

손실 함수 최적화를 통한 레이더 기반 자차 속도 추정 기법

김소람, 김성철

서울대학교 전기정보공학부 뉴미디어통신공동연구소

{srkim523, sckim}@maxwell.snu.ac.kr

Radar-Based Ego-velocity Estimation Using Loss Function Optimization

Soram Kim, Seong-Cheol Kim

Department of Electrical and Computer Engineering and INMC, Seoul National University

요약

레이더는 도플러 효과를 이용해 단일 프레임만으로 자차의 속도를 추정할 수 있어 자율주행 등에 활용되고 있다. 그러나 레이더 기반 자차 속도 추정 방법은 outlier에 민감한 특징이 있어 정확한 추정 성능을 위해서는 outlier를 잘 제거하는 것이 중요하다. 기존의 outlier 제거 방법에서는 RANSAC(Random Sample Consensus) 등의 통계적 방법을 사용하였지만, 랜덤 샘플링에 의해 결과의 일관성이 낮으며 outlier를 이분법적으로 구분하여 경계 데이터까지 잘못 제거할 수 있다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위하여 Cauchy norm 기반 손실 함수 최적화를 통하여 레이더 기반 자차 속도를 추정하는 방법을 제안하였다. 실제 도로 주행 환경에서 실험을 수행하였으며, 실험 결과, 제안한 방법은 RMSE를 4.122 m/s에서 0.846 m/s로 감소시켰으며, 실패 확률은 18%에서 8%로 55.6% 감소함을 확인하였다.

I. 서론

자차 속도(ego-velocity)의 정확한 추정은 자율주행 시스템의 경로 계획, 위치 추정, 센서 융합 등의 핵심 기반이 된다. 레이더는 도플러 효과를 활용하여 단일 프레임만으로 속도를 직접 측정할 수 있어, 실시간 처리가 요구되는 환경에 적합한 센서로 주목받고 있다. 그러나 레이더 기반 속도 추정은 반사 잡음, 다중 경로, 주변 동적 물체 등의 영향으로 인해 outlier에 민감하며, 이를 효과적으로 제거하지 못하면 추정 성능이 크게 저하된다. 기존에는 RANSAC(Random Sample Consensus)[1]과 같은 통계 기반 방법이 널리 사용되었으나, 이 방법은 무작위 샘플링에 따라 결과가 달라지고, inlier와 outlier를 이분법적으로 판단하여 유효한 데이터까지 배제할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해, Cauchy norm[2] 기반의 손실 함수 최적화를 활용한 자차 속도 추정 기법을 제안한다. 제안한 기법은 실제 도로 주행 환경에서 실험을 통해 검증되었으며, 기존 RANSAC 기반 방법 대비 오차를 3.276 m/s만큼 감소시켰으며, 실패 확률을 55.6% 줄임을 확인하였다.

II. 본론

2.1 레이더 기반 자차 속도 추정 기법

레이더 센서는 도플러 효과를 이용해 관측 대상과의 상대 속도 v_r 를 측정한다. 도로 주변의 정지된 물체는 자차가 전방으로 이동할 때 반대 방향으로 움직이는 것처럼 나타나며, 이들의 도플러 속도를 분석하면 자차의 속도를 추정할 수 있다. 레이더는 물체의 radial 방향에 대한 속도만 측정하므로, 자차 진행 방향의 절대 속도 v 를 얻기 위해서는 식 (1)과 같이 타겟의 방위각 θ 를 고려한 보정이 필요하다.

$$v = v_r / \cos(\theta) \quad (1)$$

그림 1은 이 관계를 시각적으로 나타낸 것으로, 파란색 점은 정지된 물체를, 빨간색 점은 동적 물체 또는 노이즈를 나타낸다. 자차 속도 추정은 정지 물체를 얼마나 정확하게 식별하고, 동적 물체를 얼마나 잘 제거하느냐에 따라 성능이 크게 달라지며, 동적 객체가 잘 제거되지 않으면 속도 추정에 왜곡을 초래해 전체 성능이 저하된다.

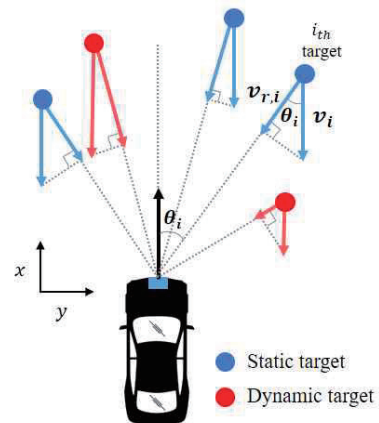


그림 1 조감도에서본 레이더 포인트 클라우드 타겟 분포

기존의 outlier 제거를 위해 사용하는 RANSAC 알고리즘은 일부 포인트를 무작위로 샘플링해 모델을 피팅하고, 오차가 일정 기준 이하인 점들을 inlier로 간주하여 최적 모델을 선택한다. 그러나 이 방법은 무작위 샘플링 방식으로 인해 동일한 입력 데이터에서도 실험 결과가 달라질 수 있어 추정 결과의 일관성이 낮다. 또한 RANSAC은 inlier와 outlier를 이분법적으로 구분하기 때문에, 경계에 위치한 유효한 데이터까지 제거되어 정확한 모델 피팅을 방해할 수 있으며, 임계값과 반복 횟수 등 파라미터에 따라 성능이 민감하게 변동되며, 환경에 따른 세심한 조정이 요구된다.

2.2 제안 기법

본 논문에서는 RANSAC의 한계를 극복하기 위해, Cauchy norm을 기반으로 한 손실 함수 최적화 기법을 제안한다. 제안한 방법은 전체 데이터를 활용하면서도 outlier의 영향을 자연스럽게 억제하여 보다 안정적이고 정확한 자차 속도 추정을 가능하게 한다. 레이더로의 i 번째 포인트 클라우드에 대해 방사 속도 $v_{r,i}$ 와 방위각 θ_i 가 주어졌을 때 자차 속도 v 를 추정하기 위한 모델은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$v_{r,i} = v \cos(\theta_i) + \epsilon_i \quad (2)$$

식 (2)에서 ϵ_i 는 측정 오차 또는 outlier에 의한 잔차를 나타낸다. 기존의 최소제곱법은 식 (3)과 같은 방식으로 최적화를 진행한다.

$$\min_v \sum_{i=1}^N (v_{r,i} - v \cos(\theta_i))^2 \quad (3)$$

그러나 이 방법은 큰 잔차를 가지는 outlier에 민감해 전체 자차 속도 추정 결과를 왜곡시킬 수 있다. 따라서 이를 개선하기 위해서 본 논문은 Cauchy 손실 함수를 도입하여 식 (4)와 같은 최적화 문제를 모델링 하였으며 Cauchy 손실을 최소화하는 방향으로 최적화된다.

$$\min_v \sum_{i=1}^N c^2 \log(1 + (\frac{v_{r,i} - v \cos(\theta_i)}{c})^2) \quad (4)$$

식 (4)에서 c 는 스케일 파라미터로, outlier에 대한 민감도를 조절한다. 이 함수는 작은 잔차에 대해서는 제곱 손실과 유사하게 동작하지만, 큰 잔차에 대해서는 증가율이 완만하여 outlier의 영향을 제한한다.

그림 2는 L2 손실 함수와 Cauchy 손실 함수의 차이를 시각적으로 보여 준다. Cauchy 손실은 큰 오차에 대해 더 낮은 페널티를 부여하여 outlier의 영향을 효과적으로 완화한다. 스케일 파라미터 c 는 실험적 최적화를 통해 2.5로 설정되었다.

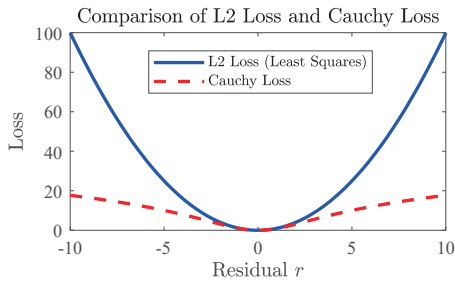


그림 2 잔차에 따른 손실 함수 비교. Cauchy 손실은 큰 잔차에 대해 완만한 증가를 보임.

2.3 실험 환경

실험에는 이미징 레이더(SRS RETINA-4FN)가 사용되었으며 사용된 파라미터 및 성능지표는 표 1과 같다. 차량의 전방에 레이더가 장착되었으며 휠 속도 센서를 통해 자차 속도의 ground truth 값이 측정되었다. 그림 3과 같이 실제 도로 주행 환경에서 데이터를 직접 취득하였다.

파라미터	값	파라미터	값
중심주파수	77 GHz	방위각 분해능	2.0°
대역폭	400 MHz	고각 분해능	4.7°
송수신 안테나	12×16	거리 분해능	0.46 m
처프 신호 간격	42 us	최대 탐지 거리	118 m
수평 시야각	60°	속도 분해능	0.061 m/s
수직 시야각	24°	최대 탐지 속도	23.03 m/s

표 1 레이더 스펙



그림 3 도로 주행 환경 (과천대로)

2.4 실험 결과

그림 4는 기존의 방법과 제안 기법의 속도 추정 결과를 연속 프레임에서 비교한 것이다. 프레임의 fps는 10으로 설정되었으며 그림은 200프레임(20초) 동안의 결과를 비교한 것이다. 기존의 방법에서는 주행 환경에 존재하는 동적 타겟이나 노이즈에 민감하여 추정 성능이 떨어지는 경우가 많이 발생함을 확인할 수 있다. 반면에 제안한 방법에서는 outlier를 효과적으로 완화하여 상대적으로 더 안정적인 속도 추정이 가능함을 확인하였다.

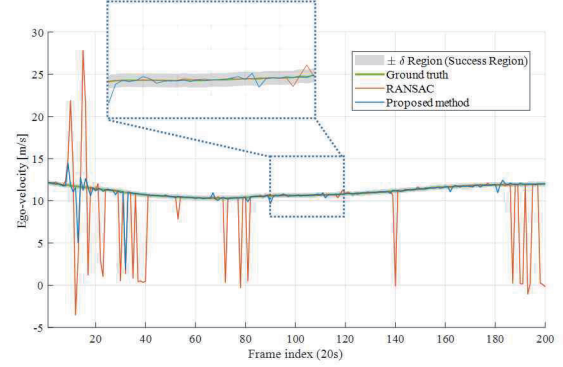


그림 4 연속 프레임에서의 속도 추정 결과 비교 (20초)

정량적 결과를 비교한 결과는 표 2와 같다. 기존 기법과 제안 기법의 자차 속도 추정 값의 RMSE(Root Mean Square Error)와 실패 확률을 계산하였다. 한 프레임에서의 추정 오차가 특정 임계값($\delta = 0.3$)을 넘어갈 경우 실패로 하여 전체 프레임에서의 실패 확률을 계산하였다. 기존의 방법보다 제안한 방법이 RMSE가 3.276 m/s만큼 감소하였으며, 실패 확률이 18%에서 8%로 55.6% 줄어듦을 확인하였다.

	RMSE (m/s)	실패 확률 (%)
RANSAC	4.122	18%
Proposed Method	0.846	8%

표 2 기존 기법과 제안 기법의 정량적 결과 비교

III. 결론

본 논문에서는 레이더 기반의 자차 추정 방식에 사용되던 RANSAC 방식의 한계를 보완하기 위해 Cauchy norm 기반의 손실 함수 최적화 기법을 제안하였다. 제안한 방법은 동적 타겟과 노이즈 등의 outlier에 대한 영향을 완화하여 안정적인 자차 속도 추정이 가능함을 확인하였다. 실제로 도로 환경에서 실험한 결과, 제안 기법은 기존 방법 대비 RMSE를 4.122 m/s에서 0.846 m/s로 줄였으며, 실패 확률을 18%에서 8%로 낮추어 추정 정확도와 안정성 모두에서 의미 있는 성능 향상을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the Technology Innovation Program (RS-2024-00443542) funded By the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE, Korea)

참 고 문 헌

- [1] FISCHLER AND, M. A. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Commun. ACM, 24(6), 381–395.
- [2] Mlotshwa, T., van Deventer, H., & Bosman, A. S. (2022, November). Cauchy loss function: Robustness under gaussian and Cauchy noise. In Southern African Conference for Artificial Intelligence Research (pp. 123–138). Cham: Springer Nature Switzerland.