

식별 프로세스의 견실성 제고를 위한 카메라-레이더 융합

류혜빈, 소우주, 김규현, 나원상
 한동대학교 기계제어공학부

Camera-Radar Data Fusion for Automotive Target Identification with Enhanced Reliability

Hye-Bin Ryu, Woo-Ju So, Gyu-Hyun Kim, and Won-Sang Ra
 Handong Global University

Abstract - This paper proposes a camera-radar data fusion algorithm to secure the robustness of the automotive target identification under various driving environments. To obtain more information about a target from a camera image, the hidden layer output of the deep learning model is investigated through principal component analysis. Then, both the resulting features of a camera image and the confidence of a radar output are used for designing a Naive Bayes automotive target classifier. The proposed method shows the enhanced reliability of target identification even in bad weather conditions because it exploits the heterogeneous sensor data complementary to each other. The performance of our approach is verified using RADIATE dataset.

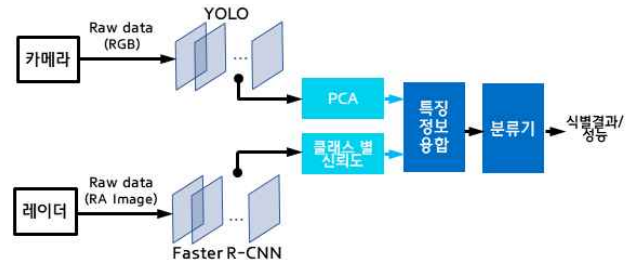


그림 1. 카메라 - 레이더 융합 블록선도

이러한 문제 인식에 따라, 본 논문에서는 영상처리용 YOLO (you only look once) 내부 레이어 정보를 분석함으로써 레이더와의 데이터 융합에 사용 가능한 특징정보를 추출한다. 이를 위해, 먼저 보행자, 이륜차, 승용차, 상용차를 목표식별 클래스로 정의하여 도로주행 환경에서의 대규모 데이터셋인 nuScenes을 이용해 YOLO v4를 학습시킨다. 학습된 YOLO를 통해 얻은 클래스들의 내부 레이어 데이터로부터 특징공간 차원축소를 진행한다. 추출된 카메라 특징정보는 레이더에서 제공되는 신뢰도 정보와 특징레벨에서 융합되며, 이를 통해 최종적으로 표적 분류결과가 도출된다. 모의실험을 통해 제안된 카메라-레이더 융합식별의 견실성을 확인한다.

1. 서 론

대부분의 자율주행차는 주행환경 인지의 신뢰도를 높이기 위해 센서융합 알고리즘을 적극적으로 활용하고 있다. 그 이유는 상호보완적인 저가의 이종센서 정보를 융합하는 경우 주행환경 변화에 따른 민감도를 현저히 낮출 수 있을 뿐만 아니라, 고가의 단일센서를 사용하는 경우와 대등한 성능을 얻을 수 있기 때문이다. 이에 따라, 최근 유럽의 주요 완성차 및 전장부품 제조사들을 중심으로 카메라-레이더 센서융합에 관한 선행 연구개발이 활발히 진행되고 있다. 불행하게도 카메라와 레이더는 신호처리 방식이 다르고, 획득 가능한 표적 정보의 속성 역시 큰 차이가 있다. 따라서, 카메라-레이더 데이터 융합에는 많은 기술적 어려움이 존재하는 것으로 알려져 있다 [1]. 현존하는 알고리즘은 대부분 딥러닝에 기초한 End-to-End 융합 방식을 채택하고 있으나, 실제 주행상황에서 발생 가능한 문제의 원인을 밝히고 그에 대한 대응책을 수립해야 하는 자동차 산업의 특성 상, 수학적으로 설명 가능한 체계적인 카메라-레이더 융합 기법의 연구개발이 불가피하다.

잘 알려져 있듯이 센서융합 알고리즘을 설계하기 위해서는 효율적인 융합구조 결정이 필요하다. 융합필터 구조는 일반적으로 사용되는 이종센서의 데이터 형태에 따라 결정레벨 및 특징레벨 융합필터로 구분된다. 결정레벨 융합기법은 각각의 센서에 개별적으로 구현되어 있는 신호처리부에서 산출된 표적 분류결과를 확률적으로 융합하는 방식을 취하고 있다. 이 방법은 센서 데이터의 유형이 다른 경우에도 손쉽게 융합필터를 설계할 수 있다는 장점이 있다. 하지만, 날씨, 조도 변화 등의 이유로 일부 센서의 표적 탐지 성능이 급격히 저하되는 경우 데이터 융합에 따른 성능개선 효과가 떨어지는 단점이 있다. 반면, 특징레벨 데이터는 표적에 대한 정보를 보다 많이 포함하고 있어, 주행환경이 변화하더라도 안정적인 표적 탐지 및 분류 성능을 기대할 수 있는 것으로 알려져 있다. 하지만, 특징레벨 데이터 융합을 위해서는 적절한 표적 특징의 정의와 추출, 특징공간 차원축소와 통계적 모델링 등의 문제가 해결되어야 한다. 표적 탐지/분류/추적 프로세스가 수학적으로 비교적 잘 정립된 레이더와 달리 차량용 카메라는 영상신호 처리를 위해 딥러닝 기법을 사용하고 있어 특징레벨 융합 기법 설계가 용이하지 않다.

2. YOLO 내부 레이어 출력을 이용한 표적 특징정보 추출

2.1 저수준 특징정보 추출

다양한 클래스를 분류해야 할수록, 깊은 신경망(deep neural network)의 내부 레이어 및 노드 개수 역시 증가하고 이는 신경망의 복잡도를 가중시킨다. 신경망 구조는 검출 및 분류 정확도 측면에서 이점을 가지나, 실시간으로 획득된 이미지(입력 데이터)에 대한 탐지/분류에 필요한 연산량 부담이 커질 수 밖에 없다. 이와 더불어, 신경망의 과도한 증가는 오히려 정보손실 가능성 높이는 것으로 알려져 있다. 따라서, 입력 데이터에 대한 정보를 많이 담고 있는 낮은 수준의 레이어 출력을 활용하여 연산량 경감과 식별성능 향상을 꾀할 필요가 있다.

일반적으로 신경망 내부 레이어 출력은 고차원 공간에서 표현되므로, 주성분 분석(PCA: principle component analysis)과 같은 차원축소 기법을 적용하여 입력 데이터에 대한 핵심 정보만을 함축하고 있는 특징정보를 추출할 필요가 있다. 또한, 특징정보는 식별결과/식별확률 등의 결정레벨 정보융합 대비 이종센서에 적합한 특징레벨 정보융합 방식이 가능하다. 따라서, 본 논문에서는 PCA를 이용하여 신경망 입력 데이터의 주성분(특징정보) 추출을 수행하였다.

2.2 카메라 특징정보 모델링 및 식별

전술한 PCA 기반 특징정보 추출의 핵심 이슈는 주성분 개수 선정에 있다. 주성분의 개수를 많이 사용할수록 식별성능은 증가하는 양상을 보이나 연산량 부담이 크고 차원축소 효과가 퇴색된다. 반대로 주성분 개수를 너무 적게 사용할 경우 충분한 입력 데이터의 설명이 불가능하다. 따라서, 식별 성능과 연산량 모두를 고려한 주성분 개수를 선정해야 한다.

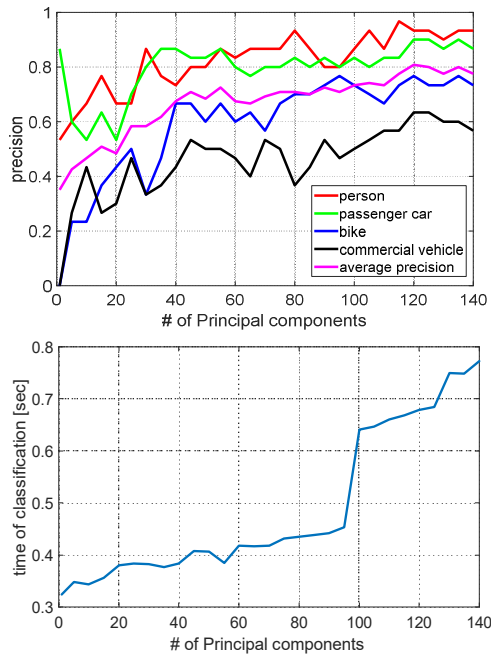


그림 2. 특징정보 개수에 따른 식별성능(위)과 연산시간(아래)

진술한 주성분 개수에 따른 식별성능 및 소요시간을 관찰하기 위해, 앞서 추출된 특징정보를 GMM(Gaussian mixture model)로 모델링하였다. GMM은 가우시안 확률 밀도 함수의 선형 결합으로 식 (1)과 같이 모드개수 M , 모드가중치 π_i , 평균 μ_i , 공분산 Σ_i 로 표현된다. 시험 데이터 \mathbf{f} 의 N 개의 표적 중 표적 $\omega \in c_{n=1}^N$ 로 식별될 GMM의 사후확률은 식 (2)와 같다.

$$p(x|\omega) = \sum_{i=1}^M \pi_i p(x|\mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

$$P(\omega_i|\mathbf{f}) = \frac{p(\mathbf{f}|\omega_i)P(\omega_i)}{\sum_{j=1}^N p(\mathbf{f}|\omega_j)P(\omega_j)} \quad (2)$$

주성분 개수에 따른 카메라 단독 표적식별 성능과 연산시간은 그림 2와 같다. 주성분 개수 120개에서의 정분류 확률이 가장 높다. 하지만, 자율주행차 응용을 위해서는 식별 프로세스의 실시간 구현이 중요하므로, 소요 연산시간을 고려하여 주성분 개수를 최소화 하는 게 바람직하다. 본 연구에서는 식별성능 및 연산시간을 종합적으로 고려하여 추출된 카메라 특징정보의 주성분 중 40개를 사용하였다.

3. 카메라-레이더 특징레벨 융합

날씨/조도 등의 주행환경 변화에 따라 식별성능이 크게 달라지는 카메라의 단점을 극복하기 위해, YOLO에서 추출된 카메라 특징정보와 레이더 특징정보의 융합을 수행한다. 레이더 특징레벨 정보 역시 카메라와 유사하게 레이더 표적검출을 위한 딥러닝 모델에서 추출된다. 레이더 표적검출 딥러닝 모델은 지도학습 기반의 Faster R-CNN X101 32x8d FPN 3x를 사용하고, 여기에서 출력된 다중 클래스 신뢰도를 레이더 특징정보로 정의한다. 이후, 카메라 특징정보와 레이더 특징정보를 결합하여 특징공간에서 그 분포를 모델링하고, 이를 바탕으로 Naive Bayes 분류기를 설계하여 최종적인 분류결과를 도출한다.

4. 성능 분석

제안된 특징레벨 융합 식별 알고리즘의 성능분석을 위해, 검증데이터 120개를 이용하여 카메라 단독 및 제안된 카메라-레이더 융합 식별결과와 정분류 확률을 확인하였다. 그 결과는 표 1

<표 1> 카메라 단독 식별결과: 분류율(%)

| 예측 \ 실제 | 보행자 | 이륜차 | 승용차 | 상용차 |
|---------|------|------|------|------|
| 보행자 | 73.3 | 20.2 | 6.7 | 0 |
| 이륜차 | 23.3 | 66.7 | 10.0 | 0 |
| 승용차 | 3.3 | 6.7 | 86.7 | 3.3 |
| 상용차 | 6.7 | 13.3 | 36.7 | 43.3 |

<표 2> 카메라-레이더 융합 식별결과: 분류율(%)

| 예측 \ 실제 | 보행자 | 이륜차 | 승용차 | 상용차 |
|---------|------|------|-------|------|
| 보행자 | 86.7 | 0 | 13.3 | 0 |
| 이륜차 | 3.3 | 83.3 | 13.3 | 0 |
| 승용차 | 0 | 0 | 100.0 | 0 |
| 상용차 | 26.7 | 0 | 3.3 | 70.0 |



(a) 카메라 단독 (b) 카메라-레이더 융합
그림 3. 강우 상황에서의 표적 식별 결과

및 표 2와 같다. 제안된 융합 식별의 정분류 확률은 예상대로 모든 클래스에 대하여 카메라 단독 식별 대비 우수한 정확도를 보이며, 이는 카메라-레이더 융합 식별 알고리즘의 유용성을 보여주는 결과이다.

그림 3은 악천후(강우) 상황에서의 2대의 승용차에 대한 식별결과를 보여준다. 카메라 정보만을 사용한 YOLO는 좌측 표적을 이륜차로 잘못 인식하는 반면, 제안 기법은 2대의 표적 모두 승용차로 인식한다. 조도, 날씨변화 등 주행환경 변화에 성능변화가 민감한 영상 기반의 YOLO 결과와 달리, 제안된 기법은 레이더 특징정보를 함께 활용하여 센서 융합을 수행하므로 환경변화에도 안정적인 식별성능을 제공한다.

5. 결 론

본 논문에서는 자율주행차의 주행환경 인지의 신뢰도 향상을 위해 새로운 형태의 카메라-레이더 특징레벨 융합 방법을 제안하였다. 이를 위해, 대표적인 카메라 기반 식별 프로세스로 알려진 YOLO 모델의 내부 레이어 정보를 분석하고, PCA를 통해 카메라 특징정보를 정의 및 추출함으로써 레이더 특징정보와의 융합을 수행하였다. 악천후에서 표적 식별 성능이 저하되는 카메라 데이터 기반 YOLO와 달리 카메라-레이더의 특징정보 융합에 기초한 표적 식별 프로세스가 보다 안정적인 성능을 제공함을 확인하였다. 이를 통해, 이중센서 정보의 특징레벨 융합이 주행환경 인지 알고리즘의 견실성 확보를 위한 해법이 될 수 있음을 보였다.

[참 고 문 헌]

[1] Lim, T. Y., et al, "Radar and camera early fusion for vehicle detection in advanced driver assistance systems," *Conf. Neural Information Processing Sys.* Dec. 2019.