

효과적인 얼굴 인식을 위한 인식기 선택

남미영* · 이필규*

*인하대학교

Classifier Selection for Efficient Face Recognition

Mil-young Nam* · Phill-kyu Rhee**

* Inha University

E-mail : rera@im.inha.ac.kr

요 약

본 논문에서는 얼굴의 속성에 따라 각각의 알고리즘의 인식 성능이 달라지는 점에 착안해서, 다양한 얼굴 데이터를 클러스터링한 후 가장 효과적인 알고리즘을 선택적으로 사용하여 인식 성능을 높이는 방법을 제안하였다. 인식기 융합 문제는 인식결과를 결정짓는 문제에서 많이 사용하는 방식이며, Kuncheva는 데이터를 기준을 두어 영역별로 구분한 후, 각 데이터 영역에 맞는 분류기가 어떠한 것인가를 찾는 방법을 제안하였다. 분류기 여러개를 선택하여 사용할 경우, 어떻게 결과를 융합할 것인가에 대한 문제는 제시하지 않고 있다. 단지, 각 영역에 대하여, 어떠한 분류기를 사용하는 것이 좋을 것인가에 대한 문제만을 해결한다. 어떠한 영역의 데이터는 여러개의 분류기를 적용해도 된다는 결론하에, 각 분류기가 유사한 성능을 나타내므로, 어떠한 분류기를 사용하든 무관하다는 방향으로 전개한다. 따라서 본 논문에서는 각 데이터 영역별로 어떠한 분류기가 좋을 것인지 판단하며, 각 분류기에서 나온 결과값들을 융합하는 방법에 대하여 제안한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose method to improve recognition performance using the most effective algorithm selectively after clustering various face data, because recognition performance of each algorithm according to facial attribute is change. The proposed face recognition is divided into two steps. First step is the clustering integrated various data to be optimized in algorithm. Second is that classify input image by a similar cluster, select suitable algorithm and recognize the target. This thesis takes the first step towards the creation of a synthetic classifier fusion testing environment. The effects of data correlation on three classifier fusion techniques were examined. We proposed fusion method for each recognition algorithm's result. This research explores how the degree of correlation in classification data affects the degree of accuracy in a fusion context.

키워드

인식기 융합, 얼굴 인식, 상황 분류, 상관계수

1. 서 론

분류기 융합 개념은 데이터 영역에서의 융합과, 특징추출에서의 융합, 인식기 융합으로 나눌 수 있으며, 데이터 영역에서의 융합과 특징추출에

서의 융합은 융합이라는 개념이 약하게 들어가 있는 것이라, 본 논문에서는 인식기 융합 방법을 제안한다.

인식을 위하여, 등록된 데이터들을 이용하여 DT를 구성하여 수행하는 방법이 있으며, 이 방법

을 적용하여 수행해야 한다. 인식기를 통하여 출력된 결과들을 이용하여 신뢰성이 높은 결과를 출력하고자 하는 것이 본 논문에서 제안하는 방식이다.

기본적으로 인식기에 의해 인식하는 방법은 입력데이터(x)에 대하여 인식기에 의해 출력(y)되는 결과에 의해 분류한다.

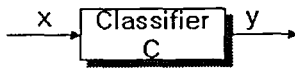


그림 1. 일반적인 인식기의 구조

그러나 이렇게 단일의 인식기를 이용하여 결과를 출력한 경우 각 데이터의 종류나 환경에 따라 출력되는 결과가 달라진다[1, 2]. 따라서 인식에 있어서의 좋은 결과를 위하여, 다중인식기를 구성할 필요가 있으며, 이렇게 구성된 데이터에 대하여는 fusion 방법을 적용하여 최적의 결과를 출력하여야 한다. 본 논문에서는 다음과 같은 다중 인식기를 적용하였을 경우의 fusion 방법론을 설명한다[3, 4].

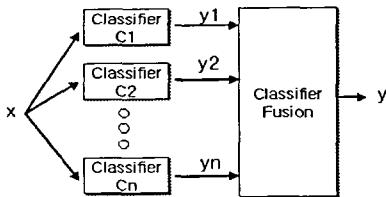


그림 2. 다중인식기 융합의 일반적인 방법

본 논문에서는 이렇게 fusion하는 방법을 베이저안 이론을 기반으로 제안한다. 본 논문에서 제안하는 방식은 다음과 같다.

II. 본 론

베이저안은 분류기의 출력이 사후 확률로 표현되는 조건아래 분류기 융합을 나타낸다. 효과적인 융합을 위하여 같은 형태의 확률을 이용한다. 각각의 분류기에서 맞다고 나온 결과들 중 가장 최고의 결과를 나타내는 것보다 더 좋은 결과를 나타내도록 한다. 두 개의 기본적인 베이저안 메소드를 포함한다. Bayes Average라고 불리는 첫 번째 베이저안은 사후 확률을 간단하게 평균내는 방법이다. 두 번째는 각 분류기의 출력들간의 연관성을 평가하는 방법이다. 이 방법은 마지막의

결과를 융합한다.

2.1 Simple Bayes Average

기본적인 베이저안 방법은 다중분류기 시스템에서 입력샘플에 대하여 각 분류기마다 어떠한 클래스로 분류하는지 $C_i, i=1, \dots, m: P(x \in C_i/x)$ 를 사후확률로 출력한다. 모든 분류기로부터 사후확률들의 평균을 계산한다. $i = 1, m, 1$ 부터 m 까지, 그러한 베이저안 결정은 사후확률을 기반으로 한다.

$$P_s(x \in C_i/x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P_k(x \in C_i/x) \quad (1)$$

각 다른 분류기에서 각 사후확률을 추정하기 위하여 K-NN 분류기를 이용하여 사용한다. 다음의 식을 이용하여 출력한다.

$$P_i(x \in C_i/x) = \frac{k_i}{k_m} \quad (2)$$

여기서 k_i 는 모든 km nearest prototype sample에 대한 C_i 에 속하는 샘플들의 수이다.

이 방식의 베이저안에서의 quality는 분류기를 이용하여 어떠한 결과값을 출력하느냐와 이를 추정하는 사후확률을 계산하는것에 의존된다[3].

2.2 Bayse Belief Integrartion

이 접근방식은 모든 분류기에서의 가치는 예러가 다르다는 것을 가정한다. 이들의 예러들은 융합행렬로 나타낼 수 있다.

$$PT_x = \begin{pmatrix} n_{11}^{(k)} & \dots & n_{1(m+1)}^{(k)} \\ \dots & \dots & \dots \\ n_{M1}^{(k)} & \dots & n_{M(m+1)}^{(k)} \end{pmatrix} \quad (3)$$

여기서 행은 각 class(C_1, \dots, C_M)를 나타내고, 각 컬럼은 각각의 클래스화이어로부터 출력되는 각각의 사후 확률값을 나타낸다. 이러한 사후 출력값을 행렬로 구성하여, 이 값들로부터 최대값을 추출할 수 있도록 한다[3].

III. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 방법은 위의 두 방법을 보완하도록 하며, 각 클래스화이어가 출력하는 유사도를 그 사람이 맞을 경우와 맞지 않을 경우의 확률을 계산하여, 각 클래스화이어마다 출력된 결과가 참인지 아닌지를 평가한다.

이렇게 하여 출력된 결과는 각 클러스터마다

모든 클래시화이어를 적용하여 계산된 결과를 출력하고, 이 값들은 사전에 학습된 연관성테이블을 이용하여, 최종 결과를 출력한다. 방법은 다음과 같다.

3.1 각 클러스터간의 관계

우리는 [0,1]사이의 상관계수 $d_i(x)$ 를 계산한다. 이러한 $d_i(x)$ 를 x 가 ω_i 에 속할 classifier \tilde{D} 의 'support'을 $[P(\omega_i | x)]$ 을 사후 확률로 가장 빈번하게 추정되는 결과로 정의한다. 그러나 실제 Xcor를 구현하기 위해서 "soft label" 보다 더 간단하게 classifier 들을 결정하도록 한다. 문제를 해결하기 위해서 Classifie D를 다음과 같이 계산한다.

$$D(x) = \{\omega'_m, d_m(x)\} \Leftrightarrow d_m(x) = \max_{j=1..c} \{d_j(x)\} \quad (4)$$

3.2 인식하는 단계

분류기 D_i 에 대하여 Xcor테이블에 있는 $\{\mu_{ij}, \sigma_{ij}\}, \{\bar{\mu}_{ij}, \bar{\sigma}_{ij}\}, \{\tilde{\mu}_{ij}, \tilde{\sigma}_{ij}\}, m_{ij}, e_{ij}$ 로부터 $\{\omega'_i, d_i\} = D_i(x), x \in R_j$ 결과의 α_i 와 β_i 두 개의 값을 계산한다. α_i 는 ω'_i 가 참일 확률이다. 즉 $\alpha_i = P(\text{True} | \omega'_i)$ 이다.

$$\alpha_i = \frac{P(d_i | \text{True})P(\text{True})}{P(d_i)} \quad (5)$$

그리고 $1 - \beta_i$ 를 x 가 학습데이터셋 T_i 에 존재하는 경우 참인 클래스의 요소를 정의한다. 다른 말로 표현하자면,

$$1 - \beta_i = P(\exists t, t \in T_i \text{ and } t, x \text{ are element of one class } d_i) \text{ 이다.}$$

그래서 β_i 은 다음의 식에 의해 계산된다.

$$\beta_i = \frac{P(d_i | \text{Ou})P(\text{Ou})}{P(d_i)}, \quad (6)$$

최종 결과는 $P(Y | \omega_u) \approx P_u = \varphi_u * \psi_u$ 로써 계산되며, x 가 ω_u 인 참인 클래스는 Y 가 P_u 에 존재하는 확률이며를 의미한다.

IV. 실험 및 결론

학습하고자 하는 영상은 다양한 환경에서 입력된 데이터들로 구성되어 있다. 따라서 현재 환경에서 입력되는 데이터가 클러스터링된 영상

에 존재하지 않는 상황정보를 가진 영상이라면, 오히려 다른 사람으로 인식할 가능성이 높아진다. 학습 데이터가 일정한 상황정보를 가진 데이터들로써 구성이 되어 있다면 테스트를 하기 위한 인식용 데이터를 어떠한 처리를 하여, 인식을 위한 데이터로 사용하는 것이 효과적인가에 대한 문제를 해결하여야 한다. 입력되는 영상은 다양한 환경에서의 영상이 입력되기 때문에 이러한 데이터를 미리 학습한 후 가장 적절한 특징점 및 전처리 방법, 그리고 단일의 전처리를 이용하였을 경우, 어떠한 인식기의 결과를 가장 신뢰할 수 있으며, 각 인식기에서 나온 결과를 어떻게 통합하는 것이 효과적인가를 제안한다[5, 6].

여러개의 인식기를 이용하여 출력된 결과를 이용하여 인식을 조합하는 것은 다중 인식기를 사용하는 문제를 해결하는 아주 중요한 문제이다.

표 1은 K-menas 에 의해 분류된 얼굴 영상들을 나타낸 것이다. 5개의 클러스터링된 결과를 나타낸 것이다.

표 1 . K-means 클러스터에 의한 클러스터링

	클러스터당 데이터			
Cluster 1				
Cluster 2				
Cluster 3				
Cluster 4				
Cluster 5				

표 2는 사용하는 데이터의 종류마다 인식기의 성능이 다름을 보여준다. 본 논문에서 사용하는 학습데이터를 클러스터링하여 각 클러스터의 성질을 알아보기 위한 실험을 한 결과이다. 따라서 성능 테스트를 위하여 제공하는 데이터들은 다양한 데이터로 구성되어 있기 때문에 각 데이터의 상황에 따른 인식기가 필요한 것으로 판단되었다.

표 3 는 기본적인 베이지안 방법은 각 클래시화이어로부터 출력된 사후확률을 평균을 취하는 방법이다. 이 방법은 각각의 분류기에서 출력된 사후확률을 평균을 계산함으로써 인식한 결과(SB)와 트리 형태의 베이지안(TB) 방식을 이용하였을 경우, 그리고 제안하는 방법에 대한 인식률을 비교하였다.

표 2. 각 클러스터의 인식률(Yale DB)

	PCA	Gabor3	Gabor1 3	Gabor2 8	Gabor3 0
Cluster1	93%	91.5%	96.5%	96.2%	96.5%
Cluster2	99.4%	79.1%	88.6%	89.9%	92.4%
Cluster3	100%	75%	83.8%	86.5%	85.1%
Cluster4	93.7%	88.9%	95%	97.6%	97.1%
Cluster5	100%	91.9%	94.6%	94.6%	95.9%
Total Rate	96.3%	86.3%	93%	94%	94.4%

위의 표 2는 Yale 데이터베이스의 결과를 나타낸 것이다. 크러스터링을 하여 수행한 결과를 보여준다.

표 3. 실험 결과 비교

	FERET DB	Yale DB	Inha DB
Gabor 3	59.59	96.67	94.2
Gabor13	64.96	97.77	93.72
Gabor28	82.06	98.88	94.44
Gabor32	82.06	98.88	95.79
SB	84.66	99	98.56
TB	85.24	100	98.72
Propose Method	92.45	100	99.2

표 3은 각 인식기를 사용하여 인식한 결과를 나타내며, 제안하는 방법은 클러스터링하여 제안하는 방법을 이용한 실험 결과로 성능이 좋았다.

따라서 얼굴 데이터의 종류 및 상황에 따라 서로 다른 인식기가 요구되며, 또한 인식을 위하여 사용하는 인식기마다의 결과가 다르므로, 그러한 인식기의 결과를 어떻게 융합하느냐도 중요한 문제임을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 인식기 융합 방법을 제안하며, 이러한 방법은 얼굴의 인식 성능을 향상시키기 위한 방법으로 사용한다. 여러개의 인식을 통해 출력된 결과들을 융합하여, 인식 성능이 증가할 수 있도록 한다. 베이지안 방법을 기본으로 하여 인식기 융합 결과를 추천한다. 본 논문에서는 이러한 베이지안 기법을 이용하여, 각 클러스터마다의 상관관계 테이블을 구성함으로써 성능을 개선

할 수 있었다. 인식기로 사용하는 알고리즘의 종류에 따라 영상의 성질은 다르게 표현되며, 얼굴 영상의 종류에 따라 인식기의 성능은 달라짐을 알 수 있었다. 다양한 상황에서의 데이터를 클러스터링하여 데이터의 성질에 맞는 인식기의 융합 방법이 중요하다.

참고문헌

- [1] Happel, M., and P. Bock, 2000. "Overriding the Experts: A Stacking Method For Combining Marginal Classifiers" in Proceedings of the 13th International FLAIRS Conference. Menlo Park, CA: AAAI Press, forthcoming.
- [2] Ahmed Al-Ani and Mohammed Deriche. A new technique for combining multiple classifiers using the Dempster-Shafer theory of evidence. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 17:333-361, 2002.
- [3] D. Swets and J. Weng, "Using discriminant eigen features for image retrieval," *IEE Trans. PAMI*, 18(8), pp. 831-836, 1996.
- [4] C. Liu and H. Wechsler, "Robust coding Schemes for indexing and retrieval from large database," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 1, pp. 132-137, 2000.
- [5] G. Donato, M. Bartlett, J. Hager, P. Ekman, and Sejnowski, "Classifying facial actions," *IEE Trans. PAMI*, 21(10), pp. 974-989, 1999.
- [6] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From Few to Many: Illumination COne Models for face recognition under Variable Lighting and Pose", *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 23 no. 6, pp. 643-660, 2001.