

불균형 자세 예방용 IMU 내장 넥밴드를 이용한 앉은 자세 분류

Classification of Sitting Position by IMU Built in Neckband for Preventing Imbalance Posture

마상용*, 심현민, 이상민
S. Y. Ma, H. M. Shim, S. M. Lee

요 약

본 논문에서는 IMU(inertial measurement unit)의 데이터를 이용하여 사람의 앉은 자세를 분류하는 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 IMU의 데이터를 주성분 분석법(principle component analysis: PCA)을 이용하여 특징 벡터를 3개로 축소시켰고, RBF(radial basis function) 커널을 적용한 서포트 벡터 머신(support vector machine: SVM)을 이용하여 자세를 분류하였다. 데이터의 측정을 위하여 건강한 성인 3명을 대상으로 실험을 실시하였고, 데이터의 수집을 위하여 넥밴드 형태의 이어폰에 IMU를 내장한 장치를 개발하여 착용하였다. 피험자는 각각 neutral position, smartphoning, writing의 세 가지 앉은 자세에 대하여 실험을 진행하였다. 실험 결과 제안하는 PCA-SVM 알고리즘은 특징 벡터의 차원을 25%로 축소시키면서도 95%의 신뢰를 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a classification algorithm for postures of sitting person by using IMU(inertial measurement unit). This algorithm uses PCA(principle component analysis) for decreasing the number of feature vectors to three and SVM(support vector machine) with RBF(radial basis function) kernel for classifying posture types. In order to collect the data, we designed neckband-shaped earphones with IMU, and applied it to three subjects who are healthy adults. Subjects were experimented three sitting postures, which are neutral posture, smartphoning, and writing. As the result, our PCA-SVM algorithm showed 95% confidence while the dimension of the feature vectors was reduced to 25%.

Keyword : IMU, neckband, sitting posture, PCA, SVM

1. 서 론

접 수 일 : 2015.10.30

심사완료일 : 2015.11.19

게재확정일 : 2015.11.24

* 마상용 : 인하대학교 전자공학과 석사과정

skymysl@naver.com (주저자)

심현민 : 인하대학교 정보전자공동연구소 연구 교수

hmshim@inha.ac.kr (교신저자)

이상민 : 인하대학교 전자공학과 교수

sanglee@inha.ac.kr (교신저자)

※ 이 논문은 미래창조과학부 및 인천광역시, 인천정보산업진흥원의 SW융합 R&D지원 사업(R17-71-013) 및 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 ICT 융합고급인력과정지원사업의 연구결과로 수행되었음

현대인은 앉아 있는 대부분의 시간을 책상에서 보내게 된다. 어른뿐 아니라 어린아이와 노인 전 세대에 걸쳐 정보의 습득, 학업, 업무 등의 목적으로 많은 시간을 책상 앞에 앉아 보내게 되며 대부분의 사람들은 의자에 착석한 후 수 초 이내에 무의식적으로 자세의 변화가 발생한다. 특히, 컴퓨터를 사용하거나 학습을 하는 경우 의도하지 않아도 목을 앞으로 향한 채 구부정한 자세로 오랫동안 앉아있게 되는데 이런 자세는 경추(cervical spine)를 일자 형태로 변형시켜 거북목 증후군(forward head posture)을 유발시킨다[1-4].

스마트폰의 보편화로 인해 생활이 편리해 지고

있지만 그와 비례하여 신체적인 문제점도 발생한다. 작은 화면을 보기위해 자연스럽게 고개가 앞으로 숙여지는 행동은 거북목 증후군을 유발하는 또다른 원인이 되고 있다[5].

거북목 증후군은 척추에 가해지는 부하에 영향을 주는데 인체 역학적 구조상 머리가 전방으로 1inch 씩 전위 될 때마다 척추에 가해지는 하중은 약 10lb 이 증가하게 되며, 이를 지지하기 위해 후경부의 근육과 연조직들은 신장과 경직이 반복되어 비정상적인 부하가 걸리게 되어 척추 퇴행성 질환을 유발시킬 수 있다. 또한, 이러한 증상은 일상생활에서 눈을 쉽게 피로하게 하고, 집중력 저하 두통 등의 증상을 가져 오게 된다[6].

앞으로 숙이는 정도에 따라 목에 걸리는 하중이 증가하는데 이것은 척추 퇴행성 질환의 발병을 가속화 시키게 된다. 이런 거북목 증후군을 예방하는 방법은 자세를 바르게 앉으며 틈틈이 스트레칭을 하는 것으로 증상을 호전 시킬 수 있는 것으로 알려져 있다[7].

따라서 바르게 앉는 것이 중요한데 바르게 앉은 자세(neutral position)란 사용자의 머리와 목은 옆에서 볼 때 일직선을 이루어야 하고, 어깨는 긴장을 풀어야 한다. 또한 허리는 허벅지와 수직이거나 의자에 약간 기댄 자세이며, 허벅지는 의자에 앉았을 때 바닥과 평행해야 한다. 그리고 무릎은 엉덩이와 같은 높이에 위치하고, 발바닥은 전체가 바닥에 닿아 있어야 한다[8]. 하지만 사용자가 실시간으로 바른 자세에 대해 인식하지 않으면 무의식적으로 자세가 변하기 때문에 바른 자세를 유지시키기는 어렵다. 따라서 사용자가 스스로 올바른 자세인지 아닌지 자각할 수 있도록 하는 보조 장치의 필요성이 제기되었다.

이에 대한 관련 연구로서 압력, 센서패드를 이용해서 사용자의 자세를 측정했으나 압력 센서 패드가 보편적으로 사용되기에는 비용적인 문제가 존재하였고, 컴퓨터 기반 웹캠을 활용한 기존의 모델 또한 널리 활용될 수 없었다[9-11]. 따라서 가속도 센서를 인체에 부착하여 자세추정과 활동상태를 모니터링하는 연구가 수행되었다[12-16]. 초기의 상태 모니터링 시스템에서는 신체의 곳곳에 가속도 센서를 부착하여 인체의 한 부분에서 특정방향으로의 가속도 신호를 측정함으로써 인체의 활동 상태를 구분하는 연구들이 수행되었으며, 다양한 활동을 구분하고 보다 정확하고 효율적으로 측정하기 위해 인체의 여러 곳에 센서를 부착하여 자세변화와 활동상태를 모니터링하는 기법이 소개되었다. 또한 최근에는 스마트폰과 같은 비교정식 센서를 이용하여

신체 움직임에 따른 진동 패턴을 포착하는 연구를 시도하였다[17]. 이러한 연구들은 동적인 움직임 포착을 목적으로 서로 다른 동작 특성에 따라 각각 적합한 기법을 사용했다.

반면 현대인의 대다수가 앉은 자세로 오랜 시간을 보내고 있음에도 불구하고 이에 대한 연구는 진행되지 못했다. 따라서 본 연구에서는 불균형 자세 예방을 위해 가속도 센서의 오차로 정밀도가 감소하는 것을 보정하기 위해 관성센서를 이용하였고, 관성센서가 내장된 넥밴드를 이용하여 자세를 측정할 수 있는 장치를 개발하였다. 이 장치를 이용하여 사무직, 학생들이 많은 시간동안 유지하는 자세인 정 자세(neutral position), 스마트폰을 사용하는 자세(smartphoning), 글씨를 쓰는 자세(writing) 세 가지 자세의 데이터를 측정하였다. 스마트폰을 사용하는 자세와 학습을 하는 자세는 연령에 상관 없이 앉은 채로 많은 시간을 사용하는 대표적인 자세이며, 거북목 증후군을 유발하는 자세이다. 데이터의 분류를 위해 3개의 특징 벡터로 차원을 축소하기 위해 주성분 분석법(principal component analysis: PCA)을 적용하여 특징 벡터의 차원을 축소시키고, 지지벡터기계(support vector machine: SVM)를 사용해 세 가지 자세에 대한 분류의 정확도를 측정하였다.

2. 제안하는 알고리즘

패턴인식에서 특징 추출 부분은 자세 분류 알고리즘에서 중요한 부분이다. 패턴 분류의 방법은 이미 많은 일반화가 된 방법들이 발표되어 있어 특징점 추출을 어떻게 하느냐에 따라 시스템의 성능이 달라진다[17]. 본 논문에서는 각 축의 raw 데이터와 주성분 분석법으로 특징을 분류한 후, 지지벡터기계 기반으로 자세를 분류하는 알고리즘을 제안한다.

2.1 특징점 추출

본 연구에서는 자세 분류를 위한 특징점 추출 방법으로 관성 센서의 raw 데이터의 각 축별 출력값을 이용하는 방법과 분류의 정확도를 높이기 위한 PCA를 이용하는 방법을 각각 이용하여 분류결과를 비교 분석하였다.

먼저 raw 데이터를 이용하는 방법은 정지 상태에서도 항상 1g의 중력가속도가 지구중심방향으로 가해지며 관성센서를 기준으로 할 때 자세에 따라 센서의 각 축별 출력값이 변화한다는 점을 이용한다.

다음으로 PCA는 본래 고차원의 데이터의 차원 감소를 위한 방법으로 사용되는데, PCA는 데이터의 분포 특성을 잘 표현할 수 있는 벡터로 나타낼 수 있기 때문에 본 연구에서는 클래스 간의 분류가 용이한 특징점을 찾는 데 이용하였다. PCA는 데이터가 어떤 분포를 이룰 때 이 분포의 주성분을 분석해주는 방법으로, 주성분이란 데이터의 분산이 가장

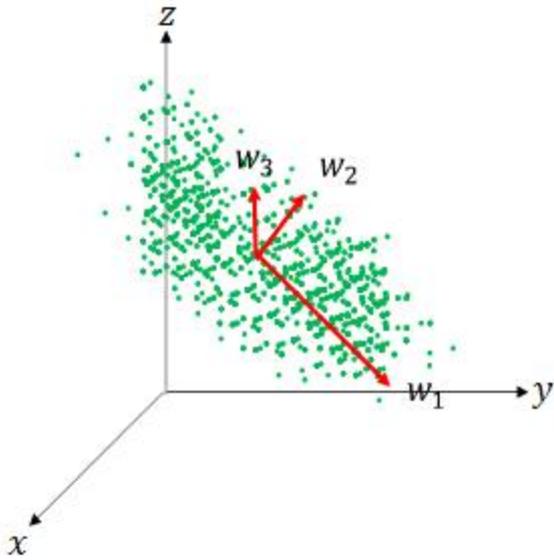


그림 1. PCA 개념도

큰 방향벡터를 의미한다.

데이터 집합의 전체 평균이 0이라고 가정하면 데이터 집합 \mathbf{x} 의 주성분 w_1 은 식 (1)과 같다.

$$w_1 = \underset{\|w\|=1}{\operatorname{argmax}} E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2\} \quad (4)$$

만약 $k-1$ 의 주성분이 이미 주어져 있다면 k 번째 주성분은 데이터 집합 \mathbf{x} 에서 $k-1$ 개의 주성분을 뺀 후 나머지 값에서 새로운 주성분을 찾는 방법을 사용한다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \mathbf{x} - \sum_{i=1}^{k-1} \mathbf{w}_i \mathbf{w}_i^T \mathbf{x} \quad (5)$$

$$w_k = \underset{\|w\|=1}{\operatorname{argmax}} E\{(\mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_{k-1})^2\} \quad (6)$$

2.2 분류 알고리즘

본 연구에서는 분류를 위한 알고리즘으로 SVM을 이용하였다[19]. SVM은 데이터 집합의 클래스를 분류하기 위한 초평면 또는 초평면의 집합이다. 만

일 초평면이 데이터 집합 중 가장 가까운 데이터와의 거리, 즉 지지벡터가 멀다면 이 초평면을 결정함수로 사용할 경우 오차가 작다는 점에 착안한 것으로 좋은 분류 성능을 얻기 위해 학습을 통해 이 초평면을 찾아내는 것이다.

그러나 선형 분리가 불가능한 데이터의 경우 커널법을 이용하여 해결 하게 된다[20]. n 차원의 입력 데이터 x 를 m 차원의 특징 데이터 $\phi(x)$ 로 매핑 시킨 후 지지벡터기계(SVM)을 통해 분류한다. 이 때 고차원 매핑 $\phi(x)$ 을 정의하는 대신에 내적 $\phi(x) \cdot \phi(y)$ 를 하나의 함수 $\kappa(x,y)$ 라는 커널함수(kernel function)로 정의한다. 커널의 종류는 linear, polynomial, sigmoid, gaussian, RBF(radial basis function)등이 있는데 RBF커널은 식(4)와 같다.

$$\kappa(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

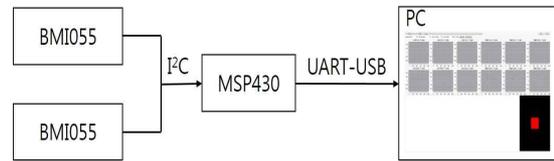


그림 2. 시스템 구성도

N 개의 입출력 쌍으로 이루어진 학습데이터 집합 $X = (x_i, y_i)_{i=1 \dots n}$ 을 준비하고 하이퍼 파라미터 c 와 커널함수 $\kappa(x_i, y_i)$ 를 정의한다. 학습데이터를 이용하여 파라미터 추정을 위한 목적함수 $Q(\alpha)$ 를 식 (5)와 (6)으로 정의한다.

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, y_j) \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq c (i = 1 \dots N) \quad (6)$$

주어진 조건을 만족하면서 $Q(\alpha)$ 를 최소화하는 추정치 $\hat{\alpha}_i$ 를 이차계획법에 의해 찾는다.

$\hat{\alpha}_i \neq 0$ 이 되는 서포트벡터를 찾아 집합 $X_s = \{x_i \in X | \hat{\alpha}_i \neq 0\}$ 를 생성한 후 $\hat{\alpha}_i$ 와 서포트벡터를 이용하여 \hat{w}_0 을 계산한다.

$$\hat{w}_0 = \frac{1}{N_s} \sum_{x_i \in X_s} (y_i - \sum_{x_j \in X_s} \hat{\alpha}_j y_j x_j^T x_i) \quad (7)$$

그 후 새로운 데이터 x 가 주어지면, 저장해둔 서포트벡터와 파라미터를 이용하여 다음 함수로 분류를 수행한다.

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{x_i \in X_s} \hat{\alpha}_i y_i \kappa(x_i, y_i) + \hat{w}_0\right) \quad (8)$$

3. 실험 방법

3.1 시스템 구성

본 논문에서는 기존 사용자들이 자세 데이터 측정을 위해 따로 부착하는 번거로움을 피하기 위해 대중적인 넥밴드형 이어폰에 단일 칩 상에서 3축의 가속도와 자이로를 동시에 측정할 수 있는 관성센서 BMI055(bosch sensortec, inc, Germany)를 2채널로 사용하였다. 데이터를 수집하기 위한 시스템의 구성도는 그림 2에 표현하였다. 사용한 관성센서의 설정 값은 표1과 같고, 그림 3에 개발한 하드웨어를 착용한 모습을 나타내었다. IMU센서는 각각 20Hz로 샘플링되어 I²C통신을 이용하여 MCU인 MSP430G2553(texas instrument. inc., USA)으로 전송된다. PC에서는 python으로 자체 개발한 UI를 이용하여 데이터를 실시간으로 수신하였다.

표 1. IMU 센서 사양

| | Accelerometer | Gyroscope |
|--------------|------------------|------------------|
| Range | ±2g | ±2000°/s |
| Sensitivity | 1024LSB/g | 16.4LSB/°/s |
| Output Noise | 150µg/Hz | 0.1°/s |
| Interface | I ² C | I ² C |
| Resolution | 12bit | 12bit |
| Power | 3.3v | 3.3v |



그림 3. 하드웨어의 착용 위치

3.2 데이터 수집 및 추출

본 논문에서는 세 가지 앉은 자세를 IMU센서를 이용하여 수집한 데이터를 바탕으로 알고리즘을 적용하여 자세 패턴 분류 성능을 비교하였다.

피험자는 척추 질환이 없는 건강한 20대 남성 3명을 대상으로 앉은 자세 분류를 위하여 세 가지 형태로 나누어 측정 및 실험하였다. 피험자는 넥밴드 형태의 IMU를 이용한 자세 측정 장치를 목에 착용하였고, 의자 위에서 세 가지 자세를 10분씩 유지하였다. Smartphoning과 writing 자세는 neutral position에서 시작하여 무의식적으로 자세가 변할 수 있도록 1분 정도의 훈련시간을 둔 후에 데이터를 측정하기 시작하였다.

본 실험에서 특징점으로 사용하기 위한 raw 데이터는 좌측 넥밴드에 부착된 가속도 센서의 3축 출력을 사용하였다. 또한 이 신호에서 PCA를 이용하여 3차 주성분을 추출하였다. 추출된 특징점 집합에서 각각 무작위로 20,000 개의 데이터를 골라 SVM의 입력 집합으로 사용하였다.

그림 4는 3가지 앉은 자세의 실험을 진행했을 때의 사진이다. 왼쪽부터 neutral, smartphoning, writing의 모습이다. 분류 성능의 통계적 유의성을 검증하기 위해 10-fold 교차 검증(cross-validation)



그림 4. 3가지 앉은 자세

을 실시하였으며 10회에 걸쳐 훈련 집합과 시험 집합을 교체하면서 성능을 측정한 후 두 결과 간의 t-검정을 실시하였다. 그림 4는 RAW 데이터 집합과 PCA 데이터 집합의 자세별 분포를 보여준다.

그림 4(a)는 RAW-SVM의 특징점 분포, 그림 4(b)는 PCA-SVM의 특징점 분포를 보여준다.

PCA-SVM에서 중립자세의 경우 특히 다른 자세와 확연히 거리가 떨어진 분포를 보이는 것을 알 수 있다.

알고리즘을 구현하기 위해서 python 2.7.8 버전을 사용하였으며[21], 수치연산을 위한 모듈인 numpy 1.9.2 버전을 사용하였다[22]. PCA와 SVM은 python의 기계학습 라이브러리 모듈인 scikit-learn

0.16.1 버전을 사용하였다[23]. 통계 처리를 위한 프로그램은 R 3.1.2 버전을 사용하였다[24].

3.3 분류 성능 평가

Neutral position, smartphoning, writing를 분류하기 위해 raw 데이터와 PCA를 통하여 얻은 데이터를 특징 벡터로 각각 SVM에 학습시킨 후 학습에 참여하지 않은 neutral position, smartphoning, writing 데이터를 학습시킨 SVM에 입력하여 RAW-SVM과 PCA-SVM의 성능 차이를 확인하였다.

표 2은 분류기의 성능 결과를 비교한 것이다. 분류기의 분류 성공률은 10회에 걸친 교차 검증 결과의 평균이 PCA-SVM의 경우 0.956, RAW-SVM의 경우 0.933으로 PCA-SVM의 경우가 0.023 높은 것으로 나타났다. 표준편차의 경우 각각 0.394×10^{-2} , 0.606×10^{-2} 이고 t-검정의 결과 95% 신뢰수준에서 $p = 3.274 \times 10^{-8}$ 로 통계적 유의성을 보임을 확인하였다.

4. 결론 및 고찰

실험 결과 PCA-SVM 분류 알고리즘이 RAW-SVM 알고리즘에 비해 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의함

표 2. 분류기 성능 결과 비교

| | PCA-SVM | RAW-SVM |
|-----------------------|------------------------|------------------------|
| 평균 분류 성공률 $E(p_h)$ | 0.956 | 0.933 |
| 표준편차 σ_h | 0.394×10^{-2} | 0.606×10^{-2} |
| p-value (95% 신뢰수준) | 3.274×10^{-8} | |

($p < 0.05$)을 보였다. 이는 넥밴드가 지평면에 평행하게 정렬되어 있지 않음으로써 센서의 축 방향과 주성분의 벡터 방향의 차이가 발생한 점, 각 축별로 분류 가중치가 다른 점 등이 영향을 미친 것으로 보인다. 또한, 3명을 대상으로 실험을 진행하였기 때문에 전체 데이터분포를 보기에 부족하지만 PCA를 사용하는 것은 무리가 없었다. smartphoning과 writing 자세의 실험에서 무의식적으로 앞으로 기울어지는 정도가 실험마다 다르기 때문에 오차가 발생한 것으로 보인다. PCA-SVM은 RAW-SVM에 비해 계산량이 늘어나는 단점이 있으나 자세 분류에는 더 우수한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

본 연구의 제약사항으로는 넥밴드 사용자가 취할 수 있는 자세의 종류에 한계가 있었으며 추가적인 자세의 종류가 들어갈 경우 분류 성능의 저하를 확인할 필요가 있다. 그러나 스마트폰의 사용과 학습 자세의 경우 넥밴드에서 보이는 각도의 차이가 크지 않음에도 불구하고 PCA-SVM의 경우 95.6% 이상의 분류 성능을 보이는 것으로 볼 때 다양한 자세 분류에도 적용 가능할 것으로 기대한다.

본 논문에서는 기존의 동적 신체 활동의 분류에 많이 사용되는 IMU를 사용하여 일상에서 많이 취하는 앉은 자세를 분류하는 방법을 제시하였다. 또한 현대인의 생활패턴에서 가장 많은 시간을 차지하는 smartphoning, writing의 자세와 neutral position을 비교 실험하여 PCA-SVM 알고리즘으로 분류함으로써 자세의 분류가 가능함을 확인하였다.

본 논문에서는 앉은 자세에서 앞으로만 기울어지는 1차원에 국한하여 실험을 진행하였으나 다리를 꼬아서 앉거나, 책상에 올린 팔에 지탱하여 비스듬하게 앉는 경우 등 2차원적인 자세에 대하여 실험하고, 분류 알고리즘의 성능을 향상시켜 사용자의 일상생활에서 앉은 자세 분석 더 신뢰성 있고, 정확한 데이터를 제공할 수 있을 것이라 생각한다.

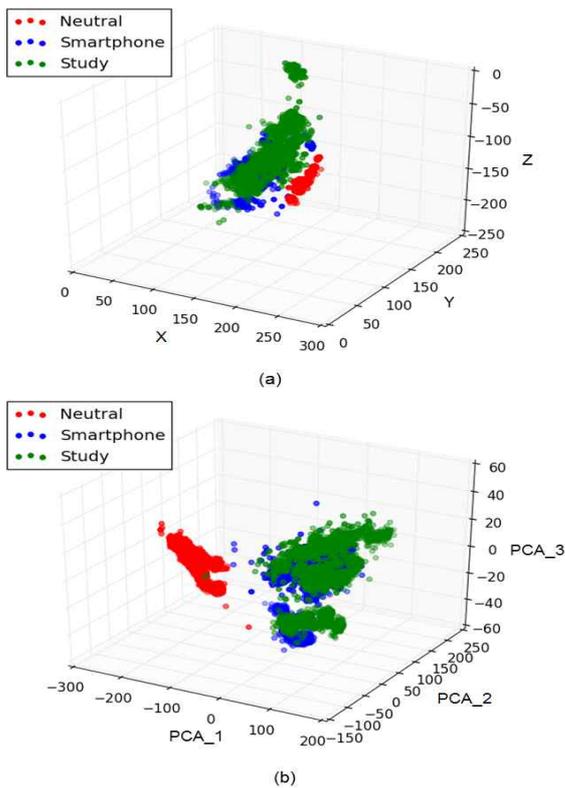


그림 5. 특징점의 분포도.

(a) RAW-SVM (b) PCA-SVM

참 고 문 헌

- [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] 최승욱, "12주간의 척추교정운동 프로그램이 척추측만 청소년의 신체조성, 체력 및 Cobb각에 미치는 영향", *한국체육과학회지*, 제17권, 제3호, pp. 1045-1052, 2008.
- [5] 유승환, "스마트폰 사용 시, 사용자세와 휴식유형 및 작업-휴식 일정이 피로도에 미치는 영향", *한양대학교 석사학위논문*, 2012.
- [6] Kapandji, I. A, "The physiology of the Joints", Elsevier Science Health Science div., vol. 3 2008.
- [7] K. Harman, L. Cheryl and H. Butler, "Effectiveness of an exercise program to improve forward head posture in normal adults: a randomized, controlled 10-week trial", *Journal of Manual & Manipulative Therapy*, vol. 13, no. 3, pp. 163-176, 2005.
- [8] <https://www.osha.gov/SLTC/etools/computerworkstations/positions.html>
- [9] 변상필, 장인혁, 박기혁, 손량희, 이원구, "비균형적인 앉은자세 교정을 위한 힘-감지 저항센서 이용 연구", *한국산업응용학회논문집*, 제17권, 제4호, 한국산업응용학회, pp. 203-210, 2014.
- [10] 김동현, 장정근, 최선태, 조위덕, "의자에 앉은 자세에 따른 둔부의 압력 및 척추의 움직임 측정 시스템에 관한 연구", *대한전자공학회 하계 종합학술대회발표회논문집*, pp. 1547-1549, 2013.
- [11] 김무림, 김현우, 이승환, 조위덕, "가우시안 혼합 배경 모델링을 적용한 컴퓨터 비전기반 앉은 자세 교정 시스템", *한국통신학회 동계종합학술 발표회논문집*, pp. 25-26, 2010.
- [12] L. Bao, and S. S. Intille, "Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data", In *Proceedings of the 2nd International Conference on Pervasive Computing*, pp. 1-17, 2004.
- [13] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore and M.L. Littman, "Activity Recognition from Accelerometer Data", *AAAI*, vol. 5, pp. 1541-1546, 2005.
- [14] S. Wang, J. Yang, N. Chen and X. Chen, "Human Activity Recognition with User-Free Accelerometers in the Sensor Networks", *Neural Networks and Brain, ICNN&B'05*, vol. 2, pp. 1212-1217, 2005.
- [15] Y. J. Jung, D. H. Kang, and J. W. Kim, "Upper Body Motion Tracking With Inertial Sensors", *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 1746-1751, 2010.
- [16] C. V. Bouten, K. T. Koekoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen, "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity", *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, vol. 44, no. 3, pp. 136-147, 1997.
- [17] 김소연, 박상현, "PCA-SVM 분류기를 이용한 데이터베이스 워크로드의 다중 클래스 분류", *정보과학회논문지*, 제38권, 제1호, 한국정보과학회, pp. 1-8, 2011.
- [18] 이호성, 이승룡, "스마트폰과 웨어러블 가속도 센서를 혼합처리한 실시간 행위 및 자세인지 기법", *정보과학회논문지*, 제41권, 제8호, 한국정보과학회, pp. 586-597, 2014.
- [19] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks", *Machines Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.
- [20] 박혜영, 이관용, "패턴인식과 기계학습", *이한출판사*, pp. 275-302, 2011.
- [21] <https://www.python.org/>
- [22] <http://www.numpy.org/>
- [23] <http://scikit-learn.org/>
- [24] <http://www.r-project.org/>



마 상 용

2014년 2월 평생교육진흥원
학사
2014년 9월~현재 인하대학
교 대학원 전자공학
과 석사과정

관심분야: Bio-Signal Processing, 패턴 인식



심 현 민

2001년 2월 인하대학교 전
자공학과 학사
2003년 2월 인하대학교 전
자공학과 석사
2007년 2월 인하대학교 전
자공학과 박사
2012년 12월~현재 인하대
학교 정보전자공동
연구소 연구 교수

관심분야 : Implantable rehabilitation
engineering, mobile robotics,
embedded system design



이 상 민

1987년 2월 인하대학교 전
자공학과 학사
1989년 2월 인하대학교 전
자공학과 석사
2000년 2월 인하대학교 전
자공학과 박사
2006년 6월~현재 인하대학
교 전자공학과 교수

관심분야 : Brain-Machine interface, Bio-
Signal Processing, Psycho-
Acoustic