

보행자 실내 이동 거리 추정을 위한 데이터 증강 기법

오지수, 김승구*

충북대학교

js4804@cbnu.ac.kr, *kimsk@cbnu.ac.kr

Data augmentation for estimating pedestrian indoor moving distance

Oh Ji Soo, Kim Seungku*

Chungbuk National Univ.

요약

딥러닝 학습에서 충분한 양의 데이터를 수집하는 것은 중요하다. 데이터 수집을 충분히 하지 않으면 성능이 낮아지고 과적합이 일어날 가능성이 있다. 수집된 데이터가 충분하더라도 데이터 불균형으로 인해 성능의 편차가 발생할 수 있는데 이러한 문제를 해결하기 위한 대표적인 방법에는 데이터 증강이 있다. 데이터 증강이란 다양한 알고리즘을 활용하여 데이터의 양을 늘리는 기술이다. 하지만 적절하지 못한 데이터 증강은 오히려 성능을 저하시키기 때문에 데이터 특징에 맞는 알고리즘을 사용해야 한다. 본 논문에서는 스마트폰의 3축 가속도 센서, 3축 자이로 센서, GPS 이동 속도를 데이터로 수집하여 보행자의 이동 거리를 추정한다. 수집된 원본 데이터는 노이즈와 스케일링 기법을 활용하여 데이터 증강을 수행했고, 원본 데이터만으로 회귀 모델에 학습한 결과보다 2.14% 낮은 이동 거리 오차를 보였다.

I. 서론

딥러닝 학습에 필요한 데이터의 양은 상대적으로지만 일반적으로 수집한 데이터의 양이 많을수록 성능이 좋다. 하지만 사람이 IMU 센서 데이터를 수집하기 위해서는 많은 시간이 소비된다. 또한 일상생활에서 자연스럽게 데이터를 수집한 경우 클래스마다 수집된 데이터의 양이 크게 다를 수 있다. 이를 실험한 결과 데이터를 충분히 수집한 클래스는 정확도가 높았으나, 비교적 충분히 수집하지 못한 클래스는 정확도가 낮은 결과를 보였다. 이러한 문제를 해결하기 위해 데이터 증강(Data Augmentation) 기법을 사용한다. 데이터 증강 기법은 IMU 센서 데이터 같은 시계열 데이터의 경우 잡음 추가, y축 변경, 시간축 변경, 회전, 자르기, 무작위로 섞기 방법 등이 있다.[1] 데이터 증강 기법은 과적합을 방지하고 성능을 높이는 데 도움이 될 수 있으나 데이터의 특징을 고려하지 않은 증강 기법은 성능 저하의 원인이 된다.

본 논문에서는 스마트폰의 3축 가속도 센서, 3축 자이로 센서 데이터와 GPS 정보를 이용한 보행자 속도 데이터를 수집하여 회귀 모델로 보행자의 이동 거리를 추정한다. 데이터의 양은 정하지 않고 자연스럽게 수집하며 비슷한 특징을 가지는 데이터별로 그룹화하여 각각의 그룹마다 다른 증강 기법을 적용한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 본론에서는 데이터 수집 및 전처리 과정, 데이터 증강 기법, 이동 거리 추정 방법에 관해 설명한다. 마지막으로 성능 평가 후 결론을 맺는다.

II. 본론

A. 데이터 수집 및 전처리

실험에서 약 2시간 30분 동안 100Hz 샘플링 속도로 3축 가속도 센서, 3축 자이로 센서를 수집하고 GPS를 사용하여 1초당 보행자의 이동 속도를 수집한다. 데이터를 수집하는 시나리오는 1) 스마트폰을 손에 들고 화면을 보며 걷는 상황, 2) 스마트폰을 마지 앞주머니에 넣고 걷는 상황, 3) 스마트폰을 앞뒤로 흔들면서 걷는 상황으로 지정하고 다양한 속도로 걷는

다. 센서의 오차를 줄이기 위해 칼만 필터와 저역 필터를 적용하여 잡음을 줄이고 스마트폰의 방향이나 위치를 고려하지 않기 위해 SVM 연산을 사용한다. SVM 연산은 식 (1)과 같다. 여기서 x_t, y_t, z_t 는 가속도와 자이로 센서의 1초당 x, y, z 축 데이터를 의미한다.

$$SVM = \sqrt{x_t^2 + y_t^2 + z_t^2} \quad (1)$$

B. 데이터 증강 기법

수집한 가속도 센서와 자이로 센서 데이터를 그래프로 그려보면 일정한 패턴을 보인다. 비슷한 패턴을 보이는 데이터를 그룹으로 나누면 크게 4가지 그룹이 형성된다. 이때 4가지 그룹의 속도의 범위는 0-0.3m/s (멈춰 있기), 0.4-1.2m/s (걸기), 1.3-1.6m/s (빠르게 걸기), 1.7m/s 이상 (달리기)이다. 나눈 그룹의 그래프는 그림 1에 나타내었다. 그룹별로 이동 속도를 추정하였을 때 가장 데이터가 많이 수집된 “빠르게 걸기”는 2.38%로 적은 오차를 보였지만, 가장 데이터가 적게 수집된 “달리기”는 6.84%로 큰 오차를 보였다. 이러한 결과는 “빠르게 걸기”로만 실험할 경우 높은 정확도를 보일 수 있지만 이를 제외한 다른 경우에는 잘못된 값을 추정할 수 있음을 보여준다. 그리고 그림 1을 보면 “멈춰 있기”는 다른 그룹에 비해 움직임이 거의 없다. 이런 경우 모든 그룹을 스케일링을 통해 같은 크기로 확대하거나 축소하면 완전히 다른 데이터라고 인식해 더 성능이 안 좋아질 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 1) 노이즈 : 원본 데이터에 잡음 추가[2], 2) 스케일링: (1) 원본 데이터의 크기 조정 (확대, 축소), (2) y축 이동하는 증강 기법을 사용하고 그룹별로 데이터 증강 기법과 파라미터값을 다르게 지정한다. 사용한 증강 기법은 표 1에 정리하였다. 평가에는 원본 데이터와 원본 데이터를 증강한 데이터를 합쳐 총 2배 증강된 데이터를 사용한다.

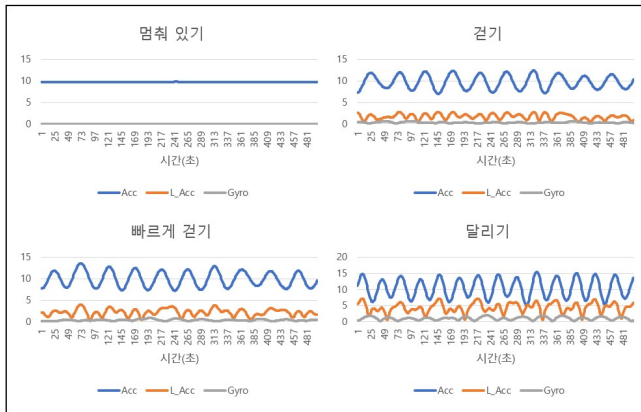


그림 1. 비슷한 패턴으로 그룹화한 가속도, 자이로 센서 데이터

표 1. 그룹별 증강 기법

그룹 \ 증강	증강 기법	파라미터	
멈춰 있기	노이징	가속도	0.05
		자이로	0.005
걷기	스케일링	가속도	1.05
		자이로	1
빠르게 걷기	스케일링	가속도	1.1
		자이로	1.1
달리기	스케일링	가속도	0.95
		자이로	0.95

C. 이동 거리 추정

수집된 가속도 센서와 자이로 센서를 데이터로, GPS에서 수집한 이동 속도를 라벨로 데이터 세트를 만들고 회귀 모델을 통해 이동 속도를 추정한다. 이때 신뢰성 있는 모델 평가를 위해 K-겹 교차 검증(K-fold Cross-Validation)을 사용한다. 증강된 데이터가 편향되어있는 경우 훈련 데이터와 검증 데이터를 제대로 나눌 수 없고 신뢰성 있는 검사를 할 수 없게 된다. 이를 방지하기 위해서 random 함수를 사용하여 데이터를 섞는다. 최종적으로 추정된 속도를 사용해 식 (2)를 통해 보행자 이동 거리를 추정한다. 여기서 t 는 총 이동 시간을 의미한다.

$$S(t) = \sum_{i=1}^t V_i \quad (2)$$

III. 성능 평가

학습을 위해 스마트폰을 사용하여 약 2시간 30분 정도의 가속도 센서, 자이로 센서, GPS 속도 데이터를 수집했다. 자연스럽게 수집한 결과 “멈춰 있기”, “걷기”, “빠르게 걷기”, “달리기”에 포함되는 데이터 개수는 각각 353개, 1,838개, 5,442개, 319개로 빠르게 걷기에 해당하는 데이터 세트가 가장 많았다. 50m 거리를 다양한 속도로 걸으면서 추정된 이동 거리의 평균으로 성능을 평가했고 경사가 없는 일직선 거리에서 10회 실험했다. 비교를 위해 (1) 증강하지 않은 원본 데이터, (2) 노이징 기법으로 모든 데이터를 동일하게 2배 증강한 데이터, (3) 스케일링 기법으로 모든 데이터를 동일하게 2배 증강한 데이터, (4) 본 논문에서 제안한 증강 기법으로 2배 증강한 데이터를 사용했다. 결과는 그림 2에 나타났다. 실험 결과 제안하

는 증강 기법으로 증강한 데이터가 8% 오차로 가장 좋은 성능을 보였다.

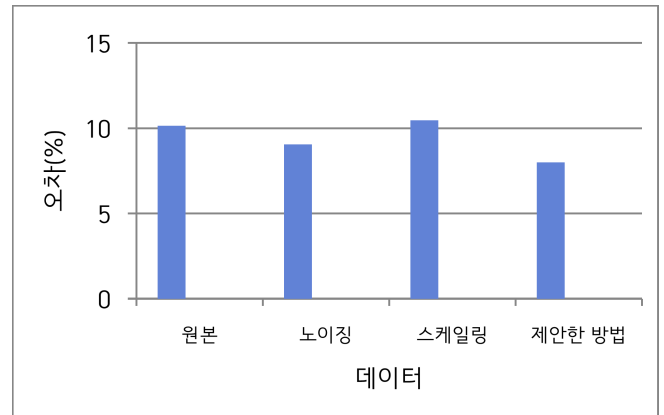


그림 2. 50m에 대한 이동 거리 오차

IV. 결론

본 논문에서는 보행자의 실내 이동 거리 추정 시 생길 수 있는 데이터 불균형 문제를 해결하기 위한 데이터 증강 기법을 제안했다. 그 결과 증강된 데이터의 이동 거리 오차는 8%로 증강하지 않은 원본 데이터의 이동 거리보다 2.14% 낮은 오차를 보였다. 같은 양으로 데이터를 증가시킨 다른 증강 기법과 비교한 결과 가장 좋은 성능을 보였고, 데이터 증강 기법의 유효성을 입증하였다. 노이징 기법으로 전체 증강한 데이터와 제안한 증강 방법으로 증강한 데이터는 원본 데이터보다 낮은 오차를 보였다. 하지만 스케일링 기법으로 전체 증강한 경우 오히려 원본 데이터보다 높은 오차를 보였다. 증강했음에도 불구하고 오차가 커진 이유는 “멈춰 있기” 같이 변화가 적은 데이터에 스케일링을 적용하게 되면 고유한 특징이 변해 완전히 다른 데이터라고 인식하기 때문이라고 추정한다. 본 논문에서는 데이터를 2배로 늘렸지만 추후 더 다양한 증강 기법을 적용하여 2배 이상 데이터를 늘릴 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 2019년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1F1A1A061970).

(IITP-2021-2020-0-01462)본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지역지능화혁신인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-2020-0-01462).

참 고 문 헌

- [1] T. T. Um et al., “Data Augmentation of Wearable Sensor Data for Parkinson’s Disease Monitoring using Convolutional Neural Networks”, in Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction, pp. 216–220, 2017.
- [2] 오지수, 김승규, “딥러닝 기반 실내 이동 속도 예측을 위한 데이터 증강 기법”, 한국통신학회 학술대회논문집 pp. 821–822, 2021.