
사상체질 진단을 위한 얼굴인상 분류

장 경 식*

Facial Impression Classification for Sasang Constitution Diagnosis

Kyung-Shik Jang*

요 약

이 논문에서는 정면 얼굴 영상을 대상으로 사상체질 판정에 사용되는 얼굴 인상을 효과적으로 판정하는 방법을 제안하였다. 판정을 위하여 눈, 턱 형태 등에 대한 특징을 정의하고 사용하였다. 주성분 분석법을 이용하여 주어진 특징 데이터의 차원을 축소하여 표현하고, 특징 벡터 사이의 클래스 분리를 최대로 하는 선형변환인 선형 판별 분석법을 수행한 후 SVM을 이용하여 8가지 종류의 인상을 판정하였다. 여러 얼굴 영상에 대해 실험한 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 frontal 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. PCA is used to project the feature space to a low dimensional subspace. LDA produces well separated classes in a low dimensional subspace even under severe variation. This results in good discriminating power for classification. SVM is used to classify the data. Human face has been classified for 8 facial impressions. The experiments have been performed for many face images, and show encouraging result.

키워드

얼굴인상, 주성분 분석법, 선형판별분석법, SVM, 사상체질진단

I. 서 론

서양 의학은 겉으로 드러나는 증상을 상대로 화학요법이나 수술 등을 통해 치료를 행하지만 한의학은 병의 원인을 규명하고 자연적인 재료를 이용하여 조화롭게 병을 치료하는 대체의학으로서 전 세계적으로 관심이 높아지고 있다. 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 1894년 이제마가 사람을 태양인, 태음인, 소양인, 소음인인 4가지 체질로 분류하고 각 체질에 대한 병리, 진단 감별법, 치료와 약물에 이르기까지 서로 연계를 갖고 이를 임상에 응용할 수 있는 새로운 방향을

제시한 의학이다. 이러한 체질을 진단하기 위한 방법으로 이제마는 용모사기, 체형기상, 성질재간 등을 제시하였고 이를 활용하기 위해서는 사상이론에 대한 깊은 이해와 많은 임상 경험이 필요하다.

사상의학은 체질진단이 관건이므로 그동안 체질진단의 객관화와 신뢰도를 높이기 위한 많은 연구가 있었다. 체형, 신체체측[1], 용모[2], 음성, 유전자, 생화학, 면역학, EAV[3], 지문, 맥진, 설문지[4, 5] 등을 이용하는 방법이 있었고 최근에는 첨단 진단 장비를 이용한 연구[6]가 활발히 진행 중이다. 현재 한의학에서 사상체질 진단을 위하여 많이 사용하는 방법 중에서 가장 보편적인 방법은 QSCC, QSCC II 등의 설문지를 사용하는 것이다. 이 설문지의 내용 중에서 용모사기 부분에는 얼굴 인상에 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.

얼굴은 상대방을 인식하는데 가장 중요한 정보를 담고 있는 신체부이지만 사람이 얼굴의 인상을 인식하는 과정을 명쾌하게 설명하기는 어렵다. 일반적인 사물은 물체를 이루는 구성요소가 다르거나 그 요소들의 관계구조에 따라 구분이 가능하지만[7, 8], 얼굴은 구성요소와 그 관계가 매우 유사하여 사물을 인식하는 방법으로는 구분이 곤란하다[9, 10]. 사람들이 느끼는 얼굴의 인상은 순수한 감성적인 자극으로 이 느낌을 정량적으로 분석하는 것은 인상인식을 자동으로 처리하는 응용을 위해서는 선결해야 할 문제이다. 상대방의 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[4].

인상에 대한 정보를 체계적으로 다루기 위한 연구는 인지과학적인 측면에서 활발히 진행되어 왔다. 얼굴의 인상을 표현하는 감성적인 어휘와 얼굴을 형성하는 구성요소들 간의 관계를 분석하는 연구[11]에서는 피험자

의 얼굴 사진에 특징점을 찍고 이들의 물리적인 거리와 곡률을 인상을 서술하는 어휘와 연결시키는 시도를 하였다. 또한 [12]에서는 얼굴에 대한 인상 평정값과 얼굴의 구성요소로부터 41개의 물리적 특징값을 추출하고 이 두 값들에 대해 다차원척도법을 통해 관계를 규명하였다. 인상을 결정짓는 얼굴의 특징은 거의 유사한 구성요소들 간의 미묘한 차이를 표현해야 하므로 차원이 매우 높아지게 된다. 이를 해결하기 위해 주성분분석법(PCA, Principal Component Analysis)이나 고차원의 자료를 다루기 위한 다차원척도법 등을 사용하며 인상과 같은 복합적인 자극을 판단하기 위해 피지로직을 기반으로 하는 연구 결과도 있다[13].

이 논문에서는 얼굴 정면 영상을 대상으로 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. 선형 판별 분석법을 적용하기 위하여 주성분 분석법을 통해 주어진 데이터의 차원을 축소하여 표현한 후에 선형 판별 분석법을 수행함으로써 특징벡터들의 분리성을 최대로 하여 인상 판정을 용이하게 하였다.

II. 얼굴 특징

한의학에서 사상체질 진단용 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 것, 인상 7과 인상 8은 소음인 판정을 위한 것이다.

표 1 인상에 관련된 설문
Table 1 Questions for impression

인상	전반적인 이미지	얼굴특징
인상 1	기육이 수척하고 용모가 뚜렷함	코가 오뎅, 눈이 총명, 입은 정아한 모양
인상 2	눈빛이 광채가 나고 위압적이다	머리가 크고 목이 짧고 눈 빛이 강함
인상 3	예리하고 강인함	얼굴형이 각진형, 눈끝이 올라가고 눈빛이 날카로움
인상 4	눈빛이 매섭고 날카롭다	눈이 작고 눈끝이 올라가고 턱이 뾰족
인상 5	의젓하고 듬직함	코가 옆으로 퍼지고 턱이 두툽고 얼굴이 둥글한 모양
인상 6	눈빛이 침침하다	눈 크기가 보통이거나 작고 눈이 찢어지거나 올라가지 않음
인상 7	단정함	얼굴이 가름하고 균형잡힌 얼굴 모양
인상 8	온순하고 얌전하다	눈 끝이 내려오고 눈빛이 순하고 부드러움

표 2 얼굴 특징
Table 2 Facial feature

번호	특징	특징 설명
1	71-73 거리/N	눈동자 가로 길이
2	7-8 거리/N	눈 중간 세로 길이
3	67-70 거리/N	눈 좌측 부분 세로 길이
4	68-69 거리/N	눈 우측 부분 세로 길이
5	1-2 거리/N	눈 가로길이
6	8-1 직선과 기준선 각도	눈 하단 중간점, 눈 흰자위 끝 잇는 직선과 기준선 각도
7	8-107 직선과 기준선 각도	눈 하단 중간점, 눈 끝점 잇는 직선과 기준선 각도
8	1-2 직선과 기준선 각도	눈 시작점, 눈 흰자위 끝점 잇는 직선과 기준선 각도
9	107-2 직선과 기준선 각도	눈 시작점, 눈 끝점 잇는 직선과 기준선 각도
10	67-1 직선, 70-1 직선 각도	흰 자위 끝 부분 위 아래 눈 꺼플각도
11	67-107직선, 70-1 직선 각도	눈 꼬리 부분 위 아래 눈 꺼플각도
12	71-1 거리/N	눈동자끝과 흰자위 끝 거리
13	71-107 거리/N	눈동자끝과 눈꼬리 거리
14	1-107 거리/N	흰자위끝과 눈꼬리 거리
15	37-34 직선과 31-34 직선 각도	턱 시작점과 턱 끝점 각도
16	38-37 직선과 37-36 직선 각도	턱 시작부분 각도
17	(34+35+36+37+38) 거리합/34-38 거리	턱 옆 부분 곡률
18	(31+32+33+34+35+36+37+38) 거리합/31-37 거리	턱 아래 부분 곡률

이 논문에서는 사상체질의 감별에 사용되는 용모사기 설문지 문항의 감성적 표현과 얼굴의 물리적 특징 요소와의 관계를 분석하기 위해 다차원 얼굴 공간 모형을 사용하였다[11]. 다차원 얼굴 공간은 하나의 얼굴에 특징점을 찍고 이 점들 간의 거리나 방향으로 얼굴의 생김새나 인상을 표현한다. 인상은 개별 구성요소의 크기나 방향에 대응될 수도 있고 구성요소들 간의 간격과 같은 관계구조에 대응될 수도 있으며 여러 구성요소와 관계구조들의 선형조합에 대응될 수도 있다. 이를 위하여 (그림 1)과 같이

108개의 특징점을 지정하였으며, 이러한 특징점을 이용하여 (표 1)의 내용을 기반으로 얼굴 인상 판정을 위한 얼굴 특징을 (표 2)와 같이 정하였다. 이 논문에서는 (표 1)에 기술된 인상을 판정하기 위한 얼굴 특징들 중에서 정량화가 용이한 눈과 턱의 형태와 관련된 것들을 특징으로 지정하였다. (표 2)에서 각 숫자는 (그림 1)에서의 특징점을 나타내며 기준선은 점 2와 점 4를 잇는 직선이다. N은 점 40과 점 28간의 거리인 얼굴 폭으로 얼굴 크기에 따른 특징들의 정규화를 위한 것이다.

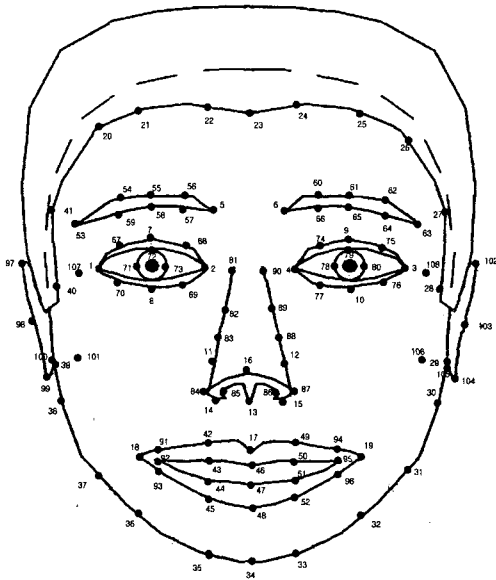


그림 1. 얼굴의 특징점
Fig. 1 Facial feature point

III. SVM을 이용한 얼굴인상 판정

(그림 2)는 인상 4에 대한 입력 데이터에 주성분 분석법을 적용하여 2개의 가장 중요한 주성분을 나타낸 것이다. 두 클래스의 데이터들이 상호 겹치며 분포하고 있어 구분이 매우 어렵기 때문에 이 논문에서는 입력 데이터에 LDA를 적용하여 구분력을 높인 후 SVM을 적용하였다. LDA에서 특징벡터의 수가 각 클래스의 데이터 수보다 매우 많은 경우 클래스내 분산 행렬은 비정칙 행렬 (singular matrix)이 되기 때문에 PCA를 적용하여 특징벡터의 차원을 줄인 후 LDA를 적용하여 클래스 분류를 용이하게 하였다.

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, 즉, 주성분 분석법은 특징벡터들의 퍼짐(scatter)이 최대가 되는 방향의 벡터들로 구성된 직교 기저(orthonormal basis) 벡터들을 제공하여 주며, 특징 벡터들을 직교 기저에서의

좌표로 표현하는 방법이다[14].

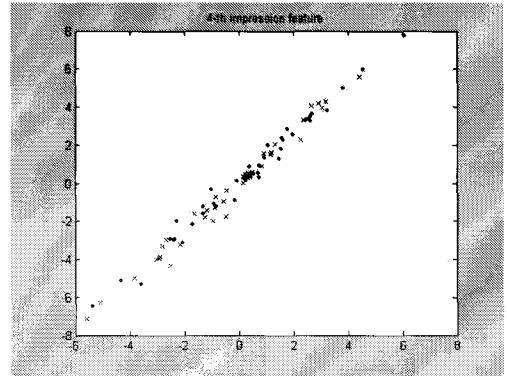


그림 2. 4번째 인상 특징벡터들의 분포
Fig. 2. distribution of 4-th impression feature vectors

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 집합이 $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$ 이면 특징 벡터들의 공분산행렬 (covariance matrix)은 (식 1)과 같고 공분산 행렬 Σ 의 고유벡터와 고유값은 (식 2)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 고유 벡터들을 취하면 (식 3)과 같은 선형 변환행렬을 구할 수 있다. 하나의 m 차원 특징벡터 X_i 는 (식 4)와 같이 선형 변환 행렬 W_{pca} 에 의하여 k 차원으로 줄어든 벡터공간 상의 Y_i 로 변환된다.

$$\Sigma = \sum_{i=1}^n \phi_i \phi_i^T \tag{1}$$

$$\Sigma P_i = \lambda_i P_i \quad \text{where, } i = 1 \dots m \tag{2}$$

$$W_{pca} = [P_1, P_2, \dots, P_k] \tag{3}$$

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

$$Y_i^{pca} = W_{pca}^T X_i \tag{4}$$

선형판별 분석법은 변환된 특징 벡터 사이의 클래스 분리를 최대화 하는 선형변환을 이용함으로써 클래스간의 특징 벡터들을 정확하게 분류할 수 있는 장점이 있다

[15, 16]. 전체 데이터의 분산에 대하여 고유값 분석을 행하는 PCA 방법과는 달리 클래스내 분산, 클래스간 분산에 고유값 분석을 행하기 때문에 클래스 분류율을 높일 수 있다. 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 5), (식 6)과 같이 표현된다. 이 식들에서 x_i^j 는 j 번째 class의 i 번째 데이터이며, N_j 는 j 번째 클래스의 데이터 수이다. 선형판별 분석법의 변환행렬은 (식 7)의 목적함수를 최대로 하는 W_{lda} 이다. 이를 위하여 (식 8)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 9)의 LDA 변환 행렬 W_{lda} 를 구성한다. 하나의 m 차원 특징벡터 X_i 는 (식 10)과 같이 선형변환 행렬 W_{lda} 에 의하여 t 차원으로 줄어든 벡터공간 상의 Y_i 로 변환된다.

$$S_b = \sum_{j=1}^C (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (5)$$

$$S_w = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (6)$$

$$W_{lda} = \arg \max_W \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (7)$$

$$S_b^T \Psi_j = S_w^T \Psi_j \Lambda_j \quad (8)$$

$$W_{lda} = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_t], \quad (9)$$

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

$$Y_i^{lda} = W_{lda}^T X_i \quad (10)$$

3.2 SVM을 이용한 얼굴인상 판정

SVM은 이진 패턴 분류문제를 해결하기 위해 제안된 학습방법이다. 전통적 패턴인식 기법들이 학습 데이터의 수행도를 최적화하기 위한 경험적 위험 최소화(empirical risk minimization) 방법에 기초하고 있는데 반하여, SVM은 알려지지 않는 확률분포를 갖는 데이터에 대하여 잘못 분류하는 확률을 최소화하는 구조적 위험 최소화(structural risk minimization)의 개념에 기초한 최적 분류 초평면(Optimal Separating Hyperplane, OSH)을 찾는 이진 분류 방법이다[17, 18]. 두 클래스를 분류하는 분류 초평면으로부터 가장 가까이 위치한 데이터를 서포트벡터(support vector)라 하고 분류 초평면에서 서포트벡터까지의 최소거리를 마진(Margin)이라 한다. 최적의 분류 초평면은 마진을 가능한 최대로 하여 두 클래스간의 구분을 최적화한다.

분류 초평면은 (식 11)과 같으며, w 는 분류 초평면과 직교하는 가중치벡터, b 는 바이어스이다. SVM의 학습단계는 분류 초평면들 중에서 최적의 분류 초평면을 찾는 과정이고 최적의 분류 초평면은 마진 $\frac{2}{\|W\|}$ 이 최대가 되도록 한다. 이는 선형분리가 가능한 경우에 (식 13)을 제약조건으로 하고 (식 12)를 최소화하는 최적화 문제가 된다.

$$w^T \cdot x_i + b = 0, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$\min \frac{\|W\|}{2} \quad (12)$$

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0, \quad \forall i \quad (13)$$

최적화 문제에서 함수의 최대 혹은 최소 문제를 라그랑지(Lagrange) 함수로 유도하면 (식 14)와 같으며, 울프 쌍대문제(wolf dual problem)로 유도하고 Karush-Kuhn-Tucker 조건을 적용하면, (식 16)을 제약조건으로 하고 (식 15)를 최대화하는 최적화 문제가 된다. (식 16)에서 라그랑지 계수 α_i 는 2차 프로그래밍 문제(quadratic programming)의 해이며, 최적 가중치 벡터 w 와 최적 바이어스 b 는 각각 (식 17)와 (식 18)에 의하여 구한다.

$$\frac{\|W\|^2}{2} - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i \cdot [w^T x_i + b] - 1) \quad (14)$$

where $\alpha_i > 0, i = 1, \dots, N$

$$\max \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j) \right) \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0 \quad \forall i \quad (16)$$

$$w = \sum_{i=1}^{n_1} \alpha_i y_i x_i, \quad (17)$$

where $\alpha_i \neq 0$ and $N_1 \leq N$

$$b = \frac{1 - y_i w^T x_i}{y_i} \quad (18)$$

선형분리가 불가능한 데이터의 경우에 사용되는 비선형 SVM은 커널함수(kernel function)를 사용하여 입력 공간의 내적을 특징공간의 내적으로 변형시켜 고차원으로 투영함으로써 데이터를 분류한다. 즉, 입력 데이터 공간을 커널함수를 이용하여 보다 차원이 높은 특징공간으로 사상하여 보다 높은 차원의 공간으로 데이터를 투영한다. 일반적으로 사용하는 커널함수는 (식 19)에 나타냈으며 이 경우 (식 15)은 (식 20)과 같이 표현될 수 있다.

$$K(x, x_i) = (x^T x_i + 1)^p \tag{19}$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$K(x, x_i) = \tanh(\beta_0 x^T x_i + \beta_1)$$

$$\max \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \right) \tag{20}$$

이 논문에서는 얼굴의 특징을 나타내는 입력 데이터에 SVM을 적용하여 얼굴 인상을 판정하였다. 두 클래스의 데이터들이 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 8)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 21)을 이용하여 PCA 변환한 후, (식 22)를 이용하여 LDA 변환 후, SVM을 적용하였다.

$$Y_i^{pca} = W_{pca}^T (X_i - \bar{X}) \tag{21}$$

$$Y_i^{lda} = W_{lda}^T Y_i^{pca} \tag{22}$$

IV. 실험 및 분석

제한한 인상 판정 기법을 검증하기 위하여 사용한 피험자들의 얼굴 사진은 블루 스크린을 배경으로 동일한

거리에 카메라를 두고 획득한 정면 사진 영상이다. 얼굴의 특징점 108개는 데이터 영상에 수동으로 입력하였다. 데이터로 사용한 얼굴 영상에 대해 사상체질 전문의 한 의사가 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.

표. 3 각 얼굴 인상에 대한 클래스
Table. Classes for facial impression

	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

데이터의 수가 적기 때문에 한 데이터를 실험영상으로 하고 나머지 데이터를 학습영상으로 사용하는 방법으로 모든 데이터에 대한 얼굴 인상 판정을 수행하였다. (표 4)~(표 11)은 각각 인상 1~8에 대하여 전문가가 판정한 결과와 제안한 방법이 판정한 결과를 나타낸 것이다. (표 4)의 내용은 전문가가 class 1로 판정한 67개 중에서 제안한 방법은 65개를 class 1으로 옳게 판정하고 2개를 class 2로 틀리게 판정하였으며, 전문가가 class 2로 판정한 11개 중에서 제안한 방법은 2개를 class 1으로 틀리게 판정하고 9개를 class 2로 옳게 판정한 것을 나타낸다.

표 4 인상 1에 대한 실험 결과
Table. 4 Results for impression 1

실험결과 / 전문가결과	class 1	class 2
class 1	65	2
class 2	2	9

표 5 인상 2에 대한 실험 결과
Table. 5 Results for impression 2

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	77	10
class 2	1	4

표 9 인상 6에 대한 실험 결과
Table. 9 Results for impression 6

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	51	18
class 2	5	16

표 6 인상 3에 대한 실험 결과
Table. 6 Results for impression 3

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	61	5
class 2	0	4

표 10 인상 7에 대한 실험 결과
Table. 10 Results for impression 7

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	12	7
class 2	6	57

표 7 인상 4에 대한 실험 결과
Table. 7 Results for impression 4

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	29	12
class 2	10	29

표 11 인상 8에 대한 실험 결과
Table. 11 Results for impression 8

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	38	9
class 2	3	28

표 8 인상 5에 대한 실험 결과
Table. 8 Results for impression 5

실험결과 전문가결과	class 1	class 2
class 1	62	1
class 2	7	20

표 12 실험 결과
Table. 12 Results

	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 %

(표 12)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.

(그림 3)은 판정요류가 다른 인상 4에 비하여 심한 인상 4에 대한 판정결과 중에서 판정 오류를 보이는 얼굴 영상들에서 특징으로 사용한 눈과 턱 부분을 나타낸 것이다. 그림에서 (a), (c)는 전문가가 ‘아니다’로 판정하였으나 제안한 방법에서는 ‘그렇다’로 판정한 경우이고 (b), (d)는 그 반대인 경우이다. 인상 4의 경우 눈 끝이 올라가고 턱이 뾰족해야 한다. 그러나 (b)의 경우 눈 끝이 내려감으로

인해 ‘아니다’로 판정하였으며 (c)의 경우 턱이 뾰족하여 ‘그렇다’로 판정한 결과이다. 이러한 판정 오류는 턱이 뾰족하지만 눈 끝이 내려간 경우이거나 턱이 뾰족하지 않지만 눈 끝이 올라간 경우에 발생한 것이다.

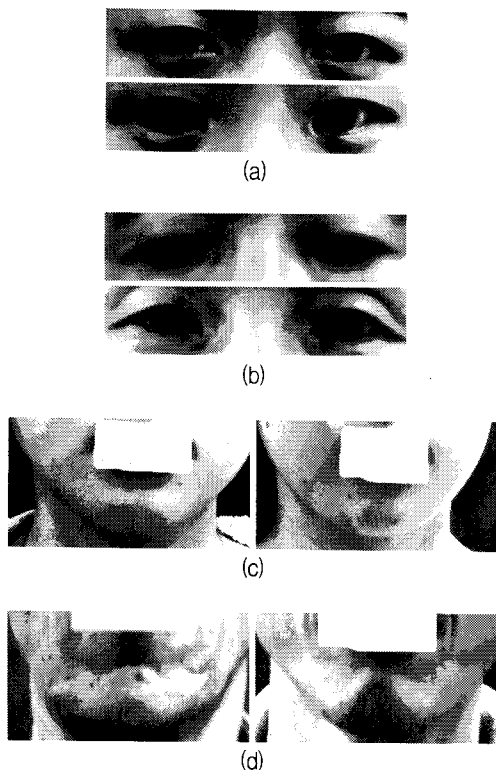


그림 3. 인상 4 판정 오류
Fig. 3. 4-th impression classification error

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. 주성분 분석법을 통해 특징 데이터의 차원을 축소하고 클래스내의 데이터 분산을 나타내는 행렬과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬을 이용하여 선형 판별 분석법을 수행하였다. 여러 얼굴 영상에 대해 실험한 결과 한의사가 판정한 결과의 약 85.3%의 정확도를 가지는 판정결과를 얻었다.

향후 연구과제로는 현재 특징으로 사용하는 눈과 턱의 형태 외에 다른 얼굴 구성요소들의 특징을 추가하는 방법과 얼굴 인상을 2가지로 판정하는 현재 방법을 개선하여 한의사가 실제 판정하는 3가지 인상으로 판정하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] 김종원, 전수형, 설유경, 김규곤, 이의주, “신체계측법을 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 중풍과의 상관성에 관한 연구,” *사상체질의학회지*, 7(2), pp. 59-88, 1995.
- [4] 김선호, 고병희, 송일병, “사상체질별분류검사(QSCC)의 타당화 연구,” *사상체질의학회지*, 5(1), pp. 61-80, 1993.
- [5] 김선호, 고병희, 송일병, “사상체질별분류검사(QSCC II)의 표준화 연구, *사상체질의학회지*, 8(1), pp. 187-246, 1996.
- [6] 광창규, 조용범, 손은혜, 유정희, 고병희, 김종원, 김규곤, 이의주, “3차원 안면자동인식기의 Positioning 오차분석,” *사상체질의학회지*, 18(1), pp. 34-40, 2006.
- [7] Biederma, I. “Recognition-by-component: a theory of

human understanding," *Psychological Review*, pp. 115-147, 1994.

- [8] Rosch, E. H. On the internal structure of perceptual and semantic categories, *Cognitive Development and the Acquisition of Language*, New York Academic Press, 1976.
- [9] Rhodes, G. *Superportraits : Caricatures and recognition*, Hove : The Psychology Press, 1999.
- [10] Haig, N. D. "Exploring recognition with interchanged facial features," *Perception*, 15, pp. 235-247, 1986.
- [11] 박수진, 한재현, 정찬섭 "얼굴의 물리적 특징 분석 및 얼굴 관련 감성 어휘 분석," *한국인지과학회논문지*, 제13권 제3호, pp. 1-10, 2002.
- [12] 김효선, 한재현, "얼굴 인상과 물리적 특징의 관계구조 분석," *한국인지과학회논문지*, 제14권 제4호, pp. 53-63, 2003.
- [13] 권영준, 퍼지로그에 기반한 사상체질 분류기에 관한 연구, *한국 과학기술원 석사학위 논문*, 2006.
- [14] Turk, M. and Pentland, A., "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [15] 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.
- [16] Etemad, K. and Chellappa, R., "Discriminant Analysis for Recognition of Human Faces Image, *Journal of Optical Society of America*, Vol. 14, No. 8, pp. 1724-1733, 1997.
- [17] V. Vapnik, "Statistical Learning Theory," John Wiley & Sons, New York, 1998.
- [18] E. Osuna, R. Freund, F. Girosi, "Training Support Vector Machine : An Application to Face Detection," *Proceeding IEEE CVPR*, pp 130-136, 1997.

저자소개



장 경 식(Kyung-Shik Jang)

연세대학교 공학사(전자공학)
연세대학교 공학석사(전자공학)
연세대학교 공학박사(전자공학)

1998년 - 현재 동의대학교 멀티미디어공학과 부교수
※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 인공지능 등