

基于BP神经网络的注射器针头缺陷检测方法

熊邦书¹, 熊晗阳¹, 程 骏²

(1. 南昌航空大学 江西省图像处理与模式识别重点实验室,南昌 330063;

2. 江西省核工业地质调查院,南昌 330038)

[摘要] 为了实现倒装和弯钩次品针头的自动检测,提出了一种基于BP神经网络的注射器针头合格性检测方法。该方法首先对针头图像进行去噪、目标分割和针头轮廓提取等预处理,其次采用边界区域不变矩法和针头边缘曲率法提取针头特征,然后用合格针头、弯钩针头和倒装针头样本的特征对设计好的BP神经网络进行训练,最后利用训练好的BP神经网络实现注射器针头的合格性检测。通过大量真实针头的合格性检测实验,验证了本研究所提出方法的有效性,可用于实际生产中。

[关键词] 注射器针头; 边界区域不变矩; 曲率; BP神经网络

[中图分类号] TP183 [文献标志码] A doi: 10.3969/j.issn.1673-6214.2014.02.006

[文章编号] 1673-6214(2014)02-0084-04

A Syringe Needle Eligibility Detection Method Based on BP Neural Network

XIONG Bang-shu¹, XIONG Han-yang¹, CHENG Jun²

(1. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition,
Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

2. Nuclear Industry Geological Survey Institution of Jiangxi Province, Nanchang 330038, China)

Abstract: In order to achieve automatic detection of flip and hook defective needles, a syringe needle eligibility detection method based on BP neural network was proposed. Firstly, there are several preprocessing steps including the needle image de-nosing, needle target segmentation and needles contour extraction. Next, needles feature extraction followed by boundary region invariant moment method and needle edge curvature. Then, the designed BP neural network is trained by the samples of the qualified needles, bent needles, and inverted needles. Finally, the quality of the needle is tested by the trained BP neural network. Through a lot of real needle detection experiment, the proposed method is effective and can be used in actual production.

Key words: syringe needle; border region invariant moment; curvature; BP neural network

0 引言

一次性医用注射器针头的生产过程中,会产生约万分之一的次品针头,次品针头主要有针头倒装和弯钩两类。如果次品针头用到患者身上,会给病人造成极大的身心伤害,因此对针头进行在线合格性检测具有现实意义。德国西门子公司研制了一次性注射器在线自动检测系统,该系统利用机器视觉技术在线检测注射器针头的外观缺陷,并自动剔除不合格产品,但其设备价格昂贵。

目前国内注射器针头生产厂家普遍采用人工目视检测法,这种方法工作效率低,检测的可靠性差,制约了一次性注射器生产企业的发展。

国内在注射器图像自动检测方面已经开展了一些研究。柴本成^[1]针对一次性输液针的弯钩检测,提出了基于最大方差比的自动阈值图象分割方法,很好地将针头与背景分离开来,然后通过Sobel算子和曲线拟合得到针头的轮廓曲线,并计算针头的外轮廓角度,最后将其与阈值进行比较来判断针头是否弯钩。周佳^[2]运用数学形态学的方法,很好地提取了针头的特征,再用模板匹配的方法检测针头是否倒装。前期研究采用边界区

[收稿日期] 2014年1月5日 [修订日期] 2014年2月28日

[基金项目] 国家自然科学基金(61163047)

[作者简介] 熊邦书(1968年-),男,博士,教授,主要从事图像处理及应用等方面的研究。

域不变矩法建立合格针头特征库,通过计算不变矩间的欧氏距离判断针头是否倒装,再通过计算针头左右边缘曲线的曲率来判断针头是否弯钩,该方法取得了较好效果,但针头特征库和合格性检测方法有待完善^[3]。

据此,提出一种基于BP神经网络的针头合格性检测方法。将边界区域不变矩^[4]和针头左右边缘曲率^[5]作为针头的特征,通过BP神经网络自学习后,以网络权值、阈值来表示针头特征^[6]与针头合格、弯钩和倒装3种状态的映射关系,实现针头的合格性判断。

1 图像预处理与特征提取

1.1 图像预处理

采用 3×3 的中值滤波模板,去除噪声干扰。

采用改进的Otsu^[7-8]阈值分割法,将针头与背景分离开,Otsu给出求取图像最佳阈值 g 的公式为:

$$g = \max_{0 \leq T \leq L-1} \left| \omega_0(T)[\mu_0(T) - \mu]^2 + \omega_1(T)[\mu_1(T) - \mu]^2 \right| \quad (1)$$

其中, $[\mu_0(T) - \mu]^2$ 和 $[\mu_1(T) - \mu]^2$ 越大时,目标和背景分割效果越好。

再用连通域法去除伪针头。利用边界跟踪法提取准确的针头轮廓。

1.2 针头特征提取

1) 边界区域不变矩特征提取。

矩不变量具有尺度、平移以及旋转不变性。本研究采用边界区域不变矩法进行针头边缘特征提取。几何矩 m_{pq} 和几何中心矩 μ_{pq} 的计算公式分别如式(2)和式(3)所示:

$$m_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in c} x^p y^q f(x,y) \Delta s \quad (2)$$

$$\mu_{pq}^c = \sum_{(x,y) \in c} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x,y) \Delta s \quad (3)$$

其中: $f(x,y) = \begin{cases} 1 & (x,y) \in c \\ 0 & (x,y) \notin c \end{cases}$; $p+q \leq 3$; Δs 为离散后的单位弧长,可取1或 $\sqrt{2}$ 。为抵消尺度变化对边界几何中心矩的影响,使用0阶边界几何中心矩 μ_{00} 对其余各阶边界几何中心矩进行归一化操作,可得归一化中心矩 η_{pq} :

$$\eta_{pq} = \mu_{pq}^c / (\mu_{00}^c)^{\frac{p+q}{2}+1} \quad (4)$$

噪声对边界区域不变矩的高阶矩影响较大,而对边界区域不变矩的低阶矩影响相对较小,所

以,选用 Φ_1 、 Φ_2 和 Φ_3 作为描述针头特征信息的参数,其计算公式如下:

$$\begin{cases} \Phi_1 = \eta_{02} + \eta_{20} \\ \Phi_2 = (\eta_{02} - \eta_{20})^2 + 4\eta_{11}^4 \\ \Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \end{cases} \quad (5)$$

由于不变矩的值其变化范围大,为了便于对比,采用对数方法压缩,公式为:

$$\Phi_i = |\lg |\Phi_i|| \quad i = 1, 2, 3 \quad (6)$$

2) 针头边缘的曲率特征提取。

数学中常用曲线曲率来表示曲线的弯曲程度,因此选用曲线的曲率作为针头的特征。为实现针头边缘曲线拟合与针头在图像上的位置无关,建立针头局部坐标系将针头曲线上的点变换到该局部坐标系下。

提取针头轮廓的左右边缘点进行左右边缘曲线的拟合。设针头边缘点集为 (x_i, y_i) $(i = 1, \dots, N)$,边缘曲线方程为:

$$y(x_i) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 \quad (7)$$

式中, a_0 、 a_1 、 a_2 为多项式系数。

当 $N > 3$ 时,利用最小二乘拟合求解 a_0 、 a_1 和 a_2 系数,有

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N & \sum_{i=0}^N x_i & \sum_{i=0}^N x_i^2 \\ \sum_{i=0}^N x_i & \sum_{i=0}^N x_i^2 & \sum_{i=0}^N x_i^3 \\ \sum_{i=0}^N x_i^2 & \sum_{i=0}^N x_i^3 & \sum_{i=0}^N x_i^4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^N y_i \\ \sum_{i=0}^N x_i y_i \\ \sum_{i=0}^N x_i^2 y_i \end{bmatrix} \quad (8)$$

利用式(7)和式(8)可得到针头的左右边缘曲线方程,求取针头边缘曲线上各边缘点上的曲率 K_i ,用最大曲率 K_{\max} 作为针头的特征信息,有:

$$\begin{cases} K_i = \frac{|y''(x_i)|}{\{1 + [y'(x_i)]^2\}^{3/2}} \\ K_{\max} = \max\{K_i\} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (9)$$

2 针头合格性检测的BP网络设计与训练

2.1 BP神经网络设计

本研究设计的BP神经网络分为3层,其输

入层为 5 个神经元, 分别对应样本数据的 Φ_1 、 Φ_2 、 Φ_3 、 K_{\maxl} 、 K_{\maxr} ; 隐层为 m 个神经元; 输出层为 2 个神经元, 对应样本针头的合格、弯钩和倒装 3 个状态。目前, 对于一个特定的问题, 隐层神经元数目 m 的选取没有理论指导^[9], 可按隐含层节点经验公式^[10]计算得到。隐含层节点经验公式如式(10)所示。

$$p = \sqrt{m + n} + a \quad (10)$$

式中: p 为隐含层节点数, m 为输入层节点数, n 为输出层节点数, a 为 1~10 之间的常数。通过大量实验分析证明: 当隐含层节点数 p 取 10 时, 网络能很快地收敛。

2.2 BP 神经网络样本训练

1) 图像采集。

选取了 30 个一次性注射器针头作为样本, 其中合格针头 7 个, 倒装针头 10 个, 弯钩针头 13 个。3 种状态的针头图像分别如图 1 所示。

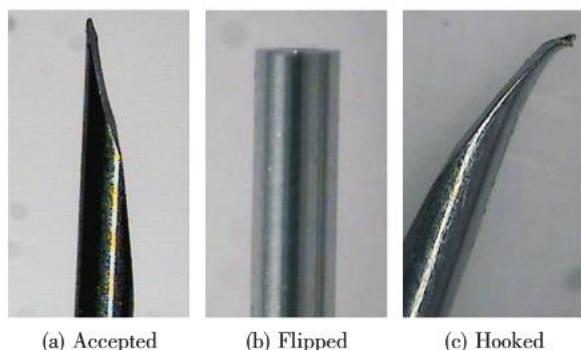


图 1 针头的 3 种状态

Fig. 1 Three states of the syringe needle

在范围内每隔一定角度采集一组特征, 角度越小, 越能反映针头的合格性。通过实验确定间隔角度的经验值为。

弯钩针头不同角度特征不同, 因此在范围内每个弯钩针头按每采集一张图片, 共 35 张。倒装针头每个角度其特征相同, 因此在范围内每个倒装针头只需采集 1 张图片。合格针头在范围内有 2 个特点:(1) 平面投影轮廓相同, 即与、与对应角度轮廓相同;(2) 平面投影左右对称, 即与、与对称, 因此每个合格针头只需在和范围内每隔采集一张图片, 共 19 张。

2) 网络训练。

根据式(6)和式(9)得到针头的 5 个特征参数 Φ_1 、 Φ_2 、 Φ_3 、 K_{\maxl} 、 K_{\maxr} 的数据, 将这 5 个特征参数作为网络的输入。定义网络的输出(0,0)为合格针头,(0,1)为弯钩针头,(1,1)为倒装针头。用采集合格、倒装和弯钩针头图像样本提取的特征对设计好的 BP 神经网络进行训练, 其中合格针头的训练样本输入为 35 个, 输出 14 个; 倒装针头的训练样本输入为 50 个, 输出 20 个; 弯钩针头的训练样本输入为 65 个, 输出 26 个。

3 检测实验与结果分析

选取 10 个注射器针头作为测试对象来验证本文方法的有效性, 其中合格针头 3 个, 倒装针头 3 个, 弯钩针头 4 个。每个测试针头取一张任意角度的图片, 按照式(6)和式(9)计算其 5 个特征作为网络的输入, 合格针头的测试样本输入为 15 个, 倒装针头的测试样本输入为 15 个, 弯钩针头的测试样本输入为 20 个, 其输出结果和检测结果分别如表 1 所示。从表 1 测试针头合格性检测实验结果中可以看出, 10 个测试针头通过该 BP 神经网络, 检测的结果均正确。

表 1 测试针头合格性检测实验结果

Table 1 Results of detection

States	Input					Output		Result
	Φ_1	Φ_2	Φ_3	K_{\maxl}	K_{\maxr}	a	b	
Accepted	1.045 53	1.922 15	1.352 47	5.638 67	3.892 20	0.001 5	0.376 6	Accepted
Hooked	1.045 53	1.922 15	1.352 47	5.638 67	3.892 20	0.035 6	0.996 8	Hooked
Hooked	0.83629	1.481 31	1.285 43	18.961 21	24.979 76	0.068 09	0.998 8	Hooked
Hooked	0.865 88	1.650 58	0.960 55	0.017 98	1.094 59	0.014 9	0.005 8	Hooked
Accepted	1.013 63	1.478 20	-1.357 79	0.131 70	0.752 17	0.990 6	0.998 9	Accepted
Flipped	0.504 85	0.996 03	-1.476 96	0.141 86	1.518 52	0.989 0	0.999 0	Flipped
Flipped	0.673 50	0.971 93	0.815 96	3.136.929 19	161.464 63	0.005 2	0.986 2	Flipped
Hooked	0.870 31	1.662 31	0.700 32	0.933 46	0.347 10	0.016 2	0.006 9	Hooked
Accepted	0.991 96	1.435 94	-1.875 37	0.291 24	1.276 09	0.993 1	0.999 3	Accepted
Hooked	0.878 50	1.554 28	1.373 97	11.498 36	3.576 04	0.004 9	0.979 5	Hooked

4 结论

1)采用图像预处理,提高了针头图像的轮廓提取准确率;采用边界区域不变矩的低阶矩 Φ_1 、 Φ_2 、 Φ_3 以及针头左右边缘曲率 $K_{\max l}$ 、 $K_{\max r}$ 等特征,准确描述了合格针头、弯钩针头和倒装针头的特点;采用合格、倒装和弯钩针头样本对设计好的BP神经网络进行训练后,利用训练好的神经网络对针头进行合格性检测。

2)真实针头合格性检测实验结果表明,本研究方法检测准确率高,可用于实际生产中。

参 考 文 献

- [1] 柴本成. 基于图像技术的一次性输液针检测软件原型系统 [D]. 杭州:浙江工业大学, 2003:1-5.
- [2] 周佳. 一次性注射器针头反表缺陷在线检测系统 [D]. 南昌:华东交通大学, 2009:12-30.
- [3] 熊邦书,余亮,欧巧凤,等. 注射器针头合格性图像检测方法 [J]. 中国生物医学工程学报, 2010, 29(4): 627-631.
- [4] Yang J C, Park D S. A fingerprint verification algorithm using tessellated invariant moment features[J]. Neurocomputing, 2008, 71(10-12): 1939-1946.
- [5] Siddiqi I, Vincent N. Text independent writer recognition using redundant writing patterns with contour-based orientation and curvature features [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(11): 3853-3865.
- [6] Arribas J I, Sánchez-Ferrero G V, Ruiz-Ruiz G, et al. Leaf classification in sunflower crops by computer vision and neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(1): 9-18.
- [7] Moghaddam R F, Cheriet M. AdOtsu: An adaptive and parameterless generalization of Otsu's method for document image binarization[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2419-2431.
- [8] 许向阳,宋恩民,金良海. Otsu准则的阈值性质分析[J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2716-2719.
- [9] 熊邦书,何明一. 三维残缺数据的神经网络修补方法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(12): 2939-2942.
- [10] 张洪瑾. 基于模糊神经网络的掘进机液压系统故障诊断研究[D]. 江苏:南京理工大学, 2013:13-45.

基于BP神经网络的注射器针头缺陷检测方法

作者: 熊邦书, 熊晗阳, 程骏, XIONG Bang-shu, XIONG Han-yang, CHENG Jun

作者单位: 熊邦书, 熊晗阳, XIONG Bang-shu, XIONG Han-yang (南昌航空大学 江西省图像处理与模式识别重点实验室, 南昌, 330063), 程骏, CHENG Jun (江西省核工业地质调查院, 南昌, 330038)

刊名: 失效分析与预防

英文刊名: Failure Analysis and Prevention

年, 卷(期): 2014(2)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_gwjsjg201402007.aspx