

基于改进伪中值滤波器的道路图像滤波算法*

徐国保^{1, 2}, 尹怡欣², 谢仕义¹

(1 广东海洋大学 海洋遥感与信息技术实验室, 广东 湛江 524088 2 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对已有的细胞神经网络中值滤波器滤波时, 收敛速度慢、稳定性不好以及滤波图像比较模糊的缺点, 设计一种差值控制细胞神经网络的改进伪中值滤波器。提出了改变取值空间、引入随机扰动、扩大中值滤波窗口尺度和引入 Mask 掩图的改进方法。实验结果表明, 该算法具有去除各种强度脉冲随机噪声能力, 又能保护图像细节信息, 而且具有良好的实时性。

关键词: 差值细胞神经网络; 伪中值滤波器; 机器人; 道路图像; 掩图

中图分类号: TN 911. 72 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2011)06-2395-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2011.06.110

Road image filtering algorithm based on improved pseudo median filter

XU Guobao^{1, 2}, YIN Yixin², XIE Shiyi¹

(1. Laboratory of Ocean Remote Sensing & Information Technology, Guangdong Ocean University, Zhanjiang Guangdong 524088 China; 2 School of Information Engineering, University of Science & Technology Beijing, Beijing 100083 China)

Abstract To address the shortcomings of the existing cellular neural network (CNN)-based filters such as slow convergence, poor stability, and relatively vague filtered images, this paper designed an improved pseudo median filter based on difference-controlled CNN. It proposed and tested four improved measures including changing the value space, introducing random perturbation, expanding the median filter window, and using the Mask method. The experimental results demonstrate that the new algorithm can better filter out random pulse noise of various intensities, reserve the image details, and has the good real-time.

Key words difference-controlled CNN; pseudo median filter; robot; road image; Mask figure

0 引言

由于机器人视觉导航的道路具有复杂多变性, 对道路图像的滤波是必不可少的步骤。目前用于机器人视觉导航图像的滤波算法非常多, 例如, 辛菁等人^[1]提出一个自适应 Kalman 滤波器; 俞阿龙^[2]将多重小波变换应用到机器人力微分信号的去噪中, 采用浮动阈值法消除噪声是一种优于传统的低通滤波的新方法; 王津京等人^[3]采用矢量中值滤波法对苹果彩色图像进行预处理; 刘宏鼎等人^[4]对原始图像经过阈值分割得到二值图像, 再采用数学形态学的腐蚀运算进行滤波, 消除点噪声和分离连通域。

中值滤波器是应用最广泛的一种非线性空间滤波器, 它能较好地保持图像细节特征, 同时可以很好地滤除小于滤波窗口半径的脉冲噪声。现有的中值滤波器一般都为串行运算, 在滤波时需要将预定大小的窗口依次滑过每个像素, 每次将窗口内的数值作大小排序, 取中值作为输出。中值滤波器的运算时间会随着图像分辨率及滤波窗口变大而变大, 因而会影响到算法的实时性。然而, 中值滤波算法本身具有并行性, 为提高运算速度可以考虑采用具有并行运算的硬件结构实现。Pau 等

人^[5]用模拟电路实现了中值滤波器; Shi^[6]提出了基于差值控制细胞神经网络的统计滤波器; Kowalski 等人^[7]设计并使用 CMOS 电路实现了基于细胞神经网络的权重中值滤波器 (weighted median filter) 并作了实时性分析。尽管应用细胞神经网络等模拟元件实现的中值滤波器比数字式中值滤波器在计算精度上稍差, 但由于采用的是完全并行运算方式, 具有运算速度快的优点, 能够满足道路图像实时处理的要求。

本文分析了已有的细胞神经网络中值滤波器的基本原理, 并针对其滤波时收敛速度慢、稳定性差以及滤波图像比较模糊的缺点, 提出了相应的改进方法, 设计一种差值控制细胞神经网络的改进伪中值滤波器, 并将算法应用在机器人道路图像滤波中。

1 细胞神经网络中值滤波器原理及缺陷

现有的细胞神经网络中值滤波器以文献 [5, 6] 提出的方案最具有代表性, 其基本原理可用式 (1) 所示的微分方程描述:

$$\frac{dx_j(t)}{dt} = \sum_{kl \in N_r} \omega_{kl} \text{sign}(\Delta v_{kl}) \quad (1)$$

其中: $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数; $\Delta v_{kl}(t) = u_{kl} - x_j(t)$; ω_{kl} 为权重值;

收稿日期: 2010-12-03; 修回日期: 2011-01-22 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60374032); 广东海洋大学博士启动基金资助项目 (E09174)

作者简介: 徐国保 (1976-), 男, 江西德兴人, 博士, CCF 会员, 主要研究方向为视觉信息处理、信息隐藏等 (xuguoba@126.com); 尹怡欣 (1957-), 男, 河北邯郸人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为智能控制、人工生命、移动机器人等; 谢仕义 (1963-), 男, 四川巴中人, 教授, 主要研究方向为地理信息系统等。

N_r 为取值邻域 (相当于滤波窗口, r 的取值决定窗口大小); $x_{ij}(t)$ 表示取值窗口中间位置像素灰度值随时间变化的状态值, 初始状态 $x_{ij}(0)$ 值可为 0 或窗口内任意像素的原始灰度值。

滤波器运行时滤波窗口内所有像素原始值与窗口中间位置像素状态量 $x_{ij}(t)$ 相减并取符号值求和, 根据求和结果使 $x_{ij}(t)$ 作相应变化, 以使微分方程式 (1) 趋于稳态, 即 $dx_{ij}(t)/dt=0$ 时, $x_{ij}(t)$ 的当前值为输出结果。

若将窗口内各值按升序排列得如下序列: $u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6, u_7, u_8, u_9$, 并取初始状态 $x(0) = u_{ij}$, 则式 (1) 的求解过程为: 当 $x_{ij}(0) = u_{ij} < u_5$ 时, $dx_{ij}(t)/dt > 0$ $x_{ij}(t)$ 增大, 直到 $x_{ij}(t) = u_5$; 同理, 当 $x_{ij}(0) = u_{ij} > u_5$ 时, $dx_{ij}(t)/dt < 0$ $x_{ij}(t)$ 由大到小变化, 直到 $x_{ij}(t) = u_5$; 若当 $x_{ij}(t) = u_5$ 时, 位于 $x_{ij}(t)$ 两侧的像素个数相等, $dx_{ij}(t)/dt = 0$ 达到稳状态。适当调整 w_m 可实现权重中值滤波, 也可改变滤波窗口形状 (十字形、线形窗口等)^[8], 当 $w_m = 1, k \in N_r$ 时, 式 (1) 为一般中值滤波器。

取 $r = 1$ 即对 3×3 窗口内数值作中值选取, 应用差值控制神经网络实现上述中值滤波器时, 各模板的设定情况如式 (2) 所示:

$$A = 1, B = 0, \hat{D} = \begin{bmatrix} d & d & d \\ d & d & d \\ d & d & d \end{bmatrix}$$

$$d = \omega_{kl} \text{sign}(\Delta v_{ax}), z = 0 \quad (2)$$

由于差值控制神经网络的细胞工作在线性区^[9], 有 $y_{ij}(t) = x_{ij}(t)$, 稳态时的状态值为细胞输出值即 $y_{ij} = u_{mid}$ 。

以上分析的中值滤波基本原理是基于滤波窗口 3×3 内 9 个数值大小不一样, 才能找到中值。传统的中值滤波器有以下四个缺陷:

a) 如果滤波窗口内有偶数个大小相同, 那么中值滤波器就很难收敛, 找不到中值。

b) 即使滤波窗口内 9 个数值大小不一样, 模拟中值滤波器状态值 $x_{ij}(t)$ 必须严格等于中间值 u_5 才能收敛, 所以硬件实现时对元器件精度要求很高。

c) 符号函数在接近稳定点处具有非常大的增益, 会造成网络的不稳定。

d) 当脉冲噪声的密度比较多时, 3×3 窗口中值滤波效果也会变得较差。

因此在原有模拟中值滤波器的基础之上加以改进, 提出了一种稳定性与可收敛性较好的改进伪中值滤波器。

2 神经网络中值滤波器的改善

针对上一章分析的传统中值滤波器的缺陷, 对滤波算法作如下改动:

a) 改变滤波取值空间 (取 N_r^0)。取滤波窗口 N_r^0 (而不是 N_r) 内各数值进行排序。改变取值空间是为了增大稳定区间, 改善原有方法仅有一个精确稳定点的缺陷。然而取值空间改变后, 滤波窗口内参与运算的像素点数量为偶数, 从理论上找到中值的几率会大大降低, 而且可能会出现跳跃不收敛的情况 (如下面稳定性分析中所提到的情况), 因此还需作进一步改善。

b) 对细胞 c_j 的输入量 u_j 引入微小随机扰动 R 。随机扰动 R 的引入, 确保每个窗口内元素大小不一样, 能够按照从小到大

大排序, 便于寻找中值, 减少跳跃不收敛情况的发生。即

$$U'_{N_r} = U_{N_r} + R \quad (3)$$

其中: U_{N_r} 为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 大小的原输入矩阵, R 为采用如下形式的随机扰动矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & r_{25} \\ r_{31} & r_{32} & 0 & r_{34} & r_{35} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & r_{44} & r_{45} \\ r_{51} & r_{52} & r_{53} & r_{54} & r_{55} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中 r_{ij} 是位于 (0, 1) 之间的随机数。随机扰动矩阵的产生可以使用文献 [8] 提出的一种基于细胞神经网的混沌发生器。

c) 增大中值滤波窗口。中值滤波能力是由滤波窗口的大小决定的。一般来说滤波窗口越大, 滤波能力越强, 但是在滤除噪声的同时也将图像细节信息滤除, 图像的分辨率会下降, 会变得模糊。因此在噪声不是特别强的情况下, 一般都应将滤波窗口设置在 3×3 大小。为了提高算法滤波能力, 本文将滤波窗口设置在 5×5 大小。

d) 滤波时引入 Mask 掩图。图像中像素被随机脉冲噪声污染的只占少数, 若只对被噪声污染的点进行中值滤波处理, 会大大降低图像模糊程度, 提高滤波效果。笔者分析发现, 一般灰度图像的灰度值都是介于 (0, 255), 且灰度值很少等于 0 和 255 这两点。图像若被随机脉冲噪声污染, 污染点处的灰度值一般都靠近 0 和 255 这两点, 因此引入 Mask 掩图, 将被噪声污染的各点找出来, 用二值图像标定。这样利用 Mask 掩图标定的污染点进行中值滤波, 构造了基于差值控制神经网络的改进伪中值滤波器。

由于篇幅有限, 改进滤波器稳定性及收敛性分析详见文献 [10]。改进后的伪中值滤波器具有稳定性好即鲁棒性强、可实现性好、对硬件要求也不严格和快速收敛性等优点。

3 基于 Mask 掩图伪中值滤波器的设计

Mask 掩图又称为掩图, 或 fixed state map, 是一幅与被处理图像大小相同的二值图。根据细胞神经网络理论, 处理图像时黑像素取值 +1, 白像素取值 -1, Mask 掩图用黑像素标记被处理图像中对应位置像素。处理过程中, 根据这种标记来决定被处理图像像素是否需要处理。在下面的设计中, 将分离出的噪声污染点所对应位置的像素值设定为 1 其余点设定为 -1, 构成二值 Mask 掩图。

考虑到神经网络硬件易于实现的因素, 分离脉冲噪声污染点得到 Mask 掩图方法一般采用全局阈值分离。由于脉冲噪声一般都分布于图像灰度级两端, 设定两个阈值 ϑ_1, ϑ_2 ($\vartheta_1 < \vartheta_2$), 图像中像素灰度值大于 ϑ_2 和小于 ϑ_1 则认为被噪声污染。应用相应细胞神经网络模板可以得到 Mask 掩图 (图 1)。首先应用阈值分离模板运算两次, 第一次取 $z_r = \vartheta_2$, 分离出灰度值大于 ϑ_2 的像素点, Mask 掩图对应输出值设定为 1, 其他点为 -1; 第二次取 $z_r = \vartheta_1$, 分离出灰度值小于 ϑ_1 的像素点, Mask 掩图对应输出值为 -1 其他点为 1。接下来应用负模板, 将第二次输出结果取反; 最后应用或运算模板将两次运算得到的 Mask 掩图做“或”运算, 运算结果即是所需的 Mask 掩图^[8]。阈值分离模板、取反模板和逻辑“或”模板参数设定如下所示。

a) 阈值分离

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z = z_T \quad (5)$$

说明: 当像素值大于 z_T 时细胞输出为 1 否则输出为 -1

b) 取“反”运算:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z = 0 \quad (6)$$

c) “或”运算

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z = 2 \quad (7)$$

基于细胞神经网的 Mask 掩图中值滤波器运算流程如图 2

所示, 图中低阈值分离指 $z_T = \vartheta_1$, 高阈值分离指 $z_T = \vartheta_2$ 。

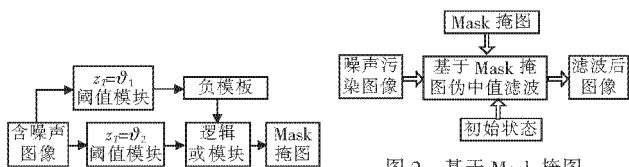


图 1 Mask 掩图生成流程

图 2 基于 Mask 掩图伪中值滤波器

4 实验结果与分析

为了验证本章提出的滤波器算法的有效性, 本文进行了仿真实验, 并将实验结果与传统的伪中值滤波器 (PM-filter) 作比较。将标准测试图 Lena 图 (图 3 (a)) 加入 20% 脉冲噪声作为受噪声污染的被处理图像 (图 3 (b)), 取 $\vartheta_1 = -0.98$, $\vartheta_2 = 0.98$ 则获得的 Mask 掩图如图 3 (c) 所示, 传统中值滤波器处理结果如图 3 (d) 所示, 伪中值滤波器处理结果如图 3 (e) 所示, 本文提出的改进伪中值滤波器处理结果如图 3 (f) 所示。

图 3 结果表明, 本文设计的 Mask 掩图伪中值滤波器处理效果明显好于传统中值滤波器, 在脉冲噪声强度比较大时 (一般大于 18%), 滤波效果也比 PM-filter 的效果好。该方法可以有效滤除脉冲噪声, 同时大大降低了图像的模糊程度。

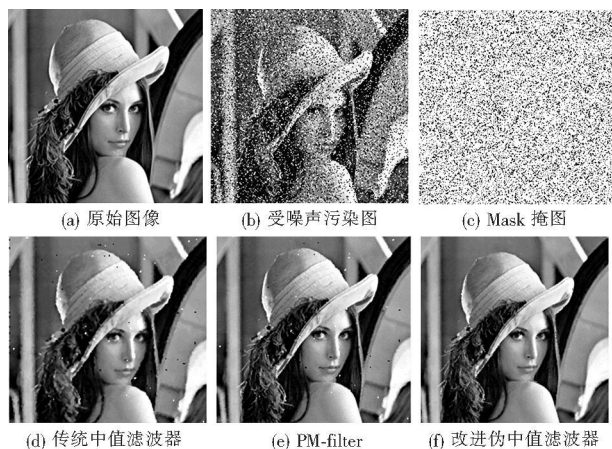


图 3 各种滤波器滤波效果

为了更好地说明本文提出算法的有效性, 给定噪声污染程度不同的图像, 以信噪比、滤波后图像与未污染图像的相关度为测量指标, 对传统中值滤波器、伪中值滤波器和本文改进的伪中值滤波器的滤波效果进行比较, 比较结果如图 4 所示。其

中 SNR 为信噪比, u 为脉冲噪声强度。

由图 4 可见, 本文提出的滤波算法对脉冲噪声滤波鲁棒性最好, 即随着噪声强度变大, 本章提出的改进伪中值滤波算法的滤波性能下降得比较慢, 相反, 别的滤波算法下降得十分显著。尤其在强度大于 18% 时, 本文提出的滤波算法滤波效果明显优于伪中值滤波器和传统中值滤波器。

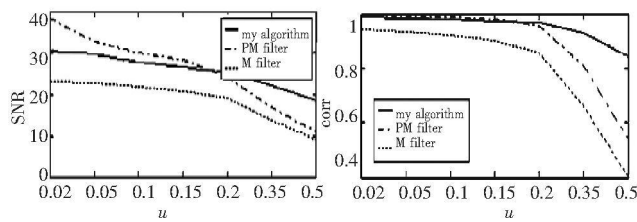


图 4 三种滤波器滤波性能比较

为了测试算法的通用性, 将其应用到机器人道路图像滤波。在不同强度的脉冲噪声污染的结构化道路图像情况下, 应用本文提出的滤波器、传统中值滤波器和 PM-filter 进行比较, 结果如图 5 所示。由实验结果可知, 对低强度 (如 5%) 噪声图像滤波, PM-filter (图 5 (c)) 和本文提出的滤波器 (图 5 (d)) 滤波效果最好, 传统中值滤波器 (图 5 (b)) 效果相对差些。对于高强度 (如 30%) 噪声图像滤波, 本文提出的滤波器 (图 5 (l)) 滤波效果最好, 不仅能有效去除噪声, 而且能保护图像细节 (如白色的分隔线和引导线), 滤波后图像比较清晰, 而 PM-filter (图 5 (k)) 和传统中值滤波器 (图 5 (j)) 的效果相对较差, 不仅大部分噪声无法滤除, 而且也丢失了部分细节信息。

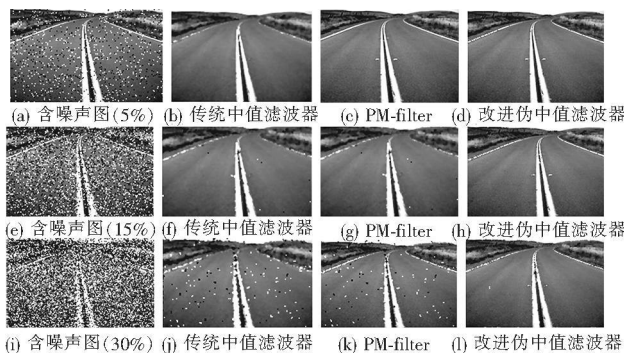


图 5 结构化道路图像滤波及比较

最后对机器人非结构化道路图像加入 25% 脉冲噪声作为受噪声污染的被处理图像, 分别用各种方法进行滤波, 结果如图 6 所示。由结果可知, 传统中值滤波器 (图 6 (c)) 和伪中值滤波器 (图 6 (d)) 滤波结果尽管分辨率较高, 图像较清晰, 但不能滤除大的脉冲噪声; 图 6 (e) 是本文提出的基于差值细胞神经网络的改进伪中值滤波器的滤波结果, 它不仅能保护细节信息, 即滤波后图像清晰, 而且能很好地滤除强度大的脉冲噪声, 所以滤波效果最好。用本文提出的改进伪中值滤波器兼顾滤波能力强和较好地保护图像细节信息的优点, 为后续的移动机器人道路分割、道路识别奠定了良好的基础。

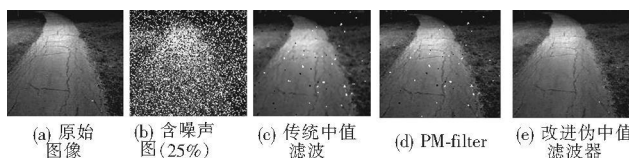


图 6 非结构化道路图像滤波及比较

(下转第 2400 页)

是基于分形维的图像分割算法 (具体可参考文献 [9]); 然后对每一幅分割后的肝脏 CT 影像分别计算其多重分形谱及其拟合曲线 (图 2)。从图 1(a) 到 (b) 的肝纤维化发展初期看到, 肝纤维化 CT 影像特征并不明显, 如果只从 CT 影像很难判断病情的发展情况。但从图 2 的多重分形谱可以看到, 图 1(b) 的多重分形值有增大的趋势, 此时应采取相应的措施。从图 1(b) 到 (c) 的肝纤维化形成可以看到, 肝叶大小比例关系失常, 肝外缘呈波浪状及小结节状突出, 此时的多重分形值已明显增大。从图 (c) 到 (d) 的肝纤维化演变成肝硬化的过程可以看到, 肝体积缩小, 肝裂增宽, 肝内布满再生结节, 边缘呈小结节状凹凸不整。

进一步将上述图像的多重分形谱与分形维数比较可见, 在肝纤维化初期, 图 1(a) (b) 的分形维数值差别不明显, 而从它们的多重分形谱可以看到明显的不同, 如图 2、3 所示。因此, 本文提出的多重分形谱分析法具有较强的应用效果。

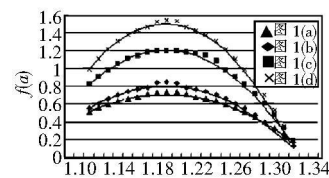


图 2 肝脏 CT 影像的多重分形谱

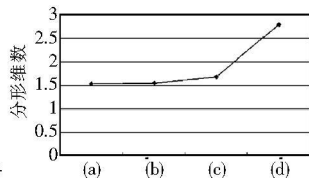


图 3 肝脏 CT 影像的分形维数

3 结束语

多重分形分析是描述信号奇异性结构的有效数学工具, 常用来表示仅用一个整体特征标度指数 (分数维) 所不能完全描述的奇异性几率分布。它是从信号的局部特征出发来研究其整体特征, 因此多重分形分析具有良好的局部性和全局性。本文提出了一种基于多重分形频谱的肝脏边缘粗糙度检测方法。该方法首先计算图像像素点的 holder 指数, 然后估计出其多重分形频谱, 最后根据多重分形频谱对图像像素点进行分类。实验结果表明, 该方法优于传统分形维检测法, 因此多重分形频谱分析为肝脏图像的检测提供了一种新的途径。

(上接第 2397 页)

5 结束语

针对移动机器人道路图像中的脉冲噪声, 提出了基于差值控制细胞神经网络的伪中值滤波器。本文简单介绍已有的细胞神经网络中值滤波器基本原理, 并针对其缺点提出了改变滤波取值空间、增大中值滤波窗口、增加随机扰动和引入掩图等相应的改进方法。实验结果表明, 本文提出的改进伪中值滤波器能有效滤除各种强度的脉冲噪声, 兼顾滤波能力强和较好保护道路图像细节信息的优点。下一步工作是针对其他类型噪声 (如斑点噪声和高斯噪声), 如何提高滤波算法的通用性。

参考文献:

[1] 辛菁, 刘 丁, 班建安. 自适应卡尔曼滤波器在机器人控制中的应用 [J]. 西安理工大学学报, 2007, 23(2): 136-139.
 [2] 俞阿龙. 基于多重小波变换的力微分信号去噪研究 [J]. 计量学报, 2008, 29(3): 235-237.
 [3] 王津京, 赵德安, 姬伟, 等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别

参考文献:

[1] DESMET V, GERBER M, HOOTMAGLE JH, et al. Classification of chronic hepatitis diagnosis grading and staging [J]. *Hepatology*, 1994, 19(6): 1513-1520.
 [2] 曾民德, 王泰龄, 王宝恩. 肝纤维化诊断及疗效评估共识 [J]. *中华肝脏病杂志*, 2002, 10(5): 327-328.
 [3] 任晓璇, 杜端明, 王成林. 肝纤维化影像学诊断研究进展 [J]. *国际医学放射学杂志*, 2010, 33(3): 220-223.
 [4] 陈煜, 王宝恩, 贾继东, 等. 慢性乙型肝炎肝纤维化程度的无创性评估 [J]. *中华肝脏病杂志*, 2003, 11(6): 354-357.
 [5] 许乙凯, 全显跃. *肝胆胰脾影像诊断学* [M]. 北京: 人民卫生出版社, 2006: 419-436.
 [6] 陈武凡, 秦安, 江少峰, 等. 医学图像分析的现状与展望 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(2): 175-181.
 [7] 帅捷, 滑炎卿, 张建国. 多维医学图像计算机辅助诊断应用进展 [J]. *中国医疗器械杂志*, 2008, 32(1): 43-46.
 [8] 周康荣. *中华影像医学: 肝胆胰脾卷* [M]. 北京: 人民卫生出版社, 2002: 109-114.
 [9] 孔平, 苏式兵, 严广乐. 基于分形理论的肝脏 CT 影像分割算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(24): 228-230.
 [10] 孔平, 苏式兵, 严广乐. CT 图像自动识别系统诊断肝炎肝硬化的研究 [J]. *实用肝病杂志*, 2008, 11(1): 6-9.
 [11] 孙霞, 吴自勤. 规则表面形貌的分形和多重分形描述 [J]. *物理学报*, 2001, 50(11): 2126-2131.
 [12] BLOCK A. Efficient box-counting determination of generalized fractal dimensions [J]. *Physical Review A*, 1990, 42(4): 1869-1874.
 [13] MEISEL L V, JOHNSON M. Box-counting multi fractal analysis [J]. *Physical Review A*, 1992, 45(10): 6989-6996.
 [14] MEISEL L V, JOHNSON M. Convergence of numerical box-counting and correlation integral multi fractal analysis techniques [J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(9): 1565-1570.
 [15] 肖毅, 周前祥, 茆明, 等. 基于 FA 奇异测度的多重分形维分析 [J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(4): 964-967.
 [16] 赵健, 杨川, 俞 卞章. 多重分形分析图像边缘提取算法 [J]. *光子学报*, 2003, 32(1): 61-64.

方法 [J]. *农业机械学报*, 2009, 40(1): 148-151, 147.

[4] 刘宏鼎, 秦世引. 基于图像特征的运动目标识别与伺服跟踪 [J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(3): 644-648.
 [5] PAUL S, HUPER K, NOSSEK J A. Analog median filtering [C] // *Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* 1992: 557-560.
 [6] SHIB E. Order statistic filter with cellular neural networks [C] // *Proc of the 3rd International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications* 1994: 441-444.
 [7] KOWALSKI J, KACPRZAK T. Cellular neural networks based weighted median filter for real time image processing [C] // *Proc of IEEE International Conference on Image Processing* 2001: 545-548.
 [8] 鞠磊, 郑德玲, 张蕾. 基于差值控制细胞神经网络图像滤波器 [J]. *北京科技大学学报*, 2005, 27(3): 375-379.
 [9] ROSKA T, WU C W, CHUA L O. Stability of cellular neural networks with dominant nonlinear and delay-type templates [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications* 1993, 40(4): 270-272.
 [10] 徐国保. 移动机器人道路图像处理技术的研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2009.