

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2021.7.2.411>

JCCT 2021-5-49

피부색과 무게중심 프로필을 이용한 손동작 인식 알고리즘

Hand Motion Recognition Algorithm Using Skin Color and Center of Gravity Profile

박영민*

Youngmin Park*

요약 인간과 컴퓨터의 상호작용을 연구하는 분야를 HCI(Human-computer interaction)라고 한다. 이 분야는 인간과 컴퓨터 간에 서로 소통하면서 정보를 인식하는 방법에 대해 연구하는 학문 분야이다. 본 연구는 사람과의 상호작용을 위한 손동작 인식에 대한 연구로써 기존 인식방법의 문제점을 살펴보고 인식률을 개선하기 위한 알고리즘을 제시한다. 사람의 손 모양이 포함된 영상을 대상으로 피부색 정보를 바탕으로 손 영역을 추출하고, 주성분 분석을 이용하여 무게중심 프로필을 계산한다. 이렇게 얻은 정보를 미리 정의된 형상들과 비교하여 손동작을 인식률을 높이는 방법을 제안하였다. 기존의 무게중심 프로필은 회전으로 인한 손의 변형에 대해 잘못된 손동작 인식을 결과를 보여주었으나, 본 연구에서는 무게중심 프로필을 이용하고 모든 윤곽선의 점들과 무게중심 사이의 거리가 가장 긴 점을 시작점으로 하여 무게중심 프로필을 다시 개선함으로써 강건한 알고리즘을 제시하였다. 손동작 인식을 위하여 센서가 부착된 장갑이나 특별한 마커를 사용하지 않으며, 별도의 청색 스크린을 설치하지도 않는다. 이 결과에 대해 가장 가까운 거리의 특징벡터를 찾아 잘못된 인식을 해결하고, 적당한 경계치를 구하여 성공과 실패를 구분한다.

주요어 : 휴먼컴퓨터인터페이스, 손 인식, 스킨 컬러, 주성분분석, 무게중심 프로파일

Abstract The field that studies human-computer interaction is called HCI (Human-computer interaction). This field is an academic field that studies how humans and computers communicate with each other and recognize information. This study is a study on hand gesture recognition for human interaction. This study examines the problems of existing recognition methods and proposes an algorithm to improve the recognition rate. The hand region is extracted based on skin color information for the image containing the shape of the human hand, and the center of gravity profile is calculated using principal component analysis. I proposed a method to increase the recognition rate of hand gestures by comparing the obtained information with predefined shapes. We proposed a method to increase the recognition rate of hand gestures by comparing the obtained information with predefined shapes. The existing center of gravity profile has shown the result of incorrect hand gesture recognition for the deformation of the hand due to rotation, but in this study, the center of gravity profile is used and the point where the distance between the points of all contours and the center of gravity is the longest is the starting point. Thus, a robust algorithm was proposed by re-improving the center of gravity profile. No gloves or special markers attached to the sensor are used for hand gesture recognition, and a separate blue screen is not installed. For this result, find the feature vector at the nearest distance to solve the misrecognition, and obtain an appropriate threshold to distinguish between success and failure.

Key words : HCI, hand recognition, skin color, PCA, gravity profile

*정희원, 숙명여대 융합학부 조교수 (단독저자)

Received: April 13, 2021 / Revised: April 27, 2021

Accepted: May 6, 2021

접수일: 2021년 4월 13일, 수정완료일: 2021년 4월 27일

*Corresponding Author: ympillow@sookmyung.ac.kr

게재확정일: 2021년 5월 6일

Division of Convergence, Sookmyung Women's Univ., Korea

I. 서론

컴퓨터 기술의 응용 중에서 인간과 컴퓨터의 상호작용을 연구하는 분야를 HCI(Human-computer interaction)라고 한다. 이 분야는 인간과 컴퓨터 간에 서로 소통하면서 정보를 인식하는 방법에 대해 연구하는 학문 분야이다. 여기서 말하는 상호작용은 사용자와 컴퓨터 사이에 있는 사용자 인터페이스에서 발생하는 작동을 의미한다[1]. 이러한 상호작용을 이용한 사용자 인터페이스 중에서 가장 활발히 연구되고 있는 분야로 손동작 인식을 들 수 있다. 손동작 인식 방법으로는 크게 장비를 이용한 방법과 카메라를 통한 이미지를 이용한 방법이 있다. 장비를 이용한 방법 중 가장 일반적인 것으로 형상 입력 장치인 데이터 글로브를 들 수 있다. [2].

카메라를 통한 이미지를 이용하는 방법은 움직임 정보를 얻기 위한 장비를 착용하거나 마커를 부착하지 않고 직접 사람의 손을 한 대 혹은 여러 대의 카메라를 통해 이미지로 획득하고, 손의 위치 정보와 손가락 관절의 각도를 추정하여 손동작을 인식한다[3]. 이 방법은 인식 방법에 따라 크게 윤곽선 기반 방법과 모델기반 방법으로 분류할 수 있다. 모델 기반 방법은 인식하려는 손 모양을 3차원적으로 모델링한 후에 입력되는 영상으로부터 3차원 정보를 획득하여 이미 정의된 모델들과 비교함으로써 가장 유사한 모델을 선택하는 방법을 채택하고 있다[4,5].

윤곽선 기반 방법은 손 모양의 형태를 기반으로 특징점을 추출하여 손의 위치와 모양을 인식하는 방법이다[6]. 이 방법은 3차원 데이터를 사용하지 않고 2차원에 투영된 영상을 사용하기 때문에 손가락 움직임, 폐색(occlusion), 또는 손의 회전으로 인하여 발생하는 변형이 생길 수 있어 특성 정보에 대한 신뢰도가 낮다.

본 연구에서는 사람과의 상호작용을 위한 기존의 손동작 인식에 대한 연구의 문제점을 살펴보고 인식률을 개선하기 위한 알고리즘을 제시한다.

II. 기존 연구

손동작의 움직임은 손을 움직이지 않고 고정하고 있을 때 보이는 정적인 모양과 시간이 지나면서 움직임이 포함된 동적인 자세로 나타날 수 있다. 이러한 두 가지

모양은 손가락의 모양을 얼마나 잘 판단하고 추정할 수 있는지가 관건이다. 영상에서 추적하고자 하는 대상의 크기와 모양에 상관없이 물체를 추적하는 방법으로는 연속된 두 영상의 차이를 이용하는 변화분할법[7]과 히스토그램 매칭법[8], 피부 컬러 모델법, 손 형상 인식법 등이 있으며, 본 연구에서 사용하고 있는 피부 컬러 모델법과 손 형상 인식법에 대해 알아본다.

1. 피부 컬러 모델법

피부 컬러 모델은 평균컬러 벡터 m 과 공분산 행렬 S 인 가우스 분산으로 이용하여 Eq. 1과 같이 표현할 수 있다.

$$m = [m_r, m_g]^T, S = \begin{bmatrix} \sigma_{rr}^2 & \sigma_{rg} \\ \sigma_{rg} & \sigma_{gg}^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 m_r, m_g 는 피부 영상에서 정규화된 적색과 녹색의 평균값들이고, 행렬 S 는 정규화된 컬러의 상관관계를 나타낸다. 피부 컬러 모델의 파라미터는 광원의 조건을 다르게 제공한 10개 정도의 영상에서 통계처리하여 사용한다. Eq. 1에서 얻은 통계적인 값을 사용하여 동적으로 움직이는 손의 제스처 영상 $GT(x,y)$ 를 추출하기 위해 Eq. 2를 적용한다[9].

$$GT(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |r(x,y) - m_r| < T_r \\ & \text{and } |g(x,y) - m_g| < T_g \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

Eq. 2에서 임계값 T_r, T_g 는 일반적으로 여러 사용자를 위해 주로 큰 값을 사용하기 때문에 보통 $T_r=2\sigma_r, T_g=2\sigma_g$ 로 설정한다.

2. 손 형상 인식법

손 형상 인식법을 적용하기 위해서는 우선 YUV 피부 컬러 모델을 사용한다. 이 컬러 영상에서 피부색에 해당하는 영역을 추출하여 손 영역을 찾고 이 영역을 이진화하여 윤곽선을 검출한다. 그리고 손 영역의 무게중심점을 구하여 윤곽선의 모든 점들과 무게중심점 사이의 거리를 구한다. 이 값을 이용하여 무게중심 프로필을 표현하고 손의 형태를 파악한다. 이렇게 추출한 무게중심 프로필 값들을 사용하여 주성분 분석법을 적

용하고, 미리 정의된 손 모양의 형태와 비교하여 동작을 인식한다[10].

III. 손동작 인식 방법

본 연구에서는 앞에서 소개한 손동작 인식 방법 중에서 손의 형상을 가지고 손동작을 인식하는 손 형상 인식법을 적용하였고, 이 과정에서 발생하는 여러 문제점을 개선하는 알고리즘을 제시한다.

1. 전체 시스템 개요

Fig. 1은 손동작을 인식하기 위한 전체 시스템의 순서도를 나타낸다. 먼저 영상을 입력받아 복잡한 배경 영상으로부터 피부색의 특징을 이용하여 피부영역을 추출하고, 모폴로지 필터링을 하여 영상을 매끄럽게 만들어주고 라벨링을 하여 손 영역만을 추출한다. 손 영역의 윤곽선에 해당하는 모든 점들을 구하기 위해서 체인코드를 이용하여 윤곽선을 구한다. 손 영역에 대한 무게중심 프로필을 이용하여 손 영역의 형태상의 특징만을 추출하여 주성분 분석법을 통해 미리 정의된 형상들과 비교를 통해 손동작을 인식한다.



그림 1. 시스템 흐름도
 Figure 1. System flow

2. 피부 색상 검출

사람의 피부색 분포는 자연계의 다른 물체와 구분할 수 있는 뚜렷한 특징을 가지고 있다. 비록 사람과 인종마다 피부색은 다르지만 색차 평면 상에서의 분포는 매우 비슷하면서 협소한 영역을 차지하고 있다. 그리고 단지 밝기 차이만이 존재하여 색차 성분을 이용하면 쉽게 피부 영역을 추출할 수 있다[11].

1) 피부색을 이용한 분리

강도 정보를 이용한 방법은 일정한 시간의 영상들로부터 배경 모델을 생성한 후, 새로운 입력과 배경 모델의 강도를 비교하여 그 유사도 정도가 기준치 이하이면

전경, 이상이면 배경으로 구분하여 배경을 제거하는 방법이다[12]. 깊이 정보를 이용한 방법은 영상으로부터 깊이 정보를 구한 후 깊이의 정도에 따라 카메라에 가까운 물체는 전경으로 상대적으로 먼 물체는 배경으로 분리하는 방법과 새로운 영상의 깊이 정보와 미리 계산된 배경 모델의 깊이를 비교하여 변화가 있는 부분을 전경으로 보는 방법[13] 등이 있다.

본 논문에서는 YUV 색상 모델을 이용하여 피부영역을 검출하면 피부 색상과 유사한 영역을 검출하는데 Fig. 2의 (a)는 입력영상을 나타내고, 이 영상에 대해 YUV 색상 모델을 이용하여 (b)와 같이 손과 얼굴 영역이 검출된다.

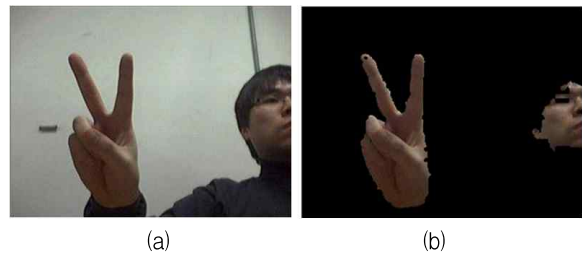


그림 2. YUV 컬러모델을 이용한 피부 영역 검출
 Figure 2. Skin area detection using YUV color model
 (a) Input Image (b) Result Image

3. 모폴로지 필터링

영상처리에서 모폴로지(morphology)는 영상을 형태학적인 관점에서 다루는 기법이며, 잡음의 영향을 제거하는 용도로 사용되기도 하고, 객체의 모양을 기술하는 용도로 사용되기도 한다. 모폴로지 기법 중 침식 연산은 영상 내에서 객체 영역을 깎아내는 효과를 하며, 팽창 연산은 객체 영역을 확장시키는 결과를 만들어 낸다. 열기 연산(opening)은 일반적으로 객체의 외곽선을 부드럽게 만들어주며 가늘게 돌출한 부위를 제거해주는 역할을 하고 때로는 잡음을 제거하는 역할을 한다. 닫기 연산(closing)은 열기 연산과 반대로 가늘게 패인 부분을 채워주는 역할을 한다.

Fig. 3에서 닫기 연산을 수행하여 영상이 가늘게 패인 부분을 채워서 영상을 깔끔하게 만든 것을 보여주고 있다. (a)는 입력영상에서 YUV컬러 모델을 이용하여 피부영역을 검출하고, (b)는 이진화를 수행한 영상이다. 그리고 모폴로지 필터링을 하여 (c)와 같은 결과를 얻었다.

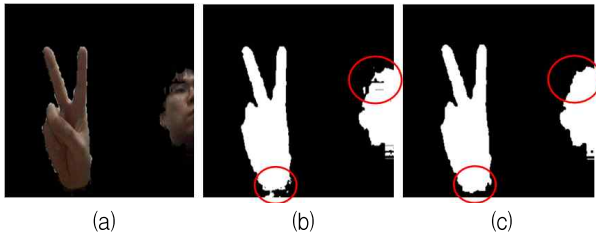


그림 3. 모폴로지 필터링
Figure 3. Mophology Filtering

(a) Detection of skin (b) binarization (c) Filtering

4. 라벨링

본 연구에서 사용하는 영상들은 대부분 손이 얼굴이나 피부색 물체보다 가깝기 때문에 손 영역이 더 크게 보인다는 특징이 있다. 따라서 면적 정보를 이용하면 손을 쉽게 구별해 낼 수 있다. 면적 정보를 구하기 위해 glassfire 라벨링 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 마른 잔디에 불이 번져나가는 모양과 비슷하게 화소를 라벨링하기 때문에 붙여진 이름이다. Fig. 4를 보면 (a)는 모폴로지 필터링을 수행한 영상에 대해 glassfire 알고리즘으로 라벨링을 하였다. 그리고 면적 정보를 이용하여 (b)와 같이 손을 추출하였다.

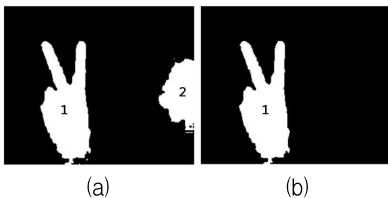


그림 4. 라벨링
Figure 4. Labeling (a) Before (b) After

5. 에지 검출과 무게중심

에지를 이용한 영상 분할 방법은 영상의 경계를 연결하는 에지 정보를 이용하여 영상을 분할한다. 윤곽선 위에 존재하는 모든 점들 (x_i, y_i) 에 대해 무게중심 (\bar{x}, \bar{y}) 으로부터 거리(r)를 구하기 위해서 8방향 체인코드를 사용하여 에지를 검출한다. 8방향 체인코드 알고리즘은 영상을 위에서 아래로, 좌에서 우로 스캔하면서 첫 번째 객체 외곽선 좌표를 찾은 후 외곽선 추적 진행 방향을 시계 방향으로 변화시키면서 외곽선을 찾는다.

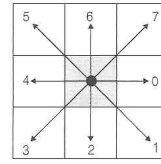


그림 5. 8-방향 체인 코드
Figure 5. 8-way chain cord

이진 영상에서 각 화소에 대한 밝기 값을 그 점에 대한 무게로 간주하면, 면적의 중심은 무게중심과 같게 된다. 그러므로 무게중심은 Eq. 3에서 구할 수 있다.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M jI(i,j)}{A}, \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M iI(i,j)}{A}, A = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I(i,j) \quad (3)$$

여기서, $I(i,j)$ 는 화소의 밝기 값, A는 물체의 전체 화소수를 나타낸다. Fig. 6의 (a)는 에지검출을 수행하기 전의 영상이며 중심점을 구하는 수식과 체인코드를 이용하면 (b)와 같이 에지를 추출할 수 있다.

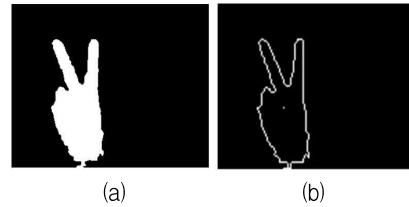


그림 6. 에지검출과 무게중심
Figure 6. Edge detection and Gravity center (a) Before (b) After

6. 무게중심 프로파일

무게중심 프로파일은 검출된 물체 영역에 대해 물체의 외곽을 각도로 표현함으로써 물체의 형태를 판단하는데 사용된다. 대부분 이러한 형태의 알고리즘은 Eq. 4와 같이 물체의 중심을 구하고 무게중심으로부터 각도에 따른 거리 값으로 표시한다.

$$r = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Fig. 7은 기존 방법으로 무게중심 프로파일과 제안 방법의 무게중심 프로파일을 비교한 것이다. (a)에서 보듯이 정방향일 때는 두 방법이 같은 무게중심 프로파일이라는 것을 볼 수 있지만, (b)처럼 손을 회전했을 때는 기존

방법은 전혀 다른 무게중심 프로필을 보이지만 본 연구에서 제안한 방법은 정방향일 때의 무게중심 프로필과 거의 차이가 나지 않는다.

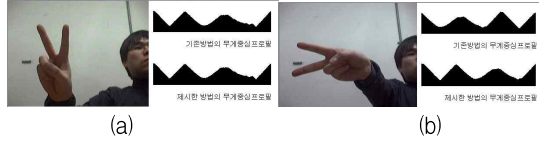


그림 7. 기존방법과 제안방법의 비교
 Figure 7. Comparison of existing and proposed methods
 (a) Forward direction (b) Rotated

7. 주성분 분석(PCA)

주성분 분석은 고차원 특징 벡터를 몇 개의 주성분 값으로 나타내어 저차원의 특징 벡터로 표현해 주는 방식이다. Fig. 8에서 U1은 변동량이 가장 큰 축이며 U2는 그 다음으로 변동량이 큰 축이다. 이 축들은 기저 벡터가 되는 축으로 반드시 서로 수직(직교)을 이루어야 하며 Fig. (b)처럼 주성분으로 이루어진 새로운 축으로 특징 벡터를 회전하여 변환할 수 있다.

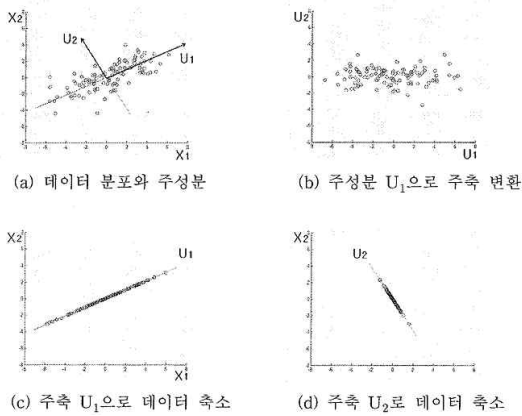


그림 8. 주성분 분석의 예
 Figure 8. Example of principal component analysis

주성분분석을 이용한 손 인식은 학습영역, 입력영역, 인식영역으로 세 부분으로 분리할 수 있다.

1) 학습영상의 무게중심 프로필의 집합 생성

고유벡터를 구하기 위해서는 먼저 학습 영상들의 무게중심 프로필의 데이터를 정규화한 후 각각의 무게중심 프로필에 대한 열 벡터를 모아서 하나의 행렬 S를 생성한다. Eq. 5에서 한 영상의 무게중심 프로필의 화

소수가 N이고 주성분 분석에 사용된 영상의 수가 M이면 생성된 행렬 S의 크기는 N*M이 된다. Fig.6의 Φ_i 는 i번째 영상에 대한 열 벡터라 하고, 행렬 S에 대한 평균 Ψ 를 Eq. 6에서 구한다. 행렬 A는 Eq. 7과 같이 행렬 S의 각각의 값들을 평균 Ψ 로 빼줌으로써 생성된다.

$$S = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M] \quad (5)$$

$$\Psi = \frac{1}{M} \left[\sum_{i=1}^M \Phi_i \right] \quad (6)$$

$$A = [\Phi_1 - \Psi, \Phi_2 - \Psi, \dots, \Phi_M - \Psi] \quad (7)$$

$$C = AA^T \quad (8)$$

행렬 A를 Eq. 8를 이용하여 공분산 행렬을 만든다. 행렬 A의 크기는 N*M이고 AT의 크기는 M*N이므로 공분산 행렬 C의 크기는 N*N이 된다. 공분산 행렬 C를 구했다면 고유치와 고유벡터를 구한다. 일반적인 대칭행렬의 고유치를 모두 구하는 방법으로는 Jacobi 방법으로 상사변환(similarity transformation)을 반복적으로 수행해서 대상행렬을 대각 행렬로 만든다. 이렇게 행렬 A를 대각 행렬로 만들면 대각선의 원소가 바로 모든 고유치들이 된다[14]. Jacobi 방법으로 구한 고유치와 고유벡터를 고유치가 큰 순서로 재배치하여 Eq. 9-Eg. 11의 행렬 E와 고유벡터 V를 만든다.

$$E = [X_1 X_2 \dots X_M] \quad (9)$$

$$L = A^T A \quad (10)$$

$$V = AE \quad (11)$$

2) 특징벡터 생성과 손동작 인식

Eq. 12와 같이 먼저 영상 Φ_i 로부터 주성분 분석에 사용된 평균 Ψ 를 뺀 다음 고유벡터 행렬에 대한 전치 행렬과 곱한다. 행렬 V로부터 K개의 열만 선택하고 나머지는 버림으로써 V의 크기는 N*K가 되었을 경우 행렬 VT의 크기는 K*N이고, 행렬 I의 크기는 N*1이므로 행렬 Z의 크기는 K*1이 된다. Eq. 13에서 입력영상의 특징벡터와 학습영상의 특징벡터의 상대거리 d_{\min} 을 이용하여 인식 오류 유무를 판단한다.

$$I = \Phi_i - \Psi, Z_i = V^T I \quad (12)$$

$$\text{if } d_{\min} < t \text{ success, else fail} \quad (13)$$

IV. 실험 및 결과분석

1. 실험에 사용된 학습영상과 오류 유무 판단

본 연구에서는 Fig. 9과 같이 일반적으로 편안하게 취할 수 있는 총 15가지의 손동작을 학습영상으로 하여 주성분 분석에 사용하였다. 입력영상의 특징벡터와 학습영상의 특징벡터의 상대거리 d_{\min} 를 구하여 적당한 경계치 t 를 구하여 인식 오류 유무를 판단한다. Fig. 10은 실험에서 상대거리를 이용하여 성공과 실패했을 때의 상대거리를 그래프로 나타낸 것이다. 표 1은 실험을 통해 나타난 상대거리 그래프에서 경계치 t 를 구한 결과를 보여준다.

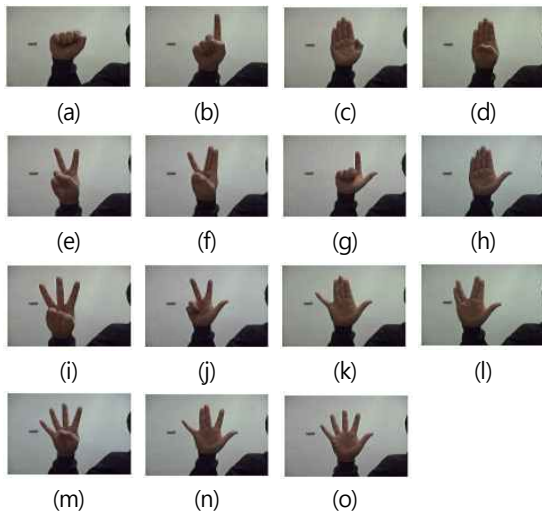


그림 9. 학습 영상
Figure 9. Learning images

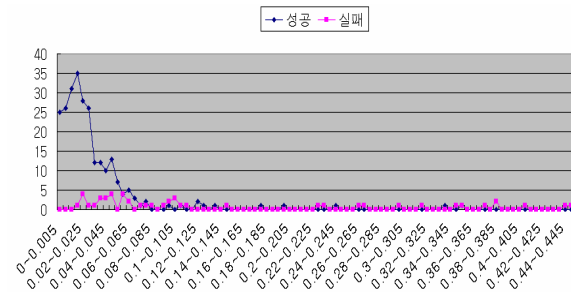


그림 10. 상대적인 거리 그래프
Figure 10. Relative distance graph

표 1. 벡터 거리에 대한 성공률

Table 1. Success rate for vector distance

구분	개수	비율	경계치 t
부정적 성공	11	3.7%	0.0825
부정적 실패	26	8.7%	

2. 프로그램 실행 결과

Fig. 11은 OpenCV를 사용하여 15개의 손동작에 대한 주성분 분석을 미리 수행한 수 특정 손동작을 취했을 때의 결과를 보여준다. 본 연구에서는 정지영상을 가지고 실험을 하였다.

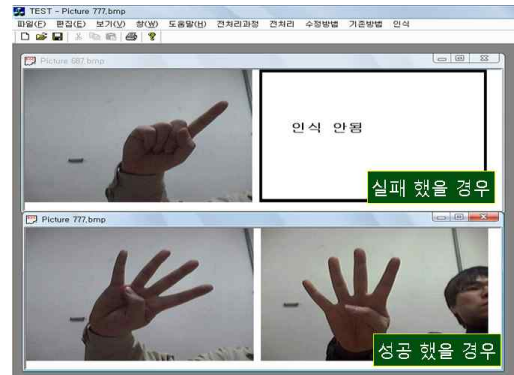


그림 11. 프로그램 실행 결과
Figure 11. Program execution results

3. 성공률 비교

표 2는 기존의 알고리즘으로 구현한 방법과 개선한 방법으로 구현한 것의 성공률을 비교하였다. 정방향일 경우와 회전했을 때 경우를 15개의 입력영상에 대해서 실험 하였다. 정방향일 경우에는 전체적으로 기존방법이나 개선방법이나 거의 유사한 성공률을 보였다. 하지만, 회전했을 경우에는 기존방법 보다는 개선방법이 성공률이 더 높게 나왔다. 기존방법의 실험 성공률이 떨어지는 이유는 손을 좌우로 회전을 했을 때 무게중심 프로파일 시작하는 시작점이 틀러지기 때문에 성공률이 많이 떨어졌다. 그러나 본 논문에서 제안한 개선방법을 적용한 실험에서는 기존방법에서 발생한 문제를 해결하여 성공률이 기존방법보다 더 높게 나왔다.

표 2. 정방향과 회전할 경우의 성공률 비교

Table 2. Comparison of success rates in the forward and rotational direction

정방향일 경우						회전할 경우						
기존방법			개선방법			기존방법			개선방법			
번호	성공	실패	성공률	성공	실패	성공률	좌 (성공)	우 (성공)	성공률	좌 (성공)	우 (성공)	성공률
1	10	0	100	10	0	100	9	9	90	10	9	95
2	10	0	100	10	0	100	0	10	50	6	9	75
3	10	0	100	9	1	90	6	9	75	7	6	65
4	8	2	80	6	4	60	3	8	55	10	8	90
5	10	0	100	10	0	100	1	1	10	10	9	95
6	6	4	60	10	0	100	10	10	100	10	10	100
7	10	0	100	10	0	100	0	6	30	10	6	80
8	9	1	90	10	0	100	3	9	60	10	8	90
9	10	0	100	10	0	100	10	0	50	10	7	85
10	10	0	100	10	0	100	10	6	80	7	5	60
11	7	3	70	10	0	100	10	0	50	8	8	80
12	10	0	100	10	0	100	5	6	55	6	5	55
13	7	3	70	10	0	100	0	0	0	10	9	95
14	10	0	100	7	3	70	7	7	0	9	9	90
15	10	0	100	10	0	100	6	0	30	10	10	100
분석방법	영상의 수		성공률	분석방법	영상의 수		성공률					
기존방법	15		91.33 %	기존방법	15		51.33 %					
제안방법	15		93.33 %	제안방법	15		83.66 %					

V. 결론

손은 인간이 정보 시스템의 조작에 있어서 가장 직감적이고 편리한 인터페이스 도구로 활용되고 있다. 손의 형상이 의미하는 바를 자동으로 인식할 수 있다면 지능형 휴먼인터페이스의 성능을 높이는데 기여할 수 있다. 본 논문에서는 손 영상을 획득할 때 피부색을 이용하여 손 영역을 추출하고, 무게중심 프로필을 이용하여 추출된 손 영역의 특징에 대해 주성분 분석을 수행하여 손동작 인식을 한다. 손동작 인식을 위하여 센서가 부착된 장갑이나 특별한 마커를 사용하지 않으며, 별도의 청색 스크린을 설치하지도 않는다.

기존의 무게중심 프로필은 회전으로 인한 손의 변형에 대해 잘못된 손동작 인식을 결과를 보여주었으나, 본 연구에서는 무게중심 프로필을 이용하고 모든 윤곽선의 점들과 무게중심 사이의 거리가 가장 긴 점을 시작점으로 하여 무게중심 프로필을 다시 개선함으로써 강건한 알고리즘을 제시하였다. 이 결과에 대해 가장 가까운 거리의 특징벡터를 찾아 잘못된 인식을 해결하고, 적당한 경계치 t 를 구하여 성공과 실패를 구분한다.

향후 해결해야 할 과제로는 같은 피부색이 겹쳐 있는 경우에도 강건하게 추출할 수 있는 알고리즘으로 개선할 필요가 있다.

References

- [1] A. Mulder, "Hand Gestures for HCI," Technical Report 96-1, <http://fas.sfu.ca/cs/people/ResearchStaff/amulder/p e./HCI-gestres.ht>, 1996.
- [2] D.J. Sturmmam. D. Zeltaer, "A Survey of glove-based input," IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.14, pp.30-39, Jan. 1994.
- [3] Ji Ho So, Young-Ju Jeon, "Using 3D image-based body shape Measurement to increase the accuracy of body shape Measurement" The Journal of the Convergence on Culture Technology(JCCT), Vol. 6, No. 4, pp803-806, 2020.
DOI: <https://doi.org/10.17703/JCCT.2020.6.4.803>
- [4] J. Lee, T. L. Knuii, "Model-based analysis of hand posture," IEEE Computer Graphics and Applications, pp. 77-86, 1995.
- [5] C. C. Lien, C. L. Huang, "Model-based articulated hand motion tracking for gesture recognition," Image and Vision Computer 16 pp.121-134, 1998.
- [6] S. Tamura, S. Kawasaki, "Recognition of sign language motion image," pattern recognition 21(4) pp.343-353, 1998.
- [7] YIN, Yong, "Video objects segmentation based on change detection, Computer engineering and application v.44 no.13, 2008.
- [8] Youngmin Park, Youngwoo Yoon, "A Histogram Matching Scheme for Color Pattern Classification", KIPS Transactions on Software and Data Engineering, 13(7), pp.689-698 Dec, 2006
- [9] Chan Wah Ng, Surendra Ranganath, "Real-Time Gesture Recognition," pp. 993-1007, 2002.
- [10] Kim Jang-Woon, Hong Sec-Joo, Lee Chil-Woo, "Vision-Based hand shape recognition for a pictorial puzzle", Proceedings of the 2006 Fall General Conference of the Korea Contents Association, pp.801-805, 2006.
- [11] D Chi, King N. Ngan "Face Segmentation Using Skin-Color Reference map in Videophone Applications," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Vidoe Technology, vol.9, June 1999.
- [12] Richard J. and M. Ibrahim Sezan, "Video Background Replacement without A Blue Screen," ICIP99. 28A03.
- [13] Christopher Eveland, Kurt Konolige and Robert C. Bolles, "Background Modeling for Segmentation of Video-Rate Stereo Sequences," CVPR 1998, pp.266-271.