

固有空間法とパーティクルフィルタを用いた サーマルカメラによる湾岸領域監視

Coastal Surveillance by a Thermal Camera Using Eigenspace Method and Particle Filter

岡村 健史郎[†]
Kenshiro Okamura[†]

藤本 武[‡]
Takeshi Fujimoto[‡]

1. まえがき

近年、湾岸周辺において密漁や盗難などの事件が多発しており[1]、湾岸部を対象にした移動物体の自動検出・追跡を行う監視システムが注目されている。盗難などの犯罪は夜間に多く発生するため昼夜を通して監視する必要がある。近年、遠赤外線を検出するサーマルカメラは、性能が向上するとともに安価にもなっており、監視カメラとして商用のシステムに利用されるようになった。

湾岸領域は波浪や潮の干満、太陽光による海面反射などにより背景が大きく変化する。このため、単純な背景モデルではこのような複雑な変動を表現出来ない。複雑な背景変動を記述する手法として固有空間法がある[2]。固有空間法は、複数の背景画像に対して主成分分析を行うことにより求めた固有ベクトルの線形和により背景を表現し、入力画像と背景との差分を求めることで、入力画像上の進入物体領域を決定する手法である。この手法には、様々な背景変動を含む画像を事前に用意することで容易に背景を表現出来るという利点がある。更に、Mittalらは画像をいくつかのブロックに分割し、そのブロック毎に固有空間を作成することで精度を向上させる手法を提案している[3]。しかしながら固有空間法は二次元の画像上において進入物体の領域を検出する手法であり、三次元の監視領域を対象に実際の大きさやその位置を推定することは出来ない。

一方、パーティクルフィルタは移動物体の追跡において複数の仮説を保持できるため頑健な追跡が可能である[4][5]。筆者らは陸上領域を対象に、背景差分を尤度としたパーティクルフィルタを用いて三次元空間上において移動物体の追跡を提案している[6]。そこで、固有空間法で検出した量を尤度としてパーティクルフィルタに用いることができれば、複雑な背景変動に対して頑健な三次元上の物体追跡が可能になると考えられる。

本研究では、固有空間法において相対変動量としきい値を比較することで画像上の物体領域を決定するしきい値処理を、シグモイド関数を用いることで、パーティクルフィルタの尤度計算に用いることを提案する。シグモイド関数を用いることで、尤度が(0,1)の値として表現出来るため、パーティクルフィルタの粒子が一方所に集中することを防ぎ、複数の仮説を保持することが容易になる。本論文では、固有空間法とパーティクルフィルタをシグモイド関数によって併用する提案手法の有用性を、湾岸領域を長時間撮影した動画像に対する実験結果より示す。

2. 相対変動量を用いた物体領域の検出

本章ではブロック分割を用いた固有空間法による背景表現、ブロック毎の固有空間の次元数の決定方法、及び相対変動量を用いた進入物体の領域検出法について述べる。

固有空間法は、主成分分析により分析対象データに含ま

れる変動の方向とその変動量をそれぞれ固有ベクトルと固有値として記述する方法である。Mittalらは背景学習画像を細かなブロック領域に分割し、そのブロック毎に固有空間を作成して検出処理を行うことを提案している[3]。筆者らはMittalらの手法をもとに、検出処理におけるしきい値を空間の次元に対応して変化させることを提案した[7]。この概要について説明する。以下の説明において、画像は分割された小領域の画像を意味する。

事前に進入物体を含まない背景画像を複数枚用意し、この画像データに対して主成分分析を行う。N画素からなる背景画像に対する共分散行列の固有値 λ_i と固有ベクトル \mathbf{e}_i を求める。固有ベクトルを固有値のおおきいものからD個選択した $N \times D$ の行列 $E = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_D]$ を固有空間と呼ぶ。固有空間の次元Dは、累積寄与率

$$q(D) = \sum_{i=1}^D \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (1)$$

が、予め設定したしきい値を超える最小の値とする。

次に固有空間Eに進入物体を含む入力画像 \mathbf{x} を次のように投影する。

$$\mathbf{s} = E^t \mathbf{x} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_D)^t$ は画像 \mathbf{x} のEへの投影量で、 s_i は固有ベクトル \mathbf{e}_i 方向の成分、 t は転置を意味する。また固有値 λ_i は、背景の学習画像中のベクトル \mathbf{e}_i 方向にある学習画像内の変動量(分散)を表す。従って、 s_i^2 が λ_i より十分に大きい場合には、入力画像(ここでは分割された小領域を意味する)において、学習画像中に存在しなかった変動、すなわち進入物体が存在すると考える。そこで、固有値に対する相対的な射影量の平均を求め、その平均である

$$r_D(\mathbf{s}) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \frac{s_i^2}{\lambda_i} \quad (3)$$

を、しきい値 v_D と比較し

$$r_D(\mathbf{s}) - v_D > 0 \quad (4)$$

となるブロック画像 \mathbf{x} を進入物体の一部として判定する。式(3)で定義した $r_D(\mathbf{s})$ を相対変動量と呼ぶ。なお、ブロック画像ごとに作成する固有空間の次元数は、各ブロック画像に対してそれぞれ求めた累積寄与率より決定する。更に、式(4)のしきい値は固有空間の次元数に対応して変化させる。

サーマルカメラから得られた画像を対象に、固有空間法を用いて進入物体領域検出した結果を図1に示す。(a)は対象領域で、(b)が検出結果である。検出処理では、物体との一部として判断した小領域を4近傍でグループ化した後、外接矩形で囲んだ。左上がカメラから1km離れた船舶、中央が300m離れたヨット、左下が100m離れた自動車を、それぞれ検出した結果である。画像中央には停泊中の船舶があるが、これらは学習画像に含まれており、背景として正しく処理されている。

[†]大島商船高等専門学校情報工学科 NIT, Oshima College

[‡]大島商船高等専門学校専攻科 Advanced Course, NIT, Oshima College

3. 三次元空間上でのパーティクルフィルタを用いた物体追跡

本章では文献4に示されたパーティクルフィルタの概要と、文献5に示された物体の推定方法について述べる。次に、三次元空間上に配置したパーティクルの尤度を二次元画像から推定するための仕組みについて述べる。

3.1 パーティクルフィルタを用いた物体の大きさ推定

パーティクルフィルタとは複数の粒子(パーティクル)を用いて、前状態からの予測と現在の観測情報から、現在の状態を推定する手法である。本研究では加速度を一定と仮定して、次のような三次元上の状態ベクトル

$$\vec{x}_t = (x_t, y_t, z_t, \dot{x}_t, \dot{y}_t, \dot{z}_t)^t$$

を各粒子に対して考える。ここで $(x_t, y_t, z_t)^t$ は粒子の三次元空間上の位置、 $(\dot{x}_t, \dot{y}_t, \dot{z}_t)^t$ は各軸方向の速度を表す。パーティクルフィルタは以下で述べる「予測」「観測」「リサンプリング」の処理を複数の粒子に対して繰り返すことで状態の推定を行う。

予測

時刻 t の粒子の状態 \vec{x}_t は、以下の式を用いて予測する。

$$\vec{x}_t = F\vec{x}_{t-1} + W \quad (5)$$

ここで、 F は粒子の状態遷移行列で

$$F = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

とする。また、 W はガウスノイズを表す。更に、 x 方向の速度 \dot{x}_t は

$$\dot{x}_t = x_t - x_{t-1} \quad (7)$$

として求める。 \dot{y}_t, \dot{z}_t も同様にして求める。

観測

パーティクルフィルタでは位置 (x, y, z) にある粒子 i に対し尤度 $\pi^i_{(x,y,z)}$ を考える。尤度とは粒子が存在する確からしさを数値化したものである。尤度は入力画像を用いて、4.で述べる手法に従って求める。

リサンプリング

観測により求めた各粒子の尤度に比例した確率で粒子を選択すると、尤度が高い領域に粒子が集中する。この時、物体中心座標 (x_0, y_0, z_0) は、粒子の重み付き平均座標とし、物体の大きさ (l_x, l_y, l_z) は物体中心位置からの粒子の分散により決定する。ここで、重みは式(8)、 x 方向の物体中心座標 x_0 は式(9)によりそれぞれ求めた。更に、 N_p は粒子の数、 x_i は粒子 i の x 方向の座標を表す。 y_0, z_0 および l_y, l_z についても同様に求める。

$$g^i_{(x,y,z)} = \frac{\pi^i_{(x,y,z)}}{\sum_{k=1}^{N_p} \pi^k_{(x,y,z)}} \quad (8)$$

$$x_0 = \sum_{i=1}^{N_p} g^i_{(x,y,z)} x_i \quad (9)$$

$$l_x = 2\sqrt{\sum_{i=1}^{N_p} \left\{ g^i_{(x,y,z)} (x_i - x_0)^2 \right\}} \quad (10)$$



(a) 監視対象領域 (b) サーマルカメラ画像を対象に物体領域を検出した結果

図1 固有空間法による進入物体領域検出

3.2 尤度推定のためのキャリブレーション

本研究では、対象領域に三次元の座標系を設定し、この座標系で構成される空間を考える。この空間に粒子を仮想的に散布し、粒子の位置に対応した二次元の画像の画素から尤度の計算を行う。このためには三次元空間である世界座標と、二次元画像座標を対応付ける必要がある。この処理のために、カメラによって撮影された画像からカメラの位置や特性を推定し、パラメータとして表現するカメラキャリブレーションを行う。世界座標の点 $P(x, y, z, 1)^t$ と点 p の同時座標表現 $p=(u, v, 1)^t$ を用いて、以下の式で表現できる。

$$sp = A[R|T]P \quad (11)$$

ここで、 s は画像スケール係数、 $[R|T]$ はカメラの外部パラメータ行列、 A はカメラの内部パラメータ行列である。これらのパラメータは画像処理向けライブラリであるOpenCVライブラリを用いて算出した。

カメラから150m程度離れた横80m×高さ2m×奥行20mの大きさの領域を対象に、サーマルカメラにより撮影した768×576画素の濃淡画像を用いてキャリブレーションを行ったところ、最大3画素の誤差内に入ることわかった[6]。

4. 固有空間法とパーティクルフィルタの併用

2.で示したように画像を複数のブロックに分割し、このブロック毎に固有空間を作成し、相対変動量と小領域毎に設定したしきい値を比較することで進入物体領域を検出できる[7]。そこで、3.で示したパーティクルフィルタとこの手法を組み合わせることで精度良く三次元実世界の状態を推定できると考えられる。本章では、固有空間法により得られる相対変動量を、パーティクルフィルタの尤度として用いるようにするための手法について述べる。

4.1 相対変動量をパーティクルの尤度とする処理

2.で述べた手法は、ブロック画像 \mathbf{x} をその画像に対応した固有空間に投影したときに得られる相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ がブロック毎に決められたしきい値 v_D を超えたとき、このブロックが進入物体の領域であると判定する。従って、相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ は、直接的に物体領域である確からしさを表すものではなく、相対変動量とブロックのしきい値との差 $r_D(\mathbf{s}) - v_D$ が、物体領域である確からしさを表す。しかしながら、相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ は式(3)で定義されるが、固有値を分母に持つため、その値は大きく変動する。そのため、相対変動量とブロックのしきい値との差をそのままパーテ

イクルの尤度として用いると、極端に大きな尤度値を持つ粒子が発生し、リサンプリングの際にこの粒子が何度も選ばれ、粒子が一ヶ所に集中し、多様な仮説を保持することができなくなる。更に、粒子が集中しすぎると物体領域を粒子がまんべんなく覆うことができずに物体の大きさの推定が難しくなる。

そこで、相対変動量とブロック固有のしきい値との差 $r_D(\mathbf{s}) - v_D$ を x とするシグモイド関数 $f(x)$ により処理した値を尤度として用いることにした。これにより尤度は(0,1)の範囲に入るようになり、極端に大きな尤度を持つ粒子はなくなり、多様な仮説を保持することが出来る。具体的には、以下の様に、尤度となるシグモイド関数を定義する。シグモイド関数 $f(\mathbf{s})$ は、

$$f(\mathbf{s}) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha g(\mathbf{s})}} \quad (12)$$

$$g(\mathbf{s}) = r_D(\mathbf{s}) - v_D \quad (13)$$

とする。式(12)において α はシグモイド関数のゲインを表す。シグモイド関数を用いることで、 $(-\infty, \infty) \rightarrow (0, 1)$ の単調増加連続関数となり、相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ がしきい値 v_D よりも大きくなると尤度 $f(\mathbf{s})$ は 1 に近づく。

三次元空間上の位置 (x, y, z) におけるパーティクル i の尤度 $\pi_{(x,y,z)}^i$ の算出方法をまとめると以下の様になる。

入力：パーティクル i の三次元空間座標 (x, y, z)

出力：パーティクル i の尤度 $\pi_{(x,y,z)}^i$

- ① 粒子 i が存在する三次元座標の点 $P(x, y, z)$ に対応する二次元画像上の点 $p(u, v)$ を式(11)により求める。
- ② 点 p の座標 (u, v) より、点 p を含むブロック領域を求め、そのブロック画像 \mathbf{x} を得る。
- ③ ブロック画像 \mathbf{x} を、対応する固有空間へ式(2)を用いて投影し、空間への射影量 \mathbf{s} を得る。
- ④ 式(3)より相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ を求める。
- ⑤ 式(12)(13)を用いて $f(\mathbf{s})$ を求め、この値をパーティクル i の尤度 $\pi_{(x,y,z)}^i$ とする。

4.2 進入物体の検出と追跡

物体の進入判定および退出判定は次に述べる手順にて行う。まず、監視対象となる三次元空間に立方体の検出・追跡領域を設定する。この領域に粒子の集団を一樣に配置する。この配置した粒子の集団に対して、3.で述べた予測、観測、リサンプリングを行う。この時、領域から出た粒子は強制的にその尤度を 0 とする。

各粒子の尤度を 4.1 に従って求めたとき、「しきい値 v_π を超える尤度を持つ粒子」の数が N_m 以上個存在するとき、検出領域に物体が進入したと判定する。一方、粒子の集団に含まれる「しきい値 v_π を超える尤度を持つ粒子」の数が N_{out} 以下となった場合は物体が領域から退出したと判断する。追跡終了時には、新たな進入物体に備えて粒子の集団を領域に一樣に再配置する。

実際に領域中に物体が存在していないときにも粒子は尤度の大小に応じて移動するため、粒子が集中しないように、物体を一定時間進入しなければ粒子を一樣に再配置することとした。現在は、粒子集団が一つであるため単一物体に対してのみ検出と追跡が可能である。しかし、三次元空間に配置する粒子集団を増やし、物体検出用の粒子集団と移

動物体追跡用の粒子集団に分けて尤度計算を行うことで容易に複数物体への対応が可能である。

5. 湾岸領域を対象とした検出・追跡実験と評価

本章では 4. で説明した提案手法の有効性を確認するために、湾岸領域を対象とした検出・追跡実験を行った結果を示す。

5.1 実験環境

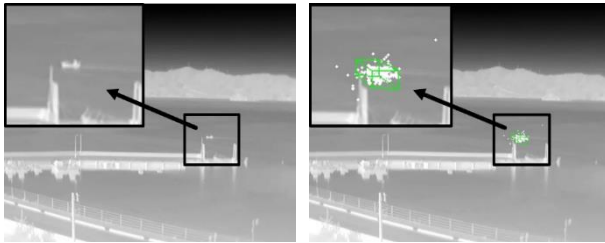
実験には AXIS 社製サーマルカメラ Q1921 Thermal Network Camera(検出素子: 非冷却マイクロボロメータ, 解像度 384×288)を用いて行った。実験時に、サーマルカメラの露出自動調整機能を ON にした。動画は 0.5 フレーム/秒にて処理し、入力画像はサーマルカメラの画像をデジタル処理によって 2 倍に拡大した。画像を 8×8 画素のブロックに分割し、2.~4. で述べた処理を行った。ブロックごとに作成する固有空間の次元数を決定する式(1)の累計寄与率は 0.8 に設定した。この時、次元数 D が 20 以下の空間に対しては進入物体判定に用いるしきい値 v_D を 15 とした。また、次元数 D が 21 以上の空間に対してはしきい値 v_D を 9 とした。学習画像には、日照条件、天候、潮位の異なる 3 日間の動画の中から検出対象の存在しない 400 枚の画像を使用した。

監視対象には山口県東部にある漁港周辺を選び、サーマルカメラは海面からおおよそ 20m の高さに固定した。監視はカメラから 100m~500m 程度離れた領域を対象にした。三次元上の検出領域に一樣に配置した粒子を二次元上に投影すると、カメラから遠方にある領域を投影した画像における粒子密度が高くなってしまい、カメラ手前の検出領域において物体検出に利用できる粒子数が少なくなってしまう。そこでカメラからの距離に応じて、遠方と手前の二つの検出領域を設定し、それぞれに対して検出実験を行った。この二つの領域は、それぞれ、カメラから 100m 離れた位置にある横 43m×奥行 10m×高さ 6m、カメラから 300m 離れた位置に横 170m×奥行 310m×高さ 9m、の立方体とした。

海上と陸上それぞれに進入物体が存在する動画を対象に検出・追跡処理を行い、正しく検出・追跡ができていることを確認する実験を行った。実験に使用した動画は単体の進入物体のみが漁港に進入してくる動画を用いた。また、進入物体検出と同時に物体のサイズ推定処理も行った。

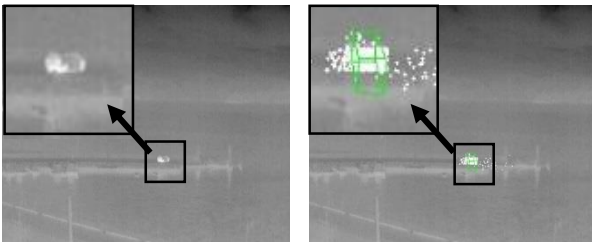
5.2 検出実験

検出結果の例を図 2~図 4 に示す。図 2 と図 3 は検出成功例、図 4 は検出失敗例である。なお、図 2 と図 3 では左上に検出対象を拡大して表示している。図 2 はカメラから 200m 程度離れた海上に存在するボートを検出した例である。図 2(a)は画像の右側から現れたボートが画像左に向かって移動している時の画像である。図 2(b)は画像(a)に対する検出・追跡処理後の出力画像である。ボートが検出領域に進入した時、(b)のように粒子(白色)で示された部分においてボートを発見した。この時、三次元上において推定した物体領域(立方体)を二次元画像上に投影し、緑の枠で示した。図 2(b)の時刻 $t=722s$ より動画が進行するとボートを進入物体として連続して追跡した。図 2 の実験では非常



(a)入力画像 t=722.0s (b)検出結果 t=722.0s

図 2 画像上に小さく映るヨットを検出した例



(a)入力画像 t=1142.0s (b)検出結果 t=1142.0s

図 3 陸上部にある車を検出した例



図 4 検出失敗例

に小さく画像上に投影されているにもかかわらず追跡を行うことができた。

一方、図 3 は海上の明るさや陸上の明るさといった背景が図 2 と大きく異なる画像において、カメラから 100m 程度離れた陸上に存在する車両を検出した例である。図 3(a) は漁港の陸上部分に車両が進入した時の画像、図 3(a) に対して検出処理を行った結果が図 3(b) である。(b) において粒子が車両の付近に集中し、この車両を検出していることが確認できる。図 3(b) の時刻 $t=1142s$ より動画が進行すると車両を進入物体として 2 フレーム以上連続して検出し続けた。図 2 と図 3 の例より、固有空間法の相対変動量をパーティクルフィルタの尤度として用いた結果、提案手法が背景変動に対して頑健な物体検出および追跡を行えていることが確認できた。しかし、図 4 のように背景に近い色合いで小さく写るヨットなどは検出できなかった。

また、検出と同時に進んでいたサイズ推定の結果を表 1 に示す。サイズ推定に用いた画像は、ボートが図 2(a)、車両が図 3(a) の画像を対象にした。ボート高さ方向の推定値は乗っている人間の高さが加算されたものと考えた上で、推定値と実際のサイズを比較すると、ボートと車両ともに横と高さ方向の推定値が実際のサイズに近い値となった。

表 1 推定した物体の大きさ

物体の種類	横(m)	高さ(m)	奥行(m)
ボート (実サイズ)	6.7 (7.5)	3.0 (1.8)	63.0 (2.3)
車両 (実サイズ)	1.7 (1.7)	2.3 (1.5)	21.7 (4.7)

しかし、奥行方向の推定値は、実際のサイズよりかなり大きな値となった。奥行方向の推定値が大きくなった原因としては、推定に利用した画像が単眼視点であるため粒子の存在範囲が実際よりも増大したためである。

6. むすび

本論文では背景が複雑に変化する湾岸領域において昼夜を通して監視を行うために、サーマルカメラを利用した。このカメラから得られた濃淡画像を対象に、ブロック分割を用いた固有空間法とパーティクルフィルタを、シグモイド関数によって統合した物体検出・追跡法を提案し、その有用性を実験により示した。

実験結果より、固有空間法における相対変動量をシグモイド関数によってパーティクルフィルタの尤度に変換して物体検出・追跡を行うことで、陸上や海上において背景の変動があっても三次元上での進入物体検出・追跡が可能であることを確認した。また、三次元上での進入物体検出・追跡結果をもとにした進入物体のサイズ推定を行ったところ、カメラに対して横と高さ方向の推定値が実際のサイズに近い値を示すことが確認できた。しかし、奥行方向の大きさ推定に対しては対策が必要である。

今後は、検出能力を上げるために固有空間の次元数に応じた相対変動量のしきい値の検討や、奥行方向に対する粒子の存在範囲に対応する補正を行なう必要がある。現在は単体の進入物体に対してのみ検出・追跡を行っているが、複数進入物体の検出・追跡への対応を行う予定である。

謝 辞

本研究の一部は日本学術振興会の科学研究費補助金（基盤 (C) 23510210）の支援による。

参考文献

- [1] 海上保安庁, "海上保安レポート 2012", (2012).
- [2] 天野敏之, 佐藤幸男, "固有空間法を用いた BPLP による画像補間", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.3, pp.457-465 (2002).
- [3] A. Mittal, A. Monnet and N. Paragios, "Scene modeling and change detection in dynamic scenes: A subspace approach", Computer Vision and Image Understanding, Vol.113, No.1, pp.63-79, (2009).
- [4] M. Isard and A. Blake, "CONDENSATION - conditional density propagation for visual tracking", IJCV, Vol.29, No.1, pp.5-28, (1998).
- [5] 松村遼, 岡村健史郎, "パーティクルフィルタを用いた物体の進入退出検出", 電気・情報関連学会中国支部, 第 59 回連合大会講演論文集, pp.419-420, (2008).
- [6] 岡村健史郎, 西郷佳和, 河合宏紀, "サーマルカメラと三次元空間上での物体追跡と大きさの推定", 大島商船高等専門学校紀要 第 46 号, pp.41-48, (2014).
- [7] 岡村健史郎, 仲貴大, 宗藤萌子, 河合宏紀, 松村遼, "湾岸領域監視を目的とした固有空間法の精度向上", 大島商船高等専門学校紀要 第 47 号, pp.61-72, (2015).