

안전한 군용 중장비 수송을 위한 차선 및 차량 진행 방향 인식 시스템 개발 - 칼만 필터와 신경망을 기반으로

Development of Lane and Vehicle Headway Direction Recognition System for Military
Heavy Equipment's Safe Transport - Based on Kalman Filter and Neural Network

최영윤* **최광모**** **문호석***
Choi, Yeong-Yoon Choi, Kwang-Mo Moon, Ho-Seok

ABSTRACT

In military transportation, the use of wide trailer for transporting the large and heavy weight equipments such as tank, armoured vehicle, and mobile gunnery is quite common. So, the vulnerability of causing traffic accidents for these wide military trailer to bump or collide with another car in adjacent lane is very high due to its broad width in excess of its own lane's width. Also, the possibility of these strayed accidents can be increased especially by the careless driver. In this paper, the recognition system of lane and vehicle headway direction is developed to detect the possible collision and warn the driver to prevent the fatal accident. In the system development, Kalman filtering is used first to extract the border of driving lane from the video images supplied by the CCD camera attached to the vehicle and the driving lane detection is completed with regression analysis. Next, the vehicle headway direction is recognized by using neural network scheme with the extracted parameters of the detected driving lane feature. The practical experiments for the developed system are also carried out in the real traffic road of Seoul city area and the results show us the more than 90% accuracy in recognizing the driving lane and vehicle headway direction.

주요기술용어(주제어) : Kalman Filter(칼만 필터), Neural Network(신경망), Direction Recognition(방향 인식), Intelligent Safe Transport System(지능형 안전수송 시스템)

1. 머리말

경찰청 2005년 통계자료에 의하면 우리나라의 총

등록 차량 대수는 15,396,715대로 1998년 이후 매년 100만대 가량이 증가하고 있다^[1]. 교통사고 통계자료를 보면 2005년에 전체 교통사고 가운데 승용차가 63%, 화물차(승합차, 특수차 포함)가 27%의 비율을 차지하고 있다. 승용차의 사고가 화물차에 비하여 많으나, 사망사고의 비율에서는 승용차가 45%, 화물차가 37%를 차지하고 있다. 이것은 화물차의 전체 교통사고 비율은 적으나 교통사고가 발생되면 사망 사고율이 아주 높음을 말해준다.

† 2007년 7월 27일 접수~2007년 9월 5일 게재승인

* 육군사관학교(KMA)

** 국방부(Ministry of National Defence)

주저자 이메일 : ychoi@kma.ac.kr

본 논문은 육군사관학교 화랑대연구소의 2007년도 연구 활동비 지원을 받아 연구되었음.

도로 선형별 사고 발생 현황을 보면 직선에서 88.9%, 커브 곡각에서 8.6%의 사고가 발생하였다. 사고 발생확률이 적을 것 같은 직선에서 사고가 많은 이유는 운전자의 부주의와 졸음운전, 또는 좌우 차선의 차량이 끼어들기 등 때문이다. 사고 발생을 줄이고 안전 운행을 위해서는 운전자의 주의 운전뿐만 아니라 차량 자체의 지능형 안전시스템을 통해 차선을 인식하고 이탈 시에 운전자에게 경보해 줄 필요가 있다. 특히 화물차와 같은 대형 차량의 안전시스템은 많은 사망사고를 예방할 수 있다는 차원에서 보다 의미가 있을 것이다.

군은 평시에는 군전용 도로가 없기 때문에 훈련 및 기타 목적을 위한 기동장비 원거리 이동시(전차, 자주포, 장갑차) 교통사고, 도로파손, 통행 제한 등을 최소화하기 위하여 그림 1과 같이 중장비 수송용 트레일러에 적재하여 수송하고 있다.



[그림 1] 중장비 수송용 트레일러

중장비 수송용 트레일러를 통해 안전한 장비의 수송은 보장되었지만, 중장비의 폭은 도로 폭을 초과하기 때문에 운전부주의로 인한 안전사고는 매우 위험한 요인으로 작용할 수 있게 된다^[2].

대형 차량의 안전운행을 보장하기 위한 능동 시스템에는 차선과 장애물의 종류와 상황에 따라 이들을 탐지하기 위한 센서와 탐지 방법이 필요하다. 현재 차선 및 전방 그리고 주변 차량을 탐지하는데 주로 사용되는 대표적인 센서는 능동 센서인 초음파 센서, 레이저 레이더, 밀리파 레이더(MWR : Millimeter Wave Radar)가 있고 수동 센서인 영상 센서가 있다

^[3~5]. 이들의 특징과 적용되는 기술은 다양한데, 본 논문에서는 군 장비라는 특수성, 단순성, 비용적인 문제를 고려하여 영상 센서만을 이용하였다.

영상 센서는 주로 차선, 표지, 도로상의 물체 등 도로 환경을 시각적으로 탐지하는데 사용되며, 측방 감시 시스템, 추돌 경보 및 회피 시스템, 차선이탈 경보 시스템, 자율 주행 시스템, 코너 진입 자동 탐지 기능 등에 다양하게 활용되고 있다^[6].

차선 인식에 관한 논문은 기하학적인 변환과 모폴로지를 이용하는 방법^[7], 허프 변환을 이용하는 방법^[8], 히스토그램을 이용하는 방법^[9], 스네이크를 이용하는 방법^[10], 윤곽선 연결정보를 이용한 방법^[11] 등이 있다. 이러한 방법들은 기상 변화나 빛의 명암, 도로 환경 변화에 잘 적응되나 복잡하며, 처리 시간이 길어 실시간으로 구현하기에는 고가의 하드웨어가 필요하다. 또한 도로 상에 차량들이 있고, 차량에 의해 차선이 가려지는 경우에 문제점들을 가지고 있다.

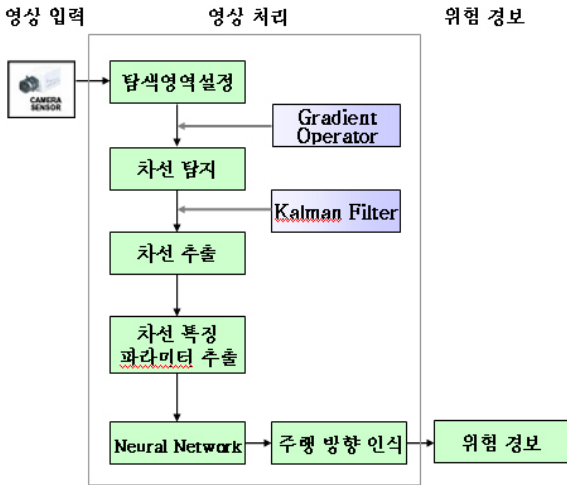
본 논문에서는 일반 차량들과 같이 도로를 주행하는 군 수송용 트레일러의 안전한 수송을 위해 차량 전방의 차선과 진행 방향을 인식하여 트레일러 운전자에게 차선 이탈을 경보해 주는 시스템을 구축하려고 한다. 또한 효율적인 차선 검색을 위해 도로의 부분 영역만을 검색하여 처리 속도를 빠르게 하였으며 끊어지거나, 오염 또는 훼손된 차선의 위치를 칼만 필터(Kalman Filter)로 예측하여 정확한 차선 경계 위치를 탐지하도록 하였다. 차선 경계 위치 정보에서 차선을 추출하고 주행 방향 인식에 필요한 파라미터를 추출한다. 추출된 파라미터를 가지고 신경망(Neural Network)을 이용해 주행 방향을 판단한다.

본 논문은 2장에서 제안하는 시스템의 전반적인 구성에 대해서, 3장에서는 차선 인식 알고리즘을 4장에서는 차량 진행 방향 인식 알고리즘을 5장에서는 실험 결과를 6장에서는 결론을 다룬다.

2. 시스템 개요

차선 및 주행 방향 인식 시스템의 전체 구성은 그림 2와 같이 크게 카메라 입력 부분과 영상처리 부분 및 위험 경보 부분으로 구성되어 있다.

차량 전면에 장착된 CCD 카메라로부터 도로 영상을 입력받아 Gradient 연산자를 통해 차선을 탐지하고, 칼만 필터를 이용해 차선을 추출하며 신경망을 통해 주행 방향을 인식한다. 인식된 주행 방향에 따라 굴곡 및 차선 이탈에 대해 운전자에게 경보로 위험을 알린다.



[그림 2] 제안하는 시스템 개요

3. 차선 인식 알고리즘

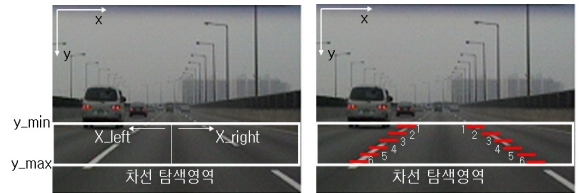
차선 인식은 주행 방향을 인식하기 위한 선행 단계이다. 먼저 차선 검색 영역을 설정 후 차선 추출 식별자를 이용하여 주행 차선의 좌·우측 차선을 추출한다. 칼만 필터를 이용하여 정확한 차선을 추출하며, 차선의 연장선상에서 허프(Hough) 변환과 통계적 모형을 이용하여 증거리 차선도 추출한다. 또한 주행 차선의 원거리 영역의 소실점을 구하여 주행 방향을 결정에 필요한 정보를 제공한다.

가. 차선 검색 영역 설정

도로의 주행 차선은 연속적인 차선을 갖는 경우와 한쪽만 연속적인 차선을 갖는 경우, 양쪽 모두 불연속 차선을 갖는 경우가 있다. 이와 같이 모든 경우의 차선을 실시간으로 정확히 추출하기 위해서 차선의 추출 영역을 선정한다. 차선 검색 영역을 결정하는

것에 있어서 너무 가까운 영역을 검색하게 되면 차선은 정확히 추출되지만 곡률 반경이 작은 주행로에서는 차선 추출 영역 전방 지역을 직선으로 근사하기에는 무리가 있게 된다. 반대로 너무 먼 영역을 검색하게 되면 원활한 주행 차선의 방향을 확인할 수 있지만 원거리 일수록 명암의 차이가 거리에 따라 크게 차이가 나기 때문에 차선이 불명확하게 되어 차선 추출이 어렵게 된다.

위와 같은 요소를 고려하여 차선 검색 영역을 그림 3의 왼쪽 그림과 같이 설정하고 처리 속도를 빠르게 하기 위해 그림 3의 오른쪽 그림과 같이 화면 좌표상의 y 좌표 방향으로 차선의 좌, 우 6점만을 사용한다. 이 지점은 실험을 통하여 적절한 위치를 선정하였다.



[그림 3] 차선 탐색영역 및 6가지점 선정

나. 차선 경계 추출 연산자

본 논문에서는 차량이 주행하는 주행로의 차선을 올바르게 인식하기 위해 Sobel 연산자의 수직 윤곽선 추출 마스크만을 사용하여 윤곽선 추출 시간을 단축한다^[12]. 영상내의 x 축과 y 축 좌표가 각각 i, j 인 화소의 gray-level 값을 $f(i, j)$ 로 정의할 때, 3×3 크기를 갖는 Gradient 연산자는 식 (1)과 같다.

$$\Delta_x f(i, j) = [f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1)] - [f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1)] \quad (1)$$

$\Delta_x f(i, j)$ 는 화소(i, j)을 기준으로 x 축 방향으로 화소 값 변화량을 의미한다. 이 변화량이 임계값보다 클 경우에는 해당 위치를 잠정적인 차선으로 식별한다. 매번 입력되는 영상마다 빛 변화가 다양한 도로 상황에서는 고정된 임계값 사용은 정보의 손실을 초래한다. 따라서 입력 영상에 대하여 빛 변화에 따라 부분적으로 다른 임계값을 적용하는 방법을 사용하

였다.

차선의 윤곽선이 연속적으로 발생한 경우에는 문제가 없으나 불연속적으로 발생한 경우 Gradient 연산자를 이용하여 차선의 윤곽선을 개략적으로 추출한 후 다음과 같은 절차에 의해 좌·우 모든 차선의 윤곽선을 추출하게 된다.

1×3 [pixel] 크기를 가지는 sub-window를 각각의 차선 추출 영역에 2개씩(RPixel, LPixel) 총 24개를 설정한다. 좌측 차선의 윤곽선을 추출하는 절차는 다음과 같다.

다른 한쪽의 윤곽선을 인식하는 것은 아래 설명한 방법을 유사하게 적용하면 된다.

Step1. 첫 번째 탐색 영역 내 Gradient 연산자를 이용하여 좌측으로 이동한다.

Step2. 추출 영역의 sub-window가 다음 임계값을 만족하면 해당 지점을 윤곽선 검출 지역으로 인식하고 그렇지 못하면 주행차선 폭의 크기만큼 초기 주행선이라 잠정 결정하고 다음단계로 이동한다.

Step3. 탐색을 y방향으로 두 번째 탐색 영역으로 이동하여 Step1으로 이동하여 반복 수행한다.

이와 같은 절차에 의해 그림 4의 (a)와 같이 차선의 경계 추출하여 인식하였다. 불연속 구간에서도 어느 정도 인식이 가능하였으나 차선의 오염 및 훼손, 차량의 진동, 그림 4 (b)의 노면 교통 표식 등에 의해서 오차를 많이 발생하여 정확한 차선 추출 및 인식을 어렵게 하였다.



(a) 불연속 차선 추출 (b) 잘못된 차선 추출

[그림 4] 차선 추출 결과

다. 칼만 필터를 이용한 차선 경계 인식

이와 같이 Gradient 연산자를 이용하여 차선 추출시 오류를 발생할 수 있기 때문에 이를 보정하는 절차가 필요하다. 본 논문에서는 실시간으로 잡음 운동

방정식을 가진 시간에 따른 방향을 추적하는 효율적인 재귀 계산법인 칼만 필터를 사용하였다. 칼만 필터는 하나의 시스템이 시간에 따른 변화를 적절하게 예측할 수 있도록 잡음으로부터 신호를 찾아내기 위해 사용되었다.

이미 차선의 위치를 추출하여 결정되어진 이전 시점(k-1)과 현 시점(k)으로부터 다음 시점(k+1)에서 입력되는 영상에서 적절한 차선 경계 위치 예측이 가능하다. 즉 이미 결정되어진 이전 시점(k-1)의 차선 경계 위치 정보까지 포함시켜 근사화하면 다음 시점(k+1)의 입력 영상이 불명확할 때도 안정적으로 차선 경계 위치를 추출할 수 있다^[13]. 각 단계는 다음과 같다.

Step1. 위치 예측 단계

먼저, 예측 단계에서 (k-1)시점의 실제 측정을 기반으로 현 시점(k)의 상태 예측을 x_k^- 이라 할 때, 상태 벡터는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{x}_k^- = F\hat{x}_{k-1}^+ + w_{k-1} \tag{2}$$

F는 변환계수이고, w_{k-1} 는 시스템의 백색 잡음으로 가우시안 잡음을 의미하며 분산을 Q_{k-1} 라 한다.

(-)는 아직 측정을 통한 수정 단계가 이루어지지 않았음을 나타낸다. 상태 추정 오차의 공분산을 수식으로 표현하면 식 (3)과 (4)와 같다.

$$P_k^- = E[(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1})^2] \tag{3}$$

$$P_k^- = P_{k-1}^+ + Q_{k-1} \tag{4}$$

Step 2. 측정 단계

측정 단계에서 측정 벡터 y_k 는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있으며, v_{k-1} 은 측정 오차이며 예측단계의 w_{k-1} 와 비상관되어 있다고 가정한다. 평균이 0인 가우시안 잡음이며 분산을 R_{k-1} 이라 한다.

$$y_k^- = Hx_{k-1} + v_{k-1} \tag{5}$$

H는 상태 벡터와 측정 벡터사이의 관계를 나타내

는 관측값이다.

Step 3. 수정 단계

예측된 값에 관측편차를 더하여 상태벡터를 보정하기 위해 상태 벡터와 상태 추정 오차를 식 (6), 식 (7)과 같이 새로운 값으로 수정한다.

$$x_k^+ = x_k^- + G_k(y_k - Hx_k^-) \quad (6)$$

$$P_k^+ = P_k^- - G_k H P_k^- \quad (7)$$

$$G_k = P_k^- H [H^2 P_k^- + R_k]^{-1} \quad (8)$$

식 (8)은 측정값과 추정치 사이에 적절한 가중치를 주어 상태 벡터를 조절하는 칼만 이득 G_k 이다.

식 (9)에서 보정된 상태 벡터에 대한 다음 시점의 상태 예측은 다음과 같다.

$$x_{k+1}^- = F x_k^+ + w_k \quad (9)$$

칼만 필터는 측정오차의 공분산과 초기값, 이에 관한 오차 추정치를 포함하는 초기정보인 x_0^- 와 초기 공분산 P_0^- 에 의해 만들어지고, 칼만 이득을 계산하는데 사용된다. 따라서 초기값에 의해 칼만 이득의 측정값이 보정되고, 반복 수행 때마다 관측 편차에

대하여 칼만 이득이 조정되므로 다음 상태를 예측할 때 정확성이 향상된다.

그림 5는 각각의 잡음환경 속에서도 차선 경계 추출이 비교적 용이하다는 것을 보여준 예이다. 그림 5 (a)는 불연속 차선을 주행할 때, (b)는 도로 표식 위를 주행할 때, (c)는 터널을 통과할 때, (d)는 옆 차량 또는 그림자가 통과할 때 차선 경계 추출 결과를 보여준다. 그림 4에서의 오류를 정정하였음을 알 수 있다.

라. 차선 인식

칼만 필터를 이용하여 차선 경계 위치가 결정되면 현재 차량이 주행하고 있는 차선을 검출해야 한다. 따라서 차선 경계로 검출된 점들을 바탕으로 그 점이 차선을 검출한 것인지 아닌지를 판별하는 차선 검출 과정을 거쳐야 하므로 본 논문에서는 차선을 인식하기 위해 단순 회귀 분석 방법 중 최소제곱 방법을 사용하였다. 즉, 경계로 검출된 점들 사이를 지나는 직선을 구하여 차선으로 사용하였다. 이 방법은 일반적인 선형 회귀분석 방법이므로 본 논문에서는 상세하게 다루지 않았다.

4. 주행 방향 인식 알고리즘

차선 이탈을 경보해 주는 지능형 시스템을 구축하기 위해서는 차선 인식 뿐만 아니라 주행 방향을 인식할 수 있어야 한다. 즉 주행 방향이 직진 인지 회전 구간 인지를 인식해야 한다. 이를 위해서 먼저 주행하는 차선의 회전 특성과 관련된 특징 파라미터를 추출해야 한다. 이를 위해서 대표적인 영상을 샘플링하고 여기서 도출된 특징 파라미터와 실제 차선 패턴 사이의 상관성을 통계적으로 분석한다. 이 후에 특징 파라미터를 입력층으로 하고 차선의 회전 특성을 출력층으로 하는 신경망을 구축하여 차선의 회전 패턴을 추정하고자 한다.

가. 차선의 특징 파라미터 정의

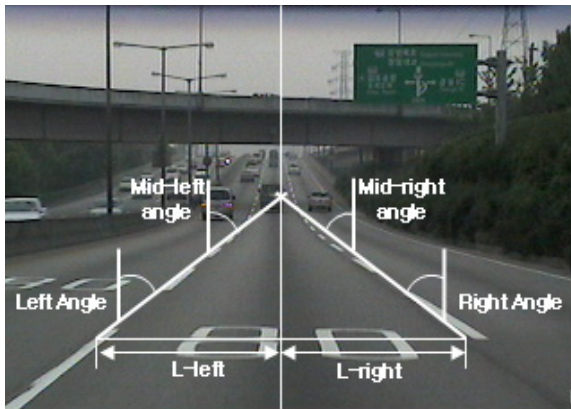
자차로부터 근·중거리에 있는 차선의 특징을 추출하여 이를 학습된 신경망에 입력시키고 그 출력으로



[그림 5] 잡음에 대한 차선 추출 결과

부터 주행방향을 인식하고자 한다. 일반적인 도로의 경우 최소 곡률 반경이 460m 이다^[3]. 이때 실거리 15m 정도는 직선으로 근사하여도 무방하기 때문에 실거리가 약 15m 이내를 근거리라 하고, 중거리는 15~30m의 구간으로 하였다. 그림 6은 근·중거리 차선의 특징 파라미터를 정의하고 나타낸 것이다^[14].

근거리 차선의 좌·우 위치를 (L-left, L-right)로 좌·우 기울기를 (Left angle, Right angle)로 중거리 차선의 좌·우 위치를 (Mid-left angle, Mid-right angle) 각각 정의한다. 여기서 좌·우 차선의 기울기가 차선의 굴곡과 상관관계를 가진다는 것을 예상할 수 있다.



[그림 6] 차선 특징 파라미터 정의

예를 들어 직진 차선의 경우에는 좌·우 차선의 기울기가 동일하며, 좌회전 또는 우회전의 경우에는 각각 좌측 또는 우측의 차선 기울기가 작게 나타날 것이다. 그러나 이것은 차량이 차선의 중앙에 위치할 경우이며, 어느 한쪽으로 치우쳐 주행하는 경우 기울기가 상이할 것이다. 결국 좌·우 차선의 기울기에는 차선의 굴곡뿐만 아니라 차량의 차선 내 위치가 모두 영향을 미치게 되어 차선의 기울기만을 가지고 차선의 굴곡 정보를 올바르게 알아낼 수 없다. 따라서 차량의 차선 내 위치에 따른 좌우 차선의 기울기 변화를 보상하기 위해 좌우 차선의 위치 정보(L-left, L-right)를 함께 사용하였다. 또한 근거리 차선 기울기(Left angle, Right angle)만을 가지고 차선의 굴곡 변화를 찾아내기 어려워 중거리 영역의 차선 기울기

(Mid-left angle, Mid-right angle) 정보를 주로 사용하였다. 중거리 영역 정보는 근거리 정보에 비해 화면내의 정보량이 적은 반면 차선의 굴곡 변화에는 보다 민감하다는 특징을 이용한 것이다(실험결과 부분 참조).

나. 특징 파라미터와 차선 굴곡과의 상관성 평가

신경망에 입력되는 차선 특징 파라미터를 추출하기 위해 직진, 좌회전, 우회전으로 구분하여 각각의 영상 정보를 사용하였다. 직진 구간 878 프레임, 좌회전 구간 440 프레임, 우회전 구간 316 프레임에서 차선의 좌우 위치와 중거리 차선의 좌우 기울기 값을 구하였다. 기울기는 구간 [0,1]사이로 정규화 하였으며, 차선의 좌우 위치는 화소 위치로 나타내었다.

다. 신경망 구성 및 학습

본 논문에서 이용한 신경망은 입력층과 1개의 은닉층, 출력층으로 구성하였다. 입력층에 입력노드 수는 앞에서 추출된 6개의 특징 파라미터가 되고 출력층의 출력노드 수는 3개로 차선의 굴곡을 간단히 좌회전, 직진, 우회전 구분하여 표현하였다. 학습에는 역전파 알고리즘을 이용하였다^[14].

5. 실험 결과

실험에 사용된 영상은 분당-수서 고속화도로 구간 중 단천 IC.~ 수서 IC. 구간을 주간 소형 CCD 카메라를 장착한 차량이 주행하면서 얻은 영상 데이터이다. 주행 차량의 전방 영상을 소형 CCD 카메라를 통해 입력 받은 후 저장하기 위해 캠코더와 이로부터 받은 저장 영상을 처리하기 위해 컴퓨터에 마이크로 로봇(Microbot)사의 영상처리보드를 장착하여 실험하였다. 소형 CCD 카메라는 VQ29B-B36 모델의 CCD 카메라이며, 초점거리는 3.6mm 이다.

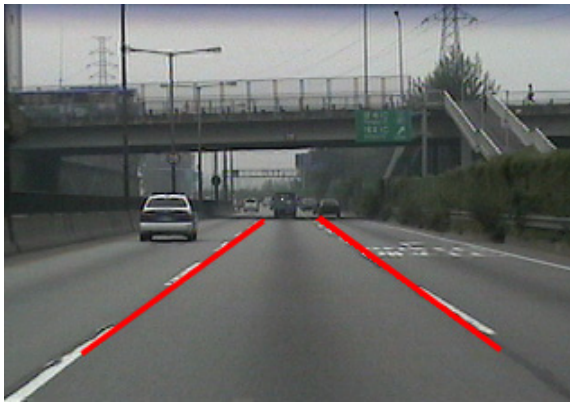
가. 차선 인식 결과

4장에서 차선의 경계 영역을 칼만 필터를 이용하여 올바르게 검출함을 그림 5를 통해서 알 수 있었다. 이렇게 검출된 경계 영역에서 실제 차선은 직선의 형

태를 가진다. 각 점 n 개의 좌표값(x_i, y_i)로부터 식 (10)과 같은 통계 식으로 정의할 수 있다. 이 식은 최소자승법(Least Square Fitting)을 이용하여 관측된 값을 통과하는 직선을 구하는 회귀분석이다^[15].

$$y_i = \alpha + \beta x_i + e_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

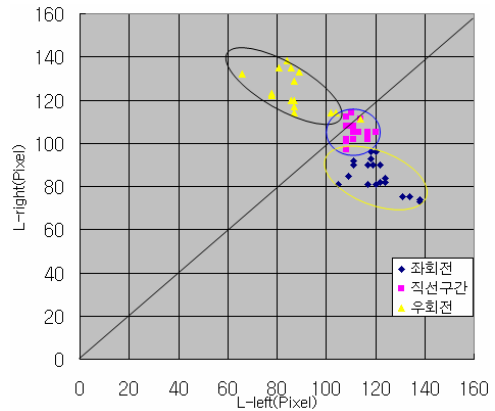
회귀분석으로 좌측, 우측 차선에 해당하는 2개의 직선 회귀식을 그림 7과 같이 구할 수 있다.



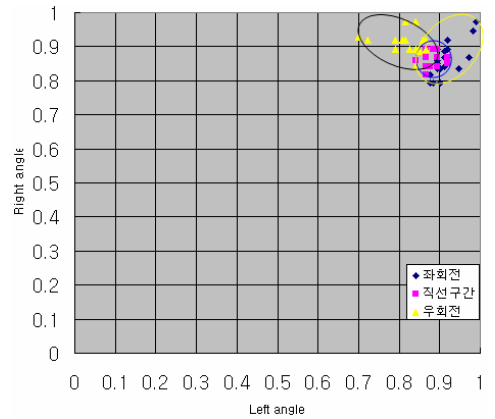
[그림 7] 차선 인식 결과

나. 특징 파라미터와 차선 굴곡과의 상관성 평가

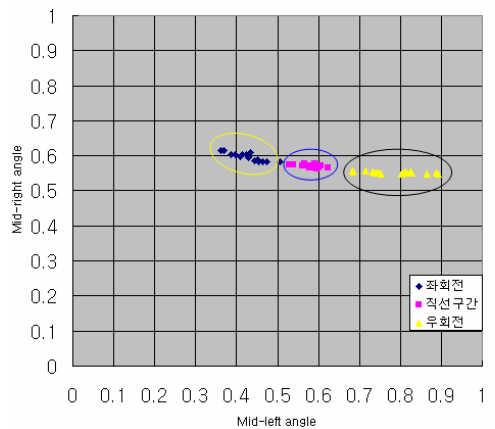
직진 구간 878 프레임, 좌회전 구간 440 프레임, 우회전 구간 316 프레임에서 차선의 좌우 위치와 중거리 차선의 좌우 기울기 값을 구하였다. 기울기는 구간 [0,1]사이로 정규화 하였으며, 차선의 좌우 위치는 화소로 나타내었다. 각각의 구간에서 30개의 대표적인 파라미터를 샘플링 하여 근거리 좌우 위치 L-left와 L-right, 중거리 차선 좌우 기울기 Left angle과 Right angle, 중거리 차선 좌우 기울기 Mid-left angle과 Mid-right angle과의 상관관계는 그림 8과 같았다. 이 결과에서 근거리 차선 좌우 위치(a)와 중거리 차선 좌우 기울기(c)가 근거리 차선 좌우 기울기(b)보다 차선의 굴곡과 상관관계가 있다는 것을 표 1를 통해서 알 수 있으며 이는 앞에서 정의한 파라미터의 유효성을 나타낸다.



(a) 근거리 차선 좌우 위치 상관관계



(b) 근거리 차선 좌우 기울기 값 상관관계



(c) 중거리 차선 좌우 기울기 값 상관관계

[그림 8] 구간별 차선 파라미터 상관관계

[표 1] 그림 8에 대한 상관계수

구 분	상관계수
근거리 차선 좌우 위치	0.874
근거리 차선 좌우 기울기	0.231
중거리 차선 좌우 기울기	0.941

다. 차선 인식 결과

차선에서 특징 파라미터를 추출 후 그 결과를 가지고 차선 굴곡에 따른 인식률을 살펴보았다.

[표 2] 신경회로망을 이용한 도로구간별 인식 결과

결과 도로	좌회전 인식		직진 인식		우회전 인식		총 프레임
	프레임	인식률	프레임	인식률	프레임	인식률	
좌회전	800	96.9%	26	3.1%	0	0%	826
직진	129	4.4%	2786	94.7%	26	0.9%	2941
우회전	4	0.7%	28	3.0%	822	96.3%	854

표 2는 실험구간 주행영상 총 4,612 프레임 중 각각 회전구간 별로 인식률이다. 신경회로망을 이용하여 차선의 경향을 이용하여 실험을 실시한 결과 각각 구간별로 인식률은 약 95%의 인식률을 나타내고 있다. 여기서 주목할 만한 사실은 우회전을 좌회전으로 좌회전을 우회전으로 인식하는 등의 심각한 오류는 발생하지 않았다는 점이다.

6. 결론

본 논문에서는 전차, 장갑차 등 도로 폭을 초과하는 군용 중장비를 수송하는 트레일러의 안전한 운행을 위해, 칼만 필터와 신경망 알고리즘을 이용하여 차선과 차량 진행 방향을 인식하는 시스템을 구현하였다. 도로 폭을 초과하여 주행하는 광폭 차량은 주변 주행 차량에게도 매우 위험한 존재이다. 안전운행을 위해 트레일러 운전자에게 차선 이탈과 진행 방향을 사전 경고하여 줌으로 운전자 부주의와 전방 주시

태만에 의한 사고를 사전에 예방할 수 있게 된다.

실험결과 제안하는 시스템이 차선의 훼손이나 다른 도로 표시, 자동차 그림자 등의 방해에도 올바르게 차선을 인식하였으며, 도로의 직진 및 회전구간의 특징을 추출하여 이를 신경망으로 학습시킴으로써 도로 인식은 90%이상 정확도를 유지하여 좋은 성능을 보였다.

Reference

[1] 경찰청 : <http://npa.korea.kr>
 [2] 건설교통부, “도로의 구조·시설 기준에 관한 규칙”, p. 10, 1999.
 [3] Araki H., Yamada K. and Hiroshima Y., “Development of rear-end collision avoidance system”, Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 224~229, 1996.
 [4] Russel, M. E., Crain, A., Curran, A., Campbell, R. A., Drubin C. A. and Miccioli, W. F., “Millimeter wave radar sensor for automotive intelligent cruise control(ICC)”, IEEE-MIT-S, Denver, CO, USA, pp. 1257~1260, 1997.
 [5] 이형석, “레이저와 컴퓨터 비전을 이용한 Stop & Go 시스템”, 고려대학교 석사 학위 논문, 2004.
 [6] 이광순, “버스 승객의 안전한 하차를 위한 컴퓨터 비전 기반의 차량탐지 시스템 개발”, 고려대학교 석사 학위 논문, 2005.
 [7] Broggi, A., “Robust real-time lane and road detection in critical shadow conditions”, In Proceedings IEEE International Symposium on Computer Vision, pp. 19~21, 1995.
 [8] 권화중, 이준호, “Hough 변환과 2차 곡선 근사화에 기반한 효율적인 차선 인식 알고리즘”, 한국정보처리학회 논문지, 제6권, 제12호, pp. 3710~3717, 1999.
 [9] Gonzalez, J. P. and Ozgumer, U., “Lane Detection Using Histogram-Based Segmentation and Detection Trees”, IEEE

- Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings Dearborn, pp. 346~351, 2000.
- [10] 이용주, “그룹화 블록 스네이크 알고리즘을 이용한 차선추출”, 멀티미디어학회논문지, 제3권, 제5호, pp. 445~453, 2000.
- [11] Wong, S. M. and Xie, M., “Lane Geometry Detection for the Guidance of Smart Vehicle”, Proceedings of the IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation System, Tokyo, Japan, pp. 925~928, 1995.
- [12] 성민철, 이상화, 조남익, “체인코드를 이용한 새로운 에지 방향 결정 기법”, 한국군사과학기술학회 논문지, 제10권, 제1호, pp. 101~106, 2007.
- [13] Welch, G., Bishop, G., “An Introduction to the Kalman Filter”, UNC-Chapel Hill, 2004.
- [14] 박종웅, 장경영, 이준웅, “차선의 회전 방향 인식을 위한 신경회로망 응용 화상처리”, 한국자동차공학회논문집, 제7권, 제5호, pp. 178~185, 2003.
- [15] Moon, H. S., You, T. W., Yoo, H. W., Sohn, M. H. and Jang, D. S., “A recovery system of broken relics using least squares fitting and vector similarity techniques”, Expert Systems and Applications, Vol. 28, pp. 469~481, 2005.