

머신비전 기반의 자율주행 차량을 위한 카메라 교정

Camera Calibration for Machine Vision Based Autonomous Vehicles

이 문 규, 안 택 진

(Moon-Kyu Lee and Taek-Jin Ahn)

Abstract : Machine vision systems are usually used to identify traffic lanes and then determine the steering angle of an autonomous vehicle in real time. The steering angle is calculated using a geometric model of various parameters including the orientation, position, and hardware specification of a camera in the machine vision system. To find the accurate values of the parameters, camera calibration is required. This paper presents a new camera-calibration algorithm using known traffic lane features, line thickness and lane width. The camera parameters considered are divided into two groups: Group I (the camera orientation, the uncertainty image scale factor, and the focal length) and Group II (the camera position). First, six control points are extracted from an image of two traffic lines and then eight nonlinear equations are generated based on the points. The least square method is used to find the estimates for the Group I parameters. Finally, values of the Group II parameters are determined using point correspondences between the image and its corresponding real world. Experimental results prove the feasibility of the proposed algorithm.

Keywords : camera calibration, autonomous navigation, machine vision, coplanar camera calibration, point/line correspondence

I. 서론

자율주행 차량이라 함은 사람의 도움이 없이 차량 스스로 움직여서 목적지까지 안전하게 주행하는 차량으로서 무인자동차라고도 한다. 이러한 자율주행 차량이 성공적으로 그 역할을 수행하기 위해서는 차량 주행로의 주행선을 정확하게 인식하여 그의 변화에 따라 핸들(steering wheel)을 적절하게 제어할 수 있어야 한다. 주행선 인식을 위한 방법으로는 머신비전, 자석띠 및 붐, GPS(global positioning system) 등에 의한 차선 인식방법이 있다. 이 중에서 자석띠를 이용한 방법은 너무 설치비가 많이 들고, GPS 방법은 가격이 비싸고 정확도가 낮다는 단점이 있다. 따라서 기존의 도로를 유지하면서 가장 효과적인 방법은 머신비전을 이용하는 것으로 알려져 있다[1].

머신비전 시스템을 이용하여 자율주행을 수행하기 위한 일반적인 주행절차는 먼저 CCD 카메라로 도로 차선을 인식하고 이것을 프레임 그래버(frame grabber)를 통하여 화면상에 도로의 영상을 나타내게 한다. 다음으로, 화면상에 나타난 도로정보를 이용하여 영상처리 시스템에서는 차량의 위치에 따른 핸들 조향각을 일련의 절차를 통해서 컴퓨터에서 계산한다. 이렇게 계산된 조향각의 정보를 모터구동회로에 신호를 보내게 되면, 모터가 작동하여 차량이 차선내로 주행하도록 핸들을 조작한다. 이와 같이 머신비전 시스템을 이용하여 일단 주행선이 찾아지면 그 주행선을 따라갈 수 있도록 핸들의 올바른 조향 각도를 실시간으로 산출하는 일이 가장 중요하고도 필수적이 과제가 된다.

이러한 조향각도를 산출하기 위한 방법은 크게, 카메라의 차량상에서의 위치와 사양(specification)으로 이루어지는 인

자들의 기하학적인 모델링을 통한 방법[2]과, 인공신경망(artificial neural network)과 퍼지이론을 혼합한 방법[3] 등으로 대별된다. 인공신경망 기반의 방법은 알고리즘이 단순하고, 신속하게 주행각도를 산출할 수 있다는 장점이 있으나, 학습방법에 따라 상당한 성능차이를 나타내는 단점이 있다. 반면에, 기하학적인 모델링을 통한 방법은 수리적으로 복잡하기는 하나 매우 정확하게 조향 각도를 산출할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이러한 기하학적인 모델링 방법에서 여러 인자들의 값을 정확히 구하기 위해서는 카메라 교정이 필수적으로 요구된다.

카메라교정에 관한 가장 일반적인 방법은 핀홀(pinhole) 모형을 기반으로 하여 두 좌표계간의 관계를 카메라 인자들의 비선형 모형으로 정형화한 후, 그 위치를 알고 있는 점, 선, 원, 사각형, 및 구 등의 다양한 카메라 교정 물체(평면 또는 3차원)에 대한 영상상의 대응 위치를 구하여 비선형 모형을 해결하는 방법[2][4]-[7]이다. 이러한 방법에 기반한 대표적인 카메라교정 알고리즘으로는 Tasi[7]의 RAC(Radial Alignment Constraint)을 이용한 방법을 들 수 있는데 여기서는 실세계 상에 위치하는 일련의 교정점에 대한 프레임 그래버 상의 영상좌표값과 실세계좌표값의 대응관계를 이용한다.

실세계좌표상의 교정점들에 대응되는 영상상에 점들과의 관계를 이용한 위의 연구들은 2차원 또는 3차원 교정 물체의 좌표를 정확하게 알고 있어야 하는 불편함이 있다. 이것을 피하기 위하여 단순한 점이 아닌 자연스러운 영상 특성, 예로서 평행선이나 매개곡선(parametric curve)을 이용한 알고리즘들[8][9]이 또한 함께 개발되어 왔다. 90년대 후반에는 이를 한 차원 더 확장하여 동일 물체에 대한 서로 다른 각도에서 획득된 2개 이상의 영상들과의 일치성(image correspondence)을 이용한 자율 교정(self-calibration) 알고리

들이 발표되었다[10]. 이 방법에서는 교정 물체(calibration target)에 대한 사전 정보가 전혀 없어도 카메라 교정이 가능한 것이 큰 장점이다. 그러나 영상 일치성에 의한 대응점들을 찾아내는 작업 또한 매우 어려운 영상 정합문제(image mapping problem)이므로 복잡한 과정으로 인한 정밀도 저하가 초래될 수 있다는 단점이 있다. 따라서, 교정에 사용되는 교정물이나 환경에 대한 일부의 정보를 이용하는 것이 보다 진보된 교정방법으로 보여지는데 이에 대한 최근의 연구로는 Ha & Kweon[11]을 들 수 있다.

이와 더불어 국내의 연구를 보면, 악조건하의 교정 알고리즘을 신경망을 이용하여 제시한 이문규 · 이정희[12]의 연구, 퍼지 set 이론을 이용한 이상경 등[13]의 연구가 발표된 바 있다. 우동민[14]은 방사상(radial distortion)과 접선상(tangential distortion)왜곡을 포함시킨 카메라 교정방법을 제안하였다. 김정국 · 이범희[15]는 직선대응을 이용하여 스케일 계수와 초점거리를 구하는 방법을 제안하였다. 최근에는 안정호[16]가 두 개의 보정평면과 사교좌표(oblique coordinate) 매핑을 이용한 교정 알고리즘을 제시하였고, 조영빈 · 권대갑[17]은 X선 영상시스템을 대상으로 한 정밀 카메라 교정기법을 발표하였다.

이상에 살펴본 바와 같이 자율 주행 차량이 처한 환경을 적극적으로 고려한 카메라 교정 알고리즘은 아직까지 발견되지 않고 있다. 다만, 유사 시스템으로서 실내 주행 로봇을 생각하여 볼 수 있는데 이 분야도 역시 비교적 주행 환경이 협소하고 또한 로봇의 크기가 상대적으로 작아서 기 개발된 일반적인 카메라 교정을 그대로 사용하거나 교정점들을 쉽고 신속하게 영상에서 찾아내도록 개선된 교정 방법을 이용하는 경우가 대부분이다[2]. 또한, 이 방법은 교정점들이 도사된 교정판을 제작하여 카메라와 차량이 상대적인 위치와 방향이 변할 때마다 교정장소에 가져와서 카메라 교정 작업을 수행해야 하는 어려움이 있다.

최근에, 국내에서는 조향각도 조정을 위한 전 단계로서 주행환경 지도를 미리 작성한 후 이를 토대로 하여 현재의 로봇 위치를 카메라 교정 없이 인식해 낼 수 있는 방법을 개발한 연구 결과도 보고된 바 있다[18]. 그러나, 차량이 주행하는 모든 도로에 대한 주행환경 정보를 미리 작성하는 것이 불가능하기 때문에 이 방법을 자율 주행 차량에 그대로 응용할 수는 없다.

따라서, 본 연구에서는 우수한 자율주행차량의 개발을 위한 기본적인 과제로서, 이상의 단점들을 극복할 수 있도록 교정판을 이용하지 않으면서 주행도로 특성과 환경에 적합하게 카메라 교정을 효과적으로 수행할 수 있는 자율 카메라 교정 알고리즘을 제시하고자 한다.

II. 카메라 교정

1. 카메라 교정의 의의

일반적인 머신비전 시스템은 영상획득 장치인 CCD 카메라와 획득된 영상을 저장하는 프레임 그레버, 저장된 영상을 컴퓨터 화면상에 나타내게 하는 모니터, 그리고 주어진 영상을 처리하기 위한 컨트롤러로 구성된다. 실세계에 존재하는 한 점은 카메라에 장착된 렌즈를 통하여 영상이 입력

되어 카메라 내부에 위치한 CCD소자와 시스템을 제어하는 컴퓨터에 탑재된 프레임 그레버를 거치면서 최종적으로는 모니터에 표현된다.

이와 같이 여러 종류의 하드웨어를 거친 영상이 시스템 개발자에 의해 인지되기 때문에 영상의 표현과정에서 내재된 많은 하드웨어의 불완전성과 복잡한 변환과정으로 인하여 제품의 실제 위치와 영상상에 표시된 제품의 위치와의 관계를 수학적으로 명확하게 규명하기가 어렵다. 그런데, 머신비전을 이용한 자동검사 시스템에서 정량적인 검사가 필요할 때에는 카메라 교정을 통하여 하드웨어의 불완전성과 변환과정을 충분히 고려하여 측정에 이용하여야 만이 정확한 검사결과를 획득할 수 있게 된다.

카메라 교정이라 하면, 대상물체가 있는 실세계좌표계(world coordinate system)와 이 물체에 대한 카메라 영상을 설명하는 영상좌표계(image coordinate system)와의 기하학적인 관계를 규명하는 과정으로 정의된다. 보다 구체적으로는 카메라의 광학적인 특성과 내부구조의 특성을 나타내는 내부인자(internal parameter)와 대상 물체가 있는 실세계 좌표계를 기준으로 하여 카메라의 3차원적인 위치 및 방향을 나타내는 외부인자(external parameter)를 결정하는 과정이라고 할 수 있다[7]. 내부인자들은 카메라의 유효초점거리(f)와 카메라의 주사와 영상획득 시 발생하는 시차로 발생하는 오차를 보정하는 축척인자(S_x) 등을 포함한다. 외부인자들은 실세계 좌표의 원점으로부터 카메라의 위치를 나타내는 이동벡터, $T=(T_x, T_y, T_z)$ 와 카메라가 각축에 대하여 얼마큼 회전하여 있는가를 나타내는 회전각도벡터(ϕ, ξ, θ)로 구성된다.

2. 카메라교정을 위한 입력자료 설정

본 연구에서는 주행도로의 특성을 나타내는 車線(line)과 車路(lane)에 대한 형상 정보인 차선폭(W_1)과 차로폭(W_2)을 이용하여 선정한 6개의 자연적인 교정점들을 활용하여 카메라 교정을 수행한다. 이를 위하여 우선 카메라가 설치된 곳으로부터 획득되는 도로 영상자료를 분석하여 양끝의 2개 차선으로 구성된 차로를 인식해야 한다. 다음에는 인식된 차로에서 카메라 교정에 요구되는 교정점들을 선택해야 하는데 이를 위해서는 잡영(noise)제거와 윤곽선 추출(edge detection)등의 영상처리 과정을 거쳐야 한다.

그림 1에는 실제 차선에 윤곽선이 추출된 모습과 선정된 6개의 교정점($P_1^w \sim P_6^w$)이 주어져 있다. 여기서 차선폭 W_1 과 차로폭 W_2 가 기지이고, P_1^w 과 P_5^w (또는 P_4^w 와 P_6^w)의 수직축 좌표값의 차이 H 는 미지인 것으로 가정한다. 이것은 일반적으로 표준의 차선과 차로폭은 법규로 규정되어 있기 때문에 그 값들을 미리 알 수 있거나 쉽게 측정할 수 있고, H 는 필요상 P_5^w 와 P_6^w 의 2개의 교정점을 추가하여 영상상에서 임의로 선정하였기 때문에 그 값을 미리 알 수 없기 때문이다. 따라서 H 값을 카메라 교정과정을 통하여 최적의 추정치를 얻어야 한다.

그림에서 보듯이 P_1^w, \dots, P_4^w 가 모두 하나의 직선상에 존재하고 이 직선으로부터 P_5^w 와 P_6^w 는 수직으로 H 만큼 떨어

진 곳에 설정된 직선상에 존재하는 것으로 하였다. 이들 교정점들에 대한 실세계상의 좌표는 물론 알 수 없고 다만 교정점들과의 상대적인 관계만을 알 수 있다. 즉, 예로서 $P_1^w = (0, 0, 0)$ 라 가정하면 나머지 점들의 좌표는 그림에 주어진 기하학적인 정보로부터 자동적으로 결정되게 된다. 따라서, 교정점들의 상대적인 실세계좌표와 그에 대응되는 영상상의 영상좌표들을 가지고 카메라 교정을 수행하게 된다.

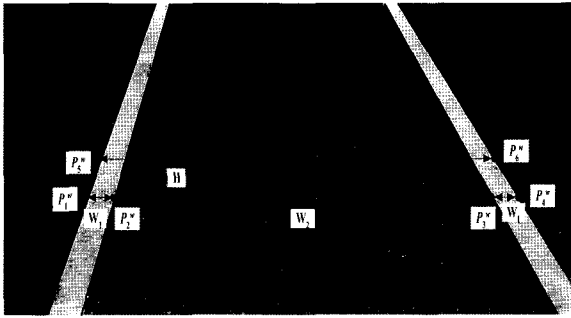


그림 1. 실제 차로에서 윤곽선이 추출된 차선과 선정된 교정점들의 모습.

Fig. 1. Detected line edges and control points for a lane.

III. 카메라 교정 알고리즘

1. 카메라교정을 위한 수리적 모형

카메라 교정을 위하여 사용되는 조정점들은 그림 1에 나타난 바와 같이 $P_1^w \sim P_6^w$ 인데 $P_1^w \sim P_4^w$ 는 기지의 차로폭과 차선평에 대한 정보를 반영하는 점들이고, P_5^w 와 P_6^w 는 교정을 위해서 불가피하게 추가로 요구되는 점들이다. 우선 3차원인 실세계상의 한 점 (x^w, y^w, z^w) 를 Z, X, Y 축으로 각각 θ, ϕ, ξ 각도만큼 순차적으로 회전한 후 T 벡터만큼 이 동시시키면 다음과 같이 카메라 좌표계로 표현된다[7].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x^w \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix} + T \quad (1)$$

여기서, $T = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}$ 이고, $R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} c\xi c\theta + s\xi s\phi s\theta & -c\xi s\theta + s\xi s\phi c\theta & s\xi c\phi \\ c\phi s\theta & c\phi c\theta & -s\phi \\ -s\xi c\theta + c\xi s\phi s\theta & s\xi s\theta + c\xi s\phi c\theta & c\xi c\phi \end{bmatrix} \quad (2)$$

(단, $c\xi = \cos\xi, s\xi = \sin\xi, c\theta = \cos\theta, s\theta = \sin\theta, c\phi = \cos\phi, s\phi = \sin\phi$)이다.

다음 단계로 (1)의 (X, Y, Z) 에서 X 와 Y 에 투사변환(perspective transformation)을 각각 적용하게 되면 다음과 같이 변환된 카메라좌표 (X^f, Y^f) 를 얻게 된다:

$$X^f = f \frac{X}{Z}, Y^f = f \frac{Y}{Z} \quad (3)$$

이러한 카메라좌표 (X^f, Y^f) 와 컴퓨터의 프레임그래버에 나타나는 영상좌표 (X', Y') 간의 변환식은 아래의 식과 같다:

$$X^f = S_x d_x^{-1} X^b + C_x, Y^f = d_y^{-1} Y^b + C_y \quad (4)$$

단, $\begin{cases} d_x = \text{CCD 소자의 } x\text{축 센서의 크기,} \\ d_y = \text{CCD 소자의 } y\text{축 센서의 크기,} \\ N_{cx} = \text{CCD 소자의 } x\text{축 방향 센서의 개수,} \\ N_{fx} = \text{프레임 그래버의 } x\text{축 방향 화소의 개수,} \\ d_x = d_x(N_{cx}/N_{fx}), \\ S_x = \text{영상 획득과정에서 발생할 수 있는 오차의 보정을 위한 축척인자.} \end{cases}$

(4)에 주어진 영상좌표 (X^f, Y^f) 를 영상중심점이 원점이 되도록 이동 변환한 영상좌표를 $(X', Y') = (X^f - C_x, Y^f - C_y)$ 로 정의하고 위의 모든 변환과정을 정리하면:

$$S_x^{-1} d_x X' = f \frac{r_1 x^w + r_2 y^w + r_3 z^w + T_x}{r_7 x^w + r_8 y^w + r_9 z^w + T_z} \quad (5)$$

$$d_y Y' = f \frac{r_4 x^w + r_5 y^w + r_6 z^w + T_y}{r_7 x^w + r_8 y^w + r_9 z^w + T_z} \quad (6)$$

가 된다. (5)와 (6)은 결국 실세계좌표 (x^w, y^w, z^w) 와 컴퓨터 모니터에 나타나는 영상좌표 (X', Y') 와의 관계를 수학적으로 설명하고 있다.

2. 직선을 이용한 S_x, f, R 의 결정

본 절에서는 김정국·이범희[15]에 제시된 알고리즘을 응용하여 본 연구에서 개발한 실세계 좌표와 영상좌표의 직선대응을 이용하여 각 인자를 구하는 방법에 대해서 설명한다. 먼저 그림 1에서 첫 번째 교정점인 P_1^w 의 위치를 (x^w, y^w, z^w) 라 놓으면 이점을 기준으로 하여 각 점들의 실세계좌표와 영상좌표는 다음과 같이 표현된다:

$$P_i^f = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}, i = 1, \dots, 6;$$

$$P_1^w = \begin{bmatrix} x^w \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix}, P_2^w = \begin{bmatrix} x^w + W_1 \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix},$$

$$P_3^w = \begin{bmatrix} x^w + W_1 + W_2 \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix}, P_4^w = \begin{bmatrix} x^w + 2W_1 + W_2 \\ y^w \\ z^w \end{bmatrix},$$

$$P_5^w = \begin{bmatrix} x^w \\ y^w + H \\ z^w \end{bmatrix}, P_6^w = \begin{bmatrix} x^w + 2W_1 + W_2 \\ y^w + H \\ z^w \end{bmatrix}$$

여기서는 편의상 $P_1^w = (0, 0, 0)$ 로 정의한다.

김정국·이범희[15]에 제시된 알고리즘에서는 기지의 교정점들이 동일평면상에 존재하지 않는 경우를 대상으로 하였다. 그러므로, 본 연구의 대상과 같이 교정점들이 동일평

면상에 있고 P_5^w, P_6^w 과 같이 일부 교정점들의 좌표가 미지인 경우에는 그대로 적용할 수 없다. 따라서, 여기서는 교정점들이 동일평면에 있을 때 인자들의 해를 구하는 방법을 제시한다.

카메라교정을 위해서는 (5), (6)에 포함된 교정인자들인 $S_x, f, r_i(i = 1, \dots, 9), T_x, T_y, T_z$ 들의 값을 구해야 한다. (2)에 주어진 바와 같이 R 행렬의 원소인 r_i 들은 X, Y, Z 축으로의 회전각도인 ϕ, ξ, θ 의 함수로 표현되기 때문에 결국 결정해야 할 인자들은 모두 8개가 된다. 본 연구에서는 이들 인자들을 $\{S_x, f, \phi, \xi, \theta\}$ 와 $\{T_x, T_y, T_z\}$ 의 두 그룹으로 나누어서 단계적으로 해를 구한다.

위에 주어진 실세계 교정점 중에서 임의의 두점 P_i^w 와 P_j^w 를 연결하는 직선 L_w 와 그에 대응되는 두 점의 카메라 좌표 P_i^p 와 P_j^p 로 이루어지는 직선 L_p 와의 관계가 그림 2에 주어져 있다. 그림 2에서 직선 L_w 는 다음과 같이 벡터 형태로 표현될 수 있다:

$$L_w : p_w = n_w u + p_{w0}$$

여기서, $n_w = (a, b, c)^t = (P_i^w - P_j^w) / \|P_i^w - P_j^w\| = L_w$ 의 방향벡터, $p_{w0} = P_j^w, p_w = (x^w, y^w, z^w)^t, u =$ 매개 변수이다.

실세계상의 직선 L_w 에 대한 L_p 는 투사평면에서 다음과 같이 (X^p, Y^p) 의 직선식으로 표현된다:

$$L_p : AX^p + BY^p + C = 0 \tag{7}$$

(7)에 (3)을 대입하면.

$$M : AX + BY + f^{-1}CZ = 0 \tag{8}$$

이 된다. (8)은 두 직선 L_p 와 L_w 를 포함하는 투사평면식이다. 여기서, 투사평면 M 의 법선벡터를 N 이라 하면, $N = (A, B, f^{-1}C)^t$ 로 표현된다. 한편, (1)을 이용하여 직선

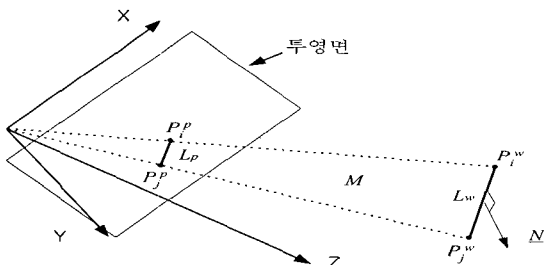


그림 2. 직선이 도사된 투영면[15].
Fig. 2. Projection plane onto which a line is projected.

L_w 의 방향벡터를 카메라 좌표계로 나타내면 $n = R n_w$ 이고 L_w 는 투사평면 M 상의 직선이므로 다음 식이 성립

된다:

$$n^t R^t N = 0 \tag{9}$$

(9)는 카메라의 CCD소자에 형성되는 직선과 실세계상의 직선과의 관계를 설명하고 있다. N 의 A, B, C 값은 CCD소자에 맺히는 두점의 영상좌표 $P_i^p = (X_i^p, Y_i^p), P_j^p = (X_j^p, Y_j^p)$ 로부터 다음과 같이 구해진다:

$$A = (Y_j^p - Y_i^p), B = (X_i^p - X_j^p), C = (X_j^p Y_i^p - X_i^p Y_j^p) \tag{10}$$

그런데, (4)로부터 카메라좌표 (X^p, Y^p) 는 $X^p = (X^f - C_x) d_x / S_x = X^f d_x / S_x, Y^p = (Y^f - C_y) d_y = Y^f d_y$ 로 표현되므로 (10)은

$$A = d_y (Y_j^f - Y_i^f), B = d_x (X_i^f - X_j^f) / S_x, C = d_x d_y (X_j^f Y_i^f - X_i^f Y_j^f) / S_x \tag{11}$$

가 된다. 여기서 $A' = A, B' = B * S_x, C' = C * S_x$ 로 정의하고 이를 (9)에 대입하면:

$$(a \ b \ c) \begin{bmatrix} r_1 & r_4 & r_7 \\ r_2 & r_5 & r_8 \\ r_3 & r_6 & r_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A' \\ S_x^{-1} B' \\ S_x^{-1} f^{-1} C' \end{bmatrix} = 0 \tag{12}$$

의 식으로 표현된다. (12)에서 실세계 교정점들이 동일평면에 있으므로 L_w 의 방향벡터의 z^w 요소인 c 값이 0이 된다. 그러므로 (12)는 다음과 같이 방정식 형태로 재정리된다:

$$[aA' \ bA' \ aB' \ aC' \ bC'] \begin{bmatrix} S_x r_1 r_5^{-1} \\ S_x r_2 r_5^{-1} \\ r_4 r_5^{-1} \\ f^{-1} r_7 r_5^{-1} \\ f^{-1} r_8 r_5^{-1} \end{bmatrix} = -bB' \tag{13}$$

(13)은 다수의 r_i 변수로 이루어져 있으나 실제로는 각도 변수(ϕ, ξ, θ)의 함수이므로 S_x 와 f 를 포함하여 모두 5개의 미지수로 구성되어 있다. 이러한 미지수의 해를 구하려면 적어도 5개 이상의 방정식이 필요한데, 같은 직선상에 존재하지 않은 점이 4개가 있으면 가능하다. 그런데 그 값을 이미 알고 있는 W_1 와 W_2 그리고 미지의 높이정보인 H 를 이용하면 구하고자 하는 미지수보다 더 많은 직선식을 생성할 수 있다.

그림 3에서 보는 것처럼 본 연구에서는 모두 6개의 실세계 교정점을 고려하였다. 그러므로 이 6개의 교정점들로부터 생성될 수 있는 직선식은 이론적으로 모두 ${}^6C_2 = 15$ 이나 그 중에 동일한 방향벡터 $(a, b, c)^t$ 를 갖는 것들을 제외하면 그림 3에 도시된 것과 같이 모두 8개가 된다. 따라

서 8개의 서로 다른 직선으로부터 만들어지는 (13)식들을 만족하는 인자를 구하기 위하여 미지수의 개수보다 방정식이 더 많으므로 최소자승법(least square method)을 사용한다. 여기서 편의상, 식 (13)에 주어진 5개의 미지수 함수들을 다음과 같이 $\beta_i, i=1, \dots, 5$ 로 정의한다:

$$\beta = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5]$$

$$= [S_x r_1 r_5^{-1}, S_x r_2 r_5^{-1}, r_4 r_5^{-1}, f^{-1} r_7 r_5^{-1}, f^{-1} r_8 r_5^{-1}] \quad (14)$$

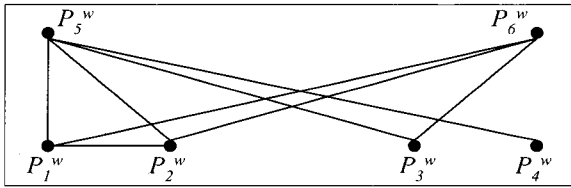


그림 3. $\{S_x, f, \phi, \xi, \theta\}$ 를 구하기 위하여 6개의 교정점들로부터 작성된 직선들.
Fig. 3. Lines made from the 6 control points to find the values of $\{S_x, f, \phi, \xi, \theta\}$.

8개의 (13)식들을 최대한 만족하는 β 를 최소자승법으로 구하게 되면 이들을 이용하여 5개의 미지수의 해를 다음과 같이 순차적으로 구할 수 있다:

(13)의 정의와 R행렬로부터 $\beta_3 = r_4/r_5 = \frac{c\phi s\theta}{c\phi c\theta} = \tan \theta$ 이므로,

$$\theta = \arctan(\beta_3) \quad (15)$$

가 된다. 또한, $\beta_1/\beta_2 = r_1/r_2$ 로부터

$$\beta_2(c\xi c\theta + s\xi s\phi s\theta) = \beta_1(-c\xi s\theta + s\xi s\phi c\theta) \quad (16)$$

가 성립한다. 마찬가지로 $\beta_4/\beta_5 = r_7/r_8$ 이므로,

$$\beta_5(-s\xi c\theta + c\xi s\phi s\theta) = \beta_4(s\xi s\theta + c\xi s\phi c\theta) \quad (17)$$

가 된다. 여기서 (16)과 (17)을 다음과 같이 정리하고

$$(-\beta_2 s\theta + \beta_1 c\theta)s\xi s\phi = (\beta_2 c\theta + \beta_1 s\theta)c\xi \quad (18)$$

$$(\beta_5 s\theta - \beta_4 c\theta)c\xi s\phi = (\beta_4 s\theta + \beta_5 c\theta)s\xi \quad (19)$$

(18)과 (19)에서 $\sin \phi$ 를 소거하면

$$\frac{\beta_5 s\theta - \beta_4 c\theta}{\beta_1 c\theta - \beta_2 s\theta} \frac{1}{\tan \xi} = \frac{\beta_4 s\theta + \beta_5 c\theta}{\beta_2 c\theta + \beta_1 s\theta} \tan \xi$$

가 된다. 따라서, $b_1 = \frac{(\beta_1 s\theta + \beta_2 c\theta)(\beta_5 s\theta - \beta_4 c\theta)}{(\beta_1 c\theta - \beta_2 s\theta)(\beta_4 s\theta + \beta_5 c\theta)}$ 라 하

면 $\tan \xi^2 = b_1$ 이므로

$$\xi = \arctan(\pm\sqrt{b_1}) \quad (20)$$

이다. 다음으로 (19)에서

$$s\phi = \frac{\beta_4 s\theta + \beta_5 c\theta}{\beta_5 s\theta - \beta_4 c\theta} \tan \xi$$

이므로, $\phi = \arcsin\left(\frac{\beta_4 s\theta + \beta_5 c\theta}{\beta_5 s\theta - \beta_4 c\theta} \tan \xi\right)$ 가 된다. 이상과 같이 구해진 θ, ξ, ϕ 를 이용하면 $\beta_1 = S_x r_1 r_5^{-1}$, $\beta_4 = f^{-1} r_7 r_5^{-1}$ 으로부터 S_x 와 f 의 값은 다음과 같이 구해진다:

$$S_x = \beta_1 r_5/r_1 = \frac{\beta_1 c\phi c\theta}{c\xi c\theta + s\xi s\phi s\theta} = \frac{\beta_1 c\phi}{c\xi + s\xi s\phi \tan \theta},$$

$$f^{-1} = \beta_4 r_5/r_7 = \frac{\beta_4 c\phi c\theta}{-s\xi c\theta + c\xi s\phi s\theta} = \frac{\beta_4 c\phi}{-s\xi + c\xi s\phi \tan \theta}$$

(20)을 보면 ξ 는 \pm 의 두 가지 값을 갖게 된다. 그런데, 실제로 S_x 와 f 가 0이하가 될 수 없으므로 두 값 모두 양을 갖게 하는 ξ 를 선택하면 된다.

3. T값 결정

(1)에 주어진 카메라의 이동벡터 T 는 6개의 교정점들을 이용하여 구해진다. 먼저 (1)과 (3)으로부터

$$X^p = f \frac{X' + T_x}{Z + T_z}, \quad Y^p = f \frac{Y' + T_y}{Z + T_z} \quad (21)$$

단, $(X', Y', Z)' = R(x^w, y^w, z^w)'$ 가 된다. (21)을 선형방정식으로 나타내면

$$\begin{bmatrix} f & 0 & -X^p \\ 0 & f & -Y^p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -f \cdot X' + X^p \cdot Z \\ -f \cdot Y' + Y^p \cdot Z \end{bmatrix} \quad (22)$$

이 되는데 하나의 교정점에 대하여 2개의 선형방정식이 만들어지므로 두개 이상의 교정점만 있으면 역시 최소자승법을 이용하여 T 의 해를 구할 수 있다.

지금까지 유도된 내용을 정리하면 $\{S_x, f, \phi, \xi, \theta\}$ 는 (13)을 풀어서 구할 수 있고, $\{T_x, T_y, T_z\}$ 는 (22)으로 주어지는 선형방정식을 통하여 구해진다. 식 (13)에서는 교정점들로 이루어지는 직선식의 방향벡터가 주어져야 하고 (22)에서는 교정점들의 위치 벡터만 주어지면 된다. 그런데, $P_1^w \sim P_6^w$ 의 모든 교정점들의 위치벡터가 알려진 것이 아니고 그 중에서 P_5^w, P_6^w 를 제외한 $P_1^w \sim P_4^w$ 의 위치벡터만 알려져 있다. 즉, P_5^w 와 P_6^w 의 위치를 정의하는 H값이 미지이기 때문에 카메라교정을 위해서는 H값이 결정되어야 한다. 다음 절에서는 카메라교정 인자들의 최적값을 구함과 동시

에 미지의 H 값을 구하는 과정으로서, 모든 교정점들이 추정되어야 하는 실제 현장에 적용될 수 있는 카메라 교정 알고리즘의 핵심 부분인 Algorithm_Core를 기술한다.

IV. Algorithm_Core

1. 알고리즘의 절차

카메라교정의 성능을 평가하는 척도 중의 하나가 실제 계좌표를 영상좌표로 변환시키는 모형의 정밀도를 측정하는 것이다. 이 척도는 실제계-영상변환치 오차(World to Image Coordinate Prediction Error : WIPE)로서 다음과 같이 정의된다:

$$WIPE = \sum_i WIPE_i = \sum_{i=1}^{N_i} \sqrt{(X_i^{f'} - a_i)^2 + (Y_i^{f'} - b_i)^2} / N_i$$

여기서, N_i =총 평가점들의 개수이고(a_i, b_i)는 $(X_i^{f'}, Y_i^{f'})$ 의 추정치로서 (5)와 (6)으로부터 유도될 수 있다.

입의 H 값에 대하여 앞절에서 기술한 방법으로 카메라 교정을 수행한 결과 얻어지는 WIPE 값을 $WIPE(H)$ 라고 하자. 이때 $WIPE(H)$ 가 H 의 볼록함수가 됨을 수학적으로 증명하기는 어려우나 수많은 실험을 통하여 본 결과 볼록함수 형태를 보이는 것을 알 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 이러한 $WIPE(H)$ 의 성질을 이용하여 최적의 H 값인 H^* 를 구하고자 한다. 이를 위해서는 unimodal 함수의 탐색효과가 가장 우수한 것으로 알려진 Fibonacci 탐색법[19]을 사용한다. Fibonacci 탐색법은 다음과 같이 정의되는 Fibonacci 수를 이용하여 주어진 탐색영역을 분할한다:

$$F_p = [(1 + \sqrt{5})/2]^{p+1} - [(1 - \sqrt{2})/2]^{p+1} / \sqrt{5}, \quad p=0,1,2,\dots$$

초기 탐색영역을 $[H_L, H_U]$ 라 할 때 해의 정밀도를 ϵ 미만으로 유지하기 위해서는 $(H_U - H_L)/F_K < \epsilon$ 를 만족하는 반복횟수 K 를 선택하면 된다. 이러한 Fibonacci 탐색절차를 단계적으로 정리하면 다음과 같다:

단계 0 : <초기화>

W_1, W_2 값 입력; H 의 허용오차 ϵ 및 반복회수 K 결정; H 의 초기탐색영역 $[b^1, u^1] = [H_L, H_U]$; 도로 영상상의 교정점 $P_1^w \sim P_6^w$ 선정.

단계 1 : <초기 영역에 대한 평가>

$H_1^1 = (F_{K-2}/F_K)(u^1 - b^1) + b^1; H_2^1 = (F_{K-1}/F_K)(u^1 - b^1) + b^1.$
 $H = H_1^1$ 와 H_2^1 일 때 P_5^w 와 P_6^w 를 정의하고, III절의 방법을 이용하여 모든 인자들의 값을 구한 다음 $WIPE(H_1^1)$ 과 $WIPE(H_2^1)$ 계산; $k = 1.$

단계 2 : <평가 영역 수정>

$WIPE(H_1^k)$ 와 $WIPE(H_2^k)$ 계산;
 (경우 1) $WIPE(H_1^k) < WIPE(H_2^k)$ 일 때
 $b^{k+1} = b^k, H_2^{k+1} = H_1^k, u^{k+1} = H_2^k;$
 (경우 2) $WIPE(H_1^k) \geq WIPE(H_2^k)$ 일 때
 $b^{k+1} = H_1^k, H_1^{k+1} = H_2^k, u^{k+1} = u^k.$
 $k \geq K-1$ 이면 $H^* = (b^K + u^K)/2$ 로 정한 후 종료하고,

그렇지 않으면 $k = k+1$ 로 재정의하고 단계3 수행.

단계 3 : <평가점 추가 및 평가>

경우 1 : $H_1^k = (F_{K-1-k}/F_{K+1-k})(u^k - b^k) + b^k;$
 경우 2 : $H_2^k = (F_{K-k}/F_{K+1-k})(u^k - b^k) + b^k.$

각 경우에 따라 $WIPE(H_1^k)$ 또는 $WIPE(H_2^k)$ 값을 다시 구하고 단계 2부터 반복 수행.

2. 성능 평가

Algorithm_Core의 성능을 평가하기 위해서 교정점들의 위치가 확실하게 알려진 것을 사용하였다. 교정점이 도시된 입력영상은 평평한 정반 위에 위치하고 있는데 이를 CCD 카메라로부터 입력받게 된다. 입력된 영상에서 차선 폭 $W_1=20mm$, 차로 폭 $W_2=40mm$ 가 되도록 6개의 점을 임의로 선정하여 이를 교정점으로 정의하고 그들의 중심 위치를 찾은 다음, 카메라교정 알고리즘을 적용하여 카메라 교정을 수행하였다.

이렇게 수행된 카메라 교정 결과를 평가하기 위하여 동일한 교정면에 위치한 다수의 평가점(test point)들이 도시된 교정판을 이용한다. 교정판에 도시된 평가점들은 그의 실제 계좌표를 정확히 알 수 있는 81개의 점들로 구성되어 있다. 각 점들은 가로 세로 9개씩 배열되어 있는데 직경은 2mm 이고 점들간에는 X축 및 Y축 모두 10mm씩 떨어져 위치하고 있다.

본 연구에서 개발된 알고리즘에 대한 성능평가 척도로는 앞서 언급한 WIPE(World to Image coordinate Prediction Error)와, 다음과 같이 정의되는 영상상의 점에 대한 추정 실제계좌표의 오차를 나타내는 IWPE(Image to World Coordinate Prediction Error)를 사용하였다:

$$IWPE = \sum_i IWPE_i = \sum_i \sqrt{(x_i^w - x_i^{w'})^2 + (y_i^w - y_i^{w'})^2} / N_i$$

여기서, $x_i^{w'}$ 와 $y_i^{w'}$ 는 x_i^w 와 y_i^w 의 추정치인데 X^f, Y^f 가 주어졌을 때 (5), (6)식으로부터 구할 수 있다.

WIPE는 실제계 교정점에 대한 영상좌표 추정치와 실제 영상좌표와의 오차를 의미하기 때문에 크기가 화소(pixel) 단위로 표현된다. 반면에 IWPE는 실제계에서의 오차를 나타내므로 단위는 mm가 된다.

먼저 본 연구에서 제안한 알고리즘을 이용하여 카메라교정을 수행한 결과 표 1과 같이 인자들의 값이 구해졌다. 이 표에서 보면 제안한 알고리즘을 이용하여 카메라 교정 후 구해진 인자들 중 카메라 초점거리 f 는 본 연구에서 사용한 카메라의 물리적인 초점거리인 12mm 값과 약간 큰 값으로 나타났다. 한편, 카메라교정에서 정밀도를 높이는 데 매우 중요한 역할을 하는 축척인자 S_x 는 일반적으로 N_{cx}/N_{fx} 값으로 사용하는데 (본 연구의 카메라와 프레임그래버에서의 $N_{cx}/N_{fx} = 1.5$) 그 값과 유사한 것으로 나타났다.

카메라교정을 위해 사용한 6개의 교정점에 대한 WIPE와 IWPE는 표 2에 나타난 바와 같이 매우 작은 수치를 나타냈기 때문에 교정과정 자체가 우수하게 수행된 것으로 평가할 수 있다. 표에 주어진 성능평가 지수 중 X축과 Y축은 영상에서의 X좌표 추정치 평균절대 오차와 Y좌표 추정치

평균절대 오차를 의미하고, X_w 축과 Y_w 축은 실세계에서의 X 좌표 및 Y 좌표 추정치의 평균절대 오차를 각각 나타낸다.

다음으로 카메라교정 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 총 81개의 평가점에 대한 성능평가 지수를 계산하였다. 이 결과가 표 3에 주어져 있는데 WIPE는 0.6화소 이내이고 IWPE는 0.2mm이내의 오차로서 모두 우수한 성능을 보여주고 있다.

표 2와 표 3에 주어진 성능평가 결과를 비교하여 보면 카메라교정을 위해 사용된 6개의 교정점에 대한 오차가 상대적으로 훨씬 작게 나타나고 있다. 이것은 6개의 교정점의 분포가 교정면의 일부분에 존재하는 반면에 평가점들은 교정면 전체에 고루 분포하여 있기 때문으로 당연한 결과라고 해석된다.

앞의 IV절에서는 미지의 H 값을 추정하기 위하여, WIPE(H)가 H 의 불룩함수라는 성질을 이용하여 Fibonacci 탐색기법에 의하여 최적의 H^* 를 추정하였다. 본 연구에서는 P_5^w 와 P_6^w 를 P_1^w 과 P_4^w 로부터 각각 $H = 20\text{mm}$ 떨어진 곳에 위치한 실세계점들로 정하였기 때문에 사실상 최적의 H 값은 20으로 이미 알고 있는 상황이다. 따라서, Fibonacci 탐색에 의한 H 의 추정성능을 평가하기 위해서는 탐색 절차가 종료된 후 얻어지는 H 값과 20과의 차이 정도를 측정하면 된다. Fibonacci 탐색을 위하여 H 의 초기범위는 [1, 99]로 충분히 넓게 설정하고 정밀도 $\epsilon = 0.0001$ 로 놓고 탐색 절차를 수행한 결과, 25개의 탐색점을 거쳐서 $H = 20.006$ 에 수렴하였다. 이때의 WIPE값은 0.184화소로 매우 작았고

표 1. 카메라교정 결과 추정된 인자들의 값.
Table 1. Parameter values estimated from camera calibration.

$f(\text{mm})$	S_x	$\phi(^{\circ})$	$\xi(^{\circ})$	$\theta(^{\circ})$	$T_x(\text{mm})$	$T_y(\text{mm})$	$T_z(\text{mm})$
13.3	1.42	-38.24	2.59	-1.39	-40.03	-0.25	358.92

표 2. 6개 교정점들에 대한 성능평가 결과.
Table 2. Performance evaluation results for the 6 control points.

	WIPE(pixel)			IWPE(mm)		
	X 축	Y 축	WIPE	X_w 축	Y_w 축	IWPE
최소	0.0066	0.0247	0.0935	0.0057	0.0268	0.0935
최대	0.2587	0.3202	0.3202	0.0626	0.1064	0.3202
평균	0.0913	0.1076	0.1840	0.0228	0.0369	0.0563

표 3. 81개 평가점들에 대한 성능평가 결과.
Table 3. Performance evaluation results for the 81 test points.

	WIPE(pixel)			IWPE(mm)		
	X 축	Y 축	WIPE	X_w 축	Y_w 축	IWPE
최소	0.0066	0.0247	0.0935	0.0057	0.0268	0.0617
최대	1.0837	1.1902	1.1924	0.2390	0.4059	0.4063
평균	0.2893	0.3418	0.5964	0.0629	0.134	0.1913

H 값의 추정 오차가 0.006에 불과한 것으로 나타났기 때문에 Fibonacci 탐색에 의한 H 값의 추정 성능이 우수함을 알 수 있다.

지금까지는 교정점들의 위치가 정확하게 알려진 상황에 적용될 수 있는 카메라 교정 알고리즘을 기술하였다. 다음 절에서는 이를 활용하여 실제 도로환경에서 사용될 수 있도록 확장된 자율주행을 위한 카메라 교정 알고리즘인 *Algorithm_App*를 제안한다.

V. 자율주행을 위한 카메라 교정 알고리즘

1. 알고리즘

전술한 바와 같이 실제 도로에서는 차선의 윤곽선 상에 존재하는 교정점들의 위치를 알 수 없기 때문에 그림 1에 도시된 바와 같이 하나의 직선상에 존재하는 교정점인 P_1^w, \dots, P_4^w 와 그로부터 수직으로 H 만큼 떨어져 있는 교정점인 P_5^w 와 P_6^w 를 추정해야 한다. 그러기 위해서는 좌우에 있는 2개의 차선과 서로 수직인 수평선을 찾으려면 되는데 그 수평선과 차선의 윤곽선과의 교점이 교정점이 된다. 또한 추정된 P_1^w 과 P_4^w 로부터 영상상에서 IH 만큼 위에 있는 두 점을 나머지 교정점으로 추정한다. 여기서 IH 값은 실세계상의 H 에 대응되는 영상에서의 값인데 프레임그래버 화면의 상한을 초과하지 않는 범위 내에서 임의로 주어진다.

차선과 수직인 P_1^w, \dots, P_4^w 가 존재하는 수평선을 영상상에서 바로 찾을 수가 없다. 그러므로, 영상에서 중심점을 지나면서 차선과 수평축(X 축)이 이루는 각도(α)의 일정 구간 $[a_L, a_U]$ 내에서 탐색을 하여 최소의 오차가 발생하는 수평선을 찾는 방법을 사용한다.

이상의 내용을 고려하여 실제 도로환경에 적용될 수 있는 확장된 카메라교정 알고리즘인 *Algorithm_App*의 절차는 차선의 윤곽선을 구하기 위한 영상처리과정을 포함하여 다음과 같이 정리된다:

단계 0 : <초기화>

W_1, W_2 값 입력; IH 값 정의; H 의 허용오차 ϵ 및 반복회수 K 결정; H 의 초기탐색영역 $[b^L, u^U] = [H_L, H_U]$; α 의 탐색구간인 $[a_L, a_U]$ 와 탐색간격인 δ_a 값 정의; $a = a_L$; $WIPE_{min} = \infty$.

단계 1 : <차선의 윤곽선 추출>

영상처리과정을 통하여 단위화소이하(sub-pixel)의 정밀도를 갖는 좌우 차선의 윤곽선 추출.

단계 2 : <교정점 결정>

주어진 α 의 각도를 갖는 수평선과 차선의 윤곽선과 만나는 4개의 교점을 구하여 P_1^w, \dots, P_4^w 로 정의. P_1^w 과 P_4^w 로부터 각각 IH 만큼 위에 있는 윤곽선상의 점들을 P_5^w 와 P_6^w 로 추정.

단계 3 : <Algorithm_Core 실행>

주어진 6개의 교정점을 이용하여 *Algorithm_Core*의 단계 0를 제외한 모든 과정을 실행하여 WIPE값을 평가; 이 WIPE 값이 $WIPE_{min}$ 보다 작으면 $WIPE_{min}$ 로 놓고, 구해진 교정인자들의 값을 최적 인자값으로 저장; $\alpha \geq a_U$ 이면 종료하고, 그렇지 않으면 $\alpha = \alpha + \delta_a$ 로 재정의 하고 단계 2와 단계 3을 반복 수행.

2. 실제 도로 환경에의 적용례

앞절에 기술된 *Algorithm_Core*의 실용성을 알아보기 위하여 그림 4에서 보는 바와 같이 편도 2차선인 실제 도로를 대상으로 카메라 교정을 수행하여 보았다. 이 도로는 K 대학교내에 주도로의 하나이나 시내와 교외에 있는 일반적인 도로와 그다지 차이가 없기 때문에 편의상 실험의 대상 도로로 선택하였다. 그림에 주어진 도로의 차선폭과 차로폭을 측정된 결과 $W_1=15\text{cm}$, $W_2=374\text{cm}$ 로 나타나서 이 수치를 실험에 그대로 사용하였다.

그림 4에서는 수평선 탐색구간 $[a_l, a_u]=[-3^\circ, 4^\circ]$ 에 대하여 $\delta_a=1^\circ$, $IH=50$ 으로 정의하고 수행한 최소 오차각도의 탐색과정을 보여주고 있다. 이 그림에서는 영상처리결과로 얻어진 차선의 윤곽선 및 중심선과 주어진 각도 a 에 대한 수평선이 도시되어 있다. 또한, 각 수평선과 차선이 만나는 교점인 교정점이 직사각형으로 확장되어 표시되어 있다. 탐색된 각도 중 WIPE가 최소인 경우의 수평선과 교정점들의 모습이 그림 5에 주어져 있다.

표 4와 5에서는 이와 같이 수행된 카메라 교정과정의 오차와 추정된 오차와 영상상의 수치인 $IH=50$ 에 대한 실제계 수치 H 의 추정치인 \hat{H} 가 정리되어 있다. 표 4는 $\delta_a=1^\circ$ 인 경우의 예비 탐색과정의 결과이고, 표 5는 예비 탐색 결과를 바탕으로 하여 최소오차각도인 $a=1^\circ$ 주위에서 탐색 간격을



그림 4. 주어진 a 의 구간내에서 탐색된 수평선과 교정점들이 도시된 모습.

Fig. 4. Search lines and control points used for a given range of a .

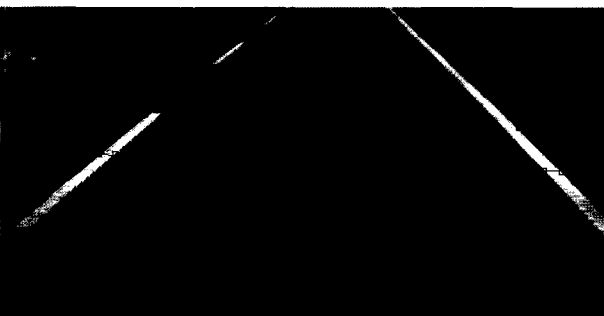


그림 5. WIPE가 최소일 때의 수평선과 교정점들이 도시된 모습.

Fig. 5. Search line and its control points yielding the minimum value of WIPE.

표 4. 탐색각도의 변화에 따른 오차의 변화 (예비 탐색과정).

Table 4. Calibration errors obtained for different search angles (preliminary search).

Degree($^\circ$)	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
WIPE	1.934	1.503	1.083	0.673	0.280	0.214	0.603	1.017
IWPE	2.191	1.689	1.210	0.748	0.309	0.232	0.733	1.206

표 5. 탐색각도의 변화에 따른 오차의 변화(정밀 탐색과정).

Table 5. Calibration errors obtained for different search angles (precision search).

Degree($^\circ$)	1.1	1.4	1.7	2.0	2.3	2.6	2.9
WIPE	0.234	0.129	0.072	0.214	0.347	0.435	0.524
IWPE	0.249	0.137	0.076	0.232	0.363	0.454	0.599

축소하여 $\delta_a=0.3^\circ$ 으로 놓고 정밀 탐색한 결과이다. 이러한 결과로부터 오차평가치수인 WIPE와 IWPE는 예상하였던 대로 a 에 대하여 불록함수의 형태를 지니고 있음을 확인할 수 있다. 즉, 실제계좌표계에서 차선과 수직인 수평선에 가까울수록 오차가 작아지는 현상을 나타내고 있다.

따라서, 표 5의 미세조정 결과에서 보듯이 가장 우수한 $a=1.7^\circ$ 의 IWPE가 0.076cm에 불과한 것은 IV절에서 사용된 80mm*80mm의 좁은 영역을 대상으로 한 결과의 오차인 IWPE= 0.0563mm (교정점들의 경우)와 비교하여 볼 때 매우 우수한 교정 결과인 것으로 해석된다. IWPE 역시 0.072화소로서 극히 작게 나타나고 있어 교정 알고리즘의 성능이 우수함을 간접적으로 확인할 수 있다. 이러한 결과는 실제로 일반도로에서의 자율주행시 조향각도의 계산상에 오차가 만족할 만큼 작게 나타날 것으로 판단되어 제시된 카메라교정 알고리즘이 자율주행 차량의 카메라 교정에 효과적으로 응용될 수 있을 것으로 보인다.

VI. 결론

본 연구에서 제안한 머신비전 기반의 자율주행 차량을 위한 카메라교정 알고리즘은 그 값을 미리 알고 있는 도로 차선표시선의 정보만을 이용하여 카메라 교정을 수행한다. 기존의 카메라 교정에 관한 대부분의 연구는 점 대응 방법을 사용하는데 비하여 제시된 알고리즘은 3차원 상의 직선과 영상상의 직선대응관계를 이용하였다. 성능평가 결과, 상당히 우수하게 나타났기 때문에 자율주행 차량을 위한 카메라교정에 유효하게 쓰일 수 있으리라고 판단된다. 자율주행 차량의 특성을 고려하여 개발된 카메라교정 방법이 거의 발표된 바 없기 때문에 본 연구에서 개발된 알고리즘이 이 분야의 최초의 연구결과로서 의의가 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

[1] Lee, D.-M., Kim, D.-H., Kim, B.-S., Moon, S.-H., and Han, M.-H., "Development of autonomous test vehicle

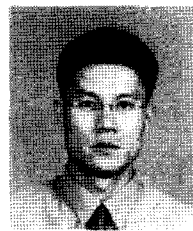
- using image processing", *IEEE Symp. Intelligent Vehicles '96 in Tokyo*, Step, pp. 409-414, 1996.
- [2] Harris, C. G. and Teeder, A., "Geometric camera calibration for vision-based navigation", *IFAC Intelligence Autonomous Vehicle*, Southampton, UK, pp. 75-80, 1993.
- [3] Kontoravdis, D., Likas, A., Blekas, K., and Stafylopatis, "A fuzzy neural network approach to autonomous vehicle navigation", *Proc. EURISCON 1994*, Malaga, Spain, Aug., 1994.
- [4] 김계형, 고일주, 최형일, "사각형 특성과 대략적인 높이 정보(Zh)에 의한 초점 거리 추출", *한국정보과학회지*, 제21권, 제1호, pp. 259-262, 1994.
- [5] 이정화, 이문규, "악조건하의 카메라 교정을 위한 알고리즘", *한국정밀공학회지*, 제16권, 제2호, pp. 164-175, 1999.
- [6] Dorfmuller, K., "Robust tracking for augmented reality using retroreflective markers", *Computers & Graphics*, Vol. 23, pp. 795-800, 1999.
- [7] Tsai, R. Y., "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. RA-3, No. 4, pp. 323-344, 1987.
- [8] Haralick, R. - and Chu, Y. H., "Solving camera parameters from the prospective project of a parameterized curvature", *Pattern Recognition*, Vol. 17, No. 6, PP. 637-645, 1984.
- [9] Zhou, G., Uzi, E., Feng, W., and Yuan, B., "CCD Camera calibration based on natural landmarks," *Pattern Recognition*, Vol. 31, No. 11, pp. 1715-1724, 1998.
- [10] Hatley, R. I., "Self-calibration of stationary cameras", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 22, No. 1, pp. 5-23, 1997.
- [11] Ha, J.-E. and Kweon, I.-S., "3D structure recovery and calibration under varying intrinsic parameters using known angles", *Pattern Recognition*, Vol. 34, pp. 351-359, 2001.
- [12] 이문규, 이정화, "다층퍼셉트론의 정합 근사화에 의한 2차원 영상의 카메라 오차보정", *제어·자동화·시스템공학논문지*, 제4권, 제4호, pp. 280-286, 1998.
- [13] 이상경, 이연주, 이만희, 장동식, "머신 비전에 의한 측정 시 오차보정," *대한산업공학회 95' 추계학술대회 발표집*, pp. 337-381, 1995.
- [14] 우동민, "렌즈의 왜곡 모델을 이용한 카메라 보정에 관한 연구", *전자공학회논문집*, 제31권, 제2호, pp. 56-68, 1994.
- [15] 김정국, 이범희, "직선 대응관계를 이용한 카메라 캘리브레이션에 관한 연구", *Trans. KIEE*, 제40권, 제11호, 1183-1193, 1991.
- [16] 안정호, "두 정보면과 사교좌표 매핑을 이용한 카메라 보정법", *한국정밀공학회지*, 제16권, 제7호, pp. 119-124, 1999.
- [17] 조영빈, 권대갑, "X선 영상 시스템의 정밀 캘리브레이션 기법", *한국정밀공학회지*, 제16권, 제3호, pp. 198-207, 1999.
- [18] 노경식, 이왕현, 이준용, 권인소, "투사영상 불변량을 이용한 장애물 검지 및 자기위치 인식", *제어·자동화·시스템공학논문지*, Vol. 5, No. 2, pp.228-236, 1999.
- [19] Jacoby, S. L. S., Kowalik, J. S., and Pizzo, J. T., *Iterative Methods for Nonlinear Optimization Problems*, Prentice-Hall, New-Jersey, U.S.A, 1972.



이 문 규

1957년 1월 8일생. 1979년 서울대학교 산업공학과 졸업. 1981년 한국과학기술원 석사, 동대학 박사(1989). 미국 Rutgers대학 산업공학과 방문교수(1991-3). 1985-현재 계명대학교 기계·자동차공학부 교수. 주요 관심분야는 machine vision, 신경망, 물류시스템.

야는 machine vision, 신경망, 물류시스템.



안 택 진

1973년 10월 4일생. 1999년 상주대학교 전자전기공학과 졸업. 2001년 계명대학교 산업공학과 석사. 주요 관심분야는 machine vision, 카메라 교정.