

# 신경망과 주성분 분석을 이용한 심자도 신호에서 Artifact 추출

이동훈, 김탁용, 이덕진\*

광운대학교 전기공학과, \* 극동대학교 전자공학과  
02-940-5148

## A Study on artifact extraction in magnetocardiography using multilayer neural network and principal component analysis

D. H. Lee, T. Y. Kim, \*D. J. Lee

Department of Electrical Engineering, Kwangwoon University

\* Department of Electronic Engineering, Far East University

ldhspl@explore.kw.ac.kr

### Abstract

Principal component analysis(PCA) and neural network(NN) are used in reducing external noise in magnetocardiography. The PCA technique turns out to be very effective in reducing pulse noise in some SQUID channels and the NN find noise component automatically. Some experimental results obtained from 61 channel MCG system are shown.

### 1. 서론

SQUID 시스템을 이용하여 측정하는 심자도 신호의 크기는 지구자장의 세기 및 노이즈

신호의 크기보다도 훨씬 작은 값을 갖기 때문에 주변 노이즈신호의 제거가 심자도 신호의 측정 중 큰 부분을 차지한다. 주변 노이즈신호를 제거하기 위해서는 하드웨어를 사용한 노이즈 제거와 신호처리를 사용한 노이즈제거 등이 있다. 하지만 펄스노이즈에 의한 신호의 왜곡은 기존의 노이즈 제거 방법으로는 원 신호를 복원하기 쉽지 않다. 본 논문에서는 주성분 분석과, 신경망을 이용하여 심자도 신호에서 펄스노이즈 제거를 구현하고 구현한 알고리즘을 심자도 신호에 적용하여 효과적으로 펄스 노이즈를 제거하였다.

2. 본론

2-1. 주성분 분석

주성분 분석<sup>[1]</sup>이란 서로 연관이 있는 변수들 ( $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ )이 관측되었을 때, 이 변수들이 가지고 있는 정보들을 최대한 확보하는 적은 수의 새로운 변수들을 생성하는 방법이다.  $p$ 개의 변수 ( $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ )로부터 선형 결합에 의하여  $k$ 개 ( $k < p$ )의 변수를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} Y_1 &= a_{11} X_1 + a_{12} X_2 + \dots + a_{1p} X_p \\ Y_2 &= a_{21} X_1 + a_{22} X_2 + \dots + a_{2p} X_p \\ &\quad \dots \\ Y_k &= a_{k1} X_1 + a_{k2} X_2 + \dots + a_{kp} X_p \end{aligned} \quad (1)$$

( $Y_1, Y_2, \dots, Y_k$ )를 구하는 문제는 계수벡터( $a_1, a_2, \dots, a_p$ )를 구하는 것으로, 이와 같은 계수 벡터를 구하는 원리는  $Y_1$ 의 분산이 가장 크고,  $Y_2$ 의 분산이 그 다음으로 크도록 해야 하며, ( $Y_1, Y_2, \dots, Y_k$ )는 서로 독립이 되도록 구해야 한다.

$$B = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1p} \\ B_{21} & B_{22} & \dots & B_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{k1} & B_{k2} & \dots & B_{kp} \end{bmatrix} \quad (2)$$

식2는  $p$ 개의 채널과 각 채널 당  $k$ 개의 샘플 수를 갖는 SQUID 시스템의 측정신호를 행렬화 한 것이다.  $B$ 의 공분산 행렬은 아래의 수식으로 표현이 가능하다.

$$S = cov(B) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X}) \quad (3)$$

$X_i$ 는 동일한 시간의 각 채널의 자장의 세기를 말하고,  $\bar{X}$ 는  $X_i$ 의 평균값을 말한다. 식 3에서 얻어진

공분산 행렬의 고유값  $\lambda$ 와 고유벡터  $A$ 를 구하면 다음과 같이 표현 할 수 있고,

$$A = [a_1, a_2, \dots, a_j, \dots, a_p] \quad (4)$$

$$a_j = \begin{bmatrix} a_{j1} \\ a_{j2} \\ \vdots \\ a_{jp} \end{bmatrix} \quad (5)$$

고유벡터에서 다음수식이 성립함을 알 수 있다.

$$a_j^T a_j = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \dots + a_{jp}^2 = \sum_{i=1}^p a_{ji}^2 = 1. \quad (6)$$

위 식 4, 5, 6를 이용하여

$$\begin{aligned} B &= B I_p \\ &= B A A^T \\ &= B(a_1 a_1^T + a_2 a_2^T + \dots + a_p a_p^T) \\ &= B a_1 a_1^T + B a_2 a_2^T + \dots + B a_p a_p^T \\ &= (a_1^T B)^T a_1 + \dots + (a_p^T B)^T a_p \\ &= S_1^T a_1 + S_2^T a_2 + \dots + S_p^T a_p \end{aligned} \quad (7)$$

$$S_j = a_j^T B^T \quad (8)$$

자장성분을 주성분  $S_j$ 와 공분산 행렬의 고유벡터의 곱으로 나타낼 수 있다. PC score는 아래와 같은 방법으로 구할 수 있다.

$$\frac{\lambda_j}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \times 100[\%] \quad (9)$$

위의 수식들을 사용하여 심자도 신호를 주성분으로 분리 할 수 있고 노이즈 성분은 아래의 식을

이용하여 제거할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 B_{new} &= B - B\alpha_j\alpha_j \\
 &= B - S_j\alpha_j
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

표1: 심자도 신호의 주성분과 PC score

| Principal Component | Score(%) |
|---------------------|----------|
| 1                   | 82.0376  |
| 2                   | 9.94019  |
| 3                   | 4.62194  |
| 4                   | 2.29074  |
| 5                   | 0.617391 |
| 6                   | 0.306929 |
| 7                   | 0.076272 |
| 8                   | 0.032811 |
| 9                   | 0.018734 |
| 10                  | 0.011902 |

실제로 펄스 노이즈를 가지고 있는 심자도 신호를 주성분분석을 이용하여 노이즈 성분을 제거하고 신호를 재구성하여 보았다. 여기서, 심자도 신호의 주성분을 분리하고 PC score 0.1이상인 성분을 나타내면 다음과 같다.

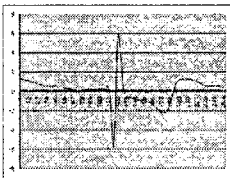


그림1: PC#1

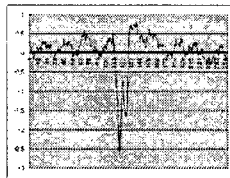


그림2: PC#2

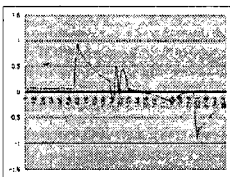


그림3: PC#3

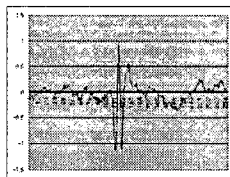


그림4: PC#4

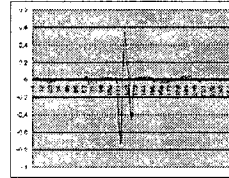


그림5: PC#5

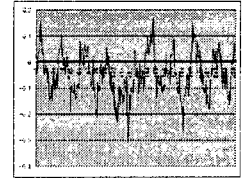


그림6: PC#6

그림4의 PC#3가 펄스 노이즈라고 판단하고 PC#3을 제거하고 재구성한 신호는 다음 같다

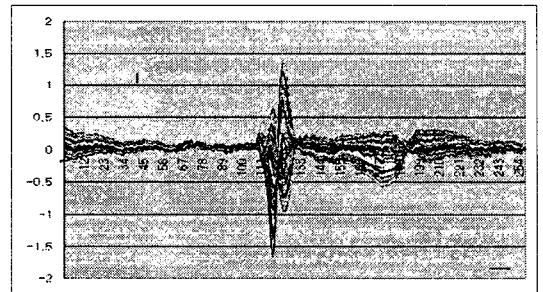
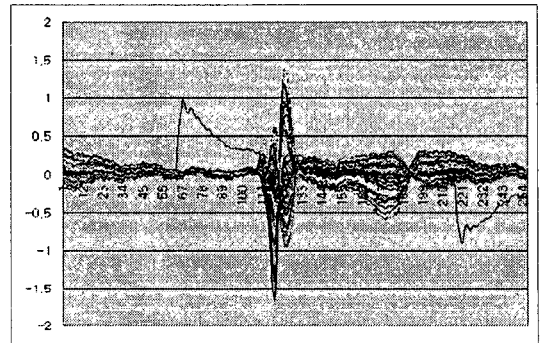


그림7: 펄스노이즈가 포함되어 있는 심자도 신호와 펄스노이즈가 제거된 심자도 신호

그림7과 같이 노이즈 성분을 제거하고 재구성한 결과 노이즈가 제거됨을 알 수 있다.

## 2-2. 신경망 (Neural Network)

본 논문에서 사용한 신경망<sup>[2]-[3]</sup>은 위의 그림에서 보인 Multilayer Perceptron 구조로 입력층, 은

닉층, 출력층의 3층으로 구성되어 있다. Multilayer Perceptron은 입력노드에 연결된 정보가 연결강도를 통하여 은닉층으로 전달되며, sigmoid 함수를 거친 은닉층의 결과가 또 다른 연결강도를 통하여 출력층으로 전달된다(순방향 전파).출력층으로 전달된 신호는 sigmoid함수를 거쳐 신경망의 출력으로 나타난다. 은닉층과 출력층의 값은 다음의 식에 의하여 정해진다.

$$H_j = f(\sum W_{ji}^h I_i) \quad (11)$$

$$O = f(\sum W_j^o H_j) \quad (12)$$

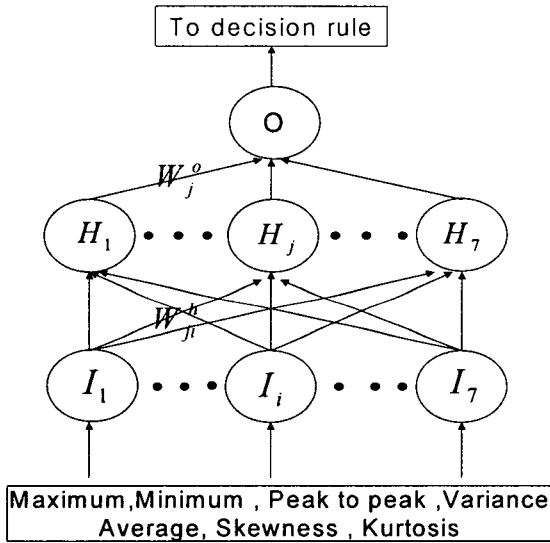


그림8: 본 논문에서 사용한 신경망 구조

여기에서  $I_i$  는 입력값이며,  $H_j$ 는 은닉층 노드출력을 나타내고,  $O$ 는 출력노드 값이다.  $W_{ji}^h$ 는 j번째 은닉층 노드와 i번째 입력노드 간의 연결강도를 나타내고  $W_j^o$ 는 j번째 은닉층 노드와 출력노드 간의 연결강도를 나타낸다.  $f$ 는 sigmoid 함수로서 아래와 같이 정의된다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (13)$$

신경망의 학습을 위해서 역전파(backpropagation) 알고리즘을 사용하였다.

$$W_j^{o(n)} = W_j^{o(n-1)} + \eta \delta^o H_j + \beta m_j^o(n-1) \quad (14)$$

$$W_{ji}^{h(n)} = W_{ji}^{h(n-1)} + \eta \delta_j^h I_i + \beta m_{ji}^h(n-1) \quad (15)$$

여기서에서  $W_j^{o(n)}$ 과  $W_{ji}^{h(n)}$ 는 각각 n번째 추정 한 연결강도를 나타내고,  $\eta$ 는 학습을 파라미터로서 0과 1 사이의 값이다.

$$\delta^o = (D - O)O(1 - O) \quad (16)$$

$$\delta_j^h = H_j(1 - H_j) \delta^o W_j^o \quad (17)$$

$\beta$ 는 모멘텀 파라미터로 0과1사이의 값을 가지고,  $m$ 은

$$m_j^{o(n-1)} = W_j^{o(n-1)} - W_j^{o(n-2)} \quad (18)$$

$$m_{ji}^{h(n-1)} = W_{ji}^{h(n-1)} - W_{ji}^{h(n-2)} \quad (19)$$

이다.

신경망의 입력으로 주성분값 자체를 넣을 경우 입력노드의 수가 증가함으로 신경망을 학습시키는 데 어려움이 있고, 신경망의 일반화에도 어려움이 따른다. Undersample에 의한 입력노드수의 감소는 aliasing으로 인하여 중요한 정보인 peak값이 훼손되는 경우가 발생할 수 있으므로, 주성분 값의 특징을 나타낼 수 있는 몇 가지 특징값(Maximum, Minimum, Peak to peak, Variance, Average, Skewness, Kurtosis)을 신경망의 입력으로 사용하였다. 신경망의 입력은 전처리 과정으로 심자도 신호를 1 epoch단위로 분리한 후 주성분 분석으로 주성분을 분리한 후 “신호”와 “노이즈”의 두가지 유형으로 분리하였고, 원하는 출력으로 각각 1.0, 0.0이 할당하였다. 이상적으로는 양질의 심자도 신호에 가까운 정도에 따른 0에서 1 사이의 연속적

인 값의 할당과 이에 따른 학습이 바람직하나 현실적으로 전문가의 판정에 어려움이 많아 두 가지 분류를 채택하여 학습을 시켰다. 학습된 신경망은 0.5이상의 데이터는 신호로 판정하게 하였고 0.5이하의 데이터에 대해서는 노이즈로 판정하게 하였다.

3. 실험결과

5명의 피 실험자의 심자도 data를 삼성병원 심자도 시스템을 이용하여 측정하였다. 측정된 모든 data를 1 epoch 단위로 나누고 주성분으로 분리한 후 PC score 0.1이상의 성분에 대하여 신호와 노이즈로 판정하였다. 피 실험자 A,B,C,D,E의 data중 A,B,C를 선택하여 data중 1/2을 신경망의 학습에 사용하여 나머지 data를 판정해 보았다.

실험1에서 낮은 적중률을 보였던 피실험자 E의 data중 1/2을 신경망 학습에 추가한 후 data를 판정해 보았다. 뛰어난 성능의 신경망을 만들기 위해서는 다양한 패턴의 학습 data가 필요하다고 판단되어 피실험자 5명의 data를 섞어서 학습용 data와 판정용 data로 만들어 실험하였다.

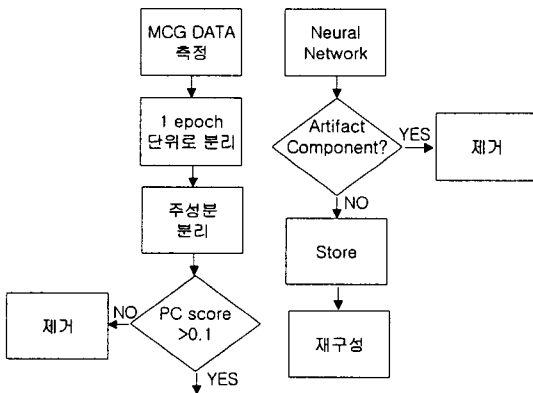


그림9 : 본 논문의 전체 block diagram

표2: DATA측정 시 심자도 시스템 환경

|             |       |
|-------------|-------|
| HPF         | 1Hz   |
| LPF         | 100Hz |
| BEF         | 60Hz  |
| INPUT GAIN  | X10   |
| OUTPUT GAIN | X5    |
| SAMPLE      | 256   |
| EPOCH       | 100   |

표3: 실험1 결과 정리

| 판정 DATA | 적중율 |
|---------|-----|
| A,B,C   | 94% |
| D       | 92% |
| E       | 88% |
| 전체      | 91% |

표4: 실험2 결과 정리

| 판정 DATA | 적중율 |
|---------|-----|
| A,B,C   | 92% |
| D       | 92% |
| E       | 90% |
| 전체      | 92% |

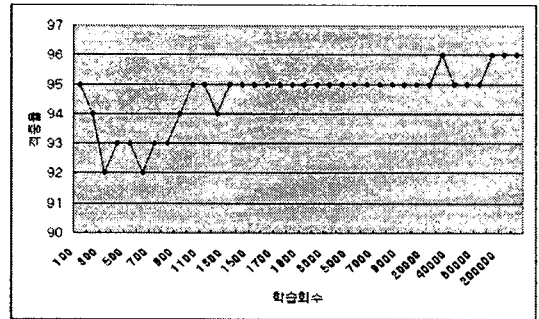


그림: 10 학습회수에 따른 신경망의 학습정도

표5: 실험3 결과 정리

| 판정DATA | 적중율 |
|--------|-----|
| A,B,C  | 94% |
| D      | 95% |
| E      | 95% |
| 전체     | 95% |

신경망을 학습시키는데 있어서 적절한 학습회수

를 찾아내는 것은 중요하다. 따라서 적절한 학습 회수를 알아내기 위하여 다양한 학습회수를 실험해 보았다. 학습정도를 판정하기 위하여 학습을 마친 후 학습에 사용한 data를 판정해 보았다. 실험결과 30000번의 학습회수가 적절하다는 것을 알게 되었다. 피 실험자 5명의 data를 섞어서 만든 학습용 data를 가지고 신경망을 학습시킨 후 판정용 data를 판정해 보았다.

#### 4. 결론

노이즈를 제거하기 위하여 심자도 신호대신 신호의 주성분을 사용한 결과, 노이즈를 가진 신호에 대하여 모든 신호를 제거하는 대신에 노이즈 주성분만을 제거함으로써 data 사용의 효율성을 높였고, 잘못된 판정의 경우에도 전체신호의 왜곡을 줄일 수 있었다. 주성분의 특징값을 사용하여, 신경망의 학습과 일반화에 많은 효과를 보았고, 전문가 판정과 95% 동일한 뛰어난 결과를 얻을 수 있었다.

#### 참고문헌

- [1] Tetsuo Kobayashi and S. Kuriki "Principal Component Elimination Method for the Improvement of S/N in Evoked Neuromagnetic Field Measurements", IEEE Trans., Biomed. Eng., Vol 46, pp.951-958, August 1999.
- [2] Juha Karhunen, Erkki Oja, Liuyue Wang, Ricardo Vigário, and Jyrki Joutsensalo, "A Class of Neural Networks for Independent Component Analysis," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 8, No. 3, pp486-504, May 1997.
- [3] 안창범, 이택용, 이성훈 "신경망을 사용한 뇌파 및 Artifact 자동 분류", 의공학회지 Vol. 16, pp. 157-166, 1995.
- [4] 이동훈, 김인기, 장경섭, 김기태, 최중필, 정동현, 문경원, 허영, 이홍규, 안창범 "Principal component analysis를 이용한 뇌자도 및 심자도 신호의 잡음제거", 대한 의용 생체 공학회, 춘계학

술대회 논문집, p. 61, 2003

- [5] 이동훈, 장경섭, 김인기, 정동현, 최중필, 김기태, 이홍규, 허영, 안창범 "주 성분 분석법을 이용한 심자도 및 유발자계 신호에서 펄스 잡음 및 뇌자도 잡음 제거", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp2786-2788, 2003