

머신러닝을 이용한 앉은 자세 분류 연구

A Study on Sitting Posture Recognition using Machine Learning

마 상 용* · 홍 상 표* · 심 현 민** · 권 장 우*** · 이 상 민†

(Sangyong Ma · Sangpyo Hong · Hyeon-min Shim · Jang-Woo Kwon · Sangmin Lee)

Abstract - According to recent studies, poor sitting posture of the spine has been shown to lead to a variety of spinal disorders. For this reason, it is important to measure the sitting posture. We proposed a strategy for classification of sitting posture using machine learning. We retrieved acceleration data from single tri-axial accelerometer attached on the back of the subject's neck in 5-types of sitting posture. 6 subjects without any spinal disorder were participated in this experiment. Acceleration data were transformed to the feature vectors of principle component analysis. Support vector machine (SVM) and K-means clustering were used to classify sitting posture with the transformed feature vectors. To evaluate performance, we calculated the correct rate for each classification strategy. Although the correct rate of SVM in sitting back arch was lower than that of K-means clustering by 2.0%, SVM's correct rate was higher by 1.3%, 5.2%, 16.6%, 7.1% in a normal posture, sitting front arch, sitting cross-legged, sitting leaning right, respectively. In conclusion, the overall correction rates were 94.5% and 88.84% in SVM and K-means clustering respectively, which means that SVM have more advantage than K-means method for classification of sitting posture.

Key Words : Sitting posture, Accelerometer, Principle component analysis(PCA), Support vector machine(SVM), K-means clustering

1. 서 론

현대인의 생활은 사무직과 학업시간의 증가로 인해 대부분의 시간을 의자에 착석한 채 보내고 있다. 또한 PC의 보편화로 인해 사무직에 종사하는 직장인 뿐 아니라 어린아이와 노인도 앉은 상태로 보내는 시간이 증가하였으며, 특히 학업을 목적으로 하는 학생은 하루에 평균 10시간을 앉아서 생활한다. 대부분의 사람은 의자에 앉은 후 수초 이내에 의식하지 못한 채로 바르게 앉았던 자세에서 무게중심이 한쪽으로 쏠리는 흐트러진 자세가 된다 [1-3]. 이러한 흐트러진 자세는 척추 측만증, 척추 후만증과 같은 골격계 질환과 디스크 등 다양한 장애를 초래하게 된다. 특히 현대인의 질병중 가장 많이 발생하는 1자목 증후군(forward head posture: FHP)은 경추의 만곡을 무너트려 C자형태를 일자로 만들게 되는데, 이런 증상이 발생될 정도로 경추에 문제가 생기게 되면 경추 밑의 다른 뼈도 영향을 받아 최종적으로 S자의 만곡이 무너져 체중 지지와 충격을 흡수하는데 취약해질 뿐만 아니라 신경이 눌러 디스크 유발확률이 증가하게 된다[4].

성인의 척추는 S자 형태로 경추(7개), 흉추(12개), 요추(5개), 미추(4개)로 구성되는데, 신체의 체중을 지지하고 충격을 흡수하는 기능과 척수신경이 지나가는 통로의 역할을 하고 있다. 척추에 무리를 주지 않는 바른 자세란 신체를 상·하와 좌·우 그리고 앞·뒤로 나눠서 관찰하였을 때 어느 한곳으로 치우쳐 있지 않은 상태며, 특히 PC를 사용하거나 학업을 할 때 바른 앉은 자세란 사용자의 머리와 목은 옆에서 볼 때 일직선을 이루어야 하고, 어깨는 힘을 뺀 상태이며, 허리는 허벅지와 수직이어야 한다. 또한 허벅지는 바닥과 평행하게 위치하여야 하며, 무릎은 엉덩이와 같은 높이에 있으며 발바닥은 전체가 바닥에 닿아있어야 한다[5]. 그러나 일반적으로 앉아 있는 내내 바른 자세를 유지하는 것은 불가능하며 대부분의 사람은 무게 중심이 어느 한쪽으로 쏠리는 잘못된 자세로 앉게 된다[6]. 선행 연구에 따르면 디스크 환자의 주된 원인은 크게 4가지 잘못된 앉은 자세로 분류된다[7]. 첫 번째는 모니터 앞으로 고개를 쭉 빼고 있는 자세, 두 번째는 엉덩이를 의자 끝부분에 걸치고 의자에 파묻히는 자세, 세 번째는 다리를 꼬고 앉는 자세, 네 번째는 학습 중 많이 취하는 자세로, 한쪽 팔을 책상에 지지하고 비스듬히 앉는 자세이다. 각 자세에 따라 다양한 장애가 나타나게 되며 그 증상은 일상생활에 지장을 준다. 이러한 잘못된 자세를 유지하는 것만으로도 자세가 올바르지 않은 사람뿐만 아니라 올바른 자세를 유지하는 사람들도 자세로 인해 발생할 수 있는 여러 질병들을 사전에 예방할 수 있다. 그러나 학업에 종사하는 학생이나 사무직 직장을 다니는 직장인이 올바른 자세를 자신의 의지로 유지하는 것은 굉장히 힘들기 때문에 이를 보조할 수 있는 장치가 필요하다. 따라서 다양한 기술을 사용하여 사용자의 올바르지 않은 자세를 판단하고, 스스로

† Corresponding Author : Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Inha University, Korea.

E-mail: sanglee@inha.ac.kr

* Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Inha University, Korea.

** Dept. of Digital Electronics, Dong Seoul University

***Dept. of Computer Information Engineering, Inha University, Korea.

Received : June 3, 2016; Accepted : August 11, 2016

자세를 교정할 수 있도록 하는 시스템들이 기존에 많이 제안되었다. 기존의 모션캡처는 인체의 관절 위치에 마커를 부착하고 다수의 카메라를 통해 관절을 기초로 한 동작을 측정한다[8]. 이 방식은 제한된 공간에서만 진행해야 하는 제한이 있으며, 실생활에 사용하기에는 적합하지 않다. 이에 실생활에 사용하기 위해 임베디드 기반의 여러 기술들이 제안되었는데, 1개의 카메라를 이용하여 올바르지 않은 자세를 추정하고 이를 교정할 수 있는 시스템을 개발하였다[9]. 이는 1개의 카메라로는 사용자의 자세를 정확히 인식하는데 어려움이 있으며, 하반신의 자세까지 정확히 측정하기에는 어려움이 있다. 또한 대안으로 압력센서를 사용하여 만든 방석을 통해 앉은 자세의 무게중심을 파악하고 자세 교정을 유도하는 시스템이 개발되었다[10]. 이 방식은 카메라를 통한 방법보다는 정확할 것으로 예상되지만, 비용적인 문제와 자세의 정확한 파악이 쉽게 이루어지지 않는 문제를 가지고 있다. 또한 인체 활동 분류에 많이 사용되는 가속도 센서를 통한 자세의 추정과 활동을 모니터링 하는 연구와 가속도센서 부착 위치에 따라 인체의 다양한 활동을 구분하여 보다 정확히 측정하는 연구까지 진행되었다[11][12]. 그러나 이런 가속도센서를 통한 동작의 측정에는 앉았다 일어하기, 계단 오르내리기, 걷기, 뛰기 등 대부분의 연구는 자세보다는 활동적인 연구에 치중되어 있었다[13]. 현대인의 앉은 시간의 증가에 따라서 앉은 자세를 관성센서 4개를 부착하여 특징을 통해 앉은 자세를 정상과 비정상으로 분류 및 특징점을 찾는 연구도 진행되었는데[14], 이 연구는 정상과 비정상을 확인 할 수 있을 뿐, 현재 사용자가 어떤 자세를 유지하고 있기 때문에 이 자세에서 유발될 수 있는 증상에는 어떤 것이 있는지에 대한 판단을 할 수 없었다.

본 논문에서는 1개의 3축 가속도센서를 앉은 자세의 변화에 따라 변하는 경추에 부착하여 앉은 자세를 분류하는 연구를 진행하였다[15]. 자세를 판단하는 시스템을 구축하기 위해 바르게 앉은 자세와 4가지의 올바르지 않은 앉은 자세에서의 중력가속도에 대한 위치의 변화를 측정하였다. 측정된 각 자세의 가속도 데이터를 주성분분석법(principal component analysis: PCA)을 사용하여 특징 벡터를 생성하였고, 패턴분류 기법인 지지벡터기계(support vector machine: SVM)와 k-means clustering 알고리즘을 사용하여 각 자세의 분류가 가능함을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 가속도센서의 데이터 수집을 위해 구현한 데이터 획득 장치와 패턴 분류 알고리즘에 대해 설명한다. 3장에서는 구현한 시스템을 통해 대상자의 자세 데이터를 취득하고 분류기를 이용한 자세 분류의 결과에 대해 설명한다. 마지막으로 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 앉은 자세 분류 시스템

2.1 데이터 수집 및 전처리

본 논문에서 자세의 측정을 위한 시스템 구성은 그림 1과 같다. 가속도센서에서 출력되는 데이터의 수집을 위해 사용하는 보드로는 ATmega1280가 내장된 아두이노 우노를 사용하였다. 가속도센서와 아두이노간 I2C통신을 사용하였으며, 아두이노와 PC

사이에는 serial통신을 연결하였다. 가속도센서는 Invensense사의 MPU6050을 사용하였으며, 센서의 크기는 20mm*15mm로 매우 작고 가벼워 사용자의 앉은 자세에 영향을 주지 않고 데이터를 획득 하는 것이 가능하다. 이 가속도센서는 $\pm 2g \sim \pm 16g$ 까지 가속도 측정이 가능한데, 정적인 앉은 자세의 측정을 위해 $\pm 2g$ 로 설정하였고, 샘플링레이트는 100 Hz로 하여 정규화 하였다[16][17].

2.2 자세 분류 알고리즘

본 논문에서는 앉은 자세 분류를 위해 머신러닝 기반의 알고리즘을 적용하였다. 가속도센서의 출력은 중력가속도 성분과 선형가속도 성분이 포함되어있는데, 동작이 변화되는 동적인 활동이 아닌 정적인 자세를 판단하기 때문에 중력가속도의 성분을 포함한 3차원의 가속도데이터를 1개의 특징벡터로 사용하였다[18]. 그 후 데이터의 특징을 추출하기 위해 주성분분석법(principal component analysis: PCA)을 사용하여 데이터의 분포를 표현하였다. 패턴 분류의 비교를 위해 비지도 학습방법(unsupervised learning) 중 하나인 구현이 간단하고 성능이 좋은 k-means 알고리즘과 구조적 분류를 보장하며 높은 일반화 성능을 보여주는 대표적 지도학습(supervised learning)방법인 SVM을 사용하여 훈련모델을 생성하였다. 그 후 훈련에 참여하지 않은 데이터를 통해 자세의 분류를 확인하였다. 그림 2는 제안하는 알고리즘흐

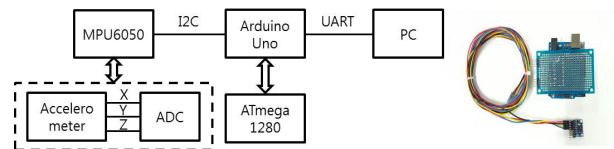


그림 1 전체 시스템의 구성
Fig. 1 Organization of the entire system

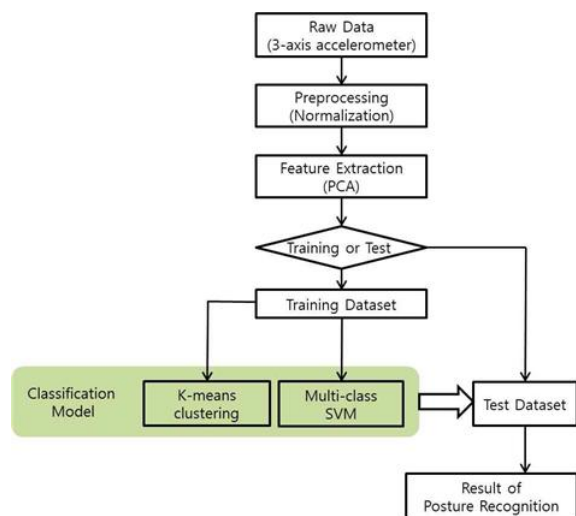


그림 2 제안 알고리즘 흐름도
Fig. 2 Flow chart of the proposed algorithm

름도이다.

2.2.1 특징 벡터 생성

자세 분류를 위한 특징 벡터는 3축 가속도 데이터를 PCA에 적용하여 생성한다. PCA는 데이터가 어떤 분포를 이룰 때 이 특정 분포의 주성분을 분석해 주는 방법으로 본래 고차원 데이터의 특징을 유지하며 차원을 감소를 위한 방법으로 사용되며 주성분이란 데이터의 분산이 가장 큰 방향벡터를 의미한다. 중요한 성분들은 공분산 행렬의 고유 벡터이기 때문에 직교하게 된다. PCA는 데이터의 분포 특성을 잘 표현할 수 있는 벡터로 나타낼 수 있으며, 분산이 작은 성분을 제거함으로써 데이터에 포함되어 있던 잡음을 제거할 수 있다[19].

데이터 집합의 전체 평균이 0이라고 가정하면 데이터 집합 x 의 주성분 p 은 식 (1)과 같다.

$$p_1 = \arg \max_{\|w\|=1} E\{(p^T x)^2\} \quad (1)$$

$k-1$ 개의 주성분이 이미 주어져 있을 때 k 번째 주성분은 데이터 집합 X 에서 $k-1$ 개의 주성분을 뺀 후 나머지 값에서 새로운 주성분을 찾는 방법을 사용한다.

$$X_{k-1} = X - \sum_{i=1}^{k-1} p_i p_i^T X \quad (2)$$

$$P_k = \arg \max_{\|w\|=1} E\{(p^T \hat{X}_{k-1})^2\} \quad (3)$$

2.2.2 분류 알고리즘

K-means 알고리즘은 군집화 알고리즘 중 하나로 데이터의 집합을 K 개의 그룹으로 묶는 알고리즘이다. 각 그룹의 데이터의 평균을 대표 벡터로 하여 각 벡터를 몇 가지 특징 벡터의 집합으로 군집화시키는 것이다. K-means 알고리즘은 클러스터의 중심과 각각의 벡터들의 유사도를 측정하여 대표벡터와 각 벡터들의 유사도를 측정하여 가장 큰 유사도를 갖는 클러스터에 속하도록 분류하는 알고리즘이다.

i 번째 클러스터의 중심을 $\hat{\mu}_i$, 클러스터에 속하는 점의 집합을 S_i 라 할 때, 전체 분산은 식 (4)와 같이 계산되며 V 의 값을 최소화 하는 S_i 를 찾는 것이 알고리즘의 목적이다.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (4)$$

식 (5)처럼 각 데이터로부터 각 클러스터들의 μ_i 까지의 유클리드 거리를 계산하여, 해당 데이터에서 가장 가까운 클러스터를 찾아 데이터를 배정한다.

$$S_i^{(t)} = \{x_p : |x_p - \mu_i^{(t)}|^2 \leq |x_p - \mu_j^{(t)}|^2 \forall j, 1 \leq j \leq k\} \quad (5)$$

그 후 $\hat{\mu}_i$ 를 각 클러스터에 있는 데이터의 무게 중심값으로

재설정해주게 되는데 이 때 클러스터가 변하지 않는다면 반복을 중지하게된다.

본 논문의 자세 분류 실험은 5가지 자세를 분류하는 것으로 k 의 값은 5이며, 중심벡터와 각 벡터의 유사도를 판별하는 방법은 많이 활용되는 방법인 유클리디안 거리식을 이용하였다[20][21].

두 번째, SVM은 데이터 집합의 클래스를 분류하기 위한 초평면(hyperplane) 또는 초평면의 집합이다. 두 그룹 중 어느 하나에 속한 데이터의 집합이 주어지면, SVM은 주어진 집합을 바탕으로 하여 새로운 데이터가 어느 그룹에 속하게 되는지 판단하는 이진 선형 분류 모델의 개념이다. 그러나 선형 분리가 불가능한 데이터의 경우 커널법을 사용하여 해결하게 된다. n 차원의 입력데이터 x 를 m 차원의 특징 데이터 $\phi(x)$ 로 매핑시킨 후 SVM을 통해 분류한다. 이 때 $\phi(x)$ 를 사용하는 것이 아니라 두 벡터의 내적 $\phi(x) \cdot \phi(y)$ 을 커널함수(kernel function) $\kappa(x, y)$ 로 정의하여 대신 사용한다. 이렇게 사용되는 커널의 종류는 linear, polynomial, sigmoid, gaussian(radial basis function, RBF)이 있으며, 본 연구에서는 가장 많이 사용되는 RBF 커널을 사용하였으며 식(6)과 같다[22].

$$\kappa(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

N 개의 입력력 쌍으로 이루어진 학습데이터의 집합 $X = (x_i, y_i)_{i=1, \dots, n}$ 을 준비하고, 하이퍼파라미터의 c 와 커널함수 $\kappa(x_i, y_i)$ 를 정의한다. SVM은 이진 분류기이므로 목표 출력값은 $y_i \in \{-1, 1\} (i = 1, \dots, N)$ 에 들어가도록 설정한다. 학습데이터를 이용하여 파라미터 추정을 위한 목적함수 $Q(\alpha)$ 를 식 (7)과 (8)로 정의한다.

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, y_i) \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i < c (i = 1, \dots, N) \quad (8)$$

주어진 조건을 만족하면서 $Q(\alpha)$ 를 최소화 하는 추정치 $\hat{\alpha}_i$ 를 이차계획법에 의해 찾는다. $\hat{\alpha}_i \neq 0$ 이 되는 서포트 벡터를 찾아 집합 $X_s = \{x_i \in X | \hat{\alpha}_i \neq 0\}$ 를 생성하여 $\hat{\alpha}_i$ 와 서포트벡터를 이용하여 \hat{w}_0 을 계산한다.

$$w_0 = \frac{1}{N_s} \sum_{x_i \in X_s} \left(y_i - \sum_{x_j \in X_s} \hat{\alpha}_j y_j x_j^T x_i \right) \quad (9)$$

이 후 새로운 데이터 x 가 주어지면, 저장해준 서포트벡터와 파라미터를 이용하여 다음 함수로 분류를 수행한다.

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{x_i \in X_s} \hat{\alpha}_i y_i \kappa(x_i, y_i) + \hat{w}_0\right) \quad (10)$$

SVM은 이진 분류기인데 본 실험의 자세는 5가지이므로 다중 분류가 필요하다. 따라서 그림 3처럼 SVM 모델을 구현하여 자세

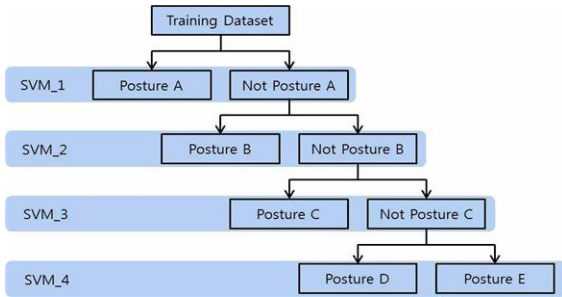


그림 3 제안하는 다중 클래스 SVM
 Fig. 3 The proposed multi-class SVM

를 분류하였다.

3. 실험 방법 및 결과

3.1 자세 선정

본 논문에서는 잘못된 자세로 인해 다양한 척추 질환을 발생 시키는 자세를 분류하기 위해 기준이 될 1가지의 바른 자세와 4 가지의 잘못된 자세를 선택하였다. 4가지의 잘못 앉은 자세는 개인용 컴퓨터의 사용 시간 증가에 따라 무의식적으로 취하게 되는 자세이다. 실험에 사용된 5가지 자세는 바르게 앉은 자세 (correctly sitting: CS), 모니터 앞으로 고개를 쪽 빼고 있는 자세(sitting front arch: SFA), 엉덩이를 의자 끝에 걸치고 의자에 파묻히는 자세(sitting back arch: SBA), 다리를 꼬고 앉은 자세 (sitting cross-leg: SCL), 한쪽팔을 책상에 지지하고 비스듬히 앉은 자세(sitting learning left: SLL)이다.

3.2 실험방법

본 논문에서는 척추장애가 없는 건강한 20대 남성 6명을 대상으로 목 뒤의 5-6번 경추사이에 1개의 가속도 센서를 부착하여 실험을 실시하였으며 센서의 위치는 그림 4와 같다. 피험자는 5 가지 자세를 각각 5분씩 유지하며 데이터를 수집하였다. CS 자세의 경우 척추를 굽히지 않게 관찰 및 감독하였다. SFA는 모니터의 글씨를 작게하여 상체가 앞으로 자연스럽게 숙여지게 유도하였고, SBA는 피험자의 엉덩이를 의자 끝에 걸치게 하였다. SCL

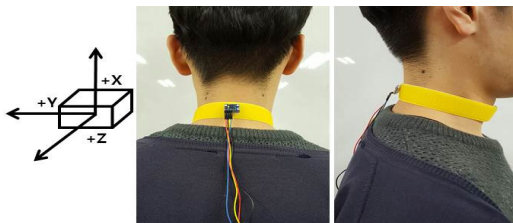


그림 4 센서의 부착 위치
 Fig. 4 The mounting position of the sensor

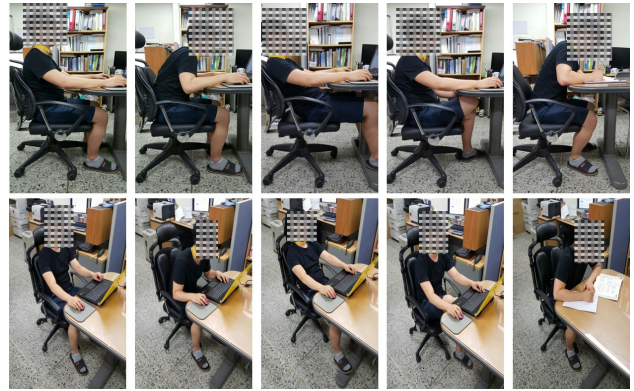


그림 5 앉은 자세 분류 (a) CS, (b) SFA, (c) SBA, (d) SCL, (e) SLL

Fig. 5 The sitting postures recognition (a) CS, (b) SFA, (c) SBA, (d) SCL, (e) SLL

을 다리를 꼬고 컴퓨터를 사용하게 하였으며, SLL은 왼쪽 팔을 책상에 지지하고 오른손으로 필사하게 하였다.

그림 5는 피시험자의 앉은 자세의 모습이다. 측면에서 관찰했을 때 (a)의 경우는 척추가 바르게 선 모습을 확인할 수 있다. 그러나 (b)-(e)까지의 자세는 척추가 바르게 서있지 않았으며 무게중심이 한 쪽으로 치우친 모습을 보였다. 특히 SCL의 경우에는 척추의 비틀림을 확인하였다.

3.3 실험 결과

실험을 통해 수집한 가속도 센서의 3축 출력을 PCA를 이용하여 3차 주성분을 추출하였다. 그림 6(a)는 5가지 자세의 raw데이터 분포를 나타내고, 그림 6(b)는 PCA 데이터의 분포를 나타낸다. PCA를 사용한 데이터의 집합이 5가지 자세 간의 거리가 확연히 떨어진 분포를 보이며 분류에 더 적합한 것을 알 수 있다. 피시험자 6명을 대상으로, 5개의 자세에서 100Hz 샘플링 레이트로 5분동안 수집한 180,000개의 샘플 중 100,000개의 샘플을 임의로 추출하여 학습데이터로 사용하였고 학습에 참여하지 않은 80,000개의 샘플에서 20,000개의 샘플을 임의 추출하여 평가 데이터 셋을 구성하였다. 또한, 분류 성능의 통계적 유의성을 검증하기 위해 10-fold 교차검증(cross-validation)을 실시하였다. k-means clustering을 10-fold 교차검증 한 결과 5가지 자세 중심의 평균 값은

CS	(0.2762±0.0008,	0.9467±0.0017,	0.2815±0.0012),
SFA	(0.6219±0.0037,	0.6989±0.0014,	0.2159±0.0023),
SBA	(1.0328±0.0027,	0.0149±0.0004,	0.9687±0.0015),
SCL	(0.0326±0.0021,	0.0479±0.0003,	0.9412±0.0008),
SLL	(0.2937±0.0005,	0.6327±0.0007,	0.6891±0.0006)

로 나타났으며, 이 중심값을 기준으로 만들어진 클러스터의 자세 인식 성공률이 88.84%로 나타났음을 확인할 수 있었다. 또한 같은 데이터셋을 RBF커널을 사용한 다중 클래스 SVM에 입력하였을 때 각 자세의 분류율의 평균은 94.5%이다. 따라서 두 분류기의

4. 결 론

본 논문에서는 경추에 부착한 1개의 가속도 센서를 이용하여 다섯 가지의 앉은 자세 데이터를 수집하고 이를 비지도 학습 분류기와 지도학습 분류기를 통해 각각 비교하여 자세의 분류가 가능한지, 어떤 분류기의 성능이 더 우수한지를 확인하였다. 간단한 하드웨어 시스템을 통해 취득한 앉은 자세 데이터는 PC를 사용하는 환경과, 학업을 할 때의 상황에서 진행하였고, 취득한 데이터를 PCA-SVM알고리즘으로 분류한 결과 바른자세(CS)와 다른 4가지의 데이터는 96.56%의 분류율로 분류하였고, 불균형 자세인 4가지의 자세(SFA, SBA, SCL, SLL)도 각각 97.44%, 91.6%, 90.47%, 96.45%로 분류가 가능함을 확인하였다.

또한, 등적 활동의 분류에 많이 사용되는 가속도 센서를 이용하여 정적인 자세의 분류가 가능함을 확인할 수 있었다. 그러나 1개의 센서를 통해 얻은 데이터를 기반으로 분류하였기 때문에 척추 전체에 가해지는 데이터의 측정에는 부족하다. 하지만 이를 바탕으로 사용자에게 착용감을 거의 주지 않으면서 자세를 판단하고, 이를 교정 및 예방하는 치료를 제공하는 시스템을 구축하는데 적용될 수 있을 것으로 판단된다. 그러나 이전 실험에서 진행하였던 3가지 자세에 대한 분류와 비교하였을 때 분류율이 감소한 것을 확인할 수 있었는데, 이는 가속도 센서의 부착 위치가 왼쪽 어깨뼈에서 목 뒤로 이동한 것과, 분류하려는 자세의 수가 증가했기 때문으로 판단되어 진다[23]. 또한 다중 센서를 사용하여 자세를 분류한 기존 논문에서는 정상과 비정상 자세를 98%로 분류하였다. 그러나 본 논문에서는 단순히 비정상 자세가 아닌 잘못 앉은 4가지 자세와 바른 자세, 5가지의 자세를 94.5%로 분류하였다. 비록 다중 센서에 비해 분류 성공률이 낮아졌지만 정상과 비정상 자세만 분류한 것이 아니라 추가적으로 비정상 자세를 세부적으로 분류하였을 뿐 아니라 적은 수의 센서로도 자세를 구분할 수 있음을 확인하였다[24]. 현재 연구에서는 6명의 피시험자로 실험을 진행하였고, 대상이 경추 질환이 없는 성인 남성으로 제한되어 있기 때문에 실제 환자와는 데이터가 다를 수 있으며, 자세를 유지함에 있어 특정 습관을 가진 대상과 동일한 데이터가 나온다고 판단하기는 힘들다. 따라서 향후에는 다양한 연령과 성별을 대상으로 실험을 진행하여 데이터의 신뢰성을 향상시키고, 특정 행동을 추가하여 세부적인 자세의 분류를 통해 자세 교정이 필요한 환자의 치료 방향을 제시 할 수 있을 것으로 기대된다.

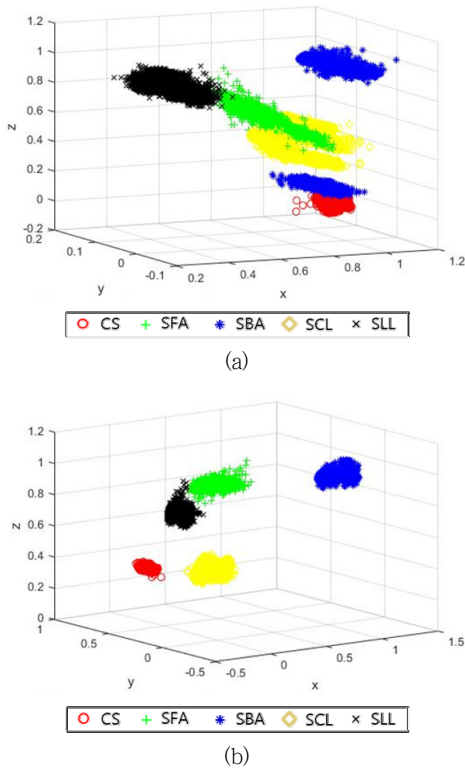


그림 6 데이터 분포 (a) : raw data, (b) : PCA data
 Fig. 6 Data distribution (a) : raw data, (b) : PCA data

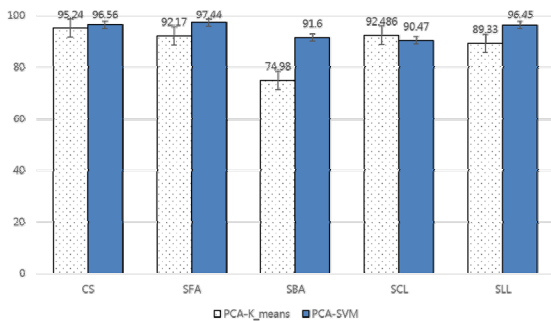


그림 7 다섯 가지 자세 분류율
 Fig. 7 Classification performance for five sitting postures

비교 결과 PCA-SVM 알고리즘이 더 높은 분류 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다. 그림 6에는 두 분류기에 따른 각 자세의 분류율을 나타내었다. SCL의 경우에는 PCA-K means 알고리즘이 더 분류율이 높았지만 SBA의 분류에서 분류율이 크게 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 전체적으로 PCA-SVM 알고리즘이 더 우수한 성능으로 분류되는 것을 알 수 있으며, 자세를 정상과 비정상으로 이진 분류하는 것이 아닌 5가지 자세를 모두 분류 할 수 있음을 알 수 있었다. 이 결과를 통해, 1개의 가속도 센서에서 얻은 앉은 자세 데이터로 다섯 가지 자세가 모두 분류가 가능함을 확인하였고, 분류기를 사용할 때 비지도학습과 지도학습 중에서 지도학습을 사용하는 것이 더 좋은 방법임을 알 수 있었다.

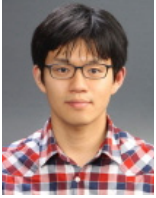
감사의 글

본 연구는 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0020163) 및 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2016-H8601-16-1003)

References

- [1] J. H. Kang, R. Y. J. Y. Kim, and K. I. Jung, "The effect of the forward head posture on postural balance in long time computer based worker," *Annals of rehabilitation medicine*, vol. 36, pp. 98-104, 2012.
- [2] D. Falla, G. Jull, T. Russell, B. Vicenzino, and P. Hodges, "Effect of Neck Exercise on Sitting Posture in Patients With Chronic Neck Pain," *Physical Therapy*, vol. 87, no. 4, 2007
- [3] O. Evans and K. Patterson, "Predictors of neck and shoulder pain in non-secretarial computer users," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 26, no. 3, pp. 357-365, 2000
- [4] Kapandji, I. A, "The physiology of the Joints," Elsevier Science Health Science div, vol. 3 2008, pp.145-208
- [5] E.M. Joseph, "Kinesiology, the skeletal system and muscle function," 2011, pp.245-249
- [6] P.B. Bruce, "Musculoskeletal disorders and workplace factors," U.S. department of health and human services, 1997, pp.97-141.
- [7] J.K. Ko, "ET form, PC room form, ... This is four kinds of poor sitting postures", 2005.06.21., joongang, <http://news.joins.com/article/1620642>
- [8] S.J. Lee and S.K. Jung, "Posture symmetry based motion capture system for analysis of lower-limbs rehabilitation training," *Journal of Multimedia Information System*, vol. 14, no. 12, pp. 1517-1527, 2011.
- [9] M. R. Kim, H. W. Kim and W. D. Cho, "posture helper using gaussian mixture background modeling," in Proc the Korean Institute of communications and Information Sciences, Pyeongchang, Korea, 2010, pp. 25-26.
- [10] H. J. Ha and C. D. Lee, "Design of Algorithm for Guidance of Sitting Posture Correction Using Pressure Sensor and Image Processing Interpolation Technique," *Journal of Korean Institute of Information Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 37-44, 2016.
- [11] L. Bao, and S. S. Intille, "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data," In Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Computing, 2004, pp.1-17.
- [12] Y. Jung, D. Kang and J. Kim, "Upper Body Motion Tracking with Inertial Sensors," In Robotics and Biomimetics (ROBIO), IEEE International Conference, Dec. 2010, pp. 1746-1751.
- [13] D. Curone, G. M. Bertolotti, A. Cristiani and G. Magenes, "A Real-Time and Self Calibrating Algorithm based on Triaxial Accelerometer signals for the detection of human posture and activity," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, July, pp. 1098-1105, 2010.
- [14] K. R. Ko and S. B. Pan, "Feature extraction and classification of posture for four-joint based human motion data analysis," *journal of the institute of electronics and information engineers*, vol. 52, no. 6, pp. 117-125, 2015.
- [15] K. M. Black, P. McClure, and M. Polansky, "The influence of different sitting positions on cervical and lumbar posture," *Spine*, vol.21, no.1, 1996.
- [16] U. Maurer, A. Smailagic, D. P. Siewiorek and M. Deisher, "Activity recognition and monitoring using multiple sensors on different body positions," *IEEE Computer Society, Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, Washington, USA, 2006. pp. 112-116.
- [17] T. P. Kao, C. W. Lin and J. S. Wang, "Development of a portable activity detector for daily activity recognition," in *IEEE international Symposium on Industrial Electronics*, Seoul, Korea, Jul, 2009, pp.115-120.
- [18] A. M. Khan, Y. K. Lee, S. Y. Lee and T. S. Kim, "A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 5, pp. 1166-1172, 2010.
- [19] S. Wold, K. Esbensen and P. Geladi, "Principle component analysis," *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, vol. 2, 1987, pp.37-52.
- [20] S.P. Lloyd, "Least squares quantization in PCM," *IEEE Transaction information theory*, vol. 28, no. 2, 1982 pp.129-137.
- [21] J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," In *proceedings of the fifth berkely symposium on mathematical statistics and probability*, vol. 1, 1967, pp.281-297.
- [22] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machines Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.
- [23] S.Y. Ma, H. M. Shim and S.M. Lee, "Classification of sitting position by IMU built in neckband for preventing imbalance posture," *Journal of Rehabilitation welfare engineering & assistive technology*, vol. 9, no. 4, pp. 285-291, 2015.
- [24] K. R. Ko, S. H. Chae and S. B. Pan, "A study on the 4-joint based motion capture system for spinal disease prevention," *journal of Korean Institute of Information Technology*, vol. 12, no. 8, pp. 157-165, 2014.

저 자 소 개



마 상 용 (Sangyong Ma)

2014년 2월 평생교육진흥원 학사
2014년 9월~현재 인하대학교 전자공학과
석사과정



홍 상 표 (Sangpyo Hong)

2015년 2월 한경대학교 학사
2015년 3월~현재 인하대학교 전자공학과
석사과정



심 현 민 (Hyeon-min Shim)

2007년 인하대학교 전자공학과 박사
2012년~2015년 인하대학교 정보전자공동
연구소 연구 교수
2016년~현재 동서울대학교 디지털전자과
교수



권 장 우 (Jang-Woo Kwon)

1990년 인하대학교 전자공학과 학사
1992년 인하대학교 전자공학과 석사
1996년 인하대학교 전자공학과 박사
2006년~현재 인하대학교 컴퓨터정보공학과
교수



이 상 민 (Sangmin Lee)

1987년 인하대학교 전자공학과 학사
1989년 인하대학교 전자공학과 석사
2000년 인하대학교 전자공학과 박사
2006년~현재 인하대학교 전자공학과 교수