

굴곡진 도로에서의 구간 선형 모델을 이용한 차선 검출

정 민 영*, 김 경 환^o

Lane Detection on Non-flat Road Using Piecewise Linear Model

Min-Young Jeong*, Gyeonghwan Kim^o

요 약

본 논문에서는 굴곡진 도로를 구간 선형 모델로 근사화한 차선 검출 알고리즘을 제안한다. 기존의 차선 검출 알고리즘들은 지표면이 평면이라는 가정을 이용하기 때문에, 도로면이 굴곡진 실제 도로에서는 강건한 차선 검출이 어렵다. 제안하는 방법에서는 이 문제를 전체 차로를 구간으로 분할하고, 각 구간 내에서 차로를 가장 잘 근사하는 평면 차로를 구함으로써 해결한다. 이를 위해 각 구간 내에서 다양한 각도와 위치를 가지는 평면 형태의 구간 차로 후보들을 생성하였다. 구간 차로 후보들의 연결 조합 중 실제 차로에 가장 가까운 조합을 다이나믹프로그래밍을 이용하여 찾음으로써 굴곡진 차로를 근사한다. 평면 도로 뿐 아니라, 상하, 좌우의 굴곡이 있는 도로 영상으로 구성된 데이터셋에 대하여 제안하는 방법의 차선 검출 성능을 검증하였다. 평면 도로를 가정한 기존의 방법들이 80%에서 90% 초반의 검출률을 보이는 반면, 제안하는 방법은 90% 후반의 검출률을 보임을 통해 굴곡진 도로에서의 차선 검출의 강건성을 입증하였다.

Key Words : Lane detection, non-flat road, camera vibration, dynamic programming, piecewise-linear

ABSTRACT

This paper proposes a robust lane detection algorithm for non-flat roads by combining a piecewise linear model and dynamic programming. Compared with other lane models, the piecewise linear model can represent 3D shapes of roads from the scenes acquired by monocular camera since it can form a curved surface through a set of planar road. To represent the real road, the planar roads are created by various angles and positions at each section. And dynamic programming determines an optimal combination of planar roads based on lane properties. Experiment results demonstrate the robustness of proposed algorithm against non-flat road, curved road, and camera vibration.

I. 서 론

최근 자동차 관련 분야에서는 지능형자동차에 대한 연구가 활발하다. 지능형 자동차 기술은 다양한 센서를 통해 획득한 정보들을 바탕으로 차량 주변의 상황을 인지함으로써 운전자의 편의 및 안전을 도모한다^[1,2]. 대표적으로 주행 중인 차량이 안전한 차로 영역

을 벗어나거나 차선을 이탈할 시에 경고를 줌으로써 운전자가 안전 운전을 하도록 도움을 주는 차선 이탈 경보시스템을 들 수 있다. 이러한 시스템은 차선 검출에 기반을 두기 때문에 차선 검출의 성능이 시스템의 안정성을 좌우하고 있다. 따라서 다양한 도로 상황에서 안정적으로 차선을 검출하기 위한 연구가 지속적으로 이루어지고 있다.

* First Author : Sogang University Department of Electronic Engineering, jm08814@naver.com, 정희원

^o Corresponding Author : Sogang University Department of Electronic Engineering, gkim@sogang.ac.kr, 정희원

논문번호 : KICS2014-06-224, Received June 2, 2014; Revised June 13, 2014; Accepted June 16, 2014

본 장에서는 관련 연구 진행 사항을 설명하고, 굴곡진 도로에서 차선을 검출하기 위한 문제를 정의한다. 또한 이를 해결하기 위해 사용한 차선 모델에 대해 설명한다.

1.1 관련 연구 진행 사항

차량에 장착된 카메라를 이용하여 취득한 영상으로부터 차선을 검출하기 위한 연구들의 동향을 보면, 차선 검출 방법은 크게 영상평면과 지표면간의 기하학적관계의 이용 여부에 따라 구분이 된다³⁾.

기하학적 관계에 의존하지 않고 차선이 가지는 에지, 색깔 등의 영상만을 이용하여 차선을 검출하는 방법들은 계산복잡도가 낮다는 이점이 있다^{4,5)}. 하지만 영상만을 이용할 경우, 실제세계에서의 차선폭이나 차선간의 간격 등을 사용하지 못해 차선 검출의 강건성이 떨어진다는 단점이 존재한다. 따라서 현재까지 진행된 많은 차선 검출 연구들은 영상 평면과 지표면 간의 기하학적관계를 이용하고 있다.

영상 평면과 지표면간의 기하학적관계를 이용한 방법은 평면 도로를 가정한 경우와 굴곡이 있는 도로를 가정한 경우로 다시 나눌 수 있다. 평면 도로상에서 차선을 모델링하는 방법은 도로면에 대해 카메라 자세가 고정이거나 두 차선이 평행하다는 가정을 이용한다^{6,7)}. 하지만 주행 중 카메라의 떨림, 도로의 요철 등에 의해 카메라의 자세 변화가 발생하는 상황에서는 이러한 가정이 성립하지 않기 때문에 차선 검출에 오차가 발생한다.

이와 같은 문제를 극복하기 위해 Ha와 Kim은 카메라의 자세 변화를 추정함으로써 카메라의 떨림이나 도로의 요철에도 강건하게 차선을 검출하고자 하였다⁸⁾. 그럼에도 이들의 방법은 도로면이 평면이라는 가정을 사용하기 때문에 그림 1과 같이 굴곡이 있는 도로면 상의 차선은 검출할 수 없다는 한계가 존재한다.

현재까지 굴곡진 도로를 가정한 차선 검출 연구들은 스테레오 카메라 환경에서 진행되어왔다^{3,9)}. 이러

한 연구들에서는 스테레오 카메라로부터 구해진 시차(disparity) 영상으로부터 도로를 3차원적으로 복원함으로써 굴곡이 있는 도로를 모델링하였다. 이러한 방법은 카메라의 자세 변화 또는 도로면의 기울기 변화에 강건하게 차선을 검출 할 수 있다는 장점이 있지만, 상호간의 기하학적관계를 알고 있는 두 대의 카메라를 요구한다는 단점이 존재한다.

1.2 문제 정의 및 차선 모델 선정

평면 도로면을 가정한 기존의 차선 검출 알고리즘들은 굴곡진 도로에서 강건한 차선 검출을 기대하기 어렵다. 제안하는 방법에서는 이러한 문제를 굴곡진 차로의 추정을 통해 해결하고자 한다. 이를 위해서는 먼저 차로의 추정에 적합한 차선 모델의 선정이 필요하다. 차선 검출 관련 연구에서 많이 이용하는 차선 모델로는 선형 모델과 곡선 모델이 있다³⁾. 선형 모델은 곡선 차선의 표현에는 적합하지 않지만, 허프변환(Hough transform)을 통해 잡음에 강건하게 직선을 추출할 수 있다는 장점이 있다. 반면 곡선 모델은 상대적으로 잡음에 영향을 받기 쉽지만 표현력이 좋다는 장점이 있다. 따라서 제안하는 방법에서는 선형 모델과 곡선 모델의 장점을 함께 가지는 구간 선형 모델을 이용한다. 이 모델은 구간에 대한 선형 근사로 강건성을 가지며, 구간마다 기울기가 다른 평면의 조합으로 굴곡진 차로를 유연하게 표현하기 때문에 본 문제에 이용하기 적합하다.

구간 선형 모델을 이용한 굴곡진 차로의 추정 문제는 그림 2(a)와 같이 차로의 각 구간 $\{S_1^w, S_2^w, \dots, S_N^w\}$ 을 가장 잘 근사하는 구간 차로를 구하는 문제로 정의된다. 구간 차로는 그림 2(b)와 같이 차로 좌표계 $O_L - X_L Y_L Z_L$ 을 가지며, 회전행렬 $R_L(\phi_X, \phi_Y, \phi_Z)$ 과 이동벡터 t_L 에 의해 실제계 좌표계 $O_w - X_w Y_w Z_w$ 와 기하학적 관계를 가진다.

최적의 구간 차로를 구하는 문제는 실제계 좌표계를 기준으로 $R_L(\phi_X, \phi_Y, \phi_Z)$ 에 의한 축의 회전 각도와 t_L 에 의한 O_L 의 상대적인 위치를 구하는 문제와 같다. 따라서 제안하는 방법에서는 다양한 위치와 각도를 가지는 구간 차로 후보들을 생성하고, 이들 중에서 굴곡진 차로를 가장 잘 표현하는 후보를 선택함으로써 최적의 구간 차로를 구한다.

구간 차로 후보는 다음과 같은 가정을 통해 그림 2(b)와 같이 생성된다.

- ① 구간 차로를 구성하는 차선 쌍은 평행하며 고정된 차로 폭 L 을 가진다.



그림 1. 굴곡이 있는 도로영상의 예
Fig. 1. A non-flat road

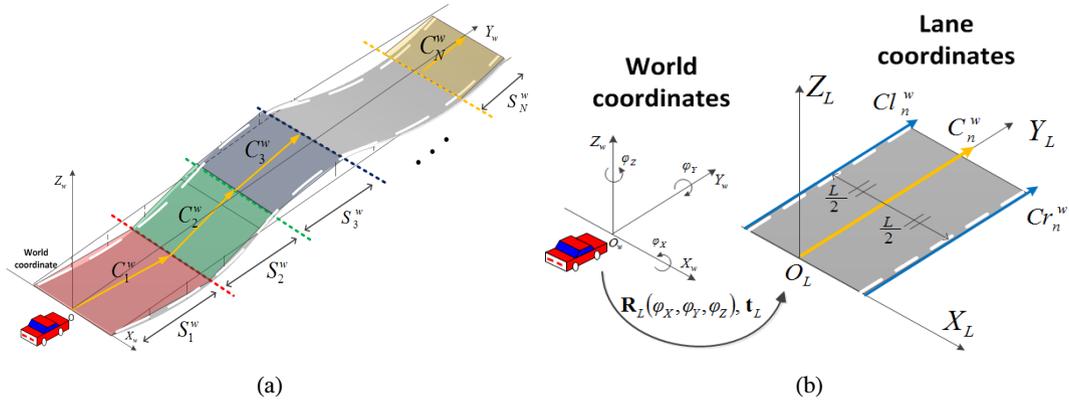


그림 2. (a) 실세계 좌표계에서 굴곡이 있는 도로의 구간 선형 모델링 (b) 실세계좌표계와 차로좌표계
 Fig. 2. (a) The piecewise-linear representation of the non-flat road in world coordinates (b) world and lane coordinates

② 구간 차로의 중심선은 차선 쌍의 중간에 위치하며 차선 쌍과 평행하다.

③ 구간 차로는 실세계 좌표계에 대해 ϕ_x, ϕ_z 의 각도로 회전하며, $\phi_y = 0$ 이다.

위의 가정에 의해 n 번째 구간 S_n^w 의 구간 차로 후보의 중심선 C_n^w 은 그림 2(b)와 같이 차선 쌍 (C_l^w, C_r^w)로 구성되는 구간 차로 후보를 대표할 수 있다. 구간 차로의 중심선을 이용한 표현 방법은 회전 행렬 $R_L(\phi_x, \phi_y, \phi_z)$ 과 이동벡터 t_L 를 이용한 방법보다 직관적이다. 또한 S_n^w 의 양쪽 경계면상에 존재하는 양 끝점의 위치 변화를 통해 C_n^w 의 다양한 위치와 각도를 표현할 수 있기 때문에 구간 차로 후보의 생성에 용이하다는 장점이 있다. 구간 차로 후보의 생성과 관련된 부분은 III장에서 자세히 다룬다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안하는 차선 검출 알고리즘의 구성을 설명한다. III장에서는 구간 설정 및 구간 차로 후보를 생성한 방법을 설명하고, IV장에서는 차선의 특성을 바탕으로 다이내믹 프로그래밍을 이용한 차선 검출 알고리즘을 제안한다. V장에서는 제안하는 알고리즘과 비교 알고리즘 대한 실험 결과를 비교 분석하고 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 차선 검출 알고리즘 구성

본 장에서는 굴곡진 차로를 구간 선형 모델을 이용하여 근사함으로써 차선을 검출하기 위한 알고리즘의 구성을 설명한다.

제안하는 알고리즘의 블록도는 그림 3과 같다. World partitioning 블록과 creation of lane

candidates at each section 블록은 구간 선형 모델을 이용하기 위한 구간 차로 후보 생성 과정이다. World partitioning 블록에서는 그림 2(a)와 같이 실세계 좌표계를 N 개의 구간 $\{S_1^w, S_2^w, \dots, S_N^w\}$ 으로 분할한다. Creation of lane candidates at each section 블록에서는 굴곡진 차로의 표현에 필요한 다양한 위치와 각도를 가지는 구간 차로 후보들을 생성한다.

위의 과정을 통해 생성된 구간 차로 후보들을 인접한 구간의 후보와 연결함으로써 차로를 구간 선형 모델로 근사할 수 있다. 이때 실제 차로와 가장 유사한 구간 차로 후보들의 조합을 찾기 위하여 차선의 특성을 이용한다. Lane marker detector 블록은 어두운 노면위의 밝은 띠 형태의 차선의 특성을 바탕으로 차선 이외의 잡음을 제거한 영상 $I_L(x, y)$ 을 생성한다.

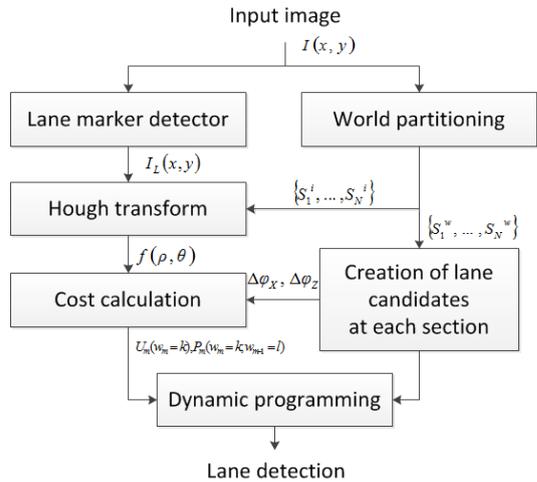


그림 3. 제안하는 알고리즘의 블록도
 Fig. 3. The block diagram of the proposed algorithm

Hough transform 블록은 입력 영상 $I_L(x, y)$ 의 각각의 영상 구간 $\{S_1^i, S_2^i, \dots, S_N^i\}$ 에 대해 직선 성분의 파라미터공간을 생성한다. Cost calculation 블록에서는 차선의 에지 특성에 의한 단항비용(unary cost)과 차선의 구간간의 연결 특성을 이용한 쌍항비용(pairwise cost)을 계산한다. 단항비용의 계산에는 파라미터공간의 누적값 $f(\rho, \theta)$ 을 이용하며, 쌍항비용의 계산에는 X_w, Z_w 축으로의 회전 각도의 차이 $\Delta\phi_X, \Delta\phi_Z$ 를 이용한다. 최종적으로는 Dynamic programming 블록에서는 구간 차로 후보들에 대해 계산된 비용을 바탕으로 실제 차로와 가장 유사한 구간 차로 후보들의 조합을 검출한다.

III. 구간 설정 및 구간 차로 후보 생성

본 장에서는 구간 선형 모델을 이용하기 위해 차로를 분할하여 구간을 설정하는 방법을 설명한다. 또한 구간 차로 후보를 생성하는 방법에 대해 상세히 설명한다.

3.1 구간 설정을 위한 전체 차로 분할

전체 차로를 구간 선형 모델로 모델링하기 위해서는 구간에 대한 정의가 선행되어야한다. 구간 $\{S_1^w, S_2^w, \dots, S_N^w\}$ 은 실제세계에서 전체 차로를 N 개의 구간으로 분할한 영역으로 정의하고, 실제세계 좌표계와 영상 좌표계와의 관계에 의해 이에 대응하는 영상구간을 $\{S_1^i, S_2^i, \dots, S_N^i\}$ 으로 정의한다. 이때 실제세계 좌표 $[X_w \ Y_w \ Z_w]^T$ 와 영상 좌표 $[X_c \ Y_c \ Z_c]^T$ 는 그림 4(a)와 같이 회전 행렬 R_c 과 이동벡터 t_c 에 의한 관계로 표현되며, 식 (1)으로 정의된다. 이와 같은 두 좌표계의 관계에 의해 실제세계상의 $Z_w = 0, -2m \leq X_w \leq 2m$ 이고, X_w, Z_w 의 간격이 10cm인 점들이 그림 4(b)와 같이 영상에 투영되는 것을 볼 수 있다. 같은 방식으로 실제세계 구간 $\{S_1^w, S_2^w, \dots, S_N^w\}$ 와 영상 구간 $\{S_1^i, S_2^i, \dots, S_N^i\}$ 의 대응 관계가 형성된다.

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_c & t_c \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

차로를 분할하기 위하여 그림 5(a)와 같이 차로의 진행방향으로 $X_w Z_w$ 평면과 평행하게 구간을 분할할

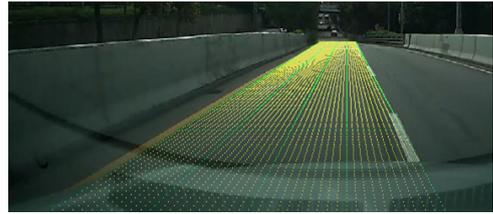
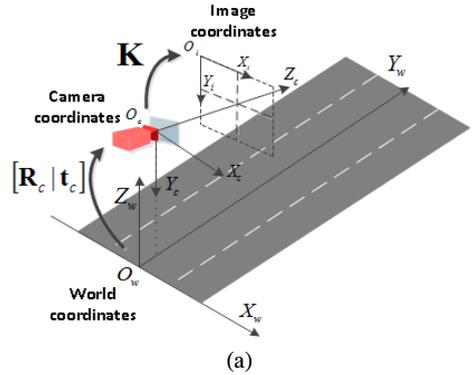


그림 4. (a) 실제세계 좌표계, 카메라 좌표계, 영상 좌표계간의 관계 (b) 실제세계 좌표계와 영상 좌표계간의 관계를 바탕으로 한 실제세계 등간격 점들의 영상 투영(점들의 실제세계 좌표는 $Z_w = 0, -2m \leq X_w \leq 2m$ 이고, X_w, Y_w 는 각각 10cm간격으로 분포한다.)
Fig. 4. (a) The relations of world, camera, and image coordinates (b) projection of points uniformly spaced in the world coordinates into the image plane

경우, 구간의 경계에서 Z_w 가 서로 다른 두 점은 영상으로 투영된 되었을 때 높이에 차이가 발생한다. 이로 인해 구간 S_n^w 의 구간 차로 후보의 중심선 C_n^w 을 영상으로 투영한 직선 C_n^i 은 영상에서 존재하는 높이의 범위가 일정하지 않다. 이러한 현상은 높이가 다른 각각의 영상 구간 S_n^i 에 대해 모두 허프변환을 수행해야 하는 부담을 야기한다.

따라서 제안하는 방법에서는 그림 5(b)와 같이 S_n^w 의 경계면을 카메라 방향으로 기울임으로써 영상의 동일한 높이에 투영되도록 하였다. $X_w Z_w$ 평면과 평행하게 분할한 수직 경계면과 $X_w Y_w$ 평면의 교선이 영상으로 투영된 수평선의 높이를 영상 구간의 수평 경계로 정한다. 이때 수직 경계면상의 점들이 위에서 정한 영상 구간의 경계에 투영되도록 X_w 축을 기준으로 수직 경계면을 회전시킨다. 이 과정은 구현 과정에서 회전 각도를 추정하는 방식을 취하지 않고, 수직 경계면과 기울어진 경계면간에 대응하는 점을 찾는 방식으로 이루어진다. 즉, 수직 경계면상의 한 점을 끝점으

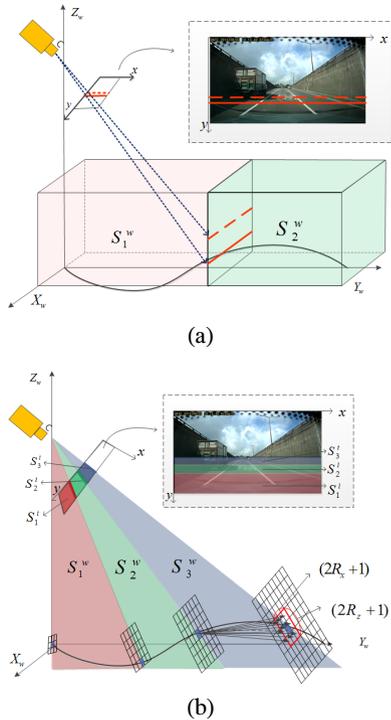


그림 5. (a) 수직한 경계면을 이용할 경우 같은 구간 내에서 영상에서의 높이가 달라지는 현상 (b) 기울어진 경계면의 구간 분할 및 구간 차로 후보 생성 방법
 Fig. 5. Determination of the scene boundaries using (a) vertical planes and (b) inclined planes

로 가지는 구간 차로 후보의 중심선 C_n^w 이 있다고 할 때, 영상의 수평 경계와 카메라 좌표계의 중심 O_c 가 이루는 평면과 C_n^w 의 교점이 수직 경계면과 기울어진 경계면상의 대응점이 된다.

이와 같이 수직 경계면에서 기울어진 경계면으로의 대응을 수행한 결과, C_n^i 가 영상에서 존재하는 높이의 범위가 일정해져 영상 구간 S_n^i 에 대해 한 번씩만 허프 변환이 수행될 수 있어 연산효율성이 높아진다. 이때 Y_w 축 방향으로 분할하는 과정에서는 원근 효과가 고려되었다. 각 영상 구간의 세로 길이는 최소한의 직선 차선이 검출될 수 있는 범위 이상으로 유지되어야 하기 때문에 Y_w 축의 방향으로 멀수록 더 넓은 Y_w 의 범위를 포함하도록 분할하였다.

3.2 구간 차로 후보 중심선 생성

I장에서 기술한 내용과 같이 구간 차로의 중심선 C_n^w 은 구간 차로를 대표하기 때문에 제안하는 방법에서는 C_n^w 을 이용하여 구간 차로 후보의 위치와 기울

어진 각도를 표현한다. 그림 5(b)과 같이 구간 S_n^w 의 양 경계면을 격자형태로 양자화함으로써 C_n^w 가 존재할 수 있는 위치를 정한다. 또한 원근 효과를 고려하여 Y_w 축의 방향으로 거리가 멀수록 양자화간격을 더 크게 한다. 원근 값은 각 영상 구간에서 1pixel당 X_w , Z_w 이 실제 세계에서 갖는 거리를 기준으로 정하였다. 그 결과 구간 S_n^w 의 양자화된 경계면에서 C_n^w 의 양 끝점의 위치 조합에 따라 다양한 위치와 기울어진 각도를 가지는 구간 차로 후보의 생성이 가능하다.

이때 강건한 차선 검출을 위해서는 실제 차로가 위치 가능한 범위 내에서 구간 차로 후보 중심선이 생성되어야 한다. 이를 위해 제안하는 방법에서는 S_n^w 의 양 경계면에서 C_n^w 가 존재할 수 있는 범위를 제한하였다. Y_w 축의 방향으로 가장 가까운 구간인 S_1^w 의 시작 경계면은 실제계 좌표계의 중심 O_w 을 기준으로 X_w 방향으로 $\pm L/2$, Z_w 방향으로 $\pm 0.5m$ 로 C_n^w 가 존재 가능한 범위를 제한하였다. 이를 통해 O_w 와 차로의 중심이 일치하지 않는 상황 또는 전방 지표면의 높이가 심하게 변하는 상황에도 강건하게 차로를 근사할 수 있다. 또한 구간 S_n^w 의 끝 경계면은 각 C_n^w 의 시작 경계면의 위치를 기준으로 X_w 방향으로 $\pm R_x$, Z_w 방향으로 $\pm R_z$ 만큼의 범위를 제한하였다. 이는 곡선 차로와 굴곡진 차로의 주행 상황과 같이 구간 차로간의 기울기 변화가 큰 경우에서도 강건한 차로 검출을 하기 위한 것이다. 이때 R_x 와 R_z 는 차로의 X_w 방향과 Z_w 방향의 변화를 수용하는 선에서 실험적으로 정하였다.

3.3 Coarse-to-Fine 기법

최적의 차선 검출 과정에서는 C_n^w 의 개수가 연산 속도 및 검출 성능에 큰 영향을 미친다. C_n^w 을 생성하는 과정에서 양자화를 조밀하게 할 경우 차선 검출의 정확도는 증가하지만 메모리 사용량 및 계산 복잡도가 증가하는 문제를 피할 수 없다. 제안하는 방법에서는 C_n^w 를 구성하는 방식에 있어서 낮은 해상도 레벨에서부터 높은 해상도 레벨로 접근하는 방식인 coarse-to-fine 기법을 적용하여 계산의 부담을 줄인다. 낮은 해상도 레벨에서는 넓은 양자화 간격을 통해 적은 수의 C_n^w 를 생성하기 때문에 빠르게 차선을 추정할 수 있다. 이때 넓은 양자화 간격에 의한 추정의 부정확성 문제는 높은 해상도 레벨에서 보완하도록

추정 결과를 전달하는 과정을 거친다. 낮은 해상도 레벨에서 최적에 가까운 소수의 최종 경로 C_n^w 들의 위치를 기준으로 한 단계 높은 해상도 레벨에서 C_n^w 후보가 더 조밀한 양자화 간격으로 생성된다. 이로써 더 실제 차선과 근접한 추정결과를 얻을 수 있으며 처리 시간 또한 단축하였다.

IV. 차선 특성 반영 및 차선 검출

각 구간에서 생성된 구간 차로 후보들은 인접한 구간의 후보와 연결되어 전체 차로를 표현한다. 본 장에서는 차선검출을 위하여 전체 차로를 구성하는 구간 차로 후보들의 연결 조합들 중 실제 도로면에 가장 가까운 조합 $\{\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_N\}$ 을 찾는 방법을 다룬다. 먼저 차선 여부 판단의 근거가 될 차선의 특성에 대한 정의를 하고, 차선의 특성을 기반으로 특징 추출 과정을 설명한다. 최종적으로 차선의 특성을 다이나믹프로 그래밍의 비용함수에 적용함으로써 최적의 차선을 찾는 방법을 설명한다.

4.1 차선의 특성

실제 차로에 가장 가까운 구간 차선 후보의 조합 $\{\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_N\}$ 을 찾기 위한 근거로는 다음과 같은 차선의 특성을 이용한다.

① 차선은 영상에서 어두운 노면 위의 밝은 띠의 형태로 나타난다.

② 차선은 부드러운 곡선 형태를 가진다.

첫 번째 특성에 인해 차선은 영상에서 에지를 갖는다. 따라서 구간 차로 후보 상의 차선 쌍 (C_n^w, Cr_n^w) 이 영상으로 투영된 (C_n^i, Cr_n^i) 이 직선 근처에 존재할수록 차선일 가능성이 높다. 하지만 영상에는 차선의 에지 이외에도 자동차, 가드레일 등으로 인한 에지가 다수 존재하고 이는 차선 검출에 방해요소가 된다. 따라서 제안하는 방법에서는 차선 이외의 잡음을 줄이기 위하여 입력 영상 $I(x,y)$ 에 lane marker detector를 통과시킨 영상 $I_L(x,y)$ 을 이용하였다^[10]. Lane marker detector는 차선이 어두운 노면에 비해 밝다는 가정과 폭이 15cm인 띠 형태로 존재한다는 가정을 이용한 필터이다. 이를 이용한 필터링으로 그림 6(b)와 같이 잡음 성분들을 제거할 수 있다.

(C_n^i, Cr_n^i) 은 $I_L(x,y)$ 의 직선성분과 정합도가 클수록 실제 차선일 가능성이 높다. 제안하는 방법에서는 직선 정합도를 측정하기위한 방법으로 허프변환을



그림 6. (a) 입력영상 $I(x,y)$ (b) lane marker detector 통과 후의 결과영상 $I_L(x,y)$
 Fig. 6. Lane marker detection: (a) an input image, $I(x,y)$ (b) the result image, $I_L(x,y)$

이용하였다. 허프변환은 직교좌표계에서의 좌표 (x,y) 를 극좌표계의 좌표 (ρ,θ) 로 변환하고 파라미터공간에 누적하는 과정을 수행한다^[11]. 따라서 영상 $I_L(x,y)$ 에 투영된 (C_n^i, Cr_n^i) 의 누적값 $f(\rho,\theta)$ 이 클 때 해당 구간 차로 후보는 차선일 가능성이 높아진다.

이 때 파라미터공간은 허프변환의 특성에 의해 영상의 직선에 해당하는 극좌표 (ρ,θ) 에서만 높은 누적값을 가지는 임펄스의 형태로 나타난다. 제안하는 방법에서는 C_n^w 이 양자화 간격에 기반을 두어 생성되므로 (C_n^i, Cr_n^i) 이 $I_L(x,y)$ 내 직선과 일치하지 않을 가능성이 높다. 따라서 제안하는 방법에서는 가우시안필터링이 적용된 파라미터공간 $\tilde{f}(\rho,\theta)$ 을 이용하여 직선과 근접한 위치 또는 유사한 각도를 가지는 후보들도 누적값을 갖도록 한다. 이 때 가우시안 필터의 표준편차 σ^2 는 coarse-to-fine 해상도 레벨에 따라 다르게 설정하였다. 낮은 해상도 레벨에서는 C_n^w 이 넓은 양자화 간격으로 생성되더라도 직선의 영향을 받을 수 있도록 σ^2 를 크게 설정하였고, 높은 해상도 레벨로 접근할수록 σ^2 를 작게 설정하였다.

두 번째 특성은 차로의 각도 변화와 관련된 특성으로 각 구간의 차로는 인접한 구간의 차로와의 각도 차이가 작을수록 실제 차선일 가능성이 높다. 차로의 각도 변화는 인접한 두 구간 S_n^w, S_{n+1}^w 에서의 각도차이를 이용하여 측정한다. 구간 S_n^w 에서 생성한 구간 차로 후보의 중심선 C_n^w 은 S_n^w 의 시작 경계상의 교점과 끝 경계상의 교점을 연결한 벡터 $[C_{n,X}^w, C_{n,Y}^w, C_{n,Z}^w]^T$ 로 표현할 수 있다. 이때, C_n^w 의 X_w 축으로의 회전각도 $\phi_{X,n}$ 와 Z_w 축으로의 회전각도 $\phi_{Z,n}$ 는 각각 식(2)로 계산된다. 인접한 두 구간 S_n^w, S_{n+1}^w 에서의 $\phi_{X,n}$ 와 $\phi_{Z,n}$ 의 차이는 식(3)와 같이 $\Delta\phi_X, \Delta\phi_Z$ 로 정의되며, $\Delta\phi_X$ 와 $\Delta\phi_Z$ 가 작을수록 두 구간 차로 후보는 차선일 가능성이 높다.

$$\begin{cases} \phi_{X,n} = \tan^{-1} \left(\frac{C_{n+1,X}^w - C_{n,X}^w}{C_{n+1,Y}^w - C_{n,Y}^w} \right) \\ \phi_{Z,n} = \tan^{-1} \left(\frac{C_{n+1,Z}^w - C_{n,Z}^w}{C_{n+1,Y}^w - C_{n,Y}^w} \right) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \Delta \phi_X = |\phi_{X,n} - \phi_{X,n+1}| \\ \Delta \phi_Z = |\phi_{Z,n} - \phi_{Z,n+1}| \end{cases} \quad (3)$$

4.2 다이나믹프로그래밍을 이용한 차선 검출

제안하는 방법에서는 $\{\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_N\}$ 을 찾기 위한 방법으로 그래프 기반의 최적화 방법인 다이나믹프로그래밍을 이용하였다. 본 절에서는 먼저 다이나믹프로그래밍에 대한 이론적인 설명을 하고, 차선 검출 문제에 다이나믹프로그래밍을 이용한 방법에 대해 설명한다.

4.2.1 다이나믹프로그래밍의 구성 요소

그래프 기반의 최적화 방법인 다이나믹프로그래밍은 그래프를 구성하기 위하여 스테이지 m 과 노드 w_m 그리고 노드간의 경로인 간선이 정의되어야 한다. 그림 7은 스테이지의 개수가 M 개이고 m 번째 스테이지의 노드의 개수가 K_m 개인 다이나믹프로그래밍의 그래프를 보여준다. 다이나믹프로그래밍은 첫 번째 스테이지에서부터 M 번째 스테이지까지의 노드들을 연결하는 최적의 경로를 찾는 문제로 정의된다. 이 때 단항비용과 쌍항비용으로 이루어진 비용함수를 이용한다. 단항비용은 노드 고유의 특성으로 결정되는 비용함수이며 m 번째 스테이지의 k 번째 노드의 비용함수를 $U_m(w_m = k)$ 로 표현한다. 쌍항비용은 연결된 노드간의 경로인 간선에 대해 정의된 비용함수로서 $(m-1)$ 번째 스테이지의 l 번째 노드와 m 번째 스테이지의 k 번째 노드간의 경로에 대한 비용함수를 $P_m(w_m = k, w_{m-1} = l)$ 로 표현한다^[12,13]. 목적함수 J 는 식(4)와 같이 표현되고 J 를 최소화하는 노드들을 연결함으로써 최적의 경로를 찾는다. 식에서 i_m 은 m 스테이지 내에 존재하는 임의의 노드번호를 의미한다.

$$J = \sum_{m=1}^M U_m(w_m = i_m) + \sum_{m=1}^{M-1} P_m(w_m = i_m, w_{m+1} = i_{m+1}) \quad (4)$$

$$\{w_1, w_2, \dots, w_M\} = \operatorname{argmin}_{w_1=i_1, \dots, w_M=i_M} J(w_1=i_1, \dots, w_M=i_M) \quad (5)$$

4.2.2 다이나믹프로그래밍을 이용한 차로 추정

제안하는 방법에서는 실제 차선의 특성이 가장 잘 반영된 $\{\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_N\}$ 을 찾는 것을 목표로 한다. 식 (4)의 다이나믹프로그래밍의 목적함수는 본 논문에서 이용하고자하는 차선의 에지 특성과 차선의 작은 각도변화 특성을 적용하기에 적합한 형태이다. 또한 다이나믹프로그래밍은 병렬처리 하드웨어의 구현에 유리하다는 장점이 있다. 현재 제안하는 방법에서는 C_n^w 의 개수가 많을수록 차로 추정치의 정확도는 높아지지만 요구되는 계산량이 기하급수적으로 증가하는 trade-off가 발생한다. 이는 실제 수행 시간에도 큰 영향을 미치고 있다. 하지만 다이나믹프로그래밍에서 대부분의 계산과정은 간단하며 서로 독립적으로 수행된다는 특성이 있다. 이는 병렬처리 하드웨어에서의 구현에서 장점으로 작용하는 데 독립적으로 이루어지는 각각의 계산을 다수의 코어를 통해 동시에 수행함으로써 효율성을 크게 높일 수 있다^[14,15]. 따라서 제안하는 방법에서는 $\{\hat{C}_1, \hat{C}_2, \dots, \hat{C}_N\}$ 의 추정에 다이나믹프로그래밍을 이용한다. 이를 위해 구간 $\{S_1^w, S_2^w, \dots, S_N^w\}$ 을 다이나믹프로그래밍의 스테이지로 정의하였으며, 그림 7과 같이 각 스테이지 내의 C_n^w 을 노드로 정의하였다. 이때 인접한 두 구간에서 C_n^w 가 연결되는 교점을 간선으로 정의하였다. 이와 같은 정의를 통해 노드의 단항비용과 쌍항비용의 생성이 가능하다. 단항비용에는 영상 $I_L(x, y)$ 에서의 직선에 대한 허프변환으로 얻은 파라미터공간의 누적값 $\tilde{f}(\rho, \theta)$ 를 이용하였다. 식(6)와 같이 누적값 $\tilde{f}(\rho, \theta)$ 이 클수록 실제 차선과 가까운 가능성이 크므로 노드의 단항비용은 누적

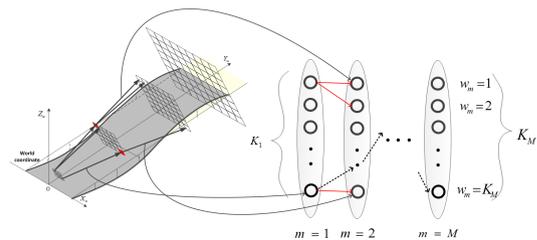


그림 7. 제안하는 방법의 다이나믹프로그래밍 그래프 구성 (M 개의 stage와 m stage당 K_m 개의 노드로 구성) 빨간 실선 화살표는 노드간의 연결, 점선 화살표는 최적 연결을 나타냄 Fig. 7. Graphical representation of the dynamic programming: In the lattice, the solid and the dotted arrows represent the search paths and the optimal path, respectively

값과 반비례하도록 구성하였다. 쌍방비용은 식(7)과 같이 인접한 구간 차로 후보가 부드럽게 연결되도록 하기위하여 구간 차로 후보의 ϕ_X, ϕ_Z 의 변화량을 반영하였다. $\phi_{X,m}^{(k)}, \phi_{Z,m}^{(k)}$ 은 m 번째 스테이지에서의 k 번째 노드의 ϕ_X, ϕ_Z 값을 의미한다.

$$U_m(w_m = k) = \frac{\alpha_h}{f_k(\rho, \theta)} \quad (6)$$

$$P_m(w_m = k, w_{m-1} = l) = \beta_X |\phi_{X,m}^{(k)} - \phi_{X,m-1}^{(l)}| + \beta_Z |\phi_{Z,m}^{(k)} - \phi_{Z,m-1}^{(l)}| \quad (7)$$

$\alpha_h, \beta_X, \beta_Z$ 는 각각 단항비용, ϕ_X 에 대한 쌍항비용, ϕ_Z 에 대한 쌍항비용의 가중치를 의미한다. 각 가중치는 각 비용을 구성하는 항들 중에 어느 항에만 편중되지 않도록 하는 역할을 한다. 단항비용의 영향이 커지면 부드러운 곡선형태의 차선표현에 한계가 있고 쌍항비용의 영향이 커지면 실제 차선의 검출률이 떨어지는 부작용이 발생한다. 따라서 가중치는 차선의 높은 검출률을 유지하며 곡선표현을 수용하도록 실험적으로 결정하였다.

V. 실험 결과 및 고찰

제안하는 차선 검출 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 실제 주행영상을 대상으로 실험을 진행하였다. 실험 영상은 표 1과 같이 평면 도로영상, 곡선 도로 영상, 굴곡진 도로 영상, 카메라 떨림이 발생하는 영상을 포함하여 구성하였다. 성능평가는 그림 8의 붉은 실선과 같이 영상에서 차선폭에 해당하는 가로 범위에 대해 y_{min} 부터 y_{max} 에 걸쳐 수동으로 표시한 실제 값(ground-truth) 지표를 이용하여 수행하였다.

성능 평가를 위한 검출률의 계산에는 식(8)을 이용



그림 8. 영상의 붉은 실선으로 표시된 차선의 실제 값
Fig. 8. Red marks represent the ground-truth of the lanes

표 1. 영상 데이터세트에 대한 설명
Table 1. The datasets used in the experiment

	# of frames	Image size	Place	Feature
1	654	1280x800	Highway	flat, downhill, tunnel, curve
2	248	1280x800	Highway	camera vibration, curve
3	197	1280x720	Urban	uphill, curve

하였다. NF 은 데이터세트의 전체 프레임 수, $NP_{left}^{(i)}$ 와 $NP_{right}^{(i)}$ 는 각각 i 번째 프레임의 왼쪽과 오른쪽 차선의 실제 값과 일치하는 픽셀의 수, y_{min}, y_{max} 는 각각 영상에서 차선이 위치한 높이의 하한선과 상한선이다. 이러한 실제 값 지표로 평가함으로써 영상 한 프레임에 대해서도 실제 차선의 위치와 근접한 정도를 판단할 수 있다.

$$Detection\ rate(\%) = \frac{100}{2NF(y_{max} - y_{min})} \sum_{i=1}^{NF} (NP_{left}^{(i)} + NP_{right}^{(i)}) \quad (8)$$

성능의 검증은 제안하는 방법과 Wang 등^[7]의 방법, Ha와 Kim^[8]의 방법과의 비교를 통해 이루어졌다. Wang 등^[7]의 방법은 평면 도로상의 고정된 차선폭을 가정하여 곡선도로를 모델링한 대표적인 방법이다. Ha와 Kim^[8]의 방법은 평면 도로상의 고정된 차선폭

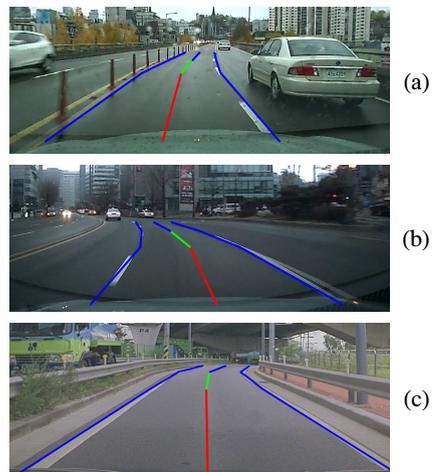


그림 9. (a-b) 도심에서 곡선차로 검출 (c) 고속도로에서 곡선차로 검출
Fig. 9. Detection results of curved lanes using the proposed algorithm in (a-b) urban areas and (c) an expressway

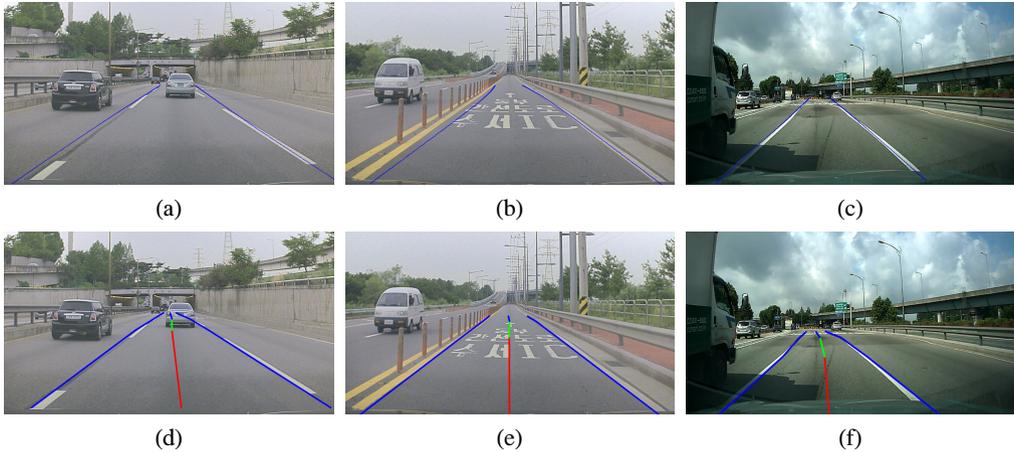


그림 10. (a) Dataset1의 Wang 등^[7]의 방법의 결과영상 (b) Dataset2의 Wang 등^[7]의 방법의 결과영상 (c) Dataset3의 Wang 등^[7]의 방법의 결과영상 (d) Dataset1의 제안하는 방법의 결과영상 (e) Dataset2의 제안하는 방법의 결과영상 (f) Dataset3의 제안하는 방법의 결과영상

Fig. 10. Examples of detection results based on (a-c) Wang et al.^[7] and (d-f) the proposed on dataset 1 through 3, from left to right

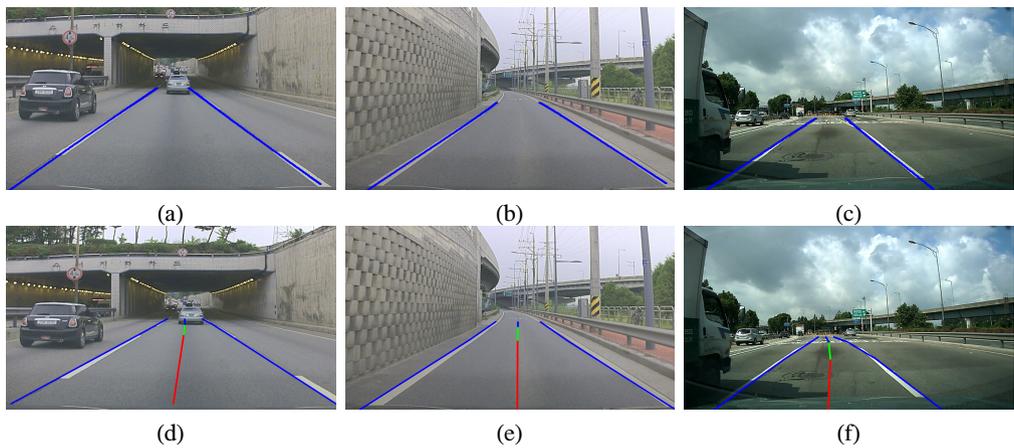


그림 11. (a) Dataset1의 Ha 와 Kim^[8]의 방법의 결과영상 (b) Dataset2의 Ha 와 Kim^[8]의 방법의 결과영상 (c) Dataset3의 Ha 와 Kim^[8]의 방법의 결과영상 (d) Dataset1의 제안하는 방법의 결과영상 (e) Dataset2의 제안하는 방법의 결과영상 (f) Dataset3의 제안하는 방법의 결과영상

Fig. 11. Examples of detection results based on (a-c) Ha and Kim^[8] and (d-f) the proposed on dataset 1 through 3, from left to right

을 가정했지만 전방도로면의 기울기 변화에 강건하게 하기 위하여 변화하는 카메라 자세를 추정한 방법이다. 평면 도로를 가정한 두 방법과 비교하여 굴곡진 도로를 모델링한 제안하는 방법의 성능 차이를 실험 결과를 통해 보인다. 곡선을 근사하는데 무리가 없는 선에서 실험적으로 도로면을 3개의 구간으로 분할하였다. 각 구간의 길이는 15~25m범위 내에서 원근효과를 고려하여 설정하였다. 그림 9은 제안하는 방법을 이용한 곡선 차선의 검출 결과이다. 차로의 각 구간은 중심선의 색으로 구분하였다. 곡선차선이 구간 선형

모델로 근사되어 검출되었으며 그림 9(c)와 같은 심한 곡선에도 강건한 추정이 가능하다.

5.1 1번, 2번 데이터세트

1번, 2번 데이터세트는 고속도로 영상으로 내리막길, 카메라 떨림 등이 포함되어 있다. Wang 등^[7]의 방법은 그림 10(a)와 같이 내리막길로 연결되는 터널로 진입할 경우나 그림 10(b)와 같이 카메라 떨림이 발생할 경우, 검출률이 저하되는 것을 확인하였다. 반면 Ha와 Kim^[8]의 방법은 카메라 외부파라미터 보정으로 평평한 경사 길에 강건하다. 따라서 표 2와 같이

그림 11(a)의 내리막길상황이나 그림 11(b)의 카메라 떨림이 있는 상황에서도 Wang 등^[7]의 방법보다 검출률이 높았다. 제안하는 방법 또한 10(d), 11(d)와 같이 터널로 진입하는 상황이나 10(e), 11(e)와 같이 카메라 떨림이 있는 상황에서도 강건하였다.

표 2. 차선 검출 성능 비교(Wang 등^[7]의 방법, Ha와 Kim^[8]의 방법)
 Table 2. A comparison of the performance of the lane detection results (Wang et al. method^[7], Ha and Kim^[8] method)

	Wang et al. ^[6] (%)	Ha and Kim ^[7] (%)	Proposed method (%)
1	87.62	93.16	94.27
2	92.87	94.61	95.93
3	84.56	88.13	98.00

5.2 3번 데이터세트

3번 데이터세트는 도심이며 오르막길에서 평지로 바뀌면서 차량 진행방향기준으로 근거리와 원거리에서 도로의 기울기가 다른 굴곡진 도로 상황이다. 고속도로 세트에 비해 도로면의 기울기가 심하게 변하는 상황에서 제안하는 방법의 검출률이 비교한 방법에 비해 높은 것을 표 2를 통해 확인할 수 있다. Ha와 Kim^[8]의 방법은 카메라 외부파라미터를 보정하지만 그림 11(c)와 같이 검출하는 차로의 근거리와 원거리의 기울기가 달라지는 경우는 수용할 수 없다. 이는 평평한 지표면을 가정했기 때문에 굴곡이 있는 차로 또한 평면으로 근사되기 때문이다. 하지만 제안하는 방법에서는 그림 10(f), 11(f)과 같이 도로면에 굴곡이 있는 상황에서도 검출에 강건함을 보인다.

V. 결론

본 논문에서는 구간 선형 모델로 도로면을 모델링함으로써 굴곡진 도로상에 존재하는 차선을 검출하는 방법을 제안하였다.

실제 도로면은 평면 도로만으로 이루어지지 않고 굴곡진 도로를 포함하고 있으며 카메라 떨림 등의 외부 간섭에 의한 영향이 존재할 수 있기 때문에 기존의 평면 도로를 가정한 차선 검출 방법에는 한계가 존재함을 실험을 통하여 확인하였다. 반면 제안하는 방법은 주행 중 카메라의 떨림, 도로의 요철 등에 의해 카메라의 자세 변화가 발생하는 상황에서도 3차원상의 차로의 각도를 추정하는 방법을 사용하기 때문에 강건한 차선 검출이 가능하다. 또한 굴곡진 도로 주행상

황에서 구간별로 차로의 기울어진 각도가 다른 구간 선형 모델을 적용하였기 때문에 평면 도로를 가정한 기존 방법들과 비교하여 강건한 차선 검출이 가능하다. 이러한 제안하는 방법의 강건성은 카메라 떨림, 곡선 구간, 굴곡진 도로 등이 나타나는 영상 데이터세트에 대한 실험 결과를 통하여 검증하였다. 평면 도로를 가정한 기존의 방법들이 80%에서 90% 초반의 검출률을 보이는 반면, 제안하는 방법은 90% 후반의 검출률을 보임을 통해 굴곡진 도로에서의 차선 검출의 강건성을 입증하였다.

제안하는 알고리즘은 굴곡이 있는 도로에서도 강건한 차선 검출이 가능하므로 지능형자동차의 차선이탈 정보장치 등의 차선 검출이 이용되는 관련 시스템에 적용되어 성능향상에 기여할 것으로 기대한다.

References

- [1] J. M. Choi, H. Song, S. H. Park, and C. D. Lee, "Implementation of driver fatigue monitoring system," *J. Commun. Networks (JCN)*, vol. 37C, no. 08, pp. 711-720, Aug. 2012.
- [2] J. M. Ban, B. Lee, and H. Kang, "Vehicle recognition using NMF in urban scene," *J. Commun. Networks (JCN)*, vol. 37C, no. 07, pp. 554-564, Jul. 2012.
- [3] A. B. Hillel, R. Lerner, D. Levi, and G. Raz, "Recent progress in road and lane detection: A survey," *Machine Vision and Applications*, vol. 25, no. 03, pp. 727-745, 2014.
- [4] S. Sharma and D. J. Shah, "A much advanced and efficient lane detection algorithm for intelligent highway safety," *Comput. Sci. Inf. Technol.*, pp. 51-59, 2003.
- [5] Q. Lin, Y. Han, and H. Hahn, "Real-time lane departure detection based on extended edge-linking algorithm," *IEEE Int. Conf. Computer Research and Development*, pp. 725-730, Kuala Lumpur, May 2010.
- [6] J. W. Lee, "A machine vision system for lane-departure detection," *Computer vision and image understanding*, vol. 86, no. 1, pp. 52-78, Apr. 2002.
- [7] Y. Wang, E. K. Teoh, and D. Shen, "Lane detection and tracking using B-snake," *Image*

and *Vision computing*, vol. 22, no. 4, pp. 269-280, Apr. 2004.

[8] S. H. Ha and G. H. Kim, "B-snake based lane detection with feature merging and extrinsic camera parameter estimation," *J. IEEK*, vol. 50, no. 1, pp. 215-224, Jan. 2013.

[9] H. Loose and U. Franke, "B-spline-based road model for 3D lane recognition," in *Proc. IEEE ITSC*, pp. 91-98, Funchal, Sept. 2010.

[10] M. Nieto, J. A. Laborda, and L. Salgado, "Road environment modeling using robust perspective analysis and recursive Bayesian segmentation," *Machine Vision and Appl.*, vol. 22, no. 6, pp. 927-945, 2011.

[11] J. R. Lee, K. R. Bae, and B. Moon, "A hardware architecture of hough transform using an improved voting scheme," *J. Commun. Networks (JCN)*, vol. 38A, no. 09, pp. 773- 781, Sept. 2013.

[12] S.J.D. Prince, *Computer vision; models, learning, and inference*, Cambridge University Press, 2012.

[13] L. Velho, P. Carvalho, J. Gomes, and L. de Figueiredo, *Mathematical optimization in computer graphics and vision*, Morgan Kaufmann, 2011.

[14] H. Kim, S. Hong, H. Son, T. Roska, and F. Werblin, "High speed road boundary detection on the images for autonomous vehicle with the multi-layer CNN," in *Proc. Circuits and Systems(ISCAS'03)*, vol. 5, pp. V-769-V-772, May 2003.

[15] K. Ślot, M. Strzelecki, A. Krawczyńska, and M. Polańczyk, "Road lane detection with elimination of high-curvature edges," in *Proc. ICCVG*, pp. 33-42, Nov. 2008.

정 민 영 (Min-Young Jeong)



2012년 2월 : 이화여자대학교
전자정보통신공학과 졸업
2012년 9월~현재 : 서강대학교
전자공학과 석사과정
<관심분야> 컴퓨터 비전, 패턴
인식

김 경 환 (Gyeonghwan Kim)



1984년 2월 : 서강대학교 전자
공학과 졸업
1986년 2월 : 서강대학교 전자
공학과 석사
1996년 2월 : State University
of New York at Buffalo
전기 및 컴퓨터 공학과 박사
1997년 3월~현재 : 서강대학교 전자공학과 교수
<관심분야> 영상신호해석, 패턴인식, 임베디드 시스
템 디자인