

駅徒歩圏域における歩行者人流と路線価の関連性

The association between pedestrian flows and roadside land prices within station catchment areas

長谷川 大輔*, 嚴 先鏞**
Daisuke Hasegawa*, Sunyong Eom**

Understanding how pedestrian activity relates to urban economic value is critical in the context of increasing emphasis on walkable city planning. This study aims to examine the association between pedestrian flows and roadside land prices within railway station catchment areas and to clarify differences across land-use types. Using large-scale mobile phone-based mobility data, we reconstruct walking trajectories and estimate pedestrian volumes at the road-link level, which are then integrated with roadside land prices for analysis. The results are as follows. First, pedestrian flows show a positive relationship with roadside land prices in both commercial and residential areas. Second, in commercial areas, the positive relationship strengthens nonlinearly as pedestrian flows increase. Third, in residential areas, the positive relationship diminishes as flow intensity increases, suggesting a diminishing positive association at higher flow levels. Fourth, the relationship between pedestrian flows and roadside land prices varies depending on spatial conditions, suggesting that the economic value of walkability is not uniform but context-dependent.

Keywords: pedestrian flows, roadside land prices, station catchment areas, walkability, large-scale mobility data

歩行者流動, 路線価, 駅徒歩圏域, ウォーカビリティ, 大規模人流データ

1. はじめに

近年, 都市計画分野においては「ウォーカブル (walkable)」な都市空間の実現が世界的な潮流となっている。歩行行動の促進は, 自動車依存の低減を通じた環境負荷の軽減だけでなく, 身体活動の増加による公衆衛生の改善にもつながることから, その重要性は高まっている。我が国においても, 国土交通省が 2019 年より開始した「ウォーカブル推進都市」として, 2026 年 3 月時点には 132 市区町村でウォーカブルな区域の設定がなされている¹⁾。特に, 鉄道の交通分担率が高い首都圏の都市においては駅周辺での区域設定²⁾が進められている。ウォーカブルな都市環境を評価する指標としては, 5Ds の考え方が広く知られている³⁾。これらは, 人口や施設の集積 (Density), 土地利用の多様性 (Diversity), 街路構造や都市デザイン (Design), 目的地への到達可能性 (Destination accessibility), 公共交通への近接性 (Distance to transit) といった観点から, 歩行行動を規定する空間要因を体系的に整理したものであり, 歩行者の量や滞在者数, 滞在時間への影響⁴⁾, ひいては生活の質との関係⁵⁾が議論されるなど, 多くの実証研究において有効性が示されている。

また, ウォーカブルな空間で生み出される歩行者の賑わいは, 都市の経済的価値を生み出すと指摘されている⁶⁾⁷⁾。Walkable City の先駆けとされるスペイン・バルセロナでは, グリッド状の道路の内部の街区を歩行者空間化するスーパーブロックプロジェクトが実施され, Yoshimura らは周辺飲食店の売り上げの向上を報告している⁸⁾。Bartholomew and Ewing も同様に歩きやすい環境・混合土地利用・公共交通アクセスを満たす地域は不動産価格が高い傾向にあることを示している一方, その効果は土地利用や密度水準によって異なると論じている⁹⁾。特に住宅地においては, 防犯

性や静穏性といった居住環境の質が重視されるため, 過度な人流は騒音や混雑を通じて負の影響を及ぼす可能性があり⁹⁾, Kim らはアクセシビリティが価格に正に関連する一方で, 人口密度や交差点密度は価格帯によって負にもなりうることを示している¹⁰⁾。以上より, 人流と不動産価値の関係は用途によって異なることが示唆される。

そこで本研究では, ウォーカブルな都市環境の形成において重要となる歩行者人流に着目し, 鉄道駅周辺を対象として, 人流と不動産価値との関係を土地利用別に明らかにすることを目的とする。特に, 住宅地および商業・工業系用途を対象として, 徒歩圏における駅からの人流の多寡と路線価がどのように関連するかを分析し, 徒歩圏の広がりをもたらす不動産価値の差異について検討する。そのために, 徒歩移動軌跡から道路ネットワークへのマップマッチングを実施することでリンク単位の通行量を算出する。また, 固定資産税路線価を被説明変数として, 各種地理情報, および人流と路線価との非線形な関係や道路幅員との交互作用を考慮したヘドニック分析により, 不動産価値との関係を定量的に評価する。

本研究の新規性は, 第一に, 高い時空間解像度を有する人流データと路線価データ, 各種地理情報データを統合し, 街路レベル (道路リンク単位) の空間解像度で人流と不動産価値の関係を分析している点にある。従来研究が都市レベルや地区レベルでの walkability 指標の検証にとどまることが多かったのに対し, 本研究は実際の歩行軌跡に基づいて, 人流と不動産価値の関係をよりミクロに捉えている。第二に, 人流の多寡だけでなく, その非線形性および道路幅員との交互作用を考慮することで, 土地利用別に人流と路線価の関係の違いについて明らかにしている点に特徴がある。

* 正会員・東京大学不動産イノベーション研究センター (The University of Tokyo)

** 正会員・漢陽大学都市大学院 (Hanyang University)

2. 歩行者通行量の計測

2.1 対象地域と人流データ

本研究の計測対象の駅は JR 中央線の東中野駅から高尾駅の 20 駅とした。対象の選定理由としては、JR 中央線は都市から郊外までをほぼ直線的に結ぶ路線であり、駅周辺に商業地と住宅地がどちらも含まれるためである。また、東中野駅より東側の都心 5 区（千代田区、中央区、港区、渋谷区、新宿区）は駅の密度が高く、本研究で議論の中心となる徒歩 15 分圏内に複数の駅が含まれてしまい、単独駅での駅徒歩圏域の広がりについての評価・議論が難しい。そのため東中野駅から西側の駅を対象とした。

使用したデータを表 1 に示す。人流データとして、本研究ではジオテクノロジーズ株式会社の Geo-People データを用いる。これは、スマートフォンのアプリ「トリマ」利用者の測位ログから得られる約 1 分毎の点列データであり、ユーザー ID、日時、緯度経度、測位精度等の情報が含まれる⁽¹⁾。本研究では 2024 年 5 月 1 日～31 日において、対象駅の 2km 圏内に 1 点でも存在するユーザー ID を対象とする。分析の対象となったユーザー ID は約 48.8 万件であり、処理されたポイント数は約 1.97 億点である。なお、測位誤差による誤判定を抑えるため、角南ら(2025)⁽¹⁾における処理と同様に、GPS 精度 50m 以下のポイントデータを抽出した。

2.2 徒歩軌跡ラインの作成

駅に起因する徒歩移動軌跡データを作成する手順を図 1 に記載する。最初に集計範囲を定める駅ポリゴンを作成する。集計対象駅のプラットフォームライン、出入口ポイントの 50m バッファをディゾルブしたポリゴンを作成し、最大面積となるものを駅ポリゴンとする。次に、駅ポリゴンの 2km 圏内に存在するポイントのユーザー ID ごとに時系列順に接続した駅別軌跡ラインを作成する。作成された軌跡ラインは駅周辺を経由するすべての移動が含まれており、ここから駅を起終点とする徒歩移動を抽出する。まずは駅別軌跡ラインを 3 つの条件で分割する。具体的には駅ポリゴンへの侵入・退出地点、滞在を開始した地点、2 点間の時間差が 20 分以上ある点間である。なお、滞在は Zheng(2015)⁽²⁾に準じ 20 分の移動距離が 50m 以内であった状態とした。このうち、駅への侵入・退出ラインかつ点間の最高速度が時速 8km 以下であるものを徒歩軌跡ラインと見なし、全軌跡ラインから抽出する。抽出された徒歩軌跡ラインは約 10.6 万ユーザー分の 82.8 万トリップである。

図 2 に対象地域全体、および中野・三鷹・立川駅周辺を拡大した駅ポリゴン、徒歩軌跡ラインを示す。駅を中心として、道路に沿って軌跡が作成されている様子が確認できるだけでなく、立川駅北西側の昭和記念公園内や三鷹駅南東にある井の頭公園など、敷地内についても移動軌跡が観

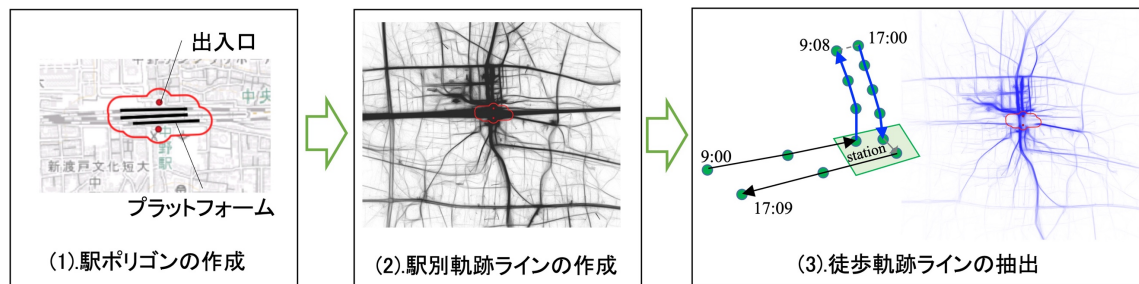


図 1 徒歩軌跡ラインの作成手順

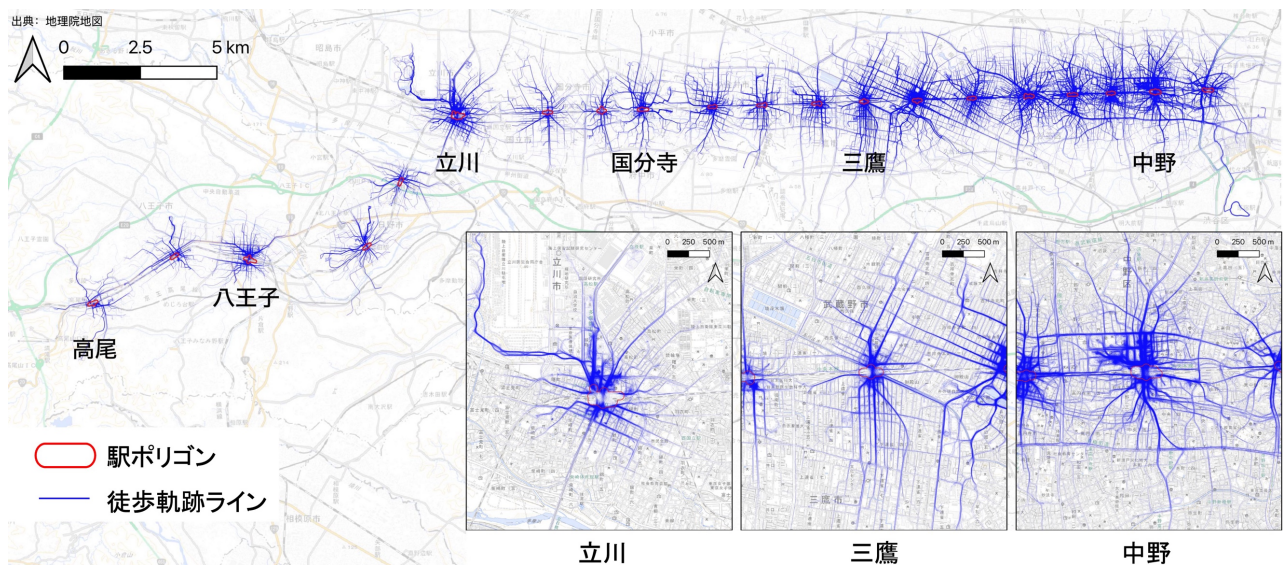


図 2 徒歩軌跡ライン

測されていることがわかる。

2.3 道路リンク単位での通行量集計

作成した歩行者軌跡より道路データ内のリンク別に通行量を集計する。そのために、マップマッチングによる通行経路の特定を行う。取得した道路データについて、道路ラインをエッジ、端点をノードとし、有向グラフで構成される道路ネットワークに変換する。このとき各道路ラインの LineString を逆転させ、端点のノードペアを逆とした逆方向エッジも作成する。

本研究では、Hidden Markov Model に基づくマップマッチング手法である Fast Map Matching (FMM)¹³⁾を用いた。この手法は測位点と道路ネットワークとの整合性を確率的に評価することで、最も尤もらしい経路を推定する。具体的には、測位点の位置誤差が正規分布に従うと仮定し、測位点に最も近接する道路リンクが高いとした観測確率を定義する。また、連続する測位点間については、ネットワーク上の最短経路距離と直線距離の差が小さいほど高くなるよう遷移確率を評価する。そして、動的計画法によって観測確率と遷移確率を最大化する最尤の道路リンク経路を Viterbi アルゴリズムによって求める¹⁴⁾。図3は中野駅周辺でのマップマッチング結果のうち、経路長が500m以上となった15経路を示したものである。GPS測位点と推定経路ラインは色で対応しており、GPS測位点と推定経路が極



図3 マップマッチング結果

端に乖離していないことがわかる。なお、推定経路とGPS観測点との最短距離によって位置的整合性を検証した結果、本研究における道路リンク単位の通行量集計に用いる上で、十分な位置的整合性を有することを確認した¹⁵⁾。

このように作成した経路から、通過したユーザーの重複を除いた通行量を、駅出入口から1200m以内を集計範囲として、その範囲内の道路リンク単位で集計する。1200m以内の道路に限定した理由としては、この距離は分速80mとした時の徒歩15分圏の範囲に相当し、駅からの徒歩での移動が想定される範囲内である。また、分析対象の駅の影響を適切に捉えるためには、過度に広い範囲とすると、例えば中央線の北部を走る西武新宿線など、他路線の影響が強まり、純粋な駅徒歩圏域の効果を計測できない恐れがあるためである。

図4は通行量を商業・工業系用途（近隣商業地域、商業地域、準工業地域、工業地域、工業専用地域）と住宅系用途（第一種・第二種低層住居専用地域、第一種・第二種中高層専用地域、第一種・第二種住居地域、準住居地域）の用途地域を基に分類し、通行量の数値のヒストグラムと

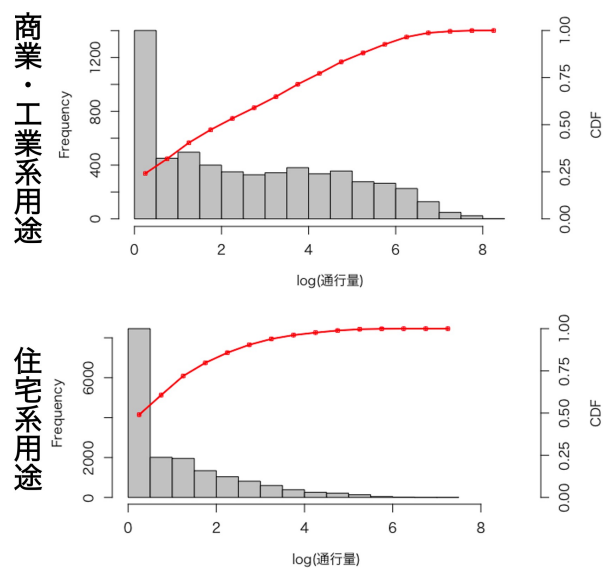
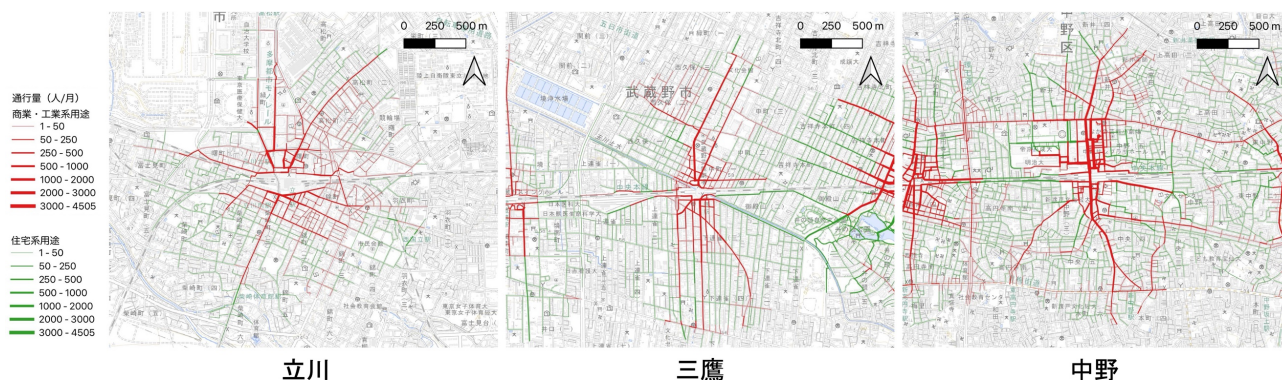


図4 通行量のヒストグラムと累積分布



立川

三鷹

中野

図5 道路リンク別歩行者数

累積分布を示した結果である。なお、用途地域属性は東京都各道路リンクと最も交差長の長い用途地域ポリゴンの情報を付与した。これを見ると、いずれの用途においても分布は低い通行量の領域に集中し、右裾の長い分布形状を示している点は共通している。一方で、累積分布の立ち上がりは住宅系用途の方が急であり、比較的低い通行量の範囲に観測が集中していることが確認される。

図5は中野・三鷹・立川駅における通行量の空間的分布を地図に表したものである。ここからも、通行量の多い道路は駅周辺の商業・工業系用途であることが確認できる。一方、住宅系用途についても、例えば中野駅北東側の商業用途の道路から連続している道路や、三鷹駅南東側にある井の頭公園周辺の道路など、集客施設への道中においては人流が多くなる道路があることが確認された。このように、時空間的に高解像度な移動軌跡データを用いることで道路単位での通行量計測が可能となる。そのため、本研究では同様の空間スケールである路線価情報を対象にしたヘドニック分析を行い、人流と不動産価値との関係について議論する。

3. 路線価を対象としたヘドニック分析

3.1 変数選択

固定資産税路線価は近傍の公示価格・地価調査を基準として、住宅の取引価格、商業施設のテナント賃料相場からなる実勢価格の50～90%となるように鑑定される。実勢価格は投機活動などの影響を受けるために変動が大きく、評価額を安定させるために調整されているためである。このように一定の乖離はあるものの、固定資産税路線価には住宅・商業施設の実勢価格が考慮されていると言える。そこで本研究では、ヘドニック分析の既往研究¹⁴⁾¹⁵⁾を参考に、路線価との関係が想定される要因のうち、分析単位となる道路リンク単位で対象地域全体において取得可能な変数を選定した。具体的には、駅・都心へのアクセス性を表す土地条件、道路条件・土地利用規制を表す空間特性、施設・人口集積を表す周辺環境、および本研究の主たる関心である人流に大別して10変数を設定した。それらの作成に利用したデータおよび出典は表1に示す。

被説明変数である固定資産税路線価は、路線価のLineStringの中点が最も近い道路リンクを紐づけ、その対数変換した値を用いた。なお、複数の路線価が紐づく道路リ

表1 データ出典

種類	出典
人流	株式会社ジオテクノロジーズ Geo-People データ 東京都 2024/5/1～5/31
路線価	一般財団法人資産評価センター 固定資産税路線価 2024 年度
駅プラットフォーム	国土数値情報 鉄道時系列 2024 年度
駅出入口	株式会社ヴァル研究所 駅すばあと API 出入口情報 2025 年 8 月取得
道路ネットワーク・道路幅員	国土地理院ベクトルタイル 地図情報(道路中心線) 2026 年 1 月取得
沿道施設	OpenStreetMap Overpass API amenity, shop タグ 2026 年 1 月取得
用途地域・容積率	東京都都市整備局・都市計画決定情報 GIS データ 用途地域 2024 年
人口	国勢調査 地域統計メッシュ統計 2020 年度 5 次メッシュ (250m) 総人口

表2 要約統計量

No.	変数名	商業・工業系用途 (N=5809)				住宅系用途 (N=17258)			
		mean	SD	min	max	mean	SD	min	max
	log(路線価)	12.75	0.71	10.31	15.45	12.50	0.48	10.28	14.98
1	駅からの道路距離 [km]	0.58	0.34	0.00	1.20	0.79	0.26	0.00	1.20
2	新宿駅からの直線距離 [km]	17.13	12.27	2.25	38.20	14.93	10.12	2.25	38.20
3	道路幅員 [m]	6.66	5.51	2.50	25.00	4.30	2.44	2.50	25.00
4	容積率 [%]	366.69	133.41	200.00	800.00	142.88	60.97	50.00	400.00
5	沿道施設数 [箇所]	0.83	1.80	0.00	22.00	0.07	0.35	0.00	12.00
6	人口 [人]	1196.76	510.53	1.00	2584.00	1057.96	451.63	24.00	2606.00
7	log(通行量)	2.54	2.16	0.00	8.41	1.00	1.30	0.00	7.15
8	最大通行量 [千人/月]	1.183	1.105	0.036	4.505	1.059	1.048	0.036	4.505
9	平均中心化・log(通行量) ²	4.66	4.51	0.00	34.47	1.69	3.00	0.01	37.90
10	平均中心化・log(通行量)*道路幅員	5.14	20.27	-63.56	135.65	1.11	8.08	-24.92	107.41

リンクはその平均値とした。

説明変数について、立地条件としては1.駅からの道路距離、2.新宿駅からの距離を用いた。駅からの道路距離は、対象駅出入口ポイントから最も近いノード群を取得し、そこから道路ネットワーク内における任意のノードへの最短経路・駅からの距離を Dijkstra 法によって求めた。複数駅に到達可能なリンクは経路長が最短の駅を選択した。新宿からの距離は各最寄駅の駅ポリゴンの重心点と同様に作成した新宿駅の駅ポリゴンの重心点との直線距離とした。

空間特性としては、3.道路幅員、4.容積率を用いた。道路幅員は道路ネットワークに含まれる属性より 2.5m から 25m の範囲内で与え、容積率には道路ネットワークに結合した用途地域ポリゴンの指定容積率を付与した。

周辺環境としては、5.沿道施設数、6.人口を与えた。各道路リンクの周辺情報を取得するため、リンクの LineString より 5m バッファを作成し、沿道施設数はバッファに含まれる施設点数とした。沿道施設は、OpenStreetMap における amenity および shop タグを有する施設を対象とした。amenity は飲食、医療、教育、公共サービス、街路サービス等の施設、shop は小売・サービス店舗等を含む。両者は分類上異なるものの、本研究では道路周辺の施設集積を表す統制変数として用いるため、一つの変数として合算した。人口はバッファと重なる 250m メッシュのポリゴンの値を取得し、複数のメッシュに重なる場合はそれぞれの人口を交差長によって加重平均した値とした。

そして、本研究の主たる関心である人流と路線価との関係を捉えるため、7.通行量、8.最大通行量、9.通行量の二乗、10.通行量×道路幅員の交差項を用いた。通行量は、歩行者軌跡から求めた図4に示す通行量を対数変換した値を導入した。加えて、対象とする駅・方向における人流規模を表す指標として最大通行量を導入した。これは駅からの距離を求めた際の経路情報において、起点となる駅出入口付近のリンク通行量より与えた。また、例えば住宅地では、過度な人流は騒音や混雑等を通じて居住環境の質を低下させる可能性があることから、人流と路線価との関係は単純な線形関係ではなく、人流の増加に伴ってその関連の強さが変化する非線形な関係となる可能性が考えられる。さらに、同程度の人流であっても道路幅員によって歩行者密度や交通環境が異なることから、人流と路線価との関係が道路幅員によって異なる可能性が考えられる。このような非線形性および道路幅員による関係の違いを検証するため、通行量の二乗項および通行量と道路幅員の交差項を設定した。

両者は以下の式によって求めた。

$$c_{i\text{通行量}} = \left(\log(x_{i\text{通行量}}) - \overline{\log(x_{i\text{通行量}})} \right) \quad (1)$$

$$x_{i\text{二乗項}} = c_{i\text{通行量}}^2 \quad (2)$$

$$x_{i\text{交差項}} = c_{i\text{通行量}} * x_{i\text{道路幅員}} \quad (3)$$

ここで、 $\overline{\log(x_{i\text{通行量}})}$ は通行量の対数変換値の平均を表し、

$c_{i\text{通行量}}$ は通行量の対数変数を平均中心化したものである。平均中心化は二乗項、道路幅員との交差項について多重共線性の影響を緩和するための処理である⁽⁴⁾。

表2に商業・工業系用途、住宅系用途別の要約統計量を示す。本研究では不動産価値が比較的高い、駅徒歩圏内に着目している。よって、分析対象となる道路ネットワークは、歩行速度が分速 80m としたときに 15 分圏内となる、駅出入口から 1200m 以内とし、路線価の紐づかない道路ネットワークは除外した。

3.2 空間計量経済モデルの選択

本節では人流と路線価との関係进行分析するための多変量解析手法について説明する。一般的に地価、路線価は近隣の価格情報を参考にして、そこからの極端な乖離が無いように決定される。そのため観測値間には空間的自己相関が存在することが知られており、通常最小二乗法 (OLS) による推定では各変数や誤差項の独立性の仮定が満たされない。そのため、Moran's I 統計量を用いて道路リンク別の路線価情報の空間的自己相関を検定する。統計量の導出には要素間の近接性を定義する空間重み行列 W を作成する必要があるが、路線価は建物・敷地を挟んだ道路同士よりも、接続されている道路間での影響が大きいことが予想される。そのため、一般的に直線距離や最近傍ではなく、道路ネットワークのエッジ間が接続されていれば 1、さもなくば 0 の接続行列を W として用いた。その結果、統計的に有意な正の空間的自己相関が確認された (商業・工業系用途=0.725, 住宅系用途=0.719, いずれも $p < 0.001$)。そこで本研究では空間相互作用効果を考慮した、空間計量経済モデルによる分析を実施した。空間計量経済モデルは、分析対象間の相互作用を考慮しながら各要素の空間相関関係をモデル化するものであり、空間依存の構造の違いで分析手法を選択する必要がある⁽¹⁰⁾。そこで本研究では、空間ラグモデル (SLM) と空間エラーモデル (SEM) を選択する手法として知られる Lagrange Multiplier (LM) 検定を実施した。両モデルは空間相関を考慮する対象が異なり、SLM は被説明変数、SEM は誤差項の空間相関を考慮するモデルである。LM 検定は OLS モデルの残差に空間的自己相関が存在するかを検定し、空間ラグ項に対応する LM-lag 検定および空間エラー項に対応する LM-error 検定をそれぞれ実施した。その結果、商業・工業系用途および住宅系用途のいずれにおいても LM-error は統計的に有意であり (商業・工業系用途=1469.5, 住宅系用途=6270.2, いずれも $p < 0.001$)、誤差の空間相関が確認された。一方、LM-lag については、商業・工業系用途では有意 (21.17, $p < 0.001$) であるものの、誤差項に比べて弱い相関であること、住宅系用途では有意ではない (2.48, $p=0.116$) ことから、その影響は限定的と判断できる。以上より、本研究では SEM を採用した。

3.3 SEM による路線価との関連分析

SEM は以下の式で定式化される⁽¹⁵⁾。

$$y_i = \sum_{k=1}^K \beta_k x_{ik} + \mu_i \quad (4)$$

$$\mu_i = \lambda \sum_{j=1}^K u_j w_{ij} + \varepsilon_i \quad (\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)) \quad (5)$$

ただし、

i, j 道路リンクに関する添字 ($i, j \in N, i \neq j$)

k 説明変数に関する添字 ($k \in K$)

y_i 道路リンク i の路線価

x_{ik} 道路リンク i の説明変数 k

λ 誤差項の空間相関に関するパラメータ

β_k 説明変数 k の直接効果に関する係数

μ_i i の空間波及効果に関する係数

w_{ij} $i - j$ 間の空間重み ($w_{ij} \in W$)

ε_i 道路リンク i の誤差項

である。このモデルにおいては、観測されていない地域特性が空間的に連続して分布することによって、誤差項に空間相関が生じることを想定している。

4. 分析結果

表3に商業・工業系用途および住宅系用途のSEMによる分析結果を示す。擬似決定係数(Pseudo-R²)は両用途とも高く、説明力の高いモデルが構築されている。またAICはOLSに比べて大幅に低く、空間依存を考慮することで適合度が改善されている。さらに、空間相関を示すパラメータ

λ はいずれの用途でも正で有意であり、誤差項には空間的依存が存在することが確認された。特に住宅系用途では λ が相対的に大きく、地形条件や災害リスク、敷地形状などの未観測要因が空間的に連続して分布する可能性が示唆される。

各説明変数と路線価との関係について確認すると、立地条件については、駅からの距離および新宿駅からの距離はいずれも負で有意であり、距離の増加に伴い路線価が低下する傾向が確認された。特に住宅系用途では係数の絶対値が大きく、都心へのアクセス性が価格に強く反映されている。一方で商業・工業系用途では都心だけでなく近隣からの訪問も想定されるため、立地条件の影響を部分的に緩和していると考えられる。

周辺環境については、住宅系用途では沿道施設数が正で有意となり、生活利便性の高さが路線価に反映されている。一方で商業・工業系用途では有意な関連は確認されなかった。これは既に高密度な施設集積が存在するため、追加的な施設の影響が限定的であることを示唆する。また人口はいずれの用途でも負であり、高密度住宅地における居住環境の質の低下や用途制約が価格に反映されている可能性がある。この点は、環境品質や居住環境の影響を指摘する清水⁹⁾の整理とも整合的である。

空間特性に関しては、容積率はどちらも正の値となっているが、商業・工業系用途の方が住宅系用途よりも係数は大きく、統計的有意性も高い。これは指定容積率が高いほ

表3 SEMによる分析結果

変数名	商業・工業系用途		住宅系用途	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差
(Intercept)	12.8150	0.0346 ***	13.3220	0.0122 ***
立地条件				
駅からの道路距離 [km]	-0.3059	0.0178 ***	-0.2593	0.0072 ***
新宿駅からの直線距離 [km]	-0.0323	0.0006 ***	-0.0432	0.0003 ***
空間特性				
道路幅員 [m]	0.0159	0.0009 ***	0.0140	0.0006 ***
容積率 [%]	0.0013	0.0000 ***	0.0001	0.0000 *
周辺環境				
沿道施設数 [箇所]	-0.0012	0.0022	0.0097	0.0034 **
人口 [人]	-0.0001	0.0000 ***	-0.0001	0.0000 ***
人流				
log(通行量)	0.0544	0.0031 ***	0.0253	0.0019 ***
最大通行量 [千人/月]	0.0492	0.0058 ***	0.0291	0.0022 ***
log(通行量 ²)	0.0146	0.0010 ***	-0.0012	0.0006 *
log(通行量)*道路幅員	0.0001	0.0003	-0.0016	0.0003 ***
λ	0.4855 ***		0.5648 ***	
N	5809		17258	
AIC	599.67 (AIC for lm: 2216.9)		-14418 (AIC for lm: -7016.4)	
Pseudo-R ²	0.8850		0.9068	

Note: ***p<0.01; **p<0.05; *p<0.1

ど建築物の高度利用が可能となり、商業オフィス・テナントの収益性が高まるためである。また、道路幅員はいずれの用途においても正で有意であり、幅員の広い道路において路線価が高い傾向が確認された。これは建築基準法において、敷地の前面道路の幅員によって容積率を低減させる必要があり、共通して正の相関を持つことが考えられる。

人流に関しては、商業・工業系用途において対数通行量およびその二乗項、駅・方向別の最大通行量がともに正で有意であり、通行量が多い道路ほど路線価が高く、その正の関係は通行量の増加に伴って強まる非線形な関係が確認された。これは歩行者人流が接触機会や視認性を高め、商業価値を押し上げるとする主張⁶⁾⁷⁾⁸⁾とも一致する。

一方で住宅系用途では、通行量は正で有意であるものの、その二乗項は負であり、人流と路線価との正の関係が通行量の増加に伴って逕減する可能性が示された。図6は平均中心化した対数通行量の二乗と路線価（対数）の関係を示したものである。商業・工業系用途については通行量の増加に伴い傾きが大きくなる一方、住宅系用途ではその傾きが次第に小さくなる逕減的な関係が示されている。さらに道路幅員との交差項も負で有意であり、人流と路線価の正の関係が空間条件によって弱まること示された。これは、人流の多い住宅地では、利便性に加えて騒音や混雑といった負の外部性も存在し得ることと整合的であり、住宅用途における walkability の効果が一様でないとする Bartholomew and Ewing⁷⁾の指摘や、生活環境と価格の関係を示した Kim ら¹⁰⁾の結果と整合的である。その上で本研究は、こうした非一様な関係性を観測された人流データに基づいて定量的に示し、人流との関係が住宅系用途においては逕減的であり、負の外部性が作用する可能性が示唆されること、さらにその関係の強さが道路幅員によって異なる

ことを示している。

5. おわりに

本研究では、ウォーカブルな都市環境における人流の役割に着目し、鉄道駅周辺を対象として、人流と不動産価値との関係を土地利用別に分析した。具体的には、ポイント型人流データに基づく徒歩移動軌跡を道路ネットワーク上にマップマッチングすることで、道路リンク単位の通行量を計測した。さらに、固定資産税路線価を被説明変数とし、人口や土地利用規制等の要因に加えて、人流の非線形な関係および道路幅員との交互作用を考慮した空間誤差モデル（SEM）を適用することで、人流と不動産価値の関係を定量的に評価した。分析の結果、商業・工業系用途では、人流が多い道路ほど路線価が高く、その正の関係は通行量の増加に伴って強まる一方、住宅系用途では人流と路線価との正の関係が逕減する可能性が示された。さらに、人流と路線価との関係は道路幅員といった空間条件によってその強さが異なることが確認され、両者の関係が単純な量的関係ではなく、空間条件に依存することが示唆された。したがって、ウォーカブルな都市づくりを検討する際には、単に歩行者量の多寡に着目するだけでなく、土地利用特性や道路空間の条件によって、人流と路線価との関係が異なる可能性を考慮し、歩行者流動の配置や密度のあり方を検討する視点が重要である。

一方で、本研究にはいくつかの課題も残されている。第一に、本研究は同時期の人流と路線価を用いた横断的分析であり、両者の逆因果を含む内生性を十分に識別できていない。Koster et al. (2019)¹⁷⁾は、歩行者通行量と店舗賃料との関係における内生性に対して、歴史的な変数を用いた操作変数法により対処している。したがって、本研究の結果は因果効果ではなく、人流と路線価との関連を示すものとして解釈する必要がある。第二に、人流データは特定期間に基づく観測であり、季節性や時間帯による変動を十分に考慮できていない可能性がある。第三に、分析では観測可能な変数を中心に扱っており、景観や防犯性といった定量化が困難な要因は誤差項として扱われている。第四に、本研究は特定地域を対象としており、結果の一般化可能性については今後の検証が必要である。今後は、より長期間・多地域にわたるデータの活用に加え、複数時点の人流・路線価データを用いたパネル分析や、自然実験、操作変数法等によって内生性に対処し、人流と不動産価値との因果関係を検証することが課題となる。

【補注】

(1) 本研究で用いる Geo-People データの主な取得元である「トリマ」は、2026年時点で一日あたり約200万人の幅広い年代・性別のユーザーに利用されている。また、ユーザーの地域分布は実際の人口分布と概ね対応しており、関東地方ではユーザー構成比34.3%に対して人口構成比34.6%となっている¹⁸⁾。このことから、特定の地域に著しく偏ったデータではなく、一定程度の代表性を有すると考えられる。

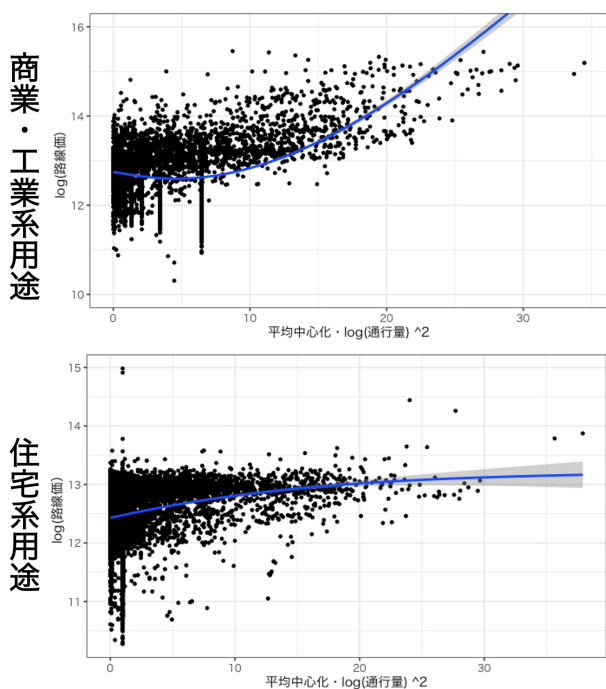


図6 路線価と人流の二次項の関係

(2) FMM 実行の際、計算時間の短縮のために任意のノードから 1000m の範囲に含まれるノードへの最短経路情報 (Upper Bounded Origin Destination Table, UBODT) を事前作成し、調整の末、最寄リンクの探索範囲を 200m、測位誤差の標準偏差を 100m と仮定して実行したものを採用した。よって、探索範囲内に終点の道路リンクが無い軌跡については除外されている。

(3) Map Matching 結果の妥当性を検証するため、分析対象地域内の各 GPS 測位点から推定経路までの最短距離を算出した (図 7)。一部に大きな乖離を示す観測点が存在するため、平均値は 31.6m となったものの、距離の中央値は 7.3m、75%点は 21.6m であり、大部分の GPS 測位点が推定された道路経路の近傍に位置していた。そのため、本研究で目的とする道路リンク単位の通行量集計に用いる上で、推定経路と GPS 測位点との位置的整合性は概ね確保されていると判断した。

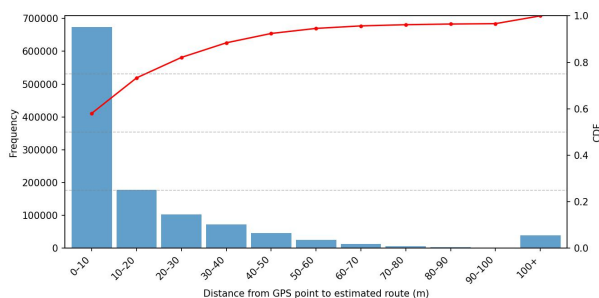


図 7 GPS 測位点から推定経路までの最短距離分布

(4) 平均中心化を実施していない二乗項、交差項では、商業・工業系、住宅系どちらも VIF が 10 を超える高い多重共線性が確認された。平均中心化を実施した場合は VIF は最大 4.58 となり、多重共線性の問題が緩和された。

<謝辞>

本研究は東京大学・竹中工務店社会連携講座「サステナブルなまちの創生」の成果の一部である。また、JSPS 科研費 JP24K17413, JP25K01455 による助成を受けた。

【参考文献】

- 1) 国土交通省 (2024). ウォーカブル推進都市について, <https://www.mlit.go.jp/toshi/walkable/walkablecity/> (最終閲覧日: 2026.4.1).
- 2) 千葉市 (2020). 千葉駅周辺の活性化グランドデザイン, https://www.city.chiba.jp/toshi/toshi/keikaku/documents/granddesign2020_1.pdf, (最終閲覧日: 2025.4.1).
- 3) Ewing, R., & Cervero, R. (2010). Travel and the built environment. *Journal of the American Planning Association*, 76(3), 265–294.
- 4) Eom, S., Kim, H., Hasegawa, D., & Yamada, I. (2024). Pedestrian movement with large-scale GPS records and transit-oriented development attributes. *Sustainable Cities and Society*, 102, 105223.
- 5) Nakamura, K. (2022). The relationship between walkability and QOL outcomes in residential evaluation. *Cities*, 131, 104008.
- 6) 清水千弘. (2019). ウォーカビリティは不動産価値をドライブするのか?. 日本不動産学会誌, 33(3), 49–53.
- 7) Bartholomew, K., & Ewing, R. (2011). Hedonic Price Effects of Pedestrian- and Transit-Oriented Development. *Journal of Planning Literature*, 26(1), 18–34.
- 8) Yoshimura, Y., Kumakoshi, Y., Fan, Y., Milardo, S., Koizumi, H., Santi, P., Murillo

- Arias, J., Zheng, S., & Ratti, C. (2022). Street pedestrianization in urban districts: Economic impacts in Spanish cities. *Cities*, 120, 103468.
- 9) Ramirez-Rubio, O., Daher, C., Fanjul, G., Gascon, M., Mueller, N., Pajin, L., Plasencia, A., Rojas-Rueda, D., Thondoo, M., & Nieuwenhuijsen, M. J. (2019). Urban health: an example of a “health in all policies” approach in the context of SDGs implementation. *Globalization and Health*, 15(1), 87.
- 10) Kim, H., Baba, H., Shimizu, C., & Hino, K. (2023). The relationship of single-family detached house prices with neighborhood walkability and disaster risk. *PLOS ONE*, 18(10), e0292657.
- 11) 角南萌々子, 黒瀬武史, 長谷川大輔. (2025). 滞留を伴う散策行動が発生しやすい都市環境の特性, 都市計画論文集, 60(3), 556–563.
- 12) Zheng, Y. (2015). Trajectory data mining: an overview, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 6(3), 29, pp 1–41.
- 13) Yang, C., & Gidófalvi, G. (2018). Fast map matching, an algorithm integrating hidden Markov model with precomputation. *International Journal of Geographical Information Science*, 32(3), 547–570.
- 14) 伴宣久, 吉川徹. (2021). 東京都心部における中古マンション価格の要因から見た都市計画制度の影響, 日本建築学会技術報告集, 27(66), 949–954.
- 15) 西颯人, 浅見泰司. (2023). 東京 23 区の土地取引価格の中心駅, 都市計画論文集, 58(3), 501–507.
- 16) 村上大輔. (2022). R ではじめる地理空間データの統計解析入門, 講談社
- 17) Koster, H. R. A., Pasidis, I., & van Ommeren, J. (2019). Shopping externalities and retail concentration: Evidence from dutch shopping streets. *Journal of Urban Economics*, 114, 103194.
- 18) ジオテクノロジーズ (2026). トリマ広告とは, <https://www.ads.trip-mile.com/> (最終閲覧日: 2026.8.1).