

# 複数の低解像度センサを利用した多様な環境に対してロバストな侵入者推定アルゴリズム

Robust Intruder Detection Algorithm using Multiple Low Resolution Sensors against Various Situations

時田 陽一\*1  
Yoitchi Tokita

袴田 和則\*1  
Kazunori Hakamada

加賀美 聡\*2  
Satoshi Kagami

\*1 総合警備保障株式会社  
Sohgo Security Service Co.,Ltd

\*2 独立行政法人産業技術総合研究所  
National Institute of Advanced Industrial Science

Our purpose is to develop a robust intruder detection system for home security systems. In home security systems, it is very important to respect users' privacy, therefore, we don't use high resolution sensors such as video cameras but we use multiple low resolution sensors. In our proposed algorithm, we model the behavior of intruders stochastically. And, this algorithm calculate the likelihood of the behavior model with particle filtering. In the study we found that the proposed algorithm can detect intruders with high accuracy against various situations.

## 1. はじめに

近年の犯罪統計によると、全体的な犯罪件数自体は減少傾向にあるが凶悪犯罪はほぼ一定の水準を維持している [JUSRI 10]。つまり、凶悪犯罪は件数の絶対量は少ないものの相対的に割合が高まっている。このような状況により、警備サービスに対する社会の注目は高まっているが、その期待にはなかなか応えられていないのが実情である。警備ニーズへ応えるために必要な要素はいくつかあるが、早期、且つ、正確に異常をとらえることが重要な要素であると我々は考える。つまり、押し込み強盗や侵入盗など建物への侵入を伴う犯罪の場合、屋外で異常を検出することが必要となる。

従来から、敷地の境界部に人感センサを設置したり、監視カメラの画像を監視したりといった仕組みが提供されている。たとえば一般に提供されている警備サービスとして、屋外に設置する各種の人感センサが閾値を超えるか否かを監視するものがある。しかし、各種人感センサが閾値を超えたか否かだけを監視する場合、屋外環境は不安定で様々な現象が発生するため、侵入者ではない現象によっても容易に警報が生成されてしまう。また、監視カメラを利用したものには画像処理により自動で不審行動を判定するようなシステムも多く提案されている [青木 10]。しかし、カメラの取得する情報は多く、プライバシーの観点から家屋等では敬遠されることが少なくない。また、画像処理システムの場合、事前の設定が複雑であったり、情報量が多い故に処理するために高い計算機スペックが求められる場合があり、広く提供することが困難な場合が多い。

そこで本研究では、利用者のプライバシーに配慮し、従来から警備用途として用いられてきた人感センサを利用してそのセンサが反応している原因が侵入者であるのか他の要因であるのかをロバストに推定するシステムを提案する。

## 2. 問題設定

本研究では、住宅敷地内に複数の人感センサを設置し、それらのセンサの反応状態の時系列的な変化を入力として、それらのセンサを反応させている要因（センサ反応要因）を推定する。ここで、本論文における人感センサとは、焦電センサや赤

外線ビームの断線を監視する対向式赤外線センサなどであり、それぞれのセンサは2状態（ $=\{\text{反応}, \text{無反応}\}$ ）を持つ。各人感センサは、各々の検知エリア内で所定の物理現象が発生し、検知条件を満たしたときに反応状態へ遷移する。

これらの人感センサは、設置コストや美観の点から隙間無く配置することは難しい。そのため、検知エリアには抜けがあり、また、一つのセンサで広範囲を監視する構成とならざるをえない。また、屋外環境におけるセンサ反応要因は、侵入者等の人間の他、猫や鳥といった小動物、植栽の揺れやゴミ袋など多様である。これらの要因の動きは、当然ながら確定的なものではなく確率的に遷移する。このように、少ない情報量しか得られない環境において、不確かな挙動をする物体を高精度に推定することが求められる。さらに、商業的に利用するためには、工事やメンテナンスが容易であることが求められる。工事やメンテナンスをする者は、本システムを熟知しているとは限らず、設定や調整をできるだけ簡易にする必要が有る。

本研究が課題とするような、情報量の少ないセンシングデバイスを利用して人間の行動といった不確かな現象を認識しようとする研究はこれまでにいくつかの事例がある ([森 06]、[青木 05] 等)。これらの先行研究では、複数のセンサの設置位置や反応時間、また、反応した時間帯等の情報から、確率モデルを利用して人間の行動を認識しようとしている。本研究においても、不確かな挙動を示すセンサ反応要因を推定するために、各認識対象（侵入者、小動物等）毎にその行動様式を確率的な行動モデル ( $M^c$ ,  $c$  は認識対象) として記述する。行動モデル  $M^c$  は、監視対象毎に構築する必要があるが、上記の通り設定を簡便にするために、センサの配置や種類、また、敷地の大きさや窓の位置といった対象の物理的な情報を入力することで自動で計算する。そして、上記のように作成した行動モデル  $M^c$  を利用してセンサの状態ベクトル時系列 ( $S_{1:t}$ ) から、センサの状態を変化させている物体の行動を推定し、その行動からセンサ反応要因を推定する。なお、行動の状態空間は非常に大きいため効率的に近似する必要があるが、本研究ではパーティクルフィルタを利用して、広大な状態空間を近似する。

## 3. 行動モデル

本研究では、低い解像度でしか情報が得られないため、センサを設置する空間自体が持っている特徴を利用する。例えば、家屋へまっすぐ向かっていくようにセンサ状態が変化している

連絡先: 時田 陽一, 総合警備保障 (株) セキュリティ科学研究  
所, 〒135-0014 東京都江東区石島 2-14 綜警リバーサイドビル, tokita-y@alsok.co.jp

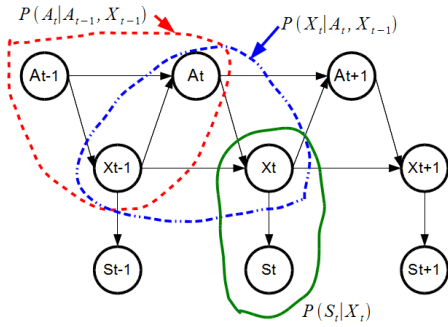


図 1: 行動モデルの構造

のであれば、家屋を目標として動いていると推測できる。つまり、センサ状態の変化からセンサ反応要因の移動経路を認識し、その物体の意図を推測する。このように位置の変化を主な特徴とするモデルを構築するために、次の 3 つの仮定を立ててモデルを構成する。

- 物体の行動は、現在の位置と前に選択した行動に依存して決定される
- 物体の位置は、選択された行動に基づいて、前のタイミングで存在した位置に依存して遷移する
- 物体の存在する位置に応じて、その位置を検知領域内に収めるセンサが反応状態へ遷移する

以上の仮定から、図 1 に示す構造のモデルを立てる。図 1 のモデルは、上記 3 つの仮定にそれぞれ対応する 3 つのモデルから構成されており、 $P(A_t | A_{t-1}, X_{t-1})$  を行動遷移モデル、 $P(X_t | A_t, X_{t-1})$  を位置遷移モデル、 $P(S_t | X_t)$  をセンサモデルと呼ぶ。ここで、 $A_t$  は時刻  $t$  での行動を表す。 $X_t$  は時刻  $t$  での物体位置を表す。 $S_t$  は時刻  $t$  でのセンサ状態ベクトルを表し、それぞれのセンサ状態を並べたベクトル  $S_t = \{s_t^1, s_t^2, \dots, s_t^N\}$  である。なお、本研究において物体位置  $X_t$  は、屋外監視領域全体を一定間隔で格子状に区切った一つのエリアとする。

2. 節に示すように、以上のモデルは監視対象毎に自動で計算する。各モデルの計算方法を以下に示す。

### 3.1 行動遷移モデル

本研究において、行動  $A_t$  は、物体が移動しようとする移動方向  $d_t$  と速度  $v_t$  のベクトルである。移動方向  $d_t$  は、物体の位置  $X_t$  において、各移動方向に定められた選択確率に基づいて選択される。この移動方向の選択確率は、 $t$  時刻での物体位置  $x_t$  に与えられる方向価値  $Q(x_t, d_t)$  に前のタイミングでの行動  $A_{t-1}$  の調節を加えて正規化することで得る (式 1)。

$$d_t \sim Q(x_t, d) \cdot (1.0 + \alpha(d)) \quad (1)$$

$$\begin{cases} \alpha(d) = \theta (d = d_{t-1}) \\ \alpha(d) = 0 (d \neq d_{t-1}) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、移動方向  $d$  は前後左右とその中間、および、停止の計 9 方向、また、検出対象の物体固有の行動 (人間であれば建物内へ入る行動) を含めたものとする。方向価値  $Q(x_t, d)$  は、物体が位置  $x_t$  で  $d$  の方向へ移動することの価値 (移動しやすさ) を表現したものである。つまり、 $Q(x_t, d)$  は検出対象となる物体の行動を規定するものであり、各物体の実態に即した関数を定める。 $\theta$  は、前の行動からの影響を示すパラメータであり、慣性力のようなものである。

本研究において、人間 (侵入者) の方向価値  $Q(x, d)$  は、窓や扉といった開口部に対して、その物理的な状態 (大きさ、材質等) に基づきそれぞれある値  $\xi$  を設定し、敷地内の状態 (障害物、周囲からの見通し等) を考慮しながら周辺の領域へ  $\xi$  を伝播させていくことで求める。一方、小動物や他の人間以外の要因に対しては、建物へ入るなどの明確な意志が無く、特別な価値を見いだす箇所は無いと仮定し、位置に関して変化の無いフラットな価値を持つとする。本研究においては、小動物はランダムに行動を選択し、その他の要因は動かないか、すぐに消えるというモデルを作成する。

次に、移動速度  $v_t$  については、各要因で平均速度  $\mu^c$  と速度の分散  $\sigma^c$  を予め決めておき、平均速度  $\mu^c$  に正規ノイズを載せて決定されるとした (式 3)。

$$v_t \sim N(\mu^c, (\sigma^c)^2) \quad (3)$$

### 3.2 位置遷移モデル

本研究において位置の遷移は、認識対象とする物体に依存せずに、行動  $A_t = \{d_t, v_t\}$  に基づき正規ノイズを載せてサンプリングされるとした。

### 3.3 センサモデル

センサモデル  $P(S_t | X_t)$  は、物体が位置  $x_t$  に存在した際に、設置する複数のセンサがどのような反応状態ベクトル  $S_t = \{s_t^1, s_t^2, \dots, s_t^N\}$  ( $s_t^i = \{\text{反応}, \text{無反応}\}$ ) を示すかを規定する。ここで、各センサは物体の温度や大きさといった物体毎の条件によって反状態へと遷移する確率が異なる。

各センサは、物体位置  $x_t$  を条件として独立と考えられるため、センサモデル  $P(S_t | X_t)$  は、以下の式のように表す。

$$P(S_t | X_t, c) = \prod_{i=1}^N P(s_t^i | x_t, c) \quad (4)$$

ここで、式 4 中の  $N$  は設置するセンサの数である。各センサ  $s_t^i$  のそれぞれの反応確率  $P(s_t^i | x_t, c)$  は、各センサの物体  $c$  の検出確率であり、センサの種類毎に決まった値である。

## 4. パーティクルフィルタを利用したセンサ反応要因の推定

3. 節で示したように、各物体の行動モデルは図 1 に示す構造のモデルであるため、以下のように書き表すことができる。

$$\begin{aligned} P(A_1, \dots, A_t, X_0, X_1, \dots, X_t, S_1, \dots, S_t) = \\ P(A_0) P(X_0) \\ \prod_{i=1}^t \{P(A_i | A_{i-1}, X_{i-1}) \\ P(X_i | A_i, X_{i-1}) P(S_i | X_i)\} \end{aligned} \quad (5)$$

本研究では、式 5 に示すモデルの尤度をパーティクルフィルタ [Sebastian Thrun 05] を利用して近似計算する。

### 4.1 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタとは、ノンパラメトリックな状態推定方法であり、状態空間上に撒いたパーティクル (状態のサンプル) の集合により事後分布を表現する。ここで、パーティクルの集合を  $\Psi_t = \{\psi_t^1, \psi_t^2, \dots, \psi_t^M\}$  とする。 $M$  はパーティクルの数を表し、 $\psi_t^m$  は時刻  $t$  での  $m$  番目のパーティクルを意味する。この  $\Psi_t$  が時刻  $t$  での事後分布を表現する。本研究において状態空間は物体の位置  $X$  と行動  $A$  である。

パーティクルフィルタによる事後分布の近似アルゴリズムは4つのステップ(予測、重み付け、状態推定、リサンプリング)から構成されている。予測ステップでは、パーティクルをモデルに従ってサンプル(予測)する(式6)。

$$\psi_t^m \leftarrow \text{motion\_model}(\psi_{t-1}^m, a_t) \quad (6)$$

式6における  $\text{motion\_model}(\psi_{t-1}^m, a_t)$  は、本研究において、位置遷移モデル  $P(X_t|A_t, X_{t-1})$  と行動遷移モデル  $P(X_t|A_t, X_{t-1})$  である。このステップで予測分布  $\bar{\Psi}_t$  を得る。

次に、各パーティクルに観測データに基づいた尤度を与える(重み付けステップ)。

$$\omega_t^m = \text{observation\_model}(S_t|\psi_t^m) \quad (7)$$

式7の  $\text{observation\_model}(S_t|\psi_t^m)$  は、本研究におけるセンサモデル  $P(S_t|X_t)$  である。

そして、尤度によって重み付けされたパーティクルの分布から状態を推定する(状態推定)。式7で与えた重み  $\omega_t^m$  に基づいて、加重平均をとるなどして物体の状態を推定する。

最後に、重み付けステップで与えた各パーティクル  $\psi_t^m$  の尤度  $\omega_t^m$  に比例してパーティクルを状態空間上に撒き直す(リサンプリングステップ)。このようにして、パーティクルを観測データによって調節することで、事後分布  $\Psi_t$  を得る。

#### 4.2 パーティクルフィルタを利用したモデル尤度の計算

我々の提案するアルゴリズムでは、まず、時刻  $t$  でのモデル  $M^c$  のモデル尤度  $L(M^c)_t = P(S_{1:t}|M^c)$  を求める。そして、求めたモデル尤度  $L(M^c)_t$  を正規化し、要因の判定を行う。

モデル尤度  $L(M^c)_t$  は、4.1で示したパーティクルの予測分布  $\bar{\Psi}_t$  と各パーティクルの重み  $\omega_t^{c,i}$  から以下の手順で求める。まず、時刻  $t$  での即時的なモデル尤度  $\overline{L(M^c)}_t$  を求める。

$$\overline{L(M^c)}_t = \sum_{i=0}^M \omega_t^{c,i} \quad (8)$$

次に、 $\overline{L(M^c)}_t$  を前のタイミングでのモデル尤度  $L(M^c)_{t-1}$  との積をとって、時刻  $t$  でのモデル尤度  $L(M^c)_t$  を得る。

$$L(M^c)_t = \overline{L(M^c)}_t \cdot L(M^c)_{t-1} \quad (9)$$

### 5. 実験

提案アルゴリズムの有効性を検証するための実験を行った。ここで、実験で認識対象とするセンサ反応要因は人間(侵入者)、小動物、および、その他の要因とカテゴリ分けを行う。また、4.節で示した方法では、モデル尤度の時系列変化を得るだけのため、このモデル尤度の時系列変化からセンサ反応要因の判定をする基準を設ける必要が有る。本実験では簡単のために、全てのセンサ状態が無反応状態に落ち着いたタイミングで推定処理を終了させ、その時点での正規化したモデル尤度の大小でセンサ反応要因を判定する。

#### 5.1 実験環境

実験は、図2(a)に示す住宅を用いて行った。本研究において物体の位置  $X$  は、3.節で述べたように、敷地内を格子状に区切りその各エリアとする。図2(a)では、その格子状に区切ったエリアと、各エリアのIDも併せて示している。なお、各格子の間隔は1m程度としている。図中のグレーの領域が家屋を表し、その周囲の緑色の領域が庭を表す。また、隣家との境

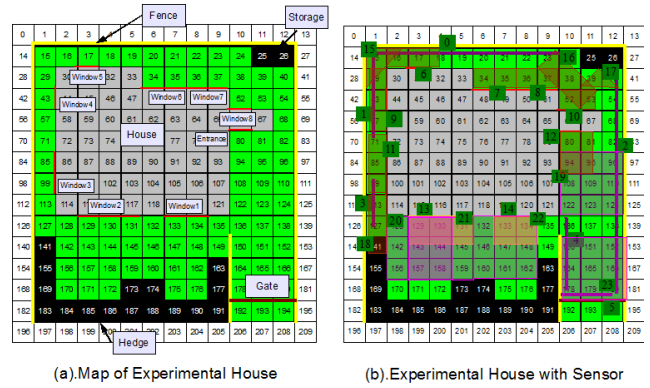


図2: 実験住宅の図面

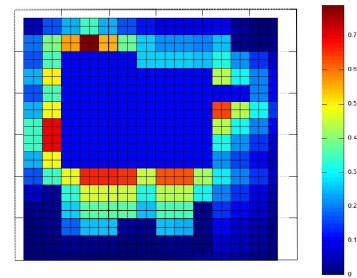


図3: 実験住宅における行動価値

界には、周囲を囲うように柵が設置されている。なお、敷地の外側の白い領域は、実験用住宅の敷地外を表しており、エリアIDの196~209が公道で、他の領域は隣家となっている。設置した人感センサ、焦電センサ、対向式赤外線センサ、自動ドアセンサの3種類を用いた。これらのセンサを図2(b)に示す通りに、敷地内をくまなく監視するように計24台設置した。

#### 5.2 センサ反応要因の認識実験

##### 5.2.1 実験環境における行動モデル

図2の住宅において、各センサ反応要因の行動モデルを作成する。要因毎に、3.1節で示すように行動遷移モデルを作成した。小動物や無生物の行動モデルはフラットなモデルだが、人間(侵入者)のモデルは図3で示すようなモデルとなった。図3で示すように、玄関や掃き出し窓へ向かう様子が表れているほか、見通しが悪く侵入もしやすい家屋裏の窓(図2(a)のWindow5)の値も高く、侵入者が好む様子が表現できている。

##### 5.2.2 実験結果

5.1節に示した実験環境にて長期間データの取得を行い、人間、小動物、その他の要因によるデータを多数取得した。人間のデータは、我々が建物へ入館する行動、および、付近の住人が本提案システムを意識せずに訪れるなどであった。小動物としては、野良猫や野鳥が主であった。その他の要因では、植栽の揺れや太陽光、また、原因不明だがセンサが反応状態になったといったデータを得た。さらに、被験者による疑似侵入行動データも得た。

これらのデータを用いて、センサ反応要因の認識実験を行った。認識の例を図4に示す。図4は、人間が公道からゲートを通り玄関に向かう行動を認識した結果である。この図から、要因の推定が正しく行われており、基本的な行動では即座にセンサ反応要因を正しく認識できていることがわかる。

次に、センサ反応要因推定の正解率を評価する。正解率の

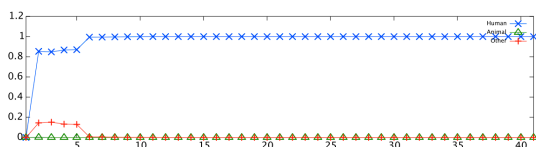


図 4: 実験結果の例 : Human

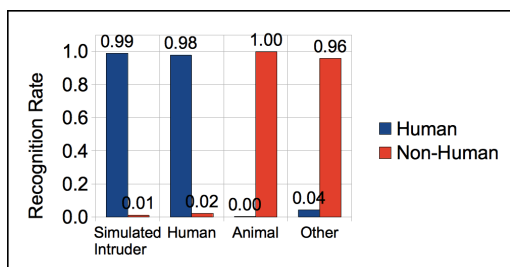


図 5: 実データの認識率

評価に用いたデータは 2011 年 6 月の一ヶ月間で自然に発生したデータと、被験者が擬似的に侵入行動を行った際のデータである。これらのデータを使って認識精度を算出した結果を図 5 に示す。ここで、警備サービスとしては小動物を小動物と認識することが目的ではなく、センサ反応要因が人間であるのか他の要因であるのかを判別することが目的である。そのため図 5 では、各センサ反応要因のデータが人間と判定された率と人間ではないと判定された率をそれぞれ示している。図 5 に示す通り、真の要因に関わらず高い精度で正しくセンサ反応要因の認識が行えていることがわかる。

### 5.3 異なる敷地構造における認識実験

次に、3. 節の自動計算した行動モデルの汎用性を検証するために、5.1 節に示した実験環境とは異なる構造の環境に対して 5.2 と同様のセンサ反応要因の認識実験を行った。

#### 5.3.1 実験に用いた環境

図 2(a) に示した住宅の構造をシミュレータ上で変化させることで異なる環境を構成した。なお、建物の形状や敷地の大きさなどは変えず、また、配置する人感センサも図 2(b) と同じとした。作成した環境は 4 種類で、それぞれ公道の位置や玄関等の開口部の配置を変化させた。例として道路や玄関を図 2(a) における建物裏側へ集中させたものを図 6(a) に示す。次に、図 6(a) の敷地構造において 3. 節に示す方法により自動計算した行動モデルを図 6(b) に示す。この図と図 3 を比較すると明らかのように、見通しが良い道路から近い部分の行動価値

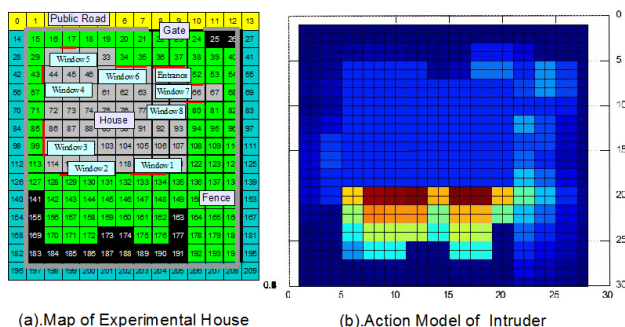


図 6: 敷地構造の変化例

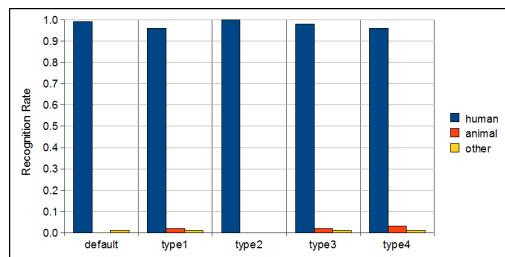


図 7: 異なる敷地構造での認識率

が低下しており、庭（道路から離れ見通しが悪い）へ移動しやすくなっていることがわかる。

#### 5.3.2 実験結果

実験に用いるデータは、変化させた環境を仮定して、疑似侵入行動を行い取得した。4 つの構造それぞれで約 100 試行の動きを実施した。ここで、小動物などの人間以外の要因は、3. 節に示す通り敷地構造に依存しないため、実験は行わない。

以上の条件でセンサ反応要因の認識実験を行った結果を図 7 に示す。図 7 からわかるように、敷地構造が異なる環境でも高精度に認識ができていることがわかる。このことから、本手法が環境に依存せず汎用的に適用できる可能性があることがわかった。

## 6. おわりに

本論文では、警備用途として用いられているセンサ、つまり、広い範囲を検知エリアとし、エリア内の状態が変化しなかったか 2 値情報だけを出力する低解像度のセンサを複数利用することで、ロバストにセンサ反応要因を推定するシステムを提案した。行動モデルは監視対象の物理的な情報を入力することで自動で作成し、そのモデルに基づいてパーティクルフィルタによる物体の追従を行うことで、モデル尤度を算出した。

このような手法を用いて、実環境における長期間の実験の結果、高い精度でセンサ反応要因の推定が行えることがわかった。特に、疑似侵入者の行動パターンのうち、隣家との囲障を乗り越えるような稀な動きをしても安定して侵入者として認識できている。また、多少の環境の違いには影響されずに汎用的に本手法を用いることができる可能性がわかった。

以上のように、センサ反応要因の認識精度や汎用性といった実用上の多くの課題に答えられていることを確認した。

## 参考文献

[JUSRI 10] JUSRI 都市防犯研究センター：JUSRI リポート (2010)

[Sebastian Thrun 05] Sebastian Thrun, W. B. and Fox, D.: *Probabilistic Robotics*, The MIT Press (2005)

[森 06] 森 武俊, 漆畑 亮, 下坂 正倫, 野口 博史, 佐藤 知正: 1A1-D14 長期蓄積行動データの時間属性と遷移パターンの解析に基づく異変検知手法の開発 (人間機械協調), ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2008, pp. 1A1-D14(1)-1A1-D14(4) (2008-06-06)

[青木 05] 青木 茂樹, 大西 正輝, 小島 篤博, 福永 邦雄: 独居高齢者の行動パターンに注目した非日常状態の検出, 電気学会論文誌 E(センサ・マイクロマシン部門誌), Vol. 125, No. 6, pp. 259-265 (2005)

[青木 10] 青木 康洋, 岩井 儀雄, 谷内田 正彦: パーティクルフィルタによる人物行動認識と例外行動検出 (一般セッション 4), 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], Vol. 2008, No. 27, pp. 95-102 (2008-03-10)