

基于形状匹配及纹理筛选的汽车轮毂型号识别*

程淑红¹, 管永来¹, 张典范²

(1. 燕山大学电气工程学院 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学国家大学科技园 秦皇岛 066004)

摘要:为了对轮毂型号进行识别,提出一种基于形状匹配及纹理筛选的轮型识别算法。首先,确定一个轮辐形状为标准模板并得出其边缘图,把模板作为移动窗口在待识别轮毂图片中移动,逐一计算模板到轮毂图片各感兴趣区域(ROI)的最小二维欧氏距离。若此距离小于设定阈值,则判定搜索到一个与模板相同的形状;然后对待识别的轮毂图片进行随机游走,得出游走直方图,通过改进对游走直方图相似度的评价方式,得出纹理偏差度;最后通过对纹理偏差度的比较确认正确的轮型。识别过程具有非接触、灵活、准确的优点,实验表明对于干扰较大图片也具有较高的识别率和较好的鲁棒性。

关键词: 轮型识别;形状识别;模板匹配;随机游走;纹理偏差度

中图分类号: TH741.1 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Wheel model identification based on shape recognition and texture filtering

Cheng Shuhong¹, Guan Yonglai¹, Zhang Dianfan²

(1. College of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

2. Yanshan University Science Park, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A wheel model identification algorithm based on Shape Recognition and Texture Filtering is proposed. Firstly, a spokes shape of a standard template is defined, and its edge map is obtained. Taking the template as a window to shift matching at an edge detection figure of the identified image, the minimum distance between template and region of interest of the identified image is calculated. If the minimum distance is less than the specific threshold, a shape consistent with the template is determined. Then, Random Walk Operator is used to traverse the identified image and obtain the Wander Histogram. Comparing this histogram with the Wander Histogram of template wheel, the texture deviation degree of two image is calculated, and the right wheel model is determined. Finally, the experimental results show this algorithm has the advantages of non-contact, flexibility and accuracy, and has good robustness for the shape recognition with heavy disturbance.

Keywords: wheel model identification; shape recognition; template matching; random walk; texture deviation degree

0 引言

由于自动化工业进程的需要,轮毂型号的自动识别是必不可少的,而机器视觉作为一门融合了计算机技术、图像处理等技术的人工智能分支应运而生,因其具有高效、快速、非接触等优点,已广泛应用于诸多领域。目前的轮型识别表现出了识别精度不够高,易受背景干扰影响的缺点^[1],故如何提取准确的轮型信息就显得尤为重要。近年来在计算机视觉领域,形状识别及纹理识别技

术越来越被重视^[2-3]。Niu L等人^[4]提出一种改进的形状上下文(shape context, SC)理论,通过计算在极坐标下每一维和每一转角的轮廓点个数得出模板和搜索子图的吻合程度^[5],具有计算量小运算速度快的优点。但是轮毂型号的识别应当具有一定的灵活性,其中很重要的一点就要使形状识别具有旋转不变性。因此Žunić D等人^[6]和原珩等人^[7]分别提出基于不变矩的物体识别,前者通过提取物体形状的位移、旋转和缩放不变特征构建不变矩;后者通过改进的Hu不变矩得到适合非线性不连续空间的矩不变特征向量,对存储介质进行识别,克服了模

板不能旋转的困扰。但其稳定性都不高,识别率偏低,故只能用作形状的粗提取。为此 Li W 等人^[8]提出由粗到精的飞机目标识别算法,此方法用于飞机目标的提取具有精度较高,鲁棒性强的优点。但是作为车轮,其内部往往很多轮廓相互交错,容易对目标产生干扰造成识别不准确。Liu M. Y. 等人^[9]和 Danielsson O 等人^[10]结合 Wang A 等人^[11]的边缘最小距离计算提出 chamfer 模板匹配方法,并用线段代替边界点,再通过边界拟合及整体距离张量确定相匹配的形状,降低了计算量,并提高了抗干扰能力^[12-13]。而一个轮辐面不仅具有轮辐形状信息,而且还有轮辐的纹理信息^[14-15],不同轮辐的形状不同,所反映在轮毂上的纹理也不同,故还可以利用轮毂的纹理作为一个特征去进一步筛选不同型号的轮毂。Gonçalves W. N. 等人^[16-17]提出利用随机游走的方法遍历一幅图片的纹理信息,最后通过纹理^[18]得出直方图来表征两幅图的差异性。

综上所述,本文提出一种基于形状匹配及纹理筛选,且同时具备稳定性和旋转不变性的轮型识别算法,首先利用形状匹配找到相应轮毂的轮辐形状,在形状识别的基础上对轮毂图片进行随机游走,最后通过纹理直方图的对比确定正确的轮毂型号。

1 轮辐形状识别

在轮辐形状的识别过程中,首先取一个模板,用模板在轮毂样图的边缘图中进行模板匹配,然后根据轮毂的中心对称数 n_i 计算模板需要旋转的角度及次数,再次在边缘图中进行模板匹配,直到完成 n_i 次匹配。若模板在边缘图中匹配到 n_i 个相同的形状则表示轮辐形状匹配成功。

1.1 计算轮辐关于中心的对称数

定位到轮毂所在的圆区域,即可得到轮毂的圆心和半径。参照轮毂上孔洞的位置,可以按一定的比例切出轮孔所在的环形区域,如图 1(b)所示。再通过二值化处理即可得到轮辐关于中心的对称数 n_i 。

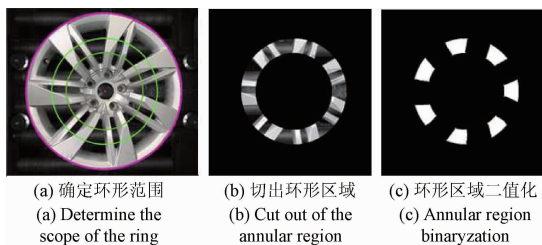


图 1 计算轮辐关于中心的对称数

Fig. 1 Calculation of the symmetry number of spokes

1.2 最小距离模板匹配

先取一个标准轮毂的轮辐形状作为模板图,得出模板的轮廓(如图 2 实线部分),调整模板的大小使它与待

识别轮毂的轮辐相当,假设这个轮廓有 n 个像素点。再对待识别样图进行边缘查找,并以二值图像的形式呈现出样图的高频边缘图像(如图 2 虚线部分),即边缘部分灰度值为 255,背景部分灰度值为 0。然后用一个小正方形窗口遍历模板轮廓一周,看这个窗口内有没有样图的边缘点(即虚线上的点),若有则计算此点到窗口中心的距离,若窗口内有多个边缘点,只取到窗口中心距离最近的一个边缘点,并记下这个距离 d_i ,如果这个距离小于窗口边长的 1/4,则把此边缘点记为一个近点;若没有找到边缘点,则把 d_i 设置为一个较大的值。窗口遍历模板轮廓一周得到 n 个这样的距离,依次记为 $d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_n$,并得到 m 个近点。对这 n 个距离取平均值:

$$Dis = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n d_i \quad (4)$$

最后进行判断,若平均距离 Dis 小于设定的阈值 D_i ,且近点数 m 大于所设定的另一个阈值,则表示在样图中匹配到一个和模板相吻合的图形。本文人为地把 D_i 的长度设为 4 个像素, m 设为 n 的 1/4。

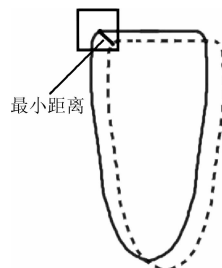


图 2 最小距离法原理示意图

Fig. 2 Principle diagram of minimum distance

首先调整图像使轮辐形状的大小和模板相当,再进行盲搜索定位到第一个正确的轮毂形状,最后依据轮毂的对称数 n_i ,依次把模板旋转 $360^\circ/n_i$ 再次进行最小距离匹配,总共进行 n_i 次匹配之后,若匹配到的 n_i 个和模板一样的形状则认为轮毂和模匹配板成功,否则认为模板和轮毂不相符。

1.3 像素自内而外的遍历方式

在用小正方形窗口遍历模板轮廓时,考虑到算法的运行速度,本文采取一种自内而外的遍历方式。

传统的遍历方法都是先计算出所有边缘点到窗口中心的距离,相比较取出最小的距离,如图 3(a)所示。而本文采用的是直接从窗口中心向外进行环形扫描,这样找到的第一个边缘点就是最小距离,如图 3(b)所示。这样遍历完一个正方形窗口只需进行一次计算即可,相比于传统方法,这种遍历方式节省了运算时间,虽然在最小距离的计算上有一定的偏差,但综合算法的准确性和快速性,自内而外的遍历方式还是优于传统遍历方式的。

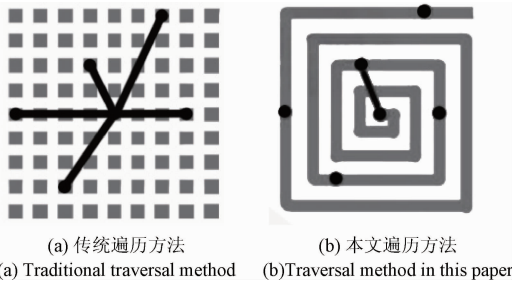


图3 自内而外遍历的算法原理

Fig. 3 Schematic diagram of traversal algorithm from inside to outside

2 利用随机游走算法遍历轮毂图片

首先遍历一个像素点的八邻域,把相邻8个像素点的灰度值分别与该像素点的灰度值进行比较,若邻域像素点的灰度值大于该像素点则被保留,若邻域像素点的灰度值小于该像素点则被舍弃,然后对被保留的像素点按灰度差的概率进行游走。假设中心像素和邻域像素的灰度值分别为 $I(p_i)$ 和 $I(p_j)$,邻域和中心像素灰度差表示为 e_{v_i,v_j} 则邻域各点和中心像素的灰度关系可表示为:

$$e_{v_i,v_j} = \begin{cases} I(p_j) - I(p_i), & I(p_j) > I(p_i) \\ 0, & I(p_j) \leq I(p_i) \end{cases} \quad (5)$$

而从中心像素往八邻域游走的概率为 $P(v_i, v_j)$, n 为邻接像素的个数即为8。

$$P(v_i, v_j) = \frac{e_{v_i,v_j}}{\sum_{k=0}^n e_{v_i,v_k}} \quad (6)$$

游走示意图如图4(a)所示,假设一个游走在 P_a 点开始走,它只会向比 P_a 灰度值大且灰度差大于 t 的邻域像素游走,见式(7),依次判断直到找不到这样的邻域像素,或者单次游走次数大于设定的阈值,如图4(a),游走在 P_b 点停止,因为 P_b 点邻域像素的灰度值都小于该点。

$$e_{v_i,v_j} = \begin{cases} e_{v_i,v_j}, & e_{v_i,v_j} > t \\ 0, & e_{v_i,v_j} \leq t \end{cases} \quad (7)$$

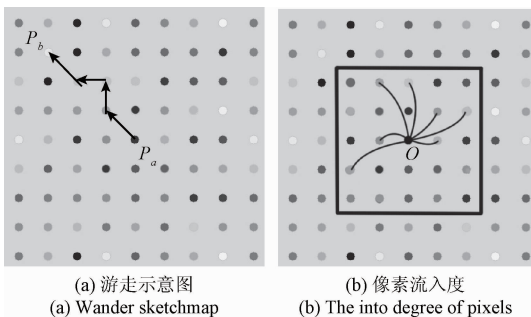


图4 像素模拟图

Fig. 4 Simulated pixels

遍历一幅图的每一个像素点,把每一个像素点作为起点进行上述所示的游走,最终得到一幅图的随机游走图,并记录每个像素点的活跃度 $\alpha_{r,i}(v_i)$,活跃度即游走在对每一个像素点进行游走之后,最终总共经过该像素点的次数。

记录每个像素点的流入度 K_{in} ,如图4(b)所示。以 O 点为中心, $\sqrt{5}$ 为半径,统计半径范围内灰度值高于中心像素点且灰度差大于阈值 t 的像素点个数,即为 O 点的流入度 K_{in} 。然后把 K_{in} 相同的点的活跃度累加起来,以 K_{in} 为横坐标,以相应的活跃度累加值为纵坐标即得到一幅图的随机游走直方图,如图5所示,图5(a)所示为原图,图5(b)所示为随机游走图,图5(c)所示为随机游走直方图。

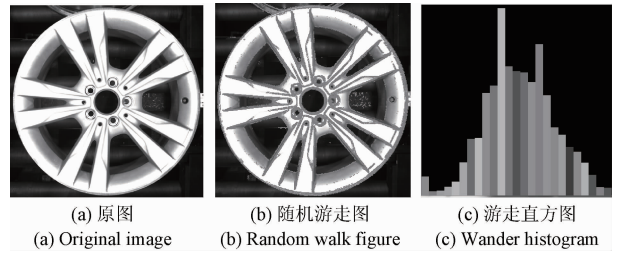


图5 随机游走示意图

Fig. 5 Sketch map of random walk

利用游走在遍历整幅图片之后,得出它们的随机游走图,并比较两幅图的随机游走直方图得出他们的相似度。具体的计算方法为设两个直方图的柱状条从第1~25条分别记为 $\beta_{a1}, \beta_{a2}, \dots, \beta_{a25}$ 和 $\beta_{b1}, \beta_{b2}, \dots, \beta_{b25}$,并计算这两组数对应项之差的平方和 β_{ab} ,即:

$$\beta_{ab} = (\beta_{a1} - \beta_{b1})^2 + (\beta_{a2} - \beta_{b2})^2 + \dots + (\beta_{a25} - \beta_{b25})^2 \quad (8)$$

为防止 β_{ab} 受两幅图的各像素点活跃度差别过大的影响,对最后的识别结果进行加权得到纹理偏差度 β'_{ab} :

$$\beta'_{ab} = \frac{2 \cdot \beta_{ab}}{\beta_a + \beta_b} \quad (9)$$

$$\beta_a = \beta_{a1}^2 + \beta_{a2}^2 + \dots + \beta_{a25}^2 \quad (10)$$

$$\beta_b = \beta_{b1}^2 + \beta_{b2}^2 + \dots + \beta_{b25}^2 \quad (11)$$

这样能使纹理偏差度 β'_{ab} 被控制在一定范围内,最终我们定义两幅图的纹理偏差度若小于0.05,则两幅图属于同一种类型。

3 实验结果与分析

3.1 检测结果及分析

用于实验的电脑配置 Intel Core i3-4150 处理器、频率3.5 GHz、4 G 内存和 Intel HD Graphics 4400 显卡,程序在 VS2010 配合 Opencv2.4.9 环境下编写,用于测试的轮毂图片为 640×480 像素。

利用形状匹配对轮毂 A1 ~ A3 进行识别的结果如

图6所示。但由于轮毂的型号种类繁多,存在个别不同型号的轮毂具有相似的轮辐形状,为防止这种情况下造成轮毂型号的误识别,再对整个轮辐面进行基于随机游走的纹理识别,如图7所示。

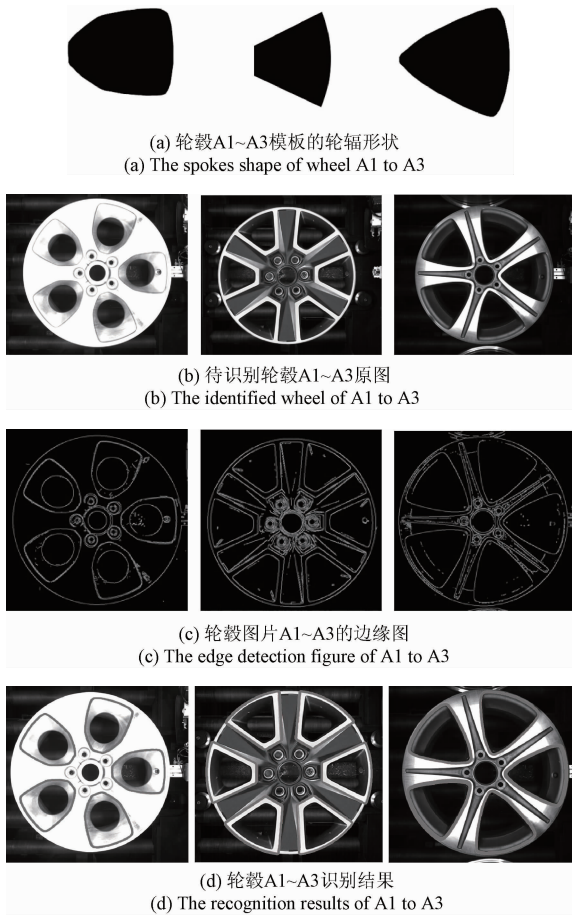
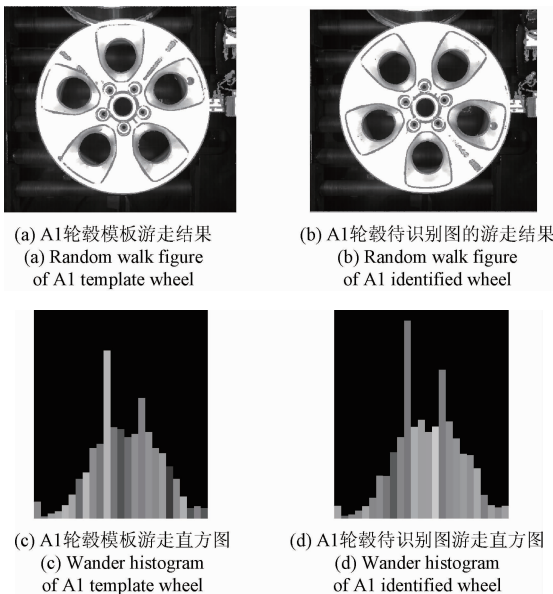


图6 轮毂 A1 ~ A3 的轮辐形状识别

Fig. 6 The spokes shape recognition of wheels A1 to A3

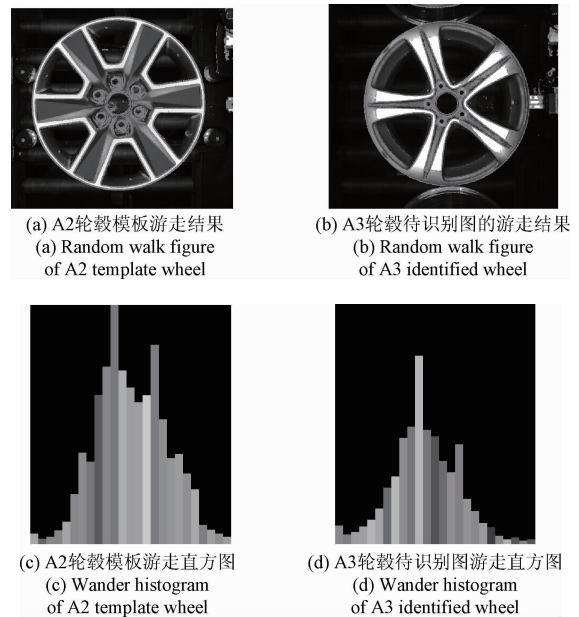


未加权的纹理偏差度: $1.1419e+006$
 加权后的纹理偏差度: 0.0197838
 纹理是否匹配成功: 是
 (e) 纹理识别结果
 (e) The results of texture recognition

图7 同型号轮毂纹理图对比

Fig. 7 Texture comparison with same wheel model

为了体现同型号及不同型号轮毂随机游走结果的差异,图8所示为A2和A3两种不同型号轮毂随机游走结果的对比。



未加权的纹理偏差度: $2.21543e+007$
 加权后的纹理偏差度: 0.276408
 纹理是否匹配成功: 否
 (e) 纹理识别结果
 (e) The results of texture recognition

图8 不同型号轮毂纹理图对比

Fig. 8 Texture comparison with different wheel model

3个待识别轮毂有两个轮毂的轮辐是五对称的,有一个是六对称的。从识别结果可以看出,用本文的模板匹配算法结合纹理筛选,能得出准确地识别结果,当对不同型号的轮毂进行匹配时纹理偏差度远大于0.05,故可见该算法具有很强的灵敏度。

3.2 算法有效性和实时性

为进一步验证本文算法的有效性,以下给出灰度差值法、形状识别及纹理识别3种方法之间的对比。图9所示为轮毂原图及3种识别方法分别取的轮毂模板。

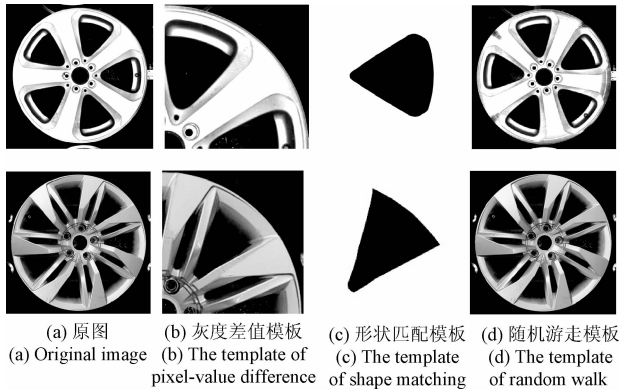
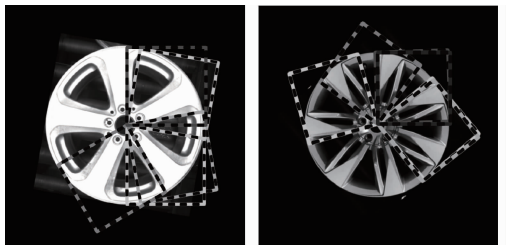


图9 A4~A5号轮毂及模板

Fig.9 The original images and templates of wheel A4 to A5

3种识别结果如图10所示。由识别结果可看出,对于型号为A4~A5的两种轮毂,利用本文的形状匹配算法能准确识别出5个轮辐的位置,而用基于像素灰度差值的模板匹配法不能识别出全部轮辐,而且还存在误识别的情况,即把待识别图中和模板不相符的轮辐区域也当做模板形状匹配出来。图10(a)中方框圈出来的区域即为基于像素灰度差值法的识别结果。



(a) A4、A5型号轮毂灰度差值匹配法识别结果
(a) The pixel-value difference matching results of wheel A4, A5



(b) A4、A5型号轮毂轮辐形状的匹配结果
(b) The spokes shape matching results of wheel A4, A5

未加权的纹理偏差度: 3.87009e+006	未加权的纹理偏差度: 1.42879e+006
加权后的纹理偏差度: 0.0289381	加权后的纹理偏差度: 0.0277963
纹理是否匹配成功: 是	纹理是否匹配成功: 是

(c) A4、A5型号轮毂的纹理偏差度识别结果
(c) The texture deviation degree recognition results of wheel A4, A5

图10 两种方法识别结果对比

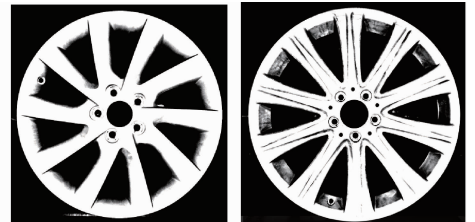
Fig.10 The comparison of two identification methods

为了对轮毂识别的有效性和实时性进行详细比较,

分别对A1~A5五种型号的轮毂每种120副进行识别检验,利用灰度差值法、仅文献[15]的纹理识别、仅形状识别及本文提出的形状加纹理识别4种方法分别对轮毂型号进行识别,表1所示为以上4种方法的正确率及误报率的结果。用一个标准模板与同一型号的待识别轮毂进行匹配,若匹配成功称为TP,没有匹配成功称为TN。用一个标准模板与不同型号的轮毂进行匹配,在这种情况下若匹配成功称为FN,没有匹配成功称为FT,则轮毂的识别率R和误报率F定义为:

$$R = \frac{TP}{TP + TN} \quad F = \frac{FN}{FN + FT} \quad (12)$$

随机游走算法是在形状识别的基础上进行纹理确认,以减少在形状识别中发生误识别的几率,故加入随机游走算法并不能提高识别率,却能大大降低误识别率。如图11所示,图11(c)所取模板为A7型号轮毂的轮辐形状,图11(d)是用A7轮毂的模板和A6轮毂的匹配结果,可以看到10个轮辐都被识别出来,所以就发生了误识别。因此有必要加入纹理筛选进行确认,如图11(e)所示纹理识别结果判定两个轮毂不是同一型号。



(a) A6轮毂原图 (b) A7轮毂原图
(a) Original image of wheel A6 (b) Original image of wheel A7



(c) A7轮毂的模板 (d) 形状识别结果
(c) The template of wheel A7 (d) The results of shape recognition

未加权的纹理偏差度: 3.34126e+007
加权后的纹理偏差度: 0.236448
纹理是否匹配成功: 否

(e) 纹理识别结果
(e) The results of texture recognition

图11 轮型误识别

Fig.11 False recognition of wheel model recognition

在表1中经过对4种轮毂识别方法的有效性和实时性的比较,可以看出本文算法在轮毂识别的正确率和误

报率方面都更有优势。基于像素灰度差值的模板匹配法在识别轮毂时的识别率偏低,主要是因为该方法不能排除识别时的背景干扰,在灰度差值的计算上,该方法必须把模板上每一个像素点都与样图对应区域进行灰度差值计算,所以轮毂孔洞区域的背景会造成较大的干扰。而本文的形状识别算法是通过直接对比图像的边

缘区域进行匹配,可以排除背景干扰,而随机游走虽然也是利用图片的纹理信息对图片进行区分,但也会用到像素点灰度值信息建立各像素点之间的连接,所以其对图像的光照变化较为敏感,故本文通过结合形状匹配及纹理对比的方法对轮毂进行识别,结合后的算法具有较强的鲁棒性。

表1 轮型的识别率和误报率

Table 1 Recognition rate and false rate of wheel model recognition

(%)





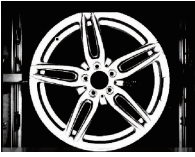

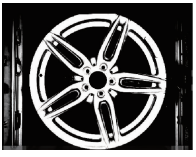





方法	A1		A2		A3		A4		A5	
	R	F	R	F	R	F	R	F	R	F
灰度差值法	85.00	6.67	90.83	9.17	81.67	7.50	85.83	10.83	79.17	11.67
文献[13]方法(仅随机游走)	93.33	1.67	94.17	2.50	96.67	0.00	95.83	4.17	94.17	0.00
本文算法(仅形状识别)	96.67	7.50	95.83	9.17	98.33	6.67	97.50	11.67	94.17	11.67
本文算法(加随机游走)	96.67	0.00	95.83	0.00	97.50	0.00	97.50	0.00	94.17	0.00

为了进一步论证本文算法用于轮毂型号识别的普适性,在表2中增加了3种轮辐形状及纹理更加复杂的轮毂:B01、B02、B03,表2中分别列出3种复杂轮型的模板

及识别结果,从结果可以看出本文算法对各种型号轮毂的识别都具有较好的效果,所以本文算法用于轮型识别具有较好的普适性。

表2 三种复杂轮型的识别

Table 2 Identification of three complex wheel models

型号	待识别轮毂	形状识别模板	纹理识别模板	形状匹配结果	纹理识别结果	识别率/ %	误报率/ %
B01					未加权的纹理偏差度: 272035 加权后的纹理偏差度: 0.00258354 纹理是否匹配成功: 是	95.83	0.00
B02					未加权的纹理偏差度: 586498 加权后的纹理偏差度: 0.00721938 纹理是否匹配成功: 是	95.83	0.00
B03					未加权的纹理偏差度: 1.28364e+006 加权后的纹理偏差度: 0.0309235 纹理是否匹配成功: 是	98.33	0.00

4 结 论

本文提出一种基于形状匹配和纹理筛选的轮型识别

算法。通过计算模板和轮毂边缘图中对应感兴趣区域(region of interest, ROI)之间的最小二维欧式距离,先粗略定位和模板形状一致的轮辐的大概区域,再确定对应轮辐的具体位置。由于是对边缘进行处理所以该方法能

克服图片的背景干扰,具有较好的鲁棒性;但是当个别不同型号轮毂具有类似轮辐形状,或者轮辐形状不明显时就容易发生误识别,为防止发生误识别本文加入了轮毂的纹理对比,从测试结果的数据可以看出利用本文方法识别轮毂具有较高的识别率,且加入随机游走之后有效降低了轮型识别的误报率。本文的形状结合纹理识别算法是针对轮型识别而提出的,对于轮型识别有较好的效果及普适性,但也由于此算法的特殊性,对于其他物体的识别本文所提算法并不能胜任,也不具备对所有物体识别的普适性。

参考文献

- [1] 杨光,冯涛,秦永左. 轮型代码自动识别系统图像处理算法改进研究[J]. 核电子学与探测技术, 2012, 32(6):732-735.
YANG G, FENG T, QIN Y Z. Research on improvement of image processing algorithm for wheel code automatic identification system [J]. Nuclear Electronics and Detection Technology, 2012, 32(6):732-735.
- [2] ZHAO C, CHAN SSF, CHAM WK, et al. Plant identification using leaf shapes-A pattern counting approach [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(10): 3203-3215.
- [3] LIU N, KAN J M. Improved deep belief networks and multi-feature fusion for leaf identification [J]. Neurocomputing, 2016, 216(6):460-467.
- [4] NIU L, ZHOU W, WANG D, et al. Extracting the symmetry axes of partially occluded single apples in natural scene using convex hull theory and shape context algorithm[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 15(3):1-15.
- [5] 张闻宇,李智,王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 462-470.
ZHANG W Y, LI ZH, WANG Y J. UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2):462-470.
- [6] ŽUNI D, ŽUNIĆ J. Shape ellipticity from Hu moment invariants [J]. Applied Mathematics & Computation, 2014, 226(22):406-414.
- [7] 原珺,王宏,原培新,等. 一种改进的 Hu 不变矩算法在存储介质图像识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2016, 17(5):1042-1048.
YUAN Y, WANG H, YUAN P X, et al. An improved Hu invariant moment algorithm for storage medium image recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 17(5):1042-1048.
- [8] LI W, XIANG S, WANG H. Robust airplane detection in satellite images [J]. IEEE Proceedings-International Conference on Image Processing, 2011, 6626(1): 2821-2824.
- [9] LIU M Y, TUZEL O, VEERARAGHAVAN A, et al. Fast directional chamfer matching [J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2010, 26(2):1696-1703.
- [10] DANIELSSON O, CARLSSON S, SULLIVAN J. Automatic learning and extraction of multi-local features [J]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2009, 30(2):917-924.
- [11] WANG A, WANG M. RGB-D Salient object detection via minimum barrier distance transform and saliency fusion [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(5):663-667.
- [12] 王延年,杨万里. 一种改进的印刷丝网布疵点快速检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(1):35-37.
WANG Y N, YANG W L. Improved fast printing mesh fabric defect detection method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(1):35-37.
- [13] 王涛,王允建,倪艳凤. 基于粒子群算法的谐振式无线输能网络优化 [J]. 电子测量技术, 2017, 40(3): 89-93.
WANG T, WANG Y J, NI Y F. Based on particle swarm optimization resonant wireless transmitting energy network design [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3):89-93.
- [14] 许佳佳,张叶,张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1):48-54.
XU J J, ZHANG Y, ZHANG H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT descriptor [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation, 2017, 40(3):89-93.
- [15] 戴雪梅,郎朗,陈孟元. 基于改进 ORB 的图像特征点匹配研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 233-240.
DAI X M, LANG L, CHEN M Y. Research of image feature point matching based on improved ORB algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation, 2016, 30(2):233-240.
- [16] GONALVES W N, BACKES A R, MARTINEZ A S, et al. Texture descriptor based on partially self-avoiding deterministic walker on networks [J]. Expert Systems

with Applications, 2012, 39(15):11818-11829.

- [17] GONALVES W N, SILVA N R D, COSTA L D F, et al. Texture recognition based on diffusion in networks[J]. Information Sciences, 2016, 364(19):51-71.
- [18] NANNI L, PACI M, BRAHNAM S, et al. An ensemble of visual features for gaussians of local descriptors and non-binary coding for texture descriptors [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 69(2):27-39.

作者简介



程淑红(通讯作者),分别在2001年、2007年和2012年于燕山大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为燕山大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为计算机视觉、图像处理和目标跟踪。

E-mail:shhcheng@ysu.edu.cn

Cheng Shuhong (Corresponding author) received her B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Yanshan University in 2001, 2007 and 2012, respectively. Now she is an associate professor

and graduate supervisor in Yanshan University. Her main research interests include computer vision, image processing and target tracking.



管永来,2015年于安徽理工大学获得学士学位,现为燕山大学硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

Guan Yonglai received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2015. Now he is a master student in Yanshan University. His main research interest is image processing.



张典范,2010于燕山大学获得博士学位,现为燕山大学国家大学科技园主任,主要研究方向为微操作机器人及控制。

Zhang Dianfan received his Ph. D. degree from Yanshan University in 2010. Now he is the director of Yanshan University Science Park. His main research interest is Micro-manipulation system and control.