

人流情報分析のための可視化手法

理学専攻・情報科学コース 福手 亜弥

1 概要

近年、人の位置の抽出に関する研究が盛んに行われており、実空間における人の位置情報を利用した新しいサービスが提供されつつある。このような動向の中、様々な場所に設置されたカメラから長期間の人流情報を正確に取得し、蓄積することが可能になってきている。長期間にわたって蓄積された人流情報を分析することで、安全管理や業務改善などのサービス提供につなげることが期待できる。そこで、本論文では、蓄積された人流情報の分析を行うための可視化手法を提案する。まず蓄積された人流情報そのものから知見を得るために、動線と流量の可視化を行う。さらに、人流とその他の要因、例えば Twitter や降水量など、との関連性(共起性)を分析することにより、より深い知見を得ることができ、さらなるサービスにつなげていくことができる。本論文では、その他の要因の一つとして Twitter におけるある単語を含むツイートを対象とし、ある行動パターンの流量とある単語を含むツイートの発生数との関連性(共起性)について可視化にも取り組む。

2 動線と流量の人流情報可視化

- 提案手法 -

提案手法では人流情報を、軌跡を表す動線と通過人数を表す流量の二つの要素から分析・検証することができる。

2.1 クラスタリング

動線解析をする際、動線の行動パターンを知るために動線をそれぞれの意味ごと、つまり類似形状ごとに分類することが重要である。本論文ではスペクトラルクラスタリング [1] を用いてデータ取得場所に存在する主要行動パターンに動線を分類する。動線のクラスタリング処理を行った場合、動線は類似形状ごとにクラスタ分類されるため、取得場所に存在する主な行動パターンを明らかにすることができる。

2.2 時系列流量可視化

先のスペクトラルクラスタリングによる動線分類結果を用いて、各クラスタの時間帯別動線数を計算する。そして時系列情報可視化手法の一種である ThemeRiver[2] を用いて、各クラスタの時間帯別流量を可視化する。

ThemeRiver は要素数の時間的推移を川の流れるように提示する可視化手法であり、各要素を色で、各要素の値の大きさを垂直方向の幅で、時間を横軸で表しており、複数の要素の時系列変化を積み重ねて表示する。

本手法では、ThemeRiver における色を各クラスタに、垂直方向の幅を各クラスタの流量にあてることで、全体の流量変化とクラスタごとの流量変化を可視化することができる。これにより、全体や各クラスタ単体の流量だけでなく、それぞれ関連づけて流量を把握できるため、その流量の変動原因の追求・改善などに利用することができると考えられる。

3 動線と流量の人流情報可視化

- 実験・結果 -

某複合施設のエレベータ付近に設置したステレオカメラから取得した、ある土曜日の 9~23 時の人流情報に対して、本手法を用いて可視化した例を紹介する。取得した 1 日分の動線データに対してクラスタ数 8 でスペクトラルクラスタリングを実行し、動線を自動的に 8 つの主な行動パターンに分類した。図 1 に分類された動線の可視化結果、また、図 2 に動線を分類した各々のクラスタの流量変化を ThemeRiver により表したものを示す。図 2 の横軸は時間、縦軸は人数を表しており、それぞれの色が図 1 の動線の色の人数に対応している。ThemeRiver を見ると、全体的に 13 時と 18 時に流量が多くなっていることが分かる。また、それぞれのクラスタの流量の変動をみると、黄色と赤色のクラスタの流量が 13 時と 18 時に大きく増加しているのがみてとれる。赤色と黄色の動線は 2 階以下から 3 階へ上がってきた人の動線であり、本施設の 2 階から 3 階にはレストランフロアとなっていることから、これは食事に訪れた人の動線であると分かる。このことから、食事に訪れる人のピーク時刻に関する知見が得られる。

4 人流と他要素との関連性可視化

- 提案手法 -

4.1 HeatMap

人流と他要素の関連性を分析するために単一の指標を色の塗り分けで表す可視化手法である HeatMap を用いる。HeatMap を用いた可視化としてサーモグラフィー画像が

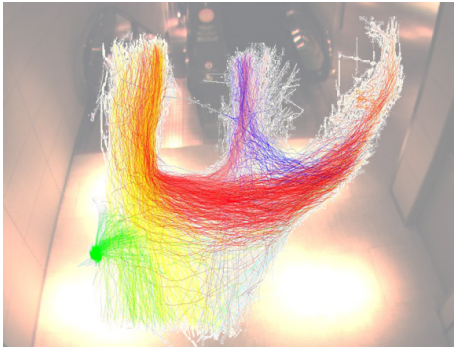


図 1: 動線可視化結果

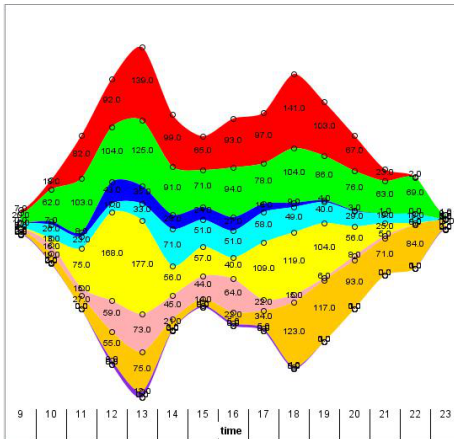


図 2: 流量可視化結果

あり、体温という情報を、赤から青などの色で表している．本論文では人流のある行動パターンの各時刻の流量と Twitter のある単語を含むツイートの各時刻における発生数を用いて、各時刻同士の全組み合わせにおいて関連の度合いを色相空間に対応させる．関連性があるほど赤い暖色に、ないほど青い寒色になるよう色付け表示を行っている．

4.2 DP マッチング

各時刻の全組み合わせの関連性の度合いを可視化すると、関連性がある部分が複数箇所でてくる場合がある．しかし、タイムラグなどの観点から、中でも実際は関連性がない部分が含まれていることがある．そこで、中でも関連性が最もあるだろう部分を判断するために、弾性マッチングの動的計画法の一種である DP マッチング [3] を用いて人流と Twitter のどの時刻同士の対応が最適であるかを調べる．DP マッチングとは、各要素間の対応付けを一方のパターンの時間軸を非線形に伸縮しながら照合し、最も整合した時点をもつマッチング結果とする技術である．DP マッチングの結果から、最適な対応している位置から遠ざかるほど明度を小さくすることにより、HeatMap の中でどの時刻同士がもっとも関連している部分としてふさわしいかを判断することができる．

5 人流と他要素との関連性可視化

- 実験・結果 -

某施設の 2 階から 3 階に下りる行動パターンの流量と“銀座線”という単語を含むツイートの発生数に対して、提案手法を用いて関連性の可視化を行った (図 3) ．

図 3 の縦軸がツイートの発生数の時間軸、横軸が行動パターンの流量の時間軸であり、全時刻同士の関連性の度合いがヒートマップで表示されている．図の縦軸の 21 時付近について見てみると、横軸の 13 時付近と 20 時付近が暖色になっており、人流の 13 時と 20 時と Twitter の 21 時に関連性がありそうだと推測できる．さらに、明度をみると、13 時よりも 20 時のときにより明るくなっているのがわかる．これにより、20 時の 2 階から 3 階に下りる行動パターンが 21 時の銀座線という単語を含むツイートとより深く関連していることが分析できる．

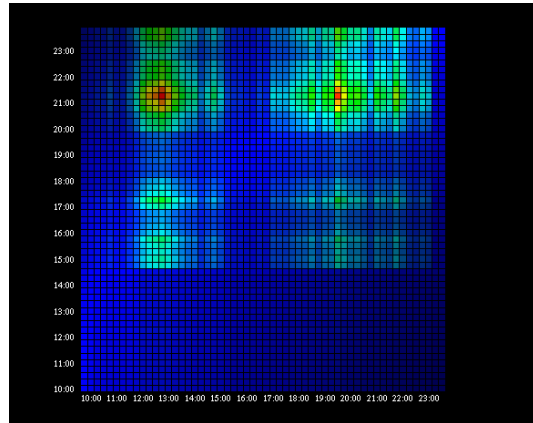


図 3: 相関性可視化

6 まとめ

本論文では、人流情報を分析するために 2 つの可視化を行った．1 つ目は蓄積された人流情報の動線と流量の可視化、2 つ目は人流と他要素との関連性の可視化に取り組んだ．

謝辞

データ提供を始め、終始熱心なご指導を頂いた産業技術総合研究所の大西正輝氏に心より感謝致します．

参考文献

- [1] A. Ng, M. Jordan, and Y. Weiss: “ On spectral clustering: Analysis and an algorithm ”, Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 849-856 (2001)
- [2] S. Havre, B. Hetzler and L. Nowell: “ ThemeRiver: Visualizing Theme Changes over Time ”, IEEE Symposium on Information Visualization, pp. 115-123 (2000)
- [3] H. Sakoe: “ Two-level DP-matching algorithm: a dynamic programming based pattern matching algorithm for continuous speech recognition ”, IEEE Trans. Acoust. Speech and Signal Proc., vol. ASSP-27, no.6, pp.1058-1066 (1989)