

논문 2015-52-8-3

MISO 필터 기반의 동잡음 모델링을 이용한 심박수 모니터링

(Heart Rate Monitoring Using Motion Artifact Modeling with MISO Filters)

김 선 호*, 이 정 섭**, 강 현 일**, 온 백 산**, 백 계 현**, 정 민 규**, 임 성 빈***

(Sunho Kim, Jungsub Lee, Hyunil Kang, Baeksan Ohn,
Gyehyun Baek, Minkyu Jung, and Sungbin Im[©])

요 약

올바른 운동량 조절을 위해선 운동중의 심박수 측정이 중요하다. 최근 스마트 디바이스가 활발하게 사용됨에 따라, 운동중의 실시간 심박수 측정에 대한 관심이 급격하게 증가하고 있다. 고강도 운동 중에는 동잡음으로 인하여 손목 밴드 유형의 광혈류 (PPG : photoplethysmography) 측정기 신호로부터 정확한 심박수를 추정하는 것이 매우 어렵다. 본 논문에서는 손목밴드 유형의 광혈류 측정기 신호로부터 정확한 심박수 추정을 위한 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 12개의 데이터 세트에 대하여 제안하는 알고리즘을 적용한 결과, 1.38의 분당심박수(BPM) 평균 절대 오차를 기록하였고, 0.9922의 추정 심박수와 실제 심박수간의 Pearson 상관계수를 얻었다. 제안하는 알고리즘은 웨어러블 디바이스에 적합한 빠른 연산속도와 정확한 추정을 가능케 한다.

Abstract

Measuring the heart rate during exercise is important to properly control the amount of exercise. With the recent advent of smart device usage, there is a dramatic increase in interest in devices for the real-time measurement of the heart rate during exercise. During intensive exercise, accurate heart rate estimation from wrist-type photoplethysmography (PPG) signals is a very difficult problem due to motion artifact (MA). In this study, we propose an efficient algorithm for an accurate estimation of the heart rate from wrist-type PPG signals. For the twelve data sets, the proposed algorithm achieves the average absolute error of 1.38 beat per minute (BPM) and the Pearson correlation between the estimates and the ground-truth of heart rate was 0.9922. The proposed algorithm presents the strengths in an accurate estimation together with a fast computation speed, which is attractive in application to wearable devices

Keywords : motion artifact, heart rate monitoring, wearable device, heart rate estimation, MISO filter, acceleration data

* 학생회원, 숭실대학교 정보통신공학과
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

** 학생회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

*** 정회원, 숭실대학교 전자정보공학부
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

© Corresponding Author(E-mail: sbi@ssu.ac.kr)

Received ; June 24, 2015 Revised ; July 9, 2015 Accepted ; August 2, 2015

I. 서론

운동 중 운동량을 적절히 조절하기 위해서는 심박수의 측정이 중요하다. 최근 스마트 기기의 사용이 활성화 되면서 운동을 하며 심박수를 실시간으로 측정하기 위해 손목에 착용 가능한 웨어러블 기기에 대한 관심이 크게 증가하고 있다.

웨어러블 기기에서 심박수를 측정하기 위해서는 기존의 ECG 신호와는 다르게 손목부분에서 PPG 신호를 획득하여 실시간으로 심박수를 추정 한다. PPG 신호는 LED 빛을 피부에 입사시켜 반사되는 출력을 보고, 심장 및 혈관의 수축기와 이완기에서의 각각의 압력에 따라 발생하는 혈관의 체적 변동을 LED 빛의 흡수량을 토대로 신호를 측정하는 것이다^[1].

그러나 손목에서 측정된 PPG 신호를 이용해서 심박수를 올바르게 추정하기 위해서는 몇 가지 문제점이 존재한다. 신호 획득시에 동작(exercise)이 없는 경우에는 쉽게 심박수를 추정할 수 있지만, 일정 크기 이상의 동작이 있는 경우 이러한 동작들이 PPG 신호에 왜곡을 주기 때문이다. 이렇게 인체의 움직임에 의해 발생하는 잡음을 동잡음(MA : Motion Artifact) 이라 한다.

동잡음은 우리가 원하는 심장박동의 주파수와 비슷한 주파수를 가지면서 종종 더 큰 에너지를 가지기도 한다. 즉 잡음에 취약한 파형에 특이한 잡음이 더해져 추정이 어려운 신호가 발생한다. 따라서 동잡음의 영향을 극복하여 올바른 심박수를 추정하기 위한 다양한 기법들이 연구되고 있다.

웨어러블 스마트 기기에 적용하기 위한 가장 대표적인 연구로는 Zhilin Zhang^[2]의 TROIKA 플랫폼이 있다. TROIKA는 단일 스펙트럼 분석과 희소 신호 복원(sparse signal reconstruction)을 사용하여 심박수를 측정하는 기법이다.

또 다른 연구로는 B. S. Kim과 S. K. Yoo이 제안한 block interleaving과 같은 선처리를 통한 독립 성분 기법(independent component analysis)에 기반을 둔 방법이 있다^[3]. 그러나, 이러한 방법을 실제 동잡음이 부가된 데이터에 사용하기는 어렵다. ICA를 사용하는 기법은 동잡음 신호와 심박수가 서로 독립적이어야 한다는 가정을 필요로 하며, 전처리 과정을 통해 독립성을 증가시킨다고 하더라도 주파수 범위가 겹치는 문제점이 발생한다. 또 다른 연구에서는 칼만 필터를 이용한 방

법이 제안되었다^[4]. 하지만 칼만 필터의 시스템 모델은 동잡음 분산과 PPG 신호 특성등이 포함된 특정 대상의 정보를 필요로 한다.

PPG를 통한 심박수 측정에 관한 연구는 매우 활발하게 진행되고 있으나 대부분의 논문에서 사용한 데이터는 동잡음이 아주 약하거나, 손목이 아닌 다른 곳에서 측정된 것이었다. 반면에 손목에서의 측정은 스마트기기와 연동되기에 동잡음이 제한된 의료기기에서 손가락 측정 등과는 차이가 있다. 따라서 웨어러블 기기를 이용하여 획득한 PPG 신호를 이용하여 효율적으로 동잡음을 배제한 심박수의 추정이 가능하다면, 착용이 용이하고 유연성이 높은 스마트 기기의 특성상 사용자의 편의성 또한 크게 높일 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해 우리는 이전 연구들과 비교하여 더 큰 동잡음이 존재하여도 상대적으로 정확하게 심박수를 추정하며 동시에 단순한 구조를 채택하여 매우 안정적이고 빠르게 동작할 수 있는 알고리즘을 제안하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 II장에서는 제안하는 알고리즘을 자세히 다루고, III장에서는 제안하는 알고리즘의 효용성을 증명하기 위해 실험을 통한 성능 평가를 하며, 마지막으로 IV장에서는 결론을 맺는다.

II. 제안 알고리즘

1. 문제 설정 및 신호 모델링

동잡음 신호의 효율적인 모델링을 위해, 본 논문에서는 측정된 PPG 신호가 심박수 정보, 동잡음, 가산 백색 잡음의 세 가지 요소로 구성되어 있다고 가정한다. 따

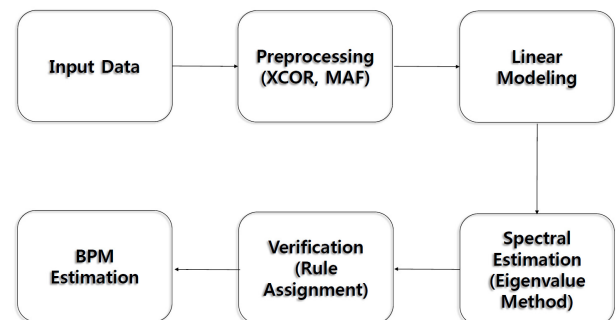


그림 1. 제안하는 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flowchart of the proposed algorithm.

라서 측정된 PPG 신호 $p(n)$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p(n) = b(n) + f(x(n), y(n), z(n)) + v(n) \quad (1)$$

여기서 $b(n)$ 은 측정하고자 하는 심박수 정보를 의미하며, $f(x(n), y(n), z(n))$ 는 3축 가속도 데이터를 변수로 하는 동잡음 성분이다. $x(n), y(n), z(n)$ 은 각각 x, y, z 축에 대한 가속도 데이터를 나타내며, $v(n)$ 은 가산 백색 잡음(AWGN : Additive White Gaussian Noise)이다.

3축 가속도 데이터를 기반으로 동잡음 신호를 추정하기 위해서 $f(x(n), y(n), z(n))$ 은 다중 입력 단일 출력(MISO : Multi Input Single Output)의 형태를 갖는 선형 시스템이라 가정하고 다음과 같이 정의한다.

$$f(x(n), y(n), z(n)) = \sum_{k=0}^{s-1} a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^{s-1} b_k y(n-k) + \sum_{k=0}^{s-1} c_k z(n-k) \quad (2)$$

따라서 동잡음 신호는 위의 식(2)와 같이 x, y, z 축 각각에 대하여 $\{a_k, b_k, c_k : k = 0 \dots s-1\}$ 의 계수를 사용하는 선형 필터로 모델링 하였다. 주어진 데이터의 동잡음 극복과 효율적인 심박수 추정을 위하여 제안하는 알고리즘은 선형 추정 기법^[5]에 기반을 두었다. 그림 1은 제안하는 알고리즘의 흐름도를 나타낸다.

본 연구에서는 정확한 심박수의 추정을 위하여 PPG 신호와 가속도 데이터간의 상관관계에 초점을 맞추었다. 심박수는 운동과 외부 자극, 그리고 생리학적 변화에 따라 변한다. PPG 신호에 대하여 동잡음은 이러한 변화가 존재할 때 심박수와 유사하거나 상이한 형태로 부가된다.

그러므로, 가속도 데이터와 PPG 신호 사이에 높은 상관관계가 있을 것이라고 가정하였다. 첫 번째로, 식 (1)에서 가속도 데이터는 선형 추정을 통해 계수 $\{a_k, b_k, c_k\}$ 를 제공하며 동잡음으로 언급된 간섭 신호를 구성하는데 사용되었다. 그리고, 추정된 간섭 신호 $f(x, y, z)$ 는 측정된 PPG 신호로부터 제거되어 잔차 신호 $p(n) - f(x, y, z) = p_{res}(n)$ 는 이론적으로 심박수와 관련된 정보만을 갖게 된다.

그림 1의 Spectrum Estimation 블록에서는 고유값 기법 (eigenvector method)에 기반한 스펙트럼 추정을 잔차 신호에 적용하여 스펙트럼 정보를 얻는다. 이 단계에서 스펙트럼의 최대치를 갖는 주파수 성분을 실험

에서 설정한 제약 사항에 의거해 선택한다. 앞서 언급된 바와 같이, 제안하는 알고리즘이 세 개의 PPG 신호를 사용하기 때문에 이 단계에서는 매 추정 윈도우마다 세 개의 심박수 후보값이 결정된다.

검증 및 규칙적용 단계에서는, 인체의 생리학적 현상에 근거한 몇 가지의 규칙을 후보값에 적용하여 심박수 추정치를 최종 결정한다.

2. 전처리 과정

취득 데이터 이외의 새롭게 사용하는 세 번째 PPG 신호 $p_3(n)$ 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$p_3(n) = (p_1(n) + p_2(n-d))/2 \quad (3)$$

여기서 d 는 두 PPG 신호 $p_1(n)$ 과 $p_2(n)$ 사이의 최대 상관(correlation)이 발생하는 지연 시간을 의미한다. 잡음과 신호의 변동(fluctuation)을 줄이기 위해 이동 평균 필터를 적용하였으며, trial and error 기법을 통해 필터 계수는 7로 결정하여 사용하였다.

3. 동잡음 신호의 선형 모델링

PPG 신호 $p(n)$ 과 가속도 데이터 $x(n), y(n), z(n)$ 사이의 관계를 구하기 위해 적용한 선형 추정 기법^[5]을 표현하면,

$$m = hA \quad (4)$$

와 같다. 여기서 m 은 전처리 과정을 거친 $1 \times l$ 의 PPG 신호 표본값 벡터이고 h 는 모델링 계수들로 이루어진 $1 \times 3s$ 의 벡터이며, $m = [p(1), p(2), \dots, p(l)]$, $h = [a_0 \dots a_{s-1}, b_0 \dots b_{s-1}, c_0 \dots c_{s-1}]$ 과 같이 구성된다. A 는 각각의 x, y, z 축에 대한 가속도 데이터로 구성되어 있으며 다음과 같이 표현된다.

$$A = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 X, Y, Z 는 각각 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \begin{bmatrix} x(n) & x(n+1) & \dots & x(n+(l-1)) \\ x(n-1) & x(n) & \dots & x(n+(l-2)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(n-(s-1)) & x(n-(s-1)+1) & \dots & x(n+(l-1)-(s-1)) \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} y(n) & y(n+1) & \dots & y(n+(l-1)) \\ y(n-1) & y(n) & \dots & y(n+(l-2)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(n-(s-1)) & y(n-(s-1)+1) & \dots & y(n+(l-1)-(s-1)) \end{bmatrix}$$

$$Z = \begin{bmatrix} z(n) & z(n+1) & \dots & z(n+(l-1)) \\ z(n-1) & z(n) & \dots & z(n+(l-2)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z(n-(s-1)) & z(n-(s-1)+1) & \dots & z(n+(l-1)-(s-1)) \end{bmatrix}$$

위의 식에서, $x(k)$ 와 $y(k)$, 그리고 $z(k)$ 는 각각 x , y , 그리고 z 축의 가속도 데이터를 나타낸다. 선형 추정의 시스템 지연 값 s 는 다양한 값들을 시도하여 최적값을 찾으려 한다.

v 로부터 추정된 벡터 \hat{v} 는 정사각 행렬 AA^T 가 정칙(non-singular) 행렬이라는 가정 아래 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$pA^T = \hat{h}(AA^T) \quad (6)$$

$$\hat{h} = pA^T(AA^T)^{-1} \quad (7)$$

동잡음의 간섭신호가 PPG 신호에 포함되어 있어 PPG 신호에 영향을 미친다는 가정 아래, 동잡음 신호를 가속도 데이터를 사용하여 $\hat{h}A$ 를 통해 추정할 수 있다.

또한 잔차신호 p_{res} 는 아래의 식과 같이 표현된다.

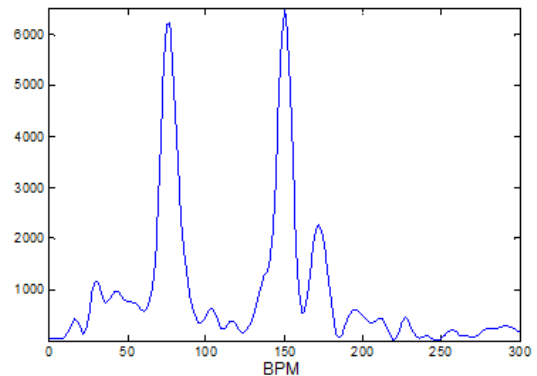
$$p_{res} = p - \hat{h}A \quad (8)$$

위의 잔차신호 p_{res} 는 측정된 PPG 신호 p 에서 심박수에 영향을 미치는 동잡음 추정치인 $\hat{h}A$ 가 제거된 신호로, 1절에서 언급한 가정에 의하면 p_{res} 에는 온전히 심박수와 관련된 신호 성분만 남게 된다. 따라서 잔차신호 p_{res} 를 이용하여 효율적인 심박수의 추정이 가능하다.

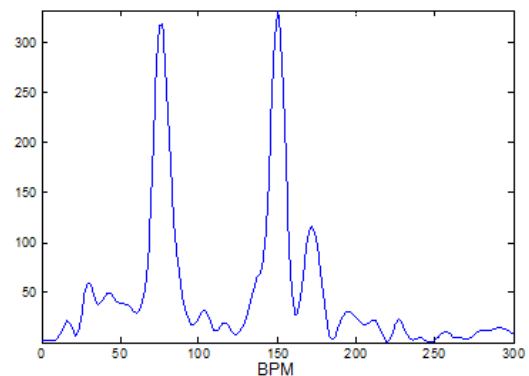
4. 스펙트럼 추정

잔차신호 p_{res} 를 이용하여 스펙트럼 추정 기법을 사용하면 심박수에 해당하는 주파수 성분을 구할 수 있다. 스펙트럼의 추정을 위해서는 고유벡터 기법(eigenvector method)을 사용한다^[6-7]. 고유벡터 기법은 MUSIC(multiple signal classification) 기법과 매우 유사하나 거짓 피크(spurious peak)가 더 적게 발생하고 신호가 라인 스펙트라(line spectra)인 경우 더 정확한 주파수 추정이 가능한 장점이 있다.

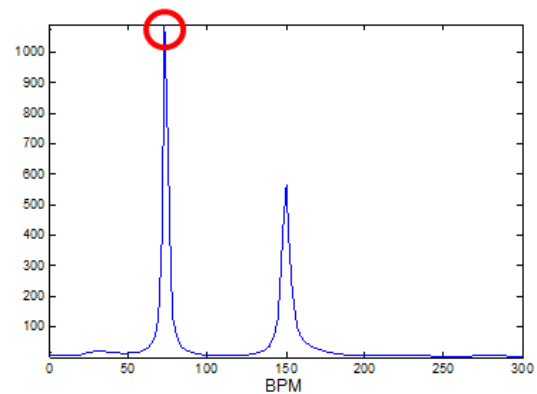
그림 2에서 periodogram, Welch, 고유벡터 기법을 각각 사용하여 심박수를 추정한 결과를 보였다. 파워 스펙트럼 전체의 형태(shape)를 모두 고려할 수 있는 periodogram 기법이나 Welch 기법과는 달리 고유벡터 기법은 의사 스펙트럼(pseudo spectrum)을 이용한다.



(a) Periodogram



(b) Welch method



(c) Eigenvalue method

그림 2. 다양한 스펙트럼 추정 기법에 의한 스펙트럼 추정 결과

Fig. 2. Results of the spectrum estimation for the heart rate estimation with application of the rule.

펙트럼 전체의 형태(shape)를 모두 고려할 수 있는 periodogram 기법이나 Welch 기법과는 달리 고유벡터 기법은 의사 스펙트럼(pseudo spectrum)을 이용한다.

그러나 심박수 추정의 경우에는 추정된 신호의 크기나 형태가 중요한 것이 아니라 상대적으로 가장 큰 peak를 발생시키는 주파수 bin의 위치가 중요하기 때문에 의사 스펙트럼의 사용에 문제가 없다.

고유벡터 기법을 이용하기 위해 먼저 p_{res} 의 상관 행렬(correlation matrix)을 구한다. 고유벡터 기법은 아래의 식(9)와 같이 표현되는 의사 스펙트럼 수식에서 가장 높은 피크 값을 가지는 주파수 bin(bin)의 위치를 통해 심박수의 추정치를 결정할 수 있다.

$$P_{est}(f) = \frac{1}{\sum_{k=\alpha+1}^N |u_k^H e(f)|^2 / \lambda_k} \quad (9)$$

위의 수식에서, N 은 고유벡터의 차원(dimension)을, u_k 는 입력 데이터의 상관 행렬의 k 번째 고유벡터를 의미하며, α 는 신호 서브 스페이스의 차원을 나타낸다. 따라서 u_k 는 상관 행렬의 가장 작은 고유값 λ_k 에 해당하는 고유벡터가 되며, 벡터 $e(f)$ 는 복소 지수함수들로 이루어져 있기 때문에 내적 $u_k^H e(f)$ 는 푸리에 변환을 나타낸다^[6].

또한 추정된 파워 스펙트럼으로부터 빠르고 효율적인 심박수 추정을 하기 위해 주파수 탐색 범위를 48 BPM~180 BPM에 해당하는 $[0.8Hz \sim 3.0Hz]$ 로 국한시켰다. 해당 범위는 인체의 생리학적 특성을 고려하였을 때 측정 가능한 심박수의 대역에 부합한다.

5. 검증 및 규칙 적용

실험은 PPG 신호 $p_1(n)$, $p_2(n)$, $p_3(n)$ 에 대하여 각각 수행되었기 때문에 매 추정 단계마다 각각의 PPG 신호의 심박수 추정치를 얻을 수 있다. 단 초기 값을 잡기 위해 기준이 되는 첫 번째 심박수의 추정 값은 $p_3(n)$ 로부터 얻는다. 이 후의 추정은 각각 추정된 3개의 심박수와 이전 심박수 추정 값을 비교하여 가장 가까운 값을 해당 단계의 심박수 추정 값으로 결정한다.

웨어러블 기기를 통해 PPG 신호를 획득할 때 일정 강도 이상의 큰 동잡음 혹은 특수한 운동 형태에서 발생하는 특정 유형의 동잡음이 삽입되는 경우 심박수의 추정값에 급격한 변화가 발생할 수 있다. 그림 3에서 심박수 추정값이 급격하게 증가하거나 감소하는 모습을 확인할 수 있다.

인체의 심박수 변화가 운동 또는 생물학적 변화에 기

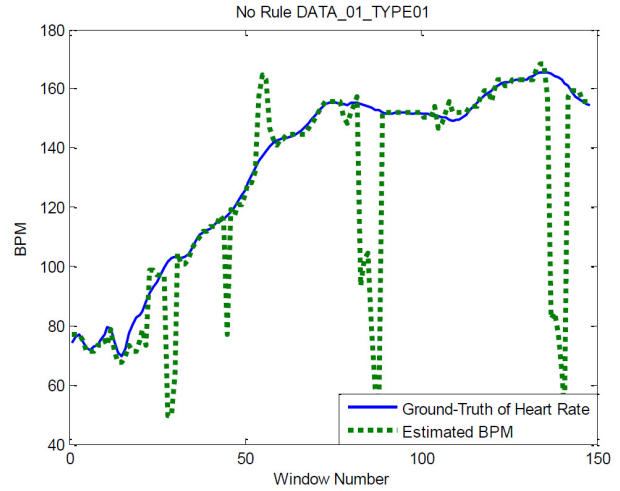


그림 3. 추가 규칙 적용전의 심박수 추정 결과
Fig. 3. Estimated BPM and ground-truth of heart rate without any rule.

인한다는 가정 하에서, 그 변화는 특정 경향을 따른다. 즉, 실제 심박수는 인체의 생리학적 특성에 따라 증가 또는 감소하는 경향을 보이며, 실제 심박수의 증감 경향을 살펴보면 격렬한 운동을 통해 짧은 시간동안 급격하게 증가 될 수는 있지만, 운동을 멈추거나 휴식을 취해도 즉각적인 박동의 감소는 이루어지지 않는다.

이러한 사실을 고려하여, 심박수의 올바른 추정을 위해 우리는 몇 가지의 보정 규칙을 제안하고자 한다. 제안하는 규칙은 앞서 언급한 인체의 생리학적 특성을 기반으로 하여 구성되었다. 규칙은 매우 간단하면서 명료하게 구성된다.

규칙 I. 심박수의 추정치가 이전 추정치에 비해 16이상 증가하거나 9이상 감소하는 경우.

규칙 II. 심박수의 추정치가 이전 추정치에 비해 16이상 증가하거나 16이상 감소하는 경우.

규칙 III. 심박수의 추정치가 이전 추정치에 비해 25이상 증가하거나 16이상 감소하는 경우.

이상의 추가 규칙의 적용을 통해 심박수의 최종 추정치를 결정할 수 있다. 최종적으로 **규칙 III**을 기준으로 하여 보정을 행하였을 때 가장 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

그림 4를 통해 심박수의 추정을 수행하고 **규칙 III**을 적용하여 이를 보정하여 최종 심박수를 결정한 결과를

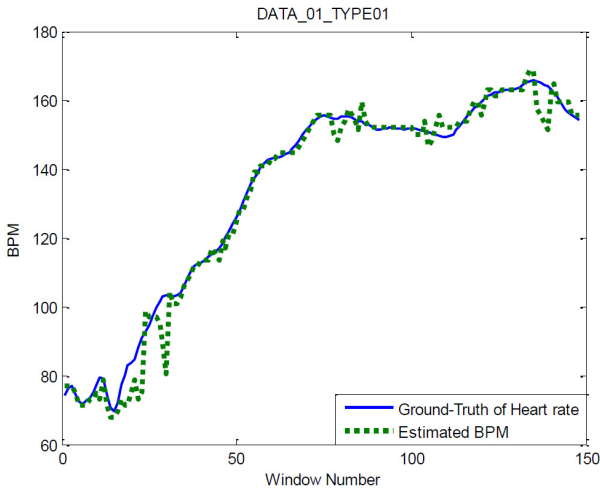


그림 4. 추가 규칙 적용후의 심박수 추정 결과
Fig. 4. Estimated BPM and ground-truth of heart rate with application of the rule to the estimated ones.

확인 할 수 있다. 점선이 추정된 심박수, 실선이 실제 심박수이다. 그림 3과 동일한 데이터를 이용하여 실험을 수행하였으며, 상호 비교를 통해 단순한 추가 규칙의 적용만으로 실제 추정 성능이 크게 향상되는 것을 확인할 수 있다.

III. 실험 결과 및 분석

1. 실험 설정

심박수를 추정하기 위해 IEEE 신호처리 커뮤니티의 Zhilin Zhang 에게 제공받은 12개의 데이터를 사용하였다. 각각의 데이터는 서로 다른 사람으로부터 측정된 신호들로 오차 없는 (ground-truth) ECG 신호와 2개의 PPG 신호 및 3축의 가속도 신호 데이터로 구성되어 있다. 또한 개별 데이터는 표 1과 같은 운동 형태를 취하는 과정에서 취득되었다.

각 데이터의 샘플링 주파수는 125Hz이다. 또한 심박수 추정을 위한 윈도우 하나의 크기는 8초이므로 각 윈도우는 1000개의 샘플들로 이루어져 있다. 개별 심박수

표 1. 운동 유형
Table 1. Exercise speeds and duration.

시간(min)	0.5	1	1	1	1	0.5
속도(Km/h)	1-2	6-8	12-15	6-8	12-15	1-2

표 2. 실험 환경 변수
Table 2. Experiment parameters.

윈도우 사이즈	$l=1000$
이동평균필터 계수	$k=7$
선형시스템 지연계수	$s=25$
심박수 보정규칙 I	$th=16, tl=9$
심박수 보정규칙 II	$th=16, tl=16$
심박수 보정규칙 III	$th=25, tl=16$

추정은 윈도우를 2초씩, 즉, 250개의 표본들마다 겹치게 이동하며 수행하였다. 제안하는 기법을 적용하여 실험을 수행하기 위한 환경변수를 표 2에서 확인할 수 있다.

2. 실험 결과 및 분석

추정된 심박수의 정확성을 평가하기 위해 평균 절대 오차(average absolute error) μ 를 사용하였다. 평균 절대 오차는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |BPM_{est}(i) - BPM_{true}(i)| \quad (9)$$

여기서 N 은 심박수의 추정이 이루어지는 윈도우의 총 개수이고, i 는 윈도우의 번호를 나타낸다. $BPM_{est}(i)$ 는 추정된 심박수를, $BPM_{true}(i)$ 는 실제 심박수를 나타낸다.

동잡음을 모델링하기 위한 MISO 필터의 시스템 지연값 s 는 실험을 통해 최적 성능을 보이는 25로 결정하였다. 다양한 시스템 지연 값 s 에 따른 평균지연오차의 성능을 그림 5에서 확인할 수 있다.

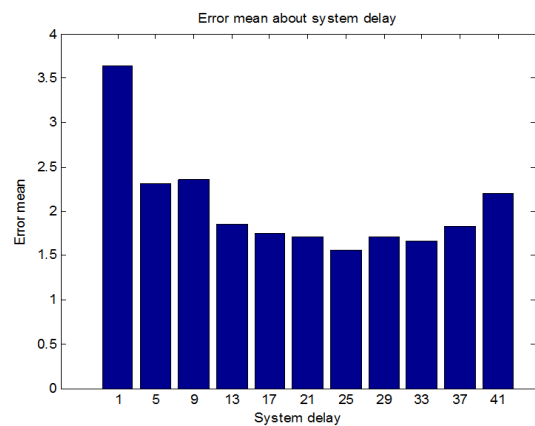


그림 5. 다중입력 단일출력 필터의 시스템 지연 값에 대한 평균 오차 성능
Fig. 5. Average errors for various system delay values.

표 3. 12 데이터 세트에 대한 다양한 룰의 평균 절대 오차 성능
 Table 3. Average absolute error performance of 12 data sets with various rule.

	Data 1	Data 2	Data 3	Data 4	Data 5	Data 6	Data 7	Data 8	Data 9	Data10	Data11	Data12	Mean
16/9	2.64	3.17	1.03	1.62	1.02	1.24	1.22	0.80	0.68	5.39	1.14	1.05	1.75
16/16	2.97	3.15	0.98	1.26	0.98	1.29	1.24	0.80	0.68	5.70	1.14	1.01	1.67
25/16	2.33	1.90	0.98	1.33	0.98	1.29	1.26	0.80	0.68	2.90	1.14	1.01	1.38

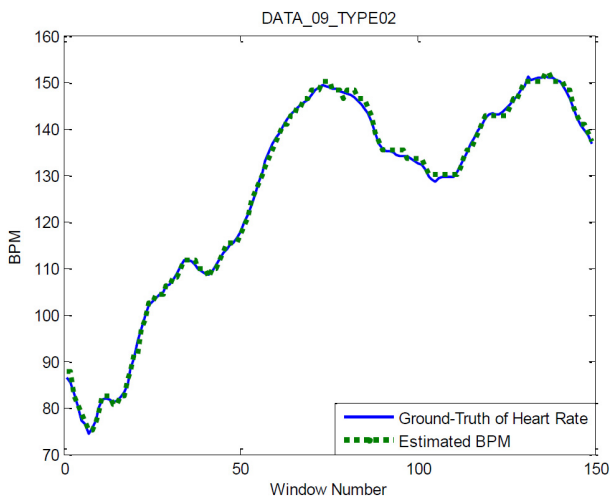


그림 6. 데이터 세트 9의 실제 심박수와 추정 심박수 비교

Fig. 6. True BPM value and estimated BPM value of data set no. 9.

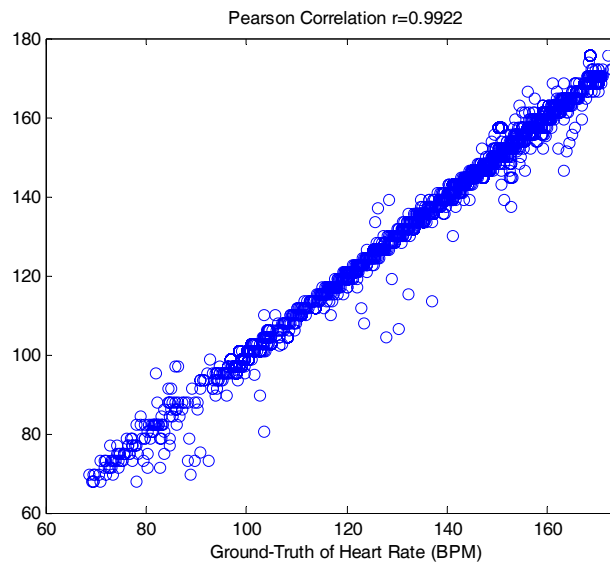


그림 7. 추정 심박수와 실제 심박수 간의 피어슨 상관 계수

Fig. 7. Pearson correlation coefficient between the true BPM and estimated BPM.

제안기법의 성능을 평가하기 위해서 3가지 경우의 추가 규칙을 적용하여 실험을 수행하였다. 각각의 규칙을 적용하였을 때 제안기법의 평균 절대 오차 값을 표 3에 나타내었다.

그림 6은 제안하는 알고리즘을 이용해 9번 데이터 세트의 BPM을 추정한 결과와 실제 BPM 값을 나타내며, 모든 데이터 세트들 중에서 가장 높은 정확도를 갖는다.

또한 통계적인 분석을 위해^[8], 실제 심박수와 추정 심박수 간의 피어슨 상관(Pearson correlation) 계수를 구하고 이를 그림 7에 도시하였다. 여기서 피어슨 상관 계수가 1에 거의 근접한 0.9922의 값을 가짐을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

일반적으로, 일정 수준 이상의 동잡음이 존재할 때, 정확한 심박수 추정은 매우 어렵다. 그러한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서는 가속도 정보를 이용하여 선형 추정기법을 사용해 동잡음을 모델링하고 고유값 방법을 이용한 스펙트럼 추정 기법을 사용하는 알고리즘을 제안하고, 그 성능을 분석하였다. 또한 심박수 추정 정확성을 향상시키기 위해 몇 종류의 추가적인 규칙을 이용하여 효율적인 심박수 추정을 수행하였다.

제안 알고리즘은 직관적이고 간략한 구조로 이루어져 있음에도 불구하고 매우 안정적인 특성과 1.38 BPM의 평균 절대 오차라는 뛰어난 결과를 보인다. 실험을 통해 얻은 결과는 동일한 데이터 샘플을 이용한 TRIOIKA 플랫폼^[2]이 1.69 BPM의 오차를 가지는 것과 비교하였을 때 매우 우수함을 확인할 수 있다.

결과를 통해 알 수 있듯이, 일부 데이터 세트들은 다른 데이터 세트들의 평균값에 비해 높은 오차값을 가진다. 이 문제를 해결하기 위해 부가적인 규칙들을 사용

하여 평균추정 오차를 최소화 시키는 규칙을 제안하였음에도 상대적으로 높은 추정 오차를 보이는 결과 데이터들이 존재한다. 이러한 데이터들을 분석한 결과 추정 오류의 원인이 첫째, 심박수의 추정을 수행하는 데 있어 첫 번째 추정 윈도우에서 추정된 최초 심박수의 오차가 매우 크게 관찰되는 상황과 둘째, 동잡음이 인체의 운동 활동과 연관해 어떤 특징이나 경향 없이 불규칙하게 존재하는 상황에서 발생하는 것에 있음을 확인하였다. 분석한 원인을 바탕으로 추후에 제안하는 알고리즘을 보완하는 연구가 진행하고자 한다.

REFERENCES

- [1] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiol. Meas.*, vol. 28, no. 3, pp. R1 - R39, 2007.
- [2] Z. Zhang, Z. Pi, and B. Liu, "TROIKA: A General Framework for Heart Rate Monitoring Using Wrist-Type PPG Signals During Intensive Physical Exercise," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 62, no. 2, pp. 522 - 531, 2015.
- [3] B. Kim and S. Yoo, "Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 3, pp. 566 - 568, Mar. 2006., May 1997.
- [4] B. Lee, J. Han, H. Baek, J. Shin, K. Park, and W. Yi, "Improved elimination of motion artifacts from a photoplethysmographic signal using a Kalman smoother with simultaneous accelerometry," *Phys. Meas.*, vol. 31, no. 12, pp. 1585 - 1603, 2010.
- [5] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Pearson/Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 1996.
- [6] R. Schmidt, "Multiple emitter Location and signal parameter estimation," *IEEE Trans. Antennas and Propag.*, vol. 34, no. 3, pp. 276 - 280, 1986.
- [7] P. Stoica and R. Moses, *Spectral Analysis of Signals*, Pearson/Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2005.
- [8] D. Altman and J. Bland, "Measurement in medicine: the analysis of method comparison studies." *The Statistician*, vol. 32, pp. 307-317, 1983.

— 저 자 소 개 —



김 선 호(학생회원)
 2007년 숭실대학교
 정보통신전자공학부 학사
 2009년 숭실대학교
 정보통신공학과 석사
 2009년~현재 숭실대학교
 정보통신공학과
 박사과정 재학중

<주관심분야 : 생체신호처리, 간섭제거기법, 선형·비선형 모델링>



이 정 섭(학생회원)
 2012년~현재 숭실대학교
 정보통신전자공학과
 학사과정 재학중
 <주관심분야 : 생체신호처리>



강 현 일(학생회원)
 2012년~현재 숭실대학교
 정보통신전자공학과
 학사과정 재학중
 <주관심분야 : 생체신호처리>

은 백 산(학생회원)
 2010년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학과
 학사과정 재학중
 <주관심분야 : 생체신호처리>



백 계 현(학생회원)
 2010년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학과 학사과정 재학중
 <주관심분야 : 생체신호처리>

정 민 규(학생회원)
 2010년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학과 학사과정 재학중
 <주관심분야 : 생체신호처리>



임 성 빈(정회원)-교신저자
 1986년 서울대학교
 전자공학과 학사
 1988년 서울대학교
 전자공학과 석사
 1994년 University of Texas at Austin 전기 및 컴퓨터 공학과 박사

1995년~현재 숭실대학교 전자정보공학부 교수
 <주관심분야 : 생체신호처리, 비선형 신호처리, 통신 시스템, 저장장치시스템>