

一种 2D-VMD 与 NLM 结合的芯片图像去噪算法研究

樊 博¹, 金旭荣¹, 田 瑞¹, 李昊怡²

(1. 国网宁夏营销服务中心(计量中心), 银川 750002;

2. 四川大学 电气工程学院, 成都 610065)

摘要: 为了提高智能电表芯片图像的字符识别精度, 需要消除芯片图像中的噪声, 以减小干扰; 文章提出了一种基于二维变分模态分解算法(2D-VMD)与非局部均值(NLM)滤波的芯片图像去噪算法; 首先利用 2D-VMD 将含有噪声信号的芯片图像分解为 K 个模态分量; 然后根据提出的结构相似(SSIM)阈值设置方法确定噪声分量并将其去除, 使用剩余的有效分量重构图像; 最后通过非局部均值滤波算法对重构后的图像进行处理, 进一步滤除残余噪声, 达到二次去噪的效果; 实验结果表明, 相比传统的图像去噪算法, 提出的算法能在较好保留原始芯片图像的字符信息的基础上, 去除不相关的噪声干扰, 使去噪后的芯片图像的均方误差值变小, 峰值信噪比增大, 提高芯片图像质量。

关键词: 智能电表; 二维变分模态分解; 非局部均值滤波; 图像去噪

Chip Image Denoising Algorithm Based on Bi-dimensional Variational Mode and Non-local Mean Filtering

Fan Bo¹, Jin Xurong¹, Tian Rui¹, Li Haoyi²

(1. State Grid Ningxia Marketing Service Center (Metrology Center), Yinchuan 750002, China;

2. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To retain the character information of the smart meter chip image and remove noise interference, a chip image denoising algorithm combining two-dimensional variational modal decomposition algorithm and non-local mean filtering was proposed. On the basis of the center frequency observation method, 2D-VMD was used to decompose the noisy chip image into K modal components, and the noise modal components were removed according to the structural similarity measure (SSIM) threshold method, the NLM algorithm used to the effective component in the 2D-VMD algorithm and through the way of the secondary image denoising to achieve the effect of precise denoising. Experimental results show that the mean square error value and the peak signal-to-noise ratio of proposed algorithm are superior to the traditional filtering algorithms.

Keywords: smart meter; 2D-VMD (two dimensional variational mode decomposition); NLM (non-local mean) filtering; image denoising

0 引言

随着电力物联网的蓬勃发展, 智能电表作为其中重要的末端感知设备, 其可靠性检测受到越来越多的重视。而芯片型号识别是可靠性检测的重要一环, 智能电表在其生产过程中, 可能会出现芯片误用、安装位置错误等问题^[1]。目前, 基于机器视觉的智能电表元器件检测技术发展较快^[2], 它结合数字图像处理技术, 能快速、准确地检测智能电表芯片型号。但原始的芯片图像在采集过程中易受到各种噪声影响, 如高斯噪声、白噪声、颗粒噪声等。这些噪声会模糊芯片图像的字符信息, 从而增加智能电表的检

测难度。为了降低芯片图像中夹杂的噪声影响, 最大程度地还原图像信息, 保留图像的原始特征, 去除无用信息, 增强清晰度^[3], 需要对芯片图像进行去噪。

目前芯片图像去噪算法主要分为空间域去噪和变换域去噪^[4], 空间域去噪包括: 中值滤波^[5]、维纳滤波^[6]、非局部均值滤波(NLM, non-local mean)^[7]等。空间域滤波有着计算简单和处理速度快的优点, 但不能达到很好的去噪效果。变换域去噪包括基于小波变换的算法^[8]、经验模态分解^[9](EMD, empirical mode decomposition)和变分模态分解^[10](VMD, variational mode decomposition)等。变

收稿日期: 2020-12-14; 修回日期: 2020-12-23。

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5229DK200006)。

作者简介: 樊博(1989-), 男, 宁夏银川人, 硕士, 工程师, 主要从事电能计量装置检测方向的研究。

通讯作者: 李昊怡(1997-), 女, 云南大理人, 硕士研究生, 主要从事数字图像处理及电力系统信号处理方向的研究。

引用格式: 樊博, 金旭荣, 田瑞, 等. 一种 2D-VMD 与 NLM 结合的芯片图像去噪算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 199-204.

换域滤波的去噪效果较为明显，但去噪后的图像容易丢失细节，导致图像的清晰度不高。

近年来，变换域去噪算法在图像处理领域得到了广泛的应用。Nunes^[11]等人提出二维经验模态分解对图像信号进行处理，但该算法存在对噪声较为敏感、缺乏坚实的理论基础及需要对插值进行选择等不足。为了克服上述的缺陷，Dragomiretskiy^[12]等提出 VMD 的扩展版本，即二维变分模态分解 (2D-VMD)。2D-VMD 是一种自适应、非递归的分解算法，类似于一维变分模态分解，它可将二维图像分解成多个具有不同中心频率的固有模态函数 (IMF, intrinsic mode function)。Dragomiretskiy 等学者将 2D-VMD 应用到雾霾图像的去噪处理上，并根据原始图像和重构图像的峰值信噪比 (PSNR, peak signal-to-noise ratio) 确定分解的模态个数，但存在需要预设 K 取值范围的问题。文献 [13] 利用 2D-VMD 和中值滤波结合的算法对图像进行去噪处理，相比经典的滤波算法，虽然 PSNR 值有了一定提升，取得较好的降噪效果，但需要人为设置模态个数 K 值，缺乏自适应性。

空间域滤波中的非局部均值滤波是近年来去噪效果较好的一种滤波算法，它利用图像之间的相似性，通过加权平均的方式处理待滤波像素点，能在去噪的同时保持图像自身的结构信息，非常适用于处理局部信息相似度较高的图像。

针对空间域滤波和变换域滤波的优缺点，结合芯片图像局部信息相似度较高的特点，本文将变换域中的 2D-VMD 算法和空间域中的 NLM 算法结合，提出一种应用于智能电表芯片图像的去噪算法。首先利用 2D-VMD 将含有噪声的芯片图像分解为多个不同的模态分量，根据中心频率观察法确定分解层数 K，克服了人为设置 K 的缺点；然后分别计算每个模态分量与原始图像的 SSIM，根据预设的 SSIM 阈值选择有效的子模态进行重构，去除噪声项；最后使用 NLM 滤波对重构后的图像进行处理，达到二次去噪的效果，减少噪声对芯片字符的干扰。

1 二维变分模态分解

类似一维 VMD，2D-VMD 可以将二维信号非递归、完全自适应地分解为多个具有不同中心频率的子模态。2D-VMD 以分解模态的估计带宽之和的最小值为优化目标，对应的二维约束变分模型可表达为：

$$\begin{aligned} \min_{\{s_k, \omega_k\}} & \left\{ \sum_k \gamma_k \left\| \nabla s_{AS,k}(x) e^{-j[\omega_k, x]} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } & \forall x: \sum_k s_k(x) = f(x) \end{aligned} \quad (1)$$

式中， $s_k = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$ 为分解后的 K 个模态分量 (IMF)， $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 为对应的中心频率。

在式 (1) 中引入二次惩罚函数和拉格朗日乘数将约束性变分问题转换为非约束变分问题。式 (1) 的扩展的拉格朗日表达式可表示为：

$$L(\{s_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \sum_k \gamma_k \left\| \nabla s_{AS,k}(x) e^{-j[\omega_k, x]} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| f(x) - \sum_k s_k(x) \right\|_2^2 + \left[\lambda(x), f(x) - \sum_k s_k(x) \right] \quad (2)$$

利用交替方向乘子法 (ADMM) 对式 (2) 进行优化，交替更新 $s_k^{n+1}, \omega_k^{n+1}$ 和 λ_k^{n+1} 来得到扩展拉格朗日表达式的“鞍点”。 s_k^{n+1} 的更新公式为：

$$s_k^{n+1} = \underset{s_k}{\operatorname{argmin}} \left\{ \gamma_k \left\| \nabla [s_{AS,k}(x) e^{-j[\omega_k, x]}] \right\|_2^2 \right\} + \left\| f(x) - \sum_j s_j(x) + \frac{\lambda(x)}{2} \right\|_2^2 \quad (3)$$

通过 Parseval 傅里叶变换，将式 (3) 表示为：

$$\begin{aligned} \hat{s}_k^{n+1}(\omega) = & \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{j \neq k} \hat{s}_j(\omega) + \frac{\bar{\lambda}(\omega)}{2} \right) \frac{1}{1 + 2\gamma_k |\omega - \omega_k|^2} \\ \forall \omega \in \bar{\omega}_k, & \bar{\omega}_k = \{\omega \mid [\omega, \omega_k]\} \end{aligned} \quad (4)$$

其中： $\bar{s}(\omega), \hat{f}(\omega)$ 和 $\bar{\lambda}(\omega)$ 分别代表 $s(x), f(x)$ 和 $\lambda(x)$ 的傅里叶变换，n 为迭代次数。中心频率更新公式可表示：

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_{\bar{\omega}_k} \omega |\hat{s}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_{\bar{\omega}_k} |\hat{s}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

拉格朗日乘子 λ ，则更新表达式为：

$$\lambda^{n+1}(x) = \lambda^n(x) + \tau [f(x) - \sum_k s_k^{n+1}(x)] \quad (6)$$

然后对 IMF 进行傅里叶逆变换并计算信号残差。重复上述迭代过程，直到信号残差值满足式 (7)，输出各个子模态。

$$\sum_k \frac{\left\| \hat{s}_k^{n+1} - \hat{s}_k^n \right\|_2^2}{\left\| \hat{s}_k^n \right\|_2^2} < \tau \quad (7)$$

芯片图像的噪声信息主要存在于高频带中，2D-VMD 能够有效分离原始图像中的有效分量和高频噪声分量，将高频成分滤波后，重构回去就能够得到达到抑制高频噪声的目的。

2 非局部均值滤波

非局部均值滤波算法是一种去噪效果较好的空间域滤波算法^[14]。它以图像中的某个待滤波像素点为中心，构成一个局部区域，寻找图像中与此局部区域相似的区域，根据这些区域内像素点进行加权平均达到滤除噪声的效果。

NLM 滤波能充分利用图像本身的相似性，通过计算相似的图像块与当前噪声所在图像块之间的相似度，进而利用加权平均来恢复待滤波的像素点。而智能电表中的芯片图像较为特殊，一般由背景和字符组成，这就导致芯片图像中能利用的相似、冗余的信息较多，因此，利用非局部均值滤波对芯片图像进行处理的适用性较好，符合其滤波算法的相似性原理。恰当的利用这些信息可以有效的去除噪声，选择 NLM 滤波进行二级滤波处理能取得较为突出去噪效果。

3 2D-VMD 与 NLM 级联去噪

2D-VMD 与 NLM 级联算法流程如图 1 所示。该算法可分为两步：1) 一级滤波：首先输入待滤波图像，利用 2D-VMD 将原始图像分解为多个子图；然后根据中心频率观

察法确定分解层数 K ; 引入结构相似性系数 SSIM 来衡量各个分解模态与原图像的相关性, 并根据文中所提出的阈值的设置方法, 通过预设的阈值确定分解模态中的噪声项并去除, 如此将所有的模态计算过后, 重构剩下的有效分量, 一级滤波结束; 2) 二级滤波: 对重构图像进行 NLM 滤波处理, 进一步去除重构图像的剩余噪声。

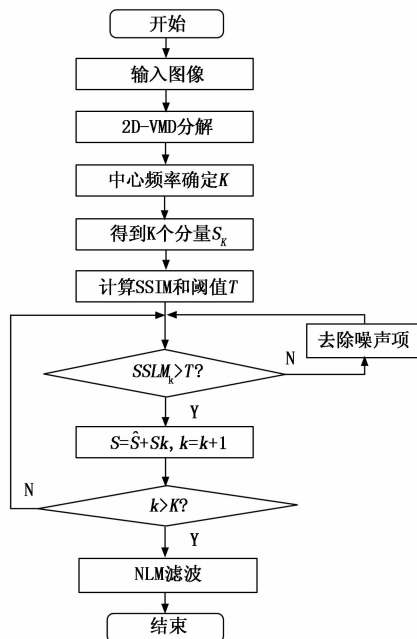


图 1 算法流程图

假设原始芯片图像为 $f(x, y)$, 其中 $(x, y) \in Z^2$ 。根据式 (1) ~ (7), 原始芯片图像 $f(x, y)$ 经过 2D-VMD 分解后, 结果为 k 个具有不同中心频率的模态分量。

$$\begin{cases} s_k = \{s_1, s_2, \dots, s_k\} \\ \omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\} \end{cases} \quad (8)$$

式中, s_k 为 k 个模态分量, ω_k 为各个模态分量对应的中心频率。

传统的 2D-VMD 算法需要人为设置 K 值, 缺乏自适应性, 而 2D-VMD 的分解层数 K 对图像分解效果的影响很大, 选择合适的 K 能够有效地将噪声分量分离出来。若 K 值过小, 则分解不充分, 易导致模态混叠的问题; 若 K 值过大, 则分解过度, 易产生冗余分量, 不利于对模态分量的分析^[15]。优化 K 的关键是找到欠分解和过分解的临界点。2D-VMD 是一种频域分解技术, 模态中心频率的变化可以反映分解状态: 过分解情况下会出现各模态的中心频率非单调递增^[16]。

$$\forall k_1, k_2 \in [1, K], k_1 < k_2 \Rightarrow \frac{\omega_{k_1} - \omega_{k_2}}{k_1 - k_2} > 0 \quad (9)$$

式 (9) 表明通过获取中心频率单调递增对应的最大 K 值, 可以得到最优的 K 值。

经 2D-VMD 分解后, 含噪图像被按照中心频率分解成 K 个模态分量, 而噪声分量和有效分量的分布是不确定的, 不能通过固定顺序来筛选有效分量, 为此需要模态评

价指标来确定有效分量和去除噪声分量。为了去除噪声模态, 本文选择使用 SSIM 来客观评估原始图像和模态之间的相似性。SSIM 的值越大则两幅图像越相似。SSIM 定义为:

$$SSIM(f, s_k) = \frac{(2\bar{f}\bar{s}_k + (k_1 D)^2)(2\sigma_{f s_k} + (m_1 D)^2)}{(\bar{f}^2 + \bar{s}_k^2 + (k_1 D)^2)(\sigma_f^2 + \sigma_{s_k}^2 + (m_2 D)^2)}, \quad k \in [1, K] \quad (10)$$

式中, f 和 s_k 分别代表原始图像 $f(x, y)$ 和 K 个模态分量; \bar{f} 和 \bar{s}_k 分别代表原始图像和模态分量的均值; σ_f^2 和 $\sigma_{s_k}^2$ 是方差; $\sigma_{f s_k}$ 为 f 和 s_k 的协方差, D 为图像像素值的动态范围。其中 m_1 和 m_2 取 0.01 和 0.03。

从图 1 中可以看出进行 2D-VMD 滤波之后, 再进行 NLM 滤波, 阈值的设置需要考虑细节的保留和噪声的消除, 在去掉噪声的情况下尽可能多地保留图像的细节。经多次实验得知, 噪声分量可以被较好分离在某一个模态, 且含有的有效信息很少, 与含噪图像的相似性很低。其余分量因为包含了原图像的轮廓、边缘等信息其相似性与含噪图像的相似性较大。经 SSIM 数据对比得知, 噪声分量的 SSIM 值小于最大 SSIM 值的 1/10, 为此得到了阈值计算公式:

$$T = \frac{\max(SSIM)}{10} \quad (11)$$

结合式 (10)、(11), $SSIM(f, s_k) < T$ 所对应的模态分量与原始图像的相关性小, 视为噪声分量并进行去除。将剩余有效分量进行重构, 一级滤波结束, 重构后的图像表示为 $g(x, y)$ 。

在重构图像 $g(x, y)$ 中建立一个以待滤波像素点 i 为中心的邻域矩阵 $g(i)$, 寻找出以相似像素点 j 为中心的邻域矩阵 $g(j)$, 将两者高斯加权的欧式距离作为它们之间的相似度距离 $l(i, j)$, 如式 (12) 所示:

$$l(i, j) = \|g(i) - g(j)\|_{2, \lambda}^2 \quad (12)$$

$$\|g(i) - g(j)\|^2 = \frac{1}{d^2} \sum_{\|x\| \leq d} \|g(i+x) - g(j+x)\|^2 \quad (13)$$

式 (12) 中, $\lambda > 0$ 是高斯核标准差, 式 (13) 中 r 和 d 分别表示邻域矩阵的半径和边长。利用式 (14) 和 (15) 计算像素点 i 和像素点 j 的相似度, 即权重 $\omega(i, j)$ 。

$$X(i) = \sum_j e^{-l(i, j)/h^2} \quad (14)$$

$$\omega(i, j) = \frac{1}{X(i)} \sum_j e^{-l(i, j)/h^2} \quad (15)$$

式 (14) 中, $X(i)$ 为归一化系数。 h 为控制高斯函数衰减速度的平滑系数, h 越小图像的边缘信息保持较好, 但去噪效果不明显。 h 越大去噪效果越好, 但会使图像模糊。 h 估计值的选取会直接影响图像去噪的结果^[17]。

根据式 (12) ~ (15), 通过加权求和公式即可算出该像素点的估计值:

$$NL[g](i) = \sum \omega(i, j) g(j) \quad (16)$$

其中: 权重 $\omega(i, j)$ 应满足 $0 < \omega(i, j) \leq 1$ 及 $\sum \omega(i, j) = 1$ 两个条件。

利用估计出的像素值代替重构图像中的原始像素值即可得到最终的去噪图像 $g'(x, y)$ 。

算法的实现方法如算法 1 所示的伪代码，其中 $VMD_2D(\cdot)$ 表示 2D-VMD 分解函数， $NLM(\cdot)$ 为 NLM 去噪函数。

算法 1: 2D-VMD 和 NLM 级联去噪

输入: 含噪图像 f , 搜索窗口 r , 邻域窗口 t

输出: 去噪图像 \hat{g}

function[\hat{g}]=VMD_NLM(f, t, r)

$k \leftarrow 2$

while $k < 20$ do

$s, \omega \leftarrow VMD_2D(f, k, \alpha \leftarrow 5000)$ // 进行 2D-VMD 分解

$D \leftarrow Diff(\omega)$ // 计算中心频率序列的差分

for $i = 1 \rightarrow k$ do

if $D(i++) < 0$ then // 判断非单调递增是否出现

break

end if

end for

if $i > k$ then

break

end if

$k \leftarrow k + 1$

end while

$K \leftarrow k - 1$ // 得到最优的 K 值

$s \leftarrow VMD_2D(f, K, \alpha \leftarrow 5000)$ // 使用自适应参数进行 2D-VMD 分解

$ssim \leftarrow SSIM(f, s)$ // 计算每个分量 and 原图的结构相似性

$T = \max(ssim) / 10$ // 计算模态选择的阈值

for $i = 1 \rightarrow K$ do // 去除噪声分量, 并重构信号, 进行一级去噪

if $ssim(i++) \geq T$ then

$g \leftarrow g + s(i - 1)$

end for

$\hat{g} = NLM(g, r, t)$ // 进行 NLM 二级去噪

end function

4 实验结果分析

4.1 评估指标

图像去噪的评价指标有均方误差值 (MSE) 和峰值信噪比 (PSNR)。客观参数指标能够客观、科学地分析所提算法性能的可靠性和准确性。PSNR 的值越高, 所含噪声越少。MSE 的值越小, 去噪后的图像和原图像的差别越小。两者的计算公式如下:

$$MSE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{(f(i, j) - g(i, j))^2}{MN} \quad (15)$$

$$P_{PSNR} = 10 \times \lg \left[\frac{(2^n - 1)}{MSE} \right] \quad (16)$$

式中, $f(i, j)$ 和 $g(i, j)$ 分别表示原始图像和去噪后图像的像素点, n 为每个像素的比特数, 对于灰度图像, $n = 8$ 。

4.2 实验芯片图像的实验结果与分析

本文算法将 2D-VMD 与 NLM 滤波进行有机结合, 利用 2D-VMD 将图像分解为具有不同中心频率的 K 个模态

分量, 自适应地将图像中的高频噪声进行抑制。充分利用 NLM 滤波在图像均质区域可以取得良好抑噪效果的特点, 对一级滤波 2D-VMD 处理后的图像进行二级滤波, 达到图像去噪的目的。

为了验证本文算法的可行性, 进行了仿真实验。实验选取大小为 410×320 的实验芯片图像, 添加了方差为 $0.02 \sim 0.06$ 的高斯白噪声作为待去噪图像。实验选取均方误差值和峰值信噪比两个客观参数作为图像质量的评价指标, 并与中值滤波、维纳滤波、高斯滤波等 6 种传统滤波方法作比较。实验环境为: Intel Core i7, 16 GB 内存和 Windows 10 操作系统, 仿真软件为 Matlab2016b。

为了成功分离出含噪图像中的噪声分量, 便于对重构后的有效分量进行后续处理, 如图 2 所示, 选取标准芯片图像在噪声方差为 0.05 时的含噪图像作为待滤波对象。针对 2D-VMD 中 K 值的选择, 本文采取中心频率观察法。如图 3 所示为不同的分解层数下, 各个模态对应的中心频率值。从图中可以看出, 当 $K=4$ 时, 中心频率呈单调递增的状态, 而 $K>4$ 中心频率出现了下降, 即出现了过分解的情况。因此, 临界点 $K=4$ 是最优的参数。2D-VMD 中设置惩罚参数 $\alpha = 5000$, 模态数 $K = 4$, 能取得最好的分解效果。

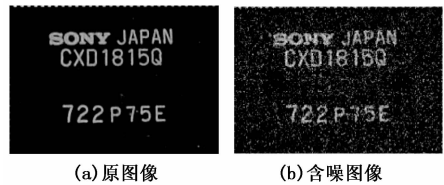


图 2 原图和含噪声图像

为了能准确判断出分解模态中的有效分量和噪声分量, 使用式 (13) 计算每个 IMF 的 SSIM 值, 用以衡量和原图像的相似性。为了验证 SSIM 在评估图像相似性上的可靠性, 使用噪声方差为 0.05 的随机高斯白噪声进行了 5 次实验, 结果如表 1 所示。可以看到 5 次实验所得到的 IMF 与原图像的相似性是一致的, 即 IMF1 和原图的相关性最大, 剩余分量与原图的相关性很小。根据式 (14), 得到的筛选阈值为 $T=0.04$, 根据阈值得到有效分量为 IMF1, 较好地保留了原图像的信息。剩余的 IMF2~IMF4 即为原图像的高频成分, 包括噪声等信息。

表 1 $K=4$ 时各模态分量与原图的 SSIM 值

实验编号	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
1	0.406 3	7.38e-5	1.75e-4	4.88e-4
2	0.388 7	6.51e-5	1.24e-4	2.80e-4
3	0.415 3	1.81e-4	1.00e-4	2.82e-4
4	0.412 7	1.48e-4	1.45e-4	3.86e-4
5	0.389 7	7.16e-5	1.83e-4	1.03e-4

对有效分量进行叠加, 并使用 NLM 滤波对重构后的图像进行细化滤波处理, 得到了本文算法的滤波结果, 其中,

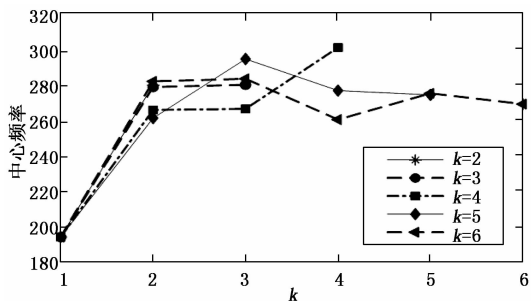


图 3 分解层数 K 的优化

设置邻域窗口及搜索窗口的半径分别为 3 和 5, 高斯函数衰减速度的平滑系数 $h = 0.02$ 。而本文中所得到的有效分量仅有 IMF1, 因此将 IMF1 作为一级滤波的结果。图 4 为方差取 0.05 的高斯噪声下多种算法的视觉去噪效果对比。可以看到维纳滤波和均值滤波弱化了较多的字符细节, 而中值滤波、高斯滤波和 k 近邻滤波细节保留较好, 但是图像背景区域仍有一定噪声。相比传统的滤波算法, 本文所提出的算法不但有最好的视觉效果, 还更好地保留了芯片图像字符的特征, 有效去除了字符上的噪点, 较好保留了字符的轮廓信息。



图 4 标准芯片图像去噪结果

表 2 为 7 种不同算法在高斯噪声均方差为 0.02~0.06 的 PSNR 值对比结果。可以看出, 本文方法的 PSNR 值最高, 也就是去噪后的图像含噪最少。同时, 随着噪声方差的增大, 所有方法的 PSNR 值都有所下降, 但传统滤波算法的 PSNR 值受到的影响较大, 其中 6 种传统滤波方法 PSNR 值的最大差值分别为 3.668 4、3.090 4、2.800 6、4.329 3、4.292 2、4.185 8。中值滤波、二维统计滤波及 k 近邻滤波的 PSNR 值降低得较严重。而本文算法的最大差值为 2.437。这说明所提出的算法具有良好的鲁棒性和稳定性, 能更好地处理不同程度噪声的影响。表 3 为 7 种不同算法在高斯噪声均方差为 0.02~0.06 的 MSE 值对比结果。从表中可以看出, 本文算法同样具有最好的性能指标。

同时, 随着噪声方差的增大, 所有方法的 MSE 值都有所增大, 但传统滤波算法的 MSE 值受到的影响较大, 其中六种传统滤波方法 MSE 值的最大差值分别为 0.003 5、0.002 3、0.002 5、0.006 7、0.102 9、0.015 3。中值滤波、二维统计滤波及 k 近邻滤波的 MSE 值增大得较严重, 说明这三种方法的误差较大。而本文算法的最大差值为 0.002 0。相对于中值滤波、二维统计滤波和 k 近邻滤波有较大的优

势。高斯滤波、维纳滤波及均值滤波的 MSE 值相对不高, 但结合图 4 中这三种滤波方法的去噪结果, 本文算法的视觉效果更优。这两个客观指标参数直观地呈现了本文算法的特点, 前者能够较好地去除含噪图像中的高频噪声成分, 将有效的信息分量保留下来, 后者利用芯片图像自身的特点, 能够取得较好的滤波结果。这说明经过本文算法处理后的图像能保留大部分原始图芯片像的字符信息, 最接近原始图像。本文算法结合图 4、表 2 及表 3 的结果, 峰值信噪比最高, 均方误差最小, 从主观及客观的角度上取得了最优的效果。

4.3 实际含噪图像的实验结果与分析

为进一步验证可行性, 将本文算法应用于智能电表的硬件检测中, 如图 5 所示, 其中图像采集设备分辨率为 $1\ 920 \times 1\ 080$ 。对实际环境下采集到的 3 幅含噪图像进行去噪实验。图 6 所示为去噪结果, 可以看出, 与实验芯片图像的实验结果一致, 本文算法同样取得了较好的去噪效果, 噪声基本被滤除, 也较好保留了字符的轮廓细节, 减少了芯片上字符的噪点, 芯片图像的模糊度较小, 芯片图像中的背景与字符的对比度更加明显, 这有助于提高字符识别的精度。说明本文所提出的算法适用于智能电表质量检测中芯片图像的去噪。

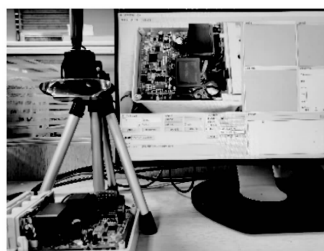


图 5 实际图像采集设备



图 6 实际含噪图像去噪结果

表 2 多种方法的 PSNR 值比较

噪声方差	高斯滤波	维纳滤波	均值滤波	中值滤波	二维统计滤波	k 近邻滤波	本文算法
0.02	25.766 9	26.580 8	25.661 6	24.084 4	24.021 5	20.265 3	26.637 4
0.03	24.569 2	25.575 4	24.777 9	22.398 0	22.447 9	18.626 6	25.727 7
0.04	23.586 1	24.712 9	24.069 9	21.287 3	21.364 3	17.520 1	24.805 4
0.05	22.796 1	24.076 5	23.362 7	20.443 9	20.486 6	16.740 5	24.275 6
0.06	22.098 5	23.490 4	22.861 0	19.755 1	19.729 3	16.079 5	24.200 4

表 3 多种方法的 MSE 值比较

噪声方差	高斯滤波	维纳滤波	均值滤波	中值滤波	二维统计滤波	k 近邻滤波	本文算法
0.02	0.002 7	0.002 2	0.002 7	0.003 9	0.004 0	0.009 4	0.002 0
0.03	0.003 5	0.002 8	0.003 3	0.005 8	0.005 7	0.013 7	0.002 5
0.04	0.004 4	0.003 4	0.003 9	0.007 4	0.007 3	0.017 7	0.003 2
0.05	0.005 3	0.003 9	0.004 6	0.009 0	0.089 0	0.021 2	0.003 7
0.06	0.006 2	0.004 5	0.005 2	0.010 6	0.106 9	0.024 7	0.004 0

5 结束语

针对智能电表芯片图像在采集过程中受到噪声的影响,导致芯片字符模糊不清,字符识别精度低等问题,本文提出了一种 2D-VMD 和 NLM 滤波级联的芯片图像去噪算法。算法充分结合了 2D-VMD 的自适应性、能去除高频噪声的优点及 NLM 滤波利用图像相似块去除噪声的特点。一级滤波主要去除了芯片图像中的高频成分,二级滤波利用芯片图像中的相似信息滤除芯片字符上的噪点,进一步达到精确去噪的目的。由实验结果可知,本文方法无论在均方误差、峰值信噪比两个客观参数的数值结果方面,还是在去噪后图像的视觉效果方面,较传统的单一滤波方法都具有更有效的去噪性能。并且随着噪声的增加,本文方法的去噪效果越明显,进一步证明了本文算法的适应性和稳定性。但本文算法级联了两种滤波方法,导致计算量较大,因此如何进一步提高计算效率是今后的研究方向。

参考文献:

- [1] 谢 钢, 林茂松, 代彦辉. 低对比度下的智能电表液晶屏外观检测研究 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50 (2): 247-251.
- [2] 汤 勃, 孔建益, 伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述 [J]. 中国图象图形学报, 2017, 22 (12): 1640-1663.
- [3] 姜 伟, 钟 彩, 张观山. 基于 L1-L2 范数的正则项去噪模型的 PCB 图像去噪算法研究 [J]. 光电子激光, 2020, 31 (2): 168-174.
- [4] 王 雪, 靳伍银. 基于矩阵低秩稀疏分解的图像去噪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2019, 40 (10): 2955-2958, 3048.
- [5] 勾 荣. 基于量子衍生的图像中值滤波算法 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (10): 238-242.
- [6] 孙成阳, 毛家发, 胡亚红, 等. 基于 RGB 通道自适应的维纳滤波图像去模糊研究 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (11): 215-219, 238.

- [7] 祝严刚, 张桂梅. 一种改进的非局部均值图像去噪算法 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53 (18): 192-198.
- [8] 陈清江, 石小涵, 柴昱洲. 基于小波变换与卷积神经网络的图像去噪算法 [J]. 应用光学, 2020, 41 (2): 288-295.
- [9] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Science, 1998, 454 (1971): 903-995.
- [10] Suseelan H T, Sowmya V, Soman K P. Image dehazing using variational mode decomposition [A]. 2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET). 2017.
- [11] Nunes J C, Bouaoune Y, Delechelle E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21 (12): 1019-1026.
- [12] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2014, 62 (3): 531-544.
- [13] 刘嘉敏, 彭 玲, 袁佳成, 等. 基于二维变分模态分解和自适应中值滤波的图像去噪方法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34 (10): 3149-3152.
- [14] Russo F. Performance evaluation of non-local means (NLM) algorithms for grayscale image denoising [J]. 2017: 204-210.
- [15] 高佳程, 朱永利, 贾亚飞, 等. 基于二维变分模态分解和 Hilbert 变换的局放信号特征提取方法 [J]. 电测与仪表, 2019, 56 (18): 25-33.
- [16] Gao H, Ma L, Dong H, et al. An improved two-dimensional variational mode decomposition algorithm and its application in oil pipeline image [J]. Systems Science & Control Engineering an Open Access Journal, 2020, 8 (1): 297-307.
- [17] Liao J R, Chan C Y. Efficient implementation of non-local means image denoising algorithm [A]. 2019 IEEE 8th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE) [C]. IEEE, 2019.