

퍼지규칙의 신경망 학습을 통한 스케치 특징점 추출

조 성 목[†]

요 약

본 논문에서는 신경회로망을 사용하여 영상에 존재하는 스케치 특징점을 효과적으로 추출할 수 있는 퍼지규칙을 발생시킨다. 이를 위한 퍼지 입력변수로 DBAH(difference between arithmetic mean and harmonic mean)와 특징점정도가 정의된다. DBAH는 국부 밝기를 반영하는 특성을 가지며, 매우 어두운 영역에서의 작은 밝기변화에서는 낮은 출력을 나타내는 장점을 가진다. 퍼지규칙의 신경망학습을 통한 스케치 특징점 추출은 특징점 추출을 위한 퍼지규칙의 설정에 효과적인 방법이 될 수 있음이 증명된다.

Sketch Feature Extraction Through Learning Fuzzy Inference Rules with a Neural Network

Sung-Mok Cho[†]

ABSTRACT

In this paper, we propose a new efficient operator named DBAH (difference between arithmetic mean and harmonic mean) and a technique for extracting sketch features through learning fuzzy inference rules with a neural network. The DBAH operator provide some advantages: sensitivity dependence on local intensities and insensitivity on small rates of intensity change in very dark regions. Also, the proposed fuzzy reasoning technique by a neural network has a good performance in extracting sketch features without human intervention.

1. 서 론

영상에 있어서 에지와 뱀리는 동영상의 코딩과 전송, 영상의 해석 및 분할 등에 널리 사용되며 영상을 분석하고 이해하는 데 있어서 매우 중요한 특징들이다.[1] 특히, 뱀리는 시각적인 물체의 형태인식에 있어서 에지보다 더욱 기본적이고 중요한 특징이다.[2] 또한, 사람의 시각은 밝은 부분보다는 어두운 부분의 에지 및 뱀리에 민감하기 때문에 사람의 인식체계에 근거하여 물

체를 인식하고 해석하기 위해서는 국부적 밝기가 고려된 에지 및 뱀리를 추출해야 한다.[3-4]

지금까지 에지 및 뱀리를 추출하기 위하여 많은 연산자들이 제안되었는데 이들 연산자의 대부분은 영상의 이진화 (binarization)를 위하여 적절한 임계치를 사용한다. Jain[5]은 이들 연산자를 1차 미분 연산자, 2차 미분 연산자 및 형판정합(template matching) 연산자로 분류하였고, Ballard 등[1]은 1차 미분 연산자, 형판정합(template matching) 연산자 및 국부 밝기를 고려하는 연산자로 분류하였다.

1차 및 2차 미분 연산자와 형판정합 연산자는 연산자의 출력이 화소의 밝기 변화에만 의존하기 때문에 밝기가 균일하지 않은 영상에서 어두운 부분의 스케치 특

* 본 연구는 1997년도 동명전문대학 학술연구 조성비로 연구되었음.

† 정 회 원 : 동명전문대학 정보전차과

논문접수 : 1997년 11월 10일, 심사완료 : 1998년 2월 12일

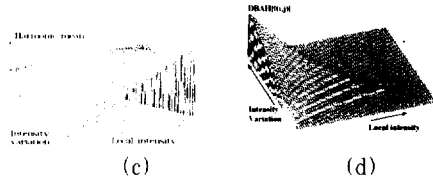
징을 추출하는 데는 적합하지 않다. 국부 밝기를 고려하는 연산자로는 Shiojaki[6]가 제안한 엔트로피 연산자, Ryoo 등[7]이 제안한 DIP (difference of inverse probabilities) 연산자 및 Johnson[8]이 제안한 명암대조기반(contrast based) 연산자 등이 있다. 그러나 이들 연산자는 계산량의 부담이 과중하여 수행시간이 매우 길거나, 어두운 영역에서 불필요한 특징점이 추출되는 것을 방지하기 위하여 또다른 변수를 사용한다.

본 논문에서는 단일 변수로서도 밝기변화 뿐만 아니라 국부 밝기를 고려하여 스케치 특징을 추출할 수 있고 계산이 간단한 새로운 DBAH (difference between arithmetic mean and harmonic mean) 연산자를 제안한다. 아울러, 국부 임계치를 결정하기 위한 퍼지 규칙을 신경회로망으로 학습하는 임계치 추론기를 설계한다. 여기서 DBAH 연산자는 각 화소의 명암대조를 측정하는 퍼지 입력 변수로 사용되고, 국부 영역내의 각 화소가 갖는 DBAH 평균과 중심화소가 갖는 DBAH 값과의 차이는 국부 영역에서의 스케치 특징점 정도를 측정하기 위한 퍼지 입력 변수로 사용된다.

2. DBAH 연산자

영상내의 특징점 추출에 사용되는 1차 미분 연산자와 2차 미분 연산자 및 형태 정합 연산자는 국부적인 밝기를 고려하지 않으며, 엔트로피 연산자는 스케치 특징점을 두껍게 추출할 뿐만 아니라 수행시간이 매우 길며 실현이 용이하지 못한 단점을 가지고 있다. 또한, 명암대조기반 연산자와 DIP 연산자는 매우 어두운 영역에서의 미세한 밝기 변화를 스케치 특징점으로 판단하는 것을 방지하기 위해 또다른 변수를 사용하게 된다.

그러므로 특징점 추출시 수행이 간단하면서도 국부적인 밝기를 고려하고 단일 변수로도 특징점을 잘 추출할 수 있는 연산자를 얻기 위하여, 국부 영역내의 최대 화소값과 중심 화소값의 산술평균과 조화평균이 갖는 성질에 주목할 필요가 있다.

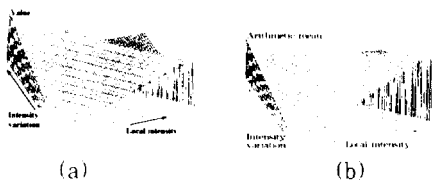


(그림 1) (a) 영상에서 나타날 수 있는 가능한 모든 현상; (b) 산술평균의 출력; (c) 조화평균의 출력; 및 (d) DBAH 연산자의 출력 특성
(fig. 1) (a) All possible phenomena appearing in an image; (b) Output of arithmetic mean; (c) Output of garmonic mean; and (d) Output characteristics of DBAH

그림 1(a)는 영상에서 표현될 수 있는 모든 가능한 경우를 나타낸다. 그림 1(a)에서 국부 영역내의 최대 화소값과 중심 화소값으로 계산되는 산술 평균값은 그림 1(b)에서와 같이 밝기 차이가 클수록 높은 값을 가지며, 국부 밝기가 증가할수록 높은 값을 가진다. 또한 그림 1(c)에서와 같이 조화 평균값은 국부 밝기가 증가할수록 높은 값을 가지며, 그 증가 추세는 밝기 차이가 작을수록 국부 밝기의 증가에 따라 선형적으로 증가하는 특성을 갖는다. 또한 밝기 차이가 클수록 국부 밝기의 증가에 따라 비선형 증가 현상이 두드러진다. 그러므로 산술 평균값과 조화 평균값의 차를 구하면 그림 1(d)에서 나타나듯이 밝기 차이가 증가하거나 국부 밝기가 어두울수록 출력값은 증가하는 특성이 나타난다. 그리고 밝기 변화가 작은 영역일수록 산술 평균과 조화 평균의 차이는 점점 작아지므로 영상승투 과정에서 유입될 수 있는 잡음의 영향을 배제할 수 있는 성질도 갖게 된다. 따라서, DBAH 연산자는 그림 2의 3×3 국부영역 내의 최대 화소값과 중심 화소값의 산술 평균과 조화평균의 차에 따라

$$DBAH(i, j) = \frac{f_{\max}(i, j) + f(i, j)}{2} - \frac{2 f_{\max}(i, j) f(i, j)}{f_{\max}(i, j) + f(i, j)} \quad (1)$$

로 제안된다.



$f(i-1, j-1)$	$f(i-1, j)$	$f(i-1, j+1)$
$f(i, j-1)$	$f(i, j)$	$f(i, j+1)$
$f(i+1, j-1)$	$f(i+1, j)$	$f(i+1, j+1)$

(그림 2) 3×3 창
(Fig. 3) 3×3 Windows

3. 국부 임계치의 퍼지추론

1. 특징점 추출을 위한 임계치의 설정

일반적으로 임계치를 설정하는 방법에는 모드(mode)법과 P 타일(tile)법 그리고 가변 임계치법 등 [8-9]이 있다. 그런데, 히스토그램은 입력 영상에 따라 다양하게 변화하기 때문에 모드 법에 의한 임계치의 결정이 매우 어려우며, P 타일 법과 가변 임계치 방법은 입력 영상에 대한 사전 정보를 알아야만 적절한 임계치의 설정이 가능하다. 또한, 인간의 시각특성은 밝은 부분 보다는 어두운 부분의 스케치 특징점에 더욱 민감하므로 영상 전체에 걸쳐 동일한 임계치를 사용할 경우에는 스케치 특징점이 효과적으로 추출되지 않는다. 따라서, Haralick 등[4]은 화소 (i,j)에서의 가변 임계치를

$$\theta(i, j) = \frac{\sum_n A(i, j)}{n \times n} (1 + \frac{p}{100}) \quad (2)$$

로 제안하였다. 그러나, Haralick이 제안한 가변 임계치에는 국부 영역의 성질은 반영되지만 영상에 따라 확률 값 p를 다르게 설정해 주어야 한다. 또한, Kundu 등[9]은 입력 영상의 밝기를 Devris-Rose 영역, Weber 영역 및 포화영역으로 나누고, 밝기의 변화와 함께 국부밝기를 고려한 국부 임계치로

$$E(i, j) = 1 \text{ if } \frac{AB}{\sqrt{B}} \geq K\sqrt{a_1 B_1} \text{ when } a_1 B_1 \leq B \leq a_2 B_1$$

or

$$\text{if } \frac{AB}{B} \geq K \text{ when } a_2 B_1 \leq B \leq a_3 B_1$$

or

$$\text{if } \frac{AB}{B^2} \geq \frac{K}{a_1 B_1} \text{ when } B \geq a_3 B_1 \quad (3)$$

$$E(i, j) = 0 \text{ otherwise}$$

를 제안하였다. 여기서,

$$B = \sum_i \sum_n \frac{K(i, j)}{n \times n}$$

$$\Delta B = |K(i, j) - B|$$

$$0 < a_1, a_2, a_3 < 1 \quad (4)$$

$$B_1 = K(i, j)_{\max} - K(i, j)_{\min}$$

$$K = \frac{1}{100} \beta \left(\frac{AB}{B} \right)_{\max}$$

이며, β는 대략 2 정도이다. 이 방법은 효과적인 스

케치 특징점의 추출이 가능하지만 α1, α2 및 α3의 값과 β의 값등 4개의 변수를 영상에 따라 다르게 결정해 주어야 하는 단점이 있다.

2. 퍼지 측정자와 임출력 소속함수

한 영상 안에는 넓은 영역에 걸쳐 명암변화가 일어나고 다양한 유형의 물체가 포함되어 있으므로 스케치 특징점 유무를 판별하는 임계치의 결정에는 다분히 애매모호함이 존재한다. 또한, 각 화소가 가지는 명암값은 퍼지 단함수(fuzzy singleton)로 볼 수 있으며 [11], 임계치 결정을 위한 처리 과정 또한 부정확성과 불확실성이 존재한다. 따라서, 본 논문에서는 퍼지집합 이론을 적용하여 화소단위의 국부 임계치를 결정하는 퍼지 임계치 추론기를 제안한다. 여기서, DBAH 연산자가 명암대조 측정자로 이용되며, 3×3 창내의 DBAH 평균과 중심 화소의 DBAH 값과의 차이는 국부 영역에서의 스케치 특징점 정도와 관련이 있으므로 국부 임계치를 선택하기 위해 식 (5)와 같이 정의하여 입력 측정자로 이용된다.

$$\text{Degree of featureness}(i, j) = \frac{1}{9} \sum_l \sum_m DBAH(i+l, j+m) - DBAH(i, j) \quad (5)$$

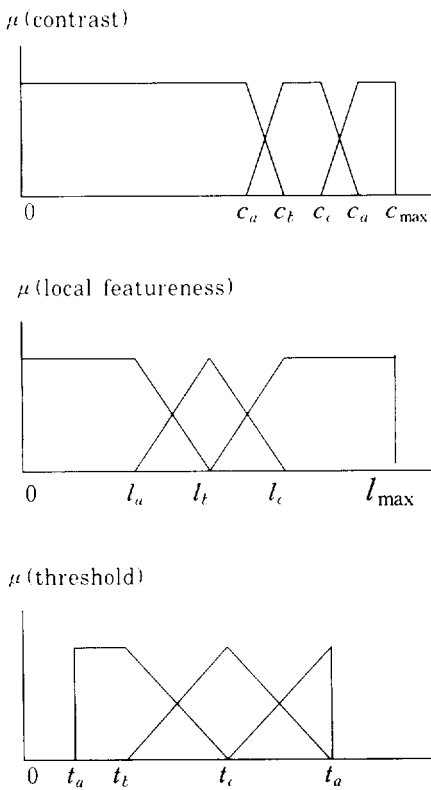
그런데, 식 (1)과 식 (5)의 값들은 경계짓기 어려운 매우 모호한 값들 이므로 정성적이고 애매한 언어적 서술로 표현되어

$$\text{임출력 변수값} = \{ \text{"낮다"}, \text{"중간이다"}, \text{"높다"} \} \quad (6)$$

와 같이 언어적인 표현에 의한 퍼지 부분집합으로 분할하였다. DBAH로 계산되는 명암대조와 스케치 특징점 정도 및 임계치를 나타내는 퍼지집합은 그림 3에서와 같다. 여기서 가로축은 퍼지집합의 임출력변수 값을 나타내며, 세로축은 해당 임출력 변수의 퍼지집합에 대한 소속정도를 나타낸다.

일반적으로 임계치를 결정할 때 사용하는 스케치 특징점강도 값은 입력영상에서 각 화소가 갖는 스케치 특징점 강도값 중 상위 15% 내외의 값이다. 따라서, DBAH로 정의되는 명암대조의 정도는 스케치 특징점 유무와 직접 관련되는 측정자이므로 DBAH 연산자를

입력영상에 적용하여 구한 히스토그램에서 상위 15%에 해당하는 값을 기준으로 하여 그림 3과 같이 각 c_i 의 값들을 실험적인 방법으로 동조 (tuning) 시켰다. 그리고, 국부 영역에서의 스케치 특징점 정도는 입력 영상 전역에 걸쳐 구한 후 이들의 평균값과 표준편차를 이용하여 결정하였다. 또한, 영상에 따라 임계치가 다르게 설정되어야 하므로 입력 영상에서 구한 DBAH의 평균 값을 표준편차로 정규화하여 출력 소속함수를 결정하였다.



(그림 3) 입출력 퍼지 소속함수
(Fig. 3) Input and Output fuzzy membership functions

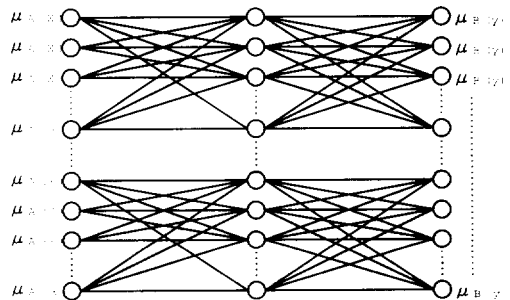
그림 3에서 c_a, c_b, c_c 및 c_d 는 DBAH 연산자를 입력영상에 적용하여 구성한 히스토그램에서 60%, 70%, 80% 및 90%에 해당하는 값으로 정의된다. l_b 는 식 (5)를 영상 전반에 걸쳐서 구하고 이를 평균한 값으로 정의하고, l_b 및 l_c 는 이들의 표준편차를 구하

여 평균 값에서 ± 0.5 배의 표준편차 값으로 정의 하였다. 또한 t_a, t_b, t_c 및 t_d 는 영상에 따라 다르게 설정 되어야 하므로 DBAH 연산자를 입력 영상에 적용하여 구한 값들의 평균값을 표준편차로 정규화하여 식 (7)과 같이 정의하였다.

$$\begin{aligned}
 t_a &= \frac{\text{mean of DBAH's}}{\text{standard deviation of DBAH's}} \\
 t_b &= \frac{\text{mean of DBAH's} + 1.5}{\text{standard deviation of DBAH's}} \\
 t_c &= \frac{\text{mean of DBAH's} + 2}{\text{standard deviation of DBAH's}} \\
 t_d &= \frac{\text{mean of DBAH's} + 2.5}{\text{standard deviation of DBAH's}}
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

3. 임계치 추론을 위한 신경회로망

임계치를 추론하기 위한 신경회로망 모델은 그림4와 같다.



(그림 4) 퍼지임계치 추론을 위한 신경망 모델
(Fig. 4) A neural network model for fuzzy thresholds inference

여기서 $\mu_{Ai}(X_j)$ 는 퍼지입력변수의 소속함수이고 $\mu_{Bi}(y)$ 는 출력퍼지변수의 소속함수를 나타내며, 입력계층은 p개의 퍼지입력변수로 구성되어 있고 각 각의 퍼지변수는 m개의 퍼지소속함수를 갖도록 설계되어 있다. 중간계층은 mp개의 뉴런으로 구성되는데 이들 뉴런 각 각은 mp개의 퍼지규칙중 하나에 해당한다. 따라서 입력계층과 중간계층의 연결부는 식 (8)과 같은 퍼지규칙의 전체부를 나타낸다.

If X1 is A1 and X2 is A1 and — and Xp is A1
If X1 is A1 and X2 is A1 and — and Xp is A1

If X1 is Am and X2 is Am and — and Xp is Am (8)

출력층의 뉴런은 출력소속함수의 개수와 같도록 설계되고, 학습된 중간계층과 출력층 사이의 연결강도에 의해 출력소속함수의 값이 결정된다.

이 신경회로망은 역전파 알고리즘[12]에 의해 학습되는데, 입력계층의 i번째 뉴런의 출력값을 xi, 중간계층 j번째 뉴런의 출력값을 yj, 출력계층 k번째 뉴런의 출력값과 목표값을 각각 zk와 dk라 할 때 식 (9)가 최소값이 되도록 식 (10)과 식 (11)에 의해 입력계층-중간계층의 연결강도 wij와 중간계층-출력계층의 연결강도 Wjk가 결정된다.

$$E = \sum_k (z_k - d_k) \quad (9)$$

$$\delta W_{jk} = -\alpha (z_k - d_k) f' \left(\sum_{j=1}^m W_{jk} y_j - \theta_k \right) \quad (10)$$

$$\delta W_{ij} = -\alpha (z_k - d_k) f' \left(\sum_{j=1}^m W_{jk} y_j - \theta_k \right) f' \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} x_i - \theta_j \right) \quad (11)$$

여기서 α 와 θ 는 각각 학습률과 뉴런의 임계값을 나타내고, $f'()$ 는 식 (12)의 일차미분함수를 나타낸다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (12)$$

4. 실험 결과 및 검토

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하고 분석하기 위하여 Pratt가 제안한 식 (13)과 Hararick 등 (4)이 제안한 식(14), 식(15), 식(16) 및 식(17)을 이용하였다. 여기서, df는 특징점으로 검출된 화소 수, tf는 영상에 존재하는 실제 특징점의 화소 수, nf는 특징점이 아닌 화소 수, ndf는 검출되지 않은 특징점 화소 수를 각각 나타낸다.

$$Figure\ of\ merit = \frac{1}{\max(N_f, N_A)} \sum_{i=1}^{N_f} \frac{1}{1 + \delta d_i^2} \quad (13)$$

성능평가를 위한 영상은 256×256의 크기에 x2+40의 특징선의 높이를 갖는 합성영상에 대해 실험하였고 표 1, 표 2, 표 3, 표 4 및 표 5의 결과를 얻었다. 여기서, x2은 다양한 특징선 높이를 생성하기 위한 변수이며, 40은 합성영상의 밝기분포가 어두운 영역에 지나치게 많이 분포하는 것을 방지하고 밝기분포를 256 그레이 분포에서 광범위하게 하기 위한 범위이다.

$$P_{FF} = P(df | tf) = \frac{P(tf, df)}{P(tf, df) + P(tf, df)} \quad (14)$$

$$P_{NF} = P(nf | tf) = \frac{P(tf, nf)}{P(tf, df) + P(tf, df)} \quad (15)$$

$$P_{FN} = P(df | nf) = \frac{P(nf, df)}{P(nf, df) + P(nf, df)} \quad (16)$$

$$P_{NN} = P(ndf | nf) = \frac{P(nf, ndf)}{P(nf, ndf) + P(nf, df)} \quad (17)$$

〈표 1〉 특징지수
〈Table 1〉 Figure of merit

Hight of features	Operator Noise variance		proposed method	DIP	Entropy	Johnson
	5	10				
x ² +40	5	10	0.9123	0.8786	0.8517	0.8625
	10	25	0.7830	0.7797	0.6231	0.8316
	25		0.5156	0.6206	0.3312	0.6514

〈표 2〉 비특징점을 비특징점으로 판단할 확률
〈Table 2〉 Probability that non-features do not be extracted as feautres

Hight of features	Operator Noise variance		Proposed method	DIP	Entropy	Johnson
	5	P _{NN} Th				
x ² +40	5	P _{NN} Th	0.991	0.992 (0.99, 0.8)	0.978 (0.9989)	0.979 (13, 0.5)
	10	P _{NN} Th	0.982	0.981 (0.99, 11)	0.966 (0.9985)	0.976 (15, 0.5)
	25	P _{NN} Th	0.969	0.972 (0.99, 17)	0.955 (0.9967)	0.967 (20, 0.57)

〈표 3〉 특징점을 특징점으로 판단한 확률
〈Table 3〉 Probability that true features are extracted as features

Hight of features	Operator Noise variance		Proposed method	DIP	Entropy	Johnson
	5	P _{FF} Th				
x ² +40	5	P _{FF} Th	0.81	0.78 (0.99, 0.8)	0.55 (0.9989)	0.68 (13, 0.5)
	10	P _{FF} Th	0.69	0.71 (0.99, 11)	0.36 (0.9985)	0.68 (15, 0.5)
	25	P _{FF} Th	0.38	0.55 (0.99, 17)	0.15 (0.9967)	0.47 (20, 0.57)

〈표 4〉 비특징점을 특징점으로 판단한 확률
〈Table 4〉 Probability that non-features are extracted as features

Hight of features	Operator Noise variance		Proposed method	DIP	Entropy	Johnson
	5	P _{FN} Th				
x ² +40	5	P _{FN} Th	0.0007	0.008 (0.99, 0.8)	0.022 (0.9989)	0.021 (13, 0.5)
	10	P _{FN} Th	0.018	0.019 (0.99, 11)	0.036 (0.9985)	0.024 (15, 0.5)
	25	P _{FN} Th	0.032	0.028 (0.99, 17)	0.045 (0.9967)	0.034 (20, 0.57)

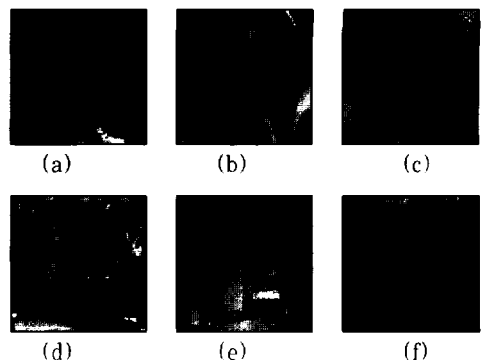
〈표 5〉 특징점을 비특징점으로 판단한 확률
 (Table 5) Probability that true features do not extracted as features

Height of features	Operator		Proposed method	DIP	Entropy	Johnson
	Noise variance					
x^2+40	5	P_{NF} Th	0.18	0.22 (0.99, 0.8)	0.45 (0.9989)	0.32 (13, 0.5)
	10	P_{NF} Th	0.32	0.29 (0.99, 11)	0.64 (0.9985)	0.32 (15, 0.5)
	25	P_{NF} Th	0.63	0.45 (0.99, 17)	0.85 (0.9967)	0.53 (20, 0.57)

또한, 본 논문에서는 다양한 표준영상에 대하여 제안된 방법을 실험하였다. 실험에 사용된 영상은 크기가 256×256 화소의 256등급의 명암도를 갖는 그림 5의 Girl, Lena, Baboon, Pepper, Bank 및 Sail 영상이다. 본 논문에서 제안한 방법 및 여러 연산자를 Girl 영상에 적용한 후 적절한 임계치를 사용하여 이진화한 결과 영상은 그림 6에서와 같다. 비선형 gradient 연산자를 적용한 그림 6(a)를 보면 스케치 특징점이 다른 연산자들에 비해 비교적 두껍게 추출되며, 국부적인 밝기를 고려하지 않았기 때문에 어두운 부분의 특징점들은 잘 추출하지 못함을 나타낸다. 비선형 Laplace 연산자를 적용한 그림 6(b)는 비선형 gradient 연산자에서 발생하는 특징점들의 편이(shift)가 제거되는 효과가 있으나, 고립점이 많이 발생하고 국부적인 밝기를 고려하지 않기 때문에 어두운 영역의 특징점들을 잘 추출하지 못하고 있다. 논리적 Laplace 연산자를 적용한 그림 6(c)는 밝기의 변화가 아주 작은 화소를 스케치 특징점으로 판단하지 않게 하는 특징이 있으나, 얼굴부분이 여전히 지저분함을 나타내고 있으며 국부적인 밝기를 고려하지 않음을 볼 수 있다. Robinson이 제안한 국부 적용 임계치를 이용한 그림 6(d)는 임계치 결정시 국부 밝기가 고려되므로 어두운 부분의 스케치 특징점들을 잘 추출하지만 1차 미분 연산자를 이용하기 때문에 스케치 특징점들을 두껍게 추출하며, 어두운 부분에서 잡음에 매우 민감하게 반응하고 있다. 국부적인 밝기를 고려하는 엔트로피 연산자를 적용한 그림 6(e)는 밝기의 변화 뿐만 아니라 국부적인 밝기를 고려해 주기 때문에 어두운 영역의 특징점들은 매우 잘 추출하지만, 특징점들을 지나치게 두껍게 추출하며 수행시간이 길고 실현이 용이하지 못한 단점이 있다. Johnson이 제안한 명암대조기만 연산자를 적용한 그림 6(f)는 감도 변수에 의해 매우 어두운 부분에 존

재하는 잡음에 대한 영향을 감소시켰으나 1차 미분 연산자를 이용하였으므로 스케치 특징점들을 두껍게 추출하고 있다. DIP 연산자를 사용한 그림 6(g)는 국부적인 밝기를 고려하여 같은 밝기의 변화에서도 어두운 부분의 특징점들을 잘 추출하며 수행도 간단하지만, 특징점을 추출하기 위하여 2개의 임계치 변수를 사용해야 한다. Kundu에 의해 제안된 가변 임계치의 사용한 그림 6(h)는 밝기에 따른 인간의 시각특성을 근사화시켜 임계치를 결정하므로 영상의 전영역에 걸쳐 스케치 특징점들을 매우 잘 추출하고 있음을 볼 수 있다. 그러나 이 방법은 영상에 따라 설정해야 하는 변수의 수가 많은 단점을 갖는다. 본 논문에서 제안된 방법을 사용한 그림 6(i)는 제안된 방법이 어두운 영역의 스케치 특징점에 민감하게 반응할 뿐만 아니라 밝은 부분(왼쪽 어깨)의 스케치 특징점까지 추출하여 특징점 추출의 동작 범위가 넓음을 보여준다. 또한 엔트로피 연산자를 적용한 결과와 달리 어두운 부분의 잡음에는 반응하지 않기 때문에 국부적 밝기를 고려하는 기존의 연산자들이 가지는 단점을 보완할 수 있음을 보여준다.

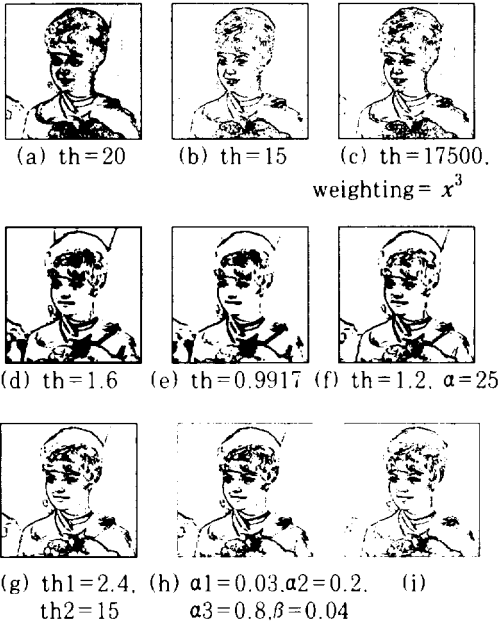
신경회로망을 이용한 퍼지규칙에 따라 추천된 임계치를 사용하여 이진화한 그림 7의 결과 영상은 DBAH 연산자를 입력 측정자로 사용 하였으므로 밝은 부분 뿐만 아니라 어두운 부분의 스케치 특징점들을 매우 잘 추출하고 있음을 보여준다. 아울러, 그림 7은 제안된 방법에 의한 스케치 특징점 추출 방법이 조작자의 개입 없이도 넓은 영역의 명암변화를 갖는 영상에서 뿐만 아니라 처리할 입력 영상이 지니고 있는 내용의 복잡도에도 상관없이 우수한 성능을 지니고 있음을 보여준다.



(그림 5) 실험에 사용된 영상들 :

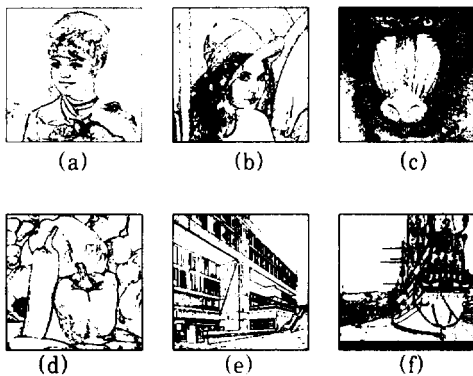
(a) Girl: (b) Lena: (c) Baboon: (d) Pepper: (e) Bank: 및 (f) Sail.
 (Fig. 5) Images used in simulation :

(a) Girl: (b) Lean: (c) Baboon (d) Pepper: (e) Bank: and (f) Sail



(그림 6) Girl 영상에 대해 각 연산자와 제안된 방법을 적용하여 이진화한 결과영상들 : (a) 비선형 gradient : (b) 비선형 Laplace : (c) 논리적 Laplace : (d) Robinson : (e) Entropy : (f) Johnson : (g) DIP : (h) Kundu 및 (i) 제안된 방법.

(Fig. 6) Results of binarization applying : (a) nonlinear gradient : (b) logical laplace : (d) Bobinson : (e) Entropy : (f) Johnson : (g) DIP : Kunu : and (i) proposed method to girl image



(그림 7) 제안된 방법을 그림 5(a), 5(b), 5(c), 5(d), 5(e), 및 5(f)에 적용한 결과영상들

(Fig. 7) Results of binarization applying the proposed method to Fig. 5(a), 5(b), 5(c), 5(d), and 5(f)

5. 결 론

본 논문에서는, 밝기 변화와 함께 국부적 밝기를 반영하여 스케치 특징을 추출하는 새로운 연산자와 퍼지 규칙의 신경망 학습을 통한 특징추출을 제안하였다. 제안된 연산자는 계산이 매우 간단하고 실현이 용이하다. 뿐만아니라, 국부밝기를 고려하는 기존의 연산자들과 달리 어두운 영역에서의 잡음에 민감하지 않으며 동작 범위 또한 매우 넓은 장점을 지니고 있다. 따라서 제안된 연산자는 시각에 의한 영상의 인식이 이루어지는 의료영상의 해석 및 동영상 전송 등의 분야에 응용될 수 있으리라 기대된다.

아울러, 본 논문에서는 조작자의 개입없이도 영상에 알맞은 임계치가 설정되어 스케치 특징을 추출할 수 있도록 퍼지규칙을 신경망으로 학습시켜 화소 단위의 임계치를 결정하였다. 이를 위해, DBAH 연산자와 더불어 국부영역에서의 스케치 특징점 정도를 입력 측정자로 이용하였다. 따라서, 임계치를 결정할 때 밝기 변화와 함께 국부 밝기가 고려되어 인간의 시각특성과 유사한 스케치 특징의 추출이 가능하며 국부 영역에서의 비교적 약한 특징점까지 추출할 수 있다. 또한, 제안된 방법은 조작자의 개입이 필요없으므로 인간과의 상호작용이 극히 제한된 분야에 매우 유용하게 응용될 수 있으리라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] D.H. Ballard and C.M. Brown, Computer vision. Prentice Hall, Englewood, Cliffs, NY, 1982.
- [2] D. E. Pearson and J. A. Robinson, " Visual commucation at very low data rates ." Proc. IEEE, vol. 73, pp. 795-812, Apr. 1985.
- [3] B. Girod, "Psychovisual aspects of image communication." Signal Processing, vol. 28, no. 3, pp. 239-251, Sep., 1992.
- [4] M. D. Levine, Vision in Man and Machine. McGraw-Hill, NY, 1985.
- [5] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice Hall, Englewood, Cliffs, NY, 1989.

[6] A. Shiojaki, "Edgeextraction using entropy operator." Comput. Vision. Graphic and Image Processing, vol. 36, pp. 1-9, 1986.

[7] R. J. Ryoo and N.C. Kim, "Valley operator for extracting sketch features: DIP." IEE Electron. Lett., vol. 24, pp. 461-463, Apr. 1988.

[8] R. P. Johnson, "contrast based edge detection." Pattern Recog., vol. 23, No. 3, pp. 311-318, 1990.

[9] M. K. Kundu and S. K. Pal, "Thresholding for edge detection using human psychovisual phenomena." Patt. Recogn. Lett., vol. 4, pp. 433-441, 1986.

[10] J. S. Wezka, "A survey of threshold selection." Computer Vision Graphics and Image Processing 7, pp. 259-265, 1978.

[11] S. K. Pal and R. A. King, "Image enhancement using smoothing with fuzzy sets." IEEE Trans. Syst., Man and Cybern. vol. 11, no. 7, pp. 491-501, Jul 1981.

[12] D. Rumelhart and etal, Parallel Distributed Processing. MIT Press, 1987.



조 성 목

1988년 경북대학교 전자공학과
공학사

1990년 경북대학교 대학원 전자
과 공학석사

1995년 경북대학교 대학원 전자
과 공학박사

1992년-현재 동명전문대학 정보전자과(전임강사·조
교수)

관심분야: 신경회로망, 퍼지이론, 영상처리