

指紋復元のためのデジタル反応拡散システムの設計

Design of a Digital Reaction-Diffusion System for Fingerprint Restoration

伊藤 康一 青木 孝文 樋口 龍雄
東北大学大学院情報科学研究科

Koichi ITO Takafumi AOKI Tatuo HIGUCHI
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

あらまし 本論文は、デジタル反応拡散システム (Digital Reaction-Diffusion System: DRDS) を用いたかすれた指紋画像を復元するアルゴリズムを提案する。デジタル反応拡散システムは、反応拡散システムを時間・空間で離散化したモデルであり、生物系のテクスチャやパターンの生成に有用である。本論文では、かすれた指紋画像が与えられたときに、元の指紋パターンを復元することができる DRDS を設計する。また、本論文で提案する指紋復元アルゴリズムの処理を高速化するために並列 Octave を用いた並列化についても述べる。

1 まえがき

生物は、発生や成長の過程においてさまざまな「形」を作り出している。発生学においては、このような生物の形やパターンの発生現象を指して「形態形成 (morphogenesis)」と呼んでいる。1952年に Alan Turing は、「2つの仮想的な物質が、ある条件を満たしてお互いの生成を制御するとき、その物質の濃度分布は、濃度の高い部分と低い部分とが空間に繰り返しパターンを作って安定する」と主張し、形態形成現象の数理モデルを提案した [1]。この数理モデルは、連続系の反応拡散方程式で記述される。近年は、反応拡散系を基本にした生物の形態形成の数理モデルに関する研究が盛んに行われている [2]。

形態形成の数理モデルは、工学的な観点からも興味深いものが多い。たとえば、反応拡散系によってモデル化された生物の形態形成・パターン形成をヒントにして、能動的に信号を生成・加工する新しい信号処理システムを構築できると考えられる [3]-[5]。このようなアプローチは、画像・映像処理、コンピュータグラフィックス、バーチャルリアリティなどの領域にインパクトを与える可能性がある。以上のような観点から、筆者らは、離散時間・離散空間で定義した抽象的な反

応拡散系のモデルとしてデジタル反応拡散システム (Digital Reaction-Diffusion System: DRDS) を提案してきた [6]。

本論文では、DRDS を指紋復元へ応用する。ここで考える問題は、かすれた指紋画像から元の指紋パターンを復元することである。そのために、かすれた不完全な指紋画像から指紋パターンを発生することに特化した適応 DRDS を設計する。提案するシステムは、かすれた指紋画像が与えられても人物を特定することができるため、現在までに開発されている指紋照合装置などの照合能力を高めることができると考えられる。また、提案するシステムを用いた指紋復元の処理の並列化について述べる。提案するシステムは、処理時間が長く、容易にシステムを改良することができない。そこで、筆者らの研究グループで開発している並列 Octave [7] を用いて並列化し、復元処理の高速化を図った。

現在までに、不完全な指紋画像から原画像を復元する研究がいくつか報告されている。しかし、これらのほとんどは、指紋画像の復元より強調について述べたものである [8], [9]。ほとんどの文献では、入力画像から特徴点を抽出するために (元の紋の特徴を変化させないように) 受動的画像処理を行っている。一方、形態形成の原理を利用した指紋画像の強調・復元に関する研究も報告されている。この報告では、能動的な画像処理により、情報の欠落している部分を補間するように指紋パターンを発生し、指紋画像を強調している。このような新しいアイデアは、もともと文献 [3] で述べられていたものであるが、微分方程式でシステムが構築されているため解析が容易でなく、指紋強調に限定された応用であった。それに対し、本論文は、形態形成の原理を基にした指紋復元アルゴリズムの設計と評価を DRDS の枠組みで系統的に行う方法を提案するものである。

2 デジタル反応拡散システム

一般的なデジタル反応拡散システム (Digital Reaction-Diffusion System: DRDS) は、連続系における一般的な反応拡散システムを時間および空間に対して離散化することにより得られる。2次元平面 (r_1, r_2) において M 種類の物質を用いた反応拡散システムの一般式は次式で記述される。

$$\frac{\partial \tilde{\mathbf{x}}(t, r_1, r_2)}{\partial t} = \tilde{\mathbf{R}}(\tilde{\mathbf{x}}(t, r_1, r_2)) + \tilde{\mathbf{D}} \nabla^2 \tilde{\mathbf{x}}(t, r_1, r_2) \quad (1)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}} &= [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_M]^T \\ \tilde{x}_i &: i \text{ 番目の仮想物質濃度} \\ \tilde{\mathbf{R}}(\tilde{\mathbf{x}}) &= [\tilde{R}_1(\tilde{\mathbf{x}}), \tilde{R}_2(\tilde{\mathbf{x}}), \dots, \tilde{R}_M(\tilde{\mathbf{x}})]^T \\ \tilde{R}_i(\tilde{\mathbf{x}}) &: i \text{ 番目の非線形反応関数} \\ \tilde{\mathbf{D}} &= \text{diag}[\tilde{D}_1, \tilde{D}_2, \dots, \tilde{D}_M] \\ \text{diag} &: \text{リストの要素からなる対角行列} \\ \tilde{D}_i &: i \text{ 番目の仮想物質の拡散係数} \end{aligned}$$

である。

式 (1) の濃度ベクトル $\tilde{\mathbf{x}}$ を時間 t および空間 (r_1, r_2) に対してそれぞれサンプリング周期 T_0 および (T_1, T_2) で離散化することで、DRDS の一般式を定義する。離散的な時間インデックスを n_0 、離散的な空間インデックスを (n_1, n_2) として、離散時間・空間で定義された濃度ベクトル \mathbf{x} を以下のように与える。

$$\mathbf{x}(n_0, n_1, n_2) = \tilde{\mathbf{x}}(n_0 T_0, n_1 T_1, n_2 T_2) \quad (2)$$

この離散濃度ベクトル $\mathbf{x}(n_0, n_1, n_2)$ を用いると、式 (1) は以下のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n_0+1, n_1, n_2) &= \mathbf{x}(n_0, n_1, n_2) + \mathbf{R}(\mathbf{x}(n_0, n_1, n_2)) \\ &\quad + \mathbf{D}(l * \mathbf{x})(n_0, n_1, n_2) \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [x_1, x_2, \dots, x_M]^T \\ \mathbf{R} &= T_0 \tilde{\mathbf{R}} = [R_1(\mathbf{x}), R_2(\mathbf{x}), \dots, R_M(\mathbf{x})]^T \\ \mathbf{D} &= T_0 \tilde{\mathbf{D}} = \text{diag}[D_1, D_2, \dots, D_M] \\ l(n_1, n_2) &= \begin{cases} \frac{1}{T_1^2} & (n_1, n_2) = (-1, 0), (1, 0) \\ \frac{1}{T_2^2} & (n_1, n_2) = (0, -1), (0, 1) \\ -2(\frac{1}{T_1^2} + \frac{1}{T_2^2}) & (n_1, n_2) = (0, 0) \\ 0 & \text{その他} \end{cases} \end{aligned}$$

であり、 l と濃度ベクトル \mathbf{x} との空間たみこみ $l * \mathbf{x}$ は次式で定義される。

$$\begin{aligned} (l * \mathbf{x})(n_0, n_1, n_2) &= \begin{bmatrix} (l * x_1)(n_0, n_1, n_2) \\ (l * x_2)(n_0, n_1, n_2) \\ \vdots \\ (l * x_M)(n_0, n_1, n_2) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{p_1=-1}^1 \sum_{p_2=-1}^1 l(p_1, p_2) x_1(n_0, n_1 - p_1, n_2 - p_2) \\ \sum_{p_1=-1}^1 \sum_{p_2=-1}^1 l(p_1, p_2) x_2(n_0, n_1 - p_1, n_2 - p_2) \\ \vdots \\ \sum_{p_1=-1}^1 \sum_{p_2=-1}^1 l(p_1, p_2) x_M(n_0, n_1 - p_1, n_2 - p_2) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

以上が DRDS の基本式である。この式は、3次元のデジタルフィルタ、あるいは時間発展する2次元デジタルフィルタととらえることができる。

実際応用では、初期時刻の濃度ベクトル $\mathbf{x}(0, n_1, n_2)$ の適当な要素 (例えば $x_1(0, n_1, n_2)$) に入力画像を与え、ある一定ステップだけダイナミクス (式 (3)) を動作させた後の濃度ベクトル $\mathbf{x}(n_0, n_1, n_2)$ の適当な要素 (例えば $x_1(n_0, n_1, n_2)$) から出力画像を得る。一般的に、安定性が保証された線形なデジタルフィルタがデジタル信号処理のさまざまな応用に用いられている。それに対し、筆者らは、非線形反応関数 $\mathbf{R}(\mathbf{x})$ を有し、拡散不安定性の条件を満たした DRDS をデジタル信号処理の問題に応用してきた [6]。この場合、DRDS は、パターン形成能力を有する3次元の不安定なデジタルフィルタとみなせる。

本論文では、2種類 ($M = 2$) の物質を用いた DRDS を考え、反応関数として化学振動系の数理モデルとして有名な Brusselator [2] を用いる。Brusselator を反応関数として用いた DRDS は、次式で定義される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_1(n_0+1, n_1, n_2) \\ x_2(n_0+1, n_1, n_2) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} x_1(n_0, n_1, n_2) \\ x_2(n_0, n_1, n_2) \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} R_1(x_1(n_0, n_1, n_2), x_2(n_0, n_1, n_2)) \\ R_2(x_1(n_0, n_1, n_2), x_2(n_0, n_1, n_2)) \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} D_1(l * x_1)(n_0, n_1, n_2) \\ D_2(l * x_2)(n_0, n_1, n_2) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで

$$\begin{aligned} R_1(x_1, x_2) &= T_0 \{k_1 - (k_2 + 1)x_1 + x_1^2 x_2\} \\ R_2(x_1, x_2) &= T_0 (k_2 x_1 - x_1^2 x_2) \end{aligned}$$

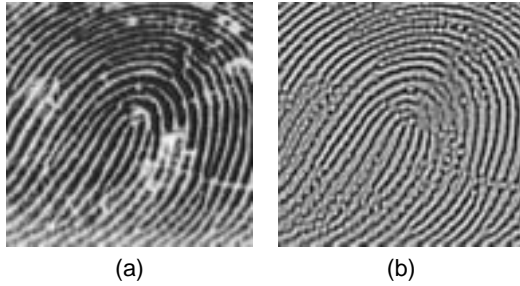


図 1: 指紋画像の強調: (a) 原画像, (b) 強調した画像

である。本論文では、パラメータを $k_1 = 2, k_2 = 4, T_0 = 0.01, D_1 = T_0, D_2 = 5T_0$ と設定した。

このように定義した DRDS は、指紋画像を強調することができる。設定したパラメータの場合、ダイナミクスの平衡点は $(x_1, x_2) = (2, 2)$ であり、2 種類の物質の濃度は、 $1 \leq x_1 \leq 3$ および $1 \leq x_2 \leq 3$ の範囲に抑えられる。そこで、まず、 $[0, 255]$ 階調のグレースケール画像を $[1, 3]$ の範囲にスケールリングし、これを物質 1 の初期濃度 $x_1(0, n_1, n_2)$ に与える。一方、物質 2 の初期濃度は平衡点と同じ値に設定する ($x_2(0, n_1, n_2) = 2$)。また、空間サンプリング周期 T_1, T_2 は、指紋画像の固有の空間周波数と一致するように調整する。 n_0 ステップだけ DRDS のダイナミクスを計算したあと、物質 1 の濃度 $x_1(n_0, n_1, n_2)$ を出力画像として取り出し、これを $[0, 255]$ の範囲にスケールリングし直して、最終画像とする。図 1 は、以上の手順で指紋画像を強調した結果である。

式 (4) で定義した DRDS で指紋画像を強調した場合、等方的に拡散しているため図 1(b) のように部分的に指紋の構造が崩れてしまう。この問題を解決するために、以下では、指紋の紋方向を考慮し、その方向にパターン生成を促すようなシステムを設計する。

3 適応 DRDS を用いた指紋復元

2 種類の物質を用いた DRDS を指紋画像の復元に特化した適応 DRDS に拡張し、かすれた指紋画像を復元するアルゴリズムを提案する。

適応 DRDS では、拡散項に方向マスクをたたみ込むことによって、適応的にパターン生成を指紋の紋方向に促すことができる。反応関数として Brusselator を用いた適応 DRDS は次式で表される。

$$\begin{bmatrix} x_1(n_0+1, n_1, n_2) \\ x_2(n_0+1, n_1, n_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(n_0, n_1, n_2) \\ x_2(n_0, n_1, n_2) \end{bmatrix}$$

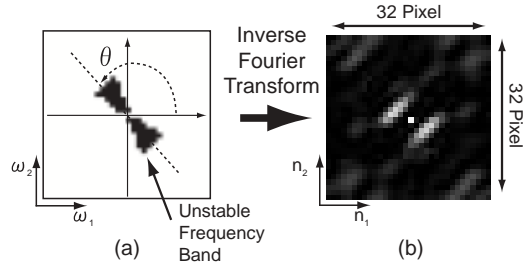


図 2: 角度 θ の方向マスク: (a) 周波数領域, (b) 空間領域

$$\begin{aligned} & + \begin{bmatrix} R_1(x_1(n_0, n_1, n_2), x_2(n_0, n_1, n_2)) \\ R_2(x_1(n_0, n_1, n_2), x_2(n_0, n_1, n_2)) \end{bmatrix} \\ & + \begin{bmatrix} D_1(h_1^{n_1 n_2} * l * x_1)(n_0, n_1, n_2) \\ D_2(h_2^{n_1 n_2} * l * x_2)(n_0, n_1, n_2) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $h_i^{m_1 m_2}(n_1, n_2)$ は i 番目の物質の (m_1, m_2) における方向マスクである。

(m_1, m_2) における方向マスク $h_i^{m_1 m_2}(n_1, n_2)$ は、 $(n_1, n_2) = (-16, -16) \sim (15, 15)$ の範囲で定義される 32×32 の実数からなる行列である。方向マスクは、指紋画像の紋方向にしたがって、それぞれの画素におけるパターン生成の方向を制御する。たとえば、角度 θ を持っている方向マスクは、図 2 のように作成する。まず、周波数領域で角度 θ を持った 32×32 の大きさのマスクパターン $H_1^{m_1, m_2}(j\omega_1, j\omega_2)$ を以下のように定義する。

$$H_1^{m_1 m_2}(j\omega_1, j\omega_2) = \begin{cases} 1 & \text{不安定化させたい周波数帯} \\ & \text{に対して (図 2(a) の黒い部分)} \\ 2 & \text{その他} \end{cases}$$

そして、作成したマスクパターンに対して逆フーリエ変換を行い、方向マスク $h_1^{m_1, m_2}(n_1, n_2)$ (図 2(b)) を得る。一方、2 番目の物質に対しては、空間領域で中心が 1、それ以外が 0 である方向マスクを用いる。すなわち、2 番目の物質に対しては、局所的な方向を考慮しないように設定する。指紋の復元を行う際は、まずはじめにそれぞれの画素に対する紋の方向 θ を調べ、あらかじめ作成していた $0^\circ \sim 179^\circ$ の方向マスクから一致したものをその画素にたたみ込む。

実際に指紋復元に適用する場合は、かすれた指紋画像から正確な方向を調べることは困難である。そこで、図 3 に示すアルゴリズムのように Coarse-to-Fine 法で復元する。まず、指紋画像を p^2 個に分割し、それぞれの分割画像の紋方向に一致する方向マスクを選択する。ここで、 p の初期値は 2 とする。選択した方向マスクを

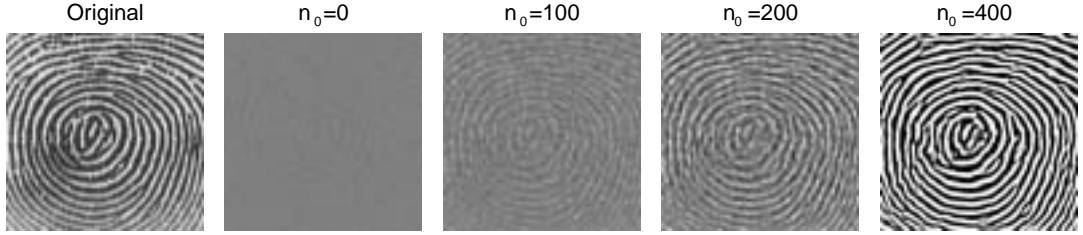


図 4: $1/(6 \times 6)$ サブサンプリングした画像 (Finger01) を復元した結果

procedure Adaptive DRDS with Hierarchical Orientation Estimation

1. **begin**
2. $p := 2$; { initialize the image partitioning factor }
3. **while** time step n_0 equals to 500 **do**
4. **begin**
5. **if** p is less than 10 **then**
6. **begin**
7. partition the input image into p^2 sub-images;
8. select independent orientation masks for p^2 sub-images;
9. run the adaptive DRDS (Eq. (5)) for 10 time steps;
10. $p := p + 1$
11. **end**
12. **else**
13. **begin**
14. select independent orientation masks for all pixels;
15. run the adaptive DRDS (Eq. (5)) for 10 time steps
16. **end**
17. **end**
18. **end**.

図 3: 適応 DRDS を用いたかすれた指紋の復元アルゴリズム

用いて、適応 DRDS を 10 ステップ ($n_0 = 0 \sim 9$) 計算する。そして、 p を 1 だけインクリメントし ($p = 3$)、上記の操作を 10 ステップ繰り返す ($n_0 = 10 \sim 19$)。このような操作を $p = 9$ まで p をインクリメントしながら繰り返す ($n_0 = 20 \sim 89$)。 $p > 9$ では、各画素の方向を求め、それに対応する方向マスクを選択し、10 ステップ適応 DRDS を計算する。そして、10 ステップごとに方向マスクを更新しながら、 $n_0 = 500$ まで処理を続ける。このような手順で処理を行うことで、復元の精度を向上することができる。

以下では、提案する指紋復元システムの復元能力を

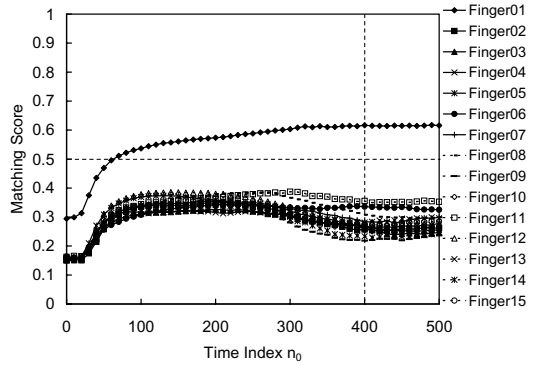


図 5: Finger01 の原画像と Finger01–Finger15 の復元画像のマッチングスコアの時間推移

評価するための実験について述べる。本論文では、サブサンプリング画像から元の指紋パターンを復元する問題を考える。サブサンプリングとは、 $R \times S$ のブロックからランダムに 1 画素を選択し、画素数を $1/(R \times S)$ に削減する手法である。適応 DRDS の復元能力は、復元した画像と原画像の類似度を求めることで評価する。類似度の計算には、すでに実用化されている指紋照合装置 [10] にも組み込まれている位相限定相関法 [11] を用いた。実験には、15 個の指紋画像 (Finger01–Finger15) を用いた。また、入力画像は、サブサンプリングレートを $1/(3 \times 3)$, $1/(3 \times 4)$, $1/(4 \times 4)$, $1/(4 \times 5)$, $1/(5 \times 5)$, $1/(5 \times 6)$, $1/(6 \times 6)$, $1/(6 \times 7)$, $1/(7 \times 7)$, $1/(7 \times 8)$, $1/(8 \times 8)$ と変化させた。

以下では、例として、 $1/(6 \times 6)$ サブサンプリングした指紋画像を復元した場合の実験結果について述べる。図 4 は、 $1/(6 \times 6)$ サブサンプリングした画像を復元した結果であり、それぞれ原画像 (Finger01)、サブサンプリング画像 ($n_0 = 0$), $n_0 = 100, 200, 400$ での復元画像

表 1: 復元画像の識別率

Subsampling Rate	Number of Identified Samples	Identification Rate
1/(3 × 3)	15	100%
1/(3 × 4)	15	100%
1/(4 × 4)	15	100%
1/(4 × 5)	15	100%
1/(5 × 5)	15	100%
1/(5 × 6)	15	100%
1/(6 × 6)	15	100%
1/(6 × 7)	14	93%
1/(7 × 7)	12	80%
1/(7 × 8)	5	33%
1/(8 × 8)	1	7%

である。図 5は、1/(6 × 6) サブサンプリングの場合の原画像 (Finger01) と Finger01–Finger15 の復元画像とのマッチングスコアの推移を示したグラフである。時間ステップ n_0 が進むにつれて Finger01 のマッチングスコアが上昇していることがわかる。実験結果より、グラフの縦軸に破線で示した $n_0 = 400$ で識別することが最適であることがわかっている。横軸の破線は、識別するためのマッチングスコアの閾値であり、本論文では 0.5 とした。 $n_0 = 100 \sim 300$ は、復元の途中であり、原画像と一致しない復元画像でも高いマッチングスコアを示す場合がある。 $n_0 = 400$ まで計算を進めると、一致していない復元画像とのマッチングスコアは下がるが、一致する復元画像はある程度の値を維持する。

表 1 にさまざまなサブサンプリングレートにおける指紋の識別結果を示す。1/(3 × 3) から 1/(6 × 6) サブサンプリングの場合は、提案するアルゴリズムを用いることで、正確に元の指紋パターンを発生することができる。実験結果より、提案するアルゴリズムを利用することで、かすれた指紋画像に対する照合精度を高めることができると思われる。

4 並列 Octave による処理の並列化

ここでは、並列 Octave [7] を用いた指紋復元処理の並列化について述べる。現在までに開発してきた指紋復元アルゴリズムでは、処理時間が問題となっている。たとえば、前章で述べたかすれた指紋画像の復元には、約 8 時間もの計算時間を必要とする。特に、指紋の局所的な方向を求める部分と画素ごとに異なる方向マスクをたたみ込む部分に膨大な計算時間を要する。そのため、アルゴリズムの改良を容易に行うことができない。そこで、筆者らの研究グループで開発している並列 Octave を用いて処理の並列化を行った。Octave とは、ディジ

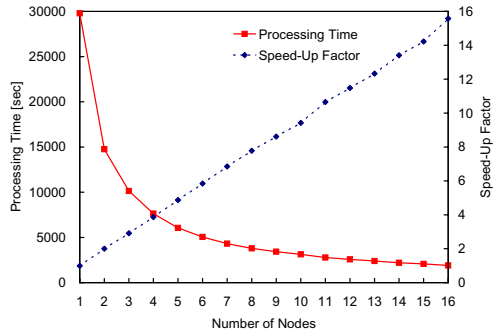


図 6: 処理を並列化した場合の計算時間と Speed-Up Factor

タル信号処理の分野で広く使用されている MATLAB と互換性を持つ、いわゆる MATLAB クローン的一种である。並列 Octave は、既存の Octave に並列インタフェースを加えたものである。

実験では、16 ノード PC クラスタシステム (CPU: PentiumIII 1GHz, Memory: SDRAM 512MB, OS: Linux 2.1.17) を用い、提案する復元アルゴリズムの処理時間を測定した。図 6は、1–16 台に処理を分担させたときの計算時間を測定した結果である。Speed-Up Factor は、Octave を用いて 1 台で処理を行った計算時間 (29509 sec) を基準としている。16 台を使って処理を並列化した場合は、約 31 分で処理を終えており、1 台で処理した場合に比べ約 15.5 倍に高速化することができた。

5 まとめ

本論文では、デジタル反応拡散システムを用いたかすれた指紋画像を復元するためのアルゴリズムを提案した。提案するアルゴリズムは、画素情報を 1/36 に削減した指紋画像からでも元の指紋パターンを復元することができることを示した。また、復元アルゴリズムの改良を容易に行うために、並列 Octave を用いた復元処理の並列化を行った。並列 Octave を用いることで、処理時間を大幅に短縮することができる。今後は、より実用的なアルゴリズムとして完成度をあげるために、実際に傷が付いたりかすれてしまった指紋画像の復元実験を行い、アルゴリズムを改良していく予定である。

参考文献

- [1] A. M. Turing, “The chemical basis of morphogenesis,” Phil. Trans. R. Soc. London, Vol. B237, pp. 37–72, Aug. 1952.

- [2] J. D. Murray, "Mathematical Biology," Springer-Verlag, Berlin, 1993.
- [3] A. S. Sherstinsky and R. W. Picard, "M-Lattice: From morphogenesis to image processing," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, no. 7, pp. 1137–1150, July 1996.
- [4] K. R. Crouse and L. O. Chua, "Methods for image processing and pattern formation in cellular neural networks: a tutorial," *IEEE Trans. Circuits Syst.-I*, vol.42, no.10, pp.583–601, Oct. 1995.
- [5] L. Goras, L. O. Chua and L. Pivka, "Turing patterns in CNNs—part II: equations and behaviors," *IEEE Trans. Circuits Syst.-I*, vol.42, no.10, pp.612–626, Oct. 1995.
- [6] K. Ito, T. Aoki, and T. Higuchi, "Digital reaction-diffusion system — A foundation of bio-inspired texture image processing —," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E84-A, No. 8, pp. 1909–1918, Aug. 2001.
- [7] <http://www.higuchi.ecei.tohoku.ac.jp/octave/>
- [8] L. Hong, Y. Wan, and A. Jain, "Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 777–789, Aug. 1998.
- [9] A. Almansa and T. Lindeberg, "Fingerprint enhancement by shape adaptation of scale-space operators with automatic scale selection," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 9, No. 12, pp. 2027–2042, Dec. 2000.
- [10] <http://www.higuchi.ecei.tohoku.ac.jp/poc/>
- [11] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi and K. Kobayashi, "High-accuracy image registration based on phase-only correlation and its experimental evaluation," *Proc. of 2002 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, pp. 86–90, Nov. 2002.