

컬러 정보와 그룹화 블록스네이크를 이용한 전방 차량 및 다차선 인식 알고리즘

박 상아, 김 정훈, 이 응주
동명정보대학교 정보통신공학과
e-mail : ejlee@tmic.tit.ac.kr

Close Leading Vehicle & Multi-Lane Recognition Algorithm Using Color Information and Grouped Block Snake

Sang-Ah Park, Jung-Hoon Kim and Eung-Joo Lee
Dept. of Information Communication Eng., TongMyong Univ. of Information Technology

요 약

본 논문에서는 그룹화 블록스네이크와 영상분할을 이용하여 다차선을 검출하고 컬러 정보를 기반으로 차량 후면에 위치하는 미등과 브레이크등을 인식, 저속 주행환경에서의 다차선 및 전방차량을 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서는 기울기 값과 명암도 값으로 기초 블록을 얻은 뒤, 차선의 가능성이 큰 블록을 탐색하여 영상분할을 시행한다. 영상 분할에서 잡음 블록들을 제거하여 차선일 가능성이 가장 높은 블록들만을 검출하고, 그룹화 블록스네이크를 이용하여 차선을 검출하도록 하였다. 또한 전방 차량인식을 위해 미등과 브레이크등의 컬러 특징을 이용하여 후보 영역을 분할한 후, 미등과 브레이크등의 패턴의 기하학적 특징과 위치적 특징을 이용하여 한 쌍의 미등 혹은 브레이크등을 탐지하도록 하였다. 탐지된 양쪽 등의 위치정보를 이용하여 전방차량의 위치를 측정 할 수 있다.

1. 서론

최근 국내외적으로 영상 인식에 관한 연구가 활발히 진행되고 있으며 인식분야에서 기계적인 기능이 강한 자동차에 첨단 전자 기술을 접목시키는 지능차량 개발에 많은 연구가 수행되고 있다. 차량의 지능화는 여러 분야에서 진행되고 있는데 그 중 다차선 인식과 전방차량 인식은 추돌 방지 및 안전한 자동주행 또는 네비게이션등을 위해 반드시 필요한 기능으로 차량의 다차선 인식 및 차량인식은 현재 전 세계적으로 활발히 진행되고 있다. 지금까지 연구사례를 살펴보면 북미의 IVHS(Intelligent Vehicle High way System), ITS(Intelligent Transport System)등이 있으며, 유럽에서는 PROMETEUS, EURE-KA등이, 일본은 ASV (Advanced Safety Vehicle)를 연구하고 있다. 우선 차선 인식 방법으로는 Kahn, Kitchen & Riseman 의 영역분할 후 동일한 영역을 그룹 평하여 차선 추출하는 방법[1], 일본 도요다의

Satonaka (1995)의 하프 변환 사용 직선 검출, 동심원을 이용하여 곡선 검출하는 방법[2], Schaaser & Thomas의 물체 인식을 기초 한 차선 검지 하는 방법[3] 등이 있다. 그러나 이러한 방법은 노이즈와 복잡한 영상에서의 차선 검지에 어려운 문제점이 있다.

본 논문에서는 기울기 값을 이용한 블록 스네이크와 탐색을 사용한 영상 분할을 이용한 차선인식을 한 뒤, 컬러 정보를 기반으로 차량 후면에 위치하는 미등과 브레이크등을 인식, 저속 주행환경에서의 전방차량을 인식하는 알고리즘을 제안하였다.

2. 그룹 스네이크와 영상 분할 알고리즘

2.1 기울기 값과 크기로 초기 영역 설정

먼저 전체 영상 영역을 8x8의 일정한 크기로 나눈다. 영상 영역을 일정한 크기의 영역으로 나누는 것은 블록

내의 작은 잡음 경계들을 제거하여 잡음의 영향을 줄이고 계산 량의 감소를 위한 것이다. 각 영역에서 기초 정보를 가지고 확률적 접근 방식을 이용하여 차선일 가능성이 높은 영역을 추출한다. 확률적 접근 방법으로는 Bayes Decision Rule을 사용한다.

$$P(W/X) = P(X/W) * P(W) \quad (1)$$

여기서 X는 영상에서 얻어지는 정보, W는 인식하고자 하는 차선이다. 기초영역의 정보는 기울기 방향의 크기를 계산하기 위해서 3x3의 소벨(sobel) 1 차 미분을 사용하였다.

일반적인 도로형태는 직선도로와 곡선 도로와 같이 나눌 수 있다. 두 형태의 도로 모두 히스토그램은 기울기가 있는 차선 부분에서 최대치를 가진다[4]. 기울기 크기 값을 그대로 이용하면 전체 영상의 계산 값이 커지므로 경계 값을 최대 255에서 100으로 하여 불필요한 영상을 제거하였고, 계산 량을 줄이기 위해 방향별 기울기 값을 16 등분으로 나누어서 그 값에 대응하는 가장 가까운 값을 사용한다. 기울기 크기 값을 누적 할 때 크기 값이 제일 큰 방향이 차선일 확률이 높다. 그러나 주위 배경에서도 이러한 값을 가질 수 있기 때문에 누적된 가장 큰 값의 밀집정도를 판단하여 제거하기 위하여 식(2)의 평균과 식(3)의 분산을 사용한다

$$\mu_{Gm} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{i=1}^{16} (Gm(i)) \quad (2)$$

$$\sigma_{Gm} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{i=1}^{16} (\mu_{Gm} - Gm(i))^2 \quad (3)$$

여기서 N_{total} 은 영역 안의 픽셀수, μ_{Gm} 는 방향별 크기값 평균, σ_{Gm} 는 방향별 크기 값에 대한 분산이다. 기울기 방향값 또한 16등분으로 나누어서 가까운 값과 대응시키고, 그 값을 누적시킨다. 여기서도 가장 큰 값이 차선일 가능성이 높지만 주위 배경이 일정한 기울기 방향값을 가질 수 있기 때문에 식(4)의 평균과 식(5)의 분산을 사용하여 방향값이 커도 복잡한 형태의 영상 영역은 제거한다.

$$\mu_{Gd} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{i=1}^{16} (Gd(i)) \quad (4)$$

$$\sigma_{Gd} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{i=1}^{16} (\mu_{Gd} - Gd(i))^2 \quad (5)$$

여기서 μ_{Gd} 는 방향별 방향의 평균값, σ_{Gd} 는 방향별 방향의 분산 값, N_{total} 는 영역별 화소의 총 화소수이다.

이로써 기초 영역을 얻었다. 이 기초 블록으로도 간단한 영상의 차선을 충분히 인식 할 수 있다. 그러나 일정한 기울기 값과 일정한 크기 값을 가지는 배경이 있는 영상에서는 오 검출 할 가능성이 높기 때문에 이와 같은 형태의 잡음을 제거하기 위하여 영상 분할을 한다.

2.2 영상 분할을 하기 위한 탐색

초기 차선 후보 영역을 얻은 후 이 초기 영역에 포함된 잡음을 제거하기 위해 영상 분할을 위한 탐색을 한다. 탐색 조건은 첫째로 탐색 범위로서 일정한 거리 안에 있는 블록만을 연결한다. 둘째로 탐색 된 블록의 총 길이를 사용하며 탐색 시에 연결되는 블록의 총 길이가 일정한 길이를 가지지 않으면 제거한다. 셋째로 탐색 된 블록의 수를 이용하여 연결되는 블록의 수가 일정한 개수 이상이어야 한다.

탐색 형태는 크게 두 부분으로 오른쪽 아래에서부터, 또 왼쪽 아래에서 시작하며, 블록 검출 시작점을 중간부분으로 해서 오른쪽은 영상의 반 이전에서만 시작하고, 왼쪽은 영상의 반 이후에서만 시작한다. 시작 블록 이후의 블록 탐색은 오른쪽에서는 오른쪽과 위쪽 방향으로, 왼쪽에서는 왼쪽과 위쪽 방향만을 탐색한다. 탐색 형태 별로 여러 번 탐색이 수행되며 블록이 없으면 중지한다.

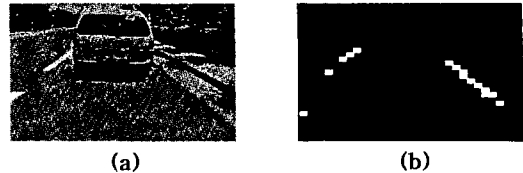


그림 1. 분할 영상: (a)도로영상.(b)블록 분할 후 영상.

탐색한 블록의 총 길이를 나타내는 두 가지 방법은 블록과 블록, 또는 끝과 끝을 연결하는 것이다. 본 논문에서는 보다 정확하게 블록의 총 길이를 평가 할 수 있고, 이 정보를 이용 할 수 있기 때문에 그림 2 (a)의 방법을 선택하였다.

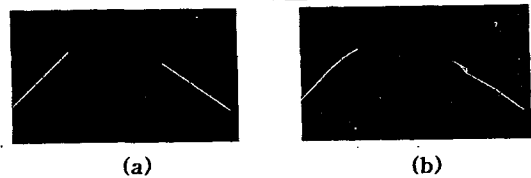


그림 2. 블록의 전체 길이: (a)끝과 끝을 연결했을 때 블록 총 길이.(b)블록 간을 연결했을 때 총 길이.

2.4 블록 스네이크 알고리즘

레이블링은 스네이크를 하기 전 단계이다.

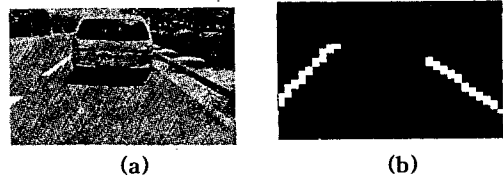


그림 3. 레이블링 영상: (a)원 영상 (b)레이블링 영상

그림3 (b)는 레이블링 된 도로의 영상이다. 레이블링 은 연결성을 갖기 위해서 사용되었다[5].

스네이크의 에너지는 내부 에너지와 외부 에너지의 두 가지 항목으로 구성되어 있는데 내부 에너지는 8x8영역 내에서의 방향 항목이며 외부 에너지는 8x8영역간의 관계를 나타내는 항목이다.

내부snake energy를 수식으로 표현하면 식(6)과 같다.

$$E_{int} = \cos(\theta_1) + \cos(\theta_2) \quad (6)$$

여기서 θ_1 는 현 영역의 최대 방향 값이며, θ_2 는 검색 될 방향의 최대 방향 값이다.

본 논문에서는 계산 량의 증대, 다차선 검지의 문제를 해결하고자 새로운 그룹화된 영역 탐색 방법을 제안하였다. 이 방법은 전체 영상이 256x256을 8x8로 그룹화시켜 32x32 영상으로 만든다. 32x32 영상은 본 논문에서 제시한 상위 알고리즘에 의해 조건에 만족되는 픽셀은 1로 그렇지 않는 경우는 0으로 채워져 있다. 이 영상을 대상으로 레이블링하여 각 인접한 화소들을 그룹화시키고, 각 그룹별로 스네이크 알고리즘을 적용하여 차선을 추출하였다[6]. 전 영역 탐색 방법에 비해 그룹화 탐색 방법의 장점은 그룹별로 탐색이 수행되어 오검지의 가능성을 줄일 수 있고, 그룹화시 오동작을 일으킬 수 있는 연결 고리를 사전에 자름으로써 안전한 탐색이 가능하다는 것이다. 탐색 블록간의 연결 시에는 탐색된 영역의 기하학적 중심을 블록 내의 최대 기울기 크기 포인트로 이동시킨 후 이 점들을 연결하여 실제 차선에 근접한 직선 연결이 가능하다.[7].

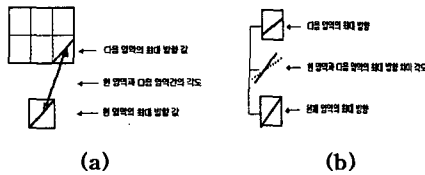


그림 4. (a) 8 x 8 영역간 내부 진행 방향과 두 영역간의 방향을 통한 탐색 방법. (b) 8 x 8 영역의 중심 위치 탐색.

3 전방차량인식 알고리즘

3.1 후방등 특징

모든 차량 후방등은 컬러 특징, 기하학적 특징, 위치적 특징을 가지고 있으며, 이 특징들을 이용하여 후방등을 탐지한다. 첫째는 후방등의 컬러특징이다. 미등을 켜지 않았을 경우 짙은 붉은 색을 띄고 미등을 켜면 약간 밝은 붉은 색을 띈다. 둘째는 기하학적 특징이다. 모든 차량의 후방등이 같은 패턴은 아니지만 일반적으로 직사각형 형태를 띄며 각 후방등의 가로 길이와 세로 길이의 비율이 일정 범위 안에 존재한다. 셋째는 한 쌍의

후방등의 위치적 특징이다. 후방등은 모든 차량에 한 쌍으로 존재하므로 두 후방등 영역의 중심을 이은 직선의 기울기는 수평에 가까워야 한다. 또한 두 후방등의 패턴은 중첩비가 비슷해야 하고 영상내의 전방차량 위치에 따라 두 후방등간 거리도 일정범위에 포함되어야 한다.

3.2 후방등 후보 영역 분할

후방등의 후보 영역을 구하기 위해서 앞에서 언급한 후방등의 컬러 특징과 기하학적 특징을 사용한다. 본 논문에서는 HSI 컬러 모델을 사용하였다. 먼저 입력 영상에서 후방등의 컬러 특징을 띄는 모든 영역을 찾아낸 후 해당하는 영역을 결정지을 수 있는 임계치를 이용하여 이진화 시킨다. 이 과정을 거치면 다수의 후방등 후보 영역이 추출된다. 하지만 대부분의 영역은 후방등 패턴과 일치하지 않는다. 따라서 후방등 패턴의 기하학적 특징을 이용하여 후방등에 적합하지 않는 패턴들을 제거한다.

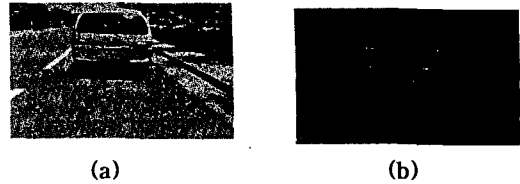


그림 5. (a) 입력영상. (b)후보영역 분할 영상.

3.3 한 쌍의 후방등 탐지

본 단계에서는 후방등의 위치적 특징을 사용하여 전 단계들 통과한 n개의 후보영역들 중에서 한 쌍의 후방등을 탐지한다. 첫 번째 특징은 두 후보 영역의 수평 정도이다. 한 쌍의 후방등이 되기 위해서는 두 후방등 영역의 무게 중심을 이은 직선의 기울기의 값이 0에 가까워야 한다. 두 번째 특징은 두 후보 영역의 유사성으로 두 영역의 중첩비는 1에 가까워야 한다. 세 번째 특징은 두 후보영역의 중심간의 수평거리가 y 좌표의 무게중심에 따라 일정 범위 내에 포함되어야 한다는 것이다.

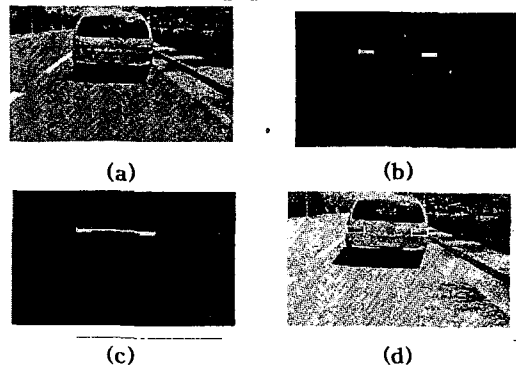



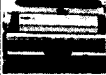






그림 6. (a)원영상. (b)기하학적 특징. (c)위치적 특징 (d)결과영상.

3.4 전방 차량의 근접 여부

위의 세 가지 위치적 특징을 만족하면 전방 차량의 후방등을 구할 수 있다. 이때 각 후방등의 가로와 세로의 비율, 또는 후방등의 가로와 후방등의 무게 중심점을 이은 간격의 비율, 차종을 안다면 전방 차량의 근접여부를 판단할 수가 있다.

다음은 몇 가지 후방 등간의 비율을 나타낸 것이다.

<표1> 자동차 미등의 특징 자별 실제 길이 및 비율.

차종	차이름	사진	가로	세로	간격 길이	가로:세로	가로:간격
경차	마티즈		25	20	85	1.25:1	1:3.5
	티코		15	25	105	1:1.7	1:7
소형	엑센트		25	30	95	1:1.2	1:4
중형	SM-5		25	25	75	1:1	1:3
	소나타		55	10	40	5.5:1	1.5:1
	EF 소나타		25	25	105	1:1	1:4
	SM -525		45	10	160	1:16	4.5:1
대형	그랜저		50	10	160	1:16	5:1

4. 실험 결과 및 검토

본 논문 실험에 사용한 기기는 PULNIX사의 디지털 카메라와 IBM-PC / Pentium 500이고, 영상 입출력을 위하여 μ -tech사의 MV1000 보드를 사용하였다. 영상은 Digital CCD 카메라로 입력받았다.

본 논문의 확률적 접근 방법은 화소 단위가 아닌 8x8 영역 단위로 이루어져 계산량의 단축과 영역 내 작은 잡음의 영향을 배제하는 장점을 보였다. 전 영역 탐색 알고리즘의 단점인 복잡한 알고리즘과 오검출의 가능성을 줄이기 위해서 영상 분할 알고리즘을 적용하였다. 영상 분할 시의 탐색 시간은 블록으로 탐색하므로 계산 시간은 전체 영상을 탐색하는 시간보다 많이 줄어든다. 스네이크의 구성으로 기존의 포인트 스네이크 즉 모든 픽셀을 통한 검출에 비해 노이즈에 강하고 또한 계산량을 줄일 수 있는 효과를 보였다.

컬러 정보를 이용한 전방 차량인식 또한 전방차량에

특수유동장치를 장착하지 않고 컬러 정보만을 사용했기 때문에 알고리즘이 간단했고 계산 속도가 빨랐다. 또한 인식된 한 쌍의 브레이크등과 미등의 붉은색의 컬러 변화에 따라 브레이크의 사용 여부의 판단이 가능하였다. 그리고 차량인식의 경우 주간과 야간 모두 다양한 거리에 위치한 전방 차량의 후방등을 탐지할 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 전체 영상을 8x8 영역으로 분할한 후 차선일 가능성이 높은 후보영역을 추출하고 영상 분할을 해서 비교적 간단한 배경을 제외시키고 레이블링과 블록별 스네이크를 수행하였으며, 스네이크 과정을 각 블록별로 수행하여 차선 추출 시간을 향상시키는 방법을 사용하였다. 그러나 복잡한 배경 영상에서의 차선 추출은 더 많은 연구가 있어야 하겠다. 전방차량인식의 경우 컬러 영상을 획득한 후 컬러적 특징으로 후보영역을 추출하고 추출된 영역에서 기하학적 특징과 위치적 특징을 만족시키는 영역을 후방등으로 인식하였다. 차량의 후방등을 검출하여 전방 차량의 여부를 알 수 있었고 후방등간의 특징 자별 비율을 통해 전방 차량간의 거리 측정의 가능성을 제시하였다. 또한 후방등의 컬러 변화로 브레이크 사용 여부까지 인식 가능하였다. 그러나 후방등의 미등을 켜는 경우엔 인식률이 높았지만 차종과 조도에 따라 탐지를 못하는 경우도 발생하였다. 이 또한 앞으로의 연구 과제라고 생각된다.

참고문헌

- [1] Kahn, Kitchen & Riseman, A Fast Line Finder for Vision Guided Robot Navigation, 1989.
- [2] Satonaka, A Study of Sensor Fusion Technology for Collision Avoidance System, 1995.
- [3] Schaaser & Thomas, Finding Road Lane Boundaries for Vision-Guided Vehicle Navigation, 1987.
- [4] Brian Burns, Allen R. Hanson, "Extracting Straight Lines", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.no.4, pp.425-434, July, 1986.
- [5] Hironobu Takahashi and Funiaki Tomita, "Fast Region Labeling with Boundary Tracing", IEEE ICIP'89, Singapore, pp. 369-373, 1989.
- [6] M.Kass, A.Witkin and D.Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, Vol.1, pp321-331, 1987.
- [7] Jae Ho Na, A Study on Multi-Lane Detection using Block Snakes, 1997.