

스마트기기를 활용한 배드민턴 스윙 분석

강송모[○] 신도영 임재욱 최지웅 김민호*

서울시립대학교 컴퓨터과학부

{rkdthdah175, ehdu0716, dlawodnr3027, wldnd9904, minhokim} @uos.ac.kr

Badminton Swing Analysis Using Smart Devices

Songmo Kang[○], Doyoung Shin, JaeWook Lim, Jiung Choi, Minho Kim*

Department of Computer Science and Engineering, University of Seoul

요 약

본 연구에서는 스마트 디바이스의 센서를 통해 얻은 가속 및 영상 데이터를 이용해 배드민턴의 가장 기초적인 스윙인 하이 클리어(High Clear) 스윙을 분석한다. 또한 이를 기반으로 사용자의 레벨을 예측하고 스윙의 취약점을 지적해 주는 시스템을 제안한다. 이를 위해 기존에 알려진 실력 요소와 측정 데이터를 다양한 방법으로 조합하여 특징 수를 늘리고, 유사도 기법을 활용하여 각 특징이 실력 평가에 영향을 주는 정도를 파악한다. 11인의 실력 순위 예측 결과, 라켓스포츠 스윙 분석에 주로 사용되는 DTW, MLP 방법에 비해 MAE는 약 0.25, MSE는 약 2.49만큼 낮게 나온 것을 확인할 수 있다.

1 서 론

현대 스포츠 분야에서 센서 데이터 수집과 분석은 스포츠인들의 실력을 향상시키고 경기력을 평가하는 데 중요한 역할을 하고 있다. 기존 배드민턴 자세 측정 및 평가 방법은 주로 전문가를 위한 도구로 한정되어 왔다. 이로 인해 비 전문 스포츠인들은 정확한 자세 및 움직임 분석에 어려움을 겪었고, 자신의 스포츠 경험을 개선하는 데 제한이 있었다. 본 연구에서는 스마트 워치의 IMU(Inertial Measurement Unit) 센서와 휴대폰 영상을 활용하여 배드민턴 스윙 중 가장 중요한 하이 클리어(high clear) 스윙[1] 자세를 분석하고, 이를 전문가의 데이터와 비교하여 사용자의 실력 수준을 평가 및 분석할 수 있는 기법을 제안한다. 이 기술을 통해 비 전문 스포츠인이 쉽게 자신의 배드민턴 실력을 측정하고, 실력을 향상시키는 데 도움을 받을 수 있다. 실제 본 연구의 기법을 적용한 결과 실력 순위 예측이 MAE 1.45의 정확도를 나타냈으며, 사용자의 취약한 스윙 부분 특징 요소를 제공하였다.

2 연구 동향

머신러닝, 임계값 기반 접근, DTW(Dynamic Time Warping) 등 센서 및 영상 데이터를 활용해 스윙 자세를 추정하는 방법은 다수 제안되어 왔다. J. Lin은 음향, IMU 센서를 장착한 라켓을 이용해 관성 데이터를 추출한 후 다양한 머신 러닝을 이용해 스윙의 종류를 구분해 내는 모델을 제안했다[2]. Chu는 IMU 센서를

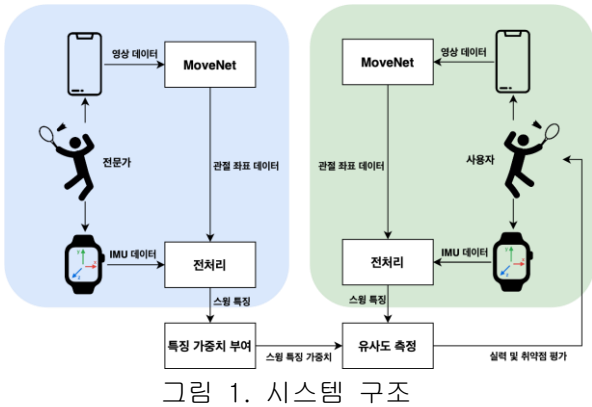
고정한 배드민턴 라켓을 활용해 스윙의 종류를 식별하기 위한 방법으로 향상된 LSTM 알고리즘을 제안했다[3]. Ghosh는 위의 연구들이 하체의 움직임을 고려할 수 없다는 점을 극복하기 위해 4가지의 위치에 IMU 센서를 장착하고 데이터를 수집한 후 CNN(Convolutional Neural Network)을 활용해 선수들의 경기력 평가를 예측하는 모델을 제시했다[4]. Ting은 마이크로소프트 키넥트를 이용해 2D 스켈레톤 데이터를 얻은 후 DTW를 이용해 전문가와 일반인의 스윙을 비교하는 방법을 제안했다[5]. 그러나 대부분의 관련 연구들은 실력을 평가하는 것보다는 배드민턴 스윙을 구분하는 것에 집중하였으며, 머신러닝 기법은 실력 평가에 활용된 요소를 찾아내기 어렵고 적지 않은 데이터 수를 요구했다. 또한 빠르고 역동적인 운동인 배드민턴 특성 상 실력 측정을 위해 전문적인 도구와 환경을 요구하였고, 이는 비 전문 스포츠인들의 기술 접근성을 낮추는 요인이었다.

본 연구에서는 상기한 단점들을 보완하기 위해 전문가 스윙 데이터를 통계적으로 분석하여 유의미한 특징을 찾아내고, 이를 활용한 유클리디안 거리(이하 거리) 기반 유사도 측정 방법 사용을 제안한다. 이 방법은 영상 데이터와 IMU 데이터를 동시에 사용하여 예측 정확도를 높이고, 주변에서 쉽게 접할 수 있는 스마트 기기를 사용하여 기술 접근성을 높인다. 사용자는 이를 통해 자신의 실력을 측정하고, 전문가와 비교하여 스윙 취약점을 조언받을 수 있다.

3 데이터 및 모델

3.1 시스템 모델

과정은 아래 그림 1과 같다. 휴대폰 카메라와 스마트 워치 IMU 센서를 이용하여 스윙 데이터를 수집한다. 영상 데이터는 MoveNet 모델을 이용하여 관절 좌표 값으로 환산한다. 추출한 IMU 및 관절 좌표 데이터에 기존에 알려진 실력 요소와 데이터 간 조합 특징을 추가하고, 전문가 데이터를 기반으로 통계적 방법을 활용하여 유효한 특징을 선별한다. 이를 기반으로 전문가와 사용자 특징 간 거리를 측정하여 사용자의 실력을 추정하고, 추정에 비교적 큰 영향을 미친 특징 요소들을 사용자의 실력 취약점으로 간주한다.



3.2 데이터 수집

데이터 수집은 iPhone 13 Pro 카메라와 Apple Watch 7의 IMU 센서를 이용했다. 데이터 수집을 위해 개발한 어플리케이션을 통해 그림 2와 같이 영상과 IMU 데이터를 수집하였다. 한 스윙에 대해 초당 30프레임 영상을 촬영하고, x, y, z 축 가속도와 자이로스코프 값 pitch, roll, yaw를 50Hz로 측정하였다. 울산의 배드민턴 동호회에서 전문가 4명의 스윙 데이터 11개와 중급자 9명의 데이터 25개, 서울 소재 배드민턴 동아리에서 19명을 대상으로 IMU 데이터 60개와 영상 데이터 54개를 수집하였다.

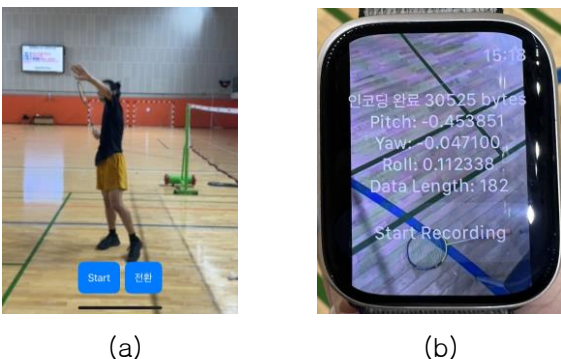


그림 2. (a) 휴대폰 촬영과 (b) 스마트 워치 IMU 센서를 이용한 데이터 수집.

3.3 데이터 처리 및 특징 파악

원손잡이의 스윙 데이터와 잡음 데이터는 제외하였다. 또한 측정자의 방위에 따라 변하는 yaw 값은 yaw 값에 대한 변위로 가공하였다.

IMU 데이터의 경우, 하이 클리어 스윙 동작은 임팩트 시점에 하나의 z 가속도 고점을 갖는 것을 확인하였다. 이를 기준으로 유의미한 스윙 동작으로 여겨지는 구간을 window 크기를 고려해 앞으로 10개, 뒤로 4개 총 15개로 설정했다. 또한 그림 3과 같이 각 데이터에 대해 정규화를 진행하여 0과 1사이의 값을 가지도록 하였고, 시계열 간 관계 파악을 위해 window를 사용하였다. window 크기는 실험적으로 8로 결정하였다. 영상 데이터의 경우, 그림 3과 같이 MoveNet 모델을 활용하여 17개 관절 좌표로 환산하였다. 오른쪽 손목이 지면으로부터 가장 높은 지점을 임팩트 시점으로 여기고, 이를 기준 삼아 IMU 데이터와 같은 방식으로 처리하였다.

기존 스포츠 과학 논문에서 알려진 특징[7]은 대부분 위 데이터의 조합에 해당한다. 따라서 어깨 관절 각도, 골반 활용을 반영하는 특징 조합을 추가하였다. 또한 x, y, z 가속도에 대한 합, 곱을 부가적인 특징으로 추가하였는데, 돌림힘 및 가속도의 변환이 배드민턴 실력에 의미 있는 요소이기 때문이다. 추가 결과 성능 평가에서 MAE가 약 0.5 감소하였다.

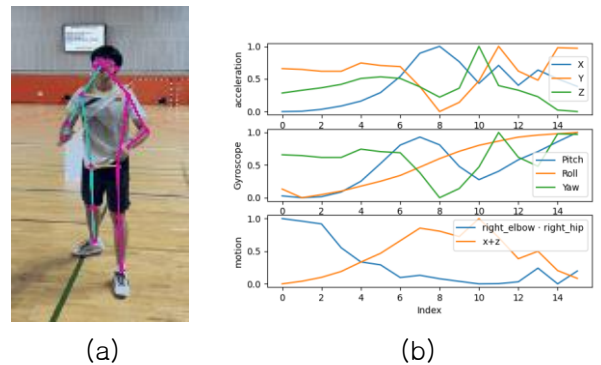


그림 3. (a) MoveNet 모델로 처리된 영상. (b) 특징 추가와 정규화 과정을 거친 IMU 및 영상 데이터 예시.

전문가들의 스윙이 최적화된 스윙이며 일관적이라는 전제하에, 올바른 스윙에 가장 큰 영향을 미치는 특징을 추출하였다. 전문가 집단의 스윙 데이터의 평균과 평균에 대한 각 전문가 특징 별 거리 평균의 표준편차를 구한다. 이를 통해 실력에 영향을 주는 특징을 선별하여 가중치를 부여할 수 있다. 거리를 구하는 모든 부분에서 알맞은 시점으로부터 1만큼 윈도우를 움직여 총 세 개를 계산하고, 그중 최솟값을 사용하였다.

3.4 사용자 데이터 실력 측정

먼저 각 사용자별 스윙의 평균을 구한다. 다음으로 특징 별 사용자 평균과 전문가 평균의 거리를 구한 후, z 점수를 이용하여 보정한다. 이 값들을 모두 더하면 사용자의 실력을 도출할 수 있으며, 값들을 내림차순으로 나열하면 실력 평가에 영향을 준 특징을 찾아낼 수 있다. 그림 4는 한 동아리 회원의 실력을 평가하는 과정에서 실력 평가에 가장 큰 영향을 준 16개의 특징을 표시한 결과이다. 이 회원의 경우 실력 평가에 0~7프레임의 yaw의 미분 값인 dw가 가장 큰 영향을 주었고, 스윙 단계 전체적으로 roll('r') 값이 영향을 주었음을 확인할 수 있었다.

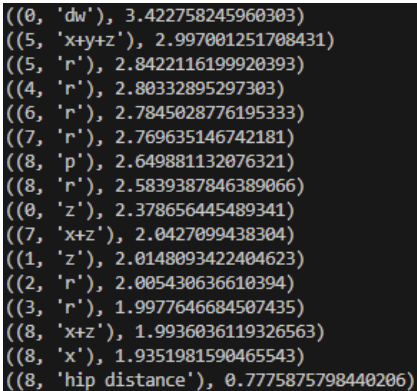


그림 4. 스윙 취약점 시작 인덱스와 특징 명 상위 16개.

3.5 시스템 성능 평가

본 논문에서는 제안한 실력 측정 방법을 시계열 데이터 분류에 흔히 사용하는 DTW, MLP(Multi-Layer Perceptron) 방식과 비교하여 성능을 평가하였다.

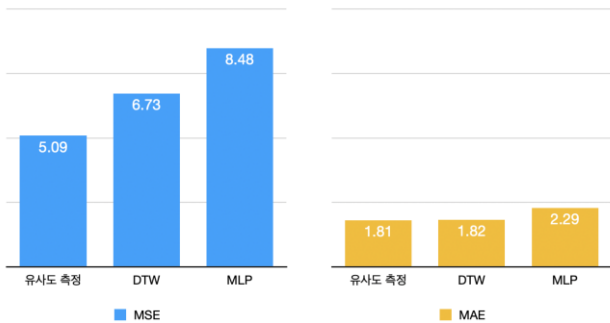


그림 5. 각 모델 별 테스트 성능 비교

DTW의 경우, 사용자와 전문가 평균 간 IMU 데이터의 DTW 거리가 작을 때 사용자의 실력이 높은 것으로 간주하여 실력 순위를 매겼다. MLP의 경우, 스윙 IMU 데이터를 FFT를 이용하여 주파수 도메인으로 치환한 후, 주파수별 세기를 특징으로 추출하여 120차원 특징 벡터를 도출하였다. 이후 전문가들의 특징 벡터를 학습시킨 MLP 모델을 만들고, MLP가 선수라고 판단할

확률이 높은 순서대로 실력 순위를 매겼다.

전문가 데이터 8개를 기반으로, 영상 데이터와 IMU 데이터가 모두 온전한 대상 중 순위를 알고 있는 서울 소재 배드민턴 동아리 11인을 대상으로 테스트를 수행하였다. 각 방법 별 예측한 순위와 실제 순위의 평균 절대 오차 (MAE)와 평균 제곱 오차 (MSE)를 측정한 결과는 그림 5와 같다. 본 연구에서 제안한 방법이 DTW, MLP에 비하여 가장 우수한 결과를 얻었다.

4 결론

본 논문에서는 배드민턴 스윙을 분석하기 위해 쉽게 접할 수 있는 스마트 기기를 활용한 방식을 제안하였다. DTW, MLP에 비해 더 우수한 예측 결과를 보였고, 실력 차이가 발생하는 부분을 찾아낼 수 있었다.

그러나 본 연구에서 사용된 전문가 데이터가 순위 예측에 충분하지 않았을 수 있다. 그리고 일부 실력 특징을 피드백을 제공할 정도로 충분히 해석하지 못했다. 또한 다양한 요소가 기여하는 배드민턴 실력을 하이클리어 스윙 자세만으로 판단하였다.

이러한 한계점을 극복하기 위해 더 많은 전문가 데이터를 수집하고, 효율적인 특징을 도출해낼 수 있는 방법에 대해 고민하는 한편, 취약점으로 제시된 특징을 해석해 피드백으로 제공하는 시스템을 만들어야 한다는 과제가 남았다. 또한 하이 클리어 스윙 자세뿐만 아니라 경기 전반에서 수집된 데이터를 분석할 수 있는 시스템으로 발전시키는 것이 향후 과제이다.

5 참고 문헌

- [1] 윤종오, "배드민턴 단식경기의 기술내용에 관한 연구." 동국대학교 석사학위논문, 1983
- [2] J Lin, CW Chang, TU Ik, YC Tseng, "Sensor-based badminton stroke classification by machine learning methods." 2020 ICPAI. IEEE, 2020.
- [3] Z Chu, M Li, "Image recognition of badminton swing motion based on single inertial sensor." Journal of Sensors 2021 : 1-12, 2021.
- [4] I Ghosh, SR Ramamurthy, A Chakma, N Roy, "Decoach: Deep learning-based coaching for badminton player assessment", Pervasive and Mobile Computing 83, 2022
- [5] HY Ting, H Yong, KS Sim, and FS Abas. "Kinect-based badminton movement recognition and analysis system." International Journal of Computer Science in Sport 14.2: 25-41, 2015.
- [6] 이재환, 권태용, 김용운, "배드민턴 하이클리어 동작 시 숙련도에 따른 상체 및 상지 움직임의 역학적 비교 분석", 한국체육과학회지, 제29권 제1호 : 793-802, 2020.