

행동 인지에 따라 사용자 생체 신호를 측정하는 웨어러블 디바이스 소프트웨어 구조

최 동 진*, 강 순 주^o

Software Architecture of a Wearable Device to Measure User's Vital Signal Depending on the Behavior Recognition

Dong-jin Choi*, Soon-Ju Kang^o

요 약

본 논문은 사용자의 행동을 실시간 인지하여 그 행동과 연동하여 생체 신호를 측정 할 수 있는 착용형 단말 소프트웨어 구조를 제안한다. 착용형 단말은 사용자가 일상생활 동안 항상 착용하고 있기 때문에 이러한 장치를 통하여 생체 신호를 측정하는 것은 사용자 행동과 관련된 건강 정보를 얻을 수 있게 해준다. 이 중 산소포화도와 심박수는 사용자가 운동을 하거나 수면을 취하는 동안 변화를 측정하면 호흡기 상태를 진단하는데 사용할 수 있다. 그러나 이런 생체 신호를 생활 중에 측정하는데 있어서 기존의 방법과 같이 연속적으로 측정하는 것은 움직임으로 인한 신호 왜곡 때문에 정확성을 떨어뜨리게 된다. 또 왜곡을 고치기 위해서 복잡한 알고리즘을 적용하는 것도 착용형 단말의 한정적인 자원을 고려하면 적절하지 않다. 따라서 본 논문에서는 연산이 간단한 필터와 가속도 센서를 이용하여 사용자 행동을 먼저 판단하고 그에 연동하여 정확한 생체신호를 측정할 수 있는 착용형 단말 소프트웨어 구조를 제안한다.

Key Words : wearable device, accelerometer, motion detection, heart rate, oxygen saturation

ABSTRACT

The paper presents a software architecture for a wearable device to measure vital signs with the real-time user's behavior recognition. Taking vital signs with a wearable device help user measuring health state related to their behavior because a wearable device is worn in daily life. Especially, when the user is running or sleeping, oxygen saturation and heart rate are used to diagnose a respiratory problems. However, in measuring vital signs, continuously measuring like the conventional method is not reasonable because motion artifact could decrease the accuracy of vital signs. And in order to fix the distortion, a complex algorithm is not appropriate because of the limited resources of the wearable device. In this paper, we proposed the software architecture for wearable device using a simple filter and the acceleration sensor to recognize the user's behavior and measure accurate vital signs with the behavior state.

※ 이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임. [10041145, 자율군집을 지원하는 헬빙형 정보기기 내장 소프트웨어 플랫폼 개발]

• First Author : Kyungpook National University, Department of Convergence Software, donggee42@naver.com, 정회원

° Corresponding Author : Kyungpook National University, College of IT Engineering, School of Electronics Engineering, sjkang@ee.knu.ac.kr, 중신회원

논문번호 : KICS2015-10-352, Received October 31, 2015; Revised February 12, 2016; Accepted March 21, 2016

I. 서론

오늘날 IT기술의 발달과 함께 많은 착용형 단말이 출시되었다. 이와 같은 착용형 단말은 사람들의 생활에 큰 영향을 줄 수 있는 새로운 기술로서 주목 받고 있다. 특히 의료용 착용형 단말은 사용자의 생체정보를 병원에서도 아닌 가정집에서 측정할 수 있게 해주어 의료 보조용으로 사용이 기대되고 있다. 또 이를 통해 측정된 생체정보는 사용자의 생활 중에서 얻어지게 되어서 병원에서 진단하는 것 보다 좀 더 사용자의 생활의 밀접한 증상을 진단하는데 도움이 된다. 이 중에서 혈중 산소포화도와 심박수의 측정은 사용자의 호흡과 관련된 질병을 진단하는데 큰 도움이 된다. 산소포화도는 동맥혈 속에 존재하는 산소와 결합한 헤모글로빈의 비율을 말하며 착용자의 행동과 깊은 관계가 있다. 특히 운동 후와 같이 특정한 순간에 측정된 산소포화도는 사용자의 건강 진단에 있어서 중요한 의미를 가진다^[1].

그러나 이를 측정하기 위해서 기존의 방식처럼 사용자의 행동과 생체신호를 동시에 연속적으로 감시하는 것은 착용형 단말의 제한적인 배터리와 저장 용량을 생각하면 현실적인 방법이 아니다. 또 사용자가 달리거나 걷는 동안에는 움직임 잡음으로 인해 생체신호의 정확성이 크게 떨어지게 되고 이 동안에도 생체신호를 계속 측정하는 것은 불필요한 동작이다.

본 논문에서는 앞서 언급한 착용형 단말의 제한적인 자원과 측정된 신호의 정확성을 고려하여 착용형 단말 기반 사용자 행동 인식과 연동한 생체 신호 측정 소프트웨어 구조를 제안한다. 먼저 사용자 행동 상태를 파악 후 가속도 데이터를 통해 움직임으로 인한 잡음이 없는지 확인 하여 생체 신호를 측정 할 수 있는지를 확인 한다. 그리고 그 결과에 따라서 산소포화도나 심박수와 같은 생체신호를 측정할 수 있는 모듈에 명령을 내려서 불필요한 측정 구간을 없애도록 한다.

사용자 행동 상태 측정을 위해서는 가속도 센서가 사용된다. 가속도 데이터를 이용해서 사용자의 행동을 구별하기 하려면 복잡한 구분기와 다양한 특징 추출이 필요하다. 본 논문에서는 실시간으로 빠르게 행동을 판단하기 위해 적은 특징과 간단한 알고리즘을 통해서 사용자 행동을 판단하도록 하였다. 이렇게 사용자 행동이 판단되면 각 행동에 따라 서로 다르게 생체신호를 측정하도록 명령을 전달한다. 생체 신호를 측정하기 위해서는 Pulse Oximeter를 사용한다. Pulse Oximeter는 실시간 측정이 가능하며 어디서나 측정 가능하다는 장점이 있지만 반대로 측정 결과의 정확

성이 떨어진다는 단점이 있다. 신호의 정확성을 높이기 위해서 필터를 사용해서 잡음을 제거한다. 그러나 착용형 단말은 저장 용량이 제한되어 있으므로 많은 데이터를 필요로 하는 필터는 사용할 수 없다. 따라서 적은 데이터로 잡음을 처리할 수 있는 필터를 사용하며 실시간으로 정확한 생체신호를 연산 할 수 있도록 하였다.

II. 관련연구

2.1 가속도 센서를 통한 행동 인지

사용자 몸에 부착된 가속도 센서는 행동을 실시간으로 나타내 주기 때문에 이 데이터를 분석하면 행동을 판단할 수 있다. 가속도 센서를 이용한 사용자 행동 측정의 단계는 크게 나뉘어서 데이터 모으기, 특징 추출, 데이터 해석으로 나눌 수 있다^[2]. 가속도 데이터는 일정시간동안 모은 데이터의 평균, 표준편차, 상관관계와 같은 신호 특징을 가진다. 이와 같은 특징을 모아서 확률적으로 분석하여 행동의 특징을 찾을 수 있다. 가속도 데이터 중에서 행동을 구분하는 최적의 구분 방법과 특징을 찾기 위해서 Baysean Classification^[3], Artificial-Neural Net^[4] 등을 이용한 연구가 되고 있다. 그러나 이런 방법은 착용형 단말의 한정적인 연산 능력을 고려하면 실시간으로 행동을 측정하는 데 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 짧은 시간동안 발생하는 가속도 데이터를 최대한 간단한 특징만을 이용하여서 사용자 행동 상태를 측정하는 방법을 제안한다. 그를 위해서 가속도 데이터가 가지는 특징 중 반복성과 데이터 크기만을 이용하여 행동을 판단한다.

2.2 산소포화도 및 심박수 측정

실시간으로 산소포화도 및 심박수를 구하기 위해서 비침투식으로 측정 가능한 Pulse Oximeter 가 사용된다. Pulse Oximeter는 LED와 포토다이오드를 이용하여서 손가락이나 귓볼 같은 신체의 말단 부분에서 맥박신호를 얻고 그 신호를 이용하여서 산소포화도와 심박수를 구한다. 심박수는 맥박 신호의 Pulse간의 간격을 이용하여 구할 수 있으며 산소포화도는 LED 빛이 파장에 따라 산소헤모글로빈에서 흡수율이 다른 점을 이용하여 구할 수 있다. 산소포화도 계산에는 적색 LED와 적외선 LED를 통해 얻어진 Photoplethysmography(PPG)신호가 사용된다. 이 때 문제가 되는 것은 PPG 신호에 들어오는 잡음 제거이다. 잡음을 제거하기 위해서 사용되는 것은 Kalman Filter^[5], Periodic Moving

Average Filter^[6] 등을 사용하는 연구가 되어 왔다. 그러나 이와 같은 Filter는 일정한 주기의 데이터가 필요하며 연산이 복잡한 단점이 있어서 실시간으로 측정하는데 유용하지 않다. Adaptive Filter를 이용한 잡음 제거는 실시간으로 결과를 얻을 수 있고 레퍼런스 데이터에 따라서 잡음을 제거하는 성능이 바뀔 수 있다. 연구가 된 레퍼런스 데이터로는 다른 색의 빛을 이용한 PPG 신호^[7], 가속도 센서 데이터^[8] 등이 있다. 본 논문에서는 실시간 처리가 가능하며 소비전력이 적은 가속도 데이터를 레퍼런스 데이터로 사용한 Adaptive Filter를 적용하여서 잡음을 제거하였다.

III. 요구분석 및 설계요건

3.1 서비스 사례

본 논문의 목적은 착용형 단말을 이용하여 일상생활 중에서 행동에 따라 착용자의 산소포화도나 심박수와 같은 생체신호 측정이 가능한 서비스를 제공하는 것이다.

그림 1은 논문에서 제안하는 착용형 단말을 이용하여 일상생활 중 생체 신호를 측정하는 시나리오를 나타내고 있다. 사용자는 단말을 착용한 상태에서 수면, 일과 업무, 운동 등 많은 행동을 취하게 되는데 이러한 행동을 인지하고 상황에 맞게 동작하여 원하는 생체 신호를 얻도록 한다.

생활 중 측정된 산소포화도는 사용자 행동에 따라 의미가 바뀌게 된다. COPD와 같은 질병을 가진 환자들은 일반인에 비해 야간에 더 낮은 산소포화도를 나타내게 되므로 시간에 따라 평균적인 산소포화도를 계산하는 것은 이러한 증상을 진단하는데 의미가 있다^[9]. 또 수면 중 발생하는 수면 무호흡증과 같은 경우 발작적으로 산소포화도 값이 떨어지는 증상이 나타나기 때문에 연속적인 감시를 통해 이러한 증상을 발견할 수 있다^[10].

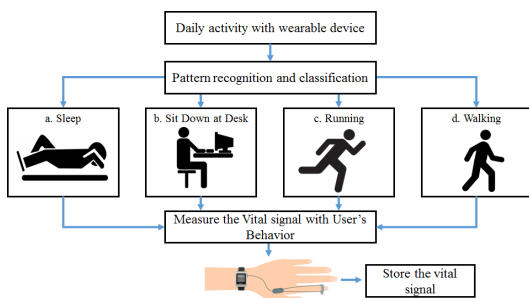


그림 1. 서비스 시나리오
Fig. 1. Service Scenario

다음으로 심박수는 운동강도를 나타내는 기준으로 사용가능 하다. 그리고 이를 통해서 현재 자신이 하는 운동이 유산소 운동인지 무산소 운동인지 구별할 수 있다. 또 운전자가 현재 적절한 강도로 운동하고 있는지 측정하는 기준이 되기도 한다^[11].

논문에서 제안하는 단말은 이와 같은 생체신호 변화를 측정하기 위해 사용자 행동을 인지하고 그에 따라 동작하여 생체신호를 측정할 수 있도록 한다. 이를 위해서 처음에는 사용자의 행동을 판단한다. 행동이 판단되면 현재 PPG 신호를 측정할 수 있는지 구간인지 판단해야 한다. 그리고 측정 가능하다고 판단 시 PPG 모듈에게 시작 명령을 내리고 신호를 측정한다. 그리고 그 신호를 분석하여 산소포화도와 심박수를 구하여 사용자 행동 상태와 함께 저장한다.

사용자가 정지해 있는 동안에는 PPG 신호에 잡음을 만드는 움직임이 없다고 판단하여 주기적으로 PPG 신호를 분석하여 평균적인 산소포화도 및 심박수를 구할 수 있도록 한다. 또 시간과 함께 기록하여 낮과 밤에 따른 생체 신호 차이를 구할 수 있도록 한다. 사용자가 달리거나 걷고 있는 동안에는 잡음이 심각하게 포함된 PPG 신호가 입력된다. 따라서 이러한 운동 중에는 잠시 휴식을 취할 때를 찾아 그 순간 동안 측정을 하여 운동을 통해 변한 생체신호를 측정하도록 한다. 사용자가 수면을 취할 때는 정지하는 구간 없이 연속적으로 PPG 신호를 분석하여 수면 중 갑작스럽게 변하는 생체신호를 감지하도록 한다. 급격하게 변한 생체신호는 저장 장치에 시간과 행동상태와 함께 저장되어서 나중에 PC를 통해서 확인 가능하도록 한다. 또 모든 측정된 정보는 연결된 다른 모바일 단말로 전달될 수 있도록 하여 문제가 발생시 다른 단말에서도 확인 가능하도록 한다.

3.2 설계 요건

본 논문에서 제안하는 착용형 단말은 사람 몸에 부착되어서 일상생활 중 매 순간마다 사용자의 행동을 파악하고 필요하면 생체 신호를 즉각 측정할 수 있어야 한다. 이를 위해서 요구되는 사항은 다음과 같다.

먼저 간단한 알고리즘으로 원하는 기능을 구현하여야 한다. 착용형 단말은 한정적인 크기의 메모리와 느린 연산속도를 가진다. 이런 점을 고려하여 메모리에 저장하는 데이터를 줄이고 간단한 연산을 사용하는 알고리즘이 필요하다.

다음으로 측정된 정보는 정확하여야 한다. 산소포화도를 측정하기 위해 사용되는 PPG 신호는 사용자의 움직임이나 호흡상태에 따라서 불안정해 질 수 있

다. 이를 위해서 필터를 이용해 왜곡된 부분을 수정하여 신호를 안정적으로 만들어야 한다.

세 번째는 측정된 데이터가 다른 단말이나 PC로 전송될 수 있는 확장성을 가져야 한다. 측정된 데이터를 저장하여 그래프로서 확인 하거나 알람 메시지를 등을 통해서 사용자에게 직접적으로 전달하기 위해서는 다른 단말로 전송할 수 있어야 한다.

마지막으로 저전력으로 동작할 수 있어야 한다. 착용형 단말은 크기 특성상 소 용량의 배터리를 가질 수 밖에 없다. 따라서 기능 구현에 있어서 소비전력이 가장 큰 작업을 최대한 줄여서 전체 소비전력을 줄일 필요가 있다.

IV. 설계 및 구현

본 논문에서 제안하는 서비스를 구현하기 위해 먼저 사용자의 행동을 판단한다. 그리고 사용자 움직임 여부에 따라서 생체신호 측정 기능을 시작시키거나 정지시키도록 한다.

4.1 행동 인지 및 판단

본 논문에서 행동 판단은 사용자의 생체신호에 영향을 줄 수 있는 행동을 찾고 생체신호를 함께 저장하기 위해서 사용된다. 행동을 찾기 위해서 손목에 장착된 가속도 센서가 이용된다.

그림 2는 사용자 행동을 찾는 알고리즘을 나타내고 있다. 사용자의 행동은 크게 나누어서 걷기, 뛰기, 휴식, 멈춤, 수면으로 나눈다. 휴식 상태는 사용자가 걷거나 달리기를 하다가 잠시 멈춘 상태를 말한다. 달리기와 같은 운동 직후 측정된 산소포화도는 운동 중 측정된 산소포화도와 유사한 값을 가지기 때문에 이 상태에서 측정된 값을 이용하여 운동 중 변화를 예측할

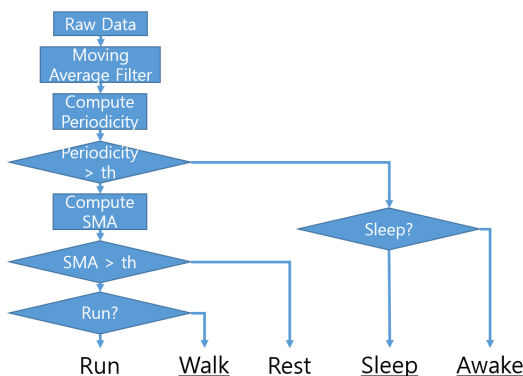


그림 2. 사용자 행동 인지 알고리즘
Fig. 2. Behavior Recognition Algorithm

수 있다. 사용자 행동을 나누기 위해서 가속도 센서로부터 나오는 데이터의 두 가지 특징을 이용한다.

4.1.1 가속도 데이터의 특징

본 논문에서 이용할 가속도 데이터의 특징은 일정한 시간동안 측정된 가속도 데이터 반복성과 일정한 시간동안 발생한 가속도 데이터 총 크기(Signal Magnitude Area)이다. 반복성은 가속도 데이터의 반복적인 패턴을 구별하기 위한 것으로서 걷기와 달리기 같은 반복적인 패턴을 만드는 동작과 다른 행동을 구별하기 위해서 사용하였다.

그림 3은 사용자가 걸어가갈 때 측정된 가속도 데이터를 보여준다. 그림을 보면 알 수 있듯 걸어가갈 때 발생하는 가속도 데이터는 일정한 주기를 가지며 FFT를 이용하여 주파수 영역에서의 특징을 찾는 방법이 있지만 이는 연산을 복잡하게 한다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 가속도 센서가 가지는 인터럽트 기능을 이용하여서 이와 같은 반복성을 찾아내려고 하였다, 인터럽트를 사용함으로써 주기적으로 가속도 값을 읽어 와야 하는 기존의 방법과 달리 비주기적으로 필요한 순간에만 가속도 센서와 통신하면 되기 때문에 더 적은 전력으로 동작 가능하다.

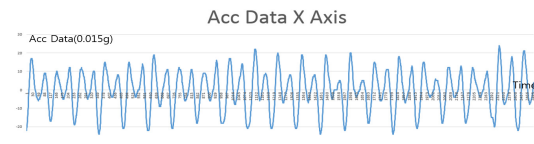


그림 3. 달리는 동안 가속도 데이터
Fig. 3. Acceleration data during running

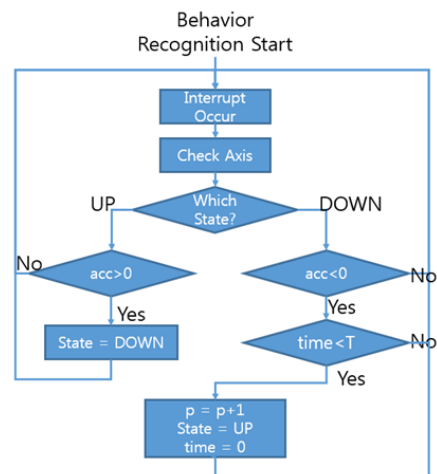


그림 4. 반복성 계산 알고리즘
Fig. 4. Algorithm for calculating periodicity

그림 4는 인터럽트를 이용해서 반복성을 구하는 알고리즘을 나타낸다. 먼저 문턱 값을 지나는 가속도 데이터가 발생 시 가속도 센서는 인터럽트를 발생시키게 된다. 그 다음 인터럽트가 어느 축에서 발생한 것인지 확인하고 각 축의 현재 상태를 파악한다. 각 축의 상태는 인터럽트 발생 시 해당 축의 가속도 데이터가 양수인지 음수인지를 통해서 결정된다. 그리고 각각의 상태가 Up과 Down을 모두 지난다면 그 사이 동안 걸린 시간을 계산하여 일정 시간 안이라면 반복성을 상승시킨다. 이와 같은 방법을 각각의 축에 적용하여 반복성을 구하도록 한다. 그리고 인터럽트가 연속적으로 발생하는 것을 방지하기 위해 인터럽트가 발생 시 일정 시간동안 새로운 인터럽트의 발생을 막도록 한다.

$$P(t) = \sum_{n=t-T}^t p_x(n) + p_y(n) + p_z(n) \quad (1)$$

식 1은 과거 시간동안 각 축에서 발생한 반복성을 합하여 하나의 값을 구하는 공식을 보여준다. 이 식에서 $p_x(n), p_y(n), p_z(n)$ 는 x와 y, z축에서 매초마다 발생한 반복성을 말하고 T는 몇 초 전까지의 데이터를 연산에 포함 시킬지를 정하는 반복성 시간윈도우 길이를 나타낸다. 그리고 새로운 각 축의 반복성이 계산되면 시간윈도우를 1초 슬라이드 시켜 다음 전체 반복성을 구하도록 하고 그것을 이용해 사용자 행동을 판단한다. 만약 각축의 반복성이 충분히 낮은 채 시간이 길어진다면 수면 중으로 판단할 수 있다.

그림 5는 사용자가 일상생활에서 다양한 행동을 취하는 동안 발생한 반복성의 합을 나타내고 있다. 인터럽트 윈도우는 10초로 설정하였고 인터럽트 발생은 3축 모두에서 발생하도록 하였다. 이를 보면 이동 중일 때와 일상생활의 다른 행동 간에는 확실한 차이가 있

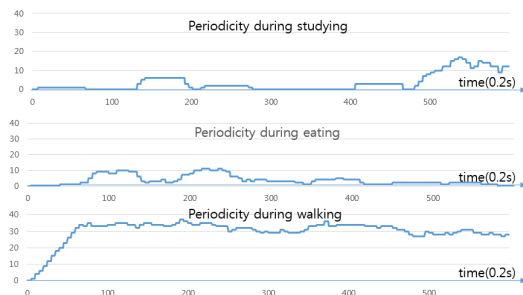


그림 5. 일상생활 중의 반복성
Fig. 5. Periodicity during daily life

는 것을 알 수 있고 이를 통해서 사용자의 이동 중일 때와 정지했을 때를 구별하도록 한다.

다음으로 좀 더 정밀한 행동 측정을 위해 SMA를 이용한다. SMA는 일정시간 동안 움직임으로 인해 발생한 가속도 데이터 값의 합을 말한다. 이 값은 사용자가 움직이는 동안 잠깐씩 휴식을 취하는 구간을 찾고 사용자가 달리는지 판단하기 위해서 사용된다. 크기에 따라서 단계를 나누어 현재 행동의 격렬한 정도를 나타내도록 한다. SMA를 구하기 위해서는 주기적으로 가속도 값을 읽을 필요가 있다. 그러나 이처럼 주기적으로 가속도 값을 읽는 것은 앞서 말한 것처럼 전력소비가 많아지게 된다. 따라서 반복성을 통해 사용자가 움직이고 있다고 판단 될 때만 가속도 데이터를 읽도록 한다.

$$SMA = \sum_{n=t-W}^t |a_x(n)| + |a_y(n)| + |a_z(n)| \quad (2)$$

가속도 데이터 크기를 구하기 위해 식2 처럼 각 축에서 일정시간동안 발생한 가속도 데이터의 절대값 합을 구한다. W는 SMA 계산 시간 간격을 말한다. 시간 간격은 반복성 시간 윈도우 길이보다 더 짧게 설정되어 빠른 행동 변화를 인지할 수 있도록 한다. 그림6는 사용자가 달리는 동안 발생한 SMA를 보여준다. 시간 간격은 1초로 하였고 전체 측정시간은 5분이다. 측정 중 실험자는 임의의 시간마다 짧은 시간동안 휴식을 취하도록 하였다. 그림을 보면 알 수 있듯이 휴식을 취할 때 마다 문턱값 이하의 SMA가 나오는 것을 알 수 있다. 이처럼 SMA가 문턱값 이하로 내려가는 순간을 찾아서 운동 중에 잠깐 움직임이 없는 구간을 반복성만 이용하는 것 보다 빠르게 찾아 낼 수 있다.

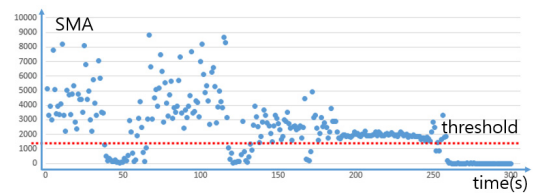


그림 6. 달리는 동안 측정된 가속도 데이터 크기
Fig. 6. SMA during running

4.1.2 사용자 행동 판단

앞 문단에서 말한 두 가지 특징을 구한 뒤 일정시간마다 분류기에 보내어 사용자 행동을 판단하도록 한다. 그림 7은 사용자 행동을 판단하는 과정을 나타낸다. 먼저 인터럽트를 이용해 반복성의 합을 계산 후

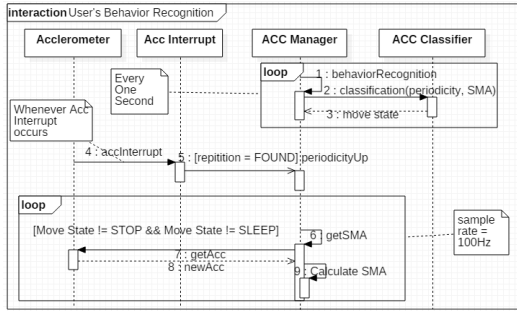


그림 7. 사용자 행동 판단 시퀀스 다이어그램
Fig. 7. Sequence diagram for user's behavior recognition

1초마다 그 값을 분류기에 보내어 행동을 판단하도록 한다. 그리고 사용자가 움직인다고 판단되면 주기적으로 가속도 데이터를 읽어 들여서 SMA를 계산한다.

표 1은 분류기가 가속도 데이터 특징을 이용하여 사용자 행동을 판단하는 기준을 나타내고 있다. 반복성은 움직임(M), 멈춤(N), 수면(SL)으로 나눌 수 있다. 반복성이 M 인 동안은 SMA를 계산하여 사용자 행동상태를 휴식(REST)과 걷기(WALK), 달리기(RUN)로 나눌 수 있다. SMA는 크기에 따라서 3,2,1 레벨로 나눌 수 있다. 또 멈춰있는 상태에서 새로운 인터럽트가 발생하지 않고 일정 시간이 지나면 사용자의 움직임이 전혀 없다고 판단하고 수면이라고 판단한다. 멈춰있거나 수면 시에는 움직임이 없기 때문에 주기적으로 가속도 데이터 값을 읽을 필요가 없다. 이와 같이 반복성과 가속도 데이터 크기를 이용하여 주기적으로 사용자의 행동을 구별할 수 있다.

표 1. 반복성과 SMA를 통한 사용자 행동 분류기 법칙
Table. 1. A classification rule using periodicity and SMA

Periodicity	SMA	Behavior State
M	3	RUN
	2	WALK
	1	REST
N	*	STOP
SL	*	SLEEP

4.2 행동기반 생체신호 측정 명령 전달

일반적으로 사용자가 달리거나 뛰고 있는 도중에 측정된 생체신호에는 움직임으로 인한 움직임 잡음이 포함되게 된다. 따라서 본 논문에서는 움직임 잡음이 없는 구간을 찾기 위해 달리거나 걷는 동안 사용자 행동 상태가 REST에 들어가면 즉시 생체신호 분석을 시작한다. 그리고 사용자의 행동 상태에 변화가 생긴

다면 분석을 중지하여 불필요한 동작을 막는다.

그림 8은 매초마다 행동이 판단되면 이에 따라 생체신호 측정을 수행하는 것을 보여준다. 사용자가 걷거나 뛰었다고 판단될 때는 정지 명령을 내리도록 한다. 그리고 휴식 중이라고 판단되면 바로 산소포화도 측정을 요청하여 그 순간의 생체신호를 구할 수 있도록 한다. 사용자가 이동 중이지 않다고 판단되면 평균적인 생체신호를 구하기 위해서 주기적으로 생체신호 연산을 수행 할 수 있다. 다음으로 장시간 움직임이 발견되지 않아 수면으로 판단되었다면 기존의 측정 순간의 생체신호를 측정하는 것과 달리 연속적으로 측정하는 명령을 내린다. 이는 수면 동안 갑자기 산소포화도가 떨어지는 수면 무호흡증을 진단하기 위해서이다. 이러한 연속적인 측정은 사용자가 깨어날 때까지 계속된다.

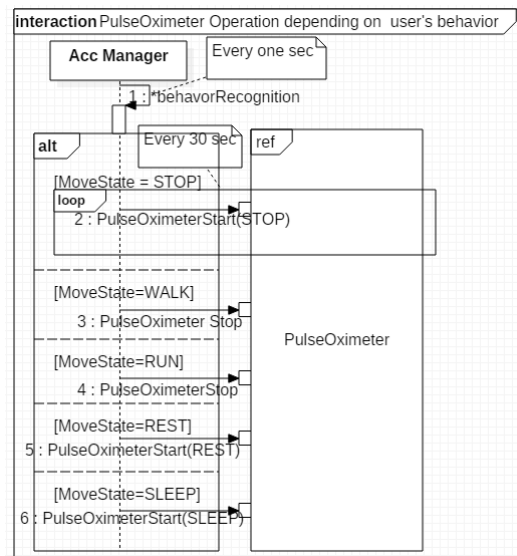


그림 8. 사용자 행동에 따라 동작하는 pulse oximeter 동작의 시퀀스 다이어그램

Fig. 8. Sequence diagram for pulse oximeter operation depending on user's behavior

4.3 실시간 생체신호 측정

그림 9는 생체신호를 구하는 전체적인 과정을 보여주고 있다. 산소포화도는 일정 시간동안 PPG 신호를 측정 후 변화 폭을 분석하여 구할 수 있고 심박수는 PPG신호의 각 Pulse 간의 간격을 구하여 계산 가능하다. 측정 시작과 함께 일정시간동안 LED와 포토다이오드를 초기화 시켜야 한다. 그리고 초기화가 끝나면 PPG 신호를 받아들여서 생체신호 측정을 시작한다. 생체신호 측정의 과정은 크게 나누어서 2가지로 나뉜

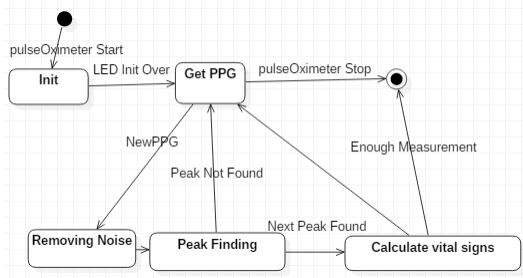


그림 9. 생체신호 측정 상태차트 다이어그램
Fig. 9. State diagram for calculating vital signs

다. 첫 번째는 잡음제거이다. 일상생활 동안 측정된 PPG 신호에는 많은 잡음이 들어가 있기 때문에 이들을 제거하기 위한 작업이 필요하다. 다음은 PPG 신호에서 한 펄스마다 생기는 변화량과 주기를 측정하고 산소포화도와 심박수를 계산하는 것이다. 그리고 생체 신호가 충분히 측정되었거나 중간에 사용자의 이동이 발견되면 즉시 측정을 중지하여서 잡음이 포함되는 것을 방지한다.

4.3.1 PPG 신호 잡음 제거

그림 10은 PPG 신호 취득 후 잡음을 제거하는 과정을 보여준다. 먼저 high pass filter와 low pass filter를 통과시켜서 고주파 잡음을 제거할 수 있고 저주파 잡음, 기저 데이터를 제거하여 PPG 신호의 변화량을 더욱 확실하게 확인할 수 있게 해준다. 이러한 필터는 Butterworth 필터를 이용하여 소프트웨어로 구현할 수 있다. 그러나 이와 같은 필터를 통하여도 PPG 신호는 많은 잡음을 가지고 있다. 특히 사용자 움직임에 의해 측정부가 흔들려서 생기는 잡음은 PPG 신호의 정확도를 떨어뜨리게 된다^[12]. 따라서 움직임으로 인해 생기는 잡음을 제거하기 위해서 Adaptive 필터가 사용된다. 그리고 마지막으로 Adaptive 필터를 통하여도 신호가 일그러지는 경우에 대비하여 신호 검사 과정을 거친다.

그림 11에서는 정상적으로 측정된 PPG 신호와 사용자 움직임에 의해서 잡음이 포함된 PPG 신호를 FFT를 이용하여 주파수 영역에서 비교하고 있다. 그림을 보면 사용자의 움직임에 의해 잡음이 포함된 경

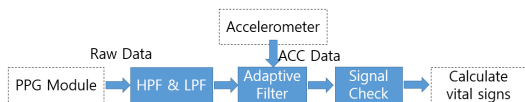


그림 10. PPG 신호의 잡음 제거 과정
Fig. 10. Process for removing noise from PPG signal

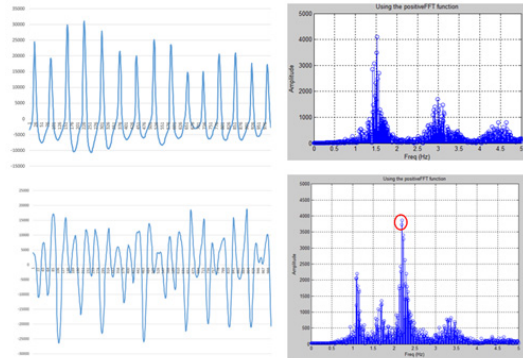


그림 11. 움직임으로 인한 잡음이 포함된 PPG 신호
Fig. 11. PPG signal effected by motion artifacts

우 기존에는 없는 주파수 영역의 신호가 보이는 것을 확인 할 수 있다. 그리고 이와 같은 잡음을 제거하기 위해서 가속도 데이터를 이용하여 잡음을 제거하는 Least Mean Square(LMS) adaptive 필터가 사용된다^[13]. 이는 가속도 신호를 Reference 데이터로 삼아서 가속도 신호와 PPG 신호간의 유사성을 이용하여 잡음 부근의 주파수 영역을 필터링 하는 방법이다. 본 논문에서는 이 방법을 사용하기 위하여 PPG 측정 위치인 손가락과 가까운 손목에 가속도 센서를 부착하고 거기서 나오는 데이터를 이용하여 필터를 구성하였다.

그림 12는 구현한 LMS Adaptive 필터의 블록다이어그램을 나타낸다. 그림을 보면 가속도 데이터는 Reference로 사용되기 전 Moving Average Filter(MAF)를 통하여서 잡음이 제거된다. 그리고 Adaptive 필터 출력 신호(M(k))를 이용하여 PPG 신호와 비교하여 오차가 적어지도록 필터변수를 바꾸게 된다.

$$X=[Sr(k),Sr(k-1),...,Sr(k-N-1)]^T \quad (3)$$

$$M(k)=W^T * X \quad (4)$$

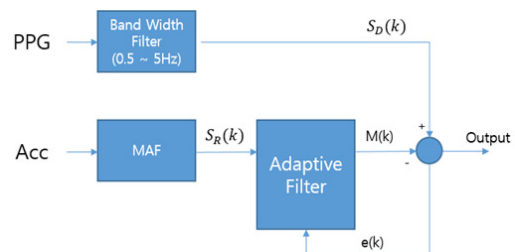


그림 12. LMS adaptive 필터를 나타내는 블록다이어그램
Fig. 12. Block diagram of LMS adaptive filter

$$e(k)=D(k)-M(k) \quad (5)$$

$$W(k+1)=W(k)+\mu * X(k) * e^*(k) \quad (6)$$

식 (3)~식 (6)에 따라 필터과정은 진행 된다. 여기서 $e(k)$ 는 $M(k)$ 와 잡음이 포함된 원래 신호($D(k)$)간의 오차를 말한다. 그리고 $W(k)$ 는 필터변수로서 오차를 줄이기 위해 $e(k)$ 를 이용하여 계속해서 갱신되어 간다. μ 는 스텝사이즈 상수로서 수렴의 속도를 결정하게 된다. 그리고 N 은 필터변수의 전체 갯수를 말한다.

표 2는 각 축에서의 가속도 데이터와 잡음이 포함된 PPG 신호간의 상관계수를 나타낸다. 상관계수는 두 신호 사이의 관계를 나타낸다. 상관계수를 측정하기 위해 PPG 신호측정과 동시에 정해진 한 축으로만 움직임을 발생시키면서 가속도 데이터를 측정하였다. 그리고 PPG 신호와 가속도 데이터 간의 시간지연에 따라서도 이와 같은 상관계수는 달라지기 때문에 [14] 0.1초의 지연을 준 경우와 주지 않은 경우의 상관계수를 둘 다 측정하고 비교해 보았다. 결과를 보면 X 축 가속도에 0.1초 지연을 준 경우가 가장 PPG와 관련이 깊은 것으로 나왔다. 따라서 X 축 가속도 값을 0.1초씩 지연시켜서 Adaptive 필터에 적용함으로써 PPG 신호에 들어오는 잡음을 제거하도록 한다.

그림 13은 LMS Adaptive 필터를 적용하여서 잡음을 제거하는 것을 보여 준다. 위 그림에서 잡음이 포함되지 않은 PPG신호와 비교하였을 때 필터를 적용함으로써 잡음으로 인해 가려지거나 추가되어있던 5개의 Peak가 발견되는 것을 확인 할 수 있다. 그러나 이와 같은 필터를 적용하여도 일정 크기 이상의 움직임이 발생 하면 너무 큰 잡음이 포함되어 필터로 제거할 수 없게 된다. 따라서 본 논문에서는 LMS Adaptive 필터를 통과하면서 발생한 $M(k)$ 를 잡음이 포함된 PPG 신호와 비교하여 일정 비중 이상인 경우에는 지나치게 왜곡된 구간으로 간주하고 그 구간 동안 신호를 연산에 제외시켜 이와 같은 문제점을 해결하고자 한다.

표 2. 잡음이 포함된 PPG 신호가 가속도 데이터 간의 상관계수
Table 2. Correlation coefficient between the acceleration data and disrupted PPG signal

Reference Data Axis	Correlation Coefficient	
	0(S)	0.1(s)
X	0.60842	0.770945
Y	-0.25231	-0.2425
Z	-0.11898	0.056283

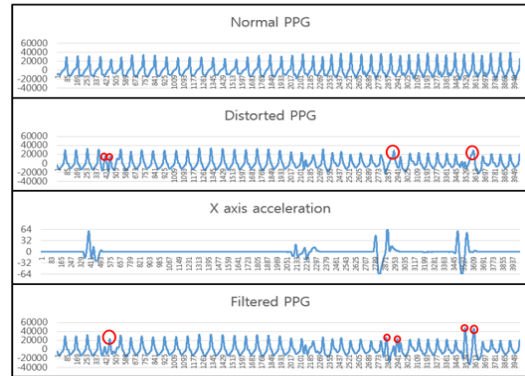


그림 13. Adaptive 필터를 통한 움직임 잡음 제거
Fig. 13. Motion artifact removal by an adaptive filter

그림 14는 신호 검사를 통해 움직임으로 인해 일정 이상 왜곡된 PPG 신호의 입력을 무시하도록 하는 것을 보여 준다. 그림을 보면 $M(k)$ 가 PPG 신호와 비교하여 비슷한 크기를 가지는 것을 볼 수 있다. 이러한 경우에는 Adaptive 필터를 통한 잡음 제거가 기존의 PPG 신호 역시 제거해 버릴 수 있다. 따라서 본 논문에서는 Adaptive 필터를 통해서 처리할 수 없는 신호의 경우 연산에 포함시키지 않게 하여 생체신호 결과값의 오차를 줄이도록 하였다.

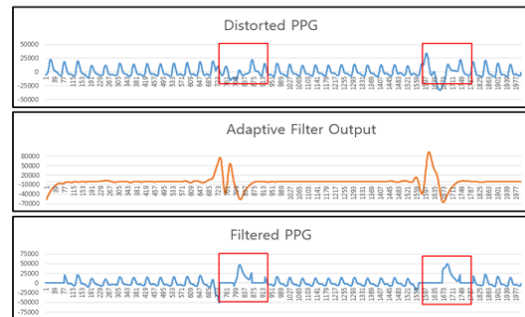


그림 14. Adaptive 필터 출력을 통한 신호 검사
Fig. 14. Signal check with adaptive filter output

4.3.2 실시간 산소포화도 및 심박수 측정

산소포화도를 측정하기 위해서는 적색 PPG 신호와 적외선 PPG 신호를 peak 마다 구분 후 각 peak별 AC와 DC값을 알아야 한다. 본 논문에서는 PPG신호의 peak를 찾기 위해 Slope Sum Function(SSF)를 이용하여 신호를 간단하게 만들었다[15].

$$SSF = \begin{cases} \sum_{k=i-w}^i \Delta u_k, \Delta u_k = \Delta s_k (\Delta s_k > 0) \\ 0 (\Delta s_k \leq 0) \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)에서 볼 수 있듯이 SSF는 PPG 신호의 상승 폭을 강조하고 나머지 부분을 줄여줌으로서 peak를 더 쉽게 찾을 수 있도록 해준다. 이 식에서 w는 분석 데이터 개수를 말하고 s는 PPG 신호를 말한다.

그림 15는 SSF를 이용하여 PPG 신호를 펄스마다 나누고 각 펄스마다 peak와 valley를 찾는 것을 보여준다. Peak를 찾기 위한 문턱값은 과거의 SSF신호를 이용하여 계속해서 갱신한다. 그리고 그 값을 넘는 SSF 신호를 찾아지면 새로운 펄스의 시작점으로 본다. 펄스가 구별되면 peak와 valley 값을 찾아서 AC

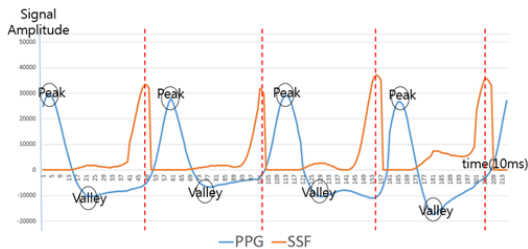


그림 15. SSF를 이용한 펄스 별 PPG 신호 변화량 측정
Fig. 15. Measuring the amount of PPG signal changes every pulse

와 DC 값을 얻을 수 있고 이 과정을 반복하며 연속적으로 산소포화도를 계산할 수 있다.

그림 16은 Pulse Oximeter가 생체신호를 분석하는 과정을 보여준다. 외부로부터 명령을 받아 Pulse Oximeter을 시작하게 되면 먼저 PPG 모듈을 작동시키고 초기화 과정을 거친다. 초기화가 끝나고 나면 PPG 신호와 가속도 데이터를 일정 주기로 읽어들이고 이 값을 이용해 산소포화도, 심박수를 계산한다. 계산 후에는 현재 사용자의 행동 상태에 따라서 다르게 동작한다. 만약 사용자 행동상태가 SLEEP이라면 모듈을 정지시키지 말고 계속해서 측정하도록 하여 수면 무호흡증과 같은 갑작스럽게 산소포화도가 떨어지는 경우 그 시간과 신호 값을 저장하도록 한다. 사용자의 행동상태가 REST라면 생체신호를 측정 후 그 값을 저장하고 PulseOximeter를 종료한다. STOP 상태라면 주기적으로 측정해야 하므로 잠시 PulseOximeter를 종료하고 정지된 상태를 유지하다가 일정 시간 후에 자동적으로 측정을 재개한다. 그리고 측정 중에 외부에서 PulseOximeter Stop 명령이 들어온다면 즉시 측정을 중지 하도록 한다.

V. 구현 및 성능 평가

5.1 구현 환경

그림 17은 논문에서 제안하는 서비스를 구현하기 위한 하드웨어를 나타내고 있다. 착용형 단말은 MCU를 중심으로 생체 신호를 측정하기 위한 Pulse Oximeter 모듈과 움직임을 측정하기 위한 가속도 센서 모듈로 구성된다. MCU는 Cortex-M4기반의 칩으로서 256KB의 Flash와 32KB SRAM을 가진다. PPG 모듈에는 산소포화도를 측정하기 위해서 적외선 LED, 포토다이오드와 이를 제어하기 위한

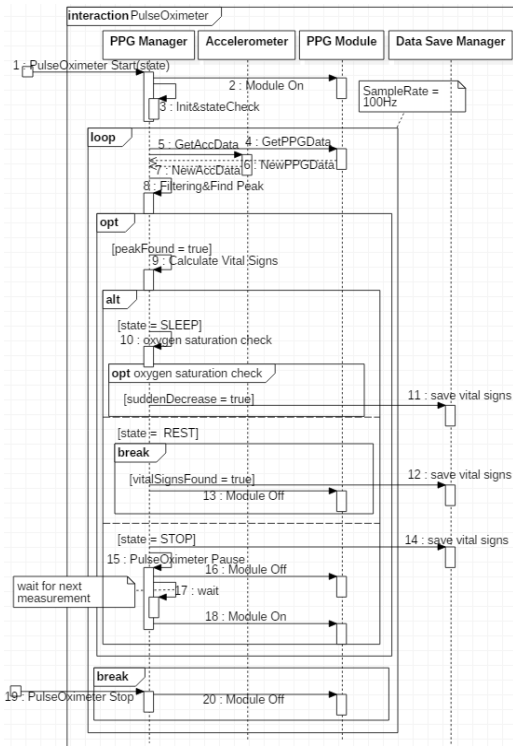


그림 16. 생체신호 분석 시퀀스 다이어그램
Fig. 16. Sequence diagram for calculating vital signs

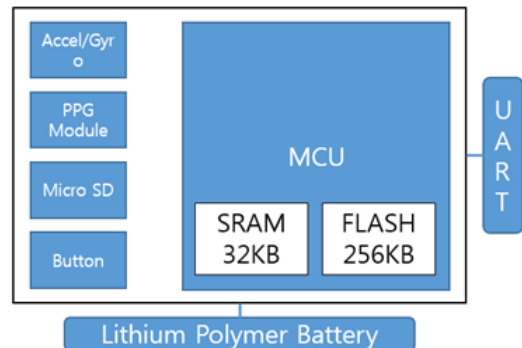


그림 17. 하드웨어 구성
Fig. 17. Hardware

Front-End Chip을 사용한다. 또 행동과 생체신호를 저장하기 위해 MicroSD 카드를 가진다. 외부 단말과 통신하기 위한 인터페이스로는 5pin 커넥터를 마련하였고 외부 통신은 UART통신으로 구현하였다. 이를 통해서 다른 단말로 알람 메시지나 생체신호를 전송할 수 있다. 전원은 440mAh Lithium Polymer 건전지를 사용하고 Button 및 LED를 내장하여서 사용자 조작을 가능하게 한다. 그리고 사용자의 접근성을 좋게 하고 사용자 행동과 측정하는 생체 신호의 관계성을 높이기 위해 손목시계의 형태로 구현하였고 PPG 신호를 얻기 위한 측정기는 손가락에 골무처럼 끼우는 형태를 사용하였다. 이와 같이 구현된 디바이스를 이용하여 성능평가를 실시하였다.

5.2 행동 인지 및 판단의 정확성 평가

행동 판단의 정확성을 측정하기 위해서 3분 동안 측정자는 30초 간격으로 걷기, 달리기, 멈추기를 반복하였다. 그리고 가속도 센서는 100 Hz로 동작시켰다.

표 3은 앞서 말한 가속도 특징 중 반복성 시간 윈도우 길이에 따른 행동인지 정확성을 보여준다. 반복성은 사용자가 이동하고 있는지 정지해 있는지 구별하는 데 사용된다. 시간 윈도우 길이가 너무 짧으면 멈추어 있을 때와 이동 상태의 구별이 명확하지 않을 것이다. 반대로 길이가 너무 길면 행동을 판단하는 시간이 길어져서 정확도가 떨어지게 된다. 본 논문에서는 위의 결과를 참조하여 최적의 시간 윈도우 길이를 선택하도록 하였다.

표 4는 위와 같은 테스트를 여러 사람들을 통해 수행 후 결과를 측정한 것이다. 이 결과를 보면 알 수 있

표 3. 반복성 시간 윈도우 길이에 따른 행동 인지 결과
Table 3. Result of behavior recognition according to periodicity's time window length

Time Window length(s)	Accuracy	Time Window length(s)	Accuracy
3	96.66%	20	97.86%
5	98.91%	30	96.53%
10	99%	40	95.64%

표 4. 행동 인지 결과
Table 4. Result of behavior recognition

Subject	Subject 1	Subject 2	Subject 3
Waling	93%	88%	96%
Running	99%	96%	85%
Stop	93%	86%	89%

듯이 본 논문에서 제안하는 간단한 알고리즘을 이용하여서 충분한 정확성을 가지고 행동을 판단할 수 있는 것을 확인할 수 있었다.

5.3 산소포화도 정확성 평가

정확한 생체신호를 얻기 위해서는 왜곡되지 않은 PPG 신호를 얻을 수 있어야 한다. 이 장에서는 논문에서 제안하는 필터를 사용하여 신호를 수정한 경우와 Adaptive 필터만 적용한 신호를 비교하며 두 경우의 생체신호를 측정해 보았다.

그림 18은 논문에서 제안하는 필터를 적용한 경우와 LMS Adaptive 필터만 적용한 경우의 측정된 생체신호 차이를 보여준다. LMS Adaptive 필터만 적용한 경우엔 신호의 왜곡이 남아 있어 산소포화도와 심박수 값이 급격하게 상승 또는 감소하는 구간이 발견되었다. 이는 왜곡된 PPG 신호를 그대로 연산에 적용함으로써 발생하는 오류이다. 본 논문에서는 이처럼 왜곡이 심한 구간은 연산에 포함시키지 않고 정상적인 PPG 신호만 이용하여 생체신호를 계산하여 이러한 오차를 발생 시키지 않을 수 있다.

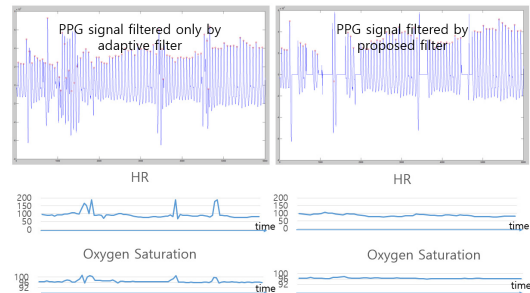


그림 18. 필터를 통한 생체신호 측정 결과
Fig. 18. Result of measuring vital signs by the filter

5.4 저전력성 평가

그림 19는 생체신호 측정을 연속적으로 수행하는 경우와 사용자 행동에 따라 생체신호를 측정하는 경우의 소비전력을 비교하고 있다. 생체신호 측정을 위해서 Pulse Oximeter 모듈, 가속도 센서, MCU 등이 동작을 하고 있다. 평균 소비전력을 비교하면 연속적으로 측정 시 약 25.85mA의 전류가 소비되었고 사용자 행동에 따라 측정 시 약 13.59mA의 전류가 소비되어 약 2배의 차이가 있었다. 이는 행동을 측정하는데 사용되는 가속도 센서가 Pulse Oximeter 모듈에 비해 소비전력이 작기 때문이다. 또 이와 같은 알고리즘은 사용자의 움직임이 많을수록 소비전력은 감소하는 효과를 가진다. 따라서 본 논문에서 제안하는 알고

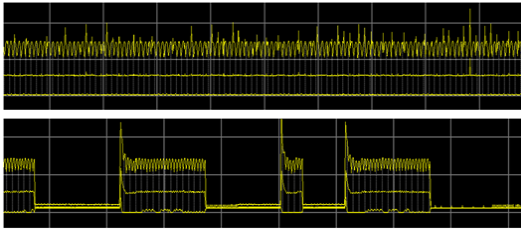


그림 19. 생체 신호 측정에 소비되는 전력
Fig. 19. Current Consumption for measuring vital signs

리즘을 통해서 최소 2배의 소비전력 감소의 효과를 얻을 수 있는 것을 확인하였다.

VI. 결 론

본 논문에서는 일상생활 동안 사용자가 착용형 단말을 사용해서 행동에 따라 생체신호를 측정할 수 있는 소프트웨어를 제안하였다. 이를 위해서 먼저 측정된 신호의 정확성, 실시간 신호 측정, 그리고 소비전력을 고려하였다. 행동을 판단하기 위해서 가속도 센서를 사용하였고 두 가지 특징을 추출하여 이를 통해서 사용자 행동을 판단하였다. 먼저 반복성을 계산하여 사용자가 이동 중인지 정지 상태인지 구별 할 수 있었다. 사용자가 이동 중이라고 판단되면 좀 더 자세한 분석을 위해서 SMA를 계산하여 사용자 행동을 판단한다. 이와 같은 행동 구별 후 그에 따라서 사용자 생체 신호 명령을 내리도록 하였다.

Pulse Oximeter 모듈에서 측정된 PPG 신호의 잡음을 제거하기 위해서 가속도 데이터를 사용하였다. PPG 신호와 상관계수가 높은 한 축의 가속도 데이터를 Reference 데이터로 사용하여 LMS Adaptive 필터를 적용시켰고 이를 통해서 PPG 신호에 포함된 잡음을 제거하였다. 그리고 필터를 통하여도 심각하게 왜곡된 PPG 신호는 별도의 검사과정을 통해 생체신호 연산 과정에서 제외시켜 오류가 연산 과정에 포함되는 것을 막을 수 있었다.

또 생체신호 연산을 실시간으로 수행하기 위해서 별도의 데이터를 버퍼링 하지 않고 결과를 얻을 수 있도록 하였다. SSF를 이용하여 PPG 신호의 peak를 실시간으로 찾고 분석 하였다. 그리고 이러한 분석을 통해서 얻은 peak 당 PPG 신호 변화량을 이용하여 실시간으로 생체신호를 계산할 수 있었다.

마지막으로 사용자의 행동 상태 중에서 PPG 신호에 오류가 많이 포함 되는 달리기나 걷기 동안에는 Pulse Oximeter 모듈을 정지 시켜 낭비되는 소비전력

을 줄일 수 있었다. 가속도 센서의 경우 Pulse Oximeter 모듈에 비해 소비전력이 훨씬 적기 때문에 먼저 가속도 센서로 행동을 판단 후 그에 따라서 생체신호를 측정함으로써 소비전력을 줄일 수 있었다. 또 사용자의 움직임이 많아질수록 소비전력이 더욱 줄어드는 효과를 가질 수 있었다.

앞으로 연구 방향은 생체신호의 부정확한 정도를 더 넓은 의미로 일반화 할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 PPG 신호를 부정확하게 하는 요소로서 움직임을 선택하였지만 그 외에도 생체신호에 영향을 주는 요소들은 많이 있다. 이와 같은 요소들을 찾아서 신호에 주는 변화를 일반화 시킨다면 생체신호의 정확성을 향상 시킬 뿐만 아니라 측정이 불필요한 구간을 더 많이 찾을 수 있어 낭비되는 전력을 줄일 수 있을 것이다.

References

- [1] H. Al Haddad, et al., "Effect of acute hypoxia on post-exercise parasympathetic reactivation in healthy men," *Front. Physiol.*, vol. 3, Jul. 2012.
- [2] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. L. Littman, "Activity recognition from accelerometer data," *AAAI*, vol. 5, pp. 1541-1546, Jul. 2005.
- [3] X. Long, B. Yin, and R. M. Aarts, "Single-accelerometer-based daily physical activity classification," *Eng. Med. Biology Soc.*, pp. 6107-6110, Sept. 2009.
- [4] A. M. Khan, et al., "A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer," *Inf. Technol. in Biomed.*, vol. 14, no. 5, pp. 1166-1172, Jun. 2010.
- [5] S. Seyedtabaii and L. Seyedtabaii, "Kalman filter based adaptive reduction of motion artifact from photoplethysmographic signal," *World Academy Sci. Eng. Technol.*, vol. 37, pp. 173-176, 2008.
- [6] H. Lee, et al., "The periodic moving average filter for removing motion artifacts from PPG signals," *Int. J. Control Automation and Syst.*, vol. 5, no. 6, pp. 701-706, Dec. 2007.
- [7] R. Yousefi, et al., "A motion-tolerant adaptive algorithm for wearable photoplethysmographic

biosensors,” *IEEE J. Biomedical and Health Informatics*, vol. 18, no. 2, pp. 670-681, May 2013.

- [8] A. R. Relente and L. G. Sison, “Characterization and adaptive filtering of motion artifacts in pulse oximetry using accelerometers,” *Eng. Med. Biology*, vol. 2, pp. 1769-1770, Oct. 2002.
- [9] N. S. Schenkel, et al., “Oxygen saturation during daily activities in chronic obstructive pulmonary disease,” *Eur. Respiratory J.*, vol. 9, no. 12, pp. 2584-2589, Dec. 1996.
- [10] A. Romem, et al., “Diagnosis of obstructive sleep apnea using pulse oximeter derived photoplethysmographic signals,” *J. JCSM*, vol. 10, no. 3, pp. 285-290, Mar. 2014.
- [11] C. C. Rezk, et al., “Post-resistance exercise hypotension, hemodynamics, and heart rate variability: influence of exercise intensity,” *Eur. J. Appl. Physiol.* 98, pp. 105-112, Sept. 2006.
- [12] B. S. Kim and K. Y. Sun, “Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 3, pp. 566-568, Mar. 2006.
- [13] L. B. Wood, and H. H. Asada, “Low variance adaptive filter for cancelling motion artifact in wearable photoplethysmogram sensor signals,” *29th Annu. Int. Conf. IEEE, Eng. Med. and Biol. Soc.*, pp. 652-655, Aug. 2007.
- [14] H. H. Asada, H.-H. Jiang, and P. Gibbs, “Active noise cancellation using MEMS accelerometers for motion-tolerant wearable bio-sensors,” *26th Annu. Int. Conf. IEEE, Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 1, pp. 2157-2160, Sept. 2004.
- [15] W. Zong, et al., “An open-source algorithm to detect onset of arterial blood pressure pulses,” *Computers in Cardiology*, pp. 259-262, Sept. 2003.

최 동 진 (Dong-jin Choi)



2014년 2월 : 경북대학교 전자공학부 졸업
 2014년 3월 ~현재 : 경북대학교 융합소프트웨어 학과 석사과정
 <관심분야> 실시간 시스템, 생체신호처리

강 순 주 (Soon-Ju Kang)



1983년 2월 : 경북대학교 전자공학부 졸업
 1985년 2월 : 한국과학기술원 전자계산학과 석사
 1995년 2월 : 한국과학기술원 전자계산학과 박사
 1985년~1996년 : 한국원자력연구소 연구원, 핵인공지능연구실 선임연구원, 전산 정보실 실장
 1996년~현재 : 경북대학교 IT대학 전자공학부 교수
 <관심분야> 실시간 시스템, 소프트웨어 공학, 지식 기반 시스템