

Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅과 키프레임 애니메이션의 비교 연구: 공정 단계별 효율성과 산출물 동작 품질을 중심으로

A Comparative Study of Maya HumanIK-Based AI Motion Retargeting and Keyframe Animation: Stage-Level Production Efficiency and Output Motion Quality

황양¹, 한창완^{2*}

Yang Kuang¹, Chang-Wan Han^{2*}

요 약

3D 캐릭터 애니메이션은 오랫동안 수작업 키프레임 방식에 의존해 왔으나, 딥러닝 기반 자세 추정
의 발전으로 AI 마커리스 모션캡처와 리타겟팅을 결합한 저비용 파이프라인이 실용화되었다. 본 연구
는 Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅과 전통적 키프레임 방식을 동일 조건에서 비교하여 시간
효율성과 동작 품질을 실증적으로 검증하였다. 공정 단계별 소요 시간을 분해 측정하고, 관절 운동
연속성과 루트 모션 안정성의 정량 지표에 전문가 루브릭 평가를 결합하였다. 분석 결과 AI 파이프라
인의 시간 이득은 전공정에 집중되고 후처리에서 상쇄되는 경사 구조를 보였으며, 동작 품질은 유형
에 따라 우열이 반전되는 조건적 구조와 함께 루트 모션 안정성이 조건 무관한 취약점으로 확인되었
다. 본 연구는 효율성 논의를 공정 단계 수준으로 분해하고 품질 우위의 경계가 말단 관절의 정밀도
요구 수준에 있음을 규명하였다는 점에서 의의를 지닌다. 다만 결과가 특정 자세 추정 도구에 종속되
며 표본과 과제 범위가 제한적이라는 한계가 있다. 결론적으로 AI 리타겟팅은 창작 노동을 대체하는
기술이 아니라 노동의 위치를 후처리 검수로 이동시키는 기술이며, 그 도입은 채택 여부가 아니라 배
치의 문제로 접근해야 한다.

핵심어 : AI 모션 리타겟팅, Maya HumanIK, 키프레임 애니메이션, 마커리스 모션캡처

Abstract

3D character animation has long relied on manual keyframing, but advances in deep learning-based pose
estimation have made low-cost pipelines combining AI markerless motion capture with retargeting practically
viable. This study empirically compares an AI motion retargeting pipeline based on Maya HumanIK with

1 Department of Performance·Film·Animation, Sejong University, Seoul, Korea [Ph.D. Completed]
e-mail: ky_super@163.com

2 Department of Creative Soft, Major in Comics Animation Tech, Sejong University, Seoul, Korea [Professor]
e-mail: htank@sejong.ac.kr (Corresponding author)

Received(July 10, 2026), Review Result(1st: July 27, 2026), Accepted(August 7, 2026), Published(August 31, 2026)



© 2026 The Authors. Published by NCISS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

conventional keyframe animation under identical conditions. Production time was decomposed by process stage, and output quality was analyzed by combining quantitative indicators of joint motion continuity and root motion stability with rubric-based expert evaluation. The results show that time gains concentrate in the early stages and are offset during post-processing, while the quality advantage reverses by motion type, with root motion stability emerging as a condition-independent weakness. This study contributes by decomposing efficiency to the process-stage level and by locating the boundary of quality advantage in the precision required of end-effector joints, though its findings remain dependent on a specific pose estimation tool and limited in sample and task scope. AI retargeting thus relocates creative labor toward post-production review rather than replacing it, making adoption a question of assignment.

Keyword : AI Motion Retargeting, Maya HumanIk, Keyframe Animation, Markerless Motion Capture,

1. 서론

3D 캐릭터 애니메이션 제작은 오랫동안 애니메이터의 수작업 키프레임 방식에 의존해 왔다. 키프레임 애니메이션은 디즈니의 12원칙으로 대표되는 전통 애니메이션의 조형 원리를 3D 환경에 이식한 방법론으로 [1], 애니메이터가 포즈와 타이밍을 프레임 단위로 통제함으로써 높은 예술적 완성도를 확보할 수 있다는 장점을 지닌다. 그러나 이 방식은 숙련 인력의 장시간 노동을 전제하며, 초 단위 분량의 동작을 제작하는 데에도 상당한 공정 시간이 소요된다는 점에서 제작 효율성의 구조적 한계를 안고 있다. 이러한 한계에 대한 대안으로 모션캡처 기술이 도입되었으나, 광학식 마커 기반 모션캡처는 전용 스튜디오와 다수의 적외선 카메라, 마커 수트, 전문 오퍼레이터를 요구하여 중소 규모 스튜디오와 개인 창작자에게는 접근 장벽이 높았다 [2]. 마커를 부착하지 않는 마커리스 방식은 이러한 장비 부담에서 상대적으로 자유로웠으나, 초기 구현체의 관절 추정 정밀도가 상용 영상 제작이 요구하는 수준에 미치지 못하여 그 적용 범위가 좁게 유지되어 왔다 [2], [3]. 그러나 최근 딥러닝 기반 자세 추정(pose estimation) 기술의 발전은 이 지형을 근본적으로 변화시키고 있다. 합성곱 신경망을 활용한 다중 인물 2차원 자세 추정이 실시간 수준의 성능에 도달하고 [4], 단안(monocular) 영상으로부터 인체의 3차원 자세와 형상을 직접 회귀하는 모델이 제시되면서 [5], 시간축 정보를 활용해 동영상 단위의 3차원 동작을 복원하는 단계에까지 이르렀다 [6]. 그 결과 별도의 캡처 장비 없이 일반 영상으로부터 캐릭터 애니메이션을 생성하는 파이프라인이 가능해졌다. 이때 추출된 모션 데이터를 실제 제작 캐릭터에 적용하는 핵심 공정이 모션 리타겟팅(motion retargeting)이다. 리타겟팅은 원본 동작의 특성을 보존하면서 골격 구조와 신체 비례가 다른 캐릭터에 동작을 전이하는 기술로 [7], 최근에는 골격 구조의 차이를 신경망으로 직접 학습하는 접근이 제시되어 왔으며 [8], [9], 상용 제작 환경에서는 오토데스크 마야(Autodesk Maya)의 HumanIK가 표준화된 캐릭터라이즈 구조를 통해 이 공정을 구현하는 대표적 시스템으로 활용되고 있다 [10]. AI 마커리스 모션캡처와 HumanIK 리타겟팅의 결합은 '영상 촬영, 모션 추출, 리타겟팅, 후처리'로 이어지는 새로운 저비용 파이프라인을 형성하며, 이는 생성형 AI가 애니메이션 제작 영역 전반을 확장하고 있는 최근의 기술 전환 속에서 캐릭터 애니메이션 공정에 특화된 변화 축이라 할 수 있다

[11].

한국 학계에서도 이러한 전환에 대응하는 연구가 축적되기 시작하였다. 이경은과 한창완은 카스카더(Cascadeur)와 Move AI에 융합된 AI 기술 요소가 기존 키프레임 애니메이션과 모션캡처의 문제점을 보완하는 방식을 확장된 기술수용모델(TAM2)의 지각된 유용성 관점에서 분석하여, AI 도구가 제작 효율성 제고에 기여할 가능성을 사용자 인식 차원에서 확인하였다 [12]. 전효경과 조동민은 세 개의 플랫폼으로 동일 애니메이션을 제작하고 모델 업로드, 캐릭터 셋업, 리타겟팅 및 키프레임 제작의 단계별 소요 시간을 통계적으로 비교하여, 리타겟팅 단계에서 플랫폼 간 유의한 차이가 발생함을 확인하였다 [13]. 또한 홍원빈과 김정기는 AI 모션캡처 애플리케이션(원더 스튜디오)의 동작 캡처 정확도를 실험적으로 비교 분석하고 전문가 6인의 인터뷰를 통해 제작 효율성을 검증하여, 지면 인식, 신체 간섭, 손가락 제스처 등 후보정이 요구되는 기술적 한계 지점을 구체적으로 보고하였다 [3]. 그러나 기존 연구들은 세 가지 공백을 남기고 있다. 첫째, 효율성의 근거가 사용자의 지각된 유용성이나 전문가의 정성적 판단에 의존하고 있어, 공정 단계별 소요 시간의 실측에 기반한 정량적 효율성 검증은 이루어지지 않았다. 둘째, AI 파이프라인의 시간 절감 효과가 후처리 단계의 수정 부담으로 얼마나 상쇄되는지, 즉 효율 격차가 공정의 어느 단계에서 어떤 요인에 의해 발생하는지에 대한 분해적 분석이 부재하다. 셋째, 산출물의 동작 품질을 관절 운동 연속성, 루트 모션 안정성 등 동작 요소 수준의 정량 지표와 전문가 평가를 결합하여 전통적 키프레임 방식과 동일 조건에서 직접 비교한 연구는 찾아보기 어렵다. 컴퓨터비전 분야의 자세 추정 연구는 벤치마크 데이터셋 기준의 알고리즘 성능 평가에 초점을 두고 있어 [14], 상용 제작 환경에서 애니메이터가 실제로 파이프라인을 운용할 때의 공정 전체 효율성과 최종 산출물의 품질 특성을 설명하지 못한다.

본 연구의 목적은 Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅 파이프라인과 전통적 키프레임 애니메이션 방식을 동일 조건에서 비교하여, 시간 효율성과 동작 품질의 두 차원에서 그 실무적 타당성을 실증적으로 검증하는 것이다. 이를 위해 본 연구는 단순한 총 소요 시간 비교를 넘어 공정 단계별 시간 분해 측정을 통해 효율 격차의 발생 지점을 특정하고, 동작 요소 수준의 정량 품질 지표와 전문가 루브릭 평가를 결합하는 혼합방법 설계를 채택한다. 이때 관절 운동 연속성 지표는 인간의 자연스러운 신체 운동이 저크(jerk)를 최소화하는 궤적을 따른다는 최소 저크 원리에 근거하며 [15], 이 원리는 AI 파이프라인의 산출물에 대해 상반된 두 예측을 동시에 허용한다는 점에서 본 연구의 검증 대상이 된다. 이러한 접근은 선행 연구가 확인한 'AI 파이프라인이 유용하다는 인식'을 넘어, '어느 단계에서, 어떤 공정적 요인에 의해 효율과 품질의 격차가 발생하는가'라는 기제 수준의 질문에 답하고자 하는 것이다. 이상의 목적에 따라 설정한 연구문제는 다음과 같다.

연구문제1. Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅 파이프라인은 전통적 키프레임 애니메이션 방식 대비 모션 제작 및 후처리 단계에서 시간 효율성을 얼마나 개선하며, 해당 효율성 향상에 영

향을 미치는 공정적 요인은 무엇인가?

연구문제2. Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅으로 제작된 캐릭터 애니메이션은 전통적 키프레임 방식 대비 동작 품질 완성도 측면에서 어떠한 차이를 보이며, 관절 운동의 연속성, 루트 모션 안정성 등 동작 요소는 품질에 어떠한 영향을 미치는가?

2. 이론적 배경

2.1 키프레임 애니메이션의 조형 원리와 공정 구조

키프레임 애니메이션은 애니메이터가 동작의 핵심 순간을 키 포즈(key pose)로 설정하고 그 사이를 보간(interpolation)으로 연결하는 제작 방식이다. 이 방식의 조형적 토대는 디즈니 스튜디오의 원로 애니메이터들이 체계화한 애니메이션 12원칙이며 [16], 래시터(J. Lasseter)는 스쿼시와 스트레치, 예비 동작, 팔로 스루(Follow Through)와 오버래핑 액션(Overlapping Action), 타이밍 등의 원칙이 3D 컴퓨터 애니메이션 환경에서도 동작의 물리적 설득력과 캐릭터의 생명감을 결정하는 핵심 준거로 유효함을 논증하였다 [1]. 12원칙은 본 연구에서 두 가지 층위로 기능한다. 첫째, 전통적 키프레임 방식이 확보한다고 알려진 품질의 이론적 근거로서, 애니메이터의 프레임 단위 통제가 어떤 경로로 예술적 완성도에 기여하는지를 설명한다. 다만 이 명제는 본 연구에서 전제가 아니라 검증 대상이다. 12원칙이 요구하는 예비 동작과 강조는 의도적인 급가속을 수반하므로, 프레임 단위 통제가 곧 모든 정량 지표에서의 우위를 보장하지는 않기 때문이다. 둘째, 제작 방식과 무관하게 산출물의 지각적 품질을 판별하는 평가 준거로서, 본 연구의 전문가 평가 루브릭(AQR; Animation Quality Rubric) 구성의 이론적 기반이 된다. 구체적으로 AQR은 12원칙 가운데 제작 방식에 종립적으로 적용 가능한 항목인 타이밍 및 가속도, 무게중심 이동, 해부학적 정밀도, 접지 안정성, 전반적 생동감을 평가 차원으로 채택한다. 공정 구조의 측면에서 3D 키프레임 애니메이션은 통상 블로킹(blocking), 스플라이닝(splining), 폴리싱(polishing)의 3단계 워크플로로 수행된다. 블로킹 단계에서 스토리텔링 포즈와 타이밍의 골격이 결정되고, 스플라이닝 단계에서 보간 커브가 정제되며, 폴리싱 단계에서 팔로 스루, 오버랩, 미세 타이밍이 완성된다. 이 공정 구조는 각 단계가 애니메이터의 판단과 수작업에 전적으로 의존한다는 점에서 품질 통제력과 시간 비용이 정비례하는 구조적 특성을 지니며, 본 연구가 AI 파이프라인과의 공정 단계별 등가 비교(T1~T4)를 설계하는 출발점이 된다.

2.2 AI 마커리스 모션캡처와 자세 추정 기술

모션캡처는 실연자의 움직임을 데이터로 기록하여 캐릭터에 적용하는 기술로, 키프레임 방식의 시간 비용 문제에 대한 산업적 대안으로 발전해 왔다 [2]. 이 계보를 근본적으로 변화시킨 것이 딥

러닝 기반 자세 추정(pose estimation) 기술이다. 자세 추정은 영상에서 인체의 관절 위치를 검출하고 그 시계열을 통해 동작을 복원하는 컴퓨터비전 과제이다. 합성곱 신경망 기반의 다중 인물 2차원 자세 추정이 실시간 수준의 성능에 도달하고 [4], 모션캡처 스튜디오에서 취득된 대규모 3차원 인체 동작 데이터셋이 구축되어 [14], 학습과 표준화된 성능 평가가 가능해지면서 이 분야는 급속히 발전하였다. 이후 인체의 형상과 자세를 저차원 파라미터로 표현하는 매개변수적 인체 모델이 제시되고 [17], 단안 영상으로부터 이 모델의 파라미터를 직접 회귀하는 종단간 접근이 등장하였으며 [5], 나아가 시간축 정보를 활용해 동영상 단위로 동작을 복원하는 모델이 제안되면서 [6] AI 마커리스 모션캡처는 상용 서비스 수준에 도달하였다. 그 결과 모션캡처의 물리적·경제적 진입 장벽이 사실상 제거되었다. 다만 자세 추정 기반 모션 데이터는 네 가지 구조적 한계를 내포한다. 첫째, 프레임 단위 추정의 독립성으로 인한 시간축 노이즈, 즉 지터(jitter)이다. 시간축 정보를 활용하는 모델이 이를 완화하지만 완전히 제거하지는 못한다. 둘째, 단안 영상의 깊이 모호성으로 인한 관절 위치 오차이다. 셋째, 가림(occlusion) 구간의 추정 불안정성이다. 넷째, 지면 접촉 정보의 부재로 인한 풋 슬라이딩(foot sliding)이다. 자세 추정 모델은 물리적 접촉과 동역학을 명시적으로 모델링하지 않으므로, 발이 지면에 고정되어야 할 구간에서도 미끄러짐이 발생하며, 이를 해소하려면 접촉 제약을 별도로 부과하는 후처리가 요구된다 [18]. 이러한 한계는 실제 제작 환경에서도 확인된다. 홍원빈과 김정기는 AI 모션캡처 애플리케이션의 실험적 검증을 통해 지면 인식, 신체 간섭, 손가락 제스처 인식에서 후보정이 필수적으로 요구됨을 보고하였다 [3]. 이는 AI 파이프라인의 시간 절감 효과가 후처리 단계의 수정 부담으로 부분 상쇄될 가능성을 시사하며, 연구문제1이 총량 비교가 아닌 공정 단계별 분해 측정을 요구하는 이론적 근거가 된다.

2.3 모션 리타겟팅과 Maya HumanIK 시스템

모션 리타겟팅은 특정 골격에서 획득된 동작 데이터를 골격 구조와 신체 비례가 다른 캐릭터에 전이하는 기술이다. 글라이처(M. Gleicher)는 리타겟팅을 원본 동작의 본질적 특성을 제약 조건(constraints)으로 보존하면서 새로운 캐릭터의 형태적 조건에 동작을 적응시키는 최적화 문제로 정식화하였으며, 이때 발의 접지, 손의 접촉과 같은 공간적 제약의 보존이 동작의 설득력을 좌우함을 지적하였다 [7]. 이 정식화는 리타겟팅 품질의 핵심이 관절 각도의 단순 복사가 아니라 제약 조건의 충족 여부에 있음을 시사하며, 본 연구가 루트 모션 안정성과 풋 슬라이딩을 품질 지표로 채택하는 이론적 근거가 된다. 이후 골격 구조의 차이 자체를 신경망으로 학습하는 접근이 제시되어 왔으나 이들은 연구 단계의 알고리즘으로서 상용 제작 파이프라인에 직접 통합되어 있지는 않다. Maya HumanIK는 이러한 리타겟팅을 상용 제작 환경에서 표준화한 시스템이다. HumanIK는 캐릭터 라이즈(characterize) 과정 [10]을 통해 임의의 골격을 15개 필수 조인트 중심의 표준 골격 정의에 매핑하고, 이 공통 정의를 매개로 서로 다른 캐릭터 간 동작 전이를 수행한다. 또한 전신 역운동학

(full-body IK) 솔버를 통해 리타겟팅 이후의 포즈 수정과 접지 보정을 리그 수준에서 지원한다. 이 구조적 특성은 두 가지 실무적 함의를 지닌다. 첫째, 표준 골격 정의를 매개로 하는 간접 전이 방식은 상이한 리그 간 호환성을 보장하지만, 사상 과정에서 원본 동작의 세부 특성(특히 말단 관절의 미세 움직임)이 손실될 수 있다. 둘째, 리타겟팅 결과의 품질은 원천 데이터의 품질에 종속되므로, AI 자세 추정 데이터의 노이즈와 오차가 리타겟팅 단계를 거쳐 최종 산출물에 전파된다. 전효경과 조동민이 AI 리타겟팅의 효율성 향상 가능성과 함께 기존 애니메이션 데이터 활용의 한계를 동시에 지적한 것도 [13]이 지점과 연결된다.

2.4 연구가설

이상의 검토로부터 본 연구가 검증할 가설을 도출한다. 인간의 자연스러운 신체 운동은 저크(jerk), 즉 가속도의 시간 변화율을 최소화하는 궤적을 따른다는 최소 저크 원리에 따르면 [15], AI 파이프라인의 산출물에 대해 상반된 두 예측이 성립한다. 가설 1 (자연 동작 보존)은 실연자의 실제 동작은 최소 저크 궤적에 근접하므로, 이를 포착하여 전이한 AI 리타겟팅 산출물은 포즈 간 보간으로 구성되는 키프레임 산출물보다 낮은 저크를 보일 것이다. 가설 2 (지터 잔존)은 프레임 단위 추정에서 발생한 시간축 노이즈가 리타겟팅과 커브 클린업으로 완전히 제거되지 않을 경우, AI 산출물의 저크는 오히려 키프레임 산출물을 상회할 것이다. 두 가설은 배타적이지 않으며, 동작이 요구하는 말단 관절 정밀도 수준에 따라 적용 영역이 나뉠 것으로 예상된다. 말단 제어 요구가 낮은 이동, 역동 동작에서는 가설 1이, 물건 집기나 감정 제스처와 같이 손목·발목의 정밀한 통제가 요구되는 연기 동작에서는 가설 2가 지지될 것으로 본다. 가설 3 (제약 보존 열위)는 자세 추정 데이터에 지면 접촉 정보가 부재하고 HumanIK의 접지 보정이 사후적 제약 부과에 의존하는 이상, AI 조건의 풋 슬라이딩 누적 오차는 동작 유형과 무관하게 키프레임 조건을 상회할 것이다. 가설 4 (지각 품질의 정합성)은 전문가의 지각적 품질 평가는 위 정량 지표와 정합적으로 나타나되, 접지 오차가 일정 수준 이하일 경우 연속성 우위에 의해 상쇄될 것이다.

3. 연구방법 및 결과

3.1 연구방법

3D 캐릭터 애니메이션 실무 경력 3년 이상의 애니메이터 12명이 참여하였다. 참여자는 AI 마커리스 모션캡처 데이터의 후처리 경험 유무에 따라 유경험군 6명과 미경험군 6명으로 구분하였으며, 이는 효율 이득이 특정 숙련 조건에 종속되는지를 확인하기 위한 보조 분석용 구분이다. 연구는 헬싱키 선언(Declaration of Helsinki)의 연구 윤리 기준을 준수하여 수행되었다 [22]. 참여자 내

설계로, 12명 전원이 두 파이프라인 조건을 모두 수행하였다. AI 조건은 단안 영상 기반 AI 마커리스 모션캡처 도구(Plask Motion v2.4.1)로 참조 영상에서 3차원 관절 데이터를 추출한 후, Autodesk Maya 2024.2의 HumanIK 캐릭터라이즈와 리타겟팅을 거쳐 후처리(접지 보정, 관통 수정, 커브 클린업)를 수행하는 공정으로 구성하였다. 접지 보정은 접지 구간 동안 발 조인트를 IK 제약으로 고정하는 IK 피닝(IK pinning) 기법으로 수행하였으며([그림 1]), 이는 모션캡처 편집에서 접지 미끄러짐을 사후 보정하는 표준적 접근에 해당한다 [19]. 키프레임 조건은 동일 참조 영상을 레퍼런스로 블로킹, 스플라이닝, 폴리싱의 표준 공정으로 수행하였다. 동작 과제는 복잡도에 따라 기본 이동(걷기, 달리기), 복합 동작(점프 후 착지, 방향 전환), 연기 동작(물건 집기, 감정 제스처)의 3개 유형 6개 과제로 구성하였다. 유형 구분은 루트 모션 안정성(복합 동작)과 말단 관절 연속성(연기 동작)이 품질에 미치는 영향을 복잡도 수준별로 검증하기 위한 것이다. 각 참여자는 6개 과제 각각에 대해 두 조건을 수행하였으며, 유형별 3회 반복 측정치는 해당 유형에 속한 2개 과제의 측정치와 반복 회차를 평균한 값이다.



[그림 1] IK 피닝 적용에 따른 풋 슬라이딩 보정 전후 비교

[Fig. 1] Comparison of foot sliding before and after applying IK pinning

시간 효율성(연구문제1)은 두 파이프라인의 공정을 기능적 등가성에 따라 T1 모션 생성(모션 추출/블로킹), T2 캐릭터 적용(리타겟팅/스플라이닝), T3 후처리·정제(클린업/폴리싱), T4 검수·수정의 4개 공통 단계로 재구획하고, Maya 작업 로그와 화면 녹화의 교차 대조를 통해 단계별 유효 작업 시간을 측정하였다. 동작 품질(연구문제2)의 정량 지표는 두 개의 동작 요소 지표군으로 구성하였다. 관절 데이터는 Maya 파이썬(Python) 스크립트로 프레임 단위 추출하였다.

관절 운동 연속성(연구문제2)는 주요 관절의 월드 좌표 궤적에 대해 3차 차분으로 산출한 저크(jerk) 총량으로 측정하였다. 루트 모션 안정성은 접지 구간의 풋 슬라이딩 누적 오차로 측정하였다. 두 지표군은 참조 동작의 재현 정확도가 아닌 산출물 자체의 품질 속성을 측정하므로, 창작적 변형을 전제하는 키프레임 방식과 데이터 변환을 전제하는 AI 방식에 동일하게 적용 가능한 방식

중립적 지표이다. 다만 저크는 값이 낮을수록 우수함을 함의하는 지표가 아니라 운동의 시간적 연속성을 기술하는 지표이며, 12원칙이 요구하는 예비 동작과 강조는 의도적 급가속을 수반하므로, 저크 값의 해석은 AQR 평가와 병행하여 이루어진다. 지각적 품질은 연구자가 개발한 AQR로 평가하며, 평가는 경력 7년 이상의 애니메이션 감독, 테크니컬 디렉터, 리드 애니메이터 10인이 파일명과 렌더 조건을 통일하고 제시 순서를 블라인드 조건에서 독립적으로 수행하였으며, 평가자 간 신뢰도는 $ICC(2,k) = .914(95\% \text{ CI } [.862, .951])$, 문항의 내적 일관성은 Cronbach's $\alpha = .892$ 였다 [21]. AQR은 12원칙 가운데 제작 방식에 중립적으로 적용 가능한 5개 항목으로 구성되며, 각 항목을 5점 척도로 평정한 뒤 평균한 값을 산출한다.

3.2 연구결과

3.2.1 시간효율성 분석결과

동작 유형별·방식별 전체 공정 소요 시간의 기술통계는 [표 1]과 같다. 각 셀의 값은 참여자 12명의 반복 측정치 평균에 대한 기술통계이다($N = 12$).

[표 1] 전체공정 소요시간 기술통계(단위: 분, $N=12$)

[Table 1] Descriptive statistics for the overall process time

동작유형	방식	평균 (M)	표준편차 (SD)	CV(%)	최소값	최대값
A (이동동작)	AI 리타겟팅	18.40	3.33	18.1	13.2	24.6
	키프레임	47.30	7.11	15.0	36.5	61.2
B (역동동작)	AI 리타겟팅	34.70	6.01	17.3	26.1	45.8
	키프레임	98.30	13.49	13.7	78.4	124.3
C (연기동작)	AI 리타겟팅	67.20	10.24	15.2	51.3	84.7
	키프레임	193.51	25.48	13.2	152.8	241.6

이원 반복측정 분산분석 결과, 제작 방식의 주효과($F(1,11) = 712.55, p < .001, \eta_p^2 = .985$), 동작 유형의 주효과($F(2,22) = 563.65, p < .001, \eta_p^2 = .981$), 두 요인의 상호작용($F(2,22) = 680.19, p < .001, \eta_p^2 = .984$)이 모두 유의하였다. 유형별 사후 비교에서 AI 조건의 소요 시간은 세 유형 모두에서 키프레임 조건보다 유의하게 짧았다([표 2]). 효과크기는 Cohen's d 로 보고하였다 [20].

[표 2] 제작 방식 간 소요 시간 차이 검정

[Table 2] Comparison of process time between production methods

동작유형	t(11)	p	Cohen's dz	Wilcoxon p	절감률 M(SD)	절감률 범위
A (이동동작)	-23.50	< .001	-6.78	< .001	61.81% (1.93)	59.5-66.8%
B (역동동작)	-24.84	< .001	-7.17	< .001	64.38% (1.84)	62.0-67.9%
C (연기동작)	-27.28	< .001	-7.87	< .001	64.99% (1.53)	62.6-67.2%

* 절감률은 참여자별로 산출한 개선율의 평균이며, [표 1]의 평균값으로 계산한 비율과는 일치하지 않는다.

이상의 결과는 세 가지 함의를 지닌다. 첫째, AI 리타겟팅의 시간 효율성은 특정 복잡도 구간에 국한되지 않고 전 유형에서 60% 이상의 절감률로 일관되게 나타났으며, 참여자 12명 전원이 모든 유형에서 동일한 방향의 차이를 보였다. 둘째, 절대 격차가 복잡도에 비례해 확대된다는 것은 제작 분량과 동작 난도가 큰 프로젝트일수록 AI 파이프라인 도입의 누적 효율 이득이 커짐을 시사한다. 아울러 절감률의 표준편차가 유형 A 1.93에서 유형 C 1.53으로 감소한 점은, 복잡한 동작일수록 절감 효과가 참여자 간에 더 일관되게 실현됨을 보여준다. 셋째, AI 조건의 표준편차는 이동동작 3.33에서 연기동작 10.24로 증가하였으나, 이는 평균의 증가(18.40 → 67.20)에 수반된 척도 효과이며 변동계수는 18.1%에서 15.2%로 오히려 감소하였다. 키프레임 조건에서도 동일한 양상이 관찰된다(15.0% → 13.2%). 따라서 본 자료에서 동작 복잡도에 따른 상대적 개인차의 확대는 확인되지 않는다. 다만 두 조건을 비교하면 AI 조건의 변동계수가 전 유형에서 키프레임 조건보다 일관되게 높아, AI 파이프라인의 소요 시간이 원천 데이터의 품질과 후처리 판단에 따라 상대적으로 더 큰 편차를 보임을 시사한다. 숙련도 그룹별 보조 분석에서 절감률은 유경험군 62.4~65.5%, 미경험군 61.2~64.5%로 나타났으며, 세 유형 모두에서 집단 간 차이는 유의하지 않았다(각 $p = .288, .947, .262$). 절대 소요 시간에서도 유의한 차이는 관찰되지 않아(모든 조건 $p > .05$), 효율 이득이 모션캡처 후처리 경험 수준에 크게 좌우되지 않음을 확인하였다.

3.2.2 공정 단계별 시간 분석 결과

참여자 12명의 평균 소요 시간을 T1(모션 생성), T2(캐릭터 적용), T3(후처리, 정제), T4(검수·수정)의 4대 공통 단계로 분해한 결과는 [표 3]과 같다.

[표 3] 공정 단계별 시간 분해 (단위: 분)

[Table 3] Time decomposition by process stage

동작유형	방식	T1	T2	T3	T4	합계(M)
A (이동동작)	AI 리타겟팅	1.5	3.2	8.5	5.2	18.4
	키프레임	16.5	14.2	11.4	5.2	47.3
B (역동동작)	AI 리타겟팅	2.5	5.1	16.3	10.8	34.7
	키프레임	35.1	28.6	23.1	11.5	98.3
C (연기동작)	AI 리타겟팅	3.2	8.4	34.1	21.5	67.2
	키프레임	72.3	54.2	43.5	23.5	193.5

단계별 절감률은 뚜렷한 경사 구조를 보였다. T1 단계의 절감률은 90.9~95.6%로, AI 자세 추정 에 의한 모션 데이터 자동 추출이 수작업 블로킹을 대체하면서 시간 격차의 최대 원천이 되었다. T2 단계 역시 77.5~84.5%의 높은 절감률을 보여, HumanIK 캐릭터라이즈 기반 리타겟팅의 자동성이 수작업 스프라이닝 대비 우위를 유지하였다. 반면 T3 단계에서 절감률은 21.6~29.4%로 급감하

였고, T4 단계에서는 0~8.5%로 방식 간 격차가 사실상 소멸하였다. 이는 AI 파이프라인의 효율 이득이 공정 전반에 균등하게 분포하는 것이 아니라 전공정(T1-T2)에 집중되며, 후공정(T3-T4)에서는 접지 보정, 관통 수정, 커브 클린업 등의 수정 작업이 키프레임 방식의 폴리싱에 준하는 시간을 요구함을 의미한다. 이 구조는 AI 조건 내부의 단계 구성비에서도 확인된다. AI 파이프라인에서 T3가 차지하는 비중은 이동동작 46.2%, 역동동작 47.0%, 연기동작 50.7%로, 전체 소요 시간의 절반가량이 후처리에 투입되었으며 그 비중은 동작 복잡도에 비례하여 증가하였다. 즉 AI 파이프라인의 병목은 모션 생성이 아니라 후처리 단계로 이동하였다. 이는 자세 추정 데이터가 내포한 구조적 한계(2.2절)가 파이프라인 상에서 시간 비용으로 전가되는 지점을 특정한 결과이며, 연구문제1이 제기한 '효율 격차의 발생 지점' 문제에 대한 직접적 답변에 해당한다.

3.2.3 동작 품질 분석 결과

동작 유형별·제작 방식별 품질 지표의 기술통계는 [표 4]와 같다. 차이점수의 정규성 검정에서 일부 지표가 정규성 가정을 충족하지 못하여(Shapiro-Wilk, $p < .05$), 대응표본 t 검정과 함께 Wilcoxon 부호순위 검정에도 병기하였다([표 5]). 두 검정의 결과는 모든 지표에서 일치하였다.

[표 4] 제작 방식 및 동작 복잡도별 품질 지표(N = 12)

[Table 4] Quality indicators by production method and motion complexity

동작유형	방식	저크 M(SD)	풋 슬라이딩 M(SD)	AQR M(SD)
A (이동동작)	AI 리타겟팅	12.40 (1.18)	1.20 (0.30)	4.60 (0.19)
	키프레임	18.20 (1.01)	0.40 (0.11)	4.16 (0.26)
B (역동동작)	AI 리타겟팅	24.50 (1.65)	3.50 (0.50)	4.40 (0.18)
	키프레임	29.10 (1.53)	0.90 (0.21)	3.88 (0.22)
C (연기동작)	AI 리타겟팅	42.79 (2.40)	8.60 (1.16)	3.92 (0.21)
	키프레임	35.60 (1.96)	1.49 (0.32)	4.36 (0.25)

* 저크 단위 cm/s^3 , 풋 슬라이딩 누적 오차 단위 cm, AQR 5점 척도.

[표 5] 제작 방식 간 품질 차이 검정

[Table 5] Comparison of quality indicators between production methods

지표	유형	t(11)	p	Cohen's dz	Wilcoxon p	우세 조건
저크	A	-20.99	< .001	-6.06	< .001	AI
	B	-29.09	< .001	-8.40	< .001	AI
	C	33.76	< .001	9.75	< .001	키프레임
풋 슬라이딩	A	8.12	< .001	2.35	< .001	키프레임
	B	20.42	< .001	5.89	< .001	키프레임
	C	28.20	< .001	8.14	< .001	키프레임
AQR	A	9.78	< .001	2.82	< .001	AI

	B	22.12	< .001	6.38	< .001	AI
	C	-14.34	< .001	-4.14	< .001	키프레임

세 품질 지표는 서로 다른 효과 구조를 보였다. [표 6]을 보면 저크와 AQR에서는 방식×유형 상호작용($\eta^2_p = .989, .972$)이 방식 주효과(.886, .819)를 상회하여 우열이 동작 유형에 따라 반전된 반면, 풋 슬라이딩에서는 방식 주효과(.991)가 지배적으로 나타나 전 유형에서 일관된 격차가 확인되었다.

[표 6] 이원 반복측정 분산분석 결과

[Table 6] Two-way repeated measures ANOVA results

지표	방식	유형	방식 × 유형
저크	$F(1,11) = 85.08, \eta^2_p = .886$	$F(2,22) = 1248.15, \eta^2_p = .991$	$F(2,22) = 968.79, \eta^2_p = .989$
풋 슬라이딩	$F(1,11) = 1257.74, \eta^2_p = .991$	$F(2,22) = 315.53, \eta^2_p = .966$	$F(2,22) = 350.84, \eta^2_p = .970$
AQR	$F(1,11) = 49.63, \eta^2_p = .819$	$F(2,22) = 36.33, \eta^2_p = .768$	$F(2,22) = 387.45, \eta^2_p = .972$

※ 모든 효과 $p < .001$.

관절 운동 연속성에서 유형 A·B에서는 AI 조건의 저크가 유의하게 낮아 가설 1(자연 동작 보존)이 지지되었다. 실연자의 연속적 속도 프로파일이 리타겟팅 이후에도 보존된 반면, 수작업 키프레임은 포즈 간 보간에서 미세한 가속 불균일이 잔존한 것으로 해석된다. 반면 말단 관절의 정밀한 통제가 요구되는 유형 C에서는 방향이 역전되어 가설 2(지터 잔존)가 지지되었다. 두 가설은 배타적 관계가 아니라 말단 정밀도 요구 수준을 경계로 적용 영역을 달리하는 관계로 확인되었으며, 강한 상호작용 효과가 이를 뒷받침한다. 루트 모션 안정성에서 풋 슬라이딩 누적 오차는 전 유형에서 AI 조건이 유의하게 컸으며, 그 배율은 복잡도에 따라 3.00배, 3.89배, 5.77배로 확대되었다. 이는 지면 접촉 정보의 부재라는 구조적 한계가 IK 피닝 기반 접지 보정 이후에도 해소되지 않음을 보여준다. 키프레임 조건이 전 유형에서 1.5 cm 이하를 유지한 것은 접지 제약을 명시적으로 통제하는 수작업의 강점을 반영한다. 저크와 달리 방향 반전이 없다는 점에서 가설 3(제약 보존 열위)이 지지되며, 루트 모션 안정성은 조건 무관한 취약 지점으로 확인된다. 지각적 품질에서 유형별 격차는 A +0.44점, B +0.52점, C -0.44점으로 대칭적 반전 구조를 이루었다. 유형 A·B에서 AI 조건이 유의하게 우세하였으나 유형 C에서는 키프레임 조건이 유의하게 우세하였으며, 세 유형 모두 12명 전원에서 동일한 방향이 관찰되었다. 항목별 분해에서는 종합 점수만으로는 드러나지 않는 구조를 확인하기 위해 5개 항목을 접지 관련 항목(④)과 비접지 항목(①②③⑤)으로 구분하여 분석하였다([표 7]).

[표 7] AQR 항목※ 모든 효과 $p < .001$.군별 방식 간 격차(AI - 키프레임)

[Table 7] AQR score gaps by item group

동작유형	접지 항목(④)	비접지 항목(①②③⑤) 평균	종합
A (이동동작)	-0.20	+0.60	+0.44
B (역동동작)	-0.40	+0.73	+0.52
C (연기동작)	-1.40	-0.23	-0.44

항목별로 분해하면 접지 항목(④)에서 AI 조건은 세 유형 모두 열세였으며 그 격차는 -0.20, -0.40, -1.40점으로 확대된 반면, 비접지 항목(①②③⑤)의 평균 격차는 +0.60, +0.73, -0.23점이었다. 종합 점수의 방향은 두 성분의 상대적 크기로 결정되며, 유형 C에서 접지 열세가 급증하는 동시에 비접지 우위가 소멸하면서 순위가 반전되었다. 가설 4가 상정한 임계 구조가 확인된 결과이다. 다만 유형 C의 8.60 cm는 관찰된 최대치일 뿐 임계값으로 확정할 수 없다.

4. 결론

본 연구는 Maya HumanIK 기반 AI 모션 리타겟팅 파이프라인과 전통적 키프레임 방식을 동일 조건에서 비교하여, 시간 효율성과 동작 품질의 두 차원에서 실무적 타당성을 검증하였다. 연구문제1과 관련하여, AI 파이프라인은 세 동작 유형 모두에서 60% 이상의 시간을 절감하였으나 그 이득은 공정 전반에 균등하게 분포하지 않았다. 단계별 절감률은 T1 모션 생성 90.9~95.6%, T2 캐릭터 적용 77.5~84.5%에서 T3 후처리·정제 21.6~29.4%, T4 검수·수정 0~8.5%로 급감하였다. AI 조건에서 T3가 차지하는 비중은 46.2~50.7%로, 전체 시간의 절반가량이 후처리에 투입되었다. 즉 AI 파이프라인은 창작 노동을 제거한 것이 아니라 생성의 노동을 교정의 노동으로 치환하였으며, 효율성의 관건은 생성 기술이 아니라 접지 보정·관통 수정·커브 클린업으로 구성되는 후처리 부담의 관리에 있다. 연구문제2와 관련하여, 품질 격차는 방식 간 전면적 우열이 아니라 동작 요소 의존적으로 나타났다. 관절 운동 연속성은 이동·역동 동작에서 AI 조건이 우세하여 자연 동작 보존 가설을, 연기 동작에서는 역전되어 지터 잔존 가설을 지지하였다. 두 가설은 배타적 관계가 아니라 말단 정밀도 요구 수준을 경계로 적용 영역을 달리하였다. 반면 루트 모션 안정성에서는 AI 조건이 전 유형에서 열세를 보여 조건 무관한 취약점으로 확인되었다. 전문가 평가는 이 구조와 대응하여 유형 A·B에서 AI 우세, 유형 C에서 역전을 보였으며, 항목별 분해 결과 접지 항목의 열세가 비접지 항목의 우위를 상회하는 지점에서 종합 순위가 반전되었다.

연구의 의의는 세 가지이다. 첫째, 효율성 논의를 총량 비교에서 공정 단계 수준으로 분해하여, 선행 연구가 지각된 유용성이나 정성적 판단으로 확인해 온 효율 이득의 발생 지점과 상쇄 지점을 실측으로 특정하였다. 둘째, 최소 저크 원리로부터 상반된 두 예측을 도출하고 동작 유형별 검증을

통해 조건적 구조를 규명하였다. 셋째, 제약 보존·시간 연속성·지각 품질의 삼원 평가 체계를 제작 방식 중립적 품질 평가 틀로 제시하였다. 실무적으로는 AI 파이프라인 도입이 채택 여부가 아니라 어느 공정에, 어떤 동작 유형에 배치할 것인가의 문제임을 시사한다.

연구의 한계는 다음과 같다. 첫째, 본 연구의 결과는 Plask Motion v2.4.1이라는 특정 도구의 성능 특성에 종속되며, 다른 자세 추정 엔진에서는 지터와 접지 오차의 양상이 달라질 수 있다. 둘째, 참여자 12명은 반복측정 설계로 수용 가능한 규모이나 일반화에는 제약이 있으며, 경력 3년 이상으로 제한하였으므로 다른 숙련 수준에 동일한 결과가 나타날지는 확인되지 않았다. 셋째, 산출된 효과크기는 동일 참조 영상·리그·완료 기준을 적용한 통제 조건의 결과이므로, 차이의 방향과 일관성에 대한 근거로 해석하는 것이 적절하다. 넷째, AQR 항목 일부는 정량 지표와 개념적으로 중첩되므로 양자의 일치는 독립적 근거의 수렴이 아니다. 다섯째, 접지 오차의 지각 임계 구조는 관찰되었으나 임계값의 위치는 특정하지 못하였다. 후속 연구에서는 복수 도구의 비교 검증, 접지 오차의 지각 임계 추정, 물리 기반 접촉 최적화의 후처리 통합 효과, AI 생성 모션을 초기 레이어아웃으로 활용하는 혼합 워크플로의 검증이 요구된다.

References

- [1] J. Lasseter, "Principles of traditional animation applied to 3D computer animation," *Comput. Graph.*, vol. 21, no. 4, pp. 35-44, Jul. 1987, doi: 10.1145/37402.37407.
- [2] L. Mündermann, S. Corazza, and T. P. Andriacchi, "The evolution of methods for the capture of human movement leading to markerless motion capture for biomechanical applications," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 3, art. no. 6, Mar. 2006, doi: 10.1186/1743-0003-3-6.
- [3] W. Hong and J. Kim, "Utilization Study about AI-Based Motion Capture for Animation Production," *Cartoon and Animation Studies*, no. 76, pp. 487-514, Sep. 2024, doi: 10.7230/KOSCAS.2024.76.487.
- [4] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S. E. Wei, and Y. Sheikh, "OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 43, no. 1, pp. 172-186, Jan. 2021, doi: 10.1109/TPAMI.2019.2929257.
- [5] A. Kanazawa, M. J. Black, D. W. Jacobs, and J. Malik, "End-to-end recovery of human shape and pose," in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Salt Lake City, UT, USA, Jun. 18-22, 2018, pp. 7122-7131.
- [6] M. Kocabas, N. Athanasiou, and M. J. Black, "VIBE: Video inference for human body pose and shape estimation," in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Seattle, WA, USA, Jun. 13-19, 2020, pp. 5253-5263.
- [7] M. Gleicher, "Retargeting motion to new characters," in *Proc. 25th Annu. Conf. Comput. Graph. Interact. Tech. (SIGGRAPH)*, Orlando, FL, USA, Jul. 19-24, 1998, pp. 33-42, doi: 10.1145/280814.280820.
- [8] R. Villegas, J. Yang, D. Ceylan, and H. Lee, "Neural kinematic networks for unsupervised motion

- retargetting," in *Proc. IEEE/CVF Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Salt Lake City, UT, USA, Jun. 18-22, 2018, pp. 8639-8648.
- [9] K. Aberman, P. Li, D. Lischinski, O. Sorkine-Hornung, D. Cohen-Or, and B. Chen, "Skeleton-aware networks for deep motion retargeting," *ACM Trans. Graph.*, vol. 39, no. 4, art. no. 62, Jul. 2020, doi: 10.1145/3386569.3392462.
- [10] Autodesk Inc., "HumanIK," *help.autodesk.com*, <https://help.autodesk.com/view/MAYAUL/2024/ENU/?guid=GUID-EDBDA3DB-4715-40EF-9ADF-412F78BFF98E> (accessed May 13, 2025).
- [11] D. Oh, "Expansion of the Scope of Animation Production with AI Focusing on Generative Animation," *The Korean Journal of Animation*, vol. 20, no. 4, pp. 157-171, Dec. 2024, doi: 10.51467/ASKO.2024.12.20.4.157.
- [12] K. Lee and C. Han, "A Study on Enhancing Production Efficiency of 3D Character Animation Through the Evolution of AI Technology Elements Focusing on Perceived Usefulness," *The Korean Journal of Animation*, vol. 20, no. 4, pp. 201-230, Dec. 2024, doi: 10.51467/ASKO.2024.12.20.4.201.
- [13] H. Jeon and D. Cho, "How to Leverage AI for Retargeting 3D Character Animations," *Cartoon and Animation Studies*, no. 74, pp. 239-253, Mar. 2024, doi: 10.7230/KOSCAS.2024.74.239.
- [14] C. Ionescu, D. Papava, V. Olaru, and C. Sminchisescu, "Human3.6M: Large scale datasets and predictive methods for 3D human sensing in natural environments," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 36, no. 7, pp. 1325-1339, Jul. 2014, doi: 10.1109/TPAMI.2013.248.
- [15] T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements: An experimentally confirmed mathematical model," *J. Neurosci.*, vol. 5, no. 7, pp. 1688-1703, Jul. 1985, doi: 10.1523/JNEUROSCI.05-07-01688.1985.
- [16] F. Thomas and O. Johnston, *The Illusion of Life: Disney Animation*, Abbeville Press, 1981.
- [17] M. Loper, N. Mahmood, J. Romero, G. Pons-Moll, and M. J. Black, "SMPL: A skinned multi-person linear model," *ACM Trans. Graph.*, vol. 34, no. 6, art. no. 248, Nov. 2015, doi: 10.1145/2816795.2818013.
- [18] D. Rempe, L. J. Guibas, A. Hertzmann, B. Russell, R. Villegas, and J. Yang, "Contact and human dynamics from monocular video," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV)*, Glasgow, U.K., Aug. 23-28, 2020, pp. 71-87, doi: 10.1007/978-3-030-58558-7_5.
- [19] L. Kovar, J. Schreiner, and M. Gleicher, "Footskate cleanup for motion capture editing," in *Proc. ACM SIGGRAPH/Eurographics Symp. Comput. Animation (SCA)*, San Antonio, TX, USA, Jul. 21-22, 2002, pp. 97-104, doi: 10.1145/545261.545277.
- [20] J. Cohen, *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*, 2nd ed., Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
- [21] T. K. Koo and M. Y. Li, "A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research," *J. Chiropr. Med.*, vol. 15, no. 2, pp. 155-163, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.jcm.2016.02.012.
- [22] World Medical Association, "World Medical Association Declaration of Helsinki: Ethical principles for medical research involving human subjects," *JAMA*, vol. 310, no. 20, pp. 2191-2194, Nov. 2013, doi: 10.1001/jama.2013.281053.