



基于图像的二步法工件快速识别

王以忠, 刘鼎成, 黄华芳, 栗琳
(天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222)

摘要: 提出了一种用于工件快速计算机视觉识别的方法. 该识别方法基于工件的图像, 充分利用工件的形状特征, 将易于计算和使用的工件面积作为第一步识别的特征, 并对不能识别的工件进行分类; 然后采用 BP 网络, 使用较少的编码值进行工件的第二步识别. 实验表明, 该方法可以较好地用于柔性自动化生产系统中, 适于多品种、小批量和单件的制造模式.

关键词: 快速识别; 工件图像; 计算机视觉; 柔性自动化

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-6510 (2008) 01-0058-05

Image-based Two-steps Part Fast Recognition

WANG Yi-zhong, LIU Ding-cheng, HUANG Hua-fang, LI Lin

(College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: A fast visual part recognition method was proposed in this paper, which is based on the image of a part. For fully making use of shape properties, the area of a part was used for the first-step recognition and to classify the part which cannot be recognized by its area. In the second-step, the unclassified part was recognized using a BP neural network. The input of the network is the coding result of the part with less coding directions. Experiment results show that the visual part recognition method can be used in flexible automatic production systems to suit requirements such as large variety, small batch etc.

Keywords: fast recognition; part's image; computer vision; flexible automation

工件的自动识别是工业发展的方向和需要, 也是提高生产效率的有效途径. 计算机视觉技术具有非接触、柔性好、可靠性高、通用性强、具有一定的精度、以及不需要在工件上添加标记或附属物等特点, 是柔性自动化生产中工件自动识别的首选. 在计算机视觉和图像处理应用中, 已经发展了许多有关物体图像匹配与识别的方法^[1-3]. 在基于图像的工件识别方法中, 定向执行长度编码 (orientation run length coding), 即 ORLC 方法非常适合于工件快速实时识别^[4,5], 特别是对移动工件的匹配和识别. 但该方法对某些工件的识别会产生误判. 为了充分利用工件的形状特征, 进一步提高识别速度和准确率, 本文在 ORLC 的基础上提出了一种二步法工件快速识别方法. 该方法首先利用工件图像的面积作为初级特征进行工件的第一步识别. 对于用图像面积不能识别的工

件, 根据其面积值进行分类, 然后利用简化 ORLC 编码作为高级特征做进一步识别.

1 ORLC 原理

1.1 ORLC 编码

ORLC 以工件图像的二维形心为中心, 以工件图像的最小转动惯量轴为基准编码方向, 以放射形式对工件的图像进行编码^[4,5]. 如图 1 所示, (\bar{X}, \bar{Y}) 是工件图像的二维形心, X_w 是工件图像的最小转动惯量轴方向, 以其与 X 轴的夹角 θ 度量. ORLC 的编码线数不是严格规定的, 根据实际应用需要可以选择夹角为 $\pi/2$ 的四线 ORLC、夹角为 $\pi/3$ 的六线 ORLC 或夹角为 $\pi/4$ 的八线 ORLC 等. 文献[4, 5]采用的是八线 ORLC 以保证一定的识别率. 在八线 ORLC 编码

时, 所有 8 条 ORLC 编码线都从工件图像的二维形心 (\bar{X}, \bar{Y}) 开始, 以相邻互成 $\pi/4$ 的夹角向 8 个不同的方向伸展编码线。

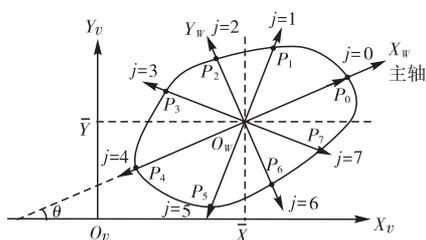


图 1 八线 ORLC 编码

Fig.1 ORLC coding in eight directions

ORLC 编码结果可以分为坐标样本、长度样本和字节样本. ORLC 坐标样本记录的是编码线与工件图像边缘相交点的坐标值. 显然, 这些坐标值包含着工件图像的位置和方向信息, 需要进行归一化处理后才能使用. 长度样本记录的是从工件图像的形心 O_w (\bar{X}, \bar{Y}) 到编码线与工件图像边缘相交点 P_i 的距离. 字节样本是长度样本依次相互比较的结果, 比较简单, 但对工件的形状信息反映得不够充分. 长度样本直接反映了工件的形状信息, 采用基准编码方向的长度样本实际上对工件进行了归一化处理, 即编码结果与工件的位置和方向无关. 因此, 本文采用长度样本. ORLC 长度样本可以表示为

$$LM = \{LM_0, LM_1, \dots, LM_j, \dots, LM_{n-1}\} \quad (1)$$

式中: LM_j 是 ORLC 在第 j 方向上的编码长度; j 是 ORLC 编码方向索引值, $0 \leq j \leq n-1$; n 是编码方向总数. LM_j 可以表达为

$$LM_j = \overline{O_w P_j} \quad (2)$$

1.2 最小转动惯量轴的确定

ORLC 编码时, 最关键的步骤是确定编码基准方向, 即工件图像的最小转动惯量轴方向 X_w , 它是通过工件图像质量分布中心 (\bar{X}, \bar{Y}) 对应着工件图像第二级转动惯量积 M_{11} 得到最小值的方向. 为了简化计算, 利用相对工件图像质量分布中心的第二级转动惯量表示. 计算第二级转动惯量矩 I_{20}, I_{02} 和第二级转动惯量积 I_{11} , 以及第三级转动惯量矩 I_{30}, I_{03} ^[6]:

$$I_{20} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x, y)(x - \bar{X})^2 \quad (3)$$

$$I_{02} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x, y)(y - \bar{Y})^2 \quad (4)$$

$$I_{11} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x, y)(x - \bar{X})(y - \bar{Y})^2 \quad (5)$$

$$I_{30} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x, y)(x - \bar{X})^3 \quad (6)$$

$$I_{03} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x, y)(y - \bar{Y})^3 \quad (7)$$

工件图像的方向角可表示为

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2I_{11}}{I_{20} - I_{02}}\right) \quad (8)$$

若 $I_{20} < I_{02}$, 则根据 I_{03} 计算夹角 θ , 有

$$\theta = \begin{cases} \theta_0 + \frac{3}{2}\pi & I_{03} \geq 0 \\ \theta_0 + \frac{1}{2}\pi & I_{03} < 0 \end{cases} \quad (9)$$

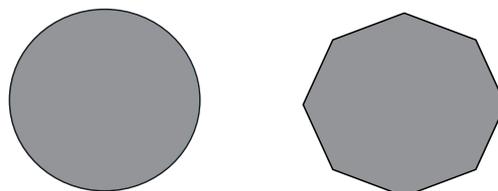
若 $I_{20} \geq I_{02}$, 则根据 I_{30} 计算夹角 θ , 有

$$\theta = \begin{cases} \theta_0 + \pi & I_{30} \geq 0 \\ \theta_0 & I_{30} < 0 \end{cases} \quad (10)$$

2 二步法工件快速识别

2.1 ORLC 的不足

工件 ORLC 识别法编码简单, 且与方向无关. 但该方法对某些工件的识别会产生误判. 如图 2 (a) 和图 2 (b) 所示分别为一个圆和其内接八边形, 它们的 ORLC 长度样本相同. 很明显, 使用 ORLC 方法不能把它们识别出来. 因此需要引入新的工件形状特征作为识别索引.



(a) 圆形

(b) 八边形

图 2 两个实例工件的图像

Fig. 2 Images of two parts

2.2 基于面积的第一步识别

工件的大小是最直接、最直观的识别特征. 周长和面积是描述工件大小的两个常用参数. 在图像处理中, 周长的计算比面积的求取复杂. 因此本文采用面积来描述工件的大小, 并以面积作为初级特征进行工件的第一步识别. 设工件 P 的二值图像为

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in P \\ 0 & (x, y) \notin P \end{cases} \quad (11)$$

则工件的面积可以通过对其图像上的各个点逐个扫描累加而得:

$$S_p = \iint f(x, y) ds \quad (12)$$

实际上,工件的面积是 ORLC 中计算工件形心所必须的步骤之一^[5].

在工件识别系统数据库内,存有所有已知工件的理论面积,即工件按照其设计结果所应有的面积值.工件识别时,由于受所使用的摄像机的分辨率、镜头的焦距、以及摄像机到工件的距离等因素的影响,计算机视觉系统所获取的工件的图像面积与其理论面积并不相同.因此,需要根据具体使用的计算机视觉系统对工件的理论面积进行修正,即乘一个比例系数.工件的 ORLC 长度样本也需要按照此方法进行修正.

对所有工件按照其面积值进行分类存储.分类可以采用多种方法,既可以按照固定数值间隔,又可以按照固定级数.前者从零开始,面积增长量达到某一固定数值时增加新的一类,这样所分的类数随着视觉系统的不同而不同;后者设定一个固定的分类数,不同视觉系统的区别在于每一类所覆盖的面积值不同.本文采用后一种方法.

通过简单的面积比对,实现工件的初步识别.基于面积的工件初步识别的结果可以有两种情况:(1)识别出具体的工件,给出工件的编号;(2)确定工件的分类,缩小识别范围.

2.3 基于简化 ORLC 的第二步识别

对于在第一步中不能识别的工件,由于已经缩窄了它们的识别范围,可以使用较少的编码线数,以提高识别速度.本文采用了六线 ORLC,如图 3 所示.简化的工件 ORLC 长度样本可以表示为

$$LMS = \{LM_0, LM_1, LM_2, LM_3, LM_4, LM_5\} \quad (13)$$

在第二步识别中,使用 BP 网络进行分类后工件的识别.

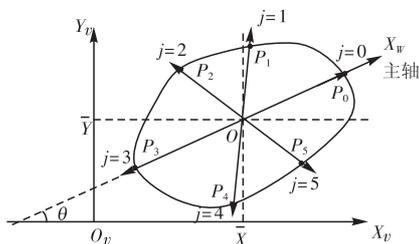


图3 六线 ORLC 编码
Fig. 3 ORLC coding in six directions

2.4 工件识别用 BP 网络

使用简化的工件 ORLC 长度样本,可以有很多识别工件的方法,最简单的是样本匹配法^[5].但是,当工件识别系统数据库内的被识别工件很多时,样本匹

配需要较长的操作时间.为了提高识别效率,本文中使用了 BP 网络进行工件识别.

BP 网络是一个适合于解决复杂模式及映射问题的人工神经网络.其 BP 算法是一种供多层前馈网络所使用的监控式学习算法,基本思想是 LMS 算法,采用梯度搜索技术,以期获得最小化网络的实际输出与期望输出的均方差.网络的学习过程是一种误差向后传播的同时修正权重的过程,实际上包括了两个阶段:前馈计算阶段和反向调整权重阶段.

本文采用 3 层 BP 网络用于工件识别,如图 4 所示.第一层为输入层,有 6 个神经元,输入量为工件 ORLC 编码长度样本的值 $LM_j, 0 \leq j \leq 5$,输入层的传递函数选用比例系数为 1 的线性函数.第二层为隐层,有 m 个神经元,传递函数选用非线性 Sigmoid 函数.第三层为输出层,只有一个神经元,传递函数选用比例系数为 k 的线性函数,本层的输出也是整个网络的输出,输出值为工件识别结果.

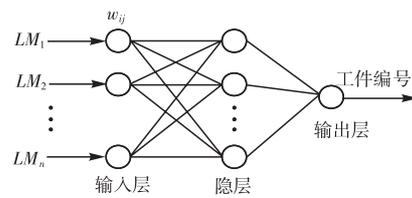


图4 工件识别的神经网络结构图
Fig. 4 Structure of BP net for part recognition

由于输入层的传递函数选用比例系数为 1 的线性函数,输入层神经元的输出为 LM_0, LM_1, \dots, LM_5 ,则隐层各神经元的输入为

$$I_i = \sum_{j=0}^{n-1} w_{ij} LM_j + \theta_i \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (14)$$

式中: w_{ij} 为隐层神经元 i 与输入层神经元 j 的连接权值; θ_i 为隐层各神经元的阈值.隐层神经元的激发函数为 Sigmoid 函数,则隐层神经元的输出为

$$O_i = f(I_i) = \frac{1}{1 + e^{-I_i}} \quad (15)$$

输出层神经元的输出,即整个网络的输出为

$$y = \sum_{i=1}^m v_i o_i - \beta \quad (16)$$

式中: v_i 为输出层神经元与隐层神经元 i 的连接权值.

神经网络的训练是用 N 组样本对进行的.每一组样本对的输入是一种工件的 ORLC 长度编码 $LM_i, 1 \leq i \leq N$,输出是工件编号.

2.5 工件识别

由于对被识别工件按照图像面积进行了分类,为了提高识别效率,对每一类建立一个识别用BP网络. 综上所述,本文提出的工件识别方法如图5所示.

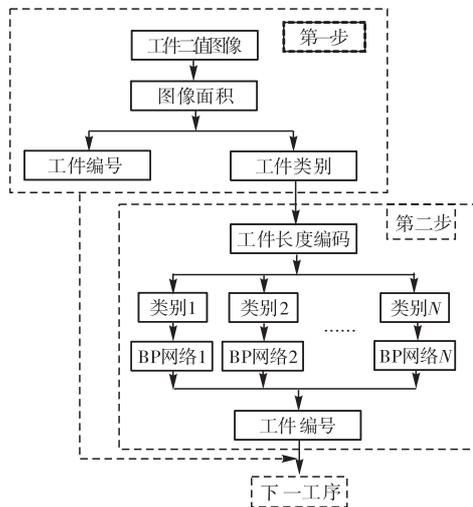


图5 二步法工件快速识别流程

Fig. 5 Flowchart of two-steps part fast recognition

3 系统实现及实验

工件识别系统采用 WAT-902H 型摄像机和 NI 公司的 PCI-1409 型图像采集卡. 系统构成如图 6 所示. 视觉系统的图像分辨率为 768 像素×576 像素, 灰度为 256 级. 工件图像经过滤波降噪和分割处理变为二值黑白图像后, 用二步法进行快速识别. 识别结果被送到执行机构, 进行下一步工序的操作. 视觉系统图像的总像素数为 442 368, 共分为 6 级.

为了检验本文提出的识别方法, 进行了工件识别实验. 图 7 给出了几种有代表性的工件. 图 7 (a) — (c) 为面积相同的圆、正六边形和正方形; 图 7 (d) 为图 7 (a) 的内接正六边形, 图 7 (e) 是半径比图 7 (a) 大的圆. 它们的面积在表 1 中给出.

经过第一步基于面积的识别, 工件 (d) 和 (e) 得到了识别, 工件 (a)、(b)、(c) 被分到了第一类, 需要进行第二步基于六线 ORLC 长度样本的识别. 它们的六线 ORLC 长度样本在表 2 中给出, 用适用于第一类的 BP 网络进行识别, 结果显示了很好的识别率. 同一个工件在不同位置和方向的 ORLC 实际长度样本有一些差别, 但不影响识别. 实验结果表明, 本文方法有较快的识别速度和较高的识别率.

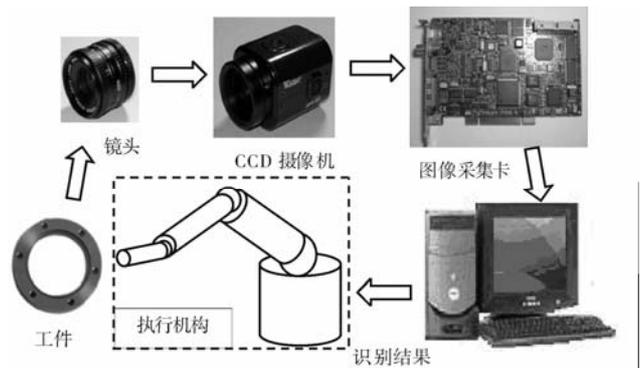


图6 视觉识别系统构成

Fig. 6 Composition of visual recognition system

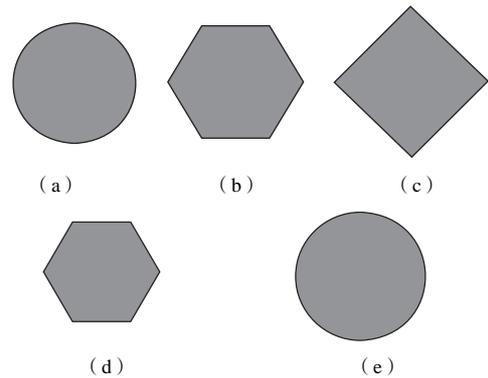


图7 5种实验用工件

Fig. 7 Five experimental parts

表1 实验工件的面积

Tab. 1 Areas of experimental parts

工件编号	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
面积/像素	31 400	31 400	31 400	25 980	37 944

表2 实验工件的六线 ORCL 长度样本

Tab. 2 ORLC length templates in six directions of experimental parts

工件编号	LM_0	LM_1	LM_2	LM_3	LM_4	LM_5
(a)	100	100	100	100	100	100
(b)	110	110	110	110	110	110
(c)	118.5	97.8	91.8	118.5	91.8	91.8

4 结 语

工件的计算机视觉识别是提高生产系统柔性化和自动化程度的一种有效途径. 其中, 识别算法对识别率和识别速度起着关键作用. 本文充分利用工件的形状特征, 提出了基于图像的二步法工件快速识别算法. 首先根据最直接也是最便于计算的工件面积进行第一步识别, 并对于不能识别的工件进行分类; 然后使用编码数较少的六线 ORLC 长度样本进行第二步识别. 这样就大大地减少了对工件图像进行编码的计

算量,提高了识别速度,对于提高生产系统的效率有着重要的意义.

参考文献:

[1] 吴保国,叶臻,曾洪雷,等.基于环形窗口的主动式工件识别方法[J].复旦学报,1997,36(6):609—616.

[2] 邓秀娟,赵亮.基于图像轮廓提取的模板匹配方法在机器人视觉中的应用[J].机器人技术与应用,2002(5):27—29.

[3] 汪国云,李济顺.基于轮廓的物体识别与定位方法[J].河南科技大学学报,2006,27(6):42—45.

[4] Wang X, Butler C. Use of a machine vision system in a flexible manufacturing cell incorporating an automated coordinate measuring machine [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 1993, 207 (B3): 199—204.

[5] 王向军,王以忠,郑义忠.利用 ORLC 编码实现任意形状工件的快速识别[J].宇航计测技术,1997,17(2):2—6.

[6] Wang Y. Study on a fast visual recognition method of workpiece in the context of CIMS [C]. Proceedings of the Six World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), Piscataway USA: IEEE, 2006: 6895—6899.

(上接第 48 页)

82 个)作为训练样本,训练神经网络模型.学习率 0.05;训练步数为 5 000;训练目标误差 0.005;将训练好的神经网络用待测的 130 个好的扬声器,35 个故障扬声器来检验,部分识别结果如表 1 所示.表 1 中,特征 1—10 分别为响应信号经过小波包分解的能

量规一化的值,即为扬声器信号的特征提取的值.可以明显看出,经过特征提取,好扬声器和故障扬声器在不同频段的能量百分比不同,通过不同的数值就能识别扬声器的好坏.识别正确的数目为 158 个,识别率能达到 95.8%.

表 1 识别结果

Tab. 1 Results of recognition

类型	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	特征 6	特征 7	特征 8	特征 9	特征 10	识别结果
hao01	0.244	0.399	0.040	0.183	0.020	0.038	0.017	0.024	0.011	0.02	好
hao02	0.224	0.426	0.046	0.190	0.013	0.034	0.014	0.020	0.016	0.02	好
hao03	0.233	0.391	0.041	0.176	0.018	0.037	0.018	0.034	0.023	0.02	好
hao04	0.251	0.361	0.037	0.180	0.023	0.038	0.017	0.042	0.024	0.03	好
hao05	0.261	0.369	0.044	0.170	0.037	0.042	0.030	0.023	0.010	0.01	好
xili1	0.106	0.476	0.047	0.117	0.062	0.052	0.358	0.041	0.028	0.03	坏
zao1	0.160	0.423	0.047	0.121	0.047	0.057	0.027	0.050	0.030	0.03	坏
zao2	0.120	0.400	0.043	0.142	0.051	0.060	0.042	0.050	0.059	0.03	坏
ta1	0.049	0.465	0.036	0.154	0.085	0.051	0.037	0.048	0.038	0.04	坏
wa1	0.063	0.515	0.033	0.147	0.040	0.070	0.032	0.028	0.037	0.03	坏

3 结 语

采用了基于 BP 神经网络的扬声器故障检测的方法,通过将整周期信号进行小波包分解,得到信号的能量矩阵,规一化,取其 10 个最大的能量作为神经网络的输入,通过 BP 神经网络的训练,得到网络权值和阈值.将待识别扬声器输入到训练好的神经网络中,得到最终的识别结果.实验证明该方法简单有效,能满足现场需要,若增大某类故障扬声器的样本,故障识别率还可提高.

参考文献:

[1] 顾春,盛胜我.利用线性扫频信号测量扬声器电声特性[J].电声技术,2004(1):21—23.

[2] 张再荣.扬声器纯音检听及故障分析[J].电声技术,2000(8):31—33.

[3] 卢学军,储标,许增朴.模式识别技术在扬声器故障诊断中的应用[J].天津科技大学学报,2007(1):72—74.

[4] 卢学军,储标,许增朴.基于信号处理的扬声器故障诊断方法研究[J].声学与电子工程,2007(2):45—48.

[5] 张建国,孙晓东,张礼勇.基于时频分析的信号特征提取方法研究[J].电测与仪器,2005(6):6—9.

[6] Gary G Yen, Kuo-Chung Lin. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2000, 47 (3): 650—667.

[7] 杨建刚.神经网络实用教程[M].浙江:浙江大学出版社,2001:41—62.

[8] 高大启.有教师的线型基本函数前向三层神经网络结构研究[J].计算机学报,1998(1):81—86.