

퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN 연구

변오성, 문성룡
원광대학교 전자공학과

전화 : 063-850-6883/팩스 : 063-855-1798

A STUDY ON DTCNN APPLYING FUZZY MORPHOLOGY OPERATORS

Oh-Sung Byun, Sung-Ryung Moon
Dept. of Electronic Engineering, Wonkwang University
E-Mail : srmoon@wonkwang.ac.kr

Abstract

This paper is to compare DTCNN(Discrete-time Cellular Neural Networks) applying the fuzzy morphology operators with the conventional FCNN(Fuzzy CNN) using the general morphology operators. These methods are to the image filtering, and are compared as MSE. Also the main goal of this paper is to compare the fuzzy morphology operators with the general morphology operators through image input. In a result of computer simulation, we could know that the error of DTCNN applying the fuzzy morphology operators is less about 6.1809 than FCNN using the general morphology operators in the image included 10% noise, also the error of the former is less about 5.5922 than the latter in the image included 20% noise. And the image of DTCNN applying the fuzzy morphology operators is superior to FCNN using the general morphology operators.

I. 서론

정보통신분야의 기술 확산은 다른 기술분야의 확산보다 더욱 빠르게 실생활에 적용되고 있고, 많은 정보 매체는 컴퓨터 네트워크에 의해 멀티미디어의 시대를 열었다. 최근에, 멀티미디어 기술은 빠른 속도로 우리 생활에 접근해오고 있는데, 이는 멀티미디어의 완전한 특성 기술 요소라 하기보다는 본질적이고, 사회적 요소이

기 때문이다. 멀티미디어에서 연구와 개발은 현실에 직접 응용하는 것이고, 또한 알맞은 환경을 만들기 위한 이유이다. 그래서 근본적으로 멀티미디어에서 개선되어야 할 많은 부분들이 발생되었는데, 그 문제들은 영상 처리의 과정에서 유실된 정보의 복원 문제, 영상의 질적인 문제, 영상의 속도 개선 문제 등이다. 이러한 문제점을 개선하기 위해, 최근 신경 네트워크와 퍼지 알고리즘, 수학적 형태학 알고리즘을 영상 처리 복원 및 패턴인식, 인공 위성 방송의 속도 개선 등에 적용하고 있다.

첫 번째로, 수학적 형태학은 대표적인 특징 검출 방법으로써 다양한 영상 처리 작업과 패턴 인식에 적용되고 있고, 이론적 기초는 집합으로써 표현되는 이진 영상에 대해 개발되고, 그레이스케일 형태학으로 확대되었다. 형태학적 연산은 비선형이며, 최적 특징 검출에 대한 구조 원소를 일반화에 대해 단일화된 방법을 개발할 필요가 대두되었다.

두 번째, 퍼지 집합 이론은 평상시에 사용하는 불분명한 언어를 가진 시스템이나 현상을 설명하는데 사용해 왔다. 시스템은 아이템에 대한 소속의 방법을 결정하는 크리스프 혹은 퍼지 중에서 사용된다. 여기서 크리스프 시스템은 0이나 1에서 하나로 되어있는 소속으로 구성되었고, 반면 퍼지시스템은 [0, 1]범위에서 수로 구성된 소속 정도를 구성한다. 일반적으로, 퍼지 이론의 성능은 전체 혹은 국부 최소에 도달할 때까지 기준 함수를 반복적으로 최소화하는 대상함수 기본적 알고리즘에 대해서 크리스프 이론보다 우수하다.

본 논문 내용은 2장에서 DTCNN 구조를 설명하고, 3

장에서는 퍼지 형태학 연산자를 4장에서는 퍼지 형태학을 적용한 DTCNN을 각각 설명한다. 마지막으로 5장에서는 시뮬레이션을 보였다.

II. DTCNN 구조

CNN(Cellular Neural Network) 개념은 1987년 Berkly에서 Leon o. chua's에 의해 처음 소개되었는데, 이는 영상처리, 패턴 인식, 필기체 인식 등 많은 응용 분야에 이용되었다. CNN's는 실시간에서 많은 병렬 아날로그 처리 계산으로 구성되었다. CNN의 중요한 특성은 이웃하고 있는 셀을 가지고 있는 국부적 연결이 가능한 셀은 셀과 셀사이의 상호 연결 원소구조로 매우 간단하다.

DTCNN(Discrete-time Cellular Neural Networks)은 CNN에서 변화된 불변 가중치를 가진 되먹임 임계 네트워크의 한 종류이고, 국부 연결을 한다. DTCNN의 동적 특성은 클럭과 2진수 출력에 의해 동작되는 퍼드백을 기본으로 하고, 그 때 하나의 셀은 CNN과 같은 r-이웃 조건을 만족하는 이웃 셀 입력과 출력에 의해 영향을 받는다. DTCNN 구조는 셀룰라 오토마타(Cellular Automata), 연속 입력, 가중치를 가지고 있다. M x N 구조인 DTCNN에서 u, x 그리고 y는 각각 입력, 상태, 출력을 나타낸다. 여기서, 상태 방정식은 다음 식 (1)과 같다[1].

$$C \frac{d v_{xj}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} v_{xj}(t) + \sum_{\alpha(k, l) \in N_{x(i, j)}} A(i, j, k, l) v_{yk}(t) + \sum_{\alpha(k, l) \in N_{x(i, j)}} B(i, j, k, l) v_{uk}(t) + I \quad (1)$$

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

그리고 출력 방정식은 다음 식과 같다.

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2} (|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad (2)$$

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

식(1)과 식(2)를 오일러 적분 알고리즘에 적용하면, 불연속 특성 방정식은 다음과 같이 표현되고, 더욱 강력한 영상 처리에 대한 선형 시간 변수 샘플링을 가진 다중 계층 DTCNN 순환 알고리즘은 식(3)과 식(4)와 같다.

$$x^c(k) = \sum_{d \in N_{x(i)}} a_l^{c, d}(k) y_l^d(k) + \sum_{d \in N_{x(i)}} b_l^{c, d}(k) u_l^d(k) + i_l^c(k) \quad (3)$$

$$y_l^c(k+1) = f(x_l^c(k)) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_l^c(k) \geq 0 \\ -1 & \text{if } x_l^c(k) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

CNN과 다른 DTCNN은 클럭에 의해 동작되고, 그리고 2진 값은 되먹임 연산자(a^c)에 의해 증가된다. 초기 값은 한 주기의 연산을 시작하기 전에 0과 1로 정의되고, 또한 전체 시스템의 동적 특성에 중요하다. 셀 입력(u)는 연속 값에 의해 정의되고, 그것은 제어 계수를 생산한다. DTCNN의 장점은 선형 부등식을 통하여 다음 출력 상태를 설명하고, 그리고 다른 칩 내부 연결은 2진수 출력 특성으로 매우 간단하다. 그것은 전기 파장 속도가 단지 클럭율을 제어하는 한 커다란 범위에서만 제어가 가능하다.

다음 그림 1은 DTCNN 셀 블록으로, DTCNN 셀은 이웃 셀로부터 분리된 입력 부분과 다른 이웃 셀과 입력 자체로 보내어 지는 출력 부분으로 구성되었다.

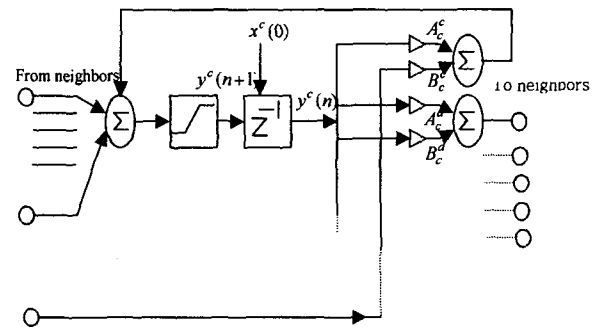


그림 1. DTCNN cell 구성도

III. 퍼지 형태학 연산자

퍼지 형태학은 두 개의 필수 연산자를 가진 수학적 형태학 2진수 연산으로부터 유추되었다. 이 두 개 연산자는 erosion과 dilation이다. 다른 논문으로부터, 다음 식은 일반적인 평균 연산자인 erosion과 dilation을 형성한다[2-6].

모든 z에 대해서 $f(z) - h_x(z) \geq 0$, $f(z) - (m^*)_x(z) \geq 0$ 을 가정을 하고, $g(x; p = +\infty, w_i)$ 은 $\lim_{p \rightarrow +\infty} g(x; p, w_i)$ 를 정의하는데 사용하면, erosion과 dilation은 일반적인 평균을 이용하여 나타낼 수 있다.

Erosion :

$$(f \ominus g)(x) = \min \{ f(z) - h_x(z) : z \in D\{h_x\} \} = g(f(z) - h_x(z) : p = -\infty, w_i) \quad (5)$$

Dilation :

$$(f \oplus g)(x) = \max \{ f(z) - (m^*)_x(z) : z \in D[(m^*)_x] \} \quad (6)$$

$$= g \{ f(z) - (m^*)_x(z) : p = -\infty, w_i \}$$

모든 z 에 대해서 $f(z) - h_x(z) \geq 0$, $f(z) - (m^*)_x(z) \geq 0$ 의 가정을 하기 위하여, 본 논문에서는 증가 함수 $r: [-\infty, +\infty] \rightarrow [0, +\infty]$ 인 1대 1인 대응을 사용해서, 여기서 수정된 erosion과 dilation 정의를 유도하면 식(7)과 식(8)을 얻을 수 있다.

Erosion :

$$(f \ominus_r g)(x) = g \{ r \{ f(z) - h_x(z) \}; p = -\infty, w_i \} \quad (7)$$

dilation :

$$(f \oplus_r g)(x) = g \{ r \{ f(z) - (m^*)_x(z) \}; p = +\infty, w_i \} \quad (8)$$

가중 요소 w_i 's는 위 정의식에서 중요한 역할을 하지 않지만, 수정된 정의는 r 에 대한 단일 시그모이드 함수를 원 값과 비슷하게 취하는 것을 보였다. 이 점에서, 퍼지 erosion과 퍼지 dilation의 정의는 간단하게 되었고, 다음 식(9)와 (10)에 정의하였다.

Fuzzy Erosion :

$$(f \ominus_r g)(x) = g \{ r \{ f(z) - h_x(z) \}; p < 0, w_i \} \quad (9)$$

Fuzzy Dilation :

$$(f \oplus_r g)(x) = g \{ r \{ f(z) - (m^*)_x(z) \}; p > 0, w_i \} \quad (10)$$

여기서 출력이 만약 $p=-1$ 이면 하모닉 평균임을 기억하고, $p=0$ 이면 기하학적 평균, $p=1$ 이면 수학적 평균을 의미한다. 또한 가중 요소 w_i 는 선택값이고, 요서가 포함되면 정의는 "가중된" 퍼지 erosion과 dilation이다.

IV. 퍼지 형태학을 적용한 DTCNN 구조

그림 2는 퍼지 erosion을 이용한 DTCNN 파이프 라인 구조에 대한 구성도이고, 각 $n(n+1)/2$ 의 퍼지 erosion과 각 $n-1$ 의 min 필터로 구성되었다. 입력 영상의 크기에 관련되지 않는 것과 선형에 의해 증가된 구조 원소인 전체 구조는 열과 파이프라인 형식에 배열된 구조로 구성되었다[7].

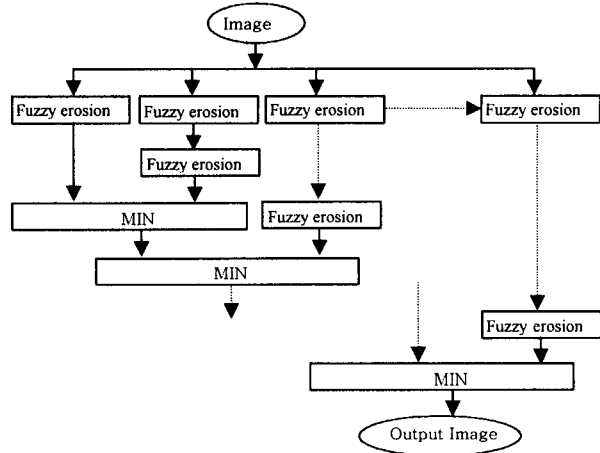


그림 2. 퍼지 erosion을 이용한 DTCNN 파이프 라인 구조 흐름도

V. 시뮬레이션과 분석

본 논문의 컴퓨터 시뮬레이션은 Matlab 프로그램을 사용하였고, 전체 시스템은 DTCNN의 파이프라인에 퍼지 형태학 연산자를 적용한 구조이다. 컴퓨터 시뮬레이션은 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN과 일반적인 형태학 연산자를 이용한 FCNN(Fuzzy CNN)을 비교한다. 이 파이프라인 구조인 그림 2는 $n(n+1)/2$ 이고, 이 시뮬레이션은 3회 반복하였다. 그림 3은 원 영상이고, 그림 4는 20% 잡음을 포함한 잡음 영상이다. 그림 5는 10% 잡음을 포함한 영상에 일반적인 형태학 연산자를 이용한 FCNN에 대한 결과 영상이다. 또한 그림 7은 10% 잡음을 포함한 영상에 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN에 대한 결과 영상이다. 여기 결과에서, 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN의 영상은 일반적인 형태학 연산자를 이용한 FCNN보다 우수함을 확인하였다. 또한 그림 6은 20% 잡음을 포함한 영상에 일반적인 형태학 연산자를 이용한 FCNN에 대한 결과 영상이고, 그림 8은 20% 잡음을 포함한 영상에 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN에 대한 결과 영상이다. 이 결과에서 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN의 영상이 FCNN을 적용한 영상보다 우수함을 확인하였고, 이는 MSE를 통하여 수치적으로 표현하였다. 결과 영상을 그림 3인 원 영상과 비교하였을 때 그림 5의 MSE는 33.2960이고, 그림 6은 33.9231을 가지고 있고, 그림 7은 27.1151을 가지고, 그림 8은 28.3309를 가지고 있었다. 그리고 그림 9는 각 잡음별에 대한 MSE 결과 그래프를 보였다.



그림 3. 원 영상

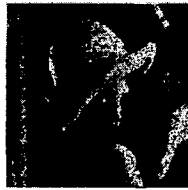


그림 4. 20% 잡음 영상

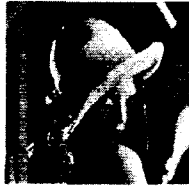


그림 5. FCNN 결과 영상
(10%잡음 포함 영상)



그림 6. FCNN 결과 영상
(20% 잡음 포함 영상)



그림 7. DTCNN 결과 영상
(10%잡음 포함 영상)



그림 8. DTCNN 결과 영상
(20% 잡음 포함 영상)

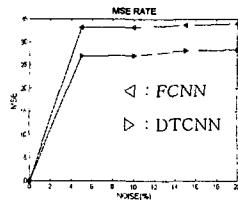


그림 9. MSE 결과(FCNN vs. DTCNN)

VI. 결 론

연속적이고 반복적인 특성을 가지고 있는 그레이 스케일 형태학이 원영상에 가깝도록 영상 복원하기가 어렵기 때문에, 이를 해결하기 위하여 DTCNN의 병렬 처리 방법을 이용하였다. 본 논문에서, 영상 입력을 통하여 일반적인 형태학 연산자와 퍼지 형태학 연산자를 비교한 결과, 퍼지 형태학 연산자를 적용한 DTCNN의 복원 영상이 일반적인 형태학 연산자를 적용한 FCNN의 복원 영상보다 우수함을 MSE를 통하여 확인하였다. 또한 시

플레이션 비교 결과인 MSE를 통하여 확인한 결과, DTCNN이 FCNN보다 오차가 약 5.5887이 적음을 확인하였고, 그리고 DTCNN이 FCNN보다 더욱 효과적으로 잡음 제거함을 알았다.

향후에는 퍼지 형태학 DTCNN을 적용한 패턴 인식을 연구할 것이고, 또한 이 시스템의 속도 개선 문제로 퍼지 opening과 퍼지 closing을 적용한 시스템 구조를 통하여 개선책을 연구가 필요하다고 사료된다.

참고문헌

- [1] Y. G. Yun, "DTCNN Hardware Implementation and Application Using Morphology", Wonkwang University Graduate School, 1997, ch.2, pp. 13-14.
- [2] Y. G. Won, "Shift-Invariant Fuzzy-Morphology Neural Network for Automatic Target Recognition", IEICE TRANS FUNDAMENTALS, vol. E81, A, no 6, pp. 1119-1127, June 1998.
- [3] Mike. Nachtegael and E. E. Kerre, "Fuzzy Mathematical Morphology: General Concepts and Decomposition Properties", Presented at the 1999 Third International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering System, Adekaude, Australia, Aug 31st-Sept 1st, 1999, pp. 255-258.
- [4] H. K. Chung and R. H. Park, "Inspection and Subpixel Alignment of SMD's Using Fuzzy Morphology", IEEK, vol. 31B, no 9, pp. 1365-1376, Sep 1994.
- [5] B. D Baets, E. E. Kerre and M. M. Gupta, "Foundations of Fuzzy Mathematical Morphology: Part 2: Idempotence, Convexity and Decomposition", International Journal of General Systems, vol. 23, pp. 307-322, 1995.
- [6] J. Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology", vol. 2: Theoretical Advances, NY: Academic Press, 1982.
- [7] O. S. Byun, S. K. Choi, C. H. Lee and D. S. Baek, S. R. Moon, "The Edge Detection of Image using FCNN with the Variable Template", Proceedings of ITC-CSCC 1998, vol 1, 1998, pp. 981-984.