

## 적외선 영상에서의 불변 특징 정보를 이용한 목표물 인식

권재환, 이광연, 김성대  
한국 과학 기술원 전자전산학과  
전화 : 042-869-5430 / 팩스 : 042-869-8570

### Object Recognition by Invariant Feature Extraction in FLIR

Jae-Hwan Kwon, Kwang-Yeon Rhee, Seong-Dae Kim  
EECS, Korea Advanced Institute of Science and Technology  
E-mail : darkass@sdvision.kaist.ac.kr

#### Abstract

This paper describes an approach for extracting invariant features using a view-based representation and recognizing an object with a high speed search method in FLIR. In this paper, we use a reformulated eigenspace technique based on robust estimation for extracting features which are robust for outlier such as noise and clutter. After extracting feature, we recognize an object using a partial distance search method for calculating Euclidean distance.

The experimental results show that the proposed method achieves the improvement of recognition rate compared with standard PCA.

#### I. 서론

적외선 영상은 사람의 시각기능이 크게 떨어지는 야간의 물체 식별 및 신원 확인 등의 용도로 군, 혹은 민간용으로 널리 사용되고 있다. 특히 군용으로 사용되는 적외선 영상 기반의 자동 목표물 인식 시스템(Automatic Target Recognition System)에 대한 연구는 선진국을 중심으로 활발히 진행 중이다. 적외선 영상은 영상분할의 어려움으로 인해 윤곽선을 물체인식의 특징정보로 사용하기 곤란한데, 윤곽선 대신 사용할 수 있는 특징정보로 밝기정보를 사용할 수 있다. 그러나 밝기정보는 영상획득시의 온도 분포, 주위 환경, 목표물의 열원 상태,

적외선 센서의 비선형성 등에 따라 변화하므로 인식 알고리즘은 밝기변화에 강인한 특성을 가질 것이 요구된다.

일반적으로 영상데이터의 많은 차원을 줄이는데 효과적인 방법으로 PCA(Principal Component Analysis)가 사용된다[1,2]. 그러나 임의의 입력영상을 모델 영상들로부터 구성된 고유영상(Eigenimage)들의 선형조합으로 표현하는 PCA 기법은 밝기변화나 노이즈, clutter 같은 outlier가 존재할 경우 고유영상의 선형조합만으로 표현하기엔 문제점이 생긴다. 본 논문은 이러한 밝기변화나 outlier를 극복하기 위해 전처리 과정이나 PCA 후의 과정에서 선형성에 대한 문제점을 극복하는 방법[3,4]들과는 달리, Robust Estimation을 이용[6]해서 특징정보를 추출함으로써 특징정보에 대한 불변성을 보이고자 한다. 그리고 추출된 특징정보를 바탕으로 최소거리 인식기를 이용해서 인식결과를 구할 때 유클리드 거리(Euclidean distance)를 계산함에 있어서 부분거리 탐색 기법을 이용해서 인식속도를 개선하고자 한다[5].

논문의 전체적인 구성은 다음과 같다. 2절에서 밝기 정규화의 전처리를 포함해서 outlier제거를 위한 특징정보 추출과정과 추출된 특징정보를 바탕으로 인식을 위한 부분거리 탐색방법을 설명하고, 3절에서 기후, 장소, 거리에 따른 다양한 적외선 영상에서 검출한 목표물영상(Target chip)에 대한 실험결과를 고찰한다. 마지막으로 4절에서 결론 및 향후 과제에 대해서 언급하고자 한다.

## II. 특징정보 추출 및 탐색

### 2.1 전처리

적외선 영상은 영상획득시의 주위 환경 및 열원의 상태에 따라 밝기변화가 크게 변하는 특성을 가진다. 따라서 밝기 정규화 과정이 필요하며 homomorphic filter를 이용해서 적외선 영상의 dynamic range를 줄이고 contrast를 향상시킬 수 있다. Homomorphic filter는 영상개선 방법의 한가지로 조명-반사(illumination-reflectance) 모델을 기반으로 한다. 입력영상을 다음 식(1)과 같이 표현할 때

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (1)$$

$i(x, y)$ 는 조명성분을  $r(x, y)$ 는 반사성분을 나타낸다. 조명성분이 천천히 변화하는 반면에 반사성분은 빨리 변화한다는 특성으로 양변에 log를 취하고 고주파 통과 필터(HPF)를 통과시킴으로써 contrast를 향상시켜 영상의 세부를 잘 표현할 수 있게 된다.

$$\log f(x, y) = \log i(x, y) + \log r(x, y) \quad (2)$$

HPF를 통과시킨 후 다시 exponential를 취해서 영상의 전반적인 밝기변화를 정규화 시킨 영상  $g(x, y)$ 를 구할 수 있다. Homomorphic filter의 전체 과정은 다음 그림 1과 같다.

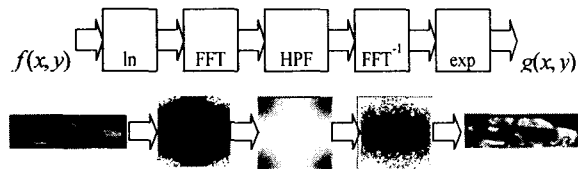


그림 1. Homomorphic Filter 과정

### 2.2 Principal Component Analysis

Principal Component Analysis(PCA)기법은 적은 차원으로 근사화하는 방법[1,2]으로, 학습 벡터의 통계적인 분포를 이용하여 기저벡터인 고유영상(Eigenimage)을 만들고 임의의 영상은 고유영상들의 선형조합으로 표현된다.

그 방법을 간단히 살펴보면 학습영상을  $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$  이라고 할 때 평균벡터를  $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n$ 로 정의할 수 있다. 각 영상에 대해 평균벡터를 빼서  $\Phi_n = \Gamma_n - \Psi$ 를 만들고 공분산(covariance) 행렬(3)에 대한 고유값과 고유벡터를 구함으로써 직교기저벡터인 고유영상을 구성한다.

$$C = \frac{1}{M} \left[ \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \right] \quad (3)$$

기저벡터에 대한 성분  $\Omega = [w_1, w_2, \dots, w_M]$ 을 구함으로써 입력영상을 적은 차원으로 표현할 수 있다.

$$w_k = \mathbf{u}_k^T (\Gamma - \Psi), \quad k=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

이렇게 구한 성분들은 미리 분류된 데이터베이스 특징 벡터들에 대해 유클리드 거리를 계산함으로써 인식을 위한 특징정보로 사용된다.

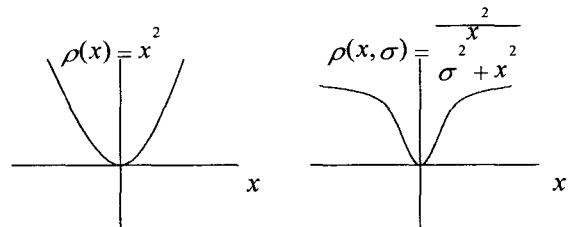
### 2.3 Robust Estimation

앞서 설명했듯이 PCA기법은 입력영상을 전체 학습영상들로부터 구성된 고유영상들의 선형조합으로 표현하는데 입력영상에 밝기변화나 노이즈, clutter같은 outlier가 존재할 경우 선형조합만으로 제대로 표현할 수 없는 문제점이 생긴다. 이를 해결하기 위해서 PCA계수를 구하기 전에 밝기변화에 둔감한 필터를 통과시키거나 계수를 구한 후에 클러스터링을 새로이 하는 방법[3,4] 등이 있다. 그러나 이런 방법은 선형성의 문제점을 간접적으로 보완하는 방법들로 한계를 가진다. 따라서 robust estimation을 이용해서 outlier에 강인한 특징정보를 추출하고자 한다.

PCA기법은 입력영상의 선형 근사화로 복원된 영상과의 least-squared error 관점에서 최적인 방법이다.  $\mathbf{I}$ 를 입력영상이라 하고  $\mathbf{I}^*$ 를 근사화한 영상이라고 할 때 이 를 수식으로 나타내면 식(5)와 같다.

$$Err(\Omega) = \sum_{j=1}^N (\mathbf{I}_j - \mathbf{I}_j^*)^2 = \sum_{j=1}^N \left( \mathbf{I}_j - (\Psi_j + \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j}) \right)^2 \quad (5)$$

위 식에서 PCA계수의 최적값은 각 고유영상에 대해 내적값을 취해서 구할 수 있다. 그렇지만 위 식은 근사화 영상에 대해 quadratic error norm을 사용하므로 에러가 커질 경우 무한정 커지는 문제가 생긴다. 이 대신에 robust error norm을 사용해서 PCA계수를 estimation한다.



1) quadratic error norm      2) robust error norm

그림 2. Error function

위 robust error norm은 residual error가 큰 경우에 대해서 quadratic error norm에 비해 error를 억제시키는

효과를 가질 것임을 짐작할 수 있다. 그래서 robust error norm을 적용해서 식(5)를 변형하면 다음 식(6)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 Err(\Omega) &= \sum_{j=1}^N \rho(\mathbf{I}_j - \mathbf{I}_j', \sigma) \\
 &= \sum_{j=1}^N \rho(\mathbf{I}_j - \Psi_j - \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j}, \sigma) \\
 &= \sum_{j=1}^N \frac{(\mathbf{I}_j - \Psi_j - \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j})^2}{\sigma^2 + (\mathbf{I}_j - \Psi_j - \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j})^2}
 \end{aligned} \quad (6)$$

새로이 정의된 에러함수를 최소화하도록 PCA계수를 steepest descent algorithm을 이용해서 estimation하면 식(7)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 w_k^{n+1} &= w_k^n - \eta \frac{\partial Err}{\partial w_k^n}, \quad i=1,2,\dots,M \\
 \frac{\partial Err}{\partial w_k} &= \sum_{j=1}^N \frac{2\sigma^2(\mathbf{I}_j - \Psi_j - \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j})}{\left(\sigma^2 + (\mathbf{I}_j - \Psi_j - \sum_{i=1}^M w_i \mathbf{u}_{i,j})^2\right)^2} \cdot (-\mathbf{u}_{k,j})
 \end{aligned} \quad (7)$$

그림 3은 입력영상에 noise나 clutter같은 outlier가 존재하는 영상에 대해 quadratic error norm과 robust error norm을 사용했을 경우의 결과를 비교하고 있다.



1) 입력 영상    2) quadratic    3) robust  
그림 3. 입력영상과 복원영상

위 그림에서 알 수 있듯이 robust estimation을 이용해서 outlier를 제거함으로써 추출된 특징정보의 불변성을 확인할 수 있다.

### 2.3 탐색기법

인식 결과를 위해 입력영상에 대해 추출한 특징정보를 바탕으로 유클리드 거리(Euclidean distance)를 계산하게 되는데 이때 부분거리 탐색 기법을 이용해서 거리계산을 하는데 필요한 계산량을 줄일 수 있다.

입력벡터와 데이터베이스 벡터의 첫 m개 성분에 대한 거리를 m-th부분거리라고 하면 주어진 입력벡터에 대한 데이터베이스 벡터와의 탐색 과정에서 m-th부분거리가 현재까지의 최소거리보다 크면 전체 거리를 계산하지 않고 그 데이터베이스 벡터에 대한 계산을 중지한다. 기본구조는 다음과 같다.

```

d_min
Loop A: For i=1, 2, ..., N
        d = 0;
Loop B: For j = 1, 2, ..., K
        d = d + (x_j - w_ij)^2
        if d > d_min next i
        next j
        d_min = d;
next i
    
```

즉 인식하고자 하는 데이터베이스 수가 N개이고 특징정보 벡터의 차원이 K개일 때 유클리드 거리를 계산할 때 현재까지의 부분거리가 현재까지의 최소거리보다 크면 탐색을 중지하는 방법이다. 따라서 입력벡터에 대한 d\_min의 최소값을 Loop A에서 빨리 찾을수록 Loop B에서 일찍 탈출하게 되어 계산량이 많이 감축된다. 본 논문이 사용하는 PCA 계수의 특성상 유클리드 거리를 계산할 때 차이성분이 앞쪽에 몰려있기 때문에 계산량 감축 효과를 기대할 수 있다.

### III. 실험 결과 및 고찰

실험에 사용된 영상은 기후, 장소, 거리에 따른 다양한 환경에서 획득한 적외선 영상에서, 목표물 검출이 잘 되었다는 가정으로 3가지 차종에 대해 추출한 목표물영상(target chip) 2965장을 가지고 실험했다.



1) sephia    2) tico    3) truck  
그림 4. 실험 영상에 사용된 차종

학습을 위해서 크기는 75x40으로 정규화하고 homomorphic filter를 통해서 밝기정규화를 했다. 그리고 996장에 대해 학습을 통해 고유영상을 구하고 각 클래스당 45도 간격으로 view를 분류해서 1969장에 대해서 인식결과를 구했다.

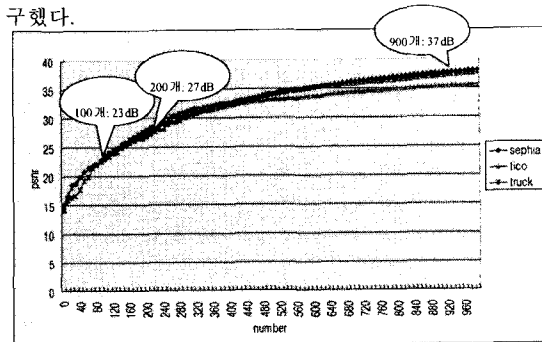


그림 5. 복원된 영상의 PSNR

그림 5.는 고유영상의 사용개수에 따른 복원영상의 PSNR를 나타내고 있다. 고유값을 바탕으로 전체 90%의 파워를 가지도록 고유영상의 개수를 100개를 사용해서 실험을 했으며, 996장의 학습영상에 대한 결과는 다음 표 1.과 같다.

	sephia	tico	truck	total
class	100%	94.72%	98.52%	97.75%
class & view	95.07%	85.70%	95.21%	91.99%

표 1. 학습영상에 대한 인식결과

클래스와 각도까지의 인식은 91.99%로 클래스만 인식했을 경우에 비해 다소 떨어지지만 이웃하는 각도로 인식하는 결과였다. 표 2.는 학습하지 않는 1969장의 나머지 실험영상에 대한 인식결과 이다.

	sephia	tico	truck	total
class	98.22%	86.16%	98.51%	94.29%
class & view	82.12%	71.87%	79.42%	76.47%

표 2. 실험영상에 대한 인식결과

표 3.은 robust estimation을 이용해서 특징정보를 추출해서 인식한 결과이다.

	sephia	tico	truck	total
class	97.04%	92.83%	97.52%	95.79%
class & view	89.50%	80.51%	93.93%	87.98%

표 3. 실험영상에 대한 인식결과  
(robust estimation 사용)

표 3.에서 알 수 있듯이 robust estimation을 사용했을 경우 인식성능이 개선됨을 알 수 있다. 그림 6.은 임의의 실험영상에 대해 robust estimation을 사용했을 경우 추출된 특징벡터와 데이터베이스 벡터간의 거리를 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 벡터간 거리가 작아졌음은 특징정보의 신뢰성을 말해주고 있다.

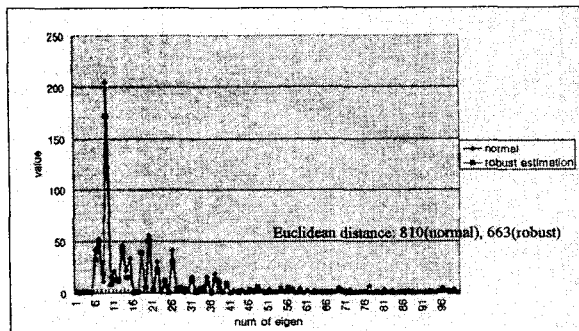


그림 6. 특징벡터와 데이터베이스 벡터와의 거리

#### IV. 결론 및 향후 과제

본 논문은 적외선 영상에서 목표물 인식을 위해 밝기 변화나 outlier가 존재할 경우 강인한 특징추출을 위한 방법을 제시함으로써 추출된 특징정보의 불변성을 보이고 인식성능의 향상을 보였다. 그리고 부분거리 탐색기법을 도입해서 유클리드 거리를 계산함에 있어서 탐색 시간을 줄일 수 있음을 제시했다. 실제 실험에선 벡터의 차원과 대상의 개수가 크지 않아서 큰 비교가 안됐지만 비교대상의 수가 많아질 경우 탐색속도의 개선은 현저해질 것이다. 향후 과제로서 목표물의 회전, 병진운동 같은 warping이 크게 있을 경우 현재의 PCA기법으로는 한계를 가지므로 motion model을 이용해서 motion parameter를 estimation할 수 있을 것이다. 그리고 학습영상과 전혀 다른 환경의 다양한 실험영상에 대해 인식 실험이 필요하고, 확률모델을 이용한 인식기 설계를 함으로써 인식성능을 비교, 평가하는 작업도 필요할 것이다.

#### 참고문헌

- [1] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol.3, no. 1, pp71-86, 1991.
- [2] H. Murase and S. Nayar. "Visual learning and recognition of 3-D objects from appearance", *International Journal of Computer Vision*, 14:5-24, 1995.
- [3] Ki-Chung Chung, Seok Cheol Kee and Sang Ryon g Kim, "Face recognition using Principal Component Analysis of Gabor Filter Response", *Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, Proceedings. International Workshop on*, pp53-57, 1999.
- [4] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha and David J. Krieman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition using class specific linear projection", *Journal of IEEE Transaction on PAMI*, vol.19, no.7, pp711-720, 1997.
- [5] D. Y. Cheng, A. Gersho, B. Ramamurth and Y. Shoham, "Fast search algorithm for vector quantization and pattern matching", *Proc. IEEE ICASSP*, vol.1, pp9.11.1-9.11.4, 1984.
- [6] M. Black and P. Anandan, "The robust estimation of Multiple motion : parametric and piecewise-smooth flow fields", *Computer Vision and Image Understanding*, vol.63, no.1, pp75-104, 1996.