

카메라 기반의 측후방 차량 검출 및 추적 방법

A Method for Rear-side Vehicle Detection and Tracking with Vision System

백승환¹, 김흥섭², 부광석²✉
Seunghwan Baek¹, Heungseob Kim², and Kwangsuck Boo²✉

¹ 인제대학교 기계공학과 (Department of Mechanical and Automotive Engineering, Inje Univ.)
² 인제대학교 고안전차량핵심기술연구소 (High Safety Vehicle Core Technology Research Center, Inje Univ.)
✉ Corresponding author: mechboo@inje.ac.kr, Tel: +82-55-320-3186

Manuscript received: 2014.1.13/ Revised: 2014.2.13 / Accepted: 2014.2.18

This paper contributes to development of a new method for detecting rear-side vehicles and estimating the positions for blind spot region or providing the lane change information by using vision systems. Because the real image acquired during car driving has a lot of information including the target vehicle and background image as well as the noises such as lighting and shading, it is hard to extract only the target vehicle against the background image with satisfied robustness. In this paper, the target vehicle has been detected by repetitive image processing such as sobel and morphological operations and a Kalman filter has been also designed to cancel the background image and prevent the misreading of the target image. The proposed method can get faster image processing and more robustness rather than the previous researches. Various experiments were performed on the highway driving situations to evaluate the performance of the proposed algorithm.

Key Words: Blind Spot Detection System (BSDS) (사각지대감지시스템), Lane Change Assist (LCA) (차선변경보조기능), Vehicle Detection (차량감지), Collision Prevention (충돌예방), Kalman Filter (칼만 필터)

1. 서론

고속도로에서 차선 변경 시에 발생하는 측면 충돌 교통사고는 측후방 차량의 접근을 운전자가 인지하지 못하거나 측후방 차량이 사각지대에 존재하여 보지 못하는 것이 원인이다. 또한, 측후방에서 접근하는 차량을 운전자가 인지하더라도, 접근하는 측후방 차량의 속도를 예측하지 못하는 원인도 있다. 반면, 능숙한 운전자는 사이드 미러를 통해 측후방의 차량을 인지하고, 그 차량의 접근 속도를 판단하여 차선 변경 여부를 결정한다. 그러나 능숙한 운전자도 사이드 미러의 사각지대에 존재하는 측후방 차량을 볼 수는 없기 때문에 측면 충돌 교통사고를 발생시킬 수 있다.

차선 변경 시에 발생하는 측면 충돌 교통사고를 예방하기 위해서, 사이드 미러의 사각지대에 존재하는 차량을 감지하는 BSDS(Blind Spot Detection System)와 측후방에서 접근하는 차량의 정보를 이용하여 차선 변경을 보조하는 LCA(Lane Change Assist)가 상용화되고 있다. 이러한 측후방 차량 감지 시스템은 대표적으로 IR(Infrared) 센서, 초음파 센서, 레이더 센서, 혹은 비전 센서를 사용하여 구성된다.

이 중, 비전 센서를 이용한 측후방 감지 시스템은 차량의 감지뿐 만 아니라 LCA 시스템을 위한 차선의 검출에도 사용될 수 있으므로 많은 연구가 진행되고 있다. 비전 센서를 사용한 대상물 감지에는 영상 정보를 기반으로 몇 가지 특징을

검출해 내는 알고리즘을 많이 적용하는데, 차량의 검출에도 적용될 수 있다. S.Kyo¹는 영상에서 객체들의 가장자리 선분을 검출하고 분할된 선들의 무리를 정의하여 1차적으로 차량이 될 수 있는 후보를 만들었다. 그리고 대칭성과 그림자 부분을 이용하여 최종적으로 차량에 대한 판정을 내렸다. Hyunjoong Yu² 등은 영상에서 가장자리 선분을 추출해내고 수평방향의 선분들을 검출하여 1차로 차량의 후보를 판정하였다. 그리고 영상 히스토그램의 대칭성을 이용하여 차량의 위치와 외곽크기를 정의하였다. S. Denasi³ 등은 차량만이 가지는 특징들을 추출하여 무리를 정의하고 정의된 유형과 유사한 정도로 차량을 판별하였다. 그러나 이러한 객체의 특징이나 형상을 추출하는 알고리즘은 외부 환경, 대상 물체의 외형, 그리고 시스템 구성에 따라 매우 제한적인 검출율을 보여주며, 여러 번의 영상처리를 거쳐 차량을 판단하므로 연산되는 데이터의 양이 크다.

또 다른 비전 센서를 이용한 차량검출 방법으로는 Optical Flow 기법이 있는데, 영상 픽셀의 움직임을 모션 벡터로 표현하는 방법이다. 영상 전반적인 영역에 대하여 각 픽셀을 대조하여야 하기 때문에 큰 연산 부하가 발생하는데, W. Kruger⁴ 등은 연산 부하를 줄이기 위해 단위 픽셀을 Optical Flow에 적용하여 처리할 데이터의 양을 줄였고, 움직이고 있는 차량과 상대적으로 느린 배경을 분리하여 차량을 검출하였다. Z. Hu⁵ 등은 인접한 프레임으로부터 신뢰도 값과 활력 값을 정의하여 객체에 부여한 후, Optical Flow를 적용하여 움직이는 차량을 추적하였다. S. M. Smith⁶ 등은 영상 전반에 걸쳐 모션 벡터를 모두 찾아낸 후, 모션 벡터의 무리를 유형화하여 객체를 추출하는 방법을 사용하였다. Optical Flow 기법을 이용한 차량 인식 알고리즘은 배경의 움직임과 영상 노이즈에 큰 영향을 받으며, 연산 처리량이 매우 많기 때문에 실시간 차량의 검출이 쉽지 않다. Optical Flow 기법은 배경이 정지한 상태에서 유용하다고 할 수 있다.

차량이 대부분 일정한 형태를 가진다고 볼 때, Neural Network 알고리즘은 차량의 감지에 사용될 수 있다. Christian Goerick⁷ 등은 가장자리가 추출된 영상의 히스토그램을 뉴런에 학습시켰다. 수평방향과 수직방향의 히스토그램 입력으로 설정하고, 차량의 위치를 출력으로 설계하였다. Kaychirou Inagaki⁸ 등은 반복적인 학습으로 차량의 위치를 Neural Network에 학습시켰다. 학습의 반복 횟수와

인식의 정도를 비교하였으며, Multi Layered 방식의 Neural Network의 학습 결과와도 비교하였다. 그러나 Neural Network은 학습된 환경과 차량에 대해서는 매우 정확한 검출 결과를 나타내지만, 차량의 형상, 위치 그리고 비전 시스템의 변화에 따라 전혀 다른 검출 결과를 보여주기도 한다.

이전 연구 사례들은 대부분 영상 기반에서 차량을 검출하고 추적하였다. 그러나 영상에는 배경과 차선을 비롯한 너무 많은 정보가 포함되어 있고, 그에 따른 노이즈의 범위도 크다고 할 수 있다. 너무 많은 정보를 포함하고 있는 영상 자체에서 차량을 검출하고 추적하는 알고리즘을 구현하는 것은 매우 어려운 작업이다. 따라서 본 연구에서는 차량의 정보가 나타날 수 있는 최소한의 영상처리를 수행한 후, 영상을 투영한 데이터를 기반으로 차량 검출 알고리즘을 구성하였다. 그리고 지속적인 대상 차량의 추적을 위해 칼만 필터를 이용하여 강인 추적 알고리즘을 구성하였다. 논문의 2장에서 시스템의 구성 및 검출 알고리즘에 대해 설명하고, 3장에서는 영상처리 과정을, 4장에서는 차량 검출 알고리즘에 대해서 설명하고, 5장에서는 검출된 차량의 추적 알고리즘에 대하여 기술하였다.

2. 시스템 구성

두 개의 비전 시스템은 각각 좌측과 우측의 사이드미러 아래에 장착되고, 양측의 카메라는 차량의 측후방을 바라본다. 각 카메라는 1/3" 크기의 이미지센서를 탑재하고 있으며, 640X480의 해상도를 가진다. 카메라는 수직방향으로 7°, 수평방향으로 20° 회전하여 장착되어 있다.

측후방 차량 검출 시스템은 Fig. 1과 같이 구성된다. 카메라로부터 수집된 컬러 영상은 흑백 영상으로 변환되고, 변환된 흑백 영상은 몇 가지의 간단한 영상처리 과정을 거친다. 최종적으로 처리된 영상은 이진 영상이며, 이진 영상은 X축과 Y축으로 투영된다. 투영된 정보는 차량을 검출하기 위한 데이터로 사용된다. 대상 차량의 검출은 투영된 정보의 분포와 편차를 기반으로 판단된다. 검출 대상차량의 위치는 투영 정보의 폭과 무게중심으로 정의된다. 차량의 검출을 더욱 강인하게 유지하기 위해서는 차량 추적 알고리즘을 사용한다. 본 연구에서는 차량의 추적을 위해서 칼만 필터를 적용하였다. 연산 처리의 부하를 줄이고 프

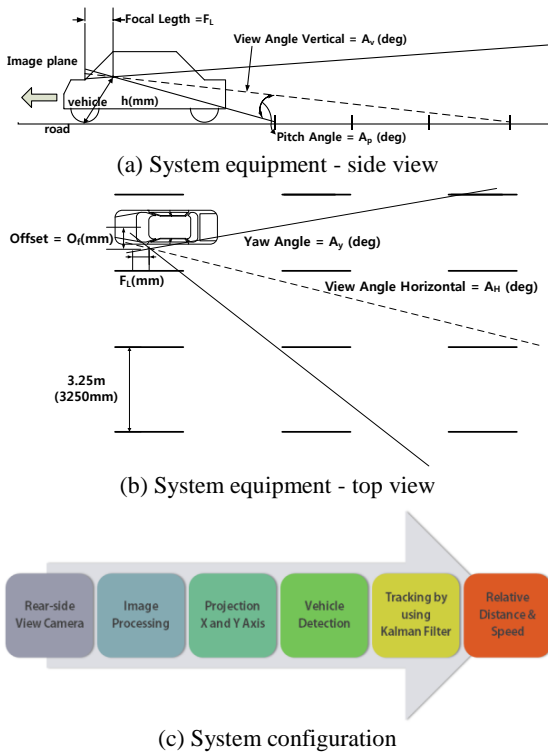


Fig. 1 Configuration of vehicle detection system

로세서로의 원활한 탑재를 위해, 칼만 필터 모델은 단순화하여 설계하였다. 최종적으로, 본 연구에서 제안하는 이 알고리즘은 검출 시스템 탑재 차량과 검출된 대상차량 사이의 상대거리 정보를 제공한다.

3. 차량 검출

3.1 영상 처리

영상처리는 차량의 검출 알고리즘을 위한 기본적인 데이터를 제공하는 목적으로 구성된다. Fig. 2에는 본 연구에서 적용한 영상처리 과정을 나타내었다. 총 4단계의 영상처리 과정을 거치며, 영상처리 단계의 최종 결과는 이진 영상이다.

카메라로부터 수집된 640X480 크기의 영상은 측후방 차량의 존재 영역인 ROI(Region of Interest)로 재편성된다. 재편성된 영상은 그 크기가 원본에 비하여 줄어들며, 줄어든 영상을 흑백으로 변환하였다. Fig. 3(a)는 수집된 원본영상을 나타내고, Fig. 3(b)는 재편성된 영상에서 가장자리를 검출한 이진영상을 보여준다. 가장자리 검출은 Sobel Mask

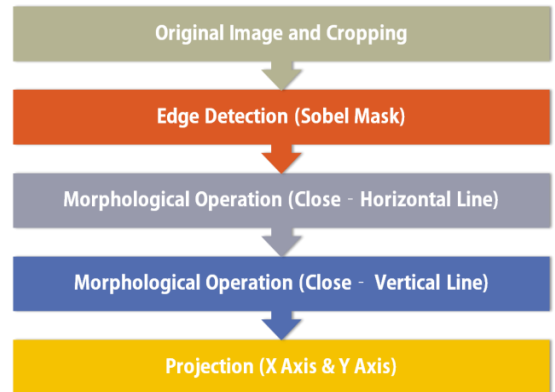


Fig. 2 Image processing flow

로 처리하였으며, 검출된 가장자리는 노이즈를 줄이기 위해 가늘게 처리하였다. 검출된 가장자리는 차량의 외곽선을 보여주며, 이 정보는 차량의 존재에 대한 기본적인 정보를 나타낸다. 차량 외곽선 이외의 가장자리는 영상의 크기에 비해 많은 정보를 가지지 못하고, 이 정보는 노이즈로 간주될 수 있다. 더욱 많은 정보를 차량으로부터 추출하기 위하여, 검출된 가장자리의 내부를 채우는 방법으로 모폴로지 연산이 적용되었다. 모폴로지 연산은 침식(Erosion), 팽창(Dilation), 제거(Opening), 그리고 채움(Close)이 있으며, 본 연구에서는 차량의 외곽선을 추출한 영상에서 채움 연산을 두 번 적용하였다. 첫 번째 채움 연산은 수평방향으로 적용하였으며, 두 번째 채움 연산은 수직방향으로 적용하였다. Fig. 3 (c)와 Fig. 3(d)는 각각 첫 번째와 두 번째 모폴로지 채움 연산을 적용한 결과 영상이다. Fig. 3(d)에 나타난 최종 영상처리 결과인 이진 영상은 참값으로 가득 채워진 차량의 형태를 보여준다. 이 영상은 영상 좌표에서 X축과 Y축으로 투영시킬 수 있고, 투영된 데이터는 차량을 판별하고 검출 차량의 위치와 폭을 구하는데 사용된다.

모폴로지 연산이 처리된 이진 영상은 X축과 Y축으로 투영되어 Fig. 4와 같이 나타낼 수 있다.

여기서 X축은 수평방향의 투영데이터를 나타내고, Y축은 수직방향의 투영데이터를 나타낸다. 수평방향 투영데이터의 무게중심 좌표는 x_{hc} 로 계산되며, 수평방향 투영데이터의 폭은 차량의 폭을 나타낸다. 수직방향 투영데이터의 무게중심 좌표는 y_{vc} 로 계산되며, 수직방향 투영데이터의 폭은 차량의 높이를 나타낸다. 무게중심좌표 x_{hc} 와 y_{vc} 는 검출된 차량의 위치를 나타낸다.



(a) Original Image



(b) Cropped and edge detected image



(c) Morphological operation (close) - horizontal



(d) Morphological operation (close) - vertical

Fig. 3 Results of image processing

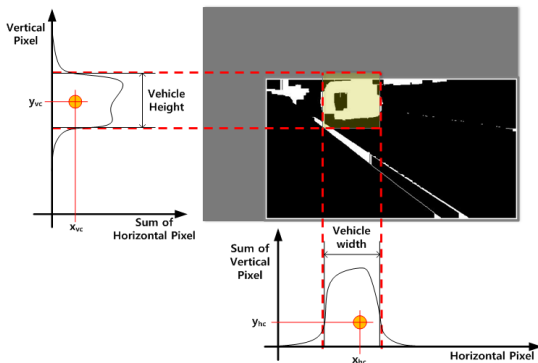


Fig. 4 Vehicle detection based on projection data

대상 차량은 표준 편차 σ 로 판단할 수 있는데, 표준 편차가 작은 경우에는 투영데이터의 산포가 고른 것을 의미하므로 측후방 검출 대상 차량이 없다고 판단할 수 있다. 표준 편차가 큰 경우에는 Fig. 4와 같이 차량의 외곽선 내부가 참 값으로 채워진 영역이 존재하는 것을 의미하고, 측후방 검출 대상 차량이 존재한다고 판단할 수 있다.

$$y_{Total} = \sum_{i=1}^n y_{hi} \tag{1}$$

$$x_{hc} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{hi} \cdot x_{hi})}{y_{Total}} \tag{2}$$

$$y_{hc} = \frac{y_{Total}}{n} \tag{3}$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{hi} - y_{hc})^2} \tag{4}$$

식(1)의 y_{Total} 은 수평방향 투영데이터의 전체 합을 나타낸다. 수평방향 투영데이터의 경우에, 식(2)는 각 픽셀의 좌표와 그 픽셀에서의 투영데이터를 이용하여 계산되는 무게중심 좌표 x_{hc} 를 나타내고, 식(3)의 y_{hc} 는 전체 합 y_{Total} 을 픽셀 수로 나누어 계산한 평균 값이다. 식(4)는 수평방향 투영데이터의 표준편차를 나타내며, 표준 편차 σ_x 는 데이터의 산포도를 의미한다. 표준 편차 σ_x 가 크면, 데이터의 분포가 고르지 못하고 집중된 경향을 보인다.

$$x_{Total} = \sum_{i=1}^n x_{vi} \tag{5}$$

$$y_{vc} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{vi} \cdot x_{vi})}{x_{Total}} \tag{6}$$

$$x_{vc} = \frac{x_{Total}}{n} \tag{7}$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{vi} - x_{vc})^2} \tag{8}$$

수직방향 투영데이터의 경우에, 식(5)의 x_{Total}

은 전체 합을 나타내고, 무게중심 좌표는 식(6)의 y_{vc} , 평균은 식(7)의 x_{vc} 로 나타낸다. 수직방향 투영데이터의 표준편차는 식(8)의 σ_y 로 나타낸다.

4. 차량 추적

차량의 이동은 영상 수집 속도에 비해 매우 느리고 제한적인 거동을 보인다. 연속적으로 수집된 두 영상에서의 차량 이동은 매우 제한된 좌표의 이동으로 나타나며, 차량의 속도가 급변한다 하더라도 영상 좌표에서의 검출 대상 차량의 이동은 순차적인 좌표의 이동으로 표시된다.

순간적으로 나타나거나 사라진 차량 후보는 노이즈로 간주할 수 있다. 이전 단계에서의 측정된 차량의 좌표에 대하여 크게 벗어난 위치에서 현재 단계의 차량이 검출된다면, 검출된 현재 단계의 좌표는 잘 못 측정된 것으로 판단할 수 있다. 차량의 검출이 매 순간마다 완벽하지 못 할 수 있으므로, 검출된 차량을 추적할 수 있는 추적 알고리즘이 필요하다. 본 연구에서는 추적 알고리즘으로 칼만 필터를 적용하였으며, 시스템 모델을 단순화하여 칼만 필터의 적용을 용이하게 구성하였다.

Fig. 5에는 재편성된 영상과 최종 처리된 영상, 투영데이터, 그리고 투영데이터의 변화를 도식적으로 나타내었다. 검출된 차량의 추적은 무게중심 좌표 x_{hc} 와 y_{vc} 의 변화로 예측할 수 있다. 현재 단계에서 검출된 차량의 수평방향 위치 $x_{hc}(k)$ 및 수직방향의 위치 $y_{vc}(k)$ 와 이전 단계의 수평방향 위치 $x_{hc}(k-1)$ 및 수직방향의 위치 $y_{vc}(k-1)$ 에 근거하여 다음 단계의 차량 이동 위치는 $x_{hc}(k+1)$, $y_{vc}(k+1)$ 로 예측될 수 있다. Fig. 5에서 실선으로 표시된 것이 현재 검출된 대상 차량이 위치하는 영역이고, 점선으로 표시된 것은 다음 단계에서 검출 대상 차량이 존재할 것으로 예측되는 영역이다.

다음 단계에서의 차량의 위치를 예측하기 위해 칼만 필터를 설계하였다. 측후방 대상차량의 속도 변화가 시스템의 영상 수집 빈도와 샘플링 시간에 대하여 매우 일정하기 때문에, 측후방 대상 차량의 위치는 식(9)와 같이 정의할 수 있다.

$$d_k = d_{k-1} + (d_{k-1} - d_{k-2}) = 2d_{k-1} - d_{k-2} \quad (9)$$

식(9)의 정의를 기반으로 하는 칼만 필터 시스템 모델은 식(10)에 나타내었다.

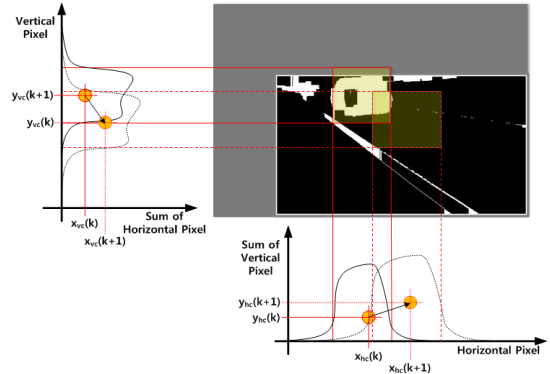


Fig. 5 Position estimation for vehicle tracking

$$x_k = Ax_{k-1} + w_{k-1}$$

$$x_k = \begin{bmatrix} d_k \\ d_{k-1} \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad w_k = \begin{bmatrix} w_k \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서 x_k 는 대상 차량과의 상대거리, w_k 는 시스템 노이즈, 그리고 A 는 시스템 행렬이다. 측정 모델은

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (11)$$

이며, 여기서 z_k 는 측정된 차량의 이동거리, v_k 는 측정 노이즈, 그리고 H 는 측정 행렬이며, 카메라 모델을 통해 영상좌표로부터 검출된 상대거리를 측정 모델에서는 변환하지 않으므로 H 는 단위행렬로 구성된다. 공분산과 칼만 필터 이득은 아래의 식(12)~식(14)와 같이 갱신된다.

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q \quad (12)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (13)$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (14)$$

5. 차량검출 및 추적 실험

본 연구에서는 측후방 차량의 검출과 지속적인 추적에 대한 실험을 위해 고속도로 주행 상황을 고려하였다. 측후방 차량 검출 시스템을 탑재한 시험 차량은 고속도로의 저속 주행 차선인 2차선으로 주행하였고, 1차선에서 주행 중인 차량을 검출 대상 차량으로 선정하였다. 측후방 차량 감지 실험의 주 목적은 근접 차량의 검출과 지속적인

추적이다. 다섯 가지 상황을 고려해 볼 수 있는데, 첫 번째는 측후방 차량이 시험 차량보다 빠른 속도로 접근하는 경우이다. 이러한 상황에서 상대 차량과의 상대 속도가 크게 차이가 날 경우에 빠른 차량 검출 및 추적 능력이 요구된다. 두 번째는 측후방 차량이 동일한 속도로 근접하여 주행하고 있는 상황이다. 이러한 상황에서 검출 시스템은 검출 대상 차량의 상대 위치와 상대 속도를 정확히 감지하여 지속적으로 대상 차량을 추적해야 한다. 세 번째는 상대 차량이 시험 차량보다 느린 속도로 주행하여 영상에 갑자기 크게 나타나는 상황이고, 네 번째는 차선을 변경하여 갑자기 차량이 나타난 상황, 그리고 다섯 번째는 차선을 변경하여 추적 대상 차량이 갑자기 사라진 경우이다. 이러한 경우에도 검출 알고리즘은 차량을 빠르게 찾고 추적하거나 사라진 차량에 대한 판단을 내릴 수 있어야 한다. 본 연구에서는 앞서 언급한 주행 상황을 모두 재현해 실험하지 못하였지만, 유사한 실제 주행 상황에서의 검출 및 추적 능력을 평가하였다.

6. 실험 결과 및 검토

비전 시스템은 초당 15 프레임의 영상을 취득한다. Fig. 6은 접근하는 차량의 감지 및 추적 실험 결과이다. 스크린에는 측후방 검출 대상 차량, 검출된 차량 위치에서의 사각박스, 검출된 차량의 상대 거리, 측후방 차량의 존재 알림, 그리고 사각지대 차량 검출 경보를 표시한다.

후방 차량이 상대 거리의 약 25m의 근방에서 검출되고, 그 때부터, 스크린에는 ‘Vehicle Detected’ 메시지, 목표 차량의 전면에 사각 박스 그리고 상대거리가 표시된다. 목표 차량 접근함에 따라, 사각박스의 사이즈는 검출된 목표 차량의 거리에 따라 조정되고, 측정된 상대 거리는 사각 박스 내에 표시된다. 접근 대상 차량이 운전자의 측후방 사각 지대에 존재할 때, ‘Blind Spot Vehicle Detected’ 알림이 화면에 표시된다.

Fig. 7부터 Fig. 10까지는 각각 네 가지 실험 결과를 나타낸다. 첫 번째 실험의 경우에, 후방 접근 차량이 검출되는 시점으로부터 비전 시스템의 시야에서 사라지는 시점까지의 시간이 가장 긴 실험이며, 각 실험에서 검출 시간은 점차로 짧아져, 네 번째 실험의 경우에는 가장 짧은 시간의 실험 결과를 제공한다.



Fig. 6 Detected vehicle on highway experiments

각 그림의 (a)는 원본 영상의 일부를 겹쳐서 차량의 궤적을 나타낸 것이고, (b)는 연속적인 차량의 검출을 나타내도록 결과 영상의 일부를 겹쳐서 나타낸 것이다. 각 그림의 (c)는 측정된 검출대상 차량과의 상대거리이다.

Fig. 6에 나타낸 것과 같이, 최종 검출 알고리즘이 처리된 영상에는 사각 박스 내부가 채워지지 않은 것으로 표현되는데, 본 논문에서는 차량 검출의 결과를 표현하기 위하여, 각 그림의 (b)에 나타낸 것과 같이 사각 박스 내부를 흰색으로 채워서 표현하였다.

Fig. 7(c)를 보면 차량은 약 25m의 상대거리에서부터 측정된다. 그러나 측후방 차량 검출 시스템에서는 상대거리 20m 이상의 거리에서 측정 데이터의 반복적인 흔들림을 나타내는 경향이 있는데, 이러한 현상은 검출 범위에 대비하여 비전 시스템의 초점거리가 짧아서 발생한다. 20m 내에서 측정 될 때 이러한 현상은 감소되고, 안정적으로 측후방 대상 차량이 검출된다.

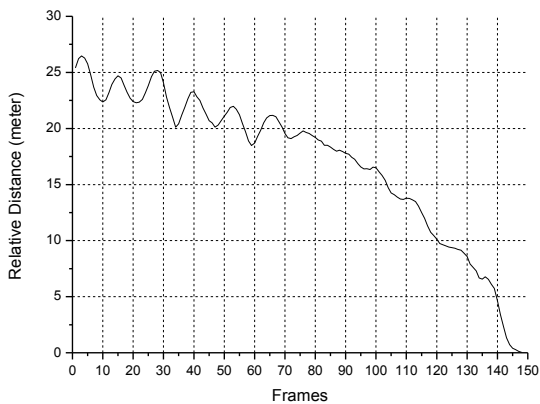
두 번째 실험의 결과인 측정된 상대거리는 Fig. 8(c)에 나타내었는데, 상대거리 20m이상에서, 검출된 측후방 차량이 점차로 접근하고 있음에도 불구하고, 측정된 상대거리는 감소하지 않는 경향이 있다. 본 연구에서 제안한 차량 감지 시스템은 20m이내의 거리를 안정적으로 감지 할 수 있음을 나타낸다. Fig. 8(c)의 약 75 프레임 부근에서, 측정된 데이터가 원만하지 못한 부분이 있는데, 이는 추적 시스템의 오류로 판단된다. 비전 시스템의 영상 획득 속도가 초당 15 프레임인데, 오류가 난 것으로 추정되는 프레임은 70 프레임에서 80 프레임 사이이므로, 약 1초 이내의 시간 동안 발생한



(a) Original image



(b) Detected vehicle



(c) Relative distance

Fig. 7 Experimental Results 1

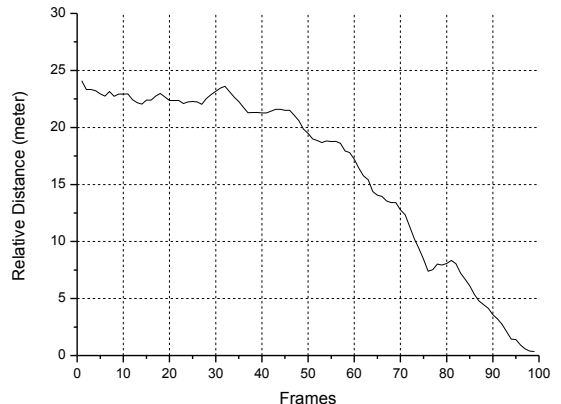
측정 오류이다. 차량동역학의 관점에서 볼 때, 일정한 상대속도로 주행 중인 두 차량에서 발생한 1 초 이내의 시간 동안의 차량간 상대거리 변화라고 보기 어렵다.



(a) Original image



(b) Detected vehicle



(c) Relative distance

Fig. 8 Experimental Results 2

세 번째 실험의 측후방에서 접근하는 차량은, 앞서 나타낸 두 경우의 차량보다 더 빠른 상대속도로 다가온다. 이전 실험 케이스 1 및 2와 달리, 측후방 대상 차량이 감지된 시점부터 사라지는 시



(a) Original image



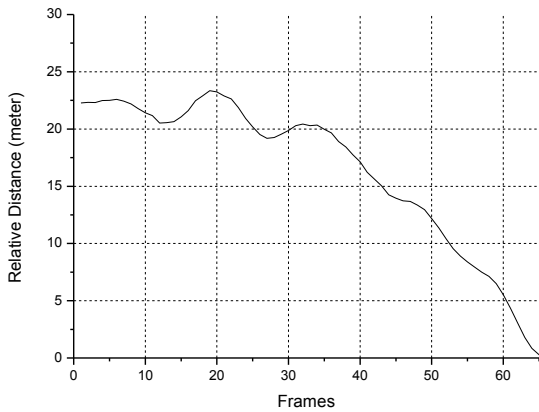
(a) Original image



(b) Detected vehicle

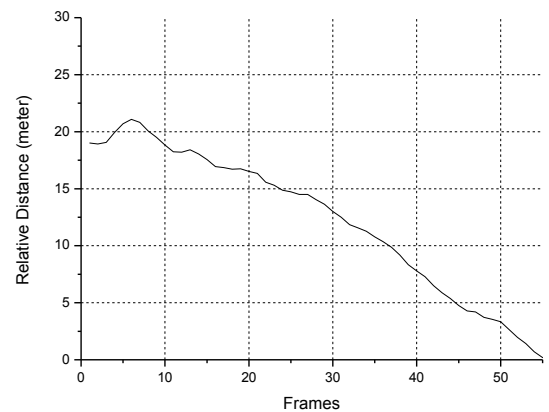


(b) Detected vehicle



(c) Relative distance

Fig. 9 Experimental Results 3



(c) Relative distance

Fig. 10 Experimental Results 4

점까지의 시간이 매우 짧다. 이러한 빠른 검출 및 추적을 필요로 하는 경우에도 상대거리 20m이내에서 측정된 상대거리는 매우 안정적이다. 위 세 가지의 실험을 통해 이 논문에서 제안하는 측후방

차량검출 시스템은 최대 20m의 상대거리 검출 능력을 가지는 것으로 정의할 수 있다.

네 번째 실험으로, 본 연구에서 제안한 측후방 차량 검출 시스템의 신속한 검출 능력을 평가할

수 있다. 세 번째 실험에 검출된 차량에 이어서 곧 네 번째 차량이 나타나는데, Fig. 9(a)에서 세 번째 차량 뒤로 희미하게 네 번째 차량이 존재하고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 9에 나타난 차량이 비전 시스템에서 사라진 후, 검출된 차량의 실험의 결과를 Fig. 10에 나타내었다. 세 번째 실험 차량이 시스템 장착 차량을 통과한 후, 빠르게 네 번째 실험 차량이 검출되었다. 본 논문에서 제안한 차량 감지 시스템은 연속적인 차량 감지 상황에서도 빠른 검출 능력을 보여준다.

7. 결론

본 연구에서는 측후방 접근 차량의 검출 및 추적 방법에 대하여 제안하였다. 차량 판별 알고리즘을 위한 간단한 영상처리 과정이 적용되었고, 대상 차량의 검출은 영상처리가 완료된 결과를 이용하여 투영된 데이터를 사용하였다. 투영데이터의 분포는 차량의 검출과 상대거리 측정에 사용되었고, 지속적인 차량 추적을 위해 칼만 필터를 설계하여 구성하였다. 본 연구의 결론과 향후 연구 내용은 다음과 같다.

1. 간단한 영상처리 알고리즘의 적용 후, 신호 기반의 검출 알고리즘으로 차량을 검출하였다.
2. 신호처리 기반의 추적 알고리즘을 칼만 필터에 적용하여 영상 기반의 추적 알고리즘보다 간단한 칼만 필터를 설계하였다.
3. 네 가지 경우의 실험을 통해 이 논문에서 제안하는 측후방 차량검출 시스템은 최대 20m의 상대거리 검출 능력을 가지는 것으로 정의할 수 있다.
4. 제안한 차량 감지 시스템은 연속적인 차량 감지 상황에서도 빠른 검출 능력을 보여준다.
5. 실험에 사용된 영상에서 측후방 차량의 검출과 추적에 대한 오인식율은 매우 낮았으나, 한정된 주행 환경에서의 실험환경이었으므로 오인식율을 수치화할 수 없었다. 추후 더 많은 주행 환경에서의 실험 영상을 확보하고 오인식율에 대한 수치적 정의를 내릴 것이다.

후 기

본 연구는 교육부와 한국연구재단의 지역혁신 인력양성 사업으로 수행된 연구결과임 (No.

2012025716).

참고문헌

1. Kyo, S., Koga, T., Sakurai, K., and Okazaki, S., "A Robust Vehicle Detecting and Tracking System for Wet Weather Conditions using the IMAP-VISION Image Processing Board," Proc. IEEE ITS, pp. 423-428, 1999.
2. Kim, H. J. and Kim, H. S., "Techniques for Detecting Side-Rear Vehicles," http://210.101.116.28/W_files/kiss61/1u400271_pv.pdf (Accessed 20 Feb. 2014)
3. Denasi, S. and Quaglia, G., "Obstacle Detection using a Deformable Model of Vehicle", Proc. of IEEE IV, pp. 145-150, 2001.
4. Kruger, W., Enkelmann, W., and Rössle, S., "Real-time Estimation and Tracking of Optical Flow Vectors for Obstacle Detection," Proc. of Intelligent Vehicles '95 Symposium, pp. 304-309, 1995.
5. Hu, Z. and Uchimura, K., "Tracking Cycle: A New Concept for Simultaneously Tracking of Multiple Moving Objects in a Typical Traffic Scene," Proc. of IEEE 2000 Intelligent Vehicles Symposium, pp. 233-239, 2000.
6. Smith, S. M. and Brady, J. M., "ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Shape Tracking," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 8, pp. 814-820, 1995.
7. Goerick, C., Noll, D., and Werner, M., "Artificial Neural Networks in Real-Time Car Detection and Tracking Applications," Pattern Recognition Letters, Vol. 17, No. 4, pp. 335-343, 1996.
8. Inagaki, K., Sato, S., and Umezaki, T., "A Recurrent Neural Network Approach to Rear Vehicle Detection Which Considered State Dependency," Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics, Vol. 1, No. 4, pp. 72-77, 2003.
9. Choi, Y. W., Kim, K. D., Choi, J. W., and Lee, S. G., "Laser Image SLAM based on Image Matching for Navigation of a Mobile Robot," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 30, No. 2, pp. 177-184, 2013.
10. Kim, K. K., Kang, S. S., Kim, J. B., Lee, J. Y., and et al., "Object Recognition Method for Industrial Intelligent Robot," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 30, No. 9, pp. 901-908, 2013.