

局所統計量を用いた 1U-4 階層型ニューラルフィルタによる画像処理

棟安 実治 山本 一成 雛元 孝夫

広島大学 工学部

1. はじめに

画像認識などを行う場合、前処理において雑音の少ない良好な画像を得ることが重要である。しかし通常得られる画像にはランダム雑音等が付加されており、これらの画像から良好な処理画像を得ることは難しい。

本稿では、局所統計量を考慮した階層型ニューラルフィルタを提案する。本手法をエッジ抽出に適用した場合、雑音が除去された良好なエッジ抽出画像を得ることができる。

2. フィルタの構成

本手法のフィルタの構成を図1に示す。

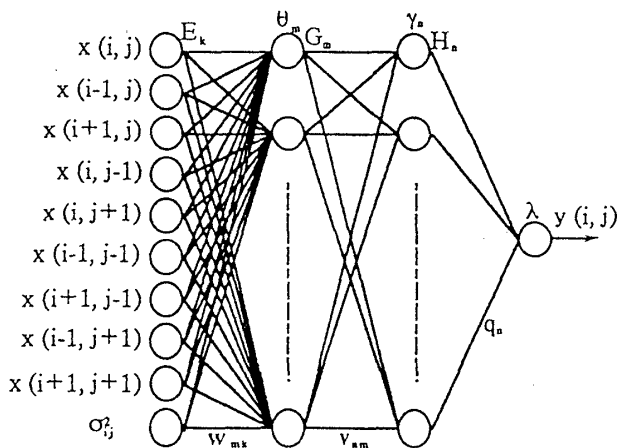


図1 4層ニューラルフィルタ

入力層ユニットへの入力として、9個の画素値と局所分散を用いる。入力層ユニットkからの出力を E_k とし、第1中間層ユニットmへの結合係

数を w_{mk} とする。同様に、第1中間層ユニットmからの出力を G_m 、第2中間層ユニットnへの結合係数を v_{nm} 、第2中間層ユニットnからの出力を H_n 、出力層ユニットへの結合係数を q_n とする。また第1中間層ユニットm、第2中間層ユニットn、出力層ユニットのオフセット値を θ_m 、 γ_n 、 λ 、出力層からの出力を $y(i,j)$ とする。

ここで入力信号の1つである局所分散 σ_{ij}^2 は次式により計算される。

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{9} \sum_{r=1}^3 \sum_{t=1}^3 (x(i-r, j-t) - \bar{x})^2 \quad (1)$$

但し、

$$\bar{x} = \frac{1}{9} \sum_{r=1}^3 \sum_{t=1}^3 x(i-r, j-t) \quad (2)$$

である。

このフィルタの出力 $y(i,j)$ は以下に従って計算される。

a) 結合係数 w_{mk} 、 v_{nm} 、 q_n 、オフセット値 θ_m 、 γ_n 、 λ を学習によってあらかじめ得られた値に設定する。

b) 入力信号より E_k を求め、非線形関数 f_m により出力 G_m を求める。

$$G_m = f_m \left(\sum_k w_{mk} E_k + \theta_m \right) \quad (3)$$

c) 第2中間層ユニットnの出力 H_n を求める。

$$H_n = f_n \left(\sum_m v_{nm} G_m + \gamma_n \right) \quad (4)$$

d) 出力層ユニットの出力 $y(i,j)$ を求める。

$$y(i,j) = f \left(\sum_n q_n H_n + \lambda \right) \quad (5)$$

Image Processing by Layered Neural Filters Using Local Statics

Mitsuji Muneyasu Kazunari Yamamoto Takao Hinamoto

Hiroshima University, Faculty of Engineering

1-4-1 Kagamiyama, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 724, Japan

但し、 $1 \leq m \leq 12, 1 \leq n \leq 3$ とし各層の応答関数を次のように設定する。

1) 入力層、出力層

$$f(x) = x \quad (6)$$

2) 第1中間層

$$f_m(x) = x \quad (m=1) \quad (7)$$

$$f_m(x) = \begin{cases} \varepsilon_1 & (x \geq \varepsilon_1) \\ x & (-\varepsilon_1 < x < \varepsilon_1) \\ -\varepsilon_1 & (x \leq -\varepsilon_1) \end{cases} \quad (m=2, \dots, 9) \quad (8)$$

$$f_m(x) = \begin{cases} x & (x \geq \varepsilon_2) \\ 0 & (-\varepsilon_2 < x < \varepsilon_2) \\ x & (x \leq -\varepsilon_2) \end{cases} \quad (m=10) \quad (9)$$

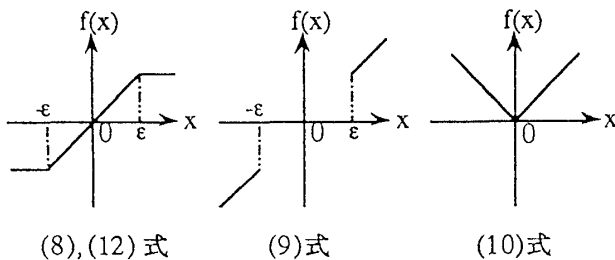
$$f_m(x) = |x| \quad (m=11, 12) \quad (10)$$

3) 第2中間層

$$f_n(x) = x \quad (n=1) \quad (11)$$

$$f_n(x) = \begin{cases} \varepsilon_3 & (x \geq \varepsilon_3) \\ x & (-\varepsilon_3 < x < \varepsilon_3) \\ -\varepsilon_3 & (x \leq -\varepsilon_3) \end{cases} \quad (n=2, 3) \quad (12)$$

ここで、 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ は任意の定数である。図2に用いた非線形関数を示す。



(8), (12)式 (9)式 (10)式

図2 用いた非線形関数

フィルタの学習は back-propagation法[1]により行われる。極小値に陥る可能性をさけるため、結合係数の初期値を以下のように設定しておく。

$$W_{111}=1, W_{112}=1, W_{211}=-1, W_{412}=-1, W_{101}=1/10$$

$$V_{11}=1, V_{12}=-1, V_{13}=-1, V_{112}=1, V_{123}=1,$$

$$q_1=1, q_2=1/2, q_3=1/2$$

$$W_{ij}=V_{jk}=q_k=0 \quad (\text{その他})$$

又、各オフセット値もすべて0としておく。

3. シミュレーション

シミュレーションには、サイズが150×150ピクセルで256階調の図3に示す画像を用いる。図4は図3に平均0、分散32.15の白色雑音を加え

たものである。図5に学習用の画像を示す。

本手法を劣化画像に適用した結果を図6に示す。あらかじめ学習用画像を用いて30回学習を行っている。但し、非線形関数のパラメータ $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ は、シミュレーションの結果をもとに実験的に設定した($\varepsilon_1=15, \varepsilon_2=45, \varepsilon_3=30$)。この結果から良好なエッジ画像が得られており、雑音除去効果を確認できる。

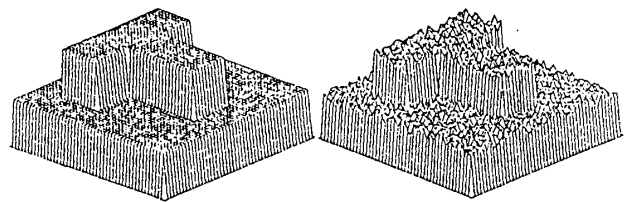


図3 原画像

図4 劣化画像

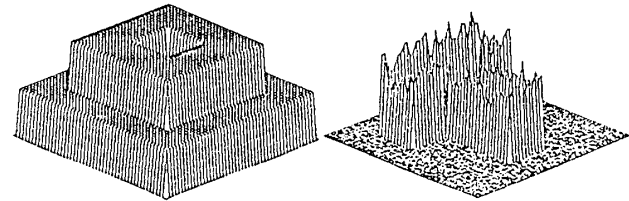


図5 学習用の原画像

図6 本手法の結果

4. おわりに

本稿では、局所統計量として、局所分散を用いた階層型ニューラルフィルタを提案した。又、シミュレーションによってその有効性を示した。本手法では、学習によって種々の劣化画像に適応させることが可能である。又、紙面の都合上省略したが、平滑化処理に適用することも可能である。

今後の課題としては、学習回数や更新係数の決定方法、ネットワーク構造の検討などが挙げられる。

参考文献

- [1] D.E.Rumelhart et al.: "Parallel Distributed Processing", the MIT Press, 1: Foundations (1986).