

---

# 미디안 규칙을 갖는 셀룰러 오토마타를 이용한 영상의 잡음제거

김석태

Noise Removal of Images Using the Median Rule Cellular Automata

\* Seok-Tae Kim

## 요약

본 논문에서는 국부적인 미디안(median)규칙에 따라 움직이는 셀룰러 오토마타를 이용해 영상에 대한 사전 지식이 필요 없는 영상의 잡음제거 알고리즘을 제안한다. 각 규칙은 원영상이 가지는 특징의 손실없이 국부적으로 밝기 값(gray level)을 증감시킨다. 이러한 셀룰러 오토마타는 순차적이고 병렬적인 움직임을 가지며, 이 움직임은 Lyapunov functional을 만족하는 함수로 표현된다. 따라서 본 셀룰러 오토마타를 이용한 영상의 잡음제거 알고리즘은 매우 빠른 속도로 수렴하고, 안정적인 결과를 나타낸다. 실험을 통해 본 방법의 유효성을 확인한다.

## Abstract

In this paper we propose a noise reduction algorithm which based on cellular automata with the local median rule. It is supposed that there is no information about the features of the image that must be improved. The proposed method behavior is to locally increase or decrease the gray level differences of the image without loss of the main characteristics of the image. The dynamical behavior of these automata is completely determined by Lyapunov operators for sequential and parallel update. We have found that the automata 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.

## 키워드

셀룰러 오토마타, Lyapunov function, 미디안 규칙, 잡음 제거

---

\*부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수

접수일자: 2001년 3월 24일

## I. 서 론

디지털 영상은 디지털화에 의한 오차 및 입력 장치 자체 잡음 등의 시스템의 다른 요소에 의해 왜곡될 수 있다. 이는 시각적인 면에서나 영상 분석 단계에서도 아주 나쁜 영향을 미친다. 대부분의 영상 처리에서는 전처리에 해당하는 잡음제거 처리가 시스템 전체의 성능에 많은 영향을 미치기 때문에 시스템을 구성할 때는 반드시 잡음의 영향을 고려해야 한다. 잡음제거 기법을 사용한다면 잡음이 감소하여, 왜곡된 영상을 어느 정도 회복시킬 수 있다. 이러한 영상의 잡음제거 기법은 인쇄분야를 비롯하여 의료분야 및 군사분야 등에 다양하게 이용되고 있다[1,2].

잡음제거를 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. 영상을 부드럽게 만들면 잡음은 원화될 수 있으나 에지 부분까지 부드러워지면서 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 잡음의 제거에는 적합하지만 임펄스 잡음을 제거하기 위해서는 적합하지 않다. 임펄스 잡음의 제거와 에지 보존을 위한 효과적인 방법으로는 median 필터 기법이 있다. 그러나 이 방법 역시 영상이 가지는 국소적인 특징을 살리는 데는 한계를 지니고 있다 [3].

본 논문에서는 국소 미디안규칙을 갖는 셀룰러 오토마타(Cellular automata)를 이용해 화상에 대한 사전 지식이 필요 없는 영상의 잡음제거 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 원화상이 가지는 특징의 손실없이 에지를 보존하기 위해 이웃 픽셀들의 관계를 정의한 국부적인 미디안 규칙을 사용한다. 각 천이 규칙은 이웃 픽셀과 관계를 정의한 것으로 대상 영상에 대해 국부적으로 그레이드 레벨 차이를 증가 및 감소시켜 영상의 잡음을 제거한다. II장에서는 영상의 잡음

제거를 위한 오토마타 알고리즘을 제안하며, III장에서는 이 알고리즘을 이용한 실험결과를 보인다.

## II. 영상 잡음제거

### 2.1 셀룰러 오토마타(Cellular Automata)

셀룰러 오토마타는 자연계의 생명 현상을 표현하기 위해 개발된 것으로 공간(space), 시간(time), 상태(state)가 모두 이산적인 동적 시스템이다. 셀룰러 오토마타에서는 일정하게 배열된 공간 격자의 점을 셀(cell)이라고 하고 이 셀들은 유한개의 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 성장 과정을 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[4-7].

본 논문에서는 셀룰러 오토마타의 주변 이웃과의 미디안규칙에 의해 천이하며, 수렴하는 특성을 가지는 오토마타를 이용해서 영상의 잡음을 제거한다. 이러한 성질을 갖는 일반적인 Hamiltonians은 식(1)로 표현된다.

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

$$x_i \in Q \text{ and } b_i \in R$$

여기서  $Q$ 는 상태의 집합을 나타내고,  $I = \{1, \dots, n\}$ 는 각 사이트의 집합을 나타낸다.  $V$ 는 이웃으로 식(2)으로 나타낸다:

$$V_i = \{j \in I : (i, j) \in V\} \quad (2)$$

$i$ 에서의 potential은 식(3)과 같이 나타낸다:

$$H_i(x) = - \sum_{j \in V_i} \delta(x_i, x_j) + \delta^*(b_i, x_i) \quad (3)$$

식(1)이 Lyapunov functional[8]을 만족하면 수렴 한다.

$$\forall i \in I : H_i(\tilde{x}) \leq H_i(x), \quad \forall x \in Q^n \quad (4)$$

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

## 2.2 잡음제거 셀룰러 오토마타 알고리즘의 제안

제안하는 미디안 규칙을 갖는 셀룰러 오토마타의 천이 규칙은 다음과 같다.

$$f_i(x) = \begin{cases} x_i - 1 & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j < x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_i + 1 & \text{if } |\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| > \frac{|V_i|}{2} \\ x_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

식(5)는 이웃 픽셀과의 관계에 의해 주목 픽셀의 그레이 레벨값을 증가 또는 감소시킨다. 이를 본 논문에서는 미디안(median) 규칙으로 정의한다. 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 처리함으로서 더 나은 잡음제거 및 영상의 에지를 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 증가하여 3이 된다. 두 번째의 경우는 값이 큰 이웃 픽셀의 수가 4, 값이 작은 이웃 픽셀의 수가 3이므로 원래의 값을 가지게 된다.

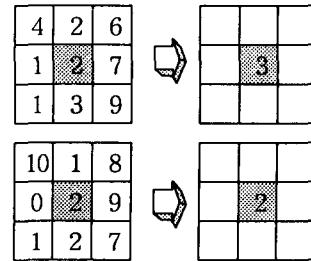


그림 1. 본 방법의 미디안 규칙

Fig. 1 Local evolution of proposed rule

## 2.3 미디안 규칙의 수렴

천이 규칙을 나타내는 식(5)은 식(1)에 대해서

$$\delta(a, b) = \min(a, b), \quad \delta^*(a, b) = ab, \quad b_i = \frac{|V_i|}{2} \text{ 로}$$

표현할 수 있으며, 일반적인 Hamiltonian으로 나타내면 식(6)와 같다.

$$H(x) = -\frac{1}{2} \sum_{(i, j) \in V} \min(x_i, x_j) + \sum_{i \in I} \frac{|V_i|}{2} x_i \quad (6)$$

식(5)의 local rule은 sequential과 parallel한 두 가지 경우를 가진다. sequential한 경우에는 고정된 한 점으로 수렴되는 비교적 간단한 동적 특성을 나타낸다. 그러나 parallel한 경우에는 고정점 혹은 2주기를 가지는 좀 더 복잡한 특성을 가지게 된다. parallel한 경우의 수렴성의 증명은 별도의 기회에 보고한다. sequential한 경우에서 식(5)에 대해서 수렴성의 증명은 다음과 같다.  $i$ 번째의 local quantities는 식(7)와 같다.

$$H_i(x) = - \sum_{j \in V_i} \delta(x_i, x_j) + \delta^*(b_i, x_i) \quad (7)$$

식(7)에서부터

$$\begin{aligned} (\Delta H)_i &= H_i(\tilde{x}) - H_i(x) \\ &= \sum_{j \in V_i} (-\min(f_i(x), x_j) + \min(x_i, x_j)) \\ &\quad + \frac{|V_i|}{2} (f_i(x) - x_i) \end{aligned} \quad (8)$$

이다. 식(8)에서 다음의 3가지의 경우를 고려한다..

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

따라서  $f_i(x) \neq x_i$  경우만 고려한다.

$$\text{ii) } f_i(x) = x_i + 1$$

$$\begin{aligned} (\Delta H)_i &= \sum_{j \in V_i} (-x_i - 1 + x_j) + \frac{|V_i|}{2} \\ &= -|\{j \in V_i \mid x_j > x_i\}| + \frac{|V_i|}{2} \end{aligned}$$

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

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

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

$$\text{iii) } f_i(x) = x_i - 1$$

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

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

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

그러므로 본 미디안 규칙은 고정점으로 수렴함을 알 수 있다.

### III. 실험 결과

실험은  $256 \times 256$ 의 크기를 가지는 256 그레이레벨의 표준영상을 이용했다. 이웃 픽셀은 잡음제거 정도에 따라 결정 할 수 있는데, 범위가 넓어질수록 잡음제거에는 강해지나 영상의 에지부분이 뭉개어 지는 경향 심하게 된다. 따라서  $3 \times 3$  영역에서 4방향과 8방향의 이웃을 이용하였다. 실험은 PentiumIII-800, Windows 98 PC환경에서 C++로 구현한 프로그램을 사용하였다.

그림 2는 lenna의 원영상과 히스토그램을, 그림 3은 원영상에 균일 분포 잡음을 첨가한 영상과 히스토그램을 나타낸다. 그림 3의 히스토그램은 잡음이 첨가되어 그림 1의 원영상에 비해 영상의 정보가 왜곡되어 명료하지 않음을 알 수 있다. 그림 4에서 제안된 Sequential한 국소 미디안 규칙을 갖는 오토마타 방법으로 4방향이웃의 경우와 8방향이웃의 경우에 영상의 잡음을 제거한 결과를 나타낸다. 그림 5에서는 Parallel한 국소 미디안 규칙을 갖는 오토마타 방법의 결과를 나타낸다. 그림 4와 그림 5의 결과화상의 히스토그램이 나타내듯이 Sequential한 방법과 Parallel한 방법은 비슷한 결과를 얻었다. 또한 원영상의

히스토그램과 유사한 형태를 나타내여 효과적인 잡음제거와 원영상에 가까운 정보복구가 있음을 알 수 있다. 뿐만 아니라 모자의 창부분과 어깨선부분이 명료하게 나타나므로 에지 보존에도 효과적임을 알 수 있다. 그림 6의 기존의 median 필터를 사용한 영상의 경우 에지 보존성은 있으나, 히스토그램 상으로 볼 때 균일분포 잡음의 제거와 원영상의 정보 복구에는 효과적이지 못함을 알 수 있다. 그림 7의 lowpass 필터의 경우에도 기존의 median 방법과 유사한 히스토그램의 형태를 나타낸다. 이 방법은 영상의 모든 영역에 대해 연산을 하므로 영상의 그레이레벨정보를 전체적으로 변화시키는 단점이 있다.

표 1에 각각의 방법에 대한 원영상과의 그레이레벨값의 비교를 나타낸다. 표 1에서 각 영상에 대한 전체 픽셀의 그레이값들의 평균과 중간값은 제안된 방법을 적용한 영상의 경우 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다. 그러나 average 필터와 lowpass 필터의 경우 제안된 방법에 비해 값의 차이가 크다. 이것은 average 필터와 lowpass 필터의 경우 히스토그램의 형태는 원영상과 유사하게 복구하나, 전체 그레이레벨값을 변화시켜 원영상의 정보가 손실됨을 나타낸다. 또한 영상의 명암 대비 정도를 나타내는 표준편차 값도 제안된 방법이 원영상과 상당히 유사함을 알 수 있다. 이러한 결과는 제안한 오토마타 방법이 잡음제거에 매우 유효하고 효율적임을 시사하고 있다.



그림 2. 원영상과 히스토램



그림3. 균일분포 잡음영상

Fig.2 Original image Fig.3 Image corrupted

and histogram by Uniform noise

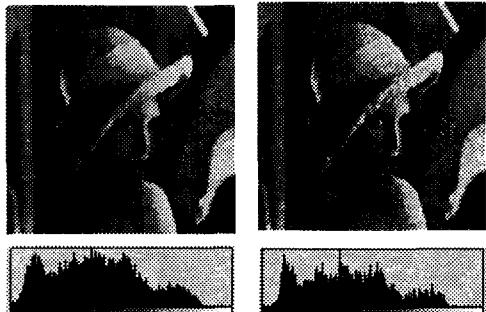


그림4. 본 Sequential방법(4방향이웃, 8방향이웃)  
Fig.4 Proposed Sequential Updating;  
(4-Neighborhood, 8-neighborhood)



그림5. 본 Parallel방법 (4방향이웃, 8방향이웃)  
Fig.5 Proposed Parallel Updating;  
(4-Neighborhood, 8-neighborhood)



그림6. Median filter 방법  
Fig.6 Median filtering

그림7. Lowpass filter 방법  
Fig.7 Lowpass filtering

표1 기존의 잡음제거필터와의 비교

구 분	평균	중간값	표준편차
원영상	98.68	97	52.29
Sequential 방법	98.76	97	55.18
	98.44	96	51.62
Parallel 방법	98.33	95	50.00
	98.46	96	51.79
Average filter	98.38	96	50.08
	114.30	111	64.19
	117.64	115	61.59
Lowpass filter	93.28	97	52.46
Median filter			

#### IV. 결 론

대부분의 영상 처리에서 잡음제거가 시스템 성능에 중요한 영향을 미치기 때문에 시스템 구성 시에 반드시 잡음의 영향을 고려해야 한다. 대부분의 기존의 방법은 전체 영상에 대해서 일괄적인 연산처리를 하므로 영상본래의 정보가 왜곡되는 경향이 많았다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 셀룰러 오토마타의 고정된 점으로 수렴하는 동적인 특징을 이용하여 원영상에 대한 사전 지식이 필요없는 영상의 잡음제거 기법을 제안하고 실험하였다. 제안된 방법은 상대적으로 그레이 톤의 차이가 급격한 영역에 연산을 집중하며 천이규칙에 의한 최적의 상태로 수렴하므로, 기존의 일괄적인 처리 방법보다 양호한 잡음제거의 결과를 얻을 수 있었다. 또한 간단한 천이규칙을 반복함으로 영상의 구조와 잡음의 특성에 무관하게 잡음제거가 가능하였다. 뿐만 아니라 기존의 방법에 비해 에지에서의 흐림 효과를 최소화하고 원영상이 가지는 정보의 손실 없이 원영상의 정보를 복구할 수 있었다.

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

<본 연구는 1999년도 부경대학교 연구년교수 지원에 의하여 연구되었습니다.>

### 참고문헌

- [1] Randy Crane, "A simplified approach to image processing," Practice-Hall, 1997.
- [2] Kenneth R. Castleman, "Digital Image Processing," Practice-Hall, 1996.
- [3] Rafael C. Gonzalez and Richard E.Wood, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing, 1992.
- [4] 강훈, "셀룰러 오토마타," 대한전자공학회지, 제24권 3호, pp.32-43, 1997.
- [5] 스티븐 레비, "인공생명," 사민서각, 1997.
- [6] A.K.Das and P.P. Chaudhuri, "Efficient characterization of Cellular Automata," Proc. IEE Vol.137, pp.81-87, 1990.
- [7] Henry P. Kramer & Judith B. Bruckner, "Iteration of Non-linear Transformation for Enhancement of Digital Images," Pattern Recognition, Vol.7, pp.53-53, 1975.
- [8] Eric Goles & Servet Martinez, "Neural and Automata Networks," Kluwer Academic Publisher, 1990.



김석태(Seok-Tae Kim)  
1983년 광운대학 전자공학과(공학사)  
1988년 Kyoto Institute of  
Technology, 전자공학과(공학석사)  
1991년 Osaka대학, 통신공학과  
(공학박사)  
1999년 University of Washington 방문교수  
1991년-현재 부경대학교 공과대학  
전자컴퓨터정보통신공학부 재직(부교수)  
※ 관심분야: 화상처리, 패턴인식, Cellular  
Automata론