

인접 프레임의 시간적 상관 관계를 이용한 회전에서 강인한 손 모양 인식

이성일[†], 민현석^{**}, 신호철^{***}, 임을균^{****}, 황대환^{*****}, 노용만^{*****}

요 약

최근 시각 기반 인터페이스의 실현을 위해 손 동작 인식 기술 개발의 필요성이 증가하고 있다. 이러한 시각 기반 인터페이스의 입력으로 사용되는 손 동작은 손 모양의 연속적인 변화로 정의되므로, 효율적인 손 모양 인식 알고리즘의 개발은 필수적이다. 본 논문에서는 손 모양 인식 과정 중 빈번히 발생할 수 있는 손의 회전에 의한 인식 성능 저하를 다룬다. 제안하는 방법은 회전에 강인한 손 모양 인식 알고리즘 개발을 위해 손 동작 인식 환경을 고려하여 비디오 내 인접 프레임간의 높은 상관관계를 이용한다. 특히, 정지 영상에 기반한 기존 연구와의 차별 점은 객체 추적에서 사용되는 템플릿 갱신을 손 모양 인식에 도입하였다는 것이다. 제안한 방법의 유효함을 보이기 위해, 손이 좌우로 회전하는 비디오를 입력으로 템플릿 정합 기반의 방법, PCA와 LBP을 제안하는 방법과 비교 실험하였다. 제안한 방법은 일반적인 템플릿 정합 기반의 손 모양 인식보다 22.7%, KL-Transform을 도입한 템플릿 정합보다 14.5%, PCA 보다 10.7%, LBP 보다 4.3%의 성능 개선을 보였다.

Hand posture recognition robust to rotation using temporal correlation between adjacent frames

Seong-il Lee[†], Hyun-Seok Min^{**}, Ho-Chul Shin^{***}, Eul-Gyoon Lim^{****},
Dae Hwan Hwang^{*****}, Yong Man Ro^{*****}

ABSTRACT

Recently, there is an increasing need for developing the technique of Hand Gesture Recognition (HGR), for vision based interface. Since hand gesture is defined as consecutive change of hand posture, developing the algorithm of Hand Posture Recognition (HPR) is required. Among the factors that decrease the performance of HPR, we focus on rotation factor. To achieve rotation invariant HPR, we propose a method that uses the property of video that adjacent frames in video have high correlation, considering the environment of HGR. The proposed method introduces template update of object tracking using the above mentioned property, which is different from previous works based on still images. To compare our proposed method with previous methods such as template matching, PCA and LBP, we performed experiments with video that has hand rotation. The accuracy rate of the proposed method is 22.7%, 14.5%, 10.7% and 4.3% higher than ordinary template matching, template matching using KL-Transform, PCA and LBP, respectively.

Key words: Hand posture recognition(손 모양 인식), Template update(템플릿 갱신), Human-computer interaction(인간-컴퓨터 상호 작용)

※ 교신저자(Corresponding Author): 노용만, 주소: 대전시 유성구 과학로 335 (구성동 373-1) KAIST LG홀 (N24) 2110호 (305-701), 전화 : 042) 350-3494, FAX : 042) 350-6245, E-mail : ymro@ee.kaist.ac.kr
접수일 : 2010년 2월 23일, 수정일 : 2010년 7월 15일
완료일 : 2010년 10월 6일

[†] 준회원, KAIST 전기 및 전자공학과 석사과정
(E-mail: vitallsi@kaist.ac.kr)

^{**} 준회원, KAIST 정보통신공학과 박사과정
(E-mail: hsmn@kaist.ac.kr)

^{***} 정회원, 한국전자통신연구원 선임연구원
(E-mail: creatrix@etri.re.kr)

^{****} 정회원, 한국전자통신연구원 선임연구원
(E-mail: eg_lim@etri.re.kr)

^{*****} 정회원, 한국전자통신연구원 책임연구원
(E-mail: hdh@etri.re.kr)

^{*****} 종신회원, KAIST 전기 및 전자공학과 정교수

※ 본 연구는 한국전자통신 연구원의 'u-로봇 HRI 솔루션 및 핵심 소자 기술 개발'에 관한 연구 과제 수행의 일환으로 얻어진 연구 결과입니다.

1. 서 론

다양한 환경에서의 Human-Computer Interaction (HCI)을 이용한 서비스의 증가와 멀티 모달 인터페이스에 대한 요구의 증가로 시각 기반 동작 인식 기술에 대한 필요성이 증가하고 있다. 시각 기반 동작 인식 기술은 입력 영상에서 사용자의 동작을 검출하여, 사용자가 취한 동작의 의미를 파악하는 기술로서, 인간과 컴퓨터 간의 상호 정보 교환에 중요한 역할을 한다. 뿐만 아니라, 시각 기반 동작 인식 기술은 기존의 입력 장치인 키보드와 마우스를 사용하기 힘든 장애인을 위한 인터페이스, Interactive한 서비스를 제공하는 TV 서비스, 게임, 가상 현실 등에 활용될 수 있다. 이러한 필요성을 바탕으로, 최근 시각 기반 동작 인식 기술에 대한 연구가 활발히 진행되었다[1].

사용자가 취할 수 있는 여러 가지 동작 중에서도 손을 이용한 동작은 보다 구체적이고 다양한 정보를 담을 수 있다[2]. 음성을 통한 의사소통이 불가능한 장애인들의 수화 사용이 대표적인 예이다. 또한, 손 동작은 인간에게 친숙한 의미 전달 수단이다. 이러한 손 동작 인식 기술의 개발은 보다 HCI를 인간 친화적으로 만들 것이다. 손 동작은 손의 움직임을 고려한 손 모양의 연속적인 변화로 정의된다 (손 모양은 손의 움직임을 고려하지 않은 정적인 손의 형태를 의미한다[2]). 따라서, 손 모양 인식을 위한 연구는 효율적인 손 동작 인식을 위해 필수적이며, 기존의 시각 기반 손 모양 인식에 관한 연구는 정지 영상에 기반하여 활발하게 이루어졌다[3-8].

정지 영상 기반 손 모양 인식을 특징 정보에 따라 선형 투영으로 얻은 특징을 이용하는 방법[3], 지역 특징 정보를 이용하는 방법[4,5], 손 모양의 형태 정보를 특징으로 하는 방법[6-8]등으로 나눌 수 있다. 저 차원 공간으로 투영하는 방법은 입력 영상으로부터 추출한 통계적 특징을 사용하여, 다량의 고차원 벡터 집합인 입력 영상을 소량의 기저 벡터 집합으로 표현한다. 이 방법은 연산 량 감소와 인식 성능 향상이란 장점을 갖지만, 인식하고자 하는 손 모양의 수가 증가할 때 적절한 트레이닝 집합을 구성하기 어렵다는 점과 투영된 저 차원 공간에서의 데이터 밀집도가 감소할 수 있다는 단점을 갖는다[2]. 지역 특징 정보를 이용한 방법은 객체에서 찾아진 특징 점 및 영역으로 객체를 표현할 수 있다는 생각에 기반한다.

하지만, 이 방법은 손 모양 동작자에 대한 의존성이 크기 때문에 동작자가 바뀔수록 인식 성능이 크게 달라질 수 있다[3]. 손 모양의 형태 정보를 이용하여 손을 표현하는 방법은 손을 검출하는 과정과 형태 정보를 얻는 과정으로 구성된다[6-8]. 여기서, 손을 검출하는 과정은 입력 영상으로부터 배경과 손을 구분하는 과정이며 모폴로지 연산이나 K-means 등이 사용된다. 이 방법은 주변 환경과 잡음에 의한 인식 성능의 변화가 크다는 단점을 갖지만, 특징 추출과정에 요구되는 연산 량이 낮다는 장점을 가진다.

영상 내 객체의 회전은 인식 성능을 저하시키는 요소이다[9]. 이러한 객체의 회전은 손 모양 인식에서도 인식 성능 저하를 야기한다. 또한, 사전 실험을 통해 같은 손 모양이라도 동작자에 따라 입력 영상 내에서 다른 회전 정도를 가진다는 것을 관찰하였다. 기존의 손 모양 인식 방법[3-8]들은 객체의 회전을 고려하지 않기 때문에 영상 내 손 모양의 회전에 의한 성능 저하가 크다는 단점을 갖는다. 이를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 손의 회전에 의한 인식 성능 저하를 비디오의 특성을 이용하여 극복하고자 한다.

본 논문에서는 제안하는 알고리즘은 비디오의 인접 프레임들이 갖는 높은 상관관계를 이용하기 위해 객체 추적에 사용되는 템플릿 갱신[10]을 손 모양 인식에 도입하였다. 제안한 방법은 템플릿 정합에 기반해 손 모양 인식을 수행하지만, 회전에 강인한 템플릿 정합을 위한 기존 연구들[11,12]과 달리 회전의 예측 및 보상 과정이 수행되지 않는다. 따라서, 기존 방법보다 연산 량이 작다는 장점을 가진다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 템플릿 정합 기반의 손 모양 인식 시스템의 전체 구조를 설명하며, 3장에서는 제안한 회전에 강인한 손 모양 인식 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 제안한 알고리즘의 우수성을 보이기 위한 두 개의 비교 실험과 그 결과를 보이고 분석 및 평가한다. 마지막 5장은 본 논문의 결론으로 제안된 알고리즘에 대한 종합적인 평가로 끝맺음을 한다.

2. 템플릿 정합 기반 손 모양 인식 시스템의 전체 구조

그림 1은 템플릿 정합 기반 손 모양 인식 시스템의 전체 구조를 나타낸다. t 프레임에서의 입력 영상 f_t

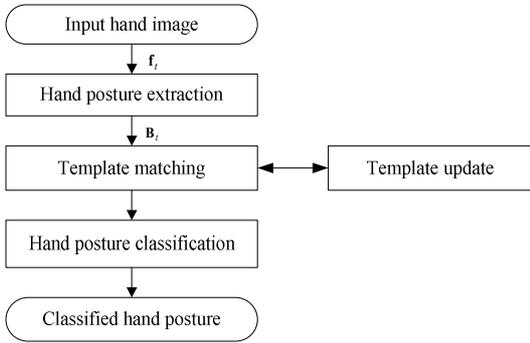


그림 1. 템플릿 정합 기반 손 모양 인식 시스템의 전체 구조

는 손 모양을 추출(Hand posture extraction)하는 과정을 통해 입력 영상 내 손의 형태 정보를 담은 영상 B_i 가 된다. B_i 와 손 모양을 나타내는 기준 템플릿을 비교하는 템플릿 정합(Template matching) 과정을 통해 유사성을 측정한다. 본 논문에서는 잡음에 강인한 챔퍼 정합(chamfer matching)을 템플릿 정합 과정으로 사용하였다[13]. 템플릿 정합 과정에서 생기는 회전에 의한 인식 성능 저하를 개선하기 위해 템플릿 갱신(Template update) 과정이 도입되었다. 손 모양 분류(Hand posture classification) 과정에서는 가장 큰 유사성을 갖는 템플릿의 손 모양을 입력 영상의 손 모양으로 판단한다. 본 장은 1) 손 모양 추출, 2) 챔퍼 정합, 3) 손 모양 분류로 구성된다.

2.1 손 모양 추출

그림 2는 손 모양 추출 과정을 나타내며, 1) 손 영역 검출 (Skin color segmentation to localize the hand region), 2) 손의 에지 검출 (Hand edge detection)로 구성된다. 손 영역 검출에서는 사람의 피부색이 갖는 특징을 이용해 손이라 판단되는 후보 영역을 검출한다. 손의 에지 검출에서는 검출된 손 후보 영역에 한해 에지 검출을 수행한다.

사람의 피부색은 색 공간에서 제한된 공간에 존재한다[14]. 본 논문에서는 입력 영상 f_i 에 대하여, [14]

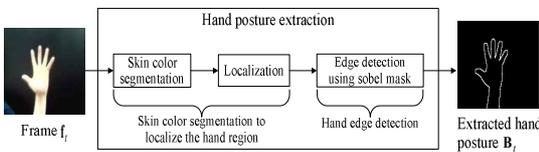


그림 2. 손 모양 추출 과정

에서 제안한 $77 \leq C_b \leq 127, 133 \leq C_r \leq 173$ 범위를 이용해 피부색 픽셀이 존재하는 영역의 정보를 얻는다. 피부색 픽셀이 존재하는 영역에서 잡음의 영향을 줄이기 위해 모폴로지 필터를 사용하였다. Connected Component Labeling[15]을 사용하여 손 모양을 localization한다. 이렇게 추출한 손 후보 영역으로부터 손의 형태 정보를 추출하기 위해, Sobel필터를 사용하여 에지를 검출한다. 손의 형태 정보를 담은 추출된 에지 영상을 B_i 라 한다.

2.2 챔퍼 정합

본 논문에서는 템플릿 정합 방법으로 챔퍼 정합[13]을 사용하였고, 이 과정은 그림 3에 나타나있다. 이진 에지 영상으로 구성된 초기 손 모양 템플릿 $P_0^i, 1 \leq i \leq k$ 의 집합을 P_0 라 두면, 집합 P_0 는 식 (1)와 같이 표현 가능하다.

$$P_0 = \{P_0^1, P_0^2, \dots, P_0^k\}, \tag{1}$$

여기서, k 는 인식 가능한 손 모양의 총 수를 나타내며, 0은 초기 손 모양 템플릿임을 나타낸다.

챔퍼 정합은 이진 에지 영상의 distance transform 결과와 손 모양 템플릿 P_0^i 의 마스크 연산을 통해 두 이진 영상간의 거리를 측정한다. 챔퍼 정합은 측정된 두 이진 영상간의 거리가 최소값을 가질 때의 픽셀 좌표 $n_i^{t,0}$ 와 최소값 $c_i^{t,0}$ 을 결과로 반환한다. 모든 초기 템플릿에 의한 챔퍼 정합의 결과 집합은 (2)와 (3)로 표현 가능하다.

$$C_t^0 = \{c_t^{1,0}, c_t^{2,0}, \dots, c_t^{k,0}\} \tag{2}$$

$$N_t^0 = \{n_t^{1,0}, n_t^{2,0}, \dots, n_t^{k,0}\} \tag{3}$$

2.3 손 모양 분류

본 논문에서는, 추출된 에지 영상 B_i 와 손 모양 템

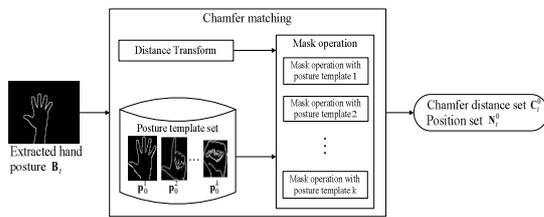


그림 3. 챔퍼 정합 과정

플릿 \mathbf{p}_0^i 과의 유사성 $S_t^{i,0}$ 을 식 (4)과 같이 챔퍼 정합의 결과인 $c_t^{i,0}$ 를 통해 구하며, 이들의 집합을 \mathbf{S}_t^0 로 표현하였다.

$$S_t^{i,0} = P(\mathbf{p}_0^i | \mathbf{B}_t) = \exp \left(- \frac{c_t^{i,0}}{\sum_{j=1}^k c_t^{j,0}} \right), \quad (4)$$

$$\mathbf{S}_t^0 = \{S_t^{1,0}, S_t^{2,0}, \dots, S_t^{k,0}\} \quad (5)$$

손 모양 분류 과정에서는 식 (6)과 같이 가장 큰 유사성을 갖는 템플릿의 손 모양을 입력 영상의 손 모양으로 판단한다.

$$\lambda = \arg \max [S_t^{1,0}, S_t^{2,0}, \dots, S_t^{k,0}] \quad (6)$$

3. 제안한 회전에 강인한 손 모양 인식 알고리즘

t 프레임에서 추출된 에지 영상인 \mathbf{B}_t 는 식 (6)을 통해 구한 손 모양 λ 를 나타내는 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^λ 을 이용해 아래의 식 (7)와 같이 모델 가능하다.

$$\mathbf{B}_t = T(\mathbf{p}_0^\lambda) + \mathbf{v}_t, \quad (7)$$

여기서, \mathbf{v}_t 는 t프레임에서 입력 에지 영상에 더해진 잡음을 나타내며, 함수 T 는 입력 영상의 손 모양

을 나타내는 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^λ 을 변형시키는 함수이다. 변형 함수 T 는 resizing, rotation, transition을 모두 포함하며, 시간에 따라 변형 정도가 랜덤 하게 변화한다. 2장에서 언급한 챔퍼 정합을 이용한 손 모양 인식은 기존의 템플릿 정합에 비해 잡음에 강인하여, \mathbf{v}_t 의 영향으로 인식 성능이 크게 좌우되지 않지만 변형 함수 T 에 의한 인식 성능 저하가 크다. 이러한 변형 함수에 의한 문제를 극복하기 위해, 본 논문은 객체 추적에서 사용되었던 템플릿 갱신을 손 모양 인식에 적용하였다.

그림 4는 템플릿 갱신을 통한 손 모양 인식의 예로, 이전 프레임으로부터 추출한 템플릿을 다음 프레임의 손 모양을 판단하기 위한 템플릿으로 갱신한다. 갱신된 템플릿의 사용이 고정된 템플릿의 사용보다 변형 함수 T 의 영향이 작다는 것을 이 예를 통해 예상 가능하다. 즉, 입력 에지 영상 \mathbf{B}_t 와 고정된 템플릿 \mathbf{p}_0^λ 간의 유사성보다 이전 프레임에서 추출한 에지 영상 \mathbf{B}_{t-1} 과 입력 에지 영상 \mathbf{B}_t 과의 유사성이 더 크다. 이는 식 (8)로 표현 가능하다.

$$P(\mathbf{B}_{t-1} | \mathbf{B}_t) \geq S_t^{\lambda,0} = P(\mathbf{p}_0^\lambda | \mathbf{B}_t) \quad (8)$$

본 장은 손 모양 인식을 위한 템플릿 갱신, 챔퍼 정합의 결과를 이용한 템플릿 갱신 알고리즘, 템플릿 갱신 적용으로 야기되는 오류 누적 방지 알고리즘, 피부색 픽셀의 공간상 분포 특징을 이용한 회전의 예측 및 보상에 대한 설명으로 구성되어 있다.

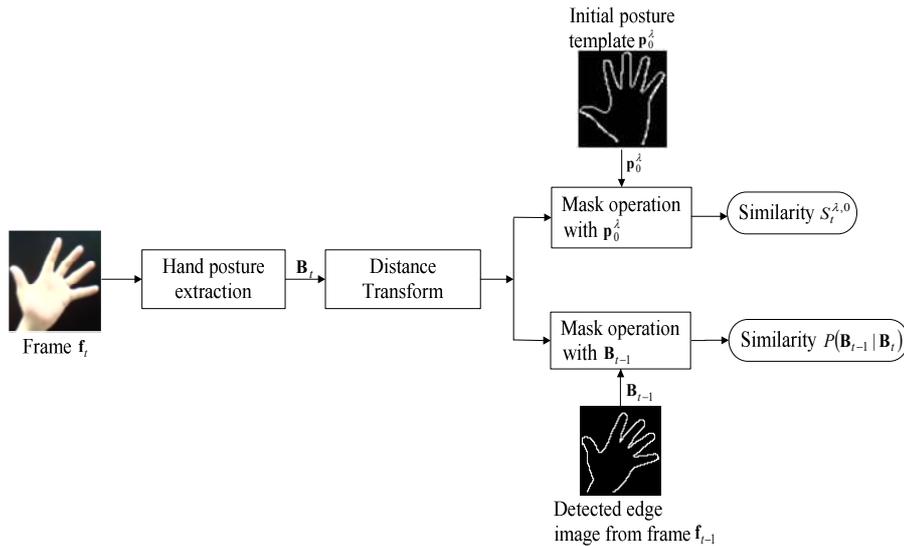


그림 4. 회전된 손 모양 인식을 위한 고정적인 템플릿의 사용과 갱신된 템플릿의 사용 예

3.1 손 모양 인식을 위한 템플릿 갱신

템플릿 갱신은 객체 추적에서 사용되는 방법으로, 연속된 비디오 시퀀스에서 객체의 움직임으로 인해 발생한 객체의 크기 변화와 회전을 극복하기 위해 제안된 방법이다. 이 방법은 이전 프레임으로부터 구한 객체의 위치 정보와 객체를 나타내는 템플릿을 통해, 현재 프레임에서 객체의 위치를 계산한다. 그러나, 이 알고리즘을 손 모양 인식에 적용하기에 2가지의 제약이 있다.

첫 번째는 템플릿 갱신의 목적 변화에 의한 제약이다. 객체 추적에선 객체의 사라짐을 객체의 변형 원인으로 고려하지 않는다. 하지만, 손 모양 인식에선 손 모양의 변화가 존재하며, 이는 갱신 대상의 사라짐을 의미한다. 이를 고려해, 객체 추적과 다르게 영상 내 손의 변형이 동일 손 모양의 변형인지 손 모양의 변화인지를 판단해야 한다. 이 목적을 수행하기 위해, 본 논문에선 입력 영상 내 스킨 컬러의 수와 스킨 컬러 픽셀의 모션 정보를 이용해 손 모양의 변화를 판단한다.

두 번째는 템플릿 갱신에 의한 오류 누적에 의한 제약이다. 객체 추적에서 Naive 템플릿 갱신은 오류의 누적을 가져와 잘못된 추적 결과를 야기한다[10]. 템플릿 갱신을 손 모양 인식에 적용하였을 때 역시 오류의 누적은 문제가 된다. 이를 극복하기 위해 본 논문에서는 초기의 기준 템플릿과의 비교를 통해, 갱신된 템플릿의 사용 여부를 결정한다. 그러나 오류 누적을 막기 위해 도입된 이 과정으로 인해 고정된 템플릿만을 사용하여 손 모양 인식을 수행하는 경우가 발생한다. 또한 비디오의 첫 프레임은 갱신된 템플릿이 존재하지 않아 고정된 템플릿만을 사용하여 손 모양을 판단하게 된다. 언급된 두 경우에 대해, 손 모양의 회전이 존재한다면 인식 성능의 저하가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 피부색 픽셀의 공간상의 분포 특징을 이용한 회전의 예측 및 보상을 수행한다.

3.2 챔퍼 정합의 결과를 이용한 템플릿 갱신 알고리즘

본 논문에서는 회전에 강인한 손 모양 인식을 위해 템플릿 갱신을 사용할 것을 제안한다. 템플릿 갱신은 Prediction과 Correction으로 나뉘어 수행된다.

Prediction 과정에서는 t-1프레임에서의 입력 edge 영상 \mathbf{B}_{t-1} 을 $\mathbf{n}_{t-1}^{\lambda,0}$ 를 중심으로 \mathbf{p}_0^λ 의 크기만큼

잘라 $\hat{\mathbf{B}}_{t-1}$ 을 구한다. 추출된 $\hat{\mathbf{B}}_{t-1}$ 은 t프레임에서 손 모양을 판단하기 위한 템플릿 $\hat{\mathbf{p}}_t^{k+1}$ 으로 예측된다. 여기서, k+1은 갱신된 템플릿의 인덱스를 나타내며, 갱신된 템플릿의 손 모양은 t-1프레임에서 판단된 손 모양 인덱스 λ 이다. 이는 식 (9)와 같이 표현 가능하다.

$$\hat{\mathbf{p}}_t^{k+1} = \hat{\mathbf{B}}_{t-1} \tag{9}$$

Predicted update template $\hat{\mathbf{p}}_t^{k+1}$ for frame t,
Input: Updated template \mathbf{P}_{t-1}^{k+1} at frame t-1, Similarity set \mathbf{S}_{t-1}^0 by \mathbf{P} , Similarity $S_{t-1}^{k+1,t-1}$ by \mathbf{p}_{t-1}^{k+1}

Output: Corrected update template \mathbf{p}_t^{k+1}

- Step 1:** Judge whether there exists the updated template or not
- If \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} is NULL,
 go Step 2
 else
 go Step 3
- Step 2:** Compare the similarity $S_{t-1}^{\lambda,0}$ by \mathbf{p}_0^λ and $S_{t-1}^{i,0}$ by other templates, where $1 \leq i, \lambda \leq k, i \neq \lambda$
- For all i ,
 If $S_{t-1}^{\lambda,0} - S_{t-1}^{i,0} \geq \varepsilon_\alpha$,
 $\mathbf{p}_t^{k+1} = \hat{\mathbf{p}}_t^{k+1}$,
 go Step 4,
 else
 $\mathbf{p}_t^{k+1} = \text{NULL}$,
 terminate this algorithm,
 where ε_α is first threshold of template update and $1 \leq i \leq k, i \neq \lambda$
- Step 3:** Compare the similarity $S_{t-1}^{k+1,t-1}$ by \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} and $S_{t-1}^{i,0}$ by other templates, where the posture of \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} is λ , and $1 \leq i \leq k, i \neq \lambda$
- For all i ,
 If $S_{t-1}^{k+1,t-1} - S_{t-1}^{i,0} \geq \varepsilon_\beta$,
 $\mathbf{p}_t^{k+1} = \hat{\mathbf{p}}_t^{k+1}$,
 go Step 4,
 else
 $\mathbf{p}_t^{k+1} = \mathbf{p}_{t-1}^{k+1}$,
 go Step 4,
 where ε_β is second threshold of template update and $1 \leq i \leq k, i \neq \lambda$
- Step 4:** Assign λ as the posture of updated template \mathbf{p}_t^{k+1} and terminate this algorithm

알고리즘 1. Correction of predicted template using similarity measured by chamfer matching

Correction 과정에서는 챔퍼 정합을 통해 측정된 유사성을 통해 예측된 템플릿을 수정하며, 이는 알고리즘 1에 기술되어 있다.

알고리즘 1은 Step 1에서 t-2 프레임에서 갱신된 템플릿의 유무를 확인하고, 갱신된 템플릿이 존재하지 않는 경우에는 Step 2로, 존재하는 경우에는 Step 3으로 진행된다.

Step 2에서는 초기 템플릿에 의한 유사성 값들을 비교한다. t-1 프레임의 입력 영상이 손 모양 λ 를 잘 표현한다면, \mathbf{p}_0^λ 에 의한 유사성 $S_{t-1}^{\lambda,0}$ 과 다른 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^i 에 의한 유사성 $S_{t-1}^{i,0}$ 과의 차이가 클 것이다. 여기서, $1 \leq i, \lambda \leq k, i \neq \lambda$ 이다. 유사성의 차이가 기준 임계치 ϵ_α 보다 크다면, 예측된 갱신 템플릿을 t 프레임을 위한 갱신 템플릿으로 사용하고, Step 4로 진행된다. 만약, Step 2에서 유사성의 차이가 ϵ_α 보다 작다면, 알고리즘이 끝나게 된다.

Step 3에서는 갱신된 템플릿 \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} 에 의한 유사성 $S_{t-1}^{k+1,t-1}$ 과 갱신된 템플릿과 다른 손 모양을 나타내는 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^i 에 의한 유사성 $S_{t-1}^{i,0}$ 을 비교한다. 여기서, \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} 의 손 모양이 λ 라고 할 때, $1 \leq i, \lambda \leq k, i \neq \lambda$ 이다. 유사성의 차이가 기준 임계치 ϵ_β 보다 크다면, 예측된 템플릿 \mathbf{p}_t^{k+1} 을 t 프레임을 위한 갱신 템플릿으로 사용한다. 만약, 유사성의 차이가 ϵ_β 보다 작다면 \mathbf{p}_{t-1}^{k+1} 을 t 프레임을 위한 갱신 템플릿으로 사용한다. 갱신 템플릿을 수정 한 후, Step 4로 진행된다.

Step 4에서는 갱신된 템플릿의 손 모양을 λ 로 할당해주고, 알고리즘을 끝낸다.

3.3 템플릿 갱신 적용으로 야기되는 오류 누적 방지 알고리즘

템플릿 갱신을 손 모양 인식에 적용하였을 때 야기되는, 3.1에서 언급하였던 목적의 변화와 오류 누적이란 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 갱신된 템플릿을 제거하는 과정을 도입하였다.

손 모양의 변화를 판단하기 위해, 본 논문에서는 손 영역으로 검출된 영역의 픽셀 수의 변화와 손 후보 영역의 모션을 사용하였다. 손 모양에 따라 영상 내 존재하는 피부색 픽셀의 수가 다르다는 점에 근거해 그림 5의 과정을 통해 손의 면적을 측정한다.

t-1 프레임에서의 손의 면적과 t 프레임에서의 손의 면적의 차이가 기준 임계치 이상일 때, 손 모양의 변화가 있다고 판단한다. 손 후보 영역의 모션은 Lucas-Kanade method[16]를 통해 측정되었으며, 식 (10)의 결과로 얻은 손의 중심을 향한 모션 중 임계치 ν_m 이상의 크기를 갖는 모션의 수를 통해 손 모양의 변화가 있음을 판단한다. 손 후보 영역의 픽셀 수 변화와 손 후보 영역의 모션 변화가 둘 다 감지될 때, 손 모양의 변화가 있다고 판단하게 된다. 이때, 손 모양 분류기는 손 모양 인식을 수행하지 않으며, 갱신된 템플릿을 제거한다.

$$x_c = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k x_i \quad \text{and} \quad y_c = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_i, \quad (10)$$

여기서, x_i 와 y_i 는 손 영역 내 i번째 픽셀의 좌표를 나타내며, k는 손 영역 내 픽셀의 총 수이다.

손 모양의 변화를 감지하기 위해 도입된 두 과정(검출된 손 영역의 픽셀 수 변화, 손 후보 영역의 모션 변화)의 성능을 검증하기 위한 시뮬레이션을 수

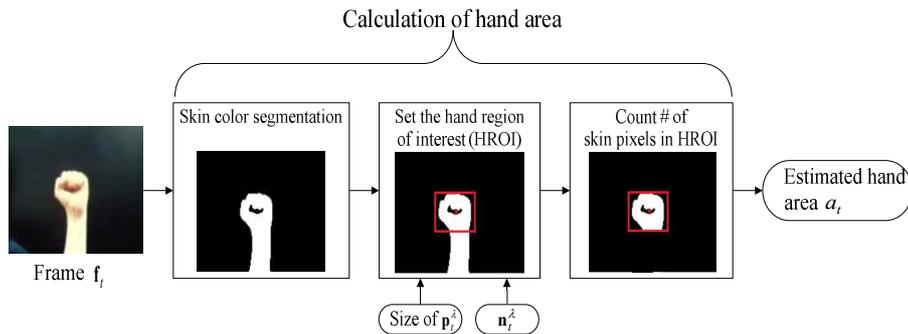


그림 5. 챔퍼 정합의 결과를 이용해 손의 면적을 구하는 과정

행하였다. 본 시뮬레이션의 입력으로 손 모양의 연속적인 변화가 존재하는 비디오가 사용되었고, 그 결과 중 일부를 그림 6에 나타내었다. 그림 6 내 두 그래프의 x축은 프레임 숫자를 나타내며, 상단에 위치한 그래프의 y축은 식 (4)에 의해 구한 손 모양 템플릿과의 유사성을 나타낸다. 그림 6 하단에 위치한 그래프의 y축은 피부색 픽셀의 변화 량과 임계치를 넘는 모션 블록의 비율을 나타낸다. 시뮬레이션의 결과는 다음과 같다. 단일 손 모양을 담고 있는 구간인 1~14 프레임 (Fist)과 20~30 프레임 (Palm)에서 옳은 인식 결과가 도출되었다. 손 모양이 바뀌는 구간인 15~19 프레임에서 두 방법 (검출된 손 영역의 픽셀 수 변화, 손 후보 영역의 모션 변화)에 의한 검출 결과가 모두 임계치를 넘었다. 이는 15~19프레임을 손 모양 변화 구간으로 검출하였음을 의미한다.

오류 누적을 막기 위해 본 논문에서는 갱신된 템플릿과 그와 동일한 클래스의 손 모양을 나타내는 초기 템플릿과의 비교를 수행하고, 이는 알고리즘 2에 기술되어 있다.

알고리즘 2의 Step 1에서는 갱신된 템플릿의 유무를 판단한다. 갱신된 템플릿이 존재하지 않는 경우는 알고리즘이 끝나게 되고, 존재하는 경우에는 Step 2로 알고리즘이 진행된다. Step 2에서는 갱신된 템플릿 \mathbf{p}_t^{k+1} 에 의해 측정된 유사성 $S_{t-1}^{k+1,t}$ 과 동일 손 모양을 나타내는 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^k 에 의한 유사성 $S_{t-1}^{k,0}$ 을 비교한다. 유사성의 차이가 기준 임계치 ϵ_7 보다 작다면, 초기 템플릿 \mathbf{p}_0^k 으로 현재 손 모양을 잘 나타낼 수 있다 판단한다. 이 경우, 갱신된 템플릿을 제거하며, Step 3로 알고리즘이 진행된다. 유사성의 차이가 기준 임계치 ϵ_7 보다 크다면, 알고리즘이 끝나게 된



그림 6. 손 모양의 연속적인 변화가 존재하는 비디오에서의 프레임 단위 인식 결과

Similarity $S_{t-1}^{k+1,t}$ by corrected update template \mathbf{P}_t^{k+1}

Input: having λ as its posture, Similarity $S_{t-1}^{\lambda,0}$ by initial template \mathbf{P}_0^λ

Output: Corrected update template \mathbf{P}_t^{k+1}

Step 1: Judge whether there exists the updated template or not

If \mathbf{P}_{t-1}^{k+1} isn't NULL,

go Step 2

else

Terminate this algorithm

Step 2: Compare the similarity $S_{t-1}^{k+1,t}$ by \mathbf{P}_t^{k+1} and $S_{t-1}^{\lambda,0}$ by initial template \mathbf{P}_0^λ

If $\left\| S_{t-1}^{k+1,t} - S_{t-1}^{\lambda,0} \right\| \leq \varepsilon_\gamma$,

$\mathbf{P}_t^{k+1} = \text{NULL}$,

go Step 3,

else

Terminate this algorithm

where ε_γ is threshold of updated template elimination and $1 \leq k \leq K$

Step 3: Release the assigned posture λ for updated template \mathbf{P}_t^{k+1} and terminate this algorithm

알고리즘 2. Elimination of updated template for preventing the error accumulation

다. Step 3에서는 갱신 템플릿에 할당된 손 모양 λ 를 해제하며, 알고리즘을 끝낸다.

3.4 피부색 픽셀의 공간상 분포 특징을 이용한 회전의 예측 및 보상

제안한 알고리즘은 손 모양 변화가 존재할 때 갱신된 템플릿을 제거한다. 예를 들어, t-1 프레임에서 손 모양이 다른 손 모양으로 변한다면, t 프레임에서 초기 템플릿에 의한 손 모양 인식이 수행된다. 이 때, t프레임에서 입력 손 모양의 영상에 회전이 존재한다면, 손 모양 인식 성능은 회전의 영향에 의해 저하될 것이다. 입력 비디오의 첫 프레임에 손의 회전이 존재할 때도 동일한 이유로 인식 성능 저하가 야기된다. 이 문제점의 해결을 위해, 본 논문에서는 피부색 픽셀의 공간상 분포 특징을 사용하였다. 피부색 픽셀의 공간상 분포 특징을 얻기 위해 [12]에서 제안한 Orientation histogram (OH)을 사용하였다. OH는 그림 7의 (a)와 같이 식 (10)를 통해 얻은 손의 중심으

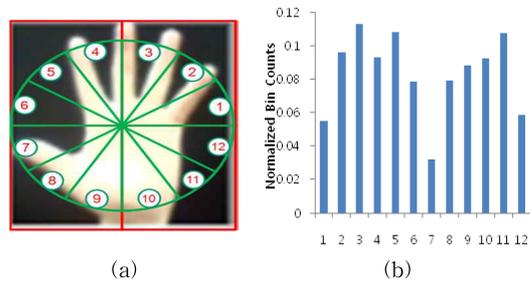


그림 7. Orientation histogram에 의해 구한 피부색 픽셀의 공간상 분포 특징
(a) Orientation Histogram의 bins, (b) 측정된 Orientation Histogram

로부터, 12 방위로 영역을 나눈 후 각 영역에 존재하는 피부색 픽셀의 분포를 그림 7의 (b)와 같이 히스토그램으로 나타낸다. 히스토그램의 가로 축은 나뉘어진 12 방위를 뜻하며, 세로 축은 나뉘어진 영역 내 피부색 픽셀의 수를 전체 피부색 픽셀의 수로 나눈 값이다.

그림 8은 OH를 통해 회전을 예측하는 과정을 나타낸다. 입력으로 들어온 회전된 손 모양 영상의 피부색 픽셀 분포가 갖는 OH(TOH)와 회전되지 않은 기준 손 모양 영상의 피부색 픽셀 분포가 갖는 OH(ROH)가 가장 작은 히스토그램 거리를 가질 때까지 히스토그램의 bin을 이동한다. 가장 작은 히스토그램 거리를 가질 때까지 이동된 bin 값을 통해, 회전 정도를 예측하고 보상하여 언급된 문제점을 해결하였다.

4. 실험

본 논문에서 제안하는 손 모양 인식은 회전에 강인한 인식 성능을 가짐을 목표로 한다. 제안한 방법은 비디오의 인접 프레임간의 높은 상관관계가 있다는 사실을 이용하여, 템플릿을 갱신함으로써 회전에 의한 인식 성능의 저하를 극복하였다. 제안하는 방법의 검증을 위해, 본 실험에서는 제안한 알고리즘과 기존 연구들의 방법과의 비교 실험을 수행한다. 본 장은 다음과 같이 구성된다. 4.1에서는 실험 환경에 대하여 기술한다. 4.2에서는 템플릿 정합 기반의 방법들과의 비교 실험과 그 결과에 대한 분석, 4.3에서는 기존의 손 모양 인식 방법들과의 비교 실험과 그 결과에 대한 분석으로 이루어진다.

4.1 실험 환경

본 실험은 제안한 방법이 회전에 강인함을 검증하기 위해 계획되었다. 회전 외 인식 성능을 저하시킬 수 있는 다른 요소들을 배제하기 위해, 사용된 비디오 오는 조명과 배경이 일정한 환경에서 Microsoft Lifecam VX-3000으로 촬영되었다. 실험에 사용된 손 모양은 Fist, OK, Palm, Six, V 다섯 가지 손 모양을 사용하였다. 입력 비디오의 해상도는 160*120이

며, 손 모양의 연속된 변화를 가지며, 그 최대 회전 각은 좌, 우 30°이다. 그림 9는 입력 비디오에서 검출된 손 모양 영상으로 실험에 사용된 비디오 내에서의 손의 회전 정도를 나타낸다.

4.2 템플릿 정합 기반 방법들의 인식 성능 비교 실험

본 실험은 회전이 존재하는 손 모양 영상에 대하여 템플릿 정합의 약점을 극복하기 위해 제안된 방법

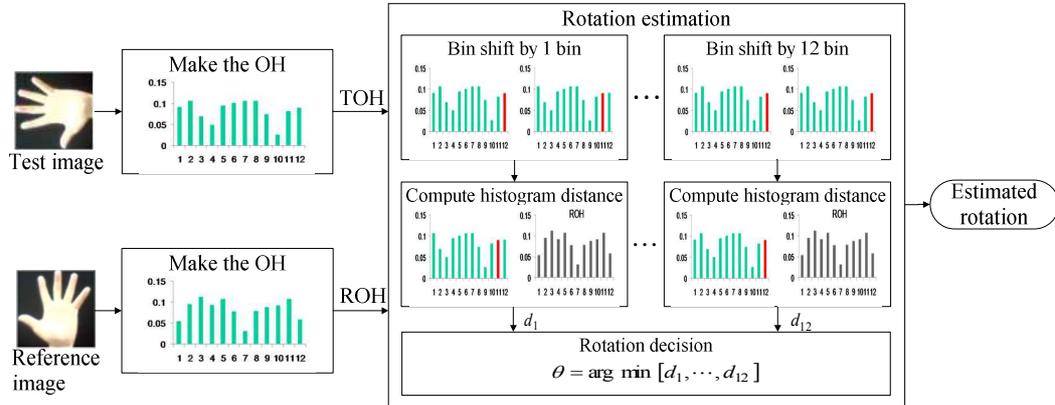


그림 8. Orientation histogram을 통한 회전 예측의 예



그림 9. 회전이 존재하는 입력 비디오에서 검출된 손 모양 (a) maximum clockwise rotation, (b) rotation zero, (c) maximum anticlockwise rotation

과의 비교 실험이다. 실험 조건에 명시된 손의 회전이 존재하는 비디오 입력에 대해 회전을 고려하지 않은 템플릿 정합 (Ordinary template matching) [17], Improved Chamfer Matching을 제안한 [11]의 방법과 본 논문에서 제안한 방법을 각각 수행하였다. 회전을 고려하지 않은 템플릿 정합은 회전이 존재하는 손 모양 영상에 대해 그림 9의 (b)에서 추출한 예지 영상을 초기 템플릿으로 사용하여 손 모양 인식을 수행한다. [11]에서 제안한 Improved Chamfer Matching에서는 입력에서 검출된 손 모양의 에지 분포를 가장 잘 나타내는 좌표축을 KL-Transform을 이용하여 구한다. 구해진 좌표 축과 회전이 없는 예지 영상의 좌표 축이 이루는 각을 통해 영상의 회전량을 측정한다. 입력 영상을 측정된 회전 양만큼 역으로 회전한 후 고정된 템플릿으로 인식한다. 각각의 방법의 인식 정확도 비교로 회전에 대한 인식 성능의 강인함을 측정하였고, 연산에 소요된 시간을 비교함으로 연산 복잡도를 측정하였다.

그림 10의 도표는 본 논문에서 제안한 방법과 비교 실험에 사용된 기존 방법들과의 인식 성능 비교 결과를 나타내고, 표 1은 비교 실험에 사용된 기존 방법들과의 연산 시간 비교 결과이다. 그림 10의 도표에서 x 축은 인식하고자 하는 다섯 개의 손 모양을 나타내며, y 축은 인식의 정확도를 나타낸다. 인식의 정확도 (Accuracy rate)는 아래의 식 (11)으로 표현된다.

$$Accuracy\ rate = \frac{N_{correct}}{N_{total}} \times 100, \quad (11)$$

여기서, N_{total} 는 실험에 사용된 각 손 모양 비디오의 총 프레임 수이며, $N_{correct}$ 는 인식 결과가 옳은 프레임의 총 개수이다.

표 1의 수치는 가장 낮은 연산 시간을 갖는 [17]의 경우를 기준으로 하여, 상대적인 연산 시간의 증가율을 나타낸다. 연산 시간의 증가율을 비교할 때, [11]에서 제안한 방법보다 약 20%의 연산 시간 감소 효과를 가져왔다.

그림 10의 도표가 나타내는 실험 결과는 다음과

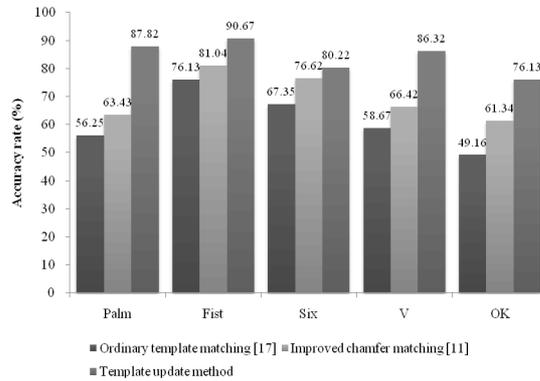


그림 10. 템플릿 정합 기반 방법들과의 인식 성능 비교 실험 결과

같다. 회전을 고려하지 않은 [17]의 경우 회전이 존재하는 입력에 대해 평균 손 모양 인식률이 61.51%로 가장 낮았다. [17]에서 제안한 방법의 경우 69.77%의 인식률을 보였고 [17]보다 약 8%의 인식 성능 향상이 나타났다. 제안한 방법의 평균 인식률은 84.23%로 [17]보다 약 22%, [11]보다 약 14%의 인식 성능 향상을 가져왔다. 이는 제안한 템플릿 갱신에 의한 손 모양 인식이 다른 템플릿 정합 기반 인식 방법 [11], [17]보다 회전에 강인함을 의미한다. 또한, 실험에 사용된 세 가지 방법들은 공통적으로 Fist란 손 모양에 대해 가장 높은 인식률을 보였다. 이는 템플릿 정합 기반 손 모양 인식에서 Fist는 회전에 의한 인식 성능 저하가 적다는 것을 의미하며, 이는 Fist란 손 모양의 특성 상 회전에 의한 영상 내 공간적 분포 변화가 적기 때문이다. 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안한 방법이 기존 템플릿 정합 기반 인식보다 회전에 강인함을 확인하였다.

4.3 기존 손 모양 인식 방법들과의 인식 성능 비교 실험

본 실험에서는 손 모양 인식을 위해 제안되었던 기존 방법들과 본 논문에서 제안한 방법과의 손 모양 인식 성능을 비교한다. 실험 조건에 명시된 손의 회전이 있는 비디오 입력에 대해 선형 투영법을 대표하

표 1. 템플릿 정합 기반 손 모양 인식 방법들과의 연산 시간 비교

Used method	Ordinary Template Matching [17]	Improved Chamfer Matching [11]	Template update method
Overall processing time rate (%)	100	133	113

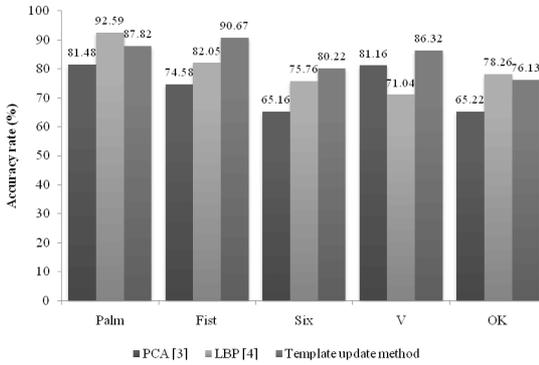


그림 11. 기존의 손 모양 인식 방법들과의 인식 성능 비교 실험 결과

여 [3]에서 제안한 PCA 기반의 손 모양 인식, 그리고 지역 특징을 이용한 접근법을 대표하여 [4]에서 제안한 LBP를 특징으로 한 손 모양 인식을 비교 실험한다.

비교 실험은 다음과 같이 진행되었다. 우선, 4.1에 언급되었던 입력 비디오의 총 프레임으로부터 각 손 모양에 대하여 랜덤 하게 200장의 이미지를 선택한다. 임의로 선택된 1,000장의 이미지로부터 손을 검출해, 60*60 크기의 이미지로 정규화하여 비교 실험을 위한 입력 이미지로 사용하였다. 비교 실험에 사용된 두 방법 모두 NN-classifier를 이용하여 손 모양을 판단하였고, 각각의 방법의 인식 성능 비교로 회전에 대한 인식 성능의 강인함을 측정하였다. 또한, 연산에 소요된 시간을 비교함으로써 연산 복잡도를 측정하였다.

그림 11의 도표는 본 논문에서 제안한 방법과 비교 실험에 사용된 기존 방법들과의 인식 성능 비교 결과를 나타내고, 표 2는 비교 실험에 사용된 기존 방법들과의 연산 시간 비교 결과이다. 그림 11의 도표에서 x축은 인식하고자 하는 두 개의 손 모양을 나타내며, y축은 인식의 정확도를 나타낸다. 인식의 정확도 (Accuracy rate)는 식 (11)에 의해 구해진다.

표 2의 수치는 본 논문에서 제안하는 방법의 연산 시간을 기준으로 하여, 상대적인 연산 시간의 증가율을 나타낸다. 연산 시간의 증가율을 비교할 때, [3]에

표 2. 기존 손 모양 인식 방법들과의 연산 시간 비교

Used method	Template update method	PCA [3]	LBP [4]
Overall processing time rate (%)	100	137	389

서 제안한 PCA를 이용한 방법보다 약 37%의 연산 시간 감소를, [4]에서 제안한 LBP를 이용한 방법보다 약 289%의 연산 시간 감소 효과를 가져왔다.

그림 11의 도표가 나타내는 실험 결과는 다음과 같다. PCA [3]의 경우 회전이 존재하는 입력에 대해 평균 손 모양 인식이 73.52%로 가장 낮았다. LBP [4]의 경우 79.94%의 인식을 보였고 [3]보다 약 6%의 인식 성능 향상을 보였다. 제안한 방법의 평균 인식은 84.23%로 [3]보다 약 10%, [4]보다 약 4%의 인식 성능 향상을 가져왔다. 이는 제안한 템플릿 갱신에 의한 손 모양 인식이 기존에 제안된 손 모양 인식 방법 [3-4]보다 회전에 강인함을 의미한다. 또한, 실험에 사용된 세 가지 방법들은 공통적으로 Fist란 손 모양에 대해 가장 높은 인식을 보였다. 이는 4.2의 실험 결과와 일관성을 가지며 Fist 손 모양이 회전에 의한 영상 내 공간적 분포 변화가 적다는 것을 보여준다. 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안한 방법이 기존 손 모양 인식 방법보다 회전에 강인함을 확인하였다.

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 동작자에 의한 손 모양 인식 성능 저하를 막기 위해 손 모양의 회전에 강인한 시각 기반 손 모양 인식 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 방법에서는 이전 프레임으로부터 추출한 손 모양 템플릿을 다음 프레임을 판단하기 위한 기준 템플릿으로 갱신하여 손 모양의 회전에 의한 손 모양 인식 성능 저하를 줄였다. 제안한 방법의 유효함을 보이기 위해, 손이 좌우로 회전하는 비디오를 입력으로 인식 성능과 연산 시간에 대해 두 가지 비교 실험을 수행하였다. 실험의 결과를 통해 제안한 알고리즘이 기존 방법들보다 높은 인식 성능과 낮은 연산 시간 증가를 가짐을 확인하였다. 향후 연구로 제안한 방법이 동작자 다양성에 무관한 인식 성능을 가지는지 검증할 것이며, 이를 위해 인식 손 모양 및 손 모양 동작자의 증가로 구축된 데이터베이스에서의 평가가 필요하다.

참고 문헌

[1] Richard Watson, "A Survey of Gesture Recognition Techniques," *Technical Report, TCD-CS-1993-11*, pp. 1-31, 1993

- [2] Pragati Garg, Naveen Aggarwal and Sanjeev Sofat, "Vision Based Hand Gesture Recognition," Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 49, pp. 972-977, Jan., 2009
- [3] Nuwan Gamage, Kuang Ye Chow and Rini Akmeliawati, "Static Hand Sign Recognition using Linear Projection Methods," Proceedings of the 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents, pp.403-407, Feb., 2009
- [4] Xiujuan Chai, Yikai Fang and Kongqiao Wang, "ROBUST HAND GESTURE ANALYSIS AND APPLICATION IN GALLERY BROWSING," IEEE International Conference on Multimedia & Expo, pp.938-941, Jun., 2009
- [5] Qing Chen, Nicolas D. Georganas, Fellow, IEEE, and Emil M. Petriu, Fellow, IEEE, "Hand Gesture Recognition Using Haar-Like Features and a Stochastic Context-Free Grammar," *IEEE Transactions On Instrumentation and Measurement*, Vol. 57, No. 8, pp. 1562-1571, Aug., 2008
- [6] Elena Sanchez-Nielsen, Luis Anton-Canalis and Mario Hernandez-Tejera, "Hand Gesture recognition for Human Machine Interaction," *Journal of WSCG*, Vol. 12, No. 1-3, pp. 395-402, Feb., 2004
- [7] Erdem Yoruk, Ender Konukoglu, Bulent Sankur, Senior Member, IEEE, and Jerome Darbon, "Shape-Based Hand Recognition," *IEEE Transactions On Image Processing*, Vol. 15, No. 7, pp. 1803-1815, Jul., 2006
- [8] Qutaishat Munib, Moussa Habeeb, Bayan Takruri and Hiba Abed Al-Malik, "American sign language (ASL) recognition based on Hough transform and neural networks," *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, No. 1, pp. 24-37, Jan. 2007
- [9] Lilly Spirkovska and Max B. Reid, "Robust Position, Scale, and Rotation Invariant Object Recognition Using Higher-Order Neural Networks," *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 9, pp. 975-985, Sept., 1992
- [10] Iain Matthews, Takahiro Ishikawa, and Simon Baker, "The Template Update Problem," *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 6, pp. 810-815, Jun., 2004
- [11] Tao Wu, Xiaoqing Ding, and Shengjin Wang, "Video Tracking using Improved Chamfer Matching and Particle Filter," *IEEE International Conference Computational Intelligence and Multimedia Applications*, pp.169-173, Dec., 2007
- [12] F. Ullah and S. Kaneko, "Using orientation codes for rotation-invariant template matching," *Pattern Recognition*, Vol. 37, No. 2, pp.201-209, Feb., 2004
- [13] Gunilla Borgfors, "Hierarchical Chamfer Matching: A Parametric Edge Matching Algorithm," *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, No. 6, pp. 849-865, Nov., 1988
- [14] Gianluigi Ciocca, Claudio Cusano, Francesca Gasparini, and Raimondo Schettini, "Self-Adaptive Image Cropping for Small Displays," *IEEE Transactions On Consumer Electronics*, Vol. 53, No. 4, pp. 1622-1627, Nov., 2007
- [15] Luigi Di Stefano and Andrea Bulgarelli, "A Simple and Efficient Connected Components Labeling Algorithm," *IEEE Image Analysis and Processing*, pp. 322-327, Sept. 1999
- [16] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," Proc. DARPA Image Understanding Workshop, pp. 121-130, 1981
- [17] Chao Hu, Max Qinghu Meng, Peter Xiaopig Liu and X. Wang, "Visual Gesture Recognition for Human-Machine Interface of Robot Teleoperation," IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1560-1565, Oct., 2003



이 성 일

2009년 충북대학교 전자공학과
학사
2009년~현재 KAIST 전기 및 전
자공학과 석사과정
관심분야: 이미지/비디오 처리
및 분석, 양안식 3D 비디
오 품질 및 안전성 평가



임 을 군

1998년 연세대학교 기계공학과
학사
2000년 연세대학교 기계공학과
석사
2000년 삼성전자 냉공조사업부
사원

2001년~현재 한국전자통신연구원 선임연구원
관심분야: 스테레오 매칭, 이미지/비디오 처리 및 분석



민 현 석

2005년 아주대학교 정보및컴퓨터
공학과 학사
2008년 KAIST 정보통신공학과
석사
2008년~현재 KAIST 정보통신
공학과 박사과정

관심분야: 이미지/비디오 인덱싱, 이미지/비디오 처리
및 분석



황 대 환

1986년 성균관대학교 전자공학과
학사
1988년 성균관대학교 전자공학과
석사
1999년 성균관대학교 전자공학과
박사

1991년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원
관심분야: SoC, multimedia networking, 이미지/비디오
처리 및 분석



신 호 철

1997년 KAIST 기계공학과 학사
1999년 KAIST 기계공학과 석사
2005년 KAIST 기계공학과 박사
2005년~현재 한국전자통신연구
원 선임연구원
관심분야: 로봇 제어, 이미지/비
디오 처리 및 분석



노 용 만

1985년 연세대학교 전자공학과
학사
1987년 KAIST 전기공학과 석사
1992년 KAIST 전기공학과 박사
1992년~1995년: Dept. of
Radiological Science
University of California

Irvine 초빙연구원
1997년~2008년 한국정보통신대학교 정교수
2009년~현재: KAIST 전기 및 전자공학과 정교수
관심분야: 이미지/비디오 처리 및 분석, 이미지/비디오
인덱싱, MPEG 7, 특징인식