

視覚モデルによるパルス密度変調画像の復元 — 矩形・正弦・三角画像入力 の検討 —

川崎 順治* 秦 俊博** 福田 一郎** 飯島 泰蔵***

*金沢工業高等専門学校、 **金沢工業大学、 ***北陸先端科学技術大学院大学

* 〒921 石川県金沢市久安2-270
** 〒921 石川県石川郡野々市町扇ヶ丘7-1
*** 〒923-12 石川県能美郡辰口町旭台15

あらまし

画像は人間の視覚によって認識されるものである。我々が、物を見るとき細部に注目しない限り、まず対象物全体を大まかにとらえて見ている。例えば、一画素毎に黒白の2値画像を見ている距離をおいて全体を眺めると、擬似濃淡画像として見えることを体験している。そこで我々は、パルス密度変調画像を擬似濃淡画像として認識するところの外界・網膜・脳の視覚モデルを提案してきた。

今回、原画像に矩形画像・正弦画像・三角画像の3種類を使用して実験を行った。その結果、近似度 γ とエルミート多項式の項数 M の間に漸近級数の関係が求められ良好な復元画像が得られた。更に、復元に必要なパラメータの関係式が求められた。まずは、理解しやすいために1次元モデルとして取り扱った。

和文キーワード 視覚モデル パルス密度変調 復元 視野 エルミート 基礎方程式

A Restoration of Pulse Density Modulation Wave
by Visual Model

—An Investigation of Rectangle, Sine, Triangle Image—

Junji Kawasaki* , Toshihiro Hata**
Ichiro Fukuda** , Taizo Iijima***

* Kanazawa Technical College
** Kanazawa Institute of Technology
*** Japan Advanced Institute of Science and Technology, Hokuriku

* 2-270 Hisayasu, Kanazawa, 921
** 7-1 Ougigaoka Nonoichi, Ishikawa, 921
*** 15 Asahidai, Tatsunokuchi, Ishikawa, 923-12

Abstract

When we see the images, we see roughly the images all over. Examply, we experience that when we see the binary images all over at a distance, we see them as the pseudogray images. then, we proposed a visual model of the external world, the retina, the brain.

Now, on the three kind of rectangle, sine and triangle images of the original images, first we represent the asymptotic series between the approximative degree, γ and the Hermite polynomial's terms, M . Second we represent good restorative images. Next we represent the relative expression of parameters due to the restoration. This model is one dimensional model due to understand easy.

英文 key words Visual Model, Pulse Density Modulation, Restoration, View Field, Hermite, Fundamental Equation

1. まえがき

画像処理やパターン認識の技術が盛んに利用されるようになり、医療関係やセキュリティーシステム等の声紋・指紋・網膜パターン認識、更に近年では、バーチャル・リアリティー等さまざまな方面で目にするようになった。このように挙げた画像処理で、処理のアルゴリズムを構築する場合や、その処理の最終段階で人間の目で判断しなければならない場合が出てくる。

そこで我々は、パルス密度変調画像を疑似濃淡画像として認識するところの外界・網膜・脳の視覚モデルを提案してきた。(3)-(5)

本報告では、原画像に矩形画像・正弦画像・三角画像の3種類を使用して実験を行った。その結果、近似度 n^2 と項数 M の間に漸近級数の関係が求められ、良好な復元画像が得られた。更に復元に必要なパラメーターの関係式を求めることが出来たのでここで報告する。

2. 非負関数のパルス密度変調

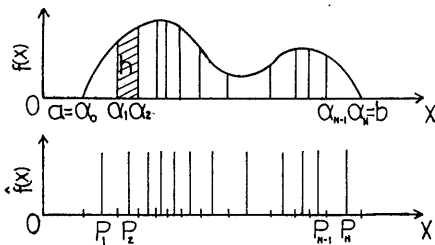


図1 パルス密度変調の原理図

図1に示すように、実数軸で定義される非負関数 $f(x)$ を、

$$f(x) = \begin{cases} f(x) \geq 0 & (a \leq x \leq b) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (1)$$

とする。このような関数 $f(x)$ に対して、

$$\int_a^b f(x) dx = h \quad (2)$$

($n=1, 2, 3, \dots, N$)

を満足する点列

$$a = \alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, \alpha_{n+1} = b \quad (3)$$

を求めるものとするならば、

$$\int_a^b f(x) dx = \sum_{r=1}^n \int_{\alpha_{r-1}}^{\alpha_r} f(x) dx = nh \quad (4)$$

($n=1, 2, \dots, N$)

の関係が成り立ち、特に上式で $n = N$ と置けば、

$$\int_a^b f(x) dx = Nh \quad (5)$$

の結果が得られる。

そこで、与えられた関数 $f(x)$ に対して N を選び

$$h = \frac{1}{N} \int_a^b f(x) dx \quad (6)$$

となる定数 h を定める。更に、式(2)を用いて点列 $\{\alpha_n\}$ を求めるものとする。

次に、図1に示すように

$$P_r = \frac{\alpha_r + \alpha_{r-1}}{2} \quad (7)$$

となる点列 $\{P_n\}$ を定め、これらを用いて

$$\hat{f}(x) \equiv h \sum_{n=1}^N \delta(x - P_n) \quad (8)$$

となる関数 $\hat{f}(x)$ を定義する。そうすることによって、

$$\begin{aligned} \int_a^b \hat{f}(x) dx &= h \sum_{r=1}^N \int_{\alpha_{r-1}}^{\alpha_r} \delta(x - P_r) dx \\ &= nh \equiv \int_a^b f(x) dx \end{aligned} \quad (9)$$

となる等式が成立する。よって、 $\hat{f}(x)$ は $f(x)$ を近似する関数とみなせる。ここで、 $\delta(x)$ は単位パルスを表すデルタ関数であるから、 $\hat{f}(x)$ は $f(x)$ に対するパルス密度変調関数であると考えることができる。

3. 単位パルス関数の一般表現

ポケを含む一般化画像が画像の基礎方程式を満足することは既に知られている。(1) ポケのパラメーター $\tau = \sigma^2 / 2$ において

$$w(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

の関数を定義すれば、この関数は、

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} - \frac{1}{\sigma} \frac{\partial}{\partial \sigma}\right) w(x, \sigma) = 0 \quad (11)$$

の1次元画像の基礎方程式を満足する解であり

$$\int_{-\infty}^{\infty} w(x, \sigma) dx = 1, w(x, \sigma) > 0 \quad (12)$$

の条件を満たしている。特に、 $\sigma \rightarrow 0$ の極限では、

$$\lim_{\sigma \rightarrow 0} w(x, \sigma) = \delta(x) \quad (13)$$

である。故に $w(x, \sigma)$ は単位パルス波形 $\delta(x)$ を σ だけぼかした関数であり、 $w(x, \sigma)$ を一般化された単位パルス関数と呼ぶことにする。

次に、 $w(x, \sigma)$ の逐次導関数は、

$$\begin{aligned} w^{(n)}(x, \sigma) &\equiv \frac{\partial^n}{\partial x^n} w(x, \sigma) \\ &= (-1)^n \frac{1}{\sigma^n} w(x, \sigma) \text{Hm}\left(\frac{x}{\sigma}\right) \quad (14) \\ &\quad (n=0, 1, 2, \dots) \end{aligned}$$

となる。ここで、 $\text{Hm}(x/\sigma)$ は m 次のエルミート多項式である。

なお、エルミート多項式の系 $\{\text{Hm}(x/\sigma)\}$ の間には、

$$\int_{-\infty}^{\infty} w(x, \sigma) \text{Hm}\left(\frac{x}{\sigma}\right) \text{Hm}'\left(\frac{x}{\sigma}\right) dx = m! \delta_{mm'} \quad (15)$$

($m, m'=0, 1, 2, \dots$)

の直交条件の成り立つことが知られている。ここで、 $\delta_{mm'}$ はクロネッカの記号で $\delta_{mm'} = 1$ で $\delta_{mm'} = 0$ ($m \neq m'$) である。

4. ぼけた関数からの原関数の推定

一般に、1次元画像の基礎方程式は、

$$\left(\frac{\partial}{\partial x} - \frac{1}{\sigma} \frac{\partial}{\partial \sigma}\right) f(x, \sigma) = 0 \quad (16)$$

で、無限遠で有界であるような一般解は、一意的に求まって、

$$f(x, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} w(x-x', \sqrt{\sigma^2 - \sigma'^2}) f(x', \sigma') dx' \quad (17)$$

($\sigma > \sigma'$)

となる。ここで、 $x = a_0$ 、 $\sigma = \sigma_0$ とおけば、

$$f(a_0, \sigma_0) = \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0 - x, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) f(x, \sigma) dx \quad (18)$$

($\sigma_0 > \sigma$)

となる。 $f(a_0, \sigma_0)$ は、 $f(x, \sigma)$ の画像に対して視点が a_0 、視野が $\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}$ の抑制かけた平均になると評価される。これは、客観的に与えられる画像 $f(x, \sigma)$ に対して、別に認識主体が主観的に選ぶ視点、視野が定められることによって、情報抽出の姿が確定すると解釈される。(2)

今、視点を a_0 、視野を $\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}$ に定めたときの $f(x, \sigma)$ の展開形式を

$$f(x, \sigma) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} A_m f^{(m)}(x-a_0, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \quad (19)$$

と置こう。ここで、

$$F_m(x, \sigma) = x^m \text{Hm}\left(\frac{x}{\sigma}\right) \quad (20)$$

の関係にある。式(19)に式(20)を代入すれば

$$f(x, \sigma) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} A_m \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}^m \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) \quad (21)$$

となるが、式(15)と同様の

$$\int_{-\infty}^{\infty} w(a_0 - x, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) \cdot \text{Hm}'\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) dx = m! \delta_{mm'} \quad (22)$$

の直交関係が得られるから式(21)の展開係数 A_m は、

$$A_m = \frac{1}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}^m} \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0 - x, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \cdot f(x, \sigma) \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) dx \quad (23)$$

($m=0, 1, 2, \dots$)

から計算されることになる。特に、 $\sigma \rightarrow 0$ の極限での画像を、

$$f(x) = \lim_{\sigma \rightarrow 0} f(x, \sigma) \quad (24)$$

とおけば、式(23)は、

$$A_m = \frac{1}{\sigma_0^m} \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0 - x, \sigma_0) f(x) \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sigma_0}\right) dx \quad (25)$$

($m=0, 1, 2, \dots$)

となる。式(19)、式(25)によって与えられる解 $f(x, \sigma)$ は視点 a_0 、視野 $\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}$ に着目して式(16)をといた結果に他ならない。

ここで、式(19)の画像の表現形式の意味を考えてみる。係数 A_m の計算式(25)は、対象とする画像 $f(x)$ に対して $w(a_0 - x, \sigma_0)$ の重み関数が掛けられている。よって係数 A_m の値を決めている要因は、視点 a_0 、視野 σ_0 で定まる領域内の画像の形状であり、それから離れたところの画像の形状には関係がない、ということになる。更に、式(23)からわかるように、対象とする画像にボケを加えていくと、視点 a_0 は変わらないが、視野は $\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}$ となり σ の増加と共に視野の範囲が狭くなっていく。(2) 特に、 $\sigma \rightarrow \sigma_0$ の極限では、

$$\lim_{\sigma \rightarrow \sigma_0} \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}^m \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) = (x-a_0)^m \quad (26)$$

であるから、式(21)は、

$$f(x, \sigma) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} A_m (x-a_0)^m \quad (27)$$

となる。この形式はTaylor展開級数であるから、 A_m は、

$$A_m = \lim_{x \rightarrow a_0} \frac{d^m}{dx^m} f(x, \sigma_0) \quad (28)$$

($m=0, 1, 2, \dots$)

の関係にある。

さて、式(19)から $f(x, \sigma)$ は無限項の級数からなっているが実用上は、有限項で打ち切ったものを用いざるをえない。そこで、

$$f_n(x, \sigma) = \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} A_m P_m(x-a_0, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \quad (29)$$

を $f(x, \sigma)$ の近似関数として定義する。特に、 $\sigma \rightarrow 0$ の極限での画像を、

$$f_n(x) = \lim_{\sigma \rightarrow 0} f_n(x, \sigma) \quad (30)$$

と置けば、式(20)より

$$\begin{aligned} f_n(x) &= \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} A_m P_m(x-a_0, \sigma_0) \\ &= \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} \tilde{A}_m \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sigma_0}\right) \end{aligned} \quad (31)$$

が求まる。ここで、 \tilde{A}_m は、

$$\tilde{A}_m = \sigma_0^m A_m \quad (32)$$

である。なお、 M は充分小さな $\varepsilon > 0$ に対して

$$\int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - f_n(x)\}^2 dx < \varepsilon^2 \quad (33)$$

を満足するように定めるものとする。 M を充分大きくとれば、

$$f(x) = \lim_{m \rightarrow \infty} f_n(x) \quad (34)$$

となる。

5. パルス密度変調関数からの復元

式(8)で与えられる $\tilde{f}(x)$ を、 σ だけばかりした関数 $\tilde{f}(x, \sigma)$ は、

$$\tilde{f}(x, \sigma) = h \sum_{n=1}^N w(x-P_n, \sqrt{\sigma^2 - \sigma_0^2}) \quad (35)$$

($\sigma > \sigma_0$)

となる。ここで、 $x = a_0$ 、 $\sigma = \sigma_0$ とおけば、

$$\tilde{f}(a_0, \sigma_0) = h \sum_{n=1}^N w(a_0-P_n, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma_0^2}) \quad (36)$$

($\sigma_0 > \sigma_0$)

となる。式(8)を式(25)に代入して、式(19)の対応関数で復元関数 $\tilde{f}(x, \sigma)$ を求めると、

$$\tilde{f}(x, \sigma) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} B_m P_m(x-a_0, \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}) \quad (37)$$

の形式に置ける。又は、式(38)の

$$\tilde{f}(x, \sigma) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} B_m \sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2} \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sqrt{\sigma_0^2 - \sigma^2}}\right) \quad (38)$$

が求まり、ここで、

$$B_m \equiv \frac{1}{\sigma_0^m} h \sum_{n=1}^N w(a_0-P_n, \sigma_0) \text{Hm}\left(\frac{P_n-a_0}{\sigma_0}\right) \quad (39)$$

($m=0, 1, 2, \dots$)

となる。特に、 $\sigma \rightarrow 0$ の極限での画像を、

$$\tilde{f}(x) = \lim_{\sigma \rightarrow 0} \tilde{f}(x, \sigma) \quad (40)$$

と置けば、式(37)、式(38)は、

$$\begin{aligned} \tilde{f}(x) &= \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} B_m P_m(x-a_0, \sigma_0) \\ &= \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m!} \tilde{B}_m \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sigma_0}\right) \end{aligned} \quad (41)$$

となる。ここで、 \tilde{B}_m は、

$$\tilde{B}_m = \sigma_0^m B_m \quad (42)$$

である。

さて、 $\tilde{f}(x)$ を式(31)、式(33)を満足する M で級数を打ち切ると

$$\hat{\tilde{f}}_n(x) = \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} B_m P_m(x-a_0, \sigma_0) \quad (43)$$

$$= \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} \tilde{B}_m \text{Hm}\left(\frac{x-a_0}{\sigma_0}\right) \quad (44)$$

となる。

ここで、

$$\tilde{\Delta}_m \equiv \tilde{A}_m - \tilde{B}_m \quad (45)$$

と置くと、

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - \hat{\tilde{f}}_n(x)\}^2 dx &= \sum_{m=0}^M \frac{1}{m!} \tilde{\Delta}_m^2 \\ &\equiv \varepsilon_0^2 \end{aligned} \quad (46)$$

となる ε_0 に対して

$$\begin{aligned}
& \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - \tilde{f}_n(x)\}^2 dx} \\
& \leq \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - f(x)\}^2 dx} \\
& + \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma_0) \{f(x) - \tilde{f}_n(x)\}^2 dx} \\
& < \varepsilon + \varepsilon_0
\end{aligned}
\tag{47}$$

の三角不等式の関係が成り立つことになる。よって、 ε_0 が充分小さければ、 $\tilde{f}_n(x)$ は $f(x)$ の良い近似を与える関数となることが判る。

さて、 M を充分大きくとれば、

$$\tilde{f}(x) = \lim_{m \rightarrow \infty} \tilde{f}_m(x)
\tag{48}$$

となる。ことは明かであるが、復元の問題は $\tilde{f}(x)$ を求めることが重要なことではなく、 $f(x)$ に近い関数を求めることが重要な目的である。そこで、式(47)より $\tilde{f}_n(x)$ が $f(x)$ が良い近似を与える関数なので、誤差を2乗ノルムで計算すると、

$$\begin{aligned}
e_{re}^2 & \equiv \min_M e_n^2 \\
& = \min_M \|f(x) - \tilde{f}_n(x)\|^2 \\
& = \min_M \int_{-\infty}^{\infty} w(a_0-x, \sigma) \{f(x) - \tilde{f}_n(x)\}^2 dx
\end{aligned}
\tag{49}$$

を実現する項数 $M \equiv M_0$ を求めて、

$$f(x) \cong \tilde{f}_{n_0}(x)
\tag{50}$$

となる復元関数 $\tilde{f}_{n_0}(x)$ を定めることが重要である。更に、 $\tilde{f}_n(x)$ の $f(x)$ に対する近似度 η^2 は、

$$\eta^2 = \frac{\|f(x) - \tilde{f}_n(x)\|^2}{\|f(x)\|^2}
\tag{51}$$

によって表されることになる。

6. 実験方法

今回、原画像に矩形画像・正弦画像・三角画像の3種類を使用し、式(52)、式(53)、式(54)のように表される。この原画像を、パルス数 N_{pii} (原画像をパルス密度変調する際に使用したパルス数)を50でパルス密度変調したパルス密度変調画像を入力画像として使用し、下図のように表される。

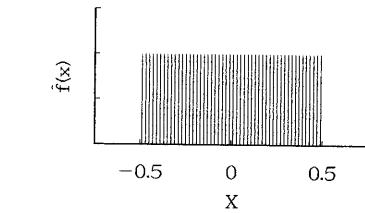
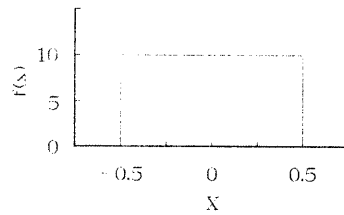


図2 原画像とパルス密度変調画像(矩形画像)

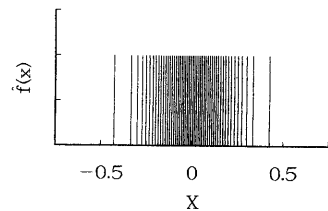
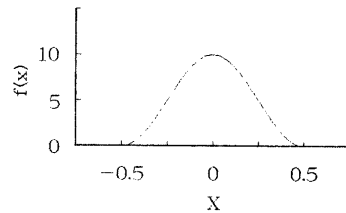


図3 原画像とパルス密度変調画像(正弦画像)

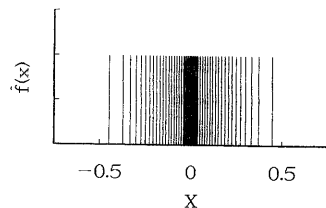
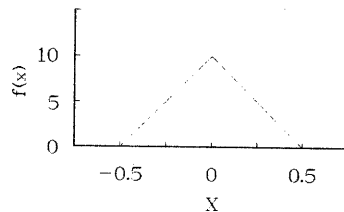


図4 原画像とパルス密度変調画像(三角画像)

$$f_{\text{tri}}(x) = \begin{cases} 10 & (-5.0 \leq x \leq 5.0) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (52)$$

$$f_{\text{cos}}(x) = \begin{cases} 5 \{ 1 + \cos(-\frac{1}{5}\pi x) \} & (-5.0 \leq x \leq 5.0) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (53)$$

$$f_{\text{tri}}(x) = \begin{cases} 10 - |2x| & (-5.0 \leq x \leq 5.0) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases} \quad (54)$$

入力画像に図2～4のようなパルス密度変調画像を使用し、視点を原点に固定しておき視野を広げながら視野内（原点を中心に $\pm 3\sigma_0$ の範囲）にあるパルス数 N_{pvf} と最良近似項数 M_0 との関係を調べた。最良近似項数 M_0 とは、式(50)を満足するように式(51)の近似度 η^2 （原画像と復元画像との誤差を表したものを）を復元関数 $\hat{f}_M(x)$ の項数 M を変化させながら求め近似度が最小になる点の項数 M を M_0 としている。各入力画像に対する近似度 η^2 は、 N_{pvf} が50の場合において図5～7のように求められ、 M_0 の存在する事が分かる。

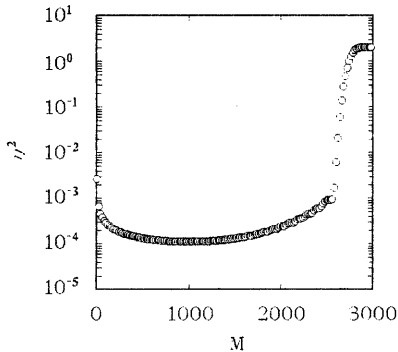


図5 近似度と項数 M との関係(矩形画像)

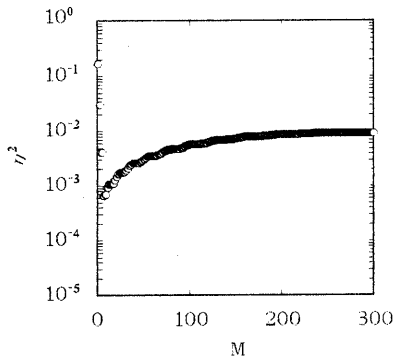


図6 近似度と項数 M との関係(正弦画像)

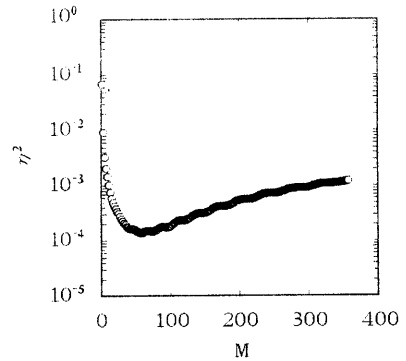
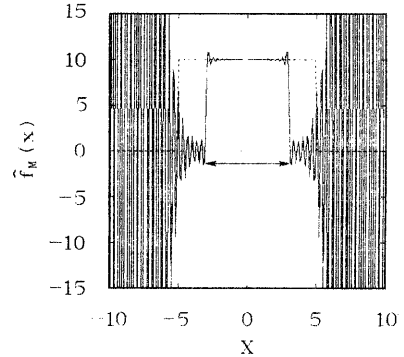


図7 近似度と項数 M との関係(三角画像)

7. 復元画像

各画像の N_{pvf} と M_0 の関係を前章の方法で求めた結果から復元画像 $\hat{f}_{M_0}(x)$ をパルス数 N_{pvf} が30と50の場合について式(44)より求めた結果、図8～10のようになった。視野の範囲は矢印で示される範囲内で、視野内では精度良く復元されていることが分かる。

$N_{\text{pvf}} = 50 \quad N_{\text{pvf}} = 30 \quad M_0 = 355$



$N_{\text{pvf}} = 50 \quad N_{\text{pvf}} = 50 \quad M_0 = 987$

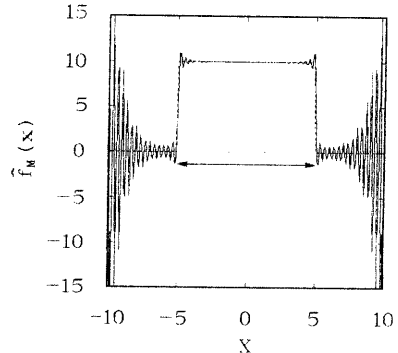


図8 復元画像(矩形画像: $N_{\text{pvf}} 30, 50$)

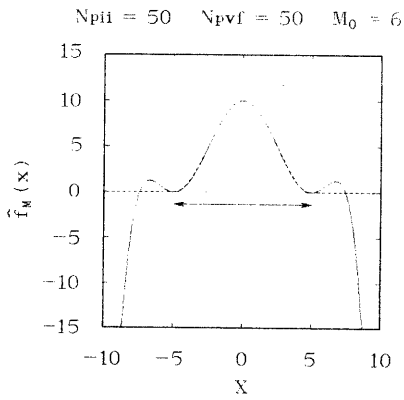
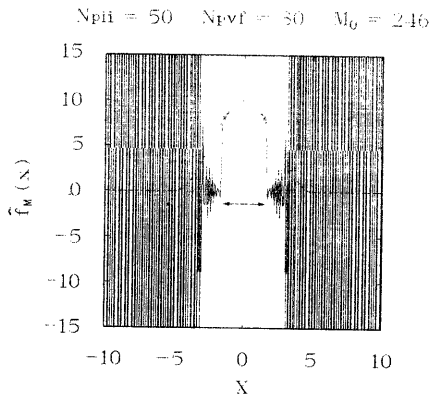


図9 復元画像 (正弦画像: $N_{pii} 30, 50$)

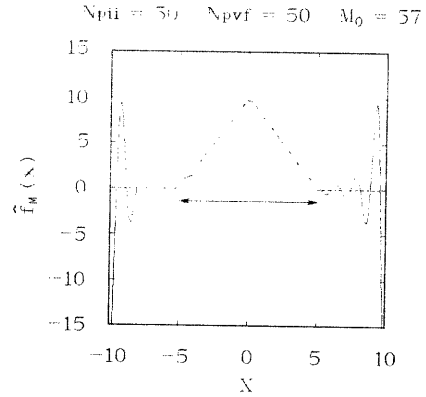
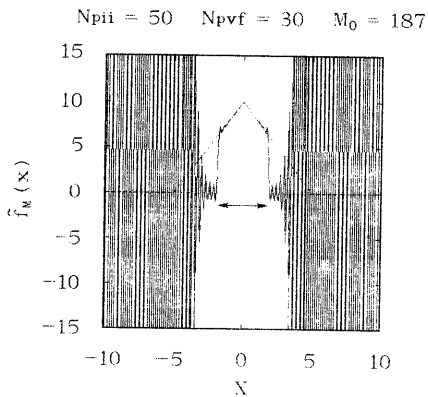


図10 復元画像 (三角画像: $N_{pii} 30, 50$)

8. 関係式

関係式とは、画像を復元する際に必要なパラメータの関係性を式として表したもので、この関係式が必要な理由は、近似度を用いる方法では原画像と復元画像との比較をした結果から M_0 を求めているが、この方法では、原画像と復元画像が必要になるが復元画像の方は、脳で復元されたものなのでなんの問題も無いのだが、原画像の方はパルス密度変調の元にした画像でもあり、原画像が脳に取り込まれることは考えられないので脳ではそれぞれの画像の比較ではなく入力画像のパルス密度変調画像から得られる情報から M_0 の値が求められると思われる。

今回の実験方法 (6. 実験方法) から得られる実験結果から次のような関係式を近似する。

$$M_0 = kNp^n \quad (55)$$

式 (55) の乗数 n と係数 k を求めるために両辺に対数をとって次のように変形した。

$$\log M_0 = \log k + n \log Np \quad (56)$$

式 (56) の n と k の値を最小 2 乗法により求めた結果、表 1 のようになった。

表 1 関係式の係数と乗数

	k	n
矩形画像	0.346523	2.037008
正弦画像	0.934562	0.575292
三角画像	1.116990	1.015117

表1を基に関係式と実験値との比較を行うと図11~13になる。実線が関係式より求められた値、○が実験値である。矩形画像と三角画像は、かなり精度の良いものとなっていることが分か

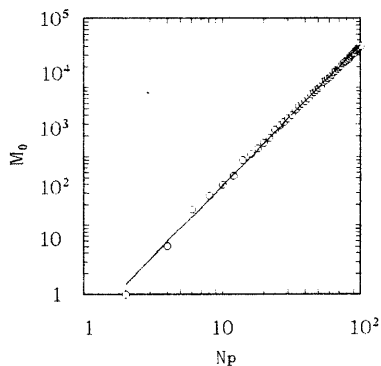


図11 N_p と M_a の実験値と近似値(矩形画像)

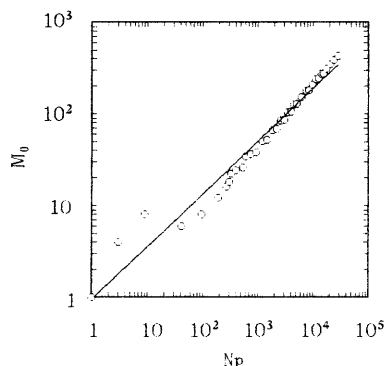


図12 N_p と M_a の実験値と近似値(正弦画像)

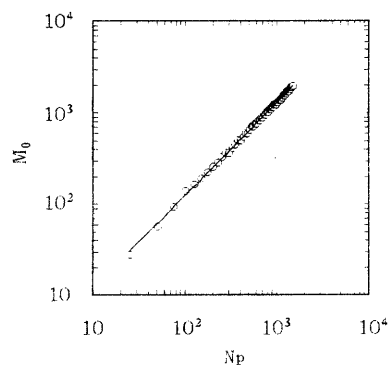


図13 N_p と M_a の実験値と近似値(三角画像)

9. むすび

本報告では、原画像に典型例として一定値の矩形画像、連続的になだからに変化する正弦画像、一定の変化からある点を境にして特性が変わる三角画像の3種類で実験を行い、視野内では良好な復元画像が得られた。更に、復元に必要なパラメータの最良近似項数 M_a 、視野内のパルス数 N_{pvf} の関係がべき乗の形となり画像の違いが係数と乗数の違いとして表せることが明らかになった。

今後の課題として、任意の入力画像に対して使用可能な関係式を求め、1次元モデルを完成させる。更に、1次元モデルの本質的な部分を利用して2次元モデルに拡張することである。

日頃御熱心に御検討頂く金沢工大・林彬教授、東工大・小川英光教授及び、実験に御協力頂いた金沢高専電気科5年・原明弘氏に心より感謝申し上げます。

参 考 文 献

- (1) 飯島泰蔵: "パターン認識", コロナ社 (昭和48)
- (2) 飯島泰蔵: "視覚パターンを主観的に表現する数学形式" 信学論(D), J70-D.8, PP:1564-1569 (昭和62-8)
- (3) 川崎順治, 飯島泰蔵: "視覚モデルによるパルス密度変調図形の復元(II) - 視点・視野を考慮した1次元モデルの解析法 -" 信学技報, PRU87-56, PP.1-6 (1987-11)
- (4) 川崎順治・秦俊博・飯島泰蔵: "視覚モデルによるパルス密度変調波形の復元(II) - パラメータの関係式の誘導 -" 金沢高専, 紀要 第12巻, 1990
- (5) 川崎順治, 秦俊博, 中川吉人, 飯島泰蔵: "視覚モデルによるパルス密度変調画像の復元 - 矩形・正弦入力の1次元モデルの解析 -" 信学技報, PRU90-76, PP.53-60 (1990-10)