

分类号: TP391

UDC: \_\_\_\_\_

编号: 07-081104- M

# 学 位 论 文

## 基于神经网络的商场客流量统计系统研究

周瑞英

指导教师姓名: 顾军华 教授 河北工业大学

申请学位级别: 硕 士

学科、专业名称: 模式识别与智能系统

论文提交日期: 2006 年 11 月

论文答辩日期: 2006 年 12 月

学位授予单位: 河北工业大学

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

评 阅 人: \_\_\_\_\_

2006 年 11 月

Dissertation Submitted to  
Hebei University of Technology  
for  
The Master Degree of  
Pattern Recognition and Intelligence System

**STUDY OF PEOPLE-COUNTING SYSTEM IN  
MARKETPLACE BASED-ON NEURAL NETWORK**

**By**

Zhou Ruiying

Supervisor: Prof. Gu Junhua

November 2006

## 原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

日期：

## 关于学位论文版权使用授权的说明

本人完全了解河北工业大学关于收集、保存、使用学位论文的规定。同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：

日期：

导 师 签 名：

日期：

# 基于神经网络的商场客流量统计系统研究

## 摘 要

随着外资零售企业的大举进入，零售企业的竞争日益激烈。客流量对于零售业是非常基础的指标，它与销售量直接成正比关系，因此客流量统计尤为重要。传统的人工点数方法不能提供实时的客流数据，而简单的红外自动计数设备准确率低。因此应用人工智能模式识别技术提高红外计数设备的准确率是解决问题的重要途径。

本文根据模式识别系统的研究方法以及红外设备采集数据的特点，研究了基于神经网络的商场客流量采集的分析方法，建立了一个商场客流量统计系统。该系统包括 4 个安装在商场门口或出入口的两侧位于脚腕高度的红外对射型光电传感器，当行人从计数区域通过时，会产生一种模式，这种模式被智能化的神经网络所处理。据此对客流计数，同时保存客流信息。主要工作如下：

系统选用 4 组红外对射型光电传感器对人流数据采集，并采用去噪和归一化等方法对原始数据进行了预处理。

客流数据是连续的时空序列，通过分析客流数据特点，定义了单个模式的客流识别对象，并提出了适合客流数据的分割方法，该方法可以将无“空隙”的客流数据分离。

针对客流数据的特点，本文采用了基于脉冲序列的特征参数提取方法，实验证明这种特征提取方法是有效的。

本文采用了快速的弹性 BP 神经网络，并对其进行了大量客流数据样本的训练。将训练好的 BP 网络用于客流识别计数。实验表明，该系统不仅能够对有一定距离间隔的客流数据 99% 识别，而且对于小于 5 人的多人并排的情况，也获得了较高的准确率。从而验证了模型的正确性和求解方法的可行性。

**关键词：**客流量统计，BP 神经网络，特征提取，光电传感器

# STUDY OF PEOPLE-COUNTING SYSTEM IN MARKETPLACE BASED-ON NEURAL NETWORK

## ABSTRACT

As the entry of many foreign retail enterprises, the competition is fierce to retail day by day. Customer-counting is very important, because it is a foundation of retailing and it is proportional to sales amount. The traditional counting method artificially can't offer the real-time flow of customer data, while the rate of accuracy, which of simple counting with photoelectric transducer of infrared ray, is low. So it is an important route to improve the rate of accuracy of infrared-counting with pattern recognition technology of artificial intelligence.

This paper designs a new people-counting system based-on neural network, According to the research approach of pattern recognition system and the Characteristic of the data, which photoelectric transducer of infrared ray gets. This system includes four photoelectric transducers of infrared ray, which are fixed in the entry of Market, and the height to the ankle. When the customer is through counting the area, it will produce a pattern. And the pattern is dealt with by the neural network of intelligence. It counts the number of customers and saves it. The groundwork is as follows:

This paper chooses four photoelectric transducers of infrared ray, in order to distinguish customers which enter at the same time. And the initial data is preprocessed for strengthening the validity of data.

Data of customers is continuous space-time sequence. According to this characteristic, this paper has proposed an adapted method of data segmentation. And the experiment proves this kind of method is effective.

This paper has proposed an extraction method of feature parameter based on pulse-pulse sequence. And the experiment indicates this kind of method is effective.

This paper chooses resilient Black-Propagations. And it learns a lot of samples and used to count the number of customs. The experiment indicates this system is valid. It can distinguish customers between whom there are some spaces, and the rate of accuracy attaches to 100. And for customers who entry at the same time, it also has a high rate of accuracy. Besides, the experiment proves the model of customer-counting is correct.

**KEY WORDS:** customer counting, BP, feature extraction, photoelectric transducers

## 目录

第一章 绪论 .....	1
§1-1 客流量统计的研究背景及意义 .....	1
1-1-1 客流量统计的背景 .....	1
1-1-2 客流量统计的研究意义 .....	2
§1-2 客流量统计的研究现状 .....	3
1-2-1 客流量统计技术及产品现状 .....	3
1-2-2 神经网络模式识别的应用现状 .....	4
§1-3 本文的主要工作 .....	6
第二章 客流量统计系统分析与设计 .....	7
§2-1 客流分析系统 .....	7
2-1-1 客流量统计 .....	8
2-1-2 客流数据汇总 .....	8
2-1-3 客流数据分析与展示 .....	8
§2-2 客流采集硬件设计 .....	10
2-2-1 客流采集设备 .....	10
2-2-2 采集设备参数设置 .....	11
§2-3 客流采集模块设计及数据特点 .....	12
§2-4 客流量统计方法研究 .....	14
2-4-1 模式识别和模式的概念 .....	14
2-4-2 神经网络模式识别系统的构成 .....	14
2-4-3 客流量统计系统分析与设计 .....	16
§2-5 本章小结 .....	17
第三章 客流量统计系统实现 .....	18
§3-1 客流数据预处理 .....	18
3-1-1 预处理常用方法 .....	18
3-1-2 客流数据预处理 .....	19
§3-2 客流数据分割 .....	20
3-2-1 分割的必要性 .....	20
3-2-2 常用分割方法 .....	20
3-2-3 客流数据分割 .....	21
§3-3 客流数据特征提取 .....	24
3-3-1 特征提取的必要性 .....	24
3-3-2 特征提取常用方法 .....	25
3-3-3 客流数据特征提取 .....	26

§3-4 神经网络分类器设计 .....	28
3-4-1 标准 BP 神经网络 .....	28
3-4-2 改进的 BP 网络 .....	33
3-4-3 客流量统计系统的 BP 网络设计 .....	37
§3-5 客流量统计系统实验分析 .....	40
3-5-1 单个模式测试 .....	40
3-5-2 分组测试 .....	41
3-5-3 综合测试 .....	43
§3-6 本章小结 .....	43
 第四章 结论与展望 .....	 44
 参考文献 .....	 45
 致谢 .....	 47
 攻读学位期间所取得的相关科研成果 .....	 48

# 第一章 绪论

## § 1-1 客流量统计的研究背景及意义

### 1-1-1 客流量统计的背景

这里所说的商场，不是狭义的单一概念，它包含许多形式，如百货商场、超级市场、购物中心、仓储商场等等<sup>[1]</sup>。凡规模较大的零售商业企业，都可以称之为商场。下面着重介绍零售业的发展状况。

#### （1）改革开放后，零售业迅速发展

改革开放以来，由于经济的高速增长，消费者生活水平持续提高，购买力不断增强，刺激了零售企业的繁荣。最近十多年来零售业发展迅猛，已经成为国民经济中的重要组成部分，其地位也迅速提高。据中国商业联合会提供的 2004 年数据显示<sup>[2]</sup>，中国社会消费品零售总额年均增长 15%，比 GDP 增长快 5.4 个百分点。中国现代零售企业数量和规模都在不断增加：至 2004 年底，在综合零售业法人单位中，百货零售 1.8 万个，占 39.3%；超级市场 0.69 万个，占 14.8%；其他综合零售 2.1 万个，占 45.9%。

#### （2）外资零售企业进入我国，零售业竞争日趋激烈<sup>[3]</sup>

零售业是中国对外开放较晚的领域，1992 年初之后，我国零售业才启动了对外开放的试点工作。1999 年 7 月，中国发布了《外商投资商业企业试点办法》，将原来的 11 个城市扩大到所有的省会城市、自治区首府和中心城市、除了可以办单店、也可办连锁店。到 1999 年底中央政府正式批准进入的中外合资零售商业企业为 21 家，地方政府批准建立的外资零售商业企业达 300 家<sup>[4]</sup>。按照我国加入 WTO（世界贸易组织）的承诺，我国自 2004 年 12 月 11 日全面解除商业领域内外资在领域、股权、数量等方面的限制，零售业正式全面向外资开放。2005 年是中国零售业全面开放的第一年，商务部批准设立的外资企业达 1027 家，这个数字是前 12 年批准设立的外资商业企业总数的 3 倍<sup>[2]</sup>。截至 2005 年底，全球 50 家最大的零售企业中的 80% 已经进入中国。

从此，本土零售企业将直面外资企业，而焦点主要集中在服务和管理方面。因而，本土零售企业在练好内功的同时，迫切需要通过采用先进的管理手段和理念，有效提升商业企业管理与服务水平，打造现代化的商业企业，以适应新的竞争环境。

#### （3）客流分析成为在竞争中取胜的重要策略

随着计算机技术的飞速发展和普及，商业企业积极利用先进的信息技术，以提高自身的管理和服务水平。其中商业企业信息的高效采集与科学决策成为其中的关键问题，同时，商业信息在商业竞争中的重要性也不断增强，除了商业企业重要的资金流、物流信息之外，商业的客流信息也越来越多引起了人们的重视。

如何在竞争取胜，顾客是关键。对于零售业来说，顾客是货币的携带者，又是商品的潜在购买者，研究客流量规律，可以增加销售机会，将观看者转变为购买者，最大限度地挖掘商场的销售潜力，增加利润。顾客是研究的主体，流动规律和消费变化是这一研究的起点和归宿。目前，很多商业智能分析软件已经把客流量作为进行商业策划的一个重要指标，指导管理者的经营决策。

十五届四中全会通过的《中共中央关于国有企业改革和发展若干重大问题的决定》指出：“企业要适应市场，制定和实施明确的发展战略、技术创新战略和市场营销战略，并根据市场变化适时调整<sup>[5]</sup>。”在市场竞争日趋激烈的情况下，认真分析商业客流，围绕商业客流调整商业企业经营战略，根据客流性



质、特征进行经营定位，以各种营销手段吸引商业客流，成为国内商业企业进行营销创新的重要策略。

目前国内很多的商场已经意识到了客流数据对于决策分析的重要性，一般会在节假日采用人工的方式进行客流量数据的统计并进行分析，也有一些商家采用了准确率不是很高的红外等设备进行长期客流量的统计。

### 1-1-2 客流量统计的研究意义

客流量是商业企业在商业运作过程中的重要信息。强劲而稳定的客流量，是商场实现巨大营业额的前提。最终商品按计划的顺利售出，都需要客流量的支持，都需要顾客的参与，或者成为最终客户，或者成为潜在的消费者。客流量对于零售企业来说具有重大的意义。

(1) 客流量直接影响销售额。销售额除以客流量就是单个顾客价值，提高单位顾客价值和客流量是营业场所提高销售额的主要途径。对于商场来说，并非每个顾客都会购物，客流量的大小并不等价于营业额的大小，更不等价于销售利润的大小。其三者并不是一个简单线性对应关系。客流量和营业额之间的变化关系是各商家关注的重点。

首先，大客流量并不等于大营业额。进入商场客流量增加，但是由于商场管理、服务等环节不到位，或者商品布置等方面原因，不能够满足顾客期望（顾客期望：指顾客在购买活动之前对商场应当和可能提供的商品及服务所持有的主观标准。顾客期望因人而异，因物而异，因时而异，但都是判断商场服务质量高低的基本依据。现代商场的经营活动是在顾客对信息评价及对购买后的预期中进行的。期望水平决定了对商场、商品和服务的选择。）。例如商品定价过高或服务质量不好，就会降低顾客向实际购买行动的转化，即降低了客户转化率，导致实际进行购买行为的顾客数目下降，最终导致营业额降低。

其次，小客流量也并不等于小营业额。同样，由于商业企业能够满足大多数进入商场的顾客期望，能够大大提高客户转化率：即进入商场的大多数客户都发生了购买行为，这样，营业额也会保证在一定的水平。

然而，通过常规的财务报表数据，商业企业仅仅看到营业额上的最终销售结果，是不能够发现在销售过程中的一些有用的商业信息，更不能真正分析产生这些销售结果的内部原因。例如对于上述两种情况，我们不仅需要从营业额入手，更重要的是需要从客流信息着手，才能从深层次分析问题，揭示出其内部规律，进而采用不同的处理方法。例如对于第一种情况，企业可以从内部管理方面入手，合理安排商品（包括摆放位置、商品定价策略等），提高商场的服务质量，提高客户转化率；对于第二种情况，可以从吸引更多的客流入手，合理安排广告促销、加大宣传力度、增加出入口等，以吸引更多客流。

(2) 根据客流量数据，可以确定开关店的最佳时间、安排工作人员的工作时间和换班时间、指导经营者合理的安排进货，降低库存。

(3) 通过对客流量的增量和客户转化率增量进行对比，可以分析促销活动对客流量的影响是否有效、商品定价策略是否恰当。举行促销活动后，商场客流量若增加很多，说明顾客对广告印象很好，客户转化率也有所提高，则说明这次的广告投入取得了预期的目的。若客流量增加了，但客户转化率降低或持平，则可以说明促销宣传的商品定价有问题，或者促销活动没有如实地反映商品特点，需要在今后改进。

(4) 根据实时客流量、客流分布等数据，调整物业管理服务，优化人手配置，可以快速响应和处理顾客突发事件。根据《北京市商场超市安全生产管理规定》第二十五条，商场超市容纳的消费者人数按照营业区域公共活动面积计算，平均每人不得小于 0.8 平方米。当超过规定的容纳人数时，应当采取措施，启动应急救援预案，确保安全。

(5) 根据客流量密度、分布密度和顾客流量，优化调整购物广场各区域灯光、温度和空气通风等，在为顾客提供更加舒适的购物环境的同时，降低能源损耗和商场运营成本，最终让顾客受益。为了使顾客在商场有一个轻松舒适的环境，大多数商场都建立了冷暖空调和通风系统，保证内部环境恒定在一个舒适的温度和较好的空气质量水平上。因而，如何合理配置和运行空调系统和通风系统，客流密度成为一个重要的参数<sup>[6]</sup>。现有大型商场建设一般按照客流密度一般为 0.5-2 人/m<sup>2</sup>，峰值为 1-1.7 人/m<sup>2</sup> 的模型

进行管理（客流密度=商场在场人数/商场滞留人数/面积）。然而，由于地理位置、商场定位等因素，各个商场客流密度各不同；同一个商场，其经营物品的不同导致商场内各楼层客流密度也不尽相同，节假日、促销等因素的影响，每天商场的客流也不尽相同。因此，只有通过精确的客流分析，获取商场客流密度变化特征，有效进行空调和通风系统运行配置，提高顾客购物舒适度，从而吸引客流，进而提高客户转化率、提高销售额等。

因此，客流量统计的实际需要促成了本课题的研究。

## § 1-2 客流量统计的研究现状

### 1-2-1 客流量统计技术及产品现状

客流量是指单位时间进出商场的顾客人数，通过对客流量的深层分析，可以对商场方方面面的管理提供科学依据。特别是对于提高商场日常经营决策的科学性、购物环境舒适度、人力资源调配的合理性等方面起着重要的作用。客流量统计技术在国外发达国家应用已经非常普遍，在国内也有不少商家开始应用该技术以提高商场竞争力。

最早出现的是人工统计方法，商场派若干员工在出入口，在一段时间内，连续地对进入商场的顾客进行目视计数，用以掌握商场客流信息。该方法的优点在于不需要进行信息采集设备的投资，调查资料比较全面、灵活。但是，该方法缺点很明显。首先，客流量是动态的，某一时间段的客流量并不代表所有时间的客流量。其次，在客流较大的时候，用人目视计数误差很大。最后，人工统计后，资料整理的工作量也很大，人工统计的数据在使用之前必须经过编辑整理、数据提炼等过程。用这种方法得到的数据，只可以用于定性的了解，没有实际的统计分析价值。在经济竞争如此激烈的今天，人工统计已完全不满足市场的需求。

近几年，自动客流量统计系统的开发已经成为一个热点，国内外多家公司都致力于这方面的研究。国外相关的产品开发比较早，美国 Silicon Recognition 公司的 Passenger counting system 和美国 Shopper Track 公司的 Orbit 系统及南非的 Headcount 系统等，这些产品在正常客流情况下检测精度均在 94% 左右。目前，国内此类产品相关报导较少，杭州图易软件有限公司、武汉勒桦电气有限公司、汇纳网络信息科技有限公司等也都有此类产品，检测精度不是很高。这些产品主要采用视频计数和红外光电统计两种方法，各有优缺点。下面对两类技术进行比较分析。

基于视频的客流统计方法<sup>[7-15]</sup>，是近年来的研究热点。现代计算机和图像处理技术<sup>[16-19]</sup>的迅猛发展，为视频客流分析提供了可能。该技术的工作原理是通过安装在出入口、重点区域上方的摄像头获取客流视频图像，配合电脑进行运动目标识别，据此进行客流计数。该技术的优点是图像信号非常直观，便于人为的分析、比对，由于采用先进的图像识别技术，准确率也较高。但该技术也存在下列不足<sup>[15]</sup>：

第一，图像信号数据量很大，因此算法复杂度相应较高，一般对算法进行优化才能满足实时处理的要求。

第二，实际环境中，光线问题、运动阴影问题以及人流过于拥挤的情况，对图像处理效果有很大影响。

第三，特征选择比较困难，选择的特征必须要能够满足精度和速度两方面的要求，如果选择的特征不恰当会对精度产生一定的影响。

第四，对图像采集设备以及图像处理设备要求较高，因此成本比较高，难以广泛应用。

红外光电检测技术是比较成熟的技术<sup>[20,21]</sup>，利用红外遮挡计数是应用相当广泛的计数方法，尤其是在工业流水线上得到了很好的应用。在客流量统计上，也有了一定的应用。其工作原理是，当红外线被

遮挡时,产生一个脉冲,根据脉冲个数可计算流量。在客流统计上,也有了一定的应用。红外线采集技术分为被动式和主动式。

被动式红外计数技术采用只能检测到人体发出信号的合适的热释红外线探头,可以避免其它物体的干扰,当人通过时,红外传感器探测人体红外光谱所造成的变化,触发一个信号脉冲,根据脉冲个数来判断人数。该技术的优点是可以区分有生命和无生命对象。虽然人体温度相对稳定,但红外传感器的探测信号会受到乘客着装的影响,这种技术的固有缺点在于如果环境温度与人体温度相接近时,传感器就不能有效探测到人,它对环境温度快速变化和强烈日光照射也比较敏感,另外简单的根据脉冲个数计数,由于重叠遮挡情况,不能区分单人多人,误差率较高。

主动式红外计数技术包括反射式和对射式两种。主动红外线反射式主要是通过发射头发射定制波长的红外线覆盖一定区域,并通过传感器监测从客户身上反射回来的光线,从而发出信号脉冲,记录人数。但是该方法是受人着装的影响,深颜色衣服反射效果不好,影响计数。主动红外线对射式包括正对安装的发射头和接收头。它的原理是,当有物体通过时,光线被遮挡,接收端指示灯亮,并输出一个高电平脉冲,当没有物体通过时,接收端指示灯不发光,并输出一个低电平脉冲。

主动红外对射技术成熟,与视频采集技术相比,成本低,抗干扰能力强,不易受外界环境温度、光线状况、穿着的影响,工作稳定,数据量小,是客流量采集比较理想的计数技术。但是单束红外线计数,一般不能区分重叠通过扫描区域的人数,误差率较高。多束红外线计数,准确率有所提高,但简单的脉冲计数,只能对有一定距离间隔的人流做出正确有效的判断,仍然无法区分并排通过扫描区域的人数,误差率仍然比较高。

目前,红外光电对射式计数产品在国内有一定的应用,虽然准确率不高,但是由于实际需要,商家又不愿花费巨资购进大型客流量测量仪,因此国内一些商场采用了准确率不高的红外线计数类产品<sup>[22]</sup>。

综上所述,红外对射式计数技术成熟,成本低,产品有一定的市场前景。但是简单的根据脉冲个数计数的方法,准确率低,如何提高准确率是关键。因此本课题针对这一缺点进行初步探索,尝试使用神经网络模式识别的方法解决客流量统计的问题,希望得到初步成果并促进其进一步研究。

### 1-2-2 神经网络模式识别的应用现状

模式识别<sup>[23]</sup>诞生于20世纪20年代,随着40年代计算机的出现,50年代人工智能的兴起,模式识别在20世纪60年代迅速发展成一门学科。它所研究的理论和方法在很多科学和技术领域中得到了广泛的重视,推动了人工智能系统的发展,扩大了计算机应用的可能性。几十年来,模式识别研究取得了大量的成果。

模式识别不仅要研发应用机器信息分析技术,而且还应进行人类感知与思维机理的探索。在现代模式识别算法对复杂的信息处理方面,已初步显示出了计算机识别系统具有一定的人脑功能——智能,但是与人相比还差得很远。虽然在计算能力上计算机大大超过人类,但关于人类基本的智能,如视觉、听觉,可以说现代计算机的处理能力只相当于一个儿童。作为另一种技术途径,人工神经网络技术以其崭新的思路,优良的特性引起了人们极大的研究开发兴趣。

人工神经网络是近20年来发展起来的一支十分活跃的交叉学科,它涉及生物、数学、物理、电子及计算机技术,并显示出极其广泛的应用前景<sup>[24]</sup>。众所周知,人脑具有极完善和强健的记忆、计算、分析、判断和决策的功能,尽管现在人们对人脑思维活动的详细机理了解得还远远不够。但对它的基本结构及功能特点是早已知晓的。大脑由巨量神经细胞组成,虽然单个细胞只具有一种基本功能,但在整体上它们彼此广泛连接,在“生、电、化”的传递和作用下使人脑可以快速完成各种复杂、困难的任务。人工神经网络采用物理可实现的系统来模拟人脑的结构和功能,它由大量的彼此广泛连接的处理单元组成,每个处理单元结构和功能十分简单,通常完成某种基本的变换,整个系统的工作方式与目前按串行方式安排程序指令的计算机有着截然不同的特性。目前,人工神经网络已在模式识别领域得到了广泛的应用,模式识别的神经网络方法和传统的方法相比,具有下面几个明显的优点<sup>[25,26]</sup>:

### (1) 人脑的高度并行性

神经元之间传递信息(神经脉冲)是以毫秒计的,而普通计算机,信息传递则为毫微秒数量级。但是人们往往能在很短时间内对事物做出正确的判断,例如,对于一般的“多选一”问题,人脑面对大量的选择可以做出即刻的判断,如果用电脑来选择,则将要花费很长的搜索时间。这说明人脑一定是建立在大规模并行处理基础上的,反映了人脑与电脑具有不同的计算原理。

### (2) 人脑的高度非线性全局作用

神经网络系统是由大量简单神经元构成的,每个神经元接受大量其它神经元的输入,通过非线性输入/输出关系,产生输出,影响其它神经元。网络就是这样互相制约、互相影响,实现从输入状态空间到输出状态空间非线性映射的。网络的演化遵从全局性作用原则,从输入状态演化到终态而输出。从全局观点来看,网络整体性能不是网络局部性能的简单迭加,而表现某种集体性行为;而电脑遵从串行式局域性操作原则,每一步计算与上一步计算紧密相关,并对下一步产生影响,问题是通过算法逐步进行处理的。

### (3) 人脑的良好“容错性”和联想记忆功能

人脑能够很快辨认出多年未见、而且面貌大变的朋友,能从严重模糊的图像中辨认出其原来真实图像,说明人脑具有很强的“容错性”和联想记忆功能。另外,人脑每日有大量的细胞死亡,但这并不影响大脑功能。对于电脑来说,情况完全不同,元件的局部损坏,程序中的微小错误,都可引起严重后果,表现出极大的脆弱性。

### (4) 人脑与电脑信息存储与加工方式不同

人脑与电脑之所以千差万别的根本原因,在于对信息的存储和加工方式不同。对于人脑来说,知识和信息的表达和记忆是分布在许多连接键上,这些连接键又同时记录许多不同的信息,信息的处理与存储合二为一,不同信息之间自然沟通;而电脑对不同的数据和知识在储存时互不相关,即局域式存储,只有通过人编的程序,才能互相沟通,而这种沟通不可能超越程序编辑者的预想。正由于这种区别,表现出电脑只能进行简单的逻辑推理,而人脑能够进行深层次形象思维,能够根据所掌握的知识进行概括、类比、推广,很快把握全局,做出正确的判断和决策。

### (5) 人脑的自适应、自学习能力

人脑虽然受先天因素的制约,但后天因素,如经历、训练、学习等也起重要作用。人类很多智能活动并不是按逻辑推理方式进行的,而是由训练“习惯成自然”形成的,如人们在黑暗中,能很快从大量人群中辨认出他们熟悉的人声音;小孩能很快识别亲人等等,这些都很难说具体特征是什么,找不到明显算法。要编出程序是十分困难的,这与电脑以编程为主的逻辑推理存在天壤之别。这说明人脑具有很强的自适应和自学习功能。

(6) 便于集成实现和计算模拟:神经网络在结构上是相同神经元的大规模组合,所以特别适合于用大规模集成电路实现,也适合于用现有计算技术进行模拟实现。

人工神经网络模式识别被广泛应用于各个领域<sup>[25-27]</sup>,比如在人工智能、自动控制、计算机科学、信息处理、机器人、模式识别等方面都有重要的实例。而神经网络在模式识别领域的应用最多。神经网络经过训练可有效地提取信号、语音、图像、雷达、声纳等感知模式的特征,并能解决现有启发式模式识别系统不能很好解决的不变量探测、自适应、抽象或概括等问题。这方面的主要应用有:图形、符号、手写体及语音识别,雷达及声纳等目标识别,药物构效关系等化学模式信息辨识,机器人视觉、听觉,各种最近相邻模式聚类及识别分类,遥感、医学图像分析,计算机视觉、计算机输入装置等。神经网络可应用于模式识别的各个环节:特征提取、聚类分析、边缘检测、信号增强、噪声抑制、数据压缩以及各种变换、分类判决等。模式识别是人工神经网络特别适宜求解的一类问题。基于视频的客流量统计也是神经网络模式识别的一个典型应用。它是利用 CCD 摄像头获取客流图像信息,然后利用神经网络图像识别技术进行识别计数。

综上所述,人工神经网络模式识别由于其自身的优良特性,被广泛应用于各个领域。因此,本文采用人工神经网络模式识别技术,研究如何解决红外光电设备的客流计数问题。

## § 1-3 本文的主要工作

客流量统计系统是一个硬件和软件相结合的系统，也是一个实际应用问题。本课题研究的主要内容是根据硬件（4组红外传感器）采集的客流数据，通过分析其特点，利用神经网络模式识别技术，建立客流量统计系统模型，实现并检验该模型的有效性。

本课题的具体研究内容安排如下：

第一章，简单介绍了客流量统计的研究背景，详细阐述了客流量的研究意义、客流量统计技术与产品现状以及神经网络模式识别的应用现状。并通过现状的分析，引出了本课题的研究内容。

第二章，首先，介绍了客流分析系统的架构，点明了客流量统计是客流分析系统的一部分，处于整个系统的底层，是整个系统原始数据的来源，这也是本课题所要研究的内容。其次，对客流量统计系统的硬件设计，并实现了客流量采集模块，分析了客流数据的特点。然后，根据客流数据特点，研究了神经网络模式识别的方法，最后从总体上设计了客流量统计系统。

第三章，根据系统的总体设计，实现了预处理、分割、特征提取、神经网络分类器设计等模块，并通过实验测试客流量统计系统的有效性，以及计数准确率。

第四章，对本课题的工作进行了总结和展望。

## 第二章 客流量统计系统分析与设计

### § 2-1 客流分析系统

客流分析是一项重要的市场研究手段,是国外几乎所有大型商场和连锁商业网点在进行市场和管理决策前都必须进行的环节。随着商业竞争的加剧,商业模式逐步由传统坐商向极具主动性的行商转变,对日常客流特征进行分析显得尤为重要。

客流分析系统的主要任务是为管理人员提供更便捷、精确地获得所需客流信息的手段,同步进行的客流数据分析处理,可提供多种类型的分析数据和报表,对该场所客流状况与特征提供客观评价,协助实施有效管理和提高服务质量,帮助管理人员有效地完善管理中各流程、减低耗损、降低营运成本、提高净收益、控制风险系数,提升公司在业界的竞争力等。

通常,一个完整的客流分析系统由三层组成:客流量统计、客流数据汇总、客流数据分析与展示。如下示意图:

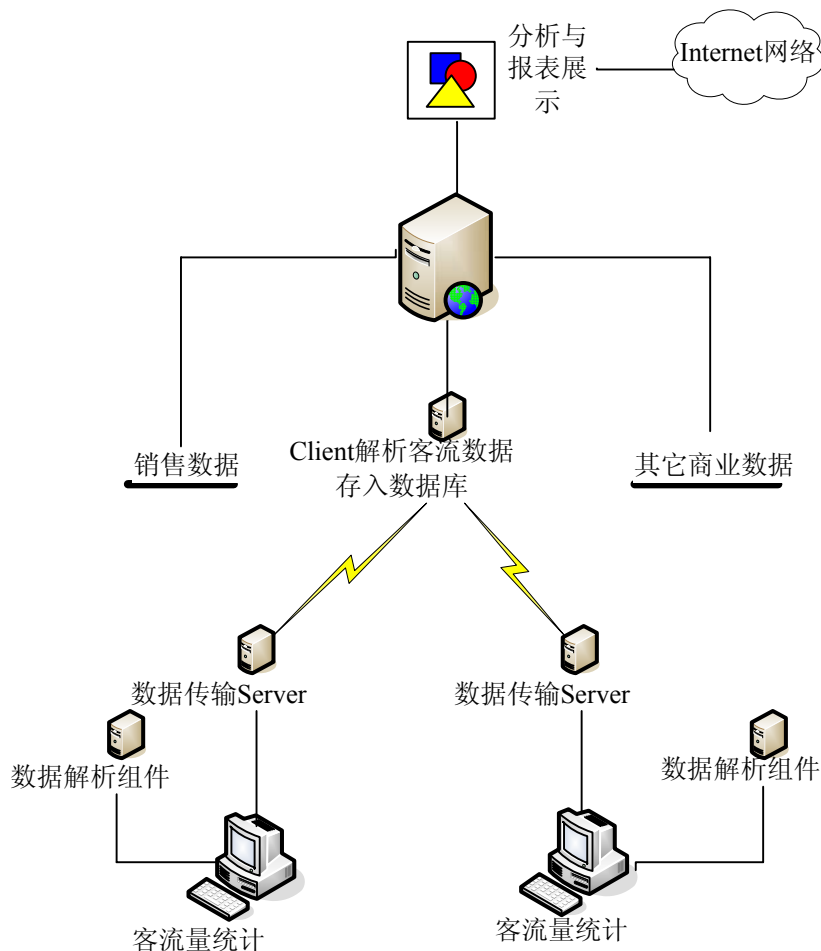


图 2.1 客流分析系统

Fig.2.1 Analysis system of customers' information

从图 2.1 中, 可以看出客流分析系统的工作流程。

首先, 根据商场的布局情况, 在各个区域安装前端客流采集设备, 完成对客流信息的采集与统计工作, 这是整个系统中原始数据的来源。同时, 通过数据解析组件解析客流数据, 并将数据存入本地数据库中。

然后, 通过数据传输 Server 和 Client 将分布在各区域数据库的客流数据最终汇总到总服务器上。

最后, 根据总服务器上存储的历史客流数据和当前客流信息, 结合销售数据以及其它商业数据等, 对不同时段和不同区域客流数据进行挖掘、对比与分析, 输出多种类型图表, 为管理人员提高管理效率和进行管理决策提供有价值的信息。

### 2-1-1 客流量统计

客流量统计处于系统的最底层, 为整个系统提供基础数据。客流量是指单位时间进入商场的顾客人数。客流量数据的实时性、精确性, 直接影响客流分析的效果, 因此客流量数据在客流分析系统中占有很重要的地位。以前, 就是由于精确客流统计技术的制约, 客流分析技术长时间不能在商场管理过程中进行实际应用。随着计算机技术和信息处理技术的发展, 使精确客流统计成为可能。近几年, 客流量统计系统的开发已经成为一个热点, 而本文主要研究客流量统计系统的设计与实现。

由于客流的不确定性给客流数据研究带来了一定的难度。首先, 零售商的顾客绝大多数是单个的消费者, 数量大, 分布广。当进出商场的人流很拥挤时, 尤其是多人并排同时进入的情况, 很难分辨人数。其次, 每个人的行走方式、姿态各不相同, 导致分析起来很复杂。最后, 一般商场营业时间长, 实际环境中的天气变化、光线变化等诸多因素都会给计数造成困难。

### 2-1-2 客流数据汇总

客流数据汇总处于客流分析系统的中间层, 它的任务是将分布在本地或异地的客流数据整合到统一的数据库服务器上, 为数据分析提供有效的数据平台。及时有效的分析是建立在及时全面的信息基础上的, 而烟囱式(或封闭式)的信息分析只能得出片面的结论和错误的指导。因此数据汇总是整个系统的中枢, 是必不可少的一步。

据统计, 我国限额以上连锁零售集团(企业)呈急速扩张、快速发展的趋势, 2005 年, 限额以上连锁零售集团(企业)达 1416 家, 比上年末增加 361 家, 增长 34.2%。因此, 分布式客流数据统计扮演着越来越重要的角色。另外一般大型商场的每个分店有多个楼层、多个出入口。每个出入口都要进行客流统计。综上所述, 本地或异地的客流数据必须进行汇总、存储。

### 2-1-3 客流数据分析与展示

客流数据分析与展示处于客流分析系统的顶层, 是客流分析系统的核心部分。它包括数据分析和结果展示两部分。它的主要任务是应用数据挖掘、统计分析、人工智能等技术, 对当前客流信息和历史客流数据进行分析, 最终通过报表或其它形式将客流信息体现出来, 以支持管理人员进行科学的决策。

报表因其直观性、丰富性, 被作为数据分析展示的主要方法。报表有丰富的图形样式, 包括曲线图、饼状图、柱状图、堆状图等。客流分析中通常采用的报表包括日、周、月度、年度客流统计表。通过不同的统计数据和图形可以反映出客流量、客流时间特点、客流速度特点、购买量及转化率、平日周末及节日客流量差异、客流量时间分布、历史客流对比、历史同期客流对比等等。

通常, 在做客流分析时, 将客流数据与后端的销售数据, 以及其它商业数据相结合, 以获得全面的比较分析。客流分析可以对商场管理决策的各方面起到重大的作用。客流分析数据和种类繁多的图报表, 深层透视客流量变化所蕴含的巨大商机, 从平凡的客流数据中深入挖掘客流数据表象所隐藏的实质信

息，进而从整体上提升商场经营效率和市场反应能力。

例 1：分析近期某时段的客流规律

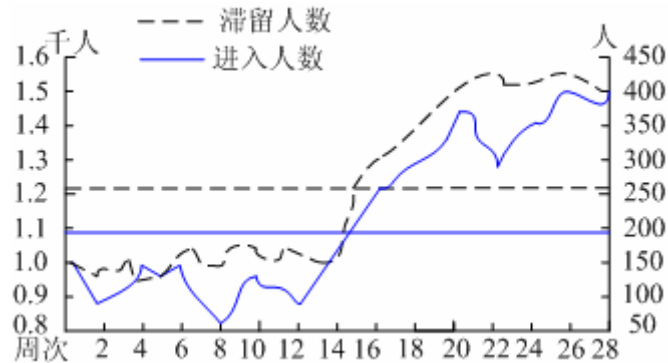


图 2.2 近期营业结束前一小时客流量统计

Fig.2.2 Customers counting of one hour of closing door recently

图 2.2 中，虚曲线为滞留人数，虚直线为平均滞留人数，实曲线为进入人数，实直线为平均进入人数。分析今年以来每天营业结束前一小时的商场滞留人数和进入人数曲线发现，近几个星期内滞留人数和进入人数均有较大的增长，远超出今年的平均水平。由此可以考虑延长营业时间或适当增加晚间这段时间的营业员数量。

例 2：分析出入变化和每天何时的商场里的人最多（以及滞留人数、平均滞留时间）

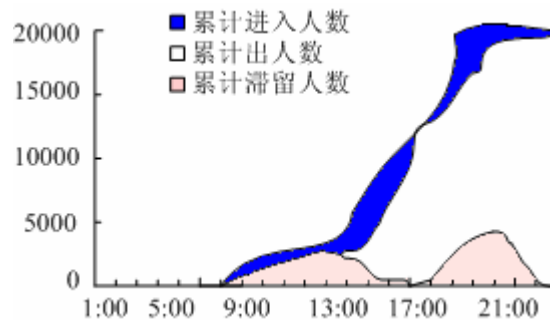


图 2.3 一天各时段的客流量

Fig.2.3 Customers counting of one day

从图 2.3 可以发现 19:00-20:00 这个时段，商场里的滞留人数最多，达到 2870 人，在中午 11:30-12:30 期间，商场里的滞留人数也比较多（1685 人）。因此推广活动就适宜在这两个时段内进行。

另外，值班保安人员根据区域内人数达到容量极限值，可注意防止客流拥挤，及时疏导人群。

例 3：如图 2.4，统计一段时间以来出入口的繁忙程度（可得出最繁忙出入口，即哪个门相对进入比较多，哪个门相对出去的比较多等）。可以合理布置广告，精确估计广告宣传效果；可以合理安排出入口值勤人员；还可以在进行人工问卷调查访问时，设计采样时间和方法，正确配置访问人员等。

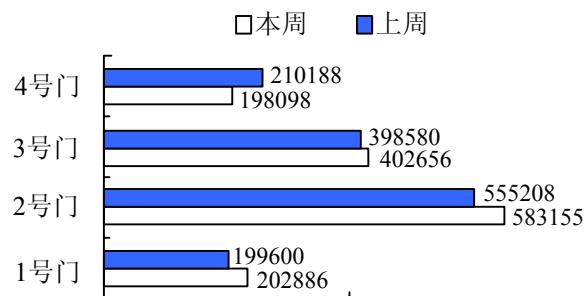


图 2.4 各门的客流量

Fig.2.4 Customers counting of each door

例 4：结合销售数据进行四大四小分析（如表 2.1）。



日销售额=客单价×客流总数×转化率（客单价=销售额/总人数，客流转化率=购买人数/总人数），如果某商场的销售额没有上去，那可以从三个方面来找原因：（1）检查客流总人数是否太少？（2）检查客流转化率是否不高？（3）检查客单价是否太低？

表 2.1 客流转化率

Table.2.1 Success rate of Customers

客流总人数	客流转化率	客单价
大	大	大
大	大	小
大	小	大
大	小	小
小	大	大
小	小	大
小	大	小
小	小	小

如果是来店的人数太少（客流量小），那就要加强企业的知名度，加强企业的品牌影响，吸引更多的顾客。当然，如果是因选址问题引起的客流太少，商场还应注意在每周做些批量特价，吸引更多的顾客。如果是客单价太低，那一般是商场本身经营的商品结构有问题，不能适应当地市场目标客户群的需要。如果是客流转化率不高（即成功率低），从图 2.5 可以看出，星期一至星期四的客流转化率远低于星期六和星期日，这就要在星期一至星期四期间，注意商品结构的配置，开展促销让利活动，以吸引顾客购买商品。

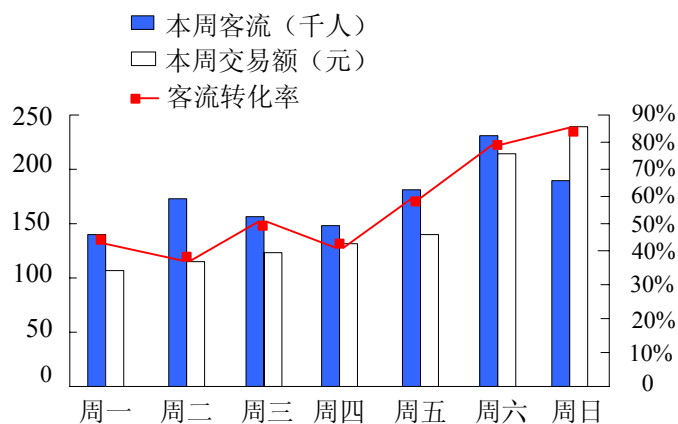


图 2.5 客流转化率

Fig.2.5 Success rate of Customers

综上所述，通过客流数据分析，确实可以为管理者的决策提供有效的支持。

## § 2-2 客流采集硬件设计

### 2-2-1 客流采集设备

基于红外线的客流数据采集需要两种装置：一种是红外线光电传感器，根据顾客的行走产生变化的

信号；另一种称为开关量接口卡，它能将上述信号传输给计算机。

出于对系统实际应用的考虑，第一种装置本文选用欧姆龙（OMRON）公司的光电传感器，型号是 E3JK-5M1。第二种选用的是北京中泰研创科技有限公司生产的 PC-6405 开关量接口卡。接口卡、对射式光电传感器、计算机构成了客流量采集设备。如图 2.6 所示，下面分别介绍一下该开关量接口卡和红外线传感器及其对系统的要求。



图 2.6 硬件组成

Fig.2.6 Including of hardware

E3JK-5M1 是对射式光电传感器，包括发射端和接收端，只产生 0, 1 信号，常被称为光电开关。发射端发射红外波长信号，当红外线被遮挡时，接收端指示灯亮，并产生信号 1，当红外线不被遮挡时，接收端指示灯不亮，产生信号 0。E3JK-5M1 有效检测距离是 5m，指向角是 3-20°，应答时间为 30ms。安装时，将发射端和接收端置于一條直线上。

PC-6405 开关量输入接口卡适用于具有 ISA 总线的 PC 系列微机，具有很好的兼容性，CPU 从目前广泛使用的 64 位处理器直到早期的 16 位处理器均可适用，操作系统可选用经典的 MS-DOS，目前流行的 Windows 系列，高稳定性的 Unix 等多种操作系统以及专业数据采集分析系统 LabVIEW 等软件环境。在硬件的安装上也非常简单，使用时只需将接口卡插入计算机内任何一个 ISA 总线插槽中，信号电缆从机箱外部直接接入。本卡适用于工业现场中各种开关信号的自动控制以及计算机同数字仪器的接口。考虑到在开关量的转换中“开 / 关”瞬态对计算机干扰十分强烈及现场强电的干扰，本卡采用了光电隔离技术，使计算机与现场信号之间全部隔离，提高了计算机与本卡在工作中的抗干扰能力和抗损毁能力。本卡上的开关量输入通道共 32 路，分为 4 组，每组 8 路。32 路输入信号均可通过 CPU 巡检方式工作，且 32 路开入信号的低端共地。

PC-6405 主要技术指标：

- (1) 输入路数及电气连接方式：32 路共地（共阴）方式。
- (2) 输入信号电平范围：TTL~48V。
- (3) 输入信号电流消耗： $\geq 5\text{mA}$  / 路
- (4) 每组信号之间、各组信号与接口卡之间隔离电平： $\geq 500\text{V}$ 。
- (5) 电源功耗： $+5\text{V}(\pm 10\%) \leq 400\text{mA}$

计算机主要是通过软件方式完成对客流数据的处理与分析。由红外光电传感器所获得的数据，与视频图像比起来，数据量要小得多。因此，对计算机的硬件要求不高。

### 2-2-2 采集设备参数设置

设备的安装方式和参数对客流数据的稳定性、准确性都有很大影响。红外设备的安装方式有两种：一种是在门口或出入口两侧安装，难点是如何解决重叠计数的问题；另一种是在门口置顶式安装，对人流的肩膀进行检测，它没有重叠的问题，却很难找到最佳红外线间距。两种安装方式各有优缺点，本课题采用侧安装方式。根据商场门口的厚度，以及区分重叠计数的原则，采用 4 组光电传感器，将其安装在商场门口或出入口两侧。

光电传感器的间距和高度等参数的设置很重要。红外线的高度，即扫描位置。经过比较分析，腿部较之腰部重叠概率较低。对于一条腿来说，它是以腰为中心做弧度运动，所以位置越低区分度越大，但也不能太低。当腿起步时，脚后跟会抬起一定高度，为了防止脚后跟的二次遮挡，本文将红外线的高度设置在小腿部，脚踝以上，大约 28cm。为了区分重叠区域，本文采用 4 束红外线计数，根据小腿部的直径来设置间距，经统计小腿部直径在 13cm~18cm 之间，本文设置红外线间距为 25cm。由于光电开

关间距较小，可能会相互干扰。在调节时，需要反复测试，判断是否当某一根红外线被遮挡时，只有其对应的光电接收端指示灯亮。

## § 2-3 客流采集模块设计及数据特点

对客流信息采集之前，首先要对 PC-6405 接口卡编程，将 PC-6405 基地址中的 0, 1 数据读入到计算机中。本文只有 4 组光电开关，因此只需用 32 路通道中的 4 路即可。基地址中的数据与光电开关的状态是同步的。一般通过等间隔时间采样获取数据，但是由光电传感器产生的数据只有 0, 1 脉冲，若定时采样法采集数据，重复数据较多。为了减少数据冗余，本文只在数据发生跳变时，即由 0 到 1 或由 1 到 0 时，才保存光电状态数据 `state[]` 和跳变时间 `time[]`，时间精确到 10ms（小于光电传感器响应时间 30ms）。在工作时间内，采集模块一直采集数据，每当连续  $\Delta t$ （1 分钟）时间内，没有人通过红外区域时，把客流采集的数据传输给客流处理与分析模块以统计人数。详细流程如下图 2.7，

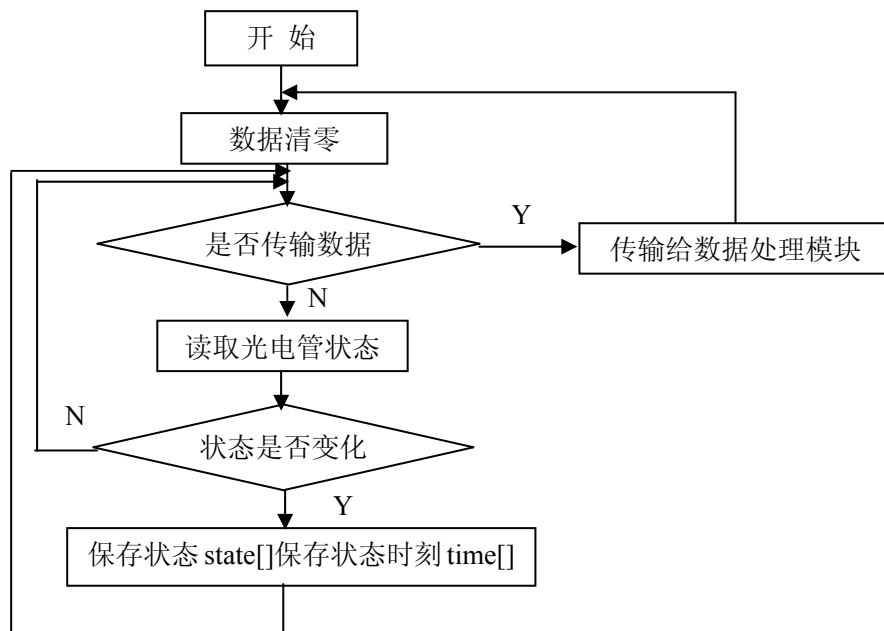


图 2.7 数据采集模块

Fig.2.7 The module of getting customers' data

例如：当 1 个人通过红外线区域时，获取的 4 组光电开关的信息如下：

`State[]`

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

`Time[]`单位 s

[17.65 18.15 18.26 18.31 18.31 18.31 18.42 18.53 18.7 18.86 18.97 19.19 19.24 19.41]

用图形来描述如图 2.8.1:

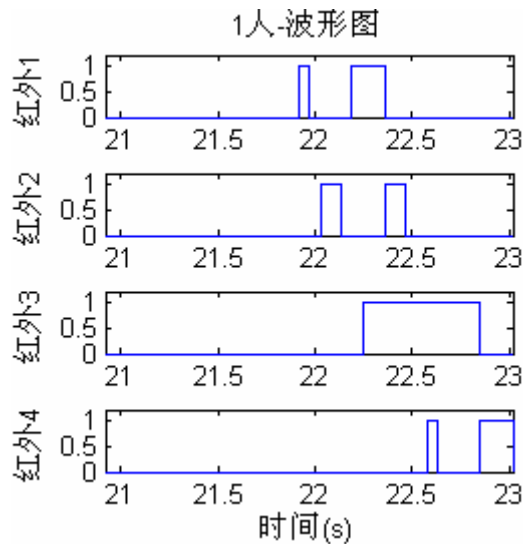


图 2.8.1 1人波形图

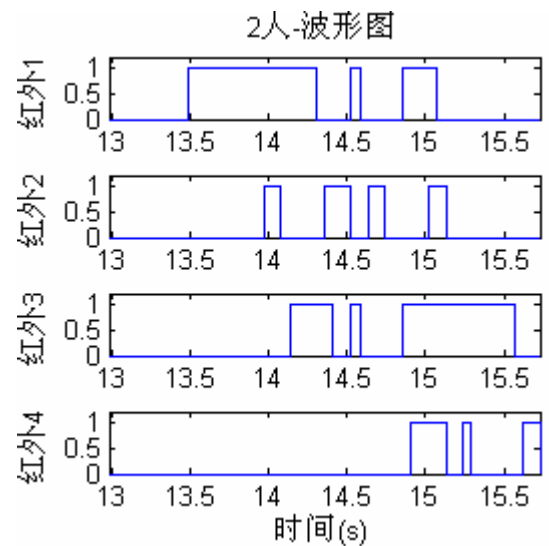


图 2.8.2 2人波形图

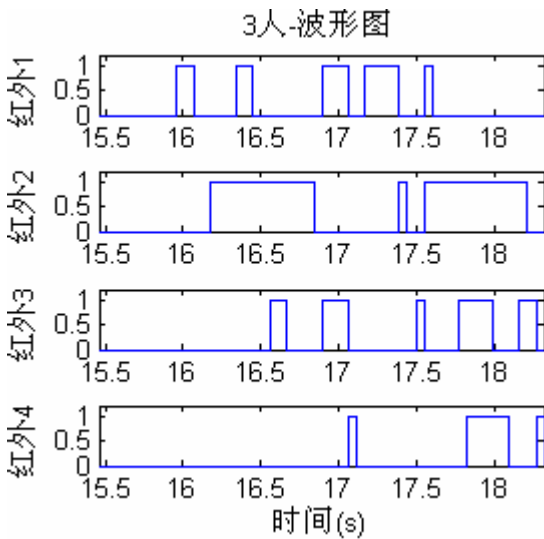


图 2.8.3 3人波形图

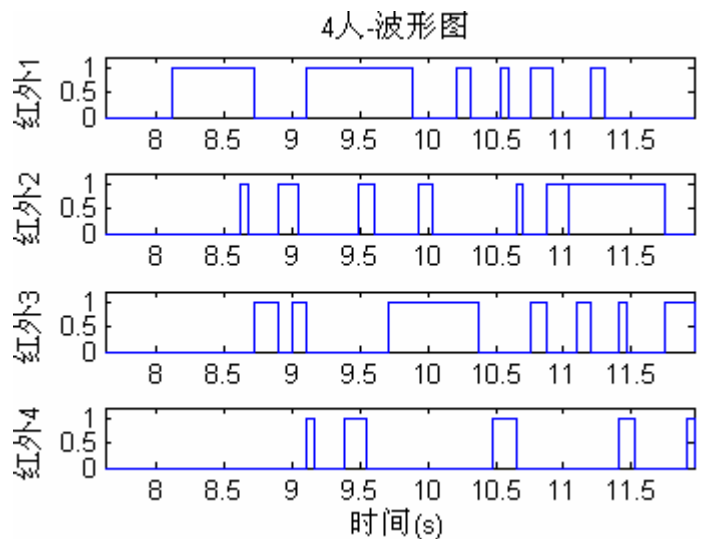


图 2.8.4 4人波形图

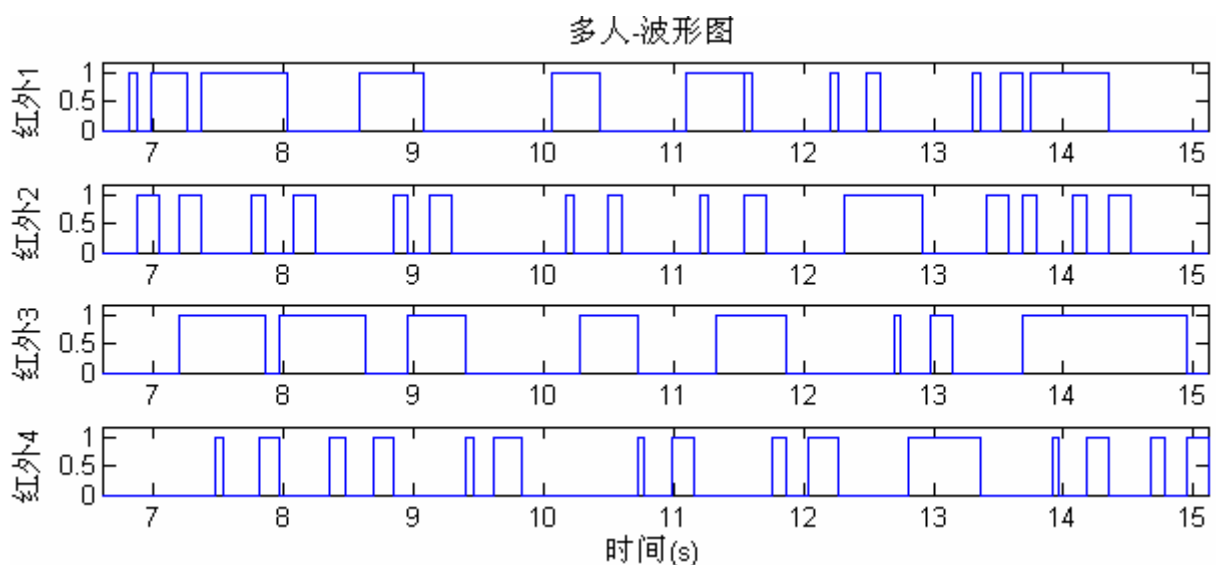


图 2.8.5 多人波形图

图 2.8 几种客流情况

Fig.2.8 Some examples of flow of customers

图 2.8 列举了几种客流情况通过红外区域所产生的图形。从图 2.8 的 5 组图可以看出, 客流数据是一种最简单的方波。人在走动时两腿是交替运动的, 即在任意时刻总会有一条腿作为支撑腿, 处于静止状态, 另一条腿向前摆动。当只有 1 个人通过红外区域时, 若作为支撑腿的小腿遮挡某根红外线, 则该组光电传感器将输出一个持续时间较长的高电平脉冲; 若运动中的腿遮挡某根红外线, 那么, 作为支撑的腿在变为运动的腿后, 也势必会再度遮挡该红外线, 而运动的遮挡是瞬间的, 因此该组光电传感器将输出两个间隔时间较短且持续时间也较短的高电平脉冲。当有多个人通过红外区域时, 若其中一根红外线被遮挡的同时, 另外一个人的腿也经过该红外线, 则红外线的状态不会发生变化, 直至红外线不被遮挡。这种情况就是常见的并排情况, 如何对其计数, 本文将在以下几章进行分析并实现。人行走的特点决定了客流数据的特点。如果顾客连续不断的进出商场, 那么客流数据也是连续的, 而且是 4 维的 0, 1 序列波形。从另一个角度来说, 客流数据也是最简单的图像。以下几章本文将从这脉冲波形和图像两个角度对客流数据进行分析。

## § 2-4 客流量统计方法研究

### 2-4-1 模式识别和模式的概念

模式实际上可以说是存在有某种基本结构组织的排列或有序化。可以把整个世界看作是由模式构成的。一组具有公共特性的模式可以看作为一个模式类。通过机器进行模式识别的主要问题, 就是如何采用更好的处理技术自动地、尽可能少由人介入地把模式分到各自的类中。例如: 在邮局根据用五位数字的邮区代码自动分拣邮件的机器, 就要识别各位数字。在这种情况下有 10 个模式类, 每个模式类中有 10 个数字。邮区代码识别机的功能就是识别有一定几何图形的模式(每个模式代表一个输入数字), 即识别出它是可用的某个模式类中的哪一个。通常, 一个模式的特性是通过组成它的各元素的顺序来表示, 而不是通过这些元素的内在性质来表示。

广泛地说, 模式识别就是把测量结果、激励或输入模式, 划分或分配到有意义的类别中。自然地, 它包含从来自不相关细节的背景数据提取重要属性。语音识别是从代表语音的波形中映射变换出话音。在字符识别中, 模式识别就是从像素(或笔划)矩阵中识别出字符和词。模式识别的其它例子包括: 核实签名、从像素图中识别人的面孔以及敌友识别。同样地, 一个接收声纳数据的系统可以通过输入数据判定目标是一艘潜艇还是一条鱼, 这样的系统就是一个模式识别系统<sup>[23]</sup>。

### 2-4-2 神经网络模式识别系统的构成

根据模式特征的不同选择及其判别决策方法的不同, 模式识别方法可分为五类。

(1) 统计模式法: 对已知类别的模式样本进行各种特征的提取和分析, 选取对分类有利的特征, 并对其统计均值按已知类别分别进行学习, 按贝叶斯最小误差准则, 根据以上统计特征设计出一个分类误差最小的决策超平面, 识别过程就是对未知模式进行相同的特征提取和分类, 通过决策平面方程决定该特征相应的模式所属的类别。此方法比较成熟, 能考虑干扰、噪声等的影响, 识别模式基元能力强。但对结构复杂的模式抽取特征困难。

(2) 句法结构方法: 包括训练过程和识别过程, 训练过程就是用已知结构信息的模式作为训练样本, 先识别出基元和它们之间的连接关系, 并用字母符号表示它们, 然后用构造句子的方法来描述生成这些场景的过程, 并由此推断出生成该场景的一种文法规则; 识别过程就是用训练过程中获得的文法对未知结构的模式进行分析, 如果它能被已知结构信息的文法分析出来, 则该模式具有与该文法相同的结构, 否则就可判定不是这种结构。此方法识别方便, 可从简单的基元开始, 由简至繁; 能反映模式的结构特

征,但当存在干扰及噪声时,抽取基元困难,且易失误。

(3) 逻辑特征法:就是其特征的选择对一类模式识别问题来说是独一无二的,即在一类问题中只有1个模式具有某1种(或某1组合的)逻辑特征,此方法建立了关于知识表示及组织,目标搜索及匹配的完整体系。

(4) 模糊模式方法:就是在模式识别过程中引入了模糊集的概念,由于隶属度函数作为样品与模板相似程度的量度,故能反映整体的、主要的特性,模糊模式有相当程度的抗干扰与畸变,从而允许样品有相当程度的干扰与畸变,但准确合理的隶属度函数往往难以建立。目前有学者在研究,并将其引入神经网络方法形成模糊神经网络识别系统。

(5) 神经网络方法:就是使用人工神经网络方法实现模式识别。可处理一些环境信息十分复杂,背景知识不清楚,推理规则不明确的问题,允许样品有较大的缺损、畸变,另外,神经网络对特征抽取要求不高。

神经网络模式识别方法是近些年兴起的模式识别领域的一个新的研究方向。由于神经网络的高速并行处理、分布存贮信息等特性符合人类视觉系统的基本工作原则,具有很强自学习性、自组织性、容错性、高度非线性、高的鲁棒性、联想记忆功能和推理意识功能等,能够实现目前基于计算理论层次上的模式识别理论所无法完成的模式信息处理工作,所以,采用神经网络进行模式识别,突破了传统模式识别技术的束缚,开辟了模式识别发展的新途径。同时神经网络识别也成为神经网络最成功和最有前途的应用领域之一。

一个典型的神经网络模式识别系统<sup>[23,27]</sup>,主要包括学习(训练)与识别两个过程。其中每个过程都包括预处理、特征提取两部分。通常,学习(训练)过程是在一定的模板(标准)样本基础上,依据某一分类规则来设计神经网络分类器;而识别过程是将未知模式与已训练好的分类器进行匹配来识别未知模式的类别。整个神经网络模式识别系统的流程如图2.9所示。以下分别对各个部分进行说明。

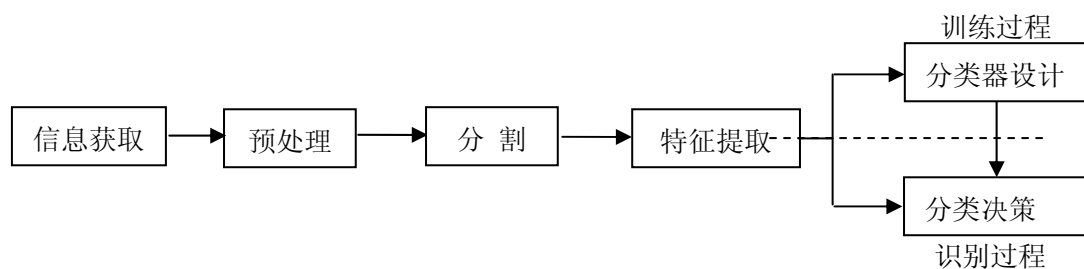


图 2.9 神经网络模式识别系统

Fig.2.9 Pattern recognition system of neural network

(1) 信息获取 为了使计算机能够对各种现象进行分类识别,要用计算机可以运算的符号来表示所研究的对象。通常输入对象的信息有二维图像、一维波形、物理参量和逻辑值四种类型。通过测量采样和量化,可以用矩阵或向量表示二维图像或一维波形,这就是数据获取的过程。训练过程和识别过程的信息获取有时并不完全相同,比如在训练过程中,一般是对标准样本的获取,而在识别过程中,一般是对随机样本的获取。

(2) 预处理和分割 预处理的目的是去除噪声,加强有用的信息,并对测量仪器或其他因素所造成的退化现象进行复原。比如,图像预处理通常包括:灰度化、图像二值化、图像分割、去噪、归一化等;分割的目的提取出有意义的识别对象。分割的正确与否,对识别结果有很大的影响。因此通常把分割作为独立的一个模块设计。

(3) 特征提取和选择 由图像或波形所获得的数据量是相当大的。例如,一个文字图像可以有几千个数据,一个心电图波形也可能有几千个数据,一个卫星遥感图像的数据量就更大。为了有效的实现分类识别,就要对原始数据进行变换,得到最能反映分类本质的特征。这就是特征提取和选择的过程。一般来说,由原始数据组成的空间叫测量空间,把分类识别赖以进行的空间叫做特征空间,通过变换,可把在维数较高的测量空间中表示的模式变为在维数较低的特征空间中表示的模式。在特征空间中的一个

模式通常也叫做一个样本，它往往可以表示成一个向量，即特征空间中的一个点。

(4) 分类器设计 在一定的标准样本的基础上，按照某一分类规则来设计分类器。本文选择神经网络分类器，首先要选择适当的网络结构。神经网络分类器的输入就是样本的特征向量，神经网络分类器的输出节点数应根据结果的设定来决定，隐含层数要选好，每层神经元数要合适，目前有很多采用一层隐含层的网络结构。用大量的样本进行训练学习，通过样本的大量学习对神经网络各层网络的连接权值进行修正，使其对样本有正确的识别结果。

(5) 分类决策 分类决策就是在特征空间中用已训练好的神经网络分类器将识别对象归为某一类别。

### 2-4-3 客流量统计系统分析与设计

传统的简单计数方法准确率低，本文采用神经网络模式识别方法进行计数。根据典型神经网络模式识别系统结构，客流量统计系统应包括两个过程：学习过程和计数过程。学习过程的流程如下：

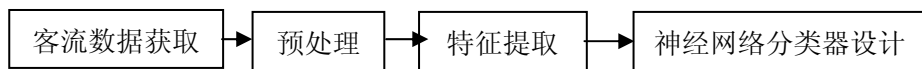


图 2.10 学习过程

Fig.2.10 Flow of learning

其中，在学习过程中，对客流数据的获取，应是标准模式样本。类似于字符识别系统中的单个字符即为标准模式样本。客流数据是连续的 0, 1 序列，如何定义标准模式样本将是本文的一个难点。

神经网络分类器训练好以后，就可以用于客流计数。客流计数的流程如下：

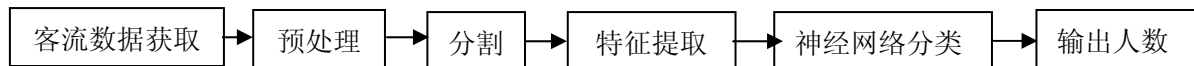


图 2.11 计数过程

Fig.2.11 Flow of counting

在计数阶段，客流数据是指由数据采集模块获得的随机的连续的客流数据。因此预处理完之后，要将各个单个标准模式分割出来，然后逐个识别。所有单个的客流模式数据识别的人数的总和计为此段时间内通过的客流人数。可以用示意图（图 2.12）来表示。

最后，输出识别的总人数，并保存人数和相应的时间。以便今后对长期的客流数据进行分析。

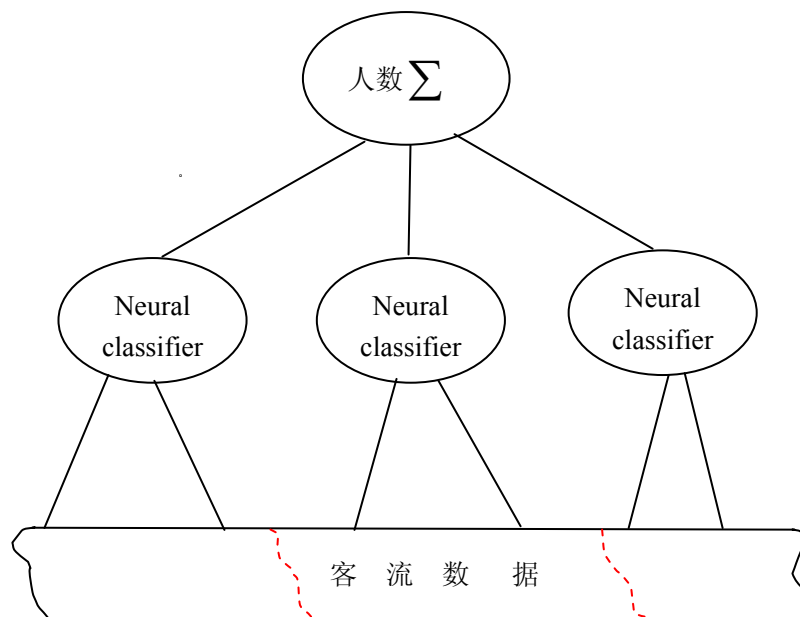


图 2.12 客流计数示意图

Fig.2.12 Fig of counting customers

## § 2-5 本章小结

首先,从总体描述了客流分析系统的架构,客流分析系统包括客流量统计、客流数据汇总、客流数据分析与展示三层。本章点明了客流量统计处于系统的最底层,为整个系统提供最原始的基础数据,这也是本课题的研究内容。

其次,从硬件上设计了客流量统计系统,该系统包括 4 组红外光电传感器,开关量接口卡以及计算机等。同时,设计了客流采集模块,分析了客流数据的特点,

最后,根据客流数据特点,研究了神经网络模式识别的方法,并从整体上分析和设计了客流量统计系统。



## 第三章 客流量统计系统实现

### § 3-1 客流数据预处理

预处理是模式识别重要的一环,它把原始的样本数据转换成识别器所能接受的形式。由于外界的干扰或设备仪器本身的缺陷都会造成数据的异常变化。因此预处理操作是必不可少的一步。预处理的主要目的是去除数据中的噪声、压缩冗余信息,为识别做好准备。这就要求预处理在消除数据中与识别无关的因素时尽量保持原数据的特征。

#### 3-1-1 预处理常用方法

客流数据是时序波形,也是一种最简单的图像。常用的图像预处理操作<sup>[28, 29]</sup>如下

##### (1) 灰度化

模式识别在图像识别中的应用较为广泛。一般数字图像主要是通过扫描仪或摄象机等获得一幅图像。在图像预处理中,人们只关心笔画,而不关心色彩,因此首先要对读入的图像进行灰度化处理。由于 256 色的位图的调色板内容比较复杂,使得图像处理的许多算法都没有办法展开,因此首先要对它进行灰度处理。所谓灰度图像就是图像的每一个象素的 R、G、B 分量的值都是相等的。彩色图象的每个像素的 R、G、B 值是不同的,所以显示红绿蓝等各种颜色。灰度图像没有这些颜色差异,只是亮度不同。灰度值取值范围是 0-255,取值为 0 时是黑色,取值为 255 时是白色,所以灰度值大的像素点比较亮,反之则比较暗。图像灰度化有各种不同的算法,常用的一种就是每个像素的 RGB 值各自一个加权系数,然后求和;同时对调色板表项进行相应的处理。

##### (2) 二值化

在进行了灰度化处理后,图像中的每个像素只有一个灰度值,它的大小决定了像素的亮暗程度。为了以后更便利的对图像进行处理,先进行二值化处理。图像的二值化就是把图像中的像素根据一定的标准划分成两种颜色。在这个系统中就是根据像素的灰度值处理成黑白两种颜色。对数字字符图像二值化后要能忠实地再现原数字,其基本要求为:笔画中不出现空白点,二值化的笔画基本保持原来文字的结构特征。图像二值化的关键在于阈值的选择。图像的二值化有很多成熟的算法,有整体阈值二值化法、局部阈值二值化法、动态阈值二值化法等。

##### (3) 去噪

去噪目的是去除干扰信号,异常信号。在图像处理中常被称为平滑去噪,在图像的获取过程中可能产生噪声,图像平滑去噪是除去孤立的噪声点、填充前景区域中的孤立白点、填充字符边缘线上的凹陷或删除其中小的凸起,以利于后续算法的进行。而对于脉冲信号(在实验室)的干扰主要是电源带来的工频和谐波干扰以及检测系统引入的随机白噪。对于工频干扰,由于一次采样的时间很短,它表现为使脉冲在垂直方向产生偏移的直流分量,采用滤除直流的方法剔除。至于白噪,则采用基于小波分析的去噪算法来抑制。

##### (4) 归一化

归一化是预处理中非常重要的一环,由于原始图像在大小方面存在着很大的差异,必须进行归一化处理,使其具有相同的大小(如的图像),有利于减少网络训练的时间,提高识别的准确率。例如对于字符图像,标准的字符图像就是把原来各不相同的字符统一到同一高度和宽度。归一化有两种方法:重

心归一化和外框归一化。这里采用的是外框归一化,就是将字符外界边框按比例线性放大或缩小成为规定尺寸的字符。要归一化,首先,把原来字符的高度宽度与要归一化的高度宽度做比较,得出变换系数,然后把标准图像中的点按照插值的方法影射到原图像中。

### 3-1-2 客流数据预处理

客流数据是只有 0, 1 的 4 维时序序列,因此不需要灰度化和二值化操作。针对客流数据的特点,本文对其进行了去噪和归一化的预处理操作。

#### 第一步, 归一化

归一化处理的过程是保证每个模式样本的能量统一到单位能量上,这样更有利于不同类别模式样本的统一分析。原始样本的 4 根光电管时间均采用绝对时间,不但分析处理不方便,而且不同时段的模式也没有比较的意义。只有统一时间为相对时间,才能对不同时间段的光电管的状态序列进行衡量分析。因此,首先统一时间域,进行波形平移,即归一化。具体做法是,以第一根红外线脉冲波形的第一个脉冲上沿时间为基准,规定为 0,其他脉冲跳变时刻均为相对时刻。例如原始样本状态数据为:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

归一化处理后如图 3.2:

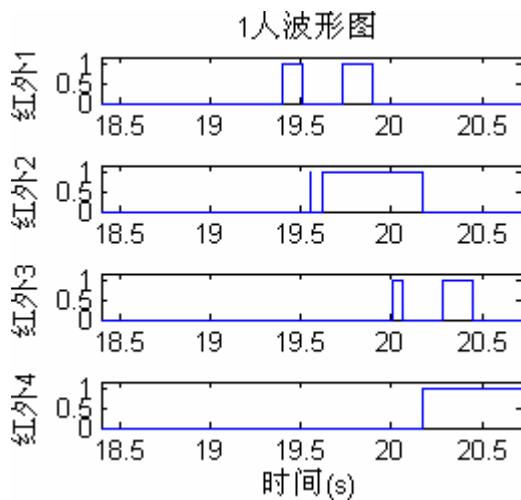


图 3.1 原始样本

Fig.3.1 The initial sample

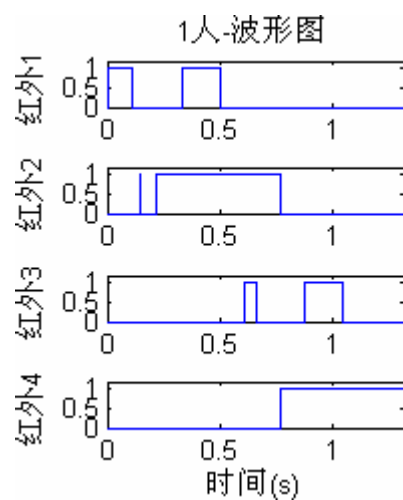


图 3.2 归一化

Fig.3.2 Standardize time

#### 第二步, 去噪

样本数据的干扰脉冲包含两种,一种由于仪器本身造成的脉冲抖动,另一种是在复杂的实际环境中,人本身以外的东西遮挡红外线造成的异常脉冲。以上两种脉冲的时间宽度较小或很大,本文采用阈值的方法进行去除。从图 3.2 中可以看出,红外线 2 上有一个脉冲宽度极小的脉冲,宽度仅 0.06s,时间太短,不是人所造成的遮挡脉冲,故为噪音,应去掉。去噪后如图 3.3 所示:

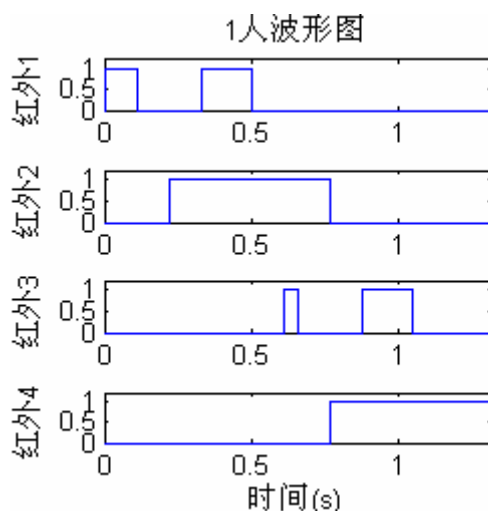


图 3.3 去噪

Fig.3.3 Remove the noise

## §3-2 客流数据分割

### 3-2-1 分割的必要性

数据分割是将数据集划分成若干个互不交叠区域的集合，这些区域要么对当前的任务有意义，要么有助于说明他们与实际物体或物体的某些部分之间的对应关系。从另一角度说，分割是定位找到识别的对象。例如对脱机手写字符识别前，首先要进行字符定位，即进行字符切割，基本方法是利用字与字之间的空白间隙来进行分割，将单个字符切分下来后再进行文字识别<sup>[30]</sup>。车牌识别系统，需要首先定位车牌，将车牌从背景中切割下来，然后再将数字和字符切割下来，逐个进行识别<sup>[31]</sup>。显然如果不进行分割，就无法知道要识别的对象是什么，也就无法对识别对象进行特征提取。因此，数据分割是在进行特征提取和识别之前，很重要的步骤，分割的好坏对识别效果有很大的影响。

### 3-2-2 常用分割方法

目前，研究广泛的是图像和视频分割算法，图像分割方法主要有<sup>[32,33]</sup>：

- (1) 基于区域的分割方法：利用区域内特征的相似性把图像划分成一系列有意义区域的处理方法。
- (2) 基于边界的分割方法是利用不同区域间像素灰度不连续的特点，检测出区域间的边缘，从而实现图像分割，边缘检测是所有基于边界分割方法的第一步，根据处理的顺序，边缘检测可分为并行边缘检测和串行边缘检测。
- (3) 基于区域和边界技术相结合的分割方法：实际应用中，为发挥各种方法的优势，克服它们的缺陷以获得更好的分割效果，经常把各种方法结合起来使用。例如，基于区域的分割方法往往会造成图像的过度分割，而单纯的基于边缘检测方法有时不能提供较好的区域结构。为此可将基于区域的方法和边缘检测的方法结合起来解决这个问题。各种方法怎样结合便成为问题研究的重点，研究人员作了许多的研究，将多种方法相结合是图像分割方法研究的一个方向。
- (4) 基于特定理论的分割方法：图像分割至今尚无通用的自身理论。随着各学科许多新理论和新

方法的提出,出现了许多与一些特定理论、方法相结合的图像分割技术。比如基于数学形态学的边缘检测方法,基于模糊集理论的方法,基于小波变换的边缘检测方法,基于神经网络的分割方法。

图像分割算法一般用来对静止图像的分割,不适合运动图像的分割。视频序列图像中,运动体分割的主要目标就是要把作为一个整体的视频图像序列,通过一定的方法分割出具有意义的运动对象实体,它在很多领域中有着重要的作用。常用的方法<sup>[34]</sup>有:

(1) 基于运动的分割技术主要利用视频序列的运动信息,通常处理的是有刚体运动的场景;该类方法又包括:基于光流阈值的分割、基于变化检测的分割、参数化方法、贝叶斯分割。

(2) 时空分割不仅利用视频图像的时域信息还利用空间信息,它使用了与运动分割中相同的运动估计技术,但是在时空分割中主要利用了空间信息来修正和增强时域分割结果;该类方法包括:时域分割法、空间分割法、时空联合分割法等。

(3) 交互式分割主要采用人工交互的方式来确定分割对象的方法,通过此类分割方法,可以提高视频分割的精度。

尽管研究人员提出了许多分割方法,但是到目前为止还不存在一种通用的方法,也不存在一个判断分割是否成功的客观标准,因此数据分割被认为是计算机视觉中的一个瓶颈。

### 3-2-3 客流数据分割

首先,定义单个客流识别对象。类似于字符识别系统的单个识别对象是单个字符。如果有一组字符要识别,那么首先要将单个字符切分出来。首先分析客流数据的特点,客流数据是连续的多维时空序列,与静止图像比起来它是动态的,与视频比起来,它又没有那么复杂。从时间上看,它是 0, 1 序列,从空间上看,它包含 4 根红外线的状态序列。因此,可以说客流数据是一个 4 维时空序列。另外,由于顾客连续不断的进入商场,客流样本数据量较大,而且数据长度不等。根据数据分割的定义将数据集划分成若干个互不交叠区域的集合。那么客流数据的分割,是将客流数据分割成若干个“不交叉”的数据。这里的“交叉”解释为顾客与顾客同时遮挡一根或几根红外线,即顾客并排进出的情况,本文将这种情况称为并行。因此,单个识别的客流对象是紧密连接的有交叉客流数据,即并行数据。

定义了分割对象后,就可以研究分割方法了。与字符切割类似,最直接的分割方法是利用红外线状态间空隙进行分割。具体来说,首先找到没有人通过红外线区域空隙,即  $\Delta t$  时间内,4 根红外线的状态均为 0,然后就可以分离空隙前后的数据。但是这样分割存在问题,那就是分割后的数据仍然非常大,如果将其作为一个模式,很难以用于分类。举例来说,如果出口(或入口)有不间断的人流,即长时间内没有 4 个红外线状态均为 0 的现象出现,那么这样的数据按照上述方法是不能被分割的,只有等空隙出现的时候才能分割。因此这种分割后的数据就会很大,显然将其作为标准模式是不理想的。

本文采用了一种新的数据集分割方法,这种方法能够分割没有“空隙”的客流数据集。人流通过红外线区域一般情况下包括两种,一是串行通过(如图 3.4),即某个人或某几个人(称为一组)通过了某根红外线,才有后来的人流通过该根红外线,那么前后两组人并没有同时遮挡该根红外线,而是一个时间序列的关系。从人类的视觉看这样的数据是可分离的。另一种情况是并行通过(如图 3.5),即某个人或某几个人还没有完全离开某根红外线时,又有一组人遮挡该根红外线。那么前后两组人有交叉现象,即某个时刻有两个人或两个以上的人腿部同时遮挡了同一根红外线。这种情况的数据是不可分离的。

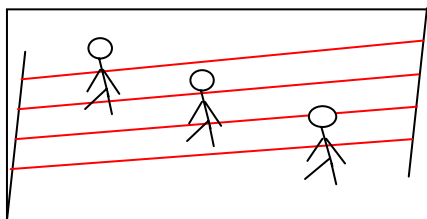


图 3.4 串行  
Fig.3.4 Serial customers

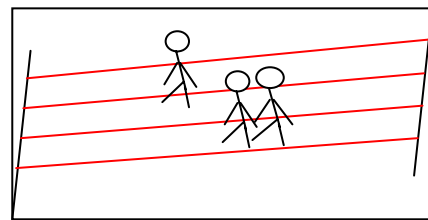
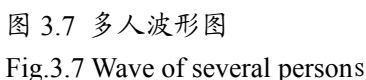


图 3.5 并行  
Fig.3.5 Parallel customers

举例：预处理后的样本状态数据，如图 3.7

[illegible]
$$\begin{bmatrix} 1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,0,0 \\ 0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1,1,1,0,0,0,0 \end{bmatrix}$$

1,0,0,0,1,0,1,1,1,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0
0,0,1,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0
0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0

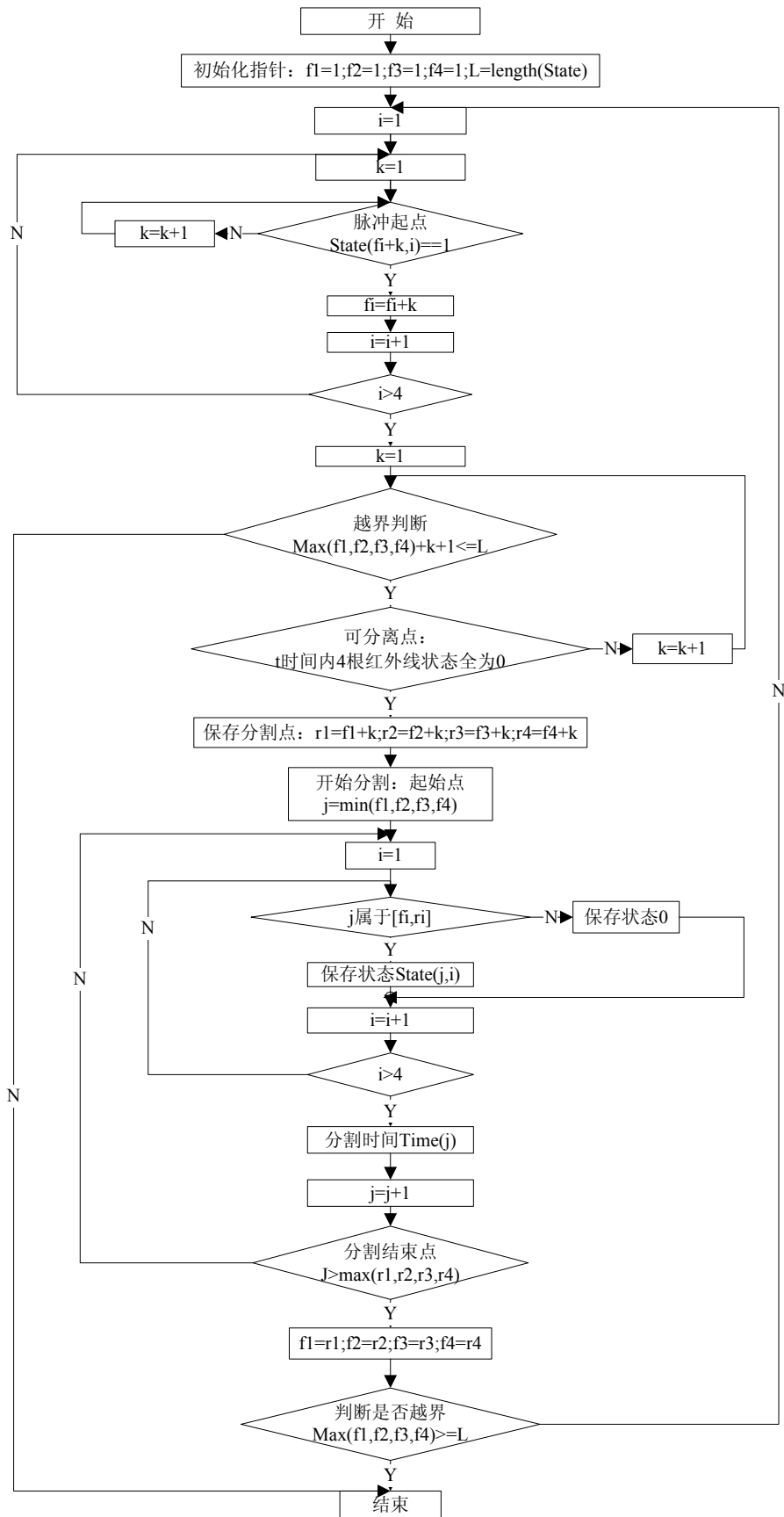


图 3.6 数据分割流程图

Fig.3.6 Data segmentation

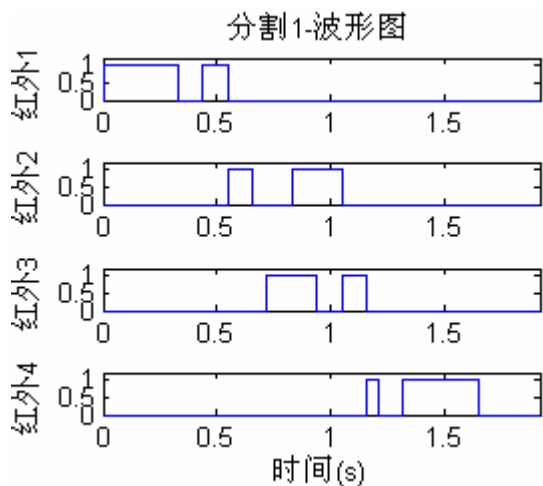


图 3.8 分割后的数据 1

Fig.3.8 One data of segmentation

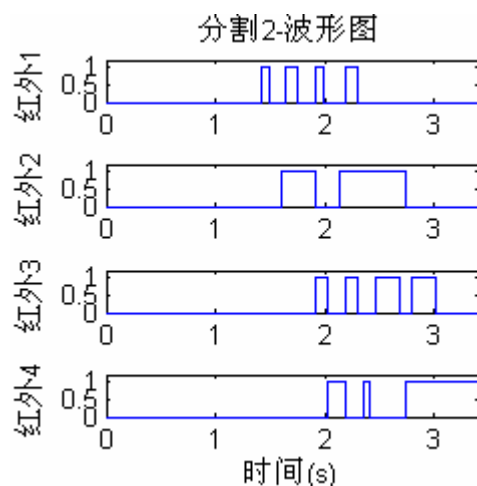


图 3.9 分割后的数据 2

Fig.3.9 Another data of segmentation

分割后的每个部分是只有交叉并行的客流数据，不存在有“空隙”的客流数据。即它是 1 人，2 人，3 人……等并行的脉冲波形数据。分割后的数据即为标准模式数据，用于分类器识别。分割的正确与否直接影响识别率。本文做了大量的分割实验，实验表明这种分割方法是有效的。

### § 3-3 客流数据特征提取

#### 3-3-1 特征提取的必要性

模式识别中，分类器的分类规则固然重要，但是，如果所基于的模式特征没有包含足够的待识别客体的信息或未能提取反映客体特征的结构信息，那么，识别的结果将面目全非。所以说，在设计分类器之前，能够快速、有效地提取反映客体的结构信息的特征是模式识别的关键。

通常，我们要分类的对象从获得的数据来看，一般可看作一组时间序列。通过对该时间序列的分段采样，可以将输入数据映射成样本空间中的点。这些数据可能包含对象的类型、属性、方位等信息。但是，从整个样本空间分布来看，这些特征信息的分布是变化的，对于传统的模式识别方法来说，它们不易于直接用于分类，因而需要经过合适的变换来提取有效的分类特征（有时为了减少计算复杂度，或要求满足实时处理的场合，往往还需要对数据进行维数压缩处理等），而且所提取的这些特征对于对象的距离或方位角等模式参数应该具有相对不变性。

所以，一般来说，首先要对映射到样本空间内的输入数据进行预处理，通过删除原始数据中的无用信息(如消除稳态分量)、幅度归一化，得到另一类模式，由样本空间映射成数据空间。其次，在数据空间基础上，通过某种不变性变换，提取数据矢量中的不变特征，形成不变模式空间。再次，在提取模式不变特征后，根据应用的需要和问题的特性，往往还要对所选择的模式特征矢量进行一定的压缩，在尽可能保持信息量基本不变的前提下，在阵维空间内，选择有用的特征，以利于模式识别。最后，由所得的阵维模式空间，来提取模式样本的特征信息来形成特征空间。需要强调指出的是，在特征提取时，并不一定要经过所有特征提取过程，有时数据量小(维数低)，则不需要进行模式压缩变换。如果模式样本本身不存在明显的平移、比例、旋转变换，那么，其中的不变模式空间变换也就没有必要。此外，如果待识别的模式样本本身携带反映不同模式本质特性的特征，则特征提取也不一定需要。

特征提取方法很多，然而，几乎没有解析方法能够指导特征的选取，在很多情况下只能列出一些可



能有用的特征，然后用特征排序方法计算不同的特征的相对效率，最后确定应用哪些特征合适。通常，作为一个良好的特征，应具备以下四个特点：

- (1) 可区别性 对于属于不同类别的对象来说，他们的特征值应具备明显的差异。
- (2) 可靠性 对同类对象的特征值应比较接近。
- (3) 独立性 所用的各特征之间应彼此不相关。
- (4) 数量少 模式识别系统的复杂度随系数的维数（特征的个数）迅速增长。

尤为重要是用来训练分类器和测试结果的样本数量随特征的数量成指数关系增长。在某些情况下，甚至无法取得足够的样本训练分类器。增加带噪声的特征或与现存特征相关性高的特征实际上会使分类器的分类能力下降，特别是在训练集大小有限的情况下。实际应用中特征提取过程往往包括：先测试一组感觉上合理的特征，然后将其减少成数目合适的最佳值。通常符合上述要求的理想的特征是很少甚至没有的。

从数学角度讲，特征提取相当于把一个物理模式变成一个随机变量，如果抽取了和选择了  $m$  个特征，则此物理模式，可用一个  $m$  维特征向量描述，表现为  $m$  维欧式空间的一个点。 $M$  维特征向量表示为式 (3.1)。

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T \quad (3.1)$$

根据客流数据的原始脉冲波形存在差异，利用这些差异识别不同的人。但根据测得的原始脉冲波形无法直接进行分类、识别，所采得的数据维数不统一，数据量大，处理费时，因而需要进行特征量的提取。

### 3-3-2 特征提取常用方法

客流数据是只有 0, 1 脉冲的波形数据，因此可以采用脉冲波形的相关特征提取方法。在脉冲波形识别中，常被选的特征<sup>[35-41]</sup>有：

(1) 时、幅、频域脉冲形状参数法：从单个脉冲的时域波形提取形状参数，如脉冲上升时间、脉冲下降时间、波形面积、波形持续时间（脉宽）等参数；以及频域中的通带、阻带、特征幅值、特征频率等。

(2) 时、幅、频域数据序列向量法：直接将某一域中的波形数据序列作为特征向量，比较简便直观。常用的时域参数包括波的前沿、后沿、脉宽、存在时间；幅值域参数包括其波峰、均值、均方值、方差、峰值因数、波形因数；频域参数包括其特征谱峰频域能量等。

(3) 相关函数法：从经验出发建立一套标准的脉冲波形模板，将所测得的波形与该模板进行相关计算，所得结果作为特征向量。

(4) 参数模型法：借助滤波器理论运用随机信号处理中的AR、MA或ARMA模型进行特征提取。该方法的主要思路是假定所研究的信号  $x(n)$  是由输入信号  $u(n)$  激励线性系统  $H(z)$  的输出，通过已知的信号  $x(n)$  或其自相关函数  $r_x(m)$  来估计  $H(z)$  的系统参数，认为  $H(z)$  的参数可以用来表征该系统，进而表征所研究的信号。如图3.10所示

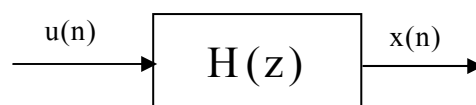


图 3.10 滤波器

Fig.3.10 Wave filter

(5) 波形拟合法：直接对波形本身用特定的函数系列进行拟合，将所得结果作为特征向量。实际上 Fourier 变换小波变换等都是波形拟合的特殊形式。



(6) 时域脉冲谱分析法: 通过 Fourier 变换、小波变换、Karhunen-Loeve 变换以及其他变换(如离散余弦变换、Haar 变换、离散 Hartley 变换、Walsh 变换), 提取一些变换系数作为特征量。

(7) 分形特征量法: 从波形中提取两个分形特征量: 分形维数、分形孔隙度。分形维数用以描述分布的表面粗糙度, 分形孔隙度描述分布的密集度。分形特征提取方法已开始应用于三维  $\varphi-q-n$  分布谱图如何将其应用于波形识别中是一个新的课题。

(8) 连续脉冲分布法: 即测取两两脉冲间幅值、时间间隔等的相互关系, 这是一种新近发展起来的方法, 脉冲-脉冲序列(pulse-pulse sequence)分析法。

### 3-3-3 客流数据特征提取

模式特征提取的方法很多, 不同的分类对象应有不同的特征提取方法。不过, 对于神经网络模式分类器来说, 由于神经网络本身具有自组织、自学习和自适应的特点, 在一定的意义上, 网络本身的物理结构(如隐含层单元)或网络的自学习就能实现模式变换与特征提取。因而, 对于神经网络模式分类器来说, 不需要做明显的特征提取, 只要待识别的模式在所表示域里, 具有一定的差异, 网络就可以通过自适应聚类学习, 找到不同模式的特征信息进行分类识别。

传统的客流计数方法只是根据脉冲个数进行计数, 准确率较低。如下图 3.11.1 和 3.11.2, 这两种情况脉冲个数完全一样, 但实际上它们分别为 1 人和 2 人并行通过的情况。图 3.11.1 是常见的 1 人通过的情况。在图 3.11.2 中红外线 1 的脉冲宽度内, 在红外线 2 上出现了两个脉冲, 即红外线 1 被遮挡的同时, 红外线 4 被遮挡了两次, 那么说明至少有 3 条腿遮挡了红外线; 同理, 红外线 3 的脉冲宽度内, 在红外线 4 上出现了两个脉冲, 即红外线 3 被遮挡的同时, 红外线 4 被遮挡了两次, 也说明至少有 3 条腿遮挡了红外线。所以图 3.11.2 不是 1 人波形图。即两图在脉冲序列上是有区别的。

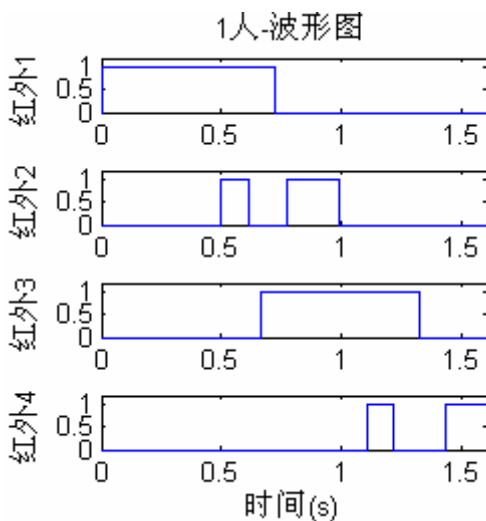


图 3.11.1 1 人波形图

Fig.3.11.1 Wave of one person

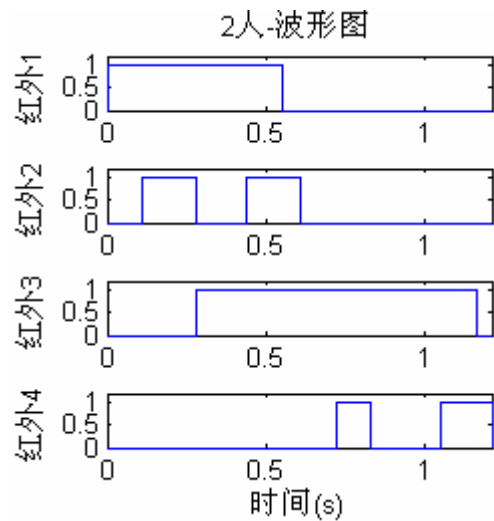


图 3.11.2 2 人波形图

Fig.3.11.2 Wave of two persons

本文根据脉冲波形特征进行计数。客流数据的脉冲波形是方波, 且只有 0, 1 脉冲, 频域和幅域参数都是无关紧要的参数。而脉宽和脉冲序列关系很重要, 本文采用脉冲-脉冲序列分析法, 测取样本数据的脉冲宽度、时间间隔、脉冲顺序等。

特征参数矩阵如下:

波形起始时间	高电平脉冲宽度	-低电平脉冲宽度	高电平脉冲宽度.....0 0 0	4×20
波形起始时间	高电平脉冲宽度	-低电平脉冲宽度	高电平脉冲宽度.....0 0 0	
波形起始时间	高电平脉冲宽度	-低电平脉冲宽度	高电平脉冲宽度.....0 0 0	
波形起始时间	高电平脉冲宽度	-低电平脉冲宽度	高电平脉冲宽度.....0 0 0	

其中,“波形起始时间”指相对起始时间,在数据预处理部分有详细的描述。“高电平脉冲宽度”指“1”脉冲的时间宽度,用正数表示。“-低电平脉冲宽度”指高电平脉冲间的时间间隔,即“0”脉冲的时间宽度,用负数表示。“0”表示没有脉冲。另外,E3JK-5M1型对射式光电传感器有效探测距离为5米,考虑到环境的影响、安装的局限和保证可靠性等因素,暂确定通行宽度为3米,即在实验室设置对射装置的发射与接收端距离为3米,这样最多可并行通过5人。即每根红外线上最多可以产生10个“1”脉冲,故特征向量的维数设为20。这样,每种模式的维数都统一成了20,脉冲个数不足的用0表示。因此,本文的特征参数是 $4 \times 20$ 的矩阵。该特征参数矩阵反映了波形的特点,经实验识别验证,识别率较高,特征提取是有效的,这将在后面进行详细描述。

根据本文的特征提取方法,上述两图(图3.11.1和图3.11.2)在脉冲序列上是有差别的。比如第2图中,在第3根红外线的脉冲宽度内,在第4根红外线上出现了2个脉冲,那么这表示这3个脉冲分别是有不同的腿遮挡,至少为2人,而第1图,是1人通过的情况,不会出现上述分析的情况。因此根据脉冲波形序列特征是可以区分图3.11.1和3.11.2两种情况。

特征提取的流程如图3.12:

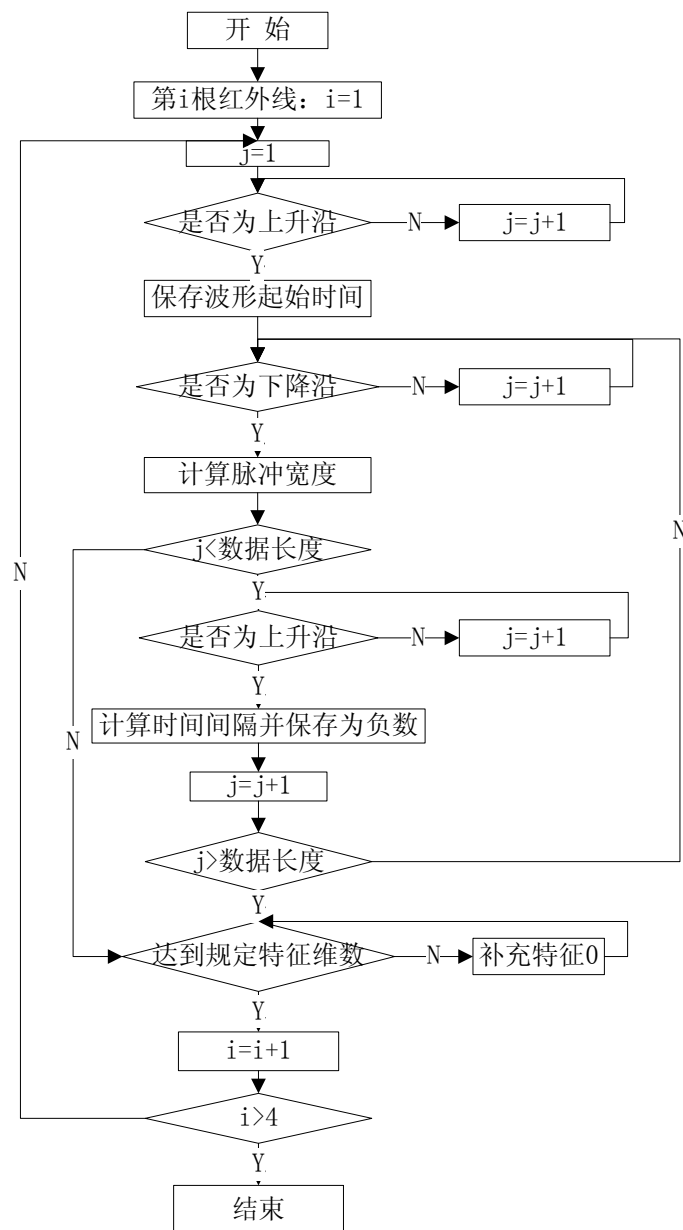


图 3.12 特征参数提取流程

Fig.3.12 Extraction of feature parameter

例如：3 人的波形图如图 3.13:

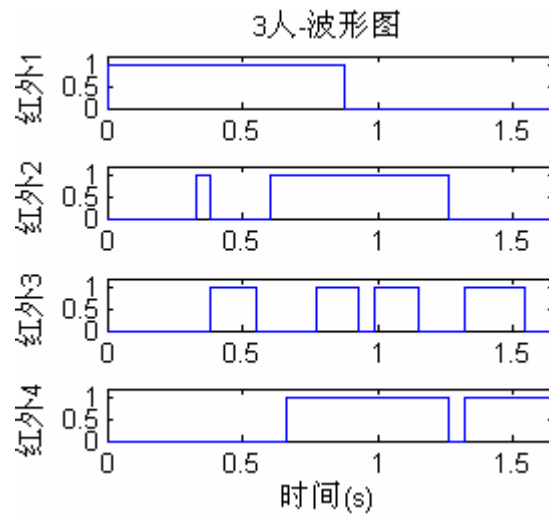


图 3.13 3 人波形图

Fig.3.13 Wave of three persons

提取的特征参数矩阵为:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0.88 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.33 & 0.05 & -0.22 & 0.66 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.38 & 0.17 & -0.22 & 0.16 & -0.06 & 0.16 & -0.17 & 0.22 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.66 & 0.6 & -0.06 & 0.33 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

## § 3-4 神经网络分类器设计

### 3-4-1 标准 BP 神经网络

前向反馈（Back Propagation，简称 BP）网络<sup>[26,42-45]</sup>通常是指基于误差反向传播算法的多层前向神经网络。在人工神经网络的实际应用中 BP 网络广泛应用于函数逼近、模式识别/分类、数据压缩等，80%~90%的人工神经网络模式是采用 BP 网络或它的变化形式，它也是前馈核心部分，体现了人工神经网络最精华的部分。因此，本文采用 BP 神经网络作为分类器。BP 神经网络与感知器和线性神经网络不同的是，BP 网络的神经元采用的传递函数通常是 sigmoid 型可微函数，所以可以实现输入和输出间的任意非线性映射。

#### 3-4-1-1 BP 网络模型

BP 网络由输入层、隐含层和输出层构成，相邻层之间的神经元全互连，同一层内的神经元无连接。下面以图 3.14 所示的具有一个中间层（隐含层）的三层 BP 网络来介绍 BP 算法的实现。图 3.14 中，输入层、中间层和输出层的单元数分别是  $N$ ,  $L$  和  $M$ ，输入为  $X_0, X_1, \dots, X_{N-1}$ ；中间层输出为  $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$ ；网络实际输出为  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ ， $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$  表示训练样本期望输出。输入单元  $i$  到中间单元  $j$  的权值为  $V_{ij}$  中间单元  $j$  到输出单元  $k$  权值为  $W_{jk}$ ，用  $\theta_k$  和  $\psi_j$  来分别表示输出单元和中间单元的阈

值。

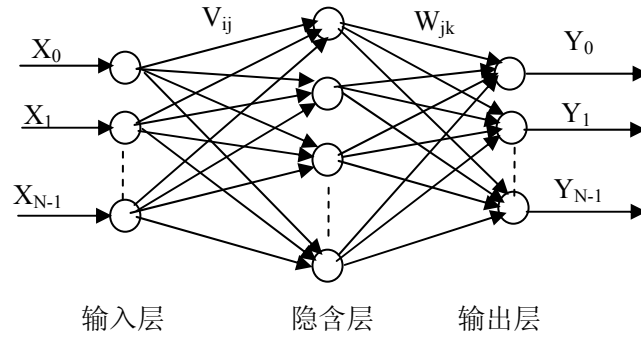


图 3.14 BP 网络结构

Fig.3.14 Structure of BP neural network

于是，中间层各单元的输出为：

$$h_j = f \left[ \sum_{i=0}^{N-1} v_{ij} x_i - \Psi_j \right] \quad (3.2)$$

输出层各单元的输出为：

$$y_k = f \left[ \sum_{j=0}^{L-1} w_{jk} h_j - \theta_k \right] \quad (3.3)$$

BP 网络的实现分为两个阶段，即学习阶段和识别阶段。在学习阶段，输入要学习的样本，按照网络初始设定的权重，阈值以及传输函数进行计算得出每一层神经元的输出，这是从底层向上进行的；通过理想输出与最高层输出之间的误差来决定是否对权重、阈值进行修改，这个修改是从高层向下进行了的：两个过程反复进行，直到网络收敛为止，此为学习阶段。权重的学习就是不断的调整各个神经元的连接强度，使其能在最小二乘的意义上逼近所对应的输出。识别阶段，此时对于给定的输入进行计算，得到识别结果。

### 3-4-1-2 误差反向传播学习算法

BP 学习过程可以描述如下<sup>[46]</sup>。工作信号正向传播：输入信号从输入层经过隐含层，传向输出层，在输出端输出信号。这是工作信号的正向传播。在信号传递的过程中网络的权值是固定不变的，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层得到的输出和期望输出的偏差比较大，则转入误差信号的反向传播。误差信号的反向传播：网络的实际输出和期望输出的差值就是误差信号。误差信号的反向传播就是误差信号从输出端传向输入端。在这个过程中，网络的权值由误差反馈进行调节。通过不断修改网络权值从而使得网络的输出不断的逼近期望值。

#### (1) 正向传播过程

设网络的输入节点数为  $n$ ，隐含层节点数为  $h$ ，输出层节点数为  $m$ 。输入向量为  $x^p = (x_0, x_1, \dots, x_{N-1})$ ，其期望输出向量为  $D^p = (d_0, d_1, \dots, d_{N-1})^T$ 。则有：

输入层：  $o_i = x_i, i = 0, 1, 2, \dots, n-1$

隐含层第  $j$  个节点的输入为：

$$net_j = \sum_{i=0}^N w_u O_i \quad (3.4)$$

式中  $O_{n+1}=1$  ,  $W_{j(n+1)}$  为阈值和权值。其第  $j$  个节点的输出为:

$$O_j = f_{(netj)}, j = 0, 1, 2, \dots, h-1 \quad (3.5)$$

输出层第  $k$  个节点的输入为:

$$net_k = \sum_{j=0}^h w_{kj} O_j \quad (3.6)$$

式中  $O_{m+1}=1$ ,  $W_{k(n+1)}$  为阈值和权值。

第  $k$  个节点输出为:

$$O_k = f(netk), k = 0, 1, 2, \dots, m-1 \quad (3.7)$$

定义 BP 网络的能量函数(误差函数)  $E_p$  为

$$E_p = 1/2 \sum_{P=0}^{N-1} (d_k^P - O_k^P)^2 \quad (3.8)$$

则  $N$  个样本的总误差为:

$$E_{\text{总}} = \frac{1}{2N} \sum_{P=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{m-1} (d_k^P - o_k^P)^2 \quad (3.9)$$

式中:  $E_p$ ---- $P$  的输出误差

$d_p$  ----样本  $P$  的期望输出

$O^p$  ----输出层神经元的实际输出

(2)误差反向传播过程(权重修正过程)

通过调整权值和阈值,使当能量达到最小时,网络趋于稳定状态,学习结束。求解无约束最优化方程(3.8)的常用方法有:牛顿迭代法、拟牛顿迭代法、最佳梯度下降法等。但前两种方法涉及矩阵求逆,其计算量大。

a. 输出层与隐含层之间的权值的调整,对每一个  $W_{ij}$  有修正值为:

$$\Delta w_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_{KJ}} \frac{\partial net_K}{\partial W_{KJ}} \quad (3.10)$$

式中  $\eta$ ----步长,  $0 < \eta < 1$

对式 (3.6) 求偏导得:

$$\frac{\partial net_k}{\partial W_{KJ}} = O_j \quad (3.11)$$

记:  $\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k}$

则有:

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial O_K} \frac{\partial O_K}{\partial net_k} = (d_k - O_K) f(net_k) \quad (3.12)$$

将式 (3.11) 和式 (3.12) 代入式 (3.10) 中得

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_K} \frac{\partial O_K}{\partial net_k} = (d_k - O_K) f(net_k) \quad (3.13)$$

b. 隐含层与输入层之间的权值调整

同理, 对每一个  $W_{jk}$  的修正值为:

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} = -\eta \left( -\frac{\partial E}{\partial net_j} \right) O_j = \eta \delta_j O_j \quad (3.14)$$

其中

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial net_j} \quad (3.15)$$

再由

$$\frac{\partial E}{\partial O_j} = -\frac{\partial}{\partial O_j} \left( \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - O_k)^2 \right) = \sum_{k=1}^m (d_k - O_k) \frac{\partial O_K}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial O_j} = \sum_{k=1}^n (d_k - O_K) f(net_k) w_{kj} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{kj}$$

得

$$\delta_j = f(net_j) \sum_{k=1}^n \delta_k w_{kj} \quad (3.16)$$

c. 权值的调整公式

若将神经元的激励函数采用单极性函数:

$$f(net_j) = 1 / (1 + \exp(-net_j)) \quad (3.17)$$

则有:

$$f'(net_j) = O_j (1 - O_j) \quad (3.18)$$

$$f'(net_K) = O_K (1 - O_K) \quad (3.19)$$

故得:

$$\delta_k = (d_k - O_K) O_K (1 - O_K) \quad (3.20)$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (3.21)$$

综合式(3.14), (3.15), (3.19), (3.20)得到权值修正公式如下:

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k O_j = \eta (d_k - O_k) O_k (1 - O_k) O_j \quad (3.22)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j O_i = \eta O_i O_j (1 - O_j) \sum_{k=1}^m \delta_k w_{ki} \quad (3.23)$$

对于 BP 网络, 我们按照以上的权值修正公式, 来进行调整网络权值, 进行学习训练, 当系统的能量达到最小时, 网络趋于稳定状态, 学习结束。

(1) BP 网络训练过程为:

- 将权值、阈值初始化为 0-1 之间的随机值
- 从样本组中取出  $X_0, X_1, \dots, X_{N-1}$  输入网络, 指定期望输出  $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$
- 计算中间层输出  $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$  和网络实际输出  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$
- 计算实际输出与期望输出的误差:

$$\delta_k = (d_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (3.24)$$

其中,  $k=(0,1,2,\dots,M-1)$

计算中间层误差:

$$\delta_j = h_j (1 - h_j) \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (3.25)$$

其中,  $j=(0,1,2,\dots,L-1)$

e. 调整权值:

$$w_{jk}^{(\eta+1)} = w_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_k h_j, \quad v_{jk}^{(\eta+1)} = v_{jk}^{(\eta)} + \eta \delta_j x_i \quad (3.26)$$

$\eta$  为学习因子。

f. 返回第二步, 用所有样本反复训练网络, 多次迭代, 直到权值达到稳定。实际训练时, 定义出反映实际输出与期望输出误差平方和的价值函数:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{M-1} (d_k - y_k)^2 \quad (3.27)$$

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} E_p \langle \varepsilon^2 \rangle \quad (3.28)$$

再定义收敛规则:

其中,  $P$  为训练样本数,  $e$  为给定误差范围, 当满足  $E < e$  时, 结束训练。

(2) BP 网络识别过程:

- 读入权值矩阵  $W_{xh}$  及  $W_{hy}$ , 与权值向量  $\theta_h$  及  $\theta_y$
- 输入一个识别样本的输入向量  $X$
- 计算输出向量  $Y$

计算隐含层输出向量  $H$

$$net_h = \sum_i W_{xh_{ih}} X_i - \theta_h, \quad H_h = f(net_h) = \frac{1}{1 + e^{-net_h}} \quad (3.29)$$

计算输出向量  $Y$

$$net_j = \sum_h W_{hj} y_{hi} H_h - \theta_j, \quad Y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (3.30)$$

### 3-4-2 改进的 BP 网络

#### 3-4-2-1 BP 网络的优缺点

多层前向 BP 网络是目前应用最多的一种神经网络形式，但它也不是非常完美的，为了更好的理解应用神经网络进行问题求解，这里对它的优缺点展开讨论<sup>[42]</sup>：

多层前向 BP 网络的优点：

(1) 网络实质上实现了一个从输入到输出的映射功能，而数学理论已证明它具有实现任何复杂非线性映射的功能。这使得它特别适合于求解内部机制复杂的问题；

(2) 网络能通过学习带正确答案的实例集自动提取“合理的”求解规则，即具有自学习能力；

(3) 网络具有一定的推广、概括能力。

多层前向 BP 网络的问题：

(1) BP 算法的学习速度很慢，其原因主要有：

a. 由于 BP 算法本质上为梯度下降法，而它所优化的目标函数又非常复杂，因此，必然会出现“锯齿形现象”，这使得 BP 算法低效；

b. 存在麻痹现象，由于优化的目标函数很复杂，它必然会在神经元输出接近 0 或 1 的情况下，出现一些平坦区，在这些区域内，权值误差改变很小，使训练过程几乎停顿；

c. 为了使网络执行 BP 算法，不能用传统的一维搜索法求每次迭代的步长，而必须把步长的更新规则预先赋予网络，这种方法将引起算法低效。

(2) 网络训练失败的可能性较大，其原因有：

a. 从数学角度看，BP 算法为一种局部搜索的优化方法，但它要解决的问题为求解复杂非线性函数的全局极值，因此，算法很有可能陷入局部极值，使训练失败；

b. 网络的逼近、推广能力同学习样本的典型性密切相关，而从问题中选取典型样本实例组成训练集是一个很困难的问题。

(3) 难以解决应用问题的实例规模和网络规模间的矛盾。这涉及到网络容量的可能性与可行性的关系问题，即学习复杂性问题；

(4) 网络结构的选择尚无一种统一而完整的理论指导，一般只能由经验选定。为此，有人称神经网络的结构选择为一种艺术。而网络的结构直接影响网络的逼近能力及推广性质。因此，应用中如何选择合适的网络结构是一个重要的问题；

(5) 新加入的样本要影响已学习成功的网络，而且刻画每个输入样本的特征的数目也必须相同；

(6) 网络的预测能力（也称泛化能力、推广能力）与训练能力（也称逼近能力、学习能力）的矛盾。一般情况下，训练能力差时，预测能力也差，并且一定程度上，随训练能力的提高，预测能力也提高。但这种趋势有一个极限，当达到此极限时，随训练能力的提高，预测能力反而下降，即出现所谓“过拟合”现象。此时，网络学习了过多的样本细节，而不能反映样本内含的规律。

为了克服 BP 算法的以上缺点，提高 BP 网络的性能，人们提出了许多改进的 BP 算法。

#### 3-4-2-2 改进的学习算法

在实际中 BP 算法存在两个主要问题，即



(1) 收敛速度慢;

(2) 目标函数存在局部极小点。

为了克服 BP 算法的缺陷, 提出了一系列快速学习算法, 以满足解决不同问题的需要。

(1) 动量 BP 算法

基本 BP 算法实质上是一种简单的最速下降静态寻优算法, 在修正权系数时只按该时刻的负梯度方向进行修正, 而没考虑以前积累的经验 (即以前时刻的梯度方向), 从而常常使学习过程发生振荡, 收敛缓慢, 为此, 提出在每个权值调节量后加入一个动量项  $\alpha \Delta w_{ij}(n)$  即令

$$\Delta w_{ij}(n+1) = \alpha \Delta w_{ij}(n) + \eta \delta_i(n) y_i(n) (0 < \alpha < 1) \quad (3.31)$$

该方法所加入的动量项减小了学习过程的振荡趋势, 改善了收敛性, 是一种有效的改进型 BP 算法。

(2) 变学习速率算法

在 BP 算法中, 连接权的调整决定于学习速率和梯度, 但在一般的 BP 算法中, 学习速率不变。由于误差曲面的复杂性, 误差曲面对某个权系数的变化在不同的区域会呈现不同的特性, 特定的学习步长不可能适合于误差曲面的所有区域。另一方面, 同一步长适合于一个权系数的调节, 但不一定适合网络其它权系数的调节, 也可能导致 BP 算法收敛速度缓慢。为克服以上问题, 可采取在训练过程中自动调整学习速率的方法。通常调整学习速率的准则是: 检查权值的修正值是否真正降低了误差函数, 如果是这样, 则增加学习速率, 反之, 就应该减小学习速率的值。下式是一种学习速率的调整公式:

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k) & \text{SSE}(k+1) < \text{SSE}(k) \\ 0.7\eta(k) & \text{SSE}(k+1) < 1.04\text{SSE}(k) \\ \eta(k) & \text{其它} \end{cases} \quad (3.32)$$

当新误差超过旧误差一定的倍数时, 学习速率将减小; 当新误差小于旧误差时, 学习速率将被增加; 否则学习速率不变。此方法可以保证网络总是以最大的可接受的学习速率进行训练。

在该算法中, 学习速率在迭代过程中自适应进行调整, 因此对于不同的连接权系数实际采用不同的学习速率, 也就是说目标函数在超曲面上沿不同的方向按照各自比较合理的学习速率向极小点逼近。

(3) 共轭梯度法

基本 BP 算法之所以收敛速度慢, 一个重要的原因是采用了瞬时梯度来修正权值, 用了目标函数一阶导数的信息, 利用的信息很少, 权值的调节只是沿梯度下降最快方向进行, 而误差曲面是一个非常复杂的超曲面, 有着严重的畸形区域, 致使这一梯度下降的最快方向可能极大地偏离指向误差曲面最小点的方向, 从而急剧的加长了权值到达最小点位置的搜索路径, 另外在极值点附近, 由于梯度较小, 收敛速度更是缓慢。由于学习过程是一个最优化问题, 用瞬时梯度相当于最速下降法, 若采用二阶梯度法, 则可以大大改善收敛性。但是, 二阶梯度算法要计算目标函数对权值的二阶偏导数矩阵, 它的计算很麻烦, 特别是维数很高时更加困难。因此, 一般不直接采用二阶梯度法, 而是常采用共轭梯度法, 因为它既具有二阶梯度法收敛较快的优点, 又无需直接计算二阶梯度。

一个非线性函数的梯度定义为:

$$\nabla N(\mathbf{a}) = \frac{\partial N}{\partial \mathbf{a}} = \left( \frac{\partial N}{\partial a_1}, \frac{\partial N}{\partial a_2}, \dots, \frac{\partial N}{\partial a_n} \right)^T \quad (3.33)$$

令梯度向量  $\mathbf{H} = \nabla N(\mathbf{a})$ , 则  $\mathbf{H}$  的方向为梯度方向。梯度向量  $\mathbf{H}$  的长度为:

$$\|\nabla N(\mathbf{a})\| = \sqrt{\left(\frac{\partial N}{\partial a_1}\right)^2 + \left(\frac{\partial N}{\partial a_2}\right)^2 + \dots + \left(\frac{\partial N}{\partial a_n}\right)^2} \quad (3.34)$$

共扼梯度法中第  $k+1$  步的搜索方向是该步长梯度方向及前一步搜索方向的线性组合。其一般形式为：

$$H^{k+1} = \nabla N(a^{k+1}) + \beta^k H^k \quad (3.35)$$

$$\beta^k = \frac{\|\nabla N(a^{k+1})\|^2}{\|\nabla N(a^2)\|^2} \quad (3.36)$$

#### (4) 弹性 BP 算法

BP 网络的隐含层一般采用传输函数 **sigmoid**，它把一个取值范围为无穷大的输入变量，压缩到一个取值范围有限的输出变量中。函数 **sigmoid** 具有这样的特性：当输入变量的取值很大时，其斜率趋于零，这样在采用最速下降 BP 法训练传输函数为 **sigmoid** 的多层网络时就带来一个问题，尽管权值和阈值离其最佳值相差甚远，但此时梯度的幅度非常小，导致权值和阈值的修正量也很小，这样就使训练的时间变得很长。

弹性 BP 算法的目的是消除梯度幅度的不利影响，所以在进行权值的修正时，仅仅用到偏导的符号，而其幅度却不影响权值的修正，权值大小的改变取决于与幅值无关的修正值。当连续两次的迭代的梯度的方向相同时，可将权值和阈值的修正值乘以一个增量因子，使其修正值增加；当连续两次的迭代的梯度的方向相反时，可将权值和阈值的修正值乘以一个减量因子，使其修正值减小；当梯度为零时，权值和阈值的修正值保持不变；当权值的修正值发生振荡时，其修正值将会减小。如果权值在相同的梯度上连续被修正，则其幅度必将增加，从而克服梯度幅度偏导的不利影响，即

$$\delta x(k+1) = \delta x(k) \bullet \text{sign}(g(k)) \quad (3.37)$$

$$= \begin{cases} \delta x(k) \bullet k_{inc} \bullet \text{sign}(g(k)) & \text{(当连续两次的迭代的梯度的方向相反时)} \\ \delta x(k) \bullet k_{dec} \bullet \text{sign}(g(k)) & \text{(当连续两次的迭代的梯度的方向相同时)} \\ \delta x(k) & \text{(当梯度为 0 时)} \end{cases}$$

式中  $g(k)$  为第  $k$  次迭代的梯度； $\delta x(k)$  为权值或阈值第  $k$  次迭代的幅度修正值，其初始值  $\delta x(0)$  是用户设置的；增量因子  $k_{inc}$  和减量因子  $k_{dec}$  也是用户设置的。

在弹性 BP 算法中，当训练发生振荡时，权值的变化量将减小；当在几次迭代过程中权值均朝一个方向变化时，权值的变化量将增大，因此它的收敛速度比较快。

#### (5) 正则化方法 (Regularization)

正则化方法的第一步是修改误差函数，原有的误差函数是网络对于训练模式的平方和，即：

$$F = \text{mse} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (3.38)$$

这里  $N$  表示训练模式对数， $t_i$  表示网络期望输出， $a_i$  表示网络实际输出。现在将误差函数修改为：

$$\text{msereg} = \gamma \text{mse} + (1 - \gamma) \text{msw} \quad (3.39)$$

这里  $\gamma$  为误差系数， $\text{msw}$  为所有网络权值平方和的平均值，即

$$\text{msw} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2 \quad (3.40)$$

可见，通过采用新的性能指标函数，可以在保证网络训练误差尽可能小的情况下使网络具有较小的

权值，即使得网络的有效权值尽可能少，这实际上相当于自动缩小了网络的规模。

#### (6) LM(levenberg-marquardt)算法

LM 算法是一种利用标准的数值优化技术的快速算法，它与牛顿算法一样不需要计算 Hessian 矩阵。当误差性能函数具有平方和误差的形式时，Hessian 矩阵可以近似表示为

$$H = J^T J \quad (3.41)$$

梯度的计算表达式为：

$$g = J^T e \quad (3.42)$$

式中：H 是包含网络误差函数对权值和阈值一阶导数的雅可比矩阵，e 是网络的误差向量，雅可比矩阵可以通过标准的前馈网络技术进行计算，比 Hessian 矩阵的计算简单得多。

LM 算法用上述近似 Hessian 矩阵按下式进行修正：

$$x(k+1) = x(k) - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3.43)$$

当系数  $\mu$  为 0 时，上式即为牛顿法；当系数  $\mu$  的值很大时，上式变为步长较小的梯度下降法。牛顿法逼近最小误差的速度更快，更精确，因此尽可能使算法接近于牛顿法，在每一步成功的迭代后（误差性能减小）使  $\mu$  减小；仅在进行尝试性迭代后的误差性能增加的情况下，才使  $\mu$  增加。这样，该算法每一步迭代的误差性能总是减小的。

对于一个给定的问题，到底采用哪种训练方法，其训练速度是最快，这是很难预知的，因为这取决于许多因素，包括给定问题的复杂性、训练样本集的数量、网络权值和阈值的数量、误差目标、网络的用途（如用于模式识别还是函数逼近）等。下面对上述学习算法进行比较讨论。

通过实验，可以得出各种算法性能上的一些结论，通常对于包含数百个权值的函数逼近网络，LM 算法的收敛速度最快。如果要求的精度比较高，则算法的优点尤其突出。在许多情况下，采用 LM 算法的训练函数可以获得比其他任何一种算法更小的均方误差。但当网络权值的数量增加时，LM 算法的优点将逐渐变得不很明显。另外，LM 对于模式识别相关问题的处理功能很弱，其存储空间比其他算法的大，通过调整 LM 的存储空间参数，虽然可以在一定程度上减小对存储空间的要求，但却需要增加运行时间。

弹性 BP 算法应用于模式识别时，其速度是最快的，但对于函数逼近问题该算法却不是最好的，其性能同样会随着目标误差的减小而变差。该算法需要的存储空间较其他算法相对要小一些。

共轭梯度算法，在更广泛的问题中，尤其在网络规模较大的场合，其性能都很好。SCG 算法用于函数逼近问题时，几乎与弹性 BP 算法一样快（在网络规模较大时比 LM 算法更快）；而应用于模式识别时几乎与弹性 BP 算法一样快，其性能不像弹性 BP 算法随目标误差的减小而下降得那样快。变梯度算法对存储空间的要求相对也低一些。

变学习率算法通常比其他算法的速度要慢很多，而其存储空间与弹性 BP 算法一样，但在应用于某些问题时该算法仍然很有用。在有些特定的情形下收敛速度慢一些反而好些，例如，如果用收敛速度太快的算法，可能得到的结果还达不到所要求的目标时训练就提前结束了，会错过使误差最小的点。

### 3-4-2-3 BP 泛化能力的提高

在神经网络的训练中，可能出现所谓“过适配”问题，对于训练集的样本其误差可以很小，但对于训练集以外的新样本数据其误差会很大。网络记忆了训练过的样本，但缺乏对新样本泛化的能力。

一种提高网络泛化能力的方法是调整网络的规模，使之刚好足以“适配”。所设计的网络规模越大，网络的函数映射功能越强，那么只要采用的网络规模足够小，就可以消除“过适配”现象。遗憾的是，对于一个特定的问题，很难预先知道究竟其网络规模设计为多大是合适的。在神经网络工具箱里，提出了另外两种提高网络泛化能力的方法，即归一化法和提前终止法。

## (1) 归一化法

## a. 修正网络误差性能函数

归一化法的基本思想是修正网络误差性能函数。典型的前向反馈网络误差性能函数为均方误差函数:

$$F = mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (3.44)$$

如果增加一项, 该项包含网络权值和阈值的均方值, 以该项修正误差性能函数, 就可以提高网络的泛化能力, 即

$$msereg = \gamma \bullet mse + (1 - \gamma) msw \quad (3.45)$$

式中:  $\gamma$  为误差性能调整率, 而

$$msw = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2 \quad (3.46)$$

用该式可以使网络获得较小的权值和阈值, 从而迫使网络的响应变得平滑, 从而减小“过适配”。但是最佳的误差性能调整率是很难确定的, 如果其值太大, 则可能出现“过适配”; 其值太小, 网络又不足以“适配”训练样本集的数据, 所以有必要找到一种自动设置误差性能调整率的方法。

## b. 自动归一化

以自动的方式决定归一化最佳误差性能调整率是我们所期望的, 在这方面的研究成果之一是 David MacKay 提出的贝叶斯框架理论。在该框架理论中, 假定网络的权值和阈值是按照指定的分布随机可变的, 归一化参数与这些分布的未知随机变量有关, 于是, 可用统计的方法估计出这些参数。

## (2) 提前终止法

在提前终止算法中, 能够利用的数据被分为 3 个子集, 第一个子集是训练样本集, 用以计算梯度和修正网络得权值和阈值。第二个子集是确认样本集, 在训练的过程中, 监控确认样本集的误差。在训练的最初阶段, 确认样本集误差在正常得减小, 即为训练样本集的误差; 而在网络刚出现“过适配”时, 确认样本集的误差在明显的增加, 当确认样本集的误差连续增加的次数达到指定的迭代次数时, 训练便被终止, 此时, 网络返回具有最小确认样本集误差的权值和阈值。第 3 个子集是测试样本集, 但在需要过程中并没有用到测试样本集的误差, 而是用于各种不同模型比较; 另外, 在训练期间画出测试样本集的误差曲线也是有用的, 如果测试样本集的误差与确认样本集误差间的误差达到最小值时, 所需要的迭代次数明显不同, 表明数据集的划分可能欠妥。

比较上述两种方法, 贝叶斯归一化法通常可以获得比提前终止法更好的泛化能力, 这是因为贝叶斯归一化法不要求确认样本集与训练样本集分割开来, 而是采用所有数据样本集, 这一优点在数据样本集较小时尤为突出。

### 3-4-3 客流量统计系统的 BP 网络设计

#### 3-4-3-1 BP 网络的基本设计方法

在进行 BP 网络分类器的设计时, 一般应从输入层的设计、隐含层的设计、输出层的设计、网络的初始化、训练算法的选择、训练样本数的选择、学习速率的选择等几个方面来进行考虑。

## (1) 输入层的设计

输入层单元数可以根据需要求解的问题和数据所表示的方式来确定。比如, 当把  $32 \times 32$  大小的图像的像素作为输入数据时, 输入节点数将为 1024 个。在本实验中输入层的单元数为特征向量的维数。

## (2) 隐含层的设计

### a. 隐含层的数目

理论上已经证明, 在不限制隐含层节点数的情况下, 两层 (只有一个隐含层) 的 BP 网络可以实现任意非线性映射。在模式样本相对较少的情况下, 较少的隐含层节点, 可以实现模式样本空间的超平面划分, 此时, 选择两层 BP 网络就可以了; 当模式样本数很多时, 减小网络规模, 增加一个隐含层是必要的, 但 BP 网络隐含层数, 一般不超过两层。

### b. 隐含层的节点数

一个具有无限隐含层节点的两层 BP 网络可以实现任意从输入到输出的非线性映射。但对于有限个输入模式到输出模式的映射, 并不需要无限个隐含层节点, 这就涉及到如何选择隐含层节点数的问题, 而这一问题的复杂性, 使得至今为止, 尚未找到一个很好的解析式, 因层节点数往往根据前人设计所得的经验和自己进行试验来确定。一般认为, 隐含层节点数与求解问题的要求、输入输出单元数多少都有直接关系。另外, 隐含层节点数太多会导致学习时间过长; 而隐含层节点数太少, 容错性差, 识别未经学习的样本能力低, 所以必须综合多方面的因素进行设计。

对于用于模式识别/分类的 BP 网络, 根据前人经验, 可以参照以下公式进行设计:

$$n = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (3.47)$$

式中:  $n$  为隐含层节点数;  $n_i$  为输入节点数;  $n_o$  为输出节点数;  $a$  为 1~10 之间的常数。

还有一种是考虑使隐含层单元的数目可变, 或开始时放入足够多的隐含层单元, 然后根据在学习过程中不同隐含层单元的变化情况, 根据事先选定的原则, 逐步删除那些影响较小的隐含层单元, 从而得到最优的网络结构。这样做对于用硬件实现 BP 网络有一定好处, 但对于结构的选定所花费的时间较长。

## (3) 输出层的设计

用 BP 网络作分类器, 一般使用多输出型。输出层的节点数取决于两个方面, 输出数据类型和表示该类型所需要的数据大小。当 BP 网络用于模式分类时, 以二进制形式来表示不同模式的输出结果, 则输出层的节点数可根据待分类模式数来确定。若设分类模式的总数为  $m$ , 则有两种方法确定输出层的节点数:

### a. 节点数即为待分类模式总数 $m$ , 此时对应第 $j$ 个待分类模式的输出为:

$$O_j = \frac{[00 \cdots 010 \cdots 00]}{j} \quad (3.48)$$

即第  $j$  个点输出为 1, 其余输出为 0。而输出全为 0 表示拒识, 即所输入的模式不属于待分类模式的任何一种。

### b. 节点数为 $\log_2^m$ 个。这种方式的输出是 $m$ 种输出模式的二进制编码。

## (4) 初始权值的选取

BP 网络在进行学习之前, 必须进行网络初始化的工作。由于系统是非线性的, 初始值对于学习是否达到局部最小、训练时间的长短以及是否能够收敛的关系很大, 一个重要的要求是希望初始加权后的每个神经元的输出值都接近于零, 这样可以保证每个神经元的权值都能够在它们的 S 型激活函数变化最大之处进行调节。这里初始化主要是将 BP 网络模型中所有神经元之间的连接权值均赋予小于 1 的随机值。随机化工作在许多神经网络模型的实现中尤为重要, 如果不对 BP 网络中所连接权值进行随机初始化, 可能会导致学习过程不收敛。初始权值一般取 (-1, 1) 之间的随机数。

## (5) 期望误差的选取

在设计网络的训练过程中, 期望误差值也应该通过对比训练后确定一个合适的值, 因为较小的期望误差是要靠增加隐含层的节点, 以及训练时间来获得的。本实验取为 0.0001。

## (6) BP 网络的快速学习算法与选择

### (7) 传输函数

BP 网络中的传输函数通常采用 S (sigmoid) 型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.49)$$

在某些特定情况下, 还可能采用纯线性函数 (Pureline)。如果 BP 网络的最后一层是 Sigmoid 函数, 那么整个网络的输出就限制在一个较小的范围内 (0~1 之间的连续量); 如果 BP 网络的最后一层是 Pureline 函数, 那么整个网络的输出可以是任意值。本实验采用 S (sigmoid) 型函数。

### 3-4-3-2 样本的选择与组织

合理地选择样本可以提高网络的学习速度, 同时也能使网络具有良好的识别精度。本实验中样本的选择遵循以下原则:

(1) 当 BP 网络用于分类时, 首先选取各类的样本进行训练, 每一类样本的个数要近似相等, 一方面可以防止训练后网络对样本多的类别响应过于敏感, 而对样本少的类别响应不敏感, 使网络的总体性能不高; 另一方面可以大幅度提高训练速度, 避免网络陷入局部极小点。

(2) 在 BP 网络训练时, 对不同类别的标准样本应尽可能交叉输入, 同时, 相同的样本要尽量离得远一点。这样做可以防止同类样本对权值的修正过大而产生振荡, 因为如果同类样本放在一起会使前一类样本对权值的修正使其满足映射条件后, 后一类样本集中对权值的修正的结果会破坏掉权值对前一类样本的映射关系, 从而会破坏掉 BP 网络对前一类样本的映射, 如此反复, 结果会使网络产生振荡。

(3) 由于 BP 网络并不具有不变识别的能力, 所以要使网络对每类的模式具有不变性, 就要选择各种可能情况的样本, 这样可以保证网络具有比较高的识别率。

本文对于每种类别, 采集了 1000 个样本。

### 3-4-3-3 客流量统计系统的 BP 网络设计

输入层: 本实验的输入是客流数据的脉冲波形, 是  $20 \times 4$  的特征矩阵, 因此输入层神经元数为 80。

输出层节点数: 3 个单元。网络训练阶段, 选择标准模式作为训练样本, 即人流并行通过红外区域的数据。根据实验设置的对射距离, 并行通过模式可达到 5 人。因此待识别的模式为 4 类, 对应关系如下表。

表 3.1 输出设计

Table.3.1 Design of export

输出	类别
0.2, 0.2, 0.8	1 人模式
0.2, 0.8, 0.2	2 人并行模式
0.2, 0.8, 0.8	3 人并行模式
0.8, 0.2, 0.2	4 人并行模式
0.8, 0.2, 0.8	5 人并行模式

隐含层节点数: 包含一个隐含层, 设计为 12 个神经元。根据经验公式  $n = \sqrt{n_i + n_0} + a$  计算得出隐含层神经元数为 11~20 个, 再根据实验收敛效果设置为 12。

学习算法: 弹性 BP 算法应用于模式识别时, 其速度是最快的, 因此本文选择弹性 BP 算法。

泛化能力的提高: 采用自动归一化法以提高 BP 网络的泛化能力。

根据网络的设计进行网络训练, 训练误差性能曲线如图 3.15

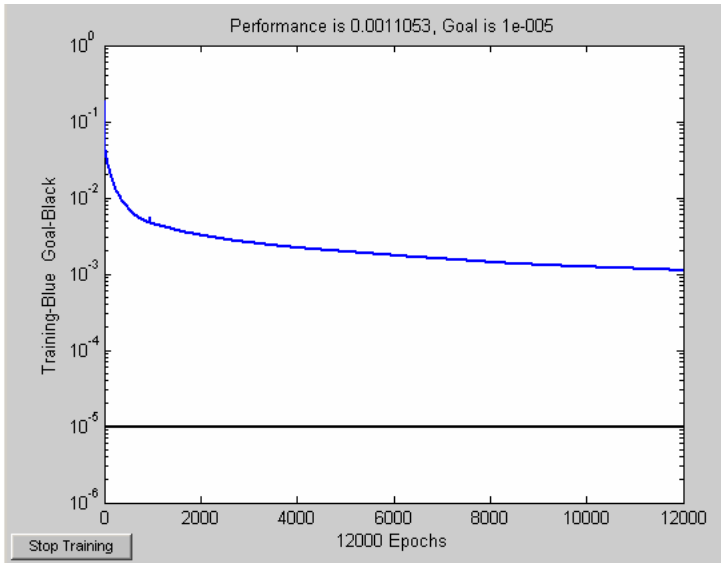


图 3.15 误差性能曲线  
Fig.3.15 Curve of error

§ 3-5 客流量统计系统实验分析

首先，对单个模式进行测试，即对 1 人模式、2 人并行模式、3 人并行模式、4 人并行模式分别进行测试。其次，单个模式识别率较高以后，进行分组测试，并说明客流计数的流程。最后进行综合测试。

实验环境：计算机配置 CPU：Celeron，1.0GHz，内存：256M，操作系统为 Windows2000。编程环境为 Matlab7.1。

3-5-1 单个模式测试

单个模式的测试集包括已训练的样本和新采集的样本，样本数据及实验结果如表 3.2

表 3.2 实验结果

Table.3.2 Result of experiment

样本类别	测试已训练 样本（个数）	识别率	测试新样 本（个数）	识别率
1 人并行模式	1000	100%	100	99%
2 人并行模式	1000	100%	100	98%
3 人并行模式	1000	100%	100	81%
4 人并行模式	1000	100%	100	76%
5 人并行模式	1000	100%	100	45%

从上表可以看出，对于已训练样本的数据，可以 100%识别，这也是 BP 网络的特点之一。对于新样本，只有其特征包含在训练模式中才可以识别。对 1 人模式新样本可以 99%识别，这说明训练样本集的 1 人样本比较全面。对 2 人并行新样本的识别率也很高，只有 2 个样本未识别，2 人样本也比较全面。而 3，4 人模式识别率相对低一些，5 人并行模式识别率很低。

从理论上讲，1 人模式有  $2^4$  种，2 人并行模式有  $4^4$  种，3 人并行模式有  $6^4$  种，4 人并行模式有  $8^4$  种，

54 人并行模式有 $10^4$ 种。而本文提取的特征中, 不仅包含着脉冲个数, 还包含脉冲宽度、脉冲间隔、脉冲顺序等, 因此每类的模式数要更多。从训练样本数上看与理论数目差距较大, 样本不全面, 这就造成了 3, 4, 5 人并行模式识别率低。因此, 提高识别率的办法之一就是继续增加样本训练网络。

### 3-5-2 分组测试

第一组实验:

首先, 对采集的客流数据进行预处理, 预处理后的波形如图 3.16

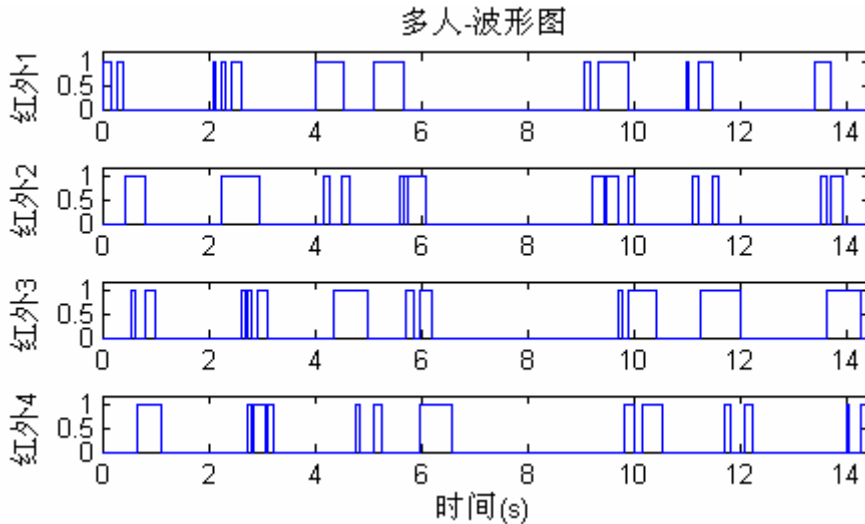


图 3.16 第一组样本

Fig 3.16 First samples

其次, 对样本数据分割, 分割结果如下组图 3.17:

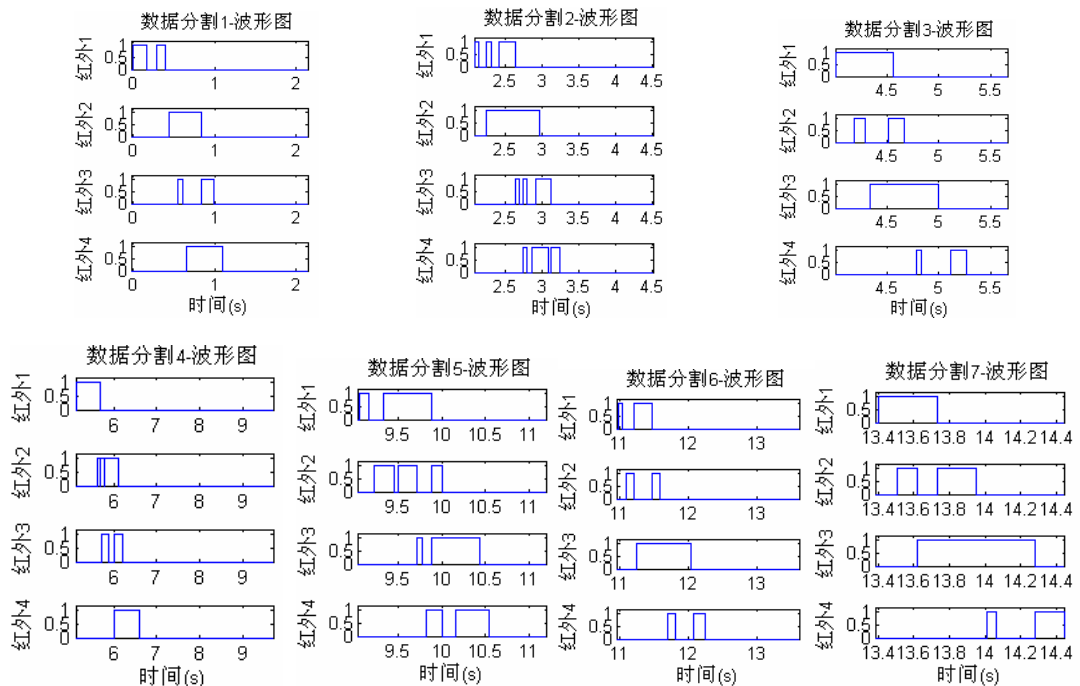


图 3.17 第一组样本分割结果

Fig.3.17 Results of segmentation

再次, 分割结束后, 对每一部分进行特征抽取。最后, 用已训练好的 BP 网络进行识别。



识别结果如表 3.3:

表 3.3 第一组实验结果

Table.3.3 Experiment result of first sample

分割序号	1	2	3	4	5	6	7	计算总人数	实际人数	误差值
人数	2	2	1	2	2	1	1	11	10	-1

第二组实验:

首先，对样本进行预处理，预处理后的波形如图 3.18

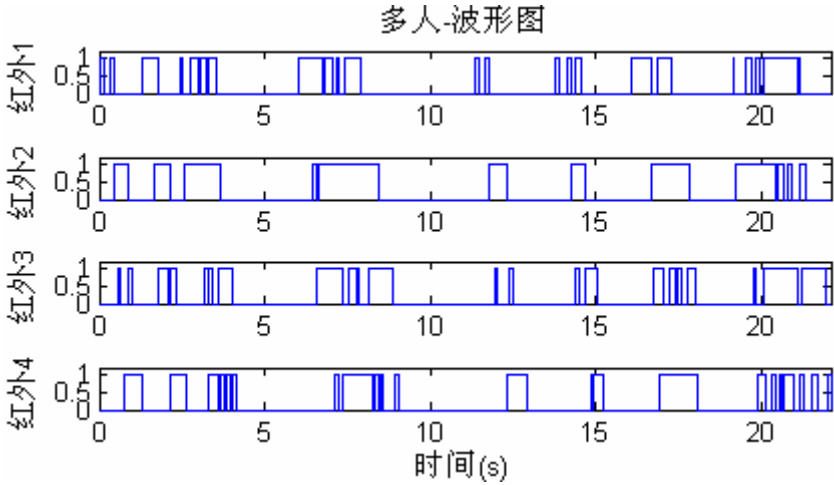


图 3.18 第二组样本

Fig.3.18 Second samples

其次，对样本数据分割，分割结果如下图 3.19:

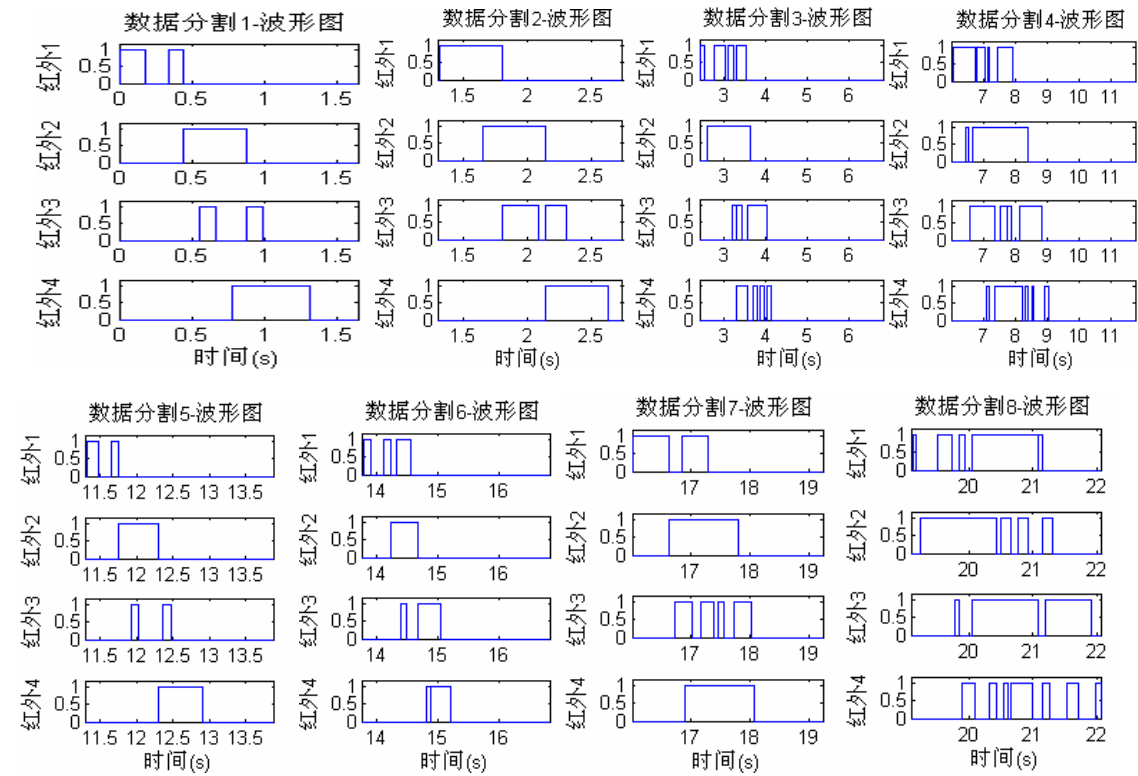


图 3.19 第二组样本分割结果

Fig.3.19 Results of segmentation

再次，分割结束后，对每一部分进行特征抽取。最后，用已训练好的 BP 网络进行识别。

识别结果如表 3.4:

表 3.4 第二组实验结果

Table.3.4 Experiment result of second samples

分割序号	1	2	3	4	5	6	7	8	计算总人数	实际人数	误差值
识别人数	1	2	3	3	1	2	3	4	19	20	1

从上表分割后的识别结果可以看出, 样本数据中至少包含了 4 人并行、3 人并行、2 人并行的模式, 从误差值上看, 对于多人并行的数据已有较小的误差, 从而证明了客流量统计模型的有效性。

### 3-5-3 综合测试

实验采集了 50 分钟内的连续的随机客流数据, 其中包括客流稀疏和客流密集两种情况。计数步骤与分组测试步骤相同, 实验结果如下:

表 3.5 综合测试实验结果

Table.3.5 Experiment result of general samples

时 间	真实值	测量值	误差值	错误率
第 1 个 10 分钟	26	25	1	3.8%
第 2 个 10 分钟	502	446	56	11.2%
第 3 个 10 分钟	345	331	14	4.1%
第 4 个 10 分钟	12	12	0	0%
第 5 个 10 分钟	233	239	-6	2.6%
总 计	1118	1053	34	5.8%

从表 3.5 可以看出, 当客流稀疏时, 计数错误率较低, 客流密集时, 可能包含大量多人并行情况, 错误率较高, 但综合起来, 错误率很低。因此, 以上实验结果表明本课题的神经网络模式识别的方法是有效的, 计数准确率较高, 并且由于该系统采用了低成本的光电传感器技术, 有很重要的实用价值。

下面归纳了实验中应注意的事项:

(1) 每次采集样本前, 都须检测红外线的对射是否正常、是否受到干扰。检查方法是, 逐个遮挡一个发射端, 检查是否仅有对应的接收端指示灯亮。如果不是正常情况, 则需要适当调整接收端的角度。

(2) 每一周期的训练样本的顺序都要重新排列。

(3) 当单元的激活函数为 Sigmoid 函数时, 为避免工作在函数的平坦区域, 最好把数据变换为 0.1-0.9 之间。

## § 3-6 本章小结

根据第二章客流量统计系统的总体分析和设计, 本章详细描述了系统的实现过程以及实验分析。

第一, 对客流数据进行了去噪和归一化的预处理操作。

第二, 针对客流数据特点, 定义了单个客流识别对象, 并提出了数据分割方法。

第三, 采用了连续脉冲分布法的特征抽取方法, 提取了特征参数矩阵。

第四, 通过分析 BP 网络的工作原理及优缺点, 设计了 BP 神经网络分类器。

第五, 通过实验检测系统的性能。实验表明神经网络模式识别的方法是有效的, 客流计数准确率较高。

## 第四章 结论与展望

本文描述了一个崭新的基于神经网络的商场客流量统计系统，该系统采用了低成本、数据量小的红外线采集技术。它是一个硬件和软件相结合的实时自动计数系统，是一个实际应用问题。该系统包括 4 个安装在脚腕高度的光电传感器，当行人从计数区域通过时，会产生一种模式，然后，这种模式被智能化的神经网络所处理，据此进行客流计数，并保存客流信息。

- (1) 本文通过分析红外线遮挡计数的数据特点，改变传统简单计数方法，提出了根据脉冲波形特征计数的方法，建立了基于神经网络的客流量统计模型。
- (2) 首先对原始波形数据进行了去噪和归一化操作。
- (3) 客流数据是连续的时空序列，通过分析数据特点，本文提出了适合客流数据的分割方法，可以将无“空隙”的客流数据分离。
- (4) 模式识别的关键是特征提取，本文采用连续脉冲分布法的特征提取方法。实验证明这种特征参数提取方法是有效的。
- (5) 本文采用快速的弹性 BP 网络，通过大量客流数据样本的训练，最后，将已训练好的 BP 网络用于客流计数，能够识别多人同时并行的情况，获得了较高的准确率。

以上是目前所做的研究工作以及主要成果，其中还存在一些不足，需要进一步地完善，主要表现在以下三个方面：

- (1) 对于 BP 网络来说，样本是的全面与否，关系着识别率的高低，因此需要今后的实践中逐步采集新的客流模式。
- (2) 本文只研究了单向计数，需要进一步研究双向计数的情况。
- (3) 本文识别后的数据以文本的形式保存，不便于存取、查询等操作，因此今后需要进一步将数据保存到数据库中。

## 参考文献

- [1] 刘明远, 温琪.大型商场经营管理现状与发展[J].科技情报开发与经济.2005
- [2] 慧聪网.2006 年中国零售百货业研究咨询报告[R].2006.4
- [3] 徐庆东.试论现代商场的可持续发展[J].商场现代化.2006.9
- [4] 柏宝春.外资进入我国商业零售业问题研究[J].商业研究.2006.14 (346)
- [5] 殷海珍.商业客流分析探讨[J]. 商场现代化.2000
- [6] 胡平放, 邹春, 乔正凡, 左剑鹏, 冯海燕.大中型商场客流密度现状分析.1997
- [7] 王晓, 魏志强, 周利江, 孔晓霞.基于脚印方向识别的客流检测与监控系统[J].城市交通.2005.8
- [8] Chow, Tommy W.S., Huang, D. A People-Counting System Using a Hybrid RBF Neural Network [J]. Neural Processing Letters, v 18, n 2, October, 2003, p 97-113
- [9] A. Mecocci, F. Bartolini, V.Cappelline. Counting people getting in and out of a bus by real-time image-sequence processing. Signal Processing. Volume 35, Issue 2(January 1994)
- [10] Chen, Thou-Ho, Hsu, Che-Wei. An automatic bi-directional passing-people counting method based on color image processing. IEEE Annual International Carnahan Conference on Security Technology, Proceedings, 2003, p 200-207
- [11] Masound O, Papanikolopoulos N. P, A novel method for tracking and counting pedestrians in realtime using a single camera. IEEE Trans. On Vehicular Tech. 2001,5:1267-1278.
- [12] Rossi M, Bozzoli A, Tracking and counting moving people. IEEE Proc. Of Int.Conf. Image Processing. 1994,3:212-216.
- [13] Terada K, Yoshida D. Oe S, Yamaguchi J, A counting method of the number of passingpeople using a stereo camera. IEEE Proc. Of Industrial Electronics Conf.1999,3:1318-1323.
- [14] Robert T. Collins, Alan J. Lipton, Takeo Kanade, A System for Video Surveillanceand Monitoring. Carnegie Mellon University, 2000:26-26.
- [15] 田京, 雷毕胜.基于视频的客流量计数系统的研究[C].第十二届全国图像图形学学术会议.清华大学出版社, 2006
- [16] 万来毅, 陈建勋, 王卫平, 李俊.基于 BP 神经网络的图像识别研究[J].武汉科技大学学报(自然科学版), 2006.3
- [17] 张红, 陆谊.基于支持向量机的目标图像识别技术[J].微电子学与计算机, 2006.7
- [18] 纪淑波, 刘晶, 孟庆凤.图像识别在目标自动识别系统中的应用[J].电光与控制.2006.3
- [19] Aoki M, 1984: "Detection of moving objects using line image sequence" 7th Conference on Pattern Recognition. Montreal. Canada, 784-786, July 30-August 2.
- [20] R.Farrell, K. Vandeipuye, G. Entine and M. R. Squillante. High Resolution, Low Energy Avalanche Phctodiode X-Ray Dectectors. IEEE Transacitions on Nuclear Science, 1991, 38(2):144-147
- [21] Ezaki, H., Nanbu, T.Nincmiya, R. . Morinaga MEstimation of liquidus temperature of Sn-based alloys and its application to the design of Pb-free solder [J]. Journal of Materials Science: Materials in Electronics. 2002, 13(5):269-272
- [22] 杨岚. 人体目标识别及其在客流量统计中的应用[D].大连海事大学.2006
- [23] 边肇祺, 张学工.模式识别.第二版.清华大学出版社[M], 2000: 250~257, 2~8
- [24] 杨建刚编著.人工神经网络实用教程.杭州: 浙江大学出版社, 2001.1
- [25] 徐勇, 荆涛等译.神经网络模式识别及其实现[M].北京: 电子工业出版社.1999.6
- [26] 黄得双.神经网络模式识别系统理论[M].北京: 电子工业出版社, 1996

- [27] 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,2001.9
- [28] 刘灵丽,李丽娟.指纹图像预处理和特征提取[J].计算机工程.2006.8
- [29] 张猛,余仲秋,姚绍文.手写体数字识别中图像预处理的研究[J].微计算机信息.2006
- [30] 高彦宇,杨扬.脱机手写汉字识别研究综述[J].计算机工程与应用.2004.7
- [31] 史利琴.车牌识别系统研究[D].同济大学.2006.2
- [32] 杨晖,曲秀杰.图像分割方法综述.电脑开发与应用.2005,18(3)
- [33] 王爱民,沈兰荪.图像分割研究综述.测控技术.2000
- [34] 玉春,姜昱明,张建荣.视频序列图像中运动对象分割综述[J].计算机应用研究.2005
- [35] 郑重,谈克雄,高凯.局部放电脉冲波形特性分析高电压技术[J].1999 25(4) 15~20
- [36] Krivda A Gulski E Satish L Zaengl W S The use of fractal features for recognition of 3-d discharge patterns IEEE Trans. on Dielectr. and Electr. Insul. 1995 2(5) 889 896
- [37] 朱德恒,谈克雄.电绝缘诊断技术[M].北京中国电力出版社,1999.
- [38] 魏万飞.波形特征参数提取的仿真程序[J].现代电子技术.1997
- [39] 王振远,谈克雄,朱德恒,王航.根据脉冲波形特征识别几种典型模型放电的研究[J].电工技术学报.1997.12
- [40] 郑重,谈克雄,王猛,吴浩.根据脉冲波形时域特征的局部放电识别[J].电工电能新技术.2001
- [41] 王晓蓉,杨敏中,董明,严璋.基于神经网络的局部放电脉冲特征参数选择方法[J].电工技术学报.2002.6(提出了基于神经网络的特征参数选择方法,针对本文的去噪方法和归一化方法)
- [42] 周开利,康耀红.神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M].北京:清华大学出版社.2005
- [43] 张立明.人工神经网络的模型及其应用[M].上海:复旦大学出版社,1993.
- [44] 胡守仁.神经网络应用技术[M].国防科技大学出版社.1993
- [45] Hechi Nielsen R. Theory of the back propagation neural network [J]. Int. J. Conf. On Neural Network, 1989,(1):593~605.
- [46] 周继成,周青山,韩飘扬编著.人工神经网络——第六代计算机的实现.科学普及出版社.1993.3

## 致谢

本论文的选题、课题的研究及撰写工作是在导师顾军华教授的悉心指导下完成的。在攻读硕士学位期间，顾军华老师谦虚严谨的治学态度、诲人不倦的工作热情和求真务实的敬业精神，都深深影响和激励着我。两年多来，在顾老师的指导下，我不仅在学业上有所收获，而且逐步培养了自己分析问题和解决问题的能力。在此，向辛勤培育，指导我的恩师表示崇高的敬意和衷心的感谢！

另外，感谢李娜娜老师、韩焕平老师、郭志超老师在课题设计过程中给予的巨大的帮助，其严谨的科研态度和耐心的教导令我受益匪浅。

同时，感谢在研究过程中，项目小组成员樊培培以及谭庆、胡雅颖等同学的热情帮助，在此向他们表示诚挚的谢意。感谢我的朋友王晓波给予我的鼓励和支持。

同时，我要深深感谢二十几年来一直在背后默默支持和鼓励我的父母。他们不仅抚养我成人，而且教我如何为人，为了我的成长，付出了一切，我今天取得的所有成绩，都要归功于我的父母。在此，谨向顾军华老师、父母、朋友以及所有给予我帮助和鼓励的老师 and 同学致以诚挚的谢意和由衷的敬意！

## 攻读学位期间所取得的相关科研成果

### 发表论文:

- [1] 周瑞英, 韩焕平, 董永峰, 顾军华. 客流信息采集模拟系统研究[J]. 河北省科学院学报, 2006, 23 (增刊): 307-308