

PostNet을 활용한 헬스 트레이너 웹 서비스

저자 이상민, 이선우, 임한민, 정범식, 한상준

Health trainer web services with PostNet

Author : Lee Sang-min, Lee Sun-woo, Yim Han-min, Jung Bum-sik, Han Sang-jun

요 약

본 논문에서는 맨몸 운동의 자세들의 정확성을 교정하고 운동을 통해서 얻을 수 있는 정보들을 활용하는 웹 서비스를 제시하고, PoseNet 기반으로 만들어진 Google사의 Teachable Machine을 활용한 헬스 웹 서비스에 대하여 기술한다. 해당 서비스는 웹 서비스를 기반으로 설계하였으며, 운동 데이터들을 분석하여 사용자에게 제공하는 기능을 설계하였으며, 지역에 활동하는 헬스 트레이너들과 연락을 취하여 온라인/오프라인으로 헬스자세 교정을 받을 수 있는 기능을 설계하였다. 해당 서비스에 대한 검증은 직접 사용해봄으로써 기능적인 요구사항을 만족함을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we present a web service that corrects the correctness of the posture of bare-body exercises and utilizes the information available from exercise, and describe a health web service using Google's Teachable Machine based on PoseNet. The service was designed based on a web service, designed to analyze exercise data and provide it to users, and designed to communicate with local health trainers to obtain health posture correction online and offline. Verification of the service confirms that it satisfies the functional requirements by using it directly.

Key words

Posture Estimation, PoseNet (Teachable Machine), AI Health Trainer

1. 서 론

장기화되는 코로나19의 범유행 사태로 인하여 전 세계적으로 건강에 대한 관심도와 중요성이 부각되고 있다.

범유행 사태 이전에는 운동을 배우기 위해서는

헬스장을 찾아가 트레이너에게 배우는 것이 일반적이었지만, 범유행 사태 이후에는 헬스장들이 문을 닫거나, 집단 모임에 대한 위험성이 증가하여 헬스장 방문의 어려움 증가하였기 때문에 운동을 배우고 싶은 사람들에게 진입장벽이 높아졌으며, 홈트레이닝을 하는 경우 동작에 대한 자세 및 정보가 부족하기 때문에 잘못된 자세로 운동을 하여 다쳐 아픔을 호소하는 경우가 많다.

이러한 문제점들을 극복하기 위해서 접근성이 편한 웹 서비스로 설계되었으며, 많은 사람들이 운동을 안전하고 정확하게 하는 것과 시간과 공간의 제약에서 벗어나는 것이 가장 큰 제작 목적이다.

본 논문에서는 운동 자세를 교정하고 정확도를 판정할 수 있도록 PoseNet 기반의 티처블 머신을 활용한 헬스 트레이너 서비스를 제안하고 이를 통해 얻어지는 데이터 분석을 통한 운동 관리 서비스를 제안하며 여러 서비스에 대한 복합적 설계 및 구현에 대해 서술한다.

II. 관련연구

“단일 이미지에 기반을 둔 사람의 포즈 추정”에 대한 연구 동향 [1]을 통해서 알 수 있듯이 국내의 연구 동향과 국외의 연구 동향은 방향성이 약간 다르다. 국외의 연구 동향은 2차원에서의 자세 추정 기술을 활용한 3차원 [2]에 추정 기술에 대한 여러 방법론을 소개하였으며, 단일 이미지에서 다수의 사람에 대한 3차원 자세를 추정한다. 최근에는 이미지 내 사람의 주요 관절의 3차원 자세를 추정하는 것을 넘어 고밀도 깊이 정보를 추론하는 연구도 제안되었다.

국내의 연구 동향은 2차원 자세 추정 기술에 대해서 방법론적 연구보다는 이를 활용한 사람 추적, 사람 수 분석, 행동 분석을 주제로 하는 연구들이 주로 이루어지고 있었다. 국내에서는 3차원 자세 추정 관련 연구들이 보다 활발히 진행되고 있다. 여러 연구들을 통해서 3차원 자세 추정에 대해서 상당한 개선이 이루어졌으나 대부분의 경우 단일 사람에 대한 3차원 자세를 추정하는 것에 집중되었다.

위와 같은 연구 결과물 중 우리는 Teachable Machine (Tensorflow PoseNet) 라이브러리를 사용하여 특별한 센서 장치 없이도 카메라만을 통해 총 17개의 신체 부위의 위치 정보를 제공하여 모델을 학습을 시킨다. 그림 3의 결과처럼 PoseNet은 17개의 인체 관절만 추적하므로, 전체 크기 이미지에

비해 계산량이 대폭 줄어든다는 장점이 있다. 아래 그림은 PoseNet을 이용한 Workflow이다. PoseNet을 사용하여 입력 영상에서 인체 관절 데이터를 추출한다.

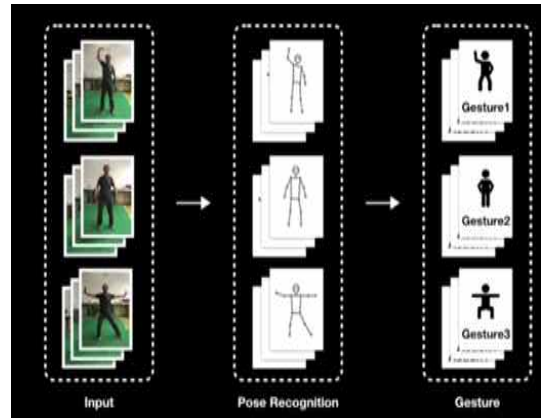


그림 1. PoseNet을 이용한 Workflow

Fig 1. Workflow with PoseNet

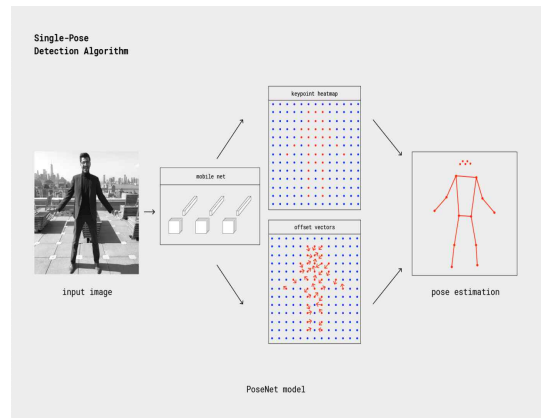


그림 2. PoseNet을 사용한 1인칭 포즈 검출기 파이프라인

Fig 2. Single person pose detector pipeline using PoseNet

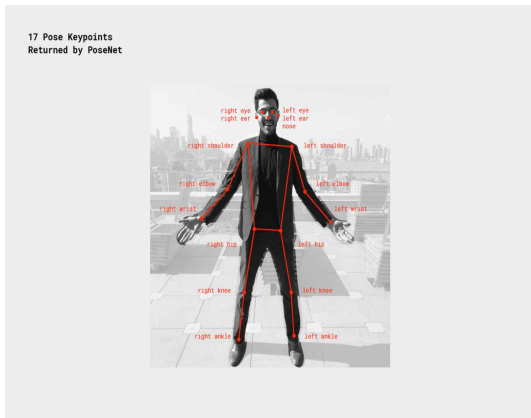


그림 3. 17개의 주요 지점 탐지

Fig 3. Detection of 17 keypoints

III. 제안 연구: 자세 추정 연구에 대한 활용

본 논문에서는 PoseNet을 활용한 티처블 머신에 대한 활용 방안에 대해서 서술한다.

티처블 머신을 통해 학습된 자세에 대한 모델을 활용하여서 홈트레이닝에 사용할 수 있도록 웹 서비스로 설계되었다. 해당 모델의 구조는 5개의 클래스 (Squat, Stand, Bad posture, Waist down more, none)로 구분되어있으며, Stand (85%~100%) 상태에서 Squat (85%~100%)의 자세로 진행된다면 올바르게 Squat를 수행했다는 것으로 판단하여 횟수를 증가시킨다. 각각의 개별적인 운동에 유사한 방법을 통해서 해당 자세에 대한 모델을 생성하여 해당 웹 서비스에 사용하였다.

IV. 실험결과 및 분석: 클래스 중 하나인 Squat 모델의 실험 결과

해당 웹 서비스에 동작 중인 여러 개의 모델 중 하나인 Squat 모델에 대한 실험 결과를 나타내고 있으며, 티처블 머신 학습에 사용한 용어를 설명한다.

그림 6에서 해당 웹 서비스의 자세 추정을 통해 카운트가 올라가는 결과를 볼 수 있다.

표 1. 학습 설정 값

Table 1. Learning Settings Value

| | |
|---------------|--------|
| Epochs | 50 |
| Batch Size | 16 |
| Learning Rate | 0.0001 |

표 2. Squat 모델 학습에 사용된 이미지의 개수

Table 2. Number of images used to learn the Squat model

| | |
|-----------------|-----|
| Squat | 888 |
| Stand | 732 |
| Bad posture | 386 |
| Waist down more | 360 |
| none | 560 |

티처블 머신은 샘플을 두 개의 버킷으로 분할된다. 그렇기 때문에 아래 그래프에서 교육 및 테스트라는 두 개의 레이블을 볼 수 있다.

교육용 샘플: (샘플의 85%)는 모형을 사용하여 새 샘플을 사용자가 만든 클래스로 올바르게 분류하는 방법을 교육한다.

테스트 샘플: (샘플의 15%)는 모델을 교육하는 데 전혀 사용되지 않으므로, 모델이 교육 샘플에 대해 교육을 받은 후 모델이 이전에는 보지 못했던 새로운 데이터에 대해 얼마나 잘 수행되고 있는지 확인하는 데 사용된다.

과소적합: 모형이 훈련 표본의 복잡성을 포착하지 못했기 때문에 잘 분류되지 않을 때 모형이 과소 적합하다.

과적합: 모형이 검사 검체에 대해 올바른 분류를 하지 못할 정도로 훈련 검체를 분류하는 방법을 학습할 때 과적합된다.

Epochs: 하나의 Epoch은 모든 훈련 샘플이 적어도 한 번은 모델을 통해 공급되었다는 것을 의미한다. 예를 들어, Epoch이 50으로 설정되어 있으면 교육 중인 모델이 전체 교육 데이터 세트를 50회 동안 작동한다.

표 3. 클래스당 정확도

Table 3. Accuracy per class

| CLASS | ACCURACY | SAMPLES |
|-----------------|----------|---------|
| squat | 1.00 | 134 |
| stand | 1.00 | 110 |
| Bad posture | 1.00 | 58 |
| Waist down more | 1.00 | 54 |
| none | 1.00 | 84 |

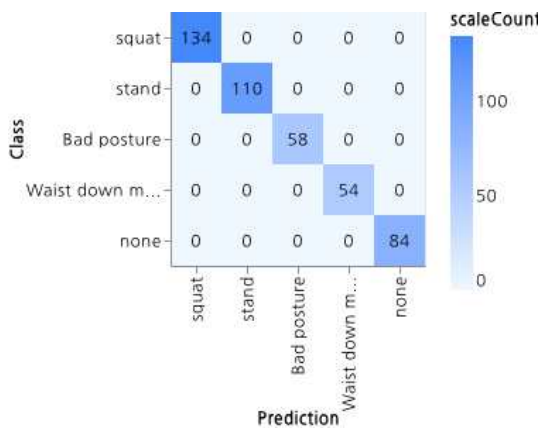


그림 3. 혼동행렬

Fig 3. Confusion-matrix

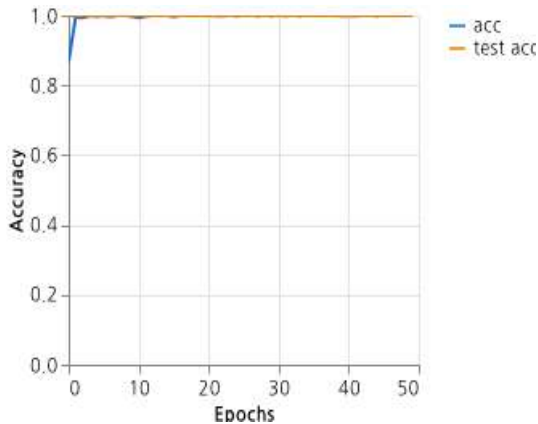


그림 4. Epoch 당 정확도

Fig 4. Accuracy per epoch

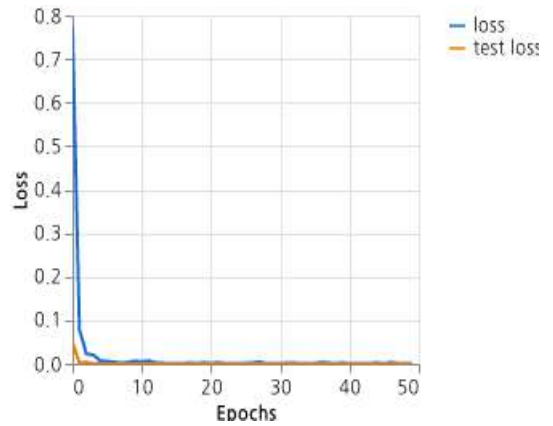


그림 5. Epoch 당 손실

Fig 5. Loss per epoch

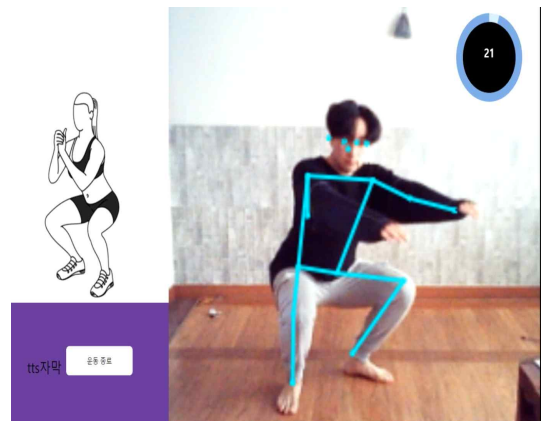
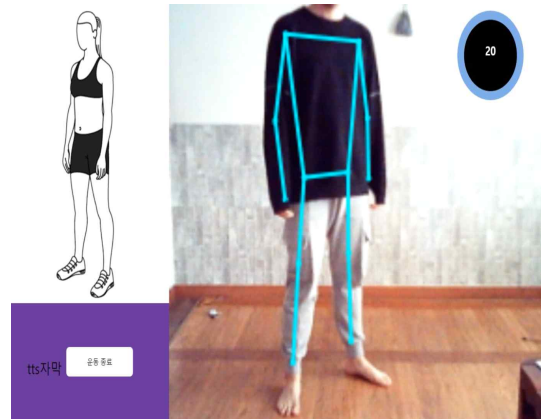


그림 6. 스쿼트 자세 추정 예

Fig 6. Examples of squat posture estimation

V. 해당 서비스의 전체 구조

본 서비스는 3 Tier Architecture로 구현되었으며, 이는 플랫폼을 3계층으로 분리하여 논리적/물리적인 장치에 구축 및 운영 하는 것을 말한다.

Client tier는 사용자가 직접 마주하게 되는 계층으로 주로 사용자의 인터페이스를 지원하며 이 계층을 front-end라고 부른다. 해당 서비스에서는 ReactJS를 사용하였다.

Application Tier는 요청되는 정보를 논리적인 규칙에 따라 처리하고 가공하는 역할을 제공하는 계층으로 Business Logic tier 또는 Transaction tier라고 한다. 이 계층을 back-end라고 부른다. 해당 서비스에서는 NodeJS를 사용하였으며, 이 계층에서는 HTML, CSS 나 데이터를 관리하는 코드를 포함하지 않는다.

Data tier는 데이터베이스에 접근하여 데이터를 읽거나 저장하는 것을 관리하는 계층으로 주로 DBMS가 이 계층에 해당한다. 해당 서비스에는 MongoDB를 사용하였다.

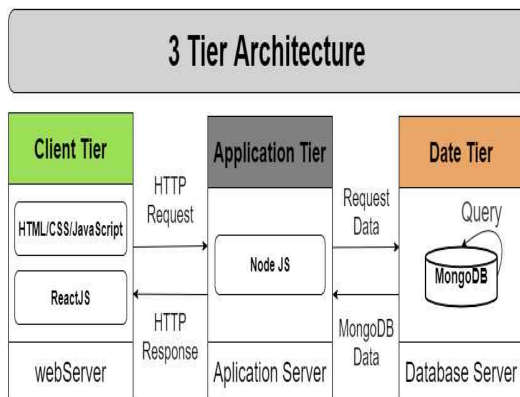


그림 7. 웹 서비스의 전반적인 구조

Fig 7. The overall structure of web services

VI. 결 론

본 논문에서는 PoseNet 기반의 티처블 머신의 활용 방안에 대해서 제안하였다.

제안된 방법은 자세 추정의 연구 결과를 활용하여서 운동 자세에 대한 높은 정확성을 보여주고 있음을 알 수 있으며, 이를 활용하여 혼자서 운동하는 것을 도와주는 효과를 볼 수 있다.

하지만, 본 연구는 운동을 측면으로 하는 경우 자세 추정이 정확하게 되지 않는 문제점이 발생한다. 이는 3차원 자세 추정 관련 연구에서 고밀도 깊이 정보를 심도있게 파악할 수 있어 자세 추정이 개선된다면 측면의 이미지의 경우에도 자세 추정이 가능해져 해결될 문제점이라고 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] 조정찬, “단일 이미지에 기반을 둔 사람의 포즈 추정에 대한 연구 동향 (Recent Trends in Human Pose Estimation Based on a Single Image)”, 한국차세대컴퓨팅학회 논문지, 2019, vol.15, no.5, pp. 31-42 (12 pages)
- [2] Fig 2, Fig 3: Image Credit: “Microsoft Coco: Common Objects in Context Dataset”, <https://cocodataset.org>.