

# 主成分分析を用いた物体検出に関する一考察

浜村 浩之\* ・ 岡村 健史郎\*\*

## A Note on Moving Object Detection by Principal Component Analysis

Hiroyuki HAMAMURA\* and Kenshiro OKAMURA\*\*

### Abstract

In video surveillance systems, a common method for real-time detection of moving objects involves background subtraction. The background subtraction detects objects by differentiating background pixels from foreground pixels and thresholding the difference. This method contains difficult parts. Because, in real world, the background image varies by gradual and sudden illumination change, moving trees and so on. To handle these problems, we use principal component analysis (PCA) for background images and projection onto eigen space. We analyze the experimental results of real-time operation. Finally, we show the robustness of this method.

Key words: video surveillance systems, principal component analysis, PCA, eigen space

### 1. まえがき

近年、セキュリティ分野においてビデオカメラを用いた画像監視が多く用いられている。この画像監視において、動画を実時間で処理することにより人が常に監視をしなくてよいシステムが構成できる。そのため、ビデオカメラを用いた物体の実時間検出が求められている。これには手法の容易さから背景差分が多く用いられている。背景差分は予め取得しておいた背景画像を用いて、移動物体などの検出物体が含まれる入力画像との差分を求めることにより物体を検出する手法である。しかし、背景差分を行うには背景部分での画像の変化が観測されないという前提条件が必要である。つまり、入力画像において明るさの変化、影の変化などの、背景部分の変化が観測される場合には適用できないという問題がある[1][2]。

これらの問題に対処するために、固有空間と背景差分を組み合わせることで対処する方法が提案されている[1][2]。しかしながら日照条件や影などの影響のある実環境を用いた実験例は少なく、

固有ベクトルと環境の変化への対応などが明らかになっていない。

そこで、本研究では、明るさや背景環境が変化する画像を対象に、主成分分析から作成した固有空間への投影が物体検出に有効であることをシミュレーション実験により明らかにする。

筆者らはまず、実環境において撮影した画像に対して主成分分析を行い、固有空間を作成した。そして物体検出をする画像をその固有空間へ投影・逆投影して新たな画像を作り、投影・逆投影する前と後の画像を差分することで物体検出を行った。この時、実環境として、明るさや影の位置の変化が大きい夕刻の屋外の画像を用いた。これにより実環境において、背景差分法などで特に問題となる明度変化や、影の影響を取り除くことが可能であることを示す。

### 2. 主成分分析と固有空間を用いた物体検出

#### 2.1 主成分分析

主成分分析とは多くの変量の値を、できるだけ

情報の損失なしに少数の主成分で表す方法である。それは多次元の点の集まりを少数次元の点の集まりで表すことであり、多変量データを要約する有力な方法である[3]。変量  $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]^T$  として

$$q = \mathbf{a} \cdot \mathbf{x} \quad (1)$$

の新たな合成変量  $q$  を表す座標軸  $\mathbf{a} = [a_1, \dots, a_n]^T$  を考える。情報の損失を少なくして変量  $\mathbf{x}$  を表すには合成変量  $q$  の分散が最大となるべき方向座標軸  $\mathbf{a}$  を定める。 $\mathbf{a}$  は次の様にして求める。

変量  $\mathbf{x}$  の  $n \times n$  相関行列を  $\mathbf{R}$  とし、

$$\mathbf{R}\mathbf{E} = \mathbf{E}\Lambda \quad (2)$$

を満たす固有値行列

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

( $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$ ) とそれに対応する  $n \times n$  固有ベクトル行列  $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_n]$  を求める。すると  $\{\mathbf{e}_i\}_{i=1}^n$  は固有空間の正規直交基底ベクトルで、各  $\mathbf{e}_i$  が  $\mathbf{a}$  に相当する。最も大きな固有値  $\lambda_1$  に対応する固有ベクトル  $\mathbf{e}_1$  と  $\mathbf{x}$  との合成変量

$$q_1 = \mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{x} \quad (4)$$

を第一主成分と呼び、 $\mathbf{e}_1$  が  $\mathbf{x}$  の最も変動の大きい方向になる。

また、

$$\sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (5)$$

を  $k$  位 ( $k \leq n$ ) までの累積寄与率と呼び、全変動に対して、 $k$  位までの主成分の方向  $\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_k$  における変動の割合を示す。

## 2.2 固有空間法を用いた画像の投影・逆投影

固有空間法は 2.1 で述べた主成分分析によって求めた分布を最もよく表す部分空間で近似をさせる方法である[1]。本研究では、これを画像に適用する。まず、学習画像を用いて(2)式の相関行列  $\mathbf{R}$  を作り、固有ベクトル行列  $\mathbf{E}$  を求める。この  $\mathbf{E}$  を構成する、列ベクトル  $\{\mathbf{e}_i\}_{i=1}^d$  ( $d < n$ ) で張られる部分空間は、学習した画像のうちの、大きな変化の

みを表す固有空間であると考えられる。すなわち、時間経過による照明変化や影などの小さな変動を、主成分分析により取り除くことを目的に、固有空間法を用いる。 $n$  画素の画像を  $n$  次元上の点と考えこれを  $m$  枚集めて学習サンプルとする ( $m > n$ )。この学習サンプルから相関行列  $\mathbf{R}$  を作り、そして 2.1 で述べた変換行列  $\mathbf{E}$  を求める。固有空間への投影は

$$\mathbf{p} = \mathbf{E}^T \mathbf{x} \quad (6)$$

で表され、 $\mathbf{p}$  は固有空間上での点を表す。ここで

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_d, \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}] \quad (d < n) \quad (7)$$

とすることにより小さな変動を無視することができ、更に逆投影として

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{E}\mathbf{p} = \mathbf{E}\mathbf{E}^T \mathbf{x} \quad (8)$$

とすることで小さな変動を除いた画像  $\hat{\mathbf{x}}$  を得ることができる。

## 2.3 物体の検出

入力画像中に存在する車や人などの検出物体を求める方法について述べる。まず、検出物体を含まない学習サンプル画像を用いて、固有空間を事前に作成しておく。その後、検出物体を含む入力画像  $\mathbf{x}$  をこの空間へ投影・逆投影して画像  $\hat{\mathbf{x}}$  を求める。この画像には検出物体を表す変動成分が含まれない。それ故に、検出物体を含む  $\mathbf{x}$  と、それを含まない  $\hat{\mathbf{x}}$  との差  $\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$  を求めることにより、 $\mathbf{x}$  に含まれる物体を検出できると考えられる。

## 3. 固有空間への投影・逆投影を用いた物体検出

### 3.1 実験環境

2. で述べた手法を用いて、日照条件や影の位置が大きく変化する環境においても物体検出が可能であることを実験により確かめる。

実験には、変動のある画像を学習サンプルとして用いるために、明るさが大きく変化する時間の画像を用いた。画像は平成 18 年 9 月 20 日夕刻 5 時～6 時 30 分に撮影した 720×480 のフルカラー画像で、これを 60×40 に縮小して実験に用いた。学習サンプル画像は、1 時間 30 分の 162,000 フレームある撮影画像から 600 フレームを用いて、累積寄与率は 95%として固有空間を作り、それを用いて投影・逆投影を行った。



$t=0min$



$t=45min$



$t=90min$

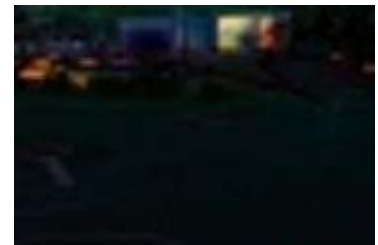
図1 学習サンプル



$\lambda_1=1288680$



$\lambda_2=52452$



$\lambda_3=34212$

図2 固有ベクトル



(a)



(b)



(c)

図3 物体検出1



(a)



(b)



(c)

図4 物体検出2

### 3.2 固有ベクトル

図1は実験に用いた学習サンプルのうち3枚を表示している。3枚は撮影開始よりそれぞれ0分、45分、90分経過したものである。撮影時間が夕刻であるため、明るさや建物の影の位置が大きく変化している。図2はその学習サンプルから得られた $n$ 次元固有ベクトルのうち、固有値の大きい方から三つを $n$ 画素の画像として表示したものである。画像として表示する方法は、以下のようにした。

固有ベクトル  $\mathbf{e}_i = [e_{i1}, \dots, e_{in}]^T$  を構成する要素の最大値  $m = \max_j e_{ij}$  を選ぶ。このとき、画素  $k$  の明るさを

$$\left[ \frac{e_k}{m} \times 255 \right] \quad (9)$$

として表現した。ここで $[\ ]$ はガウス記号を意味する。以上の処理をRGB空間についてそれぞれ行った。これら3枚は、大きい方から3つの固有値に対応する固有ベクトルである。一番大きな変化は、経時による画像全体の明るさであるため、固有ベクトルは画像全体が大きな値になっている。学習サンプル作成中に駐車場にある自動車が移動し、建物の開いていたシャッターが下りるといった大きな変化があった。これに対応した部分の固有ベクトルが白く表され大きな値になっていることが分かる。

### 3.3 物体検出

これらの固有ベクトルを用いて物体検出実験を行った。学習サンプルを除く画像の中から、明るい時と暗い時の画像をそれぞれ選んだ。図3(a)、図4(a)にこれら入力画像を示す。

図3(a)においては駐車場に車があり、建物のシャッターが開いた状態になり、2人の人物が自転車に乗っている。地面には建物の影が大きく映っている。この画像を固有空間に投影・逆投影すると、検出物体である人物のみが消える。この画像を図3(b)に示す。従って、入力画像  $\mathbf{x}$  と逆投影画像  $\hat{\mathbf{x}}$  の差をとり、しきい値で2値化することにより、2人の人物が検出できた。ここで、しきい値は、他の実験データから経験的に求めた値を用いた。なお今回の実験においては、ノイズ除去を行っていないため画像の上側にノイズが少し表れた。この画像が図3(c)である。この例より時間と共に変化している影などの影響がないことが分かる。

図4(a)においては駐車場に車無く、建物のシャッターが閉まっている状態で、領域全体がうす暗い。その中を車が通過している。この場合も同様に逆投影画像には侵入した車のみが消えている。

これにより、侵入してきた車のみを検出できた。この画像を図4(c)に示す。

図3(a)、図4(a)に示すように背景において駐車場の車や影の位置などが変化しているにもかかわらず画面に進入してきた物体のみを検出できることが明らかになった。

## 4. まとめ

主成分分析を用いて、学習サンプルから固有ベクトルを求め、これらで作る固有空間への投影・逆投影画像と、入力画像との差分をとることにより、背景の変化は除きながら物体を検出できた。特に背景差分法などで問題となる明度変化や影などの影響を取り除くことができることが明らかになった。

今後は固有ベクトルの選び方、物体の追跡などにより精度を上げることが必要である。

## 参考文献

- [1] 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
- [2] 松山隆司, 和田俊和, 波部斉, 棚橋和也 : 照明変化に頑健な背景差分、電子情報通信学会論文誌、Vol. J84-D-II No. 10 pp. 2201-2211、2001
- [3] 田中豊, 脇本和昌 : 多変量統計解析法、現代数学社