

基于机器视觉的仪表数字识别研究



重庆大学硕士学位论文

学生姓名：李 辉

指导教师：杨 丹 教 授

专 业：计算机软件与理论

学科门类：工 学

重庆大学软件学院

二〇〇九年十一月

Study on Recognition of Meter Digital Based on Machine Vision



A Thesis Submitted to Chongqing University
in Partial Fulfillment of the Requirement for the
Degree of Master of Engineering

By
Li Hui

Supervised by Prof. Yang Dan

Major: Computer Software and Theory

College of software Engineering of Chongqing University,
Chongqing, China
November, 2009

摘 要

进入 21 世纪后, 计算机电子技术飞速发展, 对图像模式识别技术的应用在人们生活的各个方面都得到了广泛的应用。图像从古至今就是人们最主要的信息来源, 通过图像, 人们的思想得到了交流, 社会得到了发展。模式识别是图像处理的一个重要技术, 是人们透过图像来提取必要的信息的有效途径, 极大的提高了现代社会的生产效率。目前, 基于图像的模式识别技术在实际的生产生活中得到了广泛的应用, 例如: 车牌识别, 航空遥感, 远程医疗技术, 建筑工程检测, 公共安防等。在日常生活中, 我们无时不感受到模式识别技术给我们带来的好处, 但是模式识别技术刚刚开始起步, 可以研究的内容很多。其发展的前景十分巨大, 因此是企业 and 学界研究的一个重点。

目前, 在很多时候对仪表进行数字读取主要还是靠人工来实现, 但在一些特定的场合, 这样做是危险的和难以实现的。在这个时候就需要利用数字图像技术来进行仪表数字的识别。本文针对这种情况, 将重点研究仪表数字识别的过程及其算法, 本文的主要研究内容如下:

1. 在图像的预处理阶段, 由于现实环境中获取图像的质量没有保证, 需要对仪表图像进行增强。通过比较各种图像增强的技术, 发现直方图均衡化对与低对比度的图像处理有很好的效果: 另外, Otsu 算法能够根据图像质量自动获取最佳阈值增强图像的可视性, 为下一步进行仪表定位打下了良好的基础。

2. 由于图像采集器采集到的图像有可能会出出现一定程度的倾斜, 本文采用了 canny 算子对图像边缘进行检测, 然后利用 Hough 变换, 实现了对仪表数字区域的倾斜矫正, 效果良好。

3. 本文首先通过采用水平和垂直投影定位的方法来实现对仪表表数字区域的粗定位, 然后采用边缘检测和数学形态学相结合的方法有效地实现了仪表表数字区域的精确定位和局部修正。

4. 通过不变矩来提取数字图像的特征提取, 结合扫描穿孔技术得到数字图像的特征信息。

5. 本文采用改进的支持向量机对仪表数字进行识别, 实验证明该方法的效果很好。对比实验表明, 改进的支持向量机的识别率优于传统的支持向量机方法和 BP 神经网络算法。

关键词: 仪表, 图像处理, 支持向量机, 不变矩, 字符识别

ABSTRACT

In the 21st century, computer and electronics technology are development rapid . The image pattern recognition technology applications in all aspects of people's lives have been widely used. From ancient ,Images is the most important source of information for people, through images, people's minds has been exchanged, society has been developemented . Pattern recognition is an important image processing techniques, is that people, through the image to extract the necessary information in an effective way to greatly improve the productivity of modern society. At present, image-based pattern recognition technology in real life has been the production of a wide range of applications, such as: license plate recognition, aerial remote sensing, remote medical technology, building inspection, public security and so on. In daily life, we constantly feel the pattern recognition technology to our benefit, but the pattern recognition technology is just getting started, can be studied a great many things. Its development are huge, so is the business and academic research a priority.

Currently, in many cases reading the digital on the instrument mainly rely on manual methods to achieve, but in some occasions, this is a dangerous and difficult to achieve. At this time we would need to use digital imaging technologies for instrument identification numbers. In this paper, this situation, will focus on the process of Instrument Digital Identification and Algorithm, the main research contents of this article are as follows:

1. In the image preprocessing stage, as the reality that to obtain a comprehensive image quality does not guarantee, the meter images need to be enhanced . By comparing a variety of image enhancement technologies, found that histogram equalization with low-contrast image processing have a good effect: In addition, Ostu algorithm can automatically obtain the best image quality under the threshold to enhance the visibility of images for the next meter positioned by step and laid a good foundation.

- 2.Owing to the image aquisition which has inevitable tilt,this paper deals with the tilt correction approach which based on edge detectlon and Hough transform.That can effectively realize image tilt correction.

- 3.In this paper, This article first projection location algorithm used to implement digital meter thick zone location, and then use edge detection and mathematical

morphology method of combining effectively to achieve the fine positioning meter digital region and local amendments..

4. used the invariants moment to extract the digital image feature extraction, combined with scanning puncture technology ,obtain the characteristics of digital image information.

5. In this paper, an improved support vector machine to identify the number of meter experiment to prove the method works well. Comparative experiments show that the improved support vector machine recognition rate is superior to the traditional support vector machine method and BP neural network algorithm.

Keywords: meter, image processing, support vector machine, Invariant moments, character recognition

目 录

中文摘要	I
英文摘要	II
目 录	IV
1 绪 论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 抄表模式概述	2
1.3 仪表数字识别的现状	3
1.4 本文的研究目的及步骤	3
2 仪表数字图像的预处理	5
2.1 图像的采集	5
2.2 图像预处理方法比较	5
2.2.1 图像灰度化	5
2.2.2 直方图均衡化	6
2.2.3 滤波	8
2.2.4 二值化技术	10
2.3 本章小结	13
3 仪表数字区域定位	14
3.1 仪表数字区域的特征	14
3.2 基于投影的仪表数字区域定位	15
3.2.1 投影法介绍	15
3.2.2 投影法在本文中的应用	15
3.3 基于数学形态学的定位	16
3.3.1 数学形态学介绍	16
3.3.2 形态学变换	17
3.3.3 定位过程	19
3.4 基于颜色的仪表数字区域定位	20
3.5 本章小结	20
4 仪表数字区域的校正与分割	22
4.1 仪表数字区域的倾斜校正	22
4.1.1 校正的原理	22
4.1.2 常见的水平校正方法比较	24

4.1.3 边缘检测	25
4.2 仪表数字的分割	29
4.2.1 投影法分割字符	29
4.2.2 数字图像的归一化	31
5 仪表数字的识别	32
5.1 特征提取	32
5.1.1 字符图像的特征	32
5.1.2 本文的特征提取方法	32
5.2 支持向量机	34
5.2.1 支持向量机简介	34
5.2.2 支持向量机模型概述	35
5.2.3 非线性分类的方法	37
5.2.4 支持向量机多分类方法	38
5.3 基于 huffman 树的支持向量机	40
5.3.1 类间的可分离度	41
5.3.2 基于上述思想的算法描述	41
5.4 对半字的处理	43
5.5 试验结果分析	43
5.5.1 样本采集	43
5.5.2 实验结果	44
6 结 论	46
致 谢	48
参考文献	49
附 录	52

1 绪论

当前，种类繁多的仪器仪表被广泛的应用在了各行各业的测量和计量系统中，在这些仪器仪表中机械式、半机械式的仪表占据了绝大多数，对于这些机械式、半机械式的仪表而言，由于没有提供专门的数据通讯接口，不能够自动读取数字，往往需要人工抄表。但是在很多情况下，特别是安装在危险测量现场的仪表，比如化工冶金、有核辐射的地方，用人工读数是不现实的。为了能够实现自动控制，实现自动化，同时减少对人的伤害，这个时候就需要通过摄像技术、图像处理技术、图像识别技术以及通信技术来研究这些特定领域的的仪表读数识别问题，通过机器视觉来实现对特定环境下的仪表识别，有很强的实用价值。本文将通过对仪表的数字识别来进行相关技术的研究。

1.1 课题研究背景及意义

机器视觉，是一种非接触式的信息处理方式。它通过光学传感设备获取图像信息，并对图像进行处理，从中获取有用的信息或产生控制动作。当前，用于读取和识别字母、符号和数字的光学字符识别技术（ORC）作为机器视觉的重要技术，在现代的生产生活中得到了广泛的应用。

随着技术的不断进步，监测系统信息化、智能化的水平的也不断的得到了提高，对仪表的读数识别问题也就越来越引起人们的关注，并发展为一个广泛研究的课题。

通过机器视觉来实现对仪表数字的识别系统，是一种光机电一体化智能系统，它通过图像采集器来获取图像，并将图像传输到相应的图像处理系统中，获取仪表的读数。这对于那些不能够直接通过人工方式或者电子途径获取读数的仪表，将是一场革命。通过机器视觉技术，我们可以实现对这些仪表的自动读数，进而将这些仪表进行互联和集成，方便企业进行集中管控，实现集约化，提高企业的现代化管理水平。

通过机器视觉来实现对仪表的数字识别，在工业和控制领域有着非常广泛的应用：

- 1) 在日常生活中，很多行业的计量工具都是利用特定的工作原理来进行工作的，例如流量计，油位计，气表，水表等，这些仪表由于特殊的计量方式，将长期存在而不会被电子仪表所取代，为了能够实现这些设备与当前的自动化系统和其他电子设备集成，发挥其功效，利用图像技术对这些仪表的数字进行识别将是一个不错的选择。

2) 虽然现在很多数字仪表都可以与计算机想连接实现自动化,但是在一些实际的测量现场,如整套的机柜、对仪器的校检等场合,都很难进行自动操作,仍然需要人工来读取数据;另外还有很多的仪表安装在危险的场所,例如核仪站核岛的仪表,化工冶金行业高污染环境下的仪表等,当前都只能是进行人工数据采集,对人的危害相当的大,并且有很大的安全隐患。通过机器视觉将从根本上改变当前的状况,我们只需要通过摄像头采集到相关的图像就能够实现对数据的采集,就能够实现远程的数字抄表,避免人到现场工作,减少了对人的危害性。

3) 当前,在发达国家的电力系统中基本上实现了发电站和变电站的无人值班模式,我国很多偏远的水仪站现在也在大力推行这种模式,这种模式降低了公司的经营成本,同时也减少了人的劳动量。现在这些电站只留很少量的的值班人员,而电站内的距离很远,而且电气仪表一般都处在比较危险的高压环境中,通过人来抄表,即危险又费时。因此通过机器视觉来对这些仪表进行识别,在电站的管理和控制方面都有很好的前景。

随着现代计算机技术,电子技术的飞速发展,越来越多的智能系统开始走进人们生活的各个领域。在很多特定的环境下,人们不可能对这些仪表进行现场抄表,人们迫切需要一个能够实现远程自动抄表的设备出现,当前一些公司企业在这方向也做了一些尝试。现在电子技术发展相当迅速,各种性能优越的图像采集设备不断涌现,并且价格越来越具有了竞争力,使其能够广泛的应用到以前看似不能实现应用的各个领域。由于硬件技术水平的不断提高,图像采集器的分辨率越来越高,体积越来越小,通过数字图像处理技术进行仪表的数字识别也显示出了一定的可行性和优越性。

基于机器视觉的远程仪表自动抄表系统的出现将极大地提高抄表的速度和准确率,进而提高工作效率,降低企业经营成本,同时对于这些特定的危险环境,可以减少对人的伤害。通过齿轮来显示表盘数字的仪表在读取的过程中有着相似的显示规律,因此基于机器视觉的仪表数字识别研究在某些特定的实际生产生活中有着非常广阔的应用前景。

1.2 抄表模式概述

由于没有相应的标准,当前出现了基于各种技术发展起来的抄表模式:

1) 手持式的抄表机

由于电子元器件价格的不断下调,出现先进的手持式的抄表机,抄表人员通过抄表机,到现场读取仪表的数据,录入到抄表机中,计算相关费用后现场打印收据。但是由于厂家的软件差别大,在实际应用中效果并不好,基本上就没有可行性可言了^[4]。由于需要人到现场,对于高危环境,这种抄表机即不能派上用场了。

1) IC 卡预付费模式

IC 卡技术的不断发展,促使 IC 卡预付费仪表应运而生,这种仪表需要用户拿 IC 卡先到相关公司购买相应的用量,写入相应的用量后再擦入仪表中,这种方式节省了公司的工作量,但实际是将这些工作量转嫁到了用户的头上。一旦出现问题,用户需要承担很大的责任。另外,IC 卡很容易受到干扰,甚至被人为的破解,增加了企业的风险。现在,这种模式逐渐在被淘汰^[5]。

3) 直读式抄表模式

直读式仪表通过对机械式仪表的旋转齿轮进行改进,在齿轮上添加各种导磁的材料,将数字对应为相应的脉冲信号,通过对脉冲信号的累加来实现对仪表读数的计算。这种方式,一改造的成本很大,不利于推广,二读数的数据不准确,容易造成误差,引起用户的不满,三这种仪表的维护难,不利于保养^[7]。

1.3 仪表数字识别的现状

本文研究的抄表系统中表盘数字的自动识别跨越了模式识别、智能控制和数字图像处理等领域,是一门涉及数学、计算机、自动化技术等学科的边缘学科。综合当前本文查阅的国内外相关文献,关于仪表图像识别的内容主要是仪表指针位置的识别和仪表显示数字的识别。

2005 年,张焱对分时仪表数字的自动识别进行了研究,由于仪表有两个表框,需要找到两个数字区域,这篇文章的难点在于对图像的校正和不完整的字符的识别^[13]。张海波提出了一种快速识别仪表数字方法,由计算机分割出的那个的字符后,对每个字符提取特征,在识别过程中引入模糊的概念,构造一种新的分类算法,实现了对仪表数字的实时识别^[14]。李盛阳利用形态学中的细化算法提取图像的骨架对仪表数字进行识别^[15]。

2006 年,赵书涛提出了利用基于径向基神经网络来识别仪表数字的方法,将提取的特征值通过径向基函数映射到一个高维空间,来实现对指针、数字和符号的分类^[19]。

2008 年,张艳玲在他的博士论文中将支持向量机引入到了仪表表盘数字的识别中来,通过不变矩来提取图像的特征信息,然后将特征向量通过支持向量机映射到高维空间,实现对数字样本的分类。

实现对仪器仪表的数字识别是一个新的应用范围,本文将对这个方向进行一定的研究。

1.4 本文的研究目的及步骤

本文的研究是建立在这样的基础之上的:相关部门从终端仪表处通过图像采

集设备采集仪表表盘的图像信息，然后通过网络将这些图片信息发送到相应的处理系统中，管理部门通过这些系统对传送回来的仪表图像一系列的处理，最终实现对仪表数字的读取录入，实现自动抄表的功能。

本文通过对数字图像处理技术和模式识别技术的研究，结合对当前仪表读数处理流程的调研与分析，提出上述的设计方案，这个方案将解决基于仪表图像的数字识别的问题，相信能够在实际生产生活中得到应用。

本论文主要进行仪表数字识别图像处理和模式识别相关内容的研究，包括以下几个方面的研究内容：

①对仪表图像的预处理，希望得到清晰的图像，为下一步的工作打下一个好的基础；

②对仪表图像中计量数字区域的定位，提取相关的区域；

③对获得的数字区域进行倾斜矫正；

④实现对校正后的数字区域进行字符分割；

⑤对分割后的数字提取字符的特征；

⑥运用分类算法实现对仪表数字的识别。

仪表数字识别框图如图 1.1 所示：

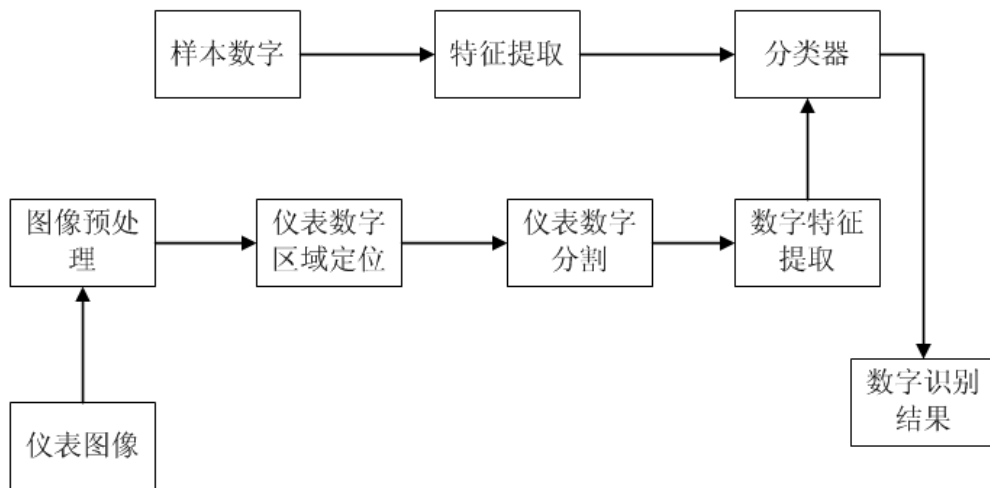


图 1.1 仪表数字识别框图

Fig.1.1 Diagram of the Digital Identification

2 仪表数字图像的预处理

在对仪表图像的采集、传输过程中总是会收到外界环境的影响，例如采集过程要受到光照的影响，使图像清晰度不高；图像采集器倾斜，采集的图像发生偏置等，在传输的过程中也可能会夹杂各种噪声，这些都会图像的质量下降，为后面的仪表数字区域定位、分割和数字识别等工作带来不利的影响。为了消除这些影响，有必要对图像进行预处理，提高图像的质量让更多的有用的信息暴露出来，为后续的工作打下好的基础。因此，对图像进行预处理在整个仪表数字识别过程中有着十分重要的地位。

2.1 图像的采集

图像的采集是图像处理的第一步，采集到的图像的质量的好坏对后续工作有很大的影响。由于仪表实际使用环境的限制，光照是仪表图像采集遇到的最大的问题。

近些以来，随着电子技术的飞速发展，电子设备性能越来越好，图像采集设备体积也越来越小，在狭小昏暗的环境中也能拍摄出高质量的数字图像。而且其市场价格还在不断的下降。这种趋势使得先进的数码设备逐渐取代了老式的摄像摄影仪器和图像采集卡等，成为当前图像采集的主要设备。

在仪表的图像采集中经常采用的是 ccd 针孔式微型摄像头或者是安装在一个云台上的公共摄像头，具有分辨率高、稳定性好和安装方便等优点，能够很方便的把仪表数字通过摄像头传送到监视器上。

由于条件限制，本文所使用的仪表图像都是通过数码设备采集的，有些是通过网络获得。

2.2 图像预处理方法比较

由于仪表所处环境的限制，图像采集器镜头的安装可能发生一定程度的偏置，同时在狭小环境下光源的光照分布不均匀，受这些因素的影响会导致采集的仪表数字图像的质量有所下降，这种图像质量的下降被称为图像的退化，这将对仪表数字区域的定位产生比较大的不利影响。为了优化图像的质量，我们需要在定位以前对采集的图像进行一些预处理，使其更能适应定位的要求。

2.2.1 图像灰度化

目前，我们通过图像采集设备所采集到的仪表图像都是彩色的。彩色图像包含了大量的颜色信息，每一个像素都是由 R、G、B 三种颜色分量来表示，每个分

量有 255 个值可以取，这样一个点就有 1600 多万种颜色变化范围。但是彩色图像需要占据很大的存储空间，一次处理起来将会需要很多的运算时间，因此在某些时候我们就需要一种存储空间小，运算快的颜色表示方式。

灰度图是一种只包含图像亮度信息而不包含颜色信息的图像，它的每个像素只需要一个字节来存放灰度值，存储空间小，运算快。它的亮度值被量化为 256 个等级，以 0—255 表示，其中“255”表示白色，即为最亮；“0”表示黑色，即为最暗。相比彩色图而言，灰度图像具有存储空间较小和处理快速等优点，所以在实际的工程应用中，一般都是采用 256 级的灰度图作为图像处理的颜色信息表述。

针对彩色图像向灰度图像转换的问题，一般来说有以下几种方法：

①最大值法，将彩色图像中 R、G、B 三分量的最大值作为灰度图的灰度值：

$$f(x, y) = \max(R(x, y), G(x, y), B(x, y))$$

②平均值法，将彩色图像中的 R、G、B 三分量的亮度求平均得到灰度图的灰度值：

$$f(x, y) = (R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)) / 3$$

③加权平均法，将图像从 RGB 颜色空间转化为 YCbCr 色彩空间。在 YCbCr 空间中 Y 就是图像的灰度值，Cb 和 Cr 分别表示了图像的色调和色调的饱和度信息，二者都属于图像的颜色信息。

RGB 空间与 YCbCr 空间的相互转换关系如式(2.1)(2.2)所示：

$$\begin{cases} Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cb = -0.1687R - 0.3313G + 0.5B + 128 \\ Cr = 0.5R - 0.4187G - 0.0813B + 128 \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\begin{cases} R = Y + 1.402(Cr - 128) \\ G = Y - 0.3314(Cb - 128) - 0.71414(Cr - 128) \\ B = Y + 1.772(Cb - 128) \end{cases} \quad (2.2)$$

由式 (2.1) 可知，R、G、B 三个颜色分量与图像灰度值的关系为：

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (2.3)$$

通过对以上关系式的分析中我们可以知道，由于灰度图像比彩色图像在存储空间和处理速度上的更具有优势，而且在仪表数字识别系统的实际应用中不可避免地会受到光照的影响，这些影响又将会导致仪表数字区域的颜色信息不够充分、颜色特征不够稳定，所以本文提出的方法也是以灰度化以后的图像作为研究对象。

2.2.2 直方图均衡化

直方图均衡化是一种灰度变换算法，它的基本思想是将灰度区间比较集中的原始图像通过灰度变换重新分配各像素点的值，使整个图像的灰度区间趋向均匀分布，增强图像对比度，暴露更多的有用的信息。

直方图是用来表达图像像素灰度值的分布情况的统计图，横坐标表示图像灰度值，纵坐标表示该灰度值出现的概率或者是总数，直方图作为一种带有统计特征的图表能够反映出图像的明暗程度和图像灰度分布概率等信息。

如果图像采集的环境不好，采集到的图像会因为光线等原因偏暗，十分模糊，不能暴露出我们所需要的足够的信息，在这个时候我们可以使用直方图均衡化对这类图像进行处理。

根据信息熵的理论，对于灰度图像而言：

$$H = -\sum p_t \log p_t, \quad p_t \text{ 表示灰度级 } t \text{ 出现的概率} \quad (2.4)$$

当 $p_0=p_1=p_2=\dots=p_{255}=1/256$ 时， H 取得最大值，即图像信息量最大。

基于这个原理，需要对图像的灰度级进行拉升，这就是直方图的均衡化。

直方图均衡化的具体步骤如下：

- ①原图像的灰度级为 $r_i, i=0, 1, \dots, L-1, L$ 为灰度级个数；
- ②计算各灰度级下的像素点个数 $n(r_i), i=0, 1, \dots, L-1$ ；
- ③设 N 为原图像像素个数，计算原图形各灰度级出现的概率：

$$P(r_i) = \frac{n(r_i)}{N}, \quad i=0, 1, \dots, L-1; \quad (2.5)$$

- ④计算灰度变换函数：

$$T(r_i) = \sum_{j=0}^i \frac{n(r_j)}{N}, \quad i=0, 1, \dots, L-1; \quad (2.6)$$

- ⑤设 P 为输出图像像素个数，计算映射后输出图像的灰度级：

$$s_i = INT[(s_{\max} - s_{\min})T(r_i) + s_{\min} + 0.5], \quad i=0, 1, \dots, P-1; \quad (2.7)$$

- ⑥计算映射后各灰度级下的像素个数 $n(s_i), i=0, 1, \dots, P-1$ ；
- ⑦计算输出图形各灰度级出现的概率：

$$P(s_i) = \frac{n(s_i)}{N}, \quad i=0, 1, \dots, P-1; \quad (2.8)$$

⑧使用 r_i 和 s_i 的映射关系调整原始图像的灰度级，获得直方图近似为均匀分布的输出图像。

直方图均衡化的效果和直方图变化如图 2.1 所示



图 2.1 采集到的偏暗的仪表图像

Fig.2.1 the Pianan meter image



图 2.2 经过直方图均衡化后的仪表图像

Fig.2.2 image after histogram equalization

根据对上面图片的对比可以看出，经过直方图均衡化处理，原本质量很差的图像变得清晰了，细节更加清楚，可见，直方图均衡化能够有效改善图像的质量，提高对比度，为后续工作提供了可靠的保证。

2.2.3 滤波

图像滤波的目的是为适应图像处理的要求，消除图像数字化和网络传播过程中所混入的噪声。滤波的方法主要有频率域法和空间域法两类。频率域法主要是在图像的某种变换域内，对图像的变换系数的数值进行运算，然后再通过逆变换获得图像，这是一种间接的方法。空间滤波方法在处理图像时直接对图像灰度数据作运算，是一种直接的处理方法。下面介绍邻域平均滤波和中值滤波。

①邻域平均法

邻域平均滤波是一种进行局部空间域处理的算法。这种算法思想简单，计算速度快，但它的主要缺点是在降低噪声的同时使图像变得比较模糊，特别在边界和细节处，邻域越大，模糊程度越严重。它的基本原理是对图中的每个像素点 $p(x, y)$ ，取其相邻的各点的像素的灰度值做加权平均，将加权平均得到的值作为像素点 $p(x, y)$ 的灰度值，邻域的形状和大小要根据图像的特点确定，一般取 3×3 或者 5×5 的邻域，形状一般为正方形或十字交叉形。像素点 $p(x, y)$ 的新的灰度值计算公式如下：

$$f(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(x+i, y+j) \quad (2.9)$$

1×1	1×2	1×3	4	5
1×6	1×4	1×3	2	2
1×1	1×6	1×6	4	6
3	4	5	6	6
1	4	6	6	2

a. 原图像

4	4	4
4	4	4
4	5	5

b. 邻域平均法处理后的图像

图 2.3 图像的邻域平均法处理图

Fig.2.3 Image neighborhood averaging process

邻域平均滤波方法是以图像模糊为代价来减小噪声的，且模板尺寸越大，噪声减小的效果越显著。如果 $p(x, y)$ 是噪声点，其邻近像素的灰度值与其相差很大，采用邻域平均法能明显削弱噪声点，使该点的灰度值接近周围像素的平均值，起到平滑图像的作用。因此，邻域平均法具有很好的噪声平滑效果，但它也使得图像的边缘和细节变得模糊。



图 2.4 含噪音的图像

Fig.2.4 Image neighborhood averaging process



图 2.5 邻域平均处理后的图像

Fig.2.5 Image neighborhood averaging process

②中值滤波法

中值滤波是一种非线性滤波，最开始用于一维信号的处理，后来被引入到二维图像的平滑处理。它是通过对邻域内的采样数据进行排序并取得中值来决定中心像素灰度的一种处理手段。中值滤波在有少量离散杂点的消除方面效果显著。由于它在实际运算过程中并不需要计算图像的统计特性，使用起来比较简单。中值滤波可以克服线性滤波器带来图像细节模糊的弱点，对滤除脉冲干扰和抑制图像中的椒盐噪声效果明显。但是中值滤波对点、线、尖顶等细节较多的图像并不适用，同时中值滤波对高斯噪声无能为力。中值滤波的原理就是利用一个含有奇数个点的滑动窗口，将窗口正中的那点的值用窗口内各点的中值代替，下图对其原理进行说明：

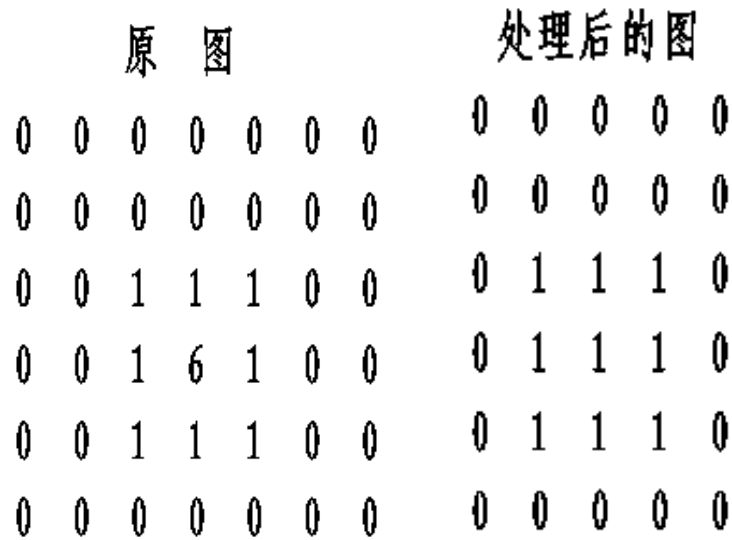


图 2.6 中值滤波法处理图

Fig.2.6 the Median filtering process

上图中左边是原图，数字代表该处的灰度，可以看出中间的 6 与周边灰度相差很大，是一个噪声点，经过 3*1 的中值滤波后，得到右边的图，可以看出，噪声点被去除了。



图 2.7 含噪声的图像

Fig.2.7 the Image with Noise



图 2.8 中值滤波后的图像

Fig.2.8 Image after median filtering

2.2.4 二值化技术

二值图像就是将图像中各个像素点的 R、G、B 三者的取值相同时，将灰度值置为 0 或者是 255，是整个图像呈现比较明显的黑白比较。其原理就是在灰度图像中找到一个阈值而使获得任然能够反映图像的局部信息和整体性信息的二值化图像。二值图像可以由灰度图像经二值化处理之后得到。相比灰度图像，二值图

像的存储空间更小，处理速度更快。

设灰度图像 $f(x, y)$ ，而二值化以后的图像为 $g(x, y)$ ，则二值化的一般表达式为：

$$g(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) < T \\ 1, & f(x, y) \geq T \end{cases} \quad (2.10)$$

T 为图像进行二值化的阈值，通过阈值的选取可以将图像分为前景和背景两部分。

阈值 T 的选取对图像二值化结果的影响很大，阈值取值过大会失去部分目标区域，导致有用信息的丢失；阈值取值过小导致图像分割不完全，夹杂了很多无用的信息，后续工作可能会被这些错误信息所干扰。因此如何选择一个合适的阈值 T 来对仪表数字图像进行二值化成为二值化的关键。

二值化算法因阈值选择方式的不同而主要分为三类：全局阈值法、局部阈值法、动态阈值法。这三类方法可以通过如下形式来描述：

$$T(x, y) = T((x, y), f(x, y), p(x, y)) \quad (2.11)$$

其中， (x, y) 表示像素点的位置； $f(x, y)$ 表示像素的灰度； $p(x, y)$ 表示像素邻域的局部性质。当 T 的选取只和参数 $f(x, y)$ 相关时，方法是全局阈值法；当 T 的选取和参数 $f(x, y)$ 和 $p(x, y)$ 相关时，称为局部阈值法；当 T 的选取与三个参数都相关时，则称为动态阈值法。

①全局阈值法。

全局阈值法在实际应用中使用较多，它的特点是在整幅图像内使用固定的阈值分割目标和背景，主要有 OTSU 方法^[40]、最大熵方法等等，全局阈值法算法简单，对于直方图分布呈典型双峰形状的图像效果较好，但对低对比度和光照不均匀的图像处理效果就不是很好，因此该方法主要适应于质量较好或者目标和背景区别较大的图像。

②局部阈值法

对于质量较好的图像，全局阈值化方法可以得到比较好结果。但是如果对比度低、光照不均匀，全局阈值法就不适用了，这个时候就需要使用局部阈值法。局部阈值法基本原理是将原图像划分为若干较小的子图像，在每个子图像区域上使用全局阈值法。Bernsen^[42]法是典型的局部阈值法。与全局阈值法相比，局部阈值法具有抗噪声和抗干扰能力更强的特点，但是也存在运算速度较慢等缺点，特别是对字符分割而言，在局部阈值分割后，相邻子图像之间的边界处可能灰度级会产生阶跃，而不能保证字符笔画的连通性，不利于字符的分割工作。

③动态阈值法

动态阈值法是一种自适应的二值化方法，它利用了每个像素自身及其邻域像素灰度的变化特征等因素选取阈值分割图像，因此从根本上来说动态阈值法也是一种特殊的局部阈值法。由于充分考虑了每个像素及其邻域的特征，所以动态阈值法能够更好地突出背景和目标的边界，具有更好的抗噪声能力，但是由于对每个像素点都要计算，因此计算量很大，运行速度很慢。。

本文选择全局阈值法中的大津法对仪表图像进行二值化处理。该算法基于图像的统计信息，能够实现阈值的自动选取。它在 1979 年由日本学者大津提出，因此也称大津算法或者是 OTSU 法。

OTSU 算法的基本思想是：像素方差是用来描述图像全局灰度分布均匀性的一个度量标准，方差越大，表明图像的前景与背景差别就越大；又因为无论是把前景错分为背景还是将背景错分为前景都会使方差变小，所以类间方差最大表示了前景和背景错分的概率最小。从数学的角度上讲，用一个阈值 t 将图像中所有元素按灰度级的大小分为两类，一类像素点的灰度大于等于 t ，用 C_1 表示， C_1 类的像素点总数用 M_1 表示，平均灰度值用 μ_1 表示，方差用 σ_1 表示；另一类像素点的灰度小于 t ，用 C_2 表示， C_2 类的像素点总数用 M_2 表示，平均灰度值用 μ_2 ，方差用 σ_2 表示；则类内方差 σ_A 和类间方差 σ_B 可以用式 (2.12) (2.13) 计算：

$$\sigma_A^2 = M_1\sigma_1^2 + M_2\sigma_2^2 \quad (2.12)$$

$$\sigma_B^2 = M_1M_2(\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (2.13)$$

得到类内方差和类间方差后，找出使两个方差比 σ_B^2 / σ_A^2 最大的阈值 t ，该阈值 t 作为二值化图像的最佳全局阈值。

OTSU 算法对噪音和目标大小十分敏感，它适用于类间方差为单峰的图像，当前景与背景的大小比例悬殊时，类间方差准则函数可能呈现双峰或多峰，此时效果不好



图 2.9 二值化前的图像

Fig.2.9 Images before binarization

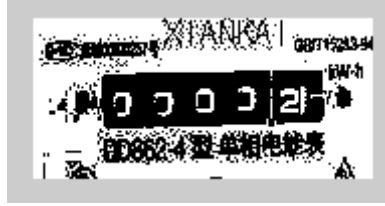


图 2.10 二值化后的图像

Fig.2.10 Image after binarization

2.3 本章小结

本章首先说明了图像预处理的重要性，对采集到的仪表图像进行灰度化处理，通过各种图像增强方法，使图像的质量得到提高，暴露更多的有用信息，能够达到良好的效果。

3 仪表数字区域定位

对仪表进行预处理后，获得了一张相对较高质量的仪表图像，后续的工作就是要找出仪表中数字区域的位置，即仪表的数字区域。要完成对仪表数字区域的定位，就一定要考虑仪表数字区域的特点，通过这些特征来找出数字区域的位置。仪表数字区域的定位是后续工作——字符分割的基础，将影响最终的识别结果，因此很重要。

仪表数字区域定位的主要工作就是预处理后的仪表图像中找到仪表读数的位置，并从中提取相应的区域，为下一步的字符分割做准备。

3.1 仪表数字区域的特征

在仪表的数字识别过程中，数字区域定位是预处理后的第一步，因此对后续的工作影响很大，关系到最终识别结果的好坏。对于数字图像处理来说，对图像进行定位，那么这个区域一定会具有区别与其他区域的独特特征。我们就应该充分利用这些特征来找到这个区域，实现对仪表数字区域的定位。

在实际环境中对仪表图像进行采集，不可避免会受到外界因素的干扰。例如光照。不同光照条件下，仪表图像的对比度会有很大的变化，另外背景环境的复杂性也增加了对仪表数字区域定位的难度。同时，在考虑性能的同时，要考虑时间的因素，要求能够快速的完成对仪表数字区域的定位。基于以上的要求，对数字区域的定位将是一个难点，为了能够又快有准的实现仪表数字区域的定位，人们研究了各种算法，这些算法都是基于仪表数字区域的特征来实现的。

仪表的数字区域有很多不变的特征，这是在仪表的制作过程中就固化了的，从图像的角度出发，认为仪表数字区域有如下的特征：

① 形状：仪表数字区域区域的边框都是规则的长方形。虽然他的大小由于厂家的不同会有差别，但是其长宽比还是在一个范围以内的。

② 颜色：常见的仪表数字一般情况都是白色的，数字的边框以内一般都是黑色的，这样可以增加对比度，便于识别。边框以外的颜色一般为白色或者蓝色。同时仪表数字的最末一位有些时候会标注为红色。

③ 灰度跳变：仪表边框以外的颜色总是会与仪表数字所在区域的颜色不相同，这是为了抄表的时候增加视觉冲击度。在数字图像处理中由于数字边框两边的灰度值不一样。会形成一个阶跃。数字区域的边缘在灰度上形成像屋顶状的边缘。

④ 纹理：仪表的数字区域是由若干个齿轮构成的，分割齿轮上的字符都有一个变宽。水平排列在一起后，呈现出规则的纹理特征，在仪表数字区域的内部也

有很多的边缘可供利用。

3.2 基于投影的仪表数字区域定位

仪表数字区域的定位、数字区域定位是预处理后的第一步，因此对后续的工作影响很大，关系到最终识别结果的好坏。在现实中，经过图像采集器或着照相机获取仪表的图像，由于各种原因，仪表图像会变得模糊，有时会出现数字区域内数字的笔画断开不连续的情况出现。同时有些仪表为了便于区别，还贴有标签，使图像的背景那个变得复杂，增加了仪表图像数字区域定位的难度。

为了解决上述的问题，本文采取的是水平投影和垂直投影相结合的投影定位算法。

3.2.1 投影法介绍

图像的投影就是将图像中的某一行或者一列上所有像素点的灰度值相加，对与二值图像，可以简化为计算某一行或者一列上所有灰度值为 1 的点的个数。进行水平和垂直投影可以把二维的图像转化为一维的投影曲线，简单并且直观，便于后续的处理工作。

3.2.2 投影法在本文中的应用

对于经过预处理后的仪表图像，数字区域所在的位置由于其连通面积最大，那么投影后投影的投影所形成的两个波峰之间的部分就应该包含仪表数字区域。因此，本文利用对仪表进行水平和垂直两个方向的投影，根据投影的波峰来确定仪表数字区域所在的位置。

设预处理后的灰度图像为 $f(x,y)$ ，图像大小为 $m*n$ ，对灰度图像的两个方向的投影定义如下：

$$p_v(x) = \sum_{y=1}^n I(x, y) \quad (3.1)$$

$$p_H(x) = \sum_{x=1}^m I(x, y) \quad (3.2)$$

p_v 为垂直灰度投影， p_H 为水平灰度投影。算法实现的过程如下：

- ①对图像分别做水平投影和垂直投影。
- ②分别找到那次投影中的两个最大波峰
- ③根据图像特点，对两个波峰分别向外移动 m 个像素。
- ④通过像素点确定分割的具体位置，实现对仪表图像的分割。



图 3.1 仪表的二值化图

Fig.3.1 the image of Meter binarization

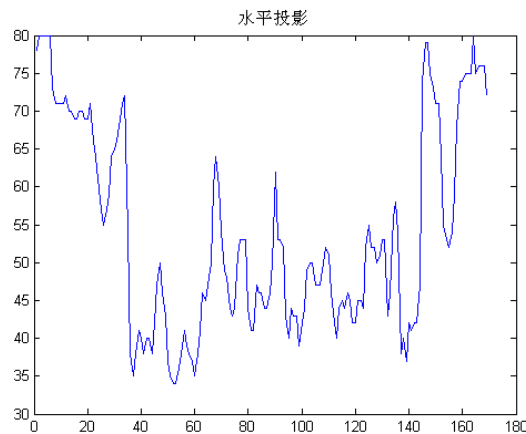


图 3.2 水平投影图

Fig.3.2 t The level of projection

根据水平投影找到最大的两个波峰，记为 f_1, f_2 , f_1 向上扫描 m 行， f_2 向下扫描 m 行，两条线之间的信息就是水表所在的区域，将不属于这个区域的部分删除。

同样的道理，对去除水平无用信息的图像在垂直方向进行投影，就可以得到仪表图像的位置，实现对仪表图像的粗定位。

3.3 基于数学形态学的定位

经过水平和垂直投影后分割出来的仪表数字区域图像中，它的边缘任然有很多不需要的信息，需要去除。通过基于形态学的图像变换将能够去除掉这些细小的部分，数学形态学可以完成图像分割、特征提取、边界检测、图像滤波、图像增强和图像恢复等工作。

3.3.1 数学形态学介绍

数学形态学 (Mathematical morphology) 是分析几何形状和结构的数学方法，

是建立在集合代数理论基础上的，用集合论方法定量描述几何结构的科学。从上世纪八十年代之后，数学形态学逐渐成为一种分析图像几何特征的有利工具。

数学形态学是由一组形态学的代数运算算子所组成，包括了：腐蚀、膨胀、开运算、闭运算等等，形态学运算就是运用这些基本运算算子或它们的组合来进行对图像形状和结构的分析及处理，以及图像分割、特征提取、边缘检测、图像增强等诸多方面的工作，它的基本思想是用具有一定形态的结构元素去量度和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。

由于数学形态学具备了完整的数字基础，这为数学形态学运用于图像分析和处理、形态滤波器的特性分析和系统设计方面奠定了坚实的基础，其基本思想和方法对图像处理的理论和技术产生了重大影响，尤其是实现了形态学分析和处理算法的并行运算，大大提高了图像分析和处理的速度。因此近年来，在数字图像的分析 and 处理中形态学的理论研究和实际应用在国内外不断地发展。

数学形态学诞生于 1964 年，是由法国巴黎矿业学院博士生塞拉和导师马瑟荣最早在从事铁矿核的定量岩石学分析及预测其开采价值的研究中提出并奠定了这门学科的理论基础；此后，塞拉和马瑟荣等人又在最初的二值形态学的基础上把形态学算子扩展到灰度图像上，因而使灰度形态学的理论和应用研究也得到很大的发展，已经成为数字图像信号处理和计算机视觉领域中的一种有效方法。它的基本思想是用具有一定形态的结构元素去度量和提取图像中的相关信息，通过这种途径达到对图像的分析 and 识别的目的。

事实上，数学形态学已经构成一种新的图像处理方法和理论，成为计算机数字图像处理的一个重要研究领域，并且已经应用在多门学科的数字图像分析和处理的过程中。这门学科在计算机文字识别，计算机显微图像分析（如定量金相分析，颗粒分析），医学图像处理（例如细胞检测、心脏的运动过程研究、脊椎骨癌图像自动数量描述），图像编码压缩，工业检测（如食品检验和印刷仪路自动检测），材料科学，机器人视觉，汽车运动情况监测等方面都取得了非常成功的应用。另外，数学形态学在指纹检测、经济地理、合成音乐和断层 X 光照像等领域也有良好的应用前景。形态学方法已成为图像应用领域工程技术人员的必备工具。

目前，有关数学形态学的技术和应用正在不断地研究和发展。

3.3.2 形态学变换

数学形态学（Mathematical morphology）是分析几何形状和结构的数学方法，是建立在集合代数理论基础上的，用集合论方法定量描述几何结构的科学。从上世纪八十年代之后，数学形态学逐渐成为一种分析图像几何特征的有利工具。

数学形态学是由一组形态学的代数运算算子所组成，包括了：腐蚀、膨胀、

开运算、闭运算等等，形态学运算就是运用这些基本运算算子或它们的组合来进行对图像形状和结构的分析及处理，以及图像分割、特征提取、边缘检测、图像增强等诸多方面的工作，它的基本思想是用具有一定形态的结构元素去量度和提取图像中的对应形状以达到对图像分析和识别的目的。

①膨胀

$$\text{膨胀的定义: } D = X \oplus B = \{(x, y) | B_{xy} \cap X \neq \emptyset\} \quad (3.2)$$

由 B 对 X 膨胀所产生的二值图像 D 上的点满足以下条件:如果 B 的原点平移到点 (x, y) ，那么它与 X 的交集非空。

膨胀运算在数学形态学运算中的作用是把物体周围的点合并到物体中，当两个物体之间的距离比较近的时候，膨胀运算可能会使这两个物体连在一起，膨胀运算对填补物体之间或者两个物体之间的空洞很有用。

②腐蚀

腐蚀是一种消除边界点，使边界向内部收缩的过程，可以用来消除小且无意义的物体。

$$\text{腐蚀的定义: } E = X \otimes B = \{(x, y) | B_{xy} \subseteq X\} \quad (3.3)$$

由 B 对腐蚀所产生的二值图像 E 上的点满足以下调节:如果 B 的原点平移到点 (x, y) ，那么 B 将完全包含于 x 中。

腐蚀运算在数学形态学运算中的作用是消除物体边缘、把小于结构元素的物体去掉、断开两个物体之间细小的连通等等

③开运算

开运算:先腐蚀后膨胀的处理过程。记为 $A \circ B$,有:

$$A \circ B = (A \otimes B) \oplus B \quad (3.4)$$

开运算一般使物体的轮廓线变得光滑，断开狭窄的间断和消除细小的突出物；闭运算同样使物体的轮廓线更光滑，但与开运算相反的是，它的效果表现为消弥狭窄的间断和长细的鸿沟，消除小的孔洞并填补轮廓线上的断裂。

④闭运算

闭运算:先膨胀后腐蚀的处理过程。记为 $A \bullet B$:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \otimes B \quad (3.5)$$

由于数学形态学具备了完整的数字基础，这为数学形态学运用于图像分析和处理、形态滤波器的特性分析和系统设计方面奠定了坚实的基础，其基本思想和方法对图像处理的理论和技术产生了重大影响，尤其是实现了形态学分析和处理算法的并行运算，大大提高了图像分析和处理的速度。

3.3.3 定位过程

经过水平和垂直投影后分割出来的的仪表数字区域图像中，它的边缘任然有很多不需要的信息.例如文字信息等。仪表的数字区域经过二值化处理后，总体来看轮廓是一个矩形区域，但这个区域内部很复杂，区域有很多小的断裂信息，为了能够提取这个区域，需要对图像进行形态学操作，使图像内部连通，这样我们可以通过寻找最大连通图的方法来确定仪表的数字区域的准确位置。用数学形态学对图像进行仪表数字区域定位的处理过程如下：

①腐蚀

对图像运用腐蚀运算，能够使目标边缘缩小、目标孔洞增大，同时可以消除仪表数字区域以外的孤立的噪声点。

②膨胀

膨胀具有填充物体影像内细小孔洞，连接邻近物体和平滑边界的作用，通过运用数学形态学中的膨胀运算，将使仪表数字区域内部形成一个连通图。

③寻找仪表数字区域

经过数学形态学的一系列运算，最终可以得到若干个连通的区域，仪表数字区域就在这几个连通图中，这个时候就需要根据仪表数字区域面积和形状的特点来分辨具体那个才是仪表数字区域。

经过上述的处理过程即能准确定位仪表图像的数字区域了，如下图，中间矩形区域就是仪表读数所在位置。



图 3.3 通过形态学进行仪表定位

Fig.3.3 Carried out by morphological meter location



图 3.4 形态学处理后的图像

Fig.3.4 Carried out by morphological meter location

3.4 基于颜色的仪表数字区域定位

仪表的颜色信息也是可以利用的，为了能够准确的定位出仪表数字所在的区域，我们需要关注仪表数字所在的区域的颜色，而不关心其他颜色的区域，如下图所示：



图 3.4 仪表图象

Fig.3.4 Meter images

对于这样的仪表。我们只关心背景为蓝色的区域，整个图像有两个蓝色的区域，而读数在其中的一个蓝色区域上，我们可以通过颜色实现对仪表读数的初定位。

具体过程如下所述：

①取原始图像的蓝色分量空间。

②对蓝色空间作水平投影。

③根据获得的投影图分布情况，分析可知，投影图上会有两个很明显的波峰部分，对应源图像中蓝色的区域，其中较宽的区域就是仪表读数区域。



图 3.5 通过颜色投影获得读数区域

FIG3.5 Color projection reading through the Regional

3.5 本章小结

本章介绍了仪表号码区域定位技术以及一般的实现方法，提出了一种基于水平垂直投影的方法，实现了对仪表号码区域的粗定位，然后通过数学形态学的膨

胀腐蚀等过程实现仪表数字区域的准确定位。同时，简单介绍了一下利用颜色信息来获取仪表图像位置的方法。为下一步实现仪表数字区域的字符分割做了良好的基础。

4 仪表数字区域的校正与分割

前面一个章节主要介绍了仪表数字区域的定位，经过定位后的仪表数字区域需要进行倾斜校正、让仪表数字框内的字符处在水平垂直的位置。在对图像校正的基础上采用投影法分割出单个字符，并对分割后的单个字符进行预处理，为下一步的字符识别做准备。

4.1 仪表数字区域的倾斜校正

在整个仪表数字识别的流程中，仪表数字识别的精确程度取决于对数字的分割水平，而对仪表数字区域的倾斜校正将影响对数字的分割。因此，对仪表数字区域的校正是十分重要的步骤。由于仪表数字框是一个标准的长方形，我们可以通过检测数字框的倾斜程度来判断数字的倾斜程度。

本文先利用 `canny` 算子检测仪表数字区域表框的边缘，然后利用 `hough` 变换找到偏离水平线在一定范围内的直线，这些直线的角度平均后就是仪表数字区域的倾斜角度，最后对图像进行旋转，得到校正的图像。

4.1.1 校正的原理

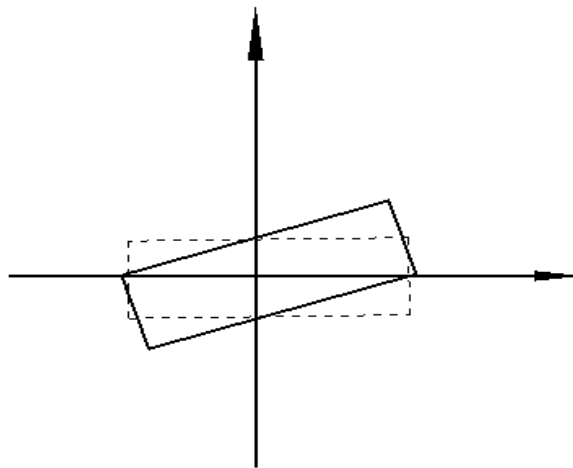


图 4.1 旋转示意图

Fig.4.1 Rotation diagram

如图所示，我们希望实线矩形在经过处理后能够旋转到虚线所在的位置，在这个过程中，实线上所有的点最终映射到虚线矩形所在的位置。这个过程就叫做旋转。

对于图像而言，图像中的任一点 p ，用 (x_0, y_0) 表示其所在的直角坐标，用 $(\rho,$

α) 表示 p 在极坐标上的值, 则有:

$$\begin{cases} x_0 = \rho \cos \alpha \\ y_0 = \rho \sin \alpha \end{cases}$$

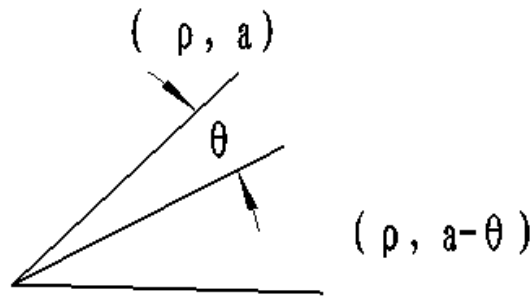


图 4.2 p 点映射到 q 点

Fig.4.2 p -point mapped to the q -point

让点 p 绕原点 $o(0, 0)$ 经过旋转 θ 角后到达 q 点表示为 (x_1, y_1) , q 相应的极坐标表示为 $(\rho, \alpha - \theta)$, 可以得到:

$$x_1 = \rho \cos(\alpha - \theta) = \rho \cos \alpha * \cos \theta + \rho \sin \alpha * \sin \theta = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta$$

$$y_1 = \rho \sin(\alpha - \theta) = \rho \sin \alpha * \cos \theta - \rho \cos \alpha * \sin \theta = -x_0 \sin \theta + y_0 \cos \theta$$

旋转后的点与旋转前点之间的关系有:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

如果, 点 p 不绕原点旋转, 而是绕点 $c(a, b)$ 旋转 θ 角度, 此时应将坐标轴平移, 则坐标轴上所有的点其坐标值将发生变化, 对任一点 a 有:

$$a(x, y) \longrightarrow a'(x - m, y - n)$$

$$p(x_0, y_0) \longrightarrow p'(x_0 - m, y_0 - n)$$

$$q(x_1, y_1) \longrightarrow q'(x_1 - m, y_1 - n)$$

根据前面的公式可以推出 p' 绕 c' 顺时针旋转得到新的点 q' 的关系

$$\begin{pmatrix} x_1 - m \\ y_1 - n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 - m \\ y_0 - n \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

也即点 $p(x_0, y_0)$ 绕点 $c(m, n)$ 旋转与旋转后点 $q(x_1, y_1)$ 间的关系。

4.1.2 常见的水平校正方法比较

目前比较常见的水平校正方法主要有：Hough 变换、Radon 变换、旋转投影等。

①Hough 变换法

Hough 变换是一种利用图像的全局特征将特定形状的边缘像素连接起来，形成连续平缓边缘的一种方法。它的基本思想是点——线的对偶性，通过极坐标，将图像所在的 $f(x, y)$ 空间中的经过点 $f(x_0, y_0)$ 的所有直线转换为参数空间上的一个点，并且这些点的轨迹是一条正弦曲线。因此， $f(x, y)$ 空间中的任意一个点都可以用参数空间中的一条正弦曲线来表示，换句话说， $f(x, y)$ 空间中一条由固定极坐标参数所决定的直线，在经过变换坐标系之后，线上的每个点都对应了参数空间中的一条正弦曲线，并且这组正弦曲线必定相交一点，越多的正弦线相交，说明有愈多的点在这条直线上。hough 变换就是基于这个原理来检测直线的。

②Radon 变换

Radon 变换也是通过变换图像空间的方式来检测出图像中的直线型目标。首先计算 Radon 变换矩阵的峰值，然后对各个峰值点进行排序，取前几个峰值，计算每列之和，求出倾斜角度 α ，最后对图像进行旋转。得到一个水平的图像。

通常情况下，二维函数 $f(x, y)$ 的 Radon 变换是一个平行于轴的线积分，由公式 4.3，公式 4.4 表示

$$R_{\theta}(x') = \int f(x' \cos \theta - y' \sin \theta, x' \sin \theta + y' \cos \theta) dy' \quad (4.3)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$R_{\theta}(x)$ 是一个以 θ ， x 为参数的二元函数。在 θ 确定的情况下， $R_{\theta}(x)$ 仅随 x 的变化而变化。因此当 $R_{\theta}(x)$ 取得局部极大值时，可以由得到的 θ ， x 确定一条直线，然后计算这条直线与水平直线的夹角就可以得到水平倾斜角度 α 。得到 α 以后，就可以对图像进行 $|90^{\circ} - \alpha|$ 旋转处理，达到实现对仪表图像的倾水平校正的目的。

③旋转投影法

旋转投影法是根据图像字符分布的几何特点，对图像做水平方向上的投影。当图像以 1° 为增幅进行旋转时，其水平投影将随图像旋转而发生变化。这时候可以用一个的参数来表示水平投影图的某种性质。比如：可以用计算最大的 N 行投影值的和来反映水平投影图的性质，当这个和值达到最大时，其所对应的旋转角度为车牌水平倾斜角度 α 。或者，可以用投影图的峰宽来反映投影图的性质，当峰宽达到最小值的时候，其所对应的旋转角度为水平倾斜角度 α 。

投影法对投影后的投影形状进行分析，需要计算每个倾斜角度的投影形状，计算量很大。

4.1.3 边缘检测

图像的边缘就是图像的像素特征在局部不连续的表现,这种不连续可以是灰度, 纹理, 颜色等。图像的边缘检测就是要通过这些信息, 对灰度变化的信息进行度量。边缘检测在图像识别和分析中扮演重要的角色, 有重要的研究价值和应用价值。

1) Robert 边缘检测算子

Robert 算子是一种利用局部差分算子寻找边缘的算子, 是一种 $2*2$ 算子。

$$g(x, y) = \left\{ \left[\sqrt{f(x, y) - \sqrt{f(x+1, y)}} \right]^2 + \left[\sqrt{f(x+1, y) - \sqrt{f(x, y+1)}} \right]^2 \right\}^{1/2} \quad (4.5)$$

Robert 算子通过相互垂直的方向上的差分来度量梯度, 梯度以 $(x-1/2, y-1/2)$ 为中心, 它度量的是 45° 和 135° 方向上的灰度变化。

Robert 算子的特点是对具有陡峭性质的低噪声图像响应最好, 对灰度渐变和噪声较多的图像处理效果较差, 而且速度稍慢, 得到的边缘不是很平滑, 而且边缘线条较粗。



图 4.3 Robert 边缘检测

Fig 4.3 Robert Edge detection

2) Prewitt 边缘检测算子

Prewitt 算子是通过卷积方式计算图像边缘的一种算子。它的两个卷积核如图 3.6 所示, 是一种 $3*3$ 算子。其默认边缘的方向为图像在水平和垂直两个方向上的边缘, 图像中的每一个点都要用这两个核进行卷积, 取二者之间的最大值作为卷积的最后输出值。

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1

图 4.4 Prewitt 边缘检测算子

Fig.4.4 Prewitt Edge detection operator

Prewitt 边缘检测算子的特点产生边缘图像速度较快，而且对灰度渐变和噪声较多的图像处理效果也比较好。



图 4.5 Prewitt 边缘检测

Fig.4.5 Prewitt Edge detection

3) 拉普拉斯边缘检测算法

拉普拉斯边缘检测算法，是对二维函数进行运算的二阶导数算子，如图 3.7 所示，两个卷积核组成了 Laplacian 边缘检测算子。它分为正相拉普拉斯和反向拉普拉斯算法两种，分别表示不同的边缘，相应的计算公式如下：

$$L(c) = (N_0 + N_1 + N_2 + N_3 + N_4 + N_5 + N_6 + N_7) - 8 * C$$

$$NL(c) = 8 * C - (N_0 + N_1 + N_2 + N_3 + N_4 + N_5 + N_6 + N_7)$$

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

图 4.6 Laplacian 边缘检测算子

Fig.4.6 Laplacian Edge detection operator

由于 Laplacian 边缘检测算子是二阶导数算子，对噪声比较敏感，所以检测结果中在一些像素上出现了散碎的边缘像素点。

为了降低噪声对边缘检测的干扰，在进行 Laplacian 边缘检测前需要进行低通滤波。实践证明：选用高斯低通滤波对图像进行平滑去噪的效果是非常好的。在使用高斯低通滤波处理之后再使用 Laplacian 边缘检测算子提取图像边缘的方法又称为 Laplacian of Gaussian (LOG) 算子。



图 4.7 Laplacian 边缘检测

Fig.4.7 Laplacian Edge detection

4) Canny 边缘检测算子

1986 年 JOHN CANNY 在他的一片文章中提出了边缘检测的 3 条准则，这三条准则被后人称为 canny 准则，canny 准则的目的在于：在对信号和滤波器做一定假设的条件下利用数值计算方法求出最优滤波器并对各种滤波器的性能进行比较，主要包括三方面的内容：

①好的检测效果——好的检测效果要满足对边缘的错误检测率要尽量低这个条件，尽管边缘检测有一定的误差，但最终一定要收敛到一个实际允许的范围。

②对边缘的定位要准确——算法要求检测结果所标定的边缘位置要和图像真正的边缘中心尽量接近。

③对同一边缘要有最低的响应次数——图像中的每个边缘点只能标识一次，即得到的图像的边缘宽度是单像素的，并且可能存在的图像噪声不应标识为边缘点，主要考虑检测的速度。

Canny 算子进行边缘检测，有很好的检测效果，现在又很多对这个算法进行改进的新版本出现，具体的检测过程如下：

① 用高斯滤波进行卷积运算，消除噪声点；

② 求导找到图像像素灰度的沿着两个方向的偏导数，公式如下：

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

③利用上式的结果计算梯度的方向：

$$\theta = \text{Arc tan}\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

- ④遍历整个图像，若某个像素的灰度值与其梯度方向上的相邻像素相比不是最大的，将这个像素的值归 0，因为它不是边缘；
- ⑤对于上式得到的图像计算直方图，然后确定一个阈值，大于这个阈值的就是边缘，小于这个阈值的就不是边缘；
- ⑥对结果进行相应的优化。



图 4.8 canny 边缘检测

Fig.4.8 canny Edge detection

5) Sobel 边缘检测算子

与 Prewitt 算子相似, Sobel 边缘检测算子也是由分别检测水平和垂直两个方向上的卷积核所组成, 也是 3*3 算子。如图 3.8 所示:

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

图 4.9 Sobel 边缘检测算子

Fig.4.9 Sobel Edge detection operator

图像中每一个像素点都用这两个核做卷积, 一个核和垂直边缘响应最大, 而另一个对水平边缘响应最大, 取两个卷积的最大值作为该点的最后输出值。由于 Sobel 边缘检测算子对于像素位置的影响已经做了加权处理, 因此边缘检测的效果很不错。



图 4.10 Sobel 边缘检测

Fig.4.10 Sobel Edge detection

4.2 仪表数字的分割

仪表数字分割的任务是把仪表数字区域内的数字从这个区域分离出来，形成一个个独立的数字。数字分割的效果直接影响到数字的识别。在本文中，通过分析仪表数字区域的特点，本文确定通过投影法实现对数字的分割。

4.2.1 投影法分割字符

对仪表数字区域的数字进行分割，首先我们要分析仪表数字区域的特点，仪表的数字是镶嵌在可以旋转的齿轮上的，齿轮都是黑色的边框，颜色很深，而字符都是写在齿轮白色的区域上面。基于这个特点，我们通过投影就能够实现对仪表数字的分割。

首先对图像进行垂直投影对图像，以像素点为单位逐列进行扫描，统计每列中像素值为 1 的数量作投影。对图像的所有列扫描完毕后就得到了整幅图像的垂直投影。对垂直投影图进行分析，结合仪表结构本身的特点，我们可以判定在相邻的连个较大波峰之间的部分就是数字图像所在的区域。

先做垂直投影，认为高度超过仪表表框高度的 80%的较大波峰所对应的位置就是仪表齿轮的边框，两个边框内之间的部分就是相对应的数字字符。如图：



图 4.11 二值化后的图像

Fig.4.11 Image after binarization

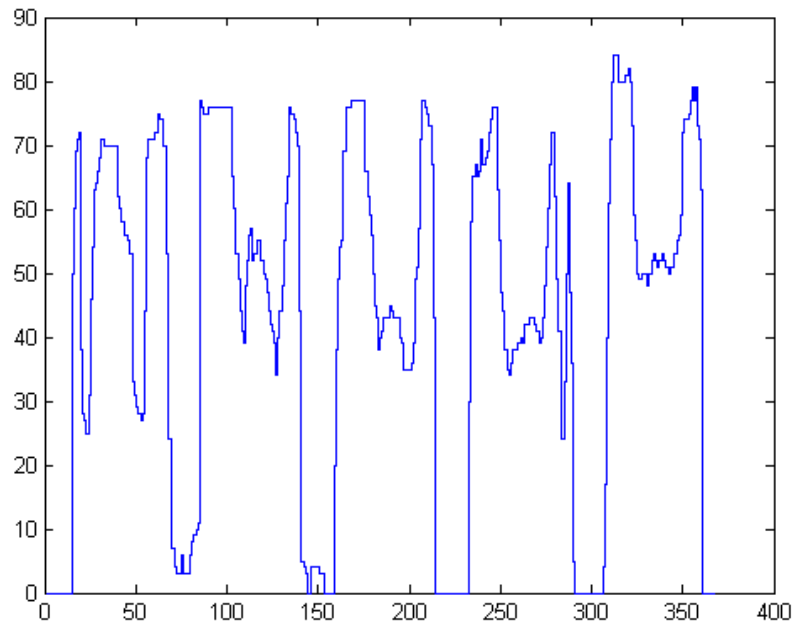


图 4.12 仪表图像的垂直投影

Fig.4.12 The vertical projection meter Images

将这些边框去除，在垂直方向分割出单个齿轮上的数字，如下图



图 4.13 仪表图像字符分割

Fig.4.13 Meter image segmentation of the characters

同理，再进行水平投影，在水平方向去除齿轮边框

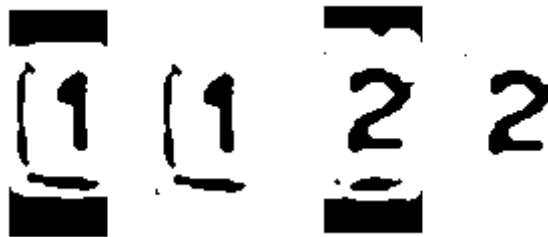


图 4.14 仪表图像的水平投影分割

Fig.4.14 Meter horizontal projection of the image segmentation

经过水平垂直投影分割后的字符框里除了数字以外，还存在许多小光斑和很多细小的无用的小黑点，对于这些妨碍字符识别的信息也要去除。

本文采用前面介绍的数学形态学方法，通过腐蚀去掉一部分小的点，然后通过比较最大连通图确定数字所在的位置。

最后切割出来的字符如图：



图 4.15 形态学分割后的字符

Fig.4.15 The characters After morphological segmentation

4.2.2 数字图像的归一化

在数字图像识别过程中，对字符进行归一化是十分重要的。因为字符识别主要是基于字符的形状轮廓特征来进行相似度匹配，不进行归一化，字符的大小不一致，识别就不可能进行。

为了消除字符点阵位置上的偏差，需要将字符点阵移动到固定的位置上，这个过程就叫做归一化。有两种简单的位置归一化方法，一种是基于质心的位置归一化；另一种是基于字符外边框的归一化，本文采用基于边框的归一化。

5 仪表数字的识别

本章是仪表数字识别的最重要的部分，也是我工作的重点。前面几个章节对仪表图像预处理、定位、对数字字符进行分割都是在为仪表的数字识别做必要的准备，本章的处理结果将最终决定识别的效果。本章的内容安排为：首先介绍常用的特征提取的方法并提出本文采用的特征提取方法，接着介绍模式识别的一些算法，最后着重介绍本文采用的改进的基于 huffman 树的支持向量机（SVM）在字符识别中的应用，最后对实验结果进行对比分析，验证本文采用方法的可行性和实用性。

5.1 特征提取

特征是对字符图像信息的描述，特征的选择很重要，它直接关系到字符识别的最终结果。特征提取本质上就是删除源图像中不必要的信息，选择最能反映其本质的信息，并用数学方式进行描述。因此，对特征的选择很重要，必须能够反映字符图像的本质特征，同时又能够区别与其他字符图像。

5.1.1 字符图像的特征

对于图像而言，常用的特征有颜色、纹理、形状、空间关系等。对于颜色常用的特征方法有：直方图、颜色集、颜色矩等方法；对于纹理常用的特征方法有：统计法、集合法、模型法、信号处理法等；对于形状常用的特征方法有：边界特征法，不变矩、傅里叶变换法等；对于空间关系经常与其他特征混合使用。

对于字符，最基本的特征就是字符的高度和宽度了，这个特征常常用于对字符的分割。同时字符还具有其他一些特征，例如：像素的密度、笔画走势、轮廓等。其他的一些特征包括能量熵，投影，直方图特征等。对于字符图下个的特征不同的人会从不同的角度进行分析。

5.1.2 本文的特征提取方法

在本文的数字识别中，经过图像预处理、倾斜校正后得到归一化的字符图像，字符的结构形状都比较固定，因此本文采用不变矩和图像穿刺统计来描述数字图像的特征。

①不变矩特征提取

特征提取的过程就是去除图像中冗余信息，表述图像主要特征的过程。特征提取能够提高数字识别的精度、减少运算量、提高运算速度。选取的特征应具有稳定性、独立性以及数量小的特点。矩是一种用来表示目标图像总体形状的特征量。二维图像的几个关键特征都直接与矩有关,如图像的大小、重心和旋转等等。

不变矩具有概念清晰、识别率稳定等特点，并且对旋转和缩放变化之后的目标仍然能有效地反映其本质特征，表现出良好的不变性和抗干扰能力。同时，不变矩是对图像全局特征进行描述的度量，它描述了对象的整体特征。

设灰度图像 f 的函数表达式为 $f(x, y)$ ，它的大小为 $m \times n$ ，那么可以定义其 $(p+q)$ 阶普通矩为：

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n x^p y^q f(x, y) \quad (5.1)$$

因此，图像的 $(p+q)$ 阶中心矩定义为：

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (x-x_0)^p (y-y_0)^q f(x, y) \quad (5.2)$$

其中用 $Z_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ ， $Y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 表示图像的灰度重心坐标的位置，求出 x, y

$$x = \frac{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n m f(x, y)}{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f(x, y)} \quad (5.3)$$

$$y = \frac{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n n f(x, y)}{\sum_{m=1}^m \sum_{n=1}^n f(x, y)} \quad (5.4)$$

图像的中心矩具有平移不变性的特点，因此为了得到具有伸缩不变性的矩，定义归一化的中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad \text{其中, } \gamma = \frac{p+q}{2} + 1, p+q=2,3,\dots$$

归一化的中心矩具有平移和伸缩不变性等特点，通过对图像的归一化的二阶中心矩和三阶中心矩进行组合，可得到以下 7 个不变矩：

$$\phi_1 = \mu_{20} + \mu_{02} \quad (5.5)$$

$$\phi_2 = (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11} \quad (5.6)$$

$$\phi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{12} - \mu_{03})^2 \quad (5.7)$$

$$\phi_4 = (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \quad (5.8)$$

$$\phi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})] \quad (5.9)$$

$$+ (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \quad (5.10)$$

$$\phi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \quad (5.10)$$

$$\phi_7 = (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] - (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \quad (5.11)$$

通过对以上各式的分析，我们分析不变矩特征的定义和相关计算公式，发现

不变矩是建立在对一个区域内部灰度值或者是边界灰度值分析基础上的，是一个全局量的描述，描述了对象的整体特征。

②图像穿刺特征的提取

如果仅仅是通过不变矩来描述图像的特征信息，我们通过实验发现其误差率很大，不能够满足实际的需要。因此，本文在不变矩的基础上增加了几个细节信息，希望能够更全面的描述图像的各种特性。

通过图像穿刺来提取图像特征的算法就是在特定的水平位置自左向右对图像进行扫描，统计每条扫描线的穿越次数和第一次穿越的位置。这种方法可以很准确的定位在相对位置的细节信息，对图像的特征起到一个固定的作用。本文分别在字符1/5,2/5,3/5,4/5处进行水平扫描，统计扫描线穿越的次数和第一次穿越的位置。。



图5.1 通过穿刺提取特征

Fig.5.1 Feature extraction through the puncture

5.2 支持向量机

5.2.1 支持向量机简介

传统的字符分类识别算法往往都是以统计学作为基础来解决问题，这就要求在训练的时候有足够大的样本。但是现实情况往往是样本的数量很有限，这样的数据样本量对于以往的识别算法就难以达到预期的目标。1979年，Vapnik和Chervonenkis等人提出了统计学习理论，并将这种理论用于解决小样本的学习问题，在这个基础上产生了一种新的学习方法——支持向量机（SVM），这种方法将训练误差作为优化问题的约束条件，以置信范围值最小化作为优化目标，是一种基于结构风险最小化的准则的学习方法。这种方法能够有效的解决小样本学习的问题。支持向量机的目的是利用现有的样本数据求出当前的最优解，而不是求在大样本下的理论意义的最优解。

支持向量机最开始是用来解决线性可分问题的。如果遇到样本是线性不可分的情况，支持向量机通过非线性映射关系将样本向量映射到一个高维的特征空间，然后在这个空间中求一个最优的超平面，通过这个超平面将数据分开。SVM在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势，并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。从理论上说，它得到的将是全局最优点，解决了以往在神经网络等算法总经常遇到的局部极小值的问题。支持向量机的主要优点有以下几个方面：

①支持向量机是基于结构风险最小化准则，通过最优分类面来区分类之间的关系，避免了“过学习问题”的出现。

②支持向量机是针对有限样本的情况，所求出来的解是当前样本的最优解，所以对未知的样本有很好的泛化能力。

③支持向量机的求解最终转化为求二次规划问题的求解，所得的解是当前样本的全局唯一的最优解。

④支持向量机与核技术结合，解决了非线性判别问题。

总之，支持向量机具有结构简单，泛化性好，能够获得当前最优解等特点。对于非线性问题，通过核函数，可以得到相应的分类曲面。

5.2.2 支持向量机模型概述

1979年，vapnik首次提出了支持向量机。在SVM的线性分类中，每个支持向量机将所有的样本分成两类，这两个类之间构成了一个最优超平面。在线性情况下，样本间的距离就是这个最优超平面的两条边之间的距离。

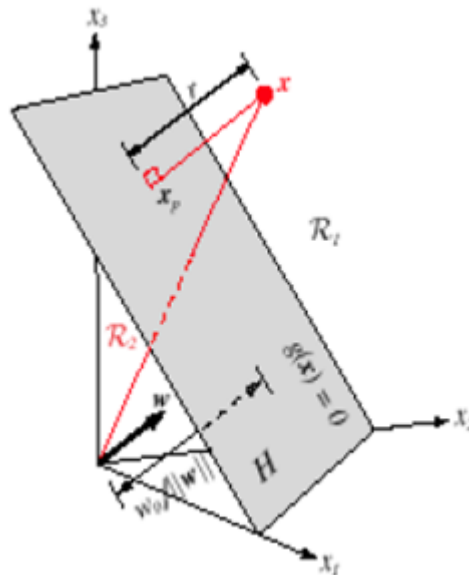


图5.2 超平面

Fig5.2 hyperplane

支持向量机最初是用来对两类线性可分的数据进行处理的，在支持向量机分

类中，通过构造最优超平面来区分这两类数据，并且要使这两类之间的超平面的便捷具有最大值。如下图所示，为了能够将这两个类分开，H1、H2分别为过各自样本中离分类线最近的点并且平行于分类线的直线，H1和H2之间的距离叫做分类间隔（margin）。所谓最优分类线就是要求分类线不但能将两类正确分开，而且要使两类的分类间隔最大。

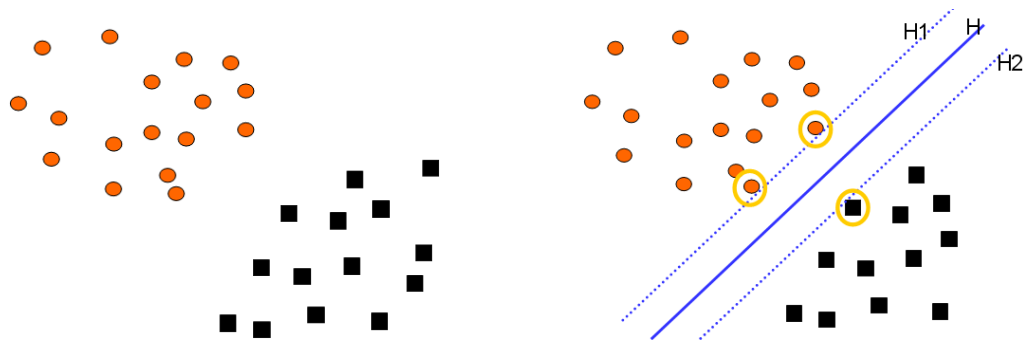


图5.3 最优分类面示意图

Fig.5.3 Optimal separating surface diagram

支持向量机的工作过程如下：

假设有 n 个训练集 $\{x_i, y_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$, 其中 x_i 为任意的实数，表示样本数据， y_i 的值为 $\{-1, +1\}$ ，表示数据 x_i 的类型。设高维空间中线性判别函数的一般形式为 $g(x) = w \bullet x + b$,

则有最优分类面方程为：

$$w \bullet x + b = 0 \quad (5.12)$$

将判别函数进行归一化，使两类所有样本都满足 $|g(x)| \geq 1$ ，即，使距离分类最近的样本的 $|g(x)| = 1$ ，由 $r = g(x) / \|w\|$ ， r 为 x 到 H 的垂直距离，知分类间隔：

$$\text{margin} = \frac{2}{\|w\|}$$

通过上式我们可以知道，求分类间隔最大就等于要求 $\|w\|$ 最小。

为了能够使分类面对所有的样本点都满足，那么就是要求满足以下条件：

$$y_i(w \bullet x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \quad (5.13)$$

因此，满足了上述条件所得到的分类面就是我们要求的最优分类面。

根据上面的约束条件，最优分类面问题可以表述为满足下面条件的约束化问题，即，在条件（5.10）约束下，求函数：

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 (i=1, 2, \dots, n) \end{cases}$$

定义如下的Lagrange函数

$$J(w, b, a) = \frac{\|w\|^2}{2} - \sum_{i=1}^n a_i [y_i(w \cdot x_i + b - 1)] \quad (5.14)$$

为了得到极小值，分别对 w 和 b 求导，并令它们等于0，得到：

$$\text{条件一: } \frac{\partial J(w, b, a)}{\partial w} = 0 \quad (5.15)$$

$$\text{条件二: } \frac{\partial J(w, b, a)}{\partial b} = 0 \quad (5.16)$$

最终得到：

$$Q(a) = -J(w, b, a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (5.17)$$

结合约束条件：

$$\text{a. } \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0$$

$$\text{b. } a_i \geq 0, \quad i=1, 2, \dots, n$$

最后得到的最优分类函数是

$$f(x) = \text{sgn}\{s^* \cdot x + b^*\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \quad (5.18)$$

分析发现，上式中对最终结果的影响因素只包含待分类样本和支持向量，由此可以说明，要求特征空间中的最优分类，我们只需要知道这个空间中的内积运算即可。

5.2.3 非线性分类的方法

对于样本点非线性不可分时，不能用一个超平面进行分类，遇到这种情况需要引入核函数，通过核函数将数据向量映射到一个高维的空间中，然后在这个高维的空间中寻找超平面，这个超平面与原始数据的低位空间的非线性分类面存在一个映射关系。因此，在支持向量机中，对非线性数据就是在线性处理的过程中加入了一个进行高维映射的环节。

支持向量机处理非线性样本的分类问题可以概括为：首先通过核函数对样本数据进行非线性变换，将输入输入的数据映射到一个高维的空间，然后在这个高维

空间中求取最优线性分类面。对数据进行非线性变换需要通过适当的内积函数实现的，这个内积函数，就叫做核函数。常用的核函数有以下几种：

①线性核函数：

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$$

②多项式核函数

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^d$$

线性核函数可以看做是多项式核函数的一个特例。

③径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2)$$

④二层神经网络 sigmoid 核函数

$$K(x_i, x_j) = \tanh(x_i^T x_j + c)$$

在本文中，采用径向基RBF核函数作为支持向量机的核函数。

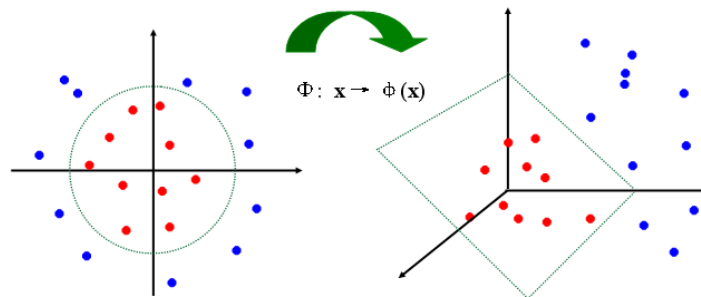


图 5.4 将输入的数据映射到高位空间

Fig.5.4 mapping the input data to a high spatial

5.2.4 支持向量机多分类方法

用支持向量机进行样本分类最开始只能够处理两类数据的分类问题，只有是与不是的概念。将支持向量机扩展到多类样本的分类，将提高支持向量机的实际应用水平。多类的分类问题与两类的分类问题间也存在一定的关联，一个类可分，这个类中间的任何两类之间也可分，通过一定的规则，我们可以对支持向量机进行扩展，使其能够对多类样本进行分类。现在比较常见的SVM多值分类器构造方法有一对一分类方法，一对多分类方法方法和基于决策树的分类方法等。

①一对一分类方法 (one-versus-one)

对于一对一的分类方法，分类算法的每一步都只对其中的任意两类进行比较。在每次分类过程中都需要将其中的一类样本标注为正，另一类的样本标注为

负，分类结束后需要重新标注样本的类别。测试的时候，统计所有分类器的结果，对所有分类器的结果进行统计，为正值最多的类就是测试样本所属的类。对于含有 n 个类的问题，需要 $n(n-1)/2$ 个支持向量机分类器。

这种方法也称为“最大胜出”(MaxWins)策略。存在过匹配的可能性，同时会存在不可分的区域。

②一对多分类方法(one-versus-rest)

对于一对多分类方法，分类算法的每一步将其中的一类样本作为正值，而其他的所有类的样本统一作为一个类为负值。对于 n 类问题，就可以构造 n 个分类器。训练的时候，每个分类器都需要所有的样本参与。在识别的时候，将待识别的对象输入到这 n 个分类器中，输出值最大的分类器所属的类就是待识别对象的类别。

在这个分类方案中，总体讲分类器的个数较少，分类速度相对较快。但是，由于每个分类器都需要所有的样本参与，它的训练时间比较长。

③决策导向非循环图支持向量机(DAGSVM)

决策导向非循环图(DDAG tree Method)是Plantt等提出的决策导向非循环图(Decision Directed Acyclic Graph, DDAG)^[3]方法，将多个两类分类器组合成多类分类器。在训练阶段与一对一方法相似；但是在识别的过程中，需要样本点从根结点开始向下搜索，一直到叶子结点为止，才能得到样本所属的类别。每一个分类器的输出值决定了搜索的方向。它的优点就是推广误差只取决于类数 n ，而与输入空间的维数无关。

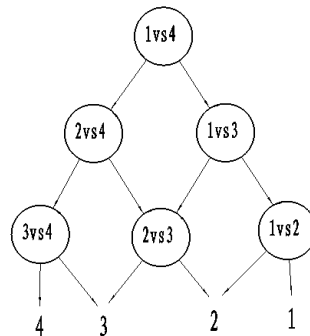


图5.5 决策树方法示意图

Fig.5.5 Decision tree

以上三种多类分类方法都存在着一些不足，如存在不可分问题，或需要训练的支持向量机个数太多，或测试未知样本时使用的支持向量机过多。因此本文提出了一种将支持向量机和huffman树的基本思想相结合的多类分类方法，提高支持向量机在多分类问题中的效率和准确度。

5.3 基于huffman树的支持向量机

基于二叉树的多类 SVM 分类方法已有学者提出，这种算法从根节点开始，将所有的类映射到高维空间，然后将所有的类分成两个子类；对这两个子类再重复刚才的动作，再分成两个子类；循环往复，直到每个子类只有一个类为止，即所有的类都在叶子节点上。这种方法有个缺点就是分类过程中最初根节点的分类的误差会不断的延续放大，最终导致结果错误，这就是所谓的‘误差累积’。

二叉树的构造过程对整个模型的分精度有较大的影响，并且这种影响有可能产生“误差累积”现象，即若在某个节点上发生分类错误，将会把错误延续下去，最终影响分类结果的准确性。因此，分类错误在越靠近根节点的地方发生，分类性能就越差。

本文对现有的二叉树支持向量机进行改进，从叶子节点向根节点由下至上的方法来构造二叉树，将可能的误差风险在叶子节点进行释放，这样在识别的时候才能够避免误差累积效应的产生。这种算法中首先将最难分割的两类（距离最小）作为叶子节点，构造一个 svm 分类器，然后将这两个类合并为一个类，去掉原有的两个类，在新构成的类样本中寻找距离最小的两个类再构造分类器，最后形成只有一个类。这个过程有点类似于 huffman 数的构造过程。下图为本文算法的构造过程示意图：

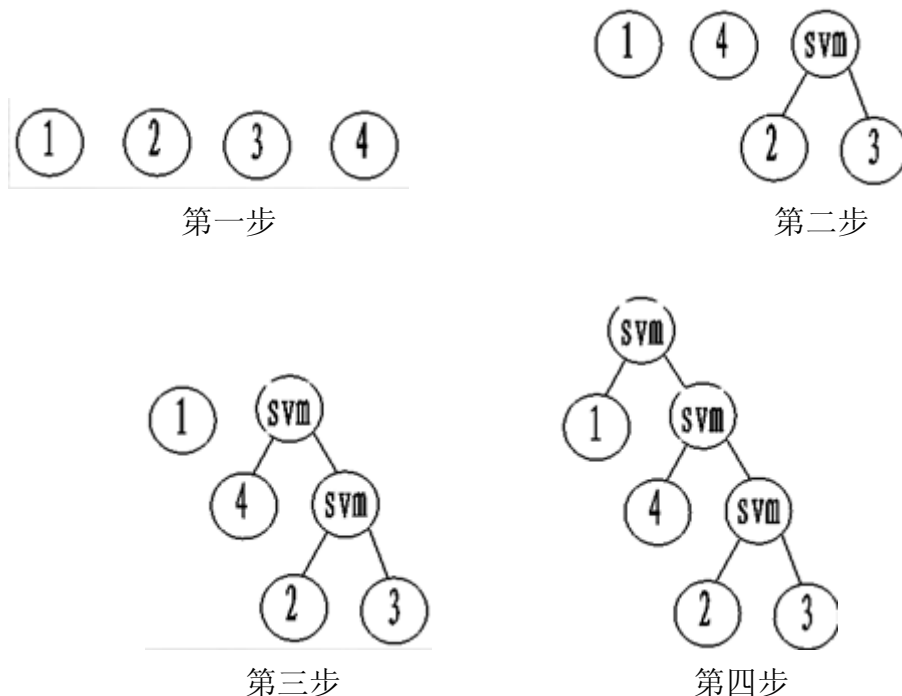


图 5.6 本文改进算法的构造过程

Fig.5.6 The improved algorithm

5.3.1 类间的可分离度

根据改进算法，在构造huffman树过程中，首先要找到两个最难分割的类来构造支持向量机，一般情况下评判训练样本的可分离性，是以两个类中心之间的Euclidean距离作为标准，而实际情况是类中心之间的Euclidean距离并不能代表类之间的可分离度。如下图所示，图中class1与class2之间的欧式距离较大，但两者并不可分；而class3与class4之间的欧式距离较小，但二者有较好的可分性。

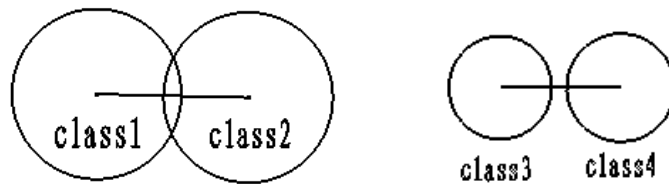


图 5.5 类之间的欧式距离

Fig.5.5 Euclidean distance between two classes

因此，本文对欧式距离进行改进，通过样本间的距离与样本的分布之间的关系来度量类之间的可分离度：

$$SM_{ij} = \frac{d_{ij}}{\delta_i + \delta_j} \quad (5.19)$$

式中 $d_{ij} = |C_i - C_j|$ ，表示类i与j之间的距离，其中 $C_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in X_i} x$ 表示 C_i 的中心， n_i 表示类 X_i 中样本的数量。

式中 $\delta_i = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{x \in X_i} |x - c_i|$ 为类方差，表示样本的分布。

SM_{ij} 的值越大，说明两个类之间越容易分开，值越小则越不易分开。若 $SM_{ij} < 0$ ，则说明这两个类之间有重叠。

5.3.2 基于上述思想的算法描述

通过分析huffman树原理和上述可分离度的描述，采用新的距离度量标准，构造本文新的算法的过程步骤如下：

① 设有 n 个样本类，计算每个样本类的中心向量，将这 n 个样本类构成的集合 $F = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ ，将每个样本看做是一棵二叉树，每棵二叉树只有一个根节点，其余左右子树均为空。

② 计算各样本类之间的可分离度 SM_{ij} ， $i=1, 2, \dots, k$ ， $j=1, 2, \dots, n$ ， $i < j$ 。

③ 在样本类集合 F 中选择 SM_{ij} 最小的两个类作为左右子树构造一棵新的二叉分

类树。

④ 将上个步骤中的两个类合并为一个类，计算合并后的中心向量。将合并后的类写入F中，同时删除原来的两个类。

⑤ 重复步骤 3 和步骤 4，直到 F 中剩下一棵树为止。

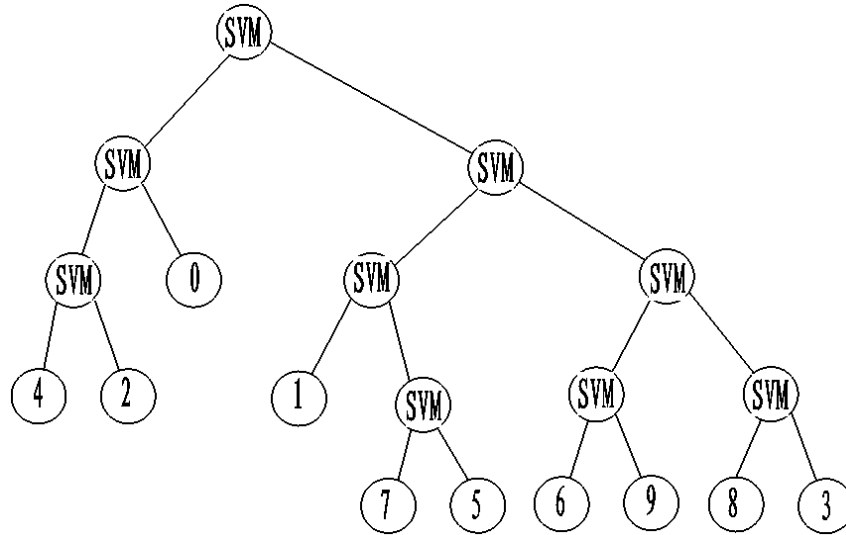


图 5.6 基于 Huffman 树原理的 SVM 算法示意图

Fig.5.6 Svm algorithm based on the Huffman tree

在上图中，每个非叶子节点代表一个 SVM 分类器，用以区分样本类之间的关系。从根节点开始，节点中的训练样本类别数量随层数的增加而减少。测试时，待测试样本从根节点进入，依次经过各层 SVM 分类器，如果在第 i 层被判别为类 k，则算法结束，否则进入下一层。由此可以知道，整个分类器所需的分类次数最大为 N-1 次，最小为 1 次，与其他几种 SVM 分类之间的比较如下表所示：

表 5.1 几种 SVM 分类所需要的支持向量机分类器数目

Table 5.1 the number of support vector machine for Several SVM classification required

类别	训练阶段	识别阶段
一对多分类	N	N
一对一分类	$N(N-1)/2$	$N(N-1)/2$
DDAGSVM 分类	$N(N-1)/2$	N-1
本文分类方法	N-1	<N

从表中可以看到，无论是训练阶段还是识别阶段，本文方法所需要的支持向量的分类器数目是最小的，由于支持向量机在训练阶段的时间复杂度与支持向量的数量有关,大约为 $O(n^3)$ ，n 为支持向量的个数。因此本文中的方法可以提高支持向量机在训练阶段的效率，具体时间如下：

表 5.2 几种 SVM 分类在训练阶段所需要的时间

Table 5.2 the time of the training for Several SVM classification

类别	训练时间 (ms)
一对多分类	452.3
一对一分类	82.6
DDAGSVM 分类	82.6
本文分类方法	62.5

5.4 对半字的处理

在仪表的数字显示中，数据出现的顺序是有规律可循的，对于半字，同样要遵循这个规律。即数字 0 的后面必定是 1，数字 1 的后面必定是 2，依次类推，另外，数字 9 的下面是 0。



图 5.7 半字

Fig.5.7 Halfword

根据这一特点，本文进行如下处理：

设 h_1 ， h_2 分别为上下半字的高度， $H = h_1 + h_2$ 为上下半字的高度之和。

对与上半字，当 $h_1/H \geq 1/2$ 时，从下往上取半字的 $H/2$ 来作为半字的样本提取特征；对于下半字，当 $h_2/H \geq 1/2$ 时，从上往下取半字的 $H/2$ 作为半字的样本提取特征。同时建立相应的半字特征表。在识别的时候，取大于 $H/2$ 的半字的相应的部分来进行识别。

对于最终的数字读数，本文读取上半部分的数字的读数。

5.5 试验结果分析

本文从采集到的仪表图像开始，对仪表图像进行图像预处理、定位、特征提取和支持向量机分类识别等。综合以上步骤，对最终识别的结果进行了分析。

5.5.1 样本采集

本文采用 160 幅实拍图像进行实验，首先按照本文第二章所述方法对这些原始图像进行预处理操作，得到共 800 个字符，并对这 800 个字符进行归类，统计结果如下：

表 5.3 实验字符统计

Table 5.3 Experimental Character Statistics

整 字	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	总计
	62	33	28	33	38	40	37	36	28	36	371
半 字	0-1	1-2	2-3	3-4	4-5	5-6	6-7	7-8	8-9	9-0	总计
	34	39	52	42	38	45	42	40	42	45	429

对整字样本库随机抽取分成两组，分别作为训练样本集和测试样本集。对半字样本库用相同的方法构造其训练和测试样本集。

表 5.4 样本特征数据

Table 5.4 Sample feature data

字符	整字	字符的 7 个不变矩						
0	0 1 2 3 4 5 6 7 8 9	2.9315	9.9624	12.1215	12.0390	24.2087	17.2451	24.3552
1		2.9825	7.0637	11.8932	11.3234	22.9516	16.0117	23.4597
2		2.9789	7.7689	10.7303	11.4425	22.5907	15.7860	22.8317
3		2.9372	7.5176	11.0200	10.3466	21.0312	14.1203	22.1445
4		2.9534	7.8359	10.6849	10.7670	21.5752	15.1743	21.7437
5		2.9248	8.0450	11.1881	10.9785	23.4826	15.0091	22.0621
6		2.8854	6.7290	10.6125	10.4957	21.0502	13.8660	22.4200
7		3.0348	7.3575	10.5978	11.4857	22.7057	15.9330	22.6535
8		2.8794	7.9328	11.0237	10.8459	22.2417	14.8128	21.8083
9		2.9037	7.3630	10.5553	10.5897	21.4212	14.8979	21.2408

5.5.2 实验结果

本设计中，共采集了160张仪表号码图片进行识别。最终得到整字371个，半字429个。将其中的200个整字，250个半字作为训练样本，其余的作为测试样本，经过训练测试正确率为92.6%。

表5.5 不同分类器的识别率

Table 5.5 The recognition rate of different classifiers

识别方法	整字识别个数	半字识别个数	识别率	测试时间 (ms)
One-VS-One	141	137	79.5%	15.3
One-VS-rest	145	141	81.7%	283.4
Bp网络	161	152	89.4%	14.8
本文方法	166	158	92.6%	12.7



图5.8 仪表数字识别结果

Fig5.8 Instrument Digital Identification results

通过上述实验，证明本文中所述的方法是可行的，对整字和半字的识别都取得很高的识别率，已经达到了实用的水平。本文算法在时间上与一对一方法和b p神经网络相差不大，却有更高的识别率，具有比其他算法更好的优越性。

6 结 论

针对目前在比较危险恶劣的环境中,进行人工抄表即危险又费时,同时不能与其他电子设备进行集成的问题,本文提出了一种基于机器视觉的仪表数字识别抄表模式,在这个模式里最终的目的就是要通过图像处理,来实现对仪表数字的自动识别,本文针对仪表数字识别过程中一些关键技术作了一些研究。

全文的主要工作及得到的主要结论总结如下:

1. 首先,对当前仪表抄表模式做了一定的调查工作,发现当前的人工模式不能够适应某些特定环境的要求。通过查阅大量中外资料,结合当前的实际情况和技术条件,提出了通过机器视觉来实现仪表数字自动识别的抄表模式,进而分析了所需要的步骤。

2. 对于采集到的仪表图像,首先要进行预处理,增加图像的信息量,本文通过直方图均衡化,二值化,滤波等手段达到了这个目的。

3. 对仪表数字区域的特征进行分析后,本文利用投影法确定了仪表数字区域的大致位置,然后通过形态学的膨胀腐蚀等操作,寻找最大连通图来精确定位仪表数字所在的区域。

4. 基于仪表表框的特点,本文利用 hough 变换对数字区域进行校正,在这个基础上,通过投影实现对数字的分割。

5. 本文对不同特征进行分析和比较,提出了用不变矩来描述字符特征,通过不变矩,降低了数据维数,同时能够描述字符的全局特征,同时本文加入了一些细节特征,对字符的描述更准确。

6. 文章通过分析现在二叉树支持向量机的缺点,对多分类支持向量机构造方法进行了改进,同时采用类间的可分离度来描述类之间的关系。最后试验表明本文采用的方法是可行的

字符识别技术在这几年有了快熟的发展,在安防保卫、车牌识别等方面已经取得了一定的成绩,不少学者也提出了有意义的方法。本文结合人工模式不能够适应某些特定环境的问题,提出通过图像实现自动抄表的方案,既经济又可行。实验表明,通过对一些传统理论方法的改进,识别性能有很大改善,达到实用水平。

对今后工作的建议:

鉴于实际应用的需求,实验算法必须满足算法效率高和鲁棒性强的要求,不仅要满足一定的时间要求,还要满足在恶劣条件下图像缺失部分和收到强干扰的境况下的识别率要求,因此下一步的研究方向主要有:

1. 针对受到强干扰无法识别的图像进行判断，并作相应的处理。对于有些受到强光斑影响的图像，如光斑过大或者光斑的位置与字符重叠，造成字符严重缺失的情况，需要给定一些条件进行判断，同时也可以通过图像恢复等方面的工作使系统正常工作。

2. 解决由采用 CMOS 镜头所带来字符粘连、轮廓模糊等问题。目前本文中采用 CCD 镜头采集图像，但是 CCD 镜头的成本要高于 CMOS 镜头，考虑设备广泛推广需要降低成本，因此，在低质量的图片中提取图片轮廓，将是今后工作的重点。

3. 从通用性考虑，对于仪表，由于各个系统、各个公司对数字的字体要求不一样，使得当下仪表中数字的字体差别很大，如何对差异很大的相同数字进行特征提取也是一个要考虑的问题。

致 谢

写到这里，也就意味着我的硕士研究生生涯已经进入了尾声。回首总是带着感慨，这两年半的学习生活给我带来了许多收获，要感谢的人太多太多。

首先要感谢我的导师杨丹教授，在我求学的这两年半的时间里，他严谨的学术作风和对科学的求实态度深深地感染了我，逐渐懂得了学术研究之道。感谢他对我严厉要求，使我既感到压力重重又感到庆幸；感谢他一直以来都那么注重对我能力的培养，给我各种大胆尝试新东西的机会，使我对自己的能力有了新的认识；感谢他一直以来都那么信任我、重用我，使我这两年半的时间过得快乐而充实，这比什么都重要。作为他的弟子，我深感荣幸。

其次，我要感谢实验室的张小洪老师、徐玲老师和洪明坚老师，他们就像长者一样深爱着我们，关怀着我们，他们给予我学习和生活上巨大的帮助，正是他们将实验室塑造成了一个温馨和谐的大家庭，使得我们能够快乐的工作，快乐的生活，十分感谢你们，祝他们事事顺利！我还要感谢实验室的所有同学，回想起我们一起努力的工作、一起讨论问题、一起谈笑风生，这些都将成为我最美好的回忆。

感谢参与论文评审和答辩工作的各位老师，感谢你们能够在百忙之中抽出时间，诚恳的希望得到你们的批评和指正。最后，感谢每一位论文的阅读者，谢谢你们有耐心读到这里，希望我们能有机会一起探讨、交流。

李辉

二〇〇九年十一月

参考文献

- [1] 章专, 仲林国, 朱志刚. 基于图像采集与处理的自动抄表系统[J]. 仪测与仪表, 第 41 卷, 第 466 期 2004.
- [2] 张艰, 赵宇明, 陈德权. 分时仪表表盘数字读数的自动识别系统[J]. 计算机工程, 第 31 卷第 5 期 2005.
- [3] 赵彦林. 远端自动读表系统进入 MIS 网管理系统技术应用分析[J]. 山西电力第 115 期 2003 年.
- [4] 宋雪娜, 丁保忠. 网桥中继自动抄表系统设计与应用[J]. 电气应用, 第 26 卷 1 期 2007.
- [5] 胡学浩. 智能电网——未来电网的发展态势[J]. 电网技术, 第 33 卷第 14 期 2009, 7.
- [6] 赵志刚, 缪凯, 吕慧显. 基于 RBFNN 和非全字符输入的车牌识别方法[J]. 光电子. 激光, 2007, (12).
- [7] 高全华, 王晋国, 孙锋利. 基于 Pseudo-Zernike 不变矩的 PNN 车牌汉字识别[J]. 计算机工程, 2009, (4).
- [8] 陈炜. 基于轮廓检测的第二代身份证字符识别[J]. 计算机工程与应用, 2009/22.
- [9] 叶飞; 黎峰. 基于整体特征的快速手写体数字字符识别[J]. 计算机工程与设计, 2006, (22).
- [10] 李国宏, 施鹏飞. 基于笔段结构的手写体数字字符笔迹顺序信息重构[J]. 模式识别与人工智能, 2006, (2).
- [11] 孙光民; 张程; 王鹏; 邓超. 基于非线性 PCA 神经网络的手写体字符识别[J]. 北京工业大学学报, 2007, (9).
- [12] 马颂德, 张正友. 计算机视觉[M]. 科学出版社, 1998.
- [13] Richard, O. Duda, Peter, E. Hart, David., G. Stork. Pattern Classification (2nd Edition) . [M]. 2000: 56-63.
- [14] J.A.G Ni jhuis. Car License Plate Recognition with Neural Networks and Fuzzy Logic[J]. IEEE 1995: 123-128.
- [15] Paolo Comelli, Paolo Ferragina. Optical Recognition of Motor Vehicle License Plates[J]. IEEE Trans on Vehicle Technology, 2006. 44 (4) : 163-172.
- [16] 张宏林. Visual C++ 数字图像模式识别技术及工程实践第 2 版[M]. 北京: 北京人民邮电出版社, 2002.
- [17] 敖银辉. 神经和模糊技术在车牌识别中的应用[J]. 广东工业大学学报, 2003. 12, 20 (4) : 43-47.
- [18] 唐轶竣, 申小阳, 朱雯兰, 隋成华. 基于 BP 神经网络的数显仪表数字字符识别系统[J]. 仪测与仪表, 2005. 9, 42 (477) : 42-45.

- [19] 严国莉,黄山,李岱璋,尚建华.印刷体数字快速识别算法在身份证编号数字识别中的应用[J].计算机工程,2003.1,29(1):178-179.
- [20] 芮挺,沈春林,丁健,张金林.基于主分量分析的手写数字字符识别[J].小型微型计算机系统,2005.2,26(2):289-292.
- [21] 芮挺,沈春林,丁健.基于最佳鉴别变换的HMM手写数字字符识别[J].中国图形图像学报,2004.8,9(8):1008-1013.
- [22] Ching Y.Suen,Jinna Tan.Analysis of errors of handwritten digits made by a multitude of classifiers[J].Pattern Recognition Letters archive . Vol. 26, 2005:369-379.
- [23] G.Louloudis,B.Gatos,I.Pratikakis,C.Halatsis.Text line detection in handwritten documents[J]. Pattern Recognition archive ,Vol.41,Issue 12,2008:3758-3772.
- [24] Reiss T H. The revised fundamental theorem of moment invariants[J]. IEEE T rans Pattern Anal Mach Intell, 1991, 13: 830~834.
- [25] Kimura F, Shridhar M.Handwritten numerical recognition based on multiple algorithms[J]. Pattern Recognition, 1991, 24 (10) :969~ 983.
- [26] Sekita I, To raich iK, Mori Retal. Feature extraction of hand written Japanese characters by sp line functions for relaxation matching[J]. Pattern Recognition, 1988, 21 (1) :9~ 17.
- [27] Kuh IFP, Giardina CR. Ellipse Fourier features of a closed contour. Comput V is Graph ics Image Process[J]. 1982, 18: 236~ 258.
- [28] 潘泉,程咏梅,杜亚娟,等. 离散不变矩算法及其在目标识别中的应用[J]. 电子与信息学报, 2001, 23(1) :30236.
- [29] Zhu Y,Desilva L C, Ko C C. Using moment invariants and HMM in facial expression recognition [C] Proceedings of the 4th IEEE South West Symposium on Image Analysis and Interpretation. Austin: [s. n.], 2000: 3052309.
- [30] 吴进军, 杜树新.SVM在车牌字符识别中的应用[J]. 仪表与系统学报, 2008, 10.
- [31] Ben Fei and Jinbai Liu Binary Tree of SVM: A New Fast Multiclass Training and Classification Algorithm[J]. IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, VOL. 17, NO. 3, MAY 2006.
- [32] Gang Sun。 Zhi ping Wang。 Ming xin Wang A New Multi-classification Method Based on Binary Tree Support Vector Machine [R]The 3rd Intetnational Conference on Innovative Computing Information and Control (ICICIC'2008) .
- [33] 刘洋,张秋余.基于二叉树的多类SVM方法[J].计算机工程与设计. 25(4) .2008
- [34] Hao Zhang,Alexander C.Berg.SVM-KNN: Discriminative Nearest Neighbor Classfication for Visual Category Recognition[J]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) , 2006
- [35] 季庆浮等. 无指针式仪表表盘数字识别方法的研究[J].自动化仪表, 29(12) 2008.

- [36] 王海东等. 电力系统数字显示值智能识别技术研究[J]. 仪测与仪表, 2008,(8).
- [37] Junxian Li, Limin Shen, Shuo Yang. A Novel Radar Target Recognition Algorithm Based on SVM. [C]. IEEE IITA. Workshops. 2008. 191.
- [38] V.N. Vapnik, Statistical Learning Theory[J]. Wiley, New York, 1998.
- [39] C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition" [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 1998, pp. 121-167.
- [40] Weston J, Watkins C. Multi-class support vector machines[J], Technical Report : CSD-TR-98-04[R]. Royal Holloway: University of London, 1998.
- [41] Schwenker F. Hierarchical support vector machines for multi-class pattern recognition [C]//Proceedings of the Fourth International conference on Knowledge -Based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies, 2000, 2: 561-565.
- [42] A.N. Wang, J.F. Liu, H. Wang and R. Tao, "A Novel Fault Diagnosis of Analog Circuit Algorithm Based on Incomplete Wavelet Packet Transform and Improved Balanced Binary-Tree SVMs" [J]. Bio-Inspired Computational Intelligence and Applications, 2007, vol. 4688, pp. 482-493.
- [43] A.C. Lorena and A.C.P.L.F. de Carvalho, "Protein Cellular Localization Prediction with Support Vector Machines and Decision Trees", [J] Computers in Biology and Medicine, 2007, 37, pp. 115-125.
- [44] Fei B, Jiu J. Binary Tree of SVM: A new fast multiclass training and classification algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17 (3): 696-704.
- [45] Gexiang Z. Support vector machines with Huffman tree architecture for multiclass classification[J]. Lecture Notes in Computer Science. 2005: 24-33.
- [46] 杨枝灵, 王开等. visual c++数字图像获取处理及实践应用[M]. 北京 人民邮电出版社. 2003.
- [47] Rafael C. Gonzalez Richard E. Woods 等. 数字图像处理 (第二版) [M]. 北京 电子工业出版社. 2003.
- [48] Rafael C. Gonzalez Richard E. Woods 等. 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 北京 电子工业出版社. 2005.
- [49] 李雪梅. 基于机器视觉的直读式抄表系统的研究[J]. 嵌入式系统应用. 2008. 8-2.
- [50] G Hauber-Davidson, E Idris SMART WATER METERING[J]. Wate. 2006. 04.

附 录

A. 作者在攻读学位期间发表的论文目录:

- [1] 李辉. 非指针式机械仪表的数字识别方法. 重庆理工大学学报. (已录用)