

# 웨이블렛 신경회로망을 이용한 눈 상태 분류에 관한 연구

이재현\*

요약

오늘날 컴퓨터의 비전 시스템은 얼굴 인식, HCI(Human Computer Interface), 상황 인식, 자동차 시스템에 응용되고 있다. 특히, 현대인의 필수가 되어 버린 자동차에도 컴퓨터 비전 시스템을 사용하고 있으며 자동차 산업과 기술이 발달함에 따라 운전자 및 동승자의 안전을 위하여 많은 안전시스템이 개발되고 있는 실정이다. 따라서 본 논문에서는 자동차 안전시스템에 사용할 목적으로 사용자의 눈 상태를 인식할 수 있는 방법을 제안한다. 영상 데이터로부터 얼굴 영상 영역과 눈 영상 영역을 추출하기 위하여 Haar-like feature를 이용한 AdaBoost 알고리즘을 사용하고, 눈 영역 영상으로부터 정상 상태, 피곤한 상태 및 감은 상태를 인식할 수 있는 웨이블렛 신경회로망을 구현하여, 실험을 통하여 그 효과성을 입증하였다.

## Study on Classification of Eyes State Using Wavelet Neural Networks

JaeHyun Lee\*

ABSTRACT

Recently, computer vision system has being applied in face recognition, HCI(Human Computer Interface), context aware, and car system. Furthermore, as progress of car industry and technical, more and more systems have been developing for safety of drivers and passengers.

In this paper, for use in automotive safety systems that can recognize the user's eyes state is proposed methods. Face area receives image date and the eyes area is divided. And, in order to extract the eyes image areas using haar-like feature adaboost algorithm is used. Wavelet neural network to recognize eyes states (normal, wearily, sleepy) have been used and demonstrated its effectiveness through experiments.

Key Words : AdaBoost Algorithm, Face Recognition, Haar-like feature, Eyes Detection, Wavelet Neural Networks

---

\* 동명대학교 자율전공학부(☐beacon@tu.ac.kr)

· 제1저자(First Author) : 이재현 · 교신저자(Correspondent Author) : 이재현

· 접수일(2011년 8월 31일), 수정일(1차 : 2011년 9월 30일), 게재 확정일(2011년 10월 4일)

## 1. 서론

오늘날 자동차의 증가에 따라 교통사고는 심각한 사회문제 중의 하나이다. 교통사고에 대한 공식적인 집계 자료를 살펴보면, 2010년 한 해에만 226,878건의 교통사고로 5,505명이 사망하였고, 352,458명이 부상당하였으며[1], 교통사고로 인한 경제적 피해가 상당히 높은 실정이다. 사망사고에 대부분은 고속도로와 같은 고속으로 운행 하는 도로에서 자주 일어나며, 고속도로에서의 사고는 매우 치명적이라고 할 수 있을 것이다. 뿐만 아니라, 고속도로에서의 대부분의 사고는 졸음운전으로 인하여 발생하고 있는 실정이다[2].

자동차 산업과 기술이 발달함에 따라 운전자 및 동승자의 안전을 위하여 많은 안전시스템들이 개발되고 있다. 그 중 졸음운전을 방지하기 위한 경고 시스템으로 차선이탈 경고장치(Lane Departure Warning System)가 개발되어 사용되고 있다[3]. 차선 이탈 경고 시스템이란 앞 유리창 상단부와 같은 곳에 카메라 모듈을 장착하고, 시스템에서 실시간으로 분석하여 운전자가 차선을 이탈했을 경우에 경고음, 또는 운전자의 시트에 진동을 발생시키는 시스템이다.

본 논문에서는 사용자의 얼굴인식을 통하여 눈 영역을 추출하고, 정상 상태, 피곤한 상태 및 감은 상태를 분류하기 위하여 웨이블릿 신경회로망을 제안한다. 영상으로부터 얼굴 영역 이미지를 추출하고, 크기 및 조명에 따른 정규화를 통하여 개선된 이미지로부터 웨이블릿 신경회로망을 이용하여 눈 상태를 판단한다. 영상으로부터 얼굴영역을 정확하게 인식하기 위하여, 검출 및 처리속도가 빠른 Haar-Like feature를 이용한 AdaBoost 알고리즘을 사용하여 얼굴 영역 및 눈 영역을 추출하고, 추출된 눈 영역의 특징으로부터 웨이블릿 신경회로망을 통하여 눈 상태를 판단하게 된다.

본 논문은 아래와 같이 구성되어 있다. 2장에서는 얼굴 인식 기법과 졸음운전 방지를 위한 관련 연구에 대하여 소개하고, 3장에서는 얼굴 인식 알고리즘과 웨

이블릿 신경회로망에 대하여 설명한다. 4장은 실험을 통하여 결과를 분석하고, 5장에서는 결론 및 앞으로 연구방향에 대하여 기술한다.

## II. 관련 연구

최근에 얼굴인식 분야는 많은 곳에 응용되고 있으며, 개인의 식별 수단, HCI(Human Computer Interface), 헬스케어, 졸음운전 방지를 위한 수단 등 많은 분야에 응용되어지고 있다.

HCI 기술로는 키보드, 마우스, 음성, 제스처 인식, 필기체 인식 등의 다양한 신체 정보를 이용하여 컴퓨터와의 상호 인터페이스를 위한 연구들이 진행되고 있으며, 단순한 컴퓨터와의 상호작용이 아닌 가상현실 등에 접목할 수 있도록 눈의 움직임 상태를 파악하여 컴퓨터에 의사를 전달하는 하는 연구도 이루어지고 있다[3].

웃음치료는 헬스케어(Healthcare)에 뛰어난 효과를 가지고 있어 현재 사용자의 얼굴 표정을 판단하여 헬스케어(Healthcare)에 적용할 목적으로 연구가 이루어졌다[4]. 뿐만 아니라, 졸음운전 방지를 위한 기술로 눈 깜박임의 속도와 횟수를 측정하여 각성 상태를 판별하는 방법을 사용하거나 피부 임피던스와 각성도의 상관관계를 통하여 운전자의 손에 생체 전극을 부착하여 EDA 신호를 분석하는 방법을 사용한다[5-7].

현재 영상처리를 이용하여 졸음운전 방지 시스템을 구현하는 대부분 연구들은 얼굴을 인식을 통하여 이루어지고 있으며, 얼굴인식에 사용되어지는 기법들을 살펴보면, 얼굴의 특징점을 찾아 정렬하고 인식하는 방법인 ASM(Active Shape Model)은 물체의 외형의 정보를 학습시켜 이를 이용하여 새로운 이미지 내에서 물체를 찾는 방법으로써 학습된 지식을 바탕으로 물체의 형태를 유지하여 검색하며 연산속도가 빠르다. 하지만, 윤각선이 명확하지 않은 이미지에 대해서는

제대로 찾을 수 없다는 단점이 존재 한다. 이러한 단점을 개선한 AAM(Active Appearance Model)이 제안되어 현재 사용되고 있다. 또한, AdaBoost 기법을 이용하여 얼굴을 인식하고, 얼굴 형태로부터 감정을 인식하기 위하여 Bayesian Network를 사용한 얼굴인식 방법 등도 사용되고 있다.

### III. 얼굴 인식 알고리즘

#### 3.1 Haar-like feature

AdaBoost 알고리즘을 이용한 얼굴 검출 방법은 Haar-like feature를 이용한 적분이미지를 통해 빠른 속도로 계산하여 얼굴을 검출하는 방법이다[8][9].

Haar 웨이블렛은 1910년도에 Haar가 제안한 간단한 직교 웨이블렛이며, Haar 웨이블렛은 영상에서 수평, 수직, 대각 방향을 4개 형식으로 나누어 에지를 각 스케일로 분해하는 방법이다. 얼굴 검출율을 높이기 위해 Haar-like feature를 확장하여 45° 기울어진 모양을 추가한 확장된 Haar-like를 사용한다[8]. 확장된 Haar-like feature를 그림 1에 나타내었다.

특정 값은 입력 영상으로부터 탐색 윈도우를 이동시키며 구하게 된다. 그림 2와 같이 윈도우 크기가  $W \times H$  픽셀로 구성되어 있을 때, 직사각형  $r = (x, y, w, h, \alpha)$ 으로 정의하면,  $x, y$ 는 직사각형의  $r$ 의 왼쪽 가장 상단점의  $x$ 좌표와  $y$ 좌표로 나타내고,  $w$ 와  $h$ 는 직사각형의 너비와 높이가 된다. 또한,  $\alpha$ 는 회전 각도를 의미한다. 직사각형  $r$ 은 다음의 조건식 (1)을 만족하게 된다.

$$0 \leq x, x+w \leq w, 0 \leq y, y+h \leq H, 0 \leq h, \alpha \in 0^\circ, 45^\circ \quad (1)$$

특성	기본적인 패턴
에지 특성	1(a) 1(b) 1(c) 1(d)
라인 특성	2(a) 2(b) 2(c) 2(d) 2(e) 2(f) 2(g) 2(h)
중심 특성	3(a) 3(b)
사용하지 않는 특성	4(a)

그림 1. 확장된 Haar-like feature  
Fig. 1. Extended Haar-like feature

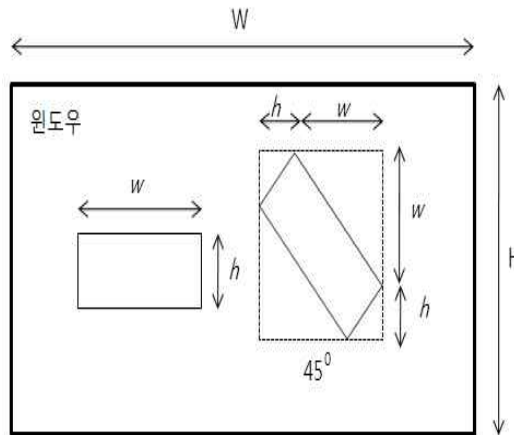


그림 2. 직사각형과 45도 기울어진 직사각형  
Fig. 2. Upright and 45 degree rectangle

사각형의 픽셀 값의 합을  $RecSum(r_i)$ 이라 하면 특징 값은 수식 (2)과 같다.

$$feature_I = \sum_{i \in I = \{1, \dots, N\}} w_i \cdot RecSum(r_i) \quad (2)$$

여기서,  $1 \dots N$ 는  $N$ 개의 직사각형을 의미하고,  $w_i$ 는  $i$ 번째 직사각형의 가중치(weighted value)를 의미

한다. 가중치는 반대되는 부호를 갖고 두 사각형의 넓이 차이를 보상하는 용도로 사용된다. 겹쳐지지 않는 두 직사각형의  $r_0$ 와  $r_1$ 에 대하여 수식 (3)과 같이 가중치를 나타낼 수 있다.

$$-w_0 \cdot Area(r_0) = w_1 \cdot Area(r_1) \quad (3)$$

$r_0$ 의 직사각형 면적을  $Area(r_0)$ ,  $r_1$ 의 직사각형 면적을  $Area(r_1)$ 로 나타내고, 여기서,  $w_0$ 을 -1로 정하면  $w_1$ 는 식 (4)과 같다.

$$w_1 = \frac{Area(r_0)}{Area(r_1)} \quad (4)$$

예를 들어, 그림 1에서 라인 특성을 가지는 2(a)의 특징값 계산은 두 개의 직사각형에 의해서 계산될 수 있다. 검은색 사각형을 포함한 흰색 사각형  $r_0$ , 검은색 사각형을  $r_1$ 으로 정의하고,  $r_0$ 의 왼쪽 상단점 좌표를 (5, 10),  $r_1$ 의 왼쪽 상단점 좌표를 (6, 10)으로 표현하면 그림 3과 같다.

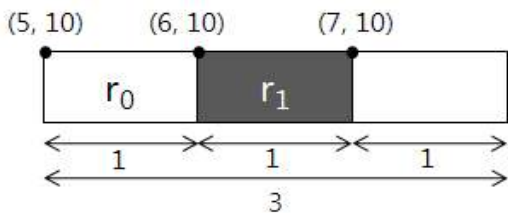


그림 3. 직사각형 특징 값 계산  
Fig. 3. Calculate of feature value for rectangle

흰색 사각형과 검은색 사각형의 너비를 각각 3과 1이라고 하고 높이는 모두 2로 했을 때 넓이 차이는 3이므로 식 (5)과 같이 된다.

$$feature_i = -1 \cdot RecSum(5, 10, 3, 2, 0^\circ) + 3 \cdot RecSum(6, 10, 1, 2, 0^\circ) \quad (5)$$

초기 특징 집합들은 크기와 위치가 다양하게 변경되어 구성할 수 있는데, 초기 특징 집합의 개수를 수식 (6)과 수식 (7)으로 계산할 수 있다. 수식 (6)은 기울어지지 않는 직사각형의 초기 특징 집합의 개수며 수식 (7)은 45° 기울어진 직사각형의 초기 특징 집합의 개수이다.

$$\begin{aligned} \text{특징점 개수} &= X \cdot Y \cdot (W+1-w \cdot \frac{(X+1)}{2}) \\ &\cdot (H+1-h \cdot \frac{(Y+1)}{2}) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{특징점 개수} &= X \cdot Y (W+1-(w+h) \cdot (X+1) \div 2) \\ &\cdot (H+1-(w+h) \cdot (Y+1) \div 2) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서,  $X = [W/w]$ 이고,  $Y = [H/h]$ 이며,  $X$ 와  $Y$ 는 각각  $x$ 와  $y$ 가 최대로 커질 수 있는 범위를 나타낸다. 윈도우의 크기를 24×24라고 할 때, 수식 (7)에 의하여 구한 초기 특징 집합의 개수는 표 1과 같다.

표 1. 24×24 크기의 초기 특징 집합의 개수  
Table 1. number of features for a window size of 24×24

특성 타입	너비/높이	X/Y	수량
1(a),	2/1,	12/24,	43,200
1(b)	1/2	24/12	
1(c),	2/1,	8/8	8,464
1(d)	1/2		
2(a),	3/1,	8/24,	27,600
2(c)	1/3	24/8	
2(b),	4/1,	6/24,	20,736
2(d)	1/4	24/6	
2(e),	3/1,	6/6	4,356
2(g)	1/3		
2(f),	4/1,	4/4	3,600
2(h)	1/4		
3(a)	3/3	8/8	8,464
3(b)	3/3	3/3	1,521
계			117,941

여기서, 24×24크기의 창에서 특정 패턴을 찾기 위하여 117,941번 특성이 있으며, 이 특성을 계산하는 것은 매우 복잡하며, 연산속도에 영향을 미칠 수 밖에 없다. 적분이미지를 사용할 경우 매우 빠르게 계산할 수가 있으므로, 처음 영상이 입력될 때 적분 이미지를 구해서 사용하면 속도를 개선할 수 있다[8].

### 3.2 Adaptive Boost(AdaBoost) 알고리즘

AdaBoost는 다수의 잠재적 특징점에서 소수의 효과적인 검출기를 조합하여 강한 검출기를 만드는 학습방법으로, 약한 분류기(Weak classifier)가 선형적으로 결합하여 최종적으로 높은 검출 성능을 갖는 강한 분류기(Strong classifier)를 생성하는 알고리즘이다. 약한 분류기에 대한 수식은 (8)과 같다.

$$h_j = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서,  $f_j$ 는 특징점,  $\theta_j$ 는 임계값,  $p_j$ 는 패리티를 의미한다.

약한 분류기는 윈도우 내에서 Haar-like feature들 중에서 얼굴과 배경을 잘 구분할 수 있는 하나의 특징을 선별하고, 이를 적분 이미지를 통해 모든 픽셀의 합계 값의 예러가 최소가 되도록 문턱값을 찾게 된다. 여기서 구한 약한 분류기를 선형적으로 연결하여 강한 분류기를 생성하게 되는 것이다. 다음은 AdaBoost를 이용한 얼굴 인식 알고리즘이다[10][11].

AdaBoost 알고리즘 :

- ① 주어진 학습 데이터는  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1}), (x_n, y_n)$ 으로 구성된다.  $x_i$ 는 일정한 크기를 가지는 벡터 형태의 데이터이다. 여기서  $y_i$ 는 Positive와 Negative로 정의되고, Positive를 1, Negative를 0으로 한다. 즉, 얼굴 영상은  $y_i = 1$ , 배경 영상은  $y_i = 0$ 이다.
- ② 가중치(weight value) 벡터를 초기화한다.

$w_{t,i} = 1/2m, 1/2l$ 이다. 여기서,  $m$ 은 배경영상의 수,  $l$ 은 얼굴 영상의 수이다.

③  $t = 1, \dots, T$ 까지 반복한다.

- 가중치 정규화
- 표준화된 샘플들에 대하여 약 학습알고리즘을 통해 학습시키고,  $w_t$ 을 고려하여 예러  $\epsilon_t$ 을 구한다. 여기서, 약 분류기  $h_j: x \rightarrow [0, 1]$ 가 된다.

$\epsilon_j = \sum_{i=1}^n w_i |h_j(x_i) - y_i|$ , 여기서, 고려된 약한 분리기의 개수를  $j$ 라고 한다면,  $j = 1, \dots, J$ 이다.

- 가장 작은 예러  $\epsilon_t$ 을 약 분류기  $h_t$ 을 선택한다.
- 가중치 값을 갱신한다.

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-\epsilon_i}$$

여기서, 샘플 영상  $x_i$ 가 잘 분류되었다면  $\epsilon_i = 0$ 이고, 그 이외에는  $\epsilon_i = 0$ 이거나

$$\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1-\epsilon_t} \text{이다.}$$

④ 최종적으로 T번 트레이닝이 끝난 후 마지막 강 분류기는 다음과 같다.

$$H(t) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서,  $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 이다.

### 3.3 얼굴 인식을 위한 웨이블렛 신경회로망

인공지능 기법인 신경회로망은 패턴 분류, 예측, 제어 분야에서 우수한 성능을 보이고 있다. 하지만, 신경회로망의 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런의 개수에 따라 학습 속도와 초기 연결 강도 설정 문제 등을 가질 수 있다. 방사형 기저 함수(Radial basis function)를 사용한 웨이블렛 신경회로망은 신경회로망의 단점인 학습속도를 해결하면서 우수한 패턴 분류 특성을 보이는 것으로 알려져 있다[12].

따라서 본 논문에서는 웨이블렛 신경회로망을 사용

하여 눈의 특징을 분석하는 방법을 제안하고자 한다.  $I$  개의 입력과  $N$ 개의 뉴런을 가지는 웨이블릿 층 및  $L$ 개의 출력을 가지는 출력층으로 구성된 웨이블릿 신경 회로망의 구조는 그림 5와 같다.

은닉층은 1차 미분한 가우시안 함수를 사용하고, 출력층은 선형함수(linear function)를 사용한다. 은닉층  $j$ 번째 뉴런의 출력은 수식 (9)과 같다.

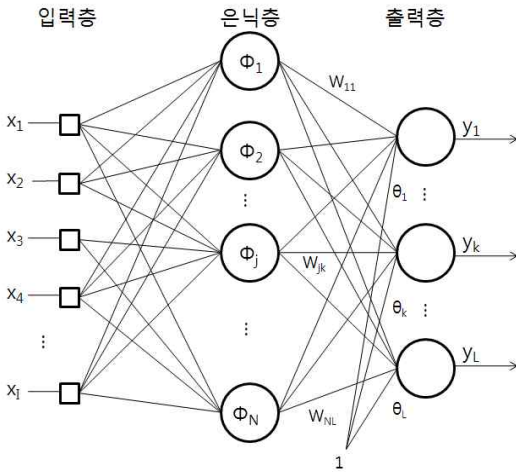


그림 5. 웨이블릿 신경회로망의 구조  
Fig. 5. Structure of wavelet neural network

$$\phi_j(X) = -X \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot X^2\right) \quad (9)$$

여기서,  $X$ 는 입력 벡터  $X = [x_1, x_2, \dots, x_I]^T$ 이다. 출력층  $k$ 번째 뉴런의 출력을 계산하면 수식 (10)와 같다.

$$y_k = \sum_{j=1}^N \phi_j w_{jk} + \theta_k \quad (10)$$

여기서  $\theta_k$ 는 바이어스 가중치(bias weight)이다. 웨이블릿 신경회로망을 학습시키기 위하여 일반적인 오류 역전파 학습 알고리즘을 사용한다.

#### IV. 실험 및 결과분석

제안된 시스템을 구현하기 위하여 최대 해상도가 2560×1920인 Web Camera으로부터 340×240의 해상도로 10명의 얼굴영상을 획득한다. Web Camera는 모니터 위에 설치하며 사람과의 거리는 약 60cm에서 얼굴영역이 포함된 영상과 그렇지 않는 영상으로 구분하여 영상을 취득하였다.

실험하기 위하여 총 10명의 사람으로부터 한 명당 100개의 영상을 취득한다. 100개의 영상을 정상 상태의 눈 모양 영상, 피곤한 상태의 눈 모양 영상, 그리고 감은 상태의 눈 모양 영상으로 구분하였고, 각각 40개, 40개, 20개로 구분하여 총 10명에 해당한 1,000개의 이미지를 획득하였다. 전체 시스템의 구성도를 나타내면 그림 6과 같다. 여기서, 1,000개의 이미지로부터 AdaBoost 알고리즘을 사용하여 얼굴영역과 눈 영역을 검출하고, 각각의 눈 상태를 구분하여 웨이블릿 신경회로망을 학습하기 위하여 입력 벡터로 사용한다.

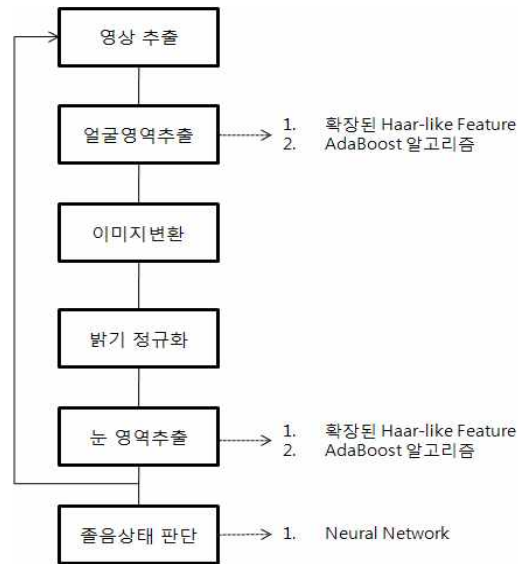


그림 6. 시스템 구성도  
Fig. 6. Structure of system

구현 환경으로는 윈도우 환경에서 MFC 라이브러리와 OpenCV 라이브러리, 영상 취득을 위하여 Actto사의 wcm-03 Web Camera를 사용하여 구현하였다.

실험 영상으로부터 얼굴 영역과 눈 영역을 추출한 샘플 영상들을 그림 7에서 나타냈었다.

그림 7처럼 눈 인식 영상을 총 10명에 해당하는 눈 상태(정상 상태, 피곤한 상태, 감은 상태)로 구분하여 웨이블릿 신경회로망을 학습시키는데 사용하였다.



그림 7. 얼굴 영역과 눈 영역 추출 이미지  
Fig. 7. Extracted image of face area and eyes area

눈 영역의 이미지로부터 눈의 특징을 나타내는 고유치(Eigen value)를 분석해 본 결과, 눈의 상태를 나타내는 특징 벡터로는 20개로 하여, 웨이블릿 신경회로망의 입력 벡터로 사용된다. 눈 상태를 인식하기 위한 웨이블릿 신경회로망의 구조를 그림 8에 나타내었다.

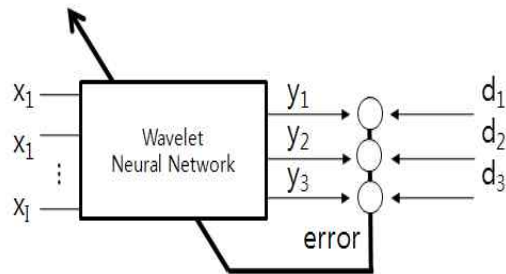


그림 8. 웨이블릿 신경회로망 학습 구성도  
Fig. 8. Configuration of learning for wavelet neural

총 10명에 해당하는 눈 특징을 가지는 영상으로부터 800개는 웨이블릿 신경회로망을 학습을 위하여 사용되었고, 200개는 테스트를 하기 위하여 사용하였다. 따라서 눈 특징(정상 상태, 피곤한 상태, 감은 상태)을 나타내는 눈 특징 벡터를 웨이블릿 신경회로망의 입력으로 하여,  $d_1 = 1$ 이면 정상상태,  $d_2 = 1$ 이면 피곤한 상태,  $d_3 = 1$ 이면 감은 상태로 분류할 수 있도록 학습을 시켰다. 웨이블릿 신경회로망을 통하여 인식한 결과를 표 2에 나타내고 있다.

표 2. 실험결과  
Table 2. Results of Experimentation

눈 상태	학습데이터	테스트 데이터	인식률
정상 상태	320개	80개	93.25%
피곤 상태	320개	80개	89.4%
감은 상태	160개	40개	95.3%

여기서, 정상 상태와 피곤한 상태는 눈의 구분이 모호한 경우가 발생하므로, 감은 상태의 인식률보다는 인식률이 다소 낮음을 알 수가 있었다. 따라서 정상 상태와 피곤한 상태를 완벽하게 구분할 수 있는 방법이 필요할 것으로 보인다.

## V. 결론

본 논문에서는 사용자의 얼굴인식을 통하여 사용자의 눈 상태를 확인하고, 그에 따라 졸음상태를 판단하여 사용자 부주의로 인한 교통사고를 예방할 수 있는 눈 상태 분류 웨이블릿 신경회로망을 제안하였다. 얼굴 영상과 눈 영상을 추출하기 위하여 Haar-like feature와 AdaBoost 알고리즘을 사용하였고, 웨이블릿 신경회로망을 이용하여 눈 상태를 구분하였다. 각 10명을 대상으로 1,000개의 이미지를 입력 받아 실험을 진행하였고, 그 인식 결과를 제시하였다. 실험을 통하여 확인해 본 결과 만족할 만한 결과를 도출하였으나, 정상 상태 눈 모양과 피곤한 상태의 눈 모양은 각각 사람의 눈에 따라서 차이가 있기 때문에 완벽하게 구분하기가 힘들었으며, 구분할 수 있는 최적의 방법을 모색할 필요가 있을 것으로 생각된다.

앞으로 연구 방향은 본 논문에서 제안된 방법을 현재 자동차 시스템에 적용하기 위해 마주 오는 자동차의 헤드라이트의 밝기, 실내조명 상태 등을 고려하여, 실제 운전에서 야기될 수 있는 모든 상황에 유연하게 대처할 수 있는 강건한 시스템으로 개선하고자 한다.

## 참고문헌

- [1] 경찰청 통계자료, 통계청, 2010.
- [2] 한국도로공사 통계자료, 통계청, 2010.
- [3] 이상문, 호효희, 이희석, 서정민, "안면 인식과 시선 식별 기술을 이용한 휴먼 인터페이스시스템," *한국멀티미디어학회 학술발표논문집*, Vol. 2009 No. 1, pp. 9-12, 2009.
- [4] 이옥걸, "헬스케어를 위한 웃음 표정인식 시스템 개발," *원광대학교 석사학위 논문*, 2010.
- [5] 이완규, 고한우, 김창호, "졸음운전 방지를 위한 각성도 측정 및 분석 시스템(II)," *한국자동차공학회 춘추계학술대회 논문집*, Vol. 1995, No. 11\_1, pp. 481-486, 1995.
- [6] 여호섭, 임미섭, 임준홍, "눈 움직임 검출 및 눈 폐쇄 상태 인지 기반의 운전자 졸음 감지 시스템," *대한전기학회*

- 학술대회 논문집*, Vol. 2010, No. 7, pp. 1858-1859, 2010.
- [7] 이영범, 이명호, "피부 임피던스 신호 분석을 통한 졸음운전 판단 시스템 개발," *대한전기학회 논문지*, Vol. 56, No. 2, pp. 432-435, 2007.
- [8] Y. Freund and R. E. Schapire, "Experiments with a New Boosting Algorithm," *Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning*, pp. 148-156, 1996.
- [9] Rainer Lienhart and Jochen Maydt, "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection," *IEEE ICIP 2002*, Vol. 1, pp. 900-903, 2002.
- [10] R. Lienhart, A. Kuranov and V. Pisarevsky, "Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection," *MRL Technical report*, may 2002.
- [11] Paul Viola and Michael J. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *IEEE CVPR*, 2001.
- [12] 이재현, "웨이블릿 신경회로망 제어를 이용한 비선형 시스템의 위치 제어에 관한 연구," *한국해양정보통신학회 논문지*, Vol. 12, No. 12, pp. 2366-2370, 2008.

## 저자소개



이재현(JaeHyun Lee)

1998년 한국해양대학교 대학원 전자통신공학과(공학석사)  
2002년 한국해양대학교 대학원 전자통신공학과(공학박사)

2006년~현재 동명대학교 자율전공학부 전임강사  
※ 관심분야: 유비쿼터스, 영상처리, 인공지능