

컬러 영상 에지에 강건한 퍼지 웨이브렛 형태학 신경망 알고리즘 제안

변 오 성*

The Proposal of the Robust Fuzzy Wavelet Morphology Neural Networks Algorithm for Edge of Color Image

Byun Oh Sung*

요 약

본 논문에서는 영상 에지 검출에 있어서 명암차에 의해 불분명한 경계 부분을 강건하게 하고, 방향성에 덜 민감한 에지 검출 알고리즘인 퍼지 웨이브렛 형태학 신경망을 제안한다. 이는 복잡하고 많은 연산 수행하는 단점을 극복하기 위해 DTCNN 구조에 데이터의 손실없이 강건하게 영상 단순화가 가능한 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한다. 또한 컬러 영상에서 효과적으로 에지 경계면의 특징 정보를 손실없이 가지고 있는 Y 영상을 YCbCr 공간 컬러 모델을 이용하여 분할 한다. 본 논문은 제안된 알고리즘의 성능 검증을 위해 50개의 컬러 영상의 모의 실험을 제공한다.

Abstract

In this paper, it can propose that Fuzzy Wavelet Morphology Neural Networks for the edge detection algorithm with being robustly a unclear boundary parts by brightness difference and being less sensitivity on direction to be detected the edges of images. This is applying the Fuzzy Wavelet Morphology Operator which can be simple the image robustly without the loss of data to DTCNN Structure for improving defect which carries out a lot of operation complexly. Also, this color image can segment Y image with YCbCr space color model which has a lossless feature information of edge boundary sides effectively. This paper can offer the simulation of color images of 50ea for the performance verification of the proposal algorithm.

- ▶ Keyword : 웨이브렛 형태학(Wavlet Morphology), 퍼지(Fuzzy), 에지 검출(Edge Detection), DTCNN(Discrete-Time Cellular Neural Networks), 에지 경계면(Edge boundary Sides), 강건한(Robust)

• 제1저자 : 변오성

• 접수일 : 2007.4.10, 심사일 : 2007.4.17, 심사완료일 : 2007. 5.20.

* 삼성전기 ISM 선행 개발 책임연구원

I. 서론

21세기에는 대용량의 멀티미디어의 저장, 전송 및 검색 등의 처리 방법에 대한 연구의 필요성이 요구되었다. 이에 따라, 데이터를 효율적으로 저장 및 검색을 하기 위하여 영상 분할 및 인식의 분야가 활발히 연구되었다. 따라서 분할 및 인식에서 가장 중요한 해석 단계인 에지 검출 분야가 더 붙어 연구 진행 되고 있다[1-6].

에지 성분은 특징 정보의 위치 및 모양과 크기 등에 대한 중요한 정보를 포함하고 있다. 그리고 영상 에지 검출은 영상 분할의 전처리 단계로, 얼마만큼 정확하고도 유용한 정보를 찾아 주느냐에 따라 영상 분할 및 인식의 성능에 크게 영향을 주게 된다. 또한 영상의 특징을 가지고 있는 화소들을 하나의 영역으로 구성하기 위해 사용되고 있다 [2,3]. 현재까지 에지 특징 성분을 가진 모든 에지를 검출하기 위해 많은 방법들이 제안되었다[1-6].

그러나 영상 정보 내에 존재하는 에지는 다양한 형태로 표현되어 에지의 정의를 정확하게 규명하기는 어렵기 때문에 에지는 응용분야에 따라 검출 범위가 달라서 물체의 실제 경계선에 해당되는 에지를 정확하게 검출하는 것은 여전히 문제로 남아 있다.

처음에는 각 화소에서의 밝기의 불연속점을 근거로 경계를 찾는 흑백영상에서 주로 연구가 되어 왔다. 그러나 한 픽셀에 대한 에지 픽셀의 여부가 영상 픽셀간의 위치 관계나 이웃하는 에지들의 형태와 무관하게 명함의 변화만으로 결정되어지기 때문에 정확한 에지 검출이 어려웠다. 이러한 문제를 해결하기 위해 에지 검출시 국부적인 미분연산자를 이용하여 불연속적인 두 영역간의 명암차를 구해 에지 검출하는 LoG(Laplacian of Gaussian) 방법, Sobel 방법 [2,3] 등이 제시되었다. 이는 주로 임계값에 따라 에지가 달라지므로 입력 영상에서 적당한 임계값을 선택하는 어려움이 있으며, 에지 정보가 손실되는 문제점을 가지고 있다.

이러한 정보 손실의 문제점을 해결하기 위해 통계적인 기법을 이용한 에지 검출 방법이 제안되었다[4]. 그러나 이러한 방법은 계산량이 많다는 단점을 가지고 있다.

최근에는 계산량을 줄이면서 정확한 에지를 검출하기 위해 컬러 공간의 템플릿을 이용한 방법들이 제안되었다 [5,6]. 이는 컬러 영상의 공간적인 특성인 화소의 휘도값과 색차값등을 이용하여 많은 정보를 얻어 향상된 에지 검출 결과를 얻는 방법이다. 이것은 에지 정보가 일부 채널에 많

이 모여 있다는 것에 착안하여 에지 정보를 가장 많이 포함하고 있는 채널을 컬러 영상에서 분리하여 에지 검출에 이용을 하는 것이다.

본 논문에서 에지를 검출함에 있어서 국부해에 빠질 우려가 있는 단일 연산 구조를 병렬 구조인 DTCNN(Discrete-Time Cellular Neural Networks)[7,8] 구조를 이용하여 해결하고, 에지 정보를 가장 많이 포함되어 있는 채널을 분리하여 에지 검출에 강건한 퍼지 웨이브렛 형태학을 이용하여 최적의 에지를 검출하고자 한다.

본 논문의 구성에서 2장은 공간 컬러 모델인 YCbCr 모델과 국부(local)해에 빠질 우려가 있는 단일 연산을 구조적 원소로 확장한 DTCNN 구조를 고찰한다. 3장은 Hybrid 퍼지 및 에지를 강건하게 하는 방법으로 웨이브렛 형태학을 고찰한다. 4장은 컬러 에지 검출을 위한 퍼지 웨이브렛 형태학 신경망을 설명한다. 그리고 5장은 모의실험으로 기존의 에지 검출 알고리즘과 제안된 퍼지 웨이브렛 형태학 신경망구조를 영상을 통하여 비교·분석한다. 마지막으로, 결론 순으로 작성한다.

II. YCbCr 컬러모델과 DTCNN 구조

2.1 YCbCr 컬러 모델

공간 컬러 모델은 각각의 색을 한 점으로 나타내는 시스템에서의 부분 공간으로, 380nm에서 780nm 범위의 파장으로 눈의 망막에 입사되는 스펙트럼을 가시광선이라 한다. 그리고 이 가시광선 영역의 빛을 인지하는 결과를 컬러라 한다[3]. 오늘날 사용되는 대부분의 컬러 모델은 하드웨어(컬러 모니터나 프린터) 또는 색 조정이 목적인 응용(컬러 그래픽)을 지향한다. 실질적으로 가장 일반적으로 사용되는 하드웨어 기준 모델들은 컬러 모니터와 많은 종류의 컬러 비디오 카메라를 위한 RGB(Red, Green, Blue) 모델, MPEG과 JPEG의 컬러 프린터, 사진 그리고 TV 방송을 위한 YCbCr(Luminance, Chrominance-Blue, Chrominance-Red) 모델, 컬러 영상 조작과 컴퓨터 그래픽을 위한 HSV(Hue, Saturation, Value) 모델과 최근 MPEG-7 표준안에 새로이 채택된 HMMD(Hue, Max, Min, Diff) 모델이 있다 [9,10].

여기서, HSV 컬러 모델은 하드웨어보다는 인간이 인식하기 편하게 만들어진 컬러 모델이다[3]. HSV 컬러 모델은 RGB 컬러 모델[3]과 다른 모습으로 육각형별 구조를

가지고 있고, 정육각형의 각 꼭지점에는 색조 H가 위치한다. 120°를 기준으로 세 꼭지점에 R, G, B 기본색들이 위치하고 기본색들이 위치하는 점들의 사이 꼭지점에는 이웃하는 색들의 혼합색들이 위치한다. 빨 부분에는 명도 V값이 위치하고 정육각형의 중심부분에는 채도 S값이 위치한다. 그림 1은 HSV 컬러 모델의 좌표계이다. 여기서, 색조 H는 360°를 1로 하고 각 색조의 위치는 분수로 표현한다.

각 색의 맞은편(180°)에 위치하는 색은 보색이 된다. 그리고 채도 S는 흰색(white)이 얼마나 혼합되어 있는지를 나타내며, 0이면 흰색으로 나타나고, 1이면 순수한 색을 나타낸다. 명도 V는 검은색(black)이 얼마나 혼합되어 있는지를 나타낸다. 0이면 검은색으로 나타나고, 1이면 순수한 색이 나타낸다. 그리고 RGB 컬러 모델에서 HSV 컬러 모델로 변환은 아래 식(2.1)을 이용함으로써 변환이 가능하다.

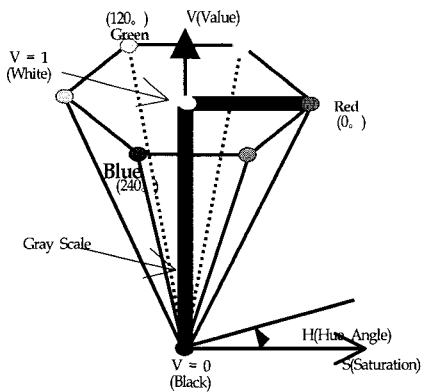


그림 1. HSV 컬러 모델의 공간 좌표계
Fig. 1 Space coordinate system of HSV color model.

$$V = \frac{1}{3}(R + G + B)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)]$$

$$H = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2} [(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right] \dots (2.1)$$

여기서 B가 G보다 크다면 H=360°-H이다.

그리고 YCbCr 컬러 모델은 컬러 정보로부터 광도를 분리하는 또 하나의 컬러 공간으로 MPEG에서 사용하는 컬러 모델이다[3]. 광도는 Y(휘도)로 기호화되고, 비디오 신호의 색상 부분인 푸른 정보와 붉은 정보는 Cb와 Cr로 기호화된

다. RGB 컬러 모델에서 YCbCr 컬러 모델로 변환하는 것은 매우 쉽다. 그리고 YCbCr 컬러 모델과 RGB 컬러 모델을 서로 변환하는 방법은 여러 가지가 있다. 그 중, 식(2.2)은 CCIR(International Radio Consultive Committee)의 권고안 601-I이며, 이것은 JPEG압축에서 사용되는 전형적인 방법이다.

$$\begin{aligned} Y &= 0.29900R + 0.58700G + 0.11400B \\ Cb &= -0.16874R - 0.33126G + 0.50000B \\ Cr &= 0.50000R - 0.41869G - 0.08131B \dots \dots \dots (2.2) \end{aligned}$$

2.2 DTCNN 구조

CNN(Cellular Neural Network) 개념은 1987년 Berkely에서 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)[7,8]은 CNN에서 변화된 불변 가중치를 가진 되먹임 임계 네트워크의 한 종류이고, 국부 연결을 한다. DTCNN의 동적 특성은 클럭과 2진수 출력에 의해 동작되는 피드백을 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(2.3)과 같다[7,8].

$$\begin{aligned} C \frac{dv_{xij}(t)}{dt} &= -\frac{1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{c(k, l) \in N_{x(i,j)}} A(i, j, k, l) v_{ykl}(t) \\ &+ \sum_{c(k, l) \in N_{x(i,j)}} B(i, j, k, l) v_{uk}(t) + I \\ &1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \dots \dots \dots (2.3) \end{aligned}$$

여기서 A(i, j ; k, l), B(i, j ; k, l)는 각각 feed-back 템플릿, feed-forward 템플릿의 원소이다. 그리고 R_x는 선형 저항값이고, I는 바이어스이다. 그리고 출력 방정식은 다음 식(2.4)와 같다.

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

$$1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \dots\dots\dots (2.4)$$

식(2.3)과 식(2.4)를 오일러 적분 알고리즘에 적용하면, 불연속 특성 방정식은 다음과 같이 표현되고, 더욱 강력한 영상 처리에 대한 선형 시간 변수 템플릿을 가진 다중 계층 DTCNN 순환 알고리즘은 식(2.5)와 식(2.6)과 같다.

$$x^c(k) = \sum_{d \in N_{(c)}} a_l^{c,d}(k) y_l^d(k) + \sum_{d \in N_{(c)}} b_l^{c,d}(k) u_l^d(k) + i_l^c(k) \dots\dots\dots (2.5)$$

$$y_l^c(k+1) = f(x_l^c(k)) = \begin{cases} 1 & \text{if } x_l^c(k) \geq 0 \\ -1 & \text{if } x_l^c(k) < 0 \end{cases} \dots\dots\dots (2.6)$$

CNN과 다른 DTCNN은 클럭에 의해 동작되고, 그리고 2진 값은 되먹임 연산자(a_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.

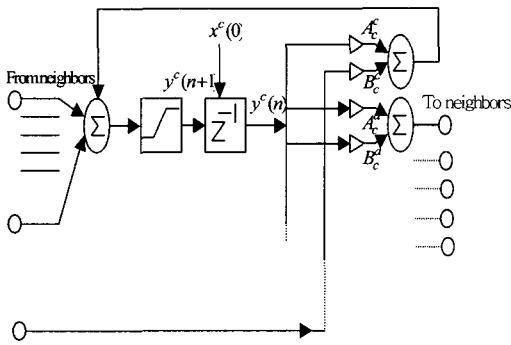


그림 2. DTCNN cell 구성도
Fig. 2 DTCNN cell Structure

다음 그림 2는 DTCNN 셀 블록으로, DTCNN 셀은 이웃 셀로부터 분리된 입력 부분과 다른 이웃 셀과 입력 자체로 보내어 지는 출력 부분으로 구성되었다.

III. Hybrid 퍼지 및 웨이브렛 형태학 알고리즘

3.1 Hybrid 퍼지 알고리즘

퍼지 소속함수의 규칙은 다음과 같다. 만약 (X_1 은 A_1^k) 그리고 (X_2 는 A_2^k) ... 그리고 (X_n 은 A_n^k)이면, (Y^k 는 B^k)이다. 여기서 k= 1, 2, ..., r 이다(11-13). 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 나타난다. 여기서 k는 규칙의 수이다. 퍼지 전체의 기본적 형식은 식(3.1)과 같다.

$$p : X \text{는 } A \text{이다.} \dots\dots\dots (3.1)$$

여기서 X는 보통집합 U로 정의된 삼각 퍼지 변수이고, A는 같은 일반적인 사다리꼴 퍼지이다. 이 정리의 v_{M_m} 은 식(3.2)에 의해서 Max-Min을 이용하여 계산한다(13).

$$v_{M_m} = \omega / (\omega + d) = \omega / (\alpha_A + \beta_x) = 1 - d / (\omega + d) = 1 - d / (\alpha_A + \beta_x) = 1 / (1 + d/\omega) \dots\dots\dots (3.2)$$

여기서 d는 min(core(X))와 max(supp(A))사이의 거리이고, ω 는 min(supp(X))와 max(supp(A))사이의 거리이다. α_A 는 Lbound(A)와 같고, β_x 는 Rbound(X)와 같다. 만약 Max-product가 적용되면 v_{M_m} 은 식(3.3)에 의해서 얻게된다.

$$v_{M_p} = v_{M_m}^2 \dots\dots\dots (3.3)$$

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.

$$v_{M_m} = \left\{ \begin{array}{l} b_x \leq b_A - (\alpha_A + \beta_x) \text{ 혹은 } b_x \geq c_A + (\beta_A + \alpha_x) \rightarrow 0 \\ b_A \leq b_x \leq c_A \rightarrow 1, \\ b_x < b_A \rightarrow 1 - (b_A - b_x) / (\alpha_A + \beta_x), \\ b_x > c_A \rightarrow 1 - (b_x - c_A) / (\beta_A + \alpha_x) \end{array} \right\} \quad \left. \begin{array}{l} a'_A = b_A - \alpha'_A \\ d'_A = c_A + \beta'_A \end{array} \right\} \quad (3.4)$$

이 함수를 간단히 하기 위해, 식(3.5)을 적용한다.

$$\begin{aligned} \alpha'_A &= \alpha_A + \beta_x \\ \beta'_A &= \beta_A + \alpha_x \end{aligned} \quad (3.5)$$

v_{M_m} 은 다음 식으로 변환된다.

$$v_{M_m} = X' \text{는 } A = X' \text{는 } A' \text{이다.}$$

여기서 $X' = X'(u) = \wedge_c(u; 0, b_x, 0)$ 은 비퍼지 단일 변수이고 $A' = A'(u) = \prod_c(u; \alpha'_A, b_A, c_A, \beta'_A)$ 는 하이브리드 방식이다. 그래서 다시 결합함을 계산하면 식(3.6)과 같다.

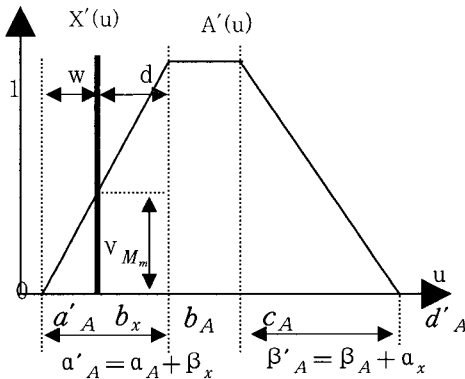


그림 3. 하이브리드 퍼지 소속 함수
Fig. 3 The hybrid fuzzy membership function

$$v_{M_m} = \left\{ \begin{array}{l} b_x \leq b_A - \alpha'_A \text{ 혹은 } b_x \geq c_A + \beta'_A \rightarrow 0, \\ b_A \leq b_x \leq c_A \rightarrow 1, \\ b_x < b_A \rightarrow 1 - (b_A - b_x) / \alpha'_A, \\ b_x > c_A \rightarrow 1 - (b_x - c_A) / \beta'_A \end{array} \right\} \quad (3.6)$$

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

$$A' = A'(u) = \prod_s(u; \alpha'_A, \alpha'_A, \beta'_A, d'_A)$$

여기서 결합 v_{M_m} 의 계산은 식(3.8)의 경우이다.

$$v_{M_m} = \left\{ \begin{array}{l} b_x \leq \alpha'_A \text{ 혹은 } b_x \geq d'_A \rightarrow 0, \\ \alpha'_A + \alpha'_A \leq b_x \leq d'_A - \beta'_A \rightarrow 1, \\ b_x < \alpha'_A + \alpha'_A \rightarrow (b_x - \alpha'_A) / \alpha'_A, \\ b_x > d'_A - \beta'_A \rightarrow (d'_A - b_x) / \beta'_A \end{array} \right\} \quad (3.8)$$

3.2 웨이브렛 형태학 알고리즘

이진 영상에서 정의된 수학적 형태학[14]의 기본 연산을 확장하여 그레이 스케일 영상에서도 사용할 수 있으며, 여기서 v_{M_m} 은 c_j 와 동일 변수이다. c_j 와 k 는 공간 E^N 에서의 함수이고 x 는 공간 E^N 에서의 한 점일 때 두 함수의 웨이브렛 Dilation[10]은 두 함수의 음브라의 Dilation에 의한 서피스로 정의되며, k 에 의한 c_j 의 웨이브렛 Dilation은 식(3.9)와 같다.

$$c_j \oplus k = T[U[c_j] \oplus U[k]] \quad (3.9)$$

웨이브렛 Dilation은 합집합의 최대값으로 얻을 수 있도록 변환하면 $c_j \oplus k$ 는 식(3.10)와 같이 계산할 수 있다. 그리고 $c \in D$, $K = [-v, \dots, 0, v]$ 이다.

$$(c_j \oplus k)(x) = \max_{z \in D} \{c_j(x-z) + k(z)\} \quad (3.10)$$

$c_j(x)$ 가 샘플링 함수 $c_j(i)$, $i \in Z$ 이고, K 은 구 조적 집합이면 1차원 웨이브렛 Dilation 필터의 출력은 식(3.11)이 된다.

$$\begin{aligned} y_j(i) &= [c_j \oplus K](i) \\ &= \max \{f_j(i-v), \dots, f_j(i), \dots, f_j(i+v)\} \end{aligned} \quad (3.11)$$

식(3.11)은 구조적 원소의 구조에 의해 정의된 이웃에서 $c_j + k$ 의 최대값을 선택하는 결과이며, 그레이 스케일 영상에 대해서 웨이브렛 Dilation을 수행하였을 때, 일반적인 결과는 2가지 특성을 가지는데 첫째로 구조적 원소의 값이 모두 양수이면 입력 영상보다 밝아지는 경향이 있으며, 둘째로 어두워지는 것은 구조적 원소의 값이 감소되거나 제거되는 것으로 설명할 수 있다. 따라서 그레이 스케일 영상의 값과 모양은 웨이브렛 Dilation 이용되는 구조적 원소에 관계된다. 웨이브렛 이론전에 대한 정의는 웨이브렛 Dilation의 정의와 같은 방법으로 정의되며, 웨이브렛 Erosion은 $f \ominus k$ 로 표시되고 식(3.12)와 같이 정의된다.

$$c_j \ominus k = T[U[c_j] \ominus U[k]] \dots\dots\dots (3.12)$$

웨이브렛 Erosion은 차집합의 최소값으로 얻을 수 있도록 변환하면 $c_j \ominus k$ 는 식(3.13)과 같이 계산할 수 있다.

$$(c_j \ominus k)(x) = \min_{\substack{z \in D \\ x-z \in K}} \{c_j(x+z) - k(z)\} \dots\dots\dots (3.13)$$

$c_j(x)$ 가 샘플링 함수 $c_j(i)$, $i \in Z$ 이고, K 가 구조적 집합이면 1차원 웨이브렛 Erosion 필터의 출력은 식(3.14)와 같다.

$$\begin{aligned} y_j(i) &= [c_j \ominus K](i) \\ &= \min \{f_j(i-v), \dots, f_j(i), \dots, f_j(i+v)\} \end{aligned} \dots\dots\dots (3.14)$$

웨이브렛 Erosion은 구조적 원소 k 의 이동이라기보다는 입력영상 c_j 의 이동으로 이해할 수 있으며, 웨이브렛 Erosion은 구조적 원소에 의해 정의되는 이웃에서 $c_j - k$ 의 최소값을 선택한다. 그레이 스케일 영상에 대해 웨이브렛 Erosion을 수행하였을 때 일반적인 결과는 구조적 원소의 모든 원소들이 양수이면 출력영상은 입력영상에 비해 어두워지며, 또한 영상의 밝은 부분은 형태소의 모양과 값의 크기에 따라 줄어들거나 사라지게 된다. 그리고 웨이브렛 Opening과 웨이브렛 Closing은 웨이브렛 Dilation과 웨이브렛 Erosion을 연속적으로 적용함으로써 정의되며, 만약 $c_j : C \rightarrow WE$, $g : G \rightarrow WE$ 라 하면 구조적 원소 g 에 의한

c_j 의 웨이브렛 Opening $c_{j,g}$ 는 식(3.15)와 같다.

$$\begin{aligned} c_{j,g}(x) &= [(c_j \ominus g^s) \oplus g](x) \\ &= [c_j(x) \ominus g(-x)] \oplus g(x) \end{aligned} \dots\dots\dots (3.15)$$

또한 구조적 원소 g 에 의한 c_j 의 웨이브렛 Closing c_j^g 는 식(3.16)과 같다.

$$\begin{aligned} c_j^g(x) &= [(c_j \oplus g^s) \ominus g](x) \\ &= [c_j(x) \oplus g(-x)] \ominus g(x) \end{aligned} \dots\dots\dots (3.16)$$

IV. 제안된 퍼지 웨이브렛 형태학을 적용한 신경망 구조

본 논문에서 단일 연산자가 국부해에 빠질 우려가 있는 단점을 해결하고자 DTCNN 구조를 사용하여 해결하고, 명암차가 불분명한 영상의 경계 위치를 찾아 에지 부분을 강건하게 하기 위해 퍼지 웨이브렛 형태학 알고리즘을 제안한다. 먼저 MPEG과 JPEG 코딩에 관련된 모델에 주로 사용하는 YCbCr 공간 컬러 모델을 이용하여 원 컬러영상과 유사한 Y(휘도) 신호를 분리한다. 그리고 이 Y 신호를 영상 임펄스 잡음에 강한 퍼지 웨이브렛 형태학 알고리즘에 적용하여 영상 단순화 및 에지에 관련된 중요한 정보를 저주파 대역에 모은 후 영상을 단순화한다. 단순화된 영상을 DTCNN 구조에 넣어 국부해에 빠질 우려가 있는 단일 연산을 구조적 원소로 확장하고, 속도를 개선한다. 또한 가중치를 조절할 수 있는 유클리디안 거리 변환(euclidean distance transformation)[15]을 적용한 가변적 템플릿을 사용한다. 그림 4는 제안한 알고리즘 구조로 구성단계는 3단계로 되어있다.

1단계에서 공간적 특징 검출을 위해 YCbCr을 적용하고, 2단계에서 영상의 단순화 및 에지에 관련된 정보를 저주파 대역으로 모으기 위해 퍼지 웨이브렛 형태학을 적용한다. 3단계에서는 에지 검출을 위해 가변 템플릿인 유클리디안 거리 변환을 사용한다. 파이프라인 구조인 DTCNN 구조를 사용한다.

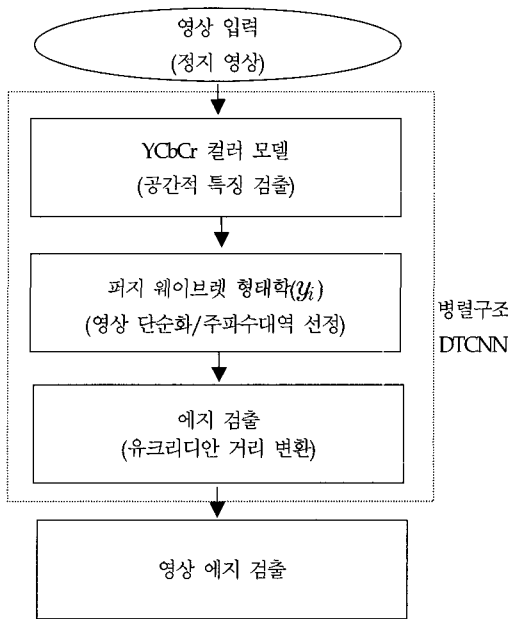


그림 4. 제안된 퍼지 웨이브렛 형태학 신경망 알고리즘 흐름도
 Fig. 4 Flowchart of the proposal Fuzzy Wavelet Morphology Neural Networks Algorithm

그림 5는 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 이용한 DTCNN 파이프 라인 구조에 대한 구성도이고, 각 $n(n+1)/2$ 의 퍼지 웨이브렛 Erosion과 각 $n-1$ 의 MIN 필터로 구성되었다. 입력 영상의 크기에 관련되지 않는 것과는 선형에 의해 증가된 구조 원소인 전체 구조는 열과 파이프 라인 형식에 배열된 구조로 구성되었다.

그리고 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 DTCNN에 적용하기 위하여 E는 $[0, 1]$ 로 정규화하고, 퍼지 웨이브렛 형태학을 수행하기 위한 DTCNN은 식(4.1), (4.2)와 같은 변수의 값을 갖는다.

$$A=0, B=0, I=0,$$

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

$$B_{fmax} = \text{undefined}, B_{fmin} = -S_{FWM} \dots (4.1)$$

$$f_y(x) = f(v_{x,ij}(t)) = \frac{1}{2} (|v_{ij}(t)+1| - |v_{ij}(t)-1|),$$

$$t \in [0, 1] \dots (4.2)$$

여기서 $S_{FWM} = \{-t : t \in S\}$ 이다. 그리고 DTCNN의 변형된 출력방정식은 식(4.3)이다.

$$V_{y_i}(t) = 1 - | -R(x^o) + \sum_{j=1}^g B_{d_{x_{ij}}} | \dots (4.3)$$

여기서, $v_{x_{ij}}$ 는 퍼지 웨이브렛 형태학 y_j 의 값이며, B는 식(4.4)와 같다.

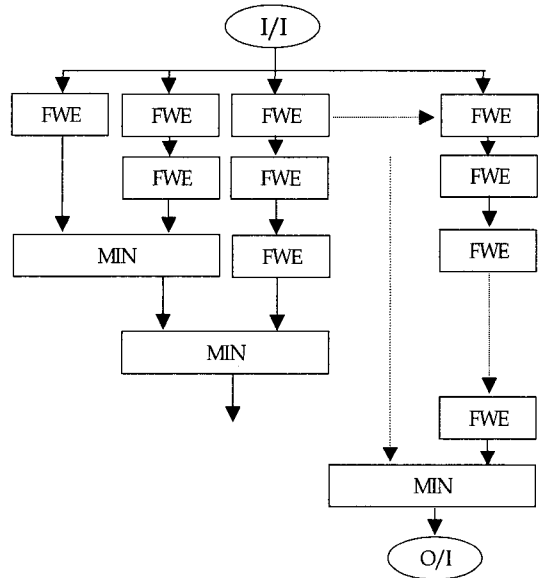


그림 5. 제안된 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한 DTCNN 구조
 Fig. 5 DTCNN Structure with the proposal Fuzzy Wavelet Morphology Operator

구조적 원소는 3×3 의 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 식(4.4)로 구성된다 [13,15].

$$S_{ij} = \lambda \begin{pmatrix} 0 & a & 0 \\ a & y & a \\ 0 & a & 0 \end{pmatrix} \dots (4.4)$$

여기에서,

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

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

$$y = \begin{cases} 0 & i=1 \\ \text{don't care} & i > 1 \end{cases} \dots (4.5)$$

이다.

V. 모의 실험

본 논문의 모의실험은 Matlab과 Visual C++을 이용하여 결과를 얻었으며, 사용된 Test 영상은 50개의 컬러 영상을 사용하였다. 50개의 영상은 여러 종류의 방향성 에지를 가지고 있으며, 다양한 크기의 영상이다. 기본적인 파인프라인 구조는 그림 5와 같이 $n(n+1)/2$ 개의 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자와 $n-1$ 개의 MIN 필터로 구성되었다. 그리고 본 논문은 영상에서 에지를 검출함에 있어서 명암차에 의해 불분명한 경계 부분을 찾아 강건하게 하고, 방향성에 덜 민감하도록 하기 위하여 퍼지기반의 웨이브렛 형태학을 제안한 것으로, 모의실험은 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한 DTCNN 구조와 기존의 알고리즘을 비교하고자 한다. 그림 6은 모의 실험에서 사용한 256x256의 원영상들로, 가로, 세로, 대각선의 에지 특성 정보를 가지고 있는 영상이다. 그림 7은 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 에지 검출의 결과 영상들이다. 그림 8은 기존 알고리즘(5)을 적용한 에지 검출의 결과 영상들이다. 그림 9는 정확한 결과 비교를 위해 일부분을 확대했다. 그 결과, 본 논문에서 그림 9(a)와 그림 9(b)에서와 같이 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘보다 방향 성분을 가지고 있는 영상에서 보다 더 강건함을 Visual적으로 확인하였다.



그림 6. 원 컬러 영상
Fig. 6 The original color images

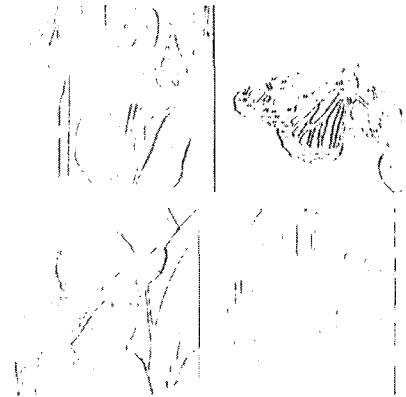


그림 7. 제안된 알고리즘의 결과 영상
Fig. 7 Result images of the proposal Algorithm

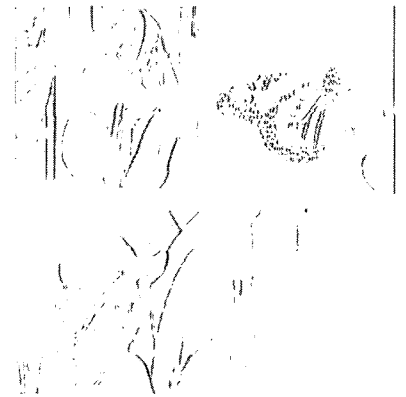
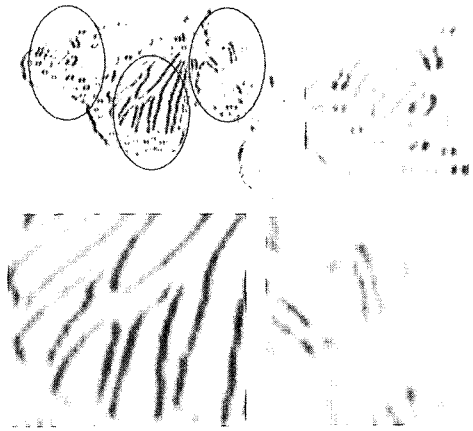
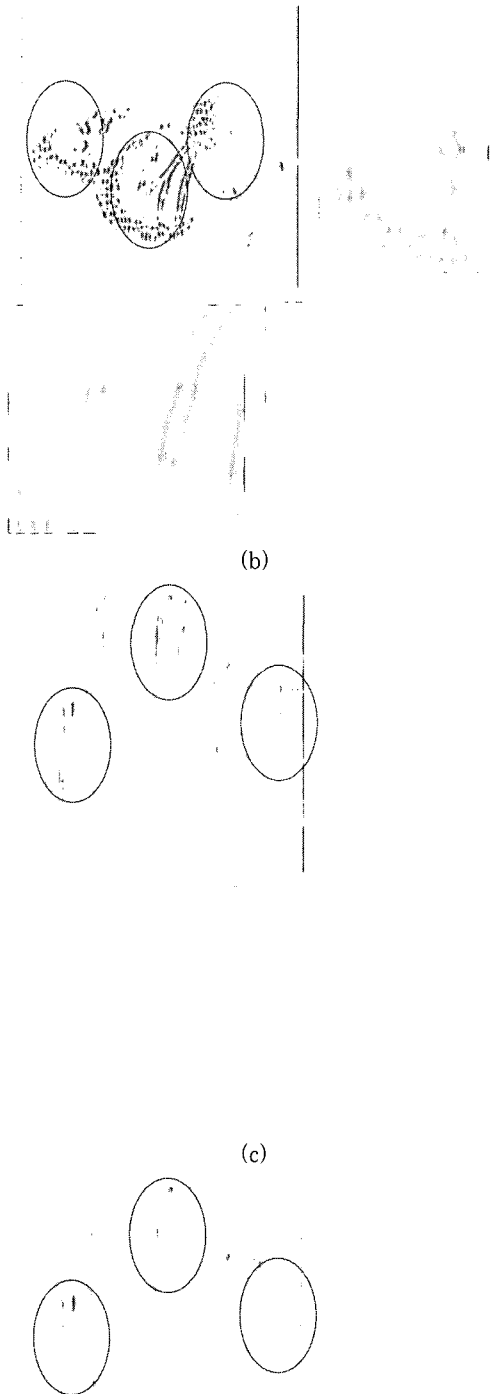


그림 8. 기존 알고리즘의 결과 영상
Fig. 8 Result images of theconventional Algorithm



(a)



(d)

그림 9. (a), (c) : 제안된 알고리즘을 적용한 결과 영상들, (b), (d)
: 기존 알고리즘을 적용한 결과 영상들
Fig. 9 (a), (c) : Result images with the proposal
algorithm, (b), (d) : Result images with the conventional
algorithm

VI. 결론 및 향후 과제

본 논문은 복잡하고 많은 연산 수행하는 단점을 극복하고, 국부해에 빠질 우려가 있는 단점을 극복하기 위해 병렬 처리 구조인 DTCNN 구조에 데이터의 손실없이 강건하게 영상 단순화가 가능한 퍼지 웨이브렛 형태학 연산자를 적용한 알고리즘을 제안하였다. 또한 YCbCr 공간 컬러 모델을 이용하여 컬러 공간 영상에서 효과적으로 에지 경계면의 특징 정보를 손실없이 가지고 있는 Y 영상 채널을 분리하였다. 그 결과, 제안한 알고리즘이 기존 알고리즘보다 방향성 특징 부분인 곡선의 부분, 대각선 부분 등의 에지 검출에 더욱 강건하고 효과적임을 알 수 있었다. 또한 병렬 구조를 사용하여 속도를 개선함과 동시에 웨이브렛 형태학 연산자를 사용함으로써 데이터의 손실없이 효과적으로 단순화 하였으며, 영상의 깨짐현상이나 블록화 현상이 없는 에지 검출을 하였다. 이를 모의 실험 그림 7, 8, 9의 영상을 통하여 Visual상으로 비교하여 결과를 확인하였다.

향후, 얼굴 분할 및 검출, 인식, 표정 인식, 지문 인식, 홍채 인식등의 영상 전처리 과정에 사용함으로써 영상 후 처리 단계의 성능 향상에 기여할 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] J. H. Lee and O. S. Chae, "A Study of Background Edge Generation for Moving Object Detection under Moving Camera," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 11, No. 6, pp. 151-156, 2006.
- [2] R. Crane, "A simplified approach to Image Processing," Prentice-Hall, 1997.
- [3] R. Gonzalez and R. Wood, "Digital Image Processing," Prentice Hall, 2003.
- [4] D. H. Lim and U. H. Park, "잡음영상에서 에지검출을 위한 이표본검정법," 응용통계연구, Vol.14, No.1, pp. 149-160, 2001.
- [5] Y. H. Baek and S. R. Moon, "Adaptive morphological Wavelet-CNN Algorithm for the Color Image edge detection," Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, Vol.14, No.4, pp. 473-480, Aug. 2004.
- [6] R. D. Dony, "Edge detection on color images using RGB vector angles," IEEE Trans. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Canada, pp. 687-692, May 1999.
- [7] M. Brucoli, and L. Carnimeo, and A. Dingankar, "Discrete-Time Cellular Neural Networks for Associative Memories with Learning and Forgetting Capabilities," IEEE Trans on Circuits and Systems, vol. 42, no. 7, pp. 396-399, July 1995.
- [8] Y. G. Yun, "DTCNN Hardware Implementation and Application Using Morphology", Wonkwang University Graduate School, 1997, ch.2, pp. 13-14.
- [9] <http://mpeg.telecomitalialab.com/>, The MPEG Home Page.
- [10] O. S. Byun, and C. H. Lee, and Y. H. Baek, and S. H. Cho, and S. R. Moon, "A Study on Video Object Plane Segmentation Technique Using HMMD in Color Image," Proceeding of the ICASE/SICE Joint Workshop, pp. 286-291, October 2002.
- [11] J. H. Seo, "The Study for Traffic Signal Control Expert System using Case-based system and Rule-based system," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 11, No. 2, pp. 121-129, 2006.
- [12] K. B. Kim and J. H. Cho, "Performance Assessment System using Fuzzy Reasoning Rule," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 10, No. 1, pp. 209-216, 2005.
- [13] 최선근, 변오성, 이철희, 문성룡, "가변 템플릿의 양자화 FCNN을 이용한 영상 에지 검출", 대한전자공학회 논문집, 35권-S, No.11, pp. 144-151, Nov, 1998.
- [14] 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.
- [15] 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.

저자소개



변오성

2003년 2월 : 원광대학교 전자 공학박사

2003년 ~ 현재 : 삼성전기 근무
관심분야: 영상처리, 패턴인식, 얼굴 검출, 실시간 처리, ISP ASIC 등