

국부이진패턴 히스토그램을 이용한 측면 차량 검출

*강형섭 *조동찬 **고경우 *김희율
*한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 **현대모비스
*hskang@vision.hanyang.ac.kr

Passing Vehicle Detection using Local Binary Pattern Histogram

*Kang, Hyung-Sub *Cho, Dong-Chan **Ko, Kyung-Woo *Kim, Whoi-Yul
*Hanyang university, Department of Electronics and Computer Engineering **Hyundai Mobis

요약

본 논문에서는 주행 중인 차량에서 전방을 향해 장착된 카메라를 통해 입력된 영상에서 측면에 부분적으로 나타나는 차량을 검출하는 방법을 제안한다. 기존 연구에서는 모션 벡터를 이용하여 주변 배경과 관측되는 차량 사이의 모션 벡터 차이를 이용하여 측면 차량을 검출하고 있다. 그러나 모션 벡터를 이용할 경우 정지된 차량이나 전방에서 다가오는 차량의 경우 검출하기 어려운 점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 모션 벡터를 사용하지 않고 차량 측면 모습에서 특징 정보를 추출하여 SVM 분류기를 통해 측면 차량을 검출하는 방법을 제안한다. 차량 측면 모습의 특징을 뽑기 위해 영상의 밝기 변화에 강한 국부 이진 패턴을 사용하였고 ROI영역 내에서 차량이 나타나는 위치에 상관없이 차량의 측면 모습을 찾아내기 위해 국부 이진 패턴의 히스토그램을 이용하였다. 실험결과에서는 제안하는 방법이 정지된 차량을 포함하여 88.5%의 정확도로 측면 차량을 검출하는 것을 확인하였다.

1. 서론

최근 자동차 산업에서 다양한 센서와 카메라를 이용한 지능형 자동차 시스템이 중요한 이슈로 부각되고 있다. 지능형 자동차는 운전 중 발생할 수 있는 위험을 빠르게 감지하여 사람에게 알려주거나 스스로 능동적으로 제어를 하는 시스템을 말한다. 이러한 지능형 자동차에는 레이더 센서나 초음파 센서를 이용하여 차량 주변의 상황을 파악하는 방법이 있고 영상을 이용하여 차량 주변의 상황을 파악하는 방법이 있다. 최근에는 이 두 가지 방법을 조합하여 성능을 향상시킨 방법들이 많이 연구되고 있다. 지능형 자동차 시스템에서 카메라가 사용되는 부분은 크게 전방 추돌 경보 시스템(FCWS)과 차선 이탈 경보 시스템(LDWS), 상향등 보조 시스템(HBA)등으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 이러한 시스템 중 전방 추돌 경보 시스템의 한 부분인 전방카메라를 이용한 측면 차량 검출에 대한 방법을 제안한다. 일반적인 전방 추돌 경보 시스템의 경우 차량과 동일한 차선에 위치하는 전방 차량을 찾는 것이 가장 중요한 문제이지만 사고가 발생하는 상황을 보면 전방에 위치한 차량뿐만 아니라 다양한 위치에 존재하는 차량 및 장애물들을 실시간으로 찾아서 추적하는 것이 중요하다. 하지만 이제까지 제안된 대부분의 전방 추돌 경보 시스템의 경우 차량의 후면 모습을 주로 이용하여 차량을 찾기 때문에 차량의 측면만 보이는 그림 1. (a)의 5, 6번 차량과 (b)의 5번 차량의 경우 찾을 수가 없다. 이렇게 측면에서 나타나는 차량을 차량의 전체적인 모습이 나타나기 전에 찾아 추적할 수 있다면 좀 더 효과적인 전방 추돌 경보 시스템을 개발할 수 있을 것이다.

측면차량을 인식하기 위한 기존의 연구는 대부분 카메라를 통해 관측되는 차량과 배경과의 모션 벡터 차이를 사용하고 있다[2] [3] [4]. 그러나 주행 중인 차량에서 볼 때 전방에서 자신에게 다가오는 차량은

주변 배경과 대상 차량의 모션 벡터의 방향과 크기가 비슷하기 때문에 인식하기 어려운 단점이 있다. 때문에 [2][4]에서는 전방에서 자신에게 다가오는 차량은 운전자가 인지하여 회피할 수 있다는 가정 하에 뒤에서 앞으로 나아가는 측면 차량만을 검출하고 있다. [3]에서는 후방 카메라를 사용하여 전방에서 자신을 지나쳐간 측면 차량은 자신에게 해가 되지 않는다고 가정하고 후방에서 자신에게 다가오는 차량만을 검출하고 있다. 또한 기존 연구에서는 교차로나 신호등에 정지해 있을 경우 모션 벡터가 발생하지 않기 때문에 측면차량을 찾을 수 없고 주차되어 있는 차량을 지나칠 경우 측면 차량이 배경에 포함되기 때문에 역시 찾을 수 없다.

본 논문에서는 측면 차량을 검출하기 위해 분류기를 사용하여 측면 차량을 검출하는 방법을 제안한다. 차량의 측면 모습에서 공통적으로 나타나는 차량 바퀴에 대한 특징을 정의하기 위해 관심 영역(ROI) 내의 경계선 픽셀에 대해 국부이진패턴(LBP) 히스토그램을 구한 후 Support Vector Machine(SVM)을 이용하여 측면 차량의 존재 유무를 판단하였다. 국부이진패턴 히스토그램을 사용하였기 때문에 차량 바퀴의 위치나 크기에 영향을 거의 받지 않고 측면 차량 검출이 가능하였다.

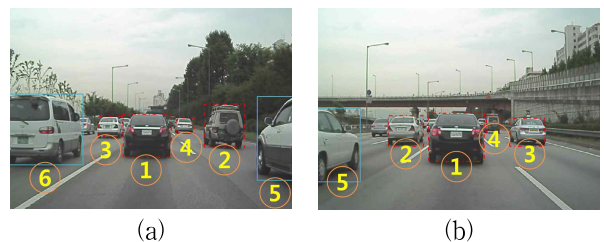


그림 1. 찾고자하는 차량

2. 제안하는 방법

본 논문에서는 그림 1에서 보는 것과 같이 차량의 전방에 장착되어 있는 카메라를 통해 입력받은 영상에서 측면 모습만 보이는 차량을 찾는 방법을 제안한다. 먼저 입력된 영상에서 측면 차량이 나타날 수 있는 영역을 ROI 영역으로 추출한 후 ROI 내에서 경계선을 추출한다. 그리고 경계선에서의 국부이진패턴 히스토그램을 얻은 후 SVM을 통해 차량의 유무를 파악하였다. 그림 2는 이러한 과정을 나타내고 있다.

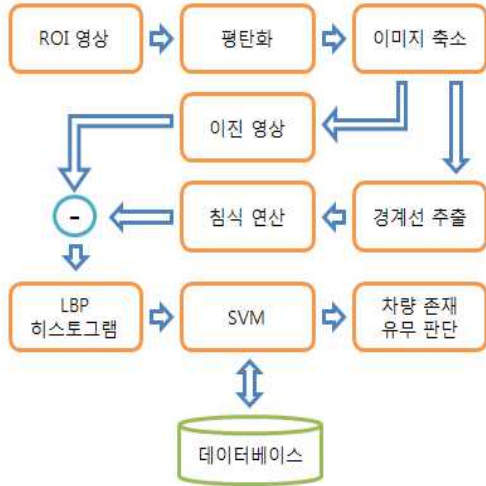


그림 2. 제안하는 방법

가. 영상의 잡음 제거 및 경계선 추출

차량에 장착되는 대부분의 카메라는 고성능의 카메라가 아니기 때문에 영상 내에 많은 잡음이 발생하게 된다. 이러한 잡음을 제거하기 위해 제안하는 방법에서는 영상 평탄화(smoothing)와, 이미지 축소(down sampling), 변형된 침식 연산(erosion) 방법들을 사용하였다.

먼저 평탄화를 위해서 3x3 평균필터를 사용하였다. 일반적으로 평탄화를 위해 가우시안 저주파 통과필터를 많이 사용하지만 제안하는 방법에서는 연산시간을 줄이기 위해 가장 단순한 평균필터를 사용하였다. 또한 이미지 축소에서도 빠른 연산을 위해 보간법을 사용하지 않고 원본 영상을 절반 크기로 축소하였다.

이렇게 축소된 영상에서 경계선을 추출하는데 빠른 연산을 위해 Sobel 필터를 사용하였다. 이 때 차량의 바퀴 부분을 Sobel필터의 수평 성분과 수직 성분으로 분리하여 살펴보면 그림 3에서 보는 것과 같이 수직 성분이 수평 성분보다 더 많이 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 이는 차량을 바라보는 각도에 의해서 둥근 차량의 바퀴가 상하로 긴 타원 형태로 나타나기 때문이다.

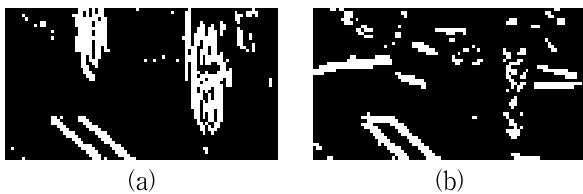


그림 3. 경계선 영상:

(a) 수직 경계선 영상, (b) 수평 경계선 영상

마지막으로 변형된 침식 연산은 앞에서 구한 수직 경계선 영상에서 임펄스 잡음과 비슷하게 영상내의 위치상에서 연속적이지 않은 잡음을 제거하기 위해 사용하였다.

$$E(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } S(x,y) > T_e \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

$$S(x,y) = \sum_{u=-b}^b \sum_{v=-b}^b Edge(x+u, y+v) \quad (2)$$

여기서 $Edge(x,y)$ 는 수직 경계선 영상을 의미하며 그 값은 좌표 (x,y) 에 수직 경계선이 존재하면 1, 아니면 0을 가진다. $E(x,y)$ 는 침식 연산이 수행된 영상을 의미한다. $E(x,y)$ 는 $S(x,y)$ 를 통해 구해지는데 $S(x,y)$ 는 국부지역에서 수직 경계선이 존재하는 픽셀 수의 합을 의미한다. 만약 좌표 (x,y) 에서 $S(x,y)$ 이 T_e 보다 크면 $E(x,y)$ 의 값은 1이 되고 작으면 0이 된다. 실험에서 b 값은 1을 사용하였고, T_e 의 값으로는 3을 사용하였다. 만약 T_e 값으로 8을 사용하면 일반적인 침식 연산이 된다. 그림 4에서는 각 단계별 영상에 대해 보여주고 있다.



그림 4. 잡음 제거를 위한 각 단계별 영상:

(a) 원본 영상, (b) 평탄화 영상, (c) 축소 영상, (d) 침식 영상

나. ROI 내의 차선 제거

그림 4 (d)를 살펴보면 차량의 바퀴 영역 이외에 차선 영역이 포함되어 있는 것을 확인할 수 있다. 차량의 위치 특성 때문에 ROI영상 내에서 차선이 나타나는 경우가 많은데 차선 정보가 포함될 경우 분류기의 성능이 저하될 것이다. 차선 영역의 특징을 살펴보면 차선이 매우 밝은 흰색이나 노란색으로 나타나기 때문에 흑백 영상에서 높은 밝기 값을 가진다. 이러한 특징을 이용하여 차선이 영상내에서 밝은 영역에 분포한다고 가정하여 ROI 내에서의 평균 밝기값과 최대 분산값을 구하여 차선 영역을 제거하였다.

$$B(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } R(x,y) > T_b \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

$$T_b = \mu + \frac{\sigma_m}{2} \quad (4)$$

여기서 μ, σ_m 는 각각 ROI 내의 밝기값의 평균과 분산을 의미하고 $R(x,y)$ 와 $B(x,y)$ 는 각각 축소된 영상과 차선 영역을 나타낸 영상을

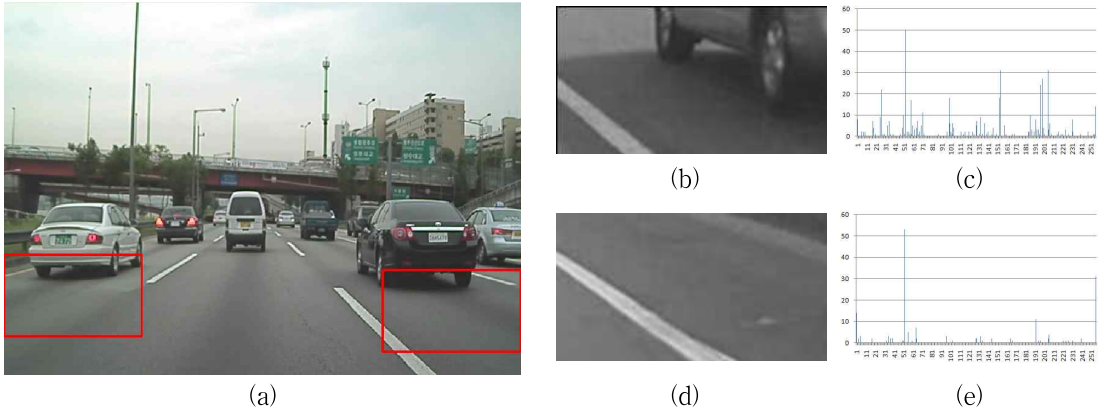


그림 5. 제안하는 방법에서 사용된 영상:

- (a) 전체 영상에서 ROI의 위치, (b) 학습에 사용된 positive 영상, (c) positive 영상의 국부이진패턴 히스토그램
 (d) 학습에 사용된 negative 영상, (e) negative 영상의 국부이진패턴 히스토그램

의미한다. 이렇게 구해진 $B(x,y)$ 를 사용하여 차선이 제거된 후보 영역 $D(x,y)$ 를 식 (5)를 이용하여 구하면 그림 6에서 보는 것과 같이 차선 영역이 효과적으로 제거된 것을 볼 수 있다.

$$D(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } E(x,y) - B(x,y) = 1 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$



그림 6. 이진 영상과 차선 제거 영상:
 (a) 이진 영상, (b) 차선 제거 영상

만약 관측되는 차량이 차선과 같이 밝은 색일 경우 $D(x,y)$ 에서 차량 부분이 제거될 수도 있다. 그러나 제안하는 방법에서는 차량의 바퀴 부분과 차량의 밑부분의 경계선을 사용하므로 차량의 측면이 제거되어도 성능에 영향을 미치지 않는다.

다. 국부이진패턴 히스토그램

국부이진패턴은 1996년에 Ojala에 의해 흑백영상에서 회전 변화에 강건한 texture 기술자로 제안되었다[1]. 국부이진패턴은 국부영역에서의 texture 형태에 따라 세밀한 특징을 표현할 수 있고 조명변화에 강건하기 때문에 얼굴 인식과 같은 분야에서 많이 사용되고 있다 [5-9]. 이 방법은 국부 영역의 특징을 정의하기 위해 중심 픽셀과 이웃하는 픽셀들 간의 밝기값 차이를 측정하여 8 bit의 데이터로 변환하여 픽셀의 특징을 기술한다.

$$LBP(i_c) = \sum_{n=0}^7 s(i_n - i_c) \cdot 2^n \quad (6)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

식 (6)에서 i_c 는 그림 7.(a)에서 보는 것과 같이 국부이진패턴을 구하는 중심 픽셀이고 i_n 은 i_c 와 이웃하는 픽셀들을 나타낸다. 예를 들어

그림 7.(b)와 같이 영상의 밝기 값이 분포한다고 할 경우 식 (6)을 이용하여 i_c 에서의 국부이진패턴을 구하면 그림 7.(c)와 같이 식 (7)의 결과값이 나오고 국부이진패턴의 값은 00011110₍₂₎이 된다.

i_0	i_1	i_2
i_7	i_c	i_3
i_6	i_5	i_4

3	4	1
2	5	7
8	6	9

0	0	0
0		1
1	1	1

그림 7. 국부이진패턴 예시

제안하는 방법에서는 국부이진패턴의 기본 패턴을 사용하지 않고 그림 8과 같은 패턴을 사용한다. 이것은 ROI 내에 주된 특징이 되는 차량의 바퀴 모양이 수직 방향으로 타원 모양인 점과 경계선을 수직 성분만을 추출하는 것을 고려하여 제안하였다.

	i_4	i_5	
		i_0	
	i_3	i_c	i_1
		i_2	
	i_7	i_6	

그림 8. 제안하는 방법에서 사용된 국부이진패턴 패턴

이러한 패턴을 사용하여 국부이진패턴 특징값을 ROI 내에서 식 (8)과 같은 방법으로 구한다.

$$LBP(x,y) = \begin{cases} \sum_{n=0}^7 s(i_c - i_n) \cdot 2^n, & \text{if } D(x,y) = 1 \\ skip, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

위와 같은 방법으로 구해진 국부이진패턴 값을 사용하여 히스토그램을 구한다. 국부이진패턴이 표현할 수 있는 값은 2^8 이므로 히스토그램 $h(k)$ 에서 k 는 0, ..., 255의 값을 가지게 된다. 따라서 국부이진패턴 히스토그램은 식 (10)을 통해 구할 수 있다.



그림 9. 실험 결과

$$h(k) = n_k \quad (10)$$

$$n_k = \sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N p(x, y, k) \quad (11)$$

$$p(x, y, k) = \begin{cases} 1, & \text{if } LBP(x, y) = k \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

여기서 M 과 N 은 각각 ROI의 넓이와 높이를 나타내며 n_k 는 ROI 내에서 국부이진패턴의 값이 k 인 픽셀들의 수를 나타낸다. 이렇게 구해진 국부이진패턴 히스토그램을 사용하여 찾고자하는 특징이 영상 내에서 어디에 위치하던지 상관없이 특징의 유무를 판단할 수 있다

라. SVM을 통한 학습

학습을 위해 positive 영상으로 그림 5 (b)와 같은 영상과 같이 차량의 바퀴부분이 나타나는 영상을 사용하였고 negative 영상으로 그림 5 (d)와 같이 차량이 존재하지 않는 영상을 사용하였다. 그림 5 (c)와 (e)는 각각 (b)와 (d)의 국부이진패턴 히스토그램을 보여주고 있다. 국부이진패턴 히스토그램에서 볼 수 있듯이 positive 영상과 negative 영상의 패턴이 명확하게 구분되는 것을 알 수 있다.

4. 실험

실험을 위해 실제 차량의 백미러 앞부분에 카메라를 장착하였다. 영상의 크기는 752x480의 칼라 영상을 사용하였고, 비가 오지 않은 주간에 실험을 실시하였다. SVM 학습에 사용된 이미지의 수는 positive 영상이 114장, negative 영상이 863장 사용되었다. 그림 9에서는 실제 주행중에 촬영한 영상으로 실험한 결과이다. 영상에서 빨간색 박스는 ROI 영역을 나타내며 차가 있다고 판단되었을 경우 표시되게 설정하였다. 그림 9 (b)의 경우 왼쪽 ROI에 차선이 아닌 물체가 존재하여도 잘 분류되는 것을 볼 수 있다. 그러나 그림 9 (c), (d)와 같은 경우 차량이 존재하지 않지만 차량이 존재한다고 잘못 분류하는 경우가 있다. 이는 학습할 때 영상에서 나타나는 것과 같은 패턴을 negative 영상에 포함시키지 않은 경우 발생하는 것을 확인하였다. 또한 차량이 아니지만 차량과 비슷한 패턴을 가지는 경우에도 발생하는 것을 확인하였다. 이를 해결하기 위해 단순히 국부이진패턴 히스토그램만을 사용하지 않고 더 많은 제약 조건을 추가하여 문제를 해결할 수 있을 것으로 생각된다. 실험의 정확도는 전체 영상에서 제안된 방법을 통해 제대로 분류된 영상만을 고려하여 정확도를 산출하였다. 영상 데이터는 초당 2 프레임으로 추출하여 사용하였다. 산출된 정확도로는 기본 국부이진패턴은 71.2%인 반면 제안하는 방법으로는 88.5%의 정확도를 얻었다.

5. 결론

본 논문에서는 주행중인 차량에서 전방 카메라를 사용하여 측면

에 존재하는 차량을 검색하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 영상의 좌우측 하단에 ROI를 설정하고 ROI 내부에서 국부이진패턴 히스토그램을 사용하여 차량의 특징을 정의했고 이를 사용하여 널리 사용되고 있는 분류기인 SVM을 사용하여 차량의 존재 유무를 판단하였다. 비가 오지 않는 주간에서 실험결과 88.5%의 정확도로 작동을 하는 것을 확인하였다.

실험에서 차량을 판단하기 위한 결정을 한 프레임에서 발생하는 상황만을 사용하였지만 진후 여러 프레임을 사용하여 제약을 둔다면 더 높은 정확도를 얻을 것으로 예상된다. 또한, negative 영상에 더 많은 경우의 영상을 추가하여 학습하는 것도 정확도 향상을 위해 필요하다.

참고 문헌

- [1] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood. "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions". *Pattern Recognition*, 29(1):51-59, Jan 1996
- [2] Z. Li, W. Chen, H. He, "Detection of Passing Vehicle on the Highway". *Vehicular Electronics and Safety*, pp.1-5, 2007
- [3] J. D. Alonso et. al., "Lane-Change Decision Aid System Based on Motion-Driven Vehicle Tracking". *Vehicular Technology*, vol 57, No 5, pp.2736-2746, 2008
- [4] Y. Zhu et. al., "Passing Vehicle Detection from Dynamic Background Using Robust Information Fusion". *Intelligent Transportation Systems*, pp.564-569, 2004
- [5] A. Petpon, S. Srisuk, "Face Recognition with Local Line Binary Pattern". *International Conference on Image and Graphics*, pp.533-539, 2009
- [6] T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen, "Face Recognition with Local Binary Patterns", *ECCV*, 2004
- [7] T. Ahonen et al., "Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 28(12), pp. 2037-2041, 2006
- [8] W. Liu, Y. Wang, "Local Binary Pattern Histogram Sequences". *International Conference on Signal Processing*, pp.2082-2084, 2008
- [9] H. M. Vazquez, E. G. Reyes, Y. C. Molleda, "A New Image Division for LBP Method to Improve Face Recognition under Varying Lighting Conditions". *International Conference on Pattern Recognition*, pp. 1-4, 2008
- [10] X. Chen, C. H. Reynolds, "Advanced Local Binary Pattern Descriptors for Crowd Estimation". *IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application*, pp. 958-962, 2008