における MTS 図の原点（縦軸の 0m 地点）は図 5-26 のように設定した。また、MTS 図における原点距離（縦軸のパラメーター）については google map などで用いられている単純な 2 地点距離の算出式(14)を本研究では用いた。この式から上記の 2 本の経路上で取得された全てのポイントデータについて、各データの位置情報(x_i, y_i)から原点距離 $X(m)$ を算出し、付与させることで、MTS 図を作成した。

$$X = 6.371 \cdot \cos^{-1}(\cos(x_0) + \cos(x_i) * \cos(y_i - y_0) + \sin(x_0) * \sin(x_i)) \quad (14)$$

X ：原点距離[m] x_0 ：原点の緯度[°] y_0 ：原点の経度[°]
 x_i ：各ポイントデータの緯度[°] y_i ：各ポイントデータの経度[°]

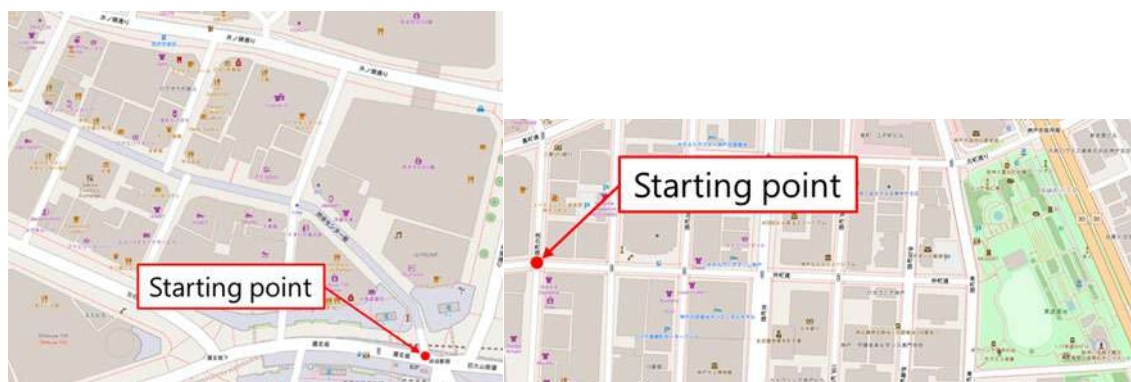


図 5-26 原点の設定（左：渋谷区 右：神戸市中央区）

この MTS 図はそのメッシュ内のログ数（点の数）を各線分の太さで、そのメッシュ内データの平均歩行速度を線分の傾きで表現している。また、順走方向へ移動するデータは赤の線分、逆走方向の移動データは青の線分で表現している。これにより、各メッシュ内の平均速度、ログ数、そして移動方向（2 方向）これら 3 つの指標を 2 次元平面上で表現した。

5.3.2 MTS 図の作成結果

まず、図 5-27、図 5-28 の二つの MTS 図を比較しながら、イベント時間帯における渋谷区経路 A の歩行者交通流について考察する。なお、線の太さについてはメッシュ内のログ数（点の数）が 4 個以下、5~9 個、10~14 個、15 個以上の計 4 段階に分けており、ログ数が多い程太くなるように表現している。

図 5-27 において、イベントが始まる 18 時 30 分頃からスクランブル交差点付近(0~50m)において線が太くかつ傾きが減少していくことから、歩行者が増加しかつ歩行速度が低下していることが分かる。また、交差点のある 150~200m 付近においても 19 時 30 分頃から同様の現象が起きており、大幅な歩行速度低下が見られる。さらにこの時間帯について補足すると、19 時台からこの経路 A のみ、駅へ向かう逆走方向を禁止する一方通行の交通規制が行われていた。逆走割合に着目すると 19 時で逆走割合は 50%とピークに達し、その後は一定数の逆走が確認できるものの、減少はしている。この点は交通規制の効果の表れだと考察する。また、この逆走割合、つまり図の赤線の太さが太くなる程、順走（青線）の傾きが低下する傾向に見えた。

続いて、同経路について平常時（2019/10/11・図 5-28）との比較を行う。

平常時においても交差点のある 100~200m 付近の区間では速度が低下していることが分かった。この点はイベント・平常時などの時期に関わらず、歩行者が滞留するような場所になっているのではないかと考察する（飲食店の店舗に並ぶ等）。また、順走・逆走割合は合計の割合で見た場合、ほとんど同じ割合であることが分かった。したがってこの順走:逆走=7:3 程度がこのセンター街における標準的な割合であると考ええる。この考えのもと、再度イベント時（図 5-27）を見ると一方通行の交通規制を行っても、平常時と変わらない程度であった、つまり効果は微小にしか現れていないという結果である。また、総合的に平常時についてはデータ数(N)がイベント時と比較して半分しかなく、速度に関しては一部の停滞し続ける端末などの影響を大きく受けている可能性がある。この点は今後複数の日程のデータを合わせることでイベント時と同等のデータ数で比較するなどの対処を検討したいと考える。

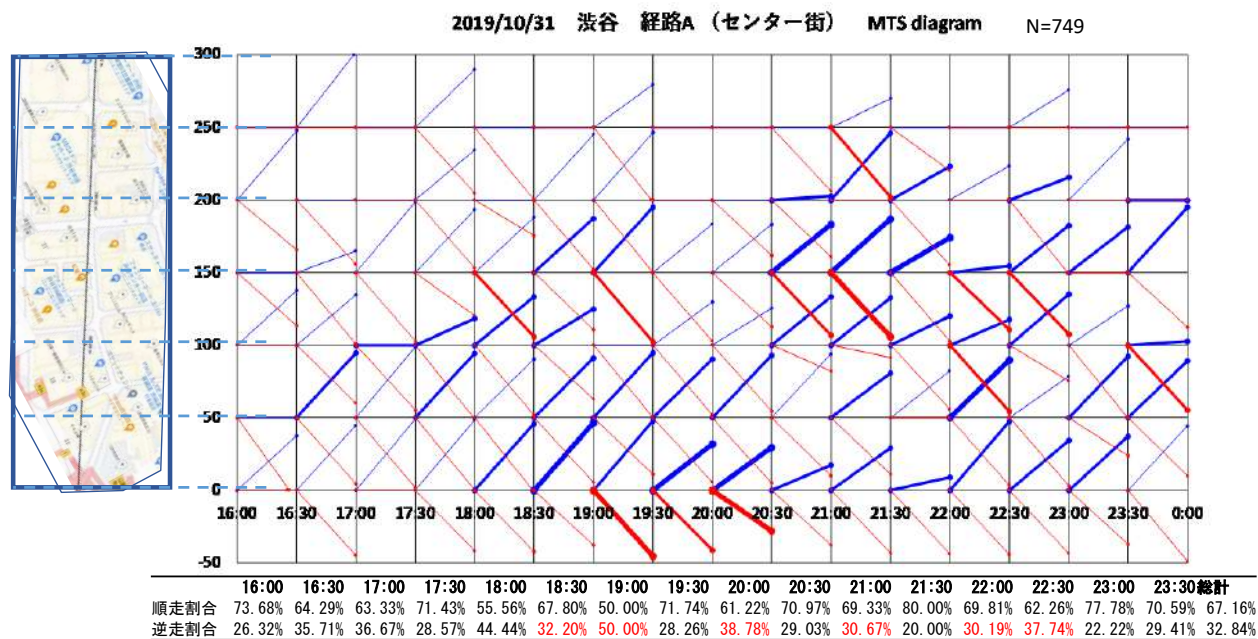


図 5-27 イベント時 渋谷区経路 A (センター街) MTS 図

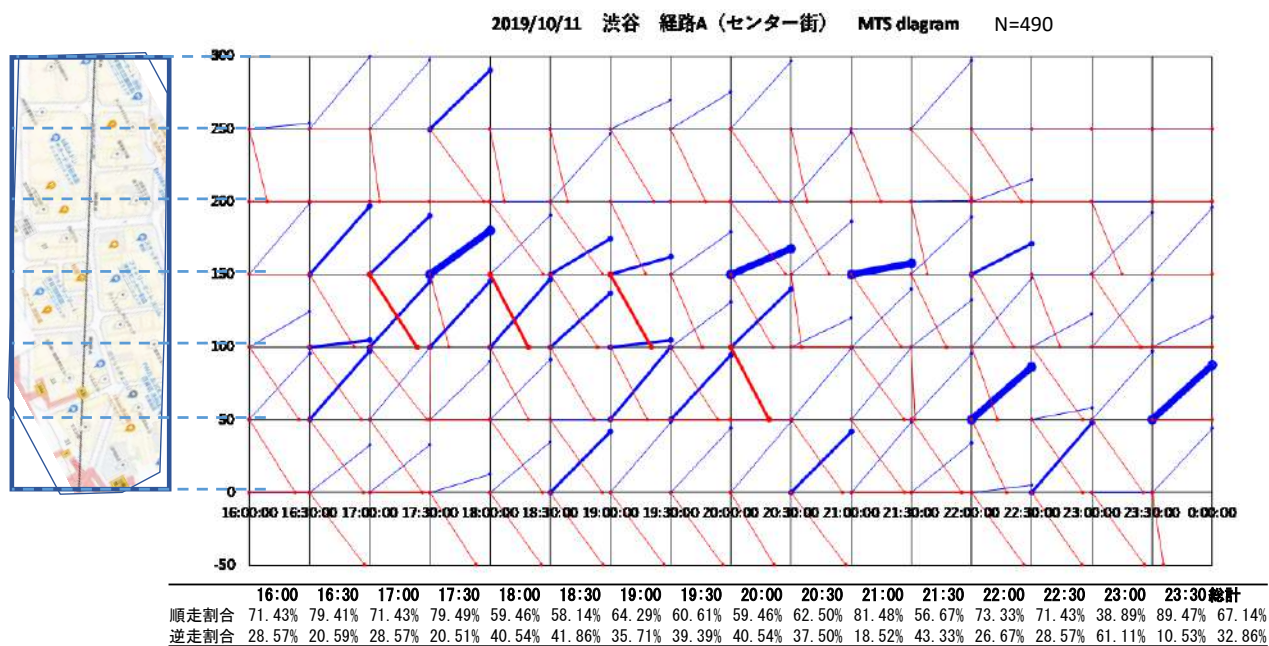


図 5-28 平常時 渋谷区経路 A (センター街) MTS 図

次に、図 5-29 を用いて渋谷区経路 D+C の歩行者交通流について考察する。

全体的に見た場合、やはり渋谷交差点付近（0～150m）の区間においては線が太い、つまりログ数が多い。そして同時にこの区間における速度の低下が顕著に見られる。そして原点から離れるに従い、徐々に点の数は減少し、傾きは増加、つまり速度は上昇している。また、21 時以降は比較的逆走の割合が上昇している。これは駅へ向かう帰路としてこの経路を利用する歩行者が増加している表れであると考察する。

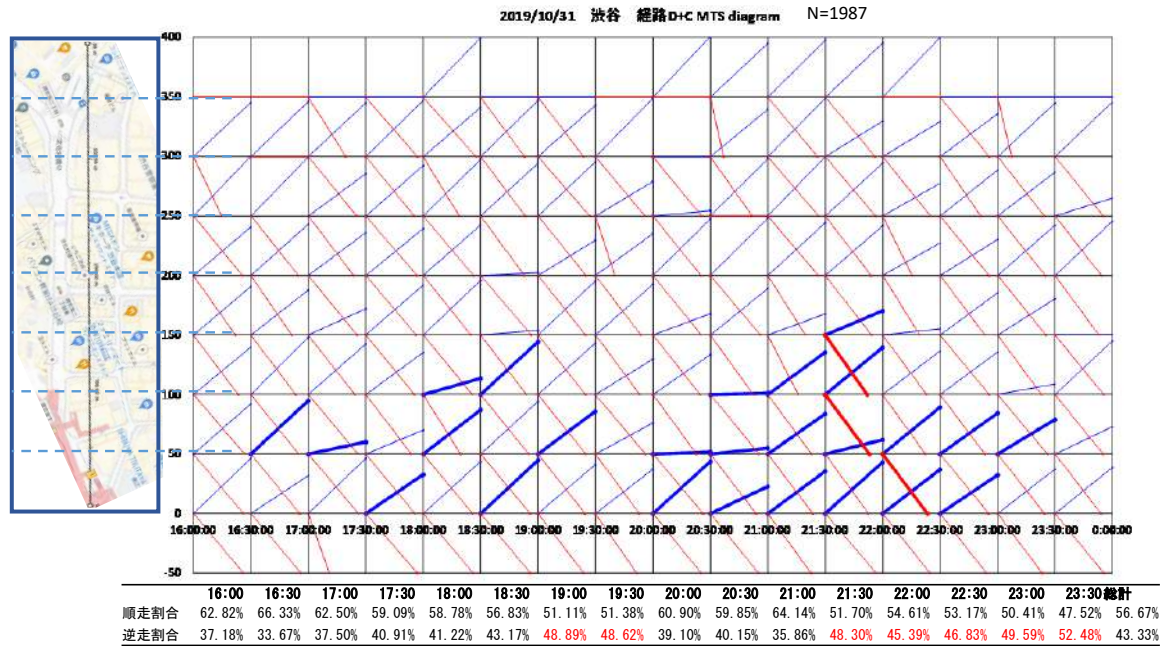


図 5-29 イベント時 渋谷区経路 D+C（センター街） MTS 図

続いて図 5-30 を用いて渋谷区経路 H の歩行者交通流について考察する。

この経路では他の経路 A や D+C とは異なり、スクランブル交差点付近の区間での混雑はそれほど顕著に表れていない。一方で、50～100m 区間や 200m 付近など、一部の区間においてログ数が多く、それに伴い速度も減少している。この要因は枝分かれする他の街路からの歩行者の流入などではないかと考察する。順走逆走割合に関しては 23 時台にやや逆走割合が高いものの、特に大きな特徴は見られなかった。

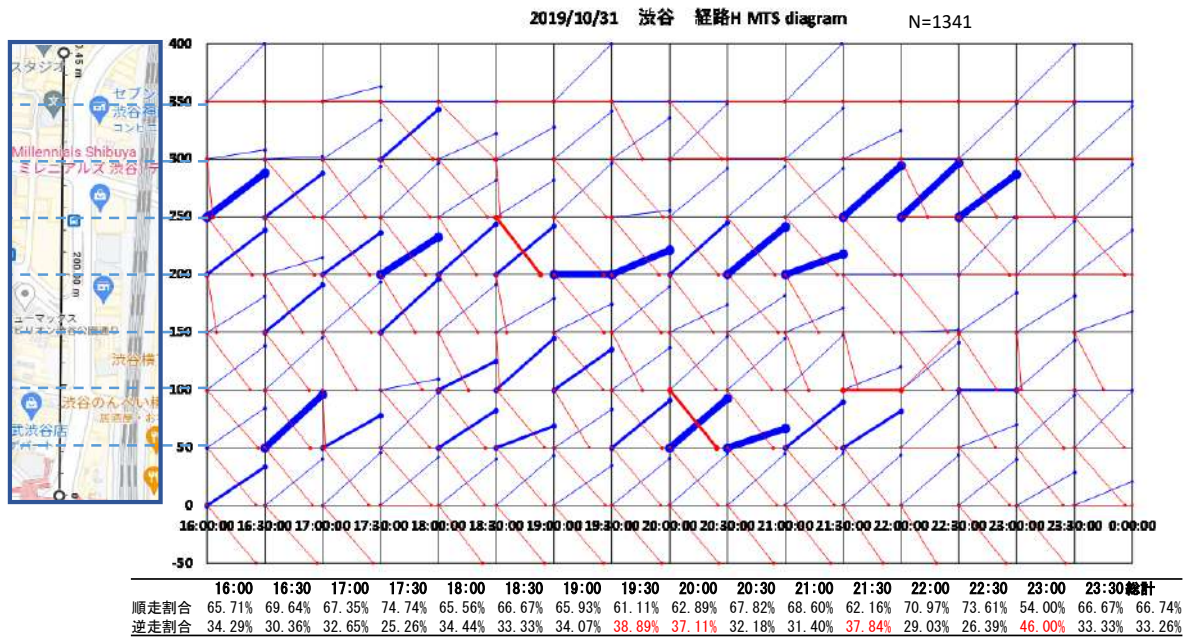


図 5-30 イベント時 渋谷区経路 H（センター街） MTS 図

そして、上記と同様に神戸市中央区におけるイルミネーションイベント”神戸ルミナリエ”時における経路 J+K の MTS 図（図 5-31）の考察を行う。

全体的にやはりイルミネーションの会場付近である 300～450m 区間でログ数が最も多くなる傾向が確認できる。しかし、先ほどまでの渋谷ハロウィン時の MTS 図（図 5-27、図 5-29、図 5-30）と大きく異なり、ログ数の増加に伴う速度の低下がほとんど表れていない。渋谷ハロウィンとは異なり、神戸ルミナリエは自然発生するイベントではなく、毎年群集制御が警備員による誘導の元、しっかりと行われている。この効果により、交通量が増加しても、歩行速度は一定に保つことができていている表れであると考ええる。さらに、順走逆走割合についても順走割合が 16 時半以降全て 85%を超えており、全体では 87%もの値を示している。こういった点からも神戸ルミナリエは毎年の開催の中で培ってきた群集に対する制御の効果が如実に表れており、MTS 図における群集制御の評価において理想的な形であると考ええる。

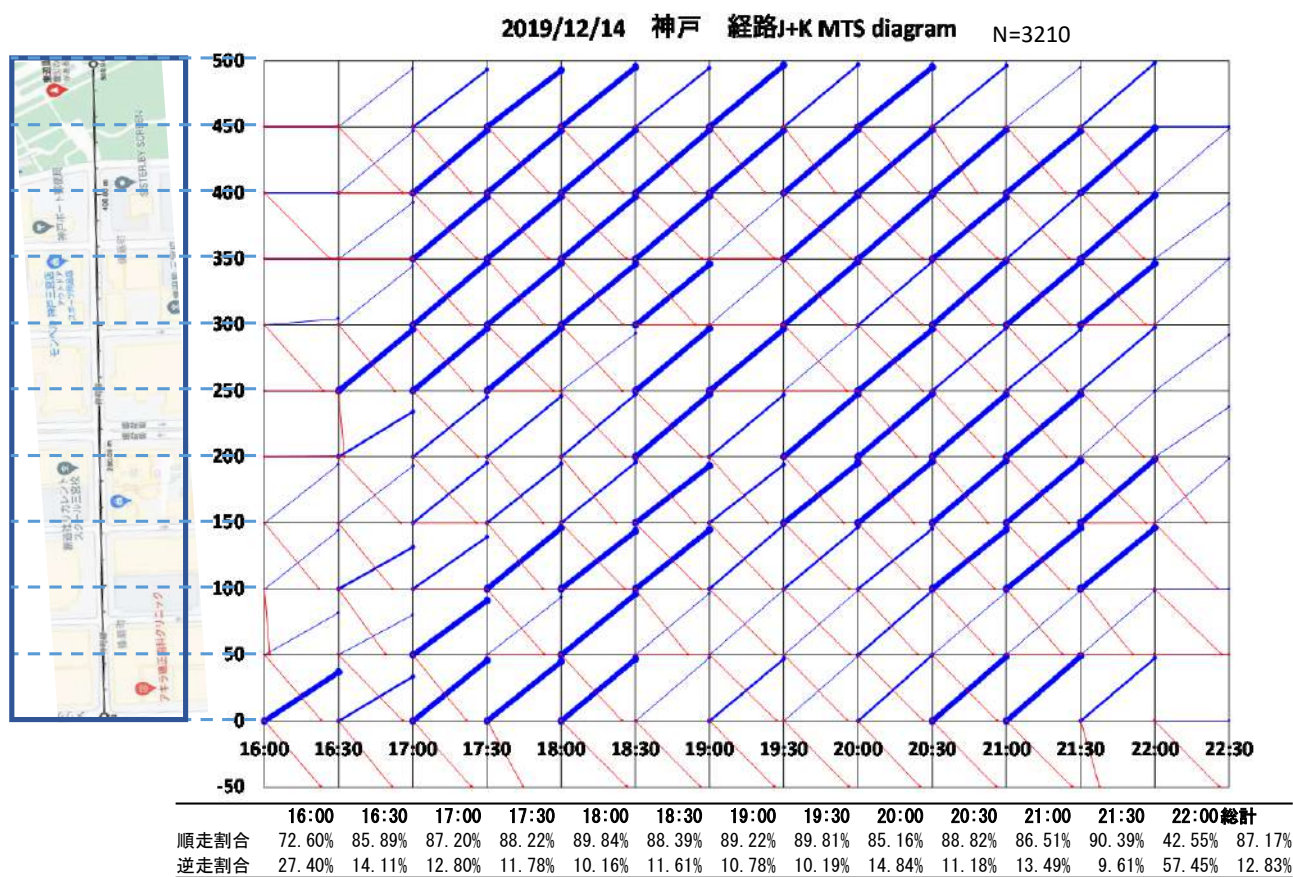


図 5-31 イベント時 神戸 経路 J+K MTS 図

そして最後に、平常時における神戸市中央区経路 J+K の歩行者交通流について MTS 図（図 5-32）を用いて考察する。しかし、結論としては図 5-30 と比較することができない程、データ数(N)が 206 と、大幅に少ない。したがって今後はイベント時とデータ数を合わせるため、定常時における他の日程の同経路で取得されたデータを補完する必要がある。

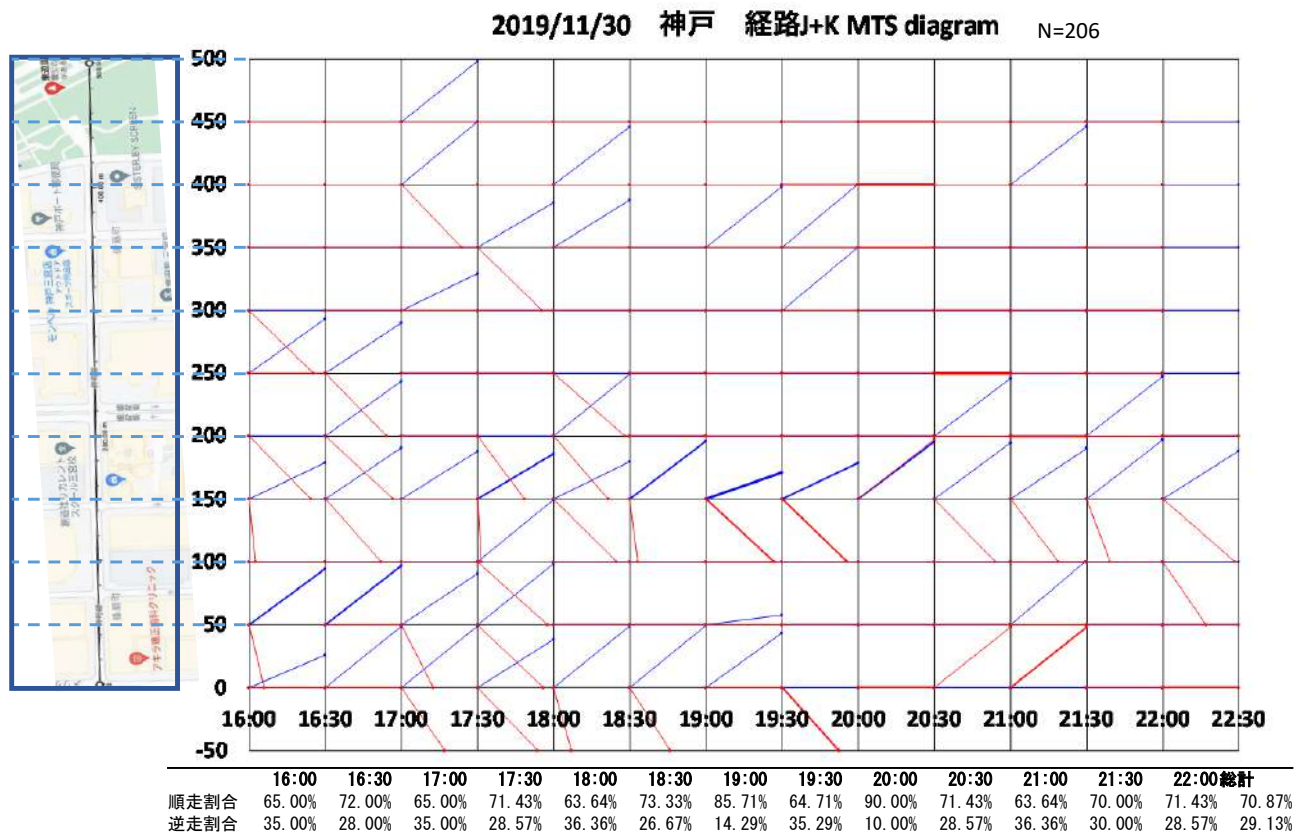


図 5-31 平常時 神戸 経路 J+K MTS 図

5.4 MTS 図の検証・モデル推定

5.4.1 GLM によるモデル推定

5.3 にて作成・提案した MTS 図より、ログ数（線の太さ）が多くなるほど、速度（線の傾き）が低下する・逆走割合が増加するほど速度が低下する等、いくつかのプローブデータ上の速度への関係性が垣間見えた。これらの考察を数値的に評価するため、本研究では MTS 図作成に要したデータセットを用いて一般化線形モデルによるモデル推定を行った。具体的には交通工学の基本とする Q （交通量） $=K$ （密度） $\times V$ （速度） に従い、以下の式(15)のような乗数モデルとした。式(15)の両辺に対数を取り、式(16)のように式変形を行うことで、目的変数を平均歩行速度[m/s]、リンク関数は $\log$ 、線形予測子は式(16)の右辺とする一般化線形モデルとした。なお、目的変数は速度[m/s]であるため、確率分布は正規分布とした。これにより、各メッシュ内におけるログ数、つまり取得された点の数による平均歩行速度[m/s]への影響度を評価する。

なお、このほかにメッシュ内に含まれるデータ項目としてはログ数・順走割合等がある。さらに今回は新たに空間条件を考慮するため、区間内の“滞留空間”についてもダミー変数を用いて追加した（図 5-32、図 5-33）。また、MTS 図内の青線・赤線を分けて表現するため、順走ダミー変数（順走:1,逆走:0）を用意した。渋谷ハロウィンについては、上記のデータ項目による平均歩行速度への影響度についても評価するため、これらの説明変数を追加する式(17)を設定した。

まずは渋谷ハロウィン時におけるモバイルプローブデータ（図 5-27 の MTS 図作成用データセット）を式(16)、式(17)に当てはめながら、一般化線形モデル(GLM)において、そのモデルの“予測の良さ”を示す指標：AIC（赤池情報量規準）や各パラメータの t 値・ p 値を比較することで、最適なモデル推定を行う。これにより上記にも示したが、5.3 における MTS 図から見えるデータの関係性に関する考察が数値的に言えるのか否か、定量的に評価した。

モデル推定後、同様に神戸ルミナリエについても同様のモデルに当てはめることで、イベントによって異なる歩行者交通流に関して各パラメータの値などを比較しながら評価する。なお、分析については統計分析ソフト「R」内の GLM 関数を用いた。

$$\begin{aligned}
V &= Q \div K \\
\Leftrightarrow V &= K^{-1} \times Q \\
\Leftrightarrow V &= K^{\alpha} \times Q^{\beta}
\end{aligned} \tag{15}$$

$$\begin{aligned}
\log \mu_i &= \beta \cdot \log Q - \alpha \cdot \log K \\
\Leftrightarrow \log \mu_i &= \beta \cdot \log \frac{N_i}{30 \times 60} - \alpha \cdot \log \frac{50}{N_i} \\
\Leftrightarrow \log \mu_i &= (\beta - \alpha) \cdot \log N + \alpha \cdot \log 50 + \beta \cdot \log 1800 \\
\Leftrightarrow \log \mu_i &= \log \beta_1 - \beta_2 \cdot \log N
\end{aligned} \tag{16}$$

N_i : メッシュ内のログ数 μ_i : メッシュ内の平均歩行速度

$$\log \mu_i = \log \beta_1 - \beta_2 \cdot \log N + \sum \gamma_i \cdot x_i \tag{17}$$

x_i : その他の変数（順走割合、滞留空間有無 ect）

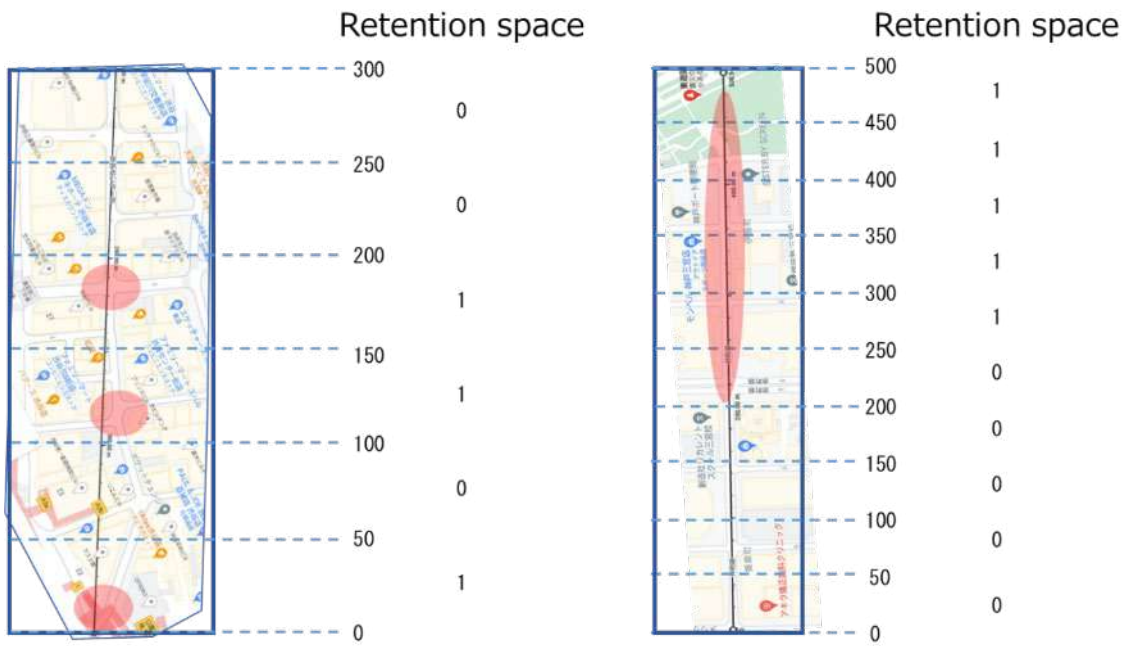


図 5-32（左図） 渋谷区 経路 A 滞留空間の有無

図 5-33（右図） 神戸市中央区 経路 J+K 滞留空間の有無

5.4.2 イベント毎のモデル推定・比較

渋谷ハロウィン時におけるモバイルプローブデータ（図 5-27 の MTS 図作成用データセット）を式(16)、式(17)に当てはめ、GLM による推定を行った結果を以下の表 5-12 に示す。

表 5-12 は定数項・各説明変数・AIC を列に、各モデルを行として配置し、次ページ以降に各モデルの図化したものを示す（図 5-34）。これらを用いて以下に考察を述べる。

まず、ログ数はどのモデルにおいても係数は負の値を示し、p 値から優位性を示していることが分かる。このことから MTS 図における各メッシュ内のログ数はそのメッシュにおける線分の傾き、つまり平均歩行速度に対し強い負の影響力を持っているといえる。

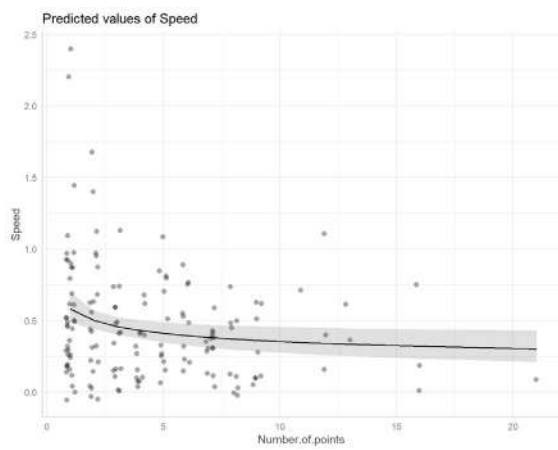
また、Model11 に説明変数として順走割合を付け加えた Model12 を比較すると、順走割合の p 値は 0.12 と有意性を示してはいないものの、図 5-34(Model12)からこの割合が高くなるにつれて速度が増加する傾向にあることが読み取ることができ、かつ AIC も Model11 よりも微小ではあるが低くなっている。このことから、順走割合についても有意性まではないにしても、速度に対し、ある程度の影響具合があると思われる。

滞留空間については、これの有無により、図 5-34(Model13)の速度の傾きが大きく異なることが分かった。これはログ数項に滞留空間ダミーのみを加えた Model3 の AIC が他のどの Model よりも低い点からも速度に対する影響要因かと推察した。

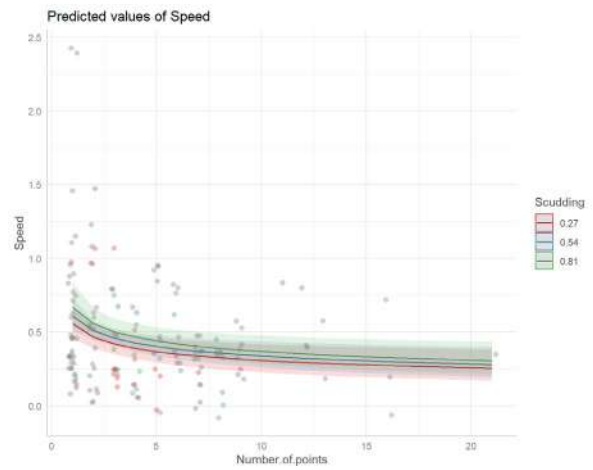
なお、順走ダミーを説明変数に加えた Model5 は図 5-34(Model5)の赤・青の線がともにほとんど等しい曲線を示し、かつ有意性が確認できない点からも、順走もしくは逆走のログデータなのかという点はこの渋谷区経路 A においてはそれほど数値的に速度に対する影響はないということが分かった。これは渋谷ハロウィンの場合、順走割合がそれほど高くなかった点も影響していると考えられる。

表 5-12 渋谷ハロウィン 経路 A GLM による各モデルの推定結果

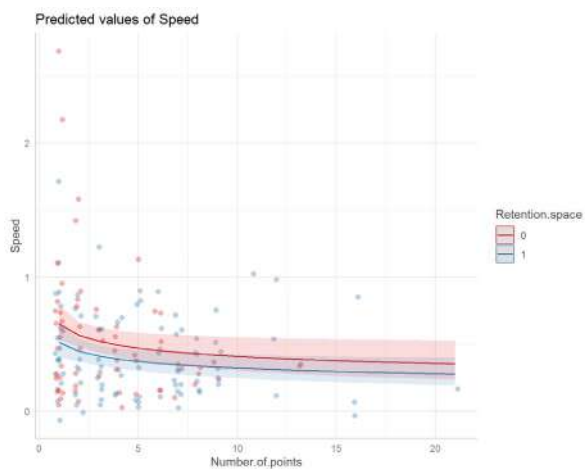
			定数項	ログ数	順走割合	滞留空間	順走逆走	AIC
神戸ルミナリエ	Model1	係数	0.71373	-0.01091				-11.648
		t 値	-10.678	-0.388				
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.699				
	Model2	係数	-0.713591	-0.008706	-0.008659			-9.6517
		t 値	-10.640	-0.195	-0.063			
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.845	0.949			
	Model3	係数	0.718950	-0.010947		0.008877		-9.6663
		t 値	-9.545	-0.386		0.134		
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.700		0.894		
	Model4	係数	-0.718743	-0.008906	-0.008025	0.008755		-7.6695
		t 値	-9.481	-0.198	-0.058	0.131		
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.844	0.954	0.896		
	Model5	係数	-0.74499	0.04442			-0.16167	-12.134
		t 値	-10.377	0.947			-1.523	
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.345			0.129	



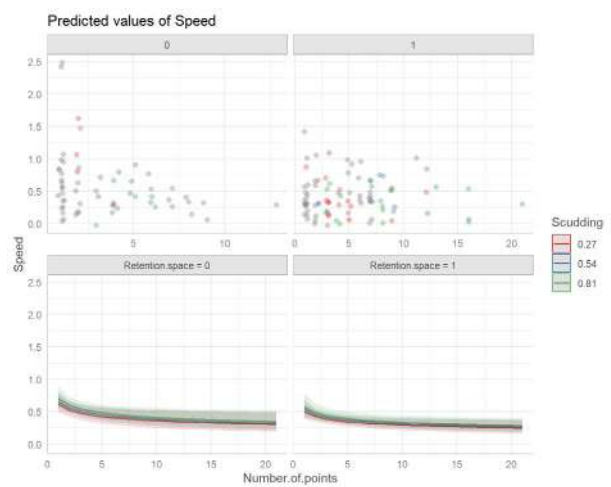
Model 1



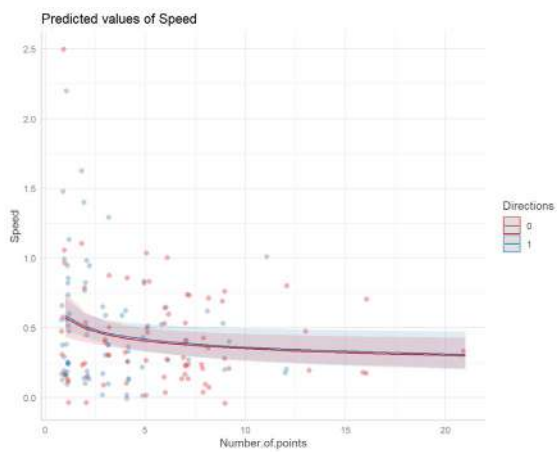
Model 2



Model 3



Model 4



Model 5

図 5-34 渋谷ハロウィン 経路 A 各推定モデル図

続いて、同様に神戸ルミナリエ時におけるモバイルプローブデータ（図 5-31）の MTS 図（作成用データセット）を式(16)、式(17)に当てはめ、GLM による推定を行った結果を以下の表 5-13 に示す。

表 5-13 は定数項・各説明変数・AIC を列に、各モデルを行として配置し、次ページ以降に各モデルの図化したものを示す（図 5-35）。これらを用いて以下に考察を述べる。

まず、渋谷ハロウィンの場合とは大きく異なり、神戸ルミナリエの場合、ログ数はどのモデルにおいても p 値から優位性を示していないことが分かる。このことから MTS 図における各メッシュ内のログ数はそのメッシュにおける線分の傾き、つまり平均歩行速度に対し影響力があるとは言えない。この点は 5.3 の MTS 図からも見えた通り、神戸ルミナリエの場合はログ数の増加、つまり交通量の増加は歩行速度に影響していないという考察と辻褄が合う。

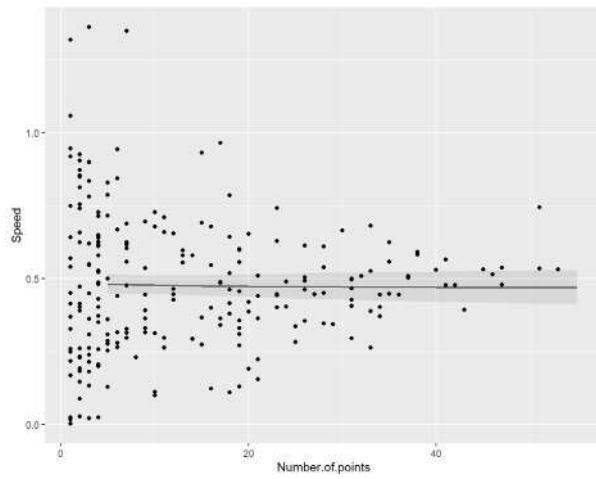
また、Model11 に説明変数として順走割合を付け加えた Model12 や滞留空間の有無に関するダミー変数を追加した Model13 に関しては結果として、どの項も p 値が有意とはならなかった。

Model5 においては、順走逆走のダミーを設けた（逆走:0,順走:1）。結果としては、p 値は 0.129 と有意とまでは言えないものの、ある程度の速度への影響具合があると推測する。さらに図 5-35（Model5）を見ると、逆走の曲線（赤）の方が順走の曲線（青）と比較して全体的に速度が高い結果となっている。これについては逆走の点（小丸）が x 軸=0 付近に密集していることからこれらの点はイベント参加者が歩く誘導経路（車道）ではなく、その周囲に位置する街路を歩いており、そのような自由に歩く歩行者の点もデータ抽出の際、含まれてしまった結果だと考察する。

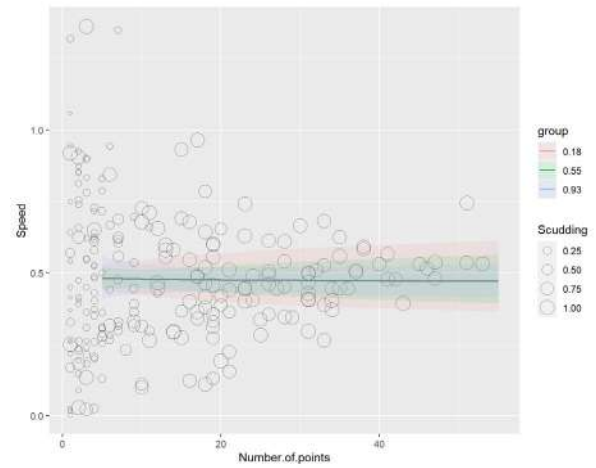
しかしそれとは異なる見方で図 5-35（Model5）を見れば、順走のみでもログ数の歩行速度への影響は見られないことが分かる。このことから、やはり神戸ルミナリエの場合はログ数、つまり交通量の増減は歩行速度に影響していないと定量的にも示せた。これは群集制御・誘導による効果の表れだと考察する。

表 5-13 神戸ルミナリエ 経路 J+K GLM による各モデルの推定結果

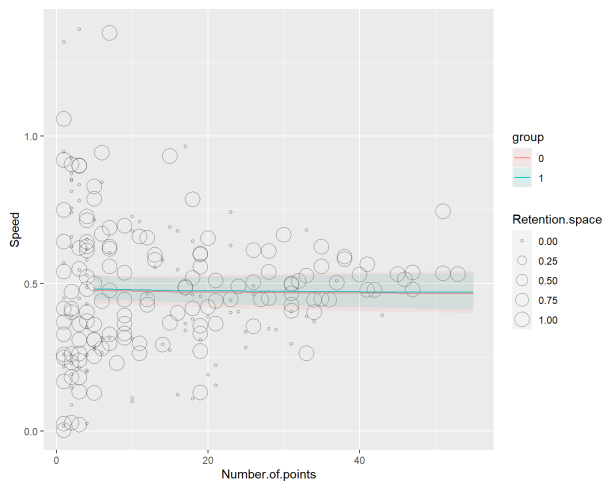
			定数項	ログ数	順走割合	滞留空間	順走逆走	AIC
神戸 ルミナ リエ	Model1	係数	0.71373	-0.01091				-11.648
		t 値	-10.678	-0.388				
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.699				
	Model2	係数	-0.713591	-0.008706	-0.008659			-9.6517
		t 値	-10.640	-0.195	-0.063			
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.845	0.949			
	Model3	係数	0.718950	-0.010947		0.008877		-9.6663
		t 値	-9.545	-0.386		0.134		
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.700		0.894		
	Model4	係数	-0.718743	-0.008906	-0.008025	0.008755		-7.6695
		t 値	-9.481	-0.198	-0.058	0.131		
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.844	0.954	0.896		
	Model5	係数	-0.74499	0.04442			-0.16167	-12.134
		t 値	-10.377	0.947			-1.523	
		Pr(> t)	2e-16 ***	0.345			0.129	



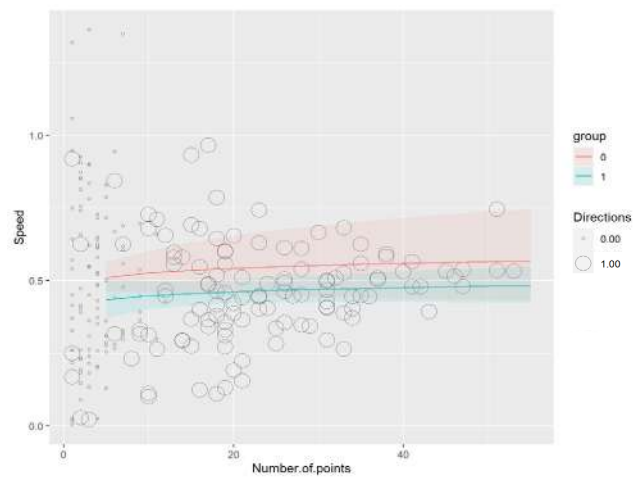
Model 1



Model 2



Model 3



Model 4

図 5-35 神戸ルミナリエ 経路 J+K 各推定モデル図

そして最後に上記に記載した渋谷ハロウィン・神戸ルミナリエの主要経路（渋谷:経路 A,神戸:経路 J+K）における Model1 の GLM 推定結果を図化し、かつ重ねた結果を以下の図 5-36 に示す。

この結果より、渋谷ハロウィンではログ数の増加に伴い、歩行速度は指数関数的に低下するという、本来の交通工学における K-V 関係のような結果を示している。

しかしその一方で、神戸ルミナリエではログ数の増加は歩行速度にほとんど影響しておらず、微小な傾きしか示していない。

以上の結果から、上記の 2 つの対象イベントではイベント特性・群集制御によりログ数による速度への影響具合は変化し、そのためには順走割合や空間条件が少なからず関係すると推察した。

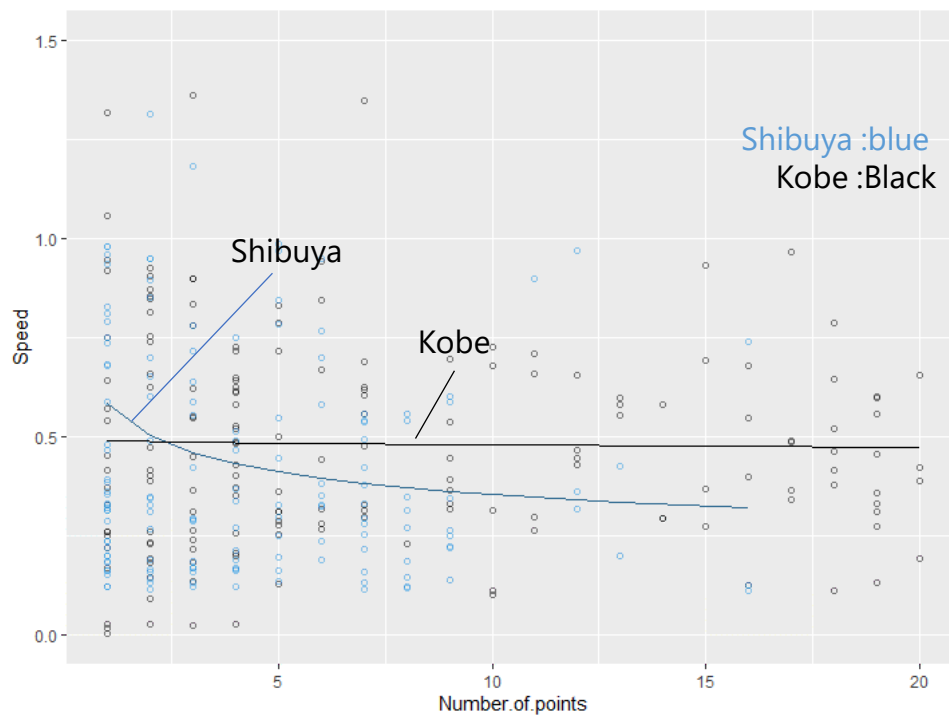


図 5-36 イベント毎の GLM 推定比較結果 (Model1)

参考文献

- 1) 溝上章志, 高松誠治, 吉住弥華, 星野裕司: 中心市街地の空間構成と歩行者回遊行動の分析フレームワーク, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 68 巻 5 号 p. I_363-I_374, 2012
- 2) 前川 朝尚, 倉内慎也: 松山都市圏 PT 調査データに基づく平日の買物行動の類型化と目的地選択特性分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 67 巻 5 号 p. 67_I_749-67_I_757, 2011
- 3) 加藤憲一, 山田孝子: 業種別商業集積に基づく都心商業地域の回遊行動モデル, 都市計画論文集, 44.2 巻 p. 8-14, 2009
- 4) 佐藤貴大, 円山琢也: カーネル密度推定法を応用したスマホ型回遊調査データの時空間分析, 51 巻 2 号 p. 192-199, 2016
- 5) Alessio D. Marra, Henrik Becker, Kay W. Axhausen, Francesco Corman: *Developing a passive GPS tracking system to study long-term travel behavior*, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Volume 104 Pages 348-368, 2019
- 6) Yoshiki Yamagata, Daisuke Murakami, Yihan Wu, Perry Pei-Ju Yang, Takahiro Yoshida, Robert Binder: *Big-data analysis for carbon emission reduction from cars: Towards walkable green smart community*, Energy Procedia, Volume 158 Pages 4292-4297, 2019
- 7) 一ノ瀬良奈, 丸山喜久, 永田茂: スマートフォンの位置情報による流動人口の時空間分布の推定, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), 74 巻 4 号 p. I_210-I_219, 2018
- 8) Bill Hillier, Julianne Hanson: *The Social Logic of Space*, Cambridge University Press, 1984
- 9) 荒木雅弘, 溝上章志, 円山琢也: まちなか回遊行動の詳細分析と政策シミュレーションのための予測モデル, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), 71 巻 5 号 p. I_323-I_335, 2015
- 10) Heba O. Tannous, Mark David Major, Raffaello Furlan: *Accessibility of green spaces in a metropolitan network using space syntax to objectively evaluate the spatial locations of parks and promenades in Doha, State of Qatar*, Urban Forestry & Urban Greening, Volume 58 126892, 2021
- 11) Mohammad Javad Koohsari, Koichiro Oka, Neville Owen, Takemi Sugiyama: *Natural movement: A space syntax theory linking urban form and function with walking for transport*, Health & Place, Volume 58 102072, 2019
- 12) 泉野桂一郎, 松島裕康: 時間的制御を組み込んだ歩行者移動のシミュレーションによる効率評価, The 28th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2014
- 13) 貝辻正利, 北後明彦: 雑踏事故に至る高密度群集滞留下での群集波動現象に関する研究 ―大規模イベント事例分析を通じて―, 地域安全学会論文集, 17 巻 p. 63-71, 2012

- 14) Mehdi Moussaïd, Dirk Helbing, Guy Theraulaz: *How simple rules determine pedestrian behavior and crowd disasters*, Proc. Natl. Acad. Sci. USA, vol.108 no.17 pp.6884-6888, 2011.
- 15) Andrea Schneider, Eva Krueger, Beat Vollenwyder, Jasmin Thureau, Achim Elfering: *Understanding the relations between crowd density, safety perception and risk-taking behavior on train station platforms: A case study from Switzerland*, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Volume 10 100390, 2021
- 16) Haoyang Liang, Jie Du, S.C. Wong: *A Continuum model for pedestrian flow with explicit consideration of crowd force and panic effects*, Transportation Research Part B: Methodological, Volume 149 Pages 100-117, 2021
- 17) Milad Haghani, Majid Sarvi, Zahra Shahhoseini: *When 'push' does not come to 'shove': Revisiting 'faster is slower' in collective egress of human crowds*, Transportation Research Part A: Policy and Practice, Volume 122 Pages 51-69, 2019
- 18) Darius Joseph R Diamante, Alerik Ezekiel C Ruiz, Rex Emmanuel M Apad, John Paul Alovel C Ferrer, Alexis M Fillone: *Risk management assessment of mobile crowds: The case of the Black Nazarene procession in Manila, Philippines*, IATSS Research, Volume 45 Issue 4 Pages 503-512, 2021
- 19) Ahmad Hoirul Basori, Sharaf Jameel Malebary, Andi Besse Firdausiah Mansur, Andi Tenriawaru, Norazah Yusof, Arda Yunianta, Omar M. Barukab: *Intelligent Socio-Emotional Control of Pedestrian Crowd behaviour inside Smart City*, Procedia Computer Science, Volume 182 Pages 80-88, 2021
- 20) 堀宗朗, 小国健二: 緊急避難行動予測のためのマルチエージェントシミュレーション, 第 55 回理論応用力学講演会 講演論文集, 2006
- 21) 竹内孝, 西田遼: 因果推論を用いた群衆移動の誘導における介入効果推定, The 35th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2021
- 22) 西川憲明, 廣川雄一: ヒューリスティックモデルによる群集シミュレーション, The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017
- 23) 加藤優作, 重中秀介, 西田遼: 大規模イベントにおける歩行者シミュレーションの Fidelity 最適化, The 35th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2021
- 24) 早曾我部まどか, 谷本圭志, 前田夏輝: 被災地における住民行動の回復過程に関する分析-人々の移動速度に着目して-, 土木学会論文集 F6, Vol.74 No.2 I_101-I_109, 2018
- 25) Y. Shiomi, H. Nishiuchi, T. Yoshii: *Mode Classification for Mixed Traffic Flow Based on Smartphone Data*, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol.11 Pages 1970-1981, 2015
- 26) N. ALEKSEEV, William H. K. LAM: *Estimation of Pedestrian Flow Based on Wi-Fi Data and Video Cameras*, Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol.13 Pages 93-101, 2019

- 27)Arief Hidayat, Shintaro Terabe, Hideki Yaginuma: *Estimating bus passenger volume based on a Wi-Fi scanner survey*, Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Volume 6 100142, 2020
- 28)Tim P.van Oijen, Winnie Daamen, Serge P Hoogendoorn: *Estimation of a recursive link-based logit model and link flows in a sensor equipped network*, Transportation Research Part B: Methodological, Volume 140 Pages 262-281, 2020
- 29)東京都：「東京都統計年鑑平成 31 年・令和元年 / 運輸」,
<https://www.toukei.metro.tokyo.lg.jp/tnenkan/2019/tn19q3i004.htm>,
2021/1/10
- 30)大阪府：「大阪府／令和元年度大阪府統計年鑑（令和 2 年 3 月刊行）」,
<https://www.pref.osaka.lg.jp/toukei/nenkan/tn2019index.html#09>,
2021/1/10
- 31)Yuhong Li, Xiaofan Zhang, Deming Chen: *CSRNet: Dilated Convolutional Neural Networks for Understanding the Highly Congested Scenes*, arXiv, 1802.10062v4, 2018
- 32)毛利正光, 塚口博司：歩行路における歩行者挙動に関する研究, 土木学会論文報告集, 第 268 号 p. 99-108, 1977
- 33)吉岡昭雄：道路歩行空間の計画設計に関する交通工学的研究（学位論文）, 1980
- 34)警視庁：「警視庁犯罪情報マップ」
<http://www2.wagmap.jp/jouhomap/Portal>, 2022/3/25
- 35)警視庁：「交通事故統計情報のオープンデータ」,
https://www.npa.go.jp/publications/statistics/koutsuu/opendata/index_opendata.html, 2022/3/14

第6章 画像処理アルゴリズム Alphapose に関する研究

群集状態でも人体認知を行える可能性がある画像処理技術として、Alphapose という技術が提案されている。本章では、本技術を活用し、歩行マイクロデータの変換に関する画像アルゴリズム設計に関する検証結果を示すと共に、今後の利用可能性について考察する。なお、本章については、ユニバーシティカレッジロンドン（University College London）の Zhongzheng Yuan 氏によって実施されたものである。

6.1 画像処理アルゴリズム (Alphapose)

Alphapose は、2018 年に開発された多人数ポーズ認識アルゴリズムである。トップダウンアプローチに基づき、位置推定エラーとバウンディングボックスエラーを含むバウンディングボックス不正確要因を克服するために、領域別多人数ポーズ推定フレームワーク（RMPE）を提案している (Fang et al., 2017)。以前の人物ポーズ推定アルゴリズムと比較して、Alphapose は 3 つの側面で改善されている。まず、単人数ポーズ推定フレームワークの上に Symmetric Spatial Transformer Network を追加し、当該領域のフレームで高品質の多人数人体特定性を得るという問題を解決した。二つ目は、冗長検出の問題を解決するために、パラメトリックポーズ NMS を採用した。三つ目は、人体の異なるポーズの情報を独立して学習し、より明確に高品質な人体領域フレームを得る (Fang et al., 2017)。この方法は、新規のポーズ誘導型人体提案生成器（PGPG）である。

研究の全体的な枠組みは以下の通りであり、アルゴリズムの実装は Google Colab で実行した。

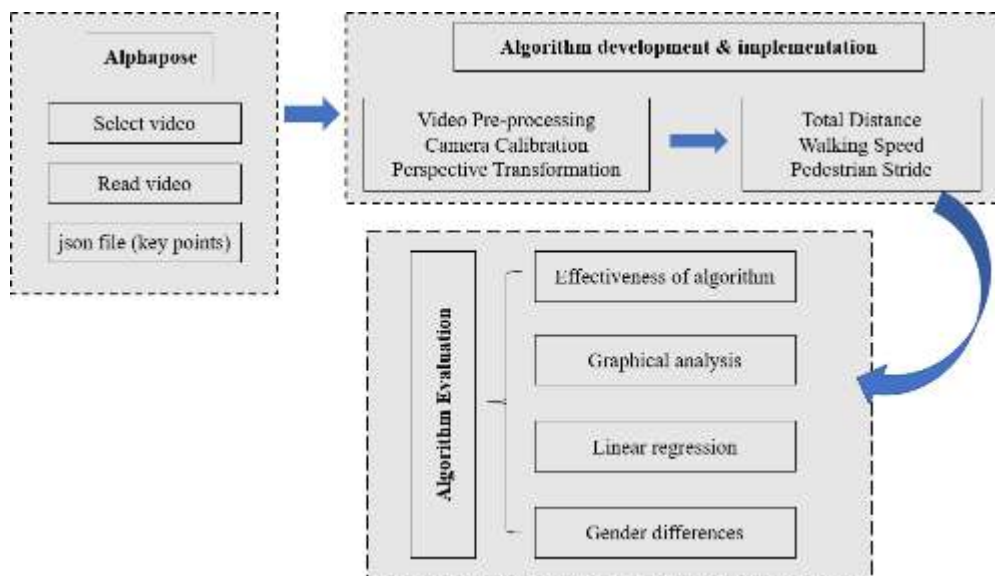


図 6-1 研究の枠組み

6.2 開発プロセス

歩行は最も基本的な移動手段である。先進的な多人数ジェスチャー認識アルゴリズムである **Alphapose** は、骨格部品のポイントを迅速かつ正確に取得できるため、各骨格のキーポイントの座標に依存して人体に関する基本データを計算することができる。本研究では、**Alphapose** をビデオ上で動作させるためのプログラミングおよび出力データから、観測された群衆中の個々人の歩幅・歩行速度を解析することを目標とする。歩行マイクロデータの解析を通じて、人間の歩行速度と歩幅の相関関係を整理することで、将来的に歩行者の歩行特性を把握し、歩行快適性及び異なる環境での歩行性を向上させるための基礎研究として利用することができると考えられる。新しく設計されたアルゴリズムは **python** で実行した。

6.2.1 映像の前処理

まずこのプロジェクトでは、UCL が 2021 年 5 月に、ウェンブリースタジアムにて固定アングルで撮影した動画を使用した。数時間の動画で数十のビデオクリップを入力動画として選択した。ビデオクリップの歩行者の数は 1 人から複数人へと徐々に増え、各フレームの歩行者の数は 10 人を超えず、長期的な身体のおクリュージョンもない。映像画面は以下の通りである。写っている人数はまちまちだが、いずれも 10 人以内であり、長時間の身体的なおクリュージョンはない。

写っている人数を制御する目的は、人体のポーズが重なっている場合や、人体以外の物体が歩行者に酷似している場合に、**Alphapose** が誤認・誤動作するためである (Fang et al.2017)。

40 本以上の動画を取得した後、**Alphapose** を使用して動画を読み込み、多人数ジェスチャー認識動画とキーポイントファイル (**json**) を取得する。**json** ファイルのフォーマットは **COCO** で、体の各部位の位置と信頼度係数が格納されている。ファイル内のフォーマットの **x1,y1,c1,x2,y2,c2,... c** は **MPII** データセットでは **[0,1]**、**COCO** データセットでは **[0,6]** の範囲にある信頼度スコアである。スコアは、我々のパラメトリックポーズ **NMS** (Fang et al., 2018)によって計算された、人物全体の信頼スコアである。

COCO の結果 (17 部位): {0, "Nose"}, {1, "LEye"}, {2, "REye"}, {3, "LEar"}, {4, "REar"}, {5, "LShoulder"}, {6, "RShoulder"}, {7, "LElbow"}, {8, "RElbow"}, {9, "LWrist"}, {10, "RWrist"}, {11, "LHip"}, {12, "RHip"}, {13, "LKnee"}, {14, "Rknee"}, {15, "LAnkle"}, {16, "RAnkle"}(Fang et al., 2018).



図 6-2 様々な映像のスクリーンショット

6.2.2 カメラキャリブレーション

カメラキャリブレーションは、画像計測プロセスやコンピュータビジョンなど、幅広い用途で使用されている。撮影前にコートフロアの特定のエリアに印をつけ、カメラの位置と角度を同じにする。映像中の黒い点の間隔はすべて1メートルで、後で画像を解析して歩行者の速度や歩幅の変化を計算するための準備が整っている。レンズの歪みによって黒点間の距離が不正確になる問題は、カメラのキャリブレーションによって解決することができる(Ismail et al., 2013)。画像中の任意の点間の距離と対応する点の関係を求めるため、この区間の歩行者用道路の矩形キャリブレーションコーナーの点座標として、4点を手動で選択する。具体的には、マウスで点を選択し、真ん中のボタンで輪郭を描画する。この間、マウスの動きを監視し、4点の校正点が選択された時点でループを抜ける。この4点の座標は、次のアルゴリズムの部分に渡される。これら4つの校正された角点は、検出された歩行者が検出可能領域内にいるかどうかを判断するために使用でき、また、透視変換された画像の幅(W)と高さ(H)が重みとして得られるので、次のステップでの透視変換の適用に都合がよく、コードに追加する。原画像における4つの交点の座標は、(762, 550), (1506, 772), (1388, 1240), (358, 668)である。



図 6-3 校正エリアと校正点

6.2.3 視点変更

カメラと地面との間には、垂直下向きではなく、一定の角度があるため、上から下に形成される正射影画像を得るためには、視点変換が必要である。本研究では、カメラ、元の歩行面、仮想歩行面は3点共役の原則に従うため、カメラを視点軸の周りにある角度だけ回転させ、新たな仮想歩行面を得ることができる。本研究では、地面上の動きのみに着目し、それ以外の部位の要所要所の動きには着目していない。

同時変換を計算する行列は次のようになる。

$$\begin{aligned} & \begin{matrix} x_i^p & & x_i \\ \{y_i^p\} & = A & \{y_i\} \\ z_i^p & & 1 \end{matrix} \\ & A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

x_i, y_i ($i, j = 1, 2, 3, 4$) は対象画像における行列校正点の画素座標である。 x_i^p, y_i^p ($i, j = 1, 2, 3, 4$) は原画像の矩形校正点の画素座標であり、 $A_{i,j}$ ($i, j = 1, 2, 3$) は視点変換処理における[333]変換行列 (Jiang, Gao and Xu, 2010) である。行列変換後の座標 x, y を得るためには、以下の処理が必要である。

$$x = \frac{x_i^p}{z_i^p} = \frac{a_{11} * x_i + a_{21} * y_i + a_{31}}{a_{13} * x_i + a_{23} * y_i + a_{33}} \quad (18)$$

$$y = \frac{y_i^p}{z_i^p} = \frac{a_{12} * x_i + a_{22} * y_i + a_{32}}{a_{13} * x_i + a_{23} * y_i + a_{33}} \quad (19)$$

変換行列さえ得られれば、選択された行列領域はトップダウンヒストグラムに変換することができる。逆に、トップダウンヒストグラムを逆算して、校正領域に示すような四角形に変換することも可能である。6.2.2 で選択した矩形領域に従って、ここに視点変換後の矩形領域を示すと、模式図は次のようになる。

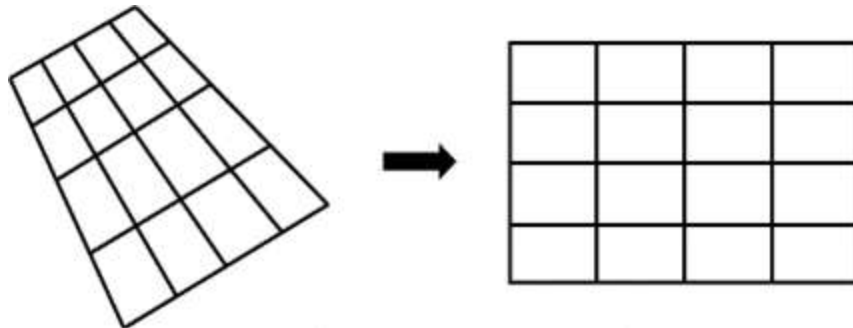


図 6-4 視点変更

本アルゴリズムにおけるキャリブレーション領域の視点変換後の画像は以下の通りである（この領域の縦横は 8m*4m である）。



図 6-5 キャリブレーションエリアの上面図

6.2.4 アルゴリズムの実行

動画を数十本の短い動画にカットし、1本ずつ **Alphapose** に入力して、各動画ファイルのフレームレート、動画フレーム、歩行者 ID、キーポイント座標を取得し、**json** ファイルを解析する。コードを実行する際には、まず現在のフレームが 1 フレーム目かどうかを判断する必要がある。最初のフレームであれば、矩形のキャリブレーションコーナーの点座標がプリセットされているかどうかを判断する。プリセットされていない場合は、マウスで矩形のキャリブレーションコーナーの点を手動で選択し、視点変換行列を計算する。このとき、キャリブレーションコーナーの点座標は、パラメータ設定の **W** と **H** に対応している必要がある。次に、映像のフレーム ID と **json** ファイルから、各フレームのキーポイントの座標を取得し、変換行列を介して画像中の歩行者足踏みキーポイントの実座標へのマッピングを計算し、足踏みキーポイント間の実距離を計算する。歩行者 ID をキー、歩行者ストライド（有効距離）を値とする **dictionary** に入れ、各フレームの歩行者のキーポイントの座標を歩行者 ID をキーとして格納する。

歩幅の計算を繰り返さないために、計算された実距離が各ステップで 1 回しか計算されないようにスクリーニングを行い、無理な距離を削除して有効歩幅を求める必要がある。フィルタリングの条件は以下の通りである。

6.2.4.1 フィルタリング A

平均距離が 10cm 未満または 100cm 以上の歩行者の歩幅情報をフィルタリングする。

Person distance < 10

Person distance > 100

Person distance とは、各フレームにおける異なる歩行者の特定の足間の距離のことである。

既往研究（Hediyeh et al.2014）では、振動モデルを用いてストライド周波数とストライド長を算出した。平均歩幅は $0.73 \pm 0.09\text{m}$ である。同様に、Zhu ら（2016）は歩行シーンを構築し、コンピュータビジョンを用いて歩行を解析したところ、左右の足の平均歩幅は 73.69cm と 73.66cm であった。競技場には低年齢の子供もいるため、また、歩幅の時間的な周期変化をより適切に計算し、最大歩幅と最小歩幅の精度を確保するために、規約では依然として 10 を最低基準としている。

6.2.4.2 フィルタリング B

歩幅データが 4 未満の歩行者の歩幅情報を削除する。

$$Len(new_distance) < 4$$

`new_distance` とは、実行時の変換変数で、各フレームのストライド情報を格納する。ここの 4 は、ストライドデータが 4 未満であり、いつでも変更可能であることを意味する。歩幅データが不足する理由は主に 2 つある。映像中の歩行者の歩幅が非常に少ないか、フィルタリングされた歩幅が 4 未満である。

6.2.4.3 歩行速度の計算

有効な歩幅をすべて加算して、各歩行者がこの特定領域で歩いた総距離を求め、総距離と総時間を用いて歩行者の平均歩行速度を計算する。なお、ここでの `filted_dst` は、ユークリッド距離の式 (Liberti et al., 2014) により直接計算する。つまり、構築した座標系を用いて各歩幅の歩幅を求めることになる。

$$filted_{dst} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (20)$$

$$total_{dst} = sum(filted_{dst}) \quad (21)$$

$$Avg_{speeds} = \frac{total_{dst}}{frame_{count}} \quad (22)$$

`filted_dst` はフィルタリングされた歩幅、 $(x_1, x_2), (y_1, y_2)$ は行列変換後の足の座標、`Avg_speeds` は計算した平均歩行速度、`total_dst` は総歩幅、`frame_count` は動画フレームである。

下図は、アルゴリズム全体の流れを示したものである。

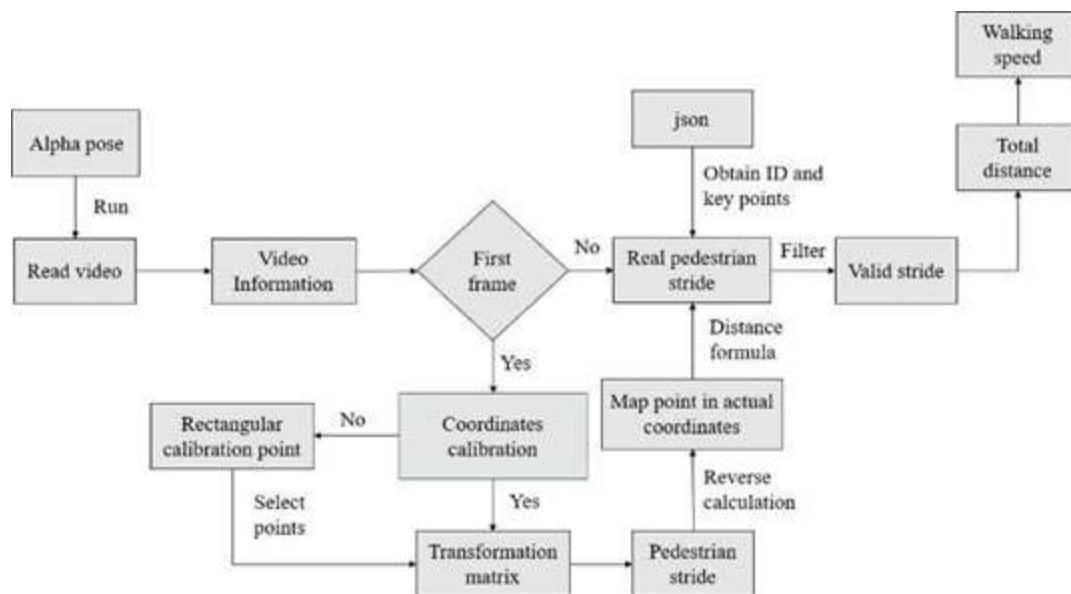


図 6-6 アルゴリズムのフローチャート



図 6-7 アルファポーズ出力のスクリーンショット

6.3 結果

繰り返しになるが、この研究の主な目的は、歩行解析用の **Alphapose** の出力ファイルを用いて、歩行速度、歩幅などの特徴量の関係を得ることである。主なパラメータは、各フレームの総歩行距離、歩行速度、歩幅である。本実験では、計 83 名の歩行者を抽出し、キャリブレーションエリアでの歩行行動を記録した。全サンプル中、女性 31 名、男性 52 名であった。まず、各歩行者のフレーム歩幅のばらつきを解析し、各歩行者の平均最大歩幅を求める。アルゴリズムの有効性を評価するために、先行研究の歩行データと本研究で得られた歩幅・速度データを比較する。次に、総距離、平均歩行速度、平均歩幅を完全頻度プロットする。次に、平均歩行速度と平均歩幅の関係を線形回帰モデルで求め、相関分析を行った。分類のためのサンプル数が不十分であったため、性別についてはあまり分析を行わず、最後の部分で簡単な記述的分析を行ったのみである。

6.3.1 アルゴリズムの有効性

新たに開発したアルゴリズムを実行し、**json** ファイルのキーポイントをフィルタリングして計算すると、各フレームの歩幅を得ることができる。**MATLAB** を用いて、各歩行者のフレームの歩幅を視覚的に分析し、各歩行者の歩幅の時間的変化の曲線を作成する。歩幅は時間の経過とともに周期的に移動していることがわかる。ほとんどの場合、10cm 以下の歩幅はアルゴリズム内のフィルターで除去されている。図中の山や谷は、すべてフィルタリングされた有効歩幅である。下図は、ID82 の歩行者の歩幅の変化曲線である。そこで、ピークの値をピックアップし、**MATLAB** を用いて平均化することで、各歩行者の最大平均歩幅を算出した。

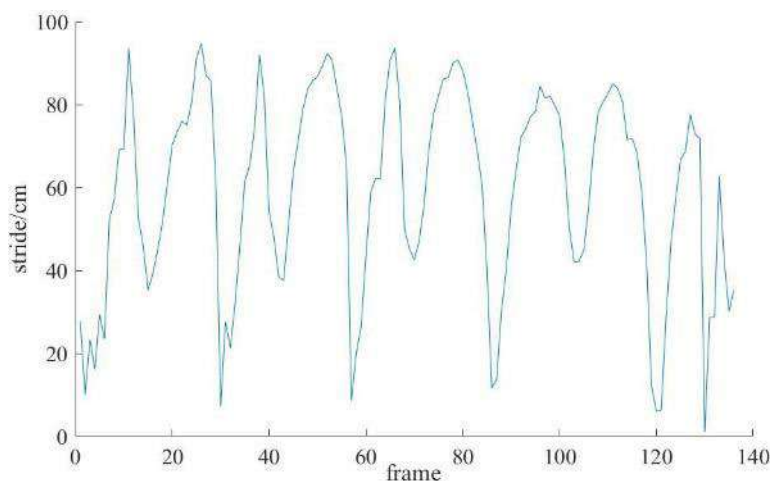


図 6-8 歩行者 82 人の歩幅と映像フレームの周期図

6.3.1.1 最大平均歩幅

$$\bar{X}_i = \frac{x_1 + x_2 + x_3 \cdots + x_n}{n} \quad (i = 1, 2, 3 \cdots 83) \quad (23)$$

$\bar{X}_i$ は最大平均歩幅、 x_i 各ピーク値、 n はピーク数である。

表 6-1 各歩行者の平均最大歩幅

ID	平均ストライ ド/cm	ID	平均ストライ ド/cm	ID	平均ストライ ド/cm
1	72.341	28	62.665	56	62.369
2	64.167	29	72.111	57	70.665
3	76.829	30	66.890	58	77.311
4	82.449	31	60.400	59	59.988
5	73.795	32	66.666	60	59.819
6	67.465	33	64.093	61	73.625
7	77.098	34	59.741	62	60.974
8	77.371	35	54.630	63	79.073
9	83.214	36	60.277	64	87.227
10	80.323	37	83.847	65	86.995
11	84.115	38	75.166	66	82.599
12	67.430	39	73.037	67	82.604
13	62.783	40	65.363	68	76.494
14	79.933	41	77.657	69	78.316
15	75.198	42	80.065	70	82.202
16	65.719	43	67.024	71	81.679
17	51.878	44	60.297	72	79.989
18	68.084	45	74.387	73	67.954
19	67.281	46	66.441	74	78.835
20	66.175	47	63.506	75	72.262
21	67.379	48	78.696	76	72.660
22	71.691	49	70.845	77	67.597
23	60.784	50	66.994	78	58.118
24	62.250	51	66.023	79	80.105
25	69.864	52	65.124	80	71.421
26	72.830	53	61.475	81	83.503
27	52.730	54	66.525	82	85.403
		55	64.515	83	70.507

アルゴリズムの精度を評価するために、イギリスでの既往研究を参照すると、Cambridge Cardio Resource という研究では、358 人の献血者の歩行データをカウントしている (Schimpl et al., 2011)。オープンデータセットの総歩行距離は 6099m、クローズドデータセットの総歩行距離は 6226m であった。対応する歩行歩数は、8576 歩と 8443 歩である。単純計算で、平均歩行距離は 71.117cm と 73.742cm となる。本研究では、平均歩幅は 70.915cm であった。相対誤差 ∂_1 と ∂_2 をそれぞれ算出し、アルゴリズムの精度を判定する評価方法として利用する。

$$\partial_1 = \frac{|71.117 - 70.915|}{70.915} * 100\% = 0.28\% \quad (24)$$

$$\partial_2 = \frac{|73.742 - 70.915|}{70.915} * 100\% = 3.99\% \quad (25)$$

先行研究と比較すると、オープンデータセット、クローズドデータセットに関わらず、平均歩幅と本研究のアルゴリズムで得られた結果の相対誤差は 5%未満であり、高い精度が得られている。

6.3.1.2 歩行速度

表 6-2 アルゴリズムで求めた歩行速度

ID	平均速度 (cm/s)	ID	平均ストライド (cm/s)	ID	平均ストライド (cm/s)
1	120.024	28	94.355	56	89.110
2	120.538	29	123.168	57	122.541
3	121.359	30	87.8210	58	114.974
4	137.781	31	99.370	59	65.6146
5	145.181	32	126.365	60	79.538
6	96.916	33	103.230	61	137.114
7	121.969	34	64.374	62	108.809
8	113.739	35	58.298	63	139.563
9	145.337	36	75.941	64	143.271
10	148.670	37	122.841	65	140.080
11	114.521	38	119.641	66	122.442
12	100.327	39	115.323	67	150.406
13	134.578	40	98.987	68	165.248
14	114.401	41	109.775	69	136.546
15	125.014	42	107.478	70	100.767
16	89.166	43	120.573	71	144.794
17	62.612	44	103.481	72	157.760
18	120.576	45	75.277	73	121.501
19	79.782	46	114.744	74	109.250
20	153.350	47	96.717	75	125.440
21	107.553	48	141.184	76	126.913
22	113.746	49	104.608	77	133.882
23	129.252	50	113.493	78	88.503
24	98.403	51	86.049	79	107.229
25	96.089	52	94.670	80	113.477
26	91.747	53	83.412	81	130.500
27	101.246	54	70.804	82	98.898
		55	80.292	83	133.683

先行研究を参照すると、オープンデータセットの歩行速度は 1.25m/s、クローズドデータセットの歩行速度は 1.27m/s であった。本研究では、平均歩行速度は 112.097cm/s であった。アルゴリズムの精度を判断する評価方法として、相対誤差 ∂_3 と ∂_4 をそれぞれ算出する。

$$\partial_3 = \frac{|125 - 112.097|}{112.097} * 100\% = 11.5\% \quad (26)$$

$$\partial_4 = \frac{|127 - 112.097|}{112.097} * 100\% = 13.3\% \quad (27)$$

データソースが異なれば、かなり異なる。Cambridge Cardio Resource の研究と比較すると、オープンデータセットであろうとクローズドデータセットであろうと、この研究のアルゴリズムで得られた平均速度と結果の相対誤差は 10%以上である。Openpose で得られた結果 (Stenum, Rossi and Roemmich, 2021) と比較すると、歩行速度 (112.097cm/s) は $1 \pm 0.15\text{m/s}$ の範囲に含まれる。

以上の比較を通じて、本研究のアルゴリズムの精度は非常に高く、従来の手法で得られた結果に非常に近いものとなっている。また、速度については、歩幅の場合よりも少し精度が落ちる。しかし、他の映像検出アルゴリズムと比較すると、アルファポーズは精度と走行速度が高く、得られた歩行結果も従来のアルゴリズムに近いものとなっている。

6.3.1.3 グラフを用いた解析

エクセルを使って、平均歩幅の度数プロット、平均歩行速度の度数プロット、歩行による総距離の度数プロットを求めた。平均歩幅の度数プロットでは、66cm～70cm、71cm～75cm、76cm～80cm が最も割合が大きく、互いに非常に接近していることがわかる。また、61cm～80cm の歩幅が全体の 73% を占めている。なお、歩幅が 55cm 未満、または 85cm 以上の歩行者がまだ少数であることは注目すべき点である。

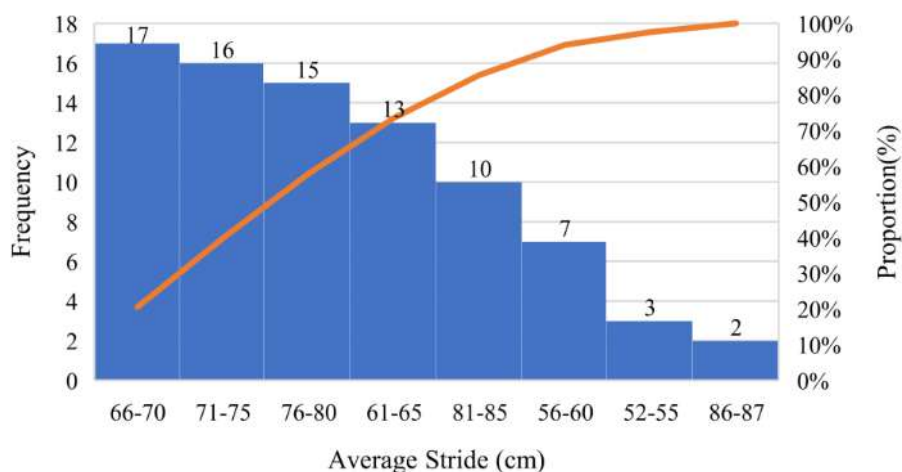


図 6-9 平均歩行幅の度数分布

平均歩行速度は、インターバル速度の違いの割合も示している。121cm/s～130cm/s が 15 名と最も多い。91cm/s～100cm/s、101cm/s～110cm/s、111～120cm/s は、同じ割合で 11 人である。それ以外の速度域は、前回の速度域と大差がない。

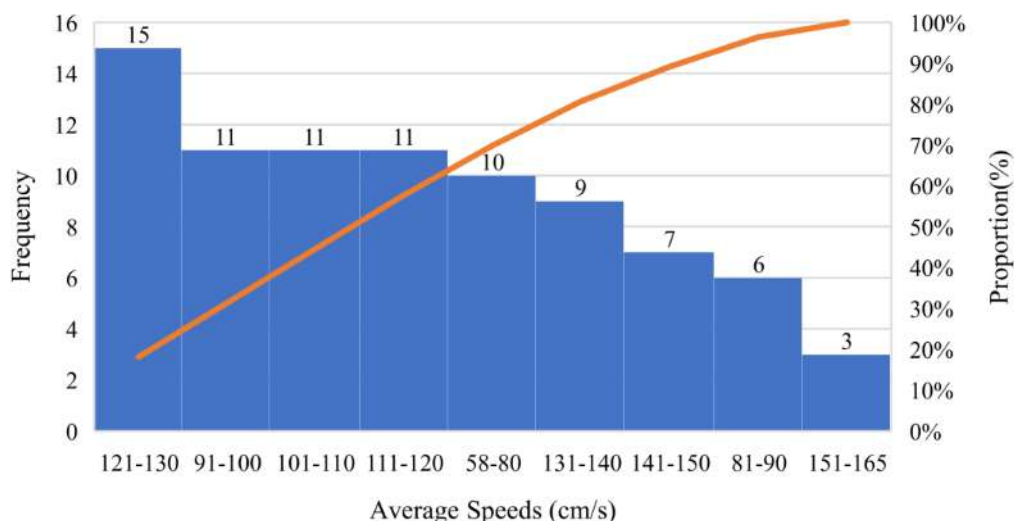


図 6-10 平均歩行速度の度数分布

総歩行距離の度数プロットから、7m から 9m の割合が最も大きく、47%に達していることがわかる。これは、最初のカメラキャリブレーションで選択したエリアの長さが 8m であるため、この部分を歩行者が完歩できるようにするためである。しかし、それでも歩行

距離の合計が 4m 未満の人が 10 人、9m 以上の人が 3 人おり、計算結果の精度に影響を与える可能性がある。

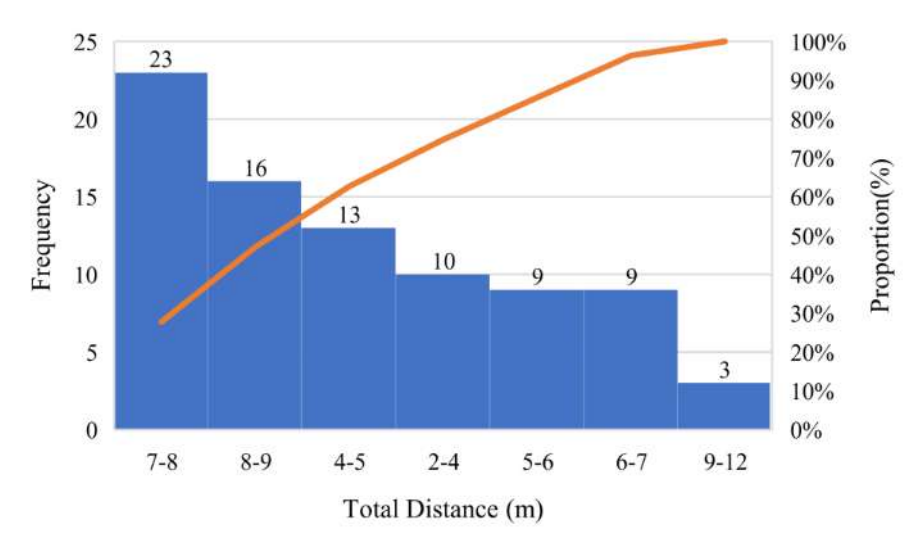


図 6-11 徒歩による総距離の度数分布

6.3.2 線形回帰分析

なお、アルゴリズムにおけるモデルの精度は完全に保証されているわけではなく、Total_dst と Avg_stride については距離と歩幅の欠落がある。これは主に、Alphapose を用いて歩行者のキーポイントを特定する際に、オクルージョンが存在するためである。また、行列変換やストライドスクリーニングにより、計算誤差が生じることがある。そのため、前述の映像切り出し時の歩行者数の制御に加えて、アルゴリズムを繰り返し実行し、歩幅スクリーニング範囲を何度も変更して、真値に最も近い総距離、歩行速度、フレームあたりの歩数を得る必要がある。

ここでは、最大平均歩幅と平均歩行速度の関係を探るために、歩幅、総距離、平均速度について線形回帰分析を行った。平均歩行速度 (Avg_speeds) を目的変数、平均歩幅 (Avg_stride) を説明変数とし、平均歩行速度と平均歩幅をフィットさせると、 R^2 は 0.376、修正 R^2 は 0.368、標準誤差 18.823、DW 1.974 となり、モデル概要は下表のとおりになった。

表 6-3 モデルの説明

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Standard Error of Estimate	DW
1	0.613	0.376	0.368	18.823	1.974

表 6-4 分散分析

Model	Quadratic Sum	Degree of Freedom	Mean Square	F	Significance
1 Regression	17281.527	1	17281.526	48.777	0.000
Residual	28697.936	81	354.295		
Total	45979.463	82			

表 6-5 係数

Model	B	Standard Error	Beta	t	Significance	<u>Multicollinearity</u> Tolerance VIF
1 Constant	-9.051	17.469		-0.518	0.606	
Avg_stride	1.708	0.245	0.613	6.984	0.000	1.000 1.000

線形回帰分析で得られた結果によると、平均歩行速度と平均最大歩幅の関係は次のとおりである。

$$Avg_{speeds} = -9.051 + 1.708 Avg_{stride} \quad (28)$$

散布図は、直線は上向き、つまり独立変数と従属変数がある範囲内で正の相関があることを示している。具体的には、係数が正、定数項が負であり、平均最大歩幅が1単位増加するたびに、平均歩行速度が1単位増加することが、ある範囲内で確認できる。

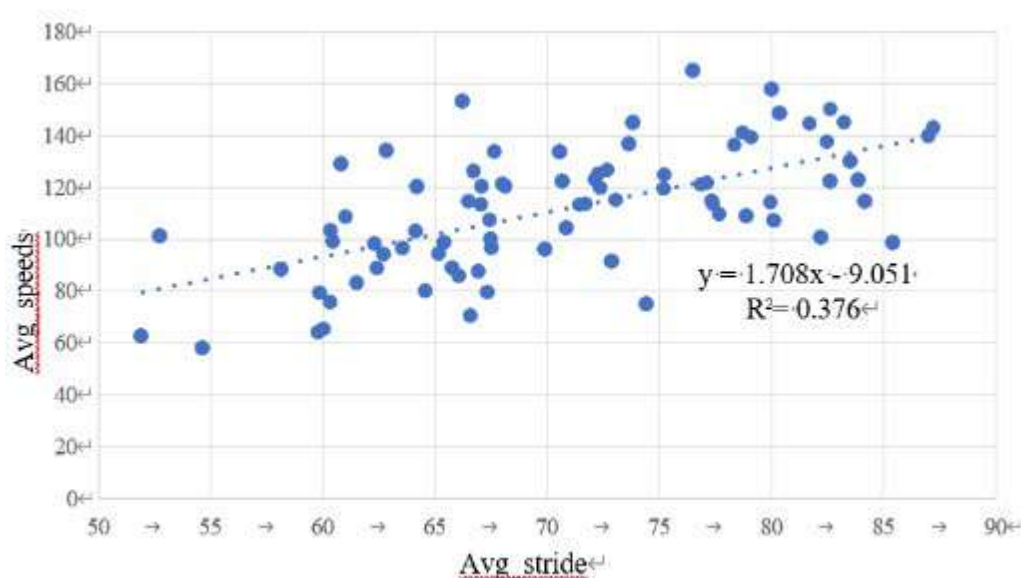


図 6-12 Avg_stride と Avg_speeds の関係

次に、相関分析の指標を一つずつ分析する。まず、このモデルの R^2 は 0.376 であり、従属変数の変動の 37.6% を回帰直線で説明できること、つまり平均最大歩幅が速度変化の 37.6% を説明できることを意味している。一般に、 R^2 が大きければ大きいほど、適合度が高い。次に、このモデルを F 検定すると、その有意性 $p=0.000<0.005$ となり、説明変数が従属変数に有意に関連していることがわかった。具体的な有意性は係数表で示しており、平均最大歩幅という独立変数の有意性は 0.000 であった。

また、DW 値は 1.974 で、2 に非常に近く、モデルに自己相関がなく、サンプル間に明らかな相関がなく、モデルがよく適合していることを示している。VIF は $1.000<5$ であり、共線性がないことがわかる。標準推定誤差は 18.823 であった。理論的には、標準推定誤差が大きいほど、偏差が大きいことを意味する。この値が 10 より大きいということは、実際の値と予測値の乖離の二乗和が大きく、フィッティング結果が特に完璧でないことを示している。

表 6-6 残差の統計量

モデル 1	最小値	最大値	平均値	標準偏差	サンプル数
予測値	79.575	139.963	112.096	14.517	83
残差	-42.751	49.351	0.000	18.707	83
標準予測値	-2.240	1.920	0.000	1.000	83
標準残差	-2.271	2.622	0.000	0.994	83

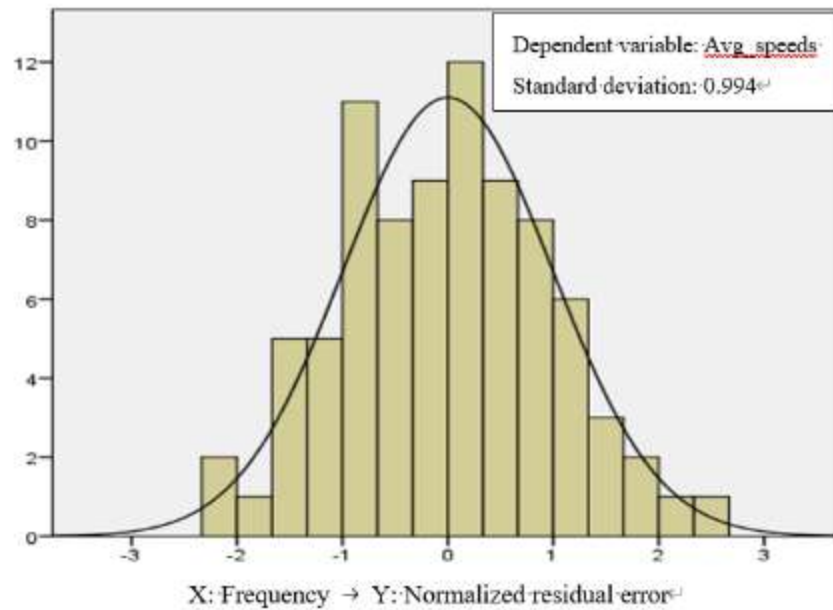


図 6-13 回帰の正規化残差のヒストグラム

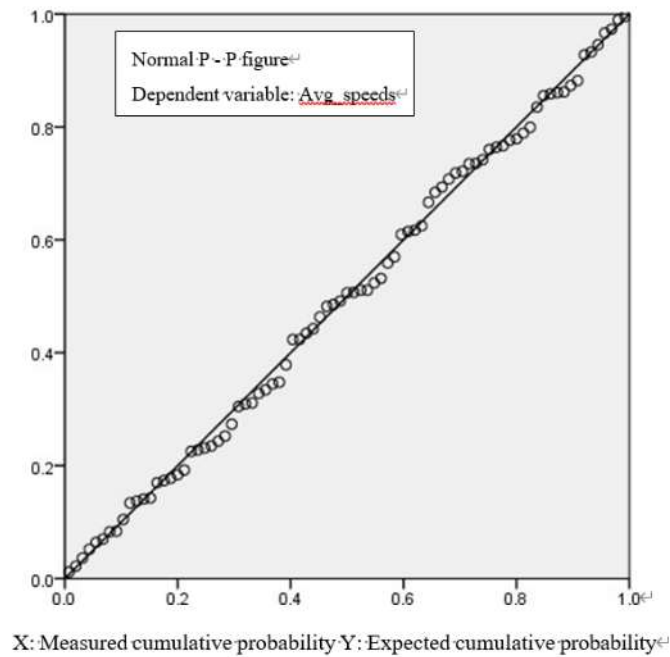


図 6-14 回帰の正規化残差の正規化 P-P プロット

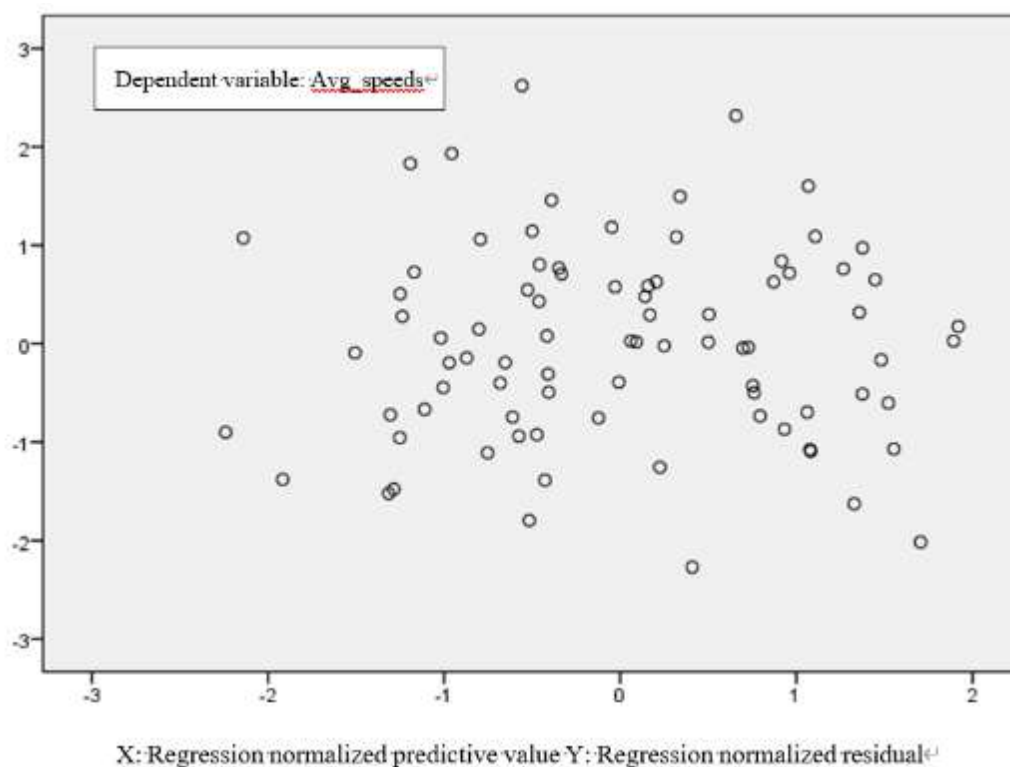


図 6-15 散布図

残差分析により、実際の観測値と回帰推定値との差を示し、データの信頼性・合理性の分析に役立てることができる。ヒストグラムから、残差は正規分布に適合し、平均値は 0 に近く、標準偏差は 1 に近く、理論的な正規分布が達成されていることがわかる。P-P プロットはこの結果をさらに裏付けている。

特筆すべきは、残差グラフの X 軸と Y 軸が、それぞれ回帰正規化残差と回帰正規化予測値を表していることである。この標準化残差の分布は、主に -1 から +1 の間に集中しており、ある種の対称性があり、程度の低い残差は程度の高い残差よりも集中し、異分散性を持つことがある。また、目的変数と説明変数、残差と説明変数も正の相関がある。つまり、実際には異分散性が存在する。OLS のパラメータ推定値は依然として不偏であるが、有効でなくなるため、データを浪費することになる。この場合、標準誤差は過小評価され、無効な推論につながる可能性がある。

6.3.2.1 性別による違い

これまでの研究で、男女間の歩幅や歩行速度の違いを説明する研究者もいた（Yamasaki, Sasaki and Torii, 1991; Crowe et al.1996）。男性は女性よりも歩幅が長く、速度が速く、歩幅の頻度が高い。交差点解析の研究では、男性は速度 1.17m/s、女性は速度 1.111m/s、男性は歩幅 0.62m、女性は歩幅 0.584m であった（Guo、Sayed、Zaki、2017）。平均最大歩幅と平均歩行速度の関係を求めた後、さらに性別による違いを分析し、検出された歩行者全員を男性と女性の 2 つに分けた。

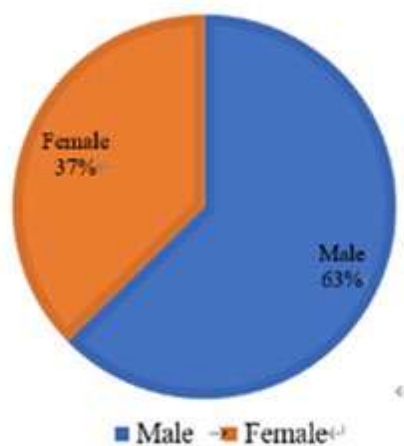


図 6-16 全サンプルにおける男女比

全サンプルにおいて、女性 31 名、男性 52 名であった。女性の平均歩行速度は 103.242cm/s、平均最大歩幅は 66.868cm であった。一方、男性の平均歩行速度は 117.109cm/s で、平均最大歩幅は 73.206cm であった。女性の適合度は 0.29 であり、男性の適合度 0.38 と比較して有意に低い。また、女性の歩行速度と最大歩幅はより離散的であり、男性のデータはよりコンパクトであった。平均歩行速度と平均最大歩幅の線形関係を完全に支持するには、性別のサンプルサイズが十分でないが、女性の分散の度合いは男性より有意に大きく、平均歩行速度、平均最大歩幅ともに男性より小さいことが明らかである。

6.4 アルゴリズムモデルの検証結果

本研究では、高度多人数姿勢認識技術（Alphapose）を用いて歩行中の歩行者のキーポイントデータを取得し、画像処理技術によりアルゴリズムモデルを作成し、骨キーポイントデータを歩行マイクロデータに変換する処理を実現している。この処理では、任意の場所、任意の時間に歩行者の動作映像を取得するだけで、歩行データを取得し、歩幅、移動距離、歩行速度の関係を探索することができる。本研究では、将来的に身長や手足の動きと歩行速度などの他の身体的特徴の関係を整理するための基礎研究として、コンピュータビジョン技術を用いて、自然な非干渉で歩行微小データを取得するプロセスを実現することを意図している。一方、このマイクロデータは、交通計画者に歩行パターンやそのパターンが文脈によってどのように変化するかをよりよく理解させることができる。交通計画者は、異なる平面タイプ（例えば、歩行者専用道路、コミュニティ道路、スタジアム、鉄道駅など）や異なる群集密度での人々の歩行パターンの違いを理解することができる。これは、歩きやすさを向上させるための歩行者空間の計画に役立てることができる。

6.4.1 結果

Alphapose の出力ファイルを解析する過程で、新たに開発したアルゴリズムは、基本的な画像処理技術（カメラキャリブレーション、行列変換）と数理統計解析法（座標系の確立、歩幅のスクリーニング、ユークリッド距離式）を用いて、最終的に各フレームの正確な総歩行距離、平均歩行速度、歩幅を直接得ることができる。83 人の歩行者サンプルのうち、平均歩行距離は 6.5m、平均歩行速度は 112.097cm/s、平均最大歩幅は 70.915cm であった。平均歩行速度の最小値は 58cm/s、平均歩行速度の最大値は 165cm/s、平均歩幅の最小値は 52cm、平均歩幅の最大値は 87cm であった。すべてのサンプルにおいて、女性の平均歩行速度は 103.242cm/s、平均最大歩幅は 66.868cm であった。これに対し、男性の平均歩行速度は 117.109cm/s であった。図によると、歩行者ごとの歩幅の変化は sin 関数に似ており、明らかな山と谷がありますが、曲線は十分に滑らかではなく、歩行者の個人差も大きいいため、あてはめるのは非常に困難である。また、線形回帰分析により、平均歩行速度と平均最大歩幅の関係がわかった。
$$\text{Avg_speeds} = -9.051 + 1.708\text{Avg_stride}$$
。この式から、歩幅から速度を算出することが可能である。

他の研究者が算出した歩行速度と比較すると、Barton、Grant & Guise（2003）は歩行者の歩行速度を 1.4m/秒と求め、Hediyeh ら（2014）が求めた歩幅平均は $0.73 \pm 0.09\text{m}$ 、平均歩幅 73.69m と 73.66m（Zhu ら、2016）である。本研究の歩行速度は先行研究よりやや低いが、平均最大歩幅は非常に近い値であった。これは、アルゴリズムモデルが各フレームの歩幅の計算精度が高く、ばらつきの程度が小さいことを証明しているが、歩行速度の計算精度は一般的でばらつきの程度が大きく、無理な値も存在することがわかる。少数のサンプルの平均歩行速度と平均最大歩幅は数値的に非常に近く、これらのサンプルの総歩行距離は平均歩行距離の 6.5m よりかなり小さくなっている。平均歩行速度が小さい理由は、主にアルゴリズムにおいて総歩行距離とフレーム数によって平均歩行速度が算出されるためである。総歩行距離が検出カメラで校正された範囲を超える場合や、スクリーニングに

より総歩行距離が小さくなっている場合がある。各フレームの歩幅は、行列変換後の座標系で距離の式により直接計算され、誤差は小さい。総じて、最新の多人数姿勢認識技術を用い、他の画像処理技術によって出力ファイルを歩行マイクロデータに変換するアルゴリズムとして、足音などのキーポイントを非常に正確に算出することを実現した。これにより、歩幅の周期的な変化や、最大平均歩幅の算出において高い精度を実現している。歩幅が正確であるということは、身長、四肢の距離、頭の動きなどのデータを同じアルゴリズムで正確に得ることができることを意味している。また、カメラキャリブレーションや座標変換はコンピュータビジョンでよく使われているが、カメラキャリブレーション、行列変換、歩幅、歩調の計算を関連付けることは新規性がある。したがって、本研究で実装したアルゴリズムも強い汎用性を有しており、その後の四肢の高さや要所間の距離の計算のための基本的なアルゴリズム研究にもなっている。

6.4.2 制限事項

歩行者総距離 (total_dst) は回帰分析では使用されなかったが、アルゴリズム全体を通して速度の算出に重要な役割を果たした。上記の平均最大歩幅の結果は、他の研究者の結果に非常に近いものだった。しかし、速度は先行研究の結果よりも若干小さくなっている。これは主に次の 2 つの側面によるものである。第一に、**Alphapose** が歩行者のキーポイントを認識する際にオクルージョン（死角）問題があり、出力ファイルに不正確なデータが含まれることである。第二に、今回開発したアルゴリズムでは、距離のフィルタリングを行う際に、本来計算されるべき距離がフィルタリングされてしまう可能性があることである。総歩行距離 (total_dst) が小さくなるようにするため、同時に平均速度も小さくなってしまうのである。

6.4.3 今後の課題

コンピュータビジョンの進歩に伴い、この手法による歩行者の歩行姿勢の研究も研究者にとって魅力的なものとなっている。次のステップとしては歩行者の体（人体各部位）の動かし方、群衆速度、群衆密度について、関係の整理またデータの蓄積を行う、そのうえで指標を作成することを目指している。またこの分野のアルゴリズムは日進月歩であり、新技術の吸収にも努める。

将来的には、アルゴリズムを CCTV システム上で自動的に動作させることで、CCTV 監視員に対し指標の表示・警報機能を追加することも可能である。

参考文献

- 1) Autey, J., Sayed, T., & Zaki, M. H. (2012). Safety evaluation of right-turn smart channels using automated traffic conflict analysis. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 120-130.
- 2) Cao, Z., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2017). Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 7291-7299).
- 3) Crowe, A., Samson, M. M., Hoitsma, M. J., & van Ginkel, A. A. (1996). The influence of walking speed on parameters of gait symmetry determined from ground reaction forces. *Human Movement Science*, 15(3), 347-367.
- 4) Fang, H. S., Xie, S., Tai, Y. W., & Lu, C. (2017). Rmpe: Regional multi-person pose estimation. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 2334-2343).
- 5) Fang, H. S., Xie, S., Tai, Y. W., & Lu, C. (2018). MVIG-SJTU/AlphaPose [Online]. Available at: <https://github.com/MVIG-SJTU/AlphaPose/blob/master/docs/output.md> (Accessed: Sep 2018)
- 6) Fang, Z., Vázquez, D., & López, A. M. (2017). On-board detection of pedestrian intentions. *Sensors*, 17(10), 2193.
- 7) Frank, L. D., Sallis, J. F., Conway, T. L., Chapman, J. E., Saelens, B. E., & Bachman, W. (2006). Many pathways from land use to health: associations between neighborhood walkability and active transportation, body mass index, and air quality. *Journal of the American planning Association*, 72(1), 75-87.
- 8) Girshick, R. (2015). Fast r-cnn in proceedings of the IEEE international conference on computer vision (pp. 1440–1448). Piscataway, NJ: IEEE.
- 9) Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 580-587).
- 10) Guo, Y., Sayed, T., & Zaki, M. H. (2017). Automated analysis of pedestrian walking behaviour at a signalised intersection in China. *IET Intelligent Transport Systems*, 11(1), 28-36.
- 11) Han, X., Chang, J., & Wang, K. (2021). Real-time object detection based on YOLO-v2 for tiny vehicle object. *Procedia Computer Science*, 183, 61-72.
- 12) He, K., & Gkioxari, G. (2017, October). Dollár P, Girshick R. Mask r-cnn. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 2961-2969).
- 13) Hediye, H., Sayed, T., Zaki, M. H., & Mori, G. (2014). Pedestrian gait analysis using automated computer vision techniques. *Transportmetrica A: Transport Science*, 10(3), 214- 232.
- 14) Hussein, M., Sayed, T., Reyad, P., & Kim, L. (2015). Automated pedestrian safety analysis at a signalized intersection in New York City: Automated data extraction for safety diagnosis and behavioral study. *Transportation Research Record*, 2519(1), 17-27.
- 15) Ismail, K., Sayed, T., & Saunier, N. (2013). A methodology for precise camera calibration for data collection applications in urban traffic scenes. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 40(1), 57-67.
- 16) Jiang, Y., Gao, F., & Xu, G. (2010, April). Computer vision-based multiple-lane detection on

- straight road and in a curve. In 2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (pp. 114-117). IEEE.
- 17) Knoblach, R. L., Pietrucha, M. T., & Nitzburg, M. (1996). Field studies of pedestrian walking speed and start-up time. *Transportation research record*, 1538(1), 27-38.
 - 18) Nieto-Hidalgo, M., Ferrández-Pastor, F. J., Valdivieso-Sarabia, R. J., Mora-Pascual, J., & García-Chamizo, J. M. (2016). A vision based proposal for classification of normal and abnormal gait using RGB camera. *Journal of biomedical informatics*, 63, 82-89.
 - 19) Petrokofsky, C., & Davis, A. (2016). Working Together to Promote Active Travel. A Briefing Document for Local Authorities. Public Health England: London, UK.
 - 20) Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779-788).
 - 21) Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28.
 - 22) Saunier, N., Hussein, A. E., Ismail, K., Morency, C., Auberlet, J. M., & Sayed, T. (2011). Estimation of frequency and length of pedestrian stride in urban environments with video sensors. *Transportation research record*, 2264(1), 138-147.
 - 23) Schimpl, M., Moore, C., Lederer, C., Neuhaus, A., Sambrook, J., Danesh, J., ... & Daumer, M. (2011). Association between walking speed and age in healthy, free-living individuals using mobile accelerometry—a cross-sectional study. *PloS one*, 6(8), e23299.
 - 24) Stenum, J., Rossi, C., & Roemmich, R. T. (2021). Two-dimensional video-based analysis of human gait using pose estimation. *PLoS computational biology*, 17(4), e1008935.
 - 25) Thomas, E., Gerster, S., Mugabo, L., Jean, H., & Oates, T. (2020). Computer vision supported pedestrian tracking: A demonstration on trail bridges in rural Rwanda. *PLoS one*, 15(10), e0241379.
 - 26) Venuti, F., & Bruno, L. (2009). Crowd-structure interaction in lively footbridges under synchronous lateral excitation: A literature review. *Physics of life reviews*, 6(3), 176-206.
 - 27) Xiu, Y., Li, J., Wang, H., Fang, Y., & Lu, C. (2018). Pose Flow: Efficient online pose tracking. *arXiv preprint arXiv:1802.00977*.
 - 28) Xue, Z. J., Le, J. N., & Ming, D. (2008). Research status and progress of gait recognition.
 - 29) *Journal of Biomedical Engineering*, 5, 1217-1221.
 - 30) Yagi, K., Hasegawa, K., Sugiura, Y., & Saito, H. (2018, October). Estimation of Runners' Number of Steps, Stride Length and Speed Transition from Video of a 100-Meter Race. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Multimedia Content Analysis in Sports* (pp. 87-95).
 - 31) Yamasaki, M., Sasaki, T., & Torii, M. (1991). Sex difference in the pattern of lower limb movement during treadmill walking. *European journal of applied physiology and occupational physiology*, 62(2), 99-103.
 - 32) Zhu, W., Anderson, B., Zhu, S., & Wang, Y. (2016, October). A computer vision-based system for stride length estimation using a mobile phone camera. In *Proceedings of the 18th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility* (pp. 121-130).

第7章 まとめと今後の課題

7.1 研究のまとめ

歩行者交通量に関する解析では、まずは MPD を用いて大規模ターミナル駅周辺でのヒートマップによる歩行者の交通量の可視化や一人当たりの移動幅の算出による交通行動の可視化を行った。そして、各対象地での歩行者交通行動の特徴を明らかにした。

次に、歩行者交通量と犯罪・交通事故の関係を明らかにするため、ポアソン回帰分析を行った。これにより、歩行者交通量が人対車両の交通事故と子供/女性に対する犯罪に関係する可能性が統計的に示され、歩行者・歩行空間を対象とした安全対策の必要性が示された。

次に、歩行者交通量と街路空間の量・質との関係を明らかにするため、GLM 推定（ポアソン回帰分析）を行った。その結果、街路の歩きやすさや接続性を表す Int 値が歩行者交通量増加に統計的に有意に影響しており、Int 値が歩行者交通量の重要な要素となっていることがわかった。

群集状態の解析では、現地調査より得られた追跡調査結果ならびにビデオ動画解析結果から 2 つの手法で得られた速度データを用いて、MPD 内の速度データの精度比較検証を行った。これにより、ミクロな街路・歩行空間における実際に歩く歩行者の歩行速度に対し、MPD から算出する平均歩行速度はある程度の時間的変動を捉えることができていることが確認できた。

精度を確認した速度データを主軸に、イベント時における混雑時間帯前後の一本のメインストリートにおける歩行者交通流の新たな可視化手法として”MTS 図”を提案した。そしてこの MTS 図を真逆の 2 つのイベント毎に作成し、歩行速度・取得ログ数や移動方向（順走逆走割合）等のデータ内の指標を用いて比較することで、異なる歩行者交通流が発生していることが図より読み取ることができた。

MTS 図の考察が真に MPD に含まれるデータから定量的に示すことが可能なのか、交通工学的視点から一般化線形モデル(GLM)を推定することで評価した。少なくとも 30 分・50m 単位で集計した 1 本の街路において、渋谷ハロウィンの場合では、ログ数とそれに対応する平均歩行速度の値は大きく影響していることが分かった。また、この他にも順走割合や空間条件などの説明変数は有意性まで示すことはできなかったものの、少なからず影響を与えていることを示した。その一方で神戸ルミナリエの場合では、ログ数の増加は歩行速度にほとんど影響しておらず、微小な傾きしか示さない結果となった。このことから、上記の 2 つの対象イベントではイベント特性・群集制御によりログ数による速度への影響具合は異なり、順走割合や空間条件が少なからず関係すると推察した。

最後に、このような群集解析で主に使用されている画像解析手法に関して、Alphapose を使用した新たに開発したアルゴリズムを使って、歩行距離、歩行速度、歩幅を直接得る手法について検証を行った。こういった画像解析手法がより深化することで、多人数姿勢認識技術を用いて、身長、四肢の距離、頭の動きなど、歩行状態に関する科学的な知見を提供できる可能性が示唆された。

7.2 今後の課題と展望

歩行者交通量に関する解析では、MPD を用いて中距離レベルの歩行者交通行動の特徴を表せた。また、GLM 推定（ポアソン回帰分析）により、歩行者交通量と犯罪・交通事故・街路空間の質・量との関係性を統計的に示した。しかし、街路空間の質・量では駅前広場や公園を十分に考慮できていないことや、グリッド内の歩きやすさや接続性しか考慮できていない。今後、グリッド内での歩きやすさだけでなくグリッド間の歩きやすさを変数に組み込んだり、単なる交通量だけでなく「どこからどこへ」といった移動量を分析に組み込んだりすることで、より歩行者の交通行動を詳細に表せると考える。そこで、Int 値算出の際の線形化の規則の改善や、モデル推定の際の説明変数の拡充、修正重力モデル等を用いた式構成の改善が必要と考えられる。

群集状態の解析では、歩行者を対象とした交通流に対し、MPD を活用する段階として、まずは初歩的段階として現地調査結果と比較しながら精度検証を行い、有用性があると判断した速度データを主軸に街路 1 本に焦点を絞った新たな可視化手法”MTS 図”を提案した。さらに GLM 推定を行うことにより、イベント毎で混雑と速度低下の関係が異なることが定量的に示すことができた。しかし、歩行速度の低下の要因については数値的に示せていない。

また、ある程度の MPD 内のデータ項目や分析手法の有用性は確認できたものの、現状の精度レベルの MPD のみではよりミクロな歩行空間における歩行者交通流を把握するには難しい。まずは取得された MPD から有益な歩行状態に関する情報をどのように引き出すのか、データ抽出や補完に関する手法を確立する必要がある。また、それを踏まえたうえでプローブデータに加え、近年進みつつある群集シミュレーション・画像解析技術などを組み合わせながら、歩行者の流れをデータの精度を踏まえながら俯瞰的に捉えて必要性がある。