

文章编号:0258-2724(2003)01-0111-04

一种邮政编码自动识别系统

刘文, 刘永红, 何友全
(西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要:利用数字图像处理技术对目标对象的自动识别原理,通过模糊识别邮政编码,实现信件分拣自动化.实验结果表明,该系统分拣效率达5件/s以上,误拣率约5%,可提高邮政信件分拣效率,加快邮件传递速度.

关键词:数字图像处理;邮政编码;模糊模式识别;细化;隶属度

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

An Automatic Chinese Postal Code Recognition System

LIU Wen, LIU Yong-hong, HE You-quan
(School of Electric Eng., Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: An automatic Chinese postal code recognition system is introduced, which is an important part of postal mail sorting systems. The images of Chinese postal codes, handwritten or printed, on envelopes are captured with a CCD sensor. Then computer image processing technique and fuzzy recognition theory are used to process and recognize the codes. Experiment shows that the sorting speed of the system is over 5 letters per second, with an error being about 5%.

Key words: Digital Image Processing; postal codes; Fuzzy pattern Recognition; Thinning; Subjection Degree

利用计算机图像处理原理,对邮政编码实现自动检测、归类和投递,可大大节省信件的处理时间,提高劳动生产率,加快邮件的传递速度.美国的邮件处理采用OCR的识别技术^[1],识别的内容为手写或打印的地址信息,通过对地址信息数据库的解释,转换为11位的地址信息码,打印在邮件的下角,该地址信息码可反映到投递区域的街道、门牌号及住户单元等详细的信息.而我国由于人口众多,住房单元较为复杂,扫描识别的内容为6位邮政编码,仅反映投递的区域.目前,我国在邮件处理中较先进的一套系统是扁平邮件自动分拣系统,可自动识别贴在邮件中部标签上打印的6位邮政编码,具有较高的可靠性.

作者结合我国邮政的具体实际,开发了一套完整的自动化邮政处理系统,试运行效果良好.

1 系统简介

系统包括目标对象(邮政编码)的自动录入、图像预处理、模糊识别、分拣归类和自动投递几个部分,其硬件组成如图1所示.用CCD传感器获得邮政编码图像后,用计算机进行预处理,以得到正确的邮政编码.由于邮件量大,处理的信息多,采用具有双CPU、高频和并行处理的计算机进行在线作业,或采用专用图像处理卡,可以提高系统的在线处理速率.

计算机预处理完后,得到目标对象的编码.下一步是如何将识别出来的对象分类及投递.计算机识别出邮政编码数字后,将所得到的邮政编码在全国邮政编码数据库中查询,便能确定信件的目的地.6位数

字组成的邮政编码的前 2 位一般表示省份和直辖市,在本系统中属于分类的第 1 级,中间 2 位表示省市所辖的大中城市及县市,后 2 位表示下一级的区乡镇.由于各级邮政部门的分散性,使用者可以选择信件分类的级别是属于 1 级、2 级或 3 级等.信件的分拣通过 PLC 逻辑电路,将信件通过传输线路分别投递给相应的收信箱.具体实现是采用多个并行计数器来控制信件到达目标信箱的时间,时间归零,信箱门打开,信件投递到目标分类信箱,完成信件分拣工作.系统邮政编码识别的软件流程图如图 2 所示.

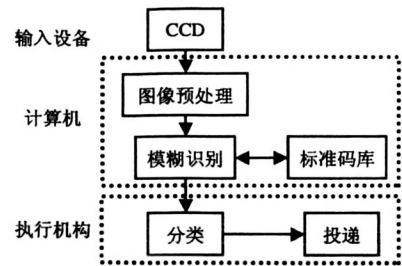


图 1 系统硬件组成图

Fig. 1 System hardware component

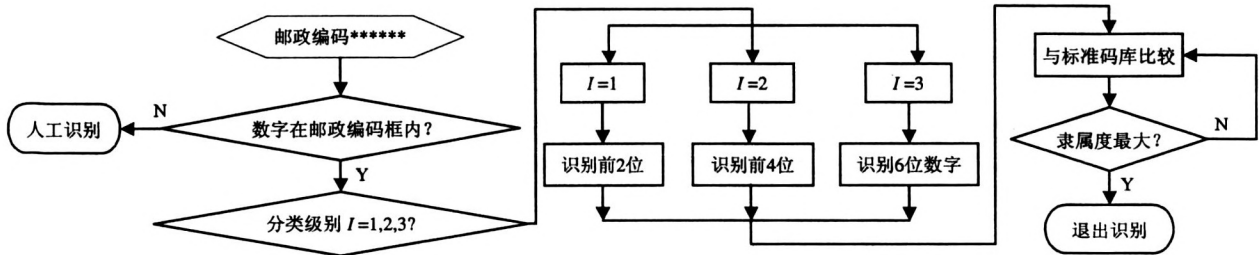


图 2 软件流程图

Fig. 2 Flow chart of software

2 图像预处理

经过 CCD 器件采集到计算机的是信封整体背景信号.要从中提取有用的邮政编码,必须除去背景噪声,进行一系列的图像预处理,包括图像增强、平滑、二值化、细化和修饰等.信封背景噪声的去除采用阈值分割法,获得二值化图像;邮政编码的定位采用直线拟合找出 6 个邮政编码号码所在的方框;细化是将人工输入的不同粗细的数字细化为单位像素,便于后续的数字识别.

2.1 阈值分割

阈值分割^[2]的基本出发点是将图像中的目标和背景灰度看成是以阈值为分割点的两种成分.阈值法图像分割的基本原理为

$$g(j,k) = \begin{cases} z_t, & F(j,k) \in z; \\ z_b, & \text{其他.} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $F(j,k)$ 是二值图; z 是 F 的任一灰度级集, $z \in [z_u, z_d]$, z_u 和 z_d 分别为灰度级集区间的上限和下限值; z_t 和 z_b 分别为任意选定的目标灰度级和背景灰度级, $z_t \in z, z_b \in z$.二值化分割时采用“二次扫描法”,即先按行和列顺序地扫描比较,得到过渡图像 $g_1(j,k)$ 和 $g_2(j,k)$,然后按“或”关系合成 $g_1(j,k)$ 和 $g_2(j,k)$,结果便为二次扫描图像分割输出 $g(j,k)$.具体步骤为:

(1) 用直方图确定物体图像与背景的灰度突变位置,将阈值选在靠近物体灰度一侧^[3].

(2) 将图像中每一扫描行各列像素与 $F(j,k)$ 相邻行像素 $F(j,k-1)$ 进行比较,按下式产生中间图像 $g_1(j,k)$ 中的各相应的行:

$$g_1(j,k) = \begin{cases} v_c, & F(j,k) \text{ 与 } F(j,k-1) \text{ 不同在一个灰度区;} \\ v_b, & \text{其他.} \end{cases} \quad (2)$$

式中 v_c 和 v_b 分别为指定的边界和背景的灰度级.

(3) 将图像中的每一行,即 $\{(j,0), (j,1), \dots, (j,N-1)\}$,按式(2)产生中间图像 $g_2(j,k)$ 中的各相应的列

$$g_2(j,k) = \begin{cases} v_c, & F(j,k) \text{ 与 } F(j-1,k) \text{ 不同在一个灰度区;} \\ v_b, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

(4) 综合式(2)和式(3),最后输出

(4) 综合式(2)和式(3),最后输出

$$g(j,k) = \begin{cases} v_c, & g_1(j,k) = v_c \text{ 和 } g_2(j,k) = v_c; \\ v_b, & \text{其他.} \end{cases} \quad (4)$$

二次扫描法分割图像,可以检测出水平和垂直方向上的边界.信封原图像灰度处理后如图3所示.信封图像阈值分割后的二值化图像如图4所示.

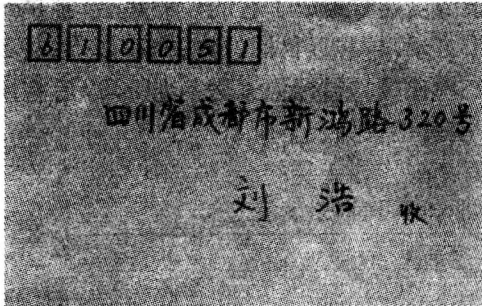


图3 灰度处理后信封图像

Fig. 3 Grey-scale image of an envelop

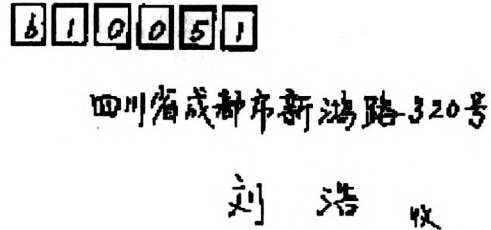


图4 阈值处理后的二值化图像

Fig. 4 Threshold processed envelop image

2.2 直线拟合

为得到邮政编码所在的位置,采用曲线拟合的方法找出信封上6个邮政编码输入小方框.曲线拟合采用直线拟合方法进行,即直线上的点满足函数 $y = a + bx$,其中 a 和 b 为常数.两条直线的相交点为邮政编码输入的起始位置,由此可以找到6个邮政编码数字的确切位置.

2.3 数字的细化

由于每个写信人所用的笔不同,每人写字的习惯不同,致使得到的目标对象像素点的位置不同.为了有效地提高相关特征,在后续的数字识别中较少出错,将先前得到的邮政编码数字细化,得到和原数字形状相似的由弧和线构成的图形.因此,细化的本质就是不断考察图像区域中的各点,按上、下、左、右的顺序,反复“隐去”那些不需保留的点,直到线图形成^[4].

图像像素有4邻域和8邻域,利用像素的邻域,可以对图像进行扩展和收缩^[5](也即膨胀和腐蚀),得到加粗和细化的图像.本系统采用希尔迪奇算法^[6].信封对象细化处理结果如图5所示:

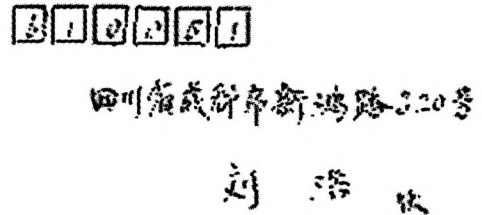


图5 信封对象细化图

Fig. 5 The envelop image after thinning

3 邮政编码模糊识别

通过对信封对象的预处理和细化,确定了待识别的邮政编码数字的位置和形状.为了识别这些数字,建立了标准码库,通过将待识别数字与标准码库中数字码比较,得出该识别数字对于被比较字码字型的相似程度,从而确定其在标准数字码特征库中分别从属于0~9这10个数字的隶属度.在文字识别中,为了提高特征库的检索速度,减少特征库容量,通常把文字矢量化.在本系统中,由于特征库中只有10个数字需要建模,容量小,因此将0~9这10个数字分别划分成 $8 \times 8 = 64$ 小区间,确定其在64个小区间中的标准位置.选取隶属度最大的为目标识别^[7,8]的值.

3.1 模糊集合

设 X 是论域,称映射 $\mu_A: X \rightarrow [0, 1], u \rightarrow \mu_A(x)$ 确定了 X 的一个模糊子集,简称模糊集^[9],记为 A .称 $\mu_A(x)$ 为模糊集 A 的隶属函数, $\mu_A(x)$ 叫做元素 x 隶属 A 的程度,简称隶属度.模糊集合完全由其隶属函数所刻画.特别当 $\mu_A(x) = \{0, 1\}$ 时, μ_A 蜕化为一个普通集合的特征函数, A 便蜕化成一个普通集合.

最大隶属度原则^[9]:设 $A_i \in F(x), i = 1, 2, \dots, n, x_0 \in X$, 如果 $\mu_{A_k}(x_0) = \max\{\mu_{A_1}(x_0), \mu_{A_2}(x_0), \dots,$

阈值原则: A_1, \dots, A_n 是 n 个标准类型, $x_0 \in X, d \in (0, 1]$ 为一阈值. 令 $a = \max \{ A_k(x_0) : 1 \leq k \leq n \}$, 若 $a < d$, 则不能识别, 应查找原因另作分析; 若 $a \geq d$ 且有 $A_{i_1}(x_0) \geq d, A_{i_2}(x_0) \geq d, \dots, A_{i_m}(x_0) \geq d$, 则判决 x_0 相对地属于 $A_{i_1} \cap A_{i_2} \dots \cap A_{i_m}$. 也可将阈值原则与最大隶属度原则结合使用, 即当 $a \geq d$ 时按最大隶属度原则识别.

3.2 实验结果

在本系统中, 待识别数字与 0~9 这 10 个数字对应的隶属度函数组成了它的模糊集合. 在单个数字的比对中, 待识别目标像素与标准像素的标准位置以一定概率表示. 越靠近目标像素, 概率越大; 越远离目标像素, 概率越小. 当待识别数字像素多于目标数字像素时, 每次比较将目标像素数目加 1. 最后将所得的隶属度平均, 便得当前待识别数字隶属于目标数字的隶属度. 实验结果如表 1 所示.

表 1 数字识别隶属度表
Tab. 1 Digital recognition subjection degree

手写邮政编码	标准字库									
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	0.55	0.35	0.80	0.45	0.30	0.25	0.30	0.70	0.65	0.40
0	0.90	0.26	0.65	0.55	0.40	0.30	0.70	0.20	0.75	0.70

由表 1 可见, “2”隶属于 2 及“0”隶属于 0 的程度较大. 对于实验结果分析如下:

(1) 数字字型正确, 但位置不正确, 易产生误识别. 比如表 1 中“0”对 8 的隶属度为 0.75, 就较容易识别成 8. 解决方法为先检测数字位置, 确定数字中心与所在编码框中心的差异, 上下左右移动数字, 尽量与框中心靠近, 然后再识别.

(2) 数字写法过大或过小, 易产生误识别. 数字在编码框位置靠中(过小)或超出编码框(过大), 计算机误识别. 为了不让计算机将此类数字作为噪声处理, 可以将过小或过大的数字分别放大或缩小到邮政编码框内, 其比例参照邮政编码框大小确定. 也可以让计算机将数字不在编码框内的信件作为噪声信件, 让人工处理分发.

(3) 考虑以上两种情况, 引入矢量化识别的方法将会避免此类误识别. 该识别方法将另文详述.

实验证明经过本系统处理过的图像, 识别率为 97%, 而未经处理过的图像识别率为 90%. 因此, 在邮件处理过程中使用本系统, 可提高新建的分拣速度和准确性.

4 结束语

本系统正处于应用调试阶段, 实验结果表明误拣率在 5% 左右, 误拣的主要原因在于用户书写不规范, 软件算法有待优化. 下一步的工作是针对用户书写邮政编码的不规范性, 进一步提高系统软件的功能. 本系统在邮政业务中投入使用, 可快邮件传递, 提高劳动生产率, 改善操作环境. 存在的问题是必须同时运行多套系统, 才能满足大容量信件分类的要求, 使得成本提高. 而且识别采用数字比对, 速度较慢, 若引入矢量化来识别数字, 将提高识别的速度.

参考文献:

- [1] 孟佩良. 认清 OCR[EB/OL]. <http://media.aidnet.com/media/ciw/759/c1301.htm>.
- [2] 王新成. 高级图像处理技术[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2001: 200-250.
- [3] Sieracki M E, Reichenbach S E, Webb K L. Evaluation of automated threshold selection methods for accurately sizing microscopic fluorescent cells by image analysis[J]. Applied and Environmental Microbiology, 1989; 55(11): 2 762-2 772.
- [4] Pratt W K. Digital Image Processing(2d ed.) [M]. New York: John Wiley & Sons, 1991: 157-208.
- [5] 赵荣椿. 数字图像处理导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1996: 57-70.
- [6] 傅德胜, 寿益禾. 图形图像处理学[M]. 南京: 东南大学出版社, 2002: 145-182.
- [7] 黄凤岗, 宋克欧. 模式识别[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998: 96-113.
- [8] 孙即祥. 模式识别中的特征提取与计算机视觉不变量[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 126-200.
- [9] 王琦. 实用模糊数学[M]. 北京: 科学技术文献出版社, 1992: 87-111.