

Potts Automata를 이용한 영상의 잡음 제거 및 에지 추출

준회원 이 석 기*, 정회원 김 석 태*, 조 성 진**

A Potts Automata algorithm for Noise Removal and Edge Detection

Seok-Ki Lee* Associate Members, Seok-Tae Kim*, Sung-Jin Cho**
Regular Members

요 약

Cellular Automata는 자연계의 현상 현상이 국부적인 관계에 의해 완전히 표현될 수 있는 이산적인 동적 시스템이다.

본 논문에서는 Cellular Automata의 특성을 가지는 Potts Automata를 이용한 잡음 제거 및 에지 추출 알고리즘을 제안한다. 본 방법은 대상영상에 대한 특징을 그대로 보존하면서 천이규칙에 따라 국부적으로 밝기값의 차이를 증가 및 감소시킨다. 이러한 Automata는 순차적이고 병렬적인 움직임을 가지고 Lyapunov 함수를 만족한다. 제안한 천이규칙은 랜덤잡음을 가진 대상영상에 대해 빠른 수렴속도를 가지고 안정적인 결과를 나타낸다. 실험을 통해 본 방법의 유효성을 확인한다.

ABSTRACT

Cellular Automata is discrete dynamical systems which natural phenomena may be specified completely in terms of local relation.

In this paper we propose noise removal and edge detection algorithm using a Potts Automata which is based on Cellular Automata. The proposed method is aimed to locally increase or decrease the differences in gray level values between pixel of the image without loss of the main characteristics of the image. The dynamical behavior of these automata is determined by Lyapunov operators for sequential and parallel update. We have found that proposed automata rules present very fast convergence to fixed points, stability in front of random noisy images. Based on the experimental results we discuss the advantage and efficiency.

I. 서 론

일반적으로 잡음은 주변 픽셀과 어울리지 않는 성격을 갖기 때문에 주변 픽셀의 밝기값을 조절함으로써 잡음비율을 줄일 수 있다. 영상의 잡음 제거 방법에는 공간 영역적 방법과 주파수 영역적 방법으로 나눌 수 있다. 공간 영역적

방법에는 average 필터와 median 필터 등이 있다. average 필터는 어느 픽셀을 중심으로 임의 영역의 각 픽셀 밝기값의 평균을 구해서 새로운 밝기값으로 하는 방법이며 median 필터는 주변 픽셀의 밝기값의 순서적인 나열에서 중간값을 취하는 방식이다. 주파수 영역적 방법에는 low-pass 필터가 있다. low-pass 필터는 픽셀

* 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 (cellauto@mail1.pknu.ac.kr), ** 부경대학교 수리과학부

논문번호 : 020342-0805, 접수일자 : 2002년 8월 5일

※ 이 논문은 2002년도 부경대학교 기성회 학술연구비에 의하여 연구되었습니다.

의 밝기값이 급격하게 변화하는 부분은 고주파 부분에 분포하는데 명암도가 급격하게 변화하는 부분을 제거하기 위해 Fourier 변환, 코사인 변환 등의 직교변환후에 고주파 부분을 차단하는 방법이다[1]. average 필터와 low-pass 필터는 Gaussian 잡음에 대해서는 적합하나 물체의 에지 부분과 같이 픽셀의 밝기값이 급격히 변화하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 것이 단점이다. median 필터는 에지 보존 및 임펄스 잡음 제거에는 적합하나 연산량이 많아지며, 전 영역에 일률적인 같은 필터로 잡음을 제거하므로 유연한 대처가 어렵다[2]. 최근에 제안된 Co ordinate Logic 필터를 이용한 잡음제거[3]는 AND, OR, NOT, XOR 등의 연산을 통하여 단순히 빠른 속도로 구현할 수 있지만 충실한 잡음 제거가 되지 못하는 단점이 있다.

에지는 물체와 배경의 경계이며 색이나 픽셀 밝기값의 급격한 변화가 있는 부분이다. 영상처리에서 에지 추출이 중요한 이유는 영상에서 많은 정보가 서로 다른 영역간의 경계선에 위치하고, 인간의 시각이 물체를 인식하는데 있어서 윤곽선만으로 인식이 가능하기 때문이다. 또한 영상을 에지로 표현하게 되면 형태에 관한 정보를 그대로 유지하면서 자료의 양을 줄일 수 있고 다른 영상 처리 알고리즘과 쉽게 결합할 수 있는 장점이 있다[4].

기존의 에지 검출 기법으로는 Sobel, Kirsh, Roberts, Robinson, 및 spatial difference 연산자 등의 1차 미분(gradient) 연산자와 LOG(laplacian of Gaussian), DOG(difference of Gaussian)등의 2차 미분 연산자[5,6] 및 엔트로피 연산자 등이 있다[7]. 그러나 기존의 기법들은 잡음에 약하고, 전 영역에 동일한 마스크를 적용하므로 영상의 국소적인 특징에 유연한 대처가 어려운 단점이 있다.

이러한 기존의 단점을 보완하기 위한 새로운 방법으로 국소적인 특징에 유연히 대처가능한 Cellular Automata 기법이 각광을 받고있다.

본 논문에서는 Cellular Automata의 특성을 가지는 Potts Automata를 이용한 잡음 제거 및 에지 추출 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 잡음 제거 및 에지 추출을 위해 이웃 픽셀들의 관계를 이용한 국부적인 천이 규칙을 사용한다. 각 천이 규칙은 이웃 픽셀과 관계를 정의한 것으로 대상 영상을 국부적으로 픽셀의 밝기값

차이를 증가 및 감소시켜 영상의 잡음 제거를 수행한다. 또한 이러한 Potts Automata의 성질을 이용하여 에지를 추출한다.

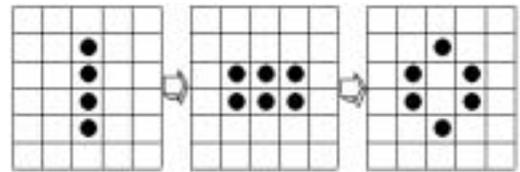
II장에서는 영상의 잡음 제거 및 에지 추출을 위한 알고리즘을 제안하며, III장에서는 알고리즘을 이용한 실험 영상을 보이고 결과를 고찰한다.

II. Potts Automata를 이용한 잡음 제거 및 에지 추출 알고리즘

2.1 Potts Automata

Cellular Automata는 시간 및 공간, 상태가 모두 이산적인 동적 시스템으로, 각 픽셀들은 상호 연결된 이웃의 현재 상태와 국부적인 규칙에 따라 새로운 상태로 천이된다. 천이 규칙은 자신의 현재 상태와 주변 이웃의 상태에 의해 결정된다. 각 규칙에 따라 지속적인 성장과 번식, 죽음을 반복하게 된다. Cellular Automata의 대표적 예로는 콘웨이의 생명게임을 있다. 이것은 픽셀의 상태를 0(사망), 1(출생)로 간주하고 8개의 이웃픽셀에 따라 모양이 변해가는 게임이다[8,9]. 사용하는 규칙과 변화하는 모습은 그림 1에 나타낸다.

Cellular Automata의 특별한 형태로서 Potts Automata가 있다. Potts Automata는 평면상에서 격자들이 sequential, parallel하게 상호작용하는 모델로서 주로 물리학, 제어공학에서 사용되어 왔다[10,11,12]. 그러나 Potts Automata는 어떤 특정한 형태로 고정되어 변하지 않고 수렴하는 특성을 가지므로 영상처리 알고리즘으로 사용할 수 있다.



천이 규칙
 i) 중심픽셀이 1인 경우 ii) 중심픽셀이 0인 경우
 이웃 픽셀: 0, 1개->0(죽음) 이웃 픽셀: 3개 ->1(생성)
 2, 3개->1(생존)
 4개 이상->0(죽음)

그림 1. 콘웨이의 생명게임

일반적인 Potts-Hamiltonian은 식(1)로 표현된다.

$$H(x) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in V} \delta(x_i, x_j) + \sum_i \delta^*(b_i, x_i) \quad (1)$$

단, $x_j \in Q = \{0, \dots, q-1\}$; 밝기값

δ, δ^* ; 대칭함수 ($R \times R \rightarrow R$).

즉 $\delta(a, b) = \delta(b, a)$; $\delta^*(a, b) = \delta^*(b, a)$
 $(i, j) \in V$; 픽셀 i, j 는 이웃, $I = \{1, \dots, n\}$
 $V_i = \{j \in I : (i, j) \in V\}$, $b_i \in R$

i 지점에서의 함수는 식(2)와 같이 나타낸다.

$$H_i(x) = - \sum_{j \in V_i} \delta(x_i, x_j) + \delta^*(b_i, x_i) \quad (2)$$

식(1)이 Lyapunov functional[11]를 만족하면 수렴한다.

$$\forall i \in I : H_i(\tilde{x}) \leq H_i(x), \quad \forall x \in Q^n \quad (3)$$

$x = (x_1, \dots, x_n)$,

단, $\tilde{x} = (x_1, \dots, x_{i-1}, f_i(x), x_{i+1}, \dots, x_n)$

Potts 모델은 sequential, parallel 두 가지의 경우가 있다. sequential한 경우에는 정의한 규칙에 따라 순차적으로 픽셀이 천이되어 고정된 점으로 수렴되는 간단한 동적 특성을 나타낸다. parallel한 경우에는 동시에 모든 픽셀들이 천이되어 고정점 혹은 2주기를 가지는 복잡한 특성을 가지게 된다.

본 논문에서는 Cellular Automata의 주변 이웃과의 관계에 의해 천이하며, 수렴하는 특성을 가지는 Potts Automata를 이용해서 영상의 잡음 제거 및 에지 추출 기법을 보인다.

2.2 잡음 제거 알고리즘

제안하는 천이 규칙은 다음과 같다.

$$f_i(x) = \begin{cases} x_{i-1} & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j < x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_{i+1} & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

각 픽셀은 0에서 255의 밝기값의 상태를 가지며, 4방향 또는 8방향의 이웃을 가진다. $|V_i|$ 는 이웃의 개수를 나타내므로 $\frac{|V_i|}{2}$ 는 4방향일 경우에는 2가 되며 8방향일 경우에는 4가 된다.

먼저 천이 규칙의 예제를 Fig. 2에서 나타내겠다. 첫 번째의 경우에는 중심 픽셀의 밝기값이

15이며, $\frac{|V_i|}{2} = 4$ 이다. 중심 픽셀의 밝기값이 15보다 작은 이웃 픽셀의 수 ($|\{j \in V_i \mid x_j < 15\}|$)는 5개이고, 큰 이웃 픽셀의 수 ($|\{j \in V_i \mid x_j > 15\}|$)는 3개이므로 픽셀의 밝기값이 1 감소하여 14가 된다. 두 번째의 경우는 픽셀의 밝기값이 큰 이웃 픽셀의 수가 6, 픽셀 밝기값이 작은 이웃 픽셀의 수가 2이므로 1 증가하여 16이 된다. 세 번째의 경우는 픽셀의 밝기값이 큰 이웃 픽셀의 수가 3, 값이 작은 이웃 픽셀의 수가 4이므로 원래의 밝기값을 가지게 된다.

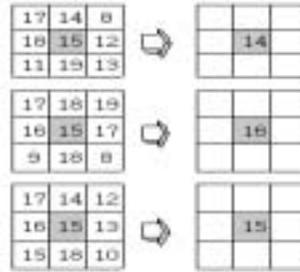


그림. 2. 천이 규칙의 국소적인 변화

제한하는 잡음 제거 방법은 천이규칙에서 이웃 픽셀과의 관계에 의해 중심 픽셀의 밝기값을 증가 또는 감소시키는 형태를 나타낸다. 이웃 픽셀 중 중심 픽셀의 밝기값보다 큰 픽셀과 작은 픽셀의 개수를 측정한다. 그리고 (이웃 픽셀의 수)/2보다 큰 값의 픽셀 수가 많으면 중심 픽셀의 밝기값을 1 증가시키고, 작은 값의 픽셀 수가 많으면 중심 픽셀의 밝기값을 1 감소시킨다. 즉 이웃 픽셀들과 급격한 밝기값의 차이는 나는 영역에 대해서만 연산을 처리함으로써 더 나은 잡음 제거를 할 수 있다.

제안된 천이규칙 식(1)은 sequential과 parallel의 2가지 경우를 가진다. 각 천이규칙은 식(1)에 대해서 $\delta(a, b) = \min(a, b)$, $\delta^*(a, b) = ab$,

$b_i = \frac{|V_i|}{2}$ 로 표현할 수 있다. 일반적인 Potts-Hamiltonian으로 나타내면 식(5)와 같다.

$$H(x) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in V} \min(x_i, x_j) + \sum_{i \in I} \frac{|V_i|}{2} x_i \quad (5)$$

sequential한 경우의 수렴성에 대한 증명은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 (\Delta H)_i &= H_i(\tilde{x}) - H_i(x) \\
 &= \sum_{j \in V_i} (-\min(f_i(x), x_j) + \min(x_i, x_j)) \\
 &\quad + \frac{|V_i|}{2} (f_i(x) - x_i) \tag{6}
 \end{aligned}$$

식(6)에 대해서 다음의 3가지 경우를 고려 해 본다.

i) $f_i(x) = x_i \Rightarrow (\Delta H)_i = 0$

ii) $f_i(x) = x_i + 1$

$$\begin{aligned}
 (\Delta H)_i &= \sum_{j \in V_i} (-x_i - 1 + x_j) + \frac{|V_i|}{2} \\
 &= -|\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| + \frac{|V_i|}{2} \\
 f_i(x) = x_i + 1 &\text{ iff } |\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \text{ 때문에} \\
 \therefore (\Delta H)_i &< 0
 \end{aligned}$$

iii) $f_i(x) = x_i - 1$

$$\begin{aligned}
 (\Delta H)_i &= |\{j \in V_i \mid x_j \geq x_i\}| - \frac{|V_i|}{2} \\
 f_i(x) = x_i - 1 &\text{ iff } |\{j \in V_i \mid x_j < x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \text{ 때문에} \\
 \therefore (\Delta H)_i &< 0
 \end{aligned}$$

따라서, sequential한 경우 식(4)에 의해 제안된 천이규칙은 고정점으로 수렴함을 알 수 있다.

parallel한 경우에 고정점 또는 2주기로 수렴한다는 것을 증명한다. 식(1)은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 E_{sy}(x(t)) &= - \sum_{(i,j) \in V} \min(x_i(t), x_j(t-1)) \\
 &\quad + \sum_{i \in I} \frac{|V_i|}{2} (x_i(t) + x_i(t-1)) \tag{7}
 \end{aligned}$$

식(7)에서

$$\begin{aligned}
 \Delta E_{sy} &= \sum_{j \in V} (-\min(f_i(x), x_j) + \min(s, x_j)) \\
 &\quad + \frac{|V_i|}{2} (f_i(x) - x_i) \tag{8}
 \end{aligned}$$

이며, $s = x_i, x_i + 1$ 이다.

i) $f_i(x) = x_i \Rightarrow (\Delta E_{sy})_i = 0$

ii) $f_i(x) = x_i + 1$

$$\begin{aligned}
 (\Delta E_{sy})_i &= \sum_{j \in V_i} (-\min(x_i + 1, x_j) + \min(s, x_j)) + \frac{|V_i|}{2} \\
 &= - \sum_{j \in V_i} \{x_i + 1 - x_j\} + \frac{|V_i|}{2} < 0
 \end{aligned}$$

iii) $f_i(x) = x_i - 1$

$$\begin{aligned}
 (\Delta E_{sy})_i &= \sum_{j \in V_i} (\min(x_i - 1, x_j) - \min(s, x_j)) - \frac{|V_i|}{2} \\
 &= \sum_{j \in V_i} \{x_i - 1 - x_j\} - \frac{|V_i|}{2} < 0
 \end{aligned}$$

따라서, parallel한 경우도 수렴함을 알 수 있다.

2.3 에지 추출 알고리즘

식(1)에 제안된 천이규칙은 이웃 픽셀과의 밝기값 차이가 많은 곳에 대해서만 연산을 수행하므로 에지 추출에 사용할 수 있다.

제안하는 에지 추출 방법은 세 단계로 이루어져 있다. 처음 단계에는 에지를 추출하고자 하는 영상에 대해 천이 규칙을 적용한다. sequential, parallel한 방법이 적용가능하며, 세세한 에지 추출을 위해서 8방향의 이웃을 사용한다. 결과 영상은 천이 규칙의 특성에 의해 주변 이웃과의 밝기값의 차(difference)가 큰 부분만 원영상과 다른 밝기값을 가지게 된다.

두 번째 단계는 원영상과 천이규칙이 적용된 영상의 차(difference)영상을 구한다. 영상이 가지는 각 픽셀들의 차(difference)는 일반적인 에지 추출 방법의 픽셀 밝기값과는 다르다. 일반적인 에지 추출 방법에서 결과 영상의 각 픽셀 밝기값은 중심 픽셀과 이웃 픽셀과의 밝기경사, 즉 미분 값을 가진다. 그러나 제안된 방법의 결과 영상의 픽셀 밝기값은 이웃 픽셀과의 관계를 이용하여 중심 픽셀에 적용된 연산량의 값을 가지게 된다. 일반적인 에지 추출 방법에서는 임계값이 대상 영상의 처리 결과에 따라서 변화된다. 그러나 제안된 방법의 임계값 결정은 모든 영상에 대해 고정적으로 적용시킬 수 있다.

마지막 단계에서는 에지를 강조하기 위해서 영상의 임계화를 실행한다. 두 개의 레벨을 이용하여 상한과 하한 임계값으로 픽셀의 밝기값을 변경한다. 작은 변화량을 가진 픽셀은 이웃 픽셀과의 차이가 거의 없는 곳이며 너무 큰 변화량을 가진 픽셀은 잡음 성분이므로 제거하여, 일정성분의 변화량을 가지는 픽셀을 선택하여 영상의 에지를 추출 할 수 있다. 알고리즘은 아래와 같다.

```

/*Input
/* P(Original Image), Q(Transited Image)
/*Output
/* N(Edge Image)
/*Initially
/* R(Row), C(Column)
    
```

```

/* T1(Minimal Threshold), T2(Maximal Threshold) */
EdgeProcessing(P, Q, N)
{
    TransitionRule(Q);
    for(i=0;i<R;i++)
        for(j=0;j<C;j++)
        {
            x=P(i,j)-Q(i,j);
            if( x > T1 && x < T2 )
                N(i,j)=255;
            else
                N(i,j)=0;
        }
}

```

III. 실험 결과 및 고찰

실험은 Pentium III-800, Windows 98 PC 환경에서 C++로 구현한 프로그램을 사용하였다. 256×256의 크기를 가지는 256 밝기값의 영상들을 이용했다. 본 논문에서 사용한 잡음모델은 균일분포잡음, Gaussian 잡음, impulse 잡음이다. 균일분포잡음은 원영상의 전 영역에 균일한 잡음을 첨가하여 임의로 작성하였으며, Gaussian 잡음은 밝기값이 높은 영역에 잡음이 존재하며, impulse 잡음은 원영상의 밝기값에 대칭되는 잡음을 첨가하였다.

이웃 픽셀은 잡음 제거 정도에 따라 결정할 수 있는데, 범위가 넓어질수록 잡음 제거에는 강해지나 영상의 에지 부분이 뭉개어지는 경향이 심하게 된다. 따라서 3×3 영역에서 4방향과 8방향의 이웃을 이용하였다.

그림 3(a)는 shuttle의 원영상을, (b)는 원영상에 균일분포 잡음을 첨가한 영상을 나타낸다. 그림 3(b)의 히스토그램은 잡음이 첨가되어 그림 3(a)의 원영상에 비해 영상의 정보가 왜곡되었음을 나타내고 있다. 그림 3(c)-(f)는 제안된 방법에서의 영상의 잡음을 제거한 영상을 나타낸다. 그림 3(c),(d)는 sequential한 방법을 그림 3(e),(f) parallel한 방법을 적용하였다. 그림 3(d),(f)의 8방향 이웃을 사용한 경우에는 그림 3(c),(e)의 4방향 이웃의 경우 보다 잡음 제거에는 좀 더 효과적이나 영상의 세세한 에지 정보를 잃어버리고있다. 히스토그램에서 보듯이 원영상의 히스토그램과 유사한 형태를 나타내어 효과적인 잡음 제거와 원영상의 정보 복구가 있음을 알 수 있다. 그림 3(g),(h)의 average 필터와 low-pass 필터의 경우에는 제안된 방법과

유사한 히스토그램의 형태를 나타낸다. 그러나 영상의 모든 영역에 대해 연산을 수행하므로 영상의 밝기값 정보를 전체적으로 변화시키는 단점이 있다. 또한 영상이 전체적으로 흐려지는 것을 알 수 있다. 그림 3(i)의 median 필터를 사용한 영상은 에지 보존성이 뛰어나지만 히스토그램 상으로 볼 때 원영상의 정보 복구에는 효과적이지 못함을 알 수 있다. 그림 3(j)의 Gaussian 필터를 사용한 영상은 잡음이 전체적으로 차지하고 있음을 알 수 있다.

그림 4는 Gaussian 잡음과 impulse 잡음이 포함된 영상을 제안한 방법으로 잡음 제거를 하였다. 원영상의 히스토그램과 유사한 형태를 나타내며 효과적인 영상의 잡음 제거와 복구가 되었음을 알 수 있다.

표 1은 각각의 방법에 대한 원영상과의 픽셀 밝기값의 비교(평균, 중간값, 표준편차, PSNR)를 나타내었다. 각 영상에 대한 전체 픽셀 밝기값들의 차이를 나타내는 평균과 중간값은 제안된 방법을 적용한 영상의 경우 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다. average 필터, low-pass 필터, Gaussian 필터의 경우 제안된 방법에 비해 원영상과 각 픽셀 밝기값의 차이가 크다. 이것은 히스토그램의 형태는 원영상과 유사하게 복구하나, 전체 픽셀의 밝기값을 변화시켜 원영상의 정보가 손실됨을 나타낸다.

또한 영상의 명암 대비 정도를 나타내는 표준편차 값도 제안된 방법이 기존 방법에 비해 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다. PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)을 이용하면 결과 영상과 원영상과의 유사도를 비교할 수 있다. PSNR은 두 영상의 픽셀 밝기 값들의 차이에 대한 MSE(Mean Square Error)를 이용하여 구하며, 높은 값일수록 원영상과 유사하다. MSE는 식(9), PSNR은 식(10)과 같이 나타낸다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |P(m, n) - Q(m, n)|^2 \quad (9)$$

단, $P(m, n)$: 원영상 픽셀 (m, n) 의 밝기값,
 $Q(m, n)$: 천이 영상 픽셀 (m, n) 의 밝기값
 MN : 영상의 총 픽셀수

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{b^2}{MSE} \quad (10)$$

단, b: 픽셀에 대한 peak 값으로 8비트 밝기값

에 대해서 255, PSNR은 데시벨(dB)로 표현.

표 1에서 PSNR은 균일분포 잡음이 포함된 영상에 대해 average 필터를 적용한 영상이 4.18dB, median 필터의 경우 3.92dB 향상되었다. 이에 반해 제안된 방법의 결과 영상은 sequential 방법의 경우 5.14dB, parallel한 경우 4.68dB 향상되어 효과적인 잡음 제거가 되었다. Gaussian 잡음이 포함된 영상에 대해 average 필터를 적용한 영상이 2.76dB, low-pass 필터의 경우 2.63dB, median 필터의 경우 2.79dB, Gaussian 필터의 경우 1.16dB 향상되었다. 그러나 제안한 방법의 경우 3.08dB 향상되어 제안한 방법이 우수함을 알 수 있다. 또한 impulse 잡음이 포함된 영상의 경우 average 필터를 적용한 영상이 6.41dB, low-pass 필터의 경우 5.79dB, median 필터의 경우 7.54dB, Gaussian 필터의 경우 1.63dB 향상되었다. 그러나 제안한 방법은 8.41dB 향상되어 효과적인 잡음 제거와 복구가 되었음을 알 수 있다.

그림 5는 영상에 대한 에지 추출 결과를 나타낸다. (a)는 원영상, (b)는 8방향 sequential방법, (c)는 8방향 parallel방법을 적용한 에지 추출 결과 영상, (d)는 원영상, (e)는 8방향 sequential방법, (f)는 8방향 parallel방법을 적용한 에지 추출 결과 영상이다. 제안된 에지 추출 방법은 직선과 곡선 성분의 모든 에지가 선명하게 추출되었으며 복잡한 부분에 대해서도 효과적으로 에지를 추출할 수 있었다. 또한 밝기 값의 변화가 완만한 곳에서도 효과적인 에지 추출을 할 수 있었다.

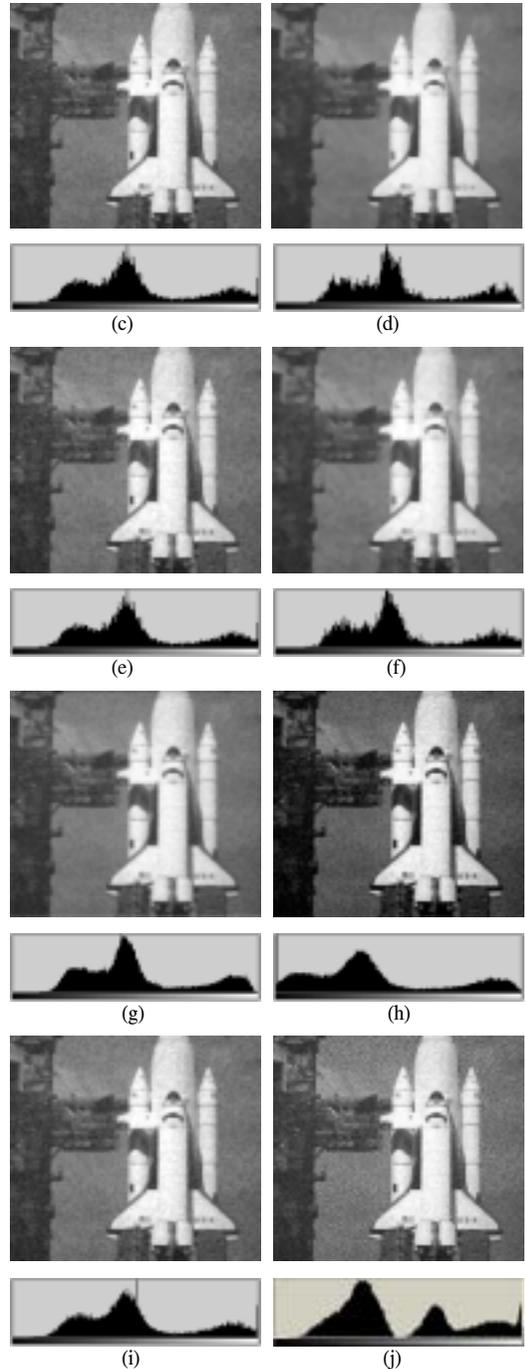
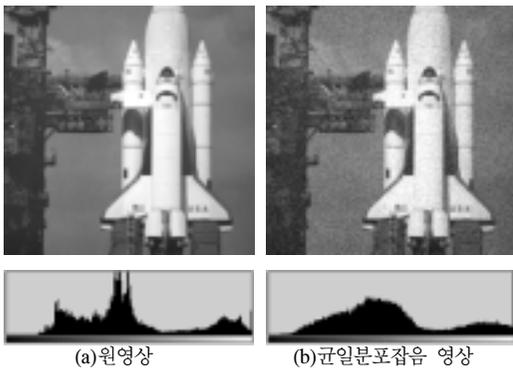


그림 3.(a)Original image
 (b)image corrupted by uniform noise
 (c)4-neighborhood sequential updating
 (d)8-neighborhood sequential updating
 (e)4-neighborhood parallel updating
 (f)8-neighborhood parallel updating
 (g)average filtering
 (h)low-pass filtering
 (i)median filtering
 (j)Gaussian filtering.

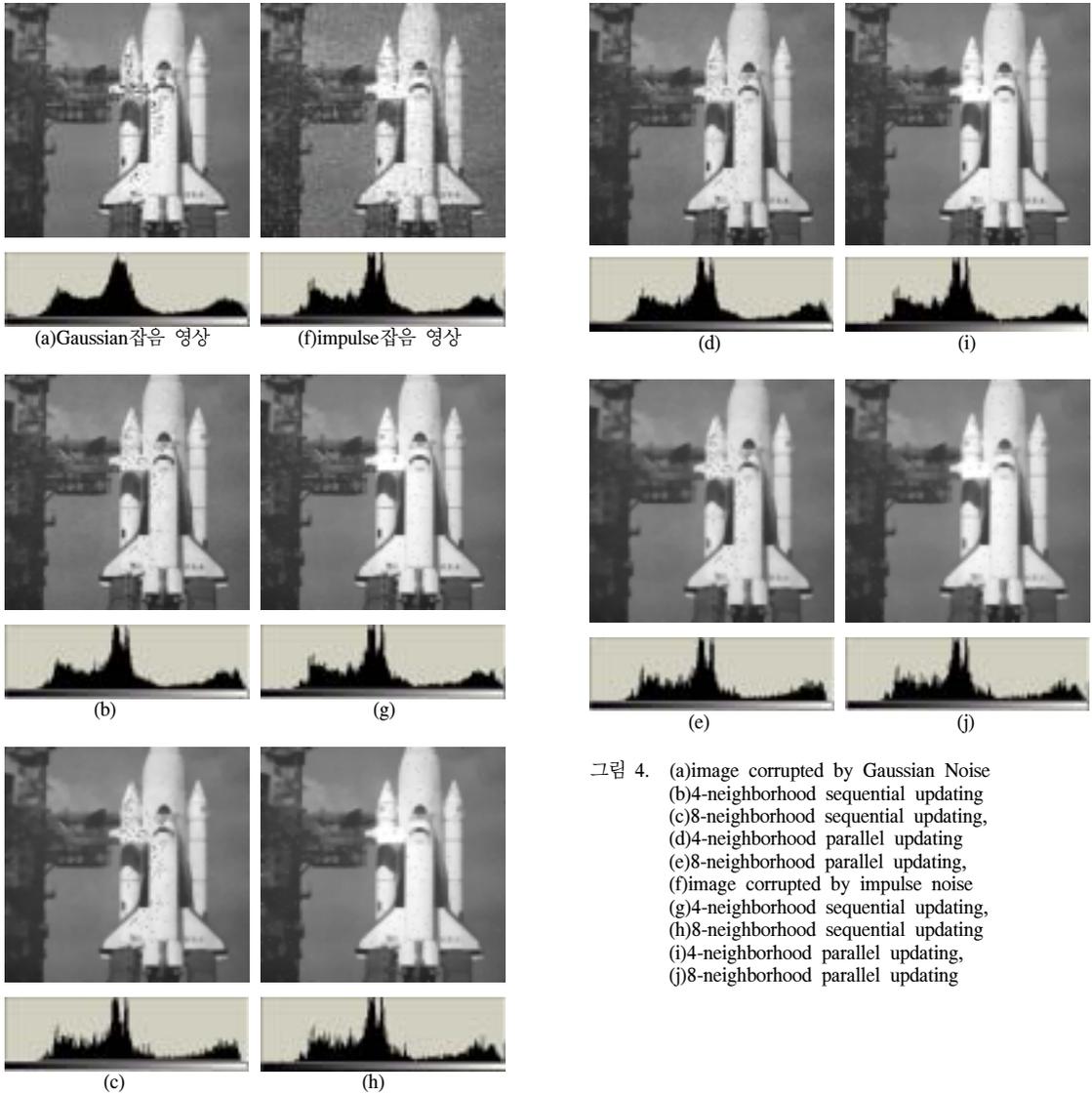


그림 4. (a)image corrupted by Gaussian Noise
 (b)4-neighborhood sequential updating
 (c)8-neighborhood sequential updating,
 (d)4-neighborhood parallel updating
 (e)8-neighborhood parallel updating,
 (f)image corrupted by impulse noise
 (g)4-neighborhood sequential updating,
 (h)8-neighborhood sequential updating
 (i)4-neighborhood parallel updating,
 (j)8-neighborhood parallel updating

표 1. 그림 3, 그림 4의 잡음 제거 영상 분석

구분		평균			중간값			표준편차			PSNR			
원영상		128.05			117			57.67			•			
잡음포함		균일분포	Gaussian	Impulse	균일분포	Gaussian	Impulse	균일분포	Gaussian	Impulse	균일분포	Gaussian	Impulse	
		127.93	127.40	127.99	116	116	116	58.39	58.79	58.74	24.45	22.33	20.94	
P · A	sequential	4방향	128.16	127.71	127.96	117	117	117	56.40	56.50	56.81	29.59	25.41	29.35
		8방향	128.25	127.61	128.07	116	116	116	55.52	55.52	56.27	28.93	24.87	27.76
	parallel	4방향	128.19	127.71	127.96	117	117	117	56.42	56.49	56.81	29.13	25.41	29.35
		8방향	128.43	127.61	128.08	117	117	117	55.58	55.61	56.21	28.39	24.67	27.30
Average filter		127.18	126.61	127.20	116	116	116	54.91	54.00	53.26	28.63	25.09	27.35	
Low-pass filter		100.15	126.90	127.48	86	86	86	68.38	54.04	53.15	18.25	24.96	26.73	
Median filter		127.83	127.81	127.87	117	117	117	56.16	55.42	56.46	28.37	25.12	28.48	
Gaussian filter		127.35	126.87	127.43	98	98	98	56.93	56.72	57.03	23.17	23.49	22.57	

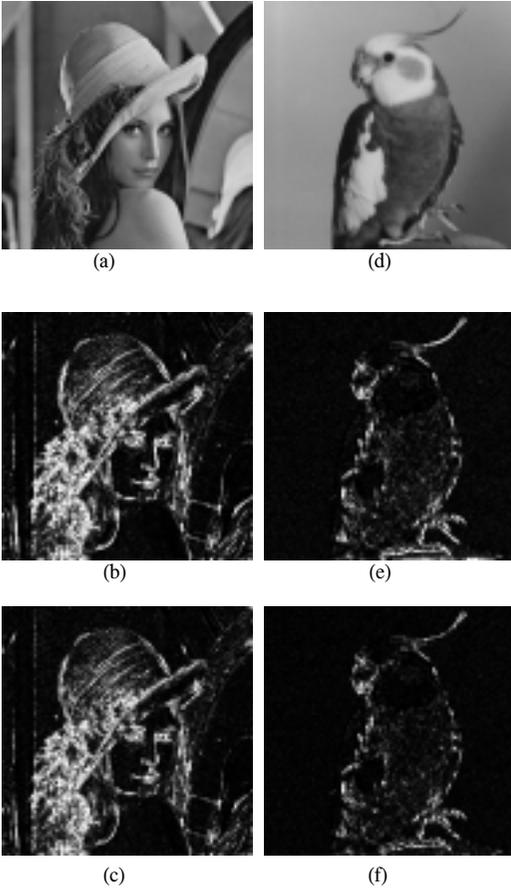


그림. 5. (a) Original image (b)8- neighborhood sequential updating (c)8-neighborhood parallel updating (d)Original image (e)8- neighborhood sequential updating (f)8-neighborhood parallel updating

IV. 결론

대부분의 영상 처리에서 잡음 제거가 시스템 성능에 중요한 영향을 미치며, 에지 추출은 영상 분석을 위한 영상 분할에서 중요한 전처리로 사용되어진다. 그러나 기존의 방법은 전체 영상에 대해서 일괄적인 연산 처리를 하여 영상의 정보를 왜곡하며, 각 영상에 대해 최적의 필터를 선별적으로 선택하여 사용해야 되었다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 고정점으로 수렴하는 Potts Automata를 이용하여 영상의 잡음 제거 및 에지 추출 기법을 제안하고 히스토그램과 PSNR의 비교를 통해 유용성을 검증하였다. 제안된 방법은 상대적으로 픽셀 밝기값의 차이가 급격한 영역에 연산

을 집중한다. 따라서 대상 영상의 모든 픽셀의 밝기값을 변화시키지 않고 필요한 부분만 처리를 하므로 기존의 방법보다 효과적인 결과를 얻을 수 있었다. 또한 천이 규칙에 의한 최적의 상태로 수렴하므로 최적의 결과를 얻기 위해 인위적인 반복 조작이 필요하지 않다.

잡음 제거에 있어서 각 픽셀의 밝기값을 증가시키거나 감소시켜 중간값을 가지는 규칙을 적용하여 에지에서 호림 효과를 최소화하여 효과적인 영상 정보의 복구가 이루어졌다. 또한 간단한 천이 규칙을 반복 적용함으로써 영상의 구조와 잡음의 특성에 상관없이 효과적인 잡음 제거가 가능함을 알 수 있었다.

에지 추출에 있어서도 제안된 방법은 기존의 방법에 비해 섬세한 에지 추출이 가능하며 선명한 결과 영상을 얻을 수 있었다. 그리고 기존 방법에서는 임계값이 대상 영상의 처리 결과에 따라서 변화되어야 하지만 제안된 방법은 각 픽셀이 연산 처리 횟수를 가지므로 고정적인 임계값의 사용이 가능하다.

제안된 잡음 제거 및 에지 추출 방법은 의료 영상 등의 영상의 밝기값이 중요한 분야와 문자 인식과 지문 인식 등의 에지 정보가 중요한 분야에 응용이 가능할 것이다. 향후 영상 인식 등의 다양한 영상처리를 위한 고유 특성을 가지는 Potts Automata 천이 규칙의 개발과 컬러 영상의 적용에 대한 연구가 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] Rafael C. Gonzalez & Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley, 1993.
- [2] Kenneth R. Castleman, "Digital Image Processing", Practice-Hall, 1996.
- [3] B.G. Mertzios & K. Tsirikolias, "Applications of Coordinate Logic Filters in Image Analysis and Pattern Recognition", Image and Signal Processing and Analysis, 2001. ISPA 2001. Proceedings of the 2nd International Symposium on , 2001, pp. 125-130.
- [4] S. Sarker & K. L. Boyer, "On Opti

mal Infinite Impulse Response Edge Detection Filters" IEEE Transactions on PAMI, Vol. 13, No. 11, pp. 699-714, November 1986.

[5] C. Lamberti and F. Sgallari, "A workstation-based system for 2-D echocardiography visualization and imaging processing" IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.37, pp. 796-802, Aug.1990.

[6] Randy Crane, "A simplified approach to image processing", Practice-Hall, 1997.

[7] S. M. Collins, "Computer-assisted edge detection in two dimensional echocardiography: Comparison with anatomic data," The American Journal of Cardiology, vol. 53, pp. 1380-1387, May 1984, pp. 1380-1387, May 1984.

[8] C. Langton, "Artificial life", C. Langton(ed), Addison-Wesley, pp.1-47, 1989.

[9] 강훈, "셀룰러 오토마타", 대한전자공학회지, 제 24권 제3호, pp.32-43, 1997.

[10] Henry P. Kramer & Judith B. Bruckner, "Iteration of Non-linear Transformation for Enhancement for Enhancement of Digital Images", Pattern Recognition, Vol 7, pp.53-53, 1975.

[11] Eric Goles & Servet Martinez, "Neural and Automata Networks", Kluwer Academic Publisher, 1990.

[12] Wu, Y.F., "The Potts Model", Review of Modern Physics, 54(1), 1982, 235-315.

이 석 기(Seok-Ki Lee)

준회원



1997년 : 동아대학교 수학과 (이학사)
1999년 : 동아대학교 대학원 수학과 (이학석사)
1999년~현재 : 부경대학교 정보통신공학과 박사과정

<주관심분야> 영상처리, 패턴인식, Cellular Automata론

김 석 태(Seok-Tae Kim)

정회원



1983년: 광운대학교 전자공학과 (공학사)
1988년: Kyoto Institute of Technology, 전자공학과 (공학석사)
1991년: Osaka대학, 통신공학과 (공학박사)

1991년~현재: 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 재직(교수)

<주관심분야> 영상처리, 패턴인식, Cellular Automata론

조 성 진(Sung-Jin Cho)

정회원



1979년: 강원대학교 수학교육과(이학사)
1981년: 고려대학교 수학과 대학원 (이학석사)
1988년: 고려대학교 수학과 대학원 (이학박사)
1988년~현재: 부경대학교 자연과학대학 수리과학부 재

직(교수)

<주관심분야> Cellular Automata론, ATM, Queueing론