

적응형 결정 트리를 이용한 국소 특징 기반 표정 인식

오지훈*, 반유석*, 이인재**, 안충현**, 이상윤°

Local Feature Based Facial Expression Recognition Using Adaptive Decision Tree

Jihun Oh*, Yuseok Ban*, Injae Lee**, Chunghyun Ahn**, Sangyoun Lee°

요약

본 논문은 결정 트리(Decision tree) 구조를 기반으로 한 표정 인식 방법을 제안한다. ASM(Active Shape Model)과 LBP(Local Binary Pattern)를 통해, 표정 영상들의 국소 특징들을 추출한다. 국소 특징들로부터 표정들을 잘 분류할 수 있는 판별 특징(Discriminant feature)들을 추출하고, 그 판별 특징들은 모든 조합의 각 두 가지 표정들을 분류시킨다. 분류를 통해 얻어진 정인식의 합을 통해, 정인식 최대화 기반 국소 영역과 표정 조합을 결정한다. 이 가지 분류들을 종합하여, 결정 트리를 생성한다. 이 결정 트리 기반 표정 인식률은 약 84.7%로, 결정 트리를 고려하지 않은 방법보다, 더 좋은 인식 성능을 보였다.

Key Words : decision tree, local region, discriminant feature, facial expression, recognition

ABSTRACT

This paper proposes the method of facial expression recognition based on decision tree structure. In the image of facial expression, ASM(Active Shape Model) and LBP(Local Binary Pattern) make the local features of a facial expressions extracted. The discriminant features gotten from local features make the two facial expressions of all combination classified. Through the sum of true related to classification, the combination of facial expression and local region are decided. The integration of branch classifications generates decision tree. The facial expression recognition based on decision tree shows better recognition performance than the method which doesn't use that.

1. 서론

기계 중심으로 설계되었던 인터페이스가 사용자 중심의 인터페이스로 점점 전환되고 있는 시점에서, 사람의 감정을 인식하는 연구는 최근에 많이 관심을 받으며, 미래 기술에 많이 활용되고 있다. 현재 이 감

정을 인식하는 기술이 가장 널리 활용될 수 있는 분야는 인간과 컴퓨터간의 상호작용에 관한 연구(Human-Computer Interaction, HCI)이다. 컴퓨터가 얼굴 표정, 음성 등 감정의 데이터를 통해 사용자의 감정을 인식하고, 감정 상태에 적합한 처리를 하게 된다.^[2-4] 감정을 표현하는 신호들은 영상, 오디오, 생체

※ 본 연구는 미래창조과학부가 지원한 2013년 정보통신·방송(ICT) 연구개발사업의 연구결과로 수행되었음.(KCA-2013-(13-912-03-001))

• First Author : 연세대학교 전기전자공학과 영상 및 비디오 패턴 인식 연구실, jihun0507@yonsei.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : 연세대학교 전기전자공학과 영상 및 비디오 패턴 인식 연구실, syleee@yonsei.ac.kr, 종신회원

* 연세대학교 전기전자공학과 영상 및 비디오 패턴 인식 연구실, van@yonsei.ac.kr

** 한국전자통신연구원, ninja@etri.re.kr, hyun@etri.re.kr

논문번호 : KICS2014-01-007, 접수일자 : 2014년 1월 13일, 심사일자 : 2014년 1월 27일, 최종논문접수일자 : 2014년 2월 3일

신호 등이다.^[1] 영상을 이용한 감정 인식 기술은 영상에서 사람의 얼굴 표정과 몸의 동작을 감지함으로써, 사람의 감정 상태를 파악하는 방법이다. 이 중 가장 중요한 역할을 차지하는 감정 인식은 얼굴 표정을 인식하는 기술이다. 표정은 사람의 내적 감정 상태, 의도, 사회적 의사 소통 등으로 인해 발생하는 얼굴의 변화로서, 1872년 Darwin의 연구 이후로 표정 분석은 행동 과학자의 관심 있는 연구 주제가 되어왔다.^[5] 최근 컴퓨터 시스템의 도입으로, 많은 표정 연구가 진행되었다. 컴퓨터를 이용한 표정 인식 시스템에서 얼굴 움직임이 문화, 인종, 성별과 관계없이 잘 분석될 필요가 있다. 일반적인 표정 인식 시스템은 크게 세 가지 단계로 구분될 수 있다. 이 단계들은 얼굴 영상 획득, 얼굴 데이터를 이용한 특징 추출, 그리고 표정들을 분류하는 인식이다.^[8,11] 얼굴 영상 획득은 입력 영상에서 자동으로 얼굴 영역을 찾는 단계로서, 얼굴 영상의 정규화와 전처리 과정이 사용될 수 있다. 얼굴 영상이 획득된 후, 그 다음 단계는 표정들을 잘 분류할 수 있는 특징을 추출하는 과정이다.

이 표정 특징 추출 과정은 표정 인식에 중대한 역할을 차지하며, 크게 세 가지 방법으로 분류된다. 기하학적인 특징 기반 방법, 외형 특징 기반 방법, 그리고 기하학적인 특징과 외형 특징을 결합한 방법이다.^[1,5,7] 먼저 기하학적인 특징 기반 방법에서는 입, 눈, 눈썹, 볼 등 얼굴 부위 근처에 다수의 지표를 정하고, 이 지표의 위치 및 정보를 특징으로 이용한다. 한편 외형 특징 기반 방법에서는 피부의 주름, 표면의 오목함 또는 볼록함을 표현하는 외형 특징을 활용한다. 최근 연구 개발 추세는 기하학적인 특징과 외형 특징을 결합하여 활용되고 있다. 이 방법은 몇몇 연구에서 개선된 성능을 보인 적이 있다.^[6] 추출된 표정 특징을 이용한 표정 인식은 표정 인식 시스템의 마지막 단계이다. 인식 알고리즘을 통해, 표정 영상들의 추출된 표정 특징을 학습시켜 표정들을 잘 분류되도록 하는 패턴으로 변환시킨다. 이 변환된 패턴을 이용하여, 표정들을 분류시킨다.

본 논문에서는, 표정 인식을 위해 ASM(Active Shape Model)의 특징점들을 기반으로 얼굴의 국소 영역들을 분할하여 특징을 추출한 후, 분류하고자 하는 표정 조합에 특화된 국소 특징을 결정하여 적응적인 결정 트리(Decision tree)를 생성한다. 표정 조합을 고려하지 않고 추출된 표정 특징으로, 전체 표정 분류를 이용하는 대부분의 기존 방법들은 비효율적이다. 이에 반해 제안한 방법은 그림 1에 나타난 바와 같이, 표정들의 판별 특징(Discriminant feature) 벡터를 이

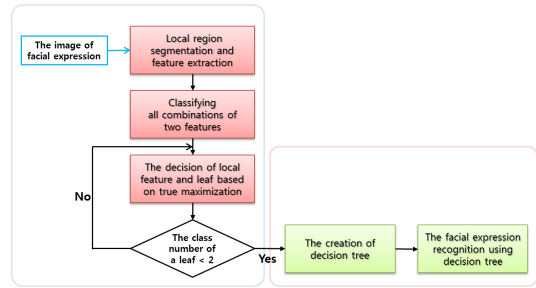


Fig. 1. The system outline of proposed method
그림 1. 제안한 방법의 시스템 개요

용한 각 모든 두 가지 표정 분류를 수행한 후, 모든 표정 조합의 정인식 최대화 기반 국소 특징 및 가지 분류 결정을 활용한다. 즉, 각 가지 분류에 해당하는 표정 조합에서 제일 잘 분류될 수 있는 국소 특징을 연속적으로 찾아, 표정 인식에 적합한 결정 트리 구조를 생성한다. 이 적응적인 결정 트리를 기반으로, LBP(Local Binary Pattern) 기반으로 추출된 표정 특징을 표정 인식에 많이 활용되는 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘으로 표정들을 인식한다.

II. 제안 방법

2.1 위치 관계 기반 국소 영역 특징 추출

이 절에서는 ASM을 통해 표정이 담긴 얼굴 영상의 주요 특징점들을 추출한 후, 얼굴 주요 부위들의 영상 영역들을 분할한다. 그 분할된 국소 영역들의 표정 특징을 구하기 위해, Uniform LBP 알고리즘을 적용한다. 이 Uniform LBP를 통해 얻은 히스토그램 값을 표정의 특징으로 활용한다.

2.1.1 ASM을 활용한 국소 영역 분할

ASM은 사람 얼굴의 특징점들과 함께 얼굴 형태를 모델링하기 위해 이용된다^[10,14]. 이 ASM을 통해 검출된 특징점들의 좌표를 활용하여, 얼굴 영상에서 입 영역, 눈 주변 영역, 볼 영역, 코 영역을 찾는다. 그림 2

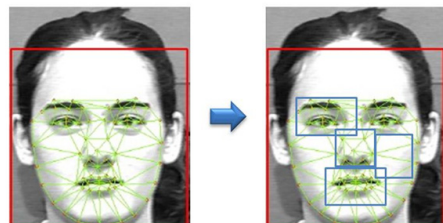


Fig. 2. Local region segmentation using ASM
그림 2. ASM을 활용한 국소 영역 분할

는 표정이 담긴 얼굴 영상에 대해, 국소 영역들을 분할하는 부분을 보여준다. 이 4가지 영역들을 분할하기 위해, 6가지 표정을 포함하는 얼굴 영상들에 이 ASM을 활용하였다.

2.1.2 LBP를 활용한 국소 영역 특징 추출

분할된 국소 영역에 대해 특징을 추출하기 위해서, LBP 중 Uniform 패턴을 활용하는 Uniform LBP를 적용하였다. LBP는 영상의 질감을 잘 나타낼 수 있는 장점을 가지고 있기 때문에, 표정 특징을 표현하는 데에 뛰어나다. LBP 중 얼굴 특징 정보의 대부분이 Uniform 패턴에 포함되어 있어, Uniform 패턴이 기본 LBP보다 얼굴의 특징을 추출하는 데에 더 적합하다고 알려져 있다. 그림 3은 영상의 픽셀값들에서 LBP 코드로 변환하는 내용을 보여준다. LBP로 인코딩된 2진 코드에서 2번 이하의 비트 변화를 가지는 코드가 Uniform 패턴이다. 이 Uniform 패턴을 0부터 57까지 차례로 설정하였고, 3번 이상의 비트 변화를 가지는 코드는 모두 58로 설정하였다. 표 1을 보면, 3번의 비트 변화를 가지는 코드 "0000101"에서, 기본 LBP 값은 5이지만 Uniform LBP 값은 58임을 알 수 있다. 각 분할된 국소 영역의 픽셀값을 Uniform LBP 값으로 모두 변환한 후, Uniform LBP 값을 히스토그램화하였다. 그림 4에서, 입 영역 영상을 Uniform LBP값으로 변환한 후, 0부터 58까지 카운트한 히스토그램을 볼 수 있다. 이 히스토그램의 값들을 국소 영역의 특징으로 설정하였다.

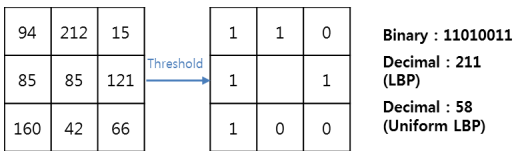


Fig. 3. The conversion of pixel value into uniform LBP code
그림 3. 픽셀값에서 Uniform LBP 코드로의 변환

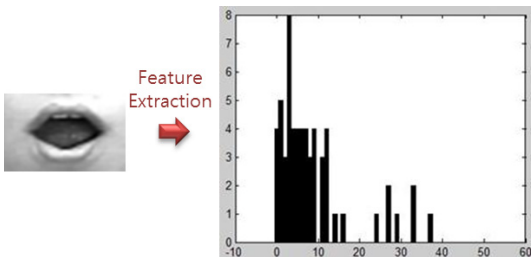


Fig. 4. Feature extraction using uniform LBP
그림 4. Uniform LBP를 활용한 특징 추출

표 1. Uniform LBP 코드
Table 1. Uniform LBP code

Code	00000000	00000001	00000010	00000011	00000100	00000101
LBP (Decimal)	0	1	2	3	4	5
Uniform LBP (Decimal)	0	1	2	3	4	58

2.2 판별 특징을 이용한 국소 영역 및 가지 결정
이 절에서는 추출된 각 국소 영역의 특징에서 모든 조합의 각 두 가지 표정이 잘 분류되도록 하는 판별 특징(Discriminant feature)을 구한 후, 각 두 가지 표정 분류를 수행한다. 분류를 통한 정인식 수율을 구하여, 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지를 결정한다.

2.2.1 판별 특징 벡터 추출 및 분류

LBP를 통해 추출된 국소 특징으로, 모든 각 두 가지 표정 분류를 수행한다. 6가지 표정에서 각 2가지 표정을 선택하고, 각 2가지 표정이 잘 분류되도록 하는 판별 특징을 구한다. 판별 특징은 표정의 특징에 학습 후의 투영 행렬을 곱하여 얻어진 패턴이다. 2가지 표정 특징을 각각 표정 레이블(Label)로 지정하는 선형 판별 분석법으로 잘 분류되도록 학습한다.^[15] 이 판별 특징은 각 2가지 표정 분류를 위한 특화된 특징들을 포함한다. 6가지 표정에 대해, 총 15가지의 조합으로 각 국소 영역 별 판별 특징 벡터들을 추출하였다. 선택된 각 2가지 표정에 대해, 각 표정 별 판별 특징의 평균으로, 평균 판별 특징을 구한다. 이 2가지 표정의 평균 판별 벡터를 기점으로, 수식 (1)처럼 2가지 표정의 판별 특징 벡터들을 국소 영역 별 내적한다.

$$P_{i,j}(k) = (\vec{f}_i - \vec{f}_j) \cdot (\vec{f}_i - \vec{C}(k)), k = 1, \dots, N_{ij} \quad (1)$$

수식 (1)에서, N_{ij} 는 각 2가지 표정에 대한 판별 특징의 수, \vec{f}_i 는 i 표정의 평균 판별 벡터, \vec{f}_j 는 j 표정의 평균 판별 벡터, $\vec{C}(k)$ 는 i 와 j 표정의 판별 특징 벡터들이다. 내적된 두 가지 표정의 판별 특징들을 분류하기 위해, 각 표정 분포의 표준 편차를 기초로 한 분류를 수행한다. 수식 (2)처럼 내적된 판별 특징 벡터들에서 임계값을 빼어, 0을 기점으로 분류되도록 한다.

$$D_{i,j} = P_{i,j} - T_{i,j} \quad (2)$$

수식 (2)에서 $T_{i,j}$ 는 $P_{i,j}$ 에서 i 표정과 j 표정 간의 임계값이다. 그림 5는 각 2가지 표정의 판별 특징을

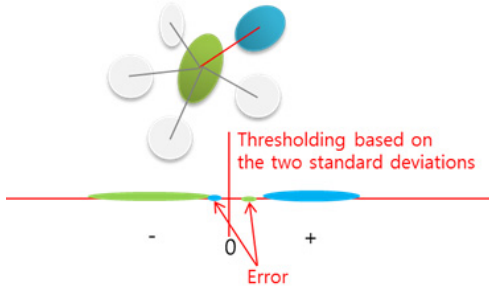


Fig. 5. The classification of two facial expressions using projection

그림 5. 내적을 통한 각 2가지 표정의 분류

내적인 후, 0을 기점으로 분류하는 과정을 보여준다. 국소 영역 별 각 2가지 표정의 판별 특징을 분류함으로써, 모든 각 두 가지 표정 분류에 대한 정인식 수들을 구한다.

$$Q_{ij}(R) = TP_{i,j}(R) + TN_{i,j}(R) \quad (3)$$

수식 (3)에서 i, j 는 분류하고자 하는 표정들의 두 가지 조합, R 은 국소 영역, Q_{ij} 는 각 두 가지 표정 간 정인식 수이다. 여기서 $TP_{i,j}$ 와 $TN_{i,j}$ 는 다음과 같다.

$$TP_{i,j} = \sum_{l=1}^{n_j} 1_{D_{i,j}(y_j \geq 0)}, \quad TN_{i,j} = \sum_{l=1}^{n_i} 1_{D_{i,j}(y_i \leq 0)} \quad (4)$$

수식 (4)에서, y_j 는 j 표정에 속한 D 의 한 요소, y_i 는 i 표정에 속한 D 의 한 요소, n_j 는 $y_j \geq 0$ 인 y_j 의 수, n_i 는 $y_i \leq 0$ 인 y_i 의 수이다. 이런 식으로, 각 국소 영역 별 모든 조합의 정인식 수들을 구했다.

2.2.2 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지 결정

그림 6과 같이, 6가지 표정들을 두 가지의 부류로 나눌 수 있는 모든 조합들은 총 41가지이다. 이 조합들에 대해, 각 국소 영역 별 두 가지 표정 간의 정인식 수를 이용하여, 각 조합 별 정인식 수의 합을 구하였다. 국소 영역 별로, 정인식의 합

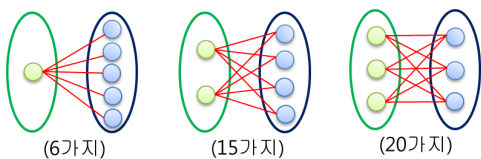


Fig. 6. The combinations to classify six facial expressions
그림 6. 6가지 표정을 분류하는 조합들

이 최대가 되는 표정 조합을 각각 찾고, 그 중 정인식의 합이 최대인 국소 영역을 결정한다. 이는 수식 (5)로 표현할 수 있다. 하위 단계의 분류하고자 하는 표정들에 대해서도, 이런 식으로 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지 결정을 수행한다.

$$R^* = \operatorname{argmax}_R \left\{ \sum_{i,j} Q_{i,j}(R) \right\} \quad (5)$$

2.3 결정 트리 생성

분류하고자 하는 표정들에 대해 국소 영역이 결정되면, K-평균 알고리즘을 통해 표정들을 두 가지의 부류로 클러스터링 한다. 표정들에 대해 결정된 국소 영역의 판별 특징을 클러스터링 함으로써, 표정들의 가지 분류를 확인한다. 또한 이 가지 분류들을 종합하여, 표정 인식을 위한 결정 트리(Decision tree)를 생성한다.

2.3.1 K-평균 알고리즘을 활용한 가지 분류법

결정된 국소 영역에 대해, 6가지 표정들을 잘 분류하기 위한 판별 특징들을 구한 후, 각 표정 별 판별 특징들의 평균으로, 6가지 표정 별 평균 판별 벡터를 구한다. 6가지 표정의 평균 판별 벡터들을 두 가지의 부류로 클러스터링하기 위해 2-평균 알고리즘을 활용한다. 즉, 6가지 표정의 벡터들과 각 부류의 평균과의 유사도를 파악하여, 그 거리를 최소화하는 클러스터링을 찾도록 한다. 수식 (6)은 2-평균 알고리즘으로, 분류하고자 하는 표정들을 두 가지의 부류로 클러스터링 하는 과정을 표현한다.

$$S^* = \operatorname{argmin}_S \left\{ \sum_{i=1}^2 \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2 \right\} \quad (6)$$

수식 (6)에서, μ_i 는 i 번째 부류의 중심, x_j 는 분류하고자 하는 전체 표정들의 벡터, $S = \{S_1, S_2\}$, S_1 은 첫 번째 부류에 속하는 표정들, S_2 는 두 번째 부류에 속

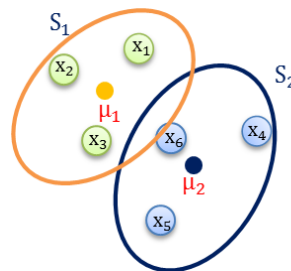


Fig. 7. The example of clustering
그림 7. 클러스터링의 예

하는 표정들이다. 6가지 표정들을 클러스터링 한 예는 그림 7과 같다. 많은 조합 중 표정 1, 2, 3과 표정 4, 5, 6으로 클러스터링 되는 것을 알 수 있다.

2.3.2 가지 분류 집합을 종합한 결정 트리 생성

결정된 국소 특징으로 2-평균 알고리즘을 활용하여, 분류하고자 하는 표정들의 가지 분류를 확인하였다. 그 분류된 가지에 해당하는 표정들도 또한 분류하기 위해, 같은 방법으로 그 표정들에 대해 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지를 결정하고, 2-평균 알고리즘을 활용하여 가지 분류를 확인한다. 이처럼 국소 특징 결정 단계와 가지 분류 단계를 연속적으로 수행함으로써, 주어진 표정 특징들 분포의 분류에 최적화된 구조로 국소 영역을 활용하는 결정 트리가 적응적으로 생성된다. 그림 8은 6가지 표정들을 분류하기 위한 결정 트리의 예를 보여준다. 분류된 가지에 표정이 1개 남을 때까지 가지가 분류된 것을 알 수 있다.

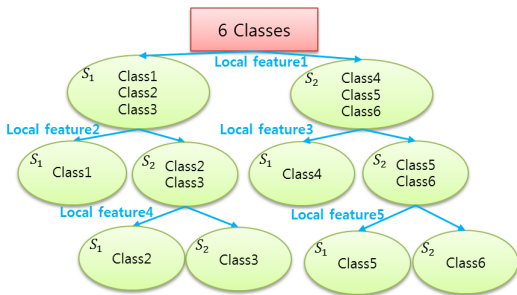


Fig. 8. The example of decision tree
그림 8. 결정 트리의 예

2.4 결정 트리를 이용한 SVM 기반 표정 인식

이 절은 생성된 결정 트리를 이용하여, 표정 영상들을 인식하는 내용이다. 결정 트리를 이루는 각 가지 쌍에서, 결정된 국소 특징으로 표정들을 인식한다. 각 가지 쌍에 있는 표정 영상들을 인식하기 위해, 각 분류된 가지에서 왼쪽 가지에 있는 표정들을 부류 1로 지정하고, 오른쪽 가지에 있는 표정들을 부류 2로 지정한다. 학습 데이터를 이용하여, 그 두 부류가 잘 분류될 수 있는 판별 특징 벡터들을 구한다. 구한 판별 특징 벡터들을 이용하여, 그 두 부류를 SVM으로 분류한다. 예를 들어, 그림 8에 있는 결정 트리를 이용하여 표정 인식을 한다면, 총 5쌍의 가지들을 SVM으로 분류한다. SVM은 Margin을 최대화하는 Hyperplane을 찾는 알고리즘이다. Margin은 Support vector와 Hyperplane 사이의 거리이며, Support vector는 Hyperplane과 가까운 학습 데이터이다.^[13] 이 SVM

알고리즘은 표정 인식에 많이 활용된다.^[9]

III. 실험 및 분석

공학용 프로그램 도구 중에 하나인 Matlab을 사용하여, 공인된 Cohn-Kanade 데이터베이스를 표정 인식 실험에 활용하였다. 결정 트리(Decision tree) 생성을 위한 실험과, 생성된 결정을 이용한 표정 인식 실험을 하였다. 결정 트리를 이용한 표정 인식 실험과 결정 트리를 이용하지 않은 실험들을 비교하였고, 결정 트리를 이용한 실험이 84.7%로 더 좋은 인식 성능을 보였다.

3.1 표정 데이터베이스

실험에 사용한 Cohn-Kanade 데이터베이스는 표정 인식에 많이 사용되고 있으며, 486개의 시퀀스를 포함한다.^[12] 각 시퀀스는 무표정에서 해당 표정으로 변화하는 영상들이 담겨 있다. 이 데이터베이스는 기본 표정인 6가지 표정들을 담고 있고, 이 6가지 표정들은 웃는 표정, 슬픈 표정, 놀란 표정, 화난 표정, 역겨운 표정, 두려운 표정이다. 본 논문에서는 이 6가지 표정을 분류하기 위해, 각 표정 당 100장의 영상을 실험에 이용하였다.

3.2 결정 트리 생성 결과

결정 트리 생성을 위해, 분류하고자 하는 표정들에서 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지를 결정하는 단계를 반복 실험하였다. 실험 결과, 그림 10에 있는 분류 1에서 정인식 수의 합을 최대화하는 국소 영역으로 입 영역이 결정되었다. 분류 1에서 2-평균 알고리즘 기반 클러스터링 한 결과, Glad, Fear의 부류와

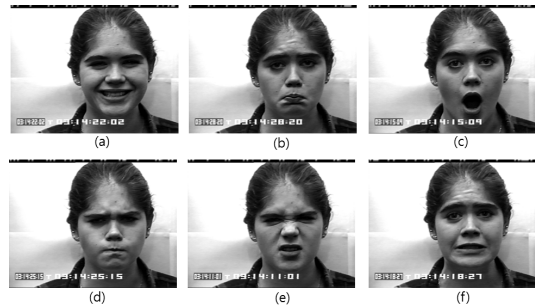


Fig. 9. The facial expression image of Cohn-Kanade database (a) Glad, (b) Sad, (c) Surprise, (d) Angry, (e) Disgust, (f) Fear
그림 9. Cohn-Kanade 데이터베이스의 표정 영상 (a) 웃는 표정, (b) 슬픈 표정, (c) 놀란 표정, (d) 화난 표정, (e) 역겨운 표정, (f) 두려운 표정

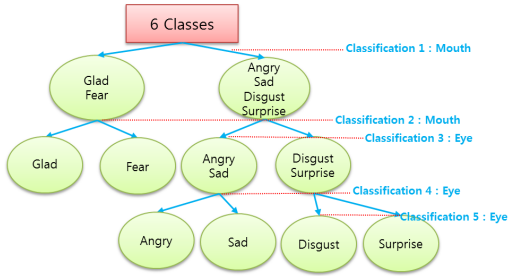


Fig. 10. The decision tree for facial expression recognition
 그림 10. 표정 인식을 위한 결정 트리

Angry, Sad, Disgust, Surprise의 부류로 나뉘는 것을 알 수 있었다. 분류 2, 분류 3, 분류 4, 분류 5에서도, 국소 영역과 가지 결정을 위해 같은 방식으로 실험하였다. 실험한 결과, 그림 10처럼 결정 트리가 생성되었다.

3.3 표정 인식 실험 결과 및 분석

실험에 의해 생성된 결정 트리를 기반으로, 테스트 표정 영상이 해당 표정으로 얼마나 인식되는지를 확인하였다. 표정 인식 실험을 위해, 각 표정당 100개의 영상 중에서, 학습 영상을 90개, 테스트 영상을 10개로 할당하였다. 그래서 6가지 표정에 대해, 테스트로 총 60장의 영상을 실험하였다. 이 실험을 10-묶음 교차 검증법을 사용하여, 10 차례 반복하였다. 즉, 그림 11처럼 표정 별 총 영상을 10으로 나누어, 차례대로 분할된 데이터를 테스트 영상으로 각각 할당하였다. 10 차례 실험 결과, 표정 인식률로 평균 84.7%가 나왔다. 표 2는 10-묶음 교차 검증법을 이용한 전체적인 표정 인식률을 보여준다. 그림 12에서 보면, 6가지 표정 중 두려운 표정이 제일 낮은 인식 성능을 보였다. 두려운 표정이 같은 가치에 있는 웃는 표정에 비해 상대적으로 입 영역이 특화되지 않아, 성능이 더욱 낮은 것으로 판단된다. 한편, 6가지 표정 중 웃는 표정의 인식 성능이 제일 높은 것을 볼 때, 웃는 표정은 특히 입 영역에 의해 잘 분류되는 표정이라고 판단된다. 슬픈

표 2. 제안한 방법을 이용한 표정 인식 결과
 Table 2. The result of facial expression recognition using proposed method

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Mean
Glad	100%	90%	100%	90%	90%	90%	90%	90%	100%	100%	94%
Sad	80%	100%	60%	80%	100%	90%	100%	100%	100%	80%	89%
Surprise	80%	90%	80%	100%	80%	70%	80%	90%	100%	90%	86%
Angry	80%	100%	60%	100%	90%	80%	100%	80%	60%	50%	80%
Disgust	80%	80%	100%	80%	90%	60%	70%	100%	100%	80%	84%
Fear	90%	90%	100%	40%	30%	90%	70%	90%	70%	80%	75%
Total	85%	91.7%	83.3%	81.7%	80%	80%	85%	91.7%	88.3%	80%	84.7%

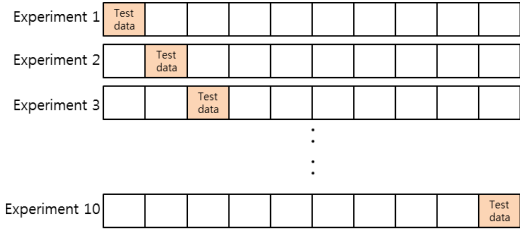


Fig. 11. The 10-fold cross validation used for this experiment
 그림 11. 실험에 활용한 10-묶음 교차 검증법

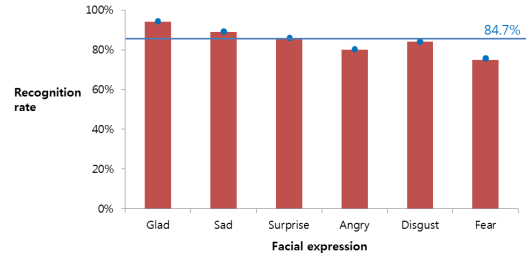


Fig. 12. The recognition rate of each facial expression
 그림 12. 각 표정의 인식률

표 3. 인식률 비교
 Table 3. The comparison of recognition rate

	Recognition rate
Proposed method	84.7%
Mouth + Eye	65.6%
Only mouth	70%

표정이 웃는 표정과 마찬가지로, 상대적으로 인식 성능이 높은 것을 볼 때, 슬픈 표정은 특히 다른 표정에 비해 눈 영역에 더욱 특화되어 있는 표정이라고 판단된다.

결정 트리를 이용하지 않고, Multi-class SVM을 이용한 표정 인식 실험을 하였다.^[9] LBP 기반 입과 눈의 특징을 활용하여 6가지 표정 영상들을 Multi-class SVM으로 인식한 결과, 표 3과 같이 낮은 성능을 보였다. 입의 특징만을 활용하여 실험한 결과, 제안한 결정 트리를 이용한 방법보다 역시 낮은 인식 성능을

보였다. 표정 조합을 고려하지 않은 방법보다 분류하고자 하는 표정들에 적합한 결정 트리 구조를 이용한 방법이 표정 인식에 효과적이라고 판단된다.

IV. 결 론

본 논문에서는, 분류하고자 하는 표정들에 대해, 모든 조합의 정인식 최대화 기반 국소 영역 및 가지 결정 단계를 반복하여, 표정 인식에 적합한 결정 트리를 생성하였다. 즉, 제안한 방법은 큰 가지부터 작은 가지에 이르도록, 각 가지 분류에서 정인식을 최대화하는 국소 특징 및 조합을 연속적으로 찾아, 주어진 표정 데이터 집합에 적응적인 결정 트리 구조를 생성하여 표정을 인식하는 방법이다. 각 표정 조합에 특화된 국소 특징 기반 적응형 결정 트리를 활용한 이 방법은 84.7%의 인식 성능을 보여, 표정 조합을 고려하지 않은 방법보다 더 좋은 인식 성능을 보였다. 본 연구는 실제 환경에서의 표정 인식 시스템으로 확장되어 적용될 수 있고, 이 표정 인식에 제스처와 음성을 융합함으로써 더 효과적으로 감정을 인식하는 분야에도 활용될 수 있다.

References

- [1] N. S. Kim, "And perspectives on Emotion Recognition Technologies," *Telecommun. Rev.*, vol. 19, no. 5, Oct. 2009.
- [2] Z. Zeng, M. Pantic, G.I. Roisman, and T.S. Huang, "A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 1, pp. 39-58, Jan. 2009.
- [3] C. M. Lee and S. S. Narayanan, "Toward detecting emotions in spoken dialogs," *IEEE Trans. Speech and Audio Process.*, vol. 13, no. 2, pp. 293-303, Mar. 2005.
- [4] Q. Ji, P. Lan and C. Looney, "A probabilistic framework for modeling and real-time monitoring human fatigue," *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics Part A*, vol. 36, no. 5, pp. 862-875, 2006.
- [5] Y.-l. Tian, T. Kanade, and J. F. Cohn, "*Facial expression recognition*," Handbook of Face Recognition, Springer London, pp. 487-519, 2011.
- [6] M. Pantic and I. Patras, "Dynamics of facial expression: Recognition of facial actions and their temporal segments from face profile image sequences," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part B*, vol. 36, no. 2, pp. 433-449, Mar. 2006.
- [7] C. P. Sumathi, T. Santhanam, and M. Mahadevi, "Automatic facial expression analysis a survey," *Int'l J. Computer Science & Engineering Survey (IJCSSES)*, vol. 3, no. 6, Dec. 2012.
- [8] B. Fasel and J. Luetttin, "Automatic facial expression analysis: a survey," *J. Pattern Recognition*, vol. 36, no. 1, pp. 259-275, Jan. 2003.
- [9] C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan, "Facial expression recognition based on local binary patterns: A comprehensive study," *J. Image and Vision Computing*, vol. 27, no. 6, pp. 803-816, May 2009.
- [10] X. Zhao, H. Zhang, and Z. Xu, "Expression recognition by extracting facial features shapes and textures," *J. Computational Inform. Syst.*, vol. 8, pp. 3377-3384, 2012.
- [11] C. Shan, *Linear subspace learning for facial expression analysis*, in Machine Learning, I-Tech Education and Publishing, Vienna, Austria, 2008.
- [12] T. Kanade, J. F. Cohn, and Y. Tian, "Comprehensive database for facial expression analysis," in *Proc. Fourth IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition (FG'00)*, pp. 46-53, Grenoble, France, Mar. 2000.
- [13] K. J. Park and H. H. Ko, "Face recognition using 2D FDA/SVM with wavelet Transform," in *Proc. KICS Int'l Conf. Commun. 2010 (KICS ICC 2010)*, pp. 305-306, Nov. 2010.
- [14] M. Kwon, "Localizing head and shoulder line using statistical learning," *J. KICS*, vol. 32, no. 2, pp. 141-149, Feb. 2007.
- [15] K. J. Park and H. H. Ko, "A study on the face recognition using 2D gabor & 2D LDA," in *Proc. KICS Int'l Conf. Commun. 2010 (KICS ICC 2010)*, pp. 654-655, Feb. 2010.

오 지 훈 (Jihun Oh)



2010년 2월 : 경희대학교 전자공학과 학사
2012년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석사과정
<관심분야> 생체인식, 컴퓨터비전

안 충 현 (Chunghyun Ahn)



1995년 3월 : 지바대학교 자연과학연구과 박사
1995년 12월 : 지바대학교 정보공학과 조수
1996년 1월~현재 : 한국전자통신연구원 책임연구원
<관심분야> 감성 방송, 영상처리, 컴퓨터비전

반 유 석 (Yuseok Ban)



2010년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과 학사
2010년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석박사통합과정
<관심분야> 생체인식, 컴퓨터비전

이 상 윤 (Sangyoun Lee)



1987년 2월 : 연세대학교 전자공학과 학사
1989년 2월 : 연세대학교 전자공학과 석사
1999년 2월 : Georgia Tech. 전기 및 컴퓨터공학과 박사
1989년~2004년 : KT선임연구원
2004년~현재 : 연세대학교 전기전자공학부 부교수
<관심분야> 생체인식, 컴퓨터비전, 영상부호화

이 인 재 (Injae Lee)



1999년 2월 : 성균관대학교 전자공학과 학사
2001년 2월 : 성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학부 석사
2001년 1월~현재 : 한국전자통신연구원 선임연구원
<관심분야> 영상처리, 컴퓨터

비전, 감성기반 UI/UX