

平成21年6月2日現在

研究種目：基盤研究（C）  
 研究期間：2006～2008  
 課題番号：18500105  
 研究課題名（和文）超並列多次元セルラコンピュータの創発的自動プログラミング方式  
 研究課題名（英文）Evolutionary Program Design for Multidimensional  
 Massively parallel Cellular Computers  
 研究代表者  
 狩野 均（Kano Hitoshi）  
 筑波大学・大学院システム情報工学研究科・准教授  
 研究者番号：40251045

研究成果の概要：人工知能における問題解決アルゴリズムを対象として、セルオートマトンをベースとした超並列コンピュータのプログラムを創発計算を利用して自動設計するための基礎検討を実施した。1つの状態遷移ルールとその適用回数の組をプログラムの1ステップと見なし、複数のルールを逐次適用するモデルを提案した。これにより、進化的アルゴリズムによる自動設計を可能とした。本方式をベンチマーク問題と画像処理問題に適用し、有効性を確認した。

交付額

(金額単位：円)

|        | 直接経費      | 間接経費    | 合計        |
|--------|-----------|---------|-----------|
| 2006年度 | 600,000   | 0       | 600,000   |
| 2007年度 | 600,000   | 180,000 | 780,000   |
| 2008年度 | 600,000   | 180,000 | 780,000   |
| 年度     |           |         |           |
| 年度     |           |         |           |
| 総計     | 1,800,000 | 360,000 | 2,160,000 |

研究分野：知識処理

科研費の分科・細目：情報学・知能情報学

キーワード：知能情報処理、問題解決、セルオートマトン、超並列、進化的アルゴリズム

### 1. 研究開始当初の背景

情報化社会の到来に伴い、コンピュータプログラムはその複雑性を増す一方であり、人手による設計・保守・改良が困難になっている。この問題を根本的に解決する手段として、超並列コンピュータ上の創発計算が注目されている。人間の脳や社会経済システムのような現存する複雑なマルチエージェントシステムは、創発により進化的に形成されたものである。従って、マルチエージェントシステムを高速でシミュレートできる超並列コンピュータ上で創発計算を実行することにより、複雑なシステムの自動設計が可能になると期待

される。セルラコンピュータは、①個々のCPUユニットが単純である、②従来にない膨大なCPU数（人間の脳細胞数と同程度）の超並列計算が可能である、③CPU間の結合が局所的であり、通信のオーバーヘッドが無視できる、という特徴がある。したがって、実用規模のマルチエージェントシステムを実現するためのコンピュータとして最適であると考え、本研究に着手した。

### 2. 研究の目的

セルオートマトン(CA)は、単純で局所的な相互作用から複雑な現象が生じる特徴があり、

計算理論のモデルとして研究されているほか、生物学や物理学など、多くの分野において利用されている。要求された計算を行う CA を、人間が設計することは困難であるため、遺伝的アルゴリズム(GA)などを用いて、ルールを探索する手法が研究されている。

CA による問題解決のベンチマークとして、密度分類問題を対象とした研究が行われている。密度分類問題は、与えられた初期形態の状態密度を判定する問題である。研究代表者らは、複数のルールを順番に、決められた回数ずつ適用する「ルール変化型 CA」を提案した。ルール変化型 CA では複数のルールを用いるため、高い問題解決能力が期待される。また、Oliveira らは、パラメータをルール探索に利用して探索性能を向上させる手法である「パラメータガイド」を提案した。

本研究では、1つのルールとそれを適用する回数組をプログラムの1ステップと見なし、複数のルールを逐次適用するモデルを提案する。すなわち、ルール変化型 CA のルール組を進化的アルゴリズムで設計することで、セルラーコンピュータのプログラムを自動設計する。従って、本研究の目的は、高性能なルール変化型 CA を設計する手法を提案することである。このため、ルール変化型 CA の進化的設計手法にパラメータガイドを導入する。また、情報伝播に着目したパラメータ  $NC$  を定義し、パラメータガイドに利用する。本手法を密度分類問題に適用し、その有効性を示す。また、応用例として、多値画像のノイズ低減問題に適用する。

### 3. 研究の方法

#### (1) 提案する手法

##### ① CA の表現

本研究では従来研究と同様に、二次元 2 状態 CA を設計の対象とする。長さ  $L$  の一次元格子におけるセルの位置座標を  $i$ 、時刻  $t$  における  $i$  番目のセルの状態を  $s_i^t$ 、時刻  $t$  におけるすべてのセルの状態を形態  $S_t$  とする。時刻  $t+1$  におけるセルの状態  $s_i^{t+1}$  は、時刻  $t$  における、自身と両隣  $r$  個の計  $2r+1$  個のセルの状態を入力として、ルール  $\Phi$  に従って決定する。

$$s_i^{t+1} = \Phi(s_{i-r}^t, s_{i-r+1}^t, \dots, s_i^t, \dots, s_{i+r-1}^t, s_{i+r}^t)$$

このときの  $r$  は近傍半径と呼ばれる。両端のセルでルールを適用するためには、境界条件が必要である。一般的に、周期的境界条件  $s_i^t = s_{i+L}^t$  が用いられる。また、ルールは、ルールテーブルと呼ばれる表によって記述することができる。

##### ② 密度分類問題

密度分類問題とは、初期形態の中に状態 0

と状態 1 のどちらがより多いかを CA に判定させる問題である。初期形態において状態 0(状態 1)がより多く現れている場合には、ルールを  $M$  回適用した後に、全てのセルが状態 0(状態 1)である形態に収束していれば正解となる。

密度分類問題は、通常の計算機を用いて簡単に解くことができる。一方、CA は記憶領域を持たず、局所的なルールに従うモデルであるため解くことが困難である。このため密度分類問題は、CA による問題解決のベンチマークとして広く研究されている。

密度分類問題の解は、正解率によって評価される。実際には、 $K$  個の問題(初期形態)をランダムに生成して、それらに対する正解率を評価に使用する。生成された問題の集合を「テスト問題」と呼ぶ。10000 個のテスト問題によって解の最終評価を行なう。この場合の正解率を「評価値」と呼ぶ。

##### ③ 本手法の基本戦略

ルール変化型 CA の設計にパラメータガイドを導入し、探索性能の向上を目指す。Oliveira の手法と同様に、NSGA-II を用いて多目的最適化を行なう。

本手法では、従来手法における解評価の問題点を改良する。まず、生成する問題の初期密度を設定することで適切な難易度のテスト問題を使用する。次に、正解率が高い解ほど多くの問題によって評価することで、上位個体の評価の精度を向上させる。さらに、密度分類問題を解くためには情報伝播が重要であると考え、情報伝播に着目した新たなパラメータ  $NC$  を定義し、パラメータガイドに利用する。

##### ④ 評価方法の改良

初期形態の中の状態 1 をとるセルの個数を  $D$  として、探索性能が高くなるように値を調節する。また、以下のアルゴリズムによって世代交代を行なう。 $N$  は集団サイズを表す。全ての解について、それまでに行なわれた評価の履歴として、評価に用いられた問題数  $K_{sum}$  と、それに対する正解数  $K_{correct}$  を保持する。解は数世代に渡り最大  $K_{max}$  回評価される。また、正解率の高い解ほど評価に用いる問題数が多くなる。この方法を用いることで、1 世代あたりに用いる問題数を増やさずに評価の精度を高めることができる。

**Step-1:** 子個体の集団( $N$  個)を作成する

**Step-2:**  $K/2$  個の問題に対する正解率を子個体の  $f$  とする

**Step-3:** 親個体の集団( $N$  個)と合わせて  $f$  でソートする

**Step-4:**  $K_{sum} < K_{max}$  を満たす上位  $N$  個の解を、 $K/2$  個の問題でさらに評価する

**Step-5:**  $f = K_{correct} / K_{sum}$  とする

**Step-6:** NSGA-II の世代交代を行なう ( $N$  個体が保存される)

⑤ 情報伝播に着目したパラメータ

密度分類問題を解くためには、全セルの情報統合する必要がある。しかし一般に、セルは近傍のセルの状態しか知ることができない。遠くのセルの情報を知ることができるルールの例として、「170 番ルール」と呼ばれる、 $r=1$  のルールが挙げられる。このルールは、右隣のセルの状態を出力とするため、与えられた初期形態を左へ伝えていく特徴がある。170 番ルールでは、時間の経過とともにセルの情報が伝播するため、遠くのセルの情報を知ることができる。本稿では、このような様相を「情報伝播」と呼ぶ。170 番ルールでは、情報伝播が生じるものの、密度分類を行うことができない。このため、適度に情報伝播を行なうルールを探索する必要がある。

ここで、情報伝播が生じる度合いをパラメータ  $NC$  として定義する。 $NC$  はルールの入力と出力ビットの相関係数のうち、絶対値が最大の値である。実際には、状態 0 と状態 1 について  $NC_0$  と  $NC_1$  という 2 つの値が計算される。状態  $s$  についての  $NC$  の値、 $NC_s$  の定義を以下に示す。

$$NC_s = nc_s(q_{max})$$

$$q_{max} = \arg \max_q |nc_s(q) - 0.5|$$

$$nc_s(q) = \frac{1}{2^{2r}} \sum_{v \in V} F(v_q = s \wedge \Phi(v_1, \dots, v_q, \dots, v_{2r+1}) = v_q)$$

$$V = \{v \mid v = (v_1, \dots, v_{2r+1}), v_i \in \{0, 1\}\}$$

$$F(p) = \begin{cases} 0 & \text{if}(p \text{ is True}) \\ 1 & \text{if}(p \text{ is False}) \end{cases}$$

ここで、 $q_{max}$  は、出力ビットとの相関が最も顕著な入力セルを表す。式中の  $v$  は近傍状態であり、 $V$  は全ての近傍状態の集合である。また、式中の  $F(p)$  は、論理式  $p$  が真のときに 1、偽のときに 0 を返す関数とする。

(2) 画像処理への応用

① 2次元 CA と画像処理問題

単純化のためセルは白と黒の 2 状態を取るものとする。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。図 1 に示す例では黒い線で囲まれた内側の 9 つのセルが、位置  $(i, j)$  のセルの近傍である。図 2 はルールの例(一部分)である。この例に従えば、図 1 における  $s_{ij}(t+1)$  は白と決定する。

通信路などにおいて生じるインパルスノイズ

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。図 3 は Lena (512×512 ピクセル) と呼ばれるテスト画像と、そこにインパルスノイズを付加した例である。インパルスノイズによって破損した画像の修復に対して線形フィルタによるアプローチは適していないため、メディアンフィルタなどの非線形フィルタを用いることが一般的である。

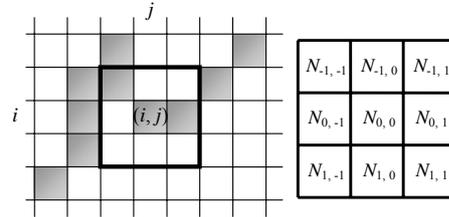


図 1 二次元 2 状態 CA の例

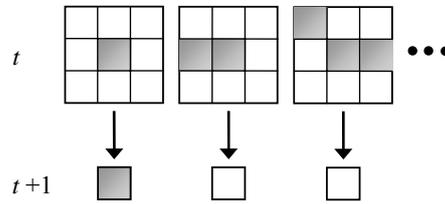


図 2 二次元 2 状態 CA のルール(一部分)

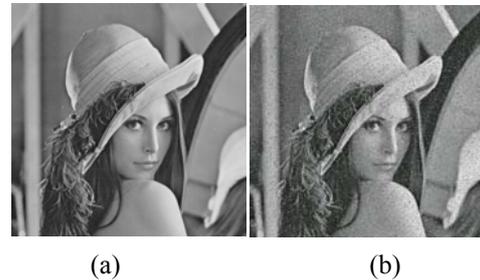


図 3 (a) Lena の原画 (b) ノイズを付加した例

② 進化計算

CA のルールは全ての近傍状態に対する次の時刻におけるセルの状態の集合として定義される。従来手法ではこれを配列状に並べてコード化していた。この配列の長さは二次元 2 状態 CA (ムーア近傍) では 512 である。Rosin は回転対称や線対称などに着目して単純化を図り、コードの長さを 51 に削減している。本研究で設計の対象とする 256 状態 CA では、配列の長さが  $256^9 (\approx 10^{21})$  と爆発的に増大するため、対称性などを考慮したとしても計算機上での表現は困難であると考えられる。

配列状のコードを用いない手法として、遺伝的プログラミング(GP)を用いた手法と Gene Expression Programming (GEP)を用いた手法が提案されている。これらの研究におい

て一次元2状態CAを対称とした実験が行われており、GEPを用いた手法がより効果的であることが分かっている。どちらも木構造のプログラムでルールを表現する手法であるため前述の問題点が生じない。そこで本研究ではGEPを用いてCAのルールを設計する。

画像処理分野においてもGPなどを用いてノイズ低減処理用のフィルタ設計を行った研究があり、基本的な画像フィルタを組み合わせる手法や統計量同士の関係に着目した手法などが挙げられる。またGPUプログラミング用のAPIにおいて提供されている関数を組み合わせる手法が提案されている。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。

GEPにおける解探索の方法はGAとほぼ同じであり、選択、交叉、突然変異などの遺伝的操作を用いる(Table 2参照)。それに加え、染色体の一部を他の位置へ転移する操作も共に使用する。

#### 4. 研究成果

##### (1) 密度分類問題への適用

###### ① 実験方法

提案手法を評価するため、以下の2通りの実験を行なった。獲得された解の評価値を用いて手法を評価した。

- ・**実験1**: 従来手法の問題点改良を評価
  - ・**実験2**: パラメータ  $NC$  の導入を評価
- 実験1の実験条件を表1に示す。また、実験1では、以下の4つの手法について比較を行なった。
- ・**従来手法**: 烏雲の手法
  - ・**問題点改良**: 解の評価方法を改良した手法
  - ・**パラメータガイド**: 解の評価方法はそのまま、パラメータガイドを導入した手法
  - ・**提案手法1**: 問題点の改良と、パラメータガイドの両方を組み合わせた手法

実験2では、以下の3つの手法について比較を行った。提案手法2は、提案手法1と使用するパラメータだけが異なっている。 $NC$ を使用した場合、 $AA$ を使用しないほうが、探索性能が高くなったため、提案手法2では $AA$ を利用しなかった。実験2の実験条件は、実験1と同じであるが、集団サイズが200に、世代数が1000に増加している。

- ・**従来手法**: 実験1と同じ
- ・**提案手法1**: 実験1と同じ
- ・**提案手法2**: 提案手法1に $NC$ を導入した手法を使用したパラメータ:  $\mu$ ,  $ND$ ,  $AP$ ,  $NC_0$ ,  $NC_1$

今回の実験では、順番に適用される2つのルールのうち、最初に実行されるルールについ

てのみ、パラメータガイドを行なった。Oliveiraらは、従来研究で発見された良解を事前知識として、パラメータの範囲を決定していた。ルール変化型CAでは、そのような良解が知られていない。このため、パラメータガイドを使用せずに事前探索を行って獲得された良解から、パラメータの範囲を決定した。事前探索には、文献の手法を用いた。ただし、 $NC_0$ と $NC_1$ の範囲は事前探索の結果によらず、経験的に設定した。

##### ② 実験結果

各実験で獲得された、計50個の最良解の評価値によって手法を評価する。実験1で獲得された最良解の評価値を表2に示す。

問題点の改良を行なった場合、評価値80%以上の解が獲得された。これは解の評価方法が適切であるためであると考えられる。しかし、平均的な探索性能は向上していない。一方、パラメータガイドを導入した場合には、平均的な探索性能は向上している。提案手法1はこれらの長所を併せ持っており、4つの手法の中で最も優れている。

実験2の結果を表3に示す。提案手法1は実験1の場合と同様に、従来手法よりも探索性能が高くなっている。また、パラメータ $NC$ を導入した提案手法2では、探索性能がさらに向上していることが分かる。

次に、CAとルール変化型CAの比較を行なう。表4に、提案手法2と従来手法によって獲得された解の評価値の分布を示す。ルール変化型CAの方が、評価値80%以上の解獲得率が高いことが分かる。従来手法の実験は、提案手法のものよりも評価回数が多い条件で行なわれている。CAの解はどちらも評価値86%程度であるのに対して、ルール変化型CAでは、評価値90.2%の解が獲得されている。

表1 実験1の実験条件

|       |                  |      |
|-------|------------------|------|
| 実験回数  |                  | 50   |
| CA    | ルール数             | 2    |
|       | 近傍半径 $r$         | 3    |
|       | ルールの適用回数 $M$     | 300  |
|       | 格子サイズ $L$        | 149  |
| テスト問題 | 1世代あたりの問題数 $K$   | 200  |
|       | 問題数の上限 $K_{max}$ | 1000 |
|       | 問題中の状態1の数 $D$    | 70   |
| GA    | 集団サイズ $N$        | 100  |
|       | 世代数              | 200  |
|       | 突然変異率            | 2%   |

表2 実験1の結果

| 手法       | 評価値  |
|----------|------|
| 従来手法     | 73.5 |
| 問題点改良    | 81.2 |
| パラメータガイド | 78.0 |
| 提案手法1    | 81.1 |

表3 実験2の結果

| 手法    | 評価値  |
|-------|------|
| 従来手法  | 84.0 |
| 提案手法1 | 85.4 |
| 提案手法2 | 90.2 |

表4 獲得された解の評価値の分布 (%)

| モデル       | 通常の CA       |           | ルール変<br>化型 CA |
|-----------|--------------|-----------|---------------|
|           | パラメー<br>タガイド | 共進化<br>GA | 提案手法<br>2     |
| 80% -     | 0            | 27        | <b>84</b>     |
| 70% - 80% | 7            | 20        | 16            |
| 60% - 70% | 89           | 53        | 0             |
| - 60%     | 4            | 0         | 0             |

(2) 多値画像のノイズ低減への応用

① 実験方法

GEPを用いてノイズ低減を行うCAのルールを進化的に獲得した。学習用のテスト画像として、図3に挙げたLenaにごま塩ノイズ ( $p=0.1$ )、インパルスノイズ ( $p=0.1$ )を付加した画像をそれぞれ用いた。詳しい実験条件を表5に示す。

獲得したルールを Airplane、Boats と呼ばれる二種類のテスト画像によって評価した。評価の指標にはPSNRを用いた。比較手法として、 $p=0.1$ と $p=0.3$ の条件で学習を行った2状態CA (Rosin-1、Rosin-2)に加え、メディアンフィルタ(MED)とメディアンフィルタを拡張した手法である Center Weighted Median Filter (CWM)、Progressive Switching Median Filter (PSM)、Tri-state Median Filter (TSM)を用いた。フィルタのパラメータについては、CWMとTSMにおける中央画素の重み  $K=1$ 、TSMにおける定数  $T=20$ とした。

② 実験結果

実験結果を図4と図5に示す。縦軸がPSNR、横軸がノイズの割合  $p$ を表している。Proposed-1は提案手法を用いてごま塩ノイズ

表5 実験条件

|                      |          |
|----------------------|----------|
| 世代数                  | 1000     |
| 集団サイズ                | 100      |
| ヘッド部の長さ              | 20       |
| 突然変異率                | 2点       |
| エリート率                | 0.2      |
| 選択方法                 | 2-トーナメント |
| 交叉方法                 | 一点交叉     |
| 転移する配列の長さ            | 3        |
| IS-Transpositionの割合  | 0.1      |
| RIS-Transpositionの割合 | 0.1      |
| ノイズの割合               | 0.1      |
| ルール適用回数の上限           | 8        |

に対して学習した結果獲得された最良ルールであり、以下の式で表される。

$$-\max(N_{0,0}, \min(N_{0,1}, (-128 -_{sat} N_{0,0}) +_{sat} \max(\min(N_{0,1}, N_{1,1}), \min(N_{-1,-1}, N_{1,-1}))))$$

また、Proposed-2はインパルスノイズを用いて獲得された最良ルールであり、以下の式で表される。

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

ノイズの割合が低い場合には、提案手法の性能が最も高かった。ごま塩ノイズの処理ではProposed-1の性能が非常に高かったが、このルールではインパルスノイズを低減できないことが分かった。インパルスノイズを用いて学習を行ったProposed-2も、ごま塩ノイズに対する性能が低かった。これらのルールを分析した結果、注目する画素がノイズと判定された場合にのみ画素値の修正を行っていることが分かった。この判定条件がそれぞれのノイズに対して過適応したものと考えられる。この問題は、学習データに付加するノイズの種類や割合を変化させることで改善できると考えられる。特定のノイズに特化したルールを有効に利用する方法として、ルールを逐次適用してノイズ低減を行う手法が考えられる。従って、ルール変化型CAが有効であると考えられる。

表6はそれぞれの手法によってインパルスノイズの低減処理を行った場合の計算時間である。実行環境はIntel Core2 Duo2, 10GHz, RAM1GB, Windows XP SP2, Visual C++ 2008である。提案手法は、2状態CAを用いた手法(Rosin-1、Rosin-2)よりも高速に処理を行うことができた。またメディアンフィルタなどの画像フィルタと比較した場合にも若干高速であった。一般的にメディアンの計算にはソ

ートを用いるため時間計算量が大きくなるが、本実験で獲得されたルールはソートを行う必要がない。また本実験ではCPU上でCAを実行したが、専用ハードウェアやGPU上で並列計算を行った場合はさらに高速な処理が可能であると考えられる。

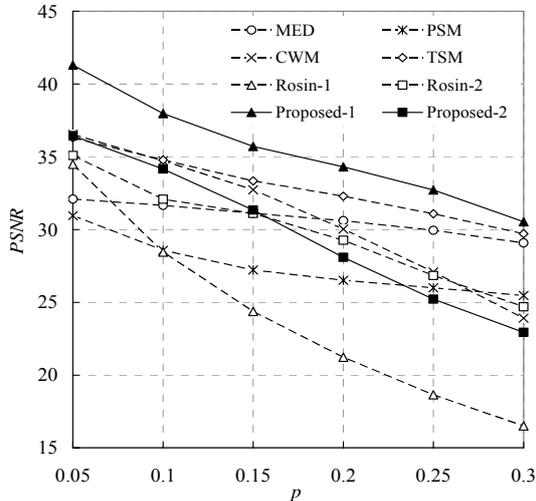


図4 処理結果(ごま塩ノイズ)

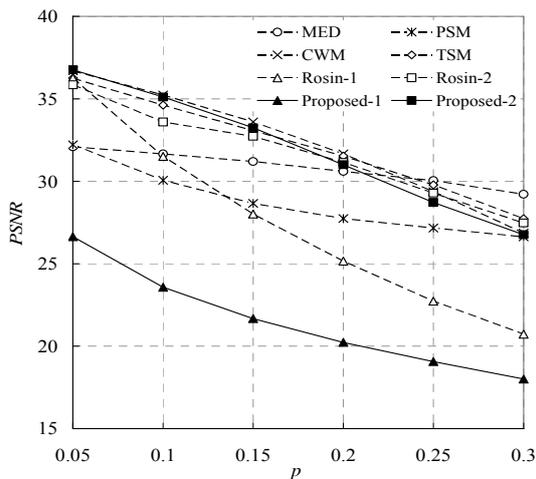


図5 処理結果(インパルスノイズ)

表6 インパルスノイズ低減の計算時間(秒)

| フィルタ       | Airplane |         | Boats    |         |
|------------|----------|---------|----------|---------|
|            | $p=0.05$ | $p=0.3$ | $p=0.05$ | $p=0.3$ |
| MED        | 0.45     | 0.47    | 0.50     | 0.47    |
| PSM        | 15.05    | 7.91    | 2.89     | 13.42   |
| CWM        | 0.53     | 0.52    | 0.55     | 0.53    |
| TSM        | 0.98     | 1.00    | 1.03     | 1.02    |
| Rosin-1    | 77.53    | 76.42   | 95.86    | 98.61   |
| Rosin-2    | 52.88    | 50.78   | 65.19    | 64.75   |
| Proposed-1 | 0.25     | 0.25    | 0.25     | 0.27    |
| Proposed-2 | 0.33     | 0.33    | 0.34     | 0.34    |

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計2件)

- ① S. Sato, H. Kanoh, “Evolutionary Design of Rule-Changing Cellular Automata guided by Parameter indicating Propagation of Information”, Proc. of the International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and International Symposium on advanced Intelligent Systems (SCIS & ISIS 2008), pp.1737-1742 (Sept. 2008). (査読有り)
- ② H. Kanoh, S. Sato, “Improved Evolutionary Design for Rule-Changing Cellular Automata Based on the Difficulty of Problems”, IEEE proc. of the International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2007), pp.1243-1248 (Oct. 2007). (査読有り)

[学会発表] (計3件)

- ① 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年3月17日, キャンパスプラザ京都.
- ② 佐藤正平, 狩野 均: 情報伝播に着目したパラメータを用いたルール変化型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35回知能システムシンポジウム 1B3-4, 2008年3月18日, 東京工業大学.
- ③ 佐藤正平, 狩野均: 近傍セルの境界条件に着目したパラメータを用いた1次元セルオートマトンのクラス分類, 情報処理学会 第69回全国大会 3C-7, 2007年3月6日, 早稲田大学.

## 6. 研究組織

(1) 研究代表者

狩野 均 (Kanoh Hitoshi)

筑波大学・大学院システム情報工学研究科・准教授

研究者番号: 40251045