

番茄图像保纹理降噪的各向异性动态扩散模型研究

李 丽 张楠楠 梅树立 李晓飞
(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对番茄图像进行各向异性扩散降噪研究。首先在2-范数梯度阈值计算方法基础上引入图像的局部灰度方差,提出了一种梯度阈值计算方法。其次采用结构相似性(SSIM)作为迭代停止准则,实现了迭代次数的自适应选取,构建出用于番茄图像保纹理降噪的各向异性动态扩散模型。最后在噪声标准差为5、10、15、20、25、30不同情况下,进行2组对比试验。第1组试验结果表明,采用SSIM作为迭代停止准则是有效的、稳定的。第2组试验从峰值信噪比(PSNR)和梯度模值相似性偏差(GMSD)两方面对降噪后的图像质量进行客观评价,并与P-M模型、2-范数模型相比较,结果是所提模型的PSNR平均值最高且GMSD平均值分别降低了15.5%、19.1%,说明采用所提模型降噪后的番茄图像降噪效果有所改进并且与原始图像比较接近;从视觉效果上,采用结果是所提模型降噪后的番茄图像纹理保留较多且清晰。因此,提出的各向异性动态扩散模型在降噪的同时保留了图像纹理,为番茄后期的品质检测奠定了基础。

关键词: 番茄; 图像降噪; 各向异性扩散; 梯度阈值; 迭代停止准则; 保纹理

中图分类号: TP391.41; S19 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)11-0018-07

Anisotropic Dynamic Diffusion Model for Texture Preserving De-noising of Tomato Images

Li Li Zhang Nannan Mei Shuli Li Xiaofei
(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Due to interference of external environments and monitoring systems, the acquired images of agricultural products are degraded by noises. The noises affect quality testing of agricultural products. This paper researched the de-noising of tomato images based on anisotropic diffusion model. First, by analyzing anisotropic diffusion process of Perona – Malik (P – M) model, a new method of calculating gradient threshold was proposed. It introduced local variances of images to the 2-norm method. As a result, the new method distinguished texture details and achieved dynamic selection of gradient thresholds. Second, structural similarity image measurement (SSIM) was selected as the stopping criterion, which made selection of diffusion iterations adaptive. These two steps together formed an anisotropic dynamic diffusion model for texture preserving de-noising of tomato images. Finally, two groups of comparison tests were taken under different noise standard deviations of 5, 10, 15, 20, 25, and 30. The first group of comparison test was performed among the SSIM criterion, minimum mean squared error criterion, SNR criterion and decorrelation criterion. Results of the first group showed that using SSIM as iterative stopping criteria was effective and stable. The second group of comparison test was performed among the proposed model, the conventional P – M model, and the 2-norm model. From visual effect, images de-noised by the proposed model had more and clearer texture details. And objective evaluation of the de-noised image quality was achieved by using the peak signal to noise ratio (PSNR) and gradient magnitude similarity deviation (GMSD). Compared with P – M model and 2-norm model,

average PSNR of images de-noised by the proposed model was the highest and average GMSD of images de-noised by the proposed model was reduced by 15.5% and 19.1% respectively. It demonstrated images de-noised by the proposed model had lower residual noises and greater similarity to original images. In conclusion, the proposed model can remove noises while maintaining texture details, which can contribute to subsequent quality testing of agricultural products.

Key words: tomato; image de-noising; anisotropic diffusion; gradient threshold; iteration stopping criterion; texture preserving

引言

随着物联网技术在农业上的应用,针对监控系统采集到的图像进行实时处理已成为智慧农业的重要组成部分,其中图像降噪是一项基本而又十分关键的技术。目前,针对农产品降噪的研究有很多^[1-5],但大部分都是基于小波及其变形的方

法,基于偏微分方程(Partial differential equation,PDE)扩散领域的研究很少。自从 20 世纪 80 年代中期 BABAUD 等^[6]和 KOENDERINK^[7]提出尺度空间的概念后,基于 PDE 扩散的图像滤波逐渐受到重视。1990 年 PERONA 等^[8]提出的各向异性扩散模型(简称 P-M 模型),在图像处理中显示出较好的降噪与保边能力,被看作是扩散方程应用于图像处理的里程碑。目前针对各向异性扩散方程的研究主要集中在扩散机制和扩散参量的选取上,其中扩散参量的选取与扩散处理后的图像质量密切相关。梯度阈值是重要参量之一,若取值太大,会造成图像过度平滑,反之,噪声去除不彻底。有关梯度阈值的合理选取已有很多方法^[9-14]。另外一个重要参量是迭代停止准则(也称时间尺度)^[15-17],若迭代次数太多,会造成图像过度平滑,反之,噪声去除不彻底。上述这些方法有的针对梯度阈值的自适应选取,有的针对迭代停止时间的自适应选取,而将两者都包含在内的很少,把纹理细节的保护考虑在内的则更少。

本文结合番茄图像特点提出一种各向异性动态扩散模型,实现梯度阈值和迭代停止时间的动态选取,既能保护图像边缘,又能保护图像纹理细节。

1 各向异性扩散 P-M 模型

1.1 P-M 方程及其离散化

为了克服各向同性扩散的缺陷,PERONA 等^[8]提出了 P-M 方程,其公式为

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x,y,\Delta t)}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla u\|)\nabla u) \\ u(x,y,0) = u_0(x,y) \end{cases} \quad (1)$$

式中 u ——图像像素值组成的矩阵,图像表征符号

Δt ——时间尺度
 div ——散度符号
 ∇u ——图像 u 的梯度
 $g(\|\nabla u\|)$ ——扩散系数函数(也称传导函数)
 $\|\nabla u\|$ ——图像 u 的梯度模值
 $u(x,y,0)$ ——初始条件,以降质图像 $u_0(x,y)$ 作为输入
 (x,y) ——图像像素的位置坐标

式(1)是 P-M 方程的连续式,具体实现时,需要对 P-M 方程进行离散化,离散化公式为

$$\begin{cases} u_f^{t+1} = u_f^t + \frac{\lambda}{|\eta_f|} \sum_{p \in \eta_f} g(\|\nabla u_{f,p}\|) \nabla u_{f,p} \\ \nabla u_{f,p} = u_p - u_f^t \end{cases} \quad (2)$$

式中 f ——当前像素
 t ——当前迭代次数
 u_f^t ——图像像素输入值
 u_f^{t+1} ——图像像素输出值
 p —— f 的邻域像素
 η_f —— f 的邻域
 $|\eta_f|$ —— f 的邻域像素个数,一般取 4,表示上下左右 4 个方向各有一个邻域像素
 λ ——常量,引入 λ 可以保证图像像素输出值的稳定性,通常取(0, 1]

1.2 P-M 扩散行为分析

PERONA 等^[8]给出扩散系数函数的公式为

$$g(\|\nabla u\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla u\|}{K}\right)^2} \quad (3)$$

或者
$$g(\|\nabla u\|) = e^{-\left(\frac{\|\nabla u\|}{K}\right)^2} \quad (4)$$

式中 K ——梯度阈值

本文采用公式(3)展开研究。 $g(\|\nabla u\|)$ 是一个非负递减函数,取值范围为[0, 1]。其作用是当 $\|\nabla u\|$ 较小时,起到平滑的效果;而当 $\|\nabla u\|$ 较大时,只做轻微的平滑,甚至不平滑,以此达到保边降噪的效果。

P-M 模型的影响函数(又称流函数) ψ ^[18]为

$$\psi(\|\nabla u\|)=g(\|\nabla u\|)\|\nabla u\|=\frac{\|\nabla u\|}{1+\left(\frac{\|\nabla u\|}{K}\right)^2}\tag{5}$$

在 K 给定的情况下,流函数 ψ 在零点附近为零,在 $\|\nabla u\|\approx K$ 时达到最大,然后又逐渐下降。当像素点的 $\|\nabla u\|>K$ 时, ψ 比较小,能量流动小,因为此处被认为是边缘,扩散操作可保持边缘;当像素点的 $\|\nabla u\|<K$ 时, ψ 也比较小,能量流动也小,因为此处被认为是平坦区域,扩散操作可保持无噪声的平坦区域;当像素点的 $\|\nabla u\|\approx K$ 时,可视为噪声点,此时 ψ 较大,能量流动大,进而噪声可去除。

2 各向异性动态扩散模型

通过对 P-M 模型中的参量梯度阈值 K 和迭代停止准则重新进行评估,构建出各向异性动态扩散模型。

2.1 梯度阈值 K 的评估

从 1.2 节对 P-M 模型扩散行为的分析可以看出, K 太小会使扩散系数快速衰减,几乎不发生扩散,不能有效去除噪声; K 太大会使扩散系数较大,扩散程度强,会引起图像过度平滑。所以 K 的合理选取是影响图像处理结果的一个关键因素。常见的 K 值选取方法有多种^[8-10,19-20],其中 VOCI 等提出基于 2-范数的梯度阈值 K ,其计算公式为

$$K=\frac{c\|\boldsymbol{u}\|_2}{MN}\tag{6}$$

式中 c ——正比于图像灰度均值的常量
 $M、N$ ——图像长度、宽度
 $\|\boldsymbol{u}\|_2$ ——图像 $\boldsymbol{u}$ 的 2-范数

随着每一次迭代,图像的梯度会有所下降,为了保持边界清晰(即满足 $\|\nabla u\|>K$),则相应的 K 也应减小,而图像的 2-范数既考虑了图像本身的特征,又单调递减,也不需要进行噪声评估且计算简便,所以本文在公式(6)的基础上进行了改进。虽然公式(6)中 c 是一个常量,但是对于不同类型的图像, c 需要通过人工设定为一个合适的值,即公式(7)中的 τ,τ 的取值范围为 $(0,1]$ 。本文通过引入局部灰度方差实现 c 的自适应取值,计算公式为

$$K=\frac{c\|\boldsymbol{u}\|_2}{MN}=\frac{\sum_{j=1}^N\sum_{i=1}^Mu(i,j)}{MN}\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N\sum_{i=1}^M|u(i,j)|^2}{MN}}\tag{7}$$

其中

$$\tau(i,j)=\frac{1}{\sigma_N^2(i,j)}\tag{8}$$
$$\begin{cases}\sigma_N^2(i,j)=1+\frac{\sigma^2(i,j)-\max(\sigma^2)}{\max(\sigma^2)-\min(\sigma^2)}\times 254\\ \sigma^2(i,j)=\frac{1}{9}\sum_{i=i-1}^{i+1}\sum_{j=j-1}^{j+1}(u(i,j)-u')^2\end{cases}\tag{9}$$

式中 $u(i,j)$ ——图像 u 在坐标 (i,j) 处的灰度
 u' —— 3×3 窗口内像素的灰度平均值

式(9)是由 CHAO 等^[10]提出的,被称为图像的局部灰度方差。对于一幅图像,纹理、边界区域的灰度突变比较大,所以这些地方的局部灰度方差较大,相应的 τ 较小, K 会有所减小,扩散程度弱,进而实现对纹理、边界的保护;同理,平坦区域灰度变化小,这些地方的局部灰度方差较小,相应的 τ 较大, K 会有所增大,扩散程度强,所以在平坦区域的降噪效果较好。为了直观说明这一点,从一幅含有 10% 高斯噪声的番茄图像(如图 1 左侧部分所示)中截出 2 块 16 像素 $\times$ 16 像素的区域及其纹理细节区域和平坦区域的放大图。

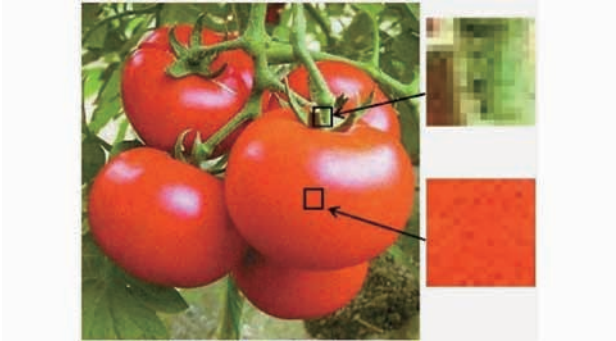


图 1 番茄图像($\sigma=10$)
Fig. 1 Tomato image ($\sigma=10$)

利用公式(8)计算图 1 中 2 个放大图,其平均 τ 分别为 0.039 9 和 0.487 5,相差较大,所以纹理、边界区域和平坦区域可以实现不同程度的扩散。

2.2 迭代停止准则

采用 P-M 模型对图像进行扩散时,迭代次数是一个固定不变的值,若迭代次数设置太大,会出现“过扩散”,使图像中大量的纹理细节信息被平滑掉;相反,“欠扩散”又难以达到较好的降噪效果^[18]。因此适当的迭代次数是影响图像处理结果的另一个关键因素。

常用的迭代停止准则有最小均方差准则、信噪比准则和相关系数最小准则^[15],但这 3 种准则没有考虑人眼视觉系统的感知特性,而人眼对图像处理结果的主观评价也是很重要的,所以本文采用基于人的主观感受的结构相似性(Structural similarity image measurement, SSIM)作为迭代停止准则。SSIM

分别从亮度 $L(X, Y)$ 、对比度 $C(X, Y)$ 、结构信息 $S(X, Y)$ 3 方面度量两幅图像 X 和 Y 的相似性, 用均值 (μ_x, μ_y) 作为亮度的度量, 用标准差 (σ_x, σ_y) 作为对比度的度量, 用协方差 σ_{xy} 作为结构信息的度量。SSIM 的计算式为^[21]

$$\text{SSIM}(X, Y) = L^\alpha(X, Y) C^\beta(X, Y) S^\gamma(X, Y) \quad (10)$$

其中

$$L(X, Y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$$

$$S(X, Y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$$

式中 α ——亮度权重, 大于零, 一般取 1

β ——对比度权重, 大于零, 一般取 1

γ ——结构信息权重, 大于零, 一般取 1

C_1, C_2, C_3 是为了防止分母为零时产生不稳定现象而设的小常数, 通常取 $C_1 = (K_1 L)^2, K_1 = 0.01$, $C_2 = (K_2 L)^2, K_2 = 0.03, C_3 = C_2/2$, 若是 8 位灰度图像, 则 $L = 255$ 。

实际计算两幅图像的结构相似性时, 需要把图像进行分块处理。先用式 (10) 计算出子块图像的 SSIM 值, 然后对所有子块的 SSIM 值求平均, 得到 MSSIM 的计算公式为

$$M_{\text{SSIM}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{SSIM}(X_i, Y_i) \quad (11)$$

式中 n ——图像子块个数

随着迭代次数的增加, MSSIM 在 0 ~ 1 之间变化, 先增后减。当 MSSIM 达到峰值时, 标志着图像处理效果达到最好, 也是迭代停止的最佳时间。

2.3 本文降噪流程图

利用构建出的各向异性动态扩散模型对番茄彩色图像进行降噪的流程图如图 2 所示。首先把被噪声污染的彩色番茄图像分为 R 通道、 G 通道、 B 通道, 依次将这 3 个通道作为扩散模型的输入图像; 然后采用本文提出的扩散模型对输入图像进行保纹理降噪, 其中 n_i 是为增加算法鲁棒性设置的一个较大的总迭代次数, 而实际的迭代次数需要根据迭代停止准则 SSIM 自适应的确定, 实际迭代次数小于等于 n_i ; 最后将扩散模型输出的 3 个通道的图像合并, 得到最终降噪后的彩色番茄图像。

3 试验与分析

3.1 图像质量评价指标

本文从峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR)、梯度模值相似性偏差 (Gradient magnitude similarity deviation, GMSD) 2 方面进行图像质量客观

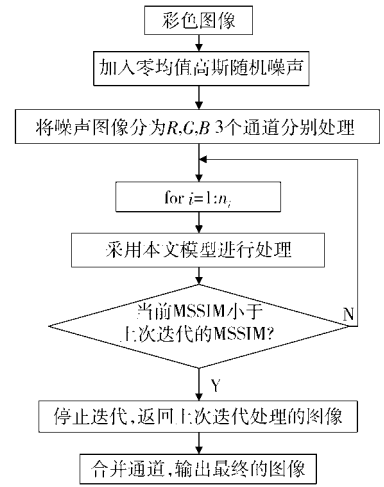


图 2 降噪流程图

Fig. 2 De-noising process of proposed method

评价。PSNR 是一种经典的评价指标, 值越大越好。GMSD 是一种较新的全参考评价指标, 与其他的图像全参考评价指标相比, 更加精确和高效, 反映了降噪图像的失真程度, 值越小说明降噪图像与原始图像相比失真程度越小^[22]。

PSNR 定义为

$$P_{\text{SNR}} = 20 \lg \frac{255}{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M \|u_0(i, j) - u(i, j)\|^2}{MN}}} \quad (12)$$

式中 $u_0(i, j)$ ——原始图像在点 (i, j) 处的灰度

$u(i, j)$ ——降噪图像在点 (i, j) 处的灰度

推导 GMSD 时, 首先采用 Prewitt 算子计算图像梯度, Prewitt 算子沿水平轴 x 和垂直轴 y 方向的定义为

$$h_x = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & 0 & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & 0 & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & 0 & -\frac{1}{3} \end{pmatrix} \quad h_y = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

分别用原始图像 u_0 和降噪图像 u 与 h_x, h_y 做卷积运算, 得到 u_0 和 u 的水平方向和垂直方向梯度图, 记为 q_0 和 q , 有

$$\begin{cases} q_0 = \sqrt{(u_0 \otimes h_x)^2 + (u_0 \otimes h_y)^2} \\ q = \sqrt{(u \otimes h_x)^2 + (u \otimes h_y)^2} \end{cases}$$

则 GMSD 的定义为

$$G_{\text{MSD}} = \sqrt{\frac{1}{n} (G_{\text{MS}} - G_{\text{MSM}})^2} \quad (13)$$

其中

$$G_{\text{MSM}} = \frac{1}{M'N'} \sum_{i=1}^{M'} \sum_{j=1}^{N'} G_{\text{MS}}$$

$$G_{MS} = \frac{2q_0q + d}{q_0^2 + q^2 + d}$$

式中 G_{MS} ——梯度模值相似性系数
 G_{MSM} ——平均梯度模值相似性系数
 $M'、N'$ ——图像子块的长度、宽度
 d ——确保数值稳定性的一个正常数

3.2 不同迭代停止准则的对比试验

采用 SSIM 作为迭代停止准则与常见的最小均方差准则、信噪比准则、相关系数最小准则进行试验对比。在原始图像加入均值为零、标准差 $\sigma = 20$ 的随机高斯噪声,利用本文提出的动态模型进行降噪,得到试验结果如图 3 和表 1。

从图 3 可以看出,图 3d 是采用信噪比准则的结果,残留了明显的噪声,说明它低估了最优迭代次数;图 3e 是采用相关系数最小准则的结果,由于过度平滑丢失很多信息,说明它高估了最优迭代次数;图 3c 是采用最小均方差准则的结果,仍残留少量噪声;图 3f 是采用 SSIM 准则的结果,在所述准则中的视觉效果最好,说明它是最接近最优迭代次数的一种评估。表 1 通过客观评价指标再次表明采用 SSIM 准则是有效的。

在不同噪声标准差下进行几种迭代准则的对比试验,得到图像 3 个通道下迭代次数的曲线图,如图 4 所示。

从图 4 可以看出,图 4a~4c 的总体规律大致是相同的,通过对不同噪声标准差下几种迭代停止准则的视觉效果发现,SSIM 准则是其中最接近最优迭代次数的准则。信噪比准则不稳定,很容易低估或高估最优迭代次数;相关系数最小准则总是高估最优迭代次数;最小均方差准则和 SSIM 准则是比较稳定的两种准则,但最小均方差准则往往低估最优迭代次数。

综上可知,SSIM 作为迭代停止准则是有效的、稳定的。

3.3 各向异性动态扩散模型的对比试验

试验中,设置时间步长 $\Delta t = 0.1$, Δt 的取值范围

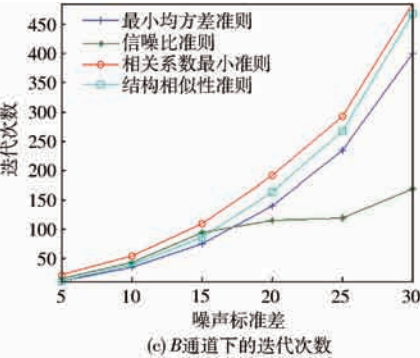
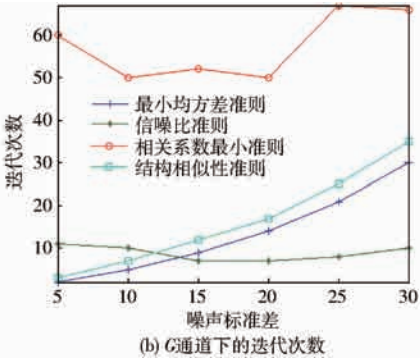
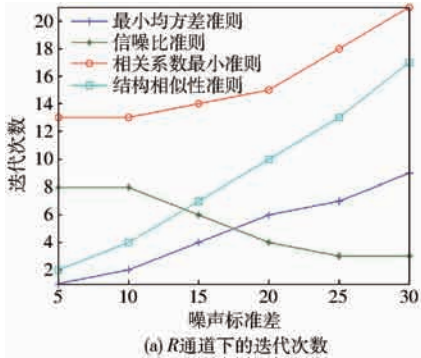


图 4 不同噪声标准差下几种迭代停止准则的迭代次数

Fig.4 Iterations of several iteration stopping criterions under different noise standard deviations



图 3 不同迭代停止准则降噪结果的对比

Fig.3 De-noising results of different iteration stopping criterions

表 1 不同迭代停止准则的降噪结果

Tab.1 Objective evaluation of de-noising results of several different iteration stopping criterions

指标	噪声图像	最小均方差准则	信噪比准则	相关系数最小准则	结构相似性准则
PSNR/dB	22.112 2	27.854 3	27.567 5	26.545 0	28.368 7
GMSD	0.149 6	0.075 8	0.083 1	0.095 6	0.069 2

为(0, 1]。通过对 P-M 模型和 2-范数模型多次人工调节,得到适合所处理图像的梯度阈值 K 和 τ 值分别为:P-M 模型 $K = 20$,2-范数模型 $\tau = 0.3$ 。

本次试验将 SSIM 迭代停止准则也应用到 P-M 模型和 2-范数模型中。本文模型中梯度阈值和迭代次数根据图像特点自适应的确定,避免了人为

确定合适的梯度阈值和迭代次数所带来的费时费力。
在噪声标准差 σ 为 5、10、15、20、25、30 不同情况下进行对比试验,试验结果如图 5 所示。

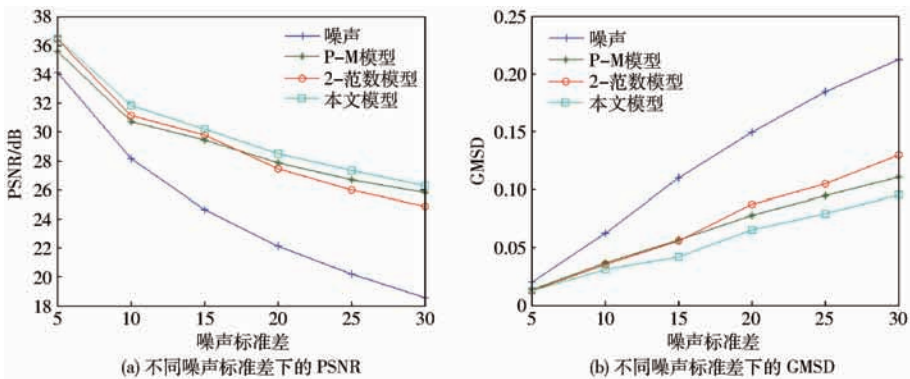


图 5 本文模型与其它模型在不同噪声标准差下降噪结果的 PSNR 和 GMSD
Fig. 5 PSNR and GMSD of de-noising results of proposed model and other models under different noise standard deviations

从图 5 可以看出,本文模型的 PSNR 值在这几种噪声标准差下都是最大的,说明本文模型与 P-M 模型、2-范数模型相比,降噪效果有所改进;在 GMSD 上本文模型也都是最小的,比 P-M 模型平均降低了 15.5%,比 2-范数模型平均降低了 19.1%,说明本文模型与 P-M 模型、2-范数模型相比,与原始图像比较接近,即保留了较多的纹理。

图 6 是 $\sigma = 10$ 时的视觉效果图。图 6c 和图 6d 的视觉效果相似,都很好消除了噪声,但同时也造成了番茄表面及其果柄处小刺的过度平滑;图 6e 的视觉效果较好,在番茄光滑部分噪声去除的比较彻底,在果柄处也很好地保护了其纹理细节。图 7 是图 6 中不同模型降噪结果相对应的纹理检测图,纹理检测采用文献[23]中的算法。



图 6 本文模型与其它模型降噪结果的对比 ($\sigma = 10$)

Fig. 6 Comparison of de-noising results between proposed model and other models ($\sigma = 10$)

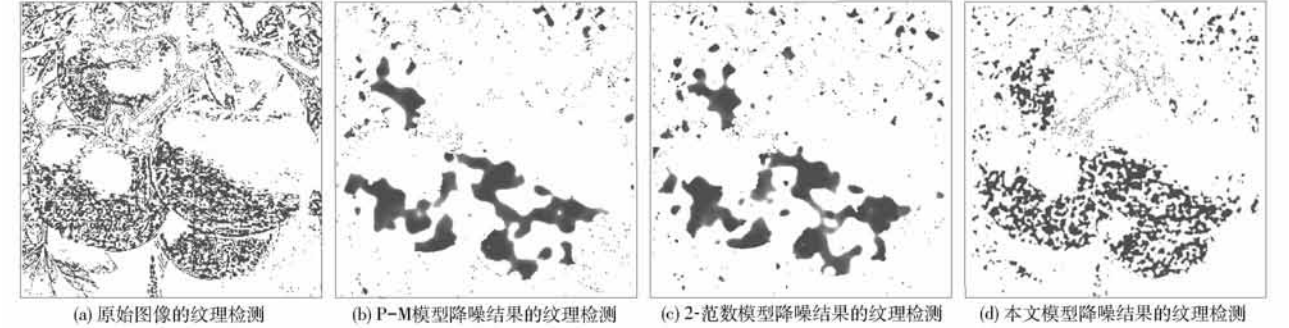


图 7 不同模型的纹理检测效果图 ($\sigma = 10$)

Fig. 7 Texture detection images of several models ($\sigma = 10$)

从图 7 可以看出,图 7b、7c 由于过度平滑造成了大量较小纹理细节的丢失,对于大块纹理也因扩散造成了灰度的均匀;图 7d 相对图 7b、7c 来说,保留了原图较多的纹理。

综上可知,本文提出的各向异性动态扩散模型在降噪的同时也可保留较多的纹理细节。

4 结论

(1)结合 2-范数和局部灰度方差特性,提出一种梯度阈值计算方法,实现了梯度阈值的动态选取,

保证降噪的同时保留了较多纹理细节。

(2)根据对比试验决定采用 SSIM 作为迭代停止准则,实现迭代次数的自适应选取,具有一定的有效性和可靠性,能够保证较好的视觉感受。

(3)增加 GMSD 图像质量评价指标,以弥补单一 PSNR 指标的不充分。

(4)通过不同噪声标准差下的试验,发现本文算法在高斯噪声大于 30% 的情况下产生退化,主要是因为噪声严重时通过局部灰度方差已很难辨别出纹理细节。

参 考 文 献

- 1 彭波,孙一林,崔永普.渔场夜间监控系统图像去噪算法[J].农业机械学报,2005,36(10):97-100.
PENG Bo, SUN Yilin, CUI Yongpu. Implementation of denoise algorithm for fishery monitoring system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(10): 97-100. (in Chinese)
- 2 杨福增,张艳宁,王峥,等.基于小波变换的 Wiener 滤波算法去除苹果图像噪声[J].农业机械学报,2006,37(12):130-133,143.
YANG Fuzeng, ZHANG Yanning, WANG Zheng, et al. Application of wavelet transform-based Wiener filtering method to reduce additive noise in apple image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(12): 130-133,143. (in Chinese)
- 3 李天华,施国英,魏珉,等.番茄维生素 C 含量近红外预测光谱的小波去噪[J].农业机械学报,2013,44(S1):200-204.
LI Tianhua, SHI Guoying, WEI Min, et al. Wavelet denoising in prediction model of tomato vitamin C content using NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(S1): 200-204. (in Chinese)
- 4 刘炳良.一种小波域改进双边滤波的水果图像去噪算法[J].红外技术,2014,36(3):196-199,204.
LIU Bingliang. A new improved bilateral filtering algorithm for the fruit image based on wavelet transform domain[J]. Infrared Technology, 2014, 36(3): 196-199,204. (in Chinese)
- 5 贾伟宽,赵德安,阮承治,等.苹果夜视图像小波变换与独立成分分析融合降噪方法[J].农业机械学报,2015,46(9):9-17.
JIA Weikuan, ZHAO Dean, RUAN Chengzhi, et al. Combined method for night vision image denoising based on wavelet transform and ICA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 9-17. (in Chinese)
- 6 BABAUD J, WITKIN A, BAUDIN M, et al. Uniqueness of the gaussian kernel for scale-space filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(1): 26-33.
- 7 KOENDERINK J J. The structure of images[J]. Biological Cybernetics, 1984, 50(5): 363-370.
- 8 PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- 9 BLACK M J, SAPIRO G, MARIMONT D H. Robust anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 421-432.
- 10 CHAO S M, TSAI D M. An improved anisotropic diffusion model for detail- and edge-preserving smoothing [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 2012-2023.
- 11 XU J, JIA Y, SHI Z, et al. An improved anisotropic diffusion filter with semi-adaptive threshold for edge preservation [J]. Signal Processing, 2016, 119: 80-91.
- 12 宋建军,侯志强,余旺盛.基于人类视觉模型各向异性扩散滤波方法[J].中国图象图形学报,2012,17(3):321-328.
- 13 赵德,何传江,陈强.结合局部熵的各向异性扩散模型[J].模式识别与人工智能,2012,25(4):642-647.
- 14 王亚强,陈波.一种改进的各向异性扩散超声图像去噪算法[J].液晶与显示,2015,30(2):310-316.
- 15 MRÁZEK P, NAVARA M. Selection of optimal stopping time for nonlinear diffusion filtering[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(2-3): 189-203.
- 16 GILBOA G, SOCHEN N, ZEEVI Y Y. Estimation of optimal PDE-based denoising in the SNR sense[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(8): 2269-2280.
- 17 TSIOTSIOS C, PETROU M. On the choice of the parameters for anisotropic diffusion in image processing[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(5): 1369-1381.
- 18 张亚娟.基于偏微分方程的边缘保持型图像去噪方法研究[D].重庆:重庆理工大学,2011.
- 19 CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- 20 VOCI F, EIHO S, SUGIMOTO N, et al. Estimating the gradient in the Perona-Malik equation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Magazine, 2004, 21(3): 39-65.
- 21 WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.
- 22 XUE W, ZHANG L, MOU X, et al. Gradient magnitude similarity deviation: a highly efficient perceptual image quality index [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(2): 684-695.
- 23 XU L, YAN Q, XIA Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(6): 139.