

移動軌跡中の滞在開始時刻と滞在時間に着目した異常検知手法

山村 拓也†

中島 智晴†

†大阪府立大学大学院 人間社会システム科学研究科

1 はじめに

日本は超高齢社会になって10年以上が経過しており、若手労働者人口の不足とそれに伴う高齢者福祉における介護者数の不足が大きな問題となっている。介護者の不足は、高齢者の体調変化や異常の発見の遅れに繋がる。そのような状況の中、高齢者の異常をいち早く検知し、家族などに通報する見守りシステムの需要が高まっている。本研究でも、居住者のプライバシーを尊重した見守りが行えるよう、非侵襲性センサの一つであるレーザレンジファインダを用いた見守りシステムの開発を進めている。これまでに、介護付き高齢者施設を想定した見守りシステムを開発した[1][2]。本研究では、そのシステムにより得られた移動軌跡に対する異常検知手法を提案する。提案手法ではまず、移動軌跡から頻繁に滞在する場所を自動的に求める。そして、その滞在所における滞在開始時刻と滞在時間に着目し、ホテリング理論に基づき異常検知を行う。数値実験により、提案手法の妥当性を検証する。

2 提案手法

提案手法ではまず、人物の移動軌跡から頻繁に滞在する場所（ベッドなど）を同定する。次に、同定された滞在所における滞在開始時刻と滞在時間に着目して、日常行動をモデル化する。推定されたモデルを用いて、未知移動軌跡の異常スコアを各時刻に対して求める。最後に、あらかじめ決められた基準値と異常スコアとの関係から異常かそうでないかを判定する。

2.1 滞在所の同定

文献[2]を発展させた手法を使って移動軌跡から滞在所を自動的に同定する。従来手法では、人物の移動軌跡から滞在所の中心だけをクラスタリング手法を用いて自動で同定していた。本研究では、滞在所における滞在開始時刻と滞在時間に着目して日常行動のモデル化を行うので、人物の位置がどの滞在所にいるかどうかを判断する必要がある。そこで、従来手法での滞在所の中心の結果を用いて、滞在所を確率分布で表現する。

2.2 日常行動のモデル化

滞在所における滞在開始時刻と滞在時間に着目して日常行動のモデル化を行うため、まず軌跡データの座標情報を滞在所情報に変換する。次に、その変換された軌跡データを用いて滞在所における滞在開始時刻と滞在時間の組み合わせを算出する。そして、滞在所における滞在開始時刻と滞在時間を別々に、ガウス混合分布モデルによるクラスタリングを用いて確率分布としてモデル化する。

2.3 異常スコア算出と異常検知

滞在所における滞在開始時刻と滞在時間のそれぞれの確率分布を使用し、未知移動軌跡の異常スコアを各時刻で算出する。異常スコア算出には、ホテリング理論[3]を用いる。算出される異常スコアが自由度1のカイ二乗分布に従うため、異常かどうかを判定するための基準値を容易に設定可能である。

人物が滞在所に到達した時間では、開始時刻における確率分布を、その滞在所に継続して滞在する場合は、滞在時間における確率分布を使用し、異常スコアを算出する。異常の判定方法を表1にまとめる。滞在所に到達した時点(A)と滞在所に継続して滞在中の場合(B)で判定方法が異なる。Otherは通常か異常を判定出来ない状態を表す。時刻 t での異常スコアを S_t 、異常スコアの基準値を s と置く。

表1: 異常の判定方法

A	$S_t \leq s$	Normal
	$S_t > s$	Abnormal
B	$S_t \leq s$	Normal
	$S_t > s \text{ and } S_{t-1} - S_t \leq 0$	Abnormal
	otherwise	Other

3 数値実験

3.1 実験データ

実験に使用するデータを生成するために、西原ら[4]のシミュレータを改良した。このシミュレータを用いて居住者の仮想移動軌跡を生成する。仮想居住環境を図1に示す。行動の開始時刻と継続時間を事前に決められた確率分布に従って作成し、複数日数の移動軌跡データを作成する。滞在所としてベッド、トイレのドア前、ソファ、洗面台前、クローゼット前、部屋の入口前の6箇所を設定した。また、行動から滞在所への対応はあらかじめ決めておく。例えば、「歯磨き」という行動は、「洗面台前」で行われると設定している。

An abnormality detection method focusing on staying start time and staying time of trajectories

†Takuya YAMAMURA †Tomoharu NAKASHIMA

†Graduate School of Humanities and Sustainable System Science, Osaka Prefecture University

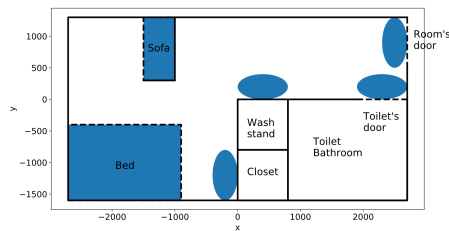


図 1: 仮想の居住空間

3.2 実験設定

一日分の移動軌跡を1つのデータとし、27日間のデータで提案手法を適用した。テストデータとして、以下の4日分のデータを作成した。

1. 異常を含まない
2. 15時から、座標 [0,1000] に、滞留し続ける
3. 10時30分から、ソファに、滞留し続ける
4. 1時から1時間外出し、その後データ1と同じ

3.3 結果・考察

3.2節で述べた実験設定でテストデータにおける異常スコアの推移をそれぞれ図2～図5に示す。図において、青色は「Normal」、赤色は「Abnormal」、灰色は「Other」を表している。また、黒の点線は異常スコアの基準値を表しており、カイ二乗分布における右側1%とした際のカイ二乗値になっている。

図2は、異常を含まないデータに対する結果で、ほとんど異常の判定がされていないことから、妥当な結果が得られている。17時頃（図における赤丸の場所）に一点だけ異常と判定されているが、これは17時頃にトイレに行ったことに対する滞在場所の開始時刻における異常が検知されたものである。トイレに行くなどの行動は、正規分布に従って発生しないと考えられる。本研究では、全ての行動が正規分布に従って発生すると仮定してモデル化しているため、異常と判定されたと考えられる。

図3、図4はそれぞれ、途中から学習にない場所（座標 [0,1000]）とソファに滞在し続けた際の結果を示している。滞在し続ける場所によって、異常と判定されるまでの時間が異なっていることが分かる。データ2は、15時頃に学習用データにない場所に滞留すると、すぐに異常と判定されている。データ3は滞在場所と設定されたソファに滞在し続けるという行動のため、異常判定に時間を要している。このような状況を異常と判定すべきかどうかを一般的な見地から考察することは難しく、本手法ではすぐには異常と判定しないという結果になっているのは妥当といえる。

図5では、1時に外出した際、滞在場所（部屋の入口）の開始時刻の基準により異常と判定されている。外

出から戻った後、通常行動（睡眠）に戻るが、睡眠が終わった5時20分頃からは、図2の通常データの時と同じ異常スコアの推移となっている。このことより、一旦異常と判定されても、その後の異常検知は継続して行われていることが分かる。

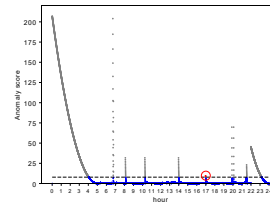


図 2: データ 1 の結果

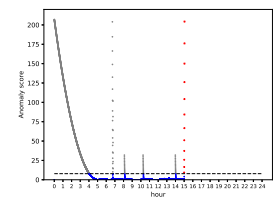


図 3: データ 2 の結果

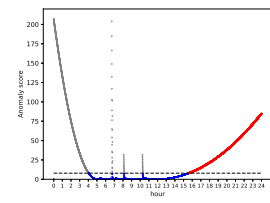


図 4: データ 3 の結果

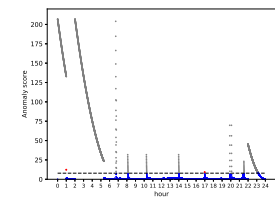


図 5: データ 4 の結果

4 おわりに

本研究では、人物の移動軌跡に対する異常検知手法を提案した。提案手法ではまず、移動軌跡から頻繁に滞在する場所（ベッドなど）を自動的に同定した。そして、同定された滞在場所における滞在開始時刻と滞在時間に着目し、ホテリング理論に基づき異常検知を行った。数値実験では、実際に起こりえる異常を考慮し、異常スコアがどのような推移をするかを示し、提案手法の妥当性を示した。今後の課題として、トイレに行くなどの正規分布でない確率分布から発生する行動のモデル化、実問題への適用が挙げられる。

参考文献

- [1] Takuya Yamamura, Syo Nishihara, and Tomoharu Nakashima. Tracking multiple persons using a laser range finder under proximity and occlusion states. *Proc. of 6th Asian Conference on Information Systems*, pp. 80–85, 2017.
- [2] 山村拓也, 西原詳, 中島智晴. 人物移動データからの滞留点推定を目的としたクラスタリング手法と評価指標. 第30回バイオメディカル・ファジィ・システム学会年次大会講演論文集, pp. 121–126, 2017.
- [3] Harold Hotelling. The generalization of student's ratio. *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 2, No. 3, pp. 360–378, 1931.
- [4] 西原詳, 中島智晴. RNNによる移動軌跡の異常検知. 不確実状況下での動的状態推定と知能情報科学の融合 (1), pp. 88–96, 2017.