

動体検知情報の階層的クラスタリングによる人物行動解析

Analyzing Human Movements by a Hierarchical Clustering of Motion Detection Data

安場 直史*¹ 福井 健一*² 森山 甲一*² 栗原 聡*² 沼尾 正行*²
 Naofumi Yasuba Ken-ichi Fukui Koichi Moriyama Satoshi Kurihara Masayuki Numao

*¹大阪大学大学院 情報科学研究科 情報数理学専攻

Department of Information and Physical Sciences, Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

*²大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

Emerging patterns in human movements is fundamental data to any camera-utilizing service provider. Service, for example, may refer to detection and prediction of unusual movements for security purposes. This paper reports on the automatic acquisition of stationary points and frequently-trodden paths of people in a specific room in an attempt to infer patterns in human movements. First, trajectories are computed from motion detection data gathered using a web-camera installed in the room. Subsequently, these trajectories are classified into the two groups of stationary points and main paths. Each of the groups is induced using an agglomerative hierarchical clustering method. Empirical results show infrequent movements have little influence.

1. 序論

近年、情報通信技術の普及とともに「いつでも、どこでも」サービスが利用できるユビキタスネットワーク社会を迎えつつある。ユビキタスネットワーク環境における視覚センサーとしてカメラがある。カメラは現在、セキュリティの観点から銀行やコンビニエンスストアだけでなくいたるところに設置されている。将来的には、セキュリティの必要環境においては異常な行動をする人物の検出・異常物の検出・物体の欠如の検出など [1]、コンビニエンスストアなどのマーケティングの必要環境においては人の停留していた位置の発見・行動パターンの検出など [2]、介護が必要な高齢者の生活環境においては普段と異なる行動・行動予測によるサービスの提供など [3] の付加機能が重要になってくると予想される。そこで、我々はそれらサービスの基となる行動パターンの抽出が重要と考え、本論文ではその基準となる主要な経路および停留行動をする位置を得ることを目的とする。

本論文では、Web カメラから得られた動体検知データから人の行動軌跡を表す軌跡データを作成し、人物の重心座標の分散を用いて軌跡データを分離する手法、分離された 2 種類のデータから階層的クラスタリングを用いて主要な停留点および行動経路を自動的に求める手法を提案する。

先行研究として、Esther らは、銀行のロビーに焦点を当てロビーに入ってきた人を CONDENSATION algorithm を拡張してトラッキングし、その移動データのみをクラスタリングすることによって得られた行動経路を異常行動の発見に応用している [1]。この先行研究ではセキュリティに関する応用のみを考えているので、移動行動のみを対象とし、人の停留行動は考えられていない。しかし、停留点はマーケティングおよび行動予測などの観点からも需要は大きいと考えられる。また、青木らは高齢者の家庭内における行動をモニタリングし、異常事態が発生したことを通知するシステムを提案している [3]。この中で本論文の停留点と似通った滞留点というものがあるが、

これは行動の始点や終点であり、停留行動を抽出しているわけではない。一方、藤本らでは全方位視覚センサーを用い、店舗内における顧客行動の解析システムを提案している [2]。このシステムでは顧客の停留した位置が得られるが、クラスタリング等の処理を行っていないため、長時間の解析により主要な停留点を求めることは行われていない。このように、人の移動した経路のデータに対しクラスタリング処理を行い人の主要な行動パターンを抽出するという研究は少ない。本手法により、室内で人が行う主要な行動、およびその行動の頻度等が得られ、様々なサービスの基になると考えられる。

2. システム構成と前処理

2.1 システム構成

本研究のシステムは、カメラからの動画を動体検知処理しネットワークを通じて見ることができるといった構成になっている。動体検知処理は、現在の画像とその一つ前に取得した画像を比較し、変化している部分が一定面積以上だと動体として検知するものである。これは、(株)ブレインズより提供されているカメラサーバ mmEye *¹ の動体検知機能を用いた。

また、その機能を利用して得られるデータを以下に示す。これらの動体検知データは図 1 の流れに沿って処理される。

- 動体の重心座標
- 動体検知時刻
- 動体検知された部分の面積

これらの検知データから、人の行動を識別するために各データに ID を与えた。同じ ID を持つデータ集合を軌跡データとする。次節で ID 決定アルゴリズムについて述べ、

2.2 前処理

人の行動した軌跡を表す軌跡データを作成するために、動体検知データそれぞれに ID を付けるプログラムを作成した。人が 2 人歩いているときなどは同時刻に 2 つ以上動体検知さ

連絡先: 安場直史, 大阪大学産業科学研究所沼尾研究室,
 〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1,
 Tel: 06-6879-8426 Fax: 06-6879-8428
 E-mail: n_yasuba@ai.sanken.osaka-u.ac.jp

*¹ (株)ブレインズ mmEye シリーズ http://www.brains.co.jp/product_server/index.html

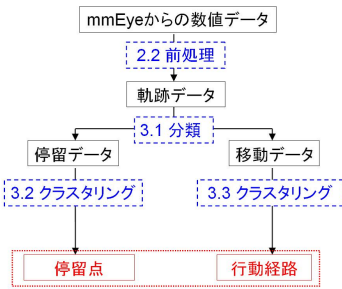


図 1: 動体検知データの処理の流れ

れる場合もある。また、人の残像や太陽光の反射などによってノイズが生じる場合も見られた。そのため、そのような状況にも対応できるアルゴリズムを考えた。アルゴリズムを以下に示す。

ID 決定アルゴリズム

現在の時刻を t_n 、一つ前の検知時刻を t_{n-1} とする。同様に、 S_i は面積・ x_i は重心の x 座標・ y_i は重心の y 座標とする。($i = n, n-1$)

- (A) 検知時間間隔 $t_n - t_{n-1}$ が T 秒以上の場合
時間間隔が一定以上空いたため異なる行動と判断し、データ数に関係なく別の ID を付ける
- (B) 検知時間間隔 $t_n - t_{n-1}$ が T 秒未満の場合
動体検知データ間類似度関数として l を以下のように定義する。

$$l = \lambda_S(S_n - S_{n-1})^2 + \lambda_x(x_n - x_{n-1})^2 + \lambda_y(y_n - y_{n-1})^2 \quad (1)$$

ただし、 $\lambda_S, \lambda_x, \lambda_y$ はそれぞれ面積・重心の x 座標・重心の y 座標の差に対する重みを表すパラメータである。

- (B.1) t_n, t_{n-1} で検知したデータ数がともに 1 の場合
式 (1) により得られた値 l を求める。その値が閾値 L 以上なら t_{n-1} のデータと別の ID を付け、閾値未満なら同じ ID を付ける。
- (B.2) t_n, t_{n-1} で検知したデータ数のどちらか一方でも 2 以上の場合
 t_n と t_{n-1} のデータの全ての組み合わせについて l を式 (1) により求める。そのうち、最小となる l が閾値 L 以上なら t_n の全てのデータに t_{n-1} のデータの ID と異なる新しい ID を付け、閾値 L 未満なら最小となる t_n, t_{n-1} のデータの組み合わせを調べ、その 2 つの ID が一致するように最小となる t_n のデータの ID を決定する。
最小値をとった 2 つのデータを除き、最小となる l が閾値 L 以上になるまで同様の処理を行う。 t_n の全てのデータに ID が付けられていない状態で閾値 L 以上になった場合、 t_n に検知した残りのデータには新しい ID を付ける。

このアルゴリズムの適用例を図 2 に示す。図中の丸は検知された動体の重心座標を、丸の色がデータの ID を、丸の中の番号が時間を表す。時間は 1, 2, ... という順に検知されていき、時間間隔はどれも T 秒未満であるものとする。

- 1~2 ... (B.1) の l が閾値 L 未満だったため、軌跡が作

成されている。

- 2~3 ... (B.1) の l が閾値 L 以上だったため、連結されない。
- 3~4 ... (B.2) の最小の l が閾値 L 未満だった場合、中央のデータが最小だったため、3 のデータは 4 の中央のデータとつながっている。4 の残りのデータには新しい ID が付けられている。
- 4~5 ... (B.2) の最小の l が閾値 L 未満だった場合、4 の中央と 5 の上のデータがつながり、この 2 つのデータを除いた最小の l も閾値 L 未満だったので、4 の下と 5 の下のデータがつながっている。
- 5~6 ... (B.2) の最小の l が閾値 L 未満だった場合、5 の上のデータと 6 のデータの l が最小だったため、5 の上のデータが 6 のデータとつながっている。

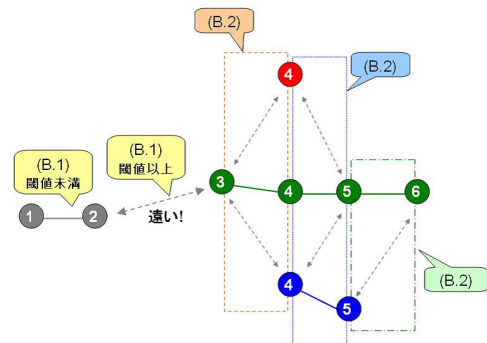


図 2: ID 決定アルゴリズムの適用例

これ以後、同じ ID を持つ重心座標データの連続を人の行動を表す軌跡データと呼び、以降の処理に用いる。

3. 軌跡データのクラスタリング

3.1 停留・移動データ

前章で作成した軌跡データを重心座標データの分散値により以下の 2 種類に分離する。

1. 停留データ ... 一定位置での行動。
一定エリア内にノードが集中。
ex. 流しで手を洗っている。
2. 移動データ ... 位置の変化する行動。
線状のデータ。
ex. 歩いている。

3.2 停留データのクラスタリング

前節で作成した停留データを解析し、室内における主要な停留点を得るクラスタリング方法として k-means クラスタリングと階層的クラスタリングの 2 つの手法について検討する。ここで、k-means クラスタリングは非階層的クラスタリングの代表的な手法であり、階層的クラスタリングは一つずつクラスタを合成していく手法である [4]。

k-means クラスタリング

n 個のサンプルデータを k 個のクラスタに分類するための、単純かつ実用的なクラスタリング手法である。そのアルゴリズム

Δ を以下に示す．($i = 1, 2, \dots, k$)

- (1) k 個の初期値 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ を設定．
- (2) n 個のサンプルデータを最近傍の μ_i のクラスタに分類．
- (3) 各クラスタごとに μ_i を再計算．
- (4) (2),(3) を μ_i に変化がなくなるまで繰り返す．

実際には、このアルゴリズムの反復回数はサンプルデータ数より非常に少なく、数十回程度で収束する．他に情報がない場合は、クラスタ数 $k \cdot$ 初期値 μ_i は“適当な”値を予想して設定する．なお、サンプルデータとしては停留データのノードの重心のみを用い、距離は重心間のユークリッド距離を用いた．アルゴリズムが収束したときの μ_i が主要な停留点に相当する．

階層的クラスタリング

ボトムアップに n 個のサンプルデータを k 個のクラスタに分類するためのクラスタリング手法である． n 個のサンプルデータから n 個の 1 要素クラスタを作成し、連続的にクラスタを融合する．そのアルゴリズムを以下に示す．($i, j = 1, 2, \dots, n$)

- (1) n 個のサンプルデータを n 個の 1 要素クラスタ D_1, D_2, \dots, D_n に分割する．
- (2) 存在するクラスタの中で最も近いクラスタを探す．それを D_i, D_j とする．
- (3) D_i と D_j を融合．
- (4-a) (2),(3) を k 個のクラスタになるまで繰り返す．
- (4-b) (2),(3) をクラスタ間距離が閾値 L 以下の間繰り返す．

分類されるべきクラスタ数 k が指定されているときは終了条件としてクラスタ数 k による (4-a) を用い、指定されていないときは閾値 L による (4-b) を用いる．このアルゴリズムは (2) で全探索を行うことから k-means クラスタリングより計算量は多くなっている．なお、サンプルデータとして停留データの全ノードを用い、距離は群平均 d_{avg} を用いた．群平均は、軌跡データのクラスタ D_i, D_j の各ノード x, x' 間距離の全ての組み合わせの平均として次のように定義される．

$$d_{avg}(D_i, D_j) \equiv \frac{1}{n_i n_j} \sum_{x \in D_i} \sum_{x' \in D_j} \|x - x'\| \quad (2)$$

アルゴリズムが収束したときの各クラスタ内のクラスタ中心が主要な停留点を表している．

3.3 移動データのクラスタリング

3.1 節で作成した移動データに prototype 合成法 [1] を適用し、類似度の高い移動データ同士を階層的クラスタリングを用いて分類・合成することによって室内における主要な行動経路を求める手法を提案する．階層的クラスタリングは 2 度行った．計算量軽減のため 1 度目はクラスタ数をあらかじめ手動で設定して処理し、2 度目で閾値によるクラスタ数自動決定処理を行った．ここで用いる階層的クラスタリングは前節と終了条件が異なるものである．

階層的クラスタリング 1

クラスタ数は観測環境に依存し変化するため、自動的にクラスタ数が決定するアルゴリズムが望ましいが、移動データは合成計算処理には膨大な時間がかかるため 2 つ以上の要素を持つクラスタの最大数を一時的に N と設定した． N を越えた場合は、新しい 2 要素以上のクラスタをクラスタに含まれる動

体検知総数が最小の 2 要素以上のクラスタと置き換え、全クラスタ数が N になることを終了条件とした．

階層的クラスタリング 2

階層的クラスタリング 1 の結果、 N 個のクラスタが作成された．このクラスタに対して、再び階層的クラスタリング処理を行う．今回は自動的にクラスタ数が決定されるように終了条件を閾値で設定するアルゴリズムを用いた．

この結果得られたクラスタは主要な行動経路を表している．

4. 実験・検証

実験は本研究室の談話室で観測した 10 日間のデータを用いて行った．このとき、動体検知数は約 90000 回、それによって作成された停留・移動データはともに 1000 個程度であった．

4.1 停留データのクラスタリングの検証

k-means クラスタリングと階層的クラスタリングによる停留点の比較を図 3 に示す．左からクラスタ数 10 に設定した k-means 法、クラスタ数 20 に設定した k-means 法、階層的クラスタリングによって求められた停留点である．k-means 法によって得られた停留点は、例えば冷蔵庫を開閉する行動と食器棚を開閉する行動を混合して停留点が一つしか得られていないが、階層的クラスタリングによって得られたものは 2 つの行動を適切に分離できている．

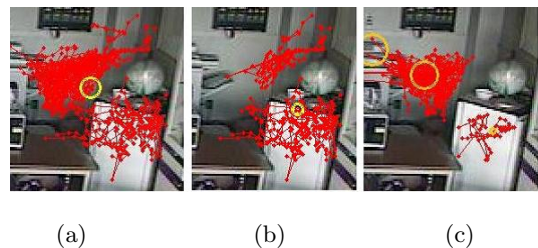


図 3: (a) クラスタ数 10 とした k-means クラスタリング結果 (b) クラスタ数 20 とした k-means クラスタリング結果 (c) 階層的クラスタリング結果

図 3 に階層的クラスタリングにより得られた停留点を示す．図中の円の中心が停留点を表し、円の大きさは停留点で停留行動を行っていた頻度の比によって決定される．ソファやコピー機の周辺など室内の人が停留しそうな点はどちらの処理によっても同様に得られていた．



図 4: k-means クラスタリングにより得られた停留点

よって、停留点を求める手法としては、階層的クラスタリングの方が適していると考察した。以降の検証は全て階層的クラスタリングによって得られた停留点を用いる。

4.2 移動データのクラスタリングの検証

作成されたクラスタの一例を図5に示す。図中の一本の線が合成されてできた行動経路の一例であり、それ以外の線の集合はこの行動経路の元となった移動データを表している。



図 5: 合成されたクラスタともとの移動データ例

元の移動データには動体検知の際のノイズの影響も多少見られるが、合成されてできた行動経路に沿って、元の移動データが存在しているため、適切に合成されたと考えられる。ただ、この合成法は何度も合成されている部分は動体検知の際に含まれたノイズに強いが、合成されていない端の部分は小さなノイズに対しても非常に弱いことがわかった。

4.3 得られた主要な停留点・行動経路の検証

提案手法が頻度の低い行動の影響を受けていないことを示すために、異なる期間に得られたデータに対する結果を比較する。2005年10月24日～11月4日の平日に得られた9日間のデータに対し階層的クラスタリング処理を行い得られた結果を図6に示し、2005年11月7日～11月17日の平日に得られた9日間のデータの結果を図7に示す。図中の丸は室内の主要な停留点、丸の大きさは停留点同士の頻度の比、線は主要な行動経路を表している。

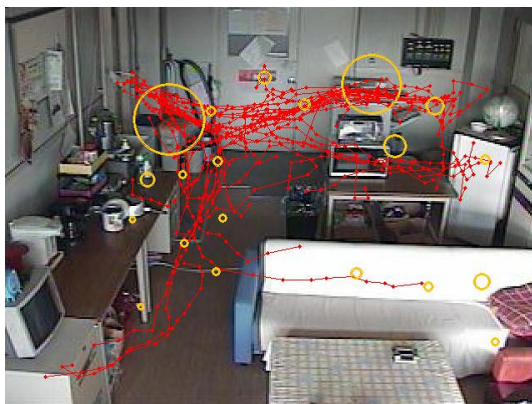


図 6: 10/24～11/7のデータを用いて得られた停留点および行動経路

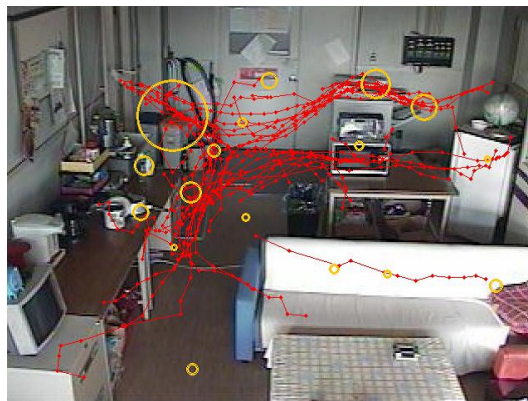


図 7: 11/8～11/17のデータを用いて得られた停留点および行動経路

2つの結果を比較すると、どちらも室内の通路を得ているので行動経路の面からは頻度の低い行動の影響は受けていないといえる。一方、停留点についてはコピー機・流しなどが停留行動をされると考えられる点はどちらも得られているが、通路の停留点には違いが生じている。この原因として、通路では人の停留位置は一概に決まらないことが挙げられる。しかし、停留点は通路以外の点適切に得られているので、頻度の低い行動の影響はないと考えた。

5. 結論

本研究では、カメラから得られる動体検知データにより室内の人の主要な行動を解析し、人が停留行動を行う点および人がよく通る経路を自動的に求める方法を提案した。そして、得られた停留点および行動経路の普遍性を検証した。

今後は、冷蔵庫やレンジなどの開閉センサーと融合させ、停留点と開閉センサーの位置関係の自動取得や、停留点および行動経路の時系列関係の発見を目指す。

参考文献

- [1] Esther B. Koller-Meier, Luc Van Gool, "Modeling and Recognition of Human Actions Using A Stochastic Approach" 2nd European Workshop on Advanced Video-based Surveillance Systems AVBS'01, pp.17-28, 2001
- [2] 藤本喜彦, 小原ゆう, 柴田史久, 馬場口登, 八木康史, "店舗内に設置した全方位視覚センサによる顧客の行動解析", 情報処理学会研究報告 (CVIM), no.142, pp.17-22, Jan, 2004.
- [3] 青木茂樹, 大西正輝, 小島篤博, 岩橋由雄, 福永邦雄, "人物の行動パターンに注目した異常通知システム", 電子情報通信学会技術報告, PRMU2000-220, pp.139-146, Mar. 2001.
- [4] Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork (著), 尾上守夫 (監修), 江尻公一ほか (訳) "パターン識別" 第10章 教師なし学習とクラスタリング 新技術コミュニケーションズ, 2001.