

사각 지역 차량 감지 영상 처리 알고리즘

*서지원 **곽노준

아주대학교 일반대학원 전자공학과

*judenme@ajou.ac.kr **nojunk@ajou.ac.kr

Image Processing Algorithm for Vehicle Detection at Blind Spot

*Seo, Jiwon **Kwak, Nojun

Division of Eletronics Engineering, Ajou University

요약

최근 자동차 업계와 IT 기술의 융합이 새로운 트렌드로 자리 잡으면서 전자제어 기술뿐만 아니라 영상처리 기술이 융합된 지능형 자동차 개발에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 차선 또는 번호판을 대상으로 하는 인식 알고리즘은 이미 다양한 방법으로 연구가 진행되어 왔으며 이미 몇몇 기술은 상용화 단계에 있다. 본 논문에서는 Viola-Jones 알고리즘을 이용하여 차량의 사각 지대에 위치하는 차량을 감지하고 이의 대략적인 거리 정보를 추정하는 것을 목표로 하여 차량의 형태 정보를 바탕으로 차량을 감지하는 알고리즘을 제안한다. 기본적인 방법은 Adaboost와 Harr-like 특징을 사용하여 얼굴을 성공적으로 검출한 Viola-Jones 알고리즘[1]을 차량에 적용하였다.

1. 서론

자동차는 대표적인 융합 산업으로 손꼽히며 오래 전부터 다양한 분야의 최첨단 기술을 채택하여 개발되어 왔다. 특히 최근 전기전자 분야와의 기술 융합을 통해 새로운 부가가치를 창출하고 있으며, 안정성과 편의성이 강조됨에 따라 단순히 센서에 의한 전자제어 방식이 아닌 영상처리 기술을 통해 좀 더 다양하고 구체적인 상황에서 운전자와 탑승자의 안전을 보장할 수 있는 차량용 주행 상황 인지 시스템 개발에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 대표적인 사례로 차선과 번호판을 인식하는 알고리즘에 대한 개발은 이를 이용한 차간 거리 자동조절(ACC), 차선 이탈 경고시스템(LDWS) 등 이미 상용화 단계에 있다.

본 논문에서는 운전 중 발생할 수 있는 다양한 위험 상황 중 하나인 차량의 사각 지대에 위치하는 차량을 감지하고 차량 간의 대략적인 거리 정보를 추정하는 알고리즘을 제안하고 있다. 차량 감지 알고리즘은 특징 기반의 Viola-Jones 알고리즘[1]을 적용하였고, 거리 정보 획득 알고리즘은 검출된 차량의 위치 및 크기 정보를 종합적으로 판단하여 알아내도록 하였다.

2. 알고리즘

사각 지역 차량 감지 영상 처리 알고리즘의 흐름도는 그림 (1)과 같다. 이에 기본이 되는 Viola-Jones 알고리즘[1]은 학습 단계와 실제 상황에서의 테스트 단계로 나누어진다. Viola-Jones 알고리즘은 강분류기 추출 방법으로 Adaboost 방법을 이용하는데 이것은 학습 시간이 매우 오래 걸린다는 단점이 있지만, 실행속도가 다른 방법에 비해서 빠르고 인식률도 다른 방법에 비해 낮은 편이 아니기 때문에 실시간으로 물체를 인식하는데 있어서 적합한 방법이다.

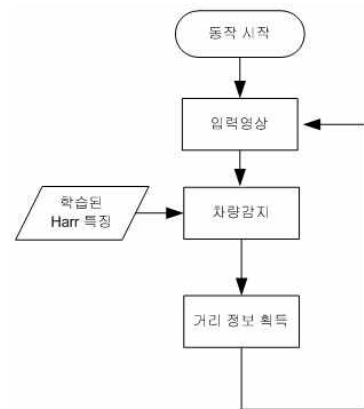


그림 1. 전반적인 블록 다이어그램

가. 학습

학습 단계에서는 integral image를 생성한 후 수많은 Harr-like 사각 특징을 생성하여 training 영상으로부터 각각의 특징의 중요도를 측정하고 이 중 최상위 특징들만을 골라내는 작업을 수행한다. 학습에 필요한 데이터는 그림 (2)와 같은 방법으로 획득했으며 자동차 인식을 99%이상 거짓 양성 비율(false positive rate) 50% 이하가 되도록 경계 값을 정하여 단계를 증가시키면서 학습을 시켰다. 학습 결과는 표 (1)과 같다. Training data는 총 2211장으로 positive 이미지 721장과 negative 이미지 1490장으로 구성되었으며, Validation data는 총 6589장이며 positive 이미지 1444장과 negative 이미지 5145장으로 구성되었다.



동영상으로부터 획득한 이미지



학습에 사용할 이미지

그림 2. 획득한 이미지로부터 자동차 이미지 획득 과정

# of cascade	# of Harr-like feature	false positive ratio	
		Training data	Validation data
1	3	0.2396 %	0.2204 %
2	3	0.3248 %	0.3141 %
3	4	0.2846 %	0.3114 %
4	4	0.3087 %	0.2884 %
5	3	0.3711 %	0.4494 %
6	4	0.2537 %	0.3547 %
7	4	0.4765 %	0.5036 %
8	3	0.3886 %	0.4431 %
9	4	0.2148 %	0.2113 %
10	3	0.3174 %	0.2414 %

표 1. cascade 학습

나. 테스트

실제 상황에서의 테스트는 먼저 영상으로부터 integral image를 생성한 후 이 영상을 학습 단계에서 미리 뽑아 놓은 특징들의 cascade 구조에 입력으로 인가하여 특징 값을 측정하고 이를 바탕으로 분류를 수행하여 주어진 영상의 어떤 부분이 자동차인지를 검출해 내는 작업을 수행하게 된다. 알고리즘 흐름도는 그림 (3)과 같다.

사각 지대에 있는 자동차를 보다 효과적으로 검출하기 위해 카메라가 고정되어 있다는 점을 활용하였다. 그림 (4)와 같이 사각 지역을 직선의 방정식을 이용하여 관심 영역 안에서만 자동차 영역 후보를 찾도록 설정하여 오인식률을 감소시켰다.

다. 차량 간 거리 정보

차량 간의 거리 정보는 차량이 검출된 후 차량의 위치 및 크기 정보를 종합적으로 판단하여 알아내도록 한다. Monocular camera를 이

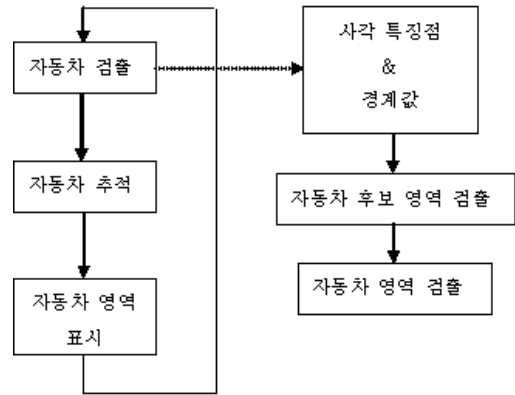


그림 3. 자동차 검출 테스트 과정



그림 4. 자동차 검출 영역을 사각 지대로 제한한 이미지

용하여 거리를 측정하는 것은 side information이 없다면 불가능하지만 고정된 카메라를 기반으로 하여 차량의 거리를 추정하였다. 그림 (5)는 차량이 사각 지대에 위치하는지 여부에 따라 다르게 표시되는 거리 정보를 나타낸 것이다. 차량이 사각 지대 안에 위치하면 차량 간의 거리가 m 단위로 출력되지만, 차량이 사각 지대에서 벗어난 경우는 관심 영역이 아니므로 거리 정보는 'out of range' 로 출력된다.

3. 실험 결과

이 실험은 실제 주행 상황과 가장 비슷하게 실험하기 위해 각각 다른 3가지 유형의 주간 영상에 대해 수행되었다. 모든 영상은 640×480 칼라 영상이었으며 각 영상에 대한 테스트 결과는 표 (2)와 같이 나타났다. 그림 (5)의 첫 번째 이미지와 같이 2대 이상의 차량이 있을 경우에도 사각 지대 안에 위치한 차량만을 정확히 검출하는 등 성능은 대체로 좋은 편이지만 영상 1의 경우, 터널 구간 내에서는 검출에 실패하는 경우가 발생하여 다른 영상에 비해 검출 성능이 낮게 나타났다. 또한 그림 (6)와 같이 터널이 아닌 일반 도로 상에서 사각 지대 안에 차량이 존재함에도 불구하고 검출하지 못하는 경우도 있었다. 거짓 양성 비율은 모든 영상에 대해 매우 낮게 나타나 알고리즘이 실제 상황에서 동작한다고 가정할 때, 오작동할 확률이 매우 낮다고 볼 수 있다.



차량이 사각 지대 안에 위치한 경우



차량이 사각 지대를 벗어난 경우

그림 5. 사각 지대 안에 차량의 유무에 따른 거리 정보



그림 6. 차량을 검출하지 못한 경우

	영상 1	영상 2	영상 3
영상 길이	3:58	2:02	9:50
특징	맑음 터널 포함	우천 차량 많음	맑음 차량 많음
detection ratio	89.41 %	97.32	95.89 %
false alarm ratio	1.21 %	0.58 %	4.7 %

표2. 실험 결과

참 고 문 헌

- [1] P. viola and M.J. Jones, *Robust real-time face detection*, International Journal of Computer Vision, 2004.
- [2] Gary Bradski, Adrian Kaehler, *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library (Computer Vision With the OpenCV Library)*, O'Reilly, 2008

4. 결론

본 논문에서는 사각 지대에 위치하는 차량을 감지하고 이의 대략적인 거리 정보를 추정하는 알고리즘을 제안하였다. 사각 지대라는 점과 고정된 카메라 위치 등 사전 정보를 최대한 활용하여 알고리즘에 적용하였으며 성능 또한 좋게 나타났다. 그러나 안전을 최우선으로 하는 차량에 적용 가능한 알고리즘인 만큼 보다 높은 인식률과 거짓 양성 비율을 영에 가깝게 줄이는 것은 여전히 해결해야 할 문제이다.