

<http://dx.doi.org/10.7236/JIIBC.2013.13.2.171>

JIIBC 2013-2-23

## 강화학습을 이용한 눈동자 추적 시스템의 성능향상

### Performance Improvement of Eye Tracking System using Reinforcement Learning

신학철, 심연, 김사랑, 성원준, 민하즈, 홍요훈\*, 이필규\*\*

Hak-Chul Shin, Yan Shen, Sarang Khim, WonJun Sung, Minhaz Uddin Ahmed,  
Yo-Hoon Hong, Phill-Kyu Rhee

**요 약** 영상처리에서 인식에 관련된 기술들은 환경에 아주 많은 영향을 받게 되는데 이러한 인식률을 결정짓는 요소 중인 파라미터는 환경에 적절한 값을 얼마나 잘 선택하느냐에 따라서 인식률의 큰 차이를 보인다. 본 논문은 눈동자 추적 알고리즘이 사람이나 실험 환경의 변화에 따라 인식률이 저하되는 현상을 보완하기 위한 성능 향상 및 환경에 적응하는 시스템의 구현에 대한 방법이다. 최적의 파라미터를 얻기 위해 전 처리에 사용되는 이진화 알고리즘의 문턱값을 학습이 필요한 시기를 적절히 판단해 강화학습을 이용하여 다시 학습시켜 인식률을 향상시키는 방법을 사용했다. 실험데이터를 수집하기 위해 입력 장치는 가격이 저렴하고 일반적인 웹 카메라를 사용 하였으며 얼굴 영역에 해당하는 많은 양의 이미지를 수집하여 강화학습의 적응력을 실험하였다. 이미지의 그룹을 다양하게 변화시켜 실험한 결과 강화학습을 사용한 경우 그렇지 않은 경우에 비해 작게는 3% 많게는 14%가량의 성능이 향상됨을 확인하였다. 이렇게 성능이 향상된 눈동자 추적 시스템은 휴먼 컴퓨터 인터랙션 분야에 효과적으로 활용될 수 있을 것이다.

**Abstract** Recognition and image processing technology depends on illumination variation. One of the most important factors is the parameters of algorithms. When it comes to select these values, the system has different types of recognition accuracy. In this paper, we propose performance improvement of the eye tracking system that depends on some environments such as, people, location, and illumination. Optimized threshold parameter was decided by using reinforcement learning. When the system accuracy goes down, reinforcement learning used to train the value of parameters. According to the experimental results, the performance of eye tracking system can be improved from 3% to 14% by using reinforcement learning. The improved eye tracking system can be effectively used for human-computer interaction.

**Key Words** : eye tracking, reinforcement learning, low cost, threshold, Hough transform

## 1. 서 론

강화학습은 컴퓨터공학의 여러 가지 분야에 활용되

는데 로봇 제어<sup>[1,2]</sup>, 스케줄링<sup>[3]</sup>, 게임<sup>[4]</sup>, 그리고 전자상거래<sup>[5,6]</sup> 등 새롭거나 변화하는 환경에 빠른 시간에 적응시키기 위한 학습방법으로 많이 응용된다. 이렇게 다양하

\*비회원, 세창인스트루먼트

\*\*정회원, 인하대학교 컴퓨터정보공학과

접수일자 2013년 2월 7일, 수정완료 2013년 3월 7일

게재확정일자 2013년 4월 12일

Received: 7 February 2013 / Revised: 7 March 2013 /

Accepted: 12 April 2013

\*\*Corresponding Author: pkrhee@inha.ac.kr

Dept. of Computer and Information Engineering, Inha University, Korea

게 활용되는 강화학습을 파라미터의 변화에 적응이 필요한 영상처리의 여러 분야에서도 활용되고 있다.

눈동자 추적에 대한 기술은 고도의 정확도를 요구하기 때문에 환경이나 장비의 많은 제약이 필요한데 많은 방향으로 연구가 진행되고 있으며 다음과 같은 방법들이 있다. 먼저 특수하게 제작된 센서를 눈 주변에 장착해 아주 민감한 눈의 움직임을 측정하는 방법과<sup>[7]</sup>, 조명환경의 제약을 해결하기 위해 적외선과 같은 특수한 조명을 사용할 수 있는 카메라나 특수 광학 장비를 사용하는 방법<sup>[8]</sup>, 그리고 헬멧이나 안경과 같이 눈 주위에 고정시켜 정확한 눈동자위치를 측정할 수 있는 장비를 쓰고 시선을 추적하는 방법이다<sup>[9]</sup>. 이러한 고가의 장치들을 일반적으로 보급된 컴퓨터나 디바이스에 활용하는데 많은 제약사항이 있기 때문에 비용이 저렴한 웹 카메라를 이용한 연구 역시 많이 진행되고 있다<sup>[10]</sup>. 여기에도 역시 조명에 대한 제약과 이벤트를 발생시키기 위해 모니터와 눈동자와 카메라에 대한 정보를 일치시키는 캘리브레이션의 과정이 필요하다<sup>[11]</sup>.

본 논문에서는 Hough transform을 사용한 눈동자 추적 시스템을 기반으로 한다. Hough transform은 외곽선 정보가 있는 이미지 상에서 원이나, 직선, 그리고 특정 도형들을 찾아내는 알고리즘으로 영상처리에서 특징을 추출하는 알고리즘중의 하나로 분류할 수 있다. 이 Hough transform을 이용하여 부분적인 원형을 검출할 경우 눈동자의 위치를 검출할 수 있는데<sup>[12]</sup> 이러한 특징을 추출하기 이전에 처리해야 할 부분에는 여러 가지 파라미터들이 존재한다. 이러한 파라미터를 강화학습을 사용하여 필요 시 현재 상황에 맞도록 학습시켜 원형을 검출하기 좋은 상태의 영상을 획득하는 방법을 사용하여 사용자의 변화에도 적응할 수 있음을 확인하였고 변화가 많을수록 더 높은 성능향상의 효과를 기대할 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 강화학습에 대한 설명과 이를 적용한 시스템의 전반적인 개요를 설명하고, 3장에서는 눈동자추적 알고리즘에 대한 상세한 설명을, 4장에서는 강화학습을 눈동자 추적 알고리즘에 적용하기 위한 방법을 설명하였고, 5장은 실험 결과를, 6장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 기술하였다.

## II. 강화학습을 적용한 눈동자 추적 시스템의 구조

### 1. 강화학습의 배경이론

강화학습은 특정 시각에 에이전트가 선택 가능한 행동과 그 행동에 따른 상태가 주어지는데 과거에 학습한 지식을 기반으로 가장 좋은 결과를 기대할 수 있는 행동을 선택하는 방식을 취한다. 이러한 특성 때문에 특정한 목적에 맞게 사용되는 감독학습과는 달리 동적인 환경이나 학습 시스템과의 상호 작용이 필요한 시스템에서 활용이 가능하다.

### 2. 강화학습 환경 모델

강화학습을 사용하는데 있어 환경에 대한 모델 역시 중요한 요소 중 하나인데 에이전트가 주어진 환경과 상호작용을 할 때 상태(state), 행동(action), 보상(reward)이라는 조건들을 이용한다. 여기에서 환경은 상태로 표현이 되며 에이전트는 적절한 정책에 따라 행동을 취하게 된다. 특정 시각 t에 행동을 취하면 행동에 대한 보상이 이루어지며 상태  $S_t$ 가  $S_{t+1}$ 로 변화되는 방식으로 진행된다. 강화학습의 환경 모델은 마코프 속성을 만족하는 마코프 결정 과정(Markov Decision Process)을 사용하는데, 마코프 속성은 주어진 환경에서 적합한 환경의 상태 신호인데 이 모든 신호를 사용자에게 알려줄 수 없기 때문에 현재의 상태를 중요시 판단하여 오직 시각 t의 상태와 행동에만 의존하는 독립적인 속성을 갖는다.

$$P_a(s, s') = \Pr(s_{t+1} = s' | s_t = s, a_t = a) \quad (1)$$

위의 식 (1)은 시각 t에서 상태s와 행동a에 대해 t+1의 시간에 상태  $s'$ 으로 전이될 확률을 나타낸 식이다.

### 3. 눈동자 추적 시스템의 구조

본 논문에서는 눈동자 추적을 위해 수행되는 전처리 과정을 수행하여 사용자의 변화에 적응하는 시스템을 개발하기 위해 사용되었으며 이진화 전 단계에서 강화학습을 통해 이진화에 필요한 문턱값을 취득하며 눈동자의 위치가 판단되었을 경우 인식률에 기반을 두어 필요한 경우 업데이트를 수행하며 그렇지 않은 경우는 아

무런 변화를 주지 않는다.

시스템은 그림 1과 같은 기능들을 순차적으로 반복 수행 하는데, 최초 웹 카메라를 이용하여 이미지를 입력 받고 그 이미지에서 눈의 위치를 확인한다. 이때 눈에 대한 정보가 없거나 추적 하던 눈의 정보를 놓쳤다면 Haar Classifier를 이용해 눈의 위치를 인식한다. 이렇게 눈의 위치가 확인되면 에이전트에서 다음 상태 값을 얻 어오며 이때 얻어진 값은 인식된 눈의 위치에 적용할 이진화 파라미터에 적용된다.

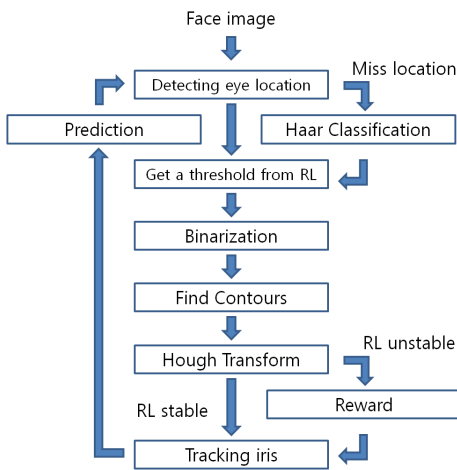


그림 1. 시스템 구성도  
Fig. 1. System structure

이 값은 강화학습을 통해 환경에 맞는 눈동자 검출에 좋은 값으로 변화하게 되며 수 프레임에서 수십 프레임 안에 최적의 값을 찾아간다. 이렇게 얻어진 이진화 영상의 윤곽을 검출하여 눈 영역의 윤곽선만 그려진 이미지로 변환하여 Hough transform을 적용시키면 원의 위치를 찾을 수 있는데 이것이 눈동자의 위치가 된다. 눈동자의 위치는 칼만 필터를 통해 위치를 보정하고, 눈동자가 위치할 지점을 예측하여 다음 프레임에서 이정보를 다시 활용하게 된다. 이러한 일련의 절차를 거치며 눈동자의 위치가 결정되고 매 프레임마다 눈동자 추적이 이루어지게 된다.

### III. 눈동자 추적

#### 1. 눈동자 추적

얼굴이 포함된 영상에서 눈동자의 위치를 판단하고

이를 추적하기 위해서는 시스템 구조에서 설명한 일련의 과정을 거치게 되며 최초로 얼굴 이미지에서 눈의 위치를 판단하여 Search space를 줄여주는 작업이 필요하다. Hough transform을 이미지 전체에 적용하기에는 너무 큰 연산량을 요구하여 실시간으로 계산하는 것이 불가능하기 때문이다. 눈의 위치가 결정되면 해당영역에 대하여 이진화를 적용하여 이미지를 흑백의 이미지로 바꾸어 주는데 이때 조명환경, 사용자 그리고 이미지의 품질에 따라 이 이진화 파라미터를 다르게 적용해야 높은 성능의 눈 검출이 가능해진다. 이진화 과정 후 외곽선을 검출하며, 외곽선 정보를 사용해 눈의 위치를 판단하게 된다.

#### 2. Hough transform을 이용한 원형 검출

Hough transform은 영상에 있는 점들의 특성들을 이용하여 특정한 모양의 물체를 찾아내는 특징 점 추출 알고리즘 중의 하나이다. 전형적인 Hough transform은 이미지 상에서 직선을 찾는 알고리즘이었으나 이후 확장되어 원이나 타원 같은 관측하고 싶은 특정한 모양의 위치를 찾아내는 알고리즘으로 발전하였다. Hough transform은 Paul Hough에 의해 개발된 이후 Richard Duda와 Peter Hart에 의해 발명된 “Generalized Hough transform”이 오늘날까지 광범위하게 사용되고 있다.

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \tag{2}$$

실제 이미지에서 원은 식 (2)와 같이 표현되는데 수식에서 (a, b)가 원의 중심일 때 r이 원의 반지름이 된다. 이 수식을 해당위치에 원을 그리는데 사용되며 원이 있는지 판단하기 위해서는 다음의 수식과 관련이 있다.

$$x = a + r \cos \theta \tag{3}$$

$$y = b - r \sin \theta \tag{4}$$

중심점 (a, b)에서부터 반지름 r에 해당하는 원을 찾기 위해  $\theta$ 를 0~360도까지 변화시키며 해당 위치에 픽셀이 존재하는지 여부를 확인하여 원이 있는지 여부를 알 수 있다. 이때 존재하는지 여부는 각도를 변화시키며 조사한 (x, y)의 위치에 픽셀이 얼마나 존재하는지 여부로 판단하는 voting procedure를 사용하는데 이때 사용되는 파라미터에 의해 원의 인식률이 결정된다.

### 3. 눈동자 위치 검출

사람의 눈동자는 위 눈꺼풀과 아래 눈꺼풀에 의해 일부 영역이 가려져 오히려 눈 주위의 다른 부위에 의해 오인식 될 가능성이 높다. 그리고, 특정한 각도만 사용하여 Hough transform을 사용해 원의 위치를 찾을 경우 속도를 더 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 원의 특정 각도만을 찾는 Partial Hough transform을 이용해 눈동자의 정확한 위치를 판단한다. 눈동자가 눈의 가운데 부분에 위치한 경우를 기준으로 다음과 같은 각도로써 눈동자 영역을 검출하도록 하였다.

$$150 \leq \theta_1 \leq 240 \quad (5)$$

$$300 \leq \theta_2 \leq 390 \quad (6)$$

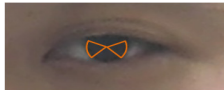


그림 2. Hough Transform에 적용되는 각도  
Fig. 2. Angle suits for hough transform

또한 눈 영역 안에서 눈동자가 존재할 수 있는 위치가 많이 존재하기 때문에 위의 각도에 대한 픽셀을 조사하는데 모든 각도를 조사하지 않고 특정 각도씩 건너뛰며 조사하는 방법을 사용하였는데, 예상되는 눈동자의 반지름이 10일 경우 5도씩 건너뛰며 조사하여도 모든 픽셀을 다 조사할 수 있게 되므로 눈동자의 반지름에 따라 조사하고자 하는 각도의 간격을 조절하여 검색 속도를 높일 수 있다.



그림 3. 이진화 영상에서 눈 주변 윤곽을 검출한 이미지  
Fig. 3. eye area contours on binary image

눈동자의 인식여부 역시 부분적으로 조사한 전체 픽셀의 수 중에서 위의 그림 3과 같이 외곽선 정보가 있는지의 여부를 조사하여 판단할 수 있는데 카메라로부터 들어온 영상의 왜곡이나 조명등의 외부적 요인으로 눈동자의 외곽선 정보가 완벽히 원형을 형성하지 않는다. 그러한 이유로 눈동자에서 신뢰할 만한 부분적인 영역을 조사하지만 픽셀의 검출 비율은 그리 높지 않아 실

험의 결과 눈동자를 정확히 검출했을 때의 비율은 45% 이상을 유지한다는 사실을 알 수 있었고 이 비율을 이용해 눈동자의 검출 여부를 결정한다.

## IV. 강화학습을 적용한 눈 추적

### 1. 강화학습을 이진화에 적용

검출된 눈 주변 영역을 이진화 시 눈동자와 눈 주변 특징들이 포함된 이미지를 얻을 수 있는데 이는 사람의 눈의 모양, 조명의 상태 그리고 카메라의 특성에 따라 다른 파라미터를 필요로 한다. 그런데 이 파라미터는 실험 환경에 크게 종속적인 요소로 작용하며 실시간으로 조심씩 변화할 수 있기 때문에 어떤 값이 적절할 지의 여부는 판단하기 힘들다. 그래서 여기에 사용될 파라미터 값을 강화학습을 통해 학습하여 가장 좋은 값을 찾아가는 방법을 선택하였다.

### 2. 이미지 분석을 통한 보상

이진화를 통해 눈동자와 눈 주변의 특징이 잘 나타나는지의 여부를 판단하기 위해 해당 이미지의 픽셀이 얼마나 존재하는지를 조사하여 해당 이미지의 좋고 나쁨을 판단하였다. 눈 주변 영역은 인식된 눈동자의 위치와 크기를 기준으로 특정 비율로 확대한 영역이며, 픽셀의 밀도는 이미지 상에서 나타나는 흰색픽셀이 전체 이미지 크기에서 어느 정도의 비율을 차지하는지를 의미하는 것으로 이 정보를 기준으로 평가한다.

다음의 그림 4는 사용자 별 파라미터의 변화에 따른 이진화된 이미지와 픽셀의 비율을 조사하여 이미지와 데이터가 서로 대칭이 되도록 정리한 그림이다. 가장 윗줄의 왼쪽 편은 이진화에 사용된 실제 영상이며 오른쪽은 해당 이미지들의 문턱값의 범위를 의미한다. 이후 나머지 행들은 문턱값을 1씩 증가시킬 때 마다 변화하는 이미지의 특징과 그에 따른 픽셀의 비율을 의미한다.

픽셀의 밀도를 이용해 파라미터를 찾는 방법을 택하였으며 눈동자의 모양이 가장 많이 확보되는 비율을 7%라고 선택하였다. 이렇게 얻어진 이진화 이미지는 다시 외곽선 검출로 얻어진 눈 주변 영역의 외곽선 특징이 잘 나타나는 이미지에서 Partial Hough transform을 이용해 눈동자의 위치와 눈동자를 잘 인식했는지의 여부를 결정한다. 이때 강화학습이 필요하다고 판단되면

해당 프레임에서 여러 번의 Q-learning을 수행하는데 update에 의해 현재 상태의 값이 결정되고 e-greedy 정책에 의해 다음 상태가 결정되며 보상 값은 눈 영역의 픽셀밀도를 기반으로 산출된다.

$$reward = C_1 - \left( C_2 \frac{|D_o - D_c|}{D_o} \right)^2 \quad (7)$$












	28-38	26-36	32-42	30-40	25-35
	5.2	5.2	5.1	5.0	5.0
	5.6	5.6	5.4	5.5	5.2
	6.0	6.0	5.9	5.8	5.7
	6.3	6.4	6.3	6.2	6.0
	6.6	6.8	7.0	6.8	6.4
	7.1	7.0	7.7	7.4	7.0
	7.6	7.4	8.4	7.9	7.5
	7.9	7.8	9.1	8.4	7.9
	8.2	8.2	9.7	8.8	8.3
	8.8	8.7	10.3	9.6	8.6
	9.1	9.2	11.1	10.3	9.0

그림 4. 여러 사용자의 눈 주변 영역 이진화에 따른 픽셀비율  
Fig. 4. eye area binarization pixel rate of several user

시스템에서는 C<sub>1</sub>의 값을 100으로, C<sub>2</sub>의 값을 15로 선택하였다. 이때 C<sub>1</sub>의 값은 최대값을 선택하는 e-greedy의 특성상 성능에는 영향을 미치지 않지만 실험 시 값의 변화에 대한 이해도를 높이기 위해 100을 선택 하였으며, 보상 값은 100이하의 값이 부여되며 현재 프레임의 픽셀 밀도를 D<sub>c</sub>가 눈 주변 영역의 특성이 잘 나타나는 특정 밀도인 D<sub>o</sub>에 가까울수록 100에 가까운 값을 가진다. C<sub>2</sub>값이 클수록 환경이 변화 했을 때 수렴은 빨리 하지만 최댓값의 정밀성이 떨어지게 된다. 반대로 값이 너무 낮을 때는 수렴하는 속도가 느려 변화의 적응에 빠른 대응이 늦어진다는 단점이 있다. 위의 두 가지 상수는 어느 값이 더 좋다고 판단하기는 힘들다. 그 이유는 시스템에 빠른 적응 능력이 더 중요할 수도

있고, 빠르게 적응하지 못하더라도 정확성이 더 중요한 경우가 있기 때문이다.

### 3. 인식률 계산

Q-learning을 선택적으로 수행하기 위한 기준을 정하기 위해 시스템은 인식률을 계산하게 되며 이 인식률은 눈동자를 찾는 횟수에 비례하여 측정한다. 인식률의 계산은 최근 50프레임 동안의 눈동자를 인식한 횟수를 기록하여 측정하며 노이즈가 발생한 특정 구간을 제외하고 계산된다. 여기에서 발생할 수 있는 노이즈는 사람의 눈이 깜빡임에 의해 눈동자를 인식할 수 없는 시기를 의미하는데, 짧은 시간 동안 연속하여 인식하지 못한 특정한 구간들이 존재한다면 이 구간은 눈의 깜빡임으로 인해 눈동자를 찾을 수 없다고 판단하여 인식률 계산 시 제외된다. 이렇게 제외되는 구간이 발생하기 때문에 실제로 계산될 프레임의 수보다 더 많은 프레임의 결과를 저장하여 두었다가 매번 다시 계산하여 인식률을 측정한다.

### 4. 보상의 시기

Q-learning에 의해 최적의 이진화 파라미터를 찾아가는 과정에서 불필요한 상황에서 계속해서 사용할 경우 오히려 성능이 저하될 수 있다. 때문에 이런 보상의 시기를 적절하게 조절하여 필요한 시점에만 최적화를 수행하게 되는데 여기에서 최적화를 판단하는 기준이 필요하며, 이 기준은 지난 몇 개의 프레임 동안 발생한 눈동자의 인식 여부를 이용해 인식률을 결정하며 인식률은 3개의 구간으로 분류하여 Q-learning을 수행할지 여부를 판단한다.

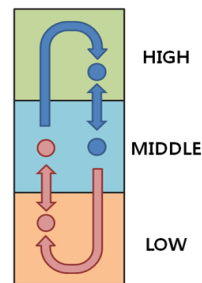


그림 5. 강화학습이 수행되거나 정지하는 구간  
Fig. 5. The area that RL start or stop

인식률 분류 구간은 high, middle 그리고 low의 3개

의 구간으로 구분하며, 이는 최근 50프레임 동안의 인식률이 얼마나 높은지의 여부를 판단하는 구간으로 인식률이 80%이상일 때는 high, 80%미만 70%이상일 때는 middle, 그리고 70%미만인 결과에 대해서는 low로 구간을 정하여 위에서 결정된 80%와 70%의 값을 Alpha와 beta로 정의하였다. 이 구간은 Q-learning을 시작하고 마치는 시점을 결정하는데 사용하며, high구간은 항상 Q-learning을 비활성화 하고 low구간은 항상 Q-learning이 활성화 된다. 또한 두 구간 사이에 하나의 구간을 더 두어 높은 인식률 구간과 낮은 인식률 구간 사이에서 이동이 발생하는 위치에 따라 활성화와 비활성화 여부를 다르게 판단한다. 이러한 활성화 여부는 위의 그림 5에서 원과 화살표로 그려진 상태나 상태의 변화와 같이 결정되며 파란색 원으로 표시된 상태에서는 Q-learning을 수행하지 않으며 붉은색으로 표시된 상태에서는 강화학습의 적용 조건으로 사용된다.

### V. 실험 및 결과

강화학습을 통해 파라미터를 결정하는 과정에서 식 (7)에서  $C_2$ 의 값에 따라 평가하였다.

표 1은 눈동자 추적에 사용되는 강화학습의 테이블이 임의의 값으로 초기화 된 상태에서 인식률을 70%이상으로 올리는데 소요되는 학습의 반복 횟수와 이후 300프레임 동안의 눈동자 추적 알고리즘의 평균 인식률을 표로 나타낸 것이다. 같이 값이 증가함에 따라 학습에 필요한 반복 횟수는 많아 줄어들지만 감소폭은 점점 낮아지며 그로 인해 인식률이 낮아지는 현상을 보인다.

표 1.  $C_2$ 의 변화에 따른 학습 횟수와 인식률의 차이  
Table 1. Difference of iteration time and recognition rate by  $C_2$  change

$C_2$	반복횟수	평균인식률
10	174	95.1
15	106	94.4
20	71	92.1
25	67	89.9
30	50	87.2

본 실험에서는 두 가지 조명 상태에서 웹캠으로부터

입력 받은 사람의 얼굴 이미지를 저장하였으며 6명의 사람에 대해서 각 조명에 대해 1000개씩 2000개의 이미지를 이용하였다. 강화학습을 적용한 실험과 적용하지 않은 실험을 비교하기 위해 조명 별 각 사람의 데이터 1000개를 하나의 세트로 구성하여 눈동자 인식이 잘 되는 임의의 이진화 파라미터를 입력하여 두었다. 또한 같은 조명에 대한 각 사람 별 데이터 세트에 클러스터를 형성하였으며 하나의 클러스터로 모은 방식과 2개, 3개 그리고 6개의 클러스터를 세트들을 균등하게 분배한 그룹까지 4가지의 그룹으로 분리하였다.

다음의 그림 6과 7은 두 가지 조명상태에서 세 사람을 통해 이미지를 수집하여 눈 영역을 검출한 결과이다. 정상적으로 인식했을 경우, 노란색으로 표기하였으며, 정상적으로 인식되지 않았을 경우는 붉은색으로 표기하였다.

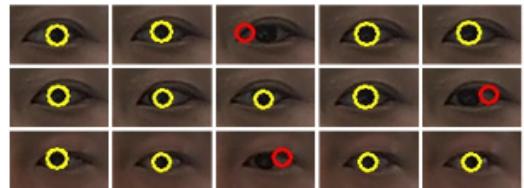


그림 6. A 조명에서 수집된 이미지의 눈동자 검출 결과  
Fig. 6. Eye center detection result in illumination A

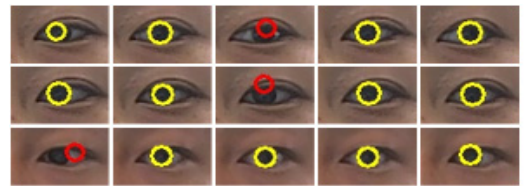


그림 7. B 조명에서 수집된 이미지의 눈동자 검출 결과  
Fig. 7. Eye center detection result in illumination B

본 논문에서는 이진화에서 사용되는 파라미터를 강화학습을 통해 조절한 경우와 조절하지 않고 양호하다고 판단되는 값을 지정해 둔 경우 조명과 사람에 따라 어떤 영향을 미치는지 확인하기 위한 실험하였다. 눈동자 검출 알고리즘의 성능을 측정하기 위해 그림6, 7과 같이 수집된 이미지에 추가적으로 모든 사람의 눈동자의 위치를 미리 입력해 메타데이터를 저장해 두었으며 이 데이터를 기반으로 눈동자의 위치가 정확히 인식되었는지에 대한 인식률을 조사하였다. 표 2와 3은 강화학습을 적용하지 않은 경우와 적용한 경우의 실험에 대한

인식률을 기록하였다.

## VI. 결론 및 향후 연구방향

**표 2. 강화학습을 사용하지 않은 경우의 각 사용자인식률**  
**Table 2. Recognition rate of each person without RL**

클러스터 개수	조명A				조명B			
	1	2	3	6	1	2	3	6
사용자1	736개	756개	809개	881개	806개	840개	868개	915개
사용자2	686개	768개	826개	861개	850개	892개	882개	913개
사용자3	665개	766개	808개	885개	877개	839개	900개	904개
사용자4	661개	734개	806개	868개	829개	864개	884개	914개
사용자5	727개	770개	811개	871개	850개	854개	897개	914개
사용자6	728개	726개	807개	870개	850개	885개	882개	905개
인식률	70%	75%	81%	87.5%	84%	86%	89%	91%

본 논문에서는 강화학습을 이용하여 눈동자 추적에 필요한 전처리 부분의 파라미터를 상황에 맞게 동적으로 변경하는 실험을 제안하였다. 영상처리에서 환경에 따라 많은 영향을 미치는 파라미터를 환경에 맞게 설정하는 것은 쉽지 않으며 이를 위해서는 많은 실험을 필요로 하는데, 이러한 부분을 모두 해결 할 수는 없지만 빠른 시간 환경의 변화에 적응하여 성능을 향상시키는 도구로 강화학습은 유용한 기계학습중의 하나라는 사실을 확인하였다. 이러한 변화에 적응하는 강화학습을 통해 알고리즘의 성능을 좀 더 높이고 안정적인 시스템을 개발한다면 이러한 기능들이 HCI 분야에 적극적으로 활용될 수 있을 것이라 생각한다.

**표 3. 강화학습을 사용한 경우의 각 사용자별 인식률**  
**Table 3. Recognition rate of each person with RL**

클러스터 개수	조명A				조명B			
	1	2	3	6	1	2	3	6
사용자1	763개	802개	853개	920개	892개	882개	919개	944개
사용자2	775개	839개	873개	910개	902개	940개	935개	953개
사용자3	760개	839개	881개	925개	924개	908개	938개	956개
사용자4	772개	828개	870개	917개	937개	895개	923개	952개
사용자5	773개	850개	850개	929개	907개	951개	913개	934개
사용자6	791개	847개	859개	918개	890개	889개	921개	950개
인식률	77%	83%	86%	92%	91%	91%	92%	95%

각 실험에서 세밀하게 구분된 그룹일수록 더욱 높은 성능을 얻게 되며, 한 클러스터 안에 여러 사용자가 포함될수록 낮은 성능을 보인다는 사실을 알 수 있었다. 그런데 강화학습을 사용한 경우 많은 인원이 하나의 그룹에 편성된 실험은 그렇지 않은 실험과 비교해 성능 향상이 높다는 사실을 확인할 수 있었다. 즉, 동일한 파라미터를 적용한 실험에서 사용자의 변화에 맞추어 잘 적응한다는 결론을 얻을 수 있으며 모든 사용자마다 다른 적정한 파라미터를 선택한 경우에도 역시 실험이 진행되는 동안 사용자계 더욱 적합한 값을 선택하여 성능향상이 된다는 사실 역시 알 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] Allen, M., Fritzsche, P., "Reinforcement learning with adaptive Kanerva coding for Xpilot game AI", Evolutionary Computation (CEC), 2011 IEEE Congress on, pp. 1521-1528, 2011.
- [2] Anton Leuski, "Relevance and Reinforcement in Interactive Browsing", Center for Intelligent Information Retrieval, Department of Computer Science University of Massachusetts, USA.
- [3] Young-Woo Seo and Byoung-Tak Zhang, "A reinforcement learning agent for personalized information filtering", Proceedings of the 2000 international conference on Intelligent user interfaces, pp. 248-251, 2000.
- [4] Ueno, A., Tateyama, T., Takase, M., Minamitani, H., "Bluntness of saccadic eye movement depending on vigilance states: examination by model simulation", Engineering in Medicine and Biology Society, 1997. Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE, pp.1482-1484, 1997.
- [5] Iwamoto, K., Tanie, K., "High resolution, wide view angle head mounted display using eye movement tracking: system structure and

- evaluation experiments", Robot and Human Communication, 1995. RO-MAN'95 TOKYO, Proceedings., 4th IEEE International Workshop on, pp.289-294, 1995.
- [6] Kierkels, J.J.M., Riani, J., Bergmans, J.W.M., van Boxtel, G.J.M., "Using an Eye Tracker for Accurate Eye Movement Artifact Correction", Biomedical Engineering, pp.1256-1267, 2007
- [7] Hiley, J.B., Redekopp, A.H., Fazel-Rezai, R., "A Low Cost Human Computer Interface based on Eye Tracking", Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE, pp.3226-3229, 2006.
- [8] Model, D., Eizenman, M., "An Adaptive Algorithm for Eye-Gaze-Tracking-Device Calibration", Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2011 24th Canadian Conference on, pp.1268-1271, 2011.
- [9] Model, D., Guestrin, E.D., Eizenman, M., "An automatic calibration procedure for remote eye-gaze tracking systems", Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE, pp.4751-4754, 2009.
- [10] Lili Pan, Wen-Sheng Chu, Jason M. Saragih, "Fernando De la Torre, Fast and Robust Circular Object Detection With Probabilistic Pairwise Voting", IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, VOL. 18, NO. 11, NOVEMBER 2011.
- [11] Kuo-Liang Chung, Yong-HuaiHuang, Jyun-PinWanga, Ting-Chin Chang, Hong-YuanMarkLiao, "Fast randomized algorithm for center-detection", Pattern Recognition, 2010.
- [12] Liang, D.B.B., Lim Kok Houi, "Non-intrusive eye gaze direction tracking using color segmentation and Hough Transform", Communications and Information Technologies, 2007. ISCIT '07. International Symposium on, pp. 602-607, 2007.

※ 본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2011년 산학연협력 기업부설연구소 지원 사업(No. 1388300220)의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

## 저자 소개

### 신 학 철(비회원)



- 2003년 ~ 2010년 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (학사)
  - 2010년 ~ 2012년 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (석사)
- <관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 기계학습>

### 심 연(준회원)



- 2011년 2월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 졸업(학사)
  - 2011년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(석사)
- <관심분야 : 지능 컴퓨팅, 컴퓨터 비전, 클라우드 컴퓨팅>



**김 사 랑(비회원)**



- 2009년 ~ 2013년 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (학사)
  - 2013년 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (석사)
- <관심분야: 영상처리, 패턴인식, 기계학습>

**성 원 준(비회원)**



- 2012년 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (석사)
- <관심분야: 영상처리, 패턴인식, 기계학습>

**민 하 즈(비회원)**



- 2011년 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (박사)
- <관심분야: 영상처리, 패턴인식, 기계학습>

**홍 요 훈(비회원)**



- 2001년 7월 : 숭실대학교(박사)/컴퓨터공학
  - 현재 : 세창인스트루먼트 연구소장
- <관심분야: 웹플랫폼, 스마트생체계, 클라우드 컴퓨팅>

**이 필 규(정회원)**



- 1982년 2월 : 서울대학교(학사)/전기공학
- 1986년 8월 : East Texas State Univ. (석사)/전산학
- 1990년 12월 : Univ. of Southwestern Louisiana (박사)/전산학
- 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과 정교수

<관심분야: 컴퓨터 비전, 클라우드 컴퓨팅, 지능 컴퓨팅>