

Gabor 응답에 대한 새로운 특징벡터의 구성과 K-L 변환을 이용한 얼굴인식

이 완 수, 이 형 지, 정 재 호
인하대학교 전자공학과 DPS연구실
전화 : 032-860-7420 / 핸드폰 : 019-385-6419

The Face Recognition Using New Feature Vector Composition from Gabor Reponse and K-L Transform

W. S. Lee, H. J. Lee, J. H. Chung
Dept. of Electronic Engr., Inha Univ.,
E-mail : g1992024@inhavision.inha.ac.kr

Abstract

We introduce, in this paper, the face recognition method that improves recognition rate and training time in eigen system. To increase recognition rate we use Gabor filter. To reduce the increasing training time owing to use Gabor filtering, we extract new feature vectors that are made with average and standard deviation.

In experimental results, we get higher recognition rate and shorter training time in improved system than it in original eigen system.

하는 지문인식, 홍채인식, 정맥인식, 음성인식, 얼굴인식 등이 각광받고 있다. 이 중에서 얼굴인식은 다른 인식 시스템에 비해 인간에게 거부감을 주지 않아 미국, 유럽에서는 차세대 주력사업 중 하나로 연구되어지고 있다.

본 논문은 최근 국내외에서 활발히 연구되어지고 있는 Gabor필터를 적용한 후, 필터링을 통해 늘어난 데이터를 평균과 표준편차를 사용하여 데이터를 재구성한 후 주요성분 분석법(Principal Component Analysis, PCA)과 선형판별 분석법(Linear Discriminant Analysis, LDA)을 이용하여 기존의 방법보다 향상된 인식률과 학습속도를 얻고자 한다.

I. 서론

멀티미디어의 급속한 발전은 사용자들에게 보다 편하고 윤택한 생활을 가져오지만, 반대로 개인이나 정부, 기타 공공단체 등에서의 비밀의 노출 위험성 또한 커지고 있어서 이에 대한 보안의 중요성도 점점 증가하고 있다. 정보보안의 한 수단으로 사용되고 있는 ID/Password 방법은 도용의 위험성이 높아 이를 대체할 수 있거나 보완할 수 있는 방법이 필요해지고 있다. 이에 대한 방법으로 생체학적인 특성을 기반으로

II. Gabor필터와 주요성분 분석법

2.1 Gabor필터

척추동물의 눈에 임펄스 신호와 같은 자극을 주어, 망막을 통해 뇌의 시각피질 V1에서의 단순세포(simple cell)의 자극 수용장(receptive field, RF)에 들어오는 신호를 모델링한 Gabor필터는 대역 통과 필터이다. 이 필터는 방향과 공간 주파수에 의해 특성화된다[1]. 2차원 Gabor필터의 공간과 주파수상에서의 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi jWk'\right\} \quad (1)$$

$$G(u, v) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right)$$

여기서 $x' = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta)$, $y' = a^{-m}(-x\sin\theta + y\cos\theta)$ 이고, W 는 중심 주파수, a 는 크기, θ 는 방향을 나타내며 $\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x}$, $\sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y}$, $\theta = \frac{\pi(k-1)}{m}$, $k=1,2,\dots,m$ 의 관계가 있다.

필터링된 영상 데이터는 정해진 중심주파수 및 방향에 대한 정보를 가지고 있으며, 일반적으로 제트(Jet)라고 부른다. 제트는 지역적으로 평탄한 영상에 대해서 거의 같은 값을 갖는다.

2.2 고유방법을 이용한 얼굴인식

고유방법을 이용한 얼굴인식은 K-L변환을 이용하며, 주요성분 분석법(PCA)에 기반을 두고 있다[2,3,4]. 고유방법을 이용한 시스템은 적은 데이터를 사용하면서도 비교적 좋은 인식률을 얻을 수 있으며, 빠른 인식속도를 가질 수 있는 장점을 지닌 반면에 많은 학습시간이 필요하다

2.2.1 주요성분 분석법(PCA)

PCA 방법은 패턴인식의 여러 가지 방법 중 확률적인 접근방식을 이용한 것으로, 서로 상관하는 영상벡터들을 공분산 행렬의 고유벡터들에 대한 공간으로 매핑하여 서로 상관하지 않게 하는 방법이다.

학습 방법은 다음과 같다.

우선 m 차원을 가진 영상벡터에 대한 공분산 행렬은

$$C_x = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(x_n - \bar{x})^T = \Omega\Omega^T \quad (2)$$

공분산 행렬의 고유벡터를 구한다. 일반적으로 영상 수 N 은 차원 m 보다 작기 때문에 구해지는 고유벡터 중에서 최대 $N-1$ 개만이 고유값이 0이 아니다. 따라서

$$\Omega\Omega^T\Omega E = \Omega E A \quad (3)$$

에 의해서 $\Omega^T\Omega$ 의 고유벡터 E 를 구한 후 Ω 를 곱하면 원하는 고유벡터는 ΩE 가 되는 것을 알 수 있다. 이 고유벡터를 고유얼굴이라고도 부른다. 특징벡터는 다음과 같다.

$$y = (\Omega E)^T(x - \bar{x}) \quad (4)$$

공분산 행렬은 대칭행렬이므로 생성되는 고유벡터들은 서로 직교한다. 따라서 특징벡터들은 서로 상관하지 않게 된다.

인식과정은 다음과 같다. 임의의 영상벡터에 대해

식 (4)에 의해 새로운 특징 벡터를 구한 후 학습과정에서 생성된 특징벡터들과 유사도를 구한다. 특징벡터들은 서로 상관하지 않으므로, 유사도는 단순히 유클리드 거리를 사용한다. 생성된 특징벡터들은 기존의 영상벡터들보다 차원이 작아지게 되므로 빠른 인식시간을 갖는다.

2.2.2 선형판별 분석법(LDA)

LDA 방법은 PCA 방법을 FLD(Fisher 선형판별)를 적용한 것이다. 즉, FLD에서 제안된 클래스의 개념을 도입하여, 안경착용, 표정변화, 조명 변화와 같은 한 사람 내에서의 변화를 최소화하고 다른 사람들간의 변화를 최대화하여 인식률을 높이는 데 있다.

LDA의 학습과정은 다음과 같다. 영상개수 N 개, 사람 수 c 개, 한 사람 당 영상 수 K 개에 대하여 PCA방법으로부터 최대 $N-c$ 차원의 특징벡터를 구한 후, 자기산란 행렬 S_w 와 클래스간 산란 행렬 S_b 를 구한다.

$$S_w = \sum_{i=1}^c P_i \left(\sum_{j=1}^{n_i} (y_j - M_i)(y_j - M_i)^T \right) \quad (5)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^c P_i (M_i - M)(M_i - M)^T \quad (6)$$

여기에서 M_i 는 i 번째 클래스의 평균벡터이고, M 은 전체 영상 평균이다. 전반적인 에러를 줄이기 위해 $S_w^{-1}S_b$ 를 구성하고, 이 행렬에 대한 고유벡터를 구한다. 고유벡터 ∇ 는 다음과 같이 구해진다[5,6].

$$\begin{aligned} S_w^{-1}S_b &= H\Lambda^{-\frac{1}{2}}H^TH\Lambda^{\frac{1}{2}}E\Sigma E^T\Lambda^{\frac{1}{2}}H^T \\ &= H\Lambda^{-\frac{1}{2}}E\Sigma E^T\Lambda^{\frac{1}{2}}H^T \\ &= \nabla\Sigma\nabla^{-1} \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서, H 와 Λ 는 각각 S_w 의 고유벡터와 고유값 행렬이고, E 와 Σ 는 식 (6)에서 구해진다.

$$(H\Lambda^{-\frac{1}{2}})^T S_b H\Lambda^{-\frac{1}{2}} = E\Sigma E^T \quad (6)$$

생성된 고유벡터를 PCA에서의 고유얼굴에 구분하기 위해서 fisher얼굴이라고 부른다. PCA에서 얻어진 특징벡터를 fisher얼굴에 투영하여 최대 $c-1$ 차원의 특징벡터를 얻을 수 있다.

인식은 PCA방법과 비슷하게 임의의 영상벡터를 식 (4)를 이용한 후, 식 (5)에서 만들어진 fisher얼굴에 투영하여 특징벡터를 구한 후 학습과정에서 만들어진 특징벡터들과 유클리드 거리를 비교한다. 생성된 특징벡터들은 PCA에서 생성된 특징벡터보다 더 작아지게 되므로 실시간에 가까운 인식속도를 갖는다.

III. 새로운 특징벡터를 이용한 얼굴인식

고유얼굴에 기반을 둔 얼굴인식 시스템은 빠른 인식 시간을 갖지만, 많은 학습시간을 요구한다. 반면에 Gabor필터를 이용하는 단성적인 그래프 정합법은 빠른 학습속도를 갖고 있지만, 얼굴검출 과정시 빛에 의해 제약을 받는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 빛과 같은 변화에 둔감하면서, 빠른 학습속도와 높은 인식률을 갖는 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안된 알고리즘은 다음과 같다.

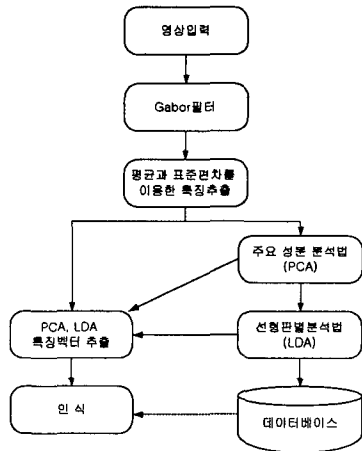


그림 1. 제안한 알고리즘의 블록도

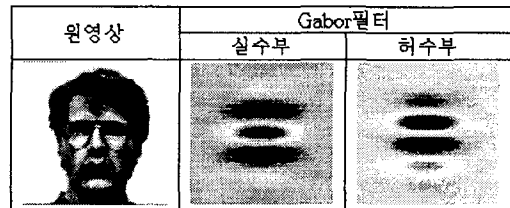
Gabor필터를 통해 처리된 영상은 자기자신 뿐만 아니라 주변 정보를 가지고 있으며, 특징벡터로서 좋은 성능을 지니고 있다. 그러나 중심주파수와 방향에 대해서 필터링한 결과를 모두 가지고 있으므로, 생성된 데이터의 양은 주파수와 방향개수의 배수만큼 늘어나게 되어 기존의 데이터에 비해 많은 학습시간을 요구한다. 이것은 PCA 및 LDA에서의 학습과정에서 수행되는 공분산 행렬의 구성과 그것에 대한 고유얼굴의 획득에 많은 메모리 양과 시간을 소비하게 된다. 예를 들어 중심주파수 3개, 방향 4개에 대한 Gabor필터링한 결과는 기존의 영상보다 12배의 차원을 더 가지게 되어, 공분산 행렬과 고유벡터의 구성에 요구되어지는 메모리 양은 12^2 에 비례하게 된다. 따라서 늘어난 데이터의 양을 줄이면서, 가능한 특성을 손실시키지 않은 방법이 필요하다. 본 논문에서는 필터링한 영상에 적절한 크기의 마스크를 적용하여, 마스크 내에서의 평균과 표준편차를 PCA와 LDA의 입력벡터로 사용하였다. 가령, 128×128 의 해상도를 가진 영상에 중심주파수 3개, 방향 4개의 Gabor필터링을 하였다고 가정하면, 각각의 중심주파수와 방향에 대하여 128×128 의 필터

링된 영상을 얻을 수 있다. 각각의 영상에 오버래핑되지 않은 16×16 의 마스크를 적용하여 평균과 표준편차를 추출하면, 생성된 데이터는 $1536 (=3 \times 4 \times 2 \times 8 \times 8)$ 의 차원을 가지게 된다. 이것은 원영상보다 약 10배의 차원의 감소를 가지므로 기존의 방법보다 매우 빠른 학습과 인식속도를 얻을 수 있으며, Gabor필터의 특성을 유지하게 된다. 또한 Gabor필터의 빛에 대한 영향을 LDA방법으로 해결할 있으므로 높은 인식률을 얻을 수 있다.

IV. 실험 결과

제안된 알고리즘을 위해, Yale 대학교의 영상데이터를 사용하였다. 사용한 데이터는 150개로 전체 15명, 한사람 당 10개의 영상들로 구성하였다. 또한 이 영상들은 빛의 변화, 얼굴표정, 안경착용 유무의 변화요소를 가지고 있다. 또한 알고리즘 적용의 간편성을 위해 320×243 의 원영상을 얼굴을 중심으로 하여 128×128 의 해상도로 변환하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 Hold and Out방식을 적용하여, 한 사람 당 5개의 영상을 학습에 사용하고, 나머지 5개의 영상을 인식에 사용하였다. 이 방식을 총 10번 적용하여 나온 평균인식률을 이 시스템의 성능기준으로 하였다.

Gabor필터는 중심주파수를 0.1부터 0.4까지 옥타브밴드로 3개, 방향을 4개로 설정하여 영상에 적용하였다. 필터링된 결과는 그림 2와 같이 크기응답에 대해서는 완만한 수렴 현상을 가지고 있지만, 실수부와 허수부에 대해서는 진동하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 우리는 크기응답을 사용하였다.



(a) 원영상과 Gabor필터(중심주파수 0.1, 방향 0 rad)



(b) 영상의 Gabor필터링 결과

그림 2. Gabor필터와 응답

마스크 내의 정보를 대표할 수 있는 특징 벡터로 평균과 분산을 사용할 수도 있다. 표 1은 기존의 방법, 평균과 분산을 이용한 방법, 그리고 제안된 평균과 표준편차를 이용한 방법에 대한 인식률을 나타낸다.

표 1. 기존방법과 제안한 방법(no overlapping)의 비교

		인식률(%)	
		PCA	LDA
평균+분산 (마스크 크기)	32×32	84.8	82
	16×16	84.93	85.2
	8×8	89.87	90.4
평균+표준편차 (마스크 크기)	32×32	85.87	91.07
	16×16	90.4	92.8
	8×8	92	94.13

실험에서 알 수 있듯이 기존의 방법보다 제안한 방법이 5~9% 정도의 인식률 향상을 보였고, 평균과 표준편차를 이용한 방법이 평균과 분산을 이용한 방법보다 더 좋은 인식률을 보였다. 또한 마스크의 크기를 줄일수록 인식률이 향상되었지만 그에 따르는 데이터의 증가로 많은 학습시간이 필요하게 되었다.

두번째 실험은 마스크를 일정한 비율로 오버래핑하여 평균과 표준편차를 추출한 후, PCA와 LDA에 적용하였다. 표 2에서 알 수 있듯이 오버래핑의 비율을 높이면 인식률이 증가하지만 그 변화가 점점 작아지는 것을 확인할 수 있다. 또한 오버래핑 비율의 증가는 커다란 데이터의 학습시간을 요구하게 된다.

표 2. 평균과 표준편차를 이용한 인식결과(오버래핑)

마스크 크기	오버래핑 비율(%)	인식률(%)	
		PCA	LDA
32×32	12.5	85.07	90.53
	25	86.13	90.93
	37.5	86.93	91.6
	50	88	92.53
	62.5	87.2	92.53
	75	86.53	92.53
16×16	25	88.93	92.93
	50	92.67	95.33
	75	92.67	96.67
8×8	25	93.07	94.4
	50	93.87	95.6

V. 결론

인간의 생체학적인 특성을 이용한 Gabor는 여러가지 인식의 전처리 과정으로 사용되고, 필터링한 결과는 좋은 특징벡터를 가지고 있다. 하지만 필터링한 결과는 원영상보다 늘어나게 되어 많은 학습시간을 요구

하게 된다. 본 논문에서는 늘어난 데이터를 마스크를 이용한 평균과 표준편차를 추출하여 느려진 학습속도를 보정할 수 있었다. 또한 Gabor필터의 빛에 대한 영향을 FLD개념을 적용하여 해소할 수 있었다.

실험 결과 평균과 표준편차를 이용한 방법은 높은 인식률과 빠른 속도를 유지하고 있다. 또한 마스크의 크기 또는 오버래핑 비율과 학습속도의 trade-off관계를 고려하면, 마스크의 크기는 8×8 또는 16×16이 적당하고 오버래핑 비율은 25~50% 정도가 적당한 것을 알 수 있었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 얼굴 크기가 일정하지 않은 영상에 대해서는 해결방법을 제시하지 못했다. 이 문제는 Gabor필터의 필터폭 인자 σ_x, σ_y 의 값을 조절하여 해결할 수 있을 것으로 보인다.

참고 문헌

- [1] M. Lades, J. Vorbruggen, J. Buhmann, J. Lange, C. v. d. Malsburg, and R. Wurtz, Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture, *IEEE trans. Computers*, Vol, 42, pp. 300-311, 1993
- [2] M. Kirby and L. Sirovich, Application of Karhunen-Loeve Procedure for characterization of human faces, *IEEE Tans. On Pattern Anal. And Mach. Intell.*, Vol. 12, pp. 103-108, 1990.
- [3] Peter N. Belhumeur, João P. Hespanha, and David J. Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection, *Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.19, No.7, 1997, pp 711-720
- [4] Mayer Aladjem, Linear Discriminant Analysis for Two Classes via Removal of Classification Structure, *Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.19, No.2, 1997, pp 187-192
- [5] Daniel L. Swets and John (Juyang) Weng, Short Papers: Using Discriminant Eigenfeatures for image retrieval, *Journal of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.18, No.8, 1996, pp 831-836
- [6] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press

※ 본 연구는 정보통신부의 2000년도 대학기초연구비 지원에 의하여 진행되고 있습니다.