Action Recognition and Suspicious Action Detection with Mixture Distributions of Action Primitives

Yoshio Iwai Non-member (Osaka University, iwai@sys.es.osaka-u.ac.jp)

Yasuhiro Aoki Non-member (Osaka University, aoki@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp)

Hiroshi Ishiguro Non-member (Osaka University, ishiguro@sys.es.osaka-u.ac.jp)

Keywords: suspicious action detection, action primitives, mixture distributions, sequential Monte Carlo

In recent years, the social environment has become more complex and people's personal lives have become more varied, so the development of security systems that detect hazards and allow us to avoid these has become necessary for us to be safe and secure. However, it is too heavy work for administrators to monitor the environment in 24 hours because they are tied on monitor TVs, and such heavy work causes a mistake. Therefore, a system would need facilities to detect unusual situations automatically and inform system administrators of unusual situations by sensing and recognizing our environment. Such a system would reduce surveillance load, because administrators only pay attention when the system warns.

To detect suspicious actions, the system needs to detect and track people surreptitiously. Cameras have usually been utilized as environmental sensors because they do not make us feel uncomfortable. People are detected and tracked through input images by image processing, and our purpose is to do this and to recognize their actions by using trajectories of movement.

One approach using Monte Carlo method has been proposed to detect suspicious actions. However, there is a problem that they assume that the distribution of human action state would be uniform. In this paper, we reformulate human actions by the posterior probability and approximate it by the Monte Carlo method. By this reformulation, we can treat human actions within the Monte Carlo approximation theory, and also solve the local minimum problem of sequential Monte Carlo method.

The action recognition is performed by MAP estimation using the posterior probability, $p(M_t | z_{t-k:t})$, of action model M_t at time t given the observation sequence $z_{t-k:t}$, where k is a number of observation frames. Figure 1 shows the probability structure of the proposed framework.

We consider an action not in the action database as a suspicious action. However, all sample points are generated from the action database and no sample points are generated from a suspicious actions. Therefore, we need some criteria to detect suspicious actions. In this research we use the probability $p(z_t | x_t)$ that means the accuracy of the prediction of

Fig. 1. Probability structure of the proposed framework

Fig. 2. Suspicious action detection rate varying the threshold value

actions in the action database, and we determined an action as a suspicious action when all likelihood $p(z_t | x_t^{(i)})$ of all samples $x_t^{(i)}$ becomes less than a certain threshold value. Figure 2 shows the experimental results of the proposed framework.

In conclusion, we have proposed a generic framework for detecting suspicious actions with mixture distributions of action primitives, of which collection represents human actions. We used a Bayesian approach to recognize human actions and approximate the probability by the Monte Carlo method. In future work, we will investigate the effects of these parameters and improve the recognition rate.

行動素の混合分布に基づく行動認識と例外行動の検出

非会員 岩井 儀雄* 非会員 青木 康洋*
非会員 石黒 浩*

Action Recognition and Suspicious Action Detection with Mixture Distributions of Action Primitives

Yoshio Iwai*, Non-member, Yasuhiro Aoki*, Non-member, Hiroshi Ishiguro*, Non-member

In this paper, we propose a generic framework for detecting suspicious actions with mixture distributions of action primitives, of which collection represents human actions. The framework is based on Bayesian approach and the calculation is performed by Sequential Monte Carlo method, also known as Particle filter. Sequential Monte Carlo is used to approximate the distributions for fast calculation, but it tends to converge one local minimum. We solve that problem by using mixture distributions of action primitives. By this approach, the system can recognize people's actions as whether suspicious actions or not.

キーワード：例外行動検出，行動素，混合分布，逐次モンテカルロ法

Keywords: suspicious action detection, action primitives, mixture distributions, sequential Monte Carlo

1. はじめに

近年，社会がますます複雑化し，様々な機器やシステムが導入され続けている。そのため，機器やシステムの安全を達成するとともに，人に関わる様々な空間の安全と安心を確保する必要性が増大してきている。その際に，機械やシステムは確実に，しかしさりげなく我々の活動を守り，支援することが要求されている⁽¹⁾。このようなシステムを実現するためには，環境内で生じる様々な事象をシステムが自動的に把握する必要がある。そのための情報入力手段として，従来から様々なセンサが利用されてきた。特に，画像センサについては得られた画像の処理方法により様々な事象に対応できる上，また，監視カメラ用途として撮影することによる心理的抑止効果や，記録映像の章構成などの利点を有するため，従来から多数の研究が行われてきた。

一般に，画像による行動認識システムは，人物追跡と行動認識の2つのモジュールから構成されている。人物追跡に関しては，ブースティング手法を利用した人物検出⁽²⁾や，ベイズアプローチに基づく方法⁽³⁾などが提案されている。人物追跡手法は様々なものが提案されている⁽⁴⁾が，追跡と認識の2つのモジュールはそれぞれ独立に設計できるため，どのような追跡方法を選んでも良い。本研究では，特に人物行動認識と例外の検出に焦点を当てる。

例外検出のアプローチとして，Nanri らの立体高次局所自己相関特徴を用いた手法⁽⁵⁾や，Boiman らのデータベース内の画像から作成したパッチの組み合わせによってクエリ画像を表現する手法⁽⁶⁾がある。これらの手法は，クエリ画像が学習画像群と時間的・空間的にどの程度類似するかを計算して，目立った変化が表れたときに例外検出とするアプローチである。しかしながら，あくまでも変化点を検出するものであり，どのような行動を行っていたかを認識するものではない。

行動認識には，確率モデルを利用する方法がよく用いられている。そのなかでも，隠れマルコフモデル (HMM)⁽⁷⁾が行動認識によく用いられている。例えば，Oliver らによる二人の人物の相互干渉をモデル化したもの⁽⁸⁾や青木らの日常の行動を学習して例外検出へ応用したもの⁽⁹⁾などがある。一方，逐次モンテカルロ法を行動認識に応用した手法^{(10)~(12)}も提案されている。この手法は，逐次モンテカルロ法による追跡で用いる内部状態に，現在実行中の行動を示すラベルを付与して内部状態を拡散し，元の追跡用の内部状態で周辺化積分することで，行動の事後確率を計算する。

逐次モンテカルロ法は，隠れマルコフモデルに比べサンプル数を押さえることにより高速に計算することが出来るうえ，時系列データのノイズに対しても，ロバストに認識できるなどの利点があるが，逐次モンテカルロ法の性質上，多峰性を持つ分布はうまく取り扱うことができない。しかし，Vermaak ら⁽¹³⁾によってこのような多峰性問題の解決策が提案されている。その方法は，分布が多峰性を持つ

* 大阪大学大学院基礎工学研究科
〒560-8531 大阪府豊中市待兼山町 1-3
Graduate School of Engineering Science, Osaka University
1-3, Machikaneyama, Toyonaka, Osaka 560-8531

であればもとの分布を局所分布の和によって表すことで解決するものであり、Vermaak らはこれによって、複数の人物を同時に追跡することに成功している。本研究ではこの方法を応用することで、行動モデルの認識における多峰性問題を回避する。また、行動モデルの学習の際、全ての可能な例外を列挙することは不可能であるため例外行動そのものを学習することは非常に困難である。そこで本研究では、頻繁に観測されるような行動を通常の行動とみなして予め学習し行動モデルのデータベースを構築するものとし、データベースに無い行動が観測されたときを例外行動発生として扱う。

2. 行動モデル

〈2・1〉 行動モデルの表現 人物の行動は、図 1 に示すような、様々なセンサから得られる観測空間上の軌跡として考えることができる。また、ある一連の行動には部分的によく似た行動が存在する。これらは特徴空間上では、部分的に重なる軌跡として表現される。そこで、本研究では特徴空間の行動軌跡同士で重なる部分を共有するように軌跡を分割し、分割された部分的な軌跡を行動素と呼ぶ。そして、人物の行動モデルを、行動素の遷移列として表現する。行動モデルの様子を図 2 に示す。ここで各 m は行動素であり、特徴空間上に軌跡 $z = m(f)$ を描く。ただし、 z は特徴空間上での観測特徴量であり f は軌跡 m のパラメータである。例えば、特徴空間として、人物の関節角度を選んだ場合は z は人体の各関節角度を表すベクトルであり、 $m(f)$ は関節角度の変化軌跡を表している。 f を増加させ軌跡を描くことで行動素が再生されるので、本研究ではパラメータ f のことをフレームと呼ぶ。

〈2・2〉 行動の内部状態 人物の行動にはマルコフ性を持つ内部状態 x があり、現時刻 t の内部状態 x_t に従って

Fig. 1. Trajectories represent human activities

Fig. 2. Action model

特徴量 z_t が観測されるとする。すなわち、次式のような遷移モデルを考える。

$$x_t \sim p(x_t|x_{t-1}) \dots\dots\dots (1)$$

$$z_t \sim p(z_t|x_t) \dots\dots\dots (2)$$

本研究の場合、状態 x は行動モデルの内部状態であるので、行動素間の遷移と行動素軌跡の再生を状態 x が表現できればよい。

行動素の遷移を表すためには、内部状態 x が再生中の行動素 m を含んでいけば良い。状態 x_t として $x_t = (m_t, y_t)$ という形を考えると、状態遷移確率はベイズルールより

$$p(x_t|x_{t-1}) = p(y_t|m_t, x_{t-1})p(m_t|x_{t-1}) \dots\dots\dots (3)$$

である。これは、過去の状態から現在の行動素 m_t への遷移が $p(m_t|x_{t-1})$ で与えられ、行動素 m_t の再生が $p(y_t|m_t, x_{t-1})$ で与えられることを示している。

次に、ある行動素 m の再生について考える。現在の行動素軌跡のフレーム位置 f_t とフレームの再生速度 v_t を用いると、状態方程式

$$f_t = f_{t-1} + v_{t-1} + \mathcal{N}_f \dots\dots\dots (4)$$

$$v_t = v_{t-1} + \mathcal{N}_v \dots\dots\dots (5)$$

$$z_t = m(f_t) \dots\dots\dots (6)$$

によって、行動素軌跡 $z = m(f)$ を再生できる。ただし、 $\mathcal{N}_f, \mathcal{N}_v$ はそれぞれフレーム位置 f と速度 v のノイズである。これより、ある行動素軌跡 m の状態 (f, v) の遷移確率は

$$p(f_t, v_t|f_{t-1}, v_{t-1}) = p(v_t|v_{t-1})p(f_t|f_{t-1}, v_{t-1}) \dots\dots\dots (7)$$

となる。

以上より、行動素の再生状態を $y_t = (f_t, v_t)$ とすれば、内部状態 x_t は $x_t = (m_t, f_t, v_t)$ であり、その遷移確率は

$$p(x_t|x_{t-1}) = p(v_t|v_{t-1})p(f_t|m_t, x_{t-1})p(m_t|x_{t-1}) \dots\dots\dots (8)$$

とできる。

〈2・3〉 内部状態の尤度 観測値による状態の尤度 $p(z_t|x_t)$ については、観測値 z_t と、状態 x_t が示す特徴量 $m_t(f_t)$ との距離を利用する。まず、距離 $d(z_t, x_t)$ を次式で計算する。

$$d(z_t, x_t) = (z_t - m_t(f_t))^T \Sigma^{-1} (z_t - m_t(f_t)) \dots\dots (9)$$

ここで、 Σ は共分散行列を表す。なお、行動素 m_t は、学習データとして与えられる観測データ z から、作成されるので、これらの次元は通常一致している。尤度分布 $p(z_t|x_t)$ は距離 $d(\cdot)$ を用いて、

$$p(z_t|x_t) \propto \exp(-d(z_t, x_t)) \dots\dots\dots (10)$$

とする。

が、別の行動素の一点と近いことがあり、状態分布は多峰性を持っている。そこで、局所分布 p_m を行動素別の状態の分布とすることで、このような多峰性問題を回避することができる。

〈3・3〉 逐次モンテカルロ法による近似計算 時刻 t でのサンプル $x_t^{(i)}$ の重みを $w_t^{(i)}$ とすると、(15) 式は

$$p(x_t|z_{t-k:t}) = \sum_{i=1}^N \pi_{m_t^{(i)}, t} w_t^{(i)} \delta_{x_t^{(i)}}(x_t) \cdots \cdots (20)$$

と近似できる。なお、 N はサンプルの総数であり、 $m_t^{(i)}$ はサンプル $x_t^{(i)}$ が示す行動素である。また、ここでの $\delta_a(\cdot)$ は a で値を持つディラックのデルタ関数である。

行動モデルの事後確率 $p(M_t|z_{t-k:t})$ は、(12) 式をサンプルで近似して

$$\begin{aligned} p(M_t|z_{t-k:t}) \\ = \sum_{i=1}^N p(M_t|x_{t-k:t}^{(i)}) \prod_{s=t-k}^t p(x_s^{(i)}|z_{t-k:t}) \cdots (21) \end{aligned}$$

で計算できる。ここで、 $x_{t-k:t}^{(i)}$ は i 番目のサンプルが時刻 $t-k$ から時刻 t までに辿ってきた状態の遷移列のことである。一見すると、時刻 t までに発生した全てのサンプルを記録しておく必要があるように見えるが、事後確率 $p(M_t|x_{t-k:t})$ は〈4・3〉節で述べたように、状態系列 $x_{t-k:t}$ が辿った行動素遷移列 $m_{t-k:t}$ のみを必要とするため、 i 番目のサンプルが示す状態系列 $x_{t-k:t}^{(i)}$ はその行動素遷移列 $m_{t-k:t}^{(i)}$ のみを記録しておけば良い。

サンプルの重み $w_t^{(i)}$ は、

$$\tilde{w}_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} p(z_t|x_t^{(i)}) \cdots \cdots (22)$$

$$w_t^{(i)} = \frac{\tilde{w}_t^{(i)}}{\sum_{j \in \mathcal{I}_m} \tilde{w}_t^{(j)}} \cdots \cdots (23)$$

で更新する。ここで、 $\mathcal{I}_m$ はサンプル $x_t^{(i)}$ が示す行動素 $m_t^{(i)}$ と同じ行動素を示すサンプルの集合である。

〈3・4〉 例外検出法 本研究では学習データベースに存在しない行動はすべて例外行動として扱う。状態遷移 $p(x_t|x_{t-1})$ による状態の更新は、学習した行動モデルのデータベースを用いて、次時刻での状態を予測していると考えられる。このとき、尤度 $p(z_t|x_t)$ は予測の正しさを与えており、あるサンプルの尤度 $p(z_t|x_t^{(i)})$ が小さいときは、そのサンプルによる予測が外れていることを示している。もし、全てのサンプルの尤度が十分に小さいときはデータベースに存在しない例外行動を観測した可能性がある。そこで、本研究では、あるサンプルの尤度 $p(z_t|x_t^{(i)})$ があらかじめ指定したしきい値 ε_L を下回ったときに、そのサンプルの重み $w_t^{(i)}$ を 0 とし、すべてのサンプルの重みが 0 となったときに例外行動を検出したとする。なお、例外行動が検出された場合はサンプル集合を再び初期化することで認識処理を続けることができる。

〈3・5〉 サンプリングの問題と重みの改良 サンプルは $p(x_t|x_{t-1})$ によって更新されるとしたが、行動モデルのデータベース D 内に

$$\bullet M_1: m_1 \rightarrow m_2 \rightarrow m_3$$

$$\bullet M_2: m_4 \rightarrow m_2 \rightarrow m_5$$

のように共通の行動素を含むような行動モデルが存在する場合や、次のような行動素のループを含む行動モデル

$$\bullet M_3: m_6 \rightarrow m_7 \rightarrow m_8 \rightarrow m_7 \rightarrow m_9$$

がある場合、一時刻前のみに基づいて更新すると問題が生じることがある。例えば、最初の共通の行動素がある例の場合、現在の行動素を m_2 とすると、遷移先は m_3 と m_5 が考えられるため、場合によってはあるサンプルの系列 $x_{t-k:t}^{(i)}$ が示す行動素遷移列が $m_1 \rightarrow m_2 \rightarrow m_5$ のようにデータベースに無い遷移列を辿り得る。次のループを含む場合の例でも同様に、サンプルの系列 $x_{t-k:t}^{(i)}$ が示す遷移列が $m_6 \rightarrow m_7 \rightarrow m_9$ のように、やはりデータベース内に存在しない遷移列を辿り得る。

これは、学習済みの行動素の遷移パターンから新しい行動を類推できる、と言う意味では利点となり得る。しかし、本研究のように、有限のサンプルを用いて観測系列を行動モデルデータベース D と比較する場合では、データベースに存在しない遷移列を辿ったサンプル $x_t^{(i)}$ は、その系列 $x_{t-k:t}^{(i)}$ による事後確率が

$$\forall M \in D, p(M|x_{t-k:t}^{(i)}) = 0 \cdots \cdots (24)$$

であるため、行動モデルの認識には全く役に立たない。さらに、観測系列 $z_{t-k:t}$ がデータベースに学習済みの行動モデルと同等の軌跡であった場合、先のデータベースに無い遷移列を辿ったサンプルはいずれ尤度 $p(z_t|x_t^{(i)})$ が小さな値になり得る。しかし、行動素が遷移した直後は、それは行動の分岐点にあたるため、尤度は低くならない。このため、行動素が遷移した直後にリサンプリングを行った場合で、かつデータベースに無い遷移を辿る方が尤度分布が高くなってしまう場合や、そもそもサンプルの総数が少ない場合などで、全てのサンプルがこのデータベースに無い遷移列を辿るものに偏ってしまう恐れがある。しかしながら、遷移してから暫く経つと予測が外れ出すため尤度が小さくなり、そのうちしきい値を下回り誤って例外として検出してしまう。

この問題は、サンプルの数を増やせば解決できるが、場合によっては大量のサンプルが必要となるため実用的には困難である。そこで、本研究ではサンプルの重みを計算する際に、(22) 式を次式で置き換えることによってこの問題を回避する。

$$\tilde{w}_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} p(z_t|x_t^{(i)}) T(x_{t-k:t}^{(i)}) \cdots \cdots (25)$$

ここで、 $T(x_{t-k:t}^{(i)})$ はサンプルの辿った行動素遷移列がデータベース D 内に存在するかどうかを示すブール値であり、論理和

$$T(x_{t-k:t}^{(i)}) = \bigcup_{M \in D} F(M, m_{t-k:t}^{(i)}) \dots \dots \dots (26)$$

で計算する。なお、 $m_{t-k:t}^{(i)}$ は i 番目のサンプルが辿った行動素遷移列であり、 $F(\cdot)$ は (31) 式のものと同じである。これは、データベース内に存在しない遷移列を辿ったサンプルの重みを強制的に 0 へと変更する操作である。重み 0 のサンプルはリサンプリングによって確実に他のサンプルに置き換えられるため、データベースに無い遷移列を辿るサンプルは存在しなくなる。

このような処理を前節の処理 ((22) 式) の代わりに行うことにより、サンプル数が十分でない場合や、学習データベース内にループがある場合においても、正しく例外行動を検出することが出来る。具体的な精度は、実験の章で示す。

4. 確率の設計

〈4・1〉 行動素の遷移確率 ここでは行動素の遷移確率 $p(m_t|x_{t-1})$ について述べる。行動モデルのデータベースには、ある行動素から別の行動素への遷移頻度が学習可能であり、したがって遷移先を決定する分布 $p(m_i|m_j)$ は既知のものとして扱える。しかし行動素の遷移は、ある行動素を再生し終えてから起こるものであるため、実際に遷移が起こるかどうかはその時の行動状態 x_{t-1} に依存する。よって本研究では、遷移確率 $p(m_t|x_{t-1})$ を

$$p(m_t|x_{t-1}) = r(x_{t-1})p(m_t|m_{t-1}) + (1 - r(x_{t-1}))\delta(m_t, m_{t-1}) \dots (27)$$

と定義する。ここで $r(x_{t-1})$ は、状態 x_{t-1} が行動素の遷移を起こすかどうかを表す確率である。また、 $\delta(m_t, m_{t-1})$ は $m_t = m_{t-1}$ のときに 1 となるクロネッカーのデルタである。本定義は、右辺第一項で行動素が遷移する場合を表し、第二項では遷移せずに現在の行動素の再生を続けることを表している。

また遷移のしやすさ $r(x)$ については、ある行動素の再生が終わりそうになるほど次の行動素へと遷移しやすくなるので、状態 x のフレーム位置 f がその行動素 m の終端に近づくほど 1 に近くなるような分布にすれば良い。本研究では、簡単のため $r(x) = r(m, f, v)$ を次のように定義する。

$$r(x) = \begin{cases} 1 - \varepsilon & f_m < f + v \\ \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \dots \dots \dots (28)$$

ここで ε は小さな正の数であり、 f_m は行動素 m の終端フレームである。ただし、行動素 m に遷移先が存在しない場合は $r(x) = 0$ とする。

〈4・2〉 初期分布 状態 x は遷移確率 $p(x_t|x_{t-1})$ によって更新されるため、初期時刻 $t = 0$ での分布 $p(x_{t=0})$ が必要である。本研究での内部状態 $x = (m, f, v)$ について、フレーム再生速度 v は他からの影響を受けず、また、フレーム位置 f は行動素 m の総フレーム数に影響を受けるので、初期分布 $p(x_{t=0})$ を次のようにして求める。

$$p(x_{t=0}) = p(v_{t=0}, f_{t=0}, m_{t=0}) \dots \dots \dots (29)$$

$$= p(v_{t=0})p(f_{t=0}|m_{t=0})p(m_{t=0}) \dots \dots (30)$$

なお、初期行動素の分布 $p(m_{t=0})$ については一様分布とする。

〈4・3〉 状態遷移列とモデルの事後確率 内部状態 x の時系列 $x_{t-k:t} = \{x_0, x_1, \dots, x_t\}$ が得られたときの行動モデル M の事後確率 $p(M|x_{t-k:t})$ の推定について述べる。状態 x_t は現在の行動素 m_t を含むように定義したため、状態系列 $x_{t-k:t}$ から行動素の遷移列 $m_{t-k:t} = \{m_0 \rightarrow m_1 \rightarrow \dots \rightarrow m_t\}$ を生成できる。行動モデルは行動素の遷移列で表現されているので、得られた遷移列 $m_{t-k:t}$ がモデル M に含まれているかどうかによって事後確率 $p(M|x_{t-k:t})$ の計算ができる。

本研究では次のような方法で事後確率 $p(M|x_{t-k:t})$ を求める。まず、行動素遷移列 $m_{t-k:t}$ が行動モデル M に含まれているかどうかを示す関数 $F(M, m_{t-k:t})$ を用意する。

$$F(M, m_{t-k:t}) = \begin{cases} 1 & m_{t-k:t} \subset M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots \dots \dots (31)$$

行動モデルの事後確率 $p(M|x_{t-k:t})$ は、関数 $F(\cdot)$ を用いて、

$$p(M|x_{t-k:t}) = \frac{F(M, m_{t-k:t})}{\sum_{i=1}^{N_M} F(M_i, m_{t-k:t})} \dots \dots \dots (32)$$

とする。ただし、 N_M はデータベース内の行動モデルの数である。

5. 実験

本実験で用いた計算機を表 1 に示す。なお、本章において従来手法とは Matsumura ら⁽¹⁴⁾ による手法のことであり、また、行動の学習には Matsumura らが用いた手法を利用した。Matsumura らの手法に関しては、付録に詳細を示す。

〈5・1〉 全方位動画像による評価実験 全方位視覚センサ⁽¹⁵⁾ を用いて人物が部屋の中を動く様子を撮影し、得られた動画像から人物の重心軌跡を抽出した。部屋の大きさは 7m × 7m で、カメラを部屋の中央に設置した。全方位画像の取得フレームレートは 30 [fps] であり、得られた全方位画像は 512 × 440 ピクセルで、8 ビットのグレースケール画像である。部屋の様子全方位画像と人物の追跡によって得られた軌跡を図 5 に示す。各軌跡は 5 つの経路を通った軌跡であり、各経路 10 本、合計 50 本ある。なお、各軌跡は 10 ～ 15 秒ほどの長さである。

〈5・1・1〉 検出性能 — 全方位画像 — 近似精度や例

Table 1. Experimental environment

CPU	Dual 2 GHz PowerPC G5
Memory	1.5 GB DDR SD-RAM
OS	Mac OS X 10.4
Compiler	gcc/g++ 4.0.1 with optimization (-O2)

外の検出にはしきい値やサンプル数の影響を受けると考えられる。そこで、これらのパラメータを変えることで検出率がどのように変わるかを調べた。ここで調べた項目は

FAR false accept ratio.

例外（未学習）行動を学習済みと判断する割合。

FRR false reject ratio.

学習済みの行動を例外として検出する割合。

の2種類である。実験方法は以下に示す通りである。

まず、全方位画像から得られた50本の重心軌跡を図5のように各経路ごとに手作業でクラスタリングしておく。次に、ある経路以外の軌跡を学習してデータベースを構築する。そして、学習しなかった経路の軌跡を認識させ、例外として検出されるかどうかを試みる。また、学習した経路の軌跡についても認識処理を行い、学習済みと判断されるかどうかを試みる。

図6にしきい値を変更したときの検出率を、また、図7にサンプル数を変更したときの検出率を示す。両図とも左側がFAR、右側がFRRであり、実線が提案手法による結果で、点線が従来手法による結果である。図6より、しきい値が大きいときはほとんどの行動を例外として検出するためにFRRが高くなり、FARが低くなっている様子が分

かる。また、しきい値を十分小さくするとそれ以上変化はない様子も見取れる。さらに、提案手法の方が従来手法より良い結果を示している。これは、行動素の状態分布を提案手法がより正確に表現できていることを示している。なお、図中ではグラフは横ばいになってはいるが、しきい値を非常に小さくすると、それは例外行動検出を行わないという意味になるので、あまり小さくしすぎないほうが良いと思われる。次に図7では、サンプル数が少ないと分布の近似精度が悪くなるために、FRRが高く、FARが低くなっている様子が分かる。ただし、近似精度の向上のためにサンプル数を増やすと、認識アルゴリズムの計算コストがサンプル数に比例するため、実行速度とのトレードオフになる。

さて、両図からFAR、FRRともにある程度以上は改善されていない様子が分かる。まず、FARに関しては次の理由が考えられる。学習した行動について、図5をみると、図の中央下の行動は中央上の行動に含まれていることが分かる。また、本研究での例外検出手法は内部状態の観測特徴量に対する尤度のみを利用している。このため、図5の中央下の行動を学習していなくても中央上の行動を学習している場合は、中央下の軌跡を認識処理に入力したときに尤度が一向に下がらないため、データベースに含まれると判断される。これは本実験ではfalse acceptとして扱われてしまうため、その結果FARが上昇する。これを回避するためには、学習済みの行動の一部分のみ行う行動を例外として扱う必要がある。そのためには行動の開始状態と終了状態を行動素の遷移に含めれば良いが、このような行動を本当に例外として扱うかについては今後の検討課題とする。

一方、FRRについては、サンプル数が足りず近似精度が悪いことが理由にあげられるが、他に、データベースの学習精度の問題があげられる。たとえば、本研究で用いた学習手法に図5の全ての軌跡を学習させると、9つの行動モデルが生成されたが、図の経路は5つなので冗長で複雑なデータベースが生成されている。データベースが複雑にな

Fig. 5. Input image and trajectories

Fig. 6. Suspicious action detection rates varying the threshold value

Fig. 7. Suspicious action detection rate waring the number of samples

Fig. 8. Comparison of recognition rates

Fig. 9. Layout of experimental room

れば、分布の近似に多数のサンプルが必要になるため、学習精度が原因で誤検出したと考えられる。精度の良い学習方法については今後の課題とする。

次に、認識処理によって得られた行動モデルの事後確率から MAP 推定を行い、行動認識を行った。その結果を図 8 に示す。実験にはテスト用の軌跡以外を学習して、テスト用軌跡を認識するジャックナイフ法を用いた。ここで実験を行った手法は、図の左から、提案手法でサンプル数を 1000 個にしたもの、同じく 5000 個で行ったもの、続いて、提案手法を(3・5)節で述べた方法によって改良したもので、サンプル数を 1000 個にしたものと 5000 個にしたもの、最後に従来手法でサンプル数を 1000 個にしたものである。棒グラフの白い部分が FRR で、灰色の部分が MAP 推定で認識に成功した割合である。認識に成功したかどうかの判定は、テスト軌跡が自分と同じ経路に属する軌跡の行動モデルと同一と判断されるかどうかで行った。図 8 より、従来手法や提案手法では FRR が高いことが分かる。この原

因は、(3・5)節で述べた通り、直前の状態のみを利用して状態遷移を行っているために起こるものであると考えられる。FRR は図に示した通り、サンプル数を増やすことで低く抑えることができてはいるが、実効速度を調べてみると、サンプル数が 1000 個のときにはおよそ 32[fps] であったのに対し、5000 個のときは約 6[fps] に下がっており、認識処理のリアルタイム性で大きな問題が生じる。そこで、認識処理に(3・5)節で述べた改良を施したところ、図 8 の通り、サンプル数が 1000 個でも 5000 個のときの性能に近くなった。

〈5・2〉 頭部位置による評価実験 次に、モーションキャプチャを利用して、室内での人物の移動軌跡を取得し、同様な評価実験を行った。行動を表す特徴量は人物頭部の三次元位置である。行動を取得した室内の様子を図 9 に示す。人物の移動範囲は約 4m × 4m であり、取得した行動は次の 3 種類である。また、モーションキャプチャのデータの取得フレームレートは 30 [fps] である。

秘書行動 約 20 秒の行動。

図 9 にて、ドアより入室し、地点 P でテーブルにお茶を出し、ドアまで戻って退出する。

事務作業 約 50 秒の行動。

図 9 にて、ドアからテーブルの周りを時計回りに一周するように歩いて椅子に座り、テーブルにて新聞を読む。その後、入室時のルートを進んで退室する。

テーブル掃除 約 70 秒の行動。

図 9 にて、ドアからテーブルの周りを時計回りに一周するように歩いて椅子に座る。テーブルの上を片付けた後、反時計回りに地点 P を経由してゴミ箱まで歩き、ゴミを捨てる。そして、時計回りで椅子まで戻り、着席した後テーブルの上を拭く。作業が終わったら、テーブルの周りを反時計回りで歩いて、そのままドアより退出する。

被験者の数は 8 人であり、それぞれに 3 種類の行動を 4～6 回行ってもらう、合計で 108 本の軌跡を取得した。

〈5・2・1〉 検出性能 — モーションキャプチャ — 前節の実験と同様に、しきい値やサンプルの数の影響を調べた。実験データとして、被験者一人の行動軌跡を用いた結果を図 10 に、被験者全員の軌跡を用いた結果を図 11 に示す。図 10 (a), 11 (a) がしきい値を変更したときの FRR の変化の様子で、図 10 (b), 11 (b) はサンプル数を変更したときの FRR の変化の様子である。なお、FAR は実験を行ったパラメータの範囲で全て 0 となった。図 10 と図 11 より、提案手法は被験者一人の行動を用いたときに従来手法よりも検出率が高くなっているが、被験者全員の行動軌跡を用いたときには、従来手法よりも低くなっている様子が分かる。このことから、提案手法はデータベースの大きさの影響を受けやすいと考えられる。この原因は〈3・5〉節で述べた通り、提案手法は直前の状態のみを利用して状態遷移を行っているためと考えられる。そこで、〈3・5〉節の改良を施したところ、図 10, 11 の通り、改良手法の検出率が最良となった。

また、図 10 (a), 11 (a) の通り、しきい値を小さくすることによって FRR を低くすることができている。ただし、しきい値を小さくすることは例外検出を行わないという意味になるので、あまり小さくしすぎると FAR が上昇する可能性がある。一方、サンプル数については、図 10 (b), 11 (b) の通り、サンプル数を増やすことで FRR を低くすることができる。これは分布の近似精度が良くなるためであるが、認識アルゴリズムの計算コストはサンプル数に比例するため、実行速度とのトレードオフになる。

さらに、図 11 を図 10 と比べてみると、検出性能が非常に低くなっている様子が分かる。これは、データベースの規模に対してサンプルの数が少なく、近似精度が悪いことが原因としてあげられるが、他に、データベースの学習精度の問題があげられる。例えば、本実験で手作業でクラスタリングした結果、同じクラスに属する行動の軌跡を学習させると、異なる行動素の遷移列が生成されることがあった。これは学習の際に、人物間の差異や各軌跡の観測ノイズを吸収しきれず、冗長で複雑なデータベースが生成され

(a) Suspicious action detection rate varying the threshold value

(b) Suspicious action detection rate varying the number of samples

Fig. 10. Detection rates learned by one person's trajectories in the action database

ていると考えられる。データベースが複雑になれば、分布の近似に多数のサンプルが必要になるため、学習精度が原因で誤検出したと考えられる。精度の良い学習方法については今後の課題とする。

〈5・2・2〉 FAR について 〈5・2・1〉節での実験では FAR は 0 となったが、本研究での例外検出手法は内部状態の観測特徴量に対する尤度 $p(z_t|x_t)$ のみを利用しているため、次のような状況が存在する。ある行動 M_1 が別の行動 M_2 の一部分であるとき、データベースに行動 M_2 を学習済みで、かつ、行動 M_1 は未学習の場合を考える。この状態で行動 M_1 に属する軌跡を認識処理に入力すると、行動 M_1 は行動 M_2 の一部分であるため、認識処理中に尤度が下がることは無く、したがって例外として検出されない。すなわち、〈5・2・1〉節での実験では false accept として扱

(a) Suspicious action detection rate varying the threshold value

(b) Suspicious action detection rate varying the number of samples

Fig. 11. Detection rates learned by all trajectories in the action database

われ、その結果 FAR が上昇する。これを回避するためには、学習済みの行動の一部分のみを行う行動を例外として扱えば良いが、このような行動を本当に例外として検出するかどうかについては議論が必要である。

〈5・2・3〉 行動モデル認識率 次に、認識処理によって得られた行動モデルの事後確率 $p(M_t|z_{t-k:t})$ から MAP 推定を行い、行動認識を行った。その結果を図 12 に示す。ここで、図 12 (a) は被験者一人の行動軌跡のみを用いて行った結果であり、図 12 (b) は被験者全員の軌跡を用いて実験を行った結果である。実験には、テスト用の軌跡以外を学習してテスト用軌跡を認識する、ジャックナイフ法を用いた。ここで実験を行った手法は、提案手法でサンプルの数を 1000 個にしたもの、同じく 5000 個で行ったもの、続いて、提案手法を〈3・5〉節で述べた方法によって改良したもの

(a) Classifiers are learned by one person's trajectories in the action database

(b) Classifiers are learned by all trajectories in the action database

Fig. 12. Comparison of recognition rates

ので、サンプル数を 1000 個にしたものと 5000 個にしたものの、最後に従来手法でサンプル数を 1000 個にしたものである。図 12 の棒グラフの白い部分が FRR で、灰色の部分が MAP 推定で認識に成功した割合である。認識に成功したかどうかの判定は、テスト軌跡が自分と同じ行動に属する軌跡の行動モデルと同一と判断されるかどうかで行った。図 12 より、全員の軌跡を用いた場合では認識率が低い様子が分かる。これは、データベースの学習精度の低さが大きな原因と考えられる。また、従来手法や改良無しの提案手法では FRR が高く、改良の効果が大きい様子が分かる。しかし、認識率自体は低いため、まだ改良が必要である。

〈5・2・4〉 例外行動の認識 ここでは、はじめに用意した 108 本の軌跡を学習したデータベースに対して、それ以外の軌跡を例外として検出できるかどうかを試みた。例外行動として用意した軌跡は次の 3 種類である。

case 1 図 9 で、ドアから入室し、地点 P まで歩き、テーブルの上の物体を取る。その後、走って退室する。

case 2 図 9 で、ドアより入室後、中腰で歩いて地点 P

まで往復する。

case 3 図 9 の右上隅から進入し、左上隅まで移動する。

以下に実験の結果をまとめる。まず、case 3 は行動の開始フレームから例外として検出することに成功した。これは、類似する行動が全く存在しないためである。残りの 2 種類の例外行動の場合は、途中のフレームまで通常行動として認識された後、例外として検出された。case 1 では、地点 P まで歩いた後、走りはじめたときに例外として検出され、case 2 では、入室後、中腰になってから検出された。いずれの場合も、例外発生時に検出することに成功したと言える。ただし、どちらも例外発生から 20 フレームほど経過してから例外として検出された。これは、全てのサンプルの尤度がしきい値を下回るまで時間が必要なためである。したがって、サンプルの数としきい値は注意して選ぶ必要がある。

6. おわりに

本研究では、予め頻繁に観測される行動を行動モデルとして学習し行動認識を行うことで、未知の行動を観測したときに例外として検出する手法を提案した。行動モデルは行動素の遷移列によって表現し、認識手法は時系列ベイズ推定によって定式化し、逐次モンテカルロ法を用いて近似的に計算した。2 種類の異なる特徴量を用いた実験により、本手法が行動認識と例外検出のフレームワークを提供することが示された。また、行動素の多峰性分布を混合分布で表現することにより、従来手法と比べて、例外行動の検出率が改善されることも明らかになった。提案手法に対して実験を行った結果、未学習の行動を例外発生として検出することに成功したが、学習済みの行動も誤って例外として検出することがあった。この原因としては、行動モデルの学習精度が低いことが考えられる。なお、本研究で行った評価実験では、行動の特徴量として人物位置のみを用いたが、この場合、腕や手などの細かい動きを扱うことができないため、認識できる行動の範囲が小さい。今後は、腕や手などの細かい動きの特徴量も追加してより複雑な行動や例外の検出を試みる必要がある。また、精度の良いデータベースの構築方法の検討や人物の行動を表せるものとして最適な特徴量の検討や、行動の種類や学習する数を増やした場合の検出率の評価などが挙げられる。

(平成 21 年 7 月 10 日受付, 平成 21 年 11 月 17 日再受付)

文 献

- (1) (財) マイクロマシンセンター: 「次世代マイクロマシン技術応用システムの創出に関する調査研究報告書」, 技術報告, (財) マイクロマシンセンター (2001)
- (2) P. Viola and M. J. Black: "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", *Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. I, pp. 511–518 (2001).
- (3) P. Pérez, C. Hue, J. Vermaak, and M. Gangnet: "Color-based probabilistic tracking", *European Conf. Computer Vision (ECCV 2002)*, pp. 661–675 (2002)
- (4) K. Sumi, M. Seki, and H. Habe: "Object detection: model

of foreground and background", *IPSS SIG Notes. Vol. CVIM 2005 (88)*, pp. 79–98, (2005-9) (in Japanese)

- 鷲見和彦・関真規人・波部 斉: 「物体検出 - 背景と検出対象のモデリング -」, In 情処研報 *CVIM*, Vol. CVIM 2005, pp. 79–98 (2005-9)
- (5) T. Nanri and N. Otsu: "Anomaly Detection in Motion Images Containing Multiple Persons", *Trans. of IPSJ*, Vol. SIG-15 (CVIM-12), pp. 43–50 (2005-10) (in Japanese)
- 南里卓也・大津展之: 「複数人物動画画像からの異常動作検出」, 情処学論 *CVIM*, Vol. SIG-15 (CVIM-12), pp. 43–50 (2005-10)
- (6) O. Boiman and M. Irani: "Detecting irregularities in images and in video", *Int'l. J. Computer Vision*, Vol. 74, No. 1, pp. 17–31 (2007)
- (7) 中川聖一: 「確率モデルによる音声認識」, コロナ社 (1988)
- (8) N. Oliver, B. Rosario, and A. Pentland: "A bayesian computer vision system for modeling human interactions", *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 22, No. 8, pp. 831–843 (2000-8)
- (9) 青木茂樹・岩井嘉男・大西正樹・小島篤博・福永邦雄: 「人物の位置・姿勢に注目した行動パターンの学習・認識と非日常状態検出への応用」, 信学論 *D-II*, Vol. 87, No. 5, pp. 1083–1093 (2004-5)
- (10) M. Isard and A. Blake: "A mixed-state CONDENSATION tracker with automatic model-switching", *Int'l. Conf. Computer Vision*, pp. 107–112 (1998)
- (11) M. J. Black and A. D. Jepson: "A probabilistic framework for matching temporal trajectories: CONDENSATION-based recognition of gestures and expressions", *European Conf. Computer Vision*, pp. 909–924 (1998)
- (12) A. Matsumura, Y. Iwai, and M. Yachida: "Stochastic Action Recognition From Omnidirectional Images", *Asian Conf. Computer Vision*, pp. 120–125 (2004)
- (13) J. Vermaak, A. Doucet, and P. Pérez: "Maintaining multi-modality through mixture tracking", *Int'l Conf. Computer Vision*, Vol. 2, pp. 1110–1116 (2003)
- (14) A. Matsumura, Y. Iwai, and M. Yachida: "Tracking people and action recognition from omnidirectional images", *System and Human Science*, ch. 37, pp. 501–514, Elsevier (2005)
- (15) 山澤一誠: 「全方位視覚センサ HyperOmni Vision に関する研究—移動ロボットのナビゲーションのために—」 博士学位論文, 大阪大学 (1997)

付 録

1. 行動モデルの学習

本研究では、行動モデルの学習手法として、Matsumura ら⁽¹⁴⁾ が用いた手法を利用している。ここではその手法について簡単に説明する。

〈1・1〉 静止点の除去 学習用の入力軌跡 $z = I(t)$ が入力されたときに、まず人物が静止している点を探索し、入力軌跡中の静止している区間を除去する。静止点は、現在の行動を示す観測特徴量 $I(t)$ を中心としてその前後のフレーム（フレーム幅を $2F$ とする）での特徴量より分散 V_t を算出する。

$$V_t = \frac{1}{2F+1} \sum_{f=t-F}^{t+F} (I(f) - I(t))^2 \dots \dots \dots (付 1)$$

分散 V_t がしきい値 T_S 以下となるフレームを人物が静止しているとみなす。以下では、行動モデルの学習や認識処理を行う際に、前処理として静止点の探索を行い、もとの入力軌跡から静止点を除去したものをあらたな入力軌跡 $z = I(t)$ として用いる。

〈1・2〉 行動素の自動生成 行動モデル学習のための行動素の抽出は、以下に示すアルゴリズムにより自動的に行われる。入力軌跡 $I(t)$ のフレーム s からフレーム e 間の軌跡を $I_{s:e}$ 、データベースに学習済みの行動素を m_i 、軌跡

$I_{s:e}$ と行動素 m_i が示す軌跡との類似度を $D(I_{s:e}, m_i)$ とし、

$$D(I_{s:e}, m_i) = \frac{1}{f_{m_i}} \sum_{t=1}^{f_{m_i}} \exp\left(-\frac{d(t)}{2}\right) \dots\dots\dots (\text{付 2})$$

で求める。ここで、 f_{m_i} は行動素 m_i の総フレーム数であり、 $d(\cdot)$ は次式によって計算する。

$$d(t) = (I_{s:e}(\alpha t) - m_i(t))^T \Sigma^{-1} (I_{s:e}(\alpha t) - m_i(t)) \dots\dots\dots (\text{付 3})$$

とする。ここで、 $I_{s:e}(t) = I(t + s)$ 、 $\alpha = (e - s)/f_{m_i}$ であり、 Σ は共分散行列である。

行動素は次のようにして生成する。なお、初期のデータベース内の行動素を $m = \{m_k | k = 1, \dots, N_m\}$ とする。

Step 1 入力された軌跡 $I(t)$ の中にデータベース内の行動素が含まれていないか探索する。入力軌跡中のある区間 $I_{s:e}$ と、行動素 m_i との類似度 $D(I_{s:e}, m_i)$ を計り、最大の類似度 $D_{\max}$ となる $I_{s:e}$ と m_i を決める。

Step 2 最大の類似度 $D_{\max}$ がしきい値 T_D 以上であれば、そのときの $I_{s:e}$ は行動素 m_i であるとする。入力軌跡 $I(t)$ から $I_{s:e}$ を取り除き、残った前後の軌跡をそれぞれ新たな入力軌跡 $I(t)$ として、再び行動素を探索するため Step 1 を繰り返す。ただし、 $I(t)$ の長さ（総フレーム数）がしきい値 T_L 以下の場合は探索を行わず、無効な軌跡として棄却する。

Step 3 最大の類似度 $D_{\max}$ がしきい値 T_D 未満であれば、入力軌跡 $I(t)$ 中に含まれる行動素はデータベース内に存在しない。そこで、 $I(t)$ 全体を新たな行動素としてデータベースに登録し、これを $m_{\text{new}1}$ とする。

Step 4 データベース内の行動素の中に新しく生成された行動素 $m_{\text{new}1}$ が含まれていないか探索する。データベース中の各行動素の軌跡を入力軌跡 $I(t)$ とし、その中のある区間の軌跡 $I_{s:e}$ と新規行動素 $m_{\text{new}1}$ との類似度 $D(I_{s:e}, m_{\text{new}1})$ を求める。ここで、ある行動素 m_j を入力軌跡 $I(t)$ としたときの類似度 $D(I_{s:e}, m_{\text{new}1})$ の最大値 $D_{\max}$ がしきい値 T_D 以上となれば、行動素 m_j に $m_{\text{new}1}$ が含まれるとする。この場合、行動素 m_j の軌跡から $D_{\max}$ となる $I_{s:e}$ を除いた前後の軌跡を、それぞれ新たに $m_{\text{new}2}$ 、 $m_{\text{new}3}$ としてデータベースに登録し、行動素 m_j をデータベース内から削除する。従ってこの時点でのデータベースは、 $m = \{m_k | k = 1, \dots, m_{j-1}, m_{j+1}, \dots, N_m, m_{\text{new}1}, m_{\text{new}2}, m_{\text{new}3}\}$ となる。ただし、新規行動素 $m_{\text{new}2}$ 、 $m_{\text{new}3}$ の長さがしきい値 T_L 以下であれば、その行動素は棄却する。

Step 5 新規行動素 $m_{\text{new}2}$ 、 $m_{\text{new}3}$ がデータベース中の行動素に含まれていないか、Step 4 と同様にして探索を行う。

以上の操作を新たな行動素が生成されなくなるまで繰り返す。このアルゴリズムにより、入力軌跡が行動素の遷移列によって表され、その遷移列が一つの行動モデルとなる。行動素の遷移列が同じ行動モデルは同一の行動モデルとして学習する。また、遷移先を決定する分布 $p(m_i | m_j)$ も同時に学習しておく。

岩 井 儀 雄（非会員） 1992 年阪大・基礎工・情報卒業。1994

学会各会員。

年同大学院基礎工学研究科修士課程修了。1997 年同大学院基礎工学研究科博士課程修了。同年同大学院基礎工学研究科助手、2003 年同大学院助教授。2004～2005 年英国ケンブリッジ大学にて客員研究員。コンピュータビジョン、パターン認識に関する研究に従事。博士（工学）。IEEE、電子情報通信学会、情報処理学会、日本ロボット

青 木 康 洋（非会員） 2005 年阪大・基礎工・システム科学

科卒業。2007 年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。同年富士通入社。

石 黒 浩（非会員） 1991 年大阪大学大学院基礎工学研究

科物理系専攻修了。工学博士。同年山梨大学工学部情報工学科助手。1992 年大阪大学基礎工学部システム工学科助手。1994 年京都大学大学院工学研究科情報工学専攻助教授、1998 年同大学大学院情報学研究科社会情報学専攻助教授。この間、1998 年より 1 年間、カリフォルニア大学サンディエゴ校客員研究員。2000 年和歌山大学システム工学部情報通信システム学科助教授、2001 年同大学教授。2002 年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻教授、2009 年より同大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻教授。1999 年 ATR 知能映像研究所客員研究員、2002 年より ATR 知能ロボティクス研究所客員室長。知能ロボット、アンドロイドロボット、知覚情報基盤の研究に興味を持つ。