

### 1. はじめに

劣化した画像を復元する問題は重要であり、様々な方法が提案されている。画像復元の問題は画像劣化過程の一種の逆問題と考えられる。一方、ニューラルネットを用いた逆問題解法のための手法として、ネットワークインバージョンの方法が提案されている。本研究では、ネットワークインバージョンを画像復元に適用し、その効果を示す。

### 2. 逆問題としての画像復元

逆問題とは、観測された現象から原因やその現象を起こす内部機構を決定する問題である。順問題が、ある定まった数学的モデルを用いて、与えられた原因から結果を決定するものであるのに対し、モデルと結果から原因を決定するものを逆問題と呼ぶ[1]。

原画像が伝送等の処理による劣化過程を経て劣化画像へと変化する流れを順問題と考え、劣化した画像から原画像に近い画像を推定する問題は逆問題と考えることができる。本研究では、画像復元問題を逆問題として捉え、逆問題を解くことにより劣化画像を復元する方法を提案する。

Forward problem

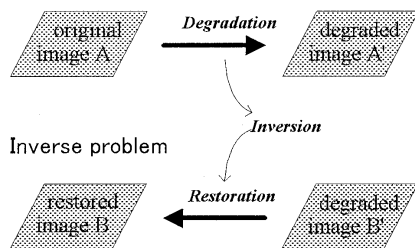


図1 逆問題としての画像復元

### 3. ネットワークインバージョン

ネットワークインバージョンとは、多層ネットを用いて逆問題を解く手法である。学習時には通常のネット同様教師データより順方向モデル化を行う。実行時はその順方向モデルを用い、ネットの出力側から入力側を推定して逆問題を解くものである。

多層ネットの入力ベクトル、出力ベクトル、層間荷重によって決まる変換をそれぞれ  $x$ ,  $y$ ,  $f$  としたとき、学習の完了した通常多層ネットワークでは

$$y = f(x) \quad (1)$$

の関係が構築されている。

Defocused Image Restoration by Neural Network Inversion  
Takehiko OGAWA and Hajime KANADA

Dept. of Electronics and Systems, Takushoku University

通常の誤差逆伝搬法では、出力誤差の原因が荷重部分の誤りによるものであるという仮定の下に、荷重の修正を行う[2]。これに対し、荷重と入力の対称性より、誤差が入力の誤りによって生じていると仮定することも可能である。Linden と Kindermann は、順方向の関係を  $f$  として求めた後、 $f$  を固定した状態で観測されたデータ出力  $y$  を与え、入力信号に対する修正要求を計算し、入力信号  $x$  を得るというネットワークインバージョンの方法を提案した[3]。この原理を図2に示す。

画像復元にネットワークインバージョンを適用するには、まず画像の劣化過程を学習することで順モデルを構成する。さらにその順モデルを逆に用いて画像の復元過程を実現することにより、劣化画像から原画像を復元する。

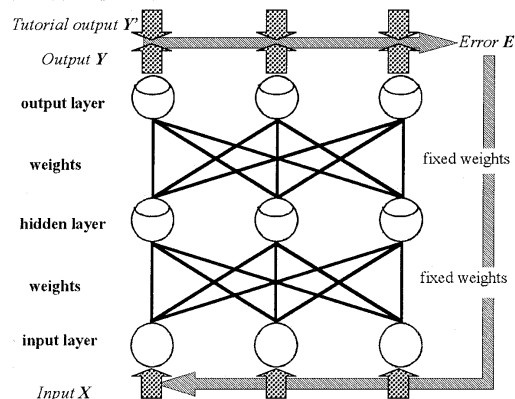


図2 ネットワークインバージョンによる逆推定の原理

### 4. ネットワークの構成

図3のように本ネットは3層構造とし、入出力層にそれぞれ原画像・劣化画像を対応させる。1つの入力画像および出力画像を複数個の部分画像データとして用いる。入出力層素子数は部分画像のサイズと等しく、データ数は部分画像の数に等しくなる。

学習時には、入力に原画像・出力に劣化画像を対応させ、画像の劣化過程をネットで学習することにより、画像の劣化過程の順方向モデルを構築する。実行時すなわち画像復元時には、学習時に構築した順方向の画像劣化モデルを逆方向に用いる。出力側に復元する劣化画像、入力側に初期画像を対応させ、ネットワークインバージョンにより初期画像の修正を行う。本来、入力側は初期ランダム画像とすべきであるが、問題の性質より劣化画像は既知であるので、初期画像としてこの劣化画像を用いる。

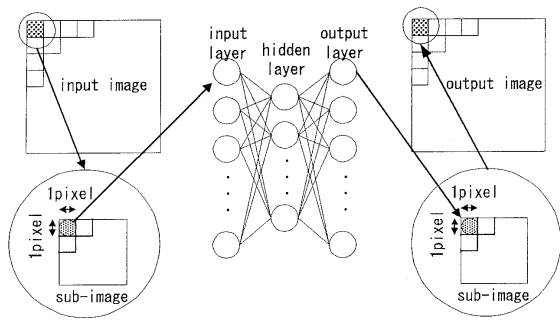


図3 ネット構成および入出力層への画像の割り当て

### 5. シミュレーション

ネットワークインバージョンによる画像復元の基本的な効果を確認するために、ボケ画像の復元のシミュレーションを行う。画像はSIDBAのLennaから、 $128 \times 128$ ピクセルの領域を抜き出し、8ビットグレースケール画像として用いる。劣化画像としては、Adobe-PhotoShop 5.0におけるガウスフィルタを用いてぼかした画像を用いる。

画像は $16 \times 16$ 個の $8 \times 8$ ピクセル部分画像データとして取り扱い、部分画像の各ピクセルを入出力層の各素子に割り当てる。ネットのパラメータは、入力・中間・出力層素子数各64, 32, 64, 学習係数 $1.0 \times 10^{-3}$ , 復元時の入力修正係数 $1.0 \times 10^{-5}$ , 学習回数10,000, 入力修正回数30,000とした。

まず原画像と劣化画像から劣化の順方向関係を学習し、その後、学習済みのネットワークを用いて劣化画像から画像の復元を試みる。今回は基本的な性能の確認を目的とするため、劣化画像については学

習時・実行時とも同一のものを使用した。

図4に示す3通りの強度でぼかした画像を復元した場合の結果を図5に示す。ここでは、ガウスフィルタを1, 2, 3回かけたものをそれぞれ弱, 中, 強と呼ぶことにする。画像が復元され、ボケが除去されることによりコントラストが強調されている。図6および図7に、学習時および復元時における出力誤差の推移を示す。学習時および復元時の誤差の減少によって、それぞれ順方向劣化モデルの学習および劣化画像の復元状況が確認できる。

結果よりネットワークインバージョンの手法による画像復元の可能性が示された。ネットのパラメータ設定については今後検討が必要である。

### 6. まとめ

本報告では、画像復元を逆問題として捉え、ネットワークインバージョンによる解法を示した。今後の課題としては、多数の画像パターンの学習による、一般的な画像の劣化モデルの構築および、それにに基づく復元処理の可能性の検討が考えられる。また、ネットのパラメータおよび逆問題の不適切性[1][4]についても検討が必要である。

### 参考文献

- [1] 久保司郎, 逆問題, 培風館.
- [2] D.E.Rumelhart and J.L.McClelland, Eds., *Parallel Distributed Processing*, vol.1. MIT Press, 1986.
- [3] A.Linden and J.Kindermann, "Inversion of Multilayer Networks", *Proc. IJCNN*, vol.III, pp.188-193, 1993.
- [4] T.Ogawa, Y.Kosugi and H.Kanada, "Neural Network Based Solution to Inverse Problems", *Proc. IJCNN*, vol.III, pp.2471-2476, 1998.

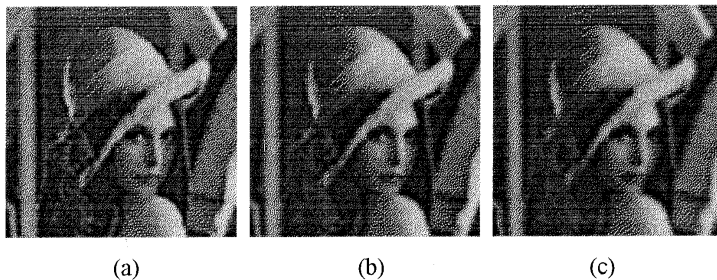


図4 ガウスフィルタによって劣化させたLenna画像  
(a) フィルタ弱 (b) フィルタ中 (c) フィルタ強

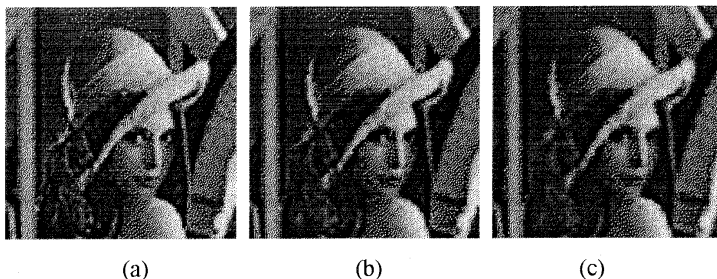


図5 シミュレーション結果  
(a) フィルタ弱 (b) フィルタ中 (c) フィルタ強

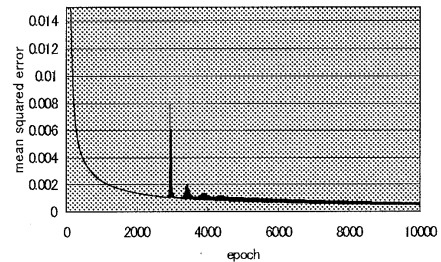


図6 学習時の誤差の推移

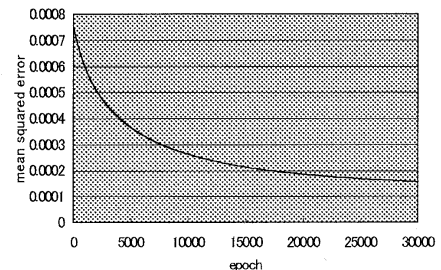


図7 復元時の誤差の推移