

이산 웨이브렛 변환을 이용한 고각성 부정 감성의 GSR 신호 분석

Analysis of Galvanic Skin Response Signal for High-Arousal Negative Emotion Using Discrete Wavelet Transform

임현준* · 유선국** · 장원석*

Hyun-Jun Lim* · Sun-Kook Yoo** · Won Seuk Jang*

*연세대학교 의과대학 의학공학교실

*Department of Medical Engineering, Yonsei University College of Medicine

Abstract

Emotion has a direct influence such as decision-making, perception, etc. and plays an important role in human life. For the convenient and accurate recognition of high-arousal negative emotion, the purpose of this paper is to design an algorithm for analysis using the bio-signal. In this study, after two emotional induction using the 'normal' / 'fear' emotion types of videos, we measured the Galvanic Skin Response (GSR) signal which is the simple of bio-signals. Then, by decomposing Tonic component and Phasic component in the measured GSR and decomposing Skin Conductance Very Slow Response (SCVSR) and Skin Conductance Slow Response (SCSR) in the Phasic component associated with emotional stimulation, extracting the major features of the components for an accurate analysis, we used a discrete wavelet transform with excellent time-frequency localization characteristics, not the method used previously. The extracted features are maximum value of Phasic component, amplitude of Phasic component, zero crossing rate of SCVSR and zero crossing rate of SCSR for distinguishing high-arousal negative emotion. As results, the case of high-arousal negative emotion exhibited higher value than the case of low-arousal normal emotion in all 4 of the features, and the more significant difference between the two emotion was found statistically than the previous analysis method. Accordingly, the results of this study indicate that the GSR may be a useful indicator for a high-arousal negative emotion measurement and contribute to the development of the emotional real-time rating system using the GSR.

Key words: Emotion, Bio-signal, Galvanic Skin Response, Phasic Component, Discrete Wavelet Transform

요약

감성은 의사 결정, 지각 등에 직접적으로 영향을 미치며 인간의 삶에서 중요한 역할을 한다. 본 논문에서는 고각성 부정 감성의 편리하고 정확한 인식에 있어서, 생체신호를 이용한 분석 알고리즘을 설계하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 보통 / 공포 감성 유발 영상을 이용하여 두 감성을 유도한 후, 생체신호 중 간단한 피부전도도 신호를 측정하였다. 측정된 피부전도도에 대해 Tonic 성분과 Phasic 성분으로 분해하고 감성 자극과 관련된 Phasic 성분을

※ 본 연구는 산업통산자원부의 산업융합원천기술개발사업의 지원을 받아 연구되었음(No. 10047088).

† 교신저자 : 유선국 (연세대학교 의과대학 의학공학교실)

E-mail : SUNKYOO@yuhs.ac

TEL : 02-2228-1919

FAX : 02-363-9923

더 상세하게 SCVSR, SCSR로 분해하여 각 성분의 주요한 특징들을 추출함으로써, 정확한 분석을 하기 위해 기존의 사용된 방법이 아닌 우수한 시간-주파수 지역화 특성을 가진 이산 웨이브렛 변환을 사용하였다. 추출된 특징들은 Phasic 성분의 최댓값, Phasic 성분의 진폭, SCVSR의 영교차율, SCSR의 영교차율이다. 분석 결과, 4가지 특징들 모두 고각성 부정 감성의 경우가 저각성 보통 감성의 경우보다 더 높은 값을 나타내고, 기존의 분석 방법보다 통계적으로 두 감정 사이의 더 유의미한 차이를 확인할 수 있었다. 이에 따라 본 연구의 결과는 피부전도도가 고각성 부정 감성 측정에 대해 유용한 지표라는 것을 확인하였으며, 향후 피부전도도를 이용한 실시간 부정 감성 평가 시스템 개발에 기여할 수 있을 것을 나타낸다.

주제어: 감성, 생체신호, 피부전도도, Phasic 성분, 이산 웨이브렛 변환

1. 서론

일반적으로 감성은 심리학적으로 감수성이라 하며, 외부의 자극 또는 자극의 변화에 의한 감각이나 지각으로부터 인간의 내부에서 일어나는 고도의 심리적 체험으로써 쾌적감, 불편함 등의 복합적인 감정으로 인식하고 있다. 이는 인간의 의사 결정, 지각, 창의성 등에 직접적으로 영향을 미치며 인간의 삶에서 중요한 역할을 한다(Lewis, 1995; Brosch et al., 2013). 인간의 감성에는 다양하고 복잡한 감성들이 존재한다. 이 감성들을 판별하는 데 있어서 대표적으로 2가지 방법이 있다. 하나는 Ekman(1992)의 정의에 따라 인간의 기본 감정을 분노(Anger), 행복(Happy), 슬픔(Sadness), 공포(Fear), 놀람(Surprise), 혐오(Disgust)의 여섯 가지 범주로 나뉘어 어떠한 감정을 기본 감성의 한 부분으로 정의하는 것이고, 다른 하나는 Fig. 1과 같이 Russell(1980)의 감정 원형 모델로서 2개의 차원(가로 : 정서(Valence), 세로 : 각성(Arousal)) 축 위에 정도에 따라 감정 상태를 분류하는 것이다.

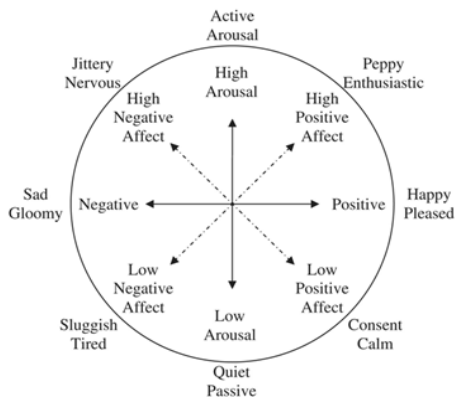


Fig. 1. A circumplex model of emotion

감성은 사람에 따라 각각 다르지만, 대표적으로 행동, 음성, 표정으로 나타난다(Bänziger et al., 2009). 최근 감성에 관심이 높아지고, 스마트 모바일 기술 및 웨어러블 기기가 개발되면서 인간의 편의를 향상시키는 것에서 나아가 이해하는 수준으로 발전 중인 인간과 컴퓨터 상호작용(Human-Computer Interface, HCI) 기술을 위한 감성 연구가 진행되고 있다(Bettadapura, 2012; Zhang et al., 2015; Soleymani, 2012). 감성 연구에는 표정과 동작 기반의 감성인식 방법과 음성 기반의 감성인식 방법도 있지만 본 논문에서는 생체신호 기반의 감성인식 방법을 이용하였다. 일반적으로 인간은 외부 자극에 따라 인체 내부의 자율신경계와 중추신경계의 각기 다른 반응이 나타나게 되는데, 자율신경계의 활성화에 따라 나타나는 생체신호를 측정하여 감성 판별이 가능하다(Christie, 2002). 생체신호 기반의 감성인식 방법은 센서 등을 이용하여 간단하게 생체신호를 측정할 수 있으며, 개인의 차이에 민감하지 않고 객관적으로 감성을 분석할 수 있다는 장점이 있다(Picard, 2001).

최근 스트레스에 지치고, 불규칙한 생활로 인해 불안장애를 겪는 현대인들이 증가하고 있다. 이러한 불안함, 화남, 긴장 등으로 인한 고각성 부정 감성(High-arousal negative emotion)은 인간의 활동에 부정적 영향을 미친다(Murry & Dacin, 1996; Ford, 2012). 따라서 본 논문에서는 생체신호를 이용하여 공포에 대한 고각성 부정 감성을 다루고자 한다. 인간의 생체신호로는 뇌파(Electroencephalogram, EEG), 심전도(Electrocardiography, ECG), 피부전도도(Galvanic Skin Response, GSR), 피부온도(Skin Temperature, SKT) 등이 있다. 이 중에서 간단하고 측정하기 쉬우며, 부정 감성과 관련된 자율

신경계의 활성도를 잘 나타내는 GSR를 이용하였다 (Singh, 2013; Tarvainen, 2000). GSR는 기본적으로 자율 신경계의 교감신경에 따라 감정상태가 흥분되었을 때 피부에 땀이 발생하여 피부의 전도성이 높아지게 되는데 전류를 인가한 피부 위의 2개의 전극 사이의 전압을 측정하여 획득할 수 있다. 이 GSR은 크게 Tonic 성분(Skin Conductance Level, SCL)과 Phasic 성분(Skin Conductance Response, SCR)으로 이루어져 있다. Tonic 성분은 GSR의 배경 신호로서 체온 또는 외부 온도에 영향을 받는 땀샘의 일반적인 활성을 의미하고, Phasic 성분은 배경 신호를 기반으로 자극에 따라 빠르게 진동하며 변하는 성분이다(Swangnetr et al., 2012). 빠른 진동의 Phasic 성분은 내부/외부 자극의 결과로서, 감정의 긴장 수준과 밀접한 관련이 있다(Heino et al., 1990). 그러므로 GSR는 공포나 불안 등 고각성 부정적인 감성 측정에 대한 유용한 지표로 사용되고 있다.

그러나, GSR은 일반적으로 동적(non-stationary) 특성과 잡음으로 인해 분석의 정확도가 떨어지는 현상이 발생한다. 이를 극복하고 정확히 분석하기 위해서 이전 연구들에서 많은 시도가 있어 왔다. Wu(2010)의 연구에서는 GSR로부터 잡음을 제거하기 위한 0.3 Hz 2차 버터워스 구조를 가진 저역 통과 필터 처리와 신호를 부드럽게 해주기 위해 25초 hanning averaging window 처리하고 GSR의 변화를 반영하는 최댓값, 최솟값을 추출하여 분석하였다. Goshvarpour (2014)의 연구에서는 GSR로부터 잡음을 제거하기 위해 1 Hz 버터워스 구조를 가진 저역 통과 필터 처리를 하고 특징으로 GSR의 평균, 표준편차, 진폭, 상승 곡선 시간을 추출하였고, Aldemir & Tokmakci(2015)의 연구에서도 시간 영역에서의 GSR 진폭을 특징으로 추출하여 분석하였다.

위와 같은 이전 연구들과 달리, 본 논문에서는 GSR 신호 자체의 분석이 아닌 GSR에서 배경 신호인 Tonic 성분을 제외한 자극으로 인한 감정의 변화와 밀접한 관련이 있는 Phasic 성분을 분해하고 Phasic 성분들의 주요한 특징들을 추출함으로써 부정 감성에 대해 더 정확한 분석을 하기 위한 이산 웨이브렛 변환 기법 기반의 알고리즘 구현을 목표로 한다. 이를 통해 시대에 맞춰 현대인들을 위한 실시간 부정 감성 평가 시스템 개발에 기초 데이터를 제공하고자 한다.

2. 웨이브렛 변환의 정의

어떠한 신호에 대해 주파수 성분을 분석하기 위해서는 신호 변환 과정이 필요하다. 변환은 시간에 따라 변하는 시간 영역상의 신호를 주파수 영역으로 변환시키는 것을 말하며, 대표적으로 푸리에 변환(Fourier transform)과 본 논문에서 사용한 웨이브렛 변환(Wavelet transform)이 있다. 웨이브렛 변환은 기존 푸리에 변환과 같이 기저함수들의 집합으로 신호를 분해하여 분석한다는 점에서 비슷하지만, 기저함수로서 모 웨이브렛(Mother wavelet)을 사용한다는 점에서 우수한 시간-주파수 지역화(Time-Frequency Localization) 특성이 있다(Daubechies, 1990). 웨이브렛 변환이 응용에 잘 적용되기 위해서는 기저함수인 모 웨이브렛을 주로 분석하고자 하는 원 신호와의 유사성을 기반으로 선택해야 한다(Najarian & Splinter, 2006). 여러 모 웨이브렛 중 대표적인 Daubechies (dbN), Symlets (symN), Coiflets (coifN)은 빠른 계산 알고리즘을 지원할 수 있는 직교성과 압축성의 속성을 가지고 있다. 그러나 대칭성 모양의 coifN, symN와는 달리 비대칭 모양의 dbN이 GSR 파형과 밀접하게 일치하는 것으로 확인되었다. dbN 웨이브렛에는 아래 Fig. 2와 같이 차수(N)에 따라 여러 파형이 존재한다(Misiti et al., 1996).

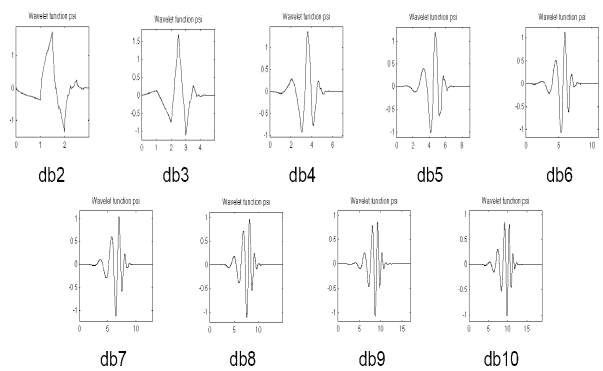


Fig. 2. The family of Daubechies Wavelets: dbN

웨이브렛 변환에는 연속 웨이브렛 변환(Continuous wavelet transform, CWT)과 이산 웨이브렛 변환(Discrete Wavelet Transform, DWT)이 있다. 연속 웨이브렛 변환은 모 웨이브렛을 확장/축소의 스케일링 (scaling)하고, 이동시켜 얻어낸 변환을 말한다. 따라서 연속적인 시간에 대해 신호의 주파수 성분이 어떻

게 변하는지 분석할 수 있다. 그러나 연속 웨이브렛 변환은 중복성이 높아 신호인식 및 분류에 많은 정보를 제공하게 되어 오류가 발생할 가능성이 높다. 또한, 전체 시간 영역에 따라 계산하기 때문에 많은 계산량과 데이터를 필요로 하게 된다. 이러한 단점을 극복한 것이 이산 웨이브렛 변환이다. 이산 웨이브렛 변환은 2의 배수 시스템과 같이 신호를 서로 다른 이분 주파수 대역으로 분해하는 것으로, 직교 웨이브렛을 이용하여 중복성이 발생하지 않아 효율적이다. 이를 자세히 살펴보면, 이산 웨이브렛 변환의 분해 트리는 입력 신호의 주파수 서브 대역을 유도하기 위해 저역 통과 및 고역 통과 필터를 사용하여 구성된다. 입력 신호의 주파수 대역을 이분하는 두 필터로 처리할 때, 시간-주파수 표현 계수를 얻게 된다. 저역 통과 필터로부터 유도된 저주파 성분의 필터 계수는 근사(Approximation) 계수, 고역 통과 필터로부터 유도된 고주파 성분의 필터 계수는 상세(Detailed) 계수라고 한다. 이산 웨이브렛 변환 기준 레벨에서의 분해 과정은 Fig. 3과 같다. 또한, 이산 웨이브렛 필터 처리가 반복적으로 진행될수록 근사 계수는 계속해서 다음 레벨로 새로운 근사 및 상세 계수로 나누어진다. 이를 이산 웨이브렛 다분해 과정이라 한다(Fig. 4). 여기서 분해 레벨은 입력 신호의 관심 주파수 범위에 전적으로 의존한다(Misiti et al., 1996).

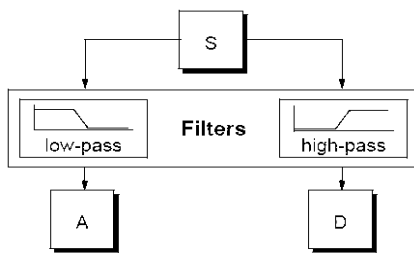


Fig. 3. DWT filtering process

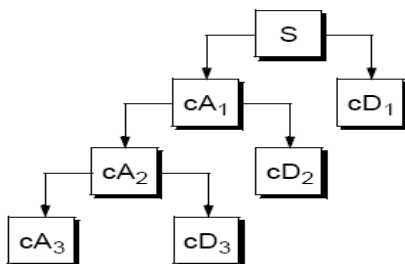


Fig. 4. Wavelet decomposition tree

3. 연구 방법

3.1. 실험환경 및 프로토콜

피험자는 정신 질환이 없는 건강한 20대 남자 10명을 대상으로 감성유발 영상을 이용하여 실험을 진행하였다. 나이는 23~29세이고 평균나이는 26.1(± 2.3)세이다. 감성유발 실험에 앞서 피험자의 질병 여부, 수면시간, 교감신경에 영향을 줄 수 있는 약물복용 여부와 감성상태에 대한 설문은 실시했으며, 감성의 안정상태 유지를 위해 의자를 이용해 최대한 편안한 자세에서 생체신호 측정을 위한 전극을 부착하였다. GSR 전극은 오른손 중지와 약지에 부착되었고, 움직임에 의한 잡음을 최소화하기 위해 가능한 한 움직임을 자제하도록 권유하였다. 실험 환경은 6평 정도의 조용하고 쾌적한 방에서 이루어졌으며, 실험이 진행되는 동안 원활한 감성 유발을 위하여 극장과 같이 어둡고 웅장한 음향 환경을 조성하였다. 실험 진행자는 피험자와 다른 공간에서 피험자를 관측하였다. 감성유발 영상은 공포감·불쾌감을 자극하여 각성도가 높은 부정 감성을 유도할 수 있는 일반적으로 알려진 공포·범죄 영화 ‘Saw3’와 각성도가 낮은 보통 감성을 유도하기 위한 다큐멘터리 영상 ‘인간의 두 얼굴’을 각각 5분으로 편집하여 빔 프로젝터를 이용해 스크린을 통해 보여주었다. 실험에 사용된 영상은 Fig. 5와 같다.

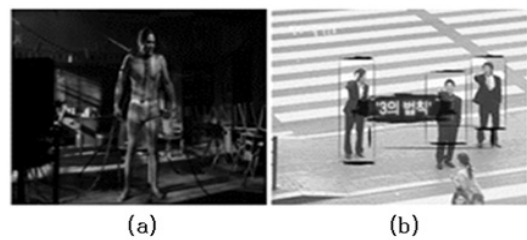


Fig. 5. Emotional induction videos, (a) Fear (b) Normal

두 감정을 유도하는 시간은 하루에 한 영상씩 상영하여 각각 5분으로 모든 피험자에게 동일한 시간 동안 자극을 주었다. 피험자에게 감성유발 영상을 보여준 후 영상에 대한 피험자의 심리지수를 평가하기 위해 Bradley & Lang(1994)에 의해 개발된 감성 평가 도구 SAM (Self Assessment Manikin)을 사용하였다. SAM은 자기 설문 평가로서 정서(Valance) 척도, 각성(Arousal) 척도를 각각의 단계에 대해 시각적으로 표현하여 주어진 자극에 대해 피험자의 감성적 반응

을 측정할 수 있다(Lang, 1980). Fig. 6과 같이 피험자는 자신의 현재 감정 상태를 2가지 척도에 대해 1-9 단계로 표시하여 보통 감성과 공포(부정) 감성이 적절히 유도되었는지 평가하였다.

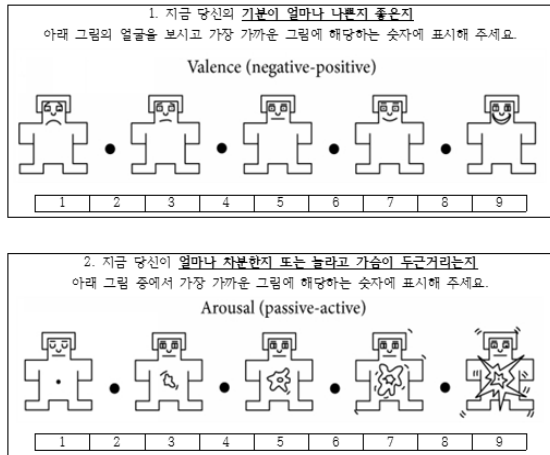


Fig. 6. Self-Assessment Manikin

3.2. 데이터 획득

피험자의 GSR를 측정하기 위해 Biopac System社의 Biopac MP-150을 이용하였고, 32 Hz로 샘플링된 데이터를 획득하였다.

3.3. GSR 신호 처리 및 특징 추출

본 논문에서 제안하는 GSR 신호 처리 및 특징 추출 과정의 분석 알고리즘은 Fig. 7과 같다.

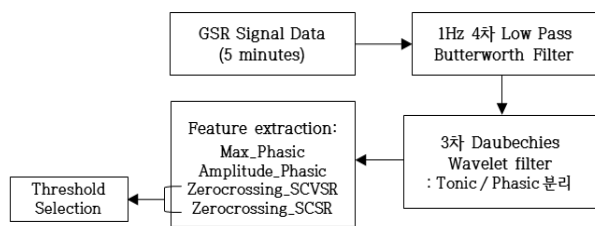


Fig. 7. GSR analysis algorithms for signal processing and feature extraction

먼저, GSR에서의 움직임으로 인한 잡음과 직류성분을 제거하기 위해 IIR 구조의 1 Hz 4차 버터워스 구조를 가진 저역 통과 필터 처리를 해주었다. 다음으로, 이산 웨이브렛 변환을 이용하여 GSR 신호를 Tonic 성분과 Phasic 성분으로 분해하고, 감성 자극과 관련된 Phasic 성분의 특정 주파수 대역인 SCVSR

(Skin Conductance Very Slow Response) 신호와 SCSR (Skin Conductance Slow Response) 신호를 구했다. 여기서 모 웨이브렛은 원 GSR 신호를 가장 잘 나타내주는 3차 Daubechies 웨이브렛(db3)을 이용하였다 (Swangnetr et al., 2012). SCVSR 신호와 SCSR 신호는 각각 Phasic 성분의 [0-0.08] Hz와 [0-0.2] Hz 주파수 대역 신호를 의미한다. 32 Hz GSR의 대응하는 주파수 대역폭 및 분해 레벨은 Table 1과 같고, 이산 웨이브렛 다분해 과정의 신호 성분을 파형으로 나타내면 Fig. 8과 같다.

Table 1. GSR frequency bandwidth of the wavelet decomposition levels

Frequency bandwidth (Hz)	Decomposition level	Frequency bandwidth (Hz)	Decomposition level
0~8	A1	8~16	D1
0~4	A2	4~8	D2
0~2	A3	2~4	D3
0~1	A4	1~2	D4
0~0.5	A5	0.5~1	D5
0~0.25	A6	0.25~0.5	D6
0~0.125	A7	0.125~0.25	D7
0~0.0625	A8	0.0625~0.125	D8
0~0.03125	A9	0.03125~0.0625	D9
0~0.015625	A10	0.015625~0.03125	D10

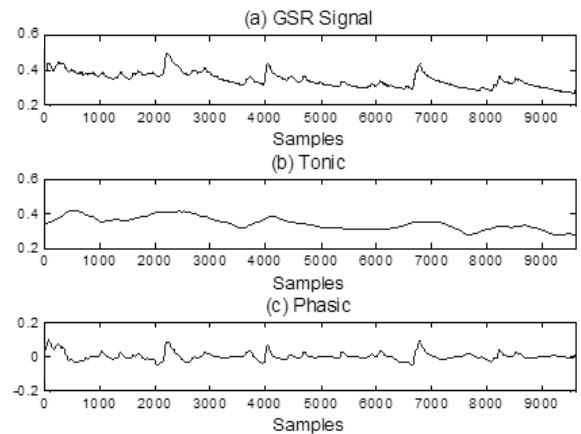


Fig. 8. Discrete Wavelet Transform of GSR, (a) GSR signal (b) Tonic component (c) Phasic component

이산 웨이브렛 다분해 과정을 통해 저주파 성분을 나타내는 최고 레벨의 근사 계수(A10)는 신호의 본질인 Tonic 성분(b)을 의미하고, GSR의 2가지 성분 구성에 따라 Equation 1과 같이 원 GSR 신호(a)에서

Tonic 성분(b)을 빼줌으로서 Phasic 성분(c)을 계산하였다. Phasic 성분의 SCVSR 신호(0-0.08 Hz)는 A8에 A10을 빼줌으로서 근사적으로 0.016-0.06 Hz로 구성하였고, SCSR 신호(0-0.2 Hz)는 A6에 A10을 빼줌으로서 근사적으로 0.016-0.25 Hz로 구성하였다.

$$Phasic = GSR - Tonic \quad (1)$$

위 방법으로부터 GSR에 대해 저각성 보통 감성과 고각성 부정의 공포 감성의 긴장 정도를 판단하기 위해 4가지 특징들(Phasic 성분의 최대값, Phasic 성분의 진폭, SCVSR 신호의 영교차율, SCSR 신호의 영교차율)을 추출하였다. Phasic 성분의 최대값과 진폭은 시간에 따라 변하는 신호에 대해 연속적인 변화를 감지하기 위해 1분 동안의 신호를 기본으로 계산하였으며 30초씩 이동하는 Sliding window 방법을 이용하였다(Fig. 9).

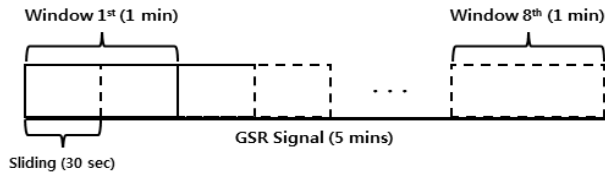


Fig. 9. Feature extraction method for Maximum Value and Amplitude of Phasic Component

Phasic 성분의 최대값은 Equation 2와 같이 감성 유발 1분 동안의 Phasic 성분의 최대치를 나타내며, Phasic 성분의 진폭은 Equation 3과 같이 감성 유발 1분 동안의 Phasic 성분의 최대치와 최소치의 차를 말한다. Phasic 성분의 최대값과 진폭은 불안함, 불쾌함 등의 감성의 긴장 수준과 연관되어 값이 커지면 교감신경의 활동이 활성화되었다는 것을 의미한다(Geer, 1966).

$$Phasic_{max} = \max(Phasic_{1min}) \quad (2)$$

$$Phasic_{amp} = \max(Phasic_{1min}) - \min(Phasic_{1min}) \quad (3)$$

영교차율은 분석구간 내에서 신호 파형이 영점(Zero)축과 교차하는 횟수를 의미한다. 왜 자극이나 불쾌 자극 등으로 각성도가 높은 흥분상태에 있을 때 감성의 변화로 인하여 교감신경의 활동이 활발해져 신호의 진동이 발생하게 되고 이것이 지속되면서 저

각성 보통 감성보다 고각성 부정의 공포 감성 시에 영교차율이 크게 된다. SCVSR 신호와 SCSR 신호의 5분 동안의 영교차율을 추출하는데 있어 Fig. 10과 같이 추가적인 신호 처리를 하였다. 각 피험자에게서 구한 SCVSR 신호와 SCSR 신호의 영교차율을 추출하는 과정에서 개인 간의 차이의 영향을 받지 않도록 0-1의 크기로 정규화 처리를 하고, 정규화된 신호의 중간값을 문턱치로 지정하여 신호가 얼마나 진동하는지에 대해 영교차율을 구하였다. Fig. 11은 SCVSR 신호에 대해 영교차율 추출 과정을 그래프로 나타내었다.

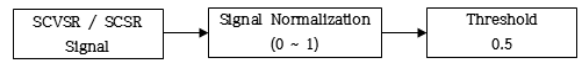


Fig. 10. Processing procedures of SCVSR / SCSR signal for zero-crossing rate extraction

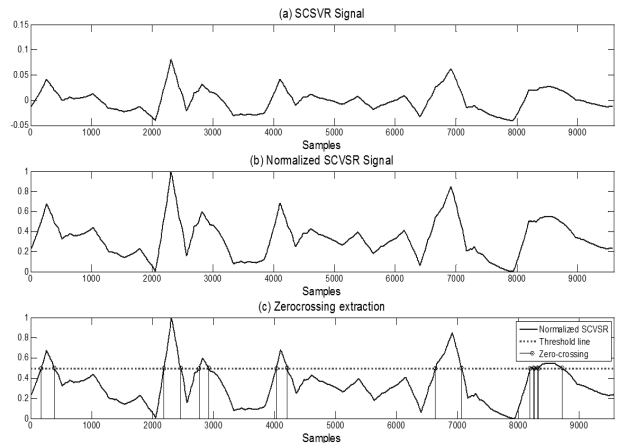


Fig. 11. Zero-crossing rate extraction from SCVSR signal

4. 연구 결과

4.1. SAM을 이용한 피험자 감정 상태 평가

감성 유발 영상을 이용한 실험에 따라 피험자의 현재 감정 상태를 확인하기 위해 SAM을 이용하였다.

Table 2는 실험이 끝난 후 10명의 피험자에게 SAM을 한 결과이다. 9단계 수준의 SAM은 피험자가 평가하는 감정 상태에 점수를 할당하고 피험자 전체의 평균과 분포 정도를 나타냈다. 감성 유발 영상을 보여준 후 피험자 스스로 자신의 감정 상태를 평가를 한 결과, 5점을 중간으로 기준하여 저각성 보통 자극에 대해서는 평균 정서(Valence) 수준이 5.2로 보통의 정서 정도가 나타났고, 평균 긴장(Arousal) 수준이 1.2로 긴

Table 2. Subjectively evaluated Self-Assessment Manikin results and emotional states according to the evaluation

Induced Emotion	Scale	Score									Mean	Emotional states
		1	2	3	4	5	6	7	8	9		
Normal	Valence	0	0	0	0	8	2	0	0	0	5.2	Normal
	Arousal	8	2	0	0	0	0	0	0	0	1.2	
Fear	Valence	0	4	5	1	0	0	0	0	0	2.7	General Displeasure
	Arousal	0	0	0	0	1	0	1	3	5	8.1	

장이 없는 매우 편안한 감정상태가 나타났다. 고각성 부정의 공포 자극에 대해서는 평균 정서 수준이 2.7로 대체로 불쾌한 상태가 나타났고, 평균 긴장 수준이 8.1로 매우 각성된 긴장한 상태가 나타났다. 그러므로 위에서 언급한 Russell(2003)의 감정 원형 모델에 따라 실험에서 사용된 2가지 감정 유발 영상이 의도한 대로 피험자에게 저각성 보통 감성과 고각성 부정 감성이 적절히 유도됐음을 나타내주고 있다.

4.2. 추출된 특징

GSR는 교감신경계의 반응에 민감하게 반응하는 생체신호다. 예를 들어, 흥분을 하거나 긴장을 하면 교감신경에 따라 피부의 땀샘 활성이 증가하여 전극을 통해 측정되는 GSR에 영향을 미치게 된다. 따라서 Fig. 12와 같이 고각성 부정의 공포(fear) 감정 시 교감신경이 더 활발해짐에 따라 원 GSR 신호에서 진동이 많거나 더 높은 값을 나타내게 된다. SAM 결과로 검증된 2가지 감정 유발 자극에 따라 변하는 신호의 크기, 진동과 관련된 GSR Phasic 성분의 주요한 4가지 특징들을 추출하여 비교, 분석하였다.

먼저, 저각성 보통 감성(Normal)과 고각성 부정 감성(Fear)에서의 추출된 4가지 특징별 평균과 측정의 표준

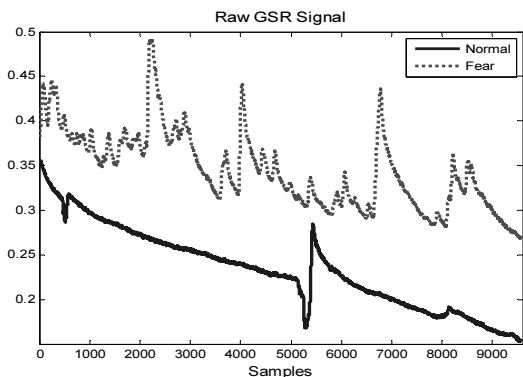


Fig. 12. Raw GSR Signal for Normal and Fear emotion

Table 3. Descriptive statistics of the major 4 features

Feature	Emotion	N	Mean	SEM
Maximum value of Phasic	Normal	80	0.389	0.019
	Fear	80	0.500	0.018
Amplitude of Phasic	Normal	80	0.772	0.035
	Fear	80	0.913	0.022
Zero crossing rate of SCVSR	Normal	10	9.400	1.586
	Fear	10	15.200	1.489
Zero crossing rate of SCSR	Normal	10	10.100	1.538
	Fear	10	23.100	2.157

오차는 Table 3과 같고, 각 특징별 평균값 차이를 비교하기 위해 Shapiro-Wilk normality test를 이용한 정규성 검정 결과 Phasic 성분의 최댓값, 진폭에 대해서는 유의수준 95%에서 유의확률 0.05 미만으로 귀무가설을 기각하여 정규성을 따르지 않는 것으로 가정하였다. SCVSR과 SCSR의 영교차율에 대해서는 유의확률 0.05를 초과해 귀무가설을 기각할 수 없는 것으로 보아 정규성을 따르는 것으로 가정하였다. 따라서 정규성을 따르지 않는 변수(Phasic의 최댓값, 진폭)에 대한 유의성 검증은 비모수 검정인 Wilcoxon signed rank test, 정규성을 따르는 변수(SCVSR과 SCSR의 영교차율)에 대한 유의성 검증은 모수적 검정인 Paired t-test를 실시하였다.

4.2.1. Phasic의 최댓값

Fig. 13은 10명의 피험자에 대해 전체 5분 동안의 보통 감성과 부정 감성 시 Phasic 성분의 최댓값의 평균을 나타낸 것이다. Phasic 성분의 최댓값의 평균이 보통 감성의 경우 0.389, 부정 감성의 경우 0.5로 부정 감성일 경우 값이 더 높아짐을 알 수 있다. 이는 공포 감성유발 영상을 볼 때 긴장감이나 불쾌감으로 인해 GSR이 활성화되어 신호의 크기가 커진 결과를 나타



Fig. 13. Maximum values in Phasic component for Normal and Fear emotion. Statistically significant value compared with emotion group by Wilcoxon signed rank test (** $p < 0.001$)

낸 것이며, 두 감성 간 Phasic 성분의 최댓값의 평균에 대해 유의수준 0.05에서 유의확률 0.0001으로 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 확인하였다.

4.2.2. Phasic의 진폭

Fig. 14는 10명의 피험자에 대해 전체 5분 동안의 보통 감성과 부정 감성 시 Phasic 성분의 진폭의 평균을 나타낸 것이다. Phasic 성분의 진폭의 평균이 보통 감성의 경우 0.772, 부정 감성의 경우 0.913으로 부정 감성일 경우 값이 더 높아짐을 알 수 있다. 이 역시 부정 감성의 경우 긴장감이나 불쾌감으로 인한 GSR이 활성화된다는 결과를 나타낸 것이며, 두 감성 간 Phasic 성분의 진폭의 평균에 대해 유의수준 0.05에서 유의확률 0.0001 미만으로 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 확인하였다.



Fig. 14. Amplitude in Phasic component for Normal and Fear emotion. Statistically significant value compared with emotion group by Wilcoxon signed rank test (** $p < 0.001$)

4.2.3. SCVSR의 영교차율

Fig. 15는 10명의 피험자에 대해 전체 5분 동안의 보통 감성과 부정 감성 시 SCVSR의 영교차율 값의 평균을 나타낸 것이다. SCVSR의 영교차율의 평균이 보통 감성의 경우 9.4, 부정 감성의 경우 15.2로 부정 감성일 경우



Fig. 15. Zero-crossing rate in SCVSR signal for Normal and Fear emotion. Statistically significant value compared with emotion group by Paired t-test ($* p < 0.05$)

값이 더 높아짐을 알 수 있다. 영교차율은 진동수를 의미하므로 부정 감성 시 GSR이 활성화되어 진동이 많아진다는 결과를 나타낸 것이며, 두 감성 간 SCVSR의 영교차율의 평균에 대해 유의수준 0.05에서 유의확률 0.0206으로 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 확인하였다.

4.2.4. SCSR의 영교차율

Fig. 16는 10명의 피험자에 대해 전체 5분 동안의 보통 감성과 부정 감성 시 SCSR의 영교차율 값의 평균을 나타낸 것이다. SCSR의 영교차율의 평균이 보통 감성의 경우 10.1, 부정 감성의 경우 23.1로 부정 감성일 경우 값이 더 높아짐을 알 수 있다. SCVSR에서와 마찬가지로, 부정 감성의 경우 보통 감성일 경우보다 진동이 더 많음을 알 수 있고, 두 감성 간 SCSR의 영교차율의 평균에 대해 유의수준 0.05에서 유의확률 0.0001 미만으로 통계적으로 유의미한 차이가 있음을 확인하였다.



Fig. 16. Zero-crossing rate in SCSR signal for Normal and Fear emotion. Statistically significant value compared with emotion group by Paired t-test (** $p < 0.001$)

4.3. 성능 비교

본 논문에서는 GSR에서 감성 자극과 관련된 Phasic 성분만을 분리하여 특징을 추출한 데 비해, 위에서 언급한 기존 연구들은 GSR 신호 자체에서 특징을 추출하여 분석하였다. 본 논문에서 제안하는 신호 처리 및 특징 추출의 분석 알고리즘 성능을 평가하기 위해 사용된 2가지 감성 자극에 대해 추출한 특징을 이용하여 기존 연구와 결과를 비교하였다. 기존 연구의 특징은 GSR 평균, 표준 편차, 진폭으로 선정하였다. 마찬가지로, 저각성 보통 감성(Normal)과 고각성 부정 감성(Fear)에서의 선정된 특징에 대해 평균값 차이가 유의성을 나타내는지 분석하였다. 정규성 검정을 통해 정규성을 따르지 않는 것을 확인하였으며, 이에 비모수 검정(Wilcoxon signed rank test)을 실시하였다. 분석 결과, 본 논문에서 제안한

알고리즘을 통해 추출한 특징에 비해 통계적으로 유의미한 차이가 없거나 미미한 결과를 나타냈다(Table 4).

Table 4. Descriptive statistics of the 3 features in previous studies

Feature	Emotion	N	Mean	SEM	p
Mean of GSR	Normal	10	0.431	0.167	0.07
	Fear	10	1.071	0.466	
Standard deviation of GSR	Normal	10	0.151	0.038	0.045*
	Fear	10	0.240	0.035	
Amplitude of GSR	Normal	10	1.360	0.381	0.029*
	Fear	10	2.034	0.418	

* p<0.05

5. 결론 및 토의

감성을 측정하는 생체신호 시스템으로는 EEG, ECG, SKT, GSR 등이 있다. 그러나 예를 들어 EEG 같은 경우, 측정 시 두피에 부착하는 복잡한 전극들과 피부에 부착 용을 야기하는 전도성 젤 등으로 인해 큰 불편함과 거부감을 야기하며 병원이나 실험실이 아닌 일상생활에서는 EEG를 기록하기가 어려운 제한사항이 있다(Norton et al., 2015). 따라서 본 연구에서는 다른 생체신호보다 측정의 제한사항이 없고 간단한 생체신호인 GSR을 이용하여 감성 유발 영상에 따른 신호를 분석하였다.

GSR은 신호 특성으로 인해 공포나 스트레스 등 부정적인 감성 측정에 대한 유용한 지표로 사용되고 있다. 이에 기존 연구에서는 주관적인 신호처리 방법과 GSR 전체 신호의 특징만을 추출하여 분석하였다. 그러나 본 논문은 GSR 신호의 2가지 성분 중 감성 자극과 관련된 Phasic 성분만을 분해하고 GSR 변화를 잘 나타내주는 특징들을 추출하는 분석 알고리즘을 제안하였다. 이에 사용된 이산 웨이블릿 변환 기법은 잡음 제거가 가능할 뿐더러, GSR 신호의 감성과 관련된 특정 주파수 대역인 Phasic 성분, SCVSR 신호, SCSR 신호를 찾는 데 용이하다. 이로써, 감성과 관련된 특정 주파수 대역의 주요한 특징들을 추출하여 부정 감성의 GSR를 정확하게 분석하고, GSR이 부정 감성 인식에서 중요한 파라미터라는 것을 확인할 수 있다.

따라서 본 연구에서 저각성 보통 감성과 고각성 부정의 공포 감성에 따라 각각 GSR 중 감성의 긴장 수준과 밀접한 관련이 있는 Phasic 성분의 주요한 4가지 특징들을 추출하여 분석한 결과, 위 4가지 특징들 모두 부정 감성의 경우 더 높은 수치를 나타내고 10명의 피

험자의 두 감성에 대한 특징 간 차이에서 기존의 분석 방법보다 통계적으로 더 유의미한 차이가 있음이 확인하였다. 이는 보다 부정 감성 인식의 정확도를 높일 수 있을 거라 생각된다. 더 나아가 HCI를 위한 감성 연구 기술을 발전시키고 현대인에 적용하여 일상생활에서 스트레스, 불쾌함 등 부정 감성을 관리할 수 있는 실시간 부정 감성 평가 시스템 개발에 기여가 가능할 것으로 사료된다. 추후 연구로 추출된 특징 파라미터에 대해 Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM) 등과 같은 패턴 인식 알고리즘을 적용하여 부정 감성 유무에 대한 예측 정확도를 밝힐 수 있을 것이다. 또한, 특징 파라미터 뿐만 아니라 피험자 수를 늘리거나 성별, 연령 등의 인구통계적 특성도 고려하여 본 연구의 결과를 보다 일반화하기 위한 연구가 지속되어야 한다.

REFERENCES

Aldemir, R., & Tokmakci, M. (2015). Investigation of respiratory and heart rate variability in hypertensive patients. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 23(1), 67-79. DOI: 10.3906/elk-1211-110

Bänziger, T., Grandjean, D., & Scherer, K. R. (2009). Emotion recognition from expressions in face, voice, and body: the Multimodal Emotion Recognition Test (MERT). *Emotion*, 9(5), 691-704. DOI: 10.1037/a0017088

Bettadapura, V. (2012). Face expression recognition and analysis: the state of the art. arXiv preprint arXiv: 1203.6722.

Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1), 49-59. DOI: 10.1016/0005-7916(94)90063-9

Brosch, T., Scherer, K. R., Grandjean, D. M., & Sander, D. (2013). The impact of emotion on perception, attention, memory, and decision-making. *Swiss Medical Weekly*, 143, w13786. DOI: 10.4414/smw.2013.13786

Christie, I. C. (2002). *Multivariate discrimination of emotion-specific autonomic nervous system activity*. Unpublished master's thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA.

Daubechies, I. (1990). The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *IEEE*

- Transactions on Information Theory*, 36(5), 961-1005. DOI: 10.1109/18.57199
- Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition & Emotion*, 6(3-4), 169-200. DOI: 10.1080/02699939208411068
- Ford, J. H., Addis, D. R., & Giovanello, K. S. (2012). Differential effects of arousal in positive and negative autobiographical memories. *Memory*, 20(7), 771-778. DOI: 10.1080/09658211.2012.704049
- Geer, J. H. (1966). Fear and autonomic arousal. *Journal of Abnormal Psychology*, 71(4), 253-255. DOI: 10.1037/h0023544
- Goshvarpour, A., Abbasi, A., & Goshvarpour, A. (2014). Impact of Music on College Students: Analysis of Galvanic Skin Responses. *Applied Medical Informatics*, 35(4), 11-20.
- Heino, A., Van der Molen, H.H., & Wilde, G.J.S. (1990). *Risk-homeostatic processes in car following behaviour: electrodermal responses and verbal risk estimates as indicators of the perceived level of risk during a car-driving task*. Groningen, NL: Traffic Research Center.
- Lang, P. J. (1980). Behavioral treatment and bio-behavioral assessment: Computer applications.
- Lewis, M. (1995). Self-conscious emotions. *American scientist*, 83(1), 68-78.
- Najarian, K., & Splinter, R. (2005). *Biomedical signal and image processing*. CRC press.
- Norton, J. J., Lee, D. S., Lee, J. W., Lee, W., Kwon, O., Won, P., ... & Umunna, S. (2015). Soft, curved electrode systems capable of integration on the auricle as a persistent brain - computer interface. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 112(13), 3920-3925. DOI: 10.1073/pnas.1424875112
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J. M. (1996). Wavelet toolbox. *The MathWorks Inc., Natick, MA*, 15, 21.
- Murry, J. P., & Dacin, P. A. (1996). Cognitive moderators of negative-emotion effects: Implications for understanding media context. *Journal of Consumer Research*, 22(4), 439-447. DOI: 10.1086/209460
- Picard, R. W., Vyzas, E., & Healey, J. (2001). Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(10), 1175-1191. DOI: 10.1109/34.954607
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39, 1161-1178. DOI: 10.1037/h0077714
- Singh, N. (2013). *Arousal Level Determination in Video Game Playing Using Galvanic Skin Response* (Doctoral dissertation, Thapar University, Patiala).
- Soleymani, M., Pantic, M., & Pun, T. (2012). Multimodal emotion recognition in response to videos. *IEEE transactions on affective computing*, 3(2), 211-223. DOI: 10.1109/t-affc.2011.37
- Swangnetr, M., & Kaber, D. B. (2013). Emotional state classification in patient - robot interaction using wavelet analysis and statistics-based feature selection. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 43(1), 63-75. DOI: 10.1109/tsmca.2012.2210408
- Tarvainen, M. P., Karjalainen, P. A., Koistinen, A. S., & Valkonen-Korhonen, M. V. (2000). Principal component analysis of galvanic skin responses. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2000. Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE* (Vol. 4, pp. 3011-3014). IEEE. DOI: 10.1109/iembs.2000.901513
- Wu, G., Liu, G., & Hao, M. (2010). The analysis of emotion recognition from GSR based on PSO. In *Intelligence Information Processing and Trusted Computing (IPTC), 2010 International Symposium on* (pp. 360-363). IEEE. DOI: 10.1109/iptc.2010.60
- Zhang, W., Meng, X., Li, Z., Lu, Q., & Tan, S. (2015). Emotion Recognition in Speech Using Multi-classification SVM. In *Ubiquitous Intelligence and Computing and 2015 IEEE 12th Intl Conf on Autonomic and Trusted Computing and 2015 IEEE 15th Intl Conf on Scalable Computing and Communications and Its Associated Workshops (UIC-ATC-ScalCom), 2015 IEEE 12th Intl Conf on* (pp. 1181-1186). IEEE. DOI: 10.1109/uic-atc-scalcom-cbdcom-iop.2015.215

원고접수: 2016.07.28

수정접수: 2017.02.17

게재확정: 2017.04.19