

基于曲线演化、特征匹配的轮胎痕迹种属识别算法*

蔺 兰^{1,2} 孙 静^{1,2} 王 震³ 何思远^{1,2,4} 唐延东¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 沈阳 110016; 2. 中国科学院研究生院 北京 100049;
3. 中国刑事警察学院 沈阳 110035; 4. 沈阳工程学院信息工程系 沈阳 110136)

摘 要: 车辆轮胎痕迹种属识别对交通事故处理、刑事案件侦查具有重要意义。提出一种基于曲线演化和特征匹配的轮胎痕迹种属识别算法, 将 CV 主动轮廓模型用于轮胎痕迹图像的分割提取, 并通过特征匹配, 做出种属判别, 得出备选结果集。仿真实验和现场图像测试均得出正确的匹配结果, 证明了算法的正确性与有效性。

关键词: 曲线演化 特征匹配 轮胎痕迹 种属判别

Recognition method and application to classify a tire image combined curve evolution and characteristic Matching

Lin Lan^{1,2} Sun Jing¹ Wang Zhen³ He Siyuan^{1,2,4} Tang Yandong¹

(1. Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Science Shenyang 110016, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of sciences Beijing 100049, China;

3. China Criminal Police University Shenyang 110035, China;

4. Department of Information Engineering, Shenyang Institute of Engineering Shenyang 110136, China)

Abstract: Species identification of tire marks is of great significance on traffic accident and criminal investigation. Proposed a recognition Method based on curve evolution and feature matching. We apply the CV model to do the tire image segmentation, and then get the candidate sets by feature matching. The results of experiments show the validity and effectiveness of our method.

Key words: curve evolution; characteristic matching; tire marks; species identification

1 引言

轮胎痕迹作为轮胎特征之一, 可作为判断车辆种类的依据^[1]。轮胎痕迹图像指现场轮胎印痕或采集的印迹及印迹图像。通过处理轮胎痕迹图像得出车辆种类、辅助鉴定者进行同一性认定, 不仅节约人力、缩减工时, 可靠性高, 也符合自动识别的发展方向。

国内轮胎痕迹种属识别的研究较少, 主要有: 2005年吉林大学的陈强^[1]采用神经网络作为分类器, 遗传算法进行优化, 计算复杂不适于应用; 同年唐阳山^[2]利用轮胎宽度缩小肇事车辆种属范围, 但其识别效率不高; 2008年东北大学马炳鹏^[3]采用

快速傅里叶变换取得进展, 但未讨论现场和非规整图像的处理。

我们在本文中提出1种基于曲线演化和特征匹配的轮胎痕迹种属识别算法, 将 CV 主动轮廓模型用于轮胎图像分割, 通过特征匹配, 以匹配距离为度量, 做出种属判别, 得出备选结果集。仿真实验和现场图像测试均验证了算法的有效性。

2 理论基础

2.1 问题的提出

轮胎痕迹处理多由经验丰富的技侦人员完成, 通过观察分析现场痕迹, 利用长期积累的先验知识做出种属鉴定。此过程有2个问题: 先验知识因人而异; 不同的先验导致不同结论, 甚至矛盾结论。

*基金资助:《道路交通事故现场车辆轮胎痕迹自动识别查询系统研究》沈科技合(07172)号

为了客观描述轮胎痕迹的种属特征，我们对判别过程进行了抽象和简化，得到新的问题描述：

已知：轮胎痕迹的标准图集 $u_{i,j}$ 及各图像类属 w_i

$$\{u_{i,j} | i \in [1,c], j \in [1,cn]\}, \{w_i | i \in [1,c]\}$$

c 为类别总数， cn 为第 c 类的标准图像个数

输入：待测痕迹图像 u_i

输出：给出待测痕迹图集可能的所属类别集

w_{t_k}

$$\{w_{t_k} | k \in [1,p]\}$$

p 为候选种属类别集的元素个数。

标准图集经特征提取，已将种属先验“固化”，可有效克服人工鉴定的先验差异；采用模式识别方法进行判别，在抑制主观不确定性、节省人力的同时，得到更为可靠的识别结果。

2.2 非线性扩散滤波

非线性扩散滤波将定义在 $\Omega \subset R^2$ 上的原始图像 u_0 作为初始函数，以可变速率在其上扩散，得到一系列平滑图像 $u(x, y, t)$ ，可由如下偏微分方程求得：

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

式中： $g(|\nabla u|)$ 为方程的扩散函数，是关于扩散图像梯度的单调递减函数，值域为 $[0,1]$ 。

方法的基本思想是：扩散过程中，梯度小的地方传导率较高，梯度大的地方则相反，使得平滑区域内产生强扩散以利于消除噪声，边缘区域内停止扩散以利于边缘锐化。

在图 1(a)中，轮胎痕迹原始图像的显著特点是多边缘多区域。图 1 (b)为非线性扩散滤波结果，这一结果不仅保存了边缘信息，还增强了背景与内容对比度。

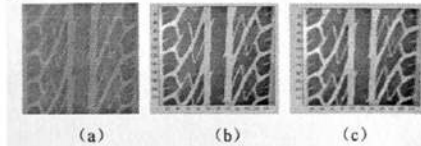


图 1 原图、非线性扩散滤波结果和低通滤波结果

2.3 低通滤波

轮胎痕迹图像中的干扰多呈密集的细小点状，因此采用低通滤波滤除高频噪声。

二维低通滤波器的变换函数如下：

$$H(u, v) = \begin{cases} 1 & D(u, v) \leq D_0 \\ 0 & D(u, v) > D_0 \end{cases}$$

其中 D_0 是指定的非负数值， $D(u,v)$ 是 (u,v) 点距频率中心的距离。图 12(c)为图 1(b)的低通滤波结果，大大提高了深色区域内部颜色的均匀程度，有利于偏微分方程迭代过程提取出正确的边缘信息。

2.4 CV模型

CV模型，即Chan-Vese主动轮廓模型[4]，是偏微分方程用于图像分割的方法之一，其能量泛函如下：

$$\inf_{c_1, c_2, C} F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda \int_{\text{inside}(C)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda \int_{\text{outside}(C)} |u_0 - c_2|^2 dx dy$$

式中： C 为闭合曲线，其中 $c_1 = \text{average}(u_0)$ inside C ， $c_2 = \text{average}(u_0)$ outside C ， $\text{Length}(C)$ 为连续性约束， $\text{Area}(\text{inside}(C))$ 为光滑可微约束。对此泛函推导出相应微分方程、差分实现、迭代演化，得到上式极小解曲线 C_0 。此曲线将图像分割为背景和内容二部分。

CV 模型是基于区域的，具有光滑、抗噪、拓扑可变等特点，适于处理分块多、不规则、边缘多、分支多的轮胎痕迹图像。

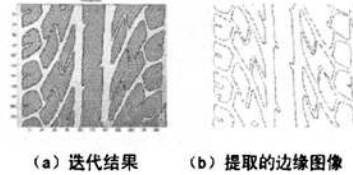


图 2 CV 分割结果

2.5 特征点匹配

SIFT(scale invariant feature transform)是 1 种常用于图像拼接和三维重建的特征点匹配算法。将图像转换为多个局部向量的集合。这些向量对图像变换、拉伸、旋转具有不变性，对光照、仿射变换、及三维投影具有部分不变性[5]。此法得到的匹配点对较少，计算速度快；匹配点对较精确，减少误匹配带来的风险；且保持了轮胎痕迹的拓扑信息。

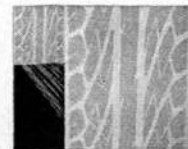


图 3 不同尺度轮胎图像的 SIFT 匹配结果

2.6 最近邻法

最近邻法作为 1 种聚类方法，将待测样本和与它最相似的训练样本判为同类。将匹配点数从大到小排序，选取前 p 个对应的匹配结果作为候选结果集。

3 基于曲线演化和特征匹配的轮胎痕迹识别算法

3.1 轮胎痕迹种属识别过程

针对轮胎痕迹图像的特点，处理过程如图 4 所示。

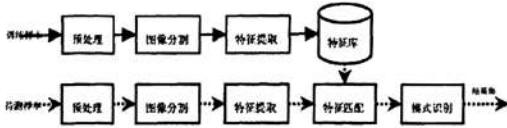


图 4 识别算法过程

3.2 基于曲线演化和特征匹配的轮胎痕迹识别算法

- Step 1: 对待测图像 u_i 进行非线性和低通滤波;
- Step 2: CV模型分割滤波图像;
- Step 3: 提取边缘作为特征或特征序列;
- Step 4: SIFT特征匹配;
- Step 5: 计算样本与库中特征的相似度 $S_{i,j}$
 $\{S_{i,j} | i \in [1,c], j \in [1,cn]\}$;
- Step 6: 相似度由大到小排序, 取前 p 个相似度对应的种属类别作为 u_i 的候选结果集 W_k 。

4 实验及系统实现

4.1 实验环境及数据集

本文在 Window XP 下, 用 Matlab 6.5 在自建的轮胎痕迹图像集上进行了仿真实验。

标准样本库由 50 幅捺印得到的新车轮胎痕迹图像组成, 包括长春一汽、上海通用等 9 个厂家 21 种车型的轮胎痕迹, 部分图像如图 5 所示。

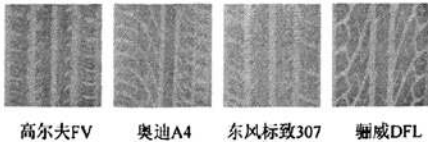


图 5 部分标准样本库轮胎胎纹图像

测试样本集由 15 幅人工轮胎痕迹和 10 幅现场轮胎痕迹组成。部分图像如图 6。人工痕迹由标准样本经变尺度、旋转等处理而得, 用于测试不同变换对识别结果的影响。现场痕迹包括汽车轮胎在纺织物表面、路面和人体表面留下的轮胎印迹。此外, 人工测试样本还包含“人工 1”等极端情况, 以验证

特殊情况下识别算法的效果。

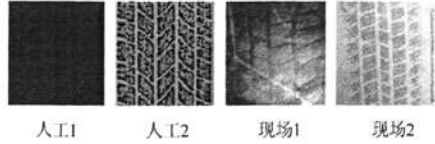


图 6 部分测试样本集轮胎痕迹图像

4.2 实验及结果分析

4.2.1 实验

实验1: 训练集是30幅标准轮胎痕迹图像; 测试集是剩余20幅标准图像 (TestSet1); 实验参数是 $cn=1; c=21; p=10$ 。按相似度的大小列举前 p 个对应类属作为候选结果集, 如图7所示。

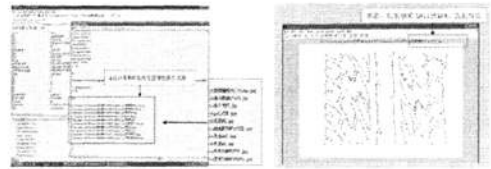


图 7 实验的匹配结果

TestSet1 上的结果如表 1 所示。表中第 1 行表示样本的测试集中编号, 第 1 列表示备选结果的序号 k 。表 1 中第 2 行第 2 列的标记●表示, 测试集中编号为 1 的样本的类别属性与备选结果集的第 1 个结果相符合, 即标记对应的 k 越小识别效果越好。表 2 及表 3 的表示方式相同。

表 1 TestSet1 的识别结果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	1	1	1	1	1	1	1	2		
1	●									0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0

实验2: 训练集是标准数据库轮胎痕迹图像; 测试集是15幅人工测试样本 (TestSet2); 实验参数是 $c=21; p=10$ 。识别结果如表2所示。

表 2 TestSet2 的识别结果

	1	2	5	7	8	9	1	1	1	1	1	1	1	2	
1	●		●				0	2	3	4	5	6	7	8	0
2					●										
3				●											
4	●														

实验 3: 训练集是标准数据库轮胎痕迹图像; 测试集是 10 幅现场测试样本 (TestSet3); 实验参数是 $c=21; p=10$ 。识别结果如表 3。

表 3 TestSet3 的识别结果

	3	4	6	11	19	21	22	23	24	25
1	●									
2						●				
3		●								
4					●					
8			●							
9				●						

4.2.2 结果分析

如表 1 所示，标记均出现在 $k=1$ 的位置上，即在 $p=1$ 时识别率则为 100%，也可描述为 $p \leq 10$ 时，识别率为 100%。表 2 中，虽然在 $p \leq 10$ 时的识别率仍然是 100%，但 $k=1$ 时识别率为 73%，对现场痕迹图像而言， $k=1$ 时识别率为 20%。识别率随 k 变化的分布直方图及总识别率曲线如图 8 所示。

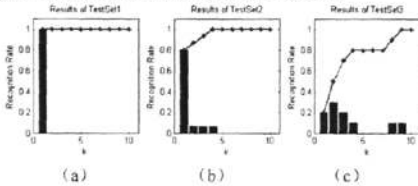


图 8 识别率随 k 分布及总识别率曲线

条状图表示对应 k 值下的识别率，即识别率随 k 的分布，它清晰的描述了不同 k 值对总识别率的贡献；图 8 中曲线表示了总识别率随 k 变化的曲线。

对于条状图，TestSet1、TestSet2 和 TestSet3 上， $k=1$ 时的识别率对总识别率的贡献逐渐下降，其他位置贡献则逐渐增加，识别率在 k 值范围内分布逐渐均匀。同时总识别率曲线坡度不断增大，保持非减趋势。

对 TestSet1 中图像清晰度较好的图像，本文算法达到了 100% 的识别率。对 TestSet2 中人工加噪、拉伸、旋转、偏色、模糊化等处理后，在 $k=1$ 仍能保持 80% 的识别率，且在 $k=4$ 是达到 100% 识别率，说明本算法对上述变化有较好的鲁棒性。对 TestSet3 中的现场图像，虽然由于图像品质下降、大幅残缺、痕迹与背景对比度不够、轮胎痕迹的碾压变形等原因，使得 $k=1$ 时的识别率降为 20%，但在 $k=4$ 时达到 80% 的识别率，在 $k=9$ 时识别率达到 100%。在三个数据集上，算法的总识别率均达到了 100%，且在不同测试集上识别率的分布情况不同。相对于文献[3]中 85% 的平均识别率，均有很大提高。

使得识别率提高的原因有以下 5 点：1) 非线性滤波保持边缘，易于提取边缘信息；2) CV 模型

对图像边缘的准确分割，保证特征提取的正确性；3) SIFT 匹配方法的尺度不变特性，使算法对变尺度、旋转等情况具有鲁棒性；4) 采用 p 个结果的候选集取代单一结果，在提高识别率的同时，给应用方提供更多参考信息，使识别结果更具应用价值。5) 此外，通过对识别率随 k 值的分布及总识别率曲线趋势的分析，可通过调节 p 值对结果的精确度进行控制。

4.3 原型系统

在 Window Server 2003/XP/2000，SQLServer2000 环境下，我们搭建了基于本文算法的识别系统原型。系统包括轮胎参数录入、普通查询、特征提取、图像检索、显示和数据库管理模块，具有轮胎图片获取、处理、特征提取、建立数字化特征库、轮胎痕迹特征比对查询及权限管理功能。随着算法的改进和原型系统的不断完善，轮胎痕迹种属识别的广阔应用前景将日益体现出来。原型系统界面如图 9 所示。

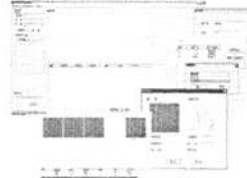


图 9 原型系统界面

5 结论

通过对轮胎痕迹图像种属判别应用意义、理论基础、实现过程及判别结果的分析，实现了轮胎痕迹图像的种属判别并取得很好的结果，验证了原理的正确性、方法的有效性，进而体现出其应用价值。在提高精度和速度方面，尚有待深入研究和探讨。

参考文献

- [1] 陈强,李江,吴想,等.轮胎印痕识别算法及实例分析[J].吉林大学学报:工学版,2005,35(1): 39-43.
- [2] 唐阳山,李江,闫松申.利用轮胎痕迹宽度判断肇事车型的研究[J].辽宁工学院学报,200525(5):338-340.
- [3] 马炳鹏.轮胎痕迹图像处理在交通肇事案件中的研究与应用[D].沈阳:东北大学软件学院,2008.
- [4] CHAN T F, VESE L A. Active contour without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(2): 266-277.
- [5] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]. Greece: ICCV1999,1999.