

氏 名	NAW JACKLIN NYUNT
博士の専攻分野の名称	博士（工学）
学 位 記 号 番 号	博理工甲第 1127 号
学位授与年月日	平成 31 年 3 月 20 日
学位授与の条件	学位規則第 4 条第 1 項該当
学 位 論 文 題 目	Image Denoising Based on Image Power Spectrum Sparsity (画像パワースペクトルスパース性に基づく画像雑音除去)
論 文 審 査 委 員	委員長 教 授 島村 徹也 委 員 准 教 授 小室 孝 委 員 准 教 授 小林 貴訓 委 員 教 授 大澤 裕

論文の内容の要旨

In this study, we proposed a simple and effective image denoising method by introducing a unique tool named image power spectrum sparsity. The finding of image power spectrum sparsity as one kind of image characteristic is original as far as we know.

Image denoising, the fundamental preprocessing step of image processing, has played an important role in recent years. Image denoising is the process of reducing the unwanted noise to obtain the original image from a noisy image. The better the preprocessing, the higher the image quality, resulting in more suitable images for the targeted applications. Image denoising is important because the images are corrupted by unwanted noise in various ways. For example, the photos taken with a digital camera in low-light situations always include noise distributed with random attributes, which is called white noise. Imperfect electrical sensors embedded in a digital camera also generate white noise. The white noise degrades the quality of the image and produces unwanted artifacts which are the main obstacle for further image processing applications. To reduce such noise, many researchers have proposed different denoising methods based on linear and nonlinear filtering techniques.

For the linear filtering, Wiener filter (WF) is one of the effective filters for removing the additive white Gaussian noise. WF is designed to minimize the mean-square error between the original image and the processed signal. WF also has been implemented in several domains such as spatial domain, frequency domain and wavelet domain. The WF in the spatial domain requires the knowledge of the associated autocorrelation and cross-correlation functions of the input and the desired images. The frequency domain WF and the wavelet-based WF also require the knowledge of the image and noise. Assuming the noise and original image as a prior knowledge is, however, impractical. Therefore, WF in the blind condition has been proposed in recent years. These methods need to estimate the noise and image power spectra which are complex and time consuming.

To avoid the complicated process of power spectrum estimation, a WF in the blind-condition which uses multiple images and averages the results obtained from the restored images of the WF was also proposed by another group. However, this method still requires long computational time. The computational time is one of the concerned problems

because in the real time image processing, at least 30 frames need to be executed in one second. Therefore, the computational time is the important feature to measure the performance of the denoising algorithm. Thus, it is necessary to consider denoising methods which are effective for both performance and computational time.

Therefore, we consider a simple and effective method for image denoising in blind condition without the prior knowledge of noise level. In order to provide good performance with the shortest computational time, we proposed a spectral subtractive (*SS*)-type *WF* which is directly derived from the extension of one-dimensional signal processing to two-dimensional signal processing. The *SS*-type *WF* only needs the noise variance to estimate the original image. To improve the performance of *SS*-type *WF*, we proposed a parametric *WF(PWF)* by adding two adjustable parameters. In order to estimate the noise variance, a simple noise variance estimation method is proposed.

In our proposed method, the image is assumed to be degraded by additive white Gaussian noise. To calculate the noise variance, the observed noisy image is transformed into the frequency domain and the power spectrum is calculated. As most of the power spectrum of the white Gaussian noise occupies the higher frequencies whereas most of the image frequencies occupies the lower frequencies, the variance of the noise can be obtained from the higher-frequency part of the image power spectrum. The higher frequencies of the degraded image exist in the boundary region of the image power spectrum. Thus, we estimate the noise variance by averaging the boundary region of the observed noisy image power spectrum. The noise level of the image can be estimated by various methods such as filtering based approach and block-based approach. However, all these methods are complicated and time-consuming. The proposed noise variance estimation method is simpler and easier. Although there can be overestimation and underestimation of noise level depending on the image types, this problem can be overcome by the two parameters introduced in the *PWF*.

Preliminary experiments with some trained images are conducted to measure the performance of *PWF* and *WF*. It is observed that *PWF* with the best parameters set provides better performance than *WF*. However, finding the best parameters set for *PWF* is time consuming. Thus, it is necessary to set the best parameters automatically to reduce computational time.

While analyzing the best parameters set, it is observed that the sparser the image frequency components contained in the image power spectrum, the larger the parameters value. Therefore, to know the image frequency component containing in the image, we proposed a unique tool named image power spectrum sparsity(*S*) which can be calculated directly from the observed noisy image power spectrum. As most of the image frequencies are concentrated in the horizontal region and vertical region, *S* is calculated by dividing the sum of the whole power spectrum of the image by the sum of the horizontal region and vertical region of the image power spectrum. The concept of image power spectrum is original as far as we know. Interestingly, it is found that the image with the larger *S* needs the larger parameters set whereas the image with the smaller *S* value needs smaller parameters set. It is also observed that *S* value of the whole image is common to every noise level which means that *S* can directly be calculated from the observed noisy image. To find the best parameters set automatically, the relationship between the best parameters and the *S* value is considered and the image is divided into three different groups depending on the *S* value. Then, the best parameters from the preliminary experiments are averaged for each group. In this way, the best parameters can be set automatically without time consuming. To demonstrate the performance, the proposed method is compared with the state-of-the-art methods by applying on testing images. The average computational time is also compared to verify the performance of the proposed method. The experimental results showed that the proposed method provides a better performance with the shortest computational time among the *WF* methods.

The finding of S gives a motivation to partially fulfill the requirements of noise level estimation method which still needs to improve the accuracy for rich image texture image and the computational time. Noise level estimation plays an important role to a variety of image processing algorithms because it can affect the performance of the applications obviously. Many researchers have developed noise estimation techniques using single image and multiple images based on the filtering-based approach and block-based approach. Among the noise level estimation methods, block-based approach is one of the effective ones. In the block-based approach, images are divided into a number of sub-blocks with different sizes. The sub-block with the smallest standard deviation is taken as the noise level of the image. Many researchers proposed noise level estimation methods to overcome overestimation and underestimation of noise level based on the block-based approach. There are block-based methods that take the image structure into account by applying a number of masks to determine homogeneous sub-block and calculating the noise variance from that homogeneous sub-block to overcome overestimation for rich texture images. These block-based approaches give some accuracy of noise level estimation. However, long computational time is required depending on the number of masks to measure the homogeneity of each sub-block. Another block-based approach considered the weak-texture image patch by considering the gradients of the sub-blocks and statistics and calculating the noise level using principal component analysis. This approach gives high noise level estimation accuracy with stability for different images. However, the algorithm is complicated and long computational time is required.

In order to improve the computational time with some degree of accuracy for noise level estimation, we proposed a unique block-based approach using the image power spectrum sparsity. In the proposed method, the noisy image is firstly obtained. The noisy image is then sub-divided into sub-blocks. Each sub-block is transformed into the frequency domain and the image power spectrum is calculated. To find the low texture-image sub-block, the concept of power spectrum sparsity is considered. When S for the whole image is considered, if the image occupies the lower frequency parts more than the higher-frequency parts of the image power spectrum, the S value can be the large. Otherwise, S will be small. Furthermore, there will be a condition where the S value can be largest. For example, when we consider the power spectrum sparsity for the image sub-block, S can be the largest value when there is no image frequency in the horizontal and vertical regions or when the image sub-block is flat with the same image-texture (i.e. homogeneous). Extending this idea can be applied to find the weak-texture image patch. Thus, the image sub-block with the highest power spectrum sparsity is selected as the weak-texture image patch for the whole image. From the selected weak-texture image sub-block, the noise level is calculated. Calculating the noise variance by averaging boundary region of the high-frequency regions of the image power spectrum can result overestimation of noise because most of the image frequencies are also eliminated while averaging the boundary region. Therefore, the noise variance is calculated by sub-dividing the selected weak-texture sub-block with the smallest window size and averaging the boundary region by omitting the regions where the image frequencies are concentrated. Finally, the noise level is obtained by taking the square root of the estimated noise variance. To verify the effectiveness of the proposed method, different images that can be found in the real-world situation are applied. The experimental results showed that the proposed method provides a better performance especially for the noise level around the standard deviation 15 and 20. Furthermore, the proposed method provides the shortest computational time among the block-based noise level estimation methods.

In summary, it is observed that the proposed method is simple and effective for image denoising. Because of the short computational time, the proposed method is suitable for real time image processing applications. Moreover, the finding of S is unique. Our proposed method has shown that S is a useful and effective tool that can improve the performance of image denoising. Therefore, it is also expected that S can widely be used in image processing as needed.

論文の審査結果の要旨

当学位論文審査委員会は、平成 31 年 2 月 15 日に論文発表会を公開で開催し、活発な質疑とともに論文内容の審査を行った。以下に、審査結果の要約を示す。

本論文は、雑音付加により品質劣化したデジタル画像から、元画像を推定する画像復元問題において、特にパラメータ推定に着目し、画像復元アルゴリズムを検討したものである。デジタル画像の取得時にはランダム性雑音が混入することが多い。本論文では、混入雑音を白色雑音とみなし、画像復元のためのウィナーフィルタの特性改善を図っている。画像のパワースペクトルスパース性という新しい概念を導き出し、改良型ウィナーフィルタの最適パラメータをその画像パワースペクトルスパース性の値から見出す方法を発見している。また、画像パワースペクトルスパース性の値を利用し、新規に混入雑音の分散値を高精度に求める方法の導出にも成功し、その有効性を検証している。さらに、画像パワースペクトルスパース性のエッジ抽出への利用についても言及している。

まず第 1 章では、デジタル画像取得時の劣化の仕組みを述べ、多くの場合、雑音付加によりモデル化されることを示している。本研究では特に、白色雑音混入劣化画像が与えられるとき、その画像信号のみから元画像を復元する処理がしばしば必要とされることを指摘している。当問題における従来の方法は、線形フィルタと非線形フィルタを用いる方法に大別されることを指摘し、それぞれの代表的なアプローチを推定精度、処理時間の観点からまとめている。

第 2 章では、白色雑音混入劣化画像のみが与えられるときに元画像を復元する手法として、ウィナーフィルタに着目し、その改良型フィルタを導き出している。元画像のパワースペクトル推定部には、与えられる劣化画像のパワースペクトル推定値から、重み付きパラメータと共に付加雑音の分散値の推定値を引き算する方式を利用し、また、ウィナーフィルタ自体の周波数応答特性をもべき乗する、べき乗型改良ウィナーフィルタを検討している。このフィルタを実行するためには、重み付きパラメータとべき乗パラメータの 2 つのパラメータを同時に求める必要があるが、そのパラメータセットの最適化、および推定に、パワースペクトルスパース性という概念を利用している。パワースペクトルスパース性とは、画像に含まれる周波数成分の疎の程度を数値的に表現する、本論文で新規に導出された概念である。ここでは、与えられる劣化画像からのパワースペクトルスパース性算出値が、改良型ウィナーフィルタのためのパラメータセットを自動的に算出できる方式となることを明らかにしている。すなわち、劣化画像が与えられると、自動的に最適改良型ウィナーフィルタが設計できることを示唆している。本章では、多種多様の画像データが含まれるデータベースを利用し、シミュレーション実験を行い、提案する改良型ウィナーフィルタの有効性を検証している。

第 3 章では、混入雑音の推定問題を扱っている。第 2 章で利用した白色雑音の分散値の推定方法は、画像スペクトルの中の最も高周波な領域のみを用いて、簡潔に平均化する、効率的なものであった。この雑音分散の推定値が向上することにより、必然的に、第 3 章の改良型ウィナーフィルタの特性も改善することになる。この観点から、本章では、画像パワースペクトルスパース性の値を利用して、新規の雑音分散推定手法を導き引き出している。まず、与えられる劣化画像に対し、ブロック化を施す。そして、各ブロック毎にパワースペクトルスパース値を求める。すべてのブロックでのパワースペクトルスパース値が求められると、どの部分が画像として平坦であるか、すなわち、画像の特徴が表れていないか、が判別できる。ここでは、最も画像に変化がないブロックを見出し、そこで、第 2 章と同様の方法で、周波数領域で雑音の分散値を求めることにしている。計算機シミュレーション実験では、提案する雑音分散推定手法が、最近提案されたブラインド型の雑音推定手法よりも、良好な推定結果を与える事実を明らかにしている。

第4章では、画像のパワースペクトルスパース性の他の利用例として、エッジ抽出を取り上げている。多くのエッジ抽出フィルタは、畳み込み処理型のフィルタリング方式であるため、出力画像のサイズは入力画像のサイズと等しくなるが、本章では、主力画像のサイズを可変型にしている。第3章で述べたブロック化を、与えられた劣化画像に施し、各ブロックでパワースペクトルスパース値を得る。それぞれの値は、各ブロック内での周波数成分の疎性を表しているため、これを直接出力値に利用すると、エッジの変化が出力されることになる。ブロックの取り方により、出力の画像サイズが結果的に変化することになる。計算機シミュレーション実験の結果は、従来方式より、より柔軟なエッジ抽出結果が得られることを明らかに示している。

第5章は、本論文のまとめである。提案する画像復元アルゴリズムの長所・短所を整理し、雑音分散推定アルゴリズムとの併用の仕方の示唆も与えている。また、エッジ抽出フィルタにも言及し、本論文の各章で提案する方式が、それぞれ有機的に結合される得ること述べ、まとめとしている。

本論文は、以上に述べたように、雑音混入画像からの元画像復元問題に対し、従来方式に特性改善を与える手法を提案し、その実験的評価を行っている。また、画像パワースペクトルスパース性の有用性を示し、その各種利用方法を示している。本論文の結果は、2編のレフリー付学術雑誌に採択され、また国際学会での発表で公表されている。

以上のように、本論文は新しい画像復元手法の提案と、その有効性を検証した論文であり、博士（工学）の学位にふさわしい内容を持つものと判断し、審査委員会として「合格」の判定を行った。