

뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터 연구

A Study on the Image Filter using Neuro-Fuzzy

변오성, 이철희, 문성룡, 임기영

Oh S. Byun, Chol H. Lee and Sung R. Moon, Gi Y. Lim

원광대학교 전자공학과

ABSTRACT

In this paper, it study about the image filter applied the hybrid fuzzy membership function to the neuro-fuzzy system. Here, this system applys the genetic algorithm in order to obtain the optimal image as the iteration carry for making the data value in the error. It is removed the included noise in an image using the proposed image filter and compared the proposed image filter performance with the other filters using MATLAB. And it is found that the proposed filter performance is superior to the other filters which has the similar structure through the images. To show the superior ability, it is compared with MSE and SNR for images.

Keyword : Neuro-Fuzzy, 하이브리드 소속함수, 유전알고리즘

1. 서 론

다양한 정보의 매체들이 컴퓨터, 집적회로, 통신 및 신호처리 기술의 발달과 더불어 멀티미디어의 시대가 열리게 되었다. 또한 영상신호는 색(Color)성분이 추가로 포함될 수 있기 때문에 보다 많은 정보량은 물론, 처리, 전송, 저장을 하는데 시간과 비용이 수반되며, 또한 형성, 전송, 혹은 저장되는 과정에서 변형, 화질의 열화로 인하여 손실된 정보의 복원과 화질 개선에 대한 노력이 집중되고 있다. 그 중에서 화상통신 및 IMT2000등의 정보통신 분야의 기술 발전은 다른 학문 분야의 발전보다 더욱 빠른 속도로 실생활에 적용되고 있으며, 이런 다양한 정보의 매체들은 컴퓨터 네트워크와 멀티미디어 기술로 인하여 최근 급격한 속도로 우리 실 생활에 적용되고 있다. 멀티미디어 분야에서 연구 개발되는 것은 실제 응용에서 직접 사용할 수 있는 것이고, 또 더욱 편리한 환경을 만들기 위해서 개발되고 있다. 이런 급진전한 멀티미디어에서 개선해야 할 분야 중 영상처리를 하는 과정에 손실된 정보의 복원문제와 화질문제, 영상의 속도개선 문제 등 여러 가지가 있다. 그래서 많은 연구자들이 우수한 정보의 복원과 화상처리기술 및 속도를 개선시키기 위해 연구를 하고 있다[1~3]. 영상처리 응용에 있어서 효과적으로 임펄스(Impulse) 잡음을 제거할 수 없으며, 신호에 종속된 잡음이 존재 할 때는 성능이 저하된다. 본 논문에서는 하이브리드 퍼지 소속함수를 적용한 뉴로-퍼지를 적용하고, 최적의 승리자를 찾기 위한 방법인 유전자 알고리즘을 적용함으로써 잡음,

에지 부분의 보상 및 복원을 위한 새로운 구조의 필터를 구현한다.

2. 뉴로-퍼지 알고리즘

기존의 신경망에서 발생하는 많은 문제점들은 퍼지집합 이론과 신경망 이론의 결합으로 인해 효과적으로 해결되었다[4,5]. 이러한 알고리즘의 결합을 구현하기 위하여, 기존 신경망모델은 그림 1과 같이 변형된 뉴로-퍼지 모델로 재구성된다. 본 논문에서 각 층은 하이브리드 퍼지 연산을 수행하였으며, n개 Singletons m_1, \dots, m_m 을 가진 규칙은 3층 신경망을 나타내고, 이것을 그림 1과 같다. 그러나 소속경사도 계산, 최소 연산과 정규화는 5층 구조의 결과로 다른 층으로 분리된다. 비퍼지화 블록 안에서 가중치의 정규화와 하이브리드 퍼지 셀 안으로 퍼지 연산의 통합으로 3층 구조인 퍼지 신경망을 적용하였다.

- 1 층 : 소속 그레이드 계산과 최소 결합.
- 2 층 : 일치된 소속 그레이드를 가진 한 개의 가중.
- 3 층 : 합을 수행.

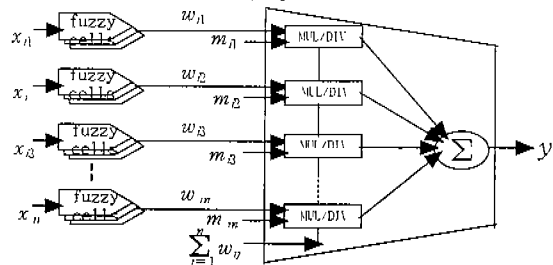


그림 1. 뉴로-퍼지 시스템
Fig. 1 Neuro-Fuzzy System

여기서 적용된 하이브리드 퍼지 소속함수는 그림 2와 같다. 여기서 $X' = X'(u) = \wedge_c(u; 0, b_x, 0)$ 은 비퍼지 단일 변수이고, $A' = A'(u) = \Pi_s(u; a'_A, a'_A, \beta'_A, d'_A)$ 이다.

하이브리드 퍼지 소속함수의 ν_{M_m} 은 식(1)과 같다.

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

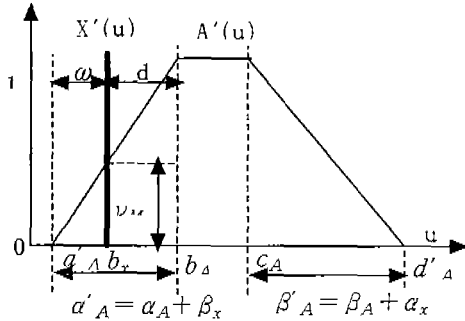


그림 2. 하이브리드 퍼지 소속 함수
Fig. 2 The hybrid fuzzy membership function

그리고 데이터값을 오차이내 값으로 만들기 위해 반복 수행을 하여 최적의 영상을 얻기 위해 유전알고리즘을 적용하였는데 이는 파라미터 집합을 나타내는 코드화된 문자열 집단에서 동작하며 재생, 교배와 돌연변이는 새로운 문자열 집단을 만들어내기 위해 연속적으로 문자열 집단에 적용된다. 이들 연산자는 난수 발생, 문자열 복제와 부분 문자열 교환이라는 단순한 형태이지만 그 단순성에도 불구하고 뛰어난 탐색기능을 발휘하는데 이는 어떤 문자열 위치에서 유사한 문자열 부분집합에 의하여 설명된다. 문자열로 이루어진 집단내에 포함된 유사한 문자열은 재생, 교배, 돌연변이 하에서 다음 세대에서 식 (2)에 정의된 수만큼 복제된다.

$$m(H, t+1) \geq m(H, t) \frac{f(H)}{f} (1 - p_c \frac{\delta(H)}{L-1} - O(H)p_m) \quad (4)$$

여기서 $m(H, t)$ 는 시간 t 에서 집단내의 유사한 문자열 H 의 수, $f(H)$ 는 시간 t 에서 유사한 문자열 H 의 평균 적합도, f 는 전체 집단의 평균 적합도, $O(H)$ 는 문자열에서 0과 1의 자리 수, $\delta(H)$ 는 유사한 문자열 길이, L 은 문자열의 길이, p_c , p_m 은 각각 교배율과 돌연변이율이다. Holland는 이를 내재적 병렬성(Implicit Parallelism)이라 불렀다. 이러한 내재적 병렬성은 유전 알고리즘이 다양한 최적화 문제에 효과적으로 적용될 수 있도록 해준다. 3개의

유전 연산자를 사용한 단순 유전알고리즘은 초기 파라미터 집단을 임의로 발생하고 적합도에 비례하는 수의 문자열을 재생 연산자에 의해 교배풀 안으로 복제한다. 교배풀 안으로 재생된 문자열은 교배 연산자와 돌연변이 연산자에 의해 새로운 문자열을 발생하고 이 과정이 진행됨에 따라 집단은 보다 적합한 문자열로 구성된다[6,7]. 본 논문에서는 최적의 영상을 얻기 위하여 다음과 같은 절차를 적용하였다. [단계 1] 개체부분에서 퍼지 평가블록 영상과 비퍼지화 블록에서 각각 3x3 영상을 입력으로 받는다. [단계 2] 교배에서는 두 염색체의 일부를 서로 교환한다(3bit). [단계 3] 교배된 두 염색체에서 일부를 변이 한다(1bit). [단계 4] 돌연 변이를 적용한 염색체의 적합도를 계산한다. [단계 5] 새로운 개체를 형성하여 이것을 집합부분에 삽입하고, 최적의 값이 나올 때까지 단계 2에서 단계 4까지 반복을 한다. 그림 3은 위의 설명을 그림으로 간단히 나타낸 것이다.

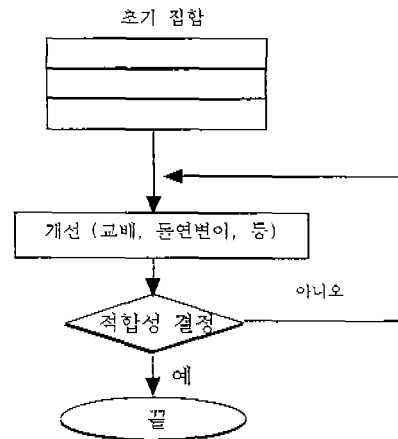


그림 3. 유전자 알고리즘의 흐름도
Fig. 3 A flow of the Genetic Algorithm

3. 뉴로-퍼지를 이용한 필터 구조

식(1)을 이용하여 하이브리드 퍼지 소속 함수를 적용하였는데, 만약 I 가 퍼지 구간이라면, $y_E(\cdot)$ 에 의해서 나타나는 퍼지 평가자 E 는 식 (3)에 의해서 산출된다.

$$y_E(X(i, j)) = \frac{X(i, j) * x(i, j)}{\nu_{M_m}} \quad (3)$$

$$= \frac{\sum_{k=\frac{n_1-1}{2}}^{\frac{n_1-1}{2}} \sum_{l=\frac{n_2-1}{2}}^{\frac{n_2-1}{2}} \nu_{M_m}(x(i+k, j+l)) * x(i+k, j+l)}{\sum_{k=\frac{n_1-1}{2}}^{\frac{n_1-1}{2}} \sum_{l=\frac{n_2-1}{2}}^{\frac{n_2-1}{2}} \nu_{M_m}(x(i+k, j+l))}$$

여기 $X(i, j)$ 는 (i, j) 에서 n_1, n_2 샘플 행

렬 중심이고, $(i+k, j+l)$ 은 퍼지 구간 하이브리드의 입력 $(i+k, j+l)$ 에 대한 소속 함수의 경사도이다. 여기서 $h(i, j)$ 는 $n_1 \times n_2$ 샘플행렬에 의한 임펄스 응답형식인 컨벌루션(convolution) $h(i, j) * x(i, j)$ 을 나타내며, 수거노형태(Sugeno type) 퍼지규칙의 퍼지평균을 나타낸 식(4)은 다음과 같다.

IF

$x(i-n_1, j-n_2)$ 은 f , $x(i-n_1, j-n_2+l)$ 은 f , ...,
 $x(i-n_1, j+n_2)$ 은 f ,
 $x(i-n_1+l, j-n_2)$ 은 f , $x(i-n_1+l, j-n_2+l)$ 은 f , ...,
 $x(i-n_1+l, j+n_2)$ 은 f ,

 $x(i+n_1, j-n_2)$ 은 f , $x(i+n_1, j-n_2+l)$ 은 f , ...,
 $x(i+n_1, j+n_2)$ 은 f

THEN

$$\bar{y}(i, j) = \frac{h(i, j) * x(i, j)}{N_f} = \frac{\sum_{k=-n_1}^n \sum_{l=-n_2}^n \mu(x(i+k, j+l)) \times x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-n_1}^n \sum_{l=-n_2}^n \mu(x(i+k, j+l))} \quad (4)$$

그리고 하이브리드 퍼지화된 픽셀 값은 신경망 과정에 입력으로 교사학습을 이용하여 어느 일정한 값 이내로 책정한 후, 출력으로 나온 이 값이 비퍼지화 과정을 통하여 퍼지화된 데이터에서 원래 값을 찾기 위하여 입력 25개의 픽셀 값을 퍼지화하고, 식 (4)에서 하이브리드 퍼지집합인 비퍼지화에 대한 규칙의 추론 결과를 계산한다. 식(3)을 이용하여 오차가 가장 적은 출력 값을 얻기 위해서 평가자 값을 구한다. 퍼지함수의 양자화를 거쳐 퍼지화된 데이터는 신경망을 거친 후 퍼지 평균 연산을 통하여 비퍼지화되고, 유전자 결정 블록으로 평가자 결과 값과 같이 전송된다. 유전자 블록에서 비퍼지화된 데이터들과 평가자 값은 서로의 값을 비교연산 한 후, 그 결과는 가장 작은 오차 값을 선택한다. 평가자와 비퍼지값을 교배 및 돌연변이 연산자를 이용하여 최적의 값을 선택하는 방식을 채택했다. 그 결과는 유전자 블록을 거치게 되는데 비퍼지값을 오차 이내로 접근하도록 연산과정을 수행한다. 뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터의 구조는 신경구조에 입력된 퍼지 값은 신경망의 AND와 OR 연산자에 의해 오차가 가장 작은 값을 얻는다. 그리고 신경망의 출력 값은 비퍼지화 과정에 입력되어 퍼지 평균 연산 식(4)을 통하여 비퍼지화 과정을 수행하였고, 퍼지 평가블록의 출력값과 같이 유전자 블록에 입력으로 된다. 여기 유전자 블록에서는 입력된 비퍼지화 값은 최적의 값을 얻기 위하여 교배 및 변이를 취한 후, 일정한 오차 이내로 접근하도록 연산과정을 수행한다. 그림 4는 뉴로-퍼지를 이용한 필터의 전체 구조이다.

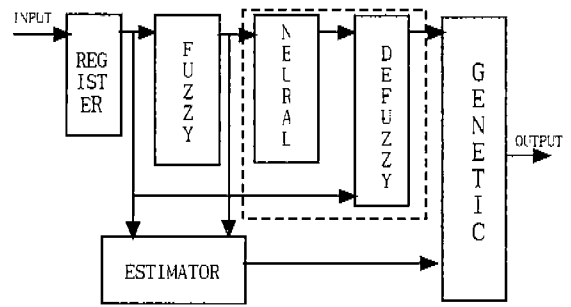


그림 4. 뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터 구조
 Fig. 4 The image filter structure using neuro-fuzzy

4. 평가 분석

본 논문은 뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터에 대한 모의 실험의 결과를 MSE와 SNR을 통하여 분석을 하였다. 그림 5는 보트의 원 영상이고, 그림 6은 10%의 잡음을 포함한 FDNN과 뉴로-퍼지를 이용한 필터의 결과 영상으로써, 그림 6(a)보다 그림 6(b)가 약 0.065정도 MSE가 적음을 알 수 있다. 그림 7은 20%의 잡음을 포함한 영상에 각각의 알고리즘을 적용한 영상의 결과로 뉴로-퍼지를 이용한 필터의 결과 영상이 약 0.087정도의 MSE가 적음을 알 수 있었다. 모의 실험 결과에서 뉴로-퍼지를 이용한 필터의 결과가 FDNN을 적용한 결과 보다 우수함을 보였다. 그리고 그림 8과 그림 9는 10 ~ 40% 잡음이 포함된 보트 영상과 lena 영상에 메디안 필터, OC, FDNN, 뉴로-퍼지를 이용한 필터를 적용하여 얻은 결과 영상을 MSE와 SNR을 이용하여 비교한 결과 그래프이다. 여기서 뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터가 메디안 필터, OC, FDNN보다 모의 실험에서 성능이 우수함을 보였고, 또한 다른 필터들 보다 잡음제거와 복원에 우수함을 실험을 통하여 알 수 있었다.

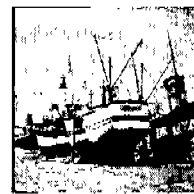


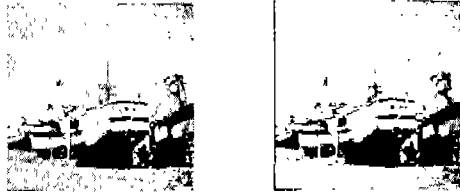
그림 5. 보트의 원 영상
 Fig. 5 The original boats image



그림 6. 10% 잡음을 포함한 보트의 결과 영상
 ((a) FDNN을 적용한 영상, (b) 뉴로-퍼지를 이용한

영상 필터를 적용한 영상)

Fig. 6 The result images of the boats included a 10% noise((a) The image to which is applied FDNN (b) The image to which is applied the image filter using neuro-fuzzy)



(a) (b)

그림 7. 20% 잡음을 포함한 보트의 결과 영상 ((a) FDNN을 적용한 영상, (b) 뉴로-퍼지를 이용한 영상 필터를 적용한 영상)

Fig. 7 The result images of the boats included a 20% noise((a) The image to which is applied FDNN (b) The image to which is applied the image filter using neuro-fuzzy)

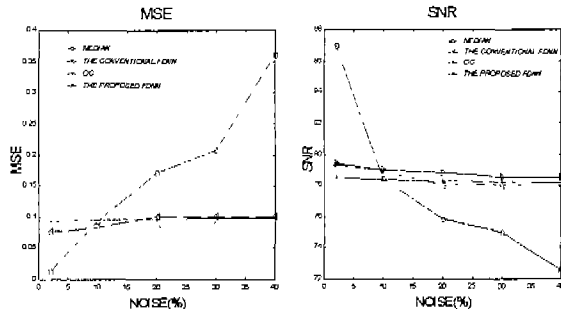


그림 8. 보트 영상의 MSE와 SNR 결과 그래프
Fig. 8 The MSE and SNR result graph for the boats images

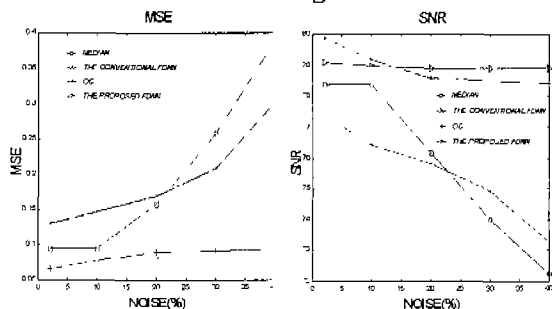


그림 9. Lena 영상의 MSE와 SNR 결과 그래프
Fig. 9 The MSE and SNR result graph for the Lena images

5. 결 론

본 논문에서는 임의의 데이터가 입력되면 기준 영상 중에서 유사도가 가장 큰 영상을 찾아 국부 승리자를 선택하고, 국부 승리자 중에서 전체 승리자를 선택하여 최종 출력을 얻는 계층적 FDNN에 뉴로-퍼지를 이용한 새로운 영상 필터를 연구하였다. 모의 실험 결과에서 새로운 필터는 10%이상의 잡음 영역에서 FDNN 뿐만

아니라 다른 필터의 성능 보다 우수함을 확인하였다. 특히 미세 정보 영역에서 제안된(뉴로-퍼지) 영상필터는 다른 필터에 비해 우수함을 보였고, 그리고 보트 영상과 lena 영상을 통하여 MSE와 SNR을 비교하였다. 보트 영상에 대해서 FDNN보다 제안된 영상필터를 적용한 결과 보트영상에 대해서 약 0.057 ~ 0.087 정도의 오차가 발생하고, OC와는 약 0.007 ~ 0.014 정도의 오차가 발생한다. 또한 lena 영상에 대해서는 약 0.002 ~ 0.011 정도의 오차가 발생하고, OC와는 약 0.008 ~ 0.014 정도의 오차가 발생하여 뉴로-퍼지를 이용한 필터의 영상이 더 우수함을 알 수 있었다. 제안된 필터의 보트 영상에 대한 전체적인 MSE의 증가는 약 0.002 정도 그리고 lena 영상에 대한 전체적인 MSE의 증가는 약 0.016 정도가 발생하였다. 새로운 영상필터가 FDNN과 다른 필터들 보다 잡음제거와 최적의 영상복원에 우수함을 본 논문의 실험을 통하여 알 수 있었다.

앞으로 뉴로-퍼지를 이용한 새로운 영상필터를 적용하여 칼라 영상 및 패턴 인식, 에지 검출 등에 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1] C-S Lee, Y-H Kuo. "Three dimensional weighted Fuzzy mean filters for color image filtering", Proceeding of international Joint conference of CFS/IFIS/SOFT'95 ON Fuzzy Theory and Applications, world scientific Process, pp. 423-428.
- [2] Chao-Lieh Chen, Chang-Shing Lee and Yau-Hwang Kuo. "Design of high speed weighted fuzzy mean filters with generic LR fuzzy cells", IEEE, 1996.
- [3] C-S Lee, Y-H Kuo and P-T Yu. "Weighted fuzzy mean filters for heavy-tailed noise removal", Proceedings of ISUMANAFIPS'95, IEEE CS Press, pp. 601-606.
- [4] S. Y. Kung, J. N. Hwang, "Parallel architecture for artificial neural nets", In Proceeding IEEE, International Conference on Neural Networks, vol. 2, pp. 165 -172, July 1988.
- [5] S. Y. Kung, J. S. Taur, "Decision based neural networks with signal/image classification application", In Proceeding, IEEE Transactions on neural, networks for signal Processing, 1993
- [6] Koji Yoshida, Masayuki Yamamura and Shigenobu Kobayashi, "Generation Pareto Optimal Decision Trees by GAs", Processing of IIZUKA '96, pp. 854-858.
- [7] I. Hayashi, M. Umamo, T. Maeda, A. Bastian, L.C. Jain, "Acquisition of Fuzzy Knowledge by NN and GA", KBIES '98, pp. 92-101, April, 1998.