
개선된 퍼지 연상 메모리를 이용한 영상 복원

조서영*·민지희*·김광백**

*신라대학교 컴퓨터정보공학부

**신라대학교 컴퓨터 공학과

Image Restoration using Enhanced Fuzzy Associative Memory

Seo-Young Cho*·Ji-Hee Min*·Kwang-Baek Kim**

*Division of Computer and Information Engineering, Silla University

**Dept. of Computer Engineering, Silla University

E-mail : manjihee@nate.com

요약

신경 회로망에서 연상 메모리(Associative Memory)는 주어진 자료에 대해 정보를 저장하고 복원하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 학습된 영상의 정확한 분류와 왜곡된 영상의 복원 및 분류를 위해 기존의 퍼지 연상 메모리 알고리즘을 개선하였다. 기존의 퍼지 연상 메모리는 학습 데이터와 학습 원본과 같은 입력에 대해 우수한 복원 성능을 보이나 학습 데이터의 수가 증가할수록 그리고 왜곡된 입력에 대해 정확히 출력할 수 없고 복원 성능도 저하된다. 따라서 본 논문에서는 기존의 퍼지 연상 메모리 알고리즘을 개선하여 왜곡된 입력에 대해서도 원본 학습 데이터를 정확히 출력하고 복원하는 개선된 퍼지 연상 메모리 알고리즘을 제안하였다.

키워드

연상 메모리, 영상의 복원, 퍼지 연상메모리, 원본 학습 데이터

I. 서 론

연상 메모리는(Associative Memory)는 인간 두뇌에서의 연상 작용을 신경망 모델로 구현한 것이다. 신경 회로망에서의 연상 메모리는 기억시킬 패턴들의 관련성이 연결 강도에 분산되어 기억되며, 주소 지정이 필요 없이 기억된 패턴들 중 입력 패턴과 가장 유사한 패턴이 출력되는 CAM 방식이다. 연상 메모리는 순방향 신경망 구조와 순환 신경망 구조의 2가지 형태로 분류되고 관련되는 연상 패턴쌍에 따라 이질 연상 메모리와 동질 연상 메모리로 구분된다[1,2]. 이질 연상 메모리는 입력 패턴과 연상될 출력 패턴이 서로 다른 형태인 연상 메모리이고 동질 연상 메모리는 입력 패턴과 연상될 출력 패턴이 동일한 형태인 연상 메모리이다. 선형 연상 메모리는 순방향 단층 신경망 구조의 패턴 연상기이고 선형 연상 메모리의 학습에는 엘타 학습법, 페셉트론 학습 등 다양한 방법이 사용될 수 있다[3]. 그러나, 이러한 학습 방법을 사용하면

일반적으로 학습 시간이 많이 소요되는 단점이 있으므로 연상 메모리에서는 일반적으로 입력 패턴과 출력 패턴의 외적(out product)을 연결 강도로 사용하는 방법이 주로 사용된다. 연상 메모리는 응용 분야로 패턴 인식, 영상 복원 등에 적용될 수 있다. 그러나 연상 메모리의 입력 패턴은 이진 패턴을 사용하기 때문에 그레이 영상과 컬러 영상의 복원 등에는 적용할 수 없다. 이러한 제한점을 개선하기 위해 퍼지 연상 메모리가 제안되었다.

퍼지 연상 메모리는 기존의 연상 메모리와 같이 연상 패턴쌍에 따라 이질 연상 메모리와 동질 연상 메모리로 구분된다. 퍼지 연상 메모리는 입력 패턴으로는 아날로그 값을 적용하고 퍼지 연상 메모리의 구조는 입력층과 출력층으로 구성된다[4]. 동질 연상 메모리를 갖는 퍼지 연상 메모리는 학습 데이터와 학습 원본과 같은 입력에 대해 우수한 복원 성능을 보이나 학습 데이터의 수가 증가할수록 그리고 왜곡된 입력에 대해 정확히 출력할 수 없고 복원 성능도 저하된다[5]. 따라서 본 논문에서는

학습된 영상의 정확한 분류와 왜곡된 영상의 복원 및 분류를 위해 기존의 퍼지 연산 메모리 알고리즘을 개선한다.

II. 퍼지 연산 메모리

퍼지 연산 메모리는 동질 연산 메모리와 이질 연산 메모리로 구분된다. 이질 연산 메모리를 갖는 퍼지 연산 메모리는 BAM과 같이 입력층과 출력 층이 완전 연결되어 있는 구조로 그림 1과 같다. 이 네트워크는 입력층과 출력층으로 구성되어 있으며 입력 패턴으로 아날로그 패턴이 사용된다.

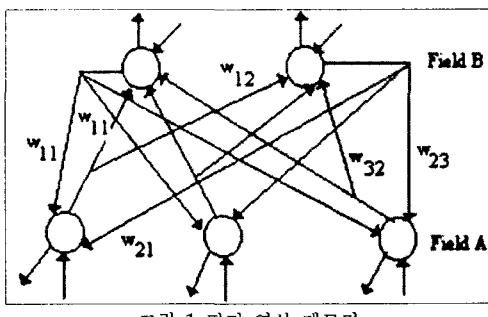


그림 1 퍼지 연산 메모리

퍼지 연산 메모리는 일부 연산을 제외하면 양방향 연산 메모리의 연산 과정과 비슷하다. BAM (Bidirectional Associative Memory) 연산에서는 $X_i Y_j$ 행렬을 더함으로써 연결강도를 계산한다. 이러한 벡터들의 원소들에 대한 연산은 곱셈과 덧셈의 연산을 적용한다. 그러나 퍼지 연산 메모리에서 원소들의 곱셈 연산은 퍼지 논리 곱 연산자인 Min연산자를 적용하고 덧셈 연산은 퍼지 논리 합 연산자인 Max 연산자를 적용한다.

퍼지 연산 메모리에서는 Min 연산자를 적용하여 연결 강도를 계산하고 퍼지 연산 메모리의 출력은 Max-Min 합성 연산자를 적용하여 출력 값을 계산한다. 따라서 퍼지 연산 메모리는 식 (1)과 같이 Max-Min 합성 연산자 이용하여 출력 값을 계산한다.

$$U \circ W = V \quad (1)$$

여기서 \circ 연산은 Max-Min 합성 연산자이다.

연결강도 W 는 입력 패턴 S 를 이용하여 식 (2)와 같이 계산한다.

$$W = \{(ST(i) \wedge S(i))\} \quad (2)$$

연상에 의한 패턴의 복원은 입력 패턴 U 가 입력되는 경우에는 식(3)과 같이 계산하고 입력 패턴 V 가 입력되는 경우에는 식(4)와 같이 계산된다. 따라서 이질 연산 메모리를 갖는 퍼지 연산 메모리는 양방향으로 적용되므로 식(3)과 식(4) 모두 적용되고 동질 연산 메모리를 갖는 퍼지 연산 메모리의 경우에는 식(3)만 적용된다.

$$U \circ W = V \text{ if and only if } \text{height}(U) \geq \text{height}(V). \quad (3)$$

$$V \circ WT = U \text{ if and only if } \text{height}(V) \geq \text{height}(U). \quad (4)$$

III. 제안된 퍼지 연산 메모리

제안된 퍼지 연산 메모리는 동질 연산 메모리로 기존의 퍼지 연산 메모리의 구조와 같이 입력층과 출력층으로 구성되어 그림 2와 같다.

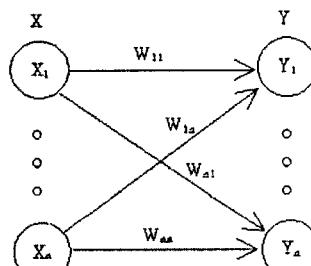


그림 2 제안된 퍼지 연산 메모리

입력 패턴 S 에 대하여 연결 강도는 다음과 같이 계산한다.

$$W = w^p, S = s_i \quad (3)$$

p 는 패턴의 수이다

$$W = S^T \wedge S$$

p 개의 패턴상을 저장할 경우에는 퍼지 논리 합 연산자인 Max 연산자를 적용하여 다음과 같이 계산한다.

$$W = w_1 \vee w_2 \vee \dots \vee w_p \quad (4)$$

연상 메모리에 저장되어 있는 패턴의 복원은 퍼지 논리 곱 연산자인 Min 연산자를 적용하여 패턴들을 복원한다. 단 잡음이 있는 패턴들이 입력되는 경우에는 저장 패턴들과의 유사성을 검증한 후에 유사성에 해당하는 패턴과 연결 강도간의 퍼지 논

리 곱 연산자를 이용하여 패턴을 복원한다. 먼저 입력 패턴과 저장 패턴 간의 유사성을 비교한다. 저장된 패턴(S)과 잡음이 있는 입력 패턴(S')간의 유사성을 계산하는 수식은 다음과 같다.

$$\text{similarity} = \frac{\|S \wedge S'\|}{\|S'\|} \quad (5)$$

유사성인 similarity의 값이 가장 큰 값을 갖는 입력 패턴에 대해서는 패턴을 복원하기 위하여 출력층의 출력값을 다음과 같이 계산한다.

$$Y = S' \wedge W \quad (6)$$

IV. 실험 및 결과분석

본 논문에서 제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 Pentium-4 2.0 GHz의 CPU와 256 RAM이 장착된 IBM 호환 PC상에서 Visual C++ 6.0으로 구현하였다. 본 논문에서 제안한 방법과 기존의 퍼지 연상 메모리의 영상복원 성능을 평가하기 위하여 그레이 스케일 영상 3개를 이용하여 실험하였다.

실험에 사용된 영상은 원본 영상은 그림 3과 같고 잡음 영상은 그림 4와 같다.



그림 3 실험에 사용된 원본 영상



그림 4 실험에 사용된 잡음 영상



그림 5 기존 방법의 실험 결과

제안된 방법의 실험 결과는 그림 6과 같다.



그림 6 제안된 방법의 결과 영상

실험 결과에서 알 수 있듯이 기존의 방법은 결과 영상이 입력되는 잡음 영상과 상관 없이 입력 영상들을 모두 섞어 놓은 듯한 영상으로 모두 동일하게 나와 정확히 영상 복원이 되지 않았다. 그러나 제안된 방법에서는 완벽하지는 않지만 원본 영상에 근접하게 영상 복원이 되었다.

V. 결 론

신경 회로망에서 영상 메모리(Associative Memory)는 주어진 자료에 대해 정보를 저장하고 복원하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 학습된 영상의 정확한 분류와 왜곡된 영상의 복원 및 분류를 위해 기존의 퍼지 연상 메모리 알고리즘을 개선하였다. 동질 연상 메모리를 갖는 퍼지 연상 메모리는 학습 데이터와 학습 원본과 같은 입력에 대해 우수한 복원 성능을 보이나 학습 데이터의 수가 증가할수록 왜곡된 입력에 대해 정확히 출력할 수 없고 복원 성능도 저하된다. 따라서 본 논문에서는 학습된 영상의 정확한 분류와 왜곡된 영상의 복원 및 분류를 위해 기존의 퍼지 연상 메모리 알고리즘을 개선하였다. 실험에서 알 수 이 있듯이 기존의 방법보다 제안된 퍼지 연상 메모리가 영상의 복원에서 효율적인 것을 확인하였다.

참고문헌

- [1] A. S. Pandya, Pattern Recognition with Neural Networks in C++, IEEE PRESS, 1995.
- [2] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. Beale, Neural Network Design, PWS Publishing Company, 1996.
- [3] 신윤철, 박용훈, 강훈, “설룰라 신경회로망의 영상 메모리를 이용한 영상 패턴의 분류 및 인식 방법, 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 13권 2호, pp.154-162, 2003.
- [4] V. B. Rao and H. V. Rao, C++ Neural Networks and fuzzy Logic, MIS Press, 1993.
- [5] T. Yamaguchi, C. Dayang, Y. Takeda, J. Jing, "Intention Recognition Using Case-Based Learning in Human Vehicle, Proceedings of ISIS, pp.110-113, 2003.