
画像の ϵ 近傍に基づくカラーCCDノイズ低減

Noise Reduction for Color CCD Image Sensors Based on ϵ -neighborhood of Images

原 崇之*

Takayuki HARA

関 海克**

Haike GUAN

要 旨

デジタルカメラやイメージスキャナで使用されるCCDカラーイメージセンサで撮影された画像に現れる色ノイズを低減する手法を提案する。従来、画像の解像感を保持したまま色ノイズを高速に低減することは困難であった。本提案手法では、注目画素の空間近傍で色の乖離度が特定閾値以内の画素の集合を ϵ 近傍と定義し、 ϵ 近傍の画像とノイズの特性を利用してノイズ低減処理を行う。まず、 ϵ 近傍における画素値の平均・分散を算出する。次に、CCDの特性を利用して ϵ 近傍の画素値の平均からノイズの分散を推定する。そして、画素値とノイズの分散比に応じて ϵ 近傍の平均色方向に注目画素の出力値を生成することでノイズ低減を行う。実験により、提案手法は従来手法に対して色ノイズの低減性、解像の保持性、処理の高速性の観点から優位であることを示す。

Abstract

A novel noise reduction algorithm is proposed for color image sensors such as CCDs, which are used in digital cameras and image scanners. It has been difficult to reduce color noise at high speed without losing image details. To solve this problem, the proposed method reduces noise using the properties of images and noise in the ϵ -neighborhood; this is defined as a set of pixels that are in a spatial neighborhood and have less color divergence for a focused pixel. First, the mean and the variance of pixel values in the ϵ -neighborhood are calculated. Next, the variance of noise is estimated from the mean of the ϵ -neighborhood using the properties of CCDs. Finally, the output value is generated along the mean color vector direction in RGB space, depending on the variance ratio between the image and noise in the ϵ -neighborhood. Experiments indicate that the proposed method delivers better performance than conventional methods in terms of low color noise, preserving image details with high speed processing.

* 研究開発本部 基盤技術研究センター

Core Technology R&D Center, Research and Development Group

** グループ技術開発本部 デバイスモジュール技術開発センター

Device and Module Technology Development Center, Corporate Technology Development Group

1. 背景と目的

イメージスキャナやデジタルカメラ等の撮像機器により撮影した画像には、CCDやCMOSといった撮像素子及び回路の特性上、ショットノイズ、暗電流ノイズなどのノイズが含まれる。これらの撮像機器から高画質の画像を得るためには、ノイズを低減する処理（Noise Reduction, 以下NRと略記）を施さなければならない。単純に線形のローパスフィルタを用いてNRを行うと、エッジやテクスチャといった人間が画像を知覚する上で重要な要素がノイズと共に失われて画質が劣化する。したがって、画像の特性に応じて適応的にNRを行うことが必要となる。

このような要請から、従来、種々のNR手法が提案されている。処理対象画素の近傍の画素値情報を元にフィルタリングを行う手法として、メディアンフィルタ¹⁾、バイラテラルフィルタ²⁾がある。これらの手法は画像のエッジを保存しノイズを低減することができるが、画像の微細なテクスチャが失われやすい。Anisotropic diffusion^{3) 4) 5)}と呼ばれる手法では、画素値を拡散物質の密度と見立てた拡散方程式を反復して計算することにより、画素値のバラツキ（ノイズ）を低減する。この手法は、繰り返し計算を要するため計算コストが高く、また過剰な平滑化やエッジ強調が発生しやすい。ウェーブレット変換をNRに応用する試みも行われている。自然画像のサブバンドのウェーブレット係数が尖度の高い分布であることを利用し、大きい係数値を保存し、小さい係数値を弱めるコアリングと呼ばれる手法の有効性が確認されている⁶⁾。また、サブバンドのウェーブレット係数の尖度の高さをGaussian Scale Mixturesによりモデル化することで、NRを行う方式が提案されている^{7) 8)}。これらのウェーブレット変換を用いた方法では、主に変換に係る計算コストの高さや、人工パターンの発生が問題となる。他にも、マルコフ確率場⁹⁾、Fields of Experts¹⁰⁾、領域分割ベースのガウシアンモデル¹¹⁾、を画像の確率モデルとして用い、NRを行う手法がある。これらは、画像の特性に応じた処理結果を得られるものの、一般に計算コストが高い。

以上述べた従来技術は、ノイズ低減量、解像保持性（エッジやテクスチャの保存性）、処理の高速性の観点から一長一短である。イメージスキャナやデジタルカメラといった機器上でNRをリアルタイムに実行することを考えると、従来の技術で高S/N、高解像保持を達成することは極めて困難である。

以上の背景のもと本研究では、CCD等の撮像素子で撮影されたカラー画像を対象としたNRにおいて、高S/N、高解像保持を少ない計算コストで実現することを目的とする。

2. CCD撮影画像に現れるノイズ

本章では、CCDで撮影した画像に現れるノイズを計測し、その特性を示す。

2-1 測定方法

RICOH GR DIGITAL IIによりISO1600の感度で撮影し、CCDの出力信号をAD変換したRAW画像を取得する。そのRAW画像の平坦部から64×64 [pixel]の部分画像を切り出す。この平坦部の部分画像内の画素値変動をノイズとみなす。撮影シーンは4シーンで、部分画像の数は計66個である。画素値は閉区間[0, 1]に正規化している。

2-2 測定結果

測定した66個の部分画像におけるノイズのRGB成分間の分散・共分散をFig.1に示す。図より、RGB成分間の共分散は分散と比較して極めて小さいことが分かる。次に、部分画像の画素値の平均に対するノイズの分散をFig.2に示す。ノイズの分散は平均値に対して線形に増加する傾向があり、その傾向は色成分に非依存である。Fig.2の実線は画素値平均 x に対してノイズの分散を次の関数 $\phi(x)$ で近似したものである。

$$\phi(x) = 3.40 \times 10^{-3} x + 2.82 \times 10^{-4} \quad (1)$$

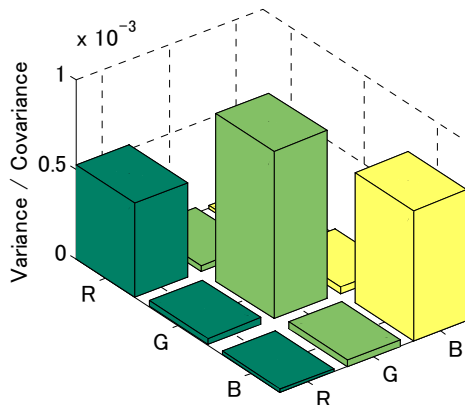


Fig.1 Variance-covariance of noise.

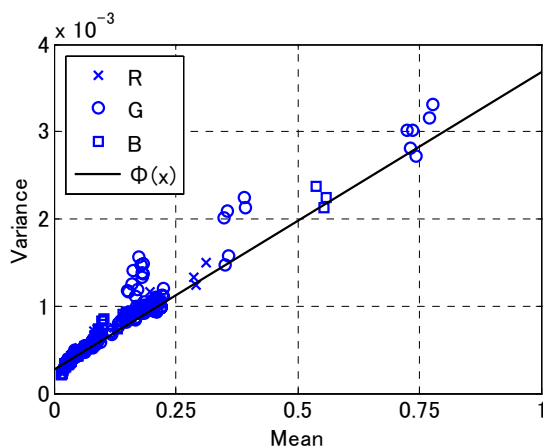


Fig.2 Mean of signal versus variance of noise in partial regions.

3. ノイズ低減手法

本章では提案するNR手法について述べる．提案手法では，注目画素の空間近傍でRGB値の類似する画素の集合を ε 近傍と定義し，この ε 近傍における画像とノイズの特性をNRに利用する．まず， ε 近傍における画素値の平均と分散を算出する．次に ε 近傍の画素値の平均値からノイズの分散を推定する．そして， ε 近傍の画素値とノイズの分散比に応じて， ε 近傍内の平均色方向に注目画素の出力値を生成することでノイズ低減を行う．

3-1 ε 近傍

処理の基本単位となる ε 近傍について説明する．まず，画像を構成する各画素が任意の方法でユニークにラベル付けされているとする．ラベル i が付けられた画素を画素 i と呼ぶ．画素 i に対する ε 近傍 $E(i)$ を次のように定義する．

$$E(i) \equiv \{j | j \in \Omega(i) \wedge K(\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j) < \varepsilon\} \quad (2)$$

ここで， $\Omega(i)$ は画素 i の空間近傍， \mathbf{g}_i は処理対象画像の画素 i の画素値(RGBの3次元ベクトル)， $K(\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j)$ は画素値 \mathbf{g}_i と画素値 \mathbf{g}_j の乖離度， ε は乖離度の判定閾値を示す．つまり，画素 i の空間近傍の画素で，乖離度が特定閾値 ε より小さい画素の集合が ε 近傍 $E(i)$ である．具体的には， $\Omega(i)$ は画素 i を中心とした $m \times m$ の矩形領域，乖離度 K は，処理対象画素値 \mathbf{g}_i に 3×3 の平均フィルタを適用した画素値 $\bar{\mathbf{g}}_i$ を用いて次式で定義する．

$$K(\mathbf{g}_p, \mathbf{g}_q) = |G'_p - G'_q| + |Cr'_p - Cr'_q| + |Cb'_p - Cb'_q|$$

$$\begin{cases} G'_i = \lambda(\bar{g}_i^G)^{\gamma_G} \\ Cr'_i = (\bar{g}_i^R)^{\gamma_C} - (\bar{g}_i^G)^{\gamma_C} \\ Cb'_i = (\bar{g}_i^G)^{\gamma_C} - (\bar{g}_i^B)^{\gamma_C} \end{cases} \quad (3)$$

ここで， λ ， γ_G ， γ_C は設計パラメータである．

3-2 処理フロー

処理対象画像から画素 i の出力値（NR後の画素値） \hat{f}_i を得るまでの処理は以下の3つのステップにより構成される．

Step1： ε 近傍の平均・分散の算出

Step2：ノイズの分散の推定

Step3：平均色方向への出力値作成

この3ステップを処理対象画像中のすべての画素に対して実行する．以下，各ステップの詳細を説明する．

Step1: ε 近傍の平均・分散の算出

提案手法の第1ステップでは、 ε 近傍 $E(i)$ の画素値平均 $\mu_i = (\mu_i^R \ \mu_i^G \ \mu_i^B)^T$ と、RGB間の分散共分散行列 Σ_i を算出する。

Step2: ノイズの分散の推定

第2章で示したように、ノイズはRGB間の共分散が分散と比較して極めて小さく、分散が周辺画素値の平均値に依存する。この性質を元に、 ε 近傍 $E(i)$ の画素値平均 μ_i から、ノイズ分散推定関数 $\phi(\cdot)$ を用いてノイズの分散共分散行列 Θ_i を次式で推定する。

$$\Theta_i = \begin{pmatrix} \phi(\mu_i^R) & 0 & 0 \\ 0 & \phi(\mu_i^G) & 0 \\ 0 & 0 & \phi(\mu_i^B) \end{pmatrix} \quad (4)$$

$\phi(\cdot)$ は撮像機器に合わせて事前に同定しておく必要がある。本稿では式(1)の関数を用いる。

Step3: 平均色方向への出力値作成

ε 近傍 $E(i)$ の平均値 μ_i 方向におけるノイズの処理対象画素値に対する分散比 η_i を次式で算出する。

$$\eta_i = \frac{\mu_i^T \Theta_i \mu_i}{\mu_i^T \Sigma_i \mu_i} \quad (5)$$

この値を用いて、重み係数 w_i をパラメータ $a (> 0)$, b の下で次のように算出する。

$$w_i = a\eta_i + b \quad (6)$$

w_i が0より小さくなる場合は0に、1より大きくなる場合は1に値を固定する。そしてこの重み係数を用いて画素 i に対する出力値 \hat{f}_i を算出する。

$$\hat{f}_i = (1 - w_i) \frac{\mu_i \mu_i^T}{|\mu_i|^2} g_i + w_i \mu_i \quad (7)$$

式(7)の処理をRGB空間で幾何学的に示すとFig.3のようになる。処理対象画素値 g_i を平均色方向に射影した点と平均値 μ_i を重み係数 w_i で内分した点が出力値 \hat{f}_i となる。この処理には次の2つの効果がある。まず、平均色方向に画素値を射影することで、出力値が ε 近傍の平均値の色相に合わされ、色ノイズが低減される。また、画像の平坦領域では、ノイズと処理対象画素値の分散比が大きいいため重み係数が大きくなり、出力値 \hat{f}_i は ε 近傍平均 μ_i に近づく。つまり、平坦領域ではより多くのノイズが低減されることになる。テクスチャの多い領域では逆の作用がはたらき、ノイズの処理対象画素値に対する分散比が小さいため重み係数が小さくなり、出力値 \hat{f}_i が g_i を平均色方向に射影した点に近づく。これによりテクスチャ領域では処理対象画像の元の信号がより多く保存される。

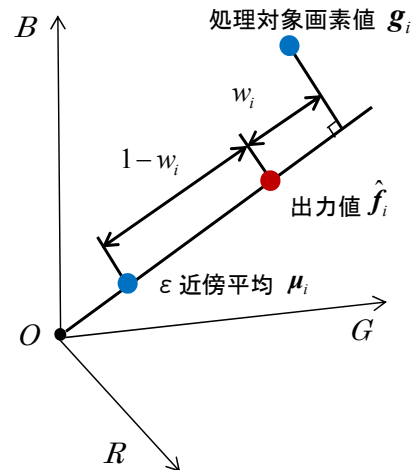


Fig.3 Illustration of the noise reduction algorithm in RGB space.

4. 性能検証

本章では提案したNR手法と、従来技術であるバイラテラルフィルタ²⁾、Bayes Least Squares - Gaussian Scale Mixtures (BLS-GSM)法⁷⁾と提案手法との性能比較を行う。

4-1 NRの設定

4-1-1 提案手法

処理対象画像はベイヤー配列のRAW画像であるため、線形補間して1画素ごとにRGB信号を生成する。ε近傍の空間近傍のサイズはm=65とする。ε近傍の分散共分散行列 Σ_i は処理の高速化のため対角成分のみ計算を行う。

4-1-2 バイラテラルフィルタ

処理対象画像をYCrCb成分に分解し、バイラテラルフィルタを適用する。画素*i*と画素*j*の間のフィルタ係数 τ_{ij} は、画素*i-j*間の位置のユークリッド距離 $d(i,j)$ 、画素*i-j*間の信号差分 $r(i,j)$ （ここでは式(3)の乖離度を用いる）、パラメータ σ_d 、 σ_r を用いて次式で定義する。

$$\tau_{ij} \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{d^2(i,j)}{\sigma_d^2} + \frac{r^2(i,j)}{\sigma_r^2} \right) \right\} \quad (8)$$

Y成分に対しては $\sigma_d = 1.0 \times 10^2$ 、 $\sigma_r = 9.8 \times 10^{-2}$ として、ウィンドウサイズを7×7 [pixel]としてフィルタを適用する。CrCb成分に対しては、色ノイズを効果的に低減するため、Y成分の6倍の大きさのフィルタを適用する。

4-1-3 BLS-GSM

公開されているコード¹²⁾を用いてYCrCb成分ごとにNRを施す。ノイズの標準偏差パラメータ σ はY成分に対して12、CrCb成分に対して20とする。

4-2 実験結果と考察

RICOH GR DIGITAL IIにより感度設定ISO1600で撮影したRAW画像に対するNR結果をFig.4に示す。図中の最左列が処理対象のRAW画像をRAW現像ソフトでNR

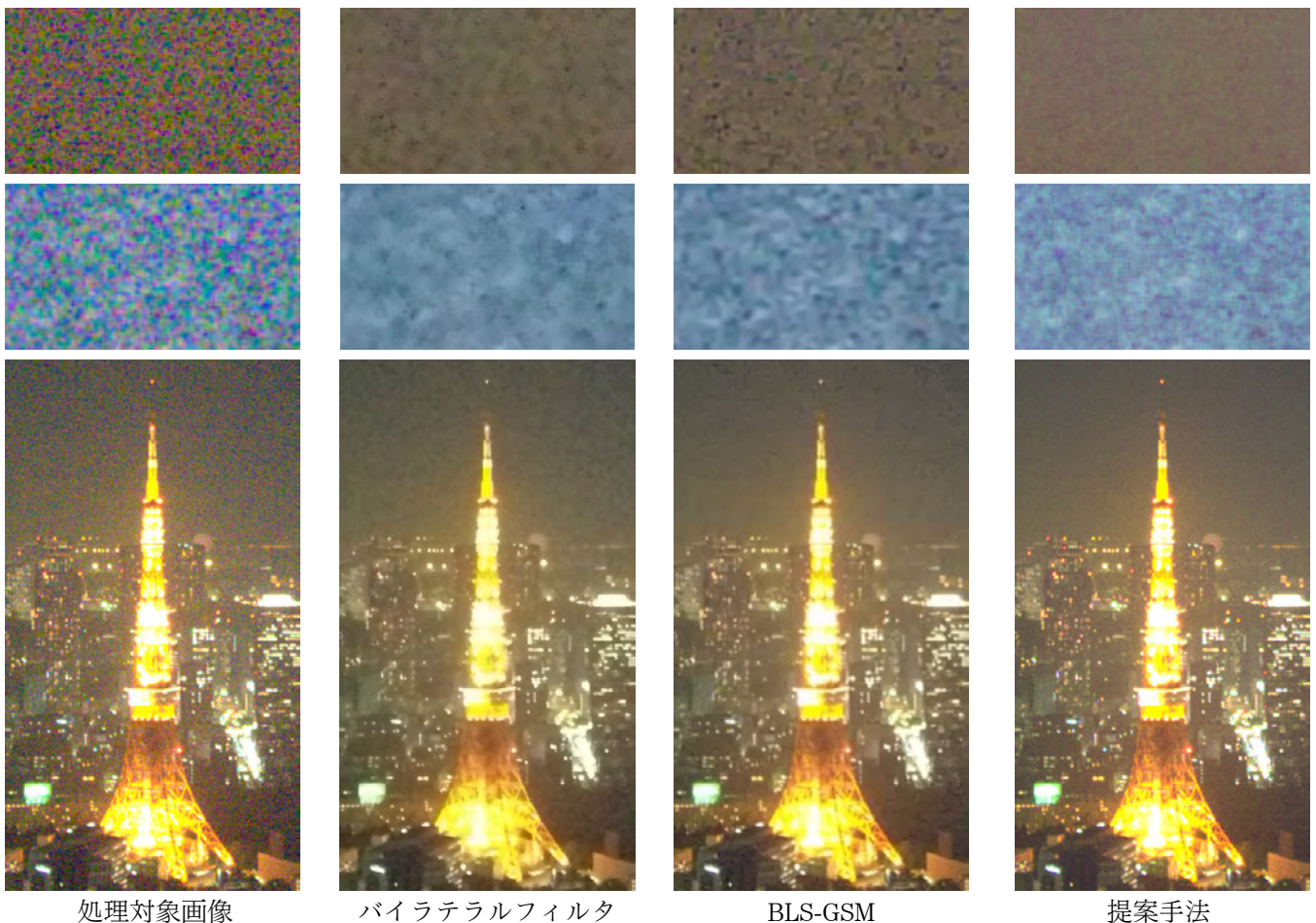


Fig.4 Comparison of the proposed method with conventional methods.

なしで現像処理した色ノイズを含む画像である。各々の手法によるNR結果をその右に示す。Fig.4上段の平坦領域では、提案手法がバイラテラルフィルタ、BLS-GSMに対して、ムラが少なく色ノイズを低減している。Fig.4中段のテクスチャ領域においては、バイラテラルフィルタではテクスチャが潰れており、BLS-GSMでは低周波の特徴を保持するものの細部にボケが発生する。提案手法は低周波の残存性はBLS-GSMに劣るが、微細なテクスチャを保持している。Fig.4下段の夜景では、どの手法も明暗のはっきりしたエッジを良好に残している。しかし、窓の光、塔の鉄骨などの細部で提案手法は従来技術よりも解像を高く保持している。以上の結果から提案手法は、色ノイズ低減と解像保持を高いバランスで実現しているといえる。これは、 ϵ 近傍内の処理によるエッジ保存、平均色方向への射影による色ノイズ低減、ノイズと処理対象画素値の分散比を用いた適応処理による解像保持、に一定の効果があると考えられる。

次に、シミュレーションによりPSNR (Peak Signal to Noise Ratio) を算出し、定量評価を行う。低感度で撮影した画像 (Fig.5) において、式(1)の分散を持つ白色ガウス雑音を付加する。これにNRを施し、PSNRを算出する。PSNRの算出値をTable 1に示す。表より提案手法が平均的に従来技術を上回ることが分かる。ただし、画像3のBLS-GSMのみ、提案手法を上回る。画像3は猫の毛並みなど極微細なテクスチャが多く、提案手法ではテクスチャを残すことでノイズも多く残留し、結果的にPSNRが向上しにくいと考えられる。

最後にTable 2に処理時間を示す。処理対象画像のサイズは 3656×2744 [pixel]であり、Intel Core 2 Duo E6600 (2.4GHz) でシングルコアにて計算を行った。提案手法はバイラテラルフィルタに比べて3.7倍、BLS-GSMに比べて177倍高速に計算することができる。提案手法は、単純な平均・分散算出演算と画素独立の線形演算で出力値を生成するため、低い計算コストで実行可能である。



Fig.5 Processed images.

Table 1 PSNR [dB].

画像 I D	処理対象画像	バイラテラルフィルタ	BLS-GSM	提案手法
1	26.15	30.77	31.61	34.46
2	24.73	29.83	30.91	31.70
3	26.14	33.33	33.78	33.66
4	25.46	34.41	36.29	36.58
平均	25.68	31.31	32.10	33.27

Table 2 Processing time [sec].

手法	処理時間
バイラテラルフィルタ	44.3
BLS-GSM	2123.8
提案手法	12.0

5. 結論と今後の展望

本稿では、CCDで撮影されたカラー画像に対するNR手法を提案した。従来技術では、解像感を保持したまま色ノイズを高速に低減することが困難であった。そこで、注目画素の空間近傍で色の乖離度が特定閾値以下となる画素の集合である ϵ 近傍において、平均色方向にノイズと画素値の分散比に応じて出力値を作成する手法を提案した。実験により、提案手法は色ノイズの低減性、解像の保持性、処理の高速性の観点でバイラテラルフィルタ、BLS-GSMに対して優位であることを確認した。今後は、さらなる高速性・解像保持性の向上、多様な条件で撮影された画像への対応が課題である。

参考文献

- 1) 田村秀行：コンピュータ画像処理，オーム社，(2002).
- 2) C. Tomasi and R. Manduchi: Bilateral Filtering for Gray and Color Images, Proc. Sixth Int'l Conf. Computer Vision, (1998), pp. 839-846.
- 3) M.J. Black, G. Sapiro, D.H. Marimont, and D. Heeger: Robust Anisotropic Diffusion, IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, no. 3 (1998), pp. 421-432.
- 4) D. Tschumperl: Fast Anisotropic Smoothing of Multi-Valued Images Using Curvature-Preserving PDE's, Int'l J. Computer Vision, vol. 68, no. 1 (2006), pp. 65-82.
- 5) G. Gilboa: Nonlinear Scale Space with Spatially Varying Stopping Time, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 12 (2008), pp. 2175-2187.
- 6) E.P. Simoncelli and E.H. Adelson: Noise Removal via Bayesian Wavelet Coring, Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, vol. I (1996), pp.379-382.
- 7) J. Portilla, V. Strela, M.J. Wainwright, and E.P. Simoncelli: Image Denoising Using Scale Mixtures of Gaussians in the Wavelet Domain, IEEE Trans. Image Processing, vol. 12, no. 11 (2003), pp. 1338-1351.
- 8) S. Lyu and E.P. Simoncelli: Modeling Multiscale Subbands of Photographic Images with Fields of Gaussian Scale Mixtures, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 4 (2009), pp. 693-706.
- 9) S. Geman and D. Geman: Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 6, no. 6 (1984), pp.721-741.
- 10) S. Roth and M.J. Black: Fields of Experts: A Framework for Learning Image Priors, Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2 (2005), pp. 860-867.
- 11) C. Liu, et al.: Automatic Estimation and Removal of Noise from a Single Image, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 2 (2008), pp. 299-314.
- 12) BLS-GSM Image Denoising, <http://decsai.ugr.es/~javier/denoise/>