

哈尔滨工程大学
硕士学位论文
多光纤传感器数据采集与数据融合方法研究
姓名： 赵文辉
申请学位级别： 硕士
专业： 光学工程
指导教师： 苑立波
20030601

摘 要

使用多个传感器对某一物理量进行测量以提高系统的稳定性和准确度是今后传感器发展的一大趋势。因此必须对多传感器系统的组成、结构以及数据处理进行深入的研究。使用计算机完成来自多传感器的大量数据的接收、储存和数据计算是一个方便易行的方法。

本文在研究了多传感器系统构成、多传感器数据融合和多传感器系统与计算机软件系统的结合等理论的基础上，对利用软件系统对多传感器数据进行收集和融合提出了切实可行的方案。在本文的第四章中对所使用的软硬件系统以及多传感器系统的功能进行了详细的描述。并在实验中利用软件完成了对多光纤温度传感器数据的接收和融合。通过对数据融合结果和传感器直接测量结果的比较，可以看到数据融合方法的使用使得结果具有了更高的准确度。

本文对研究过程中遇到的问题和不足之处也进行了总结和探讨，为进一步的理论和实验研究指出了可能的方向。

关键词：多传感器系统；光纤传感器；数据融合；数据库

ABSTRACT

It is a development tendency for a sensing system to measure a physical parameter by using multi-sensor in order to improve the systematic stability and accuracy. For this purpose, this issues related with the configuration and data processing of the multi-sensor system should be in-depth developed and investigated. The simplest way is to receive, save and calculate large amount of data by using a computer.

Based on the research of the theories about systematic composing, data fusion of multi-sensor system and the interface between multi-sensor system and the software, a practical scheme for acquisition and fusion of the data from multi-sensor with software has been proposed and demonstrated in this paper. The description of hardware setup and the software flow chart and functions of the multi-sensor system has been given in chapter 4 in detail. Experimentally, fiber-optic multi-temperature-sensors have been used and configured a multi-data acquisition and fusion system. The software of the data fusion technique has been tested. Comparing with data directly given by the fiber optic sensors, more accuracy results have been achieved after the data fusion processing.

The problem and shortcomings we encountered during this research work are also discussed. The improvement methods both in theoretical and experimental are pointed out for the further study.

Key words: Multi-sensor System; Fiber Optic Sensor;
Data Fusion; Database

哈尔滨工程大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：本论文的所有工作，是在导师的指导下，由作者本人独立完成的。有关观点、方法、数据和文献等的引用已在文中指出，并与参考文献相对应。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他任何个人或集体已经公开发表的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者（签名）： 李文辉

日 期： 2003 年 6 月 19 日

第 1 章 绪论

1.1 多传感器融合技术的研究现状

国外多传感器融合的研究起步较早,早在 1973 年,美国的有关研究机构就在国防部的资助下,开展了声纳信号理解系统的研究^[1]。从此以后,多传感器融合技术便迅速发展起来,不仅在 C³I 系统中尽可能采用多种传感器来收集信息,而且在工业控制、机器人、空中交通管制、海洋监视和管理等领域也在朝着多传感器方向发展,多传感器融合的研究成了军事、生产和高技术开发等多方面所关心的问题。1988 年,美国国防部将 C³I 的多传感器融合技术列为 20 世纪 90 年代重点研究开发的 20 项关键技术之一。美国国防部长领导下的 C³I 专家组专门成立了一个数据融合小组,并组织了多项专题计划来研究多传感器融合技术,从 1992 年起,每年都投资约 1 亿美元用于多传感器融合技术的研究。国际上还专门出版有关期刊并召开专题年会,使多传感器融合技术具备良好的研究环境。

多传感器融合理论研究可分为同类信息融合的数值处理方法研究和不同类信息融合的符号处理方法研究。其中同类信息融合的数值处理方法研究,特别是各类最优、次优的分散或部分分散算法占有很大比重;而不同类信息融合的符号处理方法,其理论研究难度较大,主要以探索性研究为主。目前已有许多应用系统具备多传感器信息融合的特征,如预警机综合导航系统,同时采用 INS/GPS/JTIDS(惯性导航系统/全球定位系统/战术数据链)三套系统,通过多传感器信息融合提高精度。

由于多传感器融合的早期研究大多着重于增强计算能力和有效组合数据(信息)的具体方法,并且这些研究主要是基于军事应用背景,所以很长时期内其技术一直处于封闭状态。随着研究的深入和应用领域的扩大,有关这

方面的研究内容及成果才逐渐披露于各种学术会议和公开文献中，如美国三军数据融合年会，SPIE 传感器融合年会，国际机器人及自动化会刊，IEEE 的相关会议及会刊等，使得各个领域的研究人员日益认识到多传感器融合技术的重要性。多传感器融合技术也在各个不同的领域中得到了应用。

军事是多传感器融合技术最早应用的方面。随着科学技术的飞速发展，现代战争已发展成为陆、海、空、天、电磁多维立体结构。战场复杂性不断增加，作战范围越来越大，目标机动性或速度也不断增加，使得防御系统的反应时间缩短，面对不断增强的威胁，要求C³I系统尽可能采用多传感器和其他情报源，以便在短时间内获取全面可靠的战场态势信息，支持智能决策过程。以一个战术空战为例，其指挥控制系统要求每分钟根据50000-100000个报告做出25-50个决策，这些报告分别来自156个独立传感器平台，它们最多可以跟踪 $800\text{km}^2 \times 20\text{km}$ 范围内的1000个目标^[1]。面对如此庞大的信息资源，作战系统要想获取状态估计、目标属性、行为意图、态势评估、威胁分析、火力控制、电子对抗等作战信息，就必须引入不同自动化程度的传感器集成与信息融合处理技术，以适应现代战争的需要。Franklin等人^[2]在人工智能百科全书的军事应用部分列举了多传感器集成与融合的重要应用领域有：智能分析与态势评估、作战的指挥与控制、自动车辆、航空电子设备和电子战。由于多传感器集成与融合的应用范围如此之广，使它成为DARPA的战略计划资助的三个预研项目（自主式地面车辆、智能辅助驾驶仪及海军战场管理与指挥控制系统）研究中的一项必要技术。

工业机器人^{[3][4]}是多传感器集成与融合技术的典型应用。工业机器人的应用一般分为四个方面：物料搬运、零件制造（如点焊和弧焊，锻造等）、检验和装配。工业机器人可用于制造过程中的工件搬运、工业卡车（如自动导引小车或拖车）和物料传送设备的装卸。应用多传感器集成与融合技术可以提高工业卡车和物料传送设备的路径规划和避障能力。用于移动机器人中的

许多多传感器集成与融合方法可直接用于目前的工业搬运卡车。Choudry 等人^[4]研制了一个仿真系统,用来检验所设计的自动物料搬运小车传感控制系统的性能。Hitachi Ltd.^[5]研制的机器人使用了三维视觉和力传感器,它能抓起随机放置的插接件,并放到印刷电路板上。据统计,在美国工业界,约有一半的机器人为焊接机器人,其中又以点焊机器人最多,这是因为弧焊机器人要想跟踪一条随机变化的焊缝,就必须具有传感能力^[6]。Kremers 等人^[7]研制的一台机器人使用了视觉传感器和安装在手腕上的激光扫描距离传感器,由这两种传感器导引机器人的手臂沿着工件间随机变化的焊缝进行焊接。Howarth 和 Guyote^[8]在他们研制的机器人中采用了涡流传感器和超声波传感器。Nitzan 等人^[9]提出了一种传感器导引的弧焊系统方案。该系统不仅具有机器人的基本功能(如感知、放置和抓取),而且还具有机器人的一些高级特性(如识别和定位)。在 Georgia Tech 制造研究中心^[10],研究人员正在采用视觉和触觉信息实现机器人执行器的自适应控制,这种技术用于制造过程中搬运工件时检验工件的完整性将会十分有效。装配是机器人应用中最复杂的内容。Smith 和 Nitzan^[11]介绍了一种装配站,该装配站由两台机器人和一台多功能工件进给装置组成,每台机器人的手腕上装有视觉传感器和力传感器,头上装有摄像机。头顶上的摄像机控制机器人进行装配,力传感器和手腕上的视觉传感器用来确定各部件是否安装到位。Groen 等人^[12]介绍了一种多传感器机器人装配站,该装配站配备有视觉传感器、超声波传感器、触觉传感器及力/扭矩传感器。装配过程中,视觉传感器用来区分各种不同的配件,来自力/扭矩传感器的反馈信息和来自机器人抓具的反馈信息用来控制螺钉的插入和紧固。装配结束后使用视觉传感器进行检验。Euokangas 等人^[13]介绍了一个分级控制的多传感器机器人工作站实验系统,该系统是使用 Rockwell 的自动科学试验床研制的。机器人末端操纵装置上装有视觉传感器、声传感器和力/扭矩传感器,通过单个传感器及不同传感器的集成,来验证每种传感器提供

信息的局限性及两种或多种传感器集成后的优越性。

在智能制造系统中,加工过程的智能化要求加工系统在保持所需精度和高生产率的前提下具有尽可能大的通用性,要求控制系统能够适应多种加工条件以实现高效或最优化的加工控制。但是,制造过程非常复杂,它往往是多因素的高阶非线性系统,过程模型往往很难用解析的方法表达为准确的数学模型形式,即使可以表达为解析数学模型,也常常因为模型过于复杂失去实用性,或者因为过多的条件、假设限定,使模型的鲁棒性受到限制。多传感器融合技术给智能制造系统提供了一些新的方案。Chryssolouris 等人^[14]研制了一台具有初步智能的数控铣床。系统安装了力、湿度和振动传感器,由三种传感器可以建立三个独立的切削过程模型,为初始决策矩阵提供数值。来自三个独立过程模型可产生不同的判据,为降低判据矩阵的维数,可采用信息加权系数库对加工过程的实际运行信息及三种传感器可靠性信息进行融合,从而构成更简单的低维决策矩阵,以实现快速实用的智能控制。1987 年 Rangwala 和 Dornfeld^[15]指出了用神经网络多传感器融合进行刀具磨损监测的可行性。Okafor 等人^[16]在立式铣床上建立了一个加工工件表面粗糙度及镗孔尺寸公差实时监控的智能质量保障系统。系统由数据采集及处理模块、表面粗糙度及镗孔尺寸公差估计模块、过程趋势分析模块和知识库专家系统模块组成。其中表面粗糙度及镗孔尺寸公差估计模块由神经网络实现多传感器(三向切削力、振动、声发射和温度传感器)信息融合。

为跟踪空中、空间及水下目标,人们已采用了各种不同的滤波技术及雷达、光学和声纳传感器。Shalom^{[17] [18]}对多目标跟踪方法进行了总结。最近,科研人员研究了通过集成和融合多个相同传感器信息进行目标跟踪的一些方法。一般来说,多目标跟踪(特别是多传感器多目标跟踪)的关键问题是“数据关联”。所谓数据关联即传感器信息与单个目标的关联(在多传感器集成与融合中,该问题称为配对问题)。应用少数传感器所发出信号到达的时间和频

率方面的冗余信息,可以推出目标的位置和速度。信号到达每个传感器的时间和频率差可用来确定目标的轨迹,Arnold 等人^[19]和 Mucci 等人^[20]应用 Fisher 信息矩阵对这种方法的性能进行了评价,结果发现,一对全方向的传感器足以确定进入传感器附近区域(近场)的运动目标位置。当目标的距离较远或静止不动时,则需要三个传感器。通过分布在大范围内的传感器网络获得冗余信息,可以增加整个跟踪系统的可靠性和安全性。为对网络中每个传感器的信息进行关联,Chang 等人^[20]提出了两种不同的处理结构。第一种结构是将所有传感器的测量数据传送到一个集中位置上进行处理,第二种结构则是在网络的局部节点上进行分布处理。与第一种结构相比,第二种结构既增加了系统的安全性,又可以使用较小的带宽在网络内进行通讯。

在航天计划(例如航天飞机等)中要求宇航员与地面工作人员高度协作,以完成某些传感与探测任务。为了提高效率,并能进行一些宇航员力所不及的工作,空间站将大量使用自主系统进行卫星的保养、维护和维修,及用于生产和商业试验的大型结构的装配。要采用自主系统完成这些工作,空间环境要求系统必须使用多传感器。这是因为由于空间缺少空气,许多视觉识别方法中使用的有关表面反射的一些假设不再成立,使得仅使用一个光学传感器很难探测到空间目标。Shaw 等人^[21]在确定空间目标形状时使用了 TV 图像导引的微波雷达。微波雷达信息是光学信息的补充,因为它可以发现空间目标的许多重要特征。由雷达获得的目标截面散射数据可用来确定卫星的金属表面形状,而光学传感器和激光距离扫描仪很难探测到金属表面,这是因为它们的反射光的方向是一定的。光学传感器在确定航天飞机上比较粗糙的表面形状时比较有效,因为这类表面在所有方向的反射光都相等。光学图像用来对表面形状进行初步估计,以减少窄带雷达截面散射数据分析时的不确定性。工作时,系统使用极化的雷达散射截面垂直方向方程来确定表面形状。用于太空船和许多先进飞行器导航的惯性系统由陀螺仪和平台组成,陀螺仪

安装在平台上，平台悬挂在万向结构上，使得飞行器在改变其角度方向时，平台相对于参考坐标系的位置保持不变。通过集成安装在平台上的加速度信号，可以确定飞行器的位置和速度。但是，随着时间的变化，陀螺会使位置和速度误差逐渐增大（即低频噪声），这是陀螺的固有特性。惯性导航系统在其他外部导航传感器的帮助下，可以抑制或减少这些误差。通常使用的传感器系统有：机（器）载或地基雷达、无线电、导航、卫星、陆标或瞄准星、激光测距及高度表。与惯性系统准确跟踪飞行器的高频运动不同，这些外部传感器所提供的信息具有较好的平均特性（即其误差在很长时间内并不增加），但拥有较强的高频噪声（即每个测量值具有较大的误差）。可以使用卡尔曼滤波器融合惯性系统与外部传感器的信息，以减少飞行器位置估计时的误差。

20 世纪 90 年代初，国内也开始了较为正式的多传感器信息融合的研究，并在工程上开展了多传感器识别、定位等同类信息融合的应用系统开发。近年来，有关多传感器信息融合的算法的研究以及多传感器信息融合系统的研发^[22]已经成为传感器发展的一个重要的方向。

但是，到目前为止，多传感器信息融合技术还处于初级阶段，迫切需要在理论方法和实现技术上进一步的研究。

1.2 光纤传感器介绍

光纤传感器是通过被测量对光纤内传输的光进行调制使传输光的强度（振幅）、相位、频率或偏振态等特性发生变化，再通过对被调制过的光信号进行检测，从而得出被测量的一种传感器。

光纤传感器与传统的各类传感器相比有一系列独特的优点。主要优点有：结构简单、体积小、重量轻、耗电少、灵敏度高、抗电磁干扰、耐腐蚀、电绝缘性好、防燃防爆、光路有可挠曲性，以及便于与计算机联接，便于与光

纤传输系统组成遥测网络等。

光纤传感器可以长时间工作于恶劣的环境（如：高温、高压、强电磁干扰和有毒气体等环境）下，并且可以长时间连续传输大量数据，使用计算机监控并接收这些数据成为必需。

光纤传感器按光在光纤中被调制的原理不同可分为光纤强度调制传感器（如图 1.1）、光纤波长调制传感器（如图 1.2）、光纤相位调制传感器（如图 1.3）、光纤偏振态调制传感器（如图 1.4）和光纤频率调制传感器（如图 1.5）；按工作原理可分为功能型光纤传感器和非功能型光纤传感器。而光强度的调制方法又可归纳为内调制和外调制两种。外调制时，光纤充当传光的介质，光纤本身特性不改变，称为非功能型光纤传感器（如图 1.1、图 1.5）；内调制的调制过程发生在光纤内部，通过光纤本身特性受外界物理量的影响而变化来实现光强度调制，称为功能型光纤传感器（如图 1.2、图 1.3）。按照被测物理量的不同，光纤传感器还可以具体的分为位移、压力、温度、流量、速度、加速度、振动、转动、弯曲、应变、磁场、电压、电流、以及化学量、生物医学量等各种光纤传感器^[23]。

测量同一个物理量可以使用不同的调制方式和工作原理；同一种调制方式和工作原理也可以用来测量不同的物理量。

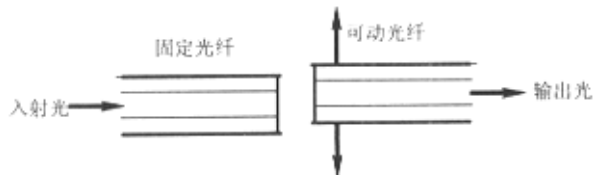


图 1.1 透射式光强调制传感器示意图

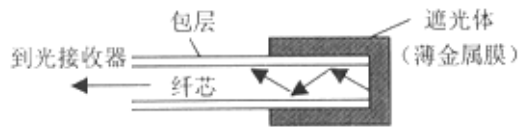


图 1.2 利用黑体辐射定律的波长调制传感器示意图

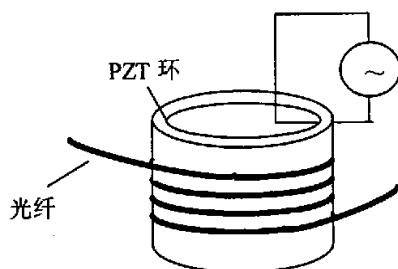


图 1.3 PZT 相位调制传感器示意图

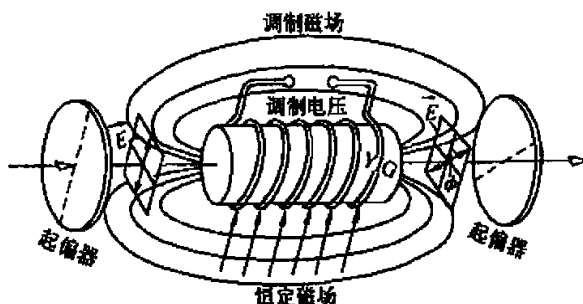


图 1.4 利用磁致旋光效应的偏振态调制传感器示意图

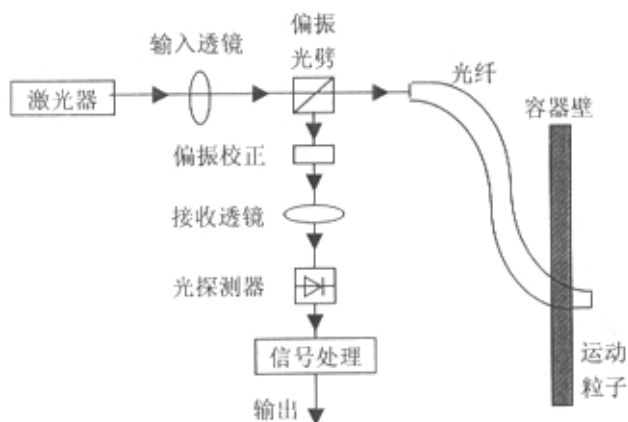


图 1.5 利用多普勒效应的频率调制传感器示意图

光纤传感器设计中的一个重要环节在于如何将被测量与光纤内传输的光的特性变化联系起来，即传感器探头的设计问题。根据所测物理量的变化与

光纤内传输的光的特性变化之间满足的数学关系，设计合适的传感器探头将是一个传感器能否完成其使命的关键。

例如可以根据两种热膨胀系数较大的双金属片的形变对温度具有较强敏感性的原理可设计如图 1.6 的反射式双金属片型光纤传感器。

两个反接的双金属片弯成图中的 U 形连接在一起，并于被测温物体连接，当被测物体的温度变化时将使双金属片随之产生形变，引起固定于双金属片一端的反射镜的横向位移，这个位移将造成光纤探头（由一根入射光纤和一根接收光纤组成）中接收光纤接收到的光强发生变化。测量时根据光强的变化就可以得到温度的变化。

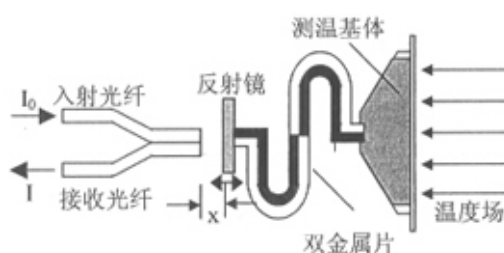


图 1.6 反射式双金属片型光纤传感器示意图

1.3 课题的研究目的和意义

在使用光纤传感器测量某一物体的物理性质（尤其在测量例如一栋大楼内部的温度、飞机机翼的受力情况或一个大坝的倾斜度等大尺度物体）时，单一的传感器将变得无能为力。即使是对某一固定位置的测量，由于光纤传感器自身的缺陷（例如：机械故障、外界噪声、光路故障或传感器自身的形变等不确定因素）也将带来测量数据的不确定性。使用分布式多光纤传感器共同测量（相同或不同的物理量）以及对测量结果使用数据融合算法进行融合计算将能够显著改善和解决这一问题。

本课题的重点就在于多光纤传感器系统中计算机对各传感器数据测量的

协调和测量数据的数据融合方法的研究。通过本课题，论证了多光纤传感器系统的可行性给出了数据融合方法在多光纤传感器系统中的具体应用方法，并完成了简单的多光纤传感器数据采集与融合系统。

第2章 多传感器系统描述

2.1 多传感器集成与融合的意义

人类的信息活动可以抽象为：获取数据、提取信息、上升为知识和决策控制等几个阶段。例如，人通过各种感觉器官（眼、耳、鼻、手等）来获取各种数据（如图像、声音、气味和触觉等），然后根据先验知识、经验等对这些数据进行去伪存真、由表及里的处理过程以提取有用的信息，再将这些信息上升为新的知识，并基于这些知识做出反应式决策。与此同时，人还可以根据需要不断调整自己的感官，使得人的感官对于不同时空范围内发生的物理现象能采用不同的测量特征来度量、获取和提炼，因此，人的信息活动过程实际上是一种复杂的自适应反馈控制过程。

为了使系统能够在复杂环境中、在无人干预的条件下正常工作，就必须使系统具有类似于人的这种信息处理能力。要达到这一目的，首先要求系统的传感器能提供足够多和足够好的原始信息，其次是系统应采用有足够智能的信息处理方法。

系统所使用的传感器类型、性能、数量以及传感器的布置和组织方法，对于不同目的和不同时空条件都应有一个合理要求，采用的信息处理技术应该在不同层次实现简化、压缩、滤波、提取特征、映射、变换、学习和决策等功能，这也是多传感器融合技术所涉及的主要内容^[22]。

用于多传感器信息集成的方法有许多^[24]，其中最简洁的方法是让每个传感器的信息单独输入到系统控制器中。如果每个传感器所提供的信息反映的是环境中完全不同的方面，那么这种方法最适合。该方法的主要优点是增大了所传感的环境范围。如果传感器所能够传感到的环境内容出现重叠，以及可能出现信息的冗余、矛盾与相关，甚至出现其中的某个传感器影响其它传感器的工作，则来自不同传感器的信息就必须在多种表达层次上实现融合，

在这种情况下, 传感器融合能使系统获得更高质量的信息, 这是任何单独工作的单个传感器所无法直接得到的。

在许多多传感器的数据系统中, 处理输入信息的数量和速率已超过操作人员的能力。此外, 数据的复杂性(如多维测量)和测量中的模糊性也都超出了人们对数据的关联和分类能力。这就要求各单独的融合处理方法全部或部分地实现自动化, 以从大量的原始信息中获得精确的、易于理解的信息。就自动系统的应用来说, 自动信息融合可以使人类从重复的劳动中解脱出来。因此, 模拟人的融合处理方法, 以提高处理速度、容量或改善处理精度是研究多传感器信息融合的重要原因。

多传感器集成与融合技术实际上是一种多源信息的综合技术, 通过对来自不同传感器(信息源)的数据信息进行分析 and 综合, 可以获得被测对象及其性质的最佳一致估计^[25]。

多传感器集成(Multi-sensor integration)是指某个多传感器系统为完成某一任务, 对来自不同传感器的信息进行综合的系统控制过程。它强调的是系统中不同数据的转换和流动的总体规划。

多传感器融合(Multi-sensor fusion)是指在多传感器集成过程中, 将传感器的信息合并成统一的综合信息的任何一个具体阶段。它强调的是数据的转换和合并的具体方法与步骤。

图 2.1 所示的组网结构为多传感器集成与信息融合的一般模式。信息融合在图中的各节点上进行, 而整个结构是一个多传感器集成的实例。

从图 2.1 中可以看到, 几个传感器组合成一体为整个系统提供信息。前两个传感器的输出 x_1 和 x_2 在下一个节点中进行融合后形成新的信息, 用 x_{12} 表示, 第三个传感器的输出 x_3 又在下一个节点与 x_{12} 融合, 结果表示为 x_{123} 依此类推。系统所有传感器的输出以类似的方式融合成一个结构。从系统方框到每一节点的虚线, 表示信息融合过程中有可能与系统进行信息交互。大多

数多传感器集成结构的共同之处在于当信息向上移动时，信息的表示形式由低级向高级变换，即在结构的最低一级，原始数据进入传感器，并转换为信号信息。经过一系列信息融合之后，信号逐渐变为更加抽象的数字或符号。

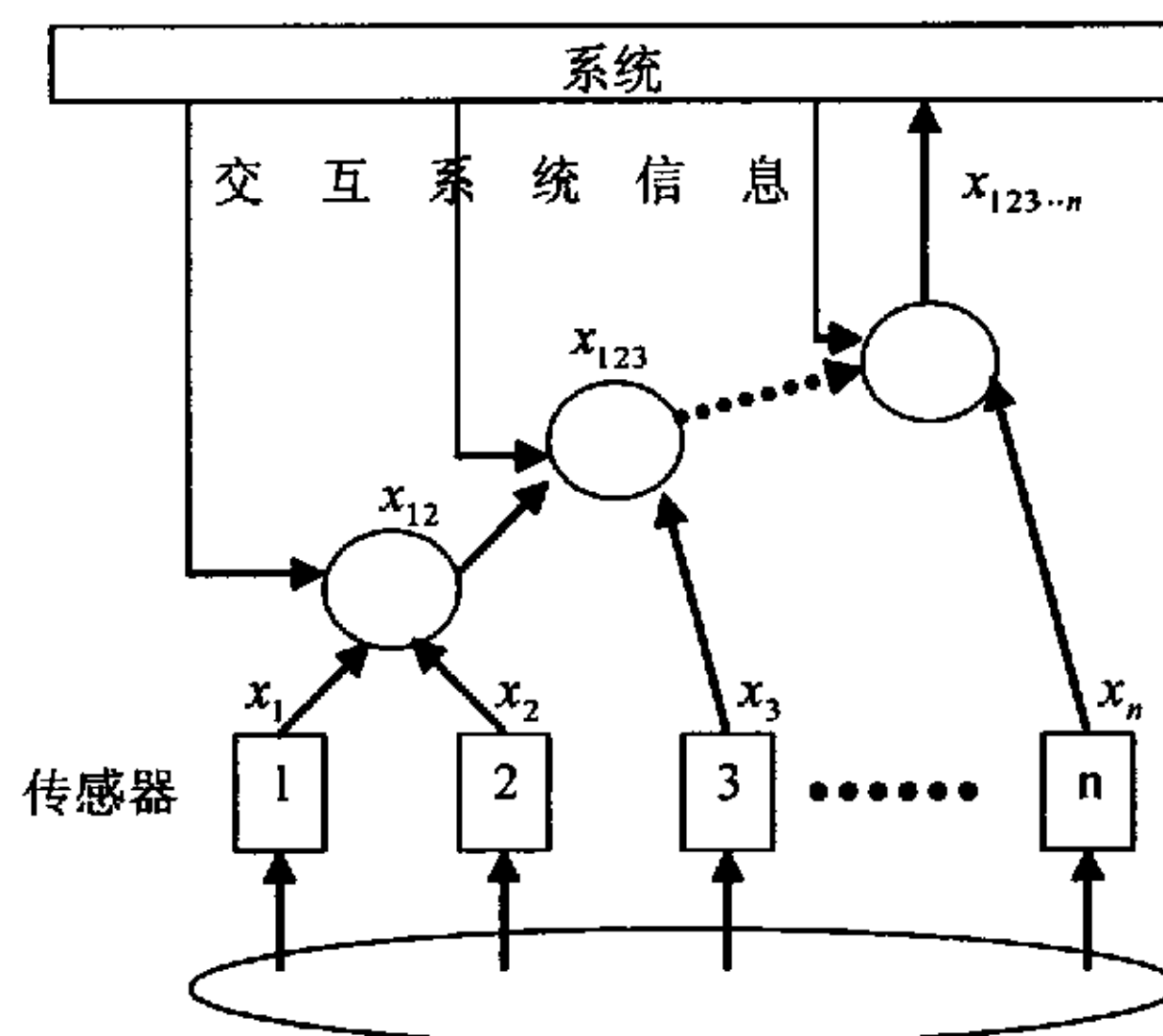


图 2.1 多传感器集成的一般模式

多传感器集成与融合的主要优点体现在以下几个方面：

(1) 提高了信息的可信度

利用多传感器能够更加准确地获得环境与目标的某一特征或一组相关特征，整个系统所获得的综合信息与任何单一传感器所获得的信息相比，具有更高的精度和可靠性。

(2) 增加了目标特征矢量的维数

各个传感器性能相互补充，收集到的信息中不相关的特征增加了，整个系统获得了任何单个传感器所不能获得的独立特征信息，可显著提高系统的性能，使多传感器系统不易受到自然现象的破坏或外界的干扰。

(3) 降低了获得信息的费用

与传统的单个传感器系统相比，在相同的时间内，多传感器系统能够获得更多的信息，从而降低了获得信息的费用，这在测量运动速度快的目标时

尤为重要。

(4) 减少了信息获取的时间

由于多传感器系统的信息处理是并行的，从而大大缩短了系统信息处理的总时间。

(5) 提高了系统的容错能力

由于多个传感器所采集的信息具有冗余性，当系统中有一个甚至几个传感器出现故障时，尽管某些信息减少了，但仍可由其他传感器获得有关信息，使系统继续运行，具有很好的容错能力。

(6) 提高了整个系统的性能

国外已从理论上证明了，通过多传感器信息的融合而获得的对环境或目标状态的最优估计，不会使整个系统的性能下降，即多传感器信息融合系统的性能不会低于单传感器系统的性能，并且证明了使用多传感器一般总能提高系统的性能。

2.2 多传感器系统的数学描述方法

在实际工作过程中，技术人员和工程师的一个主要任务是研究和改变实际对象或系统的特性。从系统描述和建模角度出发，传感器和执行装置既可以作为复杂的系统，也可以作为简单的子系统。一个实际系统的数字模型就是借助于数学方法描述近似地再现实际系统的特性。这意味着必须用一种合适方式进行近似和分类。获取系统的主要特性，人们既可以基于实验所获取的数据，也可以基于对系统组成的数学分析(例如电路中的回路方程和节点方程分析)。这个过程称为特性值提取。

从系统描述意义上讲，当一个系统不再能够以预定的方式和一定的质量完成其任务时，该系统的“生命”就终结了。当一个传感器的灵敏度小于预定值时(例如由于污染)，该传感器在这种意义上就已经“死”了。这时传感

器本身可以依然存在。元件的寿命是由系统变量(输入变量和输出变量)的特性所确定的。系统变量经过合适的归一化后可以转变成无量纲变量。为了分析实际系统的特性,可以通过实验、数学实验(计算机仿真)和直接询问获取数据。这些数据可以具备完全不同的特性,如:

—数据集合:各种大小和形式的集合;

—时间位置:密集型(准连续),离散型(抽样)或连续结果的采样值、模糊论断(询问)、较好或很好的估计,甚至可以只是推测。

对于以上所有类型的数据,都可以对所研究的系统建模。这里的关键问题是如何借助函数、算法规则 and 规定将所获取的数据和信息以合适方式联系起来。这恰恰是建模过程中最困难的问题之一。为解决该问题,技术人员必须具备较强的创造性和丰富的基础知识。在这方面没有普遍适用的方法。

2.2.1 子系统和结构

一个实际系统以何种方式对其他系统(或环境)的作用进行响应,将由系统的内部规律即由于系统性能和子系统之间的内部联系形式确定。子系统间连接的整体结构称为系统结构。

系统的子系统又由低一级的子系统组成。系统、子系统以及子系统的子系统均可用相应的模型方式进行描述^[25]。

系统变量是描述系统的重要组成部分,通常为标量(如电流、电压、压力、温度等),它们可以构成输入和输出矢量如下

输入矢量

$$x(t) = (x_1(t), \dots, x_n(t)) \text{ 或 } x(t) = (x_s(t)), \quad s = 1, 2, \dots, n$$

输出矢量

$$y(t) = (y_1(t), \dots, y_m(t)) \text{ 或 } y(t) = (y_r(t)), \quad r = 1, 2, \dots, m$$

可以用以下三种系统模型描述系统。

1) 传递函数模型

传递函数模型描述输入变量和输出变量之间的关系。其模型方程如下

$$y(t) = f(x(t)) = Fx(t) \quad (2-1)$$

其中, 输入矢量 $x(t) = (x_s(t)), \quad s = 1, 2, \dots, n$

输出矢量 $y(t) = (y_r(t)), \quad r = 1, 2, \dots, m$

传递矩阵 $F = (F_{rs}), \quad s = 1, 2, \dots, n, r = 1, 2, \dots, m$

2) 状态模型

模型方程

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}z(t) &= Az(t) + Bx(t) \\ y(t) &= Cz(t) + Dx(t) \end{aligned} \quad (2-2)$$

其中, 输入矢量 $x(t) = (x_s(t)), \quad s = 1, 2, \dots, n$

输出矢量 $y(t) = (y_r(t)), \quad r = 1, 2, \dots, m$

状态矢量 $z(t) = (z_u(t)), \quad u = 1, 2, \dots, n$

系统矩阵 $A = (A_{pq}), \quad p = 1, 2, \dots, v \quad q = 1, 2, \dots, v$

控制矩阵 $B = (B_{us}), \quad u = 1, 2, \dots, v \quad s = 1, 2, \dots, n$

观测矩阵 $C = (C_{ru}), \quad r = 1, 2, \dots, m \quad u = 1, 2, \dots, v$

输入输出矩阵 $D = (D_{sr}), \quad r = 1, 2, \dots, m \quad s = 1, 2, \dots, n$

3) 性能模型

该模型具有通用性和概括性, 适用于描述所有类型的系统。其特点有:

- (i) 一个系统可以分解为结构型子系统;

- (ii) 每个子系统本身都可以作为一个子系统处理;
- (iii) 每个系统或子系统都可以通过它的输入变量、输出变量进行描述。

2.2.2 系统分解方法

以一个典型的光电探测转换放大系统(如图 2.2)为例,说明系统分解的方法。

第一种分解方式

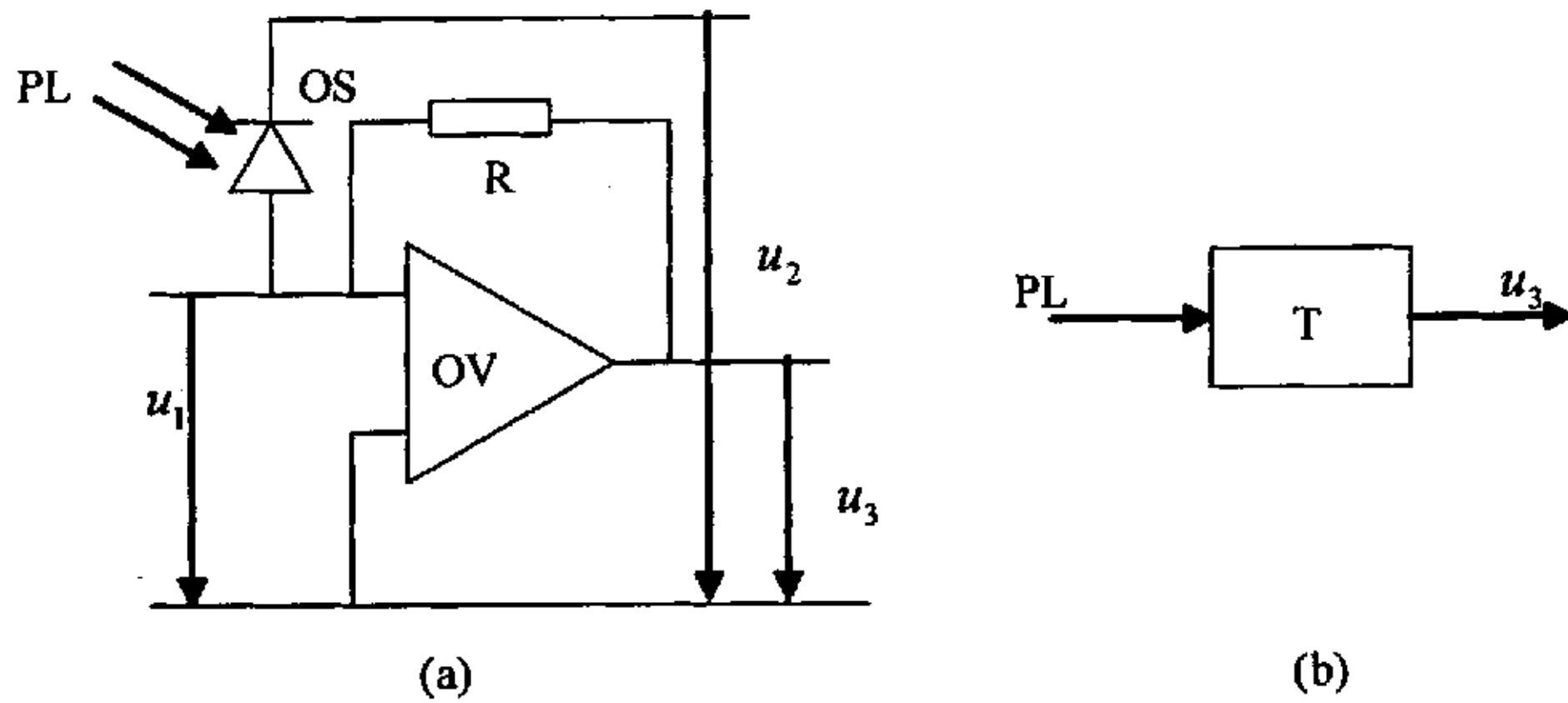


图 2.2 传感器系统示意图

子系统

$$\begin{aligned}
 T_{11} &\rightarrow R \\
 T_{pq} &\rightarrow OS, \quad p = 2,3; q = 2,3 \\
 T_{sl} &\rightarrow OV, \quad s = 4,5; l = 4,5
 \end{aligned}
 \tag{2-3}$$

子系统变量

PL —光输入功率, 输入变量;

u_3 —输出电压, 输出变量。

第二种分解方式

子系统

OS —分解成 pn 结和添加区域;

R —分解成实部电阻和虚部电阻（电容、电感）；

OV —分解成 pn 结和添加区域、集成电阻和温度电阻（芯片封装）。

系统变量：

PL —输入光功率，输入变量；

u_2 —工作电压，输入变量或控制变量，例如：时间波动，电池消耗；

u_3 —输出电压，输出变量。

一个系统可以用框图或元器件形式描述。如图 2.3

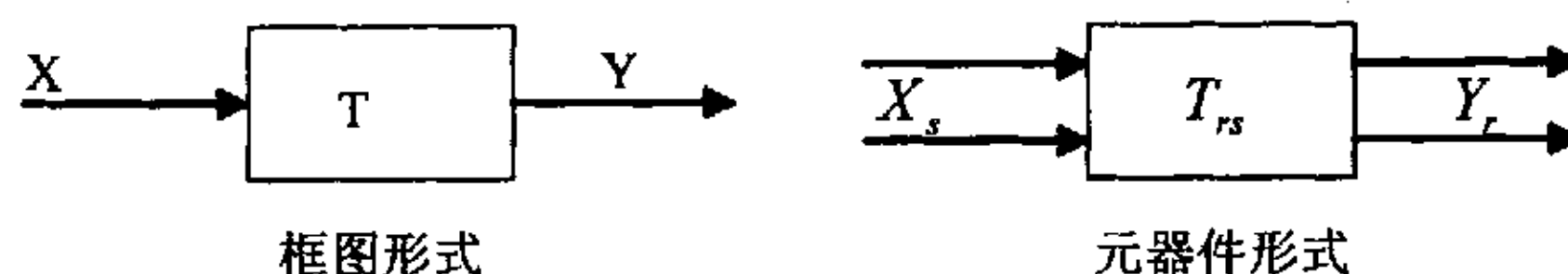


图 2.3 系统描述

通常矢量和矩阵的元素用下标表示。引入求和算子如下

$$y_r = \sum_s T_{rs} x_s \quad s = 1, 2, \dots, n \quad r = 1, 2, \dots, m \quad (2-4)$$

其中，通用下标 $s, r \in [1, N]$ ，在一个系统方程中，如果在不同的相邻的矢量或矩阵中出现下标，则求和从 1 到 N 进行，若在一个矩阵中出现两个相同的下标，则不进行求和。

相应的求和算子

$$y_r = T_{rs} x \quad s = 1, 2, \dots, N \quad r = 1, 2, \dots, N \quad (2-5)$$

无求和形式

$$y_r = T_{rr} x \quad r = 1, 2, \dots, N \quad (2-6)$$

从而得到子系统性能方程的一种简单的形式

一般非线性方程	简写方程	
$y_r = x_r T(x_r)_{rr}$	或	$y_r = x_r T_{rr}$
$y_r = T(x_r)_{rr} x_r$		$y_r = T_{rr} x_r$

(2-7)

这种子系统之间的耦合方式称整个系统的结构方程

$$x_k = y_s C_{sk} \quad \text{或} \quad x_k = C_{sk} y_s \quad (2-8)$$

结构矩阵中的元素为 ± 1 或 0 。在一些特殊系统（如神经网络）中，可以给它们赋予一定的“权重”。

将子系统的性能方程代入整个系统的结构方程中，或反之，可以得到下式所示的系统的模型方程

$$\begin{array}{ll} \text{整个系统描述} & \text{简化描述} \\ x_p = x_r T_{rr} C_{rp} & x_p = x_r R_{rp} \\ y_l = y_r C_{rl} T_{ll} & y_l = y_r Q_{rl} \end{array} \quad (2-9)$$

或

$$\begin{array}{ll} x_f = C_{fb} T_{bb} x_b & x_f = R_{fb} x_b \\ y_s = T_{ss} C_{sb} y_b & y_s = Q_{sb} y_b \end{array} \quad (2-10)$$

矩阵 R_{pg} 和 Q_{vw} 为整个系统的性能矩阵。一个系统可以看作高一级系统的子系统。一个系统的性能可以由其输入变量 x_s 或输出变量 y_v 进行描述。

将系统变量 x_s ， y_v 代入上式，可以得到描述高一级系统特征的关系式

$$\begin{array}{ll} x_l = x_r R_{rb} R_{bl} & \text{或} \quad y_l = y_r Q_{rb} Q_{bl} \\ x_l = R_{lb} R_{br} x_r & y_l = Q_{lb} Q_{br} y_r \end{array} \quad (2-11)$$

这种代入过程可以连续进行。因此用这一方法可以分析和优化各种复杂系统^[26]。

2.3 多传感器信息的优化与融合方法

尽管多传感器数据融合至今未形成基本的理论框架和有效的广义融合模型和算法，但不少应用领域的研究人员根据各自的具体应用背景，已经提出

了许多比较成熟且有效的融合方法。这里介绍部分数据融合方法，这些数据融合方法有利于改进、提高智能检测系统的性能。

作为一种智能化数据综合处理技术，数据融合是许多传统学科和新技术的集成与应用。广义的数据融合涉及检测技术、信号处理、通信、模式识别、决策论、不确定性理论、估计理论、最优化理论、计算机科学、人工智能和神经网络等诸多学科。数据融合所采用的信息表示和处理方法来自上述领域。

目前，多传感器数据融合的理论方法主要有

(1) 判断或检测理论

该理论是通过把被测对象的测量值与被选假设进行比较，以确定哪个假设能最佳地描述观测值。Bayes 理论用测量值的概率描述和先验知识计算每个假设的一个概率值。当系统获得一个新的检测值时，依据 Bayes 方法可以由先验知识与这一新的检测位对所有假设的可信度进行更新。Bayes 理论还可用于检测系统中多传感器数据处理的二元判断或多元判断。

(2) 估计理论

一个参数的估计要使用多个观测变量的测量值，而这些观测量又直接与该参量相关。用于估计问题的各种最优化准则包括：

- 1) 使观测残差的平方和达到最小。
- 2) 加权的最小平方法。
- 3) 使一个似然函数达到极大。
- 4) 使误差方差达到极小。

最小二乘法、极大似然估计法、卡尔曼滤波等方法都是估计理论的有效理论依据。

(3) 数据关联

对于多传感器数据源，可以将测量值按来源不同分成不同的集合实现数据关联。要实现数据关联，首先必须进行相关处理，对所有的测量值的相关

性进行定量地度量，在相关性度量的基础上把测量值按数据源准确地分为若干个集合。但随着检测系统传感器数量的增加和测量内容的增多，关联问题越来越复杂。而且测量时间间隔、测量对象的变化以及传感器本身的误差对关联的影响较大。

2.3.1 基于参数估计的多传感器数据融合

若检测信号是符合正态分布的随机信号，则采用参数估计的方法比较合适^[26]。智能检测系统的多传感器观测数据大多是在随机扰动的环境中同一特征的测量值，因此，首先应在理论上建立基于参数估计的多传感器数据融合算法，得出数据融合公式，然后对剔除了疏误差的一致性观测数据进行融合计算。

2.3.1.1 Bayes 公式描述^[27]

设概率事件 $A, B \in$ 事件域 F ，且事件 A 出现的概率 $P(A) > 0$ 则称

$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$ 为事件 A 发生条件下，事件 B 的条件概率； $P(AB)$ 为事件 A 、

B 皆发生的概率。

若 B_1, B_2, \dots, B_n 为基本事件空间 Ω 的一个划分，且 $P(B_i) > 0, i = 1, 2, \dots, n$ ，

则对任一 $A \in F, P(A) > 0$ ，有

$$P(B_i | A) = \frac{P(A | B_i)P(B_i)}{\sum_{i=1}^n P(A | B_i)P(B_i)} \quad (2-12)$$

式中， $P(B_i)$ ——根据已有数据分析所得的，称为先验概率；

$P(B_i | A)$ ——在得到新的信息后重新加以修正的概率，称为后验概率。

式(2-12)即为 Bayes 公式。

2.3.1.2 基于 Bayes 参数估计数据融合的数学模型

设在某一时刻被测样品的状态为 X ，传感器的测量值为 I ，则该传感器的测量模型是：

$$I = f(X) + v \quad (2-13)$$

式中， $f(X)$ —— I 与 X 的函数关系；

v ——随机误差。

智能检测系统中的数据融合，就是由 N (有限) 个传感器得到的测量值 I_1, I_2, \dots, I_N ，按照某种估计准则函数，从 I_1, I_2, \dots, I_N 中估计出状态 X 的真实值。

对于智能检测系统中单个传感器 S_1 的测量结果。设其测量值为 I ，状态 X 的估计值为 $\hat{X}(I)$ ，并定义 $L[\hat{X}(I), X]$ 为损失函数，根据 Bayes 估计，相应的风险表达式为

$$R = EL[\hat{M}(I), M] = \int dI \cdot P(I) \int dM \cdot P(M | I) L[\hat{M}(I), M] \quad (2-14)$$

式中， $P(I)$ ——检测数据的分布概率；

$P(X | I)$ ——状态 X 的后验概率。

取风险最小的估计准则，必须使： $\left. \frac{\partial R}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}(I)} = 0$ 才能获得状态的估计值

$\hat{M}(I)$ 。而对应不同的 $L[\hat{X}(I), X]$ ，将得到不同的估计值。常用的 $L[\hat{X}(I), X]$ 有以下三种形式

$$L(\hat{X}(I), X) = (X - \hat{X})^T A (X - \hat{X}) \quad A \text{ 是正定权矩阵。} \quad (2-15)$$

$$L(\hat{X}(I), X) = (X - \hat{X})^T A (X - \hat{X})^{1/2} \quad (2-16)$$

$$L(\hat{X}(I), X) = \begin{cases} 1 & |X - \hat{X}| \geq \frac{\varepsilon}{2} \\ 0 & |X - \hat{X}| < \frac{\varepsilon}{2} \end{cases} \quad \text{式中, } \varepsilon \text{ 为任意小的正数。} \quad (2-17)$$

相应的状态最优估计值分别是

$$\text{后验均值估计 } \hat{X}_{opt}(I) = \int_{-\infty}^{\infty} XP(X|I)dX \quad (2-18)$$

$$\text{后验中位数估计 } \int_{-\infty}^{\hat{X}_{opt}(I)} P(X|I)dX = \int_{\hat{X}_{opt}(I)}^{\infty} P(X|I)dX \quad (2-19)$$

$$\text{最大后验估计 } \hat{X}_{opt}(I) = \max_{\hat{X}} P(X|I) \quad (2-20)$$

在系统中加入另一个独立的传感器 S_2 , 其测量值为 I_2 。将原有的传感器的测量值记为 I_1 , 则基于 $I = (I_1 | I_2)$ 寻求到的最优估计 $\hat{X}(I)$ 即为数据融合后的值。显然, 在这种抽象水平上, $\hat{X}(I_1 | I_2)$ 与 $\hat{X}(I_1)$ 的估计算法是一致的。因此, 基于第三种定义的损失函数的状态最优估计为

$$\hat{X}_{opt}(I_1 | I_2) = \max_{\hat{X}} P(X | I_1 I_2) \quad (2-21)$$

如果系统中有 N 个独立的传感器, 类似地可得到基于上式定义的损失函数的 N 个传感器的测量数据的融合值为

$$\hat{X}_{opt}(I_1 I_2 \cdots I_N) = \max_{\hat{X}} P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) \quad (2-22)$$

至此, 多传感器融合问题就转化为如何得到状态 X 的后验概率的问题, 并找到相应的最大后验估计值 $\hat{X}(I)$ 。

根据 Bayes 定理有

$$P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) = \frac{P(X)P(I_1 I_2 \cdots I_N | X)}{P(I_1 I_2 \cdots I_N)} \quad (2-23)$$

可以认为 N 个独立的传感器的测量是统计上独立的, 即

$$P(I_1 I_2 \cdots I_N | X) = \prod_{i=1}^N P(I_i | X) \quad (2-24)$$

由上两式及 Bayes 定理有

$$P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) = \frac{\prod_{i=1}^N P(X | I_i) \prod_{i=1}^N P(I_i)}{[P(X)]^{N-1} P(I_1 I_2 \cdots I_N)} \quad (2-25)$$

式中, $P(X | I_1 I_2 \cdots I_N)$ 和 $\prod_{i=1}^N P(I_i)$ 均与 X 无关, 可视为归一化因子, 在

求最大后验估计 $\hat{X}(I)$ 时不予考虑。因此有

$$\hat{X}_{opt}(I_1 I_2 \cdots I_N) = \max_{\hat{X}} P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) = \max_{\hat{X}} \frac{\prod_{i=1}^N P(X | I_i)}{[P(X)]^{N-1}} \quad (2-26)$$

式中, $P(X | I_i)$ ——得到了检测量 I_i 后, 对状态 X 的后验估计。

2.3.1.3 数据融合值计算

如前所述, 智能检测系统的检测结果大都符合或近似符合正态分布(即高斯型数据分布), 并且经线性化处理后已成为线性信号。因此, 式(3-13)是线性的, 从而有

$$I_i = A_i X + v_i \quad i = 1, 2, \cdots, n \quad (2-27)$$

式中, A_i ——运算系数;

v_i ——符合均值为 0、协方差为 Dv_i 的正态分布;

X ——其先验是均值为 UX 、协方差为 DX 的正态分布。

根据传感器数量的不同, 分别讨论如下

(1) 传感器数量 $N=1$

此时, 根据 Bayes 定理有

$$\begin{aligned}
 P(X | I) &= P(I_i | X)P(X)P(I_i)^{-1} \\
 &= a_1 \exp\left\{-\frac{1}{2}[(I_i - A_i UX)^T Dv_i^{-1}(I_i - A_i UX) \right. \\
 &\quad \left. + (X - UX)^T DX^{-1}(X - UX) - (I_i - A_i X)^T (A_i DXA_i^T)(I_i - A_i X)]\right\}
 \end{aligned} \tag{2-28}$$

式中, a_1 ——常数。

因为 $P(X | I_i)$ 是正态分布的, 所以有

$$P(X | I) = a_2 \exp\left\{-\frac{1}{2}(X - \xi)^T DXI_i^{-1}(X - \xi)\right\} \tag{2-29}$$

式中, a_2 ——常数;

ξ —— X 的最优估计, 相应的协方差为 $DX | I_i$ 。

由上两式可得

$$DI | I_i^{-1} = A_i^T Dv_i^{-1} A_i + DX^{-1} \tag{2-30}$$

$$\hat{X}(I_i) = DX | I_i (A_i^T Dv_i^{-1} I_i + DX^{-1} UX) \tag{2-31}$$

式中, UX —— X 的先验均值, 记为

$$\hat{X} = UX = \int_{-\infty}^{\infty} XP(X)dX$$

于是, 式 (2-31) 可改为

$$\hat{X}(I_i) = \hat{X} + DX | I_i A_i^T Dv_i^{-1} (I_i - A_i \hat{X}) \tag{2-32}$$

(2) 传感器数 $N \geq 2$

此时, $P(X | I_1 I_2 \cdots I_N)$ 符合正态分布, 可记作

$$P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) = a_1' \exp\left[-\frac{1}{2}(X - \xi')^T DX | I^{-1}(X - \xi')\right] \tag{2-33}$$

式中, a_1' ——常数;

ξ' —— X 的最大后验估计, 相应的协方差为 $DX | I$ 。

于是, 式(2-33)可写为

$$P(X | I_1 I_2 \cdots I_N) = a_2' \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [X - \hat{X}(I_i)]^T DX | I_i^{-1} [X - \hat{X}(I_i)] + \frac{1}{2} (N-1) [(X - \hat{X})^T DX^{-1} (X - \hat{X})] \right\} \quad (2-34)$$

由式(2-33)和式(2-34)得

$$DX | I^{-1} = \sum_{i=1}^N DX | I_i^{-1} - (N-1)DX^{-1} \quad (2-35)$$

$$\hat{X}(I) = DX | I \sum_{i=1}^N DX | I_i^{-1} \hat{X}(I_i) - (N-1)DX^{-1} \hat{X}$$

将式(2-30)、(2-31)代入(2-35)得

$$DX | I^{-1} = \sum_{i=1}^N A_i^T Dv_i^{-1} A_i + DX^{-1} \quad (2-36)$$

$$\hat{X}(I) = DX | I \left[\sum_{i=1}^N A_i^T Dv_i^{-1} I_i + DX^{-1} \hat{X} \right] = \hat{X} + D\hat{X} | I \sum_{i=1}^N A_i^T Dv_i^{-1} (I_i - A_i \hat{X})$$

式(2-36)即为符合正态分布检测的数据融合的计算式, 由此可见, 融合值 $\hat{X}(I)$ 是先验估计 \hat{X} 和先验估计与每个传感器测量值的余差 $(I_i - A_i \hat{X})$ 的线性组合。

为简化计算, 令观测模型式(2-27)中的 A_i 为单位矩阵, DX 可视为无穷大, 于是, 由式(3-36)可得到融合公式

$$DX | I^{-1} = \sum_{i=1}^N Dv_i^{-1} \quad \hat{X}(I) = \frac{\sum_{i=1}^N Dv_i^{-1} I_i}{\sum_{i=1}^N Dv_i^{-1}} \quad (2-37)$$

2.3.2 基于最小二乘的数据拟合方法

对于某种状态连续变化情况下的多次测量得到的 n 组数据 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 理论上其数据相关总可以用幂级数函数形式表示为

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x^i \quad (2-38)$$

其中, a_0, \dots, a_m ——常系数, 由测量得到的 n 组数据计算得到;

m ——最高幂次, 由 n 和所需要的精度决定, 一般应远小于 n 。

给定常系数 a_0, \dots, a_m 的过程就是数据拟合的过程。这种数据拟合可以有多种算法, 最小二乘法是常用的一种方法。最小二乘法使用测量数据与拟合曲线的偏差的平方和作为衡量拟合曲线优度的依据, 这个偏差的平方和越小说明拟合曲线与实验数据符合的越好。其算法介绍如下^[28]

作误差的平方和

$$F(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{k=1}^n [y(x_k) - y_k]^2 \quad (2-39)$$

分别对 a_0, \dots, a_m 求偏导数, 并使结果为零, 得

$$\frac{\partial F}{\partial a_j} = 2 \sum_{k=1}^n [y(x_k) - y_k] x_k^j = 0, \quad j = 0, 1, \dots, m \quad (2-40)$$

即

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^n [a_0 + a_1 x_k + \dots + a_m x_k^m - y_k] x_k^j \\ &= \sum_{k=1}^n [a_0 x_k^j + a_1 x_k^{j+1} + \dots + a_m x_k^{j+m} - y_k x_k^j] \\ &= a_0 \sum_{k=1}^n x_k^j + a_1 \sum_{k=1}^n x_k^{j+1} + \dots + a_m \sum_{k=1}^n x_k^{j+m} - \sum_{k=1}^n y_k x_k^j = 0 \end{aligned} \quad (2-41)$$

即系数 a_0, \dots, a_m 应满足方程组

$$a_0 \sum_{k=1}^n x_k^j + a_1 \sum_{k=1}^n x_k^{j+1} + \cdots + a_m \sum_{k=1}^n x_k^{j+m} = \sum_{k=1}^n y_k x_k^j, \quad j = 0, 1, \dots, m \quad (2-42)$$

方程组 (2-42) 的系数矩阵是一个对称矩阵, 并且是正定的。由它可以唯一的解出 a_0, \dots, a_m , 代入 m 次多项式 (2-38) 即为所求的拟合多项式。

其拟合优度 R^2 可以计算如下

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (2-43)$$

$$SSE = \sum_{k=1}^n [y_k - y(x_k)]^2 \quad SST = \sum_{k=1}^n y_k^2 - \frac{(\sum_{k=1}^n y_k)^2}{n}$$

R^2 取值在 0 到 1 之间, 它表示了拟合结果与实际测量值之间的符合程度, 其值越接近于 1, 可靠性就越好。

另外, 高次 (≥ 6 次) 的拟合结果会造成数值的不稳定性, 没有实用的价值。实际中最高幂次取 3 或 4 即可达到较好的效果。

2.3.3 剔除疏失误差的分布图法

设对某一被测对象进行多次独立测量得到一列已经按从小到大的顺序排列的测量列

$$X_1, X_2, \dots, X_N \quad (2-44)$$

则, X_1 为最小值, X_N 为最大值。

定义中位值 X_M 为

$$X_M = \begin{cases} X_{\frac{N+1}{2}}, & N \text{ 为奇数} \\ \frac{X_{\frac{N}{2}+1} + X_{\frac{N}{2}}}{2}, & N \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (2-45)$$

定义, 上四分位数 F_0 为区间 $[X_M, X_N]$ 的中位数;

下四分位数 F_1 为区间 $[X_1, X_M]$ 的中位数;

四分位数离散度为 $dF = F_0 - F_1$ 。

则, 认定无效数据的判定区间为

$$|X_i - X_M| > \beta dF \quad (2-46)$$

其中, β ——常数, 由系统的测量精度要求决定, 可取某些整数值^[29]。

淘汰点定义为

$$\begin{aligned} \rho_1 &= F_1 - \frac{\beta}{2} dF \\ \rho_2 &= F_0 + \frac{\beta}{2} dF \end{aligned} \quad (2-47)$$

区间 $[\rho_1, \rho_2]$ 内的测量数据被认为是有效的一致性测量数据, 利用这一有效区间的数据选定可以排除 50% 的离异值干扰。而且中位数 X_M 和四分位数离散度 dF 的选择与极值点的大小无关, 仅与数据的分布位置有关。有效区间的获得与需要排除的可疑值关系不大。因此用分布图法来获得一致性测量数据的方法能够增强数据处理对不确定因素的适应性, 即具有鲁棒性。

2.3.4 基于算术平均值与递推估计的数据融合方法

对于测量结果具有正态分布特性的足够多次测量, 算术平均值是测量结果的理想表示方法。但对于有限次测量, 算术平均值虽然能够改善测量结果, 但不是测量结果的最好表示方法。此时, 估计算法可以获得更好的测量结果。但估计算法建立在较为可靠的测量初值基础上, 许多测量系统由于不能实时获得测量初值, 而不能有效地利用估计算法。基于算术平均值与递推估计的

数据融合，目的就是实时获得可靠的测量初值，消除测量中的不确定性，提高测量结果的准确性和重复性，获得更可靠的实时测量结果。

通过数次采样的算术平均值计算，可以获得可靠的初始估计结果，而后续递推估计算法，可以明显地改善有限次测量采样的准确性和重复性，获得比算术平均值更可靠的测量结果。

一般来说，传感器对缓变参数的测量结果具有正态分布特性，实时数据处理可以采用算术平均值与递推估计相结合的算法^[30]。

设剔除了疏失误差的一致性测量列为

$$X_1, X_2, \dots, X_N \quad (2-48)$$

则一致性采样数据的算术平均值为

$$\bar{X}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2-49)$$

获得 \bar{X}_N 后，智能检测系统可以将 \bar{X}_N 作为已有的检测结果 \hat{X}^- 并显示。

后续测量中，可根据检测系统的误差要求 α 对传感器后续采样值 $X_k (k = N+1, N+2, \dots)$ 进行一致性检验，当 $|X_k - \hat{X}^-| \leq \alpha$ 时，认定 X_k 为一致性测量数据，计算 \hat{X}^- 与 X_k 的递推估计值即新的检测结果 \hat{X}^+ 并显示，然后将 \hat{X}^+ 作为下一次传感器采样一致性检验和递推估计的已有数据 \hat{X}^- 。否则，剔除 X_k ，保存并显示已有的递推估计计算结果 \hat{X}^- 。

对于被估计的随机变量 X ，测量方程为

$$\begin{pmatrix} \hat{X}^- \\ X_k \end{pmatrix} = HX + \begin{pmatrix} v_- \\ v_k \end{pmatrix} \quad (2-50)$$

式中， H ——系数矩阵，设为 $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ ；

v_-, v_k ——符合正态分布的测量噪声。

若 \hat{X}^- 、 X_k 的方差分别为 σ_-^2 、 σ_k^2 ，则测量噪声的协方差为

$$D = E[v \quad v^T] = \begin{bmatrix} E[v_-^2] & E[v_- \quad v_k] \\ E[v_k \quad v_-] & E[v_k^2] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_-^2 & 0 \\ 0 & \sigma_k^2 \end{bmatrix} \quad (2-51)$$

由递推估计理论，可得到实时估计值为

$$\begin{aligned} \hat{X}^+ &= \hat{X}^- + \sigma_-^2 H^T [H \sigma_-^2 H^T + D]^{-1} [X_k - H \hat{X}^-] \\ &= \hat{X}^- + \sigma_-^2 [\sigma_-^2 + \sigma_k^2]^{-1} [X_k - \hat{X}^-] \\ &= \frac{\sigma_k^2}{\sigma_-^2 + \sigma_k^2} \hat{X}^- + \frac{\sigma_-^2}{\sigma_-^2 + \sigma_k^2} X_k \end{aligned} \quad (2-52)$$

估计值 \hat{X}^+ 的方差为

$$\begin{aligned} \sigma_+^2 &= \sigma_-^2 - [\sigma_-^2 H^T] [H \sigma_-^2 H^T + D]^{-1} [H \sigma_-^2] \\ &= \sigma_-^2 - \sigma_-^2 [\sigma_-^2 + \sigma_k^2]^{-1} \sigma_-^2 = \frac{\sigma_-^2 \sigma_k^2}{\sigma_-^2 + \sigma_k^2} \end{aligned} \quad (2-53)$$

式 (2-52) 即为基于算术平均值与递推估计的数据融合的结果。

基于算术平均值与递推估计的数据融合方法，具有计算量小、计算机编程容易等优点。这种实时数据处理方法适用于缓变量智能检测系统。

2.4 本章小结

本章较为详细地介绍了有关多传感器系统以及数据融合的基本理论。在对各种数据融合算法进行研究的基础上，可以给出实际应用于多光纤传感器系统的数据融合算法，即：首先使用分布图法得到具有一致性的数据序列，然后利用 3.3.4 中描述的融合算法在实际的情况下加以改良得到的算法计算出估计值作为融合的结果。

第3章 多光纤传感器数据采集处理系统

3.1 问题的提出

作为一个多光纤传感器数据采集处理系统所要解决的主要问题有：

(1) 数据采集方法：

由于采用多个传感器同时工作，各传感器数据可能会在同一时间产生并到达接收端。具体问题包括在数据采集的过程中对来自多个传感器的数据的软硬件协调和获取；在数据采集过程中或数据采集完成后对数据进行整理和保存等问题。

(2) 数据处理方法：

包括单个传感器数据的处理（数据分析、拟合标定等）；多传感器测量数据的数据融合处理等问题。

3.2 解决方案

在对所解决的问题的进行较为深入地研究和分析之后，相应的解决方案可总结如下：

(1) 数据采集的方案：

为了消除各传感器数据传输时的互相干扰，可以采取各种不同的方法。具体的方案可以有如下二种：

方案一：一个最根本也最为直接的思路就是不同传感器的数据使用不同的传输路径进行传输，而一般的计算机只有两个串行通讯端口，这是远远不够的。但是我们可以增加可用的串行通讯端口数目，即：利用某种硬件设备模拟出更多的串行通讯端口供多传感器使用，每一个传感器单独使用其中的一个串行通讯端口。

其结构如图 3.1

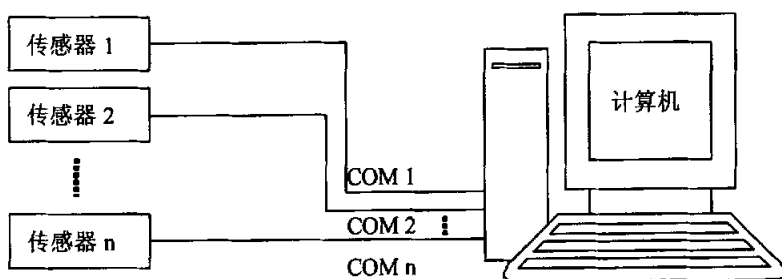


图 3.1 串行端口扩展构成多传感器系统示意图

方案二：另外一种可以更为灵活的解决方法是所有传感器使用同一串行通讯端口，但在数据传输时对不同的传感器进行分时的巡回检测，这种巡回控制可以由一个单片机程序和带有时间开关的巡回检测电路所组成。其结构原理如图 3.2

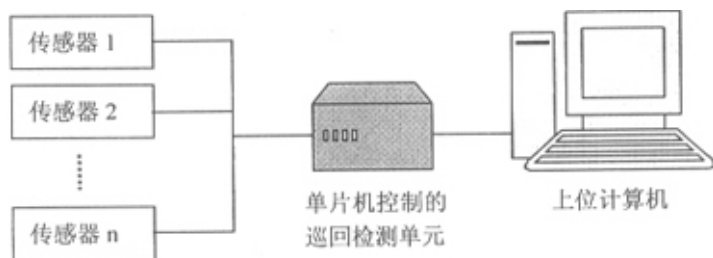


图 3.2 轮巡方式构成多传感器系统示意图

两个方案中，第一个方案串行通讯端口扩展的数目受具体硬件的约束而难于进一步扩充，但是系统实时性好，数据的传输速度较快，比较适用于小型的、对实时性要求比较严格的多传感器系统（例如具有十几个传感器的机床控制多传感器系统等）中使用；第二个方案可扩充性好，可以容纳大量的传感器，但由于分时操作会带来实时性上的不足，比较适用于中、大型的对实时性要求不太严格的多传感器（例如一些环境监测系统等）系统中使用。还可以将两种方案混合起来使用，以满足系统的不同性能要求。

在本多传感器温度测量实验中，由于使用的传感器数目较少，加上测量

对实时性有一定的要求，采用的是第一种方案。

在数据采集的同时使用数据库操作的方法将数据存储于数据库中，以数据库作为所有数据的来源和最终存储地点，所有与数据有关的操作都从数据库开始到数据库结束。这样可以使数据操作路线明晰并且可以利用数据库的数据管理功能减少了数据维护的大量工作。这也是绝大多数数据处理系统所采取的方法。已经是一种非常成熟的方法。

(2) 数据处理方案:

根据实际的实验过程以及数据处理的要求，数据处理的过程可以如下进行:

首先，对各传感器进行标定，得到传感器的标定结果（数据和曲线等）；其次，在实际的测量时将测量数据代入标定曲线得到结果；最后，对多个传感器得到的结果采用数据融合算法进行融合，得到更为接近真实值的结果。

3.3 系统硬件配置

整个系统的硬件部分包括光纤传感器、单片机、PC 机三部分。以下分别讨论。

3.3.1 光纤传感器

用于感受外界信息并将信息变为可传输的光信号，具体类型和结构由实际要感知的信息而定，参见第一章光纤传感器介绍部分。

3.3.2 单片机

所谓单片机，就是将中央处理器(CPU)、存储器(EPROM 和 RAM)、接口电路(I/O)以及连接它们的导线(总线)等全部集中到一块大规模集成电路(LSI)

芯片上。这种 LSI 芯片称为单片微型计算机(Single Chip Microcomputer), 简称单片机。常见产品型号有 Intel 公司的 MCS-48 系列单片机、MCS-51 系列单片机、MCS-96 系列单片机; Motorola 公司的 MC68 系列单片机; Zilog 公司的 Z8 系列单片机以及 Microchip 公司的 MAX16 系列单片机。应用较多的是 MCS-51 系列 8 位单片机和 MCS-96 系列的 16 价单片机,

单片机具有以下特点:

- 可靠性高、抗干扰能力强;
- 控制功能强、运行速度快;
- 易于扩展, 容易构成各种规模的单片机应用系统;
- 功耗低、价格便宜。

下面简单介绍 MCS-51 单片机的内部结构及其功能^[31]。

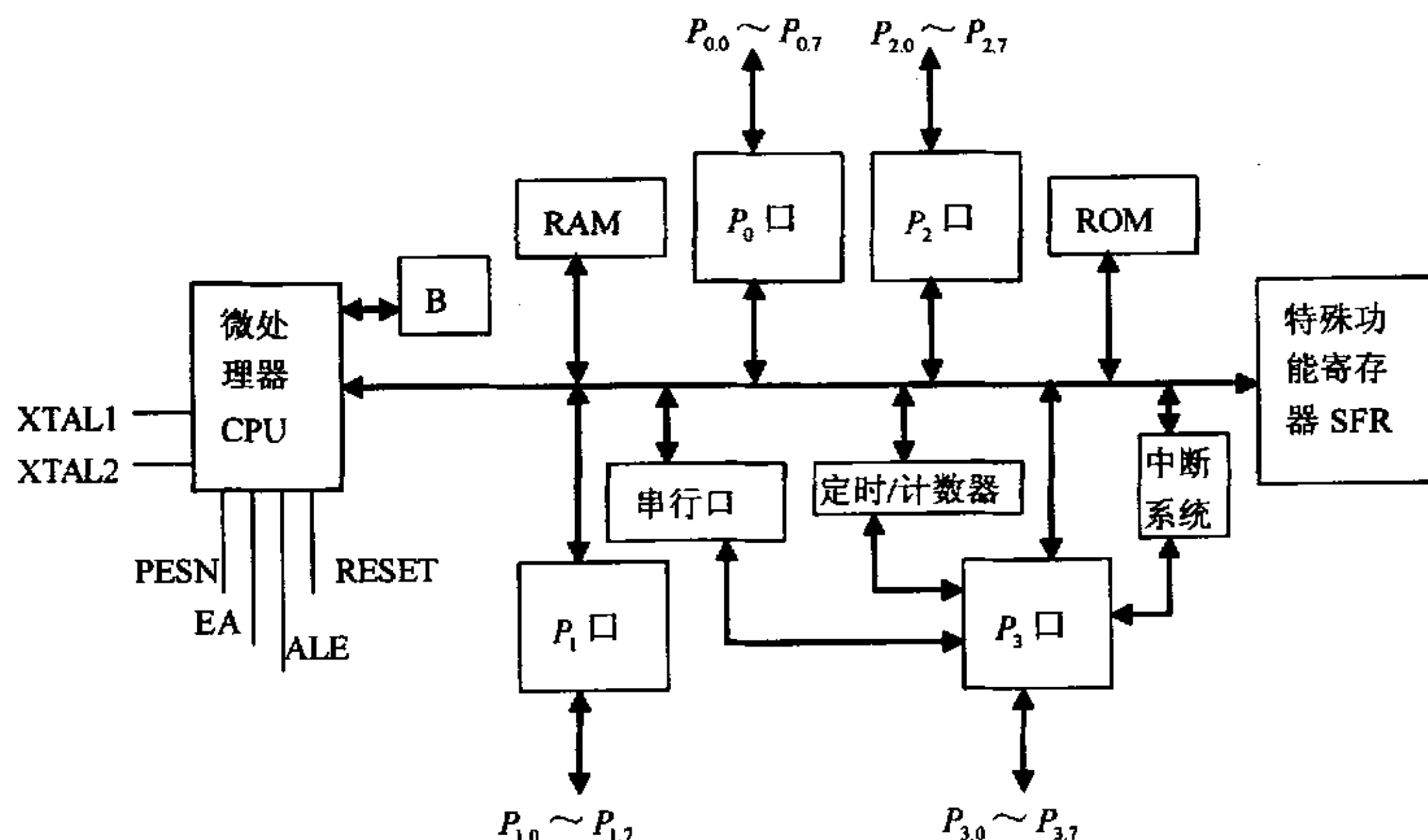


图 3.3 MCS-51 单片机内部结构示意图

如图 3.3, MCS-51 单片机主要由微处理器 (CPU)、数据存储器 (RAM)、程序存储器 (ROM 或 EPROM)、输入输出 I/O 口 (P_0 口、 P_1 口、 P_2 口、 P_3 口)、

串行口、定时器/计数器、中断系统以及特殊功能寄存器（SFR）等八部分组成。

各部分主要功能如下：

- 微处理器（CPU）

微处理器由运算器与控制逻辑电路组成。主要功能是：进行乘除运算，实现布尔处理，产生控制信号。

- 数据存储器（RAM）

主要用于存放缓冲数据。

- 程序存储器（ROM 或 EPROM）

主要用于存放程序指令及常数、表格等。

- 输入输出 I/O 口

共有四个八位并行 I/O 口，其功能各不相同。

P_0 口称为数据总线口，直接用于对外部数据存储器数据的读写。

P_1 口是专供用户使用的 I/O 口。

P_2 口是供系统扩展时作为高八位地址线用的。

P_3 口是双功能口。

- 串行口

通过串行线在单片机与外设或者 PC 机之间通讯使用。

- 定时器/计数器

主要用于定时、计数、测量时间以及产生各种频率的脉冲信号。

- 中断系统

主要功能是确定中断的优先级别，协调各中断的执行顺序。

- 特殊功能寄存器（SFR）

用于片内部分电路的功能寄存器，起着对应电路工作方式的设置、运行

状态的标志以及 I/O 端口与 CPU 的接口等作用。

单片机在信息系统中作为数据采集和处理的重要环节可以应用于以下几方面：

- 可以直接作为小型信息处理系统的主机；
- 作为信息处理系统外部传感器的信息预处理器件。

对应我们所作的工作，主要作为下位机起到数据收集、预处理和向上位 PC 机传输数据的作用。

3.3.3 PC 机

作为数据处理的上位机，主要完成数据接收（通过 RS-232 串行通讯端口）和数据处理工作（由软件完成）。

软件内容参照软件部分，下面简单介绍一下 PC 机的 RS-232 串行通讯端口。

RS-232 串行通讯端口是目前 PC 机配置的标准通讯端口之一。是一种简便的通讯方式。常用的 RS-232C 接口使用 25 针 D 型转插，定义了 20 条可以与外界联系的信号线。其通讯波特率可以选择 50、75、150、300、600、1200、2400、4800、9600 或 19200。其通讯数据格式可以采用 9 位或 11 位模式，以 11 位模式为例，其数据结构如图 3.4



图 3.4 11 位模式数据结构示意图

3.4 软件介绍

软件名称：MSPS——多光纤传感器信息处理系统

软件功能：对来自多个光纤传感器的信息进行同步的接收、储存和数据处理。

达成目标：

- (1) 完成对来自多个光纤传感器的信息的同步接收、储存过程；
- (2) 完成对信息的简单的处理(最小二乘拟合算法、简单信息融合算法)；
- (3) 积累关于多传感器系统和信息融合方法实现方面的经验，以备应用。

软件结构：

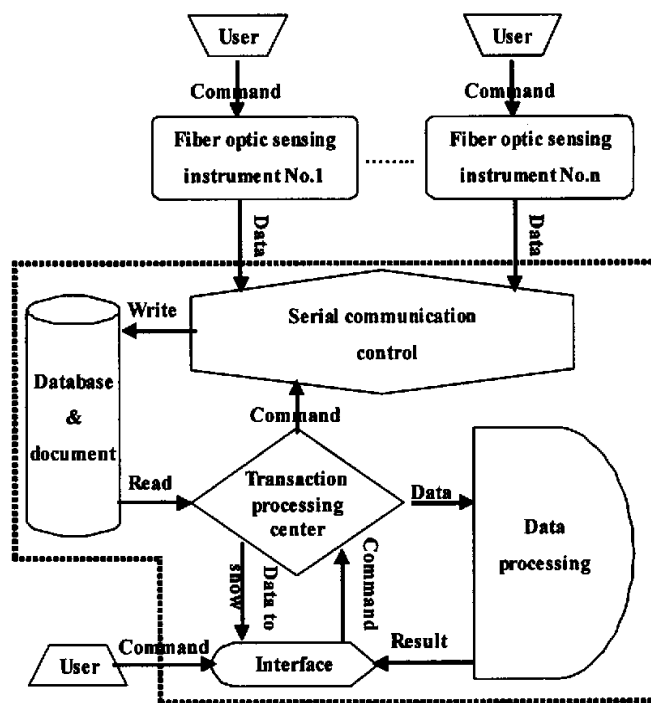


图 3.5 软件结构框图

如图 3.5，软件大致可分为五部分：(1) 界面部分；(2) 消息处理部分；

(3) 串行通讯部分；(4) 数据库和数据文档部分；(5) 数据处理部分。

3.4.1 界面部分

主要功能：完成与用户的交互（获取用户指令，提供用户感兴趣的信息等）。

下面按照程序执行流程介绍几个主要的窗口和对话框以及菜单命令。

3.4.1.1 主要的窗口和对话框

(1) 主界面窗口：包含主要的交互内容和需要一直保留的信息以及界面需要的基本要素。

执行程序时首先进入的就是主界面，如图

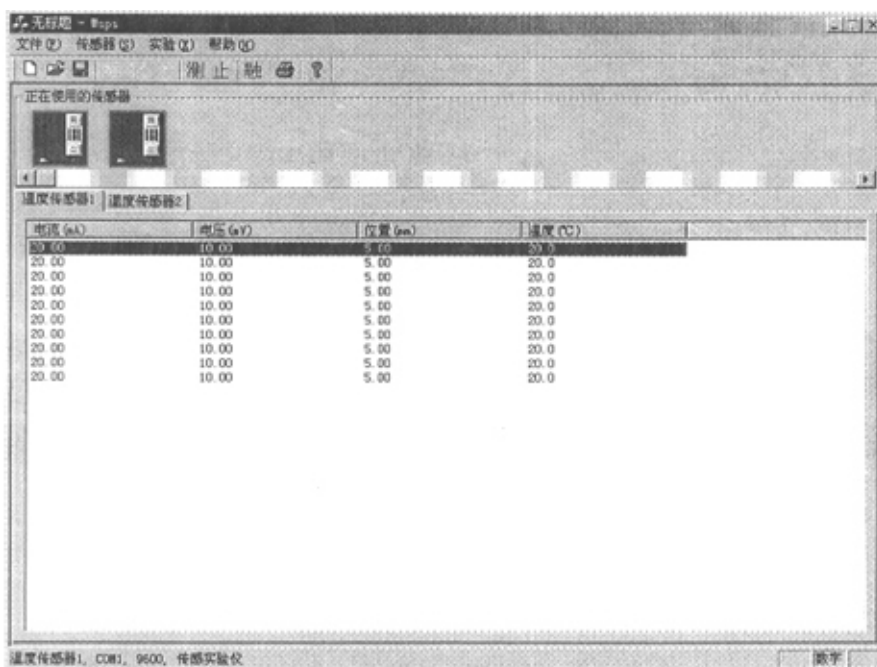


图 3.6 主界面窗口

主界面从上到下分别是：标题栏、菜单栏、工具栏、传感器窗口、数据窗口、状态栏。

其中，菜单栏和工具栏在后面的菜单介绍中详述。传感器窗口列出当前存在的传感器，当点击其中之一时可在数据窗口中看到此传感器对应的实验数据并在状态栏中看到该传感器的相关资料。

(2) 传感器设置对话框组：完成对传感器的添加、删除操作。

设置传感器是进行新的实验之前必须完成的一步操作。

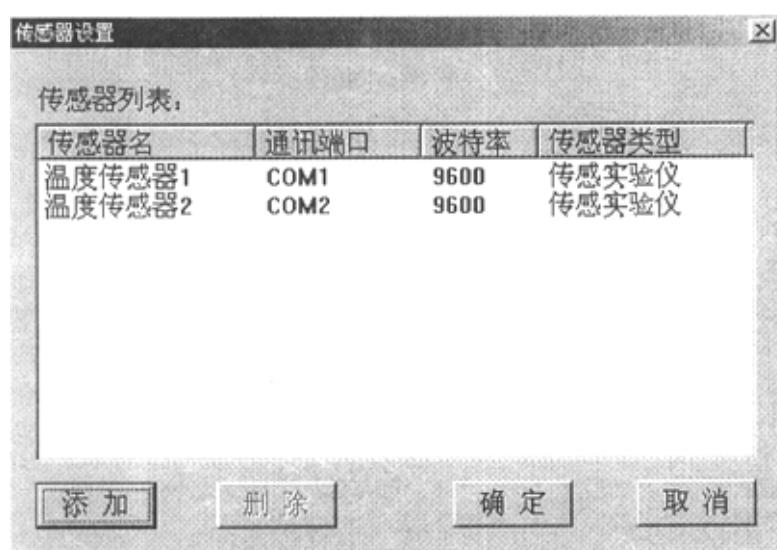


图 3.7 传感器设置窗口

传感器设置对话框从上到下分别是：标题栏、传感器列表、命令按钮。

传感器列表列出了当前已经存在的传感器以及其基本的属性。

命令按钮包括：添加、删除、确定和取消。分别完成添加、删除传感器以及完成本次设置和取消本次设置功能。

当点选某一传感器时，点击“删除”按钮可以删除该传感器的一切相关资料。

点击“添加”按钮将出现以下对话框组，完成添加传感器的相关设置。

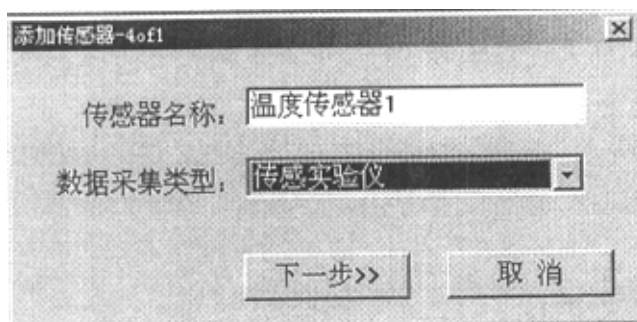


图 3.8 添加传感器窗口之一

设置传感器的名称及数据采集的类型，点击“下一步”进入下一个窗口。

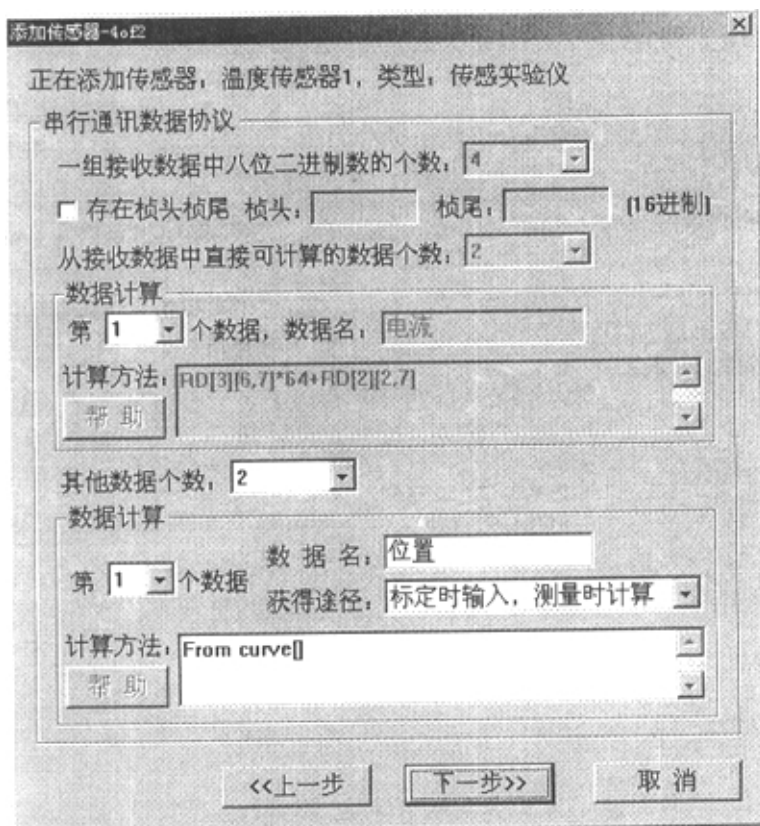


图 3.9 添加传感器窗口之二

设置该传感器的串行通讯协议以及数据处理的基本计算方法，点击“上一步”回到上一个窗口，点击“下一步”进入下一个窗口。

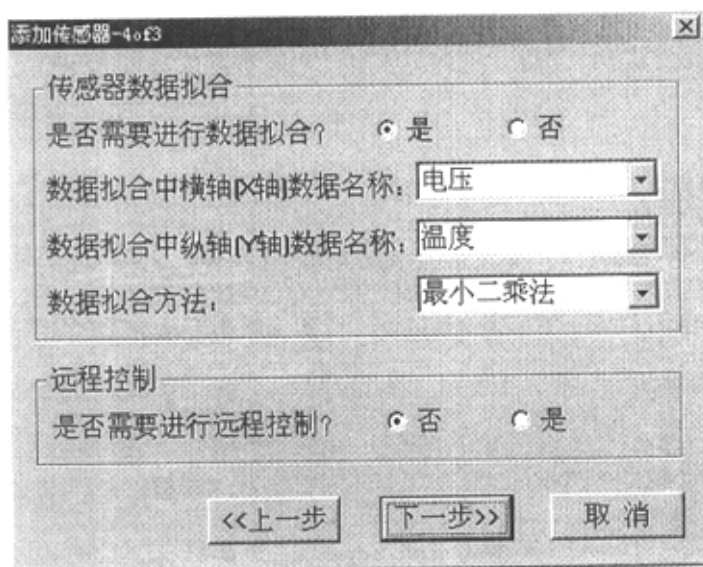


图 3.10 添加传感器窗口之三

完成数据处理的进一步设定，点击“上一步”回到上一个窗口，点击“下一步”进入下一个窗口。

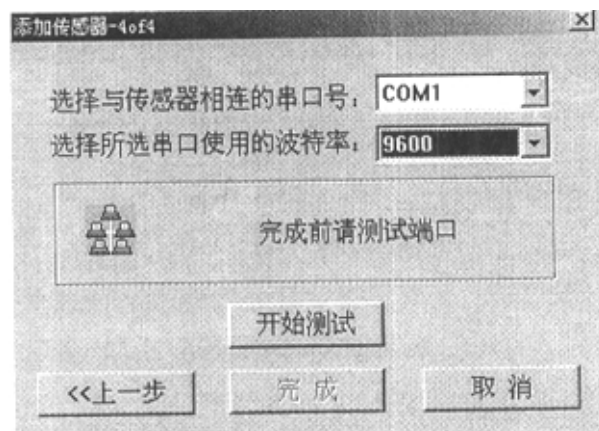


图 3.11 添加传感器窗口之四

完成与串行端口相关的设定和测试，点击“上一步”回到上一个窗口，测试后点击“完成”完成整个添加过程并将添加结果返回传感器设置对话框。

3.4.1.2 菜单命令说明：

程序菜单如下：



图 3.12 程序主菜单

(1) 文件菜单：包含与数据文件操作相关的命令。



图 3.13 文件菜单

新建实验文件：建立新的实验文件（要求用户输入新的实验文件名）并建立新实验所需的数据源，建立成功后将要求依据实验装置设置新实验所需的传感器。

打开实验文件：打开已经存在的实验文件，查看或者继续进行实验。

保存实验文件：将已经更改的当前实验文件保存起来。

另存为：将当前实验文件用另外的名字保存起来。

关闭当前文件：关闭当前实验文件及数据源，以便进行新的实验。

查看实验数据：打开已经存在的实验文件，查看实验数据。

查看日志文件：打开已经存在的日志文件，查看操作和相关信息。

打印、打印预览、打印设置：与打印实验数据、图形等相关的设置和命令。

退出：退出程序。

(2) 传感器菜单：设置和查看传感器及其状态。

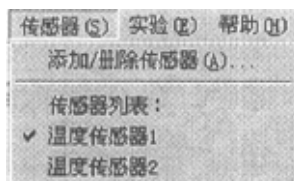


图 3.14 传感器菜单

添加/删除传感器：进入传感器设置对话框，并进行传感器的设置操作。

传感器列表：列出当前存在的传感器，与主界面的传感器窗口作用相当。

(3) 实验菜单：包括与实验相关的命令。

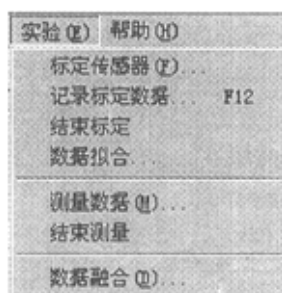


图 3.15 实验菜单

标定传感器、记录标定数据、结束标定：完成对传感器的标定过程，得到标定数据组。

数据拟合：根据标定得到的数据进行数据拟合操作，得到该传感器的标定曲线。

测量数据、结束测量：在标定曲线或数据融合算法基础上，在实时的测

量中给出测量结果，完成多传感器系统的功能。

数据融合：设定是否在拟合和测量中采用数据融合算法。

(4) 帮助菜单：程序相关和程序操作指导。

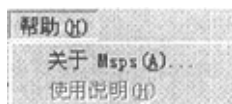


图 3.16 帮助菜单

关于 Msps：给出程序相关信息。

使用说明：程序的使用说明（功能未完全实现）。

3.4.1.3 工具栏说明如下：



图 3.17 工具栏

从左到右，各图标分别对应菜单栏中的新建实验文件、打开实验文件、保存实验文件、标定传感器、记录标定数据、结束标定、测量数据、结束测量、数据融合、打印、关于 Msps 命令。单击时与各相应菜单项作用相同。

3.4.2 消息处理部分

主要功能：处理界面元素产生的消息和输入的命令、信息等并将这些消息转化成相应的命令，将命令传达给其它部分，使其它各部分协同工作。

此部分绝大多数工作由 VC++提供的程序内核完成，并不需要程序员干预，我们所能做的就是按照 VC++提供的即定的方法提供消息的处理函数即可。

3.4.3 串行通讯部分

主要功能：完成与传感器的串行通讯，并根据通讯协议对接收到的数据

进行解析，得到用户需要的数据（组）。

此部分的核心是操作系统定义的串行通讯机制，我们所作的工作是根据串行通讯机制的要求定义实际中的串行通讯协议（即串行传输中的数据结构）以便发射和接收双方相互理解和互通数据。

由于通讯协议是用户自定义的，因此对不同的用户将有不同的通讯协议（同样的，不同的传感器要求的数据量和数据结构也不同，对应的通讯协议也不同），要想使多传感器信息处理系统能满足通用性，必须具备识别通讯协议的能力。我们在这方面做了一些尝试，在传感器设置对话框组中加入了对通讯协议的描述，可以大致的描述简单的通讯协议，但是远没有达到设想中的具备识别通讯协议的能力，在今后的多传感器信息处理系统的完善过程中，将着力加以研究以达成较为理想的识别通讯协议的能力。

下面以典型的光电系统为例说明一下通讯协议的主要结构。

从光电系统获取的数据主要是两个。一个是 LED 的驱动电流的值，它是一个 8 位的数据；另一个是 PIN 上接收到的电压值，它是一个 12 位的数据。协议中指明计算机接收到的数据将是四个 8 位二进制数作为一组的一系列的 8 位二进制数据，其结构可以如下设定

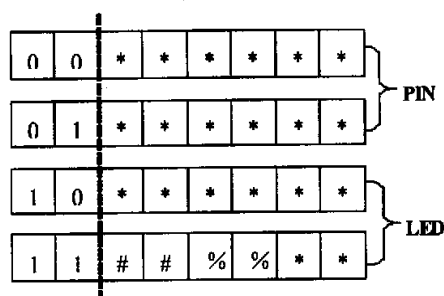


图 3.18 串行通讯数据传输协议

协议中，每一个 8 位二进制数的前两位用做数据的序号；用 ‘*’ 号表示的 20 位用来获取 LED 的驱动电流值（后 8 位）和 PIN 上接收到的电压值（前

12 位); 用 ‘%’ 号表示的 2 位用来指明 PIN 电压值的小数点位置; 用 ‘#’ 号表示的 2 位可以用来存储标志位等其它信息。

3.4.4 数据库和数据文档部分

对于一个信息处理系统而言, 主要的工作是处理各种信息, 而信息的具体表现形式就是各种不同类型的数据, 数据库是进行各种数据操作的基础, 因此在程序中占有非常重要的地位, 在编写程序之初就应该对程序所用到的各种数据根据其功能不同进行分类并组织建立数据库, 并且在实际的编写过程中根据需要补充和完善数据库的结构和数据内容。

数据文档是一个数据库的具体物理表象(数据库的物理存储模式), VC++ 可以采用的数据文档类型很多, 例如适用于中小型数据库的 ACCESS、EXCEL 文档等, 适用于大型数据库的 SQL、ORACLE 文档等, 以及实时性要求严格的数据处理中使用的自定义数据文档等。它们各有侧重和优缺点, 需要根据实际的需要适当选择^[32]。不同的数据文档类型对数据以及数据关联的定义也有不同。

在多光纤传感器信息处理系统中, 我们采用的是比较简单易用的 ACCESS 数据文档类型, 在数据量较小(几百~几千条数据)的情况下, ACCESS 具有操作简单、实时性强、数据定义适应性强等优点。下面简单介绍一下所用的 ACCESS 数据文档的结构和数据库的基本设计思路。

首先建立的是 ACCESS 数据文档模板, 从数据库全局的角度给定数据库的数据结构和类型, 文档模板 mspsdata.mdb 结构如图 3.19 所示。

其中包含四个表: Curves, Datas, DataStructure, Sensors。其结构分别如图 3.20、图 3.21、图 3.22、图 3.23 所示。

Curves 表存放的是所有的标定曲线以及标定曲线的相关性质; Datas 表存放的是所有的测量数据表名以及该测量数据表的相关性质; DataStructure

表是所有数据表(包括标定数据表和测量数据表)的母表,其中的数据项 Data 在实际中将被更名复制成所需要的数据个数;Sensors 表存放的是实验中所有传感器的信息。

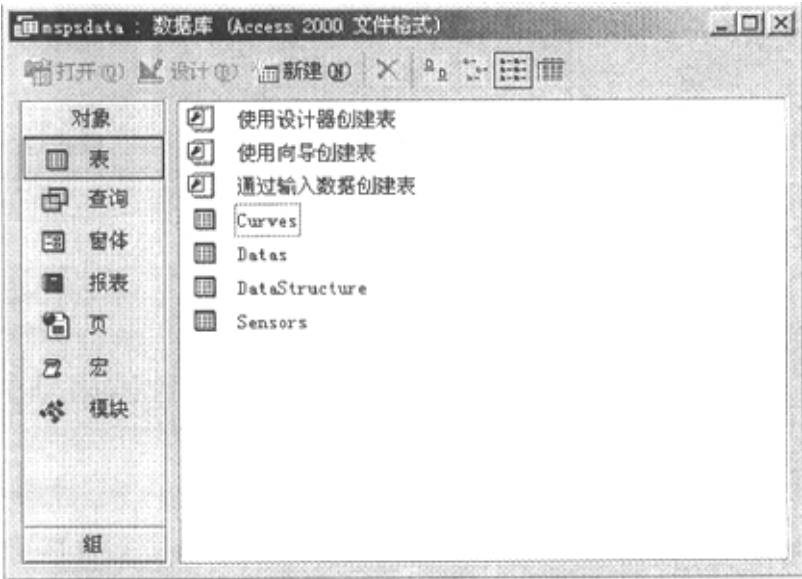


图 3.19 数据库文档模板结构图

	字段名称	数据类型
id		自动编号
CurveName		文本
SensorName		文本
a0		数字
a1		数字
a2		数字
a3		数字
a4		数字
a5		数字
a6		数字
XName		文本
YName		文本
Time		文本
Others		文本

图 3.20 Curves 表的结构

字段名称	数据类型
id	自动编号
DataName	文本
SensorName	文本
CurveName	文本
DataCount	数字
Time	文本
Others	文本

图 3.21 Datas 表的结构

字段名称	数据类型
id	自动编号
Data	数字
Time	文本
Others	文本

图 3.22 DataStructure 表的结构

字段名称	数据类型
id	自动编号
SensorName	文本
COMNumber	数字
COMSpeed	数字
Kind	文本
DataNumber	数字
DataName	文本
DataProperty	文本
CP1	文本
CP2	文本
CP3	文本
Others	文本

图 3.23 Sensors 表的结构

按照程序的流程数据库操作过程如下：

- 建立新的实验时，将模板文档 mspdata.mdb 复制为用户输入的实验文件名，并建立新的数据源；
- 设置传感器完成时，将每一个传感器的属性作为一个数据项添加到 Sensors 表中；
- 标定传感器时，将每一个标定传感器的名字作为表名，从 DataStructure 表中复制一个表（其中数据项 Data 将被复制为设置传

传感器时用户定义的名字和个数)，将标定时得到的数据作为复制后表的数据项添加到表中；

- 标定结束后，对所有标定数据按照用户要求的拟合方式进行拟合，拟合结果和被标定传感器的某些性质作为数据项添加到 Curves 表中以备查询和调用；
 - 测量数据时，将用户定义的名字作为表名，从 DataStructure 表中复制一个表（其中数据项 Data 将被复制为设置传感器时用户定义的名字和个数），将测量得到的数据作为复制后表的数据项（其中将包含根据拟合曲线或数据融合方法计算得到的数据）添加到表中；
 - 任何需要查询和调用数据时，从需要的表中查询和调用相关的数据。
- 程序中数据库的具体操作方法简单介绍如下：

● 建立数据源

使用系统函数 SQLConfigDataSource 建立数据源，其格式为：

```
SQLConfigDataSource(NULL, ODBC_ADD_DSN, "MicroSoft Access Driver
(*.mdb)", (LPCSTR) m_szAttr);
```

● 连接数据源

使用类 CODBCdynamic，在其构造过程中建立与存在的数据源的连接，其格式为：

```
CODBCdynamic odbcDynamic(m_strDSNName);
```

● 添加数据（表）

使用类 CODBCdynamic 的函数 ExecuteSQL 执行 SQL 复制和添加数据项（表）语句进行特定的数据添加操作，其格式为：

添加数据项：

```
strSQL.Format("INSERT INTO [%s] (%s) VALUES (%s)", strTableTotal, strTitles, strValues);
```

```
odbcDynamic.ExecuteSQL(strSQL);
```

复制数据表:

```
strSQL.Format("SELECT [%s].* INTO [%s] FROM [%s]", curFile, strFileName, curFile);
```

```
odbcDynamic.ExecuteSQL(strSQL);
```

● 查询数据

使用类 COBDCDynamic 的函数 ExecuteSQL 执行 SQL 查询语句进行特定的数据查询操作, 其格式为:

```
strSQL.Format("select * from %s", strTable);
```

```
odbcDynamic.ExecuteSQL(strSQL);
```

● 删除数据 (表)

使用类 COBDCDynamic 的函数 ExecuteSQL 执行 SQL 删除语句进行特定的数据 (表) 删除操作, 其格式为:

```
strSQL.Format("DROP TABLE [%s]", strBackUp);
```

```
odbcDynamic.ExecuteSQL(strSQL);
```

● 关闭连接

由类 COBDCDynamic 的析构函数 ~COBDCDynamic() 完成, 在使用结束时自动关闭。

● 关闭 / 删除数据源

使用系统函数 SQLConfigDataSource 关闭 / 删除数据源, 其格式为:

```
SQLConfigDataSource(NULL, ODBC_REMOVE_DSN, "Microsoft Access Driver (*.mdb)", (LPCSTR) m_szAttr);
```

3.4.5 数据处理部分

主要包含对标定数据的标定和测量时的数据融合。标定算法 (最小二乘

拟合)和数据融合算法参照第二章的多传感器信息的优化和融合方法部分内容。

3.5 本章小结

在本章中详细介绍了多传感器数据采集处理系统所面临的问题,采用的解决方案,并从软、硬件两方面分别进行了阐述。这些工作的一部分(例如单个传感器的数据传输,数据的标定和测量等)是建立在以往实践的基础之上,可行性已经得到过验证;还有一些是面临的新问题、新思路(例如多传感器数据的协调,数据融合的实现等)。在设计和完成的过程中也不断的出现各种新问题,需要在进一步的研究中加以解决和完善。

第 4 章 多光纤温度传感器信息的分布检测及信息融合方法实例

4.1 系统说明和实验过程

实验系统包含以下几部分：

- (1) 计算机和 MSPS 软件；
- (2) 光纤传感实验仪*2；
- (3) 双金属片型温度传感器和一发两收的光纤探头 1 组。

实验过程如下：

- (1) 将计算机、传感实验仪、光纤探头连接好；
- (2) 正确设置传感器的各项属性，一发两收的光纤探头可以看作 2 个传感器同时使用；
- (3) 对两个接收光纤同时分别进行标定得到各自的标定数据，并从中得到各自的标定曲线；
- (4) 利用标定曲线获得几种不同实际温度下（根据实验条件选取 50℃、60℃、70℃作为实验点）的测量数据；
- (5) 稍微改变传感器状态（改变探头与双金属片之间的距离或改变探头照射的镜面的位置），由于初始状态的变化，将可视为两个新的温度传感器，重复（3）和（4）步的过程，得到新的标定曲线和测量数据；
- (6) 重复（5）的操作进行多次实验（一共进行 4 次）得到多组（8 组）测量数据，对数据中对应相同实际温度的数据使用数据融合算法，得到融合之后的温度值，并对融合前后的数据进行比较，以得到融合算法对提高测量结果精确度的作用。

4.2 实验数据

4 次测量，每次 2 组，标定数据及对数据进行最小二乘拟合的结果如下

表 4.1 标定数据 1-1

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.009	40	0.055	60	0.16	80	0.216
22	0.016	42	0.062	62	0.169	82	0.233
24	0.022	44	0.078	64	0.178	84	0.248
26	0.028	46	0.093	66	0.186	86	0.25
28	0.033	48	0.106	68	0.191	88	0.262
30	0.039	50	0.118	70	0.193	90	0.264
32	0.045	52	0.128	72	0.192	92	0.265
34	0.052	54	0.136	74	0.192	94	0.263
36	0.046	56	0.142	76	0.193	96	0.26
38	0.049	58	0.151	78	0.203		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 17.385 + 391.252x - 1157.513x^2 + 2853.618x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.986$$

表 4.2 标定数据 1-2

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.007	40	0.131	60	0.309	80	0.515
22	0.023	42	0.141	62	0.331	82	0.531

24	0.04	44	0.16	64	0.354	84	0.547
26	0.058	46	0.175	66	0.375	86	0.57
28	0.074	48	0.192	68	0.391	88	0.579
30	0.091	50	0.207	70	0.411	90	0.595
32	0.11	52	0.229	72	0.434	92	0.611
34	0.125	54	0.25	74	0.45	94	0.628
36	0.113	56	0.267	76	0.47	96	0.641
38	0.12	58	0.288	78	0.497		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 16.194 + 202.795x - 267.831x^2 + 226.1168x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.997$$

表 4.3 标定数据 2-1

温度 (℃)	电压 (mV)	温度 (℃)	电压 (mV)	温度 (℃)	电压 (mV)	温度 (℃)	电压 (mV)
20	0.006	40	0.085	60	0.185	80	0.299
22	0.009	42	0.097	62	0.191	82	0.308
24	0.015	44	0.106	64	0.195	84	0.314
26	0.018	46	0.115	66	0.201	86	0.319
28	0.021	48	0.125	68	0.207	88	0.321
30	0.026	50	0.135	70	0.218	90	0.321
32	0.035	52	0.145	72	0.233	92	0.318
34	0.046	54	0.156	74	0.252	94	0.311
36	0.058	56	0.168	76	0.272	96	0.297
38	0.072	58	0.177	78	0.287		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 21.708 + 231.086x - 154.989x^2 + 287.272x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.982$$

表 4.4 标定数据 2-2

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.005	40	0.134	60	0.347	80	0.568
22	0.01	42	0.155	62	0.369	82	0.592
24	0.022	44	0.177	64	0.39	84	0.608
26	0.032	46	0.199	66	0.414	86	0.63
28	0.041	48	0.22	68	0.436	88	0.643
30	0.054	50	0.242	70	0.457	90	0.654
32	0.064	52	0.264	72	0.477	92	0.662
34	0.079	54	0.285	74	0.496	94	0.668
36	0.095	56	0.304	76	0.519	96	0.667
38	0.115	58	0.327	78	0.544		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 20.890 + 168.103x - 235.150x^2 + 217.273x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.998$$

表 4.5 标定数据 3-1

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.009	40	0.067	60	0.171	80	0.236
22	0.015	42	0.08	62	0.18	82	0.254

24	0.022	44	0.096	64	0.19	84	0.268
26	0.028	46	0.112	66	0.197	86	0.276
28	0.033	48	0.122	68	0.201	88	0.281
30	0.036	50	0.13	70	0.201	90	0.284
32	0.037	52	0.138	72	0.201	92	0.285
34	0.042	54	0.144	74	0.202	94	0.285
36	0.048	56	0.151	76	0.208	96	0.283
38	0.056	58	0.162	78	0.221		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 19.675 + 289.398x - 444.368x^2 + 1123.160x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.988$$

表 4.6 标定数据 3-2

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.008	40	0.148	60	0.333	80	0.542
22	0.022	42	0.165	62	0.354	82	0.56
24	0.043	44	0.183	64	0.378	84	0.574
26	0.061	46	0.201	66	0.397	86	0.589
28	0.077	48	0.217	68	0.415	88	0.604
30	0.085	50	0.233	70	0.436	90	0.621
32	0.093	52	0.252	72	0.458	92	0.639
34	0.107	54	0.269	74	0.477	94	0.655
36	0.124	56	0.288	76	0.502	96	0.67
38	0.136	58	0.312	78	0.523		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 17.072 + 179.054x - 210.170x^2 + 177.103x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.999$$

表 4.7 标定数据 4-1

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.008	40	0.087	60	0.19	80	0.302
22	0.01	42	0.099	62	0.198	82	0.311
24	0.014	44	0.109	64	0.201	84	0.318
26	0.018	46	0.118	66	0.206	86	0.322
28	0.02	48	0.126	68	0.212	88	0.324
30	0.026	50	0.137	70	0.222	90	0.323
32	0.035	52	0.148	72	0.234	92	0.319
34	0.047	54	0.159	74	0.252	94	0.311
36	0.061	56	0.171	76	0.273	96	0.292
38	0.074	58	0.181	78	0.289		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 22.155 + 205.564x + 9.959x^2 - 11.786x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.979$$

表 4.8 标定数据 4-2

温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)	温度 (°C)	电压 (mV)
20	0.005	40	0.141	60	0.358	80	0.575
22	0.012	42	0.16	62	0.378	82	0.594

24	0.023	44	0.185	64	0.399	84	0.61
26	0.037	46	0.205	66	0.423	86	0.628
28	0.046	48	0.225	68	0.447	88	0.642
30	0.06	50	0.252	70	0.465	90	0.654
32	0.075	52	0.273	72	0.481	92	0.661
34	0.083	54	0.291	74	0.501	94	0.666
36	0.101	56	0.315	76	0.526	96	0.664
38	0.12	58	0.337	78	0.547		

拟合结果 (y: 温度; x: 电压)

$$y = 20.380 + 166.844x - 237.078x^2 + 225.518x^3$$

拟合优度

$$R^2 = 0.998$$

4.3 数据融合结果与比较

数据融合可以采用算术平均值算法与分批估计相结合的融合算法。具体方法是：对 8 个温度测量数据如表 4.9，首先根据分布图法得出一致性测量数据，然后按照同一次测量的二传感器不在一组的原则分为 2 组，对两组测量数据的平均值采用分批估计算法，估计出接近温度真实值的融合值，从而得到温度的更为准确的测量结果，消除测量过程中的不确定性。

表 4.9 温度测量结果与实际温度列表

实际温度(℃)	传感器测量的温度 (℃)							
	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
50	52.124	48.702	50.787	50.879	52.254	49.622	50.474	50.979
60	62.041	59.957	60.973	59.985	61.784	59.931	61.491	60.073
70	70.295	70.002	67.695	70.968	69.012	69.866	68.152	69.375

以实际温度为 70°C 的序列为例说明具体运算的过程如下:

将数据按从小到大顺序排列得到表 4.10

表 4.10 升值排列表 $^{\circ}\text{C}$

T3	T7	T5	T8	T6	T2	T1	T4
67.695	68.152	69.012	69.375	69.866	70.002	70.295	70.968

根据分布图法, 其中位数 X_M 、上四分位数 F_1 、下四分位数 F_0 以及四分位数离散度 dF 分别为

$$X_M = 69.6205 \quad F_0 = 69.012 \quad F_1 = 69.866 \quad dF = 0.854$$

淘汰点 ρ_1 和 ρ_2 为

$$\rho_1 = F_1 - \frac{\beta}{2}dF \quad \rho_2 = F_0 + \frac{\beta}{2}dF$$

取 $\beta = 4$, 则一致性测量数据区间为

$$[\rho_1, \rho_2] = [68.158, 70.720]$$

由此剔除数据 T3、数据 T4 和数据 T7。

将剩余一致性数据分为两组如表 4.11

表 4.11 一致性数据分组表 $^{\circ}\text{C}$

第一组	T1	T5	
	70.295	69.012	
第二组	T2	T6	T8
	70.002	69.866	69.375

分别计算两组平均值 \bar{T}_1 和 \bar{T}_2 为

$$\bar{T}_1 = \frac{1}{2}(T1 + T5) = 69.653$$

$$\bar{T}_2 = \frac{1}{3}(T2 + T6 + T8) = 69.784$$

两组的标准误差 $\hat{\sigma}_1$ 和 $\hat{\sigma}_2$ 为

$$\hat{\sigma}_1^2 = (T1 - \bar{T}_1)^2 + (T5 - \bar{T}_1)^2 \approx 0.82$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{2}[(T2 - \bar{T}_2)^2 + (T6 - \bar{T}_2)^2 + (T8 - \bar{T}_2)^2] \approx 0.11$$

根据分批估计理论，分批估计后得到的温度融合值的方差 $\hat{\sigma}^2$ 为

$$\hat{\sigma}^2 = [H^T R^{-1} H]^{-1} = \left\{ [1 \quad 1] \begin{pmatrix} \frac{1}{\hat{\sigma}_1^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\hat{\sigma}_2^2} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \right\}^{-1} = \frac{\hat{\sigma}_1^2 \hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} \approx 0.10$$

式中： H —— 测量方程的系数矩阵， $H = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ ；

R —— 测量噪声的协方差， $R = \begin{pmatrix} \hat{\sigma}_1^2 & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_2^2 \end{pmatrix}$ 。

由此所导出的数据融合结果 \hat{T} 为

$$\hat{T} = [\hat{\sigma}^2 + H^T R^{-1}]^{-1} \bar{T} = \frac{\hat{\sigma}_1^2 \hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} [1 \quad 1] \begin{bmatrix} \frac{1}{\hat{\sigma}_1^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\hat{\sigma}_2^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{T}_1 \\ \bar{T}_2 \end{bmatrix} = \frac{\hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} \bar{T}_1 + \frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} \bar{T}_2$$

代入前面所得到的数据，可以得到融合结果

$$\hat{T} = \frac{\hat{\sigma}_2^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} \bar{T}_1 + \frac{\hat{\sigma}_1^2}{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2} \bar{T}_2 \approx 69.74$$

其它各组数据均可以按照这种算法进行计算，其结果列表如下表 4.12

表 4.12 算术平均值结果和融合结果列表

℃

实际温度	50	60	70
算术平均值结果	50.7	60.8	69.4
$\hat{\sigma}^2$	1.4	0.8	1.2
数据融合结果	50.62	60.05	69.74
$\hat{\sigma}^2$	0.34	0.01	0.10

从数据中可以明显看到融合计算后的数据比简单算术平均值的结果准确度更高。另外，从计算过程也可以知道，即使某个传感器在测量时产生错误而得到无效信息，也可以通过融合过程把无效数据的影响剔除从而提高系统的稳定性。

4.4 本章小结

温度测量数据融合的目的是依据有限的传感器资源，消除测量中的不确定性，获得更准确、更可靠的测量结果。由本章的数据可知所使用的数据融合算法的确达到了此一目的。另外由于采用了数据融合处理，当系统中的某些传感器失效时，系统也可以依据其他有效传感器提供的信息，通过数据融合获得较为准确的结果。

结 论

使用多个传感器对某一物理量进行测量以提高系统的稳定性和准确度是今后传感器发展的一大趋势。随之带来的是必须对多传感器系统的组成、结构以及数据处理或者数据的融合进行研究。

本文致力于对多传感器系统与计算机软件系统的结合以及利用软件对多传感器数据的融合研究。提出了可行的方案，进行了一定程度的实验研究，并最终得到了与预想符合的结论，即：利用软件协调和接收多传感器数据，并通过数据融合得到了准确度更高的结果。

在方案实行过程中也暴露出很多问题，其中一些得到了解决也有一些并未得到彻底的解决，其中造成较大困扰的是多传感器与计算机的通讯协议的设定和解析的问题，以及实验中多传感器的一致性问题，这也是为了达成软件的兼容性和通用性所面临的主要问题。在今后进一步的工作中将对通讯协议和多传感器系统组成等的相关理论进行更为深入的研究分析，以期得到满足通用性要求的较为完善的方案。

参考文献

- [1] Waltz E L, Buede D M. Data fusion and decision support for command and control. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1986,16(6):865~879
- [2] Franklin J, Davis L. Military applications in *Encyclopedia of Artificial Intelligence*. New York: Wiley, 1986, 604~614
- [3] Richardson J M, Marsh K A. Fusion of multisensor data. *The Int. J. of Robotics Research*, 1988, 17(6):78~96
- [4] [4] Nitzan D, Barrotil C. Use of sensors in robot systems. *Proc. of Int. Conf. Adv, Robotics*, Tokyo, Japan, Spet. 1983:123~132
- [5] [5] Choudry A, Duinker W. Simulating the sensory-control of an autonomous vehicle. *Proc. of 5th Int. Conf. Robot Vision and Sensory Controls*, Amsterdam, Oct. 1985, 147~154
- [6] [6] Mochizuki J. Takahashi M. Unpositioned workpieces handling robot with visual and force sensors. *Proc. of IEEE Int. Conf. Indust. Elect. Contr. Instrumentation*, San Francisco, CA, Nov. 1985, 299~302
- [7] Porter A L, Rossini F A. Robotics in the year 2000. *Robotics Today*, 1987(6):27~28[8] Kremers J H et al. Development of machine-vision based robotic arcwelding system. *Proc. 13th Int. Symp. Industry robots*, Chicago, Apr. 1983, 14. 19~14.33
- [8] Howarth M P, Guyote M F. Eddy current and ultrasonic sensors for robot arc welding. *Sensor Rev.*, 1983, 3(2):90~93
- [9] Kerr T. Decentralized filtering and redundancy management for multisensor navigation. *IEEE Trans. AES*, 1987,23(1)
- [10] Didocha R J, Lyons D W, Thompson J C. Integration of tactile sensors and

- machine vision for control of robotic mainpulators Proc. 9th Robots Conf., Detroit, 1987:37~71
- [11] Smith R C, Nitzan D. A modular programmable assembly station. Proc. 13th Int. Symp. Industry Robots, Chicago, Apr, 1983:5.53~5.75
- [12] Groen F C A, Komen E R, Armerdan T P H. Multisensor robot assembly station. Robotics, 1986,2:205~214
- [13] Ruokangas C C, Black M S, Martin J F, Schoenwald J S. Integration of multiple sensors to provide flexible control strategies. Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automat., San Francisco, CA, Apr. 1986:1947~1953
- [14] Chryssolouris G, Guillot M, Domroese M. An approach to intelligent machining. WA5~9(30):152~157
- [15] Rangwala S. Dornfeld D A. Integration of sensors via neural network for dection of tool wear states. Intelligent and Integrated Manufacturing Analyses and Synthesis, ASME winter Annal meeting, BOSTON, massachusetts, DEC. 1987
- [16] Okafor A C, Marcus M, Tipimenj R. Multiple sensor integration via neural network for estimating surface roughness and bore tolerance in circular end milling, Trans. of NAMRI/SME, 1990:128~136
- [17] Shalom Y B. Tracking methods in a multitarget environment. IEEE Trans. Automat. Contr., 1978.23(4):618~626
- [18] Chang K C, Chong C Y, Shalom Y B. Joint probabilistic data association in distributed sensors networks. IEEE Trans. Automat. Contr., 1986.31(10):889~897
- [19] Amold J F. Shalom Y B. Tagret parameter estimation using measurements acquired with a small number of sensors. IEEE J.Oceanic Eng., 1983,8(3):163~171

- [20] Mucci R, Arnold J. Track segment association with a distributed field of sensors. J.Acoust. Soc. Amer. 1985.78(4):1317~1324
- [21] Shaw S W, DeFigueriedo R J P. Fusion of radar and optical sensors for robotic vision. Proc. IEEE Int. Conf. Roboties and automat. Philadelphia, PA, Apr. 1988:1842~1846
- [22] 王捷 多传感器信息综合专家系统 硕士论文 海军航空工程学院 1993 年 2~6
- [23] 叶培大 光纤理论 知识出版社 1985 年: 75~87
- [24] 何友、王国宏等 多传感器信息融合及应用 电子工业出版社 2000 年: 6~11
- [25] 邵远、何发昌等 多传感器信息融合浅析 电子学报 1994 年第 5 期: 73~79
- [26] 孙皓莹、蒋静坪 基于参数估计的多传感器数据融合 传感器技术 1995 (6): 31~36
- [27] 张金魁等 BAYES 方法 国防科技大学出版社 1989: 102~111
- [28] 徐士良 计算机常用算法 清华大学出版社 1989 年: 151~154
- [29] 赵宗贵编译 数据融合方法概论 电子工业出版社 1998 年: 26~30 51~66 220~223 234~235
- [30] 翟翌立、戴逸松 多传感器数据自适应加权数据融合估计算法的研究 计量学报 1998, 19 (1): 69~75
- [31] 何晓红等 PC 机与多台单片机的远距离通信 电子技术应用 1997. 23(12): 41~43
- [32] Chuck Wood 著 梁普选等译 Visual C++6.0 数据库编程大全 电子工业出版社 2000 年: 17~33

攻读硕士论文期间发表的论文和取得的科研成果

- [1] WenHui Zhao, Software Design for Fiber Sensing System, The 5th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics, Orlando, Florida USA, July 22-25, 2001
- [2] 赵文辉, 第二代光纤传感实验仪——光纤传感实验仪软件的开发与应用, 东北三省物理学联合学术交流会, 中国.延吉, 2001 年 8 月
- [3] 赵文辉, 计算机在光纤传感器控制系统中的初步应用, 第一届全国高校物理教学交流与教学仪器展示会议, 中国.武汉, 2001 年 11 月

致 谢

本论文是在导师苑立波教授的悉心指导下完成的,在论文的完成过程中,苑老师严谨求实的治学态度、渊博的学识以及对新理论新思想不倦的研究进取精神都给我留下了深刻的印象,使我收获良多。在此谨向苑老师致以最诚挚的感谢。

在理论和实验研究以及最终的成文过程中,梁艺军、孙伟民、姜宇、刘志海、杨军等给我提供了很多思路、方法和有益的帮助。另外,哈尔滨工程大学理学院的赵言诚、孙秋华、孟霆、麻文军等老师也为我提供了很多帮助和方便。在此向他们表示诚挚的谢意。

赵文辉

2003 年 6 月

个人简历

本人，赵文辉，男，生于 1977 年 2 月 6 日，汉族。

1998 年 7 月毕业于北京大学物理系。1998 年 7 月至今工作于哈尔滨工程大学理学院物理系，任助教。2000 年 9 月考入哈尔滨工程大学光学工程专业攻读硕士研究生至今。

自 1998 年 9 月起，参加哈尔滨工程大学理学院物理系苑立波课题研究小组至今，参与了多项科研工作。是在研的国家自然科学基金、教育部骨干教师资助计划基金、省杰出青年基金的参加者，是已完成的校产学研基金《光电子产品中试基地》项目的主要参加者。