

얼굴인식을 위한 입술영역에 효과적인 말스버그 가보 웨이브렛 커널의 최적화

윤은실*, 이필규*

* 인하대학교 대학원 컴퓨터정보공학과

e-mail:sirayun@im.inha.ac.kr

e-mail:pkrhee@inha.ac.kr

Optimization of Effective Malsburg Gabor Wavelet Kernel at Mouth Region for Face Recognition

Eun-Sil Yun*, Phill-Kyu Rhee*

*Dept of Computer Science, Inha University

요 약

얼굴 인식은 생체인식 기술 중 비 강압식이라는 장점으로 인해 각광받고 있는 분야이다. 그러나 얼굴 인식은 조명, 표정에 의해 인식 성능이 저하되는 단점이 있다. 그 중 얼굴표정에 많은 영향을 받으며, 잡음이 많은 부분이 입술부분이다. 입술모양의 변화에 따라 가보벡터 추출에 잡음이 포함되기 때문에, 얼굴 인식 성능이 저하되는 현상이 발생됨을 실험을 통해 알 수 있었다. 따라서 본 논문에서는 입술모양의 변화에 따른 잡음을 줄이기 위해 입술영역에 최적화된 말스버그 가보 웨이브렛 커널(Malsburg Gabor Wavelet Kerne)을 제안한다. 각 입술 특징점에 말스 버그 가보 웨이브렛을 적용하여, 추출된 가보벡터를 통계적으로 분석함으로써 잡음을 확인 할 수 있었으며, 잡음을 최소화하기 위해 입술 영역에 적응적인 말스버그 가보 웨이브렛 커널 을 제안하였다. 실험에 사용한 이미지는 1196 FERET Gallery 이미지를 사용하였으며, 얼굴 인식 성능이 향상됨을 알 수 있었다.

1. 서론

현대사회에서 보안이 중요해짐에 따라 생체 정보를 이용하여 사용자 인증 및 인식을 하는 생체인식분야의 연구가 활발해지고 있다. 얼굴, 지문, 홍채, 음성, 정맥 등이 현재 연구되고 이들 중에서 얼굴 인식 기술은 생체인식 중에서 이용자들에게 가장 거부감이 적은 기술이다. 얼굴인식은 사용자가 카메라를 응시하는 행동만으로 사용자의 신원을 확인할 수 있는 편리함이 있지만 조명, 표정, 얼굴각도, 안경, 수염과 같은 것들에 영향을 받는다[1].

얼굴인식 기술에는 Principal Component Analysis (PCA)[2][3], Fisher Linear Discriminant(FLD)[4][5], Independent Component Analysis(ICA)[6]와 가보기반의 접근방법[7][8]등이 제안되었다.

패턴인식의 중요한 문제 중 하나는 입력패턴의 적당한 표현을 찾는 것이다. 따라서 얼굴인식영역에서

중요한 연구가 인식을 위한 얼굴이미지의 효율적인 표현을 찾는 것이다. 주로 얼굴표현에는 크게 전체적인 접근방법과 특징점 추출기반 방법 두 가지 방법으로 나눌 수 있다. 전체적인 접근방법에는 PCA와 같이 통계적 방법을 이용해 전체 얼굴 이미지가 표현된다. 대조적으로 특징점 추출기반 방법은 얼굴이미지에서 지역적인 특징들을 추출 하는 것이다. 특징점 추출기반 방법으로 가보 웨이브릿 함수(Gabor function)를 사용하는 방법이 있다. 가보 웨이브릿 함수는 공간 영역 및 주파수 영역에서 지역적으로 분포되어 있고, 평면파가 가우시안 함수에 의해서 제한된 모형을 하고 있다. 가보 웨이브릿 함수는 이미지의 다양한 조명에 대해서 안정성을 제공할 뿐만 아니라 이미지의 왜곡, 회전, 크기, 그리고 변형에 대해서도 안정적이다. 가보 웨이브릿을 구성하는 가보 웨이브렛 커널의 형태는 가우시안 윈도우

에 의하여 지역화된 공간적인 사인함수이다. 이는 공간적 영역에서 디지털 영상처리에 바로 적용이 되는 부분이다. 본 논문에서는 입술 특징점에서 잡음의 포함이 작도록 이 가보 웨이브렛 커널 부분의 개선을 제안 할 것이다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 얼굴 영역별 통계적 분석에 대한 설명하고 3장에서 본 논문에서 제안하는 입술영역에서 최적화된 말스버그 가보 웨이브렛을 설명한다. 4장에서 제안된 방법을 이용한 실험 결과에 대해 설명하고 마지막 5장에서 결론으로 끝을 맺는다.

2. 얼굴 영역별 통계적 분석

이 장에서는 일반적인 말스버그 가보 웨이브렛에 대한 설명, 말스버그 가보 웨이브렛을 이용한 얼굴 각 영역에서의 인식률과 입술영역에서의 가보 벡터의 통계적 분석에 대한 설명을 한다.

2.1 말스버그 가보 웨이브렛

말스버그가 제안한 가보 웨이브렛으로 얼굴인식에 높은 성능을 보인다

다음은 말스버그 가보 웨이브렛의 식을 다음과 같이 정의한다.

$$\psi_j(x, y) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_j^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot [\exp(ik_j(x^2 + y^2)) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (1)$$

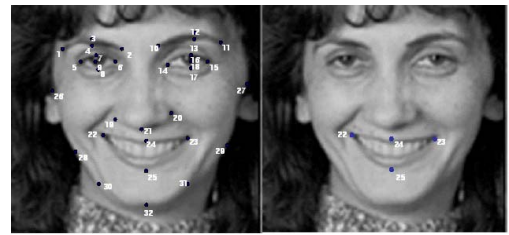
$$k = (k_v \cos \theta_\mu, k_v \sin \theta_\mu)^T, k_v = 2 \frac{-v+2}{2} \pi, \theta_\mu = \mu \frac{\pi}{n}$$

$$j = \mu + 8\nu, \nu = 0, \dots, m, \mu = 0, \dots, n$$

수식(1)의 첫 번째 괄호안의 항목은 커널의 주파수를 결정하며 두 번째 괄호는 DC값을 상쇄하며, DC-free한 커널을 만들게 된다. 시그마는 조절가능한 파라미터로써 wavelength에 대한 가우시안 위도우 길이의 비율을 나타낸다. 가보 웨이브렛은 보통 5개의 주파수, $\nu = 0, \dots, 4$ 와 8개의 방향, $\mu = 0, \dots, 7$ 을 사용한다.

2.2 얼굴의 각 영역별 인식률

가보 웨이브렛을 이용하여 32개의 특징점별 인식률을 비교해보았다.



(그림 2) 얼굴 각 특징점(왼쪽)32개 전체 특징점(오른쪽) 입술 영역 특징점

<표 1> 얼굴의 각 영역별 인식률

각 특징점 영역	인식률
왼쪽 눈 영역	72.3%
오른쪽 눈 영역	69.2%
코 영역	68.6%
입 영역	43.4%
왼쪽 눈썹 영역	72.0%
오른쪽 눈썹 영역	69.1%
턱선 부분	85.5%

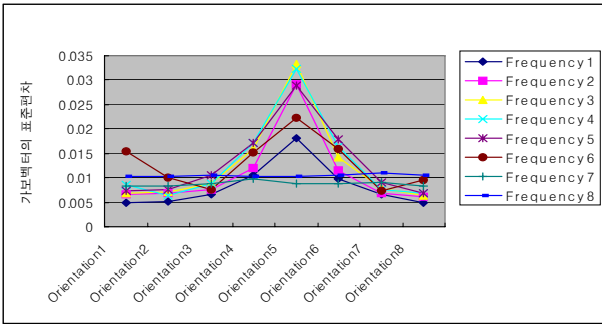
<표 1>를 보면 입술영역 부분이 인식률이 가장 낮다는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 얼굴영역 중에서 인식률이 가장 낮은 부분이 입술영역임을 알 수 있었으며, 입술 부분의 잡음을 최소화하고 인식의 성능을 높일 수 있는 가보 웨이브렛 커널을 개선하였다.

2.3 입술영역 가보벡터의 통계적 분석

얼굴의 눈 코 입과 같은 객체 중에 가장 입술 영역이 가장 변화가 많고 따라서 잡음이 많다. 이 부분을 연구하기 위해 말스버그 가보 웨이브렛을 이용하여 특징점의 벡터를 추출해서 각 주파수와 방향별 표준편차를 조사해보았다. 사용한 데이터베이스는 FERET Gallery 이미지들이다.

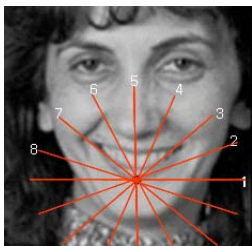
(그림 3)은 입술의 24번째 가보벡터를 조사한 내용이다. 그래프를 살펴보면 방향 5를 중심으로 4와 6 부분에 표준 편차가 커지는 것을 알 수 있다.

이러한 현상은 웃을때 입술 주변으로 주름이 생기거나 입을 벌렸을때 이가 보여서 우리가 원하지 않는 정보가 가보 벡터로 추출된다는 것을 알 수 있다.



(그림 3) 말스버그 가보 웨이브렛을 이용해 추출된 가보벡터의 표준편차

(그림 4)은 특징점의 가보벡터 추출 방향을 보여준다. 위의 그래프의 이해를 돕기 위한것이다.



(그림 4)가보 웨이브렛 방향

3. 제안하는 방법

얼굴의 여러 가지 표정 변화는 인식률에 영향을 주는 요인이기 때문에 얼굴인식에서 문제시 되는 부분이다. 따라서 본 논문에서는 표정변화에 영향을 많이 받는 부분인 입술영역의 인식률을 높임으로써 얼굴인식의 전체적인 성능을 향상시키기 위하여 입술영역에 최적화된 가보 웨이브렛 커널을 제안한다.

3.1 제안하는 커널모양

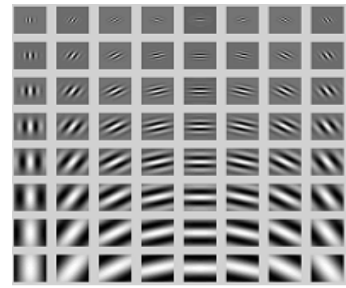
(그림 4)에서 보여지는 4, 5, 6방향의 잡음을 줄이기 위해서는 그 방향의 가중치를 낮춰야 한다. 이 부분을 해결하기 위해 x축 부분이 넓은 타원형의 가우시안 모양의 웨이브렛 커널을 제안한다. 가보 웨이브렛 커널의 가우시안의 모양을 타원형으로 한다면 가보 웨이브렛 추출 벡터는 입술안쪽의 이빨이나 입술 밖의 주름과 같은 잡음을 줄일 수 있다. 수식(2)는 본 논문에서 제안하는 입술영역에 최적화된 말스버그 가보 웨이브렛 식이다.

$$\psi_j(x,y) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_j^2(x^2 + a^*y^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot [\exp(ik_j(x^2 + a^*y^2)) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (2)$$

$$k = (k_v \cos \theta_\mu, k_v \sin \theta_\mu)^T, k_v = 2 \frac{-v+2}{2} \pi, \theta_\mu = \mu \frac{\pi}{n}$$

$$j = \mu + 8\nu, \nu = 0, \dots, m, \mu = 0, \dots, n$$

수식(2)에서 'a'는 가우시안 모양을 위한 파라미터이다.



(그림 5) 입술영역에 최적화된 가보 웨이브렛 커널 이미지 ('a' = 2.5)

3.2. 인식

인식을 위한 거리계산 방법들이 존재한다. 거리계산 방법중의 하나로, 코사인거리계산방법을 사용하였다. 다음은 두벡터, A, B를 위한 유사성을 측정하는 식이다.

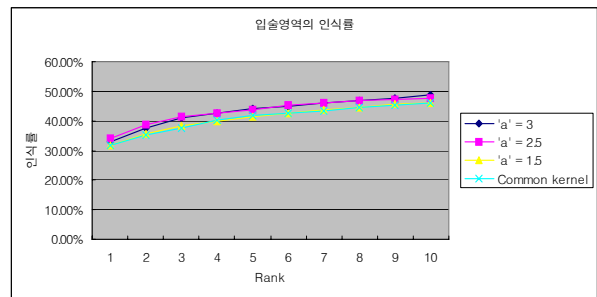
$$D_{\cos}(A,B) = \frac{\sum_i match(a_i, b_i)}{|A| \cdot |B|} \quad (3)$$

$$match(a_i, b_j) = \begin{cases} 1 & |a_i - b_j| \leq \tau \text{ and } match(a_k, b_j) = 0, \forall k | 1 \leq k \leq i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

4. 실험결과

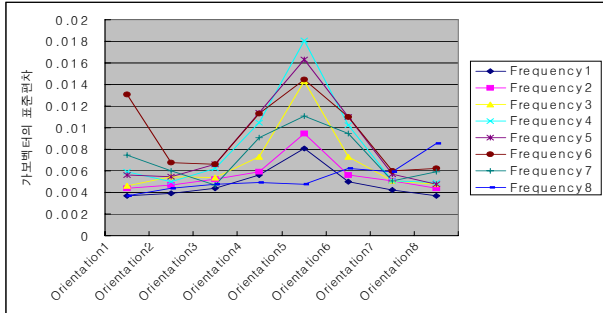
제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 FERET 데이터베이스에서 1196개의 표정이 있는 정면 얼굴 이미지를 추출해서 실험에 이용하였다. 각 이미지에서 얼굴영역을 128x128 크기로 추출하고 두 눈의 중심을 기준으로 정규화하였으며 정규화된 얼굴 영역에서 말스버그 가보 웨이브렛과 입술영역에 제안하는 최적화된 가보 웨이브렛 커널을 적용시켰다.

(그림 6)은 제안된 가보 웨이브렛 식(2)의 파라미터 'a'를 변화시켜 가면서 특징점 22, 23, 24, 25에 최적화된 웨이브렛 커널을 사용해 전체 입술 인식률을 측정해보았다. 전체적으로 'a'가 2.5일때 높은 인식률을 보이고 있다.



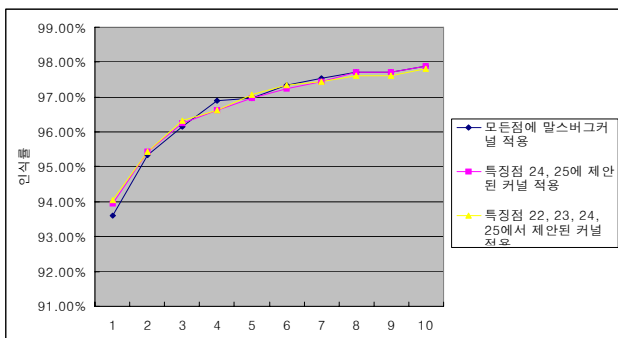
(그림 6) 입술 영역의 인식률

(그림 7)은 입술영역에 최적화된 웨이브렛('a'=2.5)을 이용해 추출된 가보 벡터의 주파수, 방향별 표준편차이다. (그림 3)의 말스버그 가보 웨이브렛 을 이용해 추출한 벡터 보다 방향 4, 5, 6에서 편차가 감소한 것을 알 수 있다. 따라서 잡음이 감소되었다는 것을 알 수 있다.



(그림 7) 입술영역에 최적화된 가보 웨이브렛 커널을 적용한 가보벡터의 표준편차

(그림 8)은 제안된 가보 웨이브렛 커널이 전체 인식률에 어느 정도 영향을 미치는지 알아보기 위해 32개의 특징점을 사용해서 인식률을 평가했다. 인식률을 3가지 경우로 나누어서 평가했다. 첫 번째는 전체 특징점에 말스버그 가보 웨이브렛 커널을 적용해서 인식률을 측정했고, 두 번째는 특징점 24, 25에서 제안된 가보 웨이브렛 커널을 적용하고 측정, 세 번째는 특징점 22, 23, 24, 25에서 제안된 웨이브렛 커널을 적용해서 측정해서 인식률을 비교해보았다. 제안된 웨이브렛 커널을 적용한 방법이 더 높은 인식률을 보여주고 있으며 전체 인식률 향상에 도움을 준다는 것을 알 수 있다.



(그림 8) 전체 인식률

5. 결론

본 논문에서는 얼굴 영역별 인식률을 분석한 결과 얼굴 표정에 가장 많이 영향을 받는 부분이 입술이라는 것을 알 수 있었다. 따라서 입술영역의 잡음을

최소화하며, 얼굴 인식의 성능을 향상시키기 위하여 입술영역에 최적화된 가보 웨이브렛 커널을 제안했다. 실험결과 입술영역에 관계된 잡음을 줄일 수 있었고 잡음감소로 인해 입술영역 인식을 뿐 아니라 전체 인식률이 증가되었다.

향후 연구 방향은 입술영역외의 각 특징점별 적응적인 가보 웨이브렛 커널의 개선과, 잡음 제거의 방법에 대한 연구가 필요할 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] Shan Du and Rabab Ward, "Statistical non-uniform sampling of gabor wavelet coefficients for face recognition," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'05), 15-18 March, (2005).
- [2] K.I. Diamantaras and S.Y. Kung. "Principle component neural networks: theory and application," Published by John Wiley and Sons, (1996).
- [3] M. Turk and A.Pentland, "Eigen faces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no.1, (1991).
- [4] C. Liu and H.Wechsler, "Robust coding schemes for indexing and retrieval from large database", IEEE Transaction on Image Processing, vol. 9, no. 1, (2000).
- [5] D. Swets and J. Weng, "Using Discriminant Eigen features for image retrieval," IEEE Transaction on PAMI, (1996).
- [6] M.S. Bartlett, J.R. Movellan and T.J. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis," IEEE transaction on Neural Network, vol .13, no. 6, (2002) .
- [7] L. Wiskott, J.M. Fellous, N.Kuiger and C. von der Malsburg,"Face recognition by elastic bunch graph matching" IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol 19, no.7, July 1997.
- [8] X. Wu, B. Bhanu," Gabor wavelet representation for 3D object recognition", IEEE International Transaction on Image Processing, vol. 6 , no. 1, 1997.