

SVM을 이용한 얼굴 인상 분석

장경식, 우영운

동의대학교

Facial Impression Analysis Using SVM

Kyung-Shik Jang, Young Woon Woo

Dong-Eui University

E-mail : ksjang@deu.ac.kr, ywwoo@deu.ac.kr

요 약

이 논문에서는 사상체질 판정에 사용되는 얼굴 인상을 효과적으로 판정하는 방법을 제안하였다. 판정을 위하여 눈, 턱 형태 등에 대한 특징을 정의하고 사용하였다. 주성분 분석법과 선형 판별 분석법을 수행하고 SVM을 이용하여 8가지 종류의 인상을 판정하였다. 실험 결과 전문가인 한의사가 판정한 결과를 기준으로 약 85.3% 정확도를 가지는 판정결과를 얻었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose an efficient method to classify human facial impression using face image. The features that represent the shape of eye, jaw and face are used. The proposed method employs PCA, LDA and SVM in series. Human face has been classified for 8 facial impressions. The experiments have been performed for many face images, and show encouraging result.

키워드

얼굴인상, SVM, 사상체질진단

1. 서 론

우리나라 한의학에서는 얼굴이나 몸의 형태에 따라 사람 체질을 구분하는 사상의학이 발달하였다. 한의학에서는 사람을 4가지 특성으로 분류하고 각 특성에 따라 치료방법을 달리한다. 이는 한의학 용어로 사상체질이라 부르며, 사람은 태양인, 태음인, 소양인, 소음인인 4가지 체질로 구분된다. 이 원리를 바탕으로 한의사는 사람의 체질을 먼저 판별하고 병을 진단하며 각 체질에 따른 처방을 한다.

사상의학은 체질진단이 관건이므로 그동안 체질진단의 객관화와 신뢰도를 높이기 위한 많은 연구가 있었다. 체형, 신체계측[1], 용모[2], 음성, 유전자, 생화학, 면역학, EAV[3], 지문, 맥진, 설문지[4] 등을 이용하는 방법이 있다. 현재 한의학에서 사상체질 진단을 위하여 많이 사용하는 방법 중에서 가장 보편적인 방법은 QSCC, QSCC II 등의 설문지를 사용하는 것이다. 이 설문지의 내

용 중에서 용모사기 부분에는 얼굴 인상 에 대한 설문 내용이 있으며 한의사가 사람의 얼굴 인상을 판정하여 기록함으로써 사상체질 판단의 정보로 사용하게 된다. 그러나 현재 얼굴 인상의 판정은 한의사의 주관적인 판단에 따르기 때문에 판정결과가 다를 수 있으므로 한의학에서는 주관적인 방법 대신 객관적인 표준화된 방법을 개발하기 위해 많은 연구가 진행되었다. 이에 따라 사상체질의 객관적인 판단을 위해서는 얼굴 인상을 정량적으로 구분해내는 방법이 필요하다.

얼굴은 상대방을 인식하는데 가장 중요한 정보를 담고 있는 신체부분이지만 사람이 얼굴의 인상을 인식하는 과정을 명쾌하게 설명하기는 어렵다. 일반적인 사물은 물체를 이루는 구성요소가 다르거나 그 요소들의 관계구조에 따라 구분이 가능하지만[5], 얼굴은 구성요소와 그 관계가 매우 유사하여 사물을 인식하는 방법으로는 구분이 곤란하다[6]. 인상을 결정짓는 얼굴 형태, 행동,

태도, 성격 등 다양한 요인이 있겠지만 이 중에서도 얼굴에 비중이 높으며 얼굴을 구성하는 요소들 중에서도 인상을 결정짓는데 비중이 모두 다른 것으로 알려져 있다[5].

이 논문에서는 얼굴 정면 영상을 사용하여 한의학에서 사상체질 진단을 위하여 사용하는 얼굴의 인상을 패턴인식 기법을 이용하여 효과적으로 판정하는 방법을 제안하였다. 얼굴 영상에 108개의 특징점(feature point)을 지정하고 특징점들의 조합으로 눈, 턱, 얼굴 형태 등에 대한 18개의 특징(feature)을 지정하였다. 선형 판별 분석법(LDA, Linear Discriminant Analysis)을 이용하여 특징 벡터 사이의 클래스 분리를 최대로 한 후에 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 사상체질판정에 사용되는 8가지 얼굴 인상을 판정하였다.

II. 얼굴 특징

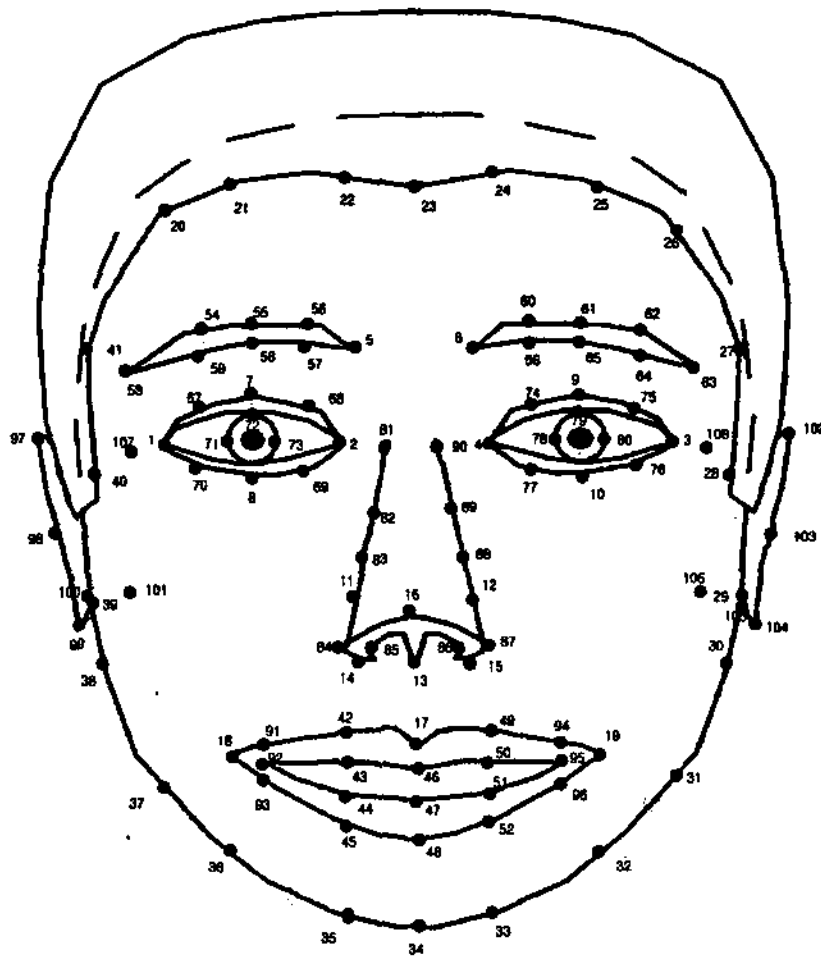


그림 1. 얼굴의 특징점

한의학에서 사상체질 진단을 위한 설문지는 인상과 같은 외모에 대한 문항뿐만 아니라 말하는 태도, 걸음걸이, 성격 등 사람의 전반적인 특징을 모두 포함한다. 이 중에서 사람의 인상에 관련된 문항은 (표 1)과 같다. 인상 1과 인상 2는 태양인 판정을 위한 것, 인상 3과 인상 4는 소양인 판정을 위한 것, 인상 5와 인상 6은 태음인 판정을 위한 것이며, 인상 7과 인상 8은 소음인 판정을 위한 것이다. 이 논문에서는 (그림 1)과 같이 108개의 특징점을 지정하였으며, 이러한 특징점을 이용하여 (표 1)의 내용을 기반으로 얼굴 인상 판정을 위하여 얼굴 특징을 (표 2)와 같이 정하였으며, 눈 특징에서 각도는 양 눈 끝점을 잇는 직선과의 각도이다.

표 1. 인상에 관련된 설문

인상	전반적인 이미지
인상 1	기욕이 수척하고 용모가 뚜렷함
인상 2	눈빛이 광채가 나고 위압적이다
인상 3	예리하고 강인함
인상 4	눈빛이 매섭고 날카롭다
인상 5	의젓하고 듬직함
인상 6	눈빛이 침침하다
인상 7	단정함
인상 8	온순하고 암전하다

표 2. 눈과 턱에 대한 특징

번호	특징 설명
1	눈동자 가로 길이
2	눈 중간 세로 길이
3	눈 좌측 부분 세로 길이
4	눈 우측 부분 세로 길이
5	눈 가로길이
6	눈 하단 중간점/눈 흰자위 끝 직선 각도
7	눈 하단 중간점/눈 끝점 직선 각도
8	눈 시작점, 눈 흰자위 끝점 직선 각도
9	눈 시작점/끝점 잇는 직선과 기준선 각도
10	흰자위 끝 부분 위 아래 눈 꺼플각도
11	눈 꼬리 부분 위 아래 눈 꺼플각도
12	눈동자끝과 흰자위 끝 거리
13	눈동자끝과 눈꼬리 거리
14	흰자위끝과 눈꼬리 거리
15	턱 시작점과 턱 끝점 각도
16	턱 시작부분 각도
17	턱 옆 부분 곡률
18	턱 아래 부분 곡률

III. SVM을 이용한 얼굴 인상 분류

3.1 주성분 분석법과 선형판별 분석법

주성분 분석법은 다차원의 특징 벡터로 이루어진 데이터에 대하여 높은 차원에서의 정보를 유지하면서 낮은 차원으로 차원을 축소시키는 데이터 처리 방법이다[7]. m 차원 특징 벡터(feature vector)들의 집합을 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 이들의 평균 벡터를 \bar{X} , 각 특징 벡터에서 평균 벡터를 뺀 벡터들의 집합을 $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$ 라고 하면 특징 벡터들의 공분산행렬(covariance matrix) Σ 의 고유벡터와 고유값은 (식 1)에 의해 얻을 수 있다. 이 식에서 P_i 는 고유 벡터로서 $P_i^T P_i = E$ 를 만족하는 직교행렬(orthogonal matrix)이고 λ_i 는 고유값이다. 고유값들을 크기 순으로 정렬하고 이에 대응하는 처음 k 개의 고유벡터들을 취하면 (식 2)와 같은 선형 변환행렬을 구할 수 있다. 하나의 m 차원 특징벡터 X_i 는 (식 3)과 같이 선형

변환 행렬 W_{pca} 에 의하여 k 차원으로 줄어든 벡터 공간 상의 Y_i 로 변환된다.

$$\Sigma P_i = \lambda_i P_i \quad \text{where, } i=1 \cdots m \quad (1)$$

$$W_{pca} = [P_1, P_2, \dots, P_k] \quad (2)$$

$$\text{where } \lambda_1 \geq \lambda_{i+1}$$

$$Y_i^{pca} = W_{pca}^T X_i \quad (3)$$

선형판별 분석법은 변환된 특징 벡터 사이의 클래스 분리를 최대로 하는 선형변환을 이용함으로써 클래스간의 특징 벡터들을 정확하게 분류할 수 있는 장점이 있다[8]. W_1, W_2, \dots, W_c 를 분류된 클래스들, N_1, N_2, \dots, N_c 를 각 클래스에 속한 데이터 수이고 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_c$ 를 각 클래스의 평균, μ 를 전체 데이터의 평균인 경우에, 클래스내 분산 행렬 S_w , 클래스간 분산 행렬 S_b 는 각각 (식 4), (식 5)과 같이 표현된다. 이 식들에서 x_j^i 는 j 번째 class의 i 번째 데이터이며, N_j 는 j 번째 클래스의 데이터 수이다. 선형판별 분석법의 변환행렬은 (식 6)의 목적함수를 최대로 하는 W_{lda} 이다. 이를 위하여 (식 7)과 같이 클래스내 분산 행렬 S_w , 클래스간 분산 행렬 S_b 의 고유값 분석을 통해 고유 벡터 (Ψ_j)와 고유값(Λ_j)을 구한다. 고유값 Λ_j 을 크기순으로 정렬하고 t 개의 고유값에 대응하는 고유벡터를 취하여 (식 8)의 LDA 변환 행렬 W_{lda} 를 구성한다. 하나의 m 차원 특징벡터 X_i 는 (식 9)과 같이 선형변환 행렬 W_{lda} 에 의하여 t 차원으로 줄어든 벡터공간 상의 Y_i 로 변환된다.

$$S_b = \sum_{j=1}^C (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (4)$$

$$S_w = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (5)$$

$$W_{lda} = \arg \max_W \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (6)$$

$$S_b^T \Psi_j = S_w^T \Psi_j \Lambda_j \quad (7)$$

$$W_{lda} = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_t], \quad (8)$$

$$\text{where } \Lambda_j \geq \Lambda_{j+1}$$

$$Y_i^{lda} = W_{lda}^T X_i \quad (9)$$

3.2 SVM을 이용한 얼굴인상 판정

SVM은 이진 패턴 분류문제를 해결하기 위하여 제안된 학습방법이다[9]. 두 클래스를 분류하는 분류 초평면으로부터 가장 가까이 위치한 데이터를 서포트벡터(support vector)라 하고 분류 초평면에서 서포트벡터까지의 최소거리는 마진(Margin)이다. 최적의 분류 초평면은 마진을 가능한 최대로 하여 두 클래스간의 구분을 최적화한다. 분류 초평면은 (식 10)과 같으며, w 는 분류

초평면과 직교하는 가중치벡터이고 b 는 바이어스이다. SVM의 학습단계는 분류 초평면들 중에서 최적의 분류 초평면을 찾는 과정이고 최적의 분류 초평면은 마진이 최대가 되도록 한다. 이는 선형분리가 가능한 경우에 (식 12)를 제약조건으로 하고 (식 11)을 최소화하는 최적화 문제가 된다.

$$w^T \cdot x_i + b = 0, \quad \forall i=1, \dots, N \quad (10)$$

$$\min \frac{\|W\|}{2} \quad (11)$$

$$y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (12)$$

최적화 문제에서 함수의 최대 혹은 최소 문제를 라그랑지(Lagrange) 함수로 유도하고 울프 쌍대문제(wolf dual problem), Karush-Kuhn-Tucker 조건을 적용하면, (식 14)를 제약조건으로 하고 (식 13)을 최대화하는 최적화 문제가 된다. 최적 가중치 벡터 w 와 최적 바이어스 b 는 각각 (식 15)와 (식 16)에 의하여 구한다.

$$\max \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j) \right) \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad \forall i \quad (14)$$

$$w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i, \quad (15)$$

$$\text{where } \alpha_i \neq 0 \quad \text{and } N_s \leq N$$

$$b = \frac{1 - y_i w^T x_i}{y_i} \quad (16)$$

이 논문에서는 얼굴의 특징을 나타내는 입력 데이터에 SVM을 적용하여 얼굴 인상을 판정하였다. 클래스들리 상호 겹치며 분포하고 있어 입력 데이터에 직접 SVM을 적용하면 구분이 매우 어렵기 때문에 입력 데이터를 LDA 변환한 후에 SVM을 적용하였다. LDA 방법에서 클래스내 분산 행렬 S_w 은 일반적으로 비정칙 행렬(singular matrix)인 경우가 많다. 특히, 특징벡터의 수가 각 클래스의 데이터 수보다 매우 많은 경우 클래스내 분산 행렬 S_w 은 비정칙행렬이 되기 때문에 (식 7)에서 변환행렬을 구할 수 없게 되어 LDA를 사용할 수 없다. 이 논문에서는 이러한 상황을 방지하기 위하여 PCA를 적용하여 특징벡터의 차원을 줄인 후 LDA를 적용하고 SVM을 적용하였다. 즉, 학습 데이터와 실험 데이터를 (식 17)을 이용하여 PCA 변환한 후, (식 18)을 이용하여 LDA 변환후, SVM을 적용하였다.

$$Y_i^{pca} = W_{pca}^T (X_i - \bar{X}) \quad (17)$$

$$Y_i^{lda} = W_{lda}^T Y_i^{pca} \quad (18)$$

IV. 실험 및 분석

제안한 인상 판정 기법을 검증하기 위하여 사용한 피험자들의 얼굴 사진은 블루 스크린을 배경으로 동일한 거리에 카메라를 두고 정면 사진을 찍었다. 얼굴의 특징점 108개는 데이터 영상에 수동으로 입력하였다. 데이터로 사용한 얼굴 영상에 대해 사상체질 전문의 한의사가 각 인상에 대한 판정을 하였다. 전문가인 한의사는 각 인상에 대하여 '그렇다', '보통이다', '아니다' 라는 3가지 판정결과를 사용하지만 이 논문에서는 확실한 구분력을 갖는 '그렇다', '아니다'에 대한 판정결과만을 사용하였다. (표 3)은 각 인상에 대한 판정결과로 두 클래스 각각에 해당하는 사람의 수이다. 클래스 1 은 '아니다'인 경우이고 클래스 2 는 '그렇다'인 경우이다.

데이터의 수가 적기 때문에 한 데이터를 실험 영상으로 하고 나머지 데이터를 학습영상으로 사용하는 방법으로 모든 데이터에 대한 얼굴 인상 판정을 수행하였다. (표 4)는 전체 판정결과이다. 전문가가 인상을 판정할 때 사용한 특징은 눈과 턱 부분 외에도 코와 관골 형태 등을 종합적으로 사용하여 판정한다. 그러나 이 논문에서는 정량화가 용이한 눈과 턱 부분만의 형태를 특징으로 사용하였기 때문에 그 부분의 형태를 기준으로 결과를 분석하였다.

표 3. 각 얼굴 인상에 대한 클래스

인상	class 1	class 2
인상 1	67	11
인상 2	87	5
인상 3	66	4
인상 4	41	39
인상 5	63	27
인상 6	69	21
인상 7	19	63
인상 8	47	31

표 4. 실험 결과

	옳은 판정	데이터수	판정율
인상 1	74	78	94.9 %
인상 2	81	92	88.0 %
인상 3	65	70	92.9 %
인상 4	58	80	72.5 %
인상 5	82	90	91.1 %
인상 6	67	90	74.4 %
인상 7	69	82	84.1 %
인상 8	66	78	84.6 %
평균			85.3 %

인상 2의 경우에 눈빛이 강하다는 특징이 있으나 제안한 방법에서 사용한 특징인 눈의 형태를 기준으로 분석을 하였다. 전문가는 "아니다"로 판정하였으나 제안한 방법에서는 "그렇다"로 판정하는 경우는 눈끝이 올라가거나 눈이 옆으로 찢어진 얼굴에서 발생하였다. 인상 3의 경우 얼굴이 각진형이고 눈끝이 올라간다는 특징이 있으며, 전문가는 "아니다"로 판정하였으나 제안한 방법에서는 "그렇다"로 판정하는 경우가 얼굴형이 각진형이나 눈끝이 내려간 얼굴에서 발생하였다.

V. 결 론

이 논문에서는 얼굴 영상을 사용하여 얼굴의 인상을 효과적으로 판정하는 방법을 제안하였다. 주성분 분석법과 선형 판별 분석법을 이용하여 얼굴특징의 판별력을 높이고 SVM을 적용하여 얼굴 영상에 대한 인상을 판정하였다. 여러 얼굴 영상에 대해 실험한 결과 한의사가 판정한 결과의 약 85.3%의 정확도를 가지는 판정결과를 얻었다.

참고문헌

- [1] 김종원, 전수형, 설유경, 김규곤, 이의주, "신체측법을 이용한 사상체질별 성별 체형연구, 사상체질의학회지, 18(1), pp. 54-61, 2006.
- [2] 이의주, 편용범, 광창규, 유정희, 김종원, 김규곤, 고병희, "사상인 용모분석을 위한 얼굴표준 및 얼굴유형에 대한 연구현황," 사상체질의학회지, 18(1), pp. 25-33, 2006.
- [3] 김종원, 고병희, 송일병, "EAV의 측정치와 사상체질유형 및 증풍과의 상관성에 관한 연구," 사상체질의학회지, 7(2), pp. 59-88, 1995.
- [4] 김선호, 고병희, 송일병, "사상체질별분류검사지(QSCC II)의 표준화 연구, 사상체질의학회지, 8(1), pp. 187-246, 1996.
- [5] Biederma, I. "Recognition-by-component: a theory of human understanding," Psychological Review, pp. 115-147, 1994.
- [6] Rhodes, G. Superportraits : Caricatures and recognition, Hove : The Psychology Press, 1999.
- [7] Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [8] Martinez, A. M. and Kak, A. C., "PCA versus LDA," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 2, pp. 228-233, 2001.
- [9] V. Vapnik, "Statistical Learning Theory," John Wiley & Sons, New York, 1998.