

영상처리를 위한 퍼지화된 대각형

Recurrent 신경망에 관한 연구

*변오성, 이철희, 문성룡
원광대학교 공과대학 전자공학과
전북 익산시 신룡동 344-2
전화 : 0653-850-6883, 팩스 : 0653-855-1798

A study on the fuzzified Diagonal Recurrent Neural Networks for the Image Processing

*Oh-Sung Byun, Cheul-Hee Lee, Sung-Ryong Moon
Dept. of Electronic Engineering Wonkwang University
344-2 shinyong_dong Iksan City Chonbuk 570-749 Korea
E-mail : srmoon@wonnms.wonkwang.ac.kr

Abstract

In this paper, we could analyze and compare with the generalized Recurrent neural networks and the Recurrent neural networks applying the fuzzy. The total system is digitalized in order to be filtering the image, and the fuzzy is applied to the generalized Recurrent in order to be fast the operation speed. So the fuzzified Recurrent neural networks are completely removed to the included noise in the image, and could converge on a certain value as controlling the weight and iteration frequency corresponding to the desired target value. Also, that values are compared and analysed using MSE and PSNR. When applying to the image which is included to the noise in the generalized Recurrent and the Recurrent applying the fuzzy, the Recurrent applying the fuzzy is shown the superiority at the noise and the fixed convergence part through MSE and PSNR in the computer simulations.

I. 서론

수많은 필터링 영상 처리 분야에서, 원 영상에서 잡음을 제거한 후 원 영상에 가깝도록 복원하기 위한 알고리즘 중에서 신경망에 많은 관심이 집중되고 있다. 그러나 신경망을 이용한 영상 필터는 단순한 Feedforward 구조를 가지게 함으로서 가중치 및 반복요소들이 요구되는 것은 많은 계산량과 시간이 필요하다는 것을 의미한다. 그리고 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 신경망 구조가 전체 폐회로를 구성하도록 하며, 또한 신경망의 출력이 신경망의 입력으로 사용하는 것이다.[1, 2]

본 논문에서는 수학적 계산량 및 복잡성과 계산량의 크기를 해결하기 위하여 역전파 알고리즘의 한 응용 분야인 일반적인 대각선 Recurrent 구조에 퍼지 알고리즘을 적용한 신경망을 유추하였다. 또한 Recurrent 신경망의 gradient 계산을 시간과 공간을 통하여 복잡한 역전파 규칙을 포함하게 되고, 원영상에 가까운 영상을 복원하는데 목적을 두고 구현된 것이다. 따라서 본 논문에서는 일반적인 대각선 Recurrent 신경망과 퍼지를 적용한 Recurrent 신경망을 영상에 적용하였으며, MSE와 PSNR을 통하여 서로 비교 분석한다. 또한 입력층과 출력층을 갖는 2층 구조의 일반적인 Recurrent 신경망과

퍼지를 적용한 퍼지 Recurrent 신경망을 10%, 20%, 30%, 40% 잡음이 포함된 영상에서 잡음을 제거하는 컴퓨터 모의 실험을 하고, 그 결과 퍼지를 적용한 퍼지 Recurrent 신경망이 일반적인 Recurrent 신경망보다 잡음제거와 영상의 복원에 대해 아주 우수함을 제시한다.

II. 일반적인 Recurrent 신경망 구조

일반적인 신경망의 수학적 모델은 식 (1)과 같다.

$$\begin{aligned}
 y(k) &= f(O(k)) \\
 O(k) &= W_O^T X(k) \\
 X(k) &= f(S(k)) \\
 S(k) &= W_I^T U(k) + \sum_p W_{Dp}^T X(k-p) \quad (1)
 \end{aligned}$$

여기서, $f(x)$ 는 신경망 회로에서 말하는 sigmoid함수를 의미한다. 그리고 $y(k)$ 는 신경망 회로의 출력이고, $O(k)$ 는 신경망 회로의 출력층의 Sigmoid 함수로 들어오는 은닉층의 가중치 합을 나타낸다. 또한 $X(k)$ 는 신경망 회로 은닉층의 출력을 나타내고, $S(k)$ 는 은닉층으로 들어오는 가중치의 합을 나타낸다.

다른 말로 나타내면, $S(k)$ 는 외부 입력의 가중치 합과 내부 입력 즉 Feedback된 자체 입력의 가중치 합으로 구해진다. 또한 $W_O \in R^{N_o \times N_h}$ 는 신경망 회로 출력층의 가중치이고, $W_I \in R^{N_h \times N_i}$ 는 입력층의 가중치를 나타낸다. 그리고 $W_D \in R^{N_h \times N_h}$ 는 은닉층이 가지고 있는 Feedback된 입력들이 가지는 가중치 행렬이고, 이 가중치의 크기는 정해진 값 이하로 제한된다. 여기서 N_i 는 입력층 노드들의 개수이고, N_h 는 은닉층 노드들의 개수, N_o 는 출력층 노드들의 개수이다. 이때 j 번째 은닉층의 구조를 아래의 그림 1과 같이 나타냈다. 그리고 수학적인 모델에서 볼 수 있듯이 일반적인 신경망 회로는 동적 Mapping 성질을 가지고 있다. 이는 일반적인 신경망 회로가 가지고 있는 되먹임 회로에 기인한다. 이는 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y(k) = f \left[\sum_{i=1}^{N_i} W_i^I f \left[\sum_{j=1}^{N_h} [W_j^U U_j(k) + \sum_{p=1}^{N_h} W_j^D X_j(k-p)] \right] \right] \quad (2)$$

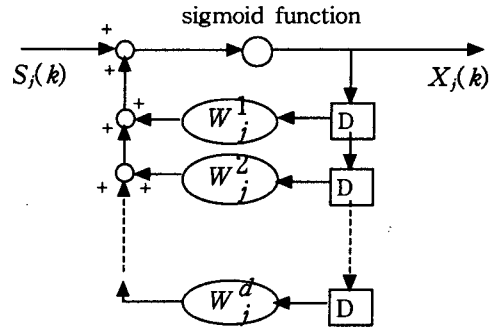


그림 1. 일반적인 신경망 회로의 j 번째 은닉층의 구조

Fig. 1 The j th hidden layer structure of the generalized neural networks

위의 식 (2)에서, 식 (1)에서 주어진 신경망 회로는 주어진 입력에 대해 동적 Mapping 성질을 가진다.

여기서 입력을 $U(k) = \{r(k), u(k)\}$ 라고 가정한다. 또한 $r(k)$ 는 주어진 시스템의 출력이고, $u(k)$ 는 시스템의 입력을 의미한다. 그리고 신경망 회로의 입력 또한 $u(k)$ 가 된다. 그래서 신경망 회로는 입력이 2개이고, 출력이 1개라고 가정한다. 그리고 식(2)를 다시 정리하면, 식(3)과 같다.

$$y(k) = f(r(k), u(k)); 1 \leq k \quad (3)$$

식(3)에서와 같이 일반적인 신경망 회로는 현재의 입력 출력 값들은 물론 전의 입력 출력 값들에 대한 함수라 할 수 있다. 즉 일반적인 신경망 회로는 동적 시스템을 근사화할 수 있다.

III. 퍼지를 적용한 제안된 Recurrent 신경망

입력 연산에 퍼지 연산자로 대신하여 전체적인 모의 실험 결과가 원하는 영상에 수렴하도록 하는 기능을 가지고 있다. 퍼지 소속함수에는 사다리꼴 소속함수와 삼각형 소속함수, 하이브리드 소속함수 등 여러 가지가 있는데, 가장 성능이 우수한 하이브리드 소속함수를 적용하여 보다 우수한 영상을 복원하기 위함이다. 간단히 하이브리드 퍼지 소속함수의 규칙 및 파라미터를 다음과 같이 나타내었다.[5, 6]

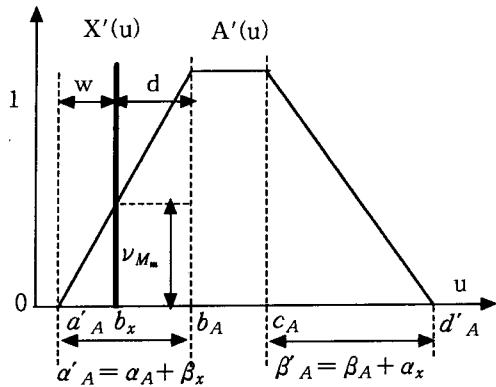


그림 2. 하이브리드 퍼지 소속 함수

Fig. 2 The hybrid fuzzy membership function

여기서 $X' = X'(u) = \wedge_c(u; 0, b_x, 0)$ 은 비퍼지 단일 변수이고, $A' = A'(u) = \Pi_s(u; a'_A, b_A, c_A, \beta'_A)$ 는 하이브리드 방식이다. 퍼지 결합의 직접적인 계산은 하이브리드 방식의 레벨 A' 에 대한 Π_s 를 이용하여 간단하게 결합될 수 있다.

$$A' = A'(u) = \Pi_s(u; a'_A, a'_A, \beta'_A, d'_A)$$

여기서
$$\begin{aligned} a'_A &= b_A - a'_A \\ d'_A &= c_A + \beta'_A \end{aligned} \quad (4)$$

결합 ν_{M_m} 의 계산은 식 (5)의 경우이다.

$$\nu_{M_m} = \begin{cases} b_x \leq a'_A \text{ 혹 } b_x \geq d'_A \rightarrow 0, \\ a'_A + a'_A \leq b_x \leq d'_A - \beta'_A \rightarrow 1, \\ b_x < a'_A + a'_A \rightarrow (b_x - a'_A) / a'_A, \\ b_x > d'_A - \beta'_A \rightarrow (d'_A - b_x) / \beta'_A \end{cases} \quad (5)$$

IV. 모의실험

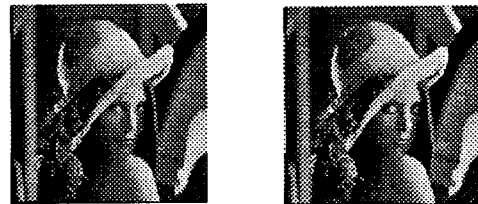
역전과 알고리즘과 같이 처음 입력 값의 결과가 다시 처음의 입력으로 되돌아가는 feedback 개념을 가지고 복잡한 구조를 간단하게 만들기 위한 Recurrent 알고리즘을 이용하여 영상 필터링을 하기 위해 하이브리드 퍼지 소속함수와 결합하여 구성하였으며, 또한 잡음이 많이 포함된 영상에 대해서 우수한 성능을 보였다. 그리고 구조가 거의 같은 역전과 알고리즘 보다 필터링이 우수하고 일반적인 Recurrent 알고리즘보다 퍼지를 적용한 Recurrent 알고리즘이 잡음 영상에 더 우수한 복원 능력

을 보였음을 모의 실험을 통하여 확인하였다. 모의 실험은 원 영상에 10%, 20%, 30%, 40%의 잡음을 넣고 일반적인 Recurrent 필터와 퍼지를 적용한 Recurrent 필터를 이용하여 필터링 한 후 이 영상을 MSE와 PSNR을 통하여 비교하였다. 그림 3은 lena의 원 영상이고, 그림 4(a), 그림 5(a)는 10%, 30% 잡음을 포함한 영상에서 일반적인 Recurrent 필터를 적용한 후 영상이고, 그림 4(b), 그림 5(b)는 퍼지 Recurrent 필터를 적용한 후 영상이다. 그리고 표 1은 일반적인 Recurrent와 퍼지 Recurrent를 필터로 이용한 후 원 영상과 비교한 MSE와 PSNR을 각각 표로 나타낸 것이다. 그리고 그림 6은 각 영상에 대한 MSE와 PSNR을 그래프화 한 것이다. 여기서 알 수 있듯이 일반적인 Recurrent 필터보다 퍼지를 적용한 Recurrent 필터가 잡음을 제거하는 성능이 일반적인 Recurrent 필터 보다 더 우수함을 확인할 수 있었다. 또한 퍼지를 적용한 Recurrent 필터는 일정하게 많은 잡음이 포함 될수록 더 강한 복원 및 일정한 원 영상 부분으로 수렴하는 현상을 보이고, 일반적인 Recurrent 필터에 비해 잡음 제거에 우수한 성능을 보였다.



그림 3. Lena의 원 영상

Fig. 3 The original image of Lena



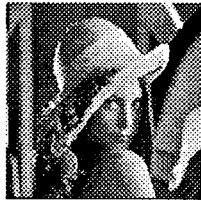
(a) Recurrent 필터를 적용한 영상 (b) 퍼지 Recurrent 필터를 적용한 영상
(a) The image applying the Recurrent filter (b) The image applying the fuzzy Recurrent filter
그림 4. Lena 영상에 10% 잡음을 포함한 영상에서 필터링 한 후 영상

Fig.4 The images after filtering in the image which is included the 10% noise to lena image



(a) Recurrent 필터를 적용한 영상

(a) The image applying the Recurrent filter
그림 5. Lena 영상에 30% 잡음을 포함한 영상에서 필터링 한 후 영상



(b) 퍼지 Recurrent 필터를 적용한 영상

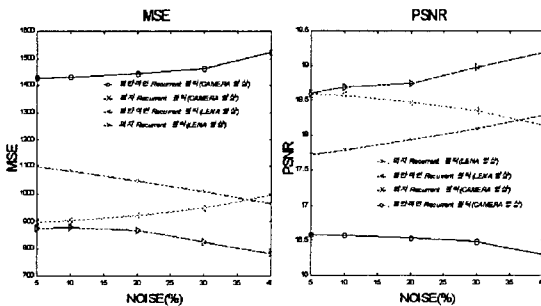
(b) The image applying the fuzzy Recurrent filter
그림 5. Lena 영상에 30% 잡음을 포함한 영상에서 필터링 한 후 영상

Fig.5 The images after filtering in the image which is included the 30% noise to lena image

표. 1 퍼지 Recurrent 필터와 일반적인 Recurrent 필터의 MSE와 PSNR (Lena 영상)

Table 1. MSE and PSNR of the fuzzy Recurrent filter and the generalized Recurrent filter

| 잡음 | 알고리즘 | | 퍼지 Recurrent | | 일반적인 Recurrent | |
|--------|----------|---------|--------------|---------|----------------|------|
| | MSE | PSNR | MSE | PSNR | MSE | PSNR |
| 10% 잡음 | 879.6688 | 18.6876 | 903.7251 | 18.5784 | | |
| 20% 잡음 | 869.3728 | 18.7387 | 924.5792 | 18.4714 | | |
| 30% 잡음 | 823.9971 | 18.9715 | 950.0735 | 18.3532 | | |
| 40% 잡음 | 782.9864 | 19.1933 | 997.7896 | 18.1404 | | |



(a) 각 영상에 대한 잡음 별 MSE

(a) Each noise MSE for each image

(b) 각 영상에 대한 잡음 별 PSNR

(b) Each noise PSNR for each image

그림 6. 각 영상에 대한 MSE와 PSNR의 그래프

Fig. 6 MSE and PSNR graph for each images

V. 결론

퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터는 신경망 모델의 복잡한 구조를 간단하게 하고, 또한 feedback 구조를 가지고 있으며, 그리고 복잡한 대수학적 규칙을 가지

고 있다. 그래서 퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터는 이미지의 복잡한 연산처리에 효과적임을 알 수 있었다. 그리고 퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터와 일반적인 Recurrent 필터를 잡음이 포함된 영상에 적용하여 잡음을 제거한 후 이 영상을 모의 실험을 통하여 비교 분석하였다. 그리고 퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터는 잡음이 많이 포함 될수록 일정한 원영상에 가깝도록 수렴하는 현상을 볼 수가 있었고, 또한 일반적인 Recurrent 필터보다 퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터가 영상에서 잡음을 제거하는 성능이 우수함을 MSE와 PSNR을 통하여 확인하였다.

앞으로 퍼지 소속함수를 적용한 Recurrent 필터는 동영상과 화상처리, 영상을 이용한 통신 분야에 적용할 수 있도록 개선해야할 부분이 남아 있고, 또한 화상처리 및 동영상에 적합한 필터를 연구하는 것이 시급한 문제로 남아 있으며, 또한 이러한 영상 처리에서 전체적인 구조를 줄이고, 복잡한 구조를 단순화하는 방법을 이용하여 동화상 처리, 패턴 분류 등 여러 분야에 적용할 수 있리라 사료된다.

참고 문헌

- [1] C. C. Ku and K. Y. Lee, "Diagonal Recurrent neural networks for dynamic systems control", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 6, No. 1, pp. 144-156, 1995.
- [2] S. Ong, C. You, S. Choi and D. Hong, "A decision feedback Recurrent neural equalizer as an infinite impulse response filter", IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 45, No. 11, pp. 2851-2858, 1997.
- [3] S. Y. Kung, "Digital Neural Networks", Prentice Hall, International, Inc., pp. 203-236.
- [4] L. Jin, P. N. Nikiforuk and M. M. Gupta, "Absolute Stability Conditions for Discrete Time Recurrent Neural Networks", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 5, No. 6, Nov. 1994.
- [5] 최선근, 변오성, 이철희, 조수형, 문성룡, "퍼지소속함수에 따른 FDNN 성능 분석", 한국 통신학술 발표회, pp. 1476-1480, 11. 1998.
- [6] Abraham Kandel, Gideon Langholz, "Fuzzy Hardware", Kluwer Academic Publishers, 1998.