

객체와 배경 히스토그램을 활용한 개선된 보행자 검출

정진식* · 오정수

부경대학교

Improved Pedestrian Detection Using Object and Background Histograms

Jin-sik Jung* · Jeong-su Oh

Pukong National University

E-mail : james6172@naver.com / ojs@pknu.ac.kr

요 약

본 논문은 객체와 배경 히스토그램을 활용한 개선된 보행자 검출 방식을 제안하고 있다. HOG & SVM 알고리즘을 통해 검출한 객체는 사각형 형태로 검출된다. 사각형 영역 안에는 배경과 객체의 영역이 혼합되어 있다. 배경을 제외한 객체의 영역만을 검출한다면 객체 관련 다양한 정보를 쉽게 얻을 수 있다. 검출된 사각형의 크기를 객체의 크기에 맞게 x-y축 투영 알고리즘을 사용하여 재조정한다. 그리고 나서 재조정 된 사각형 내의 객체에 대한 히스토그램을 바탕으로 배경과 객체를 구분하여 개선된 객체를 검출한다. 검출한 객체와 원본의 객체를 비교하는 신뢰성 평가인 정밀도와 재현율의 평균값이 각각 97.9%와 90%를 보이고 있다.

ABSTRACT

This paper proposes an improved pedestrian detection method using object and background histograms. Objects detected through the HOG & SVM algorithm are detected in a square shape. Inside the square area, the background and the object area are mixed. If only the area of the object excluding the background is detected, various object-related information may be easily obtained. The size of the detected rectangle is readjusted using an xy-axis projection algorithm to fit the size of the object. And then, the improved object is detected by dividing the background and the object based on the histogram of the object in the readjusted square. The average values of precision and recall, which are reliability evaluations comparing the detected object with the original object, are 97.9% and 90%, respectively.

키워드

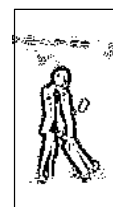
Pedestrian Detection, Histogram, Projection, Precision, Recall

1. 서 론

동영상에서 보행자를 인식하여 객체로 검출하는 기술은 현재 컴퓨터 비전에서 활용도가 높다. HOG & SVM 알고리즘(HOG&SVM)[1]은 보행자를 대상으로 하는 대표적인 객체 검출 알고리즘이고 이는 그림 1(a)와 같이 객체를 포함한 객체 영역과 객체의 위치를 출력한다. 검출된 객체 영역은 객체와 배경 정보가 혼합되어 있다. 여기서 순수 객체의 정보만 뽑아낼 수 있다면 객체와 관련된 색, 움직임 같은 다양한 유용한 정보들을 얻을 수 있을 것이다.

본 논문에서는 HOG&SVM에 의해 검출된 보행

자의 시간 변화에 따른 위치 변화를 프레임 차로 생성된 그림 1(b)의 에지 영상을 토대로 x-y 축 투영과 객체와 배경의 히스토그램을 활용하여 개선된 보행자를 검출한다.



(a) 보행자 검출 영상 (b) 보행자 에지 영상

그림 1. HOG&SVM으로 검출된 보행자와 에지 영상

* speaker

II. x-y축 투영 알고리즘

HOG&SVM으로 검출된 보행자 영역은 그림 1에 보이듯이 많은 배경 영역을 포함하고 있다. 그래서 개선된 보행자 검출을 위해 먼저 사각형 내의 유효한 객체 영역이 필요하고 이를 위해 그림 2(a)와 같은 투영 그래프를 사용한다.

투영 그래프에서 객체 에지에 의해 생성된 영역만을 유효 객체 영역으로 사용한다. 그림 2(a)의 투영 그래프에서 임계값 이상의 값을 가지는 영역이 일정 크기 이상 유지된다면 유효한 영역이다. 또한 임계값 이하의 값이 2번 이하이면 유효한 값으로 변경한다. 유효한 영역이 다수로 나온다면 가장 큰 영역을 선택한다. 그림 2(b)는 투영 그래프를 이용해 개선된 객체 영역이다.

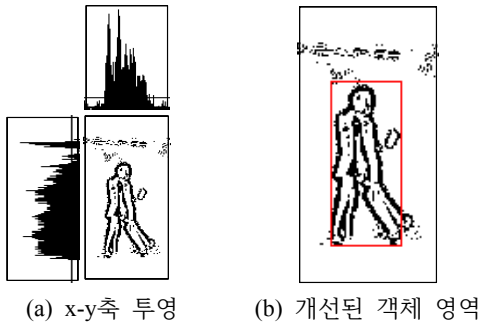


그림 2. 개선된 객체 영역 검출

III. 보행자 객체 검출

개선된 객체 영역에서 객체만을 검출하기 위해 객체 영역 후보를 검출하고 나서 개선된 객체 검출을 수행한다.

객체 영역 후보는 그림 2(b)를 대상으로 축 기준 객체의 최단 균집 위치와 최장 균집 위치를 모두 채우는 가로/세로 영역 채우기를 통해 그림 3(a)와 (b) 영상을 먼저 생성하고, 두 영상이 공통으로 갖는 영역인 유효 객체 후보를 얻기 위해 AND 연산을 수행해 그림 3(c)를 얻는다. 에지 영상이 객체 밖으로 검출되어 있어 그림 3(c)는 실제보다 확대되어 있는데 이를 보정하기 위해 그림 3(d)처럼 모폴로지 침식을 수행하여 최종 객체 후보 영역을 생성한다.

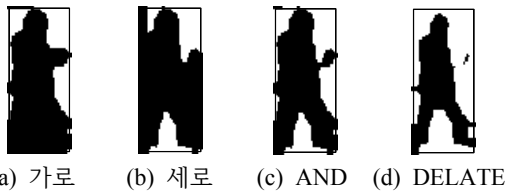


그림 3. 객체 영역 후보 생성 과정

객체 후보 영역을 기반한 개선된 객체 검출은 밝기 히스토그램을 이용한 영역 구분으로 구현된다. 그림 3(d)에서 구분된 영역의 히스토그램은 그림 4(a),(b)와 같이 일부 겹치지만 서로 구분된다. 두 영역의 히스토그램에서 빈도수가 우세한 영역을 그림 4(c),(d)와 같이 해당 영역으로 지정할 것이다.

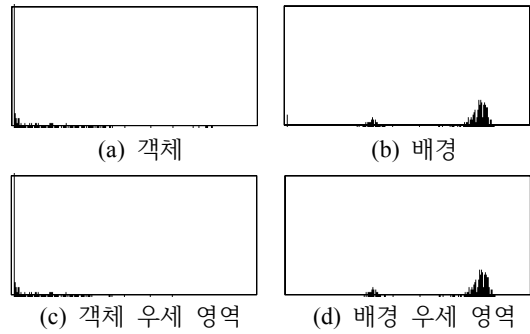


그림 4. 히스토그램

히스토그램에 의해 구분된 영역은 그림 5(a)와 같이 잡음이 많이 낀 객체 영상이 생성된다. 이를 모폴로지 침식을 통해 그림 5(b)와 같이 잡음이 제거되고 보다 확실한 객체 영역을 생성한다. 그리고 위의 과정을 그림 5(b)에 대해 반복 수행한다. 그 결과가 그림 6(a)와 같고, 객체 내 홀은 모폴로지 개방을 통해 그림 6(b)와 같이 제거된 개선된 객체를 생성한다.



그림 5. 1차 검출된 객체 영역



그림 6. 2차 검출된 객체 영역

개선된 객체 영역은 종종 배경과 유사한 밝기를 가지면서 손실된다. 이 문제를 해결하기 위해 그림 7과 같이 투영 기법으로 손실된 객체 영역을 검출한다. 그리고 그림 3(d)와 그림 7(b)의 손실 영역의 배경 히스토그램을 비교하여 7(b)에서 추가된 즉

손실된 객체 영역을 찾아 객체로 재지정한다. 그림 9(a)는 재지정된 히스토그램을 사용하여 검출된 객체 영상이다. 깔끔한 영상을 위해 그림 3과 같은 후처리를 수행한다.

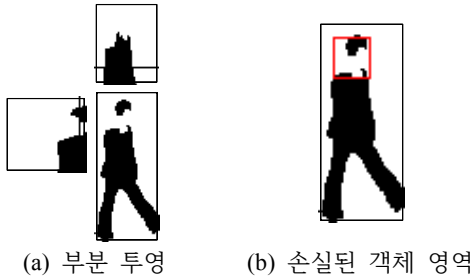


그림 7. 손실된 객체 영역 찾기

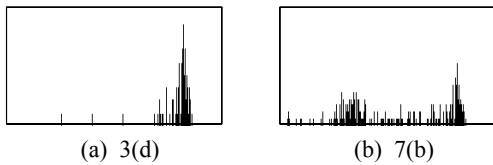


그림 8. 손실된 배경의 히스토그램

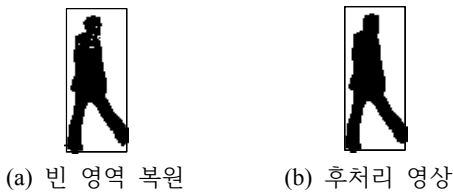


그림 9. 최종 검출된 객체 영상

IV. 실험 결과 및 평가

최종 검출된 객체는 표 1에 정의된 precision (정밀도)과 recall (재현율)로 신뢰성을 평가한다.

Table 1. Precision & Recall

정답지	예측 결과	
	Positive	Negative
Positive	TP	FN
Negative	FP	TN
$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$ $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$		

그림 10은 정답지와 예측 결과 사이의 TP(검정), FN(중간색), FP(밝은색)를 색으로 비교하고 있다. 그림 11은 5프레임 안의 22개의 객체에 대한

precision & recall 그래프이다. 그림 11에 보이듯이 Precision 값이 Recall 값보다 전체적으로 높게 나타난다. 예측한 영상이 정답지 안에 포함되어 옳은 검출이 많았지만, 정답지의 영역을 검출하지 못한 영역이 존재하여 그래프의 차이를 보인다.

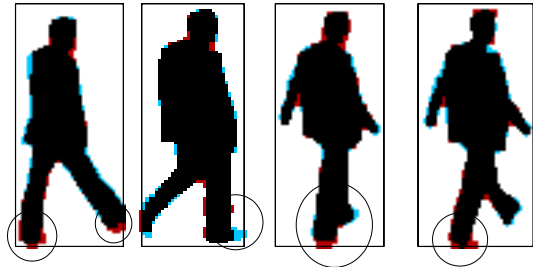


그림 10. 정답과 예측 결과 비교

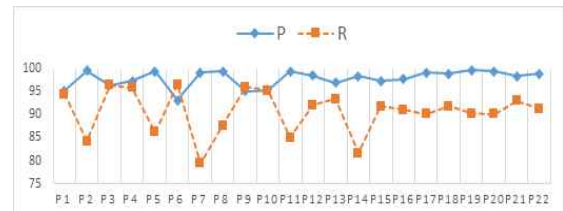


그림 11. Precision & Recall

V. 결 론

보행자의 보다 더 정확한 정보를 쉽게 얻기 위해 본 논문은 HOG&SVM에 의해 검출된 보행자를 기반으로 객체와 배경의 히스토그램을 활용해 개선된 보행자를 검출했다. 검출된 보행자의 precision과 recall의 평균값은 각각 약 97.9%, 90%의 값으로 나타난다. 일부 잘못 검출된 영역이 있지만 보행자의 경계 라인이나 신발 영역으로 보행자의 정보에는 큰 영향을 주지는 않을 것이다.

References

- [1] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection." In CVPR, pages 886-893, Jun. 2005.
- [2] Y. Ishitani, "Document Skew Detection Based on Local Region Complexity," ICDAR pp. 49-52, 1993.
- [3] J. Davis and M. Goadrich. "The relationship between Precision-Recall and ROC curves," ICML '06: Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning, pp. 233-240, Jun. 2006.