

V.F.모델을 이용한 주행차량의 전방 계측시스템에 관한 연구

정용배, 정성욱, 장우철, 김태효

경남대학교 정보통신공학과

A study on a Front Measurement System from the Traveling Vehicle Using V.F. Model

Yong-Bae Jung, Sung-Wook Jung, Woo-Chol, Zhang, Tae-Hyo Kim

Dept. of Information & Communication, Kyungnam University

요약

본 논문에서는 3차원 좌표를 얻을 수 있는 카메라 Calibration 알고리듬을 확립하고, View Frustum(V.F.) 모델을 이용하여 도로의 영상을 모델화하였다. 그리고 주행하는 차선 내에 존재하는 선행차량의 위치측정 및 차량까지의 거리를 정확히 인식하기 위해 피칭오차를 보정하며 실시간으로 계측하는 알고리듬을 제안하였다.

기존의 많은 추돌 경보시스템(CWS)들은 도로가 평면이라 가정하여 도로와 차량사이의 기하적인 변화에 따른 오차 특성을 고려하지 않았다. 이를 보완하고자 본 논문에서는 카메라 Calibration 알고리듬을 적용하여 실세계 좌표계와 영상좌표계 사이의 기하해석으로 사영행렬을 추출하였고, V.F. 모델을 이용하여 소실점의 기하적인 해석을 통하여 차량의 피칭변화에 따른 오차특성을 실시간으로 보정하였다. 실험결과 거리의 오차를 2%이하로 줄일 수 있어 피칭변화에 강인함을 확인할 수 있었다.

I. 서 론

부가가치가 높은 자동차 산업에 여러 가지 운전보조 수단들을 개발하여 설치하거나 탑재하여 사고의 예방에 많은 연구가 이루어지고 있다.

기 발표된 알고리즘들은 전처리 과정에서 에지 검출이나 에지 개선을 위해서 많은 영역을 탐색하고 시간을 소비하는 것을 볼 수 있고 특징점을 찾기 위해 탐색 및 처리를 하는데 많은 시간을 소비하고 있다. 또한 영역을 축소해서 처리 속도를 높이기 일환으로 sub-block이나 sub-window를 사용하는데 고정 또는 가변일지라도 차선을 고르게 탐색할 수 없을 뿐 아니라 주요한 차선의 일부를 놓칠 가능성도 크다. 차선의 모양과 특성을 검출하는데 있어 미흡하고 장애물이나 도로의 상태에 따른 인식률을 보장할 수 없는 단점이 있다[1].

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 보완하기 위하여 카메라 Calibration 알고리듬을 적용하여 좌표계 변환과 VF 모델링을 이용하여 차선 및 장애물의 검출 및 인식을 위한 접근 방법을 제안하고자 한다. 차선의 특징 점을 검출하기 위해서 특정 마스크를 제한하고, 차선의 경로를 그 모양과 특성에 맞게 추적하기 위해 새로운 차선경로 추적법은 차선의 좌측레인을 검출하기 위한 마스크와 우측레인을 검출하기 위한 마스크를 두어 각각 구분하여 검출하게 된다.

II. 카메라 Calibration 알고리듬

1. 편홀 카메라의 원리

그림 1은 편홀 카메라의 구조를 나타낸 것이다. 이와 같은 편홀 카메라의 기하구조로부터 영상좌표계는 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

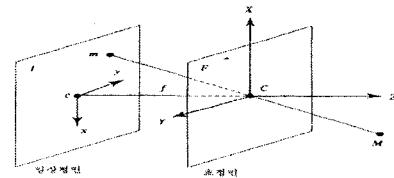


그림 1 편홀 카메라의 구조

식 (1)은 이상적인 편홀 카메라 모델에서 얇은 삼각형의 성질을 이용하여 유도해 낼 수 있다[2].

$$s \cdot \tilde{m}_s = P \cdot \tilde{M}_c \quad (1)$$

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix}$$

s : 영상의 스케일(크기)

\tilde{m}_s : 영상 평면 좌표에 대한 확장벡터

\tilde{M}_c 카메라 좌표에 대한 확장벡터

$$P = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

사영 행렬

2. 디지털 영상평면좌표와 영상평면좌표

그림 2는 카메라 내부변수를 나타낸 것이며 카메라 내부변수를 고려할 때의 영상좌표는 식 (2)와 같이 표현할 수 있다[7].

$$\tilde{m} = H \cdot \tilde{m}_s \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_u & -k_u \operatorname{Cot}\Theta & u_0 \\ 0 & k_v / \operatorname{Sin}\Theta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

k_u = 활상 소자 [CCD 단위셀]의 수평축 길이

\tilde{m} : 디지털 영상 평면 좌표

k_v = 활상 소자 [CCD 단위셀]의 수직축 길이

u_0, v_0 = 디지털 영상 평면의 중심 좌표

Θ : CCD 단위셀의 수직축과 수평축이 이루는 각도

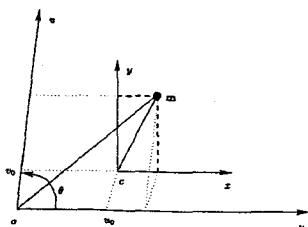


그림 2 카메라 내부변수 표현

3. 디지털 영상평면 좌표와 실세계 좌표

디지털 영상평면 좌표계와 실세계 좌표계 사이의 관계식은 카메라 내부변수와 외부변수를 고려하여 다음 식(3)과 같이 행렬의 결합 형태로 나타낼 수 있다.

$$s \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_u & -k_u \operatorname{Cot}\Theta & u_0 \\ 0 & k_v / \operatorname{Sin}\Theta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$s \cdot \tilde{m} = H \cdot P \cdot D \cdot \tilde{M}_w \quad (3)$$

단일 카메라를 사용하여 도로평면 위의 임의의 점에 대한 실세계 좌표를 구하는데 식(3)이 적용되어지며, 이러한 경우 도로 영상은 평면인 것으로 가정하고 카메라와 도로 간의 기하적 변화에 대한 계산 오차들은 무시되는 것으로 간주한다.

III. View Frustum(V.F.) 모델을 이용한 도로구조 모델링

1. V.F. 모델의 기하해석

실세계좌표계와 카메라좌표계 사이의 기하구조 해석을

위하여 V.F. 모형의 기하구조를 가지는 모델로 나타낼 수 있다. V.F.는 하나의 3차원 장면에서 보이는 모든 것들을 표현하는 공간적 입체구조이다. V.F.는 피라밋 형태이며 피라밋의 꼭대기가 카메라의 위치에 해당한다. 이러한 형태는 카메라로 직사각형 창문을 내다볼 때 생기는 입체를 그대로 반영하는 것이다[3]. V.F.는 6개의 평면들로 정의되며 그 중 네 개는 화면의 네 가장자리 변들을 결정한다. 즉 이 네 평면들은 V.F.의 상, 하, 좌, 우 면들을 결정하고 나머지 두 평면들은 절단면의 가까운 평면과 먼 평면을 결정한다. 그림 3에서 사각뿔 중간의 평면은 CCD셀이 영상평면을 나타내며, 밑면은 도로평면을 그리고 꼭지점의 평면은 카메라좌표를 나타낸다.

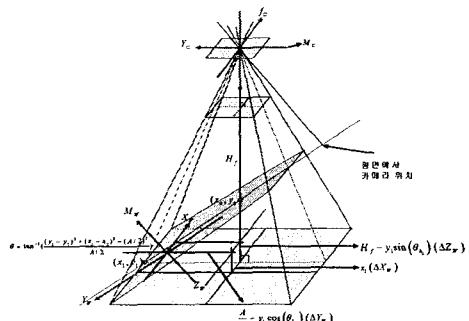


그림 3 V.F. 모델

카메라 좌표계(M_C)와 실세계 좌표계(M_W) 사이의 대응 관계는 그림 3과 같다. H_f 는 카메라 중심에서 V.F. 바닥 면까지의 수직거리이며, $\Delta Z_W, \Delta X_W, \Delta Y_W$ 는 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 좌표변환을 위한 이동성분, θ 는 회전성분을 나타내고, 다음 식 (4)와 같이 계산될 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta X_W &= x_1 \quad \Delta Y_W = \frac{A}{2} - y_1 \operatorname{Cos}(\theta_{h_2}) \\ \Delta Z_W &= H_f - y_1 \operatorname{Sin}(\theta_{h_2}) \\ \theta &= \tan^{-1} \left(\frac{(y_1 - y_0)^2 + (x_1 - x_0)^2 - (\frac{A}{2})^2}{A/2} \right) \quad (4) \end{aligned}$$

그리고 회전과 병진에 대한 행렬은 식 (5)와 같으며, T_x, T_y, T_z 는 식 (5)와 같이 X축, Y축, Z축 방향으로의 이동성분을 나타내고, θ 는 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 X축 회전량을 나타낸다.

$$\begin{pmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & T_x \\ 0 & \operatorname{Cos}\theta & -\operatorname{Sin}\theta & T_y \\ 0 & \operatorname{Sin}\theta & \operatorname{Cos}\theta & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \\ 1 \end{pmatrix} \quad \begin{array}{l} \theta = \Delta X_W \\ T_x = -\Delta X_W \\ T_y = -\Delta Y_W \\ T_z = -\Delta Z_W \end{array} \quad (5)$$

실험 모델에서의 실세계 좌표계 임의의 한 점을 카메라 좌표계에서의 한 점으로 변환시킬 수 있다. 또한 V.F. 모델을 기하적으로 해석하면 카메라 CCD셀의 화각을 정확하게 구할 수 있으며, 카메라와 도로 평면이 이루는 각도 θ_3 은 다음 식 (6)과 같다.

$$\theta_3 = \tan^{-1}(h_2/w_2) \quad (6)$$

한편, 카메라의 설치 높이는 카메라의 중심에서 도로평면까지의 수직거리를 구하면 되므로 식(7)을 이용하여 계산할 수 있다.

$$l = \frac{|ax_1 + by_1 + cz_1 + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \quad (7)$$

2. 피칭오차 보정 알고리듬

계산된 피칭 각도 변화에 따른 계측오차를 보정하기 위하여 그림 6과 같이 오차보정 점을 구한다. 회전축은 카메라 좌표계에 대한 변화량으로 앞의 II절에서 해석한 바와 같다. 결국 카메라 좌표계의 원점을 중심으로 변화량 만큼 회전한 위치를 계산하고 현재 장애물의 위치를 카메라 좌표계의 좌표를 교정 시 카메라 좌표계와 실세계 좌표계 변환에 의해 계산하고 그에 대한 다음과 같은 상수를 교정 시점에 계산한다.

- (i) dX_W : 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 X축 방향 이동량
- (ii) dY_W : 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 Y축 방향 이동량
- (iii) dZ_W : 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 Z축 방향 이동량
- (iv) dTh : 실세계 좌표계와 카메라 좌표계의 X축 회전량

먼저 소실점을 이용하여 계산된 피칭각도 만큼 그림 8되어진 좌표 P_{m_2} 을 구한다

$$\begin{pmatrix} x_{m_2} \\ y_{m_2} \\ z_{m_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & -\sin\theta \\ 0 & \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{m_1} \\ y_{m_1} \\ z_{m_1} \end{pmatrix} \quad (8)$$

이의 P_{m_1} 점의 좌표를 식(12)를 이용하여 회전시켜 이동 P_{m_2} 점과 카메라의 중심을 지나는 직선과 평면이 만나는 그림 6의 P_{m_3} 점이 실제 좌표가 되며 평면에서의 카메라 위치를 알면 피칭회전에 대한 보정된 좌표의 값을 그림 6에서와 같이 계산할 수 있다.

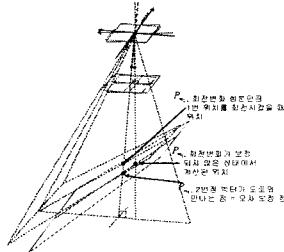


그림 6 피칭오차 보정 좌표점의 예

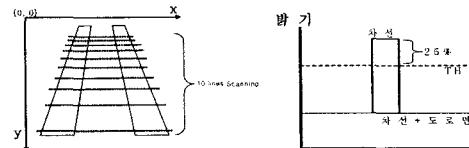
IV. 차선 및 장애물 인식

차선을 검출하기 위해 도로영역과 좌우 차선부분의 그레 이레벨 차이를 구하고, 임계값 처리를 한다. 탐색과정에서 밝기의 최대값, $P_{l_{max}}$ 와 $P_{r_{max}}$ 를 찾고, 도로영역의 평균 밝기값 $P_{l_{var}}$, $P_{r_{var}}$ 을 구한다. 좌우 차선의 임계값은 각각 식(9), 식(10)과 같이 계산되어지며 도로영역과 차선과의

밝기 관계를 그림 7에 나타내었다.

$$THl = 0.75Pl_{max} + 0.25Pl_{var} \quad (9)$$

$$THR = 0.75Pr_{max} + 0.25Pr_{var} \quad (10)$$



(a) 스캐닝 라인

(b) 임계값

그 후에 차선이 직선임을 고려하여 Hough 변환을 적용하여 직선성분을 검출한다. 차선 외곽 픽셀에 Hough변환을 적용하면 차선을 나타내는 직선을 구할 수 있다. 이러한 Hough변환은 식(11)과 같으며 그림 9에 나타내었다.

$$\rho = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta \quad (11)$$

차선을 나타내는 $\rho - \theta$ 평면에서의 유일한 한 점 대신에 가장 조밀한 교차점들의 분포를 구하며, 이때 많은 처리 시간과 노이즈 문제를 해결하기 위하여 교점을 구하는 영역을 그림 7과 같이 최소 범위로 제한하였다.

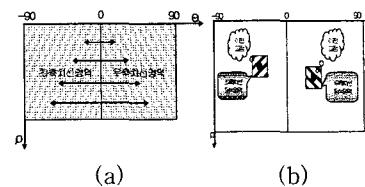


그림 8 초기 차선 탐색 영역 맵(a)과 주행 중 탐색

영역 (b)

그림 8에서 초기의 탐색은 (a)와 같이 전 영역에서 구하지만 주행 중에는 (b)와 같이 이전상태를 고려하여 탐색 영역을 제한하여 계산시간을 단축시킨다.

차선인식 후에 장애물을 인식하기 위하여 인식된 차선 영역 내부에 한정하여 장애물의 유무를 그림 10과 같이 검출한다. 전방차량의 유무를 판단하는 것은 주행 차선 내에서의 수평에지를 검출하므로써 가능하다. 그림 9와 같이 차량탐색영역의 범위 내에서 수평방향의 애지들을 투영하여 누적하였을 때 임계값 보다 큰 지점을 장애물이 있는 위치로 정한다. 이를 식(16)과 같이 계산한다.

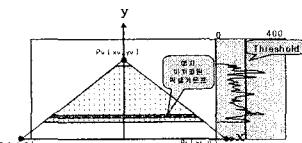


그림 9 장애물 검출영역 및 수평에지 투영 레벨

각 라인별 수평에지 투영치

$$= \frac{\text{애지 이치화된 픽셀수}}{\text{전체픽셀수}} \times 400 \quad (12)$$

그림 10은 차선인식 및 장애물인식에 대한 전체적인 영상처리의 순서도를 나타낸다.

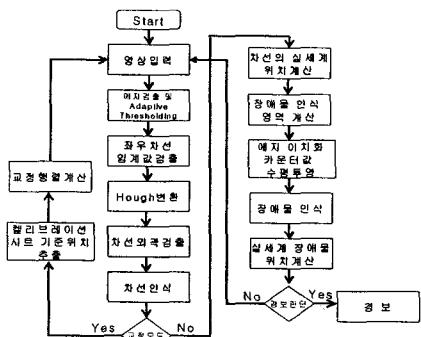


그림 10 차선 및 장애물 인식처리 순서도

V. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 알고리듬을 확인하기 위하여 도로상에 기지의 패턴을 설치하여 그림 11과 같이 카메라 Calibration 처리를 통하여 표 1과 같이 사영행렬을 산출하였다.

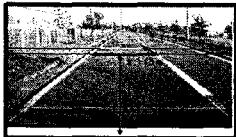


그림 11 카메라 캘리브레이션 과정
표 1 추출된 사영행렬 (10.1m)

	Camera 교정 행렬		
	-28.2028	-25.0617	11457.9465
추출된 사영행렬(10.1m)	0.0	175.1731	-32582.205
	0.0	-49.3896	4246.0835

표 1은 실제거리 10.1m 거리에 차선폭과 같은 기지의 패턴을 놓고서 Calibration 처리에 의한 카메라의 내부 변수를 추출한 것이다.

표 2는 9.9m의 거리에서 차량의 피칭각도 변화에 대한 거리계측 결과로서 오차보정 처리 이전과 보정 후의 오차특성을 측정한 결과이다.

표 2 교정행렬(10.1m)에 대한 9.9m의 거리계측 결과

각도변화	실제거리	보정 전 거리	보정 후 거리
1.04	9.90	11.30	9.91
0.41	9.90	10.60	10.04
0	9.90	10.09	9.98
-0.24	9.90	9.92	9.81
-1.08	9.90	8.93	9.85

표 2에서 알 수 있듯이 피칭각도 변화가 없을 때는 보정 전의 경우 1m의 오차를 보였고, 보정 후는 0.08m의 오차를 나타내었다. 그러나 0.4도의 각도변화에서 계측거리가 멀어질수록 계측오차가 크게 증가함을 알 수 있었고, 피칭각도의 변화가 클수록 오차도 증가함을 알 수 있었

다.

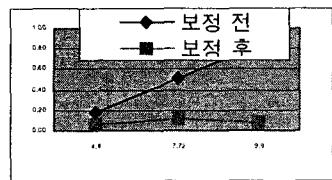


그림 12 10.1m의 교정시트 계측치에 대한 표준편차

그림 12는, 각각 4.4m, 7.72m 및 9.9m에서 계측한 보정 전과 후의 계측결과의 편차를 나타낸 것이다. 그림 13은, 그림 10의 처리순서에 따라 도로영상을 에지검출한 후에 HT변환을 이용하여 차선을 검출한 결과와 장애물을 인식한 결과를 나타내었다. 검출된 장애물까지의 거리는 39.5m로 계측되었다.



(a)원영상 (b)차선인식결과 (c)장애물검출 결과

그림 13 차선 및 장애물 인식 결과

VI. 결 론

본 논문에서는 단일 CCD카메라를 이용하여 도로와 차선의 기하구조를 이용한 3차원 좌표계의 Calibration 알고리듬을 확립하였고, 주행차량의 피칭에 의한 거리계측 오차를 줄이기 위해 V.F. 모델을 이용하여 오차보정 알고리듬을 제안하였다. 그리고 차선 및 장애물 인식에서 직선 차선의 효율적 검출을 위해 Hough 변환을 통해 ρ 와 θ 의 검출범위를 상황에 따라 변경할 수 있는 알고리듬을 고안하였다. 본 알고리듬은 기존의 sub-window를 이용한 처리알고리듬보다 특정점 탐색영역의 감소로 처리속도가 향상되었고, 피칭오차를 2%이하로 개선하여 보다 정확한 인식을 할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Zehang Sun, Ronald Miller, George Bebis and David DiMeo, "A Real time Precrash Vehicle Detection System", 2002. IEEE.
- [2] Narayan Srinivasa,"Vision-based Vehicle Detection and Tracking Method for Forward Collision Warning in Automobiles", Intelligent Vehicle Symposium, 2002. EEE.
- [3] Richard Hartley, Andrew Zisserman, "Multiple View Geometry in Computer Vision", Cambridge University Press, 2000.
- [4] Pierre Coulombeau, Claude Laugeau," Vehicle yaw, pitch, roll and 3D lane shape recovery by vision", IEEE Transactions on Intelligent vehicle, 2002.