

Sasang Constitution Classification System by Morphological Feature Extraction of Facial Images

Hye-Lim Lee *, Jin-Soo Cho **

Abstract

This study proposed a Sasang constitution classification system that can increase the objectivity and reliability of Sasang constitution diagnosis using the image of frontal face, in order to solve problems in the subjective classification of Sasang constitution based on Sasang constitution specialists' experiences. For classification, characteristics indicating the shapes of the eyes, nose, mouth and chin were defined, and such characteristics were extracted using the morphological statistic analysis of face images. Then, Sasang constitution was classified through a SVM (Support Vector Machine) classifier using the extracted characteristics as its input, and according to the results of experiment, the proposed system showed a correct recognition rate of 93.33%. Different from existing systems that designate characteristic points directly, this system showed a high correct recognition rate and therefore it is expected to be useful as a more objective Sasang constitution classification system.

▶ Keyword : Sasang Constitution, Face Feature Extraction, Active Shape Model, Support Vector Machine

I. Introduction

동무이제마는 사람마다 타고난 체질이 다르기 때문에 같은 병이라도 체질에 따라 그 치료가 달라야 한다고 주장하였으며, 이것을 바탕으로 동의수세보원에서 사상의학을 제창하였다.

사상의학에서는 사람을 4가지 체질로 구분하며 각 특성에 따라 특별한 건강 정보와 치료 방법을 달리한다. 4가지 체질에는 태양인, 태음인, 소양인, 소음인이 있으며 한방병원에서는 먼저 체질을 판별한 후 이러한 체질을 기준으로 병을 진단하여 각 체질에 따른 처방을 한다. 사상체질을 진단하기 위한 방법으로는 용모에서 나타나는 느낌을 보는 용모사기 방법과 체형·기상을 보는 체형기상 방법, 내면적인 성격을 살피는 성질재간 방법, 병의 특이한 증상과 약물 반응을 체크하는 병증약리 방법 등이 있다.

사상의학은 체질에 따라 처방법이 달라지므로 체질진단의 정확도가 가장 중요한 요소 중 하나라고 할 수 있다. 그러나 이

를 활용하기 위해서는 사상이론에 대한 깊은 이해와 많은 임상 경험이 필요하기 때문에 실제로 사상의학을 임상에 바로 적용하기가 어려우며, 또한 한의사의 주관적 판단에 의거하여 진단하기 때문에 그 객관성에 대한 문제가 제기되어 왔다[1]. 따라서 이를 해결하기 위해 사상체질 진단의 객관화와 신뢰도를 높일 수 있는 방법이 꾸준히 요구되고 있다.

사상체질 진단을 위한 여러 가지 방법들 중에서도 얼굴을 이용한 진단을 한의사들이 가장 많이 활용하는 것으로 조사되었다 [2]. 이처럼 얼굴은 사상체질을 구분하는데 가장 중요한 정보를 담고 있는 신체부분이라고 볼 수 있으며 이를 이용한 과학적이고 객관적인 진단에 관한 연구가 무엇보다 중요하다고 할 수 있다. 그러나 얼굴분석을 통한 사상체질의 인식과정을 명확하게 설명하기는 어려우며 이것을 정량적으로 분석하는 것이 얼굴 영상을 이용한 사상체질 분석 방법에서 해결해야 할 문제이다.

본 연구에서는 얼굴 특징을 직접적으로 선택함으로써 수작업을 통해 사상체질을 진단하거나 설문지를 통해서 진단하는 사용자의 주관적인 판단이 들어가는 기존 시스템을 개선하여 얼굴의 형태학적 정보를 분석하여 얼굴영상에서 특징을 자동으

• First Author: Hye-Lim Lee, Corresponding Author: Jin-Soo Cho
*Hye-Lim Lee(hlmhsy@nate.com), Dept. of IT Convergence Engineering, Gachon University
**Jin-Soo Cho (jscho@gachon.ac.kr), Dept. of Computer Engineering, Gachon University
• Received: 2015. 06. 03, Revised: 2015. 06. 12, Accepted: 2015. 07. 23.

로 추출하고 사상체질을 분류하는 시스템을 제안하여 사상체질 진단의 객관성을 높이고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련연구인 기존 사상체질 분류 방법들에 대해 소개를 하며, 제 3장에서는 본 논문에서 제안하는 시스템에 대해 소개하며 제 4장에서는 실제 시스템의 구현 및 실험을 통해 성능을 평가하며 마지막으로 제 5장에서 결론을 제시한다.

II. Preliminaries

1. Related works

사상체질 분류의 주관적인 평가를 대신하여 객관화와 신뢰도를 향상시키기 위한 얼굴영상 기반 사상체질 분류 시스템은 크게 얼굴의 특징 추출과 추출된 특징에 대한 분류의 문제로 나눌 수 있다.

추출된 특징에 대한 분류에 대한 연구는 최근까지 다양한 방식으로 연구되어 왔다. 가장 간단한 방법으로는 샘플 데이터를 확보하여 얼굴영상에 대한 분석 값으로 평균과 표준편차를 도출하는 방법이 있다[3,4]. 또 다른 방법으로는 SVM을 분류기를 이용하여 샘플 데이터에 대해 패턴을 학습하는 분류방법이 있으며 데이터에 대한 구분력을 높이기 위해 선형 판별분석법(LDA, Linear Discriminant Analysis)을 이용하여 특징 벡터 사이의 클래스 분리를 최대한 한 후에 SVM을 적용하는 방법[5]과 판정 불능 집단을 추가하여 판정 불능 SVM 분류기를 선행한 후 사상체질 SVM 분류기를 적용하는 방법[6]으로 그 정확도를 높이는 연구가 진행되어 왔다.

그러나 모두 촬영된 영상에서 특징점을 직접 지정하는 수작업을 통해 이루어진다는 문제점이 있다. 얼굴영상에서 직접 특징점을 지정하는 방식은 지정하는 사람마다 기준이 조금씩 달라 주관적인 기준으로 지정할 수 있으며, 또한 동일한 사람이 동일한 영상에 반복적으로 특징점을 지정할 경우에도 항상 같은 위치를 지정하기가 어렵다. 이러한 문제점은 측정의 오차를 발생 시킴과 동시에 주관적인 기준이 들어감으로써 객관적인 진단을 위한 목적에 반한다고 할 수 있다. 이를 해결하기 위해 얼굴 내 주요 특징 영역 추출을 위한 연구가 진행되었으나 눈썹, 눈, 코, 입의 사각영역만 추출[4]함으로써 실제 사상체질 분류를 위한 특징을 구성하는데 쓰이기 힘들다는 문제점이 있다.

가장 최근의 연구를 살펴보면 용모사기뿐 아니라 체형기상, 성질재간, 병증약리 4분류의 특징들을 추출하여 퍼지분류기를 통해 학습 및 인식하여 그 정확도를 높으려는 시도가 있으나 설문지를 통해 특징들을 추출함으로써 설문지 대상자의 주관적인 판단이 들어가게 된다[7]. 또한, 3차원 안면자동인식기(3D-AFRA)를 통해 얻은 3차원 계측값으로 판별방정식을 만들어 사상체질 진단을 객관화하려는 시도가 있었으나 3차원 안면 자동인식기의 높은 가격과 비교적 큰 크기로 인해 규모가 큰 한방병원에서만 활용할 수 있는 공간적 제약이 따른다[8].

따라서 본 논문에서는 RGB 카메라를 이용해 얻은 얼굴영상으로 언제 어디서나 사상체질을 분류할 수 있으며, 사상체질 분류의 객관성과 정확성을 높이기 위해 일관적인 기준을 통해 자동으로 얼굴영상에서의 특징점을 추출하고 이를 분류하는 시스템에 대해 상세히 기술한다.

III. Sasang Constitution Classification System by Morphological Feature Extraction of Facial Images



Fig. 1. Landmark to represent the face shape

1. 형태학적 통계 모델을 이용한 안면영상 특징점 추출

본 논문에서는 얼굴영상에서 사상체질 분류를 위한 특징을 추출하기 위해 형태학적 통계 모델인 ASM(Active Shape Model)[9]을 이용하여 특징점을 추출한다. ASM은 객체의 윤곽 정보를 학습하여 통계적 특성을 구하며 이것을 바탕으로 새로운 정보가 입력되었을 때, 평균형태에 변형을 가하여 물체의 특징점을 찾는 방법이다. 안면영상의 경우 눈, 코, 입 등 대략의 형태가 알려져 있으며 이러한 형태가 평균적인 형태에서 많이 벗어나지 않는다는 특성을 가지므로 ASM을 이용해 보다 정확하게 특징점을 추출할 수 있다.

ASM을 이용해 안면영상의 특징점을 추출하기 위해 먼저 형태 모델 생성을 위한 학습과정이 선행되어야 한다. ASM 학습을 위해 <그림 1>과 같이 형태를 나타내기 위한 특징점인 랜드마크가 표시된 학습영상이 필요하며 이러한 랜드마크들을 식(1)과 같이 형태벡터로 표현할 수 있다. x_i 는 N개의 영상에서 i 번째 영상에서 추출한 특징벡터를 뜻하며 n개의 랜드마크 x, y 좌표로 구성된다.

$$x_i = \begin{pmatrix} x_{i0} & y_{i0} \\ x_{i1} & y_{i1} \\ \dots & \dots \\ x_{in-1} & y_{in-1} \end{pmatrix} \quad (1)$$

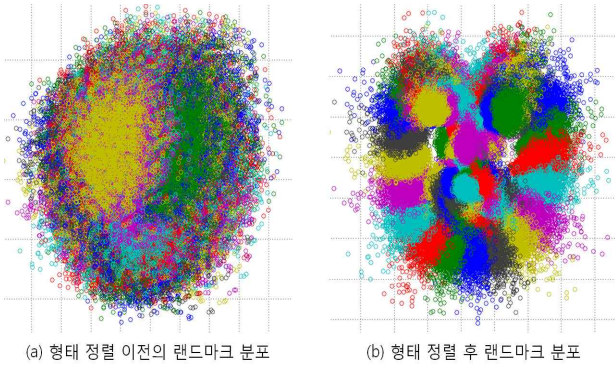


Fig. 2. Landmark distribution changes shape sorting through

각 영상마다 얼굴의 위치와 크기, 회전정도가 다르기 때문에 식 (2)를 사용해 기준 형태벡터 c 를 바탕으로 최소제곱 오차를 최소화하도록 정렬하며 그 결과는 <그림 2>와 같다.

$$\begin{aligned} \min_{a,b} \sum_{k=1}^n \left\| \begin{bmatrix} a-b \\ b \ a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} \right\| \\ \rightarrow \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^n (x_k^2 + y_k^2)} \sum_{k=1}^n \begin{bmatrix} x_k c_x + y_k c_y \\ x_k c_y - y_k c_x \end{bmatrix} \\ x_i' &= \begin{bmatrix} a-b \\ b \ a \end{bmatrix} x_i \end{aligned} \quad (2)$$

N 개의 학습영상에서 정렬된 형태벡터를 이용해 통계정보를 추출하기 위하여 주성분분석(PCA, Principal Component Analysis)을 이용한다. 즉, 식 (3)과 같이 평균 형태벡터를 구한 뒤 이를 이용해 공분산 행렬 및 고유값과 고유벡터를 구한다. \bar{x} 는 평균 형태벡터, S 는 공분산 행렬을 나타내며 λ 와 e_k 는 고유값과 고유벡터를 뜻한다.

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ S &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i' - \bar{x})(x_i' - \bar{x})^T \\ SP_k &= \lambda_k P_k, \quad k=0, \dots, 2n-1 \end{aligned} \quad (3)$$

이러한 통계정보를 이용하여 식 (4)를 이용해 평균모델에 변형을 가하여 <그림 3>과 같이 다양한 얼굴 형태를 표현하는 랜드마크들을 생성할 수 있다. \bar{x} 는 평균 형태벡터이며 P 는 앞서 구한 k 개의 고유벡터이고 b 는 모양 파라미터로써 고유값 λ 의 범위를 제한하여 정의한다. 본 연구에서는 $\pm 3\sqrt{\lambda_k}$ 로 모양 파라미터를 제한하여 사용한다.

$$x = \bar{x} + Pb \quad (4)$$

형태 모델을 통해 생성될 수 있는 얼굴 형태 중에서 가장 적합한 랜드마크를 찾기 위해 각 랜드마크를 중심으로 $m \times m$ 의 패치를 추출하여 N 개의 학습영상에서 가장 강한 반응을 보이

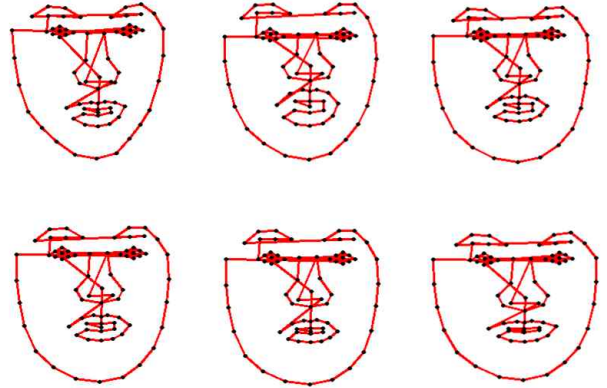


Fig. 3. Create a variety of landmarks using shape model

는 패치 모델을 생성한다. 패치 모델은 랜드마크를 중심으로 하는 구역에서 가장 강한 반응을 보이고 다른곳에서는 약한 반응을 보여야 한다. 이를 수식으로 나타내면 식 (5)와 같다.

$$\min_P \sum_{i=1}^N \sum_{x,y} \left[R(x,y) - P \cdot I_i \left(x - \frac{w}{2} : x + \frac{w}{2}, y - \frac{h}{2} : y + \frac{h}{2} \right) \right]^2 \quad (5)$$

여기서 P 는 패치 모델이고 I_i 는 i 번째 샘플영상이며 R 은 가장 이상적인 경우 입력영상과 패치 모델의 응답을 나타낸다. 가장 이상적인 경우는 가운데를 제외한 모든 곳이 0인 경우로 볼 수 있으므로 이상적인 경우와 P 의 최소제곱오차가 가장 작아지는 P 를 찾아 패치 모델을 구할 수 있다. <그림 4>는 각 랜드마크별로 생성된 패치 모델을 나타낸다.



Fig. 4. Patch model created for each landmark

학습을 통해 생성된 형태 모델과 패치 모델을 이용해 새로운 입력영상이 들어올 경우 가장 적합한 얼굴 형태를 나타내는 랜드마크를 추출할 수 있기 위해 얼굴영역을 감지해야 한다. 이것은 얼굴영역을 감지한 후 얼굴영역 안으로 평균 얼굴 형태를 위

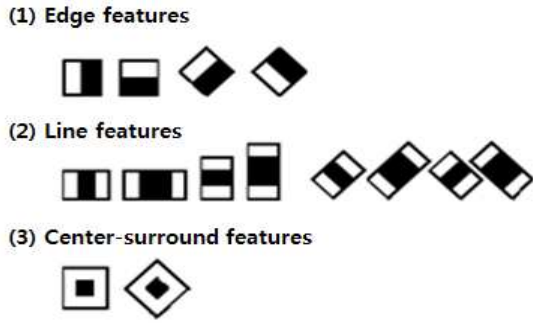


Fig. 5. Haar-like Feature mask

치한 후 변형시켜 최적의 얼굴 형태를 찾기 위함이다. 본 연구에서는 Haar-like Feature[10]를 이용해 얼굴영역을 검출하였다.

Haar-like Feature는 가장 간단하면서도 효율적인 인식을 할 수 있다. <그림 5>와 같이 Haar-like Feature 마스크를 이용하여 밝은 영역안에 있는 픽셀들의 평균에서 검은 영역에 포함되는 픽셀들의 평균에 대한 차이를 구한 뒤, 그 차이가 일정 임계치를 넘으면 얼굴에 대해 Harr-like feature가 있다고 판단한다. 이러한 방식으로 Edge, Line, Center 마스크를 이용하여 픽셀들의 평균 차를 비교 한 후 모두 통과하게 되면 이를 얼굴 객체로 판단한다.

얼굴 영역을 검출 한 후, 검출된 얼굴 영역에 평균 얼굴 형태를 위치시킨다. 위치시킨 평균 얼굴 형태를 시작으로 앞서 학습한 형태모델을 이용하여 영상의 얼굴과 가장 유사한 형태가 될 때까지 그 위치를 변형시킨다. 유사한 형태인지는 앞서 학습한 패치모델과의 반응이 가장 강한 지점을 찾음으로써 알 수 있다.

2. 얼굴영상 특징 기반 사상체질 분류

얼굴의 모양에 대하여 계량화하는 것을 얼굴의 계측이라고

한다. 본 논문에서는 사상체질 분류에 따른 체질별 눈, 코, 입, 얼굴형 등 얼굴의 모양을 계량화하기 위해 한서대학교 부설 얼굴연구소에서 연구한 얼굴의 계측 항목[11]을 참고하였으며, 그 중 얼굴 정면영상에서 얻을 수 없는 방사경계측 항목을 제외한 고경계측 및 폭경계측 항목을 사용하였다. 또한 고경계측 및 폭경계측 항목 중에서도 얼굴 정면영상에서 얻을 수 없는 항목은 제외하여 <그림 6>과 같이 27개의 특징점을 정의하였으며, 이러한 점들 간의 거리로 얼굴의 형태를 표현한다. 최종적으로 사상체질 분류에 사용된 계측 항목은 <표 1>과 같다.

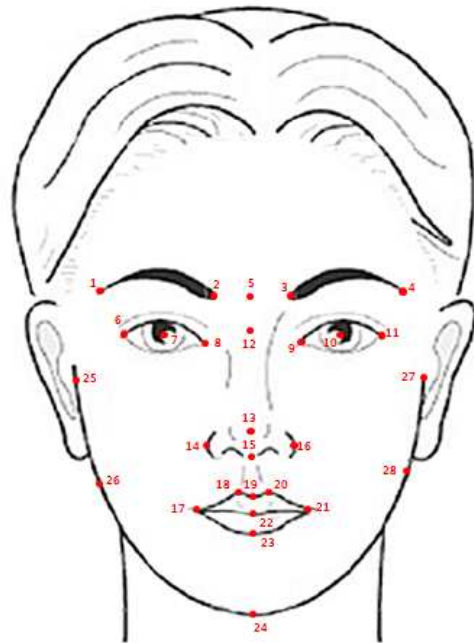


Fig. 6. Facial feature point

Table 1. Facial feature

범주	번호	계측항목(특징)	설명	정의
고경계측항목	1	미간점고	턱하점에서 미간점까지의 투영적 수직거리	24-5 수직거리
	2	비근점고	턱하점에서 비근점까지의 투영적 수직거리	24-12 수직거리
	3	동공점고	턱하점에서 동공점까지의 투영적 수직거리	24-10 수직거리
	4	비첨점고	턱하점에서 비첨점까지의 투영적 수직거리	24-13 수직거리
	5	비하점고	턱하점에서 비하점까지의 투영적 수직거리	24-15 수직거리
	6	상순점고	턱하점에서 상순점까지의 투영적 수직거리	24-19 수직거리
	7	구열점고	턱하점에서 구열점까지의 투영적 수직거리	24-22 수직거리
	8	구각점고	턱하점에서 왼쪽 구각점까지의 투영적 수직거리	24-21 수직거리
	9	하순점고	턱하점에서 하순점까지의 투영적 수직거리	24-23 수직거리
폭경계측항목	10	외미모점간폭	좌우 눈썹 말부의 최외측점간 투영적 직선거리	1-4 직선거리
	11	내미모점간폭	좌우 눈썹 기부의 최내측점간 투영적 직선거리	2-3 직선거리
	12	내안각간폭	좌우 눈 최내측 내안각간의 직선거리	8-9 직선거리
	13	외안각간폭	좌우 눈 외안각간의 직선거리	6-11 직선거리
	14	비익점간폭	좌우 비익점간의 직선거리	14-16 직선거리
	15	인중폭	인중의 시각적 넓이	18-20 직선거리
	16	구간폭	좌우 구각점간의 직선거리	17-21 직선거리
	17	하악간폭	좌우 하악각점간의 투영적 직선거리	26-28 직선거리
	18	안최대폭	좌우 관골부의 최외곡각점간의 투영적 직선거리	25-27 직선거리

정의된 특징들은 각 특징점들 간의 거리로 이루어져 있으나 얼굴영상은 서로 그 크기와 회전정도가 다르므로, 얼굴영상을 적절히 정규화한 뒤 거리를 구해야 한다. 본 논문에서는 ASM을 통해 추출된 동공점간 거리를 기준크기와의 비교를 통해 얼굴영상 및 추출된 특징 점의 크기를 변경하였고, 두 동공점과 수평선이 이루는 각도가 0° 가 되도록 회전하였다. 이후, 정규화된 특징점을 가지고 <표 1>에서 정의된 점간 수직거리 및 직선 거리를 구하여 18개의 특징벡터를 구성하였다.

다차원의 얼굴 특징을 분류하기 위해 본 논문에서는 SVM 분류기[12]를 이용하여 시스템을 설계하였다. SVM은 기존 분류기의 방식인 오류율을 최소화하려는 목적이 아닌 여백(margin)을 극대화하는 것을 목적으로 하기 때문에 일반화 능력이 뛰어나 미지의 새로운 입력이 들어올 경우 더 우수한 성능을 발휘할 수 있다. SVM은 주어진 공간보다 더 높은 차원으로 데이터들을 변환한 후, 각 클래스들을 구분하기 위해 경계면에서 가장 인접한 점인 support vector와의 거리를 최대화 하는 최적 분리 경계면을 찾아 클래스를 분류한다.

그러나 전통적인 SVM은 이진분류 문제를 위해 설계되었기 때문에 본 사상체질 분류 시스템에서는 소음인, 소양인, 태음인, 태양인을 분류하기 위한 다중분류 문제로 확장할 필요가 있다. 다중분류 문제를 해결하기 위한 방법은 크게 One-Against-All 방식과 One-Against-One 방식이 존재한다. One-Against-All 방식은 각 클래스마다 해당 클래스와 나머지 모든 클래스로 나누어 이진분류 SVM을 구성하고 이를 결합하여 다중분류 문제를 해결하며 One-Against-One 방식은 조합가능한 모든 클래스 쌍에 대해 이진분류 SVM을 구성하며 Voting 구조를 통해 가장 많은 표를 얻은 클래스로 최종 판단한다. 일반적으로 One-Against-One이 One-Against-All보다 효율성은 떨어지나 정확도는 상대적으로 높으며 본 논문에서는 사상체질 분류의 정확도를 향상시키기 위해 One-Against-One 방식을 이용하여 다중분류 SVM을 설계하였다.

SVM에서 마진이 최대가 되는 결정 경계를 찾기 위해 식 (6)을 이용한다. w 는 초평면의 법선 벡터로서 초평면의 방향을 나타내고 b 는 초평면의 위치를 나타내며 x 는 샘플 특징벡터를 뜻한다.

$$d(x) = w^T x + b = 0 \quad (6)$$

임의의 점 x 에서 초평면까지의 거리는 식 (7)과 같으며 이러한 거리를 여백이라 한다. 서포트 벡터는 경계 직선으로부터 가장 가까운 것들로 여백의 크기를 좌우하는 중요한 역할을 한다.

$$2h = \frac{2|d(x)|}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (7)$$

한편, 선형 판별이 불가능한 경우 비선형의 결정경계를 필요로 하게되는데, SVM의 경우 커널을 이용하여 이를 해결한다. 선형 판별이 불가능한 경우 특징 공간을 더 높은 차원의 새로운 공간으로 매핑하여 선형 분리 가능하게 만들 수 있다. 식

(8)과 같이 현재의 입력공간을 더 높은 차원의 특징공간으로 투영(Project) 시키는 것이다.

$$\begin{aligned} \Phi: L &\rightarrow H \\ x &\rightarrow \Phi(x) \end{aligned} \quad (8)$$

식 (9)는 커널 함수와 비선형 SVM의 결정경계를 나타내며, 커널 함수를 이용하여 비선형 SVM의 결정경계를 효과적으로 계산할 수 있음을 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} K(x, y) &= \Phi(x) \cdot \Phi(y) \\ f(x) &= \sum_{k=1}^N \alpha_k t_k K(x_k, x) + b \end{aligned} \quad (9)$$

일반적으로 많이 사용되는 대표적인 커널 함수로는 다항식 커널, RBF(Radial Basis Function) 커널, Sigmoid 커널함수 등이 있으며 본 연구에서 식 (10)의 RBF 커널 함수를 사용하여 결정 경계를 도출하였다.

$$K(x, y) = e^{-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2} \quad (10)$$

IV. Experiment

본 연구에서 제안하는 사상체질 분류 시스템에 대한 성능 평가를 위해 Inter(R) Core(TM) i5 @2.60GHz CPU, 8GBBytes memory의 컴퓨터 환경 아래서 Windows 7 64bit, Visual C++ 언어를 기반으로 구현하였다. 실험은 첫 번째로 얼굴의 형태학적 분석을 통한 특징점 추출 결과를 확인하고 두 번째로 본 시스템의 인식률을 측정하였다.

ASM을 이용한 특징점 추출 부분의 구현을 위해 사용할 학습데이터는 케이프타운 대학교에서 제작한 MUCT 데이터베이스에서 2,914개의 얼굴영상을 사용하였다. MUCT 데이터를 이용하여 각각의 랜드마크로 구성된 형태 벡터의 정렬 후 형태 모델 및 패치 모델을 생성하는 학습과정을 거쳤다. 학습 후 새로운 입력영상을 통해 확인한 28개의 특징점 추출 결과는 <그림 7>과 같다.

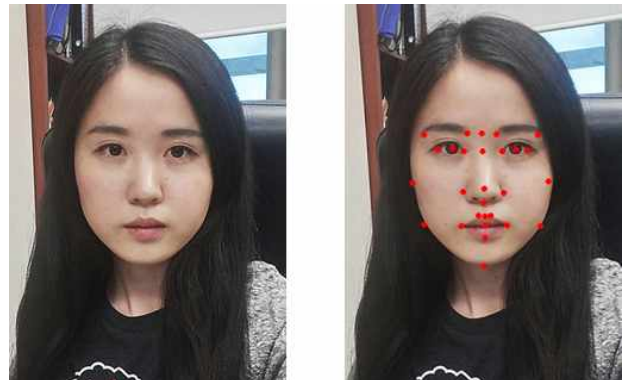


Fig. 7. Feature Extraction Results



Fig. 8. Sample data image

Table 2. Sample data

	학습데이터	평가데이터	전체데이터
소음인	192	50	242
소양인	191	50	241
태음인	194	50	244
합 계	577	150	727

Table 3. Recognition results

사상체질 분류	전체 데이터	학습 데이터	평가 데이터	결과		
				정인식	오인식	인식률
소음인	242	192	50	46	4	92.00%
소양인	241	191	50	46	4	92.00%
태음인	244	194	50	48	2	96.00%
합 계	727	577	150	140	4	93.33%

두 번째로 본 시스템의 성능을 측정하기 위해 실제 한의사의 진단 결과를 바탕으로 총 413개의 샘플데이터를 확보하였다. 샘플데이터는 한방병원에서 촬영한 정면 얼굴영상으로 각 샘플에 대해 한의사의 진단결과가 나타나있는 데이터를 뜻한다. <그림 8>은 확보한 413개의 샘플데이터 중 일부분을 보여준다. 수집한 샘플데이터의 경우 소음인이 가장 많고 소양인과 태음인은 그 수가 소음인에 비해 적으며 이러한 불균형 데이터 집합은 SVM과 같은 데이터 분류 기법을 적용할 때 매우 저조한 성능을 야기한다. 따라서 Over-sampling 기법인 SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)[13]를 적용하여 데이터 불균형 문제를 해결한 후 학습과 인식 실험을 진행하였다. <표 2>와 같이 학습을 위한 데이터를 577개, 평가를 위한 데이터를 150개로 분류하였으며 학습데이터는 사상체질 분류 시스템의 SVM 분류기 학습을 위해 사용하였고 평가데이터는 학습된 분류기의 성능을 검증하는 용도로 사용하였다.

이제마의 동의수세보원에 따르면 4가지 체질 중에서도 태양인의 인구가 매우 낮아 그 비율이 0.1%정도라고 나타나 있다. 실제 한방병원의 임상에서도 태양인의 수가 극히 적어 일반적으로 체질 판별 시스템의 실험에서 태양인은 고려하지 않고 있다. 따라서 본 논문의 실험에서 태양인은 제외되었다.

실험방법은 다음과 같이 진행되었다. 학습데이터에서 ASM을 이용하여 추출한 특징점으로 앞서 정의한 18개의 특징을 계산하여 특징 벡터를 구성한다. 특징벡터를 입력으로 하여 사상체질 분류를 위해 소음인, 소양인, 태음인에 대한 3가지 클래스의 분류가 가능한 다중분류 SVM 분류기를 학습시켰다. 그 후 평가데이터에 대해 추출된 특징점으로 특징 벡터를 구성하여 학습된 SVM 분류기의 입력으로 넣으면 학습결과인 각 클래스의 결정경계를 바탕으로 소음인, 소양인, 태음인 중에서 가장 적합한 사상체질 분류결과가 출력된다. 본 사상체질 분류 시스템을 적용한 인식결과와 한방병원의 진단결과를 비교하여 인식률을 측정하였다. <표 3>은 실험결과를 나타내며 평균 인식률은 93.33%로 산출되었다.

V. Conclusions

본 연구에서는 사상체질 진단의 객관화와 신뢰도를 높이기 위함과 함께 항상 수작업으로 얼굴영상에서 특징을 추출하는 기존 연구의 문제점을 해결하기 위해, 얼굴영상에서 형태학적 모델인 ASM을 이용하여 특징을 추출하고 SVM 분류기 기반의 사상체질 분류 시스템을 제안하였다.

제안한 시스템은 형태 벡터에 대해 PCA를 수행하여 고유벡터와 고유값을 얻고 이를 통해 다양한 형태의 얼굴을 표현하는 랜드마크를 생성할 수 있었다. 또한 랜드마크를 중심으로 하여 영상의 밝기값을 통해 패치 모델을 생성하고 이를 이용해 입력영상에서 최적의 랜드마크를 찾을 수 있었다. 이를 통해 얻어진 특징을 입력으로 하여 SVM 분류기를 이용해 사상체질을 분류한 결과 평균 93.33%로 인식률을 확인할 수 있었다.

따라서 제안한 사상체질 분류 시스템을 통해 얼굴 영상에서 특징추출과 분류를 자동화하여 기존의 시스템에서 보다 객관적이고 향상된 신뢰도로 사상체질을 진단할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나 사상체질 판별을 위한 진단 방법에는 얼굴을 이용한 용모사기뿐만 아니라 체형기상, 성질재간, 병증약리 등 다양한 방법이 있으므로 얼굴과 더불어 체형, 성격 등의 특징을 추출하여 함께 진단함으로써 그 정확도를 높이는 연구가 필요하여 향후 해결해야 할 과제로 볼 수 있다.

REFERENCE

[1] Y. H. Baek, H. S. Kim, S. W. Lee, E. S. Jang, "The Concordance and Validity Assessment of Diagnosis for the Expert in Sasang Constitution", Journal of Sasang Constitutional Medicine, Vol. 26, No. 3, pp. 295-303, August 2014.

[2] J. H. Lee, Y. H. Kim, M. W. Hwang, J. Y. Kim, "Survey Study about Sasangin's Characteristics of Face, Voice, Skin and Pulse Diagnosis", Journal of

- Sasang Constitution Medicine, Vol. 19, No. 3, pp 126-143, June 2007.
- [3] S. H. Lee, B. H. Kim, M. K. Ka, D. U. Cho, J. H. Kwak, S. W. Oh, Y. L. J.Bae, "A Proposal of Sasang Constitution Classification in Middel-aged Women Using Image and Voice Signals Process", Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 9, No. 5, pp. 1210-1217, Oct 2008.
- [4] M. S. Kim, "A Study on the Facial Analysis for Sasang Constitution Classification", Master's Thesis, Hanbat National University, Graduate School of Information & Communications, Dept. of Computer Engineering, Feb 2008.
- [5] K. S. Jang, "Facial Impression Classification for Sasang Constitution Diagnosis", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 1, No. 1, pp. 196-204, Aug 2008.
- [6] J. H. Do, S. H. Kim, I. H. Koo, K. H. Kim, J. Y. Kim, "Four Constitution Types Cloassifier with Indecision Using Facial Images", Journal of Sasang Constitutional Medicine, Vol. 21, No. 3, pp. 39-47, Dec 2009.
- [7] S. H. Shin, "Sadang constitution classification using characteristic function and weighted fuzzy classifier", Master's Thesis, Dong Eui University, Department of Digital Media Engineering, Feb 2010.
- [8] J. H. Kwon, "A development of Sasang constitutional classification algorithm using facial information", Master's Thesis, Kyung Hee University, Department of Oriental Medicine, Feb 2011.
- [9] T. F. Cootes, C. J. Taylor, J. Graham, "Active Shape Model-Their Training and Application", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, No. 1, pp. 38-59, Jan 1995.
- [10] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features", Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, pp. 511-518, Dec 2001.
- [11] Hanseo University face lab, https://www.culturecontent.com/content/contentMain.do?search_div=CP_AGE&search_div_id=CP_AGE001&cp_code=cp0425
- [12] C. J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, No. 2, pp. 121-167, June 1998.
- [13] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-

sampling Technique", Journal Of Artificial Intelligence Research, Vol. 16, pp321-357, June 2002.

Authors



Hye-Lim Lee received the B.S. degree in the Dept. of Computer Engineering from Gachon University in 2014. Currently, Lee is working toward the M.S degree in the Dept. of IT Convergence Engineering at Gachon University.

Her research interests include image processing, computer vision and machine learning.



Jin-Soo Cho received a B.S. degree in Electronic Engineering from Inha University in 1994, a M.S. degree in Electrical Engineering from Columbia University in 1998, and a Ph.D. degree in Electrical and Computer Engineering from the Georgia Institute of Technology in 2003. Dr. Cho worked as a Senior Engineer on the D-TV development team, System LSI Division, Samsung Electronics, Korea from 2004 to 2006. He is currently an associate professor in the Dept. of Computer Engineering, College of Information Technology, Gachon University, Korea. His research interests include image/video enhancement, digital TV, and multimedia .