

学習法を用いたノイズ除去による
監視カメラ映像の画質改善に関する研究

Image Quality Improvement of Surveillance Camera Images
by Noise Removal Using Learning Method

口田 滉 ‡ 後藤 富朗 ‡
Akira Kuchida Tomio Goto

1. はじめに

車載カメラ、監視カメラを代表としてカメラで撮影された映像は撮影環境などが原因でノイズが混入し劣化することが知られている。例えば、暗所などで撮影された監視カメラ映像では、光量不足が原因によるノイズの影響が大きく現れる。学習法を用いたノイズ除去は近年大きな成果を上げており、目まぐるしい進歩を遂げている [1][2]。しかし、学習法に共通している問題として正解画像の平均値や中央値をとるように学習してしまうため、出力画像にぼけなどが生じてしまう [3]。そこで本論文では、テクスチャの保存に焦点を当て、学習法と画像分離手法である Total Variation (TV) 正則化手法を組み合わせることでノイズを除去し、画質改善を図る。

2. ノイズ除去手法の提案

暗所カメラ映像を対象としたノイズ除去のブロック図を図 1 に示す。本論文ではノイズの混入した動画像に対して、時間軸方向を考慮した 2 種類の TV 正則化手法 [4] を用いることで骨格成分、テクスチャ成分およびノイズ成分に分離する。各成分に対して適したネットワークによるノイズ除去を行うことによってテクスチャ成分および動き成分を取り出す。最後に骨格成分、背景テクスチャ成分、動き成分を合成することでノイズのない高精細な動画像出力を得る。

2.1. 3D Total Variation 正則化

3D TV 正則化手法では、従来の空間方向の TV 値の情報だけでなく、動画像の隣接フレーム間に強い相関関係があることを利用して入力動画像から骨格成分を抽出する。時間軸方向の TV 値の情報が追加されることにより、これまで以上に高精度な骨格成分とテクスチャ・ノイズ成分の分離が可能になると期待できる。3D TV 正則化処理はテクスチャに残ったノイズを処理することができないため、次節で説明する時間軸方向の TV 正則化処理を適用させることでテクスチャ成分とノイズを分離する。信号 u の 3D TV は式(1)で表される。また、3D TV 正則化処理のパラメータを表 1 に示す。

$$TV_{3D}(u) = \int |\nabla u| dx dy dt \quad (1)$$

‡ 名古屋工業大学, Nagoya Institute of Technology

2.2 時間軸 Total Variation 正則化

3D TV 正則化分離処理後のテクスチャ成分には膨大な量のノイズが混入している。動画像内でノイズが時間軸方向に沿って大きく動く特性を利用し、時間軸方向の TV 値のみを参照する。時間軸 TV の正則化処理は式(2)で表される。また、時間軸 TV 正則化処理のパラメータを表 1 に示す。

$$TV_{TD}(u) = \int |\nabla u| dt \quad (2)$$

2.3 Denoising Convolutional Neural Network

本論文で用いるネットワークには K. Zhang らが提案する Denoising Convolutional Neural Network (DnCNN) [5] を用いた。DnCNN の構成を図 2 に示す。この手法は VGG ネットワーク [6] を画像のノイズ除去に適するように改良を行ったものである。計 17 層からなり、第 1 層は畳み込み層と活性化関数である ReLU を用いている。第 2 層から第 16 層にかけて畳み込み処理と ReLU の間に Batch Normalization (BN) [7] を用いており、学習の安定化と高速化に貢献している。通常の学習ではネットワーク層が深いいため、学習精度が低下する問題が生じてしまうが、DnCNN は残差学習法 [8] を用いているため、学習精度を高く保っている。DnCNN に用いたハイパーパラメータを表 2 に示す。

3. 実験結果

提案法の有効性を確認するため、BM3D および提案法によるノイズ除去の結果を比較する。実験結果を図 3、4 に示す。これは、原画像に対してノイズ分散 0.03 のガウシアンノイズを付加した劣化画像に対するノイズ除去の出力である。客観評価としては画像によっては劣っているが、テクスチャ成分の保存やノイズ除去の主観評価においては優れた結果を確認することができた。客観評価において BM3D より提案法の方が劣る理由は、TV 正則化を実行する際に得られる骨格成分が信号の形は理想信号と同じように取り出せているものの、輝度のレベルが変わるためである。また、DnCNN ではエッジ部分に若干のぼけが生じるためである。

4. むすび

本論文では監視カメラ映像などの暗所での撮影における動画像に対するノイズ除去を目的とし、TV 正則化と学習型ノイズ除去手法である DnCNN を組み合

わせた手法を提案した。これにより動画像内のノイズを分離し、成分ごとに効率的なノイズ除去を行うことができ、ノイズの少ない高精細な画像を得ることが可能となった。今後の課題として、ほかのノイズ除去手法との比較や画像分離性能の向上が挙げられる。

表 1. TV 正則化のパラメータ

| パラメータ | 3-D TV 正則化 | 時間軸 TV 正則化 |
|-------------------|------------|------------|
| 繰り返し回数 | 30 | 30 |
| λ (高速の強さ) | 0.01 | 0.01 |
| τ (ステップ幅) | 0.125 | 0.125 |

表 2. DnCNN のハイパーパラメータ

| パラメータの種類 | パラメータ |
|----------|-------|
| 訓練画像総数 | 400 |
| バッチサイズ | 128 |
| パッチサイズ | 50 |
| エポック数 | 70 |
| チャンネル数 | 3 |
| 層数 | 17 |
| 初期学習率 | 0.001 |

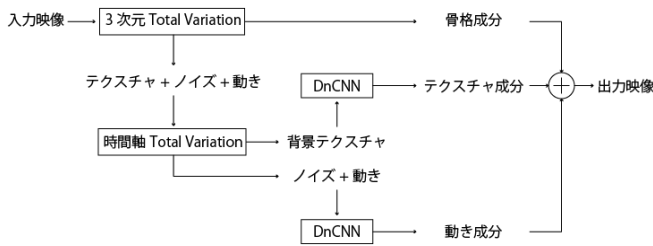


図 1. 提案法の処理手順

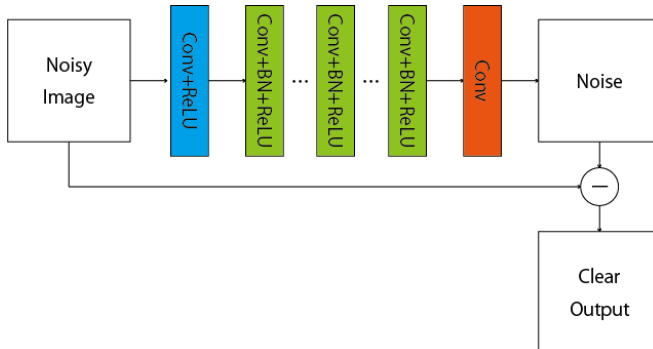


図 2. DnCNN 内部構造



(a) BM3D (PSNR: 26.20 [db], SSIM: 0.863)
(b) 提案法 (PSNR: 24.16 [dB], SSIM: 0.837)

図 3. ノイズ除去画像(LasVegas 画像)



(c) BM3D (PSNR: 24.93 [db], SSIM: 0.696)
(d) 提案法 (PSNR: 26.01 [dB], SSIM: 0.878)

図 4. ノイズ除去画像(夜間道路画像)

参考文献

- [1] H. C. Burger, C. J. Schuler and S. Harmeling, "Image Denoising: Can Plain Neural Networks Compete with BM3D?", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2392-2399, 2012.
- [2] J. Xie, L. Xu and E. Chen, "Image Denoising and Inpainting with Deep Neural Networks" *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 341-349, 2012.
- [3] J. Lehtinen, J. Munkberg, J. Hasselgren, S. Laine, T. Karras, M. Aittala and T. Aila, "Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data", *International Conference on Machine Learning(ICML)*, 2018.
- [4] L. Rudin, S. Osher and E. Fatami, "Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms", *Physica D*, pp. 259-268, 1992.
- [5] K.Zhang, W. Zuo, Y.Chen, D.Meng and L.Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising", *IEEE Trans. On Image Processing*, pp. 3142-3155, 2017.
- [6] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large Scale Image Recognition", *International Conference for Learning Representations*, 2015
- [7] S. Ioffe and C. Szegedy, "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift", *International Conference on Machine Learning*, pp. 448-456, 2015.
- [8] K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition" *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 770-778, 2016.