

1.1.1 画像の雑音除去法

画像信号の処理は処理対象画素だけを用いるのではなく、その周辺の画素も含めて処理を施す。

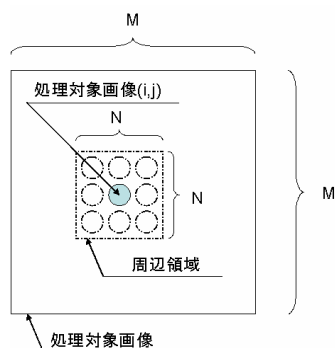


図1

図1ではM×Mの大きさの画像のある処理対象画素の場所を(i,j)とすると、その周辺の画素は(i,j)の周辺N×Nの領域となる。このNの値は一般的に3や5などの値をとるが、たまに7などの広い領域を扱うこともある。一般的に画像の処理はこのN×Nの中の画素情報を用いて行われることが多く、このN×Nの領域を周辺領域または局所領域と呼び、そこから算出される種々の情報を局所情報(Local Information)と呼ぶ。

カラー画像の復元処理はR G B各々の成分に対して独立に濃淡画像用の処理を施すか、Y I Q空間に代表される輝度信号とカラー情報信号に分離後、輝度信号のみに濃淡画像の処理を施すことが多い¹¹⁾。デジタルカメラの場合にはすでにR G B各々の成分が存在するため、各々の成分に対して独立した処理を施すことが多いが、近年カラー信号を各成分の相関が強いマルチチャンネル信号とし、ベクトル的に処理を行う方法も提案されている¹²⁾。しかしながら、RGBそれぞれに異なる確率の雑音が重畳することになった場合、成分別に雑音除去処理を行った方が優れた結果であることが示されているため¹³⁾、ここでは成分別に処理を行うことを前提とする。

1.1.1 加法雑音で重畳した画像

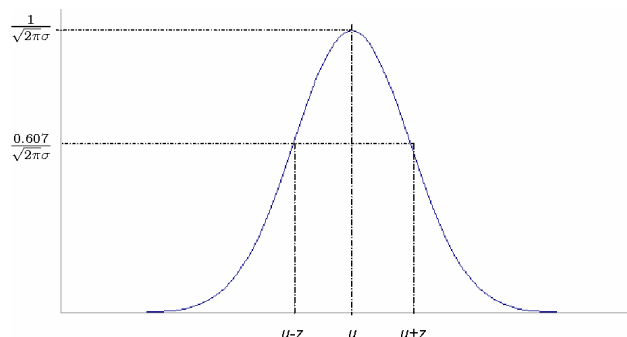
デジタルカメラに重畳する雑音は暗電流や熱雑音が主な原因である。これらの雑音は加法雑音として表現され、加法雑音が重畳した画像Xは $X = P_0 + N_G$ で与えられる。ここで P_0 は雑音重畳前の画像を、 N_G は雑音である。雑音の種類は幾つかあるが、主にガウス性雑音とインパルス性雑音の2種類が挙げられ³⁾、ガウス性雑音の振幅は式(1)で、インパルス性雑音の振幅は式(2)で表わすことができる。

$$N_G(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$$N_G(z) = \begin{cases} P_a & : \text{prob. } p_1 \\ P_b & : \text{prob. } p_2 \\ 0 & : \text{prob. } 1-p_1-p_2 \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 z は雑音振幅、 σ は標準偏差、 u は雑音の平均値(期待値)、 P_a は画像データ全体の信号値の最大値付近の信号値、 P_b は画像データ全体の最小値付近の信号値、 p_1 および p_2 はそれぞれ雑音の発生確率である。なお、ガウス性雑音は主に平均値が0、標準偏差が10~40程

度であり，またインパルス性雑音の確率 p_1, p_2 は 1% ~ 20% 程度で表される．下図はガウス性雑音の分布を図で表したものである．



また，図 1 に各々の雑音で重畳した画像を示す．



1.1.2 ガウス性雑音で重畳された画像の復元方法

雑音で重畳された画像の復元は，雑音を除去し原画像を同等の画像を得ることであり，理想的な雑音除去フィルタはフィルタ後の画像の SN 比が最大になる．そこで，復元した画像と原画像との差の二乗平均が最小になるようなフィルタとしてウィナーフィルタ(Wiener Filter)がある¹⁴⁾．ウィナーフィルタ w はフィルタを通すことで得られる画像 y と原画像 p との差の二乗平均を最小にするフィルタである．原画像 p ，雑音重畳画像 x ，加法雑音 n ，復元画像 y としたとき，その周波数領域ではそれぞれ P, X, N, Y と記述でき，その関係は $Y=X \cdot W = (P+N) \cdot W$ となる．ここで W はウィナーフィルタの伝達関数であり，周波数領域におけるウィナーフィルタは $W = P_p / (P_p + N_p)$ で与えられる．なお，ここで P_p および N_p は画像信号及び雑音信号のパワースペクトルである．しかしながら，原画像のパワースペクトルは実際には知りえない情報であるため， $W=(X_p - N_p)/X_p$ が用いられ，さらに， N_p についても画像にどの程度の雑音为重畳しているか知りえないため推定した値が用いられる．このようにウィナーフィルタは昔から知

られる方法であるが、周波数領域で考えるため画像信号や加法雑音が定常的であること、及び加法雑音の推定が必要であること等の条件が必要となる。

さて、ガウス性雑音は非周期的な雑音であり、この雑音の影響の低減には画像を空間的にかつ簡単に処理をする方法である平滑化処理が効果的である^{3,4)}。平滑化処理には濃淡の変動を一様に平滑化する処理とエッジなどの大きな変化部分を保存し、ある特定の部分だけを選択して平滑化する処理がある。前者はシフト不変（時不変）型処理または固定係数型処理と呼ばれ、後者は時変型処理と呼ばれる。

シフト不変型処理の代表例が平均値フィルタであり、処理したい画素を中心とした周りの画素の平均値（係数）を求め与える方法であり、以下の式で算出される。

$$y(i, j) = \frac{1}{N \times N} \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N x(i+k, j+l) \quad (3)$$

平均値フィルタは雑音は低減するものの、エッジなどの高周波数成分もカットしてしまうため、画像がぼけたようになっていたり、色ずれなどが発生する。そこで、処理対象画素の係数と周りの画素に対する係数とを変え、処理対象画素に重きをおく荷重平均値フィルタ処理がある³¹⁾。荷重平均値フィルタは式4で算出でき、その荷重は式5のようなガウシアンフィルタが主に用いられている。

$$y(i, j) = \frac{\sum_{k=-n}^n \sum_{l=-n}^n w(i+k, j+l) \cdot x(i, j)}{\sum_{k=-n}^n \sum_{l=-n}^n w(i+k, j+l)} \quad (4)$$

なお $n = \frac{N-1}{2}$

$$w(k, l) = \exp \left| -\frac{k^2+l^2}{2\sigma} \right| \quad (5)$$

で平滑の程度を制御可能であるが、一般的には局所領域に対して $=N/2$ としている例が多い。

図3は平均0、標準偏差20のガウス性雑音が重畳した画像を、平均値フィルタ、荷重平均値フィルタで処理した結果である。図3からも荷重平均値フィルタは平均値フィルタと同等に雑音が低減可能であり、かつ画像もあまりぼけたようにはなっていないことがわかる。カラー画像の場合にはRGBそれぞれにフィルタ処理を施すことになるが、平均値フィルタより荷重平均値フィルタを用いた方が色ずれなどの発生が抑えられる。



図3

シフト不変型処理はアルゴリズムが簡単であり，処理速度も速いが，デジタルカメラ等で撮影された画像は自然画像が多いと考えられる．自然画像は非定常性の強い信号であり，シフト不変型処理では局所毎の信号の変化に対応が取れないため，その処理結果は好ましいものとはならない．そこで，画像の性質に合わせてフィルタの係数を変化させる処理であるデータ依存型処理がある．もっとも簡単なデータ依存型フィルタとして フィルタ⁶⁾MTM (Modified Trimmed Mean) フィルタ^{7,8)}が挙げられる． フィルタやMTM フィルタは処理対象画素と周辺の画素との差分値（以下差分信号）を局所情報として用いている．差分信号が小さい場合，処理対象画素と周辺画素との相関が強いと考え，積極的に周辺の画素を用いようとするものである．具体的に

フィルタは1次元信号で表現すると

$$y(n) = x(n) - \sum_{k=-N}^N a_k f\{x(n) - x(n-k)\} \quad (6)$$

と定義される．このとき $f()$ は区分線形関数であり，

$$f(x) = \begin{cases} x(n) - x(n-k) & |x(n) - x(n-k)| \leq \epsilon \\ \alpha & otherwise \end{cases} \quad (7)$$

で与えられる．このとき ϵ の値として $\epsilon = 0$ または $\epsilon = \infty$ 等が定義可能であり，図4のような区分線形関数となる．

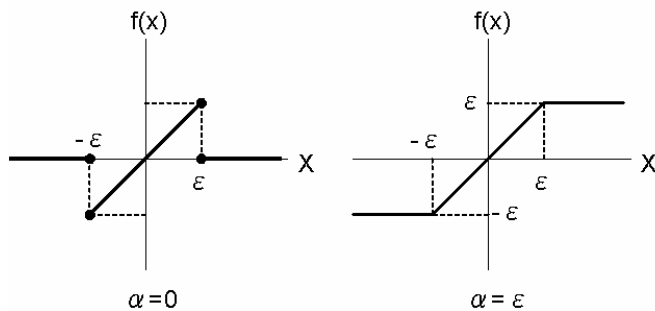


図4

また、 a_k は非再帰型 (FIR) 線形低域型フィルタのフィルタ係数であり、直流成分を保存するために総和が1となるように設定する。

$$\sum_{k=-N}^N a_k = 1 \quad (8)$$

MTM フィルタも同様に処理対象画素と周辺画素との信号が同質であるか否かを判定し、同質と考えられるものだけを用いてフィルタ処理を行っており、具体的には

$$y(i, j) = \frac{\sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N W(k, l) \cdot x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N W(k, l)} \quad (9)$$

$$W(k, l) = \begin{cases} 1, & |x(i+k, j+l) - x(i, j)| \leq \epsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

で与えられている。これらのフィルタは差分信号のみを用いたデータ依存型処理であるが、さらに処理対象画素と周辺画素との信号の距離に関する情報 (距離情報) を加え、複数の情報をファジー推論で結合した方法がある。これに関しては文献9および10を参照されたい。

以上のように信号の性質によってフィルタ係数を適応的に変化させることで、非定常性の強い自然画像に対して好ましい画像処理結果を得ることが可能となる。

1.1.3 インパルス性雑音で重畳された画像の復元方法

インパルス性雑音は主に電子機器などから発生する人工的な雑音であり、ランダムにごま塩状の雑音が重畳する³⁾。この雑音を平滑化処理で低減しようとしても雑音の影響が残り、十分な雑音低減がされるわけではない。このようなインパルス性雑音の影響の低減には順序統計フィルタ

の1つであるメジアンフィルタ処理が効果的である^{3,5)}。順序統計フィルタは処理対象画素とその周辺の画素を大きい順に並べ替え、並べえ変えたデータに適切な係数を与える処理である。順序統計フィルタの1つであるメジアンフィルタは係数に並び替えたデータの中心に対してのみ荷重を与える方法であり、入力信号を $x(i,j)$ としたとき、その出力信号 $y(i,j)$ は以下の式で算出される。

$$y(i,j) = \sum_{k=1}^N \alpha_k x_{(k/N)}(i,j) \quad (11)$$

このとき、 $x_{(k/N)}(i,j)$ は処理対象画像と $N \times N$ 領域の周辺の画素を昇順に並び替えたときの k 番目に大きい画素信号である。またメジアンフィルタの係数は、

$$\alpha_{(N+1)/2} = 1, \alpha_k \neq 0 \quad (k = \frac{N+1}{2}) \quad (12)$$

で示される。なお、メジアンフィルタはエッジ保存性も良いことが知られているものの、信号の細部の保存性はあまりよくなく、信号を劣化させてしまう。これは画素を昇順に並び換えたときに信号の時間または位置情報が失われるため、信号の細部における保存性が悪くなるためである¹⁴⁾。そこで、エッジ及び細部の保存性に優れた方法として、時間または位置情報を反映させた荷重メジアン処理がある¹⁴⁾。荷重メジアン処理は

$$y(i) = MED[w_{-N} \diamond x(i-N), \dots, w_0 \diamond x(i), \dots, w_N \diamond x(i+N)] \quad (13)$$

のように与えられる。ここで \diamond は信号を多重させる演算子であり、

$$w \quad \underbrace{x = x, \dots, x}_{w \text{ 個}} \quad (14)$$

となる。荷重メジアンフィルタにおける荷重の度合いは、処理対象画素に重みを多くつけることが多く、これによってメジアン値として処理対象画素が選択される確立が増えることになるため、細部などの信号の保存性はメジアンフィルタより良好である。例として、処理対象画素の w は 3、それ以外は 1 とした中心荷重メジアン (Center Weighted Median) 処理がある。

さらにインパルス性雑音の有無の判断を 2 つの情報 (入力値とメジアン値の差の情報と入力点に関する孤立性の情報) からファジー推論を用いて推定し、雑音重畳画像からインパルス性雑音のみを除去する方法がある¹⁵⁾。これはデータ依存型処理の 1 つであり、具体的には 2 つの情報を各々 2 つのファジー集合で定義し、4 つのファジールールを以下のように与えている。

$$\begin{aligned}
& \text{if } |x_n - m_n| \text{ is Small and } |P_n| \text{ is Small then } \mu|x_n| \text{ is Large} \\
& \text{if } |x_n - m_n| \text{ is Small and } |P_n| \text{ is Large then } \mu|x_n| \text{ is Small} \\
& \text{if } |x_n - m_n| \text{ is Large and } |P_n| \text{ is Small then } \mu|x_n| \text{ is Small} \\
& \text{if } |x_n - m_n| \text{ is Large and } |P_n| \text{ is Large then } \mu|x_n| \text{ is VerySmall}
\end{aligned} \tag{15}$$

最終的に出力は

$$y_n = m_n + \mu|x_n|(x_n - m_n) \tag{16}$$

によって与えられる。ここで m_n はメジアン値であり、 p_n は次式で与えられるインパルス情報である。

$$P_n = \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N |x(i, j) - x(n)| \tag{17}$$

これらの異なる2つの情報を関連付けることによって近傍領域内にインパルス性雑音があると推定された場合には、メジアン値を与え、近傍領域内にインパルス性雑音が無いと推定された場合には処理点信号値与えている。つまり、複数の情報によって雑音の有無を判断し、適切な係数を与えることを可能としている。

図5はインパルス性雑音で重畳された画像の復元結果であり、左から雑音重畳画像、メジアンフィルタ、荷重メジアンフィルタ及びファジーメジアンフィルタの処理結果である。この結果からもエッジや細部などの保存性ではファジーメジアンフィルタが優れた性能を示していることがわかる。しかし、処理の速度を考慮するならば、荷重メジアンフィルタが現実的な処理となるものと考えられる。



(a) 雑音重畳画像 (b)メジアンフィルタ (c)荷重メジアンフィルタ (d) ファジーメジアン

【図5】