

하이브리드 구조를 갖는 FCNN의 영상 에지 검출에 관한 연구

정회원 조수형*, 정사철**

A study on the image edge detection of FCNN with the Hybrid structure

Soo-Hyung Cho*, Sa-Cheol Jeong** *Regular Members*

요 약

하이브리드 방식의 퍼지 소속함수와 삼각형 퍼지 소속함수를 FCNN(Fuzzy Cellular Neural Networks)에 적용하여 결과영상을 비교하였다. 이 방식은 영상에서 잡음을 완전히 제거하고 원 영상에 가장 가까운

결과영상을 얻기 위한 작업이다. 파이프라인 형식을 취한 FCNN은 하드웨어의 크기뿐만 아니라 영상 처리에서 아주 좋은 특성을 가지고 있으며 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN은 완전한 잡음 제거 및 우수한 복원 능력을 갖기 위해 다른 종류의 퍼지 소속 함수를 적용한다.

본 논문에서는 다른 퍼지 소속 함수에 비해 가장 우수한 영상 검출 능력을 가지고 있는 사다리꼴형과 삼각형의 두가지를 합한 하이브리드 방식이 삼각형 퍼지 소속함수에 비해 우수하다는 것을 MSE와 SNR로써 비교하여 하이브리드 방식을 적용한 FCNN이 삼각형 퍼지 소속 함수를 적용한 FCNN보다 영상의 복원 능력이 우수함을 논문에서 확인하였다.

ABSTRACT

The fuzzy membership functions of a hybrid and a triangular method were applied to FCNN, the results of image were compared. The hybrid method perfectly remove noise and was operated to obtain original image. The FCNN of pipe line form have a good characteristic of image as well as a size of hardware in the image process. The FCNN of triangular fuzzy membership function was applied the other fuzzy member function to remove noise and to obtain superior restoration capability. In this paper, the hybrid method of a trapezoidal and a triangular that have capability to detector fine image is superior to triangular fuzzy membership function as SNR and MSE, and certified that the FCNN of hybrid method is superior one of triangular fuzzy membership function in the restoration capability

I. 서론

비선형 방식의 병렬 처리를 할 수 있는 신경망의 주요 특성을 갖고 있는 CNN (Cellular Neural Network)은 영상 처리, 패턴인식, 동화상 처리, 신호처리 등에 응용되고 있으며, 최근 Leon. Chua에 의해서 소개되었다. 신경망을 다른 방법으로 접근시

킨 CNN의 주요 특성은 셀(Processing Unit)을 이웃 셀에 국부적으로 연결 가능하다. 여기서 CNN의 셀 구조는 셀룰러 오토마타(Cellular Automata)와 유사하고 CNN에서 임의 셀은 이웃 셀에 연결되어 있다. 또한 인접된 셀은 다른 셀에 연결되어 있고 직접적으로 연결되지 않은 셀은 CNN의 연속시간 활동의 전달효과 때문에 인접 셀에 의하여 입력값을

* 순천제일대학 전자정보과
논문번호: 99018-0428, 접수일자: 1999년 4월 28일

** 순천제일대학 기계전기제어과

받는다. 그리고 CNN은 잡음제거, 윤곽선 검출, 정보의 복원 등 다양한 기능을 수행할 수 있다.^[1, 2]

CNN을 분류하면 아날로그 가중, 입력, 상태, 출력을 사용하는 동적, 추론적 계산에 의한 기본 CNN, 지연가중을 기본 CNN에 도입하고 아날로그 가중, 입력, 상태, 출력을 사용하는 delay-type CNN, 아날로그 가중, 입력, 상태와 디지털 출력을 사용하는 DTCNN (discrete-time CNN), 퍼지 개념을 기본 CNN에 도입하고 디지털 가중, 입력, 상태, 출력을 사용하는 FCNN(Fuzzy CNN)이 있다^[3-6].

본 논문에서는 FCNN (Fuzzy Cellular Neural Networks)에 삼각형과 사다리꼴 모양의 퍼지 방식을 합하여 사다리꼴 모양을 한 하이브리드 방식의 소속함수를 이용한 퍼지규칙과 삼각형 퍼지 소속함수를 적용하여, 이 두 퍼지 규칙을 적용한 FCNN의 출력영상을 분석한다. 또한 이 두 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN에 가변적 템플릿을 적용하여 잡음제거, 윤곽선 검출의 모의실험을 한 결과를 분석하여 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수를 적용한 가변적 템플릿이 여러 다른 퍼지 소속함수를 적용한 가변 템플릿 보다 영상 특성이 우수함을 확인한다. 그리고 MSE를 이용하여 하이브리드 퍼지 소속 함수와 삼각형 퍼지 소속 함수를 비교하여 그래프로 나타내고자 한다.

II. 퍼지 규칙의 특성

2.1 삼각형 퍼지 소속함수

멤버십 함수는 L-R 퍼지집합 $[m, \alpha, \beta]_{LR}$ 이고, I는 잡음 필터링을 위한 퍼지 평가자를 생산하기 위해 사용된 L-R 퍼지 구간임을 뜻한다. 퍼지 구간 I는 L-R 형태 퍼지 숫자이며, 멤버십 함수는 아래의 식(1)과 같다^[3].

$$\nu_{LR-I}(x) = \begin{cases} L(\frac{m_l - x}{\alpha}) & \text{for } x \leq m_l \\ 1 & \text{for } m_l \leq x \leq m_r \\ R(\frac{x - m_r}{\beta}) & \text{for } x \geq m_r \end{cases} \quad (1)$$

여기에서 L과 R은 형태 함수이고, α, β, ν 는 퍼지 구간에 대한 파라미터이다. L과 R을 가우시안 모양을 갖는다고 가정한다면 식(2)와 같다.

$$\nu_{LR-I}(x) = LR \left[\frac{m_l \nabla x}{\alpha} + \frac{x \nabla m_r}{\beta} \right] \quad (2)$$

여기에서 경계가 다른 연산은 $a \nabla b = \max(a-b, 0)$ 이고, 퍼지 구간 $I = [m_l, m_r, \alpha, \beta]_{LR}$ 로 나타낸다.

기존의 FCNN은 L-R 삼각형 퍼지 소속함수를 적용하였다.

2.2 하이브리드 퍼지 소속함수

FCNN에 적용한 퍼지 소속함수의 규칙은 다음과 같다. 만약 $(X_1$ 은 A^k) 그리고 $(X_2$ 는 A^k) ... 그리고 $(X_n$ 은 A^k)이면, $(Y^k$ 는 B^k)이다. 여기서 $k=1, 2, \dots, r$ 이다^[12].

입력 (X_1, \dots, X_n) 과 출력 (Y^k) 변수는 퍼지이고, 이것은 퍼지집합에 의해 표현된다. 입력 변수 X_i 는 모든 규칙에 적용되고 k에 독립적이다.

A_1^k, \dots, A_n^k 와 B^k 는 퍼지집합에 의해 나타낸다. 여기서 k는 규칙의 수이다. 퍼지 전체의 기본적 형식은 다음과 같다.

$$p: X \text{는 } A \text{이다.}$$

여기서, X는 보통집합 U로 정의된 삼각 퍼지 변수이고, A는 같은 일반적인 사다리꼴 퍼지이다. 이 정리의 ν_{M_n} 은 식(3)에 의해서 Max-Min을 이용하여 계산한다.^[10]

$$\begin{aligned} \nu_{M_n} &= \omega / (\omega + d) = \omega / (\alpha_A + \beta_x) = 1 - d / (\omega + d) \\ &= 1 - d / (\alpha_A + \beta_x) = 1 / (1 + d/\omega) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 d는 $\min(\text{core}(X))$ 와 $\max(\text{supp}(A))$ 사이의 거리이고, ω 는 $\min(\text{supp}(X))$ 와 $\max(\text{supp}(A))$ 사이의 거리이다. α_A 는 Lbound(A)와 같고, β_x 는 Rbound(X)와 같다.

만약 Max-product가 적용되면 ν_{M_n} 은 식(4)에 의해서 얻게된다.

$$\nu_{M_n} = \nu_{M_n}^2 \quad (4)$$

X가 삼각 퍼지 변수 ($b_x = c_x$)일 때, 일반적인 경우로 생각한다. 이 결합 연산은 X가 사다리꼴 변수 ($b_x \neq c_x$)일 때 더욱 일반적인 경우로 확장되어진다.

$$\nu_{M_n} = \left\{ \begin{aligned} &b_x \leq b_A - (\alpha_A + \beta_x) \text{ 즉 } b_x \geq c_A + (\beta_A + \alpha_x) \rightarrow 0 \\ &b_A \leq b_x \leq c_A \rightarrow 1, \\ &b_x < b_A \rightarrow 1 - (b_A - b_x) / (\alpha_A + \beta_x), \\ &b_x > c_A \rightarrow 1 - (b_x - c_A) / (\beta_A + \alpha_x) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

이 함수를 간단히 하기 위해, 식(6)을 적용한다.

$$\begin{aligned} a'_A &= a_A + \beta_x \\ \beta'_A &= \beta_A + \alpha_x \end{aligned} \quad (6)$$

ν_{M_m} 은 다음 식으로 변환된다. $\nu_{M_m} = X$ 는 $A = X'$ 는 A' 이다.

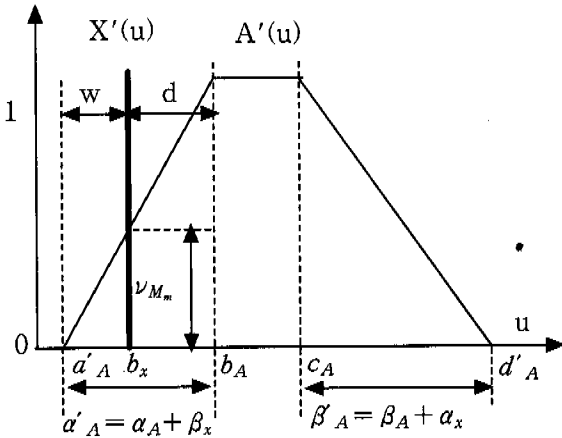


그림 1. 하이브리드 퍼지 소속 함수

여기서 $X' = X'(u) = \wedge_c(u; 0, b_x, 0)$ 은 비퍼지 단일 변수이고, $A' = A'(u) = \Pi_c(u; a'_A, b_A, c_A, \beta'_A)$ 는 하이브리드 방식이다. 그래서 다시 결합함수를 계산하면 식(7)과 같다.

$$\begin{aligned} \nu_{M_m} = \{ & b_x \leq b_A - a'_A \text{ 혹은 } b_x \geq c_A + \beta'_A \rightarrow 0, \\ & b_A \leq b_x \leq c_A \rightarrow 1, \\ & b_x < b_A \rightarrow 1 - (b_A - b_x) / a'_A, \\ & b_x > c_A \rightarrow 1 - (b_x - c_A) / \beta'_A \end{aligned} \quad (7)$$

퍼지 결합의 직접적인 계산은 하이브리드 방식의 레벨 A' 에 대한 Π_s 를 이용하여 간단하게 결합될 수 있다.

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

$$\begin{aligned} \text{여기서} \quad a'_A &= b_A - a'_A \\ d'_A &= c_A + \beta'_A \end{aligned} \quad (8)$$

결합 ν_{M_m} 의 계산은 식(9)의 경우이다.

$$\begin{aligned} \nu_{M_m} = \{ & b_x \leq a'_A \text{ 혹은 } b_x \geq d'_A \rightarrow 0, \\ & a'_A + a'_A \leq b_x \leq d'_A - \beta'_A \rightarrow 1, \\ & b_x < a'_A + a'_A \rightarrow (b_x - a'_A) / a'_A, \\ & b_x > d'_A - \beta'_A \rightarrow (d'_A - b_x) / \beta'_A \end{aligned} \quad (9)$$

III. 하이브리드 방식을 적용한 FCNN을 이용한 에지검출

오일러 누적 알고리즘(euler integration algorithm)을 이용하여 이산 형태의 특성방정식으로 표현할 수 있으며, 보다 더 강력한 이미지 처리를 위한 선형 시변환 템플릿을 갖는 다중 계층적 DTCNN의 순환 알고리즘은 식(10)과 식(11)과 같다.

$$\begin{aligned} x^c_i(k) &= \sum_{d \in N_{c,d}} a^{c,d}_i(k) y^d_i(k) \\ &+ \sum_{d \in N_{c,i}} b^{c,d}_i(k) u^d_i(k) + i^c_i(k) \end{aligned} \quad (10)$$

$$y^c_i(k+1) = f(x^c_i(k)) = \begin{cases} 1 & \text{if } x^c_i(k) \geq 0 \\ -1 & \text{if } x^c_i(k) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

DTCNN 순환 알고리즘 구조에 퍼지연산과 퍼지 템플릿을 적용한 $M \times N$ FCNN의 구조는 식(12)와 같으며, u, x 그리고 y 는 각각 입력, 상태, 출력을 나타낸다. 전압 $V_{uij}, V_{xij}, V_{yij}$ 는 셀 C_{ij} 의 입력, 상태, 출력 전압을 표현한 것으로 방정식은 다음과 같다.^[3,4]

C_{ij} 상태방정식(State equation):

$$\begin{aligned} C \frac{dv_{x_{ij}(t)}}{dt} &= \frac{-1}{R_x} v_{x_{ij}(t)} + \sum_{c(k, l) \in N_{c,l,d}} A(i, j, k, l) v_{y_{kl}(t)} \\ &+ \sum_{c(k, l) \in N_{c,l,d}} B(i, j, k, l) v_{u_{kl}} + I \\ &+ \bigwedge_{C_{kl} \in N_{r(i,j)} A_{fmin}(i, j, k, l)} y_{kl} \\ &+ \bigvee_{C_{kl} \in N_{r(i,j)} A_{fmax}(i, j, k, l)} y_{kl} \\ &+ \bigwedge_{C_{kl} \in N_{r(i,j)} B_{fmin}(i, j, k, l)} u_{kl} \\ &+ \bigvee_{C_{kl} \in N_{r(i,j)} B_{fmax}(i, j, k, l)} u_{kl} \\ &1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $A_{fmin}(i, j, k, l), A_{fmax}(i, j, k, l), B_{fmin}(i, j, k, l), B_{fmax}(i, j, k, l)$ 는 퍼지제환 MIN 템플릿

(template), 퍼지계환 MAX 템플릿, 퍼지 feed-forward MIN 템플릿, 퍼지 feed-forward MAX 템플릿의 원소이고, $A(i, j, k, l)$, $B(i, j, k, l)$ 는 각각 계환 템플릿과 feed-forward의 원소이다. \wedge 와 \vee 는 퍼지 AND와 퍼지 OR을 나타낸다. 그리고 본 논문에서 하이브리드 방식을 적용한 FCNN에 의해 형태학적 연산인 그레이 스케일 연산자를 이용함으로써 국부(local)해에 빠질 우려가 있는 단일 연산을 구조적 원소로 확장하여 전체적인 해결을 할 수 있다. 영상처리에 있어서 구조적인 원소의 크기가 큰 원소를 가지는 연산은 회로 구현 시 어려움이 있으므로, 그레이 스케일 형태학의 연산 특성으로부터 구조적 원소 S' 를 가지고 영상 X 가 erosion될 때 다음 식(13)과 같이 여러 개의 작은 구조적 원소의 dilation으로 분해할 수 있다^[11].

$$S' = S1' \oplus S2' \oplus S3' \dots \oplus Sn' \quad (13)$$

이와 같은 연산결과는 작은 구조의 구조적 원소를 가지는 순차적인 erosion 연산 결과인 식(14)를 얻을 수 있다.

$$X \ominus S' = (\dots(X \ominus S1') \ominus S2' \dots) \ominus Sn' \quad (14)$$

식(14)는 그레이 스케일 erosion 연산의 특징인 반복성을 이용하여 얻을 수 있고, erosion 연산의 반복성을 이용하면 erosion 연산 시 구조적 원소를 분해하여 수행할 수 있어 파이프라인 연산 등을 이용하여 연산속도를 개선할 수 있다. 식(14)의 반복성을 이용하여 영상 X 에 대해 구조적 원소 S_E 를 가지고 erosion 연산을 수행할 때, 출력에서 최소값을 선택하는 것을 식(15)로 표현할 수 있다.

$$X \ominus S_E = \min(X \ominus S1', X \ominus S2', \dots, X \ominus Sn') \quad (15)$$

이 때 구조적 원소 $S_i(i=1, \dots, n)$ 는 선형적인 증가를 가지며, 원소 $S_{ij}(i=1, \dots, n; j=1, \dots, l)$ 의 dilation으로 재구성된다.

$$S_i = S_{i1} \oplus S_{i2} \oplus S_{i3} \dots \oplus S_{il} \quad (16)$$

$$l = 1, \dots, n$$

모든 원소 S_{ij} 는 3 x 3 구조로 구성된다.

각 원소 S_{ij} 는 연산의 목적에 따라 데이터를 선택적으로 적용하기 위하여, 가중치를 조절할 수 있

는 유클리디안 거리 변환(euclidean distance transformation)을 적용한 가변적 템플릿(S_{ij})은 식(20)으로 구성된다.^[5, 6]

$$S_{ij} = \lambda \begin{pmatrix} 0 & a & 0 \\ a & y & a \\ 0 & a & 0 \end{pmatrix} \quad (17)$$

여기에서,

$$a = \sqrt{i^2 + (i-j+1)^2} - \sqrt{i^2 + (i-j)^2}$$

$$j=2,3,4, \dots, i$$

$$\lambda = \begin{cases} 0 & i=1 \\ don't\ care & i > 1 \end{cases}$$

이다.

IV. 모의실험

그리고 표 1과 표 2에서 10%, 20%, 30%, 40% 잡음이 포함된 보트 영상과 camera 영상에 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수와 삼각형 퍼지 소속함수를 적용하여 에지 영상 결과들을 MSE와 SNR로 비교한 것이다. 템플릿이 5인 경우, MSE는 삼각형 퍼지 소속함수보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수가 작음을 알 수 있다. 그리고 SNR인 경우, 삼각형 퍼지 소속함수보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수가 큰 것을 알 수 있다. 여기서도 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN이 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN보다 에지 영상에서 우수함을 알 수 있다.

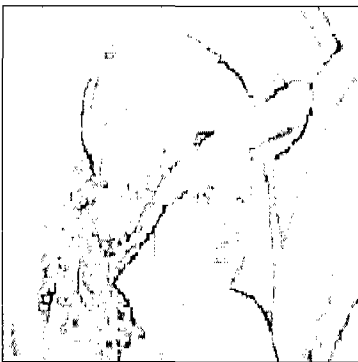
그리고 표1과 표2에서 10%,20%,30%,40% 잡음이 포함된 보트 영상과 camera 영상에 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수와 삼각형 퍼지 소속함수를 적용하여 에지 영상 결과들을 MSE와 SNR로 비교한 것이다. 템플릿이 5인 경우, MSE는 삼각형 퍼지 소속함수보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수가 작음을 알 수 있다. 그리고 SNR인 경우, 삼각형 퍼지 소속함수보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수가 큰 것을 알 수 있다. 여기서도 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN이 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN보다 에지 영상에서 우수함을 알 수 있다.

그림 10, 그림 11은 lena 영상과 Camera 영상을 MSE와 SNR을 이용하여 잡음 별로 그래프화 한

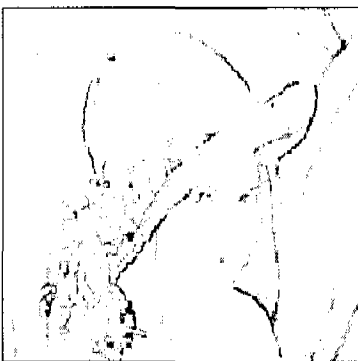
것이다. 각각의 영상 별로 오차는 전체적으로 약 0.0001의 차이가 생긴다. 이것으로써 잡음이 많이 포함됨에 따라서 약간의 오차가 발생함을 알 수 있었고, 삼각형 퍼지 소속 함수 보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수가 MSE와 SNR에서 알 수 있듯이 더 우수함을 알 수 있었다.



그림 2. Lena 원 영상

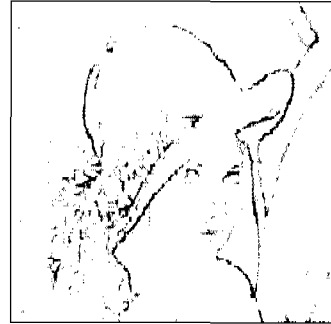


(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수

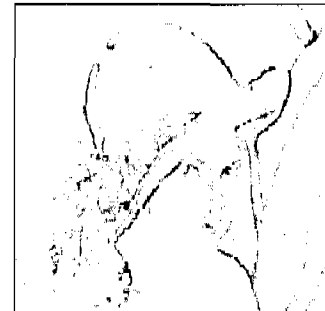


(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 3. 20% 잡음을 포함한 lena의 에지 영상(n=5)



(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수

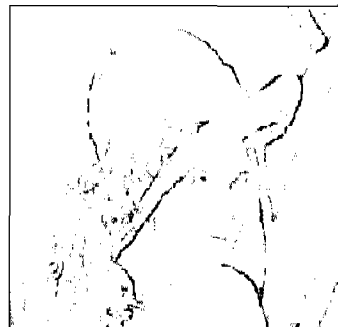


(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 4. 30% 잡음을 포함한 lena의 에지 영상(n=5)



(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수



(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 5. 40% 잡음을 포함한 lena의 에지 영상(n=5)

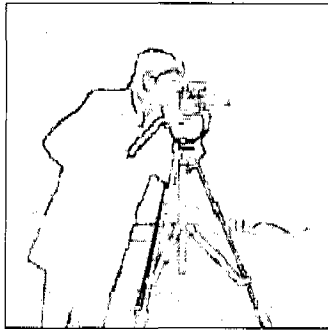


그림 6. Camera의 원 영상



(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 8. 30% 잡음을 포함한 Camera의 에지 영상(n=5)



(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수



(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수



(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 7. 20% 잡음을 포함한 Camera의 에지 영상(n=5)



(b) 삼각형 퍼지 소속 함수

그림 9. 40% 잡음을 포함한 Camera의 에지 영상(n=5)



(a) 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수

표 1. lena영상

		10% noise	20% noise	30% noise	40% noise
삼각형	MSE	1313	1326	1328	1328
	SNR	56.9	56.9	56.8	56.8
하이브리드	MSE	1298	1298	1304	1304
	SNR	57.0	57.0	56.9	56.9

표 2. Camera 영상

		10% noise	20% noise	30% noise	40% noise
삼각형	MSE	1138	1138	1139	1139
	SNR	57.5	57.5	57.5	57.5
하이브리드	MSE	1116	1117	1118	1118
	SNR	56.9	56.9	56.9	56.9

V. 결론

기본 FCNN은 순차적이고 반복적이고 병렬적, 행태학의 대수학적 규칙을 가지고 있으므로 이미지의 복잡한 연산처리에 효과적임을 알 수 있었다. 또한 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수를 적용한 가변템플릿, 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 가변템플릿의 결과 영상에서 에지 검출을 모의실험을 통하여 분석하였다. 실험결과 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 가변 템플릿보다 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수를 적용한 가변 템플릿이 더 선명한 에지를 얻을 수 있어 원영상과 근접한 결과를 입증키위해 표1과 표2에서 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수와 삼각형 퍼지 소속함수를 MSE와 SNR을 비교한 결과 하이브리드 방식의 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN이 삼각형 퍼지 소속함수를 적용한 FCNN보다 우수함을 알 수 있었다.

앞으로 하이브리드 방식의 퍼지 소속 함수를 적용한 FCNN을 이용하여 패턴 인식, skeleton, shape factor, 영상 처리와 같은 특징 점을 검출하여 동화상과 패턴 분류 및 화상인식 분야에 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

참고 문헌

- [1] J. A. Nossek, G. Seiler, T. Roska and L. O. Chua, "Cellular neural networks: theory and circuit design", Int j. circuits. theory. no. 20, pp. 523-543, Apr. 1992.
- [2] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: theory", IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-35, no. 10, pp. 1257-1272, Oct. 1988.
- [3] T. Matsumoto, L. O. Chua "CNN cloning template: shadow detector", IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-37, no. 5, pp. 1070-1073, May, 1990.
- [4] T. Yang and L. B. Yang, "The global stability of fuzzy cellular neural network", IEEE Trans. circuit system. I, Vol. 43, pp, 880-883, Oct. 1996.
- [5] T. Roska and L. O. chua, "The CNN universal machine: An analogic array computer", IEEE Trans. Circuit System. II, vol. 40, pp.

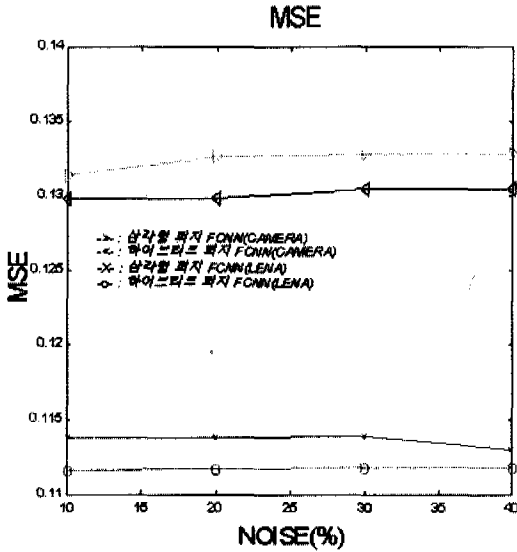


그림 10. MSE의 결과 그래프

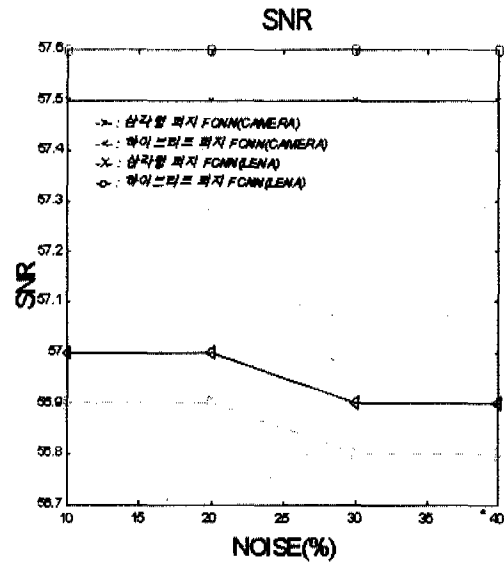


그림 11. SNR의 결과 그래프

163-167, Mar. 1993.

- [6] F. Y. C. Shih and O. R. Mitchell, "A mathematical morphology approach to Euclidean distance transformation", IEEE. Image processing, vol. 1, pp. 197-204, Apr. 1992.
- [7] Yue-Gen Yun and Sung-Ryong Moon, "A Study on Implementation Digital Programmable CNN with Variable Template Memory, IEEK, 97-34C, No.10, pp. 59-65, Oct. 1997.
- [8] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: applications", IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-35, no. 10, pp. 1273-1290, Oct. 1988.
- [9] T. Roska and L. O. Chua, "Cellular neural networks with nonlinear and delay-type template elements", Proc. First IEEE Int. Workshop on Cellular Neural and Their Applications, CNNA-90, Budapest, pp. 12-25, 1991.
- [10] Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, Morphological Methods in Image and Signal Processing, Prentice Hall, Inc. 1988.
- [11] 최선곤, 변오성, 이철희, 조수형, 문성룡, "퍼지 소속함수에 따른 FDNN 성능 분석", 한국 통신학술 발표회, pp. 1476-1480, 11. 1998.
- [12] Abraham Kandel, Gideon Langholz, "Fuzzy Hardware", Kluwer Academic Publishers, 1998.

조 수 형(Soo-Hyung Cho)

정회원

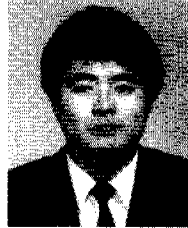


1960년 1월 18일생
 1982년: 원광대학교 공과대학전
 자공학과 졸업(공학사)
 1986년: 숭실대학교 대학원 전자
 공학과 졸업(공학석사)
 1999년: 원광대학교 대학원 전자
 공학과 박사과정

현재: 순천제일대학 전자정보과 조교수
 <주관심 분야> 신경망 및 영상신호처리

정 사 철(Sa-Cheol Jeong)

정회원



1964년 5월 10일생
 1988년: 원광대학교 공과대학
 전자공학과 졸업
 (공학사)
 1990년: 전북대학교 대학원 전자
 공학과 졸업(공학석사)

1997년: 전북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박
 사)

현재: 순천제일대학, 기계전기제어과. 조교수
 <주관심 분야> 적응제어, 퍼지제어, 비선형제어