

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

Evolutionary Design of Cellular Automata for Noise Reduction of Grayscale Images

佐藤 正平
Shohei Sato

筑波大学大学院システム情報工学研究科
University of Tsukuba, Graduate School of Systems and Information Engineering
s_shohei@kslab.cs.tsukuba.ac.jp, http://www.kslab.cs.tsukuba.ac.jp/~s_shohei/

狩野 均

(同上)

Hitoshi Kanoh

kanoh@cs.tsukuba.ac.jp, <http://www.kslab.cs.tsukuba.ac.jp/~kanoh/>

Keywords: cellular automata, gene expression programming, grayscale image, image processing, noise reduction

Summary

In this paper, we propose a new method to obtain the transition rules of two-dimensional cellular automata (CA) that performs grayscale image processing. CA has the advantages of producing complex systems from the local interaction of simple elements, and has attracted increased research interest. The difficulty of designing CA's transition rules to perform a particular task has severely limited their applications. So, the evolutionary design of CA rules has been studied. In this method, an evolutionary algorithm was used to evolve CA. In recent years, this method has been applied to image processing. Rosin has studied the evolutionary design of two-dimensional CA to perform noise reduction, thinning and convex hulls. Batouche et al. and Slatnia et al. employed genetic algorithm to investigate the possibility of CA to perform edge detection. In the previous methods, 2-state CA was used for binary image processing. Unlike the previous methods, the present method uses 256-state CA rules to perform grayscale image processing. Gene Expression Programming (GEP) proposed by Ferreira is employed as a learning algorithm in which the chromosomes encode the transition rules as expression trees. Experimental results for the reduction of impulse noise, salt-and-pepper noise and gaussian noise show that the proposed method is equivalent to previous methods in performance and more than 100 times faster than the method proposed by Rosin. 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[Wolfram 02]. 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[Ganguly 03].

CAのルールを設計する場合、特定の振る舞いを意図的に創発させることは非常に困難である。このため遺伝的アルゴリズム(GA)などを用いて進化的にルールを設計する手法が研究されている[Andre 96, Ferreira 06, Mitchell 94, Sato 08, 烏 03]. 従来研究では、密度分類[Mitchell 94]や同期化[Das 95]などのベンチマーク問題を対象としていたが、近年これらの手法を画像処理へ応用する研究が行われている。

CAは並列性が高く、画像処理との適合性が高いため、多くの応用例が存在している[Chaudhuri 97, Dyer 81,

Hernandez 96, Sipper 97]. またCAは、他の手法と比べて実装が容易であり、高速な処理が可能であるため、超高速度画像処理への応用が期待されている[Sunayama 04].

従来研究では、ノイズ低減、細線化、凸包の計算[Rosin 06], エッジ検出[Batouche 06, Slatnia 07]を対象としてルールの進化的設計が行われている。これらの研究では2状態CAを設計対象としており、多値画像処理を行うための多状態CAの設計は検討されていない。

本研究では、画像に混入したノイズの低減を対象として、多値画像処理を行うCAを進化的に設計する手法を検討した。従来の研究が2状態CAの出力ビットを染色体として進化させたのに対して、本論文では256状態CAのルールを式の形式で表現し、Gene Expression Programming (GEP) [Ferreira 06]によって進化させる。これにより、手法の適用範囲を二値画像から多値画像へ拡張することが可能となる。

以下では、まず研究分野の概要としてCA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. 研究分野の概要

2.1. セルオートマトン

本研究では二次元CAを対象とする。時刻 $t+1$ における位置 (i, j) のセルの状態 $s_{ij}(t+1)$ は、時刻 t における近傍状態からルールに従って決定される。全てのセルは、同期して決定された状態へいっせいに遷移する。例として、セルが白と黒の2状態を取る場合を考える。図1では黒い線で囲まれた9つのセルが、位置 (i, j) のセルの近傍である。このような近傍の選び方をムーア近傍と呼ぶ。図2は、ムーア近傍を採用した場合のルールの一部である。この例に従えば、図1において着目しているセルの次の時刻の状態 $s_{ij}(t+1)$ は白と決定する。

CAのルールは、全ての近傍状態に対する次の時刻の状態の集合によって定義することができる。2状態CA(ムーア近傍)の場合、近傍状態の組み合わせは $2^9 (=512)$ 通り存在するため、ルールの総数は $2^{512} (> 10^{154})$ となる。格子に存在する全てのセルの状態の集合を形態と呼び、特に時刻 $t=0$ の場合を初期形態と呼ぶ。CAは決定的なモデルであり、初期形態 $S(0)$ とルールから任意の時刻の形態 $S(t)$ が一意に決定する。格子の端のセルにルールを適用するには境界条件が必要となる。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や、一方の端と他方の端が隣接しているものとする周期的境界条件などが一般的である。本研究では、静的境界条件を使用する。

2.2. 対象問題

ノイズを含む画像からのノイズ低減は、画像処理分野において広く研究されている問題である。本研究では、各画素が0から255までの整数値を取る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。図3は(a)Lenna(512×512ピクセル)と呼ばれるテスト画像に(b)インパルスノイズ、(c)ごま塩ノイズ、(d)ガウシアンノイズをそれぞれ付加した例である。

§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。

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

ごま塩ノイズは最も単純なインパルスノイズであり、通信路におけるエラーや、ドット欠けなどのモデルとして用いられている。インパルスノイズやごま塩ノイズの低減には、メディアンフィルタなどの非線形フィルタが良く用いられる。

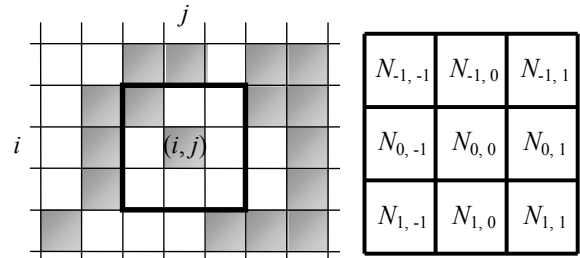


図1 二次元2状態CAの例とムーア近傍。

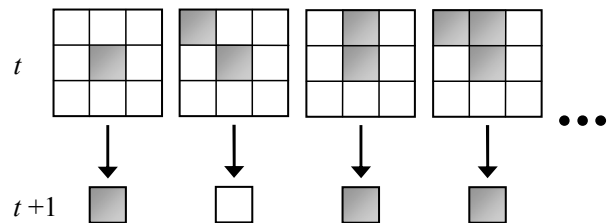


図2 二次元2状態CAのルールの例(一部)。

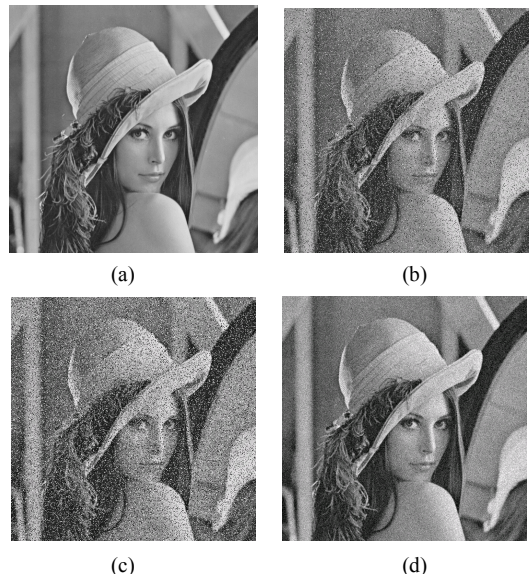


図3 (a)Lennaの原画像 (b)インパルスノイズ($p=0.2$) (c)ごま塩ノイズ($p=0.2$) (d)ガウシアンノイズ($\sigma=20$)

§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 σ^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。

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

ガウシアンノイズによる劣化に対しては、平滑化フィルタやウィナーフィルタなどが良く用いられる。

§4 画像の品質評価

画像の品質を評価する指標として、平均二乗誤差 (MSE) と PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) を用いることが一般的であり、本研究でもこれに従う。MSE と PSNR は以下の式で定義される。 m, n 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。

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

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

2.3. 関連研究

Rosin は、二値画像のノイズ低減処理を行う二次元 2 状態 CA のルールを進化的に設計した [Rosin 06]。この手法では、式(4)に示した平均二乗誤差 (MSE) が適応度関数として用いられた。CA によるノイズ低減処理の擬似コードを図 4 に示す。Rosin はノイズ低減のほかにも、細線化、凸包の計算を対象として、CA の設計を行った。また Rosin は、獲得された 2 状態 CA のルールを用いてグレースケール画像のノイズ低減を行う手法について検討した。この処理は、二値化処理とブール関数による処理を繰り返すスタックフィルタ [棟安 99] の考え方に基づいている。図 5 はこの処理の擬似コードである。この図からわかるとおり、2 状態 CA による処理が画像の諧調分 (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ある (表 8, 9 参照)。

Batouche ら、Slatnia らは、二値画像のエッジ検出を対象として同様の研究を行っており、GA を用いてルールの設計を行っている [Batouche 06, Slatnia 07]。

上記の手法は 2 状態 CA を設計の対象としており、Mitchell の手法 [Mitchell 94] にならって、ルールの出力ビット列 (図 2 下段参照) を染色体としてコード化を行っている。本研究で設計対象とする 256 状態 CA のルール (ムーア近傍) では、配列の長さは $256^9 (> 10^{21})$ となり、同様のコード化は困難である。

この他のコード化方法として、遺伝的プログラミング

Procedure: CA によるノイズ低減処理

input: ノイズを含む画像 X

output: 処理済み画像 Y

begin

step1: X を CA の初期形態 $S(0)$ へコピーする
($S(0)$ のセル数 = X の画素数)

$S(0) \quad X$

step2: ルールを t_{\max} 回繰り返し適用する

$t \quad 0$

repeat

$t \quad t + 1$

ルールを適用し $S(t+1)$ を決定する

$S(t)$ から $S(t+1)$ に遷移する

until $t = t_{\max}$

step3: CA の最終形態 $S(t_{\max})$ を Y へコピーする
 $Y \quad S(t_{\max})$

end

図 4 CA によるノイズ低減処理のアルゴリズム [Rosin 06].

Procedure: 2 状態 CA によるグレースケール画像のノイズ低減処理

input: ノイズを含む画像 X

output: 処理済み画像 Y

begin

step1: 初期化

$Y \quad 0$: 全てのピクセルを 0 で初期化する

$k \quad 0$

step2: 2 状態 CA によるノイズ低減処理

repeat

$k \quad k + 1$

B_k : X を閾値 k で二値化した画像

for each (i, j)

if $X[i][j] > k$

then $B_k[i][j] \quad 1$

else $B_k[i][j] \quad 0$

end for

2 状態 CA を用いて B_k を処理する

B'_k : 2 状態 CA による出力画像

for each (i, j)

if $B'_k[i][j] = 1$

then $Y[i][j] \quad Y[i][j] + 1$

end for

until $k = 255$

end

図 5 2 状態 CA によるグレースケール画像のノイズ低減処理 [Rosin 06].

(GP) を用いた手法 [Andre 96] と GEP を用いた手法 [Ferreira 06] が検討されている。これらの手法では、CA のルールを式として表現し、それを遺伝子型へコード化する。Ferreira は 密度分類問題を対象として、2 状態 CA の進化的設計を行い、GP よりも GEP の方が効果的であることを確認した [Ferreira 06]。

本手法と同様に、画像処理フィルタを式のレベルで進化的させる手法として、GP を用いてノイズを検出・除去するフィルタを設計する手法 [Petrović 08] が挙げられる。また、Cartesian Genetic Programming を用いて、GPU で実行可能なプログラムを進化させる手法が検討されている

[Slaný 07, Harding 08]. これらの画像フィルタは繰り返し適用されない点で CA と異なっている.

3. 提案手法

3.1. Gene Expression Programming

本手法では、二次元 CA のルールを、Gene Expression Programming (GEP)を用いて設計する。またノイズ低減処理は、図 4 と同様の手順で行う。GEP は GP を基に、Ferreira によって提案された手法である[Ferreira 06].

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 6 参照)。この配列は固定長であり、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。GEP には、上記の制約を満たしてコード化を行えば致死遺伝子が生じないという特徴がある。

GEP のアルゴリズムは、GA の世代交代モデルとほぼ同じものであり、配列状の染色体に対して、選択、交叉、突然変異を適用する(本手法では表 3 の方法を用いる)。GA と異なる操作として、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)を使用する点が挙げられる。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

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。ここに挙げた関数を選択した理由として、加減算と比較演算は高速に実行できること、端数処理を行う必要が無いこと計算コストを抑えることができ、実装も容易になることが挙げられる。全てのセルは -128 から 127 までの整数を状態として保持する。飽和加算と飽和減算はそれぞれ、加算・減算を行い、その計算結果が $[-128, 127]$ の範囲を上回った(下回った)場合に 127 (-128)を返す演算である。終端記号については、Andre らの手法[Andre 96]を基に決定した。この手法では、近傍状態を変数として、0 および 1 を定数としてそれぞれ使用している。本手法においても、近傍状態を変数として用いている。定数としては 0 と 1 を -128 と 127 に置き換え、そこに零元も加えた。

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
+ _{sat}	2	飽和加算を行う
- _{sat}	2	飽和減算を行う

終端記号名	属性	説明
$N_{s,t}$	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

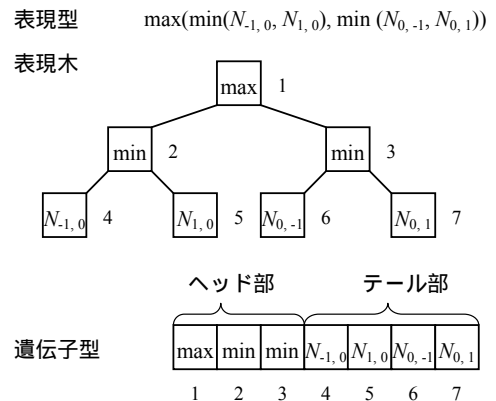


図 6 本手法のコード化方法[Ferreira 06]

表 2 本手法で用いる制約条件

関数名	引数	条件
-	1	定数を引数に取らない
max	2	127 を引数に取らない
min	2	- 128 を引数に取らない
- _{sat}	2	同じ変数同士の減算を行わない

図 6 に本手法で用いるルールの例と、それに対応する表現木と遺伝子型を示す。表現木の右側に記した番号は、対応する遺伝子座を表している。

3.3. 適応度関数

適応度は、ノイズ低減処理の性能である。ノイズを含む入力画像の各画素から、128 を引いた値を初期形態として CA に与え、決められた回数の上限までルールを適用する。得られた最終形態に 128 をそれぞれ足したものを出力画像とし、PSNR(単位: dB)によってルールの評価を行う。ただし画像の端では、静的境界条件(静状態=0)を用いる。

3.4. 制約条件

探索を効率的に進めるため、関数が取り得る引数に表 2 のような制限を設けた。交叉、転移、突然変異を行った結果これらの条件を満たさない解が生じた場合には、その解を破棄して条件を満たすまで遺伝的操作を繰り返す。

4. 評価実験

4.1. 実験方法

グレースケール画像のノイズ低減を対象として、従来手法との比較実験を行った。実験方法と実験条件をそれぞれ表3と表4に示す。学習用のテスト画像は、図3に挙げた Lenna を用いた。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。獲得されたルールは、図7に示す二種類のテスト画像、Boats と Barbara(どちらも 512×512 ピクセル)によって評価した。評価の指標には、適応度関数と同様に PSNR を用いた。

4.2. 予備実験

染色体の長さを適切に設定するため、予備実験を行った。インパルスノイズ($p=0.1$)を対象として、ヘッド部の長さ(図5を参照)を5から30まで変え、本手法を適用した。実験は乱数の種を変えて25回行った。ただし、初期収束した場合を考慮して、データの上位80%(20回分)の実験データによって評価を行った。実験条件は集団サイズを100、上限世代数を200とし、その他の条件は表4と同じものを用いた。

予備実験の結果を図8に示す。この図の縦軸は最良ルールの適応度の最大値および、平均値とその標準偏差を、横軸はヘッド部の長さをそれぞれ表している。実験の結果、最良適応度はヘッド部の長さが20の場合に最も高かった。以下の実験においても、ヘッド部の長さを20として実験を行う。テール部の長さは式(6)から21となるため、染色体全体の長さは41となる。

4.3. 実験結果

§1 獲得された最良解

図9は、本手法を適用した場合の、各世代における最良適応度の推移を示している。この図からわかるように、最終世代では探索はほぼ収束している。これらの実験で獲得した最良ルールを以下に示す。

- 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

表3 本手法で使用する遺伝的操作

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

表4 実験条件

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7 (a)Boats および(b)Barbara の原画像

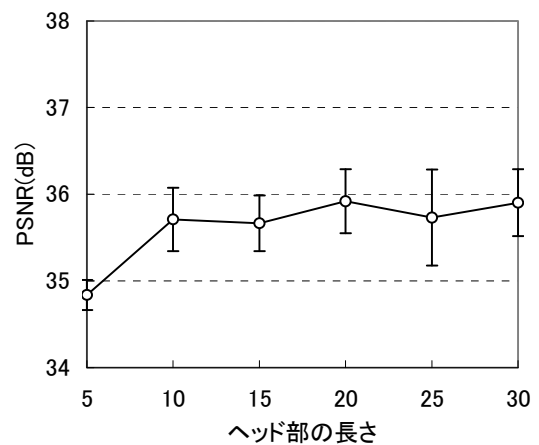


図8 ヘッド部の長さと最良適応度の関係

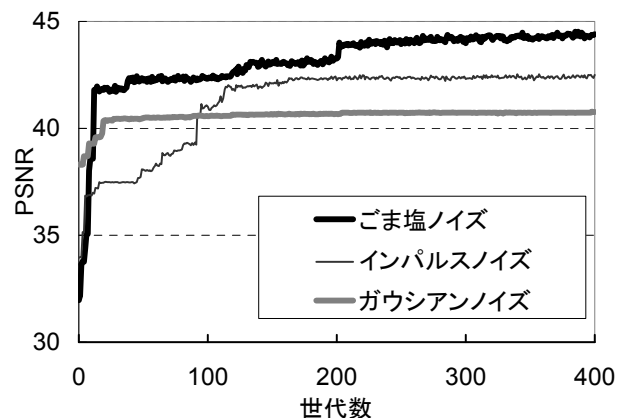


図9 各世代の最良適応度

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

図3の(b), (c), (d)に示したノイズ入り画像に対して、それぞれルールI, ルールS, ルールGを適用した例を図10に示す。図10(a),および(b)では混入したノイズの一部が明らかに除去されていることがわかる。

§2 PSNR による解の評価

PNSR を用いた性能の評価について、獲得した解と従来手法との比較結果を示す。比較手法として以下を用いた。

- 従来手法 1: ノイズ割合 0.1 の条件で獲得された 2 状態 CA のルール[Rosin 06]
- 従来手法 2: ノイズ割合 0.3 の条件で獲得された 2 状態 CA のルール[Rosin 06]
- Median: メディアンフィルタ[高木 04]
- CWM: Center Weighted Median Filter[Ko 91]
- TSM: Tri-state Median Filter[Chen 99]
- Wiener: ウィナーフィルタ [高木 04]

Rosin が行った実験の結果に従い、従来手法 1, 2 のルール適用回数(図4の t_{max})はそれぞれ, 21 回, 31 回とした。画像フィルタのサイズは 3×3 ピクセルとした。CWM のパラメータは調整を行い $K=1$ とした。TSM のパラメータは、Chen らの論文[Chen 99]を基に $K=1, T=20$ とした。

実験結果を表5から表7に示す。表の数値は、3 回実験を行った場合の PSNR の平均値であり、標準偏差は最も大きい場合で平均値の 1% 程度であった。また、表中の下線は最良値を示している。

表5はごま塩ノイズに対する比較結果である。ノイズの割合 p を 0.1 から 0.3 まで変化させた場合、ルールSの性能が最も高いことがわかる。ルールIは、 p が 0.1 の場合には従来手法よりも性能が高いが、ノイズの割合が高くなるにつれて性能の低下が見られる。

次に、表6はインパルスノイズに対する比較結果である。ルールIはごま塩ノイズの場合と同様に、 p が 0.3 の場合に従来手法1よりも性能が劣っている。しかしそれ以外の場合には、TSM や従来手法1と同等の性能を示している。一方ルールSは、ごま塩ノイズの場合と異なり、他の手法に比べて性能が低いことがわかる。このことから、ルールSはごま塩ノイズに特化したルールであることがわかる。

表7はガウシアンノイズに対する比較結果である。全手法の中で、ウィナーフィルタの性能が最も高いことがわかる。ルールGはガウシアンノイズを用いて学習を行ったにも関わらず、ルールIよりも性能が劣っている。



(a)



(b)



(c)

図10 (a)ルールI (b)ルールS (c)ルールG の適用例

表5 ごま塩ノイズに対する性能(dB)

p	Boats			Barbara		
	0.1	0.2	0.3	0.1	0.2	0.3
未処理	15.4	12.4	10.7	15.2	12.2	10.5
Median	29.7	27.4	22.9	24.8	23.5	21.1
CWM	30.6	24.9	19.8	26.9	23.1	18.9
TSM	31.8	25.3	19.9	26.2	22.9	18.7
従来手法 1	31.2	28.5	24.5	26.8	25.2	22.8
従来手法 2	27.9	21.4	17.3	26.1	20.7	16.7
ルールI	32.2	27.7	22.6	27.3	24.9	21.2
ルールS	<u>35.2</u>	<u>31.5</u>	<u>28.2</u>	<u>31.6</u>	<u>28.4</u>	<u>25.7</u>
ルールG	29.0	22.9	18.3	25.7	21.6	17.6

表6 インパルスノイズに対する性能(dB)

p	Boats			Barbara		
	0.1	0.2	0.3	0.1	0.2	0.3
未処理	19.2	16.3	14.5	18.8	15.8	14.0
Median	29.8	28.4	26.1	24.9	24.1	22.9
CWM	31.4	28.2	24.8	27.2	25.1	22.6
TSM	<u>32.5</u>	29.3	26.1	26.3	25.0	23.1
従来手法 1	31.3	<u>29.6</u>	<u>27.2</u>	26.7	25.6	<u>24.3</u>
従来手法 2	30.6	26.2	22.7	<u>27.6</u>	24.2	21.2
ルールI	<u>32.5</u>	29.5	26.4	27.4	<u>25.8</u>	23.7
ルールS	25.1	21.8	19.7	24.1	21.0	19.0
ルールG	30.7	26.8	23.4	26.4	24.1	21.6

表7 ガウシアンノイズに対する性能(dB)

σ	Boats			Barbara		
	10	20	30	10	20	30
未処理	28.5	22.3	18.8	28.5	22.3	18.9
CWM	30.7	26.9	24.1	27.5	25.2	23.0
Wiener	<u>32.0</u>	<u>28.1</u>	25.1	<u>31.1</u>	<u>27.0</u>	<u>24.8</u>
従来手法 1	30.6	27.8	<u>25.4</u>	27.0	25.3	23.7
従来手法 2	30.7	26.0	22.9	28.5	25.0	22.3
ルールI	31.1	27.2	24.6	27.6	25.3	23.3
ルールS	28.4	22.6	19.7	28.2	22.8	19.9
ルールG	30.7	26.2	23.2	26.7	24.4	22.3

表8 インパルスノイズ低減処理の計算時間(秒)

p	Boats		Barbara	
	0.1	0.3	0.1	0.3
Median	0.45	0.46	0.45	0.45
CWM	0.53	0.56	0.52	0.52
TSM	1.06	1.03	0.97	0.98
従来手法 1	58.77	58.98	60.78	60.74
従来手法 2	86.94	87.09	89.22	90.04
ルール I	0.27	0.28	0.27	0.28
ルール S	0.30	0.30	0.30	0.30
ルール G	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>

表9 ガウシアンノイズ低減処理の計算時間(秒)

σ	Boats		Barbara	
	10	25	10	25
CWM	0.54	0.55	0.54	0.53
Wiener	2.51	2.50	2.50	2.50
従来手法 1	58.16	58.27	60.74	61.35
従来手法 2	85.41	86.47	89.86	90.65
ルール I	0.28	0.28	0.28	0.28
ルール S	0.30	0.31	0.31	0.31
ルール G	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>	<u>0.23</u>

ルール I は、従来手法 1 および CWM と同程度の性能を示しているが、処理によって画質が劣化するケースが見られる(Barbara, $\sigma=10$ の場合)。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。

本実験では、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。このため獲得されたルールは、条件によっては性能が低いことがある。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ことが課題として挙げられる。

§3 実行時間による解の評価

次に、前項で用いた手法の実行時間を計測した。実行環境は Intel Core2 Duo 2.4GHz, RAM 2GB, Visual C++ 2008 である。メディアンフィルタ、CWM および TSM における中央値の計算には C++ の標準ライブラリ(STL)の sort 関数を用いた。また、表 6, 7 の場合と同様に、提案手法のルール適用回数は 8 回、従来手法 1, 2 ではそれぞれ 21 回と 31 回である。表 8, 9 は、3 回計測した実行時間(単位: 秒)の平均値であり、このときの標準偏差は最も大きい場合で平均値の 1% 以下であった。また、表中の下線は最良値を示している。

本手法で設計した CA によって、従来手法 1, 2 よりも 100 倍以上高速に処理を行うことができた。また従来手法の中で最も高速なメディアンフィルタと比べた場合にも 30% 以上高速であった。一般的に中央値の計算にはソートを用いるため計算量が大きくなるが[Pratt 03], 本実験で獲得されたルールはソートを行う必要がない。以上

は CPU 上でのシミュレーションの結果であり、ハードウェアによる実装や並列化を行った場合にはさらに高速に実行できると考えられる。

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 11 にルール S の適用例を示す。ルールを適用するに従ってノイズが除去されていくすがわかる。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。

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説明する。

- 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 12 に示す。図 12(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わかる。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。図 11(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 4 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 13 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方が、適応度の高いルールを獲得できることがわかる。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。

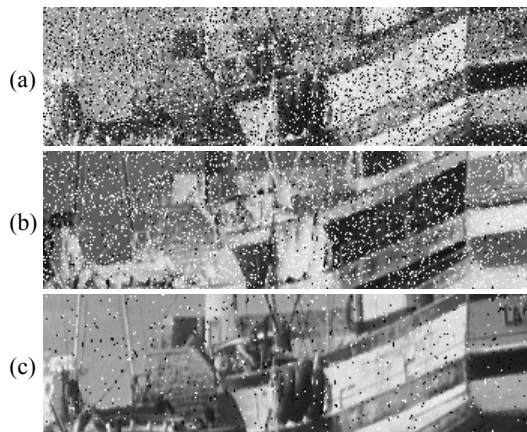


図 11 ルール S の適用例 (a) $t=0$ (b) $t=1$ (c) $t=2$

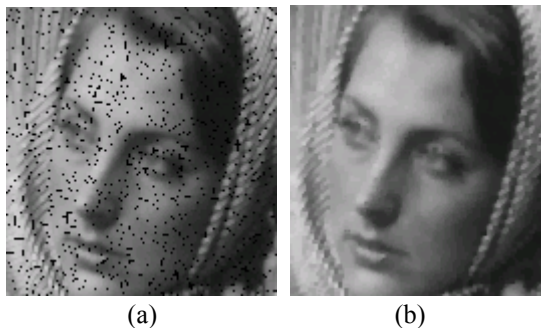


図 12 (a) ルール A+ および (b) ルール A- の適用例

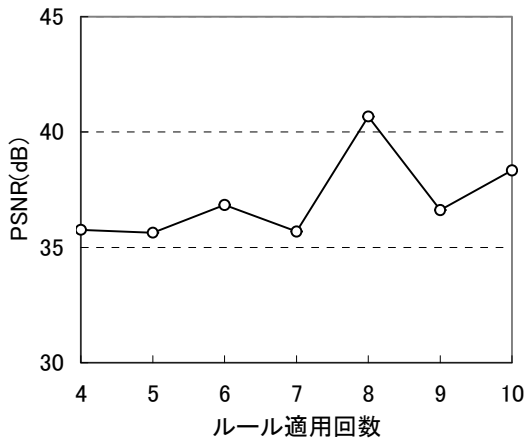


図 13 ルール適用回数と最良適応度の関係

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。

5. おわりに

本研究ではグレースケール画像のノイズ低減を行う CA を設計する手法を提案した。ルールを式の形式で表

現する GEP を用いることで、多状態 CA のルールを直接設計することが可能となった。評価実験によって提案手法の有効性を検討した結果、提案手法のノイズ低減性能は比較手法と同等であり、2 状態 CA を用いた手法[Rosin 06]と比較して 100 倍以上高速な処理が可能であることを示した。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。

今後の課題としては、最適な学習データを用いるために、難易度の調整を行う手法[Sato 08]や、共進化 GA[Juillé 98]を導入し、性能の向上を図ることが考えられる。また、エッジ検出など、ノイズ低減以外の画像処理へ提案手法を応用することなどが挙げられる。

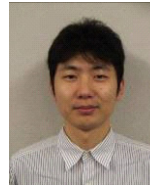
参考文献

- [Andre 96] 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. of the 1st Annual Conference on Genetic Programming*, pp. 3-11 (1996)
- [Batouche 06] M. Batouche, S. Meshoul and A. Abbassene: On Solving Edge Detection by Emergence, in *Proc. of the 19th International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems (IEA/AIE)*, Lecture Note in Artificial Intelligence 4031. Springer-Verlag, pp. 800-808 (2006)
- [Chaudhuri 97] P. P. Chaudhuri, D. R. Chowdhury, S. Nandi and S. Chattopadhyay: *Additive Cellular Automata: Theory and Applications Vol. 1*, Wiley-IEEE Computer Society Press (1997)
- [Chen 99] T. Chen, K. K. Ma and L. H. Chen: Tri-state Median Filter for Image Denoising, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 8, No. 12, pp. 1834-1838 (1999)
- [Das 95] R. Das, L. Crutchfield, M. Mitchell and J. Hanson: Evolving Globally Synchronized Cellular Automata, in *Proc. of the 6th International Conference on Genetic Algorithms (ICGA)*, pp. 336-343 (1995)
- [Dyer 81] C. R. Dyer and A. Rosenfeld: Parallel Image Processing by Memory-Augmented Cellular Automata, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 3, No. 1, pp. 29-41 (1981)
- [Ferreira 06] C. Ferreira: *Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence (2nd Edition)*, Springer-Verlag (2006)
- [Ganguly 03] N. Ganguly, B. K. Sikdar, A. Deutsch, G. Canright and P. P. Chaudhuri: A Survey on Cellular Automata, *Centre for High Performance Computing, Dresden University of Technology, Technical Report 9* (2003)
- [Harding 08] S. Harding: Evolution of Image Filters on Graphics Processor Units Using Cartesian Genetic Programming, in *Proc. IEEE World Congress on Computational Intelligence 2008*, Lecture Notes in Computer Science 5050. Springer-Verlag, pp. 1921-1928 (2008)
- [Hernandez 96] G. Hernandez and H. J. Herrmann: Cellular Automata for Elementary Image Enhancement,

Graphical Models and Image Processing, Vol. 58, No. 1, pp. 82-89 (1996)

- [Juillé 98] H. Juillé and J. B. Pollack: Coevolutionary Learning: A Case Study. In *Proc. of 15th International Conference on Machine Learning* (1998)
- [Ko 91] S. J. Ko and Y. H. Lee: Center Weighted Median Filters and Their Applications to Image Enhancement, *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, Vol. 38, No. 9, pp. 984-993 (1991)
- [Mitchell 94] 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)
- [棟安 99] 棟安実治, 田口亮: 非線形デジタル信号処理, 朝倉書店 (1999)
- [Pratt 02] W. K. Pratt: *Digital Image Processing (Third Edition)*, John Wiley & Sons, Inc (2002)
- [Petrović 08] N. I. Petrović and V. Crnojević: Universal Impulse Noise Filter Based on Genetic Programming, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 17, No. 7, pp. 1109-1120 (2008)
- [Rosin 06] P. L. Rosin: Training Cellular Automata for Image Processing, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 15, No. 7 pp. 2076-2087 (2006)
- [Sato 08] S. Sato and H. Kanoh: Evolutionary Design of Rule-Changing Cellular Automata guided by Parameter indicating Propagation of Information, in *Proc. of International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and International Symposium on advanced Intelligent Systems 2008 (SCIS & ISIS)*, pp. 1737-1742 (2008)
- [Sipper 97] M. Sipper: *Evolution of Parallel Cellular Machines*, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag (1997)
- [Slaný 07] K. Slaný and L. Sekanina: Fitness Landscape Analysis and Image Filter Evolution Using Functional-Level CGP, in *Proc. of 10th European Conference on Genetic Programming (EuroGP)*, Lecture Notes in Computer Science 4445, Springer-Verlag, pp. 311-320 (2007)
- [Slatnia 07] S. Slatnia, M. Batouche and K. E. Melkemi: Evolutionary Cellular Automata Based-Approach for Edge Detection, in *Proc. of 7th International Workshop on Fuzzy Logic and Applications (WILF)*, Lecture Notes in Artificial Intelligence 4578, Springer-Verlag, pp. 404-411 (2007)
- [Sunayama 04] T. Sunayama, M. Ikebe, T. Asai and Y. Amemiya: Cellular vMOS Circuits Performing Edge Detection with Difference-of-Gaussian Filters, *Japanese Journal of Applied Physics*, Vol. 39, No. 4B, pp. 399-407 (2000)
- [高木 04] 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)
- [Wolfram 02] S. Wolfram: *A New Kind of Science*, Wolfram Media Inc. (2002)
- [烏 03] 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)

著者紹介



佐藤 正平

2006年筑波大学第三学群情報学類卒業。
2008年同大学大学院システム情報工学研究科博士前期課程修了(修士)。現在、同大学大学院システム情報工学研究科博士後期課程在学中。セルオートマトンに関する研究に従事。情報処理学会会員。



狩野 均 (正会員)

1978年筑波大学第一学群自然学類卒業。
1980年同大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年、日立電線(株)入社。同社オプトロシステム研究所において人工知能・ニューラルネットワークの応用に関する研究に従事。1993年より筑波大学電子情報工学系。現在、同大学大学院システム情報工学研究科准教授。知識処理, 進化計算, 人工生命, 高度交通システムの研究に従事。工学博士。1992年電気学会論文賞, 1999年WSC4国際会議論文賞, 2003年・2006年情報処理学会優秀研究報告賞各受賞。情報処理学会, IEEE各会員。

{ 担当委員 : 寺野 隆雄 }

2009年7月31日 受理