令和６年度提案公募型研究

歩道上に放置･駐輪された二輪車の時空間分布推定のための画像解析機械学習モデルに関する研究

令和７年３月

公益財団法人　東京都道路整備保全公社

学校法人　東京理科大学

目次

第 1 章　序論 1
1.1　研究の背景 1
1.2　研究の目的 3
1.3　本論文の構成 3
第 2 章　既往研究のレビューと本研究の位置付け 4
2.1　既往研究のレビュー 4
2.1.1　駐輪行動に関する研究 4
2.1.2　放置自転車対策に関する研究 4
2.1.3　放置自転車調査に関する研究 5
2.1.4　深層学習による物体検出を用いた車両の交通量調査に関する研究 5
2.1.5　深層学習による物体検出を用いた人流把握に関する研究 6
2.1.6　その他の深層学習による物体検出の利用を試みている研究 7
2.2　本研究の位置づけ 7
第 3 章　放置状況の調査 9
3.1　調査の対象地域 9
3.2　調査概要 9
3.2.1　撮影方法 9
3.2.2　撮影対象範囲 10
3.2.3　調査結果の集計 12
3.2.3.1 放置時間の推定 12
3.2.3.2 放置箇所の推定 12
3.3　調査データの特徴 14
第 4 章　画像解析機械学習モデル 16
4.1　画像解析の概要 16
4.2 YOLO11 での実行 16
4.2.1　停止条件 17
4.2.2　乗車条件 18
4.3　放置箇所把握方法 19
4.4　放置時間把握方法 19
第 5 章　画像解析の結果とその考察 20
5.1　使用データ 20
5.2　放置台数把握結果 20
5.3　放置箇所把握結果 24
5.4　放置時間把握結果 25
5.5　放置台数把握結果の考察 27
5.6　放置箇所把握結果の考察 29

5.7 放置時間把握結果の考察 29
5.8 画像解析の結果とその考察のまとめ 29
第 6 章 生存時間解析の方法 30
6.1 ノンパラメトリック最尤推定法 30
6.2 cox 比例ハザードモデル 30
6.2.1 区間打ち切りの cox 比例ハザードモデルの詳細 30
6.2.2 説明変数 31
6.2.2.1 放置箇所周辺の状況を表す変数 31
6.2.2.1.1 道路幅員 31
6.2.2.1.2 駐輪場までの距離 32
6.2.2.1.3 放置禁止区域 34
6.2.2.2 二輪車利用者の目的地を示す変数 35
6.2.2.2.1 鉄道駅 35
6.2.2.2.2 銀行 36
6.2.2.2.3 小売店 37
6.2.2.2.4 公園 43
6.2.2.3 説明変数の設定手法 43
6.2.3 多重共線性の検討 44
6.2.4 変数選択 44
6.2.5 モデル比較 44
6.3 放置時間の予測 44
第 7 章 生存時間解析の結果 45
7.1 ノンパラメトリック最尤推定法による放置時間の結果 45
7.1.1 放置自転車全体に関する分析 45
7.1.2 コースごとの分析 45
7.2 Cox 比例ハザードモデルによる結果 54
7.2.1 一部の施設と放置箇所との距離を連続値の説明変数として設定するモデル 54
7.2.2 閾値を 30m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 55
7.2.3 閾値を 40m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 56
7.2.4 閾値を 50m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 57
7.2.5 閾値を 60m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 59
7.2.6 閾値を 70m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 60
7.2.7 閾値を 80m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 61
7.2.8 閾値を 90m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 62
7.2.9 閾値を 100m とした二値変数を説明変数として設定したモデル 63
7.2.10 モデルごとの結果の比較 63
7.3 放置時間の予測 64

7.4　予測モデルの改良 65
7.5　放置バイクに関する分析 65
7.6　生存時間解析結果の考察 68
第 8 章　結論 70
8.1　研究の成果 70
8.2　今後の展望 70
参考文献 72
謝辞 73
付録 A：恵比寿自転車駐輪オンライン調査結果 74
付録 B：国際学会での発表報告 77

第1章 序論

1.1 研究の背景

自転車やバイク（本研究では原動機付自転車，普通自動二輪車，大型自動二輪車を指す）といった二輪車は都市内交通の重要な交通手段であるが、駐輪場が不足あるいは適切な位置に配置されていないため、歩道上に放置されているものが多い。駅周辺や中心市街地の歩道等には依然として放置二輪車が存在しており、歩行者の通行の妨げとなっている。

特に近年では、交通手段としての自転車に期待される役割は拡大している。2021 年に閣議決定された「第 2 次自転車活用推進計画」[1)]では自転車が排出ガス低減による都市環境の保全、利用者の健康増進、災害時の移動手段の確保に資する交通手段であると期待されている。また、自治体や企業での自転車通勤の推奨やシェアサイクルサービスの拡大により自転車がより身近な移動手段となっており、自転車インフラの整備も急速に進められている。

一方で、放置二輪車は長期にわたって対策が求められている課題として残っている。放置二輪車は歩行者の通行を妨げることだけでなく、街の美観を損ねる要因として指摘されている。放置自転車の課題に関しては国土交通省が「自転車駐車場の整備のあり方に関するガイドライン（第 2 版）」[2)]において放置自転車の現状やそれに対する駐輪場整備による対策を示している。これまでの放置二輪車は鉄道利用者の放置が多かったため、駅前の駐輪場整備は積極的に行われていた。これにより鉄道利用者の多くは駐輪場を利用する傾向が見られ、放置二輪車の台数は減少した。しかし、駐輪場に余裕がある場合でも路上駐輪が発生しているケースや、通勤通学時間帯ではない日中に路上駐輪が発生するケースが確認されており、放置二輪車対策と利用者のニーズに乖離があることがうかがえる。これらの放置二輪車の利用目的は買い物や食事で、商業施設の利用者に向けた駐輪場の整備が進められていないことが原因となっている。渋谷区が 2021 年に策定した「渋谷区自転車等駐車場の整備と駐輪対策に関する方針」[3)]では短時間の駐輪を行う場合は放置に対する問題意識が低くなり、目的地から離れた駐輪場や短時間利用であっても料金の発生する駐輪場の利用を避ける場合があると指摘している。このように同じ放置駐輪であっても、目的や放置時間によって放置の傾向が異なり、それにより効率的な放置二輪車対策の手法は異なる。そのため、放置二輪車対策のための放置二輪車利用者の目的や放置時間の把握が重要となっている。

このように地域の駐輪場の配置及び容量を適切に設計するためには、二輪車の駐輪場所、駐輪開始推定時刻、駐輪終了推定時刻、駐輪推定時間、すなわち時空間分布を調査する必要があるが、調査員の目視調査に頼っている。

さて、国土交通省では、インフラ分野において、データとデジタル技術を活用し、業務の高度化・効率化・低コスト化などを図り、安全・安心で豊かな生活を実現するために、インフラ分野の DX[4)]を推進している。また、道路分野においては、道路利用者に対して安全・安心な通行を確保するとともに、高度な道路利用サービスを提供することが必要で、持続可能でスマートな道路システムへの変革に向けて、デジタル技術や新技術の導入等による道路管理や行政手続きの省力化・効率化を目指し、道路システムの DX[5)]が推進されている。道路システムの DX では、深層学習による物体検出などの AI 画像解析による、パトロールカー等に搭載するカメ

ラ映像から塗装の損傷状況の自動検知や、CCTV カメラ映像から交通障害の自動検知や交通量調査の自動化・高度化などを試みている。そこで、放置二輪車対策でも自動化・高度化のための DX は検討されるべきである。

図 1-1　放置二輪車の例（その１）

図 1-2　放置二輪車の例（その２）

図 1-3　放置二輪車の例（その３）

1.2 研究の目的

本研究の目標は、都市部における放置二輪車の放置時間と放置二輪車の利用目的の関係性を明らかにし、効率的な放置二輪車対策を可能にすることである。

そのため本研究では、機械学習による画像解析技術を、歩道上に放置あるいは駐輪された二輪車の検知に応用する。それにより、調査員の目視調査に頼らない、頻度の高い自動化された駐輪二輪車の調査が可能になる。このような二輪車の放置台数に加え放置箇所、放置時間が簡単に調査できるシステムを構築し、この調査結果を用いることにより、地区内の歩道上に放置・駐輪された二輪車の時空間分布を推定することを目的とする。

さらに、調査結果から放置二輪車の放置時間を把握し、利用者の目的や放置箇所周辺の状況に基づいて放置の傾向を分析する。その結果を考察することで、対象地域における放置二輪車の課題を把握し、それに適した放置二輪車対策の実施に貢献することを目指す。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである

第 1 章では本研究の背景と目的を明記した。

第 2 章では放置二輪車に関する研究をレビューしたうえで、本研究の位置付けを述べる。

第 3 章では放置状況の把握のために行った調査の詳細についてまとめる。

第 4 章では構築する画像解析機械学習モデルについて解説する。

第 5 章では画像解析機械学習モデルによる分析結果とその考察について述べる。

第 6 章では生存時間解析の方法について解説する。

第 7 章では放置時間について分析を行う。

第 8 章では分析についてまとめ、今後の展望について述べる。

第2章 既往研究のレビューと本研究の位置付け

2.1 既往研究のレビュー

本研究では、歩道を撮影した動画に対し深層学習による物体検出を用いて、放置二輪車の放置状況を把握するのが目的である。ここでは、二輪車の駐輪行動に関する研究や、放置二輪車対策に関する研究について確認する。また、深層学習による物体検出の活用した研究と放置二輪車に関する研究について確認する。

2.1.1 駐輪行動に関する研究

太田[6)]は自治体に対して買い物客に対する放置自転車の実態に対するアンケートを実施するとともに、各自治体の放置自転車に対する取り組みを調査した。買い物客による放置自転車に対して問題が生じていると回答したのは 3 大都市圏の自治体や地域の中核的な市を中心に 101 の自治体だった。しかし、問題が生じているとした自治体の半数以上が買い物客等による放置自転車の傾向を把握しておらず、買い物客等による放置自転車の傾向やそれを推測することが可能になるような調査を行っている自治体も 37 自治体であった。買い物客等による放置自転車に向けた対策としては駐輪場の整備がメインとなっており政令市や特別区では駐輪場整備用地の不足が対策に向けた課題となっていることがわかった。

吉田ら[7)]は京都中心市街地について自転車放置場所の局所的特性の組合せと放置台数の関係について分析を行った。京都市の中心市街地で行われた放置自転車の位置と台数の調査の資料をもとにカーネル密度分布図を作成し、自転車の放置がピークとなる箇所を特定した。また、決定木を用いて放置状況の局所的特性の組合せを明らかにした。これにより、カーネル密度分布図から得られた放置自転車が多くなる箇所の他に放置台数の多くなる特性をもつ地域を見つけることが可能になった。

2.1.2 放置自転車対策に関する研究

森重ら[8)]は撤去頻度の強化に要する限界費用を試算するために、アンケート調査を実施して保管料の支払い意思額や駐輪場所の選択要因をモデル化した。また、撤去頻度の強化による路上駐輪減少効果に対する負担金支払意思を調査して支払意思決定要因についてもモデル化した。買い物目的の自転車利用者にとっては駅前の駐輪場の利便性が低く、買い物目的の駐輪者に対して利便性の高い駐輪環境を提供する必要があることが分かった。

梶田ら[9)]は駐輪者や違法駐輪者に過去の違法駐輪歴をアンケートして撤去経験とその後の駐輪行動について調べた。撤去後の駐輪行動について関係式を求め、自転車非利用者、駐輪場利用者、違法駐輪者と撤去強度や保管料の関係を示した。その結果撤去された自転車の保管料を上げた場合には違法駐輪とともに自転車利用者全体が減少することがわかった。これに対して撤去頻度を上げる場合は自転車利用者が減り、駐輪場利用者が増加することがわかった。

溝上ら[10)]は熊本市の市街地駐輪政策に対する利用者の評価と駐輪行動を内生化した駐輪容量の適正化モデルを構築した。2012 年から 2014 年にかけて市内の駐輪場の利用実態と駐輪場利用者の利用意識の調査を行った。この調査結果から駐輪場利用者の意識の経年的な推移を明ら

かにした。また、自転車利用者の駐輪場選択モデルと駐輪時間モデルの推定を行い、駐輪行動シミュレーションを行った。駐輪行動シミュレーションから駐輪需要を予測し、適正な駐輪容量の検討を行った。その結果最適化された駐輪容量は現状よりも少なくて良いことを示した。現状で常に利用率の低い駐輪場は最適容量が現状の半分以下となり、再考する必要があることがわかった。

羽鳥ら[11]は大規模な放置駐輪問題を対象として赤羽駅周辺で駐輪場の情報などを記載したリーフレットの配布とコミュニケーターによる説得的コミュニケーションを行った。リーフレットの配布を行った期間中は一部時間帯において駐輪場での駐輪台数が見られた。また、説得的コミュニケーションを受けた自転車利用者のうち、25%の自転車利用者は駐輪場所を変更した。これにより、商業エリアでの放置駐輪削減に向けて店頭でのリーフレットの配布やコミュニケーションの実施が有効である可能性が示された。

2.1.3 放置自転車調査に関する研究

辻野ら[12]は交通に対する阻害が発生する状況に対してランク付けを行い設定した区域においてランク別に放置台数の調査を行った。区域ごとに危険度の平均点を相対危険度として算出して区域内の台数との関係について分析した。この調査手法は危険度の高い放置駐輪の割合から問題を抱える区域を定量的に評価することが可能になっている。台数と相対危険度の間に正の相関が認められる区域では放置自転車の撤去や駐輪場の整備による放置自転車の台数を減らす取り組みが危険度を取り除くことができる対策ができる。このように安全性を定量的に把握して対策に取り組むことが調査手法によって可能となった。

西田ら[13]はパーソントリップ調査において「道路上・歩道上に駐輪」として駐輪場所が記録されたものを放置自転車として集計した。堺市の調査結果とパーソントリップ調査データから集計された結果を比較したところ、ゾーンが異なる点や年代が異なる点から十分な比較ができなかったものの、パーソントリップ調査データから放置時間分布やトリップチェーンの分析が可能になることを示した。

2.1.4 深層学習による物体検出を用いた車両の交通量調査に関する研究

今井ら[14]は、汎用的な学習器や学習モデルの交通量調査への適応可能性を目的として検討を行った。車両を認識する認識モデルとして物体検出の手法である YOLOv3 の既存モデルを用い、車両の種別を分類する分類モデルとして深層学習の画像分類器の VGG19 で学習、構築し、通過台数と車両の種別（大型車・小型車）が分かる車両認識技術を実装した。車両認識技術を用いて複数条件で撮影した動画像に計測を行い撮影条件ごとの車両認識精度を計測し、適用可能性を検証した。その結果、既存の深層学習器や学習モデルを用いた場合でも、撮影条件によっては高い精度で計測することができ、交通量調査への適用可能性があることが示された。

岩崎ら[15]は、車種別交通量と車両走行軌跡を自動計測できるようにするのを目的として、自動計測を行うアルゴリズムの構築と実験を行った。アルゴリズムの概要は、電力柱の上部から撮影した交差点の交通流動画に対し、ファインチューニングを行った YOLOv2 を用いて、車

種別に各車両の検出をし、車両が初めて計測領域内に入った時に走行軌跡の記録を開始し、前フレームの車両の BBox の重なりを基に同一車両か判断し、計測領域を出るまで走行軌跡を記録するといったものである。実験では、構築したアルゴリズムを用いて、実際に交通流を撮影した動画に対し、交通量と車両の走行軌跡の自動計測を行った。その結果、車両のオクルージョンのない限定的な状況での交通流において、交通量と車両走行軌跡の自動計測が行えることが明らかになった。

中島ら[16]は、車種別交通量と車両走行軌跡を自動計測できるようにするのを目的として、これまでにファインチューニングした YOLOv2 を用いて自動計測を行うアルゴリズムの構築と実験を行った。この研究では、YOLOv2 の新しいバージョンである YOLOv3 を用いて交差点内の交通量と車両走行軌跡の自動計測を行う実験を行った。その結果、YOLOv3 を使い車両検出精度や車両走行軌跡の記録精度の向上が見られた。

ドゥルバドラハら[17]は、市販の安価な Web カメラを三脚に取り付け、歩道から撮影した同映像を画像解析することで交通量調査を行う手法を検討している。本研究では、移動している車両をトラッキングし、進入方向別に通過車両の計測をする手法について検討した。システム概要は、歩道から安価な Web カメラで撮影された動画に YOLOv3 で物体検出を行い車両の検出を行う。検出された車両に対して、マルチオブジェクトトラッキングを行い車両の動きを検出し、推測を行い、車両の ID 割り当てを行う。更にバウンディングボックスの中心が基準線を通過した時カウントし、トラッキングデータから得られる車両の初検出座標により進入方向を特定する。また、トラッキング精度向上のため閾値を設定し、ID の割り当てを行う際に、マッチング候補のバウンディングボックスとカルマンフィルターが予測した値が閾値を超えた場合に同一判定する。実際にこのシステムを用いて計測実験を行った。その結果、道路付帯構造物により車両が隠されトラッキング失敗していることや YOLO で認識されていない車両があることが確認された。

中島ら[18]は、交通環境内の二輪車を深層学習による物体検出する時、学習モデルの構築方法が検出精度に寄与するか検証を行った。COCO データや独自に撮影した画像などを使用してデータセット 6 種類作成し、それぞれのデータセットで学習させた YOLOv4-tiny モデルに対して試験場で撮影した動画を用いた検出距離の評価を行った。その結果、実際の交通環境にあり得る画像を元にしたデータセットを使用すると精度向上が見られたこと、学習に用いる画像枚数は 1 クラスあたり 3,000 枚程度で十分であること、車種・方向別に二輪車のクラスを細分化した時と単一のクラスで学習させた時を比べるとクラスを細分化しても精度が向上したとは言えないことが明らかになった。

2.1.5 深層学習による物体検出を用いた人流把握に関する研究

髙森ら[19]は、都市空間におけるビデオ調査による人流解析に物体検出などを応用することで、歩行者の流動を自動解析するシステムを開発し、その活用可能性を検証した。システム概要は、撮影された動画に対し、SSD と呼ばれる物体検出モデルを用いて人の検出を行い、人を物体追跡し、軌跡を画面描写および画面上に設定したメッシュ別の通過情報が出力される。そのシス

テムを用いて、実証実験を行ったところ人流の傾向を概ね正確に把握できていて活用可能性はあるとした。

今井ら[20]は、オクルージョンの影響を受けない歩行者の交通量手法の開発を目的とし、オクルージョンの影響を受けにくい頭部に着目した物体検出を用いたモデルを提案し、その有用性を検証した。提案手法は、人の頭部認識が検出できるモデルを構築し、それを用いて歩行者を認識、その後、歩行者の軌跡を取得し、頭部から人物領域を推定して断面の通過を計測するものである。実際に計測することで、提案手法の有用性を検証した結果、高い精度で計測でき有用性が示せた。

2.1.6 その他の深層学習による物体検出の利用を試みている研究

森ら[21]は、ドライブレコーダーを搭載したパトロール車で街を巡回することで道路付帯構造物の日常点検が可能なシステムの開発を目指している。本研究では、学習済み YOLOv3 を用いて物体検出し、ドライブレコーダーの撮影データから小規模付帯構造地物を自動検出可能であるかを目的として実証実験を行った。その結果、歩道信号機、U ターン禁止標識、時速 40 キロ速度制限標識、駐車禁止標識については、高精度に認識判定できることが明らかになった。一方、車道信号機、電柱、街路灯、時速 30 キロ速度制限標識については検出漏れや誤判定が見られた。

石曽根ら[22]は、視覚障害者の屋外移動支援に向けた物体検出データセットを作成しその検討を行った。データセットは、屋外移動支援ユーザの使用状況と同じ状況で取得した画像に対し、視覚障害者の屋外移動に必要な物体 31 種を検出ラベルとして作成した。作成したデータセットを YOLOv2 と YOLOv2-tiny で学習させた。作成した物体検出モデルを利用して歩行時の動画に対してスマートフォン端末で認識処理を行った。その結果、YOLOv2-tiny では 20fps 程度の実行速度が得られリアルタイム検出可能であった。しかし、データセットが小さく検出精度に問題があるためデータセットの拡充が必要であることが示された。

徳丸ら[23]は、物体検出や物体追跡を用いて、歩行者を検出・追跡し、歩行者と自転車の衝突予測・警告を行うシステムを提案し有用性を検証した。そのシステムの概要は、深度計測センサー付きカメラと小型 PC を自転車に取り付け、深度カメラで得た画像に対し YOLO を用いて物体検出し歩行者の位置を取得する。その後、DeepSORT によるオブジェクトトラッキングで歩行者の追跡を行う。そして、逆透視投影変換法を用いて歩行者の予測経路を求め、衝突の危険性を予測し警告を出す。システムの有用性を調べるため、歩行者と自転車を等速度条件下で歩行者を自転車の進行方向に対し 5 方向から接近させる実験を行ったところ、適切に警告が出て提案システムの有用性を示した。

2.2 本研究の位置づけ

既往研究では放置自転車に対して放置台数の調査を行ったり、アンケート調査を行ったりすることで、放置台数を決定する要因についての分析や放置台数の予測を行うものが多く見受けられる。しかし、放置時間に対する分析は少ない。これは調査による放置時間の把握が困難で

あることが理由にあると考えられる。放置時間の把握には放置二輪車ごとに継続的に行う必要があるが、多くの台数を対象にすると調査コストが大きくなり、分析に適したサンプル数を確保できない。

また、深層学習による物体検出を車両の交通量調査や人流把握などに応用しようと検討する研究は多数存在するが、物体検出を放置二輪車の状況把握に応用しようとする研究は見当たらない。

そこで本研究では、現状の放置二輪車調査で把握できる状況より詳しい状況が簡単に調査できるシステムを確立することを目的として、歩道を撮影した動画に対し深層学習による物体検出を用いて解析を行うことで、放置二輪車の台数・箇所・放置時間が把握できるシステムの構築を試みた。

第3章　放置状況の調査

本研究では放置時間と周辺の施設との関係性について分析を行う。そのため、分析を行うにあたって実際の放置状況について放置時間、放置箇所を把握するための調査を行った。

3.1 調査の対象地域

本研究では恵比寿駅周辺地域を対象地域とした。渋谷区が指定した放置自転車禁止区域を含む概ね半径 500m の地域である。恵比寿地区自転車まちづくり協議会にて小規模まちなか駐輪場候補地を検討していたので、それも考慮した。

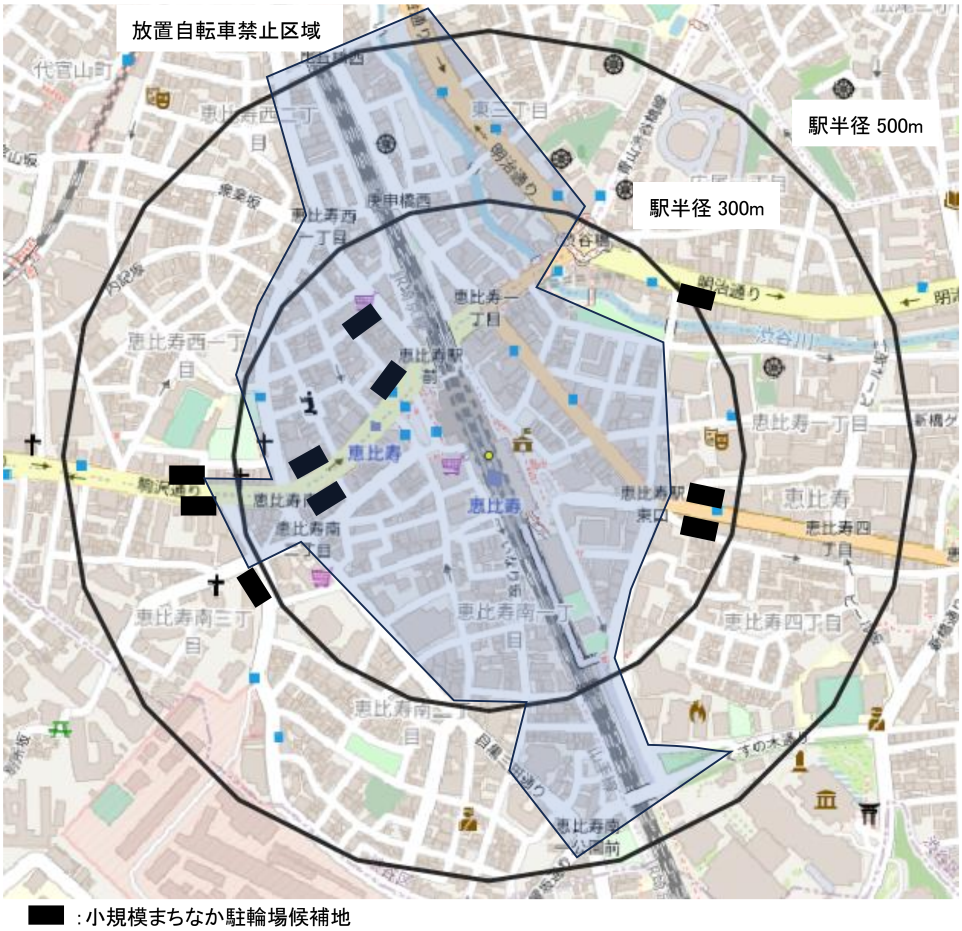


図 3-1　調査の対象地域

3.2 調査概要

3.2.1 撮影方法

調査では歩道の様子を撮影することで放置二輪車の状況を記録した。撮影方法については、カメラを三脚に固定し、三脚に車輪を取り付けて、三脚を押しながら撮影することで図 3-2 のような一定の画角を保ちながら撮影した。また、撮影開始時には時刻を撮影開始時刻として記録した。調査中は、GPS ロガーを携帯して、撮影中の位置情報を記録した。

図 3-2　撮影された動画の画角

図 3-3　調査の様子

3.2.2 撮影対象範囲

撮影は対象地域内の道路から図 3-4 に示す 17 のコースを選定し、撮影を行った。コースでは主に歩道から車道側を撮影し、放置されている二輪車を撮影した。歩道に商業施設が多く面しているコースについては歩道から建物側に向けて撮影を行い、建物側にある放置二輪車についても撮影を行った。また、調査以前から放置二輪車が確認された地点については商業施設でない場合においてもコースに含めて撮影を行い、建物側の様子を撮影した。

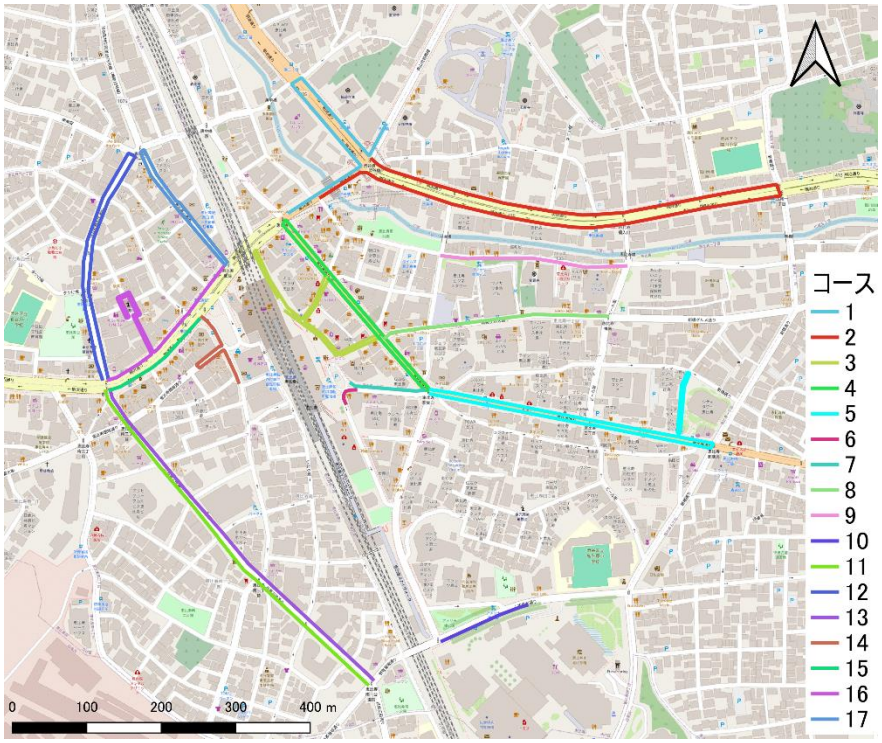


図 3-4　調査コース

17 の撮影対象コースに対して、表 3-1 の日時に撮影を行い、複数回同じ個所の放置状況を記録した。2024/8/21（水）10:30-26:00（18 時-21 時は雨で中断）、2024/9/15（日）10:30-26:00（22 時-25 時は雨で中断）概ね 90 分に 1 回巡回した。終電後でも放置されている二輪車を把握するため 25 時以降まで調査した。

表 3-1 撮影日程

日付	時間帯	調査コース	日付	時間帯	調査コース
2024/8/21	10:30~13:40	1~17	2024/9/15	10:20~13:30	1~17
2024/8/21	11:00~15:00	1~17	2024/9/15	11:40~14:50	1~17
2024/8/21	12:30~15:50	1~17	2024/9/15	13:00~16:40	1~17
2024/8/21	15:00~18:00	1~17	2024/9/15	14:50~17:30	1~17
2024/8/21	16:00~19:00	1~17	2024/9/15	16:00~19:00	1~17
2024/8/21	17:00~18:15	1~5	2024/9/15	17:30~20:30	1~17
2024/8/21	21:10~24:00	1~17	2024/9/15	19:00~22:00	1~17
2024/8/21	21:20~23:00	6~17	2024/9/15	20:30~23:30	1~17
2024/8/22	1:00~2:20	1~9	2024/9/15	22:00~23:40	1~4
2024/8/22	1:00~2:20	10~17	2024/9/16	1:00~1:20	3、4
			2024/9/16	1:00~1:20	15、17
			2024/9/16	1:00~1:20	16

3.2.3 調査結果の集計

調査映像から撮影された二輪車の放置時間、放置箇所の推定を行った。推定を行うために、調査映像から二輪車が写っているフレームを画像として記録した。二輪車 1 台あたり 1 枚の画像を記録し、二輪車と画像を対応させた。調査時に記録した映像の撮影を開始した時刻と、画像が該当するフレームの映像における再生時間から、二輪車の画像が撮影された時刻を特定した。放置二輪車として自転車とバイクの画像は合わせて 4,335 枚記録された。

3.2.3.1 放置時間の推定

記録された二輪車が同じコースの異なる時間帯に撮影された映像に記録されているか確認した。複数の時間帯で同じ二輪車が撮影されている場合には初めて撮影された時刻、最後に撮影された時刻、最後に撮影されたあとに同じコースを撮影した際の時刻を記録した。これにより、複数回撮影された放置二輪車は初めて撮影された時刻から最後に撮影された時刻の間は継続して放置されており、最後に撮影された時刻から次に同じコースを撮影した時刻の間に放置を終了したことがわかる。

また、4,335 枚の画像から同一の二輪車の判別を行った結果、1,908 台の自転車と 99 台のバイクが本研究の分析対象として記録された。

図 3-5　異なる時間帯の同一の自転車の例

3.2.3.2 放置箇所の推定

放置箇所推定には、調査時に携帯した GPS ロガーに記録された位置情報を利用する。GPS ロガーにはランダムな時間間隔で、時刻と位置情報が記録される。屋外にいる場合は位置情報の記録は行われるものの、記録を行う間隔は 10 秒程度から 30 秒以上の場合までさまざまであった（時間と移動距離に応じて GPS ロガーが適切に記録する設定にしたため）。

画像が撮影された時刻の前後に GPS ロガーが位置情報を記録している時刻を特定し、記録された 2 点の位置を参考に画像が撮影された位置を算出した。具体的には画像が撮影された時刻とその前後に GPS ロガーが位置情報を記録した時刻のそれぞれの時間差から、2 点の内分点を算出した。

記録した画像ごとに位置情報を推定し、自転車を地図上にプロットした結果が図 3-6 である。同様にバイクを地図上にプロットした結果が図 3-7 である。

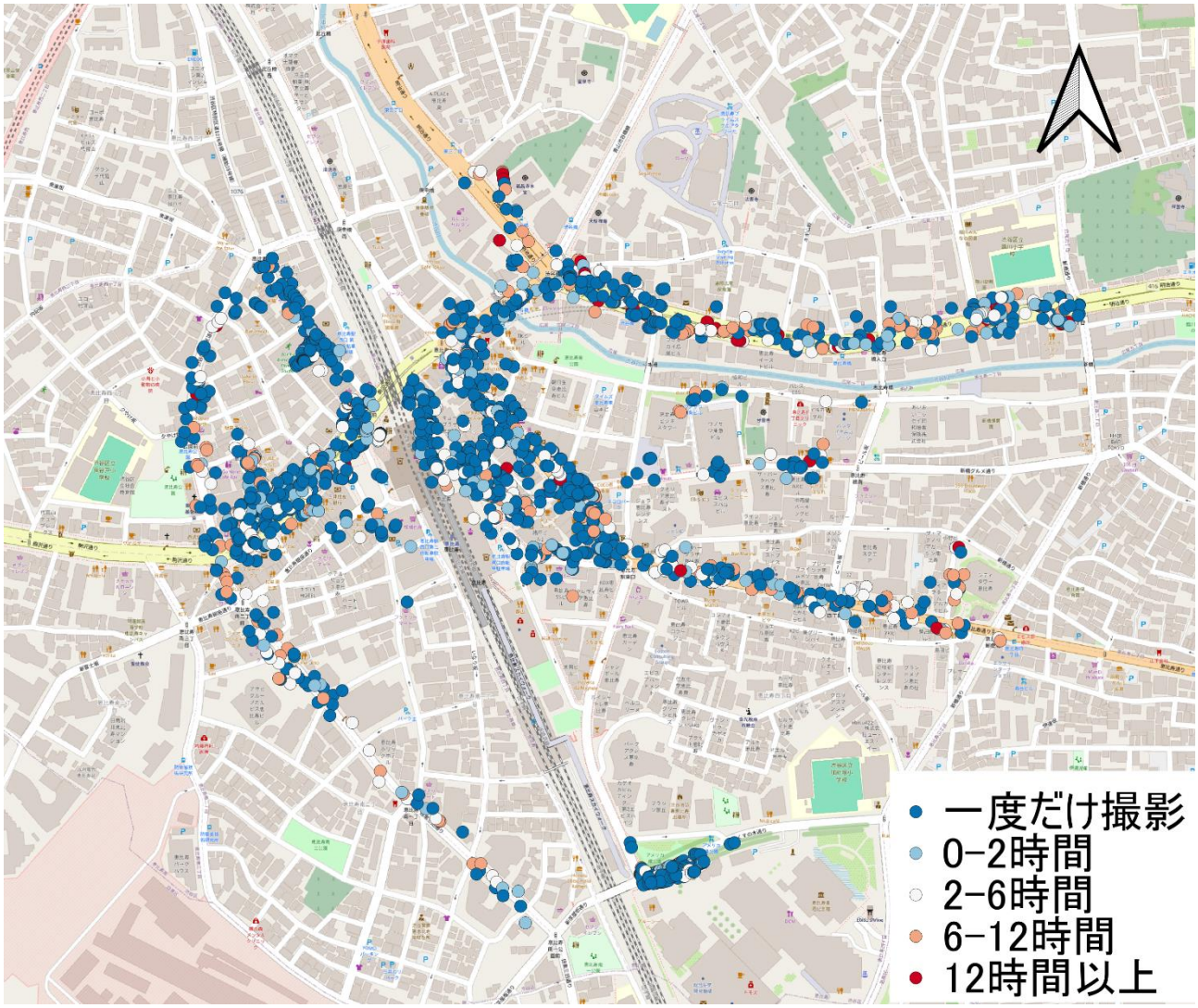


図 3-6　自転車画像撮影位置と放置時間

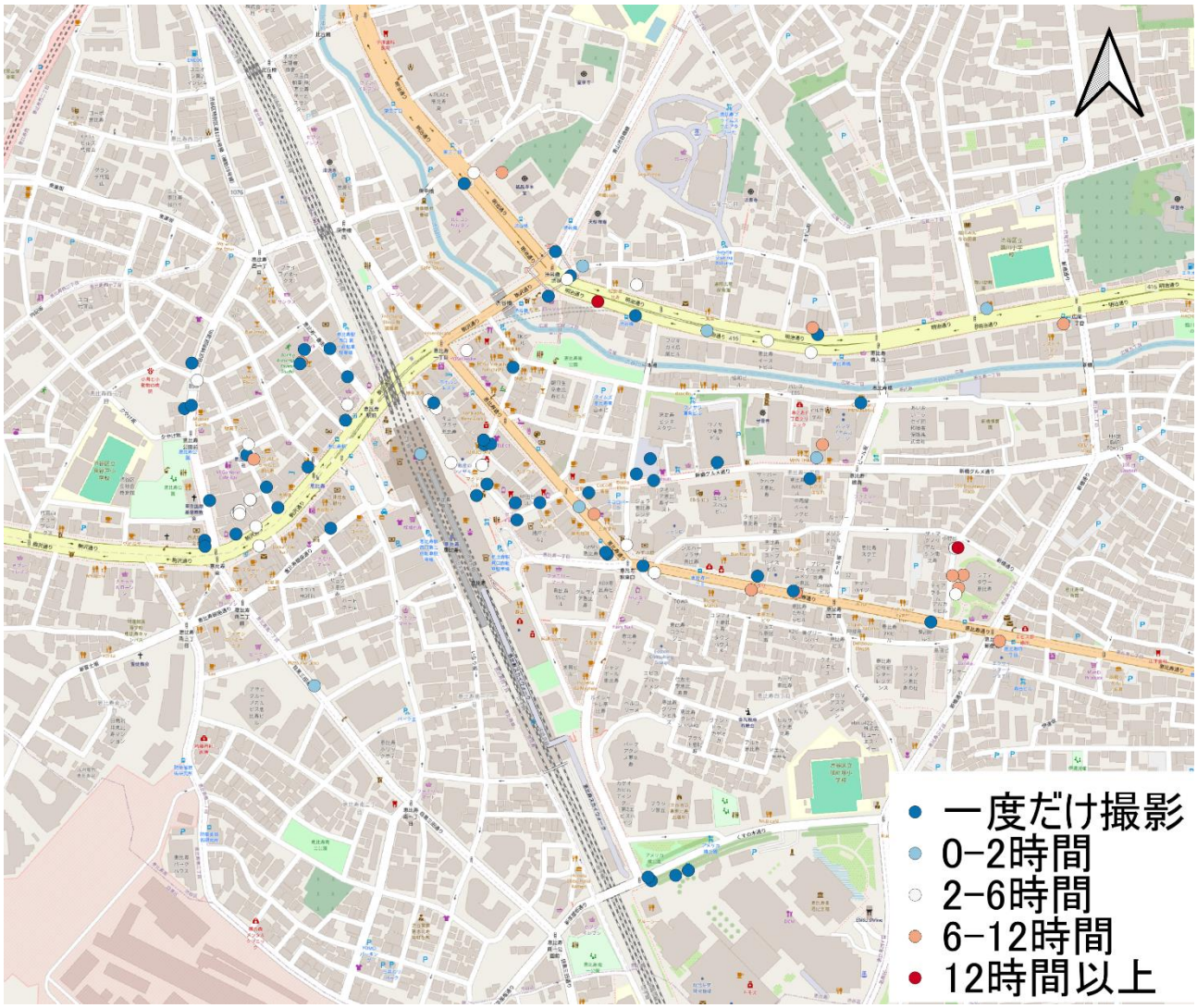


図 3-7　バイク画像撮影位置と放置時間

3.3 調査データの特徴

本調査で得られた放置状況のデータは、同一判定された放置二輪車の推測された位置が大きく異なっていた。2 回以上撮影された二輪車は 789 台あり、同じ二輪車と判定されたものの中で、推定された位置が最も離れていた距離は、平均 52.2m、最大 369.7m であった。この誤差の原因として挙げられる要因は GPS ロガーの位置情報の不正確性と、撮影開始時刻の精度がある。

GPS ロガーは 10 秒以上の間隔で位置情報が記録されるため、数メートル程度の誤差が発生しやすい。また、調査開始後など、直前に屋内にいた場合は位置情報が通常の計測間隔と異なる場合や、直前の位置情報の精度が悪い場合がある。

撮影開始時刻は分単位で記録されている。動画内の二輪車が写っているフレームの再生時間は秒単位での記録を行っているものの、撮影開始時刻の精度が悪く、推定される画像撮影時刻と GPS ロガーによって記録された位置情報の照合を行う際に 1 分に近い時間の誤差が大きな

位置情報の誤差を引き起こしている場合がある。

以上のことから、分析の際には二輪車の位置情報の不正確性を考慮する必要があると言える。

第4章 画像解析機械学習モデル

4.1 画像解析の概要

撮影した動画から撮影者がいる側のガードレール付近の放置二輪車の台数を機械学習により自動的に計測することを目標としている。撮影した動画に YOLO11 を実行し出力された結果に対して停止条件と乗車条件を設定し、停止かつ乗車してないと判定された自転車・バイクをそれぞれ放置自転車・放置バイクとして計測した。

4.2 YOLO11 での実行

YOLO とは、2016 年に提案されてから今日に至るまで改良され続け様々なバージョンモデルが出ている物体検出モデルである。2025 年 3 月現在、YOLO の最新バージョンモデルは Ultralytics 社が開発した YOLO11 である。今回は YOLO11 の学習済みモデルを使用した。

YOLO11 の特徴としては、物体検出、インスタンス・セグメンテーション（画像内の物体を個別に識別し、ピクセル単位で輪郭を特定する画像認識技術）、物体追跡を同時に行える。そのため、動画に対して YOLO11 を実行した結果はフレームごとに物体のクラス、BBox（バウンディングボックス：物体を囲んだ長方形）の座標、セグメント領域座標、ID が出力される。図 4-2 はその出力された結果を動画上に出力して可視化したものである。

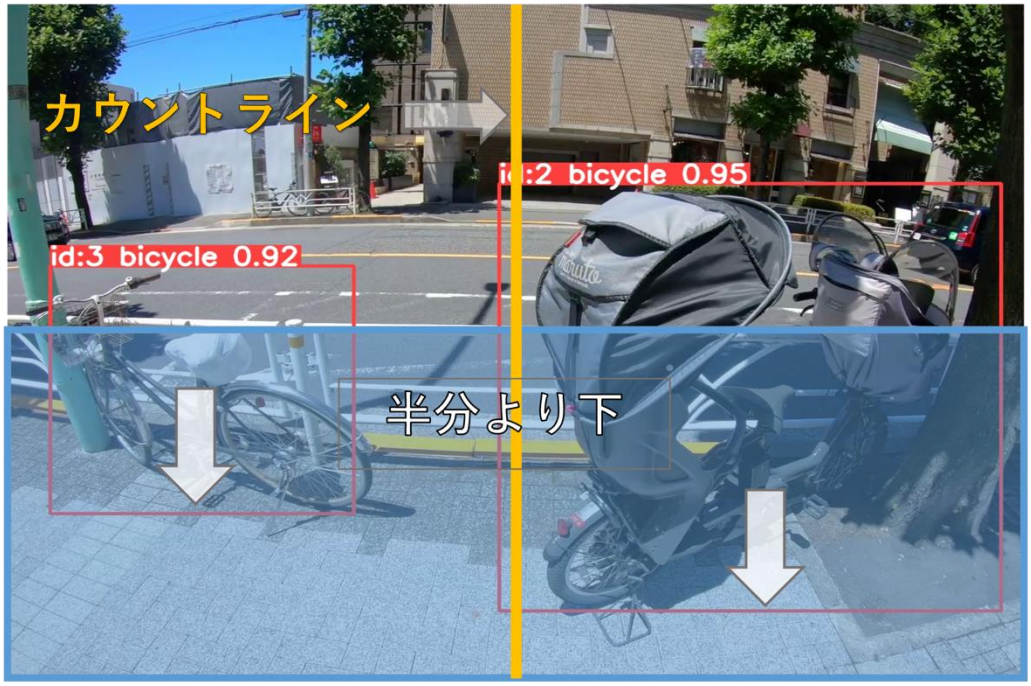
図 4-1 実行前の動画

図 4-2　実行動画

4.2.1停止条件

停止条件として以下の二つの条件を設定した。

1. BBox の横幅が最大のフレームで、BBox の底辺が動画の半分より下側に位置する
2. BBox 中心の x 座標が連続するフレームでカウントライン(中央に設定)を左から右に通過



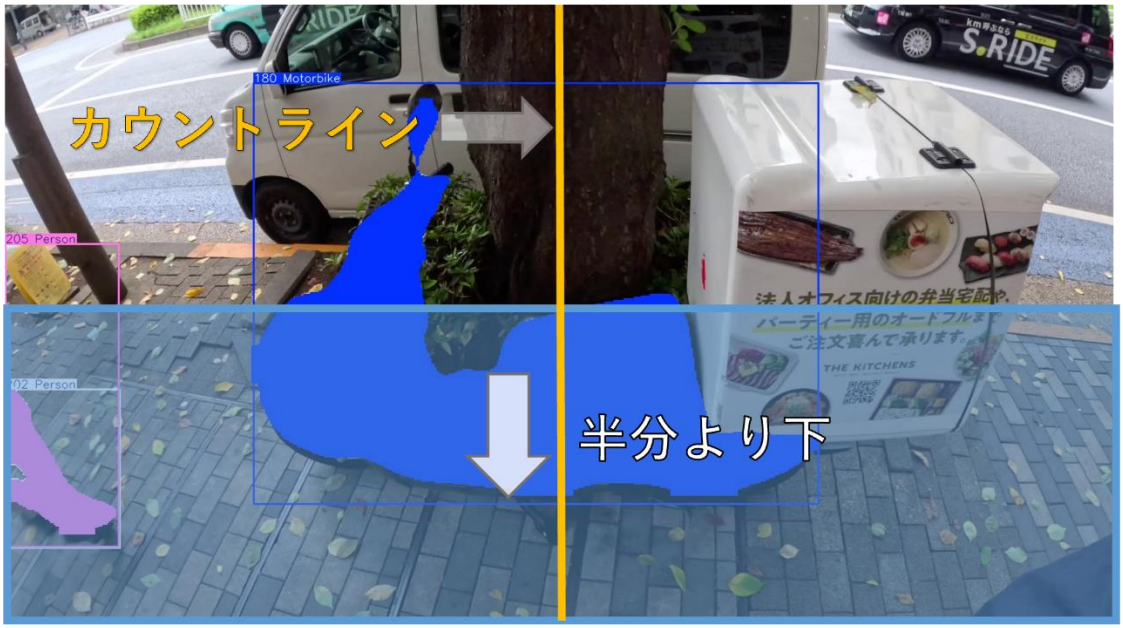


図 4-3 停止条件（17 ページ：自転車の例，18 ページ：バイクの例）

4.2.2 乗車条件

乗車条件として以下の二つの条件を設定した。

1. カウントライン通過直後のフレームにおいて、人間と二輪車の BBox の重なり面積が人物の BBox の 30%以上
2. カウントライン通過直後のフレームにおいて、二輪車の BBox 中心座標が人物の BBox 内

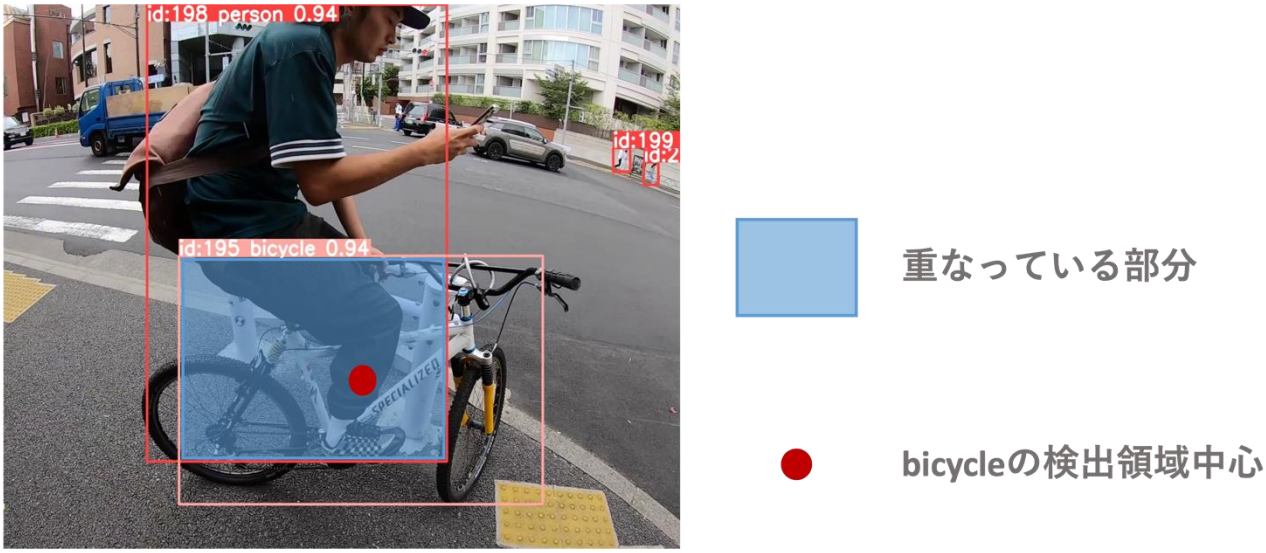


図 4-4 乗車条件

4.3 放置箇所把握方法

放置箇所は、放置二輪車判定された物体が検出された時の撮影者の位置とした。そのため、以下の方法で放置箇所を把握した。

調査時に GPS ロガーを持っているので調査の緯度経度を取得した。放置二輪車の検出時刻の緯度経度をそれぞれの放置二輪車に付与することで各放置箇所を把握した。

4.4 放置時間把握方法

放置時間は以下の方法で把握する。

1. 各動画から、放置二輪車のセグメンテーション画像を切り取る。
2. 切り取られた各セグメンテーション画像を VGG16 という画像分類モデルに入力して最終層の一つ前の層の値を取り出すことで各画像の特徴量を算出する。
3. 最初の時間帯の動画から切り取られた画像に対するそれに続く時間帯の動画から切り取られた画像のコサイン類似度を計算する。(自転車同士、バイク同士で計算)
4. 類似度が 0.70 以上だった場合同一の物体とする。(同一だった場合、ある時刻に撮影された動画と別の時刻に撮影された動画の時刻差の間中放置されていたことになる)
5. 3、4 を最初に撮影した動画から最後に撮影した動画まで繰り返す。

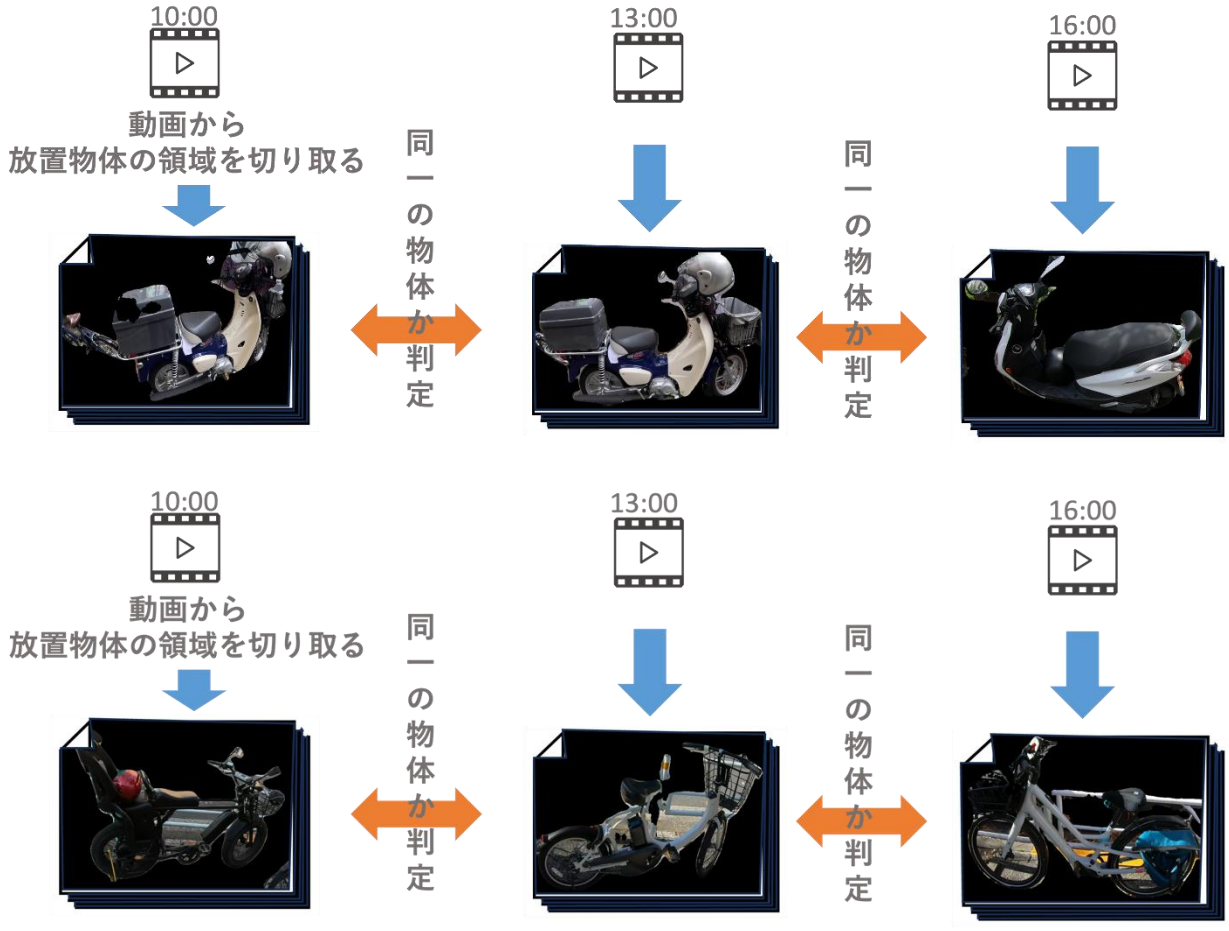


図 4-5　放置時間把握方法（上：バイクの例，下：自転車の例）

第5章 画像解析の結果とその考察

5.1 使用データ

2024 年 8 月 21 日に撮影した動画を用いる。正解データ（実測データ）は第 3 章で示した、調査データを目視で確認したものである。

5.2 放置台数把握結果

ルートごとの放置台数は表 5-1～5-30 のようになった。ルート 5、ルート 16 は正解データに不備があったので算出できなかった（ルート 5 は欠損値が多かった。ルート 16 は正解データ上では時間帯によって放置自転車台数の差が最大で 50 台くらいあり、撮影した 2、3 個の動画を見た台数を概算した結果と大きく異なっていることから信頼性が低いと判断した。銀行 ATM 前の台数が影響していると思われる）。

なお、調査ルート番号の 1-1 は 1 ルートの 1 回目に撮影した動画を表している。カウント率は$\frac{推論値}{実測値}\times 100$で計算している。カウント率は実際の台数が 0 の時は「-」、実際の台数=0 かつ推論台数=0 の時は「100%」とした。

表 5-1　自転車の結果（1）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
1－1	9	8	88.9
1－2	10	9	90.0
1－3	9	7	77.8
1－4	13	10	76.9
1－5	16	14	87.5
1－6	16	13	81.3
1－7	15	13	86.7
1－8	7	6	85.7

表 5-2　バイクの結果（1）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
1－1	0	2	－
1－2	0	1	－
1－3	0	1	－
1－4	0	1	－
1－5	1	2	200.0
1－6	0	1	－
1－7	0	2	－
1－8	0	0	100.0

表 5-3　自転車の結果（2）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
2－1	63	63	100.0
2－2	71	75	105.6
2－3	70	61	87.1
2－4	84	82	97.6
2－5	85	78	91.8
2－6	80	63	78.8
2－7	53	42	79.2
2－8	41	25	61.0

表 5-4　バイクの結果（2）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
2－1	3	7	233.3
2－2	3	5	166.7
2－3	2	11	550.0
2－4	4	11	275.0
2－5	4	11	275.0
2－6	1	16	1600.0
2－7	1	11	1100.0
2－8	1	19	1900.0

表 5-5　自転車の結果（3）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
3－1	9	12	133.3
3－2	15	13	86.7
3－3	16	10	62.5
3－4	14	21	150.0
3－5	18	25	138.9
3－6	23	22	95.7
3－7	16	19	118.8
3－8	7	8	114.3

表 5-6　バイクの結果（3）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
3－1	0	0	100.0
3－2	2	3	150.0
3－3	2	4	200.0
3－4	3	8	266.7
3－5	4	3	75.0
3－6	3	6	200.0
3－7	1	4	400.0
3－8	0	2	－

表 5-7　自転車の結果（4）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
4－1	16	18	112.5
4－2	21	20	95.2
4－3	16	13	81.3
4－4	23	22	95.7
4－5	25	26	104.0
4－6	23	25	108.7
4－7	18	15	83.3
4－8	9	10	111.1

表 5-8　バイクの結果（4）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
4－1	0	2	－
4－2	0	1	－
4－3	0	5	－
4－4	0	4	－
4－5	3	4	133.3
4－6	0	1	－
4－7	0	3	－
4－8	0	2	－

表 5-9　自転車の結果（5）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
6－1	1	1	100.0
6－2	3	3	100.0
6－3	1	1	100.0
6－4	3	3	100.0
6－5	2	1	50.0
6－6	0	0	100.0
6－7	1	1	100.0
6－8	1	1	100.0

表 5-10　バイクの結果（5）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
6－1	0	0	100.0
6－2	0	1	－
6－3	0	0	100.0
6－4	0	0	100.0
6－5	0	1	－
6－6	0	0	100.0
6－7	0	0	100.0
6－8	0	0	100.0

表 5-11　自転車の結果（6）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
7－1	1	1	100.0
7－2	0	2	－
7－3	0	0	100.0
7－4	0	0	100.0
7－5	0	0	100.0
7－6	2	1	50.0
7－7	2	0	0.0
7－8	2	2	100.0

表 5-12　バイクの結果（6）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
7－1	0	0	100.0
7－2	0	0	100.0
7－3	0	0	100.0
7－4	0	0	100.0
7－5	0	0	100.0
7－6	0	1	－
7－7	0	0	100.0
7－8	0	0	100.0

表 5-13　自転車の結果（7）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
8－1	3	2	66.7
8－2	5	3	60.0
8－3	3	1	33.3
8－4	2	3	150.0
8－5	1	0	0.0
8－6	3	2	66.7
8－7	6	4	66.7
8－8	2	2	100.0

表 5-14　バイクの結果（7）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
8－1	1	2	200.0
8－2	1	1	100.0
8－3	1	3	300.0
8－4	2	3	150.0
8－5	1	2	200.0
8－6	0	0	100.0
8－7	0	1	－
8－8	0	0	100.0

表 5-15　自転車の結果（8）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
9－1	2	2	100.0
9－2	2	2	100.0
9－3	2	1	50.0
9－4	1	1	100.0
9－5	4	3	75.0
9－6	1	0	0.0
9－7	0	0	100.0
9－8	0	0	100.0

表 5-16　バイクの結果（8）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
9－1	0	0	100.0
9－2	0	0	100.0
9－3	0	0	100.0
9－4	1	0	0.0
9－5	0	0	100.0
9－6	0	0	100.0
9－7	0	0	100.0
9－8	0	0	100.0

表 5-17　自転車の結果（9）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１０－１	20	17	85.0
１０－２	20	20	100.0
１０－３	25	19	76.0
１０－４	33	29	87.9
１０－５	36	27	75.0
１０－６	6	5	83.3
１０－７	3	2	66.7
１０－８	2	1	50.0

表 5-18　バイクの結果（9）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１０－１	0	3	－
１０－２	0	1	－
１０－３	0	6	－
１０－４	0	2	－
１０－５	0	1	－
１０－６	0	1	－
１０－７	0	1	－
１０－８	0	1	－

表 5-19　自転車の結果（10）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１１－１	6	6	100.0
１１－２	13	13	100.0
１１－３	15	11	73.3
１１－４	8	8	100.0
１１－５	10	9	90.0
１１－６	6	6	100.0
１１－７	6	4	66.7
１１－８	3	2	66.7

表 5-20　バイクの結果（10）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１１－１	0	0	100.0
１１－２	0	0	100.0
１１－３	0	3	－
１１－４	0	0	100.0
１１－５	0	2	－
１１－６	0	3	－
１１－７	0	2	－
１１－８	0	1	－

表 5-21　自転車の結果（11）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１２－１	10	11	110.0
１２－２	9	8	88.9
１２－３	7	6	85.7
１２－４	9	7	77.8
１２－５	8	8	100.0
１２－６	7	10	142.9
１２－７	6	6	100.0
１２－８	6	8	133.3

表 5-22　バイクの結果（11）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１２－１	0	2	－
１２－２	0	1	－
１２－３	2	4	200.0
１２－４	1	2	200.0
１２－５	0	2	－
１２－６	1	1	100.0
１２－７	0	0	100.0
１２－８	0	2	－

表 5-23　自転車の結果（12）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１３－１	5	5	100.0
１３－２	4	4	100.0
１３－３	3	3	100.0
１３－４	7	7	100.0
１３－５	7	6	85.7
１３－６	6	5	83.3
１３－７	4	4	100.0
１３－８	2	1	50.0

表 5-24　バイクの結果（12）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１３－１	0	0	100.0
１３－２	0	0	100.0
１３－３	0	0	100.0
１３－４	1	1	100.0
１３－５	1	1	100.0
１３－６	0	1	－
１３－７	0	0	100.0
１３－８	0	0	100.0

表 5-25　自転車の結果（13）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１４－１	0	1	－
１４－２	0	0	100.0
１４－３	0	0	100.0
１４－４	0	0	100.0
１４－５	0	0	100.0
１４－６	0	2	－
１４－７	0	2	－
１４－８	0	0	100.0

表 5-26　バイクの結果（13）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１４－１	3	3	100.0
１４－２	2	2	100.0
１４－３	1	1	100.0
１４－４	4	4	100.0
１４－５	1	1	100.0
１４－６	3	1	33.3
１４－７	2	1	50.0
１４－８	1	0	0.0

表 5-27　自転車の結果（14）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１５－１	18	14	77.8
１５－２	14	12	85.7
１５－３	16	11	68.8
１５－４	17	14	82.4
１５－５	19	15	78.9
１５－６	10	12	120.0
１５－７	11	9	81.8
１５－８	7	6	85.7

表 5-28　バイクの結果（14）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１５－１	2	5	250.0
１５－２	2	7	350.0
１５－３	1	6	600.0
１５－４	0	4	－
１５－５	0	6	－
１５－６	0	0	100.0
１５－７	0	1	－
１５－８	0	1	－

表 5-29　自転車の結果（15）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１７－１	14	19	135.7
１７－２	20	16	80.0
１７－３	23	21	91.3
１７－４	23	24	104.3
１７－５	16	8	50.0
１７－６	12	11	91.7
１７－７	6	5	83.3
１７－８	5	5	100.0

表 5-30　バイクの結果（15）

調査ルート番号	実測(台)	推論(台)	カウント率(%)
１７－１	0	3	－
１７－２	0	0	100.0
１７－３	0	3	－
１７－４	0	2	－
１７－５	0	1	－
１７－６	0	3	－
１７－７	1	1	100.0
１７－８	0	1	－

※バイクは原動機付自転車・普通自動二輪車・大型自動二輪車を指す。

ルート別のカウント率の分布を図 5-1 と図 5-2 に示す。

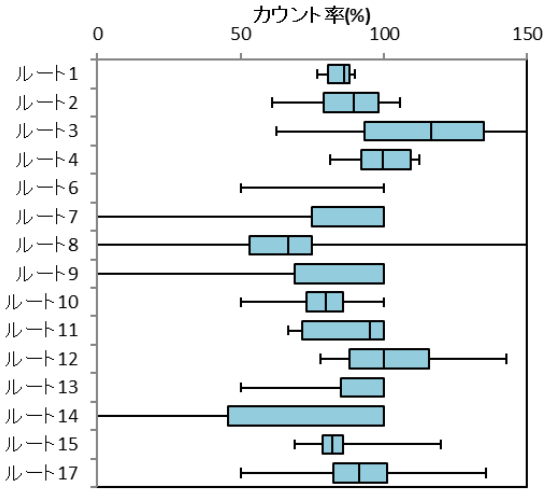


図 5-1　自転車の放置台数把握結果の分布

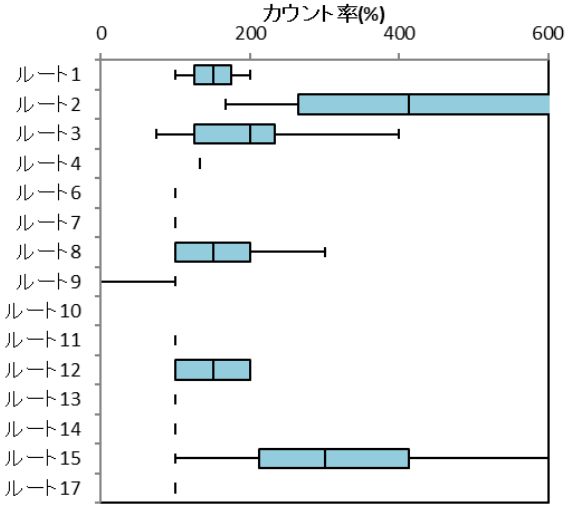


図 5-2　バイクの放置台数把握結果の分布

5.3 放置箇所把握結果

1-1 と 13-1 の動画での放置自転車箇所をマッピングした結果が以下のようになった。

図 5-3 放置自転車箇所結果(1-1)

図 5-4 放置自転車箇所結果(13-1)

5.4 放置時間把握結果

放置台数結果の精度が良かったルート 1 とルート 13 で放置時間判定をした。その結果は表 5-31、5-32 のようになった。なお、表の「正解」列の 1 というのは 1 回目の撮影時の時だけに映った放置二輪車、1〜5 は 1 回目から 5 回目の撮影時まで放置されていたということである。それぞれの正答率は 1 ルート：34.2%、13 ルート：13.3%であった。

表 5-31　ルート 1 の放置時間判定結果

	正解	推論	正誤
no1	1~5	検出失敗（バイクと検出）	×
no2	1	1~2	×
no3	1	1	○
no4	1~8	1,2~3,3~5,6,7,8	×
no5	1~7	1~2,3,4~5,6	×
no6	1~8	1~6,7	×
no7	1~2	1	×
no8	1	1~3	×
no9	1~6	1~3,4~6	×
no10	2~6	6,7	×
no11	4	検出失敗	×
no12	4~5	4~5	○
no13	4	検出失敗	×
no14	4~6	4,5~7	×
no15	4~8	4~5,7~8	×
no16	3~7	3~6,7	×
no17	2	2	○
no18	2	異なる自転車として1~2	×
no19	2	2~3	×
no20	5~6	異なる自転車として4~6	×
no21	3	異なる自転車として1~3	×
no22	5	5	○
no23	5~6	5~6	○
no24	5	5	○
no25	7	検出失敗（バイクと検出）	×
no26	6~7	6~7	○
no27	7	7	○
no28	6~7	7	×
no29	7~8	7,8	×
no30	7	7	○
no31	7	7	○
no32	3	異なる自転車として2~3	×
no33	6	6	○
no34	6	検出失敗（バイクと検出）	×
no35	8	8	○
no36	8	8	○
no37	4~8	4~6	×
no38	5~7	5~6,7	×

表 5-32 ルート 13 の放置時間判定結果

	正解	推論	正誤
no1	1~4	1,2~4	×
no2	1~7	1~4,5,6~7	×
no3	1	1	○
no4	1	1~2	×
no5	1~5	1~4,5	×
no6	2	異なる自転車として1~2	×
no7	4~5	4,5	×
no8	4~7	4,7	×
no9	4~7	4,5~7	×
no10	4~5	4,5	×
no11	5~7	5,6,7	×
no12	6	検出失敗（バイクと検出）	×
no13	6	6	○
no14	8	異なる自転車として7~8	×
no15	8	検出失敗	×

表 5-33 ルート 1 の撮影時間

撮影ルート	撮影時間
1－1	10:31-10:37
1－2	11:01-11:08
1－3	12:32-12:38
1－4	15:01-15:06
1－5	16:05-16:11
1－6	17:08-17:14
1－7	21:11-21:18
1－8	24:59-25:04

表 5-34 ルート 13 の撮影時間

撮影ルート	撮影時間
13－1	12:57-13:03
13－2	14:09-14:16
13－3	15:04-15:12
13－4	17:06-17:12
13－5	18:11-18:18
13－6	22:15-22:23
13－7	23:26-23:34
13－8	23:41-23:49

5.5 放置台数把握結果の考察

昼間の放置自転車の台数把握精度は 8 割程度となり高い精度が出ているといえる。しかし、道路に対して縦に放置されている自転車が多いルートでは、自転車の一部しか映ってない自転車が多くありそれが原因で精度が低くなったと考えられる。また、ガードレールの後側(道路側)に放置されている自転車が多かったルート 3 では誤認識が多く精度が低かった。

夜間の放置自転車の台数把握精度は昼間よりも精度は低く、安定していない。理由は、動画内では暗くて自転車がはっきりと見えないためである。

バイクの放置台数把握精度は、昼間・夜間関係なく低い。理由は、チャイルドシート付き自転車やファットバイクなどがバイクとして認識されてしまうので過剰にバイクと検出されてしまうからである。

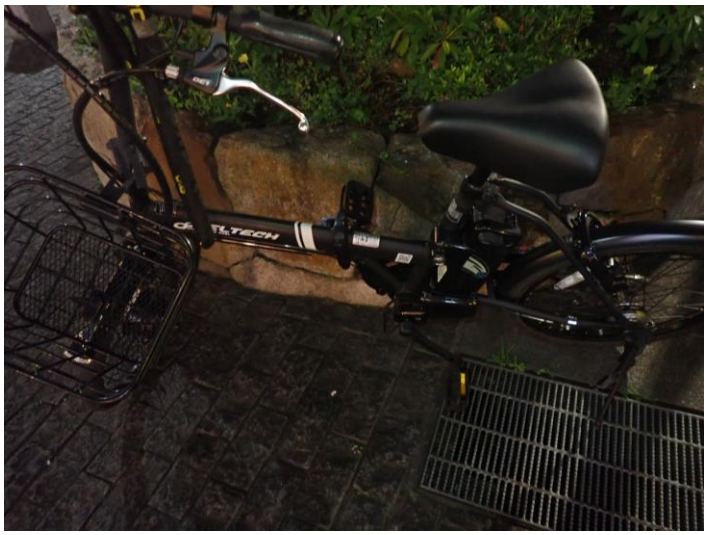


図 5-5　夜間の撮影画像の例

図 5-6　バイクの検知画像の例（バイクと正しく認識した例）

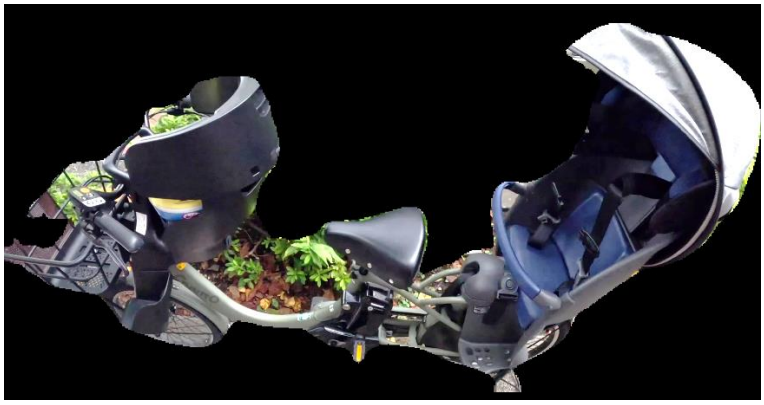


図 5-7　バイクの検知画像の例（チャイルドシート付自転車をバイクと誤って認識した例）

図 5-8　バイクの検知画像の例（ファットバイクをバイクと誤って認識した例）

5.6 放置箇所把握結果の考察

推論による放置箇所をマッピングした結果を見ると、特徴は把握できていることが見てとれた。しかし、放置二輪車が車道にあると判定され少しずれている。これは、GPS ロガーの緯度経度データの取得ずれやカメラと GPS ロガーの時刻ずれ、GPS ロガーの緯度経度取得間隔が約 1 分と長いのが影響していると考える。

5.7 放置時間把握結果の考察

放置時間把握結果の精度はとても低い。原因は撮影回数が 8 回と多く、放置箇所推定のちょっとしたずれによって別の二輪車と認識されてしまい、放置時間が正しく推定できないことが主な原因だと考えられる。

5.8 画像解析の結果とその考察のまとめ

昼間の調査で数回の撮影なら精度良く台数・箇所・放置時間を把握することができるが、今回の調査のように長時間かつ夜間調査があると現状では精度良く把握することが難しいため、改善をする必要がある。また、バイクの精度は放置台数ですら良くないので改善をする必要がある。

第6章 生存時間解析の方法

本章と次章では調査データの分析の際に生存時間解析を用いて分析を行う。生存時間解析とは、特定のイベントが発生するまでの時間を統計的に分析する手法である。これは、患者の疾患の発症などをイベントとして主に医療分野での予測に用いられる。生存時間解析の特徴として、イベントが発生する前に観察期間が終了した場合など、正確なイベント発生までの期間が不明な場合でも打ち切りデータとして分析に利用することができる点が挙げられる。

本研究の生存時間解析ではイベントを放置の終了として、調査による二輪車放置の確認から放置終了までの期間について分析を行う。また、放置時間データを区間打ち切りデータとして扱う。区間打ち切りとはイベントの正確な発生時刻は不明なものの、特定の区間にイベントが発生したことがわかる場合を指す。第 3 章で解説した放置時間データは、最後に撮影された時刻から、その次の撮影時までの間に放置が終了したことが分かることから区間打ち切りとして扱うことができる。

本研究での分析は統計解析ソフトの R に含まれる、区間打ち切り向けの回帰モデルを提供する icenReg パッケージ[24]を利用した。

6.1 ノンパラメトリック最尤推定法

ノンパラメトリック最尤推定法ではデータの分布について仮定をせずに、生存関数の推定を行う。生存関数を生存曲線として図示することで、全体的な放置時間の分布を可視化する。区間打ち切りが含まれるデータにおいては EMICM アルゴリズムによって生存関数が推定される。

ノンパラメトリック最尤推定法では推定を行う対象をカテゴリー別に分けることで、それらの違いを可視化できる。対象地域内すべての二輪車について生存関数を推定する一方で、コースごとに生存曲線を描き、小さな範囲での比較を行う。

6.2 cox 比例ハザードモデル

cox 比例ハザードモデルはイベント発生までの時間に共変量が与える影響を評価する。生存時間解析における多変量解析手法の一つであり、これにより放置二輪車の周辺の状況から放置時間を予測するモデルを構築する。

6.2.1 区間打ち切りの cox 比例ハザードモデルの詳細

Cox 比例ハザードモデルでは以下のハザード関数$h(t|\mathbf{X})$が定義される。

$$h(t|\mathbf{X}) = h_0(t)\exp(\beta \boldsymbol{X}) \tag{1}$$

$h_0(t)$:基準ハザード関数

β:回帰係数

$\boldsymbol{X}$:説明変数

ハザード関数は特定の時間 t での瞬間的なイベント発生リスクを表し、時間 t までの累積的なリスクは累積ハザード関数 $H(t)$であらわされる。

$$H(t) = \int_0^t h(u)\,du \tag{2}$$

生存関数 S(t)は次のように定義されている。

$$S(t) = \exp\big(-H(t)\big) \tag{3}$$

生存関数や回帰係数の β は尤度関数が最大にすることで推定される。各サンプルが区間[L_i、R_i]の間にイベントが発生する確率は生存関数を用いて表すと以下のようになる。

$$P(L_i \le T_i \le R_i) = S(L_i|\boldsymbol{X}_i) - S(R_i|\boldsymbol{X}_i) \tag{4}$$

T_i:実際のイベント時刻

したがって尤度関数は以下のようになる。

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^{n}[S(L_i|\boldsymbol{X}_i) - S(R_i|\boldsymbol{X}_i)] \tag{5}$$

区間打ち切りにおいて尤度を最大化するためには EM アルゴリズムが利用される。

各説明変数のイベント発生に対する影響はハザード比で表される。ハザード比はある説明変数が 1 単位増加した際のイベント発生率の比を表し、(6)の式で定義される。

$$HR = \exp(\beta_i \Delta X_i) \tag{6}$$

ハザード比が 1 より大きいとき、変数が増加するごとにイベント発生率が大きくなることを示している。ハザード比により変数同士の放置時間への影響の大きさを比較するために説明変数は標準化を行う。

6.2.2 説明変数

6.2.2.1 放置箇所周辺の状況を表す変数

6.2.2.1.1道路幅員

二輪車の放置を行う歩道が狭く、放置を行うことで歩道の通行可能部分を大きく狭めてしまう場合、長時間の放置は避けられる可能性が考えられる。国土地理院では地理院地図 Vector[25)]を試験公開しており、その一部として道路情報が公開されている。この道路情報のうち、道路幅員を歩道の代替情報として採用する。放置箇所から最も近い道路の道路幅員を連続値として説明変数に採用する。図 6-1 は対象地域内の道路幅員である。

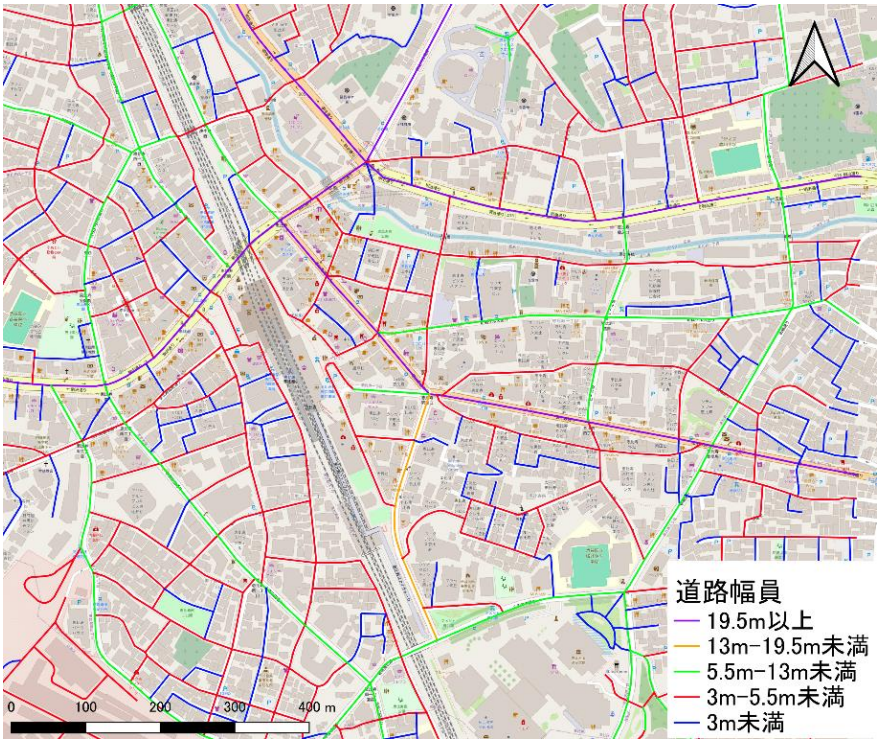


図 6-1　対象地域内の道路幅員

6.2.2.1.2駐輪場までの距離

駐輪場の利便性が放置行動に対する規範意識に影響する場合、駐輪場までの距離によって、放置時間の分布が変化する可能性がある。駐輪場は、対象地域内の駐輪場を google map にて検索し、取得した住所から QGIS 上で放置箇所と駐輪場の距離を算出した。分析では駐輪場までの距離を連続変数として扱う。

放置自転車を対象に分析する場合には自転車を対象にした駐輪場を用いる。図 6-2 が自転車駐輪場の位置を示している。放置バイクを対象として分析を行う場合にはバイクが駐輪できる駐輪場を用いる。図 6-3 がバイク駐輪場の位置を示している。

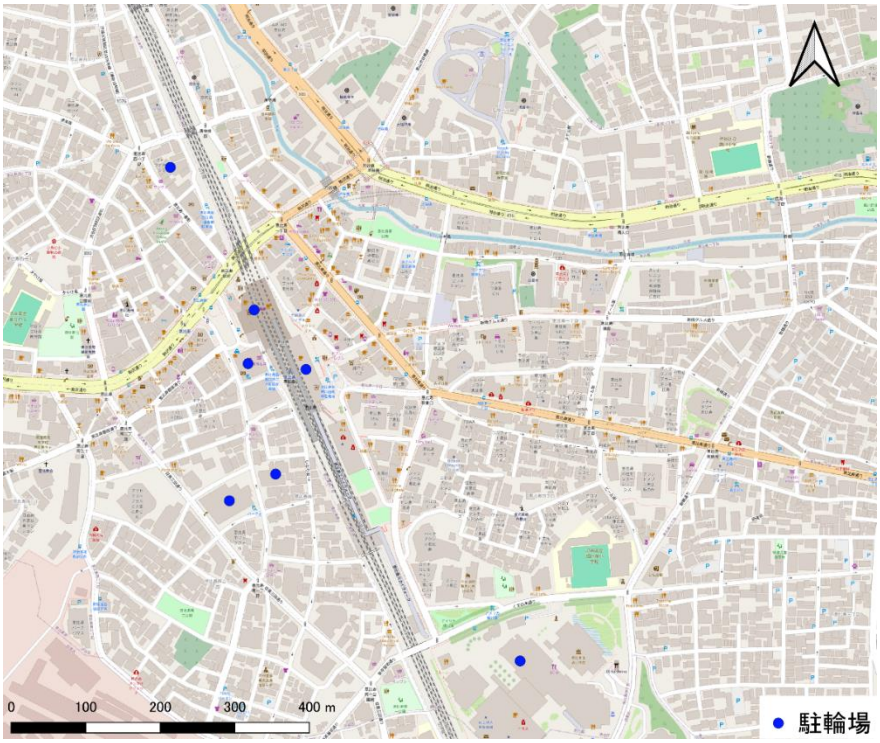


図 6-2　自転車駐輪場の位置情報

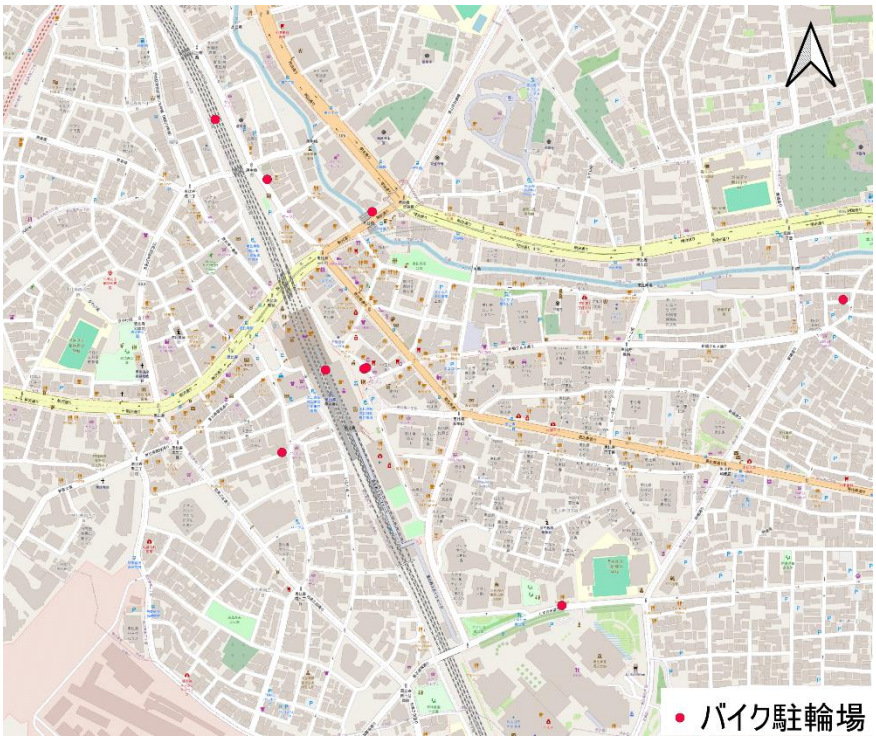


図 6-3　バイク駐輪場の位置情報

6.2.2.1.3放置禁止区域

渋谷区[26)]では特に放置が多い地域を放置禁止区域として指定している。対象地域内では恵比寿駅周辺を放置禁止区域としている。恵比寿駅周辺で図 6-4 のように放置禁止区域の掲示をしている。QGIS 上で、放置禁止区域の掲示を参考に、先に利用した道路データに放置禁止区域であるかどうかの情報を付け加えた。情報を付け加えた状態の道路データが図 6-5 である。放置箇所から最も近い道路が放置禁止区域の対象となる道路ならば 1、そうでなければ 0 を与える二値変数を説明変数とする。

図 6-4　恵比寿駅周辺の放置禁止区域の掲示

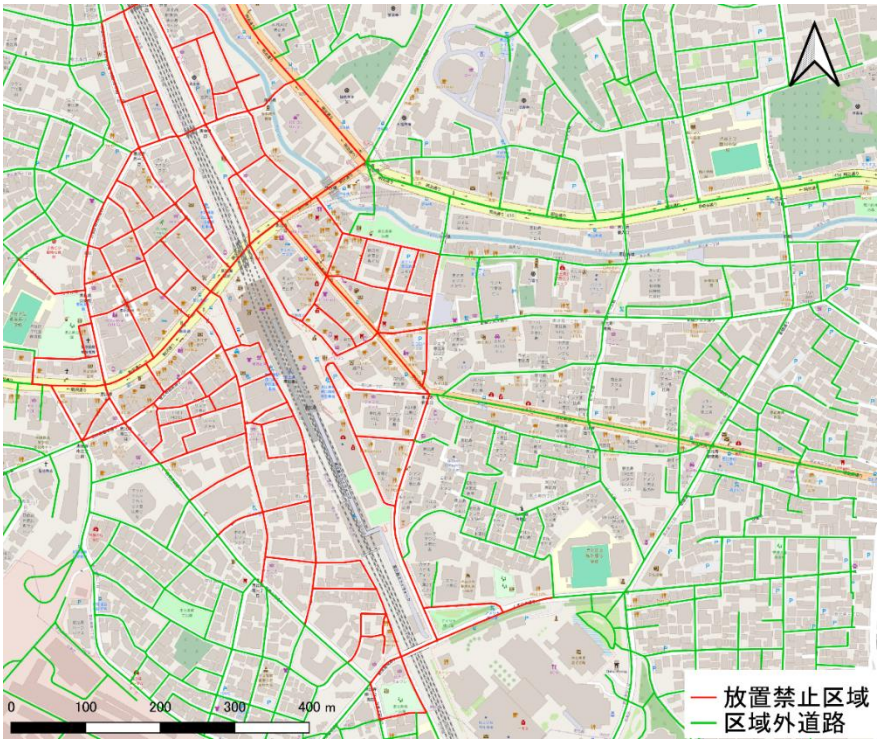


図 6-5　QGIS 上に表示した放置禁止区域

6.2.2.2　二輪車利用者の目的地を示す変数

本研究の目的は、放置二輪車の放置時間と、放置二輪車の利用目的の関係を把握し、場所ごとの放置傾向の予測に利用することである。そのため、放置二輪車の利用者の目的地を示す変数を分析に用いる。

6.2.2.2.1　鉄道駅

恵比寿駅の利用者を判別するために JR 恵比寿駅のポイントデータから放置二輪車と、鉄道駅との位置関係を把握する。ただし、図 6-6 のように JR 恵比寿駅自体が広く、駅前とされる場所は恵比寿駅のポイント自体から離れているため、実際に駅の入り口の目の前に放置している場合でも 10 メートル以上の距離が発生する。

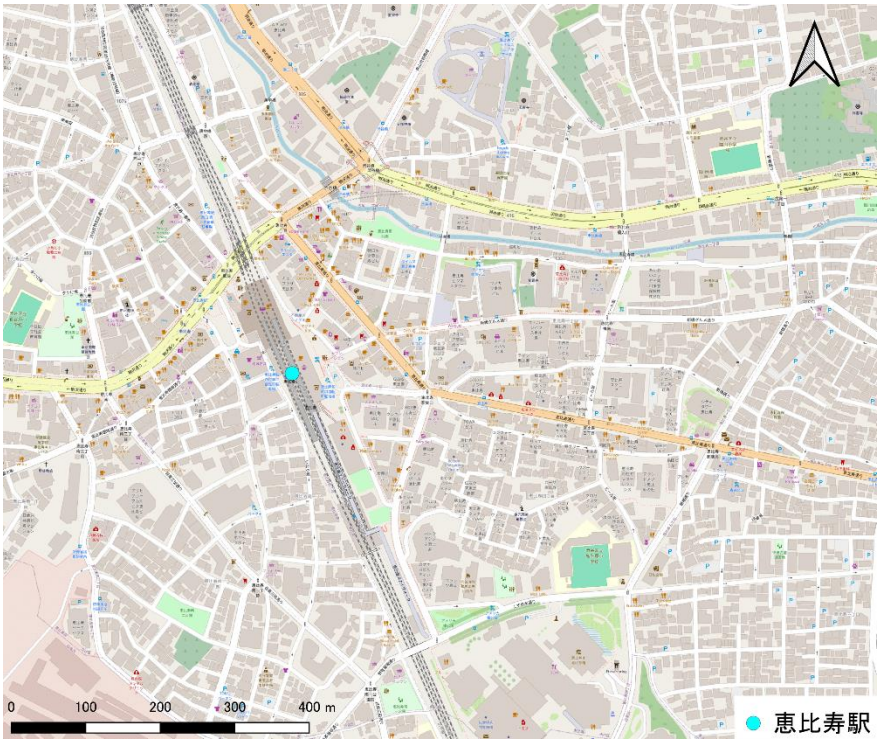


図 6-6　恵比寿駅のポイントデータ

6.2.2.2.2　銀行

銀行の利用者を判別するための説明変数として銀行と放置箇所の位置関係を把握する。対象地域内の銀行を google map で検索し、記載されている住所から QGIS 上で位置を把握した。図 6-7 は QGIS 上に表示した銀行の位置である。

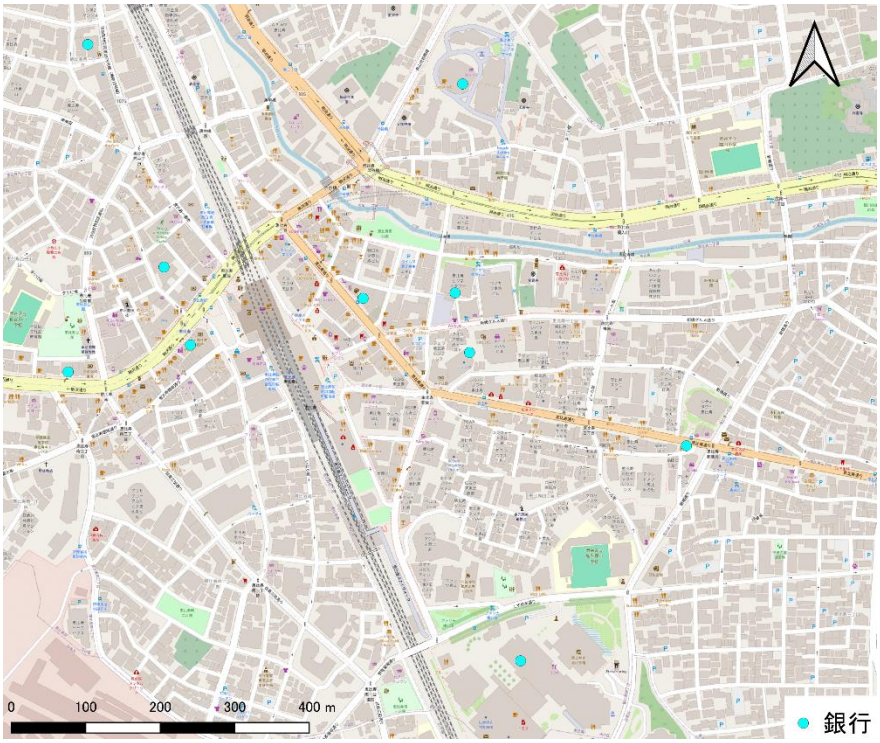


図 6-7　銀行のポイントデータ

6.2.2.2.3　小売店

買い物目的の二輪車利用者の目的地を把握するために、小売店を業種ごとに位置を取得して、放置箇所との位置関係を把握する。小売店の位置情報に関するデータは JoRAS[27]にて提供されている「座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版（P1B08_2021 年 8 月）」を利用した。このデータセット内では、コンビニ、スーパー、デパート・百貨店、衣料品、医療・美容品、家庭用品、娯楽品、車両関連店舗、食品、美容院と業種に分けて住所や座標が記録されている。娯楽品についてはスポーツ用品、生花店、新聞販売店などほかの業種には属さない様々な小売店が含まれるため、以降はその他小売店として扱う。データセット内の施設に関する情報は、スーパーなどの施設が一部データに含まれていない場合や、全体的に位置が大きくずれていることが確認された。そのため、コンビニ、スーパー、デパート・百貨店については google map にて検索し、記載されている住所を QGIS 上に表示した。そのほかの施設についてはデータセット内に記録されている住所の地点から QGIS 上に表示した。図 6-8 から図 6-17 は QGIS 上に表示した小売店の立地状況である。

位置情報として住所を参照したことにより、大きな区画に属する施設の位置は区画の中央部に集約された位置に記録されている。そのため JR 恵比寿駅や恵比寿ガーデンプレイス内の小売店は、位置情報に誤差が発生している。

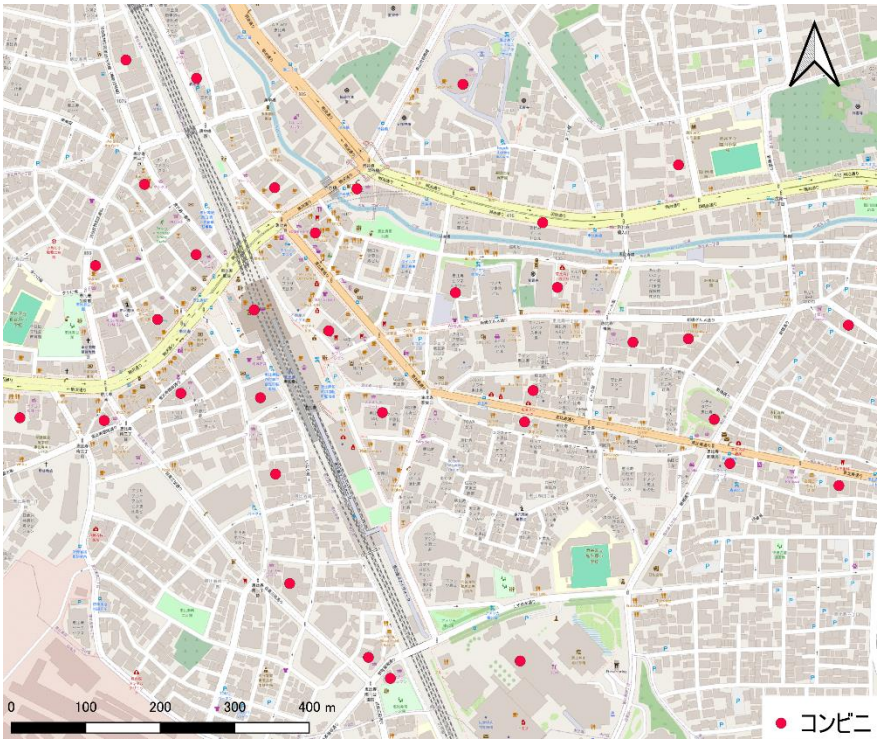


図 6-8 コンビニのポイントデータ

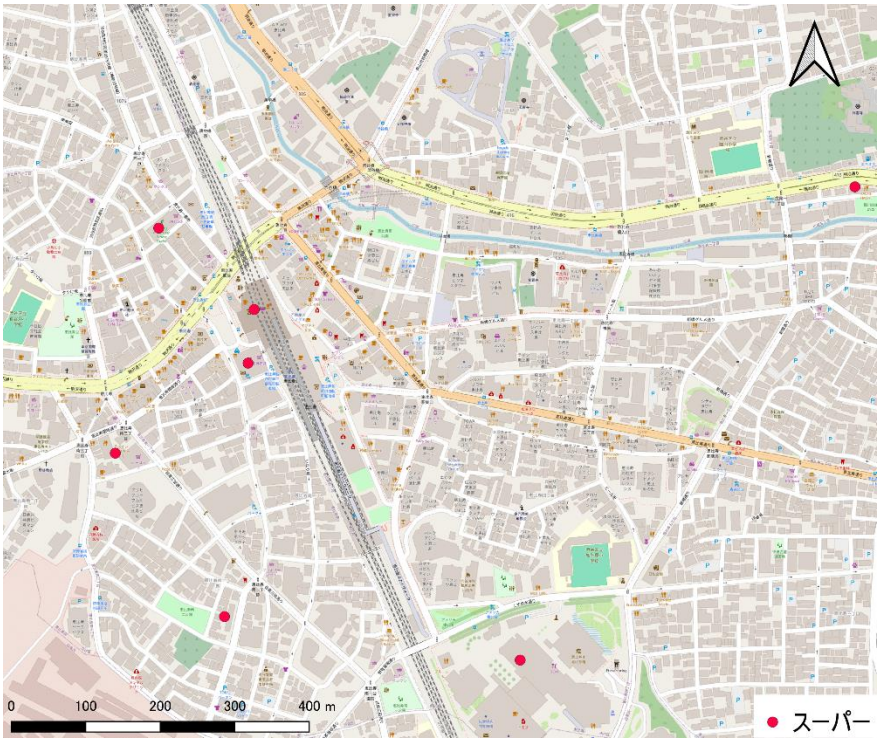


図 6-9　スーパーのポイントデータ

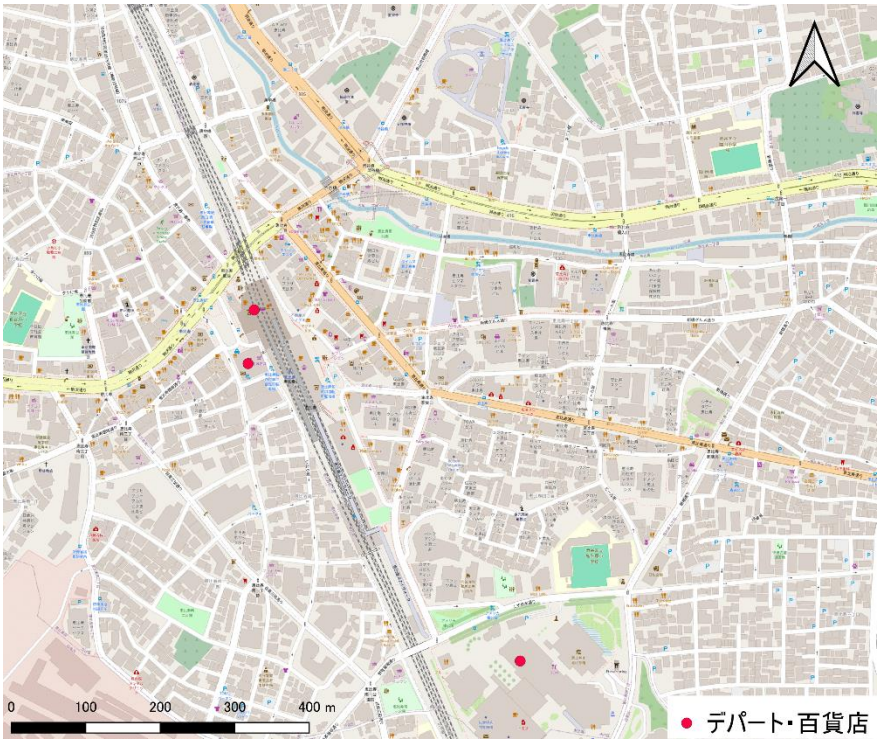


図 6-10　デパート・百貨店のポイントデータ

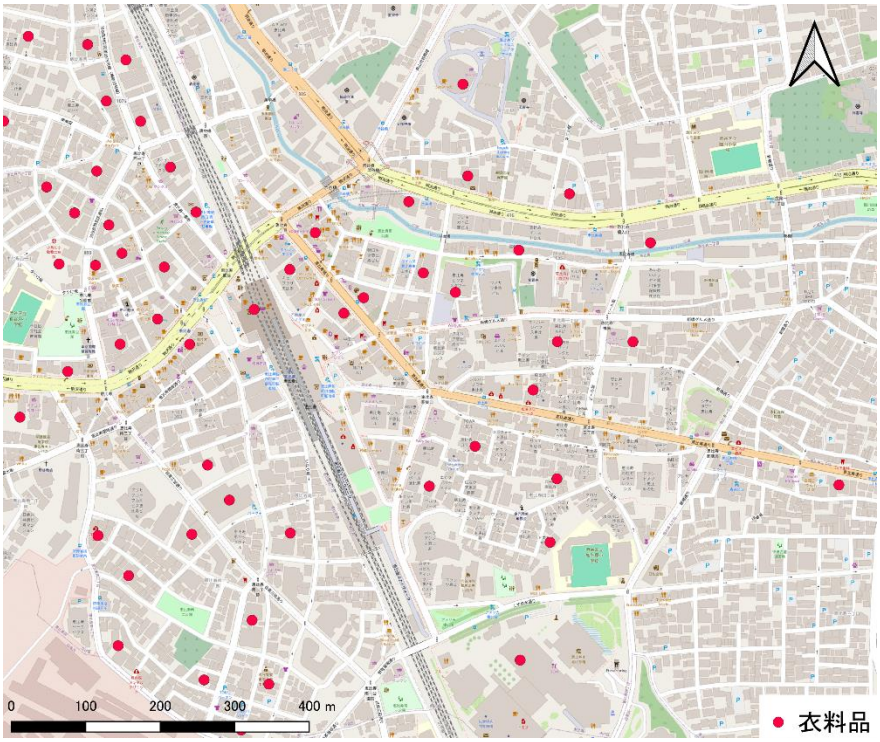


図 6-11　衣料品店のポイントデータ

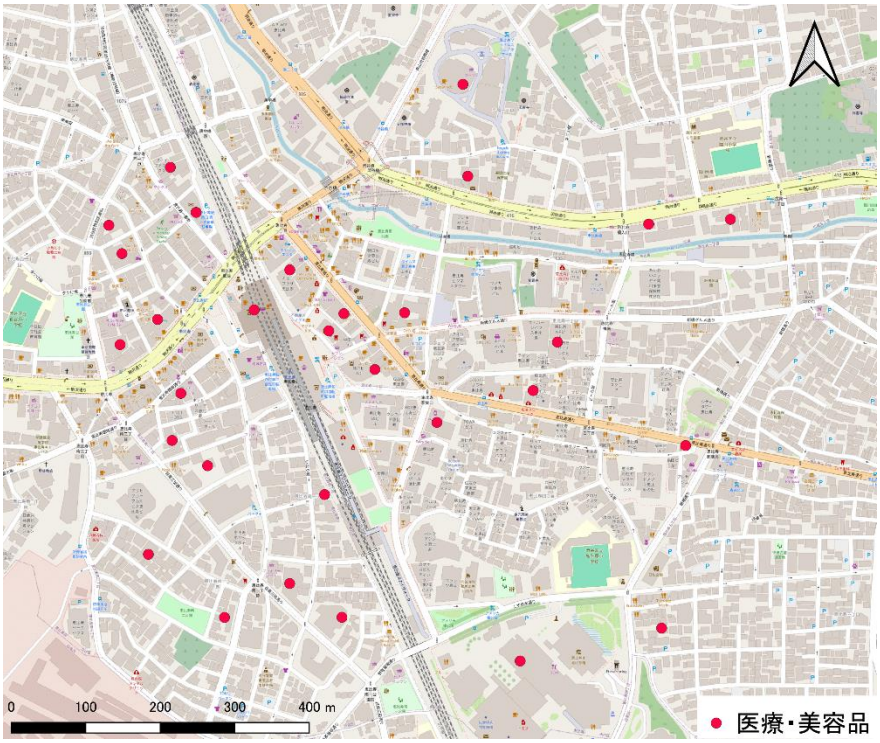


図 6-12　医療・美容品店のポイントデータ

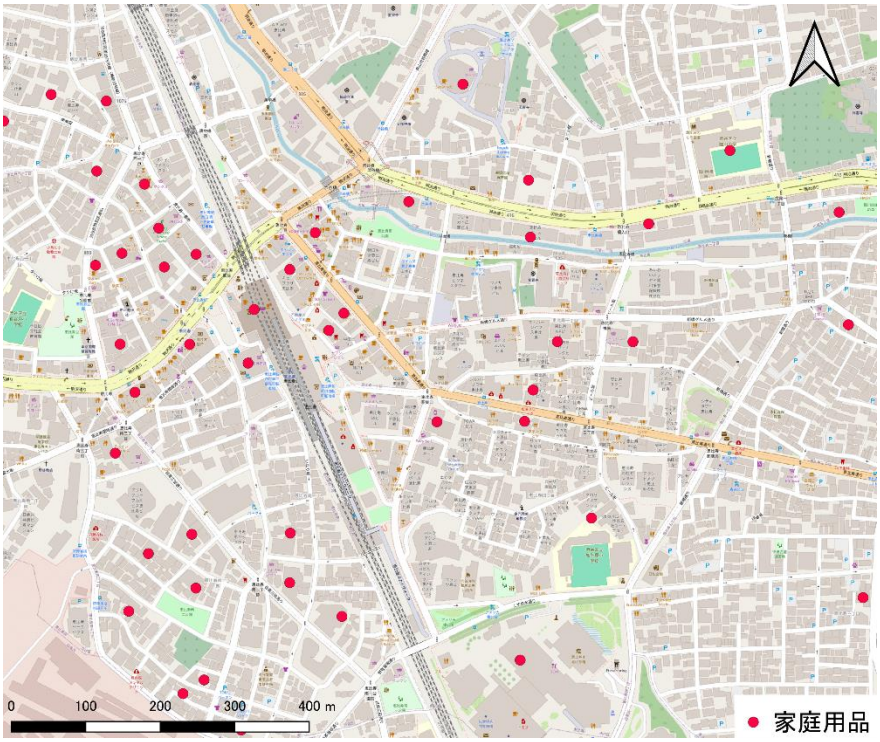


図 6-13　家庭用品店のポイントデータ

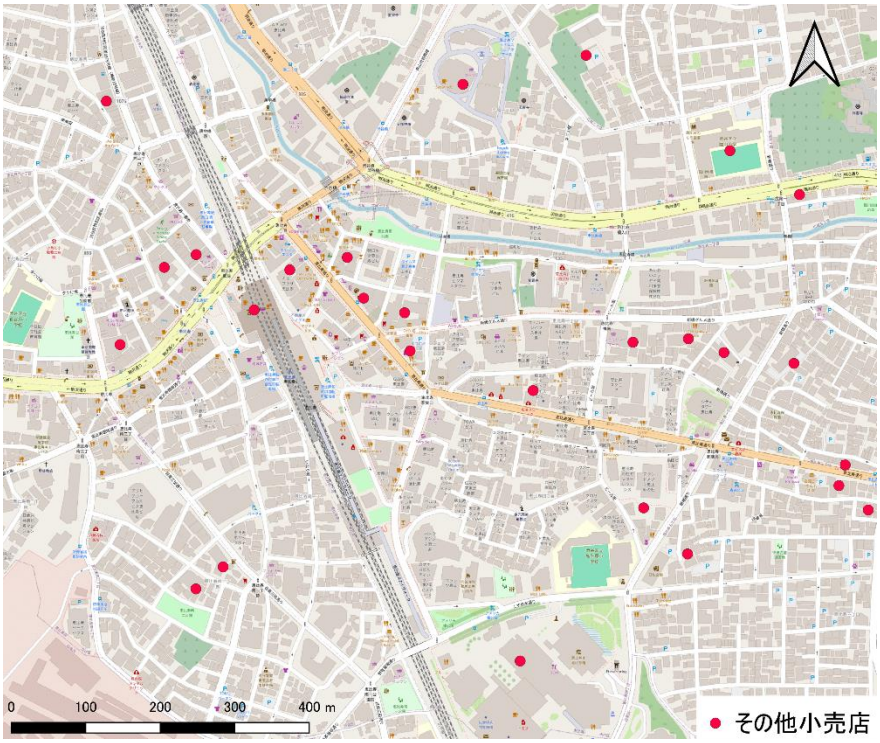


図 6-14　その他小売店のポイントデータ

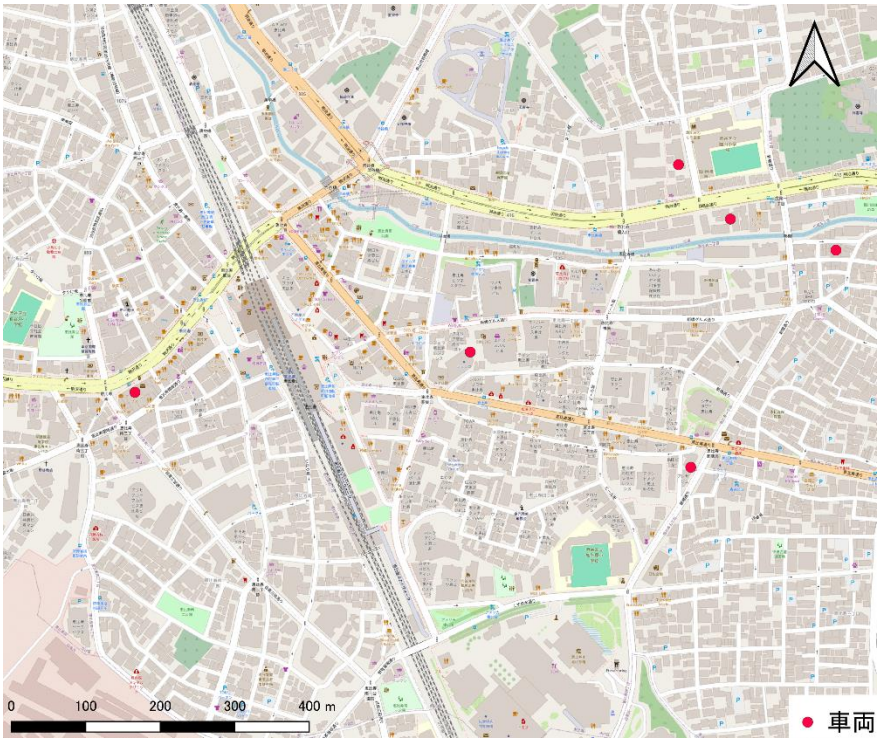


図 6-15　車両関連店舗のポイントデータ

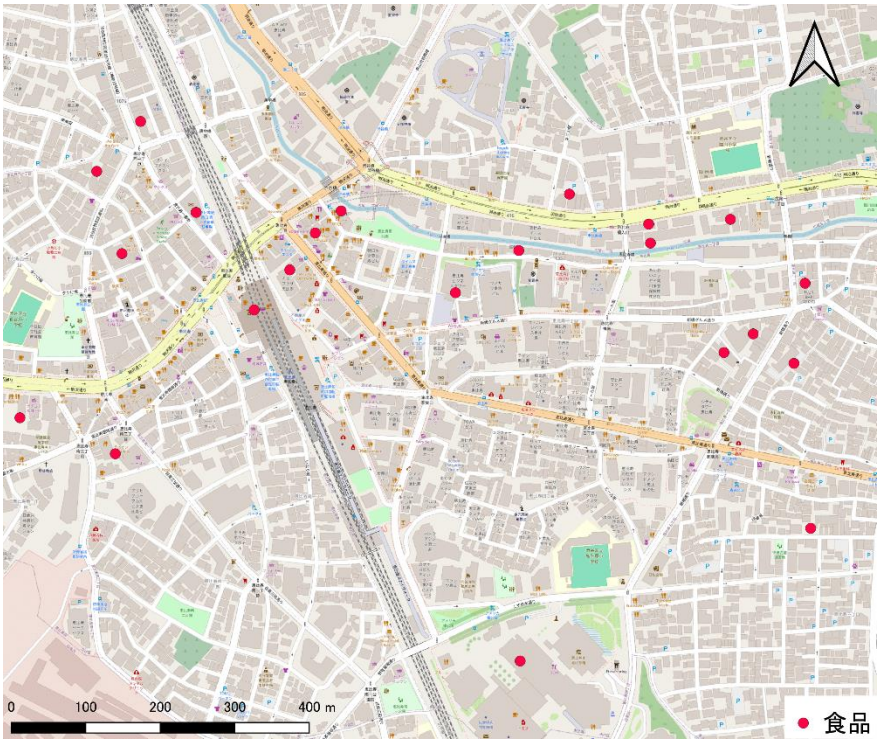


図 6-16　食品店のポイントデータ

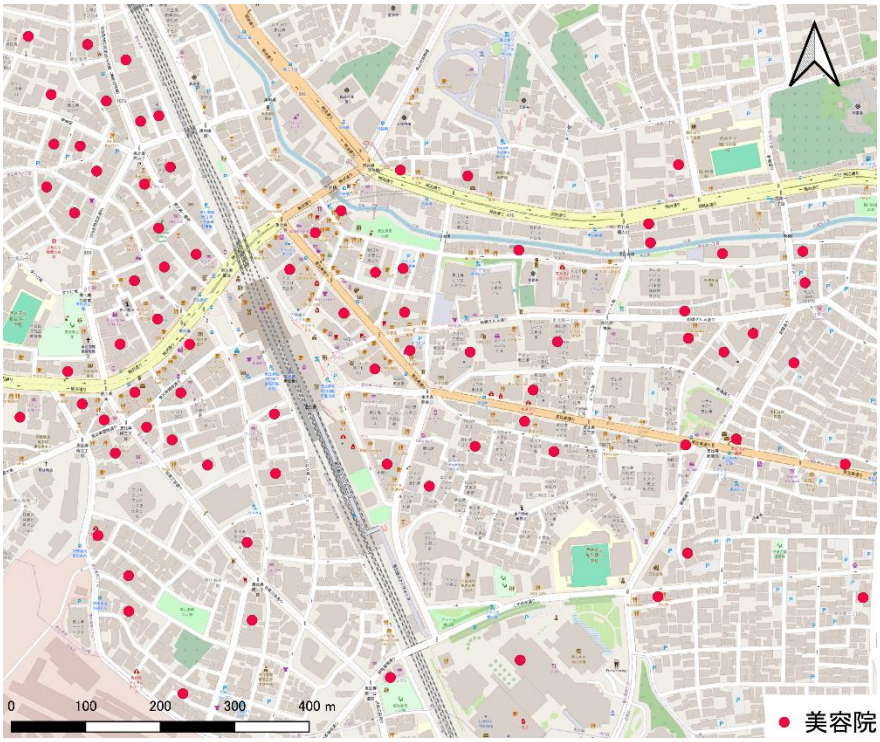


図 6-17　美容院のポイントデータ

6.2.2.2.4　公園

公園の利用と放置時間の直接的な関係や、公園自体が駐輪行動の規範意識になんらかの影響を及ぼす可能性について調べるために目的地となる施設の一つとして公園を説明変数に含める。公園は渋谷区のオープンデータ[28)]にて市内の公園の位置が公開されている。

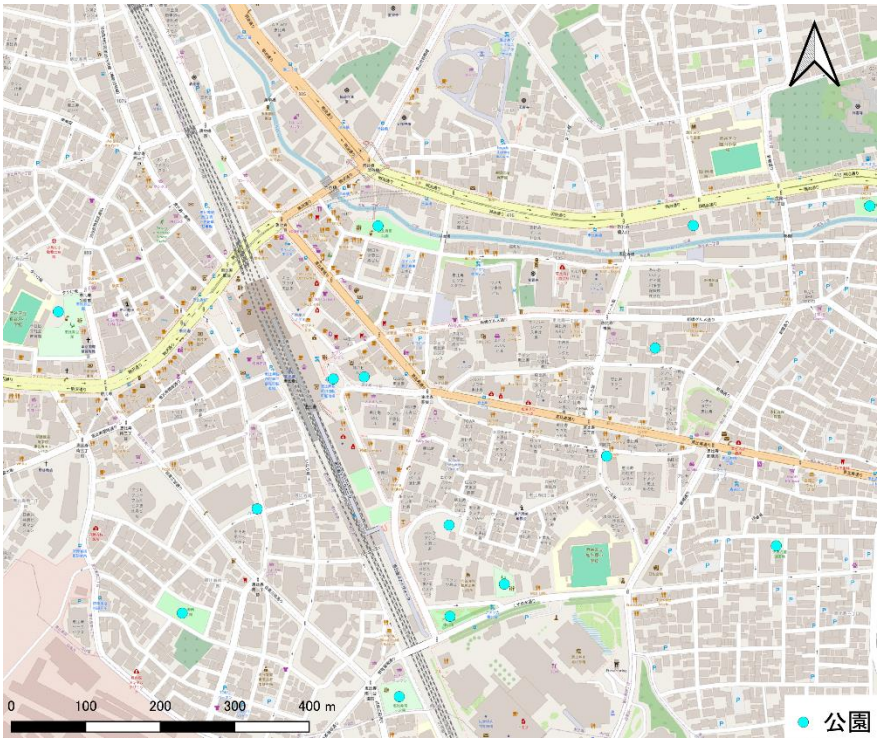


図 6-18 公園のポイントデータ

6.2.2.3　説明変数の設定手法

二輪車利用者の目的地を示す説明変数について、第 3 章で述べた通り放置箇所の位置情報が不正確であることから放置箇所を参照して目的地を特定することが困難である。そのため、放置箇所と施設の位置情報からどの施設が近いかを把握し、目的地となり得るかを説明変数として含めるようにする。

説明変数の設定手法の一つとして放置箇所と各施設の中からもっとも近い施設との距離を業種や施設の種類ごとに連続変数として設定する方法がある。この場合、誤差の影響を受けやすいものの、すべての種類の施設の位置関係を情報として含めることが可能になり本来目的地であるはずの施設との位置関係が参照されないということがなくなる。しかし、目的地になり得ないような遠くに位置する施設との位置関係が説明変数に含まれることになる。

もう一つの説明変数の設定手法として特定の距離を設定し、放置箇所からその距離よりも近くに位置する施設を 1、遠くに位置する施設を 0 とする二値変数を設定する手法がある。この場合は、近い施設と遠い施設に分けることが可能になり、遠い施設の存在が分析に影響を与える可能性が低くなる。しかし、設定した閾値よりも大きな誤差が発生した場合、本来の目的地

は目的地になり得ない施設として判断されるため、誤差の影響を大きく受ける。また、今回の調査に適した独自の閾値を設定する必要がある。

6.2.3 多重共線性の検討

施設同士の立地傾向が似ている場合や、施設が放置禁止区域内に集中している場合、変数同士に相関が発生し、施設ごとの影響を正確に調べることができなくなる。そのため、比例ハザードモデルによる分析を行う前に、変数同士の相関行列と VIF を算出し、多重共線性を確認する。

6.2.4 変数選択

モデルの予測性能向上のために変数の選択を行う。比例ハザードモデルの結果から、AIC をモデルの評価指標として前進後退法により変数を決定する。

AIC とは、データの適合度とモデルの複雑さを考慮した評価指標で、以下の式によって求められる。

$$AIC = -2 \times (\textit{最大対数尤度}) + 2 \times (\textit{パラメータの数}) \tag{7}$$

AIC が小さなモデルが良いモデルとされる。

6.2.5 モデル比較

6.2.2.3 で提案した説明変数の設定手法の中から、予測モデルに適した手法を決定する。放置箇所と施設間の距離を連続変数として設定するモデルと、施設が特定の距離以内に存在するかのモデルについて閾値を 30m から 100m まで 10m ずつ変更したモデルで cox 比例ハザードモデルを利用して分析する。それぞれ変数選択済みのモデルについて、AIC を比較して最も AIC が小さいモデルが、予測モデルとして適したモデルであると言える。

6.3 放置時間の予測

Cox 比例ハザードモデルの結果から、対象地域内の放置箇所を場所ごとに予測する。変数選択、モデル比較を行って選択された Cox 比例ハザードモデルのパラメータを利用して相対的なイベント発生リスクをリスクスコアとして算出する。リスクスコアは式(7)のように選択されたモデルのパラメータを線形結合して算出する。

$$Risk\ Score = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_i X_i \tag{8}$$

β_i:cox 比例ハザードモデルの結果から推定されたパラメータ

X_i:サンプルの各説明変数の値

これは式(1)のハザード関数の指数部分と同じであり、リスクスコアが大きいほど放置終了が発生しやすく、放置時間が短い傾向にあるといえる。

予測のために QGIS 上で対象地域内に 5m 間隔のポイントデータを作成する。このポイントデータについてそれぞれモデルの説明変数として必要な施設との位置関係や周辺の状況を記録し、それらを説明変数としてポイントごとにリスクスコアを算出する。

第7章 生存時間解析の結果

7.1 ノンパラメトリック最尤推定法による放置時間の結果

7.1.1 放置自転車全体に関する分析

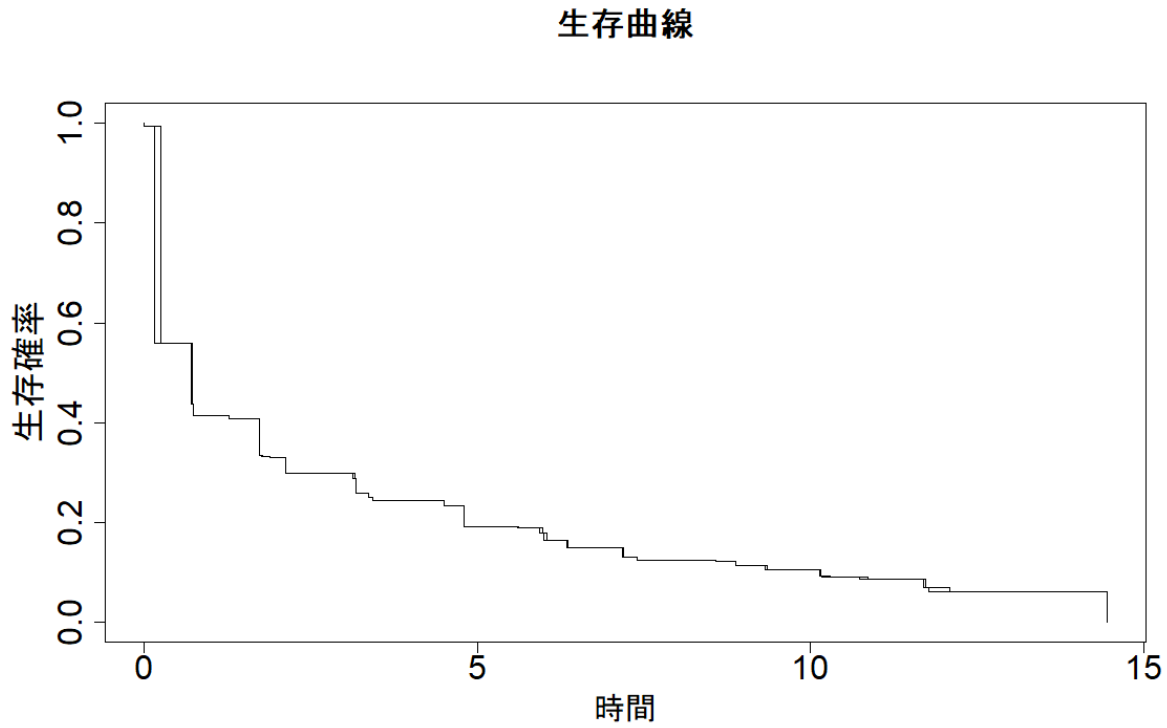


図 7-1 恵比寿駅周辺の放置自転車全体の生存曲線

図 7-1 が調査対象の放置自転車すべての生存曲線である。観測開始から 1 時間以内に生存確率が 50%を下回っている。これは半数以上の自転車が一度目の撮影から次の撮影までの間隔である約 1 時間 30 分以内に放置を終了していることがわかる。一方で、2 割程度の自転車が 5 時間以上放置されていることもわかる。

7.1.2 コースごとの分析

図 7-2 から図 7-18 はコースごとの放置自転車全体の生存曲線である。コースごとの生存曲線が対象地域全体の放置自転車の生存曲線よりも上側にある場合、生存確率が高く、放置時間が長いコースと言える。コースごとのサンプルには偏りがあり、コースごとの生存曲線と対象地域全体の生存曲線との比較は目視で行う必要があるため定性的な分析となるもの、コース 1、2、5、9、11、12、13 は放置時間が長い可能性を示唆している。また、コース 3、4、6、8、10、17 は放置時間が短い可能性を示唆している。

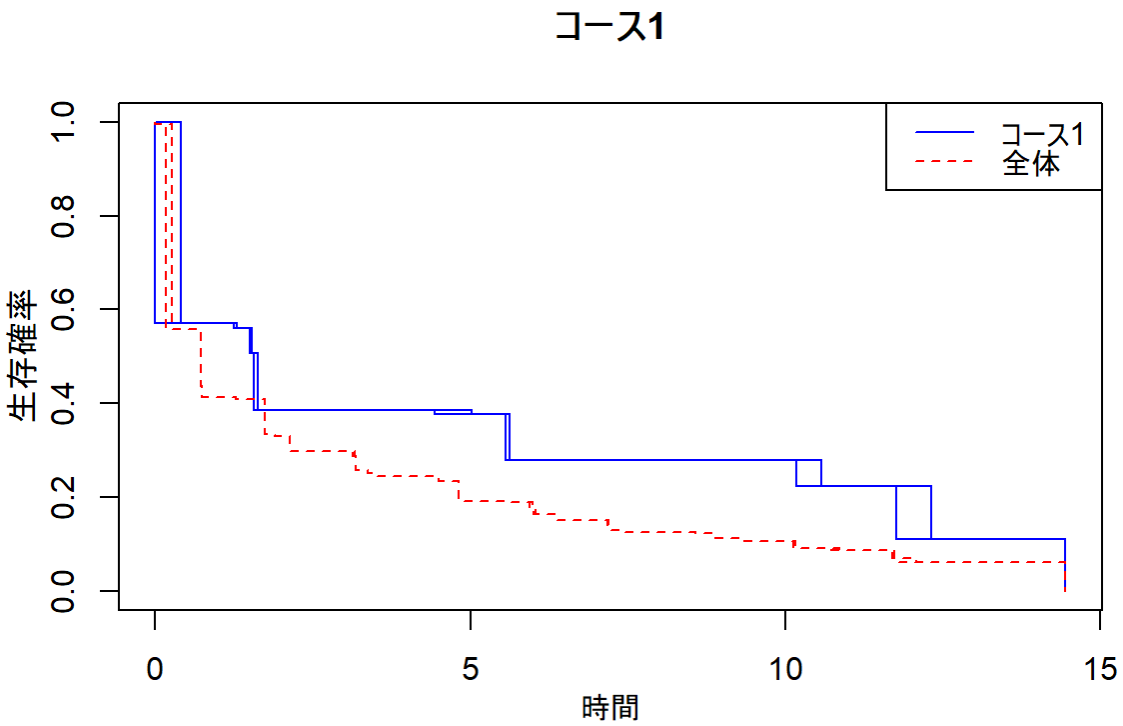


図 7-2　コース 1 の生存曲線(n=62)

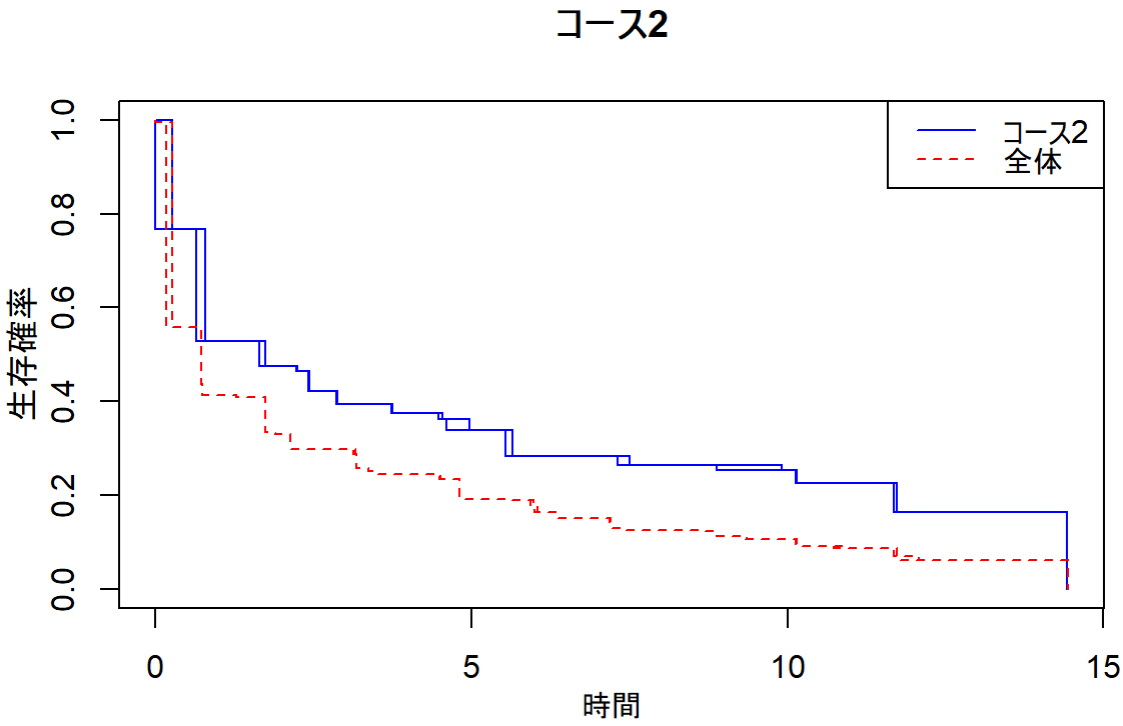


図 7-3　コース 2 の生存曲線(n=339)

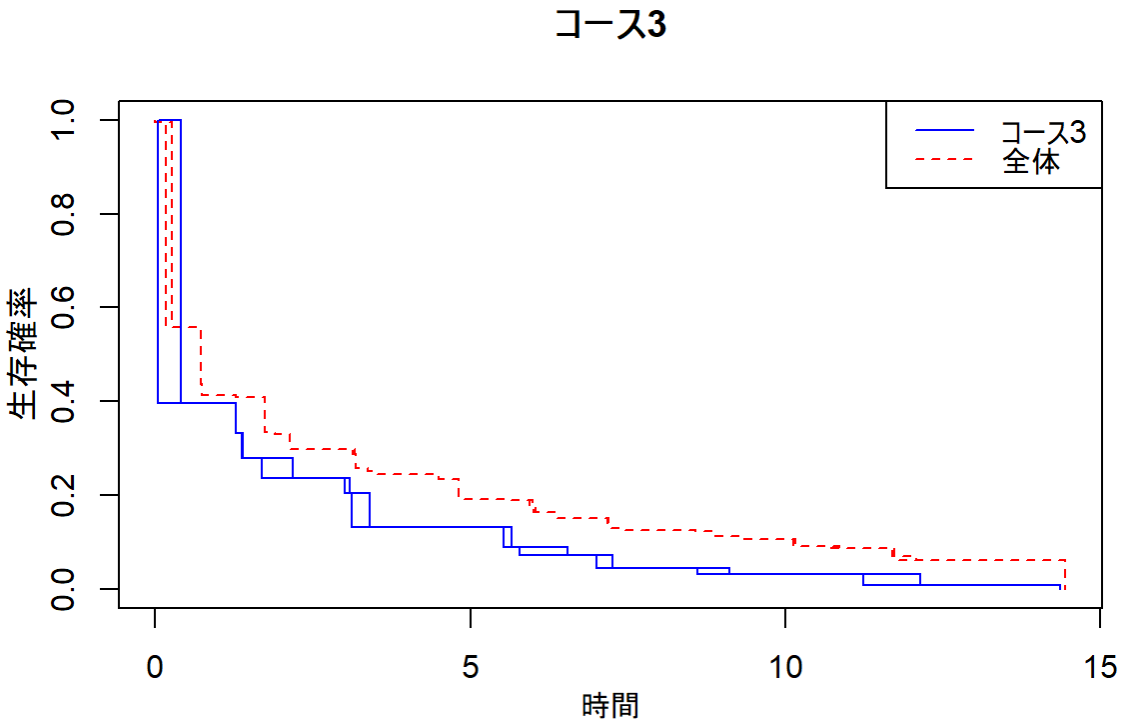


図 7-4　コース 3 の生存曲線(n=218)

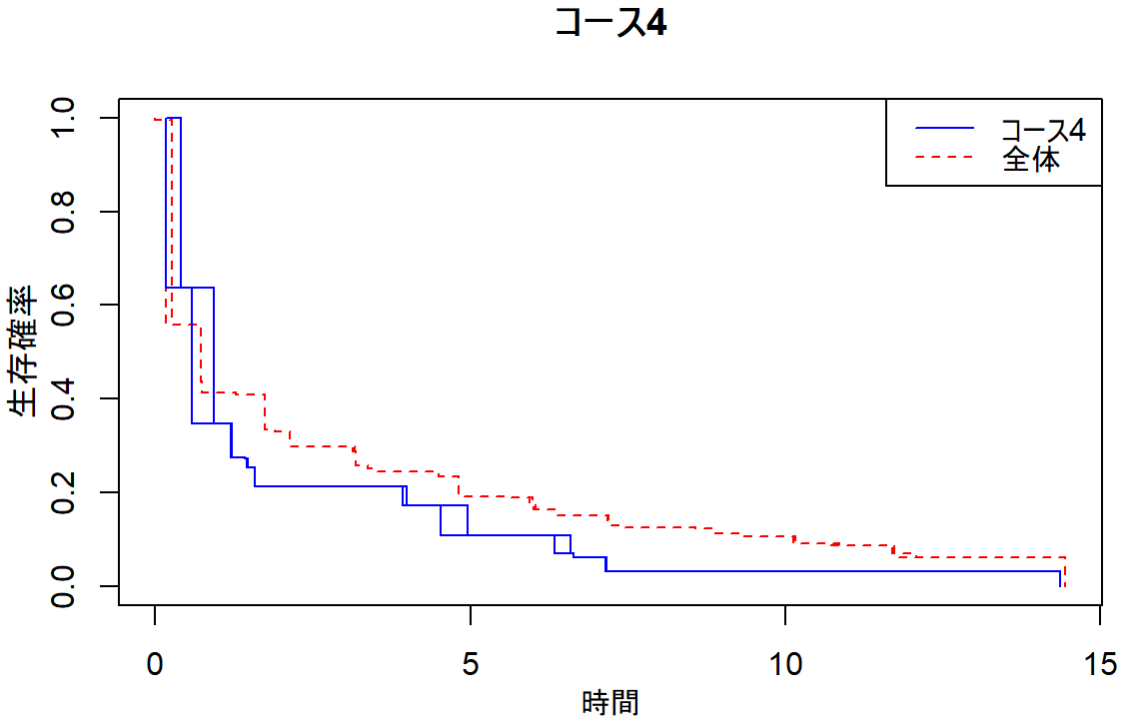


図 7-5　コース 4 の生存曲線(n=231)

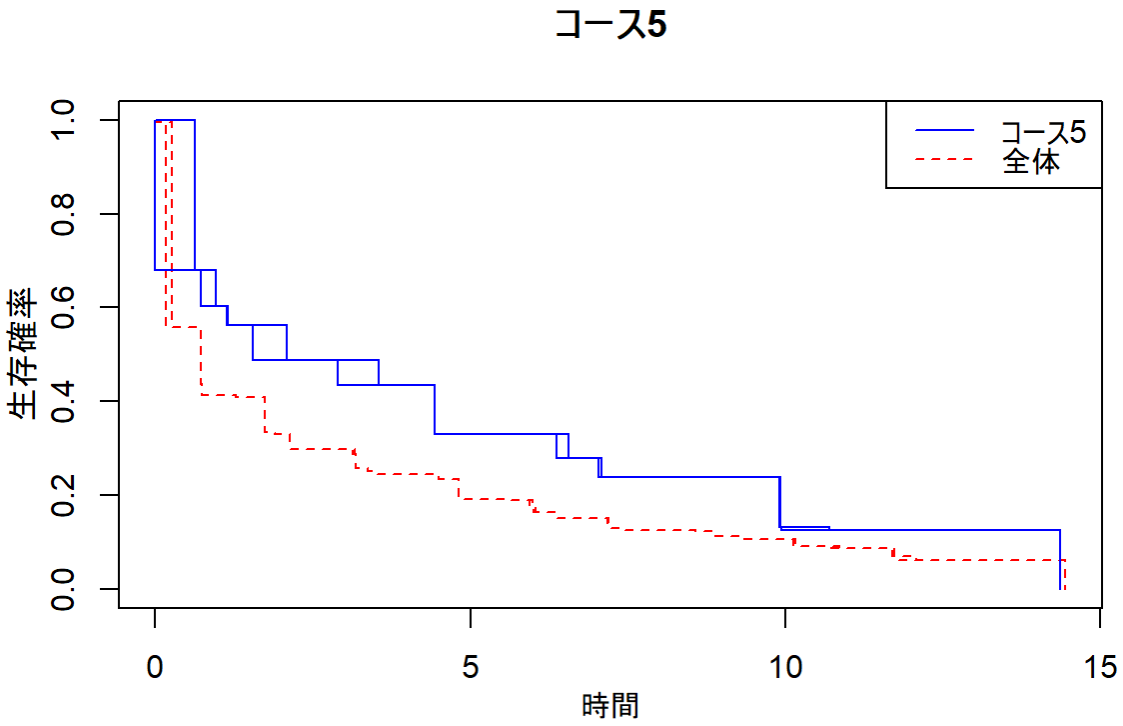


図 7-6　コース 5 の生存曲線(n=126)

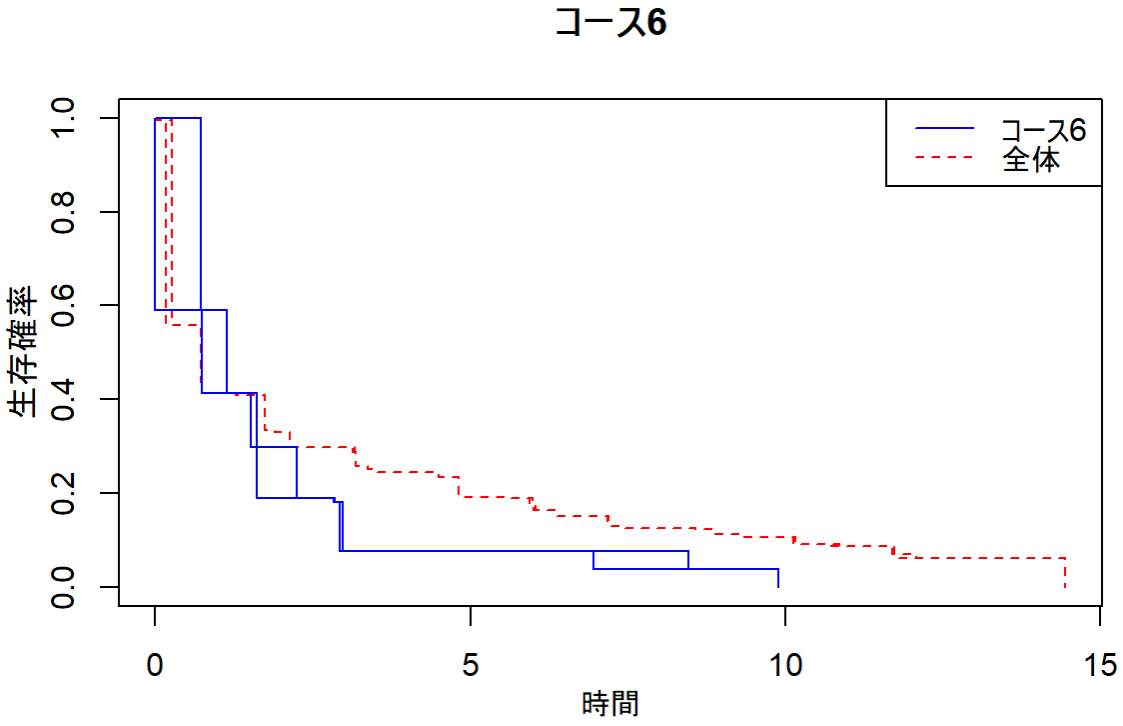


図 7-7　コース 6 の生存曲線(n=38)

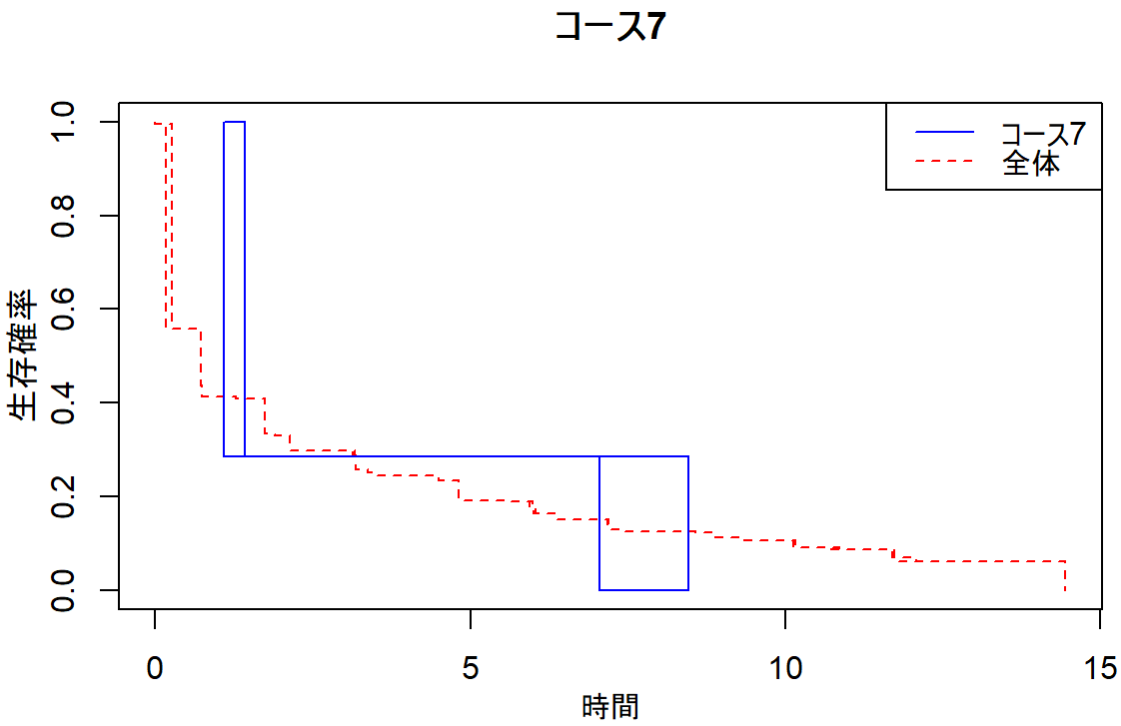


図 7-8　コース 7 の生存曲線(n=8)

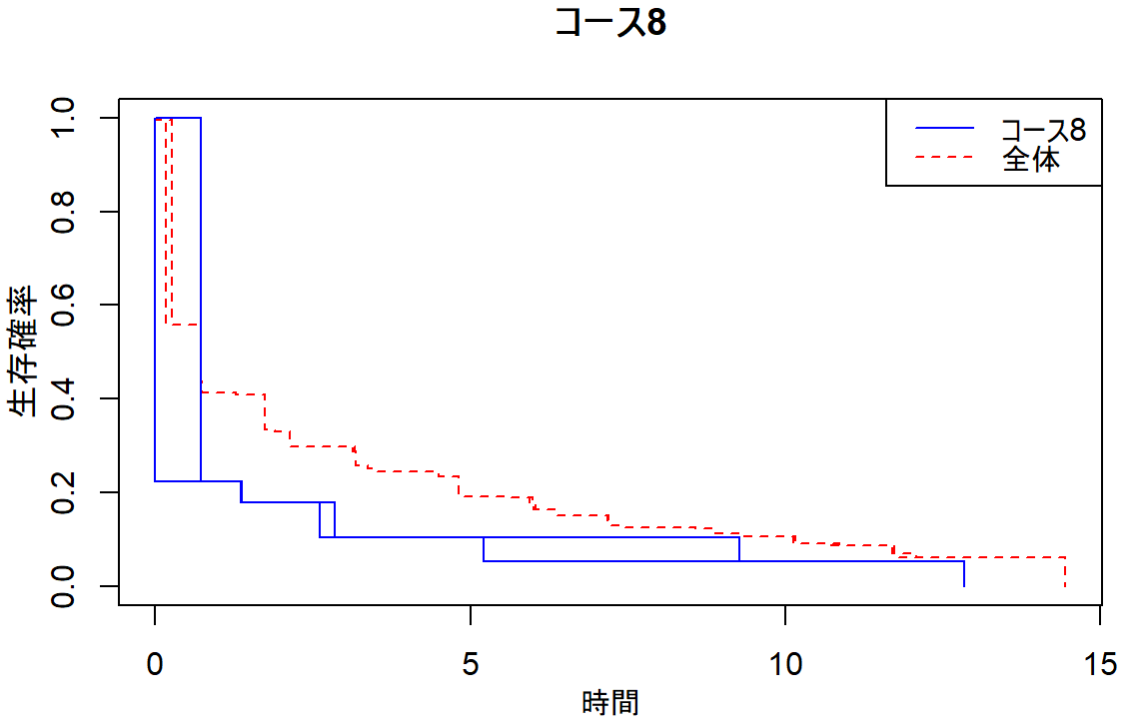


図 7-9　コース 8 の生存曲線(n=35)

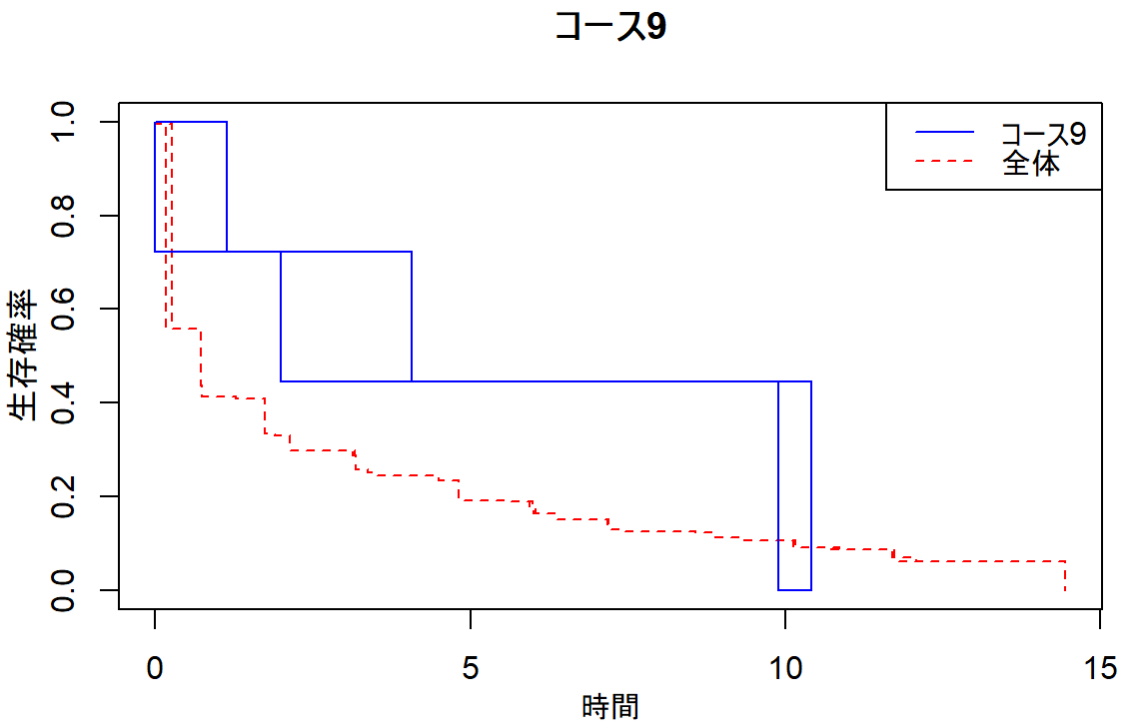


図 7-10　コース 9 の生存曲線(n=10)

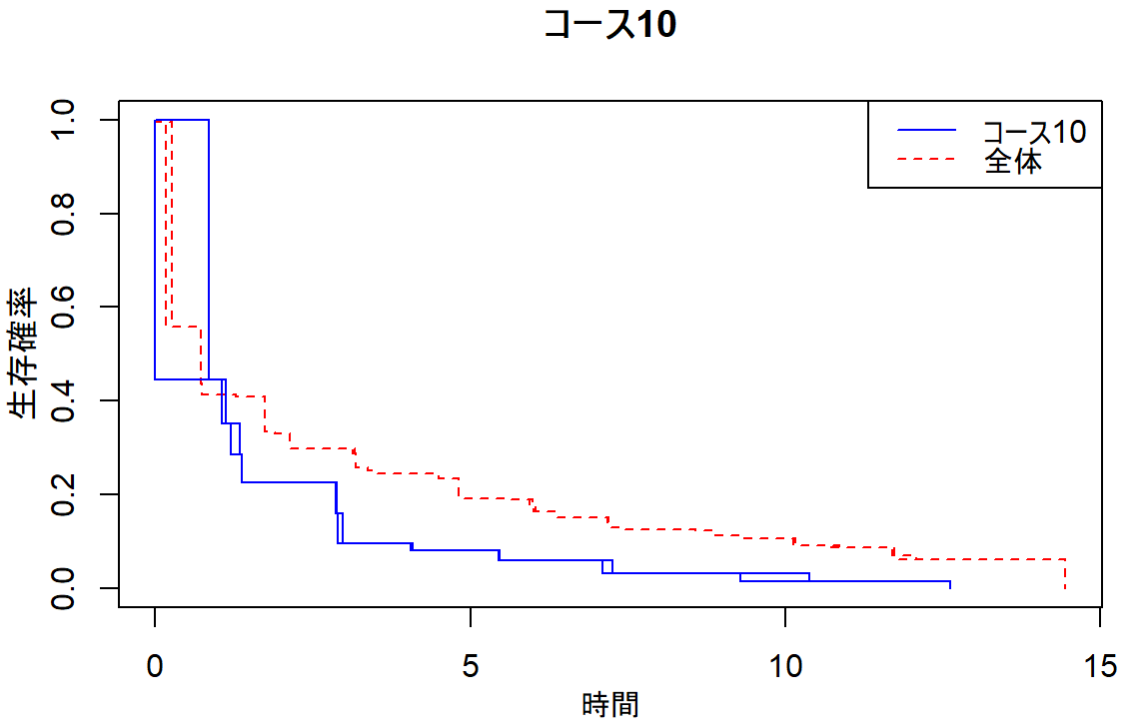


図 7-11　コース 10 の生存曲線(n=193)

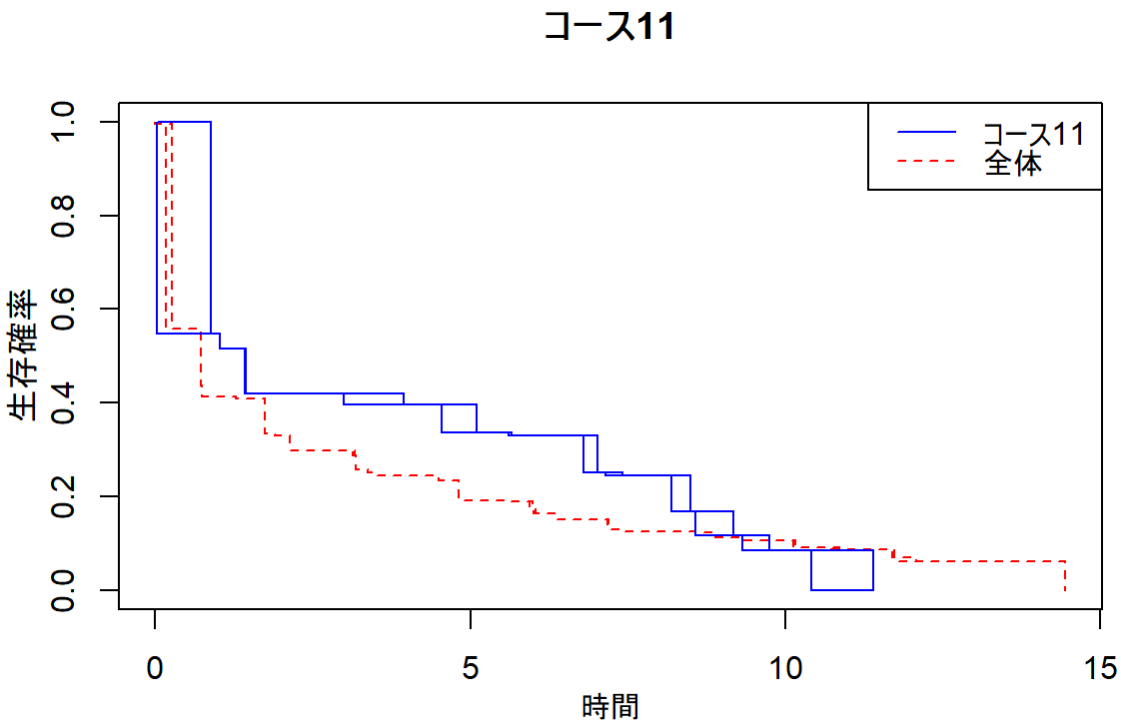


図 7-12　コース 11 の生存曲線(n=57)

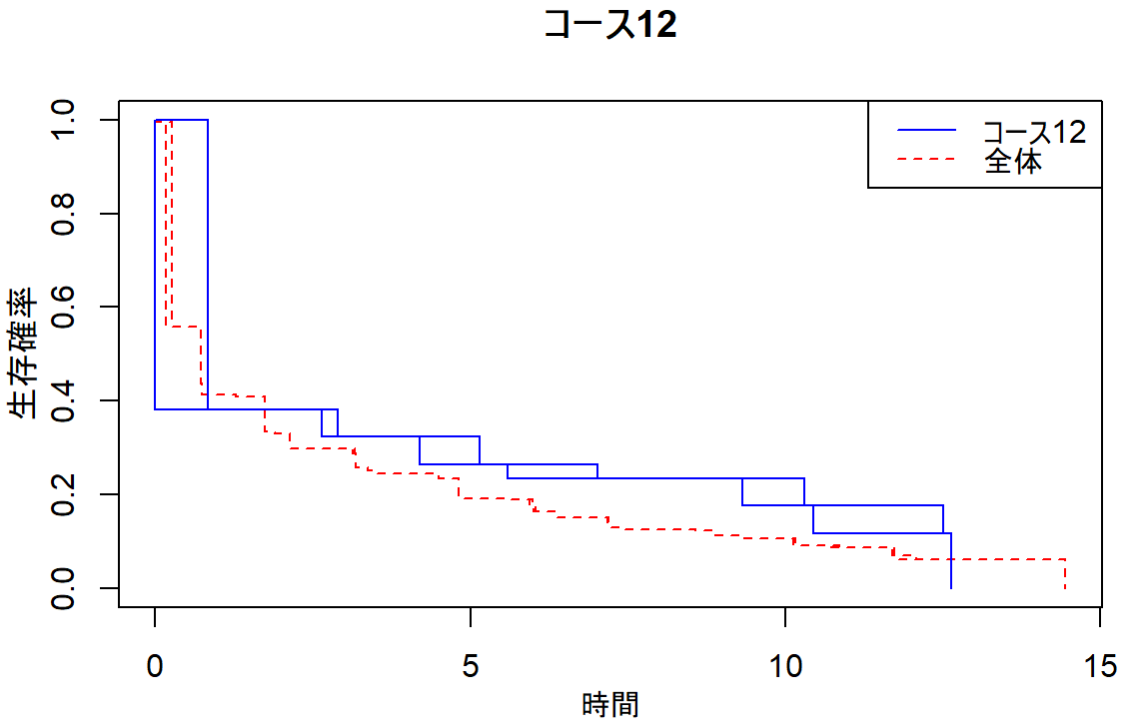


図 7-13　コース 12 の生存曲線(n=45)

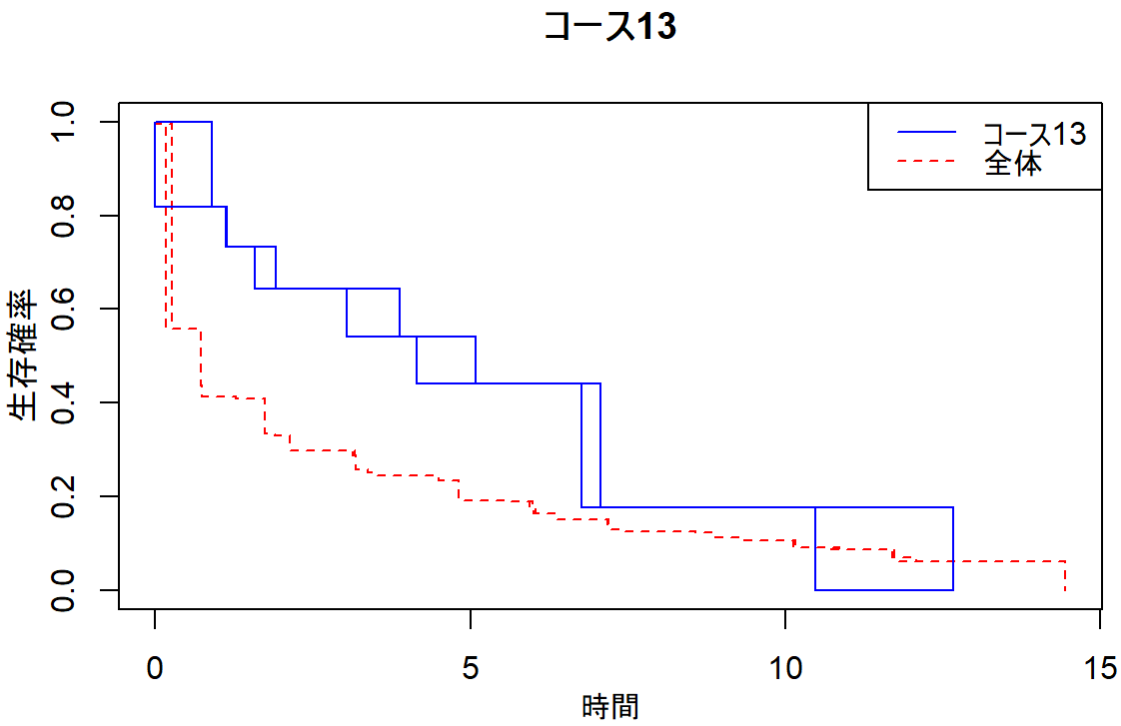


図 7-14　コース 13 の生存曲線(n=28)

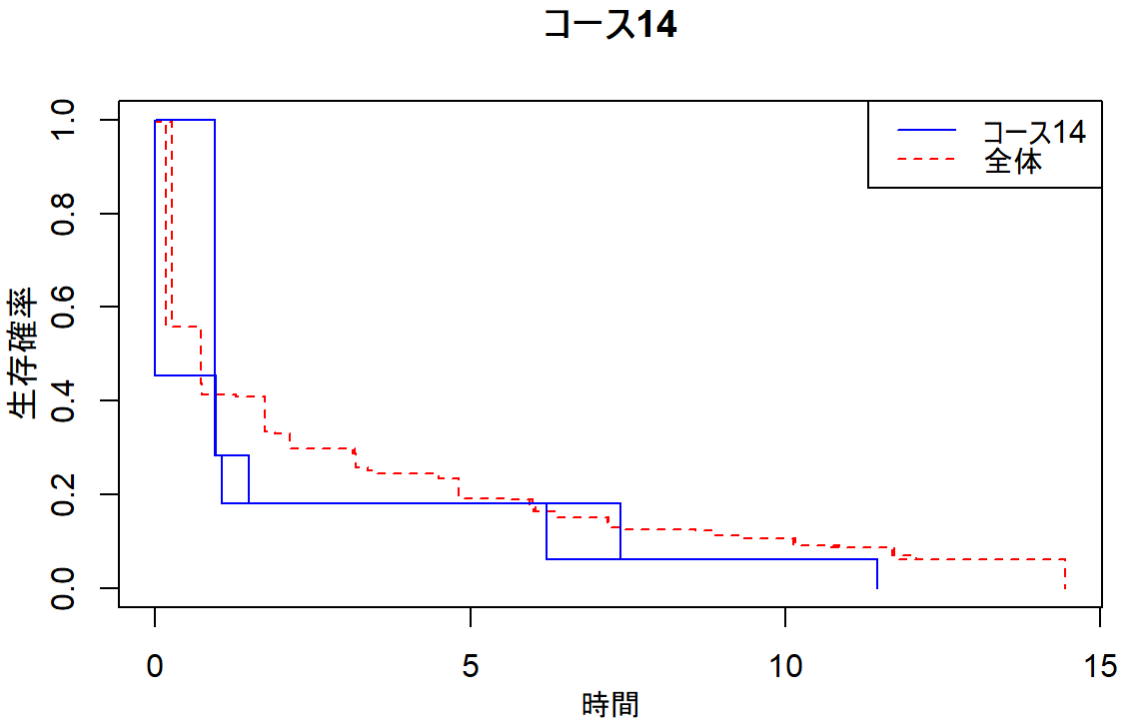


図 7-15　コース 14 の生存曲線(n=23)

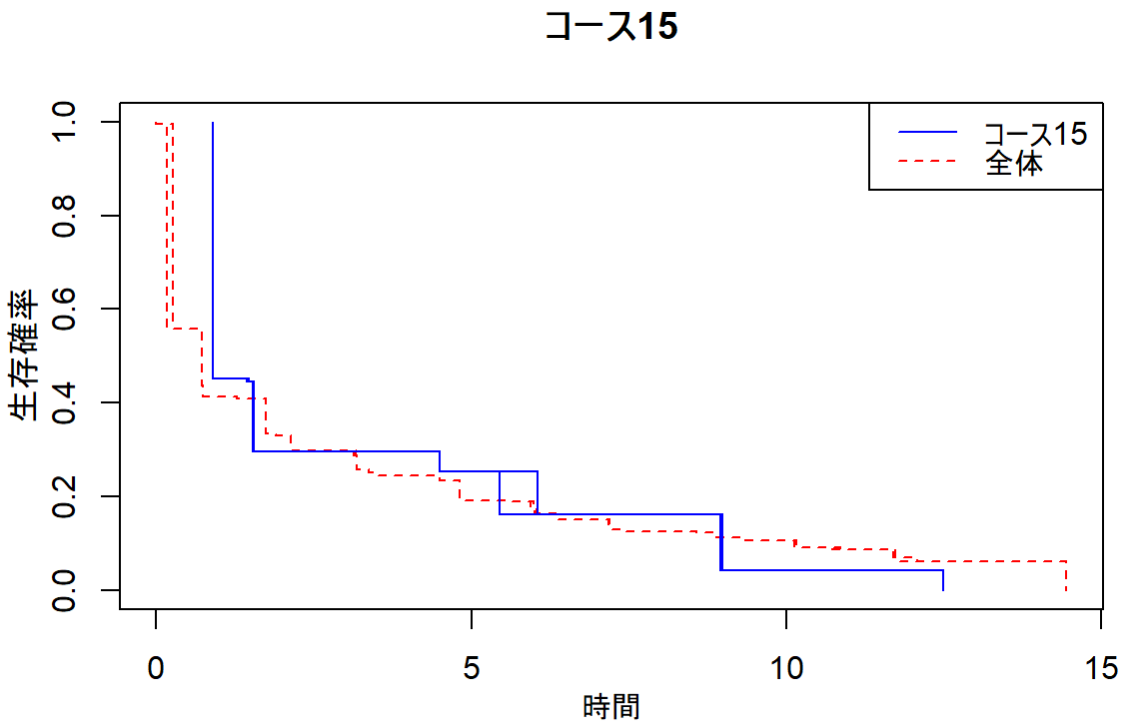


図 7-16　コース 15 の生存曲線(n=101)

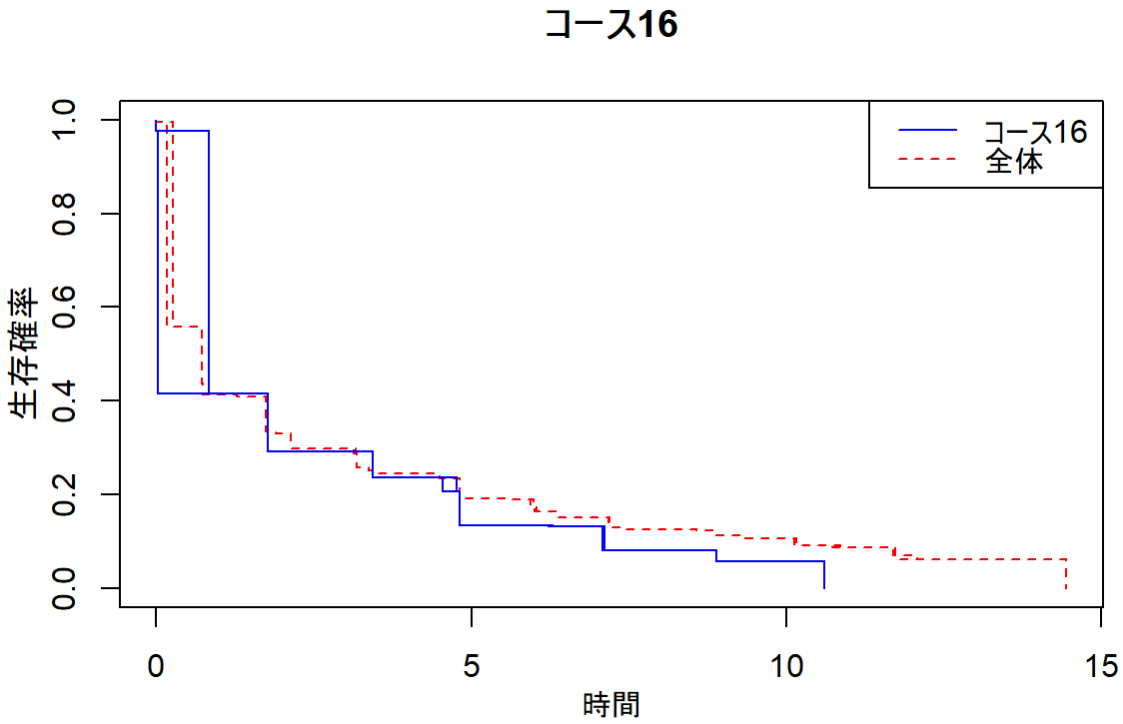


図 7-17　コース 16 の生存曲線(n=257)

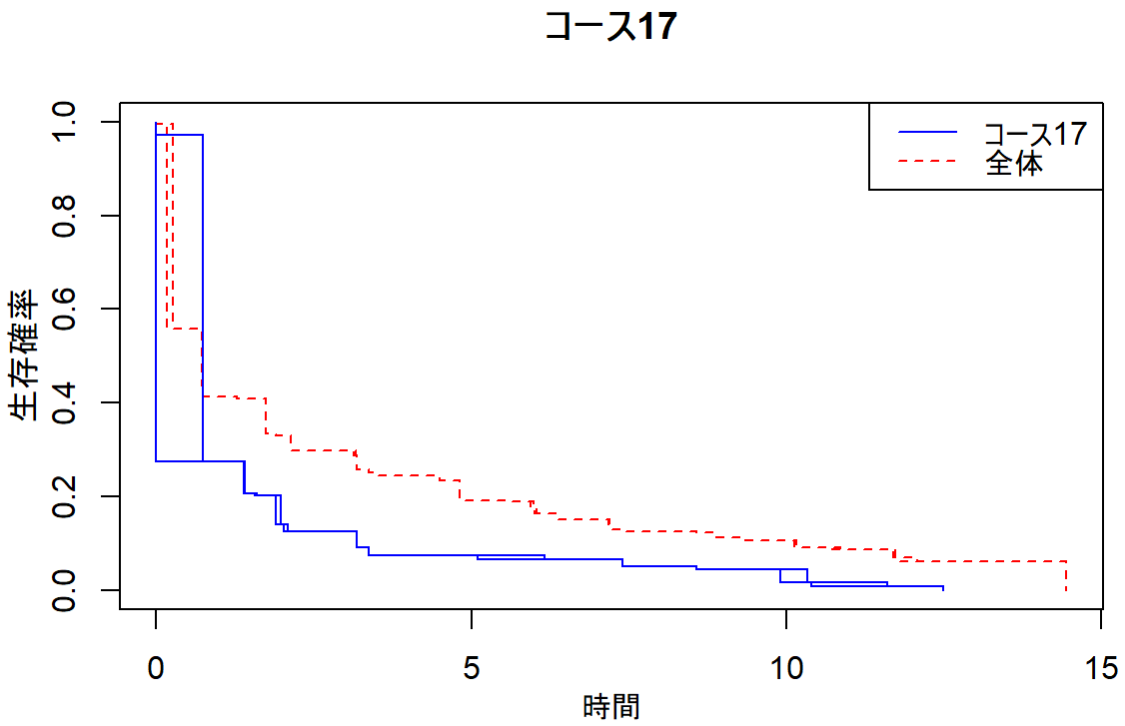


図 7-18　コース 17 の生存曲線(n=137)

7.2 Cox 比例ハザードモデルによる結果

7.2.1 一部の施設と放置箇所との距離を連続値の説明変数として設定するモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	-0.415	0.133	0.965	0.429	0.239	0.352	0.639	0.354	0.199	-0.007	0.752	0.791	-0.158	0.410	-0.803
車両	-0.415	1.000	0.449	-0.426	-0.002	0.207	0.232	-0.266	0.029	0.394	-0.125	-0.086	0.019	-0.163	-0.197	0.274
医療・美容品	0.133	0.449	1.000	0.067	0.424	0.532	0.495	0.267	0.234	0.542	0.017	0.150	0.324	-0.147	0.157	-0.139
デパート・百貨店	0.965	-0.426	0.067	1.000	0.430	0.227	0.362	0.625	0.344	0.165	0.030	0.782	0.772	-0.121	0.374	-0.806
衣料品	0.429	-0.002	0.424	0.430	1.000	0.773	0.176	0.173	0.538	0.582	0.239	0.446	0.535	-0.408	0.143	-0.237
家庭用品	0.239	0.207	0.532	0.227	0.773	1.000	0.304	0.297	0.579	0.601	0.260	0.178	0.458	-0.455	0.112	-0.171
その他小売店	0.352	0.232	0.495	0.362	0.176	0.304	1.000	0.532	0.230	0.335	0.049	0.322	0.415	-0.054	0.141	-0.525
スーパー	0.639	-0.266	0.267	0.625	0.173	0.297	0.532	1.000	0.175	0.035	0.322	0.252	0.397	-0.163	0.442	-0.744
コンビニ	0.354	0.029	0.234	0.344	0.538	0.579	0.230	0.175	1.000	0.485	0.182	0.316	0.501	-0.352	0.147	-0.334
美容院	0.199	0.394	0.542	0.165	0.582	0.601	0.335	0.035	0.485	1.000	0.062	0.314	0.471	-0.306	-0.026	-0.142
食品	-0.007	-0.125	0.017	0.030	0.239	0.260	0.049	0.322	0.182	0.062	1.000	-0.083	-0.039	-0.321	0.107	-0.178
銀行	0.752	-0.086	0.150	0.782	0.446	0.178	0.322	0.252	0.316	0.314	-0.083	1.000	0.666	-0.200	0.214	-0.606
駅	0.791	0.019	0.324	0.772	0.535	0.458	0.415	0.397	0.501	0.471	-0.039	0.666	1.000	-0.236	0.260	-0.621
公園	-0.158	-0.163	-0.147	-0.121	-0.408	-0.455	-0.054	-0.163	-0.352	-0.306	-0.321	-0.200	-0.236	1.000	-0.033	0.056
道路幅員	0.410	-0.197	0.157	0.374	0.143	0.112	0.141	0.442	0.147	-0.026	0.107	0.214	0.260	-0.033	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	0.274	-0.139	-0.806	-0.237	-0.171	-0.525	-0.744	-0.334	-0.142	-0.178	-0.606	-0.621	0.056	-0.318	1.000

図 7-19　距離の連続変数として設定するモデルの変数の相関行列

図 7-19 が放置箇所との距離を連続変数として説明変数にした場合の相関行列である。駐輪場、デパート・百貨店、銀行、駅、放置禁止区域は相互に高い相関性を有しており、これらは似たような地理的な配置がされていることがわかる。

表 7-1 が比例ハザードモデルの結果である。ハザード比が 1 より大きい車両関連店舗、コンビニエンスストアでは、店舗から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が大きい（放置終了が起きやすい＝放置時間が短い）ことを示している。すなわち、これらの店舗の近くでは放置

時間が長くなりがちである。ハザード比が 1 より小さいその他小売店、美容院では、店舗から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が小さい（放置終了が起きにくい＝放置時間が長い）ことを示している。すなわち、これらの店舗の近くでは放置時間が短くなりがちである。また、道路幅員はハザード比が 1 より小さいので、幅員が広いほど放置時間が長く、放置禁止区域内はハザード比が 1 より大きいので、区域内にある（変数＝1）ほどイベント発生率が大きい（放置終了が起きやすい＝放置時間が短い）ことを示している。

選択された変数のうち、コンビニエンスストアを除く変数はすべて p 値が 0.05 を下回っており統計的に有意であった。

表 7-1　距離の連続変数による比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
車両関連店舗	0.944	2.570	<0.001**
その他小売店	-0.509	0.601	0.003**
コンビニエンスストア	0.279	1.322	0.123
美容院	-1.244	0.288	<0.001**
道路幅員	-0.159	0.853	0.010*
放置禁止区域	0.341	1.406	<0.001**
AIC	4695.397	**:p<0.01	*:p<0.05

7.2.2 閾値を 30m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.082	-0.096	-0.111	-0.153	-0.148	-0.099	-0.137	-0.082	-0.089	-0.005	-0.033	-0.024	-0.111	0.410	-0.803
車両	0.082	1.000	0.021	-0.015	-0.067	0.178	-0.048	-0.026	-0.058	0.159	0.054	-0.001	-0.003	-0.037	0.103	0.006
医療・美容品	-0.096	0.021	1.000	0.093	0.618	0.421	0.362	0.032	0.261	0.447	0.421	0.113	-0.011	-0.064	-0.090	0.120
デパート・百貨店	-0.111	-0.015	0.093	1.000	0.093	0.209	0.149	0.584	0.130	-0.067	0.151	-0.019	-0.003	-0.029	-0.113	0.067
衣料品	-0.153	-0.067	0.618	0.093	1.000	0.526	0.339	0.032	0.328	0.472	0.534	0.279	-0.011	-0.129	0.008	0.178
家庭用品	-0.148	0.178	0.421	0.209	0.526	1.000	0.383	0.358	0.421	0.621	0.311	0.201	-0.012	-0.140	-0.017	0.170
その他小売店	-0.099	-0.048	0.362	0.149	0.339	0.383	1.000	0.047	0.088	0.457	0.151	0.132	-0.008	-0.091	0.019	0.155
スーパー	-0.137	-0.026	0.032	0.584	0.032	0.358	0.047	1.000	0.027	0.164	0.114	-0.033	-0.004	-0.050	-0.190	0.115
コンビニ	-0.082	-0.058	0.261	0.130	0.328	0.421	0.088	0.027	1.000	0.269	0.145	-0.037	-0.010	-0.110	-0.009	0.082
美容院	-0.089	0.159	0.447	-0.067	0.472	0.621	0.457	0.164	0.269	1.000	0.244	0.231	-0.014	-0.103	0.085	0.141
食品	-0.005	0.054	0.421	0.151	0.534	0.311	0.151	0.114	0.145	0.244	1.000	-0.049	-0.008	-0.090	0.030	0.048
銀行	-0.033	-0.001	0.113	-0.019	0.279	0.201	0.132	-0.033	-0.037	0.231	-0.049	1.000	-0.004	-0.046	0.143	0.043
駅	-0.024	-0.003	-0.011	-0.003	-0.011	-0.012	-0.008	-0.004	-0.010	-0.014	-0.008	-0.004	1.000	-0.006	-0.023	0.014
公園	-0.111	-0.037	-0.064	-0.029	-0.129	-0.140	-0.091	-0.050	-0.110	-0.103	-0.090	-0.046	-0.006	1.000	-0.107	0.132
道路幅員	0.410	0.103	-0.090	-0.113	0.008	-0.017	0.019	-0.190	-0.009	0.085	0.030	0.143	-0.023	-0.107	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	0.006	0.120	0.067	0.178	0.170	0.155	0.115	0.082	0.141	0.048	0.043	0.014	0.132	-0.318	1.000

図 7-20　閾値を 30m としたモデルの変数の相関行列

図 7-20 は一部施設の説明変数を放置箇所から 30m 以内に施設があるかの二値変数にしたモデルの説明変数同士の相関行列である。駐輪場と放置禁止区域の相関についてはそれぞれ変数の設定を変更していないため距離の連続変数を説明変数としたモデルと同様に相関性を有している。駐輪場と放置禁止区域の組合せ以外に相関係数の絶対値が 0.7 を超える変数の組合せはなかった。

表 7-2　閾値を 30m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.000	0.368	<0.001**
車両関連店舗	0.525	1.690	0.024*
その他小売店	0.163	1.177	0.036*
食品	0.379	1.460	<0.001**
道路幅員	-0.111	0.895	0.094
放置禁止区域	0.185	1.203	0.053
AIC	4704.221	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-2 が比例ハザードモデルの結果である。車両関連店舗、その他小売店、食品の三つの小売店すべてで放置が短い傾向となり、駐輪場から近いほど放置が短い傾向であると解釈できる。駐輪場は統計的に有意であり、ハザード比も 0.368 と小さかったことから放置時間に対する影響が大きいと解釈できる。

7.2.3 閾値を 40m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.182	-0.178	-0.190	-0.218	-0.264	-0.190	-0.236	-0.171	-0.183	-0.040	-0.084	-0.041	-0.137	0.410	-0.803
車両	0.182	1.000	0.035	-0.041	-0.104	0.060	-0.062	-0.062	-0.092	0.096	0.044	0.027	-0.008	-0.046	0.132	-0.055
医療・美容品	-0.178	0.035	1.000	0.177	0.566	0.478	0.402	0.256	0.253	0.457	0.365	0.086	-0.032	-0.151	-0.172	0.211
デパート・百貨店	-0.190	-0.041	0.177	1.000	0.193	0.220	0.271	0.653	0.229	-0.177	0.314	-0.052	-0.008	-0.079	-0.206	0.123
衣料品	-0.218	-0.104	0.566	0.193	1.000	0.632	0.347	0.280	0.266	0.536	0.479	0.286	-0.030	-0.284	-0.025	0.208
家庭用品	-0.264	0.060	0.478	0.220	0.632	1.000	0.350	0.337	0.441	0.519	0.379	0.192	-0.036	-0.309	-0.081	0.248
その他小売店	-0.190	-0.062	0.402	0.271	0.347	0.350	1.000	0.116	0.158	0.380	0.202	0.038	-0.022	-0.213	0.006	0.243
スーパー	-0.236	-0.062	0.256	0.653	0.280	0.337	0.116	1.000	0.068	0.057	0.486	-0.072	-0.012	-0.121	-0.286	0.188
コンビニ	-0.171	-0.092	0.253	0.229	0.266	0.441	0.158	0.068	1.000	0.158	0.170	-0.024	-0.026	-0.175	-0.079	0.144
美容院	-0.183	0.096	0.457	-0.177	0.536	0.519	0.380	0.057	0.158	1.000	0.249	0.243	-0.038	-0.273	0.083	0.227
食品	-0.040	0.044	0.365	0.314	0.479	0.379	0.202	0.486	0.170	0.249	1.000	-0.111	-0.020	-0.170	-0.037	0.098
銀行	-0.084	0.027	0.086	-0.052	0.286	0.192	0.038	-0.072	-0.024	0.243	-0.111	1.000	-0.010	-0.100	0.142	0.092
駅	-0.041	-0.008	-0.032	-0.008	-0.030	-0.036	-0.022	-0.012	-0.026	-0.038	-0.020	-0.010	1.000	0.063	-0.040	0.024
公園	-0.137	-0.046	-0.151	-0.079	-0.284	-0.309	-0.213	-0.121	-0.175	-0.273	-0.170	-0.100	0.063	1.000	-0.158	0.174
道路幅員	0.410	0.132	-0.172	-0.206	-0.025	-0.081	0.006	-0.286	-0.079	0.083	-0.037	0.142	-0.040	-0.158	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.055	0.211	0.123	0.208	0.248	0.243	0.188	0.144	0.227	0.098	0.092	0.024	0.174	-0.318	1.000

図 7-21　閾値を 40m としたモデルの変数の相関行列

図 7-21 は一部施設の説明変数を放置箇所から 40m 以内に施設があるかの二値変数にしたモデルの説明変数同士の相関行列である。駅の変数は他の変数との相関係数の絶対値が 0.1 を上回っていない。閾値が 30m の場合と同様に変数同士の相関が 0.7 を超える組合せは放置禁止区域と駐輪場である。

表 7-3 閾値を 40m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.010	0.364	<0.001**
デパート・百貨店	-0.354	0.702	0.029*
コンビニエンスストア	-0.095	0.909	0.104
美容院	0.138	1.148	0.019*
食品	0.180	1.197	0.014*
公園	0.152	1.164	0.062
道路幅員	-0.128	0.880	0.056
放置禁止区域	0.168	1.183	0.087
AIC	4721.129	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-3 が比例ハザードモデルの結果である。駐輪場、美容院、食品、公園の近くでは放置時間が短く、デパート・百貨店、コンビニエンスストアの近くでは放置時間が長い傾向と言える。p 値が有意水準を下回っているのは、駐輪場、デパート・百貨店、美容院、食品だけだった。

7.2.4 閾値を 50m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.397	-0.116	-0.222	-0.214	-0.299	-0.197	-0.272	-0.241	-0.219	0.098	-0.105	-0.064	-0.050	0.410	-0.803
車両	0.397	1.000	0.127	-0.074	-0.115	-0.070	-0.023	-0.104	-0.184	-0.010	0.066	-0.002	-0.020	0.022	0.179	-0.180
医療・美容品	-0.116	0.127	1.000	0.137	0.494	0.433	0.368	0.245	0.200	0.442	0.286	0.152	0.023	-0.228	-0.091	0.173
デパート・百貨店	-0.222	-0.074	0.137	1.000	0.183	0.198	0.245	0.672	0.207	-0.166	0.304	-0.062	0.020	-0.112	-0.247	0.147
衣料品	-0.214	-0.115	0.494	0.183	1.000	0.688	0.305	0.272	0.302	0.494	0.371	0.266	-0.066	-0.411	-0.064	0.163
家庭用品	-0.299	-0.070	0.433	0.198	0.688	1.000	0.317	0.294	0.473	0.468	0.283	0.172	0.036	-0.439	-0.120	0.236
その他小売店	-0.197	-0.023	0.368	0.245	0.305	0.317	1.000	0.243	0.131	0.359	0.187	0.015	-0.050	-0.312	0.003	0.306
スーパー	-0.272	-0.104	0.245	0.672	0.272	0.294	0.243	1.000	0.212	0.023	0.499	-0.009	0.002	-0.167	-0.323	0.208
コンビニ	-0.241	-0.184	0.200	0.207	0.302	0.473	0.131	0.212	1.000	0.234	0.177	0.097	0.054	-0.233	-0.152	0.211
美容院	-0.219	-0.010	0.442	-0.166	0.494	0.468	0.359	0.023	0.234	1.000	0.071	0.250	-0.085	-0.385	0.033	0.204
食品	0.098	0.066	0.286	0.304	0.371	0.283	0.187	0.499	0.177	0.071	1.000	-0.140	-0.042	-0.193	-0.022	0.016
銀行	-0.105	-0.002	0.152	-0.062	0.266	0.172	0.015	-0.009	0.097	0.250	-0.140	1.000	-0.023	-0.161	0.080	0.115
駅	-0.064	-0.020	0.023	0.020	-0.066	0.036	-0.050	0.002	0.054	-0.085	-0.042	-0.023	1.000	0.119	-0.068	0.039
公園	-0.050	0.022	-0.228	-0.112	-0.411	-0.439	-0.312	-0.167	-0.233	-0.385	-0.193	-0.161	0.119	1.000	-0.140	0.117
道路幅員	0.410	0.179	-0.091	-0.247	-0.064	-0.120	0.003	-0.323	-0.152	0.033	-0.022	0.080	-0.068	-0.140	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.180	0.173	0.147	0.163	0.236	0.306	0.208	0.211	0.204	0.016	0.115	0.039	0.117	-0.318	1.000

図 7-22 閾値を 50m としたモデルの変数の相関行列

図 7-22 は一部施設の説明変数を放置箇所から 50m 以内に施設があるかの二値変数にしたモデルの説明変数同士の相関行列である。 閾値が 30m の場合と同様に変数同士の相関が 0.7 を超える組合せは放置禁止区域と駐輪場だけだが、デパート・百貨店とスーパーの組合せが 0.672 と高い相関性を見せている。

表 7-4　閾値を 50m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.318	0.267	<0.001**
デパート・百貨店	-0.427	0.652	<0.001**
その他小売店	0.173	1.188	0.004**
食品	0.130	1.138	0.036*
公園	0.130	1.138	0.063
道路幅員	-0.115	0.891	0.112
AIC	4721.024	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-4 が閾値を 50m に設定したモデルの結果である。駐輪場のハザード比が 0.267 と小さく大きな影響があることがわかる。また、デパート・百貨店の p 値は 40m を閾値とした場合よりも小さくなり、ハザード比も小さくなっている。

7.2.5 閾値を 60m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.455	-0.036	-0.258	-0.211	-0.248	-0.194	-0.309	-0.291	-0.195	0.179	-0.144	-0.093	-0.011	0.410	-0.803
車両	0.455	1.000	0.187	-0.108	-0.155	-0.059	0.087	-0.117	-0.136	-0.026	0.061	-0.008	-0.038	-0.012	0.148	-0.199
医療・美容品	-0.036	0.187	1.000	0.133	0.407	0.371	0.424	0.219	0.228	0.436	0.191	0.168	0.059	-0.267	-0.071	0.085
デパート・百貨店	-0.258	-0.108	0.133	1.000	0.196	0.196	0.248	0.705	0.197	-0.167	0.311	-0.069	0.027	-0.156	-0.274	0.179
衣料品	-0.211	-0.155	0.407	0.196	1.000	0.731	0.256	0.232	0.413	0.467	0.277	0.246	-0.018	-0.512	-0.093	0.104
家庭用品	-0.248	-0.059	0.371	0.196	0.731	1.000	0.327	0.278	0.522	0.466	0.244	0.177	0.069	-0.565	-0.108	0.157
その他小売店	-0.194	0.087	0.424	0.248	0.256	0.327	1.000	0.285	0.232	0.256	0.199	0.105	-0.075	-0.342	-0.030	0.330
スーパー	-0.309	-0.117	0.219	0.705	0.232	0.278	0.285	1.000	0.276	-0.013	0.482	0.020	0.000	-0.222	-0.360	0.237
コンビニ	-0.291	-0.136	0.228	0.197	0.413	0.522	0.232	0.276	1.000	0.380	0.255	0.102	0.083	-0.323	-0.154	0.270
美容院	-0.195	-0.026	0.436	-0.167	0.467	0.466	0.256	-0.013	0.380	1.000	-0.002	0.253	-0.045	-0.403	0.016	0.122
食品	0.179	0.061	0.191	0.311	0.277	0.244	0.199	0.482	0.255	-0.002	1.000	-0.147	-0.058	-0.265	-0.037	-0.039
銀行	-0.144	-0.008	0.168	-0.069	0.246	0.177	0.105	0.020	0.102	0.253	-0.147	1.000	-0.046	-0.209	-0.034	0.153
駅	-0.093	-0.038	0.059	0.027	-0.018	0.069	-0.075	0.000	0.083	-0.045	-0.058	-0.046	1.000	0.070	-0.106	0.062
公園	-0.011	-0.012	-0.267	-0.156	-0.512	-0.565	-0.342	-0.222	-0.323	-0.403	-0.265	-0.209	0.070	1.000	-0.086	0.086
道路幅員	0.410	0.148	-0.071	-0.274	-0.093	-0.108	-0.030	-0.360	-0.154	0.016	-0.037	-0.034	-0.106	-0.086	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.199	0.085	0.179	0.104	0.157	0.330	0.237	0.270	0.122	-0.039	0.153	0.062	0.086	-0.318	1.000

図 7-23　閾値を 60m としたモデルの変数の相関行列

図 7-23 は閾値を 60m に設定したモデルの相関行列である。放置禁止区域と駐輪場の組合せ、デパート・百貨店とスーパーの組合せが相関係数の絶対値が 0.7 より大きくなっている。公園も衣料品や家庭用品といった小売店との相関係数が-0.5 を下回っており、負の相関がみられている。

表 7-5 閾値を 60m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.357	0.257	<0.001**
デパート・百貨店	-0.194	0.824	0.089
家庭用品	-0.130	0.878	0.111
その他小売店	0.200	1.221	0.001**
美容院	0.124	1.132	0.086
食品	0.135	1.145	0.037*
駅	-0.447	0.640	0.054
公園	0.112	1.119	0.153
道路幅員	-0.114	0.892	0.122
AIC	4717.506	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-5 が閾値を 60m に設定したモデルの結果である。9 つの説明変数が選択されたものの、有意水準を下回っているのは駐輪場、その他小売店、食品の 3 つだけであった。駅の p 値は有意水準を上回っているものの、ハザード比が 0.640 と小さい値を示した。

7.2.6 閾値を 70m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.471	-0.033	-0.303	-0.264	-0.180	-0.194	-0.364	-0.287	-0.171	0.135	-0.238	-0.154	0.015	0.410	-0.803
車両	0.471	1.000	0.193	-0.154	-0.168	-0.015	0.128	-0.162	-0.038	-0.009	-0.001	0.060	-0.075	-0.057	0.156	-0.234
医療・美容品	-0.033	0.193	1.000	0.178	0.358	0.422	0.470	0.245	0.264	0.512	0.173	0.216	0.083	-0.245	-0.054	0.055
デパート・百貨店	-0.303	-0.154	0.178	1.000	0.221	0.206	0.287	0.734	0.229	0.074	0.365	-0.006	0.028	-0.158	-0.288	0.224
衣料品	-0.264	-0.168	0.358	0.221	1.000	0.752	0.292	0.228	0.489	0.585	0.233	0.316	0.047	-0.543	-0.080	0.110
家庭用品	-0.180	-0.015	0.422	0.206	0.752	1.000	0.354	0.281	0.537	0.576	0.279	0.242	0.093	-0.538	-0.060	0.076
その他小売店	-0.194	0.128	0.470	0.287	0.292	0.354	1.000	0.273	0.346	0.286	0.185	0.321	-0.152	-0.245	-0.053	0.347
スーパー	-0.364	-0.162	0.245	0.734	0.228	0.281	0.273	1.000	0.263	0.152	0.518	0.075	-0.014	-0.250	-0.387	0.269
コンビニ	-0.287	-0.038	0.264	0.229	0.489	0.537	0.346	0.263	1.000	0.543	0.265	0.253	0.111	-0.340	-0.121	0.291
美容院	-0.171	-0.009	0.512	0.074	0.585	0.576	0.286	0.152	0.543	1.000	0.148	0.287	0.001	-0.367	-0.006	0.049
食品	0.135	-0.001	0.173	0.365	0.233	0.279	0.185	0.518	0.265	0.148	1.000	-0.099	-0.115	-0.313	-0.071	-0.016
銀行	-0.238	0.060	0.216	-0.006	0.316	0.242	0.321	0.075	0.253	0.287	-0.099	1.000	-0.109	-0.217	-0.095	0.244
駅	-0.154	-0.075	0.083	0.028	0.047	0.093	-0.152	-0.014	0.111	0.001	-0.115	-0.109	1.000	0.154	-0.182	0.108
公園	0.015	-0.057	-0.245	-0.158	-0.543	-0.538	-0.245	-0.250	-0.340	-0.367	-0.313	-0.217	0.154	1.000	-0.029	0.064
道路幅員	0.410	0.156	-0.054	-0.288	-0.080	-0.060	-0.053	-0.387	-0.121	-0.006	-0.071	-0.095	-0.182	-0.029	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.234	0.055	0.224	0.110	0.076	0.347	0.269	0.291	0.049	-0.016	0.244	0.108	0.064	-0.318	1.000

図 7-24　閾値を 70m としたモデルの変数の相関行列

図 7-24 が閾値を 70m とした場合の変数の相関行列である。変数同士の相関係数の絶対値が 0.7 を上回るのは放置禁止区域と駐輪場、デパート・百貨店とスーパーの組合せだけだった。美容院は医療・美容品、衣料品、家庭用品との相関係数が 0.5 を上回っている。

表 7-6 閾値を 70m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-0.958	0.384	<0.001**
その他小売店	0.114	1.121	0.051
駅	-0.258	0.773	0.037*
道路幅員	-0.102	0.903	0.153
放置禁止区域	0.186	1.205	0.056
AIC	4723.729	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-6 は閾値を 70m としたモデルの結果である。駅のハザード比は 0.773 となるなど、閾値が 60m のものと比べると全体的にハザード比が 1 に近い値となっている。また、有意な変数も駐輪場と駅だけとなっている。

7.2.7 閾値を 80m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.501	-0.072	-0.355	-0.301	-0.081	-0.219	-0.424	-0.256	-0.117	0.083	-0.303	-0.191	0.039	0.410	-0.803
車両	0.501	1.000	0.191	-0.216	-0.193	0.021	0.140	-0.223	0.003	0.021	-0.089	0.115	-0.108	-0.091	0.190	-0.273
医療・美容品	-0.072	0.191	1.000	0.208	0.364	0.511	0.586	0.265	0.356	0.590	0.133	0.346	0.101	-0.313	-0.065	0.097
デパート・百貨店	-0.355	-0.216	0.208	1.000	0.250	0.206	0.316	0.759	0.240	0.157	0.401	0.064	0.176	-0.155	-0.303	0.278
衣料品	-0.301	-0.193	0.364	0.250	1.000	0.734	0.271	0.282	0.495	0.626	0.281	0.352	0.095	-0.480	-0.094	0.116
家庭用品	-0.081	0.021	0.511	0.206	0.734	1.000	0.360	0.271	0.567	0.628	0.348	0.248	0.103	-0.426	-0.039	-0.002
その他小売店	-0.219	0.140	0.586	0.316	0.271	0.360	1.000	0.275	0.408	0.343	0.181	0.461	0.029	-0.190	-0.072	0.386
スーパー	-0.424	-0.223	0.265	0.759	0.282	0.271	0.275	1.000	0.269	0.212	0.527	0.130	0.102	-0.276	-0.416	0.315
コンビニ	-0.256	0.003	0.356	0.240	0.495	0.567	0.408	0.269	1.000	0.628	0.307	0.306	0.120	-0.266	-0.102	0.274
美容院	-0.117	0.021	0.590	0.157	0.626	0.628	0.343	0.212	0.628	1.000	0.237	0.305	0.063	-0.296	-0.029	0.004
食品	0.083	-0.089	0.133	0.401	0.281	0.348	0.181	0.527	0.307	0.237	1.000	-0.070	-0.045	-0.326	-0.090	0.026
銀行	-0.303	0.115	0.346	0.064	0.352	0.248	0.461	0.130	0.306	0.305	-0.070	1.000	-0.011	-0.183	-0.126	0.319
駅	-0.191	-0.108	0.101	0.176	0.095	0.103	0.029	0.102	0.120	0.063	-0.045	-0.011	1.000	0.151	-0.234	0.139
公園	0.039	-0.091	-0.313	-0.155	-0.480	-0.426	-0.190	-0.276	-0.266	-0.296	-0.326	-0.183	0.151	1.000	-0.005	0.024
道路幅員	0.410	0.190	-0.065	-0.303	-0.094	-0.039	-0.072	-0.416	-0.102	-0.029	-0.090	-0.126	-0.234	-0.005	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.273	0.097	0.278	0.116	-0.002	0.386	0.315	0.274	0.004	0.026	0.319	0.139	0.024	-0.318	1.000

図 7-25　閾値を 80m としたモデルの変数の相関行列

図 7-25 は閾値を 80m に設定したモデルの変数の相関行列である。相関係数の絶対値が 0.7 を超える変数の組合せは放置禁止区域と駐輪場、デパート・百貨店とスーパーの組合せである。また、相関係数の絶対値が 0.5 を超える変数の組合せは車両関連店舗と駐輪場、医療・美容品と家庭用品、医療・美容品とその他小売店、医療・美容品と美容院、衣料品と美容院、コンビニと家庭用品、美容院と家庭用品、食品とスーパーの組合せがあり、相関性のある組合せが多くなっている。

表 7-7 閾値を 80m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-0.888	0.412	<0.001**
家庭用品	0.251	1.285	0.006**
コンビニエンスストア	-0.119	0.887	0.144
駅	-0.327	0.721	0.004**
公園	0.128	1.137	0.041*
道路幅員	-0.109	0.897	0.131
放置禁止区域	0.293	1.340	0.006**
AIC	4722.504	**:p<0.01	*:p<0.05

閾値を 80m に設定したモデルの結果が表 7-7 である。7 つの変数が選択され、そのうちの駐輪場、家庭用品、駅、公園、放置禁止区域の変数が有意水準を下回った。

7.2.8 閾値を 90m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.491	-0.089	-0.404	-0.347	-0.031	-0.278	-0.482	-0.304	-0.102	0.039	-0.372	-0.240	0.099	0.410	-0.803
車両	0.491	1.000	0.198	-0.280	-0.248	0.035	0.127	-0.294	-0.031	0.015	-0.204	0.146	-0.154	-0.065	0.212	-0.259
医療・美容品	-0.089	0.198	1.000	0.211	0.319	0.535	0.566	0.273	0.280	0.500	0.097	0.366	0.110	-0.227	-0.086	0.103
デパート・百貨店	-0.404	-0.280	0.211	1.000	0.264	0.189	0.343	0.778	0.228	0.144	0.439	0.206	0.217	-0.120	-0.299	0.335
衣料品	-0.347	-0.248	0.319	0.264	1.000	0.656	0.237	0.309	0.420	0.536	0.287	0.315	0.080	-0.365	-0.132	0.144
家庭用品	-0.031	0.035	0.535	0.189	0.656	1.000	0.413	0.243	0.427	0.568	0.361	0.179	0.070	-0.297	-0.033	-0.007
その他小売店	-0.278	0.127	0.566	0.343	0.237	0.413	1.000	0.286	0.385	0.291	0.125	0.541	0.111	-0.133	-0.096	0.447
スーパー	-0.482	-0.294	0.273	0.778	0.309	0.243	0.286	1.000	0.245	0.185	0.546	0.214	0.130	-0.261	-0.420	0.371
コンビニ	-0.304	-0.031	0.280	0.228	0.420	0.427	0.385	0.245	1.000	0.586	0.242	0.313	0.123	-0.123	-0.099	0.323
美容院	-0.102	0.015	0.500	0.144	0.536	0.568	0.291	0.185	0.586	1.000	0.208	0.265	0.078	-0.189	-0.036	-0.009
食品	0.039	-0.204	0.097	0.439	0.287	0.361	0.125	0.546	0.242	0.208	1.000	-0.082	-0.024	-0.267	-0.103	0.054
銀行	-0.372	0.146	0.366	0.206	0.315	0.179	0.541	0.214	0.313	0.265	-0.082	1.000	0.075	-0.123	-0.123	0.402
駅	-0.240	-0.154	0.110	0.217	0.080	0.070	0.111	0.130	0.123	0.078	-0.024	0.075	1.000	0.151	-0.304	0.181
公園	0.099	-0.065	-0.227	-0.120	-0.365	-0.297	-0.133	-0.261	-0.123	-0.189	-0.267	-0.123	0.151	1.000	-0.002	-0.042
道路幅員	0.410	0.212	-0.086	-0.299	-0.132	-0.033	-0.096	-0.420	-0.099	-0.036	-0.103	-0.123	-0.304	-0.002	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.259	0.103	0.335	0.144	-0.007	0.447	0.371	0.323	-0.009	0.054	0.402	0.181	-0.042	-0.318	1.000

図 7-26　閾値を 90m としたモデルの変数の相関行列

図 7-26 は閾値を 90m に設定したモデルの相関係数行列である。相関係数の絶対値が 0.7 より大きい変数の組み合わせは放置禁止区域と駐輪場、デパート・百貨店とスーパーの組合せである。駐輪場との相関係数の絶対値が 0.3 より大きい変数は車両関連店舗、デパート・百貨店、衣料品、スーパー、コンビニエンスストア、銀行、道路幅員、放置禁止区域があり、放置禁止区域との相関係数の絶対値が 0.3 より大きい変数は駐輪場、デパート・百貨店、その他小売店、スーパー、コンビニエンスストア、銀行、道路幅員があり、絶対値が 0.3 以上の相関係数を持つ組み合わせが多い。

表 7-8 閾値を 90m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-0.952	0.386	<0.001**
家庭用品	0.152	1.164	0.065
駅	-0.263	0.769	0.004**
公園	0.120	1.127	0.033*
道路幅員	-0.120	0.887	0.105
放置禁止区域	0.249	1.283	0.007**
AIC	4723.996	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-8 は閾値を 90m と設定したモデルの結果である。駐輪場、駅、公園、放置禁止区域の p 値は有意水準を下回っている。

7.2.9 閾値を 100m とした二値変数を説明変数として設定したモデル

	駐輪場	車両	医療・美容品	デパート・百貨店	衣料品	家庭用品	その他小売店	スーパー	コンビニ	美容院	食品	銀行	駅	公園	道路幅員	放置禁止区域
駐輪場	1.000	0.456	-0.125	-0.453	-0.394	-0.093	-0.322	-0.543	-0.371	-0.077	0.006	-0.469	-0.257	0.139	0.410	-0.803
車両	0.456	1.000	0.169	-0.347	-0.316	-0.026	0.118	-0.368	-0.083	0.021	-0.330	0.117	-0.185	-0.047	0.247	-0.223
医療・美容品	-0.125	0.169	1.000	0.193	0.211	0.434	0.471	0.247	0.042	0.263	0.005	0.321	0.095	-0.090	-0.110	0.127
デパート・百貨店	-0.453	-0.347	0.193	1.000	0.248	0.149	0.340	0.783	0.179	0.066	0.427	0.316	0.228	-0.087	-0.305	0.398
衣料品	-0.394	-0.316	0.211	0.248	1.000	0.581	0.127	0.297	0.328	0.250	0.224	0.217	0.078	-0.230	-0.199	0.175
家庭用品	-0.093	-0.026	0.434	0.149	0.581	1.000	0.329	0.191	0.196	0.343	0.250	0.095	0.057	-0.114	-0.085	0.058
その他小売店	-0.322	0.118	0.471	0.340	0.127	0.329	1.000	0.274	0.253	0.148	0.039	0.544	0.135	-0.011	-0.138	0.509
スーパー	-0.543	-0.368	0.247	0.783	0.297	0.191	0.274	1.000	0.178	0.084	0.531	0.308	0.139	-0.257	-0.433	0.444
コンビニ	-0.371	-0.083	0.042	0.179	0.328	0.196	0.253	0.178	1.000	0.305	0.110	0.263	0.088	-0.005	-0.116	0.384
美容院	-0.077	0.021	0.263	0.066	0.250	0.343	0.148	0.084	0.305	1.000	0.108	0.120	0.032	0.070	-0.094	-0.013
食品	0.006	-0.330	0.005	0.427	0.224	0.250	0.039	0.531	0.110	0.108	1.000	-0.062	-0.024	-0.143	-0.163	0.089
銀行	-0.469	0.117	0.321	0.316	0.217	0.095	0.544	0.308	0.263	0.120	-0.062	1.000	0.093	-0.051	-0.192	0.499
駅	-0.257	-0.185	0.095	0.228	0.078	0.057	0.135	0.139	0.088	0.032	-0.024	0.093	1.000	0.173	-0.327	0.195
公園	0.139	-0.047	-0.090	-0.087	-0.230	-0.114	-0.011	-0.257	-0.005	0.070	-0.143	-0.051	0.173	1.000	0.013	-0.074
道路幅員	0.410	0.247	-0.110	-0.305	-0.199	-0.085	-0.138	-0.433	-0.116	-0.094	-0.163	-0.192	-0.327	0.013	1.000	-0.318
放置禁止区域	-0.803	-0.223	0.127	0.398	0.175	0.058	0.509	0.444	0.384	-0.013	0.089	0.499	0.195	-0.074	-0.318	1.000

図 7-27　閾値を 100m としたモデルの変数の相関行列

図 7-27 は閾値を 100m に設定したモデルの相関係数行列である。相関係数の絶対値が 0.7 より大きい組み合わせは放置禁止区域と駐輪場、デパート・百貨店とスーパーの組合せのみだった。医療・美容品と家庭用品やその他小売店の組合せは相関係数が 0.5 を下回っている。公園と相関係数の絶対値が 0.3 を上回る係数の組合せはなかった。

表 7-9　閾値を 100m とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.000	0.368	<0.001**
家庭用品	0.269	1.308	0.033*
銀行	-0.114	0.892	0.062
駅	-0.273	0.761	0.002**
公園	0.093	1.097	0.081
道路幅員	-0.125	0.882	0.099
放置禁止区域	0.299	1.348	0.003**
AIC	4720.955	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-9 は閾値を 100m に設定したモデルの結果である。7 つの変数が選択され、有意水準を下回っている変数は駐輪場、家庭用品、駅、放置禁止区域のみだった。

7.2.10 モデルごとの結果の比較

AIC が最も小さいモデルは距離の連続値を説明変数としたモデルであった。駐輪場は、閾値を設定したモデルのすべてで選択され、統計的に有意だったものの、距離の連続値を説明変数としたモデルでのみ選択されなかった。車両の変数は、距離の連続値を説明変数としたモデルでは施設に近いほど放置が長い傾向を示していたが、閾値を 30m としたモデルでは施設が 30m 以内にあると放置が短くなる傾向を示しており、逆の傾向を示した。食品は閾値が小さく設定

されたモデルでのみ選択され、駅や家庭用品は閾値が大きく設定されたモデルで多く選択された。

相関行列を比較すると、距離の連続値を説明変数としたモデルは相関性のある組合せが閾値を設定したモデルよりも多かった。閾値が大きく設定しているほど変数同士の相関性は強くなったが、閾値を 100m に設定したモデルは 90m に設定しているモデルよりも相関性のある組合せが少なかった。

7.3 放置時間の予測

距離の連続値を説明変数としたモデルのパラメータからリスクスコアを算出する。

$$\begin{aligned} Risk\ Score = &(車両関連店舗までの距離) \times 0.0002064 \\ &- (その他小売店までの距離) \times 0.002392 \\ &+ (コンビニエンスストアまでの距離) \times 0.001981 \\ &- (美容院までの距離) \times 0.007523 - (道路幅員) \times 0.00006164 \\ &+ (放置禁止区域) \times 0.3439 \end{aligned} \tag{9}$$

ここで、距離や道路幅員の単位はメートルである。式(9)を用いて対象地域内のリスクスコアを算出したものが図 7-28 である。駅周辺や恵比寿ガーデンプレイス周辺はリスクスコアが 0.6 以上の地域がある。放置禁止区域の内外でリスクスコアは大きく異なっており、駅から離れた東側の地域はリスクスコアが負の値となっており放置時間が長い傾向と予測されている。

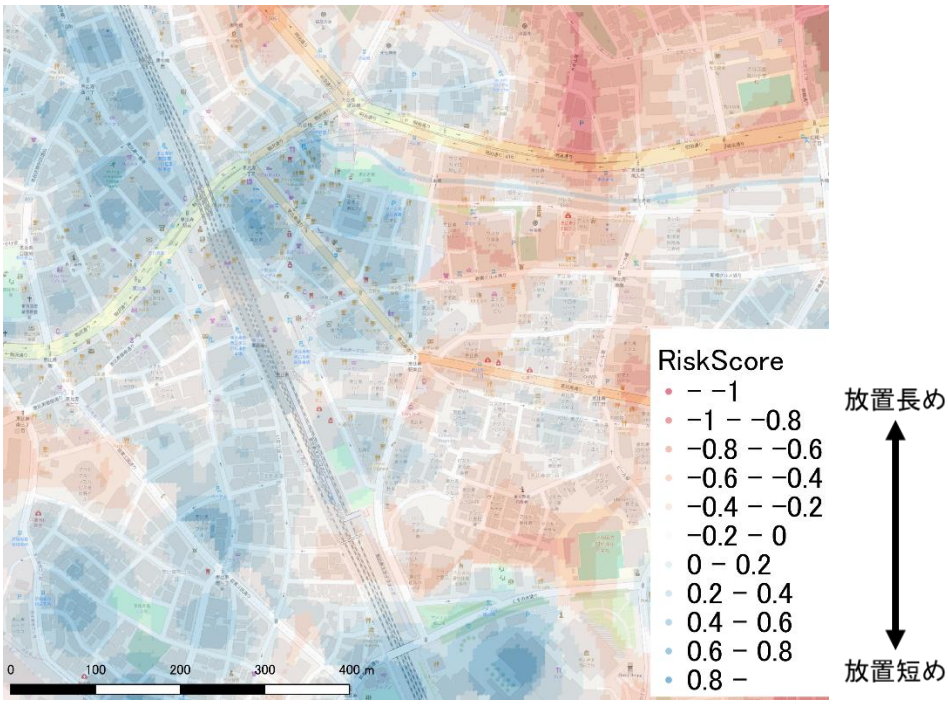


図 7-28　恵比寿駅周辺の放置自転車のリスクスコア

7.4 予測モデルの改良

7.2 で採用された施設と放置箇所との距離を変数とするモデルでは、コンビニエンスストアの近くでは放置時間が長い傾向にあること、美容院の近くでは放置時間が短い傾向があることが、直感と反する結果になった。このモデルではあらゆる種類の店舗までの距離を説明変数としているため、必ずしも最寄りの店舗種類の情報を反映していない可能性がある。

そこで、放置された自転車ごとに放置箇所からもっとも近い施設を調べ、その施設以外の値を 0 とし、近い施設には放置箇所からの距離を入れる手法で説明変数を設定しなおした。

変数選択では、7.2 で分析したモデルと同様に前進後退法で変数の候補を決定するが、もっとも近い施設は変数の組合せごとに変化するため、変数選択の際には、組合せごとに近い施設を調べ、値を更新する。表 7-10 はそのモデルの変数選択後のモデルの結果である。

表 7-10 もっとも近い施設には距離を変数として割り当てそれ以外には 0 を設定したモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
駐輪場	-1.118	0.327	<0.001**
衣料品店	-0.185	0.831	0.101
スーパー	-0.460	0.631	0.012*
コンビニエンスストア	-0.590	0.554	0.006**
食品店	0.289	1.336	0.025*
銀行	-0.736	0.479	0.043*
公園	-0.487	0.615	0.038*
道路幅員	-0.119	0.888	0.086
放置禁止区域	0.245	1.278	0.014*
AIC	4714.306	**:p<0.01	*:p<0.05

ハザード比が 1 より大きい食品店では、店舗から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が大きい（放置終了が起きやすい＝放置時間が短い）ことを示している。すなわち、この店舗の近くでは放置時間が長くなりがちである。

ハザード比が 1 より小さいそれ以外の種類の店舗では、店舗から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が小さい（放置終了が起きにくい＝放置時間が長い）ことを示している。すなわち、これらの店舗の近くでは放置時間が短くなりがちである。

美容院は変数選択の結果、最終モデルには残らなかった。施設の変数以外の駐輪場、道路幅員、放置禁止区域は他のモデルと同様の結果を示していた。

このモデルは直感に近い結果を示したが、AIC は元の距離を変数とするモデル（その 1）よりも大きくなり、放置時間を予測するモデルとしては精度が高くならなかった。

7.5 放置バイクに関する分析

放置自転車の分析と同様にバイクについてノンパラメトリック最尤推定法と cox 比例ハザー

ドモデルによる分析を行う。Cox 比例ハザードモデルでは 7.2 で AIC が最も小さかった放置箇所と施設の距離を変数とする手法で変数を設定する。

図 7-29 がノンパラメトリック最尤推定法によって推定されたバイク全体の生存曲線である。バイクと自転車の生存曲線を比較すると 3 時間から 8 時間の生存確率が高く、比較的放置が長い傾向があると言える。

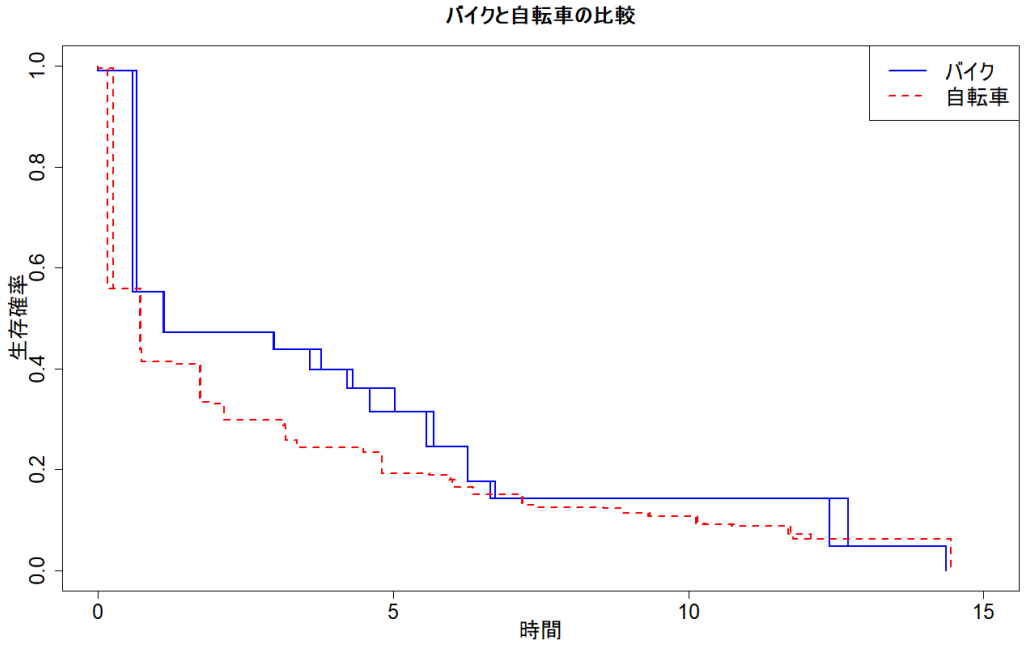


図 7-29　放置バイクの生存曲線

表 7-11 放置バイクを対象とした比例ハザードモデルの結果

説明変数	パラメータ	ハザード比	p 値
スーパー	-1.604	0.201	0.028*
その他小売店	1.308	3.700	0.053
駅	-1.272	0.280	0.124
AIC	249.080	**:p<0.01	*:p<0.05

表 7-11 がバイクを対象とした比例ハザードモデルの結果である。P 値が 0.05 を下回る変数は 1 つしかなく、選択された変数も 3 つと自転車を対象にしたモデルよりも少なかった。

ハザード比が 1 より大きいその他小売店では、店舗から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が大きい（放置終了が起きやすい＝放置時間が短い）ことを示している。すなわち、この店舗の近くでは放置時間が長くなりがちである。

ハザード比が 1 より小さいスーパーや駅では、店舗・施設から遠い（距離が長い）ほどイベント発生率が小さい（放置終了が起きにくい＝放置時間が長い）ことを示している。すなわち、スーパーや駅の近くでは放置時間が短くなりがちである。

その他小売店のハザード比が 1 より大きく、放置自転車の分析とは逆の結果になっている。

表 7-11 の結果を用いて 7.3 と同様に対象地域内のリスクスコアを算出したものが図 7-30 である。自転車のリスクスコアと比べて放置時間が短い傾向を示している範囲が狭く、特に駅西側を除く商業施設が多い地域が自転車の場合と比べてリスクスコアが小さくなっている。

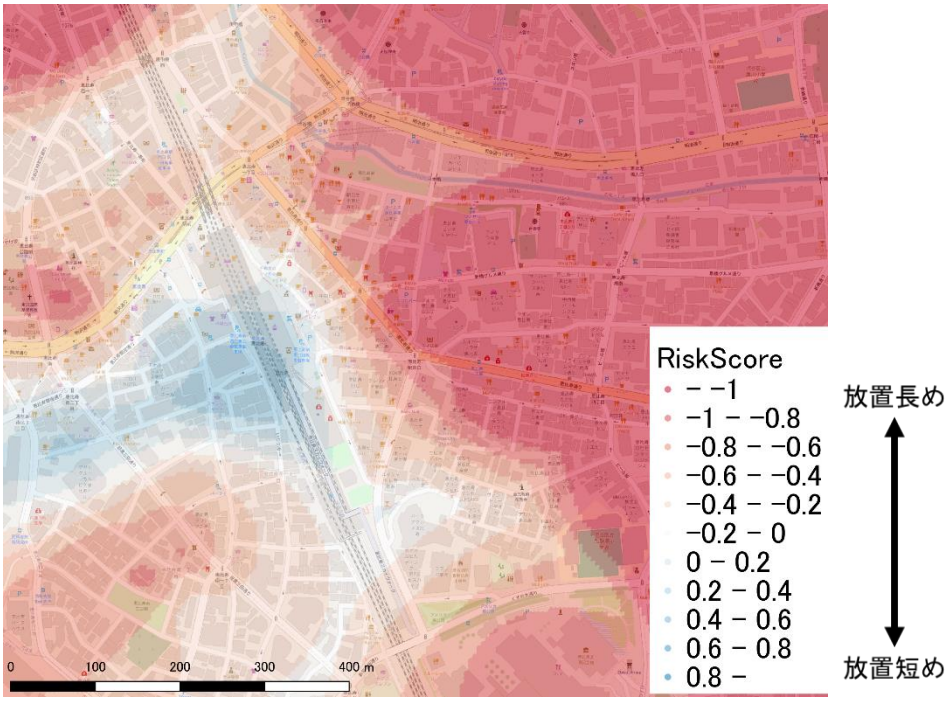


図 7-30　恵比寿駅周辺の放置バイクのリスクスコア

7.6 生存時間解析結果の考察

閾値を用いないモデルを２種類推定したが、結果の解釈が容易なモデルが、必ずしも精度が高くない結果になった。

Cox 比例ハザード分析における変数選択や変数ごとの予測力は多重共線性やサンプル数の影響を受けていることが考えられる。駐輪場が距離を連続変数としたモデルでのみ変数として選択されなかったのは、駐輪場以外の施設も連続変数として扱うため駐輪場以外の施設を二値変数として設定した場合よりも変数同士の相関性が強まり、駐輪場を変数から省いたものが AIC の値として優れる結果となったことが考えられる。そのため、駐輪場自体は放置行動に影響を及ぼす可能性があるが、選択されたモデルでは駐輪場の影響を考慮できていない。

閾値によって p 値や選択の有無が変化した施設に関しては分析対象地域内の施設の数の影響を受けていることが考えられる。食品店は比較的施設数が多く、放置箇所との距離が短くなりやすい。このような施設では閾値が小さく設定された場合に二値変数の 0 と 1 の値をとる個体の数が均衡し、予測力が向上したと考えられる。その一方で閾値が大きくなると多くの放置箇所が食品店の近くにあると判定され、食品店の予測力が低下したと考えられる。これは、施設数が恵比寿駅の一つしかない駅の変数が閾値を大きく設定されたときのみ変数が選択されたことに関しても同様の理由が考えられる。

コンビニエンスストアは利用時間が短い施設であるが、コンビニエンスストアの近くでは放置時間が長くなるという傾向が見られた。これは自転車の駐輪時間は利用目的によって応じて決まるという内容に沿う結果とはなっていない、この結果は今回の分析が施設の利用者の放置時間の傾向を正確に予測するものではないことを示している。一つの放置自転車に対して自転車利用者が利用する施設の情報ではなく、利用者が利用しない施設を含む複数の施設との位置関係が説明変数に含まれている。これにより施設利用者の放置時間の長さを予測するのではなく、場所ごとの施設構成と放置時間の関係を分析し、予測するものとなっている。コンビニエンスストアはそのほか小売店と異なり、商業施設が集中するエリア以外にも多く立地しているが、コンビニエンスストアの近くでは放置時間が長いという傾向は商業施設が集中するエリアではないエリアの放置傾向を反映した結果なのではないかと考えられる。そのため、7.4 で改良したモデルでは、最寄りの店舗種類を反映した結果になった。

分析からは、放置時間に直接影響するような施設を特定することはできなかったと考えられる。しかし、リスクスコアの予測結果のように周辺施設の構成によって放置時間の傾向が異なることが考えられる。そのため、この予測モデルは単一の施設の発生による放置傾向の変化は予測することが難しいものの、施設立地のパターンから放置傾向を予測することは可能になったと言える。

放置禁止区域内では放置時間が短くなる傾向があることに関して、これは放置禁止区域内において長時間放置を避ける規範意識が現れていることが考えられる。この結果から、長時間駐輪が問題となるエリアを放置禁止区域に設定することが対策として有効であるといえる。

道路幅員が広いほど放置時間が長くなる傾向があることも、放置されている自転車が歩行者の通行の妨げになりにくい箇所での規範意識が低いことを反映していると考えられる。放置禁止区域に関する結果も加味すると、放置時間は自転車利用者の目的地の要素だけによって決定されるのでは

ないといえる。放置しにくいと感じる箇所で長時間駐輪する必要がある場合は自転車を放置するのではなく、駐輪場を利用することを選択する自転車利用者が多いことが考えられる。

リスクスコアによって予測される放置傾向と、ノンパラメトリック最尤推定法によって推定されたコースごとの生存曲線を比較すると、多くのコースにおいて実際の放置傾向に沿った予測となっている。コース 13 においては放置時間が長い傾向がみられるにもかかわらず、予測では中間的な地域や放置が長い傾向を示す地域が多い。コース 13 はサンプル数が 28 と少ないことが主な要因として挙げられるが、商業施設の少ない地域を表現できる変数がコンビニエンスストアや車両であることから、それらが周辺に少ない地域の放置傾向については予測性能が低いことが考えられる。

バイクを対象とした分析については、分析対象となったバイクの台数が 99 台と少なくかったことから、予測性能が低く、自転車の分析と比べて少ない変数のモデルの方が AIC は小さくなりやすかったことが考えられる。リスクスコアによる放置時間の予測も自転車の場合の予測と比べて極端に小さな値になる範囲が広かった。

第8章 結論

8.1 研究の成果

本研究では、恵比寿駅周辺地域を対象に、機械学習による画像解析技術を、歩道上に放置あるいは駐輪された二輪車の検知に応用した。それにより、調査員の目視調査に頼らない、頻度の高い自動化された駐輪二輪車の調査が可能にすることを目指した。このような二輪車の放置台数に加え放置箇所、放置時間が簡単に調査できるシステムを構築し、この調査結果を用いることにより、地区内の歩道上に放置・駐輪された二輪車の時空間分布を推定することを可能にした。

恵比寿駅周辺の 17 のコースを選定し、歩道上に放置された放置二輪車の様子を撮影した。複数回撮影を行い、映像から同一の二輪車を見分けることで撮影された放置二輪車の放置箇所と放置時間を推定した。

画像解析の結果からは、昼間の調査で数回の撮影なら精度良く台数・箇所・放置時間を把握することができるが、長時間かつ夜間調査があると精度良く把握することが難しいことがわかった。また、バイクの精度は高くないことがわかった。

放置の終了を対象のイベントとして、観察開始から放置終了までの時間について生存時間解析によって分析を行った。ノンパラメトリック最尤推定法によって放置時間の分布を確認したところ、1 時間 30 分以内の放置が多いことがわかった。次に、放置箇所の周辺の施設や状況を説明変数として放置終了リスクを予測するモデルを構築した。予測モデルでは放置箇所周辺の小売店などの施設の利用時間と、放置時間の直接的な関係から放置時間を予測することはできなかったものの、商業施設が密集する地域は放置時間が短いなど、施設の立地状況と、放置時間との関係から予測することができた。放置禁止区域外の商業施設が少ないエリアは放置時間が長く、新たに放置禁止区域に指定することで放置の長い二輪車の数を減らせる可能性を示した。

これらの成果は、都市部における放置二輪車の放置時間と放置二輪車の利用目的の関係性を明らかにし、効率的な放置二輪車対策立案に資するものである。

8.2 今後の展望

調査について、より誤差の少ない手法を取り入れることで予測モデルの性能向上が見込める。放置箇所から二輪車利用者の目的地を推測が可能になると、予測性能が高く、解釈のしやすいモデルになると考えられる。そのためには、時間についてより細かく計測を行う調査と、より細かく位置情報を把握する GPS ロガーを用意して調査をやり直す必要がある。

また、夜間における放置自転車情報の把握を可能にすることや、放置時間が精度良く把握できるようにシステムの改良をする必要がある。

本研究では、調査をおよそ 1 時間 30 分ごとに行ったため、放置時間について 1 時間 30 分間隔で把握していたが、実際にはより短い放置時間についても把握することで駐輪場の料金施策などに活かしやすくなることが考えられる。調査間隔を短くするためには、調査コストや、調査範囲の観点から難しくなるため、調査対象の二輪車の台数や地域の範囲を絞って行う必要が

ある。

予測モデルについて、施設の立地状況と放置時間との関係を予測することが可能になったが、施設と放置時間との直接的な関係について分析することができなかったために対象地域以外の予測が可能になっていない可能性がある。具体的には、商業施設が多い地域は放置が短く、商業施設多いエリアを代表する施設として美容院やその他小売店があると考えたが、これは恵比寿駅周辺に限定した立地特性である可能性がある。そのため、対象地域を変えて同様の調査を行うことで様々な地域に対応した予測モデルの構築が可能になる可能性がある。

参考文献

1) 国土交通省.“自転車活用推進計画”.https://www.mlit.go.jp/road/bicycleuse/pdf/2plan.pdf,（参照　2025-1-18).
2) 国土交通省.“自転車駐車場の整備のあり方に関するガイドライン（第 2 版）”. https://www.mlit.go.jp/toshi/content/001611856.pdf,（参照　2025-2-1）
3) 渋谷区.“渋谷区自転車等駐車場の 整備と駐輪対策に関する方針”. https://files.city.shibuya.tokyo.jp/assets/12995aba8b194961be709ba879857f70/f3b4c48c539f4869b0419de67e8781ab/assets_kusei_000056630.pdf,（参照　2025-2-1）
4) 国土交通省. 技術調査：インフラ分野の dx. https://www.mlit.go.jp/tec/tec tk 000073.html. (参照 2024-1-30).
5) 日本道路協会. 道路システムの dx の推進. https://www.road.or.jp/event/pdf/20220825-1.pdf. (参照 2024-1-30).
6) 太田秀也：買物客等による放置自転車の実態及び対策に関する研究，Vol.41，No.2，p55-63，2018.
7) 吉田哲，大庭哲治：京都中心市街地における自転車放置場所の局所的特性の組合せと放置台数の関係，都市計画論文集，Vol.44.2，p49-57，2009.
8) 森重翔太，佐野可寸志，西内裕晶：自転車利用者の駐輪行動特性と住民の効用を考慮した路上駐輪撤去活動の評価，土木学会論文集 D3，Vol.70，No.5，I_849-I_858，2014
9) 梶田佳孝，外井哲志，佐々木友子：違法駐輪の撤去が駐輪行動の変化に及ぼす影響，土木学会論文集 D，Vol.66，No.2，p.137-146，2010.
10) 溝上章志，円山琢也：熊本市の市街地駐輪政策に対する利用者の評価と駐輪行動を内生化した駐輪容量の適正化モデル，都市計画論文集，Vol.50，No.3，p.676-683，2015.
11) 羽鳥剛史，三木谷智，藤井聡，福田大輔：大規模放置駐輪問題を対象としたコミュニケーション施策の効果検証：JR 東日本赤羽駅での取り組み，土木学会論文集 D3，Vol.67，No.5，I_967-I_977，2011.
12) 辻野正訓，白岩正三，橋本敬：駐輪状況の危険点数を考慮した放置自転車の調査手法の提案，運輸政策研究，Vol.16，No.2，p.14-21，2013.
13) 西田純二，土井勉，松本直也：パーソントリップ調査データを用いた自転車交通の実態把握に関する研究，日本都市計画学会関西支部研究発表会講演概要集，Vol.8，p.21-24，2010.
14) 今井龍一， 神谷大介， 山本雄平， 田中成典， 中原匡哉， 中畑光貴. 汎用的な深層学習器を用いた交通量調査手法に関する基礎的研究. 土木学会論文集 F3（土木情報学), Vol. 75， No. 2， pp.I 150‐I 159， 2019.
15) 岩崎洋一郎， 竹原洋志， 宮田俊彦， 倉本俊昌， 北島俊孝， 瀬戸口恵. 物体検出アルゴリズム YOLO を用いた交通量と車両走行軌跡の自動計測. 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集， Vol. 2018， pp. 307‐308， 2018.
16) 中島浩平， 岩崎洋一郎， 竹原洋志， 宮田俊彦， 倉本俊昌， 北島俊孝， 瀬戸口恵. 物体検出アルゴリズム YOLOv3 を用いた交通量と車両走行軌跡の自動計測. 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集， Vol. 2019， pp. 61‐62， 2019.
17) Temuulen Dulbadrakh， 鈴木雅人， 北越大輔， 西村亮. YOLO 及び MOT を用いた車種別交通量調査の自動化のための研究. 第 83 回全国大会講演論文集， 第 2021 巻， pp. 437‐438， mar 2021.
18) 中島健介， 佐久間尚紀， 中安淳也， 木谷友哉. 深層学習ベースの物体検出手法を用いて車載カメラ画像から交通環境内の二輪車を検出する際の学習モデルの構築方法による検出性能の変化. In Jxiv， No. 203， pp. 1‐8， November 2022.
19) 髙森真紀子， 大久保順一， 藤井純一郎. 都市空間での人流解析における深層学習の応用. AI・データサイエンス論文集， Vol. 2， No. J2， pp. 113‐120， 2021.
20) 今井龍一， 山本雄平， 姜文渊， 神谷大介， 中原匡哉， 安藤祐輝. 頭部に着目した歩行者交通量調査に関する研究. 土木学会論文集 F3（土木情報学)， Vol. 78， No. 2， pp. I

82‑I 92， 2022.
21) 森廉太朗， 中村健二. 物体検出技術を用いた日常点検の効率化に関する研究. 第 82 回全国大会講演論文集， 第 2020 巻， pp. 481‑482， feb 2020.
22) 石曽根奏子， 馬場哲晃， 渡邉英徳， 釜江常好. 視覚障害者の屋外移動支援に向けた物体検出データセットの基礎検討とプロトタイピング. Technical Report 9， 首都大学東京，首都大学東京， 東京大学， 東京大学/スタンフォード大学， aug 2018.
23) 徳丸拓希， 山口暢彦， 福田修， 奥村浩， ヨーウエンリアング. 物体検出を用いた自転車運転時の衝突予測システム. 日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集， Vol. 38， pp. 71‑76， 2022.
24) Clifford Anderson-Bergman：icenReg: Regression Models for Interval Censored Data in R，Journal of Statistical Software，Vol.81，Issue12，2017.
25) 国土地理院.“国土地理院ベクトルタイル提供実験”. https://maps.gsi.go.jp/development/vt_expt.html,（参照 2025-1-24）
26) 渋谷区.“放置自転車対策”. https://www.city.shibuya.tokyo.jp/kurashi/kotsu/chiiki-jitensha/hochi.html,（参照 2025-1-24）
27) JoRAS.“座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版（P1B08_2021 年 8 月）”. https://joras.csis.u-tokyo.ac.jp/dataset/?id=014000202100
28) SHIBUYA OPEN DATA.“公園一覧”.https://city-shibuya-data.opendata.arcgis.com/datasets/992a844b724d43f3a5fd39b30bce5d5c_0/explore，（参照 2025-1-30）

謝辞

本研究は、東京大学 CSIS 共同研究（No.1181）によるデータを活用した（利用データ：座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版（P1B08_2021 年 8 月）（ゼンリン提供））。

付録 A：恵比寿自転車駐輪オンライン調査結果

- 駐輪調査時に 750 部貼付して、オンライン調査への回答を依頼した。
- 40 件の回答が得られた。回収率は 5.3%だった。

1. 駐輪場所

明治通り（11)、JR 恵比寿駅東側（5)、恵比寿 GP（5)、駒沢通り南側（5）が多い。

2. 駐輪時刻

10 時台、14 時台が多い。

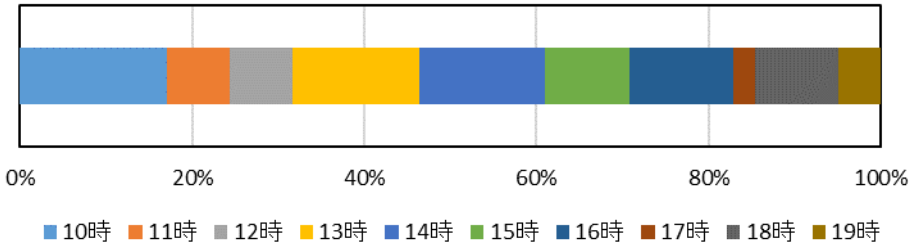


図 A-1　駐輪時刻の割合

3. 自宅郵便番号

渋谷区、港区が多い。

4. 出発地

自宅が多い。

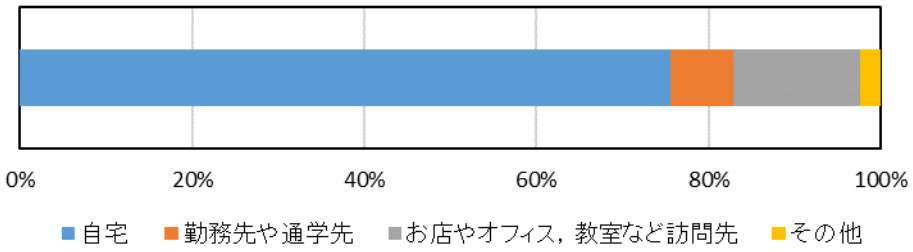


図 A-2　出発地の割合

5. 駐輪目的

買物や食事や娯楽など私用目的が多い。

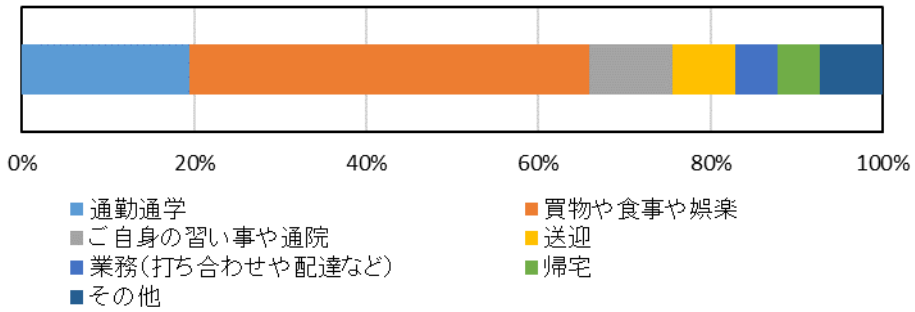


図 A-3　駐輪目的の割合

6. 駐輪時間

120 分以上が多い。

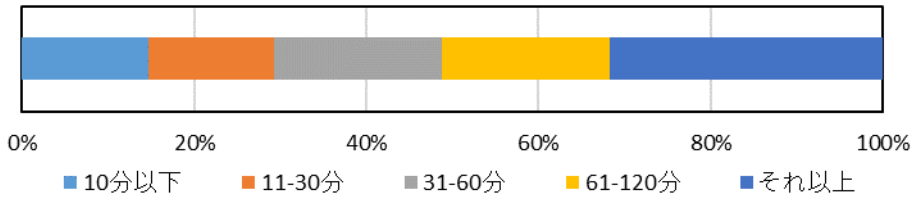


図 A-4　駐輪時間の割合

7. 駐輪後の目的地

自宅が多い。

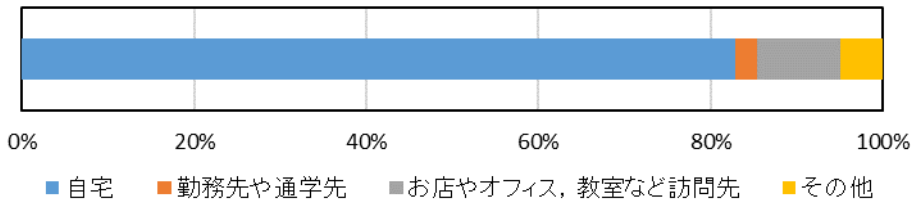


図 A-5　駐輪後の目的地の割合

8. 自由記述意見

- 止めるところ少ない
- 大きな商業施設や駅などにしか駐輪場がないため、個店が多い地区や商店街などにちょっと停められる場所があると助かります。
- 自転車置き場を増やして欲しい
- 綺麗な駐輪場が少ない。

- 車道が走りにくい。邪魔にならないように止めてるので、好きなところにとめさせてほしい
- 駐輪場が増えてほしい
- Bike lines are covered a lot, road conditions on bike line is rugged, free bike parking is impossible to find.
- 歩道への駐輪の取り締まりが安全面から取り締まりがされているのは理解できるものの、車道にも止められず、大変困っています。１ブロックに１箇所は区民駐輪スペースが欲しい。
- 自転車レンタルできる箇所が多いことはとても嬉しい。一方お店の前に駐輪できるととても助かる。
- 駅前に駐車したら撤去された。もっと駐輪場整備したり、止めやすい環境作って欲しい。
- 駐輪場が少ない
- 最近、電動モーター搭載で時速 50 キロ以上で走行するモーター自転車の道路交通法違反に危険を感じます。
- 自転車回収車が多すぎる。白枠引いて公的に止められる駐輪場を増やして欲しいです。
- 駅まわりの駐輪場がいつも満車で困ってます
- 自転車道を増やして欲しい
- 駐輪場は駅から少し離れているか、駅前は広すぎて、止めてから駅に戻るまでのタイムロスが大きくなかなか時間の余裕がない。駐輪場料金が高すぎる、無料で作って欲しい。
- 駅の西口から東口側へ線路をくぐるルートが無い。駅構内の「走行禁止」の床やポスターの表示が、「押して通行なら OK」なのかが歩行者にわかりづらく、自転車を押して通ると怪訝な顔をされる。正解がわからない。

付録 B：国際学会での発表報告

- 2023 年度自主調査のデータを使い、機械学習によって放置自転車の時空間分布を推定する手法を学会にて発表した。
  - Shoma Matsuda, Shintaro Terabe, Hideki Yaginuma, Yu Suzuki, Haruka Uno, “Identifying Bicycles Illegally Parked on Sidewalks Using Deep Learning-Based Object Detection”, Paper number: 25-01510, Transportation Research Board 104th Annual Meeting, January 5-9, 2025
- 上記には、以下の追加的分析（本研究の成果）の結果を含めた。
  - 2023 年度自主調査のデータにインスタンス・セグメンテーションを適用することにより、正解率は約 60%から約 73%に向上した。
  - 本年度調査のデータを使い夜間のデータを分析したところ、正解率は約 40%だった。
- 会議名：The 104th TRB (Transportation Research Board) Annual Meeting
  - 日程：2025 年 1 月 5-9 日
  - 開催地：米国　ワシントン DC
  - 発表日時：2025 年 1 月 6 日 1:30PM - 3:15PM
  - 発表セッション:New Frontiers in Artificial Intelligence Research in Transportation
  - 発表形式：ポスターセッション

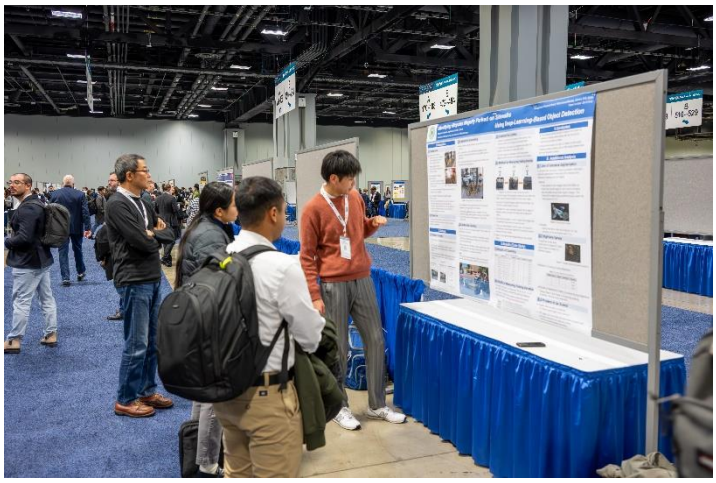


図 B-1　ポスター発表の様子

- ポスターを掲示して、来訪者に説明したり質問に答えたりした。寄せられた意見や質問と、それに対する回答は下記の通り。
  - 違法駐輪かどうかはどのように見分けるのか？　→法律的には所有者が近くにいない時点で違法駐輪である。ただし地方自治体はすぐに排除するわけではない。駅周辺を違法駐車禁止区域に指定して、地域内を重点的に見回って、告知を貼り、一定時間経過したら排除している。本研究では、周回調査をしているので、駐輪時間が推定できる。それによって違法駐輪かどうかがわかるような仕組み。
  - 何が違法なのか？　→歩道に放置することが違法。あるいは迷惑駐輪。

- 駐輪場は近くにないのか？　→駅近くに通勤通学者用（アクセス交通用）の駐輪場は整備されている。しかし、本研究の対象である、買い物客や何かの用事を済ます客は、そのような駅前の駐輪場に停めることはしない。買い物や用事を済ます目的地まで遠いため。店舗の前に 10-30 分くらい停めるのが、本研究が対象とする違法駐輪になっている。
- e スクーター（電動キックボード）は検知できるのか？　→できない。追加で学習させれば物体検知ができるようになる。
- e スクーターの放置は問題ではないのか？　→東京では e スクーターやシェア自転車の放置は問題になっていない。なぜならドックに返さないとレンタル料金が課金され続けるシステムであるため。ワシントン DC のシェアードマイクロモビリティ（e スクーターやシェア自転車など）はドックレスタイプでどこでも乗り捨て可能なため、いろいろな所に放置されている。それらが歩道や店舗前、バス停、自転車レーン等をブロックすると問題である。そのような問題は全くないわけではないが、歩道が広いため歩行者の邪魔になっている印象はない。美観を損ねていることは確かである。
- 機械学習による擬陽性の割合はどれくらいか？　もし高いとすると、違法でない自転車を違法であると誤認して除去してしまうので問題になるだろう。→別の調査回で検知した自転車が同一かどうかの判定において、本当は別の自転車なのに同じと判定（擬陽性と言えるか？）してしまい、長時間駐輪されていると判定され、除去対象になってしまうことが問題になるだろう。
- 今後はどのような方向で研究を進めるのか？　→夜間の調査では画像が暗いため、物体検知の精度が低くなることが問題なので、それを改善したい。

● 感想

- 違法駐輪という現象が、海外にはなかなかないため、何が問題なのか理解しづらいと思われる。
- e スクーター（電動キックボード）の放置は問題になっていることもあり、それと関連付けると伝わりやすい。

● 学会で発表されていた関連する研究は、以下の通り。

Analyzing Bicycle Riding Characteristics Based on Naturalistic Urban Drone Observations: Free Riding, Following Behavior, and Overtaking Maneuvers

都市ドローン観測に基づく自転車走行特性の分析： 自由走行，追従行動，追い越し行動

Alexander Kutsch, Technical University of Munich, Lisa Kessler, Technical University of Munich, Klaus Bogenberger, Technische Universitat Munchen

TRBAM-25-03568

非動力交通機関の道路利用者の割合が増加しているにもかかわらず、モデリングや計画の洞察に関して、まだ十分に研究されていない点がいくつかある。シミュレーションモデルにおける自転車利用者の行動は、現実の走行様式と異なることが多い。現実的なパラメータを特定するためには、これらの問題に対処できる強固なデータベースが必要である。先進的なデータ収集手法によって、非動力交通機関の道路利用者の個々の軌跡を追跡し、その行動を分

析することができる。そして、これを利用して既存のモデリング・アプローチを発展させ、さらなる洞察を得ることができる。この研究では、都市部における自転車利用者のさまざまな走行パラメータの分析を紹介する。ミュンヘン市内でドローン群が収集した軌跡データセットを用いて、信号停止後の加速挙動、追従シナリオ、自由走行、追い越し行動を調査した。既存の研究との比較では、自転車利用者間の大きな異質性にもかかわらず、速度、車頭間隔、離隔といった全体的な次元は類似していることがわかった。さらに、特に、これまでのデータでは判断が困難であった、異なるパラメータの経時的変化に関する洞察を得ることができた。したがって、この研究は、自転車利用者の行動の共通理解に貢献し、モデリング・アプローチの基礎に新たな部分を加えるものである。
ドイツでは都市上空であっても軽いドローンは飛ばせるとのこと。

Micromobility Safety Challenges: A Study on Drivers Overtaking Bicycles and E-Scooters According to Road Conditions and Cross-Modal Experience
マイクロモビリティの安全性への挑戦： 道路状況とクロスモーダル経験による自転車と E スクーターの追い越しに関する研究
Hyunchul Park， Korea Advanced Institute of Science and Technology， Taeho Oh， Korea Advanced Institute of Science and Technology， Jaehyuck Lim， Korea Advanced Institute of Science and Technology， Inhi Kim， Korea Advanced Institute of Science and Technology
TRBAM-25-00717
この研究は、都市交通における喫緊の安全課題である、自動車と e スクーターや自転車のようなマイクロモビリティ利用者との相互作用を扱っている。クロスモーダル経験（CME; Cross-Modal Experience）と道路状況がドライバーの行動にどのような影響を与えるかを調べることで、この研究は道路空間で共存する際の安全性を向上させるための実践的な洞察を提供している。 この研究結果は、都市計画立案者、政策立案者、交通専門家にとって直接的な意味を持ち、教育プログラムやインフラ整備のためのエビデンスに基づく提言を提供するものである。 これらの貢献は、より安全で、より包括的な都市モビリティ環境を育む戦略の指針となり、持続可能で公平な交通システムという広範な目標に合致する。
6 軸ドライビングシミュレータを使って、運転行動や視線を計測。被験者数 30 名。被験者に自動車を運転させ、自転車と e スクーターを追い越させる。道路は通常と貧弱（追い越し車両との距離が短い）状態で比較した。
本研究は、クロスモーダル経験がマイクロモビリティ車両に対するドライバーの追い越し行動を向上させ、特に横方向のクリアランスを拡大し、e スクーターや自転車利用者の安全性を向上させることを示している。 また、路面状況が悪いと、横方向のクリアランスが大きくなり、視線固定の回数が増えることから、ドライバーは困難な状況下でリスクを軽減するために行動を調整していることがわかる。 これらの知見は、ドライバー教育と道路インフラ整備の必要性を強調している。

Bikeshare Station Location Optimization Leveraging Ridership Dynamics
自転車共同利用拠点の配置最適化は利用動向を活性化する
Ghazaleh Mohseni Hosseinabadi， York University， Mehdi Nourinejad， York University， Peter Park， York University
TRBAM-25-04911
本研究では、空間的に分布する需要と起終点パターンに基づいて、連続するサービス地域内の駅位置を戦略的に調整することにより、利用率を最大化するように設計された連続体近似モデルを紹介する。主にカバー率に焦点を当てた従来のアプローチとは異なり、我々の手法は利用率を優先し、ネットワークの効率を高める最適に近い解を提供する。数値実験により、連続体近似アルゴリズムの有効性と、より大規模なシナリオや多様な空間需要パターンへの適応能力を実証し、現実世界の複雑な状況への適用性を確認した。連続体近似モデルの革新的な手法と頑健な性能により、本発表は、バイクシェアリング・ネットワークの推進と都市交通の最適化に大いに役立つものとなっている。
具体的な地域は想定しておらず、数値計算にとどまっている。

Do Only Cyclists Support Cycling?: A Case Study of Montreal
自転車利用者だけが自転車利用を支持しているのか？　モントリオールの事例
Jerome Laviolette， McGill University， Zahra Zarabi， University of Oxford， Lexi Kinman， McGill University， Kevin Manaugh， McGill University， Owen Waygood， Polytechnique Montreal Departement des Genies Civil Geologique et des Mines
TRBAM-25-05477
駐車場であれ車線であれ、自動車から空間を再配分する新しい自転車交通用基盤を導入することは、反対に遭遇する可能性がある。カナダのモントリオールで実施された意識調査（n = 1188）は、近隣の路上駐車や車線の撤去によって、保護された自転車用車線を導入することに対する回答者の認識を評価することを目的としている。二変量分析と順序ロジスティック回帰を用いて、社会人口統計学的要因、交通手段の所有（自動車、自転車、交通機関の定期利用、自宅駐車場の手配）、周辺環境の特徴、人々の現在の自転車変化段階（Stage-of-Change）が、1）自転車用車線はより多くの人々が自転車に乗るのに役立つという彼らの信念、2）路上駐車の撤去による自転車用車線の拡大に対する彼らの支持にどのように影響するかを調査している。回答者の大多数（69%）が前者に同意している一方で、後者に同意しているのは少数派（38%）であり、反自転車（“Bikelash”）の多くは自動車の優位性に反対して発生していることが確認された。車の所有は、自転車利用者の間でさえも、両方の意見に対する低い支持と関連している。自転車変化段階の高い人々は、まだ自転車に乗っていなくても、両方の意見に賛成する傾向がある。このことから、コミュニケーション戦略は自動車所有者をターゲットとし、自転車用車線の改善における潜在的なメリットを強調するようなフレームを設定すべきであることが示唆される。人々の自転車利用に対する行動を変えることが最終的な目標ではあるが、ここで採用された変化段階アプローチは、自転車交通用基盤拡充への支持を高める

には、自転車利用意向を高めることだけで十分であることを示唆している。

Exploration of Conflict Patterns of Bicycle Based on Different Infrastructures Under Connected and Automated Environments

コネクテッド環境と自動運転環境下における、異なるインフラに基づく自転車のコンフリクトパターンの探索

Donghee Oh, No Organization, Geunhwi Park, Hanyang University, Yeji Sung, Hanyang University, Ansan, Seunghwan Kim, No Organization, Juneyoung Park, Hanyang University

TRBAM-25-06277

この研究では、混在交通環境における自転車、手動運転車、自律走行車の重要な相互作用を取り上げる。 この研究は、最適なインフラ設計と安全対策に関する貴重な洞察を提供するものであり、エコモビリティ・マネジメントを推進し、カーボンニュートラルな交通政策を推進することを目指す専門家にとって、大いに関連するものである。道路網や信号制御は韓国金浦市を想定しているが、PTV VISSIM によるマイクロシミュレーションで、様々な条件を変えて計算した。研究結果は、最適な自転車通行方法が交通状況や自動運転車の市場普及率によって大きく異なることを示している。 インフラの観点からは、優先信号付きの自転車ボックス（交差点の停止線直近の自転車停車空間）は交通量が多い場合に最も効果的であり、フックターン（二段階右折）や狭い車線は交通量が少ない場合（50 人/時以下）に適している。 優先信号の導入は、安全性と運行効率の両面で大幅な改善を示している。

図 B-2 発表に用いたポスター

Identifying Bicycles Illegally Parked on Sidewalks Using Deep-Learning-Based Object Detection

Matsuda S., Terabe S., Yaginuma H., Suzuki Y., Uno H.
Department of Civil Engineering, Tokyo University of Science, Japan

Transportation Research Board 104th Annual Meeting, January 5-9, 2025
Paper number: 25-01510

1.Introduction

1.1 Background

- Bicycle Parking Problems
  - Parking bicycles on sidewalks outside designated parking areas is illegal in Japan.
  - Illegally parked bicycles impede traffic and degrade the urban landscape.
- Current Situation of Illegally Parked Bicycles
  - The number of long-term illegal parking of bicycles by commuters has decreased.
  - The number of short-term illegally parked bicycles by shoppers has increased.
- Current Situation of Measures Against Illegally Parked Bicycles
  - Many local governments only survey the **number** of illegally parked bicycles around train stations. They lack detailed information on the **locations** and **durations** of these bicycles, making it difficult to implement effective measures.

Figure 1. Illegally parked bicycles

1.2 Objective

To develop a method that can easily survey the number, locations, and parking durations of bicycles illegally parked on sidewalks.

2.Methods

2.1 Method Overview

1. Record videos of sidewalks at various times during the day.
2. Use YOLOv8x and ByteTrack to perform object detection and multiple object tracking on the recorded videos.
3. Analyze the results to identify illegally parked bicycles and determine their number, locations, and parking durations.

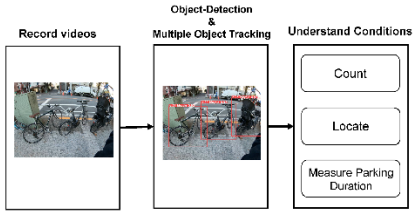


Figure 2. Flowchart of the method

2.2 Method for Recording

- Record videos multiple times during different times of the day.
- The surveyor (i.e., the cameraman) walks on the sidewalk in the same direction as the traffic lane on their side.
- The surveyor walks near the guardrail and films the sidewalk near the guardrail.

Figure 3. Filming angle of the recorded video

- The sidewalk on the opposite side of the surveyor appears in the upper part of the frame.
- In the video, stationary bicycles appear to move from left to right, while bicycles traveling in the traffic lane on the surveyor's side appear to move from right to left.

2.3 Method for Counting

Bicycles are counted as illegally parked if they meet the following two conditions.

- At the moment of bicycle detection, the bottom edge of the bicycle's Bouding Box (BBox) is in the bottom half of the video frame.
- The x-coordinate of the BBox center passes from left to right across the counting line (set at the center of the x-coordinate) in consecutive frames.

Note:
"The moment of bicycle detection" refers to the moment when the width of the bicycle's BBOX is at its maximum.

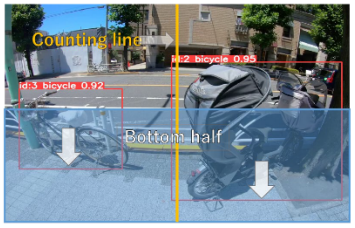


Figure 4. The method for counting illegally parked bicycles

2.4 Method for Locating

1. Obtain the latitude and longitude of the starting and ending points of the survey using Google Maps.
2. Divide the survey route into segments and obtain the location information for each video frame.
3. Link the location information of the frames where illegally parked bicycles are detected to each bicycle.

2.5 Method for Measuring Parking Duration

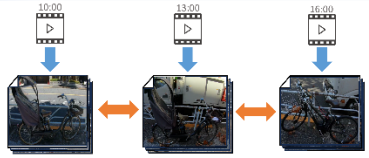


Figure 5. The method for measuring parking duration

1. Crop the image of the illegally parked bicycle within the BBox at the moment of detection from each video.
2. Input each cropped illegally parked bicycle image into VGG16 to obtain feature vectors.
3. Calculate the cosine similarity between the images of illegally parked bicycles from early and subsequent videos.
4. If the cosine similarity is 0.65 or higher, the images are considered to represent the same bicycle.
5. If they are determined to be the same, the bicycle is considered to have been parked for the entire duration between the two videos.
6. Steps 1-5 are performed sequentially on the earliest videos.

3.Results (Case Study)

3.3 Results of Counting

Table 1. Counting Results

Route	Date/Time	Weather	Actual	Estimated	Accuracy
1	September 21 AM 11:03-11:04	Cloudy	10	11	110%
2	September 21 AM 11:07-11:11	Cloudy	14	14	100%
3	September 21 AM 11:29-11:35	Rainy	23	22	96%
4	September 21 AM 11:44-11:50	Rainy	20	20	100%
5	September 21 AM 11:58-12:01	Rainy	17	17	100%
6	August 2 AM 11:24-11:24	Sunny	12	12	100%
7	September 21 AM 11:40-11:42	Cloudy	21	21	100%
6	December 7 AM 10:32-10:33	Sunny	19	19	100%
6	December 7 PM 1:14-1:14	Sunny	21	21	100%
6	December 7 PM 3:20-3:21	Sunny	22	22	100%

3.5 Results of Measuring Parking Duration

The video on Route 6 on December 7th at 10:32, 13:14, and 15:20 was used to estimate the parking durations.

As a result, 18 out of 30 bicycles showed the correct parking durations, yielding an **accuracy of 60%.**

Table 2. Number of Bicycles by Parking Duration

Duration	10:32	13:14	10:32-13:14	10:32-15:20	13:14-15:20	Total
Actual	9	8	2	8	3	30
Estimated	7	8	3	11	2	31

4.Conclusion

- The developed method was able to measure the number and locations of illegally parked bicycles with high accuracy by segmenting the video recordings.
- Though the accuracy is not high, our method can still roughly measure parking durations, such as differentiating between short-term and long-term durations.

5. Additional Analysis

5.1 Use of Instance Segmentation

To improve the accuracy of parking duration estimation, instance segmentation was utilized to minimize the influence of background in images.

- Method
  - It was applied to the images within the BBox to extract the bicycle regions, and cosine similarity was calculated using these region images. The threshold for determining whether bicycles were the same was set to 0.70.

Figure 6. Bicycle region images

- Results
  - Using the same video as in Section 3.4, the accuracy of the estimation was 73.3%.

5.2 Nighttime Survey

A nighttime survey was conducted on August 21, 2024, using videos recorded at a different location.

Figure 7. Illegally parked bicycle at nighttime

- Results of Counting During Nighttime

Table 3. Counting Results During Nighttime

Video number	Actual	Estimated	Accuracy
1	11	7	63.6%
2	10	3	30.0%
3	7	6	85.7%

- Results of Measuring Parking Duration During Nighttime

  Using Video 1 and Video 3 to estimate parking durations, the accuracy was **40%**.

5.3 Problem to be Solved

- Images taken at night are blurred.
  → Is there a good night vision camera?
- GPS loggers are inaccurate and sometimes cannot even distinguish between two sides of a street.
  → More accurate location recording

[1]国土交通省.“自転車活用推進計画”.https://www.mlit.go.jp/road/bicycleuse/pdf/2plan.pdf,（参照　2025-1-18).

[2] 国土交通省.“自転車駐車場の整備のあり方に関するガイドライン（第 2 版)”. https://www.mlit.go.jp/toshi/content/001611856.pdf,（参照　2025-1-18）

[3] 渋谷区.“渋谷区自転車等駐車場の 整備と駐輪対策に関する方針”.https://files.city.shibuya.tokyo.jp/assets/12995aba8b194961be709ba879857f70/f3b4c48c539f4869b0419de67e8781ab/assets_kusei_000056630.pdf,（参照　2025-1-19）

[4] 国土交通省. 技術調査：インフラ分野の dx. https://www.mlit.go.jp/tec/tec tk 000073.html. (参照 2024-1-30).

[5] 日本道路協会. 道路システムの dx の推進. https://www.road.or.jp/event/pdf/20220825-1.pdf. (参照 2024-1-30).

[6] 太田秀也：買物客等による放置自転車の実態及び対策に関する研究，Vol.41，No.2，p55-63，2018.

[7] 吉田哲，大庭哲治：京都中心市街地における自転車放置場所の局所的特性の組合せと放置台数の関係，都市計画論文集，Vol.44.2，p49-57，2009.

[8] 森重翔太，佐野可寸志，西内裕晶：自転車利用者の駐輪行動特性と住民の効用を考慮した路上駐輪撤去活動の評価，土木学会論文集 D3，Vol.70，No.5，I_849-I_858，2014

[9] 梶田佳孝，外井哲志，佐々木友子：違法駐輪の撤去が駐輪行動の変化に及ぼす影響，土木学会論文集 D，Vol.66，No.2，p.137-146，2010.

[10] 溝上章志，円山琢也：熊本市の市街地駐輪政策に対する利用者の評価と駐輪行動を内生化した駐輪容量の適正化モデル，都市計画論文集，Vol.50，No.3，p.676-683，2015.

[11] 羽鳥剛史，三木谷智，藤井聡，福田大輔：大規模放置駐輪問題を対象としたコミュニケーション施策の効果検証 : JR 東日本赤羽駅での取り組み, 土木学会論文集 D3, Vol.67, No.5, I_967-I_977，2011.

[12] 辻野正訓，白岩正三，橋本敬：駐輪状況の危険点数を考慮した放置自転車の調査手法の提案，運輸政策研究，Vol.16，No.2，p.14-21，2013.

[13] 西田純二，土井勉，松本直也：パーソントリップ調査データを用いた自転車交通の実態把握に関する研究，日本都市計画学会関西支部研究発表会講演概要集，Vol.8，p.21-24，2010.

[14] 今井龍一， 神谷大介， 山本雄平， 田中成典， 中原匡哉， 中畑光貴. 汎用的な深層学習器を用いた交通量調査手法に関する基礎的研究. 土木学会論文集 F3（土木情報学)， Vol. 75， No. 2， pp.I 150–I 159， 2019.

[15] 岩崎洋一郎， 竹原洋志， 宮田俊彦， 倉本俊昌， 北島俊孝， 瀬戸口恵. 物体検出アルゴリズム YOLO を用いた交通量と車両走行軌跡の自動計測. 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集， Vol. 2018， pp. 307‐308， 2018.

[16] 中島浩平， 岩崎洋一郎， 竹原洋志， 宮田俊彦， 倉本俊昌， 北島俊孝， 瀬戸口恵. 物体検出アルゴリズム YOLOv3 を用いた交通量と車両走行軌跡の自動計測. 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集， Vol. 2019， pp. 61‐62， 2019.

[17] Temuulen Dulbadrakh， 鈴木雅人， 北越大輔， 西村亮. YOLO 及び MOT を用いた車種別交通量調査の自動化のための研究. 第 83 回全国大会講演論文集， 第 2021 巻， pp. 437‐438， mar 2021.

[18] 中島健介， 佐久間尚紀， 中安淳也， 木谷友哉. 深層学習ベースの物体検出手法を用いて車載カメラ画像から交通環境内の二輪車を検出する際の学習モデルの構築方法による検出性能の変化. In Jxiv， No. 203， pp. 1‐8， November 2022.

[19] 髙森真紀子， 大久保順一， 藤井純一郎. 都市空間での人流解析における深層学習の応用. AI・データサイエンス論文集， Vol. 2， No. J2， pp. 113‐120， 2021.

[20] 今井龍一， 山本雄平， 姜文渊， 神谷大介， 中原匡哉， 安藤祐輝. 頭部に着目した歩行者交通量調査に関する研究. 土木学会論文集 F3（土木情報学)， Vol. 78， No. 2， pp. I 82‐I 92， 2022.

[21] 森廉太朗， 中村健二. 物体検出技術を用いた日常点検の効率化に関する研究. 第 82 回全国大会講演論文集， 第 2020 巻， pp. 481‐482， feb 2020.

[22] 石曽根奏子， 馬場哲晃， 渡邉英徳， 釜江常好. 視覚障害者の屋外移動支援に向けた物体検出データセットの基礎検討とプロトタイピング. Technical Report 9， 首都大学東京， 首都大学東京， 東京大学， 東京大学/スタンフォード大学， aug 2018.

[23] 徳丸拓希， 山口暢彦， 福田修， 奥村浩， ヨーウエンリアング. 物体検出を用いた自転車運転時の衝突予測システム. 日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集， Vol. 38， pp. 71‐76， 2022.

[24] Clifford Anderson-Bergman：icenReg: Regression Models for Interval Censored Data in R，Journal of Statistical Software，Vol.81，Issue12，2017.

[25] 国土地理院.“国土地理院ベクトルタイル提供実験”. https://maps.gsi.go.jp/development/vt_expt.html,（参照 2025-1-24）

[26] 渋谷区.“放置自転車対策”.https://www.city.shibuya.tokyo.jp/kurashi/kotsu/chiiki-jitensha/hochi.html,（参照 2025-1-24）

[27] JoRAS.“座標付き電話帳 DB テレポイント 法人版（P1B08_2021 年 8 月)”. https://joras.csis.u-tokyo.ac.jp/dataset/?id=014000202100

[28] SHIBUYA OPEN DATA.“公園一覧”.https://city-shibuya-data.opendata.arcgis.com/datasets/992a844b724d43f3a5fd39b30bce5d5c_0/explore,（参照 2025-1-30）