

湾岸領域監視を目的とした固有空間法の精度向上

岡村 健史郎* 仲 貴大** 宗藤 萌子*** 河合 宏紀* 松村 遼*

An Improvement of Eigenspace Approach for Coastal Video Surveillance

Kenshiro OKAMURA, Takahiro NAKA, Moeko MUNETO,
Hiroki KAWAI and Ryo MATSUMURA

Abstract

Illegal activities that have happened in the coastal area have been increasing. A video surveillance system for detecting any activities has become more important. A thermal camera can detect heat energy and it has higher detection accuracy in complete darkness. But, the current image obtained by observing coastal area contains a lot of difference to a reference image called background model. To decrease the difference, we introduce eigenspace approach which contains multiple eigenspaces with choosing reasonable dimension adaptively.

Key words: Eigenspace Approach, Video Surveillance, Coastal Security, Thermal Camera

1. まえがき

海上保安白書によると多発する海上犯罪の中で、漁業関係法令違反に対する送致件数は、平成 21 年度以降 5 年連続で 2000 件を超え、増加傾向にあるだけでなく海上犯罪送致件数の中の 34%を占めており、その対策が急務となっている。これらの犯罪の多くは夜間に発生しており、昼夜を問わず利用可能な物体検出・追跡ができる監視システムへの期待が高まっている。近年、夜間監視においてサーマルカメラの利用が注目されている。特に遠赤外線検出可能なサーマルカメラは、非冷却型のセンサーが普及したため低価格化が進むとともに、特別な照射装置を必要としないこと、夜間のライトなどに影響されないことなどの理由から、昼夜を問わない監視装置として利用されるようになってきている。

筆者らは漁港などを含む湾岸領域を対象に、カメラを用いた移動物体の自動検出手法を提案している[1][2]。文献 1 では、湾岸領域を対象にビデオカメラで撮影したフルカラー画像から、固有空間法を用いて対象領域に進入してきた物体の画像領域を精度良く抽出出来ることを示した。更に文献 2 では、背景差分値を尤度としたパーティクルフィルタと視点固定型のサーマルカメラ 1 台を用いて、進入物体の検出とその実世界での大きさを精度良く推定できることを示した。

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[3]。固有空間法は検出対象物体を含まない背景画像を複数枚収集し、これらに含まれる変動を固有ベクトルという形で表現する。この固有ベクトルから構成される固有空間に進入物体を含む入力画像を投影及び逆投影すると、進入物体のみが消えた推定背景画像を得ることができる。固有空間法は、この処理によって得られた推定背景画像と入力画像との差分を求め、これを閾値処理することで進入物体領域を推定する手法である。Mittal らは検出精度向上のために対象画像を小ブロックに分割し、ブロック毎に固有空間を構成する手法を提案している[4]。

しかしながら、夜間も監視できるサーマルカメラの画像は温度変化を電気信号に変換し表示するもので、可視光領域のフルカラー画像に比べ情報量は圧倒的に少なく、進入してきた物体を背景と区別することが非常に難しい。また、漁港を含む湾岸領域を対象にした場合、太陽光の反射、波浪、潮の干満などにより非常に大きな背景変動が発生する領域がある一方で、陸上アスファルトで作られた駐車場などのように非常に変動が少ない領域があるなど、変動量に大きな違いが生じる。固有空間法を用いて進入物体の検出を行う場合には、背景変動が多い領域ではその変動を表現する固有ベクトルを多数用意する必要があり、固有空間の次元は高くする必要がある。一方、変動が少ない領域では固有空間の次元を低くする必要がある。この様に、固有空間法を用いる場合には、変動に応じて固有空間の次元を調整する必要がある。更に、固有空間法は投影及び逆投影という二つの処理が必要で、リアルタイムに解析するには高度な処理能力が必要になるという問題がある。

そこで、本論文では固有空間を作成するために用いる背景画像に存在する変動量を用いて、対象領域を背景変動が少ない領域と多い領域の2種類の領域に分類し、背景変動の少ない領域は低次元の固有空間へ、背景変動の多い領域は高次元の固有空間へ投影する。この時、検出のための閾値を低次元の固有空間と高次元の固有空間それぞれに用意することで検出の精度を向上させることを提案する。背景画像に含まれる変動は画像に対する共分散行列の固有値として求めることができるという性質を利用することで、容易に二つの領域を区別することができる。また、次元の違う二つの固有空間は低次元側の固有空間が高次元側の固有空間の部分空間となることから、高次元空間を求める一連の処理の中で、低次元空間も作成することが出来る。そのため、2種類の空間を作成しても余分な処理時間が必要無いという利点がある。更に、領域検出は固有空間へ投影したときに得られる射影量から計算する相対変動量と呼ぶ値によって行うことから、従来の固有空間法で行われた逆投影が必要ないため、リアルタイム処理にも適している。

本論文では、固有空間法において背景変動量と必要な固有空間の次元との関係を明らかにした後、精度良く進入物体を検出するためには2種類の固有空間が必要であることを示す。次に、2種類の固有空間の作成方法を説明した後、これらの空間を組み合わせることで精度良く物体を検出することをシミュレーション結果により明らかにする。

2. 固有空間法と進入物体領域の抽出

ここでは固有空間法で用いられる固有空間の作成方法とその次元の決定方法について述べる。その後、入力画像を固有空間へ投影と逆投影することで得られる推定背景画像を示す。次に、Mittalらが提案した画像のブロック分割を用いた固有空間法について説明する。

2.1 固有空間を用いた推定背景画像の作成

まず、検出対象となる進入物体を含まない画像（以降、簡単のため背景画像と呼ぶ）をM枚用意し、これを用いて事前に固有空間を作成する。この固有空間を作成する画像を学習画像と呼ぶ。学習画像の画素数がNであるとき、学習画像 \mathbf{x}_i を

$$\mathbf{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{iN}]^T \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

として表す。ここで、 T は転置を意味する。これらの画像に対する相関行列を求めるために、M枚の学習画像の平均値 $\bar{\mathbf{x}}$ を学習画像 \mathbf{x}_i からそれぞれ引いた行列を求める。この行列を \mathbf{X} とすると、

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}, \dots, \mathbf{x}_M - \bar{\mathbf{x}}] \quad (2)$$

と表現できる。この行列を用いるとM枚の学習画像に対する相関行列 \mathbf{R} は、

$$\mathbf{R} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T \quad (3)$$

となる。次に、この \mathbf{R} に対する固有値 λ

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_N \end{bmatrix} \quad (\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_N) \quad (4)$$

とそれに対応する固有ベクトル \mathbf{E}

$$\mathbf{E} = \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_N\} \quad (5)$$

を求める。この固有ベクトル \mathbf{e}_i は、 M 枚の学習画像に含まれる変動をベクトル表現したもので、 \mathbf{e}_i 方向の変動量（分散）が λ_i となることを意味している。学習画像から作成した固有ベクトルを、それに対応する固有値によって降順に D 個選択し、残りを 0 ベクトルに置き換えた行列

$$\mathbf{E} = \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_D, 0, \dots, 0\} (D < M < N) \quad (6)$$

は、学習画像中の背景変動を表す D 次元の固有空間となる。この固有空間の次元数 D は累積寄与率

$$q(D) = \sum_{i=1}^D \lambda_i / \sum_{j=1}^N \lambda_j \quad (7)$$

を用いて求める。 $q(D)$ が事前に設定した閾値 q_{th} より大きくなるような D に対して、その最小の値を空間次元数 D_{dim} とする。即ち

$$D_{dim} = \arg \min_D q(D), \quad \text{subject to } q(D) > q_{th} \quad (8)$$

とする。

次に、実際の物体検出の流れについて説明する。先に作成した固有空間 \mathbf{E} に進入物体を含む入力画像 \mathbf{x} を

$$\mathbf{s} = \mathbf{E}^T \mathbf{x} \quad (9)$$

として投影する。すると $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_D]^T$ の各成分は、 \mathbf{x} の空間 \mathbf{E} への射影量であり、 $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_D$ により表現された学習画像に含まれる変動方向に対する \mathbf{x} の成分を表す。学習画像にあった変動成分以外の要素はこの射影により失われる。この \mathbf{s} を

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{E} \mathbf{s} = \mathbf{E} \mathbf{E}^T \mathbf{x} \quad (10)$$

として逆投影することで、画像 \mathbf{x} から進入物体が消えた画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を得ることが出来る。この画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を入力画像 \mathbf{x} に対する推定背景画像と呼ぶ。この $\hat{\mathbf{x}}$ と入力画像 \mathbf{x} の差分を求め、予め決定した閾値と画素単位で比較し、閾値を超える値を持つ画素の集合を進入物体領域とする手法が固有空間法である。その例を図 1 に示す。(a)は港へ進入してきた小舟を含む入力画像である。この小舟を丸で囲い示した。この入力画像を式(8)と式(9)用いて投影・逆投影した結果が (b)である。これを見ると、進入物体である小舟の部分が、入力画像に比べぼけて見える。この二つの画像の輝度の差分を求め、事前に用意した閾値を用いて 2 値化処理をしたものが (c)である。この結果を見ると、進入物体である小舟を検出しているものの、波による背景変動等も進入物体として誤検出している。



図 1 固有空間法による進入物体検出

2.2 ブロック分割を用いた固有空間法

2.1で述べたように、固有空間法とは背景変動を固有空間によって表現することにより、進入物体の検出を行う手法である。しかし学習画像全体に対して固有空間を作成した場合、波浪等により発生する局所的な背景変動に対応しきれず、図1(c)の結果の様に誤検出が発生する。また投影と逆投影のために、式(9)と式(10)による2度の変換が必要である。こうした問題に対応するため、Mittalらは画像をブロックに分割し、そのブロックごとに固有空間を作成し、各空間上で検出処理を行うことを提案している[4]。以下、Mittalらの手法について説明する。

学習画像を m 個のブロック画像 $\mathbf{x}_j(j=1, 2, \dots, m)$ に分割する。次にブロック j における固有ベクトル $\mathbf{e}_{jk}(k=1, 2, \dots, D)$ を2.1と同様にして求める。これにより各ブロックに対する固有空間 \mathbf{E}_j を作成することができる。なお以降では簡単のために $\mathbf{x}_j, \mathbf{e}_{jk}, \mathbf{E}_j$ のブロック番号 j を省略して説明する。

実際に物体検出を行う際には、入力画像も学習画像と同様に m 個のブロック画像 \mathbf{x} に分割する。このブロック画像を式(9)を用いて対応する固有空間に投影することで、空間上の射影ベクトル \mathbf{s} を得る。

$$\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_D]^T \quad (11)$$

投影量 s_i は固有値 λ_i に対応した固有ベクトル \mathbf{e}_i 方向の成分となる。また固有ベクトル \mathbf{e}_i に対応する固有値 λ_i は、背景の学習画像にあるベクトル \mathbf{e}_i 方向にある学習画像内の変動の分散を表す。そのため、投影量 s_i が固有値 λ_i より十分に大きい場合には、 \mathbf{x} に学習画像中に見られなかった変動が存在すると考える。すなわちブロック \mathbf{x} には、進入物体が存在するということである。そのために、

$$r_D(\mathbf{s}) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \frac{s_i^2}{\lambda_i} \quad (12)$$

という式を用いて、固有値に対する相対的な射影量の平均を求める。この値が

$$r_D(\mathbf{s}) > r_{th} \quad (13)$$

となるとき、そのブロックは進入物体が存在する領域であると判定する。なお r_{th} は閾値である。この式を用いることで、投影と逆投影という二つの変換式を使わずに進入物体の存在する領域を特定することが可能となる。なお D はブロック毎に作成する固有空間の次元数であり、通常固有空間法と同様に累積寄与率により決定される。

ブロック分割による固有空間法を使って物体領域を求めた結果を図2に示す。入力画像は図1と同じものを用いた。検出結果である図2(b)では、進入物体と判定されたブロックを赤の矩形で囲う処理を施している。これを見ると、図1(c)の時には発生していた背景部分における誤検出がなくなり、進入物体のみを検出することに成功していることが分かる。



(a)入力画像

(b)検出結果

図2 ブロック分割を用いた進入物体検出

3. 画像ブロックにおける固有空間の次元数を考慮した閾値決定

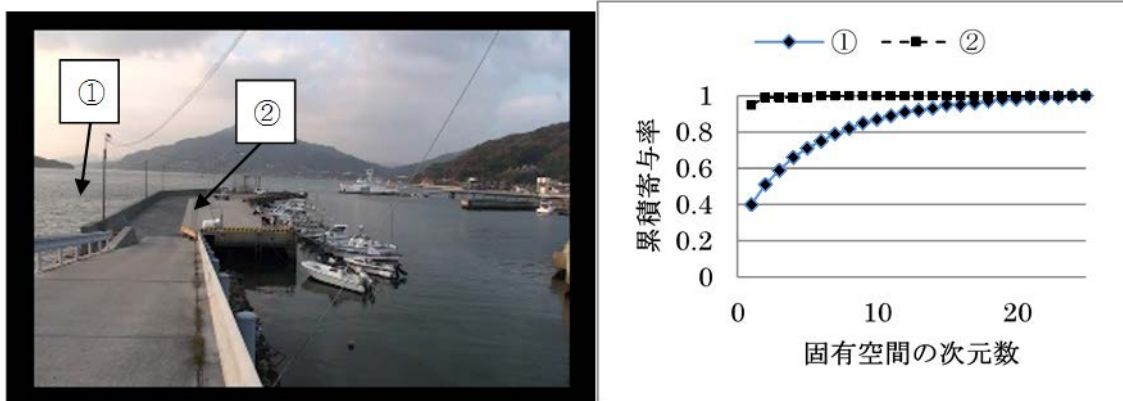
本節ではまず固有空間の次元、相対変動量、進入物体領域および背景変動の間にどのような関係があるのかを考察する。考察は、結果を分かりやすくするために、カラー画像を用いて行った。次に、サーマルカメラを用いた検出を行う際の具体的な相対変動量に対する閾値の決定方法について説明する。

3.1 背景変動の種類と相対変動量

学習画像に含まれる変動とその大きさは、学習画像を使って求めた固有ベクトル $\{e_i\}$ とそれに対応する固有値 $\{\lambda_i\}$ によって示すことができる。これら固有ベクトルから構成される固有空間に、移動物体を含む画像を投影した場合、射影ベクトル s と相対変動量 $r_D(s)$ が固有空間の次元とともにどのように変化するか調べることによって、有効な検出方法を求める。

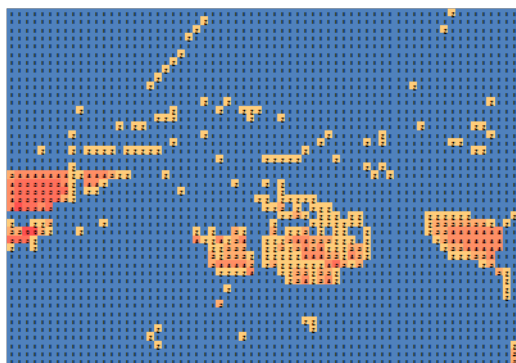
図3は背景変動の違いによる固有空間の次元毎の累積寄与率の変化を表したものである。図3(a)は固有空間作成に用いた学習画像で、画像中の場所①は背景変動が複雑な部分を、場所②は背景変動が単純な部分を示している。図3(b)は場所①、②における、固有空間の次元数と累積寄与率の関係についてグラフにしたものである。図3(c)は累積寄与率が0.7以上になるために必要な固有空間の次元数をブロック毎に色分けしたものである。いずれの画像においても画像中のブロックは 5×5 画素である。

まず、図3(a)の場所①は、漁港の外海の部分で、背景変動が複雑な領域である。複雑な背景変動を持つ領域では、いずれの次元でも固有値は似通った値を持ち、図3(b)①のように累積寄与率はなだらかに1に近づく。次に、図3(a)の場所②は、漁港陸上部の地点で、背景変動は海上に比べ単純である。このような背景変動が単純な領域では、第1固有値 λ_1 が他の固有値に比べて非常に大きく、次元を上げると、図3(b)②のように累積寄与率は急激に1に近づく。



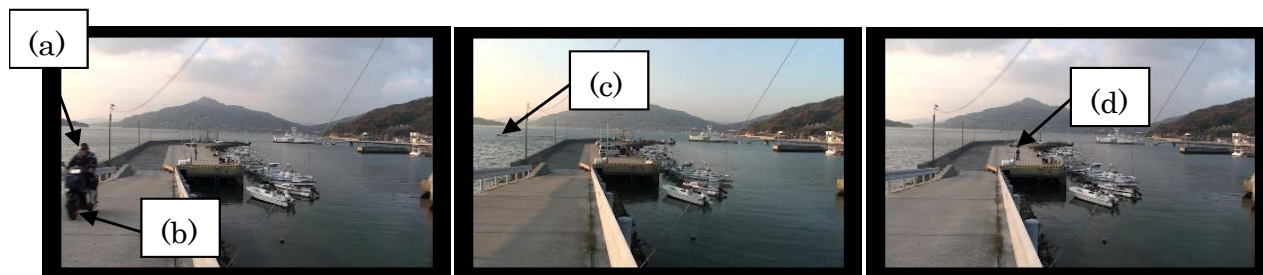
(a)調査対象領域

(b)場所①、②における累積寄与率の変化



(c)累積寄与率0.7における固有空間の次元数

図3 背景変動の違いによる累積寄与率と次元数の関係



移動物体：バイク

移動物体：ボート

移動物体：人物

図4 変動と検出物体の大きさが違う4カ所

図3(c)は、累積寄与率が0.7以上になるために必要な次元数を色で表したものである。最小値は1で、青色で表されており、最大値は6で、赤色で表されている。図3(c)を見てわかるように、背景変動が単純な陸上や空は、使用する次元数が少なくても累積寄与率は大きくなるが、波や停泊している船など、背景変動が複雑な領域では、累積寄与率を大きくするために、固有空間の次元を多く使う必要がある。

背景変動の種類や移動物体の大きさが、式(12)で示した相対変動量にどう影響するか

- (a) 背景変動が複雑で、移動物体領域が大きい
- (b) 背景変動が単純で、移動物体領域が大きい
- (c) 背景変動が複雑で、移動物体領域が小さい
- (d) 背景変動が単純で、移動物体領域が小さい

の4点を選んで調査した。選んだ4点を図4にそれぞれ示す。図4の3枚は抽出実験を行うテスト画像で、画像サイズは720×480で、ブロックサイズは5×5である。図4の画像上の点(a)は背景変動が複雑な海上の領域にある人物の頭部の画像ブロックである。同じ画像上の点(b)は背景変動が単純な陸上の領域にあるバイクのタイヤがあるブロックである。次の画像上の点(c)は背景変動が複雑な海上の領域にある小さく写ったボートを含むブロックである。3枚目の画像にある点(d)は背景変動が単純な陸上の小さな人物を指している。

図5の(a)から(d)は、図4の各地点における、固有空間の次元数と相対変動量の関係をグラフ化したものである。移動物体領域ではない背景部分が物体として検出されないことを確かめるため、図4の点(a)から点(d)の近くにある、移動物体領域ではないブロックにおける固有空間の次元数と相対変動量の関係もそれぞれ合わせて示した。

まず、図4の点(a)のように、背景変動が複雑な領域に大きく写った移動物体が存在する場合における相対変動量の変化を図5(a)に示した。大きく写った物体はブロックよりも大きくなり、ブロック内のテクスチャは単純になることが多い。このような物体が背景変動の複雑な領域に移動した場合、高次元の固有ベクトルに対して相対変動量を求めると小さな値になってしまう。このため、背景変動の複雑な領域における大きく写った物体の検出は、低次元の固有ベクトルに対する射影量のみを使って求める必要がある。

次に、図4の点(b)のように、背景変動が単純な領域に大きく写った移動物体が存在する場合における相対変動量の変化を図5(b)に示した。背景変動が単純な領域において、テクスチャの単純な非常に大きな物体に対応する背景変動は学習画像に含まれているため、固有空間への射影量の値も大きくなる。したがって、低次元から高次元にわたって相対変動量は大きくなる。

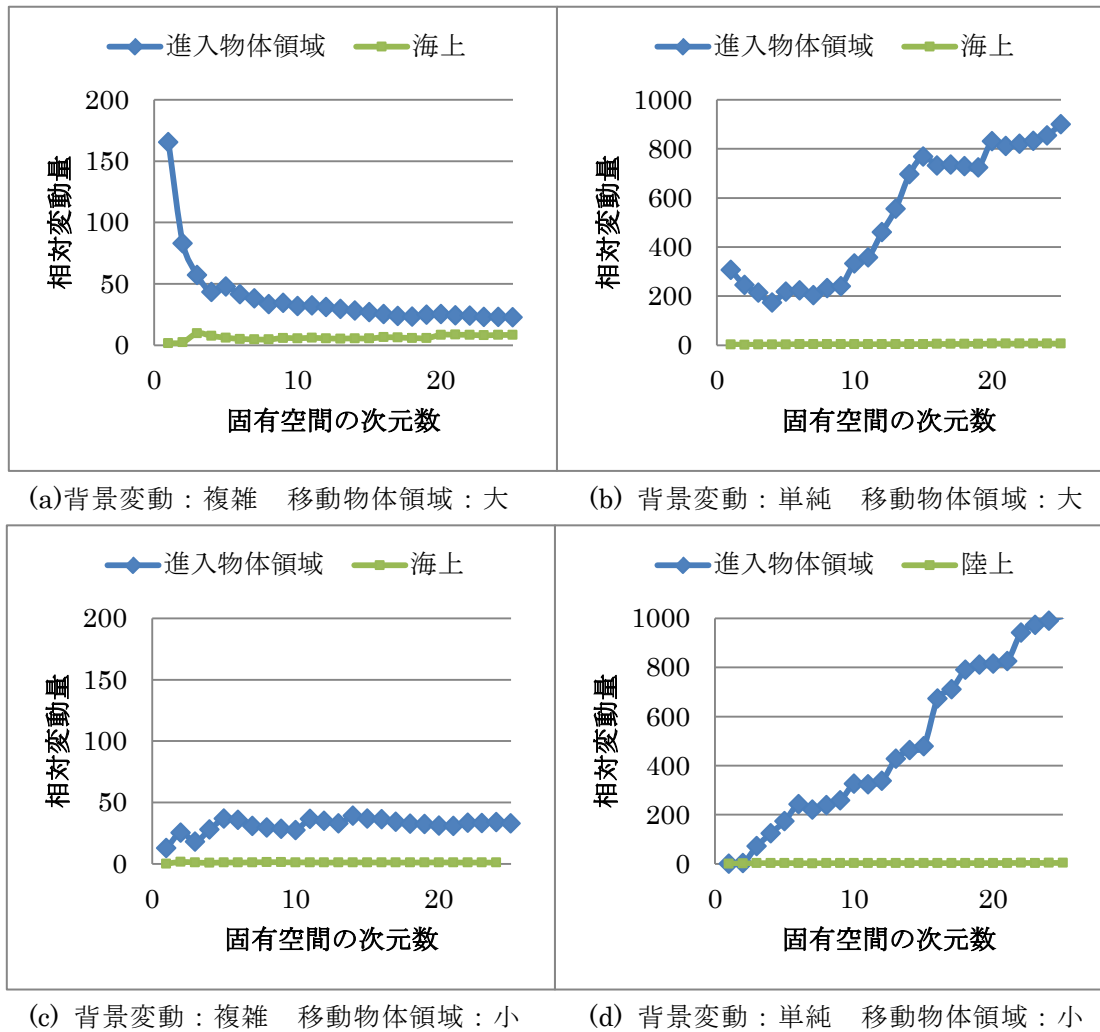


図 5 背景変動の種類や移動物体領域の大小による固有空間の次元数と相対変動量の関係

図 4 点(c)のように、背景変動が複雑な領域に小さく写った移動物体が存在する場合における相対変動量の変化を図 5(c)に示した。ブロックよりも小さく写った物体を含むブロックでは、大きく写った物体とは逆に、ブロック内のテクスチャは複雑になる。このような物体が背景変動の複雑な領域に移動すると、学習画像に含まれる変動では物体を表現できず、相対変動量はいずれの次元においても小さな値となり、検出が難しくなる。

また、図 4 点(d)のように、背景変動の単純な領域に小さく写った物体が存在した場合における相対変動量の変化を図 5(d)に示した。背景変動の単純な領域における小さく写った物体の変動は、ブロックの部分的な領域に発生する変動であり、固有空間において低次元以外の固有ベクトルに対応する。したがって、相対変動量を高次元まで求めることで物体を検出できる。

図 5 の(a)から(d)において背景部分であるブロックの相対変動量はいずれも次元数を変化させても 10 以下の小さな値になっており、相対変動量をしきい値処理することによって、そのブロックが移動物体と背景のいずれに所属する領域であるかを判定できる。

3.2 相対変動量と進入物体領域抽出に用いる閾値の決定

進入物体領域検出に用いる空間の次元数 D_{dim} は式(7)の累積寄与率により求められるが、その値は各ブロックで異なる。検出に用いる空間の次元数が異なれば、式(12)で求められる値の分布も異なる。図 6 に本実験を行う検出領域を通常の可視光線カメラで撮影した画像を示し、図 7 にこの領域をサーマルカ

メラで撮影し、進入物体を拡大した画像を示す。この図 7(a)(b)の物体を含む画像ブロックに対する相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ の値を求めると、それぞれ 13 と 5 であった。また、各画像の背景部分の値は、全く異なる値の分布となっていた。そこで投影に用いる固有空間の次元数毎に背景が取る相対変動量の値のサンプルを取り、その結果を閾値へ反映させることとした。

2.1 で説明した通り、投影に用いる固有空間の次元数 D_{dim} は、式(7)で定義される累積寄与率 $q(D)$ が

$$q(D) > q_{th} \quad (14)$$

を満たす最小の D である。ここで q_{th} は閾値であり、ほとんどの変動を含むよう本研究では 0.995 とした。図 8(a)に示す様な学習画像の全てのブロックに対して空間の次元数を求めた結果、図 8(b)のようになった。この図では次元数が少ないブロックは緑、多いブロックは赤で色付けしている。これを見ると、最小の次元数は 1、最大値は 41 であった。カメラに近い海面、海上に浮かぶ船舶などは変動が大きく、これを記述するためには高い次元が必要になってくる。

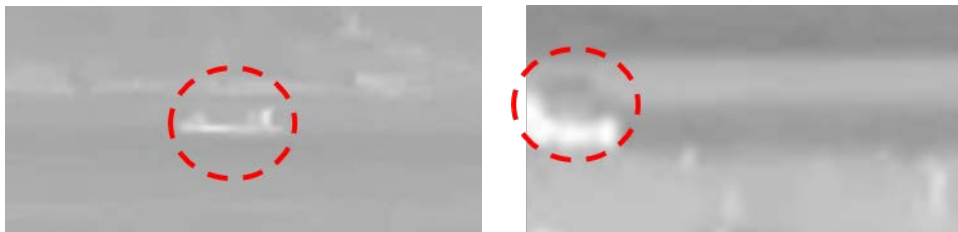
次に固有空間の次元数に対し、背景変動によって式(12)で定義される相対的な射影量がどのような値を取っているかサンプルを取って調べた。すると表 1 の結果が得られた。1 から 20 次元まででは 5 前後の比較的大きな値を取っているのに対し、それ以上では 3 以下の小さな値を取ることが分かった。以上の検証結果から進入物体検出に用いる式(13)の閾値 r_{th} は、

$$\begin{cases} r_{th} = 5.0 & \text{if } 1 \leq D \leq 20 \\ r_{th} = 3.0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

とした。



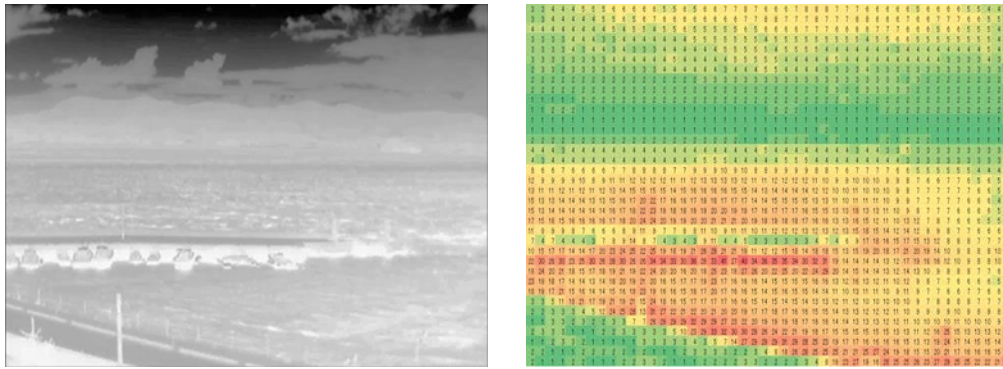
図 6 検出対象領域



(a)沖を移動する船

(b)陸上部に駐車する車

図 7 進入物体の例



(a)学習画像 (b)ブロック毎の空間の次元数

図 8 学習画像と各ブロックで投影に用いる空間の次元数

表 1 空間次元数と背景に対する相対変動量

空間次元数 D_{dim}	1~10	11~20	21~30	31~41
相対変動量 $r_D(\mathbf{s})$ の平均値	4.8	5.1	2.7	0.9

4. 実験と考察

本節では、画像ブロック毎に作成する固有空間の次元を変化させるとともに、固有空間の次元より決定した閾値を用いて物体領域を検出する本論文の手法が、従来手法に比べて良好な進入物体検出が可能であることを示す。実験では、本校学寮屋上に設置したサーマルカメラを用い、本校周辺の漁港を含む湾岸領域を撮影した動画像から得られた濃淡画像を用いた。

4.1 実験条件

本実験は図 6 の領域をサーマルカメラで撮影し、5 日分の撮影データから学習画像用のデータを収集し、その内の 400 枚を用いて固有空間を作成した。この 5 日間とは違う 1 日分のデータに対して物体検出を行った。画像の解像度は 384×288 であるが、デジタル処理により 960×720 に拡大して用いた。ブロックサイズは 10×10 であり、式(14)における固有空間を決定する固有値の累積寄与率は 0.995 とした。また式(13)の相対変動量に対する閾値は、3.2 で決定した 5.0 および 3.0 を用いる。検出領域を図 9 に示すように四つの小領域に分け、それぞれについて検出率を求めそれを評価した。なお、この四つの領域は実験結果を考察するためのものであり、検出処理ではいずれの領域も区別することなく処理を行っている。

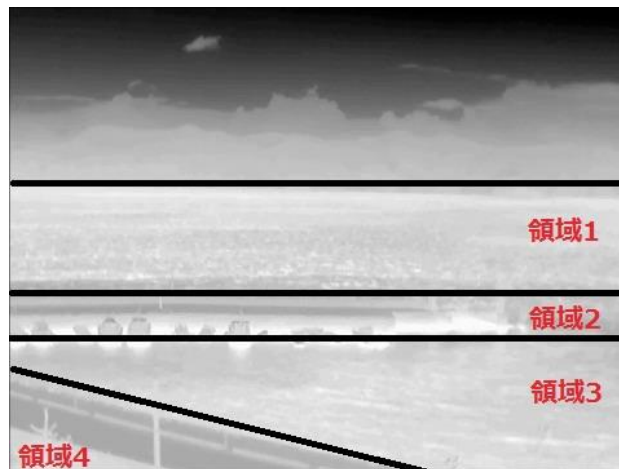


図 9 検出対象領域

4.2 実験結果と考察

図 10(a)~(d)に検出結果の一例、表 2 に各検出領域での検出率を示す。なお図 10 においては進入物体と判定された画像ブロックを赤の矩形で囲うように表示している。図 10(a)に示す通り、カメラから遠距離にあり、低解像度であるため非常に小さくしか写っていない領域 1 を通過する船を検出することに成功した。この船は航路から考えると、カメラからおおよそ 3km 近く離れていたと推察される。また、温度変化が激しい陸上の駐車場にある領域 2 の車についても検出することに成功した。なお、駐車場部分を誤って物体と検出する誤りは発生していない。更に、カメラから比較的近距离であるため、波による海面の変化や浮遊物の位置変化などの誤検出が発生しやすい領域 3 と 4 について、満足な結果を得ることが出来た。

しかしながら検出率を求めると、表 2 に示す通り、領域 1 に関しては 47.1%と、十分な検出率を得るには至らなかった。原因としては、水平線消失点付近の陸上部分と遠方を移動する船舶とが重なって映り、背景と物体との輝度差が少ないためにそれらを検出することが出来なかったためである。この部分にある画像ブロックの次元を調べたところ、カメラから遠方であるため背景の変動が少ないために、固有空間の次元数は 1~2 となっていた。このように固有空間の次元が少なくなると、進入物体を記述することができなくなり、相対変動量が大きくなることが検出失敗の原因であると考えられる。

そこで、式(14)を用いて空間次元数を決定する際に、次元数を 5 以上とするという制約条件を加え、表 2 と同じデータで実験を行った。この結果を表 3 に示す。この条件を加えたことにより、全ての検出領域について 50%以上の検出率を出すことに成功した。

本手法では、ブロックごとに固有空間の次元数を変え、物体領域検出する際の相対変動量に対する閾値を空間次元数により変化させることを提案した。この手法が有効であることを確認するため、すべてのブロックで共通する値を使って検出をする実験を行った。この結果を表 4 に示す。海上部の領域 1,2,4 における検出率が、本手法と比較し非常に悪くなっている。これにより、次元数に従って閾値を設定するという手法は非常に有効であるということを確認することが出来た。

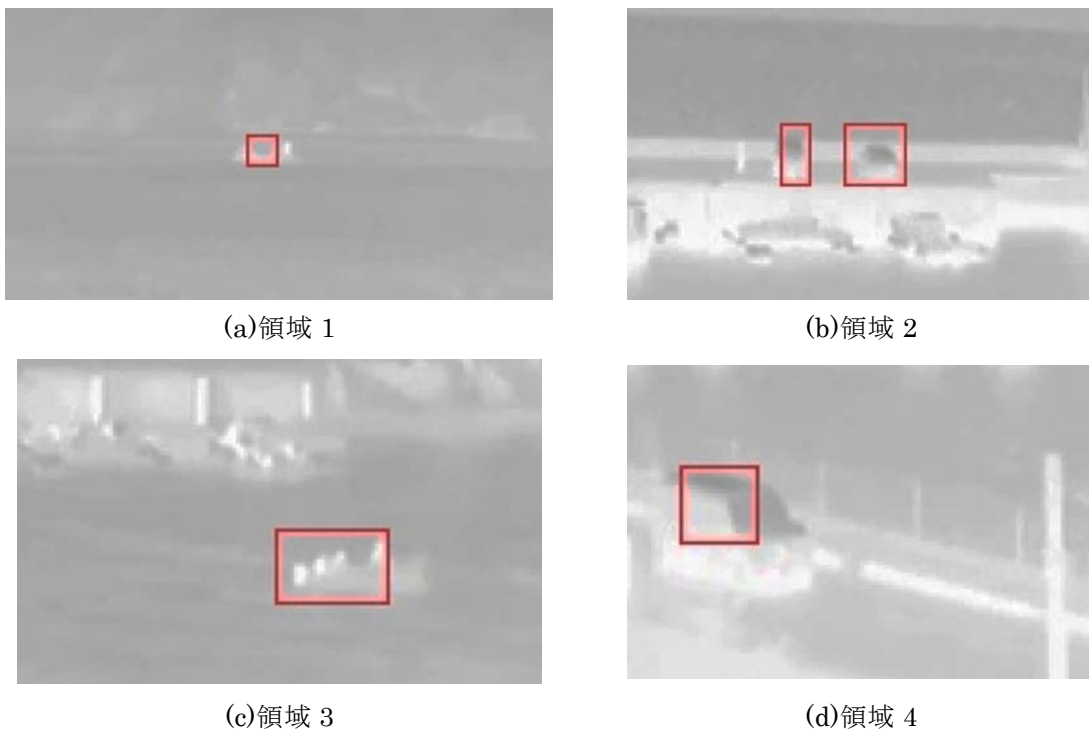


図 10 各小領域における物体検出結果

領域名	領域 1	領域 2	領域 3	領域 4	全体
進入物体数	51	144	17	32	242
検出率[%]	47.1	65.3	100.0	90.6	67.2

表 2 空間次元数毎に違う閾値を設定した場合の物体検出率

領域名	領域 1	領域 2	領域 3	領域 4	全体
進入物体数	51	144	17	32	242
検出率[%]	52.9	65.3	100.0	100.0	70.5

表 3 空間次元数を 5 以上とする条件を加えた場合の物体検出率

領域名	領域 1	領域 2	領域 3	領域 4	全体
進入物体数	51	144	17	32	242
検出率[%]	13.7	22.9	76.5	18.8	24.2

表 4 ブロック共通の相対変動量に対する閾値を用いた場合の物体検出率

5. まとめ

カメラから 3km 程度離れた沖合を含む湾岸領域において、沖合を移動する船舶、カメラから近くにある漁港付近を移動する小型漁船やヨット、陸上部にある車両、人物などを対象に、サーマルカメラを用いて物体検出を行った。サーマルカメラから得られる画像は、濃淡画像であり、背景と物体の区別が非常に難しい。また、海面を含む領域は、波浪や潮位の変化、天候、太陽の位置変化などにより背景部分の画像輝度が局所的に複雑に変化し、物体として誤検出されやすい。このような課題に対して、本研究では、画像を小ブロックに分割し、ブロックごとに背景変動を考慮した次元の違う固有空間を作成し、その次元に対応した閾値を用いて検出を行う手法を提案した。この手法を用いた結果、全体で 70.5% の物体検出率を得ることができた。

一方、水平線消失点付近にある物体は、カメラから遠く離れているため、画面に小さく映るだけでなく、背景部分との輝度差も少ない。また、漁港の防波堤の外側にある海面部分は、波浪による輝度変化が大きい。そのため、監視対象にこのような領域を含む場合は、背景部分を物体として誤検出する誤りを防ぐため検出閾値を高くする必要がある。このような理由から、遠方及び漁港の外側部分の海上に対する検出率は 52%~65% 程度であった。

固有空間法による物体検出の精度向上のために、固有空間の学習や投影の繰り返しなどが提案されているが、これらは実時間処理には不向きである。本手法で用いた検出方法は、入力画像の順序とは独立に検出を行っている。今後は、検出した領域を時間的に追跡可能なパーティクルフィルタなどと組み合わせることにより精度向上を行うことが考えられる。今後は、実用化に向けた検証なども行う予定である。

謝辞

本研究は日本学術振興会の科学研究費補助金（基盤（C）23510210）の助成を受けたもので有る。

参考文献

- [1] 浜村浩之, 岡村健史郎, “湾岸監視を目的とした固有空間法による物体検出に関する考察”, 電気・情報関連学会中国支部第 58 回連合大会, pp.211, 2007.
- [2] 岡村健史郎, 西郷佳和, 河合宏紀, “サーマルカメラとパーティクルフィルタを用いた 3 次元空間上での物体追跡と大きさ推定”, 大島商船高等専門学校紀要 46 号, pp.29-40, 2013.

- [3] 川端聡, 日浦慎作, 佐藤宏介, ” 動的背景の学習による未知物体領域の実時間抽出法” , 電子情報通信学会論文誌 Vol.J89-D, No.4, pp.826-835, 2006.
- [4] A. Mittal, A.Monnet and N.Paragios, "Scene modeling and change detection in dynamic scenes: A subspace approach", Computer Vision and Image Understanding 113, pp.63-79, 2009.