

Support Vector Machines을 이용한 시선 방향 추정방법

Gaze Direction Estimation Method Using Support Vector Machines (SVMs)

유 정, 우 경 행, 최 원 호*
(Liu Jing, Kyung-Haeng Woo, and Won-Ho Choi)

Abstract : A human gaze detection and tracing method is importantly required for HMI(Human-Machine-Interface) like a Human-Serving robot. This paper proposed a novel three-dimension (3D) human gaze estimation method by using a face recognition, an orientation estimation and SVMs (Support Vector Machines). 2,400 images with the pan orientation range of -90° ~ 90° and tilt range of -40° ~ 70° with intervals unit of 10° were used. A stereo camera was used to obtain the global coordinate of the center point between eyes and Gabor filter banks of horizontal and vertical orientation with 4 scales were used to extract the facial features. The experiment result shows that the error rate of proposed method is much improved than Liddell's.

Keywords : gaze estimation, skin color detection, Gabor filter, support vector machines

I. 서론

인간 삶을 개선시키기 위한 로봇을 포함한 컴퓨터의 활용이 증가하고 또한 로봇의 지능화에 따라 인간-기계 교신이 활발하게 이루어지고 있다.

인간시선과 머리의 방향이 일치하지 않는 경우는 얼굴을 보지 않고서는 시선을 추정하기는 매우 어렵기 때문에 대부분의 연구는 시선과 머리의 방향이 같다는 조건하에 이루어지고 있다. Sheng-Wen Shih 등과 Zhiwei Zhu 등은 입력 신호로 1차 푸르키네(Purkinje) 영상을 만들어 3차원 좌표를 구성하고, 이를 통해 시선 방향을 직접적으로 검출할 수 있는 시선추적기법을 제안하였다[1,2]. Rowel Atienza 등은 능동 3차원 시선추적기법을 통해 직관적 인간-로봇 교신기법을 제시하였고, Frank Wallhoff 등이 수평으로만 변위가 발생하는 경우에 대해서 시선추적 기법을 제안하였다[3,4]. 이와 같이 시선검출 및 추적을 위해서는 얼굴검출이 중요한데 이전에는 Artificial 신경망(ANN)방식을 주로 사용되었으나, 최근에 지원벡터머신(SVM)이라 불리는 알고리즘이 소개되어 주목받고 있다[5,6].

SVM 기법은 각 분류별로 특징점을 이용한 지원벡터로 시선을 추적하는 기법이며, 특징점 추출은 PCA, ICA, Fisher 그리고 가버 필터(Gabor filter)를 사용한다. 그중에서도 가버 필터를 사용한 방법이 널리 사용되고 있다[5,7-9].

본 논문은 가버 필터 기반의 SVM 기법에 대한 것으로 얼굴 변위가 수평으로 -90° ~ 90° , 수직으로 -40° ~ 70° 로 확장된 경우에도 시선을 추적할 수 있는 기법을 제안한다. 다만 기존방식과 마찬가지로 머리와 시선의 방향은 같고 머리의 변위방향은 수직과 수평만을 갖는 조건으로 한정하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서 SVM과 특징점 추출에 대해 서술하고, III 장에서 스테레오 카메라로 측정하는 방법을 그리고 IV 장에서 실험 및 결과를 서술한 후 V 장에서 결론과 연구 결과에 대해 서술하였다.

II. 머리방향 추정을 위한 SVM

머리 방향의 3차원 좌표를 구하기 위하여 여러 방법이 개발되었다. Robert Rae 등은 머리 방향 좌표를 구하기 위하여 신경회로망을 사용하였다[5]. 먼저 LLM (Local Linear Map) -Network을 구성하고 룩업 표(LUT)로 망을 학습시킨 후 피부 영역을 검출하고, Gabor filter들의 원형격자집합을 이용하여 특징점을 추출하였다. 그러나 이 방법은 범위가 협소하다는 단점을 갖고 있어서 Liang Zhao 등이 신경망을 기반으로 수평, 수직방향 모두 0° ~ 180° 의 범위에 적용되는 기법을 제안하였다[6]. 그러나 이 기법 또한 Ill-Posed 문제를 갖는다는 단점이 존재한다.

따라서 본 논문에서는 확률적 기반의 well-posed SVM 기법을 기반으로 한다. 이 기법은 기하학적 해석이 단순하고 밀집되지 않은 해를 제공한다는 이점이 있다. 또한 SVM의 연산 복잡도는 입력 공간의 차원에 독립적이며, ANN이 경험적 위험요소최소화를 사용하는 반면 SVM은 구조적 위험요소최소화를 사용하므로 SVM이 머리방향 검출과 효과적인 분류에 더 유리하다고 볼 수 있다.

시선 방향 검출을 위하여 얼굴 앞면만이 필요하지만, 얼굴색의 변화가 있거나 고개를 숙이면 분석이 어려워질 수 있다. 따라서 본 논문에서는 수평으로 -90° ~ 90° , 수직으로는 살색을 검출할 수 있는 유효범위인 -40° ~ 70° 내의 머리 변위를 갖는 경우에 대하여 시선 방향 추정을 하고자 한다.

그림 1은 머리 각도의 정의를 나타내었다. 본 논문은 남자 7명, 여자 3명 총 10명을 대상으로 10° 단위의 변위 차를 갖는 2,400장의 이미지를 사용하여 분류하여 SVM 기법으로 특징점을 추출하고 시선을 추적하도록 하였다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2009. 1. 30., 채택확정 : 2009. 2. 25.

유 정 : (주)ATM(liujing_919@hotmail.com)

우경행, 최원호 : 울산대학교 전기전자정보시스템공학부

(wkh2000@hanafos.com/whchoi@mail.ulsan.ac.kr)

※ 본 논문은 2007년도 울산대학교 교비연구비의 지원을 받았음.

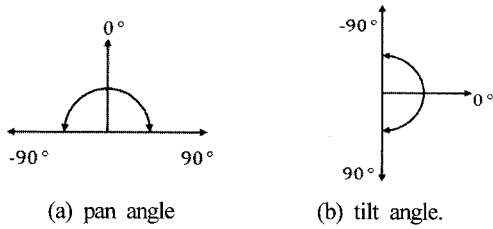


그림 1. 머리각도의 정의.

Fig. 1. Definition of head orientation area.

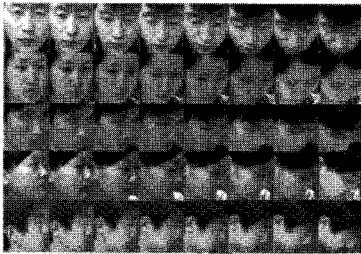


그림 2. 변위 변화에 따른 학습모습.

Fig. 2. Training images by changing head angle.

그림 2는 변위 변화에 따른 학습모습 영상으로 위에서 아래쪽으로 각각 0°, 20°, 40°, 60°, 90°일 때 취득한 학습 영상을 나타내며, 왼쪽에서 오른쪽으로 0°에서 70°까지 10°씩 간격으로 취득한 학습 영상을 나타내었다.

1. 색 분할 및 얼굴 국지화

색 신호는 인체의 특징을 가지므로 살색 검출은 얼굴 또는 머리를 검출하는 데 널리 사용되고 있다. 그러나 인종 및 조도의 영향으로 살색이 다르게 표현되므로 신뢰도는 낮다. 적응형 히스토그램 후방 투사방식을 이용하여 색감저하에 대한 개선된 살색검출 기법이 Maricor Soriano 등에 의해 제시 되었다[10]. Zhang Hongming 등은 HSI 및 YIQ 색 공간모델을 기반으로 황인종 살색검출에 효과적인 기법을 제안하였는데, 조도변화에 대해서도 살색은 색상과 색순도는 변화가 거의 없으므로 황인종의 색상은 $0 < H < 45$, 동상에 대해 $0.05 < I < 0.25$ 을 확인하였다[11].

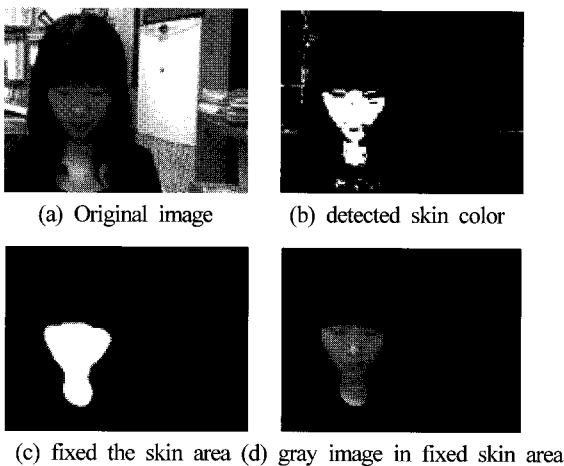


그림 3. 입력영상의 처리.

Fig. 3. Input image processing.

이러한 사실을 기반으로 그림 3에 나타난 바와 같이 본 논문은 얼굴이외의 배경을 제거하기 위해 (b)와 같이 살색을 검출하고 (c)와 같이 가우시안 필터(Gaussian filter)와 문턱 값을 두어 영상의 미세잡음을 제거한 후 얼굴 국지화를 수행하였다. 배경에 존재 할 수 있는 살색은 그 범위가 작으므로 일정영역 이상에서 살색이 검출되는 것만 얼굴로 취급하였다. 마지막으로 (d)와 같이 얼굴영역에 그레이 얼굴 이미지를 삽입한다.

2. 특징점 추출

특징점 추출은 패턴인식에 매우 주요한 부분으로 가벼 필터는 대비, 공간 주파수, 방향 및 위상변이 등의 국부 이미지 특성에 관련된 정보를 제공한다. 이는 특정 주파수와 방향에서 정현평면(sinusoidal plane)으로 보일 수 있어 식 (1)과 같이 가우시안 포락선에 의해 변조된다[12].

$$g(x, y) = s(x, y)w_r(x, y) \tag{1}$$

여기서 $s(x, y)$ 는 반송자로 복소정현 영역이고 $w_r(x, y)$ 는 2차원 가우시안 함수이다. 따라서 극 좌표계에서 가벼 필터는 식 (2)와 (3)으로 표현된다.

$$g_{u,v}(x, y) = \frac{k^2}{\sigma^2} e^{-\frac{k^2(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} (e^{ik\phi_u} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}) \tag{2}$$

$$k = \begin{pmatrix} k_x \\ k_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_u \\ k_v \sin \phi_u \end{pmatrix} \tag{3}$$

이때 $k_v = 2 \frac{v+2}{2} \pi$, $\phi_u = u \frac{\pi}{k}$ 이다.

여기서 v 는 여현파의 파장이고, u 는 가벼 함수의 병렬 줄무늬의 정규화 값을 나타낸다. k 는 방향의 수를, σ/k 는 가우시안 포락선의 창 크기를 결정한다.

본 논문에서는 $v=0,1,2,3$, $u=0, \pi/2$ 그리고 $\sigma=\pi$ 로 하였다. 수직 및 수평 성분은 얼굴특징을 잘 나타내므로 크기요소 4와 0°와 90°에서 8필터 뱅크를 사용하는 방안을 제안한다. 식 (2)의 변수변화는 가벼 필터의 특성을 변화시킨다.

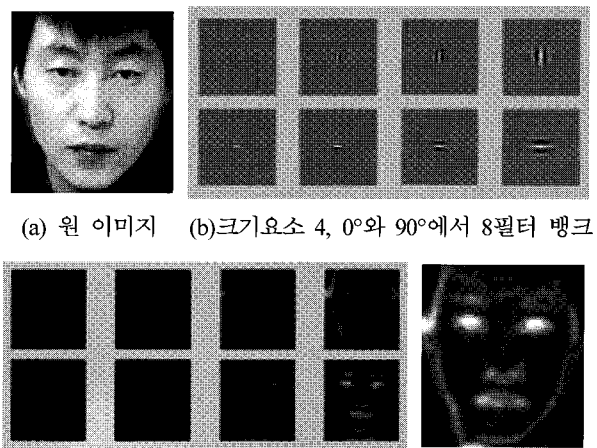


그림 4. 8 필터의 뱅크처리.

Fig. 4. Bank processing of 8 filter.

3. 지원벡터머신(SVM)

지원벡터머신(SVM)기법은 근래에 얼굴검출, 문자정보분류, 생물정보학 및 데이터베이스 마케팅 등에 널리 사용되고 있다. Osuna는 최초로 SVM을 얼굴인식에 적용하였고 [13], 얼굴검출을 위한 필수정보를 제공하는 지원벡터복귀 기법과 분류기반 다중-시각 얼굴검출 및 인식기법의 기본이 되어왔다[7].

본 논문에서는 구조적 위험요소 최소화이론을 기반으로 머리 방향을 240개의 비선형 다중분류의 경우로 분류하였다. 이 분류작업을 위해 주어진 실험 점 $x_i (i = 1, \dots, m)$ 은 대응되는 레이블($y_i = \pm 1$)을 가지며 식 (4)로 분류를 수행한다.

$$f(x, \alpha) = w \cdot \Phi(x) + b \quad (4)$$

여기서 α 는 학습머신의 파라미터를, Φ 는 원 데이터 공간 x 에서 고차원 특성공간까지의 지도를 그리고 b 는 문턱값을 나타낸다. 커널(kernel)함수는 식 (5)라고 가정하면

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (5)$$

식 (4)는 식 (6)과 같이 표현된다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i \Phi(s_i) \cdot \Phi(x) + b = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i K(s_i, x) + b \quad (6)$$

α_i 는 Lagrange 배율기이고, s_i 는 지원 벡터이다.

이의 해는 식 (7) 가정 하에

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (7)$$

최대화하기 위해 식 (8)과 같이 변환된다.

$$w(\alpha) = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (8)$$

특성공간에서 최대마진 hyperplane이 발견되면, hyperplane에 인접한 이들 점들은 $\alpha_i > 0$ 이고 이들 점들이 지원벡터가 된다. 이때 선택된 RBF-kernel 함수는 식 (9)이다.

$$K(x_i, x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2} \quad (9)$$

이와 같이 분류작업을 위해서 먼저 다른 분류 이미지들을 구분하기 용이한 특성 벡터들로 변환한다. 본 논문에서 식 (7)의 $C = 16$, RBF-커널 함수의 $\sigma = 2^{-10}$ 로 하여 SVM을 수행하여 특성 벡터를 분류하였다.

III. 조정 및 3차원 계산

본 논문은 3차원 스테레오 카메라를 사용하였으며, 기본 원리를 그림 5에 나타내었다. 시선 포인트 P_g 와 머리 위치 P 와의 관계를 도식적으로 나타내었다.

본 논문에서 인간의 머리는 타원형으로 가정하며 얼굴의 길이와 폭은 대부분 3:2임을 가정한다. 카메라로부터 입력 받은 두 스테레오 영상에서 두 눈 사이의 중심점을 P , 수직각은 θ , 수평각은 ϕ 로 정의한다. 그림 6에 추정 위치로부터 두 눈 사이의 실제 위치를 얻기 위한 도면을 나타

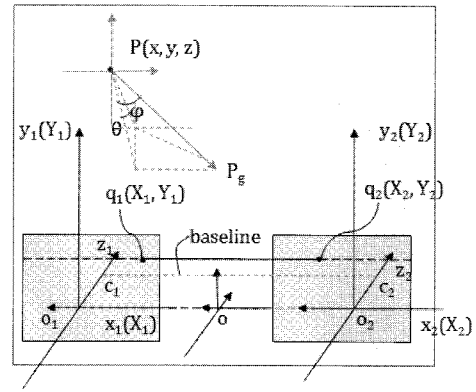


그림 5. 시선추정 시스템의 기하학적 관계.

Fig. 5. Geometrical relationship of gaze estimation system.

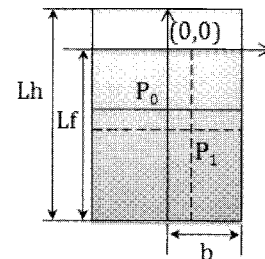


그림 6. 추정 위치로부터 두 눈 사이의 실제 중심위치.

Fig. 6. The real center point of eyes from the estimated point.

내었다.

여기서 $Lh : 2b = 3 : 2$ 로 P_0 의 x 좌표는 쉽게 계산된다. P_0 의 y 좌표 식 (10)와 같다.

$$y = -(Lf - \frac{Lh}{2}) = -(\frac{Lh}{2} \times \frac{3}{2} - \frac{Lh}{2}) \quad (10)$$

$$= -\frac{Lh}{4} = -\frac{3}{4}b$$

P_1 의 좌표는 스테레오 영상으로부터 계산이 가능하며 전체 좌표 $P(x, y, z)$ 는 식 (11)로 구해진다.

$$x = \frac{X_1(f-z)}{f} - \frac{d}{2}$$

$$y = \frac{Y_1(f-z)}{f} \quad (11)$$

$$z = f - \frac{fd}{X_1 - X_2}$$

머리방향 추정을 위한 수직, 수평각을 구하는 방법을 그림 7과 8, 식 (12)-(15)에 나타내었다.

$$\text{좌측카메라의 수직각: } \theta_1 = \theta_{c1} + \theta_0$$

$$\text{우측카메라의 수직각: } \theta_2 = \theta_{c2} + \theta_0 \quad (12)$$

$$\text{수직각: } \theta = (\theta_1 + \theta_2) / 2$$

여기서 θ_{c1} 는 전체좌표 P 에서 시선 방향과 왼쪽 카메라 렌즈 중심선 사이의 수직각을 나타내며, θ_{c2} 는 시선방향과 오른쪽 카메라 렌즈 중심선 사이의 수직각을 나타내며, 이 값들은

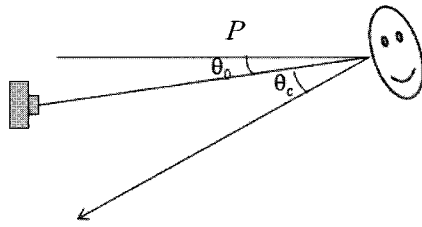


그림 7. 수직각.
Fig. 7. Vertical angle.

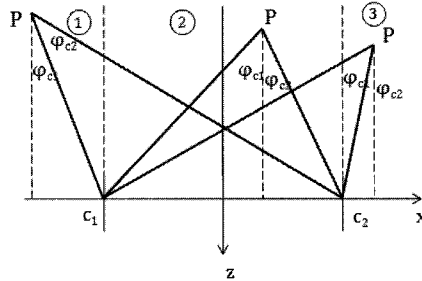


그림 8. 수평각.
Fig. 8. Horizontal angle.

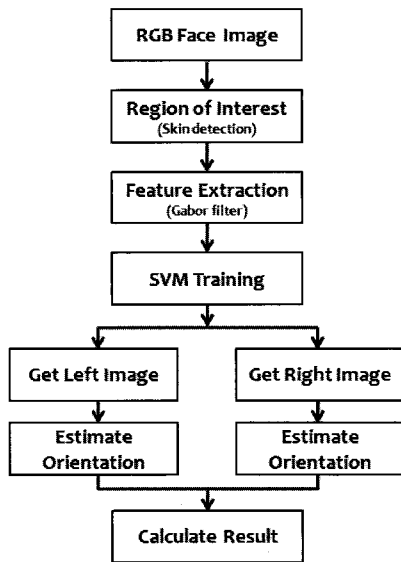


그림 9. 제안한 알고리즘의 순서도.
Fig. 9. Flowchart of the proposed algorithm.

SVM 추정값이다.

그림 8의 ①의 경우

$$\begin{cases} \phi_1 = \arctan((-d/2-x)/z) \\ \phi_2 = \arctan((d/2-x)z) \end{cases} \quad (13)$$

$$\phi_l = \phi_{c1} - \phi_1, \quad \phi_r = \phi_{c2} - \phi_2$$

여기서 d는 기준선(baseline)의 길이를 나타낸다.

②의 경우

$$\begin{cases} \phi_1 = \arctan((x+d/2)/z) \\ \phi_2 = \arctan((d/2-x)z) \end{cases} \quad (14)$$

$$\phi_l = \phi_{c1} + \phi_1, \quad \phi_r = \phi_{c2} - \phi_2$$

③의 경우

$$\begin{cases} \phi_1 = \arctan((x+d/2)/z) \\ \phi_2 = \arctan((x-d/2)z) \end{cases} \quad (15)$$

$$\phi_l = \phi_{c1} + \phi_1, \quad \phi_r = \phi_{c2} + \phi_2$$

최종 수평각은 $\phi = (\phi_l + \phi_r)/2$ 이다. 따라서 시선점은 $P(x, y, z)$, θ , ϕ 그리고 xy 평면과 개체 평면으로 구해지며 제안한 기법의 순서도를 그림 9에 나타내었다.

IV. 실험 및 결과

시선추정시스템에서 얼굴 검출을 위하여 2개의 IEEE 1394 카메라를 사용하였으며 MatLab을 이용하여 알고리즘을 검증하였다. 10명의 얼굴 영상에서 45×40 크기의 영상 2,400개를 학습시켰다. 수평방향으로 -90°~90°, 수직방향으로 -40°~70°의 범위에서 10° 간격으로 취득하였다. 모든 영상은 가버 필터링을 수행한 후 SVM 학습을 위하여 1×1800 벡터로 변환하였다. 10명의 사람이 판별의 지정된 16 포인트를 주시한 영상을 취득하였다. 인간과 카메라의 거리는 1400mm로 설정하였으며 두 대의 카메라의 간격은 250mm로 설정하였다. SVM 학습에서 2,400개의 영상은 위치에 따라서 240개의 클래스로 분류하였다.

10명의 시선점 추정 결과를 그림 10에 나타내었다. 선이

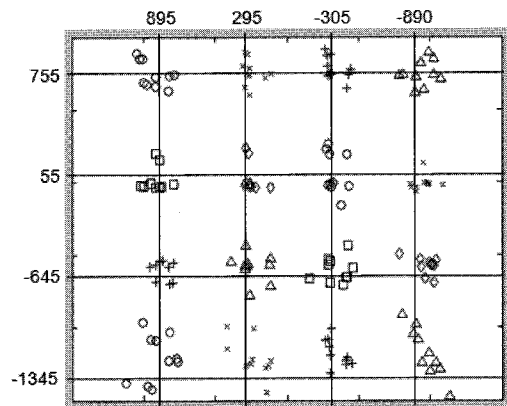


그림 10. 10명의 시선점.
Fig. 10. Gaze point of 10 persons.

표 1. 시선추정 시스템의 거리와 각도에 따른 오차.

Table 1. Errors of distance and angles of this gaze estimating system.

Point	RMSE (mm)	$\Delta\phi$ (°)	$\Delta\theta$ (°)	Point	RMSE (mm)	$\Delta\phi$ (°)	$\Delta\theta$ (°)
1	128.31	4.58	3.66	9	99.08	2.18	3.39
2	115.83	3.42	3.61	10	148.97	4.55	4.71
3	111.84	3.03	3.78	11	131.44	4.78	3.50
4	133.00	3.47	3.39	12	140.88	4.83	4.49
5	114.85	3.41	2.93	13	236.22	6.77	7.34
6	122.6	2.06	3.47	14	221.46	4.59	7.61
7	147.73	3.64	4.38	15	208.32	3.12	5.46
8	118.85	2.65	2.16	16	256.09	6.87	8.95

표 2. 제안한 방법과 Liddell 방법의 실험 결과 비교.

Table 2. Comparison of the experimental result of proposed method and Liddell's.

	proposed method	Liddell
오차 범위	2.06°~8.95°	7.67°~15.48°
평균 오차	4.27°	9.89°

교차하는 지점이 시선의 도달 지점을 나타내며 같은 도형 모양이 같은 시선 지점을 나타낸다. 위쪽의 3행은 검출 결과의 오차율이 작지만, 마지막 행은 오차율이 큰 편이다. 마지막 행의 수평방향보다 수직방향의 오차율이 큰 이유는 사람의 눈동자 움직임, 시선 방향 및 머리 위치의 오차가 크기 때문이다.

실험 결과에 따른 오차율을 표 1에 나타내었다. 여기서 RMSE (Root Mean Square Error)는 시선점과 대상점 사이의 거리를 나타내며, $\Delta\phi$ 는 수평각 평균오차, $\Delta\theta$ 는 수직각의 평균 오차를 나타낸다. 평균 RMSE는 169.2mm로 판넬 크기를 고려하면 오차가 적은 편이며, 평균오차는 4.27°로 표 2에 나타난 Liddell의 9.89°보다 적다. 표 2는 제안한 알고리즘과 Liddell이 적용한 알고리즘과의 실험 결과를 비교하여 제시하였다.

Liddell은 수평/수직 방향의 소벨(Sobel) 필터와 PCA를 적용하여 얼굴 특징을 추출한 후, SVM을 이용하여 머리위치를 추정하였다.

본 논문은 스테레오 카메라를 사용하여 3차원 좌표를 구성한 후, 가버 필터를 이용하여 눈, 코, 입의 얼굴 특징을 추출하였고, SVM 기법으로 시선을 추정하였다. 제안한 알고리즘은 오차범위와 평균오차가 감소하였으며, 기존 기법들이 가지고 있는 문제점 즉, 카메라와의 거리가 비교적 멀어 주위 광원에 의한 인간 눈에서 방사되는 심광에 의해 발생하는 시선 추정의 오류를 SVM 기법을 사용하여 해결하였다.

V. 결론

본 논문에서 3차원 인간 시선 추정 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 스테레오 카메라를 사용하여 두 눈 사이의 거리를 측정할 수 있으며, 인간 눈을 감지 할 수 있어서 로봇 비전 시스템에 적용이 가능하며, 다른 기법과 비교하여 볼 때 얼굴 특징 추출이 향상되었다. 향후 조도와 배경에 강인한 시스템을 연구할 필요가 있다.

참고문헌

[1] S. W. Shih and J. Liu, "A novel approach to 3-D gaze tracking using stereo cameras," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, vol. 34, no. 1, pp. 234-245, Feb. 2004.

[2] Z. Zhu, and Q. Ji, "Novel eye gaze tracking techniques under natural head movement," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 12, pp. 2246-2260, Dec. 2007.

[3] R. Atienza and A. Zelinsky, "Intuitive human-robot interaction through active 3D gaze tracking," *Robotics Research*, STAR 15, pp. 172-181, 2005.

[4] F. Wallhoff, M. Ablaßmeier, and G. Rigoll, "Multimodal face detection, head orientation and eye gaze tracking," in *Proc. of IEEE Conf. on Multisensor Fusion Integration for Intelligent Systems, Heidelberg*, German, pp. 13-18, Sep. 2006.

[5] R. Rae and H. J. Ritter, "Recognition of human head orientation based on artificial neural networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 9, no. 2, Mar. 1998.

[6] L. Zhao, G. Pingali, and I. Carlbom, "Real-time head orientation estimation using neural networks," in *Proc. of IEEE Conf. on Image Processing*, pp. I-297-I-300, 2002.

[7] Y. Li, S. Gong, and H. Liddell, "Support vector regression and classification based multi-view face detection and recognition," in *Proc. of IEEE Conf on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 300-305, Mar. 2000.

[8] S. M. Mohsin, M. Y. Javed, and A. Anjum, "Face recognition using bank of Gabor filters," in *Proc. of IEEE Conf. on Emerging Technologies*, Peshawar, Pakistan, pp. 144-150, Nov. 2006.

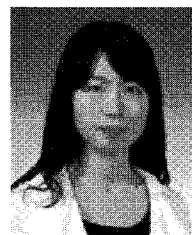
[9] Y. W. Chen and K. Kubo, "A robust eye detection and tracking techniques using Gabor filters," in *Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 109-112, Nov. 2007.

[10] M. Soriano, B. Martinkauppi, S. Huovinen, and M. Laaksonen, "Skin detection in video under changing illumination conditions," in *Proc. of IEEE Conf. on Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 839-842, Sep. 2000.

[11] H. M. Zhang, D. B. Zhao, and W. Gao, "Face detection under rotation in image plane using skin color model, neural network and feature-based face model," *Computer Journal*, vol. 25, no. 11, pp. 1250-1256, 2002.

[12] J. R. Movellan, "Tutorial on Gabor filters," <http://mplab.ucsd.edu/wordpress/tutorials/gabor.pdf>

[13] E. Osuna, R. Freund, and R. Girosi, "An improved training algorithm for support vector machines," in *Proc. of IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 276-285, Sep. 1997.



유 정

2006년 하얼빈이공대학교 전기공학과 졸업. 2008년 울산대학교 대학원 석사(전자공학). 2008년~현재 (주)ATM. 관심분야는 영상처리, 비전 시스템 등.



우 경 행

1993년 울산대학교 전자공학과 졸업.
1995년 동 대학원 석사. 2005년 동 대학원 박사수료. 2005년~현재 이엔아이 테크(주). 관심분야는 영상처리, 비전 시스템, 시스템 고장 검출 및 진단 등.



최 원 호

1978년 연세대학교 전자공학과 졸업.
1980년 동 대학원 석사. 1990년 동 대학원 박사. 1979년~1985년 제일정밀공업(주). 1985년~1986년 삼성휴렛팩커드. 1986년~현재 울산대학교 전기전자정보 시스템공학부 교수. 관심분야는 영상

처리, 고장진단 등.