

비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성 평가 방법론에 대한 체계적 문헌 검토

김태우¹ · 하지연¹ · 정명철¹ · 모승민^{2*}

¹아주대학교 산업공학과 / ²오산대학교 안전보건관리과

Systematic Literature Review on Methodologies for Evaluating the Accuracy of Vision-Based Markerless 3D Motion Capture Systems

Taeu Kim¹ · Jiyeon Ha¹ · Myung-Chul Jung¹ · Seung-Min Mo²

¹Department of Industrial Engineering, Ajou University

²Department of Occupational Safety and Health, Osan University

This study systematically reviewed methodologies for validating the accuracy of vision-based markerless 3D motion capture systems and proposed reliable evaluation criteria. A systematic review protocol was implemented, and articles were retrieved from Web of Science, PubMed, ScienceDirect, and IEEE Xplore. After removing duplicate and irrelevant studies, 13 articles were analyzed. The review identified key experimental tasks, kinematic variables, and evaluation metrics. Monocular systems were primarily applied to simple, slow movements like walking and jumping, using basic variables such as joint angles and joint center positions. In contrast, multi-view systems demonstrated higher accuracy for complex, rapid movements like running, incorporating variables such as joint moments, ROM, and segment angles. Monocular systems commonly used MAE, while multi-view systems combined RMSE, ICC, and Bland-Altman analysis for validation. These findings provide a guideline for selecting methodologies to validate vision-based markerless 3D motion capture systems, tailored to monocular and multi-view systems.

Keywords: Motion capture system, Vision-based, Markerless, Metric, Accuracy, PRISMA

1. 서론

마커 기반 3D 모션캡처 시스템은 인체의 다양한 부위, 특히 관절 움직임을 정밀하게 측정하여 정량적 분석을 가능하게 한다. 이 시스템은 피험자의 신체에 광학 반사 마커를 부착하고, 고속 적외선 카메라로 이를 추적하여 인체를 3차원 공간에서 모델링하는 방식으로 동작한다. 이를 통해 관절 각도, 움직임 속도와 가속도, 근육 활동의 강도와 패턴을 측정하여 상세한 데이터를 제공한다(Rybníkář *et al.*, 2022). 그러나 이와 같은 마

커 기반 시스템은 실험마다 피험자에게 마커를 부착해야 하는 번거로움이 있으며, 장비 설정과 준비 과정에서 많은 시간과 노력이 요구된다. 특히, 다수의 반사 마커를 부착해야 할 경우, 피험자의 자연스러운 움직임에 영향을 미치거나 피로를 유발하여 실험의 신뢰도를 낮출 가능성이 있다(Goldfarb *et al.*, 2021; Ota *et al.*, 2020). 또한, 반사 마커는 조명 조건이나 반사 표면과 같은 외부 환경 요인에 민감하여 야외 실험에는 적합하지 않고, 실내 실험에서도 엄격한 조건을 요구한다. 요구조건들을 만족시켜 실험을 진행하더라도 움직임 중에 마커가 떨

본 논문은 농촌진흥청 연구사업(과제번호: PJ01709903)의 지원에 의해 이루어진 것임.

* 연락저자 : 모승민 조교수, 18119, 경기도 오산시 청학로 45 오산대학교 안전보건관리과, Tel : 031-370-2701, Fax : 031-370-2709,

E-mail : smmo@osan.ac.kr

2025년 1월 14일 접수; 2025년 2월 16일 수정본 접수; 2025년 2월 27일 게재 확정.

어지거나 다른 신체 부위나 장비에 의해 가려질 경우 데이터 손실이 발생할 수 있다(Rau *et al.*, 2000; Janes *et al.*, 2012).

최근에는 마커를 사용하지 않고 동적인 인간 움직임을 측정하고 분석할 수 있는 마커리스 모션캡처 시스템이 등장하였다. 특히 컴퓨터 비전을 활용한 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템은 인체 관절 위치를 정확히 추적하는 것을 목표로 하며, 마커 기반 모션캡처 시스템과 유사한 수준의 정밀도로 신체의 다양한 부위를 추적할 수 있다. 또한 다양한 환경과 조건에 유연하게 적용할 수 있다(Rau *et al.*, 2000; Janes *et al.*, 2012; Schmitz *et al.*, 2015; Kanko *et al.*, 2021). 비전 기반 마커리스 모션캡처 시스템은 단일 카메라를 사용하는 단안 시스템과 2대 이상의 카메라를 사용하는 멀티뷰 시스템으로 크게 나눌 수 있다. 단안 마커리스 시스템은 단일 카메라만을 활용하여 동작을 추적하는 방식으로, 높은 접근성과 유연성을 제공한다. 다중 시점 시스템에 비해 설치 과정이 간단하며, 카메라 간 동기화가 필요하지 않아 시스템의 복잡성과 구축 비용이 감소한다(Xu *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2021). 또한, 별도의 카메라 캘리브레이션 없이 즉시 사용이 가능하며, 협소한 공간이나 실시간 분석이 요구되는 응용 분야에서 실용성이 크다(Shimada *et al.*, 2021). 그러나, 깊이 정보 획득의 한계로 인해 3D 좌표의 정확성이 낮을 수 있으며, 특히 피사체가 카메라와 나란한 방향으로 움직일 경우 좌표 오차가 증가할 가능성이 있다(Xie *et al.*, 2023). 또한, 시점이 제한적이므로 피사체의 일부가 가려질 경우 데이터 손실이 발생할 수 있다. 반면, 다중 시점 마커리스 시스템은 여러 대의 카메라를 활용하여 피사체를 다양한 각도에서 촬영하고, 삼각 측량 기법을 적용하여 보다 정밀한 3D 좌표를 추정할 수 있다(Xu *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2021). 이를 통해 단안 시스템보다 높은 정확성을 달성할 수 있으며, 가려진 부위가 있어도 다른 시점에서 보완이 가능하므로 데이터의 연속성을 유지할 수 있다. 그러나, 다중 시점 시스템은 카메라 간 정밀한 동기화가 필수적이며, 카메라 캘리브레이션을 반드시 수행해야 한다(Xie *et al.*, 2023). 또한, 다수의 카메라를 설치하기 위한 충분한 공간이 필요하며, 시스템 구축 및 운영 과정이 상대적으로 복잡하고 비용이 높다. 이에 따라, 연구실과 같은 통제된 환경에서 활용하기에는 적합하지만, 협소하거나 동적인 실제 환경에서는 적용이 어려울 수 있다.

비전 기반 마커리스 시스템의 발전에도 불구하고, 기존 마커 기반 시스템과 비교했을 때 여전히 여러 한계가 존재한다. 비전 기반 마커리스 모션캡처 시스템이 특정 조건에서는 마커 기반 시스템과 유사한 수준을 보일 수 있다고 보고하고 있으나, 조건을 벗어나면 추정 오차가 증가할 수 있음이 지적되고 있다(Rau *et al.*, 2000; Janes *et al.*, 2012; Schmitz *et al.*, 2015; Kanko *et al.*, 2021). 특히, 관절의 3D 좌표를 추정하는 과정에서 깊이 정보가 제한되거나, 신체 일부가 가려지는 경우 추적 정확성이 급격히 저하될 수 있다(Clemente *et al.*, 2023). 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성은 일반적으로 마커 기반 시스템과 비교하여 오차의 크기를 통해 평가하며 오차가 작을수록 정확성이 높

다고 평가한다. 이러한 정확성 차이는 활용 분야에 따라 중요한 영향을 미칠 수 있다. 스포츠 과학 및 재활 치료 분야에서는 높은 정밀도가 요구되므로 비전 기반 마커리스 시스템의 작은 오차도 분석 결과에 영향을 줄 수 있다. 반면, 일반적인 동작 분석이나 가상현실 및 게임 인터페이스와 같은 응용에서는 상대적으로 높은 유연성이 요구되므로 비전 기반 마커리스 시스템의 정밀도가 다소 낮더라도 실용적인 대안이 될 수 있다. 이러한 이유로, 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성과 신뢰성을 평가하기 위해서는 마커 기반 시스템과의 비교 검증이 필수적이다. 그러나 현재까지 비전 기반 마커리스 시스템과 마커 기반 시스템의 정확성을 비교하는 연구들은 각기 다른 방법론을 적용하고 있으며, 이를 선택하는 명확한 기준 또한 정의되어 있지 않다. 이러한 비교 방법의 차이는 연구 결과의 해석에 영향을 미치며, 비전 기반 마커리스 모션캡처 시스템의 신뢰성을 객관적으로 검증하는 데 장애 요인으로 작용할 수 있다.

따라서 본 연구는 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성을 마커 기반 시스템과 비교한 선행연구들을 체계적으로 분석하고, 각 연구에서 사용된 비교 방법론을 정리하고자 한다. 이를 통해 비전 기반 마커리스 모션캡처 시스템의 정확성을 객관적으로 평가하는 기준을 마련하고, 향후 연구 및 실제 적용 시 신뢰성 검증에 필요한 정보를 제공하는 데 기여하고자 한다.

2. 연구방법

2.1 문헌 검색

본 연구는 체계적인 문헌 조사를 수행하기 위해 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성 평가 연구를 대상으로 Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analysis (PRISMA) 기법을 적용하였다. 다양한 분야의 문헌을 수집하기 위해 총 4개의 데이터베이스를 선정하고(Web of Science, PubMed, Science direct, IEEE Xplore), “3D AND markerless AND marker based AND motion capture AND (validation OR accuracy OR comparison OR assessment OR evaluation)” 검색식을 활용하여 검색하였다.

2.2 선정 기준

문헌 검색 과정을 통해 총 1,123개의 논문을 수집하였다(Web of Science: 10편, PubMed: 60편, Science direct: 689편, IEEE Xplore: 39편). <Figure 1>과 같이 검색된 문헌으로부터 중복된 58편의 논문을 제외하였으며, 고찰연구 254편, 논문 제목과 초록을 검토한 후에 필요시 원문 확인을 통해 관련 없는 679편을 제외하였다. 또한 기타 연구 목적과 관련되지 않은 논문 113편을 제외하였다. 이를 통해 최종적으로 총 19편의 논문을 선정하였다.

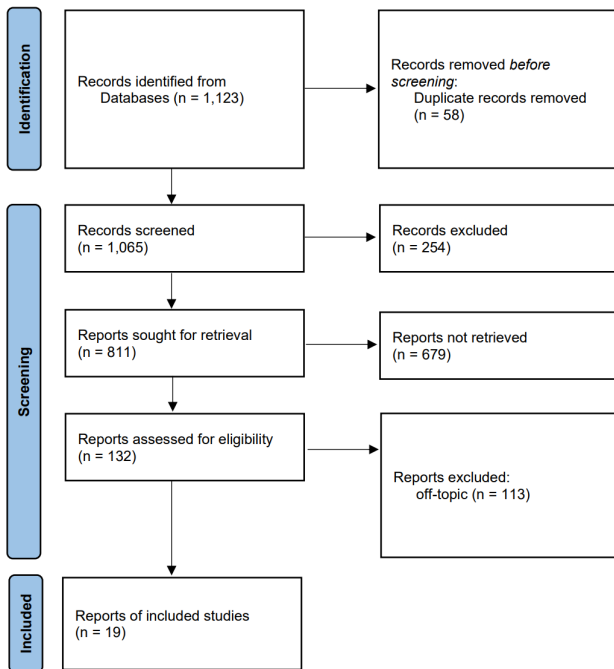


Figure 1. PRISMA Flow Diagram

3. 연구결과

3.1 실험 동작

비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성 평가를

수행한 문헌들을 검토한 결과, 정확성 평가에 사용된 실험 동작을 크게 12개로 추출하였고 고려한 신체 부위, 카메라 시스템, 빈도수를 <Table 1>에 정리하였다. 동일 연구에서 평가 지표를 2개 이상 사용한 경우 각각의 사례를 개별적으로 고려하였을 때 총 34건의 사례를 확인할 수 있었다. 결과를 보면 보행 동작과 점프 동작이 각각 9건(26.5%)으로 가장 많았고 그 뒤를 이어 스쿼트 동작이 6건(17.6%), 달리기 동작이 2건(5.9%)으로 나타났다. 데드리프트, 스키, 복싱, 박스&블록 검사, 공 던지기, 몸통 굽히기, 팔 뻗기, 다리 들기 동작이 각각 1건(2.9%)으로 나타났다. 또한 신체 부위는 상지, 하지, 전신 골고루 연구가 진행되고 있는 것을 확인할 수 있다. 실험 동작별 적용한 카메라 시스템을 보면 보행, 스쿼트, 점프 동작은 단안 및 멀티뷰 시스템 모두에서 사용되었다. 데드리프트, 스키 동작, 몸통 굽히기, 팔 뻗기, 다리 들기 동작은 단안 시스템에서만 사용되었다. 달리기, 복싱, 박스&블록 검사, 공 던지기 동작은 멀티뷰 시스템에서만 사용되었다.

3.2 운동학적 변수

운동학적 변수는 신체 움직임을 정량적으로 분석하기 위한 핵심 지표로서 마커 기반 시스템과 비전 기반 마커리스 시스템으로 각각 측정하여 두 시스템의 정확성 비교에 사용되는 변수다. 문헌들을 검토한 결과, 정확성 평가에 사용된 운동학적 변수는 관절 각도, 관절 중심 위치, 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도, 세그먼트 속도로 분류하였고 총 6개의 변수를 <Table 2>에 정리하였다. 동일 연구에서 평가 지표를 2개 이상

Table 1. Tasks for Validation of Markerless System in the Review Articles

Tasks	Body	View Type	Frequency(%)	Reference
Walking	Lower	Monocular, Multi-View	9(26.5)	Ceseracciu <i>et al.</i> (2014), Ong <i>et al.</i> (2017), Tanaka <i>et al.</i> (2018), Nakano <i>et al.</i> (2020), Kanko <i>et al.</i> (2021), Ripic <i>et al.</i> (2023), Horsak <i>et al.</i> (2023), Song <i>et al.</i> (2023), Wang <i>et al.</i> (2024)
Running	Lower	Multi-View	2(5.9)	Ong <i>et al.</i> (2017), Song <i>et al.</i> (2023)
Deadlift	Entire	Monocular	1(2.9)	Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024)
Squat	Lower, Entire	Monocular, Multi-View	6(17.6)	Schmitz <i>et al.</i> (2015), Kotsifaki <i>et al.</i> (2018), Harsted <i>et al.</i> (2019), Song <i>et al.</i> (2023), Hesse <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024)
Jump	Lower, Entire	Monocular, Multi-View	9(26.5)	Guess <i>et al.</i> (2016), Kotsifaki <i>et al.</i> (2018), Harsted <i>et al.</i> (2019), Nakano <i>et al.</i> (2020), Song <i>et al.</i> (2023), Hesse <i>et al.</i> (2024), Barzyk <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024), Turner <i>et al.</i> (2024)
Skiing	Entire	Monocular	1(2.9)	Torvinen <i>et al.</i> (2024)
Boxing	Upper	Multiview	1(2.9)	Lahka <i>et al.</i> (2022)
Box&Block Test	Upper	Multiview	1(2.9)	Hansen <i>et al.</i> (2024)
Throwing a ball	Entire	Multiview	1(2.9)	Nakano <i>et al.</i> (2020)
Bending the trunk	Entire	Monocular	1(2.9)	Hesse <i>et al.</i> (2024)
Stretching an arm	Upper	Monocular	1(2.9)	Hesse <i>et al.</i> (2024)
Lifting a leg	Lower	Monocular	1(2.9)	Hesse <i>et al.</i> (2024)
Total			34(100.0)	-

Table 2. Kinematic variables for validation of markerless system in the review articles

Kinematic Variables	View Type	Frequency(%)	Reference
Joint Angles	Monocular, Multi-View	18(62.1)	Ceseracciu <i>et al.</i> (2014), Schmitz <i>et al.</i> (2015), Guess <i>et al.</i> (2016), Ong <i>et al.</i> (2017), Kotsifaki <i>et al.</i> (2018), Tanaka <i>et al.</i> (2018), Harsted <i>et al.</i> (2019), Kanko <i>et al.</i> (2021), Lahka <i>et al.</i> (2022), Ripic <i>et al.</i> (2023), Horsak <i>et al.</i> (2023), Song <i>et al.</i> (2023), Hesse <i>et al.</i> (2024), Barzyk <i>et al.</i> (2024), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024), Wang <i>et al.</i> (2024), Turner <i>et al.</i> (2024)
Joint Center Positions	Monocular, Multi-View	6(20.7)	Nakano <i>et al.</i> (2020), Kanko <i>et al.</i> (2021), Lahka <i>et al.</i> (2022), Ripic <i>et al.</i> (2023), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024)
Joint Moments	Multi-View	1(3.4)	Song <i>et al.</i> (2023)
Range of Motion	Multi-View	1(3.4)	Hansen <i>et al.</i> (2024)
Segment Angles	Multi-View	2(6.9)	Kanko <i>et al.</i> (2021); Ripic <i>et al.</i> (2023)
Segment Velocities	Multi-View	1(3.4)	Lahka <i>et al.</i> (2022)
Total		29(100.0)	-

사용한 경우 각각의 사례를 개별적으로 고려하였을 때 총 29건의 사례를 확인할 수 있었다. 결과에 따르면 관절 각도가 18건(62.1%)으로 가장 많았고 그 뒤를 이어 관절 중심 위치가 6건(20.7%), 세그먼트 각도가 2건(6.9%)으로 나타났다. 관절 모멘트, Range of Motion(ROM)이 각각 1건(3.4%)으로 나타났다. 운동학적 변수별 적용한 카메라 시스템을 보면 관절 각도, 관절 중심 위치는 단안 및 멀티뷰 시스템 모두에서 사용되었다. 단안 시스템에서 그 외 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도, 세그먼트 속도는 멀티뷰 시스템에서만 사용되었다.

3.3 정확성 평가 지표

본 연구에서 다루는 정확성은 단순히 두 시스템의 데이터 차이를 의미하는 것이 아니라, 비전 기반 마커리스 시스템이 실제 인체의 움직임을 얼마나 정밀하게 추적할 수 있는지를 의미한다. 즉, 마커 기반 시스템과 비교했을 때, 비전 기반 마커리스 시스템이 운동학적 변수들을 정확하게 측정하고, 전체

적인 동작 패턴을 신뢰할 수 있는 수준으로 분석할 수 있는지를 평가하는 것이다. 이는 상대적으로 많은 자원을 요구하는 마커 기반 모션캡처 시스템을 대체하여 사용할 수 있도록 비전 기반 마커리스 시스템의 최소한의 신뢰성을 확보하기 위한 과정이다. 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성을 분석하기 위한 평가 지표는 크게 오차와 통계분석으로 나눌 수 있다. 오차 분석은 예측값과 실제값 간의 차이를 정량적으로 평가하는 방법이며 이 연구에서 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이고 실제값은 마커 기반 시스템의 값이다. 통계분석은 비전 기반 마커리스 시스템과 마커 기반 시스템 간의 유사성 및 상관관계를 평가하는 방법으로, 오차 분석이 두 시스템 간의 절대적인 차이를 분석하는 데 초점을 맞춘다면, 통계분석은 두 시스템의 측정값이 얼마나 일관되게 변화하는지를 평가하는 데 중점을 둔다.

(1) 오차

비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성 평가를

Table 3. Error metrics for validation of markerless system in the review articles

Metrics	Frequency(%)	Reference
Error	ME	1(4.0) Tanaka <i>et al.</i> (2018)
	MAE	5(20.0) Schmitz <i>et al.</i> (2015), Nakano <i>et al.</i> (2020), Hesse <i>et al.</i> (2024), Barzyk <i>et al.</i> (2024), Turner <i>et al.</i> (2024);
	MSE	1(4.0) Barzyk <i>et al.</i> (2024)
	RMSE	14(56.0) Ceseracciu <i>et al.</i> (2014), Guess <i>et al.</i> (2016), Ong <i>et al.</i> (2017), Harsted <i>et al.</i> (2019), Kanko <i>et al.</i> (2021), Lahka <i>et al.</i> (2022), Ripic <i>et al.</i> (2023), Horsak <i>et al.</i> (2023), Song <i>et al.</i> (2023), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024), Wang <i>et al.</i> (2024), Turner <i>et al.</i> (2024), Hansen <i>et al.</i> (2024)
	Peak Error	2(8.0) Guess <i>et al.</i> (2016), Horsak <i>et al.</i> (2023)
	MPIPE	2(8.0) Kanko <i>et al.</i> (2021), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024)
Total	25(100.0)	-

수행한 문헌들을 검토한 결과, <Table 3>과 같이 정확성 평가에 사용된 오차 기반 평가 지표를 6개로 추출하였고 각 지표별 빈도수를 분석하였다.

동일 연구에서 평가 지표를 2개 이상 사용한 경우, 각각의 사례를 개별적으로 고려하였을 때 총 25건의 사례가 분석되었다. 결과를 보면 오차에서는 Root Mean Square Error(RMSE)가 14건(56.0%)으로 가장 많았고 그 뒤를 이어 Mean Absolute Error(MAE) 5건(20.0%)으로 나타났다. Peak Error, MPJPE (Mean Per Joint Position Error)가 각각 2건(8.0%)이었고 Mean Error(ME), Mean Square Error(MSE)가 각각 1건(4.0%)으로 나타났다.

1) Mean error(ME)

ME는 실제값과 예측값 간 차이의 평균을 구한 값이다. 문헌 연구 결과, ME는 두 시스템 간의 관절 각도에 대한 비교에 사용되었다. Tanaka *et al.*(2018)은 성인을 대상으로 평지 보행 동작 중 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 그 결과, 고관절 및 무릎 관절 각도를 측정하여 두 시스템 간 사이의 최대 ME는 4.2°로 나타났으며, 이는 임상 환경에서 허용 가능한 오차 범위 이내로 평가되었다. 선행연구에서 다른 ME는 실제값과 예측값 차이의 평균값이며 실제값이 예측값보다 작은 경우에 음수로 표현되기 때문에 방향성을 포함한다. 그러나 방향성을 포함하는 오차들의 평균을 계산하면 0에 가까운 값이 나올 수도 있다. 식 (1)에서 y_i 는 실제값이고 \hat{y}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이다.

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i) \quad (1)$$

2) Mean absolute error(MAE)

MAE는 실제값과 예측값 간 차이의 절대값을 계산한 후, 그 값의 평균을 구한 값이다. 문헌연구 결과, MAE는 두 시스템 간의 관절 각도, 관절 중심 위치에 대한 비교에 사용되었다. Hesse *et al.*(2024)의 연구는 팔 뻗기, 몸통 굽힘, 다리 들어올리기, 스쿼트, 점프 동작 중 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 그 결과, 관절 각도의 MAE는 1.55°로 비전 기반 마커리스 시스템은 임상적 활용 가능성이 있는 신뢰할 수 있는 대안으로 평가되었다. Barzyk *et al.*(2024)의 연구는 점프 동작 중 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였고 고관절, 무릎, 발목 각도의 MAE는 각각 2.6°, 2.1°, 4.5°로 고관절과 무릎 각도에서 높은 정확성을 보였다. Nakano *et al.*(2020)의 연구는 걷기, 점프, 공 던지기 동작에서 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 시스템 간 관절 중심 위치를 MAE로 계산하여 대상 관절의 47%가 20mm 미만, 80%가 30mm 미만으로 나타났고 일부 조건에서는 MAE가 40mm를 초과하기도 하였다. Turner *et al.*(2024)의 연구는 세 가지 점프 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 그 결과, 관절 각도

의 MAE는 1.91°에서 5.41° 범위로 나타났고 특히 무릎과 엉덩이 관절의 시상면(Sagittal plane) 운동에서 높은 정확성을 보였다. 여기서 시상면은 인체를 좌우로 나누는 가상의 평면으로, 이 면을 따라 이루어지는 운동은 앞뒤 방향의 움직임이므로 인체의 굽힘/펴고 같은 동작을 평가하는 데 활용된다. 선행연구에서 다른 MAE는 실제값과 예측값 차이의 절댓값의 평균을 나타내며, 오차의 방향성을 제거하고 크기만을 평가한다. 식 (2)에서 y_i 는 실제값이고 \hat{y}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이다.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

3) Root mean square error(RMSE)

RMSE는 실제값과 예측값 간 제곱 오차의 평균을 계산한 후, 그 값의 제곱근을 구한 값이다. 문헌연구 결과, RMSE는 두 시스템 간의 관절 각도, 관절 중심 위치, 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도, 세그먼트 속도에 대한 비교에 사용되었다. Ripic *et al.*(2023)의 연구는 건강한 성인과 파킨슨병을 진단받은 성인을 대상으로 지면 보행 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 하체 관절 각도의 RMSE는 시상면에서 고관절 8.21°, 무릎 7.97°, 발목 4.96°로 두 시스템 간 높은 유사성을 보여 주었고 관상면에서는 RMSE가 더 높게 나타났다. Lahkar *et al.*(2022)의 연구는 복싱 동작 중 관절 중심 위치, 관절 각도, 그리고 세그먼트 속도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도 RMSE는 어깨 6.3°~12°, 팔꿈치 7°~23°, 손목 11°~20°로 나타났으며, 팔꿈치와 손목에서 더 높은 RMSE를 보였다. 반면, 세그먼트 속도의 RMSE는 모든 세그먼트에서 0.17m/s 이하로 측정되었다. Kanko *et al.*(2021)의 연구는 트레드밀 보행 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 고관절 11°, 무릎 3.3°, 발목 6.7°로 나타났으며, 시상면에서 특히 높은 유사성을 보였다. Horsak *et al.*(2023)의 연구는 4가지 보행 패턴에서 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. RMSE는 평균 5.8°로 나타났으며 정상 보행에서 가장 낮은 오차를 보였고 웅크린 보행과 순환 보행에서 가장 높은 오차를 보였다. Torvinen *et al.*(2024)의 연구는 트레드밀에서의 스키 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 팔꿈치 7.23°, 어깨 5.33°, 고관절 4.21°, 무릎 3.27°, 발목 4.96°로 나타나 무릎과 고관절에서 높은 정확성을 보였다. Mercadal-Baudart *et al.*(2024)의 연구는 스쿼트, 데드리프트, 점프 동작 중 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였고 RMSE는 대부분의 운동에서 10° 이내로 나타났다. Wang *et al.*(2024)의 연구는 하체 관절 운동과 보행 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 측정하였다. 고관절, 무릎, 발목 각도에 대한 RMSE는 각각 10.2°,

6.9°, 5.8°로 나타났다. Song *et al.*(2023)의 연구는 10명의 성인이 수행한 보행, 달리기, 스쿼트, 점프 등 8가지 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 발목에서 최대 5.9°, 무릎에서 5.4°, 고관절에서 최대 13.8°로 나타나 발목, 무릎의 정확성이 높았다. Turner *et al.*(2024)의 연구는 무릎 십자인대 재건 수술을 받은 운동선수를 대상으로 3가지 점프 동작 중 고관절, 무릎, 발목 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 고관절의 시상면 4.17°~5.74°, 관상면 2.39°~5.20°, 수평면 3.73°~5.16°로 나타났고 무릎의 시상면 4.98°~6.03°로 나타났으며 발목의 시상면 5.94°~6.87°, 관상면 4.77°~5.40°으로 나타났다. Guess *et al.*(2016)의 연구는 39명을 대상으로 점프 동작 중 하체 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 착지 단계에서 무릎은 11°, 고관절은 12°로 관찰되었다. Ceseracciu *et al.*(2014)의 연구는 보행 동작 중 하체 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 무릎에서 평균 11.75°로 나타났고 고관절은 17.62°, 발목은 7.17°로 나타났고 특히 시상면에서 높은 유사성을 나타냈다. Harsted *et al.*(2019)의 연구는 미취학 아동 14명을 대상으로 스쿼트와 점프 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 스쿼트 중 무릎은 6.4°, 고관절은 11.4°, 발목은 4.3°로 측정되었으며, 점프 동작에서는 무릎은 10.4°, 고관절은 16.9°, 발목은 11.0°로 나타나 특정 동작에서는 한계가 있고 추가적인 개선과 연구가 필요성을 언급하였다. Ong *et al.*(2017)의 연구는 보행과 달리기 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 고관절, 무릎에서 각각 1° 미만으로 나타났으며, 이는 두 시스템 간 높은 유사성을 나타냈다. 그러나 발목 관절의 각도에서 두 시스템 간 유의미한 차이가 발견되었다. Hansen *et al.*(2024)의 연구는 박스&블록 검사를 수행하는 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 관절 각도의 RMSE는 어깨에서 4.78°, 팔꿈치에서 2.42°, 전완의 회내/회외에서 5.51°로 나타났다. 모든 관절 각도의 RMSE는 6° 이하였고 어깨와 전완의 회전 동작에서 다른 동작들에 비해 상대적으로 높은 오차가 관찰되었다. 선행연구에서 다른 RMSE는 실제값과 예측값의 차이에 대한 제곱의 평균에 제곱근을 취한 값으로 큰 오차 즉, 이상치에 민감하게 반응한다. 식 (3)에서 y_i 는 실제값이고 \hat{y}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

4) Mean square error(MSE)

MSE는 실제값과 예측값 간 차이를 제공한 후 평균을 구한 값이다. 문헌연구 결과, MSE는 관절 각도에 대한 비교에 사용

되었다. Barzyk *et al.*(2024)의 연구는 점프 동작 중 고관절, 무릎, 발목의 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. MSE는 고관절에서 3.2°, 무릎에서 2.7°, 발목에서 5.7°로 나타나 고관절과 무릎 각도에서 높은 정확성을 보였으나 발목 각도에서는 상대적으로 낮은 정확성을 보였다. 선행 연구에서 다른 MSE는 실제값과 예측값의 차이에 대한 제곱의 평균값으로 큰 오차 즉, 이상치에 매우 민감하게 반응한다. 식 (4)에서 y_i 는 실제값이고 \hat{y}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

5) Peak error

Peak error는 특정 구간에서 실제값과 예측값 간 차이의 최대값이다. 문헌연구 결과, Peak Error는 관절 각도에 대한 비교에 사용되었다. Horsak *et al.*(2023)의 연구는 성인들이 정상 보행과 비정상 보행 동작 중 각 관절의 Peak Error에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 정상 보행에서 평균 11.3°, 웅크린 보행에서는 15.6°로 관찰되었고, 순환 보행에서 가장 높은 16.0°로 나타났다. 비정상 보행 패턴에서 더 높은 Peak Error가 관찰되어서 정상 보행 외의 패턴에서는 정확성이 떨어졌고 이에 대한 개선이 필요하다고 하였다. Guess *et al.*(2016)의 연구는 점프 동작 중 Peak Error에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 이 연구에서는 비전 기반 마커리스 시스템 장비로 Kinect 2.0을 사용하였으며, 이는 마이크로소프트에서 개발한 깊이 카메라 기반의 모션캡처 장비로, Time of Flight(TOF) 방식을 이용한 적외선 센서를 통해 3D 공간에서 신체 움직임을 추적하는 시스템이다. 착지 단계에서 무릎 굴곡의 Peak Error는 좌측 3.1°, 우측 -2.3°였고 고관절의 Peak Error는 좌측 -11.4°, 우측 -12.6°였으며 고관절 외전/내전 동작에서는 Peak Error가 8.1°로 나타났다. Kinect 2.0이 제한된 공간에서 특정 시상면 운동 분석에 유용하나 복잡한 3D 분석을 위해 추가적인 시스템 개선이 필요함을 강조하였다. 선행연구에서 다른 Peak Error는 실제값과 예측값 간 가장 큰 차이를 나타내며, 비전 기반 마커리스 시스템에서 가장 정확성이 떨어질 경우를 찾아낼 때 사용한다. 식 (5)에서 y_i 는 실제값이고 \hat{y}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 값이다.

$$Peak\ Error = \max |(y_i - \hat{y}_i)| \quad (5)$$

6) Mean per joint position error(MPJPE)

MPJPE는 3D 공간에서 각 관절 위치의 예측값과 실제값 간 유클리드 거리의 평균이다. 유클리드 거리는 두 점 사이의 직선

거리를 나타내며, 예측된 관절 좌표와 실제 관절 좌표의 각 좌표값 차이를 제공한 후, 합산하여 그 값의 제곱근을 구하는 방식으로 계산된다. 문헌연구 결과, MPJPE는 관절 중심 위치에 대한 비교에 사용되었다. Kanko *et al.*(2021)의 연구는 트레드밀 보행 동작 중 관절 중심 위치를 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 측정하였다. 발목, 무릎, 고관절 관절에서 MPJPE가 각각 2.4cm, 2.2cm, 3.6cm이었고 어깨, 팔꿈치, 손목에서 MPJPE가 각각 2.1cm, 2.4cm, 1.1cm로 확인되었다. Mercadal-Baudart *et al.*(2024)의 연구는 스쿼트, 데드리프트, 점프 동작 중 관절 중심 위치에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 운동학적 변수로 MPJPE를 사용하였고 관절 위치 예측에서 평균 6.5mm의 오차로 나타났다. 특히 무릎, 고관절, 발목 관절에서 높은 예측 정확성을 보였다. 선행연구에서 다른 MPJPE는 관절 중심 위치의 3D 좌표 오차의 평균을 유클리드 거리를 통해 나타내며, 비전 기반 마커리스 시스템의 관절 위치 예측 정확성을 평가하는 데 사용된다. 식 (6)에서 p_i 는 실제값이고 \hat{p}_i 는 예측값이며 실제값은 마커 기반 시스템의 좌표값이고, 예측값은 비전 기반 마커리스 시스템의 좌표값이다.

$$MPJPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| p_i - \hat{p}_i \| \quad (6)$$

2) 통계분석

비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성 평가를 수행한 문헌들을 검토한 결과, <Table 4>와 같이 정확성 평가에 사용된 통계분석 기반 평가 지표를 5개로 추출하였고 각 지표별 빈도수를 분석하였다.

동일 연구에서 평가 지표를 2개 이상 사용한 경우, 각각의 사례를 개별적으로 고려하였을 때 총 25건의 사례가 분석되었다. 결과를 보면 피어슨 상관계수가 9건(36.0%)으로 가장 많았고 그 뒤를 이어 Bland-Altman 분석 7건(28.0%), Intraclass Correlation Coefficient(ICC) 5건(20.0%)으로 나타났다. 결정계수, Statistical Parametric Mapping(SPM)은 각각 2건(8.0%)로 나타났다.

1) 피어슨 상관계수(Pearson's correlation coefficient)

피어슨 상관계수는 두 변수 간 선형 상관관계를 측정하는 값으로, -1에서 1 사이의 값을 가진다. 1에 가까울수록 강한 양의 상관관계를, -1에 가까울수록 강한 음의 상관관계를 의미하며, 0에 가까울수록 두 변수 간의 상관관계가 거의 없음을 나타낸다. 문헌별로 구체적인 상관관계 기준을 보면 Ripic *et al.*(2023)과 Wang *et al.*(2024)은 0.0-0.30은 negligible, 0.30-0.50은 low, 0.50-0.70은 moderate, 0.70-0.90은 high, 0.90 이상은 very high라는 기준을 사용하여 해석하였다(Mukaka, 2012). 또한, Song *et al.*(2023)과 Mercadal-Baudart *et al.*(2024)은 Mukaka(2012)의 기준과 유사한 해석 방법을 사용하여 0.70 이하는 poor, 0.70-0.90은 good, 0.90 이상은 very good으로 해석하였다. 그 외의 문헌들은 Mukaka(2012)의 기준을 따르지 않고, 연구 목적에 따라 자체적인 해석 기준을 적용하여 상관계수를 해석하였다. 이를 통해 상관계수 해석의 대표적인 기준으로 Mukaka(2012)의 체계를 활용하는 연구가 많음을 확인할 수 있다. 문헌연구 결과, 피어슨 상관계수는 관절 각도, 관절 중심 위치, 관절 모멘트, 세그먼트 각도에 대한 비교에 사용되었다. Ripic *et al.*(2023)의 연구는 건강한 성인과 파킨슨병 환자를 대상으로 트레드밀 보행 동작 중 관절 각도와 관절 중심 위치에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 피어슨 상관계수를 사용했고 관절 중심 위치의 상관계수는 대퇴골에서 0.97, 무릎에서 0.88, 발목에서 0.87로 나타나 강한 상관관계를 나타냈다. 관절 각도 상관계수는 시상면(Sagittal plane)에서 고관절 0.99, 무릎 0.99, 발목 0.95로 매우 높은 상관관계를 보였다. 반면, 관상면(Frontal plane)에서는 고관절 0.56, 무릎 0.20, 발목 0.47로 나타났으며, 수평면(Transverse plane)에서는 고관절 0.09, 무릎 0.13, 발목 0.10으로 상대적으로 낮은 상관관계를 보였다. 여기서 관상면은 인체를 앞뒤로 나누는 가상의 평면으로, 이 면을 따라 이루어지는 운동은 좌우 방향의 움직임이므로 외전/내전과 같은 동작을 평가하는 데 활용된다. 수평면은 인체를 상하로 나누는 가상의 평면으로, 이 면을 따라 이루어지는 운동은 회전 동작이므로 내회전/외회전과

Table 4. Statistical Metrics for Validation of Markerless System in the Review Articles

Metrics		Frequency(%)	Reference
Statistics Analysis	Pearson's Correlation Coefficient	9(36.0)	Schmitz <i>et al.</i> (2015), Guess <i>et al.</i> (2016), Tanaka <i>et al.</i> (2018), Ripic <i>et al.</i> (2023), Song <i>et al.</i> (2023), Hesse <i>et al.</i> (2024), Barzyk <i>et al.</i> (2024), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Mercadal-Baudart <i>et al.</i> (2024)
	Coefficient of Determination	2(8.0)	Lahka <i>et al.</i> (2022), Turner <i>et al.</i> (2024)
	SPM	2(8.0)	Horsak <i>et al.</i> (2023), Barzyk <i>et al.</i> (2024)
	Bland-Altman	7(28.0)	Schmitz <i>et al.</i> (2015), Harsted <i>et al.</i> (2019), Kanko <i>et al.</i> (2021), Lahka <i>et al.</i> (2022), Hesse <i>et al.</i> (2024), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Hansen <i>et al.</i> (2024)
	ICC	5(20.0)	Schmitz <i>et al.</i> (2015), Harsted <i>et al.</i> (2019), Ripic <i>et al.</i> (2023), Torvinen <i>et al.</i> (2024), Hansen <i>et al.</i> (2024)
Total		25(100.0)	-

같은 동작을 평가하는 데 활용된다. Hesse *et al.*(2024)의 연구는 팔 뻗기, 몸통 굽힘, 다리 들어올리기, 스쿼트, 점프 동작 중 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 피어슨 상관계수를 분석하였고 상관계수가 팔꿈치에서 0.97, 어깨에서 0.94, 고관절에서 0.94로 강한 상관관계를 보여 임상적 활용 가능성을 입증하였다. Barzyk *et al.*(2024)의 연구는 점프 동작 중 고관절, 무릎, 발목 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 분석하였다. 피어슨 상관계수를 사용했고 고관절, 무릎, 발목의 각도 변화에서 상관계수가 각각 0.96, 0.99, 0.87로 강한 상관관계를 보였다. Mercadal-Baudart *et al.*(2024)의 연구는 스쿼트, 데드리프트, 점프 동작 중 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 통해 분석하였다. 주요 관절 각도에서 강한 상관관계가 나타났으며, 특히 정강이 각도, 무릎, 고관절 및 골반 기울기와 같은 운동학적 변수에서 강한 상관관계를 나타냈다. Wang *et al.*(2024)의 연구는 하체 관절 운동과 보행 동작 중 관절 각도와 보행 매개변수에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 통해 분석하였다. 고관절, 무릎 및 회전 운동에서 상관계수가 0.8 이상으로 강한 상관관계가 나타났다. 이와 더불어 카메라의 위치는 각도(90L, 90R)와 거리(2m)를 권장한다는 결론을 도출하였다. Song *et al.*(2023)의 연구는 10명의 성인이 수행한 보행, 달리기, 스쿼트, 점프 등 8가지 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 분석하였다. 발목 굽힘/뺨과 무릎 굽힘에서 모든 움직임에서 강한 상관관계가 나타났지만 고관절 굽힘/뺨 회전 운동에서는 상대적으로 낮은 상관관계가 나타났다. Schmitz *et al.*(2015)의 연구는 스쿼트 동작 중 고관절 및 무릎 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 통해 분석하였다. 모든 관절 각도에서 상관계수가 0.55 이상으로 중간 정도의 상관관계가 나타났으며 특히 무릎 굽힘/뺨에서 0.92, 고관절 굽힘/뺨에서 0.97로 매우 강한 상관관계가 나타났다. Guess *et al.*(2016)의 연구는 점프와 고관절 외전/내전 동작 중 하체 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 분석하였다. 무릎 굽힘/뺨과 고관절 굽힘/뺨에서 상관계수가 각각 0.96, 0.97로 매우 강한 상관관계가 나타났다. 고관절 외전/내전에서도 상관계수가 0.99로 매우 강한 상관관계가 나타났다. 그러나 시상면 동작을 제외한 나머지 동작에서는 상관관계가 낮은 것으로 확인되었다. Tanaka *et al.*(2018)의 연구는 보행 중 고관절 및 무릎 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 피어슨 상관계수를 통해 분석하였다. 시상면 고관절 및 무릎 관절 각도에서 대부분의 보행 주기 동안 0.5 이상으로 중간 정도의 상관관계가 나타났다. 그러나 관상면에서는 Kinect 데이터와 Vicon 데이터 간 곡선 패턴의 차이가 관찰되었으며, 상관계수가 상대적으로 약했다. 선행연구에서 다른 피어슨 상관계수는 두 변수 간의 선형 관계를 나타내며, -1 ~ 1 사이의 값으로 나타나며 값이 1에 가까울수록 강한 양의 상관관계를 의미하고 -1에 가

까울수록 강한 음의 상관관계를 의미하며 0에 가까울수록 상관관계가 없다. 식 (7)에서 x_i 와 y_i 는 비교하려는 두 변수이며 \bar{x}_i 와 \bar{y}_i 는 각각의 평균값이다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

2) 결정계수(Coefficient of determination)

결정계수는 예측 모델이 실제값의 분산을 얼마나 설명하는지를 나타내는 지표이다. 결정계수는 0에서 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 모델이 데이터의 변동을 잘 설명함을 의미한다. 문헌연구 결과, 결정계수는 관절 각도에 대한 비교에 사용되었다. Lahkar *et al.*(2022)의 연구는 복싱 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 결정계수를 통해 분석하였다. 결정계수 분석을 통해 어깨, 팔꿈치, 손목 관절의 굽힘/뺨 동작에서 결정계수가 0.8 이상으로 강한 유사성을 보였다. 특히 어깨 관절의 굽힘/뺨에서 결정계수가 0.99로 매우 강한 유사성을 보였다. 그러나 회전 동작에서는 결정계수가 0.17~0.41로 상대적으로 낮은 유사성이 나타났다. Turner *et al.*(2024)의 연구는 무릎 십자인대 재건 후 재활 중인 운동선수들의 점프 동작 중 다리 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 결정계수를 통해 분석하였다. 시상면에서 고관절, 무릎, 발목 관절 각도에 대해 OpenCap은 매우 높은 유사성이 나타났으며 관상면과 수평면에서는 낮은 유사성이 나타났다. 선행연구에서 다른 결정계수는 모델이 데이터 변동성을 얼마나 잘 설명하는지를 나타낸다. 0~1 사이의 값으로 나타나며 1에 가까울수록 변동성을 잘 설명하여 유사성이 높은 것이다. 식 (8)에서 y_i 는 실제값, \hat{y}_i 는 예측값, \bar{y} 는 실제값의 평균이다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

3) Bland-Altman Analysis

Bland-Altman 분석은 두 측정 방법 간 일치도를 평가하는 방법으로, 측정값 간 차이를 시각적으로 분석한다. 두 측정값의 평균을 x축에, 두 값 간 차이를 y축에 나타낸 Bland-Altman 도표를 활용하며, 편향과 95% 신뢰구간을 제시하여 두 방법 간의 일관성을 정량적으로 평가한다. 문헌연구 결과, Bland-Altman 분석은 관절 각도, 관절 중심 위치, ROM, 세그먼트 각도에 대한 비교에 사용되었다. Lahkar *et al.*(2022)의 연구는 엘리트 복싱 선수들의 상지의 관절 중심 위치와 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman을 통해 분석하였다. 어깨, 손목의 관절 중심 위치의 차이의 편향은 평균적으로 ± 2.5 cm

내외였고 팔꿈치에서는 3cm를 초과하는 차이를 보였다. 관절 각도에서는 어깨의 굽힘/뻗에서 가장 높은 일치도를 보였으나, 내회전/외회전에서는 상대적으로 낮은 일치도를 보였다. Kanko *et al.*(2021)의 연구는 트레드밀 보행 중 하체 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman을 통해 분석하였다. 무릎의 편향은 평균적으로 $\pm 3.3^\circ$ 범위 내에 있었고, 고관절, 발목의 각도에서는 각각 $\pm 6.9^\circ$ 와 $\pm 6.7^\circ$ 의 차이를 보였다. 고관절, 발목의 내회전/외회전 각도에서는 더 큰 차이를 보여 시상면 동작에 비해 낮은 일치도를 보였다. Torvinen *et al.*(2024)의 연구는 트레드밀에서의 스키 동작 중 관절 중심 위치와 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman을 통해 분석하였다. 스키 동작은 G1, G3 동작을 수행했는데 이들은 스키에서 사용되는 대표적인 주법으로 상지와 하지의 협응 방식에 따라 구분된다. G1 동작은 한쪽 다리의 추진과 반대쪽 팔의 폴 푸쉬가 대각선으로 이루어진다. 즉, 오른팔-왼다리, 왼팔-오른다리가 교차하여 움직이는 방식이다. 반면, G3 동작은 한 번의 다리 추진마다 양손으로 폴을 짚는 동작이 포함되는 기술로, 더 빠른 속도를 낼 수 있는 동작이다. G1 동작은 관절 중심 위치에서 평균 편향은 24-41mm로 나타났으며, 관절 벡터 각도에서는 평균 차이가 -2.47° 에서 3.69° 범위로 나타났다. G3 동작에서는 G1 동작에 비해 정확성이 더 높은 것으로 관찰되었으며, 연구 결과는 비전 기반 마커리스 시스템이 스키 기술 훈련 도구로서 유용할 가능성을 시사하였다. Schmitz *et al.*(2015)의 연구는 스쿼트 동작 중 고관절 및 무릎 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman을 통해 분석하였다. 무릎 굽힘 각도에서 편향은 2.0° 로 나타났으며, 일치 한계 범위는 -2.4° 에서 6.3° 로 관찰되었다. 고관절 굽힘 각도의 평균 편향은 -6.5° 였으며, 일치 한계는 -18.9° 에서 6.0° 로 나타났다. 이는 시상면에서의 관절 운동 분석에서 마커 기반 시스템과 높은 유사성을 보였음을 보여주었으나 데이터 처리 및 보정 알고리즘의 개선이 필요함을 강조하였다. Harsted *et al.*(2019)의 연구는 미취학 아동을 대상으로 점프와 스쿼트 동작 중 하지 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman을 통해 분석하였다. 점프 높이의 일치 한계는 $-3.8 \sim 2.2$ cm로 나타나 높은 일치도를 보였다. 그러나 무릎은 일부 변수에서는 일치 한계가 $-33^\circ \sim 19^\circ$ 로 해당 변수에서는 신뢰할 수 없는 결과가 나타났다. 연구는 특정 변수에서 비전 기반 마커리스 시스템의 활용 가능성을 시사하면서도, 제한적인 변수에서는 여전히 개선이 필요함을 강조하였다. Hansen *et al.*(2024)의 연구는 박스&블록 검사 중 상지 관절의 ROM에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 Bland-Altman 분석을 수행하였다. 이 연구에서는 비전 기반 마커리스 시스템 장비로 Theia3D를 사용하였으며, 이는 Theia Markerless Inc.에서 개발한 비전 기반 3D 모션캡처 시스템으로, multi-view 환경에서 딥러닝 알고리즘을 이용해 신체 움직임을 추적하는 시스템이다. 어깨의 굽힘/뻗 각도에서 평균 편향은 3.86° 였으며, 일치 한계는 $-7.31^\circ \sim 15.03^\circ$ 로 나타났다. 반면, 어깨 내회전/외회전의 최대

차이에서 편향이 -26.67° 로 높았고 일치 한계의 범위도 $-51.63^\circ \sim 1.72^\circ$ 로 넓은 범위를 보여 Theia3D가 상지 운동학에서 유용할 수 있음을 보여주었으나, 피크 차이에서의 편향을 고려해야 한다는 점을 시사하였다. 선행연구에서 다른 Bland-Altman 분석은 두 시스템 간의 차이와 평균을 바탕으로 허용 가능 범위를 나타내는 일치 한계를 계산하여 일치도를 평가한다. 식 (9)에서 \bar{d} 는 두 시스템 간 오차의 평균이고 SD는 오차의 표준편차다.

$$\text{Limits of Agreement (LOA)} = \bar{d} \pm 1.96 \cdot SD \quad (9)$$

4) Intraclass correlation coefficient(ICC)

ICC는 여러 반복 측정 간 신뢰도를 평가하는 지표로, 측정값 간의 일관성을 나타낸다. ICC는 분산 분석을 기반으로 측정값 간 변동성을 추정하고 0에서 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 높은 신뢰도를 의미한다. 문헌연구 결과, ICC는 관절 각도, 관절 중심 위치, ROM에 대한 비교에 사용되었다. Ripic *et al.*(2023)의 연구는 건강한 성인과 파킨슨병을 진단받은 성인을 대상으로 지면 보행 동작 중 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 ICC를 통해 분석하였다. 하지 관절 중심 위치의 ICC는 모든 관절에서 0.85~1.00으로 나타나 매우 높은 일치도를 보였다. 관절 각도는 시상면에서 고관절과 무릎 관절이 각각 0.98과 0.99로 매우 높은 일치도를 보였지만 수평면에서는 고관절이 0.07로 낮은 일치도를 보였다. Torvinen *et al.*(2024)의 연구는 트레드밀에서의 스키 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 ICC를 통해 분석하였다. 전반적으로 높은 수준의 일치도를 보였으며 특히 G3 스케이팅 기술에서 팔꿈치, 어깨, 고관절 각도의 ICC 값이 0.97로 우수한 유효성을 나타냈고 발목 관절 각도는 0.80으로 상대적으로 낮았으나 여전히 유효한 일치도를 보였다. Schmitz *et al.*(2015)의 연구는 스쿼트 동작 중 하지 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 ICC를 통해 분석하였다. 무릎 굽힘 각도의 ICC는 0.918로 높은 신뢰도를 보였으며, 고관절 굽힘 각도의 ICC는 0.974로 매우 높은 일치도를 나타냈다. 전반적으로 두 시스템 간에 높은 일치도를 보여 Kinect가 시상면 관절 분석에서 신뢰할 수 있는 대안임을 보였다. Harsted *et al.*(2019)의 연구는 미취학 아동의 점프 및 스쿼트 동작 중 하지 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 ICC를 통해 분석하였다. 무릎과 발목 관절 굽힘 각도에서 ICC는 각각 0.85, 0.82로 신뢰할 수 있는 결과를 보였다. 그러나 고관절 굽힘 각도에서는 ICC는 0.68로 상대적으로 낮은 일치도를 보이며 특정 관절에 대한 추가적인 개선이 필요함을 시사하였다. Hansen *et al.*(2024)의 연구는 박스&블록 검사 중 상지 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 ICC를 통해 분석하였다. 전반적으로 ICC는 0.9 이상으로 높은 일치도를 보였지만 손목의 굽힘/뻗 각도에서는 ICC는 0.54로 중간 수준의 신뢰도를 보여, 해당 관절에서의 데이터 해석 시 주의가 필요함을 시사하였다. ICC 평가 지표는 두 시스템의 측정값 간의

일치도를 평가한다. 이차원 변량을 사용하여 동일한 피실험자에 대한 비전 기반 마커리스 시스템과 마커 기반 시스템의 일치도를 계산하게 된다. 식 (10)에서 MS_B 는 집단 간 평균 제곱이며 두 시스템 간 측정값을 의미하고 MS_W 는 집단 내 평균 제곱이며 동일 피실험자 내에서 두 시스템 간 측정값 차이를 의미한다. MS_R 는 잔여 평균 제곱이며 피실험자와 시스템 간 상호작용에 의한 분산을 의미한다.

$$ICC = \frac{MS_B - MS_W}{MS_B + (k - 1) \cdot MS_W + \frac{k \cdot (MS_R - MS_W)}{n}} \quad (10)$$

5) Statistical Parametric Mapping(SPM)

SPM은 시간 또는 공간에서의 신경학적 또는 운동학적 데이터 차이를 통계적으로 분석하는 방법이다. 공간적 또는 시간적 차원이 포함된 데이터를 분석할 때 활용되며, 정규화된 확률 통계 모델을 기반으로 실험 조건 간 유의한 차이를 검정한다. 문헌연구 결과, SPM은 관절 각도에 대한 비교에 사용되었다. Horsak *et al.*(2023)의 연구는 4가지 보행 동작 중 관절 각도에 대한 멀티뷰 마커리스 시스템의 정확성을 SPM을 통해 분석하였다. 전반적으로 비전 기반 마커리스 시스템은 마커 기반 시스템과 유사한 관절 각도 패턴을 나타냈지만 병리적 보행 패턴에서 유의미한 차이를 보였다. Physiological gait에서는 평균 5.8°로 가장 낮은 RMSE를 보였지만, 병리적 보행에서는 RMSE와 peak error가 각각 8.5°와 15.6°까지 증가하여 병리적 데이터를 포함한 OpenCap 모델의 개선 필요성을 시사하며, 임상적 활용 가능성을 높이는 데 중요한 과제로 제시되었다. Barzyk *et al.*(2024)의 연구는 점프 동작 중 관절 각도에 대한 단안 마커리스 시스템의 정확성을 SPM을 통해 분석하였다. 전반적으로 고관절과 무릎 각도는 높은 일치도를 보였으나, 발목 각도에서 유의미한 차이가 나타났는데 이는 점프 시작 단계와 초기 단계에서 두드러졌다. 발목 관절 각도는 MSE 5.7°, MAE 4.5°로 분석되었으며, 이러한 차이는 발목과 발 사이의 짧은 거리와 모델의 관절 추정 불확실성에서 기인한 것으로 평가되었다. 선행연구들에서 다른 SPM은 시간에 따른 시스템 간 관절 운동학 데이터의 통계적 차이를 나타낸다. SPM은 1990년대 신경영상 문헌에서 개발되었는데(Friston *et al.*, 1995) 최근에는 생체역학 분야에서 사용되고 있다(Pataky, 2012; Pataky *et al.*, 2013). 기존의 t-통계량을 시계열 데이터에 적용하여 통계적 가설검증을 수행하여 두 집단 간의 차이를 확인하는 통계분석 기법이다.

4. 토 의

본 연구는 본 연구에서는 마커 기반 3D 모션캡처 시스템과 비교하여 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성을

평가에 활용한 방법을 단안 시스템과 멀티뷰 시스템으로 구분하여 조사하였으며 이를 바탕으로 주요 논의점을 제시했다. 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템은 주로 보행(26.5%), 점프(26.5%), 스쿼트(17.6%)와 같이 동작 범위가 크고 수행 속도가 비교적 느린 동작의 분석에 활용되고 있다. 반면, 달리기와 같은 빠른 동작은 전체 연구 중 단 두 건(5.9%)에서만 분석되었으며, 이는 모두 멀티뷰 시스템에서 수행된 것으로 나타났다. 나머지 동작은 각각 한 건(2.9%)씩 분석되었으며, 대부분 크기가 작거나 매우 빠른 동작으로 확인되었다. 이러한 결과는 비전 기반 마커리스 시스템이 섬세하고 빠른 동작 분석 시 정확성이 감소하는 한계가 있기 때문으로 판단된다(Wu, 2012). 따라서 이러한 한계점을 사전에 인지하여 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 응용 범위를 간단한 동작들로 설정하고 정확성 평가 또한 이와 같은 동작을 대상으로 수행해야 한다. 그러나 이러한 한계를 보완한 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 모델을 개발한 경우, 실험 동작으로 빠르고 복잡한 동작을 선택하여 정확성 평가를 통해 개발된 모델의 성능을 더욱 효과적으로 부각하는 효과를 얻을 수도 있을 것이다. 동작은 상지와 하지 모두에서 다양하게 연구되고 있으므로, 목표 부위는 자유롭게 선택하되 동작의 크기와 속도를 신중히 고려해야 한다.

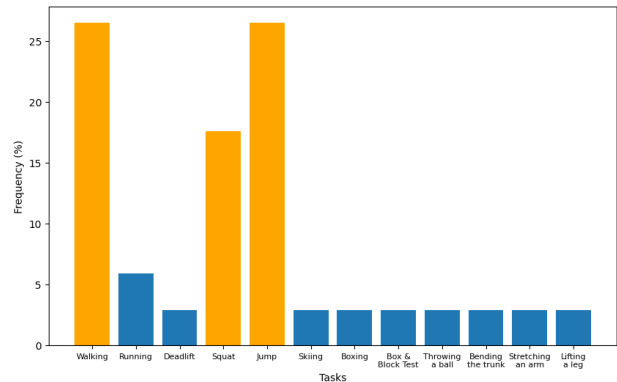


Figure 2. Frequency of Tasks

운동학적 변수는 관절 각도(62.1%)가 가장 많이 사용되고 있다. 이는 관절 각도가 비전 기반 마커리스 시스템에서 비교적 쉽게 추적 가능한 변수이며 인체 동작 분석에서 기본적인 널리 인정된 방법이기 때문이다(Palani *et al.*, 2022). 관절 각도 계산에는 세 개의 관절 중심 위치가 필요하므로, 관절 중심 위치의 정확성 또한 간접적으로 평가할 수 있다. 따라서 관절 각도는 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성 평가에 가장 많이 활용되는 것으로 판단된다. 다음으로 많이 사용된 변수는 관절 중심 위치(20.7%)로, 이는 관절 각도를 통해 일부 반영할 수는 있지만, 개별 관절의 모션캡처 정확성을 구체적으로 설명하기에는 한계가 있다. 이러한 이유로, 관절별 중심 위치를 별도로 분석하여 모션캡처의 정확성을 관절별로 보다 세부적

으로 파악하기 위한 것으로 보인다. 또한, 단안 시스템과 멀티뷰 시스템 간의 차이도 확인되었는데 단안 시스템에서는 관절 각도와 관절 중심 위치만 사용했지만 멀티뷰 시스템에서는 추출된 6개의 운동학적 변수를 모두 사용한 것으로 나타났다. 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도, 세그먼트 속도는 모두 멀티뷰 시스템에서만 사용되었다. 관절 중심 위치를 사용한 6건의 연구 중 단안 시스템 연구 사례도 1건(16.7%)에 불과했다 (Mercadal-Baudart *et al.*, 2024). 단안 시스템은 복잡한 동작이나 다양한 상황에서 3D 모션캡처를 수행하는 데 한계가 있는 반면, 멀티뷰 시스템은 관절의 깊이 정보를 보다 정밀하게 분석하고 정확성을 높일 수 있다는 점이 이러한 차이를 발생시키는 주요 원인으로 판단된다. 따라서 단안 시스템에서는 관절 각도를 주요 운동학적 변수로 활용할 수 있다. 반면, 멀티뷰 시스템에서는 관절 각도를 기본적인 운동학적 변수로 사용할 뿐만 아니라, Nakano *et al.*(2022)의 연구처럼 관절 중심 위치를 단독으로 활용하거나 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도, 세그먼트 속도 등을 조합하여 더욱 다양한 분석이 가능하다.

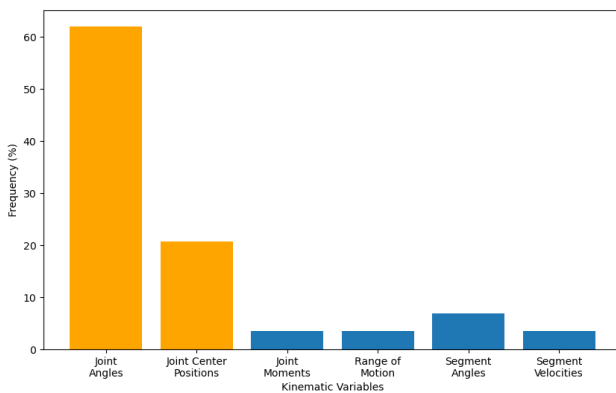


Figure 3. Frequency of Kinematic Variables

정확성을 분석하기 위한 평가 지표는 크게 오차와 통계분석으로 나눌 수 있으며, 오차와 관련된 평가 지표 중 RMSE(56.0%)와 MAE(20.0%)가 가장 많이 사용되는 것을 확인할 수 있었다. ME는 실제값과 예측값 간의 평균적인 차이를 계산하지만, 오차가 양수와 음수로 나타날 경우 평균 계산 과정에서 상쇄되어 값이 0에 가까워지는 문제가 있다. 이를 보완한 MAE는 실제값과 예측값 간의 절대적인 차이의 평균을 계산하여 오차 방향성을 제거하고 더 직관적인 오차 크기를 제공한다. MSE는 실제값과 예측값의 차이를 제곱하여 계산하기 때문에 이상치에 민감한 특성이 있다. 실제값과 예측값 간 차이가 매우 클 경우 오차가 과도하게 커질 수 있다. 다시 말해, 두 값의 차이가 0과 1 사이에 있으면 작은 값이 계산되지만, 차이가 1보다 크면 더 큰 값이 산출된다. 이를 보완하기 위해 RMSE는 MSE의 제곱근을 취하여 이상치를 어느 정도 완화한다. 이러한 이유로 RMSE와 MAE는 오차에 대한 평가 지표로 주로 활용되며, 각각의 특성에 따라 적합한 상황에서 사용된다.

다. 문헌 분석 결과에 따르면, MAE를 사용한 연구 5건 중 단안 시스템이 3건(60.0%), 멀티뷰 시스템이 2건(40.0%)에서 사용되었다. 반면, RMSE를 사용한 연구 14건 중 단안 시스템은 2건(14.3%), 멀티뷰 시스템은 12건(85.7%)으로 나타났다. 이를 통해, 평가 지표는 단안 시스템에서는 주로 MAE를, 멀티뷰 시스템에서는 주로 RMSE를 사용하는 경향이 있음을 알 수 있다. RMSE는 MSE보다 이상치에 덜 민감하지만, 여전히 오차의 제곱을 반영하기 때문에 MAE보다 큰 오차에 민감하다. 따라서 이상치가 적은 실험 데이터에서 RMSE는 유용하고 혹은 특정 상황에서 발생하는 큰 오차를 강조할 필요가 있을 때 유용하다. 반면, MAE는 일반적인 오차 크기를 직관적으로 평가하기에 적합하다. 단안 시스템은 단일 시점의 정보만으로 모션캡처를 수행하기 때문에 활용 가능한 정보가 상대적으로 제한적이며, RMSE와 같이 큰 오차에 민감한 지표보다는 MAE를 사용하는 것이 더 효과적이다. 반면, 멀티뷰 시스템은 더 많은 정보를 바탕으로 깊이와 정확성을 높이기 때문에 RMSE를 활용하여 보다 세부적인 오차 분석이 가능하다. 따라서, 단안 마커리스 시스템에서는 MAE를 주로 사용하고, 멀티뷰 마커리스 시스템에서는 RMSE를 사용하는 것으로 판단된다.

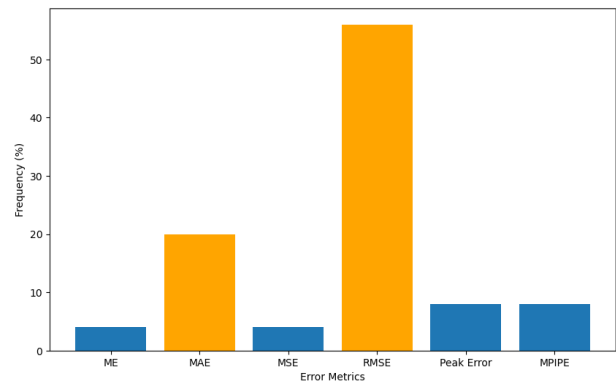


Figure 4. Frequency of Error Metrics

통계분석과 관련된 평가 지표 중에서는 피어슨 상관계수(36.0%), Bland-Altman(28.0%), 그리고 ICC(20.0%)가 가장 많이 사용되는 것으로 확인되었다. 피어슨 상관계수는 시계열 패턴의 유사성 비교를 통해 정확성을 평가하는 기법으로 결정계수도 이와 유사한 범주에 속한다. 피어슨 상관계수는 데이터 간 선형적 경향성을 평가하는 데 적합하며, 두 시스템이 동일한 방향으로 움직이는 경향이나 값의 증가 및 감소 패턴의 유사성을 파악하는 데 유용하다. 이는 두 시스템 간의 방향성과 경향성이 얼마나 유사한지를 확인하는 데 중요한 지표로 사용된다. 반면, 결정계수는 결과값의 설명력에 초점을 맞추며, 비전 기반 마커리스 시스템이 마커 기반 시스템의 데이터를 얼마나 잘 재현할 수 있는지를 평가한다. 따라서 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성을 검증하고자 할 때, 특히 마커 기반 시스템 데이터를 얼마나 정확히 설명할 수 있는지 확인하는 경우에

는 결정계수가 적합하다. 결론적으로, 피어슨 상관계수는 두 시스템 간 관계의 강도와 방향성을 단순히 나타내는 데 활용되며, 결정계수는 변동성을 포함한 설명력을 강조한다(Hazra *et al.*, 2016; Camirand Lemyre *et al.*, 2021). 문헌연구 결과에 따르면, 피어슨 상관계수가 9건(36.0%)이고 결정계수가 2건(8.0%)인 것으로 보아 비전 기반 마커리스 시스템의 정확성은 패턴의 유사성이 더 중요한 것으로 판단된다. ICC는 여러 평가자나 도구 간의 일관성에 중점을 두어, 여러 측정 간의 전반적인 일치도를 정량적으로 평가하는 지표로 활용된다. 이를 통해 두 시스템 간 패턴이 얼마나 유사한지 빠르게 파악할 수 있다. 반면, Bland-Altman 분석은 두 시스템 간 편향과 오차 분포를 평균을 기준으로 시각적으로 보여주어, 시스템 간 차이가 허용 가능한 범위 내에 있는지를 구체적으로 평가하는 데 유용하다. 이는 데이터의 오차와 편향을 시각적으로 확인하며 허용 오차를 평가하는 데 효과적이다(Kim *et al.*, 2013; Haghayegh *et al.*, 2020). ICC와 Bland-Altman 분석은 두 시스템 간의 일치도를 평가하는 데 서로 보완적인 역할을 할 수 있다. ICC를 사용한 5건의 연구 중 4건(80.0%)은 Bland-Altman 분석을 함께 사용했으며, 그 중 3건(60.0%)이 멀티뷰 시스템을 대상으로 수행하였다. 이 두 지표의 조합은 ICC를 통해 두 시스템 간 전반적인 일치도를 빠르게 파악하고, Bland-Altman 분석을 통해 데이터의 오차와 편향에 대한 세부적인 해석을 제공함으로써 더욱 심층적인 분석을 가능하게 했다(Schmitz *et al.*, 2015; Harsted *et al.*, 2019; Hansen *et al.*, 2024; Torvinen *et al.*, 2024). 두 지표의 조합은 시스템 간의 유사성과 차이를 균형 있게 평가하는 데 효과적이다. 따라서, 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성을 분석할 때, 피어슨 상관계수를 사용할 수 있다. 또한 멀티뷰 시스템에서는 ICC와 Bland-Altman 분석의 조합을 통해 두 시스템 간의 일치도를 더욱 정밀하게 검증할 수 있다.

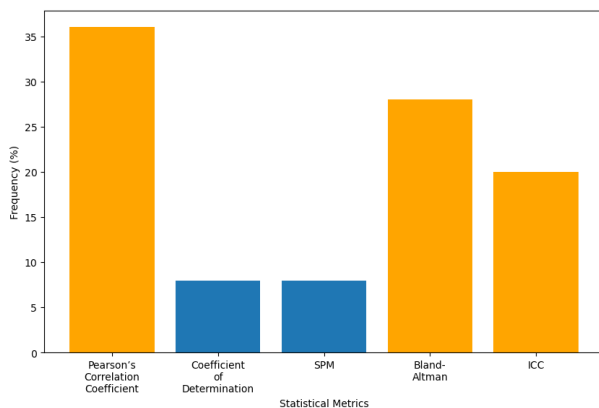


Figure 5. Frequency of Statistical Metrics

5. 결론

본 연구는 마커 기반 3D 모션캡처 시스템과 비교하여 비전 기

반 마커리스 3D 모션캡처 시스템의 정확성을 분석하는 방법을 단안 시스템과 멀티뷰 시스템으로 구분하여 정리하였다. 실험 동작 측면에서 단안 시스템은 보행, 점프, 스쿼트와 같이 동작 범위가 크고 속도가 느린 단순한 동작을 선택하는 경향이 있었고 멀티뷰 시스템은 달리기와 같이 빠르고 복잡한 동작을 분석할 수 있었다. 이를 통해 단안 시스템이 특정 동작에 한해서 안정적인 성능을 보이는 반면, 멀티뷰 시스템이 보다 넓은 범위의 동작을 포괄적으로 분석할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다. 운동학적 변수 측면에서 단안 시스템은 관절 각도와 관절 중심 위치를 활용하는 경향이 있었고 이는 관절 각도가 단안 시스템에서 비교적 정확한 분석이 가능하며, 중심 위치를 통해 보완적인 정보를 제공할 수 있기 때문이다. 멀티뷰 시스템에서는 관절 각도뿐만 아니라 관절 모멘트, ROM, 세그먼트 각도 및 세그먼트 속도 등을 추가적으로 활용하여 더 정밀한 분석을 수행할 수 있다. 평가 지표 측면에서 단안 시스템은 부족한 정보로 인해 발생하는 일반적인 오차 크기를 직관적으로 평가할 수 있는 MAE를 주로 사용하였다. 멀티뷰 시스템은 보다 정밀한 오차 분석과 이상치 감지가 가능하기 때문에 RMSE를 주로 사용하였다. 또한 단안 시스템은 데이터의 패턴 유사성을 평가하는 피어슨 상관계수를 주로 사용했고 멀티뷰 시스템에서는 피어슨 상관계수와 함께 ICC와 Bland-Altman 분석을 조합하여 두 시스템 간의 전반적인 일치도와 데이터의 편향 및 오차 분포를 동시에 분석할 수 있다.

본 연구 결과를 기반으로 비전 기반 마커리스 3D 모션캡처 시스템이 단안 시스템과 멀티뷰 시스템의 특성을 고려하여 적절한 분석 방법을 선택하는 데 유용한 가이드라인으로 활용되기를 기대한다.

참고문헌

- Rybníkář, F., Kačerová, I., Hořejší, P., and Šimon, M. (2022), Ergonomics evaluation using motion capture technology—literature review, *Applied Sciences*, **13**(1), 162.
- Goldfarb, N., Lewis, A., Tacescu, A., and Fischer, G. S. (2021), Open source Vicon Toolkit for motion capture and gait analysis, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **212**, 106414.
- Ota, M., Tateuchi, H., Hashiguchi, T., Kato, T., and Ogino, Y. (2020), Verification of reliability and validity of motion analysis systems during bilateral squat using human pose tracking algorithm, *Gait and Posture*, **80**, 62-67.
- Rau, G., Disselhorst-Klug, C., and Schmidt, R. (2000), Movement biomechanics goes upwards: From the leg to the arm, *Journal of Biomechanics*, **33**(10), 1207-1216.
- Janes, W. E., Brown, J. M., Essenberg, J. M., and Engsborg, J. R. (2012), Development of a method for analyzing three-dimensional scapula kinematics, *Hand*, **7**(4), 400-406.
- Kanko, R. M., Laende, E., Selbie, W. S., and Deluzio, K. J. (2021), Inter-session repeatability of markerless motion capture gait kinematics, *Journal of Biomechanics*, **121**, 110422.
- Schmitz, A., Ye, M., Boggess, G., Shapiro, R., Yang, R., and Noehren,

- B. (2015), The measurement of in vivo joint angles during a squat using a single camera markerless motion capture system as compared to a marker-based system, *Gait and Posture*, **41**(2), 694-698.
- Clemente, C., Chambel, G., Silva, D. C. F., Montes, A. M., Pinto, J. F., and Silva, H. P. d. (2024), Feasibility of 3D Body Tracking from Monocular 2D Video Feeds in Musculoskeletal Telerehabilitation, *Sensors*, **24**, 206.
- Shimada, S., Golyanik, V., Xu, W., Pérez, P., and Theobalt, C. (2021), Neural monocular 3D human motion capture with physical awareness, *ACM Transactions on Graphics*, **40**(4).
- Xu, W., Chatterjee, A., Zollhöfer, M., Rhodin, H., Mehta, D., Seidel, H.-P., and Theobalt, C. (2018), MonoPerfCap: Human performance capture from monocular video, *ACM Transactions on Graphics*, **37**(2).
- Chen, X., Pang, A., Yang, W., Ma, Y., Xu, L., and Yu, J. (2021), SportsCap: Monocular 3D human motion capture and fine-grained understanding in challenging sports videos, *International Journal of Computer Vision*, **129**(10), 2846-2864.
- Xie, W., Yu, Z., Zhao, Z., Zuo, B., and Wang, Y. (2023), HMDO: Markerless multi-view hand manipulation capture with deformable objects, *Graphical Models*, **127**.
- Boldo, M., Di Marco, R., Martini, E., Nardon, M., Bertucco, M., and Bombieri, N. (2024), On the reliability of single-camera markerless systems for overground gait monitoring, *Computers in Biology and Medicine*, **171**, 108101.
- Olagoke, A. S., Ibrahim, H., and Teoh, S. S. (2020), Literature survey on multi-camera system and its application, *IEEE Access*, **8**, 172892-172922.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., and PRISMA Group (2009), Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement, *Annals of Internal Medicine*, **151**(4), 264-269.
- Ripic, Z., Nienhuis, M., Signorile, J. F., Best, T. M., and Jacobs, K. A. (2023), A comparison of three-dimensional kinematics between markerless and marker-based motion capture in overground gait, *Journal of Biomechanics*, **159**, 111793.
- Lahkar, B. K., Muller, A., Dumas, R., Reveret, L., and Robert, T. (2022), Accuracy of a markerless motion capture system in estimating upper extremity kinematics during boxing, *Frontiers in Sports and Active Living*, **4**, 939980.
- Kanko, R. M., Laende, E. K., Davis, E. M., Selbie, W. S., and Deluzio, K. J. (2021), Concurrent assessment of gait kinematics using marker-based and markerless motion capture, *Journal of Biomechanics*, **127**, 110665.
- Hesse, N., Baumgartner, S., Gut, A., and Van Hedel, H. J. A. (2024), Concurrent validity of motion parameters measured with an RGB-D camera-based markerless 3D motion tracking method in children and young adults, *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, **12**, 580-588.
- Horsak, B., Eichmann, A., Lauer, K., Prock, K., Krondorfer, P., Siragy, T., and Dumphart, B. (2023), Concurrent validity of smartphone-based markerless motion capturing to quantify lower-limb joint kinematics in healthy and pathological gait, *Journal of Biomechanics*, **159**, 111801.
- Barzyk, P., Zimmermann, P., Stein, M., Keim, D., and Gruber, M. (2024), AI-smartphone markerless motion capturing of hip, knee, and ankle joint kinematics during countermovement jumps, *European Journal of Sport Science*, **24**, 1452-1462.
- Nakano, N., Sakura, T., Ueda, K., Omura, L., Kimura, A., Iino, Y., Fukushima, S., and Yoshioka, S. (2020), Evaluation of 3D markerless motion capture accuracy using OpenPose with multiple video cameras, *Frontiers in Sports and Active Living*, **2**, 50.
- Torvinen, P., Ruotsalainen, K. S., Zhao, S., Cronin, N., Ohtonen, O., and Linnamo, V. (2024), Evaluation of 3D markerless motion capture system accuracy during skate skiing on a treadmill, *Bioengineering*, **11**, 136.
- Mercadal-Baudart, C., Liu, C. J., Farrell, G., Boyne, M., Gonzalez Escribano, J., Smolic, A., and Simms, C. (2024), Exercise quantification from single camera view markerless 3D pose estimation, *Heliyon*, **10**, e27596.
- Wang, H., Su, B., Lu, L., Jung, S., Qing, L., Xie, Z., and Xu, X. (2024), Markerless gait analysis through a single camera and computer vision, *Journal of Biomechanics*, **165**, 112027.
- Song, K., Hullfish, T. J., Scattono Silva, R., Gravare Silbernagel, K., and Baxter, J. R. (2023), Markerless motion capture estimates of lower extremity kinematics and kinetics are comparable to marker-based across 8 movements, *Journal of Biomechanics*, **157**, 111751.
- Schmitz, A., Ye, M., Boggess, G., Shapiro, R., Yang, R., and Noehren, B. (2015), The measurement of in vivo joint angles during a squat using a single camera markerless motion capture system as compared to a marker-based system, *Gait & Posture*, **41**, 694-698.
- Turner, J. A., Chaaban, C. R., and Padua, D. A. (2024), Validation of OpenCap: A low-cost markerless motion capture system for lower-extremity kinematics during return-to-sport tasks, *Journal of Biomechanics*, **171**, 112200.
- Guess, T. M., Razu, S., Jahandar, A., Skubic, M., and Huo, Z. (2017), Comparison of 3D joint angles measured with the Kinect 2.0 skeletal tracker versus a marker-based motion capture system, *Journal of Applied Biomechanics*, **33**(2), 176-181.
- Ceseracciu, E., Sawacha, Z., and Cobelli, C. (2014), Comparison of markerless and marker-based motion capture technologies through simultaneous data collection during gait: Proof of concept, *PLoS ONE*, **9**(3), e87640.
- Harsted, S., Holsgaard-Larsen, A., Hestbæk, L., Boyle, E., and Lauridsen, H. H. (2019), Concurrent validity of lower extremity kinematics and jump characteristics captured in pre-school children by a markerless 3D motion capture system, *Chiropractic & Manual Therapies*, **27**, 39.
- Ong, A., Harris, I. S., and Hamill, J. (2017), The efficacy of a video-based marker-less tracking system for gait analysis, *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, **20**(10), 1089-1095.
- Hansen, R. M., Arena, S. L., and Queen, R. M. (2024), Validation of upper extremity kinematics using markerless motion capture, *Biomedical Engineering Advances*, **7**, 100128.
- Tanaka, R., Takimoto, H., Yamasaki, T., and Higashi, A. (2018), Validity of time series kinematical data as measured by a markerless motion capture system on a flatland for gait assessment, *Journal of Biomechanics*, **71**, 281-285.
- Friston, K., Holmes, A., Worsley, K., Poline, J., Frith, C., and Frackowiak, R. (1995), Statistical parametric maps in functional imaging: A general linear approach, *Human Brain Mapping*, **2**(4), 189-210.
- Pataky, T. C. (2012), One-dimensional statistical parametric mapping in Python, *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, **15**(3), 295-301.
- Pataky, T. C., Robinson, M. A., and Vanrenterghem, J. (2013), Vector field statistical analysis of kinematic and force trajectories, *Journal*

- of *Biomechanics*, **46**(14), 2394-2401.
- Wu, D., Liu, Y., Ihrke, I., Dai, Q., and Theobalt, C. (2012), Performance Capture of High-Speed Motion Using Staggered Multi-View Recording, *Computer Graphics Forum*, **31**(7), 1855-1864.
- Mukaka, M. M. (2012), Statistics corner: A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research, *Malawi Medical Journal*, **24**, 69-71.
- Palani, P., Panigrahi, S., Jammi, S. A., and Thondiyath, A. (2022). Real-time Joint Angle Estimation using Mediapipe Framework and Inertial Sensors, *Proceedings of the 2022 IEEE 22nd International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, 128-133.
- Hazra, A., and Gogtay, N. (2016), Biostatistics Series Module 6: Correlation and Linear Regression, *Indian Journal of Dermatology*, **61**(6), 593-601.
- Camirand Lemyre, F., Chalifoux, K., Desharnais, B., and Mireault, P. (2021), Squaring Things Up with R2: What It Is and What It Can (and Cannot) Tell You, *Journal of Analytical Toxicology*, **46**(4), 443-448.
- Kim, H.-Y. (2013), Statistical notes for clinical researchers: Evaluation of measurement error 2: Dahlberg's error, Bland-Altman method, and Kappa coefficient, *Restorative Dentistry & Endodontics*, **38**(3), 182-185.
- Haghighyegh, S., Kang, H.-A., Khoshnevis, S., Smolensky, M. H., and Diller, K. R. (2020), A comprehensive guideline for Bland-Altman and intra class correlation calculations to properly compare two methods of measurement and interpret findings, *Physiological Measurement*, **41**(5), 055012.

저자소개

김태우: 아주대학교 산업공학과에서 2021년 학사 학위를 취득하였다. 현재 아주대학교 산업공학과 박사과정에 재학 중이다. 연구 분야는 작업설계, 인간공학, 생체역학, 인공지능이다.

하지연: 아주대학교 산업공학과에서 2015년 학사 학위, 2018년 석사 학위를 취득하였다. 현재 아주대학교 산업공학과 박사과정에 재학 중이다. 연구 분야는 인간공학, 생체역학, 사용성 평가, UX이다.

정명철: 한양대학교 산업공학과에서 1996년 학사, 1998년 석사, 2000년 University of Nebraska에서 석사학위를 취득하고 Pennsylvania State University에서 산업공학 박사학위를 취득하였다. 2005년부터 아주대학교 산업공학과 교수로 재직하고 있으며 연구분야는 작업설계, 인간공학, 산업안전, UX이다.

모승민: 한경국립대학교 안전공학과에서 2008년 학사 학위를 취득하고, 아주대학교 산업공학과에서 2010년 석사 학위, 2015년 박사 학위를 취득하였다. 현재 오산대학교 안전보건관리과 교수로 재직 중이다. 연구 분야는 산업안전, 인간공학, 생체역학, 인간-로봇 상호작용이다.