

Testing of Autonomic Nervous System by Deep Breathing Using a Smartphone

Sangho Ha[†] · Chang Woo Choo^{††} · Jin Myoung Seok^{†††} · Jongkyu Park^{††††} · Sang-Heum Park^{†††††}

ABSTRACT

Measuring heart rate variability by deep breathing and using this to evaluate the autonomic nervous system is a well-known method widely used in various clinical fields. In hospitals, expensive equipment is installed and managed by experts for this purpose. This paper discusses an app we developed that can easily test the autonomic nervous system by deep breathing anytime, anywhere using a smartphone, and then reviews experiments performed to verify the results. The experiments were conducted in the clinical room of the Department of Neurology at Soonchunhyang University Cheonan Hospital on eight volunteers. We tested the autonomic nervous systems of the volunteers first with an electromyography device installed in the hospital and then with the app under identical conditions. We performed a correlation analysis on the results of these two methods using the Pearson method, and this yielded a very high correlation of 0.98.

Keywords : Deep Breathing, Heart Rate Variability, Respiratory Sinus Arrhythmia, Autonomic Nervous System, Correlation Analysis

스마트폰을 이용한 심호흡 기반 자율신경계 테스트

하 상 호[†] · 추 창 우^{††} · 석 진 명^{†††} · 박 종 규^{††††} · 박 상 흠^{†††††}

요 약

심호흡을 통해서 심박수 변이를 측정하고, 이를 이용하여 자율신경계를 평가하는 것은 잘 알려진 방법으로 다양한 임상 분야에서 널리 이용되고 있다. 병원에서는 이를 위해서 고가의 장비가 설치되고 전문가에 의해서 운용되고 있다. 논문에서는 스마트폰을 이용하여 언제 어디서나 간편하게 심호흡을 통해서 자율신경계를 테스트할 수 있는 앱을 개발하고, 실험을 통해서 개발된 앱을 검증하였다. 실험은 지원자 8명에 대해서 순천향대학교 천안병원 신경과 임상실에서 진행되었다. 지원자에 대한 자율신경계 테스트를 다음 두 가지 방법으로 진행하였다. 먼저 병원에 설치된 근전도 검사기를 이용하였고, 다음에 동일한 조건에서 개발된 앱을 적용하였다. Pearson 방법을 이용하여 이 두 가지 방법의 실험 결과간에 상관 분석을 수행하였고, 분석 결과는 0.98의 매우 높은 상관관계를 보여준다.

키워드 : 심호흡, 심박수 변이, 호흡 동성 부정맥, 자율신경계, 상관 분석

1. 서 론

심박수는 들숨시 증가하고, 날숨시 감소한다. 이와 같이 호흡에 따른 심박수 변화량을 나타내는 심박수 변이(heart rate variability, HRV)를 호흡 동성 부정맥(respiratory sinus arrhythmia, RSA)이라 한다[1-3]. 호흡에 따른 심박수 변이에는 미주 신경(vagal nerve)이 관여하는 것으로 알려져 있다. 심박수 변이 측정을 통해서 미주신경에 의해서 조절되는

심장에 대한 부교감신경분포를 신뢰적으로 평가할 수 있다 [1]. 자율 신경계 이상시에 교감 신경계보다 부교감 신경계가 먼저 영향을 받기 때문에 HRV는 자율 신경계 이상 여부를 판단하는데 사용되고 있다[4]. 실제로, HRV는 자율신경계를 평가하는데 잘 알려진 방법으로 심장병, 당뇨병, 약리학, 정신과, 심리학 등의 다양한 임상 분야에서 널리 사용되고 있다[5].

HRV는 심호흡(deep breathing)을 이용하여 측정될 수 있다[4-6]. 심호흡 방법은 심호흡시 발생하는 심박수 변이에 기반하여 RSA(Respiratory sinus arrhythmia)를 측정하여 자율신경계의 정상 여부를 테스트한다. RSA는 호흡시 자연적으로 발생하는 심박수 변이로서 HRV에 비례하며, 보통 1분 동안의 6번의 심호흡(한 번의 심호흡은 5초간의 들숨과 5초간의 날숨으로 이루어진다)을 통해서 측정된다.

심호흡에 의해 RSA를 측정하는 방법에는 2가지가 있다 [4,5]. 첫 번째 방법은 한 번의 심호흡에서 들숨시 평균 심박

※ 이 논문은 2021학년도 순천향대학교 교수 연구년제에 의하여 연구하였음.

† 종신회원 : 순천향대학교 컴퓨터공학과 교수

†† 비 회 원 : 순천향대학교 컴퓨터공학과 학사

††† 비 회 원 : 순천향대학교 의과대학 신경과교실 부교수

†††† 비 회 원 : 순천향대학교 천안병원 신경과 조교수

††††† 비 회 원 : 순천향대학교 천안병원 소화기내과 교수

Manuscript Received : May 10, 2023

Accepted : June 14, 2023

* Corresponding Author : Sangho Ha(hsh@sch.ac.kr)

수와 날숨시 평균 심박수의 차이를 이용하여 측정하는 것이고, 두 번째 방법은 들숨시 가장 긴 RR 구간(R-피크 간의 시간 간격)을 날숨시 가장 짧은 RR 구간을 나누어서 측정한다. 두 번째 방법으로 측정된 값을 ei-ratio라 한다. [6]에서는 첫 번째 방법을 적용한다. 이 방법에서는 들숨시 심박수의 최대값과 날숨시 심박수의 최소값의 차이를 구하여 RSA 값(또는 RSA라 한다)을 측정한다. 또한 나이에 따른 RSA 값의 정상 범위 기준도 제공한다. 반면에, 병원에서 환자의 자율신경시스템을 테스트하기 위해서 사용되고 있는 근전도 검사기(EMG/EP System)[7]에서는 두 번째 방법을 적용한다. 심호흡 과정에서 근전도 검사기 화면에 ECG(electrocardiogram)가 측정되어 디스플레이되고, 이 화면에서 들숨시 가장 긴 RR 구간, 날숨시 가장 짧은 RR 구간을 식별하여 ei-ratio를 산출한다. 그러나 화면에서 RR 구간들을 식별하고, 식별된 데이터를 이용하여 ei-ratio를 측정하는 모든 과정이 신경과의 테크니션에 의한 수작업으로 진행된다. 따라서 환자의 자율신경계 테스트를 위해서 고가의 장비뿐만 아니라 이 장비를 운용할 수 있는 전문가까지 요구된다.

논문에서는 스마트폰을 이용하여 언제 어디서나 간편하게 심호흡을 통해서 자율신경계를 테스트할 수 있는 앱을 개발하고 테스트한다. 앱은 PPG(photoplethysmography) 방식으로 스마트폰 카메라를 이용하여 손가락으로부터 심박동에 따른 혈류량을 측정하고, 이를 이용하여 심호흡에 따른 HRV를 측정한다. HRV는 ECG나 PPG를 통해서 측정될 수 있다. 이는 PPG 상의 피크간 간격은 ECG 상의 RR간격과 높은 상관 관계가 있기 때문이다[8,9]. 실제로, 스마트폰의 카메라를 이용하여 PPG 방식으로 HRV를 측정하는 여러 많은 연구가 진행되어왔으며[10-13], 그 결과로 오늘날 삼성이나 애플의 스마트 워치[14,15]에서 PPG 방법으로 HRV를 측정하여 심박수 등 다양한 건강 정보를 제공하고 있다. 그러나 자율신경계를 테스트하는 스마트폰 앱이 개발된 사례는 아직 없다.

논문에서 개발된 앱은 [6]에서 제시된 방법에 따른다. 심호흡을 통해서 발생하는 HRV를 나타내는 심박수 변이 그래프를 생성하고, 이 그래프상에서 심박수의 지역적 극대값과 극소값을 구하고, 극대값과 극소값간의 차이를 구하여 RSA 값을 측정한다. 그 결과로 사용자 나이에 따른 자율신경계의 정상 여부를 판단한다. 개발된 앱을 지원자 8명에 대해서 적용하여 테스트하는 실험을 수행하였다. 실험은 순천향대학교 천안병원 신경과 임상실에서 진행되었으며, 여기에 설치된 근전도 검사기가 이용되었다. 지원자별로 근전도 검사기로 먼저 심호흡에 의해 ei-ratio를 측정하였고, 이어서 동일한 조건에서 앱을 이용하여 RSA를 측정하였다. 두 가지 방법으로 측정된 실험 결과에 대해서 Pearson 방법으로 상관 분석을 수행하였다. 그 결과는 병원의 근전도 검사기에서 측정된 ei-ratio와 앱에서 측정된 RSA간에 0.98의 매우 높은 상관 관계를 보여준다.

다음에서 논문에서 개발한 애플리케이션(앱)에 대한 설계

사항을 기술한다. 먼저, 앱의 전체 구조에 대해서 기술하고, 다음에 그 구성 모듈에 대한 설계 사항을 상세하게 기술한다. 다음에, 앱의 구현 사항과 실험에 대해서 기술하고, 마지막으로 결론을 언급한다.

2. 애플리케이션 설계

2.1 전체 구조

Fig. 1은 애플리케이션의 전체 구조를 보여준다. 애플리케이션은 크게 3개의 모듈로 구성된다: PPG 측정 모듈, 데이터 분석 모듈, 시각화/검색 모듈. PPG 측정 모듈은 스마트폰의 카메라를 이용하여 손가락으로부터 PPG를 측정한다. 또한, PPG상의 피크를 탐지하여 2초단위의 심박수를 측정하여 사용자에게 PPG와 심박수에 대한 실시간 뷰를 제공한다. 측정이 완료되면 측정된 PPG 데이터를 데이터 분석 모듈에 전달한다.

PPG 측정 모듈에서 산출된 심박수는 실시간 뷰를 제공하기 위한 것이다. 데이터 분석 모듈은 먼저 PPG 데이터 상에서 HRV를 분석하기 위한 용도로 심박수를 0.5초단위로 다시 산출하여 심박수 배열을 생성한다. 심박수 배열은 초시간 단위로 심박수 변화량(HRV)을 보여주는 그래프(이를 심박수 변이 그래프라 한다)로 표현될 수 있다. 다음에 심박수 배열에 대해서 측정 과정 중에 발생 가능한 잡음을 제거하는 보정 작업을 수행한다. 다음에 심박수 변이 그래프상에서 지역적 극대점과 극소점들을 탐지하고, 이들을 이용하여 RSA를 산출한다. 또한, 심박수 배열에 대해서 평균 심박수를 구한다. 이렇게 산출된 데이터는 시각화 및 저장을 위해서 시각화/검색 모듈에 전달된다.

시각화/검색 모듈은 시각화와 검색의 두 가지 기능을 수행한다. 먼저, 데이터 분석 모듈로부터 전달받은 데이터를 시각화하여 보여준다. 또한, 이러한 모든 데이터를 스마트폰에 내장된 SQLite DB(database)에 저장한다. 검색 기능은 사용자 인터페이스를 통해서 사용자로부터 검색 날짜나 기간을 입력받고, DB 인터페이스를 통해서 사용자가 요구하는 모든 데이터를 SQLite DB로부터 가져와서 시각화하여 보여준다. 다음은 각 모듈에 대해서 상세 설계한다.

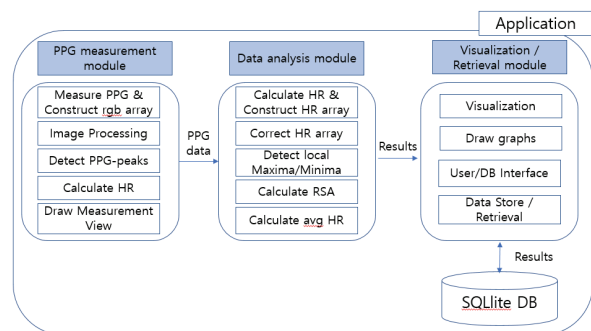


Fig. 1. The Overall Structure of the Application

2.2 PPG 측정 모듈

이 모듈은 안드로이드 개발 프레임워크에서 제공하는 Camera API[16]를 이용하여 스마트폰의 카메라를 제어하면서 카메라에 접촉된 손가락의 영상 이미지를 초당 30개씩 읽어들이는 것이다. 이를 위해서 Fig. 2(A)와 같이 손가락 중지를 스마트폰의 후면 카메라에 위치시킨다. 촬영된 손가락 영상 이미지는 카메라에 접촉된 손가락 표면에 대한 것으로 심박동에 따른 혈류량이 반영된다. 논문에서는 이 영상 이미지를 openCV를 이용하여 처리하고, rgb 데이터를 산출한다. 또한, 여기에 밀리초(milliseconds) 단위의 현재 시간을 연관시킨다. 이를 타임 스탬프 rgb 값이라 한다. 한 개의 타임 스탬프 rgb 값은 한 개의 영상 이미지에 포함된 모든 rgb 값들에 대한 평균값으로 구해지며, 이와 연관된 시점에서 심장 박동에 따른 혈액량 상태를 나타낸다. 일련의 타임 스탬프 rgb 값들은 심박동에 따른 혈액량의 변화 과정을 나타내며, 손가락 표면의 혈액량 변화를 통해서 HRV가 식별된다. 앞으로 타임 스탬프 rgb 값을 단순히 rgb 값이라 부른다.

측정 과정에서 생성되는 rgb 값들을 이용하여 PPG의 실시간 뷰를 제공한다. PPG의 실시간 뷰는 Fig. 2(B)와 같이 PPG 측정 뷰의 상단에 위치한 하트 도형 안에 그래프로 그려진다. PPG 실시간 뷰는 각 rgb 값이 생성될 때, 즉 초당 30번씩 그려진다. 손가락 표면의 영상 이미지를 처리하기 위해서 openCV의 C로 작성된 영상처리 라이브러리가 사용되는데, 이를 위해서 JNI(Java Native Interface)가 사용되었다.

또한, 최근 4초간의 윈도우 크기의 PPG 상에서 피크들을 탐지하고, 이를 이용하여 실시간 심박수를 2초간격으로 산출하여 Fig. 2(B)의 PPG 측정 뷰의 중간에 위치한 박스 도형에 출력한다. 따라서 사용자는 PPG 측정 뷰를 통해서 심호흡 과정에서 PPG 그래프와 함께 심박수의 변화를 실시간으로 확인할 수 있다. 즉, 사용자는 심호흡 과정에서 측정 뷰를 통해서 들숨시에 PPG 그래프가 상향 곡선을 그리면서 심박수가 올라가고, 날숨시에 PPG 그래프가 하향 곡선을 그리면서 심박수가 내려가는 것을 확인할 수 있다. 논문에서는 PPG상에서 피크 탐지시에 [12]에서 고안된 PPG 피크 탐지 알고리즘을 이용하였다.

PPG 측정 뷰에 출력되는 심박수는 2초간의 평균 심박수를 나타낸다. 이는 4초간의 윈도우 구간에 대해서 식별된 인접 PPG 피크간의 시간 간격(이를 RRI라 함)의 평균값을 구하고, 이것으로 60×1000 을 나누어서 계산된다. 심박수 산출식은 다음 Equation (1)과 같다.

$$BPM = 60 \times 1000 / (\sum_{i=1}^{N-1} RRI_i) / (N-1) \quad (1)$$

여기서 N은 윈도우 구간내 식별된 피크의 개수이며, 그 구간내에서 식별된 RRI는 N-1개이다. 위 식의 분모는 윈도우 구간내 식별된 모든 RRI를 더하고, 그 개수로 나누는 것으로 윈도우 구간에서의 평균 RRI를 나타낸다. 분자에 1000을 곱해준 이유는 초단위를 밀리초단위로 변환하기 위함이다.

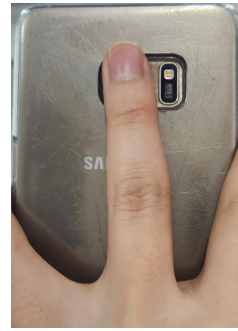


Fig. 2A. Finger Position

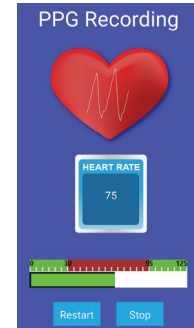


Fig. 2B. PPG Measurement View

PPG 측정은 2분동안 진행되는데, 처음 30초와 마지막 30초는 평상시 호흡으로, 그 중간 1분동안은 심호흡으로 진행된다. 이러한 측정 지침은 Fig. 2(B)의 맨 아래 위치한 진행 바를 통해서 사용자에게 제공된다. 1분의 심호흡 구간은 5초 간격으로 12개의 눈금으로 구분되어 있으며, 들숨부터 시작하여 5초동안씩 들숨과 날숨이 번갈아 가면서 진행되게 한다. 측정 종료시에 2분동안 생성된 모든 rgb 값들을 포함하는 rgb 배열이 구성된다. 이 배열이 측정된 PPG 데이터이며 데이터 분석 모듈에 전달된다.

2.3 데이터 분석 모듈

PPG 측정 모듈에서 산출되었던 심박수는 측정 과정에 대한 실시간 뷰를 제공하기 위한 것이며, 실행 부담을 줄이기 위해서 2초단위로 생성되었다. 데이터 분석 모듈은 먼저, PPG 측정 모듈로부터 전달받은 PPG 데이터에 대해서 다시 PPG 피크들을 탐지하면서 심박수를 0.5초간격으로 초당 2개씩 산출한다. 그 결과 2분의 측정 과정에서 총 240개의 심박수를 포함하는 심박수 배열을 생성한다. 이 심박수 배열에는 측정시 손떨림 등으로 인한 잡음이 이미 어느 정도 제거되어 있다. 왜냐하면, [12]의 PPG 피크 탐지 알고리즘에는 PPG 상에서 피크를 탐지하기 전에 Dcoeff를 제거하고, high pass와 low pass 필터링을 두 번씩 수행하여 어느 정도의 잡음을 제거하였기 때문이다.

그러나 심박수 배열에는 여전히 오류가 포함될 수 있다. 데이터 분석 모듈은 HRV를 분석하기 전에 다음 2가지의 보정 작업을 수행한다. 먼저, 명백한 오류성 심박수를 제거한다. 평상시 성인의 심박수는 분당 60~100의 범위를 갖는다. 논문에서는 20정도의 오차를 고려하여 40보다 작거나 120보다 큰 심박수를 심박수 배열에서 제거한다. 다음에, 심박수 배열에 존재하는 첨도를 제거한다. 첨도는 심박수 배열에 포함된 3개의 연속된 심박수에 대해서 고려되는데, 가운데 심박수가 그 좌우측의 심박수 관점에서 너무 높은 꼭지점을 형성할 수 있다. 이 가운데 심박수가 첨도이다. 첨도는 심호흡 과정에서 재채기 등의 호흡 이상이나 심각한 움직임으로 발생할 수 있다. 첨도를 좌우측 심박수의 중앙값으로 대체하여 보정한다. Fig. 3(A)와 Fig. 3(B)는 심박수 배열로부터 표현

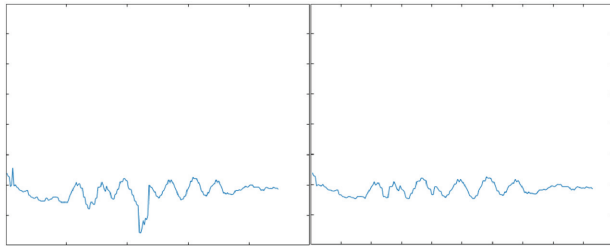


Fig. 3A. Before Removal Fig. 3B. After Removal

된 심박수 변이 그래프를 보여준 것으로, 심박수 배열로부터 첨도를 제거하기 전과 후의 상태를 각각 보여준다. Fig. 3(A)의 그래프 중간에 나타난 첨도가 Fig. 3(B)의 그래프에서 사라진 것을 볼 수 있다.

심박수 배열에 대한 보정이 끝나면, 심박수 변이 그래프의 심호흡 구간에서 피크들을 검출한다. 그래프 상에서 피크는 지역적으로 극대값이거나 극소값을 나타낸다. 가령, Fig. 4는 심호흡 구간의 심박수 변이 그래프에서 식별된 지역적 극대값과 극소값들을 보여준다. 그래프 상단의 빨강 점이 지역적 극대값이고, 하단의 파랑 점이 지역적 극소값이다. 심호흡 구간에서 5초 간격으로 들숨과 날숨을 6번 반복하므로 6개의 극대점과 6개의 극소점이 형성된 것을 알 수 있다. 심박수 변이 그래프에서 피크를 탐지하기 위해서 PPG상에서 피크를 탐지하는데 사용된 알고리즘을 다시 이용한다. 먼저, 심박수 변이 그래프에 PPG 피크 탐지 알고리즘을 적용하여 지역적 극대값들을 식별한다. 다음에, 심박수 변이 그래프를 역전환시키고, 이 역전환된 그래프에 대해서 PPG 피크 탐지 알고리즘을 다시 적용하여 지역적 극소값들을 식별한다. 심박수 변이 그래프의 역전환은 심박수 배열의 각 요소(hr이라 함)를 다음 Equation (2)와 같이 변환함으로써 이루어진다.

$$hr = (avg - hr) + avg \quad (2)$$

여기서 avg는 심박수 배열에 포함된 모든 요소들에 대한 평균값을 나타낸다.

앞서 탐지된 심박수 변이 그래프의 지역적 극대값과 극소값들을 이용하여 RSA를 다음 Equation (3)[6]과 같이 계산한다.

$$RSA = \sum_{i=1}^6 (h_i - l_i) / 6 \quad (3)$$

여기서 h_i , l_i 는 Fig. 4에서 지역적 극대점과 극소점들을 나타낸다. 즉, RSA는 각 심호흡에서 식별된 들숨시 가장 큰 심박수와 날숨시 가장 작은 심박수의 차이를 구하고, 이들에 대한 평균 값으로 계산된다.

또한, 심박수 배열에 포함된 모든 요소들에 대한 평균을 구한다. 이 평균값은 심호흡 동안의 평균 심박수를 나타낸다. 데이터 분석 모듈은 보정된 심박수 배열, 지역적 극대점과 극소점들, 평균 심박수, RSA 값, 심호흡 구간 등을 시각화/검색 모듈에 전달한다.

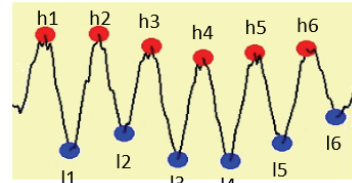


Fig. 4. Peaks on the HRV Graph

2.4 시각화/검색 모듈

시각화/검색 모듈은 데이터 분석 모듈로부터 전달받은 데이터를 Fig. 5와 같이 시각화하여 보여준다. 측정 데이터 뷰의 상단에는 심박수 배열을 이용하여 그려진 심박수 변이 그래프를 보여준다. 이 그래프에서 심호흡 구간이 노란색으로 구분되어 있으며, 이 구간의 그래프상에 지역적 극대점과 극소점들이 각각 붉은 점과 파랑 점으로 각각 표시된다. 그래프의 x축은 밀리초 단위의 시간을 나타내며, y축은 심박수를 나타낸다. 그래프 아래에 RSA와 평균 심박수의 값을 출력하고, 그 아래에 사용자의 자율신경계 정상 여부를 출력한다. 그 판정 기준은 [6]에 제시된 Table 1에 따른다. 시각화 뷰의 맨 하단의 우측에 위치한 'Save' 버튼 클릭시 위의 모든 정보들이 스마트폰에서 제공되는 SQLite 데이터베이스에 저장된다. 심박수 배열은 각 요소들이 콤마(',')로 구분된 하나의 문자열로 변환되어 TEXT 타입으로 저장된다. 지역적 극대점과 극소점들도 마찬가지로 콤마로 구분되어 문자열의 TEXT 타입으로 저장된다. 다른 정보는 스칼라 타입으로서 double, int 혹은 TEXT 타입으로 저장된다.

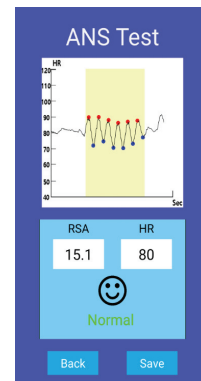


Fig. 5. The View of the Measured Data

Table 1. The Normal RSA Range

Age range	Minimum for normal RSA range
10~29	≥14
30~39	≥12
40~49	≥10
50~59	≥9
60~69	≥7

이 모듈은 검색 기능도 제공한다. 사용자로부터 측정 날짜나 시간을 입력받으면, 설정된 시간에 측정된 모든 데이터를 SQLite 데이터베이스로부터 가져온다. 검색된 데이터는 모두 문자열 타입이다. 심박수, 지역적 극대값과 극소값들은 콤마로 구분된 원소들을 식별하여 원래의 해당 배열로 복원한 다음에, 앞서 측정 데이터를 시각화하는 방식과 유사하게 Fig. 7과 같이 보여준다. 이 뷰는 검색된 데이터에 대한 것이다. 측정 데이터 뷰와 달리, 검색 기간에 측정된 데이터가 여러 개 포함될 수 있고, 이 경우에 이들을 한 번에 순차적으로 검색할 수 있는 기능을 제공한다. Fig. 7에서 뷰의 좌측과 우측의 가운데 끝부분에 노란색의 화살 머리가 보이는데, 이 부분을 누르면 이전이나 이후의 측정 데이터 뷰로 이동할 수 있다.

3. 구현 및 실험

논문에서 개발한 스마트폰 앱은 Android SDK 12.0을 이용하여 개발되었으며, 삼성 갤럭시 폰인 갤럭시 S8(SM-G950N) 모델에 탑재되었다. 앱을 구성하는 모든 모듈은 Java 액티비티로 작성되었다. 특히, PPG 측정시 스마트폰 카메라에서 촬영된 영상 이미지를 처리하기 위해서 openCV를 이용하였고, 해당 라이브러리를 이용하기 위해서 JNI(Java Native Interface)가 사용되었다. 또한, 모든 처리 결과는 스마트폰에 내장된 SQLite 데이터베이스에 저장되었다.

개발된 앱을 테스트하기 위해서 순천향대학교 천안병원 신경과 임상실에서 8명의 지원자에 대한 실험이 이루어졌다. 지원자는 나이가 20~63인 병원 질환이 없는 건강한 남자(6명)와 여자(2명)로 구성되었다. 지원자 선정 기준은 실험의 목적이 개발된 앱의 유용성을 검증하는 것이어서 실험의 용이성이 고려되었다. 실험에는 임상실에 비치된 근전도 검사 기인 EMG/EP System이 이용되었다. 이 장비는 천안병원 신경과 환자의 자율신경계를 테스트하기 위해서 사용되고 있으며, ECG에 기반하고 있다. 지원자는 먼저 근전도 검사기를 이용하여 ei-ratio를 측정하였고, 다음에 1분의 쉬는 시간을 가진 후에 동일한 조건에서 개발된 앱을 이용하여 RSA를 측정하였다.

근전도 검사기를 이용한 측정은 다음과 같은 방식으로 이루어졌다: 지원자는 침상에 베개를 베고서 똑바로 누운 상태이며, 전극 3개를 왼쪽 가슴 중앙 바로 아래 위치, 왼쪽 쇄골 바로 아래 위치, 오른쪽 손목 위 위치에 각각 설치한 후에, 바로 측정에 들어간다. 호흡은 처음 10초간 평상시 호흡을 하고, 다음에 5초간의 들숨과 5초간의 날숨으로 구성된 심호흡을 6번 반복하고서, 마지막으로 10초간 자연스럽게 호흡한다. Fig. 6은 측정 후에 기기 화면에 디스플레이된 결과를 보여준다. 화면의 좌측에서 Trace별로 ECG 그래프를 보여준다. 각 Trace는 한 번의 심호흡에 대한 것으로 심호흡 과정에서 그려지는 ECG 그래프를 보여준다. Trace에는 심호흡의 순서를 나타내는 번호가 부여되어 있으며, 처음 6개의 Trace는 순차적으로 6번의 심호흡에 대한 것이다. 가령,

Trace #1은 첫 번째 심호흡에 대한 것이다.

Trace상에 그려진 ECG 그래프를 이용하여 ei-ratio를 산출한다. 각 Trace별로 ECG 그래프로부터 들숨시 가장 짧은 RR 간격을 선택하고, 날숨시 가장 긴 RR 간격을 선택한다. RR 간격 선택은 어느 한 R 지점을 클릭하고, 바로 다음번 R 지점을 클릭함으로써 이루어진다. RR 구간이 선택되면, 화면 우측 상단의 RR-Deep breathing 테이블의 해당 Trace에 기록된다. 가장 짧은 RR 간격은 RR Min 열에 기록되며, 가장 긴 RR 간격은 RR Max 열에 기록된다. 가령, Fig. 6은 Trace#2에서 가장 짧은 RR 간격은 680이며, 가장 긴 RR 간격은 1060임을 보여준다. 여기서 기록된 RR 간격 수치는 밀리초 단위로 R부터 다음번 R까지의 소요 시간을 나타낸다. 이와 같은 방법으로 Trace#6까지 작업을 마치면, RR-Deep breathing 테이블이 완성된다. 이 테이블을 이용하여 ei-ratio를 산출하는데 다음 Equation (4)를 적용한다.

$$\left(\sum_{i=1}^6 RR - Max_i \right) \div \left(\sum_{i=1}^6 RR - Min_i \right) \quad (4)$$

즉, 각 Trace에서 식별된 RR-Max와 RR-Min들을 각각 더한 다음에, RR-Max의 총합을 RR-Min의 총합으로 나누어 ei-ratio를 구한다. 산출된 ei-ratio 값은 테이블 아래 Text Ratio란에 기록된다. 또한, 화면 우측 하단에 그래프가 그려져 있는데, 이는 심호흡하는 60초 동안의 심박수 변화량을 보여주는 심박수 변이 그래프이다. 이 그래프 상단에서 평균 심박수가 73임을 보여준다.

위에서 살펴본 기기 화면의 ECG 그래프로부터 각 Trace별로 가장 짧은 RR 구간과 가장 긴 RR 구간을 선택하고, 이러한 수치들을 이용하여 ei-ratio를 산출하는 일련의 모든 작업이 신경과 테크니션에 의해 수작업으로 이루어지고 있다.

다음은 앱을 이용한 RSA 측정에 대해서 설명한다. 지원자는 근전도 검사기를 이용한 경우와 마찬가지로 동일한 침상 위에서 동일한 상태로 측정에 임한다. 단지, 전극은 몸에 부착되지 않고, 대신 오른손의 중지 끝 부분을 앱이 설치된 스마트폰의 후면 카메라에 위치하고서, 동일한 방식으로 심호흡을 한다. Fig. 7은 측정을 종료한 후에 그 결과를 검색하여 보여준 검색 뷰이다. 뷰 상단에서 심호흡에 따른 심박수 변이 그래프를 보여준다. 그래프 파형의 상단에 위치한 빨강점이 들숨에 따른 극대값을 나타내며, 하단에 위치한 파랑점이 날숨에 따른 극소값을 나타낸다. 6번의 심호흡에 따른 6개의 극대값과 극소값이 표시되어 있는 것을 알 수 있다. 또한, Fig. 6과 Fig. 7은 동일 사용자에 대한 것으로, Fig. 7의 그래프 파형은 Fig. 6의 우측 하단에 위치한 심박수 변이 그래프와 그 패턴이 유사한 것을 알 수 있다. 검색 뷰 하단에서 RSA와 평균 심박수가 출력되고, 그 아래에 Table 1에 기준한 자율신경계 정상 여부가 출력된다. 여기서 'Not Measureable'로 출력되었는데, 그 이유는 측정시 사용자의 나이가 입력되지 않았기 때문이다.

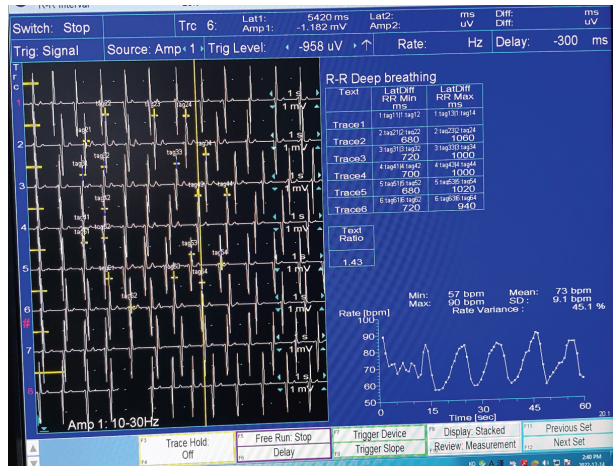


Fig. 6. The View of an Electromyography Device

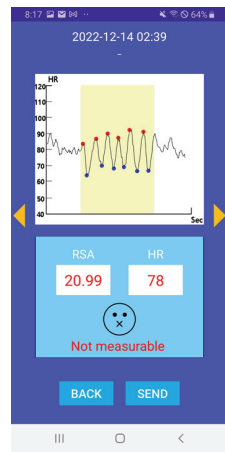


Fig. 7. The View of the Retrieved Data

Table 2는 지원자 8명에 대한 실험 데이터를 보여준다. 지원자별로 실험에 따른 자율신경계 테스트 결과로 ei-ratio, RSA, 평균 심박수를 각각 보여준다. ‘autonomic nervous system test’ 열에서 ei-ratio는 검사기의 측정 값이고, RSA는 앱의 측정 값이다. Fig. 8은 Table 2의 실험 데이터에 대해서 ei-ratio와 RSA 값에 대한 상관(correlation) 분석을 수행한 결과를 보여준다. 상관 분석에는 Pearson 방법이 적용되었으며, 이를 위해서 Python에서 라이브러리로 제공하는 pearsonr() 함수가 사용되었다. 상관 분석에 따른 상관계수는 0.98이다. 이는 ei-ratio와 RSA 값간에 매우 높은 상관관계를 갖는다는 것을 보여준다.

RSA 측정의 정확성은 심박수가 얼마나 정확하게 측정되었느냐에 따른다. 앱과 근전도 검사기 모두 심호흡 과정에서 평균 심박수를 측정하여 제공한다. 근전도 검사기의 심박수는 ECG로부터 측정된 것이며, 앱의 심박수는 PPG 방식으로 측정된 결과이다. ECG의 평균 심박수 관점에서 앱의 평균 심박수의 정확성을 오류 퍼센트(error%) 관점에서 분석하였다. 다음은 오류 퍼센트를 구하는 Equation (5)이다.

Table 2. The Experimental Results

volunteer	autonomic nervous system test		average heart rates	
	ei_ratio	RSA	the device	the app
1	1.37	23.45	79	76
2	1.43	20.99	73	78
3	1.15	9.65	76	75
4	1.51	25.17	88	87
5	1.15	8.13	74	72
6	1.06	4.02	61	59
7	1.28	15.28	70	71
8	1.32	15.68	93	93

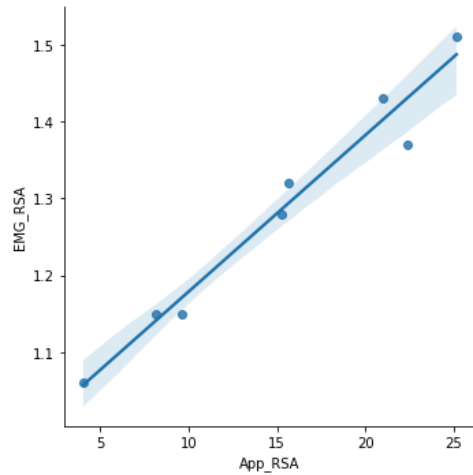


Fig. 8. The Correlation Analysis Over Results

$$\text{error\%} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N \frac{|\text{App_HR}_i - \text{ECG_HR}_i|}{\text{ECG_HR}_i}}{N} \right) * 100 \quad (5)$$

여기서 N은 지원자 수를 나타내며, i는 지원자의 식별자로 1, 2, ..., 8의 값을 갖는다. App_HR_i와 ECG_HR_i는 식별자가 i인 지원자에 대해서 앱으로부터 측정된 평균 심박수와 ECG(검사기)로부터 측정된 평균 심박수를 각각 나타낸다. 즉, 오류 퍼센트는 앱으로부터 측정된 각 평균 심박수의 오류율의 평균에 100을 곱하여 구한 것이다. 위의 식을 이용해서 계산된 앱의 오류 퍼센트는 2.5%에 불과하다. 이는 앱이 PPG로부터 심박수를 매우 정확하게 측정하였음을 보여준다. 또한, 이 결과는 앱의 정확한 RSA 측정을 뒷받침한다.

4. 결 론

심호흡을 통해서 심박수 변이를 측정하고, 이에 기반하여 자율신경계를 평가하는 것은 잘 알려진 방법으로 다양한 임상 분야에서 널리 이용되고 있다. 특히, 병원에서는 이를 위

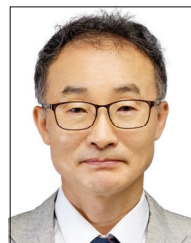
해서 고가의 장비와 전문가를 운용하고 있다. 논문에서는 스마트폰을 이용하여 언제 어디서나 간편하게 심호흡을 통해서 자율신경계를 테스트할 수 있는 앱을 개발하고, 실험을 통해서 개발된 앱을 검증하였다.

실험은 지원자 8명에 대해서 순천향대학교 천안병원 신경과 임상실에서 진행되었다. 각 지원자는 먼저 병원에 설치된 근전도 검사기를 이용하여 ei-ratio를 측정하였고, 다음에 개발된 앱을 이용하여 RSA를 측정하였다. 두 가지 방법에 의한 실험 결과에 대해서 Pearson 방법으로 상관 분석하였고, 그 결과는 병원 검사기에서 측정된 ei-ratio와 앱에서 측정된 RSA간에 0.98의 매우 높은 상관관계를 보여준다. 이는 앱과 병원 근전도 검사기의 두 결과가 매우 유사하다는 것을 보여준다. 또한, 앱에서 PPG 방식에 의해 측정된 평균 심박수가 근전도 검사기의 ECG에 의해 측정된 평균 심박수와 비교할 때 앱의 오류 퍼센트는 2.5%에 불과하다. 이는 앱이 PPG로부터 심박수를 매우 정확하게 측정하였음을 보여주며, 앱의 정확한 RSA 측정을 뒷받침해준다.

심호흡 방법에 의한 자율신경계 테스트는 당뇨병성 자율신경병증(diabetic autonomic neuropathy), 요독신경병증(uremic neuropathy), 가족자율신경병증(familial autonomic neuropathies), 다양한 소섬유 신경병증(various small fiber neuropathies) 등을 포함하여 다양한 자율신경계 이상 증세를 검사하는데 신뢰적으로 사용되고 있다[4]. 이와 같은 방식의 자율신경계 테스트가 현재는 대형 병원에서 고가의 장비와 전문가의 운용으로 이루어지고 있는 현실에서, 논문에서 개발된 스마트폰 앱은 자력을 포함하여 어느 곳에서도 간편한 방법으로 자율신경계를 자가 진단하는데 활용될 수 있다. 또한, 병원과 연계한 u-Healthcare 서비스에도 활용될 수 있을 것으로 본다. 앞으로 개발된 앱을 파키슨씨병 등 병원의 자율신경계 이상 환자에 대해서 적용하여 개발된 앱이 임상적으로도 유용하다는 것을 검증할 계획이다.

References

- [1] Larry R. Squire, *Encyclopedia of Neuroscience*, Academic Press, 2009.
- [2] F. Yasuma and J.-I. Hayano, "Respiratory sinus arrhythmia: Why does the heartbeat synchronize with respiratory rhythm?," *CHEST*, Vol.125, Iss.2, pp.683-690, 2004.
- [3] P. M. Lehrer and R. Gevirtz, "Heart rate variability bio-feedback: Current and potential applications," In J. J. Magnavita (Ed.), *Using technology in mental health practice* (pp.123-141). American Psychological Association. <https://doi.org/10.1037/0000085-008>
- [4] R. W. Shields, "Heart rate variability with deep breathing as a clinical test of cardiovagal function," *Cleveland Clinic Journal of Medicine*, Vol.76, Suppl.2, 2009.
- [5] D. Löllgen, M. Mueck-Weymann, and R. D. Beise, "The deep breathing test: Median-based expiration-inspiration difference is the measure of choice," *Muscle & Nerve*, Vol.39, No.4, pp.536-544, 2009.
- [6] P. Novak, "Quantitative autonomic testing, journal of visualized experiments," Vol.53, pp.1-24, 2011.
- [7] EMP/EP Systems, NEUROLITE Advanced Medical Solutions [Internet], <https://neurolite.ch/en/products/emgep>
- [8] R. Banerjee, A. Sinha, A. D. Choudhury, and A. Visvanathan, "PhotoECG: Photoplethysmography to estimate ECG parameters," *2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Florence, Italy, 2014, pp. 4404-4408.
- [9] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiological Measurement*, Vol.28, No.3, 2007.
- [10] M. Shabaan et al., "Survey: Smartphone-based assessment of cardiovascular diseases using ECG and PPG analysis," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, Vol.20, pp.1-16, 2020.
- [11] M. J. Gregoski et al., "Development and validation of a smartphone heart rate acquisition application for health promotion and wellness telehealth applications," *International Journal of Telemedicine and Applications*, Vol.2012, No.1, 2012.
- [12] Y. Nam, J. Lee, and K. H. Chon, "Respiratory rate estimation from the built-in cameras of smartphones and tablets," *Annals of Biomedical Engineering*, Vol.42, No.4, pp.885-898, 2014.
- [13] A. Nemcova et al, "Monitoring of heart rate, blood oxygen saturation, and blood pressure using a smartphone," *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.59, 2020.
- [14] Samsung Galaxy Watch review, [Internet], <https://www.techradar.com/reviews/samsung-galaxy-watch-review>
- [15] Apple Watch Series 7 review, [Internet], <https://www.toms.guide.com/reviews/apple-watch-7>
- [16] Camera API, [Internet], <https://developer.android.com/guide/topics/media/camera?hl=ko>



하 상 호

<https://orcid.org/0009-0001-6412-9634>

e-mail : hsh@sch.ac.kr

1988년 서울대학교 계산통계학과(학사)

1991년 서울대학교 계산통계학과(석사)

1995년 서울대학교 전산과학과(박사)

1997년~현 재 순천향대학교

컴퓨터공학과 교수

관심분야 : Programming Languages, u-Healthcare



추 창 우

<https://orcid.org/0009-0007-1895-643X>
e-mail : cnckddn0146@gmail.com
2023년 순천향대학교 컴퓨터공학과(학사)
관심분야 : Computer Vision,
Programming Language



박 종 규

<https://orcid.org/0000-0002-9261-790X>
e-mail : jkpark.oscillator@schmc.ac.kr
2006년 순천향대학교 의학과(학사)
2010년 순천향대학교 의학과 신경과학
(석사)
2019년~현 재 순천향대학교 천안병원
신경과 조교수
관심분야 : 퇴행성 뇌질환, 이상운동질환



석 진 명

<https://orcid.org/0000-0002-1418-2968>
e-mail : jm.seok@schmc.ac.kr
2006년 성균관대학교 의과대학 의학과
(학사)
2010년 성균관대학교 의과대학 신경과학
(석사)

2022년 성균관대학교 의과대학 신경과학(박사)
2022년~현 재 순천향대학교 의과대학 신경과교실 부교수
관심분야 : Neuroimmunology, Neuromuscular disorders



박 상 흠

<https://orcid.org/0000-0001-6605-1108>
e-mail : pparksh@schmc.ac.kr
1985년 순천향대학교 의과대학(학사)
1994년 순천향대학교 의과대학
병리학교실(석사)

1992년~현 재 순천향대학교 천안병원 소화기내과 교수
관심분야 : 췌장담도질환