

논문 2016-53-7-8

운전자 졸음 검출을 위한 눈 개폐 검출 알고리즘 연구

(A Study on an Open/Closed Eye Detection Algorithm for Drowsy Driver Detection)

김 태 형*, 임 응**, 심 동 규***

(TaeHyeong Kim, Woong Lim, and Donggyu Sim[©])

요 약

본 논문에서는 변형된 하우스더프 거리 (MDH: Modified Hausdorff Distance)를 이용한 눈 개폐 감지 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 얼굴 검출과 눈 개폐 감지로 크게 구분된다. 얼굴 영역의 검출을 위하여 고정 크기의 영역 내에서 픽셀 값을 이용하는 지역 구조특성의 MCT (Modified Census Transform)특징기반 방법을 사용하였다. 이후, 검출된 얼굴 영역 내에서 MHD를 이용하여 눈의 위치 및 개폐를 판단한다. 얼굴 검출의 처리절차는 먼저, 오프라인에서 다양한 얼굴 영상에 대해 MCT 이미지를 생성하고, 이를 기반으로 PCA를 이용하여 기준이 되는 특징벡터들을 추출한다. 다음으로, 온라인에서는 입력되는 실험 영상 내에서 새롭게 추출된 특징벡터들과 기준이 되는 특징 벡터들 간의 유클리드 거리를 이용하여 얼굴 영역을 검출하는 순서로 진행된다. 이후, 검출된 얼굴 영역 내에서 MHD 기반의 눈 영역 검출과 템플릿 매칭을 수행하여 눈의 개폐를 감지한다. 제안하는 방법의 성능 검증을 위하여 그레이 스케일 영상 (30FPS, 320×180)을 입력으로 실험을 수행한 결과, 눈 개폐 검출율에서 평균 94.04%의 정확도를 달성하였다.

Abstract

In this paper, we propose an algorithm for open/closed eye detection based on modified Hausdorff distance. The proposed algorithm consists of two parts, face detection and open/closed eye detection parts. To detect faces in an image, MCT (Modified Census Transform) is employed based on characteristics of the local structure which uses relative pixel values in the area with fixed size. Then, the coordinates of eyes are found and open/closed eyes are detected using MHD (Modified Hausdorff Distance) in the detected face region. Firstly, face detection process creates an MCT image in terms of various face images and extract criteria features by PCA(Principle Component Analysis) on offline. After extraction of criteria features, it detects a face region via the process which compares features newly extracted from the input face image and criteria features by using Euclidean distance. Afterward, the process finds out the coordinates of eyes and detects open/closed eye using template matching based on MHD in each eye region. In performance evaluation, the proposed algorithm achieved 94.04% accuracy in average for open/closed eye detection in terms of test video sequences of gray scale with 30FPS/320×180 resolution.

Keywords: PCA, Hausdorff distance, Eye detection, Drowsy driver detection, Distance transform

* 학생회원 광운대학교 임베디드SW공학과
(Department of Embedded SW Engineering, Kwangwoon University)

** 학생회원, *** 정회원 광운대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Engineering, Kwangwoon University)

© Corresponding Author (E-mail: dgsim@kw.ac.kr)

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 고용계약형 SW석사과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음(R0346-16-1013)

Received ; May 4, 2016

Revised ; June 4, 2016

Accepted ; July 5, 2016

I. 서 론

1900년대 자동차 도입을 시작으로 현재까지 자동차는 계속해서 발전하여 지금은 대표적인 이동수단으로 자리매김하고 있으며, 그에 따라 자동차의 수가 꾸준히 증가하고 있다. 이와 더불어 자동차와 자동차의 교통사고 발생률도 증가하고 있는 추세이다. 한국도로공사 통계에 따르면, 교통사고 중 고속도로에서 발생한 졸음운전에 의한 사망자 수는 2015년을 기준으로 지난 5년간

458명 이었으며, 이를 비율로 따지면 고속도로에서 전체 교통사고 사망자의 31.09%를 차지한다^[1]. 또한 '10년~'14년 한국도로교통공단의 자료에 의하면 교통사고로 발생하는 사회적 비용 손실로 환산하였을 경우, 약 평균 19조 9851억 원에 육박하고 '14년에는 약 26조5725억의 비용이 들었으며, 이는 계속해서 증가하고 있는 추세이다^[2]. 그러므로 현재 자동차 업계에서는 이러한 교통사고를 미연에 방지하면서 안전한 운행이 가능하도록, 자동차 내에 다양한 IT 기술들을 접목하는 데, 이를 ADAS (Advanced Driver Assistance System)라고 한다. ADAS는 운전자의 운전을 보조해주는 자동 보조 시스템이며, 예로 차선 이탈 방지를 위한 LKAS(Lane Keeping Assist System), 주차 보조를 돕는 SPAS (Smart Parking Assist System), 안전거리를 유지해주는 ASCC(Advanced Smart Cruise Control)등을 들 수 있다. 졸음을 검출하는 기술 또한 이 ADAS의 부분이고, 현재 관련 연구자들도 활발하게 연구를 진행하고 있는 분야이기도 하다.

졸음 감지하는 분야는 크게 생체 신호를 이용한 방식과 영상 처리를 이용한 방식으로 나눌 수 있다. 생체 신호는 우리 몸에서 생기는 신호들을 말하며, 예로 들면 뇌파(Brain Wave), 맥박(Pulse), 몸의 온도(Temperature)등을 예로 들 수 있다. 이와 같은 직접적인 정보들을 이용하면 운전자의 졸음 상태 여부를 비교적 정확하게 판단할 수 있지만, 해당 정보들을 측정하기 위하여 부가적인 장치들을 사람 몸에 부착해야하는 단점이 있다. 반면, 영상처리 기반의 졸음을 감지하는 방법은 다른 정보나 장치 없이, 카메라를 통해 입력되는 비디오 신호만을 이용하여 졸음을 검출하기 때문에 편의성 측면에서의 장점이 있다. 이로 인하여 본 논문에서는 영상 및 비디오 신호처리를 통한 졸음 검출 기술을 제안하였다.

영상처리 분야에서 눈 개폐 검출 알고리즘은 객체 검출의 한 부분이다. 객체 검출은 영상 내에서 객체가 갖는 고유 특징들을 이용하여 객체를 검출하는 기술이다. 질감을 나타내는 객체의 텍스처, 밝기 값이 변화하는 부분을 나타내는 에지, 객체의 고유한 모양을 이용한 기하학적인 특징, 수학적인 모델로 고유벡터와 고유 값과 같은 특징 등을 이용하여 배경과 사물을 구분 및 검출한다. 히스토그램을 이용하는 방법은 통계적인 방법으로 객체를 검출하는 방법이며, 주로 그레이 스케일 이미지의 밝기 값의 히스토그램을 사용한다. 수직과 수평으로 한 라인씩 이미지의 밝기 값을 누적시킨 값의 히스토그램 기울기를 이용하는 방법^[3]이나, 일정 눈 영

역에서 히스토그램으로 밝기 값의 분포도를 만들어서 검출하는 방법^[4]을 예로 들 수 있다. 이러한 히스토그램을 이용하는 방법은 안경을 착용한 얼굴에 대하여 낮은 검출률을 보이며, 눈 부위가 저해상도일 경우에는 정보량이 부족하여 눈 검출이 어렵다는 단점이 있다.

눈 영역을 추출하고 그 영역 내에서 에지 검출을 이용하여 수직성분의 에지만 추출하면 동공부위에서만 에지가 검출되는데, 이 추출된 에지의 개수를 카운팅하는 방법^[5] 또한 존재한다. 이는 안경을 착용한 얼굴은 눈 개폐 여부 검출에 영향을 받지 않도록 눈 영역만 추출해야 되는 어려움과 낮은 해상도에서는 눈 영역의 픽셀의 개수가 적음으로 눈 개폐 여부를 검출하기 위한 충분한 에지정보를 획득할 수가 없다. 눈의 대칭성을 이용한 방법^[6]은 뜬 눈 상하 부분이 대칭성의 특성이 있고, 감은 눈의 상하 부분은 대칭성을 가지지 않는 특성을 이용하는 방법이다. 이는 눈 모양에 따른 눈 영역의 대칭 중심선을 정확하게 찾아야하는 어려움이 있고, 눈 위치를 정확하게 찾아야하는 문제점도 존재한다. 본 논문은 기하학적 유사도기반 객체 매칭방법인 변형된 하우스더프 거리(MHD: Modified Hausdorff Distance)를 이용하여 안경을 착용한 얼굴관련 문제, 정확하게 눈 위치만 검출해야하는 문제점과 눈 개폐 검출에서 눈 영역이 저 해상도인 경우에 생기는 문제점 등을 해결할 수 있는 개선된 눈 개폐 검출 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 총 5장으로 구성된다. 2장은 기하학적형태의 유사도를 이용한 객체 검출에 관한 내용을 설명하고, 3장에서는 제안하는 알고리즘의 구조와 각 부분별 설명하며, 4장에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 사용한 실험 환경 및 과정과 성능 결과를 기술한다. 마지막 5장에서는 실험 결과의 결론을 논한다.

II. 기하학적 형태의 유사도를 이용한 객체 검출

본 장에서는 제안한 기하학적 유사도를 이용하는 객체 매칭 알고리즘을 설명한다. 기하학적 형태의 유사도를 이용한 객체 검출은 모양의 유사도를 수치화하여 나타내거나 통계적인 분석 등을 통하여 이미지 상에서 객체들의 유사성을 비교하고 객체를 검출하는 방법을 말한다. 이 방법은 객체 모양이 일관성 없이 변하는 경우에는 이용하기 어렵다는 점이 있지만, 계속해서 유사한 모양이 검출되는 경우에는 적은 연산량으로 객체를 검출할 수 있는 장점을 가진다. 이 방법으로 객체를 검출

하기 위해서 기준이 되는 객체가 존재하여야 하며, 본 논문의 알고리즘은 기하학적 형태의 유사도를 수치화하는 하우스더프 거리(HD: Hausdorff Distance)에서 변형된 하우스더프 거리(MHD: Modified Hausdorff Distance) 이용한다.

1. 하우스더프 거리(Hausdorff Distance)

하우스더프 거리는 기하학적 형태의 유사도를 이용하는 방법 중에 하나이며, 그림 1과 같이 기준이 되는 객체와 비교대상이 되는 객체의 유사도를 수치화하여 비교하는 방법이다. 수치화하기 위하여 비교대상이 되는 벡터들과 기준이 되는 객체의 벡터들을 서로 비교한다.

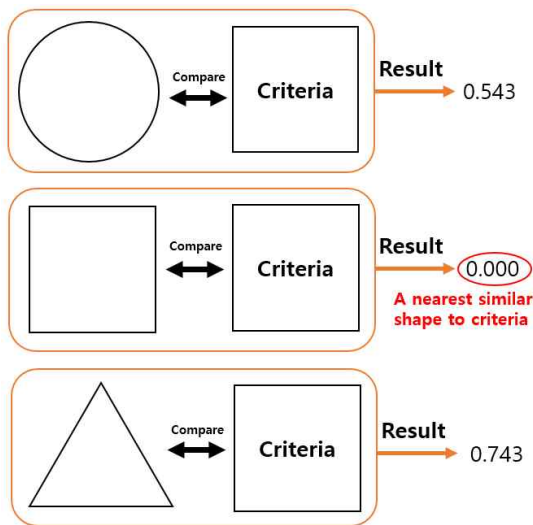


그림 1. 하우스더프 거리에 대한 예
Fig. 1. An example in term of Hausdorff distance.

객체들의 벡터(또는 데이터)들은 단순하게 그 벡터가 나타내는 의미를 알 수 없으므로, 벡터가 내포하고 있는 의미를 나타낼 수 있는 방법이 필요하다. 두 객체의 벡터들 사이 거리(Distance)들은 하나의 벡터와 다른 벡터를 비교할 경우에 벡터들이 내포하는 의미를 나타낼 수 있는 기준이 될 수 있으며, 이는 벡터들의 유사성의 척도를 나타낸다. HD는 이 거리들을 이용하여 이미 지 내에 객체들 사이에 유사도를 수치화한다.

이미지 상에 객체 $A = \{\vec{a}_1, \dots, \vec{a}_n\}$ 와 객체 $B = \{\vec{b}_1, \dots, \vec{b}_m\}$ 가 존재한다면, HD는 식(1)과 같이 나타낼 수 있다^[7].

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (1)$$

직계 거리(dD : directed Distance) $h(\cdot)$ 는 식(2)와 같이 정의된다.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b) \quad (2)$$

식(2)에서 $d(a, b) = \|a - b\|$ 를 나타내고, 여기서 $\|\cdot\|$ 은 놈(Norm)을 의미한다. 식(2)의 dD 연산은 A객체의 벡터들 각각으로부터 B객체의 모든 벡터들 간의 거리를 비교하여 최소 거리를 갖는 값을 취하고, 획득한 최솟값들 중에서 거리가 가장 먼 한 개의 최댓값을 선택한다. 이 최댓값은 A객체를 기준으로 B객체와 비교하였을 때, 기하학적 모양의 불일치 정도를 나타낸다. 따라서 식(1)의 HD는 A객체를 기준으로 B객체와 비교하여 획득한 dD와 B객체를 기준으로 A객체와 비교하여 획득한 dD 중에서 더 큰 값을 선택하며, 이 값이 커질수록 객체 간 유사도는 더 낮아짐을 의미한다.

기존 dD는 기준이 되는 객체의 벡터들 각각으로부터 비교대상이 되는 객체의 모든 벡터들을 비교하여 획득한 최솟값들 중, 한 개의 최댓값을 선택한다. 이는 영상에 잡음이 존재하는 경우, 최댓값이 잡음으로 선택될 수 있는 문제가 발생한다. 기존의 HD의 dD를 이용하면 잡음에 민감하다는 문제가 있으므로 이를 완화시키기 위해 Dubuisson이 기존 HD의 dD를 수정하여 식(3)과 같은 MHD(Modified Hausdorff Distance)를 제안하였다^[8].

$$H(A, B) = \max(h_{MHD}(A, B), h_{MHD}(B, A)) \quad (3)$$

MHD의 dD, h_{MHD} 는 식(4)와 같이 정의되며 n 은 \vec{a} 벡터의 전체 수량을 나타낸다.

$$h_{MHD}(A, B) = \frac{1}{n} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} d(\vec{a}, \vec{b}) \quad (4)$$

MHD의 dD는 기존 방법의 문제점인 최솟값들 중 한 개의 최댓값을 취하는 부분을 최솟값들의 평균값으로 취하도록 수정하여 잡음이 미치는 영향을 줄인다.

본 논문은 MHD의 dD를 한 방향만 고려하여 객체 유사도를 수치화하고, 눈 객체 및 눈 개폐 검출한다.

2. HD의 복잡도를 줄이기 위한 거리 변환(Distance Transform)

A 객체와 B 객체의 유사도를 측정하기 위해서 MHD를 이용하기 위해 비교대상이 되는 이미지에서 기준이 되는 객체 템플릿을 슬라이딩해서 스캔을 해야 한다. 스캔을 할 때마다 기준이 되는 객체의 벡터들과 비교대상이 되는 객체의 벡터들을 비교해서 MHD의 dD연산을 중복적으로 수행하므로 연산량이 크게 증가한다. 이러한 중복연산을 막기 위해서 기준이 되는 객체를 한번의 거리변환을 통하여 해당하는 객체의 거리를 나타내는 거리지도(Distance map)를 이용한다. 거리 지도의 미리 계산된 객체의 거리 값을 이용하면서 중복연산을 줄임과 동시에 복잡도를 줄일 수 있다. MHD의 dB에 존재하는 $d(\cdot)$ 함수의 놉 부분을 유클리드 거리(Euclidean distance)로 이용할 수 있지만, 연산량을 줄이기 위해 맨해튼 거리(Manhattan distance)등과 같은 다른 거리연산자들을 이용할 수도 있다. 본 논문은 맨해튼 거리를 이용하였으며, 맨해튼 거리를 이용하여 50×50 이미지를 거리변환을 이용하여 그림 2와 같은 거리 지도를 생성할 수 있다.

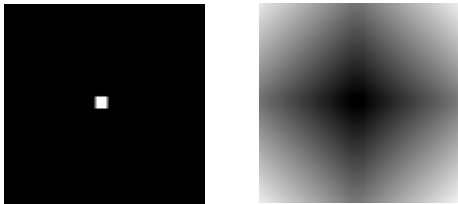


그림 2. 맨해튼 거리를 이용하여 흰색 객체(왼쪽)를 거리 변환한 이미지(오른쪽)
 Fig. 2. Object image(Right) and Transformed image using Manhattan distance(Left).

거리 변환은 Blurring effect, Skeletonizing, 로봇들의 Motion planning, Pathfinding에 응용될 수 있지만, 이와 같이 HD의 연산량을 줄이는 방법으로도 이용될 수 있다.

III. 제안한 MHD기반 눈 개폐 검출 알고리즘

본 장은 제안한 MHD기반 눈 개폐 검출 알고리즘에 관한 알고리즘 구조를 설명하고, 각 구조에 해당하는 얼굴 영역 검출, 눈 검출 및 개폐 검출에 관한 내용을 설명한다.

1. 알고리즘 구조

그림 3은 제안한 눈 개폐 감지 알고리즘 구조의 블록도를 나타내며, 알고리즘 구조는 크게 얼굴 영역 검출과 눈 검출 및 눈 개폐 검출로 구분된다.

카메라에서 1280×720의 영상을 1/4 다운 스케일링하여 30FPS(Frame per Second)속도의 320×180크기의 그레이스케일 영상을 만들고, 처리하는 픽셀 수를 줄여 픽셀단위로 처리하는 얼굴 영역 검출의 연산량을 줄일 수 있다. 이 후에 다운 스케일링 된 입력 영상 내에서 얼굴 영역을 검출하기 위한 알고리즘은 scale invariant를 목적으로 다양한 스케일에서 반복적으로 수행되며, 다운 스케일의 최소 크기는 서브 윈도우의 크기인 22×22까지 수행될 수 있다. 얼굴 영역 검출과정을 제외하고 바로 눈 영역을 검출할 수 있지만 얼굴 외의 영역인 배경에서 눈과 비슷한 특징을 나타내는 부분들을 검출할 수 있으므로 정확하게 눈을 검출하기가 어렵다는 점이 있다. 그러므로 얼굴 영역을 검출하지 않고 눈 영역을 검출한 경우보다 얼굴 영역 내에서 눈 영역을 검출한 경우가 정확한 눈 위치를 획득할 수 있다. 눈 영역을 검출 후, 검출한 눈 위치 영역 내에서 눈 개폐 검출을 수행한다. 눈 위치 및 눈 개폐 검출하기 위하여 MHD연산을 통해 획득한 기하학적 형태에 관한 유사도를 이용한다.

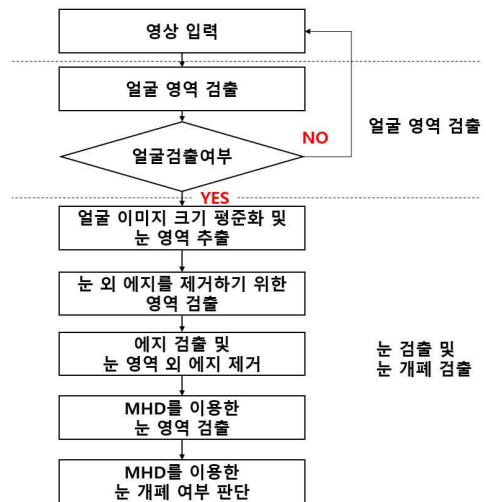


그림 3. 제안한 알고리즘의 구조
 Fig. 3. Structure of proposed algorithm.

2. 얼굴영역검출

얼굴 영역 검출은 객체 검출분야에서도 이슈가 되고 있는 연구 분야이며 PCA를 이용하여 Eigen-face를 이용하는 방법^[9], 얼굴 외형을 통계적 모델링하는 방법^[10], SVM(Support Vector Machine)^[11]등과 같은 다양한 방

법들이 존재한다. 본 논문에서는 MCT특징과 PCA를 결합하여 영상의 특징 벡터들을 추출하는 방법^[12]을 이용한다.

MCT는 CT(Census Transform)에서 좀 더 많은 특징들을 검출하기 위해 개선된 특징이다. CT는 3×3 블록 내의 중심 픽셀의 밝기 값과 각 이웃하는 픽셀의 밝기 값을 비교하여 대소를 구분한다. 대소의 결과를 기준으로 각각의 픽셀에 해당하는 이진수 값을 부여한 후, 이 값들을 연속적으로 구성하여 비트스트링으로 만들고 이를 10진수 특징 값으로 이용한다. 따라서 중심 픽셀을 제외한 최대 2⁸ (256)개의 특징을 가질 수 있다. MCT가 CT와 다른 점은 중심 픽셀이 아닌, 3×3 블록의 평균값과 블록 내 모든 픽셀을 비교하여, 최대 2⁹ (512)개의 특징을 갖는다는 점이다. 그러므로 MCT는 CT에 비해 더 많은 종류의 특징들을 이용한다는 장점이 있다. 또한 지역적인 구조 특성을 갖고, 조명 변화에 강인한 특성을 갖는다는 장점이 있어서, 얼굴 검출 분야에서 좋은 검출 성능을 보여준다. MCT를 수행하는 연산을 식(5)와 같이 표현할 수 있다.

$$\Gamma(x) = \bigotimes_{y \in N} \zeta(\overline{I(x)}, I(y)) \quad (5)$$

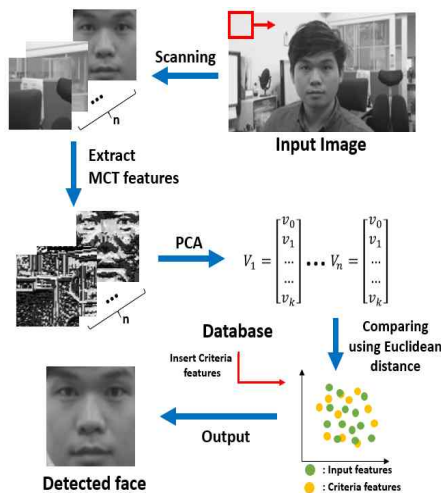


그림 4. 얼굴 검출 알고리즘
Fig. 4. Face detection algorithm.

이 식에서 ζ 는 3×3블록내의 픽셀 평균값과 3×3블록내의 픽셀들을 비교하여 대소를 구분하는 연산자이고 \bigotimes 는 3×3 블록 내에 y 좌표의 픽셀들을 순차적으로 처리하기 위한 연산자이며 N 은 블록 내의 전체 픽셀들을 나타낸다. 이 MCT 특징들을 이용하여 얼굴을 검출하는 알고리즘은 그림 4와 같이 진행된다. 입력 이미지를

스캔하고 MCT 이미지를 생성한 후, 이 MCT 이미지를 PCA를 통하여 영상의 특징 벡터들을 추출하며, 이 입력 특징 벡터와 데이터베이스에 있는 사람 얼굴을 나타내는 기준 벡터와 Euclidean Distance로 비교하여 얼굴을 검출한다.

얼굴검출 후, 검출한 얼굴영역을 추출하여 눈 검출 및 개폐 감지 알고리즘을 수행하고, 검출을 못한 경우에는 눈 검출 및 개폐 감지 알고리즘을 수행하지 않고 다음 영상에서 얼굴검출을 수행한다.

3. 눈 위치 및 눈 개폐 검출

눈 개폐 감지 알고리즘에서는 검출된 얼굴영역 내에서 눈 검출과 눈 개폐감지를 수행한다. 얼굴 영역이 검출이 되고나서 이 과정을 수행하며, 얼굴이 검출되지 않는 경우에는 눈 개폐 감지 알고리즘은 수행하지 않는다. 전체 구성은 그림 3과 같이 얼굴 이미지 크기 평준화, 에지 검출 후 눈 외 에지를 제거하기 위한 영역 검출, 에지 검출, MHD를 이용한 눈 영역 검출, MHD를 이용한 눈 개폐 여부 판단 순으로 5단계의 절차로 구성된다.

가. 얼굴 이미지 크기 평준화 및 눈 영역 추출

하나의 이미지에서 얼굴을 검출한 후에 검출된 얼굴 영역의 크기는 전부 다르므로 일정한 크기로 만들기 위해서 입력 영상에서 검출한 얼굴영역을 똑같은 크기로 평준화(Normalization)하며, 얼굴영역에서 눈의 크기가 심하게 변동하지 않기 때문에 눈의 크기도 동시에 평준화가 이루어진다.

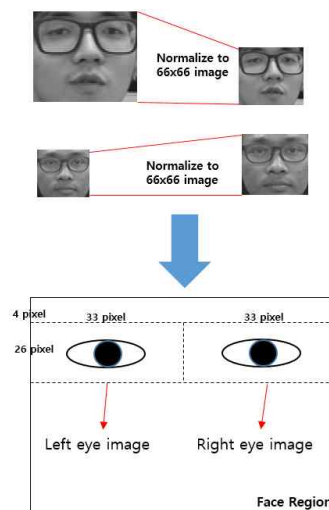


그림 5. 얼굴 이미지 크기 평준화 및 눈 영역 추출
Fig. 5. Normalize face region and Extract eye region in face region in detected face region.

그림 5와 같이 얼굴 이미지를 평준화를 한 후, 평준화된 얼굴이미지에서 각각 오른쪽 눈과 왼쪽 눈을 추출하였으며, 추출하는 위치는 실험을 통하여 그림 5와 같이 얼굴에서 눈이 이미지에서 일반적으로 위치하는 곳을 삼았다.

나. 눈 외 에지를 제거하기 위한 영역 검출

본 논문은 눈 영역을 검출하기 위해서 에지검출을 이용하여 특징벡터(또는 에지)를 추출하고, 그 특징벡터들을 대상으로 MHD연산을 통해 수치화 한 값을 이용한다. 이 과정에서 이용하는 MHD는 잡음에 강인한 성질이 아닌 완화된 성질을 갖는다. 그러므로 검출대상이 되는 이미지에서 에지 검출 후, 눈외 영역의 잡음을 제거하지 않고 바로 MHD로 해당하는 객체를 검출하는 경우, 잡음으로 인한 값의 변동으로 오 검출이 많이 발생할 수 있다. 이를 방지하기 위해 에지검출하기 전, 눈외 에지를 제거하기 위한 영역을 검출하고 그 검출한 영역으로 에지 검출단계에서 눈외 영역 에지를 제거할 수 있다.

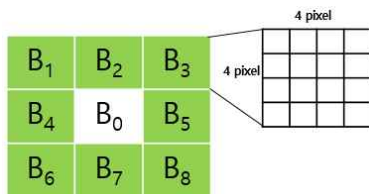


그림 6. 눈외 영역을 검출하기 위한 3x3 블록
Fig. 6. A 3x3 Block in order to detect the region on the outside of the eye.

그레이 스케일의 이미지에서 사람 눈은 사람얼굴의 다른 부위보다 낮은 밝기 값을 가지고, 홍채 부분은 더욱 낮은 밝기 값을 가진다는 특성을 이용하여 눈 영역을 검출한다. 검출할 때 그림 6과 같은 4x4픽셀로 구성된 3x3 블록 B_n 을 이용한다^[13]. B_n 의 크기는 사용자가 임의로 결정할 수 있으며, 본 논문에서는 실험을 통해서 얻은 결과로 4x4 픽셀의 크기를 사용하였다. 각각의 B_i 들은 블록 B_0 를 중심으로 밝기 값을 비교하여 눈 영역이 가지는 어두운 영역을 찾는다. 이는 식 (6)과 같이 정의된다.

$$mask\ value = \sum_{i=1}^8 (B_i - B_0) > \theta \quad (6)$$

중심 블록 B_0 과 각각의 주변 블록 B_i 을 비교한 차이 값을 전부 더한 $maskvalue$ 를 θ 과 비교하여 눈 주변의

어두운 영역을 찾고, 3x3블록의 중심픽셀을 Labeling 처리를 위한 픽셀 단위의 후보로 선정하면, 그림 7의 하얀색 픽셀들과 같이 눈 주위 영역에 픽셀단위의 후보들이 생긴다. 눈 주위 머리카락이나 코와 눈 사이 등과 같이 눈이 아닌 영역의 어두운 부분들도 후보 픽셀로 선정되기 때문에 Labeling을 수행하여 눈 부위에서 생기는 Labeling후보들만 검출해서 눈외 영역 에지를 제거하기 위한 영역을 획득한다. 이 영역은 다음 단계 에지 검출에서 눈외 영역에 존재하는 에지를 제거하는 용도로 이용된다.



그림 7. 레이블링을 위한 후보 픽셀 및 눈 영역외 에지를 제거하기 위한 검출된 영역
Fig. 7. Candidate pixels for labeling operation and Detected region in order to remove edges on the outside of the eye.

다. 에지 검출 및 눈 부분 외 에지 제거

MHD 기반의 유사도 측정을 위해서는 객체의 형태를 나타내는 특징벡터들이 필요하다. 그러므로 본 논문은 기하학적인 형태의 특징벡터들을 추출하기 위하여 에지 검출 이용한다. 에지 검출은 이미지에서 밝기 값이 크게 변화하는 부분을 검출하는 방법으로, 결과적으로 객체의 모서리부분을 검출하여 객체의 기하학적인 형태의 특징을 얻을 수 있다. 눈 부분에서 에지 검출을 수행하면 눈썹이나 눈 부분의 끝이 있는 부분에도 에지가 검출이 될 수 있다. 이를 제거하지 않고 MHD의 dD를 연산하면 값의 변동이 심해서 오 검출이 발생할 가능성이 높다. 눈외 영역의 에지들을 제거하기 위해서 에지 검출을 하는 것과 동시에 전 단계에서 얻은 영역을 이용하여 눈 영역외의 영역에서 생기는 에지들을 제거한다. 그림 8은 이러한 잡음을 제거한 결과 예를 보인다.



그림 8. 눈 영역에서의 에지 이미지(왼쪽)과 눈 외 영역의 에지 제거한 에지 이미지(오른쪽)
Fig. 8. Edge image in eye region(Left) and Edge image without the rest of edge which excepts eye region(Right).

라. MHD를 이용한 눈 검출

MHD는 기준이 되는 객체와 비교대상이 되는 객체를 비교하여 수치화하므로 기준이 되는 템플릿의 기하학적 형태가 중요하며 이 템플릿 형태에 따라 오 검출률을 낮출 수 있다. 이와 같은 이유로 그림 9와 같은 20×10 크기를 가진 사람 눈 모양의 템플릿을 이용하였으며, 20×10크기는 실험에 의거하여 결정하였다.

템플릿을 에지 이미지 상에서 스캔하면서 획득한 MHD들을 통하여 템플릿과의 형태학적 유사성을 추정할 수 있다. 템플릿을 A객체라고 하고, 이미지를 B객체라고 하면 A객체를 기준으로 B객체와 비교하고, 이미지 내에서 최소 MHD를 갖는 좌표를 선택하여 눈 위치를 획득할 수 있다. MHD의 과정은 B객체를 기준으로 A객체와 반대방향으로의 비교도 수행하여 그 두 방향의 값 중 큰 값을 선택한다. 하지만 전 단계에서 눈 외 영역의 에지를 제거해서 눈 외 영역은 비교할 객체들이 없기 때문에 반대 방향으로의 수행하지 않고 한쪽방향으로만 비교한다. 이를 수행할 때, 알고리즘 복잡도를 줄이기 위해 먼저 비교기준이 되는 템플릿을 거리변환한 후에 비교한다.

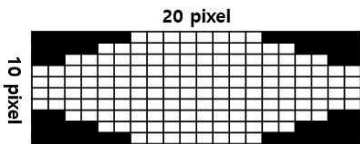


그림 9. 눈 모양의 템플릿.
Fig. 9. A template for the shape of a human eye.

마. MHD를 이용하여 눈 개폐 여부 판단

이 단계는 그림 9의 템플릿을 통해 획득한 20×10 눈 영역 내에서 그림 10의 템플릿을 이용하여 전 단계에서 수행한 방식과 비슷한 방법으로 수행한다. 그림 10과 같은 템플릿과 기하학적 형태 유사도가 높은 영역들을 찾는 부분은 동일하지만, 눈 개폐를 판단해야하기 때문에 두 단계의 눈 개폐 검출함수 f_c , f_n 를 처리하는 과정이 추가된다.



그림 10. 여러 얼굴의 움직임에서 공통적으로 나타나는 감은 눈 템플릿
Fig. 10. A template of the closed eye that appears commonly in various face motion.

이미지 상에서 얼굴의 움직임에 따라 에지검출 후 눈의 형태가 변화한다. 이에 대하여 본 논문은 비교적 사람들이 감은 눈은 비슷한 형태를 나타내기 때문에 감은 눈을 기준으로 삼았다. 또한 얼굴을 상하좌우로 얼굴 움직임에 따른 변화하는 눈의 형태도 고려하여 그림 10과 같은 기준 템플릿을 생성하였다. 그림 10의 템플릿은 얼굴 움직임에 따라 변화하는 감은 눈에서 공통적으로 나타나는 에지부분의 형태를 이용하였다. 전 단계에서 검출한 눈 위치의 20×10영역 내에서 그림 10의 템플릿을 스캔하면서 각각 MHD를 획득한 후, 이들을 이용하여 눈 개폐 여부를 판단하기 위해 2 단계의 과정을 수행한다. 첫 번째 단계는 식(7)과 같이 경계값 (Threshold) Th_d 과 MHD값 d_n 을 비교하여 경계값 Th_d 이하인 MHD의 개수를 센다. 이 의미는 그림 10의 템플릿과 유사도가 높은 영역들의 개수를 센다는 의미이다. 일반적으로 화장한 여자의 눈이나 짙은 눈썹의 사람들은 눈을 감았을 때 에지가 굵게 나오는 경우들이 있다. 그 경우에도 감은 눈을 정확하게 판단하기 위해 그림 10의 템플릿과 유사도가 높은 영역의 개수를 세어 감은 눈인지 판단한다. d_n 는 그림 10의 템플릿으로 비교대상이 되는 이미지를 스캔하면서 생성된 MHD들을 의미한다. Th_d 는 MHD의 경계값을 의미하며, 본 논문의 Th_d 는 실험 결과를 토대로 0.25로 값을 설정하였다. MHD_{cnt} 는 그림 10의 템플릿과 기하학적 형태 유사도가 높은 영역의 개수를 의미한다.

$$MHD_{cnt} = \sum_n f_c(d_n) \tag{7}$$

$$f_c(d_n) = \begin{cases} 1, & d_n \leq Th_d \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{8}$$

두 번째 단계에서는 MHD_{cnt} 값과 Th_c 를 비교하여 눈의 개폐 여부를 판단한다. 본 논문에서 Th_c 는 실험을 통하여 결정된 값으로, MHD_{cnt} 가 경계값 Th_c 보다 높은 경우, 식(9)와 같이 눈을 뻤음을 의미하는 0, 그 외에는 눈을 감았음을 의미하는 1로 나타내어 눈 개폐 여부를 감지한다. Th_c 는 기하학적 형태 유사도가 높은 영역의 개수에 대한 경계값을 의미한다.

$$f_n(MHD_{cnt}) = \begin{cases} 0 & MHD_{cnt} > Th_c \\ 1 & otherwise \end{cases} \tag{9}$$

IV. 실험과정 및 결과

본 장은 제안한 알고리즘의 실험과정과 결과에 관한 내용을 기술한다. 본 논문에서는 제안한 운전자 졸음 검출을 위한 눈 개폐 감지 알고리즘을 평가하기 위해서, 표 1과 같은 조건을 가지는 환경에서 실험을 진행하였다. 시퀀스들은 자체 제작한 영상을 이용하였고, 조건들은 각각의 조명 밝기 값은 영상마다 다르며, 시간에 따른 조명밝기 변화는 없는 상태에서 진행했다. 또한 눈이 작은 사람과 큰 사람을 대상과 안경을 쓴 영상과 쓰지 않는 영상들을 제작하여 구분하였다. 영상 포맷은 그레이스케일 해상도 30FPS/320×180의 영상을 이다.

평가 방법으로는 그림 11과 같은 혼동행렬(Confusion Matrix)을 이용하였다. 혼동행렬은 객체 검출 성능을 평가할 때 아주 직관적으로 평가할 수 있는 방법이고 객체 검출영역에서 알고리즘 성능을 평가할 때 자주 쓰이는 방법이므로 사용하였다. 알고리즘 성능을 평가하기 위해 실제 조건(True Condition)과 예상된 조건(Predicted Condition)에 관련된 TP(True Positive), FP(False Positive), FN(False Negative), TN(True Negative)의 수치를 산출 후, 이 수치를 이용하여 알고리즘 성능을 평가한다. 그림 11의 실제 조건은 실제 입력 값을 의미하고, 예측된 조건은 실제 출력을 의미하며, 이에 관련 항목인 TP, FP, FN, TN은 각각 실제 입력 값 대비 예측 출력 값의 수치를 나타낸다. 각각 의미를 나열하면 TP는 실제입력 값이 TRUE고 예측된 결과도 TRUE로 같게 나온 경우, FP는 실제 값이 FALSE이고 예측된 결과는 TRUE로 다른 결과로 나온 경우, FN는 실제 값이 TRUE고 예측된 결과는 FALSE로 다른 경우, TN은 실제 값이 FALSE고 예측된 결과도 FALSE인 경우를 의미한다. 이와 같이 혼동행렬은 실제 출력과 실제 결과 값을 이용하고, 이를 수치화하여 알고리즘의 성능평가를 직관적으로 나타낼 수 있다.







혼동행렬에서 TRUE는 뜬눈, FALSE는 감은 눈으로 매칭하고, 이에 대한 혼동행렬의 수치를 이용하여 알고리즘 성능평가 지표인 Accuracy, True positive rate, True negative rate를 계산하였다. Accuracy는 식(10)과 같이 계산되며, 전체 프레임에서 뜬눈(TRUE)과 감은 눈(FALSE)을 정확한 판별한 비율을 나타낸다.

*TP = True Positive
 *FP = False Positive
 *FN = False Negative
 *TN = True Negative

		True Condition	
		TRUE	FALSE
Predicted Condition	TRUE	TP	FP
	FALSE	FN	TN

그림 11. 혼동행렬
 Fig. 11. Confusion matrix.

표 1. 성능검증에 사용된 시퀀스
 Table1. Sequences for the experiment of performance.

Sequence number	Sample image	Glasses	The number of frames
Sequence 1		O	437 frames
Sequence 2		X	466 frames
Sequence 3		X	484 frames
Sequence 4		O	384 frames
Sequence 5		O	360 frames
Sequence 6		X	353 frames
Total	2484 frames		

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} * 100 \quad (10)$$

True positive rate는 식(11)과 같이 계산되며, 입력이 뜬눈인 경우만을 고려하여 뜬눈으로 나온 출력의 비율을 나타낸다.

$$True\ positive\ rate = \frac{TP}{(TP+FN)} * 100 \quad (11)$$

True negative rate는 식(12)과 같이 계산되며, 입력이 감은 눈인 경우만을 고려하여 감은 눈으로 나온 출력의 비율을 나타낸다.

$$True\ negative\ rate = \frac{TN}{(TN+FP)} * 100 \quad (12)$$

제안한 눈 개폐 검출 알고리즘의 성능은 식(10), (11), (12)를 이용하여 나타내면 표 2와 같다.

제안한 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 [6]번 논문을 참조하였다. [3, 4, 5]번 논문을 구현하였을 경우, 실제 성능이 [6]번 논문에 미치지 못해서 제외하고 [6]번 논문 성능을 비교기준으로 삼았다. [6]번 논문은 Yale Face Database, BioID Face Database와 같은 공용으로 사용하는 데이터베이스를 사용하지 않고 직접 제작한 시퀀스에서 제작하였기 때문에 제안한 알고리즘과 성능검증을 비교할 수가 없었다. 그래서 동일한 과정을 거치는 [6]번 논문의 알고리즘을 직접 구현하고, 제안한 논문에서 사용된 동일한 시퀀스에서 그림 12와 같은 눈 샘플을 추출하여 검증을 진행하였다. 그 결과는 표 3과 같다.

표 2. 제안한 알고리즘의 성능
Table2. Performance for proposed algorithm.

Seq. Num	Accuracy	True positive rate	True negative rate
Seq. 1	91.30%	91.55%	90.00%
Seq. 2	91.20%	94.04%	72.02%
Seq. 3	95.87%	95.73%	96.77%
Seq. 4	94.53%	100%	86.09%
Seq. 5	95.55%	99.38%	63.16%
Seq. 6	96.88%	96.34%	98.75%
Total	94.04%	95.75%	86.64%



그림 12. [6]번 논문의 알고리즘의 성능평가를 위한 눈 샘플들

Fig. 12. Eye samples in order to evaluate the performance of [6] paper.

제안한 알고리즘 성능과 [6]번 논문의 알고리즘 성능을 비교를 해보았을 경우, Accuracy 9.34%, True

positive rate 5.03%, True negative rate 25.19% 개선된 것을 확인할 수 있었다.

표 3. 비교대상이 되는 [6]번 논문 알고리즘의 성능
Table3. Performance for the algorithm of paper [6] to compare with proposed algorithm.

Seq. Num	Accuracy	True positive rate	True negative rate
Seq. 1	75.06%	78.11%	64.65%
Seq. 2	87.77%	93.73%	52.24%
Seq. 3	94.21%	98.81%	63.49%
Seq. 4	86.20%	82.02%	92.31%
Seq. 5	82.78%	88.22%	45.65%
Seq. 6	79.89%	99.63%	12.50%
Total	84.70%	90.72%	61.45%

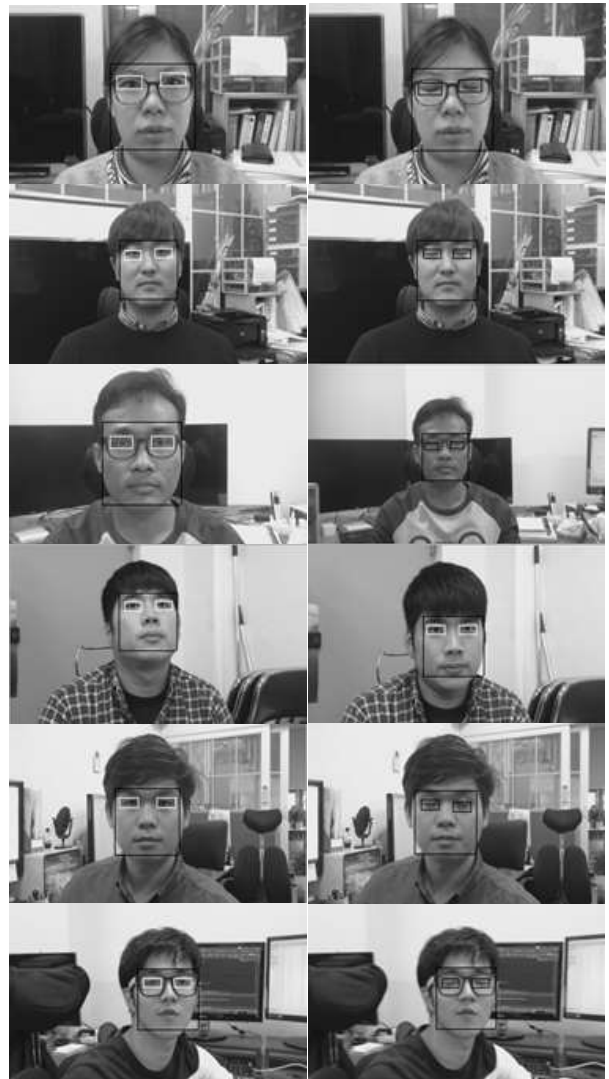


그림 13. 결과 영상들

Fig. 13. Result images.

제안한 눈 개폐 알고리즘의 속도 평가는 임베디드 시

스텝 환경 내에 알고리즘을 추가 한 후 동작하는 속도를 평가하였으며, 600MHz 속도로 동작하는 Arm Cortex A8 코어의 MCU를 사용하는 임베디드 보드에서 동작시켰다. 임베디드 보드가 영상을 처리 과정은 카메라에서 취득된 영상을 리눅스 커널에서 디바이스 드라이버 V4L2를 이용하여 Application 인터페이스로 출력하고, Application 인터페이스에서 입력을 받은 영상은 제안한 알고리즘에서 쓰레드형태로 처리한다. 임베디드 보드 상에서 100장의 영상처리를 기준으로 평균 369msec (2.71FPS)의 속도를 보였으며, 이 검출속도는 얼굴검출과 눈 개폐검출의 두 부분의 복잡도를 고려한 속도이다. 알고리즘의 복잡도가 큰 부분은 얼굴검출이며, 얼굴검출을 제외하고 눈 검출만 속도를 측정하면 동일한 환경에서 평균 52msec가 측정되었다.

제안한 알고리즘의 초기 속도는 동일한 환경에서 100장의 영상처리를 기준으로 장당 평균 2.56sec이 소모되었으며, 이를 개선하기 위하여 MHD 연산 부분에서 거리변환 이용 및 SW최적화를 통해 장당 평균 2.19sec을 줄였으며, 이를 퍼센트로 환산하였을 경우 기존 대비 85.55%가 개선되었음을 알 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 운전자 졸음검출을 위한 눈 개폐 감지 알고리즘을 제안하였다. 입력 영상에서 MCT 특징과 PCA를 이용하여 얼굴검출하고, 검출된 얼굴 영역에서 MHD기반 객체매칭으로 눈 개폐를 검출하였다. 기하학적인 형태 유사도를 기반으로 한 MHD를 이용하여 눈 개폐의 형태 변형에 둔감하게 검출이 가능하였다. 제안하는 방법의 성능 검증을 위하여 그레이 스케일 영상 (30FPS, 320×180)을 입력으로 실험을 수행한 결과, 눈 개폐 검출율에서 평균 94.04%의 정확도를 달성하였다. 추후 연속 얼굴 영상에서의 졸음 감지를 위한 연구가 필요하겠다.

REFERENCES

- [1] 최선영, “2015 교통사고 통계”, 도로교통공단, 2015.
- [2] http://taas.koroad.or.kr/sta/acs/exs/typical.do?menuId=WEB_KMP_STA_UAS_ASA, “10~14 사회적 교통사고비용”, 교통사고분석시스템, 도로교통공단, 2015.
- [3] Zhi-Hua Zhou, Xin Geng, “Projection Functions for Eye Detection”, *Pattern Recognition*, pp. 1049-1056, Vol. 37, no. 5, May 2004.
- [4] S. M. Kang, Y. M. Yang, and K. M. Huh, “Development of Drowsiness Checking System for Driver using eyes Image Histogram”, *Journal of Institute of control, Robotics and System*, Vol. 21, no. 4, pp. 300-335, Apr 2015.
- [5] J. I. Jo, J. H. Kim, and K. R. Park, “A method to classify eye status(open/close) in drowsy driver detection system”, *The Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 34, no. 1, pp. 1154-1156, Jun 2011.
- [6] T. Danisman, I. M. Bilasco, C. Djeraba, N. Ihaddadene, “Drowsy Driver Detection System Using Eye Blink Patterns”, *IEEE Machine and Intelligence (ICMWD)*, International Conference on, pp. 230-233, Oct 2010.
- [7] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge, “Comparing Image Using the Hausdorff Distance”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, no. 9, pp. 850-863, Sep 1993.
- [8] Marie-Pierre Dubuisson, A. K. Jain, “A Modified Hausdorff Distance for Object Matching”, *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 566-568, Oct 1994.
- [9] M. Turk, and A. Pentland, “Face recognition using eigenfaces”, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, Jun 1991.
- [10] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, “Active Appearance Models”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, no. 6, pp. 681-685, Jun 2001.
- [11] E. Osuna, R. Freund, and F. Girosi, “Training Support Vector Machines: an Application to Face Detection”, *CVPR '97*, pp. 130-136, Jun 1997.
- [12] G. S. Cho, S. K. Park, S. Y. Lee, and D. G. Sim, “Real-Time Face Recognition System Based on Illumination-insensitive MCT and Frame Consistency”, *Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 45, no. 3, pp. 123-134, May 2008.
- [13] Y. J. Jung, D. I. Kim, and J. H. Kim, “Eye Detection for Eyeglass Wearers in Iris Recognition”, *Consumer Electronics (ISCE 2014)*, *The 18th IEEE International Symposium on*, pp. 1-2, Jun 2014.

저 자 소 개



김 태 형(학생회원)
2012년 청주대학교 전자공학과 학사
2014년~현재 광운대학교 임베디드
SW학과 석사
<주관심분야: 영상신호처리, 얼굴
인식>



임 응(학생회원)
2008년 광운대학교 컴퓨터공학과 학사
2010년 광운대학교 컴퓨터공학과 석사
2016년 광운대학교 컴퓨터공학박사
2016년~현재 한국전자통신연구원
방송통신미디어연구소 영상
미디어연구실 연구원
<주관심분야: 영상압축, 컴퓨터 비전, 영상신호처리>



심 동 규(정회원)
1999년 서강대학교 전자공학과 공
학박사
1999년~2000년 (주) 현대 전자
2000년~2002년 (주) 바로 비전
2002년~2005년 Univ. of
Washington

2005년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수
<주관심분야: 영상신호처리, 영상압축, 컴퓨터 비
전>