

RGB 이미지 기반 인간 동작 추정을 통한 투구 동작 분석

(Analysis of Pitching Motions by Human Pose Estimation Based on RGB Images)

우영주*, 주지용**, 김영관***, 정희용****

(Yeong Ju Woo, Ji-Yong Joo, Young-Kwan Kim, Hie Yong Jeong)

요약

투구는 야구의 시작이라 할 만큼 야구에서 주요한 부분을 차지한다. 투구 동작의 정확한 분석은 경기력 향상과 부상 예방 측면에서 매우 중요하다. 올바른 투구 동작을 분석할 때, 현재 주로 사용되는 모션캡처는 환경적으로 치명적인 단점들이 몇 가지 존재한다. 본 논문에서 우리는 이러한 단점들이 존재하는 모션캡처를 대체하기 위하여 RGB 기반의 Human Pose Estimation(HPE) 모델을 활용한 투구 동작의 분석을 제안하며 이에 대한 신뢰도를 검증하기 위해 모션캡처 데이터와 HPE 데이터의 관절 좌표를 Dynamic Time Warping (DTW) 알고리즘의 비교를 통해 두 데이터의 유사도를 검증하였다.

■ 중심어 : 투구 분석 ; 인간 동작 추정 ; 동작 분석 ; Dynamic Time Warping

Abstract

Pitching is a major part of baseball, so much so that it can be said to be the beginning of baseball. Analysis of accurate pitching motions is very important in terms of performance improvement and injury prevention. When analyzing the correct pitching motion, the currently used motion capture method has several critical environmental drawbacks. In this paper, we propose analysis of pitching motion using the RGB-based Human Pose Estimation (HPE) model to replace motion capture, which has these shortcomings, and use motion capture data and HPE data to verify its reliability. The similarity of the two data was verified by comparing joint coordinates using the Dynamic Time Warping (DTW) algorithm.

■ keywords : Pitching Analysis ; Human Pose Estimation ; Pose Analysis ; Dynamic Time Warping

I. 서론

야구에서 투구(Pitching)란 투수(Pitcher)가 공을 던지는 행위를 말한다. 투구는 야구의 시작이며 야구에서 승패의 약 80%가 좌우될 만큼 중요한 부분 [1]으로 투수들은 타자를 상대하기 위해 빠른 볼과 다양한 변화구들을 던지기 위한 트레이닝을 실시하고 이를 위한 과학적이고 안전한 트레이닝 방법이 필요하다.

투구에서 일어나는 반복적이고 격렬한 오버헤드

동작은 투수 몸의 근골격계에 스트레스를 가하게 된다. 특히 투수들이 많은 수의 투구를 하게 된다면 어깨 및 팔꿈치 관절의 과도한 사용 및 과부하로 인한 부상이 발생하게 된다. 투수들에게 흔히 발생하는 부상으로는 어깨 불안정성, SLAP 파열, Valgus Extension Overload, Tommy John Injury, 회전근개 파열 등이 있다[2]. 이러한 다양한 어깨 및 팔꿈치 부상으로 투수들은 시즌 아웃, 어깨나 팔꿈치 수술, 심하게는 이른 나이에 은퇴까지 하게 된다. 특히 이전에 어깨나 팔꿈치 수술을 한 경험이 있는 선수의 경우 다시 부상을 당할 경우가 수술을 경험하

* 학생회원, 전남대학교 인공지능융합학과 박사과정

*** 비회원, 전남대학교 체육학과 교수

이 논문은 2022년도 전남대학교 학술연구비(학제간 및 캠퍼스간)의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2022-0178).

접수일자 : 2023년 12월 18일

수정일자 : 2024년 02월 06일

** 비회원, 전남대학교 체육학과 박사후연구원

**** 종신회원, 전남대학교 인공지능융합학과 교수

게재확정일 : 2024년 02월 19일

교신저자 : 정희용 e-mail : h.jeong@jnu.ac.kr

김영관 e-mail : ykkim01@jnu.ac.kr

지 않은 선수에 비해 많다. 이는 재활의 부족이나 다친 수술 부위를 보호하기 위하여 다른 부위에 무의식적으로 무리를 줄 수 있어서 잘못된 자세로 지속적인 투구를 하게 되면서 생기게 된다. 실제로 한국의 프로 야구 투수들의 부상 발생 원인은 잘못된 투구 동작이 45.2 %로 가장 높은 정도로 투구 동작은 선수의 부상과 아주 밀접하게 관련되어 있다[3].

여기서 투구 동작은 선수의 숙련도에 따라 투구 자세가 관절의 위치나 타이밍에 따른 차이를 보인다는 것을 확인하였다. 즉, 이런 투구 동작에서의 위상학적 차이는 선수의 부상과 연관되어 있다는 것을 확인할 수 있었다. 이전까지 잘못된 투구 동작으로 인하여 야기되는 부상을 막기 위한 방식으로 수동적인 투구 자세에 대한 훈련이나 투구 이후의 투수 코치의 피드백이 주를 이루었다. 그러나 이러한 방식은 코치의 전문적인 지식이 필요하다는 점과 코치의 시각적인 정보에 의존한다는 점에서 일관성이 부족할 수 있다는 문제점이 존재한다.

이러한 문제들을 해결하기 위하여 최근에는 투수의 투구 동작에 대하여 모션캡처(Motion Capture) 기술을 도입하여 투구 동작을 정확하게 분석하고 이에 대한 논리적인 피드백을 주는 방식이 대두되었다. 이러한 모션캡처 방식은 정확하고 격렬한 투구 자세[4]를 분석하기에 적합하지만, 빛이 강하지 않은 실내나 어두운 공간에서 가능하다는 환경에 대한 제약이나 신체에 마커를 붙이기 때문에 격렬한 움직임에 마커가 떨어지거나 동작 시 마커가 가려지는 문제 등으로 투구 동작의 측정에 필수적으로 해결되어야 할 문제점들이 존재한다.

저자들은 최근 딥러닝의 발전으로 급속도로 발전하고 있는 RGB기반 3차원 인간 동작 추정(Human Pose Estimation) 기술을 통하여 동작 추정 및 분석을 함과 동시에 기존의 광학식 모션캡처 데이터를 통하여 두 방식을 비교하여 유사도를 검증하여 RGB 3D HPE 모델이 투구 동작과 같은 다이내믹한 동작에 대하여 기존의 모션캡처 방식이 아니더라도 분석할 수 있음을 확인하고자 하였다.

II. 본 론

1. 관련 연구

가. 모션캡처 시스템

모션캡처 (Motion Capture)란 3차원 공간상에서 대상체의 움직임에 대한 위치와 방위를 측정하고, 이를 분석 및 응용하는 기술을 의미한다. 이러한 모션캡처의 최근 기술은 데이터를 추출하는 방식에 따라 크게 광학식, 관성식으로 구분되는데 이중 관성식은 모션캡처 대상자가 가속도, 자이로, 지자기 센서가 조합된 관성 센서가 신체의 관절 및 중요 부위에 부착된 전용 슈트를 입고 움직여 이를 통해 대상의 움직임, 회전, 방향을 읽어내는 방식이다. 이러한 관성식 모션캡처의 장점으로는 광학식 모션캡처에 비해 월등히 가격이 낮으며 야외에서도 모션캡처가 가능하다는 큰 장점이 있다. 그러나 단점으로는 광학식과 비교하면 정밀도가 떨어지고 자석과 같은 물체가 있는 환경에서는 영향을 많이 받고 캡처의 시간이 길어지면 길어질수록 정확도가 떨어진다는 점이 있다.

광학식 모션캡처는 두 개 이상의 카메라에서 동일한 지점에 캡처 대상이 투영되도록 한 뒤 삼각측량법을 통해 대상의 3D 좌표를 역산하여 계산하여 위치와 방향 등을 추출한다. 정확한 측정을 위해 대상자는 각 관절 및 중요 부위에 반사 마커를 부착하여 마커의 위치를 추적하여 위치와 방향 등을 찾는다. 이러한 광학식 모션캡처는 현존하는 모든 모션캡처 방식 중에서 가장 정교하고 빠르다는 점이 있어서 관성식보다 더욱 정확한 측정이 필요한 경우 사용하기 유용하다. 모션캡처를 활용하여 어깨 관절 가동범위(ROM)를 측정하는 것은 이전까지 ROM 측정의 기본적인 방법인 고니오미터를 이용하는 것과 차이가 없다는 것을 확인하였다[5]. 그러나 광학식 모션캡처는 적외선 카메라를 사용하여 측정하기 때문에 빛에 민감하여 야외에서 촬영할 수 없다는 점과 마커가 가려질 때 측정 데이터의 손실이 있을 수 있다는 점, 다른 모든 모션캡처에 비하여 월등히 가격이 비싸다는 단점이 존재한다.

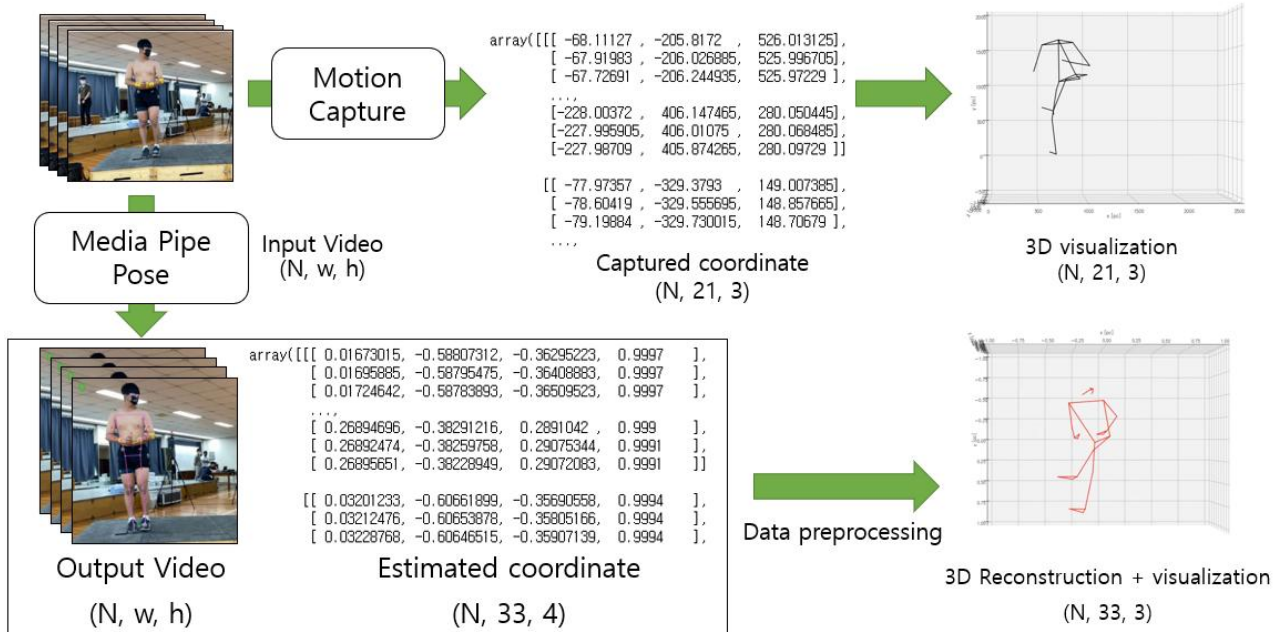


그림 1. 데이터 수집 및 분석의 전반적인 개괄도

나. 인간 동작 추정 시스템

앞서 설명한 모션캡처의 한계를 해결하기 위하여 최근 시간적, 공간적 제약을 받지 않는 RGB 이미지 기반 인간 동작 추정 기술이 발전해왔다. 2017년에 발표한 OpenPose[6]는 딥러닝 합성곱 신경망에 기반하여 영상이나 사진만으로 사람 수에 상관없이 실시간으로 영상 속 사람의 특징점을 추출했고 2019년 발표한 VideoPose3D[7]는 영상의 2차원 키포인트를 dilated temporal convolution 기반의 모델을 적용하여 효과적으로 2차원 키포인트를 3차원으로 재구성하였다. 2020년 발표한 BlazePose[8]는 모바일에서도 HPE에 대한 실시간 추정이 가능할 정도의 가벼운 모델을 제시하였다.

이렇듯, 인간 동작 분석이 발전하게 되면서 현재 RGB 이미지만으로도 사람의 관절 키포인트를 추출할 수 있게 되었고, 이를 통해 단일 RGB 이미지 기반 카메라를 통해 과거 센서로만 측정되고 평가되는 운동 성능의 평가를 RGB 이미지 분석만으로 가능하게 하였다.

2. 연구 방법

가. 실험 환경 구성

그림 1은 투구 동작의 데이터 분석을 위한 데이터

수집의 전반적인 과정을 표현한 것으로 실험에 참여한 투수들의 투구 동작을 카메라로 촬영하여 영상의 수집을 진행한 후 각 관절 별 3차원 좌표를 추정, 보정 작업을 거친 후 보정된 모션캡처 데이터와의 비교를 통하여 RGB 기반 모션캡처 데이터의 투구에 서의 신뢰도를 검증하였다.

본 연구는 G시의 고교와 대학 야구선수 중 투수 11명을 대상으로 시행하였다. 연구 참여자들은 사전에 실험의 목적과 절차 등에 대한 설명을 듣고 실험 참가에 대한 동의를 얻었다. 연구 대상자에 대한 기본 정보는 표 1과 같다.

표 1. 실험 참가자 신체 정보

참가자	나이	키(cm)	몸무게(kg)	비고
S01	17	178	82	우완/오버핸드
S02	18	186	92	우완/사이드암
S03	18	183	86	우완/오버핸드
S04	20	188	95	우완/오버핸드
S05	20	182	85	우완/쓰리쿼터
S06	19	178	83	우완/오버핸드
S07	20	180	85	좌완/오버핸드
S08	18	180	85	우완/오버핸드
S09	18	185	90	우완/오버핸드
S10	19	182	85	우완/쓰리쿼터
S11	19	181	84	우완/오버핸드

이 연구에서는 저자들은 투구 속도 측정기, 광학식 모션캡처, RGB 카메라가 사용되었다. 투구의 정확

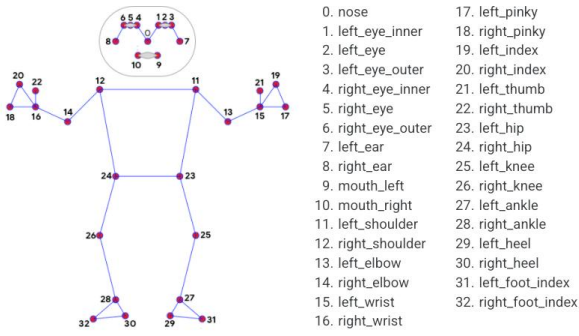


그림 2. 33 body landmark locations

한 측정을 위하여 사용된 모션캡처는 광학식 모션캡처로 사용했고 실험 참여자의 몸에 총 21개의 마커를 부착하고 8개의 적외선 센서로 촬영하여 참여자의 투구 동작을 정확하고 빠르게 캡처한다. 모션캡처의 프레임 수는 200 frame/sec이며 특정 절대 좌표로부터 mm 단위의 3차원 공간 정보에 인식된 관절 마커 정보들을 추출하였다. 그리고 모션캡처를 측정하는 동시에 RGB 기반 인간 동작 추정을 위해서 3개의 iPhone 카메라를 사용하여 실험 참가자들의 투구 영상을 다양한 각도에서 촬영하였고 영상은 1920 x 1080픽셀의 해상도와 240 frame/sec으로 설정하였다.

나. 데이터 수집 및 전처리

실험자는 정확한 모션캡처를 위한 반사 마커를 부착하고 실내에서 특수 제작된 마운드에 올라가 실제 투구와 같이 투구를 진행한다. 투구는 참여자마다 직구 20회와 변화구 15회로 진행하였고 투구마다 15초 정도의 짧은 휴식을 취하고 20회의 직구 투구 이후에는 2분 정도의 휴식을 취한 후 변화구를 투구하였다.

촬영된 영상 속 사람의 관절 좌표를 추정하기 위해 ML Kit Pose Detection API를 지원하는 BlazePose를 활용하여 촬영된 RGB기반 비디오 프레임에서 사람의 전신에 대한 그림 2와 같은 33개의 3차원 랜드마크와 배경 분할 마스크를 추론하는 MediaPipe를 사용하였다.

표 2는 본 연구에서 사용하는 MediaPipe에서의 BlazePose GHUM모델의 포즈 추정 품질 결과를

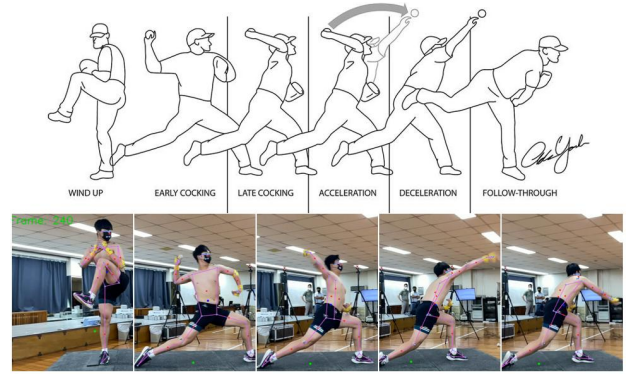


그림 3. 투구 페이스

보여준다. 결과는 요가, 댄스, HIIT의 세 가지의 다른 검증 데이터 세트를 통해 평가하였다. 이에 대한 결과로 본 연구에서 사용된 모델이 높은 정확도를 보인다는 것을 확인하였다.

표 2. MediaPipe Pose의 포즈 추정 품질 비교 결과

Method	Yoga	Dance	HIIT
BlazePose-GHUM (Heavy)	96.4	97.2	97.5
BlazePose-GHUM (Full)	95.5	96.3	95.7
BlazePose-GHUM (Lite)	90.2	92.5	93.5
AlphaPose-Resnet50	96.0	95.5	96.0
Apple Vision	82.7	91.4	88.6

모션캡처와 인간 동작 추정값의 비교를 위해 21개의 모션캡처에서 획득한 3차원 좌표와 33개의 HPE에서 획득한 33개의 3차원 랜드마크 좌표 중 투구 동작 분석에 필요한 15개의 관절 좌표를 선택하고 선택된 3차원 좌표의 데이터에 전처리를 진행하였다. HPE를 통해 추출된 데이터들은 이상치를 제거하기 위해 Hampel identifier[9]를 적용하였으며, 데이터 노이즈 감소를 위해 Savitzky-Golay filter[10]를 적용하여 평탄화 작업을 진행하였다. 모션캡처 데이터는 투구 동작을 정확히 측정한 것으로 추가적인 보정 과정을 거치지 않았다.

전처리된 HPE 데이터와 모션캡처 데이터는 비교를 위해 각자 상응하는 좌표계의 범위를 맞추도록 하였다. HPE 데이터는 x, y, z 좌표의 범위가 1과 -1 사이의 값으로 모션캡처의 실제 mm 단위의 데이터 범위와는 차이가 난다. 이를 해결하기 위해 모

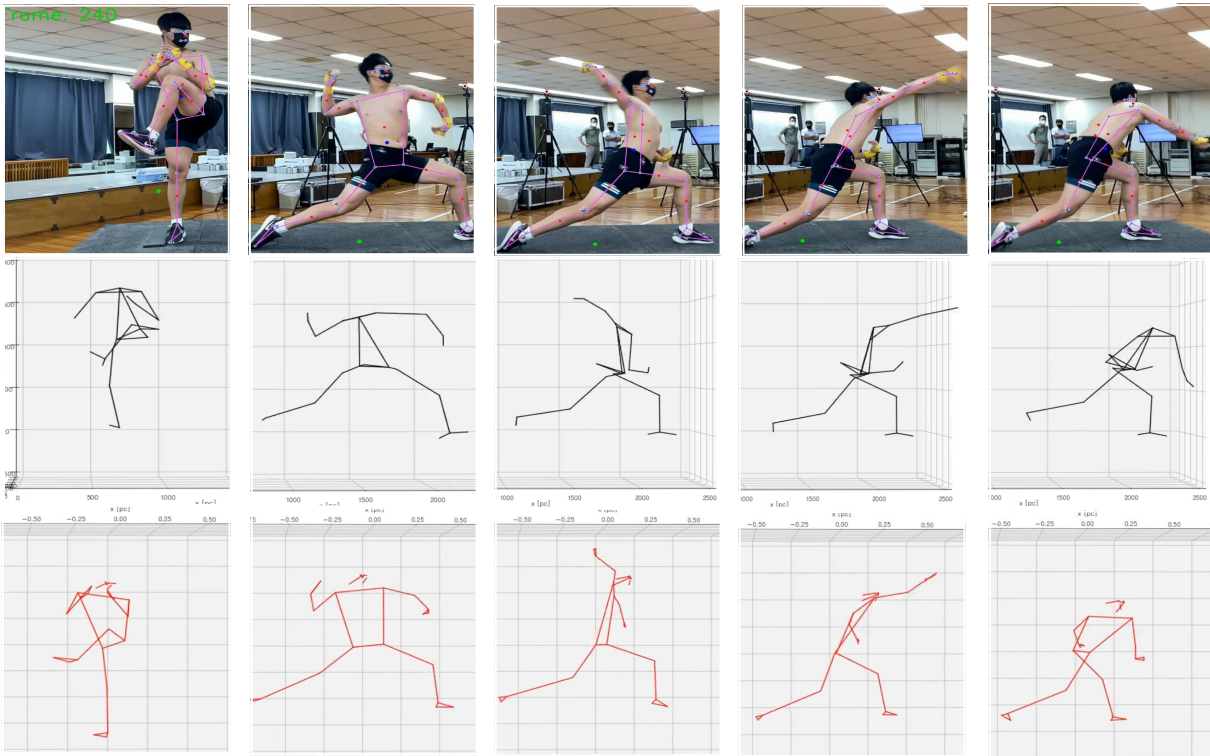


그림 4. 투구 페이스에 따른 영상 이미지와 모션캡처, HPE의 3차원 시각화 데이터

션캡처 데이터의 범위를 MinMax Scaler를 통해 HPE 데이터의 범위와 같이 1과 -1 사이의 값으로 스케일링을 진행하였다.

3. 연구 결과

가. 시각적 비교

모션캡처와 HPE 데이터의 시각화를 진행하고 이를 투구 동작의 페이스에 따라 비교를 진행하였다. 투구 동작의 페이스[11]는 그림 3과 같다. 투구 동작의 페이스는 Wind-up, Early cocking, Late cocking, Acceleration, Deceleration (Follow through)로 구분된다.

그림 4는 한 참가자의 투구 동작을 페이스에 따른 영상 이미지와 모션캡처, HPE의 3차원 시각화 데이터를 표현한 것이다. 3차원 시각화에 따르면 영상 속 참가자와 모션캡처, HPE의 이미지는 모두 비슷한 형태를 보이는 것을 확인할 수 있었다. 하지만 우리는 두 데이터의 유사도에 대한 더욱 정확한 평가를 위해 시계열 데이터의 유사도 비교에 주로 사용되는 DTW 알고리즘을 이용하여 두 데이터의 유사도 비교를 시도하였다.

나. DTW Algorithm

전처리된 모션캡처 데이터와 HPE 데이터의 비교를 위해서 DTW(Dynamic Time Warping) 알고리즘[12]을 활용하였다. DTW란 동적 시간 왜곡으로 시계열 데이터 간의 유사성을 비교하기 위한 알고리즘이다. DTW의 장점으로는 시계열 데이터 간의 길이나 속도가 달라도 이를 고려하여 유사성(거리)을 측정할 수 있다는 점인데 이는 fps가 맞지 않아서 시계열의 속도와 길이가 모두 일치하지 않는 모션캡처와 HPE 데이터를 비교하기에 적절하였다.

DTW를 활용하기 위해서는 다음의 세 가지 조건을 충족시켜야 한다.

1. Boundary condition : Warping 거리의 첫 번째와 마지막은 이어져야 한다.
2. Continuity : Warping 경로는 대각 요소를 포함한 인접한 셀로 제한된다.
3. Monotonicity : Warping 경로는 음의 방향으로 이동하지 않는다. (만약 이미 matching 된 warping이면, 이전 시점은 보지 않는다.)

DTW는 위 조건을 만족하면서 Warping 거리의 합이 최소가 되는 경로를 찾는 것으로 Warping 거

리의 합은 다음과 같이 계산한다.

$$DTW_{i,j} = d_{i,j} + \min(DTW_{i-1,j}, DTW_{i,j-1}, DTW_{i-1,j-1}) \quad (1)$$

그림 5는 한 참가자의 오른쪽 어깨 관절에 대한 모션캡처와 HPE의 각각 x, y, z 좌표의 DTW 거리를 계산하고 이를 시각화한 이미지이다. 그림 5에서 보듯이 DTW는 동일 시간선 상의 데이터 이외에 주변 시점의 데이터를 활용하여 비교한 뒤 더 비슷한 요소와 매칭하게 되고 매칭된 좌표 사이의 Euclidean distance가 최소가 되는 거리를 계산하여 측정한다. 측정된 HPE 데이터와 모션캡처 데이터의 15개의 좌표에 대한 DTW 거리는 표 3과 같다.

표 2. HPE, 모션캡처 데이터 간 DTW 거리

관절	x 유사도	y 유사도	z 유사도
오른 어깨	0.295348	0.533196	1.367194
오른 팔꿈치	2.600303	1.213325	3.155370
왼 어깨	0.973739	1.521968	1.490517
왼 팔꿈치	2.132879	1.902283	1.931497
왼 손목	1.079584	2.075271	2.894319
왼손	1.401601	2.768279	2.939221
오른 엉덩이	0.612515	0.153890	0.546307
왼 엉덩이	0.540225	0.226403	0.563422
오른 무릎	4.525957	2.762744	1.945986
오른발 뒤꿈치	4.355182	2.815813	2.448424
왼 무릎	0.897734	1.501233	1.968234
왼발 앞발	1.293933	1.648783	2.331483
왼발 뒤꿈치	1.253778	2.849545	1.573910

총 15개의 좌표에 대한 DTW 거리 중 오른 손목과 오른손은 모션캡처의 문제로 측정이 되지 않아서 총 13개의 관절에 대한 값을 계산하였다. 계산된 DTW 거리는 값이 작을수록 두 개의 데이터가 유사하다는 의미로 오른 무릎이나 발 같은 경우 유사도가 다른 관절에 비하여 좀 떨어지는 경향성을 보이지만 그 외의 대부분 데이터에서 DTW의 거리가 0 ~ 2 사이 값을 보이는데 이는 HPE 데이터와 모션캡처 데이터가 유사하다고 볼 수 있다.

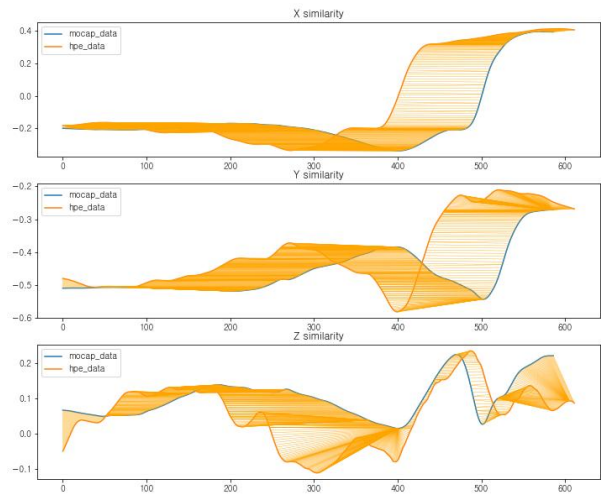


그림 5. 모션캡처, HPE 좌표 DTW 거리 시각화

III. 결 론

본 논문에서는 정확한 투구 동작의 분석을 위한 RGB기반 3차원 Human Pose Estimation 모델 기반의 분석 도구를 제안하고 이를 현재 주로 사용되는 모션캡처와 비교를 진행하였다. 이때 우리는 모션 측정 시 몇 가지 제약 조건이 존재하는 모션캡처를 대체하여 RGB기반 HPE을 통한 동작 분석이 가능하다는 것을 확인하였고 투구 동작에 대한 모션캡처 데이터와 HPE 데이터를 유사도를 확인하기 위하여 시계열 데이터의 유사도를 확인하는데 주로 사용되는 Dynamic Time Warping의 거리를 통해 두 데이터가 유사하다는 것을 확인함으로써 투구 동작 시 모션캡처를 대체할 수 있는 RGB기반 HPE 데이터의 신뢰도도 검증하였다.

이를 통해서 우리는 현재까지 다양한 동작 분석에 사용되었던 광학식 모션캡처 도구를 사용하지 않고도 단순 카메라만의 동작 추정 기술만을 통하여도 신뢰도 높은 동작 분석이 가능하다는 것을 보였으며 이는 단순한 동작만이 아니라 야구 투구와 같은 역동적인 동작도 일정 수준 이상의 분석이 가능하다는 것을 시사한다. 이를 통해 야구 투구 동작뿐 아니라 다양한 스포츠, 재활 동작과 같은 목적의 동작 분석에 광학식 모션캡처를 대체할 수 있을 것이라고 생각되며 비용

적, 시공간적 제한을 해결할 수 있다는 것을 시사한다.

Information retrieval for music and motion, pp. 69-84.

저자 소개

REFERENCES

- [1] 문은실, "야구 교과서", 보누스, 335, 2009년
- [2] 김지태, 이상섭, 류현승, "견관절 정적 스트레칭이 고등학교 투수의 피칭속도, 유연성, 근골격계 통증 및 신경근 피로에 미치는 영향," *운동학 학술지*, 제16권, 제1호, 63-73쪽, 2014년
- [3] 남종철, 김상수, 이동호, "한국 프로야구투수들의 부상 발생원인 및 분류에 관한 연구," *대한물리치료학회지*, 제14권, 제4호, 172-182쪽, 2022년
- [4] Chalmers, P. N., Wimmer, M. A., Verma, N. N., Cole, B. J., Romeo, A. A., Cvetanovich, G. L., & Pearl, M. L. (2017), "The relationship between pitching mechanics and injury: a review of current concepts," *Sports Health*, vol. 9, no. 3, pp. 216-221, 2017.
- [5] 조근식, 조영준, 최인식, 송치연, 염성환, 장웅기, 박희원, 김현욱, 하석진, 김병희, 박용재 "OpenCV와 모션 캡처를 이용한 어깨관절 가동범위 측정 신뢰도 검증," *한국정밀공학학회지*, 제40권, 제7호, 511-518쪽, 2023년
- [6] Cao, Zhe, et al, "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017.
- [7] Pavlo, D., Feichtenhofer, C., Grangier, D., & Auli, M. (2019), "3d human pose estimation in video with temporal convolutions and semi-supervised training," *In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 7753-7762.
- [8] Bazarevsky, V., Grishchenko, I., Raveendran, K., Zhu, T., Zhang, F., & Grundmann, M. (2020). BlazePose: On-device real-time body pose tracking. arXiv preprint arXiv:2006.10204.
- [9] Pearson, R. K., Neuvo, Y., Astola, J., & Gabbouj, M. (2016), "Generalized hampel filters," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, pp. 1-18, 2016.
- [10] Schafer, R. W. (2011), "What is a Savitzky-Golay filter?[lecture notes]," *IEEE Signal processing magazine*, vol. 28, no. 4, pp. 111-117.
- [11] Abbasi, D. n.d. Phases of Throwing - Shoulder & Elbow - Orthobullets. <https://www.orthobullets.com/shoulder-and-elbow/3039/phases-of-throwing>. (accessed Nov., 8, 2023).
- [12] Müller, M. (2007), "Dynamic time warping,"



우영주(학생회원)

2021년 전남대학교 소프트웨어공학과 학사 졸업.
2023년 전남대학교 인공지능융합학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 인간 동작 분석, 생체 신호 분석, 딥러닝>



주지용(비회원)

2014년 전남대학교 체육학과 석사 졸업.
2017년 전남대학교 체육학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 운동역학, 운동학, 인간 동작 분석>



김영관(비회원)

1994년 KAIST 항공우주공학과 학사 졸업.
1996년 KAIST 항공우주공학과 석사 졸업.
2002년 Texas Christian University, Kinesiology, 석사 졸업.

2008년 Arizona State University, Kinesiology, 박사 졸업.

<주관심분야 : 생체역학, 운동역학, 보행 및 스포츠 경기력 향상, 노인체력 향상>



정희용(종신회원)

2002년 부경대학교 제어계측공학과 학사 졸업.
2004년 Hiroshima University 로봇공학과 석사 졸업.

2009년 Osaka University 기계공학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 로봇 지능, IoT 시스템, 데이터 분석>