鉄道駅を起点とした徒歩人流方向の自動分割

西颯人*・長谷川大輔*

Automatic Segmentation Method for Walking Flow Directions from Stations

Hayato Nishi*, Daisuke Hasegawa*

Abstract: This study focuses on walking directions from railway stations. Since they correlate the lengths of walking paths, directional aggregation of the lengths is used to summarize people flow data that captures walking behavior from stations. Previous studies employed a fixed number of directional segmentations, which controls the resolution of aggregation, independently of both the sample size and data characteristics. Therefore, we propose an adaptive method to select an appropriate number of segmentation directions based on AIC. Additionally, we construct station catchment areas based on the proposed method and people flow data from railway stations in Saitama prefecture.

Keywords: 駅圏域 (Station Catchment Area), 人流データ (People Flow Data), モデル選択 (Model Selection)

１．はじめに

鉄道駅は多くの人が利用する公共交通の結節点であり，歩行行動や地域の賑わいに大きな影響を及ぼす．駅を起点・終点とした地理的な領域は駅勢圏（奥平, 1976）・駅圏域（西・長谷川, 2024）等と呼ばれ構築方法が古くから検討されており，徒歩による移動を特に想定して駅徒歩圏（長谷川・嚴, 2024）とも呼ばれている．

駅圏域の基本的な構築方法はボロノイ領域（奥平, 1976）やバッファ（Guerra et al. 2012）によるものだが，その後アンケート（武藤・奥田, 2013）や基地局・Wi-Fi・GPS（日野ほか, 2019）などのデータを用いた人の移動の捕捉が試みられた．特に近年では，携帯電話の GPS を利用した大規模人流データが利用可能となったため，これを用いて駅を出発した徒歩移動の軌跡を直接抽出し，駅圏域の広がりを観測できるようになってきている（西・長谷川, 2024，長谷川・嚴, 2024）．

このような試みの中で，長谷川・嚴（2024）は駅を起点とした方向によって人流の広がり方に差異があることをデータから再発見した．長谷川・嚴（2024）は埼玉県にある鉄道駅を対象として，駅プラットフォームの方向を基準として４つに徒歩移動方向を分割して人流の最遠点を集計した．この集計結果をクラスタリングしたところ，到達距離の分布によって５つのクラスタが検出され，同一の駅でも方向によって異なるクラスタに所属する場合があることが確認された．

この結果は駅からの徒歩移動を方向に分けて分析する必要性を示唆するが，長谷川・嚴（2024）のアプローチはどのような駅であっても４方向に分割しているという点に，解析の粒度という意味での限界がある．具体的には，サンプルサイズが少ない場合や方向による偏りが小さい場合には分割数は少なくて済むかもしれないし，サンプルサイズが多い場合や方向による偏りが大きい場合には分割数を増やした方がより細かい駅圏域の把握が可能になるかもしれない．したがって，駅からの方向に着目した分析を行ううえでは，データの性質からある程度適応的に分割数を増減させる方法があれば，駅からの移動行動の把握に役立つ可能性がある．

そこで本研究では，駅を中心とした人流の移動方向に着目して，方向の分割数を自動的に選択する方法を提案する．さらに提案手法を既往研究でも分析された埼玉県の鐵道駅を起点とする徒歩人流データに適用して，データから抽出された駅圏域と土地利用の整合性を確認する．

２．人流データの処理

２.１　データ

本研究では株式会社ブログウォッチャーの Profile Passport SDK データ（以下，人流ポイント）を使用する．当データは国内 140 を超える提携アプリケーションでの同意を得て収集されるスマートフォンの位置情報が記録されたポイント型のデータであり，記録されたアプリ別に付与されたユーザーID，記録日時，位置情報，精度の属性が含まれる．2022 年 4 月 1 日～30 日において，埼玉県内にて 1 点でも記録されたユーザーID が対象となる．同一ユーザーID の取得間隔は約 5 分で，分析の対象となったユーザーID は約 38 万件である．また，徒歩圏の計測対象の駅は埼玉県内の 228 駅で行い，国土数値情報の 2022 年鉄道時系列データより駅およびプラットフォームのライン，路線のライン情報を取得した．

* 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)
〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1 E-mail: hayatonishi@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

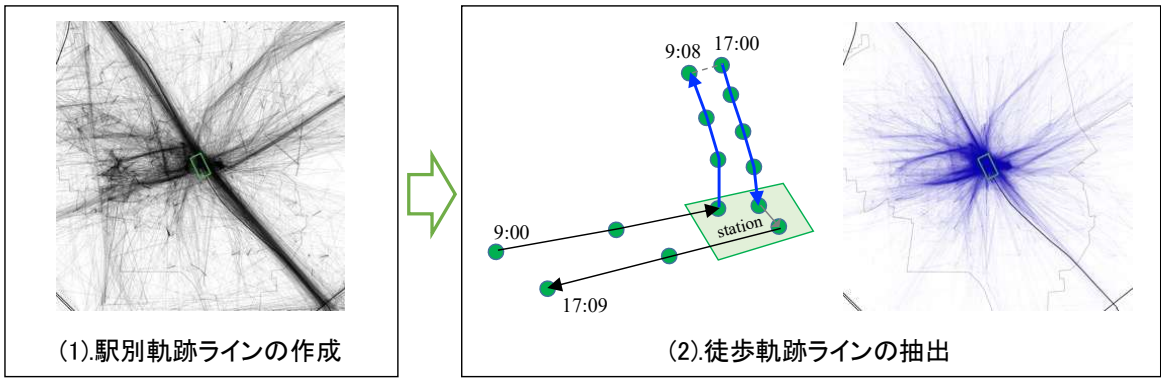


図１　徒歩軌跡ラインの作成

２.２　徒歩移動軌跡データの抽出

駅に起因する徒歩移動軌跡データは長谷川・嚴（2024）で実施した方法を用いる．その作成手順を図１に記載する．最初に，集計対象駅のプラットフォームを示すラインデータの凸包を作成し，そこから 50m 広げたバッファポリゴンを作成する(図１(1)，(2)内の緑枠)．そして深夜帯を除いた 6:00~24:00 において，駅領域に含まれたユーザーID の人流ポイントを抽出し，ID ごとにポイント間を時系列順に接続した駅別軌跡ラインを作成する(図１(1))．作成された軌跡ラインは駅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．まず軌跡ラインを駅領域への侵入・退出したタイミング，Zhang(2015)に準じ，20 分の移動距離が 50m 以内であり，その地点への滞在が始まったと見なせた地点，2 点間の時間差が 20 分以上ある点間において軌跡ラインを分割する．分割したラインのうち，駅への侵入・退出ライン，点間の最高速度が時速 5km 以下，かつ駅からの最遠点への直線距離が 2km 以内であるものを徒歩軌跡ラインと見なし，軌跡ラインから抽出する(図１(2))．なお，最高時速 5km は，不動産物件の駅からの徒歩分数を計測する速度である分速 80m に準じている．最大距離 2km は，徒歩圏のポリゴンを作成するにあたって異常値となるデータとして，全体の 1%未満となる 2km を越える徒歩軌跡ラインを除いたためである．抽出された徒歩軌跡ラインは約 16 万ユーザー分の 54.9 万件である．

３．方向の自動分割法と駅圏域の構築

３.１　分割の妥当性の規準

ある駅の圏域を方向別に作成するために，駅から出発・駅に到着する徒歩人流を対象として，その駅を中心に方向をK個に分割し，分割された方向ごとに移動距離を集計することを考える．ここで，対象とする駅を起点とする徒歩軌跡$i = 1, \dots, n$について，駅からの最遠点の座標を，駅を原点とする極座標(r_i, θ_i)で表す．ここでr, θはそれぞれ距離と（弧度法による）角度である．

共通部分を持たない連続的な角度θの集合をS_kとし，K個への角度分割をその集合$\{S_1, \dots, S_k, \dots, S_K\}$で表す．各集合$S_k$は角度の区間$S_k = [\theta_k^L, \theta_k^U)$で表される．ここで，任意の$\theta_i$は$\theta_i \in \cup_{k=1}^{K} S_k$を満たすとする．

ここで，角度による分割を表現するために，距離r_iと角度θ_iは対応する角度θ_iが含まれる集合S_kに応じたパラメータを持つ分布に従うとしてモデリングを行う．ここで，rは指数分布で近似可能な非負の値をとる(Hasegawa et al. 2023)ことから，rの確率密度関数は指数分布

$$\lambda_k \exp(-\lambda_k r_i) \quad \text{if } \theta_i \in S_k$$

で表し，角度に基づき離散化していることから，θの確率密度関数はヒストグラム密度(Taylor, 1987)

$$\rho_k \quad \text{if } \theta_i \in S_k$$

で表すこととする．このようなモデルを仮定したとき，モデルの尤度は

$$L(\{\lambda_k\}, \{\rho_k\}) = \prod_{k=1}^{K} \prod_{\{i \mid \theta_i \in S_k\}} \lambda_k \exp(-\lambda_k r_i)\, \rho_k$$

と表すことができる．

このモデルの最尤推定量は，以下のように求められる．指数分布のパラメータλ_kについては，集合S_kにθ_iが含まれるiのみを用いて指数分布を最尤推定値$\hat{\lambda}_k$を計算すればよい．一方で角度の密度パラメータρ_kについては，次のように求められる．

$$\hat{\rho}_k = \frac{n_k}{n} \frac{1}{I[\theta_k^U - \theta_k^L]}$$

ただしnはiの総数で，n_kは集合S_kに含まれるθ_iの個数であり，関数$I[\theta]$は角度を$[0, 2\pi)$に収めるためのもので角度θと等しい正の角度のうち最小のものを指す．このとき，$\sum_{k=1}^{K} \hat{\rho}_k\, I\left[\theta_k^U - \theta_k^L\right] = 1$となり確率の公理を満たすことが確認できる．

推定したモデルの対数尤度をℓとすると，このモデルのパラメータ数は$2K$個であることから，AIC は以下のようになる（Taylor, 1987）．

$$\mathrm{AIC}[\{S_k\}] = -2\,\ell + 4K$$

この AIC は分割を表す集合$S_1, \dots, S_k, \dots, S_K$の妥当性を評価する規準の１つとなる．

3.2　選択候補となる角度分割

可能な角度分割の方法は無数にあるため，ここでは長谷川・嚴(2024)による駅のプラットフォーム方向を考慮した分割を一般化して，次のような分割方法を提案する．

まず，プラットフォーム方向もしくはプラットフォーム方向と垂直な方向を基準として，１周を２つに分割する．２つの半周をそれぞれK_1, K_2個に等分割することで，一周を$K = K_1 + K_2$個に分割することができる．なお，長谷川・嚴(2024)の分割方法は，プラットフォーム方向を基準として$K_1 = K_2 = 2$に分割した場合に相当する．

K_1, K_2をそれぞれ 1 からK_{max}まで動かして分割を行うと，等価な分割を重複してカウントした場合，分割の候補は$2K_{max}^2 + 1$通りとなる（一切の分割を行わない場合を候補に加えた）．ただし，AIC はkについて加法的であるため，半周分の AIC を計算してK_1（およびK_2）を個別に選択することもできる．この場合，最適な分割を求めるためには$4K_{max} + 1$通りのパターンについて計算すればよい．

本研究では$K_{max} = 5$と設定したため，21 通りの計算を行うことで AIC が最小となる分割を選択することができる（図 2）．

3.3　駅圏域の可視化方法

前項で示した方法により自動的な角度分割を行うことができるが，これによって生成される領域はK個の扇形となり，各領域に対応する指数分布のパラメータ $\hat{\lambda}_k$は平均距離の逆数に対応する．したがって，半径$1/\hat{\lambda}_k$の扇形をK個表示することが駅圏域の 1 つの可視化方法となる．

図 3 はK個の扇型による駅圏域の可視化例を示す．図中で扇型の色の濃さは，角度の密度 $\hat{\rho}_k$に対応している．この方法は，距離と角度の平均を簡単にとらえることができる一方で，距離帯ごとの人流の多寡を把握するには不向きである．そこで，選択した分割と長谷川・嚴（2024）で用いられた多重バッファリングを組み合わせて，距離帯別の点密度を表示することとする．

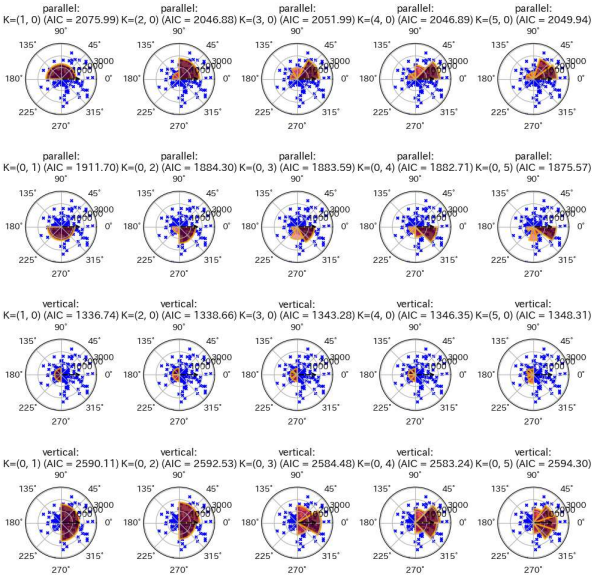


図 2　半周ごとの分割数探索例

具体的には，次のような方法で扇形を着色する．まず各扇形を半径 100m 刻みで分割する．これにより，100m 刻みの環状扇形が生成される．これらに含まれる点の個数を環状扇形の面積で割ると点の密度が得られるので，この密度で環状扇形を着色する．なお，多数の駅を表示する場合には，駅に紐づいた人流の総数nで密度を割ることによって，密度を規格化する．

さらに，到達する人が少ない領域を取り除いたq%駅圏域を構成できると，駅圏域を単純化できるので便利である（西・長谷川, 2024）．q%駅圏域は「その駅を利用する人のうちq%が分布している領域」と定義される．本研究では，内部の密度が高い順に環状扇形をとり，点の累積個数が総数の 90%を超えたところでそれ以降の環状扇形を削除したものを 90%駅圏域と定義する．

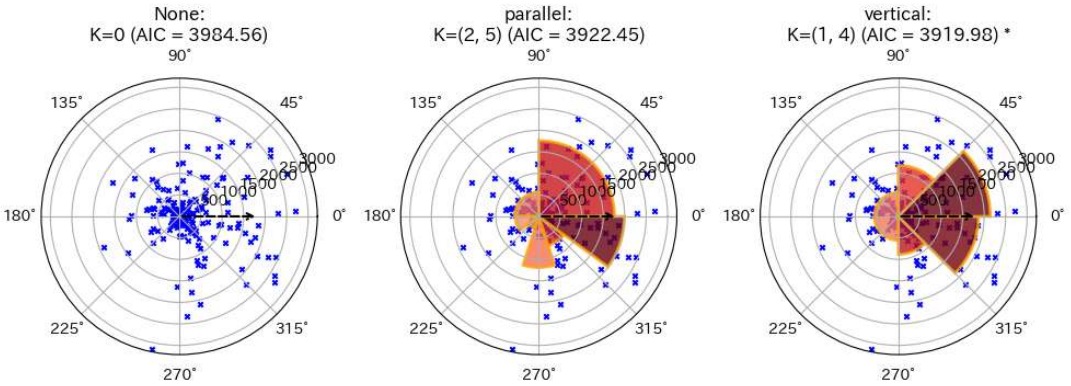


図 3　　最適な分割数の選択例．*は最適な分割を示す．

４．駅圏域構築結果

図４は２章で示したデータを用いて構築した埼玉県内の 90%駅圏域の例である．駅名の直下にあるポリゴンは対象駅であり，青線は対象駅の中心から(r_i, θ_i)を結んだ線分である．グレー（濃淡は３．３章の方法による着色であり，濃いほど面積当たりの人数が多いことを示す）に塗られた環状扇形領域の集合が提案手法による 90%駅圏域である．

上段は加須駅であり，駅から見て南側に田畑が広がっている影響で，北側の方が遠くまで人流の広がりがあることが確認できる．中段は川角駅であり，駅の南西に人流の塊が見られるが，これは複数の大学が立地している影響である．下段は大宮駅周辺の駅圏域であり，周辺の駅から大宮駅までの徒歩移動があったことを示す環状扇形が確認できる．



図４　構築された駅圏域の例
（上:加須駅，中:川角駅，下：大宮駅周辺）
（ベースマップに Open Street Map を利用）

５．おわりに

本研究では，駅から出発した人流データを角度別に集計する場合の自動的な分割選択法を提案し，これに基づいて多重バッファリングを活用した駅圏域を構築した．距離帯別に異なる分割数を採用することで，遠方の環状扇形が必要以上に大きくなる問題を回避できる可能性があるため，今後の課題としたい．

謝辞

本研究は JSPS 科研費 24K17467, 24K17413 の助成を受けたものです．

参考文献

奥平耕造（1976）施設と圏域.『都市工学読本：都市を解析する』，彰国社，113-135.

日野陽介・今井龍一・上原渉豊・遠藤和重（2019） 駅勢圏の短距離の交通流動分析に関する一考察. 「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」 **35**, 487–488.

武藤雅威・奥田大樹（2013）鉄道競合地域における定量的な駅勢圏設定方法「鉄道総研報告」**27**(2), 5-10.

長谷川大輔・嚴先鏞（2024）大規模人流データを活用した駅徒歩圏の広がりと分布の計測「都市計画論文集」**59**(3): 1217-23.

西颯人・長谷川大輔（2024）人流データと方向統計モデルによる駅圏域の構築.「第 33 回 地理情報システム学会学術研究発表大会 講演論文集」

Guerra, E., Cervero, R., Tischler, D. (2012). Half-Mile Circle: Does It Best Represent Transit Station Catchments? *Transportation Research Record* 2276, 101–109.

Zheng, Y. (2015), Trajectory data mining: an overview, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 6(3), 29, 1–41.

Hasegawa, D., Eom, S., Suzuki, T. (2023). Determining the Transit Catchment Area and Distance Distribution. *Proceedings of the 18th International Conference on Computational Urban Planning and Urban Management (CUPUM2023)*.

Taylor, C. (1987). Akaike's Information Criterion and the Histogram. *Biometrika* 74(3):636–39