

메디컬 디지털 트윈 기반 동적 가상 인체 획득 시스템

Medical Digital Twin-Based Dynamic Virtual Body Capture System

Daehwan Kim^{1*} · Yongwan Kim² · Kisuk Lee²

¹Senior Researcher, VR/AR Content Research Section, Creative Contents Research Division, Electronics Telecommunication Research Institute, 34129 Daejeon, Korea

²Principal Researcher, VR/AR Content Research Section, Creative Contents Research Division, Electronics Telecommunication Research Institute, 34129 Daejeon, Korea

ABSTRACT

We present the concept of a Medical Digital Twin (MDT) that can predict and analyze medical diseases using computer simulations and introduce a dynamic virtual body capture system to create it. The MDT is a technology that creates a 3D digital virtual human body by reflecting individual medical and biometric information. The virtual human body is composed of a static virtual human body that reflects an individual's internal and external information and a dynamic virtual human body that reflects his motion. Especially we describe an early version of the dynamic virtual body capture system that enables continuous simulation of musculoskeletal diseases.

Keywords : Medical digital twin, Musculoskeletal knee disease, Dynamic virtual body capture, Human pose estimation

I. 서 론

현재 우리나라는 빠른 속도로 고령화 사회로 진입하고 있다. 통계청의 ‘2017~2067년 장래 인구 특별 추계’ [1] 조사에 따르면 65세의 고령 인구가 2017년에는 707만 명에서 2025년에는 1051만 명으로 전 인구의 약

20.3%의 비중을 차지할 것이라고 한다. 고령화 사회 진입에 따른 의료비 증가가 예상되는 가운데, 2017년 기준 만성질환 진료 인원 중 고혈압이 34.9%로 가장 많았고 관절염이 27.2%로서 그 뒤를 이었다[2]. 특히, 근골격계 질환은 생산성 저하, 병가 증가 및 노동력 상실 등의 사회적 손실을 일으키는 질환으로써 예방과 해소가 시급한 실정이다. 최근, 컴퓨터에 현실 속 사물의 쌍둥이를 만들고 현실에서 일어날 수 있는 상황을 컴퓨터로 시뮬레이션하여 결과를 예측하는 디지털 트윈(digital twin)이라는 기술이 대두되고 있다[3-4]. 제조업, 국가 인프라, 도시 계획, 교통, 환경 등의 다양한 분야에 활용하고 있다. 이는 시뮬레이션을 통해 물리적인 세계의 유지 비용을 예측하여 최적의 의사 결정에 도움을 주어 경제적 및 사회적으로 많은 이점을 줄 것으로 주목을 받고 있다.

본 논문에서는 근골격계 질환 예측 및 분석 연구와 디지털 트윈 기술을 혼합한 메디컬 디지털 트윈 (Medical Digital Twin, MDT)이라는 기술을 제시하고, 이를 생성하기 위한 동적 가상 인체 획득 시스템에 대해 설명하고자 한다.

II. 메디컬 디지털 트윈

메디컬 디지털 트윈이란 현실에서 발생할 수 있는 질환 상황을 컴퓨터로 시뮬레이션 함으로써 결과를 예측해 볼 수 있도록 각 개인의 의료 정보와 생체 정보를 반영한 디지털 3차원 가상 인체를 만드는 기술이다. 가상 인체는 사용자의 내 외형 정보를 가지고 있는 정적 가상 인체와 사용자의 움직임을 반영할 수 있는 동적 가상 인체로 구성된다. 정적 가상 인체는 개인의 해부학적 구조 정보(anatomical structure information)[5][6]를 통하여 생성할 수 있고 동적 가상 인체는 동역학 데이터(dynamic data)를 획득하여 정적 가상 인체에 반영할 수 있다. 이는 2가지 형태의 가상 인체 정보를 기반으로 동역학 및 유한 요소 해석 (Finite Element Analysis, FEA)

Received 21 September 2020, Revised 23 September 2020, Accepted 24 September 2020

* Corresponding Author Daehwan Kim(E-mail: daehwank@etri.ac.kr, Tel:+82-42-860-5053)

Senior Researcher, VR/AR Content Research Section, Creative Contents Research Division, Electronics Telecommunication Research Institute, 34129 Daejeon, Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.10.1398>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

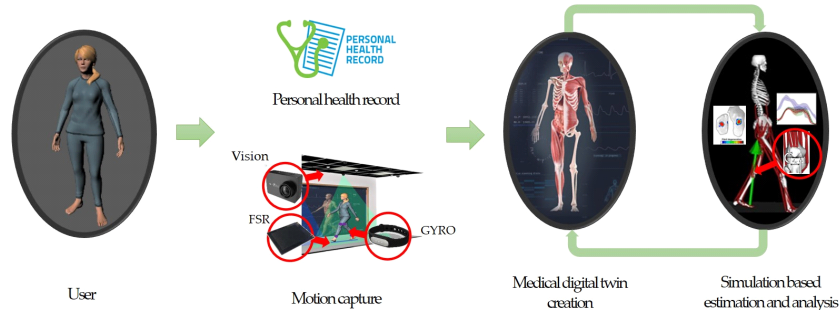


Fig. 1 The concept of the Medical Digital Twin.

[7]의 시뮬레이션 방법들을 통하여 신체 변화 예측이나 질환 분석을 쉽게 가능하게 한다. 다시 말하자면, 개인 의료 기록(Personal Health Record, PHR)과 사용자의 동작 데이터를 획득하여 메디컬 디지털 트윈을 생성하여 3차원 시뮬레이션을 진행함으로써 다양한 질환들을 지능적으로 예측하고 정확하게 분석할 수 있는 새로운 형태의 개념을 말한다. 그림 1은 메디컬 디지털 트윈 기술의 개념도이다.

정적 가상 인체는 (1) 자기공명영상 (Magnetic Resonance Imaging, MRI), 컴퓨터 단층촬영(Computerized Tomography, CT) 및 엑스레이 영상(X-ray)과 같은 의료 영상 데이터, (2) 건강 검진 결과, 성별, 나이, 몸무게, 체질량 및 운동량과 같은 건강 수치 데이터와 (3) 표준 체형 치수 정보를 이용한다. 반면, 동적 가상 인체는 광학식 센서 (optical sensor), 압력 영상 (pressure sensor) 및 자이로 센서(gyro sensor)를 결합 이용하여 사용자의 동역학 정보를 효율적으로 획득한다. 그림 2는 메디컬 디지털

트윈을 생성하기 위한 정적 및 동적 가상 인체 정보 획득 과정을 보여주고 있다. 참고로 의료 데이터들을 통하여 정적 가상 인체를 생성[5]하는 부분은 생략하도록 한다.

III. 동적 가상 인체 획득 시스템

동적 가상 인체의 동역학 데이터를 획득하기 위해서 다수의 4종 센서들을 사용한다. 본 동적 가상 인체 획득 시스템은 각 8대의 광학 센서, 4대의 비전 센서, 1개의 바닥 압력 센서, 그리고 7개의 관성 측정 센서로 구성된다. 각 다수의 센서는 서로 동기화되어 있으며 원본 영상 형태로 저장한다. 그림 3은 동적 가상 인체 획득 시스템의 구성도이다.

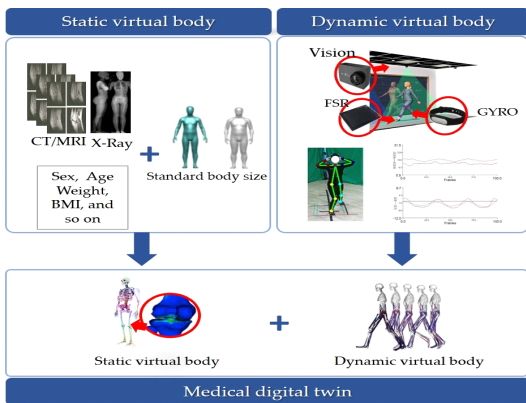


Fig. 2 The static and dynamic virtual body acquisition process to create a medical digital twin.

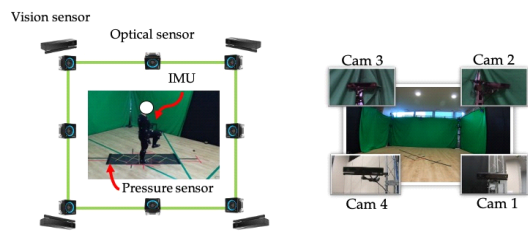


Fig. 3 The dynamic virtual body capture system.

광학 센서, 비전 센서 및 관성 측정 센서는 각기 전신 관절의 3차원 정보, 컬러/깊이 영상 데이터, 그리고 관절의 회전/가속 정보를 획득하며 바닥 압력 센서는 동작 시의 지면 반력(Ground Reaction Force, GRF) 영상 데이터를 획득한다. 그림 4는 동적 가상 인체 획득 시스템으로부터 얻어진 비전 영상, 압력 영상과 관성 측정 데이터 획득 결과를 보여준다.

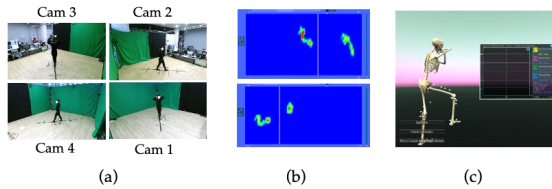


Fig. 4 Three types of data captured from the dynamic virtual body capture system. (a) Color images from four vision cameras. (b) Pressure sensor images. (c) IMU data.

특히, 비전 센서 기반의 전신 관절 추정 성능을 높이기 위해 깊이와 컬러 영상을 융합한 알고리즘을 사용하였다. 일반적으로 깊이 영상 기반의 포즈 추정 알고리즘 [8][9]이 정확한 3차원 관절 위치 정보를 제공해 주지만 가려짐(occlusion)이 발생하는 상황에서 좋은 결과를 제공하지 못한다. 하지만 컬러 영상 기반의 확률적 포즈 위치 검출 방법은 가려진 상황에서도 상당히 나은 결과를 제공한다. 따라서 깊이 입력 영상에는 이진 회귀 트리(binary regression tree) 기반의 지오데식 경로(geodesic path)를 추적하는 계층적 포즈 탐색 방법[9] 과 컬러 입력 영상에는 중첩 컨볼루션 뉴럴 네트워크(Convolutional Neural Network, CNN) 학습 기반의 확률적 포즈 위치 검출 방법[10]을 융합하여 포즈를 재정의 (pose refinement) 하였다. 계층적 포즈 탐색이 실패할 경우, 확률적 포즈 위치 검출을 사용하여 관절 위치를 찾도록 하였다. 관절 검출 실패 여부를 판단하기 위해 학습 데이터베이스를 이용하여 수렴 에러값 (Convergence error value)을 설정하였고, 그 값보다 크다면 관절 추정에 실패했다고 판단했다. 그림 5는 컬러와 깊이 영상 융합 기반의 전신 관절 추정 프로세스를 보여준다.

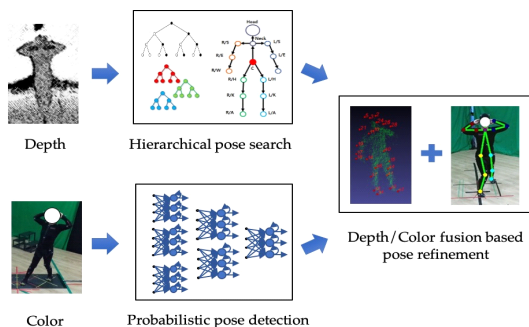


Fig. 5 The full body pose estimation process based on depth and color fusion.

IV. 테스트

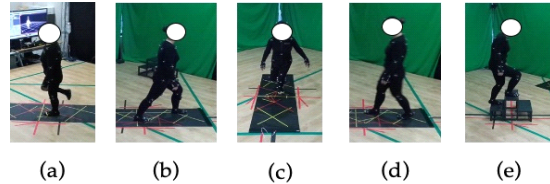


Fig. 6 The motions related to musculoskeletal knee disease. From left to right, (a) lifting one foot and bending the other knee. (b) mini lunge. (c) mini lunge with moving the knee from side to side. (d) general walking. (e) climbing stairs.

동적 가상 인체 획득 시스템을 이용하여 동적 인체 생성 과정을 검증하기 위해 근골격 무릎 질환 및 예방과 관련된 동작들을 획득하여 간단한 무릎 질환 분석을 해 보았다. 획득한 동작들은 (1) 한발 들고 무릎 구부리기, (2) 미니 런지, (3) 미니 런지하여 무릎 양옆으로 움직이기, (4) 일반 보행, (5) 계단 오르기이다. 추가로, 비전 기반 전신 관절 추정 성능을 확인하기 위해 가려짐이 많이 발생하는 운동 동작들 (런지, 하프버피, 클램셸, 트렁크)을 테스트하였다. 그림 6은 근골격 무릎 질환과 관련하여 획득한 동작들이다.

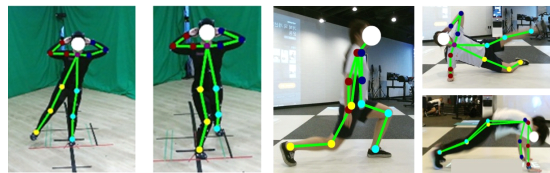


Fig. 7 Examples of full body pose estimation results.

그림 7은 근골격 관련 동작들과 가려짐이 많은 운동 동작들의 전신 관절 추정 결과 예시들을 보여주고 있다. 제시된 결과 영상을 보면 근골격에 관련한 동작들뿐만 아니라 가려짐이 심각하게 발생하는 동작들에서도 좋은 성능을 보여주고 있다.

그림 8은 미니 런지 동작을 이용하여 켈그렌-로렌스 (Keelgren-Lawrence, KL) 체계에 따라 무릎 질환 정도를 분석한 테스트 예시를 보여주고 있다. 본 테스트 예시에서는 미니 런지 수행 시 엉덩관절 각과 무릎 관절 내반슬 정도에서의 차이를 분석하도록 하였다. 엉덩관절 각에서는 -21도와 무릎 관절 내반슬 정도에서는 0도 및 -21도에서 변화량을 살펴보았을 때 대상자 사이의 질환 단계 차이를 확인할 수 있었다. 하지만 추후 다양한 동작들을 이용한 정확한 분석이 필요할 것 같다.

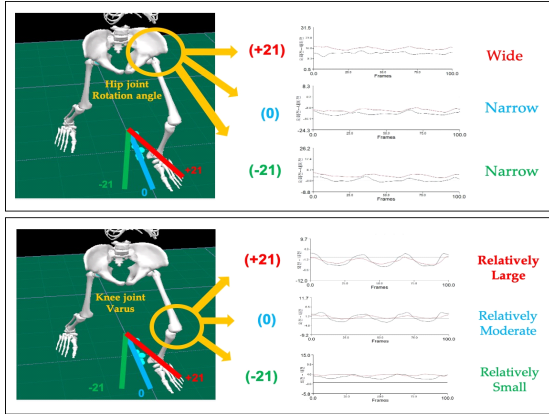


Fig. 8 A Example of test results to analyze musculoskeletal knee disease.

V. 결론 및 추후 연구

본 논문은 의료 질환을 예측하고 분석할 수 있는 메디컬 디지털 트윈을 제시하고 개인의 동적 움직임을 반영하는 초기 버전의 동적 가상 인체 획득 시스템을 소개하였다. 메디컬 디지털 트윈은 개인의 의료 정보와 생체 정보를 반영하여 3차원 디지털 가상 인체를 만들고 시뮬레이션을 통하여 질환 상황을 예측해 볼 수 있는 기술이다. 특히 가상 인체 생성에 동적 움직임 반영이 중요한데 다수의 이종 센서들을 이용하여 다양한 동작들을 획득하여 질환 분석을 시도해 보았다. 추후 연구로는 현재의 값비싼 광학 마커 기반의 획득 장비를 제거하고 비전과 관성 측정 장치로 정확하게 다양한 동작을 획득할 수 있는 메디컬 디지털 트윈 기반 저비용 동적 가상 인체 획득 시스템을 연구할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation(IITP) grant funded by the Korea government(MSIP) (2018-0-00999, Medical Digital Twin Generation and 3D Simulation Technology for Prediction and Computer Aided Diagnosis of Musculoskeletal Disease)

REFERENCES

- [1] KOSTAT, Special estimate of future population: 2017~2067, 2019. [Internet]. Available: http://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/2/6 index.board.
- [2] Health Insurance Review and Assessment Service, and National Health Insurance Corporation, 2017 Health insurance statistical yearbook, 2018. [Internet]. Available: <https://www.hira.or.kr/bbsDummy.do?pgmid=HIRAA020045020000>.
- [3] El Saddik, Abdulmotaleb, "Digital twins: The convergence of multimedia technologies," *IEEE Multimedia*, vol. 25, no. 2, pp. 87-92, 2018.
- [4] KISTEP, "Trends and implications of digital twin promotion in major countries," *Issue Analysis*, vol. 133, 2020.
- [5] H. Kim, K. Lee, D. Lee, and N. Beak "3D reconstruction of leg bones from x-ray images using cnn-based feature analysis," in *Proceeding of International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, pp. 669-672, 2019.
- [6] N. Arora, M. Martolia, A. Ashok, "A Comparative study of the Image Registration Process on the Multimodal Medical Images," *Asia-pacific Journal of Convergent Research Interchange*, vol. 3, no. 1, pp. 1-17, 2017.
- [7] X. Chun, R. Jaques, B. Michael, E. W. Brent, and U. Ginu, "Individual differences in women during walking affect tibial response to load carriage: the importance of individualized musculoskeletal finite-element models," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 67, no. 2, pp. 545-555, 2019.
- [8] J. Shotton, R. Girshick, A. Fitzgibbon, T. Sharp, M. Cook, M. Finocchio, R. Moore, P. Kohli, A. Criminisi, A. Kipman, and A. Blake, "Efficient human pose estimation from single depth images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 12, pp. 2821-2840, 2012.
- [9] H. Jung, S. Lee, Y. Heo, and I. Yun, "Random tree walk toward instantaneous 3D human pose estimation," in *proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2467-2474, 2015.
- [10] Z. Cao, T. Simon, S. Wei, and Y. Sheikh, "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," in *proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 7291-7299, 2017.