

基于数字算法的印刷品缺陷特征的提取与分类方法研究

杨欧, 戴光智

(深圳职业技术学院, 深圳 518055)

摘要: 使用 RLE 方法, 能够快速提取印刷品缺陷的多种特征。针对不同缺陷特征, 使用基于径向基神经网络的方法, 依据缺陷目标的特征, 对缺陷进行了分类。实验结果显示, 径向基神经网络通过对训练样本的训练, 对测试样本能够达到良好的分类效果。

关键词: 印刷品; 径向基神经网络; 缺陷特征; 游程编码

中图分类号: TS801.9; TS807 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2011)21-0085-05

Experiment and Measurement for Acquiring Solid Standards of Four Colors Metal Printing

YANG Ou, DAI Guang-zhi

(Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Many kinds of characteristics of defects of printed matter can be extracted by RLE method. According to different characteristics of defects, the defects were classified using radial neural network method. Experimental results showed that radial neural network method can obtained good classification effect through training of specimen.

Key words: print matter; radial basis function neural networks; defect feature; RLE

印刷过程中产生的缺陷类型有纸缺陷、污迹、飞墨、窜墨、刀丝、脏板、脏点、拼接、毛刺、白点、皱折、纸带、破洞、渣子、砂版、七彩印子、渣点、花版、脏块等 20 余种^[1-3], 对提取出的缺陷进行正确的分类对指导印刷生产过程具有重要的意义。分类算法是通过输入缺陷的位置、面积、形状(包括外观比、形状因子、偏心率、球状性等特性)、灰度等多种数据, 输出对应的常见的缺陷类型, 并通过神经网络分类器不断的学习和改进, 识别的准确率能够达到 90% 以上。

1 基于 RLE(游程编码)的印刷品缺陷目标特征描述

1.1 基于 RLE(游程连通性)标记方法

针对现有印刷品缺陷提取算法所存在的各种不足, 提出利用游程编码方式对缺陷图像进行标记, 只需经过一次逐行扫描分析便可实现对缺陷内外轮廓的提取, 在分析过程中, 只需保存当前行游程以及相

邻上一行游程的数据, 所占用的内存非常少, 此外, 还可以实现流水线式的并行处理, 使得算法在线阵扫描相机应用过程中, 可以在获取图像数据的同时进行轮廓提取处理, 减少了等待时间^[4-5]。

游程编码是对常数区域进行编码的一种有效的替代方法, 是用一长度序列表示图像或位平面的每一行, 这些长度描绘了对黑色和白色像素的连续行程。游程编码技术最早是使用在图像的压缩方面, 基本概念是对一幅二值图像从左到右扫描一行时所遇到的 1 或 0 的连接组, 用这些连接组的长度进行编码, 并且建立决定游程值的约定。决定游程长度值最通常的方法如下。

1) 指定每一行第一次游程的值。

2) 假设每一行从白色游程开始, 这次游程的长度可能实际上为 0。

对图 1 像素进行一维行程编码, 白色像素用 1 表示, 黑色像素用 0 表示, 结果是: 第 1 行 1(1)3(0)3(1)

收稿日期: 2011-09-04

基金项目: 广东省自然科学基金(07006479); 深圳职业技术学院青年创新基金(2209k3010015)

作者简介: 杨欧(1979-), 男, 湖北人, 博士, 深圳职业技术学院讲师, 主要从事图像模式识别、计算机视觉方面的研究。

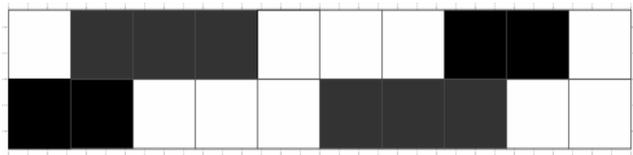


图1 一维游程示意图

Fig. 1 Sketch map of one-dimensional RLE

2(0)1(1),第2行 2(0)3(1)3(0)2(1)。

1.2 游程编码算法的实现

实现游程编码算法,首先需要定义算法的数据结构和 RLE 缺陷检测算法规范。

1.2.1 定义算法的数据结构

定义 RLE 单元类:

```
Class RLE_ELEMENT
{
int iRLE_ID; // RLE 序号;
int iRow ; // RLE 所在行号;
int iStart_Pos, iEnd_Pos ; //RLE 的起始和终止位置;
RLE_ELEMENT * NextRLE; // 指向的下一个 RLE 类
};
```

定义缺陷类:

```
Class Flaw_ELEMENT
{
int Flaw_ID; // 缺陷 ID
RLE_ELEMENT Start_RLE; // 起始 RLE 编号
RLE_ELEMENT End_RLE; // 结束 RLE 编号
int TotalPixels; // 缺陷包含的像素个数,也可以看出缺陷面积
Point COG; // 缺陷的形心,或者重心
int Height; // 缺陷的高度
int Weight; // 缺陷的宽度
}
```

1.2.2 RLE 缺陷检测算法步骤

- 1) 将图像的每行生成 RLE 元素。
- 2) 消除异常的 RLE 元素。如超出异常的尺寸的 RLE 元素,或单个像素的 RLE 元素。
- 3) 组合相邻的 RLE 元素。若同一行 2 个相邻

的 RLE 元素(RLE[i]和 RLE[i+1])间距小于给定的范围,则二者可以连接成一个 RLE 元素,此时 RLE [i]中 NextRLE 指针指向 RLE[i+1];若相邻行的 2 个 RLE 元素(RLE[i]和 RLE[j])发生重叠,即(RLE [i]. iEnd_Pos RLE[j]. iStart_Pos 或 RLE[i]. iStart_Pos RLE[j]. iEnd_Pos),则二者可以连接起来,此时 RLE[i]中 NextRLE 指针指向 RLE[j]。

4) 将所有相连的 RLE 元素分别组合成不同的缺陷目标。

1.3 游程编码(RLE)技术对缺陷目标形状特性的描述

缺陷目标的特征包括缺陷的周长、最大直径、面积、形状(包括外观比、形状因子、偏心率、球状性等特性)、灰度等多种数据,通过这些特征,能够判读出缺陷的种类和缺陷产生的原因。

设像素在横坐标方向和纵坐标方向的每个象素大小都为 1^[6]。

1) 缺陷目标周长。基于 RLE 算法的数据结构定义,对于每一个缺陷区域 Flaw_ELEMENT,在纵坐标方向的周长等于目标高度的 2 倍;在横坐标方向周长等于第一行和最后一行的游程长度加上所有相邻 2 行游程的长度差(前提按照 4 方向相邻的边缘算法,目标中间没有空心)。

$$\begin{aligned} \text{周长}(P) = & (\text{Flaw_ELEMENT. End_RLE.} \\ & \text{iRow} - \text{Flaw_ELEMENT. Start_RLE. iRow}) * 2 \\ & + \text{Flaw_ELEMENT. Start_RLE. iEnd_Pos} - \text{Flaw_} \\ & \text{ELEMENT. Start_RLE. iEnd_Pos} \\ & + \text{Flaw_ELEMENT. End_RLE. iEnd_Pos} - \\ & \text{Flaw_ELEMENT. End_RLE. iEnd_Pos} \\ & + |\text{RLE_ELEMENT. iStart_Pos} - \text{RLE_EL-} \\ & \text{ELEMENT. NextRLE. iStart_Pos}| \\ & + |\text{RLE_ELEMENT. iEnd_Pos} - \text{RLE_ELE-} \\ & \text{MENT. NextRLE. iEnd_Pos}| \end{aligned}$$

2) 缺陷目标面积(S)。在 Flaw_ELEMENT 类的定义中,把一个缺陷目标中所有的游程长度求和就得到目标区域的面积。

3) 缺陷目标高度和宽度。宽度 $w = \text{Flaw_ELEMENT 最大横坐标} - \text{Flaw_ELEMENT 最小的横坐标}$ 。

高度 $h = \text{Flaw_ELEMENT 最大纵坐标} - \text{Flaw_ELEMENT 最小纵坐标}$ 。

4) 缺陷形心的表示。形心可以认为是缺陷的几

何中心,对于面积不为零的缺陷其形心可由数学分析中求重心的方法得到。

5) 矩形度的表示。矩形拟合因子是反映物体矩形度的一个参数,即:

$$R=S/Ar, Ar=w \times h$$

其中: Ar 是该物体的最小外接矩形面积; R 限定在 0 与 1 之间,对于矩形物体 R 取得最大值 1,对于圆形物体 R 的取值为 $\pi/4$,对于较细的、弯曲的物体取最小值。

6) 圆形度的表示。

在对圆形形状计算时圆形度特征指标取最小值,其幅度值反映了被测量边界的复杂程度。最常用的圆形度指标是:

$$C=P^2/S$$

其中: P 为缺陷目标的周长; C 为周长的平方与面积之比,这个特性对圆形形状取最小值 4π ,越复杂的形状取值越大。



图2 一幅带缺陷的二值图像(分辨率:2048×1600)

Fig. 2 Binary image of defects (resolution:2048×1600)

试验的缺陷图像 A, B, C, D 是人工标记的,设计缺陷时,考虑了缺陷的大小、形状和缺陷分布在不同的灰度值区域,起到考察游程编码标记算法的目的。特征数据是利用 RLE 游程编码标记算法从图 2 中获得的,见表 1。

表 1 缺陷特征表

Tab. 1 The characters of four defects

缺陷	特征						
	周长	面积	高度	宽度	形心坐标	矩形度	圆形度
A	75	104	14	34	333.9	0.218	54
B	78	252	36	15	576.176	0.467	24
C	33	110	13	11	518.187	0.769	14
D	65	127	46	31	494.334	0.089	33.3

2 基于 RBF 网络的印刷品缺陷分类

印刷品的缺陷种类有很多种,从缺陷的种类就可以判断出产生这些缺陷的原因,这对于指导印刷品的生产有一定的实际意义,而目前市面上的印刷品检测系统都还没有这个功能^[1-2]。

2.1 RBF 网络原理

径向基函数网络由 3 层组成,输入层节点传递输入信号到隐层,隐层节点由高斯核函数(径向基)描述,而输出层节点通常由简单的线性函数刻画。隐层节点(感知单元)的作用函数(核函数)对输入信号将在局部产生响应,即当输入信号靠近核函数中央范围时,隐层节点将产生较大的输出,所以,径向基函数网络是局部逼近网络,具有学习速度快的优点,其基函数常用的是高斯函数^[7],可表示为:

$$\alpha_i(\mathbf{X}) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

式中: $\alpha_i(x)$ 为第 i 个隐层节点的输出; \mathbf{X} 为输入样本, $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$; \mathbf{c}_i 为第 i 个隐层节点的高斯核函数的中心且与 \mathbf{X} 具有相同的维数; σ_i 为第 i 个隐层节点的数量,称之为标准化常数或基宽度; m 为隐层节点的个数。

目前已经证明,径向基神经网络能够以任意精度逼近任意连续函数,典型的印刷品缺陷见图 3。

2.2 RBF 网络的训练及测试

根据目标特征的描述,定义缺陷目标的周长、面积、宽度、高度、矩形度、圆形度、目标区域的平均灰度值和目标周围区域的灰度对比度,这 8 个特征作为径向基神经网络的输入参数,网络的输出结果是对缺陷进行分类的种类。选择了 6 种典型的印刷品缺陷,见图 3。

首先,从待检测的印刷品中挑选出 12 组训练样本,分别对应上面介绍的 6 种典型缺陷的类型,12 组样本的参数,见表 2,类别 1-6 分别代表了 6 种缺陷类型,见图 3。

为便于计算,通过 6 个目标向量表示这 6 种缺陷种类,分别为: $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$ 表示第 1 种缺陷,代表细小撒渣缺陷; $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$ 表示第 2 种缺陷,代表遗漏墨; $[0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]$ 表示第 3 种缺陷,代表细长缺陷; $[0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]$ 表示第 4 种缺陷,代表短的缺陷(边缘);

表 2 缺陷目标特征/缺陷目标类型样本数据

Tab.2 Data of defect characteristics/defect types of specimen

样本序号	周长	面积	宽度	高度	矩形度	圆形度	平均灰度值	灰度对比度	类别
1	26	63	9	11	0.636	13.73	172	1.253	1
2	21	47	7	8	0.839	13.38	177	1.317	1
3	75	118	15	20	0.393	47.68	228	1.786	2
4	67	109	15	18	0.404	41.18	231	1.865	2
5	45	60	25	13	0.185	33.75	27	0.258	3
6	60	72	45	11	0.145	50.00	34	0.368	3
7	46	80	6	20	0.667	26.45	53	0.872	4
8	51	87	5	21	0.829	29.90	43	0.765	4
9	84	128	27	19	0.249	55.13	21	0.216	5
10	100	136	26	28	0.187	73.53	27	0.376	5
11	16	26	7	6	0.619	13.85	57	0.672	6
12	12	21	6	6	0.583	13.86	61	0.534	6

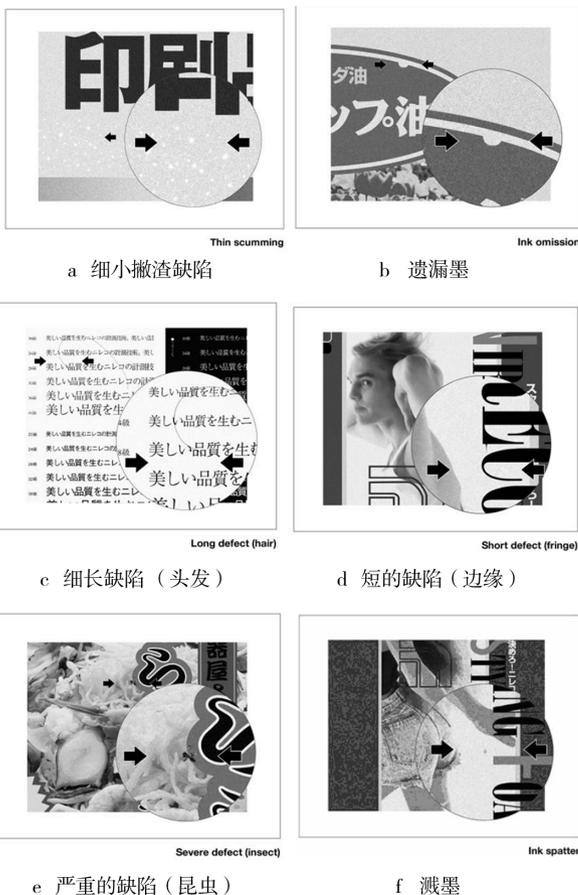


图 3 6 种典型的印刷品缺陷
Fig. 3 Six typical prints defects

网络结构的确定。输入变量是 8 种缺陷特征,输出结果为 6 种不同的缺陷种类。试验的径向基网络主要包括隐含层和输出层,其中隐含层的传递函数选用高斯函数,高斯核函数的参数是利用模式聚类法 K-NN 来求取,输出层的传递函数为纯线性函数^[8]。

在用于训练样本和测试样本之前,需要对数据进行规一化处理。在试验中,把实验数据规一到 0—1 的范围内。

再利用缺陷样本对 RBF 网络进行训练,选择不同的基宽度 σ 值,分别建立相对应的径向基神经网络,通过网络训练确定最终权值。采用 MSE 作为目标误差和测试数据的误差计算的公式:

$$MSE = \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2 \quad (2)$$

式中: X_i 为径向基神经网络的输出向量; Y_i 为目标向量。

最后随机选择 6 组测试数据来预测网络性能,见表 3,并确定基宽度 σ 值的最优结果。

从 6 组测试数据来看,第 6 组测试样本的误差较大。第 6 组缺陷实际是一种溅墨缺陷,但是通过训练好的网络测试后,识别出来的结果显示是短的边缘缺陷,见表 4,其他 5 组检测结果比较准确。

实验结果显示,径向基神经网络通过对训练样本的训练,对于测试样本能够达到分类的效果;目前利用神经网络技术对印刷品缺陷分类,还处于研究阶段,仅是对此做一些探索研究。

[0 1 0 0 0 0]表示第 5 种缺陷,代表严重的缺陷(昆虫);[1 0 0 0 0 0]表示第 6 种缺陷,代表溅墨。

表 3 经过归一化的 6 组测试样本

Tab.3 6 groups of test specimen after normalization

样本序号	周长	面积	宽度	高度	矩形度	圆形度	平均灰度值	灰度对比度	类别
1	0.240 0	0.397 1	0.177 8	0.357 1	0.804 5	0.145 1	0.688 6	0.652 5	000001
2	0.800 0	0.933 8	0.377 8	0.714 3	0.445 8	0.685 3	1.000 0	1.000 0	000010
3	0.640 0	0.522 1	1.000 0	0.357 1	0.179 9	0.784 6	0.135 9	0.203 2	000100
4	0.530 0	0.661 8	0.133 3	0.821 4	0.777 1	0.424 5	0.250 0	0.401 1	001000
5	0.970 0	1.000 0	0.644 4	0.892 9	0.230 0	0.914 0	0.114 0	0.169 9	010000
6	0.170 0	0.213 2	0.900 0	0.250 0	0.617 4	0.135 5	0.280 7	0.308 8	100000

表 4 基宽度 $\sigma=2$ 时的测试结果

Tab.4 Test results with base width $\sigma=2$

测试数据	目标向量					
	1	2	3	4	5	6
T1	0.142 1	0.016 0	0.033 9	0.009 8	0.037 2	0.935 1
T2	0.054 0	0.057 8	0.065 3	0.107 8	1.134 6	0.204 0
T3	0.115 8	0.034 7	0.105 8	0.984 0	0.029 3	0.058 0
T4	0.162 3	0.035 5	0.967 1	0.070 5	0.025 3	0.114 4
T5	0.012 3	1.050 1	0.020 2	0.044 7	0.012 9	0.015 4
T6	0.311 9	0.487 9	0.027 2	0.881 3	0.155 9	0.423 3

3 结语

在印刷品的缺陷检测过程中,如何表示检测出的缺陷,如何记录缺陷的特征,并识别缺陷的类型是本研究的几个主题。首先对目前主要的目标表达和描述方法进行了分析,并利用游程的编码方式来表达了缺陷目标;然后试验证明此方法在缺陷目标关系的描述和目标的特征提取方面都有较大优势,且大大节省时间和空间;最后通过上述特征量来对缺陷进行正确的分类是一种模式识别的问题,利用径向基神经网络

的方法对缺陷进行分类是可行的。

参考文献:

[1] 杨欧,郭宝平,郭轩,等.多模板检测算法在印刷品缺陷检测中的应用[J].包装工程,2007,28(3):55-57.

[2] 余文勇,周祖德,陈幼平.一种高速印刷品缺陷在线检测系统[J].华中科技大学学报,2006,34(6):37-38.

[3] 潘全玲,张蕾.印刷品在线检测系统在实际应用中遇到的问题及解决方案[J].包装工程,2007,28(4):45-47.

[4] 胡涛,郭宝平.基于游程连通分析的轮廓提取算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2010,38(2):113-116.

[5] 胡涛,郭宝平.基于游程分析轮廓提取算法的改进[J].深圳大学学报(理工版),2009,26(4):405-410.

[6] 邱开金,肖国强,江健民.基于游程编码的块边缘模式图像检索算法[J].计算机应用,2006,26(9):2074-2076.

[7] 张志华,郑南宁.径向基函数(RBF)神经网络的一种极大熵学习算法[J].计算机学报,2001,24(5):474-479.

[8] 彭向前.产品表面缺陷在线检测方法研究及系统实现[D].武汉:华中科技大学,2008.

(上接第 75 页)

所需的必要参数,从而指导生产,提高生产效率。

参考文献:

[1] 卢立新.包装机械概论[M].北京:中国轻工业出版社,2011.

[2] 赵鹏.基于 Matlab 软件实现 Inventor 的曲线精确绘制[J].科技信息,2008(10):43.

[3] 许林成.包装机械原理与设计[M].上海:上海科学技术出版社,1988.

[4] 戈春阳,周一届.基于 Pro/E 的等螺距供送螺杆计算机辅助设计的研究[J].包装工程,2007,28(7):82-84.

[5] 薛定语,陈阳泉.高等应用数学问题的 MATLAB 求解(第二版)[M].北京:清华大学出版社,2008.

[6] 吴桂权.简易变螺距螺旋线的设计与加工[J].包装与食品机械,2004,22(2):53-54.

[7] 陈伯雄,董仁扬,张云飞. Autodesk Inventor Professional 2008 机械设计实战教程[M].北京:化学工业出版社,2007.