

논문 2015-52-6-15

## 4개 관절 기반 인체모션 분석을 위한 특징 추출 및 자세 분류

## ( Feature Extraction and Classification of Posture for Four-Joint based Human Motion Data Analysis )

고 경 리\*, 반 성 범\*\*

( Kyeong-Ri Ko and Sung Bum Pan<sup>©</sup> )

## 요 약

앉아있는 시간이 긴 현대인들에게 바른 자세를 유지하도록 하는 것은 중요하다. 자세 교정을 위한 치료는 많은 시간과 비용이 소요되며, 전문의의 지속적인 관찰이 필요하다. 그러므로 사용자 스스로 자신의 자세를 판단하고 교정하기 위한 시스템이 필요하다. 본 논문에서는 사용자의 자세 데이터를 취득하여 취득된 자세가 정상자세인지 비정상자세인지 판단한다. 사용자의 자세 데이터 취득을 위해 관성 센서를 이용한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 제안한다. 이 시스템을 통해 대상자의 자세 데이터를 취득하고, 취득한 데이터를 기반으로 특징을 추출하여 DB를 구축한다. 구축한 DB를 K-means 클러스터링 알고리즘을 이용하여 자세 학습을 수행한 후, 정상자세와 비정상자세를 분류한다. 관절의 회전각도, 위치정보, 분석정보를 이용하여 자세분류를 수행한 결과, 정상자세 판단 성공률은 99.79%로 나타났다. 이 결과로 미루어 4개 관절에 대한 특징을 이용하여 사용자의 자세를 판단 가능하며, 향후 척추질환 예방 시스템에 적용하여 사용자의 자세를 교정하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 판단된다.

## Abstract

In the modern age, it is important for people to maintain a good sitting posture because they spend long hours sitting. Posture correction treatment requires a great deal of time and expenses with continuous observation by a specialist. Therefore, there is a need for a system with which users can judge and correct their postures on their own. In this study, we collected users' postures and judged whether they are normal or abnormal. To obtain a user's posture, we propose a four-joint motion capture system that uses inertial sensors. The system collects the subject's postures, and features are extracted from the collected data to build a database. The data in the DB are classified into normal and abnormal postures after posture learning using the K-means clustering algorithm. An experiment was performed to classify the posture from the joints' rotation angles and positions; the normal posture judgment reached a success rate of 99.79%. This result suggests that the features of the four joints can be used to judge and help correct a user's posture through application to a spinal disease prevention system in the future.

**Keywords** : spinal disease prevention; motion capture; motion data analysis; classification of posture

\* 학생회원, 조선대학교 제어계측공학과

(Dept. of Control and Instrumentation Engineering, Chosun University)

\*\* 평생회원, 조선대학교 전자공학과

(Dept. of Electronics Engineering, Chosun University)

© Corresponding Author(E-mail: sbpan@chosun.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업융합원천기술개발사업(IT융합)(10041059, SOT기반 모션제어 컨트롤 플랫폼용 interactive 스마트웨어 기술 개발)과 2014학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 수행된 연구결과입니다.

Received ; January 5, 2015

Revised ; May 4, 2015

Accepted ; May 25, 2015

### I. 서론

자세 교정 치료는 시작 연령이 낮을수록 교정 효과가 높고, 연령이 증가함에 따라 교정 효과가 낮아진다. 또한, 조기에 발견될수록, 초기 측만 각도가 낮을수록 교정 효과가 높다. 척추측만증은 단순히 미용상의 문제일 수는 없으며, 장기 위치 이상으로 인한 기능 이상, 특히 심폐기능의 저하 및 각종 통증을 유발하는 요인이 되므로 조기 발견과 적절한 치료가 필요하다<sup>[1~4]</sup>. 이처럼 조기 발견 및 조기 치료가 중요함에도 척추측만증의 발견이 늦는 이유는 대부분의 척추측만증이 통증이 없고, 부모의 측만증에 대한 인식 부족도 있지만, 아이들이 사춘기에 들어오면서 부모에게도 자기 몸을 보이지 않으려는데 이유가 있다<sup>[5~6]</sup>.

척추질환 예방을 목적으로 하는 자세 교정 치료는 많은 시간과 비용이 소요되며, 전문의의 지속적인 관찰이 필요하다. 그러므로 타인의 관찰 없이도 사용자 스스로 자세를 판단하고 교정하기 위한 시스템이 필요하다. 이러한 자세 교정 시스템을 구현하기 위해서는 사용자의 현재 자세를 판단하기 위한 자세 판단 시스템이 필요하다.

본 논문에서는 사용자의 자세 데이터 취득을 위해 관성 센서를 이용한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 제안한다. 4개 관절 기반 모션캡처 시스템에서 이용한 MEMS 기반 관성 센서는 가벼운 무게를 갖는 소형 크기의 센서이며 무선통신 방식을 이용하므로 대상자의 동작을 자연스럽게 표현할 수 있다. 또한, 사전준비 시간이 적고, 공간의 제약이 없으며, 기존의 모션캡처 장비보다 매우 저렴하다는 장점이 있다<sup>[7-10]</sup>. 그러므로 가정에서도 쉽고 간단한 방법으로 사용할 수 있다.

자세 판단 시스템을 구축하기 위해서는 자세 교정의 기준이 될 정상자세 데이터와 사용자의 자세 데이터의 취득과 분석이 필요하다. 자세 불균형 여부를 간단하게 검사하는 방법은 대상자의 양측 어깨의 높이 차이와 양측 골반의 높이 차이를 확인하는 것이다<sup>[4]</sup>. 그러므로 시스템에서 자세 데이터를 취득하기 위해 정의한 주요관절 4개는 오른쪽 어깨, 왼쪽 어깨, 오른쪽 골반, 왼쪽 골반이다. 제안한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 통해 10명의 대상자로부터 앉아서 강의를 듣는 환경에서 정상자세와 비정상자세 데이터를 취득하고, 취득한 데이터를 기반으로 특징을 추출하여 자세 DB를 구축한다.

이 DB는 개인별 정상자세와 비정상자세가 하나의 DB로 구성되며, 패턴인식 알고리즘을 이용하여 자세를 분류한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 구현한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템과 취득한 데이터에 대해 설명하고, III장에서는 자세분류를 위해 추출한 특징에 대해 설명한다. IV장에서는 3가지 특징을 이용한 자세 분류 결과를 보인다. 마지막으로 V장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

### II. 4개 관절 기반 모션캡처 시스템과 데이터 취득

제안한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템은 그림 1과 같이, PC, 서버, 4개의 관성 센서, 3채널의 수신기, 4개 관절 기반 3차원 분석 시스템, 그리고 센서 고정용 벨크로밴드로 구성된다. 이 시스템에서 사용된 관성 센서는 MEMS 기반의 9축 관성 센서로 3축 자이로 센서, 3축 가속도 센서, 3축 지자기 센서로 구성된다. 이 센서는 32mm\*21mm의 크기로 기존 모션캡처 장비보다 작고 가벼워 대상자의 움직임을 자연스럽게 표현할 수 있다. 또한, 무선통신 방식으로 장애물이 없을 때 통신가능 거리는 약 60m 정도이므로 장소에 제약이 없으며, 기존 모션캡처 장비보다 가격이 저렴하다<sup>[11,12]</sup>.

그림 1에 나타난 4개 관절 기반 3차원 분석 시스템은 센서에서 출력되는 데이터를 3차원 큐브 모델을 통해

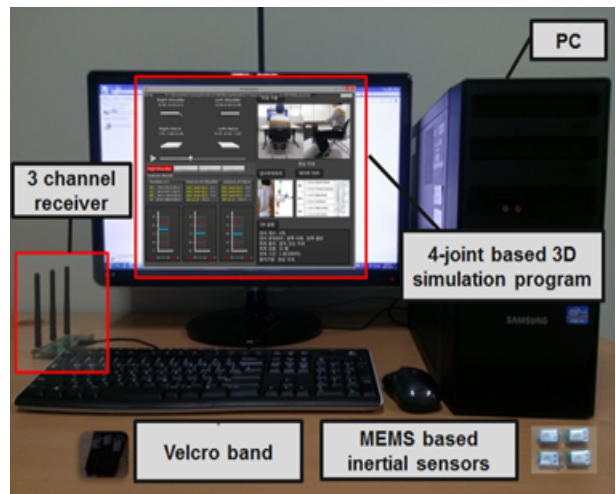


그림 1. 4개 관절 기반 모션캡처 시스템  
Fig. 1. The four-joint based motion capture system.



그림 2. 센서 부착 위치와 방향  
Fig. 2. Sensor attachment locations and sensing directions.

표 1. DB 구축을 위한 인체모션 취득 실험  
Table 1. Body motion acquisition experiment for building DB.

취득 동작	앉아서 강의를 듣는 자세
동작 구분	정상자세/비정상자세
대상자 수	10
취득시간	동작 당 5분 (100 FPS)
센서 부착 위치	오른쪽 어깨, 왼쪽 어깨, 오른쪽 골반, 왼쪽 골반

표현하는 프로그램이다. 큐브 모델은 시스템에서 정의한 4개 관절을 가상의 3차원 큐브 모델로 가시화하여 대상자의 움직임을 표현한다. 사용자의 데이터가 미리 정의된 정상자세 범위를 벗어나면 큐브 색상을 붉은색으로 표현하여, 사용자에게 자세에 대한 피드백을 제공한다. 이 프로그램을 통해 실시간 모션 데이터 취득이 가능하고, 취득한 데이터를 다시 불러오기를 하여 재확인할 수 있다.

4개 관절 기반 모션캡처 시스템에서는 그림 2와 같이 센서를 오른쪽 어깨, 왼쪽 어깨, 오른쪽 골반, 그리고 왼쪽 골반에 모션캡처 슈트 또는 벨크로밴드를 이용하여 대상자의 몸에 부착한다.

본 논문에서는 자세 판단 시스템을 구축하기 위해 자세 교정의 기준이 될 정상자세 데이터와 비정상자세 데이터를 취득하고, 분석한다. 자세 데이터는 구축한 4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 통해, 표 1과 같이 10명을 대상으로 강의를 들으며 학습하는 환경에서 정상자세와 비정상자세를 각각 5분씩 취득하였다<sup>[11~12]</sup>.

그림 3의 (a)는 10명의 대상자가 강의를 들으며 학습



(a) 정상자세



(b) 비정상자세

그림 3. 10인의 정상자세와 비정상자세  
Fig. 3. 10 subjects with normal and abnormal posture.



하는 환경에서 정상자세일 때의 모습이다. 그림에서 보이는 것과 같이 10명의 대상자를 후방과 측면에서 확인했을 때, 모두 척추가 반듯한 모습을 보였다.

그림 3의 (b)는 10명의 대상자가 강의를 들으며 학습하는 환경에서 비정상자세일 때의 모습이다. 그림에서 보이는 것과 같이 10명의 대상자를 후방과 측면에서 확인했을 때, 바른 자세 일 때와 달리 척추가 틀어진 모습을 보였다.

그림 4는 10명의 대상자 중, 한 사람의 데이터 취득 결과를 4개 관절 기반 분석 시스템상에서 확인한 모습이다. 정상자세 데이터는 그림 4의 (a)와 같이 큐브 모델이 반듯한 모양으로 나타나며, 색상 변화가 없는 것을 확인할 수 있다. 이 때, Roll, Pitch, Yaw의 데이터가

오른쪽 어깨는 0.59, -0.54, 0.11, 왼쪽 어깨는 -0.55, 0.64, 0.05, 오른쪽 골반은 1.01, -1.08, 0.39, 왼쪽 골반은 0.19, -0.34, -1.02로 4개 관절 모두 0°에 가까운 값으로 나타났다. 반면, 비정상자세 데이터는 그림 4의 (b)와 같이 큐브 모델이 틀어진 모습을 보이며, 큐브 색상이 붉은색으로 변화한 것을 확인할 수 있다. 이때, Roll, Pitch, Yaw의 데이터가 오른쪽 어깨는 -2.23, 0.01, -7.43, 왼쪽 어깨는 -6.87, -1.03, -1.07, 오른쪽 골반은 9.64, -7.21, -6.18, 왼쪽 골반은 8.59, -1.04, 3.22로 4개 관절 모두 0°에서 벗어난 값으로 나타났다. 이를 통해, 사용자는 자신의 현재 자세 또는 취득된 자세가 정상자세인지 비정상자세인지를 확인할 수 있다.

III. 4개 관절 모션 데이터 기반 특징추출

이 장에서는 자세 데이터의 학습을 위해 필요한 추가적인 특징 추출에 대해 정의하고, 추출한 특징에 대해 설명한다.

4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 이용해 10명을 대상으로 강의를 들으며 학습하는 환경에서 취득한 정상자세와 비정상자세 데이터는 오른쪽 어깨, 왼쪽 어깨, 오른쪽 골반, 왼쪽 골반에 대한 3차원 회전각도를 나타내는 Roll, Pitch, Yaw이다. 본 논문에서는 이 데이터를 특징 1이라 한다.

본 논문에서는 특징 1을 기반으로 새로운 특징을 추출한다. 가상의 공간에 4개 관절의 위치를 정의한 후, 각 관절에 해당하는 회전각도를 투영하면, 해당 관절에 회전이 일어난 후의 위치 좌표를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 가상 공간에서 4개 관절의 초기 위치를 표 2와 같이 정의하였다.

변화된 점의 위치를 계산하기 위해서는 회전각도를

표 2. 4개 관절의 초기 위치  
Table 2. Initial position of the four-joint.

4개 관절	초기 위치 X,Y,Z
오른쪽 어깨	-100, 100, 100
왼쪽 어깨	100, 100, 100
오른쪽 골반	-100, -100, 100
왼쪽 골반	100, -100, 100



(a) 정상자세



(b) 비정상자세

그림 4. 4개 관절 기반 분석 시스템에서 정상자세와 비정상자세

Fig. 4. Normal and abnormal posture on the 4-joint based analysis system.

회전행렬로 변환하는 단계가 필요하다. 회전행렬은 공간상의 한 점을 변환시킬 수 있는 수학적 도구로, X축, Y축, Z축 3개 행렬의 곱을 통해 여러 변환을 한꺼번에 적용하므로 회전조합의 순서가 중요하다<sup>[13]</sup>. 구축한 시스템에서 취득한 회전각도는 X-Y-Z 회전조합으로 정의된다. 변환된 회전행렬과 가상의 공간에 정의된 관절의 위치 간 연산을 통해, 관절의 회전이 일어난 후의 위치정보를 취득한다. 본 논문에서는 이 데이터를 특징 2라 한다.

표 3에 나타난 특징 3은 특징 2를 기반으로 각 관절간의 위아래 높낮이, 앞뒤 틀어짐, 좌우 위치 차이 등을 수치화한 특징이다. 이 특징은 20차원의 데이터로, 어깨

표 3. 특징 3의 데이터 요소  
Table 3. Data element of feature 3.

No.	구성정보
1 <sup>st</sup>	어깨 좌우 위치 차이(X)
2 <sup>nd</sup>	어깨의 좌우 높낮이 차이(Y)
3 <sup>rd</sup>	어깨의 앞뒤 틀어짐 차이(Z)
4 <sup>th</sup>	골반의 좌우 위치 차이(X)
5 <sup>th</sup>	골반의 좌우 높낮이 차이(Y)
6 <sup>th</sup>	골반의 앞뒤 틀어짐 차이(Z)
7 <sup>th</sup>	오른쪽 어깨&왼쪽 골반 직선거리
8 <sup>th</sup>	왼쪽 어깨&오른쪽 골반 직선거리
9 <sup>th</sup>	삼각형 1 무게중심 X
10 <sup>th</sup>	삼각형 1 무게중심 Y
11 <sup>th</sup>	삼각형 1 무게중심 Z
12 <sup>th</sup>	삼각형 2 무게중심 X
13 <sup>th</sup>	삼각형 2 무게중심 Y
14 <sup>th</sup>	삼각형 2 무게중심 Z
15 <sup>th</sup>	삼각형 3 무게중심 X
16 <sup>th</sup>	삼각형 3 무게중심 Y
17 <sup>th</sup>	삼각형 3 무게중심 Z
18 <sup>th</sup>	삼각형 4 무게중심 X
19 <sup>th</sup>	삼각형 4 무게중심 Y
20 <sup>th</sup>	삼각형 4 무게중심 Z

와 골반의 좌우 높낮이 차이, 앞뒤 틀어짐 정도, 좌우 위치 차이, 오른쪽 어깨와 왼쪽 골반의 직선거리, 왼쪽 어깨와 오른쪽 골반의 직선거리, 원점을 기준으로 연결되는 4개 삼각형의 무게중심 순으로 구성된다.

표 3에 나타난 특징 3의 데이터 요소는 그림 5에서 확인 할 수 있다. 좌우 어깨와 좌우 골반의 위치 차이는 그림 5 (a)에서 확인 가능하며, 오른쪽 어깨와 왼쪽 골반, 왼쪽 어깨와 오른쪽 골반의 직선거리는 그림 5 (b)에서 확인가능하다. 4개 삼각형의 무게중심은 그림 5 (c)에서 확인가능하다. 여기서, 삼각형 1은 오른쪽 어깨-원점-왼쪽 어깨, 삼각형 2는 왼쪽 어깨-원점-왼쪽 골반, 삼각형 3은 오른쪽 골반-원점-왼쪽 골반, 삼각형 4는 오른쪽 어깨-원점-오른쪽 골반을 잇는 삼각형이다.

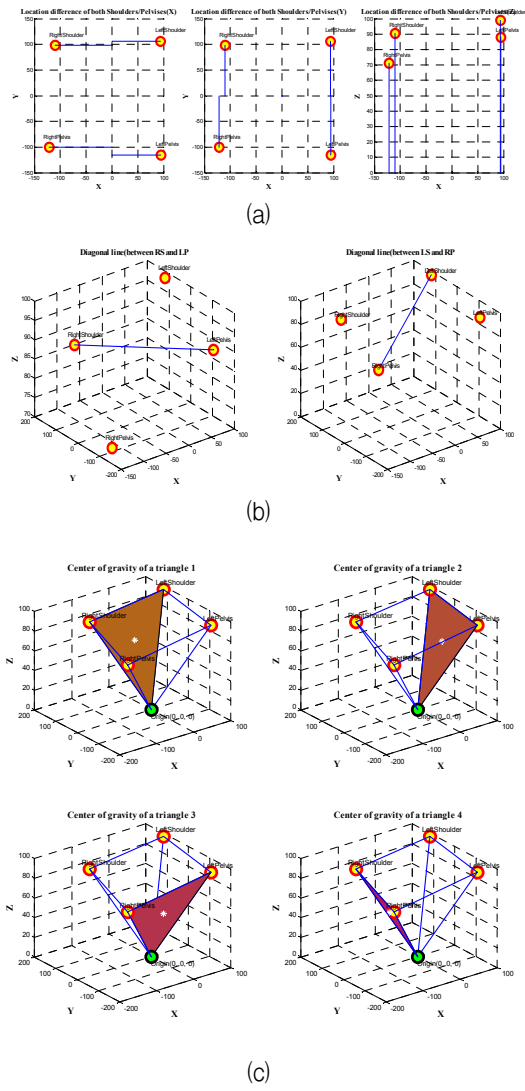


그림 5. 특징 3의 데이터 요소  
Fig. 5. Data element of feature 3

IV. 자세분류

본 논문에서는 특징에 따른 자세 판단 성공률 항상 여부를 확인하기 위해, 표 4와 같이 총 7가지 경우에 대한 실험 결과를 보인다.

정상자세와 비정상자세를 분류하는 실험에는 구현이 간단하고 성능이 좋다는 장점이 있어 널리 사용되고 있는 K-means 알고리즘을 이용하였다. 클러스터링 알고리즘이란 각 벡터를 몇 가지의 특징 벡터의 집합으로

표 4. 자세분류를 위한 실험 방법  
Table 4. Experiment methods for classification of posture.

방법	학습 데이터와 테스트 데이터	데이터 차원	정상/비정상자세 데이터 수
1	특징 1	12	300,000/300,000
2	특징 2	12	300,000/300,000
3	특징 3	20	300,000/300,000
4	특징 1 & 2	24	300,000/300,000
5	특징 1 & 3	32	300,000/300,000
6	특징 2 & 3	32	300,000/300,000
7	특징 1 & 2 & 3	44	300,000/300,000

표 5. K-means 알고리즘  
Table 5. K-means algorithm.

1단계, 시작:	데이터 집합 $[x_1, \dots, x_n]$ 에서 $K$ 개의 벡터를 임의로 선택하여 $K$ 개의 초기 중심 집합 $[y_1, \dots, y_k]$ 를 만든다.
2단계, 예측:	만약, 데이터 $x_n$ 이 $y_i$ 에 가장 가깝다면 클러스터 $X_i$ 에 속하도록 라벨링한다. $X_i = x_n   d(x_n, y_i) \leq d(x_n, y_j), j = 1, \dots, K$
3단계, 갱신:	예측 단계에서 구한 새로운 클러스터들에서 각각의 중심을 갱신한다. $y_i = c(X_i), i = 1, \dots, K$
4단계, 왜곡:	데이터와 가장 가까운 클러스터 중심들과 거리의 합으로 총 왜곡을 구한다. $D = \sum_{n=1}^N d(s_n, y_{i(n)})$ $\ast x_n \in X_k \text{ 라면, } i(n) = k$
반복:	총 왜곡이 적절하게 변하지 않거나, 설정된 반복 횟수에 도달할 때 까지, 2~4단계를 반복한다. 이 알고리즘은 일반적으로 100번을 반복하기 전에 수렴해야만 한다. $\Delta D = \frac{D_{prev} - D_{curr}}{D_{prev}} < 10^{-4}$

군집화시키는 것이다. 그중 K-means 알고리즘은 표 5와 같이 클러스터의 중심과 각각의 벡터들의 유사도를 측정하여 가장 큰 유사도를 갖는 클러스터에 속하도록 분류하는 알고리즘이다<sup>[14]</sup>. 본 논문에서 자세 분류 실험은 정상자세와 비정상자세로 분류해내는 것이므로 클러스터 개수  $K$ 는 2이며, 중심 벡터와 데이터 간 유사도 판별은 기존 연구에서 널리 활용되는 유클리디안 거리식을 이용한다.

실험에 사용된 데이터는 개인별 정상자세와 비정상자세가 하나의 DB로 구성되며, 10개의 DB가 실험에 사용된다. 취득된 DB는 100FPS의 취득률로 5분씩 취득한 10명의 데이터이므로, 하나의 DB에는 각각 특징에 해당하는  $n$ 차원의 벡터가 정상자세 30,000개, 비정상자세 30,000개 존재한다. 10개의 DB를 이용한 자세분류 실험에서, 5개 DB(DB 1~5)는 학습 데이터로 이용되며, 나머지 5개 DB(DB 6~10)는 테스트 데이터로 이용된다. 학습을 통해, 정상자세와 비정상자세 DB로부터 2개 클러스터에 대한  $n$ 차원의 중심을 찾고, 각 클러스터의 중심과 테스트 데이터 간의 유사도를 판별하여 자세를 분류한다.

방법 1 실험에 사용된 특징 1 데이터를 일반적으로 분석한 결과, 앉아서 강의를 듣는 동작에서는 모든 관절에서 앞으로 숙이고, 뒤로 꺾힘을 나타내는 Roll의 데이터가 정상자세와 비정상자세의 데이터 차이가 크게 나타났고, 골반 관절의 움직임보다 어깨 관절의 움직임이 더 크게 나타났다. 정상자세인 경우에는 Roll, Pitch, Yaw 데이터가 0° 주변에 분포하는 결과를 보였다<sup>[11,12]</sup>. 방법 1 실험에 사용된 12차원의 벡터는 4개 관절에 대한 회전각도를 나타내므로, 정상자세와 비정상자세 DB로부터 구해진 중심 값은 각 관절에 대하여 그림 6과 같이 나타낼 수 있다. 정상자세 DB로부터 구해진 중심 값은 0°에 가깝게 나타났다. 반면, 비정상자세 DB로부터 구해진 중심 값은 정상자세 중심 값과 비교하면 0°에서 떨어진 곳에 위치하는 것을 확인할 수 있다.

방법 2 실험에 사용된 12차원의 벡터는 4개 관절에 대한 위치정보를 나타낸다. 정상자세와 비정상자세 DB로부터 취득된 중심은 각 관절에 대하여 그림 8과 같이 나타낼 수 있다. 그림 7 (a)는 XY 평면에서 바라본 모습이고, 그림 7 (b)는 XZ 평면에서 바라본 모습이다. 정상자세 DB로부터 구해진 중심 값은 표 2의 초기위치에 가깝게 나타났다. 반면, 비정상자세 DB로부터 구해진

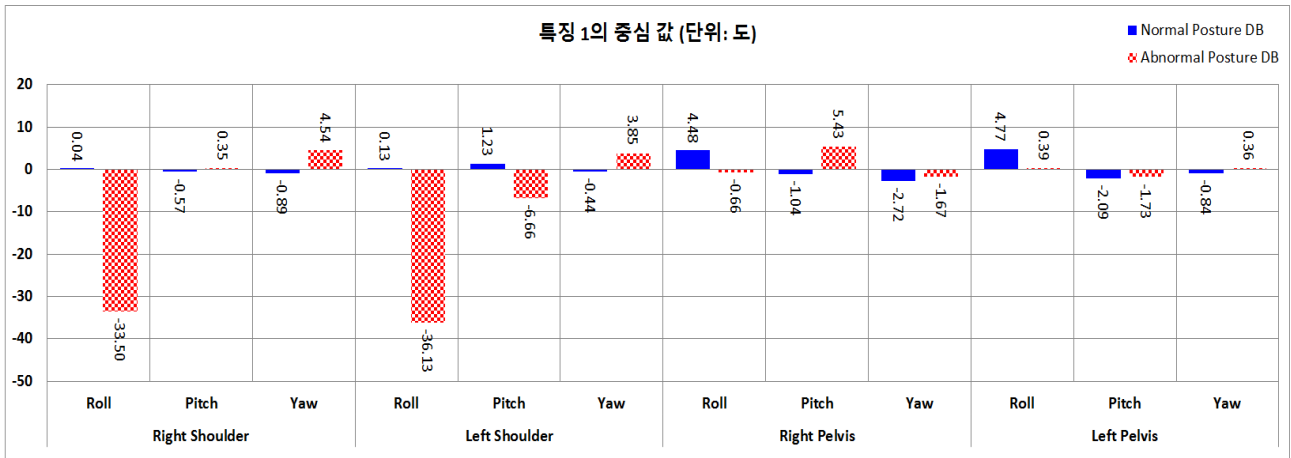
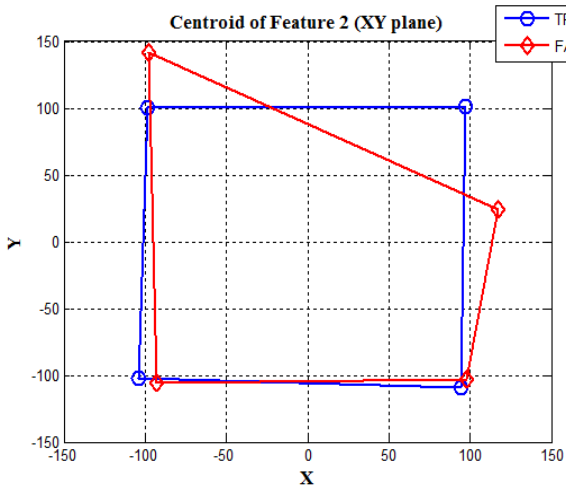
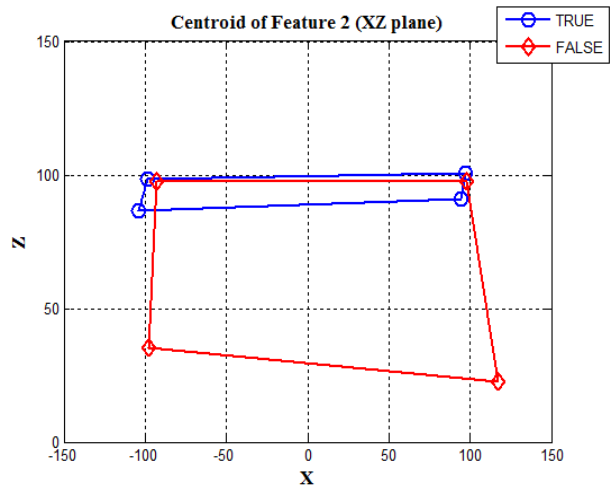


그림 6. 특징 1의 중심 값

Fig. 6. Centroid of feature 1.



(a) XY 평면



(b) XZ 평면

그림 7. 특징 2의 중심 값

Fig. 7. Centroid of feature 2.

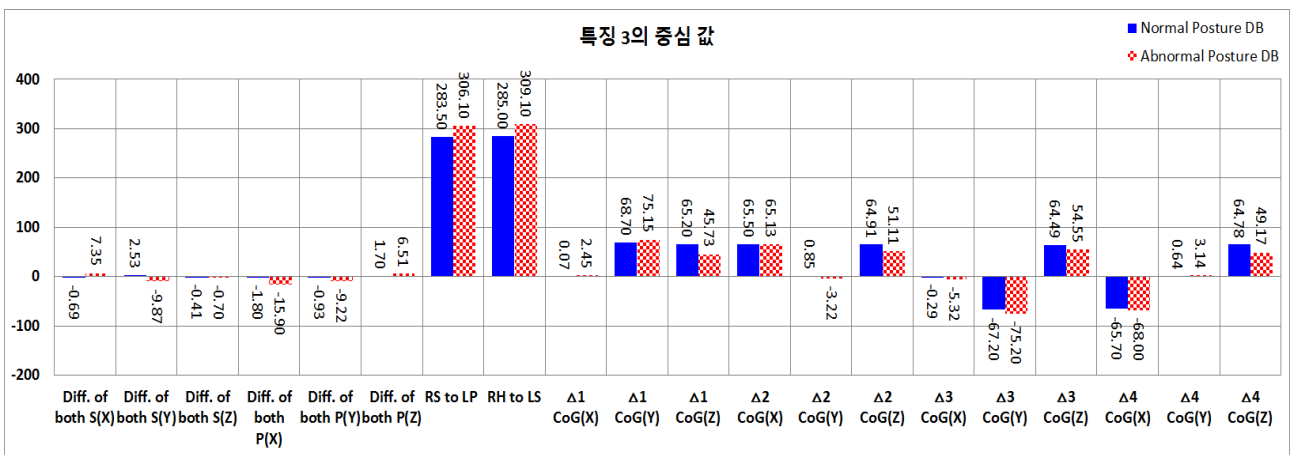


그림 8. 특징 3의 중심 값

Fig. 8. Centroid of feature 3.

표 6. 정상자세 분류 성공률

Table 6. Success rate of classification of normal posture.

방법	학습 데이터와 테스트 데이터	정상자세 판단 성공률
1	특징 1	93.58%
2	특징 2	85.93%
3	특징 3	97.57%
4	특징 1 & 2	98.23%
5	특징 1 & 3	98.88%
6	특징 2 & 3	98.97%
7	특징 1 & 2 & 3	99.79%

중심 값은 정상자세 중심 값과 비교하면 초기위치에서 떨어진 곳에 위치하는 것을 확인할 수 있다.

방법 3 실험에 사용된 20차원의 벡터는 4개 관절에 대한 분석정보를 나타낸다. 정상자세와 비정상자세 DB로부터 구해진 중심은 그림 8과 같다. 정상자세 DB와 비정상자세 DB에 대한 중심 값을 비교해 보면, 각각의 자세에 대한 어깨와 골반의 좌우 높낮이 차이, 앞뒤 틀어짐 정도, 좌우 위치 차이, 어깨와 골반의 직선거리, 삼각형의 무게중심이 다르게 표현됨을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 특징에 따른 자세 판단 성공률 향상 여부를 확인한다. 3가지 특징을 단일적으로 이용했을 때와 복합적으로 이용했을 때에 대한 정상자세 판단 성공률은 표 6과 같다. 특징 1만을 자세 분류에 이용했을 때는 93.58%, 특징 2만을 이용했을 때는 85.93%, 특징 3만을 이용했을 때는 97.57%의 정상자세 판단 성공률을 보였다. 반면, 특징 1과 특징 2를 이용했을 때는 98.23%, 특징 1과 특징 3을 이용했을 때는 98.88%, 특징 2와 특징 3을 이용했을 때는 98.97%로 나타났다. 특징 1~3 모두를 특징 데이터로 이용했을 때는 99.79%로 정상자세 판단 성공률이 가장 높게 나타났다.

## V. 결 론

본 논문에서는 4개 관절 기반 모션캡처 시스템을 구축하고, 구축한 시스템을 기반으로 데이터를 취득하고, 분석하여 자세를 분류하였다. 구축한 4개 관절 기반 모

션캡처 시스템을 통한 인체모션 취득 실험은 10명의 실험자를 대상으로, 의자에 앉아서 강의를 듣는 상황에서 진행하였다. 자세 분류에 사용된 특징은 4개 관절에 대한 회전각도, 회전각도를 기반으로 추출한 위치정보, 위치정보를 기반으로 추출한 분석정보이다. 이 세 가지 특징을 기반으로 자세 분류를 수행한 결과, 데이터를 단일적으로 이용했을 때 정상자세 판단 성공률은 특징 1만 이용했을 때 93.58%, 특징 2만 이용했을 때 85.93%, 특징 3만 이용했을 때 97.57%로 나타났다. 세 가지 특징 데이터를 복합적으로 이용했을 때 정상자세 판단 성공률은 특징 1&2&3을 모두 이용했을 때 99.79%로 가장 높게 나타났다. 실험결과, 특징을 복합적으로 이용할수록 정상자세 판단 성공률이 증가함을 확인하였다. 이 결과로 미루어 4개 관절에 대한 3가지 특징을 이용하여 사용자의 자세를 판단 가능하며, 향후 척추질환 예방 시스템에 적용하여 사용자의 자세를 교정하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 판단된다. 향후에는 앉아서 학습하는 자세뿐만 아니라 다양한 자세에 대한 분석을 통해 DB를 구축하여, 사용자 스스로 자세 교정이 가능한 척추질환 예방 시스템을 구축할 계획이다.

## REFERENCES

- [1] S. W. Suh, H. N. Modi, J. H. Yang, J. Y. Hong, "Idiopathic scoliosis in Korean schoolchildren: a prospective screening study of over 1 million children." *European spine journal*, vol. 20, no. 7, pp. 1087-1094, 2011, Jul.
- [2] S. Negrini, et al., "2011 SOSORT guidelines: Orthopaedic and rehabilitation treatment of idiopathic scoliosis during growth," *Scoliosis*, vol.7.1, no.3, 2012, Jan.
- [3] W. P. Bunnell, "Selective screening for scoliosis," *Clinical Orthopaedics and Related Research*, vol. 434, pp. 40 - 45, 2005, May.
- [4] B. P. Yawn, R. A. Yawn, D. Hodge, M. Kurland and W. J. Shaughnessy, D. Ilstrup, S. J. Jacobsen, "A Population-Based Study of School Scoliosis Screening," *The Journal of the American Medical Association*, vol. 282, no. 15, pp. 1427 - 1432, 1999, Oct.
- [5] K. Tomasz, et al. "Optimal management of idiopathic scoliosis in adolescence." *Adolescent Health, Medicine and Therapeutics*, vol. 2013, no. 4, pp. 59-73, 2013, Jul.



- [6] B. Shin and M. Han, "Application of 3-dimensional moiré topography to the school screening program for adolescent scoliosis," *The Journal of Korea CHUNA Manual Medicine*, vol. 4, pp. 1 - 16, 2003.
- [7] J. Y. Jung, Y. S. Yang, Y. Won, and J. J. Kim, "Development of Wireless Ambulatory Measurement System based on Inertial Sensors for Gait Analysis and its Application for Diagnosis on Elderly People with Diabetes Mellitus," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 48, CI, no. 2, pp. 38-46, 2011, Mar.
- [8] D. Roetenberg, "Inertial and Magnetic Sensing of Human Motion," PhD dissertation, University of Twente, 2006.
- [9] M. G. Lee, S. G. Park, G. P. Park, S. W. Yang and B. R. Lee, "Technical Trend of Motion Capture," *ETRI, Electronics and Telecommunications Trends*, vol. 22, no. 4, 2007, Aug.
- [10] V. B. Zordan, A. Majkowaska, B. Chiu and M. Fast, "Dynamic Response for Motion Capture Animation," *ACM Transactions on Graphics*, vol.24, no. 3, pp. 697 - 701, 2005, Jul.
- [11] K. R. Ko, S. H. Chae, S. B. Bae, J. S. Choi and S. B. Pan, "A study on the 4-joint based motion capture system for spinal disease prevention," *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, vol. 12, no. 8, pp. 157-165, 2014, Aug.
- [12] K. R. Ko, S. H. Chae, S. B. Bae, J. S. Choi and S. B. Pan, "Four-Joint Based Motion Capture for Spinal Disease Prevention System," *IETE Technical Review*, vol. 32, no. 1, pp. 37-45, 2015, Jan.
- [13] D. Eberly, "Euler angle formulas", Tech. Rep. <http://www.geometrictools.com>, Geo-metric Tools, LLC, 2008.
- [14] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Strok, *Pattern classification*, John Wiley & Sons, pp. 526-530, 2012.

저 자 소 개



고 경 리(학생회원)  
2011년 2월 조선대학교 제어계측  
로봇공학과 공학사  
2014년 2월 조선대학교 제어계측  
공학과 공학석사  
2014년 3월~현재 조선대학교 제  
어계측공학과 박사과정

<주관심분야: 영상처리, 모션캡처, 모션분석>

반 성 범(평생회원)  
대한전자공학회 논문지  
제 51권 제 11호 참조