

# 共生進化に基づく雑音重畳画像の強調

## Enhancement of Noisy Image based on Symbiotic Evolution

大谷紀子\*1      木村誠聡\*2      志村正道\*1  
 Noriko Otani      Tomoaki Kimura      Masamichi Shimura

\*1 武蔵工業大学 環境情報学部

Faculty of Environmental and Information Studies, Musashi Institute of Technology

\*2 日本 IBM 株式会社 テープシステムズ開発

LTO and Enterprise Tape Systems, IBM Japan, Ltd.

Using a committee decision machine is effective in enhancing the edge part of a noisy image without enhancing its noise part. This paper proposes a novel method for learning parameters of a committee decision machine based on symbiotic evolution. It is distinctive of symbiotic evolution that the best solution is found in various candidates through genetic algorithms. Our experimental results show that the committee decision machine learned with the proposed method can enhance noisy images as well as that with the previous method. The number of linear machines in the former decision machine is less than that of the latter, therefore, the time for enhancing with the former is shorter than that of the latter.

### 1. はじめに

デジタル画像処理では、光学的なぼけで劣化した画像のエッジを強調するために画像鮮鋭化を行なう。代表的な画像鮮鋭化手法にアンシャープマスキング (UM) があるが、雑音が重畳された画像に UM を施すと、エッジだけでなく雑音をも強調してしまう。この問題を解決するために、雑音部とエッジ部の分別によって雑音の強調を抑制する方法が提案されており [1, 2]、多数決機械を用いた方法の有効性が示されている [3]。

多数決機械を用いる方法では、雑音重畳画像の各画素がエッジか否かを示したマップ情報を多数決機械により生成し、マップ情報に基づいて必要な画素のみを強調する。多数決機械の各パラメータは、理想画像から生成されたマップ情報を正解データとし、雑音重畳画像から正解データに近いマップ情報を生成することを目標として学習される。しかし、従来の学習法 [3] では限られた範囲における最良解を順に探索しており、多様な解候補から最適解が探索されているとはいえない。

本研究では、雑音重畳画像の鮮鋭化に用いる多数決機械のパラメータ学習法として、共生進化に基づく方法を提案する。共生進化は遺伝的アルゴリズム (GA) の一手法であり、多様な解候補からの効率的な探索を特徴とする [4]。提案手法と従来法で学習した多数決機械により雑音重畳画像の鮮鋭化を行ない、提案手法の有効性を検証する。

### 2. 多数決機械を用いた画像鮮鋭化

#### 2.1 多数決機械とマップ情報の生成

多数決機械は線形パターンへの識別が可能な  $M$  個の線形機械から構成される。ここで線形機械の数  $M$  は奇数とする。各線形機械により入力パターンを 2 クラスに分別し、より多くの線形機械の出力となったクラスを多数決機械の出力とする。

線形機械  $L_k$  が荷重ベクトル  $w_k = (w_{k,1}, w_{k,2}, \dots, w_{k,N})$  と基準値  $s_k$  を保有するとする。このとき、入力パターン  $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,N})$  のクラスは、 $N$  次元空間の超平面  $w_{k,1} \cdot$

$x_1 + w_{k,2} \cdot x_2 + \dots + w_{k,N} \cdot x_N - s_k = 0$  を境界とする領域で表現される。入力パターン  $x_i$  のクラスを示す線形機械  $L_k$  の出力  $l_k(i)$  は以下のように定義される。

$$p_k(i) = x_i \cdot w_k = \sum_{n=1}^N x_{i,n} \cdot w_{k,n} \quad (1)$$

$$l_k(i) = \begin{cases} 1 & : p_k(i) \geq s_k \\ -1 & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

すべての線形機械の出力から、次式により多数決機械の入力パターン  $x_i$  に対する出力  $m(i)$  を決定する。

$$m(i) = \begin{cases} 1 & : \sum_{k=1}^M l_k(i) > 0 \\ 0 & : \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

マップ情報生成のための多数決機械では、雑音重畳画像の  $3 \times 3$  局所窓内の 9 個の画素値を入力パターンとし、中心に位置する画素がエッジか否かを出力するよう、荷重ベクトル  $w_k$  と基準値  $s_k$  を設定する。雑音重畳画像の画素値  $x(i, j)$  に対する  $p_k(i, j)$  を式 (1) に代わって次の式で算出すると、 $l_k(i, j)$  と  $m_k(i, j)$  は式 (2), (3) と同様に求められる。

$$p_k(i, j) = \sum_{l=0}^2 \sum_{m=0}^2 x(i+l-1, j+m-1) \cdot w_{k,3l+m} \quad (4)$$

#### 2.2 マップ情報を用いた強調処理

画像のぼけは低周波数成分に比べてエッジ部を表す高周波数成分が弱められることによって生じるため、マップ情報でエッジ部と判定された部分にのみ高周波数成分を加えることで、雑音部とエッジ部とを分別した強調が実現される。従って、強調画像の画素値  $y(i, j)$  は、多数決機械で生成されたマップ情報  $m(i, j)$  と高周波数成分  $h(i, j)$  を用いて以下の式で求めることができる。ここで  $\lambda$  は強調度合を表すパラメータである。

$$y(i, j) = x(i, j) + \lambda \cdot h(i, j) \cdot m(i, j) \quad (5)$$

#### 2.3 多数決機械のパラメータ学習

本節では、従来の多数決機械のパラメータ学習法について説明する [3]。多数決機械の各パラメータは、理想画像から生成されたマップ情報  $I(i, j)$  と、理想画像にガウス性雑音を重畳した画像  $x(i, j)$  を用いて、次の手順で学習していく。

連絡先: 大谷紀子, 武蔵工業大学環境情報学部

〒 224-0015 横浜市都筑区牛久保西 3-3-1, 045-910-2938

E-mail: otani@yc.musashi-tech.ac.jp

1.  $M = 3$
2. 画素  $x(i, j)$  に対する出力  $m(i, j)$  を求める.
3.  $I(i, j)$  と比較してパラメータを修正する.
4. 全画素に対して 2.~3. を繰り返す.
5. 2.~4. を  $R$  回繰り返す.
6.  $M = M + 2$
7.  $M > M_{max}$  となるまで 2.~6. を繰り返す.

$m(i, j) = I(i, j)$  である画素が最多となった多数決機械のパラメータを採用する. パラメータの修正は,  $m(i, j) \neq I(i, j)$  となった画素  $x(i, j)$  に関し, 識別を誤った線形機械のパラメータに対してのみ行なう.  $w_k$  および  $s_k$  の修正式を次に示す.

$$\begin{aligned} w_{k,3l+m} &= w_{k,3l+m} - c \cdot l_k(i, j) \cdot x(i+l-1, j+m-1) \\ s_k &= s_k + c \cdot l_k(i, j) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\left( \begin{array}{ccc} \forall i, j, k, l, m & m(i, j) \neq I(i, j) & \\ & 0 \leq l_k(i, j) + I(i, j) \leq 1 & \\ & 0 \leq l \leq 2, \quad 0 \leq m \leq 2 & \end{array} \right)$$

多数決による相互補完が可能な線形機械を生成するため, 識別を誤った線形機械のうち  $p_k(i, j)$  の絶対値が最小であるものに対しては  $c = 0.1$ , それ以外のものに対しては  $c = 1$  とする.

### 3. 共生進化に基づく多数決機械の学習

共生進化では, 部分解と全体解をそれぞれ個体とする 2 集団を並行進化させることで, 多様な解候補からの最適解探索を実現している. 全体解は部分解の組み合わせで表現される. 本研究で提案する多数決機械のパラメータ学習法では, 線形機械を部分解, 線形機械の組み合わせからなる多数決機械を全体解として, 図 1 に示すような 2 集団による共生進化を行なう.

線形機械集団の個体は 10 個の遺伝子を持ち, それぞれ  $w_k$  の成分および  $s_k$  の値を表している. 多数決機械の個体は  $M_{max}$  個の遺伝子を持ち, 値は線形機械集団の個体へのポイント, もしくは空ポイントとなっている. これにより, 多数決機械の持つ線形機械の数, および各線形機械の荷重ベクトルと基準値を様々に組み合わせ, 最適解を探索することができる.

両集団の個体の適応度は, 雑音重畳画像の全画素に関するエッジ識別の正解率とする. 線形機械集団の世代交代では, 適応度に応じて次のいずれかの操作を行なう.

1. 突然変異のみ
2. 上位 8 分の 1 の 2 個体を親とする交叉と突然変異
3. 雑音重畳画像からランダム選択した 16 画素に対する式 (6) での修正と突然変異

多数決機械集団の世代交代では, 適応度に応じて次のいずれかの操作を行なう.

1. 突然変異のみ
2. 上位 4 分の 1 の 2 個体を親とする交叉と突然変異

$N_g$  世代までの進化の結果, 適応度の最も高い個体のパラメータを最適解として出力する.

## 4. 評価実験

### 4.1 方法

提案手法および従来法によってパラメータを学習した多数決機械を用いる画像鮮鋭化をそれぞれ  $CDMSE$  と  $CDM$  と呼ぶ. アンシャープマスキング  $UM$ ,  $CDM$ ,  $CDMSE$  により雑音重畳画像を鮮鋭化し, その結果を比較した. 雑音重畳画像

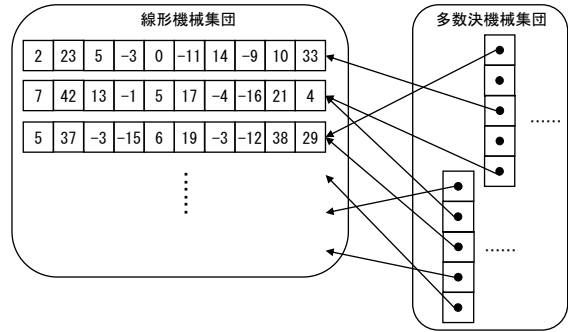


図 1: 線形機械集団と多数決機械集団

としては, “Lighthouse”, “Lena”, “Boat” のそれぞれに対して  $3 \times 3$  の平均値処理を施し, 分散 50, 100, 200 のガウス性雑音を重畳させた 9 種類の画像を用いた.

$CDMSE$  および  $CDM$  における多数決機械のパラメータ学習では, 理想画像 LENA ( $256 \times 256$  pixel, 0-255 level) から得られたマップ情報を正解データとし, LENA に分散 100, 平均 0 のガウス性雑音を重畳した画像を学習用雑音重畳画像とした. また,  $R = 200$ ,  $M_{max} = 23$ ,  $N_g = 5000$  と設定した.

強調画像は, 以下の式で定義される詳細分散 (DV) と背景分散 (BV) により評価する [2].

$$DV = \frac{1}{M} \sum \sum_{I(i,j)=1} \{x(i, j) - xd\}^2 \quad (7)$$

$$xd = \frac{1}{M} \sum \sum_{I(i,j)=1} x(i, j) \quad (8)$$

$$BV = \frac{1}{K - M} \sum \sum_{I(i,j)=0} \{x(i, j) - xb\}^2 \quad (9)$$

$$xb = \frac{1}{K - M} \sum \sum_{I(i,j)=0} x(i, j) \quad (10)$$

DV はエッジ部の強調度合, BV はエッジ以外の部分の変化度合を表している. 理想的な画像強調が行なわれた場合には, 処理前の画像と比較して DV が高くなり, BV は変化しない. 従って, DV を一致させたとき, BV が小さいほど雑音が強調されていないと判断できる.

### 4.2 結果

雑音重畳画像, および  $UM$ ,  $CDM$ ,  $CDMSE$  の 3 手法で生成した強調画像の DV と BV の値を表 1(a) に示す. 画像の種類によって違いはあるものの,  $CDM$  と  $CDMSE$  は  $UM$  よりも BV 値が十分小さく,  $CDMSE$  では  $CDM$  とほぼ同等の強調画像が生成できている.

図 2 に Lighthouse の雑音重畳画像,  $CDMSE$  によるマップ情報と強調画像を示す. 図 3 に示した  $UM$  による強調画像と比較すると,  $CDMSE$  では雑音の強調を抑制したエッジの強調が実現されていることがわかる.

$CDM$  と  $CDMSE$  で得られた多数決機械の線形機械数は, それぞれ 11, 3 であった. この多数決機械を用いる場合, および  $UM$  による場合の強調画像生成時間 (CPU: pentium4 3.2GHz, メモリ: 1GB) を表 1(b) に示す. 多数決機械を用いる方法では前処理を必要とするため,  $UM$  の 10 倍以上の時間がかかっている.  $CDM$  と  $CDMSE$  では,  $CDMSE$  の方が線形機械数が少ないため, 処理時間が短縮されている.

以上より,  $CDMSE$  では  $CDM$  とほぼ同等の強調画像を短時間で生成できることが示された.

表 1: 実験結果

$\sigma_n^2$	method	(a) 強調画像の数値評価						(b) 強調画像生成時間 [msec]		
		Lighthouse		Lena		Boat		UM	CDM	CDMSE
		DV	BV	DV	BV	DV	BV			
50	雑音重畳画像	103	129	74	73	100	89	1.9	36.1	25.7
	UM		1621		1528		1743			
	CDM	1896	300	1625	277	1729	282			
	CDMSE		299		261		307			
100	雑音重畳画像	147	173	119	114	114	132			
	UM		3919		3207		3442			
	CDM	3762	557	3322	516	3521	491			
	CDMSE		517		478		536			
200	雑音重畳画像	236	260	207	198	231	219			
	UM		4560		4445		4939			
	CDM	4740	692	4504	698	4825	653			
	CDMSE		623		638		707			



(a) 雑音重畳画像



(b) CDMSE によるマップ情報



(c) CDMSE による強調画像

図 2: Lighthouse



図 3: UM による Lighthouse の強調画像

## 5. おわりに

本研究では、雑音重畳画像の鮮鋭化に用いる多数決機械のパラメータ学習法として、共生進化に基づく方法を提案した。提案手法で学習した多数決機械により雑音重畳画像の鮮鋭化を行った結果、雑音の分散や画像の種類に関係なく、従来法の同等の強調画像を生成することができた。また、提案手法による多数決機械は、従来法による多数決機械よりも保持する線形機械数が少なく、短時間で強調処理が行なえることが示された。

## 参考文献

- [1] G.Ramponi, "A Simple Cubic Operator for Sharpening an Image", Proc. IEEE Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing, pp.963-966, 1995.
- [2] 木村 誠聡, 田口 亮, 村田 裕, "ファジー推論を用いた雑音が重畳された画像の強調に関する一手法", 電子情報通信学会論文誌 A, vol.J81-A, No.9, pp.827-836, 1998.
- [3] 大谷 紀子, 木村 誠聡, 志村 正道, "多数決機械を用いた雑音重畳画像の強調", 電子情報通信学会第 17 回回路とシステム軽井沢ワークショップ資料, 2004(in printing).
- [4] D.E.Moriarty, and R.Miikkulainen, "Hierarchical Evolution of Neural Networks", Proc. IEEE World Congress on Computational Intelligence, pp.428-433, 1998.