

동영상에서 추출한 키포인트 정보의 동적 시간위핑(DTW)을 이용한 인체 동작 유사도의 정량화 기법

A Quantification Method of Human Body Motion

Similarity using Dynamic Time Warping for Keypoints Extracted from Video Streams

임 준 석*, 김 진 현*

June-Seok Im*, Jin-Heon Kim*

Abstract

The matching score evaluating human copying ability can be a good measure to check children's developmental stages, or sports movements like golf swing and dance, etc. It also can be used as HCI for AR, VR applications. This paper presents a method to evaluate the motion similarity between demonstrator who initiates movement and participant who follows the demonstrator action. We present a quantification method of the similarity which utilizes Euclidean L2 distance of Openpose keypoints vector similarity. The proposed method adapts DTW, thus can flexibly cope with the time delayed motions.

요 약

사람이 따라 하는 능력을 평가하는 스코어는 아동의 발달 단계 혹은 골프, 무용 동작 등을 점검하는 좋은 수단이 될 수 있다. 또한, 이는 AR, VR 응용에서 HCI로도 활용될 수 있다. 본 논문에서는 동작을 주도해서 수행하는 시범자와 그 동작을 따라 하는 참여자 간의 동작 유사도를 평가하는 방안을 제시하고, 여기서 우리는 Openpose의 키포인트 벡터 유사도의 유클리디언 L2 거리를 활용하는 동작 유사도를 제안한다. 제안된 기법은 DTW를 사용하기 때문에 시간 지연차가 있는 동작에 유연하게 대처할 수 있다.

Key words : Pose Estimation, Pose Comparison, Motion Similarity, Dynamic Time Warping, Motion Delay

* Dept. of Computer Engineering, Seokyeong University

★ Corresponding author

E-mail : zxasqw0914@skuniv.ac.kr, Tel : +82-2-940-7747

※ Acknowledgment

This research is supported by Ministry of Culture, Sports and Tourism and Korea Creative Content Agency(Project Number : R2019020008)

Manuscript received Nov. 26 2020; revised Dec. 26, 2020; accepted Dec. 28, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

최근 정보통신기술의 융합으로 인하여 직업이 세분됨에 따라 더욱 다양한 능력과 이를 발달시키기 위한 효율적인 방안이 요구되고 있다. 그중에서 동작 따라 하기는 아동의 동작 지각능력과 창의력을 발달시킬 수 있는 것으로 연구되었고[1] AR, VR 등의 분야에서도 활용할 수 있기 때문에 아동의 신체 활동 발달 지표뿐만 아니라 HCI(Human Computer Interface) 수단으로도 활용할 수 있다.

현재 동작 추정을 이용한 전신 동작 비교에 관한 연구는 활발하지 않은 편이다. Chen et al.[2]의 쓰

러진 동작 감지, Naidu et al.[3]의 손 모양 추정, 그리고 제스처 인식 [4][5][6]과 같은 일부 동작의 매칭 여부를 추정하는 연구가 동작 추정 연구의 기저를 형성하고 있다. 전신 동작 비교에 관한 연구로는 Qiao et al.[7]을 예시로 들 수 있다. 이 연구에서 동작 데이터를 동작의 궤도 형식으로 정의하여 궤도 간의 거리를 측정하는 프레셰 거리(Fréchet distance)를 통해 동작 유사도를 정량화하였다. 또한 동작 비교에 불필요한 관절을 제외하여 시간 측면에서 좋은 성능을 보였고, 동작을 비교하고자 하는 주체인 참가자로부터 동작 유사도의 채점 기준을 입력받을 수 있어 최종 유사도를 합리적인 범위로 제한할 수 있다. 하지만 참가자의 기준이 개입하여 결과의 객관성이 흐려지는 단점이 있다.

본 연구에서는 사람의 전신 동작 추정 모델인 Openpose[8]를 바탕으로 DTW(동적 시간 워핑, Dynamic Time Warping)[9]를 이용하여 벡터 중심의 동작 유사도 정량화 및 시범자의 동작에 대한 참가자의 동작 지연시간 측정 기법을 소개하고자 한다. 유사도를 측정하기 위하여 다양한 동작을 수행하는 시범자와 이를 따라 하는 참가자의 추정된 관절 정보를 활용한다. [7]과는 달리 참가자의 기준이 없는 유사도 공식을 사용하여 결과의 객관성을 유지하였고 지연시간 측정을 통해 참가자에게 구간별 동작 지연정보를 제공할 수 있다. 제스처 추정에 DTW를 사용한 연구인 [10]은 DTW 거리 계산에 18개의 신체 부위를 사용하였지만, 본 연구는 동작 비교에 다소 중요도가 떨어지는 발목과 같은 부위를 제외한 14개의 주요 부위를 사용하였다. 또한, 부위마다 1 프레임 단위로 DTW 거리를 계산하여 정확도와 시간적 성능이 개선되는 결과를 얻을 수 있었다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성된다. 본문에서 Openpose와 DTW에 대한 이론적 배경을 소개한 뒤 동작 유사도 정량화 방법 및 동작 지연시간 측정 기법을 제안한다. 그리고 이에 관한 결과 제시 및 분석으로 본론을 마무리하며 결론을 맺는다.

II. 본론

1. 이론적 배경

가. Openpose

Openpose는 Carnegie Mellon 대학에서 개발된

Caffe 및 OpenCV 기반의 딥러닝 모델로 2D 영상에서 사람의 신체를 주요 관절에 대하여 추정한다[8]. 본 논문에서 사용할 추정 결과 모델인 'Keypoints 25 모델(이하 K25로 표기함)'의 사례를 그림 1에서 제시한다. 이 때, 키포인트(keypoint)는 추정되는 주요 관절을 의미한다.

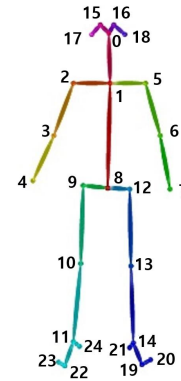


Fig. 1. Openpose Keypoints 25 Model.

그림 1. Openpose Keypoints 25 모델

Openpose는 추정되는 관절 별 x, y축 좌표와 [0, 1] 범위의 추정 정확도를 출력한다. 해당 정보는 [관절 번호, (x 좌표, y 좌표, 추정 정확도)]의 형태로 시간대별로 관리되며 만약 관절이 검출되지 않았다면 해당 관절의 추정 결과는 [관절 번호, (0.0, 0.0, 0.0)]으로 표현된다.

나. Dynamic Time Warping

DTW는 속도가 다른 두 데이터 집합의 유사성을 측정하는 알고리즘이다[9]. DTW 알고리즘을 수식 및 그림으로 표현하면 아래와 같다.

$$DTW(X, Y) = c_{p^*}(X, Y) = \min\{c_p(X, Y), p \in P^{N \times M}\} \quad (1)$$

$$D(1, j) = \sum_{k=1}^j c(x_1, y_k), j \in [1, M] \quad (2)$$

$$D(i, 1) = \sum_{k=1}^i c(x_k, y_1), j \in [1, N] \quad (3)$$

$$D(i, j) = \min\{D(i-1, j-1), D(i-1, j), D(i, j-1)\} + c(x_i, y_j), i \in [1, N], j \in [1, M] \quad (4)$$

그림 2는 DTW를 이용하여 두 시계열 데이터 X, Y의 유사도를 측정하기 위한 DTW 테이블을 나타낸 사례이다. 식 (2)와 (3)은 각각 DTW 테이블의 첫 행과 첫 열의 원소를 구하고 식 (4)는 이를 이용

Y \ X	1	2	3	...	j-1	j
1	D(1, 1)	D(1, 2)	D(1, 3)	...	D(1, j-1)	D(1, j)
2	D(2, 1)	D(2, 2)	D(2, 3)	...	D(2, j-1)	D(2, j)
3	D(3, 1)	D(3, 2)	D(3, 3)	...	D(3, j-1)	D(3, j)
...
i-1	D(i-1, 1)	D(i-1, 2)	D(i-1, 3)	...	D(i-1, j-1)	D(i-1, j)
i	D(i, 1)	D(i, 2)	D(i, 3)	...	D(i, j-1)	D(i, j)

Fig. 2. DTW Table.
그림 2. DTW 테이블

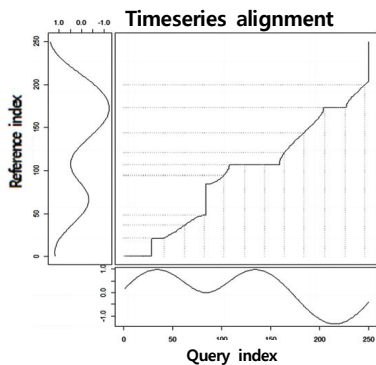


Fig. 3. Completed DTW table representing DTW routes.
그림 3. DTW 경로를 나타내는 완성된 DTW 테이블

하여 테이블의 나머지 원소를 구한다. 완성된 DTW 테이블과 식 (1)을 이용하여 두 데이터의 동적 유사도인 DTW 거리($DTW(X, Y)$)를 구한 사례를 그림 3에 보였다. DTW 거리는 두 데이터가 유사할수록 0에 가까워지고 유사하지 않을수록 값이 커진다.

2. 연구 내용

가. 벡터 형식의 동작 데이터 생성

동작 비교를 위해 Openpose로 추정된 관절 정보를 비교에 용이한 벡터 형식의 동작 데이터로 변환할 필요가 있다. 관절 별 좌표 정보를 이용하여 아래와 같이 14개의 벡터 집합인 동작 데이터를 정의할 수 있다.

예) 관절 번호 1 → 관절 번호 2 : 부위 명칭

- 1) 1 → 0 : 목
- 2) 2 → 1, 5 → 1 : 양어깨
- 3) 3 → 2, 6 → 5 : 양 위쪽 팔

- 4) 4 → 3, 7 → 6 : 양 아래쪽 팔
- 5) 8 → 1 : 몸통
- 6) 9 → 8, 12 → 8 : 양 골반
- 7) 10 → 9, 13 → 12 : 양 위쪽 다리
- 8) 11 → 10, 14 → 13 : 양 아래쪽 다리

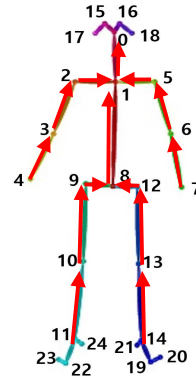


Fig. 4. Motion data in vector format expressed by K25 model.
그림 4. K25 모델로 표현한 벡터 형식의 동작 데이터

이때 벡터 비교가 수월하도록 좌우 대칭적인 벡터 쌍의 방향을 그림 4와 같이 통일하였다. 위 방식대로 동작 데이터를 생성하면 두 개의 동작 기준으로 총 28(2×14)개의 벡터가 생성된다.

나. 벡터 비교를 이용한 스코어와 신뢰도 정량화

본 논문에서는 두 동작의 유사한 정도를 스코어(score), 그리고 스코어를 신뢰할 수 있는 정도를 신뢰도(confidence)라 표현하고자 한다. 스코어와 신뢰도는 둘 다 [0, 1]의 범위를 가지며 %의 단위로 표현된다. 그림 5와 같이 동일 부위에 대한 두 벡터 간 각도 차이를 스코어로 정량화하기 위하여 코사인 유사도와 유클리드 거리 공식이 사용된다.

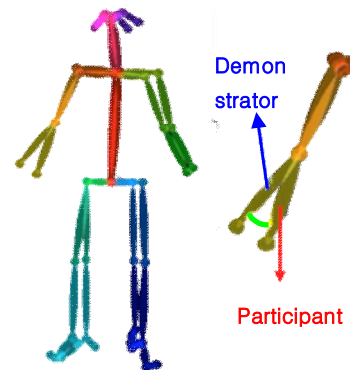


Fig. 5. How to compare two estimated motions.
그림 5. 추정된 두 동작의 비교 방식

코사인 유사도와 유클리드 거리를 계산하기 전에 벡터의 크기를 통일하기 위하여 14개의 2차원 벡터 형태인 두 동작 데이터에 L2 정규화를 적용한다. L2 정규화는 특정 벡터를 길이가 1인 단위벡터로 변환시켜주며 2차원 벡터 $\vec{u} (= (x, y))$ 에 대한 L2 정규화 공식은 식 (5)와 같다.

$$\vec{u} = \frac{\vec{v}}{|\vec{v}|} = \frac{(x, y)}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (5)$$

L2 정규화 후 식 (6)과 같은 코사인 유사도 ($CS_{(P1, P2)}$)와 유클리드 거리를 구하는 공식인 식 (7)을 이용하여 두 벡터 간 각도 차이를 정량화한다. 이때 L2 정규화된 시범자와 참가자의 동작 데이터를 각각 $P1, P2$ 라하고 $P1, P2$ 의 i 번째 부위에 대한 벡터를 각각 $P1_i, P2_i$ 라 정의하였다. 벡터 간 각도 차이가 작을수록 코사인 유사도는 1에 가까워지고 각도 차이가 클수록 -1에 수렴한다. 그러므로 유클리드 거리는 [0, 2]의 범위를 가지게 되며 두 동작의 유사도가 높을수록 0에 가까워지고 유사도가 낮을수록 2에 수렴하게 된다.

$$CS_{(P1, P2)} = \frac{\vec{P1}_i \cdot \vec{P2}_i}{|\vec{P1}_i| |\vec{P2}_i|} \quad (6)$$

$$\frac{\|(P1_i) - (P2_i)\|}{\sqrt{2(1 - CS_{(P1, P2)})}} \quad (7)$$

따라서 $P1, P2$ 의 i 번째 부위에 대한 스코어 $S_{(P1, P2)}$ 는 식 (8)로 정의할 수 있다.

$$S_{(P1, P2)} = 100 - (100 \times \frac{1}{2} \|(P1_i) - (P2_i)\|) (\%) \quad (8)$$

최종 스코어는 추정된 모든 부위를 고려한 부위별 스코어의 평균이라 할 수 있고 이는 식 (9)의 $S_{(P1, P2)}$ 로 정의할 수 있다. 이하 M은 비교하고자 하는 관절(키포인트)의 개수를 나타낸다.

$$S_{(P1, P2)} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (S_{(P1_k, P2_k)}) (\%) \quad (9)$$

신뢰도 또한 스코어와 마찬가지로 Openpose로 얻은 부위별 추정 정확도($C_{(P1_k, P2_k)}$)의 평균인 $C_{(P1, P2)}$ 로 정의할 수 있다. 이때 추정되지 않은 부위에 대

해 일정 비율만큼 감점하였고 이는 식 (10)을 통해 확인할 수 있다.

$$C_{(P1, P2)} = \sum_{k=1}^M (C_{(P1_k, P2_k)}) \times \frac{M}{28} \times 100 \quad (10)$$

다. DTW를 이용한 동작 지연시간 측정

본 논문에서는 구간별 지연시간 측정을 위해 동작 데이터를 일정 크기만큼 나누는데 이때의 구간을 시퀀스(sequence)라 표현하고 지연시간과 시퀀스의 단위로 프레임을 사용하고자 한다. 먼저 시범자와 참가자의 동작 데이터에서 그림 6과 같이 각각 1 시퀀스만큼을 추출한다. 아래 사례에서는 1 시퀀스 길이를 6 프레임으로 가정하였다.

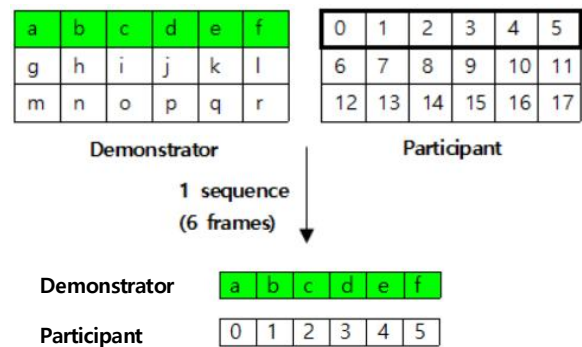


Fig. 6. 1 sequence data extraction scene from motion data. 그림 6. 동작 데이터에서 1 시퀀스 데이터 추출 장면

그 후 그림 7과 같이 시범자의 동작 데이터를 기준으로 하여 참가자의 동작 데이터를 앞에서부터 1 프레임씩 제거하며 DTW 거리를 구한다.

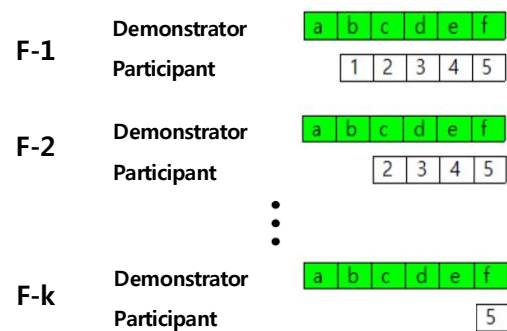


Fig. 7 Process of removing participant motion data by 1 frame.

그림 7. 참가자 동작 데이터를 1 프레임씩 제거하는 과정

위 과정이 마무리되면 식 (11)과 같이 M개의 부위에 대하여 DTW 거리가 가장 작은 사례를 찾는다. 해당 사례에서 제거된 프레임 개수를 통하여 σ 번째 시퀀스에서의 동작 지연시간을 나타내는 $D_{(seq=\sigma)}(P1, P2)$ 을 알 수 있다. 따라서 최종 동작 지연시간인 $D(P1, P2)$ 는 모든 시퀀스에 대한 지연시간의 평균이라 할 수 있고 이를 식 (12)와 같이 표현할 수 있다. 해당 식에서 N은 전체 시퀀스의 개수를 뜻한다.

$$D_{(seq=\sigma)}(P1, P2) = \min \left(\sum_{k=1}^M D(P1_{k_{case1}}, P2_k), \sum_{k=1}^M D(P1_{k_{case2}}, P2_k) \dots \right) \quad (11)$$

$$D(P1, P2) = \frac{1}{N} \left(\sum_{k=1}^N D_{(seq=k)}(P1, P2) \right) \quad (12)$$

3. 결과 분석 및 검증

가. 동작 유사도 정량화 관점

시범자의 동작을 잘 따라 하고 있는지를 제안된 방법으로 측정하여 그 유효성과 적절성을 점검하기 위해 본 연구에서는 시범자의 경우 미리 촬영해 놓은 동영상을 프로젝터로 참가자에게 제공하고 참가자의 동작은 640×480의 해상도로 웹 카메라를 통해 취득하였다. 시범자의 경우에는 미리 off-line으로 동작을 분석해 놓을 수 있으므로 해상도를 높여 상영하여도 연산시간을 소요하지 않는다. 식 (9)

와 식 (10)을 Openpose에 적용하여 스코어와 신뢰도를 얻었고, 식 (12)를 이용하여 동작 지연 시간을 측정하였다. 동작 추정 모델로는 Openpose의 K25 모델을 사용하였고 Window 10, Python 3.7.4, OpenCV 4.3.0.36 환경에서 i7-7700과 GTX 1080 Ti를 이용하여 동작 유사도 정량화를 처리하였다.

그림 8의 그룹 1은 모든 주요 부위가 추정되었고 동작이 전체적으로 유사하므로 각각 96.35%, 82.41%라는 높은 수치의 스코어와 신뢰도가 측정되었다. 그룹 2는 74.47%의 평범한 스코어를 가지지만 62.59%의 비교적 낮은 신뢰도가 측정되었다. 이는 시범자와 참여자의 일부 관절이 추정되지 않아 생기는 문제로 신뢰도 측정을 통해 스코어에 변별력을 더하는 대표적인 사례이다.

나. 동작 지연시간 관점

DTW를 이용하여 시범자의 동작 데이터와 이를 무작위로 n 프레임만큼 지연시킨 동일한 시범자의 동작 데이터에 대해 지연시간을 측정해보았다. 해당 결과를 동일 시퀀스 길이에서의 지연시간 측정과 다양한 시퀀스 길이에서의 지연시간 측정으로 나누어 제시한다.

(1) 동일 시퀀스 길이에서의 동작 지연시간

시퀀스 길이를 10 프레임으로 고정하고 시범자의 동작을 10 프레임 이하의 무작위 4개의 프레임만큼 전체적으로 지연시켰다. 모두 동일한 시범자의 동작 데이터를 사용하였고 전체 동작 데이터 크기에 대한 지연 프레임의 비율을 % 단위로 표기하였다. 또한 기존의 동작과 시퀀스별 지연시간을 역으로 지연시킨 후의 동작에 대해 유사도를 측정하여 얻은 예상 스코어를 각각 파란색과 초록색 선으로 표시하였다. 그리고 각 시퀀스별 지연시간의 길고 짧은 정도를 그래레이션으로 나타내었는데 진한 그래레이션으로 비교적 긴 지연시간을, 연한 그래레이션으로 비교적 짧은 지연시간을 표현하였다. 스코어와 신뢰도를 계산하는 공식은 위 실험과 마찬가지로 각각 식 (9)와 식 (10)을 사용하였다.

그 결과 실제 지연시간에 대해 약간의 오차를 가지는 준수한 수준의 예측 동작 지연시간이 측정되었다. 특히 실제 지연시간과 예측 지연시간의 오차율이 약 2.1%인 9 프레임 지연 사례에서 관찰할 수 있듯이 지연시간이 길수록 오차율이 감소하는 경

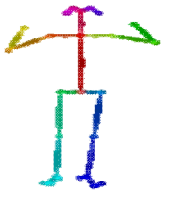
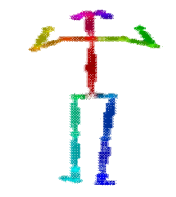
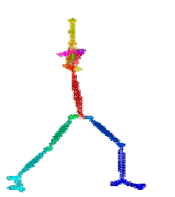
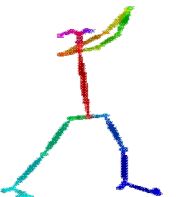
Group	Demonstrator	Participant
1		
	Score / Confidence	96.35 % / 82.41 %
2		
	Score / Confidence	74.47% / 62.59%

Fig. 8. Result of motion similarity quantification expressed by score and confidence.

그림 8. 스코어와 신뢰도로 표현된 동작 유사도 정량화 결과

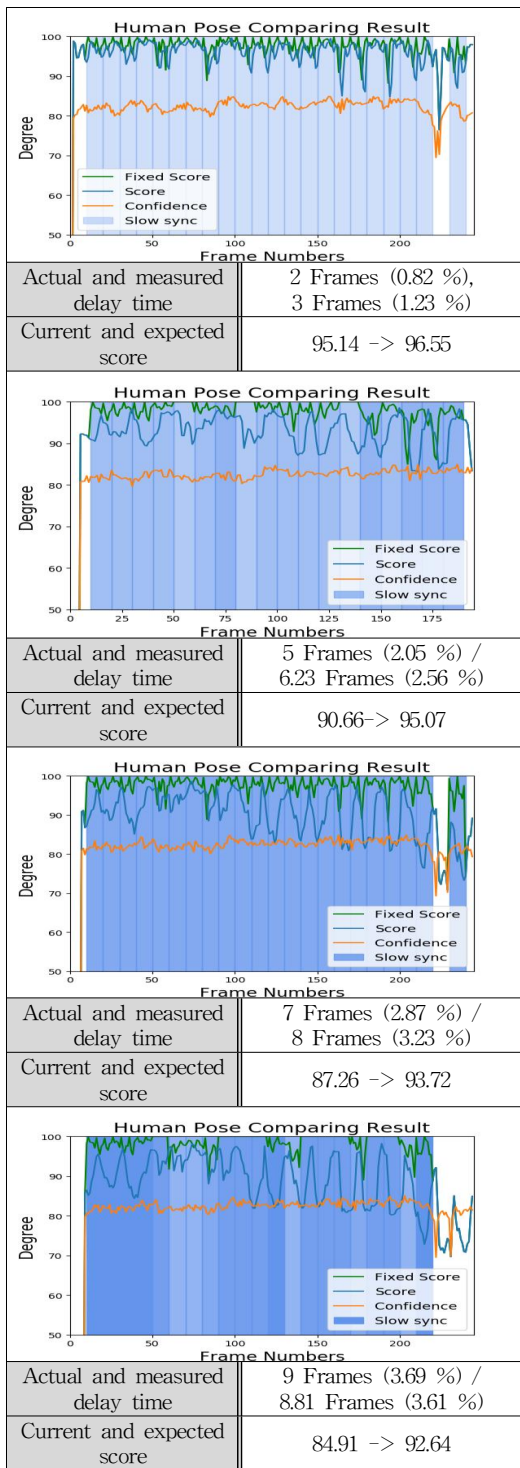


Fig. 9. Measurement and analysis results for 4 random delay times.

그림 9. 4가지 무작위 지연시간에 대한 측정 및 분석 결과

향이 있었다. 또한 현재 스코어에 대한 예상 스코어의 향상 수치가 지연시간의 길이에 비례하는 경향도 관찰할 수 있었다.

하지만 그림 10과 같이 시범자의 부위가 일부 가려지거나 짧은 주기로 반복될 경우 전체적으로 동

작 지연의 감지가 제대로 이루어지지 않았다. 해당 사례의 경우 10 프레임의 시퀀스 길이와 7 프레임의 지연이 적용되었다.

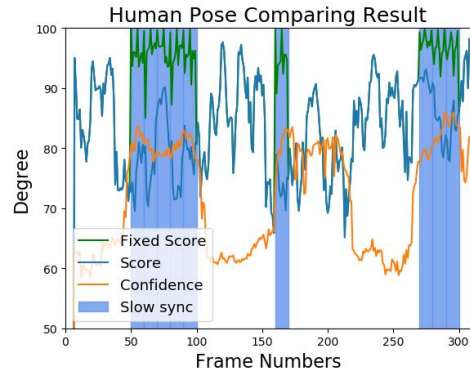


Fig. 10. The result of measuring the delay time for the part covered and repetitive demonstration movement.

그림 10. 부위가 가려지고 반복적인 시범자 동작에 대한 지연시간 측정 결과

(2) 다양한 시퀀스 길이에서의 동작 지연시간

시퀀스의 길이를 5 프레임과 50 프레임으로 설정한 경우의 동작 지연시간 측정 및 분석 결과를 그림 11에 나타내었다. 무작위 지연시간의 범위를 기존 10 프레임 이하에서 50 프레임 이하로 변경하였

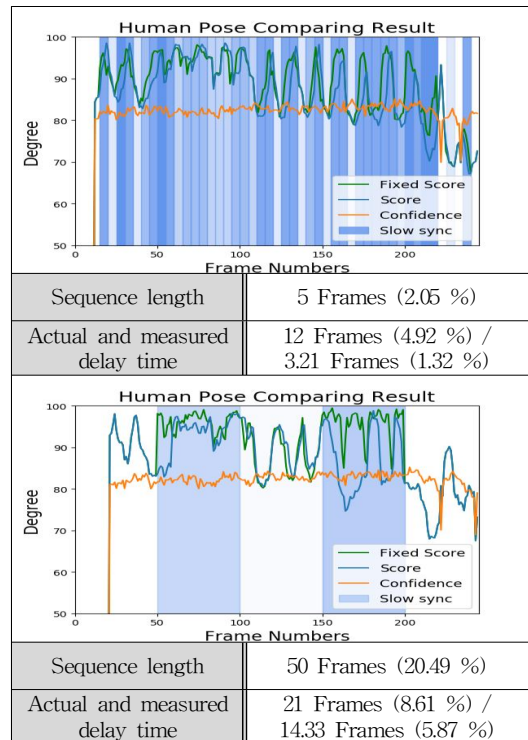


Fig. 11. Delay time measurement for sequence length of 5, 50 frames.

그림 11. 5, 50 프레임의 시퀀스 길이에 대한 지연시간 측정

다. 또한 반복적이지 않고 부위가 가려지지 않은 시범자의 동작 데이터를 사용하였다.

시퀀스의 길이가 5 프레임과 같이 전체 동작 데이터 길이(현 244 프레임)에 비해 짧은 경우 DTW로 비교할 동작 데이터의 양이 부족하기 때문에 오차율이 약 73%나 되는 최악의 결과가 도출되었다. 또한 시퀀스의 길이가 50 프레임과 같이 비교적 긴 경우에도 약 32%라는 다소 높은 오차율이 측정되었고 전체 시퀀스의 개수가 5개밖에 되지 않아 상세한 지연시간 측정이 불가능하였다.

III. 결론

이상으로 Openpose와 DTW를 이용한 두 신체 동작의 유사도 정량화와 지연시간 측정 기법을 제안하였다. 스코어에 대한 신뢰도를 정량화하여 스코어에 변별력을 더하였고 측정된 지연시간을 활용하여 참가자에게 유연성 있는 예상 스코어를 제시하였다.

본 연구는 실시간 동작 추정 기법을 가공하여 신체 주요 관절의 수치를 활용한 동작 유사도 정량화를 통해 컴퓨터가 객관적으로 인간을 평가하였다는 점에서 사람과 컴퓨터 간의 상호작용 증진을 위한 방안이라는 의미를 가진다. 또한 본 논문의 동작 평가 정량화 기법은 사람의 신체활동 발달에 대한 평가 및 점검 방식을 다면화하여 하나의 인간 평가 지표로 활용할 수 있다. 이 뿐만 아니라 DTW를 이용한 지연 동작을 발견하고 해결책을 제시한다는 점에서 지연 동작에 대한 개선 방안이 없었던 기존 연구를 보완하였다는 의미도 있다.

하지만 본 연구의 동작 지연시간 측정 기법은 부위가 가려지는 현상과 반복적인 동작에 취약하다는 한계점을 가지고 있다. 향후 지속적인 전신 동작 추정 및 반복적인 동작의 주기 측정에 대한 연구가 활발해진다면 위 한계점을 극복하여 더욱더 높은 성능의 결과를 얻을 수 있을 것이라 기대된다.

References

[1] S. H. Back and H. E. Lee, "Effect of motion factor-centered early childhood motion education program on basic motion ability and creativity," *KOAECE*, Vol.11, No.4, pp.37-60, 2006.

DOI: 10.1080/03004430801931196

[2] Chen, Weiming, and Jiang, "Fall Detection Based on Key Points of Human-Skeleton Using OpenPose," *Symmetry*, Vol.12, No.5, pp.744, 2020. DOI: 10.3390/sym12050744

[3] Naidu, Chetna, and Archana Ghotkar, "Hand gesture recognition using leap motion controller," *International Journal of Science and Research (IJSR)* ISSN (Online): pp.2319-7064, 2006.

[4] Moon, Gyeongsik, Ju Yong Chang, and Kyoung Mu Lee, "V2v-posenet: Voxel-to-voxel prediction network for accurate 3d hand and human pose estimation from a single depth map," *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern Recognition (CVPR)*, pp.5079-5088, 2018.

[5] Zhi-chao, Cao, and Lingling Zhang, "Key pose recognition toward sports scene using deeply-learned model," *Journal of Visual Communication and Image Representation* Vol.63, pp.102571, 2019. DOI: 10.1016/j.jvcir.2019.06.013

[6] Chen and Lin, "Hand gesture recognition using compact CNN via surface electromyography signals," *Sensors*, Vol.20, No.3 pp.672, 2020. DOI: 10.3390/s20030672

[7] Qiao, Sen, Yilin Wang, and Jian Li, "Real-time human gesture grading based on OpenPose," *10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*. IEEE, pp.1-6, 2017. DOI: 10.1109/CISP-BMEI.2017.8301910

[8] Cao and Zhe, "OpenPose: realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields," *arXiv preprint arXiv:1812.08008*, 2018.

[9] Senin and Pavel, "Dynamic time warping algorithm review," *Information and Computer Science Department University of Hawaii at Manoa Honolulu*, Vol.40, No.855, pp.1-23, 2008.

[10] Schneider, Memmesheimer, Kramer, and Paulus, "Gesture recognition in RGB videos using human body keypoints and dynamic time warping," *In Robot World Cup*, pp.37-60, 2019.

[11] Muda, Lindasalwa, Mumtaj Begam, and Irraivan Elamvazuthi, "Voice recognition algorithms

using mel frequency cepstral coefficient (MFCC) and dynamic time warping (DTW) techniques,” *arXiv preprint arXiv:1003.4083*, 2010.

[12] Bala, Anjali, Abhijeet Kumar, and Nidhika Birla, “Voice command recognition system based on MFCC and DTW,” *International Journal of Engineering Science and Technology*, Vol.2. No.12, pp.7335–7342, 2010.

[13] Sempena, Samsu, Nur Ulfa Maulidevi, and Peb Ruswono Aryan, “Human action recognition using dynamic time warping,” *Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical Engineering and Informatics*, IEEE, pp.1–5, 2011. DOI: 10.1109/ICEEI.2011.6021605

[14] Xiao, Bin, Haiping Wu, and Yichen Wei, “Simple baselines for human pose estimation and tracking,” *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*. pp.466–481, 2018.

[15] Mapari, Rajesh B., and Govind Kharat, “Real time human pose recognition using leap motion sensor,” *2015 IEEE International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN)*, IEEE, pp.323–328, 2015.

DOI: 10.1109/ICRCICN.2015.7434258

[16] Doliotis and Paul, “Comparing gesture recognition accuracy using color and depth information,” *Proceedings of the 4th international conference on Pervasive technologies related to assistive environments*, pp.1–7, 2011.

DOI: 10.1145/2141622.2141647

[17] Alp Güler, Rıza, Natalia Neverova, and Iasonas Kokkinos, “Densepose: Dense human pose estimation in the wild,” *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.7297–7306, 2018.

DOI: 10.1109/CVPR.2018.00762

[18] JIAN and HO CHUN, *Gesture recognition using windowed dynamic time warping*, Diss, 2010.

[19] Muscillo and Rossana, “Early recognition of upper limb motor tasks through accelerometers: real-time implementation of a DTW-based algorithm,”

Computers in biology and medicine, Vol.41. No.3, pp.164–172, 2011.

DOI: 10.1016/j.combiomed.2011.01.007

[20] Shotton and Jamie, “Real-time human pose recognition in parts from single depth images,” *CVPR 2011*, IEEE, pp.1297–1304, 2011.

DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995316

BIOGRAPHY

June-Seok Im (Member)



2016~today : Currently studying at Seokyeong University, Department of Computer Engineering
Research interests : Image Signal Processing, Computer Vision, Deep Learning

Jin-Heon Kim (Member)



1982 : BS degree in Electrical Engineering, Korea University
1984 : MS degree in Electrical Engineering, Korea University
1986 : Researcher of Dongyang Precision Company

1989 : Senior researcher in Samsung Advanced Institute of Technology

1991 : ZyMOS Korea FAE

1994 : PhD degree in Electrical Engineering, Korea University

1995~today : Professor of Computer Engineering, Seokyeong University

Research interests : Computer Vision, Image Signal Processing, Image/Video System