

실시간 아바타 표정 제어를 위한 SVM 기반 실시간 얼굴표정 인식

SVM Based Facial Expression Recognition for Expression Control of an Avatar in Real Time

신기한, Kihan Shin*, 전준철, Junchul Chun*, 민경필, Kyongpil Min**

* 경기 대학교 전자계산학과, ** (주)휴민텍

요약 얼굴표정 인식은 심리학 연구, 얼굴 애니메이션 합성, 로봇공학, HCI(Human Computer Interaction) 등 다양한 분야에서 중요성이 증가하고 있다. 얼굴표정은 사람의 감정 표현, 관심의 정도와 같은 사회적 상호작용에 있어서 중요한 정보를 제공한다. 얼굴표정 인식은 크게 정지영상을 이용한 방법과 동영상을 이용한 방법으로 나눌 수 있다. 정지영상을 이용할 경우에는 처리량이 적어 속도가 빠르다는 장점이 있지만 얼굴의 변화가 클 경우 매칭, 정합에 의한 인식이 어렵다는 단점이 있다. 동영상을 이용한 얼굴표정 인식 방법은 신경망, Optical Flow, HMM(Hidden Markov Models) 등의 방법을 이용하여 사용자의 표정 변화를 연속적으로 처리할 수 있어 실시간으로 컴퓨터와의 상호작용에 유용하다. 그러나 정지영상에 비해 처리량이 많고 학습이나 데이터베이스 구축을 위한 많은 데이터가 필요하다는 단점이 있다. 본 논문에서 제안하는 실시간 얼굴표정 인식 시스템은 얼굴영역 검출, 얼굴 특징 검출, 얼굴표정 분류, 아바타 제어의 네 가지 과정으로 구성된다. 웹캠을 통하여 입력된 얼굴영상에 대하여 정확한 얼굴영역을 검출하기 위하여 히스토그램 평활화와 참조 화이트(Reference White) 기법을 적용, HT 필터모델과 PCA(Principle Component Analysis) 변환을 이용하여 얼굴영역을 검출한다. 검출된 얼굴영역에서 얼굴의 기하학적 정보를 이용하여 얼굴의 특징요소의 후보영역을 결정하고 각 특징점들에 대한 템플릿 매칭과 에지를 검출하여 얼굴표정 인식에 필요한 특징을 추출한다. 각각의 검출된 특징점들에 대하여 Optical Flow 알고리즘을 적용한 움직임 정보로부터 특징 벡터를 획득한다. 이렇게 획득한 특징 벡터를 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 얼굴표정을 분류하였으며 추출된 얼굴의 특징에 의하여 인식된 얼굴표정을 아바타로 표현하였다.

핵심어: Facial Expression Recognition, Avatar, SVM, HCI

1. 서론

기존의 사람과 컴퓨터 사이의 인터페이스로는 마우스, 키보드 등과 같은 특정 장치만을 이용하여야 했다. 그러나 유비쿼터스 시대가 다가오면서 생활 주변 곳곳에 컴퓨터가 자리잡게 되면서 좀 더 편리하고 친숙한 인터페이스에 대한 연구가 진행되었다. 얼굴표정 인식은 음성 인식, 제스처 인식 등과 같이 편리한 상호작용을 하기 위한 정보로 활용될 수 있다. 얼굴표정 인식은 심리학 연구, 얼굴 애니메이션 합성, 로봇공학, HCI(Human Computer Interaction) 등 다양한 분야에 있어서 중요하게 연구되고 있는 분야이다.

최근에는 컴퓨터 기술과 영상처리의 기술의 발전으로 인하여 저렴한 비용으로 높은 컴퓨터의 계산 능력을 이용

본 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업의 일환으로 추진되고 있는 정보통신부의 유비쿼터스컴퓨팅및네트워크원천기반기술개발사업의 지원에 의한 것임

할 수 있기 때문에 얼굴표정에 대한 다양한 연구가 활발히 진행되고 있다. 또한 얼굴표정 인식을 위해서는 얼굴 검출, 얼굴추적, 얼굴인식과 같은 연구와의 관련성이 높기 때문에 더욱 중요하다고 할 수 있다.

얼굴표정 인식 연구는 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는 정지영상에 대하여 얼굴표정을 인식하는 방법이다. 정지영상을 이용할 경우 동영상에 비해 처리량이 적지만 얼굴의 변화가 클 경우 매칭이나 정합에 의한 인식이 힘들다는 단점이 있다. 두 번째는 동영상에서의 얼굴표정을 인식하는 방법으로 신경망, Optical Flow, HMM 등의 방법을 이용하여 사용자의 표정 변화를 연속적으로 처리할 수 있어 실시간으로 컴퓨터와의 상호작용에 유용하다. 그러나 정지영상에 비하여 처리량이 많으며 학습이나 데이터베이스 구축을 위한 많은 데이터를 필요로 한다는 단점이 있다.[1,2]

본 논문에서는 웹캠으로부터 입력된 얼굴영상에 대하여 전처리 과정을 통하여 개선된 영상에 PCA 변환을 이용하여 얼굴영역을 검출하고 얼굴표정 인식에 필요한 특

징 정보들을 추출한다. 이렇게 획득한 특징 정보들을 이용하여 특징 벡터를 구하여 SVM을 이용하여 얼굴표정을 분류한다. 또한 얼굴의 특징들을 아바타에 적용하여 인식된 얼굴을 표현하였다.

2. 관련연구

얼굴표정은 감정뿐만 아니라 마음의 상태, 사회적 상호작용 등의 다양한 정보를 포함하고 있다. 얼굴표정은 얼굴에 포함된 특징 요소들의 변위를 통하여 나타낼 수 있다. 전체적인 얼굴의 변형을 이용하는 방법은 얼굴표정 인식에 필요한 특징들을 추출할 필요 없이 변형에 따른 움직임 정보를 이용하는 방법으로 미세한 변화를 검출하여 인식할 수 있다. 부분적인 얼굴의 변형을 이용하는 방법은 눈, 눈썹, 입과 같은 얼굴의 특징들만을 이용하여 표정을 인식하는 방법이다.

Ekman과 Friesen은 사람의 감정을 인식하기 위하여 기쁨, 슬픔, 공포, 혐오, 놀람, 화남의 6가지 기본 감정을 제안하였다. 이러한 얼굴표정을 인식하기 위해서 얼굴 검출, 얼굴 특징 검출, 얼굴표정 분류의 세 단계로 구성된 얼굴표정 인식 시스템을 제안하였다.

체계적인 얼굴 근육의 움직임으로부터 얼굴표정과 연결시킨 Ekman과 Friesen이 제안한 FACS(Facial Action Coding System)는 3~5 레벨의 값을 가지는 44개의 액션 유닛(AUs)을 이용하여 표정을 나타낸다.

Suwa et al.은 연속된 영상으로부터 자동으로 얼굴표정을 분석하는 방법을 제안하였으며, Padgett et al.은 PCA와 신경망을 이용하여 6개의 기본 감정을 식별할 수 있는 자동 얼굴표정 인식 시스템을 제안하였다. Lanitis et al.은 AAM(Active Appearance Models)을 이용한 얼굴 영상을 해석하는 방법을 제안하였고, Mase와 Pentland는 Region-based Dense Optical Flow를 이용하여 44개의 얼굴 근육들 중 12개의 근육의 움직임을 검출하는 방법을 제안하였다.

표정 기반의 얼굴표정 인식 시스템으로는 Padgett et al.가 제안한 PCA를 통해 획득된 고유벡터와 신경망을 이용하여 6개의 기본 감정을 식별할 수 있는 자동 얼굴표정 해석 시스템이 있다. Lyons et al.은 Gabor Wavelet 기반의 얼굴표정 분석 Framework를 제안하였다.

움직임 기반의 얼굴표정 인식 시스템은 Black와 Yacoob이 제안한 입, 눈, 눈썹의 특징들의 움직임을 획득하여 얼굴표정을 인식하는 방법을 제안하였고, Essa와 Pentland는 자동으로 얼굴을 검출하고 특징을 분석하는 컴퓨터 비전 시스템을 개발하였다.

얼굴표정 인식에 적용되는 알고리즘의 조합을 통해 표정을 식별하는 하이브리드 방법으로는 Bartlett et al.이 개발한 Optical Flow와 PCA, 신경망을 결합한 Holistic Difference-Image Motion Extraction System과 Lien et al.이 제안한 Spatio-Temporal Framework와 HMM을 조합하여 얼굴표정을 인식하는 방법을 제안하였다.[3]

3. 본론

본 논문에서 제안하는 얼굴표정 인식 시스템의 구조는 그림 1과 같다. 웹캠으로부터 입력된 영상에 대하여 히스토그램 평활화와 참조 화이트를 적용하여 영상을 개선시키고, HT 컬러모델과 PCA를 이용하여 얼굴영역을 획득한다. 얼굴에 존재하는 눈썹, 눈, 입의 특징점들의 기하학적 위치를 고려하여 후보영역을 정하게 되고, 각 영역에 대하여 템플릿 매칭과 Canny 에지를 이용하여 최종적인 특징점들을 획득할 수 있다. 매 프레임에서의 각 특징점들의 위치를 Optical Flow를 이용하여 추적하게 되고 이러한 특징벡터들은 SVM을 이용하여 표정인식을 수행한다.

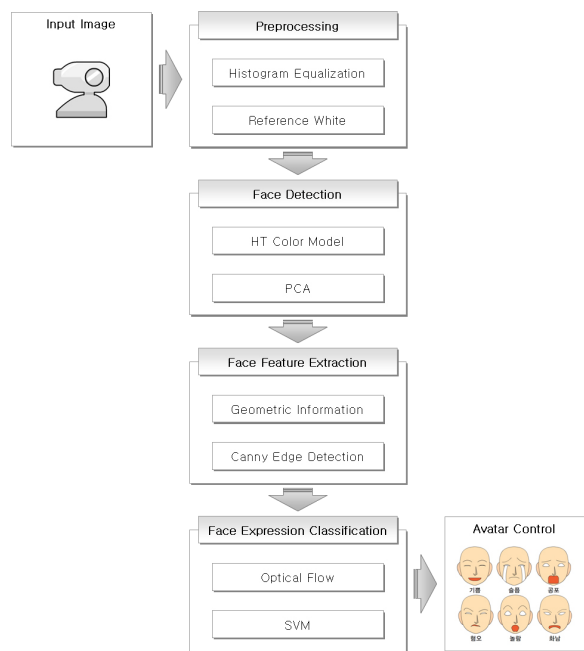


그림 1 시스템 구조

3.1 전처리 과정

입력된 영상으로부터의 정확한 얼굴 검출을 위하여 히스토그램 평활화와 참조 화이트를 적용하여 영상을 개선시킨다. 히스토그램 평활화는 영상에서의 밝기값 분포가 비균일하게 분포된 영상에 대하여 균일하게 재분포시켜 영상의 시각적 품질을 향상시키는 방법이다. 원영상의 히스토그램을 구한 후 히스토그램의 누적합을 계산하고 이를 전체 픽셀의 개수로 나누어 값을 정규화시킨다. 이 값에 밝기값의 최대값을 곱하여 새로운 값을 획득하여 변환한다.

참조 화이트는 지나친 조명으로 인한 색상의 왜곡되었을 경우 조명의 노출을 줄여 원색상에 가깝게 보정하는 방법으로 RGB 컬러모델 값을 $YCbCr$ 컬러모델의 Y(Luminance)값으로 변환한다.

$$Y = 0.30R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

전체 영상에 대한 픽셀의 Y값 중 가장 큰 값을 Y_{max} 라고 하며, 전체 영상에서의 상위 5%의 Y_{max} 를 화이트라고 부른다. 영상의 픽셀값들을 참조 화이트 영역에 들어있는 픽셀값의 평균을 계산하여 구한다.

$$\begin{aligned} R \text{ ratio} &= \frac{R \text{ max}}{R \text{ mean}}, \\ G \text{ ratio} &= \frac{G \text{ max}}{G \text{ mean}}, \\ B \text{ ratio} &= \frac{B \text{ max}}{B \text{ mean}} \end{aligned} \quad (2)$$

위의 식에 의하여 각각의 컬러모델의 성분에 대한 비율값을 원영상의 픽셀값에 곱하여 새로운 값을 획득하여 평활화하여 영상을 개선시킨다.

3.2 얼굴 및 특징점 검출

전처리 과정을 통해 개선된 영상으로부터 PCA 변환을 이용하여 얼굴영역을 검출한다. 최종적으로 검출된 얼굴영역으로부터 눈썹, 눈, 입의 얼굴 특징 정보를 획득하기 위하여 각 특징요소들의 기하학적 정보와 템플릿 매칭을 통하여 검출하고, Canny 에지를 이용하여 정확한 얼굴 특징점들을 검출한다.

3.2.1 얼굴 검출

입력영상으로부터 얼굴 후보영역을 검출하기 위하여 RGB 컬러모델을 아래의 식을 이용하여 H(Hue)값과 T(Tint)값을 획득한다.

$$\begin{aligned} H &= \cos^{-1} \frac{0.5 \times [(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B) \times (G-B)}} \\ T &= \begin{cases} \arctan(r'/g')/2\pi + 1/4 & g > 0 \\ \arctan(r'/g')/2\pi + 3/4 & g < 0 \\ 0 & g = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

그림 2는 일반 영상에 대한 HT 컬러모델의 분포도와 얼굴 후보영역의 분포도를 나타낸다. 식 3에 의하여 획득한 H값과 T값으로부터 식 4의 임계치를 이용해 얼굴 후보영역을 구할 수 있다.

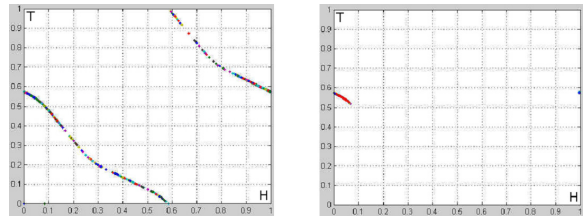


그림 2 일반영상(좌)과 피부색 영상(우)의 HT 컬러모델 분포도

$$\begin{aligned} 0.031481428531934 \leq H \leq 0.42766908249761 \\ 0.57028156990347 \leq T \leq 0.51669163467684 \end{aligned} \quad (4)$$

검출된 후보영역에 대하여 정확한 얼굴인지를 판별하기 위하여 PCA를 이용한다. PCA는 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 변환하는 방법이다. 영상의 차원을 감소하기 위하여 주요 특징 성분들을 제외한 나머지 부분들을 생략할 수 있다.

주어진 얼굴영상의 훈련데이터와 각 영상의 차 벡터로 구성된 공분산 행렬의 고유벡터를 고유공간에 투영시킨 영상이 고유얼굴이고, 이 고유값에 대응되는 고유벡터일 수록 얼굴의 유사성이 높다는 것을 알 수 있다. $N \times N$ 의 2차원 얼굴영상에 대하여 $N^2 \times 1$ 인 얼굴벡터와 M 개의 얼굴벡터 $(\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M)$ 에 대한 평균영상 벡터는 아래의 식과 같다.

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \Gamma_k \quad (5)$$

여기서 ψ 는 $N^2 \times 1$ 벡터인 평균영상이고, Γ_k 는 훈련영상이며 M 은 훈련영상의 개수이다. 각각의 훈련영상 벡터에 대한 평균영상과의 차 영상을 계산하고 이에 대한 공분산 행렬을 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi_i \phi_i^T = AA^T \quad (6)$$

위의 식에서 M 개의 고유값 λ_i 와 그에 대응하는 고유벡터 u_i 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$Cu_i = \lambda_i u_i \quad (7)$$

얼굴영상 Γ_i 를 얼굴공간상에 투영했을 때 전체 고유얼굴 u_i^T 에 대한 얼굴영상의 특징 벡터는 다음과 같다.

$$w_{ik} = u_k^T (\Gamma_i - \psi) \quad (k=1,2,\dots,M) \quad (8)$$

전체영상의 특징 벡터 $\Omega_i^T = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iM}]$ 는 훈련 영상에 대한 고유얼굴공간상의 위치를 나타낸다. 그림 3 은 HT 컬러모델과 PCA를 이용하여 얼굴영역을 검출한 결과이다.[4,5]

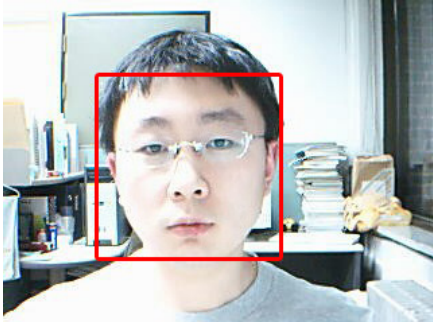


그림 3 HT 컬러모델과 PCA를 이용한 최종 얼굴영역 검출

3.2.2 얼굴 특징점 검출

검출된 얼굴영역에 대하여 얼굴표정 분류를 위한 눈썹, 눈, 입의 기하학적 정보를 이용하여 특징점의 후보영역을 획득한다. 아래의 그림과 같이 얼굴 특징점이 존재하는 후보영역을 설정한다.



그림 4 기하학적 정보를 이용한 얼굴 특징점 후보영역 설정

얼굴의 2/3 지점에는 눈썹과 눈이 존재하고, 나머지 1/3지점에는 입이 존재한다. 이와 같이 얼굴 특징점의 후보영역을 설정하여 탐색할 공간을 최적화한다. 각 후보영역에 대하여 그림 5, 6과 같이 눈썹과 눈 영역을 포함하는 템플릿과 입 영역의 템플릿을 적용하여 검출한다. 그림 4에 의하여 검출된 영역을 세로로 분할하여 눈썹과 눈 영역을 획득할 수 있다.[6]



그림 5 눈썹과 눈영역 템플릿



그림 6 입영역 템플릿

검출된 영역에 대하여 Canny 에지를 검출한다. Canny 에지 방법은 한 픽셀에 대한 밝기값의 변화가 가장 큰 방향에 있는 주변 픽셀과 비교하여 이웃 화소들의 기울기값보다 클 경우 에지로 분류하는 방법이다. 일반적인 Canny 에지는 다음과 같은 순서에 의하여 검출된다.

표 1 Canny 에지 검출 알고리즘

1. 적절한 가우시안 필터를 영상에 적용하여 영상의 평활화 수행
2. 각 픽셀에 대한 변이의 크기와 방향 결정
3. 임의의 픽셀 변이 크기가 변이 방향에 있는 두 개의 이웃 픽셀값보다 크다면 그 픽셀을 에지로 표시하고 그렇지 않으면 배경으로 표시
4. Hysteresis(Lag/Momentum Factor) 임계치를 이용하여 불필요한 윤곽선 제거

그림 7에서와 같이 템플릿 매칭에 의하여 검출된 영역에 대하여 Canny를 검출하여 정확한 눈썹, 눈, 입의 영역을 획득한다.

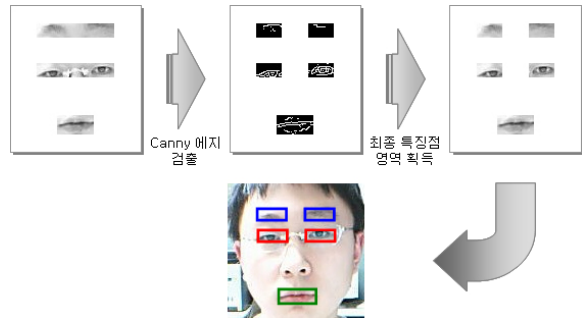


그림 7 Canny 에지 검출을 통한 특징점 영역 획득

3.3 얼굴 특징점 분류

각각의 검출된 특징들의 변위인 특징벡터를 얼굴표정 인식에 적용한다. Optical Flow 알고리즘을 적용하여 각각의 특징들의 움직임 정보로부터 얼굴표정 정보를 나타내는 특징 벡터를 획득한다. Optical Flow는 연속적인 두 영상에서 밝기 패턴의 움직임을 추정하는 방법이다. 다양한 Optical Flow 방법이 존재하는데 그 중에서 Lucas-Kanade 방법이 잡음에 강한 특징을 가진다. 식 9는 Optical Flow의 기본 공식을 나타낸다.

$$I(x, t) = I(x + u, t + dt) \quad (9)$$

식 9에서 I 는 밝기값, x 는 픽셀의 위치, u 는 픽셀의 변화량, t 는 시간을 나타낸다. 테일러 급수 확장에 의하여 I 를 아래의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$I(x + u, t + dt) = I(x, t) + \nabla I \cdot u + \frac{\partial I}{\partial t} \cdot dt \quad (10)$$

식 10에서 ∇I 는 공간상의 이미지 변화량을 나타낸다.

식 9와 10을 통해 Optical Flow 제약 공식을 유도할 수 있다.

$$\nabla I \cdot u + \frac{\partial I}{\partial t} \cdot dt = 0 \quad (11)$$

Lucas-Kanade 알고리즘은 해당 윈도우 W 에서 식 11의 좌변 값을 최소화하는 것이다.

$$\sum_{x \in W} w^2(x) (\nabla I \cdot u + \frac{\partial I}{\partial t} \cdot dt) \quad (12)$$

$\omega: W \rightarrow R$ 는 가우시언 가중치 함수이다. 이와 같이 Lucas-Kanade 알고리즘을 적용한 Optical Flow를 이용하여 얼굴의 각 특징점에 대한 위치를 추적하게 된다. 아래의 그림은 Optical Flow를 이용하여 얼굴의 특징점들을 추적한 결과이다.

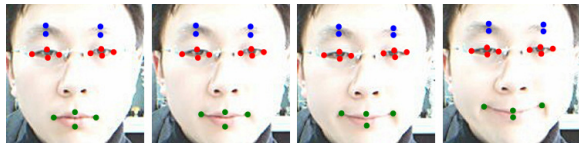


그림 8 Optical Flow를 이용한 얼굴의 특징점 추적

이렇게 획득된 특징 벡터로부터 Vapnik이 제안한 SVM을 이용하여 얼굴표정을 분류한다. SVM은 일반적인 신경망과 달리 선형 부등 조건을 가진 Quadratic Programming 문제를 해결함으로써 얻어진다. 또한 신경망을 포함하여 통계적인 패턴인식 방법 등 전통적인 기법들은 학습 데이터의 수행도를 최적화하기 위한 경험적 위험 최소화(Empirical Risk Minimization) 방법에 기반하는 것에 반하여, SVM은 고정되어 있지만 알려지지 않은 확률 분포를 갖는 데이터에 대해 잘못 분류할 확률을 최소화하는 구조적 위험 최소화(Structural Risk Minimization)방법에 기반하고 있다.

SVM은 주어진 데이터 $S = ((x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l))$ 를 $y_i \in \{-1, 1\}$ 의 두 클래스로 선형 분리하는 Hyperplane을 구하는 것이다. 그러나 주어진 데이터를 선형 분리하는 직선으로 표현되는 선형 분류 함수는 그림 9와 같이 무수히 많이 존재한다. 최대 여백 분류의 목표는 그림 10과 같이 Support Vector의 거리가 최대가 되는 Hyperplane에 의해 분리되는 것이다.

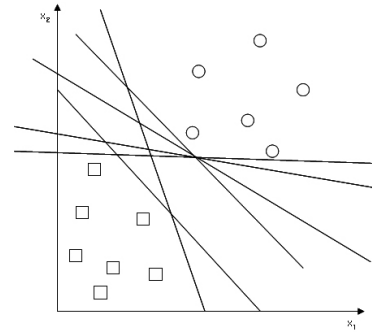


그림 9 데이터를 나누는 여러 가지 선형 분류 함수

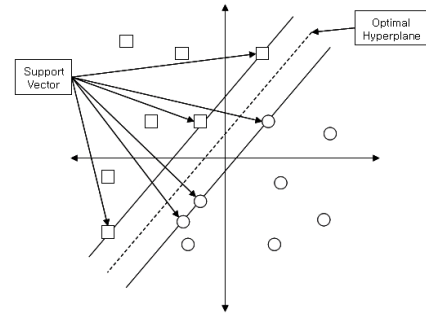


그림 10 선형 분리 가능한 Optimal Hyperplane

이러한 Hyperplane을 Optimal Hyperplane이라고 하며 아래의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i^T \cdot x) + b \quad (13)$$

여기서 n 은 Support Vector의 개수이고 x_i^T 는 Support Vector, K 는 Kernel 함수를 나타낸다. 일반적인 패턴 분류에서 접할 수 있는 데이터는 선형 분류가 되지 않는 경우가 대부분이다. Kernel 함수는 입력 벡터를 고차원의 특징 벡터로 변환한 후 내적을 구하는 과정을 대체한 함수이다. 표 2와 같은 Kernel 함수들이 사용된다.

표 2 SVM Kernel 함수

Kernel 함수	식
Polynomial(Homogeneous)	$(x \cdot x')^d$
Polynomial(Inhomogeneous)	$(x \cdot x' + 1)^d$
Radial Basis Function	$\exp(-\gamma \ x - x'\ ^2)$
Gaussian Radial Basis Function	$\exp(-\ x - x'\ ^2 / 2\sigma^2)$
Sigmoid	$\tanh(\kappa x \cdot x' + c)$

SVM은 이진 패턴 분류를 위한 알고리즘이므로 여러 개의 얼굴표정과 같은 다중 클래스에 대해 적용하기 위해서 여러 개의 SVM을 조합하여 분류해야 한다. 이를 위해서는 일반적으로 두 가지 방법이 있는데 첫 번째 방법은

각 클래스에 대하여 각각의 SVM을 수행하고 출력값이 가장 큰 클래스에 속한다고 분류하는 것이다. 두 번째 방법은 $N(N-1)/2$ 개의 조합에 대한 SVM을 학습시켜 출력값의 합이 $N-1$ 인 클래스로 할당하는 방법이다.[7,8,9]

3.5 실험결과

본 논문에서는 가우시안 RBF Kernel 함수를 이용하여 얼굴표정 분류를 수행하였다. 또한 분류된 표정정보를 이용하여 아래의 그림과 같이 기쁨, 슬픔, 공포, 혐오, 놀람, 화남의 6가지 기본 감정을 나타내는 아바타의 얼굴표정을 표현하였다.

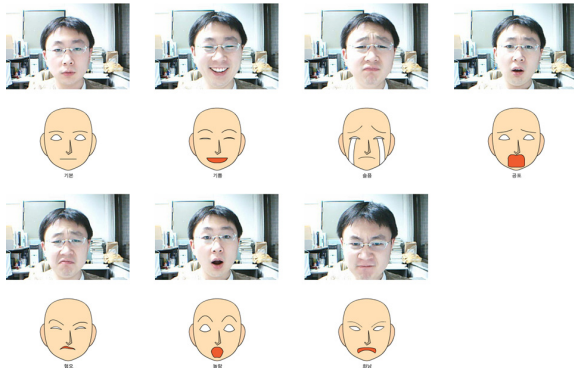


그림 11 표정정보를 이용한 아바타 제어(기본, 기쁨, 슬픔, 공포, 혐오, 놀람, 화남)

4. 결론

본 논문에서는 웹캠으로부터 입력된 영상에 대하여 히스토그램 평활화와 참조 화이트의 전처리 과정을 통해 영상을 개선시킨 후, HT 컬러모델과 PCA 변환을 이용하여 얼굴영역을 검출하였다. 검출된 얼굴영역에서 얼굴 특징점들의 기하학적 정보를 이용해 얼굴영역을 나누고, 각 영역에 대하여 템플릿 매칭을 통해 특징영역을 검출하였다. 정확한 특징점들을 얻기 위하여 에지 정보를 이용하여 획득한 특징점들의 변위를 Optical Flow를 이용하여 특징 벡터들을 추출하였고 이를 SVM에 적용하여 얼굴표정을 분류하였다. 또한, 인식된 얼굴표정을 2차원 아바타에 적용하여 표현하였다.

정확한 얼굴표정 분류를 위해서는 우선 얼굴 특징정보들의 정확한 획득이 필요로 하다. 향후 연구에서는 주변의 조명, 사람의 자세에 강인한 얼굴 및 특징점 검출 방법 뿐만 아니라 나이, 성별, 인종 등의 다양한 특성을 고려한 정확한 얼굴표정 인식 방법에 대한 연구가 필요하다. 얼굴영상정보만을 이용하는 것에서 음성과 같은 사용자의 감정을 알 수 있는 다른 정보들과의 조합을 통한 방법에 대한 연구가 필요하다. 또한 3차원 얼굴 모델을 사용자의 얼굴형태와 유사하게 변형시킨 후 사용자의 표정을 표현하도록 할 것이다.

참고문헌

- [1] B. Fasel, et al., "Automatic Facial Expression Analysis: A Survey", Pattern Recognition, 36, pp 259~275, 2002.
- [2] Philipp Michel, Rana El Kaliouby, "Real Time Facial Expression Recognition in Video using Support Vector Machines", ICMI 2003: 258~264, 2003.
- [3] Y. Zhu, L. C. De Silva, C. C. Ko, "Using Moment Invariants and HMM in Facial Expression Recognition", Pattern Recognition Letters Archive Volume 23, 83~91, 2002.
- [4] Lindsay I Smith, "A Tutorial on Principal Components Analysis", Cornell University, 2002
- [5] Y. Zhu, L. C. De Silva, C. C. Ko, "A Solution for Facial Expression Representation, and Recognition", Signal Processing : Image Communication 17, 657~673, 2002.
- [6] Haizhou Ai, Luhong Liang, Guangyou Xu, "Face Detection based on Template Matching and Support Vector Machines", In Proceedings of International Conference on Image Processing, 1006~1009, 2001.
- [7] K. Jonsson, J. Matas, J. Kittler, Y. P. Li, "Learning Support Vectors for Face Verification and Recognition", Proc. of 4th IEEE Intern. Conf. on AFGAGF'00, 208~213, 2000.
- [8] Steve R. Gunn, "Support Vector Machines for Classification and Regression", Technical Report Faculty of Engineering, Science and Mathematics School of Electronics and Computer Science, 1998.
- [9] Guodong Guo, Stan Z. Li, Kapluk Chan, "Face Recognition by Support Vector Machines", Proc. IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 196~201, 2000.