

Human Pose Estimation 을 이용한 보행 장애 진단 시스템

CUAI 5기 CV5 뚜벅팀

강민기(소프트웨어학부), 김태윤(소프트웨어학부), 이주호(소프트웨어학부)

[요약] 본 연구의 목적은 환자의 측면 보행영상을 입력받아 보행진단을 실시하여 보행장애가 있는지를 판단, 보행 장애의 종류를 진단해주는 시스템을 구현하는 것이다. 본 연구에서는 MediaPipe Pose 를 사용해 보행영상의 pose 추정 후 보행 특성을 추출하여 feature 로 이용한 데이터셋을 제작하고 AutoML 과 Keras Classifier 를 사용해 입력받은 보행영상 속 환자의 보행을 진단하였다. 본 연구는 전문가의 분석이 필수인 기존 보행장애진단을 영상 데이터를 사용해 접근성을 높였음에 의의가 있다.

1. 서 론

노인 보행장애의 유병률은 정확히 알려져 있지 않지만 지역사회 기반 연구에서는 60 세 이후 15% 이상, 80 세 이후로는 30%에 이르는 것으로 추정되며, 의료기관 및 요양시설 거주 노인 대상 연구에서는 이보다도 훨씬 높은 것으로 예상된다 [1].

보행은 신경해부학적인 생리가 복잡하여 정상 보행과 병적 보행의 병리가 정확히 밝혀진 바가 없기 [2] 때문에 여러 해부학적인 기능 중 하나라도 이상이 발생하면 보행장애가 생기고, 하나의 보행장애에 여러 기능의 이상으로 인해 발생할 수 있다. 따라서 보행 및 균형장애의 특성으로 진단에 있어 주관적인 경험의 많이 작용하여 숙련된 신경과 의사만이 보행 및 균형장애를 관찰할 수 있었다 [2]. 현재의 보행분석은 적외선 감지를 이용한 3 차원 보행분석기기를 설치 이용해 이루어지거나 웨어러블 보행분석기기가 이용된다. 보행분석을 위해서 지나치게 많은 기기나 복잡한 마커들을 부착하거나 고가의 장비가 사용되는 경우가 많아 비용 대비 효과를 고려해볼 때 연구적인 목적을 넘어 임상적인 유용성과 상용화 가능성은 아직 미지수이다 [2].

따라 보호자가 쉽게 촬영할 수 있는 환자의 보행 측면 영상을 사용하여, 보행의 특성을 추출하고

해당 보행진단을 통해 보행에서 나타나는 몸의 신경학적 이상상태를 보다 빠르게 확인가능 할 수 있도록 하였다.

2. 본 론

1. 관련 내용

1) 보행장애

Nutt JG [3], Stanford Medicine 25 [4]에선 보행장애를 Parkinsonian Gait, Ataxic Gait, Neuropathic Gait, Choreiform Gait, Diplegic Gait, Hemiplegic Gait, Myopathic Gait, Sensory Gait 로 분류하였다.

본 연구에서는 보행진단을 1 개의 정상 보행과 6 개의 보행장애, 총 7 개의 항목으로 보행을 구분하여 진행하였다.

2) MediaPipe Pose

MediaPipe Pose 는 ML solutions in MediaPipe 의 모델로 2-step detector-tracker ML pipeline 을 활용하여 2 차원 데이터의 pose 를 3 차원 keypoint 데이터로 확인할 수 있다. Detector 를 사용해 프레임 내에서 person/pose region-of-interest (ROI)를 찾고 Tracker 는 ROI 에서 잘린 프레임을 입력으로 사용해

ROI 내의 포즈 랜드마크 및 분할 마스크를 예측한다[5]. MediaPipe Pose 를 통해 총 33 개의 3 차원 keypoint 값을 얻을 수 있었다.

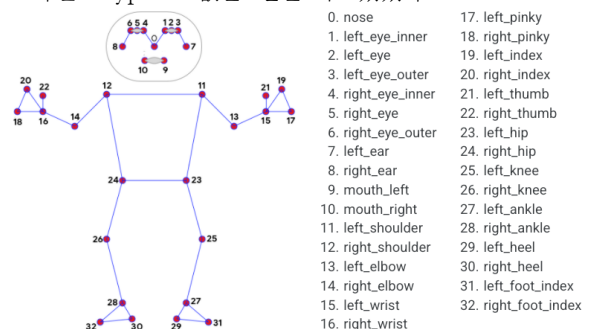


Figure 1 Pose tracking full body landmarks

	Normal Gait	Parkinsonian Gait	Ataxic Gait	Neuropathic Gait	Choreiform Gait	Diplegic Gait	Hemiplegic Gait
number of keypoints(EA)	10251	39096	10194	13867	10418	11996	39788

2. 데이터셋

1) 데이터 수집

Nutt JG [3], Stanford Medicine 25 [4]에서 분류한 보행장애 종류 별 환자의 보행 영상과 The UNIVERSITY OF UTAH 의 저작권인 보행장애의 Demonstration 영상[6]을 원본 데이터로 사용하였다. MediaPipe Pose 를 적용했을 때 Keypoint 가 제대로 뽑히는 지를 판단하여 데이터가 적고, 장애 특성 상 정면영상을 통해 판단해야 할 Myopathic Gait 를 제외한 Parkinsonian Gait, Ataxic Gait, Neuropathic Gait, Choreiform Gait, Diplegic Gait, Hemiplegic Gait 그리고 Normal Gait 에 대해 전체 데이터 수집을 진행하였다.

2) 데이터 증강

Table 1 number of keypoints

보행영상은 헬스케어 데이터로 온라인 상에 공개된 보행 장애 데이터의 수가 적어 하나의 영상 당 10-20 개 정도의 random rotation 기법을 이용해 데이터 증강을 진행하여 keypoint 를 추출하였다.

3) 데이터 전처리

수집한 영상 데이터에 MediaPipe Pose 모델을 이용해 프레임 별 keypoint 값을 얻어내었고 그 중에서 시작 지점과 종료 지점의 10% 구간에 있는 keypoint 는 제외하여 사용하였다. Stanford Medicine 25 Gaits[6]에서 foot drop, dragging both legs, flexion at the knees 와 같은 보행장애 별 보행 특징들을 파악하였고, keypoint 의 변화를 시각화하여 경향성이 있는 요소들을 확인하였다. 이후 보행영상에서 해당 특징요소들을 나타낼 수 있는 feature 를 구현하여 각각의 feature 로 추출하여 데이터셋을 제작하였다. 이후 keypoint 에서 Feature 는 크게 3 종류로 나뉘는데, 보행에 직접적으로 연관하는 하반신 데이터를 이용해 hip flexion, knee flexion, ankle flexion 등을 체크하기 위한 angle feature, 보폭, 보행 시 좌우 무릎, 엉덩이, 발목, 발 끝, 뒷꿈치의 거리 차이를 체크하기 위해 x, y 좌표의 차이를

계산한 difference feature 와 길이를 계산한 len feature 를 추출해 학습에 사용하였다.

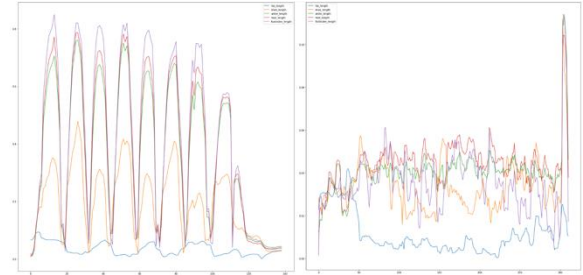


Figure 2 Normal Gait(left), Parkinsonian(Right) Gait Length Plot

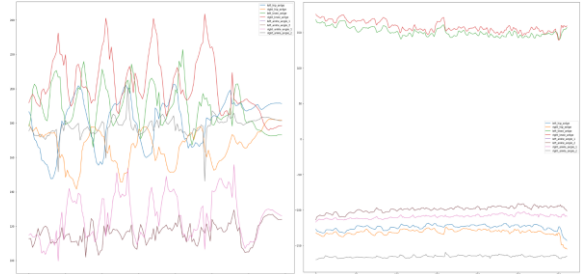


Figure 3 Normal Gait(left), Parkinsonian(Right) Gait Angle Plot

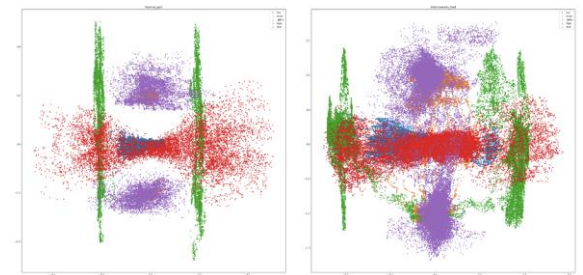


Figure 4 Normal Gait(left), Parkinsonian Gait(Right) Difference Scatter

3. 비정상 보행 분류 모델 구현

사용자의 비정상 보행 분류를 위해 python AutoML 라이브러리 pycaret[7]과 딥러닝 모델

KerasClassifier 를 사용하였다. 학습 및 평가에 사용한 데이터는 134600 개로 7:3 의 비율로 나누어 94920 개의 학습 데이터와 40680 개의 평가 데이터로 분리하였다.

1) AutoML

pycaret 을 통해 Random Forest Classifier, Extra Trees Classifier, Light Gradient Boosting Machine, K Neighbors Classifier, Gradient Boosting Classifier 등 총 14 개의 Classifier 의 성능 다양한 평가지표로 테스트 해보았다. 모든 데이터는 학습을 진행하기전 Normalize 하여 사용하였다.

cross validation 의 fold 의 수는 10 으로 설정하였고 AUC 기준으로 정렬한 결과 Random Forest, Extra Trees Classifier, Light Gradient Boosting Machine, K Neighbors Classifier, Gradient Boosting Classifier 순으로 성능이 좋았다. 이 중에서 Gradient Boosting Classifier 은 TT sec 이 다른 Classifier 보다 12 배에서 30 배 가량 길었기에 최종 모델에서는 제외하였다. 이후 AUC 를 기준으로 4 개의 모델의 하이퍼 파라미터를 튜닝하였고 결과는 Table2 와 같다.

하이퍼 파라미터를 튜닝한 상위 4 개의 모델을 바탕으로 앙상블 모델을 구현하였고 최종적인 결과는 Table2 와 같다.

Model	Acc	AUC	Recall
Random Forest Classifier	0.8465	0.9887	0.7600
Extra Trees Classifier	0.7200	0.9622	0.5627
Lightgbm	0.9928	0.9999	0.9890
KNN	0.9519	0.9963	0.9306
Emsemble	0.9806	0.9995	0.9691

2) KerasClassifier

Table 3 classifier result

Keras 의 KerasClassifier 모듈을 사용해 28 차원의 94920 개의 데이터에 대해 학습을 시켜주었다. 노드 50 개, 활성화 함수는 Sigmoid 로 설정한 히든레이어 3 층과 데이터 normalization 을 위한 batch normalization 을 각 층에 쌓아주었고 7 개 클래스에 대한 분류이므로 출력을 7 개, 활성화함수는 softmax 를 사용한 출력층으로 모델을 구성하였다.

KerasClassifier 를 통한 최종 결과는 아래 Table3 와 같다.

Model	Accuracy	AUC
KerasClassifier	0.7319	0.9482

Table 2 Keras Classifier result

3) 최종 모델 선정

이후 앙상블 모델과 KerasClassifier 의 모델을 비교한 결과 Accuracy, AUC, Recall 이 지표가 높은 앙상블 모델 최종 모델로 선정하였고 최종적인 결과는 ROC 곡선인 Figure 5 와 같다.

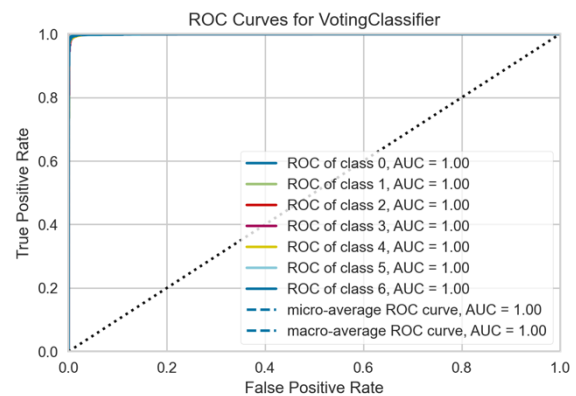


Figure 5 ROC curve for emsemble model

3. 결 론

본 연구는 보행 측면영상을 입력으로 하여 딥러닝 기반의 pose estimation 모델로 보행자의 human poses 를 추출하고, 보행 영상으로부터 Point 사이의 각도와 거리를 계산하였다. 이렇게 계산한 보행 특성을 기반으로 한 데이터셋을 새롭게 구축하여 Random Forest Classifier, Extra Trees Classifier, Lightgbm, KNN, Keras Classifier 같은 여러 Classifier 들을 실험해 보았고 최종적으로 AUC 가 높은 상위 4 개 모델을 blending 하여 emsemble model 을 구현하였고 보행 영상을 바탕으로 보행 장애의 여부와 분류를 진행해보았다.

본 연구는 전문가의 분석과 보행 분석 보조기기 등의 사용이 필수적인 보행장애 진단 영역을 대상자의 측면 보행 영상만을 이용해 보행 장애의 여부, 보행장애의 진단을 해준다는 점에서 진단 대상자에게 보행 진단의 접근성을 낮춰줄 수 있다.

본 연구는 다음과 같은 한계점을 갖는다. 보행장애는 보행장애가 발생한 시기, 발생 양상(급성 혹은 만성), 진행 양상, 넘어짐 여부 등에 대한 자세한 문진이 필요하다 는 점과 근위약, 감각 이상,

기립성 어지러움증, 인지기능 저하 등도 문진을 통해서 정보를 얻어야 한다 [8]는 점에서 보행진단의 보조도구로 사용할 수 있지만 현재의 보행 장애 진단을 완벽하게 대체하기는 어렵다. 또한 학습에 사용한 데이터셋이 부족했기 때문에 overfitting 문제가 발생하였고 실제 테스트 환경에서는 정확하게 작동하지 않는 문제가 있었다. 추후 해당 장애에 해당하는 비정상 보행 영상을 학습에 더 많이 사용하고 문진 데이터와 함께 학습을 진행한다면 현재의 한계점을 해결할 수 있다고 예상된다.

참고 문헌

- [1] Pirker W, Katzenschlager R. Gait disorders in adults and the elderly : A clinical guide. Wien Klin Wochenschr. 2017 Feb;129(3-4):81-95. doi: 10.1007/s00508-016-1096-4. Epub 2016 Oct 21. PMID: 27770207; PMCID: PMC5318488.
- [2] 박진세, 보행과 자세불안정의 분석, 대한신경과학회지 제 35 권 제 4 호 주록, 2017
- [3] Nutt JG. Classification of gait and balance disorders. Adv Neurol. 2001;87:135-41. PMID: 11347216.
- [4] Gait Abnormalities | Stanford Medicine 25 | Stanford Medicine, Available: <https://stanfordmedicine25.stanford.edu/the25/gait.html>
- [5] Pose – mediapipe, Available: <https://google.github.io/mediapipe/solutions/pose.html>
- [6] NeuroLogic Examination Videos and Descriptions: Gait > Abnormal, Available: https://neurologicexam.med.utah.edu/adult/html/gait_abnormal.html
- [7] Github-pycaret/pycaret , Available: <https://github.com/pycaret/pycaret>
- [8] 안태범, 보행장애의 감별진단, 제 63 차 대한내과학회 추계학술대회, 201