카메라 기반 야간 차선 인식을 개선 위한 영상처리 알고리즘에 대한 연구

김 흥 룡¹⁾ · 이 선 봉^{*2)}

에스엘 선행개발팀¹⁾ · 계명대학교 기계자동차공학부²⁾

A Study on Image Processing Algorithms for Improving Lane Detectability at Night Based on Camera

Heungryong Kim¹⁾ · Seonbong Lee^{*2)}

¹⁾Advanced Development Team, SL Corporation, 1208-6 Sinsang-ri, Jillyang-eup, Gyeongsan-si, Gyeongbuk 712-838 Korea

²⁾Department of Mechanical & Automotive Engineering, Keimyung University, Daegu 704-701, Korea

(Received 23 December 2011 / Revised 11 June 2012 / Accepted 14 June 2012)

Abstract : In this paper, to control the existing headlamp control system using steering wheel angle more efficiently and more actively, image processing algorithm which improved the detection rate of lane at night based on camera was suggested. And to recognize road lane more clearly in the conditions of low illumination, new algorithms were developed in the aspects of improving brightness, extracting clear lane edge and using the characteristics of lane. Through this research, it turned out that lane detection ability by using the normalized stretching, angular mask and expected-area scan have good performance in the night compare to existing algorithms

Key words : Image processing algorithm(영상 처리 알고리즘), Lane detection(차선 인식), Mask(마스크), Histogram stretching(히스토그램 스트레칭)

1. 서 론

근래 자동차 분야는 안전성과 편리함의 완성체인 무인 주행이나 지능형 자동차에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 지능형 자동차란 각종 센서를 이용한 차량 제어, 차량 대 차량 통신, 인공지능 등 첨단 기술을 접목시켜 운전자에게 편의를 제공하면서 동시에 안전성을 확보한 미래형 자동차를 말한다.

여러 가지 센서 중 카메라 센서는 다른 센서와는 달리 날씨 및 시간 등 주위 환경 변화에 대해서 민감하게 영향을 받고, 또 상대적으로 입력 영상 처리 시 정보량이 많아 실시간 처리가 어렵다. 이런 제한에도 불구하고, 카메라 센서는 포괄적인 정보를 포함

하고 있어서 활용 범위가 넓은 장점이 있기 때문에, Fig. 1과 같이 다양한 기능으로 폭넓게 활용되고 있다. 동시에 이런 단점을 해결하기 위해 이미 많은 논문이 발표되었고, 현재에도 많은 연구가 진행되고 있다.

Fig. 1 The trend of camera-based automotive system (2012)

*Corresponding author, E-mail: kimjy@katech.re.kr

또한 구동 부품들 중 전조등 제어 시스템(AFLS)은 최근 H사의 G자동차에 적용되어 양산되고 있다. 이 시스템은 조향각(steering wheel angle), 차속(vehicle velocity), 회전 각속도(yaw rate), 3차원 자이로(3D-gyro), 기어 위치 센서(gear position sensor) 및 높이 센서(height sensor) 등 수많은 센서로부터의 신호를 받아 승차인원, 적재량, 급제동, 급가속 등 여러 상황에 대해서 복잡하게 전조등을 제어하도록 설계되어 있다. 하지만 이런 모든 센서 데이터는 현재의 차량 상태에 대한 정보를 받아 운전자 조작이나 기타 상황이 발생한 이후 센서 데이터에 의해서 수동적으로 동작하므로 전조등 제어 역시 한 단계 느리게 제어될 수밖에 없다.

간단한 예로 Fig. 2(a)와 같이 직선 주행 후 좌측으로 굽은 곡선 도로에 진입하게 될 경우 운전자가 조향장치를 조작하기 전까지 전조등 제어는 동작하지 않게 되고, 이로 인해 운전자가 확보하는 시야의 범위는 상당히 제한되게 된다. 이때 카메라를 이용하여 전방의 곡선 도로를 미리 감지하고, 이 데이터를 기반으로 보다 능동적으로 미리 전조등 제어를 할 수 있다면, 운전자는 훨씬 넓은 범위의 시야를 확보할 수 있고, 보다 안전 운전을 할 수 있는 환경을 제공할 수 있다. 또한 Fig. 2(b)와 같이 전방의 차량에 대해서 전조등의 범위를 가변적으로 제어한다면 전방에 대한 인지거리가 늘어나게 된다. 이런 기능 구현을 위해서는 카메라를 이용한 차선 및 물체 인식이 필요하며, 특히 전조등을 제어하기 위해서는 대부분 야간 시간이므로, 야간 환경에서의 차선 및 물체 검출 부분에 대한 연구가 반드시 필요하다.

카메라 입력 영상으로부터 신뢰성을 확보하기 위해서 여러 가지 다양한 연구가 진행되었는데, 시스템 초창기인 1988년 Matthew A. 등은 RGB 칼라 영상을 이용하여 도로의 칼라 특성을 계산하고, 이를 이진화하여 도로의 바닥모양을 찾아내는 방식¹⁾을 이용하였다. Toshiaki Kakinami는 입력영상에서 에지를 추출하여 이를 이진화한 후 허프 변환(Hough transform)²⁾을 통하여 차선을 검출하였다. W.Enkelmann은 국부적으로 존재하는 각각의 차선 정보의 윤곽을 특징으로 각각의 차선을 인식하고 이를 종합하여 차선 그룹에 포함시키는 차선 모델링³⁾을 이

Fig. 2 Camera-based AFLS system

용하였으며, 카네기 멜론 대학의 Navlab은 도로의 경계선 모델을 기반으로 경계선과 킬러를 이용하여 도로 및 주변 환경을 분류하고, 입력 영상의 각 픽셀이 분류한 도로 중 어디에 포함되는지 확률적인 접근⁴⁾으로 시도하였다.

본 연구에서는 야간 환경에서의 차선 인식을 및 차선 인식 거리를 개선하기 위하여 야간 영상의 밝기를 개선하였고, 보다 선명한 윤곽선을 추출할 수 있는 마스크(mask) 검출 방법을 제안하며, 실시간 연산 처리 속도를 확보하고 차선 인식의 노이즈 인자를 줄이기 위하여 차선을 점과 각도로 표시하는 예측 영역 방법을 제안하며, 이 알고리즘에 대한 성능 평가를 실시하여, 시스템의 안정성 및 신뢰성을 검증하고자 한다.

2. 영상처리 알고리즘에 대한 이론적 배경

2.1 윤곽선 검출 및 마스크

카메라 입력 영상은 방대한 데이터로 구성되어 있다. 이 데이터를 전부 처리 대상으로 하는 것은 실시간 처리가 불가능 하므로, 그 중에서 특징적인 것

만을 추출하여 처리하는 것이 효율적이며, 일반적으로 윤곽선(edge)의 검출하여 영상처리를 진행한다. 윤곽선이란 영상 내의 픽셀(pixel) 밝기가 불연속인 점을 말하며, 주로 물체의 경계에 해당되며 물체의 위치, 모양, 크기 등에 대한 많은 정보를 갖고 있으므로 이를 검출함으로써 차선에 대한 유용한 정보를 추출해 낼 수 있다.

윤곽선 검출을⁵⁾ 위해서는 영상에서 밝기의 변화량을 나타내는 그라디언트(gradient)의 크기와 방향을 구할 수 있어야 한다. 그라디언트 크기와 방향을 구하기 위해서는 식 (1)과 같이 x축과 y축의 편미분을 수행해야 하며, 이때, ∇f 와 G 는 각각 그라디언트의 벡터와 크기를 말하며, G_x 및 G_y 는 각각 x축 y축에 대한 그라디언트 값을 나타낸다.

$$G = \text{Mag}(\nabla F) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (G_x = \left| \frac{\delta f}{\delta x} \right|, G_y = \left| \frac{\delta f}{\delta y} \right|) \quad (1)$$

미분 연산의 경우 계산량이 많고 복잡하다. 직접적인 미분 계산이 아닌 미분 연산자 역할을 해주는 마스크 형태의 3×3 픽셀 단위의 연산을 이용한다면 훨씬 빠른 계산이 가능하다. 마스크란 영상 안에서 일정 부분에 위치시키기 위한 일종의 행렬 모양의 구조체를 말한다. 즉 Fig. 3과 같이 원 영상 안의 픽셀들을 마스크의 동일 위치에 해당하는 픽셀들과 곱하고 모든 픽셀에 대하여 중심픽셀의 값을 결정하는 방법을 말한다. 이를 수식으로 표현하면 식 (2)와 같다.

$$M = A_1 \times a_1 + A_2 \times a_2 + A_3 \times a_3 + \dots + A_9 \times a_9 \quad (2)$$

윤곽선 검출에서 사용되고 있는 마스크의 종류에는 가장 대표적인 방법으로 연산속도가 비교적 느리지만 대각선 방향의 윤곽선 검출에 우수한 성능을 가지고 있는 소벨 마스크(Sobel mask), 중심점에

Fig. 3 3×3 Mask

-1	0	1	1	2	1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	-1	-2	-1

(a) Sobel mask (G_x, G_y)

-1	0	1	1	1	1
-1	0	1	0	0	0
-1	0	1	-1	-1	-1

(b) Prewitt mask (G_x, G_y)

0	0	-1	-1	0	0
0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0

(c) Robert mask (G_x, G_y)

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

(d) Laplacian mask

Fig. 4 Various type of mask

(a) Original image

(b) Sobel (threshold=100)

(c) Prewitt (threshold=80)

(d) Robert (threshold=30)

(e) Laplacian (threshold=80)

Fig. 5 Images after applied different mask

대한 가중치가 다르며 소벨 마스크와 유사한 프루이트 마스크(Prewitt mask), 잡음에 매우 민감하지만 선명한 윤곽선을 검출할 수 있는 로버트 마스크(Robert mask)⁶⁾, 2차 미분을 통하여 중심점의 윤곽선만 추출하는 라플라시안 마스크(Laplacian mask) 등이 있으며 Fig. 4와 같은 배열로 이루어져 있다.

각각의 마스크를 실제 도로 영상에 적용한 예는 Fig. 5와 같다.

2.2 히스토그램 스트래칭

히스토그램이란 영상 안에서 픽셀들에 대한 명암

Fig. 6 Histogram graph

값의 분포를 나타낸 것을 말한다. 즉 한 영상에서 밝은 점과 어두운 점이 분포하게 되는데 그 분포를 명도 값과 해당 명도에 속하는 총 픽셀 개수로 표현하는 것을 말하고, 이를 그래프로 표현한 것이 히스토그램 그래프라고 한다. Fig. 6은 각각 야간 고속도로 및 야간 국도에서의 도로 영상에 대한 히스토그램을 분석한 것이다. 야간 환경이라는 조건 때문에 전체적으로 명도 값들이 낮은 곳에 많이 분포되어 있음을 알 수 있다.

히스토그램 스트레칭이란 특정 부위에 명암값이 치우치는 히스토그램을 가진 영상을 모든 범위의 명암값을 가지도록 변환하는 방법을 말한다. 즉 Fig. 7의 히스토그램과 같이 최소, 최대 픽셀의 영역을 식 (3)을 이용하여 명도의 최소/최대 영역으로 확대하는 것을 말한다. 히스토그램 스트레칭을 통하여 영상의 밝기 및 선명도가 개선될 수 있으며, 본 연구에서는 이 스트레칭을 효과적으로 수행할 수 있는 방안에 대해서 다루고자 한다.

$$out(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \leq L_{Th} \\ (x - L_{Th}) \times \left(\frac{H_{Nor} - H_{Th}}{H_{Th} - L_{Th}} \right) & \text{for } L_{Th} < x < H_{Th} \\ 255 & \text{for } x \geq H_{Th} \end{cases} \quad (3)$$

where L_{Th} , H_{Th} : low/high threshold value in image

L_{Nor} , H_{Nor} : low/high limit in normalized image

3. 야간 차선 인식율 및 인식 거리 개선을 위한 알고리즘 설계

3.1 각도별 마스크(Angular mask) 적용

Fig. 7 Histogram stretching

야간 주행상태에서 차선 인식을 위한 중요한 단계 중 하나가 차선의 윤곽선 성분을 가장 선명하게 추출해 내는 것이다. 윤곽선 검출을 위해서는 2장에서 다룬 바와 같이 마스크를 이용하는 방법이 가장 일반적이며, 본 연구에서는 차선의 윤곽선 성분을 최대로 이끌어 내는 마스크를 찾는 방법에 대해서 실험적으로 접근하였다. 즉, 식 (2)을 이용하여 최대의 그라디언트 값을 구해보면 Fig. 8에서와 같이 윤곽선 방향과 마스크의 대칭축의 방향이 일치하는 경우에 각각 최대 값을 가진다.

기존의 소벨, 프르윗 및 로버트 등의 마스크는 각각 서로 대칭축이 직각방향인 G_x 와 G_y 마스크를 가지고 있다. 이는 각각의 대칭각도 방향과 윤곽선 방향이 일치할 때 최대 크기의 그라디언트 값을 추출해 낼 수 있으며, 그 각도는 서로 수직이라는 의미이다. 하지만 자연계의 일반 환경과는 달리 도로환경에서는 좌/우 차선은 서로 수직으로 존재하지 않는다. 위의 마스크들을 사용할 경우 두 마스크의 대칭축 중간에 분포되어 있는 윤곽선 방향 성분에서는 상대적으로 그 성능이 떨어진다.

Fig. 8 Max gradient for each edge direction

Fig. 9 Left/Right mask for various angle of lane

본 연구에서는 야간의 불충분한 조명상태에서 차선 인식 성능 향상을 위해서, 보다 선명한 윤곽선 값을 추출해야 하고, 보다 선명한 윤곽선을 추출하기 위해서 최대 값을 가지는 윤곽선 값을 추출하는 방법으로 접근하였다. 즉, Gx 및 Gy 마스크가 서로 90° 각도로 직교하지 않고, 좌/우 차선의 윤곽선 방향을 5단계로 세분화 시켜, 각각의 각도에서 최대의 윤곽선 값을 가지는 마스크를 Fig. 9와 같이 선정하였다.

각도별 마스크를 이용하여 각각 차선의 기울기가 0°, 22.5°, 45°, 67.5°, 90°인 좌측 차선에 대해서 그라디언트의 크기 값을 구하고 이를 소벨 마스크와 비교한 한 결과는 Table 1과 같다.

Table 1의 결과와 같이 0°, 90° 영역을 제외한 모든 영역에서 새로 정의한 각도별 마스크에 의한 윤곽

Table 1 Gradient compare (Sobel vs angular mask)

Angle	Sobel mask			Angular mask		
	Gx	Gy	Max	Left	Right	Max
0°	53,390	287,588	287,588	287,588	287,588	287,588
22.5°	160,346	288,508	288,508	331,888	261,152	331,888
45.0°	242,260	240,152	242,260	309,714	80,874	309,714
67.5°	265,780	143,096	265,780	309,074	236,604	309,074
90.0°	260,184	40,958	260,184	260,184	260,184	260,184

(a) Original image (bule lane)

(b) After applied Sobel mask (c) Applied Angular mask

Fig. 10 Apply mask to blue lane

선 성분의 그라디언트 크기 값이 소벨 마스크에 의한 값보다 높게 나왔다.

Fig. 10과 같이 실제 야간 영상을 모든 조건을 동일하게 적용하고 마스크만 달리 적용 시, 버스 전용 차선처럼 상대적으로 선명하지 않은 윤곽선에 대해서 소벨 마스크에서 거의 인식하지 못했던 반면 각도별 마스크를 통해서 인식할 수 있었다.

카메라의 설치 위치에 따라서 초기 각도에 맞는 마스크를 적용한 뒤, 이후 영상 처리를 통하여 추출된 좌우 차선의 각도 정보를 기준으로 각각 마스크를 변경하여 적용시킬 경우, 각각의 상태에서 최대 값을 가지는 그라디언트를 추출할 수 있고 이로 인해 보다 선명하게 윤곽선성분을 추출해 낼 수 있다.

3.2 정규화된 히스토그램 스트래칭 로직

일반적으로 빛의 유입이 많은 주간 환경에 대한 도로의 영상을 분석해 보면, Fig. 11(a)와 같이 도로의 차선 부분에서 최대 명도 값을 가지고 있다. 도로 바닥의 명도값도 콘크리트 재질에서는 높은 명도를 가지고 있고, 아스팔트 역시 충분한 조명 및 노후로 인하여 회색에 가까운 명도 값을 가지고 있다. 이와 달리 야간 환경에서의 도로 히스토그램은 Fig. 11(b)와 같이 차량 전조등과 충분히 가까운 곳의 차선은 최대 명도를 가지고 있다. 하지만 차량과의 거리가 멀어질수록 차선의 명도값은 지속적으로 낮아지

(a) Road brightness at day time

(b) Road brightness at night

Fig. 11 Road brightness

Fig. 12 Brightness distribution at day/night

는데 반하여, 대향차나 선행차의 램프에 의한 광원 부분은 거리에 관계없이 최대 명도값인 255를 가지고 있다. 또한 전체적인 도로의 명암은 전체적인 야간 영상의 밝기에 영향을 끼치고 있다.

주간 도로 및 야간 도로 영상에 대한 히스토그램을 통계적으로 나타내면 Fig. 12와 같이 나타난다.

야간 도로 영상의 평균 밝기는 전체적으로 낮은 명도값에 위치하고 있지만, 광원 부분에 대해서는 최대 명도값 255를 가지고, 어두운 부분에 대해서는 최소 명도값 0을 가지고 있다. 즉 야간 영상은 0~255까지 폭넓은 분포를 가지고, 이런 분포로 인해 식 (3)에 의한 히스토그램 스트레칭 시도 시, L_{th} 와 H_{th} 값이 각각 0과 255를 가짐으로써 영상의 밝기 개선이 거의 이루어 지지 않았다.

스트레칭 효과를 극대화하기 위해서는 분자에 해당되는 영역인 H_{limit} 과 L_{limit} 값을 설정 가능한 최대값인 255와 0으로 입력하고, 분모에 해당되는 H_{th} 와 L_{th} 값을 최소의 폭을 가지도록 조정해야 한다. 그러나 식 (3)에서와 같이 H_{th} 와 L_{th} 를 최소의 폭이 설정되도

록 할 경우 L_{th} 보다 작은 값은 '0'으로 H_{th} 보다 큰 값은 '255'로 설정되어, 이 부분에 해당되는 영상 정보를 잃게 된다. L_{th} 와 H_{th} 의 값의 선정하기 위하여 기존의 연구들은 통계적으로 결정한 상위 및 하위 영역의 비율(%)을 이용하였다. 야간 도로 환경의 경우 교통량에 따라서 주위에 광원 역할을 하는 차량이 많을 때 광원에 의해서 히스토그램 분포가 영향을 받게 되고, 또한 도로의 가로등의 개수 등에도 히스토그램 분포가 영향을 받기 때문에, 일반적인 상위와 하위 영역의 비율의 고정된 임계값을 사용하게 된다면 상황에 따라 결과가 스트레칭 결과가 계속 변하게 된다.

본 연구에서는 최적의 L_{th} 와 H_{th} 의 값을 선정하기 위해서 표준정규 분포의 개념을 이용하였다. 즉, 야간 도로에서 대다수를 차지하는 도로 바닥 영역에 기준점을 잡고 표준편차를 구한 후, 야간 영상의 히스토그램을 이 평균값과 표준편차를 가지는 표준화된 정규분포로 가정하였다. $Histo(i)$ 는 i 값을 가지는 픽셀의 개수를 말하며, N 은 전체 픽셀의 개수라고 하면, 식 (4)에 의해 야간 영상의 평균을 구하고, 표준편차를 구한 뒤, 이를 정규화 분포로 가정하여, 99%에 속하는 범위에 해당되는 픽셀의 밝기 값을 기준으로 스트레칭을 수행하였다.

$$Mean = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{i=255} (i - Mean)^2 \times Histo(i)}{N}} \quad (4)$$

Table 2는 Fig. 10의 각 이미지에 대해 일반적인 스트레칭과 정규화된 스트레칭을 적용한 결과이다. 일반적인 스트레칭은 상/하위 1%의 임계값을 가지고 수행하였으며, 정규화된 스트레칭 역시 $\sigma = 2.58$ 에 해당되는 통계적으로 1% 영역에 대해서 임계값을 설정하여 수행하였다.

Table 2에서 확인할 수 있듯이 기존의 일반적인 스트레칭을 이용하는 방법보다 본 연구에서 제안하는 정규화된 스트레칭을 이용하는 경우, 최대와 최소 값의 차이가 고속도로에서는 232에서 99로, 일반 국도에서는 186에서 161로 그 폭이 줄어들었다. 이는 곧 식 (3)에 의해 전체적인 스트레칭의 효과가 상승함을 의미한다. 또한 평균값은 고속도로에서는 23에서 58로, 일반 국도에서는 69에서 126으로 각각

Fig. 13 Histogram change after each stretching

Table 2 Statistics data for each image (high/country road)

Lane Image		Statistic			
		Min	Max	Ave	Deviation
high way	original image	0	254	23	28
	general stretching	3	235	23	
	normalized stretching	0	99	58	
country road	original image	39	254	102	31
	general stretching	51	237	69	
	normalized stretching	21	182	126	

상승하였다. 이는 곧 전체적인 영상의 밝기가 개선 되었음을 의미한다.

3.3 구간별 대표 차선

카메라에서 평균 초당 30프레임의 영상을 제공 받을 수 있다고 하면, 시속 60km/h로 주행중인 차량이 한 프레임당 이동하는 거리는 약 0.55m에 해당한다. 주차장이나 기타 특수한 상황을 제외하고, 이 시간동안 전방 시야 영역내의 차선의 급격한 변화는 일어나지 않는다.⁷⁾ 이렇게 예측된 영역에 대해서 차선을 위한 현재 프레임 탐색 시, 전체 영상 영역을 탐색하지 않고 차선이 위치할 영역만을 탐색한다면 연산 시간을 최소로 줄일 수 있을 뿐 아니라, 차선 인식 시 발생하는 에러 요인들을 미리 ROI(region of

Fig. 14 Define scan area & lane factor

interest) 영역에서 제거함으로써 차선 인식에 대한 강인성을 키울 수 있다.⁸⁾

본 연구에서는 Fig. 14와 같이 관심 영역을 좌우 각각 10개의 영역으로 세분화 한 뒤, 각 영역을 대표하는 차선을 기울기와 시작점으로 모델링 하였다. 초기 각 영역별 대표 차선이 없을 경우에는 Fig. 15(a)와 같이 사각형 전 체 영역에 대한 윤곽선 탐색을 통하여 대략적인 대표 차선을 추출 하고, 이후 Fig. 15(b)와 같이 이전 차선의 각도(θ) 및 중심점의 (x,y) 좌표를 이용한 차선의 직선의 방정식⁹⁾ 구하여, 탐색 영역을 제한하였다.

제한된 영역에서는 기존의 윤곽선 검색뿐 아니라 명도 레벨 탐색을¹⁰⁾ 통하여 좀 더 세밀한 차선 정보 추출이 가능하도록 접근하였다. 즉, 검색 구간이 제한되어 있기 때문에 윤곽선 성분을 이용한 추출뿐

Fig. 15 Full/Expect area scan

아니라, 해당 영역내의 밝기 분포를 이용하여 차선 성분을 추출해 낼 수 있다. 이때 (x,y)를 예측 차선의 중심 좌표라고 하고, θ 를 예측 차선의 예상 각도라고 하면, 구간별 탐색 영역은 식 (5)와 같다.

$$L(x) = \frac{\cos\theta}{\sin\theta} \times (Cur_y - Center_y) + Center_x - Lane_{width} \quad (5)$$

$$R(x) = \frac{\cos\theta}{\sin\theta} \times (Cur_y - Center_y) + Center_x + Lane_{width}$$

$$L(y) = R(y) = Cur_y$$

예측 영역에 대한 로직은 Fig. 16과 같고, 실제 야간 영상에 대해서 전체 영역 검색을 수행한 후 예측 영역 검색을 수행한 결과는 Fig. 17과 같다.

Fig. 16 Flow diagram of expected-scan method

Fig. 17 Apply algorithm to real road

실제 도로에 적용하여 확인 결과 초당 10~15 프레임의 처리 속도를 가진 전체 영역 검색 보다 훨씬 빨라진 초당 25~30 프레임으로 속도속도가 개선되었으며, 또한 화면에 존재하는 여러 윤곽선 중에서 차선 후보군에 속하는 윤곽선을 이용함으로써 노이즈 제거 효과도 나타났다.

4. 제안한 시스템의 검증

4.1 실험 환경

본 연구는 주간 차량의 전방에 카메라를 설치하여, 야간의 고속도로 및 국도의 도로 영상을 획득하였다. 실험 영상은 보다 정확한 영상 데이터를 추출하기 위하여 VGA(640×480) 크기로 설정하였으며, 차량 내 설치하는 일반 정속 주행 상태에서 관심 영역(ROI)이 88%에 해당되도록 장착하였다. 획득된 영상은 비주얼 C++를 이용하여 자체 제작한 시뮬레이션 프로그램을 사용하였으며, 시험 및 평가 역시 PC 기반의 시뮬레이션 프로그램을 이용하여 제안된 알고리즘의 효율성에 대한 실험을 하였다. 측정영상 데이터 취득 및 시뮬레이션을 위한 실험 환경은 아래와 같다.

- ◆ 카메라: X-TART, 640x480, 30프레임
- ◆ Laptop: Intel®Core™2 Duo 2.20GHz
- ◆ 영상저장: Window Media Encoder 9
- ◆ 시뮬레이션 구현: Visual C++

4.2 실험 방법 및 결과

본 연구는 야간 환경에서 전조등 제어를 위한 일정 거리 이상의 차선 인식에 목적을 두고 진행하였기 때문에, 이에 대한 평가도 얼마나 먼 거리의 차선을 인식하는가에 대해서 진행되었다. 즉 기존 방식의 히스토그램 스트래칭 및 소벨 마스크, Hough 변환¹¹⁾을 이용하여 추출한 차선의 윤곽선 영상과 본 연구에서 제안하는 각도별 마스크, 정규화된 스트래칭, 구간별 대표 차선을 이용하여 추출한 차선의 윤곽선 영상을 비교하여, 윤곽선이 인식되는 거리에 대한 정보를 추출하여 성능을 검증하였다.

실험은 Fig. 19와 같이 고속도로, 국도 및 터널 등 60여분에 대해서 실행되었으며, 직선, 커브 및 가로

Fig. 18 The experimental equipment

Fig. 19 The result image of algorithm

등 유무 등 여러 환경에 대한 영상을 수집한 후, 각 영상별 분석을 위해서 고속도로, 국도, 터널로 분류하여 각 프레임의 데이터를 각각 일반적인 방법과 본 연구에서 제안하는 방법으로 알고리즘을 적용하여 그 결과를 비교하였고 그 결과는 Table 3과 같다.

전체적으로 고속도로나 터널환경에서의 차선 인식율 및 최대 윤곽선 인식 거리는 국도보다 높게 나왔다. 이는 고속도로나 터널이 국도에 비해서 곡선도로가 상대적으로 적고, 주위의 명도도 밝기 때문이다. 인식율 측면에서 허프변환에 의한 차선 인식보다 제안한 알고리즘을 사용할 경우 근소한 차이지만 높게 나왔다. 차선 이외의 감지하는 오류에 대

Table 3 Test result of detection rate and distance of lane

Test Image	Histogram stretching & Sobel mask & Hough			Normalize stretching & Angular mask & Expect area scan		
	Max. distance	Recognition rate (%)		Max. distance	Recognition rate(%)	
		Left	Right		Left	Right
high way	54m	96	99	62m	100	100
country road	43m	89	92	53m	91	97
tunnel	52m	100	100	55m	100	100

(a) Original gray image

(b) Sobel & Hough

(c) Angular & Expect area

Fig. 20 Lane detection in the condition of traffic sign

해서는 Fig. 20과 같이 그 빈도가 훨씬 줄어들었다. 최대 인지 거리 역시 고속도로에서는 4.5m~9m, 국도에서는 7.5m~10m정도 증대되었다. 터널의 경우에는 거리에 관계없이 터널 내 조명이 균등하게 존재하기 때문에 인지 거리에 대한 개선 효과는 거의 없는 것으로 나타났다.

5. 결 론

본 연구에서는 기존 카메라가 가지고 있는 야간 환경에서의 차선 인식율을 개선을 위하여 새로운 방법의 스트레칭 방법을 제안하여 영상의 밝기 및 대비를 높였으며, 각도별 마스크를 이용하여 보다 선명한 윤곽선을 추출할 수 있는 알고리즘을 개발하였고, 실시간 처리 및 외부 노이즈를 줄이기 위한 차선 모델링 방법을 제시하였다. 연구 결과를 정리하면 다음과 같다.

- 1) 영상의 밝기 분석을 통하여 자동으로 정규화된 히스토그램 스트레칭을 수행함으로써 스트레칭

의 효과를 극대화 시켜 야간의 제한된 밝기 및 대비를 증가시키는 알고리즘을 개발하였고, 이를 실제 차량 상태에서 검증하였다.

- 2) 차선의 각도에 대한 이전 정보를 이용하여 어두운 상태에서 최대의 윤곽선 성분을 추출해 낼 수 있는 좌우 차선에 각각 독립된 마스크를 적용함으로써 윤곽선 값을 최대로 추출하는 방법을 제안하였으며, 이를 실제 차량 상태에서 검증하였다.
 - 3) 모델링을 통하여 차선을 시작점과 각도로 분리하였고, 이 정보를 이용하여 제한된 영역에서는 명도 레벨까지 이용한 차선 검출을 시도함으로써, 차선 인식 거리의 향상 및 오감지 요인을 제거하여 시스템의 강건성을 증대시켰다.
 - 4) 3가지 알고리즘을 통합하여, 개선된 밝기 및 대비가 차선 인식을 및 차선 인식 거리에 얼마만큼의 향상을 가져오는지 실험을 통하여 확인하였다.
- 영상 처리 분야는 하드웨어에 상당히 의존적이다. 하드웨어의 처리 속도가 빠르다면 여러 논문에서 수록되었던 다양한 영상처리 기법을 이용하여 차선 및 사물 인식률을 올릴 수 있을 것으로 기대된다. 또한 본 연구에서 제안한 소프트웨어를 이용한 야간 영상 처리 기법 역시 기존 차선 인식 프로그램의 한 부분으로 어두운 야간에 적용하게 된다면, 현재 차량에 구현되어 있는 카메라를 이용한 기능들의 완성도를 한 단계 높일 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

본 연구는 지식경제부·한국산업기술진흥원 지정 계명대학교 전자화자동차부품지역혁신센터의 지원에 의한 것입니다.

References

- 1) M. A. Turk, D. G. Morgenthaler, K. D. Gremban and M. Marra, "VITS-A Vision System for Autonomous Lane Vehicle Navigation," IEEE Trans. on PAMI, Vol.10, No.3, pp.342-361, 1998.
- 2) T. Kakinami, J. Sato, M. Saiki and K. Soshi, "Autonomous Vehicle Control System Using an Image Processing Sensor," SAE, No.1076, pp.48-56, 1995.
- 3) W. Enkelmann, G. Struck and J. Geisler, "ROMA : A System for Model-based Analysis of Road Markings," I. Masaky, Edn., Proc. IEEE Intelligent Vehicle'95 Conf., Detroit, MI, pp.356-360, 1995.
- 4) C. E. Thorpe, M. H. Hebert, T. Kanade and S. A. Shafer, "Vision and Navigation for the Carnegie-Mellon Navlab," IEEE Trans. on PAMI, Vol.10, No.3, pp.362-373, 1988.
- 5) A. M. Waxman, J. J. LeMoigne, L. S. Davis, B. Srinivasan, T. R. Kushner, E. Liang and T. Siddalingaiah, "A Virtual Navigation System for Autonomous Land Vehicles," IEEE Journal of Trans. on Robotics and Automation, Vol.3, No.2, pp.124-141, 1987.
- 6) R. Jain, R. Kasturi and B. G. Schunch, Machine Vision, McGraw-Hill, New York, pp.421-428, 1995.
- 7) C. Kreucher, S. Lakshmanan and K. Kluge, "A Driver Warning System based on the LOIS Lane Detection Algorithm," Proc. IEEE Intelligent Vehicles 98, pp.17-22, 1998.
- 8) R. Wang and T. Xu, "A Vision-based Road Edge Detection Algorithm," Intelligent Vehicle Symposium, pp.141-147, 2002.
- 9) S. J. Perantonis, "Block Decomposition and Segmentation for Fast Hough Transform Evaluation," Vol.32, No.5, pp.811-824, 1999.
- 10) J. W. Lee, "A Machine Vision System for Lane-departure Detection," CVIU, Vol.86, pp.52-78, 2002.
- 11) C. Gonzalez and E. Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley Longman, Boston, pp.132-167, 1992.