

부정감성 인식을 위한 생체신호 기반의 특징 선택 알고리즘 개발

이지은¹, 유선국^{2*}

¹연세대학교 생체공학협동과정, ²연세대학교 의과대학 의학공학교실

Feature Selecting Algorithm Development Based on Physiological Signals for Negative Emotion Recognition

JeeEun Lee¹ and Sun K Yoo^{2*}

¹Graduate School of Biomedical Engineering, Yonsei University

²Department of Medical Engineering, Yonsei University College of Medicine

요 약 감성은 인간의 삶과 밀접한 관련을 가지고 있으며 이는 집중력, 학습능력 등 많은 부분에 영향을 주어 다양한 행동 패턴을 가지게 한다. 따라서 본 논문의 목적은 부정감성을 구분하기 위하여 생체신호를 기반으로 주요한 특징들을 추출하는 것이다. 이를 위해 본 논문에서는 심전도, 뇌파, 피부 온도와 피부전도도를 기반으로 생체신호를 측정 후, 선형분류기와 유전 알고리즘의 조합으로 정확하고 신속한 알고리즘 개발하고, 주요 특징을 추출하였다. 그 결과, 알고리즘은 최대 96.4%의 정확도를 가짐을 확인할 수 있었고, 추출된 파라미터는 심박변이도의 Mean, RMSSD, NN50과 뇌파의 전두엽 영역에서의 σ 파와 α 파의 주파수 파워, 두정엽 영역에서 α 파, β 파, γ 파와 의 주파수 파워, 그리고 피부온도의 평균과 표준편차 값이었다. 이에 따라 각 각의 생체신호를 기반으로 한 추출 된 특징들은 부정감성의 분류에 있어 중요한 역할을 함을 확인할 수 있었다.

Abstract Emotion is closely related to the life of human, so has effect on many parts such as concentration, learning ability, etc. and makes to have different behavior patterns. The purpose of this paper is to extract important features based on physiological signals to recognize negative emotion. In this paper, after acquisition of electrocardiography(ECG), electroencephalography(EEG), skin temperature(SKT) and galvanic skin response(GSR) measurements based on physiological signals, we designed an accurate and fast algorithm using combination of linear discriminant analysis(LDA) and genetic algorithm(GA), then we selected important features. As a result, the accuracy of the algorithm is up to 96.4% and selected features are Mean, root mean square successive difference(RMSSD), NN intervals differing more than 50ms(NN50) of heart rate variability(HRV), σ and α frequency power of EEG from frontal region, α , β , and γ frequency power of EEG from central region, and mean and standard deviation of SKT. Therefore, the features play an important role to recognize negative emotion.

Key Words : Physiological Signal; Emotion; GA; LDA

1. 서론

인간은 삶을 영위하는데 있어 많은 감정을 느끼고 그로부터 다양한 행동패턴을 보인다. 감성이 무엇인지 알기 위해서는 감성의 정의가 무엇인지 아는 것이 중요한

데 사실상 인간은 수도 없이 많은 감성의 종류를 느끼기 때문에 한 단어로 정의하기가 무척 어려우나 Kleinginna는 감성을 신경과 호르몬 시스템으로부터 제어되는 주관적이고 객관적인 요소들의 복합적 상호작용으로 정의 내렸다[1,2].

본 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음(No.2010-0026833).

*Corresponding Author : Sun K Yoo(Yonsei Univ.)

Tel: +82-2-2228-1919 email: sunkyoo@yuhs.ac

Received July 1, 2013

Revised (1st July 16, 2013, 2nd July 23, 2013)

Accepted August 7, 2013

감성은 자극에 의하여 변할 수 있고, 인간의 자율신경계와 중추신경계는 이러한 자극에 따라 각기 다른 반응을 한다. 그렇기 때문에 인간의 감성 상태는 얼굴 표정, 말, 행동 등의 매우 다양한 방법으로 측정할 수 있고 알 수 있다[3]. 또한 감성을 효율적으로 분석할 수 있는 한 방법으로는 사람의 생체신호를 계측하여 신호에서 추출 가능한 특징들을 추출하고 이들의 변화 분석을 하는 것으로 본 논문에서는 이러한 생체신호의 측정으로 감성을 판별하고자 하였다[4-6]. 감성은 개인별로 느끼는 것이 다르고 반응하는 것이 다르기 때문에 다양한 차이가 존재하여 판단하기 어려우나 집중력, 학습능력, 창의성 그리고 인지능력 등을 조절하는 데 있어서 중요한 역할을 하기 때문에 감성을 판별하는 것은 매우 중요한 이슈로 대두되어 지고 있다[7].

최근에는 사람의 감성을 이용하여 human-computer interaction(HCI) 기술이 각광받고 있는 추세이며, 우리 주변에서도 감성공학이라는 단어를 쉽게 접할 수 있을 정도로 인간의 감성을 판별하는 것은 중요 연구 분야로 다루어지고 있으며 많은 연구자들이 더 나은 기술을 개발하기 위해 감성 연구에 중점을 맞추고 있다[8].

이에 따라 본 논문에서 다루고자 하는 것은 많은 감성의 영역 중 공포의 관한 부정감성이다. 이는 인간에게 부정적 영향을 주는 스트레스를 유발할 가능성이 많고 이는 앞서 말한 것과 같이 감성으로부터 유발될 수 있는 다양한 인간의 활동에 부정적 영향을 줄 가능성이 있다[9]. 따라서 본 논문은 부정감성을 나타내주는 정확한 생체신호 특징들을 선택함과 이를 정확히 판별할 수 있는 빠르고 간편한 알고리즘의 구현을 목표로 한다.

2. 본론

2.1 데이터 획득

2.1.1 실험환경

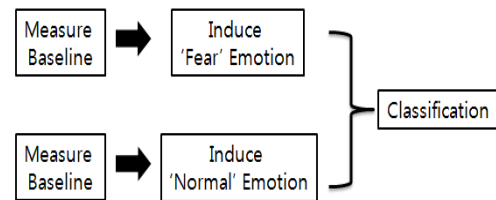
평균 연령 60세의 노년층 여성 10명을 대상으로 감성 유발실험을 진행하였다. 원활한 감성 유발을 위하여 실험을 진행하는 동안 진행자는 피험자와 다른 공간에 있으며 피험자를 관측하고 실험을 진행하였고, 피험자는 빔 프로젝터에서 투사된 영상을 4인치 스크린을 통해 시청하였다. 피험자는 실험 전 30분간의 휴식을 취하므로 생체신호의 기저선을 일정하게 유지시킬 수 있도록 통제되었으며 움직임에 의한 잡음을 최소화시켜달라는 권유 하에 실험을 진행하였다[10].

2.1.2 실험장비 및 프로토콜

피험자의 생체신호는 BIOPAC MP 150 TM에 의해 측정되었고, Acknowledge Version 4.1 소프트웨어에 의해 기록되었고, 기록 된 신호를 MATLAB Version 2009를 이용하여 분석하였다. 측정 된 모든 생체신호는 1000Hz로 샘플링 되었고, 실험을 진행하는 동안 하드웨어 상에서 기본적인 필터처리를 해줌으로 전원 노이즈 등을 제거해 주었다.

실험에서 사용한 영상은 ‘paranormal activity’로 공포 자극을 주는 영상과 documentary about africa animal로 보통상태의 측정이 가능하게 하여 보통상태에 관한 공포 자극에 대한 알고리즘을 설계하기에 적합한 프로토콜을 구축하였다.

본 실험은 주 영상자극을 주기 전 reference의 측정을 위하여 15분 동안 documentary를 시청하게 함으로 개인차간의 영향을 최소화 하도록 설계하였다. 15분의 reference 측정 후는 60분의 감성 자극 영상을 틀어주고 생체신호를 측정하였다. 실험 프로토콜을 Fig. 1과 같다 [10].

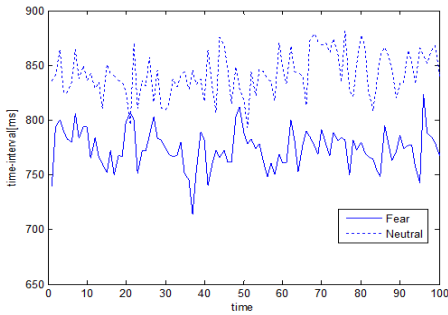


[Fig. 1] Protocol for Emotion Classification

2.2 생체신호 기반 특징추출

2.2.1 심전도 (ECG; Electrocardiography)

본 논문에서 사용할 특징을 추출하기 위하여 ECG 신호에서 가장 중요한 것은 정확한 QRS 검출이다. 획득 된 ECG는 다양한 필터처리를 거친 후 필터링 된 신호를 스퀘어링 시켜주고 윈도우를 씌어주면 쉽게 QRS를 검출할 수 있다[11]. 이렇게 검출된 QRS를 기반으로 ECG의 시간, 주파수 영역 분석이 이루어진다. ECG 신호는 자율신경계를 반영하여 인간의 감성과 가장 많이 연관이 되어 있다. 불쾌 감성 시 심장은 빨리 뛰게 되고 이에 따라 R-peak의 간격이 줄게 된다[12,13]. 따라서 Fig. 2는 보통상태와 불쾌 감성 시 심박변이도(HRV; Heart Rate Variability)의 평균값을 보여주고, 이에 나타나듯이 불쾌 감성이 인지되었을 때 HRV의 평균값은 보통의 상태보다 더 낮음을 확인할 수 있다.

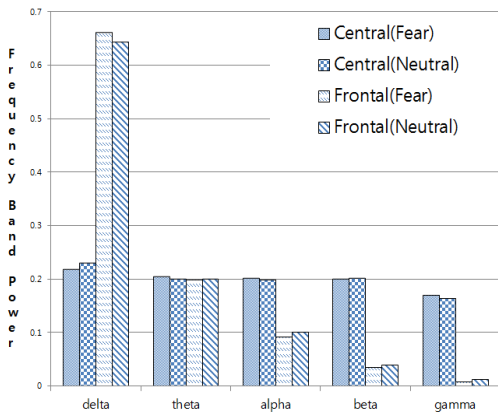


[Fig. 2] Mean HRV for Fear and Neutral Stimuli

2.2.2 뇌파(EEG; Electroencephalography)

EEG 신호는 신호자체가 너무 작아 노이즈에 민감하므로 전처리 과정이 중요시된다. EEG 신호의 획득 시 하드웨어를 통해 신호처리 과정을 거쳐주었으나 정확한 신호처리를 위하여 다시 필터링 과정을 거쳐주고 전처리가 끝난 EEG 신호를 이용하여 주파수 영역 별 파워를 구하여 주었다.

뇌파는 주파수의 범위에 따라 다른 특성을 가지는데 δ 파는 수면 시 혹은 잠음으로 많이 나타나기 때문에 분석에 있어서는 거의 고려하지 않는 요소이다. σ 파는 집중력이나 기억력 등 다양한 상태와 관련이 되어있고, α 파는 안정된 상태, β 파는 불안한 상태 혹은 의식적 활동시, 마지막으로 γ 파는 초조한 상태에서 많이 나타난다 [14]. 아래 Fig. 3은 전두엽 영역과 두정엽 영역에서의 부정 감성 시 상태와 보통 상태를 EEG 신호의 주파수 파워로 나타낸 것이다.

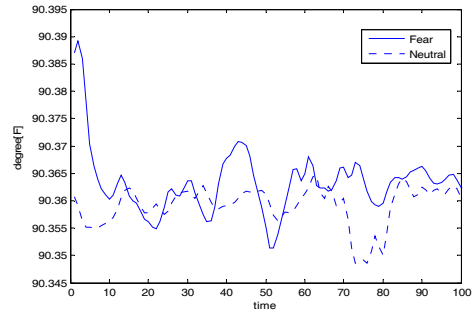


[Fig. 3] Frequency Power for Fear and Neutral Stimuli

2.2.3 피부 온도(SKT; Skin Temperature)

SKT 신호는 실험환경에도 많은 영향을 받기 때문에

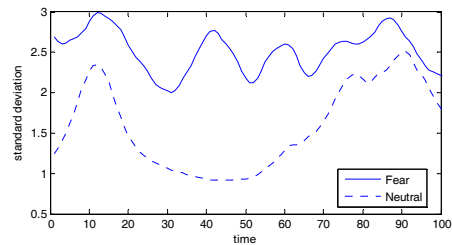
실험환경을 항상 같은 조건으로 유지해주는 것이 필요하다. SKT 신호는 자극에 관한 반응 속도가 빠를 편이고, 부정 감성 시 보통의 상태보다 높아지게 되는데 이는 Fig. 4를 통하여 부정 감성 시 SKT 평균이 보통의 상태보다 높은 편임을 확인할 수 있었다[15].



[Fig. 4] Mean SKT for Fear and Neutral Stimuli

2.2.4 피부 전도도(GSR; Galvanic Skin Response)

GSR 신호는 2개의 전극에 전류를 인가하여 그 사이 전압을 측정하여 얻을 수 있다. 이를 통하여 획득 된 신호를 다운 샘플링하여 주고 필터처리를 해줌으로 전원 노이즈가 제거된 고주파 성분을 얻을 수 있고, 얻은 신호의 미분을 통하여 신호의 변화 특징 검출이 가능하다. GSR 신호는 교감신경계의 활성 정도를 알 수 있는 척도로 감정의 변화가 크게 일어나면 GSR 신호의 진동이 많이 일어나게 되므로 감성 분석에 있어 주요한 특징으로 사용이 가능하다[16]. Fig. 5는 부정 감성 시와 보통 상태시의 GSR 표준편차를 나타내 주었고, 그래프를 통하여 부정 감성 시 표준편차가 크음을 볼 수 있다.



[Fig. 5] Standard Deviation GSR for Fear and Neutral Stimuli

위의 방법들과 같이 생체신호들로부터 추출 된 특징들은 EEG 신호에서 HRV로부터 구해진 Mean, SDNN(Standard Deviation of Normal to Normal R-R Intervals), RMSSD(Root Mean Square of the Successive

Differences), NN50(Successive NN Intervals Differing More Than 50ms), HF/LF(the Ratio of Both High Frequency and Low Frequency)이고, EEG 신호에서는 전두엽과 두정엽 영역에서의 $\delta, \alpha, \beta, \gamma$ 파의 주파수 파워를 특징으로 추출하였다. 또한 SKT 신호에서는 Mean과 Std(Standard Deviation)를 GSR 신호에서는 Mean, Std(Standard Deviation), Max(Max Value of Amplitude)를 특징벡터로 선택하여 주었다. 앞의 추출된 특징들은 Table 1에 간단히 정리해 놓았고 EEG에서 F(Frontal)는 전두엽을 C(Central)는 두정엽을 나타낸다.

본 논문에서는 이렇게 추출 되어진 특징 벡터들을 이용하여 훈련 집합과 테스트 집합을 만들어 교차 학습 기반의 교차검정을 하여 알고리즘의 성능을 평가하고자 하였다.

[Table 1] Extracted Features

Signal	Extracted Features
ECG	Mean, SDNN, RMSSD, NN50, HF/LF
EEG	F: $\delta, \alpha, \beta, \gamma$ Frequency Power C: $\delta, \alpha, \beta, \gamma$ Frequency Power
SKT	Mean, Std
GSR	Mean, Std, Max

2.3 GA-LDA 분류기 설계

2.3.1 선형분류기(LDA; Linear Discriminant Analysis)

선형분류기는 가장 간단한 알고리즘으로 가중치를 계산하기가 용이하고 빠르다는 장점이 있다. 그러나 데이터의 부류가 잘못되어 있다면, 분류기의 오류가 커질 수 있다는 단점 또한 가진다.

선형 분류기의 구현을 위하여 가중치를 구하는 식은 아래와 같다[17].

$$Y\bar{a} = b \quad - (1)$$

$$J(a) = \| Y\bar{a} - b \|^2 \quad - (2)$$

$$\nabla J = 2Y^t(Y\bar{a} - b) \quad - (3)$$

$$a \approx (Y^t Y + \epsilon I)^{-1} Y^t b \quad - (4)$$

Y: 특징 벡터
a: 초기 가중치
b: 부류
a: 가중치
ε: 에러

식 (1)을 기본으로 식 (2)와 같이 목적함수를 구하여주고 식 (3)에서 나타나듯이 미분을 이용한 최소 제곱 에러

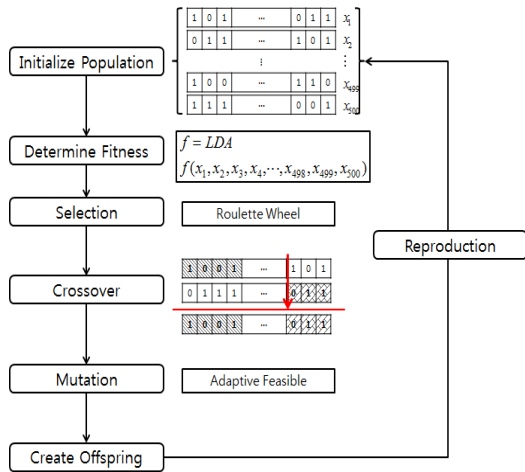
과정을 통하여 나온 식으로 에러 벡터의 제곱 길이의 최소화를 시도하는 것이다. 제곱 에러의 합을 미분을 이용하여 기울기가 0일 때의 값을 찾아줌으로 이를 통해 식 (4)와 같이 가중치를 손쉽게 도출할 수 있다.

도출된 가중치를 이용하여 구한 가중치로 특징들의 부류가 가능하고, 특히 선형분류기는 특징벡터에 관하여 유연성보다는 경계영역에서 선형성을 가지는 특징이 있으므로 두 가지 부류가 있을 경우 판정경계에 따른 결과를 구하고, 그에 따른 계산이 간편함에 따라 부류 지정 역시 간편하다.

2.3.2 유전 알고리즘(GA; Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 생물학적 진화의 과정과 비슷한 방법으로 진행이 된다. 유전 알고리즘은 처음에 생산된 염색체 집단을 중심으로 적합도 함수를 설정해두고 적합도 함수에 가장 잘 부합하는 유전자들을 가진 염색체들을 찾아 룰렛, 토너먼트 등 여러 가지 방법을 통하여 선택을 해준다. 선택된 염색체들은 상호간의 교차를 일으키고, 교차를 통해 만들어진 새로운 유전자의 배열은 변이를 통하여 다시 한 번 새롭게 나타낼 수 있다. 이러한 과정을 재생산이라고 하며 이러한 재생산과정을 반복하여 초기의 염색체 집단 수만큼의 새로운 염색체들이 생겨나게 되고, 그 염색체들은 이러한 과정을 반복하고 멈춤 조건 혹은 최적화 된 염색체가 나올 때까지 알고리즘을 계속적으로 반복되게 된다[18].

Fig. 6은 본 연구에서 사용된 유전 알고리즘의 개요도이다. Initial population에 나타나 있는 x는 1과 0으로 나타내어지는 하나의 염색체를 나타내고, 500개의 염색체 집단을 가지므로 개체는 x_1 에서 x_{500} 까지로 나타내어 주었다. 유전자가 1의 값을 가질 때는 그 때의 특징을 선택하여 입력으로 사용하여주고, 0의 값을 가지면 입력으로 사용하지 않는다. 예를 들어 염색체가 [1 0 1 ... 0 1]로 표현된다면 첫 번째와 세 번째 특징 값과 마지막 두 개의 값을 입력 특징으로 넣어주고, 두 번째 특징과 마지막에서 세 번째 특징은 입력 특징으로 사용하지 않는다. 적합도 함수는 선형판별함수를 사용하였고, 룰렛 방법의 선택을 거쳐 한 점을 기준으로 교차시켜주었고, 변이는 알고리즘이 반복됨에 따라 유연하게 바뀔 수 있도록 설정하여 주었다. 또한 본 연구에서는 유전 알고리즘의 구현을 위하여 MATLAB Version 2009에서 Genetic Algorithm Tool을 사용하였다. 제공되는 tool은 기본적인 조건들을 편리하게 선택가능하나 사용자가 원한다면 custom 함수를 사용하여 사용자가 원하는 데로 조건을 줄 수 있고 본 논문에서는 적합도 함수 및 선택된 특징을 쉽게 보기 위한 플롯 함수 등을 직접 만들어 사용하였다.



[Fig. 6] Flowchart of Genetic Algorithm

3. 결과

3.1 분류기 성능 평가

3.1.1 생체신호에 따른 성능 평가

적절한 생체신호를 넣어주는 것은 분류 알고리즘을 개발하는 것 이상의 영향을 미친 수 있다. 물론 더 많은 특징벡터들이 들어가면 분류율의 향상을 따라가는 결과가 될 수 있으나, 과도한 특징벡터의 입력은 분류기의 성능을 저하시킬 가능성도 우려되어진다. 특히 본 논문의 목적은 다양한 생체신호를 기반으로 각 각의 생체신호에서의 적합한 특징을 선택하는 것이므로 앞에서 추출한 특징벡터들을 여러 조합을 통하여 미리 설계해 둔 GA-LDA 분류기를 사용하여 넣어주었고, 그에 따른 분류기의 성능을 확인하였다. 그 결과는 아래 Table 2과 같고, 여기에서 보다시피 ECG 기반의 특징이 빠졌을 때 정확도가 가장 떨어짐을 확인할 수 있었고, 이를 통하여 ECG가 부정감성의 판별을 위하여 중요한 역할을 함을 추측할 수 있다.

[Table 2] Performance by the Terms of Features

Selected Signals	Accuracy
ECG	81.9%
	F: 78.3%
EEG	C: 60.2%
	F&C: 83.8%
GSR, SKT	22.4%
ECG, GSR, SKT	89.2%
ECG, EEG	94.6%
GSR, SKT, EEG	87.4%
ECG, GSR, SKT, EEG	96.4%

3.1.2 GA에 따른 성능 평가

유전 알고리즘은 사용자의 설정에 따라 여러 조건을 가지고 구현이 가능하다. 염색체 집단, 교차율, 변이율 등 유전 알고리즘 구현을 위해서는 다양한 조건들을 필요로 하고, 사용자는 이를 적절히 활용하여 목적에 맞는 알고리즘의 개발이 가능하다. 특히 유전 알고리즘은 초기 조건에 따라 지역 최저점에 수렴할 수 있는 알고리즘들과는 다르게 변이라는 조건을 주어 전역 최저점을 찾아주게 되므로 최적의 해를 구할 수 있다는 특징을 가지고 있다.

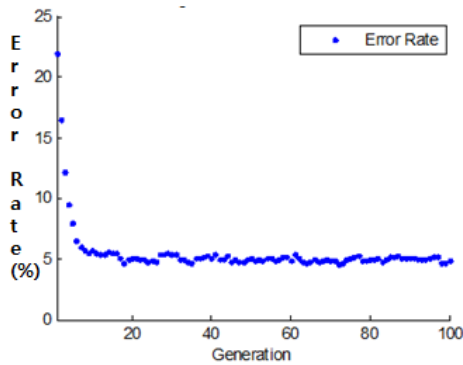
본 논문에서는 앞서 구한 모든 특징벡터들을 사용하여 지역 최저점에 빠지지 않는 알고리즘 조건 설정을 위하여 같은 훈련 집합과 테스트 집합을 가지고 유전알고리즘의 조건을 모두 일정하게 해준 후, 조건을 하나씩만 바꾸어주며 알고리즘 테스트를 하였다. 그 결과, 알고리즘의 평균 성능은 거의 96.4% 정도로 수렴하는 것을 확인할 수 있었고, 이는 알고리즘의 훈련 집합을 일정하게 유지해주었으므로 하나의 조건을 바꿔도 거의 일정한 정확도를 가지며 알고리즘이 지역최저점에 빠지지 않음을 확인할 수 있는 결과였다.

3.2 분석결과

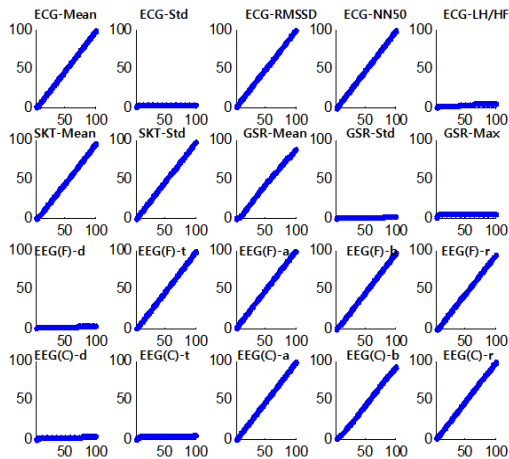
본 논문에서는 LDA를 적합도 함수로 사용하여 앞의 나타난 성능 평가 중 최적의 조건을 가지고 GA-LDA 분류기를 설계하였다. 알고리즘의 성능 평가를 위하여, 훈련 집합을 바꾸어 가며 알고리즘의 성능을 보고자하였다. 획득 된 데이터는 개인 생체신호별 차이가 발생하므로 한 사람의 데이터만을 사용하였고, 한 사람의 데이터로 5개의 훈련 집합을 만들어 주어 정확도를 평가하였다. 그 결과, 알고리즘이 최대 96.4%의 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있었고 그 때의 유전 알고리즘 조건은 아래 Table 3과 같으며, Fig 7과 같이 세대에 따라 평균 에러율이 최소 에러율로 수렴해 나가는 것을 확인할 수 있는데 이를 통하여 염색체 집단들이 최적의 조건을 만들기 위하여 진화하고 있는 것임을 확인할 수 있다.

[Table 3] Condition of Genetic Algorithm

Condition	Selected Condition
Population	500
Selection Method	roulette
Elitism	10
Crossover Fraction	0.3
Crossover Function	one-point
Mutation	feasible
Generation	100



[Fig. 7] Accuracy of the Genetic Algorithm



[Fig. 8] Cumulative Curve

또한 이러한 조건에서 추출되어진 각 각의 생체신호에서의 선택된 특징은 Fig.8과 같다. 이는 cumulative curve를 이용하여 선택된 파라미터들을 점진적으로 더해주어 그래프로 표현한 것이다. Cumulative curve는 선택된 파라미터들은 세대가 지남에 따라 선택된 인자들을 연속적으로 남긴 커브이다. 이는 100번 반복했을 때 매번 선택되면 cumulative curve는 100의 값을 가지고, 한 번도 선택되지 않을 때에는 0의 값을 가지게 된다. 따라서 이를 통하여 알고리즘이 수렴했을 때 추출되는 특징들을 쉽게 확인할 수 있고, 다른 훈련 집합과 테스트 집합을 사용한 알고리즘을 반복 실행하여 공통적으로 추출되는 특징들이 무엇인지 cumulative curve의 비교를 통하여 확인이 가능하다. 공통적으로 선택되어졌다고 보이는 특징들은 알고리즘이 실행되며 항상 선택되는 특징으로 알고리즘의 정확도에 영향을 미치는 요소들이며 선택이 랜덤하게 되는 특징들은 크게 상관성이 없다고 볼 수 있다.

이에 따라 공통적으로 선택된 특징들은 ECG에서 추출한 Mean, RMSSD, NN50과 전두엽에서 측정된 EEG의 σ 파, α 파의 주파수 파워와 두정엽에서 측정된 EEG의 α 파, β 파, γ 파의 주파수 파워 그리고 SKT의 평균과 표준편차이다. 이는 Table 4로 정리하였다.

[Table 4] Selected Features

Signal	Selected Features
ECG	Mean, RMSSD, NN50
EEG	F: σ , α C: α , β , γ
SKT	Mean, Std
GSR	-

4. 토의 및 결론

본 논문은 부정감성의 분류를 위하여 특징을 가장 잘 나타내주는 생체신호 특징들을 추출하기 위한 알고리즘 설계에 목적이 있다. GA-LDA 알고리즘은 선형분류기의 특성 상 다른 분류기보다 빠른 분류를 가능케 해주므로 알고리즘의 속도를 조절하고, 유전 알고리즘은 특징 집단 추출을 위해 변이를 설정함으로써 해가 지역 최저점으로 빠질 가능성을 줄여주고 전역 최저점을 찾아주는 확률을 높여, 적절한 조건 하에서 최적화된 특징 집단의 추출을 가능하게 해준다.

GA-LDA 알고리즘을 통하여 ECG에서 추출한 Mean, RMSSD, NN50과 전두엽에서 측정된 EEG의 σ 파, α 파의 주파수 파워와 두정엽에서 측정된 EEG의 α 파, β 파, γ 파의 주파수 파워 그리고 SKT의 평균과 표준편차는 부정 감성을 나타내주는 특징벡터들로 선정이 되었다.

이는 부정감성과 생체 신호들의 파라미터들을 연구한 선행 연구의 결과와 비교하여 어느 정도의 일치성을 가짐을 확인할 수 있었으며, 본 알고리즘의 정확도를 반증해 줄 수 있다[19].

본 연구는 부정감성을 정확하게 분류하고, 그에 기여하는 주요 특징들을 추출한 데에 의의를 가지고 있으며, 이는 향후 HCI 기술을 발전시키거나 혹은 감성의 표준 지침을 만드는데 있어 기여가 가능할 것으로 사료되어진다. 특히 본 연구는 피험자의 데이터로 평균 60세의 노년층의 데이터를 사용함으로써 특별 층에 대한 시험 데이터 분석을 진행하였으므로, 이를 활용하여 보통의 피험자 데이터와의 비교, 분석하고 이를 통해 일반화된 알고리즘의 개발이 가능할 것으로 보인다. 본 연구는 노년층의 데이터를 가지고 알고리즘의 가능성을 테스트해보는 것에 주

목적이 있다. 따라서 향후 연구를 위해서는 임상시험승인을 통하여 더 많은 피험자를 대상으로 실험을 진행하여 충분한 수의 데이터 획득이 필요로 된다. 인간의 감성은 아직 확실시 되지 않은 연구 분야이므로 많은 연구자들은 감성에 관한 연구들은 활발히 진행 중이며 앞으로도 더욱 다양한 연구가 필요할 것으로 사료되어진다.

References

- [1] Ekman, P., Basic Emotions, Chapter 3 in T. Dalgleish and M. Power (Eds.), Handbook of Cognition and Emotion. Sussex, U.K.: John Wiley & Sons, Ltd., 1999. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/0470013494>
- [2] Seyyed Abed Hosseini and Mohammad Bagher Naghibi-Sistani, Classification of Emotional Stress Using Brain Activity, Applied Biomedical Engineering, Dr. Gaetano Gargiulo (Ed.), InTech, Available from: <http://www.intechopen.com/books/applied-biomedical-engineering/classification-of-emotional-stress-using-brain-activity>, 2011.
- [3] Horlings, R., Emotion recognition using brain activity, Man-Machine Interaction Group, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/1500879.1500888>
- [4] Jerrita Selvaraj, Murugappan Murugappan, et al., Classification of emotional states from electrocardiogram signals: a non-linear approach based on hurst, BioMedical Engineering OnLine, 12:44, March, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925X-12-44>
- [5] J. Wagner, J. Kim, and E. Andre, From physiological signals to emotions: Implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification, IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Amsterdam, pp.940-943, 2005. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICME.2005.1521579>
- [6] F. Nasoz, K. Alvarez, C. L. Lisetti, and N. Finkelstein, Emotion recognition from physiological signals for user modeling of affect, International Journal of Cognition, Technology and Work-Special Issue on Presence, vol.6, pp. 1-8, 2003.
- [7] Choubeila Maaoui and Alain Pruski, Emotion Recognition through Physiological Signals for Human-Machine Communication, Cutting Edge Robotics 2010, Vedran Kordic (Ed.), InTech, Available from: <http://www.intechopen.com/books/cutting-edge-robotics-2010/emotion-recognition-through-physiological-signals-for-human-machine-communication>, 2010.
- [8] R. Cowie, E. Douglas-Cowie, N. Tsapatsoulis, G. Votsis, S. Kollias, W. Fellenz and J. G. Taylor, Emotion recognition in human computer interaction, IEEE Signal Process. Mag., vol.18, pp.32-80, January, 2001. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/79.911197>
- [9] Emily Mower, A Framework for Automatic Human Emotion Classification Using Emotion Profiles, IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, vol.19, pp.1057-1070, July, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TASL.2010.2076804>
- [10] WooJin Choi, A classification analysis of negative emotion based on PPG signal using Fuzzy-GA, July, 2007.
- [11] Valtino X. Afonso, ECG QRS Detection, Biomedical Digital Signal Processing, pp236-264.
- [12] Foteini Agrafioti, ECG Pattern Analysis for Emotion Detection, IEEE Transactions on Affective Computing, vol.3, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/T-AFFC.2011.28>
- [13] XU Ya and LIU Guang-Yuan, A Method of Emotion Recognition Based on ECG Signal, International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing, pp.202-205, 2009. DOI: <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/CINC.2009.102>
- [14] Murugappan Murugappan, Nagarajan Ramachandran and Yaacob Sazali, Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform, J. Biomedical Science and Engineering, vol.3, pp.390-396, April, 2010. DOI: <http://dx.doi.org/10.4236/jbise.2010.34054>
- [15] Zhai, J. and Barreto, A., Stress Detection in Computer Users Based on Digital Signal Processing of Noninvasive Physiological Variables, The 28th Annual International Conference Engineering in Medicine and Biology Society, pp.1355-1358, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2006.259421>
- [16] Guanghua Wu, Guangyuan Liu and Min Hao, The analysis of emotion recognition from GSR based on PSO, 2010 International Symposium on Intelligence Information Processing and Trusted Computing, pp.360-363, 2010. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/IPTC.2010.60>
- [17] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, Pattern Classification, Wiley Interscience Publication, 2000.
- [18] David E. Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison_Wesley Professional, 1 edition, 1989.

- [19] Joseph E. LeDoux, Evolution of human emotion: A view through fear, M. A. Hofman and D. Falk (Eds.) Progress in Brain Research, vol.195, 2012.
-

유 선 국(Sun Kook Yoo)

[정회원]



- 1981년 2월 : 연세대학교 전기공학과 학사
- 1985년 8월 : 연세대학교 전기공학과 석사
- 1989년 8월 : 연세대학교 전기공학과 박사
- 1995년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 의과대학 의학공학교실 교수

<관심분야>

u-Health, 의료영상, 스마트 디바이스, 생체신호처리 및 패턴인식, 감성공학

이 지 은(Jee Eun Lee)

[학생회원]



- 2012년 9월 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 생체공학협동과정 석사과정

<관심분야>

u-Health, 스마트 디바이스, 생체신호처리 및 패턴인식, 감성공학