

路面图像增强的多偏微分方程融合法

唐磊 赵春霞 王鸿南 邵文泽

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要 针对 P-M 方程、Shock 滤波器和相干增强扩散等基本偏微分方程模型的不足,以及现有的融合方法难以对复杂的路面图像取得满意的增强效果的问题,提出了将以上 3 种基本模型加以融合的新融合方法。该方法首先分析了相干增强扩散中扩散速度与局部结构一致性强弱的对应关系,并在假设图像不含噪声的基础上,设计了以梯度和局部结构一致性强弱作为参数的权函数,用来对 3 种基本模型进行加权融合;然后根据路面图像中的噪声及裂缝信息的特点,通过对基本模型和权函数的改进来对无噪模型进行推广,使之适合于处理复杂的路面图像,另外对模型中涉及到的一些主要参数也进行了详细的讨论。理论分析和实验结果表明,该新算法在路面图像的去噪、裂缝边缘锐化和增强裂缝的流式结构等方面均可取得良好的效果。

关键词 路面图像 图像增强 P-M 扩散 相干增强扩散 Shock 滤波器 融合

中图法分类号: TP 391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)09-1661-06

Fusion of Multiple Basic PDE Models for Enhancing Road Surface Images

TANG Lei, ZHAO Chun-xia, WANG Hong-nan, SHAO Wen-ze

(Department of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Since P-M diffusion, Shock filter, coherence enhancing diffusion and their fusing models in existence can not enhance road surface images well, a new model fused by the 3 basic PDE models is proposed. First the relationship between the diffusion strength of coherence enhancing diffusion and the degree of consistency of local directional structure is analyzed, and on the assumption that images are without noise, 3 weight functions depending on the local gradients and the degree of consistency of local directional structure are designed, and the 3 basic PDE models are fused together by the 3 weight functions. Then according to the characteristics of road surface images, the new model for noised free images are generalized to process complex road surface images by improving the basic PDE models and the weight functions. Further more the major parameters of the generalized new model are discussed. Theoretic analyses and experimental results show the effectiveness of the new model in denoising, sharpening the crack edges and enhancing the flow-like structure of cracks.

Keywords road surface images, image enhancement, P-M diffusion, coherence enhancing diffusion, Shock filter, fusion

1 引言

近年来,基于图像分析的路面裂缝检测成为图像处理领域的一个重要的研究课题。由于受到图像采集系统硬件条件的限制以及外界光照的影

响,致使在采集到的路面图像中,裂缝与背景对比度低,信息量少。此外,路面中还大量随机分布的噪声以及油污、黑斑等杂物,而且裂缝目标本身形态多样、粗细不均匀,一条完整的裂缝往往在其最细的部位出现断裂点,这些都给裂缝特征抽取和识别带来极大的干扰。因此,为了提高裂缝

基金项目:江苏省自然科学基金项目(BK2004130)

收稿日期:2006-10-30;改回日期:2008-04-09

第一作者简介:唐磊(1981~),男。2003年获南京理工大学信息与计算科学专业学士学位,现为南京理工大学计算机系模式识别与人工智能专业博士研究生。主要研究方向为数字图像处理、智能机器人、组合导航与控制等。E-mail:tang_lei2008@163.com

检测算法的准确性,需要对路面图像进行增强处理,以削弱图像中的噪声信号和增强裂缝目标与背景的对比度,并通过增强裂缝的流式结构来减少断裂点。

基于偏微分方程(PDE)的图像分析与处理技术近年来获得了国内外的广泛关注。著名的图像处理偏微分方程有各向异性扩散方程^[1]、图像锐化型 Shock 滤波器^[2]、基于张量方法的相干增强扩散方程^[3]等,这些基本的 PDE 分别代表了去噪、锐化、增强流式结构等几类典型的图像处理的研究方向,但这些方程都存在难以解决的局限性,如各向异性扩散无法抑制边缘处的噪声,Shock 滤波器易放大噪声,而相干增强扩散则易造成虚假条纹等。目前,偏微分方程应用于图像处理的研究重点主要放在多类方程的融合和多类方程的分步应用上^[4],但由于偏微分方程的分步应用往往计算量较大,因此在工程应用中多采用多类方程融合的方法。目前存在的多偏微分方程融合方法有多种^[5,6],且均取得了比单一方法要好的处理效果,但当这些方法应用于路面图像处理时,在路面图像中复杂的噪声、杂物的强干扰下,则无法获得令人满意的增强效果。

本文将根据路面图像的特点,在深入研究基于偏微分方程的图像处理方法特点的基础上,结合路面图像的特点,探索将基本的偏微分方程进行融合,以建立统一的增强模型的方法,其已在路面图像的去噪、裂缝边缘锐化和增强裂缝的流式结构方面取得了良好的效果。

2 基本偏微分方程模型

2.1 各向异性扩散

令 I_0 代表初始图像,对 I_0 进行平滑去噪的 P-M 方程为

$$\begin{cases} \partial_t I = \operatorname{div}(C \nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中的 C 称为扩散系数,它的选择决定了扩散机制。 C 一般取为关于梯度的减函数,常用的形式有 $C(s) = \exp(- (s/k)^2)$ 和 $C(s) = 1/(1 + (s/k)^2)$,其中 s 代表梯度, k 代表梯度门限。这样,当扩散经过梯度较大的边缘纹理等处时,扩散速度减慢,因而各向异性扩散能在有效地平滑去噪的同时,最大限度地减少图像细节的损失。

2.2 Shock 滤波器

Shock 滤波器的基本偏微分方程形式为

$$\begin{cases} \partial_t I = - \operatorname{sgn}(\Delta I) |\nabla I| \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

与式(1)的平滑去噪相反,Shock 滤波器能起到锐化边缘的作用。它主要作用在图像中的灰度拐点,并能够拉开拐点两侧的灰度差异,其滤波过程类似于一个反卷积的过程。

2.3 相干增强扩散

相干增强扩散模型的基本形式同式(1),不同的是,其中标量型扩散系数 C 由矩阵型扩散张量 D 代替。在计算扩散张量 D 时,先通过计算局部结构张量 S_ρ 对边缘进行定向,即

$$S_\rho(\nabla u_\sigma) = G_\rho * (S_0(\nabla I_\sigma)) = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{12} & s_{22} \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中,

$$I_\sigma = G_\sigma * I, \sigma > 0, S_0(\nabla I_\sigma) = \nabla I_\sigma \nabla I_\sigma^T \quad (4)$$

S_ρ 的两个规范化特征向量为 $w_1 // \nabla I_\sigma$ 和 $w_2 \perp \nabla I_\sigma$, D 的特征向量与 S_ρ 的特征向量相同,特征值为

$$c_1 = \mu \quad (5)$$

$$c_2 = \begin{cases} \mu & w_1 = w_2 \\ \mu + (1 - \mu) \exp(-c/(\lambda_1 - \lambda_2)^2) & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, c 为一正常量, μ 为一较小的正数, λ_1 和 λ_2 为 S_ρ 的特征值。

由于相干增强扩散可以使扩散在边缘处沿灰度值变化最小的方向进行,从而能很好地增强图像的线状特征。

3 相干增强扩散与局部结构一致性

在相干增强扩散中,扩散张量 D 的特征向量取自结构张量的特征向量 w_1 和 w_2 ,由于 w_1, w_2 能够准确地对边缘进行定向,因而能保证扩散主要沿梯度方向和边缘方向进行。图像的特征结构,如边缘、纹理等一致性结构,由于在小范围内其方向保持不变,因此可假设边缘的特征(定向)向量 w_1, w_2 在一定范围内取常值。结合 D 的定义和相干增强扩散的基本方程可得^[4]

$$\frac{\partial I}{\partial t} = c_1 (w_{11}^2 I_{xx} + 2w_{11}w_{12} I_{xy} + w_{12}^2 I_{yy}) +$$

$$\begin{aligned}
 & c_2(w_{21}^2 I_{xx} + 2w_{21}w_{22} I_{xy} + w_{22}^2 I_{yy}) \\
 &= c_1 \left(w_{11} \frac{\partial(w_{11} I_x + w_{12} I_y)}{\partial x} + w_{12} \frac{\partial(w_{11} I_x + w_{12} I_y)}{\partial y} \right) + \\
 & c_2 \left(w_{21} \frac{\partial(w_{21} I_x + w_{22} I_y)}{\partial x} + w_{22} \frac{\partial(w_{21} I_x + w_{22} I_y)}{\partial y} \right) \\
 &= c_1 \frac{\partial(w_{11} I_x + w_{12} I_y)}{\partial w_1} + c_2 \frac{\partial(w_{21} I_x + w_{22} I_y)}{\partial w_2} \\
 &= c_1 \frac{\partial^2 I}{\partial w_1^2} + c_2 \frac{\partial^2 I}{\partial w_2^2} \tag{7}
 \end{aligned}$$

由式(7)可以看出,相干增强扩散沿梯度方向和边缘方向的扩散速度分别为 c_1 、 c_2 。由式(5)和式(6)可知, c_1 为一固定的较小常量,只有 c_2 随局部结构的变换而变化;在平滑区域有 $c_1 \approx c_2$,它可使相干增强扩散各向同性化;在边缘、纹理等区域有 $c_1 < c_2$,它可使相干增强扩散主要沿一致性方向进行,由于局部结构的一致性越强, c_2 越大,因此,在梯度方向和边缘方向上的扩散速度之差可以反映局部结构的一致性强弱,即 $|c_1 - c_2|$ 可以作为局部结构的一致性强弱的一个测度。

4 多偏微分方程的融合

4.1 多偏微分方程的加权模型

为了达到同时实现图像去噪、边缘锐化及增强裂缝的流式结构的目的,一种直观的想法就是将各基本方程进行加权融合,以便在不同的图像区域由不同的偏微分模型起到主导作用,如在平滑区域由各向异性扩散主要发挥作用,其他二者为辅;而在梯度较大的边缘区域,则以相干增强扩散和 Shock 滤波器为主,同时限制各向异性扩散发挥作用。

各向异性扩散模型由关于梯度的扩散系数函数来决定扩散的强度,借鉴该模型的思想,本文建立的多偏微分方程融合模型也是利用系数来决定不同区域的基本偏微分模型作用力的大小。本文建立的新偏微分模型为

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = f_1(i,j) \operatorname{div}(\nabla I) - f_2(i,j) \operatorname{sgn}(\nabla^2 I) \nabla I + \\ f_3(i,j) \operatorname{div}(D \nabla I) \\ I(i,j,0) = I_0(i,j) \end{cases} \tag{8}$$

其中, f_1 、 f_2 、 f_3 分别为各向异性扩散、Shock 滤波器、相干增强扩散的加权系数,它们均为关于图像的区域特征的函数, ∇^2 为拉普拉斯算子。

4.2 加权融合系数的选择

4.2.1 理想的无噪声图像的情形

假设图像中不存在噪声,则融合系数的选择遵循以下原则:

- (1) f_1 为关于梯度的减函数, f_2 为关于梯度的增函数, f_3 为关于梯度和局部结构一致性强弱的增函数;
- (2) $0 \leq f_1, f_2, f_3 \leq 1$;
- (3) 在光滑区域有 $f_1 \approx 1$, 在边缘处有 $f_2 \approx 1$, $f_3 \approx 1$;
- (4) $f_1 + f_2 + f_3 = 1$ 。

由第2节的讨论已知, $|c_1 - c_2|$ 可度量局部结构的一致性强弱,本文采用 $\exp(|c_1 - c_2|)$ 来度量局部结构的一致性强弱,该函数为关于 $|c_1 - c_2|$ 的增函数,其值域为 $[1, e]$, 其能在一个恰当的范围对相干增强扩散的权系数进行调整。综上所述,一种适用的权函数的选择方式为

$$\begin{aligned}
 f_1 &= \frac{e^{-|\nabla I|^k/k}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I|^k/k}} \\
 f_2 &= \frac{1 - e^{-|\nabla I|^k/k}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I|^k/k}} \\
 f_3 &= \frac{(1 - e^{-|\nabla I|^k/k}) e^{|c_1 - c_2|}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I|^k/k}}
 \end{aligned}$$

其中, k 为梯度门限,用于控制扩散速度与梯度值产生不同的对应关系。

4.2.2 真实的路面图像情形

真实的路面图像存在一些随机噪声,由于随机噪声与边缘一样具有梯度,单纯依赖梯度无法鉴别噪声和裂缝,但随机噪声的梯度不具有方向性,且能通过简单的平滑处理予以消除,因此在对图像进行增强之前,应对图像进行一次小尺度的高斯平滑,以能消除随机噪声带来的不良影响,同时也能增强方程解的适定性^[7]。模型转化为

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = f_1(i,j) \operatorname{div}(\nabla G_\varphi * I) - f_2(i,j) \times \\ \operatorname{sgn}(\nabla^2 G_\varphi * I) \nabla G_\varphi * I + f_3(i,j) \operatorname{div}(D \nabla G_\varphi * I) \\ I(i,j,0) = I_0(i,j) \end{cases} \tag{9}$$

式中, G_φ 为一小尺度的高斯核,“*”代表卷积运算。

此外,路面图像中的杂物,如油渍、黑斑等,由于其边缘梯度较大,而且有很强的方向性,因此这类目标容易被增强算法误增强而干扰正常裂缝信息的提取,需要对这类目标进行专门处理。Gilboa 等人指

出,对一些自然图像进行特征抽取和识别时,某一类目标的边缘梯度往往集中在某一个较小的区间内^[8]。基于这样的认识,Gilboat 等人提出了前向后向扩散模型,即在指定的梯度区间内(认为是目标的边缘的梯度所处的区间)实行逆扩散,以达到锐化边缘的目的,而在该梯度区间之外,则实行正扩散,以达到平滑的目的。在路面图像中,由于大部分的杂物,如油渍、黑斑等梯度大于裂缝目标的梯度,而一些其他的杂物,如石粒、谷物等以及正常的路面背景梯度则均小于裂缝目标的梯度,因而同样可以认为裂缝目标的梯度大致分布在某一个区间 $[k_L, k_H]$ 。

为了对真正的裂缝信息进行增强,同时弱化对杂物信息的增强,本文首先定义以下凸形函数

$$w(x) = \exp(-(x - \mu)^2 / 2\sigma^2) \quad (10)$$

其中

$$\mu = \frac{K_H + K_L}{2}, \sigma = \frac{K_H - K_L}{2} \quad (11)$$

该函数曲线形状如图 1 所示。

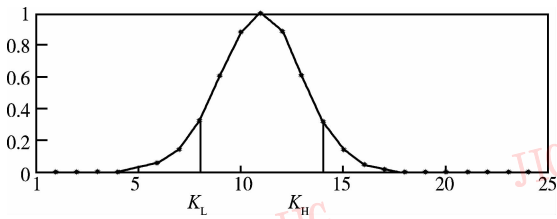


图 1 凸形函数曲线示意图

Fig. 1 The curve of the protruding shape function

定义好凸形函数后,通过该函数对权函数进行改进,定义的新的权函数 F_1 、 F_2 、 F_3 为

$$F_1 = \frac{e^{-|\nabla I| \cdot w(|\nabla I|) / k}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I| / k}}$$

$$F_2 = \frac{1 - e^{-|\nabla I| \cdot w(|\nabla I|) / k}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I| / k}}$$

$$F_3 = \frac{(1 - e^{-|\nabla I| \cdot w(|\nabla I|) / k}) e^{|c_1 - c_2|}}{1 + e^{|c_1 - c_2|} - e^{|c_1 - c_2| - |\nabla I| \cdot w(|\nabla I|) / k}}$$

在处理真实的路面图像时,通过定义新的权函数,就能保证在非裂缝信息处(包括噪声、杂物和正常的路面纹理)实现以各向同性扩散为主导的平滑,即能有效地抑制噪声和杂物信息;在裂缝信息处(梯度在区间 $[k_L, k_H]$,且边缘一致性很强),则实行以 Shock 滤波器和相干增强扩散为主的增强,以实现裂缝对比度增强以及流式结构的增强。

4.3 主要参数的选择

对于任何一种算法,其参数选择的好坏直接决

定了算法处理效果的优劣。在本文设计的用于路面图像增强的多偏微分方程融合算法中,涉及到的参数主要有梯度门限 k 、用于图像平滑的高斯核 G_φ 的尺度 φ 、裂缝目标梯度的大致分布区间的下界 K_L 及上界 K_H ,以及相干增强扩散中结构张量 S_ρ 的反映特征尺寸大小的 ρ ,本节将对这些参数的选择进行详细的讨论。

梯度门限 k 值的大小间接反映了算法对“光滑”的定义,即若梯度低于某一个门限值,则称之为光滑,并能使各向异性扩散速度加快,而超过该门限值,则扩散速度迅速下降。本文算法以 K_L 作为光滑区域与边缘区域的分界,即取 $k = K_L$ 。

为防止平滑过程模糊裂缝边缘,本文算法用于图像平滑的高斯核 G_φ 的尺度 φ 取得较小,仅用于消除一些随机噪声点,因此取 $\varphi = 5$ 。

为获取能表示裂缝最佳梯度范围的梯度上界 K_H 及下界 K_L ,本文同样采用对大量路面图像进行采样统计的方法来确定,获得的梯度上界 $K_H = 13$,梯度下界 $K_L = 9$,即绝大部分的裂缝信息的梯度在区间 $[9, 13]$ 。

结构张量 S_ρ 中反映特征尺寸大小的 ρ ,其选取需要依据具体图像中主要增强对象的尺寸大小来进行。过小的 ρ 将导致增强效果不明显,而过大的 ρ 则容易导致图像中出现许多虚假条纹,这有可能将一些不应该连接在一起的边缘、纹理连接在一起。依据路面图像中的裂缝信息尺寸,本文算法中取 $\rho = 1$,这样就可以使绝大部分裂缝取得较好的增强效果。

5 实验结果及分析

为验证本文算法的有效性,对由 N-1 型智能路面检测车实际采集的路面图像,在 Pentium IV 2.8GHz 微机上,采用 Windows 2000 操作系统及 Matlab 7.0 软件平台进行了增强仿真实验,并与各向异性扩散、相干增强扩散和 Shock 滤波器的实验结果进行对比。算法中,方程的离散求解的迭代次数为 30 次。

本文首先给出两组实验效果图。第 1 组实验如图 2 所示,图 2(a)为原始图像,图像中显示路面存在多条裂缝,但由于该裂缝与路面背景的对比较低,而且图像中存在较多的随机噪声、黑斑的干扰,因此直接对图像进行裂缝检测不能取得很

好的效果。各向异性扩散方法的处理结果虽能够有效去除噪声,但缺乏增加图像对比度的能力(图2(b));而相干增强扩散方法的处理结果,则由于在增强裂缝的流式结构的同时,生成了较多的虚假条纹,从而给裂缝的检测带来困难(图2(c));Shock滤波器锐化了图像的边缘,虽使裂缝信息得到了很大的增强,但却放大了图像中的噪声(图2(d));本文算法的处理结果(图2(e))可同时

在去噪、锐化裂缝边缘和增强裂缝流式结构等几个方面取得令人满意的效果,从而给下一步的检测工作带来极大的便利。第2组实验如图3所示,图3(a)为原始图像,与图2(a)相比,该图像不仅图像整体亮度较低,而且存在较为明显的光照不均现象(左边亮,右边暗),但本文算法仍能取得令人满意的增强效果。该组实验的结果进一步验证了本文算法对环境的适用能力。

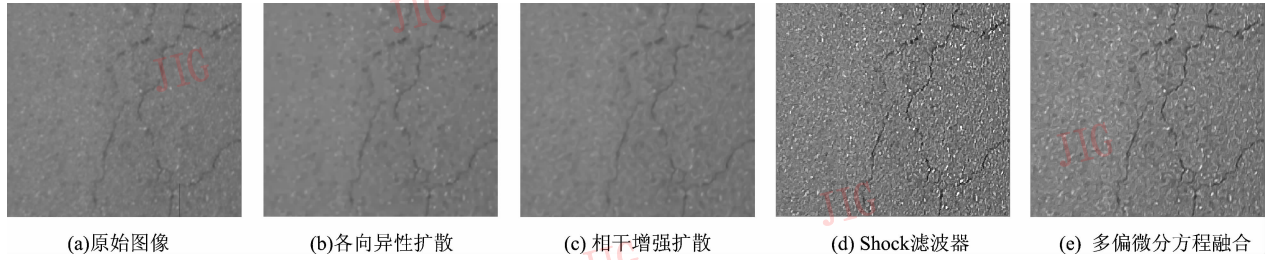


图2 不同算法的增强结果对比(1)

Fig. 2 Result comparison of different approaches(1)

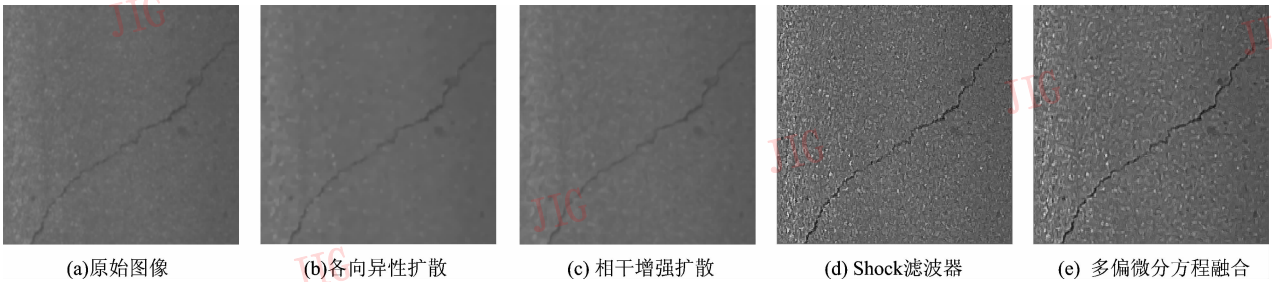


图3 不同算法的增强结果对比(2)

Fig. 3 Result comparison of different approaches(2)

上述实验只是从人眼视觉的角度来考察算法的增强效果。为进一步验证算法有效性,需要利用科学的评价方法来对图像质量进行定量分析。现有的一些图像质量评估方法主要是采用退化图像相对于原图像的质量指标来进行对比,但是不适合路面图像的质量评估。基于此,本文首先对算法增强结果进行了裂缝检测,然后根据裂缝的检测结果间接地对增强质量进行评价。实验中,先用人工分拣出37幅含有典型裂缝病害的路面图像,同时对裂缝病害进行了人工检测,并以该检测结果作为正确的检测结果;然后采用N-1型智能路面病害检测系统对增强前的图像和增强后的图像分别进行裂缝病害的检测,其检测结果如图4所示。其中检测正确率 r 的定义为

$$r = \frac{N_1 - N_2 - 2 \times N_3}{N_4} \times 100$$

其中, N_1 为正确检测的像素数, N_2 为误检的像素数, N_3 为漏检的像素数, N_4 为总的裂缝像素数。

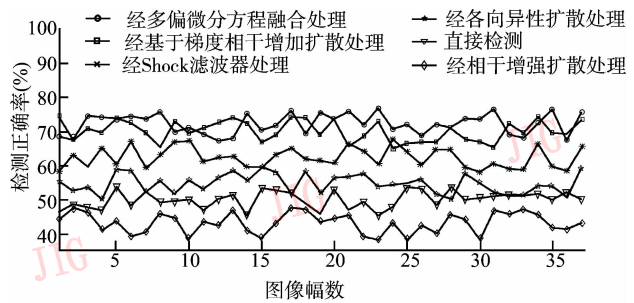


图4 检测结果对比图

Fig. 4 Comparison of the detecting results

从检测结果可以看出,经本文算法增强后的路面图像能够获得最佳的检测效果。由此可以得出结论,本文算法不仅实用可靠,而且能使路面图像获得

令人满意的增强效果。

6 结 论

本文设计了一种基于多偏微分方程融合的路面图像增强算法,该算法不但能准确地把握路面图像的基本特征,并能根据对图像进行的局部特征分析来采取相应的增强策略,在有效增强裂缝信息的同时,抑制了噪声、杂物,这样就为后期进行路面裂缝检测和精确地评价路面质量打下了坚实的基础。

由于本文算法需要反复计算融合系数,并需引入高斯平滑核对图像进行预处理,因而较之单独采用某一类增强算法来说,其效率有所下降。但由于目前对路面图像进行处理仍然采用离线处理的方式,对算法的实时性要求不高,因而效率上的略微下降,不影响算法的实用性。

由于本文算法中有几个重要的参数,如梯度门限 k , 梯度上下界 K_H 、 K_L 需要经过一定的统计分析才能获取,而且这几个参数并不是固定的,需随着道路状况、光照条件的不同而变化,因此这些参数只能针对同一条件下获取的路面图像才通用。可见,如何自适应地计算这些参数,以提高算法的通用性,将是下一阶段需要研究的课题。

参考文献 (References)

- 1 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.
- 2 Weickert J. Coherence enhancing diffusion filtering[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, **31**(2/3): 111 ~ 127.
- 3 Osher S, Rudin L I. Feature-oriented image enhancement using shock filters [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, **27**(4): 919 ~ 940.
- 4 Xie Mei-hua, Wang Zheng-ming. Edge-directed enhancing based anisotropic diffusion denoising[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, **34**(1): 59 ~ 64. [谢兴华,王正明.基于边缘定向增强的各向异性扩散抑噪方法[J].电子学报,2006, **34**(1): 59 ~ 64.]
- 5 Weickert J. Coherence-enhancing shock filters [J]. Pattern Recognition, 2003, **36**(1): 1 ~ 8.
- 6 Xie Hua-ying, Zhou Hai-yin, Xie Mei-hua. Image denoising through combination of P-M diffusion and coherence enhancing diffusion[J]. Journal of Image and Graphic, 2005, **10**(2): 158 ~ 163. [谢华英,周海银,谢兴华. P-M 扩散与相干增强扩散相结合的抑制噪声方法[J].中国图象图形学报,2005, **10**(2): 158 ~ 163.]
- 7 Catte F, Liou P L, Morel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. Society for Industrg and Applied Mathematics (SIAM) Journal on Numerical Analysis, 1992, **29**(11): 182 ~ 193.
- 8 Gilboa G, Zeevi Y Y, Sochen N A. Forward and backward diffusion processes for adaptive image enhancement denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, **11**(7): 689 ~ 703.