

画像復元 Hopfield NN における新しいエッジ抽出パラ メータの導入

内山 賢史[†] 長谷山 美紀[†] 北島 秀夫[†]

[†] 北海道大学大学院工学研究科

Address: 〒 060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目

TEL: 011-706-7162

FAX: 011-706-7162

E-mail: uttii@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし 本発表では、劣化画像復元のための Hopfield Neural Network(以下, HNN)において、前処理として行うエッジ抽出 HNN に関し、従来法のエッジ抽出精度を向上するために新しいパラメータを導入する。従来法では、HNN でエッジ抽出を行う際に、エッジの有無を判定するエッジパラメータを導入する。従来法では水平方向、垂直方向の各画素に対してエッジの判定を行う 2 種類のパラメータを用意していたが、新たに導入したパラメータは、斜め方向の画素に対してエッジを判定する。

キーワード

Hopfield Neural Network, エッジ抽出, エッジパラメータ

Introduction of new edge parameters for with a Hopfield NN image restoration

Yoshifumi Uchiyama[†], Miki Haseyama[†], and Hideo Kitajima[†]

[†]School of Engineering, Hokkaido University

Address: Kita-ku Kita-13 Nishi-8 Sapporo, 060-8628 Japan

TEL: +81-11-706-7162

FAX: +81-11-706-7162

E-mail: uttii@media.eng.hokudai.ac.jp

Abstract This paper proposes new parameters of a Hopfield Neural Network(HNN) for edge detection of images. The HNN has been used as a preprocessor of an image restoration HNN. Therefore, edge detection accuracy is closely related with the image restoration performance. The proposed new parameters can make the previous method detect edges more accurately.

key words

Hopfield Neural network, edge detection, edge parameter

1 はじめに

劣化画像を復元するため、様々な手法が提案されている。[1]では、相互結合型 Network の一つである Hopfield Neural Network(以下、HNN)を用いて劣化画像を復元する手法が提案されている。これは Point Spread Function(以下、PSF)によって得られるボケ画像に白色雑音を付加した劣化画像を復元する手法である。しかし、[1]の手法では復元を行う際、雑音の増幅を抑えるために高周波成分の抑制を行っているため、画像のエッジ部分にボケの影響が残ってしまうという問題を有する。

この問題を解決するために、エッジ部分を抽出するための階層型 NN を前処理として用意することにより、高精度な復元を可能にする手法が提案された[2][3]。しかし、両手法におけるエッジ抽出用の NN は雑音を含む劣化画像に対するエッジ抽出能力が十分ではない。また、[2]は学習を用いていないため、パラメータ等を試行錯誤で決定しなければならない。[3]では学習を取り入れ、より雑音に強いエッジ抽出ネットワークの実現を可能としたが、エッジを評価するパラメータを1種類しか用意していないため、縦方向、横方向のエッジの影響をうまく表現できず、エッジの評価が不十分になってしまう。

そこで、文献[4](以下、従来法)では、縦方向、横方向のそれぞれのエッジを評価する2種類のパラメータを用いることでより高精度なエッジ抽出を可能とし、[2]及び[3]に提案されている手法に比べ、さらに良好な復元画像を得ることが可能になった。

ここで、従来法で用いられているエッジ抽出の NN に着目する。NN による画像復元問題において、前処理として行っているエッジ抽出の精度をより向上させることにより、さらに良好な復元画像が得られると考えられる。そこで、新たに斜め方向の画素に対するエッジを評価するパラメータを導入したエッジ抽出 NN を提案し[5]、結果として、より高精度なエッジ抽出が可能となった。

本発表では、[5]の手法で導入した斜め方向のエッジパラメータに替わる、新しいエッジパラメータを導入することで、より高精度なエッジ抽出 NN の実現を試みる。

2 エッジ抽出手法 (従来法)

エッジ抽出用の NN として、HNN を使用する。また、画像中のエッジの有無を判定するためのエッジパラメータ q を導入する。エッジパラメータはエッジがあれば1、なければ0のどちらかの値をとる。

導入されるエッジパラメータ q は q^h, q^v の2種類である。 q^h は水平方向画素に対して、エッジの有無を判定するパラメータ、 q^v は垂直方向の画素に対して、エッジの有無を判定するパラメータである(図1)。

エッジパラメータ q は HNN の最適化により決定され

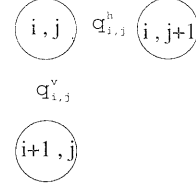


図 1: エッジパラメータと画素値

る。HNN ではネットワークの状態を評価するエネルギー関数を用意し、エネルギーを最小にすることで最適化を行う。まず式(1)、(2)に示すエネルギー関数を設定する。

$$E^h = E_s^h + E_p^h \quad (1)$$

$$E^v = E_s^v + E_p^v \quad (2)$$

E^h は水平方向のエッジパラメータ q^h に関するエネルギー関数、 E^v は垂直方向のエッジパラメータ q^v に関するエネルギー関数である。以下、各項について説明する。

式(1)、(2)における第一項 E_s^h, E_s^v はエッジパラメータの値を決定する項で、次式で表される[4]。

$$E_s^h = \sum_i \sum_j (1 - q_{i,j}^h) (x_{i,j} - x_{i,j+1})^2 \quad (3)$$

$$E_s^v = \sum_i \sum_j (1 - q_{i,j}^v) (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (4)$$

上式各項の意味を、式(3)を例に説明する。もし $x_{i,j}$ と $x_{i,j+1}$ 間にエッジがある場合は $(x_{i,j} - x_{i,j+1})^2$ の値が大きくなる。既に説明した通り HNN はネットワークに設定されたエネルギーを最小とする最適化を行うので、 E_s^h を小さくするためには $q_{i,j}^h$ の値が1になれば良いことになる。逆に $x_{i,j}$ と $x_{i,j+1}$ 間にエッジがない場合は $(x_{i,j} - x_{i,j+1})^2$ の値が小さくなるので $q_{i,j}^h$ の値が1になる必要がなく、この場合は $q_{i,j}^h$ は0になる。 E_s^v についても同様に解釈すれば、 $q_{i,j}^v$ が適切に決定されることがわかる。

次に、式(1)、(2)における第二項に関して、これらはエッジの形や数を拘束する項で次式で表される[4]。

$$\begin{aligned} E_p^h = & C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^h q_{i,j+1}^h + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^h \\ & + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^h \\ & \times [(1 - q_{i+1,j}^h - q_{i,j}^h - q_{i,j+1}^v)^2 \\ & + (1 - q_{i-1,j}^h - q_{i-1,j}^v - q_{i-1,j+1}^v)^2] \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E_p^v = & C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^v q_{i+1,j}^v + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^v \\ & + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^v \\ & \times [(1 - q_{i,j+1}^v - q_{i,j}^h - q_{i+1,j}^h)^2 \\ & + (1 - q_{i,j-1}^v - q_{i,j-1}^h - q_{i+1,j-1}^h)^2] \quad (6) \end{aligned}$$

式 (5) に関して具体的に説明する。まず右辺の第一項 $C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^h q_{i,j+1}^h$ は、同方向のエッジが隣接して存在しないという条件を示している。具体的には $q_{i,j}^h$ が 1 になり、エッジがあると判定された場合は $q_{i,j+1}^h$ は 1 にならないようにする条件を示す。第二項 $C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^h$ は、画像中のエッジの総数を制限するための項である。残りの第三項はエッジの形を制約する項であり、図 2~4 に示すいずれかの形になるように制約する。

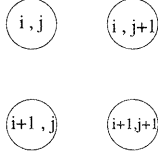


図 2: noline

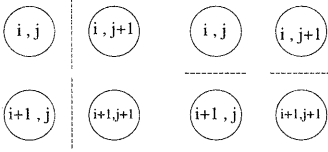


図 3: 180° (縦・横)

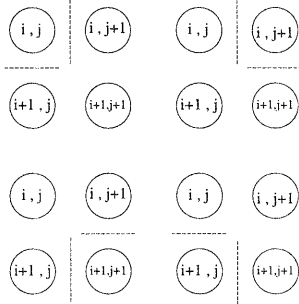


図 4: 90° (縦・横)

以上で定義されたエネルギー関数 (式 (3), (4) 及び、式 (5), (6)) を用いて、HNN の結合係数 T とバイアス入力 I を算出する。

今、画像サイズ $W \times W$ pixels, 階調数 M の画像を用いたとすると、HNN のエネルギー関数は

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{W^2} \sum_{l=1}^{W^2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^M T_{k,m;l,n} v_{k,m} v_{l,n} - \sum_{k=1}^{W^2} \sum_{m=1}^M I_{k,m} v_{k,m} \quad (7)$$

で表される。ここで、ネットワークは $W^2 M$ 個の *unit* で構成され、 $1 \leq k \leq W^2, 1 \leq m \leq M$ である。また、 v

は *unit* の出力である。式 (7) と式 (1), (2) を比較し、展開すると、結合係数とバイアス入力が以下のように決定される [4]。

$$\begin{aligned} T_{k,m;l,n}^h &= -C_p \delta_{k,l-1} \\ &\quad -C_l \{ \delta_{k,l-W} (2q_k^v + 2q_{k+1}^v - q_k^v q_{k+1}^v - 1) \\ &\quad + \delta_{k,l+W} (2q_{k-W}^v + 2q_{k-W+1}^v \\ &\quad - q_{k-W}^v q_{k-W+1}^v - 1) \} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} T_{k,m;l,n}^v &= -C_p \delta_{k,l-W} \\ &\quad -C_l \{ \delta_{k,l-1} (2q_k^h + 2q_{k+W}^h - q_k^h q_{k+W}^h - 1) \\ &\quad + \delta_{k,l+1} (2q_{k-1}^h + 2q_{k+W-1}^h \\ &\quad - q_{k-1}^h q_{k+W-1}^h - 1) \} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} I_{k,m}^h &= -C_c - C_l (2q_k^v q_{k+1}^v - q_k^v - q_{k+1}^v \\ &\quad + 2q_{k-W}^v q_{k-W+1}^v - q_{k-W}^v \\ &\quad - q_{k-W+1}^v + 2) + (x_k - x_{k+1})^2 / M \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} I_{k,m}^v &= -C_c - C_l (2q_k^h q_{k+W}^h - q_k^h - q_{k+W}^h \\ &\quad + 2q_{k-1}^h q_{k+W-1}^h - q_{k-1}^h \\ &\quad - q_{k+W-1}^h + 2) + (x_k - x_{k+W})^2 / M \end{aligned} \quad (11)$$

ここで、 $\delta_{k,l}$ は

$$\begin{aligned} \delta_{k,l} &= 1 \quad (k=l) \\ &= 0 \quad (k \neq l) \end{aligned} \quad (12)$$

である。

3 斜め方向のエッジパラメータの導入

従来法において、斜め方向のエッジの判定は q^h, q^v の組合せによって表現される。しかし、ボケ画像に対しては適切な q^h, q^v の組合せを得ることが難しく、フィルタ処理によってボケを取り除いてからエッジを抽出するという手順で処理を行っている [4]。しかしながらボケが完全に除去できない場合には同様の問題が生じる。

そこで、[5] では、高精度なエッジ抽出のために、従来法における q^h, q^v の 2 つのパラメータに加え、斜め方向の画素に対してエッジの有無を判定するパラメータ q^r, q^l を導入した (図 5)。結果として、ボケ画像におけるエッジ抽出の信頼度が向上した。

本提案手法では、斜め方向のエッジパラメータとして、 q^r, q^l に替え、 $q^{ru}, q^{rl}, q^{lu}, q^{ll}$ の計 4 種類のパラメータを導入し (図 6,7)、より高精度なエッジ抽出を可能とする HNN の実現を試みる。

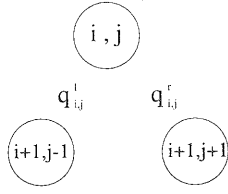


図 5: エッジパラメータと画素値 2

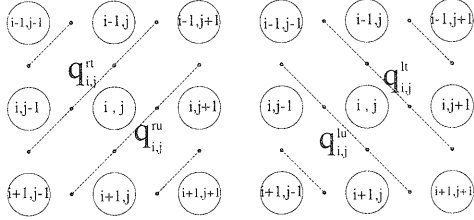


図 6: エッジパラメータ
(右斜め方向)

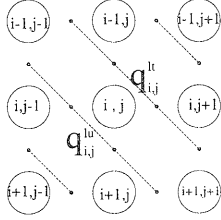


図 7: エッジパラメータ
(左斜め方向)

導入したエッジパラメータは、従来法と同様に HNN の最適化により決定する。まず、次式に示すエネルギー関数を設定する。

$$E^{ru} = E_s^{ru} + E_p^{ru} \quad (13)$$

$$E^{rt} = E_s^{rt} + E_p^{rt} \quad (14)$$

$$E^{lu} = E_s^{lu} + E_p^{lu} \quad (15)$$

$$E^{lt} = E_s^{lt} + E_p^{lt} \quad (16)$$

式 (13) は q^{ru} に関するエネルギー関数である。同様に式 (14), (15), (16) はそれぞれ q^{rt} , q^{lu} , q^{lt} に関するエネルギー関数である。以下、各項について説明する。

まず、式 (13) ~ (16) における第一項 E_s^{ru} , E_s^{rt} , E_s^{lu} , E_s^{lt} はエッジパラメータの値を決定する項で、次式によって表される。

$$E_s^{ru} = \sum_i \sum_j (1 - q_{ij}^{ru}) \times (x_{i,j} - x_{i,j+1})^2 (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (17)$$

$$E_s^{rt} = \sum_i \sum_j (1 - q_{ij}^{rt}) \times (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2 (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (18)$$

$$E_s^{lu} = \sum_i \sum_j (1 - q_{ij}^{lu}) \times (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2 (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (19)$$

$$E_s^{lt} = \sum_i \sum_j (1 - q_{ij}^{lt}) \times (x_{i,j} - x_{i-1,j})^2 (x_{i,j} - x_{i+1,j})^2 \quad (20)$$

例として図 8 に示すエッジを考えると、実際は図 9 に示すエッジになっているので、 q^{ru} の値を決定するため

には $x_{i,j}, x_{i,j+1}$ 間と、 $x_{i,j}, x_{i+1,j}$ 間双方のエッジの有無を判定する必要がある。もし図 8 に示すエッジがある場合は $(x_{i,j} - x_{i,j+1})^2$, $(x_{i,j} - x_{i+1,j})^2$ の値が共に大きくなるので、 E_s^{ru} を小さくするために q^{ru} は 1 なる。もし $x_{i,j}, x_{i,j+1}$ 間、 $x_{i,j}, x_{i+1,j}$ 間のどちらか一方にしかエッジがない場合は式 (17) から、 q^{ru} は 0 になる。 q^{rt}, q^{lu}, q^{lt} についても同様に値が決定される。

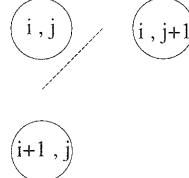


図 8:

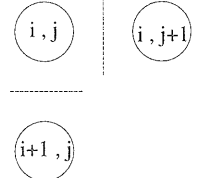


図 9:

次に、 $E_p^{ru}, E_p^{rt}, E_p^{lu}, E_p^{lt}$ に関して説明する。これらはエッジの形や数を拘束する条件を示す項で、次式によって表される。

$$E_p^{ru} = C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^{ru} (q_{i,j+1}^{ru} + q_{i+1,j}^{ru} + q_{i-1,j}^{ru} + q_{i,j-1}^{ru} + q_{i+1,j+1}^{ru} + q_{i,j}^{rt} + q_{i,j+1}^{lu} + q_{i,j}^{lt} + q_{i+1,j}^{lt}) + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^{ru} + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^{ru} \times [(1 - q_{i,j+1}^{ru})^2 + (1 - q_{i+1,j}^{ru})^2] \quad (21)$$

$$E_p^{rt} = C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^{rt} (q_{i-1,j}^{rt} + q_{i,j-1}^{rt} + q_{i,j+1}^{rt} + q_{i+1,j}^{rt} + q_{i-1,j-1}^{ru} + q_{i,j}^{ru} + q_{i-1,j}^{lu} + q_{i,j}^{lt} + q_{i,j-1}^{lt}) + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^{rt} + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^{rt} \times [(1 - q_{i-1,j}^{ru})^2 + (1 - q_{i,j-1}^{ru})^2] \quad (22)$$

$$E_p^{lu} = C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lu} (q_{i,j-1}^{lu} + q_{i+1,j}^{lu} + q_{i-1,j}^{lu} + q_{i,j+1}^{lu} + q_{i,j-1}^{ru} + q_{i,j}^{ru} + q_{i,j}^{rt} + q_{i+1,j}^{rt}) + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lu} + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lu} \times [(1 - q_{i,j-1}^{ru})^2 + (1 - q_{i+1,j}^{ru})^2] \quad (23)$$

$$E_p^{lt} = C_p \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lt} (q_{i-1,j}^{lt} + q_{i,j+1}^{lt} + q_{i+1,j-1}^{lt} + q_{i,j}^{lu} + q_{i-1,j}^{ru} + q_{i,j}^{ru} + q_{i,j}^{rt} + q_{i,j+1}^{rt}) + C_c \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lt} + C_l \sum_i \sum_j q_{i,j}^{lt} \times [(1 - q_{i-1,j}^{ru})^2 + (1 - q_{i,j+1}^{ru})^2] \quad (24)$$

上式各項に関して E_p^{ru} を例に説明する。まず右辺第一項

(C_p の項) は図 10 において太線で示すエッジに対して、点線部分のいずれにもエッジが存在しないように制限する項である。

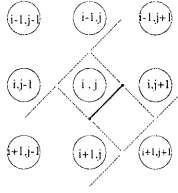


図 10:

次に右辺第二項 (C_c の項) はエッジの総数を制限する項, 残る第三項 (C_l の項) はエッジの形を制限する項であり, noline(図 2), もしくは図 11 において太線で示したエッジに対し, 点線部分のどちらかにエッジが存在するように制限する項である。

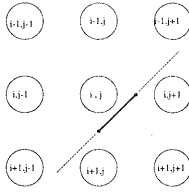


図 11:

従来法の手順と同様に, 以上で導入されたエネルギー関数(式 (17) ~ (20), 式 (21) ~ (24))を用いて, HNN の結合係数 T とバイアス入力 I を算出すると次式に示される形になる。

$$T_{k,m;l,n}^{ru} = -C_p(\delta_{k,l-1} + \delta_{k,l-W} + \delta_{k,l+W} + \delta_{k,l+1}) \quad (25)$$

$$T_{k,m;l,n}^{rt} = -C_p(\delta_{k,l+W} + \delta_{k,l+1} + \delta_{k,l-1} + \delta_{k,l-W}) \quad (26)$$

$$T_{k,m;l,n}^{lu} = -C_p(\delta_{k,l+1} + \delta_{k,l-W} + \delta_{k,l+W} + \delta_{k,l-1}) \quad (27)$$

$$T_{k,m;l,n}^{lt} = -C_p(\delta_{k,l+W} + \delta_{k,l-1} + \delta_{k,l-W} + \delta_{k,l+1}) \quad (28)$$

$$I_{k,m}^{ru} = -C_p(q_{k+W+1}^{rt} + q_k^{rt} + q_{k+1}^{lu} + q_k^{lt} + q_{k+W}^{lu}) - C_c - C_l(-q_{k+1}^{rt} - q_{k+W}^{rt} + 2) + 2(x_k - x_{k+1})^2(x_k - x_{k+W})^2/M \quad (29)$$

$$I_{k,m}^{rt} = -C_p(q_{k-W-1}^{ru} + q_k^{ru} + q_k^{lt} + q_{k-W}^{lu} + q_{k+1}^{lu} + q_{k-1}^{lt}) - C_c$$

$$-C_l(-q_{k-W}^{ru} - q_{k-1}^{ru} + 2) + 2(x_k - x_{k-1})^2(x_k - x_{k-W})^2/M \quad (30)$$

$$I_{k,m}^{lu} = -C_p(q_{k+W-1}^{lt} + q_k^{lt} + q_k^{rt} + q_{k-1}^{ru} + q_k^{ru} + q_{k+W}^{rt}) - C_c - C_l(-q_{k-1}^{lt} - q_{k+W}^{lt} + 2) + 2(x_k - x_{k-1})^2(x_k - x_{k+W})^2/M \quad (31)$$

$$I_{k,m}^{lt} = -C_p(q_{k-W+1}^{lu} + q_k^{lu} + q_{k-W}^{ru} + q_k^{rt} + q_{k+1}^{ru} + q_k^{ru}) - C_c - C_l(-q_{k-W}^{lu} - q_{k+1}^{lu} + 2) + 2(x_k - x_{k+1})^2(x_k - x_{k-W})^2/M \quad (32)$$

4 実験結果と考察

実験にはSIDBA(Standard Image Data Base)の Title(256×256,256 階調: 図 12)の左上 128×128 画素(図 13)を使用する。まず, 図 13の画像に対して, 従来法と提案手法, 及び斜めのパラメータ ($q^{ru}, q^{rt}, q^{lu}, q^{lt}$)のみを用いる手法でエッジ抽出を行なった。結果を図 14及び, 図 15(a), (b)に示す。



図 12: 原画像



図 13: 左上 128 × 128

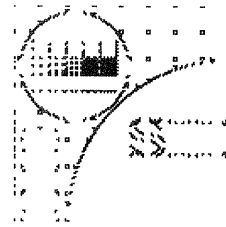
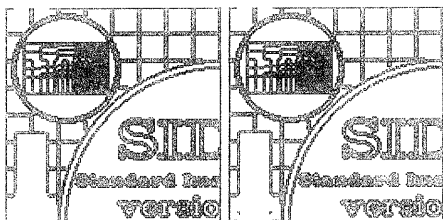


図 14: 実験結果 (1)
斜めのエッジパラメータのみを用いた手法の結果

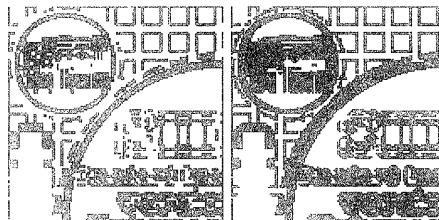
実験結果の表示は, 例えば $q_{i,j}^h$ が 1 になった場合は $x_{i,j}$ と $x_{i,j+1}$ の画素値を 1 にし, $q_{i,j}^v$ が 1 になった場合は $x_{i,j}$ と $x_{i+1,j}$ の画素値を 1 とする要領で画素値を決めて出力した。

図 14を見ると斜めのエッジ部分を良く抽出していることが分かる。



(a) 従来法 (b) 提案手法

図 15: 実験結果 (2)
原画像を対象としたエッジ抽出実験の結果



(a) 従来法 (b) 提案手法

図 18: 実験結果 (4)
ボケ画像を対象としたエッジ抽出実験の結果

次に図 15(a) と (b) を比べると、両手法の結果に差は見られず、提案手法が従来法と同様のエッジ抽出能力を持つことが確認できた。

続いて 5×5 の PSF により、ボケが生じた画像 (図 16) を用意し、同様に従来法と提案手法、及び斜めのパラメータのみを用いる手法でエッジ抽出を行った。結果を図 17 及び、図 18(a), (b) に示す。



図 16: ボケ画像

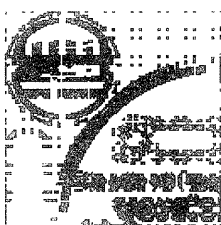


図 17: 実験結果 (3)
斜めのエッジパラメータのみを用いた手法の結果

図 17を見ると、やはり斜めのエッジ部分を良く抽出していることが分かる。

次に図 18(a),(b) を比較してみると、提案手法が従来法に比べ、斜めのエッジ部分を良く抽出していることが確認できる。

5 まとめ

本発表では、エッジ抽出用の HNN に斜め方向のエッジを判定するパラメータを導入することで、ボケ画像で従来法に比べてより高精度なエッジ抽出が可能な手法を提案した。

本提案手法のエッジ抽出 NN を劣化画像復元の前処理として用いることにより、従来法に比べ、復元精度の向上が期待できる。今後は、提案手法を実際に復元の NN と組み合わせて実験を行い、その効果を検討する予定である。

参考文献

- [1] Yi-Tong Zhou, Rama Ghellappa, Aseem Vaid, B.Keith Jenkins: "Image Restoration Using a Neural Network", IEEE Trans.Acoust., Speech, and Signal Processing, vol.36, no.7, pp.1141-1151, July.1988.
- [2] 大塚和弘, 栗本雅水, 石井六哉: "複合型ニューラルネットによる劣化画像の復元", 信学技報, DSP93-1(1993-04).
- [3] 棟安実治, 山本一成, 雛元孝夫: "階層型ニューラルネットワークとホップフィールドネットワークを用いた画像復元", 信学論 (A), vol.J77-A, no.10, pp.1355-1364, Oct.1994.
- [4] 棟安実治, 堀田健太郎, 雛元孝夫: "ラインプロセスを考慮したホップフィールドネットワークによる画像復元", 信学論 (A), vol.J78-A, no.12, pp.1566-1575, Dec.1995.
- [5] 内山賢史, 長谷山美紀, 北島秀夫: "画像復元のための Hopfield NN に関する一考察", 信学技報, CS98-125, IE98-104(1998-12).