

신경회로망을 이용한 심전도 데이터 압축 알고리즘에 관한 연구

김 태 국 · 이 명 호

= Abstract =

A Study on ECG Data Compression Algorithm Using Neural Network

Tae Kook Kim, Myoung Ho Lee

This paper describes ECG data compression algorithm using neural network. As a learning method, we use back error propagation algorithm. ECG data compression is performed using learning ability of neural network. CSE database, which is sampled 12bit digitized at 500samples/sec, is selected as a input signal. In order to reduce unit number of input layer, we modify sampling ratio 250samples/sec in QRS complex, 125samples/sec in P & T wave respectively. As a input pattern of neural network, from 35 points backward to 45 points forward sample points of R peak are used.

1. 서 론

심전도 데이터 압축은 임상적으로 의미를 갖는 부분의 손실을 최소화하면서 압축률을 증가시키는데 목적이 있다.

현재의 데이터 압축 기술은 매개변수 추출방법, 직접 데이터 처리 방법, 변환방법의 3가지로 분류된다.

매개변수 추출방법은 LPC(linear prediction code), Interpolation 등인데 이 방법은 신호로부터 매개변수를 추출하여 신호를 압축하는 방법이다 [1]. 이 방법은 노이즈, 샘플비, 샘플간격등에 따라

큰 영향을 받는다. 직접 데이터 처리 방법에는 TP (turning point), MTP(modified turing point), AZTEC(amplitude zone time epoch system), COPTES(coordinated reduction time encoding system), MCORTES(modified CORTES) 등과 같은 방법이 있는데 실시간에 적합하지만 알고리즘이 단순한 TP와 같은 경우에는 압축비가 매우 낮고 압축비가 비교적 높은 AZTEC과 같은 경우는 재생오차가 커서 심전도 형태에 의한 진단에는 부족하다[2]. CORTES와 같은 경우에는 알고리즘에 따른 연산이 매우 복잡하며 의사들이 쉽게 알아 볼 수 있게 하기 위해서는 후처리가 필요하다. KLT, DCT등의 변환방식은 off-line이기 때문에 단점이 있으나 최근 고속 알고리즘의 개발로 pc급의 컴퓨터에서도 거의 실시간으로 계산이 이루어 질 수

(접수 : 12월 12일)

연세대학교 전기공학과

Dept. of Eleitrical Engineering, Yonsei University

있으며 신호처리에 다양하게 쓰이는 변환방법을 변형없이 그대로 쉽게 적용시킬 수 있으므로 영상, 음성데이터 압축등에 많이 쓰이고 있다[3].

전술한 바와 같이 많은 심전도 데이터 압축 방법이 제안되고 있지만, 본 논문에서는 최근 패턴 인식 분야에서 훌륭한 성과를 거두고 있는 신경회로망[4]을 데이터 압축에 적용함으로써 신경회로망의 데이터 압축성을 고찰, 평가하고자 한다.

2. 신경회로망을 이용한 심전도 데이터 압축

2.1 심전도 데이터

심전도 신호는 심전도 기록시에 비정상적인 파형이 나타날 수 있지만, 단시간 내에서는 각 심박파형간에 유사성이 있는 것으로 알려져 있다. 본 논문에서는 그 파형의 유사성에 착안하여 어떤 시각에서의 전형적인 파형의 패턴을 신경회로망에 학습시킴으로써 미지의 패턴에 관해서도 중간층소자의 출력값의 변화에 따라 일정한 오차범위내로 근사화될 수 있다는 사실을 주안점으로 하였다. 심전도파형의 개별특성은 한 심박의 파형에 있어서 그 파형은 부분적으로 주파수가 다른 점에 있다. 즉 QRS complex부분은 주파수가 높고, P파와 T파는 주파수가 낮다. 보통 심전도를 기록하는 경우는 QRS complex가 바르게 나타나는 샘플링 주파수가 사용되고 있지만 정보압축의 관점에서 고찰하면 P파, T파의 부분을 QRS complex와 같은 샘플링주파수로 기록할 필요는 없다.

따라서 본 방법에서는 최초로 심전도를 기록할 때 사용된 높은 주파수에서 샘플링된 데이터에서 QRS complex이외의 부분은 다시 그 보다 낮은 주파수로 샘플링하여 전체의 데이터양을 감소시키고 있다.

신경회로망을 이용한 심전도 데이터 압축에 대한 전체적인 흐름도를 그림 2.1에 나타내었다.

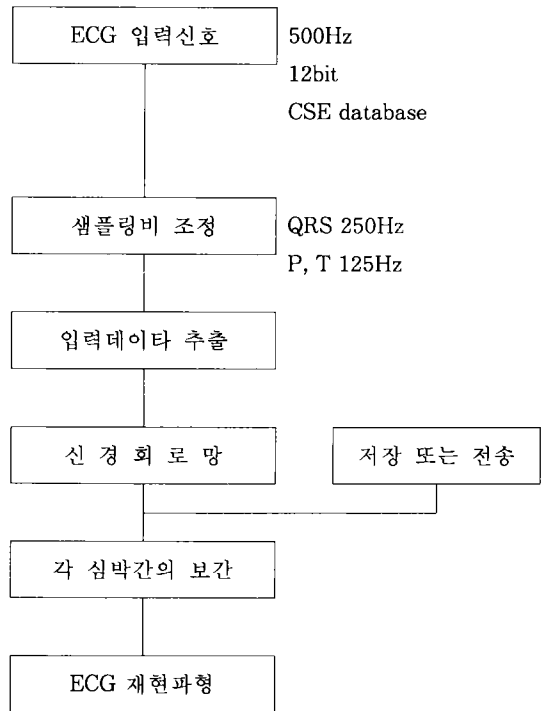


그림 2.1 심전도 데이터 압축의 전체적인 흐름도
Fig.2.1 Flow chart of ECG data compression

2.2 신경회로망을 이용한 정보압축의 원리

신경회로망을 이용한 정보압축은 신경회로망의 학습능력을 이용하여 이루어진다. 신경회로망은 심전도데이터의 여러형태를 학습하고 각 형태의 특징을 중간층 소자의 출력값으로써 나타낸다. 이 중간층소자의 출력값은 각 심전도형태의 특징을 나타낸다. 회로망의 구조와 학습시의 입력신호와 교사신호의 관계를 그림 2.2에 표시하였다. 교사신호를 입력신호와 같은 패턴으로 사용함으로써 입력신호에 대한 교사신호를 설정해 줄 필요가 없게 된다. 학습이 종료한 시점에서 파형재현의 기본적인 정보로 한 결합의 가중치를 기록하고, 각각의 파형에 관해서는 중간층 소자의 출력값을 기록하므로써, 근사적으로(입력층의 소자수 : 중간층의 소자수) 압축률이 얻어진다.

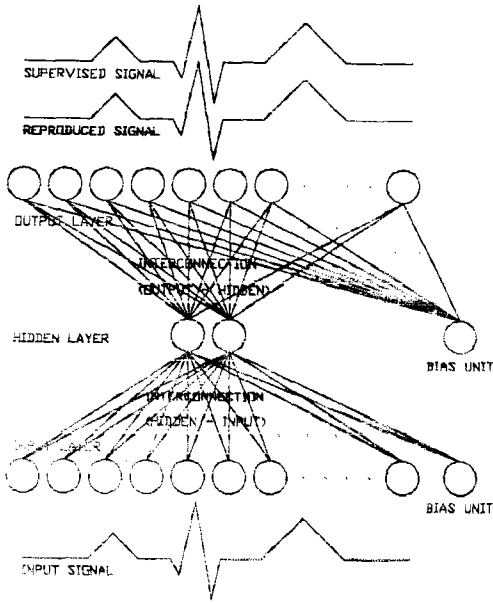


그림 2.2 신경회로망의 구조와 학습 관계
Fig. 2.2 The structure of neural network and learning relation.

2.3 정보압축 파라미터

신경회로망을 이용한 심전도데이터의 정보압축을 위해 추출되는 파라미터는 다음과 같다.

- (1) 가중치 $\{W_{ij}\}$: 중간층과 출력층간의 가중치 성분
- (2) 바이어스 $\{b_i\}$: 중간층과 출력층의 바이어스 성분
- (3) R 갯수 $\{R\ peak\}$: 심전도데이터의 압축된 심박수
- (4) $\{R - R_p\}$: P심박과 P-1심박간의 R-R interval
- (5) $\{DRIFT_p\}$: P심박의 P-R knot값과 첫심박의 P-R knot값과의 차이값
- (6) $\{h_{pi}\}$: P심박에 대한 중간층 소자의 출력값이 파라미터를 저장하는 방식을 그림 2.3에 나타내었다.

$\{W_{ij}\}$ $\{b_i\}$
R peak
$\{R - R_p\}$ $\{DRIFT_p\}$ $\{h_{pi}\}$
$\{R - R_{p+1}\}$ $\{DRIFT_{p+1}\}$ $\{h_{(p+1)i}\}$. . .

그림 2.3 압축데이터 저장 방식
Fig. 2.3 The storage method of compression data

2.4 신경회로망 입력데이터 추출

(1) 각 심박의 R파 추출

각 심박의 R파 추출은, 심전도 데이터를 1차 미분을 취하고, 각 점의 기울기를 구하여 이루어진다. 즉 식(1)과 같은 5 point derivative formula를 이용하여 심전도 데이터의 n점에 대한 1차 미분을 취하면,

$$y' = -2X_{n-2} - X_{n-1} + X_{n+1} + 2X_{n+2} \quad (1)$$

기울기가 최소인 점을 발견할 수 있다. 이 점은 QRS complex 중에서 R과 S파의 중간에 위치한다. 따라서 심전도 데이터의 1차 미분을 취한 데이터에 문턱값을 적용하면 R과 S파의 중간점을 찾을 수 있다. 이 중간점을 기준으로 하여, 10포인트까지, 1포인트씩 앞으로 추적하면서 진폭값이 가장 큰 값을 구하면 이 점이 바로 R점이 된다.

(2) 추출된 각 심박의 P-R knot 값 추출

각 R점을 추출한 다음 그 R파를 기준으로 P-R knot값을 찾는다. P-R knot값은 한 심박의 기저선을 나타낸다. P-R knot값은 R파의 앞쪽에 위치

하고 있으므로, R파를 기준으로 하여, 10포인트 까지, 1포인트 앞쪽으로 이동하면서 각 5포인트의 기울기의 합이 최소가 되는 포인트를 P-R knot값으로 취하였다.

(3) 각 심박의 패턴 추출

신경회로망의 입력으로 사용되는 데이터는 R파를 중심으로 R파의 전후의 파형을 P파와 T파가 여유있게 포함되도록 각각 35점, 45점을 추출하여 사용하였다. 한 심박의 패턴은 시작점(S)과 끝점(E)사이의 데이터로 표현되어지며, 이 데이터가 한 심박의 패턴으로써 신경회로망의 입력데이터로 사용된다.

2.5 신경회로망의 구성

본 논문에서 사용한 신경회로망의 모델은 다층형 신경회로망이다. 입력층과 출력층은 각 120개의 소자로 구성되며, 중간층의 소자수는 1-10개로 구성되었고, 중간층과 출력층의 각 소자에 바이어스성분이 접속되어 있다. 그림 2.4는 심전도 데이터를 학습시키기 위하여 본 논문에서 사용한 다층형 신경회로망으로 출력층과 입력층 그리고 중간층을 갖는 3층 구조로 되어 있다.

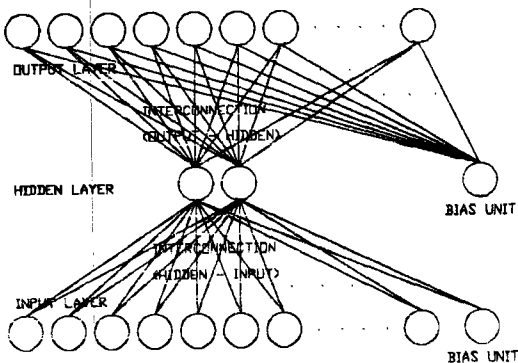


그림 2.4 회로망의 구조
Fig. 2.4 The structure of network

2.6 신경회로망의 학습 알고리즘

심전도 데이터의 압축을 위해 사용된 신경회로망의 학습알고리즘은, Rumelhart등이 제안한 오차

역향전달학습(BEP : Back Error Propagation)을 사용하였다.

그림 2.5에 본 논문에서 사용한 학습 알고리즘을 나타내었다.

```

①. 초기화
  1) 임의의 작은 값으로 가중치, 바이어스 초기화
  2) flag=0;
②. do 반복루프{
  1) 실제 출력값(actual output) 계산
    * 입력층
      Opj=INPUTpj (0<=j<입력소자수)
    * 중간층 및 출력층 Opj=1/(1+e-NETpj)
  2) 실제 출력값과 교사값간의 오차 계산
    * 출력층
      Epj=(Opj-tpj)2
      (j는 각 출력층 소자의 번호, Opj: 출력층 소자의 실제 출력값 tpj: 출력층 소자의 교사값)
      PSSp=ΣEpj ;PSSp: 패턴 p의 오차
  3) 패턴 p의 오차와 한계값과의 비교
      if PSSp>한계값 then
        flag=1;
        (1) 가중치, 바이어스 조정
          * 출력층
            δpj=Opj(tpj-Opj)(1-Opj)
            ΔWji(n+1)=nδpjOpj+αΔWji(n)
          * 중간층
            δpj=Opj(1-Opj)Σδpk Wkj
            ΔWji(n+1)=nδpjOpj+αΔWji(n)
            (ΔWji: Weight 조정항, n: learning rate)
            (δpj: error term α: momentum)
          else goto4)
  4) if 패턴 < 전체패턴 then
      패턴 1 증가, goto(1)
      else if flag=0 then goto 3
      else 패턴 -> 초기화, flag=0, goto 2.
③. 학습완료
  
```

그림 2.5 실험에 사용된 학습 알고리즘
Fig. 2.5 Learning algorithm for simulation

2.7 심전도 파형재현시의 각 심박간의 보간

심전도 파형을 압축할 때는 각 심박간의 데이터가 사용되지 않으므로 파형을 재현할 때 각 심박간의 데이터를 다시 생성시켜야 한다. 각 심박간의 데이터는 임상적으로 중요한 의미를 갖지 않으므로 본 논문에서는 Neville의 알고리즘으로 보간을 사용하였다. Neville의 알고리즘은 다음과 같다.

P1을 점(X1, Y1)을 지나고 0차의 유일한 다항식의 X에 대한 함수값이라고 하면 P1=Y1이 된다. 마찬가지로 방법으로 P2, P3, ..., Pn을 정의할 수 있다. 또 P12를 두점 (X1, Y1)와 (X2, Y2)을 지나고 1차의 유일한 다항식의 X에 대한 함수값이라고 하여 P23, P34, ..., P(N-1)N을 구한다. 비슷한 방법으로 N점을 지나고 유일한 보간 다항식의 값인 P123...N까지의 고차다항식을 구할 수 있다.

N=4인 경우를 예를 들면

$$\begin{aligned}
 X1 : Y1 &= P1 \\
 &P12 \\
 X2 : Y2 &= P2 \quad P123 \\
 &P23 \quad P1234 \\
 X3 : Y3 &= P3 \quad P234 \\
 &P34 \\
 X4 : Y4 &= P4
 \end{aligned} \tag{1}$$

와 같은 방법으로 P1234를 구할 수 있다.

Neville의 알고리즘은 재귀성을 가지고 이루어지게 되고 다음과 같은 관계를 가진다.

$$P_{i(i+1)\dots(i+m)} = \frac{(X - X_{i+m})P_{i(i+1)\dots(i+m-1)} + (X_i - X)P_{(i+1)(i+2)\dots(i+m)}}{X_i - X_{i+m}} \tag{2}$$

3. 시뮬레이션 결과 및 고찰

3.1 시뮬레이션

본 논문의 시뮬레이션은 80387 Intel coprocessor를 탑재한 25MHz IBM 386 DX 호환기종에서 C언어를 이용하여 이루어졌다. 실험데이터는 CSE(Common Standards for quantitative Electrocardi-

ography) 데이터베이스에서 드리프트와 노이즈가 혼합된 여러 심전도 데이터를 추출하여 사용하였다. 이 CSE 데이터베이스는 12bit 500samples/sec로 샘플링되어 있으며 각 리드별의 환자데이터가 수록되어 있다.

신경회로망의 입력층 소자를 줄이기 위하여 CSE 데이터베이스를 다시 250samples/sec(QRS군), 125samples/sec(P파, T파)로 샘플링비를 조정하였다. 신경회로망의 입력패턴은 각 심박에 대해서 R점을 중심으로 전 후 각각 35점, 45점을 추출하여 사용하였다.

본 논문에서는 원파형과 재생파형간의 오차를 정량적인 수치로 나타내기 위해 rms(root mean square) 오차와 PRD(percent root mean square difference), APRD(average percent root mean square difference)를 사용하였다. 각 항에 대한 수식은 다음과 같다.

$$\text{rms error} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{TEST}(i) - \text{ECG}(i))^2}$$

$$\text{rms value} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{ECG}(i))^2}$$

$$\text{PRD} = (\text{rms error} / \text{rms value}) * 100$$

여기서

TEST(i) : 재생파형의 데이터

ECG(i) : 원파형의 데이터

N : 데이터 갯수

을 나타낸다.

또 압축비(compression rate)은 CR로 나타내었다. 각 항의 수치는 소수점 2자리까지 나타내었으며, 신경회로망의 학습횟수는 1000회로 제한하였다.

본 논문에서는 신경회로망의 압축성능을 다음과 같은 시뮬레이션을 통하여 평가하였다.

- (1) 중간층의 출력값과 심전도 패턴 분류의 관계
- (2) 학습횟수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계
- (3) 중간층의 소자수에 대한 PRD와 CR의 관계
- (4) 드리프트의 조정을 위한 압축

(1), (2), (3)항의 실험은 CSE 데이터베이스 중에서 P4-2, P40-2, P28-2, P34-2, 를 선택하여 드리프트를 제거한 후 각각 P4-2.DAT, P40-2.DAT, P28-2.DAT, P34-2.DAT로 저장한 뒤 실험하였다. P4-2.DAT, P40-2.DAT, P28-2.DAT, P34-2.DAT 데이터에는 모두 12개의 심박이 존재하며, 기외성 수축파형을 각각 0개, 1개, 2개, 3개를 포함하고 있다. (4)항의 실험은 CSE데이터베이스 중에서 드리프트가 포함된 여러 심전도 데이터를 추출하여 사용하였다.

(1) 중간층의 출력값과 심전도 패턴 분류의 관계

그림 3.1은 P34-2.DAT를 1개의 중간층 소자를 갖는 신경회로망에서 각 심박에 대한 중간층의 출력값을 나타낸 것이다. P34-2.DAT는 12개의 심박 수 중에서 3개의 기외성 수축파형을 포함하고 있다. 그림 3.1과 같이 기외성 수축파형과 정상파형은 중간층의 출력값이 뚜렷이 구분됨을 볼 수 있다. 따라서 심전도 데이터의 각 심박의 특징은 신경회로망의 중간층 소자의 출력값으로 표현되어지며, 신경회로망의 중간층 소자의 출력값을 통해서 심전도 데이터의 각 심박의 패턴 분류도 가능하다고 생각된다.

(2) 학습횟수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계

P4-2.DAT와 P34-2.DAT데이터의 학습회수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계를 각각 그림 3.2, 그림 3.3에 나타내었다. 그리고 학습이 끝난 후, 각 데이터의 학습시간과 TSS값을 표 3.1에 나타내었다. 정상파형은 각 심박의 특징이 유사하게 나타나므로 TSS값이 중간층의 소자수에 비교적 무관하게, 수렴하는 것을 그림 3.2를 통하여 알 수 있으며, 그림 3.3의 기외성 수축파형의 3개가 포함되어 있는 데이터는 TSS값의 수렴이, 중간층의 소자수가 많을수록 빠르게 진행되는 것을 볼 수 있다. 이것은 3.1절의 (1)항에서 중간층의 소자의 출력값이 패턴 분류의 기능을 수행한다는 것을 통하여 이해될 수 있다.

(3) 중간층의 소자수에 대한 PRD와 CR의 관계

본 논문에서 사용된 신경회로망을 이용한 데이터 압축기법은 각 심전도 파형의 특징이 신경망의 중간층 소자의 출력값으로 표현되고, 중간층 소자수가 많을수록 재생오차가 적어지게 된다. 그러나 중간층 소자수가 많을수록 압축비는 작아지게 되

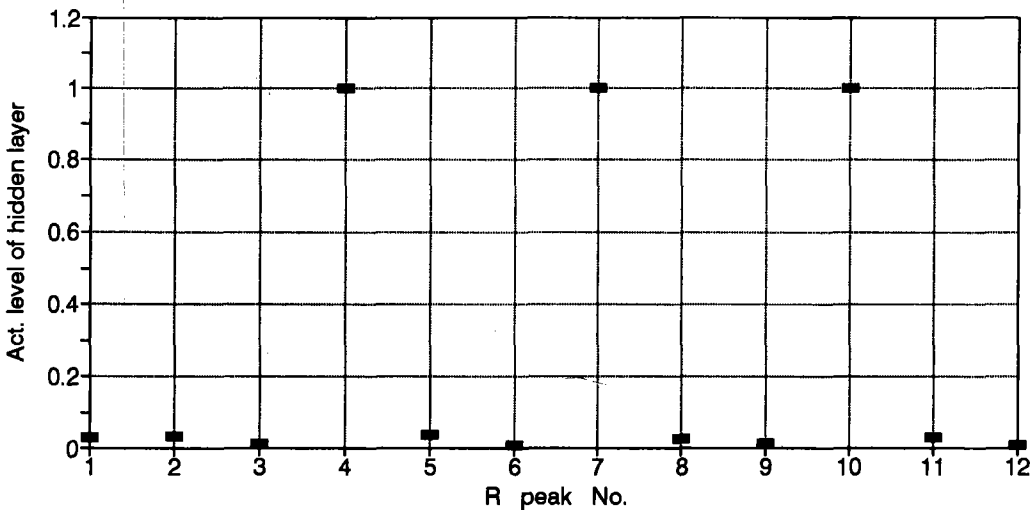


그림 3.1 P34-2.DAT의 각 심박에 대한 중간층의 출력값

Fig 3.1 Activation level of each heart rate of P34-2.DAT

므로 적용가능한 압축비를 얻기 위해서는 중간층 소자수에 제한을 두지 않으면 안된다. 표 3.1에 표시한 것과 같이 기외성 수축파형이 1개 포함된 파형은 중간층의 소자수에 따라서 PRD값이 심하게 변화하지 않지만 기외성 수축파형이 각각 2개, 3개인 파형은 중간층 소자수가 4개이상인 경우에 PRD값의 변화가 심하지 않음을 알 수 있다.

(4) 드리프트의 조정을 위한 압축

(1)항과 (2)항에서 나타난 실험 결과에서 학습 횟수와 중간층 소자수가 많을수록 PRD와 압축비는 작아지고, 학습시간은 증가하는 것을 볼 수 있다. 한편 데이터압축은, PRD와 학습시간은 작고, 압축비는 클수록 보다 효과적인 압축이 될 수 있다.

(1)항과 (2)항은 드리프트가 제거된 심전도 데이터로 신경회로망의 압축능력을 평가하였으나, 전 처리가 이루어지지 않은 심전도 데이터는 드리프트를 포함하고 있을 가능성이 농후하다. 드리프트는 심전도 데이터의 각 심박의 기저선을 변동시켜서 각 심박간의 진폭값을 다르게 변화시키기 쉽다. 따라서 드리프트의 영향을 방지하면서, 학습시간의 단축을 위해서 드리프트의 조정을 이용한 압축을

표 3.1 각 데이터의 실험값

Table 3.1 simulation value of each data

심전도 데이터	중간층 소자수	TSS	학습시간 (sec)	CR	rms error	PRD
P4-2. DAT	1	0.34	610	9.72	0.03	11.72
	2	0.34	957	6.48	0.03	11.73
	4	0.35	1648	3.89	0.03	11.74
	6	0.35	2341	2.78	0.03	11.66
	10	0.29	3687	1.77	0.02	10.60
P40-2. DAT	1	0.31	542	9.83	0.03	6.13
	2	0.31	823	6.56	0.03	6.14
	4	0.31	1387	3.93	0.03	5.16
	6	0.31	1957	2.81	0.03	6.13
	10	0.26	3069	1.79	0.02	5.67
P28-2. DAT	1	1.48	586	9.29	0.04	7.50
	2	0.65	943	6.19	0.04	6.21
	4	0.15	1480	3.71	0.02	3.06
	6	0.15	2097	2.65	0.02	2.84
	10	0.14	3059	1.69	0.02	2.92
P34-2. DAT	1	1.32	611	9.95	0.05	16.95
	2	1.10	984	6.63	0.05	14.13
	4	0.30	1637	3.98	0.03	7.66
	6	0.25	2311	2.84	0.02	7.42
	10	0.20	3389	1.81	0.02	7.14

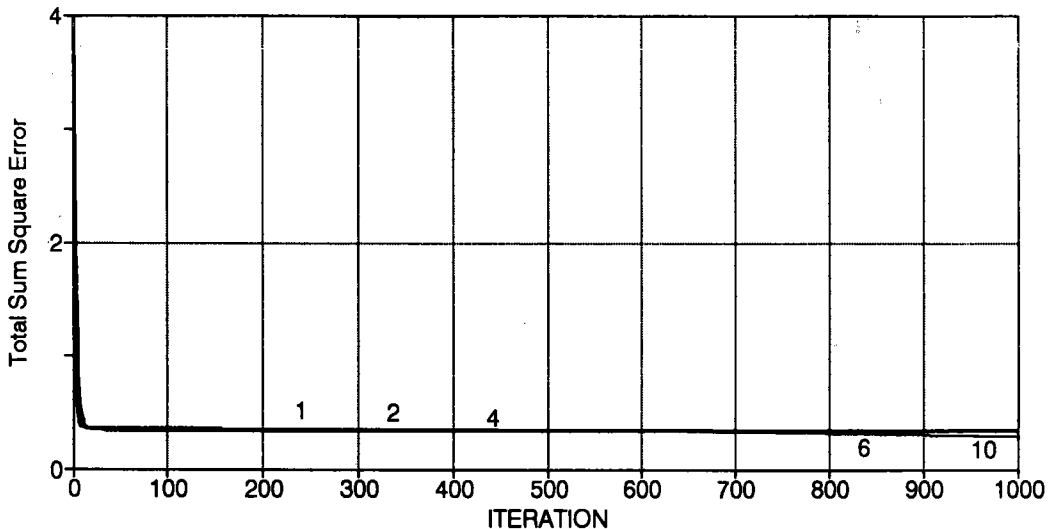


그림 3.2 P4-2.DAT의 학습횟수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계
Fig. 3.2 Relation between iteration and TSS for hidden unit number

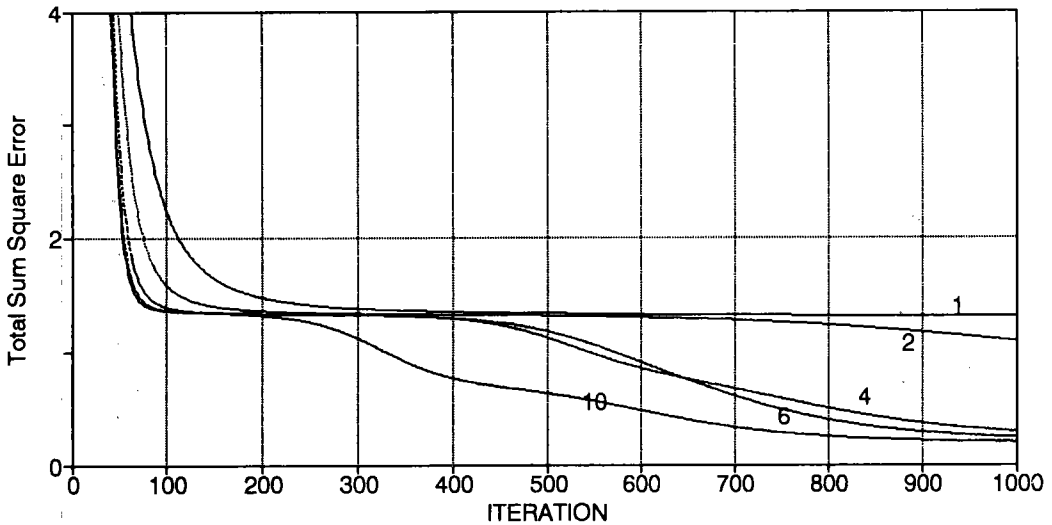


그림 3.3 P34-2.DAT의 학습횟수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계
 Fig. 3.3 Relation between iteration and TSS for hidden unit number

실험해 보고자 한다.

실험은 학습회수를 500번, 중간층 소자수를 2개로 하여 PRD, 압축비, 학습시간에 대해서 드리프트의 조정과 비조정에 대한 압축성능평가를 하였다. 실험에 사용된 패턴은 다음과 같이 분류하였고 각 경우에 대한 성능평가와 평균적인 성능평가를 고찰하였다.

- ① 드리프트가 포함된 정상파형
- ② 드리프트가 포함되고 R파의 크기가 작은 파형
- ③ 진폭이 작은 R파를 포함한 기외성 수축파형
- ④ 임의로 선택된 파형

① 드리프트가 포함된 정상파형
 그림 3.4과 표 3.2을 참조하면, 표에서 압축비는 P4-2.CPS는 6.3, P4-2-d.CPS는 6.5로써 나타났다. 이것은 드리프트가 조정된 압축인 경우에 드리프트 조정용 데이터를 각 패턴에 하나씩 저장되기 때문에 발생된다. rms error를 살펴보면 0.015와 0.084로써 드리프트가 조정된 데이터가 더욱 정밀하게 파형을 재현하며, PRD는 더욱더 현저하게 작아지는 것을 알 수 있다. P39-2데이터도 P4-2데이터와 유사한 결과를 놓고 있다. 또 두 패턴에 대한 APRD를 살펴보면 드리프트 조정 파형과 드리프트 비조정 파형은 각각 2.94와 12.07로 나타나므로 드리프트 조정시에 파형의 재현성이 향상됨을 알 수 있다.

② 드리프트가 포함되고 R파의 크기가 작은 파형
 표 3.2을 참조하면, rms error, PRD는 ①항과 같이 드리프트가 조정된 파형이 작게 나타나고 있으며 P1-2-d.CPS의 재생에서는 드리프트의 영향이 전혀 나타나지 않으므로 오차가 증가되는 것을 볼 수 있다. 이 항에서도 역시 APRD를 살펴보면 드리프트 조정시에 파형의 재현성이 향상됨을 볼 수 있다.

③ 진폭이 작은 R파를 포함한 기외성 수축파형
 그림 3.5와 표 3.2를 참조하면, 이 파형의 특징은 드리프트가 조정된 경우의 파형에서, 학습된 8개의 심박이외의 두개의 심박이 원 파형과 유사하게 나타나지만 드리프트가 조정되지 않은 경우의 파형에서는 학습되지 않은 두 파형의 형태가 변하는 것을 볼 수 있다. 그러나 R파의 크기가 작은 심박은 원 파형의 형태와 다른 형태를 취하고 있는데 이것은 중간층의 소자수가 2개이므로써 패턴 분류가 정확히 이루어지지 않았기 때문이라고 생각된다. APRD는 드리프트 조정 파형의 경우가 4.

71로써 드리프트 비조정 파형보다 향상되었음을 볼 수 있다.

비조정 파형의 rms Error는 각각 0.03과 0.04로 나타나고, PRD는 8.68과 10.59로써 드리프트 조정 파형의 재현성이 향상됨을 알 수 있다.

④ 임의로 선택된 파형

임의로 선택된 파형의 재현성능 평가 비교가 표 3.2에 나타내었다. 드리프트 조정 파형과 드리프트

표 3.2 실험에 사용된 파형의 압축결과
Table 3.2 Compression result of all simulation data

드리프트 조정 파형				드리프트 비조정 파형			
화 일 이 름	rms E	PRD	CR	화 일 이 름	rms E	PRD	CR
P4-2.CPS	0.02	3.62	6.33	P4-2.CPS	0.09	21.00	6.54
P39-2.CPS	0.02	2.26	5.98	P39-2-d.CPS	0.02	3.14	6.12
평 균	0.02	2.94	6.15	평 균	0.05	12.07	6.33
P1-2.CPS	0.02	2.84	6.22	P1-2.CPS	0.05	7.55	6.39
P52-2.CPS	0.05	7.80	5.80	P52-2-d.CPS	0.05	8.12	6.00
평 균	0.04	5.32	6.01	평 균	0.05	7.84	6.20
P40-2.CPS	0.02	4.00	6.35	P40-2.CPS	0.07	13.09	6.56
P28-2.CPS	0.03	5.42	6.37	P28-2-d.CPS	0.07	12.11	6.55
평 균	0.03	4.71	6.36	평 균	0.07	12.60	6.56
P37-2.CPS	0.03	7.85	6.11	P37-2.CPS	0.05	15.10	6.29
P56-2.CPS	0.03	6.80	5.76	P56-2-d.CPS	0.03	5.71	5.90
P44-2.CPS	0.02	9.31	6.26	P44-2.CPS	0.03	11.91	6.40
P57-2.CPS	0.03	10.75	6.10	P57-2-d.CPS	0.03	9.63	6.25
평 균	0.03	8.68	6.06	평 균	0.04	10.59	6.21
전 체 평 균	0.03	6.07	6.13	전 체 평 균	0.05	10.74	6.30

4. 결 론

본 논문은 BEP학습알고리즘을 사용한 다층신경 회로망을 이용하여 심전도 데이터의 압축에 관한

연구이다. 신경회로망의 압축성능평가를 위하여, 신경회로망의 중간층의 출력값과 심전도 패턴 분류의 관계, 학습횟수와 중간층의 소자수에 대한 TSS의 관계, 중간층의 소자수에 대한 PRD와 CR의 관계와 드리프트의 조정압축을 각각 시뮬레이

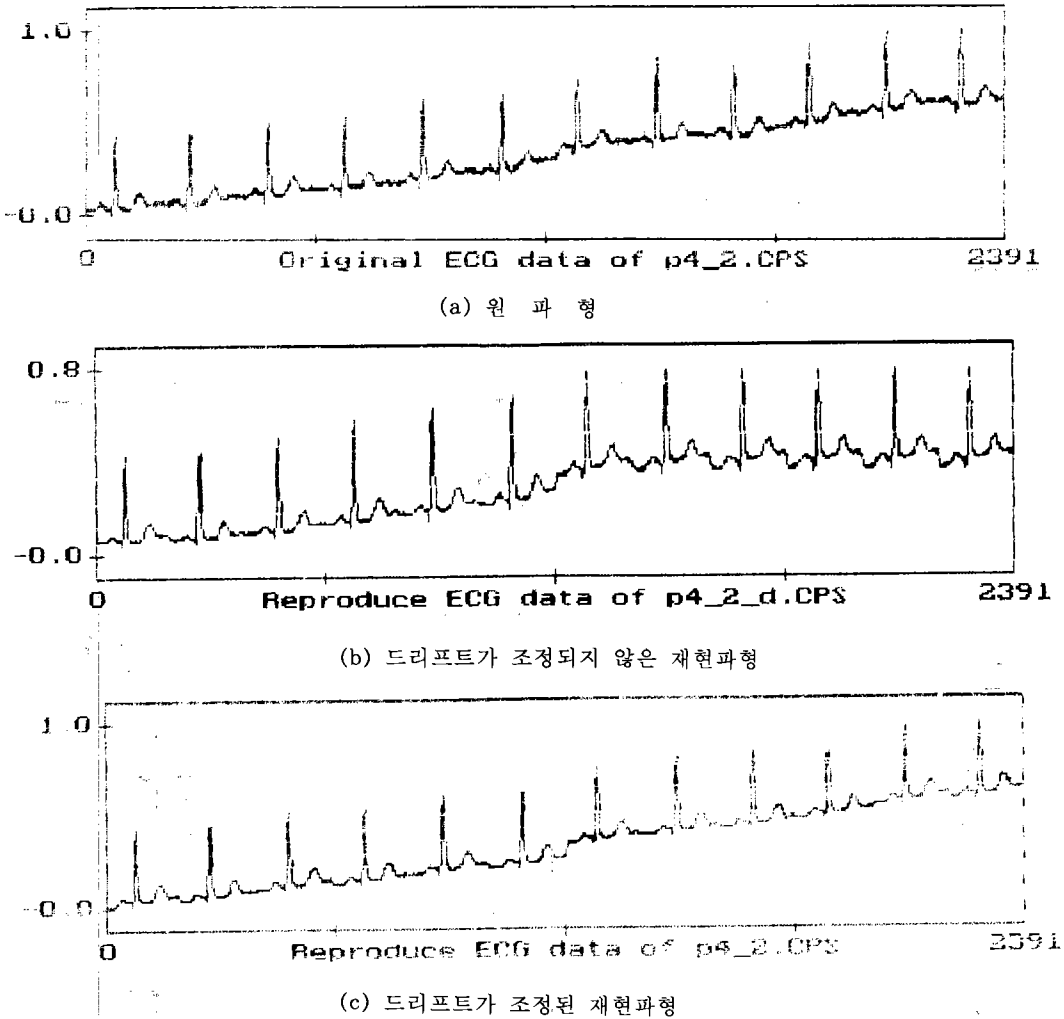


그림 3.4 P4-2.CPS의 심전도 파형

Fig. 3.4 ECG of P4-2.CPS data

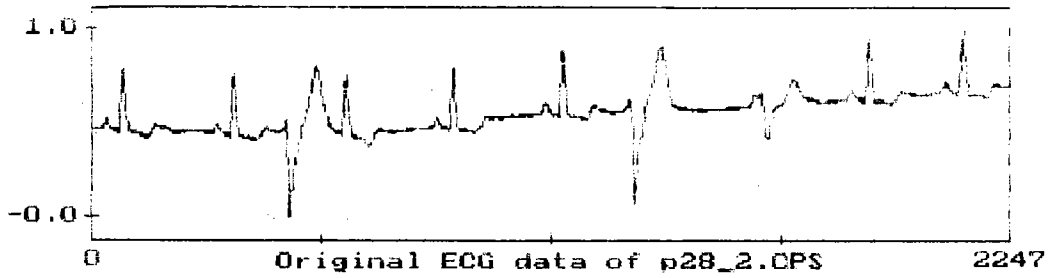
선하였다. 신경회로망을 심전도 데이터의 압축에 적용한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 심전도 데이터의 각 심박의 특징은 신경회로망의 중간층 소자의 출력값으로 표현되어지며, 이 값을 통한 각 심박의 패턴 분류가 가능함을 알 수 있었다.

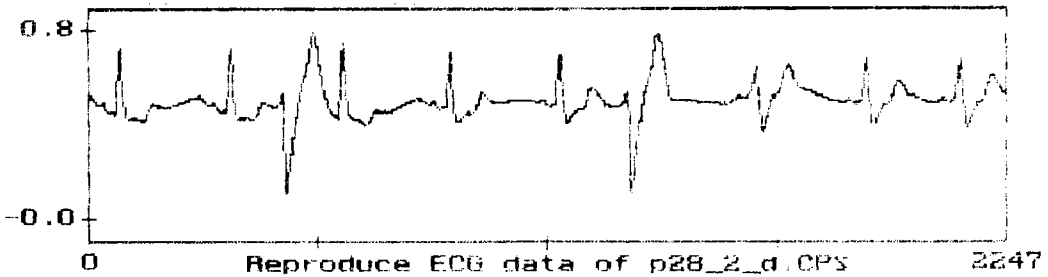
(2) 중간층 소자수가 많을수록 압축비와 PRD는 작아지고, 학습시간은 증가함을 알 수 있었다.

(3) 각 심박의 P-R knot값을 일정한 값으로 조정하여 압축시킨 결과, 드리프트 조정 파형의 CR과 PRD는 각각 6.13, 6.07, 드리프트 비조정 파형의 CR과 PRD는 각각 6.30, 10.74로써 드리프트를 조정한 압축이 효과가 있음을 알 수 있었다.

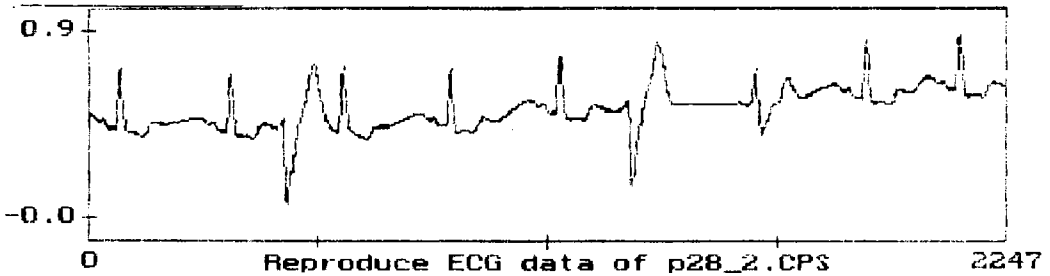
(4) 심전도 데이터중에서 주파수가 낮은 부분에 관하여 샘플링 수를 줄이고, 압축후에 기록해야할 데이터를 정수형으로 기록함으로써 저장해야할 데



(a) 원 파형



(b) 드리프트가 조정되지 않은 재현파형



(c) 드리프트가 조정된 재현파형

그림 3.5 P28-2.CPS의 심전도 파형

Fig. 3.5 ECG of P28-2.CPS data

이타의 수를 줄였다. 즉 파형재생시에 필요한 정보는 고작 10진수로 3자리정도이므로 기록되는 데이터를 정수형으로 변환하여 기록데이터양을 감소시켰다.

(5) 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 심전도 데이터의 압축을 시도하였지만, 각 패턴이 유사하고, 주기성이 있는 다른 형태의 데이터에도 적용 가능하리라고 생각된다.

5. 참고 문헌

- 1) U.E. Ruttimann and H. V. Pipberger. "Compression of ECG by prediction or interpolation and entropy encoding", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. BME-26, pp.613-623, 1979.
- 2) J.R. Cox, F.M.Nolle, H.A.Forrard, and G.C. Oliver, Jr. "AZTEC : A preprocessing program for

- real-time ECG rhythm analysis”, IEEE Trans. Biomed. Eng., BME-15, pp.128-129, apr. 1968.
- 3) B.R.Shankara Reddy, I.S.N. Murthy, “ECG Data compression using fourier descriptors”, IEEE Trans. Biomed Eng., Vol. BME-33, pp. 428-434, April, 1986.
 - 4) Rumelhart D. E., Hinton, G.E. and Williams, R. J. : Parallel Distributed Processing. Vol. 1-3, 1986.
 - 5) David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton & Ronald J. Williams, “Learning representations by back-propagation errors”, NATURE, Vol. 323, pp. 533-536, 9 October, 1986.
 - 6) Iwata, A., Yoshida, Y., Matsuda, S., Sato, Y. and Suzumura, N., “An Artificial Neural Network Accelerator Using General Purpose 24 Bits Floating Point Digital Signal Processors”, Proc. of IEEE & INNS Int. Joint Conf. on Neural Networks, Washington D.C., Vol.2, pp.171-176, 1989.
 - 7) Richard P. Lippmann : “Pattern Classification Using Neural Networks”, IEEE Communication Magazing, pp.47-64, November 1989.
 - 8) 長坂保典, 岩田 彰, 鈴木宣夫 : “ニューラルネットによるデジタルホルタキ心電図記録システム”, 信學技報, MBE88-133, pp.77-82, 1988.
 - 9) 長坂保典, 黒柳 獎, 岩田 彰, 鈴木宣夫 : “デジタルホルター心電図記録装置のためのニューラルネットによるデータ圧縮方式”, 信學技報, MBE90-85, pp.35-42, 1990.