

7D-4

視覚モデルによるパルス密度変調画像の復元 パラメータの関係式の考察

川崎¹ 順次秦² 俊博飯島³ 泰蔵

金沢高専

金沢工業大

東京工科大学

1. はじめに

アナログの原画像をパルス密度変調したデジタル画像の復元において、視覚モデルを用いて1次元画像の定量的解析法を提案してきた。パルス数N_p、視野σ₀と復元画像の級数項M及び近似度ε²の間には、漸近級数の関係が矩形画像の場合については既に求められている。¹⁾

今回、1次元の矩形画像入力において復元最良近似項数M₀が、パルス数N_p(即ちパルス幅w_p)について、視野σ₀に無関係に一定になる。更に、M₀とN_p及びM₀とw_pの関係式が求まったので報告する。

2. モデルの概要

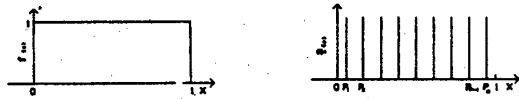


図1 原画像とパルス密度変調画像

図1に示す原関数f(x)のパルス密度変調関数 $\hat{f}(x)$ は、

$$\hat{f}(x) = h \sum_{n=1}^N \delta(x-p_n) \quad (1)$$

となる。

ぼけた関数から原関数を推定するとき重要な1次元画像の基礎方程式は、

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial x^2} - \frac{1}{\sigma^2} \frac{\partial}{\partial x}\right) f(x, \sigma) = 0 \quad (2)$$

である。この一般解は、

$$f(a_0, \sigma_0) = \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) f(x, \sigma) dx \quad (3)$$

となる。ここで、a₀は視点、

$\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}$ は視野を表し w(x, σ) は、

$$w(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

である。式(3)の一般解は、

f(x, σ) で $\sigma \rightarrow 0$ とすると、

$$f(x) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} A_m H_m\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) \quad (5)$$

$$\tilde{A}_m = \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \cdot f(x, \sigma) H_m\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) dx \quad (6)$$

の形式で与えられる。

次に、パルス密度変調関数からの復元を考える。式(1)をぼかした関数 $\hat{f}(x, \sigma)$ は、

$$\hat{f}(a_0, \sigma_0) = h \sum_{n=1}^N w(a_0-p_n, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \quad (7)$$

となる。式(3)と同様にして、式(7)より復元関数を推定する。 $\sigma \rightarrow 0$ の $\hat{f}_n(x)$ を有限項 $m \equiv M$ で打ち切ると、

$$\hat{f}_n(x) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} B_m H_m\left(\frac{p_n-a_0}{\sigma_0}\right) \quad (8)$$

$$\sim B_m \equiv h \sum_{n=1}^N w(a_0-p_n, a_0) H_m\left(\frac{p_n-a_0}{\sigma_0}\right) \quad (9)$$

の形式で与える。そこで、f(x)と $\hat{f}_n(x)$ の誤差 e_n^2 を、

$$e_{n0}^2 = \min_M \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - \hat{f}_n(x)\}^2 dx \quad (10)$$

で求める。式(10)を実現する項数 $M \equiv M_0$ を求めて、

$$f(x) \approx \hat{f}_{n0}(x) \quad (11)$$

となる復元関数 $\hat{f}_{n0}(x)$ を求めることが重要である。

3. 最小 2 乗法

m 組のデータ (x_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, m$) に式 (12) をあてはめ、

$$f(x_i) = kx_i^n \quad (12)$$

$$S = \sum_{i=1}^m \{y_i - f(x_i)\}^2 \quad (13)$$

式 (13) が、最小になるように係数 k を決める事を最小 2 乗法と呼ぶ。

(今回は、式 (12) の乗数 n を変化させ式 (13) が最小になる時の k を求めた。)

係数 k を求めるために、 S を k の関数として考えると、

$$S = S(k) \quad (14)$$

となり、

$$\frac{dS}{dk} = 0 \quad (15)$$

式 (15) を解くと、

$$k = \frac{\sum_{i=1}^m M_{\sigma_i} N_{p_i}^{2n}}{\sum_{i=1}^m N_{p_i}^{2n}} \quad (16)$$

このようになり、係数 k を求めることが出来る。

4. 関係式

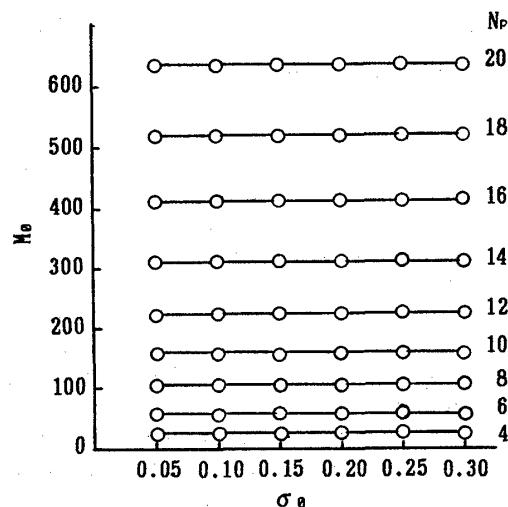


図 3 M_{σ}, σ, N_p の関係

視野内のパルス数を考慮にいれた場合の復元最良近似項数 M_{σ} 、視野 σ パルス数 N_p の関係は、図 3 の用になります。この図から分かるように、 M_{σ}

は σ に無関係で N_p に関係があるので M_{σ} と N_p の関係をグラフに示すと、

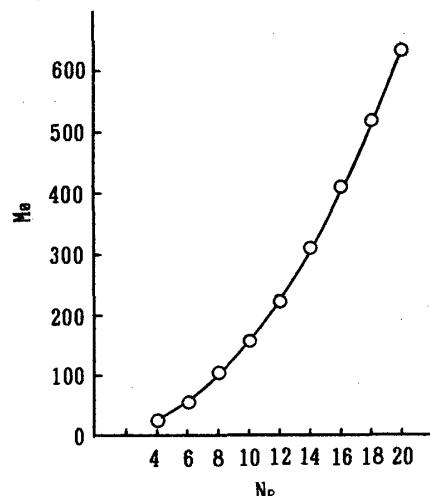


図 4 M_{σ}, N_p の関係

このようになり、次式のように仮定することが出来る。

$$M_{\sigma} = k N_p^2 \quad (17)$$

そこで、上記の最小 2 乗法を用いて乗数 n と係数 k を求めた結果、 $n = 2$, $k = 1.593$ となり関係式を求めることができます。

5. おわりに

矩形入力画像の場合に於て、視野内にあるパルス数を考慮にいれた場合に復元最良近似項数 M_{σ} と視野 σ は無関係であることが分かり、関係式として、式 (17) を求めることができた。

今後は、 σ を更に大きくした場合においても M_{σ} が一定になるかを確かめ、更に正弦画像の場合にも同様の関係式が使えることを確かめる。

日頃、熱心に御検討頂く、金沢工業大学・福田一郎教授、林裕教授に厚く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 川崎・飯島 「視覚モデルによるパルス密度変調图形の復元 (II)」 信学技報 PRU87.56