

RAM을 이용한 경험 유관 축적 신경망 모델

김성진, 박상무, 이수동
울산대학교 컴퓨터공학과
전화 : 052-259-1644/ 핸드폰 : 016-567-1229

Experience Sensitive Cumulative Neural Network Using Random Access Memory

Seong-Jin Kim, Soo-Dong Lee.
Dept. of Computer Engineering, Ulsan University
E-mail : sjkim326@hanmail.net

Abstract

In this paper, Experience Sensitive Cumulative Neural Network (ESCNN) is introduced, which can cumulate the same or similar experiences. As the same or similar training patterns are cumulated in the network, the system recognize more important information in the training patterns. The functions of forgetting less important informations and attending more important informations resided in the training patterns are surveyed and implemented by simulations.

The system behaves well under the noisy circumstances due to its forgetting and/or attending properties, even in 50 percents noisy environments. This paper also describes the creation of the generalized patterns for the input training patterns.

I. 서론

Aleksander와 Stonham은 동일한 범주에 대해서도 추가학습이 가능한 2진 신경망 모델(Weightless Neural Network : WNN)을 제안하였다[1-2]. 이 WNN은 2진 정보를 처리할 수 있는 모델로서 입력패턴에서 N-tuple 방법[3-4]을 이용하여 추출한 N개의 입력 노

드로부터 입력된 2진 정보를 주소 정보로 하여 각 RAM들의 해당 주소에 의도한 교육 정보를 기억시키는 방법에 의해 학습이 이루어진다.

이는 현재 사용중인 디지털 컴퓨터의 기억 소자인 RAM의 원리를 이용한 것이기 때문에 하드웨어적으로 구현하기가 용이하다.

본 논문에서 제안된 모델은 동일한 범주에 대하여 추가 교육이 가능할 뿐만 아니라, 동일한 내용의 반복된 경험에 대해서는 더욱 강하게 반응 할 수 있는 신경망인 경험유관 축적 신경회로망 (Experience Sensitive Cumulative Neural Network : ESCNN) 모델을 제안하였다.

제안된 ESCNN은 기존의 WNN에 가중치를 부과하여 교육 횟수를 누적할 수 있는 구조를 가지고 있어, 반복 교육된 내용에 대하여는 한 번 교육된 내용에 비하여 교육된 정도를 높일 수 있어 공통된 경험에 대해서는 더욱 강하게 반응을 하는 주의 집중 기능을 보인다. 따라서 비교적 잡음이 많은 패턴에 대해서도 선행 처리 과정을 거치지 않고 바로 교육을 시켜도 상대적으로 잡음 성분의 낮은 반복도로 인해 비교적 정확한 인식을 가능하게 하며, 공통된 경험으로 구성된 일반화 패턴을 스스로 조직할 수 있는 기능도 가지고 있어 뉴로 퍼지시스템의 구성이 용이하다.

II. ESCNN

2.1 2진 신경회로망 모델

WNN의 구성 요소인 2진 신경세포는 그림 1과 같이 2^N bit를 가지는 RAM으로 구성되어 있다.

학습 과정은 다음과 같다. 먼저 입력층으로부터 N-tuple의 노드를 추출하여 조합한 2진 입력 값이 기억층에 전달되며, 기억층에서는 전달된 2진 값을 주소 정보화하여 RAM의 내부 Bit를 선택하고, 선택된 Bit에는 0 또는 1을 기억시킴으로써 학습이 이루어진다.

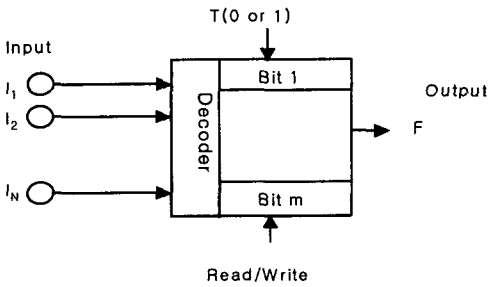


그림 1. 2진 신경 세포

인식 때에는 교육 때와 동일한 방법으로 조합된 2진 입력의 주소에 해당하는 Bit에 기억된 값을 출력함으로써 그 입력 패턴이 학습되어진 것인지를 판별할 수 있다.

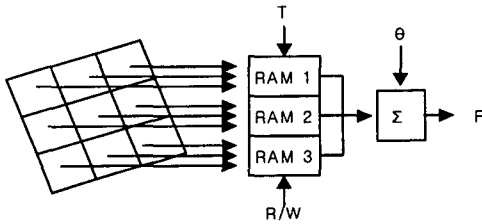


그림 2. 2진 신경회로망의 변별자

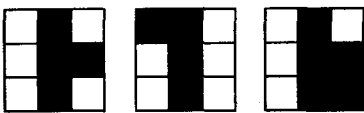


그림 3. 교육 패턴

그림 3과 같이 3개의 패턴을 그림 2의 판별자에 교육시켰을 경우 각 2진 신경세포에 교육되어진 내부 상태는 그림 4와 같으며, 이것은 그림 5와 같은 5가지의 패턴을 추가 교육시켰을 때에도 변화되지 않는다. 따

라서, 그림 4의 상태는 그림5와 같은 새로운 패턴을 스스로 생성하여 교육된 일반화 패턴으로 기억하고 있는 결과가 됨으로써, 이 5가지 패턴은 교육을 시키지 않아도 인식이 가능하게 된다.



그림 4. 2진 신경회로망의 내부상태

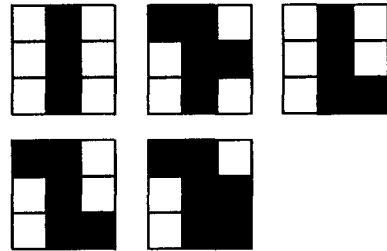


그림 5. 일반화 패턴

2-2. 경험 유관 축적 신경망

인간은 수많은 경험을 통하여 부분적인 경험을 계속 누적해 가는 추가 학습 능력을 가지며 특징이 유사한 내용에 대한 반복된 경험은 다른 경험의 내용보다 더욱 강하게 기억한다. 이러한 기능을 위해서 신경회로망 모델은 기존 교육된 정보를 유지하면서 새로 교육된 정보를 중첩할 수 있는 추가 교육 기능과 중첩되는 부분에 대해서는 중첩되지 않는 부분보다 더 크게 반응하여 공통된 특징에 주의 집중하고 나머지 부분은 상대적으로 망각하는 기능을 가져야 한다.

이 두 가지 기능을 가지고 있는 모델은 잘못된 교육 내용에 대해서 정상적인 자료의 반복 교육을 통하여 상대적으로 반응률을 낮춤으로써 결과적으로는 그 내용이 지워지는 효과를 나타내므로 비교적 잡음이 많은 패턴에 대해서도 선행처리 과정을 거치지 않고 직접 교육 패턴으로 사용할 수 있다.

본 논문에서 제안한 그림 6의 가중치를 가진 ESCNN의 신경세포는 WNN의 구조와 유사하나, 정보의 기억 소자 단위를 1또는 0의 값을 가지는 Bit로 하지 않고 Byte 단위로 구성된 RAM을 사용하여 교육의 반복 회수를 기억할 수 있도록 구성하였다.

학습은 입력으로부터 추출한 N개의 노드를 조합한 2진 값의 주소 정보가 디코더의 입력으로 들어가고, 디코더에 의해 선택된 RAM의 내용은 자기 내부에 기억된 값을 1씩 증가시킨다. 따라서 각 디코더에 의해

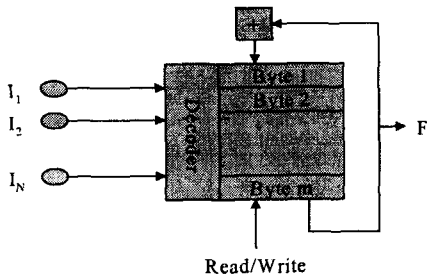


그림 6. ESCNN 신경세포

선택되어진 RAM의 값은 교육 전의 값에 1씩 증가된 값을 기억시킴으로써 동일한 교육 패턴에 대해서도 반복 교육이 가능하다.

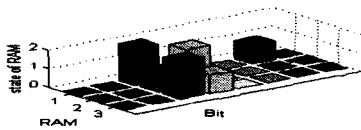


그림 7. 판별자의 내부 기억 상태

그림 3의 입력 패턴들을 학습 시켰을 경우 변별자의 내부 기억 상태는 그림 7과 같으며, 생성할 수 있는 일반화 패턴은 그림 8과 같다.

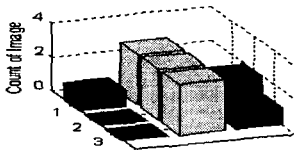


그림 8. 일반화 패턴

본 논문에서 제안된 ESCNN의 그림 11의 시스템 모델은 하나의 범주를 인식시키기 위한 것이며, 2차원 배열의 입력층(Input Layer)과 2진 신경세포로 구성된 기억층(Memory Layer), 기억된 정보로부터 일반화 패턴을 추출하는 생성층(Production Layer), 그리고 생성된 패턴을 저장하기 위한 입력층과 동일한 크기의 2차원 배열인 출력층(Output Layer)으로 구성되어 있다.

제안된 시스템을 실험하기 위한 입력 패턴은 1Bit 흑백 이미지 정보를 사용하였으며, 4-tuple method를 사용하여 한 번에 4개의 픽셀을 조합하여 신경세포의 입력 주소 정보로 사용하였다. 기억층에서는 2진 신경세포의 RAM크기를 8 Bit으로 구성하여 최대 255까지 기억할 수 있도록 하였다. 각 신경세포에 있는 제환 회로의 연산기는 제환된 RAM의 내부 값과 교육/생성 단자에서 입력된 교육 정보 1을 가산하여 다시 RAM에 기억시킨다. 따라서 RAM과 연산기는 계수기로 동

작하여 교육의 반복 횟수가 기억되어지도록 되어있다.

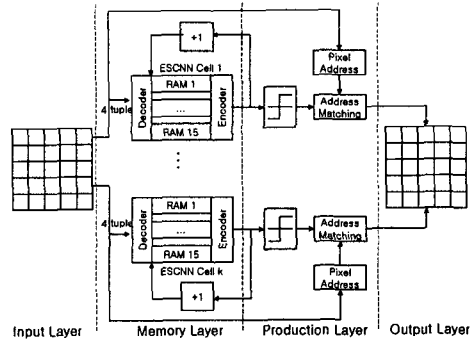


그림 9. ESCNN 변별기 구성도

생성층의 동작은 4 Bit 카운터에서 각 신경세포에게 주소 정보를 순차적으로 출력하고, 그에 의하여 선택된 RAM에 기억되어 있는 값이 특정 값보다 크면 Latch 회로를 구동하며, 회로는 그 때의 카운터 출력 정보를 보관한다. 여기서 생성된 출력 정보는 입력층의 정보와 동일한 의미의 패턴 정보이다. 출력층은 Latch로부터 출력된 패턴 정보를 누적하여 보관한다.

III. 실험 및 결과

3.1 일반화 특성

ESCNN이 가지고 있는 일반화 패턴의 생성에 관한 실험은 3가지 형태로 나누어 실험한 내용을 기술한다.

일반화 특성에 대한 첫 번째 실험으로 사용할 원본 이미지를 만들기 위하여 이미지 관련에 많이 이용되는 lena 이미지를 사용하였으며, 먼저 512x512 크기의 원본을 2진 이미지로 만든후 64x64의 크기로 축소하여 그림 9와 같은 원형 패턴 이미지를 만들었다.



그림 10. 원형패턴



그림 11 . 10. 30. 50% 잡음이 들어간 원형 패턴

첫째, 하나의 신경세포에 있는 사각 블록 개수의 합은

모두 동일하다. 이것은 교육 패턴의 수를 의미하여, 각 교육 패턴에 대하여 누적되고 있음을 보여준다.

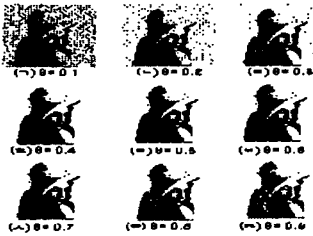


그림 12. 30% 잡음 이미지의 θ 값에 따른 일반화 패턴

둘째, 시스템에 학습 되어진 값들에서 기둥이 높은 부분은 여러 번 교육된 정보를 의미하며, 이것은 다른 부분보다 강한 특징점에 해당한다. 따라서 어느 정도 이상의 높이에 해당하는 부분만으로 패턴을 재구성하면 교육된 여러 개의 패턴 중에 공통된 특징점을 찾아 낼 수 있다.

셋째, θ_{GEN} 값이 작을 경우에는 교육된 횟수가 작은 잡음까지도 출력하게 되어 잡음이 제거되지 않지만, 값이 커질수록 강한 공통점만 선택함으로써 잡음이 제거되고 원형에 가까운 패턴을 추출할 수 있다.

3.2 반복 교육 특성

일반화 특성의 두 번째 실험으로는 반복 교육 기능에 대한 실험을 하였다. ESCNN의 일반화 특성은 근본적으로 반복 교육의 기능을 가지고 있다.

반복 교육은 교육 패턴이 기존에 교육된 내용과 동일할 경우에 그 정보가 누적되어지는 기능을 가지고 있어야 가능하며, 이것은 일반 신경회로망에서는 구현할 수 없는 것이다.

잡음이 30% 섞인 교육용 패턴 30개를 이용하여 처음 5개를 교육시킨 후, θ_{GEN} 의 값을 결정 하여 일반화 패턴을 추출한다. 그리고, 다른 5개의 추가 패턴을 이용하여 재교육시키는 방법으로 교육 패턴 수를 증가시키면서 추출한 일반화 패턴을 다음 그림에 나타내었다.



그림 13. 학습 결과의 반복 교육

그림에서와 같이 교육 패턴 수가 증가할수록, 보다 정확한 원형 패턴을 재생할 수 있다는 것을 알 수 있으며, 따라서 ESCNN의 반복 교육 기능을 확인 할 수 있다. 위와 같은 기능은 인간이 동일한 사안에 대해서도 경험이 많을수록 보다 정확한 지식을 기억하고 있는 것과 동일하게 해석할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서 제안한 가중치를 가진 경험 유관 축적 신경망은 현재 사용 중인 디지털 컴퓨터의 특성을 그대로 이용하여 하드웨어로 구현이 가능하며, 교육과정도 단 한번의 계산과정으로 이루어진다. 뿐만 아니라 현재 기억하고 있는 상태를 유지하면서 추가 교육 내용을 누적할 수 있어 추가 교육이 가능하다. 또한 동일한 범주의 교육 내용에 대해서는 반복 교육 횟수에 따라 교육 정도가 점점 높아져 다른 범주의 것보다 강한 반응을 하는 반복 교육도 가능하며, 반복 교육에 의하여 누적된 내용으로부터 공통된 특징에 대한 주의 집중 기능과 불필요한 정보에 대해서는 망각 기능을 통하여 일반화 패턴을 도출할 수 있다.

Reference

- [1] I. Aleksander and H. Morton, "An Introduction to Neural computing, Ch10", Chapman & Hall, 1990.
- [2] I. Aleksander, T. J. W. Clarke and A. P. Braga, "Weightless Neural System :A Unified Approach to Their Analysis and Design", ICONIP '94 Tutorial, 1994.
- [3] J. R. Ullmann, "Experiments with the N-tuple method of pattern recognition", IEEE Trans, Computers, pp. 1135~1137, 1969.
- [4] A. Badii, M. J. Binstead, A. J. Jones, T. J. Stonham and C. L. Valenzuela, Neural Computing Architectures : Ch 10. Applications of N-tuple sampling and genetic algorithms to speech recognition", The MIT Press, pp. 172~216, 1989.
- [5] I. Aleksander, W. V. Thomas and P. A. Bowden, "WISARD : A Radical Step Forward in Image Recognition", Sensor Review, pp. 120 ~124, 1984.
- [6] S. D. Lee, "Dynamics of Feedback for Artificially Intelligent Pattern Recognition", Msc. Dissertation Brunel Univ. U. K., 1981.