

컨볼루션 레이어와 비지도 학습을 활용한 보행 패턴 분류 기법

윤정현, 김승구*

충북대학교

thera923@gmail.com, *kimsk@cbnu.ac.kr

Classification of Step Patterns Using Convolution Layers and Unsupervised Learning

Yoon Jeong Hyeon, Kim Seungku*

Chungbuk National Univ.

요약

본 논문에서는 보다 실용적인 PDR 시스템 구현을 위한 비지도 학습 모델을 소개한다. 보행자의 보행 패턴 및 배치 상태가 매우 큰 영향을 미치는 PDR 시스템에 사용자가 상황마다 다른 라벨을 직접 할당해줘야 하는 지도 학습은 학습 단계 및 실제 사용 단계에서 매우 큰 불편함을 끼친다. Python Keras를 통해 구현된 비지도 학습 모델에 실외에서 수집한 데이터를 학습시킨 후 새로운 환경에서 실험하여 실제 구분 가능성을 평가한다.

I. 서론

PDR(Pedestrian Dead Reckoning)은 추측 항법 기술의 한 종류로서 보행자의 스마트 폰에 내장된 센서로 획득한 센서 데이터를 통해 보행자의 보폭 및 걸음 수, 진행 방향을 추정하여 이전 위치로부터 현재 위치를 추정하는 기술이다[1]. 보행자가 주로 사용하는 측정 장치인 스마트 폰에는 가속도, 자력계, 자이로 센서 등 다양한 센서가 내장되어 있으며 PDR 시스템은 주로 이러한 센서를 활용하여 보행자의 보폭 및 걸음 수, 진행 방향을 추정한다. 하지만 스마트 폰을 통해 획득하는 센서의 데이터는 보행자의 보행 패턴이나 스마트 폰의 배치 상태에 따라 크게 달라지며 현실적으로 보행자 개개인 모두에게 정확한 위치 인식 결과를 보장할 수 없는 이상 PDR 시스템은 이러한 부분에서 한계를 지닌다. 이에 따라 최근에는 PDR 기술에 딥 러닝 기법의 한 종류인 지도 학습 개념을 도입하여 이러한 문제점을 해결하려는 연구가 많아지고 있다[2]. 그러나 지도 학습의 경우 스마트 폰을 통해 획득한 데이터마다 학습 단계에서 일일이 라벨을 할당해줘야 하는 작업이 필수적이며 앞서 언급한 것과 마찬가지로 정확도가 높게 측정된 지도 학습 기반 PDR 시스템이라도 보행자에 따라 결과는 크게 달라질 수 있다. 또한 보행자가 직접 데이터를 수집하고 모델을 학습하여 위치를 추정하는 PDR 시스템의 경우에도 보행자가 데이터에 대한 라벨을 직접 할당해야 한다는 점에서 실용적으로 큰 단점을 갖는다.

따라서 본 논문에서는 획득한 데이터마다 사용자가 직접 라벨을 할당해줘야 하는 작업이 필요 없는 비지도 학습을 통해 보행자의 보행 패턴 및 배치 상태에 따라 데이터를 분류하는 비지도 학습 모델을 제안한다. PDR 시스템에 가장 큰 영향을 미칠 수 있는 요인 중 하나라고 할 수 있는 보행자의 보행 패턴 및 스마트

폰의 배치 상태를 비지도 학습 모델을 통해 분류할 수 있다면 분류 결과에 따라 PDR 시스템 및 위치 인식 기술에 사용하는 것이 가능하다[3].

II. 본론

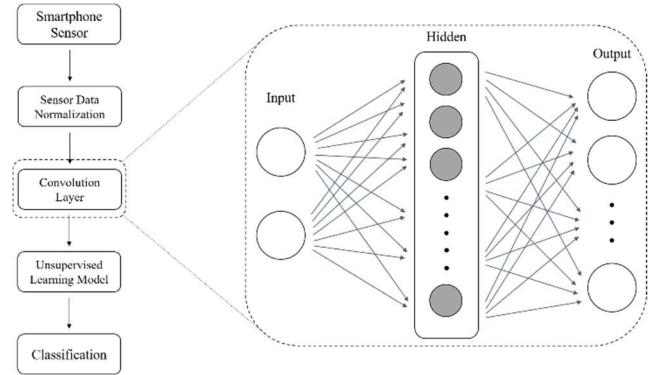


Figure 1. 딥 러닝 모델의 구성도

그림 1은 본 논문에서 제안하는 딥 러닝 모델의 구성도를 나타낸다. 먼저 스마트 폰에 내장된 가속도 및 자이로 센서에서 데이터를 수집하여 정규화 과정을 거친 뒤 특징 추출을 위한 컨볼루션 레이어의 입력으로 설정한다. 컨볼루션 레이어의 출력으로 데이터의 특징을 추출한 후 비지도 학습 모델에 적용하여 해당 데이터가 어떠한 보행 패턴인지 혹은 어떠한 배치 상태를 지니고 있는지 분류한다. 비지도 학습 모델의 라벨로 설정될 상황은 다음과 같다. 먼저 보행 패턴 부분에서는 보행자의 보행 속도가 주요 라벨이 되며 평지, 오르막길, 내리막길 총 3 가지가 있다. 다음으로 스마트 폰의 배치 상태에 관한 주요 라벨은 손에 들고 고정된 상태, 손으로 쥐고 자연스럽게 흔드는 상태, 등에 팬 가방에 넣은 상태, 바지 주머니에 넣은 상태로 총 4 가지가 있다. 딥 러닝 모델을 학습시키기 위한 훈련 데이터 세트와 검증을

위한 테스트 데이터 세트는 다음과 같은 환경에서 확보하였다. 실험자는 스마트 폰에 내장된 가속도, 자이로 센서의 센서 값을 10ms마다 측정하여 파일로 저장하는 안드로이드 어플리케이션을 실행하고 총 12 가지의 모든 상황에 대한 데이터를 수집한다. 스마트 폰의 센서를 통해 취득한 센서 값은 센서마다 x, y, z의 총 3 가지 축의 값으로 나타나고 아래의 수식 (1)과 (2)는 3 개의 축에서 얻어진 각 센서 값에 대한 정규화 과정을 나타낸다.

$$A_{norm} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (1)$$

$$G_{norm} = \sqrt{g_x^2 + g_y^2 + g_z^2} \quad (2)$$

다음으로 보폭 한 번의 데이터들을 비지도 학습 모델의 입력으로 설정하기 위해 Peak Detection 기법을 이용하여 보폭을 검출하고 한 보폭에 해당하는 가속도 및 자이로 센서 데이터를 하나의 세그먼트 (*Segment* = $\{D_{norm1}, D_{norm2} \dots D_{normn}\}$)로 구성하는 작업을 수행한다. 이후 Peak Detection 기법을 통해 구성된 가속도 및 자이로 센서 데이터의 세그먼트들은 컨볼루션 레이어의 입력으로 설정되며 컨볼루션 레이어로 이루어진 모델은 출력 값으로 각 세그먼트의 특징을 추출한다. 이와 같은 특징 추출 작업을 거쳐 도출된 특징은 비지도 학습 모델의 입력 값으로 설정되고 해당 비지도 학습 모델은 특징들을 상황에 맞게 분류하여 총 12 개의 클러스터로 이루어진 산포도를 산출한다.

컨볼루션 레이어를 통해 추출된 특징들을 각 상황으로 분류하기 위해 사용된 비지도 학습법은 t-SNE(t-Stochastic Neighbor Embedding) 기법이다. t-SNE는 본래 고차원의 벡터로 표현되는 데이터 간의 거리를 최대한 보존하면서 우리가 이해할 수 있는 2 차원 혹은 3 차원의 차원으로 시각화해주는 기법이다. t-SNE는 보통 단어를 벡터로 임베딩한 단어벡터를 시각화하는데 많이 쓰이지만 문서를 군집화 과정을 수행한 뒤 이를 시각적으로 나타낼 때도 자주 사용됨으로써 주성분 분석(PCA; Principal Component Analysis) 방식이 갖고 있는 차원 감소의 문제점을 해결하고 있다.

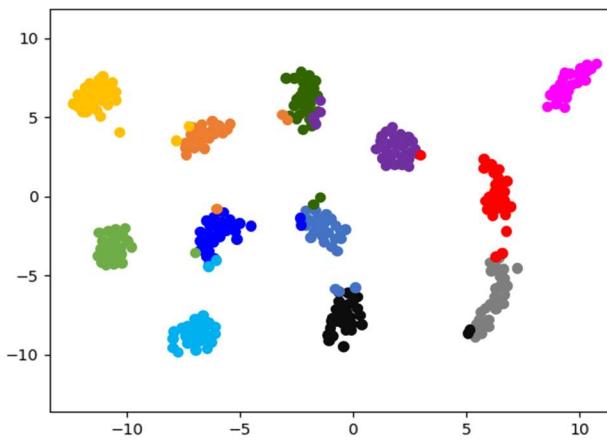


Figure 2. 비지도 학습 모델의 분류 결과

그림 2는 컨볼루션 레이어에서 출력으로 나타낸 세그먼트의 특징들을 비지도 학습을 통해 총 12 개의 보행 패턴 및 스마트 폰의 배치 상태로 분류한 결과를 보여주고 있으며 표 1은 그림 2의 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 총 400 개의 훈련 데이터 세트를 통해 학습된 딥러닝 모델에 50 개의 테스트 데이터 세트를 입력으로 설정하여 나타난 결과이다. 동일한 훈련 데이터 세트와 테스트 데이터 세트를 이용하여 총 8 번의 분류 성능을 평가한 결과, 50 개 모두를 분류한 군집은 2 개에 불과했으나 표 1에서 확인할 수 있듯이 다른 군집들도

평균 46 개의 데이터를 군집하는데 성공하여 평균 6%의 오차율과 함께 높은 분류 성능을 보였다.

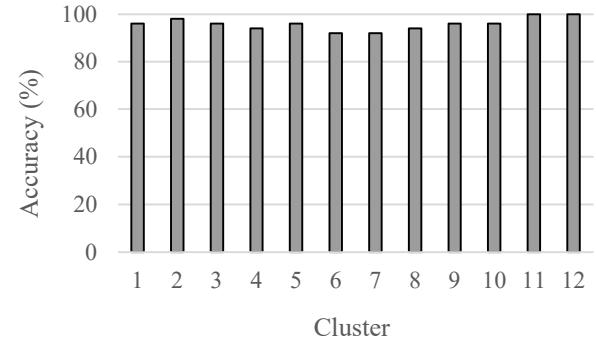


Table 1. 각 상황별로 군집된 데이터의 분류 정확도 그래프

III. 결론

최근 PDR 시스템에 도입된 딥 러닝 기법은 주로 지도 학습을 통해 보행 패턴 및 스마트 폰의 배치 상태에 대한 특징을 추출하거나 수집한 데이터마다 라벨을 직접 할당하여 현재 위치를 추정하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 이러한 지도 학습 모델을 적용한 PDR 시스템은 실용적으로 명확한 한계를 지닌다. PDR 시스템을 사용하는 보행자 개개인의 특성에 모두 적용할 수 없으며, 보행자가 직접 데이터를 수집하는 경우 데이터에 대한 라벨을 수동으로 할당해줘야 한다는 문제점이 존재한다. 이에 따라 본 논문에서는 Python Keras을 통해 구현한 컨볼루션 레이어와 비지도 학습 모델로 보행 패턴 및 배치 상태에 대한 특징을 추출하여 상황별로 구분하였다. 총 12 가지 상황에 대한 데이터를 실외의 평지 및 경사로에서 획득하여 모델에 학습시킨 결과 6%의 오차율과 함께 매우 높은 분류 성능을 나타냈다. 이러한 실험 결과는 향후 연구에서 PDR 기술 및 실내 위치 인식 기술에 대한 큰 도움이 될 것으로 전망하고 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 (성과물)은 산업통상자원부 ‘산업전문인력역량강화사업’의 재원으로 한국산업기술진흥원(KIAT)의 지원을 받아 수행된 연구임. (2020년 임베디드 SW 전문인력 양성사업, 과제번호 : N0001184).

참 고 문 헌

- [1] Stephane Beauregard, “Pedestrian Dead Reckoning: A Basis for Personal Positioning,” Proceedings of the 3rd Workshop on Positioning, Navigation and Communication
- [2] Aawesh Shrestha, “DeepWalking: Enabling Smartphone based Walking Speed Estimation Using Deep Learning,” IEEE Global Communications Conference, 9–13 Dec. 2018
- [3] Jun-Woo Song, “Three-Dimensional Pedestrian Position Estimation Algorithm using Waist-Mounted IMU Sensor,” Institute of Control, Robotics and Systems, pp.453–459