

가우시안 혼합모델을 이용한 고소 작업차 작업구역 침범 알람 발생

박근호*, 김선형*, 김병준*, 조복연* 임광진* 김동훈* 최강인*, 김서정*, 정성환*
*한국전자기술연구원

{root, sh.kim, jun0420, sosny124, kjlim,
clickmiss123, cki921, scott3554, shjeong}@keti.re.kr

Intrusion Alarm in High Place Operation Car Working Area Using Gaussian Mixture Model

Keunho Park*, Seonhyeong Kim*, Byoungjun Kim*, Bokyun Jo*, Kwang-Jin Lim*,
Donghoon Kim*, Kangin Choi*, Seojeong Kim*, Shunghwan Jeong*
*Korea Electronics Technology Institute

요약

산업현장에서 인력으로 해결할 수 없는 물리적 한계를 극복하기 위해 중장비, 설치물을 이용한 작업이 이루어지고 있다. 매해 꾸준히 산업재해가 발생하는 가운데 이중 절반이 추락사고라는 점을 주목할 필요가 있다. 본 논문에서는 고소 작업차의 사고 중 낙하물에 의해 발생하는 2차 사고를 예방하기 위해 가우시안 혼합모델을 이용하여 침범객체를 검출하였고 고소 작업차의 작업구역을 경고 구역과 위험 구역 두 가지 구역으로 구분하여 침범 여부를 판단하여 고소 작업자에게 알람으로 전달하는 연구를 수행하였다. 실험결과 ‘무고’, ‘경고 구역 침입’, 그리고 ‘위험 구역 침입’을 범주로 한 30개의 동영상 대상실험에서 평균 F1-score 96.66 결과를 내었다.

1. 서론

산업현장에서 인력으로 작업할 수 있는 물리적 한계가 있다. 따라서 이러한 물리적 한계를 극복하기 위해 중장비, 설치물을 이용한 작업이 이루어지고 있다. 고용노동부의 통계 자료에 따르면 산업 사고로 인해 발생하는 사망사고 중 절반이 추락 사고에서 나타난다고 한다. 매해 꾸준히 산업재해가 발생하는 가운데 이중 절반이 추락사고라는 점을 주목할 필요가 있다. 특히나 직접적인 추락으로 발생하는 1차 사고 외에도 낙하물에 의해 지나가던 행인 등이 충돌하는 2차 사고 또한 높은 비중을 차지하고 있다[1,2].

본 논문에서는 고소 작업차의 사고 중 추락사고, 그중에서도 2차 사고를 예방하기 위해 비전 기술인 가우시안 혼합모델(Gaussian mixture model)을 이용하여 영상의 배경을 생성한 후 원본영상과의 차이값을 이용하여 객체를 검출하는 방법으로 침범객체를 검출하였고 고소 작업차의 작업구역을 경고 구역과 위험 구역 두 가지 구역으로 구분하여 침범 여부를 판단하여 고소 작업자에게 알람으로 전달하는 연구를 수행하였다.

2. 본론

본 논문에서는 비전 기술을 기반으로 고소 작업차의 작업

구역 침범 여부를 감지하고 결과를 바탕으로 알람을 발생하여 고소 작업자로 하여금 안전사고 발생을 낮추는 연구를 수행하였다.



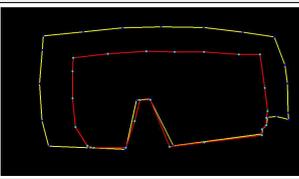
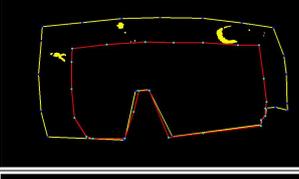
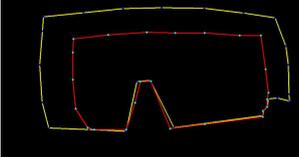
[그림 1] 작업구역 침입 인식 데이터를 수집하기 위한 고소 작업차

고소 작업차 작업구역 침범 여부를 감지하기 위해 본 논문에서는 그림 1과 같이 고소 작업차를 민간인의 통행이 적은 장소에 설치하고 보행자, 자동차, 자전거 등 고소작업 시 발생할 수 있는 환경변수 들을 통제하였다. 위와 같이 통제된 환경에서 감지 방향이 지면을 향하도록 고소 작업차의 작업대 하부에 카메라를 장착하고 작업대 높이를 10m 상승시켜 동영상 데이터를 수집하였다.

고소 작업차 작업구역은 경고 구역과 위험 구역으로 나뉘는데 경고 구역은 보행자, 자동차, 자전거 등 침범객체가 낙하물이나 고소 작업차 충돌과 같은 안전사고의 위험이 적은 구역을 나타내고, 위험 구역은 침범객체가 낙하물이나 고소 작업차 충돌과 같은 안전사고의 위험이 높은 구역을 나타낸다.

침범 상태는 표 1과 같이 세 가지 종류로 나뉜다. ‘무고’는 침범객체가 경고 구역 밖에만 발생하여 작업에 무리가 없는 상태를 나타낸다. ‘경고 구역 침입’은 침범객체가 경고 구역 내에 발생하나 위험 구역 밖에 위치하는 상황으로 고소 작업자는 주의를 기울여 작업해야 하는 상황을 의미한다. ‘위험 구역 침입’은 침범객체가 위험 구역 내에 발생한 상황으로 이러한 상황이 발생하지 않도록 사전에 위험 구역 내에 팬스를 설치하거나 상황 발생 시 고소 작업자는 신속하게 침범객체에 경고하여 작업구역 밖으로 이동하도록 한다. 표 1에서 두 번째 열에 있는 영상들은 각 고소 작업차 작업구역 침범 알람을 위해 촬영된 작업구역의의 상황을 나타낸다. 표 1에서 세 번째 열에 있는 영상들은 표 1의 두 번째 열에 있는 영상들의 작업구역 침입 인식 상태를 시각화한 영상들이다.

[표 1] 작업구역 침입 인식 예시

분류	원본 영상	작업구역 침입 인식 영상
무고		
경고 구역 침입		
위험 구역 침입		

본 논문에서 노지 농작업 모니터링을 평가하기 위해서 전북 임실군의 한 공원에서 동영상을 취득하였다. 농장에서

2020년 9월 중순에 한 대의 고소 특장차에서 하루 동안 촬영을 실시하였다. 약 4시간 동안 동영상 촬영을 5, 10, 15, 20, 25m 다섯 개의 높이에서 취득하였으나 5m 높이에서는 경고 구역을 전부 포함하지 못하는 영상을 취득하였고 15m 이상의 높이에서는 객체를 잘 인식하지 못하는 상황이 발생하였다. 따라서 취득한 데이터 중 10m 높이의 데이터만 세 가지 분류별로 편집하여 ‘무고’ 10개, ‘경고 구역 침입’ 10개, 그리고 ‘위험 구역 침입’ 10개의 샘플 데이터를 만들어 고소 작업차 작업구역 침범 알람을 평가하는데 사용하였다. 표 2는 고소 작업차 작업구역 침범 알람 실험에 사용된 동영상 샘플 데이터의 정보를 나타낸다. 분류별 재생시간의 합은 ‘무고’, ‘작물관리’, ‘무고’ 각각 1분 40초로 샘플 데이터 전체의 재생시간은 5분이다.

[표 2] 실험에 사용된 동영상 샘플 데이터의 정보

분류	파일 이름	재생 시간	프레임 수(개)
무고	intrusion_alarm_20210915_none01.mp4	10초	598
	intrusion_alarm_20210915_none02.mp4	10초	598
	intrusion_alarm_20210915_none03.mp4	10초	598
	⋮	⋮	⋮
	intrusion_alarm_20210915_none10.mp4	10초	598
	합계	1분 40초	5,980
경고 구역 침입	intrusion_alarm_20210915_warning01.mp4	10초	826
	intrusion_alarm_20210915_warning02.mp4	10초	826
	intrusion_alarm_20210915_warning03.mp4	10초	826
	⋮	⋮	⋮
	intrusion_alarm_20210915_warning10.mp4	10초	826
	합계	1분 40초	5,980
위험 구역 침입	intrusion_alarm_20210915_danger01.mp4	10초	826
	intrusion_alarm_20210915_danger02.mp4	10초	826
	intrusion_alarm_20210915_danger03.mp4	10초	826
	⋮	⋮	⋮
	intrusion_alarm_20210915_danger10.mp4	10초	826
	합계	1분 40초	5,980
	총합	5분	17,940

본 논문에서는 가우시안 혼합모델을 이용하여 영상의 배경을 생성한 후 원본영상과의 차이값을 이용하여 객체를 검출하는 방법으로 침범객체를 검출하였다[3]. 가우시안 혼합모델은 픽셀 데이터들의 가우시안 분포를 예측하는 단계(expectation)

$$w_j^{(i)} := p(z^{(i)} = j | x^{(i)}; \phi, \mu, \Sigma) \quad (1)$$

각각의 변수 ϕ , μ , Σ 의 값을 갱신하는 갱신 단계(maximization)

$$\phi_j := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m w_j^{(i)} \quad (2)$$

$$\mu_j := \frac{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)}} \quad (3)$$

$$\Sigma_j := \frac{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)} (x^{(i)} - \mu_j)(x^{(i)} - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)}} \quad (4)$$

로 구성된다. 각각의 픽셀은 가우시안 혼합모델로 추정된 가우시안 분포 중 가장 넓은 면적을 가지는 분포를 배경으로 산출하고 그 값을 배경값으로 갖는다.

표 3은 실험결과의 혼돈 행렬(confusion matrix)[4]을 나타낸다. 실험결과 ‘무고’ 샘플의 경우 10개의 샘플 중 10개 샘플 모두 ‘무고’로 정 분류하였다. ‘경고 구역 침입’ 샘플의 경우 10개의 샘플 중 9개의 샘플은 ‘경고 구역 침입’으로 정 분류하였으나 1개의 샘플을 ‘위험 구역 침입’으로 오 분류하였다. ‘위험 구역 침입’ 샘플의 경우 10개의 샘플 중 10개 샘플 모두 ‘위험 구역 침입’이라고 정 분류하였다.

[표 3] 고소 작업차 작업구역 침범 알람 실험결과와 혼돈행렬

분류결과 \ 실제 값	무고	경고 구역 침입	위험 구역 침입
무고	10	0	0
경고 구역 침입	0	9	1
위험 구역 침입	0	0	10

실험결과를 바탕으로 분류성능평가지표를 계산한 결과는 표 4와 같다. 분류성능평가지표는 정밀도(precision), 재현율(recall), 그리고 F1-score 세 가지를 사용하였고 각 평가 지표의 수식은 다음과 같다[5].

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (7)$$

식 (5)와 식 (6)에서 TP는 참양성, FP는 거짓양성, 그리고 FN은 거짓음성을 나타낸다.

‘무고’ 샘플은 정밀도 100, 재현율 100으로 F1-score 100의 결과를 내었고, ‘경고 구역 침입’ 샘플은 정밀도 100, 재현율 90으로 F1-score 94.74의 결과를 내었고, ‘위험 구역 침입’ 샘플은 정밀도 90.9, 재현율 100으로 F1-score 95.24의 결과를 내었다. 샘플 전체 평균을 가지고 평가해 보았을 때 정밀도 96.97, 재현율 96.67, 그리고

F1-score는 96.66을 내었다.

[표 4] 실험결과의 분류성능평가지표

평가지표	무고	경고 구역 침입	위험 구역 침입	평균
정밀도	100.00	100.00	90.90	96.97
재현율	100.00	90.00	100.00	96.67
F1-score	100.00	94.74	95.24	96.66

3. 결론

산업현장에서 인력으로 해결할 수 없는 물리적 한계를 극복하기 위해 중장비, 설치물을 이용한 작업이 이루어지고 있다. 본 논문에서는 고소 작업차의 사고 중 추락사고, 그중에서도 2차 사고를 예방하기 위해 가우시안 혼합모델을 이용하여 영상의 배경을 생성한 후 원본영상과의 차이값을 이용하여 객체를 검출하는 방법으로 침범객체를 검출하였고 고소 작업차의 작업구역을 경고 구역과 위험 구역 두 가지 구역으로 구분하여 침범 여부를 판단하여 고소 작업자에게 알람으로 전달하는 연구를 수행하였다. 실험결과 ‘무고’, ‘경고 구역 침입’, 그리고 ‘위험 구역 침입’을 범주로 한 30개의 동영상 대상실험에서 평균 F1-score 96.66 결과를 내었다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2021년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [S3035733]

참고문헌

- [1] 이준호, “차량 탐재형 고소작업대의 사고분석을 통한 안전대책 고찰”, 한국건설안전학회 논문집, 제1권 1호, pp. 47-56, 6월, 2018년.
- [2] 김도수, 신윤석, “건설현장 추락재해의 위험요인 중요도 분석 연구”, 한국건축시공학회 학술.기술논문발표회 논문집, 제18권 2호, pp. 63-64, 11월, 2018년.
- [3] Z. Zivkovic, “Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction”, Proceedings of the 17th International Conference, 제2권, pp. 28-31, 2014년.
- [4] S. Visa 등, “Confusion Matrix-based Feature Selection”, IMAICS: Cincinnati, pp. 120-127, 2011년.
- [5] K. Park 등, “Classification of apple leaf conditions in hyper-spectral images for diagnosis of Marssonina blotch using mRMR and deep neural network”, Computers and Electronics in Agriculture, 제148권, pp. 179-187, 5월, 2018년.