周辺歩行者の挙動変化に基づく不審者検出

Detecting Suspects by Observing Behavioral Changes of Surrounding Pedestrians

齊藤 伶奈 大沢 英一 Reina Saitou Ei-Ichi Osawa

公立はこだて未来大学システム情報科学部複雑系知能学科

Department of Complex and Intelligent Systems, School of Systems Information Science, Future University Hakodate

The recent attacks in towns have increased demands for technology to find suspects in a crowd. A typical way to find suspects is to use facial recognition systems, however, those require a huge amount of personal data in advance. In this paper we propose a method to detect suspects in a crowd by observing pedestrians' behavior without using any specific personal data. The fundamental idea is that if a pedestrian finds a suspect, they might stop walking, or change the direction. We have devised a method to find such changes of behavior of pedestrians based on a Kalman filter and a hidden Markov model. The filter is used to detect a change, and the HMM is for assuming the intention of each observed pedestrian. Agent simulation results shows that the method works sufficiently well, especially where people are walking not in a single direction but in various different directions.

1. はじめに

昨今,テロに代表されるような往来での無差別殺人への対 処は安全保証の観点において重要な案件となっている.もし, 多数の人間が歩いている雑踏の中から事前に不審者を検出す ることが出来れば,将来の犯罪抑止の一助となるだろう.この ような目的のための不審者検出に関するこれまでの研究では, 不審者本人の行動検出や顔検出といった方法が様々用いられて いる [1, 2].しかし,これらの手法では犯罪者データベースな どが必要となる.加えて,不審者自身の行動を認識できない場 合には検出することができないという問題がある.

そこで本研究では、それらの手法の補助を目的として、不審 者を回避した歩行者の回避行動に着目して、不審者を検出する 手法を提案する.本研究では、提案手法の有効性を群衆の中の 不審者とそれに気づいた人のモデルを構築し、このモデルを利 用したエージェントシミュレーションをすることで実験考察を 行なった.

2. 提案手法

本章では,提案する不審者検出で用いる手法について詳し く書く.まず,不審者を見つけた歩行者の行動変化の検出に使 用するカルマンフィルタを紹介する.次に,検出した行動変化 が不審者を避けるための意図によって引き起こされているかど うかを調べるために利用する隠れマルコフモデルを紹介する.

2.1 カルマンフィルタ

本研究では、まず回避行動と思われる行動を検出するため に、歩行者の行動変化を検出する.そのために、カルマンフィ ルタを用いて次状態の予測を行い、実際の次状態との予測誤差 から変化を検出する.ここで、歩行者の時刻 t での位置を x_t 、 速度を v_t とする.この歩行者の位置 x_t を状態とし、次状態へ の間隔を Δ とすると、状態は $x_t = x_{t-1} + v\Delta$ と更新するこ とができる.実際の観測がノイズを含むと想定すると、この式 にガウスノイズ σ を加えることで、観測 z_t は式 (1) で得るこ とができる.

$$z_t = x_{t-1} + v\Delta + \sigma_t \tag{1}$$

カルマンフィルタはこの更新式から,事前に状態を推定する予 測ステップと,観測によって事後推定値を求めるフィルタリン グステップを行う.ベイズの定理を用いると,観測と状態は以 下のような式で表すことができる.

$$P(x_t|z_t) = \frac{P(z_t|x_t)P(x_t)}{P(z_t)}$$

$$\tag{2}$$

時刻 t の時,状態 x_t の条件付き確率 $P(x_t|Z^{t-1})$, さらに観測 z_t の条件付き確率は $P(z_t|Z^{t-1})$ となり次の関係式を得ること ができる. Z^{t-1} は時刻 t-1 までの観測の集合を表す.

$$P(x_t|Z^t) = \frac{P(z_t|x_t)P(x_t|Z^{t-1})}{P(z_t|Z^{t-1})}$$
(3)

$$P(x_{t+1}|Z^t) = \int P(x_{t+1}|x_t)P(x_t|Z^t)dx_t \quad (4)$$

ここで,式 (3) からは,時刻 t の状態 x_t の状態推測値を得ることができ,式 (4) からは,時刻 t-1 での状態 x_t の状態 推測値を得ることができる.この 2 つの式を,交互に繰り返 すことで時刻 t での状態予測を行うことができる.実際はさら に,時刻 t での状態 x_t の推定値 $\hat{x}_{t|t}$ はカルマンゲイン K を 用いて,

$$\hat{x}_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t(z_t - \hat{x}_{t|t-1}) \tag{5}$$

と更新を行う.このカルマンゲインは,観測と状態の関わりの 強さを表し,

K_t = 時刻 *t* における *x* の推定値の誤差分散 / 時刻 *t* における *x* の観測値の誤差分散

となっている.

2.2 HMM

つぎに,行動変化があった歩行者が,本当に不審者に対して回 避行動を取っているかどうかを判断するために,隠れマルコフ モデル(以下 HMM:Hidden Markov Model)を用いた.HMM

連絡先: 齊藤伶奈, 公立はこだて未来大学, 〒 041-8655 北海 道函館市亀田中野町 116-2, b1014094@fun.ac.jp

は、直接観測できない隠れた状態とそこから出力される観測で きる状態からなるモデルで、< $Q, A, O, B, \Pi > 0$ タプルで表現 される. Qは隠れ状態の有限集合, q_i はi番目の隠れ状態, Aは 遷移確率の有限集合, Oは観測可能な状態の有限集合, Bは観 測確率の有限集合, Π は初期状態確率の有限集合を表す. また, a_{ij} は q_i から q_j への遷移確率 $a_{ij} = Pr(s_{t+1} = q_j|s_t = q_i)$, o_i は部分的に観測可能な q_i の状態, $b_{ik} = Pr(o_k|q_i)$ は状態 q_i で o_k を観測する確率, $\Pi_i = Pr(s_0 = q_i)$ は初期状態が q_i にある確率を表す.

HMM の隠れ状態 Q を歩行者の意図とし, 観測可能な状態 O をカルマンフィルタを用いて得た予測誤差と,実際に観測 した歩行者の座標の傾きの変化量とした.図1はその HMM の構造である.

ただし, Yue らのマルチエージェントの目標認識についての 論文 [5] によると, マルチエージェントシミュレーションは状 態空間がとても大きく, HMM のパラメータの教師なし学習は 不可能とある.そこで, 状態空間が大きすぎることに対して, それぞれ連続値である O の予測誤差と, 座標の傾きの変化量 をそのまま扱うのではなく, 離散値にして表現することで大き さを抑えた上で, Baum-Welch アルゴリズムを用いて事前に 行なったエージェントシミュレーションの結果から HMM の 教師ありパラメータ学習を行った.

出力値の離散化は、あらかじめ行なった実験から得られた データからそれぞれの最大値と最小値をもとめ、その値を等 間隔で5等分して行なった.出力はそれぞれの区間に従って [0,1,2,3,4] のいずれかに離散化され、離散化された値の組み が改めて観測可能な状態*O*として得られる.

また,図1では簡略化のため隠れ状態Qを二つにしている が,実際はQが5つのモデルを用いた.これは歩行者の意図 を,後述するエージェントの回避行動として想定した4種類 の行動の意図とその他に分けた場合で表現している.

学習後の HMM を用いて,カルマンフィルタで行動変化が 観測された歩行者が回避行動を取っていると推測された場合, その周辺の人物を不審者の疑いがあるとしてタグづけを行い, タグが一定以上の歩行者を不審者とした.



エージェントの観測可能な状態(O)

図 1: 研究で使用した HMM の構造

3. エージェントシミュレーション

本章では、手法の検証のために行なったエージェントシミュ レーションについて詳述する.なお、エージェントシミュレー ション上で不審者検出を行なっている研究は、Patrix らの研 究や [5], Kaluza らの研究 [4] がある.これらは、歩行者を複 数人まとめて扱う点や.それぞれ不審者を直接認識する点で本 手法とは異なる.

3.1 環境

実験は,歩行者のみで交通量の多い道路を想定しエージェン トシミュレーションを行った.環境はグリッドワールドで表現 し,実際に使用した環境は図2に示した.図2では,エージェ ントの目的地を赤色,エージェントを速度ごとにその他の色で 視覚化している.グリッドは(60×30)マスになっており,環 境中のエージェントは同じマスに重複しないようになっている.



図 2: 実際に使用した環境

3.2 エージェント

エージェントは不審者の役割を持つものと,それ以外の普通 の歩行者を持つものが存在する.エージェントは出発地から反 対側の辺上の目的地に向かって環境内を歩き,目的地にたどり 着いた時点で環境からいなくなる.シミュレーションは,不審 者が環境から居なくなった時終了する.

エージェントはそれぞれ次の7つの要素を持っている.

- *id*:エージェントの名前
- intention:エージェントの意図
- position:エージェントの現在地
- goal:エージェントの目的地
- speed:エージェントごとの歩行速度
- map:エージェントが観測した情報を保存するための地図
- fear:エージェントの恐怖

また,それぞれの要素は以下のように表現されている.

- *id* = 重複しない文字列型の変数
- *intention* =< A, H, S, T, N > のどれかをとる文字列型 の変数 (詳細は後述)
- *position* = (x, y) で保存されるシーケンス型の変数
- goal = (x, y) で保存されるシーケンス型の変数
- *speed* = 1 ~ 3 の値をとる整数型の変数
- *map* = [x][y] で周囲の様子を保存する整数型の2次元 配列
- fear = 0 ~ 100 の値をとる整数型の変数

エージェントは,図3に示した範囲の視野をもち,視覚情 報を用いて一歩進み,その後視野を更新することを繰り返しな がら目的地を目指す.エージェントの周囲の情報は,mapに 記録されていく.もし,視界内に不審者をとらえた時はその位 置を記録する.



図 3: エージェントの視野

エージェントが不審者を発見できるかどうかは, fea の値で 決まる. fear は,不審者の恐怖への敏感さ,確信度合いを表 したものでランダムな値をとる. fear の値が決められた閾値 を超えた時に,エージェントは不審なエージェントに気づくこ とができるようになっている.

3.3 回避行動

確率的に不審者に気づいた歩行者は回避行動を取るか取ら ないかを選択する.ここでの回避行動は,避ける・急ぐ・立ち 止まる・引き返して逃げるの4つを想定しており,それぞれ 不審者に遭遇した歩行者が取るであろう行動を仮定している. この回避行動は,行動が行われやすいと考えられるものほど選 ばれやすくなるように設定し,それぞれの行動は以下のように 定義した.

- 避ける:fear の値に応じて不審なエージェントの周りを 忌避する行動
- 急ぐ:fear の値に応じて目的地に向かって急ぐ行動
- 立ち止まる:その場で立ち止まる行動
- 逃げる:初期位置に引き返すことで環境から脱出する行動

回避行動の選択は, エージェントの内部の意図 intention の 遷移であるとして, 4 つの回避行動の意図と特に回避行動を取 らない意図を合わせた計 5 つの意図を状況に用いた重み付き確 率で遷移させることで表現している. intention との対応は, 避けるが A, 急ぐが H, 立ち止まるが S, 逃げるが T, その 他が N となっている. ただしエージェントの意図の初期状態 は,回避行動ではない意図 N から始まる. 図 4 に意図の遷移 関係を示した. 矢印の周囲の数字は遷移確率を表しており, 状 況に応じてもっともらしくなるように 2 つの遷移関係を用意 した.

4. 実験・考察

本章では実際に行なった実験と考察について述べる.

4.1 実験

まず,通路のような環境を想定して,エージェントが環境の 左端から歩き出し一方向に歩く場合で検出実験を行った.実験 は,環境における歩行者エージェントの人数を変更するごとに 15回ずつ行い,不審者の検出率と誤検出率を算出した結果を 表1に示した.次に,左右二方向から生成され通行する状況で 不審者の検出実験を行なった.結果は表2に示した.また,同



図 4: 意図の遷移関係

様の状況で環境中に不審者が複数いる場合の検出実験を行い, 表3に結果をまとめた.

步行者	不審者	検出率 (不審者:歩行者)
100 人	1人	20.00% : $0.13%$
150 人	1人	13.33% : $0.64%$
200 人	1人	13.33% : $0.79%$

表 1: 一方向に歩く場合

歩行者	不審者	検出率 (不審者:歩行者)
150 人	1人	33.33% : $4.49%$
200 人	1人	86.00% : $12.4%$
250 人	1人	80.00% : $19.2%$

表 2: 二方向通行の場合

加えてエージェントが上下左右四方向から生成され通行する 場合の検出実験と,加えてこれまで実験を行なっていた環境が 長方形であることから,上下方向に移動するエージェントの移 動距離が短くなってしまうことから,大きさを変え正方形の環 境を用いた場合での実験を行なった.それぞれの実験結果は表 4と表5に示した.

表1と表2を比較すると、表2の方が明らかに検出率が高 くなっている.これは表1の場合、環境に歩行者が増えれば増 えるほど歩行者がすし詰めになってしまい、回避行動の取れな い歩行者が増えてしまうからだと考えられる.加えて、環境を 大きくした表5の実験では表4の実験と比較して、歩行者が 少ない場合の検出率が低く歩行者が増えた場合には検出率が高 い.これは、元々の環境では上底または下底に不審者が生成さ れた場合に、環境から不審者がいなくなるまでの時間が短くな るため検出が難しかった.そのため、環境を大きくすることで 不審者がどの場所に生成された場合でも同様に検出できるよ うになったからである.一方で、環境中に歩行者が少ない時に は不審者の周囲で回避行動をとる歩行者が少なくなってしまっ たため検出率が低くなった.

4.2 考察

結果から,提案手法は環境中に人が少なすぎる場合や多す ぎる場合は検出できない.さらに,ある程度の時間不審者が環 境にとどまっていなければ検出できないことがわかった.環境

步行者	不審者	検出率 (不審者:歩行者)
150 人	2人	36.67% : $5.54%$
200 人	2人	56.00% : $11.58%$
250 人	2人	90.00% : $20.5%$

表 3: 不審者複数の場合

歩行者	不審者	検出率 (不審者:歩行者)
200 人	1人	46.00% : $1.85%$
250 人	1人	40.00% : $4.72%$
300人	1人	53.00% : $7.62%$

表 4: 進行方向が 4 方向の場合

の1マスを1m²としたとき,検出率が8割を超えた場合の人 密度は,実験全体を通して最小で0.08人/m²,最大で0.13人 /m²程度だった.環境の大きさを拡大縮小した場合でも,環 境中の歩行者密度がこれに近い中程度の密度であるとき,シス テムは不審者を検出可能であると考えられる.

しかし,環境全体の歩行者の密度が中程度であったとして も,不審者の周辺が極端に密度が高い場合やまた低い場合には 検出がうまくいかない可能性が高い.例えば,不審者がグルー プで複数人でまとまって行動している場合では提案手法での検 出は難しいだろう.ただし,表3の結果からもわかるように環 境中の複数に不審者がいる場合でも検出可能であるため,それ ぞれ単独である場合には提案手法は十分有効だと考えられる.

また,進行方向を増やしても検出可能だったことから歩行者 がある程度複雑に行き交う環境でも検出可能であることがわ かった.さらに,歩行者が複雑に移動する場合の検出可能性に も期待できるだろう.ただし,環境中に障害物があるような複 雑さを持つ環境の場合,現状の提案手法では障害物を避ける行 動と回避行動とが区別できず誤検出が増えることが予測され るため,事前に障害物の位置がわかる場合にはその位置を記録 し,その周辺では回避行動と判別しづらくするなどの操作が必 要になると考えられる.

5. まとめと展望

5.1 まとめ

本研究は、群衆中での犯罪を事前に防ぐため、歩行者行動の 変化を用いて群衆中から不審者を検出する手法を提案し、エー ジェントシミュレーションで手法の有効性の検出を行った.提 案手法は、特殊なデータベースが必要なく、直接不審者が観 測しづらい環境でも対応できることを目指した.人のみが通 行する歩行者天国のような環境を使用してエージェントシミュ レーションを行った.シミュレーションでは、まず大量の歩行 者エージェントとそれに紛れた不審者エージェントを用意し、 不審者エージェントに気づいた歩行者エージェントが回避行動 をするようにした.次に、回避行動の原因となった不審者エー ジェントの特定を行い不審者の検出実験を行った.

検出は、カルマンフィルタを用いた行動変化の検出と HMM を用いた意図の予測を用いて行なった.実験の結果から、提案 手法は不審者の周辺が中程度の歩行者密度の時によく不審者を 検出することができ、歩行者の進行方向が増えた場合や、環境 が大きくなった場合でも同様だった.

步行者	不審者	検出率 (不審者:歩行者)
200 人	1人	26.67% : $1.89%$
250 人	1人	53.34% : $1.35%$
300 人	1人	80.00% : $4.29%$

表 5: (60×60)の環境 4 方向の場合

5.2 課題と今後の展望

今回作成した不審者検出システムでは、局所的に人密度が 高い時や低いときに弱く、不審者が集団の中に紛れてしまった 場合や人混みを避けて歩いている場合には検出することができ なかった.そこで、環境中に極端に密度が違う場所があるとき に、その密度に従って行動変化の検出を緩やかにしたり厳しく したりするような工夫をする必要がある.

また,実験を行なった環境は全て障害物がない環境だったた め,障害物を避ける動作も加わってきた場合には回避行動との 区別も重要な課題になるだろう.加えて,本手法は現在不審者 検出で,実用的に使われている他手法の補助的な検出方法とし て考えられたものであるが,実際に他手法と併用した場合にど の程度有効なのかについてはまだ分かっていない.

したがって今後は、より普遍的な環境に対する対処と検出実 験を行うことに加えて、他手法と併用した場合に対してのシ ミュレーションや、実際の歩行データを用いた実験を行ってい きたい.

参考文献

- 佐藤 敦:安全安心な社会を支える画像認識技術,人工知 能学会論文誌 29 巻 5 号, pp. 408-455(2014).
- [2] テクノスコープ Technology File(012) 監視カメラシステム 不審者の"オーラ"を検知 ELSYS ジャパン キヤノンパナソニック, 日経ビジネス (1835), 72-74(2016).
- [3] Jeremy Patrix, Abdel-Illah Mouaddib, Simon Le Gloannec, Dafni Stampouli, and Marc Contat: Discrete relative states to learn and recognize goals-based behaviors of groups, AAMAS '13 Proceedings of the 2013 inter-national conference on Autonomous agents and multi-agent systems, pp. 933-940(2013).
- [4] Kaluza, Bostjan and Kaminka, Gal and Tambe, Milind: Towards Detection of Suspicious Behavior from Multiple Observations, AAAI Workshop - Technical Report, (2011).
- [5] S. Yue, K. Yordanova, F. Krger, T. Kirste, and Y. Zha: A decentralized partially observable decision model for recognizing the multiagent goal in simulation systems. Discrete Dynamics in Nature and Society, vol. 2016, Article ID 5323121, pp. 15(2016).