

뇌파를 활용한 사용자의 감정 분류 알고리즘

이 현 주*, 신 동 일°, 신 동 규*

The Classification Algorithm of Users' Emotion Using Brain-Wave

Hyun-ju Lee*, Dong-il Shin°, Dong-kyoo Shin*

요 약

본 연구에서는 사용자에게서 취득한 뇌파의 감정분류를 시행하였고, SVM(Support Vector Machine)과 K-means 알고리즘으로 분류실험을 하였다. 뇌파 신호는 측정 한 32개의 채널 중에서, 이전 연구에서 감정분류가 뚜렷하게 나타났던 CP6, Cz, FC2, T7, PO4, AF3, CP1, CP2, C3, F3, FC6, C4, Oz, T8, F8의 총 15개의 채널을 사용하였다. 감정유도는 DVD 시청과 IAPS(International Affective Picture System)라는 사진 자극 방법을 사용하였고, 감정분류는 SAM(Self-Assessment Manikin) 방법을 사용하여 사용자의 감정상태를 파악하였다. 취득된 사용자의 뇌파신호는 FIR filter를 사용하여 전처리를 하였고, ICA(Independence Component Analysis)를 사용하여 인공산물(eye-blink)을 제거하였다. 전처리된 데이터를 FFT를 통하여 주파수 분석을 하여 특징추출(feature extraction) 하였다. 마지막으로 분류알고리즘을 사용하여 실험을 하였는데, K-means는 70%의 결과를 도출하였고, SVM은 71.85%의 결과를 도출하여 정확도가 더 우수하였으며, 이전의 SVM을 사용했던 연구결과와 비교분석하였다.

Key Words : Brain-wave, Emotion, Classification , FIR, ICA, FFT, SVM, K-means

ABSTRACT

In this study, emotion-classification gathered from users was performed, classification-experiments were then conducted using SVM(Support Vector Machine) and K-means algorithm. Total 15 numbers of channels; CP6, Cz, FC2, T7, PO4, AF3, CP1, CP2, C3, F3, FC6, C4, Oz, T8 and F8 among 32 members of the channels measured were adapted in Brain signals which indicated obvious the classification of emotions in previous researches. To extract emotion, watching DVD and IAPS(International Affective Picture System) which is a way to stimulate with photos were applied and SAM(Self-Assessment Manikin) was used in emotion-classification to users' emotional conditions. The collected users' Brain-wave signals gathered had been pre-processing using FIR filter and artifacts(eye-blink) were then deleted by ICA(independence component Analysis) using. The data pre-processing were conveyed into frequency analysis for feature extraction through FFT. At last, the experiment was conducted using classification algorithm; Although, K-means extracted 70% of results, SVM showed better accuracy which extracted 71.85% of results. Then, the results of previous researches adapted SVM were comparatively analyzed.

* “이 논문은 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단(전문기관명)의 지원을 받아 수행된 연구임”
 (2013R1A1A2011350)

◆ First Author : 세종대학교 컴퓨터공학과 멀티미디어 인터넷 연구실, nedkelly@gce.sejong.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : 세종대학교 컴퓨터공학과 멀티미디어 인터넷 연구실, dshin@sejong.ac.kr, 종신회원

* 세종대학교 컴퓨터공학과 멀티미디어 인터넷 연구실, shindk@sejong.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2013-08-390, 접수일자 : 2013년 8월 31일, 심사일자 : 2013년 10월 11일, 최종논문접수일자 : 2014년 2월 6일

I. 서론

뇌파는 신경계에서 뇌신경 사이에 신호가 전달될 때 생기는 전기의 흐름으로 심신의 상태에 따라 다르게 나타나며, 뇌의 활동상황을 측정하는 가장 중요한 지표이다. 최근에는 뇌파를 활용한 집중력 측정 및 감정인식의 연구가 이뤄지고 있으며, 우울증진단 등 질병분야에서도 적용할 수 있다. 질병분야의 경우는 국내에서는 루게릭병, 파킨슨병이나 뇌졸중, 진행성연수마비, 척수근육위축 등의 운동 장애가 있는 뇌 신경질환 및 퇴행성 뇌질환¹⁾ 등에 적용하여, 뇌질환에 관련된 연구와 그 외에 사용자의 상태분석 등에 활용될 수 있다. 뇌파를 활용한 감정인식 연구는 [2-4]에 의해서 연구된 사례가 있으며, 이들은 감정을 분류하여 분류 알고리즘으로 분류기 실험을 하여 정확도를 도출하였다. 본 연구 또한 감정분야에 해당하는 감정인식을 통한 감정분류 실험을 시행하였다. 분류 알고리즘을 활용한 실험은 기존연구에서는 SVM(Support Vector Machine)을 활용한 연구가 많았는데²⁻⁴⁾, 본 연구에서도 SVM과 K-means를 사용하여 분류기 실험을 시행하였다. 실험은 디지털필터링과정인 전처리과정과 인공신물제거과정 그리고 특징추출을 통한 분석 및 분류기 실험과정으로 진행하였다. 전처리과정에서는 FIR 필터를 사용하였고, 인공신물제거에는 ICA(Independence Component Analysis)를 사용하였으며, 특징추출에는 FFT분석을 사용하였다. 그리고 사용자로부터 데이터 취득을 위한 감정유도에는 DVD시청과 IAPS(International Affective Picture System)방법을 사용하였다. 분류알고리즘은 앞서 설명한 SVM과 K-means를 사용한 실험을 시행하여 정확도를 도출하였다.

II. 뇌파의 분류

뇌는 인간 활동의 전 영역을 총괄하는 중심 기관(Control Center)으로 대뇌정보기능이 대뇌피질에서 신경에 의해 발현된다고 인식하여 인지, 사고 등의 역동적인 지식 활동과 다양한 감정, 행동과 고차원적인 정신세계까지도 담당하는 것으로 알려져 있다⁵⁾. EEG는 대뇌피질내의 신경세포의 전기적 활동을 두피에 부착한 전극을 통하여 기록한 것으로, 뇌파는 1~50Hz의 주파수와 약 10~200 μ V의 진폭을 가지며 1929년 독일의 생리학자 Hans Berger에 의해 처음으로 시도되었다.

2.1. 뇌파의 전극배치

일반적으로 뇌파 측정은 10-20 국제시스템(International 10-20 System)을 사용하여 몽타주로 전극의 위치를 파악하고 신호를 측정할 수 있다⁶⁾. 10-20 시스템은 1985년 Jasper가 제안한 전극 부착위치에 근거하여 만들었으며, 기준 점간의 거리를 10% 혹은 20% 떨어진 부위를 측정위치로 잡는다⁵⁾. 10-20 시스템은 전극의 위치와 대뇌피질의 하부 영역 사이의 관계에 기초를 두고 있다⁵⁾.

그림 1⁶⁾의 10-20의 전극 배치법을 나타낸 그림이다. A1, A2는 양 귓볼에 해당하는 부분이며, 위쪽의 Nasion 밑의 Fp1, Fp2, F7, F8은 전두엽에 해당하는 부분이다. 파란색으로 표시된 부분이 전두엽이고, 양쪽 사이드로 연두색으로 표시된 부분은 측두엽, 중앙의 노란색으로 표시된 부분은 두정엽, 아래쪽으로 붉은색으로 표시된 부분이 후두엽이다.

전두엽(Frontal lobe)은 대뇌반구의 전방에 있는 부분으로 전전두엽 관련 영역을 가져 기억력·사고력 등의 고등행동을 관장하며 다른 연합영역으로부터 들어오는 정보를 조정하고 행동을 조절한다. 또한 추리, 계획, 운동, 감정, 문제해결에 관여한다.

중앙의 Cz와 P3, Pz, P4에 해당하는 부분은 후두엽(Occipital lobe)으로 뒤통수엽 이라고도 한다. 시각연합영역과 시각피질이라고 하는 시각중추가 있어 시각정보의 처리를 담당한다. 눈으로 들어온 시각정보가 시각피질에 도착하면 사물의 위치, 모양, 운동 상태를 분석한다.

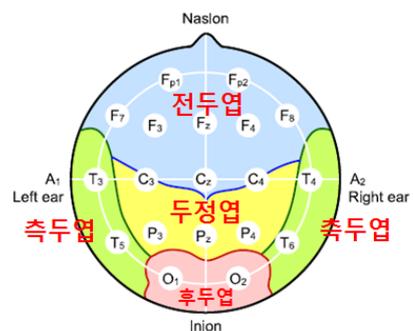


Fig. 1. 10-20 system of electrode placement
그림 1. 10-20 국제 시스템

2.2 파형별 분류

뇌파는 대표적으로 Delta wave, Theta wave, Alpha wave, Beta wave, Gamma wave로 총 다섯 개의 파형으로 분류된다. 표 1은⁷⁾ 다섯 개의 파형의 특

표 1. EEG 파형

Table 1. Main EEG indicators

Indicator	Frequency Definition	State
Delta wave	0.1-3Hz	Deep Sleep
Theta wave	4-7Hz	Sleep
Alpha wave	8-12Hz	Awake
Beta wave	13-30Hz	Tension, Excitement, Stress
Gamma wave	30-50Hz	Anxiety, Nervous, Stress

징을 설명하였다.

2.3. 뇌파측정위치

본 연구에서는 사용자의 감정에 따른 뇌파를 분석하여 실험을 시행하였다. 총 32채널을 선택하여 측정하였으며, 전극배치는 그림 2^[8]와 같다.

본 연구에서는 총 32채널에서 총 15개 채널을 선택하여 실험하였다. 선택한 채널은 CP6, Cz, FC2, T7, PO4, AF3, CP1, CP2, C3, F3, FC6, C4, Oz, T8, F8 이다. 앞의 채널을 선택한 이유는 [9]의 실험과 관련이 있다. [9]의 연구에서 살펴보면 Valence-Arousal 평면(그림 5)에서 분류한 4개의 상태가 있다.

분류결과는 LALV(Low-Arousal-Low-Valence), HALV(High-Arousal-Low-Valence), LAHV(Low-Arousal-High-Valence), HAHV(High-Arousal-High-Valence)의 분류결과가 32채널 중 앞서 표기한 15채널에서 상대적으로 감정상태의 변화가 다른 채널에서보다 뚜렷하게 구분되었기 때문에 본 연구에서 선택하였다.

그림 3은 EEGLAB^[8]의 channel location 을 사용하여 앞서 선택한 15개 채널의 plot를 나타낸 것이다. EEGLAB는 그래픽 기반 유저인터페이스이며, MATLAB

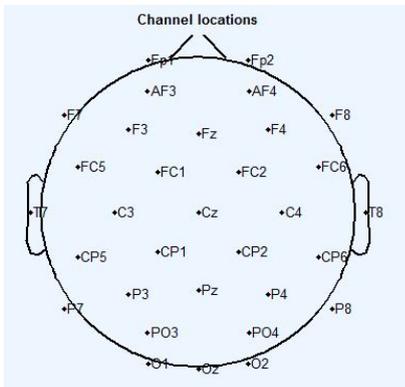


Fig. 2. Channel of 32
그림 2. 32채널

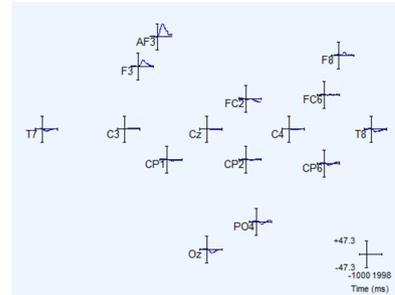


Fig. 3. Plot of fifteen channel
그림 3. 15개 채널의 plot

환경에서 cross-platform으로 각각의 채널의 EEG data를 single-trial로 수집하고 프로세싱 하는 툴이다^[10]. 그러므로 본 연구에서는 EEGLAB을 사용하여 뇌파데이터를 실험하였다.

III. 실험방법

본 연구에서는 감정유발을 통하여 뇌파를 측정하였고, 유발된 감정신호를 추출하여 분류 실험을 하였다. 감정을 유발하는 방법은 IAPS(International Affective Picture System)라는 국제 표준화된 사진 자극을 이용한 긍정, 부정, 또는 중립적인 사진 자극에 의한 감정유발^[11]과 DVD 시청에 의한 자극으로 두 방법을 사용하였다. 감정은 Ekman 정의에 따라 6가지 기본정서로 분류되었는데, 행복(happy), 놀람(surprise), 공포(fear), 분노(anger), 혐오(disgust), 슬픔(sad)이다^[12]. 본 연구에서 선택한 감정은 행복, 공포, 슬픔 외에 고요(Clam)를 추가하여 총 4종류의 감정을 분류하였다. 고요의 선택은 [13]의 연구를 참고하였다. Valence-Arousal 평면으로 감정을 분류 시에 사분면의 각각의 면들은 가장 근접한 감정들을 나타낸다. [13]은 각 면들의 감정을 위의 네 개의 감정으로 분류하였으며, 본 연구에서도 이를 적용하였다.

3.1 감정 분류 방법

본 연구에서의 감정 분류방법은 IAPS를 사용한 방법과 DVD시청을 통한 감정 유발 방법으로 뇌파신호를 측정하였다. 먼저 DVD시청을 통한 감정유발은 어두운 환경에서 시행하였다. 어두운 환경에서 시행한 이유는 시청의 집중력을 높이기 위해서이다^[14]. 실험자는 먼저 감정을 유발하기 위해 뇌파장비를 착용한 채 DVD시청을 한다. DVD는 영화의 한 장면과 유튜브 영상, 사회이슈영상으로 시간은 5분으로 편집하였다. 실험자는 대학생 남녀로 총 10명에게서 실험을 시

행하였고, DVD는 네 개의 감정 중에 한 감정 당 3편을 한 편당 각각 5분간 시청하였고, 총 12편의 DVD를 시청하였다.

IAPS를 활용한 실험 또한 DVD의 실험환경과 동일한 환경에서 진행하였고, 실험자 또한 동일하게 하였다. IAPS는 사진자극으로써 사람의 감정을 기초로 하는 실험에서 표준화된 감정자극으로 쓰인다¹¹⁾. IAPS 방법을 선택한 이유는 사진의 물리적 특성인 color가 사용자의 감정에 영향을 미친다는 연구가 있으며^{15,16)}, 이는 긍정(positive)과 부정(Negative)의 자극이 사진의 color에 의해서 생길수도 있다는 점이다. 따라서 본 연구에서는 네 개의 감정 중 한 감정 당 10장의 사진을 DVD시청과 동일하게 5분간 실험자에게 번갈아 보여주었다.

사진은 행복의 경우 어린아이의 사진을, 공포는 파충류나 차가운 배경의 사진, 슬픔은 눈물을 흘리는 사진등과 고요는 배경색이 푸른색이나 초록색등 자연계 열색을 가진 사진으로 선택하였다. 그리고 DVD시청과 IAPS방법으로 유도한 감정은 SAM(Self-Assessment Manikin)방법의 아바타를 사용하여 감정을 분류하였다. SAM방법은 뇌파 및 다른 생체신호에서도 사용된다. SAM 방법은 사용자가 감정 유발 시에 어느 감정상태에 해당하는지를 아바타를 통하여 표현하며, 이는 현 상태의 감정을 추론할 수 있다. SAM아바타는 그림 4와¹³⁾ 같다. 분류된 감정은 그림 5의 Arousal-Valence 평면으로 나타낸다. 아바타의 점수는 1-9까지이며, 점수가 높을수록 Valence는 행복한 상태이며, Arousal은 극도로 흥분된 상태를 나타낸다.

그림 5를 살펴보면 Valence의 점수가 높은 왼쪽위의 LAHV는 두려움(fear)의 감정을 갖고, 왼쪽 아래의 LALV는 슬픔(sad)의 감정을 갖는다. 그리고 Arousal의 오른쪽위의 HAHV는 행복(happy)의 감정을 갖

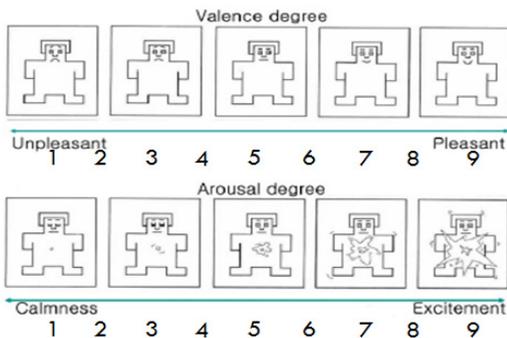


Fig. 4. Method of SAM(Self-Assessment Manikin)
그림 4. SAM(Self-Assessment Manikin)방법

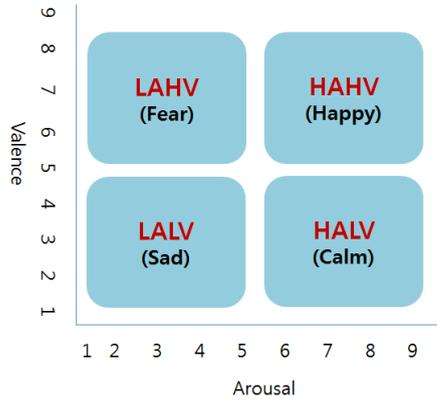


Fig. 5. Valence-Arousal plane
그림 5. Valence-Arousal 평면

며, 오른쪽 아래의 HALV는 고요(calm)의 감정을 갖는다. Valence-Arousal의 점수는 1-9점 사이이며, 점수가 높을수록 긍정적이고 점수가 낮을수록 부정적인 상태라고 판단한다. 감정분류는 Valence-Arousal 평면을 사용하여 각 감정이 어느 영역에 속해있는지를 알 수 있다. 따라서 추출된 실험자의 감정상태가 어느 상태에 가까운지를 알 수 있다.

3.2 실험 알고리즘

본 연구에서는 기존의 생체신호에서 많이 사용되었던 알고리즘인 SVM(Support Vector Machine)과 K-means를 사용하여 실험하였다.

3.2.1 SVM(Support Vector Machine)

SVM(Support Vector Machine)은 최대 마진초평면을 갖는 알고리즘으로 선형 비선형 알고리즘보다 우수한 성능을 보인다. SVM은 단지 점들을 분리하는 초평면을 찾는 것이 아니라, 점들을 분리할 수 있는 수많은 초평면들 가운데 마진이 최대가 되는 초평면을 찾는다는 것이다¹⁷⁾. SVM 분류기가 서로 다른 클래스 간에 분류 경계면을 찾을 때 최대의 마진을 고려하는 이유는 첫째, 최상의 능력으로 가장 안정되게 동작될 수 있기 때문이고(차원의 저주를 줄여줌), 둘째 분류 경계 부근에서 발생하는 작은 오차가 최대 마진일 경우 최소화될 수 있기 때문이다. SVM은 top-down 방식으로 문제를 접근하는 학습방법으로 기존의 bottom-up 방식의 여러 학습방법에 비해 다소 계산양이 적어 속도가 빠르며, 대용량의 데이터에 대해서도 처리가 가능하다¹⁸⁾.

3.2.2 K-means

K-means는 임의의 초기 값에서 정해진 수렴 값에 수렴할 때까지 추정(E)-최대화(M)과정을 반복하면서 중심을 찾는 알고리즘이다. E단계에서는 중심에서 클러스터를 선택하여 결정하고, M단계에서는 거꾸로 클러스터에서 중심을 결정하는 과정을 반복하는 추정 알고리즘이다¹⁷⁾.

- (1) 시작: 데이터 집합 $[X_1, \dots, X_N]$ 에서 K개의 벡터를 임의로 선택하여 초기 중심 집합을 만든다.
- (2) E단계: 만약 데이터 X_n 이 Y_i 에 가장 가깝다면 클러스터 X_i 에 속하도록 라벨링한다. 결국 데이터 집합은 K개의 클러스터들 $\{X_1, \dots, X_k\}$ 로 나누어진다.
- (3) M단계: E단계에서 구한 새로운 클러스터들에서 각각의 중심을 갱신한다.
- (4) 데이터와 가장 가까운 클러스터 중심들과 거리의 합으로 총 왜곡(distortion)을 구한다.
- (5) 총 왜곡이 적절하게 변하지 않거나 설정된 반복 횟수에 도달할 때까지 2-4단계를 반복한다.

3.3 실험 과정

취득된 뇌파데이터는 총 32개의 채널로 측정하였다. 전처리과정은 EEGLAB¹⁸⁾을 사용하였는데, 256Hz로 샘플링하였다. 데이터는 15개의 채널을 선택하였는데 이는 [9]의 연구결과를 참고하였다. [9]를 살펴보면 본 연구에서 선택한 15개의 채널이 LALV, HALV, LAHV, HAHV의 감성분류 결과가 다른 채널에 비해서 상대적으로 뚜렷하게 구분되었다. 전처리는 먼저 Digital Filtering을 하는데 본 연구에서는 EEGLAB¹⁸⁾에서 제공되는 FIR Filter를 사용하였다.

3.3.1 FIR Filter

FIR(Finite Impulse Response) Filter는 디지털 필터의 한 종류로 입력 신호의 일정한(finite) 값들만을 가지고 필터링을 수행한다. 필터의 특성함수인 임펄스 응답은 유한한 길이를 가진다. FIR 필터는 위상변이(입력과 출력파형의 형태유지)에 유용하며, 비재귀형으로 귀환 loop가 없으므로 안정성이 보장된다. FIR 필터는 필터 설계에 있어서 Low Pass Filter(LPF) 부분에 비중을 두는데, 이는 LPF를 근간으로 high pass filter, band pass filter, band reject filter를 쉽게 구할 수 있기 때문이다. 필터의 클래스 선택은 원하는 응답의 근사치를 구하기 위해서이다. 선형위상인 FIR Filter는 두 개의 통과필터(passband, stopband) 평

행하게 연결하여 실행한다.

그림 6¹⁹⁾은 FIR 필터의 lowpass filter의 응답크기의 근사치에 대한 허용한계를 나타낸 그래프이다. Passband filter는 $[0, W_p]$ 구간에서 신호의 요소들을 보존하고, stopband filter는 $[W_s, \pi]$ 구간에서 신호의 잡음을 제거한다. W_p 와 W_s 는 각각의 passband 모서리와 stopband 모서리의 각 주파수를 나타낸다. 점선 라인의 그래프는 passband구간과 stopband 구간의 응답크기를 나타낸다. passband구간 그래프는 $1+\delta_p$ 와 $1-\delta_p$ 사이의 머물러 있는 가용된 크기의 응답을 나타내는데 이는 stopband구간의 δ_s 보다 작거나 같다. Transition band는 제로가 아닌 (W_p, W_s) 구간을 명시하며, 가능한 한 근사치에 가까운 값을 도출하도록 만들어주는 기능이다. 이는 passband와 stopband가 제로일 때 필터의 응답을 변화시킨다.

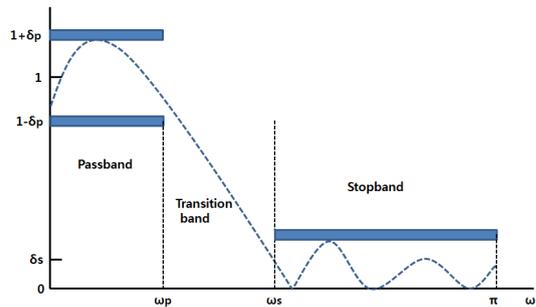


Fig. 6. Tolerance limits for Approximation of lowpass filter magnitude response

그림 6. Lowpass filter 응답 크기의 근사치에 대한 허용한계

3.3.2 실험과정

FIR을 활용한 전처리 방법은 [20]의 실험을 참고하였는데, [20]은 IIR 필터를 사용하여 전처리과정을 수행하였다. IIR 필터의 경우 특성함수인 임펄스응답이 무한한 길이를 갖지만, 위상특성의 측면에서는 비선형성을 갖기 때문에 입력파형과 출력파형이 유사한 파형을 갖지 않는다. 그러므로 본 연구에서는 FIR 필터를 사용하였는데, FIR 필터는 임펄스 응답이 유한한 길이를 갖지만, 비재귀형으로 귀환 루프가 없으므로 안정성이 강하며, 선형위상을 가지므로 위상왜곡에 강하다. FIR 필터를 활용한 전처리과정에서의 lower-passband와 higher-passband는 [20]의 실험방법을 참고하여 지정하였다. Lower-passband의 cutoff frequency는 40Hz로 지정하였고, high-pass는 cutoff frequency는 0.5Hz로 지정하여 전처리를 수행하였다. 눈 깜박임으로 인한 인공산물에는 ICA(Independence Com-

ponent Analysis)방법을 사용하였는데, ICA는 독립성 분분석으로 뇌파신호 분석 시 인공산물을 제거하는데 사용된다^[21]. 위의과정 후에는 FFT분석(FFT spectra)을 시행하여 주파수대별로 Power Spectrum분석을 하여 특징추출을 하였다. FFT분석 시 0-40Hz의 주파수 영역을 5개의 영역으로 나누고, 여러 잡파가 많이 발생하는 Delta파를 제거하였다. 변환한 주파수 범위에 따라 Theta wave(4-7Hz), Alpha wave(8-12Hz), Beta wave(13-30Hz), Gamma wave(30-40Hz)로 구분해서 분석하였다. FFT분석에는 Matlab Tool을 사용하였으며, FFT를 통한 각각의 주파수 대역별 값은 배열로 저장된다. 분석된 파형을 도출 후 이를 수치화된 데이터로 저장하여 분류알고리즘으로 실험을 하였다.

분류알고리즘 실험은 이전 연구에서 생체신호 실험에 많이 사용되었던 SVM(Support Vector Machine)와 K-means를 선택하여 분류실험을 하였다. 분류기 실험에는 Weka^[22]를 사용하였으며, SVM의 교차검증은 10-fold로 선택하여 실험하였다. 그림 8은 실험과정을 묘사하였다.

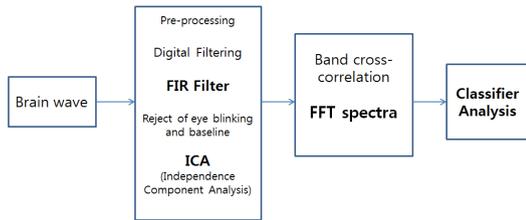


Fig. 7. Processing of Brain-wave Signal
그림 7. 뇌파신호 추출과정

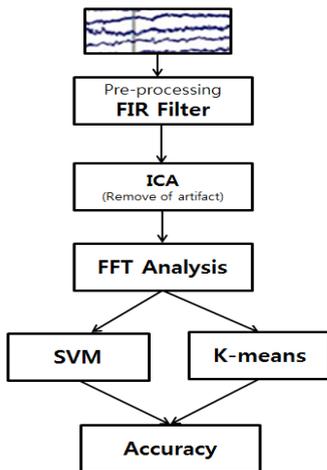


Fig. 8. Processing of Experiment
그림 8. 실험과정

3.4. 실험 결과

실험은 FFT분석으로 특징 추출한 데이터를 수치화된 데이터로 구성하여 weka^[22]로 분류실험을 하였다. 실험은 SVM(Support Vector Machine)과 K-means 알고리즘을 사용하여 실험하였으며, 표 2는 실험결과를 나타내었다.

정확도는 SVM이 71.85%로 K-means보다 높은 결과를 도출하였다. DVD와 IAPS의 결과를 살펴보면 IAPS의 결과가 더 높다. 이는 DVD시청의 경우 장면에 따라서 실험자가 sad를 clam으로 느끼거나, 장면의 전개에 따라서 감정변화가 많이 달라질 수 있지만, 사진의 경우는 대부분 한 가지 감정에 정확히 집중될 수 있기 때문이라고 추론하였다. 그러므로 표 2는 실험자 10명에게서 추출한 네 개의 감정(sad, fear, happy, calm) 데이터의 각각의 결과를 총 합한 평균을 나타내었다.

표 3은 이전에 SVM을 사용했던 연구와 본 연구결과를 비교한 표이다. This Study는 본 연구의 결과이고, Ahmad Study^[2]는 Ahmad T. Sohaib의 연구결과이며 Kazuhiko Study^[3]는 Kazuhiko Takahashi의 연구결과이다. 두 연구 결과는 뇌파를 활용한 감정분류를 하여 SVM으로 실험한 결과를 나타낸 것으로, 본 실험의 결과와 비교분석하였다. 실험결과를 살펴보면, 이전 실험의 결과는 56.10%와 66.7%로 70%대의 결과에 미치지 못하였다. 그러나, 본 연구의 결과는 71.85%의 결과를 도출하여 이전의 결과에 비해 높은 정확도를 도출하였음을 알 수 있었다. Kazuhiko^[3]의 경우는 Ahmad^[2]보다 먼저 시행된 연구인데도 Ahmad보다 정확도가 우수하게 도출되었다. Kazuhiko의 연구를 살펴보면 SVM을 활용한 감정인식 패턴분류에 one-vs-all 방법을 적용하였다. 이는 특징 추출한 벡터에서 분류된 감정을 각각의 감정별로 의사결정 로직

표 2. 감정분류 실험결과
Table 2. Result of emotion-classification

Classifier	DVD	IAPS	Average Accuracy(%)
SVM	71.5	72.2	71.85
K-means	68.5	71.3	70

표 3. SVM 실험결과 비교
Table 3. Comparison of results of SVM

Classifier	This Study	Ahmad Study	Kazuhiko Study
SVM	71.85%	56.10	66.7%

에 적용하여 마지막에 인식된 감정을 도출하는 방법이다. 그러므로 Kazuhiko는 one-vs-all 방법을 통하여 감정분류의 정확도를 개선시켰으므로 후에 연구된 Ahmad보다 우수한 결과를 도출할 수 있었다고 추론하였다.

IV. 결론 및 토의

본 연구에서는 측정한 32개의 채널 중에서 15개 채널의 신호를 추출하여 감정분류 실험을 하였다. 15개 채널을 선택한 이유는 [9]의 연구결과에서 본 15개의 채널이 LALV, HALV, LAHV, HAHV의 감정분류 결과가 다른 채널에 비해서 상대적으로 뚜렷하게 구분되었기 때문이다. 뇌파를 프로세싱 하여 분석하는 과정에서는 EEGLAB를 사용하였고, ICA방법을 사용하여 인공산물(눈 깜박임, 심장박동 등)의 잡음을 제거하였다. 그리고 주파수 분석을 위해서 FFT분석을 MATLAB에서 사용하여 특징 추출하였다. 생체신호에서 감정을 분류할 때는 SAM방법과 Valence-Arousal 평면법을 사용하는데, 본 연구에서도 두 방법을 사용하여 감정분류를 하였다. 그리고 감정유도를 위해서 DVD시청과 IAPS방법을 사용하여 각각의 방법에 따른 결과를 비교분석하였다. 분석결과 IAPS를 사용한 결과가 우수하였는데, 이는 사진이 DVD시청에 비해 한 감정으로의 집중도가 높기 때문이라고 추론하였다. 알고리즘은 생체신호에서 많이 사용된 SVM과 K-means를 사용하였으며, 이전연구에서 SVM을 사용했던 두 실험의 결과와 비교분석하였다. 비교결과 본 연구의 SVM이 71.85%로 이전 결과에 비해 높은 정확도를 도출하였다. 향후에는 SVM과 K-means 알고리즘 외에도 트리 알고리즘인 Decision Tree와 Random Forest를 포함한 여러 트리알고리즘을 사용한 실험을 시행하여 정확도 개선을 연구할 필요가 있다고 사려된다. 이전의 연구들은 주로 SVM으로 실험한 경우가 많았으며, 트리알고리즘으로 실험한 사례는 많지 않으므로 이를 시행하는데 의의가 있다고 추론하였다. 그리고 전처리과정과 감정분류 방법에 관한 연구도 함께 진행되어야 하며, 전처리과정에서는 FIR 필터외에도 IIR필터, 대역통과 필터 등 다른 디지털 필터들을 활용한 프로세싱 과정을 연구할 필요가 있다. 또한 특징추출에서는 FFT 분석 외에도 AR(Auto Regressive)과 Wavelet Transform 등의 방법들을 적용하였을 경우 파형의 변화가 FFT보다 주파수 분석에서 유용한지를 연구할 필요가 있다.

References

- [1] D. H. Kim and K. S. Hwang, "Development and verification of digital EEG signal transmission protocol," *J. KICS*, vol. 38C, no. 7, pp. 623-629, 2013.
- [2] A. T. Sohaib, S. Qureshi, J. Hagelback, O. Hilborn, and P. Jercic, "Evaluating classifiers for emotion recognition using EEG," *Foundations of Augmented Cognition Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8027, pp. 492-501, 2013.
- [3] K. Takahashi, "Remarks on SVM-based on emotion recognition from multi-modal bio-potential signals," in *Proc. 2004 IEEE Int'l Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pp. 95-100, Sept. 2004.
- [4] D. Nie, X. W. Wang, L. C. Shi, and B. L. Lu, "EEG-based emotion recognition during watching movies," *IEEE EMBS Conf. Neural Engineering*, pp. 667-670, 2011.
- [5] C. H. Lee, J. W. Kwon, G. D. Kim, K. E. Hong, D. S. Shin, and D. H. Lee, "A study on EEG based concentration transmission and brain computer interface application," *J. IEEK*, pp. 41-46, Mar. 2009.
- [6] D. O. Bos, "EEG-based emotion recognition," *The Influence of Visual and Auditory Stimuli*, pp. 1-17, 2006.
- [7] H. J. Lee, D. I. Shin, and D. K. Shin, "Design of the system for human concentration exploiting digital contents," *J. Korea Game Society*, pp. 321-324, 2012.
- [8] EEGLAB, Retrieved Nov. 30, 2013. from <http://scn.ucsd.edu/eeGLab/>
- [9] S. Koelstra, C. Muhl, M. Soleymani, J. S. Lee, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, and I. Patras, "DEAP: A database for emotion analysis using physiological signals," *IEEE Trans. Affective Computing*, pp. 18-31, 2012.
- [10] A. Delorme, and S. Makeig, "EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis," *J. Neuroscience Methods*,

vol. 134, no. 15, pp. 9-21, Mar. 2004.

[11] J. H. Choi, J. H. Hong, M. Y. Kwon, S. D. Park, T. J. Park, and S. C. Jun, "Physical characteristic analysis of IAPS for emotional processing EEG study," *HCI*, pp. 741-744, 2013.

[12] H. G. Yeom, C. H. Han, H. D. Kim, and K. B. Sim, "Human emotion recognition using power spectrum of EEG signals: Application of bayesian networks and relative power values," *KIIS*, vol. 18, no. 2, pp. 251-256, 2008.

[13] S. K. Yoo, C. K. Lee, Y. J. Park, N. H. Kim, B. C. Lee, and K. S. Jeong, "Neural network based emotion estimation using heart rate variability and skin resistance," *Advances in Natural Computation Lecture Notes in Computer Science*, pp. 818-824, 2005.

[14] H. D. Kim, and K. B. Sim, "Human networks recognition method using EEG signals by bayesian networks," *KIIS*, vol. 18, no. 1, 2008.

[15] M. Eimer, "An event-related potential (ERP) study of transient and sustained visual attention to color and form," *J. Biol. Psychol.*, vol. 44, no. 3, pp. 143-160, Jan. 1997.

[16] A. Holmes, J. S. Winston, and M. Eimer, "The role of spatial frequency information for ERP components sensitive to faces and emotional facial expression," *J. Cognitive Brain Research*, vol. 25, no. 2, pp. 508-520, Oct. 2005.

[17] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification*, Wiley-Interscience, 2000.

[18] S. J. Nam, "Research on information processing and classification system the clinical data," M.S. Thesis, The graduate school of Sejong University, 2010.

[19] T. Saramaki, *Finite impulse response filter design*, John Wiley & Sons, pp. 155-270, 1993.

[20] C. A. Frantzidis, C. Bratsas, M. A. Klados, E. Konstantinidis, C. D. Lithari, A. B. Vivas, C. L. Papadelis, E. Kaldoudi, C. Pappas, and P. D. Bamidis, "On the classification of emotional biosignals evoked while viewing affective pictures: An integrated data-mining-

based approach for healthcare applications," *IEEE Trans. Inform. technol. in biomedicine*, vol. 14, no. 2, pp. 309-317, 2010.

[21] R. N. Vigario, "Extraction of ocular artifacts from EEG using independent comonent analysis," *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 103, no. 3, pp. 395-404, Sept. 1997.

[22] WEKA, Retrieved Dec. 30, 2013. from <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

이 현 주 (Hyun-ju Lee)



2011년 9월~현재 : 세종대학교
컴퓨터공학과 박사과정
<관심분야> Brain-wave, BCI,
Bio-information, HCI, ECG

신 동 일 (Dong-il Shin)



1998년 3월~현재 : 세종대학교
컴퓨터공학과 교수
<관심분야> HCI, BCI, 무선인
터넷, 게임엔진, CSCW etc.

신 동 규 (Dong-kyoo Shin)



1998년 3월~현재 : 세종대학교
컴퓨터공학과 교수
<관심분야> BCI, XML, 보안,
전자상거래, MPEG etc.