

# 연 구 보 고 서

연구명	감정데이터와 생체데이터 간의 연관성 분석
연구소개	다양한 상황에서 추출한 감정데이터와 그에 따른 생체신호 [ECG, EEG, EDA] 데이터간의 연관성 분석을 통해 더 신뢰적인 감정 데이터 지표를 제공
소속	한국외국어대학교 정보통신공학과
인원	이동열, 정상수

## 문서 정보

구 분	소 속	성 명	날 짜	서 명
기 안	한국외국어대학교 정보통신공학과	정상수	2018. 06. 10	
검 토	한국외국어대학교 정보통신공학과	이동열	2018. 07. 20	
	한국외국어대학교 정보통신공학과	정상수	2018. 07. 20	
상 신	한국외국어대학교 정보통신공학과	이동열	2018. 07. 20	
참 조				
승 인	한국외국어대학교 정보통신공학과	정일영	2018. 07. 20	

## 개정 이력

이력	작성자	개정 일자	개정 내역	승인자
1.0	정상수	2018. 06. 10	초안 작성	정일영
	검토자	이동열		
1.1	정상수	2018. 07. 20	추가 연구	정일영
	검토자	정상수		
1.2				
1.3				

## 목 차

1. 연구 배경 .....	7
2. 연구 주제 및 필요성 .....	6
3. 관련 기술 동향 .....	7
1) 얼굴표정 기반 감정인식 .....	7
2) 생체신호 기반 감정인식 .....	12
3) 데이터 연관성 분석 .....	16
4. 본 론 .....	19
1) 연구 방법 .....	19
2) 데이터 추출방법 .....	21
3) 연관성 분석방법 .....	31
5. 결 론 (1) .....	33
1) 감정 지표에 따른 연관성 .....	33
2) 환경적 지표에 따른 연관성 .....	37
3) 종합 결론 .....	41
6. 결 론 (2) .....	43
1) 각 실험자별 Clustering 분석 결과 .....	43
2) 감정과 피부전도 간의 연관성 .....	44
3) 감정과 심박수 간의 연관성 .....	45
4) 감정과 뇌파 간의 연관성 .....	46

5) 종합 결론 .....	48
7. 참고문헌 .....	49

## 그 립 목 차

그림 1. 2018 가트너 선정 트렌드 기술 .....	7
그림 2. 뇌파신호의 생성 과정 .....	12
그림 3. 신경세포 내외부의 전기 흐름과 뇌파신호 .....	12
그림 4. HRV[ECG] 데이터로 변환된 신호 .....	13
그림 5. 심박수 센서 및 데이터 형식 .....	22
그림 6. 평상시 상태의 피부전기 측정 .....	23
그림 7. 피부전도 센서 및 Raw 데이터 .....	24
그림 8. 기준에 따라 변환 된 EDA 데이터 .....	24
그림 9. 피부전도 변환 그래프 .....	25
그림 10. 뇌파 센서를 이용한 뇌파 데이터 측정 .....	27
그림 11. 측정 된 뇌파 Raw 데이터 .....	28
그림 12. FFT 연산한 뇌파 데이터 .....	28
그림 13. 수면 시간에 따른 데이터 값 .....	29
그림 14. CSV, Arff 데이터 셋 형식 .....	31
그림 15. Weka를 사용한 연관성 분석 결과 예시 .....	32

## 표 목 차

표 1. 뇌파신호의 주파수 별 분류와 신호특징 .....	13
표 2. 뇌파를 신호를 활용한 사용제품 사례 .....	15
표 3. 데이터 측정 지표 .....	20
표 4. 얼굴표정으로 감정 추출하는 API 항목 .....	21
표 5. 나이에 따른 표준 심박수 .....	22
표 6. 각 주파수 대역에 뇌파 특징 .....	26
표 7. 첫 번째 실험자 감정지표에 따른 결과표 .....	33
표 8. 두 번째 실험자 감정지표에 따른 결과표 .....	35
표 9. 첫 번째 실험자 환경적 지표에 따른 결과표 .....	37
표 10. 두 번째 실험자 환경적 지표에 따른 결과표 .....	39

## 1. 연구 배경

인공지능 기술이 최근 몇 년 사이 급부상하고 있다. 구글의 나우나 애플의 시리와 같은 개인 비서 영역에서부터 자율주행자동차의 인지/판단 시스템에 이르기까지, 언론, 교통, 물류, 안전 환경 등 각종 분야에서 기술이 빠르게 접목, 확산되고 있다. 특히, 미국의 정보 기술 연구 및 자문 회사 가트너는 인공지능 발전 중에서 감성 인공지능 시스템의 발전으로 기계가 인간의 감정을 더 잘 파악하고, 인간과 소통을 더 원활하게 할 수 있게 될 것이라고 예측했다.

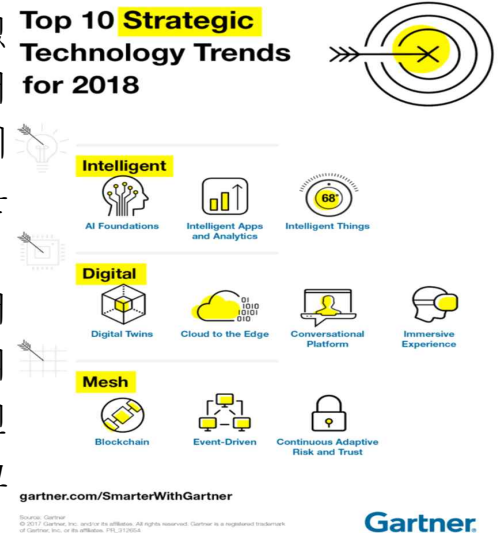


그림 1. 2018 가트너 선정 트렌드 기술

사람과 사람이 원활한 소통을 하기 위해서는 상대방의 감정을 잘 이해하는 것이 매우 중요하다 이처럼 기계와 사람이 소통함에 있어서도 기계는 사람의 감정을 이해하기 위해 정확한 지표를 토대로 객관적으로 인식하는 것이 중요하다고 할 수 있다.

최근 연구에서는 사람의 감정을 인식하는 방법은 기본적으로 6개의 감정인 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 공포, 혐오로 지표를 두고 음성을 통한 감정인식, 얼굴표정을 통한 감정인식, 생체신호를 통한 감정인식을 이용하여 인간의 감정을 인식하고 있다.

기계가 사람의 감정을 인식한다면 다양한 분야로 활용 가능성이 있다. 인간처럼 감정을 느껴 마치 사람과 대화 할 수 있으며, IoT분야에서는 다양한 전자제품 및 자동차에서 활용될 수 있다. 또한 감정의 병을 앓고 있는 사람을 진단하는 정신과 의료부문에서도 활용이 가능한데 예를 들어, 우울증 환자가 병원에 가지 않고 집에서 진단 및 홈 케어를 받을 수 있게 되어 진다.

이처럼 감정인식이란 분야는 AI 산업 및 삶의 질을 높이는 수단으로 좋은 평가를 받고 있으며, 그 발전가능성은 무궁무진 하다.



## 2. 연구 주제 및 필요성

본 논문에서는 다양한 상황에서 추출한 감정데이터와 그에 따른 생체신호 [ECG, EEG, EDA] 데이터간의 연관성을 분석하여, 더 신뢰성 있고, 정확한 인간의 감정을 인식하는 것에 초점을 맞춘다.

생체신호 기반 인터페이스 기술은 심전도 및 뇌파와 같은 인위적으로 발생 가능한 생체신호를 이용하는 인간 친화적인 인터페이스 기술로서, 문자/ 음성/ 제스처 이후의 차세대 사용자 인터페이스로서 연구 되고 있다. 기존에 감정을 분석하기 위한 연구는 뇌파와 심전도를 이용해 다양하게 진행되고 있다. 뇌파(EEG)신호를 통한 경우 평균 66.6%의 정확도를 가지며, 복합생체신호(EEG, ECG)의 데이터를 사용했을 경우 평균 90.72%의 정확도를 보이고 있다. 생체신호 기반 인터페이스 기술은 국내/외적으로 많은 연구들이 이루어지고 있지만 아직까지 상업적으로 이용할 만한 실용적인 기술을 선보이지 못하고 있다.

또한 Google, MS, NAVER, FACEBOOK과 같은 국/내외 IT기업에서는 얼굴표정을 통한 사람의 감정을 인식하는 AI기술을 개발 및 상용화하며, 여러 분야에서 쓰이고 있다. 현재 얼굴표정을 통한 감정인식 정확도는 90%를 육박하며, 상당히 정확도가 높다. 하지만 단순히 표정을 통해 결정되는 감정인식에는 분명 한계점이 있으며, 사람의 심리적, 내면적인 정확한 감정을 진단하기에 무리가 있다.

이러한 문제점에 착안하여, 얼굴표정 기반 감정데이터와 생체신호 데이터의 연관성을 분석하여, 감정에 적용시킨다면 인간의 삶의 질을 높이는 다양한 서비스들이 제공될 수 있을 것이다. 감정은 인성의 기본 구성 요소이자 동기 부여의 중요한 원천이다. 저마다 감정을 표현하는 방법은 다르지만, 감정을 지니고 있지 않은 사람은 없으며 감정은 인간의 내면에 깊숙이 자리를 잡고 있다. 따라서 감정인식을 다양한 서비스 및 인터페이스에 응용 및 사용한다면, 자폐, 우울증과 같은 내면의 감정을 필요로 하는 의료학에서 유용한 지표로 적용될 수 있을 것이며, 다양한 콘텐츠를 통해 사람에게 재미와 동기를 부여할 수 있을 것이다.

### 3. 관련 기술 동향

#### 3.1 얼굴표정 기반 감정인식

##### 3.1.1 기반기술

###### 1. Deep Learning(Convolutional\_neural\_network)

딥 러닝(deep learning)은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화를 시도하는 기계학습(machine learning) 알고리즘의 집합으로 정의되며, 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계학습의 한 분야라고 이야기할 수 있다.

어떠한 데이터가 있을 때 이를 컴퓨터가 알아들을 수 있는 형태로 표현하고 이를 학습에 적용하기 위해 많은 연구가 진행되고 있으며, 이러한 노력의 결과로 deep neural networks, convolutional deep neural networks, deep belief networks와 같은 다양한 딥 러닝 기법들이 컴퓨터비전, 음성인식, 자연어처리, 음성/신호처리 등의 분야에 적용되어 최첨단의 결과들을 보여주고 있다.

합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)이란, 최소한의 전처리를 사용하도록 설계된 다계층 퍼셉트론의 한 종류이다. CNN은 하나 또는 여러개의 합성곱 계층과 그 위에 올려진 일반적인 인공 신경망 계층들로 이루어져 있으며, 가중치와 통합 계층들을 추가로 활용한다. 이러한 구조 덕분에 CNN은 2차원 구조의 입력 데이터를 충분히 활용할 수 있다. 다른 딥 러닝 구조들과 비교해서, CNN은 영상, 음성 분야 모두에서 좋은 성능을 보여준다.

본 연구에서는 딥러닝 기법들 중 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 구현한 Google API를 이용하여 사람의 얼굴표정 기반 감정을 추출할 것이다.

### 3.1.2 관련 연구

최근 AI 기술이 발전하면서 사용자 얼굴의 지속적인 학습과 단순한 카메라를 통한 얼굴 인식뿐만 아니라 얼굴 깊이를 측정할 수 있는 장비를 통해 정확도를 더욱 높이고 있다. 안면인식 기술은 감정상태 분석을 통한 마케팅, 범죄 용의자 및 미아 찾기, 모바일결제 등 다양한 분야에 적용 확대 가능하다.

페이스북, 구글, 애플 등 글로벌 기업들은 안면인식 기술 확보를 위해 2010년대 초부터 발 빠르게 M&A를 통한 기술 획득을 추진하였으며, 이는 장기적인 서비스·기술 로드맵에 기반한 것으로 보인다.

딥러닝(Deep Learning), 인공지능(AI), 뉴럴 네트워크(Neural Network), 빅데이터가 감성컴퓨팅의 핵심기술로 주목받으면서 언어인지, 동작인식, 안면인식 기반 소프트웨어 개발을 통해 기술 선점을 위한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

#### 1. 구글 브레인 프로젝트(Google Brain Project)

안드로이드 모바일 기반의 이미지 검색 시스템을 활용해 감정을 인지한다. 사용자의 실시간 이미지 인식을 가능하도록 구현해 향후 기술의 대중화를 불러일으키게 될 것으로 기대를 모으고 있다. 이미지 인식 알고리즘 '구글 인셉션(Google Inception)'은 의료 진단뿐만 아니라 정확한 치료를 위한 최고의 성능을 탑재한 솔루션으로 주목 받고 있다.

#### 2. 레노버(Lenovo)

감성 탐지 및 분석 기능을 탑재한 교육 플랫폼 '에어클래스(Air Class)'를 개발하고 있다. '비즈니스와이어(Business Wire)'에 따르면, 에어클래스는 실시간 교육참여율 증진을 위해 최첨단 안면인식 기술을 활용하고 있다. 업계 최초의 웹캠(Webcam)기반의 감성컴퓨팅 플랫폼으로 교육서비스의 변혁을 시도하고 있다. 에어클래스는 학습자의 교육레벨에 따라서 프로그램을 실시할 수 있으며, 수업 진도 및 복습을 위한 개인 맞춤형 교육시스템을 운영한다. 학습자의 감성 탐지 및 분석 시스템을 통해 학습자의 집중력과 학습결과에 따른 실시간 모니터가 가능하다.

### 3. 마이크로소프트 '바이브'

감성컴퓨팅을 담당하고 있는 특화조직 '바이브(The Visualization and Interaction for Business and Entertainment)'는 인공지능 감성 응용분야(AEI: Artificial Emotion Intelligence), 머신러닝, 빅데이터의 정보 시각화(Information Visualization), 뇌파 기반의 휴먼 컴퓨터 인터랙션(Human Computer Interaction)을 활용한 소프트웨어 개발에 주목받고 있다.

### 5. 인텔 리얼센스

인간의 움직임을 탐지할 수 있는 센서를 장착한 카메라로 인간의 눈과 같은 역할을 하는 초소형 패키지로 주목을 받은 첨단기술이다. 리얼센스 3D 카메라는 적외선을 이용해 사물을 입체로 인식할 뿐만 아니라 미세한 움직임까지 탐지가 가능해 사용자의 감성 인식 해석 기능을 강화시키고 있다.

### 6. 페이스북

사진을 통한 안면표정 분석 솔루션 '딥페이스(DeepFace)'를 개발하고 있다. 페이스북은 사용자가 사진을 올릴 때마다 안면인식 소프트웨어로 사진 태그 서비스를 지원하고 있으며, 텍스트와 이미지를 통해 사람의 감성 유형을 분석하는 신경네트워크(Neural network)를 주도적으로 개발하고 있다. 딥페이스는 400만 개의 이미지 데이터 분석과 안면 신경망으로 연결된 입체이미지를 인식할 수 있는 최첨단 기술로 평가받고 있다. 포브스(Forbes)지에 따르면, 이미지를 통한 얼굴 인식 정확도가 사람은 96%인 반면, 페이스북의 딥페이스는 97.25%로 더 높은 수치를 보여 업계가 주목하고 있다.

### 7. 애플

적외선카메라, 전면카메라, 도트 프로젝터의 혁신기술을 활용한다. 3만 개 이상의 도트를 분석하고 50개 이상의 안면근육들을 연결한 얼굴맵을 구현해, 가장 진보된 안면인식 기술이라는 평가를 받는다. 2016년 애플은 안면인식 소프트웨어 회사 '이모티트(Emotient)'를 인수한 바 있으며, 감성컴퓨팅 기술 개발과 연구에 투자하고 있다.

### 3.2 생체신호 기반 감정인식

생체인식 기술은 사람의 신체적, 행동적 특징을 자동화된 장치로 추출하여 개인을 식별하거나 인증하는 기술로, 바이오인식 기술이나 바이오매트릭스라고 한다. 생체인식 기술로 사용하기 위해서는 누구나 가지고 있으며, 각 사람마다 고유하여, 변하지 않고 변화 시킬 수도 없으며, 센서에 의한 획득과 정량화가 쉬운 특징을 갖고 있어야 한다.

#### 3.2.1 기반기술

##### 1. 뇌파(EEG: Electro Encephalo Graphy)

뇌파는 (그림 2)에서 나타난 바와 같이 두뇌를 구성하는 신경세포들의 전기적 활동을 두피에서 전극을 통해 간접적으로 측정 할 수 있는 전기신호이다. 즉, 뇌파는 두뇌 내부에서 발생하는 전기적 활성정보를 전기장(Electric field)을 통해 간접적으로 포착한다.

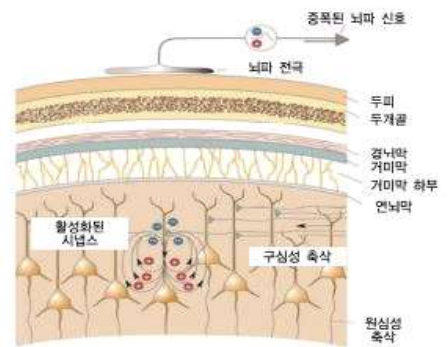


그림 2. 뇌파신호의 생성 과정

(그림 2)에 나타난 바와 같이 두개골 안쪽에는 뇌가 있으며, 뇌는 3층의 막으로 싸여 있다. 가장 바깥쪽이 경뇌막, 중간에 있는 막이 거미막, 안쪽에 있는 막을 연뇌막이라고 한다. 그 아래 대뇌피질에서 신경세포 사이에 시냅스가 형성되어, 시냅스전 신경원 말단에서 신경전달물질을 분비하고, 분비된 신경전달물질은 시냅스 후막의 이온채널에 부착되어 이온채널이 열리게 된다.

이온채널이 열리면 (그림 3) 에서 도시한 바와 같이 나트륨( $\text{Na}^+$ )이온이  $\text{Na}^+$ 채널을 통해 세포 안으로 유입되고, 칼륨( $\text{K}^+$ )이온은 세포 밖으로 유출되어 세포막의 양단간 전위에 변화가 일어나 전위차, 즉 전압이 생겨 전류가 흐르고, 이 전류가 전기장을 형성하게 된다.

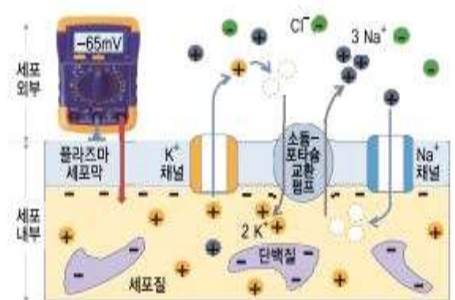


그림 3. 신경세포 내외부의 전기 흐름과 뇌파신호

이러한 전기장의 변화는 자기장을 생성하고 다시 자기장의 변화는 전기장을 생성하게 되어 두피에 전극을 설치하면 10~50uV의 뇌파신호를 측정할 수 있다. 뇌파신호는 대뇌피질의 면적 중 최소 6cm<sup>2</sup>이상 규모로 동기화가 되어야 검출되는 것으로 알려져 있다.



<표 1>에 뇌파신호를 주파수별로 일반적으로 분류하는 신호의 형태와 특징에 대해 정리하고 요약하였다.

뇌파신호 분류	주파수(Hz)	신호의 형태[2]	신호의 특징	설명
델타(Delta)파	~3.5		가장 진폭이 크다(20~200uV) 내면 심리 반영	- 깊은 수면 또는 혼수 상태. - 각성이 떨어질수록 증가함.
세타(Theta)파	3.5~7		진폭이 크다 내면 심리 반영	- 기억을 회상하거나 명상등 조용한 집중 상태에서 관찰됨. - 동조하여 발화하는 많은 뉴런이 관련됨.
알파(Alpha)파	8~12		진폭이 중간 심리 반영 중간	- 휴식 상태의 후두엽에서 주로 발생. 수면 상태에서는 억제됨. - 대규모의 뉴런들이 동조적으로 발화함.
베타(Beta)파	13~30		진폭이 작다 표면 심리 반영	- 각성 상태 및 집중적 뇌 활동과 연관되며, 병리적 현상 및 약물효과와 관련이 있음. - 양반구에서 대칭적으로 분포함.
감마(Gamma)파	31~50		가장 진폭이 작다 표면 심리 반영	- 피질과 피질하 영역들간의 정보 교환 - 의식적 각성 상태와 REM 수면시 꿈에서 나타남. - 베타파와 중복되어 나타나기도 함.

표 1. 뇌파신호의 주파수 별 분류와 신호특징

## 2. 심전도(ECG: Electrocardiogram)

심전도에서 측정되는 심박동변동성(HRV: Heart rate variability)에서는 자율신경의 교감 신경과 부교감신경의 활성도를 관측 할 수 있다. 자율신경은 교감신경이 흥분하면 심장박동이 빨라지고 위산 분비가 늘어나며 긴장상태가 된다. 반면 부교감신경이 흥분하면 심장박동이 줄고 호흡이 깊어지며 몸이 이완된다. 교감과 부교감 신경이 서로 상호작용을 하면서 몸의 균형을 유지하고 생체를 안정시키는 기능을 담당하는 것이다. 먼저 심전도데이터에서 자율신경계 정보를 취득하기 위해서는 규칙적으로 취득되는 R피크간의 간격, 즉 HRV 시계열 데이터를 구해야한다. (그림 4)은 R피크를 검출하고 HRV데이터로 변환된 신호의 모습이다.

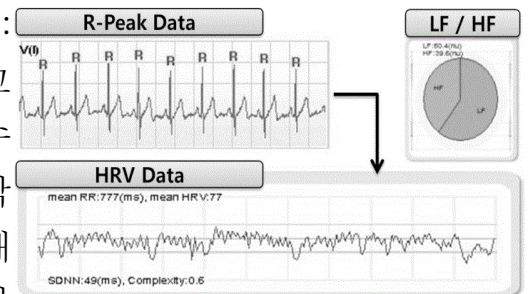


그림 4. HRV[ECG]데이터로 변환된 신호

## 3. 피부 전기(EDA: Electro Dermal Activity)

피부 전기반응은 교감신경계에 의해 분비된 소량의 땀으로 인해 변화하는 피부전기전도도(SC:skin conductivity)를 측정하는 것이다. 이것은 한선활동(sweat gland activity)의 함수이며, 피부 전기반응의 변화는 놀람, 갑작스러운 공포, 두려움 등에 의한 스트레스 특성과 관련되어 있다. 피부 전기 반응의 첫 보고서는 1890년도에 나왔다. 그 후로 수많은 전문용어가 다양한 자극과

기록방법(ex 피부 전기활동, 교감신경성 피부 반응[SSR], 말초 자율 신경 표면 전위, 전신적 반응 및 교감신경 전기반응[SGR] 등) SSR을 측정하는 표준적인 방법은 손바닥과 발바닥에 기록 전극을 부착하는 것이다. 그것은 이런 기록 부위의 진폭이 크기 때문이다. 자극기는 반대편 사지의 정중 신경과 경골 신경 모두에 부착하고 자극은 무작위로 분당 1차보다 낮은 빈도를 주며 자극의 세기는 가벼운 통증을 일으키기 충분하다. 2~10개의 반응이 기록되고 SSR반응은 정상인의 60~100%를 얻을 수 있다. 파형은 보통 3상으로 초기의 작은 음성 파로부터 큰 양성 파로 변하고 다음 길어진 음성 파로 변한다. 파형은 또한 초기의 음성 혹은 양성 최대치와 함께 단상 혹은 2상으로 될 수도 있다. 최대의 정점 사이 진폭과 평균 잠복기가 측정된다. 진폭과 잠복기 가변성은 자극주기 감소 또는 자극 부위를 바꾸거나 그 밖의 많은 방법으로 최소화할 수 있다. 신체의 구심성 신경전도는 자극의 종류(전기 충격, 고성, 눈에 보이는 위협, 심호흡)에 따라 다르다. 전기 자극에 의한 구심성 신경전도는 큰 유수 섬유에 의해 발생한다. 이 구심성 신경전도는 교감신경 경로로서 시상하부 후엽에서 발생하여 척수를 따라 아래로 중간 외측 세포 열, 척수 주변 신경절에 전달 되고 다음 작은 무수 섬유를 통하여 한선에 도달한다. 본 논문에서 사용되는 센서는 신체의 피부(손바닥) 2군데에 전극을 달아 전류를 통하여 놓고 정신적인 감동을 일으키면 전류에 변화가 생기는 반응, 정신전기반응이라고도 한다. 정신성발한부위인 손바닥, 손가락에서 측정하며 측정방법에는 통전법과 전위법이 있다. 통전법은 피부 표면의 2개의 전극 사이에 미약한 전류를 흐르게 하여 피부의 외관상 저항 변화를 조사하는 방법이고, 전위법은 2개의 전극 사이의 전위차를 직접 조사하는 방법이다. 두 방법 모두 반사의 주체는 교감신경의 지배를 받는 한선이며 주의(화남), 경악(놀람), 공포(놀람), 감동(슬픔) 등의 감정적 흥분에 대응하여 반사가 일어난다. 반사중추는 자율신경계의 최고 중추인 시상하부에 있으나, 대뇌피질.변역계.대뇌기저핵.시상.중뇌망양체 등의 영향도 받는다. 감정.정동 연구에 많이 이용되며, 거짓말 탐지 등에도 응용되고 있다.

### 3.2.1 관련연구

현재 뇌파신호 처리기술을 가장 널리 응용하고 있는 분야는 보건 및 의료분야이다. 뇌파를 이용하여 노화, 만성피로, 치매와 같은 분야를 예측할 수 있는데 이는 뇌기능 저하가 발생하면 (표 1)에서 설명한 알파파 신호의 피크가 퍼지면서 주파수가 낮은 쪽으로 이동하는 신호 특성을 활용한 것이다. 일반적으로 고차 인지, 주의력, 기억력, 지능지수 등과 같은 외부 정신 측정법 (Psychological Test) 점수가 높을수록 알파파의 피크 주파수가 높은 경향이 있으며 노화, 치매가 진행되거나 심해질수록 알파파 고유리듬의 피크주파수가 느려지며 후두엽에서 측정하는 알파파의 표준패턴이 무너지는 것으로 알려져 있다. 이처럼 뇌파, 특히 뇌파신호별 특성을 활용한 의료 및 건강분야 제품들은 우울증, 뇌진탕, 치매 등의 진단 등에서 응용되고 있으며, (표 2)에 현재 상용제품 또는 이에 근접한 사례들을 정리하였다

현재 심전도(ECG) 신호를 이용한 관련 연구로 보안, 차량, 의료등 다양한 분야로 연구들이 진행 중에 있다.

제작사	제품명	기능	제품 형상	특징	출처
뉴로스카이 Neurosky	Mindwave	집중력향상 이완력향상 학습능력 향상		건식능동 뇌파센서	Neurosky.kr
와이브레인 YBrain	YBand	우울증및 경도인지장애 완화		복합소재 바이오센서	Ybrain.com
옵니사엔에스 Omni C&S	OmniFit Mindzee FingVR	스트레스 진단 우울증여부 치매위험성		오culus 기반 VR	Omniins.com
락샤 Laxtha	Nero Tuning	두뇌 바이오 피드백		훈련자.자가 조절훈련	Laxtha.com
마텔 Mattel	Mindflex	게임		뇌파로 송풍기 제어	ebay.com
인터랙티브 Interactive	Mindball	게임		머리띠 형태의 센서	Mindball.se

표 2. 뇌파를 신호를 활용한 사용제품 사례



### 3.3 데이터 연관성 분석

#### 3.3.1 기반기술

##### 1. 데이터 마이닝

Data Mining의 기본 개념은 새로운 것이 아니라 인공지능 분야의 기계학습(machine learning) 이론에 그 뿌리를 두고 있다. 즉 현실 세계에서 데이터 베이스에 감춰진 유용한 정보를 캐내고자 하는 욕구가 기계학습에서 사용된 기법을 Database에 응용하기에 이르렀다. 기계학습은 규칙을 찾아내기 위한 자동화된 유도과정(inductive process)이라 할 수 있다.

데이터 분석, 즉 데이터 마이닝은 Mining 이라는 단어에서 알 수 있듯이, DATA에서 의미를 추출, 캐는 작업을 뜻한다. 좀 더 쉽게 풀이하자면 데이터 안에서 통계적 규칙이나 패턴 등을 찾는 행위 및 도구, 기법 등을 뜻한다.

데이터 마이닝 기법은 통계학 쪽에서 발전한 탐색적 자료 분석, 가설 검정, 다변량 분석, 시계열 분석, 일반선형모형 등의 방법론과 데이터베이스 쪽에서 발전한 OLAP , 인공지능 진영에서 발전한 SOM, 신경망, 전문가 시스템 등의 기술적인 방법론이 쓰인다.

데이터 마이닝의 응용 분야로 신용평점 시스템의 신용평가모형 개발, 사기탐지시스템, 장바구니 분석, 최적 포트폴리오 구축과 같이 다양한 산업 분야에서 광범위하게 사용되고 있다.

##### 2. 연관 분석

데이터 안에 존재하는 항목간의 연관규칙 (association rule)을 발견하는 과정이다. 상품을 구매하거나 서비스를 받는 등의 일련의 거래나 사건들의 연관성에 대한 규칙이다, 본 연구에서는 얼굴표정 기반 감정데이터와 생체데이터간의 연관성을 분석할 것이다.

연관성 규칙을 평가하는 3가지 척도는 지지도(Support), 신뢰도(Confidence), 향상도(Lift)이다. 지지도는 좋은 규칙(빈도가 많은, 구성비가 높은)을 찾거나, 불필요한 연산을 줄일 때의 기준으로 사용된다. 신뢰도는 높을수록 유용한 규칙일 가능성이 높다고 할 수 있다. 향상도는 그 측정 값이 1보다 크거나 작다면 우연적 기회보다 우수함을 의미한다.

### 3. Apriori 알고리즘

1994년 발표된 논문에서 소개된 연관규칙 (Association Rule)의 대표적인 형태의 하나로 현재도 많이 사용되는 알고리즘이다. 데이터들에 대한 발생 빈도를 기반으로 각 데이터 간의 연관관계를 밝히기 위한 방법이며, 구현이 간단하고 성능 또한 만족할 만한 수준을 보여주는 알고리즘으로 패턴 분석을 위해 자주 이용된다. 이 알고리즘은 두 가지 단계로 구성된다. 우선 첫 번째 단계에서는 최소 지지도 설정 값에 따라 빈도수가 높은 항목의 집합들을 찾아내고 그 다음 단계에서는 이들 집합들로부터 신뢰도 설정 값을 모두 뽑아낸다.

Apriori를 개선한 알고리즘으로는 AprioriTID, AprioriHybrid, DHP 등이 있으며 대부분 Apriori 알고리즘과의 비교를 통해서 진화된 알고리즘의 성능을 밝히고 있다.

이 알고리즘을 적용한 예를 들면, 대형 마켓에서 소비자의 물건 구매 패턴을 들 수 있다. 시리얼을 구매하는 고객의 경우, 우유를 같이 구매하는 경우가 많다. 이와 같은 상품들의 연관관계를 분석하면 상품을 전시할 때 좀 더 효율적으로 전시할 수 있는 효과를 가져 올 수 있다.

### 4. Weka

웨카란 자바 언어로 개발된 오픈 소스 데이터 마이닝 프로그램이다. 이는 뉴질랜드의 와이카토 대학의 ‘이안 위튼’ 교수팀에 의해 개발 되어지고 있는 프로그램으로 지식분석용 와이카토 환경이라는 뜻의 “Waikato Environment for Knowledge Analysis”의 앞 글자를 따서 이름 지어졌다. 이것은 프로그램 전체에 자바 언어로 된 소스 코드를 제공하는데 여기서 자바는 완성도가 높고 웹과의 연동성이 좋으며 보안이 뛰어난 장점을 가진다.

웨카는 다양한 분석 알고리즘들을 제공하여 유용하게 사용될 수 있다. 구체적으로 데이터 전처리, 분류, 클러스터링, 연관 규칙, 시각화 등 데이터 마이닝 분석 알고리즘을 포함하고 있다.

ARFF는 웨카에서 사용하는 포맷으로, 이는 헤더부분과 본문 부분으로 크게 나눌 수 있다. 헤더는 데이터에 관련한 기본 정보를 정의하는 부분으로 데이터 파일의 이름과 속성 이름을 정의하고 속성의 타입까지 정의할 수 있다. 본문은 실제 데이터가 입력되는 부분으로 속성 명에서 정의된 속성의 실제 데이터 값을 행 단위로 입력하는 것이다.

### 3.3.2 관련 연구

#### 1. 텍스트 마이닝 기법을 이용한 연관용어 선정

이 연구에서는 전체 문헌집단으로부터 초기 질의어에 대한 연관용어 선정 시 사용할 수 있는 최적의 기법을 찾기 위해 연관규칙 마이닝과 용어 클러스터링 기법을 이용하여 연관용어 선정 실험을 수행하였다. 연관규칙 마이닝 기법에서는 Apriori 알고리즘을 시용하였으며, 용어 클러스터링 기법에서는 연관성 척도로 GSS 계수, 자카드계수, 코사인계수, 소칼 & 스니스 5, 상호정보량을 사용하였다. 성능평가 척도로는 연관용어 정확률과 연관용어 일치율을 사용하였으며, 실험결과 Apriori 알고리즘과 GSS 계수가 가장 좋은 성능을 나타냈다.

#### 2. 데이터 마이닝을 활용한 뇌경색증과 동반되는 질환의 연관성 분석

이 연구에서는 뇌경색증과 동반된 질환 사이의 데이터를 추출한 후 연관성을 분석하였다. 대상의료기관의 D/W에서 뇌경색 증 환자가 진단받은 동반 질환을 추출한 후 데이터 정제과정을 거쳐 데이터 마트를 구축하였다. 연관규칙 마이닝 기법중 Apriori 모델링을 적용하여 연관규칙을 생성하고 그 중 의미 있는 규칙을 찾아낼 수 있었다.

본 연구에서는 D광역시에 위치한 A의료원에 뇌경색증으로 입원한 환자의 진단 데이터를 이용하였다. 그 중 2000년에서 2007년 사이에 입원한 환자 중 주진단이 뇌경색증인 만 18세 이상의 2,2267명의 환자 진단 데이터를 대상으로 하였다.

분석된 자료를 통해 질환의 연관성을 그래프로 나타내고, 세 가지 이상의 질환 사이 연관성을 확인했다는 데 의의가 있고, 본 연구에서 나타난 결과는 재활치료가 필요한 뇌경색증 환자에게 동반된 여러 질환을 고려한 물리치료를 개발하는 데 필요한 기초자료로 활용될 수 있다.

## 4. 본 론

### 4.1 연구 방법

본 연구에서는 즐거움, 슬픔, 화남, 놀람 4가지 감정을 지표로 하여 다양한 상황에 따른(case 1: 시간대 별 변화, case 2: 청각적 자극, case 3: 온도, case 4: 동영상 시청) 생체데이터에 대한 연관성을 연구한다. 코어 데이터인 생체데이터에는 뇌파, 심전도, 피부전기가 있으며, 감정은 내면적 요인도 중요하지만 환경적인 외부 영향에 따라 인간의 감정은 달라 질 수 있기 때문에 추가적인 메타 데이터로 날씨, 온도, 수면시간, 측정시간을 반영하여 연구한다.

연구 방법은 각 case별로 상이하다. case 1인 시간대 별 변화는 실험자가 측정하는 시간대를 기준으로 오전(06:00~12:00), 오후(12:00:18:00), 밤(18:00~24:00)으로 나뉘며, 시간대의 구분이 실험자에게 미치는 감정변화를 측정하게 된다. case 2인 청각적 자극에 의한 실험 방법으로는 실험자에게 신나는 노래, 슬픈 노래를 구분하여 들려주며 이에 따른 실험자의 생체데이터 변화를 감지해 감정상태를 유추한다. case 3인 날씨에 따른 감정변화는 측정 시간의 날씨를 기록하여 날씨가 실험자의 감정 변화에 미치는 영향을 파악하고자 한다. 마지막으로 case 4는 동영상 시청을 통한 실험자의 감정변화를 확인한다. 약 5분 가량의 즐거운 동영상, 슬픈 동영상, 화나는 동영상, 놀라는 동영상을 실험자마다 시청하며 그에 따른 표정 변화 데이터와 생체데이터의 변화를 기록한다. 얼굴 표정 변화 데이터는 Google의 API를 이용하여 본 연구 목적에 맞게 설계하여 사용하며, 그에 따른 생체데이터는 각각의 바이오 센서를 이용하여 측정한다.

추출된 각각의 데이터(얼굴표정, 심박수, 뇌파, 피부전도)는 데이터 마다의 분류 기준을 참고하여 기록한다. 얼굴표정은 즐거움, 슬픔, 화남, 놀람 4가지 표정으로 나누어지며, 심박수는 나이와 성별에 따라 평균 심박수를 고려하여 7가지 기준으로 나누어지며, 뇌파는 주파수에 따른 파워 스펙트럼을 참고하며, 각각의 뇌파파형에 따른 주파수 대역을 기준으로 나뉘게 된다. 피부전도는 2개의 부착패드를 통해 전해지는 손가락의 전기적 신호를 바탕으로한 파형을 통해 나뉘게 된다.

얼굴표정 데이터	심박수	피부전도	뇌파	날씨	수면시간	측정시간	측정 기분
즐거움	H-rate1 [49-55]	EDA-1 [0 ~ 4μS]	감마 [30Hz ~ ]	비	Sleep-1 [ ~ 4시간]	오전 (06:00 ~ 12:00)	즐거움
	H-rate2 [56-61]						
슬픔	H-rate3 [62-65]	EDA-2 [4 ~ 8μS]	베타 [13~30Hz]	눈	Sleep-2 [4 ~ 7시간]	오후 (12:00 ~ 18:00)	화남
	H-rate4 [66-69]	EDA-3 [8 ~ 12μS]	알파 [8~12.9Hz]				
화남	H-rate5 [70-73]	EDA-4 [12 ~ 16μS]	세타 [4~7.9Hz]	안개	Sleep-3 [7시간 ~ ]	밤 (18:00 ~ 24:00)	보통
	H-rate6 [74-81]						
놀람	H-rate7 [82+]	EDA-5 [16 ~ μS]	델타 [0.2~3.9Hz]	맑음			

표 3. 데이터 측정 지표

기준을 참고하여 기록된 얼굴표정, 생체 데이터들과 환경적 메타 데이터들을 가지고 하나의 데이터 셋을 구성한다. 이 데이터 셋은 연관성 분석에 사용되는 데이터 자료가 된다.

데이터 셋에 대한 연관분석을 하기 위해서는 데이터마이닝 소프트웨어인 Weka를 사용한다. Weka 도구에서 제공하는 연관 분석법을 이용하여 결과를 도출해 낸다.

## 4.2 데이터 추출방법

### 4.2.1 얼굴표정

얼굴표정 이미지에서 감정데이터를 추출하기 위해서 3가지 단계에 따른 프로그램을 작성하여 데이터를 추출한다. 가장먼저, 실험자에 얼굴표정을 1초 단위로 촬영한다. 웹캠을 통해 촬영을 하며, 이미지 처리 라이브러리인 openCV를 사용하여 실험자 얼굴표정사진 추출 후 저장한다. 실험자가 동영상을 시청하면서 촬영된 얼굴감정 데이터들은 실험자가 동영상을 시청하는 동안 1초단위로 찍혀 저장된다.

그 다음으로, 저장 된 얼굴표정 사진을 통해 감정데이터를 추출하기 위해서는 Google, Microsoft, Naver에서 제공하는 감정추출 API를 사용한다. 얼굴표정 이미지 사진을 첨부하여 감정추출 제공해주는 서버에 요청을 보내면 서버에서는 이미지를 분석하여 얼굴표정에 대한 감정에 정도를 수치화 하여 Json 형태로 보내준다. Google, Microsoft, Naver 공통으로 요청한 얼굴표정 사진에 대해 즐거움, 슬픔, 화남, 놀라움 감정데이터를 제공해준다. Microsoft 경우에는 추가적으로 경멸, 역겨운, 두려운, 편안 4가지 감정데이터를 제공해준다. Naver 경우에는 역겨운, 두려운, 편안, 대화중 4가지 감정데이터를 제공한다. 본 연구에서는 공통으로 제공하는 4가지 감정데이터를 기준으로 데이터를 추출할 것이다.

마지막으로, 추출된 감정데이터를 가지고 데이터 셋에 추가하는 작업이 필요하다. 저장 형식을 CSV 파일로 할 것이며, 나중에 지표데이터를 통합시킨 후 Arff 파일로 수정할 것이다.

회사 감정	Google	Microsoft	Naver
즐거움	O	O	O
슬픔	O	O	O
화남	O	O	O
놀라움	O	O	O
경멸		O	
역겨운		O	O
두려운		O	O
편안		O	O
대화			O

표 4. 얼굴표정으로 감정 추출하는 API 항목



#### 4.2.2 심박수

심박수 데이터를 추출하는 방법은 2가지 있다. 멀티 바이오센서 [BITalino] 센서를 사용해서 추출하는 방법, 웨어러블 디바이스 Fitbit 센서를 사용하는 방법이다. 멀티 바이오 센서를 사용해서 심박수를 뽑은 방법은 컴퓨터와 센서간에 블루투스 연결을 한 후에 센서를 실험자 손목에 패치를 붙혀 실시간 심박수 파형과 값을 얻을 수 있다. 웨어러블 디바이스 센서를 사용해서 뽑는 방법은 심박수 데이터 값이 Fitbit 서버 데이터베이스에 저장되어 있으므로 Fitbit API를 이용해 추출할 기간을 정한 후 Fitbit 서버에 HTTP 형식으로 요청 값을 담아 보낸다, Fitbit 서버에서는 심박수를 Json 형식으로 보내준다. 데이터를 보내고 받고 처리하는 로직 코드를 만들어 심박수를 추출할 수 있다.

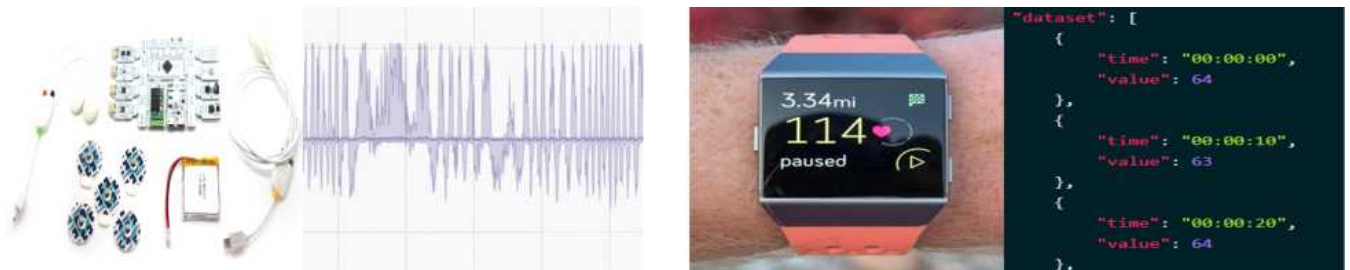


그림 5. 심박수 센서 및 데이터 형식

심박수 데이터를 추출한 후에는 성별과 나이에 따라 추출된 심박수의 정도를 분류해 주어야 한다. 그 이유는 평균 심박수는 성별과 나이에 밀접한 연관이 있기 때문이다. 심박수를 분류한 후에는 심박수 데이터들을 데이터 셋에 추가하는 일이 필요하다. 심박수를 1초단위로 나누어서 추출하고, 그에 따라 데이터 셋에 저장도 1초단위로 저장한다.

남성	나이						여성	나이					
	18-25	26-35	36-45	46-55	56-65	65+		18-25	24-35	36-45	46-55	56-65	65+
운동선수	49-55	49-54	50-56	50-57	51-56	50-55	운동선수	54-60	54-59	54-59	54-60	54-59	54-59
뛰어남	56-61	55-61	57-62	58-63	57-61	56-61	뛰어남	61-65	60-64	60-64	61-65	60-64	60-64
줄음	62-65	62-65	63-66	64-67	62-67	62-65	줄음	66-69	65-68	65-69	66-69	65-68	65-68
평균 이상	66-69	66-70	67-70	68-71	68-71	66-69	평균 이상	70-73	69-72	70-73	70-73	69-73	69-72
평균	70-73	71-74	71-75	72-76	72-75	70-73	평균	74-78	73-76	74-78	74-77	74-77	73-76
평균 이하	74-81	75-81	76-82	77-83	76-81	74-79	평균 이하	79-84	77-82	79-84	78-83	78-83	77-84
나쁨	82+	82+	83+	84+	82+	80+	나쁨	85+	83+	85+	84+	84+	85+

표 5. 나이에 따른 표준 심박수

#### 4.2.3 피부전도

피부 전기를 이용한 감정연구는 BITALINO SENSOR KIT을 이용하여 데이터를 추출한다. 자율신경계 중 하나인 피부온도는 빠른 응답 특성을 보이므로 감성판별을 위한 생체신호로 사용하였고, 추출 된 파라미터는 피부온도 평균과 표준편차이다. 흥분, 긴장 등 심리적 변화는 자율신경계(Autonomic Nerve System)의 흥분을 일으키고, 이는 피부에서 미세하게 땀이 분비되게 한다. 피부전도도는 손바닥에 2개의 전극을 부착하여 측정하게 되는데 이는 손가락의 땀의 분비가 사람의 감정에 따라 예민하게 반응하기 때문이다.

#### 측정 및 데이터 센싱 과정

[ 1단계 : 데이터 측정 ]

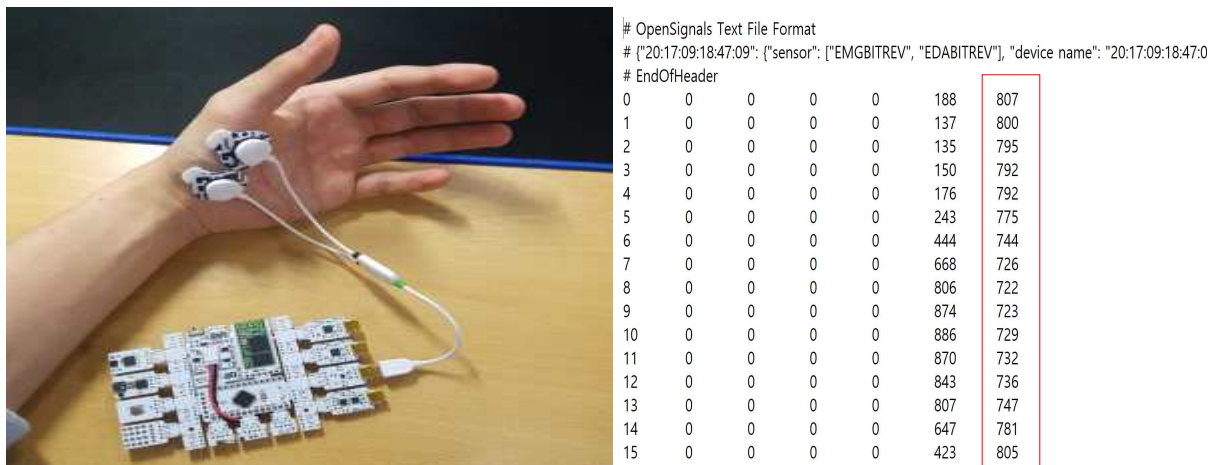


그림 7. 피부전도 센서 및 Raw 데이터

위의 그림은 피부전도 센서를 이용하여 측정한 raw데이터이다. 본 논문에서 사용되는 피부전도 센서의 범위는  $0 \sim 25\mu S$  ( $VCC = 3.3V$ )이며, 대역폭은  $0 \sim 2.8Hz$ 이다. 센서로부터 받은 raw데이터는 EDA성분에 맞도록 변환할 필요가 있다. 이때의 범위는  $[0\mu S \sim 25\mu S]$ 이며, 변환 공식은  $EDA(uS) = ((ACD/2^n) * VCC) / 0.132$  이다.  $\mu S$ 단위를 S단위로 변환하게 되면  $EDA(S) = EDA(uS) * 10^{-6}$  이다.  $EDA(uS)$ 단위는 micro-siemens이며,  $EDA(S)$ 단위는 siemens(전기전도도의 단위)이다. ADC는 채널에서 샘플링 된 값이며,  $n$ 은 채널의 비트수를 의미한다.



## [ 2단계 : Raw 데이터 처리 ]

raw데이터를 EDA 변환 공식을 적용하여 계산하였으면, 계산된 결과 값을 데이터 셋에 적용할 필요가 있다. 위의 그림에서 보이는 엑셀은 계산된 결과 값들을 각각의 지정된 EDA기준에 따라 값을 변환하여 보기 좋게 도시화한 것이다. 센서에서 받은 raw데이터를 본 논문의 연구 목적에 맞도록 레이블링 한 것이라 볼 수 있다.

ECG	EDA	EEG	Sleep
ECG-6	EDA-4	Theta	Sleep-3
ECG-1	EDA-2	Theta	Sleep-1
ECG-6	EDA-4	Alpha	Sleep-3
ECG-6	EDA-4	Theta	Sleep-3
ECG-6	EDA-2	Alpha	Sleep-2
ECG-7	EDA-3	Theta	Sleep-2
ECG-6	EDA-2	Theta	Sleep-2

그림 8. 기준에 따라 변환 된 EDA 데이터

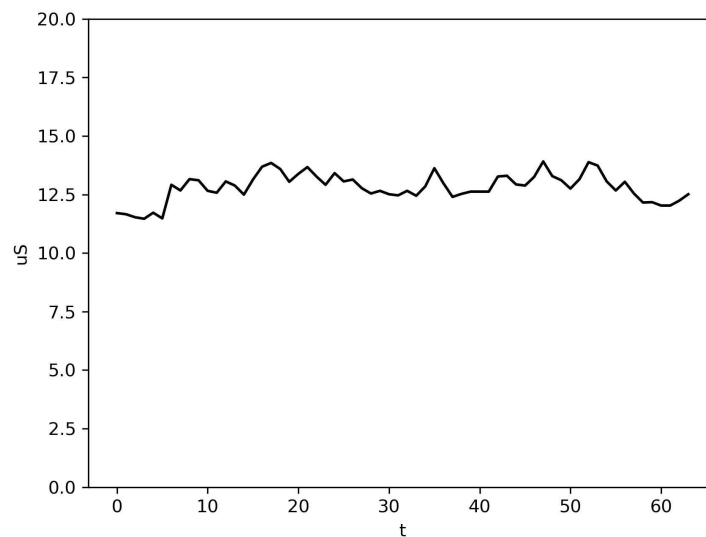


그림 9. 피부전도 변환 그래프

위의 그림은 피부전도 변환한 값을 그래프로 보인 것이다. 다른 바이오 센서 데이터와의 변환 값 비교를 위해 시간영역에서 그래프를 도시화 한 것이다. X축은 시간의 흐름을 의미하며, Y축은 EDA단위인 uS이다. 그래프를 통해 뇌파 데이터, 심전도 데이터와 같은 시간대에서의 데이터를 그래프 비교를 통해 생체데이터를 시각적으로 보기 쉽게 파악 할 수 있다.

#### 4.2.4 뇌파

뇌파를 이용한 감정연구는 LAXTHA의 neuroNicle-E2를 이용하여 데이터를 추출한다. 2개의 채널을 이용하여 들어오는 EEG raw data를 전송 받는 데 이를 FFT연산을 통해 파워스펙트럼을 구하며, raw데이터를 주파수 대역에서의 크기로 바꾸어 데이터를 추출하게 된다. 이를 통해 두피에서 발생하는 자발적인 전위에 의한 두뇌 활동의 측정이 가능하다. 뇌파를 통해 들어온 데이터를 이용하여 컴퓨터와 상호작용 도구로서 사람의 다양한 감정 상태를 파악하려는 시도는 기존의 입력도구들에서는 해결하기 힘든 부분에서 활용도가 매우 높다. 이를 통해 현재까지 뇌파를 통한 인간의 감정상태를 파악하기 위한 지표는 설계가 되어있는 상태이며, 본 연구에서도 설계된 지표를 바탕으로 연구가 이루어진다. 추가적으로 본 논문에서 사용하는 센서는 미세전극을 측정하기 위하여 뇌에 삽입하는 것이 아닌 밴드형식으로 된 장비를 붙여 전극을 측정하기 때문에 실험의 위험성이 적다. 4채널 이하의 저 채널 뇌파측정기는 의학, 심리학, 교육 등의 연구목적으로 활용하기에는 전극수가 너무 적어서 다소 부적합하나, HCI(인간-컴퓨터 상호작용)와 같은 응용 공학분야에서는 유용하게 사용될 수 있다. 즉, 공학 분야에서는 선행 연구를 통해 알려진 응용목적에 적합한 부위에만 몇 개의 전극을 부착하는 방식으로 사용할 수 있다.

뇌파 파장대		주파수 범위 (Hz)	특징
델타		0~4	수면상태일 때 많이 발생
세타		4~8	졸리거나 깊은 명상 상태일 때 발생
알파		8~12	긴장이완, 편안한 상태 일 때 발생
베타	SMR	12~15	각성 준비 상태 또는 운동계의 대기 상태로 주의집중에 관련 일 때 발생
	M 베타	15~20	의식 활동, 정신 활동 학습에 몰두한 상태일 때 발생
	H 베타	20~30	긴장이나 흥분 상태일 때 발생
감마		30~	외적 의식으로 불안 흥분의 강한 스트레스 상태에서 많이 발생, 고도의 인지 작용 시 활동화가 된다.

표 6. 각 주파수 대역에 뇌파 특징

뇌파 신호는 델타파, 세타파, 알파파, 베타파, 감마파 크게 5가지로 나눌 수 있는데, 전기적 신호 잡음에 의한 오차로 인해 델타파는 실험에서 제외한 4가지의 파형을 기준으로 감정을 예측한다. 세타파와 같이 느린 진동성분이 많이 출현하게 되면 피곤, 수면상태, 깊은 명상 등의 감정이 유발되며, 알파파와 같은 안정된 진동성분이 많이 출현하면 긴장이완, 평안, 행복 등의 감정이 유발된다. 베타파와 같은 경우 의식/정신활동, 학습에 몰두한 상태일 때 발생하며, 감마파와 같이 빠른 진동성분이 많이 출현하면 걱정, 불안, 강한 스트레스 상태 등의 감정이 유발된다. 이를 통해 각 상황에 따른 다른 코어데이터, 메타데이터들과 조합하여 감정상태를 파악하는 것에 유용할 것이다.

## 측정 및 데이터 센싱 과정

### [ 1단계 : 데이터 측정 ]

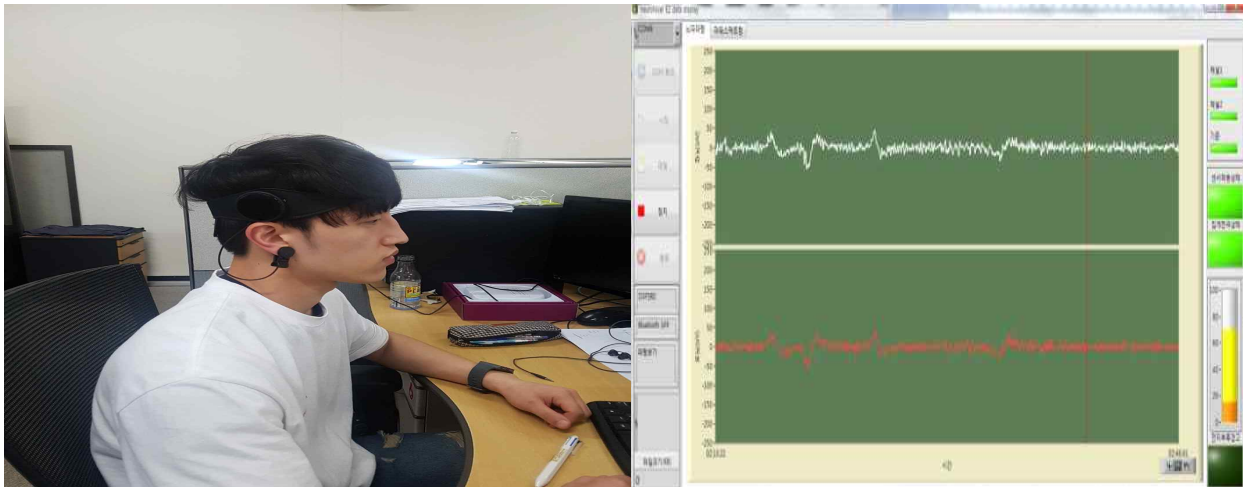


그림 10. 뇌파 센서를 이용한 뇌파 데이터 측정

장치에 전원이 정상적으로 인가되면 뇌파센서밴드를 머리에 착용한다. 밴드를 너무 죄면 두통과 심박 신호가 발생할 수 있다. 심장 박동에 의한 머리 흔들림이 심박 잡음으로 뇌파 신호에 유입될 수 있기 때문에 밴드 착용 시 주의가 필요하다. 밴드를 착용한 후에는 집게 전극을 오른쪽 귓불에 장착한다. 밴드가 올바르게 머리에 장착되어, 전극이 피부에 부착되면, 밴드를 머리에 착용한 상태로 장치가 인식한다. 채널 1 전극은 좌뇌를 측정하며, 채널 2 전극은 우뇌를 측정한다. 또한 귓불에 장착하는 집게 전극은 기준이며, 접지 전극이다.

## [ 2단계 : Raw 데이터 처리 ]

센서를 통해 저장 되는 데이터 값은 250hz의 샘플링 주파수를 통해 들어오는 raw 데이터이다. 사용되는 데이터 포맷은 LXDSF T2라는 시리얼 통신 데이터 포맷을 사용한다. 센서에서 호스트로 전송하는 데이터 형식을 LXDSF T2 Tx, 센서가 호스트로부터 수신 받는 데이터 형식을 LXDSF T2 Rx라 한다. 기본 전송 단위인 패킷을 연속으로 전송하며, 수십 바이트로 구성된 1패킷내의 바이트 별로 어떤 의미의 데이터가 있는지를 보이고 있다.

```
neuroNicle E2
D3F5R0
UART
2018년 6월 10일 일요일
오전 1:21
time interval = 4msec
CH1      CH2
530.985577      1107.716346
-3.774038      -1.201923
0.168269      -0.985577
2.764423      0.697115
3.750000      3.509615
3.846154      6.899038
4.423077      10.552885
6.394231      13.798077
9.543269      15.384615
12.980769      14.759615
16.057692      13.100962
18.581731      12.644231
20.264423      14.735577
20.745192      18.798077
20.144231      23.125000
19.302885      26.370192
19.639423      28.317308
22.139423      29.543269
26.682692      30.504808
31.418269      31.009615
33.605769      30.312500
31.826923      28.028846
28.076923      25.432692
26.754808      25.528846
```

그림 11. 측정 된 뇌파 Raw 데이터

## [ 3단계 : 주파수 대역 변환 ]

센서에서 받은 raw데이터를 FFT연산을 통한 주파수 대역으로 바꾼 데이터 값이다. 본 논문을 위해 사용되는 뇌파 데이터는 시간영역에서의 전압 값을 주파수 영역으로 변환하여 얻어진 파워스펙트럼 데이터 값이다. 따라서 초당 250개의 raw데이터를 받기 때문에 이를 2의 8제곱인 256 sample size로 나누어 0.976초의 주파수 분해능에 따른 파워 스펙트럼 값을 받게 된다. 이때 최대 128hz까지 값을 받게 되는데 파워 스펙트럼 값은 나이퀴스트 주파수

```
24.0      9.104807246959375
25.0      10.340633752126344
26.0      8.139496391832417
27.0      7.948420182017579
28.0      7.93155750337885
29.0      11.180117539926965
30.0      6.442872350170842
31.0      8.6379155432966
32.0      12.367202759382174
33.0      8.074311700411691
34.0      9.0410967170603
35.0      10.453848014560387
36.0      9.74984295386981
37.0      8.59887728772171
38.0      9.401686295882586
39.0      9.70415747599731
40.0      6.478783429895784
41.0      8.895379967128887
```

그림 12. FFT 연산한 뇌파 데이터

에 대해 대칭이기 때문에 0~64hz까지의 값만을 이용하게 된다. 또한 뇌파센서를 사용할 때 보통 0~50hz까지의 값을 기준으로 지표를 나누기 때문에 FFT연산을 통해 얻은 주파수 대역에서의 파워스펙트럼 값에서 51~64hz의 값은 설계과정에서 제외하였다. (그림 12)을 보게 되면 화가 난 상태에서의 뇌파 데이터를 측정한 파워스펙트럼 값을 볼 수 있다. 주파수 대역이 32hz일 때 가장 값이 높는데, 이때의 파형은 감마파로써 불안, 흥분의 강한 스트레스 상태에서 많이 발생하는 파형이다. 이렇게 얻어진 데이터를 본 논문에서 설계한 데이터 셋에 적용하여, 인간의 감정상태를 파악 하는 데에 적용할 수 있을 것이다.



#### 4.2.6 환경적 데이터

환경적 데이터는 개인 데이터인 얼굴감정인식, 심전도, 피부전기, 뇌파, 수면 시간 데이터에 대한 meta데이터로 작용한다. 데이터에 관한 구조화된 데이터로, 환경적 데이터는 감정 데이터를 설명해 주는 데이터로서, 대량의 감정정보 데이터 가운데에서 찾고 있는 정보를 효율적으로 찾아내서 이용하기 위해 일정한 규칙에 따라 콘텐츠에 대하여 부여되는 데이터이다. 환경적 meta데이터에는 날씨, 온도, 측정시간 3가지로 나누어 데이터를 추출한다. 대상자가 동영상 시청하거나, 각 상황에 따른 주관적인 기분을 측정하게 되는 시간을 기준으로 측정할 당시의 환경적 요인이 대상자의 간접적인 감정상태 변화 요인으로 작용할 수 있기 때문에 이러한 환경적 요인들을 데이터 셋에 함께 구성한다면 개개인에 맞는 감정데이터를 더 정확하게 예측할 수 있을 것이다. 사람마다 날씨에 영향을 많이 받는 사람이 있으며, 개개인마다 선호 계절이 다르듯이 온도의 변화에 따라서 느끼는 감정변화가 다를 수 있다. 이러한 차이를 인지하여 더 정확한 개개인 맞춤형 데이터를 추출하기 위해 환경적 요인들을 추가적으로 데이터 셋에 추가 하였으며, 이러한 데이터 셋을 바탕으로 더 정확한 감정인식 매커니즘 모델을 생성할 수 있다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	시작 시간	종료 시간	수면 시간(분)	깨어 있는 시간	수면 중 깨어난 횟수	침대에서 보낸	렘 수면 (분)	얕은 수면	깊은 수면 (분)	
2	2018. 6. 10. 오전 5시 38분	2018. 6. 10. 오후 1시 24분	414	52	33	466	89	222	103	
3	2018. 6. 9. 오전 4시 42분	2018. 6. 9. 오후 12시 51분	439	36	1	489	해당 사항 없음	해당 사항 없음	해당 사항 없음	
4	2018. 6. 8. 오전 5시 0분	2018. 6. 8. 오전 9시 5분	211	33	0	245	해당 사항 없음	해당 사항 없음	해당 사항 없음	
5	2018. 6. 7. 오전 4시 41분	2018. 6. 7. 오후 12시 42분	448	10	1	480	해당 사항 없음	해당 사항 없음	해당 사항 없음	
6	2018. 6. 5. 오전 5시 16분	2018. 6. 5. 오후 1시 54분	465	53	35	518	124	235	106	
7	2018. 6. 4. 오전 4시 27분	2018. 6. 4. 오후 12시 35분	441	47	31	488	112	287	42	
8	2018. 6. 3. 오전 5시 4분	2018. 6. 3. 오후 1시 9분	415	70	36	485	109	221	85	
9	2018. 6. 2. 오전 6시 2분	2018. 6. 2. 오후 1시 52분	411	58	24	469	140	187	84	
10	2018. 6. 1. 오전 5시 4분	2018. 6. 1. 오후 12시 39분	387	68	28	455	101	215	71	
11	2018. 5. 31. 오전 3시 52분	2018. 5. 31. 오후 1시 3분	481	70	33	551	122	301	58	
12	2018. 5. 30. 오전 4시 31분	2018. 5. 30. 오전 8시 47분	209	46	16	255	39	129	41	
13	2018. 5. 29. 오전 4시 10분	2018. 5. 29. 오후 12시 51분	450	71	47	521	61	313	76	

그림 13. 수면 시간에 따른 데이터 값

날씨, 온도 데이터 외에 수면 시간을 측정하게 되는데, 수면시간은 FITBIT 웨어러블을 이용하여 데이터를 추출하게 된다. 깨어있는 상태, 얕은 수면 상태, 렘 수면 상태, 깊은 수면 상태 등의 4단계로 나누어 수면시간동안 얼마나 잘 잤는지를 파악하여 대상자의 컨디션을 파악할 수 있으며, 이러한 컨디션의 따라 감정변화가 달라질 수 있기 때문에 환경적 데이터에 추가하였다. 마지막으로 측정시간 데이터는 오전(08~12), 오후(12~18), 늦은밤(18~24) 이렇게

3단계로 나누어 대상자가 동영상을 보는 측정시간에 대한 데이터를 뽑아 시간대와 감정의 상관관계 데이터를 추출할 수 있다. 각각의 데이터들을 csv파일로 저장하여 weka data mining의 데이터 셋으로 적용한다. 측정된 데이터 예측을 토대로 특정한 상황에서 개개인의 신체적/환경적 정보가 결합된 감정상태를 판별하는 잣대가 될 것이다.

### 4.3 연관성 분석방법

각 데이터 추출방법으로 데이터를 기록하고 데이터 셋을 반영한다. 데이터 셋의 인지들은 시간, 얼굴표정, 심박수, 피부전도, 뇌파, 날씨, 수면시간, 측정시간이며 1초 간격으로 데이터를 수집하여 CSV 파일에 저장하여 데이터 셋을 구성한다.

데이터 셋이 구성되면 데이터마이닝 개발 소프트웨어인 Weka를 사용하여 연관성 분석을 실행한다. 분석을 하기 앞서, Weka에서는 CSV 파일을 가지고 연관성 분석을 할 수 없기 때문에 Weka에서 사용하는 Arff파일로 변환해야한다.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	
1	Date	Face expre	HeartRate	EMG	EEG	EDA	weather	Sleep time	measurement time	@RELATION ?비밀(Sleep?뵤뵤)
2	155526	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	@ATTRIBUTE ecg {ECG-2,ECG-3,ECG-4,ECG-5,ECG-6,ECG-7}
3	161512	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	@ATTRIBUTE eda {EDA-1,EDA-2,EDA-3,EDA-4}
4	161718	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	@ATTRIBUTE eeg {Beta,Gamma,Theta}
5	161727	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	@DATA
6	161730	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
7	161937	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
8	161940	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
9	161943	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
10	161946	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
11	161949	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-5,EDA-3,Theta
12	161952	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
13	161955	즐거움	H-rate5	EMG-2	EEG-2	알파	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
14	161956	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
15	161957	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
16	161958	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
17	161959	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-4,EDA-3,Theta
18	162000	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-3,EDA-3,Theta
19	162001	놀람	H-rate7	EMG-3	EEG-3	베타	비	5시간	오후	ECG-3,EDA-3,Theta

그림 14. CSV, Arff 데이터 셋 형식

Arff 파일로 변환 후에 데이터 값들에 대한 연관성 규칙을 찾아내기 위해서는 weka에서 제공하는 3가지 지표 값 중 가장 적절한 지표를 설정하여 연관성을 추론해야 할 필요가 있다. 3가지 지표에는 각각 지지도, 신뢰도, 향상도를 통해 추론하는 방법이 있다. 지지도를 이용하여 연관성을 추론하면 조건절이 일어날 확률을 우선으로 보고 그에 따른 연관규칙을 생성해낸다. 본 연구에서는 각 생체 데이터들은 일어날 확률은 100%이므로 지지도를 지표로 선택하지는 않는다. 두 번째 지표 신뢰도는 조건절이 주어졌을 때 결과절이 일어날 조건부 확률을 나타낸다. 이 지표 또한, 각 생체데이터들의 조건과 결과 관계가 아닌 개별적으로 나타나는 확률이기 때문에 신뢰도를 지표로 선택하지 않는다. 마지막 지표는 향상도이다. 향상도는 조건절과 결과절이 서로 독립일 때와 비교해 두 사건이 동시에 얼마나 발생하는지 비율을 중점으로 둔 지표이다. 데이터 셋에 저장된 각각의 데이터들은 다른 데이터의 영향을 주거나 받지 않고 독립적으로 발생하기 때문에 향상도를 중점으로 연관성 분석을 진행한다.

Weka의 Apriori 알고리즘을 사용하여 연관성 분석한 결과는 최적의 연관규칙을 보여준다. 이 연관 규칙을 보면 모든 생체데이터 간의 연관성을 보여주기도

하고, 생체데이터의 부분집합을 이루어서 보여주기도 한다. 1차적으로 향상도가 1 이하인 규칙은 제외한다. 그 이유는, 1 이하인 규칙은 연관성이 없기 때문이다. 향상도가 1 이상인 연관 규칙 중에서 모든 생체데이터의 연관성을 보여주는 규칙을 본 연구에서 말하는 데이터 간의 가장 적합한 연관성이라고 말할 수 있다.

Apriori

=====

Minimum support: 0.1 (48 instances)

Minimum metric <lift>: 1.1

Number of cycles performed: 18

Generated sets of large itemsets:

Size of set of large itemsets L(1): 12

Size of set of large itemsets L(2): 11

Size of set of large itemsets L(3): 2

Best rules found:

1. ecg=ECG-6 96 ==> eeg=Beta 61 conf:(0.64) < lift:(5)> lev:(0.1) [48] conv:(2.33)
2. eeg=Beta 61 ==> ecg=ECG-6 61 conf:(1) < lift:(5)> lev:(0.1) [48] conv:(48.8)
3. ecg=ECG-4 eda=EDA-2 57 ==> eeg=Gamma 48 conf:(0.84) < lift:(3.31)> lev:(0.07) [33] conv:(4.25)
4. eeg=Gamma 122 ==> ecg=ECG-4 eda=EDA-2 48 conf:(0.39) < lift:(3.31)> lev:(0.07) [33] conv:(1.43)
5. ecg=ECG-4 79 ==> eda=EDA-2 eeg=Gamma 48 conf:(0.61) < lift:(3.24)> lev:(0.07) [33] conv:(2.01)
6. eda=EDA-2 eeg=Gamma 90 ==> ecg=ECG-4 48 conf:(0.53) < lift:(3.24)> lev:(0.07) [33] conv:(1.75)
7. ecg=ECG-4 79 ==> eeg=Gamma 56 conf:(0.71) < lift:(2.79)> lev:(0.07) [35] conv:(2.46)
8. eeg=Gamma 122 ==> ecg=ECG-4 56 conf:(0.46) < lift:(2.79)> lev:(0.07) [35] conv:(1.52)
9. eda=EDA-2 245 ==> ecg=ECG-4 eeg=Gamma 48 conf:(0.2) < lift:(1.68)> lev:(0.04) [19] conv:(1.09)
10. ecg=ECG-4 eeg=Gamma 56 ==> eda=EDA-2 48 conf:(0.86) < lift:(1.68)> lev:(0.04) [19] conv:(3.05)

그림 15. Weka를 사용한 연관성 분석 결과 예시

위에 있는 데이터 간의 연관성 결과는 피 실험자의 슬픔 감정에서 추출된 최적의 연관규칙을 보여주고 있다. 1번과 2번 결과는 모든 데이터의 연관규칙을 보여주지 않아 타당한 결과로 선정하지 않고 모든 데이터간의 규칙을 보여주는 3번 결과를 가장 타당한 연관 규칙 결과로 선정한다. 만약 모든 데이터의 연관 규칙을 보여주는 결과라도 향상도 lift 값이 1이하이면 최적의 규칙으로 선택하지 않는다.



## 5. 결 론 (1)

### 5.1 감정 지표에 따른 연관성

#### 5.1.1 첫 번째 실험자

##### 1. 결과표

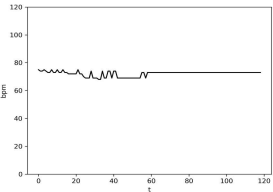
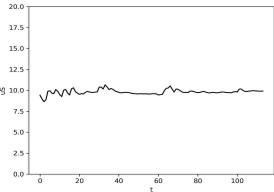

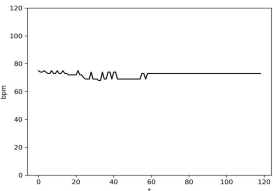
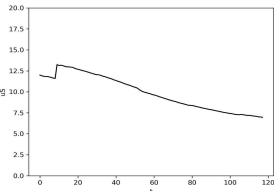

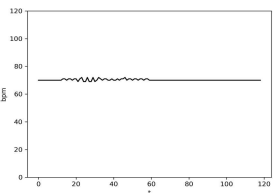
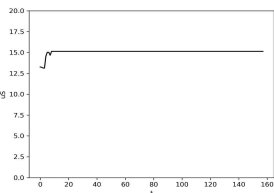
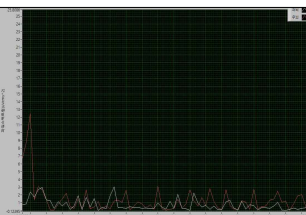
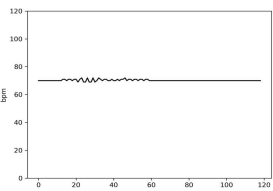
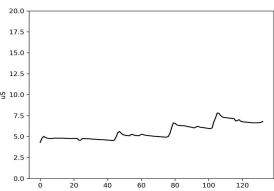
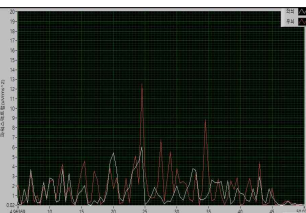
생체신호 감정	심박수(ECG)	피부전도(EDA)	뇌파(EEG)
즐거움	 ECG-6 [ 74 ~ 81bpm ]	 EDA-3 [ 8 ~ 12μS ]	 Alpha [편안 상태]
슬픔	 ECG-4 [ 56 ~ 61bpm ]	 EDA-2 [ 4 ~ 8μS ]	 Gamma [불안, 스트레스 상태]
화남	 ECG-5 [ 70 ~ 73bpm ]	 EDA-4 [ 12 ~ 16μS ]	 Beta [긴장, 흥분 상태]
놀람	 ECG-4 [ 56 ~ 61bpm ]	 EDA-2 [ 4 ~ 8μS ]	 Beta [긴장, 흥분 상태]

표 7. 첫 번째 실험자 감정지표에 따른 결과표

## 2. 각 감정에 따른 생체 데이터 분석

### CASE 1: 실험자 1이 즐거움을 느낄 경우

실험자 1은 즐거움을 느낄 경우 평균적인 ECG수치는 6, EDA수치는 3, EEG수치는 알파파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수가 올라가며, 교감 신경 전기 반응이 안정적이고, 긴장이 이완, 편안한 상태일 때 실험자 1은 즐거움을 느낀다.

### CASE 2: 실험자 1이 슬픔을 느낄 경우

실험자 1은 슬픔을 느낄 경우 평균적인 ECG 수치는 4, EDA수치는 2, EEG수치는 감마파로 나타났다. 이를 유추해 볼 때 심박수는 정상적인 상태, 교감 신경 전기 반응이 낮고, 불안 흥분의 강한 스트레스 상태에서 실험자 1은 슬픔을 느낀다.

### CASE 3: 실험자 1이 화가 났을 경우

실험자 1은 화가 난 상태일 때 평균적인 ECG 수치는 5, EDA 수치는 4, EEG수치는 베타파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수의 상태가 높고, 교감 신경 전기 반응이 활성화 되고 긴장이나 흥분 상태 혹은 스트레스 상태일 때 실험자 1은 화가 났음을 느낀다.

### CASE 4: 실험자 1이 놀랐을 경우

실험자 1이 놀랐을 경우의 평균적인 EEG 수치는 4, EDA수치는 2, EEG 수치는 베타파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수는 정상적인 상태, 교감 신경 전기 반응이 감소, 긴장이나 흥분 상태일 때 실험자 1은 놀랐음을 느낀다.

## 3. 데이터 분석에 따른 종합 결론

실험자 1의 경우 즐거울 때, 화가 났을 때의 감정의 변화는 정상적으로 반응한다. 하지만 슬픔 때와 놀랐을 때의 상태가 유사하게 나타났다. 이를 미루어 보아 실험자 1의 놀람감정 상태는 긴장이나 흥분 상태가 아니며, 오히려 안정적이며 정상인 상태를 나타내는 성향을 보여준다. 즉, 실험자 1에 대한 슬픔과 놀람 감정을 구분하기 위해서 뇌파를 통해 비교해야 한다.

## 5.1.2 두 번째 실험자

### 1. 결과표

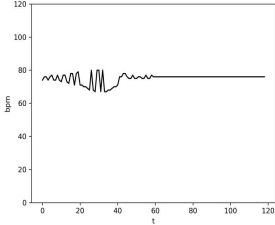
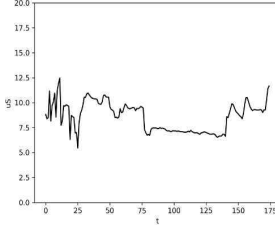
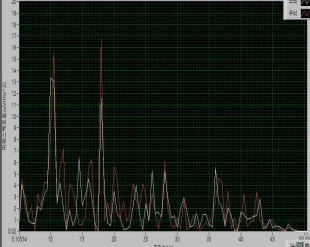
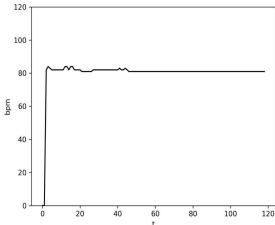
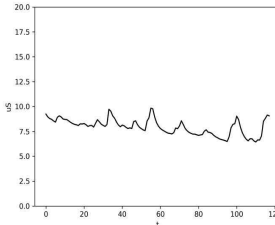
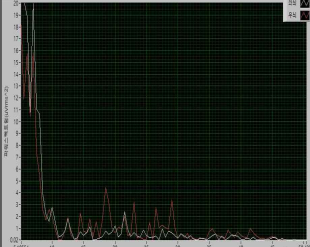
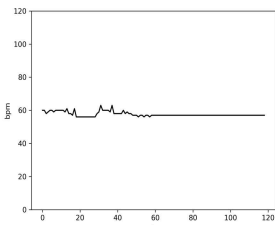
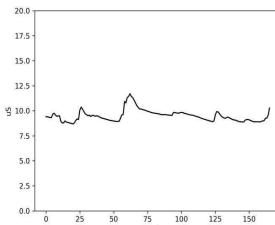
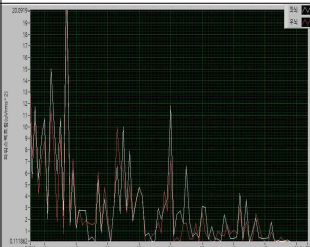
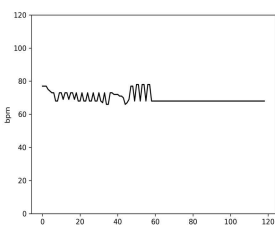
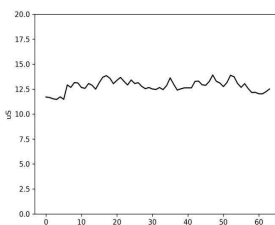
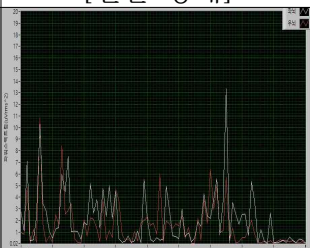
생체신호 감정	심박수(ECG)	피부전도(EDA)	뇌파(EEG)
즐거움			
	ECG-6 [ 74 ~ 81bpm ]	EDA-3 [ 8 ~ 12 $\mu$ S ]	Alpha [편안 상태]
슬픔			
	ECG-6 [ 74 ~ 81bpm ]	EDA-2 [ 4 ~ 8 $\mu$ S ]	Theta [졸림, 명상 상태]
화남			
	ECG-2 [ 56 ~ 61bpm ]	EDA-3 [ 8 ~ 12 $\mu$ S ]	Alpha [편안 상태]
놀람			
	ECG-5 [ 70 ~ 73bpm ]	EDA-4 [ 12 ~ 16 $\mu$ S ]	Gamma [불안, 스트레스 상태]

표 8. 두 번째 실험자 감정지표에 따른 결과표

## 2. 각 감정에 따른 생체 데이터 분석

### CASE 1: 실험자 2가 즐거움을 느낄 경우

실험자 2는 즐거움을 느낄 경우 평균적인 ECG 수치는 6, EDA 수치는 3, EEG 수치는 알파파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수가 높고, 교감 신경 전기 반응이 안정적이며, 긴장이 이완, 편안한 상태일 때 실험자 2는 즐거움을 느낀다.

### CASE 2: 실험자 2가 슬픔을 느낄 경우

실험자 2가 슬픔을 느낄 경우 평균적인 ECG 수치는 6, EDA 수치는 2, EEG 수치는 세타파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수가 높고, 교감 신경 전기 반응이 감소하며, 깊은 고민을 하거나, 피곤한 상태일 때 실험자 2는 슬픔을 느낀다.

### CASE 3: 실험자 2가 화가 났을 경우

실험자 2가 화가 났을 경우 평균적인 ECG 수치는 2, EDA 수치는 3, EEG 수치는 알파파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수가 낮고, 교감 신경 전기 반응이 안정적이며, 각성 준비 또는 주의 집중에 관련된 상태일때 실험자 2는 화가 났음을 느낀다.

### CASE 4: 실험자 2가 놀랐을 경우

실험자 2가 놀랐을 경우 평균적인 ECG 수치는 5, EDA 수치는 4, EEG 수치는 감마파로 나타났다. 생체 데이터를 통해 이를 유추해 볼 때 심박수가 높고, 교감 신경 전기 반응이 활성화 되며, 불안, 흥분의 강한 스트레스 상태일때 실험자 2는 놀랐음을 느낀다.

## 3. 데이터 분석에 따른 종합 결론

실험자 2의 경우 즐거울 때, 슬플 때, 놀랐을 때의 경우 감정의 변화가 정상적으로 반응한다. 하지만 실험자 2는 화가 났을 경우 교감신경의 자극이 활성화 되기 보다는 안정적이며, 심박수가 오히려 낮아진다. 또한 뇌파 신호가 스트레스를 받았을 경우의 빠른 신호보다는 안정적인 신호를 띠고 있다. 종합적으로 실험자 2를 분석해본 결과 정상적인 감정 변화를 보이고 있으며, 화가 났을 경우 흥분을 하기 보다는 반대로 차분해 지는 경향이 있고, 생각에 주의 집중하고 있는 것을 볼 수 있다.

## 5.2 환경적 지표에 따른 연관성

### 5.2.1 첫 번째 실험자

#### 1. 결과표

생체신호 환경지표		심박수(ECG)	피부전도(EDA)	뇌파(EEG)
수면	Sleep-1	ECG-6	EDA-2	Theta
	Sleep-2	ECG-7	EDA-2	Theta
	Sleep-3	ECG-6	EDA-3	Alpha
날씨	Sunny	ECG-6	EDA-3	Alpha
	Rain	ECG-4	EDA-2	Beta
측정시간	AM	ECG-6	EDA-2	Theta
	PM	ECG-6	EDA-2	Alpha
	night	ECG-6	EDA-3	Alpha

표 9. 첫 번째 실험자 환경적 지표에 따른 결과표

#### 2. 환경적 지표에 기반한 생체데이터 분석

##### CASE 1: 수면시간에 따른 생체 데이터 변화

실험자 1의 심박수와 교감 신경 전기 반응은 수면 시간에 따라 미치는 영향이 크지 않다. 하지만, 잠을 충분히 못 잤을 경우(Sleep-1) 뇌파는 세타파를 띄며, 잠을 충분히 잔 경우(Sleep-3)에는 알파파를 띄는 것을 확인할 수 있다. 이를 분석해보면 수면시간이 적은 경우에는 정신적 상태는 졸리거나 명상상태를 나타내며 수면시간이 증가함에 따라 전기 교감신경은 높게 변하게 되며, 정신적 상태도 편안하고 안정된 상태로 변하게 되는 것을 알 수 있다.

##### CASE 2: 날씨에 따른 생체 데이터 변화

실험자 1의 교감 신경 전기반응은 날씨에 따라 미치는 영향이 크지 않다. 하지만, 날씨가 맑은 경우 측정한 경우 심박수는 ECG-6, 뇌파는 알파파를 띄며, 날씨가 흐린 경우에는 ECG-4, 뇌파는 베타파를 띄는다. 날씨에 따른 생체데이터를 분석해 본 결과 날씨가 맑을수록 심박수가 증가하고, 정신상태는 편안한 상태를 띄며, 날씨가 흐려지면 상대적으로 심박수는 감소하고, 정신상태는 긴장상태로 변하게 된다.

### CASE 3: 측정 시간대에 따른 생체 데이터 변화

실험자 1의 심박수와 교감 신경 전기반응은 측정시간에 따라 미치는 영향이 크지 않다. 하지만 측정시간이 이룰수록 정신상태는 명상이나 졸린 상태를 나타내며, 오후 이후에 측정한 정신상태는 편안하고 안정 된 상태를 보여준다.

### 3. 환경지표에 따른 종합 결론

실험자 1의 경우 즐거울 때, 화가 났을 때의 감정의 변화는 정상적으로 반응한다. 하지만 슬플 때와 놀랐을 때의 상태가 유사하게 나타났다. 이를 미루어 보아 실험자 1의 놀람감정 상태는 긴장이나 흥분 상태가 아니며, 오히려 안정적이며 정상인 상태를 나타내는 성향을 보여준다. 즉, 실험자 1에 대한 슬픔과 놀람 감정을 구분하기 위해서 뇌파를 통해 비교해야 한다.



## 5.2.2 두 번째 실험자 결과표

### 1. 결과표

생체신호 환경지표		심박수(ECG)	피부전도(EDA)	뇌파(EEG)
수면	Sleep-1	ECG-6	EDA-1	Theta
	Sleep-2	ECG-6	EDA-2	Theta
	Sleep-3	ECG-6	EDA-4	Alpha
날씨	Sunny	ECG-6	EDA-2	Theta
	Rain	ECG-2	EDA-3	Alpha
측정시간	AM	ECG-6	EDA-2	Theta
	PM	ECG-6	EDA-2	Alpha
	night	ECG-6	EDA-2	Theta

표 10. 두 번째 실험자 환경적 지표에 따른 결과표

### 2. 환경적 지표에 기반한 생체데이터 분석

#### CASE 1: 수면시간에 따른 생체 데이터 변화

실험자 2의 경우 수면이 심박수에 영향을 미치는 정도는 크지 않다. 하지만, 교감 신경 전기 반응은 평균적으로 Sleep-1일때 수치 1, Sleep-2 일때 수치 2, Sleep-3일때 수치 4로 잠을 많이 잘 수록 점점 높아지는 경향이 있으며, 뇌파의 경우 잠을 많이 못 잤을 경우(Sleep-1, Sleep-2)에 쉼타파를 띄며, 잠을 충분히 잤을 경우(Sleep-3) 알파파를 띈다. 수면 시간에 따른 생체데이터를 분석해 본 결과 실험자 2는 잠을 많이 잘 수록 교감 신경 및 중추신경계의 활성화가 더 잘 이루어짐을 알 수있으며, 잠을 많이 못잤을 경우 일상생활을 하면서, 졸리거나 피곤함을 느끼는 경우가 더 많으며, 잠을 충분히 잤을 경우에는 긴장이완, 편안함을 느끼는 경우가 더 많다는 것을 알 수 있다.

#### CASE 2: 날씨에 따른 생체 데이터 변화

실험자 2의 경우 맑은 날 평균적인 심박수 수치는 6, 비가 오는 날 심박수 수치는 2로 맑은 날에 심박수는 올라가고, 비가 오는 날에는 심박수가 떨어짐을 알 수 있다. 또한 비가 올 경우의 교감 신경 전기 반응은 수치 3 맑을 경우 수치 2로 비가 올 경우 더 높은 반응을 보임을 알 수 있다. 뇌파의 경우 비가 올 경우 알파파를 띄며, 맑을 경우 쉼타파를

먼다. 날씨에 따른 생체데이터를 분석해 본 결과 실험자 2는 맑은 날보다는 비가 오는 날에 심박수는 떨어지며, 교감신경 및 중추신경계의 활성화 정도가 높고 비가 오는 날에 더 편안함을 느끼며, 차분해짐을 알 수 있다.

### CASE 3: 측정 시간대에 따른 생체 데이터 변화

실험자 2의 경우 측정 시간대가 심박수와 피부 전도에 영향을 미치는 정도는 크지 않다. 하지만 뇌파의 경우 평균적으로 이른 아침일 경우와 늦은 밤의 뇌파 파형은 세타파 이며, 오후의 뇌파 파형은 알파파로 나타난다. 측정 시간대에 따른 생체 데이터를 분석해 본 결과 실험자 2는 이른 아침과 늦은 밤에 피곤함을 느끼며, 졸리거나 깊은 명상상태일 때가 많다. 하지만 오후에는 정상적인 파형을 띄며 다른 시간대에 비해 편안한 상태가 됨을 알 수 있다.

### 3. 환경지표에 따른 종합 결론

실험자 1의 경우 환경적 메타 데이터에 대한 교감 신경 전기 반응의 변화는 그리 크지 않다. 수면, 날씨, 측정 시간에 대해서 모두 안정한 상태의 교감신경 반응을 보이고 있음을 확인 할 수 있다. 심박수 변화 또한 큰 폭으로 변하지 않고, 날씨에 대해서만 영향을 미치고 있다. 실험자 2의 경우 충분한 수면을 취해야 긴장이 풀리며 정상적인 컨디션으로 일상생활을 편안하게 할 수 있고, 비가 내리는 날보다 맑은 날을 더 선호한다는 것을 알 수 있다. 비가 오는 날에 비해 맑은 날에 마음의 안정을 쉽게 취하며 그에 따라 편안한 감정을 쉽게 느낌을 유추해 볼 수 있다. 또한 이른 아침보다는 오후와 늦은 밤에 활동을 하는 것이 효율적이며 능률도 좋을 것임을 예측할 수 있다.



## 5.6 종합 결론

실험자 1의 경우 즐거울 때, 화가 났을 때의 감정의 변화는 정상적으로 반응한다. 하지만 슬플 때와 놀랐을 때의 상태가 유사하게 나타났다. 이를 미루어 보아 실험자 1의 놀람감정 상태는 긴장이나 흥분 상태가 아니며, 오히려 안정적이며 정상인 상태를 나타내는 성향을 보여준다. 즉, 실험자 1에 대한 슬픔과 놀람 감정을 구분하기 위해서 뇌파를 통해 비교해야 한다. 실험자 1의 경우 환경적 메타 데이터에 대한 교감 신경 전기 반응의 변화는 그리 크지 않다. 수면, 날씨, 측정 시간에 대해서 모두 안정한 상태의 교감신경 반응을 보이고 있음을 확인 할 수 있다. 심박수 변화 또한 큰 폭으로 변하지 않고, 날씨에 대해서만 영향을 미치고 있다. 실험자 1의 경우 충분한 수면을 취해야 긴장이 풀리며 정상적인 컨디션으로 일상생활을 편안하게 할 수 있고, 비가 내리는 날보다 맑은 날을 더 선호한다는 것을 알 수 있다. 비가 오는 날에 비해 맑은 날에 마음의 안정을 쉽게 취하며 그에 따라 편안한 감정을 쉽게 느낌을 유추해 볼 수 있다. 또한 이른 아침보다는 오후와 늦은 밤에 활동을 하는 것이 효율적이며 능률도 좋을 것임을 예측할 수 있다.

실험자 2의 경우 즐거울 때, 슬플 때, 놀랐을 때의 경우 감정의 변화가 정상적으로 반응한다. 하지만 실험자 2는 화가 났을 경우 교감신경의 자극이 활성화 되기 보다는 안정적이며, 심박수가 오히려 낮아진다. 또한 뇌파 신호가 스트레스를 받았을 경우의 빠른 신호보다는 안정적인 신호를 띠고 있다. 종합적으로 실험자 2를 분석해본 결과 정상적인 감정 변화를 보이고 있으며, 화가 났을 경우 흥분을 하기 보다는 반대로 차분해 지는 경향이 있고, 생각에 주의 집중하고 있는 것을 볼 수 있다. 실험자 2의 경우 환경적 메타 데이터에 대한 심박수 변화는 그리 크지 않다. 하지만 교감 신경 전기 반응 및 뇌파에서는 여러 특징적인 차이점을 볼 수 있었다. 실험자 2의 경우 충분한 수면을 취해야 긴장이 풀리며 정상적인 컨디션으로 일상생활을 편안하게 할 수 있고, 맑은 날 보다는 비가 내리는 날을 더 선호한다는 것을 알 수 있다. 비가 오는 날은 맑은 날에 비해 마음의 안정을 쉽게 취하며 그에 따라 편안한 감정을 쉽게 느낌을 유추해 볼 수 있다. 또한 이른 아침과 늦은 밤보다는 오후에 활동을 하는 것이 효율적이며 능률도 좋을 것임을 예측할 수 있다.

개개인마다 같은 상황에서도 느끼는 감정은 모두 다르며, 이러한 결과는 시각적 청각적 요인에 의해 달라 질 수도 있고, 환경적인 요인에 의해 달라질 수도 있다. 본 논문에서 설계한 데이터 셋을 이용하여 여러 상황에서의 개개인이 느끼는 감정들을 데이터화 하여 해당 상황에서의 감정을 예측한다면, 추후에 특정 환경에서 그 사람의 감정을 예상하는 것이 가능할 것이다. 이를 통해 다양한 응용분야에 적용할

수 있을 것이라 생각되며, 삶에 다양한 도움을 줄 수 있을 것이라 생각된다.

## 6. 결 론 (2)

### 6.1 각 실험자별 Clustering 분석 결과

#### 6.1.1 실험자 1

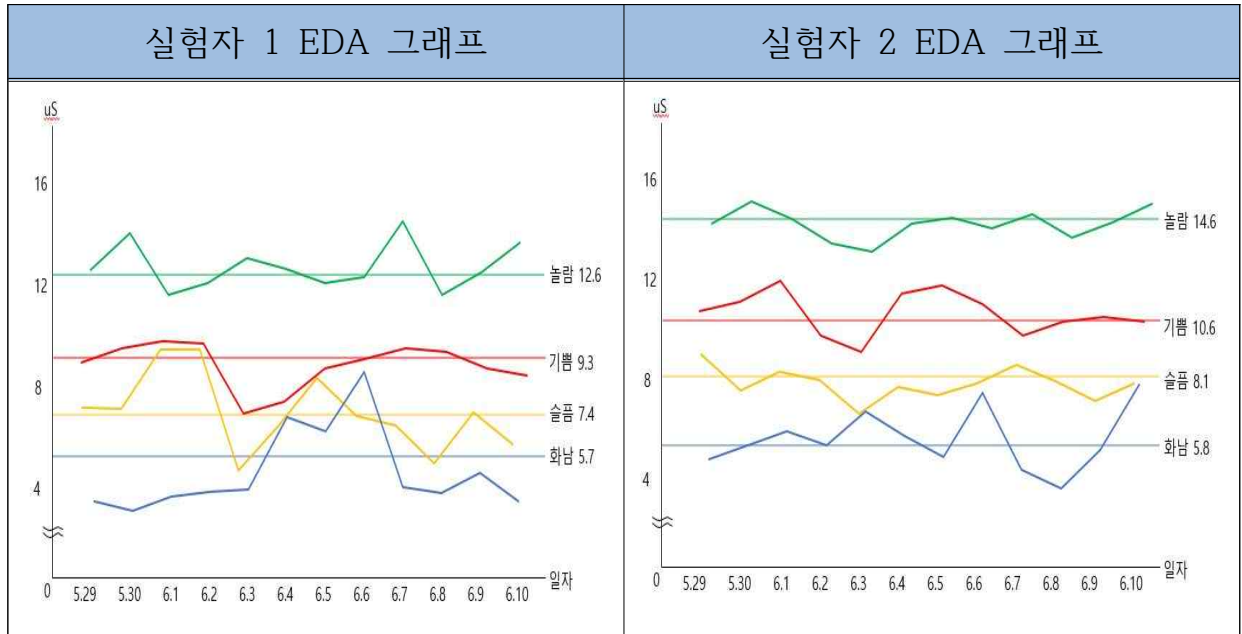
데이터 종류	감정 지표	데이터 수	가장 큰 군집의 데이터
EDA(피부전도)	기쁨	305	9.3uS
	슬픔	541	7.4uS
	화남	361	5.7uS
	놀람	363	12.6uS
ECG(심박수)	기쁨	305	76.4bpm
	슬픔	481	71.0bpm
	화남	361	69.4bpm
	놀람	363	89.2bpm

#### 6.1.2 실험자 2

데이터 종류	감정 지표	데이터 수	가장 큰 군집의 데이터
EDA(피부전도)	기쁨	301	10.6uS
	슬픔	481	8.1uS
	화남	342	5.8uS
	놀람	263	14.6uS
ECG(심박수)	기쁨	301	78.1bpm
	슬픔	481	70.5bpm
	화남	361	66.0bpm
	놀람	363	86.0bpm

## 6.2 감정과 피부전도 간의 연관성

### 6.2.1 결과표

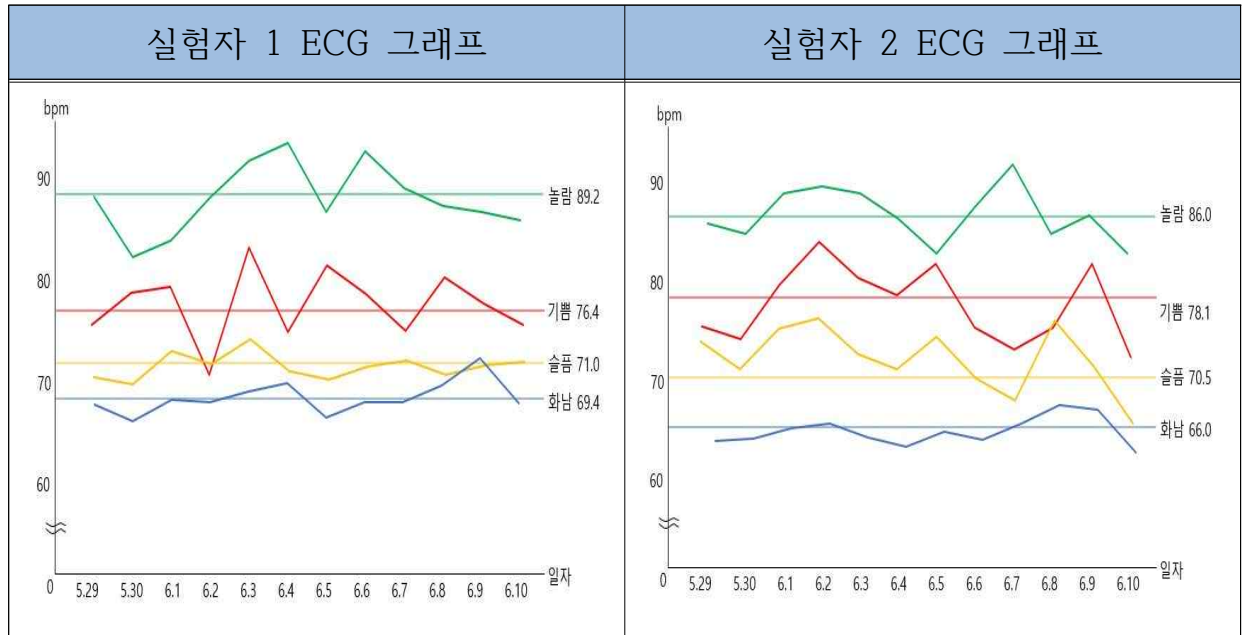


### 6.2.2 감정과 피부전도 간의 데이터 분석

실험자 1과 실험자 2의 감정에 따른 피부전도 반응을 Weka의 Clustering 기법을 이용하여 어떠한 연관성이 있는지 군집도를 확인해보았다. 위의 그래프에서 왼쪽은 실험자 1에 대한 피부전도 반응이며, 오른쪽의 그래프는 실험자 2에 대한 피부전도 반응이다. 각 감정에 대한 군집도는 직선으로 나타내었으며, 일자에 따라 실험자들의 반응이 어떻게 달라지는지 전체적인 그래프로 나타내었다. 그 결과 실험자1의 경우 놀람이 평균 12.6uS, 기쁨이 평균 9.3uS 슬픔이 평균 7.4uS 화남이 평균 5.7uS를 기록하였으며, 실험자2의 경우 놀람이 평균 14.6uS, 기쁨이 평균 10.6uS 슬픔이 평균 8.1uS 화남이 평균 5.8uS를 기록하였다. 이를 통해 개개인마다 감정에 따른 피부전도 반응의 차이는 있지만 실험자 1과 실험자 2 둘다 공통적으로 피부전도의 반응은 놀람일 때 가장 높고 기쁨, 슬픔, 화남 순으로 피부전도의 반응이 발생하는 것을 알 수 있다. 이를 통해 피부전도와 감정 간에는 연관성이 존재한다는 것을 볼 수 있다.

## 6.3 감정과 심박수 간의 연관성

### 6.3.1 결과표

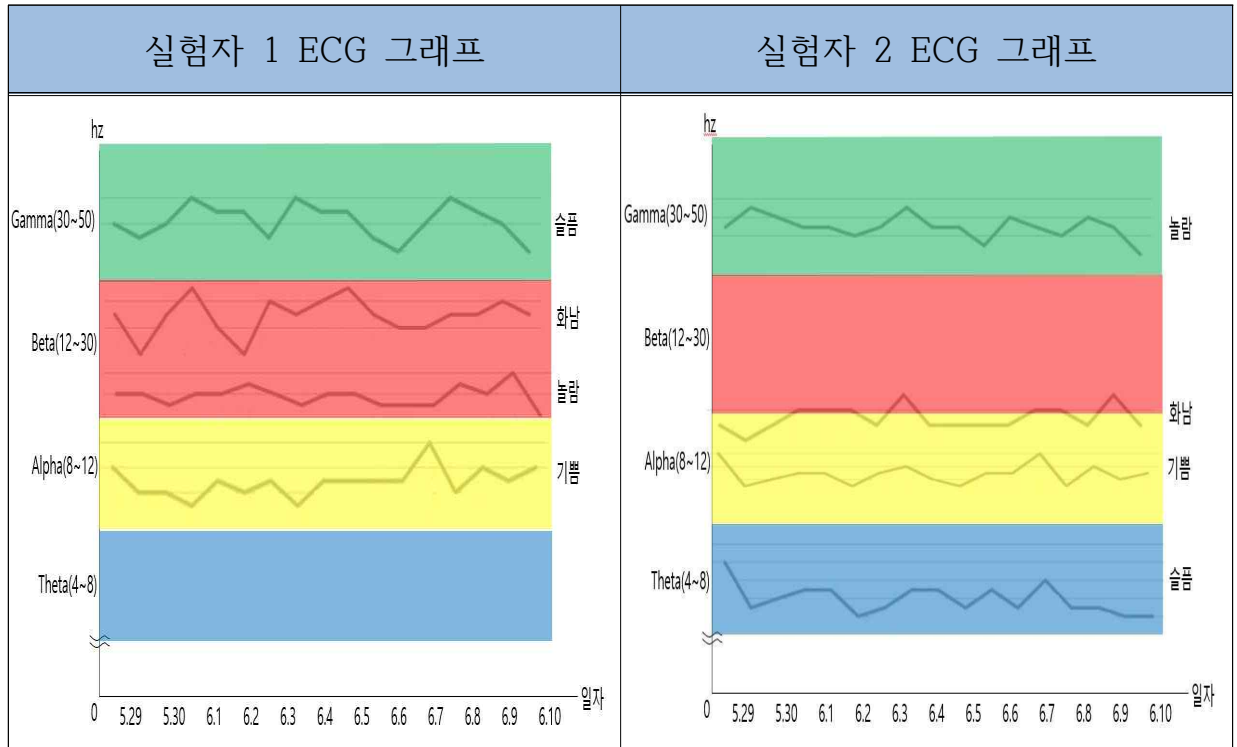


### 6.3.2 감정과 심박수 간의 데이터 분석

실험자 1과 실험자 2의 감정에 따른 심박수 반응을 Weka의 Clustering기법을 이용하여 어떠한 연관성이 있는지 군집도를 확인해보았다. 위의 그래프에서 왼쪽은 실험자 1에 대한 심박수 반응이며, 오른쪽의 그래프는 실험자 2에 대한 심박수 반응이다. 각 감정에 대한 군집도는 직선으로 나타내었으며, 일자에 따라 실험자들의 반응이 어떻게 달라지는지 전체적인 그래프로 나타내었다. 그 결과 실험자1의 경우 놀람이 평균 89.2bpm, 기쁨이 평균 76.4bpm 슬픔이 평균 71.0bpm 화남이 평균 69.4bpm를 기록하였으며, 실험자2의 경우 놀람이 평균 86.0bpm, 기쁨이 평균 78.1bpm 슬픔이 평균 70.5bpm 화남이 평균 66.0bpm를 기록하였다. 이를 통해 개개인마다 감정에 따른 심박수 반응의 차이는 있지만 실험자 1과 실험자 2 둘 다 공통적으로 심박수의 반응은 놀람일 때 가장 높고 기쁨, 슬픔, 화남 순으로 심박수 반응의 차이가 있음을 알 수 있다. 이를 통해 심박수와 감정 간에는 연관성이 존재한다는 것을 볼 수 있다.

## 6.4 감정과 뇌파 간의 연관성

### 6.4.1 결과표



### 6.4.2 감정과 뇌파 간의 데이터 분석

뇌파의 경우 현재까지 알려진 뇌파대역에 따른 감정 연구를 응용하여 본 논문의 목적에 맞게 각각의 주파수 대역을 설정하였다. 위의 그래프에서 왼쪽은 실험자 1에 대한 뇌파 반응이며, 오른쪽의 그래프는 실험자 2에 대한 뇌파 반응이다. 현재까지 뇌파에 경우 주파수 대역을 5가지 지표로 나누어 델타파, 쉼타파, 알파파, 베타파, 감마파를 이용하게 되는데, 여기서 델타파는 잠음의 영향,

전기적인 신호에 의한 간섭을 많이 받아 제외하였으며, 4가지 지표를 이용하여 감정과 뇌파간의 연관성 분석을 실시하였다. 위의 그래프에서는 이를 적용하여, 각 대역폭에 해당하는 파형범위를 나누었다. 그에 따라 실험자들의 반응이 어떻게 달라지는지 전체적인 그래프로 나타내었다. 그 결과 실험자1의 경우 슬픔(감마), 화남(베타), 놀람(베타), 기쁨(알파) 순으로 뇌파가 나타났고 실험자 2의 경우 놀람(감마), 화남(알파), 기쁨(알파), 슬픔(쉼타) 순으로 뇌파 반응이 나타났다. 이를 통해 뇌파에 경우 개개인마다 느끼는 감정에 따라 파형이 다소 차이가 있음을 알 수 있다. 하지만 여기서 생각해야 할



부분은 개개인의 감정에 따른 뇌파파형이 다르다고 뇌파와 감정 간의 연관성이 없는 것은 아니다. 슬픔을 예로 들게 될 경우 실험자 1의 경우 슬픈 경우 보통 감마파 형태를 띄게 되는데 이때 감마파형은 보통 불안 흥분의 스트레스 상태에서 많이 발생하게 되며, 실험자 2의 경우 슬픈 경우 보통 세타 파형을 띄게 되는데 이때 세타 파형은 보통 깊은 명상상태 일 때 많이 발생하게 된다. 이를 통해 뇌파와 각 감정 간의 연관성은 존재하지만 그것이 개개인이 느끼는 감정에 따라 모두 동일하지 않으며, 정도에 따른 차이점이 발생한다는 것을 알 수 있다.

## 6.5 종합결론

감정과 피부전도 간의 상관관계, 감정과 심박수 간의 상관관계는 연관성을 갖고 있다는 것이 확인되었다. 실험자 1, 실험자 2는 각각의 반응에서 그 차이는 존재했지만 둘 다 동일하게 놀람 일때 가장 높고, 기쁨, 슬픔, 화남 순으로 그 반응의 정도가 달라지는 것이 확인되었다. 또한 감정에 따른 피부전도와 심박수 간의 관계도 확인을 할 수가 있었다. 피부전도 군집도 반응이 높게 나타난 감정에서는 심박수 군집도 반응 또한 높게 나왔으며, 피부전도 군집도 반응이 낮게 나타난 감정에서는 심박수 군집도 반응 또한 낮게 나타난 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해 본 논문의 연구결과 피부전도와 심박수는 감정과 연관성이 존재하며, 또한 둘 사이에도 연관성이 존재한다는 것을 알 수 있다. 뇌파반응은 피부전도, 심박수 반응과는 다소 차이가 존재한다. 그 차이는 개개인마다 다른 성향과 동일한 상황에서도 뇌에서 느끼는 반응이 다를 수 있기 때문에 존재하는 차이이다. 뇌파의 경우 실험자 간의 공통점을 찾는 데에는 무리가 있었으며, 개개인의 감정과 뇌파간의 연관성을 찾는 것에 무게를 두었다. 그 결과, 실험자 1의 경우 슬픈상태 일 경우 불안 흥분의 강한 스트레스를 받으며, 화가 났을 경우 긴장 흥분의 상태가 되며, 놀랐을 경우 각성 준비상태, 운동계의 대기상태를 띄며, 마지막으로 기쁜상태일 경우 긴장이완의 편안한 상태가 된다. 실험자 2의 경우 놀랐을 경우 불안 흥분의 상태가 되며, 화가 났을 경우와 기쁜상태일 경우에 동일하게 긴장이완의 편안한 상태가 되며, 슬픈 상태일 경우 깊은 명상상태의 파형을 띈다.

본 논문에서는 연구를 통해 심박수와 피부전도는 개개인의 반응이 서로 공통점을 갖고 동일하게 나타날 수 있다는 것을 확인할 수 있었으며, 이는 감정과 매우 깊은 연관성을 갖고 있음을 확인하였다. 또한 뇌파의 경우에는 개개인의 반응은 서로 차이점이 분명 존재하지만, 감정과의 연관성은 존재함을 파악할 수 있었다.

## 참고문헌

- [외국] Octavio Arriaga(2017) “Real-time Convolutional Neural Networks for Emotion Classification” , b-itBonn-Aachen International Center for Information Technology
- [국내] 최아영(2012) “감정 분석을 위한 생체 신호 특징 추출 연구” , 광주과학기술원 U-VR 연구실
- [국내 ,저자없음] IT 뉴스(2018) “X-ABNI+  $\alpha$  , 이를 융합 유기칩 · MC · 데이터 주권화 도전” IT 뉴스 홈페이지, <http://www.itnews.or.kr/?p=25120> (2018-03-20 방문)
- [외국] Ian H. Witten(2013). Data Mining Practical Machine Learning Tools and Techniques
- [국내] 이형주,신동일,신동규(2014) 뇌파를 활용한 사용자의 감정분류 알고리즘, 한국통신학회논문지
- [국내] 정원영(2017) 인공지능 기반 감성 컴퓨팅이 뜬다, 로봇신문 2017.10.22일자
- [외국] Jennifer Bresnick (2018) GE, Roche Partner for Big Data Analytics, Precision Medicine Platform, HealthIT Analytics
- [국내] 박상선, 정동녘, 노지영, 조준동 (2015) 심박과 언어를 활용한 특정 장소에 대한 인간의 감정 유추 연구, 국가산업융합진흥센터
- [국내 ,저자있음] 홍진표(2017) “감정인식 인공지능 시대 온다 ” ,디지털타임스 2017.2.7일자 23면
- [국내, 저자없음] (2016) 딥러닝, 인간의 감정을 읽고 표현한다, 테크M 제39호(2016.7)
- [국내] 신동민, 신동일, 신동규(2015) Research of Real-Time Emotion Recognition Interface Using Multiple Physiological Signals of EEG and ECG, Journal of Korea Game Society Vol.15 No.2 pp.105-114