

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema



田中 聡久 (Toshihisa TANAKA, Dr. Eng.)

東京農工大学准教授

(Associate Professor, Tokyo University of Agriculture and Technology)

電子情報通信学会, IEEE, APSIPA 会員

受賞: 2001年3月(財)電気普及事業財団「第15回電気通信普及財団賞(テレコムシステム技術学生賞)」, 平成2003年3月(財)手島工業教育資金団「手島記念研究賞(博士論文賞)」

研究専門分野: 信号処理工学全般(脳波処理, 画像処理等)

あらまし 画像を撮像したり取り込んだりする際、手振れやピンぼけなどによって劣化が生ずるため、画像の復元が必要になる。本稿ではブレの量などの劣化に関する情報がないブラインド画像復元においては、(1) 画像がどのような劣化を受けているか、もしくは全く劣化を受けていないか、(2) 劣化を受けているとしたら、それをどのように定量化するか、(3) 実際に劣化画像からどのようにクリーンな画像を復元するか、が大きな問題となることを指摘する。その上で、これらの諸問題が画像の極大点や極小点などの「極値情報」を用いることで、統一的に解決可能になることを示す。また、問題解決のための各種アルゴリズムを構築する。さらに、提案するアルゴリズムを用いることで、実際に劣化画像からクリーンな画像を復元できることを実験的に示す。

1. 研究の目的, 狙い

本研究では、画像を劣化させているボケの「種類」を同定する効果的な手法を確立することで、各種ブラインド画像復元や超解像アルゴリズムがもつ諸問題を解決することが目的である。

ディジタルカメラや画像センサなどの撮像装置で取得した画像は、手振れやピンぼけなどによって劣化が生じる。例えば、部品の製造ラインに不良品を検出するための画像センサを設置した場合、部品がベルトコンベアなどに乗って動いていれば、撮像した画像には手振れに似た劣化が生じている。このように、ブレやボケが予めわかっている場合は、劣化の具合を定量化できるので、線形劣化フィルタとしてモデリングが可能である。この線形モデルにおける画像復元の問題は、70年代から研究されてきた歴史の長いものであるが、実は多くの場合、劣化の過程を定量化できない。ディジタルカメラで写真を撮るとき、撮影者の手の動きや被写体の動きなど千差万別であるし、撮るたびに異なるものになる。すなわち、現実の場面での劣化過程は、ほとんどの場合未知である。したがって、劣化過程と原画像と同時に推定する技術が必要である。これはブラインド画像復元技術と呼ばれ、これまでも数多くのアルゴリズムが提案されてきている。しかしながら、ブラインド復元においては、根本的に以下の問題を解決しなくてはならない。

(1) そもそもブラインド画像復元処理を適用してよいのか？

現実には、手振れやピンぼけのない画像もたくさんある。しかしながら、ブラインド画像復元のアルゴリズムは、処理対象の画像が劣化していることを大前提としている。全く劣化していない画像にブラインド画像復元を適用すると、クリーンな画像になんらかの加工をしてしまい、かえって画質を落としてしまう可能性もある。また、一般的にブラインド画像復元アルゴリズムは、多大な計算量を必要とすることが多い。したがって、本来必要のない処理に多大な時間を要することになる。したがって、まず、劣化しているのかどうか、さらに劣化しているとしたら手振れなのか、ピンぼけなのか、それとも別の劣化なのか、その種類を決定することが必要不可欠である。

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema

(2) 画像復元アルゴリズムが生成する異なる結果画像のうち、もっとも適切な画像は何なのか？

ブラインド復元アルゴリズムは、ある処理を劣化画像に加え、その結果に対し同じ事を何度も繰り返すものである。つまり、同一の処理を何度もくりかえすことで、画質が徐々に向上していくと考えれば良い。しかしながら、あまり繰り返すと、かえって画質が悪くなってしまう場合がある。人間が毎度確認すること無くベストの画像を得るためには、果たして何度処理を繰り返せばよいのであろうか。

また、ブラインド復元アルゴリズムは、多くの場合、劣化パラメータの初期値を設定してやる必要がある。つまり、劣化の種類（手振れなのか、ピンぼけなのか等）や、どれくらいぼけているのかを定量化したパラメータを与えてやらなければならない。しかしながら、初期パラメータを変えると、繰り返し処理した復元画像が異なってしまう。図1には、異なる初期パラメータによって、異なる結果となった画像の例を示している。このような現象を「局所解問題」というが、できるだけ真の値に近いパラメータを与えることで望ましくない結果画像を避ける事ができる。それでは、真値に近いパラメータはどのように推定すれば良いだろうか。

の有無の推定である⁽³⁾。この文献⁽³⁾では、エッジの形状やその鋭さをウェーブレット変換の分解階層ごとに求めて、劣化の存在を同定する方法を提案している。この手法の大きな問題点は、劣化の存在を検出できても、その種類までは同定できない事である。

一方で、周波数領域の情報を用いて劣化の種類を同定する手法も提案されている^{(4),(5)}。これらの文献^{(4),(5)}では、複素ニューラルネットワーク (NN) による学習によって、劣化の種類と大まかなパラメータを推定している。複素 NN に入力する特徴量は、画像に2次元フーリエ変換を適用して得られるスペクトルの横軸上に沿った係数分布、縦軸上に沿った係数分布、さらに、45度の斜め線に沿った分布である。このようにして、高い精度で劣化の種類と同定が可能となるが、NNの構造（入力素子の数や中間層の数）は画像のサイズに依存するため、学習データもテストデータもすべて同じサイズである必要がある。これは現実的ではない。撮影する画像のサイズが常に同一であることは無いからである。さらに、NNの規模が大きいため、学習に要する計算コストが膨大となるため、改善が必要であった。

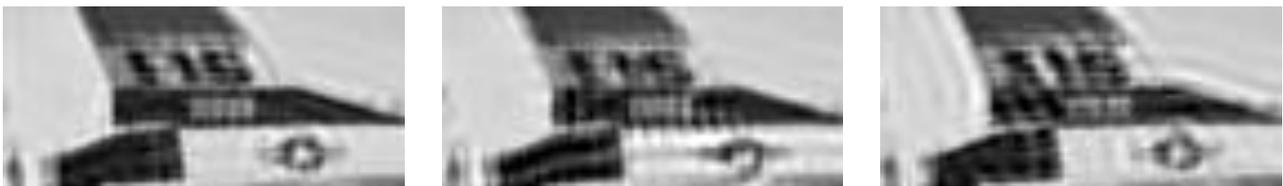


図1 同一の画像復元アルゴリズムを適用しながらも、結果が異なってしまった処理後の画像例

2. 国内外の研究動向

画像劣化の種類を同定する先駆的な研究には、画像領域における情報を用いるものがある^{(1),(2)}。これらの文献^{(1),(2)}では、エッジの量とその広がりを用いてボケの同定を行っている。しかしながら、エッジの広がり方の情報だけを用いて劣化の種類を特定することは難しい。

別のアプローチがウェーブレット変換を用いた劣化

3. 方法と結果

本研究では、画像の極値が重要な役割を果たす。画像の極値とは、画像を横方向、あるいは縦方向にスキャンしたときに検出する極大点、極小点のことである。図2に極大点と極小点の例を示している。画像のある行について画素値をスキャンしたものである。図2(a)は劣化していない画像の極値分布、図2(b)はガウスぼけと呼ばれる劣化を受けたときの極値分布である。

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema

×20=3,340 画像となる。パターン分類には最も単純な方法である最近傍法を用いた。

実験にはすべての特徴量を用いた場合 (IEXA1) と、逐次的な特徴選択法⁷⁾により用いる特徴の数を制限した場合 (IEXA2)、また、Haar Wavelet を用いて特徴を選択する方法⁸⁾で比較実験を行った。分類実験の結果を表 1 に示す。表 1(a)には、入力画像が劣化を受けていない場合、劣化なしと判断した割合 (1 行目)、劣化を受けている場合、劣化ありと判断した割合 (2~4 行目) を示している。いずれの場合も、提案手法を用いることで精度よく劣化の有無を判断できていることがわかる。表 1(b)には、劣化なし、または劣化の種類を正確に識別できているかの正答率を示している。ガウスぼけの場合に若干正答率が劣る (95.21%) が、おしなべて高い精度で劣化なし、または劣化している場合は劣化の種類を同定できていることがわかる。

表 1 分類実験の結果

(a) 劣化検出精度

Input	No. of Images	Accuracy (%)		
		IEXA1	IEXA2	BDHWT
Unblurred	167	99.40	99.40	98.80
Gaussian	1,169	100.00	100.00	NA
HM	1,002	100.00	100.00	13.17
OOF	1,002	99.90	100.00	98.80
TOTAL	3,340	99.94	99.97	59.28

(b)劣化の種類を検出した精度

Input	No. of Images	Accuracy (%)	
		IEXA1	IEXA2
Unblurred	167	99.40	99.40
Gaussian	1,169	90.16	95.21
HM	1,002	99.40	98.90
OOF	1,002	93.61	96.01
TOTAL	3,340	94.43	96.77

3. 2 動きブレパラメータの検出

本節では、動きブレに着目して劣化パラメータを推定する方法について述べる。ブレは 2 次元の劣化マスク画像 w (サイズ $s \times s$) で表現できるとし、この w を推定する方法について考える。このマスク画像は点拡散関数 (point spread function, PSF) と呼ばれる。

提案する手法について述べる前に、動きブレによっ

て画像がどのように劣化し、さらに極値がどのように分布するのかについて考察する。図 3 は、2 種類の動きブレによってどのように極値分布が異なるかを示したものである。動きブレは、ある方向の画素値を平均することでモデル化できる。例えば、水平ブレで $L=5$ の場合とは、横方向 ($\theta=0^\circ$) に 5 画素で平均を取ったものが観測画像となっているということである。図 3 には、 $\theta=0^\circ$ の場合と $\theta=45^\circ$ の場合で、極大点がどのように違うかを示している。図 3(c)と(d)は極大点を横方向にスキャンしたものの、(e)と(f)は縦方向にスキャンしたものである。これらの画像からわかるように、極大点の分布と動きの方向には、明らかな関係があることが見て取れる。この現象をつかかって、PSF w を推定しようというのが本節の試みである。そして、推定した PSF のことを reference PSF (RPSF) と呼ぶ。提案する推定アルゴリズムは以下のとおりである。

- (1) カラー画像の G (緑) 成分に対して、極大点をスキャンする。
- (2) 極大点の数 Z をカウントする。
- (3) 極大点を中心とするサイズ $s \times s$ の窓を集合 $\{w_d\}_{d=1}^Z$ とする。
- (4) 平均窓を算出する。

$$w = \omega \sum_{z=1}^Z w_z$$

ここで ω は正規化定数である。

- (5) w に対応するバイナリ窓を作る。

$$o(b, d) = \begin{cases} 1 & w(b, d) \geq t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで t は小さい値を除外するためのしきい値である。

- (6) $o(b, d)$ を点対称にする。
- (7) バイナリ窓を乗ずることで RPSF r を得る。

$$r(b, d) = w(b, d) o(b, d)$$

ここで得られる RPSF は、次節で提案するブラインド画像復元アルゴリズムで重要な役割を担う。ここでは、RPSF が動きブレの方向を正しく推定できているか、計算機実験によって確かめることにする。RPSF の方向に関しては、画像処理で直線検出に用いられる Hough 変換⁹⁾を適用することにする。検出する角度は $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ のいずれかとする。

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

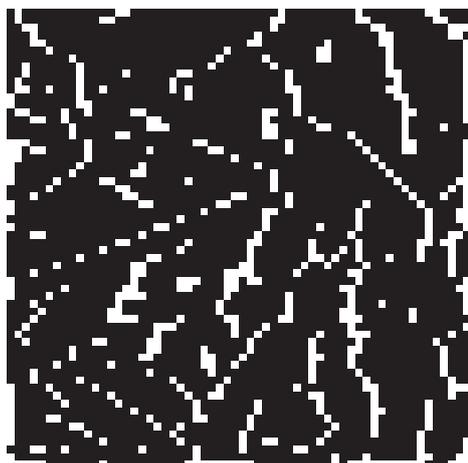
Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema



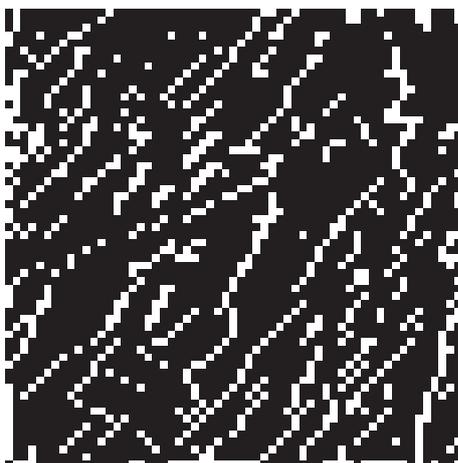
(a) Blurred with $L = 5$ and $\theta = 0^\circ$



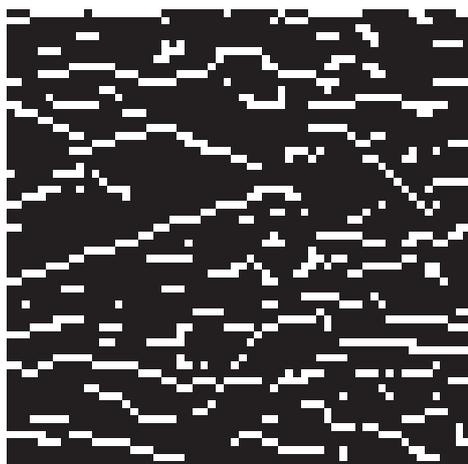
(b) Blurred with $L = 5$ and $\theta = 45^\circ$



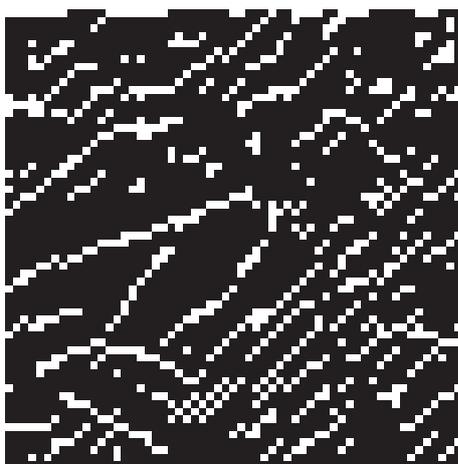
(c) Horizontal scanning of 4(a)



(d) Horizontal scanning of 4(b)



(e) Vertical scanning of 4(a)



(f) Vertical scanning of 4(b)

図3 動きの方向による極値分布の変化

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema

ここで得られる RPSF は、次節で提案するブラインド画像復元アルゴリズムで重要な役割を担う。ここでは、RPSF が動きブレの方向を正しく推定できているか、計算機実験によって確かめることにする。RPSF の方向に関しては、画像処理で直線検出に用いられる Hough 変換⁽⁷⁾を適用することにする。検出する角度は $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ のいずれかとする。

実験では、前節と同様の画像データセットを用いる。これらに $L=3\sim 13$ のパラメータで、 $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ の 4 方向にブレた劣化画像を生成する。劣化画像に対して上記のアルゴリズムを適用し、正しくブレの方向を検出できているか確認する。

表 2 にブレの方向の識別率を示す。0° 方向のブレ（水平ブレ）に関しては、すべての L に対して 100% 検出できていることがわかる。また、水平・垂直方向より斜め方向に対して若干の識別率低下を見て取れる。しかしながら、おしなべて高い精度でブレの方向を検出できていることがわかる。

表 2 RPSF から検出したブレの方向の識別率

angle (°)	no. of images	Accuracy (%)					
		3	5	7	9	11	13
0	300	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
45	300	97.0	87.0	94.3	96.7	94.0	96.3
90	300	99.7	99.7	99.7	99.7	100.0	100.0
135	300	97.7	86.7	96.0	97.0	95.0	96.3

3. 3 画像復元

ここでは、前節で推定した RPSF を用いることで、高精度なブラインド画像復元を実現できることを示す。画像復元は、推定画像と推定 PSF の関数を最小化することで実現できる。画像を f 、PSF を h とすれば、画像復元のためのコスト関数は次のように表現できる。

$$J(f, h) = \frac{1}{2} ((g - Hf)^T (g - Hf) + \alpha J_f + \beta J_h)$$

ここで H は h によるたたみこみを行列で表現したものであり、 J_f と J_h はそれぞれ画像と PSF に対する正則化項(推定値が大きく外れないために導入された項)である。 J_f については total variation (TV) と呼ばれ

る基準を導入する。TV の基準は次のように表現できる。

$$J_{TV} = \int_{\Omega} |\nabla f|$$

さらに本研究では、 J_h について前節で求めた RPSF を用いて、PSF に対する正則化項を次のように提案する。

$$J_{RBE} = (h - r)(h - r)^T$$

ここで、 r は RPSF である。また、上式の RBE とは、reinforcement blue estimation の略であり、文献⁽⁸⁾でのアイディアを拡張したものである。この評価基準に対して、以下の(1)と(2)の方程式を交互に解くことで f と h の推定値を得る。

- (1) f の推定値: $\frac{\partial J(f, h)}{\partial f} = 0$ を f について解く。
- (2) h の推定値: $\frac{\partial J(f, h)}{\partial h} = 0$ を h について解く。

実験では、サイズ 60×60 の画像に対して、 $L=3, 5, 7$ 、また $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ の組み合わせで人工的に劣化画像を生成し、上記のアルゴリズムで復元を試みた。繰り返し回数は 20 回に固定した。RPSF については前節の方法で設計した。復元画像の評価は、PSNR (Peak signal to noise ratio) によって行った。

ここで、PSNR は

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{XY} \sum (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2} \text{ [dB]}$$

で定義される画像の評価指標である。

PSNR の測定結果を表 3 に示す。比較アルゴリズムは、正則化項が TV だけの場合 (TV)、RBE を用いた文献⁽⁸⁾の方法 (RBE)、および RPSF を用いた提案アルゴリズム (MXB) の 3 つである。ほとんどの場合で、提案手法がもっとも高い PSNR を達成していることがわかる。唯一、 $s=7, \theta=90^\circ$ の場合に RBE に劣っているが、せいぜい 0.02dB であり、ほぼ同等の結果であるといえよう。

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema

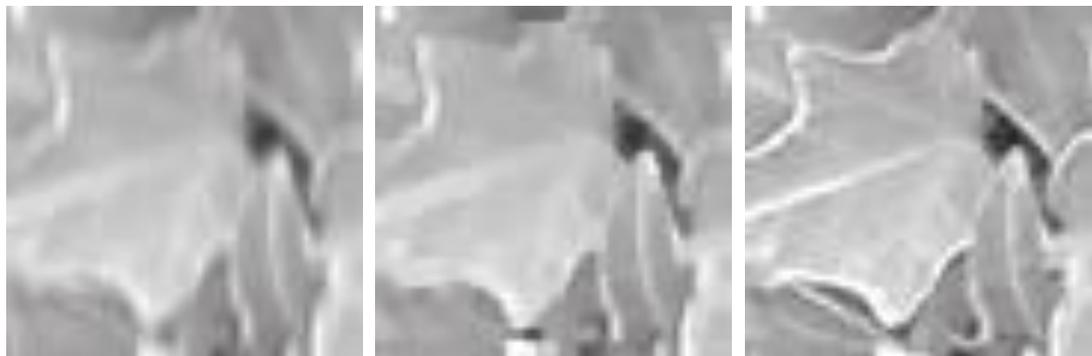
表 3 復元画像の PSNR [dB]

Motion Direction	PSNR (dB)		
	TV	RBE	MXB
(s = 3)			
0°	28.82	28.22	31.63
45°	25.32	24.85	26.65
90°	28.76	28.64	29.51
135°	25.47	24.75	26.76
(s = 5)			
0°	22.99	19.22	26.43
45°	22.29	21.45	23.65
90°	21.96	20.64	25.06
135°	22.57	23.66	23.68
(s = 7)			
0°	19.30	17.19	23.97
45°	20.74	20.47	21.81
90°	21.56	23.34	23.32
135°	19.60	18.15	21.83

に適用してもいいのかという問題設定は今までにない研究アプローチであり、本研究の最もユニークな点である。今後の課題としては、構築したそれぞれのアルゴリズムは計算時間を要するため、より短時間で処理できる高速化が必要である。

なお、本稿で紹介した各種技術の詳細は、文献^{(9)~(15)}に詳しく述べられている。また、本稿ではスペースの都合で割愛したが、劣化画像から正則化パラメータや PSF サイズなどを推定する方法の詳細は文献⁽¹⁵⁾を参照にされたい。さらに、これらの成果をまとめた解説が文献⁽¹⁶⁾の第 10 章である。オープンアクセスとなっているので、興味のある読者は参照されたい。

つぎに動きブレのパラメータ $L=5$, $\theta=90^\circ$ の場合の画像復元例を図 4 に示す。



(a) degraded (b) estimated (c) unblurred

図 4 復元画像の例 (左から劣化画像、復元画像、劣化なしの画像)

4. まとめと将来展望

本稿では、画像が本当に劣化しているのか、劣化しているとすればどのような劣化かを検出する問題、また、劣化のパラメータの「概算値」を劣化画像から推定する問題、さらに、実際に画像を復元する問題について効果的なアルゴリズムを構築することによりある種の解を与えた。特に、画像復元アルゴリズムを本当

謝辞

本研究は、筆者の博士課程学生であった Rachel Mabanag Chong 博士 (現フィリピン セブ工科大学) の献身的な協力によって進められた。ここに記す。また、テレコム先端技術研究支援センターの金銭的援助により大きく研究が進展し、数多くの論文を出版できることとなった。ここに感謝の意を表す。

画像の極値情報を用いた劣化の検出・同定とブラインド復元処理

Detection and Identification of Degradation and Blind Restoration Using Image Extrema

参考文献

- (1) P. Marziliano et al., "A no-reference perceptual blur metric," in *Proc. Int. Conf. on Image Processing*, vol. 3, pp. 57–60, Sept. 2002.
- (2) Y. C. Chung et al., "A non-parametric blur measure based on edge analysis for image processing applications," in *Proc. IEEE Conf. Cybernetics and Intelligent Systems*, vol. 1, pp. 356–360, Dec. 2004.
- (3) H. Tong et al., "Blur detection for digital images using wavelet transform," in *Proc. 2004 IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo*, vol. 1, pp. 17–20, June 2004.
- (4) I. Aizenberg et al., "Blur identification using neural network for image restoration," *Computational Intelligence, Theory and Applications*, vol. 17, pp. 441–455, 2006.
- (5) I. Aizenberg and C. Moraga, "Multilayer feedforward neural network based on multi-valued neurons (MLMVN) and a backpropagation learning algorithm," *Soft Computing*, vol. 11, no. 2, pp. 169–183, 2006
- (6) S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, third ed. Elsevier Academic Press, USA, 2006
- (7) R.C.Gonzales and R.E.Woods, *Digital Image Processing*, third ed. Pearson Education, USA, 2008
- (8) Y. He, K.H.Yap, L.Chen, and P.L. Chau, "A novel hybrid model framework to blind color image deconvolution," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans*, vol. 38, no. 4, pp.867–880, 2008
- (9) R.M. Chong and T. Tanaka, "Image extrema analysis and blur detection with identification," *Proceedings of the International Conference on Signal Image Technology and Internet Based System (SITIS2008)*, Vol. 1, Bali, Indonesia, pp. 320–326, 2008.
- (10) R.M. Chong and T. Tanaka, "Detection and classification of invariant blurs," *IEICE Transactions on Fundamentals* E92-A(12): 3313–3320, 2009.
- (11) R.M. Chong and T. Tanaka, "Blur identification based on maxima locations for color image restoration," *Proceedings of the International Conference on Multimedia and Ubiquitous Engineering (MUE2010)*, Cebu, Philippines, 2010.
- (12) R.M. Chong and Tanaka, "Motion blur identification using maxima locations for blind color image restoration," *Journal of Convergence* 1(1): 49–56, 2010
- (13) R.M. Chong, and T. Tanaka, "Detection of motion blur direction based on maxima locations for blind deconvolution," *Proceedings of the IS&T/SPIE Electronic Imaging*, Jan. 2011
- (14) R.M. Chong, and T. Tanaka, "Maxima exploitation for reference blurring function in motion deconvolution," *IEICE Transactions on Fundamentals* E94-A(3): 921–928, 2011
- (15) R.M. Chong, and T. Tanaka, "An objective criterion for the comparison of reconstructed images," *Proceedings of the International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS2011)*, Singapore, 2011
- (16) R. M. Chong and T. Tanaka, "Harnessing the potentials of image extrema for blind restoration," *Image Restoration - Recent Advances and Applications*, Dr Aymeric Histace (Ed.), ISBN: 978-953-51-0388-2, InTech, 2012
<http://dx.doi.org/10.5772/35996>

この研究は、平成20年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成21～23年度に実施されたものです。