

## 무구속적 방법으로 측정된 심전도의 신뢰도 판별

김윤재<sup>1</sup> · 허정<sup>1</sup> · 박광석<sup>2,3</sup> · 김성완<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>서울대학교 대학원 협동과정 바이오엔지니어링 전공

<sup>2</sup>서울대학교 의과대학 의학과 의공학교실

<sup>3</sup>서울대학교 의학연구원 의용생체공학연구소

## Quality Level Classification of ECG Measured using Non-Constraint Approach

Y. J. Kim<sup>1</sup>, J. Heo<sup>1</sup>, K. S. Park<sup>2,3</sup> and S. Kim<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>Interdisciplinary Program for Bioengineering, Graduate School, Seoul National University

<sup>2</sup>Department of Biomedical Engineering, Seoul National University College of Medicine

<sup>3</sup>Institute of Medical and Biological Engineering, Medical Research Center, Seoul National University

(Manuscript received 5 August 2016; revised 19 October 2016; accepted 20 October 2016)

**Abstract:** Recent technological advances in sensor fabrication and bio-signal processing enabled non-constraint and non-intrusive measurement of human bio-signals. Especially, non-constraint measurement of ECG makes it available to estimate various human health parameters such as heart rate. Additionally, non-constraint ECG measurement of wheelchair user provides real-time health parameter information for emergency response. For accurate emergency response with low false alarm rate, it is necessary to discriminate quality levels of ECG measured using non-constraint approach. Health parameters acquired from low quality ECG results in inaccurate information. Thus, in this study, a machine learning based approach for three-class classification of ECG quality level is suggested. Three sensors are embedded in the back seat, chest belt, and handle of automatic wheelchair. For the two sensors embedded in back seat and chest belt, capacitively coupled electrodes were used. The accuracy of quality level classification was estimated using Monte Carlo cross validation. The proposed approach demonstrated accuracy of 94.01%, 95.57%, and 96.94% for each channel of three sensors. Furthermore, the implemented algorithm enables classification of user posture by detection of contacted electrodes. The accuracy for posture estimation was 94.57%. The proposed algorithm will contribute to non-constraint and robust estimation of health parameter of wheelchair users.

**Key words:** Non-constraint, Capacitively coupled electrode, Health parameter, Quality level, Posture estimation

### 1. 서 론

심전도(electrocardiography, ECG)는 심박동과 관련된 전위를 신체 표면에서 도형으로 기록한 것으로 임상에서 널리 사용되는 수단이다. 단순히 심박(heart rate)뿐만 아니라, 체온[1,2], 부정맥[3,4], 혈압[5], 스트레스[6,7] 등 다양

한 건강 정보를 추정하는데 사용될 수 있다. 특히, 최근에는 IT 기술을 활용하여 장소와 시간에 관계 없이 지속적인 건강 정보를 모니터링 할 수 있는 유비쿼터스 헬스케어(U-healthcare)가 많은 관심을 받으면서 무구속, 무자각적으로 ECG를 측정할 수 있는 기술이 개발되고 있다[8]. ECG를 무구속, 무자각적으로 측정할 수 있는 수단으로 용량성 전극(capacitively coupled electrodes, c-c electrodes)을 이용할 수 있다. 용량성 전극은 크게 의자나 침대 등에 삽입되어 측정하는 부착형 시스템과 일상생활 중에 사용 가능한 착용형 시스템으로 나눌 수 있으며, 기존의 일반적인 ECG 측정 방법과 비교하여와 비교하여 의복 위에서도 측정이 가능하므로 상대적으로 무구속적이라는 장점이 있다[9]. 다만,

Corresponding Author : S. Kim

Department of Biomedical Engineering, Seoul National University College of Medicine, Seoul, 03080, Korea

TEL: +82-10-9021-6513 / E-mail: sungwan@snu.ac.kr

This work was supported by the Bio and Medical Technology Development Program of the NRF funded by the Korean Government, MSIP (NRF-2014M3A9E3064623).

센서와의 비접촉, 접촉불량 및 동잡음이 발생할 여지가 많아 정확한 건강 정보를 추출하기 위해서는 기술적인 개선이 필요하다. 이러한 이유에서 용량성 전극으로 측정된 ECG의 경우, 실시간으로 신호의 신뢰성을 판단하여 정상적인 ECG가 측정된 경우에만 건강 정보를 추정하는데 사용할 수 있도록 알고리즘을 구성하는 것이 좋은 방법이 될 수 있다. 기존의 구속적인 방법으로 측정된 ECG의 경우 다양한 필터링 기법[10-14]뿐만 아니라, 정상적인 ECG segment 여부를 판단하기 위한 연구들이 진행되어 왔으며[15-17], 최근 support vector machine (SVM) 등을 활용한 머신러닝 기반의 알고리즘을 PhysioNet에서 제공하는 ECG 데이터에 적용하여 높은 성능을 보여줄 수 있음을 확인하였다[15,17]. 특히, 부정맥의 경우 노이즈가 간섭된 신호로 오인할 여지가 높으며, 최근에는 노이즈가 간섭하여 파형이 왜곡된 경우와 부정맥을 구분할 수 있는 연구도 보고된 바 있다[15,17].

구속적인 방법으로 측정된 ECG의 경우에 정상 신호 여부를 판단할 수 있는 연구가 많이 진행되어 ECG 모니터링의 false alarm rate를 크게 낮추는데 기여한 것에 비하여, 용량성 전극 등을 활용하여 무구속적으로 측정된 ECG의 신뢰도를 판단할 수 있는 알고리즘에 관해서는 아직 많은 연구가 보고되지 않은 것으로 보인다. 이에 일부 연구[8]에서 용량성 전극을 활용한 정확한 심박 추정을 위하여 심박이 불안정 하거나, 정상 범위를 벗어나는 경우에는 ECG를 사용을 배제하는 알고리즘을 제시한 바 있으나, 비교적 간단한 threshold 기반의 분류를 사용하였다는 점, 2-class 분류였다는 점에서 개선의 여지가 충분한 것으로 판단된다.

피부에 센서가 고정되지 않는 무구속적인 ECG 측정하는 경우 정상 신호 여부를 판단하는 알고리즘뿐만 아니라, 측정된 신호로부터 전극이 인체에 직, 간접적으로 접촉해있는지 여부를 판단하는 알고리즘도 충분한 연구가치가 있다. 본 연구에서는 휠체어 사용자의 건강 정보를 무구속적인 방법으로 모니터링 하기 위해 휠체어의 등 시트, 가슴 벨트, 손잡이에 각각 1쌍의 용량성 ECG 전극을 설치 하였으며, 추가로 휠체어 손잡이에 전도성 ECG 전극을 설치하였다. 무구속적으로 ECG를 측정함에 있어, 1) Normal signal: 정상신호, 2) Artifact-affected signal: 전극에 접촉하였으나 동잡음이 발생하는 경우, 3) Non-contacted signal: 전극에 직, 간접적으로 접촉해있지 않는 경우의 3-class 분류를 위한 알고리즘을 제안하고 정확도를 계산해보았다. 추가로 센서에 인체가 접촉해있는지의 여부 판단을 통하여 휠체어 사용자의 자세를 추정하는 방법을 제시하고 검증하였다.

## II. 연구 재료 및 방법

### 1. ECG 측정을 위한 전극 제작

전극은 가로 20 mm, 세로 30 mm, 두께 1.7 mm 의 PCB 보드를 기반으로 제작하였다. PCB 보드의 한 쪽 면은 도금 처리하여 전극 표면으로 사용하였고 다른 한 쪽 면에는 초단회로를 위치시켰다. 초단회로가 위치한 전극 면은 가로 20 mm, 세로 30 mm, 두께 4.7 mm 의 알루미늄 쉴드케이스를 이용하여 차폐시켰다. 이전 연구된 용량성 전극 관련 논문을 참고하여 제작하였지만 접촉성 폴리우레탄은 사용하지 않았고 오른다리 구동회로(DRL, Driven Right Leg) 대신 공통 그라운드(common ground)를 사용하였다[18,19]. 시트에 앉았을 때 오른쪽 허벅지가 위치하는 곳에 가로 160 mm, 세로 270 mm 의 전도성 직물을 위치시켜 그라운드로 사용하였다. 그림 1에 전극의 등가회로를 나타내었다. 본 연구에서는 등(시트)과 가슴(벨트)에서 용량성 전극을 이용하여 ECG를 측정하였다. 전극은 등과 가슴 모두 피험자의 심장 위치에 가깝도록 조정할 수 있게 설치하였고 (+)전극과 (-)전극의 간격은 20 cm 로 배치하였다. 노이즈 유입을 최소화 하기 위하여 (+)전극과 (-)전극 사이에 필터와 증폭회로를 설치하였다. 손잡이에 설치된 전도성 전극의 경우에는 왼손 손잡이와 오른손 조종기에 각각 전극을 제작하여 구성하였으며, 그림 1에 해당하는 회로 없이 계측증폭기(instrumentation amp.)로 연결되었다. 손잡이는 손의 피부가 직접적으로 접촉하는 부분이므로 용량성 전극으로 제작하지 않았다.

### 2. 전처리

ECG 신호는 계측증폭기를 통해 차동증폭 된 후 60 Hz 노치필터, 5 Hz high-pass 필터, 35 Hz low-pass 필터를 통해 필터링 되었다. High-pass 필터와 low-pass 필터는 모두 4차 sallen-key 타입의 회로로 구성이 되었다. 필터링

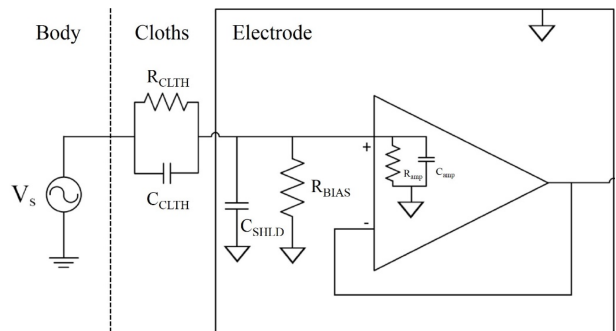


그림 1. 전극의 등가회로.

Fig. 1. Equivalent circuit of electrode.

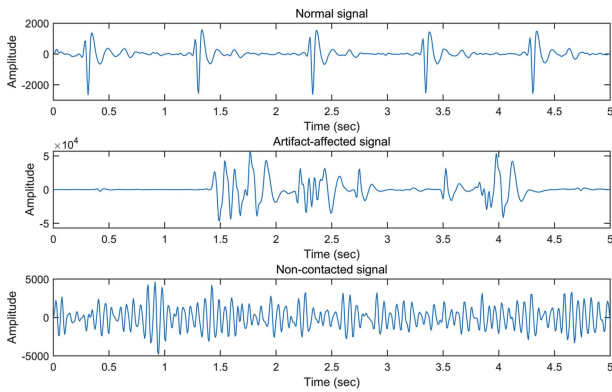


그림 2. 각 신뢰도에 따른 ECG segment 예시.  
 Fig. 2. Example of ECG segment for each level of signal quality.

된 아날로그 신호는 16 bit 해상도와 128 Hz 의 샘플링 주파수로 디지털 신호로 변환되었다. 변환 후 다시 한번 4차 버터워스 디지털 필터를 이용하여 5~35 Hz 밴드패스 필터링을 수행하였다. 일반적인 ECG 필터의 대역폭은 0.5~35 Hz 정도로 설정되지만 용량성 전극을 이용한 ECG 측정은 동잡음으로 인해 저주파 노이즈가 많이 발생하기 때문에 이를 제거하기 위하여 high-pass 필터의 차단 주파수를 5 Hz 로 설정하였다.

3. ECG 측정 및 Labeling

3 세트의 ECG 전극을 전동 휠체어의 등 시트, 가슴 벨트, 그리고 손잡이에 설치하였다. 등 시트와 가슴 벨트에는 용량성 전극이 사용되었으며, 손잡이에는 전도성 전극이 사용되었다. 센서가 인체에 접촉하지 않은 경우의 신호를 획득하기 위하여, 휠체어에 사용자가 탑승하지 않은 정적 상태에서 신호를 획득하였으며, 센서가 인체에 접촉한 경우의 신호를 획득하기 위해서는 6 가지 상황을 재현하여 측정하였다. 정적인 상황뿐만 아니라 잡음이 발생할 수 있는 다양한 상황에서도 접촉여부를 정확히 판단하기 위하여 일상 생활에서 휠체어 사용자가 보일 수 있는 행동 6 가지를 특정하고, 특정된 행동이 재현되는 동안 신호가 측정되었다. 사용자가 재현한 행동으로는 1) 정적 상태, 2) 어깨를 회전하는 동작, 3) 다리를 떠는 동작, 4) 책을 읽는 동작, 5) 휠체어가 지정된 속도로 움직이는 상황 및 6) 휠체어에서 잠시 일어났다 앉는 동작이 포함되었다. 획득된 신호는 5 s segment로 나누어졌으며, 각각의 segment는 신호의 신뢰도에 따라

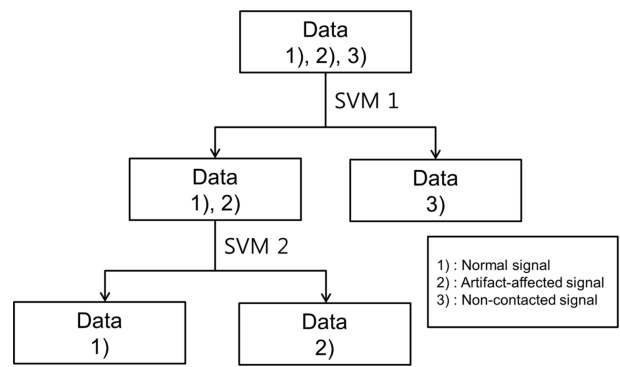


그림 3. 신뢰도에 따른 ECG segment를 분류하기 위한 SVM 기반의 알고리즘.  
 Fig. 3. SVM based algorithm for classification of ECG segment according to their quality levels.

3-class로 분류되었다. 신호가 3-class로 분류되기 위한 신뢰도의 기준은 1) Normal signal: 접촉되어 정상적인 신호도출되는 경우, 2) Artifact-affected signal: 접촉되었으나 동잡음(motion artifact)이 발생하여 peak에 손상이 발생한 경우, 3) Non-contacted signal: 접촉되지 않은 경우로 각각 labeling 되었다. 각 신뢰도 단계에 따른 신호의 예시는 아래 그림 2에 제시되었다. 신호가 접촉되지 않은 경우 3)은 사용자가 휠체어에 탑승하지 않고 측정한 신호들에 labeling 하였으며, 1)과 2)를 분류하기 위해 3명의 annotator가 각각 모든 segment들에 대하여 peak의 손상여부를 판단하였다. 1)과 2)의 최종적인 labeling은 3명의 annotator가 각각 labeling한 결과를 각 segment에 대하여 다수결로 결정하였다. 신호측정 과정에는 12명의 연구대상자가 참여하였으며, 이는 IRB심사 및 승인 후 진행되었다(IRB No. H-1509-117-705). 12명의 연구대상자에 대해서는 각각 아래의 표 1과 같은 수의 segment가 획득되었다. 연구대상자에 대해서는 동일한 실험 프로토콜이 적용되어 거의 같은 개수의 segment가 획득되었으나, 4번 및 12번 연구대상자에 대해서는 일부 동작에 대하여 측정하지 못하여 다소 적은 segment가 획득되었다. 12명의 연구대상자로부터 획득된 segment수가 대체적으로 비슷함을 고려할 때 본 연구가 일부 피험자에 편향된 결과를 제공하지 않는다고 판단하였다.

4. 신호 신뢰도 판별을 위한 알고리즘

각각의 5 s ECG segment의 신뢰도를 분류하기 위하여 SVM을 활용하였으며, 알고리즘의 개요는 그림 3와 같다.

표 1. 각 참가자로부터 획득된 신호 segment 개수.  
 Table 1. The number of segments measured from each subject.

Subjects	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Total
# of segments	1,056	1,056	1,068	897	1,065	1,065	1,101	1,098	1,074	1,065	1,014	692	12,251

구분에 사용된 특징은 유사한 목적의 타 연구[15,17]에서 제안된 것들을 우선적으로 고려하였으며, 다양한 특징 조합들에 대하여 알고리즘을 반복하여 적용하여 가장 우수한 성능을 보여주는 조합을 탐색하였다. 결과적으로 다음 6 가지의 특징을 추출하여 사용하였다.

$$\text{Feature 1} = \frac{\int_5^{15} X(f)df}{\int_5^{40} X(f)df}$$

where  $X(f)$  is FFT of 5 s ECG segment  $x(t)$  (1)

$$\text{Feature 2} = 1 - \frac{\int_0^1 X(f)df}{\int_0^{40} X(f)df}$$
 (2)

$$\text{Feature 3} = \text{skewness}(x(t))$$
 (3)

$$\text{Feature 4} = \text{HFmask}(x(t))$$
 (4)

$$\text{Feature 5} = \text{Sample Entropy}(x(t))$$
 (5)

$$\text{Feature 6} = \text{std}(\text{amplitude}) / \{\max(x(t)) - \min(x(t))\}$$
 (6)

Feature 3, 4, 5의 구체적인 계산 방법은 Li et. al.[15, 17]에 기술되어 있다. 추출된 특징을 기반으로 신호 신뢰도를 판별하기 위한 분류기로는 SVM을 이용하였다. SVM은 두 집단을 구분하기 위한 최대 마진의 초평면(hyper-plane)을 이용하는 방법으로써, 본 연구에서 적용된 Gaussian kernel SVM은 아래의 식 (7)-(8)을 통하여 계산할 수 있으며, 각 특징들은 standardized 된 후 입력 값으로 사용되었다.

$$f(x) = \text{sign}(\sum \hat{\alpha}_i y_i K(x_i, x) + \hat{w}_0)$$
 (7)

$$K(x, y) = \exp(-\langle(x - y), (x - y)\rangle / (2\sigma^2))$$
 (8)

$\hat{\alpha}_i$ 는 Lagrange multiplier이며,  $x_i$ 와  $y_i$ 는 각각 support vectors와 support vector labels 이다. 연산자  $\langle x, y \rangle$ 는  $x$ 와  $y$ 의 inner product를 의미하며, free parameter  $\sigma$ 는  $1/\sqrt{2}$ 로 정하였다. 파라미터 결정을 위한 최적화 과정은 MATLAB 2014b Statics and Machine Learning Toolbox (Mathworks Inc., Natick, MA, USA)를 이용하였으며, penalty parameter C는 1로 하였다.

### 5. 성능 평가

Multi-class 분류의 정확도를 제시하기 위하여 이전 연구 [15,17]에서 활용되었던 지표를 참조하여, Acc1, Acc2, Acc3, kappa를 계산하였으며, 제안된 판별 방법의 성능을 통계적으로 평가하였다. 해당 지표들은 표 2 및 식 (9)-(12)의 방법으로 계산되었다. 각각의 지표를 검증함에 있어서 Monte Carlo cross validation 이 활용되었으며, 전체 dataset의 절반을 random으로 추출하여 SVM 학습에 이용하고 나머

표 2. Label 및 알고리즘 결과에 따른 데이터 분포.

Table 2. Distribution of data by label and results of the algorithm.

Label	Results of algorithm		
	1	2	3
1	n <sub>11</sub>	n <sub>12</sub>	n <sub>13</sub>
2	n <sub>21</sub>	n <sub>22</sub>	n <sub>23</sub>
3	n <sub>31</sub>	n <sub>32</sub>	n <sub>33</sub>

지 절반의 데이터를 test에 사용하였다. 정확한 측정을 위하여 본 과정을 10회 반복하였다.

$$\text{Acc1} = \sum_{k=1}^3 \frac{n_{kk}}{N} \times 100(\%), \text{ where } N = \sum_{k=1}^3 \sum_{l=1}^3 n_{kl}$$
 (9)

$$\text{Acc2} = (n_{11} + n_{22} + n_{33} + n_{23} + n_{32}) / N \times 100(\%)$$
 (10)

$$\text{Acc3} = (n_{11} + n_{22} + n_{33} + n_{12} + n_{21}) / N \times 100(\%)$$
 (11)

$$\text{Kappa} = (p_a - p_e) / (1 - p_e) \times 100(\%)$$
 (12)

N은 전체 데이터 수를 의미하며, p<sub>a</sub>는 label과 algorithm 사이의 일치도, p<sub>e</sub>는 우연히 label과 algorithm에 의해 일치된 결과를 받은 데이터의 비율이다. Acc1은 각 class로 labeling된 ECG segment에 대하여 정확히 해당 class로 분류하는지의 여부를 계산하는데 반면, Acc2는 class 2를 class 3로, class 3를 class 2로 착오하는 것을 옳은 것으로 허용한다. 이는 class 2와 class 3은 모두 신호의 신뢰성이 없어 정확한 건강 정보를 추출할 수 없으므로, 구분의 의미가 없을 수도 있으므로 하나의 class로 가정하고 계산하는 정확도의 제시가 필요할 것으로 판단하였기 때문이다. Acc3은 class 1을 class 2로, class 2를 class 1로 착오하는 것을 옳은 것으로 계산한다. 이는 센서와 신체의 접촉 여부를 구분하기 위한 정확도로 사용될 수 있다.

### 6. 휠체어 사용자의 자세 추정

그림 3에 따르면 본 연구에서 구현한 알고리즘을 이용하여 ECG 측정 전극과 사람과의 접촉 여부를 판단할 수 있다. 1) Normal signal 및 2) Artifact-affected signal은 사람과 전극이 접촉해있는 반면 3) Non-contacted signal은 전극이 사람과 접촉해있지 않다. 이를 이용하면 사용자의 휠체어 탑승 여부, 벨트 착용 여부 등을 비롯한 현재 자세를 추정할 수 있을 것으로 판단하였다. 이에, 알고리즘을 이용한 각 전극의 접촉 여부 판단을 통해 휠체어 사용자의 자세를 추정하는 실험을 진행하였다. 자세는 등 시트(bs), 가슴 벨트(be), 손잡이(ha)의 전극 접촉 여부를 통하여 간접적으로 추정되며, 실험에 대상이 된 자세는 1) 등을 시트에 접촉하고 가슴벨트를 착용하였으며 손잡이를 쥐고 있는 경우

(bs+be+ha), 2) 등을 시트에 접촉하고 가슴벨트를 착용하였으나 손잡이를 쥐지 않고 있는 경우(bs+be), 3) 등을 시트에 고정하고 손잡이를 쥐고 있으나, 가슴벨트를 착용하지 않은 경우(bs+ha), 4) 등을 시트에 접촉하였으나 가슴벨트와 손잡이 모두 사용하지 않는 경우(bs), 5) 휠체어에 착석하지 않고 있는 경우(em)로 정하였으며, 각 자세에 대하여 약 5분간 측정하였다. 정량적인 검증을 위하여 (9)의 Acc1을 적용하였다.

### III. 연구 결과

알고리즘의 성능 평가 결과, 아래 표 3의 결과가 도출되었다. Channel 1, 2, 3은 각각 등 시트, 가슴벨트 그리고 손잡이에 설치된 전극을 나타낸다. 휠체어에 설치된 3 channel로부터 측정된 ECG 신호를 개별적으로 SVM을 학습하고 Monte Carlo cross validation을 수행한 결과 평균적으로 95.51%의 Acc1이 도출되었다. Class 2와 class 3을 동일 class로 가정하고 정확도를 계산한 수치인 Acc2는 96.31%로 Acc1에 비해서 0.8% 높은 정확도를 보여주었다. Class 1과 class 2를 동일 class를 가정하고 계산한 수치인 Acc3은 99.58%로 거의 완벽에 가까운 정확도를 보여주었다. Channel 1, 2, 3을 한번에 학습 및 validation 한 경우에도 Acc1, Acc2 및 Acc3가 각각 95.91%, 96.18%, 99.52%로 개별적으로 학습한 경우에 비하여 명확한 정확도 차이를

확인하기 어려웠다.

구현된 알고리즘으로 각 전극의 접촉여부를 판단하여 휠체어 사용자의 자세를 추정하여 아래 표 4의 결과가 도출되었다. 각각의 자세를 정확히 추정하는 정확도는 94.57%이다. 휠체어 사용자의 탑승 여부는 100% 정확도로 분류해 낼 수 있었으나, 탑승 중의 벨트 착용 및 손잡이 사용 여부에서 오차가 발생하였다. 휠체어에 착석하여 등을 시트에 접촉하고 손잡이를 사용하는 경우(bs+ha)에 등 시트와 손잡이 모두에서 전극 접촉이 검출되어야 하나 손잡이에서 접촉여부가 검출되지 않는 경우가 발생하여 정확도가 86.89%로 낮아졌다.

### IV. 고 찰

본 연구를 통하여 5 s segment ECG의 신뢰도를 판별할 수 있는 알고리즘이 제시되었다. SVM을 이용하여 1) Normal signal, 2) Artifact-affected signal, 3) Non-contacted signal을 각각 분류했으며, 정확도는 95.51%로 전체 12,251 segments 중 4.49%만 잘못된 class로 분류되었다. Class 2와 3을 동일한 class로 분류하여 정상신호의 여부만을 판단할 경우 정확도는 더욱 상승하여 3.69%의 오차를 보여주었다. 이는 기존의 구속적 ECG에 관한 연구[16]와 비교 (95.51% < 97%)했을 때 다소 낮은 정확도인 것으로 판단된다. 하지만, 구속적으로 측정된 ECG에 비해서 무구속적으

표 3. 알고리즘의 성능 평가 결과.

Table 3. Performance of algorithm.

Channel	Acc1 (%)	Acc2 (%)	Acc3 (%)	Kappa (%)	# of data		
					1) normal	2) artifact affected	3) non-contacted
1	94.01 ± 0.54	95.04 ± 0.58	99.54 ± 0.07	87.50 ± 1.16	2,666	1,166	264
2	95.57 ± 0.30	95.95 ± 0.24	100.0 ± 0.00	92.04 ± 0.55	1,955	1,859	264
3	96.94 ± 0.24	97.94 ± 0.24	99.19 ± 0.17	92.55 ± 0.60	841	2,984	252
Average	95.51	96.31	99.58	90.70	-	-	-
1+2+3	95.51 ± 0.30	96.18 ± 0.34	99.52 ± 0.05	91.91 ± 0.54	5,462	6,009	780

표 4. 휠체어 사용자 자세추정 결과.

Table 4. Estimation results of wheelchair user posture.

Posture	Results of algorithm						Acc1 (%)
	em	bs	bs+be	bs+ha	bs+be+ha	else	
em	66	0	0	0	0	0	100.0
bs	0	64	0	0	2	0	96.97
bs+be	0	0	56	0	0	4	93.33
bs+ha	0	4	0	53	1	3	86.89
bs+be+ha	0	0	0	2	57	1	95.00
Total							94.57

로 측정된 ECG는 동잡음의 정도나 패턴이 더 다양할 수 있다는 점을 고려하면, 이전 연구와의 정확도 차이를 충분히 설명할 수 있을 것으로 판단된다. Class 1과 class 2를 동일한 class로 분류하여 센서의 접촉 여부만을 판단할 경우 오직 0.42%의 오차만 보여주어 매우 정확하게 판단할 수 있음을 확인하였다. 높은 정확도의 접촉여부 판단은 휠체어 사용자의 자세추정을 매우 정확하게 할 수 있음을 의미한다.

휠체어 사용자의 자세추정의 경우 5가지의 기준 자세를 94.57%의 정확도로 추정하였다. 비교할 수 있는 이전 연구 사례를 찾아보기는 힘들지만, 5가지의 class를 정확히 추정한다는 점을 고려할 때, 충분히 만족할만한 것으로 판단된다. 휠체어 사용자의 자세추정은 용자의 상태를 판단하기 위해 다양하게 응용될 수 있을 것으로 생각된다. 예를 들어, 휠체어의 강한 충동이 가속도 센서에 감지된 직후 휠체어에 사용자가 탑승해 있지 않는 것으로 판단되는 경우 낙상하였음을 추정할 수 있다. 사용자가 벨트를 착용하지 않은 채로 휠체어를 조종하는 경우, 낙상을 방지하기 위하여 벨트 사용을 권장하는 음성을 제공하는 것도 가능하다. 비록 압력 센서를 이용한 자세 추정이 가능하나, 압력 센서는 threshold 이상의 압력이 가해져야 하며, threshold 값에 따른 robustness와 sensitivity 사이의 trade-off가 존재한다는 것을 감안하면, 단순 접촉을 감지할 수 있는 본 연구에서 제시한 방법에 장점이 있다.

본 연구에서 고려되지 못한 요소로, 부정맥에 의한 파형의 변화와 동잡음에 의한 파형의 왜곡을 구분할 수 없다. 구속적으로 측정된 ECG의 신뢰도를 5단계를 분류한 이전의 연구[15,17]에서는, 동잡음이 관여하지 않는 부정맥 파형을 정상신호로 분류할 수 있도록 학습 데이터에 부정맥 데이터가 포함되었다. PhysioNet을 이용했던 이전 연구에서는 다양한 부정맥을 포함한 데이터를 학습에 포함하는 것이 가능했지만, 부정맥이 포함된 ECG를 무구속적으로 측정된 database가 충분히 확보되어 있지 않아 연구에 어려움이 발생할 수 있다. 무구속적 ECG 측정의 특성상 PhysioNet과 같은 다양한 부정맥 환자의 데이터를 확보하기는 어려움이 있으므로, 이를 대체할 수 있는 유사한 특성의 pseudo-signal을 제작하고 활용하는 것이 가능할 것이라고 판단된다. 추후 연구를 통하여 부정맥을 정상 신호로 판단하는 머신 러닝 알고리즘의 구현 및 검증이 필요할 것이다.

결론적으로, 본 연구를 통하여 무구속적으로 측정된 ECG를 이용하여 1) Normal signal, 2) Artifact-affected signal, 3) Non-contacted signal의 3개의 class로 분류하는 SVM 기반의 알고리즘을 제안하였고, 실제 연구 대상자를 모집하여 그 성능을 검증하였다. 이를 통하여 ECG를 활용한 무구속적 건강 정보 추정에 있어 정확도를 개선하는데 기여할 것으로 판단된다.

## References

- [1] K. Kräuchi and A. Wirz-Justice, "Circadian clues to sleep onset mechanisms", *Neuropsychopharmacology*, vol. 25, no. S5, pp. S92-S96, 2001.
- [2] S.Y. Sim, K.M. Joo, H.B. Kim, S.J. Jang, B.O. Kim, S.B. Hong, S. Kim, and K.S. Park, "Estimation of circadian body temperature rhythm based on heart rate in healthy, ambulatory subjects", *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, In press.
- [3] Y.J. Kim, H. Jeong, K.S. Park, and S. Kim, "Proposition of novel classification approach and features for improved real-time arrhythmia monitoring", *Comput. Biol. Med.*, vol. 75, pp. 190-202, 2016.
- [4] M.G. Tsipouras and D.I. Fotiadis, "Automatic arrhythmia detection based on time and time-frequency analysis of heart rate variability", *Comput. Methods Prog. Biomed.*, vol. 74, no. 2, pp. 95-108, 2004.
- [5] L.A. Geddes, M.H. Voelz, C.F. Babbs, J.D. Bourland, and W.A. Tracker, "Pulse Transit Time as an Indicator of Arterial Blood Pressure", *Psychophysiology*, vol. 18, no. 1, pp. 71-74, 1981.
- [6] R. McCraty, M. Atkinson, W.A. Tiller, G. Rein, and A.D. Watkins, "The effects of emotions on short-term power spectrum analysis of heart rate variability", *Am. J. Cardiol.*, vol. 76, no. 14, pp. 1089-1093, 1995.
- [7] M.T. La Rovere, J.T. Bigger Jr, F.I. Marcus, A. Mortara, and P.J. Schwartz, "Baroreflex sensitivity and heart-rate variability in prediction of total cardiac mortality after myocardial infarction", *The Lancet*, vol. 351, no. 9101, pp. 478-484, 1998.
- [8] W.K. Lee, H.J. Lee, H.N. Yoon, G.S. Chung, and K.S. Park, "Automatic Noise Removal and Peak Detection Algorithm for ECG measurement from Capacitively Coupled Electrodes Included within a Cloth Mattress Pad", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 35, no. 4, pp. 87-94, 2014.
- [9] J.S. Lee, W.K. Lee, Y.G. Lim, and K.S. Park, "Adhesive Polyurethane-based Capacitive Electrode for Patch-type Wearable Electrocardiogram Measurement System", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 35, no. 6, pp. 203-210, 2014.
- [10] J.S. Paul, M.R. Reddy, and V.J. Kumar, "A Transform Domain SVD Filter for Suppression of Muscle Noise Artefacts in Exercise ECG's", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 5, pp. 654-663, 2000.
- [11] J.L. Talmon, J.A. Kors, and J.H.V. Bommel, "Adaptive Gaussian Filtering in Routine ECG/VCG Analysis", *IEEE Trans. Sig. Process.*, vol. ASSP-34, no. 3, pp. 527-534, 1986.
- [12] N.V. Thakor, and V.S. Zhu, "Applications of Adaptive Filtering to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 38, no. 8, pp. 785-794, 1991.
- [13] C. Vaz, X. Kong, and N. Thakor, "An Adaptive Estimation of Periodic Signals Using a Fourier Linear Combiner", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, no.1, pp. 1-10, 1994.
- [14] J.O. Wisbeck, and R.G. Ojeda, "Application of Neural Networks to Separate Interferences and ECG Signals", In: Proceedings of IEEE international Caracas conference on devices, circuits and systems, pp. 291-294, 1998.
- [15] Q. Li, C. Rajagopalan, and G.D. Clifford, "A machine learning approach to multi-level ECG signal quality classification", *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 117, no. 3,

- pp. 435-447, 2014.
- [16] G.D. Clifford, J. Behar, Q. Li, and I. Rezek, "Signal quality indices and data fusion for determining clinical acceptability of electrocardiograms", *Physiol. Meas.*, vol. 33, no. 9, pp. 1419-1433, 2012.
- [17] J. Behar, J. Oster, Q. Li, and G.D. Clifford, "ECG Signal Quality During Arrhythmia and Its Application to False Alarm Reduction", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 6, pp. 1660-1666, 2013.
- [18] Y.G. Lim, J.S. Lee, S.M. Lee, H.J. Lee, and K.S. Park, "Capacitive Measurement of ECG for Ubiquitous Healthcare", *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 42, no.11, pp. 2218-2227, 2014.
- [19] J.S. Lee, "Adhesive Polyurethane-based Capacitive Electrode for Patch-type Wearable Electrocardiogram Measurement System", *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 35, no. 6, pp. 203-210, 2014.