

地点密集度を用いた地点間の人流分析

小島 駿* 鳥海 不二夫* 黒瀬 一平**

Analysis of Pedestrian Flow Between Points Using Point Crowd Density

by Shun Kojima* Fujio Toriumi* Ippei Kurose**

要旨：人流情報は様々なサービスに応用が可能であり、昨今のコロナ禍で課題となっている密回避の観点からもその有用性は高まっている。近年、画像処理やレンジスキャナなどによって人流を計測する研究が盛んだが、コストやプライバシー、障害物の影響といった点で課題が残されている。一方で、無線技術の発展とスマートフォンの普及に伴い、ビーコンを活用した人流解析が注目を集めている。本研究では、ビーコンが集積した位置情報データを用いて地点密集度の時系列データを作成し、因果推論によって地点間の人流を推定する手法を提案した。実際に商業施設内で収集されたデータを用いて分析を行い、その結果本手法で人流の傾向が把握できることが示唆された。

キーワード：人流解析、位置情報サービス、時系列解析、因果推論

1. はじめに

近年、センシング技術の向上やスマートフォンの普及に伴い、人の位置情報を正確に計測・管理できるようになってきた。施設内や道路、地下街などにおける歩行者の通行量やその動線といった人流情報は、商業施設における顧客行動解析¹⁾や災害時の避難誘導支援²⁾、人が多く集まる場所での混雑緩和³⁾など様々な応用が可能であり、重要な情報となっている。昨今のコロナ禍においては、特に混雑緩和という観点において、人流を把握することの重要性がさらに高まっている。

しかし、人流の計測においては様々な手法が提案されているものの、リアル空間において大規模かつ継続的な人流データの収集を可能にするようなシステムの構築は、コストやプライバシーといった観点から依然として難しい。特に、人の位置情報はプライバシー保護が必要なデータである。個人情報の保護が謳われる昨今、Society5.0の実現に向けて、社会システムとして実用的に機能する人流計測の仕組みが求められている。本研究では、近年注目を集めているビーコンによる計測環境を想定し、その大規模な集計データを用いて人流を推定する手法を提案する。

2. 関連研究および研究目的

人流計測を行うには様々な手法がある。例えば、カメラを用いて撮影された動画像に対して画像処理を行い、歩行者一人一人を追跡する方法がある。近年はDeep Learningを用いた手法が多く報告されており、Angelova⁴⁾らはディープニューラルネットワークを利

用したカスケード型分類器によって高速かつ高精度なアプローチを提案した。しかし、カメラを用いた計測と画像処理は、設置コストや計算コスト、データ量の多さ、混雑環境での難しさ、プライバシーの観点からの制限といった問題がある。

人流の大まかな傾向を低コストで計測したいというニーズに対し、注目を集めているのがレーザレンジスキャナ^{5,6)}やBLEビーコン⁷⁾を用いた方法である。レーザレンジスキャナはレーザ光の伝播時間を用いて対象物までの距離を計測するセンサであり、広範囲を高速にスキャンできるという特徴がある一方、障害物によるオクルージョンの問題がある。和田ら⁸⁾はオクルージョン問題に対処するため、計測領域を一定の大きさの区画に分割し、各区画の人口密度の変化から人流をモデル化する手法を提案した。

BLEビーコンは無線で半径数十メートル範囲に一定の間隔で信号を発信する端末で、スマートフォンがこの信号を受信することでユーザーの位置情報が記録される。GPSとは異なり建物の中や地下でも一人一人の位置情報を把握できるという強みがあるが、ユーザー側の端末でBluetoothがオンであり、専用アプリがインストールされている前提が必要であるという問題がある。故に、BLEビーコンを用いた人流分析はユーザーの協力のもと実証実験によって行われることが多く、継続的かつ大規模な人流計測を可能にする仕組みはまだない。

そこで、本研究では株式会社アドインテが提供するAIBeaconが集積したデータを用いて、ユーザーの協力を要さず継続的な人流計測を可能とする手法を提案する。ユーザーのプライバシーを考慮して個人の特定は行わない。提案手法では、データから各地点の密集度の時系変化を求め、因果推論によってそれぞれの地点間の因果関係を検出し、それを向きと大きさを持った地点間の人流としてモデル化する。

* 東京大学工学系研究科

** 株式会社アドインテ

3. 時系列間の因果関係検出

時間依存する変数間の因果関係を発見することは時系列解析における重要なタスクの1つであり、医学や経済、マーケティング分野など多様な応用が考えられる。時系列間の因果関係検出手法は、因果関係を検証する前に予測モデルを構築するものとし、その2つに大きく分けられる。本研究では予測モデルとして自己回帰 (VAR) モデル⁹⁾を構築する基本的なものを扱う。VAR モデルを用いて時系列間の因果関係を検出する際に重要な概念として、グレンジャー因果性とインパルス応答関数がある。

3.1 グレンジャー因果性

グレンジャー因果性は因果関係の検出において幅広く用いられてきた因果性の尺度である。ある変数が別の変数の予測に役立つかという部分に焦点を当てた因果関係であり、Granger¹⁰⁾により導入された。式を用いた定義は以下である。

2つの定常な確率変数 x_t, y_t を考える。 x_t と y_t の時点 t までの全ての値からなる情報集合を U_t 、全ての情報集合 U_t から時点 t までの y_t の値を除いた情報集合を $U_t - Y_t$ とする。このとき、 $h > 0$ のいずれかに対して

$$MSE(\hat{x}_{t+h|t}|U_t) < MSE(\hat{x}_{t+h|t}|U_t - Y_t) \quad (1)$$

が成立する場合、 y_t から x_t へのグレンジャー因果性が存在するという。式(1)が成立するか否かの判断については、VAR モデルの枠組みで予測誤差をそれぞれ計算し、その予測誤差に基づいて検定統計量を計算することで検定を行う。グレンジャー因果性の問題として、因果関係の有無を捉えることはできるが、その量的な関係を捉えることができないという点がある。

3.2 インパルス応答関数

インパルス応答関数⁹⁾は因果の量的な関係も捉えることができる方法である。インパルス応答関数における因果性は、ある変数に対する介入がその変数や他の変数の将来の値にどのような影響を及ぼすかという観点で定義される。変数間の相関まで考慮に入れた手法を直行化インパルス応答関数と呼び、式を用いた定義は以下である。

n 次元ベクトル y_t を対象とする p 次の以下のVARモデルを考える。

$$y_t = c + \Phi_1 y_{t-1} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

ここで、 c は n 次元定数ベクトル、 Φ_p は p 次のラグについての n 次元係数行列、 ε_t は外生ショックの n 次元誤差ベクトルを表す。この時、 y_t の j 番目の成分である $y_{j,t}$ から k 期先の i 番目の成分 $y_{i,t+k}$ への因果性を表す直行化インパルス応答関数は以下ようになる。

$$IRF_{ij}(k) = \frac{\partial y_{i,t+k}}{\partial u_{j,t}} \quad (3)$$

ここで、 $u_{j,t}$ は誤差ベクトル ε_t をCholesky分解することで得られる無相関なベクトル u_t の j 番目の成分である。

4. 地点間の人流分析

4.1 使用データ

株式会社アドインテが保有・管理するAIBeaconはBluetoothだけでなくWi-Fiにも対応した端末で、独自のデータマイニング技術によりアプリがインストールされていないスマートフォンに対しても電波接触を検知することが可能である。この技術により、受動的にユーザーのAIBeaconへの接近情報が継続して集積される。

使用したデータは、2020年9月6日の日曜日に、都内百貨店の1階に設置された9個のAIBeaconが集積したデータである。AIBeaconが設置されている各地点の半径3m以内に入った人の数を時間間隔3分で集計し、その値を各時点における地点集中度として時系列データを作成した。

また、VARモデルを構築するために、地点集中度の時系列データの定常過程への変換を行なった。人がある程度施設内にいる時間帯を想定するため12時から18時までのデータを抽出し、対数変換した後に1次の階差で差分変換した。元のデータとなる地点集中度の例を図1(上)に、その変換後の定常過程のデータを図1(下)に示す。

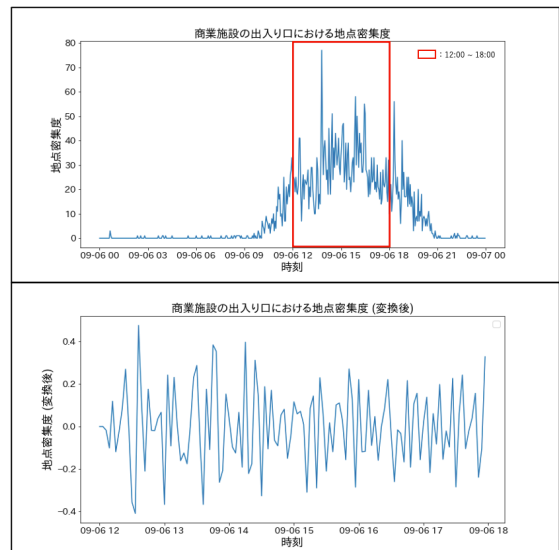


図1 出入り口での地点集中度の時系列データ (上) と定常過程に変換したデータ(下)

4.2 人流のモデル化

施設内における各地点の集中度は、周辺地点からの人の移動によって上がり、周辺地点への人の移動によって下がる。この観点の下、地点ごとの集中度の時系列データを用いて時系列間の因果関係を探索し、得られる因果性によって人流のモデル化を試みる。

まず、地点集中度を定常過程に変換した時系列データを9箇所の地点において生成し、それぞれの値を9次元ベクトル y_t の成分として、この y_t を対象としたVARモデルを式(2)に従って構築した。今回地点集中度を集計した時間間隔が3分であるため時系列データの1期分は3分に相当する。VARモデルの構築にあたっては次数 p を1とし、3分スケールでの地点間の移動を考慮した。そして、構築したVARモデルを元に式(3)に従って直行化インパルス応答関数による因

果性を求め、その方向と大きさを地点間の人流としてモデル化した。同じように3分スケールでの移動を想定するため、因果性を求める際のラグ k は1とした。

4.3 分析結果

9箇所を対象として提案手法により人流をモデル化し、結果を重み付き有向グラフとして表したものを図2に示す。ノードはそれぞれの地点を表し、大きさは9月6日にその地点を訪れた人の数を表している。有向エッジは地点間の人流の傾向を表し、エッジの太さが人流の多さを表している。エッジは因果性の値が上位20位以内のものを表示している。

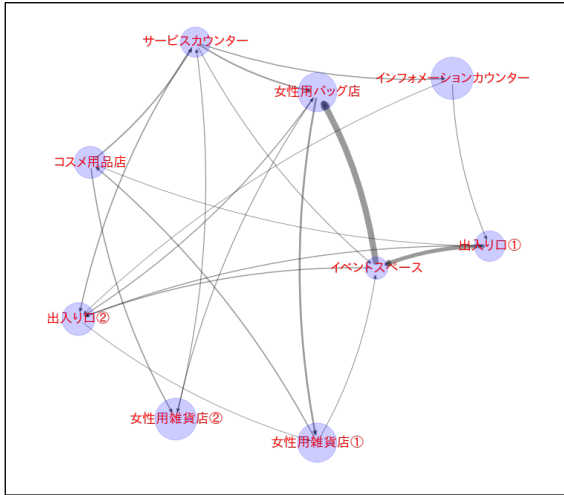


図2 都内百貨店1階の人流をモデル化した重み付き有向グラフ

因果性の値を人流の多さとし、最も値が大きい地点間の人流の多さを1として正規化する。このとき、人流の多い上位5つの動線とその値は表1のようになる。

表1 人流が多い上位5つの動線

#	From	To	大きさ
1	イベントスペース	女性用バッグ店	1
2	出入り口①	イベントスペース	0.646
3	女性用バッグ店	女性用雑貨店	0.315
4	サービスカウンター	女性用バッグ店	0.246
5	コスメ用品店	サービスカウンター	0.223

表1の結果より、本研究で対象とした百貨店の1階において、イベントスペース、女性用バッグ店、サービスカウンターの3箇所を中心とした人流が特に多いことが推察される。

また、特に出入り口へ向かう人流に関して、値が大きいものから5つ抽出した結果は表2のようになる。

表2 人流が多い上位5つの出口へ向かう動線

#	From	To	大きさ
1	サービスカウンター	出入り口②	0.196
2	イベントスペース	出入り口②	0.180
3	出入り口①	出入り口②	0.173
4	インフォメーションカウンター	出入り口①	0.152
5	インフォメーションカウンター	出入り口②	0.124

表2の結果より、この百貨店を出る際には出入り口①よりも出入り口②を利用する人が多い傾向にあることや、それぞれの出口へ向かう際の固有な動線などが示唆される。

5. 考 察

本稿は地点間の人流について地点密集度の時系列データと時系列間の因果関係を検出する手法を組み合わせ、どのようにモデル化することができるかを具体的な事例を通して紹介している。

本研究ではAIBeaconにより集積された観測データを用いた。必要とするデータは地点ごとの密集度の時系列データであるため、AIBeaconに限らず、レンジスキャナなどの他の方法による観測データを用いてもモデルの構築は可能である。地点密集度の情報のみを用いることで、個人の特定や追跡といった過程を必要とせず、人流の相対的な定量化が可能であることが示された。

しかし、本手法による結果の信頼性は未知数である。妥当性の検証なしでは精度を評価することもできない。検証においては、人流シミュレーションによる人工生成データの活用や、実際の施設における人流計測の実証実験などが必要である。

また、本研究で提案した手法には、限られたデータからの推定という点で様々な限界がある。例えば、本モデルでは、分析の対象とする時間の中での地点密集度の変化は、その時間において一貫する特定の方向の人流によるものと仮定している。よって、その時間内での人流傾向の変化を考慮することはできない。より正確な人流を導くには人流傾向が変化する時間スケールを把握し、その値に応じて使用する観測データの時間を変化させる必要がある。また、自己回帰モデルを元に因果性の探索を行うため、地点密集度を集計する時間単位よりも短い時間スケールでの人の移動が考慮できないという点も挙げられる。集計時間を短くすればするほど考慮できる人の移動の範囲を広くすることはできるが、集計時間が短い分時系列データに含まれるノイズの影響が大きくなるため、結果の精度が落ちると予想される。考慮する移動の時間スケールと結果の正確性についてはトレードオフの関係となるため、分析の対象とする地点間の物理的距離や、最終的に把握したい人流の時間スケールなども考慮に入れて最適な値を設定する必要がある。

6. まとめ

本研究では地点間の人流を把握する方法として、株式会社アドインテの保有する AIBeacon のデータを用いた、従来のビーコンによる人流計測の課題を踏まえた実用的なアプローチとその実践事例を紹介した。得られた知見は以下の通りである。

- 地点集中度の時系列データと因果推論手法を組み合わせることで、個人の移動履歴を取得することなく地点間の人流の傾向が把握できた。
- 考慮する人の移動の時間スケールと人流傾向の変化する時間スケールを設定することで、その値に応じた人流傾向とその時間変化を推定できることが示唆された

妥当性の検証は今後の課題となるが、本手法を応用することによって、プライバシーにも考慮した大規模かつ継続的な人流の計測を可能にする社会システムの構築が期待される。人流のモニタリングが可能となることで、例えば商業施設や駅などにおいて混雑する時間帯の人流を解析し、混雑緩和のための店舗配置や誘導ルートの最適化といった施策に役立てるなど、様々な応用が考えられる。

謝 辞

本研究はアドインテ株式会社様との共同研究の一環で取り組まれました。データの提供や研究の方向性の議論など、ご協力いただきました関係者各位に感謝申し上げます。

参考文献

- 1) Larson, J. S., Bradlow, E. T., & Fader, P. S. (2005). An exploratory look at supermarket shopping paths. *International Journal of research in Marketing*, 22(4), 395-414.
- 2) 大西正輝, 山下倫央, 星川哲也, & 佐藤和人. (2015). 人の流れの計測とシミュレーションによる避難誘導方法の伝承-新国立劇場における避難体験オペラコンサートを例に. *SIG-KST*, 26(06), 1-6.
- 3) 重中秀介, 大西正輝, 山下倫央, & 依田育士. (2018). 駅の利用者計測と混雑緩和の検討. In *交通・物流部門大会講演論文集 2018*. 27 (p. 2609). 一般社団法人 日本機械学会.
- 4) Anelia Angelova, Alex Krizhevsky, Vincent Vanhoucke, Abhijit Ogale and Dave Ferguson. Real-Time Pedestrian Detection with Deep Network Cascades. In Xianghua Xie, Mark W. Jones, and Gary K. L. Tam, editors, *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, pages 32.1-32.12. BMVA Press, September 2015.
- 5) Fod, A., Howard, A., & Mataric, M. A. J. (2002, May). A laser-based people tracker. In *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 02CH37292)*(Vol. 3, pp. 3024-3029). IEEE.
- 6) Wada, Y., Higuchi, T., Yamaguchi, H., & Higashino, T. (2013, October). Accurate positioning of mobile phones in a crowd using laser range scanners. In *2013 IEEE 9th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)* (pp. 430-435). IEEE.
- 7) Palumbo, F., Barsocchi, P., Chessa, S., & Augusto, J. C. (2015, August). A stigmergic approach to indoor localization using bluetooth low energy beacons. In *2015*

- 12th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS) (pp. 1-6). IEEE.
- 8) 和田悠佑, 中村嘉隆, & 東野輝夫. (2011). 障害物の存在する空間におけるレンジスキャナを用いた人流モデル化手法の提案. *マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集*, 2011, 1183-1192.
- 9) Swanson, N. R., & Granger, C. W. (1997). Impulse response functions based on a causal approach to residual orthogonalization in vector autoregressions. *Journal of the American Statistical Association*, 92(437), 357-367.
- 10) Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 424-438.