

형태학 연산자를 이용한 하이브리드 FCNN의 영상 에지 고양 검출에 관한 연구

*홍연희, 변오성, 조수형, 문성룡
원광대학교 공과대학 전자공학과
전북 익산시 신룡동 344-2

전화 : 0653-850-6883, 팩스 : 0653-855-1798

A study on the Image Edge Enhancement Detection of the Hybrid FCNN using the Morphological Operations

*Yun-Hui Hong, Oh-Sung Byun, Soo-Hyung Cho, 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

After detecting the edge which is applying the morphological operators to the hybrid FCNN, we could analyze and compare. The hybrid FCNN is completely removed to the noise in the image, and worked in order to obtain the result image which is closest to the original image. Also, the morphological operator is applied to the image as the method in order to detect more good the edge than the conventional edge. FCNN which is the pipeline type is completely suitable to detecting the image processing as well as the hardware size.

In this paper, we would make the structure elements of the morphological operator the variable template and the static template, and compare with the edge enhancement of two images. After being the result which is applying the variable template morphological operator and the static template morphological operator to the image, we could know that the edge images applying the variable template is superior in a edge enhancement side.

I. 서론

많은 영상 처리 응용에서, 영상의 에지를 보존하는 것은 매우 중요하다. 임의의 상황에서, 간단히 에지를 보

존하는 것보다 에지의 기울기를 고양하는 것이 바람직하다. 수학적 형태학은 신호의 기하학적 구조를 설명하기 위해서 사용되며, 특히 영상 필터링, 에지 검출, skeleton 표현과 같은 많은 영상 처리 영역에 넓게 사용되었다. 에지 고양의 중요한 작업은 퍼지 에지의 기울기, 즉 ramp edge를 개선하는 것이다. 또한 본 논문에서는 에지 고양을 하기 위하여 형태학 연산자를 적용한 하이브리드 FCNN이 영상 처리, 패턴인식, 동화상 처리, 신호처리 등에 응용되고, 그리고 비선형 방식의 병렬 처리를 하는 CNN (Cellular Neural Network)의 한 분야로서, 최근 Leon. Chua에 의해서 CNN이 소개되었고, 또한 신경망의 주요 특성을 갖고 있다. 다른 방법으로 신경망을 접근시킨 CNN의 주요 특성은 처리 단위를 이웃 셀에 국부적으로 연결 가능하다. 여기서 CNN의 셀 구조는 셀룰러 오토마타(Cellular Automata)와 유사하고 CNN에서 임의의 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 받는다. 그리고 CNN은 잡음제거, 윤곽선 검출, 정보의 복원 등 다양한 기능을 수행할 수 있다.[1, 6]

본 논문에서는 하이브리드 FCNN (Fuzzy Cellular Neural Networks)에 에지를 고양하기 위하여 퍼지 형태학 연산자를 적용하였다.[9] 퍼지 형태학 연산자의 구조적 연산자에서 가변템플릿과 고정템플릿을 적용한 하이브리드 FCNN의 에지 영상 고양에 대해 분석한다. 또한 가변템플릿의 퍼지 형태학 연산자와 고정템플릿의

퍼지 연산자를 적용한 하이브리드 FCNN중에서 가변템플릿의 퍼지 형태학 연산자를 적용한 에지 영상이 고정 템플릿의 퍼지 형태학 연산자보다 에지 고양 특성이 우수함을 확인한다.

II. 하이브리드 FCNN

퍼지 전체의 기본적 형식:

$$p : X \text{는 } A \text{이다.}$$

여기서 X는 보통집합 U로 정의된 삼각 퍼지 변수이고, A는 같은 일반적인 사다리꼴 퍼지이다. 이 정리의 ν_{M_n} 은 식(1)에 의해서 Max-Min을 이용하여 계산한다.[7]

$$\nu_{M_n} = \omega / (\omega + d) = \omega / (\alpha_A + \beta_x) = 1 - d / (\omega + d) = 1 - d / (\alpha_A + \beta_x) = 1 / (1 + d/\omega) \quad (1)$$

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 $L\text{bound}(A)$ 와 같고, β_x 는 $R\text{bound}(X)$ 와 같다. ν_{M_n} 은 다음 식으로 변환된다.

$\nu_{M_n} = X \text{는 } A = X \text{는 } A'$ 이다. 그리고 그림 1은 하이브리드 퍼지 소속함수를 나타낸 것이다.

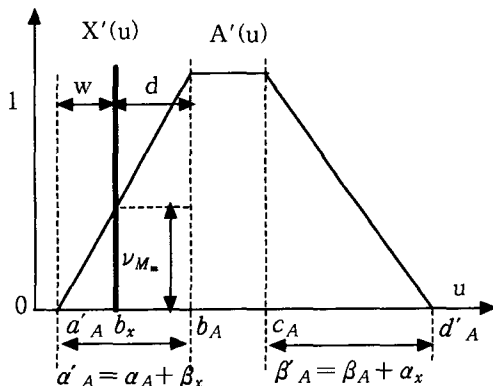


그림 1. 하이브리드 퍼지 소속함수
Fig. 1 The hybrid fuzzy membership function

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 결합함을 계산하면

식(2)과 같다.

$$\nu_{M_n} = \begin{cases} b_x \leq b_A - a'_A \text{ 혹은 } b_x \geq c_A + \beta'_A \rightarrow 0, \\ b_A \leq b_x \leq c_A \rightarrow 1, \\ b_x < b_A \rightarrow 1 - (b_A - b_x) / a'_A, \\ b_x > c_A \rightarrow 1 - (b_x - c_A) / \beta'_A \end{cases} \quad (2)$$

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

$$A' = A'(u) = \Pi_c(u; a'_A, b_A, c_A, \beta'_A)$$

$$a'_A = b_A - a'_A$$

여기서

$$d'_A = c_A + \beta'_A \quad (3)$$

결합 ν_{M_n} 의 계산은 식(4)의 경우이다.

$$\nu_{M_n} = \begin{cases} b_x \leq a'_A \text{ 혹은 } b_x \geq d'_A \rightarrow 0, \\ a'_A + a'_A \leq b_x \leq d'_A - \beta'_A \rightarrow 1, \\ b_x < a'_A + a'_A \rightarrow (b_x - a'_A) / a'_A, \\ b_x > d'_A - \beta'_A \rightarrow (d'_A - b_x) / \beta'_A \end{cases} \quad (4)$$

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 X가 erosion될 때 다음 식(5)과 같이 여러 개의 작은 구조적 원소의 dilation으로 분해할 수 있다.[1, 3, 6]

$$S' = S'_1 \oplus S'_2 \oplus S'_3 \cdots \oplus S'_n \quad (5)$$

이와 같은 연산결과는 작은 구조의 구조적 원소를 가지는 순차적인 erosion 연산 결과인 식(6)을 얻을 수 있다.

$$X \ominus S' = (\cdots (X \ominus S'_1) \ominus S'_2 \cdots) \ominus S'_n \quad (6)$$

식(6)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(6)의 반복성을 이용하여 영상 X에 대해 구조적 원소 S_E 을 가지고 erosion 연산을 수행할 때, 출력에서 최소값을 선택하는 것을 식(7)로 표현할 수 있다.

$$X \ominus S_E = \min(X \ominus S_1', X \ominus S_2', \dots, X \ominus S_n') \quad (7)$$

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.

$$S_i = S_{i1} \oplus S_{i2} \oplus S_{i3} \dots \oplus S_{il} \quad (8)$$

모든 원소 S_{ij} 는 3 x 3 구조로 구성된다.

III. 퍼지 형태학적 에지 고양 연산자

퍼지 형태학적 에지 고양의 처리는 그림 2와 같다.

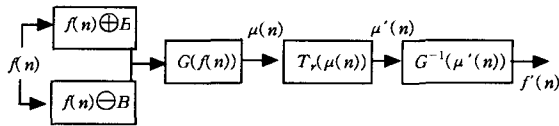


그림 2. 퍼지 형태학적 에지 고양의 과정
Fig. 2 The process of fuzzy morphological edge enhancement

영상은 다음의 소속 함수에 의해 퍼지 집합으로 전이된다.[9]

$$\mu(n) = \begin{cases} G(f(n)) & \text{if } f(n) \oplus B - f(n) \ominus B \neq 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

여기서 \oplus 과 \ominus 은 각각 dilation과 erosion을 나타낸다.

$$G(f(n)) = H \left[\frac{f(n) \oplus B - f(n)}{f(n) \oplus B - f(n) \ominus B} \right] \quad (10)$$

그리고 비선형 연산자 $T_r(\cdot)$ 을 가진 소속 함수를 변화함에 의해서, $\mu'(n)$ 은 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\mu'(n) = T_r(\mu(n)) = \begin{cases} T_1(T_{r-1}(\mu(n))) & r=2, 3, \dots \\ T_1(\mu(n)) & r=1 \end{cases} \quad (11)$$

여기서, r 은 반복 횟수이다.

$$T_1(\mu(n)) = \begin{cases} \frac{\mu^2(n)}{\mu_c} & 0 \leq \mu(n) \leq \mu_c \\ 1 - \frac{(1-\mu(n))^2}{1-\mu_c} & \mu_c < \mu(n) \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

여기서 μ_c 는 변화점이다. 고양된 영상 $f'(n)$ 은 역 연산자가 $\mu'(n)$ 에 쓰인 후에 얻어진다.

$$f'(n) = G^{-1}(\mu'(n)) = f(n) \oplus B - T_r(\mu(n))(f(n) \oplus B) - f(n) \ominus B \quad (13)$$

여기서 $G^{-1}(\cdot)$ 은 식(15)에서 $G(\cdot)$ 의 역 연산자이다. 식(9)에서 소속함수는 에지의 퍼지 정도에 반영된다. 동일한 영역에서, 에지가 없다, 그래서 결국 $\mu(n)$ 은 1로 나타난다. 이상적인 step 에지에서 퍼지는 존재하지 않고 그리고 $\mu(n)$ 의 값은 0이나 1이다. Ramp 에지에서, 에지는 퍼지되고 그리고 그 퍼지 정도는 $0 \leq \mu(n) \leq 1$ 에서 식(10)에 의해 결정된다. 그리고 구조적 원소는 3 x 3의 창을 사용하였으며, 구조적 원소는 목적에 따라 데이터를 선택적으로 적용하기 위하여, 가중치를 조절할 수 있는 유클리디안 거리 변환(euclidean distance transformation)을 적용한 가변적 템플릿을 사용하였으며, 가변템플릿의 아래의 식으로 구성된다.[6]

$$S_{ij} = \lambda \begin{pmatrix} 0 & a & 0 \\ a & y & a \\ 0 & a & 0 \end{pmatrix} \quad (14)$$

여기에서,

$$a = \sqrt{i^2 + (i-j+1)^2} - \sqrt{i^2 + (i-j)^2} \text{이고,} \quad (15)$$

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

IV. 모의실험

필터링된 영상에 대해 에지를 고양하기 위하여 퍼지 형태학적 연산자를 적용하였다. 모의 실험은 원 영상의 에지를 구하고, 가변템플릿의 퍼지 형태학적 연산자와 고정 템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 후 에지를 검출하여 이 둘 영상을 비교하는 방식으로 모의 실험을 하였다. 그림 3은 lena의 원 영상의 에지 검출 영상이며, 그리고 그림 4는 20%의 잡음이 포함된 영상으로 먼저 잡음을 제거한 후, 에지 고양을 위한 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 가변템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상(a)과 고정템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상(b)이다. 그림 5는 30%의 잡음이 포함된 영상으로 먼저 잡음을 제거한 후 에지 고양을 위한 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 가변템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상(a)과 고정템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상(b)이다. 그림 4와 5에서 알 수 있듯이 에지 검출 영상 결과 원 영상의 에지 검출 영상보다 에

지 고양을 위한 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상이 더 우수함을 알 수 있다. 또한 퍼지 형태학적 연산자 중 고정템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 영상보다 가변템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 에지 검출 영상이 더 우수함을 확인 할 수 있다.

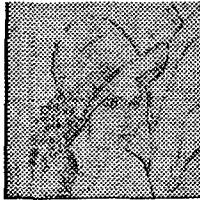
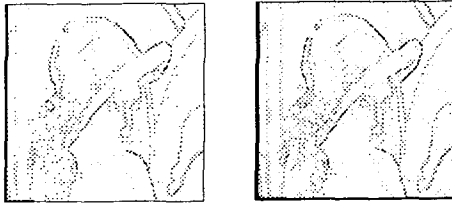


그림 3. Lena의 원 영상

Fig. 3 The original image of Lena



(a) 가변템플릿 (b) 고정템플릿
(a) The variable template (b) The static template

그림 4. 20% 잡음을 포함한 Lena 영상에서의 에지 검출 영상

Fig. 4 The edge detection image in the Lena image of the included 20% noise



(a) 가변템플릿 (b) 고정템플릿
(a) The variable template (b) The static template

그림 5. 30% 잡음을 포함한 Lena 영상에서의 에지 검출 영상

Fig. 5 The edge detection image in the Lena image of the included 30% noise

V. 결론

하이브리드 FCNN은 병렬적이고, 반복적인 기능을 가지고 있으며, 또한 순차적이고 형태학의 대수학적 규칙을 가지고 있다. 그래서 하이브리드 FCNN은 이미지의

복잡한 연산처리에 효과적임을 알 수 있었다. 그리고 하이브리드 FCNN으로 잡음 영상에서 잡음을 제거한 후 에지 고양을 위해 가변템플릿과 고정템플릿의 퍼지 형태학적 연산자를 적용하여 에지 검출을 하여 이 에지 검출 영상을 모의 실험을 통하여 비교 분석하였다. 에지 검출을 한 실험결과 퍼지 형태학적 연산자를 적용한 영상이 원 영상보다 더욱 선명하고 에지의 전체가 더욱 고양되었음을 확인할 수 있었다. 또한 고정템플릿을 적용하여 얻은 에지 검출 영상보다 가변템플릿을 적용하여 얻은 에지 검출 영상이 더욱 선명하고 에지 고양 면에서 더욱 우수함을 확인하였다.

앞으로 하이브리드 FCNN에 적용한 에지를 고양시키는 퍼지 형태학적 연산자는 thinning 알고리즘을 이용한 영상처리, skeleton, shape factor 등과 같은 영상 처리에서 특정 점을 검출하는 방식과 같이 이용하여 동화상 처리, 패턴 분류 등 여러 분야에 적용할 수 있으리라 사료된다.

참고 문헌

- [1] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: applications", *IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-35*, no. 10, pp. 1273-1290, Oct. 1988.
- [2] T. Matsumoto, L. O. Chua "CNN cloning template: shadow detector", *IEEE Trans. Circuits and Systems, CAS-37*, no. 5, pp. 1070-1073, May, 1990.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 최선곤, 변오성, 이철희, 문성룡, "가변 템플릿의 양자화 FCNN을 이용한 영상 에지 검출", *대한전자공학회 논문집*, 35권-S, No.11, pp. 144-151, Nov, 1998.
- [7] Abraham Kandel, Gideon Langholz, "Fuzzy Hardware", Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [8] Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*, Prentice Hall, Inc. 1988.
- [9] Li XiangHi, Ding RunTao, "Fuzzy Morphological Operator to Edge Enhancing of Images", *ICSP'98*, pp.1017-1020, 1998.