

## セルオートマトンによる多値画像のノイズ 低減手法（評価方法の検討）

佐藤正平<sup>†</sup> 狩野均<sup>†</sup>

著者らは以前、グレースケール画像のノイズ低減処理を行うセルオートマトン(CA)を進化的に設計する手法を提案した。設計されたCAは従来手法よりも高速にノイズ低減処理を行うことが可能であるとわかった。本稿では、インパルスノイズ、ごま塩ノイズ、ガウシアンノイズを対象として、10枚の画像に対してCAによるノイズ低減処理を行い、その性能についての系統的な評価を行う。テスト画像を特徴ごとに分類し、それぞれのグループについて本手法の有効性を検討する。評価実験の結果、提案手法によって獲得されたルールの性能は、処理を行う画像の周波数特性よりもその空間的な偏りに強く影響を受けることがわかった。また、獲得したルールの解析を行った結果、CAの性質を利用して、画素値の対称性に基づく処理が行われていることがわかった。これによって、セルの構造を単純化することが可能であると考えられる。

## Grayscale Image Denoising based on Cellular Automata: Examination of Evaluation Method

Shohei Sato<sup>†</sup> Hitoshi Kanoh<sup>†</sup>

We have already proposed an evolutionary method for designing the transition rules of cellular automata (CA) that performs grayscale image denoising and showed that the CA designed by proposed method runs faster than previous methods. In this paper, more careful experiments that tested 10 images for the reduction of impulse noise, salt-and-pepper noise and Gaussian noise were carried out. We first provided the classification of test images and evaluate the performance of the obtained transition rules for each group. As a result, we found that the performance of obtained transition rules was affected more by the spatial distribution of the frequency component than by the frequency response of images. Moreover, we show that the rule obtained by the proposed method employs symmetry-based strategy in the noise reduction process and this property can reduce complexity of CA.

### 1. はじめに

セルオートマトン(CA)は、セル同士の簡単な局所的相互作用から複雑な振る舞いが創発する特徴を持つ[15]。従来型の計算機と異なるアプローチによって、高速で信頼性の高い計算が実現できる可能性があるため、CAに関する研究は数多く存在している[5]。

創発的性質を持つCAの設計は困難であるため、遺伝的アルゴリズム(GA)などを用いて、状態遷移ルールを獲得する手法が研究されている[1, 4, 8, 11, 16]。Rosinは、この手法を用いて二値画像処理を行うCAを設計した[10]。

著者らはRosinの手法を基に、グレースケール画像のノイズ低減処理を行うCAの設計手法を提案した[12]。この手法は、ルールを式の形式で表現し、Gene Expression Programming(GEP) [4]によって進化させるものである。この研究において、CAによって、従来手法と同等のノイズ低減処理をより高速に行うことが可能であることがわかった。しかし評価用のテスト画像の数が少なかったため、画像の性質と有効性との関係性が明らかになっていなかった。

そこで本稿では、様々なテスト画像を対象とした評価を行い、CAによる処理の特徴について考察する。

以下では、まず研究分野の概要として二次元セルオートマトンについて説明し、対象問題であるグレースケール画像のノイズ低減、および関連研究について述べる。次に、本手法で用いる進化的アルゴリズムと、解のコード化方法について説明し、最後に評価実験の結果を示す。

### 2. 関連研究

#### 2.1 二次元セルオートマトン

セルオートマトン(CA)は格子状に配列されたセルと、状態遷移ルール(以下、ルール)から構成される。ここでは本研究で対象とする二次元CAについて説明する。ある時刻 $t$ における格子上の位置 $(i, j)$ のセルの状態を $s_{ij}(t)$ と表記する。次の時刻におけるこのセルの状態 $s_{ij}(t+1)$ は、時刻 $t$ における近傍セルの状態から、状態遷移ルールに従って決定される。本研究では、位置 $(i, j)$ のセルと隣接する8つのセルを近傍セルと定義し、 $N_{mn}$ と表記する(図1)。全てのセルは同期しており、時刻 $t$ から時刻 $t+1$ へ一斉に更新が行われる。時刻 $t$ における全セルの状態を形態と呼び $S(t)$ と表記する。格子の端に位置するセルの状態遷移には、境界条件が必要である。本研究では、格子の外側のセルが静的な状態を持ち変化しないものとする静的境界条件を使用する。

<sup>†</sup> 筑波大学  
University of Tsukuba

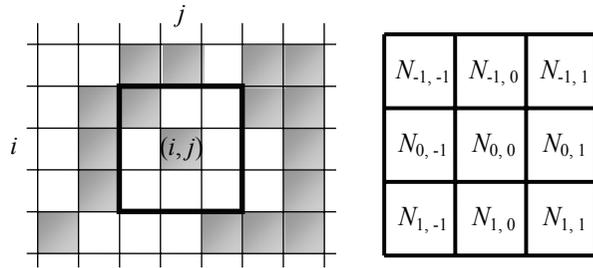


図1 (左)二次元 CA の例. (右)位置 $(i, j)$ を中心とする近傍セル.

## 2.2 対象問題

本研究では、256 階調のグレースケール画像に混入したインパルスノイズ、ごま塩ノイズ、ガウシアンノイズの低減を対象問題とする。

### §1 インパルスノイズ

インパルスノイズは、画像処理分野で広く研究されている画像劣化のモデルであり、次の式で定義される。

$$x'_{ij} = \begin{cases} n_{ij} & \text{確率 } p \\ x_{ij} & \text{確率 } (1-p) \end{cases} \quad (1)$$

ここで  $x_{ij}$  はノイズを含まない画像の、 $x'_{ij}$  はノイズを含んだ画像の位置 $(i, j)$ における画素値である。また  $p$  は画像に含まれるノイズの割合である。 $n_{ij}$  はノイズの画素値であり、下限から上限までの範囲(本研究では $[0, 255]$ の範囲)で離散一様分布に従う乱数である。

### §2 ごま塩ノイズ

インパルスノイズの特殊な場合として、次の式で定義されるごま塩ノイズが挙げられる。

$$n_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{確率 } 0.5 \\ 255 & \text{確率 } 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

### §3 ガウシアンノイズ

ガウシアンノイズは、熱雑音などによる画像劣化のモデルである。ランダムに選択された画素にのみノイズが混入するインパルスノイズと異なり、ガウシアンノイズで

は次式のように、全ての画素に対して平均 0、分散  $\sigma^2$  の正規分布  $N(0, \sigma^2)$  に従う加法的ノイズ  $z_{ij}$  が付加される。ただし  $x'_{ij}$  が  $[0, 255]$  の範囲を超えた場合は、0 又は 255 に値を固定する。

$$x'_{ij} = x_{ij} + z_{ij} \quad (3)$$

## §4 画像の評価

画像の品質を評価する指標として、平均二乗誤差(MSE)と PSNR を用いることが一般的であり、本研究もこれに従う。MSE と PSNR は以下の式で定義される。 $N_x, N_y$  は画像のサイズとし、 $x_{ij}$  と  $y_{ij}$  はそれぞれ、原画像と処理後の画像の画素値とする。

$$MSE = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (x_{ij} - y_{ij})^2 \quad (4)$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE} \right) \quad (5)$$

## 2.3 関連研究

Rosin は、二値画像のノイズ低減処理を行う CA を進化的に設計した[10]。この手法では、学習用画像にノイズを付加して CA による処理を行い、その出力として得られた画像とノイズを付加する前の画像の平均二乗誤差(MSE)を適応度関数とする。

Rosin は、設計した 2 状態 CA をスタックフィルタ[9]のブール関数として用いることで、グレースケール画像のノイズ低減を行う手法を検討した。この手法には、2 状態 CA による処理が画像の階調分(ここでは 256 回)繰り返されるため計算コストが高いという問題点が有った。この問題を受けて著者らは、グレースケール画像を直接処理することが可能な 256 状態 CA を設計する手法を提案した[12]。この手法については次章で説明する。

ノイズ低減処理以外の画像処理への応用としては、Rosin が細線化、凸包の計算を対象として CA の設計を行っている[10]。また Batouche ら、Slatnia らが、エッジ検出を対象として同様の研究を行っている[2, 13]。これらの研究は全て、2 状態 CA を設計対象としたものである。

2 状態 CA の進化的設計手法は Mitchell らによって詳しく検討されている[8]。この手法では、ルールの出力ビット列を染色体としてコード化する。このコード化方法を 256 状態 CA にそのまま適用すると染色体長が爆発的に増大するため、本手法では、式の形式でルールを表現する。同様のコード化方法を用いた研究に、遺伝的プログラミングを用いた(GP)手法[1]と GEP を用いた手法[4]が挙げられる。

### 3. 提案手法の概要

#### 3.1 Gene Expression Programming

本稿では、著者らが以前提案した手法[12]を用いて二次元 256 状態 CA を設計する。この設計手法において Gene Expression Programming(GEP)が使用される。GEP は GP を基に改良された進化的アルゴリズムである[4]。GP と異なる点として、染色体が固定長の配列である点、致死遺伝子が生じない点が挙げられる。

GEP のコード化方法は、式(表現型)に対応する木構造(表現木)を、一定の規則に従って配列状の染色体に変換するものである(図 3)。この配列はヘッド部とテール部に分かれている。ヘッド部には関数と終端記号の両方が含まれ、テール部には終端記号のみが含まれる。テール部の長さは以下の式で決定される。

$$Tail = Head(n-1)+1 \quad (6)$$

上式において、*Tail* はテール部の長さ、*Head* はヘッド部の長さを表している。また *n* は用いられる関数の引数の最大値を表しており、本手法の場合は *n=2* である(表 1 参照)。この式は致死遺伝子を排除するための制約であり、違反した個体が生じないように探索が行われる。

GEP のアルゴリズムは、GA の世代交代モデルと類似しており、配列状の染色体に対して、選択、交叉、突然変異を適用する。GA と異なる点として、染色体の一部(長さは固定)をランダムに選び、他の遺伝子座へ移動する、転移(Transposition)を使用する事が挙げられる。転移には二種類あり、表現木のルートへの転移を RIS-Transposition、ルート以外の位置への転移を IS-Transposition と呼ぶ。本手法では、これらの両方を用いる。

#### 3.2 コード化方法

本手法では、CA のルールを関数と終端記号からなる式の形式で表現する。本手法で用いる関数と終端記号の説明を表 1 に示す。またコード化方法を説明するために、式の形式でルールを表示した例と、それに対応する表現木・遺伝子型を図 6 に示す。表現木の右側に記した番号は、対応する遺伝子座の番号を表している。

表現型  $\max(\min(N_{-1,0}, N_{1,0}), \min(N_{0,-1}, N_{0,1}))$

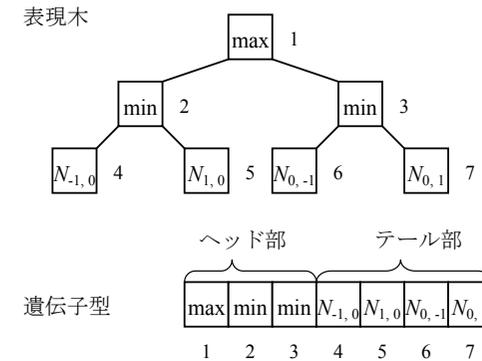


図 2 本手法のコード化の例。

表 1 本手法で使用する関数と終端記号。

関数名	引数	説明
-	1	-1 から引いた値を返す
max	2	大きい方の値を返す
min	2	小さい方の値を返す
+ <sub>sat</sub>	2	飽和加算を行う
- <sub>sat</sub>	2	飽和減算を行う
終端記号名	属性	説明
$N_{m,n}$	変数	近傍状態 [-128, 127]
0	定数	零元
127	定数	最大値
-128	定数	最小値

#### 3.3 適応度関数

適応度には、ノイズ低減処理の結果得られた出力画像の PSNR を用いる。ノイズ低減処理は、次のように行う。まず、画素値(0 から 255 までの整数値)から、セルの状態(-127 から 128 までの整数値)への変換のため 128 を減算し、初期形態とする。ルールを繰り返し適用し、その結果得られた形態  $S(t_{max})$  に 128 を加算して出力画像とする。ただし、静的境界条件として静状態=0 を用いる。

## 4. 評価実験

### 4.1 ルールの進化的設計

提案手法を用いて、グレースケール画像のノイズ低減を行う CA を設計した。実験条件やパラメータを表 2 に示す。学習用のテスト画像には、Lenna を用いた(図 4)。劣化の割合は、インパルスノイズとごま塩ノイズで  $p=0.1$ 、ガウシアンノイズで  $\sigma=10$  とした。劣化画像は固定せず、毎世代生成した。

表 2 実験条件.

突然変異率	ランダムに 2 点選択
エリート保存	集団中の上位 10%
選択方法	4-トーナメント
交叉方法	一点交叉
集団サイズ	200
上限世代数	400
転移する配列の長さ	3
IS-Transposition の割合	10%
RIS-Transposition の割合	10%
ルール適用回数( $t_{max}$ )	8



図 3 学習用のテスト画像 Lenna (512×512 ピクセル)。

### 4.2 獲得された最良ルール

本実験において獲得された最良ルールの式を以下に示す。

- ルール I: インパルスノイズで学習した最良解

$$\min( - \min( N_{0,0}, \max( N_{-1,0}, N_{1,0}, \min( N_{0,-1}, \max( N_{-1,-1}, N_{0,-1} ) ) ) ) ) , \\ 0 -_{sat} \min( N_{-1,1}, N_{0,1}, N_{1,0}, N_{0,-1} ) )$$

- ルール S: ごま塩ノイズで学習した最良解

$$- \min( N_{0,0}, \max( N_{-1,0}, (127 -_{sat} N_{0,0} ) \\ +_{sat} \max( \min( N_{1,1}, \max( N_{-1,1}, N_{0,-1} ), \\ \max( N_{1,0}, \min( N_{0,-1}, N_{1,-1} ) ) ) , \min( N_{0,1}, \max( N_{0,-1}, N_{1,-1} ) ) ) ) ) )$$

- ルール G: ガウシアンノイズで学習した最良解

$$- \min( \max( N_{0,0}, N_{1,0} ), \min( N_{0,0}, \max( N_{-1,1}, N_{0,1}, N_{1,0}, N_{-1,-1} ) ) ) )$$

### 4.3 最良ルールの評価

獲得されたルールに対して、図 5 に示すテスト画像セットによる評価を行った。これらの画像のサイズは全て 512×512 ピクセルである。評価指標には、適応度と同様に PSNR の値を用いた。比較手法として以下を用いる。

- BCA1:  $p=0.1$  の条件で設計された 2 状態 CA[10]
- BCA2:  $p=0.3$  の条件で設計された 2 状態 CA[10]
- Median: メディアンフィルタ[14]
- CWM: Center Weighted Median Filter[7]
- TSM: Tri-state Median Filter[3]
- Wiener: ウィナーフィルタ [14]

BCA1, 2 のルール適用回数は、Rosin による実験の結果からそれぞれ 21 回、31 回とした。各画像フィルタのサイズは 3×3 ピクセルであり、CWM のパラメータは  $K=1$ 、TSM のパラメータは、 $K=1$ 、 $T=20$  である。これらの値は調節を行い決定した。



図 4 評価用のテスト画像セット。左上から、Crowd, Couple, Goldhill, Lighthouse, Pepper, Houses, Bridge, Kiel, Barbara, Baboon (全て 512×512 ピクセル)。

まずテスト画像ごとの特徴を捉えるために、画像の特徴に基づく分類を行った。その方法として、比較手法として用いたメディアンフィルタ、CWM、TSMの性質に着目した。メディアンフィルタを用いることでインパルスノイズを除去することができるが、同時に画像中のエッジや線など高周波数成分の一部が失われる。この問題を緩和するために提案されたのがCWMである[7]。そこで、CWMとメディアンフィルタの性能比を画像中にどれだけ高周波数成分が含まれるかを示す指標として用いる。この指標をCWM/MEDと呼ぶ。TSMはメディアンフィルタとCWMを利用した手法であり、適用するフィルタを画素ごとに切り替えるため[3]、周波数特性が空間的に偏っている画像に対して比較的有効であると考えられる。そこで、周波数特性の空間的な偏りを示す指標として、TSMとCWMの性能比を用い、TSM/CWMと呼ぶ。

図4に示したテスト画像に対し、インパルスノイズ( $p=0.1$ )を付加してCWM/MEDおよびTSM/CWMを計算した。横軸をCWM/MED、縦軸をTSM/CWMとした場合の各テスト画像の分布を図5に示す。

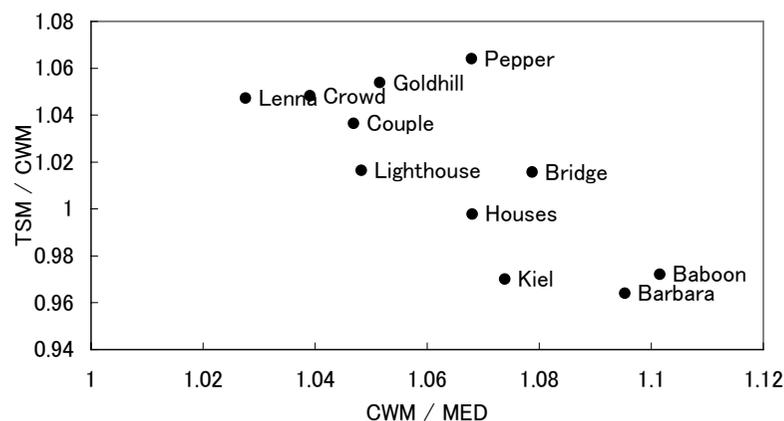


図5 テスト画像の分類結果。

図5を基に、CWM/MEDの値によってテスト画像を以下のグループに分類した。

- A: 画像の情報が低域に集中している  
Lenna(学習用テスト画像), Crowd
- B: 高周波数成分が比較的少ない  
Couple, Goldhill, Lighthouse
- C: 高周波数成分が比較的多い  
Pepper, Houses, Bridge, Kiel

■ D: 画像の情報が高域に集中しているグループ  
Barbara, Baboon

次に、同一のグループに属する画像について、TSM/CWMの値と提案手法および比較手法の性能を比較した。表3から表8に、各グループの、TSM/CWMが最大および最小の画像についての結果を示す。ただし、グループDについてはBarbaraの結果のみ示す。表中の下線は最良値を示している。

全体的な傾向として、ごま塩ノイズに対してはルールSの性能が最も高かった。しかしルールSは、ごま塩ノイズ以外に対する性能が低く、ごま塩ノイズに特化したルールであることがわかった。ガウシアンノイズに対してはウィナーフィルタが最も有効であった。ガウシアンノイズに対しては、CAやCWMのような画素同士の局所的な関係に基づく手法よりも、ウィナーフィルタのように、画像の大域的な解析を行う手法の方が有効であると考えられる。

グループ間の比較を行った場合、画像中の高周波数成分が増大する(CWM/MEDの値が大きくなる)につれて、全ての手法の性能が低下することがわかった。これはエッジや線の端点など、判別が困難な画素が増加するためであると考えられる。獲得されたルールの相対的な性能について着目した場合、平均的な性能には明確な傾向は見られなかった。このことから、本手法に対する画像の周波数特性の影響は、比較手法と同程度であることがわかった。

表3 グループA: Crowdに対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	33.0	24.1	31.3	33.6	30.7	32.3	33.6	<u>35.2</u>	18.3
$p=0.2$	29.4	20.8	25.7	<u>30.6</u>	25.1	29.7	28.3	29.7	15.2
$p=0.3$	25.6	18.5	22.0	<u>27.1</u>	21.1	25.9	23.8	25.5	13.5
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	32.7	<u>36.4</u>	29.2	33.5	28.6	32.2	32.7	33.8	15.0
$p=0.2$	27.6	<u>32.5</u>	22.6	29.4	21.3	28.3	25.1	25.1	12.0
$p=0.3$	22.6	<u>28.2</u>	17.9	25.3	16.9	23.2	19.5	19.5	10.2
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	31.7	28.6	31.3	<u>32.1</u>	31.4	31.6	32.1	29.0	<u>32.7</u>
$\sigma=20$	27.4	23.1	26.3	<u>28.4</u>	26.2	28.2	27.4	25.7	28.0
$\sigma=30$	24.6	20.2	23.2	25.8	23.0	25.5	24.3	23.7	<u>26.2</u>

同一のグループ内での比較を行った場合、TSM/CWM の値が小さいほど獲得されたルールは相対的に高い傾向がみられた。このことから、獲得されたルールはTSM よりも CWM に近く、空間的に均一な処理が行われていると考えられる。また、

獲得されたルールを CWM と比較した場合には、ノイズの割合が増大し場合に性能が低下しにくい特徴があることがわかった。以上の結果から、本手法の性能は画像の周波数成分よりも、周波数特性の空間的な偏りの影響をより受けやすいと考えられる。

表4 グループ B: Goldhill に対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	32.8	24.9	31.6	32.5	31.5	30.8	32.4	<u>34.2</u>	19.2
$p=0.2$	29.8	21.6	27.2	<u>30.7</u>	26.3	29.4	29.0	30.6	16.2
$p=0.3$	26.7	19.4	23.4	<u>28.1</u>	22.5	26.9	25.2	26.6	14.5
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	32.6	<u>37.0</u>	29.6	32.3	28.7	30.7	31.9	33.6	15.4
$p=0.2$	28.3	<u>32.7</u>	23.0	29.5	22.0	28.1	24.9	25.6	12.4
$p=0.3$	22.9	<u>29.4</u>	18.3	25.5	17.3	23.3	19.9	19.8	10.7
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	31.2	28.6	30.9	31.1	31.0	30.1	31.1	28.7	<u>32.1</u>
$\sigma=20$	27.4	22.8	26.4	28.1	26.1	27.5	27.2	25.5	<u>28.6</u>
$\sigma=30$	24.7	19.8	23.4	25.8	23.0	25.1	24.3	23.5	<u>26.0</u>

表5 グループ B: Lighthouse に対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	<u>28.7</u>	24.1	27.9	27.9	27.5	26.1	27.3	27.8	19.0
$p=0.2$	26.1	20.9	24.6	<u>26.3</u>	24.0	24.7	25.1	25.9	16.0
$p=0.3$	23.8	18.9	21.5	<u>24.5</u>	21.0	23.2	22.7	23.4	14.3
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	28.5	<u>32.0</u>	26.9	27.9	26.1	26.0	26.8	27.9	15.4
$p=0.2$	25.4	<u>28.3</u>	21.8	25.8	20.7	24.1	23.3	23.8	12.4
$p=0.3$	21.2	<u>25.3</u>	17.5	23.0	16.7	21.1	18.9	19.0	10.6
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	29.5	28.4	29.7	28.3	29.0	26.3	27.9	26.2	<u>31.0</u>
$\sigma=20$	26.1	22.8	25.5	26.2	25.2	24.9	25.5	24.0	<u>26.8</u>
$\sigma=30$	23.7	19.8	22.7	24.2	22.4	23.3	23.2	22.4	<u>24.7</u>

表6 グループ C: Pepper に対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	32.3	24.9	32.2	30.6	24.4	31.1	33.2	<u>35.3</u>	19.3
$p=0.2$	29.6	21.7	27.5	29.8	21.8	29.6	29.4	<u>30.9</u>	16.3
$p=0.3$	26.4	19.5	24.0	<u>28.0</u>	19.5	27.0	25.3	27.0	14.5
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	31.9	<u>36.8</u>	29.5	30.4	23.6	30.9	32.1	33.9	15.4
$p=0.2$	27.6	<u>32.6</u>	23.2	28.9	19.5	28.0	25.2	25.4	12.4
$p=0.3$	22.2	<u>28.8</u>	18.4	25.5	16.0	23.5	20.1	19.8	10.7
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	31.2	28.5	31.3	30.6	26.3	30.4	31.7	29.1	<u>32.1</u>
$\sigma=20$	27.6	22.7	26.7	28.1	23.9	27.7	27.5	25.7	<u>28.8</u>
$\sigma=30$	24.7	19.8	23.6	25.7	21.7	25.3	24.4	23.6	<u>27.0</u>

表7 グループ C: Kiel に対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	25.7	24.0	<u>26.1</u>	25.3	26.0	23.5	25.2	24.5	19.5
$p=0.2$	24.3	21.1	23.8	24.5	23.7	22.9	23.9	<u>23.6</u>	16.5
$p=0.3$	22.8	19.2	21.6	<u>23.3</u>	21.3	22.0	22.3	22.4	14.8
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	25.5	<u>29.0</u>	25.3	25.4	24.7	23.4	24.9	24.5	15.6
$p=0.2$	23.3	<u>26.2</u>	21.2	24.2	20.4	22.3	22.2	22.0	12.6
$p=0.3$	20.6	<u>24.0</u>	17.5	22.2	16.7	20.3	18.7	18.5	10.9
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	26.4	27.5	27.3	25.8	27.0	23.6	25.6	23.8	<u>30.1</u>
$\sigma=20$	24.5	22.4	24.6	24.6	24.4	22.8	24.1	22.5	<u>26.0</u>
$\sigma=30$	22.8	19.5	22.3	23.3	22.1	21.9	22.4	21.3	<u>24.0</u>

表 8 グループ D: Barbara に対する性能(PSNR)

	Rule I	Rule S	Rule G	BCA1	BCA2	MED	CWM	TSM	WIENER
Impulse Noise									
$p=0.1$	27.4	24.2	26.5	26.7	<u>27.6</u>	24.9	27.3	26.3	18.9
$p=0.2$	<u>25.6</u>	21.0	24.2	<u>25.6</u>	24.1	24.1	25.2	25.0	15.9
$p=0.3$	23.7	19.0	21.6	<u>24.2</u>	21.1	22.9	22.8	23.2	14.2
Salt & Pepper Noise									
$p=0.1$	27.3	<u>31.8</u>	25.7	26.7	26.3	24.8	26.9	26.2	15.3
$p=0.2$	24.9	<u>28.4</u>	21.7	25.3	20.8	23.6	23.3	23.0	12.3
$p=0.3$	21.3	<u>25.7</u>	17.6	23.0	16.8	21.1	19.0	19.0	10.6
Gaussian Noise									
$\sigma=10$	27.6	28.2	26.7	27.0	28.5	25.0	27.5	25.3	<u>31.1</u>
$\sigma=20$	25.3	22.8	24.4	25.3	25.0	23.9	25.2	23.5	<u>27.1</u>
$\sigma=30$	23.3	19.9	22.3	23.7	22.3	22.7	23.0	22.0	<u>24.8</u>

#### 4.4 考察

ここでは、CA によるノイズ低減処理がどのように行われているかを調べるため、ごま塩ノイズの場合に着目して、その特徴を考察する。まず、図 6 にルール S の適用例を示す。ルールが繰り返し適用されるたびにノイズが除去されていく様子が分かる。ノイズ以外の画素に着目すると、ルールを一回適用した場合(b)では、適用前(a)と比較して、輝度(画素値)が反転している。もう一度ルールを適用した場合(c)には、再度反転が生じて輝度が元に戻っている。ルール S がこのような時間的发展を見せることは、式(1)の先頭が  $-1$  (引数のマイナス)となっていることが原因であると考えられる。また、上述の特徴はルール I, ルール G にも共通して見られた。

このような特徴を持つルールの利点を、以下の二つのルールを例に考察する。

- ルール A+

$$\min(N_{0,0}, \max(N_{-1,0}, N_{1,0}), \max(N_{0,-1}, N_{0,1}))$$

- ルール A-

$$-\min(N_{0,0}, \max(N_{-1,0}, N_{1,0}), \max(N_{0,-1}, N_{0,1}))$$

ルール A+ は手動設計したルールで、ルール A- はその先頭に  $-$  を追加したルールである。p=0.1 のごま塩ノイズが混入した Barbara に対して、これらのルールを 8 回適用した例を図 7 に示す。図 7(a) から、ルール A+ では、画素値 255 (白) のノイズを除去

できるが、画素値 0 (黒) のノイズが画像に残ってしまうことが分かる。ルール A- では、奇数ステップの処理で残った画素値 0 (黒) のノイズが、 $-$  の影響によって、偶数ステップで画素値 255 のノイズとなるため除去可能である。実際に図 7(b) から、両方のノイズが除去できていることが確認できる。このように、輝度の反転を利用することで、比較的単純なルールでもノイズ低減処理が可能となる。

ルール A- のようなルールは、適用回数が奇数回の場合、出力画像の輝度が反転しているため、PSNR は低い値を取り、進化の過程で淘汰されると考えられる。このことを確認するために、表 2 の実験を、ルール適用回数を変えて実験を行った。その結果、ルール適用回数が奇数の場合には、ルール A- のようなルールは獲得できないことを確認した。図 8 は、この実験で獲得した最良ルールの適応度を、ルール適用回数ごとに示した図である。この図から、ルール適用回数が奇数回の場合よりも偶数回の場合の方が、適応度の高いルールを獲得できることが分かる。これらの結果から、前述の特徴は性能の面でも有利に働くと考えられる。

以上で述べたように、対称性に基づいた処理の単純化が行われていたことがわかった。これは CA の性質(セルの均一性と全体の同期)に基づく独自の現象であり、条件分岐を用いる必要がないため、セルの構造を単純化できる利点があると考えられる。

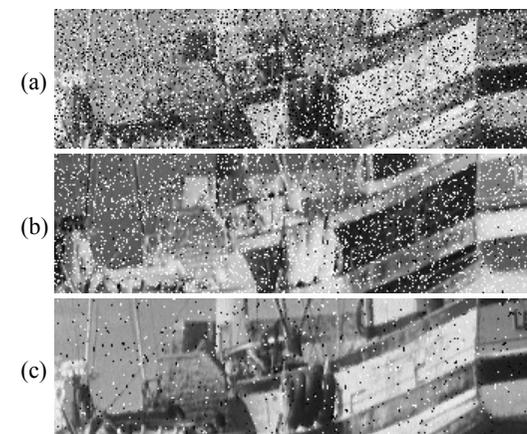


図 6 ルール S の適用例。(a)t=0 (b)t=1 (c)t=2.

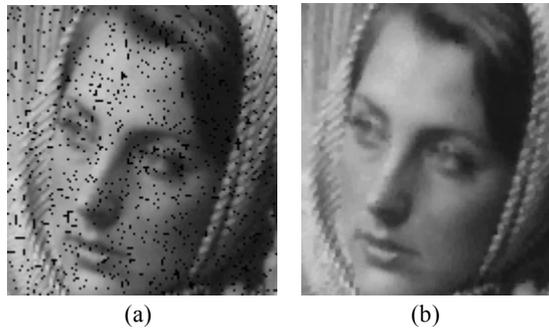


図7 (a) ルール A+ および (b) ルール A- の適用例.

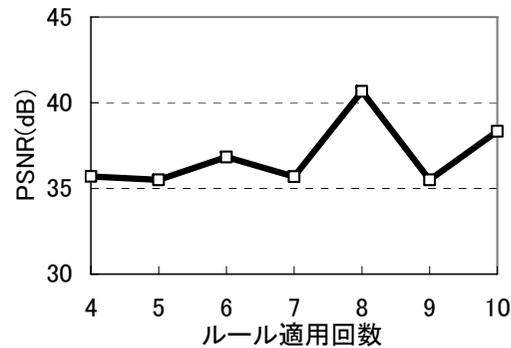


図8 ルール適用回数と最良適応度の関係.

## 5. おわりに

本稿では、グレースケール画像のノイズを行うセルオートマトンの系統的な評価を行った。評価実験の結果、本手法の性能は、画像の周波数特性よりもその空間的な偏りの影響を大きく受けることがわかった。また、獲得したルールの解析を行った結果、CAの性質を利用して、画素値の対称性に基づく処理が行われていることがわかった。これによって、セルの構造を単純化することが可能であると考えられる。

今後の課題として、実験において学習用の画像を一枚しか用いず、ノイズの割合も固定されていたため、条件によっては獲得されたルールの性能が低かったことが挙げられる。より性能の高いルールを設計するために、最適な学習データを用いる必要が

あり、難易度の調整を行う手法[11]や、共進化 GA[6]の導入が考えられる。

## 参考文献

- 1) D. Andre, F. H. Bennett III and J. R. Koza: Discovery by Genetic Programming of a Cellular Automata Rule that is better than any known Rule for the Majority Classification Problem, In Proc. 1st Annual Conf. Genetic Programming 1996, pp. 3-11 (1996)
- 2) M. Batouche, S. Meshoul and A. Abbassene: On Solving Edge Detection by Emergence, In Proc. IEA/AIE 2006, LNAI 4031, pp. 800-808 (2006)
- 3) T. Chen, K. K. Ma and L. H. Chen: Tri-state Median Filter for Image Denoising, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 8, No. 12, pp. 1834-1838 (1999)
- 4) C. Ferreira: Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence (2nd Edition), Springer (2006)
- 5) N. Ganguly, B. Sikdar, A. Deutsch, G. Canright and P. Chaudhuri: A Survey on Cellular Automata, Centre for High Performance Computing, Dresden University of Technology, Technical Report 9 (2003)
- 6) H. Juillé and J. B. Pollack: Coevolutionary Learning: A case study. In Proc. International Conference on Machine Learning '98 (1998)
- 7) S. Ko and Y. Lee: Center Weighted Median Filters and Their Applications to Image Enhancement, IEEE Trans. Circuits and Systems, Vol. 38, No. 9, pp. 984-993 (1991)
- 8) M. Mitchell, J. P. Crutchfield and P. T. Hraber: Evolving Cellular Automata to Perform Computations: Mechanisms and Impediments, Physica D, Vol. 75, pp. 361-391 (1994)
- 9) 棟安実治, 田口亮: 非線形デジタル信号処理, 朝倉書店 (1999)
- 10) P. L. Rosin: Training Cellular Automata for Image Processing, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 15, No. 7 pp. 2076-2087 (2006)
- 11) S. Sato and H. Kanoh: Evolutionary Design of Rule-Changing Cellular Automata guided by Parameter indicating Propagation of Information, In Proc. SCIS & ISIS 2008, pp. 1737-1742 (2008)
- 12) 佐藤正平, 狩野均: 多値画像のノイズ低減のためのセルオートマトンの進化的設計手法. 計測自動制御学会 第36回知能システムシンポジウム T1A-2, pp.7-12 (2009).
- 13) S. Slatnia, M. Batouche and K. E. Melkemi: Evolutionary Cellular Automata Based-Approach for Edge Detection, In Proc. WILF 2007, LNAI 4578, pp. 404-411 (2007)
- 14) 高木幹雄, 下田陽久: 新編 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会 (2004)
- 15) S. Wolfram: A New Kind of Science, Wolfram Media Inc. (2002)
- 16) 烏云, 狩野均: 遺伝的アルゴリズムによるルール変化型1次元セルオートマトンの進化, 人工知能学会論文誌, Vol. 18, No. 6, pp. 325-332 (2003)