

상호정보 추출에 기초한 영상의 군집화에 의한 얼굴인식

Facial Recognition by Clustering of Image Based-on Extracting Mutual Information

조용현, 홍성준, 박상미⁰

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

Yong-Hyun Cho, Seung-Jun Hong, Sang-Mi Park⁰

School of Computer and Information Comm. Eng., Catholic Univ. of Daegu

E-mail : {yhcho, sjishong, mi4u}@cu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 적응분할에 바탕을 둔 신호의 상호정보 추출에 의한 효율적인 얼굴인식 방법을 제안하였다. 여기서 적응분할의 상호정보 추출은 영상신호의 확률밀도를 보다 간단하게 계산할 수 있도록 함으로써 신호 상호간의 종속성을 좀 더 빠르고 정확하게 측정하기 위함이다. 또한 상호정보는 학습 얼굴영상과 인식을 위해 입력되는 시험 얼굴영상 상호간의 상관관계를 나타내는 정보로 유사성을 나타내는 군집화 척도이다. 제안된 방법을 256*192 픽셀의 5개 얼굴들을 대상으로 실험한 결과, 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

1. 서론

얼굴인식은 임의의 입력 얼굴영상에 대하여 데이터베이스 내에 저장된 가장 유사한 얼굴로 인식시키는 것이다. 하지만 동일한 사람의 얼굴이라도 얼굴표정, 포즈, 크기의 변화, 조명의 변화, 안경착용, 화장, 노화, 장식품 등 여러 가지 왜곡요인에 의하여 서로 다른 시점에서 획득된 얼굴영상의 정보가 크게 변한다[1-3].

얼굴인식을 위해서는 얼굴검출, 특징추출, 분류로 이루어진다. 여기서 얼굴영역의 검출은 주로 훈련된 얼굴 자료를 이용하거나 미리 결정된 기하학적 얼굴 모델을 영상에 나타난 얼굴과 일치시킴으로써 얻으며, 영상으로부터 직접 얼굴 각 부분의 모양을 추출하여 검출하기도 한다. 일반적으로 얼굴검출에서 이용되는 영상은 전면 얼굴영상이다. 하지만 카메라 등으로부터 입력되는 얼굴은 크기나 방향 및 잡음 등과 같은 많은 제약들이 있다. 특징추출은 인식성능에 가장 많은 영향을 미치는 매우 중요한 과정이며, 여기에는 holistic 기법, 해석적 기법, 이들 두 기법들을 조합한 기법들이 있다[2,3]. 마지막으로 분류는 추

출된 특징들을 바탕으로 얼굴을 식별하는 단계이다. 여기에는 전문가의 규칙이나 움직임 파라미터를 이용하는 규칙기반과 판별함수나 시공간의 움직임 에너지 형판을 이용하는 형판기반 기법들이 있다.

얼굴인식을 위해 이용되는 방법에는 주요성분분석(principal component analysis : PCA) 나 local feature analysis(LFA) 등의 holistic 분석, Gabor 필터를 이용하는 local filter, 변화량을 취해서 특징점을 찾거나 템플릿을 이용하는 human subject 등이 연구되었다[2,3]. 하지만 알려진 가장 우수한 성능의 기법은 holistic 분석으로 이는 PCA에 기반을 둔 방법들이다. 그러나 이들 방법들은 대부분 얼굴영상 내의 2차원의 통계적 정보만을 이용함으로써 대상이 되는 얼굴 환경에 따라서는 인식성능이 떨어지는 제약이 있다. 최근 이러한 제약을 극복하기 위해서 고차원의 통계적 정보를 이용하는 독립성분분석(independent component analysis : ICA)를 이용한 방법이 제안되었다[2]. 이들 연구들에서도 기존에 알려진 입출력 사이의 상호정보를 최대화하기 위한 수치적 방법들을 이용함으로써 문제에

따라서는 비현실적인 계산시간과 분석성능으로 ICA 고유의 제약을 그대로 가지고 있다. 따라서 보다 정확한 얼굴 특징의 추출을 위한 새로운 기법의 개발은 인식의 성능을 더욱 더 개선시키기 위한 절실한 과제이다.

식별을 위해 신경망을 이용하는 비전 시스템에 대한 연구도 있으나 대부분의 연구들에서는 특징 추출 등을 위한 기반기술의 개발이 부족하다. 하지만 지금까지의 대부분의 연구들에서 특징추출은 기존의 PCA를 이용한 기법들을 주로 활용하고 있는 실정이다. 특히 ICA에서는 데이터의 통계적 독립성을 판정하기 위해 확률밀도함수와 역행렬을 구하거나 고차원의 cumulant나 moment를 구하는 등 복잡한 계산이 요구되어 PCA보다 계산이 복잡하여 추출시간이 오래 걸리는 제약이 있다.

본 논문에서는 신호의 상호정보 추출에 의한 군집화에 바탕을 둔 효율적인 얼굴인식 방법을 제안한다. 여기서 상호정보는 학습 얼굴영상과 인식을 위해 입력되는 시험 얼굴영상 상호간의 상관관계를 나타내는 정보로 유사성을 나타내는 척도이다. 또한 적응적 분할에 바탕을 둔 영상신호의 확률밀도를 계산함으로써 얼굴영상 상호간의 유사성을 좀 더 정확하게 측정하였다. 제안된 방법을 256*192 픽셀의 5개 얼굴들을 대상으로 실험하고 그 결과를 고찰하였다.

2. 적응분할 방식에 의한 상호정보 추출

신호들 사이의 종속성을 시험하기 위해 correlation, 고차원의 cross-cumulant, 그리고 상호정보 등에 기반을 둔 여러 가지 방법들이 제안되었다[4-6]. 그 중에서도 상호정보는 변수들 사이의 종속성을 정량화하기 위한 매우 기본적인 통계적 접근방법이다. 결국 상호정보는 입력변수들을 선택하는 가장 자연스러운 척도이며, 그 척도는 입력변수 선택을 위해 미리 이용된다. 하지만 신뢰성 있는 상호정보의 추정은 용이치 않으며, 무슨 방법을 이용하든 충분한 량의 데이터에 의해서만 유효한 결과를 얻을 수 있다.

일반적으로 Shannon의 정의에 따른 입력(독립) 신호 x 와 출력(종속)신호 y 사이의 상호정보 $I(x,y)$ 는 joint PDF $f(x,y)$ 와 marginal PDF $f(x)$ 및 $f(y)$ 의 곱 사이 Kullback-Leibler 거리로 다음

식 (1)과 같이 정의된다[1].

$$I(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \cdot \log\left(\frac{f(x,y)}{f(x)f(y)}\right) dx dy \quad (1)$$

여기서 x 와 y 가 서로 독립이면 상호정보 $I(x,y)$ 는 영이 된다. 또 다른 상호정보는 엔트로피(entropy)를 이용하여 다음 식 (2)와 같이 정의될 수 있다.

$$I(x,y) = H(x) + H(y) - H(x,y) \quad (2)$$

여기서도 $H(x)$ 와 $H(y)$ 는 각각 신호 x 와 y 의 엔트로피이고, $H(x,y)$ 은 x 와 y 의 결합엔트로피이다.

식 (1)과 식 (2)에서 각각 상호정보의 계산을 위해서는 복잡한 joint PDF와 marginal PDF의 추정이 요구된다[4]. 이러한 추정법으로 Gram-Charlier 확장에 기초한 방법, 정규분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법, 적응분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법, 커널변환에 기초한 방법이 있다[5,6]. Gram-Charlier 확장에 기초한 방법은 PDF의 Gram-Charlier polynomial expansion에 기반을 둔 것으로 계산이 간단하고 빠르며 통계적인 의미가 분명한 장점이 있다. 그러나 PDF의 부적정한 근사화와 Gaussian과 sub-Gaussian 신호에 따라 성능이 달라지는 제약이 있다. 정규분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법은 각 변수들을 샘플을 포함하는 작은 bin들로 일정하게 나누어 PDF를 계산한다. 이 방법은 Gram-Charlier 확장에 기초한 방법보다는 신호들의 성질에 의존하지 않기 때문에 좀 더 일반화된 방법이다. 그러나 이 방법 역시 샘플의 분할과 질에 민감한 제약이 있다. 분할이 너무 조밀하면 샘플을 포함하지 않는 어떤 bin들이 있어 PDF의 평활화에 따른 손실된 분포가 고려되지 않으며, 너무 듬성하면 bin들내의 샘플들이 중요한 PDF를 상세히 잘 반영하지 못하는 제약이 있다[6]. 이러한 분할에 따라 상호정보의 추정 성능이 달라지는 정규분할 히스토그램에 기초한 방법의 제약을 해결하기 위해 각 변수들을 동일한 샘플을 가지는 bin들로 나누어 각 bin의 영향을 평균화하는 적응분할 방법이 제안되었다[6]. 이는 현재 변수의 분포가 균일한지를

시험하기 위해서 공간을 chi-square χ^2 에 기초하여 분할하는 반복기법이다. 이 방법의 수행과정을 요약하면 다음과 같다.

단계 1 : 주어진 x 와 y 의 2차원 범위 R_n 이 주어지면 2×2 grid로 나눈다. R_n 내의 전체 관찰 수는 cR_n 이고, 각 부분할에서 관찰 수는 cR_{n+1}^{ij} ($1 \leq i, j \leq 2$)이다.

(c : 부분할 수)

단계 2 : 4개 부분할의 관찰 쌍에 chi-square χ^2

$$\text{시험을 행한다. } (\chi^2 = \frac{4 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 (cR_{n+1}^{ij} - cR_n/4)^2}{cR_n})$$

단계 3 : 만약 chi-square χ^2 시험값이 사전 설정값보다 크면, 단계 1과 2는 부분할을 반복한다.

단계 4 : 만약 chi-square χ^2 시험값이 사전 설정값보다 적거나 R_n 이 너무 작으면, 분할을 멈추고 정규 분할 히스토그램 PDF 근사화에 기초한 방법과 동일한 과정을 수행한다.

이상의 적응분할 방법은 정규분할에 의한 방법보다 좀 더 정확한 상호정보를 얻을 수 있다. 본 실험에서는 사전 설정값을 7.8로 하였다. 따라서 적응분할 히스토그램 PDF 근사화 방법을 이용한 상호정보 추출은 좀 더 빠르고 정확한 얼굴인식을 가능하게 한다.

3. 실험 및 결과분석

적응분할의 상호정보추출에 의한 제안된 얼굴인식 방법의 성능을 평가하기 위해 256×192 픽셀의 5개 얼굴영상을 대상으로 실험하였다. 그림 1은 5가지 표정을 가지는 학습 얼굴영상들이다. 실험은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 6.5로 구현하였다.

한편 <표 1>은 제안된 방법에 의해서 추출된 각 얼굴영상 간의 상호정보 값을 나타낸 것이다. 여기서 신호 자신과의 재귀상호정보 값은 모두 9.010913으로 다른 얼굴과의 상호정보 값보다 높은 값을 가진다. 또한 얼굴영상 1의 경우는 자기 자신을 제외하고 상대적으로 얼굴영상 2와 가장 높은 상호정보 값을 가져 가장 가까운 얼굴임을

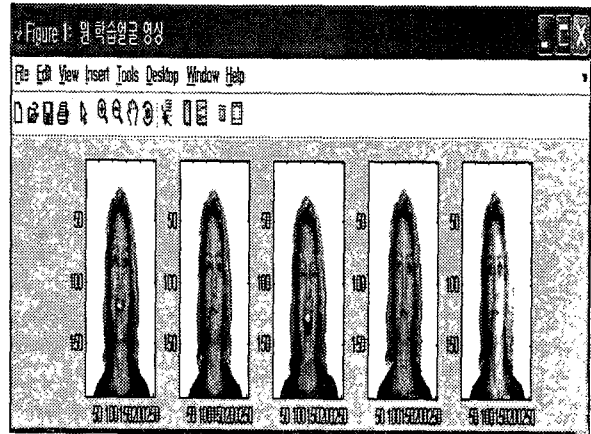


그림 1. 5개 얼굴영상

추측할 수 있다. 얼굴영상 2의 경우도 자기 자신 외에 얼굴영상 5, 얼굴영상 3과 4는 각각 얼굴영상 2, 얼굴영상 5는 얼굴영상 2와 각각 가장 높은 상호정보 값을 가짐을 알 수 있다. 특히 표 1의 상호정보량 행렬은 대칭행렬이며, 모든 얼굴영상 상호간에는 비교적 높은 상호정보량을 가짐을 알 수 있다. 이는 실험대상 얼굴들이 모두 1 사람의 얼굴을 대상으로 표정만 다르기 때문이다. 따라서 상호정보량 추출을 이용한 제안된 방법은 간단한 계산으로 빠르고 정확하게 신호를 분류할 수 있어 효과적인 얼굴인식이 가능함을 확인할 수 있다.

<표 1> 5개의 얼굴영상 간의 상호정보 값

영상	학습 얼굴					
	얼굴1	얼굴2	얼굴3	얼굴4	얼굴5	
시험 얼굴	얼굴1	9.010913	5.068176	4.701614	4.550329	4.917551
	얼굴2	5.068176	9.010913	4.798162	4.612473	5.078520
	얼굴3	4.701614	4.798162	9.010913	4.383013	4.781982
	얼굴4	4.550329	4.612473	4.383013	9.010913	4.523060
	얼굴5	4.917551	5.078520	4.781982	4.523060	9.010913

4. 결론

본 논문에서는 적응분할에 바탕을 둔 신호의 상호정보에 추출을 이용한 효율적인 얼굴인식 방법을 제안하였다. 여기서 적응분할의 상호정보

추출은 영상신호의 확률밀도 계산을 보다 간단하게 수행함으로써 영상 상호간의 종속성을 좀 더 빠르고 정확하게 측정하기 위함이다. 또한 상호 정보는 또한 상호정보는 학습 얼굴영상과 인식을 위해 입력되는 시험 얼굴영상 상호간의 상관관계를 나타내는 정보로 유사성을 나타내는 군집화 척도이다.

제안된 기법을 256*192 픽셀을 가지는 5개 얼굴영상을 대상으로 실험한 결과, 빠르고 정확한 얼굴 인식성능이 있음을 확인하였다.

향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모의 인식문제와 다양한 분야에 적용하는 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

5. 참고문헌

[1] J. T. Tou and R. C. Gonzalez, 'Pattern Recognition Principles,' Addison-Wesley Pub., London, 1974
[2] B. A. Draper, K. Baek, M. S. Barlett, and J. R. Beveridge, " Recognizing Faces with PCA and ICA," Computer Vision and Imaging Understanding 91, pp.115-137, 2003

[3] Y. L. Tian, T. Kanada, and J. F. Cohn, "Recognizing Action Units for Facial Expression Analysis," IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, ,Vol.23, No.2. pp. 1-19, Feb. 2001
[4] T. Trappenberg, J. Ouyang, and A. Back, "Input Variable Selection : Mutual Information and Linear Mixing Measures", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 1, No. 8, pp. 37-46, Jan. 2002
[5] I. Guyon and A. Elisseeff, "An Introduction to Variable and Feature Selection," *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 1157-1182, March. 2003
[6] G. A. Darbellay and I. Vajda, "Estimation of the Information by an Adaptive Partitioning of the Observation Space", *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.45, No. 4, pp. 1315-1321, May. 1999