

# 웨어러블 UX 기술의 현황과 미래 활용 전망



박진희

- 2010. 한국항공대학교 항공우주 및 기계공학 학사
- 2012. 서울대학교 의류학과 석사
- 2018. 서울대학교 의류학과 박사
- 2018–2019. 서울대학교 박사후연구원
- 2020–현재. 인천대학교 패션산업학과 조교수



황동욱

- 2011. 한국과학기술원 산업 및 시스템공학 학사
- 2019. 서울대학교 산업공학 박사
- 2019–2021. Singapore University of Technology and Design 박사후연구원
- 2021–현재. 광운대학교 미디어커뮤니케이션 학부 조교수



강병현

- 2010. Cornell Univ. 기계항공공학 학사
- 2013. 서울대학교 기계공학과 석사
- 2019. 서울대학교 기계공학과 박사
- 2019–2021. 서울대학교 박사후연구원
- 2021–현재. 세종대학교 AI로봇학과 부교수



박규동

- 2012. 경북대학교 컴퓨터공학 학사
- 2019. 포항공과대학교 창의IT융합공학 박사
- 2020. 삼성SDS 책임연구원
- 2020–현재. 광운대학교 정보융합학부 인공지능응용학과 조교수

## 1. 서 론

웨어러블 기기는 스마트워치나 피트니스 밴드 등 개인용 디바이스를 넘어 패션, 의료, 헬스케어, 스마트 의류, 전자 섬유 등 다양한 분야로 발전해왔다[1-3]. 최근 센서, 통신, 인공지능(AI) 기술의 융합으로 웨어러블 디바이스의 형태와 기능이 더욱 다변화되고 있으며, 특히 인간의 움직임을 보조하거나 증강하는 착용형 로봇 기술은 단순한 보조 기기를 넘어 인간 신체 능력 향상을 목표로 진화하고 있다[4]. 근력 강화나 재활 치료를 돋는 외골격 웨어러블 로봇이 개발되어 일부 상용화 단계에 이르고 있고[5], 스마트 의류를 통해 착용자의 생체 정보를 수집하거나 편의를 증진시키는 시도가 등장하고 있다[6,7]. 웨어러블 로봇은 사용자 신체에 직접 부착되어 정밀하게 동작해야 하므로, 착용자 개개인의 해부학적 차이와 운동역학 특성을 반영한 맞춤형 설계와 제어가 중요한 고려 요소로 다뤄지고 있다[8]. 예컨대 하지 보조 웨어러블 로봇에서는 고관절과 무릎 등의 관절축 위치를 사용자의 해부학적 데이터에 따라 정렬하고, 로봇 관절 토크를 실시간으로 개인별 보행 패턴에 맞춰 조절하는 기술이 제안되는 등의 다양한 연구들이 수행되고 있다[9,10]. 이러한 접근은 다양한 체형을 가진 사용자를 위한 맞춤형 로봇 동작 제어를 가능하게 하며, 인간-로봇 상호작용의 안정성뿐만 아니라 운동 기능 향상 측면에서도 유의미한 개선 효과를 보인다[11,12].

소프트 재질을 활용한 구조 설계는 사용자 맞춤형 웨어러블의 착용성과 기능성을 향상시키는 데 있어 중요한 설계 방향 중 하나로 자리잡고 있다. 실리콘이나 폴리우레탄과 같은 연성 고분자 소재는 피부나 관절의 움직임에 따라 유연하게 변형되는 기계적 특성을 지니며, 이러한 특성을 바탕으로 한 전자소자 및 구동기 설계는 착용자의 움직임에 수동적으로 적응하는 수준을 넘어, 능동적으로 반응하는 인터페이스 구현을 가능하게 한다[8,13,14]. 또한,

관성 센서(IMU), 압력 센서, 스트레치 센서 등 모듈형 구성 요소를 기반으로 한 웨어러블 설계는 운동 시나리오나 사용자 체형에 따라 센서를 유연하게 활용할 수 있는 구조를 제공함으로써 맞춤형 제어와 유지보수의 효율성 모두를 확보할 수 있다[15,16]. 이와 같은 구조는 장시간 착용 시 발생할 수 있는 압박감이나 이질감을 완화하고, 생체 신호 측정의 정밀도를 높이는 데 기여하여 웨어러블 기기의 사용자 수용성과 기능적 안정성을 함께 향상시킴으로써 움직임을 보조하고 증강하는 로봇 기능으로의 확장을 가능케 하며, 특히 고령자, 근골격계 질환자, 재활환자 등에게 안전하고 생체 친화적인 지원 인터페이스로 작용할 수 있다[17-19].

다양한 체형과 움직임 특성을 고려한 웨어러블 로봇 설계를 고도화하기 위해, 최근에는 가상인체 형상을 활용한 정밀한 시뮬레이션 기반 설계가 주목받고 있다[20-22]. 기존의 가상 착의 시스템은 주로 의류의 시각적 피팅에 초점을 맞췄으나, 점차 해부학적 정밀도와 생체역학적 연산을 반영한 고해상도 인체 모델이 연구되고 있다[23,24]. 다양한 체형의 3D 스캔 데이터를 머신러닝 기반으로 분석한 관절 위치 및 근골격계 구조를 디지털 휴먼 모델에 적용하여 착용 적합성 및 운동 중 편차를 평가한 사례도 보고되었다[24,25]. 나아가 가상인체 모델을 통합한 디지털 트윈 환경에서는 실시간 사용자 반응 예측 및 제어 전략 시뮬레이션이 가능해지고 있으며, 이는 고령자나 신체 기능 약화 사용자를 대상으로 한 안전성 향상과 착용 피로도 저감에 효과를 보이고 있다[5]. 이러한 흐름은 단순한 착의 시뮬레이션을 넘어, 생체역학 기반의 정량적 설계와 개인 맞춤 데이터를 활용한 정밀한 개발 방식이 실질적으로 적용되고 있음을 보여준다. 하지만 현재 활용 되는 가상 인체 형상은 주로 시각적 피팅이나 정적 치수 정보에 초점을 맞춘 단순화된 모델이 많아, 동적 움직임에 따른 관절 간 간섭이나 연부조직의 변형 등 실제 착용 환경에서 발생할 수 있는 생체역학적 요소를 충분히 반영하기에는 한계가 있다[23,26]. 특히 연부조직의 압축, 피부 마찰, 자세 변화에 따른 형상 왜곡 등은 시뮬레이션에 포함되며 어렵고, 이로 인해 웨어러블 기기의 착용 적합성이나 제어 정확도를 충분히 예측하지 못하는 경우가 발생한다[23,27]. 또한 특정 체형이나 표준 치수를 기준으로 제작된 디지털 모델은 사용자의 실제 체형 다양성을 반영하기에 부족 하며, 이에 따라 착용 시 불편함이나 기능적 오류가 발생할 수 있다[28]. 이러한 제약은 웨어러블 로봇의 사용자 맞춤 설계를 어렵게 하고, 다양한 사용자군에 대한 적응성과 안전성 확보 측면에서도 걸림돌로 작용한다[29-31].

이러한 기술적 제약을 극복하기 위한 접근으로, 인간공학적 설계 기법과 AI 기술을 가상 인체 모델에 접목하려는 연구가 활발

히 진행되고 있다[32,33]. 인간공학 분야에서 활용되는 인체 치수 분포, 관절 가동범위, 착용 압박 한계 등에 대한 데이터를 디지털 휴먼 모델에 반영하면, 웨어러블 기기의 디자인 단계에서 미리 인체공학적 적합성을 평가하고 개선할 수 있다[34,35]. 나아가 AI 기술의 도입은 가상 인체를 한층 똑똑한 디지털 트윈으로 변화시킬 수 있다[36-38]. 예를 들어 웨어러블 로봇의 제어에 AI 알고리즘을 적용하면 사용자의 움직임 의도를 실시간으로 파악하고 개인별 동작 패턴에 기민하게 적응하는 것이 가능해진다[39]. 실제 연구들에서는 사용자 움직임에 능동적으로 반응하는 AI 기반 제어를 통해 착용형 로봇이 사용자와 조화롭게 동작하며 맞춤형 지원을 제공할 수 있음을 보여주었다[40-42]. AI는 로봇이 환경이나 사용자의 상태 변화를 학습하도록 함으로써 제어 응답성 향상과 개인화된 보조를 가능케 하며, 센서 데이터와 카메라 영상을 활용해 사람의 의도와 보행 환경을 정확히 추론하고 이에 맞춰 로봇 동작을 최적화할 수 있다[39,43]. 또한 AI 기술을 활용하면, 복잡한 인체-기기 상호작용에서 나타나는 비선형적 거동을 모델링하여 가상 인체 시뮬레이션의 현실 반영도를 높일 수 있다는 기대도 나오고 있다[44]. 앞서 문제로 지적된 연부조직의 거동을 데이터 기반 모델로 학습시켜 디지털 휴먼에 통합하면 기존에 간과되던 장치 착용 시 신체 변형이나 압력 분산 특성까지 예측에 포함할 수 있을 것으로 기대한다[45-47].

따라서 보다 진보된 사용자 맞춤형 웨어러블 시스템을 구현하기 위해서는 지금까지 살펴본 모든 기술의 융합적 접근이 필요하다. 개별 사용자의 해부학적 데이터 획득부터 가상 형상을 활용한 시뮬레이션, 인간공학적 검증, AI 기반 최적 제어에 이르는 전 주기적 통합이 이루어질 때, 웨어러블 기기는 비로소 다양한 사용자들의 신체와 요구에 섬세하게 대응하는 맞춤형 기기가 될 수 있다[36,48]. 이러한 융합을 위해 공학, 디자인, 생체의학, 인간공학, 데이터 과학 등 여러 분야의 협업이 필수적이며, 센서 기술, AI 알고리즘, 소프트웨어 및 소재 기술이 일원화된 플랫폼 안에서 함께 작동하도록 설계해야 한다. 예컨대 저전력 센서로부터 데이터를 수집하고, AI 프로세서가 실시간 분석을 수행하며, 그 결과를 토대로 구동 장치가 즉각적으로 개인화된 동작을 실행하는 식의 통합 시스템을 구축하는 방향이다[39]. 여기에 축적된 인간공학 데이터와 가상 시뮬레이션 결과를 설계 피드백으로 활용하면 초기 디자인 단계부터 사용자 맞춤 최적화가 가능해진다[49]. 궁극적으로 이러한 다학제적 융합 전략만이 웨어러블 로봇의 잠재력을 현실화하고 일상 속의 인간 증강으로 자리매김시키는 기반이 될 것이다.

이 글은 AI 기반 가상 인체-로봇 연계 웨어러블 UX 기술의

현황을 분석하고, 그 미래 적용 가능성을 조망하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 웨어러블 로봇의 사용자 경험 향상을 위한 핵심 기반으로서 가상 인체 모델링, 보행 보조 인터페이스, 감성 인식 알고리즘, AI 기반 시뮬레이션 및 최적화 프레임워크 등 다양한 기술 요소의 통합적 발전 방향을 살펴본다.

## 2. 로봇 인터페이스 및 보행보조 연계 기술

지난 수십 년 간 연구기관과 산업체에서는 장애인 재활치료용, 노약자 보행 보조용, 군사 목적의 힘 보조용, 산업현장 등의 반복 작업 보조용 등 다양한 웨어러블 로봇을 개발해왔다. 이러한 웨어러블 로봇 기술의 중심에는 하지 보조 외골격, 즉 보행 재활이나 이동성 지원을 위한 착용형 로봇이 있다. 최근 5년간 특히 보행보조 웨어러블 로봇 분야에서 기술적 발전과 상용화 성과가 두드러진다. 대표적으로 미국 Lifeward사의 ReWalk[50], 일본 Cyberdyne사의 HAL(Hybrid Assistive Limb)[51], 미국 Ekso Bionics의 Ekso NR[52], 한국 Hurotics사의 H-Flex[53] 등은 기술적 접근과 활용 대상에는 차이가 있지만 공통적으로 보행 기능 회복과 사용자 자율성 향상이라는 목적을 공유하며 의료 현장에서 실질적인 활용 성과를 거두고 있다(Figure 1). 산업 현장에서도 근로자 작업을 보조하는 다양한 종류의 로봇이 도입되어 근골격 계부상 예방에 기여하고 있다[54,55]. 이러한 웨어러블 로봇 시장은 꾸준한 성장세를 보이고 있으며, 2025년 약 24.9억 달러 규모에서 2032년에는 약 305.6억 달러에 이를 것으로 예상되는 등 연 평균 43.1%의 높은 성장률이 전망된다[56]. 기술 수준 면에서 미국, 일본, EU 등이 선도하고 있으나 한국도 적극적인 연구개발 투자로 선진국 대비 약 80% 수준의 기술 격차를 좁혀나가고 있다. 주요국의 특허 출원이 2020년을 전후해 급증하는 양상을 보이며, 이는 각국에서 웨어러블 로봇 기술에 대한 연구개발 열기가 높았음을 시사한다(Figure 2)[57].

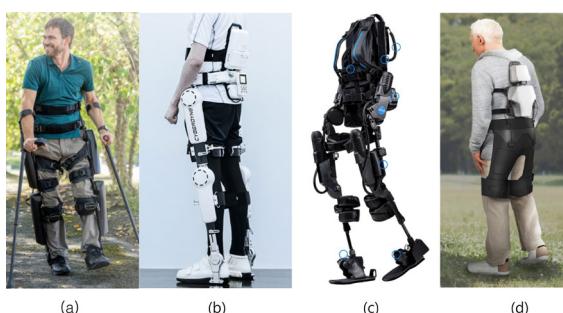


Figure 1. 대표적 웨어러블 로봇 제품 사례 – (a) ReWalk[50], (b) HAL[51], (c) Ekso NR[52], (d) H-Medi[53].

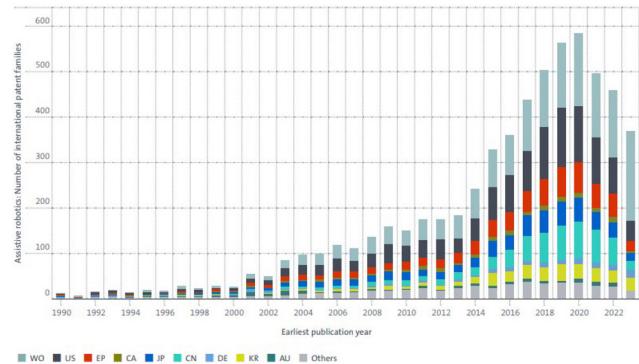
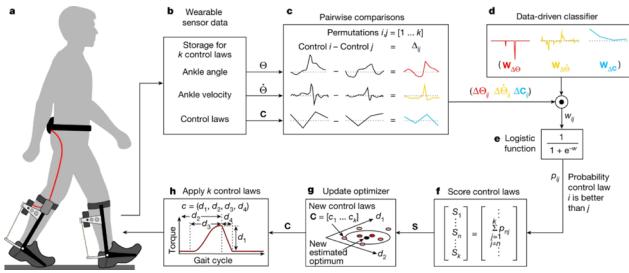


Figure 2. 연도별 웨어러블 로봇 관련 특허 출원 동향(1990–2023) [57].

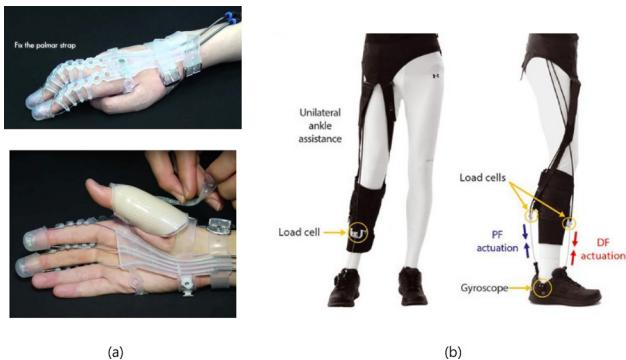
로봇 인터페이스의 UX 향상을 위한 기술적 접근도 활발하다. 웨어러블 로봇은 특성상 사용자의 신체에 밀착되어 힘을 전달하므로 인체공학적 설계와 직관적 제어가 UX의 핵심 요소이다. 최근 개발되는 보행보조 로봇들은 경량 소재와 인체 공학적 착용구조로 사용자의 불편감을 최소화하고, 관절 구동부의 소형화로 움직임의 자연스러움을 높였다[7,50-53]. 또한 일부 웨어러블 로봇은 사용자의 의도를 실시간으로 파악하기 위해 근전도(EMG) 센서나 뇌파(EEG) 인터페이스를 활용할 뿐만 아니라, 발바닥 압력 센서와 관성 센서(IMU) 등을 다리 곳곳에 배치하여 사용자의 보행 패턴을 정밀 분석하고, 보행 속도나 지면 경사 변화에 따라 로봇이 자동으로 지원 모드를 변경하는 지능형 제어 장치도 개발되고 있다[21,51]. 특히 최근 AI 기반 제어 알고리즘을 통해 보행 환경을 자동 인식하고 지면 경사에 맞춰 보조 토크를 즉각 조절하는 착용로봇의 개발 연구는, 일반적인 제어에 비해 사용자의 대사 에너지 소모를 추가로 감소시키고 보행 안정성을 향상시켰으며, 사용자는 별도의 모드 전환 조작 없이 자연스럽게 로봇 도움을 받아 UX 선호도가 높았다고 보고된다(Figure 3)[6,11,12]. 과거 고정된 보조 패턴을 제공하던 방식과 달리, 이처럼 상황 적응형으로 동작하는 로봇은 보다 자연스럽고 편안한 착용 경험을 제공하며, 기계학습 기반의 인간-로봇 상호작용(HRI) 기술은 사람마다 다른 보행 특성에 최적화된 제어를 가능하게 해, 웨어러블 로봇의 적응성과 안전성을 향상시키는 데 중요한 역할을 한다[62].

웨어러블 로봇의 한 축을 이루는 소프트 로보틱스 기반 설계는 기존의 하드 프레임 외골격이 가진 착용 불편, 무게, 관절 간섭 등의 문제를 해소하며 사용자 중심의 경량화·유연화 방향으로 진화하고 있다(Figure 4) [8,63]. 섬유 기반 구조와 소프트 구동기(soft actuator)를 활용한 소프트 웨어러블 로봇은 피부 및 관절의 자연



**Figure 3.** 실시간 AI 기반 외골격 제어 법칙 최적화 알고리즘 흐름의 예시 [11]: a. 피험자가 외골격을 착용하고 다양한 제어 법칙을 적용하여 보행. b. 보행 중 발목 각도( $\theta$ )와 속도( $\dot{\theta}$ )를 센서를 통해 측정. c. 모든 제어 법칙 쌍을 비교하여 움직임 차이( $\Delta$ ) 계산. d. 차이( $\Delta$ )를 분류기 기준치( $W$ )와 곱해 상별 점수( $w_i$ ) 산출. e. 로지스틱 함수를 이용해 두 제어 법칙의 상대적 성능 확률( $p_i$ ) 계산. f. 각 제어 법칙의 점수( $S$ )는 관련된 모든 쌍의 확률을 합산해 계산. g. 점수에 따라 제어 법칙을 정렬하고 최적화기에 반영. h. 최적화기가 새로운 제어 법칙 집합을 선택하고 반복 수행 [11].

스러운 움직임을 따라가며 밀착되는 특성을 가지며, 특히 신체에 부드럽게 접촉해야 하는 의료 및 재활 분야에서 유리한 물리적 조건을 제공한다. 실제로, 뇌졸중 환자의 보행 재활, 고령자의 낙상 방지, 군사용 근력 증강 등 다양한 응용 분야에서 직물 일체형 소프트 웨어러블 시스템이 효과를 보이고 있으며[7,63], 폴리머 기반의 연성 외골격 로봇은 일상적 동작 보조에도 활용 가능성이 커지고 있다. 이와 같은 소프트 로봇은 외형상 일반 의류와 유사한 디자인이 가능하다는 점에서 패션성, 착용시 자연스러움, 사회적 수용성 등 심미적 요소에서도 강점을 가지며, 향후에는 전도성 센서와 센서가 내장된 기능성 텍스타일 형태로 발전함으로써, 디지털 휴먼 아바타와 연동된 시뮬레이션 기반 착용 성능 평가까지 가능해질 것으로 전망된다[63-65].



**Figure 4.** 소프트 웨어러블 로봇의 구조와 착용 사례: (a) Exo-Glove Poly II 손용 외골격 장갑[8], (b) 섬유 기반 모듈형 하지 보조 Exosuit[63]

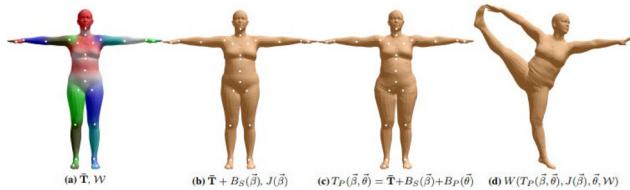
특히 소프트 로보틱스 시스템은 인체 표면에 밀착되어 작동하기 때문에 디지털 인체 형상 데이터는 구조 설계 및 구동

최적화에 직접적으로 활용 가능한 기반이 된다. 예를 들어, 웨어러블 기기가 착용되는 인체 형상 부위를 플랫닝 (flattening) 후 2D 전개도로 변환하고, 부위별 압력 분포나 마찰 계수를 기반으로 소재 배치를 최적화하는 설계 방식이 적용되면, 체형 다양성에 따른 맞춤 설계 정확도를 높이고, 소재 사용의 효율성과 착용자의 물리적 피로도를 동시에 줄일 수 있다. 이러한 접근은 가상 인체 데이터를 구조 설계와 제조 공정에 직접 연계함으로써 소프트 웨어러블의 착용성과 기능성을 동시에 향상시킬 수 있다. 나아가 디지털 트윈 기술이 적용되면, 단순한 CAD 기반 정적 분석을 넘어, 동적 조건 하에서의 구동 하중, 연부조직 변형, 관절 간섭 등을 생체역학적으로 예측하고 이에 따라 구조 배치와 제어 로직을 사용자 특성에 맞게 자동 최적화할 수 있다[9,22,67,68]. 이러한 시뮬레이션 기반 설계 체계는 착용자의 신체 특성과 동작 패턴에 대한 반응성을 높이는 동시에, 반복적인 프로토타이핑 없이도 정밀한 사용자 맞춤형 로봇 설계를 실현할 수 있다는 점에서 매우 유망한 방향으로 평가된다.

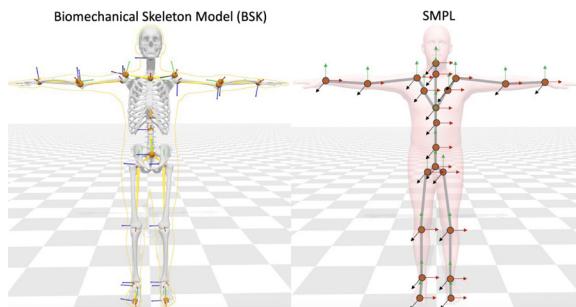
### 3. 가상인체 기반 웨어러블 디자인 기술의 현황

3D 바디 스캔과 인체 데이터베이스 구축 기술의 발전은 가상 인체 기반 디자인의 토대를 마련했다. 기존에는 수동 치수 측정이나 소규모 샘플링에 의존하던 인체 치수 데이터 수집이, 최근 전신 3D 스캐너의 보급으로 수천 명 규모의 3차원 체형 데이터 확보가 가능해졌다. 대한민국의 사이즈코리아(Size Korea) 인체 치수조사는 남녀 수천 명의 3D 스캔 데이터를 포함하여 방대한 체형 정보를 축적한 바 있다. 이러한 데이터는 디지털 가상인체 생성에 활용되어, 개인 맞춤형 의류 설계나 가상 피팅 등에 응용되고 있으며, 특히 딥러닝 기반의 인체 메쉬 복원 기술이 발전하면서 사진 한 장이나 동영상만으로도 개인의 3D 아바타를 생성할 수 있는 방법에 대한 연구들이 진행되고 있다[69,70,71]. 특히 2015년 발표된 SMPL(Skinned Multi-Person Linear) 모델은 조인트와 동적 포즈를 적용한 통계적 인체 메쉬 표현의 표시로서 이후 다양한 가상인체 개발 후속 연구의 기반이 되었으며(Figure 5)[72], 2D 이미지로부터 3D 인간 형상을 추정하는 HMR(Human Mesh Recovery)[73], SPIN(SMPLify-in-the-loop) [74], VIBE(Video Inference for Body Pose and Shape Estimation) [75], PIXIE(Pose and Individual eXpression Inferred from Images with Experts)[76] 등의 딥러닝 모델들이 등장하여 보다 정확하고 활용도 높은 가상 인체 형상 생성을 실현하였다[3]. 이러한

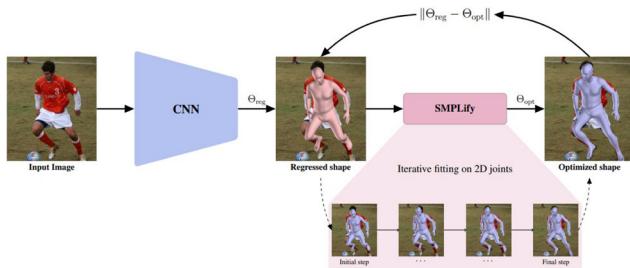
기술 발전은 정적 자세의 스캔 형상을 활용하여 걷기, 구부리기, 앓기 등 다양한 동적 동작에 따른 인체 형상의 정밀 재현을 가능하게 하였으며, 이를 기반으로 가상 착의 시뮬레이션, 재활로봇 설계, 스포츠 퍼포먼스 분석, 디지털 콘텐츠 제작 등 다양한 응용 분야로의 확장을 촉진하고 있다.



**Figure 5.** SMPL 모델: (a) 블렌드 가중치가 색상으로 표현된 템플릿 메시와 흰색으로 표시된 관절 위치. (b) 형상 벡터에 따른 신체 형태만 반영된 메시. (c) 형상에 더해 포즈 블렌드레이프가 적용된 상태. (d) (c)의 메시를 듀얼 쿼터니언 스키닝 기법으로 리포징하여 실제 포즈로 변형한 결과[72].



**Figure 6.** 생체역학 골격 모델과 SMPL 모델 비교(좌: 해부학적으로 정확한 관절 위치와 뼈의 방향을 갖춘 생체역학 골격 모델, 우: 변형 가능한 3D 신체 표면을 포함하지만, 관절 위치와 뼈 방향이 부정확한 근사 골격 구조를 사용하는 SMPL 모델) [99].



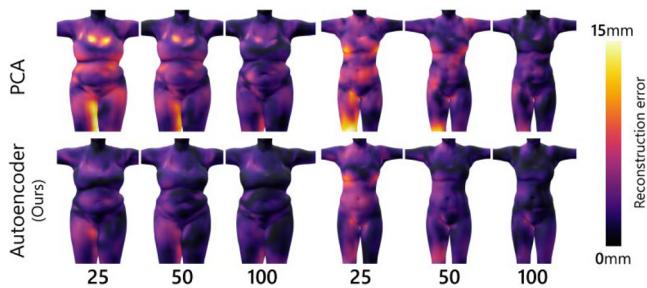
**Figure 7.** SPIN 모델: 3D 사람의 자세와 형태를 추정하기 위해, 회귀 기반 예측과 최적화 기반 반복 보정을 결합한 구조. 입력 이미지에서 CNN이 초기 형태를 예측하고, 이를 기반으로 SMPLify가 2D 관절 위치에 맞게 반복적으로 형태를 보정해 최종 3D 신체 모델을 산출[74].

디지털 인체 형상 모델이 가장 활발히 활용되고 있는 분야 중 하나는 가상 착의(Virtual Try-On) 기술로, 사용자 맞춤형 디

자인과 온라인 의류 구매 경험 향상을 목적으로 다양한 연구와 상용 개발이 진행되고 있다. 이러한 기술은 실물 착용 없이도 다양한 의상을 시각적으로 시뮬레이션 할 수 있는 새로운 가능성을 제시하며, 디자이너에게는 시제품 없이도 디자인 검토와 수정이 가능한 환경을 제공한다[77]. 특히 CLO3D, Optitex, Browzwear 등 패션 CAD 소프트웨어에서는 소재의 입장, 전단, 굽힘 강성 등의 물성을 입력해 가상 인체 모델 위에 2D 패턴을 붕제하고, 드레이프(drape) 형태를 정밀하게 구현할 수 있도록 지원하고 있다. 이를 통해 디자이너는 다양한 원단을 가상 환경에서 손쉽게 교체해가며 팃과 주름 형태 변화를 미리 확인할 수 있다. 이러한 디지털 시뮬레이션은 실제 의상을 제작해본 결과와 15% 이내의 오차로 옷의 드레이프 거동을 재현할 수 있는 수준에 이르렀으며, 시뮬레이션 정확도가 지속 개선됨에 따라 가상 프로토타이핑이 실물 샘플 제작을 상당 부분 대체할 수 있을 것으로 기대된다[78]. 또한 디지털 프로토타입을 통한 평가가 실제 시제품 제작 대비 시간, 비용, 자재 낭비를 크게 줄여 패션 산업의 지속가능성에 기여한다고 보고하였다[79]. 다만 현재는 서로 다른 CAD 소프트웨어 간의 소재 파라미터 호환, 가상 착용감의 정량 평가 기준 등의 이슈가 남아 있어 산업 표준화와 추가 연구가 필요한 상태다.

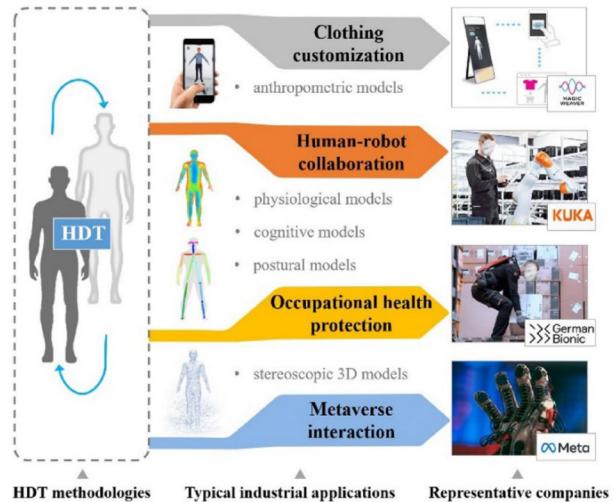
현재의 가상인체 모델은 의류 설계나 시각적 피팅에는 유용하지만, 웨어러블 로봇 설계에 활용하기에는 여전히 여려 한계가 존재한다. 대표적으로, 기존 가상인체는 주로 정적 형상 기반의 시각화에 초점이 맞춰져 있어, 실제 움직임에서 나타나는 관절 회전축의 위치 편차, 연부조직의 비선형 변형, 동작 중 발생하는 마찰·압축력 등의 생체역학적 요소를 충분히 반영하지 못한다[80]. 또한, 개발된 대부분의 SMPL방식의 가상 인체는 표준 체형 데이터를 기반으로 구축되어 체형의 다양성이나 기능 저하 인체의 특수성을 포괄하지 못하는 한계가 있다. 이러한 문제는 웨어러블 로봇 설계 시 착용 적합성, 제어 정확도, 생체 안전성 등에 직접적인 영향을 미친다[81]. 이러한 한계를 보완하기 위해, 기존의 정적·시각적 모델을 넘어서 동적·생체역학적 데이터를 통합한 기능 중심의 가상 인체 모델링 기술이 도입되고 있다. 관절 중심의 정확한 추적과 연부조직의 비선형 물성값을 포함한 시뮬레이션 인체 모델을 구현하거나[82], 다중 카메라 기반 4D 스캔과 딥러닝 기법을 결합하여 실제 운동 중 발생하는 체형 변형 데이터를 정밀하게 반영한 데이터셋을 구축하는 연구가 이루어졌다[83]. 그러나 이러한 체형 변화는 단순한 외형 변형 뿐 아니라, 동작 중 피부 및 연부조직의 압축, 마찰, 미끄러짐 등 복합적인 생체역

학적 반응을 수반하기 때문에, 연부조직의 압축, 마찰 등의 반응을 정량적으로 예측할 수 있는 모델의 필요성이 제기되고 있으나 아직 개발 초기 단계에 머물러 있는 실정이다[23]. 향후 이러한 생체역학적 특성을 반영한 가상인체 모델이 구축될 경우, 소프트 웨어러블 로봇의 착용 인터페이스를 정밀하게 최적화할 수 있을 뿐만 아니라, 의복 착용 시의 정량적 압력 분포 분석이나 밀착형 웨어러블 디바이스의 적합성 평가에도 유용하게 적용될 수 있다[84].



**Figure 8.** 다양한 체형에 대한 연조직 오토인코더(Autoencoder) 및 PCA 기반 복원 오차 비교[82].

앞으로의 가상인체 기술은 단순한 체형 시각화 수준을 넘어, 실제 인간의 운동·감각·생리 반응을 정밀하게 재현하는 디지털 휴먼 플랫폼으로 진화해야 한다. 특히 소프트 로봇은 신체와의 밀착도가 높고 움직임과 반응이 보다 유연하며 복잡한 비선형 거동을 보이기 때문에, 이에 적합한 가상인체 모델은 부드러운 조직의 변형, 신장률, 피부 마찰, 접촉 압력 분포 등을 실시간으로 시뮬레이션 할 수 있어야 한다. 또한, 인간공학적 차원에서는 단순한 치수 기반의 설계를 넘어서, 사용자의 감각 피드백, 피로 누적 곡선, 신체적 인지 모델링 등을 통합한 지각-운동 모델 기반 설계가 요구되고 있다. AI는 이러한 복합 데이터를 처리하고 예측하는 데 핵심적인 역할을 수행한다. 특히 머신러닝 기반의 체형 분류와 제어 파라미터 최적화, 강화학습을 통한 동작 시나리오 적용 학습, 생리반응 기반 제어 알고리즘 설계 등은 가상인체 기술의 실효성을 비약적으로 끌어올릴 수 있다. 궁극적으로는, 사용자 개개인의 3D 체형과 운동 특성, 생리 반응 데이터를 통합한 디지털 트윈 기반의 맞춤형 로봇 설계-시뮬레이션-제어 통합 시스템이 구현되어야 한다. 이는 단순히 착용 적합성을 넘어, 사용자의 상태 변화에 실시간 반응하는 지능형 인터페이스로 진화하게 될 것이며, 웨어러블 로봇의 일상화와 사용자 수용성 확보에 결정적인 기여를 할 것으로 기대된다.



**Figure 9.** 산업 분야에서의 대표적인 HDT(Human Digital Twin) 활용 동향[38].

#### 4. UX/UI 관점에서의 통합 플랫폼 설계 전략

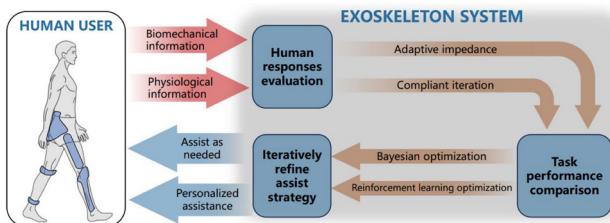
가상인체와 웨어러블 로봇을 연계한 통합 플랫폼에서 UX/UI 설계는 단순한 부차적 기능이 아니라, 시스템의 기술적 완성도와 사용성, 나아가 산업적 수용성에 직결되는 핵심 설계 요소이다. 하드웨어의 기계적 효율, 센서의 정밀도, 제어 알고리즘의 최적화와 같은 기술적 성능만으로는 사용자가 플랫폼을 효과적으로 활용할 수 없다. 실제 사용 환경에서는 사용자가 장비를 착용하고, 디지털 인터페이스를 통해 정보와 명령을 주고받으며, 상황에 따라 즉각적인 피드백을 경험하는 전 과정이 하나의 연속적인 사용자 경험 흐름을 형성한다. 이 흐름 속에서 단일 요소의 우수성보다 중요한 것은 하드웨어, 소프트웨어, 피드백 메커니즘이 심리적·물리적·인지적 부담을 최소화하면서 유기적으로 연결되는지 여부이다. 따라서 UX/UI 설계는 단순히 시각적으로 매력적인 화면을 구현하거나 버튼의 위치를 조정하는 수준을 넘어 사용자의 요구와 맥락에 부합하는 정보 구조 설계, 인터랙션 방식의 직관성, 피드백의 적시성과 명료성을 포함하는 총체적 경험 설계를 의미한다. 이러한 관점에서 UX/UI는 기술 구현의 마지막 단계가 아니라, 플랫폼 설계 초기부터 하드웨어 구조, 센서 배치, 데이터 처리 방식, 피드백 전략까지 포괄적으로 영향을 미치는 통합적 설계 프레임워크로 기능해야 한다[85,86].

##### 4.1. 통합 플랫폼의 사용자 경험 구조 분석

통합 플랫폼의 사용자 경험(UX) 구조는 물리적 착용 경험, 디

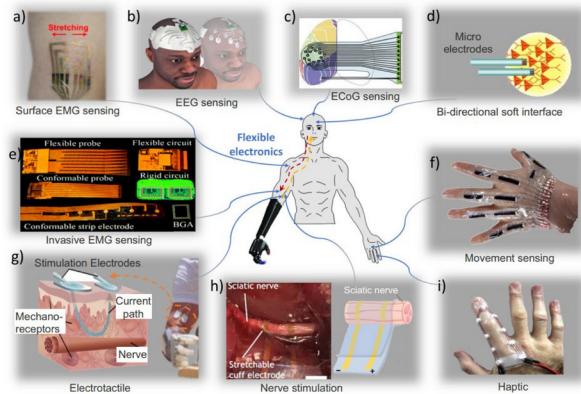
지털 인터페이스 경험, 그리고 상황 인지 및 피드백 경험의 세 축으로 구분할 수 있다. 물리적 작용 경험은 웨어러블 로봇의 무게, 작용 부위의 압박감, 움직임 제약, 통기성, 장시간 작용 시 피로도 등과 직결되며, 이는 사용자의 초기 만족도와 지속 사용 의향에 중요한 영향을 미친다[87,88]. 인체공학적 설계, 하중 분산 구조, 통기성·신축성이 우수한 소재 적용 등을 이러한 부담을 완화하기 위한 핵심 전략이다.

디지털 인터페이스 경험은 사용자가 시스템과 정보를 주고 받는 방식과 그 효율성을 의미한다. 전통적인 화면·키보드 기반 UI 대신, 웨어러블 로봇은 햅틱 진동, 음향, 시각 신호, 증강 현실(AR) 디스플레이, 음성·제스처 인식 등 직관적이고 비전통적인 인터페이스를 활용해 실시간 명령과 피드백을 지원한다[89,90]. 특히, 사용자의 실시간 반응을 기반으로 보조 전략을 최적화하는 Human-in-the-loop 제어 기법이 적용되며, 이를 통해 사용자의 움직임, 의도, 환경 변화에 따라 로봇의 동작을 유연하게 조정할 수 있다(Figure 10). 이 방식은 로봇이 일방적으로 동작하는 것이 아니라, 사용자의 의사결정과 신체 반응을 제어 루프 안에 포함시킴으로써 협력적·적응형 동작이 가능하도록 한다.



**Figure 10.** Human-in-the-loop control: 사용자 반응 기반 웨어러블 로봇 보조 전략 최적화 과정[89].

상황 인지 및 피드백 경험은 사용자의 행동, 환경, 생체신호를 기반으로 한 맞춤형 반응과 정보 제공을 포함한다. 이를 위해 피부 표면이나 신체 내부 조직에 부착 가능한 유연 전자소자(flexible electronics)가 활용되며, 이 장치는 심박수, 근전도, 체온 등 다양한 생체신호를 실시간으로 감지하거나, 필요 시 전기 자극을 전달해 신체 반응을 유도할 수 있다(Figure 11)[89]. 이러한 기술은 재활, 스포츠 훈련, 원격 의료 등 다양한 분야에서 사용자 상태를 정밀하게 파악하고 즉각적인 피드백을 제공하는 기반이 된다. 생체신호 기반 피드백, 실시간 상태 모니터링, 예측형 보조 전략의 결합은 시스템의 적응성과 사용자 만족도를 동시에 높이는 핵심 요소로 작용한다.



**Figure 11.** 유연 전자소자를 활용한 생체 신호 감지 및 피드백 시스템: 사람의 피부나 신체 내부 조직에 부착 가능한 유연 전자소자를 통해 생체 신호를 감지하거나 전기 자극을 전달하는 다양한 활용 사례[89].

#### 4.2. 인터랙션 기술과 감정 기반 UX 설계

사용자 경험을 효과적으로 구현하기 위해서는 다양한 인터랙션 기술의 적용이 필요하다. 대표적으로 햅틱 인터랙션은 진동, 압력, 온도 변화 등 촉각 자극을 통해 물리적 피드백을 제공하며, 멀티모달 인터랙션은 음성, 제스처, 시각 피드백, 촉각 신호를 동시에 활용해 직관성과 정확성을 높인다. 또한 AR/VR과 같은 몰입형 환경에서는 실시간 피드백과 가상 가이드를 제공하고, 사용자의 위치, 자세, 생체 데이터 등을 분석하여 문맥에 맞는 보조 동작을 수행하는 상황 기반 인터랙션이 가능하다. 이러한 기술들은 단순히 시스템의 조작성을 높이는 것을 넘어, 사용자가 플랫폼과 상호작용하는 과정에서 느끼는 몰입감과 정서적 만족을 형성하는 핵심 요소로 작용한다.

이와 같이, 최근 웨어러블 플랫폼 설계에서는 사용자의 감정적 경험(Affective UX)을 중요한 설계 목표로 삼고 있다. 웨어러블 로봇은 신체에 직접 작용되어 작동하는 특성상, 단순한 기능적 성능을 넘어 사용자가 로봇과 상호작용하는 과정에서 느끼는 심리적 안정감, 동기 부여, 감정적 만족도가 기술 수용성과 직결된다[9]. 이에 따라 웨어러블 UX 설계는 물리적 편안함뿐 아니라 정서적 반응까지 포괄적으로 고려하는 방향으로 발전하고 있으며, 사용자가 반복적인 훈련이나 작업 수행 과정에서도 지루함 없이 지속적으로 참여할 수 있도록 설계하는 것이 핵심 과제로 제시된다[91,92].

최근 연구들은 이러한 감정적 경험 강화를 위해 인터랙티브 요소, 몰입감 있는 피드백 방식, 동기 유발 메커니즘 설계에 주목하고 있다[93]. 예를 들어, 게임화(Gamification) 기법을 적용해 점수, 보상, 미션 등의 요소를 제공하거나, 햅틱 피드백 및 시각적 연출을 활용함으로써 반복적인 상호작용 과정에서도 흥

미와 성취감을 유지하도록 유도하는 시도가 이루어지고 있다 [94,95]. 이러한 감정 기반 UX 전략은 특히 재활이나 교육 목적의 웨어러블 시스템에서 사용자 만족도와 지속 사용 의향을 높이는 핵심 요인으로 작용하며, 웨어러블 장비와 디지털 인터페이스 간의 실시간 연동, 상호 피드백, 감각적 피드백(haptic feedback) 등을 통합적으로 설계함으로써 단순한 시각화나 제어 기능을 넘어 현실과 가상이 결합된 몰입형 사용자 경험을 제공한다. 결과적으로, 기술적 성능과 더불어 사용자 감정, 몰입, 만족도를 함께 고려한 총체적 UX 설계 전략이 향후 웨어러블 플랫폼에서 필수적으로 요구될 것으로 전망된다.

#### 4.3. 가상/혼합현실 환경에서의 몰입형 UX 설계

메타버스, VR, AR과 같은 가상·혼합현실 환경은 웨어러블 로봇과 결합될 때 사용자의 몰입도를 극대화하고 경험의 질을 향상시킨다. 예를 들어, 재활훈련 VR 플랫폼에서는 환자가 모션 트래킹 웨어러블을 착용하고 게임 기반 과제를 수행함으로써 훈련 효과와 동기를 동시에 향상시킬 수 있다[96]. AR 보조 작업 시스템에서는 산업 현장의 작업자가 웨어러블 로봇과 AR 글래스를 착용해 작업 순서를 시각화된 오버레이로 안내 받아 생산성과 안전성을 동시에 확보할 수 있다[97]. 또한 메타버스 기반 협업 훈련 환경에서는 원격 다자간 가상공간에서 아바타와 실시간 데이터 연동을 통해 로봇 조작법이나 응급 처치법을 학습하는 시뮬레이션이 가능하다[98]. 이러한 시스템은 단순한 제어와 모니터링을 넘어 현실과 가상을 결합하여 몰입감과 상황별 감정 친화적 사용자 경험을 제공함으로써 기술 수용성과 장기 사용성을 높이는 데 중요한 역할을 한다.

이와 같은 이유로, 통합 플랫폼 설계에는 다학제 융합 관점이 필수적이다. 웨어러블 UX는 신체적 경험, 인지적 인터페이스, 감성적 만족이 교차하는 영역이므로, 섬유공학, 인간공학, 로봇공학, 디자인, 심리학 등 다양한 분야의 전문가들이 협력하여 최적의 해법을 찾아야 한다. 착용 단계에서는 섬유 소재와 인체 공학, 사용 단계에서는 HRI 알고리즘과 UX 디자인, 피드백 단계에서는 심리학과 감성공학 등의 지식이 요구된다. 이러한 플랫폼적 사고를 통해 각 단계의 마찰을 줄이고 매끄러운 엔드투엔드 사용자 경험을 구축하는 것이 목표다[99]. 이를 실현하기 위해서는 개방형 표준 플랫폼을 마련해 다양한 웨어러블 디바이스와 소프트웨어 모듈이 상호 연동 가능하도록 하고, 사용자 데이터 포맷 표준화, 디바이스 간 상호운용성(interoperability) 확보, 보안 및 프라이버시 대책 수립 등의 과제를 해결해야 한다[100]. 나아가, 관련 분야의 산학연 컨소시엄을 통해 UX 가이

드라인과 인증체계를 수립하는 것은 산업 전반의 UX 품질을 높이는 핵심 전략이 될 것이다[101].

#### 5. AI 기반 가상형상 생성과 사용자 맞춤형 UX 알고리즘

웨어러블 UX를 향상시키기 위해 AI를 활용하는 방향은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 하나는 가상형상 생성 분야이고, 다른 하나는 사용자 맞춤형 UX 알고리즘 분야이다. 가상형상 생성 분야는 앞서 살펴본 SMPL형식의 디지털 휴먼 모델이나 환경의 디지털 트윈 등을 포함하는 개념으로, AI의 강력한 패턴 인식 및 생성 능력을 이용해 현실 세계의 객체나 사람을 가상세계에 실시간으로 구현하거나 예측하는 기술이다[36,37]. 예를 들어, 딥러닝 기반 자세 예측 모델은 카메라 영상에서 사람의 주요 관절이나 신체 부위의 좌표를 추정해 가상의 관절-골격 구조를 만들어내는데, 최근에는 여기서 더 나아가 근골격계 모델과 연계한 생체역학 시뮬레이션도 가능해지고 있다[102]. 또한 사람의 걸음걸이 데이터를 학습한 AI가 다음 걸음의 발목 궤적을 미리 예측해주어 로봇이 보조 동작을 선제적으로 준비할 수 있게 하는 연구가 진행 중이다[103]. 이와 함께 AI가 사용자의 피로도나 컨디션 변화를 감지하여 로봇의 출력 강도를 자동으로 조절하거나 필요 시 사용자에게 휴식을 권유하는 시스템도 연구되고 있다[104]. 이처럼 AI를 활용한 가상형상 모델링은 인간의 실제 형태와 움직임을 데이터 기반으로 정밀하게 반영할 수 있어, 기존의 단순한 시각화 수준을 넘어 정량적 분석이 가능한 디지털 휴먼 구현에 유리하다. 특히 근골격계 모델과의 연계를 통해 생체역학적 시뮬레이션이 가능해짐에 따라, 향후 웨어러블 로봇의 동작 계획, 착용 적합성 평가, 작업 시나리오 예측 등 다양한 실질적 응용이 기대된다.

가상착의 시스템에서는 소재의 물리적 특성을 정밀하게 추정하고 이를 시뮬레이션에 반영하는 데 AI가 활용되고 있다. 기존에는 소재의 인장, 전단, 굽힘 강성 등의 파라미터를 KES(Kawabata Evaluation System)와 같은 고가의 장비로 측정하여 수작업으로 입력해야 했으나, 최근에는 AI가 옷감의 이미지나 스캔 데이터를 기반으로 해당 소재의 물성치를 자동으로 예측하는 기술이 상용화되고 있다(Figure 12)[105]. 예컨대 SEDDI Textura, Frontier.cool 등의 플랫폼은 실제 원단의 스캔 정보만으로도 U3M, ZFAB 등 3D 시뮬레이션용 파일을 자동 생성하며, 신장률, 밀도, 두께 등의 메타데이터도 함께 제공함으로써 디자이너가 다양한 소재를 빠르게 가상환경에서 교체하

며 핏과 주름을 테스트할 수 있도록 한다[105,106]. 앞으로는 AI가 특정 의상 패턴과 사용 목적에 따라 최적 소재를 추천하거나, 움직임에 따른 소재의 드레이프 반응을 정량적으로 예측하는 수준까지 발전할 것으로 예상되며, 이는 실물 제작 없이도 더욱 사실적인 착의 경험을 구현하는 핵심 기반 기술로 작용할 것이다.



Figure 12. 인공지능을 활용한 직물 촉감 예측의 주요 활용 분야[105].

사용자 맞춤형 UX 알고리즘은 웨어러블 기기가 획일적인 동작을 하는 것이 아니라, 사용자별로 최적화된 동작과 피드백을 제공하도록 하는 소프트웨어적 접근을 의미한다[107]. 인간은 신체 조건, 움직임 습관, 선호도가 모두 다르기 때문에, 이를 학습한 AI는 개개인에게 가장 적합한 보조 제어 패턴이나 사용자 인터페이스를 도출할 수 있다. 예를 들어, 착용형 로봇의 여러 제어 매개변수를 사용자별로 최적화한 연구에서는, 무작정 최대 보조 토크를 단순히 적용하는 것보다 중간 수준의 맞춤 보조가 에너지 효율을 더 높이는 사실을 발견하기도 했다(Figure 13)[108]. 이러한 Human-In-The-Loop(인간 개입형) 최적화 방식은 이미 웨어러블 로봇의 성능 개선에 효과적임이 입증되었으며, 향후에는 AI가 실시간으로 사용자의 생체 반응을 모니터링하면서 보조 전략을 능동적으로 바꾸는 수준으로 발전할 전망이다[109]. 나아가 웨어러블 로봇을 사용할 때 사용자가 느끼는 두려움, 불안, 신뢰도 등의 정서, 심리 지표를 AI로 해석하여 UX를 개선하는 접근도 연구되고 있다. 예를 들어, 사용자의 표정, 맥박, 피부 전도도(GSR) 등의 데이터를 통해 긴장도를 추정한 뒤 그에 맞춰 로봇의 속도나 힘을 부드럽게 조절하는 개념이

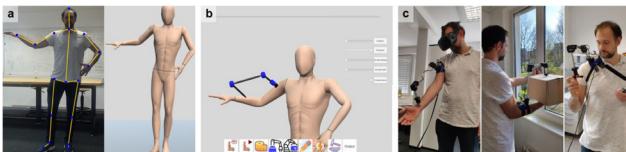
다[110]. 아직은 초기 아이디어 단계이지만, 멀티모달 감성 인식 기술과 결합된다면 웨어러블 로봇이 인간 사용자와 정서적으로 소통하며 적응하는 모습도 기대할 수 있다.



Figure 13. 재활목적의 웨어러블 로봇에서 인공지능(AI) 및 머신러닝(ML)이 활용되는 주요 목표[108].

데이터 기반 웨어러블 설계 시스템의 자동화 및 지능화는 하드웨어 디자인의 새로운 방향으로 주목받고 있다. 이는 사용자의 가상 인체 데이터를 활용하여 웨어러블 기기의 형상, 규격, 소재 등을 자동으로 산출하고 최적화하는 AI 기반 접근을 의미한다(Figure 14)[111]. 예를 들어, 3D 스캔으로 얻은 체형 정보에 기반하여 보조 장치의 프레임이나 착용 밴드의 치수를 자동 설계하는 알고리즘이 개발되면 사용자는 별도 수작업 없이도 본인의 체형에 맞는 맞춤형 장치를 빠르게 제공받을 수 있다[112]. 더 나아가, AI는 웨어러블 기기의 구조적 강도 해석이나 피로 수명 예측을 수행하여, 특정 사용 조건에 적합한 재료 두께나 보조 모터 사양을 도출할 수 있다. 특히 착용감, 내구성, 안전성에 영향을 미치는 소재 특성을 AI가 학습하고 분석함으로써 기기의 소재, 프레임, 패드, 밴드 등에 적합한 재료를 선택하거나 경량화 설계를 도출하는 연구도 진행되고 있다[113]. 최근에는 복잡한 다물체 동역학과 유한요소 시뮬레이션 데이터를 기반으로 AI가 수백 가지 디자인을 자동 생성하고, 그중 성능이 우수한 형상을 선택하는 생성적 설계(generative design) 기법이 웨어러블 분야에 적용되기도 했다[114-117]. 이러한 설계 지능화는 인간 설계자의 직관과 AI의 계산 능력을 결합하여 반복적인 실물 테스트 없이도 정밀하고 사용자 중심적인 웨어러블

제품 개발을 가능하게 한다. 특히, 디자이노블의 사례에서처럼 [117], AI가 다수의 디자인 후보를 생성하고 사용자가 이를 선택, 조정하는 인터랙티브 프로세스는 생성적 설계의 핵심 원리와 맞닿아 있어 웨어러블 분야에도 효과적으로 적용될 수 있다.



**Figure 14.** WRLKit(Wearable Rapid prototyping and Layout Kit)을 활용한 개인 맞춤형 착용형 로봇 팔의 프로토타이핑 과정. (a) 사용자가 카메라 앞에서 작업 동작을 시연하면, 시스템이 이를 자동으로 인식해 자세를 캡처(b) 사용자는 원하는 부착 위치와 도달 목표 지점을 지정(c) 생성된 설계는 다양한 응용을 위해 디지털 제작용 파일로 추출, 실제 착용형 로봇으로 구현[111].

AI 기반 가상형상 생성 기술과 맞춤형 UX 알고리즘은 모두 사용자 경험의 개인화와 예측 가능성 향상이라는 공통된 목표를 지향한다. AI를 통해 사용자의 현재 상태를 정밀하게 모델링하고 미래 행동을 예측함으로써 웨어러블 시스템이 한층 능동적으로 사용자에게 적응하도록 만드는 것이다. 이는 결국 사용자에게 보이지 않는 인터페이스를 제공하여 마치 기기가 사용자의 일부처럼 자연스럽게 느껴지게 하고, 궁극적으로 사용자 만족도와 수용성을 극대화하는 방향으로 발전할 것으로 기대된다.

## 6. 결론 및 향후 전망

AI 기반 가상 인체-로봇 연계 웨어러블 UX 기술은 아직 상용화 초기 단계에 머물러 있지만 사용자 중심 설계와 기술 융합을 통해 새로운 웨어러블 패러다임을 만들어낼 수 있는 잠재력이 매우 크다. 본 논문에서는 3D 스캐닝 기반의 가상 인체 모델링, 소프트 웨어러블 로봇 기술, 실시간 제어를 위한 AI 알고리즘, 감성 중심의 UX 설계 전략 등 다양한 핵심 기술의 현황과 연계 가능성 을 살펴보았다. 핵심적으로, 웨어러블 시스템이 ‘신체에 맞게 착용되는 기기’를 넘어서 ‘사용자와 상호작용하며 학습하고 적응하는 지능형 인터페이스’로 진화하고 있다는 점은 향후 모든 착용형 기술의 설계 철학을 바꾸는 전환점이 될 수 있다.

그러나 기술의 융합과 확장을 위해서는 몇 가지 본질적인 도전 과제가 남아 있다. 첫째, 고정밀 디지털 인체 모델이 여전히 정적이고 단순화된 형태에 머물러 있으며, 연부조직의 동적 반응, 신체 간섭, 체형 다양성을 정량적으로 반영하기 위한 생체

역학 기반 시뮬레이션 체계가 부족하다. 둘째, 사용자의 감정 상태나 인지 반응 등 정성적 UX 요소에 대한 계량화 및 데이터 축적이 미진하여, AI 기반 개인화 제어의 학습 기반이 불충분하다. 셋째, 다양한 산업군에서 요구하는 웨어러블 플랫폼의 기술 구성과 사용 목적이 상이하여, 통합 설계를 위한 데이터 포맷, 인터페이스 구조, 운영 표준의 부재가 기술 확산의 장애 요인으로 작용한다.

향후 웨어러블 UX 기술의 진보는 단순한 기술 융합을 넘어, 사용자 중심의 정밀화와 산업 간 확장성 확보라는 두 가지 축을 중심으로 전개되어야 한다. 먼저, 정밀한 사용자 모델링을 위해 고해상도 디지털 인체 플랫폼의 구축이 필수적이다. 기존의 정적 체형 스캔이나 해부학 중심 모델을 넘어서, 실제 착용 환경에서의 운동 반응, 감각 피드백, 피로 누적 등 복합적인 생체 반응을 반영할 수 있는 정밀한 인체 표현이 요구된다. 이는 웨어러블 시스템의 시뮬레이션 정확도와 착용 적합성을 향상시키며, 장치 설계 초기 단계부터 사용자 특성을 반영한 맞춤형 개발이 가능하게 한다. 이를 위해 장기적인 신체 반응 데이터의 축적과 표준화, 그리고 사용자 맞춤 시뮬레이션 엔진 개발이 함께 이루어져야 한다.

또한 웨어러블 시스템은 단순히 사용자의 명시적 동작에 반응하는 수준을 넘어, 사용자의 신체 상태나 환경 변화에 유연하게 적응하는 방향으로 발전해야 한다. 이를 위해 감정 상태, 주의력 수준, 신체 부담도, 움직임 패턴 등 다양한 정보를 복합적으로 해석하는 멀티모달 센싱 기반의 적응형 제어 알고리즘이 요구된다. 이러한 시스템은 사용자에게 더 편안하고 자연스러운 경험을 제공할 수 있으며, 실시간 상호작용의 질을 크게 향상시킨다. 아울러 웨어러블 기술의 산업 간 확장을 위해서는 센서 포맷, 통신 프로토콜, 제어 API, UI 구성 요소 등의 표준화가 시급하며, 모듈형 하드웨어와 개방형 UX 설계 툴, AI 연동 개발 환경 등 다양한 요소 간 호환성을 확보할 수 있는 공유 인프라 구축이 병행되어야 한다. 마지막으로, 고령자, 장애인, 비표준 체형 사용자 등 다양한 사용자를 수용할 수 있는 보편적 설계 전략이 함께 고려되어야 하며, 이를 위한 사용자 다양성 기반의 데이터 분석, 맞춤 설계 자동화, 디지털 인체 모델의 확장 연구가 지속되어야 한다.

## 참고문헌

1. D. Pearl, J. Intriligator, and X. Liu, “Seamless integration: the evolution, design, and future impact of wearable technology”, arXiv preprint arXiv, 2502.05797, 2025.

2. Y. K. Mulundule, Y. Cheng, A. Ubed, and A. O. Hassan, “Aesthetics of connectivity: envisioning empowerment through smart clothing”, arXiv preprint arXiv, 2503.14122, 2025.
3. L. Piwek, D. A. Ellis, S. Andrews, and A. Joinson, “The rise of consumer health wearables: promises and barriers”, *PLoS Med*, 2016, **13**(2), e1001953.
4. K. Kong, The coming reality of Iron Man’: human-centered robots shaped by dreams and vision, Dong-A Business Review, 2023, May(1).
5. J. Lee, K. Kwon, I. Soltis, J. Matthews, Y. J. Lee, H. Kim et al., “Intelligent upper-limb exoskeleton integrated with soft bioelectronics and deep learning for intention-driven augmentation”, *NPJ Flex Electron*, 2024, **8**(1), 11.
6. T. Skyrme, E-textiles and smart clothing markets 2023–2033: technologies, players, and applications, Cambridge, IDTechEx, 2023.
7. B. Younes, “Smart E-textiles: a review of their aspects and applications”, *J Ind Text*, 2023, 53.
8. B. B. Kang, D. Kim, H. Choi, U. Jeong, K. B. Kim, S. Jo, and K. J. Cho, “Exo-glove poly II: a polymer-based soft wearable robot for the hand with a tendon-driven actuation system”, *Soft Robot*, 2019, **6**(2), 214-227.
9. X. Zhou, and X. Chen, “Design and evaluation of torque compensation controllers for a lower extremity exoskeleton”, *J Biomech Eng*, 2021, **143**(1), 011007.
10. J. A. George et al., “Robust torque predictions from electromyography across multiple levels of active exoskeleton assistance despite non-linear reorganization of locomotor output”, *Front Neurorobot*, 2021, **15**, 700823.
11. P. Slade et al., “Personalizing exoskeleton assistance while walking in the real world”, *Nature*, 2022, **610**(7931), 277-282.
12. P. Slade et al., “On human-in-the-loop optimization of human–robot interaction”, *Nature*, 2024, **633**(8031), 779-788.
13. Y. Choi, N. Ryu, M. U. Kim, A. Dementyev, and A. Bianchi, Bodyprinter: fabricating circuits directly on the skin at arbitrary locations using a wearable compact plotter, In: Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, 2020 Oct, pp.554-564.
14. e4ds 뉴스, KIST, 신체 곡면 따라 부착 가능한 유연전자회로 기술 개발[Internet], 2023 Nov 15 [cited 2025 Aug 6], Available from: [https://www.e4ds.com/sub\\_view.asp?ch=2&t=0&idx=16732](https://www.e4ds.com/sub_view.asp?ch=2&t=0&idx=16732)
15. J. Zhang, P. Fiers, K. A. Witte, R. W. Jackson, K. L. Poggensee, C. G. Atkeson et al., “Human-in-the-loop optimization of exoskeleton assistance during walking”, *Science*, 2017, **356**(6344), 1280-1284.
16. G. Marinou, I. Kourouma, and K. Mombaur, “Development and validation of a modular sensor-based system for gait analysis and control in lower-limb exoskeletons”, *Sensors*, 2025, **25**(8), 2379.
17. M. Busari, Smart wearables: integrating sensors and electronics into everyday clothing [Internet], 2024 [cited 2025 Aug 6], Available from: [https://www.researchgate.net/profile/Muhammed-Busari/publication/387936000\\_Smart\\_Wearables\\_Integrating\\_Sensors\\_and\\_Electronics\\_into\\_Everyday\\_Clothing](https://www.researchgate.net/profile/Muhammed-Busari/publication/387936000_Smart_Wearables_Integrating_Sensors_and_Electronics_into_Everyday_Clothing)
18. E. Bardi, M. Gandolla, F. Braghin, F. Resta, A. L. Pedrocchi, and E. Ambrosini, “Upper limb soft robotic wearable devices: a systematic review”, *J Neuroeng Rehabil*, 2022, **19**(1), 87.
19. L. Paternò, and L. Lorenzon, “Soft robotics in wearable and implantable medical applications: translational challenges and future outlooks”, *Front Robot AI*, 2023, **10**, 1075634.
20. A. Moghayedi, C. Cifuentes, M. Munera, and M. Sarajchi, “Designing and prototyping a smart upper-limb exoskeleton for enhancing wellbeing and productivity in construction”, In: *CIB Conferences*, 2025, **1**(1), 410.
21. Z. Yao, S. M. Mir Latifi, C. Molz, D. Scherb, C. Löffelmann, J. Sänger et al., “A novel approach to simulating realistic exoskeleton behavior in response to human motion”, *Robotics*, 2024, **13**(2), 27.
22. L. Uhlenberg, A. Derungs, and O. Amft, “Co-simulation of human digital twins and wearable inertial sensors to analyse gait event estimation”, *Front Bioeng Biotechnol*, 2023, **11**, 1104000.
23. D. Scherb, S. Wartzack, and J. Miehling, “Modelling the interaction between wearable assistive devices and digital human models—A systematic review”, *Front Bioeng Biotechnol*, 2023, **10**, 1044275.
24. Fraunhofer Institute for Manufacturing Engineering and Automation IPA, Digital biomechanics: Model-based evaluation and optimization [Internet], 2025 [cited 2025 Aug 6], Available from: [https://www.ipa.fraunhofer.de/en/current-research/biomechatronic-systems/Physical\\_assistance\\_systems/Digital\\_biomechanics\\_model-based\\_evaluation\\_and\\_optimization.html](https://www.ipa.fraunhofer.de/en/current-research/biomechatronic-systems/Physical_assistance_systems/Digital_biomechanics_model-based_evaluation_and_optimization.html)
25. V. Firouzi, A. Seyfarth, S. Song, O. von Stryk, M. A. Sharbafi, “Biomechanical models in the lower-limb exoskeletons development: A review, *J Neuroeng Rehabil*, 2025, **22**(1), 12.
26. G. Cei, A. Artoni, M. Bianchi, “A review on finite element modelling of finger and hand mechanical behaviour in haptic interactions”, *Biomech Model Mechanobiol*, 2025, 1-23.
27. M. Cenciarini, G. Mariuzzo, S. Massardi, D. Rodriguez-Cianca, and D. Torricelli, Engineering synthetic soft tissue for accurate human-exoskeleton interaction testing, In: 2025 International Conference on Rehabilitation Robotics(ICORR), 2025 May, pp.1755-1760, IEEE.
28. J. Uriel, A. Ruescas, S. Iranzo, A. Ballester, E. Parrilla, A. Remón et al., A methodology to obtain anthropometric measurements from 4D scans, In: Proceedings of the 7th International Digital Human

- Modeling Symposium, 2022 Aug, 7(1), University of Iowa.
29. J. T. Meyer, R. Gassert, O. Lambercy, "An analysis of usability evaluation practices and contexts of use in wearable robotics", *J Neuroeng Rehabil*, 2021, **18**(1), 170.
  30. E. Assare-Mokwah, and S. Arunkumar, "Application of human-centered design principles to wearable exoskeletons: a systematic review", *Disabil Rehabil Assist Technol*, 2025, **20**(4), 767-788.
  31. E. Fosch-Villaronga, H. Drukarch, "Accounting for diversity in robot design, testbeds, and safety standardization", *Int J Soc Robot*, 2023, **15**(11), 1871-1889.
  32. M. P. De Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler, and L. W. O'Sullivan, "Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load", *Ergonomics*, 2016, **59**(5), 671-681.
  33. E. Assare-Mokwah, and S. Arunkumar. "Application of human-centered design principles to wearable exoskeletons: a systematic review", *Disabil Rehabil Assist Technol*, 2025, **20**(4), 767-788.
  34. C. M. Maurya, S. Karmakar, and A. K. Das, "Digital human modeling(DHM) for improving work environment for specially-abled and elderly", *SN Appl Sci*, 2019, **1**(11), 1326.
  35. B. M. Knisely, and M. Vaughn-Cooke, "Virtual modeling of user populations and formative design parameters", *Systems*, 2020, **8**(4), 35.
  36. Y. Lin, L. Chen, A. Ali, C. Nugent, I. Cleland, R. Li et al., "Human digital twin: A survey", *J Cloud Comput*, 2024, **13**(1), 131.
  37. J. Chen, Y. Shi, C. Yi, H. Du, J. Kang, and D. Niyato, "Generative AI-driven human digital twin in IoT-healthcare: A comprehensive survey", *IEEE Internet Things J*, 2024.
  38. Q. He, L. Li, D. Li, T. Peng, X. Zhang, Y. Cai et al., "From digital human modeling to human digital twin: Framework and perspectives in human factors", *Chin J Mech Eng*, 2024, **37**(1), 9.
  39. O. Coser, C. Tamantini, P. Soda, and L. Zollo, "AI-based methodologies for exoskeleton-assisted rehabilitation of the lower limb: a review", *Front Robot AI*, 2024, **11**, 1341580.
  40. S. Luo, G. Androwis, S. Adamovich, E. Nunez, H. Su, and X. Zhou, "Robust walking control of a lower limb rehabilitation exoskeleton coupled with a musculoskeletal model via deep reinforcement learning", *J Neuroeng Rehabil*, 2023, **20**(1), 34.
  41. Bioengineer.org. Personalized ML wearable enhances impaired arm function [Internet], 2025 Jul 30 [cited 2025 Aug 6], Available from: <https://bioengineer.org/personalized-ml-wearable-enhances-impaired-arm-function/>
  42. Y. Chen, S. Miao, G. Chen, J. Ye, C. Fu, B. Liang et al., Learning to assist different wearers in multitasks: efficient and individualized human-in-the-loop adaptation framework for lower-limb exoskeleton, *IEEE Trans Robot*, 2024.
  43. Y. Zhang, and T. Doyle, Integrating intention-based systems in human-robot interaction: a scoping review of sensors, algorithms, and trust", *Front Robot AI*, 2023, **10**, 1233328.
  44. S. Lim, W. Kim, and J. Suh, "Method for estimating physical interaction forces using human-exoskeleton kinematic modelling and energy optimization", *J Comput Des Eng*, 2025, **12**(2), 138-153.
  45. I. Santesteban, E. Garces, M. A. Otaduy, D. Casas, "SoftSMPL: Data-driven Modeling of Nonlinear Soft-tissue Dynamics for Parametric Humans", *Comput Graph Forum*, 2020, **39**(2), 65-75.
  46. A. Agafonov, and L. Zelnik-Manor, STMPL: Human Soft-Tissue Simulation", *arXiv preprint arXiv*, 2403.08344, 2024.
  47. H. Liu, Y. Han, D. Emerson, Y. Rabin, and L. B. Kara, "A data-driven approach for real-time soft tissue deformation prediction using nonlinear presurgical simulations", *PLoS One*, 2025, **20**(4), e0319196.
  48. I. Santesteban, E. Garces, M. A. Otaduy, and D. Casas, "SoftSMPL: Data-driven Modeling of Nonlinear Soft-tissue Dynamics for Parametric Humans", *Comput Graph Forum*, 2020, **39**(2), 65-75.
  49. F. Guennoc, N. Kamoise, C. Guerin, and N. Julien, Integrating ergonomics into the early stages of Digital Twin design: From the design of a Digital Twin for short-distance dairy producers to the definition of a generic and tool-based method, In: Proc Eur Conf Cogn Ergonomics, 2024, pp.1-7.
  50. H. Y. Kim, and J. S. H. You, "A review of robot-assisted gait training in stroke patients, Brain Neurorehabil", 2017, **10**(2), e9.
  51. M. M. Kuroda, N. Iwasaki, H. Mutsuzaki, K. Yoshikawa, K. Takahashi, T. Nakayama et al., "Benefits of a wearable Cyborg HAL (hybrid assistive limb) in patients with childhood-onset motor disabilities: a 1-year follow-up study", *Pediatr Rep*, 2023, **15**(1), 215-26.
  52. A. Rojek, A. Mika, Ł. Oleksy, A. Stolarczyk, and R. Kielnar, "Effects of exoskeleton gait training on balance, load distribution, and functional status in stroke: a randomized controlled trial", *Front Neurol*, 2020, **10**, 1344.
  53. J. Kim, K. Nam, S. Yang, J. Moon, J. Yang, J. Ryu, and G. Lee, "Improved assistive profile tracking of exosuit by considering adaptive stiffness model and body movement", *Soft Robot*, 2025, **12**(2), 200-12.
  54. D. Sang, D. T. Choi, S. Earnest, and E. Garza, "Exoskeletons: potential for preventing work-related musculoskeletal injuries and disorders in construction workplaces, 2022.
  55. A. Baldassarre, L. G. Lulli, F. Cavallo, L. Fiorini, A. Mariniello, N. Mucci, and G. Arcangeli, "Industrial exoskeletons from

- bench to field: Human-machine interface and user experience in occupational settings and tasks”, *Front Public Health*, 2022, **10**, 1039680.
56. Fortune Business Insights, Global wearable robotic exoskeleton market size projected to grow from USD 2.49 billion in 2025 to USD 30.56 billion by 2032 at a CAGR of 43.1% [Internet], 2025 [cited 2025 Aug 6], Available from: <https://www.fortunebusinessinsights.com/wearable-robotic-exoskeleton-market-104664>
  57. European Patent Office. Assistive robotics for people with special needs: Patent insight report [Internet], 2023 [cited 2025 Aug 6], Available from: <https://www.epo.org/en/news-events/publications/assistive-robotics-people-special-needs>
  58. LifeWard. GoLifeWard [Internet], [cited 2025 Aug 6]. Available from: <https://golifeward.com/>
  59. Cyberdyne, Medical HAL for Lower Limb [Internet], [cited 2025 Aug 6], Available from: [http://cyberdyne.jp/english/products/LowerLimb\\_medical.html](http://cyberdyne.jp/english/products/LowerLimb_medical.html)
  60. Ekso Bionics, EksoNR [Internet], [cited 2025 Aug 6], Available from: <https://eksobionics.com/eksonr/>
  61. Hurotics, H-Medi [Internet], [cited 2025 Aug 6], Available from: <https://www.hurotics.com/h-medi>
  62. L. Huang, J. Zheng, Y. Gao, Q. Song, and Y. Liu, A Lower Limb “Exoskeleton Adaptive Control Method Based on Model-free Reinforcement Learning and Improved Dynamic Movement Primitives”, *J Intell Robot Syst*, 2025, **111**(1), 24.
  63. L. N. Awad, J. Bae, K. O’donnell, S. M. De Rossi, K. Hendron, L. H. Sloot et al., “A soft robotic exosuit improves walking in patients after stroke”, *Sci Transl Med*, 2017, **9**(400), eaai9084.
  64. O. Glauser, D. Panizzo, O. Hilliges, O. Sorkine-Hornung, “Deformation capture via soft and stretchable sensor arrays”, *ACM Trans Graph*, 2019, **38**(2), 1-16.
  65. X. Wei, X. Liang, C. Meng, S. Cao, Q. Shi, and J. Wu, Multimodal electronic textiles for intelligent human-machine interfaces, OAE Publishing Inc., 2023.
  66. S. Cho, T. Chang, T. Yu, and C. H. Lee, “Smart electronic textiles for wearable sensing and display”, *Biosensors*, 2022, **12**(4), 222.
  67. Y. Wang, S. S. Chan, M. Lei, L. S. Lim, H. Johan, B. Zuo, and W. T. Ang, A Human-In-The-Loop Simulation Framework for Evaluating Control Strategies in Gait Assistive Robots, arXiv preprint arXiv, 2503.05825, 2025.
  68. B. B. Kang, D. Kim, H. Choi, U. Jeong, K. B. Kim, S. Jo, and K. J. Cho, “Learning-based fingertip force estimation for soft wearable hand robot with tendon-sheath mechanism”, *IEEE Robot Autom Lett*, 2020, **5**(2), 946-53.
  69. Z. Zheng, T. Yu, Y. Wei, Q. Dai, and Y. Liu, Deephuman: 3D human reconstruction from a single image, In: Proc IEEE/CVF Int Conf Comput Vis, 2019, pp.7739-49.
  70. K. Lin, L. Wang, and Z. Liu, “End-to-end human pose and mesh reconstruction with transformers. In: Proc IEEE/CVF Conf Comput Vis Pattern Recognit, 2021, pp.1954-63.
  71. Y. Liu, C. Qiu, and Z. Zhang, “Deep learning for 3D human pose estimation and mesh recovery: A survey”, *Neurocomputing*, 2024, **596**, 128049.
  72. M. Loper, N. Mahmood, J. Romero, G. Pons-Moll and M. J. Black, “SMPL: A skinned multi-person linear model”, *In Seminal Graphics Papers: Pushing the Boundaries*, 2023, **2**, 851-866.
  73. A. Kanazawa, M. J. Black, D. W. Jacobs, and J. Malik, End-to-end recovery of human shape and pose, In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018, pp.7122-31.
  74. N. Kolotouros, G. Pavlakos, M. J. Black, and K. Daniilidis, Learning to reconstruct 3D human pose and shape via model-fitting in the loop, In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019, pp.2252-61.
  75. M. Kocabas, N. Athanasiou, and M. J. Black, VIBE: Video inference for human body pose and shape estimation, In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, pp.5253-63.
  76. Y. Feng, V. Choutas, T. Bolkart, D. Tzionas, and M. J. Black, Collaborative regression of expressive bodies using moderation, In: 2021 International Conference on 3D Vision (3DV), IEEE; 2021, pp.792-804.
  77. A. Habib, A. Ullah, and M. M. Maha, “Advancing sustainable fashion through 3D virtual design for reduced environmental impact”, *J Textile Eng Fashion Technol*, 2025, **11**(3), 135-42.
  78. E. Gundogdu, V. Constantin, A. Seifoddini, M. Dang, M. Salzmann, and P. Fua, Garnet: A two-stream network for fast and accurate 3D cloth draping, In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019, pp.8739-48.
  79. I. Villanueva, and J. Hernandez, A content analysis of 3D virtual prototyping and zero-waste design methods in apparel research, 2021.
  80. Y. Tian, H. Zhang, Y. Liu, and L. Wang, “Recovering 3D human mesh from monocular images: A survey”, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2023, **45**(12), 15406-25.
  81. M. Lorke, and T. Stefanou, “Improving research and development of wearable assistive and rehabilitation technologies: a systematic review on diversity factors”, *J Neuroeng Rehabil*, 2025, **22**(1), 31.
  82. I. Santesteban, E. Garces, M. A. Otaduy, and D. Casas, “SoftSMPL: Data-driven modeling of nonlinear soft-tissue

- dynamics for parametric humans”, *Comput Graph Forum*, 2020, **39**(2), 65-75.
83. F. Tajdari, T. Huysmans, X. Yao, J. Xu, M. Zebarjadi, and Y. Song, “4D feet: Registering walking foot shapes using attention enhanced dynamic-synchronized graph convolutional LSTM network”, *IEEE Open J Comput Soc.*, 2024, **5**, 343-55.
  84. M. B. Yandell, B. T. Quinlivan, D. Popov, C. Walsh, and K. E. Zelik, “Physical interface dynamics alter how robotic exosuits augment human movement: implications for optimizing wearable assistive devices”, *J Neuroeng Rehabil*, 2017, **14**(1), 40.
  85. D. Torricelli, C. Rodriguez-Guerrero, J. F. Veneman, S. Crea, K. Briem, B. Lenggenhager, P. Beckerle, “Benchmarking wearable robots: challenges and recommendations from functional, user experience, and methodological perspectives”, *Front Robot AI*, 2020, **7**, 561774.
  86. J. T. Meyer, N. Tanczak, C. M. Kanzler, C. Pelletier, R. Gassert, and O. Lambercy, “Design and validation of a novel online platform to support the usability evaluation of wearable robotic devices”, *Wearable Technol*, 2023, **4**, e3.
  87. J. E. Yoon, J. Chung, S. Park, H. Won, C. Kim, I. Baek et al., “Evaluation of gait-assistive soft wearable robot designs for wear comfort, focusing on electroencephalogram and satisfaction”, *IEEE Robot Autom Lett*, 2024.
  88. J. Piao, M. Kim, J. Kim, C. Kim, S. Han, I. Back et al., “Development of a comfort suit-type soft-wearable robot with flexible artificial muscles for walking assistance”, *Sci Rep*, 2023, **13**(1), 4869.
  89. H. Xia, Y. Zhang, N. Rajabi, F. Taleb, Q. Yang, D. Kragic, and Z. Li, “Shaping high-performance wearable robots for human motor and sensory reconstruction and enhancement”, *Nat Commun*, 2024, **15**(1), 1760.
  90. M. Shushtari, J. Foellmer, and A. Arami, “Human–exoskeleton interaction portrait”, *J Neuroeng Rehabil*, 2024, **21**(1), 152.
  91. O. Mubin, F. Alnajjar, N. Jishtu, B. Alsinglawi, and A. Al Mahmud, “Exoskeletons with virtual reality, augmented reality, and gamification for stroke patients’ rehabilitation: systematic review”, *JMIR Rehabil Assist Technol*, 2019, **6**(2), e12010.
  92. S. Lee, S. Jang, and Y. Cha, “Soft wearable thermo + touch haptic interface for virtual reality”, *iScience*, 2024, **27**(12).
  93. M. E. Cansev, A. J. Miller, J. D. Brown, P. Beckerle, “Implementing social and affective touch to enhance user experience in human–robot interaction”, *Front Robot AI*, 2024, **11**, 1403679.
  94. P. S. Ardakani, H. Moradi, F. Bahrami, M. Akbarfahimi, A web-based gamification of upper extremity robotic rehabilitation, In: 2021 International Serious Games Symposium(ISGS), IEEE, 2021, pp.43-7.
  95. M. Al-Sada, K. Jiang, S. Ranade, M. Kalkattawi, and T. Nakajima, “HapticSnakes: multi-haptic feedback wearable robots for immersive virtual reality”, *Virtual Reality*, 2020, **24**(2), 191-209.
  96. L. Chen, H. Zhu, J. Wang, R. Lu, J. Tian, B. Wu, J. Chu, and J. Li, “Virtual Reality-Based Robotic Training for Lower Limb Rehabilitation in Stroke Patients with Hemiplegia: A pilot study”, *Aging and Health Research*, 2025 May, **11**, 100233.
  97. A. Hietanen, J. Latokartano, R. Pieters, M. Lanz, and J. K. Kämäräinen, AR-based interaction for safe human-robot collaborative manufacturing, arXiv preprint arXiv, 1909.02933. 2019 Sep 6.
  98. S. Li, H. L. Xie, P. Zheng, and L. Wang, Industrial Metaverse: “A proactive human-robot collaboration perspective”, *Journal of manufacturing systems*, 2024 Oct 1, **76**, 314-9.
  99. B. O. Kose, Beyond the Screen: Cross-Platform UX for Wearables, IoT, and Emerging Technologies, In: Navigating Usability and User Experience in a Multi-Platform World, 2025, p.1-18.
  100. A. A. Armoundas, F. S. Ahmad, D. A. Bennett, M. K. Chung, L. L. Davis, J. Dunn et al., “Data interoperability for ambulatory monitoring of cardiovascular disease: a scientific statement from the American Heart Association”, *Circ Genom Precis Med*, 2024, **17**(3), e000095.
  101. ITU-T, Recommendation H.810: Interoperability Design Guidelines for Personal Connected Health Systems (Continua Design Guidelines), Geneva: ITU, 2015 Nov, 29.
  102. F. Koleini, M. U. Saleem, P. Wang, H. Xue, A. Helmy, and A. Fenwick, BioPose: Biomechanically-accurate 3D Pose Estimation from Monocular Videos, In: 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), IEEE, 2025, pp.6330-9.
  103. D. Wei, J. Gong, Z. Tang, Z. Liu, T. Gao, and F. Ficuciello, “AMIP-N: Ankle Motion Intention Prediction Network combined TCN, LSTM, and Wavelet Multi-Head Self-Attention based on IMUs”, *Biomed Signal Process Control*, 2026, **111**, 108282.
  104. A. Lambay, Y. Liu, P. L. Morgan, and Z. Ji, “Machine learning assisted human fatigue detection, monitoring, and recovery: a review”, *Digit Eng*, 2024, **1**, 100004.
  105. S. Youn, A. West, and K. Mathur, “Evaluation of a new artificial intelligence-based textile digitization using fabric drape”, *Text Res J*, 2024, **94**(17-18), 2001-18.
  106. Y. F. Tu, M. Y. Kwan, and K. L. Yick, “A systematic review of AI-driven prediction of fabric properties and handfeel”, *Materials (Basel)*, 2024, **17**(20), 5009.
  107. K. A. Ingraham, C. D. Remy, and E. J. Rouse, “The role of user preference in the customized control of robotic exoskeletons”,

- Sci Robot*, 2022, 7(64), eabj3487.
- 108. G. Nicora, S. Pe, G. Santangelo, L. Billeci, I. G. Aprile, M. Germanotta et al., “Systematic review of AI/ML applications in multi-domain robotic rehabilitation: trends, gaps, and future directions”, *J Neuroeng Rehabil*, 2025, **22**(1), 79.
  - 109. Q. Zhang, X. Bao, Z. Guo, G. Lv, and M. Kim, “Assistance personalization/customization for human locomotion tasks by using wearable lower-limb robotic devices”, *Front Robot AI*, 2024, **11**, 1448100.
  - 110. L. Sørensen, D. T. S. Johannessen, H. Melkas, and H. M. Johnsen, “User acceptance of a home robotic assistant for individuals with physical disabilities: Explorative qualitative study”, *JMIR Rehabil Assist Technol*, 2025, **12**(1), e63641.
  - 111. A. Saberpour Abadian, A. Otaran, M. Schmitz, M. Muehlhaus, R. Dabral, and D. Luvizon et al., Computational design of personalized wearable robotic limbs, In: Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, 2023, pp.1-13.
  - 112. Z. Luo, Y. Li, M. Zhang, S. Wang, H. Yan, and X. Song et al., BAG: Body-Aligned 3D Wearable Asset Generation, arXiv Preprint, 2025, arXiv, 2501, 16177.
  - 113. S. M. Arnold, S. K. Mital, and B. L. Hearley. Stiffness and Fatigue Life Estimator for Polymer Composite Laminates Using Machine Learning, In: American Society for Composites (ASC) 38th Annual Technical Conference, 2023.
  - 114. P. M. Kuber, A. R. Kulkarni, and E. Rashedi. “Machine learning-based fatigue level prediction for exoskeleton-assisted trunk flexion tasks using wearable sensors”, *Appl Sci*, 2024, **14**(11), 4563.
  - 115. C. Y. Choi, and D. Rosen, Exploring generative design for assistive devices. In: Cambridge Workshop on Universal Access and Assistive Technology, Cham: Springer International Publishing, 2023, pp.159-68.
  - 116. F. Mariano, R. F. Pitzalis, L. Monica, J. Ortiz, and G. Berselli, Traditional vs Generative Design Optimization for Novel Wrist Exoskeleton, In: 2024 20th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), IEEE, 2024, pp.1-7.
  - 117. C. Hong, J. Li, and K. Y. Shin, Commercialization of clothing design technology using deep learning model: a case study of technology interface for user convenience in fashion industry, In: Proceedings of Korea Computing Congress 2020, Korean Institute of Information Scientists and Engineers, 2020 Jul, 2.