

ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの提案

米司 健一, 田中 正行, 奥富 正敏

東京工業大学 大学院理工学研究科 機械制御システム専攻

概要 画像撮影時の手ぶれや、ピンぼけなどによって画像にぶれやぼけが生じる。これらの劣化は PSF(Point Spread Function) と原画像との畳み込み積分によって表現される。PSF が既知の場合、劣化画像と PSF から復元用のフィルタを作成し、そのフィルタを用いて原画像を復元する手法はこれまでに多くの研究例がある。しかし、ほとんどの復元手法では、何らかのパラメータを設定する必要があり、この調節が難しい。そこで、本研究では、パラメータの調節が容易な復元フィルタを提案する。まず、復元フィルタのパラメータが容易に調節できるための具体的条件を明確にした後、復元フィルタを設計するための新しい考え方を提案する。この考え方にしたがって実際に復元フィルタの設計を行う。また、実験を通して、提案手法の効果を確認した。

Human-Friendly Restoration Filter

Kenichi YONEJI, Masayuki TANAKA and Masatoshi OKUTOMI

Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

Abstract

Images are blurred by camera shakes or moving objects. When the PSF(Point Spread Function) which is a degradation function of blurring can be obtained from a degraded image, there are many techniques for image restoration using the relation between a degradation image and PSF. However, we must appropriately set some parameters, which affect the restoration image materially. In this paper, we propose a restoration technique which enables us to select the appropriate parameter easily. We call this restoration technique "human-friendly restoration". This paper shows necessary conditions to make a human-friendly restoration. Moreover, one example of a human-friendly restoration filter is shown, and its effect is demonstrated through experiments using synthetic images and real images.

1 はじめに

画像を撮影した際には、手ぶれやピンぼけといったぶれが生じる。これらの劣化は、ぶれを表す関数である PSF(Point Spread Function) と、原画像との畳み込み積分で表現される。この PSF が既知の場合、劣化画像と PSF から原画像を復元する手法は数多く提案されている [1]。また、PSF が未知の場合においては、PSF を推定する必要があり、この手法に関しては文献 [8][10] 等で述べられている。さらに、PSF 及び原画像を同時に推定する手法もいくつかの研究例がある [9]。本論文では PSF は既知または推定されているものとして、劣化画像と PSF から原画像を復元する問題を扱う。

従来の画像復元手法では、原画像を復元することを目的としている。しかし、原画像を復元するための逆フィルタは、ノイズに対し非常に不安定であることが知られており、現実に利用することが出来ない。そこで、逆フィルタを安定化した復元フィルタが一般的には用いられる。従来の復元フィルタでは、その安定性を決めるパラメータを調節しなければならない。しかし、このパラメータの調節が非常に重要であるにもかかわらず、最適な値を設定するのは、非常に困難である。このパラメータの最適化に関する研究は古くから行われており、古いものでは文献 [2][3] で述べられている手法などがある。しかし、どのようにモデル化するかによって結果が違ってしまふ、といった問題点が挙げられる。またこのパラメー

タは安定性を調節するものであるため、パラメータの値と復元画像との関係が直感的にわかりにくい。つまり、従来の復元フィルタは、パラメータの調節が困難で使いにくいという問題点があった。

そこで本研究では、パラメータの調節が容易な復元フィルタを提案する。本論文では、このような復元フィルタをヒューマンフレンドリーな復元フィルタと呼ぶ。このヒューマンフレンドリーな復元フィルタの必要性を説明した後、そのフィルタの満たすべき条件を明確にし、その設計に必要な新しい考え方を提案する。また、具体的な復元フィルタの設計についても議論する。

本論文は以下のように構成する。2章では復元フィルタの定式化を行う。3章ではヒューマンフレンドリーな復元フィルタの満たすべき条件について述べる。4章ではヒューマンフレンドリーな復元フィルタの具体的な設計方法について述べる。5章では実験を行い、提案手法の効果を確認する。6章では本論文のまとめを行う。

2 復元フィルタの定式化

ぶれやぼけといった画像の劣化は次の式(1)でモデル化される。

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) \quad (1)$$

ここで、 $g(x, y)$ は劣化画像を、 $h(x, y)$ は劣化を表すPSF、 $f(x, y)$ は原画像を、 $*$ は畳み込み積分を、それぞれ表す。この式をフーリエ変換すると次の式(2)が得られる。

$$G(\xi, \eta) = H(\xi, \eta)F(\xi, \eta) \quad (2)$$

ここで、 $G(\xi, \eta)$ 、 $H(\xi, \eta)$ および $F(\xi, \eta)$ は、 $g(x, y)$ 、 $h(x, y)$ および $f(x, y)$ のフーリエ変換をそれぞれ表す。

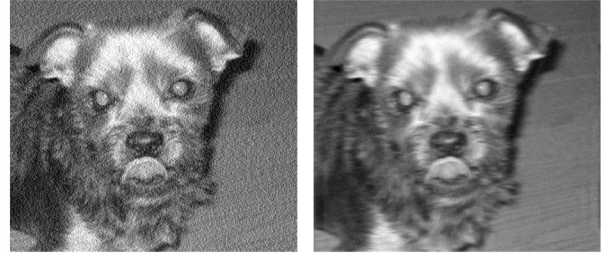
画像復元とは、 $G(\xi, \eta)$ と $H(\xi, \eta)$ から $F(\xi, \eta)$ を推定する問題である。特に周波数フィルタ処理による画像復元は、よく用いられる手法で、次の式で記述できる。

$$\hat{F}(\xi, \eta) = K(\xi, \eta)G(\xi, \eta) \quad (3)$$

このとき $\hat{F}(\xi, \eta)$ は復元画像、 $K(\xi, \eta)$ は画像復元のためのフィルタであり、復元フィルタと呼ぶ。

ここで、復元フィルタの例をいくつか紹介する。まず、最も単純な復元フィルタは $K(\xi, \eta) = 1/H(\xi, \eta)$ のフィルタであり、これを逆フィルタと呼ぶ。この逆フィルタは一般にノイズに対して非常に不安定であることが知られており、現実には利用されることはほとんどない。現実によく利用される復元フィルタの1つとして、ウィナーフィルタが挙げられる。ウィナーフィルタは式(4)で表される。

$$K(\xi, \eta) = \frac{\bar{H}(\xi, \eta)}{|H(\xi, \eta)|^2 + \gamma(\xi, \eta)} \quad (4)$$



$\Gamma = 0.001$ で復元した画像

$\Gamma = 0.05$ で復元した画像

図 1. 復元画像のパラメータ Γ による違い

ここで、 $\bar{H}(\xi, \eta)$ は $H(\xi, \eta)$ の複素共役を、 $\gamma(\xi, \eta)$ は原画像とノイズのパワースペクトラムの比を、それぞれあらわす。一般的には原画像のパワースペクトラムは未知であるため、 $\gamma(\xi, \eta)$ を定数 Γ に置き換えた次の式(5)が用いられる場合が多い。

$$K(\xi, \eta) = \frac{\bar{H}(\xi, \eta)}{|H(\xi, \eta)|^2 + \Gamma} \quad (5)$$

(4) 式はある種の最適性が証明されているが、(5) 式にはそのような最適性がない。しかし、ここでは一般的に利用される(5)式の復元フィルタをウィナーフィルタと呼ぶことにする。

ウィナーフィルタでは定数 Γ に適切な値を設定する必要がある。この定数の値によって復元結果が大きく変化する(図1)。

他にも様々な復元フィルタが提案されているが、その多くにおいて、このような何らかのパラメータを1つもしくはそれ以上設定しなくてはならない。このパラメータの決定は経験を要するものが多く、一般には困難とされている。

3 ヒューマンフレンドリーな復元フィルタとは

本節では、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタについて説明する。そこでまず、ヒューマンフレンドリーな画像処理とはどういったものか、について述べる。その後で、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの必要性について述べた後、その復元フィルタが満たすべき条件について考える。

3.1 ヒューマンフレンドリーな画像処理とは

まず、画像処理がヒューマンフレンドリーであるとは、どういったことかについて考える。一般的に画像処理のなかでも、特にフィルタリング処理では、フィルタの効果を強くしていくことによって、入力画像からの変化が徐々に大きくなるように設計されている。これは、そのフィルタを使用する人にとって、処理結果が入力画像から徐々に変化していくほうが、分かりやすいためである。また、フィルタの効果はある1つのパラメータで与えられる場合が多い。

このパラメータを調節することによって、好ましい結果を選ぶことになる。ここでは、この調節するパラメータを α とする。このとき、パラメータ α の変化に対する出力画像の変化が、視覚的に常に一定であるほうが、パラメータの調節が容易である。このように設計することで、パラメータの変化量に対する、出力画像の変化が、フィルタの使用者にとって容易に想像できる。実際に用いられているガウシアンローパスフィルタなどでは、ここで挙げた性質を満たしている。ガウシアンローパスフィルタの場合、パラメータ α は標準偏差であり、これを0にすれば、入力画像がそのまま出力画像として得られ、標準偏差の値を大きくすることによって、フィルタ処理の効果が徐々に強くなる。

そこで、本論文では、ヒューマンフレンドリーなフィルタ処理を、次のように考える。まず1つの条件として、パラメータの値が0の時には、出力画像と入力画像が一致し、パラメータを大きくするにつれて徐々にフィルタの効果が強くなるのが挙げられる。この条件を、本論文では入力起点性条件と呼ぶ。2つ目の条件として、パラメータの変化に対する出力画像の変化が、感覚的に一定となる必要がある。この条件を、変化の度合いが線形となることから、本論文では線形性条件と呼ぶ。以上の条件を満たすフィルタ処理を、ヒューマンフレンドリーなフィルタ処理とする。

3.2 ヒューマンフレンドリーな復元フィルタとは

まず、なぜヒューマンフレンドリーな復元フィルタを考える必要があるかについて述べる。復元フィルタによる復元処理においても、何らかのパラメータを設定する必要があることは、すでに2章で述べた。従来では、このパラメータに適切な値を設定することが出来れば、良い復元画像を得ることが出来る、といった考え方を前提としている。このパラメータの最適値を与える手法として、文献 [5][6][7] 等で挙げられている手法がある。しかし、良い復元画像とは人の主観によるところが多い。例えば、文字などをはっきりと読めるようにしたい場合には、多少ノイズが多くなっても構わないので、復元の効果を強く設定する場合が多い。それに対して、人や風景などの画像の場合、復元の効果を強くすることによって生じるアーチファクトなどを、なるべく抑える必要がある。このように、望ましい復元画像は、状況によって変化するため、自動的に決定するのは実際には困難である。つまり、フォトタッチソフト等のフィルタ処理と同様に、復元フィルタによる画像復元処理においても、人が出力結果を見ながらパラメータを調節する必要がある。このことは、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタが必要であることを意味する。

そこで、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタが必要とする条件について考える。この場合においても、前節で述べたことと同様のことが言える。まず

前提として、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタは、復元の効果を調節することができるパラメータ α を有する必要がある。そして、与えるパラメータが0として復元処理を行ったときの出力画像 $\hat{F}(\xi, \eta)$ と、入力画像(劣化画像) $G(\xi, \eta)$ が一致する必要がある。これは前節でも述べたように、入力画像から徐々に画像が変化することで、このフィルタの使用する人が容易にパラメータを調節できるようにする為である。また、復元フィルタによる復元処理においては、復元の効果を無限に強くすることは出来ない。最も効果の強い復元処理は、逆フィルタを用いて復元処理を行った場合である。このことから、パラメータの値を大きくするにつれて徐々に出力画像が変化していき、最終的には、パラメータを最大にする(例えばパラメータの値が0から1の間で変化する場合は1にする)ことによって、逆フィルタを用いて復元処理を行った画像に到達するのが望ましい。この条件が、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタが必要とする1つ目の条件であり、前節で挙げた入力起点性条件に相当する。さらに、そのパラメータの変化に対する出力画像の変化が、視覚的に常に一定である必要がある。これは、前節でも述べたように、復元フィルタの使用者が、パラメータの変化に対する復元画像の変化を容易に想像することができるようにする為である。このように設計することで、パラメータの調節が容易になる。この条件が、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタが必要とする2つ目の条件であり、前節で挙げた線形性条件に相当する。以上の条件を満たすことが、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタが必要とする条件である。

また、復元フィルタの必要条件として、安定性が挙げられる。一般的な画像処理フィルタでは、常に安定である場合が多く考慮する必要がないが、復元フィルタでは安定性は重要な条件である。これを3つ目の条件として、安定性条件と呼ぶ。つまり、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計には、入力起点性条件、線形性条件、安定性条件の3つの条件を満たす必要がある。

ところで、これまでPSFについては既知として考えてきたが、実際には未知であり、何らかの手法を用いて推定する場合がほとんどである。もしこの推定が大幅に間違っていた場合、その推定したPSFを用いて復元を行うと、当然復元画像は良い結果を得ることが出来ない。しかしヒューマンフレンドリーな復元フィルタを用いた場合には、パラメータの値を0に設定すれば、劣化画像そのものが得られることが保証されている。つまり、どんなPSFを用いて復元を行っても、最悪でも劣化画像が出力画像として得られ、それより悪くなる事はない。そのため、PSFの誤差に対してロバストな復元結果を得ることが出来る。このことは、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの特徴の1つといえる。PSFに誤差がある場合について述べている文献として、論文 [4] が挙げられる。しかし、パラメータ決定に関する問題は残

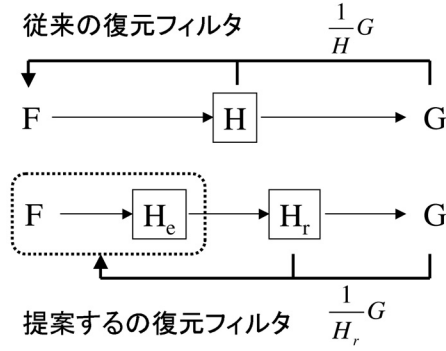


図 2. 従来の復元フィルタと提案する復元フィルタの考え方の違い

るため、良い復元結果を得るのは、現実的には困難となる。

3.3 ウィナーフィルタの問題点

ここで、2章で取り上げた復元フィルタのうち、ウィナーフィルタがヒューマンフレンドリーな復元フィルタの条件を満たしているかどうか検討する。まず、前提である調節できるパラメータを有するかという点に関して、式(5)における Γ がそのパラメータとして考えることができる。しかし Γ は実際にはフィルタの安定化のためのパラメータであり、復元の効果の調節に用いるのは非常に困難である。さらに、 Γ の変化の度合いに対する復元画像の変化が、視覚的に一定にはならない。また Γ の値を0に設定すれば、逆フィルタと同様の効果が得られるが、 Γ の値をどの値に設定しても、元の劣化画像が得られることはない。このことは、PSFに誤差があった場合には、どんなパラメータの値を設定しても、出力画像 $\hat{F}(\xi, \eta)$ が劣化画像 $G(\xi, \eta)$ よりもさらに劣化した画像となってしまう可能性があることを表している。

以上から、ウィナーフィルタは復元フィルタとしての安定性条件は満たしているものの、入力起点性条件、及び線形性条件は満たさない。このことから、ウィナーフィルタはヒューマンフレンドリーな復元フィルタではないといえる。

4 ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計法

4.1 従来の画像復元の考え方と提案する新しい考え方

従来、画像復元問題は次のように考えられてきた。まず、復元画像と原画像の関係は次の式(6)で記述される。

$$\hat{F}(\xi, \eta) = F(\xi, \eta) + \Delta F(\xi, \eta) \quad (6)$$

ここで、 $\Delta F(\xi, \eta)$ は復元画像 $\hat{F}(\xi, \eta)$ と原画像 $F(\xi, \eta)$ の差を表し、従来ではこの $\Delta F(\xi, \eta)$ をでき

るだけ小さくすることを、画像復元問題の課題としてきた。

一方、本研究の目的はヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計であり、パラメータ α の値に対して、どのような復元画像が得られるかが想像できる方が望ましい。しかしながら従来のモデルでは、 α の値に対して $\Delta F(\xi, \eta)$ を変化させ、これによって得られる復元画像を考えなければならないため、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計には向いていない。

そこで、次の式(7)で記述される新しいモデルを考える。

$$\hat{F}(\xi, \eta) = H_e(\xi, \eta; \alpha)F(\xi, \eta) \quad (7)$$

このモデルでは、復元画像 $\hat{F}(\xi, \eta)$ は、原画像 $F(\xi, \eta)$ をあるPSF $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ で劣化した画像で表現される。このように、 $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ は復元後の画像の劣化を表すPSFと考えることができるので、ここでは復元後PSFと呼ぶことにする。この復元後PSFの $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ による影響を、パラメータ α の値により変化させることで、復元画像を自在に変化させることができる。つまり、この $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ が α の値に対してどのように変化するかを考えることで、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計が行える。

また、劣化画像 $G(\xi, \eta)$ と復元画像 $\hat{F}(\xi, \eta)$ との関係を次の式(8)で表す。

$$G(\xi, \eta) = H_r(\xi, \eta; \alpha)\hat{F}(\xi, \eta) \quad (8)$$

このとき、 $1/H_r(\xi, \eta; \alpha)$ を安定に設計することができれば、 $1/H_r(\xi, \eta; \alpha)$ はそのまま復元フィルタとして用いることができる。このことから $H_r(\xi, \eta; \alpha)$ を復元用PSFと呼ぶことにする。また復元フィルタ $K(\xi, \eta; \alpha)$ との関係式は次の式(9)で記述される。

$$K(\xi, \eta; \alpha) = \frac{1}{H_r(\xi, \eta; \alpha)} \quad (9)$$

ここで、式(2)(7)(8)から、次の関係式が導かれる。

$$H(\xi, \eta) = H_e(\xi, \eta; \alpha)H_r(\xi, \eta; \alpha) \quad (10)$$

つまり、 $H(\xi, \eta)$ を復元後PSF $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ 及び復元用PSF $H_r(\xi, \eta; \alpha)$ に分解し、それぞれがヒューマンフレンドリーの条件及び、安定性の条件を満たすように設計することで、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計が可能になる。この考え方と、従来の考え方の違いを図2に模式的に示す。

4.2 ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの満たすべき条件

以上の考え方に基づいて、3章で述べたヒューマンフレンドリーな復元フィルタの満たすべき条件を数式化する。このとき、式(9)(10)の関係から、 $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ 及び $H_r(\xi, \eta; \alpha)$ のどちらかを決定すれば、復元フィ

ルタ $K(\xi, \eta; \alpha)$ は設計可能である. ここではより直感的に設計が可能である $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ のみに着目して, ヒューマンフレンドリーな復元フィルタを設計するための, $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ が満たすべき条件を考える. 復元フィルタが満たすべき具体的な条件については, 3.2 節で既に述べた. この条件を満たすには $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ が次の条件を満足すればよい. まず, 線形性条件から, $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ によるぶれの影響がパラメータ α の変化に対して, 線形に変化する必要がある. さらに, 次の 3 つの式を満たす必要がある.

$$\lim_{\alpha \rightarrow 0} H_e(\xi, \eta; \alpha) = H(\xi, \eta) \quad (11)$$

$$\lim_{\alpha \rightarrow 1} H_e(\xi, \eta; \alpha) = 1 \quad (12)$$

$$H_r(\xi, \eta; \alpha) = \frac{H(\xi, \eta)}{H_e(\xi, \eta; \alpha)} \neq 0, 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (13)$$

式 (11), (12) は入力起点性条件を数式表現した式である. また式 (13) は安定性条件を数式表現した式である. 以上の条件を満たすように, 復元後 PSF $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ を設計し, この $H_e(\xi, \eta; \alpha)$ から復元フィルタを計算することで, 3.2 節で挙げたヒューマンフレンドリーな復元フィルタの条件を満たす復元フィルタの設計が可能となる.

4.3 ガウシアンブラーに対する復元フィルタの設計

ここから, 式の煩雑さを避けるために, 全て 1 次元の問題として扱う. ピンぼけなどの劣化モデルでは, PSF はガウシアン形で近似できる. この場合, ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの実現は簡単である. ガウシアンブラーの PSF は次の式 (14) で記述できる.

$$H(\xi) = \exp\left(-\frac{\sigma^2 \xi^2}{2}\right) \quad (14)$$

ここで, σ^2 はガウス関数の分散である. このとき, 次の式 (15) のような復元後 PSF $H_e(\xi; \alpha)$ を考える.

$$H_e(\xi; \alpha) = \exp\left(-\frac{\sigma^2 \xi^2 (1 - \alpha)}{2}\right) \quad (15)$$

この式は前節で挙げた式 (11) から (13) を満たしている. また, $H_e(\xi; \alpha)$ のぶれの影響が, パラメータ α の変化に対して, 線形に変化していることも確認できる. 以上のように設計することで, 入力起点性条件, 線形性条件, 安定性条件の 3 つの条件を全て満たした復元フィルタを実現できる.

4.4 モーションブラーに対する復元フィルタの設計

モーションブラーに対する復元フィルタについて考える. ここではモーションブラーを等速直線運動で仮定する. このとき, モーションブラーの PSF は次の式 (16) で記述できる.

$$H(\xi) = \frac{\sin \ell \pi \xi}{\ell \pi \xi} \quad (16)$$

ここで, ℓ はぶれの幅をあらわす. なお, 本来モーションブラーは 2 次元的に発生するので, ぶれの方角に関するパラメータが存在する. しかし, 2 次元の場合においても同様の議論が行えるため, ここでは 1 次元の問題として議論を行う.

モーションブラーに対する復元フィルタを考えたとき, 復元後 PSF $H_e(\xi; \alpha)$ として, 次の式 (17) を考える.

$$H_e(\xi; \alpha) = \frac{\alpha^n |H(\xi)|^2 + (1 - \alpha^n) |H(\xi)|^m H(\xi)}{\alpha^n |H(\xi)|^2 + (1 - \alpha^n) |H(\xi)|^m} \quad (17)$$

ここで, m, n は任意の定数である. この決定方法は後に説明する. なお, この式の意味及び導出に関しては, 付録にて述べる. 式 (17) は式 (11) 及び (13) の条件を満たしている. また $m \leq 1$ のときには式 (12) の条件を満足する. つまり, 入力起点性条件, 及び安定性条件を満たしている. しかし, このままでは線形性条件は満足していない. そこで, この条件を満たすために, 次のようにして m, n を決定する.

復元後 PSF $H_e(\xi; \alpha)$ によるぶれの影響が α の変化に対して, 最も理想的に線形である関数は次の式 (18) で表される PSF である.

$$H_s(\xi; \alpha) = \frac{\sin(1 - \alpha) \ell \pi \xi}{(1 - \alpha) \ell \pi \xi} \quad (18)$$

この $H_s(\xi; \alpha)$ は, 線形性という意味では最も理想的な $H_e(\xi; \alpha)$ である. しかしこの PSF から導かれる復元フィルタは, 安定性の条件を満たさない. そのため, できるだけ $H_e(\xi; \alpha)$ が $H_s(\xi; \alpha)$ に近づくように m と n を最適化する. この最適化のための評価関数は次の式 (19) で表される.

$$E(m, n) = \int_0^1 \|H_e(\xi; \alpha, m, n) - H_s(\xi; \alpha)\|_2^2 d\alpha \quad (19)$$

実際に m と n を変化させながら $E(m, n)$ を計算した結果, $m = 0.525, n = 0.174$ のとき $E(m, n)$ が最小となった. 以上から導かれる復元フィルタは次の式 (20) になる.

$$K(\xi; \alpha) = \frac{\alpha^{0.174} \bar{H}(\xi) + (1 - \alpha^{0.174}) |H(\xi)|^{0.525}}{\alpha^{0.174} |H(\xi)|^2 + (1 - \alpha^{0.174}) |H(\xi)|^{0.525}} \quad (20)$$

以上のように設計することで, 入力起点性条件, 線形性条件, 安定性条件の 3 つの条件を全て満たした復元フィルタを実現できる.

5 実験

5.1 シミュレーション実験

4 章で提案した復元フィルタの効果を確認するために, シミュレーション実験を行った. ここでは図 3 のような画像を用意し, これに対してぶれを加えることで劣化画像を用意した. この用意した劣化画

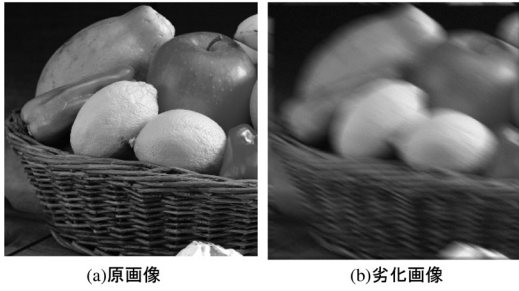


図 3. シミュレーション実験に用いた画像

像に対して、正しい PSF が既知として、 α の値を変化させながら復元を行い、画像を確認した。このときぶれはモーションブラーとし、PSF のパラメータを幅 21[pix] 角度 30[deg] として劣化画像を作成した。さらにノイズの標準偏差を σ としたとき、 $\sigma = 2.5$ のガウシアンノイズを加えた。これに対して提案手法で復元した画像を図 4(a) から (e) に示す。このとき用いた復元フィルタは、式 (20) で表される復元フィルタである。また、式 (18) で表される理想的な PSF を用いて作成した各パラメータ α ごとの復元目標画像を、比較用に図 4(f) から (j) に示す。これらは、復元で得られる最も理想的な画像であり、この画像に復元結果が近いほど望ましい。この図から、提案する復元フィルタは 3 章で挙げたヒューマンフレンドリーの条件を満たしていることが分かる。また、図 4 の (a) から (e) と (f) から (j) を比較すると、ノイズによる劣化の部分を除けば、 α の値の変化に対する画像の変化は比較的似ており、良好な結果が得られている。

5.2 ウィナーフィルタとの比較

提案する復元フィルタと、ウィナーフィルタの、PSF の誤差に対するロバスト性を比較するために、次のような実験を行った。まず実験画像は前節と同様に図 3 の画像を用いた。この画像を提案手法で復元した画像と、ウィナーフィルタで復元した画像の 2 種類を作成し、それぞれに対して原画像に対する RMSE を最小とするパラメータを求め、RMSE の最小値を比較した。ここでは、復元に用いる PSF のパラメータである幅及び角度の値に誤差を与え、値を徐々に変化させていき、その誤差に対する最小 RMSE 値を計算した。また、ここでの PSF パラメータは、前節と同様に幅 21[pix] 角度 30[deg] とし、 $\sigma = 2.5$ のガウシアンノイズを加えた。

まず、復元に用いる PSF のパラメータに誤差がないときの、最小 RMSE 値の結果を表 1 に示す。この

表 1. 最小 RMSE 値比較結果

復元手法	最小 RMSE 値
提案手法	10.88
ウィナーフィルタ	10.60

結果から、RMSE の最小値がどちらも同程度であることがわかる。このことから、提案する復元フィルタは、ウィナーフィルタと同程度の復元結果が得られることが分かった。

次に PSF の誤差に対する RMSE 値の変化をプロットしたグラフを図 5, 図 6 に示す。図 5 では PSF の幅に誤差を与えた場合の結果を示している。図 6 では PSF の角度に誤差を与えた場合を示している。どちらの場合においても PSF の誤差の増加に伴う RMSE 値の増加が、提案手法のほうがウィナーフィルタより少ないことが分かる。また、原画像と劣化画像の RMSE 値は 13.9 である。結果を見ると、ウィナーフィルタによる復元では誤差が大きくなるにつれて最小 RMSE 値が 13.9 を超えていることが分かる。つまり、ウィナーフィルタによる復元では、PSF の誤差が大きくなると、劣化画像よりさらに劣化した画像しか得られなくなってしまうことが分かる。一方で提案手法では、PSF の誤差を大きくするにつれて、最小 RMSE 値が 13.9 に収束する。これは、パラメータ α を 0 に設定することで、劣化画像が得られる特長による。以上の結果から、提案手法は、PSF の誤差に対してロバストな復元手法であるといえる。

5.3 実画像実験

実画像に対しても、提案した復元フィルタを用いて、画像復元実験を行った。このとき用いた画像は図 7 の画像で、PointGrey 社製のカメラ (Dragonfly) を用いて撮影した手ぶれ画像である。ここで復元に用いた PSF は、以前著者らが開発した手法を用いて推定し [10]、その結果を利用した。また復元は式 (20) で表される復元フィルタを用いて行った。復元結果を図 8 に示す。この結果から、 $\alpha = 0.0$ では劣化画像がそのまま得られ、徐々に画像の鮮鋭度が増えていくことが分かる。さらにその変化の度合いが、パラメータ α の変化に対して一定となっていることが観察できる。以上の結果から、提案した復元フィルタによる画像復元が、実画像に対しても有効であることが分かる。

6 むすび

本論文では、ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの必要性を述べ、その満たすべき条件について提案した。このとき、従来の復元フィルタとしてウィナーフィルタを例にとり、その問題点について検討した。ヒューマンフレンドリーな復元フィルタの設計に必要な新しい考え方を提案した。この考え方では、復元画像の誤差を掛け算の形式で記述し、さらに PSF を分解することにより得られる復元後 PSF を考える事で、復元フィルタの設計を容易にした。また、その考え方に基づいて具体的な復元フィルタを提案した。最後に、提案した復元フィルタを用いて実験を行い、効果を確認した。

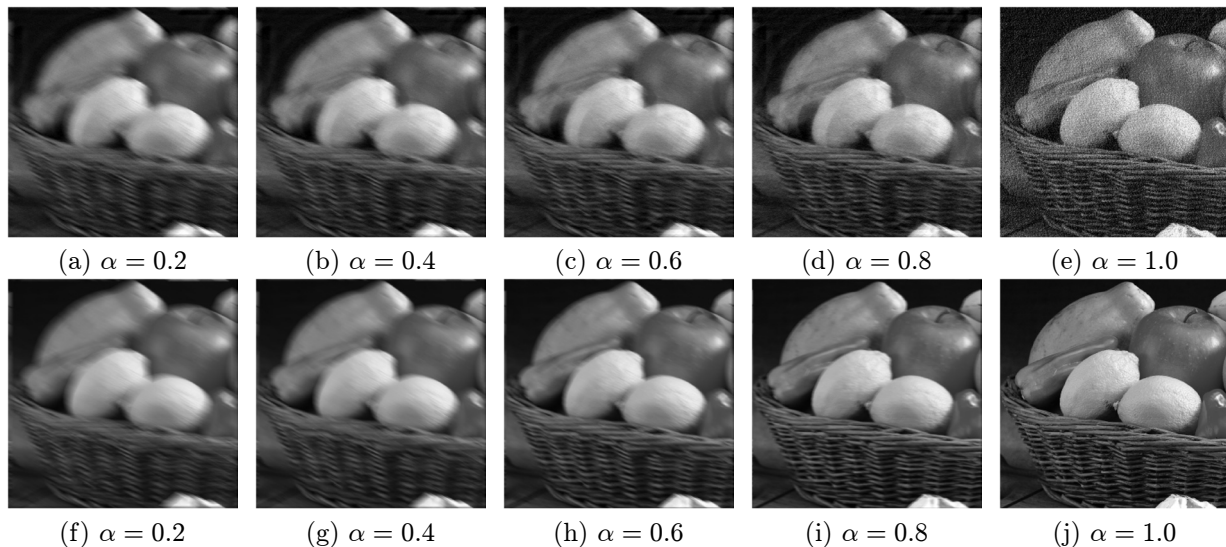


図 4. 提案手法による復元結果及び、理想的な復元画像. (a)~(e) は提案手法によって復元した画像. (f)~(j) は式 (18) の PSF に従って作成した理想的な復元画像.

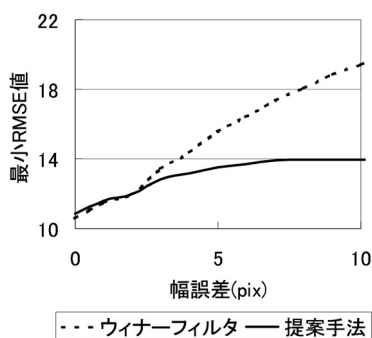


図 5. PSF の幅の誤差に対する最小 RMSE 値の変化

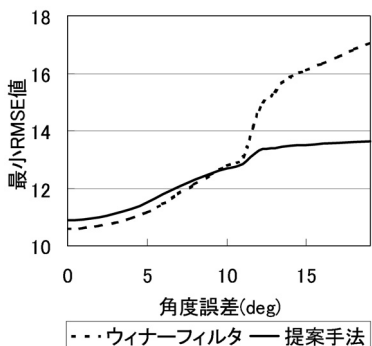


図 6. PSF の角度の誤差に対する最小 RMSE 値の変化

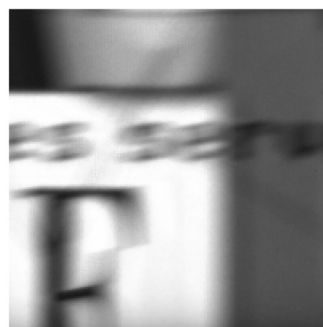


図 7. 実画像実験に用いた画像

付録 モーションブラー画像復元のための復元フィルタの導出

式 (17) を導出するために、次の式 (21) の評価関数を導入する.

$$I = \alpha^n \|G(\xi) - H(\xi)F(\xi)\|_2^2 + (1 - \alpha^n) \| |H(\xi)|^m [G(\xi) - F(\xi)] \|_2^2 \quad (21)$$

この評価関数 I を最小にする $F(\xi)$ を推定することを考える. $\alpha = 1$ のとき、評価関数は第一項のみとなり逆フィルタで画像を復元することに対応する. また、 $\alpha = 0$ のときは、第二項のみとなり推定される復元画像は $G(\xi)$ と等しく、これは何も作用しないフィルタに相当する. つまり、評価関数 I から導かれる復元フィルタは、自然にヒューマンフレンドリーの条件を満足することになる. 具体的に、評価関数 I から導かれる復元フィルタは式 (22) で表される.

$$K(\xi; \alpha) = \frac{\alpha^n \bar{H}(\xi) + (1 - \alpha^n) |H(\xi)|^m}{\alpha^n |H(\xi)|^2 + (1 - \alpha^n) |H(\xi)|^m} \quad (22)$$

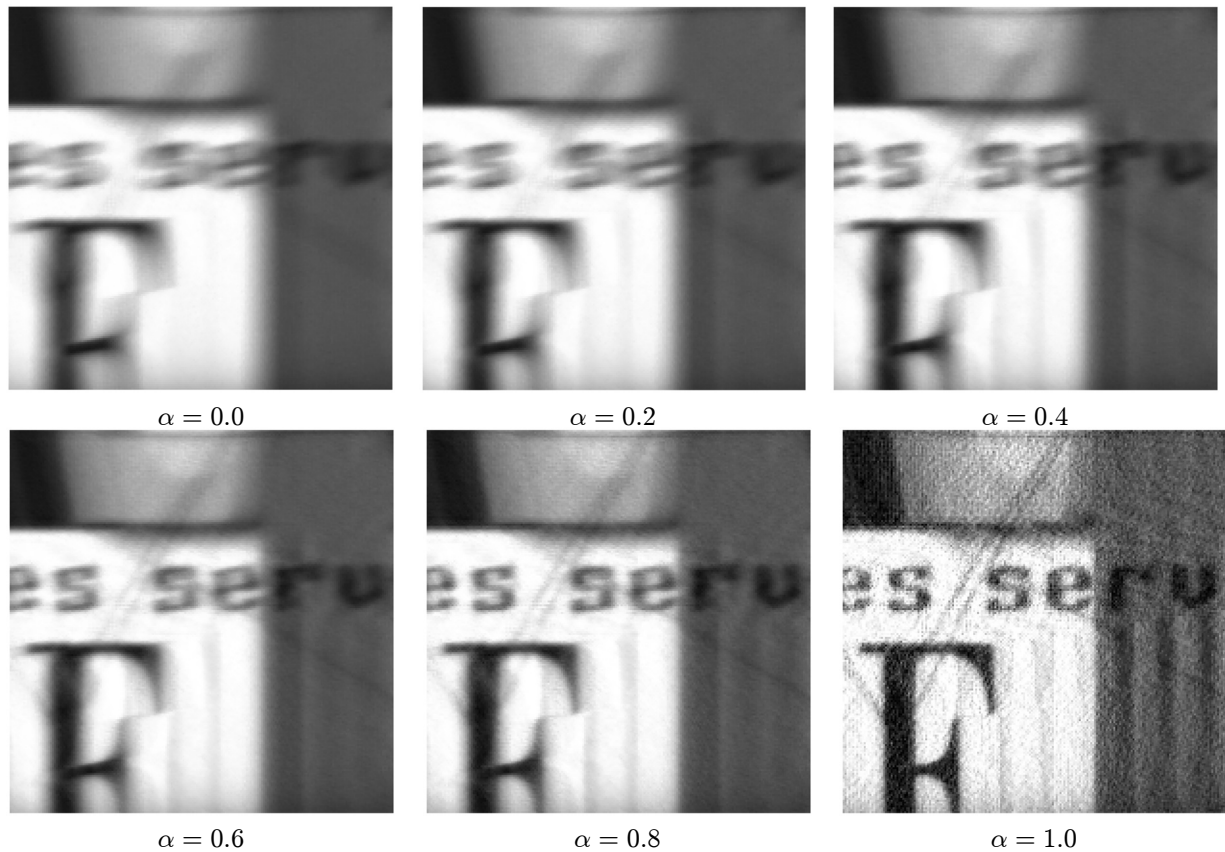


図 8. 実画像実験結果

この式から $H_e(\xi; \alpha)$ を計算することにより、式 (17) が得られる。

参考文献

- [1] Mark R. Banham and Aggelos K. Katsaggelos, "Digital Image Restoration," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp.24-41, 1997.
- [2] B.R. Hunt, "The application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computer," *IEEE Trans. Comput.*, Vol.22, pp.805-812, September, 1973.
- [3] B.R. Hunt, "Digital Image Processing," *Proceedings of the IEEE*, Vol.63, No.4, pp.693-708, 1975.
- [4] Nikolas P. Galatsanos, Vladimir Z. Mesarovic, Rafael Molina, and Aggelos K. Katsaggelos, "Hierarchical Bayesian Image Restoration from Partially Known Blurs," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.9, No.10, pp.1784-1797, 2000.
- [5] Nikolas P. Galatsanos, and Aggelos K. Katsaggelos, "Methods for Choosing the Regularization Parameter and Estimating the Noise Variance in Image Restoration and Their Relation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.1, No.3, pp.322-336, 1992.
- [6] Aggelos K. Katsaggelos, Jan Biemond, Ronald W. Schafer, and Russell M. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.39, No.4, pp.914-929, April, 1991.
- [7] A.M. Thompson, J.W. Kay, and D.M. Titterton, "A study of methods of choosing the smoothing parameter in image restoration by regularization," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.13, No.4, pp.326-339, 1991.
- [8] Deepa Kundur and Dimitrios Hatzinakos, "Blind Image Deconvolution," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp.43-64, 1996.
- [9] A. C. Likas and N. P. Galatsanos, "A Variational Approach for Bayesian Blind Image Deconvolution," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.52, No.8, pp.2222-2233, August 2004.
- [10] 米司健一, 田中正行, 奥富正敏: 直線の手ぶれ画像復元のための PSF パラメータ推定手法, 情報処理学会研究報告, No. 149, pp. 47-52 (2005).