Journal of the Ergonomics Society of Korea
Vol.17, No.1, 1998

EEG신호의 시계열분석에 의한 쾌, 불쾌 감성분류에 관한 연구

Discrimination of a Pleasant and an Unpleasant State by Autoregressive Models from EEG Signals

임성식* · 김진호** · 김치용*

ABSTRACT

The objective of this study is to extract information from electroencephalogram(EEG) signals with which we can discriminate mental states. Seven university students were participated in this study. Ten stimuli based on IAPS (International Affective Picture Systems) were presented at random according to the experimental schedule. 8-channel (O_1, O_2, F_3, F_4, F_7, F_8, FP_1, and FP_2) EEG signals were recorded at a sampling rate of 204.8 Hz for visual stimuli and analyzed. After random ten sequential stimuli presentation, the subject subjectively assessed the stimulus by scaling from -5 to 5. If the stimulus was the best and the worst, it was scored 5 and -5, respectively. Only maximum and minimum scored-EEG signals within each subject were selected on the basis of subjectively assessment for analysis.

EEG signals were transformed into feature objects based on scalar autoregressive model coefficients. They were classified with Discriminant Analysis for each channel. The features produced results with the best classification accuracy of 85.7 % in O_1 and O_2 for visual stimuli.

This study could be extended to establish an algorithm which quantify and classify emotions evoked by visual stimulus using autoregressive models.

* 서경대학교 이공대학 조교수
** 한국표준과학연구원 선임연구원

1. 서 론

전기생리학의 발달은 인체생리변화의 미세한 분야까지 측정이 가능하도록 하였고, 그로 인해 질병진단 및 치료의 목적에서 인간의 신체활동, 인지과정, 감성변화 등을 측정하는 분야까지 확대되기 시작하였다. 그러나 생리신호의 변화에 대한 객관적인 모형이 구축되지 못하였으며 그 원인으로는 개인별 차가 매우 크고 신체의 리듬이 변화무상하기 때문이다. 대표적인 생리신호인 EEG (electroencephalogram)의 경우 수많은 신호처리 방법론이 제시되었지만 일관성 있고 신뢰성 있는 방법이 아직 까지 정립되지 못한 실정이다.

EEG신호는 신호자체에서 규칙성이 보이지 않은 불규칙한 신호이며 그 특성이 시간에 따라 변화하는 nonstationary한 신호이다. 또한, 눈 움직임이나 근육의 미세한 변화 등의 요인에 따라 소위 잡음(noise)이라는 원하지 않은 정보를 부분적으로 얻을 수 있으며 EEG 신호의 불규칙성으로 인해 이들 신호를 제거하기가 매우 힘이 든다. 특히 인간의 감성은 짧은 순간에 많은 변화를 가져온다. 짧은 시간동안 순간적으로 특성이 변화하는 경우 그 변화의 지점을 찾아내어 신호에 포함된 정보를 찾아 감성의 변화를 분류하는 작업은 기존의 시계열분석법이나 주파수분석법 만으로는 불가능하다고 할 수 있다. 근래에는 시계열분석법과 주파수분석법을 동시에 고려한 시간-주파수 방법에 관심을 두고 있으며 그 일종인 웨이브렛 변환(김정환, 1996)이 소개되고 있다.

시계열분석의 경우 측정된 EEG신호에 대한 실시간을, 제한된 영역 안에서는 정상확률과정(stationary stochastic process)하다는 가정 하에서, 짧은 시간 크기의 분석창으로 나누고, AR (autoregressive), MA(moving average) 또는 ARMA(autoregressive moving average) 모형을 이용한 시계열분석를 실시하고 이를 모형화하여 신호를 분류하려는 연구가 시도되고 있다 (Anderson, et al., 1997; Andreassi, 1995; Carson, 1991; Jasper, 1958). 이러한 시계열분석 알고리듬에 신경망이론을 적용하여 반복적인 연산을 통해 최적의 해를 구하여 데이터들로부터 유의한 특징을 추출하기도 한다.

국내의 뇌파분석에 관련해서는, 1986년 지표학적인 뇌파검사의 신경과 질환에 대한 임상학적 유용성이 처음 보고된 이래 신경외과, 정신과 영역에서 많은 연구들이 보고되고 있다. 최근에는 인간의 쾌, 불쾌한 감성을 EEG신호를 통해 객관적으로 정량화하는 연구가 진행되고 있다(최정미 등, 1998; Min Cheol Whang, et al., 1996; 김정환 등, 1997). 본 연구와 같이 시각감성을 평가하는 연구는 장면을 제시하거나 상상을 하게 하여 시각감성을 유발시키며(Brewer, et al., 1980) 그에 따른 생리적 반응을 측정한다. 많은 경우 EEG분석은 FFT(Fast Fourier Transform)와 같은 주파수영역에서의 분석이 시도되고 있으나, 측정상의 잡음으로 인하여 EEG를 유발한 자극과의 연관성을 찾기 힘들 경우가 종종 발생한다(김정환 등, 1997).

본 연구에서는 각 전극 부위별로 20초의 EEG신호를 0.5초단위로 서로 overlap 시키면서 1초 단위 시간대별로 분할하고, 이 분할된 신호를 이용하여 이에 적합한 시계열 모형을 식별하고 모수를 추정하였다. 이것은 짧은 시간의 분할창에서는 EEG신호가 정상확률과정을 따른다는 가정에 근거를 두었다. 따라서 각 전극 부위별로 39개의 분할창과 39개의 AR(5) 분석모형이 도출되었다. 이 모형에서 추정된 39개 모수 즉, 계수값의 평균값을 이용하여 판별분석을 통하여 긍정자극과 부정자극을 분류하였다.

본 연구는 인간의 쾌, 불쾌한 감성을 뇌파신호를 통해 객관적으로 정량화하고 이를 분류하는 방법

을 제시함으로서 설문지 등에 의한 기존의 주관적인 감성평가 방법의 문제점을 보완하는데 목적이 있다.

2. 분 석 방 법

2.1 ARIMA 모형

시계열 자료에 대한 일반적인 모수적 모형은 $ARIMA(p,d,q)$로 표기되는 자기회귀누적이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형으로서 다음과 같이 정의한다.

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\cdots-\phi_p B^p)(1-B)^d w_t = (1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\cdots-\theta_q B^q)a_t \quad (1)$$

여기서 w_t는 적절한 변환을 통하여 얻어진 정상시계열이고, $\{a_t\}$는 평균이 0, 분산이 σ_a^2인 백색잡음과정(white noise process)이라 가정하며, 차수 p,d,q에서 p는 AR의 차수이고 d는 차분차수, q는 MA의 차수이다. 만일, $q=0$이면 $AR(p)$로 표기하고 차수 p인 자기회귀과정(autoregressive process)이라고 하며, $p=0$인 경우는 $MA(q)$로 나타내며 차수가 q인 이동평균과정이라 한다. 즉, $ARMA(p,q)$과정은 이들 특수한 경우를 포함하고 있다.

한편, $AR(p)$과정은 시계열 자체에 대해 회귀형태를 취하는 과정으로서 p개의 과거값들의 가중합과 이들에 의해 설명되지 않는 부분인 오차항 a_t의 선형결합으로 표기되며, $MA(q)$과정은 현재와 과거의 백색잡음들의 가중선형결합으로 표현되는 모형이다.

2.2 시계열모형 수립

시계열 자료에 대한 정상성은 일반적으로 주어진 시계열의 평균과 분산이 시간에 관계없이 일정하며, 공분산은 단지 시차에만 의존하는 경우를 정상성이라 한다. 정상성 가정의 충족 여부를 결정하는 도구로는 시계열도표(time series plot)를 그려보는 것이다. 만약, 시계열 자료가 정상성의 조건을 만족하지 않는 경우에 이들을 정상화시켜서 시계열분석을 하여야 하는데 과정은 다음과 같다.

첫째, 분산이 일정하지 않는 경우, 즉, 시계열값의 변동이 크거나 감소하는 경우로써 변수변환($\ln Z_t$, $\sqrt{Z_t}$)을 통하여 분산을 상수화 시킨다.

둘째, 추세를 갖는 시계열 자료는 연속적으로 차분(differencing)을 실시하여 평균이 일정한 정상시계열을 얻는다.

시계열자료가 정상성의 조건을 만족하는 상태로 변환이 되었다면, Box와 Jenkins (1976)에 의해 제시된 모형수립절차과정인 3단계로 구성된 다음의 반복절차에 따라 실시한다.

첫째, $ARIMA(p,d,q)$과정을 따르는 시계열 Z_t에 대한 차수 p,d,q를 결정하는 과정으로서 표본자기상관함수(SACF : Sample Autocorrelation Function), 표본부분자기상관함수(SPACF : Sample Partial Autocorrelation Function), Akaike에 의해 제안된 정보판단기준(AIC : Akaike Information Criterion)등의 식별통계량을 이용하여 잠정모형을 선택한다. 본 연구에서는 AIC를 사용하여 차수를 결정하였다.

둘째, 잠정모형에 대한 모수를 추정하는 과정으로서 추정방법들에 대한 자세한 내용들은 Box와 Jenkins(1976) 또는 Abraham과 Ledolter(1983)에 주어져 있다.

셋째, 잠정적으로 선택된 시계열 모형에 대한 추정결과 만족스런 $ARIMA$모형을 얻었다고 하더라도 이를 시계열 모형의 최종 모형으로 결정하는 것은 잘못이다. 왜냐하면, 이 모형이 잔차항에 대

한 가정을 만족하는가를 검토하여야 하기 때문이다. 이를 모형의 적합성 검정이라 하며 분석방법에는 잔차분석과 포트맨토 검정(Portmanteau test) 등을 통하여 잠정모형의 적합성을 진단한다.

이와 같은 3단계를 반복하여 만족스런 모형이 선택될 때까지 계속한다.

2.3 판별분석에 의한 감성분류

본 연구에서는 판별분석(discriminant analysis)을 사용하여 긍정, 부정 상태의 감성을 분류하였다. 판별분석은 미리 정해진 그룹간의 차이를 잘 설명해 줄 수 있는 독립변수들의 선형결합인 판별함수를 찾고, 이 함수식에 따라 새로운 개체를 분류하는 과정이다. 판별함수는 그룹내 분산에 비하여 그룹간 분산이 최대가 되도록 하는 선형결합을 만드는데, 이 선형결합을 판별함수라 하며 그 식은 다음과 같다.

$$y = l_1 x_1 + l_1 x_2 + \cdots + l_p x_p \qquad (2)$$

여기서 y는 판별점수(discriminant score), x_i, $(i=1,2,\cdots,p)$는 판별변수(독립변수)로 시계열 모형에서 구한 모수의 추정값을 사용하였으며, l_i, $(i=1,2,\cdots,p)$는 판별가중값을 의미한다. 또 '주관적인 평가값이 긍정일 때는 0, 부정일 때는 1' 이 판별분석에서 분류변수로서 사용되었다.

판별분석에서 판별함수는 하나 이상이 될 수 있는데 판별함수의 수는 집단의 수에서 하나를 뺀 값과 판별변수의 수 중에서 작은 값보다 작거나 같아야 한다.

판별함수는 판별하는데 가장 기여도가 높은 것부터 순서대로 도출되는데 나중에 도출되는 판별함수는 거의 기여도가 없는 경우도 있다. 따라서 몇 개의 판별함수까지 고려하느냐 하는 문제가 생기는데, 고유근의 비율이나 정준상관계수 또는 유의성 검정 등에 의해 판별함수의 수가 결정된다. 그러나 대부분의 실제 문제에 있어서는 둘 이하를 취급하는 것이 보통이다.

3. 감성실험방법

3.1 실험방법

본 연구에서 사용된 실험장비는 크게 감성유발 시스템과 생체신호측정 시스템으로 나누어졌다. 감성유발 시스템은 시각자극을 제시하는 $2m \times 4.5m \times 3m$ 규모의 시스템으로서, 빔 프로젝트(Epson, EMP-3300^{TM})와 조명조절 시설을 갖추고 있다. 이 시스템은 환풍 장치와 냉난방 장치를 통해 습도 및 온도가 조절된다. 시각자극은 빔 프로젝트에 의해 $1.5m \times 1.5m$ 크기의 스크린에 제시되었다. 시각 자극은 Lang 등(1995)이 개발한 IAPS(International Affective Picture Systems)에서 긍정에서 부정감성까지 유발할 수 있는 10가지 사진을 선택하여 시각자극제로 이용하였다.

생체신호측정 시스템은 뇌파 등 생체신호를 측정할 수 있는 시스템으로서, 뇌전위는 21채널 스페트럼32 장비를 사용하여 측정하였다. 뇌전위는 양쪽 귓바퀴를 기준 전극으로 하여 10/20 전극 배치법에 의해 모노폴라 타입으로 21채널 전극을 사용하여 204.8 Hz의 샘플링 주파수로 각각 측정하였다. 각 시각자극에 대하여 20초 동안 프로젝트로 자극을 제시하고 동시에 뇌파신호를 수집하였다. 10가지 자극의 순서는 임의로 결정되었다.

본 연구에 참여한 피험자는 충남대학교 학생들로 20~25세의 건강한 남녀 총 7명이었다. 실험이 모두 끝난 후에 피험자에게 자신이 보았던 자극에 대하여 주관적으로 감성 평가를 하도록 지시하였다. 가장 쾌한 것을 5, 가장 불쾌한 것을 -5라고 할 때 자신이 자극에 대해 느낀 쾌, 불쾌 정도를

-5에서 5까지의 11개의 정수값 중의 하나로 표현하는 방법, 즉 11점법에 의한 주관적인 감성평가를 하였다. 주관적인 평가를 기준으로 개인적으로 10가지 자극중 가장 긍정적인 반응과 가장 부정적인 반응을 나타내는 뇌파자료를 분석대상으로 하였다. 이들을 각각 긍정자극, 부정자극이라고 하였다. 따라서 본 연구에서는 각 채널별로 총 14개 ($n=14$)의 EEG신호 (긍정자극 7개, 부정자극 7개)가 선정되었으며, 이에 대응하여 주관적 평가값이 긍정일 때는 '0', 부정일 때는 '1'이 판별분석에서 분류변수로서 사용되었다.

3.2 변수의 선택

시각자극에 가장 많은 영향을 미치는 뇌파신호로는 뇌의 전반부위와 후반부위에 위치해 있는 신호로 알려져 있으며 뇌의 각 부위별로 측정된 21개 채널중 16개의 시각·청각 채널과 관련된 전극부위 신호와의 상관관계를 고려하여 시각에 영향을 미치는 변수를 선택하였다.

표 1은 2번째 피험자를 대상으로 16개 EEG 채널 사이의 상관계수를 추정한 것이다. 다른 피험자들도 값의 차이는 있었으나 유사한 결과를 나타내었다. 표 1에서 나타난 결과를 이용하여 변수를 선택한 결과, 뇌의 후두부는 O_1, O_2, 전두부는 FP_1, FP_2, F_3, F_4, F_7, F_8 들이 상관관계가 가장 높게 나타나므로, O_1, O_2, FP_1, FP_2, F_3, F_3, F_4, F_7, F_8 신호를 분석 변수로 선택하였다. 이 결과는 일반적으로 primary auditory cortex 부위는 T_3, T_4, T_5, T_6 이며, visual function을 관할하는 부분은 Occipital 부위인 O_1, O_2 와 Frontal 영역인 F_3, F_4라는 이론(김정환 등, 1997 ; Min Cheol Whang, et al., 1996)과 유사하다.

3.3 자료분석

본 연구에서는 PC 팬티엄 166MHz와 통계패키지인 SAS를 이용하여 모든 분석이 이루어졌다.

표 1. 2번째 피험자의 시각자료에 대한 상관관계

	T3	T5	C3	P3	T4	T6	C4	P4	O1	O2	F3	F7	FP1	F4	F8	FP2
T3	1.00	0.52	0.67	0.50	0.41	0.32	0.60	0.39	0.23	0.19	0.72	0.58	0.61	0.64	0.60	0.60
T5	0.52	1.00	0.44	0.53	0.37	0.45	0.32	0.44	0.46	0.40	0.38	0.05	0.35	0.32	0.19	0.36
C3	0.67	0.44	1.00	0.66	0.37	0.37	0.76	0.55	0.35	0.35	0.83	0.61	0.61	0.67	0.61	0.61
P3	0.50	0.53	0.66	1.00	0.27	0.50	0.57	0.69	0.69	0.64	0.48	0.35	0.35	0.49	0.37	0.35
T4	0.41	0.37	0.37	0.27	1.00	0.63	0.56	0.47	0.11	0.22	0.48	0.25	0.45	0.59	0.54	0.48
T6	0.32	0.45	0.37	0.50	0.63	1.00	0.52	0.79	0.52	0.62	0.33	0.16	0.31	0.43	0.36	0.34
C4	0.60	0.32	0.76	0.57	0.56	0.52	1.00	0.65	0.27	0.33	0.78	0.63	0.62	0.84	0.76	0.64
P4	0.39	0.44	0.55	0.69	0.47	0.79	0.65	1.00	0.63	0.72	0.43	0.30	0.32	0.47	0.37	0.33
O1	0.23	0.46	0.35	0.69	0.11	0.52	0.27	0.63	1.00	0.89	0.18	0.13	0.13	0.18	0.15	0.12
O2	0.19	0.40	0.35	0.64	0.22	0.62	0.33	0.72	0.89	1.00	0.20	0.14	0.12	0.21	0.19	0.13
F3	0.72	0.38	0.83	0.48	0.48	0.33	0.78	0.43	0.18	0.20	1.00	0.77	0.80	0.86	0.83	0.81
F7	0.58	0.05	0.61	0.35	0.25	0.16	0.63	0.30	0.13	0.14	0.77	1.00	0.73	0.72	0.84	0.72
FP1	0.61	0.35	0.61	0.35	0.45	0.31	0.62	0.32	0.13	0.12	0.80	0.73	1.00	0.77	0.80	0.97
F4	0.64	0.32	0.67	0.49	0.59	0.43	0.84	0.47	0.18	0.21	0.86	0.72	0.77	1.00	0.90	0.79
F8	0.60	0.19	0.61	0.37	0.54	0.36	0.76	0.37	0.15	0.19	0.83	0.84	0.80	0.90	1.00	0.82
FP2	0.60	0.36	0.61	0.35	0.48	0.34	0.64	0.33	0.12	0.13	0.81	0.72	0.97	0.79	0.82	1.00

먼저 정상성 여부를 검토한 결과 모든 시간대에서 정상성의 조건을 만족하기 때문에 분산의 상수화 또는 차분을 할 필요가 없었다(임성식 등, 1998).

서론에서 언급하였듯이 EEG신호는 잡음(noise)이라는 원하지 않은 정보를 부분적으로 얻을 수 있으며 이들 신호를 제거하기가 매우 힘이 든다. 본 연구에서는 제한된 영역 안에서는 정상확률과정(stationary stochastic process)하다는 가정 하에 각 전극 부위별로 20초의 EEG신호를 0.5초 단위로 서로 overlap 시키면서 1초 단위시간대별로 분할하였다. 분할된 창에는 각 전극부위별로 204 또는 205개의 시계열자료가 포함되어 있다. 분할창별로 이에 적합한 시계열 모형을 식별하고 모수를 추정하였다. 따라서 7명의 피험자, 긍정자극/부정자극, 8개 전극부위(O_1, O_2, FP_1, FP_2, F_3, F_4, F_7, F_8)별로 각각 39개의 분할창과 39개의 분석모형이 도출되며, 모형수립 3단계과정을 통하여 진단한 결과 대부분의 분할창 자료에 대해 AR(5) 모형이 가장 적합한 모형으로 식별됨을 알 수 있었다. 모형수립 과정은 다음과 같다.

3.3.1 모형수립

2번째 피험자 긍정자극의 O_1 채널에서 1번째 분할창의 EEG신호를 이용하여 모형을 식별, 추정, 진단하는 절차는 다음과 같다.

가. 모형식별

잠정 모형의 식별은 자기상관함수와 부분자기상관함수에 의해 결정이 되는데 그림 1에서 자기상관함수의 경우 시차가 증가함에 따라 지수적으로 급격히 감소하는 형태임을 알 수 있다. 이는 모형의 형태가 자기회귀모형이라는 것을 의미한다. 또한 부분자기상관함수를 보면 시차 6부터 절단형태 즉 함수들의 값이 "0"임을 의미하므로 차수가 5인 자기회귀모형이 잠정모형으로 적절함을 알 수 있다.

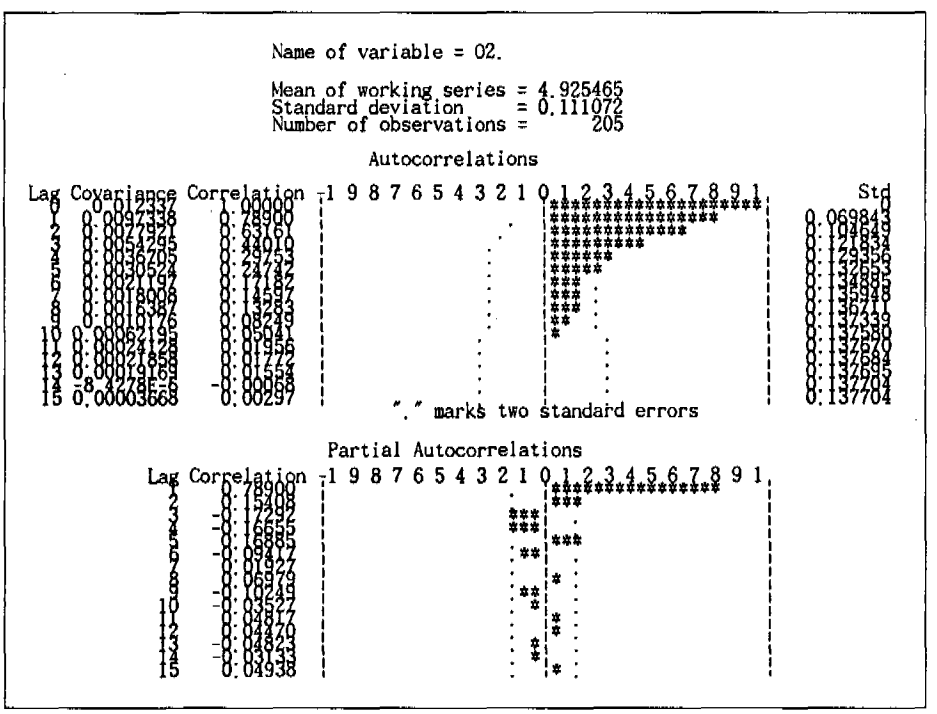

그림 1. 시각자료의 자기상관함수와 부분자기상관함수

Autocorrelation Check for White Noise

To Lag	Chi Square	DF	Prob	Autocorrelations					
6	291.55	6	0.000	0.789	0.632	0.440	0.298	0.247	0.172
12	302.09	12	0.000	0.146	0.133	0.082	0.050	0.020	0.018
18	302.97	18	0.000	0.016	-0.001	0.003	-0.006	0.028	0.053

그림 2.
시각자료의 백색잡음에 대한
유의성 검정

그리고 백색잡음에 대한 유의성 검정에서 각 시차별 카이제곱에 대한 검정통계량의 p-값이 모두 0이므로 통계적으로 유의하다는 것을 그림 2에서 보여주고 있다.

나. 모형추정

다음은 잠정모형에 의해 식별된 모형을 이용하여 모수를 추정하는 과정으로써 최소조건부제곱법에 의해 얻어진 결과는

Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Approx. Std Error	T Ratio	Lag
MU	4.90989	0.02264	216.89	0
AR1,1	0.77969	0.06991	11.15	1
AR1,2	0.18583	0.08847	2.10	2
AR1,3	-0.18709	0.08846	-2.11	3
AR1,4	-0.14839	0.08858	-1.68	4
AR1,5	0.17325	0.07009	2.47	5

Constant Estimate = 0.96581596

Variance Estimate = 0.00449811
Std Error Estimate = 0.06706798
AIC = -520.16464*
SBC = -500.22658*
Number of Residuals= 205

그림 3. 시각자료에 모수추정결과

$\hat{\mu} = 4.90989$

$\phi_1 = 0.77969$, $\phi_2 = 0.18583$, $\phi_3 = -0.18709$,

$\phi_4 = -0.14839$, $\phi_5 = 0.17325$

와 같으므로 추정된 잠정모형은 AR(5) 모형으로서

$$Z_t = 0.9658 + 0.77969 Z_{t-1} + 0.18583 Z_{t-2} - 0.18709 Z_{t-3} - 0.14839 Z_{t-4} - 0.17325 Z_{t-5}$$

와 같다.

다. 모형진단

모형진단은 잔차분석이나 포토맨토우 검정을 통하여 모형의 적합성을 진단하는데 각 시차별 잔차에 대한 자기상관검정 결과 각 시차에 대한 카이제곱 통계량 값이 모두 유의확률이 5% 보다 크므로 잔차들은 백색잡음과정을 따른다는 가정을 만족하기 때문에 AR(5)인 시계열 모형이 적절하다고 판단된다. 그러므로 최종 선택된 모형은 AR(5)

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi Square	DF	Prob	Autocorrelations					
6	2.97	1	0.085	0.016	-0.005	-0.027	0.023	0.083	-0.075
12	6.72	7	0.459	-0.070	0.083	-0.003	-0.049	-0.054	0.015
18	14.40	13	0.346	0.032	-0.015	0.009	-0.114	0.037	0.136

그림 4.
시각자료의 잔차에 대한
유의성 검정

모형으로서

$$Z_t = 0.9658 + 0.77969 Z_{t-1} + 0.18583 Z_{t-2} - 0.18709 Z_{t-3} - 0.14839 Z_{t-4} - 0.17325 Z_{t-5}$$

와 같다.

나머지 38개 분할창과 다른 전극부위의 자료들에 대해서도 같은 방법에 따라 적합한 모형을 식별하고 추정하였다.

3.3.2 자극의 분류

시계열분석 방법에 의해 얻어진 추정된 모수 즉, 계수값들을 이용하여 8개 채널별로 긍정자극과 부정자극을 분류하였다. 각 채널의 EEG신호에 대하여, 긍정자극과 부정자극의 판별기준 자료로 이용되는 값, 즉 식 (2)의 판별변수 값으로는 39개 분할창에서 구한 39개의 모형에서 얻어진 계수값들의 평균값을 사용하였다. 또 이에 대응하는 분류변수는 주관적 평가값이 긍정일 때는 '0', 부정일 때는 '1'이 사용되었다.

다음에 주어진 표 2는 유의수준 0.01에서 각 전극부위별로 어떤 공분산행렬이 판별함수 계산에 적용되는지를 보여주고 있다. 시각자료는 각 전극부위별로 모두 합동공분산행렬을 이용하여 판별함수의 값을 구하게 된다.

4. 실 험 결 과

표 3과 표 4에는 주어진 시각자료의 긍정반응과 부정반응에 대한 각 전극부위별 판별분석 시뮬레이션 결과가 주어져 있다. 결과에 의하면 긍정반응의 경우 좌우측 각 후두부에서는 1번 피험자만이 오분류로 분류되었으며 전두부에서는 좌우측별로 서로 다르게 오분류되어 있음을 표에서 보여주고 있다. 따라서 긍정반응에서 좌측부위의 경우는 7번 피험자가, 우측 부위에서는 1번 피험자 잘못 분류되어 전체적으로 1, 7번의 피험자가 오분류되어 약 71.4%가 정확히 분류되고 있음을 알 수 있다. 긍정반응을 나타내는 시각자료의 경우 우측부위 보다는 좌측부위에서 오히려 판별분류가 잘됨을 보여주고 있다.

반대로 부정반응의 경우 좌우측 각 후두부에서는 4번 피험자만이 잘못 분류되었으며 전두부에서는 좌우측별로 서로 다르게 오분류되어 있는데

표 2. 시각자료의 검정통계량 값

부 위	카이제곱통계량	p-값	공 분 산 행 렬
O_1	31.9767	0.0589	합 동 공 분 산 행 렬
좌 F_3	9.1569	0.9879	합 동 공 분 산 행 렬
측 F_7	34.9975	0.0283 *	합 동 공 분 산 행 렬
FP_1	4.7708	0.9999	합 동 공 분 산 행 렬
O_2	19.8673	0.5297	합 동 공 분 산 행 렬
우 F_4	35.8779	0.0226 *	합 동 공 분 산 행 렬
측 F_8	26.5192	0.1873	합 동 공 분 산 행 렬
FP_2	15.9436	0.7728	합 동 공 분 산 행 렬

주) * : 유의수준 0.05에서 유의함을 의미

표 3. 시각자료(긍정반응)에 대한 판별분석 결과

부위 / 피험자	좌측				우측			
	O_1	F_3	F_7	FP_1	O_2	F_4	F_8	FP_2
1	*	o	o	o	*	*	*	*
2	o	o	o	o	o	o	o	o
3	o	o	o	o	o	o	o	o
4	o	o	o	o	o	o	o	*
5	o	*	o	o	o	*	*	o
6	o	o	o	*	o	o	*	o
7	o	*	*	*	o	*	o	o
분류율(%)	85.7	71.4	85.7	71.4	85.7	57.1	57.1	71.4

주) o : 올바른 분류 * : 잘못 분류

표 4. 시각자료(부정반응)에 대한 판별분석 결과

부위 / 피험자	좌측				우측			
	O_1	F_3	F_7	FP_1	O_2	F_4	F_8	FP_2
1	o	o	o	o	o	o	o	*
2	o	*	*	o	o	o	o	o
3	o	o	o	o	o	o	o	o
4	*	o	*	o	*	o	o	o
5	o	o	o	o	o	o	o	o
6	o	*	o	*	o	*	o	o
7	o	*	o	*	o	*	*	*
분류율(%)	85.7	57.1	71.4	71.4	85.7	71.4	85.7	71.4

주) o : 올바른 분류 * : 잘못 분류

F_3의 경우 2, 6, 7번이, F_7에서는 2, 4번이, FP_1에서는 6, 7번의 피험자가 오분류된 것으로 나타났으며, 우측은 F_4에서는 6, 7번, F_8에서는 7번, FP_2에서는 1, 7번의 피험자가 오분류되었음을 표에서 보여주고 있다.

결론적으로 긍정과 부정자극에 대한 분류율은 채널별로 다르게 나타났으나, visual function을 관할하는 부분으로 알려진 O_1, O_2의 분류율은 긍정, 부정 모두 85.7%로 높게 나타났다. 그러나 frontal영역인 F_3, F_4의 분류율은 57.1%~71.4%로 낮게 나타났다. 차후 연구에서는 시각과 관련이 있는 채널을 모두 동시에 고려한 다변량(multivariate) 시계열모형을 적합시켜 분류하는 연구가 필요할 것으로 판단된다.

5. 결 론

EEG신호에 대한 분석방법은 최근 많은 연구가 진행되어 왔는데 특히 시계열모형을 이용하여 모수를 추정한 뒤 이 추정된 계수값을 이용하여 신경망 이론이나 퍼지이론 등에 적용하는 연구가 있었다.

본 연구에서는 ARIMA모형을 이용하여 모수를 추정한 뒤 이 추정된 계수값을 이용하여 뇌파신호를 분류하였다. 시각자료의 분석결과 긍정과 부정에 대해 O_1과 O_2에서 각각 85.7%로 정확히 분류됨을 시뮬레이션 결과를 통해 나타났으며, 시각자료의 경우 피험자가 정지화상형태로 직접 눈으로 볼 수 있는 상태에서 측정이 되었기 때문에 분류율이 매우 높게 나타났다고 사료된다(임성식 등, 1998).

한편, 본 연구에서 개발한 판별함수를 일반화시킨다면 쾌, 불쾌 감성을 분류하는데 이용할 수 있다. 이를 위해서는 더 많은 피험자들에 대한 실험과 일반화할 수 있는 변수를 추출하여 판별모형에 포함시켜야 할 것으로 판단된다. 즉, 물리적 자극에 대한 심리적 또는 생리적 변화는 피험자의 성, 상태, 연령, 성격, 주위 환경, 과거의 습관 등과 같이 개인차에 의해 상당히 다르게 나타날 수 있다. 따라서 차후 연구에서는 개인차에 대한 원인을 분석하여야 할 것이다. 또 물리량으로 정확히 정의할 수 있는 자극을 제시하고 물리량의 특성과 생체신호와의 관련성도 파악하여야 할 것이다.

본 연구는 인간의 쾌, 불쾌한 감성을 뇌파신호를 통해 객관적으로 정량화하고 이를 분류할 수 있는 방법을 제시하였는데 설문지 등에 의한 기존의 주관적인 감성평가 방법의 문제점을 보완하는데 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

[1] 김정환, "웨이브렛 변환을 이용한 청각자극에 의해 유발되는 뇌파의 분석에 관한 연구," 석사논문, 인제대학교, 1996.

[2] 김정환, 황민철, 김진호, "인간시각 감성에 의한 뇌파의 wavelet 특성," 대한인간공학회, 대한인간공학회 추계학술대회, 1997.

[3] 임성식, 김치용, 김진호, "생리신호(EEG신호)의 시계열분석에 관한 연구," 서경대학교, 1998.

[4] 최정미, 황민철, 배병훈, 유은경, 오상훈, 김수용, 김철중, "단일 전극뇌파에 의한 쾌, 불쾌 감성의 정량화," 한국감성과학회지, 1(1), 1998.

[5] Abraham, B. and Ledolter, J., "Statistical Methods for Forecasting," New York: John Wiley, 1983.

[6] Anderson, C.W., Atolz, E.A. and Shamsunder, S., "Multivariate Auto-regressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalogram During Mental Tasks," Colorado State University, 1997.

[7] Andreassi, J.L, "Psychophysiology-Human Behavior and Physiological Response," 3rd Ed, New Jersey, Lawence Elbaum Associates, Publishers, 1995.

[8] Brewer, E., Doughtie, E.B., Lubin, B., "Induction of Mood and Mood Shift," Journal of Clinical Psychology, 36, 1980.

[9] Box, G.E.P. and Jenkins, G.M., "Time Series Analysis: Forecasting and Control," 2nd ed. San Francisco: Holden-Day, 1976.

[10] Carson, N.R., "Physiology of Behavior," Needham, Massachusetts, Allyn and Bacon, 1991.

[11] Jasper, H., "The Ten Twenty Electrode System of the International Federation," Electroencephalographic Clinical Neurophysiology, 10 : 371~375, 1958.

[12] Lang, P.J., Bradley, M.M., Cuthbert, B.N., "International Manual and Affective Picture Systems (IAPS) : Technical Manual and Affective Rating," NIMH Center for the Study of Emotion and Attention, 1995.

[13] Min Cheol Whang, Hee Kwan Cho, Chul Jung Kim, "EEG Characteristics of Auditory Comfort Sensitivity," 대한인간공학회지, 15(2), 1996.