

밝기-윤곽선 정보 기반의 목표물 인식 기법

신호철, 최해철, 이진성, 조주현, 김성대

한국과학기술원 전자전산학과 전기 및 전자공학전공

Target Recognition with Intensity-Boundary Features

H.C. Shin, H.C. Choi, J.S. Lee, J.H. Cho, S.D. Kim

KAIST Division of Electrical Engineering & Computer Science, Dept. of Electrical Eng.
horse@sdvision.kaist.ac.kr

요약

목표물 인식(Target Recognition)에 사용되는 대표적인 특징 정보에는 밝기(Intensity) 정보와 윤곽선(Boundary) 등의 모양(Shape) 정보가 있다. 그러나, 일반적으로 영상에서 바로 추출한 밝기 정보나 윤곽선 정보는 환경 변화에 의한 많은 오차 요인들을 포함하고 있기 때문에, 이들 특징 정보를 개별적으로 인식에 사용하는 것은 높은 인식 성능을 기대하기 어렵다. 따라서, 밝기 정보와 모양 정보를 인식에 함께 사용하는 기법이 요구된다. 본 논문에서는 밝기 정보와 윤곽선 기반의 모양 정보를 합성하여 동시에 인식에 사용하는 3단계 기법을 제안한다. 제안하는 기법에서 밝기 정보 추출에는 PCA(Principal Component Analysis)기법을 사용하고, 윤곽선 정보 추출에는 PDM(Point Distribution Model)에 기반한 영역 분할(Segmentation) 기법과 Algebraic Curve Fitting 기법을 사용하였다. 추출된 밝기 정보와 윤곽선 정보는 FLD(Fisher Linear Discriminant) 기법을 통해 결합(integration)되어 인식에 사용 된다. 제안한 기법을 적외선 자동차 영상을 인식하는 실험에 적용한 결과, 기존 기법에 비해 인식 성능이 개선됨을 확인할 수 있었다.

1. 서론

물체 인식에서 특징 정보의 선택은 인식 성능에 많은 영향을 미친다. 대표적으로 모양(Shape)정보를 이용하는 인식 기법과 밝기(Intensity) 정보를 이용하는 인식 기법이 있고, 모양 정보와 밝기 정보를 모두 인식에 사용하는 기법도 연구되어 왔다. 이들 기존 기법들에서, 모양 정보를 이용하는 인식 기법[1][2]은 선행되어야 할 정확한 영역분할(segmentation)이 어렵다는 문제가 있고, 밝기 정보를 이용하는 인식 기법[3][4][5]은 조명 변화가 심한 환경 하에서는 높은 인식 성능을 내지 못한다는 문제점이 있다. 모양 정보

와 밝기 정보를 동시에 사용하는 인식 기법[6]은 사용하는 특징 정보의 종류를 다양화하여 상호 보완하게 함으로써 인식 성능을 높이고자 하지만, 모양 정보와 밝기 정보 모두가 신뢰성이 떨어지는 상황 하에서는 역시 인식 성능이 나아짐을 보장하기 어렵다. 사람이 입력한 정확한 모양 정보를 기반으로 개선된 밝기 기반 정보를 얻은 후, 두 가지 특징 정보를 합성하여 인식에 사용하는 기법[6]이 있지만, 이러한 기법은 완전한 자동이 아니기 때문에 다양한 상황에 적용 가능한 보편적 기법이라 할 수 없다.

이러한 배경에서 본 논문은 완전 자동화된 방식으로 밝기-윤곽선 정보를 단계적으로 추출, 합성하여 인식에 사용하는 3단계 기법을 제안한다. 특히 윤곽선 정보를 획득하기 위한 영역 분할의 어려움을 새로운 인식+PDM 기법으로 극복하였다.(STEP 1-B,2-A).

2. 제안 알고리즘

2.1 알고리즘 개요

제안하는 3단계 인식 기법의 전체 블록도는 그림 1과 같다. 1 단계는 일반적으로 신뢰도가 높은 밝기 기반 특징 정보를 PCA 기법[3][4][5]을 통해 추출하는 과정과 추출된 밝기 기반 특징 정보를 기반으로 일차적인 인식을 수행하여 임의의 개 후보 모델을 선정하는 과정이다. 2 단계는 선택된 후보 모델들을 활용하는 PDM 기법 기반의 영역 분할 기법[7]을 사용하여 영역 분할을 수행하는 과정과 Algebraic Curve Fitting 기법[1][2]을 통해 개선된 윤곽선 기반의 모양 정보를 추출하는 과정이다. 3 단계는 1 단계와 2 단계에서 추출된 밝기 기반 특징 정보와 윤곽선 기반의 모양 정보를 FLD 기법[8][9]에 기반한 합성 기법으로 합성하는 과정과 분류기를 통해 인식하는 과정으로 구성된다.

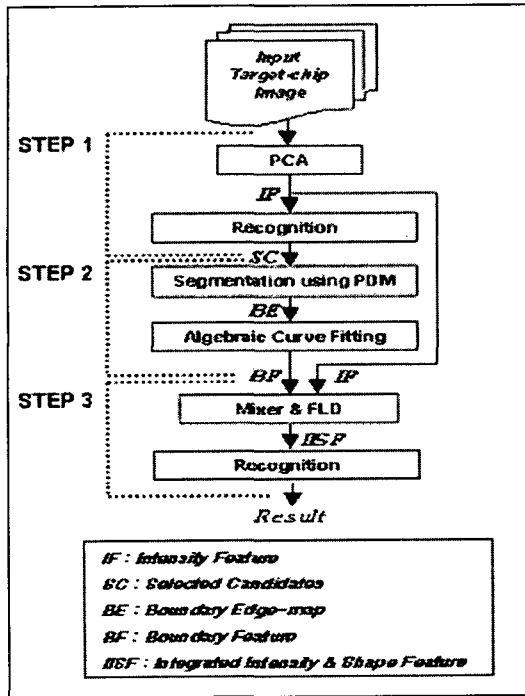


그림 1. 전체 블록도

2.2 세부 알고리즘

2.2.1 STEP 1

A. PCA기법을 통한 밝기 기반 특징 정보의 추출

PCA는 컴퓨터 비전 분야, 특히 얼굴 인식 분야에서 널리 쓰이는 기법으로 [3][4][5][6], 특징 벡터들 모임의 분산을 최대화하는 방향으로 특징 공간을 선형 사영시켜 특징 공간의 차원을 줄이는 방법이다.

본 논문에서는 밝기 기반 특징 정보의 추출을 위해 PCA 기법을 사용하였다 [5]. 이것은 고차원의 영상 밝기 분포(Intensity Distribution) 정보를 저 차원으로 가장 잘 함축해 내는 방법 중의 하나가 PCA기법이기 때문이다 [3]. 아래 수식에서 L 은 입력 영상의 차원이고, N 은 전체 학습 영상의 개수다. m 은 사용하는 고유 영상의 수로, N 보다 작은 값으로 상황에 따라 다양하게 결정된다. 실제 m 은 인식 성능에 많은 영향을 미치는 중요한 요소 중 하나이다 [5][6].

$$\text{Set of Eigen-images} = \{e_i \mid i=1,2,\dots,N\}$$

(e_i = i th eigen image)

$$Y_{\text{Input Image}} = W_{\text{PCA}}^T X_1 = [e_1 e_2 \dots e_m]^T [a_1 a_2 \dots a_m]^T \quad (m < N < L)$$

$$IF(\text{Intensity Feature}) \rightarrow X_1 = [a_1 a_2 \dots a_m]^T \quad (1)$$

B. 인식을 통한 후보 모델의 선정

STEP 1의 두 번째 단계에서는 밝기 기반 특징 정보(IF)만을 기반으로 하는 인식과정을 통해 입력 영상의 대략적인 종류를 알아낸다.

서론에서 언급한 바와 같이 적외선 영상의 밝기 분포 변화가 심하다는 점 때문에 밝기 정보만을 사용해서는 정확한 종류를 알아내는 것이 어렵다. 하지만, 대략 3순위 정도까지의 인식 결과 내에 정확한 인식 결과가 포함될 확률은 상당한 수준으로 높다.(3장 실험 결과의 그림 4) 따라서, STEP 1의 인식 부분에서는 대략 3순위 정도까지의 인식 결과를 얻어, 그 인식 결과를 STEP 2의 모델 기반 영역 분할 과정에게 사전 지식이 되는 후보들로 제공한다.

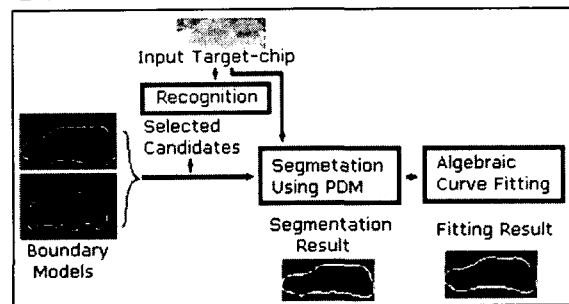


그림 2. STEP 1-B, 2-A

2.2.2 STEP 2

A. 영역 분할

STEP 2의 첫 단계에서는 STEP 1에서 찾은 후보들에 대응하는 깨끗한 윤곽선 모델들과 입력 영상을 앞 단계들로부터 넘겨 받아 영역분할을 하게 된다. 윤곽선 모델들은 PDM기반의 영역분할 기법 [7]의 사전 정보가 되고, 이 모델들을 기반으로 비교적 정확한 윤곽선 영상(Boundary Edge-map : BE)을 입력 영상으로부터 추출하는 것이 가능해진다.

영역 분할 과정에서 유의할 부분은 사용한 후보 모델들 중에 정확한 결과가 없는 경우, 영역 분할의 결과가 잘못된 후보 모델로 편향되어 크게 어긋날 수 있다는 점이다. 이러한 상황을 막기 위해, 주어진 모델쪽 보다는 입력 영상의 에지 정보 쪽으로 영역 분할 결과가 편향되도록 조정 해 주는 과정이 필요하다.

B. Algebraic Curve Fitting 기법을 통한 윤곽선 정보의 추출

영역 분할 과정에 의해 얻어진 윤곽선 영상(BE)은 고주파 성분의 잡음이 많이 포함되어 있는 고차원 특징 정보이다. 또한 회전 및 병진이동 등의 인식의 오차 요인들도 포함하고 있다. 따라서, 적절한 모양 기술자(Shape Descriptor)를 사용하여 BE를 불변이면서도 강인한 저

차원의 특징 정보로 변환해 주어야만 한다.

윤곽 선을 기술하기 위한 모양 기술자로는 대표적으로 FD(Fourier Descriptor)[11]를 들 수 있다. FD는 구현이 용이하고, 안정적인 장점이 있다. 하지만, 시작점과 끝점의 정렬(aligning)이 필요하고, 끊어진 곡선과 non-star 모양의 곡선에 적용하는데 한계가 있으며, 순서없이 곡선상의 점들로만 표현된 곡선 데이터에 적용하기 어렵다는 문제점이 있다[1].

본 논문에서 채택한 Algebraic Curve fitting 기법 [1][2]은 2차원 윤곽 선을 다항식의 zero-set으로 근사하여 다항식의 계수들을 통해 윤곽선 정보를 기술하는 방법(식 (2))으로 앞에서 열거한 FD의 한계점들을 극복하는 것이 가능하고, 빠른 연산 속도 등의 장점이 있다[1][2].

본 논문에서는 Algebraic Curve Fitting을 통해 얻어진 n차의 2차원 다항식의 계수들을 적절히 연산하여 얻어지는 회전 불변값들(식 (3))[2]을 윤곽선 기반 모양 정보(BF)로 사용하였다(식 (4)). 윤곽선 정보로부터 다항식의 계수들을 찾는 방법으로는 Gradient-one Fitting 기법[4]을 사용하였으며, 기법 상의 자세한 설명은 생략한다.

$$f_n(x, y) = \sum_{0 \leq j, k \leq n} a_{jk} x^j y^k \quad (2)$$

$$f_n(x, y) = \bar{Y}^T \bar{A}$$

$$= [1 \ x \ y \ x^2 \ xy \ y^2 \ \dots \ y^n]^T [a_{00} \ a_{10} \ a_{01} \ \dots \ a_{0n}]^T$$

(A의 차원은 1/2(n+1)(n+2)이다.)

$$\left\{ \begin{array}{l} r_0 = a_{00} \\ r_1 = a_{10}^2 + a_{01}^2 \\ r_2 = (a_{20} - a_{02})^2 + a_{11}^2 \\ r_3 = a_{20} + a_{02} \\ r_4 = (a_{30} - a_{12})^2 + (a_{21} - a_{03})^2 \\ \vdots \end{array} \right. \quad (3)$$

$$\text{Boundary Feature}(BF) \rightarrow X_2 = [r_0 \ r_1 \ \dots \ r_p]^T \quad (4)$$

2.2.3 STEP 3

A. 특징 정보 벡터의 합성 및 최적화

STEP 3에서는 STEP 1,2에서 추출된 밝기 기반 특징 정보(IF)와 윤곽선 기반 특징 정보(BF)를 정규화(Normalization)과정을 통해 결합하고, FLD 기법을 통해 최적화 해 준다[6]. STEP 1,2에서 추출된 IF,BF(식(1),식(3))를 아래 식(5)와 같이 정규화하여 결합 한 후,

$$Z = \left[\frac{X_1^T}{\|X_1\|} \frac{X_2^T}{\|X_2\|} \right]^T \quad (5)$$

결합된 특징 정보 Z에 개선된 FLD 기법[6][8][9]을 적용하여, 인식에 유리하도록 변환하여 준다(식(6)).

패턴 인식의 고전적인 기법인 FLD 기법은 식별(discrimination)이나 인식의 관점에서 특징 벡터 모임들의 내부 분산(within-class scatter)은 최소로, 상호 분산(between-class scatter)은 최대로 만드는 선형 변환 기법이다[7]. FLD기법은 특히 조명 변화가 심한 환경 하에서의 얼굴 인식에 좋은 성능을 발휘하는 것으로 보고되고 있다[6][9]. 따라서, STEP 1에서 추출한 밝기 기반 정보가 포함하고 있는 밝기의 변화라는 오차 요인을 STEP 3의 FLD를 통해 줄여주게 된다.

이러한 합성, 변환 과정을 통해 최종적으로 밝기-윤곽선 기반 합성 특징 정보가 만들어지게 된다.(식 (6))

$$\text{Set of Fisher-images} = \{ f_i \mid i=1,2,\dots,K \}$$

($f_i = i$ th fisher-image)

$$W_{FLD} = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_n] \quad (n < c-1 < K < N-c)$$

$$Z_{(m+p) \times 1} = W_{FLD}^T Z'_{(m+p) \times n} \quad (6)$$

$$\text{Integrated Intensity \& Shape Feature(IISF)} \rightarrow Z'_{n \times 1} \quad (7)$$

3. 인식 실험 및 결과

제안한 3단계 기법과 인식을 위한 Bayes 분류기(Classifier)[10]를 사용하여, 목표물 인식 실험을 하였다. 적외선 카메라로 촬영한 자동차 영상을 3개의 차종에 대해 45도 간격의 자세로 분류하여 총 24개의 클래스(class)를 구성하였고, 각 클래스 당 40장의 학습영상과 50장의 테스트 영상을 사용하였다.

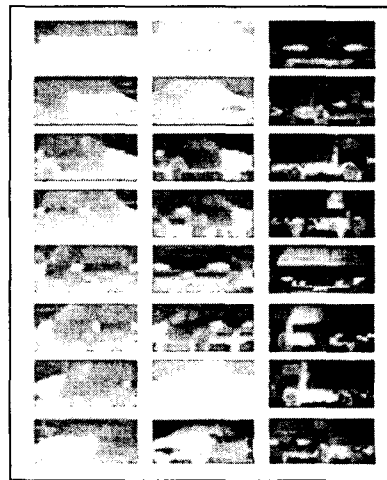


그림 3. 실험 & 학습 영상의 예

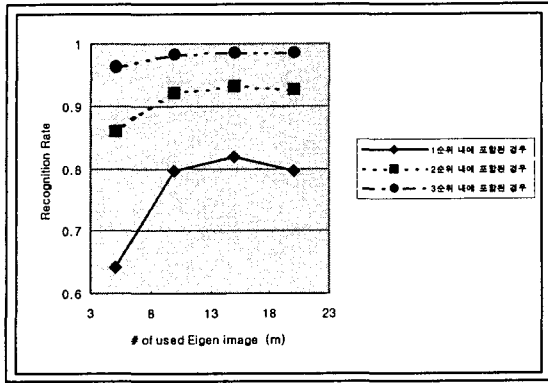


그림 4. STEP 1-B 인식의 인식률

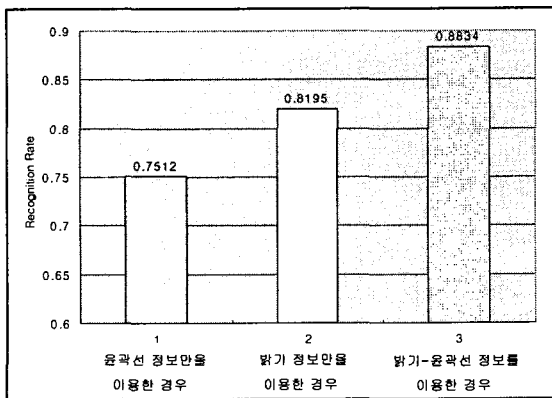


그림 5. 인식률의 비교

그림 3의 영상 예들에서 확인할 수 있듯이 실험에 사용된 영상들은 밝기의 변화가 심하고 경계 부근에서 번짐 현상이 심하여 특징 정보의 추출이 용이치 않은 영상들이다. 따라서, 윤곽선 정보나 밝기 정보를 단순히 개별적으로 사용한 경우, 인식률이 높지 않음을 그림 5의 결과를 통해 확인할 수 있다. 반면에 FLD 기법으로 밝기 정보와 윤곽선 정보를 결합하여 인식에 사용한 경우 밝기 정보만을 사용한 경우보다는 약 7%, 윤곽선 정보만을 사용한 경우보다는 약 12% 정도 인식률이 개선되었다.

4. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 목표물 인식을 위한 기법으로 밝기 정보와 윤곽선 정보를 단계적으로 추출, 결합하여 인식하는 자동화된 3단계 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 적외선 자동차 영상 인식에 적용되어 기존 기법에 비해 개선된 성능을 보였다. 향후 과제로는 현재 채택하고 있는 FLD기반의 특징 정보 결합과정을 분류기와 통합하여 최적화 하는 기법에 대한 연구와 특징 정보간의 비중 조정 기법에 관한 연구를 들 수 있다. 이러한 기법들의 연구가

이루어질 경우, 다양한 환경에 대해 적응적으로 동작할 수 있는 목표물 인식기의 구현이 가능할 것으로 예상된다

5. 참고 문헌

- [1] T.Tasdizen, J.P. Tarel, "Improving the Stability of Algebraic Curves for Applications", IEEE Transactions on Image Processing, Vol.9, No.3, MARCH 2000, pp407-413
- [2] J.P. Tarel, D.B. Cooper, "The Complex Representation of Algebraic Curves and Its Simple Exploitation for Pose Estimation and Invariant Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.22, No.7, JULY.2000, pp664
- [3] M. Turk and A. Pantland, "Eigenface for Recognition", Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp71-86, 1991
- [4] Zhujie, Y.L.Yu, "Face Recognition with Eigenfaces", Proceeding of the IEEE International Conference on Industrial Technology, pp434-438, 1994
- [5] 권재환, 이광연, 김성대, "적외선 영상에서의 불변 특징 정보를 이용한 목표물 인식", 23회 대한전자공학회 추계합동 학술대회 논문집 IV, Vol.23, No.2, 2000, pp65-68
- [6] C.Liu, H.Wechsler, "A Shape- and Texture-Based Enhanced Fisher Classifier for Face Recognition", IEEE Tran. on Image Processing, Vol. 10, No.4, APRIL 2001, pp599, pp600
- [7] Y.Wang, L.H.Staib, "Boundary Finding with Prior Shape and Smoothness Methods", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No.7, JULY 2000
- [8] R.A.fisher, "The use of Multiple Measures in Taxonomic problems", Ann.Eugenics, Vol.7, 1936, pp179-188
- [9] P.N.Belhumeur, J.P.Hespanha, D.J.Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19 NO.7, JULY 1997, pp721-722
- [10] R.O.Duda, P.E.Hart D.G.Stork, "Pattern Classification - Second Edition", John Wiley & Sons, Inc., 2001, pp29-45
- [11] E.Persoon, K.S.Fu, "Shape Discrimination Using Fourier Descriptor", IEEE Trans. On Pattern Recognition nad Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No.3, MAY 1986