

손 최장너비 기반 손바닥 영역 검출

Palm Area Detection by Maximum Hand Width

최은창, 김준연, 이재원, 임종관
목원대학교 지능로봇공학과

Eun Chang Choi(sosory12@gmail.com), Jun Yeon Kim(mutojoon@gmail.com),
Jae Won Lee(ljws94@gmail.com), Jong Gwan Lim(jonggwanlim@gmail.com)

요약

HCI 분야에서 대표적인 손 제스처 인식은 IT기기의 개발과 더불어 사용자와 기기 간의 상호작용 및 정보 교환을 위한 방법으로 주목받고 있다. 영상 처리를 통한 손 제스처 인식에서 손바닥 영역 검출은 처리속도 및 인식을 향상에 기여하는 핵심 처리 과정이다. 본 논문에서는 손바닥 영역 검출(palm area detection)을 위해 손과 손목을 영상 분할(image segmentation) 하는 새로운 방법을 제안한다. 손의 해부학적 특성으로 가장 넓은 폭이 발생하는 엄지와 소지의 장골 간격을 손 영상의 수평 투사 히스토그램으로 계산 후 이 간격을 지름으로 하는 원을 그려 손바닥 영역을 검출한다. 이 방법의 우수성을 검증하기 위하여 다단 형판정합(multiple stage template matching)을 사용해 10가지 손 제스처에 대해 기존 방법 4가지와 인식 성능을 비교 평가한다. 손 제스처 인식에 관련한 연구가 다양하나 손바닥 영역 검출에 특화된 성능 비교 문헌이 저조함을 강조한다.

■ 중심어 : | 영상분할 | 손 제스처 | 영상처리 | 손바닥 영역 검출 |

Abstract

In the HCI, hand gesture recognition is attracting attention as a method for interaction and information exchange between users and devices along with the development of IT devices. In hand gesture recognition through image processing, palm region detection is a key process contributing to improvement of processing speed and recognition rate. In this paper, we propose a new method for image segmentation between the hand and wrist for palm area detection. The anatomical characteristics of the hand are used to calculate the distance between the iliac bones of the thumb and little finger, which have the widest width, by the horizontal projection histogram of the hand image, and then the palm area is detected by drawing a circle having the width as the diameter. In order to verify the superiority of this method, multiple stage template matching is used to compare and evaluate recognition performance against the four conventional methods for 10 hand gestures. Note that the literatures to offer palm area detection performance evaluation are few although there are many studies on hand gesture recognition.

■ keyword : | Image Segmentation | Hand Gesture | Image Processing | Palm Detection |

I. 서론

손 제스처 인식은 HCI 분야에서 대표적인 상호작용 중 하나로써, 손가락 형태를 분석 후 여러 가지 특징을 추출하여 동작을 인식한다. 정지 영상을 통한 손 제스처 인식은 사용자의 편의성이 좋고 데이터 처리량이 적어 다양한 실시간 처리 어플리케이션이 제안된다[1-5].

손 영역 검출은 손 제스처 인식 시 처리속도 및 인식을 향상에 기여하는 핵심 과정이다. 손 영역검출은 손 인식 영역에서 발생하는 일종의 영상 분할이며, 영상을 물체 간 경계를 찾기 위해 의미 있고 해석하기 쉬운 여러 개의 픽셀 집합으로 변환하는 과정이다[6][10][14]. 손 제스처 인식에서 불필요하나 공통적으로 나타나는 배경 등을 제거하고 클래스 간 차이점을 부각시켜 인식을 높이고 처리 데이터 양을 축소시킨다. 이러한 손 영역 검출은 배경과 손 영역을 분리하는 단계와 인식 시 불필요한 손목과 손바닥을 분리하는 단계로 구성된다[그림 1].

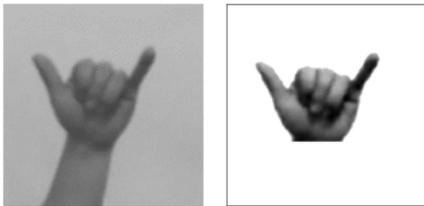


그림 1. 손 영역 검출 예시

배경에서 분리된 손 영역에서 손바닥과 손목을 분리할 때 여러 장애가 있다. 조명 등에 의해 생긴 그림자와 피험자마다 나타나는 손목 너비의 개인차가 발생하며 다양한 카메라 각도에 의해 피사체의 영상이 왜곡된다. 카메라와 손 사이 거리가 멀어질 경우 그 경계는 더욱 애매해진다. 또한 다양한 손가락 동작으로 인해 손 영역 구분이 모호해질 수 있다.

다수의 손 제스처 인식 연구는 손목 제거 단계를 통한 손 영역 검출을 포함하나 별도 성능 검증은 전무하다. 배경과 손 영역 분리와 달리 손목 제거를 통한 손바닥의 검출에 대한 단독 연구가 드물다. 배경과 손 영역의 분리는 이진화, 혹은 윤곽선 검출 등이 사용되며, 이

는 기초적인 영상 처리이다[7-10]. 반면손목제거를 통한 손바닥 영역검출은 손 제스처 인식에 국한된 주제로서, 연구 결과가 상대적으로 희소하다.

본 논문은 손 영역 검출을 최종적으로 완성하기 위해 손과 손목을 분리하는 새로운 방법을 제안한다. 대부분의 연구가 손 제스처 인식에 중점을 두는 것과 달리 우리는 손바닥 영역 검출을 단독 주제로 상정한다. 또한 대부분의 손 제스처 인식 연구에서 부분적으로 손 영역 검출 방법을 사용하나 성능 검증을 제시하지 않는 반면 우리는 기존 연구에서 발췌한 4가지 방법과 성능을 비교하여 우리가 제안하는 방법의 우수성을 알고리즘의 복잡도와 손목 검출 능력의 정확성이라는 측면에서 검증한다.

II. 관련 연구

문헌상 가장 일반적으로 사용되는 손바닥 영역 검출 방법은 거리 변환 (distance transform)으로 찾은 중점을 통해 내접원을 그려 손목을 제거하는 방식이다[그림 2(a)][2][4][6-9][11]. 중점과 손의 윤곽선 간 최소거리를 반지름으로 삼는 원을 추정하며 다양한 자세 변화를 고려 시 원보다 타원으로 근사화하는 것이 유리하다는 비판도 있다[6]. 또한 이진화의 실패로 인해 손 영역에 발생하는 노이즈에 취약하다[그림 2(b)]. 계산량이 큰 거리 변환 대신 무게 중심을 중점으로 삼아 내접원을 그려 손목을 제거하는 방식도 있다[12][13]. 이 방법은 처리 속도가 빠르나 팔목 부분까지 손 모양이 잡힐 경우 중점이 손목 방향으로 치우쳐 손바닥 영역이 제대로 검출되지 않는다[그림 2(c)].

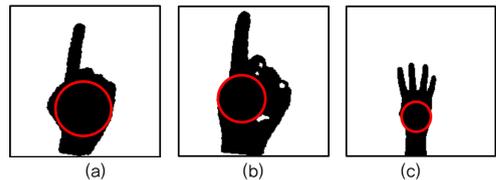


그림 2. 거리 변환 중점 기반 내접원 방식과 무게 중심 중점 기반 내접원 방식의 실패 사례

팔목과 손바닥의 너비 차이에 착안하여 급격히 너비가 넓어지는 지점을 손목으로 탐지하는 손목 라인검출 방법도 자주 사용된다[14][15]. 이 방법은 [그림 3(a)]처럼 직관적으로 수평 투사 히스토그램 (horizontal projection histogram)을 사용해 손목과 손바닥 간 너비를 추정한다. 그러나 손목과 손바닥 간 미세한 너비 변화에 과민한 결과를 보인다. 또 거리에 따른 손의 축척 변화에 취약해 손목과 손의 크기가 유사할 경우 손목을 특정할 수 없다[그림 3(b)]. 동일하게 손과 손목의 너비 차에 착안하되 손목 윤곽의 각도 차로 손목을 검출하는 방식도 보고된다[10]. 그러나 손의 크기 및 조명 변화 등에 취약하며 손의 자세에 따른 좌우 손목 윤곽의 각도 편차가 커 자동화에 장애가 있다. [그림 3(c)(d)]에서 직선은 목표한 손목 지점이며 점은 위 방식을 통해 잘못 추정한 손목 지점 후보군이다.

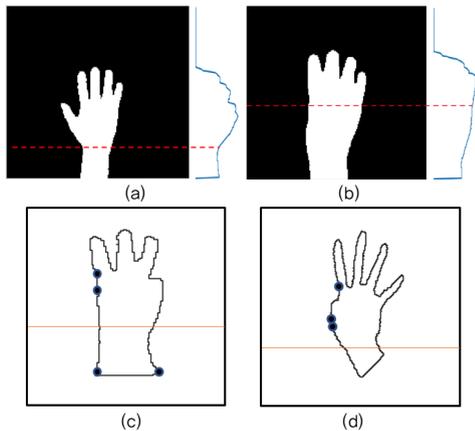


그림 3. 손목 너비 변화 검출 방식과 각도 변화 검출 방식의 실패 사례

이 밖에 색 공간 (Color space) 변환을 통해 손의 피부색을 검출하고 이를 통해 손바닥 영역을 검출하려는 시도와 RGBD 카메라를 활용한 depth 기반 손목 제거 방식이 흔히 보고된다[13][14][16-20]. 색공간 변환 방식은 팔목까지 소매가 닿는 의류를 착용해야 하는 제약을, depth기반 방법은 RGBD 카메라라는 제약을 가져 본 논문에서 논의하지 않는다.

III. 손 최장너비 기반 손바닥 영역 검출

우리가 제안하는 손 영역 검출 방법은 해부학적으로 엄지와 소지의 장골(metacarpal bone) 간격에서 손의 폭이 가장 넓게 나타난다는 점에 착안한다. 이 간격은 우리가 손바닥이라고 부르는 부위에서 가장 폭이 넓은 구간이며, 손가락의 동작에 간섭이 최소화되는 손바닥 영역이다[그림 4(a)]. 영상처리 시 수평 투사 히스토그램을 계산하면 점선에 해당하는 위치에 가장 많은 픽셀 수가 분포한다[그림4(b)]. 이 간격을 지름으로 하는 원을 그려 이를 손바닥 영역으로 간주하고 손목을 제거한다.

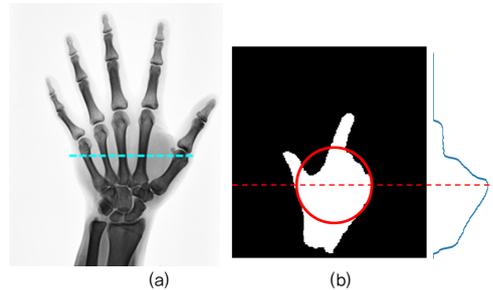


그림 4. 손 골격의 엄/소지 장골 간격을 수평 투사 히스토그램으로 검출

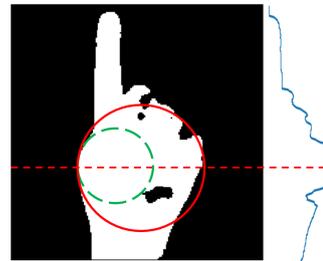


그림 5. 거리 변환 중점 기반 내접원 방식의 실패 극복 사례

우선 계산 과정이 단순하여 알고리즘 상 복잡도가 $O(N)$ 에 불과하다. 반면에 내접원 방식은 $O(N^2)$ 의 복잡도를 갖는다. 단순한 알고리즘과 왜곡이 적은 손바닥의 특성상 특이상황에 대해 강인한데, 픽셀을 누적시키므로 내부에 발생하는 이진화 오류로 인한 영향도 작다. [그림 2b]에서 제시되는 동일한 영상에 대해 이 방법을 적용시킨 결과를 [그림 5]에서 확인할 수 있다. 또

한 팔목과 손바닥의 너비 변화에 기반한 방법에 비해 수평 투사 히스토그램에서 손목 지점을 검출하기도 수월하다. [그림 3(b)]에서 보듯 동일한 수평 투사 히스토그램을 사용하나 라인검출방식의 오류는 대부분 해당 문턱값을 찾는 과정에서 발생한다. 만약 손의 자세가 수직이 아닐 경우, 화소의 분포에 대해 주성분 분석 (principal component analysis)을 적용, 주성분 축에 대해 히스토그램을 계산한다.

IV. 실험 및 결과

1. 실험 설계

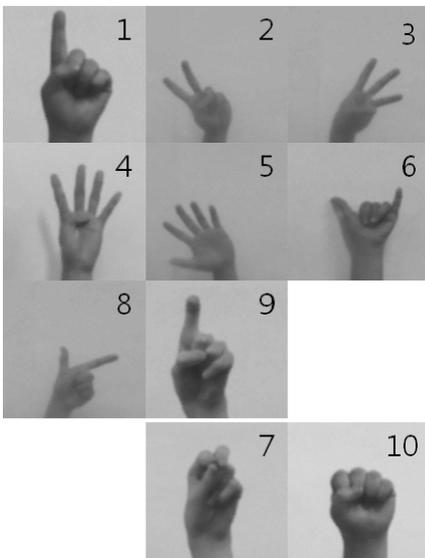


그림 6. 중국식 숫자 손 제스처

우리가 제안하는 손 영역 검출 방법의 정확성을 검증하기 위해 우리는 형판정합 (template matching)을 사용하여 손 제스처 인식을 설계한다[그림 7]. 이때, 손목을 보존하는 경우를 포함, 총 4가지의 방식으로 손바닥 영역을 검출하여 각 방식에 따른 인식오차를 분석한다. 많은 인식기 중 형판정합을 선택한 이유는 독립적인 특징점 추출 없이 물체의 형태와 크기가 주요한 변수가 되므로 손목 검출의 정확도가 갖는 영향력이 크기 때문이다.

실험에 사용하는 영상은 피험자 17명으로부터 획득한 10개의 클래스에 대해 200장씩, 총 2000장의 중국 숫자 손 제스처이다[그림 6]. 200 x 200의 그레이 영상이며, 손의 크기와 방향, 조명이 균일하지 않고 손목의 노출 정도도 제각각이다. 중국 숫자 제스처는 한 손만으로 1-10의 숫자를 표현하므로 손 모양이 다채로워서 기존 1-5까지 표현하는 손 제스처 인식에 비해 인식 성능이 상대적으로 낮다[19]. 이를 보완하기 위해 일차적으로 10가지 손동작 중 손가락을 모두 오므린 경우(7과 10)와 편 경우(나머지 제스처)로 구분, 이를 minor 및 major 그룹으로 명명하고 각 그룹에 대해 독립적인 형판정합을 실시한다.

구체적인 영상 인식 과정은 [그림 7]에서 제시된다. 손바닥 영역 검출을 제외한 나머지 처리는 동일하게 진행한다. 각 단계의 자세한 설명은 다음과 같다.

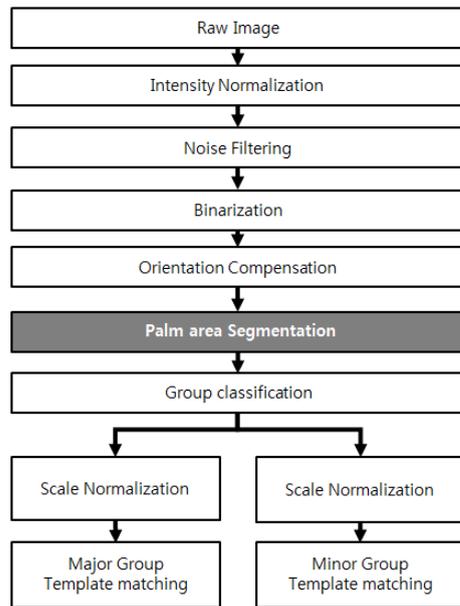


그림 7. 영상 인식 과정

▶ 밝기 보정 (Intensity compensation)

다양한 조명 방향에 의해 차이가 나는 밝기 변화를 최소자승법 (least mean square)을 통해 추정, 원래 영상에서 제거하여 배경 조명을 균일화 시킨다. 이후, 공간 영역 값에 로그를 취한 후 이를 이산 코사인 변환

(discrete cosine transform)하여 주파수 영역으로 변환한다. 이 주파수 영역에서 저주파 대역을 평균화시킨 후 다시 역변환시켜 밝기를 정규화한다[21].

▶ 노이즈 제거 및 이진화

median filtering으로 미세한 잡음을 제거한다. 이후 최소 교차 엔트로피 문턱값 (minimum cross entropy thresholding)을 이용, 전역 이진화를 실시하고 3x3 침식/ 팽창 연산을 실행한다[22]. 끝으로 연결 성분 찾기 (connected component labelling)를 통해 이진화 시 발생한 오류를 보정한다. 이를 통해 손 영역을 검출한다.

▶ 자세 각도 보정 및 손바닥 영역 검출

추출한 손 영역 화소에 대해 주성분 분석을 시도, 주성분 방향을 수직으로 세운다. 이후 손바닥 영역검출을 위해 총 5가지 방법으로 비교군을 구성한다: 1) 손목보존 2) 거리변환 중점 내접원 방식 3) 무게중심 중점 내접원 방식 4) 타원형 기반 검출 5) 제안하는 방법.

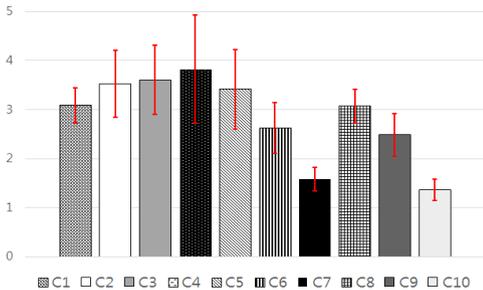


그림 8. 클래스별 외/내접원 반지름 비율 평균과 표준편차

▶ 그룹 분류

손바닥 영역에 대한 외/내접원을 구한 뒤, 이들 반지름의 비율을 분류 기준으로 삼아 [그림 6]에서 보인 10개 제스처 중 7, 10번 2개의 동작을 타 제스처와 분류한다. [그림 8]은 10개 제스처의 외/내접원 반지름 비율로 계산한 클래스별 평균과 표준편차이다. 7과 10의 평균과 표준편차가 다른 제스처와 구별되는 것을 알 수 있다. 가장 높은 인식률을 보이는 비율값을 문턱값으로 삼아 major, minor 그룹으로 분류한다. 이 과정을 통해 2 그룹 분류 다단 형판 정합이 달성되며, 이 과정을 생

략하면 일반적인 형판 정합이다.

▶ 크기 정규화 및 형판 정합

형판 정합에서 크기 차는 오인식의 주요 원인이 되므로 다양한 크기로 입력되는 손바닥 영상을 본래 영상 크기인 200x200으로 확대시켜 크기를 정규화시킨다. 크기/ 각도가 보정되고 이진화된 손바닥 영상을 각 클래스별로 평균을 계산하여 이를 클래스를 대표하는 형판(template)으로 삼는다. 단, minor 그룹의 경우 7과 10이 형태는 유사하나 손가락의 모양만 다르므로 그레이스케일로 평균을 낸다.

$$E_j = \sum_{x,y} |X_i - T_j| \tag{1}$$

j 개의 클래스별 형판, T_j , 제작 후, 입력되는 i 개의 영상, X_i 과 화소단위 편차의 절대값을 합산하여 이를 해당 클래스에 대한 오차, E_j , 로 보고 가장 작은 오차를 보이는 클래스를 선택한다.

2. 결과 및 분석

표 1. 인식을 비교

손바닥 영역 검출 방법	일반 형판 정합	다단 형판 정합
손목 보존	86.75%	X
거리 변환 내접원	86.90%	86.95%
무게 중심 내접원	84.55%	86.40%
타원 기반	84.85%	86.25%
제안하는 방법	88.65%	87.15%

그룹 분류가 없는 일반 형판 정합 인식과 2 그룹 분류 다단 형판 정합 인식 결과는 양 경우에서 우리가 제안하는 방법으로 손바닥 영역을 검출 하였을 때, 가장 높은 인식률을 기록한다[표 1]. 일반적인 형판 정합 시 가장 많은 오류는 10번 클래스를 7번 클래스로, 4번 클래스를 7번 클래스로 오인식하여 발생한다. 이는 자연적

인 혹은 손가락 사이 그림자로 인한 불완전한 이진화가 초래한 형태적 유사성 때문이다. 이 두 가지 경우는 2 그룹 분류 다단 형판 정합을 적용하면서 7, 10번 클래스가 별도 그룹으로 묶이면 개선된다. 마지막 경우로, 자세 각도 보정 시 주성분 분석에서 주성분 방향이 세로 방향으로 나타나는 타 클래스와 달리 6번 클래스가 가로 방향으로 분석되어 각도 보정으로 90도 회전한 채 형판이 형성된다. 이로 인해 8번 클래스로 오인식된다. 이러한 현상은 다단 형판 정합으로도 해소되지 않는다.

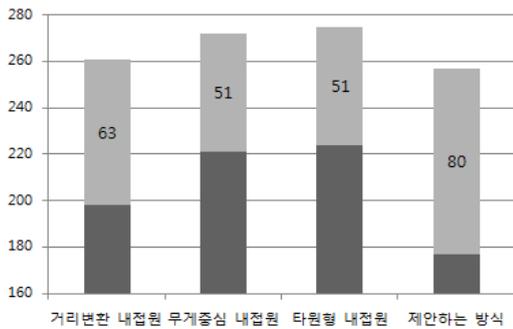


그림 9. 총 오인식 및 그룹 분류 실패로 인한 샘플 수 비교

일반 형판 정합 비교에서 무게 중심 내접원 방식과 타원 기반 검출 방식이 손목을 보존한 경우보다 인식률이 낮다. 클래스별 형판 제작 시 평균을 구함으로써 손목을 보존하더라도 손목 길이의 영향이 둔화되는데, 두 방법은 손목 검출의 비일관성이 평균을 통해 확보되는 이상치(outlier) 억제력을 능가한다. 무게 중심 내접원 방식의 경우 손목이 길게 잡힌 제스처 영상의 경우에 손목 영역이 상대적으로 길게 잔존하는 반면 손목이 짧게 잡힌 제스처 영상의 경우엔 무게 중심이 세로 축으로 높이 잡혀 손바닥 영역이 짧게 검출된다. 따라서 이들의 큰 편차가 인식률을 저해한다. 타원 기반 검출 방식은 거리변환으로 손 중점을 계산 후, 중점을 기준으로 360도 각을 12등분하여 손목의 위치를 탐지한다. 손의 크기가 작은 영상의 경우 30도라는 각도를 줄여야 정밀한 손목 검출이 가능한데 손 크기에 대한 고려가 없어 역효과를 낸다.

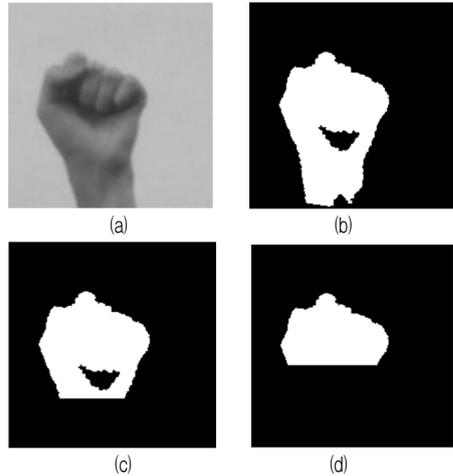


그림 10. 다단 평판 정합의 그룹 분류 실패 사례

2 그룹 분류 다단 형판 정합의 인식 성능을 심층 분석한 결과 역시 우리가 제안하는 손바닥 영역 검출법의 우수성을 재확인한다[그림 9]. 다단 형판 정합의 오인식의 원인은 형판 정합 전 그룹 분류 실패와 인식기의 성능한계로 구성된다. [그림 9]에서 막대그래프의 총 길이는 총 오인식된 샘플 수이며, 그 중에서 그룹 분류 실패로 인한 샘플 수가 숫자로 표현된다. 우리가 제안하는 방식이 가장 낮은 총 오인식을 보이나 그룹 오분류가 상대적으로 더 많은 비율을 차지한다. minor 그룹으로 분류되어야 할 80개의 샘플이 major 그룹으로 오분류되는데 거리변환 내접원 방식보다도 17개가 더 많다. [그림 10(b)]에서 보듯 이진화 시 발생한 오류가 손목 검출에도 영향을 끼쳐 내접원 및 타원 기반 검출 방식은 손목을 오검출하는데[그림 10(d)], 우리가 제안하는 방식은 정상적으로 손목을 검출한다[그림 10(c)]. 이로 인해 타 방식은 외접원/ 내접원의 비율이 줄어 그룹 분류에 성공하나 우리 방식은 그룹 분류에 실패한다. 역설적으로 이러한 약재에도 불구하고 우리 방식을 사용하면 인식기 자체 오인식은 21-47개 줄어드는데 이는 정확한 손바닥 영역 검출을 통해 클래스별 전체 형판 형성에 긍정적인 영향을 끼치기 때문이다.

표 2. 처리 시간 비교

초 \ 샘플	100	500	1000	1500	2000
거리 변환 내접원	3.34	16.33	32.06	46.61	61.92
제안하는 방법	2.96	14.81	28.03	42.00	54.93

제안하는 방법의 처리 속도를 거리 변환 내접원 방식과 비교한 결과가 [표 2]에 주어진다. 처리 영상의 수를 100에서 2000까지 늘려가며 인식 알고리즘 전체를 완료하는데 걸리는 시간을 AMD Rhzen 5 1600X Six-Core Processor 3.6 GHz CPU, 16.0GB RAM, windows 10 x64 비트 컴퓨터에서 측정한 결과이다. 영상 수와 함께 처리시간의 격차가 증가함을 알 수 있다.

V. 결론

우리는 영상 기반 손가락 제스처 인식에 있어 주요한 처리 과정이나 독립적인 연구가 저조한 손바닥 영역 검출을 위한 정확한 손목 검출 방법을 제안한다. 이 방법의 성능을 검증하기 위해 손의 크기 변화에 민감한 다단 형판 인식기를 설계, 우리가 제안한 방법을 4개의 타 손바닥 영역 검출 방법과 인식률과 처리 시간을 비교한다. 실험을 통해, 우리가 제안하는 방법이 타 방법을 적용한 경우에 비해 1.7-4.1% 에 이르는 인식률 향상을 확인하였고, 처리 영상의 수를 늘려감에 따라 동일한 기준에서 타 방법과 처리 속도의 격차가 벌어지는 것을 확인하였다. 구현이 간단하며 손 영역 검출에 흔히 쓰이는 이진화 시 발생하는 오류에 둔감한 특성을 갖는 손 최장너비 기반 손바닥 영역 검출법이 폭넓게 활용되기를 기대한다.

* 영상데이터를 제공한 충북대 유비쿼터스 게임 연구실 이상무씨에게 감사드립니다.

참 고 문 헌

[1] 박재완, 송대현, 이철우, “실시간 손가락 제스처

인식,” HCI, 제2호, pp.847-850, 2008.

[2] 송지우, 오정수, “거리 그래프를 이용한 손가락 검출,” 한국정보통신학회논문지, 제20권, 제10호, pp.1967-1972, 2016.

[3] 이은주, 한세희, 최준영, 박종일, “양손을 이용한 사용자와 가상 객체간의 인터페이스,” 한국방송미디어공학회 학술발표대회 논문집, pp.232-233, 2011.

[4] 황동현, 장경식, “동심원 확장 및 추적 알고리즘을 이용한 손동작 인식,” 한국정보통신학회논문지, 제21권, 제3호, pp.636-642, 2017.

[5] 최준영, 박한훈, 박정식, 박종일, “휴대폰 상에서의 손동작 기반 증강현실 인터페이스 구현,” 방송공학회논문지, 제16권, 제6호, pp.941-950, 2011.

[6] G. Marin, M. Fraccaro, M. Donadeo, F. Dominio, and P. Zanuttigh, “Palm Area Detection for Reliable Hand Gesture Recogniton,” Proceedings of International Workshop on Multimedia Signal Processing, pp.120-121, 2013.

[7] 하태진, 우운택, “Video see-through HMD 기반 증강현실을 위한 손 인터페이스,” 한국HCI학회 학술대회, pp.169-174, 2006

[8] 김기상, 최형일, “깊이 영상 기반 정적 수화 인식 시스템,” 한국컴퓨터정보학회 하계학술대회 논문지, 제22권, 제2호, pp.323-326, 2014.

[9] 최희선, 정다운, 최중수, “손 중심의 기하학적 특성을 이용한 Fingertip 검출,” 대한전자공학회 추계학술대회 논문지, pp.327-328, 2010.

[10] 박세호, 김태곤, 이지은, 이경택, “손 제스처 인식을 위한 손 영역 추적 및 손가락 검출 방법,” 한국방송 미디어 공학회 학술 발표 대회 논문집, pp.34-35, 2014.

[11] 박중현, 장혜경, 강대성, “칼만 필터를 이용한 손의 위치정보 추정과 거리변화에 따른 인터페이스 개선,” 한국정보기술학회 하계학술대회논문지, pp.159-163, 2013.

[12] 리평, 이희성, 김미혜, “각도정보를 이용한 중국식 한손 숫자표현 2,6,8 분류 방법,” 한국게임학

회논문지, pp.121-130, 2012.

[13] 김민성, 정우원, 권배근, 강동중, “손모양 인식기반의 경로교사와 장애물 인식이 가능한 자율보행 다족로봇 시스템,” 한국해양정보통신학회논문지, 제14권, 제8호, pp.1925-1936, 2010.

[14] 한대경, 조명 변화에 견고한 손 영역 검출 및 제스처 인터페이스 구현, 원광대학교, 석사학위논문, 2009.

[15] C. W. Ng and S. Ranganath, “Real-time Gesture Recognition System and Application,” Image and Vision Computing, Vol.20, No.13-14, pp.993-1007, 2002.

[16] 김희애, 이창우, “키넥트를 이용한 손 영역 검출의 정확도 개선,” 한국정보통신학회논문지, 제18권, 제11호, pp.2727-2732, 2014.

[17] 최인규, 유지상, “Convex-hull을 이용한 기하학적 특징 기반의 손모양 인식 기법,” 한국정보통신학회논문지, 제18권, 제8호, pp.1931-1940, 2014.

[18] 안하은, 유지상, “각도 변화에 강인한 기하학적 특징 기반의 손가락 인식 기법,” 한국정보통신학회논문지, 제18권, 제7호, pp.1686-1694, 2014.

[19] 이상무, 김미혜, 임종관, “골격모델 기반의 손가락 숫자 인식방법,” HCI학술대회, pp.873-875, 2014.

[20] 황문규, 김형래, 강석범, 양태규, “퍼지추론을 이용한 비전 기반 실시간 손모양 인식,” 한국정보기술학회논문지, 제6권, 제2호, pp.53-59, 2008.

[21] W. Chen, M. J. Er, and S. Wu, “Illumination Compensation and Normalization for Robust Face Recognition using Discrete Cosine Transform in Logarithm Domain,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), Vol.36, No.2, pp.458-466, 2006.

[22] M. Malik, P. Spurek, and J. Tabor, “Cross-Entropy Based Image Thresholding,” Schedae Informaticae, Vol.24, pp.21-29, 2015.

저 자 소 개

최 은 창(Eun Chang Choi)

준회원



▪ 2018년 2월 : 목원대학교 지능로봇공학과(재학중)

<관심분야> : 비전처리, 로봇제어, HRI

김 준 연(Jun Yeon Kim)

준회원



▪ 2018년 2월 : 목원대학교 지능로봇공학과(재학중)

<관심분야> : 비전처리, 로봇제어, 기계설계

이 재 원(Jae Won Lee)

준회원

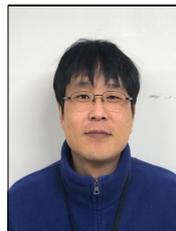


▪ 2018년 2월 : 목원대학교 지능로봇공학과(재학중)

<관심분야> : 비전처리, 로봇제어, 딥러닝

임 종 관(Jong Gwan Lim)

정회원



▪ 2016년 2월 : KAIST 기계공학(공학박사)
 ▪ 2017년 3월 ~ 현재 : 목원대학교 지능로봇공학과 교수

<관심분야> : HRI, 영상/신호처리, 머신러닝