직선회귀모형을 이용한 차선 검출 알고리즘

강민석
호서대학교 대학원 메카트로닉스 공학과

Lane Detection Algorism Using Linear Regression Analysis

Min-seok Kang
Dept of Mechatronics, Hoseo University

Abstract - 이 논문은 차선의 경계가 있는 도로에서 촬영된 흑백영상에서 차선에 관한 정보를 찾아 검출하는 알고리즘을 제안한다. 영상을 블록 단위로 나누고 직선회귀모형(Linear Regression Analysis)을 사용하여 블록내의 기울기와 y절편(y-intercept)을 구한다. 블록의 회귀직선의 기울기에 따라 다음 검출위치를 결정하는 방법을 사용하여 시간적인 부분과 검출의 정확도를 높이고자 하였다.

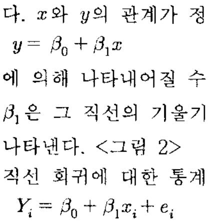
1. 서 론

운전 보조 시스템에 관한 관심이 집중되면서 이를 구현하기 위해 필요한 절차가 차선을 인식하는 것이다. 차선을 인식함으로써 탑승자의 안전에 도움을 줄 수 있다. 직선차선검출은 호프 변환을 많이 사용한다. 호프변환은 2차원 영상 좌표에서 직선의 방정식을 파라미터 공간으로 변환하여 직선을 찾는 알고리즘이다. 호프 변환은 파라미터 공간에서 사용할 축적 배열의 크기가 크면 미세한 실수 값의 변화를 감지 할 수 있지만 프로그램의 연산시간이 많이 걸리게 된다. 배열의 크기를 작게 잡으면, 프로그램 수행시간은 빨라지지만 정확도가 떨어지게 된다. 본 논문에서는 호프변환 대신 직선 회귀모형을 사용하여 직선을 검출하고, 검출의 신뢰성과 시간 단축을 위하여 블록을 나누어서 검출하는 방법을 사용하였다.

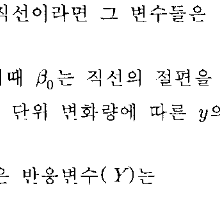
2. 본 론

2.1 직선 회귀 모형

선형회귀분석은 두 변수 x와 y의 관계를 연구하고 x로부터 y를 예측하기 위해 사용한다. 변수 x는 실험자에 의해 정해지는 독립변수로 간주하고, 변수 y는 x에 종속되고, 설명할 수 없는 변동 오차에 종속된다. <그림 1> 독립변수x 혹은 입력변수x에 따른 종속변수y 혹은 반응변수y의 관계를 그린 산점도이다



<그림 1> 산점도 모형



<그림 2>y=b0+b1X를 나타낸 직선

이 산점도는 x와 y의 관계가 근사적으로 직선이라는 것을 나타낸다. x와 y의 관계가 정확하게 직선이라면 그 변수들은

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (1)$$

에 의해 나타내어질 수 있다. 이때 β_0는 직선의 절편을 나타내고 β_1은 그 직선의 기울기, 즉 x의 단위 변화량에 따른 y의 변화량을 나타낸다. <그림 2>

직선 회귀에 대한 통계적 모형은 반응변수(Y)는

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i \quad (2)$$

$i = 1, \cdots, n$. 해 설명변수 (x)와 관련되어지는 확률변수라고 가정한다. 이때,

(a) Y_i는 설명변수 x가 x_i일 때의 반응치 이다.

(b) $e_1, \cdots, e_n$은 실제 직선관계에 부과되는 알 수 없는 오차요소들이다. 이것들은 평균이 0이고, 표준편차가 σ인 정규분포를 따르는 확률변수이다.

(c) β_0와 β_1는 미지의 계수이다.

따라서, 설명변수의 값 x_i에 대응되는 관측치 Y_i는 평균

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (3)$$

이고 표준편차σ를 가지는 정규분포를 따른다. 즉, 직선에서 실제 값을 관찰한다는 것은 (3)에 확률오차 e_i를 더한 값을 관측하는 것이다.

회귀모수 β_0와 β_1의 추정문제는 산점도에 직선을 적합시킴으로써 구할 수 있다. 산점도를 보면서 선을 그을 수 있으나, 이것은 주관적인 판단이다. 최소제곱법은 직선을 적합시키기 위한 객관적이고 효율적인 방법이다. 임의의 직선

$$y = b_0 + b_1 x_i \quad (4)$$

가 <그림 2> 처럼 산점도에 그려진다고 가정하자. 독립변수 x_i에거 관측된 값이 y_i인 반면에 이 직선에 의해 예측되는 값은 $b_0 + b_1 x_i$이다.

관측치와 예측치의 차이는 그 선으로부터 점의 수직거리인

$$(y_i - b_0 - b_1 x_i) = d_i \quad (5)$$

이다. 모든 점에서 이런 차이를 구하면, 임의의 직선(4)로부터 관찰된 점의 차이를 전부 포함한 크기로써

$$D = \sum_1^n d_i^2 = \sum_1^n (y_i - b_0 - b_1 x_i)^2 \quad (6)$$

D의 크기는 직선을 결정하는 b_0와 b_1에 결정된다. 가장 적합한 것은 D의 값이 가장 작은 것이다. 이것이 바로 최소제곱법의 원리이다.

직선모형에 대해, 최소제곱원리는 (6)을 최소화 시키는 b_0와 b_1을 결정한다. 이렇게 결정되어지는 b_0와 b_1은 $\hat{\beta}_0$와 $\hat{\beta}_1$의 최소제곱 추정량으로 부르고, 최량적합 직선은 방정식

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \quad (7)$$

로 주어진다. 최소제곱추정량에 대한 공식을 나타내기 위한 기본적인 기호 아래와 같다.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum x \quad (8)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum y \quad (9)$$

$$S_{xx} = \sum (x - \bar{x})^2 = \sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n} \quad (10)$$

$$S_{xy} = (\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y}) = \sum xy - \frac{(\sum x)(\sum y)}{n} \quad (11)$$

$\bar{x}$와 $\bar{y}$는 x와 y의 표준평균이다. S_{xx}와 S_{yy}는 평균제곱편차의 합이고, S_{xy}는 교차제곱편차의 합이다.

β_0의 최소제곱추정량은

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \quad (12)$$

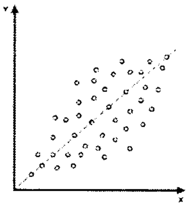
이다. β_1의 최소제곱추정량은

$$\hat{\beta}_1 = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (13)$$

추정량 $\hat{\beta}_0$와 $\hat{\beta}_1$은 적합한 직선을 찾는데 사용되어진다. 적합한(추정된) 회귀직선은

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \quad (14)$$

적합된(추정된) 회귀직선의 식에 따라 <그림1>의 회귀직선을 그리면 <그림3>이 된다.



<그림 3> 산점도에 추정된 회귀직선모형

2.2 영상에서 직선 회귀 모형 적용

<그림4>(a)와 같이 영상을 가로축을 x축으로 놓고 세로축을 y축으로 놓았다.
독립변수 x를 검출된 샘플의 x축 좌표로 종속변수 y를 검출된 샘플의 y축 좌표로 정하였다. β_0와 β_1 최소제곱추정량을 구하기 위해서 검출된 샘플의 좌표 x와 y를 (8)~(11)에 대입하여 필요한 매개변수(파라미터)를 얻었다. 매개변수를 (12), (13)에 대입하여 직선의 기울기와 y축의 절편을 구하여 회귀직선을 검출하였다. 예를 들어 <그림4> (a)의 회귀직선을 구하면 매개변수는 다음과 같다.

$\bar{x}=3$, $\bar{y}=3.4$
$S_{xx}=44$, $S_{xy}=53.3$
$\hat{\beta}_1=1.21$, $\hat{\beta}_0=-0.23$

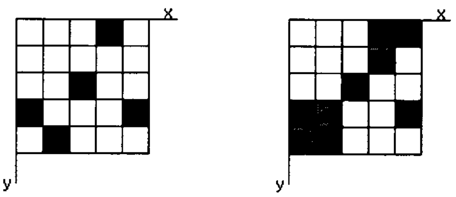
매개변수를 토대로 회귀직선을 구하면 다음과 같다.

$$\hat{y}=-0.23x+1.21 \tag{18}$$

이 식을 <그림4에 맞게 반올림하면

$$\hat{y}=-x \tag{19}$$

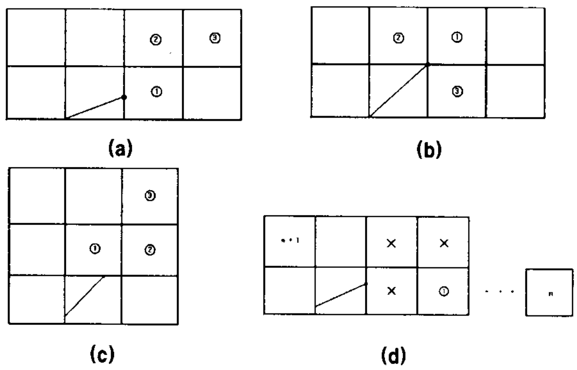
이 된다. 식(19)를 그림으로 표현하면 <그림4> (b)와 같다.



(a) (b)

<그림 4> 회귀직선의 샘플과 검출된 회귀직선

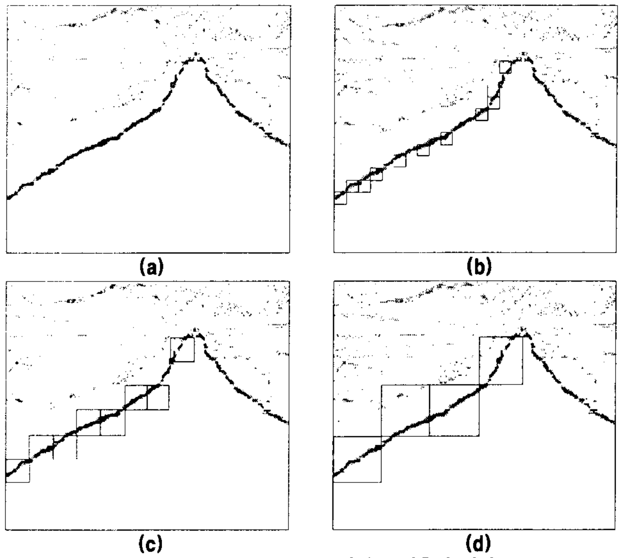
영상전체의 회귀직선을 구할 경우 샘플이 관련성이 없는 경우와 비선형일 경우가 생기게 된다. 그 경우 신뢰성이 떨어진다. 회귀직선의 신뢰성을 높이기 위해 영상전체를 블록으로 나누어 블록의 회귀직선을 검출한다. 검출된 블록의 기울기에 따라 다음 검출위치를 결정하는 방법을 사용하였다.



(a) (b) (c) (d)

<그림 5> 검출위치 결정 구조

<그림 5>의 (a)는 검출된 회귀직선의 기울기가 1보다 작을 경우이며, (b)는 기울기가 1일 경우, (c)는 1보다 클 경우이다. (d)는 예상한 블록에서 검출되지 않을 경우 검출한 위치를 제외한 다음 블록에서 회귀직선을 검출하는 방법을 나타낸 그림이다.



(a) (b) (c) (d)

<그림 6> 원 영상과 블록단위로 검출된 영상

본 알고리즘을 사용하여 <그림 6>의 (a)원 영상 256*256을 각각 (b)8*8, (3)16*16, (4)32*32의 크기의 블록을 사용하여 검출한 모양이다.
블록의 크기가 8*8이면 블록내의 검출된 샘플의 양이 많을 경우 기울기가 0이 될 경우가 생긴다. 32*32의 경우는 블록의 사이즈가 커서 검출하려는 선의 샘플이외의 물체의 샘플과 함께 검출될 경우가 생기게 된다.

3. 결 론

본 논문은 직선회귀모형을 이용하여 영상의 전체가 아닌 영상을 블록단위로 나누어 블록의 회귀직선의 기울기에 따라 다음 검출위치를 결정하였다. 블록단위로 나누어 검출하여서 최소한의 검출로 영상의 직선을 검출할 수 있었다. 직선회귀모형에서 샘플의 산점도 형태가 관련성이 없는 경우와 비선형일 경우 회귀직선모형에 적합하지 않았다. 또 블록 내에 차선이 교차할 경우와 차량에 의해서 차선이 가려질 경우등이 앞으로의 연구과제이다.

[참 고 문 헌]

[1]Yi-Min Tsai, Yu-Lin Chang, and Liang-Gee Chen "Block-Based Vanishing Line and Vanishing Point Detection for 3D Scene Reconstruction", 2006 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systeoms(ISPACS2006), 06, 586-589, 2006

[2]Virgino Cantoni, Luca Lombardi, Marco Porta, Nicolas Sicard, "Vanishing Point Detection : Representation Analysis and New Approach", in the Proceedings of the 11th International Conference on Image Analysis and Processing,,90-94, 2001

[3]Joongwoong Lee, Kiyung Lee, "Extraction of Lane-Related Information Based on an EDF and Hough Transform", KSAE, 1225-6382. 48-57, 2005