

다치 신경망을 이용한 패턴 인식

Pattern Recognition Based on Multi-Valued Logic Neural Network

김두완, 허철희, 정환목
대구가톨릭대학교 컴퓨터 정보통신공학부

Doo-Ywan Kim, Chul-Hoi Her, Hwan-Mook Chung
Faculty of Computer & Information Communication Engineering,
Catholic University of Daegu
kimdy@amare.ac.kr, herch@hanmir.com, hmchung@amare.ac.kr

요 약

본 논문은 다치(MVL : Multiple Valued Logic) 신경망의 BP 알고리즘을 이용하여 패턴 인식에 응용하는 방법을 제안한다. 패턴처리에 필요한 원 패턴에 대한 물체 농도의 특징을 추출하고, 물체 농도의 특징을 다치로 사상시킨다. 또한 다치 신경망을 이용하여 원 패턴을 학습을 시킨 다음, 노이즈 패턴을 제거하여 원 패턴에 근접한 패턴을 인식하게 되므로, 패턴에 필요한 시간 및 기억 공간을 최소화할 수 있다.

1. 서론

신경망의 많은 연구 분야에서 커다란 관심의 대상은 자기 학습과 병렬 처리 구조를 이용하여 패턴 인식이나 불완전한 데이터를 기초로 한 지식 처리, 적응 학습 등에 많이 이용되고 있다[1]. 그 중에서 Rumelhart가 제안한 오차 BP 알고리즘은 분류, 인식, 그리고 제어 등의 비선형 문제를 해결하는데 우수한 성능을 보였다[2].

Kolmogorov는 $[0,1]^n$ 에서 R^m 으로 사상하는 어떠한 다변수 연속함수도 일변수 연속함수의 선형조합에 의해 근사될 수 있다는 것을 증명하였다[3]. Nielsen은 이 증명을 신경망에 적용하여 연속함수를 정확히 근사할 수 있는 다층 신경망이 존재함을 이론적으로 보였다[4]. 또한 Chiang과 Fu는 2차 시그모이드 함수를 활성화 함수로 하는 다층 신경망을 이용하여 함수 근사를 시도하였고[5], 이와 같은 근사 능력을 이용하여 패턴 데이터를 축소된 공간으로 사상하여 패턴 데이터를 처리하였다. 패턴 처리를 위해 물체의 농도를 2치로 표현하여 처리하고, 2

치패턴을 GSP(global shape property)에 의해서 패턴 인식을 위한 특성들을 추출하였다. 물체의 농도를 2치로 변경하여 신경망을 통하여 패턴을 처리하였다. 그런데 차츰 하드웨어와 소프트웨어의 기술이 혁신되고 문자와 수치가 중심인 컴퓨터에서 이미지, 음성 등의 멀티미디어 정보 처리로 변화가 일어나고 있다. 따라서 2치 패턴에서 다치 패턴으로 변화가 요구되었다.

다치 논리는 2치 논리에 비하여 동일 정보량을 처리하는데, 고속 처리가 가능하고 정보의 기억 밀도가 크며 논리 회로 실현 시 그 입출력 단자수가 감소하는 장점을 가지고 있다[6]. 이를 바탕으로 Zheng Tang은 MVL 네트워크는 강력한 이미지 처리와 음성 인식 기술로 대두되어 왔다. 그렇지만, 이들 네트워크들은 그들의 환경에 점차적인 변화에 적응할 수 없기 때문에 이 기법들에 학습 능력을 가미함으로써, 우리는 환경 변화에 적응할 수 있고 학습을 통하여 수정되고 확장될 수 있는 시스템들을 설계하였다[7].

본 논문은 다치 논리 신경망의 BP 알고리즘을 이용하여 패턴 인식에 응용하는 방법을 제

안하였다. 또한 패턴 처리 시에 필요한 물체의 주요 농도 특징을 추출한 후, 다치로 사상시킨 다음, 다치 신경망을 이용하여 학습시켰다.

2. 다치 논리 함수의 표현

법-m(Modulus-M)에 관한 기본 사항을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{array}{l}
 \textcircled{1} A \oplus B = \overline{A} \oplus \overline{B} \\
 \textcircled{2} A \ominus B = \overline{A} \oplus (-1)\overline{B} \\
 \textcircled{3} A + B = \max(A, B) \\
 \textcircled{4} A \cdot B = \min(A, B) \\
 \textcircled{5} A' = P \ominus A \quad (p = M \ominus 1) \\
 \textcircled{6} a\beta = \begin{cases} P & (\alpha \leq X \leq \beta) \\ 0 & (X < \alpha \text{ or } X > \beta) \end{cases}
 \end{array}$$

입의 양의 정수 m에 대하여

$$Z_m = \{0, 1, \dots, m-1\} \quad (1)$$

을 법-m에 관한 정수환(the ring of integers modulo m)이라 하고

$$P = m-1 \quad (2)$$

이라 하자. 이 때 함수

$$f = Z_m^n \rightarrow Z_m \quad (3)$$

를 n변수 m치 다치 논리 함수라 한다. 이를 진리표로 표시하면 [표1]과 같은 형태이다[6].

[표 3] 진리표

x_1	x_2	...	x_n	f
0	0	...	0	k_1
0	0	...	1	k_2
0	0	...	2	k_3
...
p	p	...	p	$k_{(p+1)^n}$

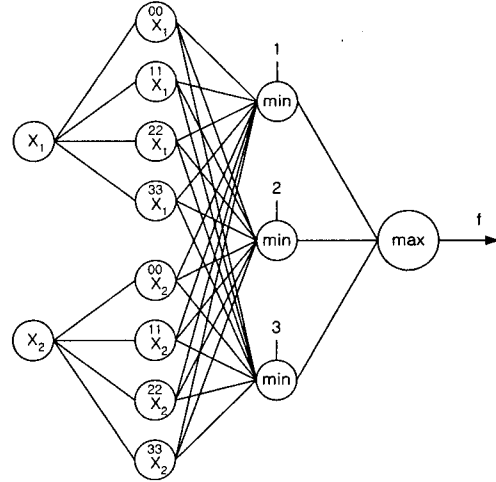
(p+1)ⁿ개

$$f = k_i \sum \frac{a_i a_j}{X_i X_j} \quad i, j \in 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

3. MVL 신경망에 의한 패턴 인식

3.1 MVL 신경망

[그림 1]은 MVL 신경망의 구조를 나타낸다.



[그림 1] MVL 신경망

입력층의 각 노드는 리터럴 함수로 다음과 같이 주어진다.

$$x' = \overset{a}{X}^b = \begin{cases} m-1 & a_{ij} \leq x \leq b_{ij} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서, a_{ij} 와 b_{ij} 는 리터럴 함수의 윈도우 매개변수이다. a_{ij} 와 b_{ij} 값의 변화에 따라, 리터럴 함수는 그에 적절하게 변화한다. 따라서 리터럴 함수의 형태도 다양하게 나타난다. 또한 신경망을 이용함으로써 계단형의 비선형은 시그모이드 함수라고 불리는 $f(h)$ 를 사용한다.

$$f(h) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda h)} \quad (6)$$

$\lambda \rightarrow \infty$ 일 때, 리터럴 함수는 다음과 같다.

$$x'_i = (m-1)\{1 - f(a_{ij} - x_i)\} \quad (7)$$

$$= (m-1) \frac{1}{1 + \exp\{\lambda(a_{ij} - x_i)\}}$$

$$x'_i = (m-1)f(b_{ij} - x_i) \quad (8)$$

$$= (m-1) \frac{1}{1 + \exp\{-\lambda(b_{ij} - x_i)\}}$$

은닉층의 노드는 MIN 연산에 대응한다. 각 노드는 함수의 특정한 영역을 선택하고 MIN 항 내에 포함된 논리 신호 함수 값으로 정의한다. 함수는 식(9)에 의해 주어진다.

$$MIN_k = MIN(x'_1, x'_2, \dots, x'_n) \quad (9)$$

출력층의 노드는 곱의 항들 사이에 MAX 연산자를 주었다.

$$f = MAX(MIN_1, MIN_2, \dots, MIN_m) \quad (10)$$

본 학습 MVL 네트워크는 전방향 네트워크이다. 네트워크를 훈련시키기 위해 사용된 방법은 BP 알고리즘을 이용해서, 오차 함수를 식(11)과 같이 최소화하였다.

$$E = \sum \left(\vec{T} - \vec{f} \right)^2 \quad (11)$$

여기서, \vec{f} 는 입력 벡터 \vec{X} 가 입력에서 적용될 때 네트워크의 출력 벡터이다. BP는 오차를 최소화하기 위해 다치 논리 함수의 차분을 이용하였다. 다치 논리 함수 $f(x)$ 에 대한 차분을 나타내면 식(12)와 같이 정의한다.

$$df(X) = \frac{\Delta f(X)}{\Delta X} \cdot \Delta X = f(\bar{X}) \ominus f(X) \quad (12)$$

이 때 $\bar{X} = X \oplus 1$ 이고 한 변수 x_i 에 대하여 $(x_i \oplus a_{ij}) \ominus x_i = a_{ij}$ 를 변수 x_i 의 증분이라 하고 f 의 편차 $d_{x_i(a_{ij})}f$ 를 나타내면 식(13)과 같다.

$$d_{x_i(a_{ij})}f = f(x_1, \dots, x_i \oplus a_{ij}, \dots, x_n) \ominus f(x_1, \dots, x_i, x_n) \quad (13)$$

식(11)과(12), (13)을 이용하여 변형하면 식(14)와(15)를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta a_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = -\eta \sum \frac{\partial E}{\partial f} \cdot \frac{\partial f}{\partial a_{ij}} \\ &= \eta \sum (\bar{T} - \bar{f}) \sum d_{x_i(a_{ij})}f(x) \Big|_{x_i=a_{ij}} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \Delta b_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = -\eta \sum \frac{\partial E}{\partial f} \cdot \frac{\partial f}{\partial b_{ij}} \\ &= -\eta \sum (\bar{T} - \bar{f}) \sum d_{x_i(a_{ij})}f(x) \Big|_{x_i=b_{ij}} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 $\eta(0 < \eta < 1)$ 은 학습율이며, a_{ij} , b_{ij} 는 리터럴 매개변수이다.

3.2 다치 논리를 이용한 패턴 처리 표현

패턴의 2치화는 간단히 임계치 조작에 의해 화상 처리 시 물체 영역과 배경 영역을 명확하게 구별하거나 패턴의 경계선을 추출할 수 있다.

반면 다치로 표현된 패턴은 잡음이 있는 성분을 제거시키는 방법으로 선명한 패턴 처리를 할 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 Bayer가 제안한 최적 임계 행렬을 이용하여 4치로 특성 값을 추출한 후, 다치 신경망을 이용해서 학습시켰다.

패턴 처리 과정은 먼저 패턴을 획득하기 위해서 패턴 감지기로부터 만들어진 신호를 디지털화한다. 두 번째는 전처리 단계로 패턴의 질을 개선하기 위해서 명암의 대조를 명확히 하고 잡음제거, 영역 분리 작업을 한다. 세 번째는 입력 패턴을 구성하고 있는 물체를 분할하여 특성 값을 찾아 다치로 사상한다. 네 번째는 다치 데이터에 대한 학습이다. 실제 데이터의 특성에 대해 입력 데이터들을 다치 신경망으로 학습한다. 마지막 단계는 잡음 데이터를 원 데이터로 복원시킨다.

4. 모의 실험

MVL 신경망을 이용한 패턴 처리를 위한 알고리즘은 다음과 같다.

(단계 1)

입력 영역으로부터 패턴을 입력받고, 입력된 패턴으로 잡음을 제거하기 위해 전처리 단계에서 먼저 히스토그램으로 패턴의 질을 높인다.

(단계 2)

입력 패턴에 대해 Bayer의 최적임계행렬을 이용하여 농도 값을 4치로 사상시킨다. 사상된 값을 이용하여 특징 추출을 수행한다.

(단계 3)

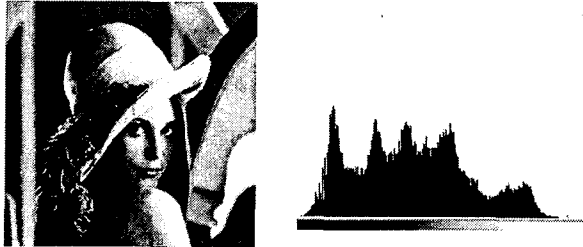
패턴의 특성에 대해 입력 패턴들을 다치 신경망으로 학습한다.

(단계 4)

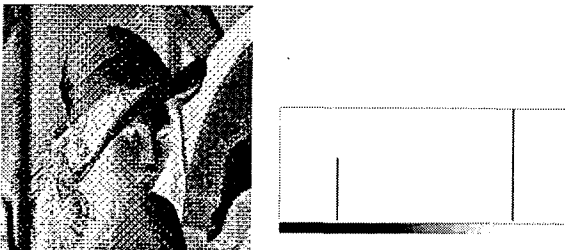
학습이 끝나면 인식과정을 수행한다.

(단계 5)

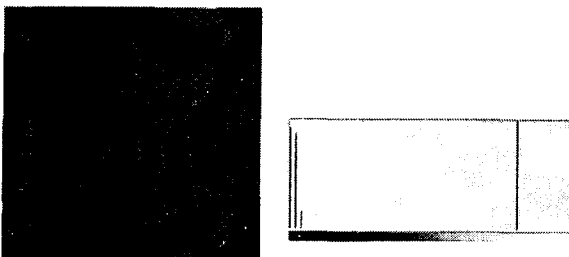
원 패턴과 유사하게 복원된다.



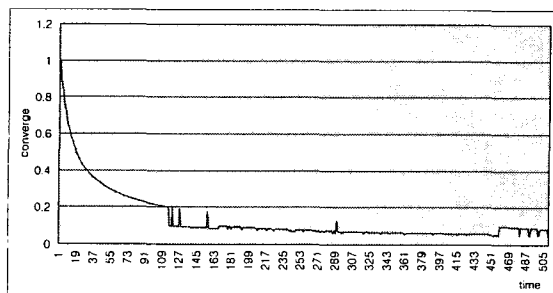
[그림 2] Lena의 원 패턴



[그림 3] Lena의 바이너리 패턴



[그림 4] Lena의 학습 후 4차 패턴



[그림 5] 특성 값의 평균 수렴 속도

잡음이 있는 패턴을 MVL 신경망을 통해 학습을 하였다. 이들 매개변수들에 대한 오차율은 0.05로 고정하였다. 전체 평균 수렴 속도는

558번 정도로 나왔다. [그림 5]는 잡음 패턴의 특징 값에 대한 평균 수렴 속도를 나타냈다.

5. 결론

다치 논리는 2차 논리에 비하여 동일한 정보량을 처리하는 데 고속 처리가 가능하고, 정보의 기억 밀도가 크며 논리 회로 설계 시 입출력 단자수가 감소하는 등의 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 다치 논리가 가지고 있는 장점을 이용하여 패턴 처리 시 필요한 물체의 농도를 다치로 표현하였다. 이와 같이 표현된 다치 농도는 다치 신경망을 사용하여 패턴 처리 시스템에 적용하면 2차 농도 표현 방법에 비해 패턴 인식의 불명확한 경계선의 감소 등에 의해 보다 선명한 패턴을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

앞으로, 다치 신경망을 확장한 워터마킹, 영상 압축 및 복원 등에 적용하는 연구가 요구된다.

6. 참고문헌

- [1].V. Milutinovice and P. Antognetti, "Neural Networks : Concepts, Application and Implementation", Prentice-Hall, pp. 110-148, 1992.
- [2].D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", Parallel Distributed Processing ; Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1, pp.318-362, 1986.
- [3].R.H. Nielsen, "Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem", IJCNN' 87, Vol. 3, pp.11-13, 1987.
- [4].R.H. Nielsen, "Theory of the Back-propagation Neural network", IJCNN'89, Vol. 1, pp.593-605, 1989.
- [5].C.C. Chiang, H.C. Fu, "A Variant of second Order Multilayer Perceptron and Its Application to Function Approximation", IJCNN'92, Vol. 3, pp.887-892, 1992.
- [6].정환목, "다치논리함수의 구조 해석과 전개", 한국정보과학회지, 제13권 3호, pp.155-166, 1986.
- [7].Zheng Tang, Okihiko Ishizuka, Koichi Tanno, "Learning Multiple-Valued Logic Networks Based on Back Propagation", ISMVL, pp. 270-275, 1995.