

적응적 형상학 Meyer 웨이브렛-CNN을 이용한 영상 에지 검출 연구

A study on image edge detection using adaptive morphology Meyer wavelet-CNN

백영현 · 문성룡

Young-Hyun Beak and Sung-Rung Moon

원광대학교 전자공학과

요 약

디지털 영상은 전송 중에 잡음과 시스템의 다른 요소에 의해 입력 요소가 왜곡된다. 이는 영상객체의 분할시 경계면의 모호함이 발생시키고, 특히 입력 영상 경계 부분은 패턴인식의 분할 및 검출 요소를 결정하기 때문에 매우 중요하다. 따라서 그 경계 부분을 정확하게 분할·검출하는 최적의 에지 검출 방법을 제안하였다. 본 논문에서는 입력 영상의 임계값에 따른 적응적 형상학을 이용하여 영상의 경계면을 부각시킨 후, 이 영상을 Meyer 웨이브렛-CNN 알고리즘에 적용한 후 최적의 에지를 검출하였다.

제안된 알고리즘이 기존의 영상 에지 검출 알고리즘인 Sobel 에지 검출과 기존의 다른 에지 검출보다 우수함을 확인하였다. 특히 에지와 에지의 부분이 가까운 곳과 완만한 곡선을 가지고 있는 부분에서 더 우수한 결과 에지를 얻을 수 있음을 시뮬레이션에 의해 확인하였다.

Abstract

The digital image can be distorted by a noise for a transmission or other elements of system. It happen to be vague of a boundary side in the division of an image object, especially, boundary side of an input image is very important because it can be determined to the division and detection element in pattern recognition. Therefore it is proposed an edge detection method of optimal to divide and detect exactly a boundary part. In this paper, it detected the optimal edge with applying this image to Meyer wavelet-CNN algorithm, after it does level up a boundary side of an image by using the adaptive morphology as the threshold of an input image. It confirmed that the proposed algorithm is more superior to the conventional methods and the conventional Sobel method which is an image edge detection algorithm. Especially, it is confirmed by simulation that the proposed algorithm can be got the better result edge at the place of closing to each edges and having smoothly curved line.

Key words : morphology, CNN, Meyer wavelet, edge, threshold

1. 서 론

디지털 영상은 전송되는 도중에 잡음이 섞이거나 시스템의 다른 요소에 의해 왜곡될 수 있다. 영상의 에지는 입력 영상에 대한 중요 정보들을 가지고 있으며, 특히 에지는 물체가 어디에 있으며, 물체의 모양과 크기, 텍스처가 어떤지를 말해준다. 에지는 영상의 밝기가 낮은 값에서 높은 값으로 또는, 높은 값에서 낮은 값으로 변하는 지점에 존재한다[1,2]. 이는 영상 분할의 첫 번째 단계이며, 영상의 구성을 결정하기 위해서 화소들을 하나의 영역으로 만들기 위해 사용되고 있다. 에지 강도를 갖고 있는 모든 에지들을 검출하기 위해 많은 방법들이 제안 되었다. 그 중, 형상학은 영상 내부의 물

체의 기하학적인 구조를 다루는 비선형 영상처리로서, 영상의 잡음 제거, 에지 검출기, 영상 압축, 특징 추출 등에 사용되고 있다[3-6]. 기본 연산인 dilation과 erosion은 Minkowski에 의해서 처음 정의되었으며, 이러한 집합 연산들과 함께 수학적 형상학은 적분 기하학, convex 해석, 확률 이론 등을 배경으로 한다.

이진 형상학의 합(union)/교(intersection) 연산을 Min/Max 연산으로 변환함으로써 그레이 스케일 형상에 적용하였다[3-6]. 물체의 임계값의 차를 이용하여 영상의 경계를 레벨업·레벨 다운 시키는 연산을 수행한다.

웨이브렛은 1983년 Morlet에 의해 소개된 이후 신호를 분석하고 해석하는데 효과적인 수학적 도구로 알려져, 순수수학분야(조화해석학, 선형대수)부터 여러 응용분야에서 폭 넓게 연구되어 왔다. 웨이브렛 변환은 푸리에(Fourier) 변환에 기반을 둔 기존의 신호처리 알고리즘에 비해 속도가 빠르고 시간과 주파수영역에서 신호의 국소화를 효율적으로 구현하기 때문에, 최근 신호 및 영상처리 분야에 많이 응용되고 있

접수일자 : 2003년 3월 7일

완료일자 : 2003년 11월 28일

본 논문은 2003년 원광대학교의 교비지원에 의해서 연구됨.

대[7,8].

CNN은 Leon. Chua에 의해서 소개 되었고, 또한 신경망의 주요 특성을 갖고 있다[6]. 다른 방법으로 신경망을 접근시킨 CNN의 주요 특성은 처리 단위를 이웃 셀에 국부적으로 연결 가능하다. 여기서 CNN의 셀 구조는 셀룰러 오토마타 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 잡음 제거, 윤곽선 검출, 정보의 복원 등 다양한 기능을 수행 할 수 있다[9-11].

본 논문에서는 입력 영상의 임계값에 따른 적응적 형상학을 이용하여 영상의 경계면을 레벨 업 시킨 후, 이를 웨이블릿-CNN에 적용하여 최적의 에지를 검출하는 알고리즘을 구현하고자 한다.

2. 형상학

화상 처리와 해석에서 객체(object) 상호간의 기하학적 구조를 해석하기 위해서 화상을 분할하여 인식한다. 이와 같은 화상의 객체와 배경을 수학적 형상학에서는 집합이론으로 표현하며 사전적 의미는 형태처리, 형태론으로써 어떤 영상의 형태적인 면의 조작을 말한다. 그리고 경계, 골격, 블록과 같은 영역 형태를 표현, 서술 하는 도구로써 최외곽선의 한 픽셀을 가감하는 작업과 한 픽셀의 잡음 제거 또는 두 픽셀로 확장한다. 이 중 잡음 제거를 하기 위해 사용한 형상학의 기본 연산인 dilation 과 erosion은 다음과 같다 [4,6].

2.1 Dilation

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(1)와 같다.

$$g_d(m, n) = (f \oplus B)(m, n) = \bigcup_{(i, j) \in B} f(m-i, n-j) \quad (1)$$

여기서 영상 f 와 structuring element B 의 성분들의 모든 벡터 합은 dilation을 표현한다. f 와 B 의 성분들은 가능한 모든 평행이동의 합집합이다. Dilation은 그레이 스케일 영상에서의 높은값을 더 높게 만들고, 낮은 값을 더 낮게 만든다. 그레이 스케일 영상에서 dilation은 식(2)와 같다.

$$g_d(m, n) = (f \oplus B)(m, n) = \max_{(i, j) \in B} \{f(m-i, n-j)\} \quad (2)$$

2.2 Erosion

Binary 입력신호는 기하학적 공간에서의 집합으로 간주할 수 있으며, 식(3)과 같다.

$$g_e(m, n) = (f \ominus B)(m, n) = \bigcap_{(i, j) \in B} f(m+i, n+j) \quad (3)$$

여기서 영상 f 와 structuring element B 의 성분들의 모든 벡터 차는 erosion을 표현한다. f 와 B 의 성분들은 가능한 모든 평행이동의 교집합이다. Erosion은 높은값을 감소시키고, 낮은값은 증가 시킨다. 그레이 스케일 영상에서 erosion은 식(4)와 같다.

$$g_e(m, n) = (f \ominus B)(m, n) = \min_{(i, j) \in B} \{f(m+i, n+j)\} \quad (4)$$

3. 웨이블릿-CNN 알고리즘

3.1 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 푸리에 변환과 같이 기저 함수들의 집합으로 신호를 분해하는 하나의 방법이다. 그러나 푸리에 변환과는 달리 국부적으로 에너지가 집중된 웨이블릿들을 기저 함수로 사용한다[7,8].

이러한 웨이블릿들은 머더 웨이블릿(mother wavelet)이라 불리는 하나의 원형 웨이블릿 $\psi(x)$ 를 식(5)과 같이 확장, 이동시켜 얻을 수 있다.

$$\phi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (5)$$

여기서 $b \in R$ (R 은 실수 공간)은 이동 변수이며, $a \in R^+$ (R^+ 는 양의 실수 공간)은 스케일 변수로서 신호를 몇 배로 확장했는가를 나타내는 확장인자이다. 스케일이 증가할수록 주어진 스케일링에서의 웨이블릿 변환 신호의 공간 해상도는 떨어지고 낮은 주파수 대역의 성분을 나타내게 된다. 임의의 연속함수 $f(x)$ 에 대한 연속 웨이블릿 변환은 식(6)과 같다.

$$CWT\{f_{a,b}(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \phi_{a,b}(x)f(x)dx \quad (6)$$

이를 이산 웨이블릿 변환으로 표현하기 위해서 스케일 변수와 이동변수가 각각 $j, k \in Z$ 에 대하여 $a = a_0^j, b = ka_0^j b_0$ ($a_0 > 1, b_0 \neq 0$)로 대응되며, 특히 $a_0 = 2, b_0 = 1$ 일 때 기저 함수들은 정규 직교 기저가 되고 식(7)과 같이 표현 할 수 있다.

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k) \quad (7)$$

식(7)을 이용하여 이산 웨이블릿 변환을 나타내면 식(8)와 같다.

$$W\{f_{j,k}(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \phi_{j,k}(x)f(x)dx \quad (8)$$

3.2 CNN구조

M행과 N열에 배열된 $M \times N$ 셀을 가진 $M \times N$ cellular neural network 구조는 식(9)과 같으며, u, x 그리고 y 는 각각 입력, 상태, 출력을 나타낸다.

전압 $V_{xij}, V_{\xi i}, V_{yij}$ 는 셀 C_{ij} 의 입력, 상태, 출력 전압을 표현한 것으로 방정식은 다음과 같다[9-11].

C_{ij} 상태방정식(State equation) :

$$C \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = \frac{-1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{\alpha(k, l) \in N_{\alpha, \beta}} A(i, j, k, l) v_{ykl}(t) + \sum_{\alpha(k, l) \in N_{\alpha, \beta}} B(i, j, k, l) v_{xkl} + I \quad (9)$$

여기서 $A(i, j; k, l), B(i, j; k, l)$ 는 각각 feed-back 템플릿, feed-forward 템플릿의 원소이다.

그리고 R_x 는 선형 저항값이고, I 는 바이어스이다.

C_{ij} 의 출력방정식은 식(10)과 같다.

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2} (|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (10)$$

C_{ij} 의 입력방정식은 식(11)과 같다.

$$v_{ijk} = E_{ij}, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (11)$$

제한 조건(Constraint conditions):

$$|x_{ij}(0)| \leq 1, |u_{ij}| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (12)$$

파라미터 가정 (Parameter assumption)

$$\begin{aligned} C > 0, R_x > 0 \\ A(i, j; k, l) = A(k, l; i, j) \\ 1 \leq i, k \leq M; 1 \leq j, l \leq N \end{aligned} \quad (13)$$

CNN 안의 C_{ij} 셀의 회로는 그림 1과 같다.

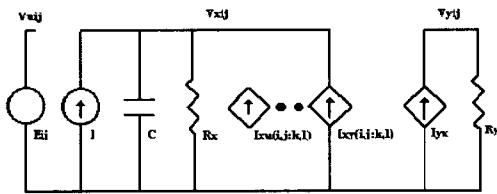


그림 1. CNN안의 C_{ij} 셀의 회로
Fig. 1. The circuit of cell C_{ij} in a CNN

4. 제안된 적응적 형상학 웨이브렛-CNN

본 논문은 입력 영상의 임계값을 검출하여 형상학의 기본 연산인 dilation과 erosion을 적응적으로 선택하게 하기 위하여, 그레이 스케일 영상 0~255의 각 픽셀의 임계값은 식(14)를 적용하여 분해한다.

$$\begin{aligned} T_{m,n}(x) &= \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\ X &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N T_{m,n}(x) \quad (M, N: \text{행} \cdot \text{열의 크기}) \end{aligned} \quad (14)$$

위 식을 통해 얻어진 임계값 (t)에 따라 형상학을 선택하도록 한다. 선택된 임계값 (t)는 연산 형태학을 이용하여 경계면을 레벨 업·다운 시키는 과정을 수행한다. 형상학적인 영상 조작이 끝난 영상의 단순화를 위해 웨이브렛의 특성을 이용하여 계수를 추출하는 과정을 거친다. 본 논문에서는 웨이브렛 $\psi(t)$ 가 무한시간영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있는 Meyer 웨이브렛의 특성을 이용하여 계수 값을 추출한다.

Meyer 웨이브렛은 식(15)과 같다[12].

$$\psi(\omega) = e^{-j\omega/2} H^*\left(\frac{\omega}{2} + \pi\right) \psi(\omega/2) \quad (15)$$

Meyer 웨이브렛은 $|\omega| \leq 4\pi/3$ 구간에서 실질적인 계수가 존재하고, 이 밖의 구간에는 0으로 존재하는 특성을 가지고 있다. $\psi(t)$ 는 원 신호에 대칭적이기 때문에 $\psi(\omega)$ 는 실질적인 값을 가지며, $\psi(\omega)$ 는 $\omega=0$ 가 일 때 상호 대칭적이다. $\psi(\omega)$ 는 발생하는 신호의 곡면의 기울기를 결정하여, 식(16)과 같은 조건을 갖는다.

$$|\psi(\omega)|^2 = \begin{cases} 1 - |\psi(2\pi - \omega)|^2 & 0 \leq |\omega| \leq 2\pi/3 \\ 0 & 2\pi/3 \leq |\omega| \leq 4\pi/3 \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

그림 2는 Meyer 스케일링 함수와 웨이브렛의 특성 그래프이다.

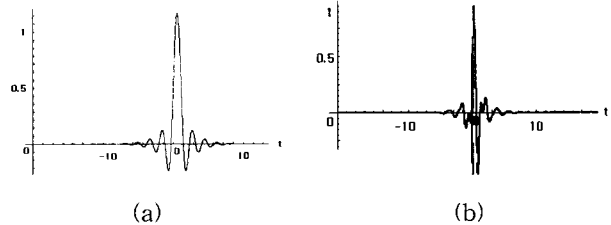


그림 2. Meyer 스케일링 함수(a)와 웨이브렛(b)
Fig. 2. The Meyer scaling function(a) and wavelet(b)

Meyer 웨이브렛의 특성을 이용하여 추출된 계수는 C_{ij} 상태방정식의 입력 v_{ijk} 에 적용하였다. 또한, 에지 검출을 위해 feed-forward 파라미터인 $B(i, j; k, l)$ 에 에지 검출의 기본이 되는 템플릿인 Sobel 템플릿을 적용하였다. 각각의 파라미터를 적용하여 결과 값을 구한다. 이 과정을 통하여 얻은 상태 방정식의 결과 값을 출력방정식의 v_{xij} 값으로 적용하였으며, 최적의 에지 검출과 결과 영상을 비교하기 위하여 식(17)을 이용하였다.

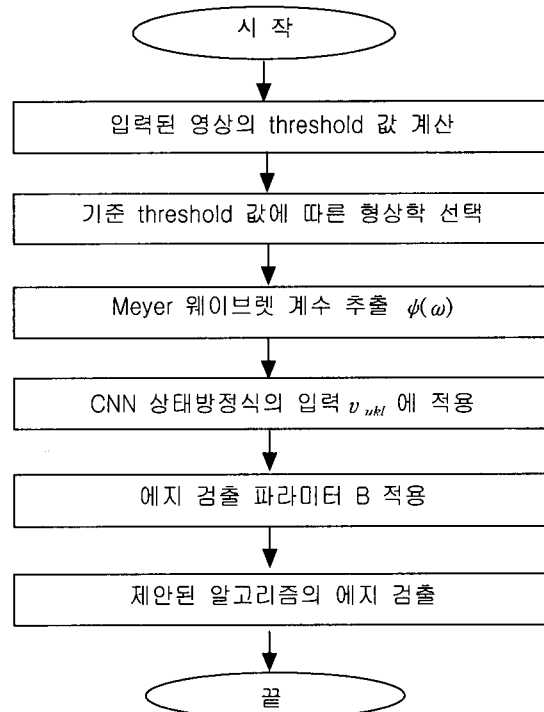


그림 3. 적응적 형상학 웨이브렛-CNN을 이용한 에지 검출 흐름도
Fig. 3. Flowchart of the image edge detection using adaptive morphology Meyer wavelet-CNN

$$V_{\theta}(t) = 1 - \left| -R(x^{\theta}) + \sum_{d=1}^q A_d x^d + \sum_{d=1}^q B_d u^d \right| \quad (17)$$

최종 출력값은 식(18)의 값을 식(6)에 적용하였다. 여기서, $R(x^{\theta})$ 은 아래와 같다.

$$R(x^{\theta}) = \begin{cases} -\infty, x^{\theta} < 1 \\ 0, |x^{\theta}| < 1 \\ \infty, x^{\theta} > 1 \end{cases} \quad (18)$$

식(17)에서의 B_d 파라미터는 에지검출 템플릿이고, u_d 는 웨이브렛 계수 입력부분이다.

본 논문에서는 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛 CNN 알고리즘을 사용하는데, 그림 3은 본 논문의 전체 구성과 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것이다.

5. 모의 실험 및 고찰

본 논문에서는 CNN의 기본구조에 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛 계수를 이용하여 영상의 에지를 검출하였다. 각기 방향 성분이 다른 영상을 사용하였고, 모의실험은 Matlab을 이용하였다. 모의실험을 통한 영상중 3가지 영상을 선택하여 비교하였다.

그림 4는 Lena, Pepper, Camera으로 선택한 원 영상들이다. 그림 5는 비교의 기준으로 사용한 Sobel 템플릿만을 적용한 에지 검출 결과 영상이다.

모의 실험 결과, 기존의 Sobel 템플릿만을 사용한 에지 검출 방법보다 데이터 정보가 저주파 계수로 집중되는 웨이브렛을 사용하면 더 좋은 에지 검출을 할 수 있다는 가정 하에 다양한 웨이브렛에 적용시켜보았다.

Haar 웨이브렛, Daubechies 웨이브렛, Meyer 웨이브렛의 계수를 추출하여 적응적 형상학 CNN알고리즘에 사용했다. 그림 6은 적응적 형상학 Haar 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상이다. 그림 7은 적응적 형상학 Daubechies 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상이다. 그림 8은 본 논문에서 제안된 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상이다.

에지 검출의 특성상 복시적인 방법을 통해 각각의 에지 검출 영상을 비교·분석한 결과 본 논문에서 제안된 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛 CNN 알고리즘에 적용한 것이 기존의 Sobel 에지검출 방식이나 그 외 웨이브렛 알고리즘을 적용한 에지 검출 방식보다 더욱 정확한 에지가 검출됨을 확인할 수 있다.

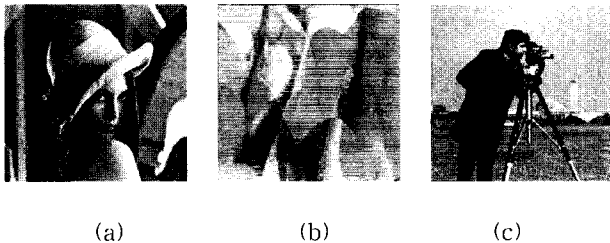


그림 4. 원영상 : (a) lena의 원 영상, (b) pepper의 원 영상, (c) camera의 원 영상
Fig. 4. The original image : (a) Original image of lena, (b) Original image of pepper, (c) Original image of camera

더 정확한 비교를 위해 각각의 알고리즘을 적용하여 얻은 에지 결과 영상에서 그림 9와 같이 비교 기준이 되는 Sobel을 적용한 에지 결과 영상의 일부분과 각각의 웨이브렛을 적용한 결과 영상, 제안된 알고리즘의 에지 결과 영상 중 에지 검출이 가장 힘든 에지와 에지가 가까운 부분과 완만한 곡선이 있는 부분 일부분을 선택하여 2배 확대하여 비교해 보았다. 그 결과를 통해서 제안된 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛 CNN 알고리즘의 우수함을 확인 하고자 한다.

표 1은 각 영상의 임계값과 평균을 구한 것이다.

표 1. 각 영상의 임계값과 평균
Table 1. Each image's threshold and average

	입력 영상	임계값
1	Camera	115.7917
2	Lena	98.6797
3	Pepper	125.9803
4	Baboon	132.8890
5	Barbara	117.3887
6	Butterfly	148.3316
7	Couple2	37.7293
8	Girl	68.0833
9	Map	140.3734
10	Goldhill	111.8292
	임계값의 평균	125.125

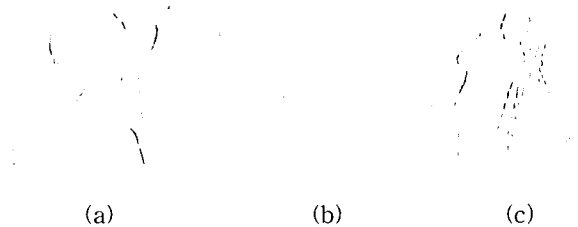


그림 5. Sobel을 적용한 에지 결과 영상
Fig. 5. Results image of edge applying Sobel

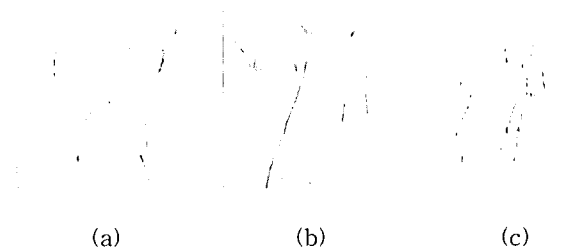


그림 6. 적응적 형상학 Haar 웨이브렛 CNN을 적용한 에지 결과 영상
Fig. 6. Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Haar wavelet CNN

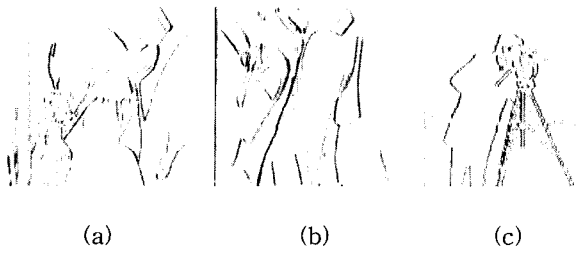


그림 7. 적응적 형상학 Daubechies 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상

Fig. 7. Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Daubechies wavelet-CNN

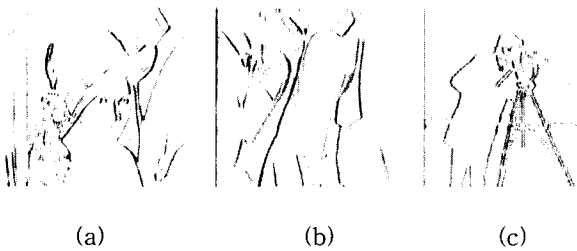


그림 8. 제안한 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상

Fig. 8. Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Meyer wavelet-CNN

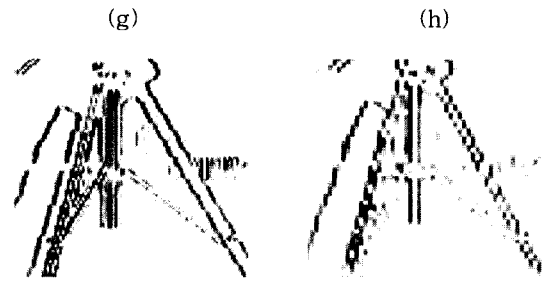


그림 9. 두배 확대 후 선택한 Lena, Pepper, Camera 영상 : (a, e, i) sobel을 적용한 에지 결과 영상, (b, f, j) 적응적 형상학 Harr 웨이브렛을 적용한 에지 결과 영상, (c, g, k) 적응적 형상학 Daubechies 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상, (d, h, l) 제안한 적응적 형상학 Meyer 웨이브렛-CNN을 적용한 에지 결과 영상

Fig. 9. After double extension, Lena, Pepper, Camera image that select : (a, e, l) Results image of edge applying Sobel, (b, f, j) Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Haar wavelet-CNN, (c, g, k) Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Daubechies wavelet-CNN, (d, h, l) Results image of edge applying the proposed adaptive morphology Meyer wavelet-CNN

5. 결론

입력 영상의 임계값에 따른 적응적 형태학을 이용하면 영상의 경계면을 부각 시킬 수 있는 특징이 있고, 웨이브렛 알고리즘 중 Meyer 웨이브렛 기저 계수는 웨이브렛 $\psi(t)$ 가 무한시간영역에서 크기만 급속도로 감소하는 특징을 가지고 있다. 또한 CNN은 병렬적이고 반복적인 구조를 가지고 있어 많은 연산량을 줄일 수 있는 기능을 가지고 있다. 따라서 형상학의 특성과 웨이브렛 알고리즘, CNN구조를 이용하여 에지 검출에 적용함으로써 우수한 결과를 얻었다. 본 논문은

제안된 형상학 Meyer 웨이블릿-CNN을 이용한 에지 검출 방식과 Sobel 에지검출 및 다른 웨이블릿을 적용한 에지 검출을 비교하였다. 그 결과, 그림 9와 같이 제안된 알고리즘이 기존의 다른 에지검출보다 우수함을 확인하였다. 특히, 에지와 에지의 부분이 가까울 때 정확한 에지를 검출하였으며, 완만한 곡선을 가지고 있는 에지 부분에서 더 우수한 결과 에지를 얻을 수 있음을 확인하였다.

향후 연구 과제로는 적응적 형상학 웨이블릿-CNN을 이용한 에지의 증강이나 잡음이 포함된 영상에서 정확한 에지를 검출하고, 또한 컬러 영상에서 에지를 검출하는데 적용할 수 있도록 연구할 예정이다.

[10] R. M. Chaveznava, and D. Guinea, and M. C. Alegre, and V. M. Preciado, "The 2D Wavelet Transform in Cellular Neural Networks," Proc. IASTED Intern. Conf. Signal Processing and Communication, Marbella, pp. 372-376, Sept. 2000.

[11] T. Yang and L.-B. Yang, "The Global Stability of Fuzzy Cellular Neural Network," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 43, no. 10, pp. 880-883, Oct. 1996.

[12] M. Vetterli and T.A. Tony, "Filterbank Implementation of Meyer's Wavelets," EE392G Stanford University, Jun. 10, 1998.

참 고 문 헌

[1] R. Crane, A simplified approach to Image Processing, Prentice-Hall, pp. 100-118, 1997.

[2] R. Gonzalez and R. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

[3] J. Serra, "Image analysis and Mathematical Morphology," Academic press, pp. 43-49, 1989.

[4] M. Sung-Ryong, "Design of Hybrid Median Filter Using Gray Scale Morphology," 전북대학교 박사 학위 논문, pp. 17-40, 1993.

[5] J. Serra, "Introduction to mathematical morphology," Computer vision, Graphics, and Image Processing, 1986.

[6] C. R. Giardina and E. R. Dougherty, "Morphological in Image and Signal Processing," Englewood Cliffs, NJ:Prentice-H, pp. 7-8, 161, 209, 1988.

[7] C. S. Burrus, and R. A. Gopinath, and H. Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, Prentice-Hall, Inc, pp. 14-19, 26-30, 79-83, 1998.

[8] R. M. Rao and A. S. Bopardikar, Wavelet Transforms : Introduction to Theory and Applications, Addison-Wesley, pp. 25-32, 76-77, 106, 250, 1998.

[9] O. C. Leon and L. Yang, "Cellular Neural Networks: Theory," IEEE Trans. on Circuits and Systems, vol. 35, no. 10, pp. 1257-1272, Oct. 1998.

저 자 소 개



백영현(Young Hyun Beak)

2002년 원광대학교 공과대학
전자공학과 졸업
2003년~현재 동 대학원 전자공학과
석사과정

관심분야 : 퍼지 이론, 신경회로망, 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식등

Phone : 063-850-6883
Fax : 063-855-1798
E-mail : neural76@hotmail.com



문성룡(Sung Ryong Moon)

1982년 원광대학교(공학사)
1986년 전북대학교(공학석사)
1993년 전북대학교(공학박사)
1994~현재 원광대학교 전기전자 및
정보공학부 부교수

관심분야 : 신경망, 퍼지, 비선형
디지털 시스템 및 지능 시스템

Phone : 063-850-6883
Fax : 063-855-1798
E-mail : srmoon@wonkwang.ac.kr