

ASM-LK Optical Flow 기반 최적 얼굴정서 특징분석 기법

Optimal Facial Emotion Feature Analysis Method based on ASM-LK Optical Flow

고광은 · 박승민 · 박준형 · 심귀보*

Kwang-Eun Ko, Seung-Min Park, Junheong Park and Kwee-Bo Sim*

중앙대학교 전자전기공학부

요 약

얼굴영상에서 나타나는 정서특징을 분석하기 위하여 본 논문에서는 Active Shape Model (ASM)과 Lucas-Kanade (LK) optical flow 기법을 기반으로 하는 특징검출 및 분석방법을 제안한다. Facial Action Coding System에 근거하여 묘사된 정서적 특징을 고려하여, 특징이 분포하는 영역에 위치한 다수의 landmark로 shape 모델을 구성하고 모델에서 각 Landmark를 중심으로 하는 움직임 벡터 윈도우 내부의 픽셀에 대한 LK 기법을 통해 optical flow 벡터를 추출한다. 추출된 움직임 벡터의 방향성 조합에 근거하여 얼굴정서특징을 shape 모델로 표현할 수 있으며, 베이저안 분류기라는 확률 기반 추론기법을 기반으로 정서적 상태에 대한 추정할 수 있다. 또한, 정서특징분석과정의 연산 효율성과 정확성 향상을 도모하기 위하여 common spatial pattern (CSP) 분석기법을 적용하여 정서상태 별로 상관성이 높은 특징만으로 구성된 최적 정서특징을 추출한다.

키워드 : Active Shape Model, Lucas-Kanade Optical Flow, Facial Action Coding System, Common Spatial Pattern

Abstract

In this paper, we propose an Active Shape Model (ASM) and Lucas-Kanade (LK) optical flow-based feature extraction and analysis method for analyzing the emotional features from facial images. Considering the facial emotion feature regions are described by Facial Action Coding System, we construct the feature-related shape models based on the combination of landmarks and extract the LK optical flow vectors at each landmarks based on the centre pixels of motion vector window. The facial emotion features are modelled by the combination of the optical flow vectors and the emotional states of facial image can be estimated by the probabilistic estimation technique, such as Bayesian classifier. Also, we extract the optimal emotional features that are considered the high correlation between feature points and emotional states by using common spatial pattern (CSP) analysis in order to improve the operational efficiency and accuracy of emotional feature extraction process.

Key Words : Active Shape Model, Lucas-Kanade Optical Flow, Facial Action Coding System, Common Spatial Pattern

1. 서 론

패턴인식분야에서 목표객체를 포함하는 특징만을 얻기 위한 처리과정 및 방법에 대한 연구는 급속도로 발전해왔다. 그 중에서도 영상처리를 기반으로 하는 객체인식 시스템은 이러한 특징검출의 결과에 특히 민감한 특성을 보인다. 일반적으로 영상처리에서의 도메인 특성에 따라 특징검출은 선형/비선형 분리, 특징 간의 상관성 등을 고려한다. 이를 위해 수행된 여러 선행연구들은 보다 정확한 특징검출을 위해 객체추적, 객체영상분할, 특징 값 추출, 특징차원축

소에 대한 연구를 진행해왔다. 이 중에서도 영상분할(image segmentation)은 특징검출에 관련된 도메인에 독립적인 전처리(preprocessing) 과정으로서 목표객체에 대한 인식, 분석, 시각화를 목적으로 하는 시스템에 있어 필수적인 처리과정이다. 영상분할은 특징검출결과의 정확도를 비롯한 시스템 전체 성능에 커다란 영향을 끼친다. 기존의 영상분할 기법은 활용 특징형태에 따라 경계 기반, 영역 기반 방법으로 구분할 수 있다 [1]. 입력영상에서 불연속 픽셀 간의 관계를 검출할 경우 경계 기반 기법을 적용하고, 특징 값 간 상관성을 계산할 경우, 영역 기반 기법을 적용한다. 최근 몇 년간의 연구를 통해 이러한 여러 기법들 중에서 모델 기반 영상분할기법이 주목받고 있다. 모델 기반 기법은 객체영역의 초기 특징모델을 설정하고, 이를 중심으로 반복적인 통계적, 기하학적 학습 알고리즘을 이용하여 학습 데이터에 대한 객체학습모델을 생성한 후, 학습모델과 그 변형(variation)을 기반으로 영상에서의 객체 영역을 분할한다. 학습된 특징모델은 입력영상에 대한 임의의 손실/미상

접수일자 : 2011년 7월 13일

완료일자 : 2011년 8월 10일

* 교신 저자

본 논문은 한국연구재단 중견연구지원사업(No. 2010-0027617)에서 지원하여 연구하였습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

(missing/unknown) 특징 값이 발생할 경우에도 그에 근사한 경계의 학습 모델을 통해 보상할 수 있다는 장점이 있다 [3]. 모델 기반 기법의 대표 사례 중 하나인 PDM (Point Distribution Model)은 특징 점의 분포를 기반으로 shape 모델을 생성하고, 생성된 모델의 shape를 변화시켜 영상으로부터 분할하려는 특징영역을 표현하는 새로운 shape를 구성할 수 있다 [4]. 또한, PDM은 ASM (Active Shape Model), AAM (Active Appearance Model) 등의 가변적 (deformable) 특성 모델 기법의 기초를 구축하였다 [5][6].

본 논문에서는 얼굴 객체에서 정서적 특징을 포함하는 영역검출 및 분석을 위하여 모델 기반 영상분할기법 중의 하나인 ASM을 활용하고자 한다. ASM은 사전에 정의된 초기 shape 값과 학습된 모델에 근거하여 입력 데이터의 가변성에 유동적으로 적용 가능한 특성을 보이고 있다 [7]. 그러나 Facial Action Coding System (FACS)에 따르면 얼굴영상에서 나타나는 정서적 표현은 정지영상에서 나타나는 특징영역의 분포와 함께 시간에 따른 동적영역 변화 특성이 있다 [15]. 이는 기존의 ASM을 통한 특징영역 분할은 실제적 조건에서 그 활용도가 떨어짐을 의미한다. 이를 보완하기 위하여 본 논문에서는 Lucas-Kanade (LK) optical flow 기법을 ASM에 적용함으로써 얼굴 특징영역의 동적변화에 대응하는 정서 특징영역의 분할과 분석을 시행하였다. 일반적으로 LK optical flow는 gradient 기반 기법의 일종으로서 다양한 응용연구가 시도되어왔으며, 얼굴영상에서 시간에 따라 동적으로 변화하는 기하학적 파라미터 추정에 있어 좋은 성능을 나타낸다 [8]. 또한, ASM-LK optical flow를 기반으로 검출된 고차원의 특징 데이터는 Common Spatial Pattern (CSP) 분석을 활용함으로써, 정서상태에 대한 최적의 특징만을 추출하고 영상분할과정에서의 연산 효율 향상을 도모하였다.

다음 장에서는 얼굴영상을 기반으로 정서적 특징영역의 검출을 목표로 하는 선행연구들과 관련 방법론에 대하여 논한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 정서특징검출 및 최적화 기법에 대한 상세 방법론을 서술하고 실험적 개요에 대한 설명을 통해 제안 기법의 타당성을 주장한다. 4장에서는 제안 기법의 실험적 분석을 수행하여 그 성능을 검증하고, 5장에서 결론과 함께 추후 도모할 수 있는 연구과제에 대하여 논한다.

2. 관련 연구

2.1 선학습 (prior-training) 기법

기존의 연구들이 얼굴 영상에서 정서적 특징의 탐색을 위해 선학습(prior-training) 기법을 이용하였다. 선 학습 과정에서 학습 영상 DB를 기반으로 객체의 특징을 결정하고, 새로운 입력 영상에 대하여 기존에 학습된 특징을 탐색하는 문제의 핵심이다. 일반적으로는 실 환경에서 구현하기에 까다로운 문제로 정서 특징 정보가 많이 내포되어 있는 영역을 눈, 눈썹, 눈꺼풀, 입 등으로 지정하여 정서정보를 정의, 검출해왔다 [13][14].

2.2 Active Shape Model

본 논문에서는 이러한 선 학습 기반 방법을 기반으로 하여 정밀한 특징 영역 검출을 위한 모델 기반 영상분할 기법인 ASM을 활용하였다. 객체의 shape를 모델링하는 과정에서 활용되는 통계적 기반 방법으로, 특정 객체의 클래스 유

효성을 모델링하여 객체추적에 활용 가능하다는 장점이 있다 [15][16]. 일반적으로 ASM은 학습 집합으로부터 통계적 특성을 기반으로 shape 정보를 파라미터화 함으로써 목표 객체를 표현하는데, texture 정보를 함께 고려하는 AAM에 비하여 외란 등에 민감하지만, 상대적인 연산량의 감소로 인하여 보다 효율적이다. ASM에서 객체 표현을 위하여 사용하는 shape는 선 학습된 영상에서의 landmark 집합에 의해 결정되는데, PDM의 규칙에 따라 각 landmark의 위치를 결정한다. 식 (1)은 shape \mathbf{s} 를 표현하기 위한 n 개의 landmark (x, y) 의 집합을 나타낸다.

$$\mathbf{s} = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n]^T \quad (1)$$

각 학습 이미지에서 식 (1)과 같이 구성된 shape를 기반으로 훈련집합을 생성하고, 이를 통해 유효한 shape 생성을 위하여 영상정렬 (alignment) 알고리즘인 Procrustes 알고리즘과 주성분 분석법의 전 처리를 통해 식 (2)의 파라미터로 구성할 수 있다 [16].

$$\mathbf{s}_i \cong \bar{\mathbf{s}} + \Phi \mathbf{b}_i \quad (2)$$

$\bar{\mathbf{s}}$: mean shape, Φ : eigenvectors, \mathbf{b}_i : shape parameters

입력영상의 landmark와 shape 모델을 조합할 때, shape 파라미터의 범위는 $\pm m\sqrt{\lambda_i}$ (λ_i : \mathbf{s} 의 훈련집합 공분산행렬에 대한 eigenvalue, $2 < m < 3$) 이내여야 하며, 식 (2)에 의해 표현 가능한 훈련집합의 분산 비율 f_v 가 90~99.5%까지의 범위 내에 위치하도록 t 를 선택해야 한다. 이러한 t 를 mode의 개수라 하며, $\sum_{i=1}^t f_i \geq f_v \sum_{i=1}^{2n} \lambda_i$ 에서의 주어진 λ_i 와 목표하는 f_v 에 의해 좌변의 값을 최소화 하는 범위로 t 를 결정한다. 그림 1은 연속된 표정을 표현하는 shape 모델을 구축한 예시를 나타내고 있다.



그림 1. 동적 얼굴영상 기반 표정 ASM 예시.

Fig. 1. Example of the ASM of facial expressions based on dynamic facial images

2.3 Lucas-Kanade Optical Flow

본 논문에서 사용되는 얼굴영상은 정지영상 기반의 데이터가 아닌 그림 1과 같이 동적인 연속프레임 기반의 움직임 데이터를 기반으로 한다. 이러한 데이터를 통해 특징 검출을 하기 위해서는 시간에 따라 동적으로 변화하는 특징점

위치 변화에 대하여 파라미터화 된 정보를 생성할 필요가 있다. 시간적으로 연속되어 다중 프레임으로 구성된 영상을 가정하고 추출하고자 하는 특징 점을 앞 절에서 설명한 ASM의 landmark로 정의하였다. 임의의 시점 t 에서의 프레임을 \mathbf{I}_t 라고 한다면, optical flow는 \mathbf{I}_t 와 \mathbf{I}_{t+1} 에 존재하는 특징 점간의 움직임 벡터를 정의한 결과이다 [8].

인접 프레임 간의 임의의 픽셀 $p_i=(x_i, y_i)$ 의 움직임은 p_i 에 인접한 매우 작은 크기의 상수로 근사한다. \mathbf{I}_t 에서의 한 landmark를 $[x_i^t, y_i^t]^T$ 로 가정한다면, 연속프레임일 경우 \mathbf{I}_{t+1} 의 동일 위치 landmark는 $[x_i^{t+\delta_x}, y_i^{t+\delta_y}]^T$ 로 볼 수 있으며, optical flow는 아래의 식 (3)을 최소화 하는 δ_x, δ_y 에 의한 파라미터로 표현할 수 있다.

$$\epsilon(\delta_x, \delta_y) = \sum_{x=x_i^t-w_x}^{x_i^t+w_x} \sum_{y=y_i^t-w_y}^{y_i^t+w_y} (\mathbf{I}_1(x, y) - \mathbf{I}_2(x+\delta_x, y+\delta_y)) \quad (3)$$

w_x, w_y 는 LK optical flow 적용되는 mask window의 x, y 값을 의미한다. 위 설명을 토대로 본 논문에서 사용하고자 하는 LK optical flow를 아래의 파라미터로 구성된 식 $\mathbf{A}\mathbf{v}=\mathbf{b}$ 로 표현할 수 있다.

- a) $\mathbf{A}=[\mathbf{I}_x(p_1), \mathbf{I}_y(p_1); \dots; \mathbf{I}_x(p_n), \mathbf{I}_y(p_n)]^T$
- b) $\mathbf{v}=[V_x, V_y]^T$
- c) $\mathbf{b}=[\mathbf{I}_t(p_1), \mathbf{I}_t(p_2), \dots, \mathbf{I}_t(p_n)]^T$

$\mathbf{I}_x(p_i), \mathbf{I}_y(p_i), \mathbf{I}_t(p_i)$ 는 영상프레임 \mathbf{I} 를 x, y, t 에 따라 편미분한 값을 의미한다. 위의 파라미터 중 optical flow \mathbf{v}_i 는 다음의 (4)와 같이 계산할 수 있다 [5].

$$\mathbf{v}_i = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_x(p_i) \mathbf{I}_x(p_i) & \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_x(p_i) \mathbf{I}_y(p_i) \\ \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_y(p_i) \mathbf{I}_x(p_i) & \sum_{i=1}^n \mathbf{I}_y(p_i) \mathbf{I}_y(p_i) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^n \mathbf{I}_x(p_i) \mathbf{I}_t(p_i) \\ -\sum_{i=1}^n \mathbf{I}_y(p_i) \mathbf{I}_t(p_i) \end{bmatrix} \quad (4)$$

이러한 LK optical flow 기법에 의하여 연속 얼굴순차영상에서의 optical flow 추정결과를 그림 2에 도시하였다.

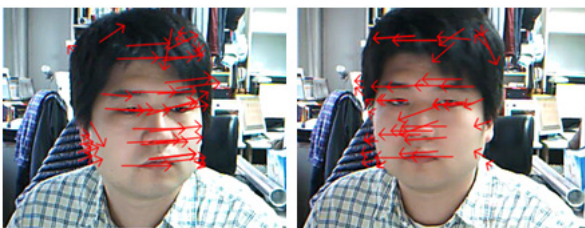


그림 2. 연속 얼굴순차영상 기반 LK optical flow 예시
Fig. 2. Example of facial image sequence based LK optical flow

본 논문에서는 정서 특징 검출을 위한 ASM과 LK optical flow 기법을 융합하여 연속된 입력 영상에서의 특징을 분석하기 위한 기법을 제안하였다.

2.4 Common Spatial Pattern 분석

EEG나 음성 어쿠스틱 (Acoustic) 신호와 같은 다중채널 데이터로부터 최적의 특징을 추출하기 위하여 common spatial pattern (CSP) 분석연구가 수행한 바 있다 [20]. CSP 분석과정은 사상(projection) 행렬을 통해 수행되는 선

형변환과정이다. 그림 3의 CSP 분석을 통해 입력의 다중채널 정보에 의한 다차원의 공간을 저차원 부분공간으로 사영하여 최적특징만을 검출할 수 있다.

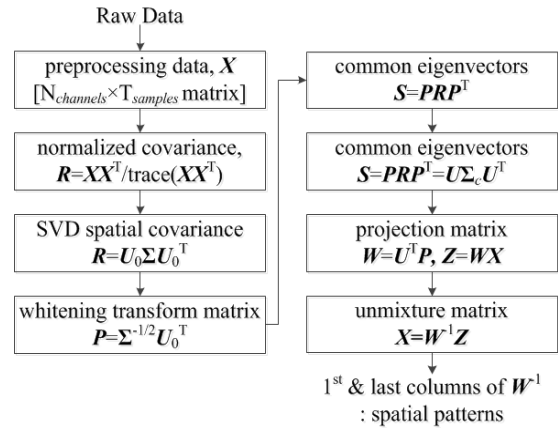


그림 3. Common Spatial Pattern 분석알고리즘
Fig. 3. Common Spatial Pattern Analysis Algorithm

CSP 분석은 다중채널구성으로 인한 고차원의 특징을 저차원으로 축소하는 목적으로 활용가능하며, 그 결과는 분석과정의 입력으로 주어진 데이터에 대한 unmixture 행렬의 첫 번째와 마지막 열로서 표현되며, 이 결과는 공간패턴 (spatial pattern) 특성을 나타내고 있다. 공간패턴 특성정보와 다중채널정보의 조합을 통해 해당 도메인정보와 가장 밀접한 상관성을 보이는 채널만을 검출할 수 있다.

3. ASM-LK Optical Flow 기반 최적 얼굴정서 검출 기법

3.1 Facial Action Coding System 기반 정서특징 해석

Facial Action Coding System (FACS)은 얼굴영상에서 나타나는 정서적 특징을 얼굴 근육의 해부학적 정보를 기반으로 표현하기 위하여 심리학에서 주로 활용하는 분석 매뉴얼 프로그램으로서, Ekman에 의해 처음 제안되었다 [15]. FACS를 근거로 정서를 표현하는 안면근육의 움직임을 44개의 Action Unit으로 구하고하고, 이를 Facial Action Unit (FAU)으로 정의하였다. 일반적인 얼굴표정은 단일 FAU나 FAU들 간의 규격화된 조합을 기반으로 표현할 수 있다. 본 논문에서 활용하는 정서상태와 관련되어 있는 FAU들은 아래의 표 1의 FAU 해석을 기반으로 정의한다.

표 1. Facial Action Unit 해석 [15]

Table 1. Facial Action Unit and their description [15]

AU ₁	AU ₂	AU ₄	AU ₅	AU ₆	AU ₇
Inner Brow Raiser	Outer Brow Raiser	Brow Lowerer	Upper Lid Raiser	Cheek Raiser	Lid Tightener
AU ₉ Nose Wrinkler	AU ₁₀ Upper Lip Raiser	AU ₁₂ Lip Corner Puller	AU ₁₆ Lip Corner Depressor	AU ₁₆ Lower Lip Depressor	AU ₁₇ Chin Raiser
AU ₂₀ Lip Stretcher	AU ₂₃ Lip Tightener	AU ₂₄ Lip Pressor	AU ₂₅ Lips Part	AU ₂₆ Jaw Drop	AU ₂₇ Mouth Stretcher

3.2 정서특징 검출

본 논문에서 분석하고자 하는 얼굴영상은 연속된 프레임의 집합으로, 기존의 정지영상 기반의 관련 연구와 차별된 특징검출이 요구된다. 기존에는 단순한 특징 분포의 통계적 특성 등에 의존하여 그에 따른 분류 알고리즘 등을 적용하였으나[19] 동적 영상 시퀀스 데이터를 기반으로 정서특징 분류를 수행할 경우 시간에 따른 특징 점간의 위치 변화에 대한 고려를 반드시 병행해야 한다.

본 논문에서는 이와 같은 조건에서의 정서특징 검출을 위한 첫 번째 단계로서, 전절에서 언급한 FAU와 ASM의 landmark의 연동을 정의한다. 얼굴영역에서 FAU에 의해 분포된 landmark들은 ASM의 통계적 shape 모델의 구축과 영상 profile 탐색과정을 기반으로 입력얼굴영상에 대하여 적절하게 부합(matching)되는 shape를 생성한다. shape에 대한 각각의 landmark는 연속으로 입력되는 얼굴영상에서 검출하고자 하는 움직임 벡터를 표현하기 위한 지점으로 정의한다. 정의된 landmark를 중심으로 그리드 타입 마스크 윈도우를 적용하고 윈도우 내 픽셀들에 대하여 LK optical flow 방정식을 적용하여 움직임 벡터 집합을 생성한다. 움직임 벡터는 윈도우 내부 픽셀 개수의 평균을 통해 normalize되며, 생성된 평균 움직임벡터는 마스크 윈도우의 중심, 즉 shape 모델을 구성하는 각각의 landmark의 위치로 평행이동 된다. 이 때의 평균 움직임벡터는 얼굴 영상에서 검출된 ASM 기반 특징 정보가 시간에 따라 어떻게 변화하였는지에 대한 파라미터이다. 일련의 과정을 통해 생성된 움직임 벡터 기반 정서특징 추출결과가 그림 4와 같이 나타나있다.

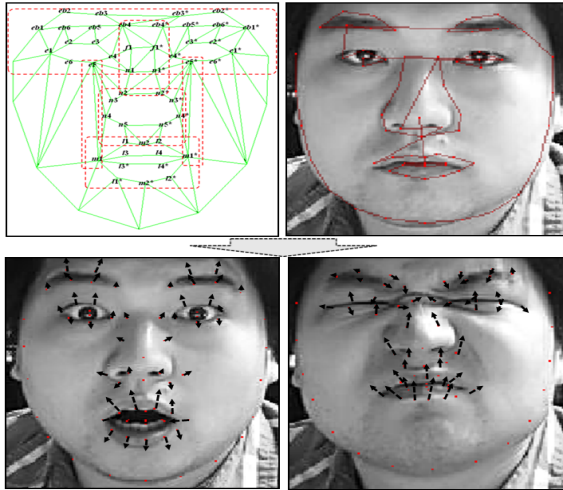


그림 4. ASM-LK optical flow 기반 정서특징추출
Fig. 4. The emotional feature extraction based on ASM-LK optical flow

3.3 CSP 분석 기반 최적정서특징 선택

LK optical flow 기법을 통해 검출된 특징데이터는 얼굴 영상 shape 모델의 landmark를 표현하는 픽셀의 움직임벡터를 의미한다. 이는 landmark 개수의 차원을 가지고 있는 특징에 연산이 수행되어야함을 의미하는데, 고차원 데이터 연산의 비효율성 및 정확도 개선을 위하여 CSP 분석 기법을 활용하고자 한다.

그림 3에서 설명한 일반적인 CSP 분석알고리즘에 영상 정서특징 문제의 적용을 위하여 입력데이터로 활용되는 움

직임벡터집합 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 를 $N \times T$ 의 행렬 X 로 저장한다. 이 때, N 은 shape 모델의 landmark 개수이고, T 는 정서 별로 학습시킨 샘플 영상의 개수이다. 행렬 X 를 구성하는 샘플열의 각 원소는 $\pm|v_i|$ 로 정의되며, $+/-$ 는 landmark에서 v_i 의 상/하방향성에 따라 결정된다. 본 논문에서 (기쁨, 슬픔, 화남, 놀람)에 해당하는 $\{X_{hap}, X_{sad}, X_{ang}, X_{sur}\}$ 를 생성한 후 위에서 설명한 그림 3의 CSP 분석알고리즘에 적용하여, N 개의 landmark 채널 중 각 정서 별 상관도가 가장 높은 channel에 대한 가중치를 부여할 수 있는 unmixture 행렬을 $W^{-1}=[W_{hap}^{-1}, W_{sad}^{-1}, W_{ang}^{-1}, W_{sur}^{-1}]$ 와 같이 구한다. unmixture 행렬 W^{-1} 는 CSP 알고리즘에 입력되는 특징데이터 집합이 변환된 행렬 X 에 각각 적용되어 최적정서특징의 선택이 이루어진다.

4. 정서특징 분석 및 정서인식

본 논문에서 제안하는 연속 얼굴영상 기반 정서특징 검출 및 분석 방법의 검증을 위한 시뮬레이션을 수행하고자 한다. 정서특징을 포함하는 shape 모델의 구축과정에서의 학습에 MUCT 데이터베이스와 특징검출 테스트에 JAFFE 데이터베이스가 활용되었다 [16][17]. 보다 정확한 결과를 얻기 위하여 특징모델 구축 이전 단계에서 Viola-Jones facial detector를 이용하여 64×64 픽셀 스케일의 얼굴영역만을 검출하여 활용한다 [18].

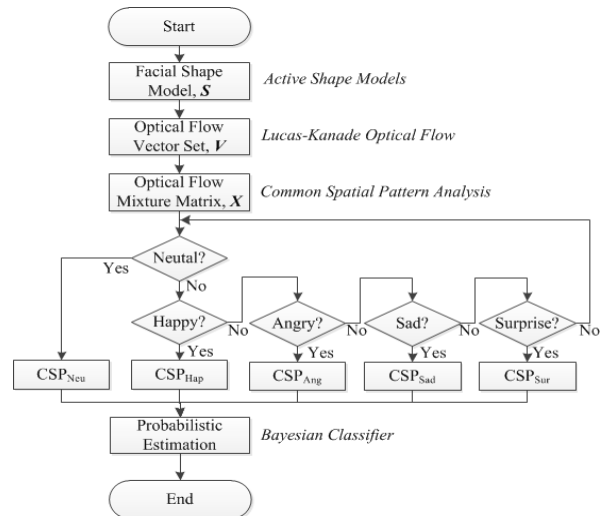


그림 5. 최적 얼굴정서특징 검출 및 분석 흐름도
Fig. 5. The flowchart of the optimal facial emotional feature extraction and analysis

본 논문에서 제안하는 최적얼굴정서특징의 검출 및 분석 과정은 그림 5의 흐름도와 같이 도시하였다.

시뮬레이션에서 활용한 영상은 데이터베이스 영상 중 정서적 표현이 두드러진 영상을 대당마다 2장씩 선정하여 모델 학습에 활용하였다. 테스트 영상은 그림 6와 같이 평할 정서상태에서부터 기쁨, 슬픔, 놀람, 화남 상태로 각각 변하는 경우에 해당하는 실험을 수행하고자 선정된 예시이다. 정서상태의 확률기반 추론 및 인식과정은 베이지안 네트워크에 의해 수행되었다.



그림 6. 얼굴영상 프레임 시퀀스 훈련샘플

Fig. 6. Training sample of facial image frame sequence

표 2는 제안된 정서 특징 분석 기법을 기반으로 테스트 입력 영상에 대한 simple HMM 적용 결과를 보인다. 5가지 정서의 프레임 별 확률분포를 나타내고 있다.

표 2. 영상 프레임 별 정서 확률 분포 (%)

Table 2. Probability distribution of emotion for each image frame (%)

Frame	평화	기쁨	슬픔	놀람	화남
1	79.20	3.22	9.81	1.67	4.10
2	82.72	1.62	8.60	2.34	4.72
3	4.36	70.50	4.25	11.72	9.17
4	5.17	81.33	4.03	6.42	3.05
5	15.79	8.17	63.20	9.52	3.32
6	7.60	4.75	80.40	5.65	1.60
7	1.76	3.72	24.64	68.36	1.52
8	2.63	3.04	22.01	67.91	2.41
9	13.51	0.66	3.84	1.04	80.95
10	21.05	3.10	2.08	1.08	71.69

5. 결론 및 향후 고찰

본 논문은 연속된 얼굴영상을 입력으로 하는 최적 정서 특징 검출 및 분석을 위한 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 영상분할을 목적으로 많이 활용되는 ASM을 기반으로 특징 분포 영역에 대한 분할을 실시하였으며, 움직임 검출 분야에서 그 성능을 인정받은 LK optical flow과의 융합을 통해 정서 상태 변화에 따른 동적 특징 검출을 수행하였다. 이와 같이 검출된 동적 특징의 분석을 위하여 인지 심리학 분야에서 많이 활용되는 표정 분석 매뉴얼 FACS를 적용하여 얼굴을 구성하는 44개의 FAU 중 검출하고자 하는 정서 상태에 연관된 18개의 FAU 조합을 정의하고 그에 대한 특징 모델을 구축, 적용하였다. 또한 고차원의 특징 정보 중에서 최적의 정서특징만을 추출하기 위하여 CSP 분석을 적용하여 최적정서특징 데이터를 추출하였다. 제안된 방법에 대한 시뮬레이션은 연속 얼굴영상 기반 정서상태 분류에 기반한 정서인식 시스템 구축을 기반으로 수행되었으며 성능검증을 통해 제안 방법의 우수성에 대하여 확인할 수 있었다.

향후에는 동영상 기반의 실시간 정서상태 분류 및 인식을 목적으로 하는 연구를 진행할 예정이다. 본 논문에서 제안한 최적정서검출 기법을 기반으로 동적 베이지안 분류기를 적용하여 온라인 (online) 정서상태 분류의 가능성 여부에 대하여 연구를 진행할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] X. Cufi, X. Munoz, J. Freixenet and J. Marti, "A review of image segmentation techniques integrating region and boundary information," *Advances in Imaging and Electron Physics*, vol. 120, pp. 1 - 39, 2003.
- [2] Y. J. Zhang, "A survey on evaluation methods for image segmentation," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 8, pp. 1335 - 4679, 1996.
- [3] J. Liu and J. K. Udupa, "Oriented Active Shape Models," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 28, no. 4, pp. 571 - 584, 2009.
- [4] D. Terzopoulos and Kurt Fleischer, "Deformable models," *The Visual Computer*, vol. 4, no. 6, pp. 306 - 331, 1988.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, Snakes: Active Contour Models, *International Journal of Computer Vision*, pp. 321 - 331, 1988.
- [6] S. Sclaroff and L. Liu, "Deformable shape detection and description via model-based region grouping," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 5, pp. 475 - 489, 2001.
- [7] T. F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham, "Active Shape Models-Their training and application," *Computer Vision Image Understand*, vol. 61, pp. 38 - 59, 1995.
- [8] J. K. Kearney, W.B. Thompson, "Optical flow estimation: an error analysis of gradient-based methods with local optimization," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-9, no. 2, 1987.
- [9] S. Y. Bin, Z.J. Ming, T.J. Hua, Z.G. Tao, "An improved facial feature localization method based on ASM," *7th International Conference on Computer-Aided Industrial Design and Conceptual Design*, 2006.
- [10] S. Kobayashi, S. Hashimoto, "Automated feature extraction of face image and its application," *4th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication*, pp. 164 - 169, 1995.
- [11] T. F. Cootes, G. J. Edwards and C. J. Taylor, "Active Appearance Model," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 681 - 685, 2001.
- [12] F. Arámbula, J. A. Márquez Flores, M. A. Padilla Castañeda, "Use of simplex search in active shape models for improved boundary segmentation," *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, Issue 9, pp. 806 - 817, 2010.
- [13] T. F. Cootes, C. J. Taylor, Statistical Models of Appearance for Computer Vision, Technical Report, *Volfson Image Analysis Unit*, University of Manchester, UK, 2001.
- [14] J. H. Shin, S. J. Kim, S. K. Kang, S. W. Lee, J. K. Paik, B. Abidi, M. Abidi, "Optical flow-based

real-time object tracking using non-prior training active feature model,” *Real-Time Imaging*, vol. 11, no. 3, pp. 204 - 218, 2005.

[15] P. Ekman and W. Friesen, Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement, *Consulting Psychologists Press*, Palo Alto, 1978.

[16] S. Milborrow, J. Morkel, F. Nicolls, “The MUCT Landmarked Face Database,” *Pattern Recognition Association of South Africa*, 2010.

[17] M. J. Lyons, S. Akamatsu, M. Kamachi and J. Gyoba, “Coding facial expressions with Gabor wavelets,” *Proceedings of Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, IEEE Computer Society, pp. 200-205, 1998.

[18] P. Viola and M. J. Jones, “Robust real-time face detection,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004.

[19] 고광은, 심귀보, “FACS와 AAM을 이용한 Bayesian Network 기반 얼굴 표정 인식 시스템 개발,” *한국지능시스템학회논문지*, 제19권, 4호, pp. 562-567, 2009.

[20] Y. Wang, S. Gao, X. Gao, “Common spatial pattern method for channel selection in motor imagery based brain-computer interface,” *Proceeding of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, China, 2005.

[21] 고광은, 심귀보, “ASM-LK optical flow 연동 기반 얼굴 정서 특징 분석,” *한국지능시스템학회 2011년도 춘계학술대회 학술발표논문집*, 제21권, 1호, pp. 175-178, 2011.

저 자 소 개



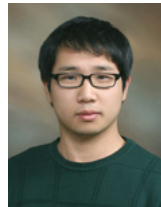
고광은(Kwang-Eun Ko)
 2007년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
 2007년~현재 : 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석박사통합과정

관심분야 : Multi-Agent Robotic Systems (MARS), Machine Learning Context Awareness, Emotion Recognition Systems
 Email : kke@wm.cau.ac.kr



박승민(Seung-Min Park)
 2010년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
 2010년~현재 : 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석박사통합과정

관심분야 : Brain-Computer Interface, Intention Recognition Soft Computing



박준형(Junheong Park)
 2011년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
 2011년~현재 : 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석사과정

관심분야 : Intention Recognition, Soft Computing



심귀보(Kwee-Bo Sim)
 1990년 : The University of Tokyo
 전자공학과 공학박사

[제21권 3호 (2011년 6월호) 참조]

1991년 ~ 현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수
 2006년 ~ 2007년 : 한국지능시스템학회 회장

E-mail : kbsim@cau.ac.kr
 Homepage URL : http://alife.cau.ac.kr