

単一画像からのノイズ推定手法の評価と改善

Evaluation and Improvement of Noise Estimation from a Single Image

学生会員 上村 健二[†], 伊東 ひとみ^{††}, 正会員 津村 徳道^{††},
中口 俊哉^{††}, 正会員 三宅 洋一^{†††}

Kenji Kamimura[†], Hitomi Ito^{††}, Norimichi Tsumura^{††}, Toshiya Nakaguchi^{††} and Yoichi Miyake^{†††}

Abstract The estimation of noise level of a digital image is important for many applications such as noise removal, image quality assessment and so on. From the aspect of practical use in these applications, the estimation should be achieved from a single image. Ce *et al.* proposed a single image noise estimation. In their method, *a priori* information of noise characteristics was generated by the computer simulation and used in Bayesian MAP. However, they did not consider inherent characteristics of each camera and that depress the estimation accuracy. Therefore in this paper, we take into account inherent characteristics of camera by using camera specific *a priori* in Bayesian MAP. Camera specific *a priori* is constructed from preliminarily measurement of camera instead of computer simulation. The experimental results show the improved accuracy of noise estimation.

キーワード：ノイズ推定, デジタル画像, Bayesian MAP 手法, 事前情報, 単一画像

1. ま え が き

近年, デジタル画像の普及に伴い, 画像処理技術が急速に発展しており, コントラスト伸張のような単純な処理だけでなく, bilateral filter¹⁾ のような非線形処理やディスプレイ上での仮想的な日焼け, 飲酒, 加齢のシミュレーション²⁾ といった複雑な処理も可能となっている. しかし, このようなデジタル画像処理技術の多くは, 対象となる画像のノイズに応じたパラメータ調整を必要とする. そのため, 入力画像からその画像の持つノイズ量を推定することが望まれている. 実用性を考慮し, 1枚の画像からノイズ推定を行う手法としてベイズ推定を用いる方法がCeらによって提案された³⁾. Ceらの手法では, カメラの応答特性のデータベースとノイズのシミュレーションに基づき事

前情報を構築することで, 不特定のカメラで撮影された画像に対してノイズを高精度で推定することが可能となった. しかし, 実画像においては, カメラの応答特性やノイズ特性のシミュレーションからのずれ, カメラ内部画像処理などの影響によりその推定精度に限界があった. 一方, 実際の画像ではExifのようなメタデータから撮影に用いたカメラを特定することができる場合が多く, カメラに応じた処理を行うことで精度向上が期待できる. そこで本研究では, 撮影に用いるカメラを実際に測定することで, 個々のカメラ特性を考慮したノイズモデルを構築する. さらに, 実画像による推定実験を行うことで, Ceらによって提案されたシミュレーションを基にしたノイズモデルとの比較検討を行い, その有用性を確かめる.

2. ノ イ ズ 推 定

本研究のノイズ推定の流れを図1に示す. 本手法ではノイズ量を事前にモデル化し, それを用いたベイズ推定によりノイズ推定を行う. ここで, 求めるノイズ量を信号強度の変化に伴うノイズ量の変化を示す関数とし, ノイズレベル関数 (Noise Level Function, NLF) と定義する. また, カメラのガンマ特性を示す関数をカメラレスポンス関数 (Camera Response Function, CRF) と定義する. ある信号強度が得られたときのNLFの事前情報をノイズの事前モデルとする. このモデルはコンピュータシミュレーション (従来手法) または実画像群の分析 (提案手法) によって構築される. 画像のNLFは事前モデルと対象画像から得られた画像強

2007年8月30日, 映像情報メディア学会年次大会で発表

2008年月日受付, 2008年月日再受付

[†] 千葉大学 大学院 自然科学研究科

(〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, TEL 043-290-3882)

^{††} 千葉大学 大学院 融合科学研究科

(〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, TEL 043-290-3885)

^{†††} 千葉大学 フロンティアメディカル工学研究開発センター

(〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, TEL 043-290-3114)

[†] Graduate school of Science and Technology, Chiba University

(1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, Japan)

^{††} Graduate School of Advanced Integration Science, Chiba University

(1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, Japan)

^{†††} Research Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University

(1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, Japan)

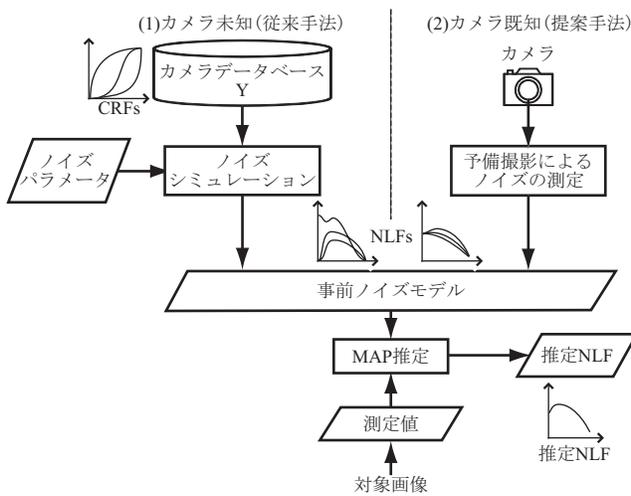
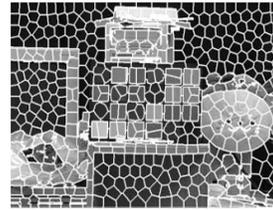


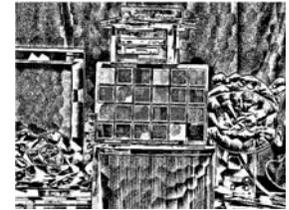
図 1 画像処理の流れ
Flow chart of noise estimation.



(a)対象画像



(b)パッチ処理画像(信号画像)



(c)残差画像

図 2 対象画像と処理画像
Target image and preprocessing image.

度を用いたベイズ MAP 推定によって求められる．事前モデルの構築手法は第 3 節で詳しく説明する．本節では，観測画像の前処理とベイズ MAP 推定について説明する．

2.1 単一画像からのノイズ推定の流れ

対象画像にノイズがない場合，エッジ部分以外では空間距離が近い画素値は滑らかに変化する．そこで，小領域における平均画素値をノイズが付加していない場合の画像信号と仮定する．画像をこのような小領域に分割するために，対象画像に対し画素値と空間距離に基づく K-means クラスタリングを適用する．このとき，得られるすべての領域(パッチ)の大きさは互いにほぼ等しい．原画像から得られた信号(領域平均化)画像を引いた残余はノイズ成分となる．図 2 (a) に対象画像 (b) にパッチ処理後の画像を示す．対象画像 (a) から画像信号 (b) を引いた残差画像を図 2 (c) に示す．以上により，各領域の平均画素値(画像信号) I_i に対する，残差画像の各領域の標準偏差 $\hat{\sigma}_i$ (ノイズ) が得られる．

しかし，領域平均化画像を画像信号とする仮定は厳密には真ではない．さらに，K-means クラスタリングで領域分けしたパッチ内を一定の画像信号としたが，実際には徐々に影になっている部分などの平均輝度のばらつきがある．このことから，真の画像ノイズを σ_{noise} とすると，前述の方法で求めた標準偏差は以下のように表すことができる．

$$\hat{\sigma}_i = \sigma_{noise} + \alpha \quad (1)$$

α はモデル化できない画像強度のばらつきである (1) 式から， α を最小化することによって真の画像ノイズ σ_{noise} を求めることが出来ると考えられる．つまり図 3 に示すような測定値 $\{I_i, \hat{\sigma}_i\}$ の下位包絡線に一致するノイズ量を求めることが最終目標となる．ここで，単純な線形近似ではデータの不足している部分やはずれ値の影響を強く受けるのでよい推定精度は得られない．そこで，すべてのデータポイントが推定に寄与するように確率的な推定フレームワークであるベイズ MAP 推定を利用する．

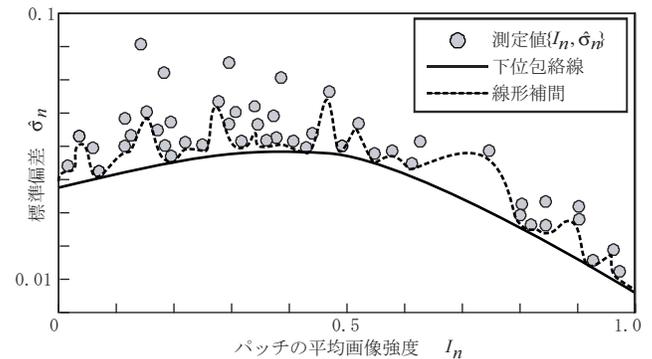


図 3 各パッチのノイズ測定値 $\{I_i, \hat{\sigma}_i\}$ と下位包絡線
Sample set $\{I_i, \hat{\sigma}_i\}$ and lower envelope.

3. CCD カメラノイズの事前情報の構築

ベイズ MAP 推定に基づくノイズ推定手法では，結果として得られるノイズ推定量がノイズの事前モデルに強く依存する．そのため，事前ノイズモデルが実際のカメラのノイズモデルと一致する必要がある．本節では，CCD カメラの事前ノイズモデルの 2 つの構築手法について説明する．3.1 項ではノイズシミュレーションによる手法について，3.2 項では予備撮影による手法について説明する．

3.1 コンピュータシミュレーションによる事前モデルの構築³⁾

図 4 は情報ルートにそってノイズが付加していく過程を示している．Healey らはノイズの主な原因は 5 つ存在すると提案した⁴⁾．すなわち，固定パターンノイズ，暗電流ノイズ，ショットノイズ，増幅ノイズ，量子化ノイズである．画像方程式⁵⁾ から，CCD カメラのノイズを以下でモデル化する．

$$I = \text{crf}\{L + N_s + N_c\} + N_q \quad (2)$$

ここで， I は画像輝度， $\text{crf}\{\cdot\}$ はガンマ特性を示す CRF， L は放射照度， N_s は放射照度 L に依存するノイズ成分の合計値であり，ガウス分布 $N(0, L\sigma_s^2)$ に従う． N_c は 補正

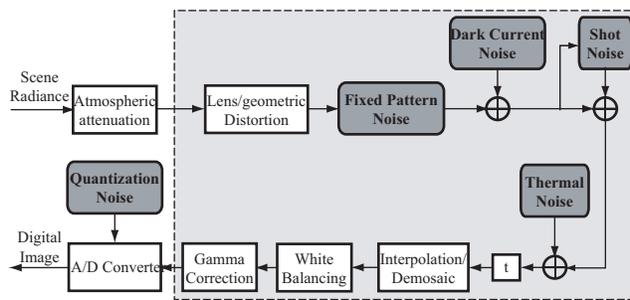


図4 デジタルカメラのノイズ付加過程⁵⁾
Information pipeline of CCD camera, referred from Y.sin et al. (2001).⁵⁾

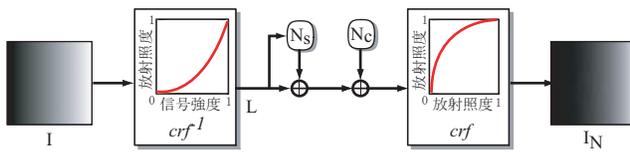


図5 コンピュータシミュレーションの手順
Flow chart of synthesized noise.

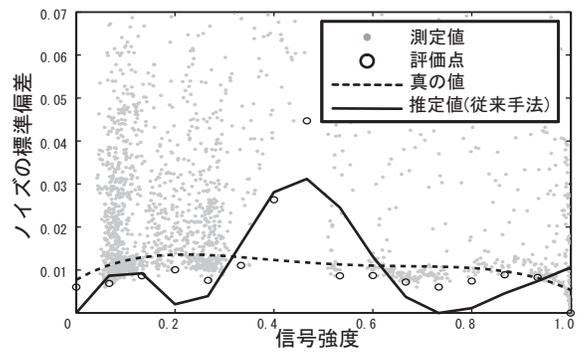
前の独立したすべてのノイズ成分の合計値であり、ガウス分布 $N(0, \sigma_c^2)$ となる。 N_q はカメラに付加する最小限のノイズ成分である量子化ノイズと増幅ノイズの合計値である。

Ceらはノイズの事前モデルを得るために、カメラデータベース⁶⁾から得たCRFとノイズパラメータ σ_s, σ_c をさまざまに変更することで、(2)式に基づいた撮影をシミュレーションし、ノイズ画像を作成した。このとき、 N_q はほとんどのカメラにおいて極めて小さくすることができるので、このモデルでは無視する。得られたカメラノイズ画像をNLFの標本とし、さらに主成分分析を行い、シミュレーションに基づく事前ノイズモデルとした。

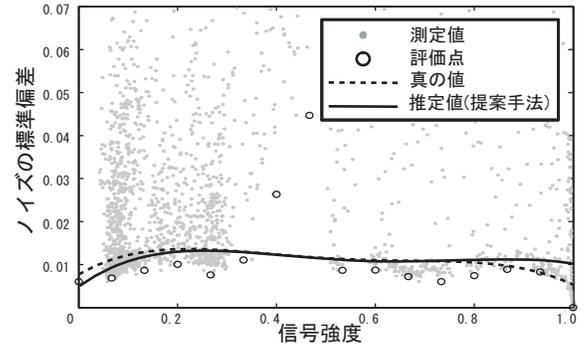
3.2 予備撮影による事前情報の構築

従来手法は画像の撮影に用いたカメラが不特定の場合に有効であるが、実際の応用では撮影に用いたカメラがExif情報などから既知であることが多い。そこで、提案手法ではカメラが特定できる事を仮定し、実際にカメラの撮影画像のノイズ統計量を求めることで事前ノイズモデルを構築し、ノイズ推定精度を向上させる。このとき、距離や明るさなどの撮影条件を変えて複数回測定を行うことで様々な状態のNLFを取得することができる。これらは従来手法では再現しきれなかった量子化ノイズや個々のカメラ特有のエッジ強調などの画像処理結果を含んだノイズをモデル化したものであり、これらを予備撮影に基づくNLFの標本とする。この予備撮影は撮影対象と同じシーンで行う必要はなく、カメラごとに1度構築すればよい。1つのNLF標本は以下の手順で取得され、本稿ではこれを7回行うことで7種類のNLFを取得した。

- (1) 全く同じジオメトリで静止画を60枚撮影する。
- (2) 得られた画像の平均画像を求める。
- (3) 各画素位置において60枚の画像の強度のばらつきを求める。



(a) 従来手法の推定結果



(b) 提案手法の推定結果

図6 ノイズ推定の結果
Result of noise estimation.

- (4) 各画素位置の平均画像強度の変化に伴う標準偏差の変化の関係をNLFの標本とする。

ここで、測定した標準偏差は各信号強度においてほぼ正規分布に従うため、その平均値をNLFの正解値とする。得られた標本群に対して3.1項と同様に主成分分析を行った結果を事前ノイズモデルとする。

4. 実験

本節では、3節で示した2つの事前ノイズモデルを用いて、ノイズ推定実験及びノイズ除去への適用実験を行い、モデルを評価する。

4.1 ノイズ推定実験

実画像を用いてノイズ推定精度を検証する。実験に用いる画像は図6(a)(b)に示すとおり、測定データに外れ値を持つものを用いる。また、このテスト画像はNLFの事前モデルの作成に用いた画像とは異なる。数値シミュレーションはデータベース上のCRFを64種類用いて行った⁶⁾。また、2種類のノイズパラメータについては、信号依存ノイズ σ_s は範囲 $[0, 0.16]$ で0.02ずつ変化、信号独立ノイズ σ_c は範囲 $[0.01, 0.06]$ で0.01ずつ変化させた。対象画像の撮影はPanasonic社製のAG-DVC30とSONY社製のDCR-TRV950で行った。真のNLF値はテスト画像と同じシーンを静止状態で60枚撮影し、その平均画像強度と標準偏差を求めた。

実験により得られた真の値と推定値のRMS誤差を表1に示す。また、図6にAG-DVC30による2種類の事前ノイズモデルでの真の値と推定結果を示す。推定に用いた事

表 1 ノイズの真の値と推定値との RMS 誤差
RMS error between ground truth and estimated NLF.

カメラ	従来手法	提案手法
AG-DVC 30	0.01(61%)	0.001(15%)
DCR-TRV950	0.003(30%)	0.002(23%)

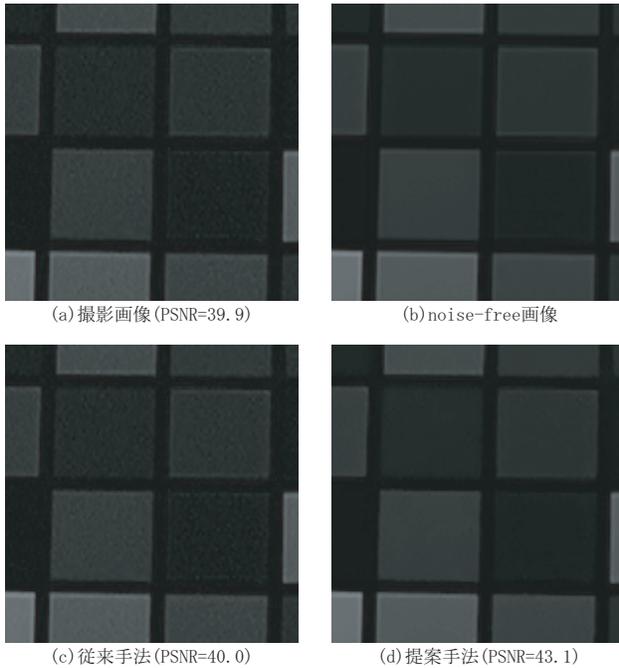


図 7 ノイズ除去への応用
Result of application to denoising.

前モデルの主成分は累積寄与率は 99%以上であり，主成分分析による誤差は無視できる．結果から，提案手法では測定データの外れ値の影響を受けにくく，ロバストな推定が出来ていると言える．

4.2 ノイズ除去への応用

前項で行った推定の結果をノイズ除去に適用した．ノイズ除去は各パッチごとにガウスマルティングを行い，パッチの平均値に対応する推定ノイズ量を重みとして用いる画像強度に応じた非線形のノイズ除去とする．結果を図 7 に示す．結果から，提案手法によって取得した NLF をパラメータとして用いることでノイズ除去の精度が向上することが分かる．

5. ま と め

本論文では，単一画像からのノイズ推定のために特定カメラで撮影した画像を基にしたノイズ事前情報の構築手法を提案した．従来の数値シミュレーションによる事前ノイズモデルは不特定のカメラに対して高精度の推定成果を得ることが出来るが，カメラ内部の画像処理のような個々のカメラ特性を十分に考慮していないため，その推定精度に限界があった．一方，実際に使用するカメラが特定されている場合，そのカメラを用いて実際に測定を行うことで，個々のカメラ特性を全て含む事前ノイズモデルを構築することができるため，より良い精度が得られることを示した．

また実際に 2 種類のモデルを用いたノイズ推定実験を行い，RMS 誤差の評価によってシミュレーションモデルよりも測定によるモデルを用いることでより精度が向上することを示した．また，実際にノイズ除去へ応用することでその実用性を示した．

今後，今回使用したカメラ以外のカメラを用いて同様の実験と比較評価を行い，測定による事前ノイズモデルの汎用性を確かめる予定である．

本研究において，撮影用機材及びアドバイスを提供いただいた松下電器産業株式会社の本村秀人氏に感謝致します．また，本研究の一部は特別研究員奨励費(20・275)の助成を受けたものである．

【 文 献 】

- 1) C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Proc. IEEE Int'l. Conf. on Computer Vision, pp.836-846, (1998)
- 2) N. Tsumura, N. Ojima, K. Sato, M. Shiraishi, H. Shimizu, H. Nabeshima, S. Akazaki, K. Hori and Y. Miyake, "Image-based skin color and texture analysis/synthesis by extracting hemoglobin and melanin information in the skin," acm Trans. on Graphics, (also Proc.) SIGGRAPH2003, 22(3), pp.770-779, (2003).
- 3) C. Liu, W. T. Freeman, R. Szeliski, S. B. Kang, "Noise Estimation from a Single Image," proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.901- 908 (2006)
- 4) G. E. Healey and R. Kondepudy, "Radiometric CCD camera calibration and noise estimation," IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., 16(3), 267-276 (1994)
- 5) Y.Tsin, V.Ramesh, and T. Kanade, "Statistical calibration of CCD imaging process," In Proc. IEEE Int'l Conf. on Computer Vision, 480-487 (2001).
- 6) <http://www.cs.columbia.edu/CAVE>



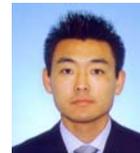
かみむら けんじ
上村 健二 2004 年，千葉大学工学部卒業．2006 年，同大学大学院博士前期課程修了．2006 年，同大学大学院博士後期課程進学．2008 年，日本学術振興会特別研究員 DC．主として動画の劣化復元に関する研究に従事．



いとう
伊東ひとみ 2007 年，千葉大学情報画像工学科卒業．現在，同大学大学院融合科学研究科修士課程在学中．デジタルカメラの画像ノイズに関する研究に従事．



つむら のりみち
津村 徳道 1995 年，大阪大学大学院博士後期課程修了．博士(工学)．現在，千葉大学工学部情報画像工学科 助教授．医用画像工学，計測画像工学，色再現工学，質感再現工学の研究に従事．正会員．



なかぐち としや
中口 俊哉 2003 年，上智大学大学院博士後期課程修了．博士(工学)．現在，千葉大学工学部情報画像工学科 助手．2001-2003 年，日本学術振興会特別研究員．画像解析，画質評価，医用画像処理，組合せ最適化に関する研究に従事．



みやけ よういち
三宅 洋一 1968 年，千葉大学大学院修士課程修了．京都工芸繊維大学助手，助教授，千葉大学工学部助教授を経て，1989 年，同教授．1978-1979 年スイス連邦工科大学研究員．1997 年，ロチェスター大学客員教授．2003 年よりフロンティアメディカル工学研究開発センター長．医用画像工学，画像評価，色再現工学の研究に従事．正会員．