

다중 템플릿 방법을 이용한 뇌파의 감성 분류 알고리즘

Sensibility Classification Algorithm of EEGs using Multi-template Method

金 東 浚[†]
(Dong-Jun Kim)

Abstract - This paper proposes an algorithm for EEG pattern classification using the Multi-template method, which is a kind of speaker adaptation method for speech signal processing. 10-channel EEG signals are collected in various environments. The linear prediction coefficients of the EEGs are extracted as the feature parameter of human sensibility. The human sensibility classification algorithm is developed using neural networks. Using EEGs of comfortable or uncomfortable seats, the proposed algorithm showed about 75% of classification performance in subject-independent test. In the tests using EEG signals according to room temperature and humidity variations, the proposed algorithm showed good performance in tracking of pleasantness changes and the subject-independent tests produced similar performances with subject-dependent ones.

Key Words : EEG Classification, Multi-Template Method, Subject-Independent System, Multi-Layer Perceptron

1. 서 론

인간의 감성을 측정/분석하여 이를 제품설계나 환경설계에 응용하여 보다 편리하게 하고, 더 나아가 인간의 삶을 쾌적하게 하고자 하는 감성공학이 최근 여러 분야에서 응용되고 있다. 감성공학에서 중요한 연구 분야 중의 하나는 인간의 쾌적성을 평가하기 위한 기초자료로서 인간의 감성을 측정하고, 인간이 어떠한 조건하에서 쾌적/불쾌적 등의 감성을 가지게 되는지 등을 측정하는 것이다. 이러한 연구는 최근 10여년간 미국, 일본, 유럽 등에서 활발히 연구되어 왔고, 국내에서도 80년대 후반부터 감성공학에 대한 연구가 시작되어 최근에는 관심이 크게 고조되어 많은 기업과 연구자들이 이에 대한 연구결과를 발표하고 있다. 생체 신호를 이용한 감성공학 연구에서는 많은 신호가 이용될 수 있겠지만, 특히 뇌파가 많이 이용하고 있다. 이는 뇌파가 두뇌 활동에 대한 정보를 포함하고 있으므로 적절한 신호처리 기법을 이용하면, 정신적 활동, 감정상태 등에 대한 많은 정보를 얻을 수 있다고 보기 때문이다.

핵심적인 연구 내용을 살펴보면, Musha 등은 ESAM (emotion spectrum analysis method)이라는 방법을 개발하여 감정을 스펙트럼처럼 지수화하여 정량화한 연구를 발표하였고[1], Yoshida는 앞쪽 2채널 뇌파의 알파 출렁임 (fluctuation) 정보를 이용하여 쾌적성과 각성도와의 상관관계에 대해 연구하였으며[2], Davidson은 뇌파의 전력(power)이 긍정(positive) 감성과 부정(negative) 감성에 따라 비대

칭적으로 나타난다는 사실을 보여주었다[3]. Anderson 등은 AR(auto-regressive) 모델을 이용하여 5가지 정신적 작업들을 패턴분류하는 연구를 발표하였다[4]. 이러한 연구들은 제각기 조금씩 다른 접근 방법들을 이용하면서 의미있는 결과들을 나타내어 비교적 정설로 받아들여지기도 하는 내용도 있으나, 많은 경우에 실험 방법이나 데이터의 양에 있어서 객관성과 정확성이 다소 부족해 보이는 경우도 있었다. 그러나 뇌파의 연구가 특히 어려운 이유는 개인차가 클 뿐만 아니라, 동일인일지라도 환경과 상황에 따라 신호의 편차가 너무 커서 실험 절차의 사소한 차이에도 정확한 결과를 얻기 어렵기 때문일 것이다. 본 연구는 감성에 영향을 미칠 수 있는 환경에서 수집한 뇌파를 대상으로 다중 템플릿 방법(Multi-template method)을 이용한 패턴 분류 알고리즘을 제안하여 피검자 독립적(subject-independent) 시스템에서도 패턴 분류가 가능하도록 성능을 개선해 보고자 하는 것이다. 이를 위하여 최대 16채널의 뇌파를 수집하는 뇌파 수집 시스템을 구축하였고, 쾌적한 소파와 불쾌적인 의자를 이용하여 뇌파를 수집하였고, 또한 쾌적과 불쾌적인 온도 및 습도 환경을 조성하고 대학생들을 대상으로 하여 뇌파를 수집하였다. 수집된 뇌파는 디지털 필터링, 눈 깜빡임 제거 등의 전처리 과정을 거쳤다. 처리된 뇌파 신호를 선형예측 분석하여 선형예측 계수를 뇌파의 특징 파라미터로 이용하고, 신경 회로망을 패턴 분류기로 활용한 감성 분류 알고리즘을 개발하였다.

2. 본 론

2.1 뇌파 신호의 전처리 및 감성 파라미터 추출

대부분의 뇌파 신호는 수십 μV 정도의 전압 값을 갖는 아

[†] 교신저자, 正會員 : 淸州大 工大 情報通信工學部 教授 · 工博

E-mail : djkim@chongju.ac.kr

接受日字 : 2004年 10月 4日

最終完了 : 2004年 10月 18日

주 미세한 신호이므로 외부의 잡음과 아티팩트에 매우 민감하며, 전자파 간섭에 의한 잡음도 매우 크게 나타난다. 따라서 뇌파 파라미터 추출에서 불필요한 저주파 성분을 제거하기 위하여 0.5Hz와 4Hz의 차단 주파수를 갖는 고역 통과 필터(high pass filter, HPF)를 4차 IIR(infinite impulse response)로 구현하여 이용하였다. DC 성분만 차단할 경우에는 차단주파수 0.5Hz를 사용하였고, 감성에 영향이 없는 것으로 알려진 δ 대역을 제거하고자 할 때는 차단 주파수로 4Hz를 선택하였다. 또한 감성 연구에서 보통 30Hz 이상의 성분은 불필요하므로 차단주파수가 30Hz인 저역 통과 필터(low pass filter, LPF)를 4차 IIR로 구현하여 사용하였다. 뇌파 신호에서 가장 큰 아티팩트인 눈깜박임 제거를 위한 기법은 눈 깜박임 신호가 진폭이 상대적으로 매우 크므로 신호의 진폭에 따른 문턱값을 설정하여 이를 넘는 구간은 제거하는 방법을 설계하여 이용하였다. 이를 위해 먼저 읽어들이는 데이터의 전체길이에 걸쳐서 그것의 평균을 계산한 다음 평균값에 4배를 곱한 값을 문턱값으로 정하였다. 그리고 눈 깜박임 부분을 찾기 위해서 눈 깜박임 부분의 피크값을 검출한다. 이는 읽어들이는 데이터를 절대값으로 바꾼 후에, 각각의 포인트에서 기울기 부호를 검색한 다음, 현재 포인트를 기준으로 뒤로 2포인트에서의 기울기가 +, 앞으로 2포인트에서의 기울기가 -인 지점을 찾아서 검출한다. 그리고 그 피크가 순수뇌파의 피크인지 아니면 눈 깜박임 신호의 피크인지 구별하기 위해서 그 피크값을 문턱값과 비교한다. 만약에 그 지점에서의 피크값이 문턱값보다 크다면 눈 깜박임 신호로 간주하고, 눈 깜박임 신호가 끝나는 지점을 찾기 위해서는 눈 깜박임 피크 지점에서부터 부호가 두 번 바뀌는 지점을 찾는다. 이 위치를 눈 깜박임의 끝으로 볼 수 있지만, 남아있는 과도성분의 영향을 고려하여 눈 깜박임 신호의 평균 구간인 32포인트를 더 건너뛴 지점을 새로운 뇌파 처리를 위한 시작점으로 설정한다. 이상의 전처리가 끝나면 선형예측 분석을 한다.

일반적으로 생체 시스템의 동작은 매우 복잡한 비선형 시스템이라고 간주할 수 있을 것이므로 비선형 모델을 이용하여야 할 것이나, 시스템이 비선형적 특성을 가져도 선형 모델링으로 분석 차수를 높게 설정하면 근사한 결과를 얻을 수 있다고 알려져 있다. 따라서 많은 뇌파 신호 관련 연구에서 FFT 뿐만 아니라 선형 모델링 방법도 이용된다. 본 연구에서는 뇌파의 발생 과정을 전극(all-pole) 시스템인 AR 모델로서 모델링하여 선형예측 계수를 이용하여 감성 특징 파라미터를 추출하였다. 선형 뇌파 발생 모델은 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

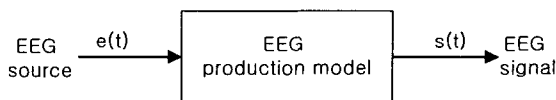


그림 1 선형 뇌파 발생 모델
Fig. 1 Linear model for EEG production

이 모델은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$S(z) = E(z) \frac{1}{A(z)} \quad (1)$$

여기서,

$$A(z) = \sum_{i=0}^M a_i z^{-i}, \quad a_0 = 1 \quad (2)$$

선형예측 분석은 식 (1)을 시간 영역에서 표현하여 구현된다. 선형예측 계수는 현재 신호를 이전 신호들의 선형결합으로 나타낸 예측된 샘플간의 오차를 최소 제곱 기준(least squares criterion)을 적용하여 선형예측 분석을 하여 구해진다[5]. 현재 신호 샘플을 $s(n)$, 예측된 샘플을 $\hat{s}(n)$ 이라 하면, 예측 오차(prediction error)는

$$e(n) = s(n) - \hat{s}(n) \quad (3)$$

이고, 여기서

$$\hat{s}(n) = - \sum_{i=1}^M a_i s(n-i) \quad (4)$$

이다. 여기서 $-a_i (i=1, 2, \dots, M)$ 가 선형예측 계수이다. 선형예측 분석을 위한 방법 중에서 본 연구에서는 6차의 Burg 알고리즘을 이용하였다[5,6].

2.2 감성 분류 알고리즘

뇌파 신호처리를 통해 추출된 감성 특징 파라미터는 다음 단계에서 다층 인식자(multi-layer perceptron, MLP) 구조의 신경회로망을 이용한 패턴 분류기를 구성하여 감성을 분류한다. 그림 2는 구성된 다층 인식자 형태의 감성 분류기를 나타낸 것이다.

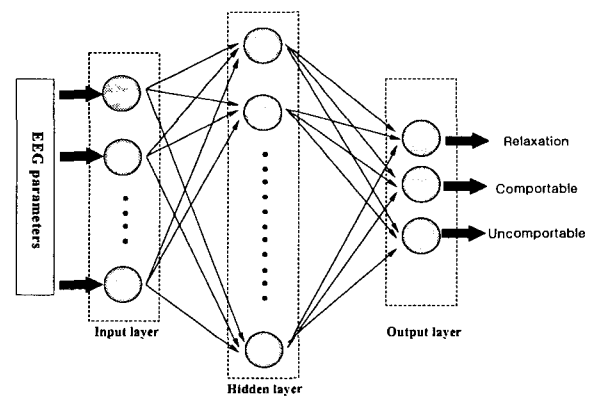


그림 2 사용된 신경 회로망의 구조
Fig. 2 Neural network used in this study

신경 회로망은 입력층(input layer)의 노드(node) 수가 60개(6차×10채널), 은닉층(hidden layer)의 노드 수가 60개, 그리고 출력의 노드 수는 3개로 하는 60-60-3의 구조를 갖게 구성하였다. 입력단에는 10채널의 뇌파 데이터를 6차로 선형예측 분석한 예측기 계수가 입력되고, 출력단에서는 안정(relaxation), 쾌적 및 불쾌적에 대한 근사도를 나타내는 값을 출력하게 된다.

본 연구에서는 뇌파에서 피검자 독립의 패턴 분류가 가능하게 하기 위해 음성 신호처리에서 화자 적응(speaker adaptation)의 방법으로 이용되는 방식을 활용하여 이를 적용한

뇌파의 패턴 분류 실험으로써 먼저 성능 테스트를 하였다. 즉, 여러 피검자의 특징 파라미터를 같이 학습시키는 다중 피검자 학습 방법과 다중 템플릿 방법을 이용하였다[5, 7]. 다중 피검자 학습 방법은 감성 파라미터로 선형예측 계수를 추출하여 신경 회로망의 학습 과정에서 여러 명의 피검자의 파라미터를 동시에 학습시켜서 패턴 분류하는 방법이고, 다중 템플릿 방법은 신경 회로망에 여러 명의 피검자를 독립적으로 학습시켜 이로부터 생성되는 가중치들을 템플릿에 저장하고, 해당 감성 상태의 뇌파를 이용하여 가장 가까운 템플릿을 선택하여 패턴 분류하는 방법이다. 이 두 방법의 성능을 비교하기 위해 연극 동아리 대학생 4인을 대상으로 안정(relaxation), 기쁨(joy), 슬픔(sadness), 분노(irritation)의 4가지 감성에 대한 패턴 분류 실험을 수행해 본 결과, 학습시키는 피검자 수가 적으면 다중 피검자 학습 방법이 더 우수한 패턴 분류 성능을 나타내었으나, 피검자 수가 증가하면 학습이 안되는 경우가 상당히 많이 발생하여 실현성에 큰 문제점을 드러내었다. 이는 신호의 특성 변화가 심한 뇌파에서 많은 피검자의 데이터를 학습시키기에는 신경회로망에 한계가 있다는 것을 나타내지만, 이러한 경우에는 사람도 그 패턴을 구분하기 어려울 것으로 생각된다. 반면에, 다중 템플릿 방법은 패턴 분류 성능은 다소 떨어지지만, 피검자의 수가 증가할수록 많은 템플릿이 생성되고, 따라서 테스트하는 피검자에게 더 적합한 템플릿을 찾을 수 있다는 장점이 있어서 오히려 성능의 개선을 기대할 수 있으므로, 피검자 독립 시스템을 구현하는 데에는 다중 템플릿 방법이 더 적합할 것이다. 이상의 예비 실험에 의해 본 연구에서는 다중 템플릿 방법을 선택한 것이다. 그림 3은 다중 템플릿 방법을 이용한 감성 분류 알고리즘을 나타낸 것이다.

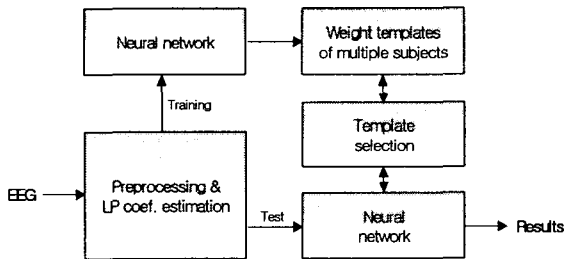


그림 3 다중 템플릿을 이용한 감성 분류 알고리즘
Fig. 3 Human sensibility classification algorithm using Multi-templates

이러한 다중 템플릿 방식은 가장 초기 안정 상태의 뇌파를 기준으로 이것과 가장 근사한 뇌파의 가중치 템플릿을 선택하므로 안정 상태의 뇌파로 치우치는 현상을 피할 수 없을 것이다. 이는 실제 현상으로 나타나서 이를 보완하기 위해 신경회로망 출력의 가장 큰 값과 두 번째 큰 값을 가지고 최종 분류 결과를 결정한다. 즉, 안정 상태의 뇌파를 테스트할 때에는 가장 큰 값이 해당 노드에서 나타나야 인식된 것으로 하고, 그 외의 감성은 해당 노드가 가장 큰 값으로 나타날 때만 인식된 결과로 보는 것이 아니라, 두 번째 큰 값이 해당 감성의 노드에 나타나고, 이때의 최고 값 노드가 안정으로 나타난 경우에 한해서는 제대로 인식된 것으로 간주한다.

이것은 감성의 집중성이 약해진 부분은 안정 상태와 유사하게 될 것으로 예상 되기도 하지만, 초기에 템플릿 선정시 안정 상태의 뇌파를 기준으로 하므로 나타나는 어쩔 수 없는 현상일 것이다.

3. 실험

그림 4는 본 연구에서 구성한 실험 장치의 구성을 나타낸 것이다.

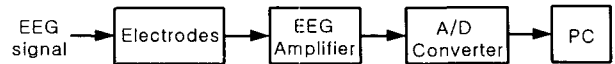


그림 4 실험 장치의 구성도
Fig. 4 Schematic of experimental equipments

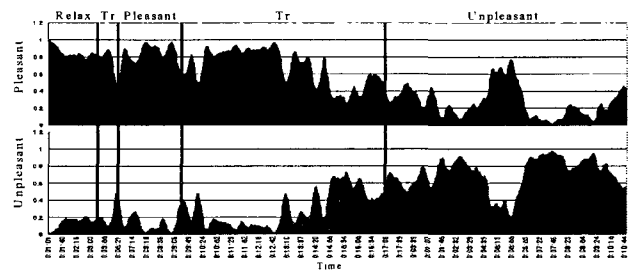
뇌파 데이터 수집 시스템은 전극 캡(electro-cap), EEG 증폭기, A/D 변환기, PC로 구성되어 있다. 피검자의 두피로부터 전극 캡을 통해 검출된 수십 μV 전압의 뇌파는 EEG 증폭기로 2000배 증폭되고, 증폭된 뇌파는 128Hz의 샘플링 주파수와 12bit의 해상도로 A/D 변환되고, 변환된 신호는 노트북이나 데스크탑 PC에 의해서 처리된다. 여기서 전극 캡은 미국 Electro-cap International사의 20채널 전극 캡을 사용하였고, EEG 증폭기는 (주)정상테크노사의 32채널용 증폭기를 사용하였다. A/D 변환기는 미국 Data Translation사의 DT-9804를 사용하였다. 전극의 위치는 Musha가 제시한 10채널(Fp1, Fp2, F3, F4, T3, T4, P3, P4, O1, O2)로 하고[1], 뇌파 데이터 수집은 대학생 10명을 대상으로 하였다. 이 때 사용한 감성 유발 방법은 쾌적한 소파와 매우 불편한 간이 의자를 이용하여 피검자가 불쾌적 또는 쾌적한 상태를 느낄 때의 뇌파를 기록하였다. 온습도에 대한 뇌파 데이터 수집은 대학생 4명을 대상으로 하였다. 이를 위한 실험 시기는 여름의 혹서기로 선택하였고, 대학의 연구실에서 에어컨, 가습기, 라디에이터 등을 이용하여 극단적으로 쾌적 및 불쾌적인 환경을 온도와 습도를 측정하면서 조성하였다. 쾌적한 환경은 온도 23-26℃와 습도 50-60%를 기준으로 하였고, 불쾌적인 환경은 이를 벗어나서 온도와 습도를 최대한 높은 상태로 실험하였다. 실험과정에서 피검자는 자신의 상태를 간단한 수신호로 알리게 하여 감성에 대한 집중도를 높이도록 하였다. 또한 실험자는 피검자의 상태를 20초마다 관찰하여 실험 일지에 기록하도록 하였고, 이는 실험 데이터의 선정시 참고 자료로서 활용하였다. 전처리 과정을 거친 뇌파를 선형예측 계수를 이용하여 신경 회로망을 학습시켜서 다중 템플릿 방법으로 쾌적성의 감성 분류를 하게 된다. 표 1은 본 연구에서 구성한 방법에 의해 의자를 이용한 뇌파 데이터의 감성 분류 실험을 수행한 결과이다. 표에서 알 수 있듯이, 피검자 독립적인 실험에도 불구하고 약 75%의 패턴 분류 성능을 나타내어 성능이 양호함을 알 수 있다.

그림 5와 6은 온습도를 조절한 실험의 감성 분류 실험에서 2인의 결과를 시간에 따른 곡선 형태로 나타낸 것이다. 학습된 피검자의 데이터를 이용한 피검자 종속 실험과 학습되지 않은 피검자의 데이터를 이용한 피검자 독립 실험의 결과를 나타내었다. 각각의 그림에서 위 파형(Pleasant)은 신경 회로망의 쾌적에 해당하는 노드의 출력 파형이고, 아래 파형

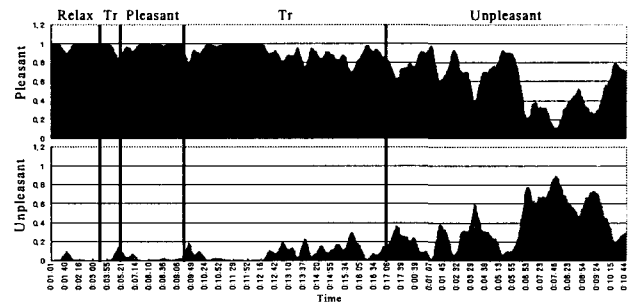
(Unpleasant)은 불쾌적에 해당하는 노드의 출력 파형이다. 그리고 윗부분의 Relax, Pleasant, Unpleasant는 각각 안정(긴장완화), 쾌, 불쾌에 해당하는 시간 구간을 나타낸 것이고, Tr(Transition)은 한 감정에서 다른 감정으로 변화하는 천이 구간을 나타낸 것이다. 그림 5의 피검자 KDK의 결과를 보면, 피검자 종속 실험에서는 쾌적 환경 부분에서 쾌에 대한 신경 회로망의 출력이 높고, 불쾌적으로 진행하면서 불쾌 곡선이 증가하는 것을 확인할 수 있다. 또한 피검자 독립 실험에서도 피검자 종속 실험에 비하여 환경 조건별 구별 능력은 조금 낮아졌으나, 쾌적과 불쾌적에 따른 출력의 변화를 명확히 볼 수 있다. 그림 6의 YJH의 결과에서도 마찬가지로 쾌적과 불쾌적의 변화를 볼 수 있다. 이상의 결과를 볼 때 다중 템플릿 방법을 이용하면 뇌파에서도 피검자 독립 실험에서도 피검자 종속 실험에 비해 그다지 떨어지지 않는 정도의 성능을 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

표 1 의자를 이용한 뇌파 데이터의 감성 분류 성능(인식률)
Table 1 Results of EEG sensibility classification using chairs
 (단위 : %)

피 검 자	선택된 템플릿	안정	쾌적	불쾌적	평균
chs2002.01.18	kdj2002.02.04	95.0	100.0	2.50	65.83
chs2002.02.01	kdj2002.02.04	97.50	100.0	15.0	70.83
chs2002.02.05	kdj2002.02.04	92.50	100.0	0.0	64.17
cjh2002.01.10	kdj2002.02.04	97.50	70.0	80.0	82.50
cjh2002.01.24	kdj2002.02.04	92.50	97.50	90.0	93.33
cjh2002.02.14	kdj2002.02.04	100.0	95.0	30.0	75.00
hiy2002.01.09	kdj2002.02.04	60.0	95.0	12.50	55.83
hiy2002.01.23	yyh2002.01.03	72.50	52.50	80.0	68.33
hiy2002.02.06	hiy2002.01.09	22.50	82.50	92.50	65.83
hsc2001.12.27	yyh2002.01.03	97.50	100.0	45.0	80.83
hsc2002.01.16	yyh2002.01.03	92.50	97.50	95.0	95.00
hsc2002.02.01	hsc2001.12.27	90.0	40.0	100.0	76.67
kdj2002.01.29	kdj2002.02.04	80.0	95.0	97.50	90.83
kdj2002.02.04	mkc2002.01.08	55.0	2.50	100.0	52.50
kdj2002.02.07	kdj2002.02.04	95.0	85.0	95.0	91.67
kjh2002.01.07	kdj2002.02.04	60.0	92.50	62.50	71.67
kjh2002.01.14	yyh2002.01.03	77.50	92.50	100.0	90.00
kjh2002.01.31	yyh2002.01.03	52.50	52.50	92.50	65.83
ksw2002.01.11	kjh2002.01.07	97.50	92.50	82.50	90.83
ksw2002.01.28	kdj2002.02.04	97.50	100.0	0.0	65.83
ksw2002.02.15	hsc2001.12.27	92.50	85.0	97.50	91.67
mkc2001.12.28	ksw2002.01.11	100.0	97.50	55.0	84.17
mkc2002.01.08	kdj2002.02.04	97.50	100.0	2.50	66.67
mkc2002.01.21	kdj2002.02.04	87.50	95.0	2.50	61.67
nkj2002.01.17	hsc2001.12.27	97.50	75.0	92.50	88.33
nkj2002.01.22	hsc2001.12.27	92.50	90.0	40.0	74.17
nkj2002.02.19	hsc2001.12.27	95.0	85.0	50.0	76.67
yyh2002.01.03	hsc2001.12.27	72.50	5.0	100.0	59.17
yyh2002.01.15	hsc2001.12.27	75.0	5.0	100.0	60.00
yyh2002.01.30	yyh2002.01.03	90.0	47.50	87.50	75.00
평	균	84.17	77.58	63.33	75.03

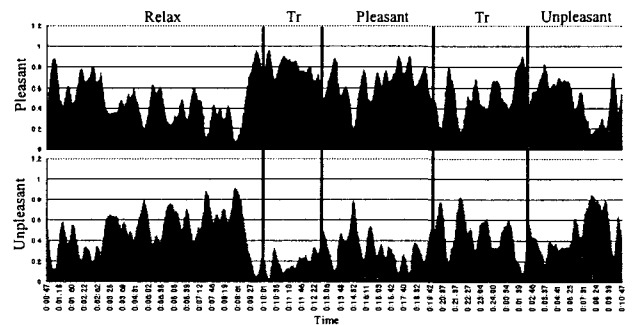


(a) 피검자 종속 실험

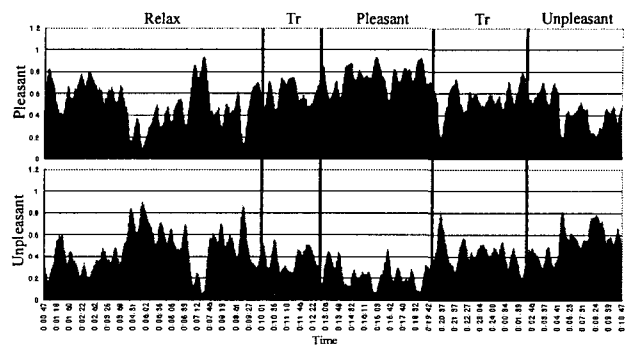


(b) 피검자 독립 실험

그림 5 피검자 KDK의 온습도 쾌적성 실험 결과
Fig. 5 Results of temperature and humidity comfortableness tests for a subject KDK



(a) 피검자 종속 실험



(b) 피검자 독립 실험

그림 6 피검자 YJH의 온습도 쾌적성 실험 결과
Fig. 6 Results of temperature and humidity comfortableness tests for a subject YJH

4. 결 론

본 연구는 뇌파를 이용하여 피검자 독립적 시스템에서도 패턴 분류가 가능하도록 성능을 개선하기 위하여 쾌적하거나 불쾌적인 의자 또는 온습도 환경에서 수집한 뇌파를 대상으로 다중 템플릿 방법을 이용한 패턴 분류 알고리즘을 제안하였다. 뇌파의 특징 파라미터로는 선형예측 계수를 이용하였고, 패턴 분류기로는 신경 회로망을 이용하였다.

실험과정에서 얻어진 결론은 다음과 같다. 첫째, 의자를 이용한 피검자 독립적 방식의 감성 분류 실험에서 약 75%의 인식률을 나타내어 신호의 특성 변화가 매우 큰 뇌파에서도 피검자 독립적인 패턴 분류가 가능하다는 사실을 확인하였다. 둘째, 감성 분류 테스트시 초기의 안정 상태 뇌파를 이용하여 안정 상태의 템플릿과 비교한 후 가장 근사한 템플릿을 선택하므로 신경회로망의 출력이 안정 상태로 치우치는 경우가 많이 발생한다. 그러나 두 번째 큰 값을 갖는 노드는 해당 감성에 근사하게 일치됨을 알 수 있었다. 이는 안정 상태 뇌파와 가장 근사한 템플릿을 선택하므로 나타나는 바이어스(bias)일 수도 있고, 피검자의 감성 집중도가 약해져서 나타나는 현상일 수도 있을 것이다. 셋째, 온습도의 연속적인 변화시 뇌파 데이터의 관찰 결과, 피검자 종속 실험에서는 쾌적 환경 부분에서 쾌에 대한 신경회로망의 출력이 높고, 불쾌적으로 진행하면서 불쾌 곡선이 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 또한 피검자 독립 실험에서도 피검자 종속 실험에 비하여 환경 조건별 구별 능력은 조금 낮아졌으나, 쾌적과 불쾌적에 따른 출력의 변화를 뚜렷이 볼 수 있었다. 이상의 결과를 볼 때 본 연구에서 제안한 다중 템플릿을 이용한 패턴 분류 방법을 이용하면 뇌파 신호에 대해서도 양호한 성능의 피검자 독립 시스템의 개발이 가능할 것임을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] T. Musha, Y. Terasaki, H. A. Haque, and G. A. Ivanisky, "Feature extraction from EEGs associated with emotions", Intl. Sympo. Artif. Life Robotics (Invited Paper), vol. 1, pp. 15-19, 1997.
 [2] T. Yoshida, "The estimation of mental stress by 1/f frequency fluctuation of EEG", Brain topography, pp. 771-777, 1998.
 [3] R. J. Davidson, "Anterior cerebral asymmetry and the nature of emotion", Brain and Cognition, vol. 20, pp. 125-151, 1992.

[4] C. W. Anderson and Z. Sijercic, "Classification of EEG signals from four subjects during five mental tasks", In Solving Engineering Problems with Neural Networks: Proceedings of the Conference on Engineering Applications in Neural Networks(EANN), pp. 407-414, 1996.
 [5] J. D. Markel and A. H. Gray, Jr., *Linear prediction of Speech*, Springer-Verlag · Berlin Heidelberg · New York, 1980.
 [6] S. J. Orfanidis, *Optimum Signal Processing: An Introduction, 2nd ed.*, Macmillan Publishing Co., 1988.
 [7] S. Furui, *Digital Speech Processing, Synthesis, and Recognition*, Marcel Dekker, Inc., 1992.
 [8] T. Yoshida, S. Ohmoto, and S. Kanamura, "1/f frequency-fluctuation of human EEG and emotional changes", Noise in Physical System and 1/f fluctuations, edited by T. Musha, S. Sato and Yamamoto, Ohmsha, Ltd. pp. 719-722, 1991.
 [9] M. B. Kostyunina and M. A. Kulikov, "Frequency characteristics of EEG spectra in the emotions", Neuroscience and Behavioral Physiology, vol. 26, no. 4, 1996.
 [10] T. Musha, S. Kimura, K. I. Kaneko, K. Nishida, and K. Sekine, "Emotion spectrum analysis method (ESAM) for monitoring the effects of art therapy applied on demented patients", Cyber Psychology & Behavior. vol. 3, no. 3, pp. 441-446, 2000.

저 자 소 개



김 동 준(金東浚)

1963년 4월 14일 생. 1988년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 청주대학교 이공대학 정보통신공학부 부교수