

基于贝叶斯估计的杂交小波图像降噪新算法*

陈丽萍^a, 杨福增^b, 田艳娜^a

(西北农林科技大学 a. 信息工程学院; b. 机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要: 针对传统图像去噪算法易丢失细节特征、峰值信噪比低等问题, 受杂交育种学启发, 借鉴遗传算法思路, 提出了一种基于贝叶斯估计的杂交小波变换图像去噪算法。该算法以贝叶斯小波去噪后的图像作为父本, 维纳滤波处理后图像作为母本进行杂交, 对挑选出的个体进行逐代杂交和变异生成子代, 将最优子代作为算法的最终解, 对其解码还原为去噪后的图像。本算法去噪后的图像峰值信噪比远高于传统算法; 去噪后的视觉效果也好于传统方法。实验结果表明该方法不仅能有效消除图像噪声, 还能较好地保留图像边缘等细节特征。

关键词: 贝叶斯估计; 杂交小波算法; 图像去噪; 遗传算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)09-3512-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.083

New image restoration algorithm based on Bayesian hybrid wavelet transform

CHEN Li-ping^a, YANG Fu-zeng^b, TIAN Yan-na^a

(a. College of Information Engineering, b. College of Mechanical & Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to improve the drawback of the existing image denoising algorithms which was easily to lose detail features and low peak signal-to-noise ratio (PSNR), inspired by the cross breeding and learned the idea of generic algorithm, this paper proposed an image denoising method based on hybrid Bayesian wavelet transform. This algorithm took the image denoised by Bayesian wavelet threshold as male parent, and image denoised by Wiener filter as female parent to hybridize and mutate, then offspring could be generated. The offspring which meet the best standards would be decoded to be the optimal solution, and restored to be image as the best result of the algorithm. The denoised image using proposed method had much higher PSNR and better visual quality than conventional methods. The result shows that the proposed method can not only denoise effectively, but also reserve the detail features such as edge.

Key words: Bayesian estimation; hybrid wavelet algorithm; image denoising; genetic algorithm

0 引言

图像在采集和传输的过程中, 容易受到灰尘、敏感元件灵敏度等各种因素的干扰而含有大量噪声, 降低了图像的视觉质量, 影响对更深一层的分析处理(如模式识别、特征提取、纹理分析等)。因此, 去除或降低这些噪声是一个重要的预处理步骤^[1]。

图像去噪是图像恢复领域里一个古老而又经典的问题。国内外的专家学者们已经研究出了各种去噪算法, 形成了如中值滤波、邻域平均法、高斯滤波、维纳滤波等传统图像去噪算法。近两年, 有很多学者在以上去噪算法基础上, 提出了一些改进的算法^[2-4]。

近年来, 小波分析在图像去噪中表现出更为优越的性能, 产生了许多基于小波分析的图像去噪算法。国内外许多专家学者研究并提出了一些新的小波去噪方法^[5-12]。但是, 小波变换虽能在频域根据信号与噪声的相关性等特征, 并有效地分离图像信号与噪声信号, 但其在信号空间中只是近似最优解而非最优, 导致恢复后的图像也不是最优结果。

现有图像去噪方法大多是针对一幅图像采用一种单一的去噪方法进行处理, 很少将两种去噪方法进行杂交, 以弥补各自在图像去噪中存在的缺陷, 充分发挥各自去噪优势。杨福增等人^[13]提出一种基于杂交小波变换的图像去噪算法。该算法虽然能较较好地去除噪声, 但是父本选用的是小波软阈值去噪, 如果阈值选取不当容易出现吉布现象。基于贝叶斯估计理论的小波域降噪方法是近几年研究最多的一种小波域降噪方法, 去噪效果好于阈值滤波方法^[14]。受文献[13]思想的启发, 为改善现在图像去噪算法不足, 即去噪后的图像视觉效果差、峰值信噪比低等, 本课题组在前面基于杂交小波去噪算法的基础上, 研究了一种基于贝叶斯估计的杂交小波图像去噪算法, 将两种具有不同去噪优势的方法——小波域贝叶斯估计去噪方法和维纳滤波, 分别作为父本与母本进行杂交, 提取各自的去噪优势, 能获得更好的图像去噪效果。

1 基于贝叶斯理论的小波域去噪

设 x 是原始图像信号, n 是与图像无关的均值为 0、方差为 σ_n^2 的高斯白噪声, y 是信号 x 的含噪声观测, 则含噪图像的模

收稿日期: 2012-02-24; **修回日期:** 2012-03-25 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(30971690)

作者简介: 陈丽萍(1987-), 女, 新疆伊犁人, 硕士, 主要研究方向为图像分析、机器视觉等(clp860825@hotmail.com); 杨福增(1966-), 男, 陕西杨凌人, 教授, 博导, 主要研究方向为智能信息处理、现代装备开发等; 田艳娜(1984-), 女, 陕西渭南人, 硕士, 主要研究方向为图像分析、机器视觉等。

型可表示为

$$y = x + n \quad (1)$$

贝叶斯估计方法是将在无噪的信号 x 看做随机变量。当已知 x 的统计信息(即 x 的先验概率已知),通过求解经的最小条件风险的贝叶斯估计,就可以得到无噪信号的估计值 $\hat{x}$ 为

$$\hat{x} = \arg \min_x \int L(x, \hat{x}) p(x|y) dx \quad (2)$$

其中: L 是代价函数。不同的代价函数会得到不同的估计器。如果采用 0 或 1 代价函数:当 $|x - \hat{x}| < \delta$ 时(δ 为一常数), $L(x, \hat{x}) = 0$, 否则 $L(x, \hat{x}) = 1$ 。结合贝叶斯定理,可以得到最大后验(maximum a posteriori, MAP),可表示为

$$\begin{aligned} x &= \arg \max_x [P_{y|x}(x|y)] = \\ &= \arg \max_x [P_{y|x}(y|x)P_x(x)] = \\ &= \arg \max_x [P_n(y-x)P_x(x)] \end{aligned} \quad (3)$$

由式(3)可以看出,无噪信号的贝叶斯估计依赖于噪声分布和先验分布,而不是取决于阈值的设定。

当采用 0 均值的高斯分布作为先验分布,确定了噪声和信号的先验分布形式,代入式(3)可得到高斯先验分布的 MAP 估计为

$$\hat{x} = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_n^2} y \quad (4)$$

其中: σ_x^2 为高斯先验分布的参数(即方差)。为求出分布参数,采用空间自适应技术求含噪信号 y 的方差为

$$\hat{\sigma}_{y_k}^2 = \frac{\sum_{j=1}^M y_{kj}^2}{M} \quad (5)$$

即采用以像素 y_k 为中心的邻域窗口(大小为 M)内的系数来估计 y_k 的方差,再根据噪声信号的方差得到无噪信号的标准差的估计式为

$$\hat{\sigma}_{x_k} = \sqrt{\max((\hat{\sigma}_{y_k}^2 - \sigma_n^2), 0)} \quad (6)$$

这里需要说明的是:如果噪声方差未知,还需要根据待处理的图像来估计噪声方差。

2 杂交小波变换的去噪算法介绍

杂交小波去噪算法原理是结合小波域贝叶斯估计去噪方法和维纳滤波器,分别将其作为父本和母本进行杂交,使杂交去噪后的图像同时具有小波域贝叶斯估计去噪方法和常规滤波器去噪的优势。用遗传学的专业术语来说,就是将待去噪的图像作为基因载体,通过导入优质基因,进行基因重组和变异,弱化或吞噬掉劣质基因,从而得到进化后的优质图像。

2.1 杂交小波去噪算法模型

如图 1 所示,是本课题组在算法原理的基础之上设计的杂交小波变换去噪算法模型,该模型是进行算法设计与实现的依据。从图 1 中不难看出,该杂交去噪算法借鉴了遗传算法的基本思想,主要完成了两大基本数据转换操作,即图像空间向编码空间的映射和编码空间向图像空间的映射,也就是所谓的编码与解码操作。杂交小波变换去噪算法的操作算子(选择、杂交和变异)均是在编码空间进行的:首先根据选择率选择出需要进一步处理的个体;然后使用杂交算子和变异算子在给定的选择率和变异率下对这些个体进行杂交和变异操作;当每一代

操作后所产生的子代其适应度值无限接近最优值时或杂交的代数到达给定的最大值时,整个算法就会终止,并将最终产生的末代作为算法的最优解。通过对其进行解码还原为图像后,就可以作为杂交小波变换去噪算法的最终结果。

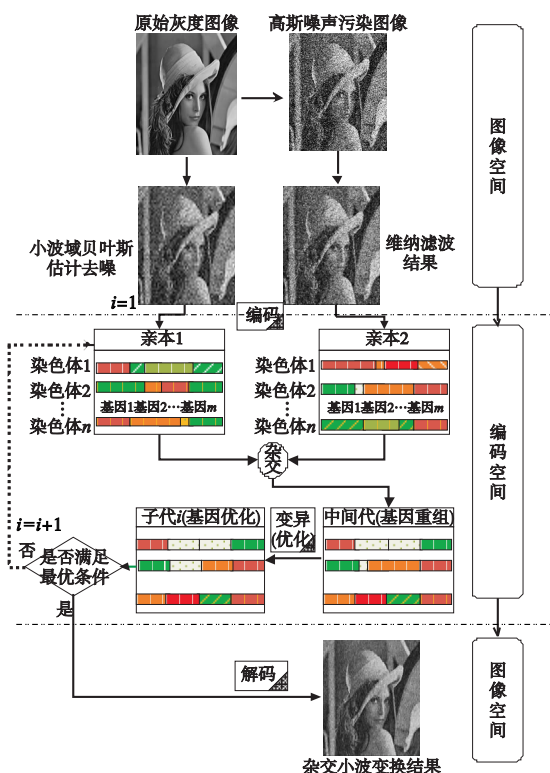


图1 杂交小波变换算法模型

2.2 杂交小波去噪算法的基本操作

由于篇幅有限,本文仅对杂交小波算法的实施过程进行简要说明,具体实施过程参见文献[13]。

2.2.1 编码

设图像大小为 256×256 , 记为 $M(256, 256)$, 编码方式为:

a) 将图像矩阵 $M(256, 256)$ 转换成含 $256 \times 256 = 65536$ 个元素的列向量, 记做 $C(65536, 1)$;

b) 以 16 个(4 或 8 个)元素为单位, 对列向量 C 进行分割, 共可分割 $4096(65536/16 = 4096)$ 个小段, 将每个小段记为一个的行向量 $r_i(1, 16)$ (i 代表行向量的序号, 取值为 $1 \sim 4096$);

c) 将 4096 个行向量按列排成新的矩阵 P , 可表示为

$$P(4096, 16) = \begin{bmatrix} r_1(1, 16) \\ \vdots \\ r_{4096}(1, 16) \end{bmatrix} \quad (7)$$

这样, 图像矩阵 $M(256, 256)$ 就被编码成含 4096 个个体的种群 P , 种群中个体的长度为 16, 即每个个体含 16 个基因座。

2.2.2 适应度函数

适应度函数的值越大代表图像越平滑, 适应度值越小所含噪声点就越多。由于方差与标准差的计算量比较大, 本文使用了可与方差和标准差反映同样性质的公式作为适应度函数, 即

$$V(i) = 1 / (\sum_{k=1}^n |r_{(i)}(k) - \bar{r}_{(i)}|) \quad (8)$$

其中: i 为个体(又称染色体)的编号; $r_{(i)}(k)$ 为染色体 i 上的第 k 个基因座上的基因值; $\bar{r}_{(i)}$ 为染色体 i 上基因值和的平均值; $V(i)$ 为染色体 i 的适应度值。

2.2.3 选择算子

选择算子的具体实施方法如下:

a) 由式(8)计算父本 P_1 中各个个体的适应度值;

b) 根据适应度值大小对个体进行由小到大排序(也可由大到小,仅选择时方向有区别),排序结果记做 V' ;

c) 根据选择率确定阈值,选择适应度值小于此阈值的个体进行杂交和变异,以期望其子代个体表现出比亲本更优的特性(适应度值提高),阈值计算为

$$ts = V'(i) \quad i = n \times (1 - ra) \quad (9)$$

其中: ra 为选择率; ts 为阈值; n 为父本 P_1 中个体的个数; i 是染色体的编号。

2.2.4 杂交算子

杂交运算的目的是完全保留父本中的优质基因,而尽可能剔除劣质基因。杂交运算的过程具体如下:

a) 通过计算染色体上每个基因的适应度值,确定劣质基因。计算方法为

$$u_{(i)}(k) = \frac{1}{|r_{(i)}(k) - \bar{r}_{(i)}|} \quad (10)$$

其中: i 为个体的编号; $r_{(i)}(k)$ 为染色体 i 上第 k 个基因座上的基因值; $\bar{r}_{(i)}$ 为染色体 i 上基因值平均值的平均值; $u_{(i)}(k)$ 为染色体 i 上第 k 个基因的适应度值。

b) 根据适应度值大小对染色体上的基因由小到大进行排序,排序的结果记做 $u'_{(i)}$ 。

c) 根据杂交率确定阈值,适应度值小于此阈值的基因即为劣质基因,阈值计算式为

$$hs = u'_{(i)}(k) \quad k = m \times (1 - hra) \quad (11)$$

其中: hra 为杂交率; hs 为阈值; m 为染色体上基因的个数; k 为基因座序号。

d) 对选择出的劣质基因进行杂交,杂交的方法是用母本 P_2 中与父本 P_1 具有相同编号的个体上同一基因座上的基因值替换父本中该基座上的基因值,前提是母本该基因座的基因值大于父本,否则保留父本基因值不变,可由式(12)给出

$$r_{(i)}(k) = R_{(i)}(k) \quad R_{(i)}(k) > r_{(i)}(k) \quad (12)$$

其中: $r_{(i)}(k)$ 为父本染色体 i 上第 k 个基因座上的基因值; $R_{(i)}(k)$ 为母本染色体 i 上第 k 个基因座上的基因值。

2.2.5 变异算子

变异是对染色体上的基因以一个很小的概率或步长进行改变。通过变异可以产生新的个体,它是保证种群多样性的基础。变异的具体过程如下:

a) 计算染色体上每个基因的适应度值,即每条基因相对于整条染色体上基因值均值的偏差的倒数,计算为

$$b_{(i)}(k) = \frac{1}{|r_{(i)}(k) - \bar{r}_{(i)}|} \quad (13)$$

其中: $b_{(i)}(k)$ 是当前染色体上第 k 个基因座上基因的适应度值; $r_{(i)}(k)$ 是当前染色体上第 k 个基因座上基因的基因值; $\bar{r}_{(i)}$ 为当前染色体上所有基因值的和的平均值。

b) 根据步骤 a) 计算出的适应度值,对染色体上的基因座排序(升序或降序),排序的结果记为 b' 。

c) 根据变异率确定变异阈值,将染色体上小于此阈值的基因进行变异,阈值的计算为

$$ms = b'_{(i)}(k) \quad k = m \times (1 - mra) \quad (14)$$

其中: mra 为变异率; ms 为阈值; m 为染色体上基因的个数,实验中分别对其取值为 4、8 和 16(2 的幂指数)以对结果进行比较。

d) 确定出需要进行变异的基因后,就要开始对其进行变异操作,变异的方式为

$$r_{(i)}(k) = \begin{cases} r_{(i)}(k+1) & k=0 \\ \frac{r_{(i)}(k-1) + r_{(i)}(k+1)}{2} & 0 < k < m \\ r_{(i)}(k-1) & k=m \end{cases} \quad (15)$$

其中: $r_{(i)}(k)$ 是当前染色体上第 k 个基因座上基因的基因值; m 是染色体上基因的数量。

2.2.6 解码

解码是编码的逆过程,其过程与编码正好相反,即将一个含 4096 个染色体,每个染色体的基因长度为 16 的种群 $P_1^n(4096, 16)$,经过解码转换成一个大小为 256×256 的图像矩阵 $M(256, 256)$ 。种群 $P_1^n(4096, 16)$ 的结构为

$$P_1^n(4096, 16) = \begin{bmatrix} r_1(1, 16) \\ \vdots \\ r_{4096}(1, 16) \end{bmatrix} \quad (16)$$

解码的过程如下:

a) 将种群矩阵 $P_1^n(4096, 16)$ 按行转换成一个含有 $4096 \times 16 = 65536$ 个元素的列向量,将转换后的列向量记为 $C(65536, 1)$;

b) 将列向量 $C(65536, 1)$ 以 256 个元素为单位截成 256 个小段,每个小段作为一个行向量,记为 $r_i(1, 256)$,其中 i 代表每个行向量的序号,取值为 $1 \sim 256$;

c) 将 256 个行向量按列进行组合,组成新的矩阵 $M(256, 256)$ 为

$$M(256, 256) = \begin{bmatrix} r_1(1, 256) \\ \vdots \\ r_{256}(1, 256) \end{bmatrix} \quad (17)$$

经过解码操作,就完成了将基因型向表现型转换的工作,即将经过逐代杂交小波运算后的种群转换为图像。至此,整个杂交小波变换算法结束。

3 实验结果与分析

为了证明本算法的有效性与优越性,用数字图像处理领域公用的 Lena 测试图像作为实验对象对算法进行分析。

3.1 杂交小波去噪算法相关参数

杂交小波变换的相关参数如表 1 所示。实验中,每次固定四个参数不变,只改变其中的一个参数,通过设定初始值与步长编写程序实现,每改变一个参数可以获得多幅杂交后的图像,从中选择出视觉效果最好、峰值信噪比(PSNR)最高的一幅作为最优解。

表 1 杂交小波变换算法的相关参数

原始图像尺寸	染色体长度	选择率	杂交率	变异率	杂交运算代数
256 × 256	4/8/16	0.3/0.6/0.9	0.3/0.6/0.9	0.1/0.3/0.5	2/5/10

3.2 本文算法与传统方法去噪效果对比

应用本算法对 256×256 像素的标准灰度图像(Lena)进行测试。对图像加上不同方差的高斯噪声: $\sigma_n = \{10, 30, 60, 90\}$; 采用视觉质量、峰值信噪比和运行效率作为衡量去噪算法性能的指标。为了验证本文算法的有效性,分别使用了中值滤波、均值滤波、高斯滤波、维纳滤波等传统去噪方法对 Lena 图像进行了去噪,并分析和比较了不同方法去噪后的结果,如图2所示。

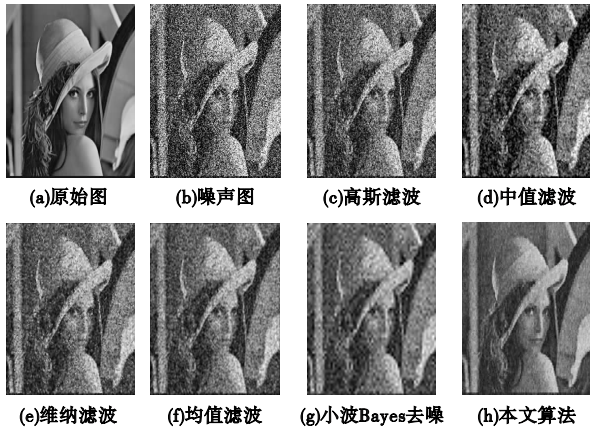


图2 本文算法与传统去噪方法视觉效果比较 ($\sigma_n=90$)

由图2可以看出,传统去噪方法在一定程度上削弱了图像的噪声,提高了图像的质量,但在图像上仍存在许多噪声点,并且由中值滤波和均值滤波去噪后的图像变得模糊,边缘特征不清晰。图2(h)是使用本文算法去噪后的图像,可以看出,图像表面的大部分噪声点已经被去除,并且图像的边缘细节特征也比较清晰。

使用各种去噪方法对 Lena 图像去噪后所得图像的峰值信噪比如表2所示。从表2可以看出,杂交小波变换去噪算法对 Lena 图像去噪后峰值信噪比明显高于传统去噪方法(22.6916 dB)。表3是不同去噪方法针对不同噪声水平的去噪结果。从表3中不难看出,当噪声水平很小时,小波 Bayes 去噪方法的效果最好,本文算法略低于该方法;然而随着噪声水平的不断提高,小波 Bayes 去噪方法的去噪效果越来越不理想,本文算法去噪效果最好。实验结果表明,本文算法更适用于受噪声严重污染的图像。

表2 各种去噪方法去噪后的 PSNR 比较 ($\sigma_n=90$) /dB

噪声图像	高斯滤波	中值滤波	维纳滤波	均值滤波	小波 Bayes 去噪	本文算法
PSNR	11.672 7	15.374 3	17.912 5	18.877 4	20.052 9	21.474 2

表3 不同方差下图像去噪结果比较

去噪方法	PSNR/dB			
	$\sigma_n=10$	$\sigma_n=30$	$\sigma_n=60$	$\sigma_n=90$
高斯滤波	23.693 4	19.358 0	16.797 6	15.374 3
中值滤波	25.915 2	22.047 9	19.481 6	17.912 5
维纳滤波	26.738 8	22.541 9	20.036 2	18.877 4
均值滤波	26.084 9	23.417 8	21.433 6	20.052 9
小波 Bayes 去噪	27.253 1	24.078 1	22.650 5	21.074 2
杂交小波 ^[13]	25.492 2	24.322 5	23.265 2	22.301 4
本文算法	26.921 1	24.685 2	23.765 9	22.691 6

3.3 算法运行时间比较分析

以上都是根据图像的视觉质量和峰值信噪比对算法的性

能进行分析,还需要对算法的运行效率进行分析和比较,如表4所示。

表4 各种算法运行效率对比

	高斯滤波	维纳滤波	中值滤波	均值滤波	小波 Bayes 去噪	本文算法
时间	0.490	0.081	0.570	0.046	0.338	12.9

4 结束语

从实验数据分析来看,本文提出的去噪算法能有效抑制图像中的噪声,又较好地保留了图像的边缘细节特征;与传统去噪方法,如高斯滤波、中值滤波、维纳滤波、均值滤波和小波 Bayes 去噪方法相比较,其去噪后图像的峰值信噪比明显提高。

但由于杂交小波变换算法是借鉴基本遗传算法的思路,从初始种群开始迭代随机搜索最优解,并且在编码、选择、杂交和变异操作时,随着编码长度的减小,杂交代数、选择率、杂交率和变异率的增加,算法的运算量也将增大,使得程序运行时间比较长,不能满足实时处理的需求,这是将来需要对算法进行改进的地方。

参考文献:

- [1] 刘伟亮,颜云辉,孙宏伟,等.一种基于邻域噪声评价法的图像去噪算法[J].东北大学学报:自然科学版,2008,29(7):1033-1036.
- [2] 姚伟,孙即祥.利用点扩展函数信息的变分图像去噪及增强方法[J].中国图象图形学报,2009,14(9):1796-1801.
- [3] 陈强,郑钰辉,孙权森,等.片相似性各项异性扩散图像去噪[J].计算机研究与发展,2010,47(1):33-42.
- [4] 刘文,吴传生,许田.自适应全变分图像去噪模型及其快速求解[J].计算机应用研究,2011,28(12):4977-4980.
- [5] 田沛,李庆周,马平,等.一种基于小波变换的图像去噪新方法[J].中国图象图形学报,2008,13(3):394-399.
- [6] 李淑霞,王汝霖,李春梅,等.基于噪声方差估计的小波阈值图像去噪新方法[J].计算机应用研究,2007,24(1):220-221.
- [7] 王知强.基于小波收缩与非线性扩散的去噪算法[J].计算机工程,2011,27(2):164-167.
- [8] 胡晓东,彭鑫,姚岚.小波域高斯混合模型与中值滤波的混合图像去噪研究[J].光子学报,2007,36(12):2381-2385.
- [9] LUISIER F, BLU T, UNSER M. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(3):593-606.
- [10] RABBANI H, GAZOR S. Image denoising employing local mixture models in sparse domains[J]. IET Image Processing, 2010, 4(5): 413-428.
- [11] HOU Ying-kun, ZHAO Chun-xia, YANG De-yun, et al. Comments on image denoising by sparse 3-D transform domain collaborative filtering[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2011, 20(1): 268-270.
- [12] BHUTADA G G, ANAND R S, SAXENA S C. Edge preserved image enhancement using adaptive fusion of images denoised by wavelet and curvelet transform[J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(1): 118-130.
- [13] 杨福增,田艳娜,杨亮亮,等.基于杂交小波变换的农产品图像去噪算法[J].农业工程学报,2011,27(3):172-178.
- [14] 姜三平.基于小波变换的图像降噪[M].北京:国防工业出版社,2009:37-40.