

論文98-35S-11-16

가변 템플릿의 양자화 FCNN을 이용한 영상 에지 검출

(The Edge Detection of Image using the quantization
FCNN with the variable template)

崔善坤*, 卞吾星*, 李喆熙*, 文成龍*

(Seon-Kon Choi, Oh-Sung Byun, Cheul-Hee Lee, and Sung-Ryong Moon)

요약

논문에서는 템플릿과 입력/출력사이에 퍼지논리를 결합한 CNN의 구조를 갖는 FCNN에 미리 정의된 가중 구조적 요소의 조합으로 최소/최대 연산을 수행하기 위하여 수학적 형태학의 분해특성을 적용하였다. 본 논문에서는 잡음이 포함된 영상에 퍼지 estimator를 적용함으로써 잡음을 제거함과 동시에 에지 검출이 가능함을 컴퓨터 모의 실험을 통해 확인하였다. 형태학의 erosion 연산을 적용한 FCNN과 CNN, 메디안필터를 이용한 에지 검출 결과를 비교분석 하였으며, 양자화 퍼지함수를 이용한 FCNN에 고정 템플릿과 가변적 템플릿을 적용한 결과 FCNN의 성능이 향상됨을 컴퓨터 모의실험을 통하여 확인하였다.

Abstract

In this paper, it is applied the analysis properties of mathematical morphology in order to process MIN/MAX operation on the basis of combination of predefined and weighted structuring element to FCNN having the structure of CNN combined with fuzzy logic between template and input/output.

In this paper, as the fuzzy estimator is applied to the image including noise, thus it could be found the noise removal as well as the edge detection in the process of computer simulation. We could analyze and compare the results of edge detection using FCNN, CNN and median filter to which the erosion operation of morphology is applied. This paper could apply the static template and the variable template to FCNN using the quantization fuzzy function, in result we could confirm that the performance of FCNN got to improve in the process of computer simulation.

I. 서론

신경망 영역에서 새로운 방법으로 접근한 CNN(Cellular Neural Network)은 이미지 처리, 패턴인식 등 여러 분야에서 응용되고 있는 새로운 회로 구조로 최근 Leon. Chua에 의해서 소개되었다. CNN의 주요 특성은 셀(processing unit)이 이웃 셀

에 국부적으로 연결이 가능하며 셀과 셀 사이의 상호 연결 요소의 구조가 매우 간단하고 특히 CNN의 국부적 상호연결과 간단한 스냅틱 연산자는 초고속, 실시간 처리를 실현 할 수 있도록 VLSI 구현이 가능하다. 또한 CNN은 잡음제거, 윤곽선 검출, 그림자 검출과 연결성분 검출 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, 마지막으로 아날로그 가중, 입력, 상태와 디지털 출력을 사용하는

* 正會員, 圓光大學校 工科大學 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Wonkwang Univ.)

※ 이 논문은 1998년도 원광대학교의 교비지원에 의해서 연구됨.

接受日字: 1998年3月27日, 수정완료일: 1998年9月3日

DTCNN(discrete-time CNN)이 있다.^[3-5]

본 논문에서는 템플릿과 입력/출력사이에 기본CNN의 구조와 페지논리를 결합한 FCNN (Fuzzy Cellular Neural Networks)과 윈도우 내에 있는 영상과 미리 정의된 가중 구조적 요소의 조합으로 최소/최대값의 연산특성을 갖는 수학적 형태학의 분해특성을 FCNN에 적용하고자 한다. 또한 FCNN과 CNN에 고정 템플릿과 가변적 템플릿을 적용하여 잡음제거, 유팍선 검출의 모의실험을 한 결과를 비교, 분석하여 가변적 템플릿에 의한 데이터 처리가 고정적 템플릿에 의한 데이터 처리보다 동작특성이 우수함을 확인하고 estimator를 적용하여 FCNN의 성능을 개선하고자 한다.

II. FCNN의 구조

DTCNN은 국부적 연결과 CNN에서 친이된 불변 가중치(weight)가 있는 케환 임계 네트워크의 한 종류이다. DTCNN의 동 특성(dynamic behaviour)은 클럭에 의해 동작되는 케환과 이진 출력에 기초를 두고 있으며, 하나의 셀은 CNN에서 정의된 것처럼 r -이웃 조건에 만족하는 인접 셀에 대해서 입력과 출력에 의해 영향을 받는다. DTCNN의 구조는 셀룰러 오토마타(cellular automata)와 밀접한 관계를 가지고 있지만 다른 점은 연속적인 입력, 가중치를 가진다는 점이다.^{[2][3]}

오일러 누적 알고리즘(euler integration algorithm)을 이용하여 이산형태의 특성방정식으로 표현할 수 있으며, 보다 더 강력한 이미지 처리를 위한 선형 시변환 템플릿을 갖는 다중 계층적 DTCNN의 순환 알고리즘은 식(1), (2)와 같다.

$$x_i^c(k) = \sum_{d \in N_{r(i)}} a_i^{c,d}(k) y_i^d(k) + \sum_{d \in N_{r(i)}} b_i^{c,d}(k) u_i^d(k) + i_i^c(k) \quad (1)$$

$$y_i^c(k+1) = f(x_i^c(k)) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i^c(k) \geq 0 \\ -1 & \text{if } x_i^c(k) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

CNN과는 달리 DTCNN의 전체적인 시스템은 클럭에 의해 동작되며, 단지 이진값이 케환연산자(f)에 의해 가중된다. 한번의 동작이 시작되기 전에 초기 값들은 0이나 1로 정의되며, 이와 같은 것은 전체적인 시스템의 동적 특성에 중요하다. 셀의 입력(u)은 연속적인 값으로 정의되며, 제어계수(i)와 곱해지게 된다.

DTCNN의 장점으로는 선형 부등식의 집합을 통해 차기 출력 상태를 설명할 수 있다는 것이다. 또한 이전 출력특성을 가지므로 여러 칩(chip)의 내부접속이 간단하며, 전파속도는 단지 클럭 속도를 조절함으로써 큰 범위 안에서 조정될 수 있다. 그럼 1은 DTCNN 셀의 블록도이며, 이웃하는 셀들로부터 받아들이는 입력부분과 다른 인접 셀로 보내는 출력 부분, 그리고 자기자신의 입력으로 구성되어 있다.

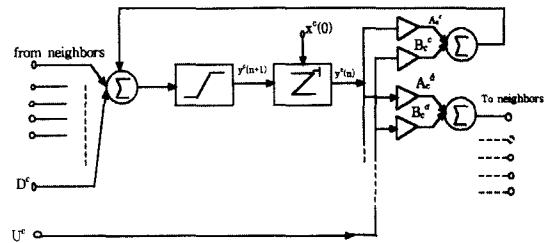


그림 1. DTCNN 셀 블록도
Fig. 1. DTCNN cell diagram.

식(1)의 DTCNN 순환알고리즘 구조에 페지연산과 페지 템플릿을 적용한 $M \times N$ FCNN의 구조는 식(3)과 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.^[6,7]

C_{ij} 상태방정식(State equation):

$$\begin{aligned} \frac{dv_{x_{ij}(t)}}{dt} = & \frac{-1}{R_x} v_{x_{ij}}(t) + \sum_{c,k,l \in N_{r(i,j)}} A(i,j,k,l) v_{y_{kl}}(t) \\ & + \sum_{c,k,l \in N_{r(i,j)}} B(i,j,k,l) v_{ukl} + I \\ & + \bigwedge_{c_{kl} \in N_{r(i,j)}} A_{fmin}(i,j,k,l) y_{kl} \\ & + \bigvee_{c_{kl} \in N_{r(i,j)}} A_{fmax}(i,j,k,l) y_{kl} \\ & + \bigwedge_{c_{kl} \in N_{r(i,j)}} B_{fmin}(i,j,k,l) u_{kl} \\ & + \bigvee_{c_{kl} \in N_{r(i,j)}} B_{fmax}(i,j,k,l) u_{kl} \end{aligned} \quad (3)$$

$1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N$

여기서 $A_{fmin}(i, j, k, l)$, $A_{fmax}(i, j, k, l)$, $B_{fmin}(i, j, k, l)$, $B_{fmax}(i, j, k, l)$ 은 페지케환 MIN 템플릿(template), 페지케환 MAX 템플릿, 페지 feed-forward MIN 템플릿, 페지 feed-forward MAX 템플릿의 원소이고, $A(i, j, k, l)$, $B(i, j, k, l)$ 은 각각 케환 템플릿과 feed-forward의 원소이다. \wedge 와 \vee 는 페지 AND와 페지 OR을 나타낸다.

C_{ij} 의 출력방정식은

$$\nu_{yij}(t) = f(x_{ij}(t)) = \frac{1}{2}(|\nu_{xij}(t) + 1| - |\nu_{xij}(t) - 1|) \quad (4)$$

$$1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N$$

제한 조건(Constraint conditions):

$$|x_{ij}(0)| \leq 1, |u_{ij}| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (5)$$

Parameter assumption:

$$\begin{aligned} C > 0, R_x > 0 \\ A(i, j; k, l) &= A(k, l; i, j) \\ A_{fmin}(i, j; k, l) &= A_{fmin}(k, l; i, j), \\ A_{fmax}(i, j; k, l) &= A_{fmax}(k, l; i, j) \\ 1 \leq i, k \leq M; 1 \leq j, l \leq N \end{aligned} \quad (6)$$

III. 퍼지함수의 양자화

식(3)의 FCNN에 적용한 퍼지함수는 L-R함수의 멤버쉽 함수로 사용된 L-R 퍼지집합 $[m, \alpha, \beta]_{LR}$ 이고, 반면 마지막 I는 노이즈 필터링을 위한 퍼지 평가부를 생산하기 위해 사용된 L-R 퍼지 구간이다. 퍼지 구간 I는 L-R 형태 퍼지 숫자이며, 멤버쉽 함수는 아래와 같다.

$$\nu_{LR-I}(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m_l - x}{\alpha}\right) & \text{for } x \leq m_l \\ R\left(\frac{x - m_r}{\beta}\right) & \text{for } m_l \leq x \leq m_r \\ 0 & \text{for } x \geq m_r \end{cases} \quad (7)$$

여기에서 L과 R은 형태(shape)함수이고, α, β, ν 는 퍼지 구간에 대한 파라미터이다. L과 R을 가우시안 모양을 갖는다고 가정한다면 식(8)과 같다.

$$\nu_{LR-I}(x) = LR\left[\frac{m_l \nabla x}{\alpha} + \frac{x \nabla m_r}{\beta}\right] \quad (8)$$

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

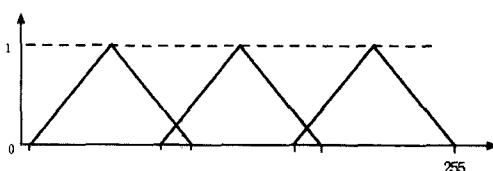


그림 2. 삼각퍼지함수

Fig. 2. Triangularity fuzzy function.

본 논문에서는 일반적인 L-R 퍼지 삼각함수를 퍼지화 하기 위하여 그림 2와 같이 퍼지함수를 사용하였으며, 그림 2는 L-R 퍼지 삼각함수의 이론을 CNN에 적용하기 위한 삼각 퍼지함수로써, 0 ~ 255사이의 임의의 픽셀값을 [0, 1]로 퍼지화 하는데 DARK, MIDDLE, BRIGHT 함수를 이용하였다.

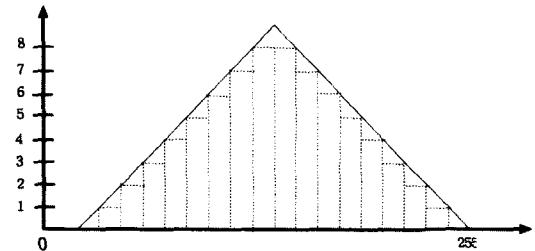


그림 3. 삼각퍼지 함수의 양자화

Fig. 3. Quantization of triangularity fuzzy function.

퍼지화에 사용한 함수는 DARK(45, 44, 44), MIDDLE(125, 44, 44), BRIGHT(205, 44, 44)로 설정하였으며, 그림 2의 한 구간을 FCNN이론에 적합하도록 퍼지화하기 위하여 그림 3과 같이 각 구간의 그레이 스케일 값을 4비트(bit)로 할당하여, 양자화 함으로써 설계가 용이하도록 하였다. 또한 각 퍼지함수의 구간을 16등분하여 그레이 스케일의 픽셀 값을 0 ~ 8사이의 디지털 값으로 표현하였다. WFM(Weighted Fuzzy Means)의 원리를 기초로 그림 2에서 DARK, MIDDLE, BRIGHT의 멤버쉽 함수의 각 영역을 그림 3과 같이 디지털화하기 위해서 1 ~ 89까지 5단위씩 세분화하였다. 그리고 FCNN의 구조에서 그림 2는 일반적인 L-R삼각함수를 나타낸 것이다. 만약 I가 위의 그림 2에 저장된 퍼지 구간이라면, $y_E(\cdot)$ 에 의해서 나타나는 fuzzy estimator E는 다음 식(9)와 같다.

$$y_E(X(i, j)) = \frac{\sum_{k=-\frac{n_1-1}{2}}^{\frac{n_1-1}{2}} \sum_{l=-\frac{n_2-1}{2}}^{\frac{n_2-1}{2}} \nu_{LR-I}(x(i+k, j+l)) \times x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-\frac{n_1-1}{2}}^{\frac{n_1-1}{2}} \sum_{l=-\frac{n_2-1}{2}}^{\frac{n_2-1}{2}} \nu_{LR-I}(x(i+k, j+l))} \quad (9)$$

여기 $X(i, j)$ 는 (i, j) 에서 $n_1 \times n_2$ 샘플행렬중심이고, $(i+k, j+l)$ 는 퍼지 구간 LR_I 의 입력($i+k, j+l$)에 대한 멤버쉽 그레이드이며, $F_{n_1 \times n_2} = \{f \mid f \subseteq X, f\text{는 퍼지}$

숫자이다.},

$n = |F_{n_1 \times n_2}|$ 이다. FCNN 필터의 함수는 입력 $x(i, j)$ 의 n 번째 FCNN에 의해 나타낸다. 여기서 FCNN의 $h(i, j)$ 는 $n_1 \times n_2$ 샘플행렬에 의한 임펄스 응답형식인 컨벌루션(convolution) $h(i, j)*x(i, j)$ 의 정상화를 나타낸다. 행렬은 (i, j) 에서 중심이고, 모든 행렬 엔트리 $(i+k, j+l)$ 는 퍼지 숫자 f 의 입력 $(i+k, j+l)$ 에 대한 멤버쉽 그레이드이다.^[11, 12] 다음의 식(10)은 Sugeno-type 퍼지규칙에 의한 퍼지평균을 나타낸다.

$$\text{IF } x(i-n_1, j-n_2) \in f, x(i-n_1, j-n_2+1) \in f, \dots, x(i-n_1, j+n_2) \in f, \\ x(i-n_1+1, j-n_2) \in f, x(i-n_1+1, j-n_2+1) \in f, \dots, \\ x(i-n_1+1, j+n_2) \in f, \\ \dots, \\ x(i+n_1, j-n_2) \in f, x(i+n_1, j-n_2+1) \in f, \dots, x(i+n_1, j+n_2) \in f$$

THEN

$$\bar{y}(i, j) = \frac{h(i, j)*x(i, j)}{N_f} \quad (10) \\ = \frac{\sum_{k=-n_1}^{n_1} \sum_{l=-n_2}^{n_2} \mu_f(x(i+k, j+l)) * x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-n_1}^{n_1} \sum_{l=-n_2}^{n_2} \mu_f(x(i+k, j+l))}$$

퍼지화된 픽셀 값은 비퍼지화 과정을 통하여 퍼지화된 데이터에서 원래 값을 찾기 위하여 5×5 행렬의 25개의 픽셀 값을 퍼지화하고 퍼지평균은 식(10)과 같으며, 퍼지평균에 의해서 얻어진 값은 식(9)를 이용하여 오차가 가장 적은 출력 값을 얻기 위하여 estimator 값을 구하게 된다.

IV. 형태학과 FCNN의 관계

Sternberg에 의해서 제안된 umbra와 surface 개념을 이용하여 그레이 스케일 함수에 대한 수학적 형태학인 2차원 공간상의 함수 $f(x, y)$ 를 집합으로 표현할 수 있고, 또한 이 집합을 함수로 전환할 수 있다.^[9]

이진 영상에서 정의된 수학적 형태학의 기본연산을 확장하여 그레이 스케일 영상에서도 사용할 수 있다. f 와 s 는 공간에서의 함수이고, x 는 공간의 원소일 때, 그레이 스케일 dilation은 두 함수의 umbra의 dilation에 의한 surface로 정의되며, s 에 의한 f 의 dilation은 식(11)과 같다.

$$f \oplus s = T [U[f] \oplus U[s]] \quad (11)$$

그레이 스케일 dilation을 합집합에 의한 최대값을 얻

을 수 있도록 변환하면 $f \oplus s$ 는 식(12)과 같다.

$$(f \oplus s)(x) = \max_{\substack{z \in S \\ x-z \in F}} \{ f(x-z) + s(z) \} \quad (12)$$

그레이 스케일 erosion에 대한 정의는 그레이 스케일 dilation의 정의와 같은 방법으로 정의되며, erosion은 $f \ominus s$ 로 표시되고 식(13)과 같이 정의된다.

$$f \ominus s = T [U[f] \ominus U[s]] \quad (13)$$

그레이 스케일 erosion은 차집합의 최소값으로 얻을 수 있도록 변환하면 $f \ominus s$ 는 식(14)와

$$(f \ominus s)(x) = \min_{\substack{z \in S \\ x+z \in F}} \{ f(x+z) - s(z) \} \quad (14)$$

같이 계산할 수 있다.

그레이 스케일 erosion과 그레이 스케일 dilation의 정의에 의하여 그레이 스케일 opening과 closing은 다음과 같이 표현된다.

그레이 스케일 Opening:

$$X \circ S = (X \ominus S) \oplus S \quad (15)$$

그레이 스케일 Closing:

$$X \bullet S = (X \oplus S) \ominus S \quad (16)$$

그레이 스케일 형태학 연산자를 FCNN으로 구현하기 위하여 E 는 $[0, 1]$ 로 정규화하고 erosion을 수행하기 위한 FCNN은 식(17), (18)과 같은 변수의 값을 갖는다.^[7, 8]

$$A=0, B=0, I=0, A_{fmin} = \text{undefined}$$

$$A_{fmax} = \text{undefined}$$

$$B_{fmax} = \text{undefined}, B_{fmin} = -S_E \quad (17)$$

$$f_y(x) = f(v_{xy}(t)) = \frac{1}{2}(|v_{xy}(t)+1| - |v_{xy}(t)-1|) \quad (18) \\ , t \in [0, 1]$$

Dilation을 수행하기 위한 FCNN의 변수값은 식(19)와 같은 변수값을 갖는다.

$$A=0, B=0, I=0, A_{fmin} = \text{undefined}$$

$$A_{fmax} = \text{undefined}$$

$$B_{fmin} = \text{undefined}, B_{fmax} = S_D \quad (19)$$

$f_y(x)$ 는 식(18)과 같다. 여기서 $S_D = \{-t : t \in S\} \circ$ 다.

V. FCNN을 이용한 에지검출

본 논문에서 FCNN에 의해 형태학적 연산인 그레이 스케일 연산자를 이용함으로써 국부(local)해에 빠질 우려가 있는 단일 연산을 구조적 원소를 확장하여 전체적으로 해결할 수 있다. 영상처리에 있어서 구조적인 원소의 크기가 큰 원소를 가지는 연산은 회로 구현시 어려움이 있으므로, 그레이 스케일 형태학의 연산 특성으로부터 구조적 원소 S' 를 가지고 영상 X가 erosion될 때 다음 식(20)과 같이 여러 개의 작은 구조적 원소의 dilation으로 분해할 수 있다.^[2]

$$S' = S_1' \oplus S_2' \oplus S_3' \dots \oplus S_n' \quad (20)$$

이와 같은 연산결과는 작은 구조의 구조적 원소를 가지는 순차적인 erosion 연산 결과인 식(21)을 얻을 수 있다.

$$X \ominus S' = (\dots (X \ominus S_1') \ominus S_2' \dots) \ominus S_n' \quad (21)$$

식(21)은 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(21)의 반복성을 이용하여 영상X에 대해 구조적 원소 S_E 를 가지고 erosion 연산을 수행할 때, 출력에서 최소값을 선택하는 것을 식(22)로 표현할 수 있다.

$$X \ominus (-S_E) = \min(X \ominus S_1, X \ominus S_2, \dots, X \ominus S_n) \quad (22)$$

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

$$S_i = S_{i1} \oplus S_{i2} \oplus S_{i3} \dots \oplus S_{ii}, \quad i = 1, \dots, n \quad (23)$$

모든 원소 S_{ij} 는 3×3 구조로 구성된다.

각 원소 S_{ij} 는 연산의 목적에 따라 데이터를 선택적으로 적용하기 위하여, 가중치를 조절할 수 있는 유크리디안 거리 변환(euclidean distance transformation)을 적용한 가변적 템플릿(S_{ij})은 식(24)로 구성된다.^[8, 10]

$$S_{ij} = \lambda \begin{pmatrix} 0 & a & 0 \\ a & y & a \\ 0 & a & 0 \end{pmatrix} \quad (24)$$

여기에서, $a = \sqrt{i^2 + (i-j+1)^2} - \sqrt{i^2 + (i-j)^2}$ 이고, $j=2, 3, 4, \dots, i$

$$y = \begin{cases} 0 & i=1 \\ \text{don't care} & i > 1 \end{cases} \quad \text{이다.}$$

VI. 모의실험 및 분석

그림 4는 영상 에지 검출을 위한 흐름도로써 $n(n+1)/2$ 개의 FCNN erosion과 $n-1$ 개의 MIN필터로 구성되었으며, 선형적으로 구조적 원소가 증가되고 입력 영상의 크기에 상관없이 전체적인 구조는 병렬구조와 파이프라인 형식으로 구성된다.

그림 4의 흐름도를 이용하여 그림 6의 10%잡음이 포함된 256×256 의 Lenna 영상(256 gray-scale)에 템플릿의 크기가 3인 고정 템플릿과 가변 템플릿을 이용한 메디안 필터와 FCNN을 적용하여 모의실험을 수행했다. 그림 7은 고정템플릿을 적용한 메디안 필터를 이용하여 에지를 검출한 것이며, 그림 8은 가변템플릿을 적용한 메디안 필터로 에지를 검출한 것이다. 그림 9는 고정 템플릿을 적용한 FCNN을 이용하여 에지를 검출하였고, 그림 10은 가변 템플릿을 적용한 FCNN을 이용하여 에지를 검출한 것이다. 그리고 그림 12는 estimator와 가변 템플릿을 적용한 FCNN을 이용하여 에지를 검출한 것이다. 고정 템플릿을 적용한 그림 9보다 가변템플릿을 적용한 그림 10, 12가 더 선명한 에지를 얻었다.

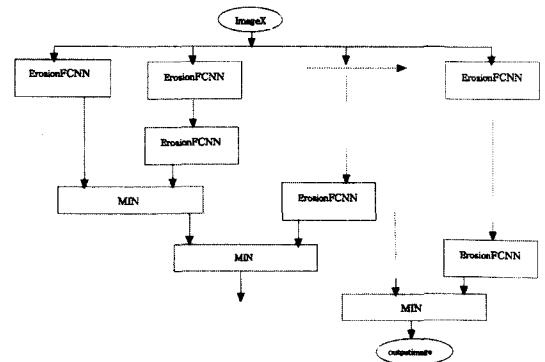
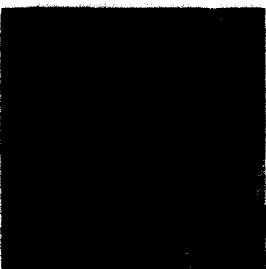
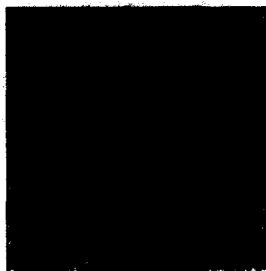
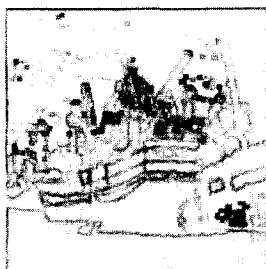
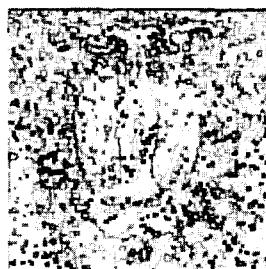
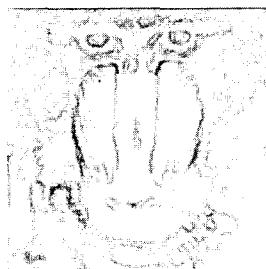


그림 4. FCNN을 이용한 에지검출 흐름도
Fig. 4. Edge detection flow chart using FCNN.

그러나 그림 4와 같은 구조를 적용하였을 때 그림 10과 같이 템플릿의 성분에 의하여 영상에서 잡음을 완전히 제거하지 못하므로, 본 논문에서는 잡음을

그림 5. 원 영상
Fig. 5. Original Image.그림 6. 10% 잡음 영상
Fig. 6. Impulse noise Image of 10%.그림 7. 고정템플릿을 적용한 Median
Fig. 7. Median applied a static template.그림 8. 가변템플릿을 적용한 Median
Fig. 8. Median applied a variable template.그림 9. 고정템플릿을 적용한 FCNN
Fig. 9. FCNN applied a static template.그림 10. 가변템플릿을 적용한 FCNN
Fig. 10. FCNN applied a variable template.그림 11. 가변템플릿을 적용한 CNN(n=3)
Fig. 11. CNN applied a variable CNN template (n=3).그림 12. 가변템플릿을 적용한 FCNN(n=3)
Fig. 12. FCNN applied a variable template (n=3).그림 13. 가변템플릿을 적용한 CNN(n=3)
Fig. 13. CNN applied a variable template(n=3).그림 14. 가변템플릿을 적용한 FCNN(n=3)
Fig. 14. FCNN applied a variable template(n=3).그림 15. 가변템플릿을 적용한 CNN(n=3)
Fig. 15. CNN applied a variable template (n=3).그림 16. 가변템플릿을 적용한 FCNN(n=3)
Fig. 16. FCNN applied a variable template (n=3).그림 17. 가변템플릿을 적용한 CNN(n=3)
Fig. 17. CNN applied a variable template (n=3).그림 18. 가변템플릿을 적용한 FCNN(n=3)
Fig. 18. FCNN applied a variable template (n=3).

제거하기 위하여 퍼지 estimator를 적용하여 그림 12와 같이 잡음을 제거함과 동시에 선명한 에지를 컴퓨터 모의 실험을 통해 확인하였다. 그림 11 ~ 그림 18은 Lenna, Boats, Baboon, Peppers 영상을 모의 실험을 통하여 가변 템플릿을 적용한 FCNN과 CNN의 성능을 비교한 것이다.

그리고 그림 19는 FCNN과 CNN을 이용한 각 영상의 에지에 대한 픽셀 수를 그래프로 나타낸 것으로

그림 11 ~ 그림 18에서 알 수 있듯이 FCNN에 의한 에지 검출 영상이 CNN에 의한 에지 검출 영상 보다 더욱 선명함을 알 수 있다. 그림 19에서 임의로 Parameter 값을 정해서 한 영상에 대한 잡음의 수가 증가해도 픽셀 수가 일정한 값으로 나오는 것은 에지가 선명하게 되었다는 것이다. 여기서 CNN을 적용한 영상의 픽셀 수는 잡음 비율이 많을수록 증가함을 알 수 있다.

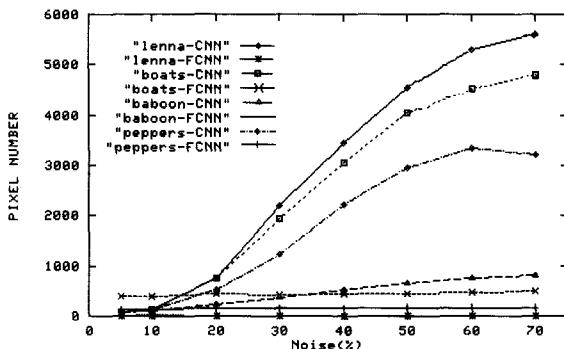


그림 19. 각 영상의 잡음별 픽셀 수

Fig. 19. Pixel numbers of each image noise.

VII. 결 론

FCNN연산은 순차적이고 반복적인 성질을 가지고 있으므로 실시간 처리에 어려움이 있다. 따라서 이런 특성을 개선하기 위해서 병렬 처리 기법과 형태학의 대수학적 규칙을 이용하여 이미지의 복잡한 연산처리에 효과적인 FCNN를 구현하였다.

고정 템플릿을 적용한 FCNN을 이용한 에지 검출과 가변 템플릿을 적용한 FCNN을 이용한 에지 검출을 모의실험을 통하여 비교 분석하였으며, 실험결과 고정 템플릿을 적용한 그림 9보다 가변템플릿을 적용한 그림 10이 더 선명한 에지를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

그림 4의 흐름도와 같이 적용하였을 때 전체문제를 해결할 수 있다. 그러나 그림 10과 같이 템플릿의 성분에 의하여 영상에서 잡음을 완전히 제거하지 못하므로 본 논문에서는 잡음을 완전히 제거하기 위하여 퍼지 estimator를 적용함으로써, 그림 12와 같이 잡음을 완전히 제거함과 동시에 선명한 에지의 결과를 컴퓨터 모의 실험을 통해 확인하였다. 또한 그림 11 ~ 18과 같이 FCNN이 CNN보다 선명한 에지가 검출됨을

알 수 있었으며, 그림 19는 이것을 수치적으로 비교한 것이다.

앞으로 FCNN을 적용하여 skeleton, shape factor 같은 특징 점을 검출하여 화상인식 분야에 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] L.O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: theory", IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-35, no. 10, pp. 1257-1272, Oct. 1988.
- [2] J. A. Nosssek, G. Seiler, T. Roska and L.O. Chua, "Cellularneural networks: theory and circuit design", Int. j. circ. theor. no. 20, pp. 523-543, Apr. 1992.
- [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] L.O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: applications", IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-35, no. 10, pp. 1273-1290, Oct. 1988.
- [5] 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.
- [6] T. Yang and L.B. Yang, "The global stability of fuzzy cellular neural network", IEEE Trans. circuit syst. I, Vol. 43, pp. 880-883, Oct. 1996.
- [7] T. Roska and L.O. Chua, "The CNN universal machine: An analogic array computer", IEEE Trans. Circuit Syst. II, vol. 40, pp. 163-167, Mar. 1993.
- [8] 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.
- [9] Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, Morphological Methods in

- Image and Signal Processing, Prentice Hall, Inc. 1988.
- [10] 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.
- [11] Chao-Lieh Chen, Chang-Shing Lee and Yau-Hwang Kuo, "Design of high speed weighted fuzzy mean filters with generic LR fuzzy cell", Proceedings of the International Joint Conference of CFS/IFIS/SOFT'96 on Fuzzy Theory and Applications, pp. 1027-1030.
- [12] Granino A. Korn, Neural networks and fuzzy-logic control on personal computer and workstation, Cambridge, Mass; MIT Press, 1995.

저자소개



崔 善 坤(正會員)

1998년 2월 22일 원광대학교 전자
공학과 졸업(공학사). 현재 원광대
학교 대학원 전자공학과 석사과정.
관심분야는 비선형회로 및 신경망
시스템 설계, 패턴인식, 영상신호

처리, VLSI 설계

卞 吾 星(正會員) 第35卷 C編 第7號

원광대학교 전자공학과 석사과정

李 誠 熙(正會員) 第35卷 C編 第7號

원광대학교 전자공학과 석사과정

文 成 龍(正會員) 第35卷 C編 第7號

원광대학교 전자공학과 조교수