

# Potts Automata를 이용한 영상의 잡음 제거

\*정현진 · 김석태

부경대학교 정보통신공학과

전화 : (051) 620-6474 / 핸드폰 : 016-375-1217

## A Potts Automata algorithm for Reducing Image Noise

\*Hyun-jin Jung · Seok-tae Kim

Department of Telematics Engineering, Pukyong National University

E-mail : jin@mail1.pknu.ac.kr, setakim@pknu.ac.kr

### Abstract

Cellular automata are discrete dynamical systems whose behaviour is completely specified in terms of a local relation. If cellular automata convergence to fixed points, then it can be used to image processing. From the generalized Potts automata point of view, we propose in this paper a cellular automata technique for reducing image noise. To minimize blurring effect, an algorithm based on neighborhood median computation is preferred. Experimental results are reported.

### I. 서 론

디지털 영상은 디지털화 할 때 혼입되는 오차 및 입력장치 자체의 잡음등의 시스템의 다른 요소에 의해 왜곡될 수 있다. 이는 시각적인 면에서나 영상 분석 단계에서도 아주 나쁜 영향을 미친다. 대부분의 영상 처리에서는 잡음 제거가 시스템 성능에 많은 영향을 미치기 때문에 시스템 구성 시에 반드시 잡음의 영향을 고려해야 한다. 잡음 제거 필터 기법을 사용한다면 잡음이 감소하여, 왜곡된 영상을 어느 정도 회복 시킬 수 있다. 이러한 영상의 잡음 제거는 인쇄기술에서부터 의료용 화상 처리 및 군사용 등으로 다양한 응용 분야를 가진다[1,2].

잡음 제거를 위한 기법으로는 average 필터, median 필터 그리고 low-pass 필터 등의 많은 방법이 제시되어 있다. 그러나 이러한 일반적인 잡음제거 필터는 영상을 부드럽게 만드는 평활화 필터들이다. 따라서 영상을 부드럽게 만들면 잡음은 완화될 수 있으나 에지 부분까지 부드럽어지면서 영상이 흐릿해지는(blur) 단점이 있다. 또한 하나의 필터가 모든 형태의 잡음에

강한 것이 아니기 때문에 잡음의 성격에 따라 필터를 선별적으로 사용해야 한다. average 필터와 low-pass 필터는 가우시안 잡음을 제거하는 적합하지만 임펄스 잡음을 제거하기 위해서는 적합하지 않다. 임펄스 잡음의 제거와 에지 보존을 위한 효과적인 방법으로는 median 필터 기법이 있다[3,4].

본 논문에서는 셀룰러 오토마타(Cellular automata)의 특성을 가지는 Potts automata를 이용한 영상의 잡음 제거 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 에지 보존을 위해 이웃 픽셀들의 관계를 이용 국부적인 median 규칙을 사용한다. 각 천이 규칙은 이웃 픽셀과 관계를 정의한 것으로 대상 영상에 대해 국부적으로 그레이 레벨 차이를 증가 및 감소시켜 영상의 잡음을 제거한다. 2장에서는 영상의 잡음 제거를 위한 알고리즘을 제안하며, 3장에서는 이 알고리즘을 이용한 실제 실험 영상을 보인다.

### II. 영상 잡음 제거

#### 2.1 Potts Automata

셀룰러 오토마타는 자연계의 생명 현상을 표현하기 위해 개발된 것으로 공간, 시간 상태가 모두 이산적인 동적 시스템이다. 셀룰러 오토마타는 일정하게 배열된 공간 격자의 점을 셀(cell)이라고 하고 이 셀들은 유한 개의 상태 중 하나의 상태를 가진다. 각 셀은 국부적인 규칙에 의해 다음 상태로 천이(Transient)되는데, 천이 규칙은 자신의 현재 상태와 주변 이웃의 상태에 의해 결정된다. 또한 전체 격자내의 각 셀들은 동시에 천이가 일어난다. 따라서 셀룰러 오토마타는 그 생성과 성장과정을 결정짓는 규칙으로 표현되며, 각 규칙에 따라 지속적인 성장과 번식, 죽음, 동일 개체의

반복 등의 특성을 지닌다. 특히 셀룰러 오토마타가 어떤 특정한 형태로 고정되어 변하지 않는 채, 수렴하는 현상을 나타내는 경우 이를 영상 처리 분야에 응용이 가능하다[5-8].

본 논문에서는 셀룰러 오토마타의 주변 이웃과의 관계에 의해 천이하며, 수렴하는 특성을 가지는 Potts automata를 이용해서 영상의 잡음을 제거한다.

일반적인 Potts-Hamiltonians은 식(1)로 표현된다.

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

$x_j \in Q$  and  $b_i \in R$

여기서  $Q$ 는 상태의 집합을 나타낸다. 위의 식(1)이 Lyapunov functional을 만족하면 수렴한다[9]:

$$\forall i \in I: H_i(\tilde{x}) \leq H_i(x), \quad \forall x \in Q^n \quad (2)$$

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

### 2.2 잡음 제거 알고리즘의 제안

제안하는 천이 규칙은 다음과 같다.

$$f_i(x) = \begin{cases} x_i - 1 & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j < x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_i + 1 & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식(2)는 이웃 픽셀과의 관계에 의해 주목 픽셀의 그레이 레벨값을 증가 또는 감소시키는 median 규칙의 형태를 나타낸다. 이웃 픽셀 중 주목 픽셀의 값보다 큰 픽셀과 작은 픽셀의 개수를 측정한다. 그리고, (이웃 픽셀의 수)/2보다 큰 값의 픽셀 수가 많으면 주목 픽셀의 값을 1 증가시키고, 작은 값의 픽셀 수가 많으면 값을 1 감소시킨다. 즉, 이웃 픽셀들과 급격한 그레이 레벨 차이가 나는 영역에 대해서만 연산을 처리함으로써 더 나은 잡음 제거 및 영상의 예지를 보존한다.

천이 규칙의 예가 그림 1에 나타나 있다. 그림 1에서 첫 번째의 경우에는 주목 픽셀 값이 2이며,  $\frac{|V_i|}{2} = 4$ 이다. 주목 픽셀의 값 2 보다 작은 이웃의 수 ( $|\{j \in V_i \mid x_j < 2\}|$ )는 2개이고, 큰 이웃의 수 ( $|\{j \in V_i \mid x_j > 2\}|$ )는 5개이므로 픽셀의 값이 1 증가하

여 3이 된다. 두 번째의 경우는 값이 큰 이웃 픽셀의 수가 4, 값이 작은 이웃 픽셀의 수가 3이므로 원래의 값을 가지게 된다.

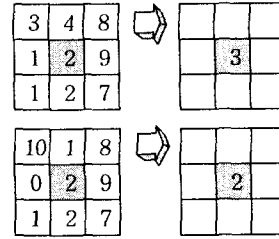


그림 1. 천이 규칙의 적용 예

### 2.3 천이 규칙의 수렴

천이 규칙을 나타내는 식(3)은 식(1)에 대해서  $\delta(a, b) = \min(a, b)$ ,  $\delta^*(a, b) = ab$ ,  $b_i = \frac{|V_i|}{2}$ 로 표현할 수 있으며, 일반적인 Potts-Hamiltonian으로 나타내면 식(4)와 같다.

$$H(x) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in V} \min(x_i, x_j) + \sum_{i \in I} \frac{|V_i|}{2} x_i \quad (4)$$

식(3)의 local rule은 sequential과 parallel한 두가지 경우를 가진다. sequential한 경우에는 고정된 한점으로 수렴되는 비교적 간단한 동적 특성을 나타낸다. 그러나 parallel한 경우에는 고정점 혹은 2주기를 가지는 좀 더 복잡한 특성을 가지게 된다. parallel한 경우의 수렴성의 정의는 별도의 기회에 보고한다. sequential한 경우에서 식(3)에 대해서 수렴성의 증명은 다음과 같다.

$i$ 번째의 local quantities는 식(5)와 같다.

$$H_i(x) = - \sum_{j \in V_i} \delta(x_i, x_j) + \delta^*(b_i, x_i) \quad (5)$$

식(5)에서부터

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

이다. 식 (6)을 이용해서 다음의 3가지의 경우를 고려

한다..

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

따라서  $f_i(x) \neq x_i$  경우만 고려한다.

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

$$(\Delta H)_i = \sum_{j \in V_i} (-x_j - 1 + x_i) + \frac{|V_i|}{2}$$

$$= -|\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| + \frac{|V_i|}{2}$$

$$f_i(x) = x_i + 1 \text{ iff } |\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| > \frac{|V_i|}{2}$$

$$\therefore (\Delta H)_i < 0$$

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

$$(\Delta H)_i = |\{j \in V_i \mid x_j \geq x_i\}| - \frac{|V_i|}{2}$$

$$|\{j \in V_i \mid x_j < x_i\}| > \frac{|V_i|}{2}$$

$$\therefore (\Delta H)_i < 0.$$

### III. 실험 결과

실험은 256×256의 크기를 가지는 256 그레이 레벨의 lena 영상을 이용했다. 이웃 픽셀은 평활화 정도에 따라 결정 할 수 있는데, 범위가 넓어질수록 잡음 제거에는 강해지나 영상의 에지 부분이 뭉개어 지는 경향 심하게 된다. 따라서 3×3 영역에서 4방향의 이웃을 이용하였다.

그림 2는 lena의 원영상을, 그림 3은 원영상에 균일 분포 잡음을 첨가한 영상을 나타낸다. 그림 3의 히스토그램은 잡음이 첨가되어 그림 1의 원영상에 비해 영상의 정보가 왜곡되었음을 알 수 있다. 그림 4에 제안된 방법으로의 영상의 잡음을 제거한 영상을 나타낸다. 그림 5의 median 필터를 사용한 영상의 경우 에지 보존성은 뛰어나나, 히스토그램 상으로 볼 때 균일 분포 잡음의 제거와 원영상의 정보 복구에는 효과적이지 못함을 알 수 있다. 그러나 제안된 방법을 적용한 영상은 그림 4의 히스토그램에서 보듯이 원영상의 히스토그램과 유사한 형태를 나타내어 효과적인 잡음 제거와 원영상의 정보 복구가 있음을 알 수 있다. 또한 그림 4에서 모자의 창부분과 어깨선부분에서 보듯이 에지 보존에도 효과적임을 알 수 있다. average 필터나 low-pass 필터의 경우에는 제안된 방법과 유사한 히스토그램의 형태를 나타낸다. 그러나 영상의 모든 영역에 대해 연산을 수행하므로 영상의 그레이 레벨 정보를 전체적으로 변화시키는 단점이 있다.

표 1에 각각의 방법에 대한 원영상과의 그레이 레벨

값의 비교를 나타낸다. 표 1에서 각 영상에 대한 전체 픽셀값들의 평균과 중간값은 제안된 방법을 적용한 영상의 경우 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다. 그러나 average 필터와 low-pass 필터의 경우 제안된 방법에 비해 값의 차이가 크다. 이것은 average 필터와 low-pass 필터의 경우 히스토그램의 형태는 원영상과 유사하게 복구하나, 전체 그레이 레벨값을 변화시켜 원영상의 정보가 손실됨을 나타낸다. 또한 영상의 명암 대비 정도를 나타내는 표준편차 값도 제안된 방법이 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다.



그림 2. Lena 원영상과 히스토그램



그림 3. 균일 분포 잡음이 포함된 영상



그림 4. Potts Automata 방법을 적용한 영상



그림 5. Median filter를 적용한 영상

표 1. 각종 잡음 제거 필터와의 비교

구 분	평 균	중간값	표준편차
원영상	98.68	97	52.29
잡음 포함 영상	98.76	97	55.18
Potts Automata	98.84	96	51.62
Average filter	114.30	111	64.19
Low-pass filter	117.64	115	61.59
Median filter	98.28	97	52.46

#### IV. 결 론

대부분의 영상 처리에서 잡음 제거가 시스템 성능에 중요한 영향을 미치기 때문에 시스템 구성 시에 반드시 잡음의 영향을 고려해야 한다. 본 논문에서는 Potts 오토마타의 고정된 점으로 수렴하는 동적인 특징을 이용하여 영상의 잡음 제거 기법을 제안하고 실험하였다. 제안된 방법은 상대적으로 그레이 레벨의 차이가 급격한 영역에 연산을 집중하며 천이규칙에 의한 최적의 상태로 수렴하므로, 기존의 일괄적인 처리 방법보다 나은 영상의 잡음 제거를 할 수 있었다. 또한 기존의 방법에 비해 에지에서의 흐림 효과를 최소화하며 원영상의 정보를 어느 정도 복구할 수 있었다.

향후 영상 인식 등의 다양한 영상처리를 위한 고유 특성을 가지는 셀룰러 오토마타 천이 규칙의 개발과 컬러 영상의 적용에 대한 연구가 필요하다.

#### 참고문헌

- [1] Randy Crane, "A simplified approach to image processing," Prentice-Hall, 1997.
- [2] Gregory A. Baxer, "Digital Image processing," John Wiley & sons, 1994.
- [3] R. Gonzalo & P. Wintz, "Digital Image Processing," Addison-Wesley, 1987.
- [4] Kenneth R. Castleman, "Digital Image Processing," Prentice-Hall, 1996.
- [5] 강훈, "셀룰러 오토마타," 대한전자공학회지, 1997.3.
- [6] 스티븐 레비, "인공생명," 사민서각, 1997.
- [7] 미첼 워드롭, "카오스에서 인공생명으로," 범양사출판부, 1995.
- [8] Henry P. Kramer & Judith B. Bruckner, "Iteration of Non-linear Transformation for Enhancement of Digital Images," Pattern Recognition, Vol7, pp.53-53, 1975
- [9] Eric Goles & Servet Martinez, "Neural and Automata Networks," Kluwer Academic Publisher, 1990