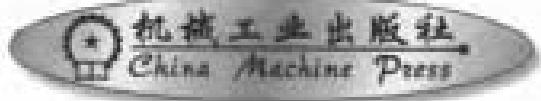


机械工业出版社高水平著作出版基金资助项目
浙江省自然科学基金资助项目

罗志增 蒋静坪 著

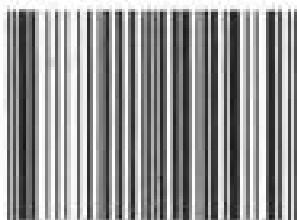
机器人感觉与多信息融合



● ISBN 7-111-10248-7/TP·2435

封面设计 / 电脑制作 / 烟标

ISBN 7-111-10248-7



9 787111 102489 >

定价：18.00 元

地址：北京市百万庄大街22号 邮政编码：100037
联系电话：(010) 58326234 网站：<http://www.cmpbook.com>
E-mail：online@cmpbook.com

机械工业出版社高水平著作出版基金资助项目
浙江省自然科学基金资助项目

机器人感觉与多信息融合

罗志增 蒋静坪 著



机 械 工 业 出 版 社

本书是关于机器人各种感觉传感器及机器人多感觉信息融合方面的专著，大部分内容是作者近10多年来在该领域研究成果的积累与总结，部分内容还是首次发表。

全书共分十一章，第一～六章主要介绍机器人的各种感觉，包括机器人感觉系统，触觉和滑觉传感器，人工皮肤触觉，接近觉传感器，力觉传感器，机器人听觉、视觉的研究历史、现状及工作原理和方法；第七～十章为多信息融合，介绍多传感器信息融合的基本内容，定量及定性多信息融合的方法、粗糙集理论及其在多感觉信息融合中的应用等。本书最后第十一章多感觉智能机器人，以作者所在单位研制的一台智能机器人为对象，介绍了多感觉智能机器人的组成、工作原理及分析方法。

本书可供从事机器人感觉、多感觉信息融合、人工智能等领域研究的研究人员参考。

图书在版编目（CIP）数据

机器人感觉与多信息融合/罗志增，蒋静坪著. —北京：机械工业出版社，2002. 6

ISBN 7-111-10248-7

I . 机... II . ①罗... ②蒋... III . 机器人—感觉 研究
N . TP242. 6

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2002）第 029314 号

机械工业出版社（北京市百万庄大街 22 号 邮政编码 100037）

责任编辑：郑丹 版式设计：张世琴 责任校对：张媛

封面设计：姚毅 责任印制：路琳

北京机工印刷厂印刷·新华书店北京发行所发行

2002 年 6 月第 1 版·第 1 次印刷

1000mm×1400mm B5 · 5 印张 · 2 插页 · 190 千字

0 001-1 500 册

定价：18.00 元

凡购本书，如有缺页、倒页、脱页，由本社发行部调换

本社购书热线电话（010）68993821、68326677-2527

封面无防伪标均为盗版

前　　言

自 20 世纪 50 年代末诞生第一台工业机器人以来，机器人的发展已取得令人瞩目的成就，它的应用范围遍及机械、电子、冶金、化工、能源、交通、农林、建筑、宇航、海洋、国防、医疗等领域。为人类、家庭服务的个人机器人也方兴未艾。机器人的智能水平、与人类的交互能力迅速提高。机器人在产业、服务领域的应用不仅产生了良好的社会效益及经济效益，而且正越来越大地改变着人类的生活方式。

由机器人的设计、制造及应用组成的机器人大学，是一门高度交叉的前沿学科，是机械学、电子学、生物学、人类学、控制理论与控制工程、人工智能、传感技术及计算机等学科和技术相结合的产物。

本书介绍了机器人的感觉、信息处理方法及应用，是一部比较系统的机器人感觉及处理方面的著作。除了讨论机器人感觉的一般原理外，还特别阐述一些新的技术与方法，并有不少篇幅叙述作者与之相关的研究成果。本书第一章至第六章系统地阐述了机器人的各种感觉和工作原理、实现方式、设计要点，许多地方结合具体的例子，深入浅出，简单易懂。第七章至第十章介绍多信息融合算法及其在机器人中的应用，针对智能机器人的感觉信息加工，介绍了适合机器人多感觉信息融合的各种方法，包括基本概念和理论基础、数学模型、推理方法和算法、拓扑结构等，并详细给出信息融合的控制方法及如何与机器人的运动控制有机结合。本书最后的第十一章多感觉智能机器人，以作者所在单位研制的一台智能机器人为对象，介绍了多感觉智能机器人的组成、工作原理及分析方法，是对全书内容的很好总结。

本书的编写和出版，得到了浙江省自然科学基金、机械工业出版社高水平著作出版基金的资助，并得到有关人士的热情帮助。书中部分章节参阅了蔡自兴、张福学、吴广玉、段新生等人的著作与论文，在此一并表示感谢。

本书可供从事机器人感觉、多感觉信息融合、人工智能等领域研究的研究人员参考。

本书由罗志增（第一、二、三、四、五、六、十一章）和蒋静坪（第七、八、九、十章）共同撰写。由于我们业务水平有限，不当和错误之处在所难免，希望读者批评指正。

罗志增 蒋静坪

2002 年 6 月

目 录

前言	
绪论	1
第一章 触觉和滑觉传感器	12
第一节 触觉传感器的一般要求	12
第二节 触觉传感器开关	13
第三节 压阻式阵列触觉传感器	14
第四节 光学式触觉传感器	18
第五节 其他类型的触觉传感器	19
第六节 触觉图像及其处理	21
第七节 机器人专用滑觉传感器	23
小结	24
第二章 人工皮肤触觉	26
第一节 人工皮肤触觉的结构	27
第二节 信号的检出与重构	28
第三节 传感信号的特征提取和感觉输出	31
第四节 滑觉信号的模糊处理	32
第五节 实验结果	34
小结	35
第三章 接近觉传感器	37
第一节 感应式接近觉传感器	37
第二节 电容式接近觉传感器	40
第三节 超声接近觉传感器	41
第四节 光接近觉传感器	42
第五节 红外反射光强法接近觉传感器举例	43
第六节 接近觉、接触觉、滑觉组合传感器	45
第七节 组合传感器的信号处理	46
第八节 由接近觉、接触觉、滑觉组成的三感觉机械手	48

小结	50
第四章 力觉传感器	52
第一节 几种常见的机器人腕力传感器的结构分析	53
第二节 PVDF 腕力传感器的设计与制作	55
第三节 信号的处理、分析与解耦	57
第四节 性能测试	59
小结	61
第五章 机器人听觉	62
第一节 声音信号的特征	63
第二节 特定人的语音识别系统	69
第三节 非特定人的语音识别系统	70
第六章 机器人视觉	74
第一节 视觉系统的硬件组成	74
第二节 数字图像的编码	77
第三节 图像的分离	78
第四节 图像的理解	85
第五节 三维视觉	86
第七章 多传感器信息融合的基本内容	91
第一节 传感器的建模	92
第二节 多传感器信息融合的结构和控制	95
第三节 信息融合的具体方法和拓扑结构	97
第八章 多传感器系统定量信息融合	102
第一节 传感数据的一致性检验	102
第二节 基于参数估计的信息融合方法	108
第九章 多传感器系统定性信息融合	113
第一节 Bayes 方法	113
第二节 Dempster-shafer 证据推理法	116
第三节 模糊集理论	120
第四节 神经网络法	122

第十章 粗糙集理论与信息融合	125
第一节 Rough set 基本概念和理论基础	126
第二节 基于 Rough set 理论的多传感器信息融合	129
小结	133
第十一章 多感觉智能机器人	134
第一节 系统的组成	134
第二节 多传感器组合带来的相互干扰及消除	137
第三节 多感觉机器人信息处理和融合的控制体系	139
第四节 融合方法的具体应用	141
第五节 多感觉智能机器人应用实验系统	145
参考文献	148

绪 论

科学技术的发展，诞生了机器人。社会的进步也提出要求，希望创造出一种能够替人进行各种工作的机器，甚至从事人类不能及的事情。自从 1959 年诞生第一台机器人以来，机器人技术取得了长足的进步和发展，至今已成为一门集机械、电子、计算机、控制、传感器、信号处理等多学科门类为一体的综合性尖端科学。

一、机器人与传感器

生产能替代人劳动的机器一直是人类的梦想，研究机器人，首先从模仿人开始。通过考察人的劳动（与环境交互过程）我们发现，人是通过五官（视觉、听觉、嗅觉、味觉、触觉）接收外界信息的。这些信息通过神经传递给大脑，大脑对这些分散的信息进行加工、综合后发出行为指令，调动肌体（如手足等）执行某些动作。如果希望机器代替人类劳动，则发现大脑可与当今的计算机相当，肌体与机器人的执行机构相当，五官可与机器人的各种外部传感器相当。也就是说，计算机是人类大脑或智力的外延，执行机构是人类四肢的外延，传感器是人类五官的外延。其中，传感器处于连接外界环境与机器人的接口位置，是机器人获取信息的窗口。要使机器人拥有智能，对环境变化做出反应，首先，必须使机器人具有感知环境的能力，用传感器采集环境信息是机器人智能化的第一步；其次，如何采用适当的方法，将多个传感器获取的环境信息加以综合处理，控制机器人进行智能作业，更是机器人智能化的重要体现。所以，传感器及其信息处理系统，相辅相成，构成了机器的智能，为机器人智能作业提供决策依据。

自机器人问世以来，其技术的发展大致经历了以下三个时期：

(1) 第一代示教再现型机器人 它不配备任何传感器，一般采用简单的开关控制、示教再现控制和可编程序控制，机器人的作业路径或运动参数都需要示教或编程给定，在工作过程中，它无法感知环境的改变而改善自身的性能、品质。

(2) 第二代感觉型机器人 此种机器人配备了简单的内外部传感器，能感知自身运行的速度、位置、姿态等物理量，并以这些信息的反馈构成闭环控制，如配备简易视觉、力觉传感器等简单的外部传感器，因而具有部分适应外部环境的能力。

(3) 第三代智能型机器人 目前尚处于研究和发展之中，它具有多种外部传感器组成的感觉系统，可通过对外部环境信息的获取、处理，确切地描述外部环境，自主地完成某一项任务。一般地，它拥有自己的知识库、多信息处理系统，可在结构或半结构化的环境中工作，能根据环境的变化做出对应的决策。但是，我

们还不得不承认，即使是目前世界上智能最高的机器人，它对外部环境变化的适应能力也非常有限，还远远没有达到人们预想的目标。为了解决这一问题，机器人研究领域的学者们一方面开发研究机器人的各种外部传感器，研究多信息处理系统，使其具有更高的性能指标和更宽的应用范围；另一方面，如何将多个传感器得到的信息综合利用，发展多信息处理技术，使机器人能更准确、全面、低成本地获取所处环境的信息。由此，组成了机器人智能技术中两个最为重要的相关领域：机器人的多感觉系统（Robot Sensory System）和多传感信息的集成与融合（Multi-sensor Integration and Fusion）。

二、机器人的感觉系统

机器人的感觉系统通常指的是机器人的外部传感器系统。通过这些传感器，机器人获得其所处环境的有关信息。

研究机器人的感觉首先从研究人的感觉出发，人的各种感觉器官及其功能都是机器人感觉的模仿对象。从目前的研究现状看，有些机器人感觉远不如人的感觉，如机器视觉和图像理解的速度、识别能力等；但也有些机器人传感器，其性能指标超过人的感觉，如机器人的腕力传感器，它不仅能测出小到几克的力的变化，而且能感觉到六个方向的力（三个方向的力和三个方向的力矩），显然，这对人来说是难以做到的。当然，人的感觉机理不是我们简单地用物理传感器能够模仿的，尤其是人的思维、推理方式、综合处理各种感觉信息的能力，更是现有的处理技术难以达到或比拟的。如我们人类观察窗外的景物，看到树枝和叶，很容易辨别出来这是窗外的景物，人还能从树叶是否抖动推知有没有风、什么风向。同样的问题机器视觉则很难断定这到底是窗外的景物，还是墙面的一幅画？由于树的形态千变万化，让机器识别一棵树本身就很困难了，何况从窗中只看到树的部分树枝和叶！尽管人工智能技术有了长足的进步，但技术的发展还远落后于人类的需要。严峻的现实不应成为失望的根源，而是我们继续研究、不断前进的动力。研究机器人的感觉也并非一味地模仿人，更多的是如何满足实际需要，解决问题。如人类需要吃饭，味觉变得相对重要，智能机器人是否也需要味觉？那倒不一定，至多要求推测一下溶液中某化学成分的含量抑或 pH 值之类，这与人类的味觉也有着很大的区别。综合现有机器人的各种感觉及其对应的外部传感器，大致可按图 0-1 表达其组成和划分。

三、多传感器系统与信息融合

单一传感器获得的信息非常有限，它获得的是局部的、片面的环境特征信息。由于传感器还受到自身品质、性能的影响，采集到的信息往往是不完善的，带有较大的不确定性，甚至偶尔是错误的。随着科学技术的发展，新型敏感材料和传感器不断涌现，传感器种类的增多、性能的提高以及精巧的结构都促进了多传感器系统的发展。目前，一个功能较强的智能机器人通常配置有立体视觉、听觉、距

离和接近觉传感器、力/力矩传感器、多功能触觉传感器等。多传感器系统采得的信息将大大增加，而这些信息在时间、空间、可信度、表达方式上不尽相同，侧重点和用途也不同，这对信息的处理和管理工作提出了新的要求。若对各种不同传感器采集的信息进行单独、孤立地加工不仅会导致信息处理工作量的增加，而且割断了各传感器信息间的内在联系，丢失信息有机组合可能蕴含的有关环境特征，从而造成信息资源的浪费。从另一方面看，由于传感器感知的是同一环境下不同（或相同）侧面的有关信息，所以这些信息的相关是必然的，由此，多传感器系统要求采用与之相应的信息综合处理技术，以协调各传感器间的工作。多传感器信息融合的有关理论就是为了更有效地处理多传感器系统的各种信息而提出和发展起来的一个新的研究方向。

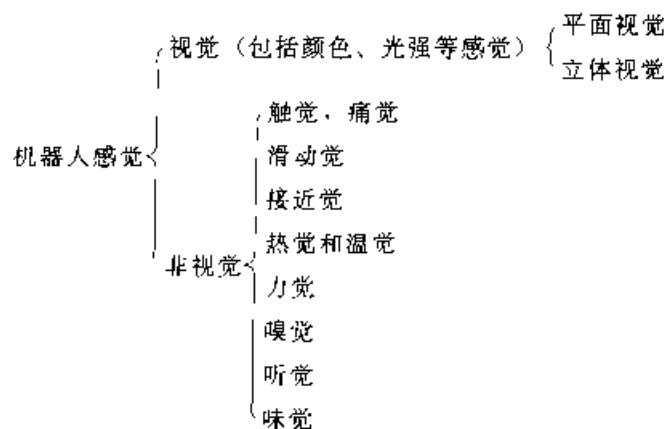


图 0.1 感觉系统的组成和划分

在以往机器人智能领域的研究中，人们把更多的注意力集中到研究和开发机器人的各种外部传感器上。尽管在现有的智能机器人和自主式系统中，大多数使用了多个不同类型的传感器，但并没有把这些传感器作为一个整体加以分析，更像是一个多传感器的拼合系统。虽然在各传感器的信息处理与分析方面开展了大量富有成效的工作，但由于忽视了多传感器系统的研究，无疑对提高各种智能系统的性能带来了不利影响：效率低下而且速度缓慢。

近来，对多传感器系统信息融合的研究与开发，正越来越受到关注。智能系统和自主式系统要在各种不确定的环境中工作，其首要任务是确切知道其所处环境，给出环境模型的描述。使用多种不同的传感器可以获得环境的多种特征，包括局部的、间接的环境知识。环境的统一描述将在这些知识上进行，所以一个高效的具有很强适应能力的多信息融合系统是反映智能机器人和自主式系统智能水平的重要条件之一。如果说机器人的各种感觉传感器是智能系统的硬件，那么多传感器信息融合技术就是智能系统得以高效运行的软件。

概括地说，使用多传感器系统和多信息融合技术将使系统具有如下优势：

- 容错功能 当一个甚至几个传感器出现故障时，系统仍可以利用其他传感器获取环境信息，以维持系统的正常运行。

• 提高精度 在传感器测量中，不可避免地存在各种噪声，而同时使用描述同一特征的多个信息，可以减小这种由测量不精确所引起的不确定性，显著提高系统的精度。

• 提高完整描述环境的能力 多种传感器可以描述环境中的多个不同特征，这些互补的特征信息，可以减小对环境模型理解的歧义，提高系统正确决策的能力。

• 提高信息处理的速度 在同等数量的传感器下，各传感器分别单独处理与多传感器信息融合处理相比，由于多传感器信息融合中使用了并行结构，采用分布式系统并行算法，可显著提高信息处理的速度。

• 降低信息获取的成本 信息融合提高了信息的利用效率，可以用多个较廉价的传感器获得与昂贵的单一高精度传感器同样甚至更好的性能，因此可大大降低系统的成本。

四、机器人感觉传感器的研究和发展

机器人的感觉传感器种类较多，这里简要介绍部分本文后面涉及的几种传感器的研究和发展情况。

• 视觉 20世纪50年代后期出现，发展十分迅速，是机器人中最重要的传感器之一。机器视觉从20世纪60年代开始首先处理积木世界，后来发展到处理桌子、椅子、台灯等室内景物，进而处理室外的现实世界。20世纪70年代以后，有些实用性的视觉系统出现了，如应用于集成电路生产、精密电子产品装配、饮料罐装场合的检“次”、定位等。另外，随着这门学科的发展，一些先进的思想及处理方法在人工智能、心理学、计算机图形学、图形处理等领域产生，并在机器人视觉系统中得到应用。机器人视觉的作用是从三维环境图像中获得所需的信息并构造出观察对象的明确而有意义的描述。视觉包括三个过程：图像获取、图像处理和图像理解。图像获取通过视觉传感器将三维环境图像转换为电信号；图像处理是指图像到图像的一种变换，如特征提取；图像理解则在处理的基础上给出环境描述。视觉传感器的核心器件是摄像管或CCD。摄像管是早期产品，CCD是后发展起来的，目前的CCD已能做到自动聚焦。视觉的典型应用领域为自主式智能系统和导航，最新的成果如卡纳基·梅隆大学机器人所1996年完成的自动驾驶车辆横跨美国的试验，时速达80km/h，全程自动驾驶率98%。作为一种安全措施，在本世纪初，有关产品也许会出现在市场上，但总的来说，对于机器人视觉的各种技术而言，图像处理技术已相对发达，而基于图像的理解技术还很落后，这与人类恰好相反，人类理解景物迅速而正确，机器视觉则需要经过大量的运算，即使利用现代最先进的智能技术也只能识别一些结构化环境下简单的目标。再有，当前视觉的实时性也是一个重要的问题，这些问题在新型电脑（如神经计算机、光脑）等出现后也许会得到较好解决。

• **力觉** 机器人力传感器就安装部位来讲，可分为关节力传感器和腕力传感器。关节力传感器是安装在机器人的关节部位，如装于手指关节的握力传感器；而腕力传感器是安装在机器人手爪与手臂的连接处。前者结构比较简单，一般得到的力信息也相对较少，且随机器人结构、尺寸不同，相应的传感器形状也随之变化；而后者虽然结构较复杂，但它获得的力信息较多（如六维腕力传感器），并对不同类型的机器人能实现通用化，此处主要介绍腕力传感器。国际上对腕力传感器的研究是 20 世纪 70 年代初开始的，主要研究单位有美国的 DRAPER 实验室、SRI 研究所、JPL 实验室、IBM 公司和日本的日立公司、东京大学等单位。如日立公司的 LSA 系列和 LOAD 公司的 F/T 系列产品已成功地装在机器人手腕上，可完成精密的装配作业。腕力传感器从外形结构看，目前基本为圆柱形弹性梁架结构；从输出形式看可分为直接输出型和间接输出型，前者直接输出各向力/力矩信息，后者则要通过解耦运算。国内研制过机器人腕力传感器的单位有中国科学院沈阳自动化研究所、中国纺织大学、中国科学院合肥智能机械研究所等单位，以中国科学院合肥智能机械研究所的研究较为成功且已形成产品。

• **触觉、滑觉、热觉等** 广义地说，触觉应包含接触觉、接触面压力分布、滑动觉、热感觉等，但由于在物理传感器的实现过程中不可能完全模仿人的触觉，所以被分成接触觉、阵列触觉、滑觉、热觉等机器人感觉传感器。近来，已经有将几种感觉组合在一起的仿人皮肤触觉的诞生，本书第二章将详细论述作者在这方面的研究成果。机器人触觉的重要性是不言而喻的，作为视觉的补充，它能感知目标物体的表面性能和物理特性：柔軟性、硬度、弹性、粗糙度、导热性等。例如：视觉能观测到放在桌上的一个袋子，但却无法获知袋子里装的是何物体，机器人触觉则可通过柔软袋子的触摸去推知袋子中目标物的大致形状。机器人触觉研究自 20 世纪 80 年代初出现后受到广泛重视，到 20 世纪 90 年代初已取得了大量的成果。早期的触觉由微动开关、金属触须等实现，后来出现了各种原理的触觉传感器：压阻式、压电式、光电式、电容式、电磁式等。Howard, R. 在他的综述性文章“*A Survey of Robot Tactile Sensing Technology*”中对触觉传感器的功能进行了说明，并对实用化的触觉传感器应具有的性能指标提了如下参考意见：

- 1) 传感器应有好的顺应性并耐磨。
- 2) 空间分辨率 $1\sim2\text{ mm}$ 。
- 3) 50~200 个触元组成。
- 4) 力灵敏度优于 $0.01\sim0.05\text{ N}$ 。
- 5) 动态范围 $1000:1$ 。
- 6) 传感器稳定性、重复性好，无迟滞。
- 7) 单值响应最好线性。

8) 100Hz 以上的频响。

但事实上，目前的触觉传感器无法达到所有上述性能指标要求，尤其是 1)、6) 的要求，所研制的传感器强固性较差，基本上还停留在实验室阶段。

机器人滑觉信号的获得有两个途径：一种是通过对触觉信号的处理，即从触觉图像的动态变化得到目标物的滑移方向、滑移速度及滑移距离，或对触觉信号的特征分析得到物体滑动时才能感知的特征，如物体的表面粗糙度；另一种是研制专门的滑动觉传感器。鼠标的工作原理就是一个典型的滑动觉传感器的工作方式，它可感知两个方向的滑动，并得到实际的滑移距离。显然，专门的滑动觉传感器会在具体实用化方面受到限制，因为机器人手爪的安装空间是有限的，各种小巧的多感觉功能复合的传感器将更受欢迎。

机器人使用热觉传感器的目的是手爪抓握目标物时推测该物体的导热性能，进一步可区分其可能的材质属性，犹如人抓握物体时有冷热感觉一样。热觉传感器的研究自 20 世纪 80 年代末起受到关注，通常的结构形式是将传感器加热恒温至某一温度（如 50℃），然后用温度传感器测量传感器接触目标物体后的温度变化，根据温度变化推算物体导热情况。基于与滑觉分析中同样的原因，能将触、滑、热等多种感觉组合在一起的复合传感器的研究，如人工皮肤触觉研究，在将来的发展中将更具潜力。

• **接近觉** 研究接近觉的目的是使机器人在移动或操作过程中获知目标（障碍）物的接近，移动机器人可实现避障，操作机器人可避免手爪对目标物由于接近速度过快造成的冲击。前者要求测量的接近距离较大，后者则相对较小。本书对接近觉的研究主要基于后者，它和接触觉、滑觉等组成的感觉系统可对各种不同尺寸、重量的目标物实现自适应抓取。

按实现的原理接近觉可分为激光、超声波、红外等几种，从声波或光波发射信号碰到目标物体后反射的信号来推知传感器与目标物体间的距离。由于接近觉是指机器人接近目标物时的感觉，并没有具体的量化指标，故与一般的测距装置比，其精度要求并不高。目前常用的是超声波接近觉和红外接近觉。

五、多信息融合技术的发展

信息融合一词是 20 世纪 70 年代初由美国最早提出来的。近来，随着计算机技术、通信技术的发展，特别是军事上的迫切要求，该技术引起了世界范围内的普遍关注，在美、英、日、德等国已开发出了一些实用的系统，其某些成果在 1991 年的海湾战争中得到了实践验证，取得了较理想的结果。

20 世纪 70 年代初，在军事领域的指挥、控制、通信和情报服务（C³I 系统）中率先使用多个（种）传感器来收集战场信息，C³I 系统中信息的采集、假设的提出以及决策的生成就是多信息融合技术应用的典型例子。同时，20 世纪 70 年代到 80 年代迅猛发展的工业机器人及其在汽车工业、电子工业装配等结构化环境成功应

用且接近饱和之后，在 80 年代初，机器人学界便提出向非结构化环境进军，以求拓展市场，并开始研究自主车、建筑机器人、消防机器人、水下机器人、火山探险机器人、空间机器人等。开发这些在非结构化环境工作的机器人，其核心的关键技术之一是多感觉传感器系统及多信息融合。

20 世纪 80 年代初，多传感器信息融合的研究受到更多学者的注意，相应的理论和技术也在孕育之中。1984 年美国成立了数据融合专家组 (Data Fusion Subpanel)。1987 年 Kluwer Academic Publishers 先后出版了牛津大学 Durrant—Whyte 所著的 *Integration, Coordination and Control of Multisensor Robot Systems* 和哥伦比亚大学 Allen 所著的 *Robotic Object Recognition Using Vision and Touch*，这是机器人领域多传感器信息融合的开山之作，被后来的研究者广泛引用。1988 年 Int. Jour. of Robotics Research 率先推出 Sensor Data Fusion 专辑。同年，国际摄影与光学仪器工程师学会 SPIE 开始连续主持召开有关信息融合的学术会议。在机器人界颇有影响的 IEEE 主办的学术会议“Robotics & Automation”从 1986 年开始均有专门关于信息融合的专题。1989 年 9 月，美籍华人 Ren C. Luo 在 IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics 上发表了著名的综述性文章 *Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems*，总结了 213 篇有关文献，长达 30 页，是对此以前这方面工作的最好概括，从此这一领域的研究变得十分活跃。1994 年 10 月在美国内华达州拉斯维加斯召开了 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems，这是多传感器信息融合技术学术界的一次盛会，标志着作为一个新兴学科，多传感器信息融合技术已得到国际权威学术界的承认。

在学术界繁荣表面的背后，各国政府及机构对多传感器信息融合技术研究的积极资助是该领域得以快速发展的重要原因之一。从 1988 年前后开始，由于受应用领域特别是军事领域自动化和智能化要求的驱动，机器人、自主车与无人驾驶飞机等智能系统研究工作的投资不断增加。首先是美国国防高级研究计划局 DARPA 资助了一系列自主车辆导航和自动图像识别系统的研究；之后美国、前苏联、日本共同进行的“脑神经研究中心”等一系列计划，把多传感器信息融合的研究又推到了一个新的高度。为了迎接来自美国和日本的挑战，欧洲共同体各国也从 1987 年开始了为期五年的 SKIDS (Signal and knowledge Integration with Decisional Control for Multisensory System) 计划，其主要目标是研究多传感器信息融合的通用结构、多传感器系统和融合设计建模。

我国在多传感器信息融合领域的研究已经起步，在军事决策、特种机器人等专门问题上开展理论和应用实验研究，列入了 863 计划。1997 年的国家自然科学基金和目前已经开始实施的 973 计划将多传感器融合技术作为鼓励研究领域重点推出。目前在这一领域开展研究工作的主要为高等学校和少数研究机构。

六、多传感信息融合系统的应用、智能机器人

多传感器信息融合的应用土壤是各种实用的多传感器系统，融合带来的多种优点，使之在工业、国防等各个领域得到了广泛的应用，这里简要介绍其在机器人方面的应用。

多感觉传感器系统与机器人相结合，形成感觉机器人和智能机器人。感觉机器人与智能机器人没有十分明确的界限，一般认为感觉机器人尽管已拥有一定的感觉，但只有低级的智能，无复杂的信息处理系统，只能在结构化的环境中从事简单的工作。智能机器人是这样一类机器人：机器人本身能认识工作环境、工作对象及其状态，它能根据人给予的指令和“自身”认识外界的结果来独立地决定工作方法，利用操作机构和移动机构实现任务目标，并能适应工作环境的变化。多感觉传感器、多信息融合系统与传统概念的机器人有机结合，构成了智能机器人。

智能机器人即所谓的“第三代机器人”，它与工业机器人是两种可以同时并存的自动机械，但它的研究目标在于从工程上模拟人（或其他生物体）的复杂动作及其相应的智能行为，并获得综合的机器实现。因此，智能机器人是工业机器人从无智能发展到有智能、从低智能水平发展到高度智能化的产物，它更接近于人们事先对于“机器人”的理想要求。

智能机器人应该具备四种机能：运动机能——施加于外部环境的相当于人的手、脚的动作机能；感知机能——获取外部环境信息以便进行自我行动监视的机能；思维机能——求解问题的认识、推理、判断机能；人一机通信机能——理解指示命令、输出内部状态，与人进行信息交换的机能。

由此可见，智能机器人的“智能”特征就在于它具有与外部世界——对象、环境和人相协调的工作机能。从控制方式看，智能机器人不同于工业机器人的“示教—再现”以及操纵机器人的“操纵”，而是一种“认知—适应”的方式。

下面介绍多传感器信息融合系统在机器人方面的几个应用。

• **移动机器人和自主车辆** 图 0-2 所示是移动机器人多传感器系统的应用示意图。视觉、力觉、触觉等外部传感器和机器人各关节的内部传感器信息融合使用，可使机器人完成如景物辨别、定位、避障、目标物探测等重要功能，并通过与环境模型的匹配完成路径规划、作业任务。机器人还可以通过不断修正环境模型而具有一定的学习功能，最后由一定控制方法向执行机构送出适当的指令，这样一个移动机器人具有较强的智能。具体的例子如 Hilare 移动机器人，它将触觉、听觉、视觉、激光测距等传感器结合起来，组成一个多感觉系统，使之能在未知环境下作业。不同传感器产生的信息，经过集成提供已知物体的位置和相对于机器人的定位，根据物体的特征和与机器人的距离，选择恰当的冗余传感器测量物体，每个传感器的不确定性建模为高斯分布。Stanford 移动机器人则将触觉、立体视觉和超波传感器用于非结构化人为环境中的机器人导航，两维环境模型采用分

层表示，最低层环境特征直接来自传感器的测量数据，高层为抽象的符号表示，来自多信息融合的结果，卡尔曼滤波用于机器人运动时的动态信息融合。另外，使用多传感器的自治系统的典型例子还有 Carnegie-Mellon 大学机器人所研制的自动驾驶汽车、MIT 开发的昆虫式小型爬行机器人等。

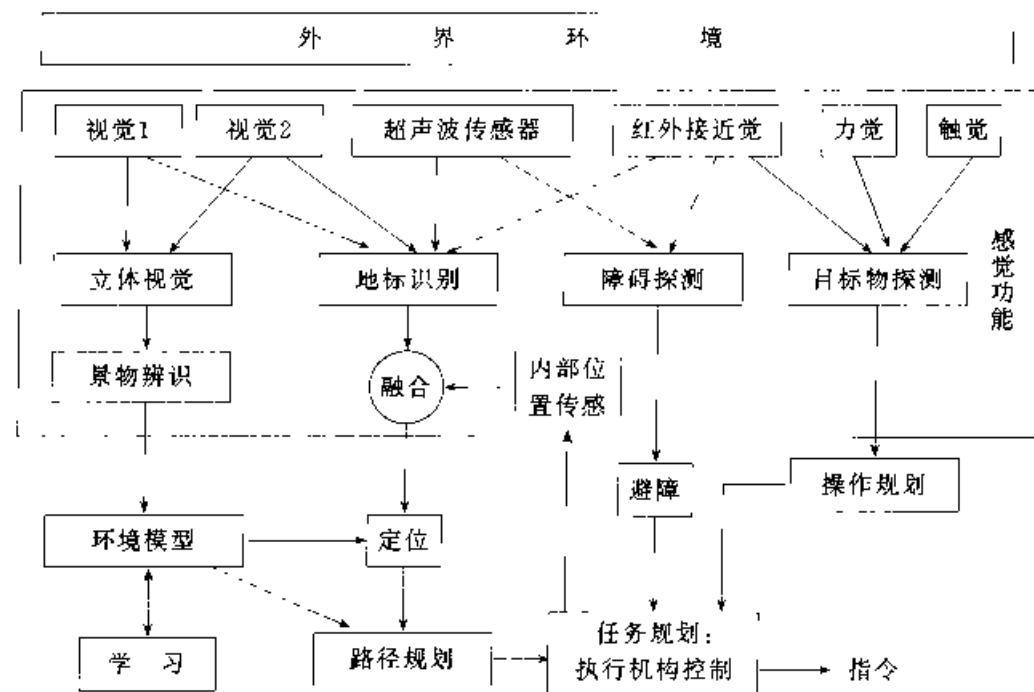


图 0-2 多传感器在移动机器人中的应用

- 工业领域** 多传感器系统在工业领域应用最多的是装配机器人。由于工业机器人一般均在结构化的环境中工作，工作环境的大部分特征是已知的，所以多传感器信息融合在该领域的应用比移动机器人要简单，现已有一些较为成熟的应用例子，表 0-1 列举了部分具有多传感器的工业机器人的应用情况。

表 0-1 多传感器系统和信息融合在工业机器人中的应用

工业机器人的工作场合	使用的传感器类型	研制者或机构	多传感器系统所完成的功能
电子产品装配	三维视觉+力传感器	Hitachi 公司	抓取随机放置的半导体器件，并将其安装到印制板上
机械产品装配	视觉+超声波+触觉+力/力矩传感器	Groen 等人	将三个不同的部件装到热水器上
包 装	视觉+力觉传感器	Smith 和 Nitan 等人	将随机送来的商标贴到车上适当的位置
加工制造业	视觉+激光扫描测距	Kremers 等人	引导机器人手臂完成随机接缝的电弧焊
产品检验	视觉·触觉	Georgia 理工学院	验明工件的一致性

七、本书内容安排

从前面的讨论可以发现，机器人的智能化离不开各种外部传感器，结构精巧、有多种感觉功能的复合传感器使智能机械手具有人手的一些功能，完成诸如自适应抓取、材料物性判断和力引导精密装配等。多传感器系统的使用需要性能优良、运行效率高的多信息融合系统与之配套，从而使机器人不光具有感觉，还拥有比感觉重要得多的智能，即机器人有了分析、判断、推理、决策的能力。本书收录了部分近几年来相关领域的最新科研成果，许多内容则是作者近几年来这方面研究工作的总结，包括机器人的多种感觉传感器（接近觉、触觉、滑觉三感觉组合传感器、PVDF 力觉、热觉传感器等），三感觉组合及其自适应智能抓取系统，针对目标分类（识别）的多感觉信息融合，以及具有多种感觉的智能机器人系统等。本书具体内容安排如下：

第一章触觉和滑觉传感器。给出了机器人触觉的一般要求，分别介绍了开关式、压阻式、光学式、压电式等几种机器人阵列触觉传感器的工作原理，触觉信号检出（扫描）及硬件处理电路，触觉信号的处理。简要介绍了几种滑觉传感器。

第二章人工皮肤触觉。介绍当今机器人触觉的最新进展，人类触觉特点与仿生触觉的传感器实现，人工皮肤触觉的结构，传感器模型，信号检出、特征提取，热觉传感器的设计、数学模型，热觉信号特征值算法的改进，滑觉信号的处理、实验等。

第三章接近觉传感器。介绍工程触须、反射光式接近觉传感器、超声波接近觉传感器。由接近觉、接触觉和滑觉组成的三感觉组合传感器及自适应智能抓取系统。

第四章力觉传感器。介绍机器人中使用的各种力传感器，腕力传感器的结构，应变片式腕力传感器，压电式腕力传感器，信号处理，输出信号到三维力矢量的解耦，给出了传感器的性能测试数据。

第五章机器人听觉。语音识别系统简介，机器人听觉系统的构成，声音的信号特征，特定人的语音识别系统和非特定人的语音识别系统。

第六章机器人视觉。介绍机器人视觉系统的构成，图像的获取，各种图像处理技术。主要讲解图像的编码，图像的分离，图像理解和识别技术，机器人三维视觉。

第七章多传感器信息融合的基本内容。包括传感信息的分类、传感器的建模、信息融合的控制结构、信息融合方法和拓扑结构等。

第八章多传感器系统定量信息融合。给出了定量信息融合的应用对象、步骤，定量信息融合中传感数据的一致性检验，最后讨论了各种基于参数估计的定量信息融合方法。

第九章多传感器系统定性信息融合。对多传感器系统定性信息融合的多种方

法作了较全面的讨论，包括 Bayes 统计决策法、D-S 证据推理、基于模糊集理论的信息融合、神经网络在信息融合中的应用等，在讨论分析的基础上指出了各方法的优缺点。

第十章粗糙集理论与信息融合。针对传感器数据的超载问题提出了粗糙集理论 (Rough set)。该理论通过对特征数据组求核及简化的方法，得到用于目标物识别的最快融合算法。

第十一章多感觉智能机器人。详细描述了我们课题组研制开发的具有视觉、力觉、触觉、滑觉、接近觉、热觉、温度觉等多种感觉传感器的智能机器人应用实验系统，介绍了多传感器系统在机器人作业时的应用，多传感器组合后产生的相互干扰和对策，多传感器信息融合用于目标分类，并与使用单一传感器进行目标分类的试验结果进行比较。

第一章 触觉和滑觉传感器

机器人触觉在机器人感觉系统中占有非常重要的地位，它具有视觉等其他感觉无法实现的功能。视觉借助光的作用完成，当光照受限制时，仅靠触觉也能完成一些简单的识别功能。更为重要的是，触觉还能感知物体的表面特征和物理性能，如柔软性、硬度、弹性、粗糙度、材质等，因此触觉传感器是机器人感觉系统中最重要的研究课题之一。迄今为止，在这一领域已有较多的文章发表和成果诞生。用弹性机械触点和压阻硅橡胶制成的触觉传感器是最早的触觉模型，后来又发展成利用受压变形的介质引起两端电极电容变化的原理；利用可视弹性膜与物体接触引起成像的原理；各种压电材料（PVDF、PZT 等）受压后引起电荷变化的原理；在有噪声激励的膜片上放置感压膜，当物体作用于感压膜表面时，声阻抗发生变化的原理等。在制作工艺上也有很大的改进，例如利用半导体集成工艺，采样电路 ASIC 化，感压源信号直接与制作在底板上的 MOSFET 相联以获得高的输入阻抗和较强的抗干扰能力，ASIC 化采样电路使外接引线大大减少。另外，各向异性的压阻材料如 CSA、FSR 等使得压阻型触觉传感器的研究出现了勃勃生机，而微电子技术的发展，制造了高速的触觉采样与控制电路，使触觉图像的采集与视频速率同步。本章从触觉传感器的一般要求出发，介绍几种典型的机器人触觉传感器结构、工作原理及其信号处理，最后介绍几种与触觉传感器关系密切的滑觉传感器。

第一节 触觉传感器的一般要求

机器人触觉的原型是模仿人的触觉功能，通过触觉传感器与被识物体相接触或相互作用来完成对物体表面特征和物理性能的感知。为了实现这一功能，研究者们设计了各种形式的触觉传感器以满足多种需要。1980 年 L. Harman 对工业、研究机构、政府部门等作了有关触觉传感器的调查，认为机器人触觉传感器应具备如下特征：

- 1) 传感器有很好的顺应性，并且耐磨。
- 2) 空间分辨率为 1~2mm，这种分辨率接近人指的分辨率（指上皮肤敏感分离两点的距离为 1mm）。
- 3) 每个指尖有 50~200 个触觉单元（即 5×10 , 10×20 阵列单元数）。
- 4) 触元的力灵敏度小于 0.05N，最好能达到 0.01N 左右。

- 5) 输出动态范围最好能达到 1000 : 1。
- 6) 传感器的稳定性、重复性好，无滞后。
- 7) 输出信号单值，线性度良好。
- 8) 输出频响 100Hz~1kHz。

上述技术要求可成为设计机器人触觉传感器的依据，但对特殊应用的触觉敏感仅这些要求还不够。

触觉传感器按传感原理基本上可以分为开关式、压阻式、压电式、光电式、电容式、电磁式等几类，下面分别介绍有代表性的几种触觉传感器。

第二节 触觉传感器开关

开关是用于检测物体是否存在的一种最简单的触觉制动器件。开关内部分隔成两个电接点。当一个电极上承受大于阈值的力时，该电极与另一个电极接触，这样可以用一个电回路来检测该开关接触与否。工业上利用小型开关阵列形成一种

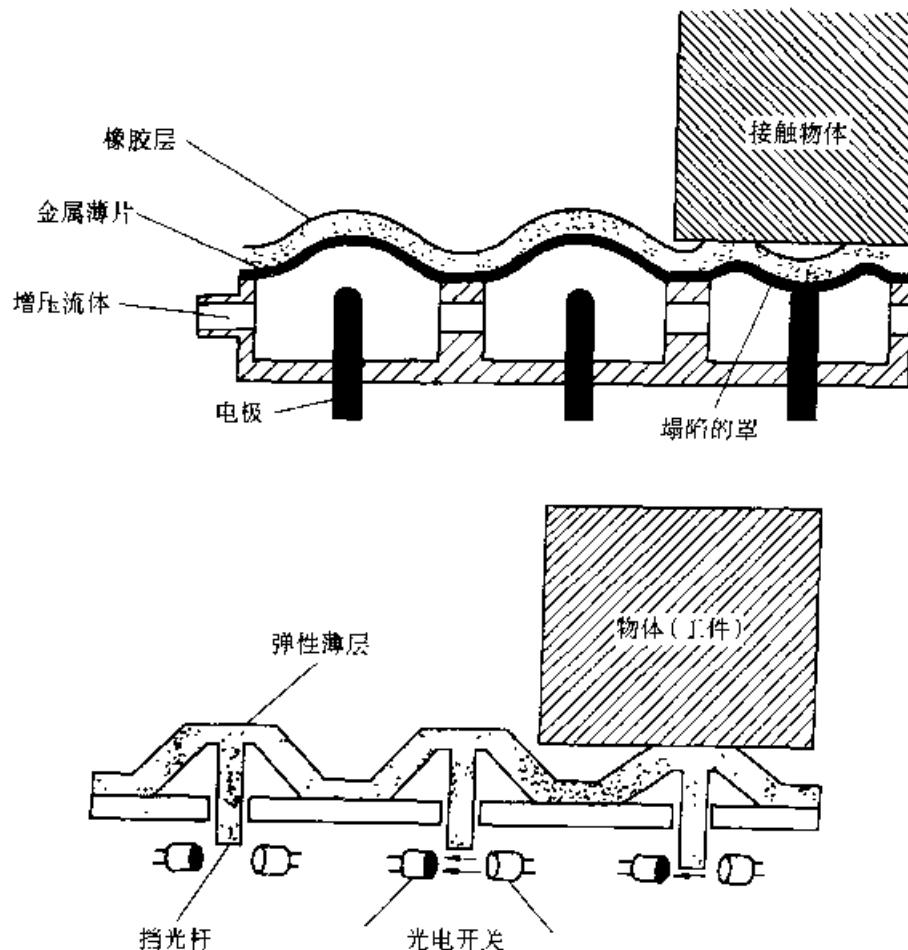


图 1-1 开关式触觉传感器的例子

价廉的触觉传感器，但是，即使采用最小的开关，其外形也十分大，并且这种阵列的空间分辨率低。这种跟输出信号的二进制（只发“开”或“闭”信号）相对应的二值阵列触觉传感器，严重地限制这一形式的触觉传感器可提供的信息量。尽管如此，利用开关阵列这一概念已开发了许多重要的传感器。图 1-1 所示即为这种传感器的例子。

第三节 压阻式阵列触觉传感器

对于阵列触觉传感器，人们最关心的是阵列数、阵列密度、灵敏度、柔软性、强固等技术指标。对于开关式触觉传感器，阵列密度难以提高，阵列数增加时外接引线也是一个很大的问题。利用敏感材料和硅工艺制作的阵列触觉可使阵列数及阵列密度得到很大提高，并且减少外接引线，但这种传感器往往缺乏应有的柔性，很难较通用地安装到不同形状的应用载体（如手指）上。使用柔软的压阻敏感材料制作阵列触觉传感器是一个较好的途径，事实上，这方面的研究一直很活跃。

一、传感器结构

压阻式阵列触觉传感器的基本结构是由相互平行的电极构成触觉单元的外接引线，上（行）电极与下（列）电极相互垂直，压阻材料放在中间，行列电极的交叉点定义为阵列触觉的一个触觉单元，如图 1-2 所示。

二、压阻材料

在压阻式阵列触觉传感器中，最关键的构件是敏感材料和电极。理想的敏感材料应该是有高的压力动态范围，能承受较大的过载，有柔性，重复性好，最好线性，滞后小，耐疲劳。但事实上，对于后两项，目前的敏感材料难有较好的指标。所以，该领域的专家一方面探索开发新的敏感材料，另一方面在信号处理上下功夫，取得了一些有一定实用价值的成果。另外，各向异性压阻材料的应用也受到很大的重视，如敏感材料在 z 方向有压阻变化特性，在 x 、 y 方向则无论受压与否，均有较大的阻值。图 1-3 所示就是具有这一特点的碳毡（CSA）的特性曲线。碳毡是一种渗碳的纤维材料，小压力时，阻值变化较大，所以，用它制作的传感器很灵敏，具有较强的耐过载能力，其缺点是有迟滞，线性差。导电橡胶也常用作触觉传感器的敏感材料，如在硅橡胶上有选择性地在对应电极的区域进行导电粒子的渗透，形成阵列导电橡胶单元，对应的触觉单元电极置于正下方，如图 1-4 所示。当单元受压时，电极两端的电阻随压力的变化而变化。压阻阵列触觉的阵列电极也有一定的要求，为了得到柔软的触觉传感器，其上层电极必须是柔软的，如用导电橡胶导线或 PET 板制作，有时，为了能使传感器安装到任意曲率的载体上，对低层电极也有同样的要求。

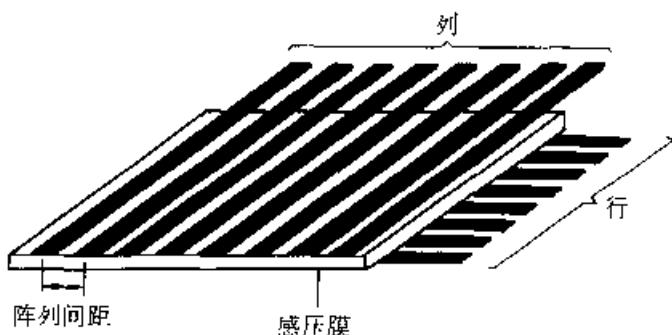


图 1-2 压阻式阵列触觉传感器的基本结构

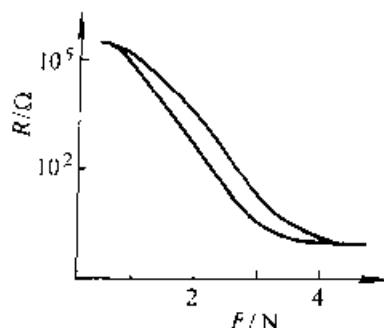


图 1-3 CSA 的压阻特性

三、采样电路

当传感器采用图 1-2 所示的结构时, 敏感材料的上端面布置了平行的行电极, 下端面布置平行的列电极, 行列交叉点构成了阵列压阻触元, 该触元的触觉性能将通过该触元上下电极间的触元阻值反映出来。阵列触觉采用行列电极的结构形式, 其目的是为了减少传感器的外接引线, 这对于传感器的实际应用具有重要意义, 但同时也不可避免地带来了触元间相互耦合的串扰噪声, 因为所有触元电阻是行列并联的。串扰噪声的生成可用图 1-5 给出解释。当扫描电路采样第 i 行、第 j 列电极时, 理论上是对触元 $T(i, j)$ 的 $R_{i,j}$ 进行测量, 但事实上, $R_{i,j-1}$ 、 $R_{i+1,j-1}$ 、 $R_{i+1,j}$ 三电阻所成回路与 $R_{i,j}$ 构成一并联电路。若 $T(i, j)$ 不接触 ($R_{i,j}$ 较大), 而另三个触元接触时, 同样有电流流过回路, 从而造成虚假的 $T(i, j)$ 接触现象 ($R_{i,j}$ 变小)。

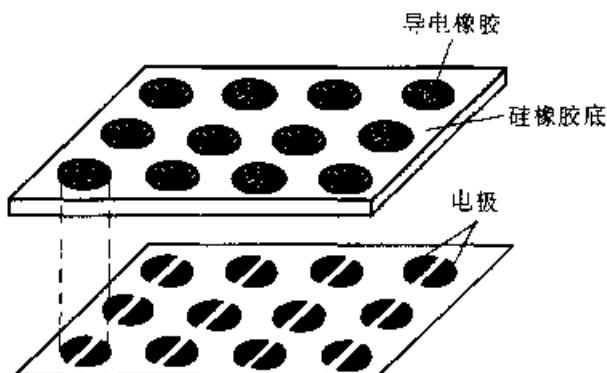


图 1-4 特种导电橡胶

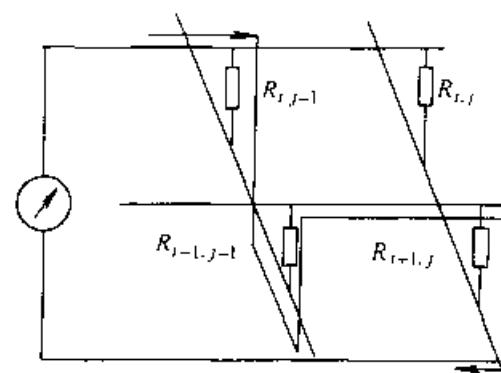


图 1-5 干扰噪声的生成

解决干扰噪声的方法有多种, 最简单的方法是每触觉单元单独引线, 或利用硅工艺对触觉单元预处理集成, 集成电路与传感器一体化。前者带来较多的外接引线问题, 而后者往往成本较高, 且传感器缺乏应有的柔性。另一种方法是在电极制作中, 设法使每个阵列电阻串入一个二极管, 阻断干扰电流的回路, 该方法需要在底层电极集成一组二极管, 同样将带来制作的复杂性并牺牲传感器的可挠曲性。第三种方法, 也是目前用得较多的方法, 称为“电压镜法”, 其原理如图 1-6 所示。被选扫描行接入参考电压 V_{ref} , 被选扫描列接参考电阻 R_{ref} 后接地, 参考电阻上的电位 V_m 经缓冲器后反馈到其余未被选中的各行列, 这样, 除正扫描的行

列，其余各行列在阵列电阻网中形成等势区，使与被测触点电阻并联的电阻网络无法形成干扰电流。这一扫描采样原理的实现一般要使用电子模拟开关，无论是多路模拟开关还是双向模拟开关，均存在着大小不等的导通电阻，导致电路的测量精度下降。当然电路可以设计一种补偿电路，对由模拟开关引起的电压损失用一个运算电路给予补偿，但这种扫描加补偿的办法使外围电路变得相对复杂，且数据采集速度较慢。第四种方法与第三种方法类似，即原非选中行列的电压反馈改为直接接地，被选行接参考电压，被选列直接读出电压值（不接参考电阻）。反之，被选列接参考电压，被选行读出输出电压。根据这二种选通方式得到的参数可联合求解被选触觉单元的电阻值。显然，同样情况下，该方法与前一方比，单帧触觉图像的采样时间要增加一倍。

上面介绍的几种扫描采样电路的一个共同点是，每次只扫描一个触觉单元，而每一触觉单元阻值的采样均要经过模拟开关选通、电路稳定、A/D 采样保持、转换等，因压阻阵列有一定的容性负载，电路稳定的时间占较大比重，所以针对单触元扫描的方法，其触觉图像的采集速度会受到很大限制，尤其当触觉的阵列数增加时。根据经验，一帧 16×16 压阻阵列触觉图像的采集，即使选用高速 A/D，触觉传感器的频响也难以超过 50Hz，况且随着阵列数的增加频响会更低。为提高扫描采样速度，需要研究新的采样方法，图 1-7 给出了一种较好的扫描采样电路——行扫描采样法，图中阵列数为 $n \times n$ ，每次扫描一行，从而大大提高了单帧触觉图像的读出速度，为整个触觉系统的实时性打下了硬件基础。本方法在提高触觉采样速度的同时，同样较好地解决了行列间的串扰噪声问题。图 1-7 中，正扫描行为第 S 行，该行通过多路模拟开关接 V_{ref}^+ ，其余各行经双向模拟开关接地。各行在接入传感器行电极前由模拟缓冲器增加驱动能力，以消除模拟电子开关对扫描电路的影响。传感器的各列电极输出直接接入高频宽带运算放大器的“-”极，并通过反馈电阻 R_f 与输出相连，“+”极接地，这样各列电极电位均为“虚地”，阵列电阻网络中唯有第 S 行电极具有 V_{ref}^+ 电位，其余各行列电极均为零电位。以第 S 行扫描中的一个触觉单元 R_{ST} 为例，如图 1-8 所示，其中 r_s 为第 S 行泄漏电阻， r_t 为第 T 列泄漏电阻，表示为

$$\frac{1}{r_s} = \sum_{i=1, i \neq T}^{n-1} \frac{1}{R_{Si}} + \frac{1}{R_c} \quad (1-1)$$

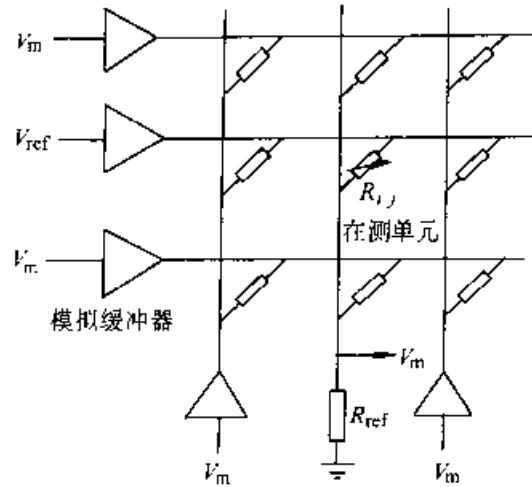


图 1-6 “电压镜”式扫描采样

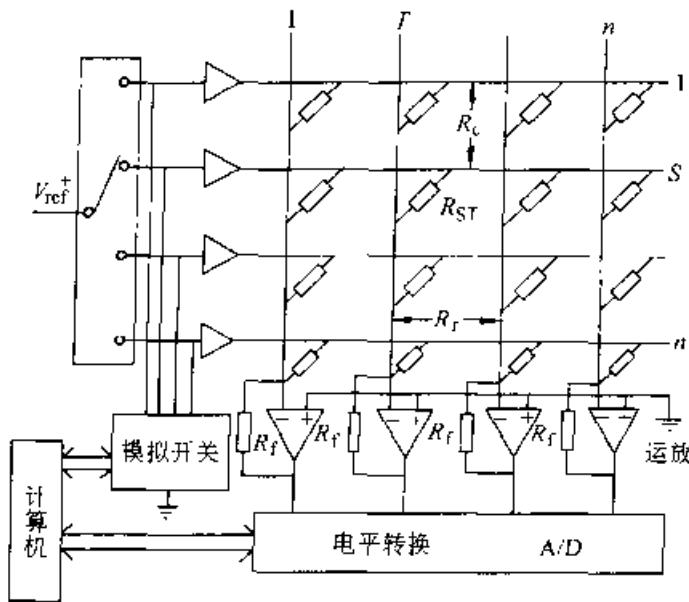


图 1-7 行扫描电路

$$\frac{1}{r_i} = \sum_{j=1}^{n-1} \frac{1}{R_{ij}} + \frac{1}{R_t} \quad (1-2)$$

式中, R_c 、 R_t 为行列电极间的绝缘电阻。对电路的分析可知, 该电路为典型的反向加法运算电路

$$V_{out} = -R_t \left[\frac{V_{ref}^-}{R_{ST}} + \frac{0}{r_i} \right] = -\frac{R_t}{R_{ST}} \cdot V_{ref}^+ \quad (1-3)$$

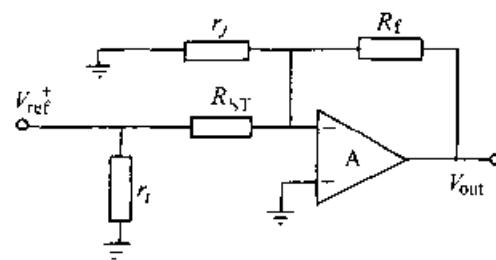
当 R_t 、 V_{ref} 选定后, V_{out} 仅与 R_{ST} 有关。该电路当 r_i 很小时 ($r_i \rightarrow 0$), 式 (1-3) 的运算会带来误差, 具体地说, 运算放大器的放大倍数将由此而下降, 下降后的放大倍数 A_L 可由下式描述

$$A_L = A \cdot \beta \quad (1-4)$$

$$\beta = \frac{R_{ST} \cdot r_i}{R_t (R_{ST} + r_i) + R_{ST} \cdot r_i} \quad (1-5)$$

r_i 的阻值不可能无限小, 这可由制作传感器的敏感压阻材料予以保证。考虑到触觉传感器的强度, 触觉传感器上施加的接触力本身也有一定限制。如对于压阻材料 CSA, 若触觉单元力灵敏度为 0.05N、动态范围 1000, 则单元受力 50N 时, 实测阻值为 20Ω 左右, 当列电极上各触觉单元都受最大压力时, 为最恶劣情况

$$r_i = \frac{1}{15} \times 20\Omega \approx 1.3\Omega \quad (1-6)$$

图 1-8 触觉单元 R_{ST} 电回路

由式(1-4)、式(1-5)知,此时的 A_L 约为原放大倍数 A 的 r_f/R_f (若 $R_f=1.3k\Omega$,则 A_L 为原 A 的千分之一)倍,其直接后果是电路的运算精度下降。显然,在使用过程中限制触觉单元受力的同时,通过选用高频宽带运放,可以补偿 r_f 过小带来的损失。在测量过程中,图1-8中 R_f 应选用高精度精密电阻以保证扫描行中各触元输出的一致性,而 R_f 的大小则根据动态范围内触元电阻 R_{ST} 的变化合理取值。图1-7扫描采样电路中的电平转换电路主要完成运放输出电压反向及触觉动态范围内的电压变化与A/D转换器件的输入匹配(一般为0~5V)。由于一次采样输出一行数据,A/D转换可由多个A/D转换器同时进行,也可用一个高速A/D转换器轮回扫描,具体视系统的实时性要求而定。A/D转换后的数据被送往计算机进行后续的数据处理。

第四节 光学式触觉传感器

一块清澈塑料可用作光波导。在边缘引入的光通过全内反射可在塑料片的两边传播,并在相反一边射出。决定两种介质界面反射光量的性能称折射率。折射率 n 是真空中的光速 c 和介质中光速 v 的比。

$$n=c/v \quad (1-7)$$

空气的折射率约为1,而有机玻璃(聚甲基丙烯酸甲酯)的折射率约1.5。有机玻璃是一种适合于制作光波导的清澈塑料。光从光密媒质向光疏媒质传播时发生全内反射,并在大于临界角 θ_c 处照射到两种介质的界面上。

$$\sin\theta_c=n_2/n_1 \quad (n_1>n_2) \quad (1-8)$$

光照射到界面的角度通过界面法线测量。若光照射到角度大于 θ_c (=41.8°)的有机玻璃和空气界面,则光沿着有机玻璃光波导传播。光波导表面跟外部物体接触时,接触点处全内反射被破坏,光从光波导相反一侧出射。可利用这种原理构成高分辨率的触觉传感器。实际上,一块韧性的薄膜层设置在外部物体和光波导之间,以便保护光波导并隔断外部光源。图1-9所示为采用这种效应的触觉传感器原理图。

从光波导背面出射的光可由光电二极管阵列(CCD)、固态光传感器等

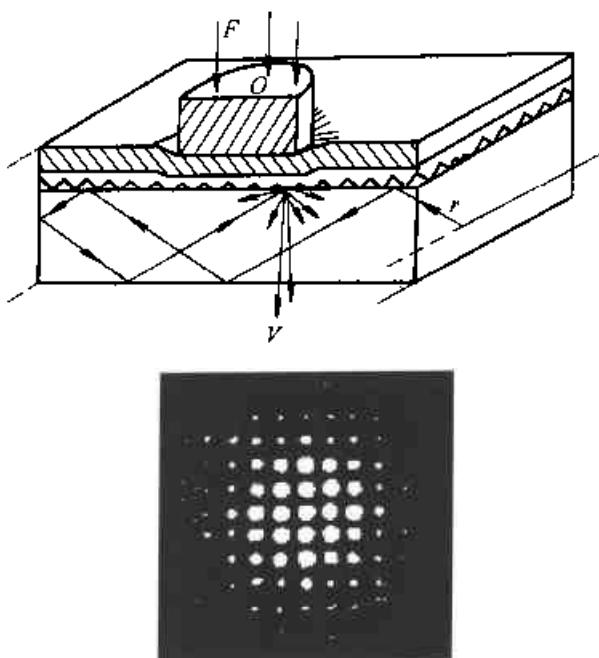


图1-9 利用破坏全内反射原理的触觉传感器

设备检测，或者通过光纤使光通过传感器传播开，如图 1-10 所示。

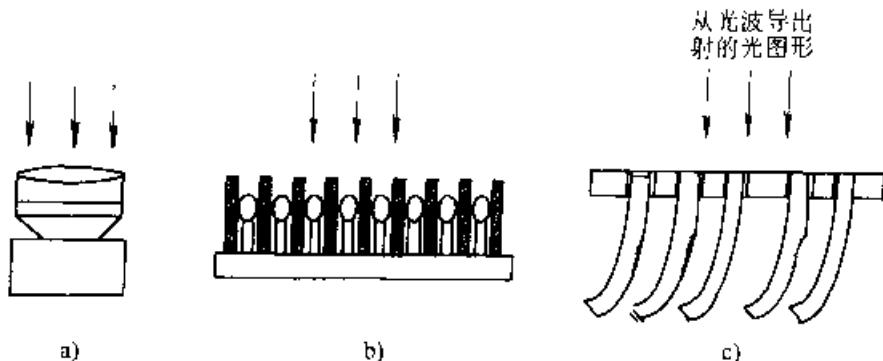


图 1-10 检测出射光的方法

a) 照相机 b) 光电二极管阵列 c) 光纤

具有扁平表面的反射橡皮薄片可给出高分辨率的二进制（接触或无接触）图像。若橡皮薄片跟织物表面铸在一起（与波导面接触处有凹凸性），则可获得跟接触面积和外力成比例的输出。

这类光学触觉传感器同样可用反射橡皮材料制成敏感剪切力的传感器。剪切力通过橡皮薄层材料内部埋置的特别结构用图像显示出来。图 1-11 所示为一种实例。微细杠杆受外力作用时橡皮元件变形。若有剪切力传递到微细杠杆，则杠杆被推进，从而使橡皮元件跟光波导形成不同的接触，以接触点的面积计算受力，以接触点面积的不平衡性推知剪切力。

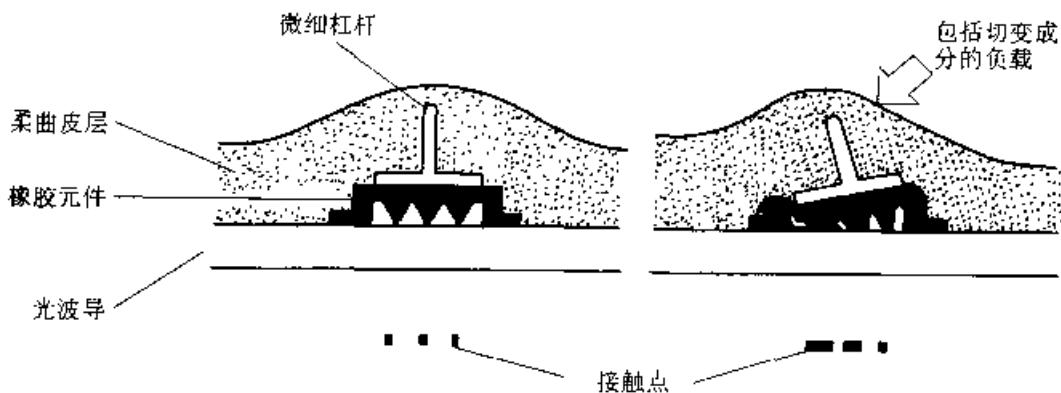


图 1-11 用微细杠杆测量剪切力

第五节 其他类型的触觉传感器

一、压电触觉传感器

机器人用压电式触觉传感器最常用的压电材料是 PVDF 膜。同样，压电阵列传感器也存在引线问题，由于压电信号比阵列电阻更难用外引线的方式取得信号，压电阵列触觉传感器一般采用集成电路的形式。图 1-12 所示为 Edward, S. 等人

研制的压电阵列触觉传感器的基底，上面覆盖厚度为 $25\mu\text{m}$ 的 PVDF 膜，并用软材料（如橡胶）封装。当传感器表面受压时，PVDF 产生的电荷通过图中电极（ 5×5 的黑方块）传至基底上的集成电荷放大器，通过移位电路读出对应单元的压电信号。这种触觉传感器可达到很高的分辨率，图 1-12 中尽管阵列数只有 5×5 ，但间距为 0.6mm ，其分辨率甚至优于人类皮肤（人的皮肤被认为是 1mm 的分辨率）。当触元受力范围为 $0.008\sim 0.6\text{ N}$ 时，信号输出有良好的线性。整个传感器的频响为 33Hz 。信号采集前对触觉单元预充电和引线细化较好地解决了信号的不稳定性（随机性）和交叉干扰噪声。

由于 PVDF 膜具有良好的压电和热释电性，又有很好的柔顺性及综合力学性能，目前被认为是最好的制作机器人触觉传感器的敏感材料，近来已有人用其研制模仿人类皮肤的人工触觉（有热觉、触觉、痛觉等多种复合感觉），第二章人工皮肤触觉将详细介绍有关内容。

二、电容式触觉传感器

图 1-13 所示为电容式阵列触觉传感器 (8×8) 原理示意图，它由垂直布置在受力变形的介质两侧的导电条制成，各垂直交叉的单元构成触元的敏感电容，根据电容的变化推知对应触元上的受力情况。若用普通硅橡胶作介质，当胶面作用有均匀分布载荷时，由 Hooke 定理知，受压后只产生各个方向的应力，但并不产生变形，即交叉极上的电容并不改变，所以介质材料必须用弹性可压缩性的介质，可选用带细密气孔的硅橡胶。当 x 方向受力时，微粒橡胶向 y 、 z 方向伸展 ($\sigma_y = \sigma_z = 0$)， x 方向的应变为

$$\epsilon_x = \frac{1}{E} \left[\sigma_x - \frac{1}{2} (\sigma_y + \sigma_z) \right] = \frac{\sigma_x}{E} \quad (1-9)$$

显然传感器灵敏度取决于介质材料的弹性模量 E 。电容变化量的读出电路参看图 1-13。图中， $V_m = V_0 \cos \omega_0 t$ ，是定幅值、特定频率的调制信号； C_{cell} 是触元电容； C_{ref} 是放大器的反馈电容。理想状况下有

$$V_{out} = -V_m \cdot \frac{C_{cell}}{C_{ref}} \quad (1-10)$$

事实上有介质泄漏和交叉噪声（crosstalk）出现。交叉噪声主要来自于与输出电极并接的分布电容，当放大器的增益大于 200 时，分布电容的影响变得很小，而调制信号的频率是影响传感器性能的重要参数，即频率愈高输出阻抗愈小，但放

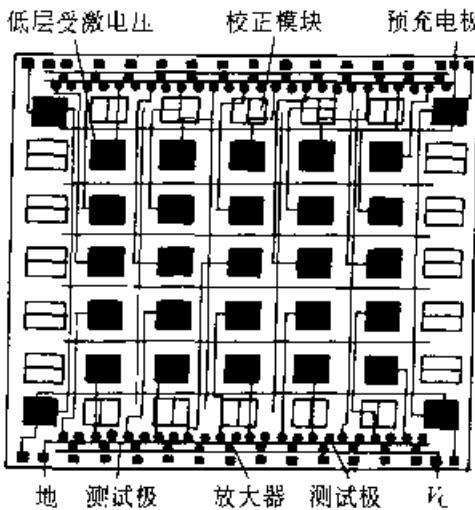


图 1-12 集成压电阵列触觉传感器

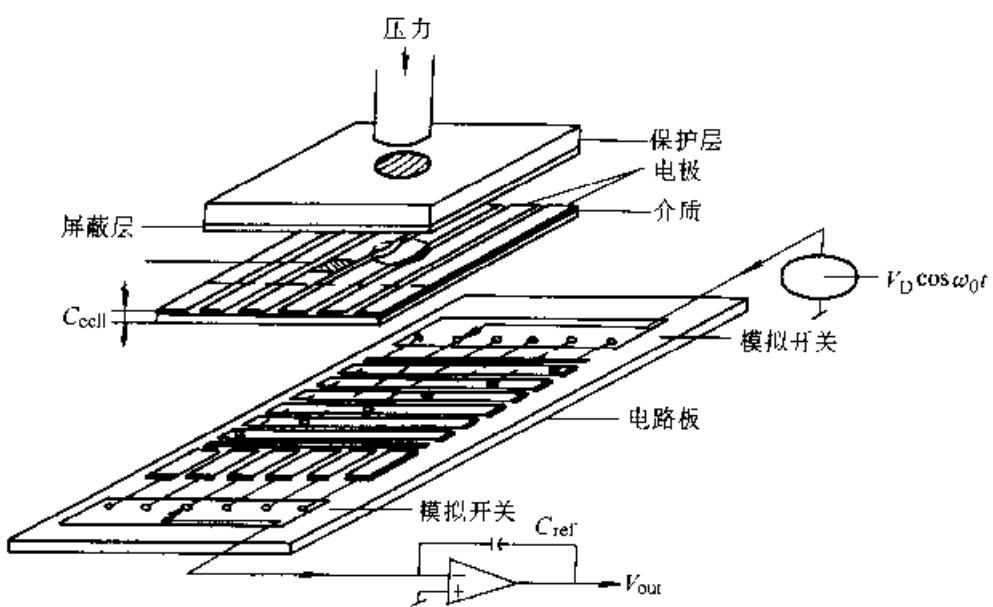


图 1-13 电容式触觉传感器

大器的增益将降低。Siegel 综合了这两者的因素，选择调制频率为 200kHz，较好地解决了传感器输出阻抗与 MOSFET 放大器的匹配及消除交叉噪声等问题。

第六节 触觉图像及其处理

若用 8 位 A/D 作为触觉信号的 A/D 转换器件，则 16×16 阵列触觉为 16×16 个像素，256 个灰度级的触觉图像。每个像素对应一个触觉点，灰度表示该触觉所受的压力值。这样，触觉图像的处理犹如视觉信号处理，通过对它的处理可以获得一些有关被抓物体的信息。

为得到被抓物体在传感器上接触表面的成像，一般先要对采样电路得到的触觉图像进行滤波。滤波的方法很多，最常用的是中值滤波。滤波后的触觉图像具有较好的分析性能。通过信号处理，可以从触觉图像得到如下一些参数：压力、接触面积、触觉图像中心位置、方位角，还可通过多帧触觉图像的动态变化得到滑移距离。

一、基本参数

当物体与触觉传感器相接触时，有关被抓物体的基本参数包括接触面积、接触压力和接触面中心位置等。

设触觉传感器阵列数为 $n \times m$, P_{ij} 是触觉图像的触元压力值(像素), $i=1, \dots, n$, $j=1, \dots, m$, 则触觉传感器所受的总压力 P_t 与平均压力 P_m 可表示为

$$P_t = k \sum \sum P_{ij} \quad (1-11)$$

$$P_m = P_t / S \quad (1-12)$$

式中, k 为比例系数; S 为总接触面积。

为求得 S , 需对触觉图像进行二值化处理。二值化阈值可根据经验或由图像的直方图得到。二值化后的触觉图像有时还要去除非联通的孤立点(噪声, 非接触点), 使触觉图像与接触面一致。二值化触觉点通过式(1-13)得到。

$$Q_{ij} = \begin{cases} 1 & P_{ij} > P_s \\ 0 & P_{ij} < P_s \end{cases} \quad (1-13)$$

式中, P_s 为阈值。

则, 接触面面积为

$$S = h \sum \sum Q_{ij} \quad (1-14)$$

式中, h 为关于阵列间距的系数。

触觉图像中心点的坐标可通过下式计算后得到

$$x_g = (\sum \sum x_i \cdot Q_{ij}) / S \quad (1-15)$$

$$y_g = (\sum \sum y_i \cdot Q_{ij}) / S \quad (1-16)$$

式中, $x_i = (i + 0.5) d \quad i=1, \dots, n$

$y_j = (j + 0.5) d \quad j=1, \dots, n$

式中, d 为阵列间距。

二、触觉图像方位角

触觉图像的方位对于机械手可靠抓握目标物具有十分重要的意义。例如, 当触觉传感器置于手爪的掌心部位, 被抓对象为方形柱体, 手爪通过触觉传感器感知工件的方位, 然后调整手指转向, 使抓取手指指向平面而非棱角。对于简单的规则物体方位角可由下式计算

$$TH = 0.5 \cdot \arctan [(y_g - x_g) / (2M_{xy})] + \text{sgn}(M_{xy}) \cdot \frac{\pi}{4} \quad (1-17)$$

$$M_{xy} = \sum \sum x_i \cdot y_j \cdot Q_{ij} / S$$

式中, M_{xy} 为惯性矩。

或由图像的 $p+q$ 价中心距得到。图像的 $p+q$ 价中心距表示为

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (x_i - x_g)^p (y_j - y_g)^q Q_{ij} \quad (1-18)$$

图像主惯性轴姿态角为

$$\theta = (\arctan (2\mu_{11} / (\mu_{10} - \mu_{01}))) / 2 \quad (1-19)$$

对于复杂物体, 不能简单地由方位角给出形状特性, 需要对图形进行进一步的分析和计算后得到, 一般需要特殊问题特殊处理。

三、触觉滑移信息

如果将触觉传感器安装在机械手指上, 在目标物的抓取及运动过程中, 物体

可能产生的滑移也是我们感兴趣的问题之一。另外，主动触觉搜索目标的过程中也需要获得有关触觉图像移动的信息。触觉图像的最小移动分辨率与触觉单元间的距离有关，阵列密度越高，滑移分辨率也越高。滑移量可由物体发生滑移前后二帧被采样的触觉图像比较后得到。若用 K 表示第 K 次采样， $K-1$ 为上一次采样，则滑移距离 L_d 、滑移方向 L_r 及滑移转角 L_a 为

$$L_d = \text{SQRT}[(x_g(k) - x_g(k-1))^2 + (y_g(k) - y_g(k-1))^2] \quad (1-20)$$

$$L_r = \arctan[(y_g(k) - y_g(k-1)) / (x_g(k) - x_g(k-1))] \quad (1-21)$$

$$L_a = TH(k) - TH(k-1) \quad (1-22)$$

第七节 机器人专用滑觉传感器

由上节得知，滑觉信息可从触觉图像的动态变化中获取，这使触觉传感器同时具有触觉和滑觉的双重功能，但有时为了一些特别的用途，也制作专用的滑觉传感器。图 1-14、图 1-15 所示就是这种滑觉传感器的例子。

图 1-14 所示是南斯拉夫贝尔格莱德大学研制的机器人专用滑觉传感器。它由一个金属球和触针组成，金属球表面分成许多个相间排列的导电和绝缘小格。触针头很细，每次只能触及一格。当工件滑动时，金属球也随之转动，在触针上输出脉冲信号，脉冲信号的频率反映了滑移速度，脉冲信号的个数对应滑移的距离。

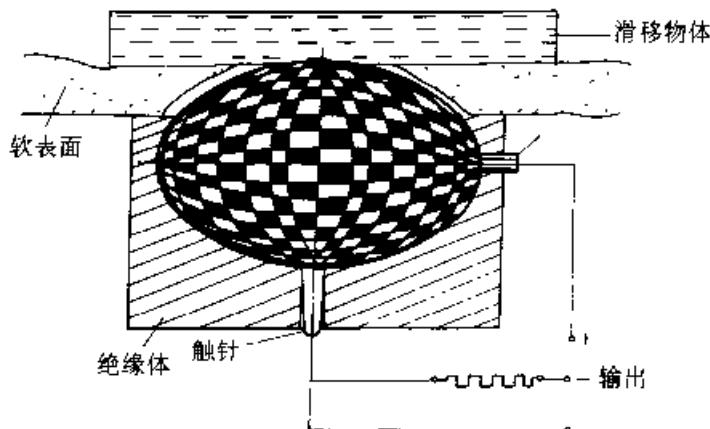


图 1-14 贝尔格莱德大学研制的机器人专用滑觉传感器

图 1-15 所示是根据振动原理制成的滑觉传感器。图中钢球指针伸出传感器表面，并与被抓物体接触。若工件滑动，则指针振动，线圈输出信号。使用橡胶和油两种阻尼器可降低传感器对机械手本身振动的敏感。

机器人滑觉在机器人控制中的应用与人抓取物体的情况类似。当机器人抓取工件时，按抓取时夹紧力的大小可分为以下两种：①硬抓取，机器人末端执行器利用最大的夹紧力抓取工件，以保证可靠抓取，在机器人无感知的情况下就采用这种抓取方式；②软抓取，手爪的控制使夹紧力保持在能稳固抓取工件的最小值，

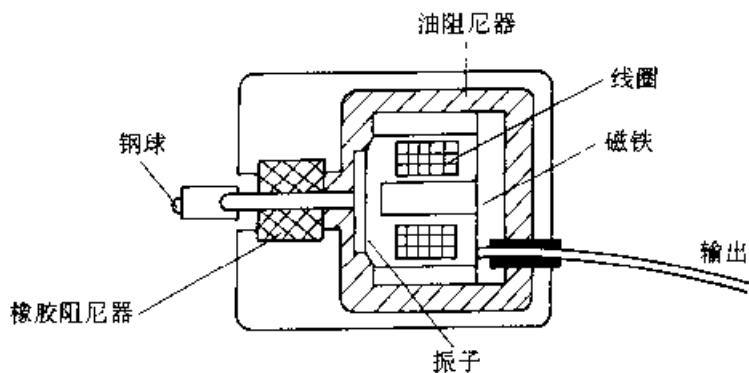


图 1-15 基于振动的机器人专用滑觉传感器

以免损伤工件，当机器人拥有滑觉传感器时，可采用这种模式。所以，滑觉的使用将使机器人的抓取动作变得更加温柔。

小 结

纵观各国机器人触觉技术现状，到目前为止，触觉传感器尚未走出实验室，能够商业化应用的几乎没有，主要原因是传感器的可靠性（reliability）和强固性（robust）不够。导致这些问题的因素主要是敏感材料的性能，传感器的制作原理和工艺，传感器的封装技术和材料性能等有待提高。无论是用哪种形式、原理制作的触觉传感器，都存在下面一个或多个电性能或敏感材料特性上的缺陷：

- 1) 信号噪声 (noisy)。
- 2) 非线性 (nonlinear)。
- 3) 漂移 (drift)。
- 4) 敏感材料迟滞性 (hysteresis)。
- 5) 疲劳 (fatigue)。

所有这些因素都将影响触觉传感器的性能与实际使用，这些问题的解决将直接推动触觉传感器的实用化进程。当然良好的传感器制作工艺，高强度、耐磨、具有弹性的表皮封装材料，传感器的抗过载等能力也是十分重要的因素。尽管机器人触觉传感器尚处于应用试验阶段，但随着微电子、集成电路等技术的发展和新材料的不断出现，触觉传感器正朝着集成化、多功能、复合化、(阵列的)高密度方向发展。敏感单元的集成制作，采样电路 VLSI 化，传感信号的采集与多种特征信号的分离，触觉、滑觉与其他感觉传感器一体化，阵列触元间距的缩小等无不意味着这一趋势。触觉系统作为机器人感觉系统的一部分，触觉信号处理也将与视觉信息及其他传感信息融合，以协同完成机器人对环境的感知和对目标对象的识别。近年来，机器人传感信息的处理与控制的结合正日益受到重视，从而使机器人的触觉研究从被动触觉转向主动感知 (Active Perception)。研究者们认识到，

被动方式获取的触觉信息和图像往往是局部的信息，对机器人完成作业和识别限制很大，而且也忽略了只有通过主动触摸才能获取的多种信息如硬度、表面纹理、整体形状等。盲人的触摸认识过程是触觉与手臂运动、大脑记忆等协同完成的，从而使人们认识到主动触觉将是一种更好的获取环境和目标信息的方式。完成主动触觉需要机器人的位置传感器甚至视觉相配合，整个主动触觉识别过程是触觉传感器、位置传感器、控制系统及探索过程程序（EP）相互协调的系统过程，所以机器人触觉传感器的研究在不断提高单体性能的同时，也逐步演变成机器人触觉系统的概念。

第二章 人工皮肤触觉

机器人触觉技术的发展十分迅速，近十几年来，已有相当多的成果诞生。随着新型敏感压阻材料 CSA、FSR 等的出现，各向异性的感压导电橡胶出现了，这使得更高分辨率的触觉传感器成为可能。如 Bert Tise 等人研制的高分辨率数字触觉传感器，其单元力灵敏度为 0.03N，阵列密度为 16×16 ，空间分辨率为 0.8mm，外形尺寸 $20\text{mm} \times 20\text{mm}$ 。而 Edward, S. 等人利用现代集成电路技术，将阵列触觉传感器的空间分辨率提高到 0.6mm 以下，其分辨性能甚至优于人类皮肤（人的皮肤被认为是 1mm 的分辨率）。曾经有一段时期，触觉的阵列数与空间分辨率成为某些研究者的目标，Makoto Shimojo 等人研制的 64×64 阵列触觉传感器便是一个很好的例子，所以有学者提出，机器人触觉的研究是否已走入一个误区？各种高技术成果大量诞生，并陆续得到应用，但触觉技术还基本停留在实验室水平上。触觉的实用化应是我们研究的最终目标，从触觉的使用环境和感知对象来看，并非所有的触觉都需要高的阵列数与空间分辨率，阵列数 16×16 以下、空间分辨率 $\geq 1\text{mm}$ 已足以胜任作为一般用途使用的触觉传感器的任务。而传感器的表面柔顺性、可组合性、强固性倒是一个十分突出的问题。若希望将触觉和其他感觉传感器都装在机器人的手指上，还须考虑传感器的空间可安装性、能否与其他传感器组合在一起等。在这一思路的影响下，人们开始致力研究具有多种感觉的复合传感器。在机器人触觉方面，提出了“人工皮肤”触觉概念，它具有类似于人手皮肤的多种感觉功能：触、滑、热、痛等，传感器可任意大小，表面柔顺并能弯曲，可方便地移植。人工皮肤触觉是 20 世纪 80 年代末新兴的触觉研究方向，它的主要特点是功能上与人的皮肤类似，即具有柔软的传感器表面，温热的传感器体，灵敏的触、滑、热等感觉，传感器的尺寸、形状不受制作工艺的限制。该方面研究的典型成果是 Dario, P 研制的拟人化触觉手指，其形状和结构如图 2-1 所示。他利用 PVDF（一种高分子材料）具有的压电和热释电性研制了一个有 128 个触点、间距 2.5mm 的仿人手指触觉传感器，可以装在机械手爪的指尖关节。它由双层 PVDF 组成，分别作为表皮传感器和真皮传感器，中间设置有加热层，在传感器与物体接触时发生热交换，由 PVDF 来检测物体导热性的好坏。通过采样各

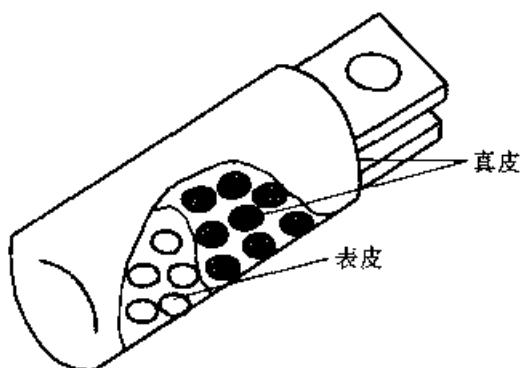


图 2-1 拟人化皮肤触觉传感器

触点的输出信号获得有关触觉、热觉的信息。尽管人工皮肤手指具有很高的灵敏度，但还存在一个未解决的问题，即在某些场合触觉信号和热觉信号难以区分。

本章研究的人工皮肤触觉是集触觉、压觉、滑觉、热觉于一体的多功能复合传感器，该传感器以 PVDF 为敏感材料，在传感器的结构设计与信号采样上有独到之处，较好地解决了多感觉功能复合及各感觉信息间的相互混淆问题。

第一节 人工皮肤触觉的结构

本文讨论的人工皮肤触觉传感器的结构剖面如图 2-2 所示。它是一种层状结构，传感器表面是一层柔软的带有圆锥体小齿的橡胶包封表皮，敏感层为上、下两层 PVDF，上层 PVDF 为普通镀膜（金属电极），即整片镀膜，下层则由特种镀膜成条状。如图 2-3 所示，条状 PVDF 的引线，通过硅导电橡胶引到接线电极（板）上。上下两层 PVDF 之间，有电加热层及柔性隔热层。加热层使传感器表面保持适当温度（50~70°C），进行恒温控制或恒功率加热，从而可利用 PVDF 的热释电性测量被接触目标物的导热性能。柔软的隔热层营造人工皮肤触觉的两个测试空间，即上层的热觉测试和下层的触觉和滑觉、滑移距离的测试，而不至于太多的影响下层触觉的灵敏度，此种结构使触滑觉信号基本不受传感器接触物体后的热传导的影响。加热层是一层很薄的导电橡胶（厚度<1mm），两边用导电胶与金属电极粘接固定，阻值为 100~150Ω。当电极间加 12V 电压后，导电橡胶发热，功率为 1W 左右。经测试，环境温度为 20°C 时，制作的人工皮肤触觉表而温度为 52°C（热动态平衡时）。当传感器接触目标物体后，由于传感器表而温度高于物体温度，发生热传导现象，传感器表而温度下降，即上层 PVDF 有触压、热混合信号输出。由于加热层在下层 PVDF 上方，又有隔热层的保护，热传导作用对下层 PVDF 几乎无影响，即下层 PVDF 只输出触压信号，并当物体滑动时检测其滑动。按条状 PVDF 中各条 PVDF 输出的信号特征和触压区域的转移可推得物体的滑移距离，同时，下层 PVDF 信号和上层 PVDF 信号综合处理后可彻底区分热觉和触觉信号。图 2-4 所示为根据研制的机器人手爪配制的两个人工皮肤触觉传感器（手指）的照片。



图 2-2 人工皮肤结构剖面图

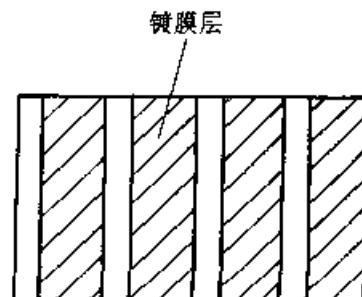


图 2-3 特种 PVDF 镀膜形状

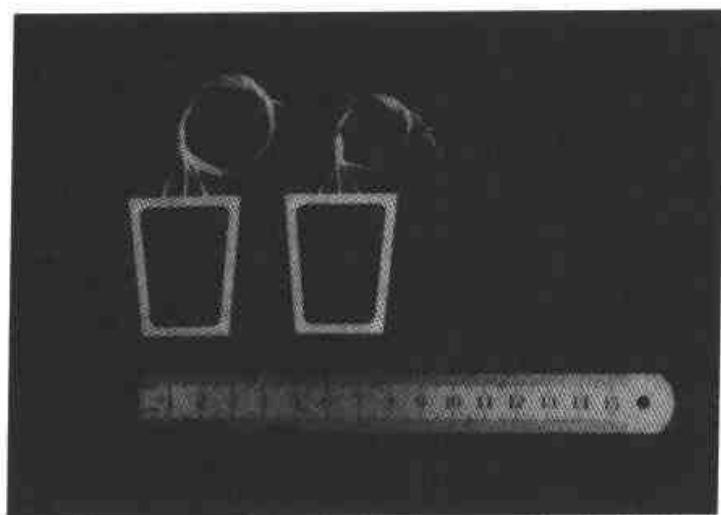


图 2-4 传感器照片

第二节 信号的检出与重构

由 PVDF 的热电及压电效应生成的传感信号是微弱的电荷信号, 所以信号的检出与处理显得尤为重要。以压电生成的电荷信号为例, PVDF 的换能模型可简单地由图 2-5 表示。

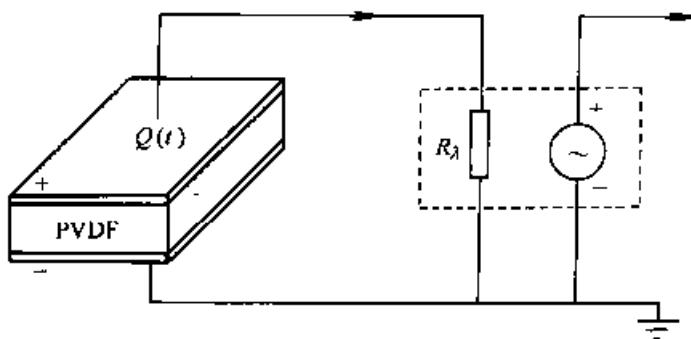


图 2-5 PVDF 换能模型

设 PVDF 微单元的上下两端面镀有电极, 成为一个换能电容, 当作用在微单元上的应力变化时, 将在电容两极生成电荷

$$\Delta q = \sum_{j=1}^3 d_{3j} \Delta \sigma_j \quad (2-1)$$

式中, Δq 为单位面积上生成的电荷; $\Delta \sigma_j$ 为各向应力的变化量; d_{3j} 为各向压电常数。

若将换能器接入一输入电阻为 R_A 的放大器时, 则可得压电效应的动态方程为

$$Q(t) = \sum_{j=1}^3 d_{3j} \Delta \sigma_j(t) - \int_{t_0}^t i dt \quad (2-2)$$

式中, i 为漏电流。

考察传感器上一个点 (x, y) 的初始电荷面密度为 $q(x, y, t_0)$, 则 t 时刻的电荷面密度为

$$q(x, y, t) = q(x, y, t_0) + \int_{t_0}^t \left[\sum_{j=1}^3 d_{3j} \frac{\partial \sigma(x, y, t)}{\partial t} \right] dt \quad (2-3)$$

那么对于面积为 Ω 的 PVDF 上的电荷

$$Q(t) = Q(t_0) + \iint_{\Omega} \left[\int_{t_0}^t \sum_{j=1}^3 d_{3j} \frac{\partial \sigma(x, y, t)}{\partial t} dt \right] dx dy \quad (2-4)$$

由图 2-5 所示的电路可得

$$i \approx \frac{Q(t)}{R_s \cdot C} \quad (2-5)$$

将传感器接入放大电路后式(2-4)应考虑泄漏, 由式(2-5)并参照式(2-2)得

$$Q(t) = Q(t_0) + \iint_{\Omega} \left[\int_{t_0}^t \sum_{j=1}^3 d_{3j} \frac{\partial \sigma(x, y, t)}{\partial t} dt \right] dx dy - \int_{t_0}^t \frac{Q(t)}{R_s \cdot C} dt \quad (2-6)$$

为了得到直观的结果, 考虑一种最简单的情况, 即 PVDF 只作用有垂直方向的力 (d_{33} 起作用), 且应力在敏感面积上的变化是均匀的, 则

$$Q(t) = \Omega \cdot d_{33} \cdot \exp(-t/(R_s \cdot C)) \cdot U(t) \quad (2-7)$$

式中, $U(t)$ 为阶跃函数。

从式(2-7)可知, 生成的电荷量将随时间常数 $\tau = R_s C$ 以指数规律衰减, 这是由放大器和传感器的泄漏造成的。

对于制作的传感器, C 是定值, 要改善信号的响应, 一个办法是增大电荷放大器的输入阻抗, 如采用 MOSFET 运放做成的电荷放大器, 其 R_s 可达 $10^{12}\Omega$, 甚至更高。但阻抗的增加会带来输出信号的抗干扰性变差, 而且对传感器的制作要求更加严格。另一种办法是采用特殊的采样电路加补偿的办法, 这种方法在实际应用中将更有效。图 2-6 所示是一种实用的 PVDF 敏感信号采样检出的原理框图。电荷放大器采用 MOSFET 输入型(高阻抗)、低失调、低漂移的高精度运算放大器, 反馈电容为云母电容, 并接 $100M\Omega$ 的电阻, 使输出更加稳定。电路中的双向模拟开关, 在每次采样完毕后闭合一次, 使放大器复位, 以保证每次读数均有一致的起始点。多路模拟开关由计算机控制, 完成多个信号源间的采样切换(上层平面 PVDF 和下层各条 PVDF 之间)。信号采样过程采用扫描的方式实现。

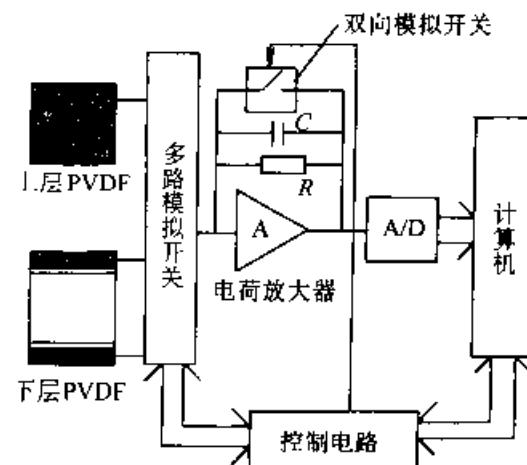


图 2-6 采样电路框图

A/D转换电路用逐次比较式A/D转换芯片ADC803,其10位转换速度达到 $1\mu s$,加上简单的数据存储及处理,为高速实时采样创造了条件。若考虑模拟开关切换及电路的稳定时间为 $5 \sim 10\mu s$,单个信号的采样时间 T 约为 $20\mu s$ 。设传感器的第*i*个信号源 t_k 时刻的采样电压为 $U_i(t_k)$,可由下式给出

$$U_i(t_k) = \sum_{j=1}^k U_i(jNT) \quad (2-8)$$

式中, N 为传感器信号源的个数; $U_i(jNT)$ 为*i*信号源第*j*次采样读得的值。

若采样频率以3倍分析频率考虑,则被采集传感器信号的有效频率为

$$f_H \leqslant 1/(3NT) \quad (2-9)$$

由于每次采样后对双向模拟开关都进行了闭合操作,即电荷放大器清零处理,采样读得的信号实质上为实际输出信号的微分值,所以理论上式(2-8)是对微分信号的恢复,应能较好地重构实际的输出信号。但作者在实验中发现,重构的信号存在着较大的漂移和噪声,这些干扰来自于电路本身的性能不稳定和模拟开关切换对电荷放大器的影响。这些干扰通过连续两次采样的方法能得到较好的滤除,两次采样法亦即当计算机采样第*i*信号源后,间隔 T 之后并不紧接着去采样第*i*+1信号源,而仍采样第*i*信号源。假定第一次采样值为 $F(I)$,第二次采样值为 $S(I)$,则重构信号为

$$R(I) = R(I) + F(I) - S(I) \quad (2-10)$$

这种采样方式将使原一轮循环采样的时间由 NT 变为 $2NT$,从而使传感器的频响降低,但它能使重构的输出信号得以明显的改善。图2-7为施加一力方波信号后,两种采样方法的输出重构信号的比较。二次采样使重构信号得以改善的主要原因是消除了模拟开关切换对电路造成的影响,并使电路中存在的漂移得到了有效的遏止。对于所研制的人工皮肤触觉,共计7个信号源(一个平面PVDF,6个条状PVDF),传感器的实际工作频率为660Hz左右。

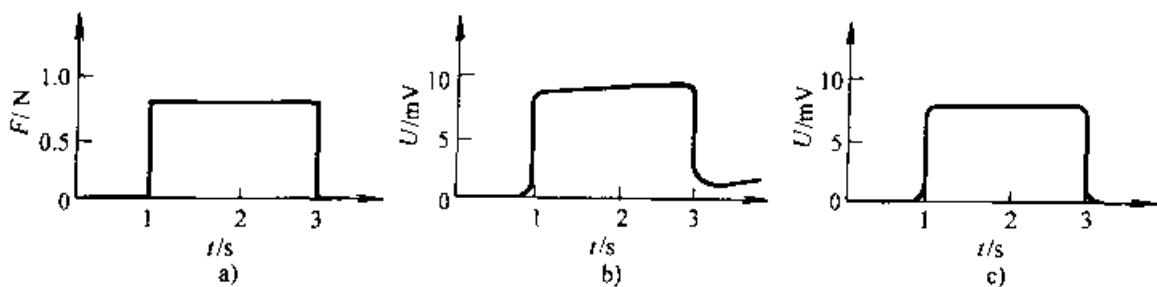


图2-7 二种方法重构信号比较

a) 施加的力信号 b) 一次采样重构信号 c) 两次采样重构信号

以上信号的检出能获得PVDF对触热觉混合信号和一个方向(垂直于PVDF条)的触觉压力分布的响应曲线,通过处理(见后)可得到触觉、压觉、滑觉和热觉

信号。人工皮肤中,如何处理热觉与触觉信号的混杂问题,一直没有好办法,好在它们的信号有着较明显的区别,热觉一般集中于低频,而触觉则稍高。作者在人工皮肤触觉的结构设计中,增加了隔热层,也使上下两层 PVDF 的热敏感性大不一样,从而使它们的信号处理变得相对方便。

第三节 传感信号的特征提取和感觉输出

一、信号特征和提取

当传感器表面触压目标物时,上层 PVDF 产生触觉和热觉混合信号,其典型的信号,如图 2-8a 所示。图 2-8b 所示为下层 PVDF 的响应信号。在图 2-8a 中, $t = 0$ 时刻附近有一峰值,该峰值对应图 2-8b 是传感器接触目标物时产生的触觉响应。图 2-8a 的触、热觉混合信号可分解为一触觉信号和一热觉信号,如图中虚线所示。一般的触觉信号响应和衰减较快(频率高),热觉信号为缓变的低频信号。理论上对图 2-8a 的混合信号进行处理可以较好地分离触觉和热觉信号,但实际生成的信号往往特征不那么明显,有时难免有较大的噪声,所以直接对图 2-8a 的混合信号进行处理很难有效区分。按图 2-2 设计的人工皮肤,在传感器结构上又设置了下层 PVDF,基本上为单一的触觉信号,其幅值略小于上层 PVDF 的信号。最简单的信号处理方式为在两个信号间做比例减法运算,从而彻底区分触觉和热觉信号。

二、感觉信息输出

进行了触觉、热觉输出信号的分析后,感觉信息的获取变得相对简单。对触觉信息的捕捉,可采用常规的阈值法。对输出信号设置一个触觉门限,大于门限值时判为接触,小于门限值时被认为是噪声。

对于本设计传感器,由于下层的条状 PVDF 用来感觉接触和压力分布,故判别传感器是否接触物体是以是否有一条 PVDF 的输出达到触觉门限为依据的,而压觉指的是与各 PVDF 条对应的传感器局部表面接触力的大小。

由于接触力和输出电压的峰值近似成线性关系,因此接触压力的大小(压觉)可以表示为

$$|F_i| = K \cdot |U_i| \quad (2-11)$$

式中, F_i 为第 i 条 PVDF 上的压力; U_i 为第 i 条 PVDF 检测出来电压输出,由式

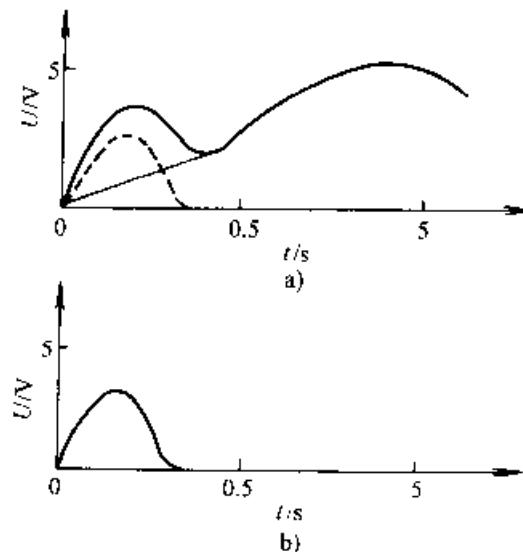


图 2-8 传感器的响应信号特征

a) 触觉和热觉混合信号 b) 纯触觉信号

(2-8) 得到。

为了检测出接触觉, 在实验的基础上, 设置阈值 M_T , 则接触逻辑标志 P 具有

$$P_i = \begin{cases} 0 & F_i < M_T \\ 1 & F_i \geq M_T \end{cases} \quad \text{无接触} \quad \text{有接触} \quad (2-12)$$

滑觉信号处理相对较为复杂, 下一节将作专门讨论。

由图 2-8a 的特征分析, 热觉的响应过程较慢, 当传感器与目标物接触时, 由于传感器表面温度高于目标物温度, 热量从传感器传导至目标物, 传感器表面温度下降, 热觉输出信号幅值增大。随着热传导过程的继续, 目标物被接触表面温度上升, 热传递减弱, 热觉信号到峰值后又开始下降。导热性好的物体热觉信号峰值高, 导热性差的物体则反之, 这一过程根据不同的目标物约为 5~10s。若用常规的峰值检出法判断目标物的导热性, 其实时性很差。作者在多次实验后发现, 用热觉信号上升斜率作为特征值来判别目标物的导热性, 其判别效果也相当好, 且热觉识别时间可大大缩短, 这一方法可用图 2-9 来描述。图 2-9 所示为两种不同导热系数目标物的热觉响应曲线, 它们有不同的峰值, 这些峰值的检出需要等待的时间为 t_0 , 若用信号上升斜率来判别, 则选择 t_1 时刻后的 Δt 内信号幅值的变化 Δy 。导热性好的目标物 Δy 大, 反之 Δy 小, 利用 Δy 值也可与目标物的导热性建立对应关系。这一方法使用效果的好坏与 t_1 的选择有很大关系, 一般地, t_1 设在热传导稳定的起始时刻比较好, 因为此刻等待时间还不长, 且信号也已稳定, 具体实现时这一时刻可利用触觉信号发生后作适当延时后触发。当 Δy 取得后, 作分析比较, 可得到相应目标物的导热性。这一方法可在有限几种样本内得到理想的结果, 如铜、胶木、木头等。

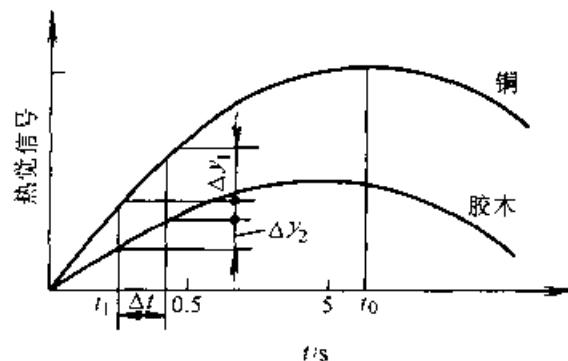


图 2-9 热觉信息的判别

第四节 滑觉信号的模糊处理

滑觉信号由诱导微振动产生, 是一系列接触和释放信号的叠加, 如图 2-10 所示。在信号处理中, 作者引入模糊处理方法。将人工皮肤触觉传感器嫁接于我校机器人所研制的机械手上进行抓取试验时, 针对抓取物的不同, 对抓取效果的要求亦不尽相同, 类似鸡蛋、雷管等易碎易爆物体, 尽量要求机械手爪夹紧时无冲击, 夹紧力小, 抓取时不滑落即可; 而针对一些耐压物品, 又要求精确的抓取位置时, 以尽量不发生滑动为主要目标。因此, 对不同情况, 引进模糊控制的抓取是必要的。

设论域 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, 将 E 的任一子集 A 用隶属度表示为

$$\tilde{A} : (e_1, \mu_A(e_1)), (e_2, \mu_A(e_2)), \dots, (e_n, \mu_A(e_n))$$

式中, $\mu_A : E \rightarrow [0, 1]$ $e \rightarrow \mu_A[e]$

则 \tilde{A} 即为在 E 上确定的一个模糊子集, μ_A 为 \tilde{A} 的隶属函数, $\mu_A(e)$ 称为元素 e 隶属于 \tilde{A} 的程度, 即隶属度。

$(A)_\alpha = A_\alpha = e \quad \mu_A(e) \geq \alpha, e \in E$, A_α 为 A 的 α 截集, 如图 2-11 所示。

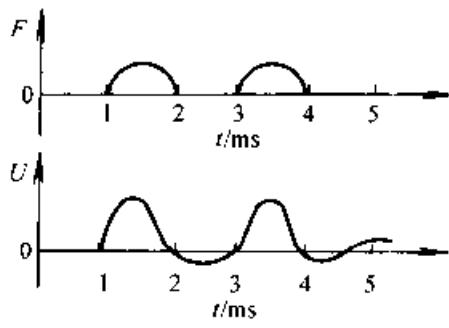


图 2-10 典型滑觉信号

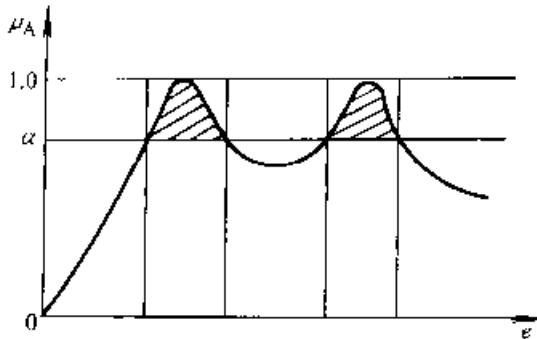


图 2-11 A 的 α 截集

设 S 为滑动产生逻辑标志

$$S_i = \begin{cases} 1 & \text{有滑动产生} \quad \mu_A(e_i) \geq \alpha \\ 0 & \text{无滑动} \quad \mu_A(e_i) < \alpha \end{cases}$$

式中, $\alpha = \begin{cases} \alpha_{\max} & \text{以夹紧力为最小原则抓取} \\ \alpha_{\min} & \text{以不滑动为优先原则抓取} \end{cases}$

$\alpha_{\max}, \alpha_{\min}$ 均由实验获得。

由以上可以看出, 模糊识别具有可行性。

由 PVDF 滑觉信号的特征看出, 判断滑觉产生的主要因素量有 U' 与 U'' 。

U' 为信号的方差, 表示信号的交变程度, 认为是由物体滑移时的微振动生成的。

U'' 为信号的数学期望差, 表示滑移点的转移。

设 U_{ij} 为采样电压值

i 为 N 条 PVDF 中第 i 条, $i = 1, 2, \dots, N$

j 为采样次数, $j = 1, 2, \dots, n$

则

$$U'_{ij} = \sum_{j=1}^n (U_{ij} - \bar{U}_{ij})^2 \quad (2-13)$$

式中, U'_{ij} 为第 i 条 PVDF 采样电压的方差; \bar{U}_{ij} 为第 i 条 PVDF 采样电压的均值。

$$U''_{ij} = |\bar{U}_{if} - \bar{U}_{is}| \quad (2-14)$$

式中, U''_{ij} 为第 i 条 PVDF 的采样均值之差; \bar{U}_{if} 为第 i 条 PVDF 的原始均值记录; \bar{U}_{is} 为第 i 条 PVDF 的当前均值记录。

大量实验表明,滑动特征中 U' , 比 U'' , 影响程度大, 即表示信号交变程度的信号方差对滑觉判断的决定性大。由此, 作者建立的隶属度函数形式为

$$\mu(x_i) = \begin{cases} 0 & 0 \leq x_i \leq c \\ 1 - \exp(-k \cdot (x_i - c)) & x_i > c \quad k > 0 \end{cases} \quad (2-15)$$

其中, $x_i = k_1 U'_i + k_2 U''_i$, $0 < k_1, k_2 < 1$

实验表明, $k_1 = 0.7, k_2 = 0.3$ 效果最佳。 k 表示 $\mu(x_i)$ 趋向于“1”的速度, k 越大, 速度越快($(c, 0)$ 点处斜率越大), 反之则越慢。当 k 取值较小时, 隶属度函数对 x_i 取值范围更广, 更能灵敏地以隶属度的大小表示滑觉产生的可能性的大小。多次实验表明, $k = 0.01$ 时能适应 x_i 数值较大的特点, 滑觉模糊处理效果更好。隶属度曲线形状如图 2-12 所示。

c 值决定着对不同程度噪声的抑制, 若 c 太小, 则容易将干扰信号识别为滑动, c 取大一点对信号的干扰抑制效果要好一些, 但对滑觉的响应也会变得不灵敏。因此在 $\mu(x_i) < 0.1$ 的条件下, 对 x_i 取 $150 \sim 200$ 进行实验, $c = 130$ 时, 控制效果最好。

根据对抓取效果的要求, 给定 α 值, S_i 则有了“1”与“0”的变化。 α 越大, $S_i = 1$ 越不易产生, 滑动趋势则越不容易被检测出来, 因此机器人控制器即认可接触无滑动, 不需增大夹紧力, 对易碎易爆物体起到了保护作用。反之, α 越小, 滑动趋势则越易被检测出来, 随之机械手增加夹紧力, 获得强夹持可靠抓取。

除了可进行滑动趋势控制外, 传感器还能检测到被抓物体的滑移距离 S_i 。

令 $Q(j-1) = m$

$Q(j) = n$

式中, $Q(j-1)$ 为第 $j-1$ 次采样时测得第 m 条 PVDF 的 x_i 最大; $Q(j)$ 为第 j 次采样时测得第 n 条 PVDF 的 x_i 最大。

则

$$S_i = |(m - n)| \cdot L \quad (2-16)$$

式中, L 为相临两条 PVDF 间距(本设计中, $L = 3\text{mm}$)。

第五节 实验结果

对所研制的传感器系统进行模拟接触和材料识别试验。实验的目标物为圆柱形的铜、胶木、木头、泡沫四种不同材质的工件, 传感器输出信号(触觉、热觉)分别在计算机上显示, 并给出是否接触的判断和有限样本内热觉识别的结果。为了便于比较各种工件进行模拟实验时的结果, 设计了表 2-1。表 2-1 列出了当接触觉阈值

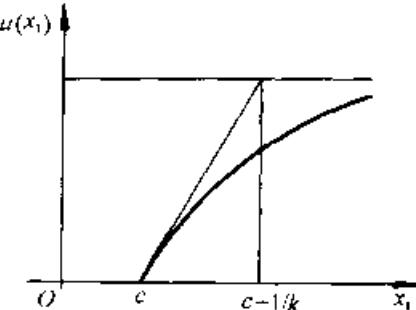


图 2-12 隶属度函数

$M_T = 0.3V$, $t_1 = 200ms$, $\Delta t = 80ms$ 时的有关结果。

从实验结果看, 接触判断成功率 100%, 但热觉识别偶尔会将木头当成泡沫(见表 2-1 中的第二次测量), 这与木头、泡沫的导热性差别不大有关, 还与工件触压传感器的力度、分段阈值的设置有关。从热觉特征值看, 木头和泡沫的 Δy 分别为 0.14V 和 0.12V, 差别不大, 本实验中木头和泡沫的分界阈值为 0.15V, 很显然, 判别结果将木头当成了泡沫。我们注意到, 导热性还与传感器和目标物的接触面大小、良好程度等因素有很大关系。同样大小的工件接触于传感器表面, 接触力大、接触良好的泡沫的传热可能大于接触力小、接触情况较差的木头。所以可将触觉信号峰值和热觉输出二者综合起来考虑后给出工件的识别结果, 对那些不易区分的工件识别会得到较好的改善。

将人工皮肤触觉传感器装在机器人手爪上进行滑觉抓取试验, 传感器信号处理硬件电路与微处理器组成的系统与机器人控制器相联, 传递控制与传感器信息处理结果。对工件进行的抓取试验表明: 当 $0 < \alpha < 0.5$ 时, 滑觉信号易识别出来, 尤其当 $\alpha < 0.2$ 时, 物体的滑动趋势被严格地限制, 手爪夹紧力度不断增大, 易变形物出现明显变形(或易碎物出现破碎现象), 适用于强度好的工件的抓取; 而当 $0.5 < \alpha < 0.9$ 时, 工件抓取过程中有时会出现滑动(较重的物体), 对于同样的被抓取物, 其夹紧力度相对小于前者, 适合易破碎物的抓取; 当 $\alpha > 0.95$ 时, 传感器对较大趋势的滑动才产生反应(滑觉的控制反应更加迟钝), 有时几乎出现滑落, 该控制策略一般不采用。

表 2-1 触觉判断和热觉识别结果

第一次测量				第二次测量					
材料	触觉信号峰值	接触与否	$\Delta y/V$	判别结果	材料	触觉信号峰值	接触与否	$\Delta y/V$	判别结果
铜	0.58V	接触	0.86	铜材	铜	0.60V	接触	0.87	铜材
胶木	0.62V	接触	0.45	胶木	胶木	0.59V	接触	0.43	胶木
木头	0.56V	接触	0.18	木头	木头	0.50V	接触	0.14	泡沫
泡沫	0.45V	接触	0.10	泡沫	泡沫	0.57V	接触	0.12	泡沫

小 结

本章讨论了一种以 PVDF 做敏感材料的机器人工皮肤触觉传感器。该传感器具有触觉、压觉、滑觉、热觉等多种功能, 外形小巧, 适合嫁接于智能机器人或智能抓取系统。针对 PVDF 具有压电和热释电的双重敏感特性, 在人工皮肤触觉传感器的结构设计上采用分离的两个物理检测空间: 触觉检测区和触觉、热觉

检测区，很好地解决了用 PVDF 做敏感材料易发生的触觉和热觉信号的混淆问题。本章中提出的多路压电信号的实时采样方法，也是一种行之有效的方法，它在信号的重构过程中使用同步起点（起始点复位）和二次采样法，很好地解决了电荷放大器放大缓变信号时产生的漂移。对热觉信号特征的提取，提出了一种新的处理方法，即热觉信号的上升斜率提取法，有效地缩短了热觉的响应时间。在滑觉信号的处理上引进了模糊理论，由于输入信号的复杂性，采用模糊集中隶属度函数判别法可以减小简单地用阈值法判别所带来的误判。

人工皮肤触觉传感器将触觉、压觉、滑觉、热觉复合在一起，实现了一体多能，其中触觉可判别传感器与工件的接触与否；压觉可测出传感器和工件的接触压力，如工件的夹紧力；滑觉可判断工件是否滑动，实现最小握力的智能抓取；热觉能识别一些（材料）导热系数相差较大的工件，如铜、胶木、木头等，这使机器人触觉在小型化、拟人化方面跨出了重要的一步。

第三章 接近觉传感器

接近觉传感器主要感知传感器与对象物之间的接近程度。它与精确的测距系统不同，但又有相似之处。接近觉是一种粗略的距离感觉，根据使用场合的不同情况，大多只要求给出简单的阈值判断：接近或否。有时为了一些特殊用途，要求接近觉传感器能够提供分档的距离感觉：远、中等、近。接近觉传感器在日常生活中也有许多应用的例子，如电子卫兵（猫、狗）、自动感应门等；在机器人中主要有两个用途：避障和防止冲击，前者如移动的机器人如何绕开障碍物，后者如机械手抓取物体时实现柔性接触。接近觉应用场合不同，感觉的距离范围也不同，远可达几米至十几米，近到几毫米甚至1毫米以下。

接近觉传感器根据不同的工作原理有多种实现方式，最常用的有光反射式接近觉传感器、感应式接近觉传感器、超声波接近觉传感器等几种。本章首先简单介绍这几种常用的接近觉传感器，然后给出一个具体的实用例子，说明其详细参数和制作方法，最后介绍接近觉和触觉、滑觉传感器组合在一起的三感觉传感器及其在机器人自适应抓取中的应用。

第一节 感应式接近觉传感器

一、感应线圈

人们用得最为广泛的工业接近觉传感器，依据的是金属物体接近感应式接近觉传感器引起的电感变化。这种传感器的原理可用图3-1和图3-2作出解释。图3-1a所示为一感应传感器的原理图，其组成部分包括放在一简单框架内的永久磁铁以及靠近该磁铁绕制的线圈。当传感器接近一铁磁体时将引起永久磁铁磁力线形状发生变化，具体情形如图3-1b、c所示。在静止状态下，没有磁通量的变化，因此线圈中没有感应电流。但当铁磁体靠近或远离磁场时，所引起的磁通量的变化将感应一个电流脉冲，其幅值和形状正比于磁通量的变化率，在线圈的输出端观测到的电压波形可以作为接近觉传感的有效手段。

图3-2a说明了线圈两端测得的电压是如何随着铁磁体进入磁场的速度而变化的。传感器输出电压的极性决定于物体进入磁场还是离开磁场，图3-2b给出的是电压幅值与传感器和物体间距离的关系。可以看出，随着距离的增加，传感器的灵敏度急骤下降，其有效作用距离仅为几分之一毫米。因为这种传感器只有在存在相对运动时才会产生输出波形，因此对输出波形积分便可产生二值信号。当

积分值小于一特定的阈值时，二值信号输出为低电位；当超过该阈值时，二值信号输出为高电位（表示接近某一物体）。

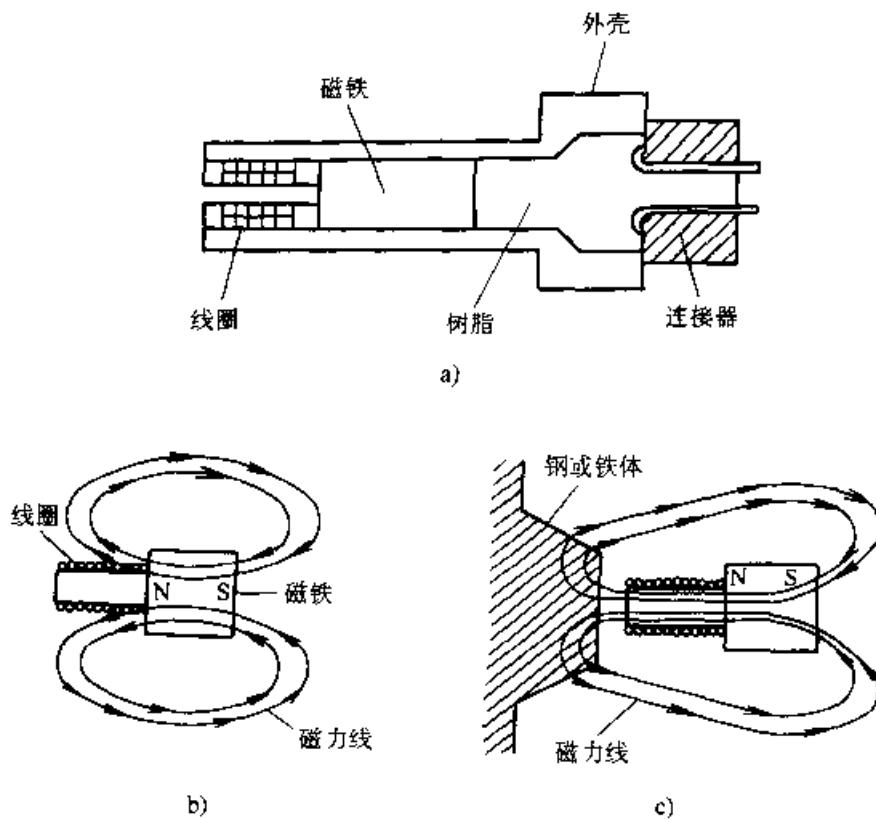


图 3-1 磁感应线圈接近觉传感器和铁磁体接近时的磁力线变化

a) 磁感应线圈接近觉传感器 b) 无铁磁体时磁力线形状

c) 当铁磁体接近时磁力线的形状

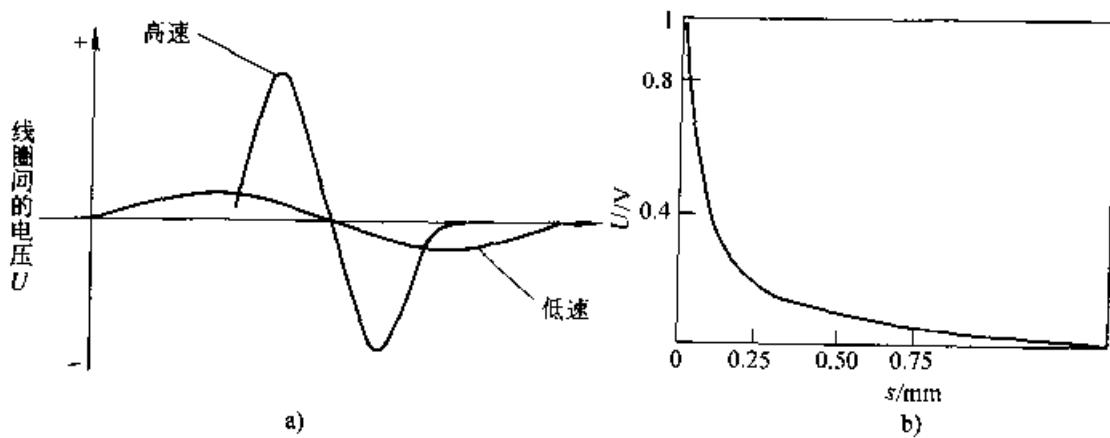


图 3-2 传感器的响应曲线

a) 线圈输出对速度的响应 b) 传感器对距离的响应

二、霍尔效应传感器

回顾大学物理或传感器的内容可知，霍尔效应指的是金属或半导体片置于磁场中，当有电流流过时，在垂直于电流和磁场的方向上产生电动势。霍尔传感器

单独使用时, 只能检测有磁性物体。当与永久磁体以图 3-3 所示的结构形式联合使用时, 可以用来检测所有的铁磁物体。在这种情况下, 若在该器件附近没有铁磁物体(见图 3-3a), 则霍尔效应器件感受到一个强磁场。当一软磁物体靠近该器件时, 由于磁力线被铁磁物体旁路(见图 3-3b), 传感器感受的磁场将减弱。

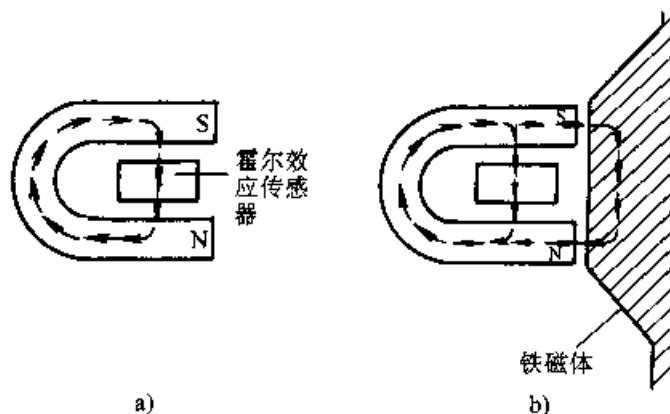


图 3-3 霍尔效应传感器与永久磁铁组合使用的工作原理

a) 传感器未接近物体时 b) 传感器接近铁磁体

霍尔效应传感器的工作依赖作用于在磁场中运动的带电粒子上的洛伦兹力。该力作用在由带电粒子的运动方向和磁场方向所形成平面的垂直轴线上。洛伦兹力可表示为

$$F = q \cdot (\mathbf{v} \times \mathbf{B}) \quad (3-1)$$

式中, q 为电荷, \mathbf{v} 为速度矢量, \mathbf{B} 为磁场矢量, “ \times ” 表示矢量叉乘。

假定电流通过置于磁场中的掺杂 N 型半导体(如图 3-4 所示)。在 N 型半导体中, 电子是多数载流子, 因此电流方向应与电子运动方向相反, 由此可知, 作用在载有负电荷的运动粒子上的力将具有图 3-4 所示的方向。这个力作用在电子上, 使得电子汇聚在物体的底部, 因此半导体上产生一电压, 顶部为正。若将铁磁体靠近这个由半导体和磁铁组成的器件, 将会使磁场强度降低, 洛伦兹力下降, 半导体两端的电压减小。这种电压的降低是霍尔传感器感知接近程度的关键。对传感器设置一电压阈值便可作出是否有物体接近的二值判定。需要指出的是, 使用半导体(例如硅)有若干优点, 例如体积小、耐用、抗电器干扰性好等。此外, 使用半导体材料可以把用于放大和检测的电路直接集成在传感器上, 以减小传感器的体积, 降低成本。

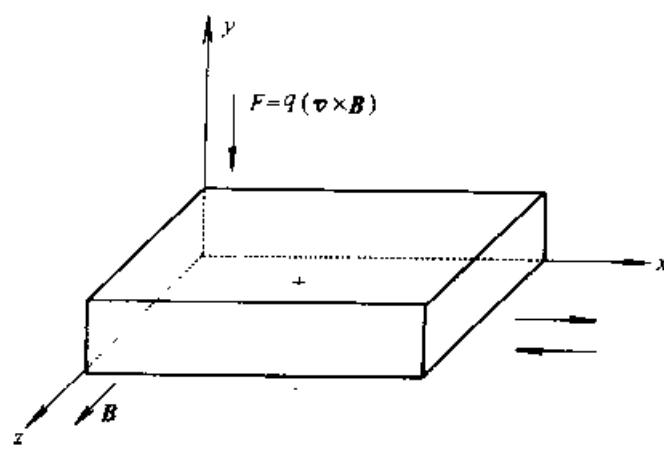


图 3-4 霍尔电压的产生

第二节 电容式接近觉传感器

与只能检测铁磁材料的感应型接近觉传感器不同，电容传感器（具有不同的灵敏度）能够检测所有固体和液体材料。正如名字本身所表明的那样，电容传感器工作的基础在于检测物体表面靠近传感元件时的电容变化。

图 3-5 所示为电容传感器的基本构成。敏感元件为电容器，它由传感电极和参考电极组成。例如，可用一个金属盘和一个金属环并在二者中间加入绝缘材料构成这种电容器。

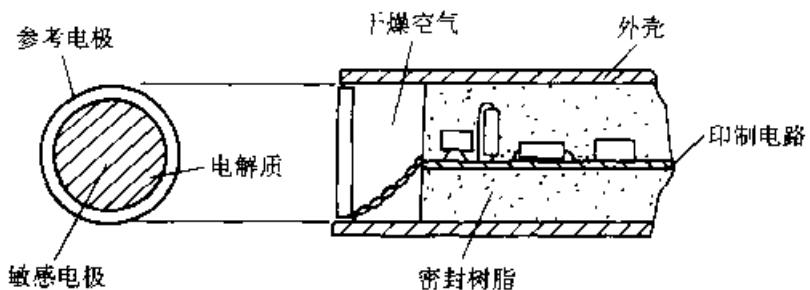


图 3-5 电容式接近觉传感器

通常在电容元件后面放置干燥空气腔体作为隔离。传感器的组成部分还包括电路，它可作为传感器件的一部分，用树脂封装在筒体内。根据电容的变化检测接近程度的电子学方法有若干种，其中最简单的一种是将电容器作为振荡电路的一部分，设计成只有在传感器的电容值超过某一预定阈值时才产生振荡。然后，将起振转换成一个输出电压，用以表示物体的出现。这种方法给出二值输出，其触发灵敏度取决于阈值。另一种较复杂的方法是把电容元件作为受连续参考正弦波驱动的电路的一部分，电容的变化引起参考信号和来自电容元件的信号之间的相移。相移正比于电容的变化，因此可以用来检测接近程度。

图 3-6 说明了按上述原理构成的一接近觉传感器电容随距离变化的情况。图中给出了铁和聚氯乙烯两种目标物接近传感器时电容的相对变化。需要指出，距离超过数毫米时，灵敏度急剧下降；响应曲线的形状与被测物体的材料有关。通常，这种传感器以二值方式工作，因此，按照阈值 T 所规定的检测界限，电容的变化大于阈值 T 表明有物体出现；而当电容变化低于该阈值时，表示没有物体出现。

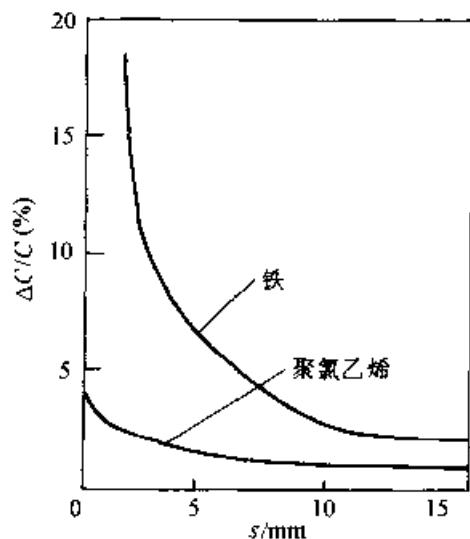


图 3-6 电容接近觉传感器的距离响应（电容变化百分比）

第三节 超声接近觉传感器

前面讨论的各种接近觉传感器的响应都和被检测物体的材料有密切的关系。使用超声接近觉传感器可进行比较精确的距离测量，它使传感器对材料的依赖性大为降低。本节将具体讨论这类传感器的结构和工作原理，并说明如何使用它们确定目标物的接近程度。

图 3-7 所示为用于接近觉的一种典型超声传感器的结构，其基本元件是电声变换器。这种变换器通常是压电陶瓷型变换器，也有用 PVDF 材料制作的。树脂层用来保护变换器不受潮湿、灰尘以及其他环境因素的影响，同时，也起声阻抗匹配器的作用。由于同一变换器通常既用于发射又用于接收，因此，被检测物体距离很小时，需要声能很快衰减，使用消声器消除变换器与壳体的耦合，可以达到这一目的。壳体的设计应当能形成一个狭窄的声束，以实现有效的能量传送和信号定向。

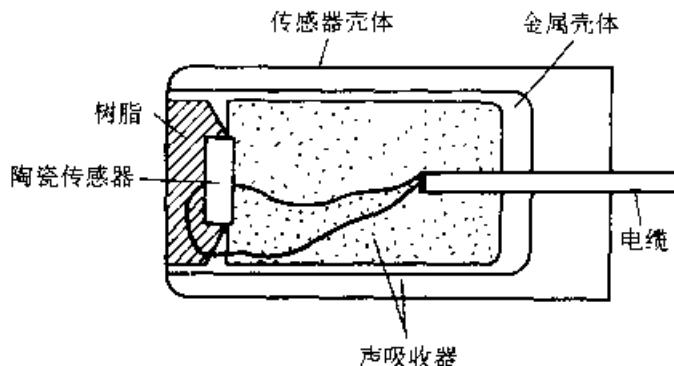


图 3-7 超声接近觉传感器的一种典型的结构

分析发射和检测到的声能信号波形，是理解超声接近觉传感器工作过程的最好方法。图 3-8 所示为一组典型的波形。波形 A 为用来控制发射过程的门信号，波形 B 为输出信号及其回波信号，C 中所示脉冲分别由发射信号和接收信号经过整形处理后形成。当回波信号很弱时，会被认为无回波信号，此时的目标物对超声波的反射能力很差，所以不能用超声波传感器检测对超声反射能力很差的目标物。为了鉴别发射信号和接收信号相应的脉冲，我们引入一时间窗（波形 D），传感器的检测能力主要取决于该窗口，也就是说，时间间隔 t_1 是最小检测时间，而 $t_1 + t_2$ 为最大检测时间。应当指出，这些时间间隔等效于特定的距离，因为对于给定的传送介质，如空气，声波的传播速度是已知量。设超声传播速度为 v ，忽略换能环节和电路上形成的误差，则 $v \cdot t_1$ 为该超声波传感器能检测的最小距离， $v \cdot (t_1 + t_2)$ 为能检测的最大距离。当信号 D 处于高电位时，接收到的回波信号将形成图中 E 所示的信号（无回波信号时 E 为低电位）。在信号 A 中发射脉冲的尾部，图中 E

的信号又被设计成回到低电位。最后，在图中 *E* 脉冲的上升沿处将 *F* 置为高电位；当 *E* 为低电位，同时在 *A* 中出现一脉冲时，*F* 回到低电位。在这种情况下，只要有一个物体出现在由波形 *D* 的参数所确定的距离区间内，*F* 就将处于高电位。因此，对于以二值方式工作的超声传感器而言，*F* 就是所需要的输出。

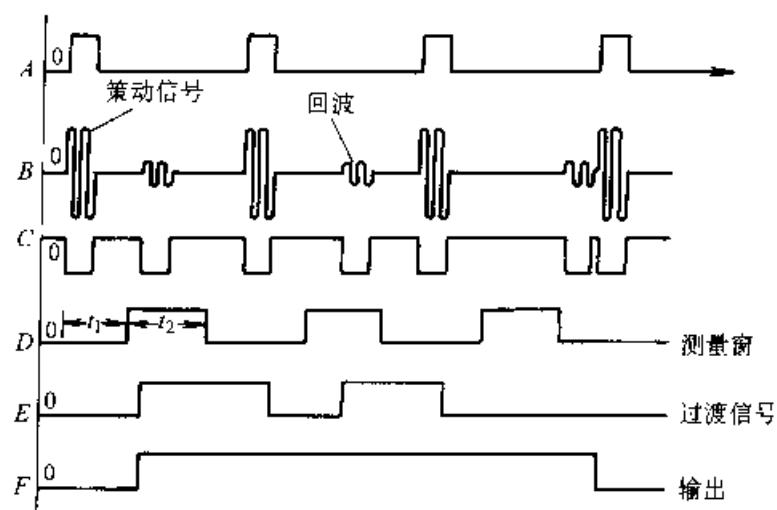


图 3-8 超声接近觉传感器的波形

第四节 光接近觉传感器

光接近觉传感器与超声接近觉传感器类似，都是根据波从发射到接收的传播过程中所受到的影响来检测物体的接近程度。图 3-9 所示为用光学手段检测接近程度的一种最普通的方法。该传感器包括一个可以发射红外光的固态发光二极管和一个用作接收器的固态光敏二极管（或光敏三极管）。把发光二极管和光敏二极管会聚在同一面上，所形成的两个光锥交汇成长铅笔状的空间，此空间区域确定了该传感器的工作范围，因为只有位于此区域内的反射表面才能既受到光源的照明又能被接收器“看”到。

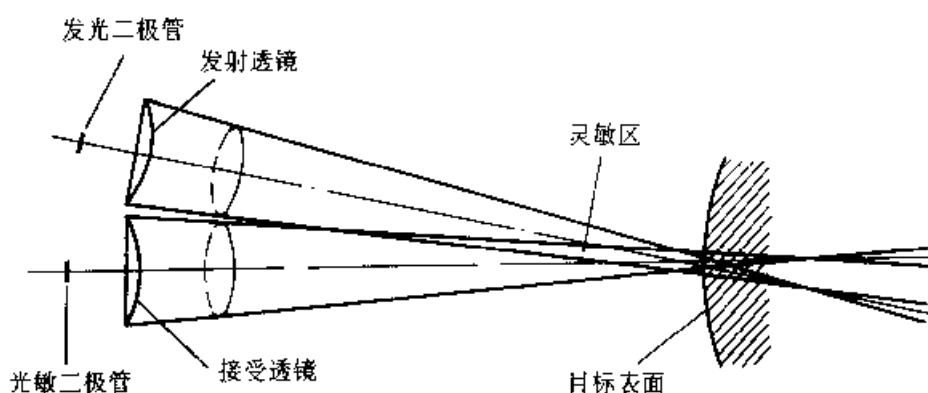


图 3-9 光学接近觉传感器

事实上，上述提法是在一种很理想的反射条件下得到的结果，因为光的反射将受到许多因素的影响，最重要的是目标物的形状、表面光洁度、颜色等。而这些因素往往是不确定的，所以更一般地采用目标物对发光二极管散射光的反射光强度进行测量的方法（反射光强法），而不是用这种将发射管和接受管排成一定倾角的三角形测量法。反射光强法将在后面的具体例子中详细介绍。

第五节 红外反射光强法接近觉传感器举例

红外反射光强法接近觉的测量原理，如图 3-10 所示。由红外发光管发射经过调制的信号，红外光敏管接收经目标物反射的红外调制信号，环境红外光干扰的消除由信号调制和专用红外滤光片保证。

设输出信号 V_{out} 代表反射光强度的电压输出，则 V_{out} 是探头至工件间距离 x 的函数

$$V_{out} = f(x, p) \quad (3-2)$$

式中， p 为工件的反射系数。

当工件为 p 值一致的同类目标物时， x 和 V_{out} 一一对应。典型的响应为非线性曲线，如图 3-11 所示， x 距离的推算根据预先对各种目标物的接近觉测量实验数据通过插值得到。

反射系数 p 与目标物表面颜色、粗糙度等有关。目标物颜色较深、接近黑色或透明时，反射光很弱。若以输出信号达到某一阈值作为“接近”时，则对不同目标物，“接近”的距离是不同的。红外光强法接近觉对大多数目标物是能找到“接近”感觉的，所以这一并不精确的简单测距系统用做机器人的接近觉是完全能够胜任的。

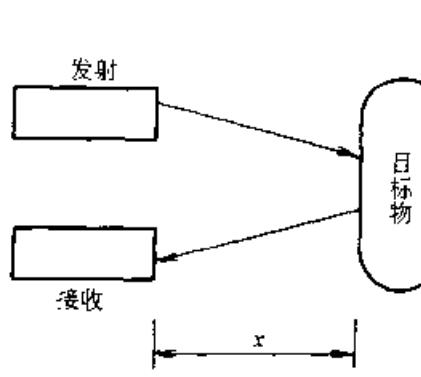


图 3-10 红外光强法接近觉原理

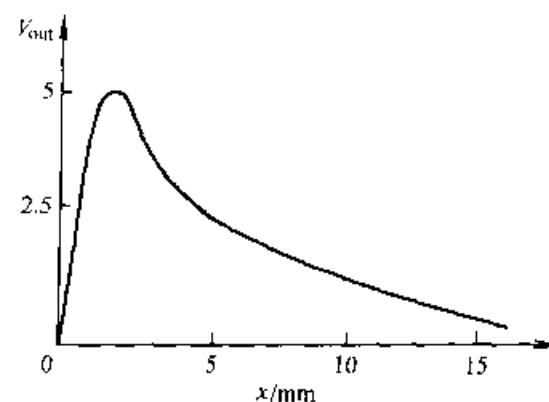


图 3-11 接近觉响应曲线

我们用 $\phi 2\text{mm}$ 的管子 GL-2 和 3DU21 作红外发射、接收对管，用 $\phi 2.5\text{mm}$ 金属筒封装，制成的接近觉探头尺寸为 $\phi 2.5\text{mm} \times 8\text{mm}$ ，接近距离为 $8\sim 15\text{mm}$ 。

接近觉调制信号为占空比 50%、频率 1kHz 的方波，由 NE555 产生。红外发光管的功率可通过可控功率放大器调节，以便调节“接近”距离。信号的解调通过同步受控的模拟开关 CD4066 实现，具体电路如图 3-12 所示。

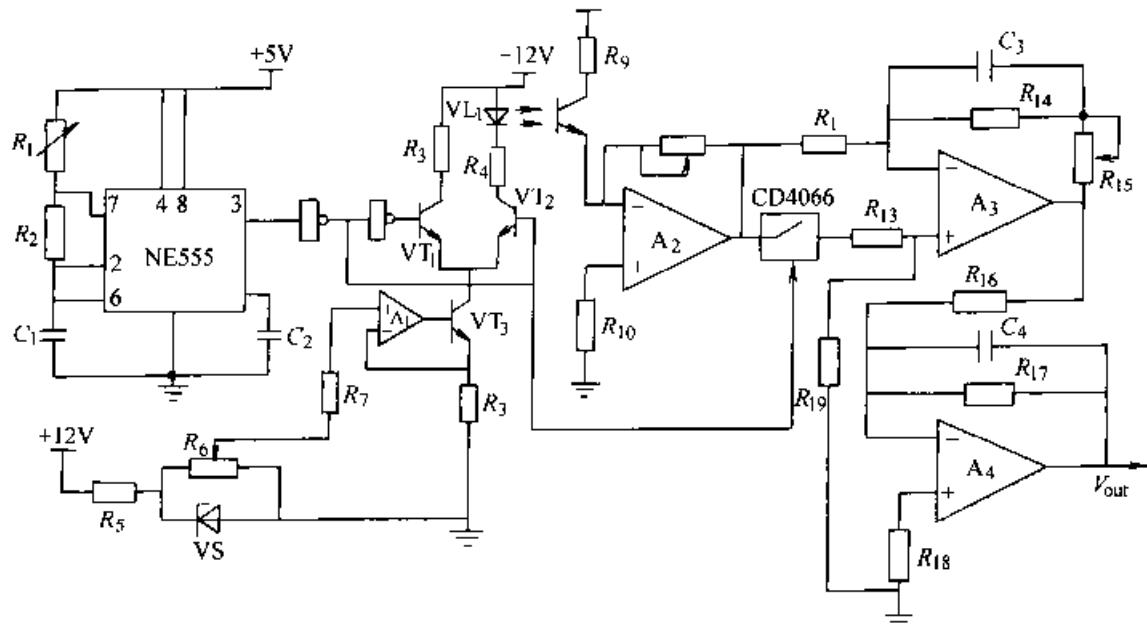


图 3-12 红外光强法接近觉电路图

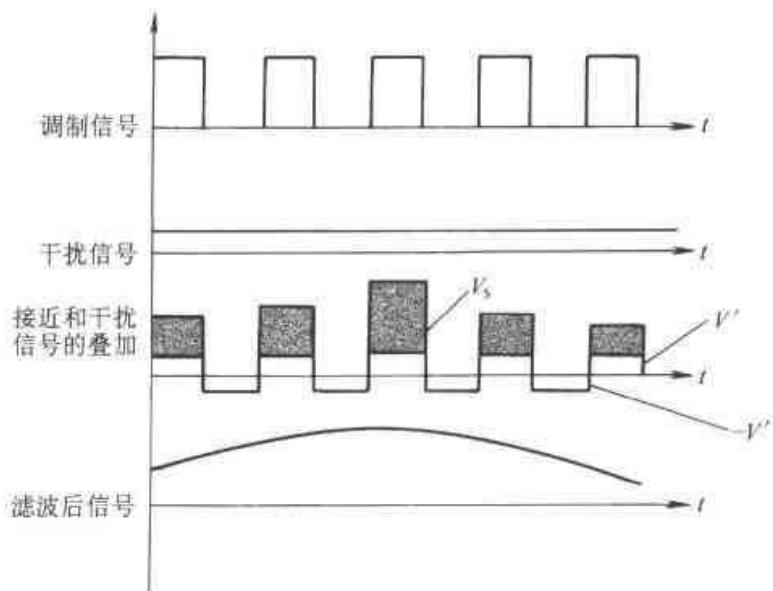


图 3-13 信号调制解调过程的波形图

接近觉接收信号的处理分信号的检出、解调、滤波三个部分，其中信号的检出由 A_2 完成。解调部分由 A_3 组成的电路完成，其中 $R_{12}=R_{14}$ ， $R_{13}=(1/2)R_{14}$ 。CD4066 受调制的信号控制，直接来自 NE555 的输出，即当有红外光发射时 CD4066 接通， A_3 的输出等于 A_2 的输出信号值；当无红外光发射时，CD4066 切断， A_3 输出信号为 A_2 输出的反向。这样处理的好处是，假定有一恒定外界干扰源，

无论有无红外发射信号 A_2 输出 V' , 则当有红外光发射时 A_1 将输出 $V_s + V'$, 其中 V_s 为目标物反射的红外光信号; 而无红外光发射 (CD4066 切断) 时, 电路输出为 $-V'$, 后续低通滤波将使整个电路的输出 $V_{out} = V_s + V' - V' = V_s$ 。当然, 这一结果需要的前提是接近觉信号变化的频率远低于接近觉的调制信号频率 1kHz。图 3-13 所示为信号调制解调过程的波形图。

第六节 接近觉、接触觉、滑觉组合传感器

本节要讲的接触觉、滑觉信号是从同一信号源中分离出来的, 即属于一体多能的传感器类型, 它与阵列触觉通过触觉图像的信号处理获得滑觉信息又有所不同, 接触觉是指单点的触感, 所以能否在同一传感器中有效分离接触觉、滑觉信号是问题的关键所在。换句话说, 接触觉、滑觉信号取源于同一信号源这一问题解决的关键取决于它们之间有无各自明显的特征。在这里, 接触觉、滑觉复合传感器选用高分子有机压电材料 PVDF 做传感器的敏感材料, 它对接触和滑动的信号响应是有明显区别的, 关键在于该传感器的包封表皮 (与工件接触面) 必须既能够传递接触力, 且当表皮上有相对滑动发生时又能引发表皮的诱导微振动。为此我们可以设计多种结构形式的包封表皮形状, 如图 3-14 所示。其中图 3-14a、b 所示两类表皮结构形式能全方位感知滑动现象, 图 3-14c 能感知垂直于纹路的滑动。经过试验, 图 3-14a 的灵敏度比图 3-14b 好, 图 3-14c 在垂直于纹路的方向上有较强的信号响应。作为装在三维空间内任意运动手爪上的传感器, 用图 3-14a 型包封表皮较合适; 当手爪仅在垂直方向上下运动, 选图 3-14c 型包封表皮较好。

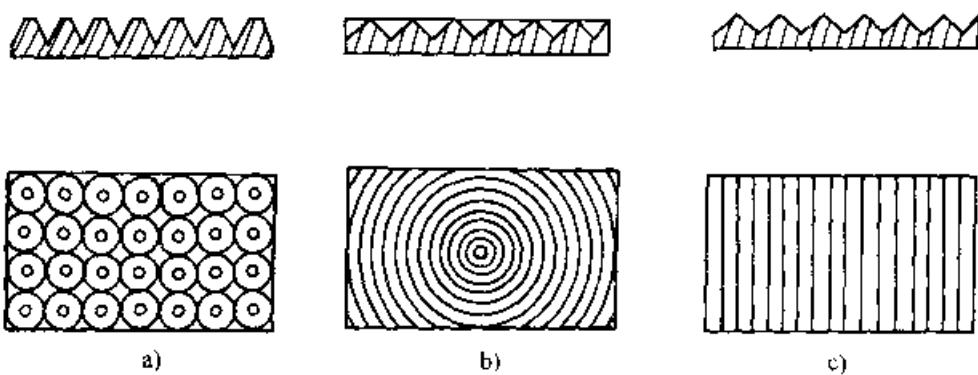


图 3-14 表皮结构形状

a) 点阵状 b) 三角形齿圆弧状 c) 三角形齿直纹

在手爪动作过程中, 当手指 (装有触滑觉传感器) 表面开始接触到物体时, PVDF 由于受接触阶跃应力的作用, 生成接触压电信号; 而工件相对于传感器表面滑动过程产生的摩擦力引发表皮产生诱导微振动, 生成交变压电信号。图 3-15a、

b 分别示出了典型的接触与滑动响应信号。

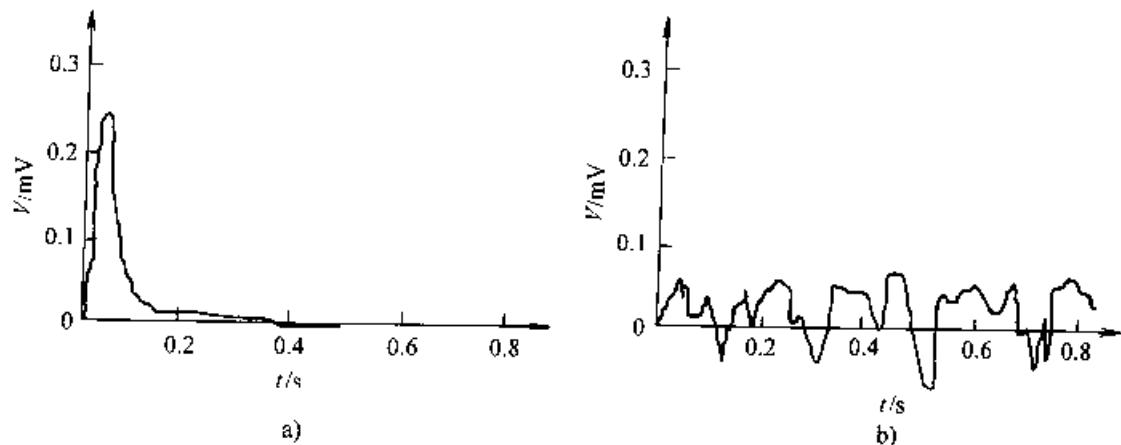


图 3-15 接触觉和滑觉典型响应信号

a) 接触信号 b) 滑动信号

PVDF 质地柔软，压电电压常数高，频响宽，所以用它可以制作形态各异而灵敏度又很好的触滑觉复合传感器。图 3-16 是将接近觉探头安装于触滑觉传感器之中的三感觉传感器组合体的结构图，其中包封表皮选用图 3-14a 型，基底材料为软质橡胶，而传感器的外形则被设计成机械手爪的手指形状，以便直接安装。

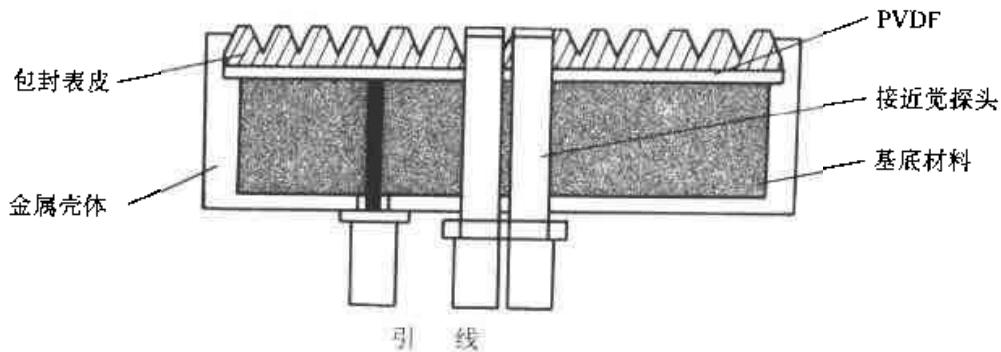


图 3-16 三感觉组合传感器结构

图 3-17 是触滑觉传感器的信号调理电路框图，电荷放大器的功能是将微弱的压电信号放大，滤波的作用是滤去信号源中的高频杂波。另外 50Hz 工频的干扰也是不可忽略的，所以滤波电路一般由低通滤波器和 50Hz 的陷波电路组成。在信号送 A/D 转换前，还需进行电位转换与限幅，以便与 A/D 输入电压要求匹配。



图 3-17 触滑觉传感器信号处理电路框图

第七节 组合传感器的信号处理

接近觉的处理非常简单，即普通的阈值处理。根据实验数据，规定一具体的

值 F 作为“接近”输出和平常无目标接近时噪声的门限，则当接近觉输出 $V_{\text{out}} > F$ 时，判断为有目标接近，否则认为无目标接近。

接触觉、滑觉信号的形态如前所述（见图 3-15）。如何在触滑觉混合信号中找出这两种不同形态信号的特征是接触觉、滑觉信号处理的关键，亦即给出恰当的特征值，使这两种信号在这些特征值上有明显的区别。考察目标物和传感器的接触力与 PVDF 输出电压的关系，可得到接触力与输出电压峰值成线性关系，而且输出响应也很快（力与输出峰值间的时差约几毫秒，主要由包封表皮弹性滞后引起）。机械手爪的操作过程是一个动态过程：开始夹紧 \rightarrow 轻微接触 \rightarrow 过度接触（明显变形），这一连续过程产生的接触信号，如图 3-18a 所示。 t_0 处开始接触， t_1 处有明显变形。又因为 PVDF 材料的静态性能很差，故当手爪以很低速度夹紧物体时，传感器的输出信号因为同时存在的衰减而变得较小，如图 3-18b 所示。亦即信号采集时加同样长度的矩形窗，得到均值 \bar{x} ，低速接近时经历的 $t_0 \rightarrow t_1$ 时间段较长。所以，如用均值水平 \bar{x} 作为传感器与目标物接触的特征值时，应同时考虑手爪夹紧速度对 \bar{x} 的影响。夹紧速度较快时可使 \bar{x} 值的阈值取得较大些，反之夹紧速度低时，阈值取得小些。

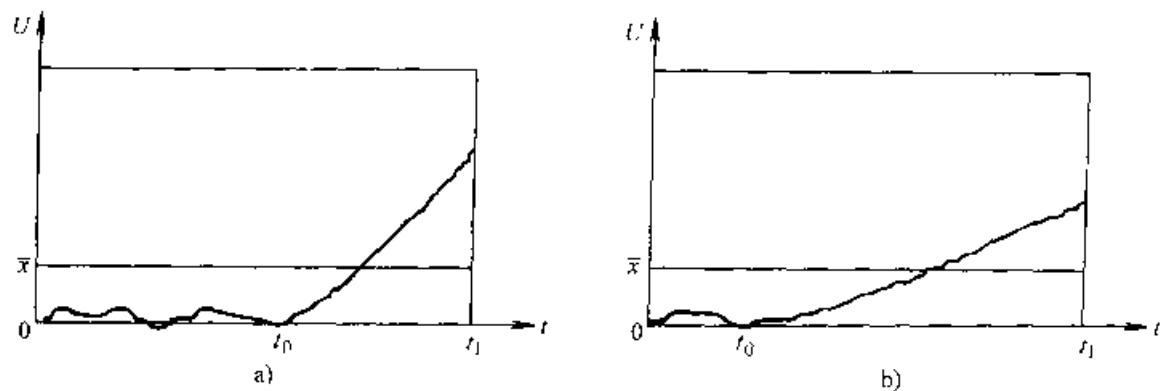


图 3-18 不同速度接近时的接触信号

a) 快速接近时的接触信号 b) 低速接近时的接触信号

无接触时噪声的抑制用判别式为

$$|\bar{x}_t| < s \Rightarrow \text{令 } x_t = 0$$

式中， s 为噪声水平。

滑觉信号处理相对较为复杂。观察图 3-15b 的滑动信号，与接触觉信号相比，它有交变性和交变持续性，那么可以用交变信号离散数据的特征值——方差作为滑动觉信号的标志。当然这样的处理也存在一些问题，第一，接触过程的方差与滑动时方差并无太大差别，因为接触过程中振动也很剧烈。第二，滑移一般是操作过程需要严格控制的，不允许有长时间的滑动以产生连续交变信号。为解决上述问题，有以下二种途径可供选择，其一，接触和滑动有逻辑上的先后关系，即先接触后滑动，滑动是在手爪对工件提升过程中产生的，该过程不会有第二个接

触信号产生，所以仍可用方差作为滑觉特征值，其二，选择适当的采样周期，使得采到的滑动信号中拥有一系列的峰值点，如图 3-19 所示的 P、Q 等点。当计算机检测到输出信号具有多个拐点，且拐点间的值之差满足一定要求时（排除噪声干扰，确认是由诱导振动所引起），表明已有滑动产生。用前一种方法可以实现无滑移的抓取动作，因为只要当物体有滑动趋势时，滑觉信号就生成了。后一种方法的滑动信号是通过找峰值点得到的，而这些峰值点只有当包封表皮有诱导微振动时才可能产生，所以用这种方法检测的滑动输出必然伴有工件与手指间的相对滑动。

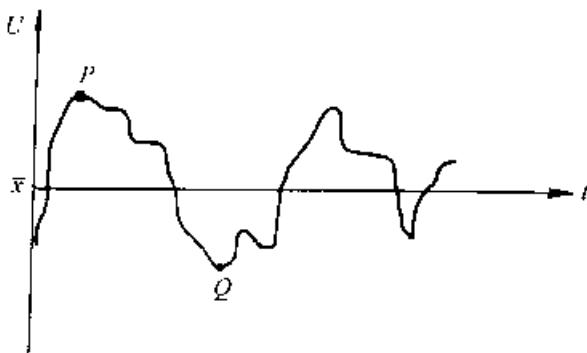


图 3-19 滑动的检测

当方差作为滑动信号的特征时，处理方法如下：

设 $x_i, i=1, 2, \dots, 256$ 是计算机所采集到的接触觉、滑觉信号的离散值，则接触的特征值为

$$\bar{x}_k = V_k = \frac{1}{256} \left(\sum_{i=k}^{k+255} |x_i| + |x_{k+256}| - |x_1| \right) \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (3-3)$$

用方差作为滑觉的特征值，表达式为

$$S_k = \sum_{i=k}^{k+255} x_i^2 - 256 \cdot [V_k]^2 \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (3-4)$$

计算机检测触滑觉信号是一个动态的连续过程，即按一定采样周期，当采到的信号达 256 个时开始计算均值 V_k 和方差 S_k ，以后每采到一个新数据即将最前面的那个数据更新，从而保证得到的 V_k 和 S_k 为最新结果。接触、滑动标志的生成与接近觉一样采用阈值法，即当接触觉特征值、滑觉特征值大于对应的阈值时，认为接触或滑动发生。

第八节 由接近觉、接触觉、滑觉组成的三感觉机械手

一、自适应抓取控制策略

在机械手的实际作业过程中，抓取的目标物可能是变化的，如抓取不同尺寸的工件，要控制系统能自适应调节手爪夹紧的开度，触觉使其成为可能；又如当被抓对象是易碎或易爆物品时，则要求手爪轻轻地接触物品，机器人接近觉使控制系统能实现这一要求；滑觉传感器的作用是，实现最小夹紧力的可靠抓取，即手爪接触物体后预置的手爪夹紧力很小，当机器人开始作业（提升）时，若物体出现滑动，增加夹紧力直至不滑动为止，所以这时的手爪夹紧力是保证物体不滑

落的最小夹紧力。将接近觉、接触觉、滑觉三种感觉组合在一起，可实现对目标物的自适应智能抓取。图 3-20 是具有上述三种感觉的机械手的照片。图 3-21 的控制软件框图则给出了三感觉智能抓取系统的控制策略。过程如下，当手爪对准目标物时，首先快速夹向工件，当手指面接近目标物至一定距离（“接近”距离）时，手爪减速，实现手爪与目标物的软接触，在手爪接触目标物后，计算机控制手爪以一个较小的初始夹紧力夹持工件，并开始提升，提升时一旦感觉到相对滑动，手爪便进一步夹紧，直至工件不再滑动，从而完成对不同尺寸、易碎目标物的自适应抓取。

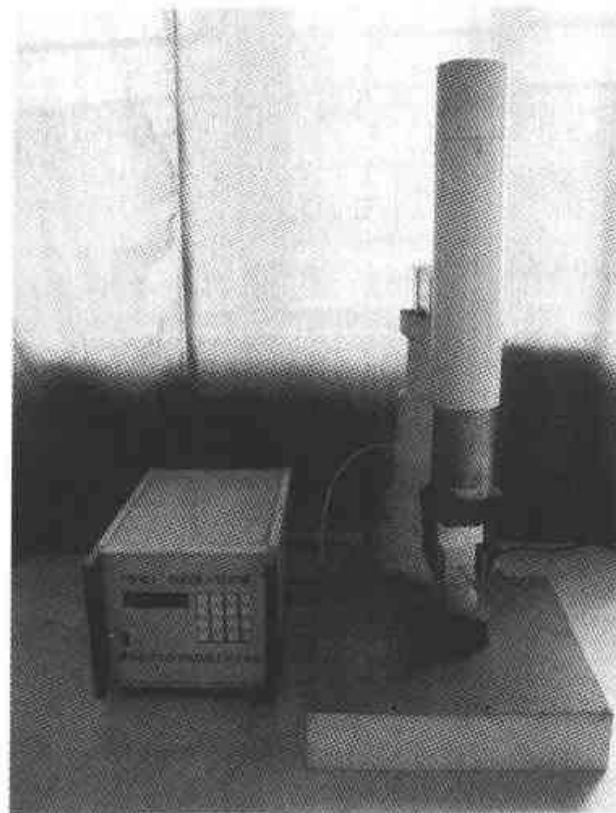


图 3-20 三感觉机械手

二、智能抓取实验

我们对三感觉传感器的运行性能进行了实验，即把三感觉组合传感器装在有提升功能的简单机械手的手指上，对各种不同物体进行了抓取试验，目标物分别为鸡蛋、空火柴盒、玻璃瓶、铁块等。表 3-1 是抓取实验结果，实验表明由三种感觉组成的智能抓取系统运行良好。

表 3-1 三感觉机械手抓实物实验

工 件	空火柴盒	注射药瓶	鸡蛋	铁块	铁块	铁块
质量 m/g	1.5	4.3	46	2150	3800	5450
滑移距离 l/mm	0	0	0	2.1	5.0	滑落
抓取状态描述	抓取中间较软处，无明显变形	无损	无损	成功	成功	失败

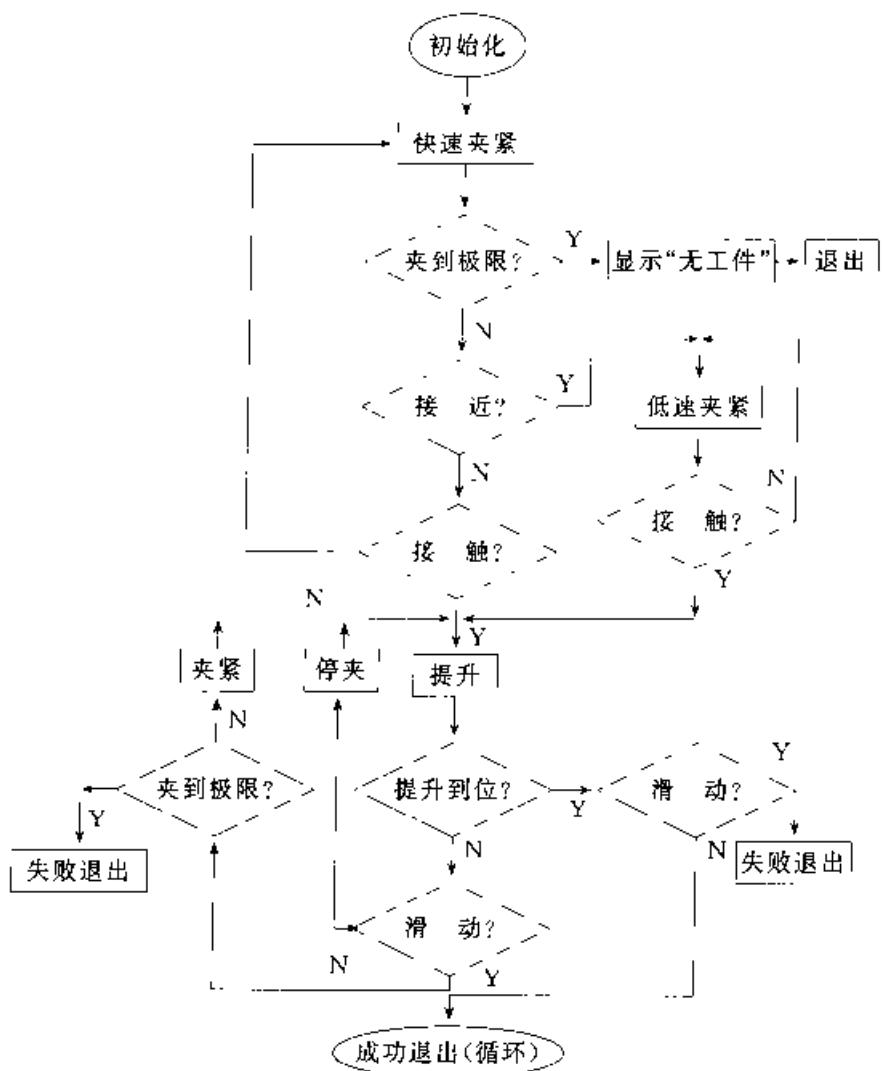


图 3-21 智能控制抓取软件框图

小结

本章的研究结果表明：

- 1) 用红外发光管与硅光敏三极管组成的接近觉探头，当采用调制信号发射和光谱滤光时，用接收到的红外光强度来标定接近距离、进而作为机器人的接近觉传感器是可行的。当接近距离小于 10mm 左右时，探头尺寸仅为 $\varnothing 2.5\text{mm} \times 8\text{mm}$ ，适合小型化、装在机器人手指上的要求。
- 2) PVDF 具有良好的压电性能，柔顺性好，响应速度快，是制作机器人触觉传感器的良好材料，用它制作的机器人触滑觉复合传感器有很好的灵敏度。
- 3) 接触觉、滑觉源于同一传感器的信号是可行的，关键是如何提取这两种感觉的信号特征，传感器包封表皮的设计对特征的形成有重要影响。

4) 三种感觉组合于一体, 可按具体要求设计成手指形状, 感觉系统相对独立, 可嫁接于各种智能系统。

本章讲述了机器人的接近觉传感器, 并将红外光强接近觉传感器与 PVDF 接触觉、滑觉传感器组合于一体, 解决了传感器的小型化、组合后的引线问题, 能装于灵巧的机械手手指上进行应用试验研究。这种组合传感器可完成对各种目标物的自适应抓取, 即手爪可根据传感器提供的信息智能调节其手爪开度和握力、可靠抓取尺寸、重量不同及易碎的物体。该组合传感器具有结构紧凑、体积小的特点, 形状可按待装的机械手指结构进行设计, 与其相应的传感信号处理部分形成相对独立的系统, 可嫁接于各种机械手和智能系统完成智能抓取作业。

第四章 力觉传感器

机器人作业是一个其与周围环境的交互过程，作业过程有二类：一类是非接触式的，如弧焊、喷漆等，基本不涉及力；另一类工作是通过接触才能完成的，如拧螺钉、点焊、装配等。目前已有将视觉和力觉传感器用于非事先定位的轴孔装配，其中，视觉完成大致的定位，装配过程靠孔的倒角作用不断产生的力反馈得以顺利完成。又如高楼清洁机器人，当它擦干净玻璃时，显然用力不能太大也不能太小，这要求机器人作业时具有力控制功能。当然，对于机器人的力传感器，不仅仅是上面描述的机器人末端执行器与环境作用过程中发生的力测量，还有如机器人自身运动控制过程中的力反馈测量、机器手爪抓握物体时的握力测量等。

通常我们将机器人的力传感器分为以下三类：

- 1) 装在关节驱动器上的力传感器，称为关节力传感器，它测量驱动器本身的输出力和力矩，用于控制中的力反馈。
- 2) 装在末端执行器和机器人最后一个关节之间的力传感器，称为腕力传感器。腕力传感器能直接测出作用在末端执行器上的各向力和力矩。
- 3) 装在机器人手爪指关节上（或指上）的力传感器，称为指力传感器，用来测量夹持物体时的受力情况。

机器人的这三种力传感器依其不同的用途有不同的特点，关节力传感器用来测量关节的受力（力矩）情况，信息量单一，传感器结构也较简单，是一种专用的力传感器；（手）指力传感器一般测量范围较小，同时受手爪尺寸和重量的限制，指力传感器在结构上要求小巧，也是一种较专用的力传感器；腕力传感器从结构上来说，是一种相对复杂的传感器，它能获得手爪三个方向的受力（力矩），信息量较多，又由于其安装的部位在末端操作器与机器人手臂之间，比较容易形成通用化的产品（系列）。

本章所述的机器人力觉传感器是指腕力传感器。首先对各种形式的腕力传感器的结构作简单的介绍，然后以 PVDF 为敏感材料研制的压电式三维腕力传感器为例，对机器人力觉传感器展开研究。其他形式的腕力传感器，如用电阻应变片做敏感材料的腕力传感器，无论三维力传感器还是六维力、力矩传感器，其研究方法与此类同，可相互参考，在此不再详细讲解。

第一节 几种常见的机器人腕力传感器的结构分析

机器人腕力传感器测量的是三个方向的力（力矩）。由于腕力传感器既是测量的载体又是传递力的环节，所以腕力传感器的结构一般为弹性结构架，通过测量弹性体的变形得到3个方向的力（力矩）。

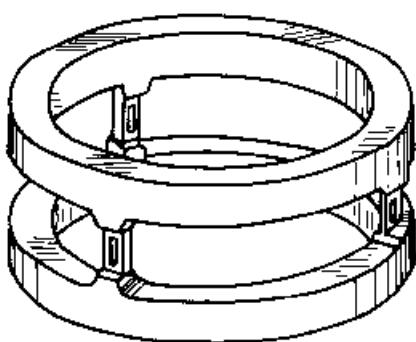


图 4-1 Draper Waston's
腕力传感器

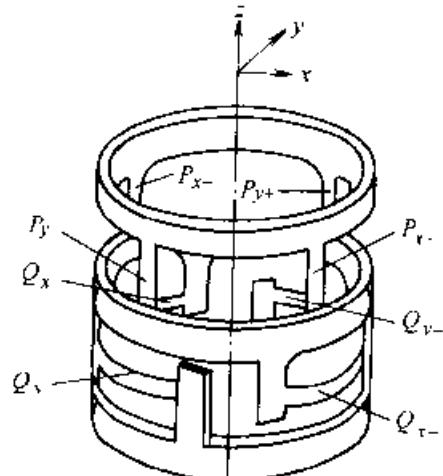


图 4-2 SRI 传感器应
变片连接方式

图4-1所示为Draper实验室研制的六维腕力传感器的结构。它将一个整体金属环周壁铣成，按 120° 周向分布的三根细梁。其上部圆环上有螺孔与手臂相联，下部圆环上的螺孔与手爪联接，传感器的测量电路置于空心的弹性构架体内。该传感器结构比较简单，灵敏度也较高，但六维力（力矩）的获得需要解耦运算，传感器的抗过载能力较差，较易受损。

图4-2所示是SRI(Stanford Research Institute)研制的六维腕力传感器。它由一只直径为75mm的铝管铣削而成，具有八个窄长的弹性梁，每一个梁的颈部开有小槽以使颈部只传递力，扭矩作用很小。梁的另一头两侧贴有应变片，若应变片的阻值分别为 R_1 、 R_2 ，则将其连成图4-3的形式输出，由于 R_1 、 R_2 所受应变方向相反， V_{out} 输出比使用单个应变片时大一倍。

用 P_{x+} 、 P_{x-} 、 P_{y+} 、 P_{y-} 、 Q_{x+} 、 Q_{x-} 、 Q_{v+} 、 Q_{v-} 代表图4-2所示8根应变梁的变形信号输出，则六维力（力矩）可表示为：

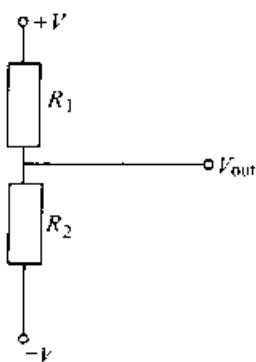


图 4-3 SRI 腕力
传感器应变
片连接方式

$$\begin{cases} F_x = k_1(P_{x+} - P_{x-}) \\ F_y = k_2(P_{y+} + P_{y-}) \\ F_z = k_3(Q_{z+} + Q_{z-} - Q_{y+} - Q_{y-}) \\ M_x = k_4(Q_{y+} - Q_{y-}) \\ M_y = k_5(Q_{z+} - Q_{z-}) \\ M_z = k_6(P_{x+} - P_{x-} + P_{y+} - P_{y-}) \end{cases} \quad (4-1)$$

式中, k_1 、 k_2 、 \dots 、 k_6 为结构系数, 由实验测定。该传感器为直接输出型力传感器, 不需要再做运算, 并能进行温度自动补偿。主要缺点是维间有一定耦合, 传感器弹性梁的加工难度大, 且传感器刚性较差。

图 4-4 是日本大和制衡株式会社林纯一在 JPL 实验室研制的腕力传感器基础上提出的一种改进结构。它是一种整体轮辐式结构, 传感器在十字梁与轮缘联接处有一个柔性环节, 因而简化了弹性体的受力模型(在受力分析时可简化为悬臂梁)。在四根交叉梁上总共贴有 32 个应变片(图中以小方块表示), 组成 8 路全桥输出, 六维力的获得须通过解耦计算。这一传感器一般将十字交叉主杆与手臂的联接件设计成弹性体变形限幅的形式, 可有效起到过载保护作用, 是一种较实用的结构。

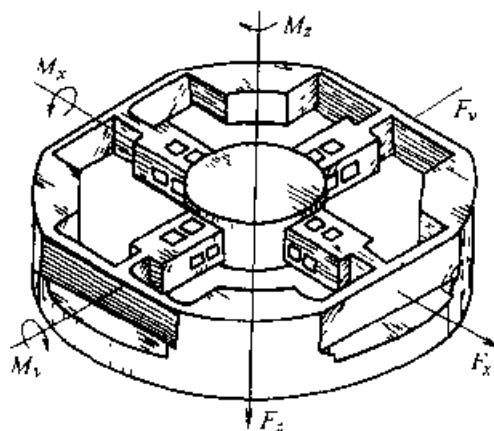


图 4-4 林纯一的腕力传感器

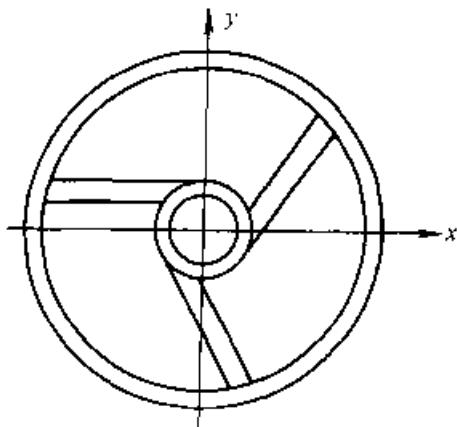


图 4-5 非径向中心对称

三梁腕力传感器

图 4-5 所示是一种非径向三梁中心对称结构, 传感器的内圈和外圈分别固定于机器人的手臂和手爪, 力沿与内圈相切的三根梁进行传递。每根梁的上下、左右各贴一对应变片, 这样这非径向的三根梁共粘贴 6 对应变片, 分别组成六组半桥, 对这六组电桥信号进行解耦可得到六维力(力矩)的精确解。这种力觉传感器结构有较好的刚性, 最先由卡纳基—梅隆大学提出, 在我国, 华中科技大学也曾对此结构的传感器进行过研究。

目前, 国际上已有定型的机器人腕力传感器出售, 表 4-1 是这些公司、研究所出售的产品主要性能比较。

表 4-1 腕力传感器产品主要性能比较

公司	型号	额定载荷	传感器尺寸	重量、精度	分辨率	零飘
日立公司	LSA6010	10kg, 50kg·cm				
	LSA6020	20kg, 100kg·cm	φ81, h56	380g, 0.2%FS	0.1%FS	0.1%/°C
	LSA6030	30kg, 150kg·cm				
LOAD 公司	FT-15-50	±15LB, ±50in·LB	φ3.1in	9LB		
	FT-30-100	±30LB, ±100in·LB	h1.1in	±1.0%FS		
	FT 75-250	±75LB, ±250in·LB	φ6.0in	25LB	±0.2%FS	
	FT 125-600	±125LB, ±600in·LB	h1.53in	52LB		
合肥 智能所	SAFMS-105	±5kg, ±25kg·cm	φ80, h50		±	1%/°C
	SAFMS-110	±10kg, ±50kg·cm		500g, ±1%FS	0.1%FS	
	SAFMS-130	±30kg, ±150kg·cm	φ102, h60	800g, ±1%FS		

注: 1in = 25.4mm。

第二节 PVDF 腕力传感器的设计与制作

对于机器人的腕力传感器, 其弹性力传递梁的结构是力传感器的关键。良好的结构能有效地将力信息转换为弹性体的应变, 减少各维力之间的耦合, 降低信号处理的难度。在设计过程中, 机器人腕力传感器的一般要求为:

1) 所用的结构能最大限度地将力转变为电信号, 应变式力传感器一般都是尽可能地提高应变梁在某一方向的应变量, 以改善传感器对该方向力或力矩的灵敏度。

2) 机器人在运动或作业过程中, 都不可避免地会遇到碰撞, 碰撞带来的冲击力是很大的, 而腕力传感器相对于整个机器人来说又是一个很脆弱的环节, 这就要求其在结构设计上有较大的过载保护能力。

3) 由于腕力传感器安装在机器人的最末一个关节上, 为避免机器人运动时带来的惯性, 腕力传感器应具有较小的质量。另外, 传感器的联接界面也应适当考虑, 以便和手臂、手爪相联。

在讨论 PVDF 腕力传感器的结构之前先考察一下 PVDF 的压电性能。图 4-6 表示的是 PVDF 的一个微单元及其在单元上的受力。分析三个方向的面产生的电荷, 对应力矢

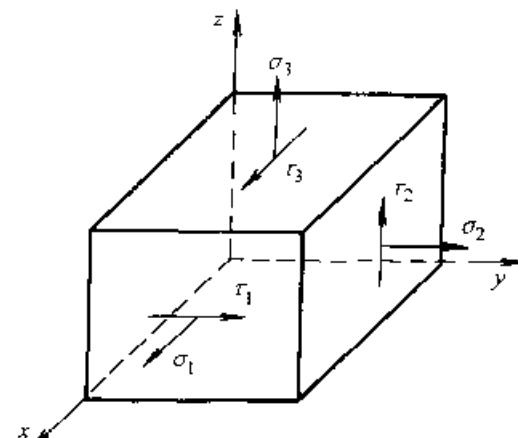


图 4-6 PVDF 的微单元及受力

量 $\bar{F} = \{\sigma_1 \sigma_2 \sigma_3 \tau_1 \tau_2 \tau_3\}$, 可得 PVDF 的压电系数矩阵为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & d_{31} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & d_{21} & 0 & 0 \\ d_{31} & d_{21} & d_{44} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4-2)$$

压电常数 d_{ij} 中的 i 表示产生电荷的面, j 表示受力方向。从式 (4-2) 可以看出, PVDF 仅对少数几个方向的力产生压电效应, 且 $d_{15} = d_{24}$, 其绝对值较 $d_{31}、d_{44}$ 比, 小近二个数量级, 所以具体应用时可认为: $d_{21} = d_{15} \approx 0$

其余几个系数的典型值如下:

$$\begin{cases} d_{31} = 24 \text{PC/N} \\ d_{32} = 4 \text{PC/N} \\ d_{33} = -30 \text{PC/N} \end{cases} \quad (4-3)$$

这些系数均使微单元 z 方向的上下两极有压电效应, 其中 σ_1, σ_3 作用时, 影响系数较大。若将 PVDF 制成 z 方向尺寸很小 (几十微米) 的薄膜, 则该薄膜沿 x 方向 (PVDF 制作过程中的拉伸方向)

具有拉伸 (压缩) 电效应。利用这一效应, 可制作类似电阻应变片式的压电应变片, 如图 4-7 所示。该压电应变片利用的是 PVDF 的 d_{31} 压电系数, 压电应变片的大小可根据实际需要确定, 由此 PVDF 腕力传感器的结构完全可以选用已有的

各种电阻应变片式腕力传感器的弹性梁架结构。经过综合考虑, 这里选用林纯一的腕力传感器结构, 它在连接件的结构设计上采用一种变形限制措施, 由于连接体与弹性十字梁的轴向间隙很小, 限制了传感器的扭转变形, 从而使其具有良好的抗 M_x, M_y 过载能力, 大大减少了由于手爪受撞击使力传感器受损的程度, 具体结构如图 4-8 所示。PVDF 压电应变片在传感器弹性十字梁上的粘贴位置如图 4-9 所示, 12 个压电应变片, 分别贴在四根梁的侧面和端面上, 并将其分成三组。编号 1、9、3、7 为 I 组, 对应图示 y 方向的力, 其中 1、9 并接成 y 方向力的正向, 3、7 并接构成负向; 编号 4、12、6、10 成 II 组, 6、10 对应 x 正向; 4、12 对应 x 负向; 2、8、5、11 为 III 组, 其中 2、8 片和 5、11 片极性相反, 则当 z 方向受力时, 2、8 生成正电荷 (并接的另一极为公共地), 5、11 生成负电荷, 这样力传感器共有 6 根低噪声电缆线分别接 x, y, z 的正负向。这种接线方式的目的是: 同方向的两个压电应变片并接可以提高灵敏度, 同一组的应变片又分成正负两组分别放大, 主要是为了修正力传感器在这两个相反方向可能存在的不对称性, 使其有等同的灵敏度 (主要原因是 PVDF 制作大小和粘贴位置上的误差)。由于十

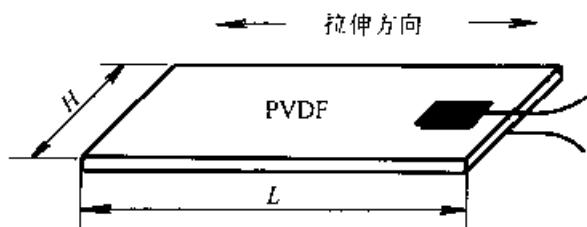


图 4-7 PVDF 应变片

字梁的轮缘处由刚性差的薄壁梁支撑，故传感器受力后十字梁有较简单的受力模型，可提高其各向力灵敏度，并减小各维间的相互干扰。

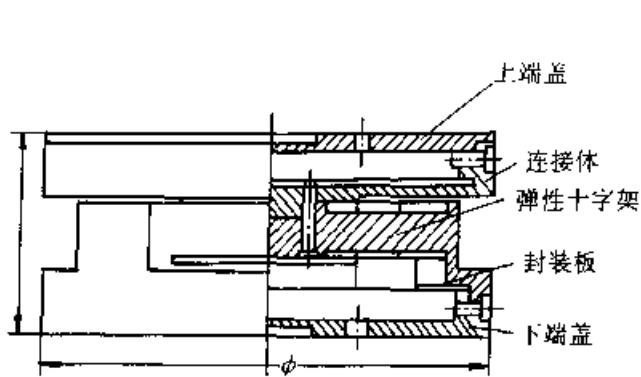


图 4-8 PVDF 腕力传
感器装配结构图

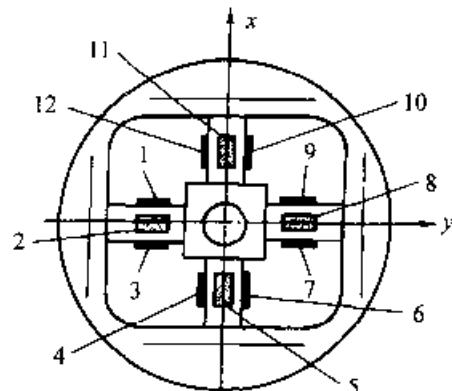


图 4-9 压电应变片在
十字梁上的布置

第三节 信号的处理、分析与解耦

三维 PVDF 腕力传感器的信号处理框图如图 4-10 所示。从力传感器上输出的电荷信号有较强的维间耦合，所以“+”“-”方向合成的各向信号同样有很强的耦合性。要得到比较理想的输出，需要解耦。下面简要介绍框图中两个最重要的环节：电荷放大和模拟解耦。

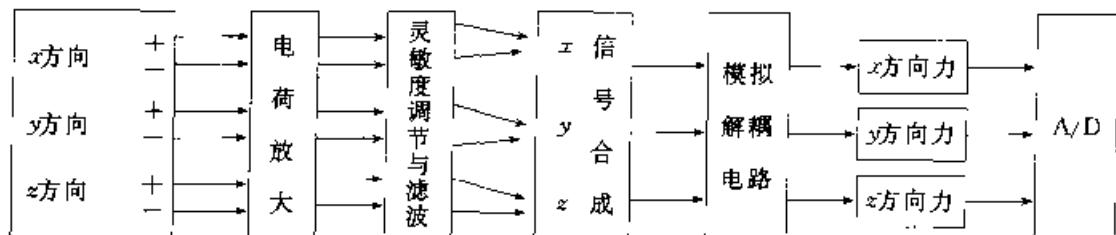


图 4-10 腕力传感器信号处理框图

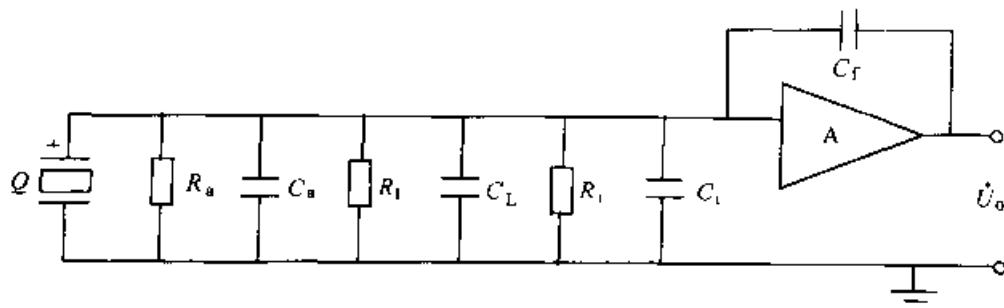


图 4-11 电荷放大器

信号的电荷放大部分如图 4-11 所示。图中， R_a 、 C_a 是传感器的绝缘电阻和等效电容， R_L 、 C_L 为电缆的等效电阻和电容， R_i 、 C_i 为放大器的输入电阻和电容，这

些参数可以通过实测或查表得到。对于我们研制的系统 $R_s=10^{12}\Omega$, $R_L=10^{14}\Omega$ (几路信号的平均值, 并圆整), 选用 JFET 低漂放大器作电荷放大, 则 $R_i=10^{12}\Omega$, 所以

$$\begin{cases} R_k = R_s // R_L // R_i \approx 5 \times 10^{11}\Omega \\ C_k = C_s + C_L + C_i \end{cases} \quad (4-4)$$

在 C_k 的组成中, 以 C_i 为最大, 一般为几百皮法, 分析该电路可得输出电压

$$\dot{U}_o = \frac{j\omega A R_k \cdot Q}{1 + j\omega \cdot [C_k + (1 + A)C_f]R_k} \quad (4-5)$$

一般地, 有 $(1+A)C_f \gg C_k$, 所以式 (4-5) 简化为

$$\dot{U}_o = \frac{j\omega A R_k Q}{1 + j\omega \cdot (1 + A)R_k C_i} \quad (4-6)$$

当 ω 足够大时, 可简化为

$$\dot{U}_o = Q/C_i \quad (4-7)$$

即当 C_i 选定后, 输出电压与传感器生成的电荷成正比。但事实上 ω 不可能很大, 尤其是测准静态的力载荷时, ω 很小, 所以可通过提高 A 、 R_k 与 C_i 的办法使这一关系得到满足, 但 C_i 的增大将使传感器灵敏度降低。

电荷放大输出的信号通过滤波、灵敏度一致性调节, 正负向信号合成等环节后送至模拟解耦电路。

信号合成后的三路力信号有较强的维间耦合。例如, 只在 x 方向施加作用力, 期望的是 x 方向对应的一路信号有比例输出, 而 y 、 z 方向对应的二路输出信号很小 (甚至可以忽略), 但未经解耦, 这一结果很难得到。假如维间耦合是线性的, 那么完全可以通过一个系数矩阵运算实现解耦, 而系数矩阵运算的模拟电路是通过一个矩阵式的加减运算电路实现的。从理论上分析, 这种线性关系是成立的, 因为弹性体在各向的变形是线性的。

为求得解耦系数矩阵, 首先需找出这种线性耦合关系, 为此, 分别在 x 、 y 、 z 三个方向施加单位力载荷, 得到三个方向的输出值并归一化。取 5 次实验的平均值, 得到表 4-2 的数据。

表 4-2 传感器各向输出的耦合关系

各向输出 (归一化)	腕力		
	$F(1, 0, 0)$	$F(0, 1, 0)$	$F(0, 0, 1)$
x	1	-0.082	0.164
y	0.113	1	0.028
z	0.069	-0.048	1

设 $\mathbf{F}_i = (f_{1i}, f_{2i}, f_{3i})^T \quad i=1, 2, 3$

f_{ix} 、 f_{iy} 、 f_{iz} 分别对应 \mathbf{F}_i 作用在 x 、 y 、 z 三个方向的分量。当 \mathbf{F}_i 作用于力传感器时，实验测得有信号输出

$$\mathbf{R}_i = [r_{i1}, r_{i2}, r_{i3}]^T \quad i = 1, 2, 3$$

设解耦系数矩阵为 C ，则我们希望解耦后的输出就是施加的力载荷

$$\mathbf{F} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{R} \quad (4-8)$$

由此， $\mathbf{C} = \mathbf{F} \cdot \mathbf{R}^{-1}$ ，如果施加的力 \mathbf{F} 是单位力矩阵，故

$$\mathbf{C} \approx \mathbf{R}^{-1} \quad (4-9)$$

由表 4-2 的 R 系数矩阵可得解耦系数矩阵为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1.003 & 0.07425 & -0.1666 \\ -0.1113 & 0.9903 & -0.009484 \\ -0.07455 & 0.04241 & 1.0109 \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

式 (4-10) 的解耦系数矩阵，可通过图 4-12 的模拟运算电路实现。矩阵中的系数对应阵列电阻网上的阻值，当系数为负时，输入也选负信号源输入。在电阻选择上，使用对应数量级的精密可调电阻，以便得到较好的解耦效果。

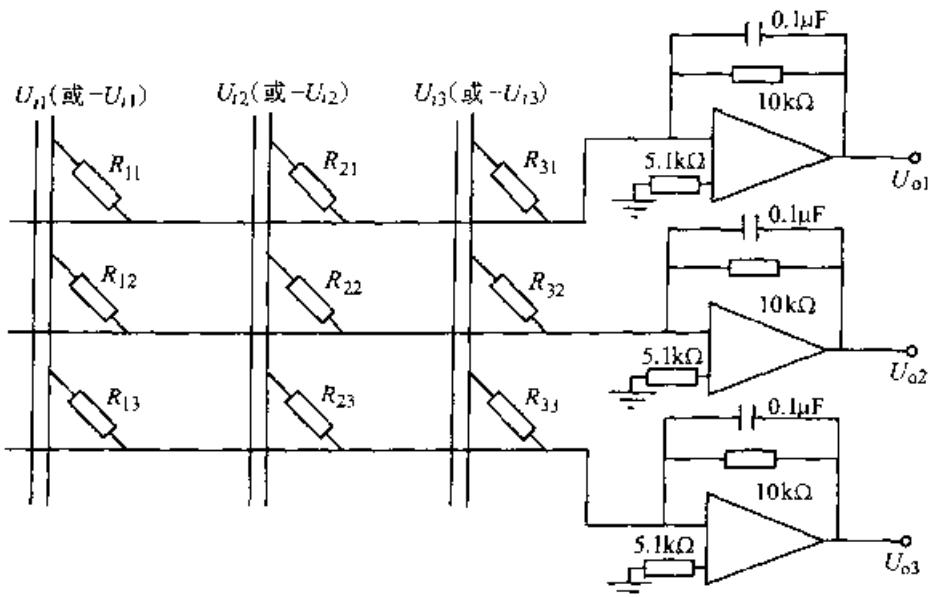


图 4-12 模拟解耦电路

第四节 性能测试

对研制的 PVDF 腕力传感器进行多种性能测试，得到具体性能指标如下：

一、传感器外形尺寸、重量

外形尺寸： $\phi 80\text{mm} \times 35\text{mm}$

重 量：200g

二、额定载荷

传感器弹性体及连接件均由硬铝制成。对弹性体进行强度分析，将弹性变形范围内最大载荷的70%~80%作为传感器的额定载荷。

$$x, y \text{ 方向: } 200\text{N} \quad z \text{ 方向: } 300\text{N}$$

三、传感器直接输出时的各向相关性误差

根据前一节的单位力加载试验，直接输出的相关系数矩阵为

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & -0.082 & -0.164 \\ 0.113 & 1 & 0.028 \\ 0.069 & -0.048 & 1 \end{bmatrix}$$

从而可求得各向相关误差和综合相关误差

$$x \text{ 方向} \quad D_1 = \sqrt{\frac{1}{3-1} \sum_{i=2}^3 D_{i1}^2} = 0.094$$

$$y \text{ 方向} \quad D_2 = \sqrt{\frac{1}{3-1} \sum_{i=1, i \neq 2}^3 D_{i2}^2} = 0.067$$

$$z \text{ 方向} \quad D_3 = \sqrt{\frac{1}{3-1} \sum_{i=1}^2 D_{i3}^2} = 0.118$$

$$\text{综合误差} \quad D = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 D_i^2} = 0.095 = 9.5\%$$

四、解耦处理后的各向相关性误差

测试方法同前，输出值为解耦后的传感器各向输出值。对输出值进行归一化运算，并取5次测试数据的平均值，得到解耦的相关系数矩阵

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0.0341 & 0.007 \\ 0.0146 & 1 & 0.0162 \\ 0.0225 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

同样可求得各相的相关误差和综合相关误差

$$D_1 = 0.019 \quad D_2 = 0.019 \quad D_3 = 0.00125$$

$$D = \sqrt{\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 D_i^2} = 0.017 = 1.7\%$$

五、重复性误差及线性度测量

为获得较准确的测量信号，将传感器输出直接接到准静态电荷放大器上，作卸载试验。电荷放大器的灵敏度根据传感器的输出情况调至适当位置。在传感器的x、y、z方向分别加载10N、20N、50N、100N，每次加载时重复次数不少于5次，得到重复性综合误差

$$R_x = 0.65\% \quad R_y = 0.87\% \quad R_z = 0.91\%$$

对三个方向输出进行线性回归分析。用最小二乘估计，得到回归方程和方差估计如表 4-3 所示。当然，回归系数与放大器的放大倍数、PVDF 片的灵敏度等因素有关。

由表中结果可以看出，线性回归后的方差估计值非常小，线性良好。

表 4-3 线性回归方程和方差估计

方向	内容	回归方程	方差 σ
x		$U_{ux} = 0.35556f_x + 0.02313$	0.0088
y		$U_{uy} = 0.35198f_y - 0.012135$	0.0049
z		$U_{uz} = 0.28276f_z + 0.007955$	0.0104

六、零点噪声和漂移

力传感器信号处理器开机 30min，测得输出信号噪声幅值 $\leq 5\text{mV}$ ，按传感器量程 5V 输出，则噪声误差的相对值为

$$\gamma = \frac{5}{5 \times 1000} = 0.1\%$$

由于 PVDF 是动态力敏元件，其输出总是稳定的，所以只要环境状态稳定，输出无漂移。

小结

本章分析了多种结构的机器人腕力传感器，比较了各种结构腕力传感器的优缺点，电阻应变片是测量这些弹性体结构变形的最一般的方法。本章列举了一个实例，用 PVDF 压电应变片来测量腕力传感器的三个力分量，这在腕力传感器应用新的原理设计制作方面是一个新的尝试。从制作的情况和性能测试结果看，用 PVDF 做敏感材料制作机器人腕力传感器是有一定优势的，它具有动态响应范围宽，稳定性好的特点，能直接获得机器人手腕位置的三维力输出信号。由于 PVDF 是压电材料，PVDF 腕力传感器的动态性能要比其静态性能好，而且无漂移，所以从理论上讲，即使长期使用也不必作标定。因此，PVDF 腕力传感器非常适合于感知力的变化。而对于静态的力作用，由于泄漏等原因，精度较差，亦即静态力感较差，这犹如人手的力感觉效果，与电阻应变片式腕力传感器刚好相反，在性能上正好形成互补。PVDF 腕力传感器更适合在响应速度要求高、不需精确定量测力的场合中应用，如精密装配作业、机器人的零力示教等。

第五章 机器人听觉

随着计算机技术的发展和语音识别技术的提高，各种声交互系统已得到越来越广泛的应用，如电话自动提款系统，能区分授权人和非授权人的“声锁”等。在机器人系统中，听觉系统也是机器人的重要感觉器官之一。家用服务机器人能按照主人的吩咐做家务，如开门、供应茶点、倒垃圾、打扫房间、开关电视和录音机等。有的机器人可以照看小孩和病人，与人对话，还能区别主人和其他人的声音，只按主人的命令行事等。某些工业机器人可以根据操作者的命令改变作品内容，进行语音示教。

然而，由于人类的语言非常复杂，无论哪一个民族，其词汇量都非常大，即使是同一个人，他的发音也随着环境及身体状况有所变化，因此，使机器人的听觉系统具有接近于人耳的功能还有很大的距离。但近年来在这方面所取得的成果是令人鼓舞的，尤其在大词汇量、非特定人、连续语音识别等方面。在语音识别的各项成果中，IBM Via voice 所取得的成绩最为瞩目，现在已有许多基于该成果的语音识别商品问世。

从识别的难易程度和应用的目的，可将语音识别系统分为两大类：

- 1) 特定人的语音识别系统。
- 2) 非特定人的语音识别系统。

特定人语音识别系统的任务，是判别接收到的声音是否是事先指定的某个人的声音，也可以判别是否是事先指定的一批人中某个人的声音。

非特定人语音识别系统可以识别字、短语、句子，而不管说话人是谁。目前已经能够识别 4000 个甚至更多个单词及由它们所组成的简单句子。

显然，在这些系统中，首要的问题是如何提取话音的特征。一句话或一个短语可以分成若干个音或音节，为了提取话音的特征，必须把一个音再分成若干个小段，再从每一小段中提取声音的特征。通常每小段的时间间隔，也就是取样周期为 20ms。语音的特征很多，常用的重要特征有信号幅度（或能量）特征、过零率、音调周期、线性预测系数、预测误差和声道共振峰特征。因此，话音的每一小段都有一组特征，称之为一个特征向量；一个字音就有一组特征向量；称之为特征矩阵。

特定人语音识别的方法，是将事先指定的人的声音中的每一个字音的特征矩阵存储起来，形成一个标准模式（或叫模板）；非特定人语音识别的方法则需要对一组有代表性的人的语音进行训练，找出同一词音的共性，这种训练往往是开放

式的，能对系统进行不断的修正。在系统工作时，将接收到的声音信号用同样的办法求出它们的特征矩阵，再与标准模式相比较，看它与哪个模板相同或者相近，从而识别该信号的含义，这也是所谓模式识别的基本原理。

机器人的听觉系统可用图 5-1 所示的框图粗略地表示。

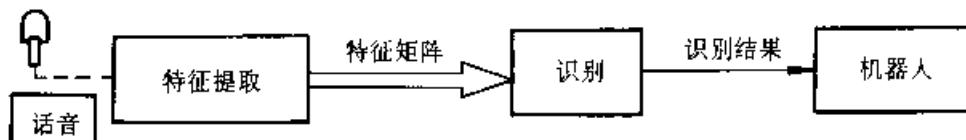


图 5-1 听觉系统的粗略框图

第一节 声音信号的特征

人的发音器官可以分为两个部分，即声道和声带。声带是发音源，声道相当于一个谐振腔或滤波器。整个发音过程可以用一个电模型来表示，如图 5-2 所示。在发有振音时声带振动，可用一个脉冲串发生器代替。发无振音时，由于声带并不振动，从喉管发出的只是一般的随机气流，因此可以用一个噪声发生器代替。声音的强弱是变化的，用一个增益因子 G 来反映。而声道的特性则可以用一个时变滤波器来代表。

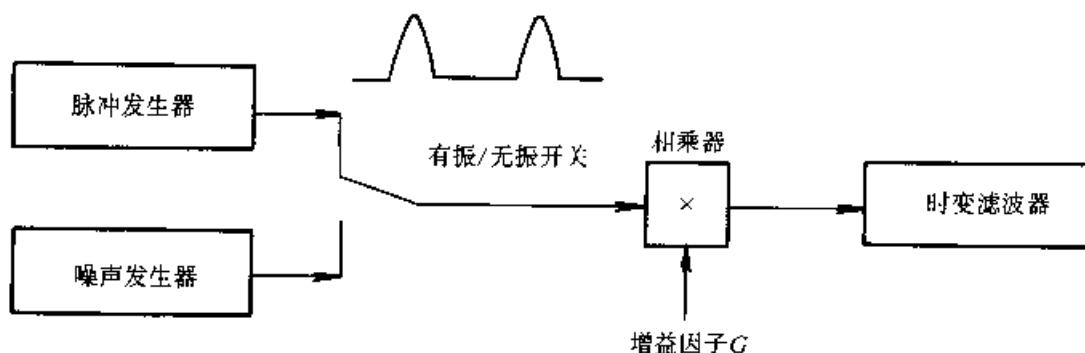


图 5-2 发音器官的电模型

前面所提到的描述声音的特征之中，信号幅度、过零率和音调周期基本上反映了发音源的特性；而线性预测系数和声道共振峰特征则反映了声道（时变滤波器）的特性。过零率特性间接地反映了滤波器的特性。每一种特性都只能反映声音信号的一个侧面，它们有各自的特点，可以根据实际要求选用其中的一个或几个。此外还应当指出，上述这些特征都是属于短时间段的，就是说每间隔 20ms 可以量测出一个特征矢量。下面分别讨论这些特征。

一、信号幅度（或能量）特征

幅度（或能量）特征是指话音在 20ms 短时间段里的平均声音强度。在实际系

统中用平均电压幅度来代替，有时候采用电压幅度的对数值或者能量。总之，它是一种表示话音强度的特征量。

一个词一般由几个子音和母音组成，占用时间为几百毫秒，就是说可能包括很多个短时间段。在一个词汇里，各个短时间段的幅度时大时小，也就是幅度特征是不同的，不同词汇的幅度特征与时间关系也彼此不同。一个句子包含若干个词汇，当然不同句子的幅度特征与时间的关系也是彼此不同的，因此我们可以用幅度特征来区别不同的词汇和语句。

二、过零率特征

我们都知道，人的声音是声带振动发出来的，经过话筒之后，声音信号变成了振动的电信号。信号的幅值有时为正、有时为负，由正值转到负值或由负值转到正值时都必须通过零轴，也就是过零一次。过零率是指短时间段里的话音信号过零次数。这个量大致反映了信号在短时间段里的平均频率，也是个重要的特征。经过大量统计知道，有振音的过零率大致为 20~30，无振音的过零率范围为 80~120，而一般的噪声过零率则在这两个范围中间。可以采用过零率特征来区别有振音与无振音，也可以判别有没有发音（起、终点判别）。

过零率特征测试电路图如图 5-3 所示，声音信号经过取样电路之后变成离散信号，取样周期一般为 $T_0=0.125\text{ms}$ 。将这个离散信号放大、限幅，成为幅值绝对值不变的离散信号，再经过“过零判别”电路，输出的脉冲总个数就等于过零率。过零判别可以用求相邻脉冲差值电路来完成。过零判别电路的输出只有三个值，即 +1（相邻脉冲差值大于零）、0（相邻脉冲值相等）和 -1（前一个脉冲值减后一个脉冲值之差小于零）。为方便计算，这样的三值信号经过全波式检波电路，可以得到一个二值信号，再经计数器计数后便得到所要求的过零率。计数器的计数时间 T_1 为 20ms。

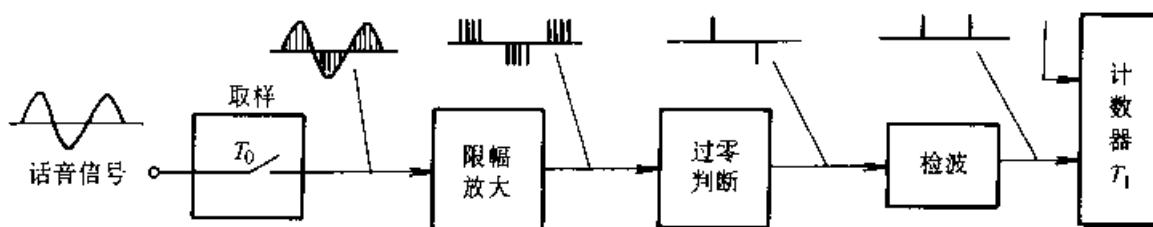


图 5-3 过零特征的检测电路

三、音调周期特性

前面已经提到，声音信号是振动的，从频谱分析的角度来看，一个振动的信号可以分为基波和各次谐波。音调周期实际上就是话音信号基波的周期。男性的音调周期较长，女性和小孩的音调周期较短。每个人的音调周期互不相同，而一个人的音调周期却变化不大。各种字的音调周期也不相同。因此，可用音调周期进行话音识别。

应当指出，只有“有振音”才具有音调周期特性，“无振音”不具备这种特性。估计音调周期的方法比较多，这里介绍一种比较简单的并行处理法。这种方法的基本原理是，根据话音信号的峰值和谷值的位置，提取一些脉冲串，将其附近某一邻域内的峰与谷忽略，这样得到的脉冲串可以保留原来信号的周期特性。再用适当的方法估计话音的周期。整个音调周期估计器的框图如图 5-4 所示。

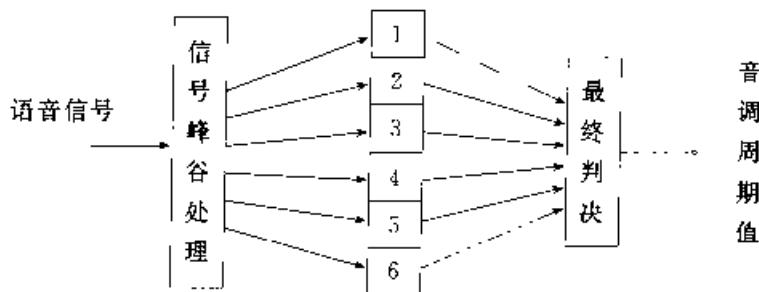


图 5-4 音调周期估计器的框图

话音信号先经过一个“信号峰谷处理装置”，将峰和谷的信号组合一下，形成六种不同的脉冲串。

具体就是：

- 1) m_1 : 位于峰处，其幅值等于峰值。
- 2) m_2 : 位于峰处，其幅值等于该处峰值与前一谷值幅度之差（或绝对值之和）。
- 3) m_3 : 位于峰处，其幅值等于该峰值减去前一个峰值，如果差值为负值，则幅值取为 0。
- 4) m_4 : 位于谷处，把这个谷值的绝对值当作脉冲幅值。
- 5) m_5 : 位于谷处，其幅值等于这个谷值的绝对值加前一峰值的幅值。
- 6) m_6 : 位于谷处，其幅值等于这个谷值的绝对值加前一个凹下的点的幅值，如果其和为负，则幅值取 0。

图 5-5 所示为一个正弦波，用以说明如何构成 $m_1 \sim m_6$ 脉冲串。图 5-6 所示为一个基波和较强的二次谐波叠加后的合成波按上述规则组成的六种脉冲串，每个脉冲边上的字表示脉冲的幅值，第一个脉冲值可能与上一个波形有关（图中没有给出）。按上述办法提取的脉冲串分别送入相应的音调周期估计单元，这个单元可以粗略地估出信号的基波周期。具体方法如下：当一个脉冲进入相应的单元时，该单元将这个脉冲的幅度保持时间 τ ，在这段时间里，对后来的脉冲不做任何处理。 τ 时间后，脉冲便按指数规律下降，直到遇到幅度超过它的脉冲时，上面的过程再重新开始。每次脉冲保持不变的时间 τ 不是固定的。一般选择与当时的脉冲幅值成正比的 τ 值，处理后的波形如图 5-7 的虚线所示。

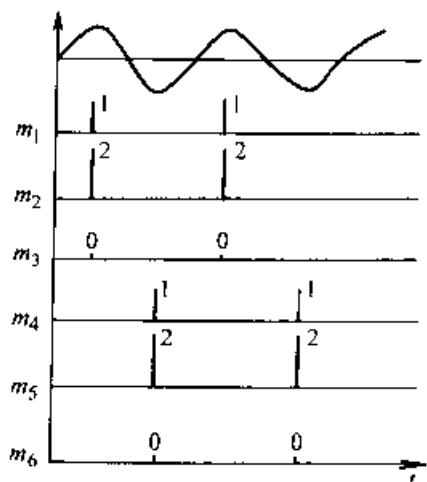
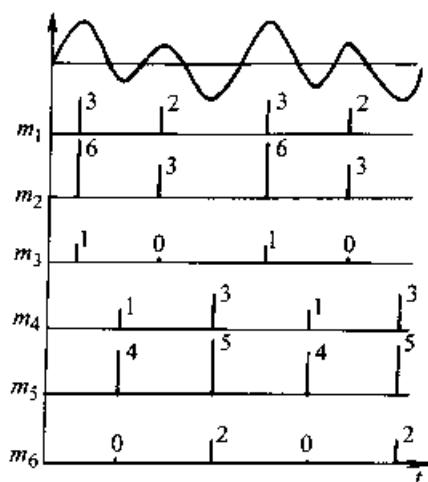
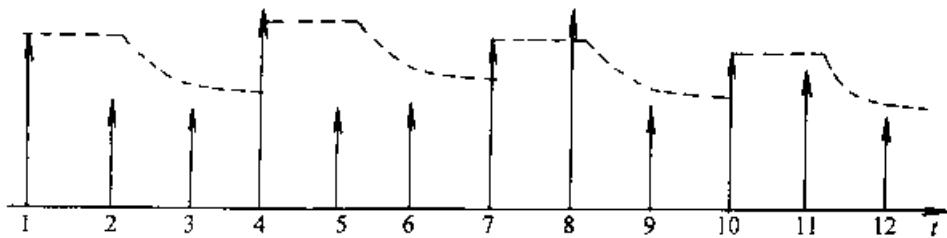
图 5-5 正弦波话音的 $m_1 \sim m_6$ 图 5-6 二次谐波话音的 $m_1 \sim m_6$ 

图 5-7 音调周期估计单元的工作过程

由图 5-7 可见, 处理结果成为一个宽脉冲序列, 可以把这种处理方式看作是脉冲串的平滑处理。每个脉冲的宽度相差不大, 可以把这些脉冲的宽度值作为音调周期的估计值。由于人的发声范围为几十至几千赫兹, 所以在 20ms 的短时间段内可以有几个估计值, 估计值数目是不固定的, 只取前二个, 那么六个单元就会选出十二个音调周期的估计值, 再将它们适当地处理一下就可以得到比较准确的音调周期。最后, 将输入的十二个值按一定的逻辑规定好差值范围, 将十二个估计值相互间的差值在这个范围内的并成一组, 十二个估计值可分为几个组, 再对估计值个数最多的一组求平均值, 把这个平均值作为音调周期的估计值并输出。

上述方法得到的是音调周期的估计值, 而不是准确值。在一个系统中, 只要使用同一方法, 还是可以识别话音的。还需要指出的是, 如果发现各个估计值差别较大, 那就认为这时的话音信号属于“无振音”的情况, 不具有音调周期特征, 所以也就不再继续判断了。

四、线性预测系数特征

线性预测系数简称预测系数, 它是用几个数值来反映滤波器特性。如前所述, 在一个短时间段内, 话音信号可以认为是一串窄脉冲加在一个滤波器输入端时的滤波器输出信号。因此, 这个信号波形形状受到滤波器特征的影响, 可以从这个波形中提取表征滤波器特性的特征值。现在对 20ms 的话音信号取样, 取样周期仍

为 0.125ms，各时刻的取样值分别为 s_1, s_2, s_3, \dots 。预测系数反映这些取样值之间的关系，也就是反映滤波器的特性。因为滤波器的特征是连续的，所以语音信号的一个取样值可以用前面若干个取样值的线性组合来求得。一般地，参与线性组合的取样值越多，则求得的下一个取样值越精确，也就是预测精度越高，但计算也越复杂。实验证明，用前八个值来估计就能得到足够的精度，这时的预测公式为

$$s_9 = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \dots + a_8 s_8 \quad (5-1)$$

式中的 $a_1 \sim a_8$ 分别称为第一预测系数、第二预测系数、……、第八预测系数，综合起来称之为预测系数特征。某一段语音在不同的短时间段内，其预测系数特征是不同的，必须分段求取。

应当指出，预测公式 (5-1) 适用于第九个取样值之后的所有取样值。为了达到这一目的，用最小二乘法求出一组最佳预测系数，使式 (5-1) 用于各点时的误差平方总和最小。

五、声道共振峰特性

在说明声道共振峰特性之前，先介绍一点有关的基本概念。

我们知道，一个时间信号可以通过某种变换求得它的频谱，也就是频率特性，而一个信号的频谱又可以通过某种变换求出它的时间信号。前一过程称之为频谱变换，后一过程称之为频谱反变换，这两个过程都可以用一种设备或计算程序来完成。

假设一个滤波器的频率特性为 $H(f)$ ，将这个随频率变化的量用一条曲线来表示，不难发现，其形式上与一个信号的频谱曲线没有什么差别。那么，把滤波器的频率特性 $H(f)$ 做频谱反变换之后会得到什么结果呢？从数学角度来看，它应当得到与时间信号相同的量；但从物理角度来看，却不能把它叫做时间信号，可以把它叫做滤波器频率特性的反频谱，简称滤波器的反频谱。为了方便，也可以把一个信号的频谱做频谱反变换后的结果称为反频谱，实际上它对应着时间信号。

两个滤波器串联后，总的频率特性是两个滤波器频率特性的乘积，即

$$H(f) = H_1(f) \cdot H_2(f) \quad (5-2)$$

假设一个信号 $S_s(t)$ 通过滤波器后得到的信号为 $S(t)$ ，那么输出信号的频谱等于输入信号的频谱与滤波器频率特性的乘积，即

$$S(f) = S_s(f) \cdot H(f) \quad (5-3)$$

将式 (5-2) 和式 (5-3) 取对数，则有

$$\lg H(f) = \lg H_1(f) + \lg H_2(f) \quad (5-4)$$

$$\lg S(f) = \lg S_s(f) + \lg H(f) \quad (5-5)$$

于是乘法运算变成了加法运算，这显然是很方便的。这种输出信号是输入信

号的对数的设备（或运算程序）称为对数器。

下面讨论声道共振峰特性及其提取方法。我们已经知道，在发有振音时，声带相当于一个脉冲串发生器，而声道则相当于一个时变滤波器。实际上，这个滤波器的频率特性具有一些共振峰，共振峰峰值的频率位置随着所发话音的不同而变化。经过分析知道，在一般情况下，从零频算起的前三个共振峰很重要，它们影响话音的波形。出现峰值时的频率值称为声道的共振峰位置特性，简称声道共振峰特性。现在的问题是如何从话音信号中分离出声道共振峰特性。如式(5-2)所示，话音信号的频谱等于声带发出的脉冲信号频谱与声道频率特性的乘积。想直接从 $S_s(f) \cdot H(f)$ 信号里分离出 $H(f)$ 是很困难的，但从话音信号的反频谱中却容易将两个反频谱分离出来。得到 $H(f)$ 的反频谱之后，再求 $H(f)$ 当然也就容易办到了。

图 5-8 给出了话音信号 $S(t)$ 的频谱与反频谱。从图中可以看出，话音信号的反频谱可以分为两个部分，一部分是 $\lg S_s(f)$ 的反频谱，另一部分是 $\lg H(f)$ 的反频谱，二者有一个时间差， $\lg H(f)$ 的反频谱先出现， $\lg S_s(f)$ 的反频谱后出现，可以利用这个时间差来分离它们。图 5-9 是所用的电路框图。

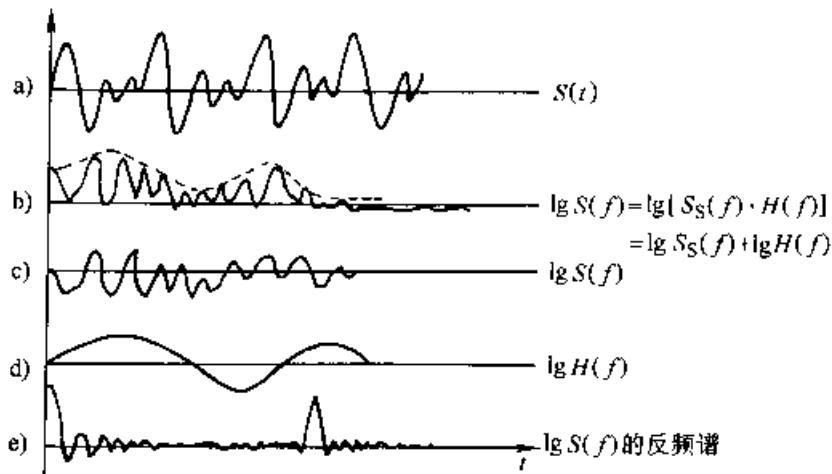


图 5-8 频谱与反频谱的各种波形

电路的原理是：先将话音信号 $S(t)$ 经过一个频谱变换器，其输出是 $S(t)$ 的频谱 $S(f)$ ，也就是声源频谱 $S_s(f)$ 与声道滤波器频率特性 $H(f)$ 的乘积 $S_s(f) \cdot H(f)$ 。这个信号经过对数器，输出 $\lg S_s(f) + \lg H(f)$ 信号。将这个信号通过频谱反变换器，得到 $\lg S_s(f)$ 的反频谱和 $\lg H(f)$ 的反频谱，这又是个时间信号。因为在每个 20ms 的短时间段里， $\lg H(f)$ 的反频谱信号先出现， $\lg S_s(f)$ 的反频谱信号后出现。用一个闸门控制，只让 $\lg H(f)$ 的反频谱信号通过，这个信号再经过一个频谱变换器，输出就是 $\lg H(f)$ 了。因为取对数并不影响峰值的频率位置，所以再用一个求最大值电路（或程序），就会得到 $H(f)$ 出现峰值时的频率值，这些值就是所求的共振峰特性。

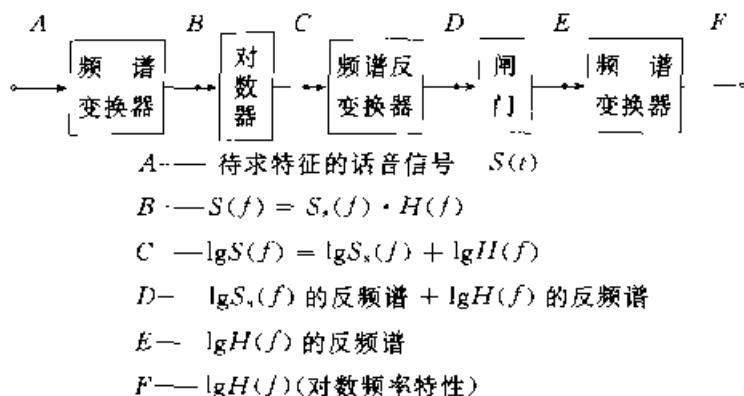


图 5-9 求共振峰位置特性的电路框图

第二节 特定人的语音识别系统

特定人语音识别系统，首先要记忆一个人或（有限）几个人的语音特征，而且被指定人讲话的内容也必须是事先规定好的有限的几句话；特定人语音识别系统会识别讲话的人是否是事先指定的人，讲的是哪一句话。

为了识别发言人的话，首先要找出话音的起点和终点。实验证明，必须把幅度特征和过零率特征联合起来检测话音的起点和终点。为此，系统还要能够保留一段声音信号，当发现明显的声音信号时，要从这点向前考察各个短时间段的幅度与过零率，只要其中之一超过某个限值，就认为这段还是属于发音段，直到这两种特征都低于限值时才停止考察，这个时间点就是话音的起点。对于终点，也用相同的方法来判别。特定人语音识别系统判别的基本方法是：首先确定识别方法所用的特征，其次将接收到的话音提取特征矩阵，然后与事先存储在系统之内的标准模板中的特征矩阵相比较，计算它们的距离。这个距离可以用各个对应的特征值之差的平方和来定义。如果距离小于某个值，则系统认为该发言人是指定的发言人，并确定所说的话是什么。图 5-10 所示为这种系统的粗略框图。

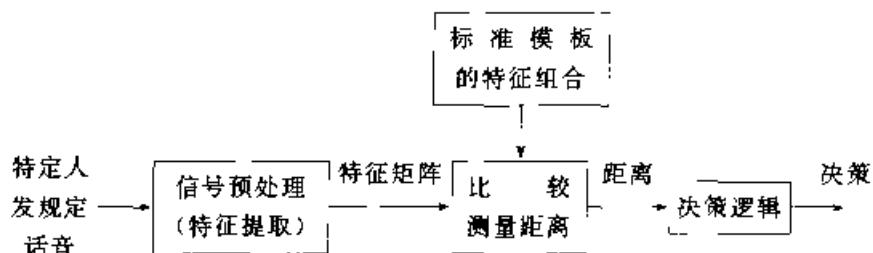


图 5-10 话音识别系统框图

实际上，由于一个人在不同情况下发同一个字音的快慢是有差别的，因此若总是按照标准模板中存储的速度去识别声音，会引入较大的误差，甚至造成判别错误。所以需要先经过一个所谓“时间对应”步骤，即把接收到的信号在各段时

间里的快慢在容许的范围内作一些调整，然后再去和标准信号比较。在这个步骤中，首先将两种信号的起点和终点对齐，然后在起点和终点之间找出一批对应关系，叫做时轴对应关系，简称时应关系（见图 5-11）。很显然，这种时应关系不是唯一的。为了从中找到合理的对应关系，先将两段时间以同样的时间间隔划分。假设把标准信号均匀地划分为 $n=1, 2, \dots, N$ 个时段，把接收到的信号划分为 $m=1, 2, \dots, M$ 个时段，我们规定，任何一方的一段短时间段只能与另一方的一段或二段短时间段相对应，在任何情况下不允许与三段或更多段相对应。作这样的规定，意味着对于正确的话音，在每个时刻所允许的变化快慢是有一定限度的，变化太快或太慢都不是正确的话音。



图 5-11 时轴对应关系

仔细分析一下可以看出，即使做了上述规定，时应关系还会有很多种。话音信号的特征矩阵与标准模板的距离随着时应关系不同而不同，也就是说各种时应关系引入的误差是不同的。问题是如何找出一个引入误差最小的时应关系。由此可见，现在的短时间段变得不均匀了，当然也不一定是 20ms。我们规定，求短时间段里一对特征差值的运算为一次基本运算。检查一种时应关系对应的距离时，需要作许多次基本运算，而从成千上万种时应关系中选出一种最佳时应关系的运算量非常大。但是，如果合理地调整计算步骤，尽量避免重复计算，则计算工作量会大大减少。动态规划方法是解决这类问题的一种有效方法，这里不再详述。

提取了话音信号的特征之后，还要求出这些特征与标准模板之间的距离，这个距离可以定义为特征矩阵中的各元素与标准模板中各对应元素的差值的平方和，当然也可定义为其他的各种距离。

信号经过预处理之后，便可以送到决策逻辑环节进行决策。如果信号特征与标准模板的距离小于某一值，就可以认为发言人是指定的某一个人，否则就不是。这个阈值可由实验确定。

第三节 非特定人的语音识别系统

非特定人的语音识别系统大致可以分为语言识别系统，单词识别系统，及数字音（0~9）识别系统。

由于上述识别系统都是针对非特定人的，所以它与特定人的语音识别系统相

比，一般性要求更高。语言识别系统可以懂得话音的含义。这种系统首先要把话音分割成单词（或音素），然后进行语法分析，最后辨识出话音的含义，可见这种系统是相当复杂的。在小词汇量语音识别方面，用得最多的是模式匹配方法，实用的系统已经出现；基于统计模型的隐 Markov 模型（Hidden Markov Models，简称 HMM），则在大词汇量的语音识别上取得了很大的进展，但目前尚在研究发展之中可靠性有待进一步提高。相比之下，数字音识别系统比较简单。这种语音识别系统的工作原理与特定人的语音识别系统有很多相同之处，这里只介绍连续数字音识别系统。

图 5-12 是一种数字音识别系统框图。进来的数字串规定为每串三个字。话音首先经过特征提取部分，得到各个短时间段的特征，另一方面，“过零率特征”和“幅度特征”被送到“起、终点检测部分”，检测出数字串的起点和终点。此外，还根据幅度特征和过零率特征来判别各个短时间段是属于有振音、无振音或是没有声音。在“音的分割”部分，按照预先总结出的并存储在机器里的分割规律来做字的分割。在这些规律中，重要的有

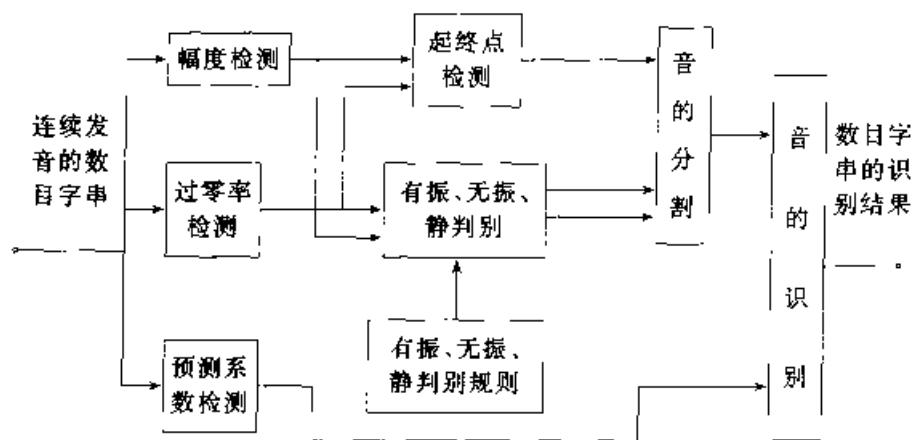


图 5-12 数字音识别系统

1) 字的起点可能发生在如下处：“静”和“无振”时间段的衔接处，幅度随时间陡升处，过零率随时间陡升处；“有振”、“无振”时间段衔接处和幅度与时间关系曲线的凹陷处。

2) 字的终点可能发生在如下处：“有振”和“静”的时间段衔接处；“无振”和“静”的时间段衔接处及幅度随时间陡降处。

3) 在“无振”和“有振”的衔接处。如果同时出现幅度随时间陡升和过零率随时间陡降，那么这里不是字的起、终点的分界。例如当发 seven two one (721) 时，经过试验和计算得知，这时的特性曲线如图 5-13 所示。可见，seven 音的起点是“静”和“无振”时间段衔接处，即过零率随时间陡升处；two 的起点是过零率陡升处；one 的起点是过零率陡升处和幅度特征的凹陷处。one 的终点是幅度特性陡降处和“有振”、“静”的衔接处。在 seven 的 se 和 ven 的交界处是“有振”和

“无振”的衔接处，但同时出现幅度特征陡升和过零率的陡降，因此这里不是字的分界点。接下来，把各个短时间段的各个特征按照上面的分割方法划分成三个组（每个字的字音分成一个组），分别送进“音的识别”部分去作每个字的识别。这一部分中，事先存储有十个数目字话音（0~9）在每个短时段的判别量 $g_1(x_1, x_2, x_3)$ 、 $g_2(x_1, x_2, x_3)$ 、…、 $g_{10}(x_1, x_2, x_3)$ ，其中 x_1 代表幅度， x_2 代表过零率， x_3 代表线性预测系数等。当得到待识别的数目字话音的各个特征时，把它们与事先存储的判别量进行比较，找出最接近的字作为判别结果。

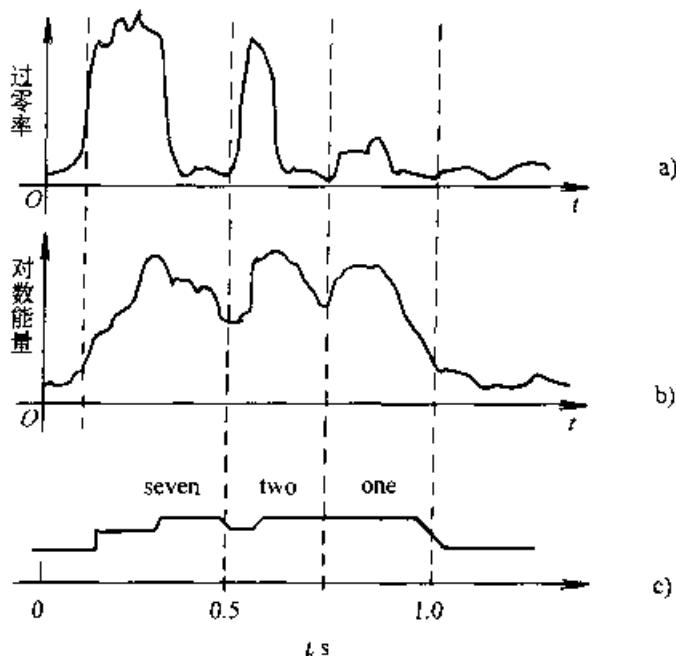


图 5-13 音的分割规律举例

需要说明的是，实际上我们并不把待识别的字的特征直接与库中的样板作比较，也就是说判别过程可分为两个阶段：粗糙比较和精细匹配阶段。在第一阶段识别中，用粗糙的方法将输入量与每一样板（样板也根据具体的识别方法分成多层次的）进行比较，从中滤除一些相差较大者；在第二阶段中，再将输入量与样板进行精细的比较。这种阶段式的判别方法可以大大地减少判别时间，在词汇量比较大的识别系统中，这种方法尤其重要。

和特定人的语音识别系统一样，在作比较之前也要经过“时间对应步骤”，把待识别字的各个短时间段在一定范围内作些调整，使调整后的短时间段数目和存储在“音的识别”部分的字的短时间段数目一样，再把调整后的短时间段的特征代入判别函数里。在这种模板匹配法的语音识别系统中，标准模板是否具有代表性，直接影响识别的精度。即使是同一个人说同一个单词，其发音也会有差异，这就是发音的离散性。这种离散性造成了产生标准模板的困难。假设这种离散性使语音特征分布在一个区域里面而不是集中在一个点，那么我们应当找出这个区域中

心点并将其作为标准特征值，这个过程称为语音识别中的样本优化。

还应当指出，在正确提取语音特征的前提下，如何减少计算量是一个重要问题，它关系到语音识别系统的复杂程度、成本和实时性。由于涉及面较广，这里就不详细讨论了。

最后还应当指出，听觉系统除了用于识别人的声音之外，还可以在工作现场利用传声器捕捉音响来证实一个工序的开始与结束、检测异常声音等。利用超声波的听觉系统还可以测量对象物的位置和尺寸。超声波听觉系统在测量、检测等方面有广泛的应用。

第六章 机器人视觉

每个人都能体会到，眼睛对人来说是多么重要。可以说人类从外界获得的信息，大多数都是从眼睛得到的，有研究结果表明，视觉获得的感知信息占人对外界感知信息的 80%。人类视觉细胞数量的数量级大约为 10^8 ，是听觉细胞的 300 多倍、是皮肤感觉细胞的 100 多倍，从这个角度也可以看出视觉系统的重要性，至于机器视觉的应用范围，可以说是包罗万象。

从 20 世纪 60 年代开始，人们着手研究机器视觉系统。一开始，视觉系统只能识别平面上的类似积木的物体。到了 20 世纪 70 年代，已经可以认识某些加工部件，也能认识室内的桌子、电话等物品了。当时的研究工作虽然进展很快，却无法用于实际。这是因为视觉系统的信息量极大，处理这些信息的硬件系统十分庞大，花费的时间也很长。

随着大规模、超大规模集成电路技术的发展，计算机内存的体积不断缩小，价格急剧下降，速度不断提高，视觉系统也走向了实用化。进入 20 世纪 80 年代后，由于微计算机的飞速发展，实用的视觉系统已经进入各个领域，其中用于机器人视觉系统的数量也很多。

机器人视觉与文字识别或图像识别的区别在于，机器人视觉系统一般需要处理三维图像，不仅需要了解物体的大小、形状，还要知道物体之间的关系，即要掌握机器人能够作业的空间感。为了实现这一目标，要克服很多困难，因为视觉传感器只能得到二维图像，那么从不同角度来看同一物体，就会得到不同的图像。光源的位置和强度不同，得到的图像的明暗程度与分布情况也不同；实际的物体虽然互不重叠，但是从某一个角度看，却能得到重叠的图像。为了解决这个问题，人们采取了很多措施，并在不断地研究新的方法。

通常，为了减轻视觉系统的负担，人们总是尽可能地改善外部环境条件，对视角、照明、物体的放置方式作出某种限制，但更重要的还是加强视觉系统本身的功能和使用较好的信息处理方法。

第一节 视觉系统的硬件组成

视觉系统可以分为图像输入（获取）、图像处理、图像理解、图像存储和图像输出几个部分（见图 6-1）。实际系统可以根据需要选择其中的若干部件。

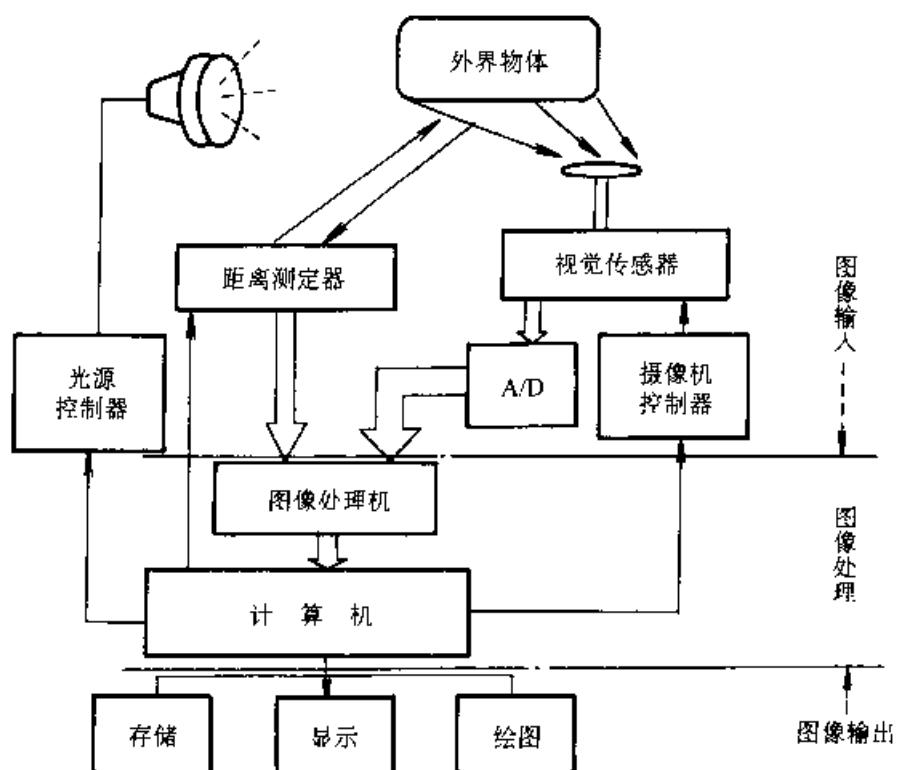


图 6-1 视觉系统的硬件组成

一、视觉传感器

视觉传感器是将景物的光信号转换成电信号的器件。大多数机器人视觉器官都不必通过胶卷等媒介物，而直接把景物摄入。过去经常使用光导摄像等电视摄像机作为机器人的视觉传感器，近年来开发了 CCD（电荷耦合器件）和 MOS（金属氧化物半导体）器件等组成的固体视觉传感器。固体传感器又可以分为一维线性传感器和二维线性传感器，目前二维线性传感器已经能做到四千个像素以上。由于固体视觉传感器有体积小、重量轻、余辉小等优点，因此应用日趋广泛。

由视觉传感器得到的电信号，经过 A/D 转换成数字信号，称为数字图像。一般地，一个画面可以分成 256×256 像素、 512×512 像素或 1024×1024 个像素，像素的灰度可以用 4 位或 8 位二进制数来表示。一般情况下，这么大的信息量对机器人系统来说是足够的。要求比较高的场合，还可以通过彩色摄像系统或在黑白摄像管前面加上红、绿、蓝等滤光器得到颜色信息和较好的反差。

如果能在传感器的信息中加入景物各点与摄像管之间的距离信息，显然是很有用的。每个像素都含有距离信息的图像，称之为距离图像。有人正在研究获得距离信息的各种办法，但至今还没有一种简单实用的装置。

二、摄像机和光源控制

机器人的视觉系统直接把景物转化成图像输入信号，因此取景部分应当能根据具体情况自动调节光圈的焦点，以便得到一张容易处理的图像。为此应能调节以下几个参量：

- 1) 焦点能自动对准要看的物体。
- 2) 根据光线强弱自动调节光圈。
- 3) 自动转动摄像机，使被摄物体位于视野中央。
- 4) 根据目标物体的颜色选择滤光器。

此外，还应当调节光源的方向和强度，使目标物体能够看得更清楚。

三、计算机

由视觉传感器得到的图像信息要由计算机存储和处理，根据各种目的输出处理后的结果。20世纪80年代以前，由于微计算机的内存量小，内存的价格高，因此往往另加一个图像存储器来储存图像数据。现在除了某些大规模视觉系统之外，一般都使用微计算机或小型机，即使是微计算机，也能够用内存来存储图像数据了。为了存储数字图像，可以使用磁带机、软盘驱动器或硬盘机。除了显示器上输出图形之外，还可以用打印机或绘图仪输出图像。至于A/D转换器，只需要八位转换精度就够了，但由于数据量大，要求转换速度快，目前已有100MB以上的8位A/D转换芯片。

四、图像处理机

一般计算机都是串行运算的，要处理二维图像很费时间。在要求较高的场合，可以设置一种专用的图像处理机，以便缩短计算时间。所谓图像处理机，实质上也是一个计算机，从结构上来说，可以分为并型、串并型等。图6-2所示为一个串并型（或称局部并型）图像处理机的例子。

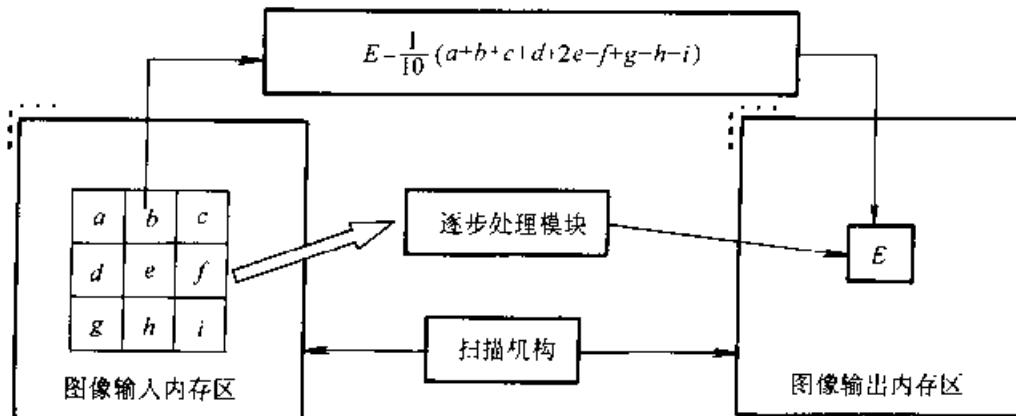


图6-2 串并型图像处理机

在这个例子中，在画面的每一个像素周围取一个窗口，如图6-2所示。为了滤除光噪声，将窗口中的九个像素的灰度取平均值，其中心像素则取加权系数为2。这是一种简单的处理方法。然而即使采用简单的处理方法，每个像素都要这样处理，其计算量也是可想而知的。一般的串行算法是，首先找到窗口上的每个像素的地址，然后如图中虚线所示，做多次加法、除法，计算结果送到图像输出内存中。显然这种算法花费的时间很长。图6-2所示的局部并型处理机设置了一套扫描

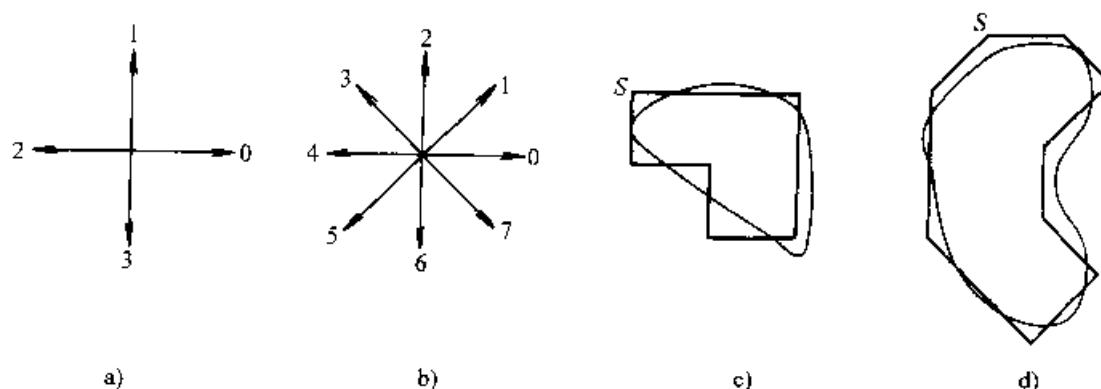
机构和并行运算模块。扫描机构是高速查找窗口地址的硬件，并行运算模块是并行处理窗口数据的硬件。由于运算是并行的，因此数据处理的速度可以大大加快。但其他运算还是串行的，因此称这种结构为串并型或局部并型结构。

应当指出，图像处理只是对图像数据做了一些简单、重复的预处理，数据进入计算机后，还要进行各种运算。

第二节 数字图像的编码

如前所述，数字图像要占用大量的内存，实际使用时，总是希望用尽量少的内存保存数字图像，为此，可以选用适当的编码方法来压缩图像数据。目的不同，编码的方法也不同。例如在传送图像数据的时候，应选用抗干扰的编码方法；在恢复图像的时候，因为不要求完全恢复原来的画面，特别是机器人视觉系统，只要求认识目标物体的某些特征或图案，这种情况下，为了使数据处理简单、快速，只要保留一些物体的特征，能达到区别各种物体的目的就可以了，这样做可以使数据量大为减少。

常用的编码方法有轮廓编码和扫描编码。所谓轮廓编码就是在画面灰度变化较小的情况下，用轮廓线来描述图形的特征。具体地说，就是用一些方向不同的短线段组成多边形，用这个多边形来近似地描绘轮廓线。各线段的倾斜度可用一组码来表示，称之为方向码。简单情况下，只使用二位 BCD 码表示四个方向，如图 6-3 a 所示。一般情况下，使用三位 BCD 码来表示八个方向，如图 6-3 b 所示。图 6-3 c 所示形状的四方向链码是 00332121，图 6-3d 所示形状的八方向链码是 07567533221。图中，链码编码的起始点是 S，沿顺时针方向。显然八方向码图比四方向码图的轮廓精度要高。



暗二级。平行的横线是扫描线，在第 2、3、4、…条扫描线上存在物体图像，依次编号①、②、…一条扫描线上如果有几段物体图像，则分别编号，将编号的扫描线段的起点、长度连同号码按先后顺序存入内存。扫描线没有碰到图像时，不记录数据。由此可见，用扫描编码的方法也可以压缩图像数据。

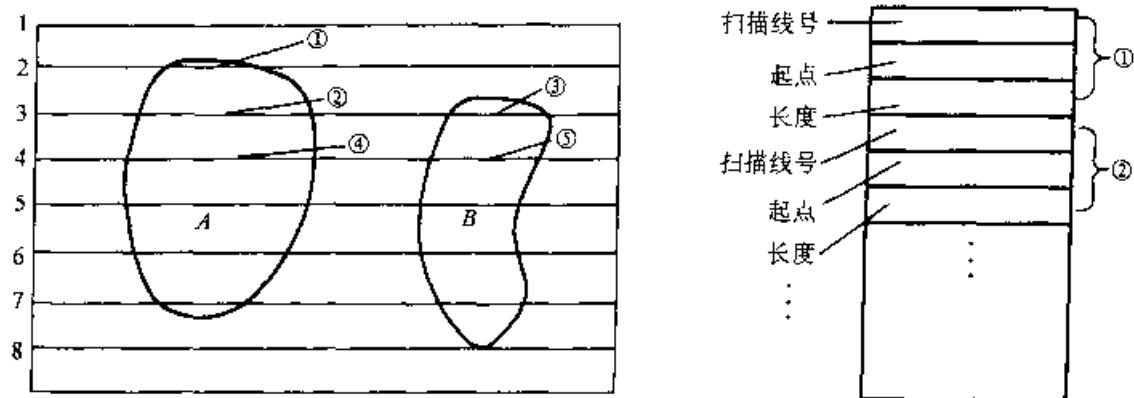


图 6-4 扫描编码方式和数据存储

用扫描编码的数据恢复图像时，要注意将各个独立的图像（例如图 6-4 中的 A、B 两个物体图像）分离出来，这里需要使用一种轮廓成形算法。

在多值图像中，还要区分图像的灰度等级，后面将会介绍这个问题。

第三节 图像的分离

机器人往往只关心某种或某些特定的物体，也就是说只关心整个画面中的—部分图像，这时必须把所关心的图像与其他部分区分开来，这个区别与提取的过程称为分离。

图像分离的方法很多，这一节仅介绍阈值处理和边缘检测两种方法。

一、阈值处理法

为了从图像中取出所需要的部分，常常根据适当的阈值进行分离。可以给定一个阈值 t ，以 t 为界，将图像 $f(x, y)$ 的灰度值分成 0 和 1，并记为 $f_t(x, y)$ ，即

$$f_t(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \geq t \\ 0 & f(x, y) < t \end{cases} \quad (6-1)$$

$f_t(x, y)$ 称为二值图像函数，它所描述的图像称为二值图像。

一般的二值化处理，可以给出一个灰度的集合 Z ，再定义二值图像函数，即

$$f_Z(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \in Z \\ 0 & f(x, y) \notin Z \end{cases} \quad (6-2)$$

如果规定 n 个浓度的集合，则可以定义多值图像函数为

$$f_Z(x, y) = \begin{cases} n & f(x, y) \in Z_n \\ n-1 & f(x, y) \in Z_{n-1} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & f(x, y) \in Z_1 \\ 0 & f(x, y) \in Z_0 \end{cases} \quad (6-3)$$

其中, $Z = Z_1 \cup Z_2 \cup \dots$, $Z_i \Delta Z_j = 0 \quad (i \neq j)$.

实际上, 确定阈值 t 需要有一定的先验知识, 若图像的灰度分布有明显的双峰特性 (见图 6-5), 则可以将阈值取在波谷。

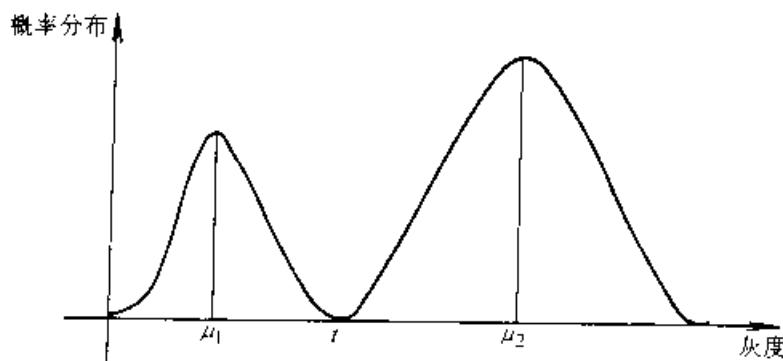


图 6-5 灰度分布图

如果图像的灰度分布不具有十分明显的分界, 那么就需要知道灰度分布的概率参数, 才能准确地求出阈值。而这些概率参数又必须进行参数估计, 即使是正态分布, 用最小二乘法估计它的参数也是很麻烦的。可以采用实验法来确定阈值。

这里介绍一种计算阈值的方法 (见图 6-5), 假定图像函数 $f(x, y)$ 的灰度分布有二个峰值, 并且都服从正态分布, 其概率密度函数分别为 $p_1(x)$ 、 $p_2(x)$, 注意这里的自变量 x 代表灰度, 而 $f(x, y)$ 中的 x 、 y 代表图像坐标, 那么整个灰度分布可以用一个联合概率密度函数来描述, 即

$$p(x) = P_1 p_1(x) + P_2 p_2(x) \quad (6-4)$$

将 $p_1(x)$ 和 $p_2(x)$ 用正态分布的公式代入式 (6-4), 得

$$\begin{aligned} p(x) = & \frac{P_1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \\ & + \frac{P_2}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left[-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] \end{aligned} \quad (6-5)$$

其中, μ_1 、 μ_2 分别为两部分灰度的数学期望; σ_1 、 σ_2 为均方差; P_1 、 P_2 分别代表二个峰下面的面积。根据概率的性质可知

$$P_1 + P_2 = 1 \quad (6-6)$$

因此 $P_1(x)$ 中含有 5 个参数, 如果参数都是已知的, 那么很容易求出最佳阈

值。

现在假设图 6-5 中亮的部分是背景，暗的部分是物体，且 $\mu_1 < \mu_2$ 。在进行图像分离的时候，把背景当作物体和把物体当作背景的错误概率分别由下面公式给出

$$E_1(t) = \int_{-\infty}^t p_2(x)dx \quad (6-7)$$

$$E_2(t) = \int_t^{+\infty} p_1(x)dx \quad (6-8)$$

误差总概率为

$$E(t) = P_2 E_1(t) + P_1 E_2(t) \quad (6-9)$$

寻找 $E(t)$ 的最小值，则可以求出阈值 t 。为此，将 $E(t)$ 对 t 微分，并令其等于 0，则有

$$P_1 p_1(t) = P_2 p_2(t) \quad (6-10)$$

将 $p_1(t)$ 和 $p_2(t)$ 代入式 (6-10)，整理可得

$$At^2 + Bt + C = 0 \quad (6-11)$$

其中， $A = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$

$$B = 2(\mu_1 \sigma_2^2 - \mu_2 \sigma_1^2)$$

$$C = \sigma_1^2 \mu_2^2 - \sigma_2^2 \mu_1^2 + 2\sigma_1^2 \sigma_2^2 \ln(P_2 P_1 / \sigma_1 P_2)$$

如果 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ ，则

$$t = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{2\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln(P_2/P_1) \quad (6-12)$$

若还有 $P_1 = P_2$ ，则

$$t = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \quad (6-13)$$

有了阈值之后，就很容易分离图像了。分离图像的方法有二种，一种是将图像分成很多基本区域，然后从某一个区域开始，判别邻域的像素灰度如何，如果与基本区域的灰度相同则合并在一起组成较大的区域，否则不合并。如此下去，一直到周围所有的基本区域的灰度都与本区域灰度不同，这时一个独立的区域便找到了。如果一个画面有几块物体图像，则要找多个起点重复上面工作。另一种办法是将一个大的画面逐渐分割成不同灰度的几个区域，基本方法与前述方法相同，只是方向不同。

二、边缘检测法

前面谈到的阈值处理方法，是根据给定的原则在画面中找出灰度一致的部分。还有一种分离图像的重要方法，是根据灰度的不连续性，找出两种景物的分界线，这种方法称为边缘检测法。

边缘检测的原则是把画面上灰度突变部分当作边缘。灰度突变有几种不同的形式：图 6-6a 所示为阶跃式边缘，图 6-6b 所示为存在噪声的情况，它是由图 6-6a 演变而来的；图 6-6c 表示灰度的变化率有了突变，称为屋顶型；图 6-6d 称为尖峰型，可以检出一条细带；图 6-6e 是由尖峰型和阶跃型组合而成的，称为组合型。

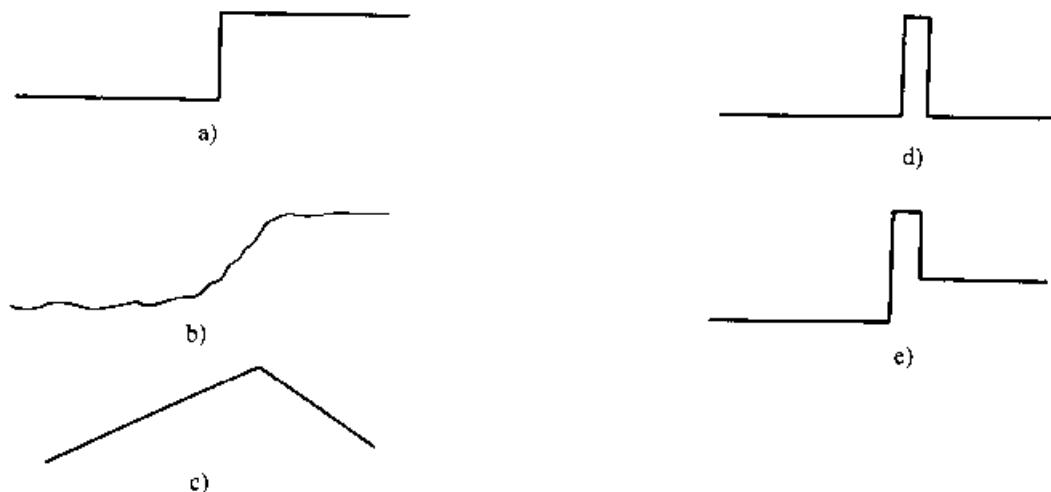


图 6-6 灰度变化典型举例

a) 阶跃式边缘型 b) 斜坡型 c) 屋顶型 d) 尖峰型 e) 组合型

使用边缘检测法分离图像时，存在一些实际问题。当区域之间的灰度变化不显著时，边缘线会中断；当图像噪声较大时，不是边缘的地方可能会当作边缘；在某一部分由于边缘的重叠，可能形成一条色带，真正的边界线却被淹没了。为了克服这些问题，人们研究了各种方法，其中包括从实际对象的结构入手，根据经验知识判断哪里应当是边缘，哪里不应当是边缘。

下面举例说明边缘检测的算法。

1. 微分法

假设图像函数为 $f(x, y)$ ，那么图像沿 x 、 y 方向的灰度变化率分别可以用偏微分 $\frac{\partial f}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial y}$ 来表示。如果坐标 (x, y) 绕原点旋转角度 θ ，设得到的新坐标为 (x', y') ，那么 (x, y) 和 (x', y') 之间存在如下关系（见图 6-7）

$$x = x' \cos \theta - y' \sin \theta \quad (6-14)$$

$$y = x' \sin \theta + y' \cos \theta \quad (6-15)$$

一阶偏微分之间存在下述关系

$$\frac{\partial f}{\partial x'} = \frac{\partial f}{\partial x} \cos \theta + \frac{\partial f}{\partial y} \sin \theta \quad (6-16)$$

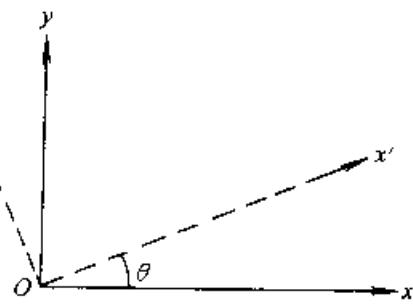


图 6-7 坐标变换

$$\frac{\partial f}{\partial y'} = -\frac{\partial f}{\partial x} \sin\theta + \frac{\partial f}{\partial y} \cos\theta \quad (6-17)$$

将 $\frac{\partial f}{\partial x'}$ 对 θ 微分，并令其为 0，即

$$-\frac{\partial f}{\partial x} \sin\theta + \frac{\partial f}{\partial y} \cos\theta = 0 \quad (6-18)$$

解此方程，得

$$\theta = \arctan \left| \frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right| \quad (6-19)$$

这个角度给出了 $f(x, y)$ 偏微分的最大方向，也就是图像上灰度变化最激烈的方向。实际上，它也是函数 $f(x, y)$ 的梯度方向，梯度的大小为 $\sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$ 。

在数字图像中，往往用差分代替微分，即

$$\nabla_x f(i, j) \cong f(i-1, j) - f(i, j) \quad (6-20)$$

$$\nabla_y f(i, j) \cong f(i, j) - f(i, j+1) \quad (6-21)$$

$$\nabla_\theta f(i, j) \cong \nabla_x f(i, j) \cos\theta + \nabla_y f(i, j) \sin\theta \quad (6-22)$$

数字梯度矢量的大小为 $\sqrt{\nabla_x f(i, j)^2 + \nabla_y f(i, j)^2}$ ，其方向为 $\arctan [\nabla_y f(i, j) / \nabla_x f(i, j)]$ 。

给定数字梯度矢量大小的阈值，便可以判别该点是否为图像边界。

数字梯度矢量的幅值有一些近似算法，例如

$$|\nabla_x f(i, j)| + |\nabla_y f(i, j)| \quad (6-23)$$

$$\max(|\nabla_x f(i, j)|, |\nabla_y f(i, j)|) \quad (6-24)$$

$$\max_{\mu, v} |f(i, j) - f(\mu, v)| \quad \mu, v \text{ 是像素坐标值} \quad (6-25)$$

式 (6-24) 的近似式表示某一像素 (i, j) 和其窗口上的其他八个像素中灰度变化的最大值。使用这些近似方法，可以减少计算量。

无论使用微分法还是差分法，都很容易受到噪声的干扰。实际应用中，往往采用局部平均的办法来削弱噪声的影响，例如取二个或二个以上的方向导数平均值代替某像素的方向导数。图 6-8 所示为一个 2×2 像素图像，某水平方向和垂直方向的方向导数平均值分别为

$$\nabla_x f(i, j) = [(B-A) + (D-C)] / 2 \quad (6-26)$$

$$\nabla_y f(i, j) = [(C-A) + (D-B)] / 2 \quad (6-27)$$

A	B
C	D

图 6-8 2×2 像素图像

把局部平均的方法推广到图 6-9 所示的 3×3 像素图像区域，先把它化成 2×2 像素的形式，则有

$$\begin{aligned} A &= (a+b+d+e) / 4 & B &= (b+c+e+f) / 4 \\ C &= (d+e+g+h) / 4 & D &= (e+f+h+i) / 4 \end{aligned}$$

然后计算 $\nabla_x f(i, j)$ 和 $\nabla_y f(i, j)$, 有

$$\nabla_x f(i, j) = [(c + 2f + i) - (a + 2d + g)] / 8 \quad (6-28)$$

$$\nabla_y f(i, j) = [(g + 2h + i) - (a + 2b + c)] / 8 \quad (6-29)$$

有时为了简单, 也可以写成下面形式

$$\nabla'_x f(i, j) = (c + 2f + i) - (a + 2d + g) \quad (6-30)$$

$$\nabla'_y f(i, j) = (g + 2h + i) - (a + 2b + c) \quad (6-31)$$

a	b	c
d	e	f
g	h	i

图 6-9 3×3 像素图像

实际应用中, 还经常采用下面的形式

$$\begin{aligned} \nabla'_x f(i, j) &= [f(i+1, j-1) - 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1)] - \\ &\quad [f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1)] \end{aligned} \quad (6-32)$$

$$\begin{aligned} \nabla'_y f(i, j) &= [f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1)] - \\ &\quad [f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1)] \end{aligned} \quad (6-33)$$

其中, 各像素位置如图 6-10 所示, $f(i, j)$ 是 $N \times N$ 数字图像中的任意一个像素。

$f(i-1, j-1)$	$f(i, j-1)$	$f(i+1, j-1)$
$f(i-1, j)$	$f(i, j)$	$f(i+1, j)$
$f(i-1, j+1)$	$f(i, j+1)$	$f(i+1, j+1)$

图 6-10 窗口像素排列

2. 拉普拉斯算子法

拉普拉斯算子公式如下

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (6-34)$$

对于数值图像来说, 可以用下面公式来近似

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx [f(i+1, j) - f(i, j)] - [f(i, j) - f(i-1, j)] \quad (6-35)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \approx [f(i, j+1) - f(i, j)] - [f(i, j) - f(i, j-1)] \quad (6-36)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(i, j) &\approx [f(i+1, j) + f(i-1, j) + f(i, j+1) \\ &\quad + f(i, j-1) - 4f(i, j)] \end{aligned} \quad (6-37)$$

拉普拉斯算子具有高通滤波器的作用, 它适于判别细线及线的终点等。依据微分法或拉普拉斯算子法判别边界时, 首先要根据实际情况选择一个适当的阈值, 即根据所研究点像素灰度梯度的模或拉氏算子是否超过了这个阈值来确认该点是

否属于边界。

若 $|\nabla^2 f(i, j)| \geq t$ 则点 (i, j) 在边界上。

若 $|\nabla^2 f(i, j)| < t$, 则点 (i, j) 不在边界上。

但是, 整个画面选择一个固定的阈值, 一般并不能保证可靠地分离边界。因为一条棱线上的不同地方, 明亮度的差别可能很大, 整个画面上, 部分区域内灰度的正常波动量可能与另一部分边界上的灰度变化量相同。比较合理的方法是, 阈值的大小应随着被研究点周围的灰度梯度的大小而浮动。

实际上, 可以在 (i_0, j_0) 点附近的一个区域内取最大灰度梯度或平均灰度梯度来折算

$$t_{i_0j_0} = \delta_1 \cdot \max_{\substack{-i_m \leq i \leq i_m \\ -j_m \leq j \leq j_m}} \left| \sqrt{\Delta_x f(i_0 + i, j_0 + j)^2 + \Delta_y f(i_0 + i, j_0 + j)^2} \right| \quad (6-38)$$

或

$$t_{i_0j_0} = \delta_2 \cdot \frac{1}{(2i_m + 1)(2j_m + 1)} \cdot \sum_{i=-i_m}^{i_m} \sum_{j=-j_m}^{j_m} \left| \sqrt{\Delta_x^2 + \Delta_y^2} \right| \quad (6-39)$$

式中, δ_1 、 δ_2 为根据所获得的图像的对比度, 用试验方法选取的正数。

分离边界的另一个问题是边界跟踪。常用的二值图像的边界跟踪办法如下:

- 1) 从图像的左上方开始, 向右方搜索, 找到规定灰度的像素之后, 向左拐前进一步。
- 2) 判别下一个像素是否是边界, 如果是, 再向左拐前进一步。
- 3) 如果已经出界, 则向右拐前进一步。
- 4) 反复进行 2)、3) 两步操作, 直到返回起始点 (重叠点)。

图 6-11 所示为示意图。

为了更准确地判别边界, 可以从某个已知的边界上的像素出发, 根据其相邻的 4 个或 8 个像素计算梯度, 或用拉普拉斯算子来判别边界, 再按上述步骤进行。

3. 利用经验知识判别边界

利用有关轮廓要素的形式(直线线段、圆弧等)以及它们可能的方向信息, 可以从根本上改善边界判别的结果。首先, 有目的地搜索提高了轮廓跟踪的可靠性; 其次, 不是像上述方法那样, 在全部视野内搜索边界, 只分析一部分图像, 因而加快了速度。

假定给出边界的起始点, 可以事先选定一个步长和角度, 在可能的范围内搜索边界点。找到之后, 再以新的边界点为起点进一步搜索, 如果找不到, 则改变

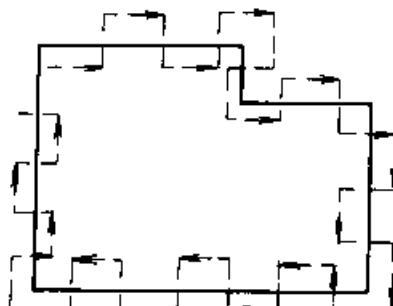


图 6-11 二值图像的边界跟踪

角度和步长。还应当注意，起始点可能不精确，因此在确定一些线段之后，应当对起始点（或边界中心位置）进行校正。如果在某处附近找不到边界上的点，那么这一点可能处于拐点附近，需要进一步扩大搜索角度。此外还要记忆起始点的位置，并不断与新边界点比较。如果返回到起始点，则边界线闭合，应停止搜索。

第四节 图像的理解

图像处理输出的结果仍为一幅图像，因而无法直接为机器人控制器所用，需由计算机对处理过的图像作进一步分析，以获得所需的目标特性描述。

为了对一幅图像作分析，应将已分离的图像（指目标与背景的分离）再分割成若干个部分或组成区域。一般是将这些组成部分最终分割成一些简单的几何图形，然后通过特征及结构关系进行识别。这里，只介绍具有简单几何图形的目标物的识别。例如，一幅图像由几个具有简单形状的工件组成，当一幅图像分割成几个区域时，通常这些区域分别对应于各个工件目标。在每个区域内抽取特征参数，并与已知目标特性比较，可实现对工件的描述、分类或识别。

分割后的图像，每个区域应与某个已知的工件相对应，但由于噪声等原因，区域上的图像边界可能不连续，因而还应利用边沿连接算法产生一条连续、封闭的边界线。边界的修补可用经验知识和常规的方法解决，如根据已知条件，边沿线的长度必然在某一范围内，否则，该线段将予以修补。当两线段在同一直线上时，可将这两段线段合并成一条边界线。描述分割出的区域可采用前述链码搜索算法，将边界表示为由一系列链码组成的集合。此外，还可利用特征图、形状数、傅氏描述符来表示边界。

对分割区域可以提取以下一些特征参数，包括面积、周长、形状、矩不变量等。下面分别对它们进行描述。

1. 面积

面积 A 的计算公式为

$$A = k \cdot n \quad (6-40)$$

式中， n 为区域中像素个数； k 为每个像素代表的面积。

2. 周长

在用链码表示分割区域时，周长 L 可表示为

$$L = \sum_{i=0}^{n_L-1} C_i \quad (6-41)$$

式中， C_i 为第 i 个链码的长度； n_L 为链码的个数。

由于周长对噪声很敏感，因而一般不直接用来表征工件，主要与其他参数结合运算。

3. 形状

形状可用形状因子 S 来表示

$$S = L^2/A$$

4. 矩不变量

区域的 $(p+q)$ 阶惯性矩定义为

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad p > 0, q > 0 \quad (6-42)$$

$(p+q)$ 阶中心矩定义为

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (6-43)$$

式中

$$\bar{x} = m_{10}/m_{00} \quad (6-44)$$

$$\bar{y} = m_{01}/m_{00} \quad (6-45)$$

代表区域的中心位置。

对 $(p+q)$ 阶中心矩作归一化，可得

$$\eta_{pq} = \mu_{pq}/\mu_{00}^\gamma \quad (6-46)$$

其中

$$\gamma = [(p + q)/2] + 1 \quad (6-47)$$

利用归一化中心矩可以构造出一组对平移、旋转、比例具有不变性的矩不变量

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (6-48)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \quad (6-49)$$

在计算出分割区域的特征参数后，应与特性已知的目标进行比较，以获得景物与某一目标的对应关系。常用的方法为基于统计原理的模板匹配法，另外也可应用人工智能中的句法分类等原理。

第五节 三 维 视 觉

机器人工作在三维空间，要与三维物体打交道，因此，用什么样的视觉系统和怎样用视觉系统获得三维信息是一个重要问题。

所谓三维视觉信息包括：从摄像机到物体之间的距离、物体的大小和形状、各物体之间的关系等。近年来在这方面人们进行了很多研究工作，其中比较实用的方法有多镜头（多目）法、结构光投射法和时间差法。下面简要介绍双目立体视觉系统和结构光法。

一、双目立体视觉系统

相距适当的距离设置两台摄像机，同时对准目标物体。根据三角测量原理，可以测出摄像机透镜到目标物体之间的距离，这种系统称为立体视觉系统。有的系统为了获取更多的信息，设置三台或更多的摄像机。实际中还是以设置两台摄像机的系统为多，因此如果不加说明，后面提到的立体视觉系统均指双目立体视觉系统。

在立体视觉系统中，为了测定距离，需要设定几个坐标系，其中主要的是工作坐标系（目标物体的空间坐标系）和摄像机机座的坐标系。工作坐标系（ X , Y , Z ）一般取放置物体的平面为 X - Y 平面，垂直向上的坐标轴为 Z 轴。摄像机机座坐标系（ X' , Y' , Z' ）的原点取在工作坐标系的 Z 轴上， X' 轴与 Y' 轴平行， Y' - Z' 平面与 Y - Z 平面重合。

实际上，摄像机总是从上方向下斜着对准物体，因此 Y 轴和 Z 轴之间偏离一个俯角 Ψ 。两个坐标系之间的关系如图6-12所示。

在摄像机机座坐标系的 Z' 轴两侧分别放置一台摄像机，称为左、右摄像机。左右摄像机的透镜中心分别为 C_L 、 C_R ， C_L 和 C_R 的连线中点与坐标原点 O' 重合。两台摄像机的光轴相交于轴 Y' 的 P_0 点。距离 C_L 和 C_R 点某一距离有左右摄像机的成像面，在这两个成像面上分别设置坐标系 (η_x, η_y) 和 (ξ_x, ξ_y) ，称之为左眼坐标系和右眼坐标系。图6-13示出了它们之间的关系。

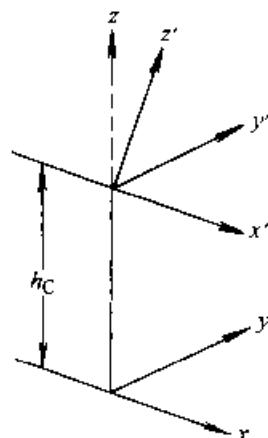


图 6-12 立体视觉
系统坐标系

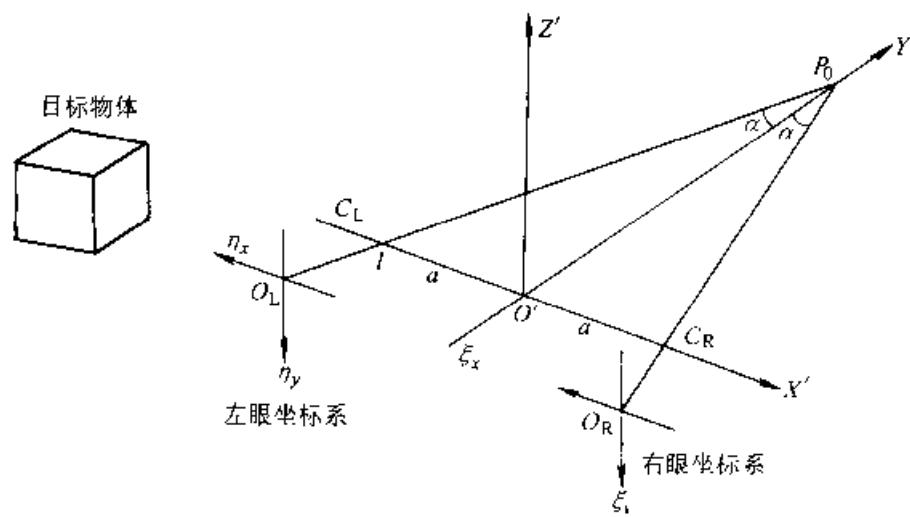


图 6-13 摄像机坐标系

从左眼坐标系到摄像机坐标系之间的坐标变换为

$$\begin{bmatrix} x'_L \\ y'_L \\ z'_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\alpha & 0 \\ \sin\alpha & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \eta_x \\ \eta_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -a - l\sin\alpha \\ -l\cos\alpha \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6-50)$$

从右眼坐标系到摄像机坐标系之间的坐标变换为

$$\begin{bmatrix} x'_R \\ y'_R \\ z'_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\alpha & 0 \\ -\sin\alpha & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a + l\sin\alpha \\ -l\cos\alpha \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6-51)$$

设左眼坐标系的原点为 $O_L(x'_L, y'_L, z'_L)$, 右眼坐标系的原点为 $O_R(x'_R, y'_R, z'_R)$, 左透镜中心点为 $C_L(-a, 0, 0)$, 右透镜中心点为 $C_R(a, 0, 0)$ 。通过 O_L 点和 C_L 点的直线称为左视线中轴, 通过 O_R 和 C_R 点的直线称为右视线中轴, 分别记为 L_L 和 L_R 。两条视线中轴的方程分别为

$$L_L : \frac{x' + a}{x'_L + a} = \frac{y'}{y'_L} \quad z' = 0 \quad (6-52)$$

$$L_R : \frac{x' - a}{x'_R - a} = \frac{y'}{y'_R} \quad z' = 0 \quad (6-53)$$

其中, x' 、 y' 、 z' 均为摄像机机座坐标中的位置变量, 其他均为常量。

两条视线中轴的交点 P_0 应当落在目标物体上, 因为左右摄像管是对称的, 因此 P_0 点必然落在 Y' 轴上。

现设物体上的任意点 P 在左成像面上有一个投影点, 在左眼坐标系中的坐标值为 (η_{xP}, η_{yP}) ; 同理, P 点在右眼坐标系上有投影点 (ξ_{xP}, ξ_{yP}) 。根据这两个坐标值, 可以求出 P 点在机座坐标系中的坐标值, 公式如下

$$x' = \frac{a \cdot l \cdot (\eta_{xP} + \xi_{yP})}{g(\eta_{xP}, \xi_{yP})} \quad (6-54)$$

$$y' = \frac{2a \cdot (l\cos\alpha - h_{xP}\sin\alpha)(l\cos\alpha + \xi_{xP}\sin\alpha)}{g(\eta_{xP}, \xi_{xP})} \quad (6-55)$$

$$z' = \frac{2a \cdot (l\cos\alpha - \eta_{xP}\sin\alpha)\xi_{xP}}{g(\eta_{xP}, \xi_{xP})} \quad (6-56)$$

其中 $g(\eta_{xP}, \xi_{xP}) = (l^2 + \eta_{xP}^2 + \xi_{xP}^2) \sin 2\alpha + l(\eta_{xP} - \xi_{xP}) \cos 2\alpha \quad (6-57)$

在三维空间中, P 点能同时映入左右眼的条件是

$$l(\cos\alpha + \xi_{xP}\sin\alpha)\eta_{xP} = (l\cos\alpha - \eta_{xP}\sin\alpha)\xi_{xP} \quad (6-58)$$

有了机座坐标系的坐标值后, 又可以求出 P 点在工作坐标系中的坐标值, 即

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi & \sin\varphi \\ 0 & -\sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ h_c \end{bmatrix} \quad (6-59)$$

剩下的问题是如何找出目标物体上的 P 点在左右眼坐标中的对应点。这个问题有时很棘手。如图 6-14 所示，目标物体上的 P 点在左成像面上的像点为 P_L ，在右成像面上的像点为 P_R 。即便已经知道 P 点在一条棱线上，那么对于 P_L 点，在右面有三个点 P_R 、 P'_R 、 P''_R 可能与之对应，要找出 P_R 点不容易。常用的方法是利用两个映像的相关性来确定对应点。有时为了找出对应点，甚至引入第三台摄像机。可见开发简单而有效办法是很重要的。

由于摄像机的视角是有限的，因此立体视觉系统还存在两台摄像机不能同时看到的区域，称之为死区。为了减少死区，两台摄像机应尽量靠近，但是靠得越近，测量误差也越大。所以应根据实际情况，选择合适的距离。

二、结构光法

适当选择光源的种类和投光的方法，也可以获得三维视觉信息，这种方法称为结构光法。在一些特定的场合，这种方法既简单又实用。光源可以使用激光、微波或超声波等。一种投光方法是将条状光相隔一定距离投在物体上，得到线条组成的图像，由这种图像再分析物体的形状。条状光可以由多条组成光栅，也可以由一条光运动而成。光条可以上下左右移动。

用光栅法比较容易得到二个面的交线，也能得到距离信息。图 6-15、图 6-16 所示为形成光栅的两种方法。图 6-17 是不同结构光照明的例子。应当指出，条状光形成的图像必须经过整理、分析。想要让这种系统能识别任何物体是困难的，可以借助某些先验知识来帮助机器识别物体。图 6-18 表示形成立体图像的过程。

移动投光法的缺点之一是速度慢，因为每移动一次，光源必须摄像一次，而光条又是越密越好。采用多条光组成光栅可以加快速度。结构光法的另一缺点是对环境要求严格。对某些光源来说，很亮的环境、全反射的明亮物体或全吸收的黑色物体上都不能形成光条。此外，与光线接近平行的面测量误差很大，与光线垂直的面，其反射光不能进入摄像机。

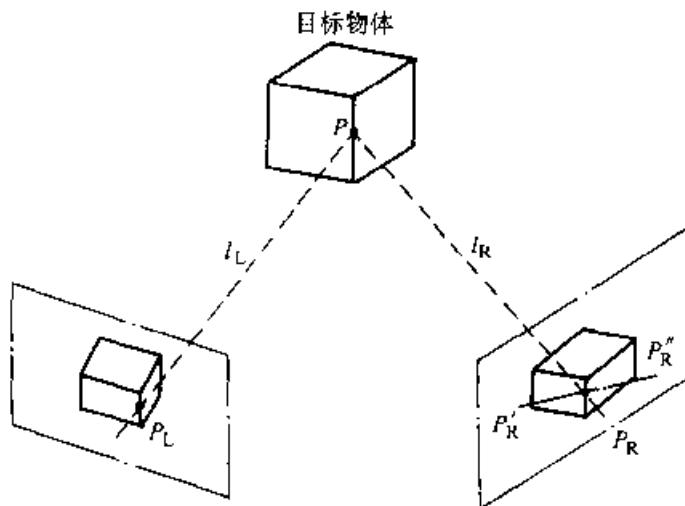


图 6-14 立体视觉图

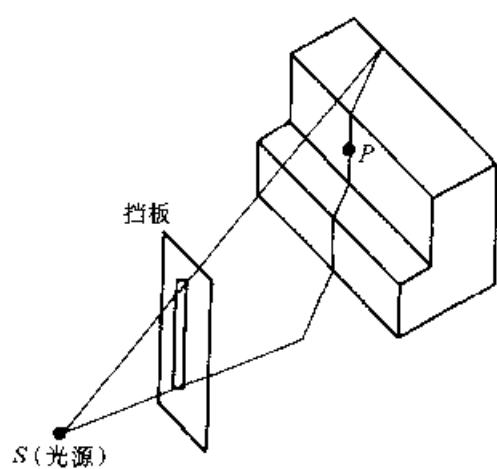


图 6-15 狹缝光的投影

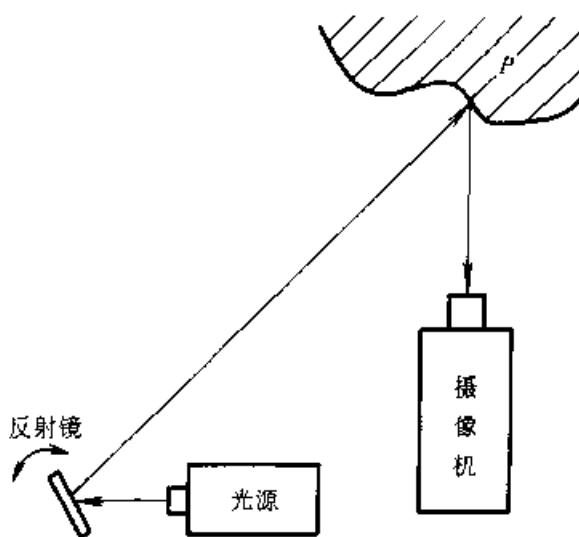


图 6-16 运动光形成方法

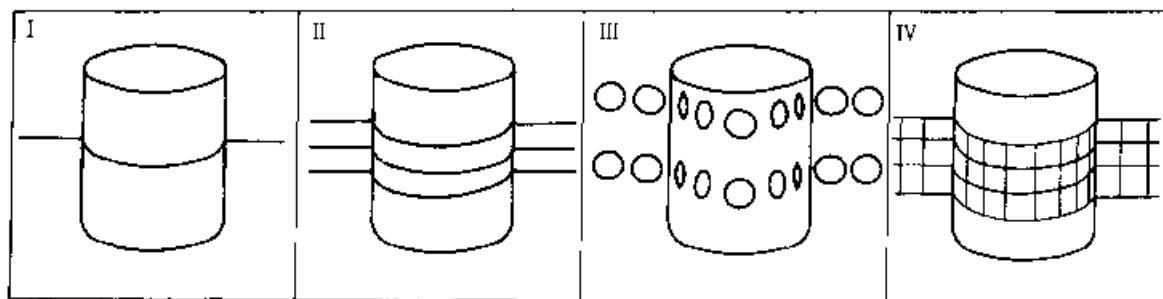


图 6-17 结构光照明的实例

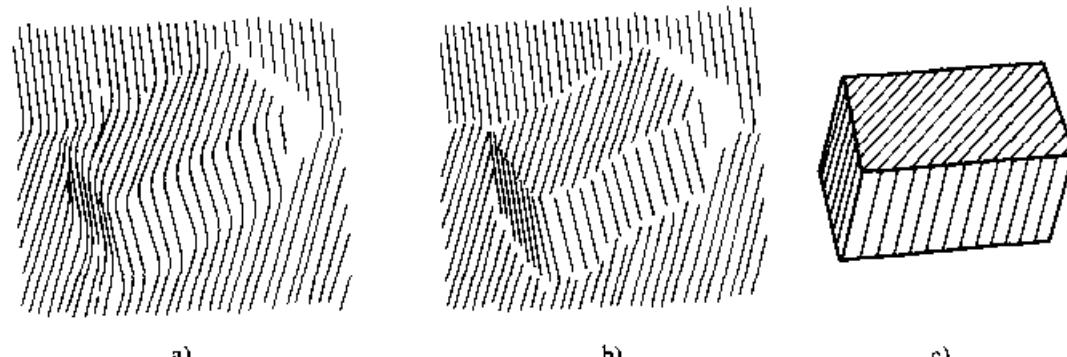


图 6-18 结构光识别物体的形状

a) 原始图像 b) 线条整理 c) 视觉系统得到的物体图像

第七章 多传感器信息融合 的基本内容

机器人外部传感器采集到的信息是多种多样的,为使这些信息能得以统一协调的利用,对信息进行分类是必要的。为使信息分类与多传感器信息融合的形式相对应,将其分为以下三类:冗余信息、互补信息和协同信息。

- **冗余信息** 是由多个独立传感器提供的关于环境信息中同一特征的多个信息,也可以是某一传感器在一段时间内多次测量得到的信息,这些传感器一般是同质的。由于系统必须根据这些信息形成一个统一的描述,所以这些信息又被称为竞争信息。冗余信息可用来提高系统的容错能力及可靠性。冗余信息的融合可以减少测量噪声等引起的不确定性,提高整个系统的精度。由于环境的不确定性,感知环境中同一特征的两个传感器也可能得到彼此差别很大甚至矛盾的信息,冗余信息的融合必须解决传感器间的这种冲突,所以,同一特征的冗余信息融合前要进行传感数据的一致性检验。第六章讨论的定量信息融合就是解决冗余信息的融合问题。

- **互补信息** 在一个多传感器系统中,每个传感器提供的环境特征都是彼此独立的,即感知的是环境各个不同的侧面,则将这些特征综合起来就可以构成一个更为完整的环境描述,这些信息称为互补信息。互补信息的融合减少了由于缺少某些环境特征而产生的对环境理解的歧义,提高了系统描述环境的完整性和正确性,增强了系统正确决策的能力。由于互补信息来自于异质传感器,它们在测量精度、范围、输出形式等方面有较大的差异,因此融合前先将不同传感器的信息抽象为同一种表达形式就显得尤为重要。这一问题涉及不同传感器统一模型的建立。第七章讨论的定性信息融合就是解决互补信息的融合问题。

- **协同信息** 在多传感器系统中,当一个传感器信息的获得必须依赖于另一个传感器的信息,或一个传感器必须与另一个传感器配合工作才能获得所需信息时,这两个传感器提供的信息称为协同信息。协同信息的融合,很大程度上与各传感器使用的时间或顺序有关。如在一个配备了超声波传感器的系统中,以超声波测距获得远处目标物体的距离信息,然后根据这一距离信息自动调整摄像机的焦距,使之与物体对焦,从而获得监测环境中物体的清晰图像。由于协同信息的融合在技术上完全有别于前两种信息的融合,本章讨论的信息融合不包括协同信息融合。

第一节 传感器的建模

传感器模型是对物理传感器及其处理过程的抽象表达,其目的在于定量描述传感器根据自身观察值提取环境特征的能力。它应该既具有描述传感器自身特征的能力,又具有描述各种外界条件对传感器施加影响的能力以及描述传感器之间相互作用的能力。

由于一个传感器系统往往由很多传感器组成,它们之中不仅有同质的传感器,还有异质的传感器,而传感器测量的最终目的是给出一个关于环境对象的正确描述,为此,在建立传感器模型时必须考虑以下几个原则:

1) 传感器模型中必须包括一系列环境特征向量及有关这些特征的先验知识。模型中包括环境特征向量是必然的,而包括特征的先验知识则可以使传感器在抽取环境特征时更为有效。

2) 传感器模型必须能反映观察中的不确定性。这种不确定性是由测量噪声、量化噪声、外界干扰、系统误差等多种因素引起的,如何消除这些不确定性,是传感器信息融合目的之一。

3) 传感器模型必须能方便地在同一参照系内表达。当两个或多个传感器在不同参照系内获取其观察值时,是多视点问题,只有将它们进行数据转换才适合融合算法。

从这些条件出发,将传感器建立为概率模型是一种最常见的方法。概率本身固有的特性使其非常适合于描述对环境观察的不确定性,而且使用概率分布来描述环境的观察信息,可以选用若干已经比较成熟的方法对这些信息进行分析。在共同的概率框架中,对不同类型的信息作出的描述便于以一种一致的方式进行比较和融合,这对于多传感器融合是有利的。由于使用一种共同的建模策略,在原有的多传感器融合系统中增加新的传感器不会给新模型的建立和分析增加多少困难。

Durrant-Whyte 以概率模型为工具较好地建立了传感器及其系统模型。设传感器的观察值为 z_i , 基于观察值的决策函数为 δ_i , 决策行为为 a_i , 有 $a_i = \delta_i(z_i)$ 。将多传感器融合系统看成一个传感器队列, 其中每个传感器是队列的一员, 每个成员用一种信息结构表示, 第 i 个传感器的信息结构记为 η_i , 描述的是该传感器的观察值 z_i 与该传感器的物理状态 x_i 、该传感器的先验概率分布函数 p_i 以及其他成员的行动 $a_j (j \neq i)$ 之间的关系, 即

$$z_i = \eta_i(x_i, p_i, a_1, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_n) \quad (7-1)$$

这样, 传感器队列的信息结构可用 n 组 $\eta(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)$ 表示, 决策函数用 $\bar{\delta} = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ 表示, 信息融合的目的就是要得到一个一致的队决策 a , 它对环境特征的描述优于任何单独的决策 $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 。

分析式(7-1),将 $x_i, p_i, a_j (j=1, 2, \dots, n, j \neq i)$ 对 z_i 的作用解耦,则可获得传感器的三个分量模型,分别称其为状态模型 η_i^s 、观察模型 η_i^o 和相关模型 η_i^r 。其中状态模型是为了描述观察值对传感器位置、外部状态的依赖性;观察模型描述的是当传感器的位置、状态已知,其他传感器的决策已知时传感器的测量特征;相关模型描述其他传感器对此传感器的影响。下面分别讨论这三种模型。

一、观察模型

观测模型实质上是考虑传感器噪声的一种模型。我们将采用一种条件概率密度函数 $f_i(z_i | p_i)$ 来描述这一模型,其中 p_i 是参数空间的一个点, z_i 是对 p_i 的观测值。使用条件概率可以方便地将三个传感器分量模型解耦。即

$$\eta_i = f_i(z_i | x_i, p_i, \bar{\delta}_i) = f_i(z_i | p_i) \cdot f(x_i | p_i) \cdot f(z_i | \bar{\delta}_i) = \eta_i^s \cdot \eta_i^p \cdot \eta_i^r \quad (7-2)$$

由于 $f_i(z_i | p_i)$ 的确定形式取决于许多物理因素,而且在测量不确定性中包括许多非噪声误差(如算法误差等)是无法建模的,如果考虑计算复杂性,某些数学模型在实际应用中又是没有意义的,所以在决策理论中常常应用简单的高斯模型。高斯模型的缺点是它对信息的要求过高,观测值偏离假设模型一个很小的值就可能导致一种灾难性的结果,即模型的鲁棒性差。因此我们采用下面的更为一般的分布模型。

$$F = (1-\varepsilon)F_0 + \varepsilon H_i \quad (7-3)$$

其中, F_0 为普通分布; H_i 为未知的误差分布; ε 为一小正数。

如果这个普通分布 F 经有限时间的聚类处理收敛为一个高斯模型,则可以用一类特殊的 ε -污染高斯分布来代替分布 F 。则 $f_i(z_i | p_i)$ 具有下列形式

$$\begin{aligned} \eta_i^o = f_i(z_i | p_i) &= \frac{1-\varepsilon}{(2\pi)^{m/2} |V_{1i}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (z_i - p_i)^T V_{1i}^{-1} (z_i - p_i) \right] \\ &+ \frac{\varepsilon}{(2\pi)^{m/2} |V_{2i}|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (z_i - p_i)^T V_{2i}^{-1} (z_i - p_i) \right] \end{aligned} \quad (7-4)$$

其中, $0.01 < \varepsilon < 0.05$,且有 $|V_{1i}| \ll |V_{2i}|$ 。

这个模型的实质是,在大部分时间内传感器的观测模型属于高斯分布,即符合均值为 p 、方差为 V_1 的正态分布,但偶尔有虚假观测值符合均值为 p 、方差为 V_2 的正态分布。这一模型表明,传感器在指定范围内的观测是相当精确的,而当产生误校准、虚假匹配和软件误差等问题时,该模型又有较强的鲁棒性。

在实际应用中,当系统对鲁棒性要求不高时,为了计算方便,高斯分布模型仍被广泛用于各种融合技术,同样取得了很好的效果。或者,首先对传感器的测量值进行一致性检验,然后再融合,以消除第二部分的污染噪声。

二、相关模型

相关模型描述的是其他传感器信息与该传感器观测值之间的一种相关程度。即

$$\eta_i^{\delta} = f_i(z_i | \bar{\delta}_i) = f_i(z_i | \delta_1(z_1), \dots, \delta_{i-1}(z_{i-1}), \delta_{i+1}(z_{i+1}), \dots, \delta_n(z_n)) \quad (7-5)$$

在实际应用中,有 $\delta_j(z_j) \in P (j=1 \dots, n, j \neq i)$,即这些传感器决策提供的均为几何参数空间的点。这些点代表了相应的环境特征,因此我们也可以将相关模型 $f_i(z_i | \delta_j(z_j))$ 看作是由第 j 个传感器观测到的几何特征到第 i 个传感器观测到的几何特征的一种随机转换。这就解决了在不同传感器之间寻求一种“共同语言”的问题,使由传感器 j 到 i 的信息交换顺利进行。

在式(7-5)中, z_i 是第 i 个传感器对参数向量 p_i 的观测值,而 $\bar{\delta}_i$ 则是其他传感器对 i 传感器提供的与特征 p_i 相关的一些先验信息,若这些先验知识以概率分布 $f(\bar{\delta}_i)$ 统计描述,那么我们还可以把相关模型视为在已知先验 $f(\bar{\delta}_i)$ 情况下,观测值 z_i 的后验概率。

将 $f_i(\bar{\delta}_i)$ 理解为先验概率以后,我们就可能将其扩展为一系列的条件概率。例如假定各决策的制定是以 $1, 2, 3 \dots, n-1, n$ 号传感器的顺序进行的,则 $f_i(\bar{\delta}_i)$ 可表示为

$$f_i(\bar{\delta}_i) = f_i(\delta_n | \delta_1, \dots, \delta_{n-1}) f_i(\delta_{n-1} | \delta_1, \dots, \delta_{n-2}) \dots f_i(\delta_2 | \delta_1) f_i(\delta_1) \quad (7-6)$$

其中,每一个条件概率 $f_i(\delta_j | \bar{\delta}_i)$ 代表了当 $1 \sim (j-1)$ 号(其中不包括第 i 号)传感器提供的信息已知时,第 j 号传感对第 i 号传感器的信息贡献。采用一种更为简化的形式,假定 n 个传感器的决策以一种马尔可夫序列的方式进行,即第 j 号传感器的决策仅仅依赖于第 $j-1$ 号传感器,而与其他传感器无关,则式(7-6)可简化为

$$f_i(\bar{\delta}_{i-1}) = f_i(\delta_1, \dots, \delta_{i-1}) = f_i(\delta_{i-1} | \delta_{i-2}) f_i(\delta_{i-2} | \delta_{i-3}) \dots f_i(\delta_2 | \delta_1) f_i(\delta_1) \quad (7-7)$$

三、状态模型

机器人应用的许多主动传感器经常在测量中改变位置或内部状态。比如一个摄像机可能改变它的焦距,一个装在移动机器人上的红外测量装置可能改变其测距角度和观测点的位置等。这时我们必须使用传感器的状态模型来描述传感器观测值对它的位置、内部状态的依赖关系。这实际上解决的是不同坐标系中的传感器之间的转化问题,即通过状态模型 $f_i(z_i | x_i)$ 将传感器的观测模型 $f_i(z_i | p_i)$ 和提供先验信息的相关模型 $f_i(z_i | \bar{\delta}_i)$ 转换到当前的传感器坐标系。

考虑一个移动的传感器在空间的位置为 $X = (x, y, z, \phi, \theta, \psi)^T$,观测由参数向量 P 描述的几何物体 $g(x, p) = 0$ 。为简化计算,其观测模型采用高斯形式,即静态时观测值满足 $z_i \sim N(p, v_p)$,现用一个坐标变换系统

$$X = H(t)X \quad H(t) \text{ 为变换阵} \quad (7-8)$$

来描述传感器状态的改变,则在此变换阵 $H(t)$ 下,高斯观测模型中的均值与方差

分别变换为

$$P(X) = H(t)P, V_p(X) = j(X, t)V_pJ(X, t)^{-1} \quad (7-9)$$

其中, $J(X, t) = \frac{\partial H(t)}{\partial X}$ 为雅可比阵。则此时基于传感器位置状态的观测模型化为

$$z_i \sim N(P(x), V_p(X)) \quad (7-10)$$

这反映了传感器的位置状态信息对观测噪声的影响。描述先验信息的相关模型变换也与此类似, 可以通过对相应的模型参数实施矩阵变换实现。

进一步考察状态模型 $f_i(z_i | x_i)$ 会发现, 它描述的实际上是基于状态向量 x_i 的特征观测值的后验概率。在这一模型中, 观测值分布的均值与方差均是状态 X 的函数, 这样可以通过这一模型来确定符合一定要求的状态 X 的值。比如我们可以采用使 $V_p(X)$ 最小的准则 (即使观测值的不确定性最小) 来决定相应传感器的位置状态 X 。

第二节 多传感器信息融合的结构和控制

多传感器信息融合就是把分布在不同位置, 处于不同状态的多个同类或不同类型传感器所提供的局部不完整观察量加以综合, 消除多传感器信息之间可能存在冗余和矛盾, 利用信息互补, 降低不确定性, 以形成对系统环境相对完整一致的感知描述, 从而提高智能系统决策、规划的科学性, 反应的快速性和正确性, 降低其决策风险。

多传感器的系统是信息融合的物质基础, 传感信息是信息融合的加工对象, 协调优化处理是信息融合的思想核心。为了描述多传感器信息融合的过程, 图 7-1 所示为多传感器信息融合的一般结构。在一个信息融合系统中, 多传感器信息的协调管理极为重要, 往往是系统性能好坏的决定因素, 在具体的系统中它由多信息融合的各种控制方法来实现。

多信息融合系统中各主要部分的功能如下:

1. 多传感器信息的协调管理:

传感器信息协调包括时间因素、空间因素和工作因素的全面管理, 它由实际应用的信息需要、目标和任务等多种因素所驱动。多传感器信息的协调管理主要通过传感器选择、坐标变换、数据转换和传感器模型数据库来实现。

2. 多传感器信息融合的方法

信息融合通常在一个被称为融合中心的信息融合处理器或系统中完成。信息融合方法是多传感器信息融合的核心, 多种感觉信息通过各种融合方法实现融合。目前使用的融合方法很多, 使用哪种融合方法要视具体应用场合而定, 但被融合的数据必须是同类的或具有一致的表达的。定量信息融合是将一组同类数据经融

合后给出一致的数据，从数据到数据；定性信息融合将多个单一传感器决策融合为集体一致的决策、是多种不确定表达与相对一致的表达间的转换。

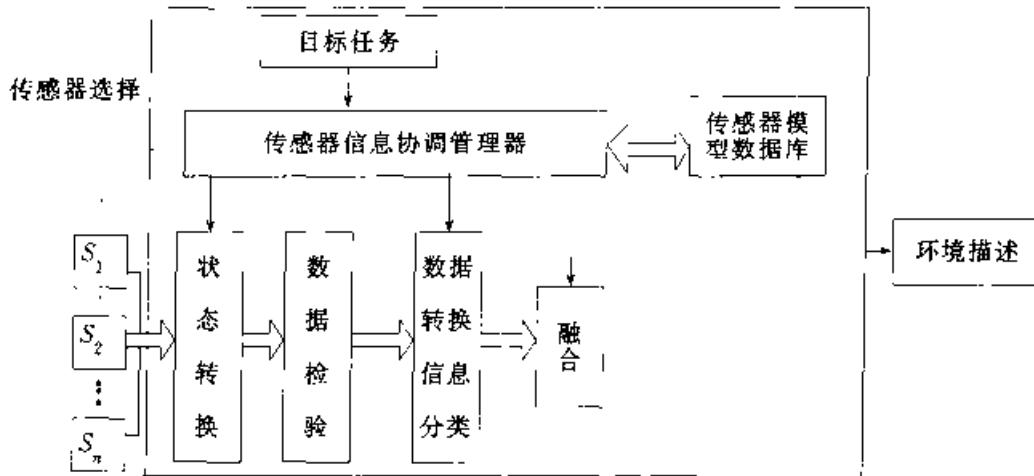


图 7-1 多信息融合的一般结构

3. 多传感器模型数据库

多传感器信息的协调管理和融合方法都离不开传感器模型数据库的支持。传感器模型数据库是为定量地描述传感器的特性以及各种外界条件对传感器特性的影响而提出的，它是分析多传感器信息融合系统的基础之一。

多传感器信息融合控制结构是在多传感器系统中，根据信息的来源、任务目标和环境特点等诸因素，管理或控制信息源间的数据流动。它主要解决以下几个问题：信息的选择与转换、信息共享、融合信息的再用。现有的控制方法五花八门，归纳起来可大致分为以下三类：

(1) 自适应学习方法 自适应学习法简单地说就是指系统先通过对样本数据的学习，“找出”系统的输入输出关系，然后用于具体的应用过程。该方法由两个相互关联的阶段构成：学习阶段和操作阶段。该方法的最大特点是系统不依赖于有关系统输入输出关系的先验知识，并且与系统的目标无关。

图 7-2 所示为自适应学习方法的一般结构，图中双线代表操作阶段信息流动的方向；单线表示学习阶段信息流动方向，知识库由事先的学习阶段训练形成，并

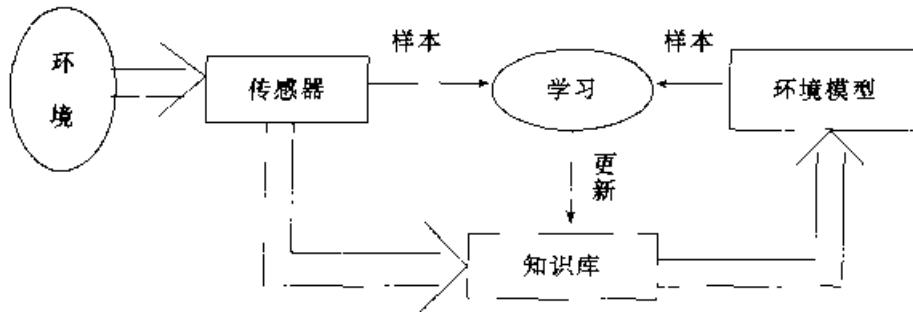


图 7-2 自适应学习方法控制的一般结构

在操作过程中不断修正和补充。正因为该方法有这种特点，它在信息融合的应用中具有较大的吸引力。

(2) 面向目标的方法或目标驱动法 面向目标的方法是将多传感器信息融合目标分解为一系列子目标，通过对子目标的求解完成信息融合。例如命令机器人“寻找圆柱形铁质工件”，该任务可分解为使机器人寻找一个铁质工件同时它又具有圆柱体的外形。这些子目标通过类别来体现，即形状类别和材质类别。相应地，系统根据各种传感器的性能特点分门别类，如视觉和触觉用以完成形状识别子任务，力觉和热觉完成材质类别判断的子任务。

J. D. Lowrance 等人发表的感觉推理系统就以目标驱动的方法进行信息融合进程的控制，其结构如图 7-3 所示。系统由“期望”、“规划”、“解释”三个功能模块组成，期望模块根据系统掌握的知识作出有关目标模型的假设，并以此对“规划”模块提出信息要求；“规划”模块则确定多传感器系统的最优感觉控制策略，以获得要求的信息；“解释”模块针对期望的目标模型假设对多传感器信息进行分析，选择融合方法，并根据其结果对知识库进行更新。

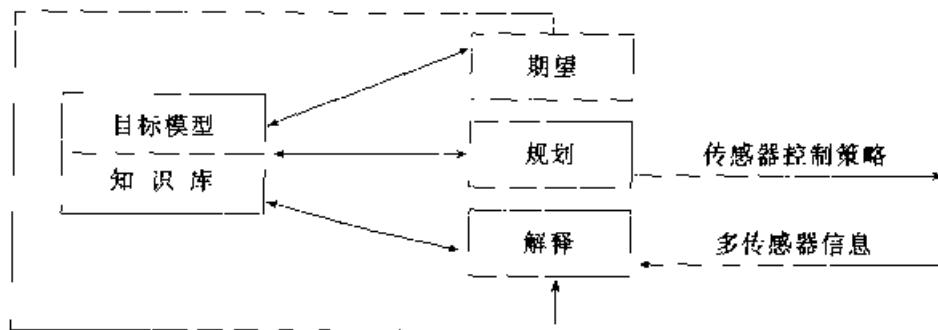


图 7-3 面向目标的融合控制结构

(3) 分布式黑板系统 黑板结构是人工智能中一种常用的技术。分布式黑板系统实际上是一个连接各分散子系统或信息源的通信系统。各不同类别的传感源对应于各子系统，子系统中每个专家根据他所能获得的部分信息独立地作出决策，并将其带有时间标记的信息写到黑板上。专家之间相互独立，但黑板上的信息可以被所有专家共同利用。每个专家根据他从黑板上不断获得的新信息再结合他原有的知识，不断地更新他的决策，并将更新后的结果再次写在黑板上，这样信息被不断地利用和更新，信息表达的层次和正确性也不断提高，最终得到关于问题的一致解答。分布式黑板系统的具体应用例子将在第八章中较详细地论述。

第三节 信息融合的具体方法和拓扑结构

多传感器信息融合要靠各种具体的融合方法来实现。在一个多传感器系统中，各种信息融合方法将对系统所获得的各类信息进行有效的处理或推理，形成一致

的结果。目前尚无一种通用的方法对各种传感器都能进行融合处理，一般要依据具体的应用场合而定。现有的许多处理方法，归纳起来主要有：

- **加权平均法** 这是一种最简单的实时处理信息的融合方法，该方法将来自于不同传感器的冗余信息进行加权，得到的加权平均值即为融合的结果。应用该方法必须先对系统和传感器进行详细的分析，以获得正确的权值。

- **基于参数估计的信息融合方法** 包括最小二乘法、极大似然估计、贝叶斯估计和多贝叶斯估计等。数理统计是一门成熟的学科，当传感器采用概率模型时，数理统计中的各种技术为传感器的信息融合提供了丰富的内容。极大似然估计是静态环境中多传感器信息融合的一种比较常用的方法，它将融合信息取为使似然函数达到极值的估计值。贝叶斯估计同样也是静态环境中信息融合的一种方法，其信息描述为概率分布，适用于具有可加高斯噪声的不确定性信息的处理。多贝叶斯估计是由 Durrant Whyte 提出的另一种数理统计的多传感器信息融合方法，它将系统中的各传感器作为一个决策者队，通过队列的一致性观察来描述环境。首先把每个传感器作为一个贝叶斯估计，将各单独物体的关联概率分布结合成一个联合的后验概率分布函数，然后通过使联合分布函数的似然函数为最大，提供多传感器信息的最终融合值。基于参数估计的融合法作为多传感器信息的定量融合非常合适。

- **Shafer—Dempster 证据推理** 该方法是贝叶斯方法的扩展，它将前提严格的条件从仅是条件的可能成立中分离开来，从而使任何涉及先验概率的信息缺乏得以显示化。它用信任区间描述传感器的信息，不但表示了信息的已知性和确定性，而且能够区分未知性和不确定性。多传感器信息融合时，将传感器采集的信息作为证据，在决策目标集上建立一个相应的基本可信度，这样，证据推理能在同一决策框架下，用 Dempster 合并规则将不同的信息合并成一个统一的信息表示。证据决策理论允许直接将可信度赋予传感器信息的合取，既避免了对未知概率分布所作的简化假设，又保留了信息。证据推理的这些优点使其广泛应用于多传感器信息的定性融合。

- **产生式规则** 它采用符号表示目标特征和相应的传感器信息之间的联系，与每个规则相联系的置信因子表示其不确定性程度，当在同一个逻辑推理过程中的两个或多个规则形成一个联合的规则时，可产生融合。产生式规则存在的问题是每条规则的可信度与系统的其他规则有关，这使得系统的条件改变时，修改相对困难，如系统需要引入新的传感器，则需要加入相应的附加规则。

- **模糊理论和神经网络** 多传感器系统中，各信息源提供的环境信息都具有一定程度的不确定性，对这些不确定信息的融合过程实质上是一个不确定性推理过程。模糊逻辑是一种多值型逻辑，指定一个从 0 到 1 之间的实数表示其真实度。模糊融合过程直接将不确定性表示在推理过程中。如果采用某种系统的方法对信

息融合中的不确定性建模，则可产生一致性模糊推理。

神经网络根据样本的相似性，通过网络权值表述在融合的结构中，首先通过神经网络特定的学习算法来获取知识，得到不确定性推理机制，然后根据这一机制进行融合和再学习。神经网络的结构本质上是并行的，这为神经网络在多传感器信息融合中的应用提供了良好的前景。基于神经网络的多信息融合具有以下特点：①具有统一的内部知识表示形式，并建立基于规则和形式的知识库；②利用外部信息，便于实现知识的自动获取和并行联想推理；③能够将不确定的复杂环境通过学习转化为系统理解的形式；④神经网络的大规模并行处理信息能力，使系统的处理速度很快。

• **卡尔曼滤波** 卡尔曼滤波用于动态环境中冗余传感器信息的实时融合，该方法同测量模型的统计特性递推给出统计意义下最优融合信息估计。如果系统具有线性动力学模型，且系统和传感器噪声是高斯分布的白噪声，卡尔曼滤波为融合信息提供一种统计意义上的最优估计。

上述多传感器信息融合方法都是针对具体的应用系统提出的，它们的适用范围也往往局限于特定的系统中。由于目前有关多传感器信息融合的方法缺乏一般化和体系化，至今尚未形成具有普遍指导意义的原理和方法。

我们对各种信息融合方法进行分析可以发现，尽管各种方法具有特殊性，其结构上仍有一些相似的内容，由此可以对信息融合方法进行分类，一种分类法是按信息传递方式的不同将其分为串联型信息融合、并联型信息融合或串并混合型信息融合；另一种方法则按信息的表达方式不同将其分为定量信息融合、定性信息融合和动态信息融合；有人还按信息融合的层次不同分为象素级融合、特征级融合和决策级融合。

多传感器信息融合通常在一个被称为信息融合中心的信息综合处理器中完成，而一个融合中心本身可能包含另一个信息融合中心。多传感器信息融合可以是多层次、多方式的，所以研究融合的拓扑结构十分必要。多传感器信息融合的拓扑结构主要有集中型、分散型、混合型、反馈型等几种。

(1) 集中型 信息融合中心直接接收来自被融合传感器的原始信息，此时传感器仅起到了信息采集的作用，不预先对数据进行局部处理和压缩，因而对信道容量要求较高，一般适用于小规模的融合系统(见图 7-4)。

(2) 分散型 分散型信息融合系统中，各传感器本身的处理器已完成局部的信息处理，只向信息融合中心提供局部处理的结果。这一结构带来的优点是结构冗余度高、计算负荷分配合理、信道压力轻，但由于各传感器进行了局部信息处理，阻断了原始信息间的交流，可能会导致部分信息的丢失。该信息融合的结构如图 7-5 所示。

(3) 混合型 混合型多传感器信息融合的结构如图 7-6 所示，它吸收了分散型

和集中型信息融合结构的优点，既有集中处理，又有分散处理，各传感器信息均可被多次利用。这一结构能得到比较理想的融合结果，适用于大型的多传感器信息融合，但其结构复杂、计算量很大。

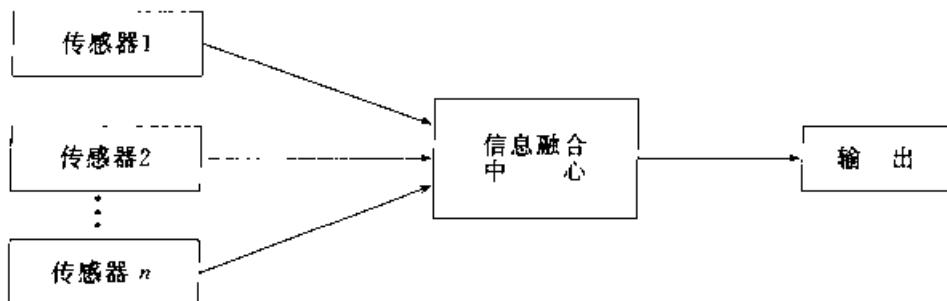


图 7-4 集中型多传感器信息融合

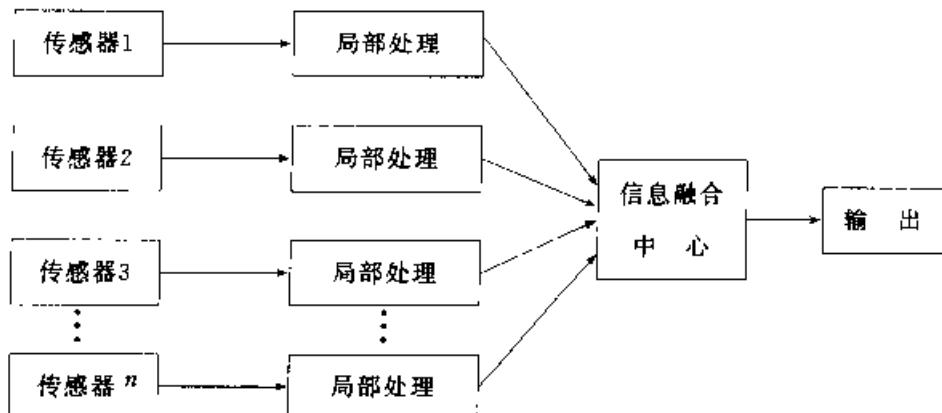


图 7-5 分散型多传感器信息融合

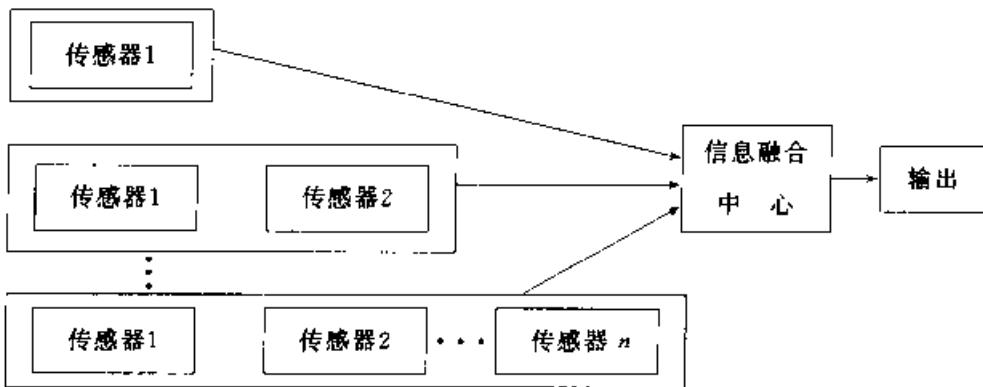


图 7-6 混合型传感器信息融合

(4) 反馈型 当系统对处理的实时性要求很高时，如果总是试图强调以最高的精度去融合多传感器系统的信息，则无论融合的速度多快都不可能满足要求，这时，利用信息的相对稳定性和原始积累对融合信息进行反馈再处理将是一种有效

的途径。当多传感器系统对外部环境经过一段时间的感知后，传感器系统的融合信息已能够表述环境中的大部分特征，该信息对新的传感器原始信息融合具有很好的指导意义。如图 7-7 所示，信息融合中心不仅接收来自传感器的原始信息，而且接收已经获得的融合信息，这样能够大大提高融合的处理速度。

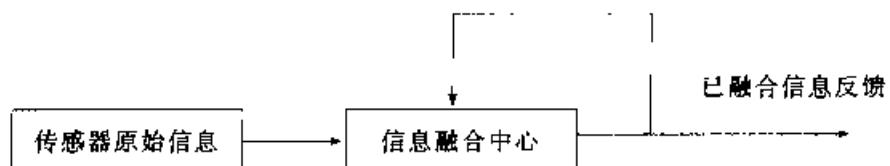


图 7-7 反馈型传感器信息融合

第八章 多传感器系统定量信息融合

在一个多传感器信息融合系统中，每一种传感器所提供的信息都不可避免地受环境状态和传感器本身特性的制约。环境状态指的是传感器在什么条件下运行，例如环境的温度、湿度、能见度、震动、电磁辐射以及被探测目标特性等不确定因素；传感器本身的特性如精度、线性度、重复性、漂移等，上述因素均可能影响传感器的测量数据。产生这些不确定性因素的原因包括测量噪声、背景噪声、传感器输出偏差以及传感器可能的故障等。如何消除或减少这些不确定性，很多研究人员提出了自己的想法。本章研究的就是将单一传感器多次采集的数据或多种同质传感器采得的描述同一环境特征的信息，经过定量信息融合，以消除单一数据的不确定性。定量信息融合是数据到数据的转换，即将多个同类数据经过信息融合形成一致的结果数据。为保证融合的正确进行，一般需对融合前的传感器数据进行一致性检验，将那些错误的、虚假的测量值从数据总体中去掉。错误的数据来自传感器的故障等因素，虚假数据则是由测量过程中环境因素受到干扰导致的。

本章首先讨论传感数据的一致性检验问题，由其方法不同，分为假设检验法、距离检验法和神经网络法。定量信息融合主要介绍基于参数估计的信息融合方法，其中包括最小二乘估计和极大似然估计等。

第一节 传感数据的一致性检验

对于数据的一致性检验问题，可以从下面几个方面把握：

1) 数据是否来自同一环境的同一特征，若环境特征建模为概率分布并用均值向量 u 来表示，视两次测量的观察特征为 u_1 、 u_2 ，则一致性检验问题转化为假说 $H_0: u_1 = u_2$ 是否为真。 H_0 为真则说明两次测量的数据一致；否则，其中至少有一个数据是错误的，应予去除。

2) 如将传感器的每一次测量数据作为样本空间内的一个模式，则一致的传感器数据其模式是相近的甚至是同一化的，这样，数据的一致性检验问题化为模式距离的检验或聚类问题。有理由相信，正确测量的传感器数据在模式空间内将表现出同一类的特征，即每一类中的样本尽可能地近似，与其他类别则显著不同。模式间两两距离小于一定值的数据成为一致性数据，或聚类分析中包含模式最多的一类数据作为一致的传感器测量值，除此以外的为错误测量值，在融合前被去掉。

一、假设检验法

当传感器的测量数据总体上呈正态分布时，考虑一维情况，设每次观测的数据模型为

$$p_i(z_i | u_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left[-\frac{(z_i - u_i)^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (8-1)$$

其中， z_i 为测量值； σ_i 为测量方差； u_i 为均值，并代表环境特征。

先考虑两个传感器数据的一致性检验。由前面提出的假设检验法，一致性检验的问题化为已知测量值 z_1, z_2 ，分别符合高斯分布 $z_1 \sim N(u_1, \sigma_1^2), z_2 \sim N(u_2, \sigma_2^2)$ ，根据 z_1, z_2 判断 $u_1 = u_2$ ，还是 $u_1 \neq u_2$ ？从而将问题转化为两个假设

$$H_0 : u_1 - u_2 = \delta = 0 \quad H_1 : u_1 - u_2 = \delta \neq 0$$

当 $|z_1 - z_2| < k$ 时，可认为 $u_1 - u_2 = 0$ ，即可以接受 H_0 。当 $|z_1 - z_2| \geq k$ 时，拒绝假设 H_0 。由于 $|z_1 - z_2|$ 与 $|z_1 - z_2| / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)^{1/2}$ 仅差一个正数因子，可将上述判定 H_0 是否为真的准则写作

- 1) 当 $|z_1 - z_2| / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)^{1/2} < k$ 时，接受 H_0
- 2) 当 $|z_1 - z_2| / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)^{1/2} \geq k$ 时，拒绝 H_0

阈值 k 根据显著性水平 α 决定。 α 表明了当实际上假设 H_0 为真而样本作出的判断却拒绝了该假设 H_0 时的错误概率的上限，即 $p_{\text{de}} = p\{\text{拒绝 } H_0 | H_0 \text{ 为真}\} \leq \alpha$ ，又可写作

$$p_{\text{de}} = P_{|z_1 - z_2| \in H_0} \left\{ \frac{|z_1 - z_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \geq k \right\} \leq \alpha \quad (8-2)$$

此类错误称为“弃真”。另有一类“取伪”错误，即当实际上 H_0 为假，而样本却作出了接受 H_0 的错误判断，其错误概率为 $p_{\text{false}} = p\{\text{接受 } H_0 | H_0 \text{ 为假}\}$ 。一般说来，当样本容量一定时，若减少某一类错误概率则会相应增加犯另一类错误的概率。由于 z_1, z_2 为正态分布，则 $|z_1 - z_2|$ 也为正态分布，且有 $|z_1 - z_2| \sim N(u_1 - u_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ 。而当 H_0 为真时有 $\frac{|z_1 - z_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \sim N(0, 1)$ 。由标准正态分布的分位点的定义有 $k = z_{\alpha/2}$ ，所以产生了下列判别式

$$\text{当 } \frac{|z_1 - z_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} < k = z_{\alpha/2} \text{ 时，} H_0 \text{ 为真，即 } u_1 = u_2 \quad (8-3)$$

其中， $z_{\alpha/2}$ 可由正态分布表查出

式 (8-3) 即为应用经典的数理统计技术中的 t 检验法来判定两个传感器测量数据是否一致（或一个传感器二次测量的数据是否一致）的判断准则。

可以方便地将上述在两个传感器之间进行的数据一致性检验扩展到多个传感器组成的系统，对 N 个数据进行一致性检验。其算法如下

- 1) 在计算机内存中产生一个表, 分别存放 α 与 k 值。不同的 α 对应不同的 k , $k = z_{\alpha/2}$ 。
- 2) 以随机顺序输入测量数据 z_i ($i=1, 2, \dots, N$)。
- 3) 输入期望的 α , 查表得到相应的 k , 并令 $i=1$ 。
- 4) 令 $\text{class}[m] = i$ (m 为数据的组数)。
- 5) 计算 $d_{ij} = \frac{|z_i - z_j|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}$
- 6) 判别 $d_{ij} < k$? 若是, 则将 j 放入 i 的类别, 即 $\text{class}[m] = j$ 。否则, 将 j 放入 false 数组, 即 $\text{false}[j] = j$ 。
- 7) 判别 false 数组中元素个数是否为 1? 若是, 则转 9), 否则继续执行。
- 8) 将传感器号码与 false 数组中元素数值对应的那些传感器测量值送回 z 组数, 即 $i = \text{false}[1], j = \text{false}[k+1]$, 然后重复 4) ~ 7)。
- 9) 将几个 $\text{class}[m]$ 数组中元素个数最多的一个对应的数值送入 correct 数组中保存, 做为一致的传感器代号。
- 10) 将数组 z_i 的排序逆转, 即 $z_1 = z_{\text{false}[1]}, z_2 = z_{\text{class}[m][n]}, i++, n--, m--$ 。
- 11) 按 4) ~ 8) 重新分类, 将分类结果与原来的 correct 数组作比较, 若一致则继续执行, 否则转回步骤 3), 并选择不同的 α 。
- 12) 输出 correct 数组的内容, 它代表着在此显著性水平 α 下的一致传感器的代号。

以上提出的 u 检验法是针对一维空间的, 在传感器数组为多维的情况下, 可根据维数压缩的方法将多维数据转换到一维空间, 再采用上述的 u 检验法。

二、距离检验法

设有测量数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 则在实数空间 R^n 上定义距离函数 $\delta(x, y)$, 并有如下性质

- 1) $\delta(x, y) \geq 0 \quad \forall x, y \in X$
- 2) $\delta(x, x) = 0 \quad \forall x \in X$
- 3) $\delta(x, y) = \delta(y, x) \quad \forall x, y \in X$

首先考虑只有两个数据的情况, 设有数据 x_1, x_2 满足均值为 x_i , 概率分布 $p_i(x|x_i)$, $p_j(x|x_j)$ ^①, 则可使用概率距离 d_{ij} 和 d_{ji} 来检验传感数据 x_1 和 x_2 的一致性

$$d_{ij} = 2 \left| \int_{x_i}^{x_j} p_i(x|x_i) dx \right| = 2A \quad (8-4)$$

$$d_{ji} = 2 \left| \int_{x_j}^{x_i} p_j(x|x_j) dx \right| = 2B \quad (8-5)$$

① $p_i(x|x_i)$ 中 x_i 仅表示均值, 不是条件概率。

其中, A 、 B 为概率分布曲线 $p_i(x|x_i)$ 、 $p_j(x|x_j)$ 在 x_i 和 x_j 之间的面积, 如图 8-1a 所示。一般来说, $d_{ij} \neq d_{ji}$, 且 $0 \leq d_{ij}, d_{ji} \leq 1$, 当 d_{ij}, d_{ji} 均小于指定的阈值时, 认为两传感器的数据是一致的, 可以融合。当 d_{ij} 小于阈值而 d_{ji} 大于阈值时, 认为传感数据 x_2 支持 x_1 而 x_1 不支持 x_2 的观测。当两者都大于阈值时, 认为它们的观测不互相支持, 因而是不一致的。上述方法可以判断传感数据中任意两个数据的一致性。

对概率距离略作推广, 可用两概率分布间的相关程度(交)来衡量传感数据 x_i 和 x_j 的一致性

$$rd_{ij} = \left| \int_{-\infty}^{\infty} p_i(x|x_i) \Delta p_j(x|x_j) dx \right| = C \quad (8-6)$$

式中, C 为概率分布曲线 $p_i(x|x_i)$ 、 $p_j(x|x_j)$ 之间相交的面积。如图 8-1b 所示, 显然有 $rd_{ij} = rd_{ji}$, 且 $0 \leq rd_{ij}, rd_{ji} \leq 1$ 。我们给出在高斯分布情况下这两种距离之间的进一步的关系比较图(见图 8-2), 图 8-2a 为 $x_i = x_j$, $\sigma_i = \sigma_j$, 两个数据完全一致的情况, 此时, $d_{ij} = d_{ji} = 0$, $rd_{ij} = 1$ 。图 8-2b 为 $x_i = x_j$, 但 $\sigma_i \neq \sigma_j$, 此时 $d_{ij} = d_{ji} = 0$, rd_{ij} 为一较大的值。图 8-2c 为 x_i 、 x_j 远离的情况, 此时 $d_{ij} = d_{ji} = 1$, $rd_{ij} = 0$ 。

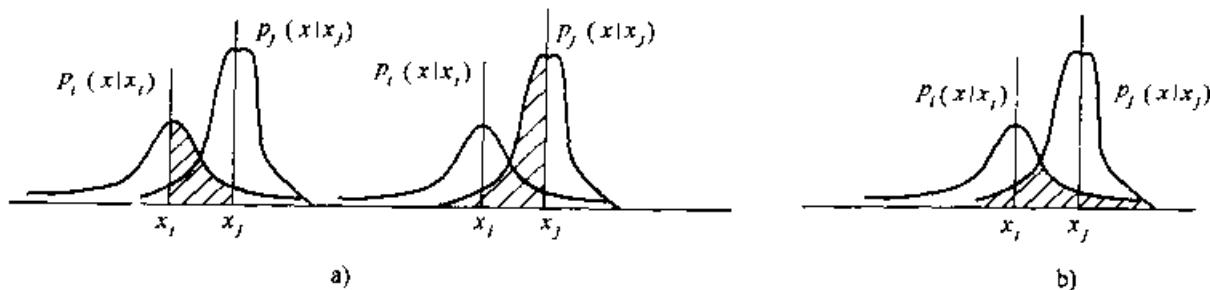


图 8-1 概率距离示意图

a) 概率距离 b) 相关距离

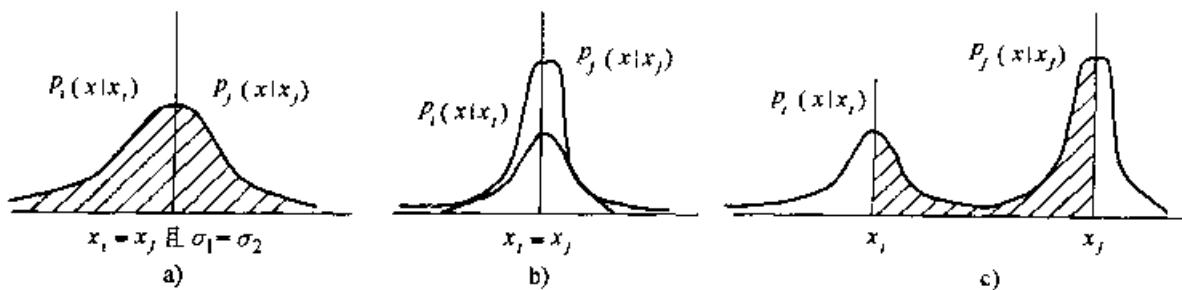


图 8-2 概率距离和相关距离几种情况比较

a) $rd_{ij} = 1$ b) $d_{ij} = d_{ji} = 0$ c) x_i 远离 x_j , $d_{ij} = 1$, $rd_{ij} = 0$

所以使用相关程度进行一致性分析时, rd_{ij} (即 rd_{ji}) 大于给定的阈值时, 我

们认为两传感数据 x_1, x_2 观测互相支持，其数据是一致的，可以进行融合；否则就认为它们是不一致的。

另外，两个传感数据 x_1, x_2 之间的距离还可以用以下的 Mahalanobis 距离衡量

$$T_{12} = \frac{1}{2}(x_1 - x_2)^T C^{-1}(x_1 - x_2) \quad (8-7)$$

其中， C 为两传感数据相关的协方差矩阵，显然，它是关于 1, 2 数据对称的。 T_{12} 越小表明两个传感器测量数据越一致。可以取一阈值 T_a ，当 $T_{12} \leq T_a$ 时，则认为两个传感器的数据是一致的，可以进行融合；否则是不一致的，不能予以融合。

以上考虑的是两个传感器之间的一致性问题。当有 n 个传感器时，分别计算其中任意两个传感器之间的距离或相关程度，将它们构成距离 D 、 T 或相关矩阵 Rd

$$\begin{aligned} D_{n \times n} &= \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix} & T_{n \times n} &= \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1n} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & t_{nn} \end{bmatrix} \\ Rd_{n \times n} &= \begin{bmatrix} rd_{11} & rd_{12} & \cdots & rd_{1n} \\ rd_{21} & rd_{22} & \cdots & rd_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ rd_{n1} & rd_{n2} & \cdots & rd_{nn} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

d_{ij} 、 T_{ij} 、 rd_{ij} 是第 i 个与第 j 个传感器之间的距离或相关程度，然后根据阈值将 D 、 T 或 Rd 转换为关系矩阵 R

$$R_{n \times n} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{其中 } r_{ij} = \begin{cases} 0, & d_{ij} \geq T_d \text{ or } rd_{ij} \leq T_d, t_{ij} \geq T_a \\ 1, & d_{ij} < T_d \text{ or } rd_{ij} > T_d, t_{ij} < T_a \end{cases}$$

显然，根据概率距离得出的距离矩阵 D 和关系矩阵 R 一般是不对称的，而根据相关程度和 Mahalanobis 距离计算的关系矩阵 R 是对称的。

当且仅当 $r_{ij}=r_{ji}$ 时，认为传感数据 i 和 j 之间相互支持，记作 $x_i R x_j$ 。显然，相互支持的关系没有传递性，即有 $x_i R x_j$ 和 $x_j R x_k$ 时，并不能推出 $x_i R x_k$ ，所以有必要编制一个搜索程序。对所有数据聚类，找出 R 中的两两相互支持的子图，它们对应的传感器数据被认为具有一致性，将参加进一步融合。

三、人工神经网络方法

人工神经网络由许多具有非线性映射能力的神经元组成，神经元之间通过权系数相连。将信息分布于网络的各连接权中，使得网络具有很高的容错性和鲁棒

性。此外，这种并行的网络结构还具有自组织、自适应的学习功能，神经网络的上述特征使信息融合领域的学者尝试着将它用于多传感器系统中传感数据的一致性检测。

Toshio Fukuda 应用三层的神经网络，在一个由 10 个测距传感器组成的系统中区分正确与错误的传感器测量值，该网络具有图 8-3 所示的结构。该 NN 中共有 10 个输入结点，对应着相应 10 个传感器的输出，隐含层选择为 30 个结点，输出层为 10 个结点，分别对应着 10 个传感器的两种状态：正确与错误。该网络采用 BP 算法训练，训练样本集以如下方式选取：

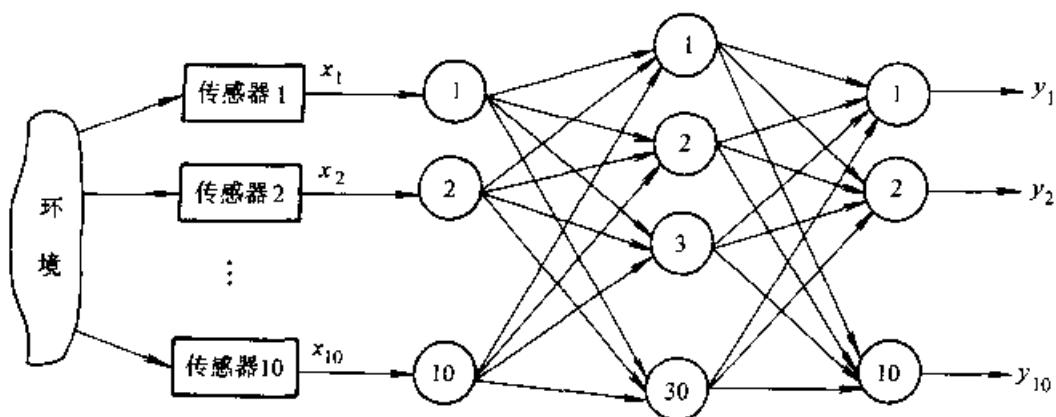


图 8-3 用于数据检验的 NN

- 1) 当某个传感器的测量值与其他传感器的测量值明显不同或传感器工作不正常时，则相应的输出 y_i 置为 0 或根据实际情况赋予小于 0.5 的值。
- 2) 当传感器正常工作时，或其测量值与其他传感器的测量值一样时，则相应的输出 y_i 置为 1 或大于 0.5 的值。

在操作阶段，将 10 个传感器的实际测量值送入输入结点，得到相应的网络输出 $y = [y_1, \dots, y_{10}]$ 。可用如下方式判别此次测量时的传感器状态（正确/错误）。

若 $y_i > 0.5$ ，则认为第 i 号传感器处于“正确”状态。否则，认为第 i 号传感器处于“错误”状态。

由上面的叙述可以看出，该方法的局限在于：由于样本集的选取方式，使得网络仅能对同一特征的测量值实现区分。当环境特征改变时，必须重新训练网络，因此很难将其用于在非结构化或未知环境中运行的移动机器人上的多传感器系统。为了解决这一问题，可以考虑采用下面的方法：

- 1) 计算 N 个传感器相似度矩阵 R ，其元素 r_{ij} 表示第 i 与 j 号传感器的相似程度， r_{ij} 的形式可以考虑采用欧氏距离、海明距离、相关系数等常规的相似性度量。

这样 R 为对称矩阵，有 $r_{ij}=r_{ji}$, $\forall i, j \in [1, N]$; $r_{ii}=0$, $\forall i \in [1, N]$ 且将 R 中元素进行正则化处理，使 $0 < r_{ij} \leq 1$, $\forall i, j \in [1, N]$ 。

2) 确定网络结构，以 R 的上三角阵中的每个元素（不包含对角元素）作为神经网络的输入，则对此 N 个传感器组成的系统，将需要 $N(N-1)/2$ 个输入结点。输出结点数仍为 N 个，分别对应着 N 个传感器的状态（正确/错误）。隐含层结点可以根据实际需要选择。

3) 训练样本集仍按原来的方式进行选取，并以此样本通过 BP 算法修正权值。

4) 操作阶段，将正则化的上三角阵数据送入输入结点，得到网络输出 y ，仍按原来的判别准则，判定此次测量时各个传感器的状态（正确/错误）。

由于这种改进算法采用正则化的相似度矩阵 R 代替直接的测量值作为网络的输入，使得此网络较之原来 Fukuda 提出的 NN 具有较大灵活性。但是也可以看出，由于该网络将输入结点数扩大了 $(N-1)$ 倍，计算量成倍地增加。假设隐含层结点取为输入结点数的二倍，为 $N(N-1)$ 个，则此网络中权值数将达到 $\frac{1}{2}(N-1)^2N^2$ ，而在原来的网络中输入层、输出层均为 N 个结点。隐含层为 $3N$ 个结点时，网络中的权值数为 $6N^2$ 。因此可见，在 $N > 4$ 时此修正网络的权值数将大于原来的 NN 。以 Fukuda 的实验为例，当 $N=10$ 时，Fukuta 的网络只需 600 个权值，而改进网络需 4950 个权值，这极大地增加了计算时间。

第二节 基于参数估计的信息融合方法

由于将传感器建模为概率模型，所以可以用数理统计的方法对融合值进行估计。在给出方法前先回顾一下传感器的 3 种数学模型。

观测模型 $f(z_i | p_i)$ 符合 ϵ -污染的高斯分布，即

$$\begin{aligned} f(z_i | p_i) = & \frac{1-\epsilon}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}|V_{1i}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(z_i - p_i)^T V_{1i}^{-1}(z_i - p_i)\right] \\ & + \frac{\epsilon}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}|V_{2i}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(z_i - p_i)^T V_{2i}^{-1}(z_i - p_i)\right] \end{aligned} \quad (8-8)$$

其中， z_i 为第 i 号传感器的测量值； p_i 为相应的外部环境特征参数（ m 维）。式 (8-8) 等号右边的第二项代表被污染的噪声信号。该测量值用上节的任一种方法进行一致性检验后，可认为已去除由第二项表示的虚假测量，因此本节不考虑这些虚假测量的影响，则式 (8-8) 简化为普通的正态分布

$$f(z_i | p_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}|V_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2}(z_i - p_i)^T V_i^{-1}(z_i - p_i)\right] \quad (8-9)$$

其中， V_i 为协方差矩阵。

相关模型 $f(z_i|\bar{\delta}_i)$ 代表在已知其他传感器的决策行为（即参数估计值） $\bar{\delta}_i$ 的情况下，第 i 个传感器的观测值 z_i 的分布，由于 $\bar{\delta} = \{\bar{\delta}_j, j=1, 2, \dots, N, j \neq i\}$ 也属于参数空间 P ，所以可认为相关模型也符合高斯分布，具有与式 (8-9) 类似的形式。

状态模型 $f(z_i|X_i)$ 是由一个雅可比矩阵 $J(X, t) = \frac{\partial H(t)}{\partial X}$ （其中 $H(t)$ 是坐标变换阵）将观测模型及相关模型转换到传感器的当前坐标系中。在本节中我们仅考虑传感器静止（不考虑坐标变换）时的信息融合，因此将不涉及此状态模型。

由上所述，可以归纳出定量信息融合问题的数学表达。

假设在给定时刻，待测环境特征为 X ，传感器测量值为 Y ，则该值传感器的测量模型为

$$Y = f(X) + V \quad (8-10)$$

其中， V 是符合高斯分布的噪声项。所谓的数据融合就是由 N 个传感器得到测量值 Y_1, Y_2, \dots, Y_N ，并按某种估计准则从这些测量值中得到特征参数 X 的最优估计。因此首要的目标是寻求合适的准则函数，即当 X 被估计为 $\hat{X}(Y)$ 时所产生的损失最小。

$$\text{取损失函数为均匀损失 } L[\hat{X}(Y), X] = \begin{cases} 1 & |\hat{X} - X| \geq \frac{\epsilon}{2} \\ 0 & |\hat{X} - X| < \frac{\epsilon}{2} \end{cases} \quad (8-11)$$

在损失函数 L 的基础上可定义相应估计的风险函数 R

$$R = EL[\hat{X}(Y), X] = \int dY p(x) \int dX p(x|y) L[\hat{X}(Y), X] \quad (8-12)$$

其中 $p(x)$ 、 $p(x|y)$ 表示概率分布。取风险最小为估计准则，即

$$\left. \frac{\partial R}{\partial X} \right|_{X=\hat{X}(Y)} = 0 \quad (8-13)$$

可以得到符合式 (8-13) 的最优估计（最大后验估计）为

$$\hat{X}_{\text{opt}}(Y) = \operatorname{argmax} p(X|Y) \quad (8-14)$$

在具有 N 个传感器的系统中，相应的信息融合可以看做是在观测值 Y_1, Y_2, \dots, Y_N 下，值 X 具有最大后验的估计，写作

$$\hat{X}(Y) = \operatorname{argmax} p(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_N) \quad (8-15)$$

则后验概率 $p(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$ 可以看作是相应的决策函数。

由 Bayes 定理知

$$p(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_N) = \frac{p(X)p(Y_1, Y_2, \dots, Y_N|X)}{p(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)} \quad (8-16)$$

假定 N 个传感器的测量值在统计上是独立的，则有

$$p(Y_1, Y_2, \dots, Y_N|X) = \prod_{i=1}^N \frac{p(X|Y_i)p(Y_i)}{p(X)} \quad (8-17)$$

将式 (8-17) 代入式 (8-16) 得

$$p(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_N) = \frac{\prod_{i=1}^N p(X|Y_i)}{p(X)^{N-1}} \frac{\prod_{i=1}^N p(Y_i)}{p(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)} \quad (8-18)$$

由于 $\frac{\prod_{i=1}^N p(Y_i)}{p(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)}$ 与参数 X 无关，可视为正则化因子，在求式 (8-18) 的最大后验时不考虑。为了求解式 (8-18)，先要求得 $p(X|Y_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$)。为简化计算，取式 (8-10) 中的 $f(X)$ 为 X 的线性函数，则式 (8-10) 化为

$$Y_i = A_i X + V_i \quad (8-19)$$

由式 (8-19) 知，在高斯噪声下条件分布 $(Y_i|X) \sim N(A_i X, V_i)$ ，先验 X 的分布为 $X \sim N(\bar{X}, V_X)$ ，则 Y_i 的分布也是正态的，即 $Y_i \sim N(A_i X, A_i V_X A_i^T + V_i)$ ，并设

$p(X|Y_i) \sim N(\xi_i, V_{X|Y_i})$ ，则

$$\begin{aligned} p(X|Y_i) \frac{p(Y_i|X)p(x)}{p(Y_i)} &= \alpha \exp \left[-\frac{1}{2} (Y_i - A_i X)^T V_i^{-1} (Y_i - A_i X) \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{2} (X - \bar{X})^T V_X^{-1} (X - \bar{X}) \right] \\ &\quad + \frac{1}{2} (Y_i - A_i X)^T (A_i V_X A_i^T + V_i)^{-1} (Y_i - A_i X) \end{aligned} \quad (8-20)$$

$$p(X|Y_i) = \beta \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \xi_i)^T V_{X|Y_i}^{-1} (X - \xi_i) \right] \quad (8-21)$$

将式 (8-20) 与式 (8-21) 合并得

$$V_{X|Y_i}^{-1} = A_i^T V_i^{-1} A_i + V_X^{-1} \quad (8-22)$$

$$\xi_i = V_{X|Y_i}^{-1} (A_i^T V_i Y_i + V_X^{-1} \bar{X}) \quad (8-23)$$

将分布函数 $(X|Y_i) \sim N(\xi_i, V_{X|Y_i})$ 代入式 (8-18) 即可得到也为正态分布的 $(X|Y_1, Y_2 \dots Y_N) \sim N(\xi, V_{X|Y})$

其中 $V_{X|Y}^{-1} = \sum_{i=1}^N V_{X|Y_i}^{-1} - (N-1)V_X^{-1}$ (8-24)

$$\xi = V_{X|Y} \left[\sum_{i=1}^N V_{X|Y_i}^{-1} \xi_i - (N-1)V_X^{-1} \bar{X} \right] \quad (8-25)$$

则在式 (8-4) 定义的损失函数下使风险最小的最优融合值为 $x_f = \xi$, 其协方差为 $V_f = V_{X|Y}^{-1}$, 将式 (8-22)、式 (8-23) 代入式 (8-24) 和式 (8-25) 后得到融合计算公式

$$V_f^{-1} = \sum_{i=1}^N A_i^T V_i^{-1} A_i + V_X^{-1} \quad (8-26)$$

$$X_f = V_f \left(\sum_{i=1}^N A_i^T V_i^{-1} Y_i + V_X^{-1} \bar{X} \right) \quad (8-27)$$

在某些情况下, 我们无法决定特征参数 X 的先验分布, 采用“模糊先验”的概念, 即对所有可能参数 X 均采用 $p(x) = 1$, 则式 (8-18) 化为

$$p(X|Y_1, Y_2, \dots, Y_N) \propto \prod_{i=1}^N p(X|Y_i) \quad (8-28)$$

此时最大后验估计即化为极大似然估计, 相应的融合计算公式为

$$V_f^{-1} = \sum_{i=1}^N A_i^T V_i^{-1} A_i \quad (8-29)$$

$$X_f = V_f \sum_{i=1}^N A_i^T V_i^{-1} Y_i \quad (8-30)$$

当传感器的测量值为一维时, 且不考虑坐标变换, 则式 (8-29)、式 (8-30) 简化为

$$\sigma_f^{-2} = \sum_{i=1}^N \sigma_i^{-2} \quad (8-31)$$

$$y_f = \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_i^2}{\sigma_f^2} Y_i \quad (8-32)$$

我们再考虑最小二乘估计。设 Y_1, Y_2, \dots, Y_N 是 N 个传感器的测量值, 按照最小二乘估计的估计准则, \hat{Y} 是使误差函数

$$\varepsilon(Y) = \sum_{i=1}^N [Y - Y_i]^T V_i^{-1} [Y - Y_i] \quad (8-33)$$

达到最小的 Y 值, 令式 (8-33) 对 Y 的偏导为零, 得

$$\sum_{i=1}^N V_i^{-1} [\hat{Y} - Y_i] = 0 \quad (8-34)$$

即

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{i=1}^N V_i^{-1} \right)^{-1} V_i^{-1} Y_i \quad (8-35)$$

$$V_f = \left(\sum_{i=1}^N V_i^{-1} \right)^{-1} \quad (8-36)$$

显然式 (8-35)、式 (8-36) 与式 (8-29) 式 (8-30) 有一致的形式 (后者增加了传感器观测值到环境特征值的转换)。

第九章 多传感器系统定性信息融合

多传感器信息融合系统不仅需要通过对数值型信息进行融合获得定量的数值信息，提高容错能力与精度，更需要通过融合完成系统对环境的识别、判断、分类或给出系统的决策，这时的多信息融合就表现为对非数值型信息的定性融合。定性信息融合的方法较多，很多智能理论对其有指导意义，如人工智能、神经网络等。本章将分别探讨几种常用的多感觉信息定性融合方法，包括 Bayes 统计决策法、D-S 证据理论、基于模糊理论的多信息融合及神经网络多信息融合方法等。

第一节 Bayes 方法

Bayes 方法用在多传感器信息融合时，是将多传感器提供的各种不确定性信息表示为概率，并利用概率论中 Bayes 条件概率公式对其进行处理。

一、Bayes 条件概率公式

设 A_1, A_2, \dots, A_m 为样本空间 S 的一个划分，即满足

1) $A_i \cap A_j = \emptyset \quad (i \neq j)$

2) $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_m = S$

3) $P(A_i) > 0 \quad (i=1, 2, \dots, m)$

则对任一事件 B , $P(B) > 0$, 有

$$P(A_i/B) = \frac{P(A_iB)}{P(B)} = \frac{P(B/A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^m P(B/A_j)P(A_j)} \quad (9-1)$$

二、Bayes 方法在信息融合中的应用

Bayes 方法用于多传感器信息融合时，要求系统可能的决策相互独立。这样，我们就可以将这些决策看作一个样本空间的划分，使用 Bayes 条件概率公式解决系统的决策问题。

设系统可能的决策为 A_1, A_2, \dots, A_m ，当某一传感器对系统进行观测时，得到观测结果 B ，如果能够利用系统的先验知识及该传感器的特性得到各先验概率 $P(A_i)$ 和条件概率 $P(B/A_i)$ ，则利用 Bayes 条件概率公式 (9-1)，根据传感器的观测将先验概率 $P(A_i)$ 更新为后验概率 $P(A_i/B)$ 。

当有两个传感器对系统进行观测时，除了上面介绍的传感器观测结果 B 外，另一个传感器对系统进行观测的结果为 C 。它关于各决策 A_i 的条件概率为 $P(C/$

A_i ($i=1 \cdots m$)，则条件概率公式可表示为

$$P(A_i/B \wedge C) = \frac{P(B \wedge C/A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^m P(B \wedge C/A_j)P(A_j)} \quad (9-2)$$

式 (9-2) 要求计算出 B 和 C 同时发生的先验条件概率 $P(B \wedge C/A_i)$ ($i=1 \cdots m$)，这往往是很困难的。为了简化计算，提出进一步的独立性假设

假设 A 、 B 和 C 之间是相互独立的，即 $P(B \wedge C/A_i) = P(B/A_i) \cdot P(C/A_i)$ ，这样式 (9-2) 可改写为

$$P(A_i/B \wedge C) = \frac{P(B/A_i)P(C/A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^m P(B/A_j)P(C/A_j)P(A_j)} \quad (9-3)$$

这一结果还可推广到多个传感器的情况。当有 n 个传感器，观测结果分别为 B_1 、 B_2 、 \cdots 、 B_n 时，假设它们之间相互独立且与被观测对象条件独立，则可以得到系统有 n 个传感器时的各决策总的后验概率为

$$P(A_i/B_1 \wedge B_2 \wedge \cdots \wedge B_n) = \frac{\prod_{k=1}^n P(B_k/A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{k=1}^n P(B_k/A_j)P(A_j)} \quad i = 1 \cdots n \quad (9-4)$$

最后，系统的决策可由某些规则给出，如取具有最大后验概率的那条决策作为系统的最终决策。

Bayes 方法多传感器的信息融合过程可用图 9-1 所示的框图来表示。

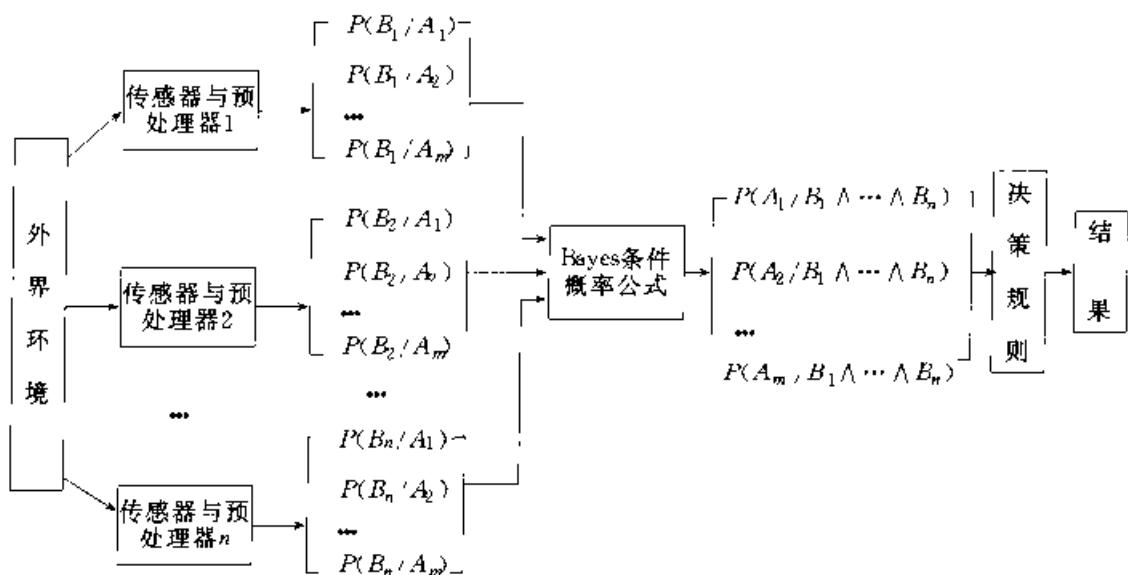


图 9-1 Bayes 法多传感器信息融合过程

三、基于目标分类的 Bayes 决策方法

上面论述的是系统有 m 种可能的决策前提下，用 Bayes 方法判定哪种决策更具可能性。但实际问题往往更加简单，如根据几条证据来判定假说 H 是正确还是错误，或者假设 H_1 正确还是假设 H_0 正确等问题，这实际是分类问题。当实际 H_0 正确而证据 $E = \{e_1 \dots e_n\}$ 却判定 H_1 正确时，可以定义 H_1 的条件平均损失为

$$r_1(E) = \sum_i C_{i1} p(H_i | E) \quad (9-5)$$

同理，实际 H_1 正确而证据 E 却判定 H_0 正确的平均损失为

$$r_0(E) = \sum_i C_{i0} p(H_i | E) \quad (9-6)$$

式中， C_{i0} 、 C_{i1} 是权系数，为证据判别错误时的相应损失。若使判别准则是使平均损失最小的假说是正确的，则当 $r_0 < r_1$ 时， H_0 正确， $r_0 > r_1$ 时， H_1 正确。取判别正确时的损失 $C_{00}=C_{11}=0$ ，则判别规则为

$$\begin{aligned} & H_1 \\ & \frac{p(H_1 | E)}{p(H_0 | E)} > \frac{C_{01} - C_{00}}{C_{10} - C_{11}} \\ & H_0 \end{aligned} \quad (9-7)$$

由 Bayes 公式 $p(H | E) = \frac{p(H)}{p(E)} \cdot p(E | H)$ ，式 (9-7) 又可进一步表示为

$$\begin{aligned} & H_1 \\ & \frac{p(E | H_1)}{p(E | H_0)} > t \quad t: \text{阈值} \\ & H_0 \end{aligned} \quad (9-8)$$

设每个传感器提供的证据是独立的，令

$$L(E) = \frac{p(E | H_1)}{p(E | H_0)} = \prod_{i=1}^n \frac{p(e_i | H_1)}{p(e_i | H_0)} = \prod_{i=1}^n L(e_i) \quad (9-9)$$

记错误决策概率 P_{Fe} 和正确决策概率 P_{Dc} 分别为

$$\begin{aligned} P_{Fe} &= p(e \in s_1 | H_0), P_{Dc} = p(e \in s_1 | H_1) \\ 1 - P_{Fe} &= p(e \in s_0 | H_0), 1 - P_{Dc} = p(e \in s_0 | H_1) \end{aligned}$$

则

$$L(e_i) = \begin{cases} \frac{P_{Dc}}{P_{Fe}} & e_i \in s_1 \\ \frac{1 - P_{Dc}}{1 - P_{Fe}} & e_i \in s_0 \end{cases} \quad (9-10)$$

即

$$P(L(e_i) | H_0) = \begin{cases} P_{Fe} & L(e_i) = \frac{P_{Dc}}{P_{Fe}} \\ 1 - P_{Fe} & L(e_i) = \frac{1 - P_{Dc}}{1 - P_{Fe}} \end{cases} \quad (9-11)$$

$$P(L(e_i) | H_1) = \begin{cases} P_{D_i} & L(e_i) = \frac{P_{D_i}}{P_{F_i}} \\ 1 - P_{D_i} & L(e_i) = \frac{1 - P_{D_i}}{1 - P_{F_i}} \end{cases} \quad (9-12)$$

则相应融合后的错误决策概率为

$$P_F^f = \sum P(L(E) > t^* | H_0) = \sum_{i=\lceil t^* \rceil}^N \binom{N}{i} P_{F_i}^f (1 - P_{F_i})^{N-i} \quad (9-13)$$

类似地，融合后的正确决策概率为

$$P_B^f = \sum P(L(E) > t^* | H_1) = \sum_{i=\lceil t^* \rceil}^N \binom{N}{i} P_{D_i}^f (1 - P_{D_i})^{N-i} \quad (9-14)$$

由于 $L(E)$ 为一系列离散值，将其按由小到大的顺序排列为 $L_1(E)、L_2(E)、\dots$ 取 $\lceil t^* \rceil$ 为超过阈值 t^* 的那个最小 $L(E)$ 的下标。因此 $\lceil t^* \rceil$ 是一个正整数，只有当 $P_F^f \leq \min_i \{P_{F_i}\}$ ，且 $P_B^f > \max_i \{P_{D_i}\}$ 时，才认为融合后的性能有所改善。Hhomopoulos 等人证明了一个定理，当传感器数目大于 2 时，一定可以找到一对 $\{P_F^f, P_B^f\}$ 使之满足上面的不等式。

第二节 Dempster-shafer 证据推理法

Bayes 多信息融合方法是在概率的前提下得到的，概率的可加性是概率理论普遍遵循的一个原则。举例来说，如果我们相信一个命题为真的程度为 s ，那么我们就必须以 $1-s$ 的程度去相信该命题的反。在许多情况下，这是不合理的。例如对“地球以外存在着生命”和“地球之外不存在生命”这一命题来说，就目前的科学水平或我们目前所拥有的知识结构（证据），我们既不相信前者，又不相信后者，即它们的信度都很小，二者之和根本不可能等于 1。因此对于信度，证据理论舍弃了这一可加性原则，而用一种称为半可加性的原则来代替，而且只有满足这个原则的函数才能用 Dempster 合成法则进行合成。

证据理论是 Dempster 在 1967 年最先提出的，Shafer 进一步发展完善，使 Dempster 合成法则推广到更加一般的情况，为了纪念他们的贡献，有人称证据理论为 D-S 理论。

一、D-S 理论的基本概念

D-S 理论用“识别框架 Θ ”表示所感兴趣的命题集，它定义了一个集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ ，满足

$$1) m(\emptyset) = 0$$

$$2) \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$$

称 m 为识别框架 Θ 上的基本可信度分配。 $\forall A \subset \Theta$, $m(A)$ 称为 A 的基本可信数 (basic probability number), 基本可信数反映了对 A 本身的信度大小。

条件 1) 表明对于空集不产生任何信度; 条件 2) 表明虽然我们可以给一个命题赋任意大小的信度值, 但要求给所有命题赋的信度值的和等于 1。

对于任何的命题集, D-S 理论还提出了信度函数的概念

$$Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B) \quad (\forall A \subset \Theta) \quad (9-15)$$

即 A 的信度函数为 A 中每个子集的信度值之和。由信度函数的概念, 可以得到

$$\begin{cases} Bel(\emptyset) = 0 \\ Bel(\Theta) = 1 \end{cases}$$

对于一个命题 A 的信任单用信度函数来描述是不够的, 因为 $Bel(A)$ 不能反映出我们怀疑 A 的程度, 即我们相信 A 的非为真的程度。所以为了全面描述我们对 A 的信任还必须引入我们怀疑 A 的程度的量。

$$\begin{aligned} \forall A \in H, \text{ 定义 } & Dou(A) = Bel(\bar{A}) \\ & pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) \end{aligned} \quad (9-16)$$

则称 Dou 为 Bel 的怀疑函数, pl 为 Bel 的似真度函数; $Dou(A)$ 称为 A 的怀疑度, $pl(A)$ 称为 A 的似真度。

根据式 (9-16), 我们可以用与 Bel 对应的 m 来重新表示 pl

$$\forall A \in H \quad pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \subset \Theta} m(B) - \sum_{B \subset \bar{A}} m(B) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (9-17)$$

若 $A \cap B \neq \emptyset$, 则称 A 与 B 相容。式 9-17 说明, $pl(A)$ 包含了所有与 A 相容的那些 (命题) 集合的基本可信数。

由于 $\bar{A} \cap A = \emptyset$, $A \cup \bar{A} \subset H$, 因此有 $Bel(A) + Bel(\bar{A}) \leq \sum_{x \in \Theta} m(x) = 1$

即 $Bel(A) \leq 1 - Bel(\bar{A}) = pl(A) \quad (9-18)$

实际上, $[Bel(A), pl(A)]$ 表示了对 A 的不确定区间, 也称为概率的上下限。 $[0, Bel(A)]$ 是完全可信的区间, 表示对命题 “ A 为真” 的支持程度。 $[0, pl(A)]$ 是对命题 “ A 为真” 的不怀疑程度, 表示证据不能否定 “ A 为真” 的程度。显然 $pl(A) \sim Bel(A)$ 区间越大, 未知程度就越高, 如图 9-2 所示。

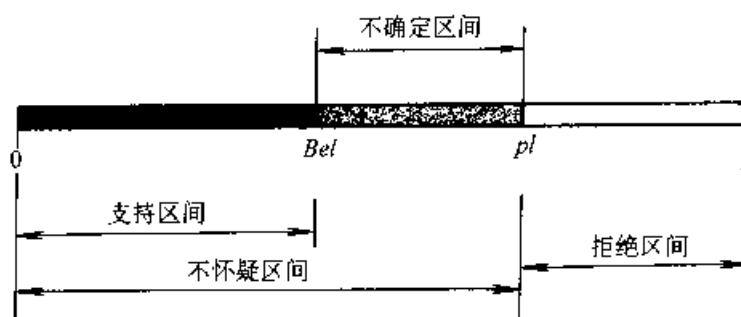


图 9-2 信息的不确定性表示

二、Dempster 合成法则

如果将命题看作识别框架 Θ 上的元素，对于 $\forall m(A) > 0$ ，称 A 为信度函数 Bel 的焦元。设 Bel_1, Bel_2 是同一识别框架 Θ 上的两个信度函数， m_1, m_2 分别为其对应的基本可信度分配，焦元为 A_1, \dots, A_k 和 B_1, \dots, B_L （见图 9-3a、b）。

图 9-3 中 $[0, 1]$ 中的某一段表示由各自的基本可信度分配决定的某一焦元上的信度。

将图 9-3 a、b 综合起来考虑可得到一系列的矩形，将整个大矩形看作总的信度，如图 9-4 所示。

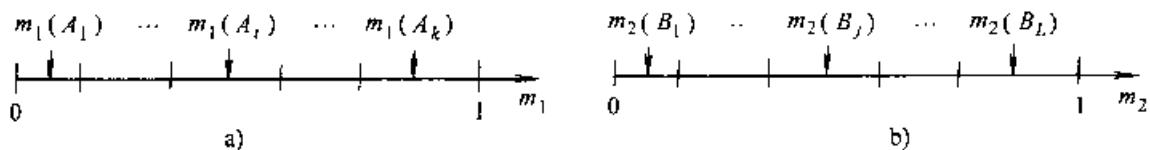


图 9-3 基本可信度分配图示

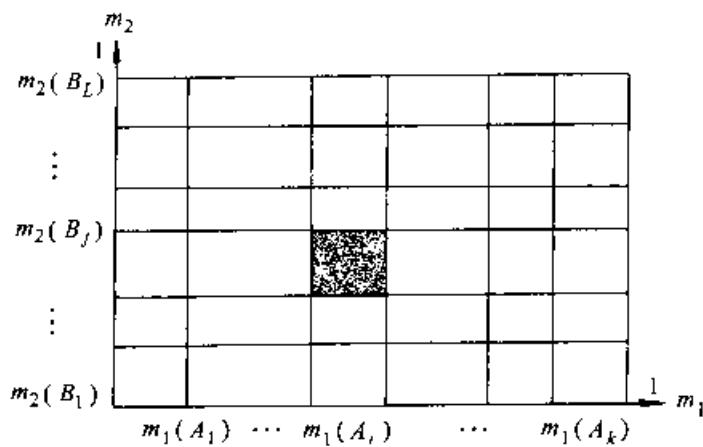


图 9-4 信度函数的合成

图 9-4 中一个一个的竖条表示 m_1 分配到它的焦元 A_1, \dots, A_k 上的信度，一

一个一个横条表示 m_2 分别到 B_1, \dots, B_L 上的信度，横竖条的交具有测度 $m_1(A_i)$ $m_2(B_j)$ ，因为它是同时分配到 A_i 和 B_j 上的，所以 Bel_1 和 Bel_2 的联合作用就是将 $m_1(A_i) m_2(B_j)$ 确切地分配到 $A_i \cap B_j$ 上。

给定 $A \subset \Theta$ ，若有 $A_i \cap B_j = A$ ，那么 $m_1(A_i) m_2(B_j)$ 就是确切地分配 A 上的部分信度，而分配到 A 上的总信度为 $\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 。但是当 $A = \emptyset$ 时，按这种理解，将有部分信度 $\sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$ 分到空集上，这显然不合理。为此，可在每一信度上乘一系数 $(1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j))^{-1}$ 使总信度满足 1 的要求。至此，实际上已给出了两个信度合成法则

$$m(A) = m \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)} \quad (9-19)$$

对于多个信度的合成（融合），令 m_1, \dots, m_n 分别表示 n 个信息的信度分配，如果它们是由独立的信息推得的，则融合后的信度函数 $m = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ 可表示为

$$m(A) = \frac{\sum_{\bigcap A_i = A} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)}{1 - \sum_{\bigcap A_i = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(A_i)} \quad (9-20)$$

三、D-S 证据理论在融合中的应用

将各传感器采集的信息作为证据，每个传感器提供一组命题，对应决策 $x_1, \dots, x_r, \dots, x_m$ ，并建立一个相应的信度函数，这样，多传感器信息融合实质上就成为在同一识别框架下，将不同的证据体合并成一个新的证据体的过程。

如果信息融合系统的决策目标集由一些互不相容的目标构成，即前述的 Θ ，当传感器对环境实施观测时，每个传感器的信息均能在目标集上得到一组信度，当系统有 N 个传感器时，便有 N 组信度，这些信度是决策的依据。

运用证据决策理论，多传感器信息融合的一般过程是：

- 1) 分别计算各传感器的基本可信数、信度函数和似真度函数。
- 2) 利用 Dempster 合并规则，求得所有传感器联合作用下的基本可信数、信度函数和似真度函数。
- 3) 在一定决策规则下，选择具有最大支持度的目标。

上述过程可由图 9-5 表示, 先由 n 个传感器分别给出 m 个决策目标集的信度, 经 Dempster 合并规则合成一致的对 m 个决策目标集的信度, 最后, 对各可能决策利用某一决策选择原则, 得到结果。

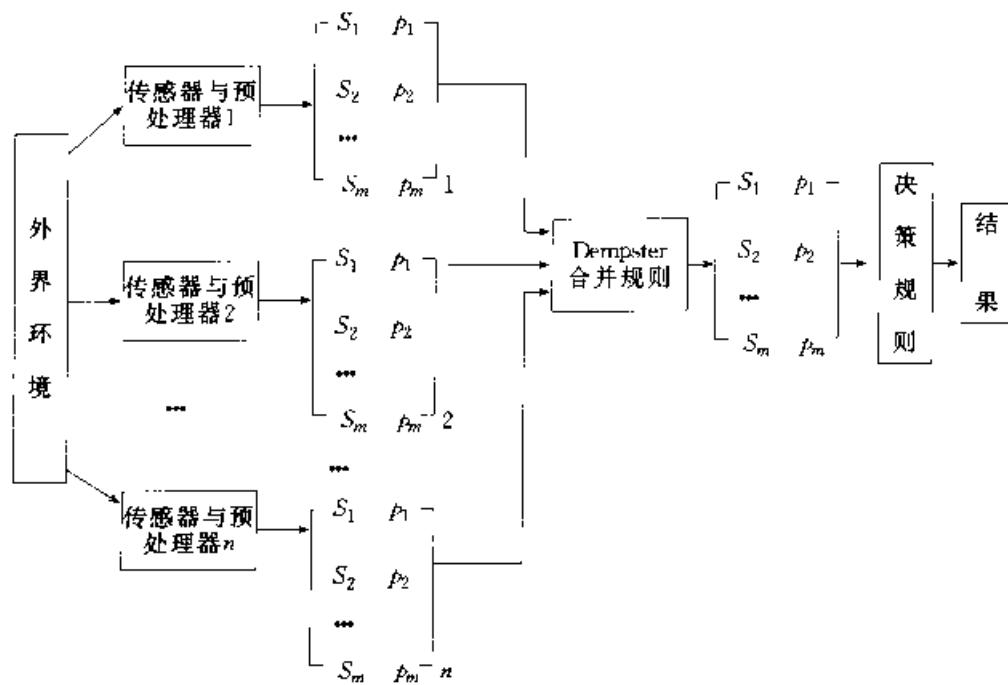


图 9-5 证据理论决策过程

第三节 模糊集理论

模糊集的概念是 1965 年由 L. A. Zadeh 首先提出的。它的基本思想是把普通集合中的绝对隶属关系灵活化, 使元素对集合的隶属度从原来只能取 $\{0, 1\}$ 中的值扩充到可以取 $[0, 1]$ 区间中的任一数值, 因此很适合于用来对传感器信息的不确定性进行描述和处理。在应用于多传感器信息融合时, 模糊集理论用隶属函数表示各传感器信息的不确定性, 然后利用模糊变换进行综合处理。

一、模糊集理论

在论域 U 上的一个模糊集 A 可以用在单位区间 $[0, 1]$ 上取值的隶属度函数 μ_A 表示, 即

$$\mu_A : U \mapsto [0, 1]$$

对于任意 $u \in U$, $\mu_A(u)$ 称为 u 对于 A 的隶属度。

显然, 当 μ_A 的值取 0 或 1 时, μ_A 便退化为一个普通集合的特征函数, A 便退化为一个普通集合。

隶属函数 μ_A 可根据具体情况选取，如正态函数、三角函数、梯形函数、S 形函数等。

模糊集合最基本的运算是并、交、补三种。设 A 、 B 为论域上的模糊集合

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$$

$$B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$$

记 A 和 B 的并集为 $A \cup B$ 、交集为 $A \cap B$ ， A 的补集为 A^c ，它们分别定义如下：

$$\begin{aligned}\mu_{(A \cup B)}(x) &= \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in U \\ \mu_{(A \cap B)}(x) &= \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in U \\ \mu_{A^c}(x) &= 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in U\end{aligned}\tag{9-21}$$

最大、最小值也可用 \vee 、 \wedge 表示，即

$$\begin{aligned}\mu_{(A \cup B)}(x) &= \vee(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \\ \mu_{(A \cap B)}(x) &= \wedge(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)\end{aligned}\tag{9-22}$$

A 与 B 上的模糊关系定义为笛卡儿积 $A \times B$ 的一个模糊子集。若用隶属函数来表示模糊子集，模糊关系可用矩阵

$$R_{A \times B} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1n} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{m1} & \mu_{m2} & \cdots & \mu_{mn} \end{bmatrix}$$

表示，其中 μ_{ij} 表示了二元组 (a_i, b_j) 隶属于该模糊关系的隶属度，满足 $0 \leq \mu_{ij} \leq 1$ 。

设 $X = \{x_1/a_1, x_2/a_2, \dots, x_m/a_m\}$ 是论域 A 上的一个隶属函数，简单地用向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 来表示，则称向量 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$

$$Y = X \cdot R_{A \times B} \tag{9-23}$$

是 X 经模糊变换所得的结果，它表示了论域 B 上的一个隶属函数。

$$Y = \{y_1/b_1, y_2/b_2, \dots, y_n/b_n\}$$

其中 $y_i = \theta_{k=1}^m \mu_{ki} \cdot x_k \quad (i = 1, 2, \dots, n)$ (9-24)

θ 与 \cdot 表示两种运算。例如，可取为下面两种形式

1) 令 $\theta = \sum$ ，即加法运算； $\cdot = *$ ，即乘法运算，则该变换公式为：

$$y_i = \sum_{k=1}^m \mu_{ki} * x_k \quad (i = 1, 2, \dots, n) \tag{9-25}$$

在具体融合时的物理意义是，各传感器对决策的隶属度与该传感器观察值对决策 i 的支持程度之积的和作为第 i 项决策总的可信度。

2) 令 $\theta = \max$ ，即求极大； $\cdot = \min$ ，即求极小，则该变换公式为

$$y_i = \max \{ \min \{ \mu_{ki}, x_k \} \} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (9-26)$$

其物理意义是，在传感器的隶属度和观察值对 i 决策的支持程度之间取小者，再在 m 个传感器对应的小者之中取最大值作为 i 决策的总的可信度。

二、模糊集理论在融合中的应用

在应用于多传感器信息融合时，我们将 A 看作系统可能决策的集合，将 B 看作传感器的集合， A 和 B 的关系矩阵 $R_{A \times B}$ 中的元素 μ_{ij} 表示由传感器 i 推断决策为 j 的可能性， X 表示各传感器判断的可信度，经过模糊变换得到的 Y 就是各决策的可能性。

具体地，我们假设有 m 个传感器对系统进行观测，而系统可能的决策有 n 个，则：

$$A = \{y_1/\text{决策 1}, y_2/\text{决策 2}, \dots, y_n/\text{决策 } n\}$$

$$B = \{x_1/\text{传感器 1}, x_2/\text{传感器 2}, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}$$

传感器对各可能决策的判断用定义在 A 上的隶属函数表示。设传感器对系统的判断结果是：

$$[\mu_{11}/\text{决策 1}, \mu_{12}/\text{决策 2}, \dots, \mu_{1n}/\text{决策 } n] \quad 0 \leq \mu_{ij} \leq 1$$

即认为结果为决策 j 的可能性为 μ_{ij} ，记作向量 $(\mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1n})$ ，则 m 个传感器构成 $A \times B$ 的关系矩阵为：

$$R_{A \times B} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1n} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{m1} & \mu_{m2} & \cdots & \mu_{mn} \end{bmatrix}$$

将各传感器的可信度用 B 上的隶属数 $X = \{x_1/\text{传感器 1}, x_2/\text{传感器 2}, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}$ 表示，那么，根据 $Y = X \cdot R_{A \times B}$ 进行模糊变换，就可得出 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ，即综合判断后的各决策的可能性为 y_i 。

最后，我们对各可能决策按照一定的准则进行选择，得出最终的结果。

第四节 神经网络法

神经网络固有的并行结构和学习方式，使其很适合于对多传感器信息进行融合处理。

一、神经网络

神经网络是由大量类似于神经元的简单处理单元相互连接而成的复杂网络系统，一般来说，它有以下三个要素：

- 1) 神经元特性。它定义了将各输入合并为一个总体输入值的函数以及将该总

体输入值映射到某一个输出的函数。

2) 学习规则。它给出一组初始权值以及使用过程中如何改变权值来提高性能的方法。

3) 网络的拓扑结构。它描述了网络中神经单元之间的连接方式。

神经网络的基本处理单元是神经元，它的-般模型如图 9-6 所示。

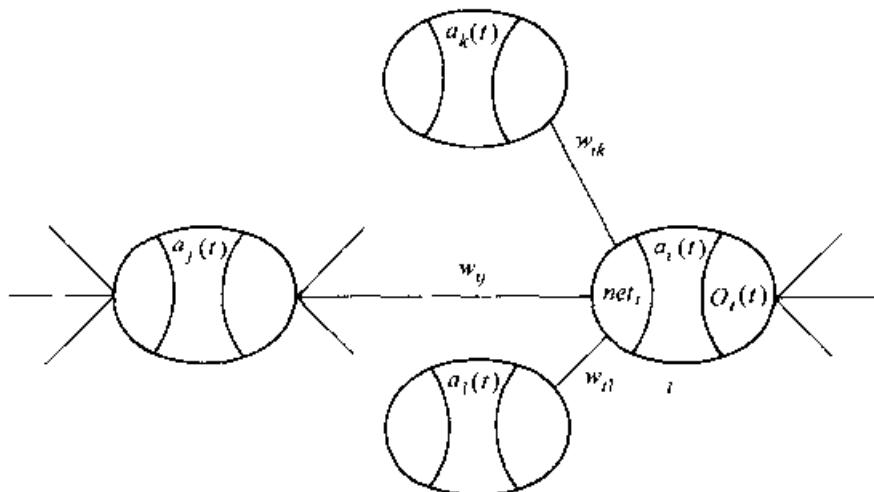


图 9-6 神经元的抽象模型

图 9-6 所示有四个神经元，并以第 i 个神经元为核心表示它们之间的连接关系：

$$net_i(t) = \sum_j w_{ij} o_j(t) \quad (9-27)$$

$$a_i(t) = g_i(a_i(t-1), net_i(t-1)) \quad (9-28)$$

$$o_i(t) = f_i(a_i(t)) \quad (9-29)$$

其中， $net_i(t)$ 是第 i 个神经元在时刻 t 的输入， $a_i(t)$ 是第 i 个神经元在时刻 t 的状态， $o_i(t)$ 是第 i 个神经元在时刻 t 的输出。 g_i 和 f_i 是与第 i 个神经元相联系的激活函数（或称状态转移函数）和输出函数。在现有流行的神经网络理论中，为了简化起见，一般都假定状态转移函数和输出函数不随神经元而异，即 g_i 和 f_i 均与 i 无关。当 g 与 f 取定某种适当的函数形式时，神经元的特性就确定了。例如，取 g 为 A^n 到 R 的线性映射， f 为 R 到 A 的阈值函数， $A = \{0, 1\}$ ， R 为实轴空间，则有

$$o_i(t+1) = sign(\sum_j w_{ij} a_j(t) - T_i) \quad (9-30)$$

式中， T_i 是第 i 个神经元的阈值。

通常假定神经元的学习规则（即其权值的调节规则）为 Hebb 规则，即

$$\Delta w_{ij} = \alpha a_i a_j (\alpha > 0) \quad (9-31)$$

其中， α 是调节系数。

利用神经元可以构成各种不同拓扑结构的神经网络，其中两种典型的结构模型分别是前馈式和反馈式。目前，已有的典型神经网络有BP网络、Hopfield网络、Boltzman机及Koheon网络等。

二、神经网络在融合中的应用

将神经网络用于多种传感器信息的融合时，我们首先要根据系统的要求以及传感器的特点选择合适的神经网络模型，包括网络的拓扑结构、神经元特性和学习规则。同时，还需要建立其输入与传感器信息、输出与系统决策之间的映射关系，然后再根据已有的传感器信息和对应的系统决策对它进行学习，确定权值的分配，完成网络的训练。训练好的神经网络参加实际的融合过程，如图9-7所示。传感器获得的信息首先经过适当的处理过程1，作为神经网络输入，神经网络对它进行处理并输出相关的结果，处理过程2再将它解释为系统具体的决策行为。

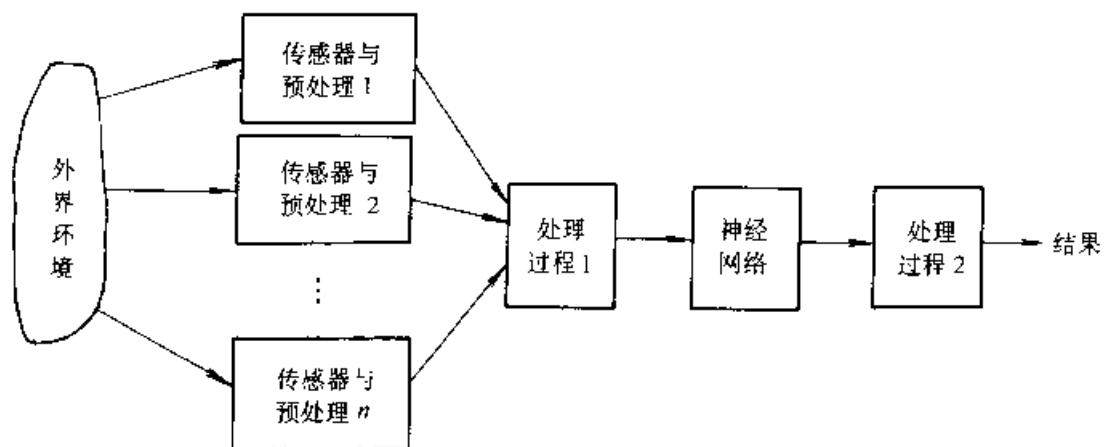


图9-7 基于神经网络的融合过程

第十章 粗糙集理论与信息融合

在多传感器信息融合过程中，我们常常会遇到传感器数据的超载问题。用 D-S 证据理论融合传感器数据还会出现组合爆炸的问题，用神经网络进行多传感器信息融合时存在样本集的选择问题。模糊集理论进行信息融合时，模糊规则不易建立，隶属函数难以确定。这些问题制约了传感器信息融合的发展，如何从传感器测量数据本身出发，通过对传感器的冗余信息或互补信息的分析，后缩冗余信息，找出数据之间的内在关系，得到融合算法，成为亟待解决的问题。这一问题的解决，不仅解决了传感器数据超载问题，提高了融合速度，而且可以对不完整信息进行融合。另一方面，在进行多传感器信息融合系统的设计时，往往面临数据库的设计问题，如机器人物体识别的模型库的建立。如何从大量的传感器测量数据里，发现知识、综合出系统所必须的数据库，也是一个需要解决的问题。粗糙集 Rough set 理论的出现为我们解决这些问题提供了强有力的手段。本章将探讨用 Rough set 理论进行多传感器信息融合的可能性，给出一个基于 Rough set 理论信息融合的思想。

Rough set 理论是波兰数学家 Z. Pawlak 在 20 世纪 80 年代初提出的，它是一种处理含糊和不精确性问题的新型数学工具。在分类的意义下，这个理论定义了模糊性与不确定性的概念。由于最初的研究大多是用波兰文发表的，因此这项研究当时并未引起国际上的重视，研究地域也局限在东欧各国，直到 80 年代末，这一理论才引起世界各国有关学者的注意。近年来该理论广泛用于机器学习、从数据中发现知识、决策支持与分析、专家系统与智能控制等研究领域。

我们知道，经典逻辑中只有真假二值，但实际上有大量的含糊 (vague) 现象存在于真假二值之间。因此，长期以来许多逻辑学家和哲学家致力于研究含糊概念。早在 1904 年，谓词逻辑的创始人 G. Frege 就提出了 Vague 一词，他把它归结到边界线，也就是说，在区域上存在一些个体既不能在其某个子集上分类，也不能在该子集的补集上分类。20 世纪 60 年代，H. Zadeh 提出了模糊集，不少学者试图通过模糊理论解决 G. Frege 的含糊概念，但遗憾的是，模糊集无法计算出其具体的含糊元素的数目。时隔 20 年后，Z. Pawlak 针对 G. Frege 的边界线区域思想提出了 Rough 集，他把那些无法确认的个体都归属于边界线区域，而这种边界线区域被定义为上近似集和下近似集的差集。由于它有确定的数学公式描述，所以，含糊元素的数目是可以计算的。Rough 集理论的主要特点在于它恰好反映了人们用 Rough 集方法处理不分明问题的常规性，即以不完全信息或知识去处理

一些不分明现象的能力，或依据观察、度量到的某些不精确的结果进行数据分类的能力。

Rough set 理论在某种程度上与许多其他处理模糊和不精确性问题的数学工具有相似之处，特别是和 D-S 证据理论有相似之处。两者之间的主要区别在于 D-S 理论利用信度函数作为处理工具，而 Rough 集理论则利用集合——上近似集和下近似集。将 Rough 集理论和模糊理论进行多方面比较可以发现，Rough 集理论是模糊理论的一种补充，两者对于不完全知识的处理来说，有各自独立的方法。Rough 集理论与统计方法处理不确定之间的问题完全不同，它不是采用概率方法来描述数据的不确定性。Rough 集理论的重要优点就是无需提供除问题所需的数据集合之外的任何先验信息。而 D-S 证据理论中的基本可信度分配、统计学中的概率分布以及模糊理论中的隶属函数均需要凭借系统设计者的经验事先给定，这些不确定的确定带有强烈的主观色彩。而 Rough 集理论则无需这些先验信息，它利用定义在数据集合上的等价关系对集合的划分作为知识，而对知识的不确定测量则是对被分析的数据整体处理之后自然获得的，这样，Rough 集理论无需对知识或数据的局部给予主观的评价，所以 Rough 集理论对不确定性的描述相对客观。

Rough 集理论不仅为信息科学和认知科学提供了新的科学逻辑和研究方法，而且为智能信息处理提供了有效的处理技术。由于 Rough 集理论具有对不完整数据进行分析、推理，并发现数据间的内在关系、提取有用特征和简化信息处理的能力，所以利用 Rough 集理论对多传感器信息进行融合是一个值得探讨的课题。

第一节 Rough set 基本概念和理论基础

一、Rough 集

令 $X \subseteq U$ ，且 R 为一等价关系，当 X 为某些 R 基本范畴时，我们称 X 是 R 可定义的 (R Definable)。否则， X 为 R 不可定义的 (R Undefinable)。 R 可定义集是论域的子集，它可在知识库中被精确定义，而 R 不可定义集不能在这个知识库中被定义。 R 可定义集也称作 R 精确集 (R Exact sets)，而不可定义集也称为 R 非精确集 (R Inexact sets) 或 R 粗糙集 (R Rough sets)。Rough 集可用上近似集和下近似集 (Upper approximation and Lower approximation) 这两个精确集来描述。

定义：

设 U 是全域， R 是 U 上不分明关系 (等价关系)， $X \subseteq U$ 是任意的子集，则 X 的下近似集和上近似集为

$$\text{下近似集} \quad R_+(X) = \{X \in U : R(X)X\} \quad (10-1)$$

$$\text{上近似集 } R^*(X) = \{X \in U : R(X) \cap X \neq \emptyset\} \quad (10-2)$$

其中, \emptyset 为空集, $R(X)$ 是包含 X 的等价类, 即 R -基本集, 则二元对 $(R_*(X), R^*(X))$ 被称为 Rough 集。用二元对定义 Rough 集, 提出了其下界和上界, 即 U 上关于其子集 X 的含糊元素的数目介于 $R_*(X)$ 和 $R^*(X)$ 元素数目之间, 则我们可定义 X 的 R 上近似集与 X 的 R 下近似集的差集为 X 的 R 边界, 即

$$BN_R(X) = R^*(X) - R_*(X) \quad (10-3)$$

$R_*(X)$ 是对于知识 R, U 中所有一定能归入 X 的元素的集合, $R^*(X)$ 是对于知识 R, U 中可能归入 X 的元素的集合, $BN_R(X)$ 是对于知识 R 既不能归入 X 、也不能归入 \bar{X} 的元素的集合。我们也把 $POS_R(X) = R_*(X)$ 称为 X 的 R 正域, 把 $Neg_R(X) = U - R_*(X)$ 称为 X 的 R 负, 把 $BN_R(X)$ 称为 X 的边界域。

正域是那些对于知识 R 能完全确定地归入集合 X 的对象的集合。负域是那些对于知识 R 毫无疑问不属于集合 X 的元素的集合, 它们是属于 X 的补集。边界域是某种意义上的论域的不确定域。对于知识 R , 属于边界域的对象不能确定地划分属于 X 和 \bar{X} 。 X 的上近似集是由那些对于知识 R 不能排除它们属于 X 的可能性的对象构成。从形式上看, 上近似集就是正域和边界域的并集。

边界域意味着由于掌握的知识不完全而存在不能辨别的区域, 即 $BN_R(X)$ 上的元素是不可分明的, 所以,

U 上子集 X 关于 U 上不分明关系 R 是粗糙的, 主要是 $BN_R(X) \neq \emptyset$ 。否则, 它是可分明的。一个集合 X 的边界越大, 则这个集合调的含糊元素也越多。

我们用图 10-1 描述一个二维空间中的集合 X 的上近似集、下近似集和边界域的概念。这个空间由划分成基本区域的长方形构成的 (U, R) 定义, 每个基本区域代表 R 的一个等价类, 阴影区域代表 X 的 R 边界, 是 X 的不确定区域, 除 $R_*(X)$ 以外的所有区域是负域。

从以上可以发现:

当且仅当 $R_*(X) = R^*(X)$ 时, X 为 R 可定义集。

当且仅当 $R_*(X) \neq R^*(X)$ 时, X 为 R 粗糙集。

二、Rough 集的数字特征

集合的不确定性是由于边界域的存在而引起的。集合的边界域越大, 其精确性越小。为准确地表达这一点, 我们引入精度的概念, 定义为:

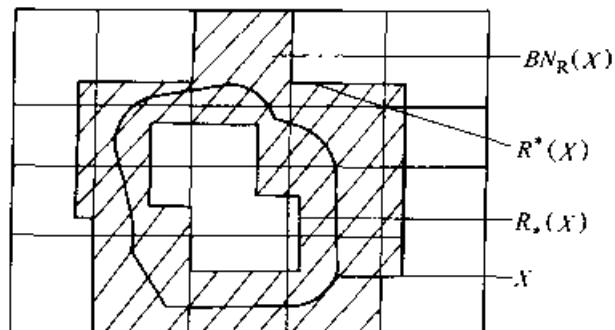


图 10-1 Rough 集示意图

$$d_R = \text{card}(R_*(X))/\text{card}(R^*(X)) \quad (10-4)$$

其中, $\text{card}(\cdot)$ 表示该集合的基数, 且 $X \neq \emptyset$ 。

精度 $d_R(X)$ 反映我们对于该集合了解的完全程度。显然, 对于每一个 R 且 $X \subseteq U$, 有 $0 \leq d_R(X) \leq 1$ 。当 $d_R(X) = 1$ 时, X 的 R 边界域为空, 集合 X 为 R 可定义的。当 $d_R(X) < 1$ 时, 集合 X 有非空边界域, 集合 X 为 R 不可定义的。下面我们用一个简单的例子来说明上近似集、下近似集、边界域以及精度的概念。

假设给定一知识库 $K = (U, R)$, 其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$ 和一个等价关系 R , 且有下列等价类

$$E_1 = \{x_1, x_4, x_8\}$$

$$E_2 = \{x_2, x_5, x_7\}$$

$$E_3 = \{x_3\}$$

$$E_4 = \{x_6\}$$

对于集合

$$X = \{x_3, x_5\}$$

则

$$R_*(X) = \{x \in U : R(x) \subseteq X\} = E_3 = \{x_3\}$$

$$R^*(X) = \{x \in U : R(x) \cap X \neq \emptyset\} = E_2 \cup E_3 = \{x_2, x_3, x_5, x_7\}$$

$$BN_R(X) = R^*(X) - R_*(X) = \{x_2, x_5, x_7\}$$

$$d_R(X) = \text{card}(R_*(X))/\text{card}(R^*(X)) = 1/4$$

可以看到, 与概率论和模糊集合论不同, 不精确性的数值不是事先假定的, 而是通过表达知识不精确性的概念近似计算得到的。

三、核与简化

令 R 为一等价关系簇, 且 $r \in R$, 当 $\text{ind}(R) = \text{ind}(R - \{r\})$, 称 r 为 R 中可省略的。否则, r 为 R 中不可省略的。其中, $\text{ind}(\cdot)$ 表示不分明关系。当对于任一 $r \in R$, 若 R 为不可省略的, 则簇 R 为独立的。

当 R 是独立的, 且 $P \in R$, 则 P 也是独立的, P 中所有不可省略的关系集合称为 P 的核, 记作 $\text{core}(P)$ 。核与简化的关系为:

$$\text{core}(P) = \bigcap \text{red}(P) \quad (10-5)$$

其中, $\text{red}(P)$ 是 P 的所有简化簇。

核可以作为所有简化簇的计算基础, 因为核包含在所有的简化之中, 并且计算可以直接进行, 当知识化简时, 核是不能消除的知识特征部分的集合。

令 P 和 Q 为 U 中的等价关系, Q 的 P 正域为:

$$\text{pos}_P(Q) = UP, (X_{x \in Q}) \quad (10-6)$$

P 和 Q 的依赖关系为:

$$r_P(Q) = \text{card}(\text{pos}_P(Q)) / \text{card}(U) \quad (10-7)$$

显然, $0 \leq r_P(Q) \leq 1$ 。利用 P 和 Q 的依赖关系 $r_P(Q)$, 可以判定 P 和 Q 两等价类的相容性。当 $r_P(Q) = 1$ 时, 表示 P 和 Q 是相容的, 而 $r_P(Q) \neq 1$ 时, P 和 Q 是不相容的。利用 P 和 Q 的依赖关系 $r_P(Q)$, 我们就可以对大量的数据进行分析, 剔除相容信息, 找出数据间内在的本质的关系。

第二节 基于 Rough set 理论的多传感器信息融合

在多传感器数据融合过程中, 常常会碰到数据超载问题, 在应用诸如 D-S 理论进行信息融合时, 往往会出现组合爆炸, 如何综合处理这些大量的传感器数据, 寻求高效快速的融合算法是亟待解决的问题。而 Rough set 理论为我们提供了一个解决该问题的新途径。我们把每次传感器采集的数据看作一个等价类, 利用 Rough set 理论的化简、核和相容性等概念, 对大量的传感器数据进行分析, 剔除相容信息, 求出大量数据中的最小不变核, 找出对决策有用的决策信息, 得到最快的融合算法, 这为我们提高融合速度, 解决数据超载问题提供了方法。

由于 Rough set 理论只能处理离散性的信息, 因此需要对传感器测量的值进行离散化。在这里, 离散化可以把一个信息系统的最优分类性质作为选择离散化的基本原则。采用 Rough set 理论进行信息融合的具体步骤为:

- 1) 编码, 将传感器信息按某种准则离散化。
- 2) 将编码后的信息构建成信息表的形式, 以便于处理。
- 3) 根据 $r_P(Q)$ 是否等于 1 来简化信息表。
- 4) 求出信息表的核值表。
- 5) 由核值表求出信息表的简化形式。
- 6) 从简化表中求出最小决策算法, 即为最快融合算法。

我们以 SCARA 型机器人为例, 假设有四种传感器所测得的值分别为 a 、 b 、 c 、 d , 目的是通过四种传感器来识别工作台上的四种工件。通常, 识别待测工件时, 首先要根据工件的特征, 利用专家的经验知识, 建立工件特征库。然后将传感器测得的值与特征库进行匹配, 并得出结论。特征库的建立是一项极为费时费力的工作, 这里, 我们用四种传感器分别对四种工件进行多次测量, 用 Rough set 理论来分析这些测量, 得出决策融合算法。为此, 我们先对 a 、 b 、 c 、 d 四种测量值依据一定的准则进行编码, 把 a 、 b 和 c 值分为四档, d 分为三档。如 c 值表示物体表面粗糙度, 表示范围为:

1—(0.58~1.12) 2—(1.13~1.67) 3—(1.68~2.22) 4—(2.23~2.77)

d 特征值表示工件重量, 范围为:

1 - (0.93~1.58) 2 - (1.59~2.24) 3 - (2.25~2.90)

零件 e 的编码为：

1-A 物体 2-B 物体 3-C 物体 4-D 物体

根据机器人多次测量的数据，我们用编码值得出表 10-1 机器人识别物体的信息表。

表 10-1 机器人物体识别信息表

U	a	b	c	d	e
1	1	3	2	2	1
2	1	1	2	2	1
3	1	1	2	3	1
4	3	1	2	3	2
5	3	1	2	2	2
6	3	3	2	2	2
7	1	1	2	1	3
8	1	3	2	1	3
9	4	3	2	1	3
10	4	3	4	1	4
11	4	4	4	1	4
12	4	4	4	2	4
13	4	3	4	2	4
14	4	1	4	2	4

令 $P = \{a, b, c, d\}$ 是条件属性， Q 是 P 的等价类， $F = \{e\}$ 为决策属性。信息表就是由条件属性和决策属性组成的，用 Rough set 理论进行信息融合就是对信息表化简、寻求最小决策算法的过程。下面首先考虑相容性的问题，根据 Rough set 理论可以考察是否存在 $r_P(Q) = 1$ ，因为所有的条件都是不同的，考察 Q 和 P 的依赖性或表 10-1 的相容性就是判断表中的行为是否由那些条件唯一确定。从表 10-1 中去掉条件 a 得到表 10-2。

表 10-2 去掉条件属性 a 的信息表

U	b	c	d	e
1	3	2	2	1
2	1	2	2	1
3	1	2	3	1
4	1	2	3	2
5	1	2	2	2
6	3	2	2	2
7	1	2	1	3
8	3	2	1	3
9	3	2	1	3
10	3	4	1	4
11	4	4	1	4
12	4	4	2	4
13	3	4	2	4
14	1	4	2	4

从表 10-2 可以发现下列决策规则对是不相容的：

$$b_1c_2d_3 \Rightarrow e_1 \text{ (第 3 行)} \quad b_1c_2d_5 \Rightarrow e_2 \text{ (第 4 行)}$$

$$b_1c_2d_2 \Rightarrow e_1 \text{ (第 2 行)} \quad b_1c_2d_4 \Rightarrow e_2 \text{ (第 5 行)}$$

所以，表 10-2 是不相容的，条件属性 a 是必须的。从表 10-1 中去掉条件属性 b 得到表 10-3。

从表 10-3 可以看到：

$$a_1c_2d_2 \Rightarrow e_1 \text{ (第 1 行)} \quad a_1c_2d_4 \Rightarrow e_1 \text{ (第 2 行)}$$

$$a_1c_2d_1 \Rightarrow e_3 \text{ (第 7 行)} \quad a_1c_2d_3 \Rightarrow e_3 \text{ (第 8 行)}$$

$$a_4c_4d_1 \Rightarrow e_4 \text{ (第 10 行)} \quad a_4c_4d_2 \Rightarrow e_4 \text{ (第 11 行)}$$

$$a_4c_4d_2 \Rightarrow e_4 \text{ (第 12 行)} \quad a_4c_4d_3 \Rightarrow e_4 \text{ (第 13 行)}$$

表 10-3 去掉条件属性 b 的信息表

U	a	c	d	e
1	1	2	2	1
2	1	2	2	1
3	1	2	3	1
4	3	2	3	2
5	3	2	2	2
6	3	2	2	2
7	1	2	1	3
8	1	2	1	3
9	4	2	1	3
10	4	4	1	4
11	4	4	1	4
12	4	4	2	4
13	4	4	2	4
14	4	4	2	4

第 1 行和第 2 行、第 7 行和第 8 行、第 10 行和第 11 行、第 12 行和第 13 行的决策规则是相容的，所以表 10-3 是相容的，属性 b 是冗余的，可以省略。采用同样的方法对属性 c 和属性 d 进行分析，可发现属性 c 和属性 d 是不可省略的。因此，属性 a, c, d 是 Q 不可省略的，属性 b 是 Q 可省略的，即 $\{a, c, d\}$ 是 P 的 Q 核和 P 的唯一简化。通过删除重复的实例，删除多余的属性，得到新的决策表 10-4。

进行了属性约简后，还要进行值的约简，以求出核值和简化值。故我们要寻找区别所有的决策所必须的那些属性值，保持表的相容性。以计算表 10-4 中第一决策规则 $a_1c_2d_2 \Rightarrow e_1$ 的核值和简化值为例，该决策规则中 a_1 和 d_2 是不可省略的，因为下列规则对是不相容的

表 10-4 机器人工件识别新的决策表

U	a	c	d	e
1	1	2	2	1
2	1	2	3	1
3	3	2	3	2
4	3	2	2	2
5	1	2	1	3
6	4	2	1	3
7	4	4	1	4
8	4	4	2	4

$c_2d_2 \Rightarrow e_1$ (第 1 行) $c_2d_2 \Rightarrow e_2$ (第 4 行)

$a_1c_2 \Rightarrow e_1$ (第 1 行) $a_1c_2 \Rightarrow e_2$ (第 5 行)

而属性 c_2 是可省略的，因为决策规则 $a_1d_2 \Rightarrow e_1$ 是相容的。于是 a_1 和 d_2 是表 10-4 中第一个规则 $a_1c_2d_2 \Rightarrow e_1$ 的核值。对其余决策规则按照此方法计算核值，列入表 10-5，得到决策规则的核值表。

表 10-5 决策规则核值表

U	b	c	d	e
1	1	-	2	1
2	1	-	3	1
3	3	-	-	2
4	3	-	-	2
5	-	-	1	3
6	-	2	-	3
7	-	4	-	4
8	-	-	-	4

为了得到决策规则的简化，我们要把规则的条件属性的那些值加到每一决策规则的核值，规则的因是独立的，整个规则为真。从表上可以看到，在第 e_1 和 e_2 类决策中，每一决策的核值和集合是简化的，因为下列规则为真

$a_1d_2 \Rightarrow e_1$ $a_1d_3 \Rightarrow e_1$ $a_3 \Rightarrow e_2$

对于 e_3 和 e_4 类决策，核值不能形成值约简化，因为下列规则是不相容的

$d_1 \Rightarrow e_3$ (第 5 行) $c_1 \Rightarrow e_4$ (第 7 行)

$c_2 \Rightarrow e_3$ (第 6 行) $- \Rightarrow e_2$ (第 4 行)

因此，工件识别的最快融合算法为

$a_1d_2 \vee a_1d_3 \Rightarrow e_1$

$a_3 \Rightarrow e_2$

$c_2d_1 \vee a_4c_2 \vee a_1d_1 \Rightarrow e_3$

$c_4 \Rightarrow e_4$

决策规则的简化表如表 10-6 所示。

表 10-6 决策规则表的简化表

U	a	c	d	e
1	1	X	2	1
2	1	X	3	1
3	3	X	X	2
4	3	X	X	2
5	X	2	1	3
5'	1	X	X	3
6	4	2	X	3
7-8	2	4	x	4

从以上算法中我们可以看到，通过 Rough 集理论对大量的传感器数据进行处理，找出了数据间的内在联系，得到了最快融合算法。但是我们注意到：由于采集的传感器数据不充分，传感器数据的离散化方法欠妥当等因素，对融合方法有很大的影响，这方面的工作还有待进一步研究。但不管怎样，用 Rough 集理论融合传感器信息，并以工件识别为例，它与传统方法相比具有以下优点：无需建立模型库，而模型库的建立往往是一项十分棘手的工作；能够融合不完整和不精确的信息，Rough 集方法求出的是一种最小算法，这对提高融合速度，增强决策能力具有重大意义。基于 Rough 集理论的多传感器信息融合仅仅是一个开端，很多问题考虑得还很不成熟。如对多传感器的测量信息，能否利用 Rough 集理论判断数据的一致性，以提高系统的测量精度；能否通过求取正区域的方法来自动获取融合规则；如何用 Rough 集理论对不精确和不完全的信息进行融合等，很多问题需要解决。

小 结

利用 Rough set 理论的正区域、属性约简、值约简、核等概念来进行多传感器信息的融合，除了传感器测量的数据之外，无需任何额外的信息。它通过对这些不完整、不确定性的数据进行分析，提取出融合算法，为我们解决传感器数据超载以及不完整传感器信息融合提供了方法。用 Rough set 理论的化简方法求出的最小算法是一种传感器信息融合的最快方法，因此提高了系统的融合速度。适合于 DEI-DEO 融合模式。利用 Rough set 理论可以对神经网络的大量样本集进行预处理，剔除冗余信息，大大缩短神经网络的学习时间，提高神经网络融合传感器信息的效率。本章只是进行了探讨性的工作，仅仅给出了用 Rough set 理论融合多源信息的思想，还有许多地方需要研究和进一步完善，需要实验来检验。尽管将 Rough set 理论用于多传感器信息融合还很不成熟，但它毕竟为智能系统的多传感器信息处理又提供了一条新的途径。将 Fuzzy 理论、Rough set 理论和神经网络理论有机结合，可望为多传感器系统的信息融合开拓一个光辉的前景。

第十一章 多感觉智能机器人

多感觉传感系统使机器人拥有一定的智能，而多感觉信息融合技术在智能机器人系统中的应用，则提高了机器人的认知水平。本章主要介绍以作者为主要完成人员研制的七感觉智能机器人，涉及前几章大部分的内容，可以说本章讨论的多感觉智能机器人既是机器人的各种传感器、多信息融合技术的应用载体，又是对本书研究内容的很好总结。各种感觉传感器的性能、多传感器信息融合方法的有效性，只有通过在机器人上的应用试验才得以知道。在多项课题经费的支持下，作者与同事合作开展了多感觉智能机器人的应用试验研究，在传感器、感觉信号处理等方面取得了多项成果。

本章的各节内容安排如下：第一节介绍多感觉智能机器人系统的组成，包括机器人本体与控制器，多传感器系统与手爪，机器人的总体结构布局。第二节简要介绍由于多种传感器的组合（集成于机器人手爪部）带来的传感器之间的相互干扰及消除。第三节给出了多感觉智能机器人信息处理和融合的控制结构，并采用人工智能的黑板结构对各种信息进行分层、分类处理和多级融合。第四节讨论多信息融合方法在多感觉智能机器人中的应用，具体介绍 Bayes 方法和 D-S 证据理论法在机器人利用热觉和力觉信息进行目标物材质判别上的应用。第五节介绍多感觉智能机器人的应用试验系统，包括应用试验的内容、人机界面、控制过程策略及实验结果等。

第一节 系统的组成

多感觉智能机器人的组成，如图 11-1 所示。它由机器人本体、控制及驱动器、多传感器系统、计算机系统和机器人示教盒组成，其工作环境为固定工作平台。多传感器系统共有接近觉、接触觉、滑觉、温度觉、热觉、力觉、视觉等七种感觉。

下面分别介绍其中的几个主要部分。

一、机器人本体

机器人本体，如图 11-2 所示。其结构为典型的 SCARA 型，共有 4 个自由度，即机身升降、大臂回转、小臂回转和手腕回转。各运动单元均由步进电动机驱动，其中机身的升降传动由滚珠丝杠螺母副完成，丝杠导程为 20mm。大小臂及腕的转动由步进电动机通过谐波减速器直接输出。机器人手爪也由步进电动机驱动，丝杠螺母和连杆机构使两手指能平移张开与合拢。各部分参数如下。

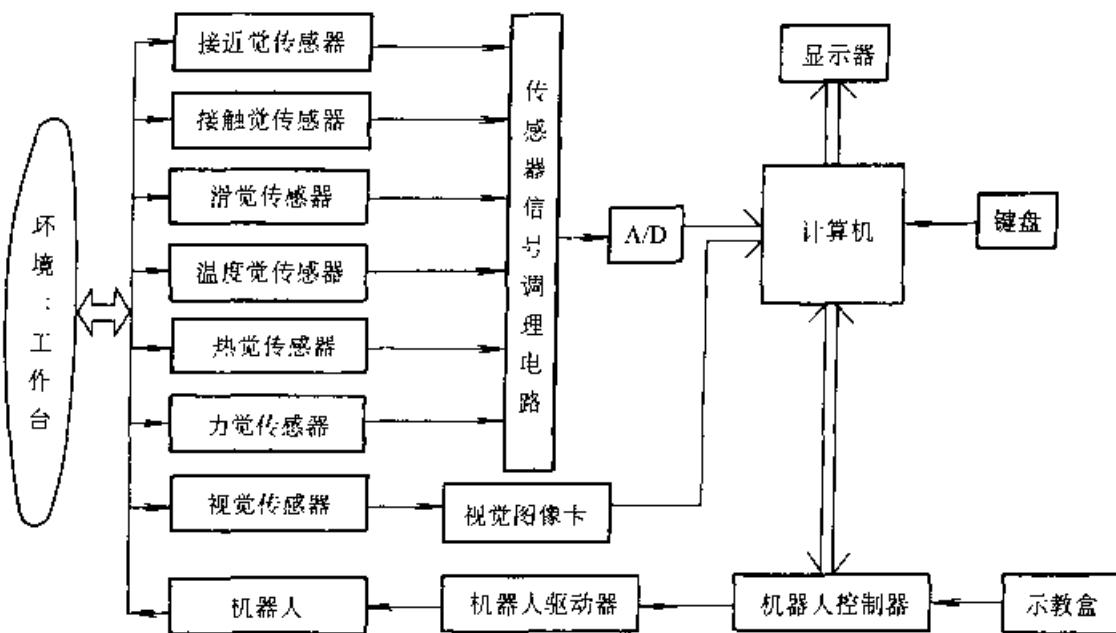


图 11-1 多感觉智能机器人的组成

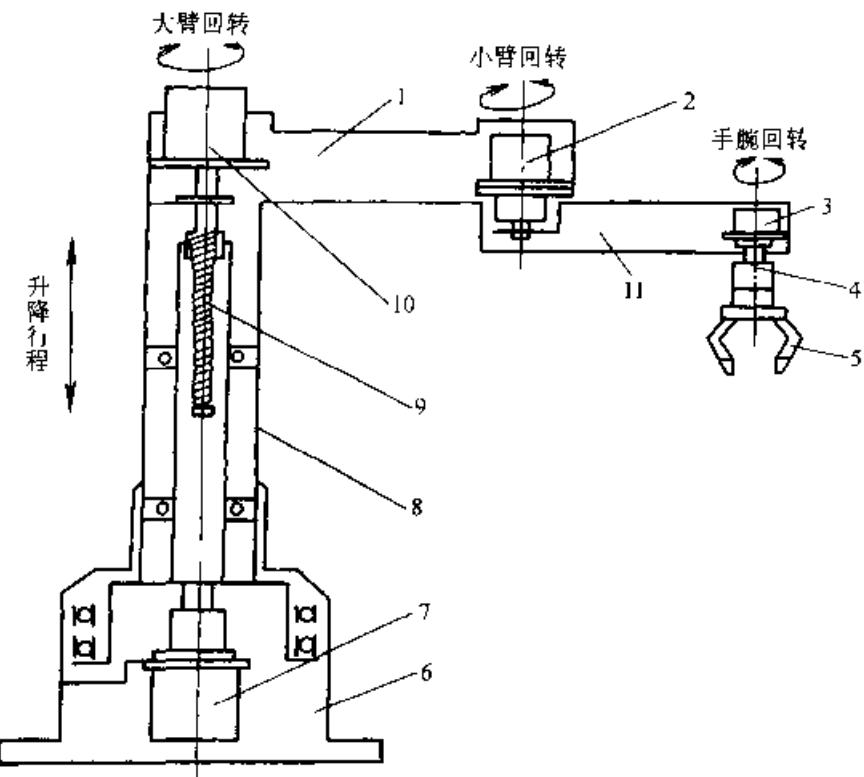


图 11-2 机器人本体结构示意图

1—大臂 2—小臂电动机 3—手腕电动机 4—手腕
 5—手爪 6—机座 7—大臂电动机 8—升降简
 9—滚珠丝杠 10—升降电动机 11—小臂

机身高度：1680mm

升降行程：190mm

大臂：长度 400mm，转角 300°

小臂：长度 380mm，转角 300°

手爪：开度 110mm，夹持力>2kg。

二、多感觉传感器系统

多感觉智能机器人具有七种感觉。其中，接近觉、接触觉和滑觉为一体化的传感器如第一章所述，传感器外形被制成手指形状，便于直接安装到手爪上。温

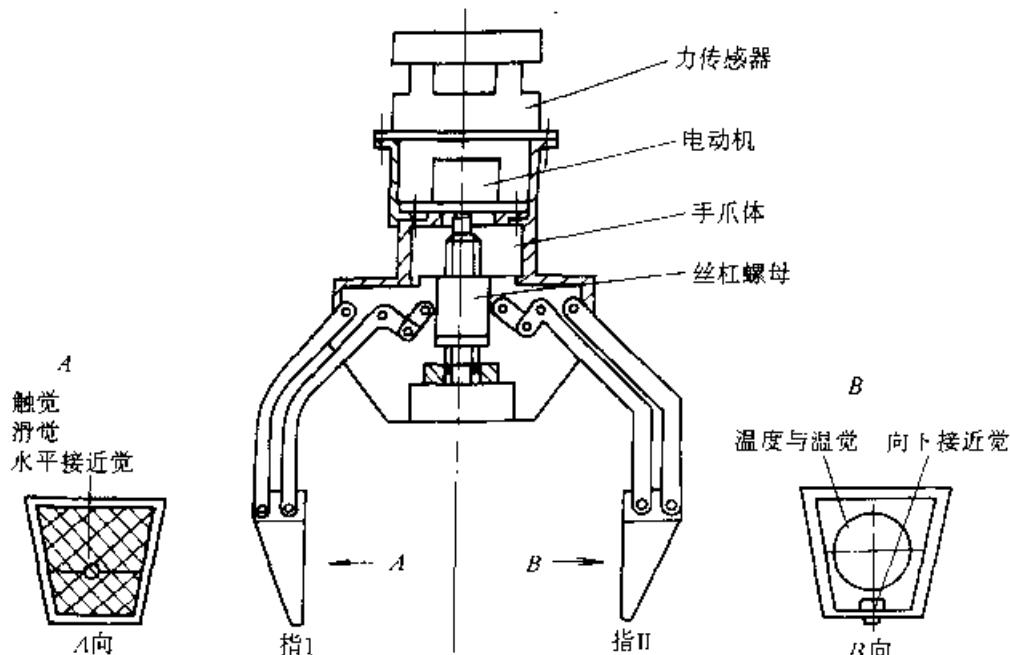


图 11-3 装有六种传感器的机械手爪

度觉和热觉传感器装于机器人的另一个手指上，温度觉传感器是普通测量元件（集成温度传感器），热觉由加热部分与铂热敏电阻实现。该手指的顶部装有垂直向接近觉传感器。力传感器装于机械手的腕部。将上述六种传感器组合装于一体的机械手爪，如图 11-3 所示。

机器人多感觉传感器系统中除以上六种非视觉传感器以外，在机器人的上方固定安装了视觉传感器（CCD 摄像机）对准机器人的作业台面。该系统采用的是 MTV-3501CB 型 CCD 摄像机（512×582PAL 制），摄像机采集的模拟视频信号通过插在计算机扩展槽中的 PC Video 图像处理卡转换成一定格式的数字信息，送入计算机。视觉信号的采集过程，如图 11-4 所示。通过该过程可获得实时图像。

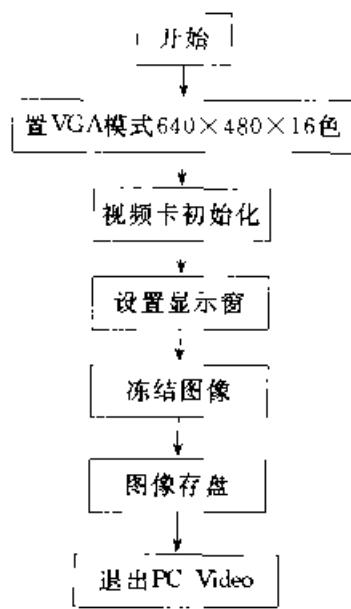


图 11-4 视觉信息采集框图

三、控制部分

多感觉智能机器人的控制分3层进行，整个控制系统的结构，如图11-5所示。包括主控制单元、示教盒、3个结构相同的下级控制单元（主要控制各电动机的运

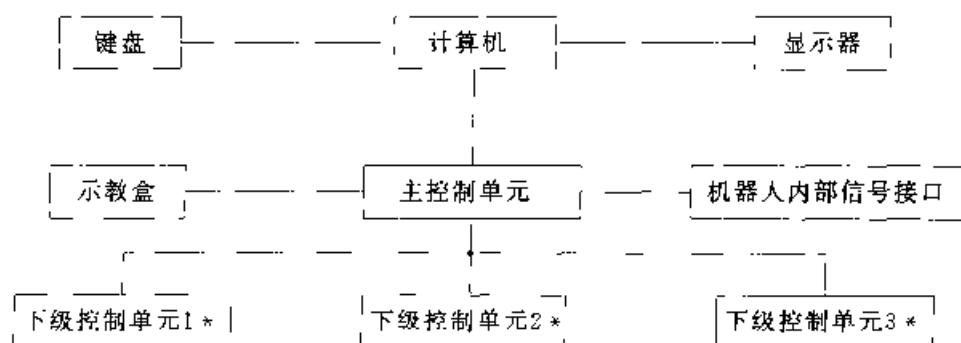


图 11-5 控制系统硬件框图

转，1个单元控制2个电动机）、向各控制单元提供机器人内部信号的接口（如极限位置、零位等）以及完成人机交互界面和进行多信息融合计算和控制的计算机。

计算机通过人机界面（鼠标操作）接受用户输入的宏观作业任务。由融合控制体系将任务逐步分解为指令，控制机器人并对传感器数据进行采集和融合。

主控制单元连接计算机、示教盒、机器人及下级控制单元，其任务是系统自检、资源管理、作业规划、交互信息管理及通信等。主控制单元是8098系统，下级控制单元为8031单片机。

四、总体布局

多感觉智能机器人的总体布局，如图11-6所示。其中控制箱内包含各传感器的信号调理电路、主控制器及下级控制单元、驱动电路、电源等。

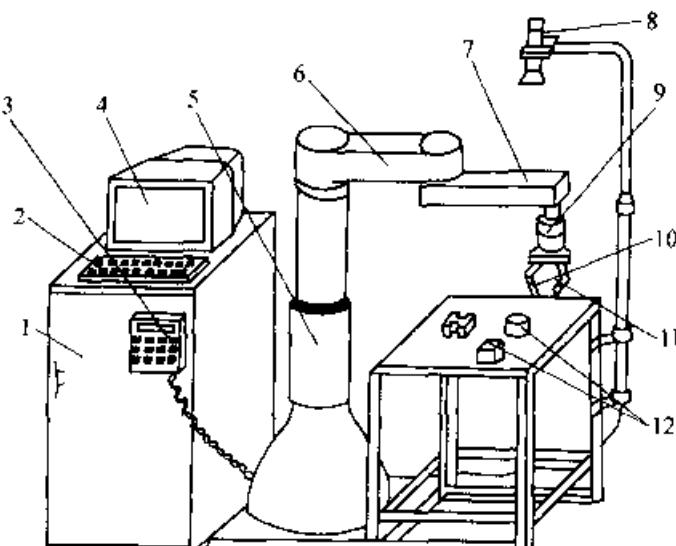


图 11-6 系统总体布局

- 1—控制柜 2—键盘 3—示教盒 4—显示器 5—机座 6—大臂 7—小臂 8—CCD摄像机 9—腕力传感器 10—触觉、滑觉、接近觉传感器 11—温度觉、热觉传感器 12—不同截面和不同材质的试件若干

第二节 多传感器组合带来的相互干扰及消除

对于一个具有多种感觉传感器的机械手爪，每一个传感器既是一个敏感源又

是干扰源。从传感器的工作原理出发，可将各种传感器分为有源传感器和无源传感器。有源传感器的工作要求电源或激励信号加以辅助。如接近觉传感器，有一个发射红外调制光的探头。而无源传感器则能借助被测对象状态和性能的变化，产生相应的传感信号。如 PVDF 接触觉、滑觉传感器。一般地，无源传感器信号较弱，不大会对其他传感器的工作造成干扰。而有源传感器则有可能干扰其他传感器的正常工作。所以，考虑传感器的相互干扰因素、合理地安装各感觉传感器在手爪上的位置、安排传感器外引线的走线变得非常重要。

在本书所讨论的装有多传感器的手爪中，有源传感器是接近觉传感器和热觉传感器，其中接近觉传感器发射的红外调制光束可能对温、热觉传感器及接触觉、滑觉传感器造成干扰，或热觉传感器对接触觉、滑觉传感器产生干扰（由于 PVDF 的热释电性）。经过实验测试得到，接近觉探头发射的红外光束对热觉传感器基本上没有影响（考虑手爪不抓物体，接近觉探头直接对准温热觉传感器这种恶劣的情况）。而接近觉对于接触觉、滑觉传感器，当手爪抓取物体时，用光线示波器记录其抓铝块时的信号响应过程，如图 11-7 所示。其中第一峰值对应手爪与物体的接触，经接触觉信号响应的过渡过程后，尽管抓取过程已经停止，信号稳定时尚有周期性的脉动产生。经过有无接近觉工作的对比分析试验后知，该脉动信号就是接近觉探头发射的红外光经被抓物体表面反射后照射到接触觉、滑觉传感器上引发的干扰所致，因为脉动信号的频率恰好是红外发射调制信号的频率，并且当被抓物体表面的反射增强时，脉动生成加强。以第四章接近觉传感器中的三感觉组合传感器部分对滑觉信号特征的提取方法，这一干扰信号的特征非常类似于滑觉信号，必须给予去除，否则将造成误判（无滑动时被当作滑动处理）。为滤除这一干扰信号，采取如下两种方法：一种方法是在发射红外光的调制频率附近设置一个陷波器；另一种方法是接触觉、滑觉信号的采样避开接近觉红外光发射的时间区间，如图 11-8 所示。即不在 ΔT 内采样接触觉、滑觉信号。这两种方法均能较好地解决红外接近觉传感器对接触觉、滑觉传感器生成的干扰。当然这两种方法采集的接触觉、滑

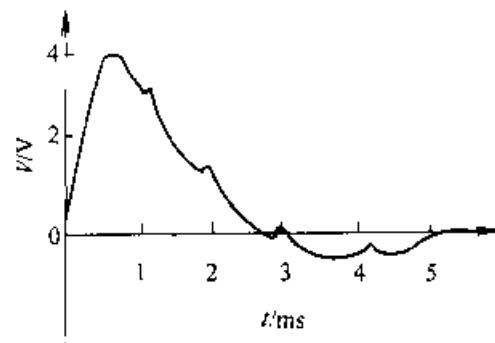


图 11-7 近接觉对触滑觉信号的影响

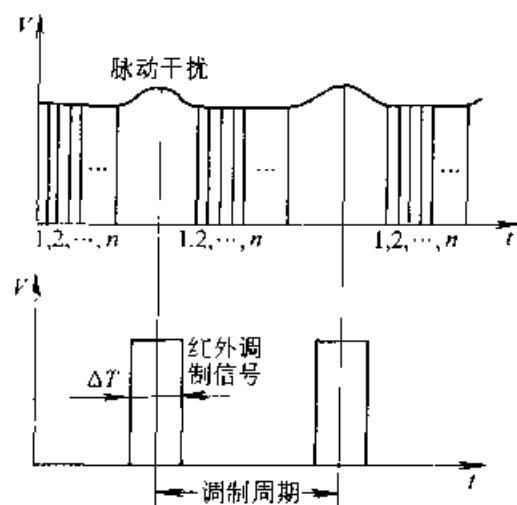


图 11-8 触滑觉信号采样安排

觉信息会造成一定的损失，但实际操作中基本不受影响。当手爪合拢（无工件时），同于热觉传感器本身的热量传导至接触觉、滑觉传感器，此时的接触觉、滑觉传感器的输出除接触信号外，还有热信号，好在手爪的开度由专门的电位器检测，当指间无工件时很容易被检测出来。除上述传感器之间的相互影响之外，传感器外引线布置引发的干扰也不可忽视。传统的处理方法是将所有传感器信号线加屏蔽，弱信号与强信号分开，信号线与电动机驱动线分开。

第三节 多感觉机器人信息处理和融合的控制体系

由于涉及的感觉传感器较多，因此在信息融合处理上设计一个控制结构是必要的。当多传感器系统用于目标物体的识别时，则接近觉、触觉、滑觉、热觉、力觉等各种不同传感器得到的信息可能和目标物体的表面粗糙程度、硬度、形状、重量、材质等诸多物理因素中的一个或几个有关。如滑觉传感器能提供有关工件表面粗糙程度与重量的信息。同时，多个传感器可能会同时含有与某一项（对象）特征有关的信息。如滑觉传感器与接近觉传感器的输出均与工件的表面粗糙度有关，力觉和热觉的信息与工件的材质有关等。所以，必须选择适当的方法对来自多传感器的信息进行融合，还必须构造一种体系结构对信息处理和融合进行控制。

不同质传感器输出的信号，其表现形式蕴涵的意义是完全不同的，要把它们集成成为机器人对外部环境的表示，并具有良好的容错性和自适应性，系统必须具有分层的并行处理结构。我们选择人工智能的黑板结构作为多感觉智能机器人的信息融合处理控制模式，如图 11-9 所示。在黑板结构中，黑板是用来存放知识源所需的信息和中间状态的共用存储区。为了兼容不同水平的传感器数据，黑板分成 4 个信息层：

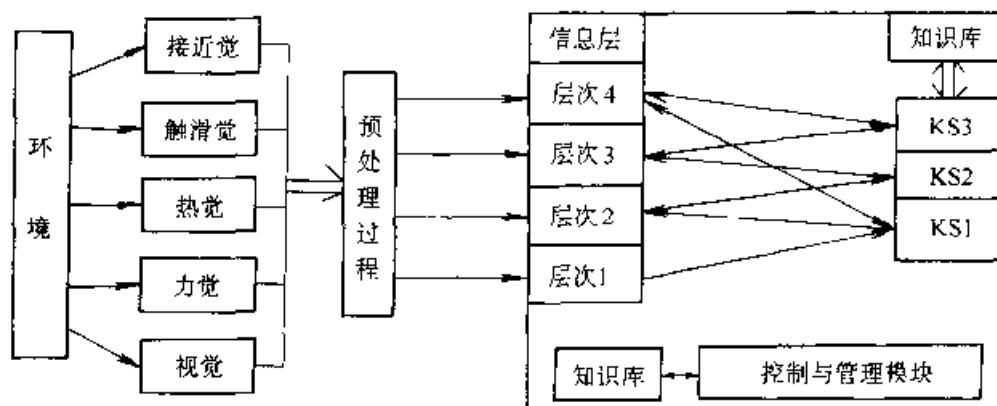


图 11-9 融合控制体系

数据层：用来存放预处理后的各传感器的输出数据，如接近觉、触觉等信号。

参数层：用来存放可靠物体信息片段，如位置、面积、重量等。

特征层：用来存放匹配（融合）后物体的有关特征信息，如密度、热导率等。

决策层：用来存放物体的整体描述，如形状、材质等。

知识源相应地为 3 个任务：数据采集 (KS1)、非视觉信号处理 (KS2) 和分类识别 (KS3) 等。它们之间没有直接联系，而是通过黑板进行通信和相互作用。一旦黑板上的状态使知识源的条件得以满足，则该知识源被激活，执行相应的处理过程，并将处理结果写回黑板，再激活相应的知识源。例如黑板上有关工件的物理位置信息产生后即可启动 KS2，进行自适应抓取，并将与工件的重量、热导率有关的信息写回黑板，再激活 KS3 进行目标物的分类识别。

控制和管理模块监督记录黑板上发生的变化，定义当前被激活知识源的优先级，为各知识源提供可能的知识库支持。知识库包含了有关环境的详细资料。

从传感数据到目标识别的过程中，在处理上分两个阶段较为合适。第一个阶段称为融合前处理，由数据采集与信息分类两步构成，这与传统的数据采集与处理方法无异，如图 11-10 所示。其中，数据采集包括信号的调理与 A/D 采样等过程。信息分类指的是将对应于某一环境特征的各传感信号归类。由于某一传感器信号中可能包括多项目标特征，所以这一过程的第一步是信息分离（按目标特征），第二步是按目标特征归类，归类后的数据，每一类别对应某一项目标特征。

第二个阶段可称为信息融合。分别在特征级与目标级上分两步进行，如图 11-11 所示。因为不同传感器的信号经信息分离后，离析出来的几项数据表示的是同一特征，所以系统首先将这些数据合成为该特征的单一描述，即在特征级上的信息融合，这一融合过程一般是定量信息融合。然后再在目标级将关于目标特征描述的这个集合综合为针对目标的描述，作出识别或分类，这一过程一般表现为定性信息融合。

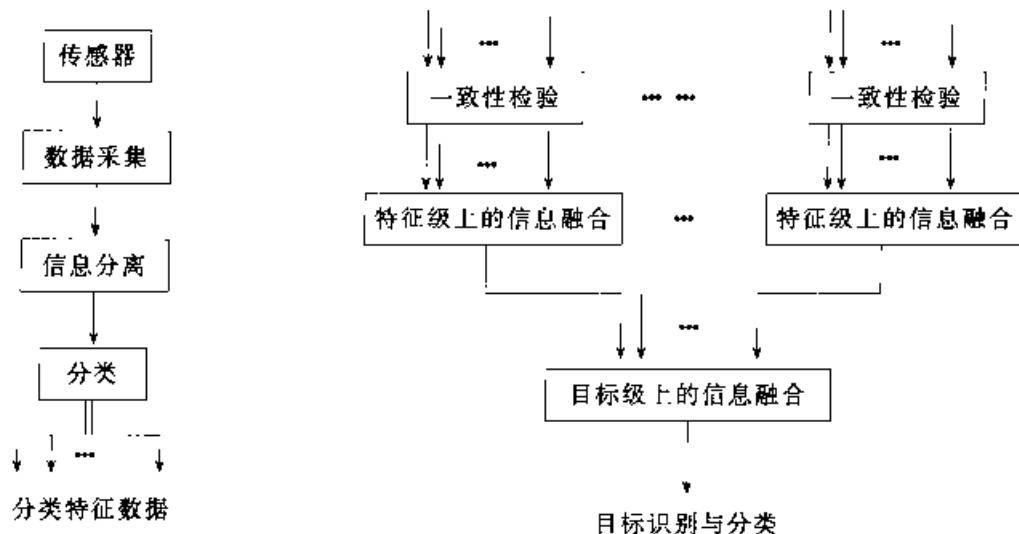


图 11-10 信息前处理流程

图 11-11 信息融合流程

第四节 融合方法的具体应用

正如上节所述，多感觉智能机器人中涉及的信息处理与融合的内容较多，在此不一一列举。本节要讨论的是目标级上的两种融合方法。用力觉和热觉的有关材质特征，对目标物体进行分类，这两种方法是 Bayes 方法和 D-S 证据理论。

机器人工作台上的目标物共有 4 种材质：铁、铝、胶木、木头。假定物体的形状和大小均相等，即这四种工件唯一的区别是材质不同。当然，仅通过对物体重量的精确测量，对上述四种物体进行分类是完全可行的，但事实上，力觉传感器对重量相差不大的物体（如铝和胶木）仍是很容易混淆的。同样，只用热觉对目标物体进行区分也存在类似的问题，如铁与铝的导热性相差无几。虽然每一种传感器均有识别盲区，但是利用力觉和热觉信息进行融合处理后，目标物的可识别性可能会得到提高。事实上，融合结果在可识别性方面的改善证明了这一点。下面分别讨论 Bayes 方法和 D-S 理论法在目标物分类中的应用。

一、用力觉和热觉信息实现目标物材质分类的 Bayes 方法

1. 概率计算

设工件的材质属于各类 A_i ($i=1, 2, 3, 4$, 分别对应铁、铝、胶木、木头) 的先验概率 $P(A_i)$ 相等，即：

$$P(A_1) = P(A_2) = P(A_3) = P(A_4) = 0.25 \quad (11-1)$$

对于每种材质，传感器 j ($j=1, 2$, 对应力觉、热觉传感器) 测量值 X_j 假设满足高斯分布 $N(\mu_{ji}, \sigma_{ji}^2)$, i 对应工件的材质，即各测量值的先验概率密度为

$$P(X_j | A_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ji}} \cdot \exp\left(-\frac{(X_j - \mu_{ji})^2}{2\sigma_{ji}^2}\right) \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad j = 1, 2 \quad (11-2)$$

实际融合时，对应第九章第一节中各条件概率 $P(B_j | A_i)$ 可用如下方法得到，即假定观测值发生在先验概率分布中均值上的概率视为 1，则实际观测值的概率为以均值为中心轴的两侧概率分布之和，这一方法可由图 11-12 直观地表示。设机器人某次作业时，对某未知工件的操作，力觉得到的观测值为 B_1 、热觉观测值为 B_2 ，则

$$\begin{aligned} P(B_1 | A_1) &= 2 \int_{B_1}^{\infty} p(x_1 | A_1) dx_1 & P(B_1 | A_3) &= 2 \int_{-\infty}^{B_1} p(x_1 | A_3) dx_1 \\ P(B_1 | A_2) &= 2 \int_{-\infty}^{B_1} p(x_1 | A_2) dx_1 & P(B_1 | A_4) &= 2 \int_{-\infty}^{B_1} p(x_1 | A_4) dx_1 \\ P(B_2 | A_1) &= 2 \int_{B_2}^{\infty} p(x_2 | A_1) dx_2 & P(B_2 | A_3) &= 2 \int_{-\infty}^{B_2} p(x_2 | A_3) dx_2 \end{aligned}$$

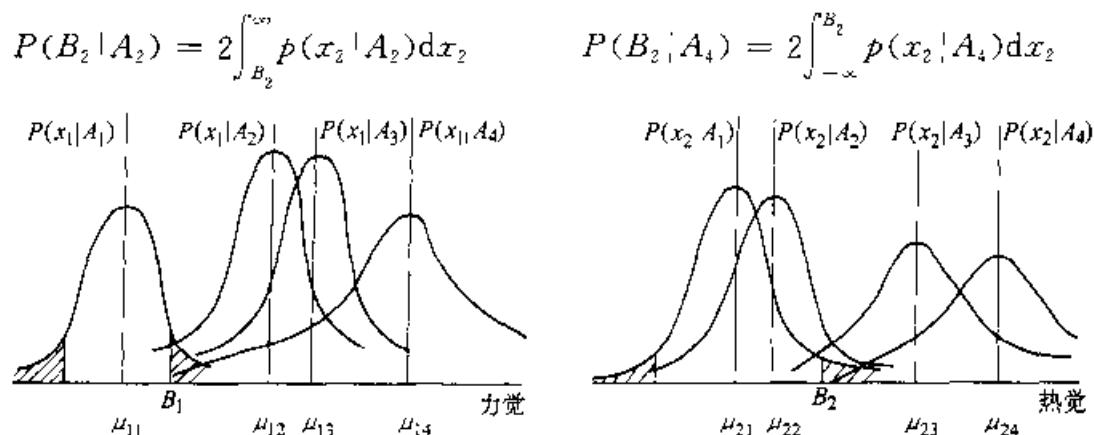


图 11-12 力觉、热觉对四种材质目标物的先验概率分布

由此可以得出各传感器 j 的观测 B_j 后工件分属各类 A_i 的后验概率, 由式 (11-1) 可表示为

$$P(A_i|B_j) = \frac{P(B_j|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^4 P(B_j|A_i)P(A_i)} = \frac{P(B_j|A_i)}{\sum_{i=1}^4 P(B_j|A_i)} \quad j = 1, 2 \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (11-3)$$

力觉、热觉信息融合后的结果可表示为

$$P(A_i|B_1 \wedge B_2) = \frac{P(B_1|A_i)P(B_2|A_i)}{\sum_{i=1}^4 P(B_1|A_i)P(B_2|A_i)} \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (11-4)$$

2. 实验结果

由式 (11-3)、式 (11-4) 可以算出工件分属各类的概率: $P(A_i|B_1)$ 、 $P(A_i|B_2)$ 、 $P(A_i|B_1 \wedge B_2)$ ($i = 1, 2, 3, 4$), 其中前两个分别对应力觉、热觉单独观测的结果, 后者为两传感器融合的结果, 得到后验概率后再根据以下二条规则来确定工件的材质类别

1) 规则 1: 目标类别应具有最大的后验概率。

2) 规则 2: 目标类别与其他类别的后验概率的差值必须大于某一阈值。

表 11-1 给出了目标物为方形时 4 种不同材质工件的后验概率及识别结果(力觉、热觉单独识别和两种感觉融合识别的结果)。

从表 11-1 的实验结果可以看出, 利用融合信息进行分类结果明显优于用单独传感器的信息进行分类。它将单独传感器可能得出的未知或错判经融合后得出了正确的结果, 而单独传感器都能作出正确判断的信息融合后其可信度(概率)得到了提高(如表中的木头识别)。但这一方法仍存在以下的不足: ①需要给出各传感器对目标类别的先验概率。在实验中, 需预先经过大量的试验得到各先验概率分布, 这在很多实际系统中是比较困难的、甚至是不可能的。其一, 机器人如在非结构化的环境中工作, 抓取的目标物预先不可能知道; 其二, 即使知道目标物

属某样本类，但实际情况不允许做多次抓取实验以预先取得其先验概率分布。②要求各可能的决策相互排斥。③先验概率分布的获得方式及先、后验概率的计算，当可能的决策及传感器数量较多时，将变得很复杂，影响融合的实时性。所以，用 Bayes 方法解决多传感器信息融合问题有一定的局限性，但在一定场合下仍不失为一种行之有效的方法。

表 11-1 各种不同材质工件的后验概率及识别结果

形状	材质	目标类： 传感器 j	后验概率 $P(A_i B_j)$				识别结果
			铁 $i=1$	铝 $i=2$	胶木 $i=3$	木头 $i=4$	
方 形	铁	力觉 $j=1$	0.9971	0.0025	0.0004	0.0000	铁
		热觉 $j=2$	0.4948	0.5042	0.0007	0.0003	未知
		融合 $j=3$	0.9975	0.0025	0.0000	0.0000	铁
		$(B_3 = B_1 \wedge B_2)$					
方 形	铝	力觉 $j=1$	0.0001	0.4890	0.4594	0.0515	未知
		热觉 $j=2$	0.4670	0.5325	0.0004	0.0001	未知
		融合 $j=3$	0.0002	0.9991	0.0007	0.0000	铝
		$(B_3 = B_1 \wedge B_2)$					
方 形	胶木	力觉 $j=1$	0.0000	0.5611	0.4349	0.0040	铝
		热觉 $j=2$	0.0060	0.0005	0.6200	0.3735	胶木
		融合 $j=3$	0.0000	0.0010	0.9935	0.0055	胶木
		$(B_3 = B_1 \wedge B_2)$					
方 形	木头	力觉 $j=1$	0.0000	0.1389	0.2941	0.5669	木头
		热觉 $j=2$	0.0018	0.0001	0.4006	0.5975	木头
		融合 $j=3$	0.0000	0.0000	0.2581	0.7419	木头
		$(B_3 = B_1 \wedge B_2)$					

二、证据理论法

采用证据理论方法时，同样假设每种材质类别 A_i ，传感器 j ，($i=1, 2, 3, 4$, $j=1, 2$)，实际测量的观察值 X_j 满足高斯分布 $N(\mu_j, \sigma_j)$ ，即先验概率为

$$p(x_j | A_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}\left|\frac{x_j - \mu_j}{\sigma_j}\right|^2\right] \quad j = 1, 2 \quad (11-5)$$

定义传感器 j 与类别 A_i 的相关系数 c_{ij} (i) 为

$$c_{ij}(i) = \begin{cases} 2 - 2 \int_{-\infty}^{x_j} p(x_j | A_i) & x_j \geq \mu_j, \\ 2 \int_{-\infty}^{x_j} p(x_j | A_i) & x_j < \mu_j, \end{cases} \quad (11-6)$$

$c_{ij}(i)$ 的含义同 Bayes 方法的 $p(B_i | A_i)$ ，在这里为更一般的表示式，显然 $0 \leq c_{ij}(i) \leq 1$ 。

对各传感器的基本可信度分配 m_1 和 m_2 ，我们按照如下方法计算可信数 $m_{ij}(i)$ 和 $m_{ij}(\theta)$

$$\alpha_j = \max_{i=1}^4 \{c_j(i)\} \quad \text{传感器与目标类别的最大相关系数}$$

$$\beta_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{i=1}^4 c_j(i)} \quad \text{传感器 } j \text{ 与各相关系数的分布系数}$$

$$R_j = \frac{\alpha_j \beta_j}{\sum_{j=1}^2 \alpha_j \beta_j} \quad \text{传感器 } j \text{ 的可靠系数}$$

$$m_j(i) = \frac{c_j(i)}{\sum_{i=1}^4 c_j(i) + 2(1 - R_j)(1 - \alpha_j \beta_j)} \quad \text{传感器 } j \text{ 赋予类别 } i \text{ 的基本可信度}$$

$$m_j(\theta) = \frac{2(1 - R_j)(1 - \alpha_j \beta_j)}{\sum_{i=1}^4 c_j(i) + 2(1 - R_j)(1 - \alpha_j \beta_j)} \quad \text{传感器 } j \text{ 的不确定性概率值}$$

其中，在计算传感器的不确定性 $m_j(\theta)$ 时，主要考虑了传感器自身的不可靠性因素 $(1 - R_j)$ 和传感器与目标类别间相关的不可靠因素 $(1 - \alpha_j \beta_j)$ 。

按上述定义得到两个基可信度 m_1, m_2 后，可通过第九章第二节中的 Dempster 合并规则来进行融合，得到 $m = m_1 \oplus m_2$ ，融合后的基本可信度 $m(i)$ ， $i = 1, 2, 3, 4$ 和不确定性概率 $m(\theta)$ 为

$$m(i) = k^{-1} [m_1(i)m_2(i) + m_1(i)m_2(\theta) + m_1(\theta)m_2(i)] \quad (11-7)$$

$$m(\theta) = k^{-1} [m_1(\theta) \cdot m_2(\theta)] \quad (11-8)$$

$$\begin{aligned} \text{其中, } k &= \sum_{i=1}^4 [m_1(i)m_2(i) + m_1(i)m_2(\theta) + m_1(\theta)m_2(i)] + m_1(\theta) \cdot m_2(\theta) \\ &= \frac{1}{1 - \sum_{i \neq j}^{i,j=1,\dots,4} (m_1(i)m_2(j))} \end{aligned}$$

证据区间 $[Bel(x), pl(x)]$ 可根据基本可信度函数计算得出，即

$$\begin{cases} Bel_j(i) = m_j(i) \\ pl_j(i) = 1 - Bel_j(\bar{i}) = m_j(i) + m_j(\theta) \end{cases} \quad (11-9)$$

针对机器人的每一次操作（抓目标物），可得到有关目标物体的力觉值和热觉值，通过上述求法，得到融合前后传感器数据对每一目标类别的证据区间和不确定性概率，据此可由以下规则来确定目标物的材质类别

- 1) 规则 1：目标类别应具有最大的基本可信度值。
- 2) 规则 2：目标类别与其他类别的基本可信度值的差必须大于某一阈值。
- 3) 规则 3：不确定性概率 $m_j(\theta)$ 必须小于某一阈值。
- 4) 规则 4：目标类别的基本可信度值必须大于不确定性概率 $m_j(\theta)$ 。

表 11-2 不同材质工件力觉、热觉融合前后的证据区间和识别结果

形状	材质	传感器	$m(\theta)$	证据区间 $Bet(x), pl(x)$				识别结果
				铁	铝	胶木	木头	
方 形	铁	力觉	0.304	0.695, 0.999	0.001, 0.305	0.000, 0.304	0.000, 0.304	铁
		热觉	0.319	0.331, 0.650	0.350, 0.669	0.000, 0.319	0.000, 0.319	未知
		融合	0.128	0.731, 0.859	0.141, 0.269	0.000, 0.128	0.000, 0.128	铁
方 形	铝	力觉	0.237	0.000, 0.237	0.416, 0.653	0.331, 0.568	0.016, 0.253	铝
		热觉	0.261	0.299, 0.560	0.440, 0.701	0.000, 0.261	0.000, 0.261	铝
		融合	0.100	0.115, 0.215	0.639, 0.739	0.139, 0.239	0.007, 0.107	铝
方 形	胶木	力觉	0.608	0.000, 0.608	0.328, 0.936	0.056, 0.664	0.008, 0.616	未知
		热觉	0.278	0.001, 0.279	0.000, 0.278	0.408, 0.686	0.313, 0.591	胶木
		融合	0.227	0.001, 0.228	0.123, 0.350	0.386, 0.613	0.263, 0.490	胶木
方 形	木头	力觉	0.403	0.000, 0.403	0.051, 0.454	0.139, 0.542	0.405, 0.808	未知
		热觉	0.227	0.000, 0.227	0.000, 0.227	0.395, 0.662	0.378, 0.605	未知
		融合	0.123	0.000, 0.123	0.016, 0.139	0.329, 0.452	0.532, 0.655	木头

用与 Bayes 方法同样的试件做实验，求得单一传感器的证据区间和不确定性概率以及融合后的证据区间和不确定性概率，数据如表 11-2 所示。从表中结果看出，融合后的 $m(\theta)$ 明显减小，这说明信息融合降低了系统的不确定性，同时使融合后的基本可信度函数比融合前各传感器的基本可信度函数具有更好的可区分性，即提高了系统识别能力。

第五节 多感觉智能机器人应用实验系统

为试验多感觉智能机器人的性能，特为其设计了一个实验系统，即设计了圆形、方形、H 形和梯形四种形状的工件，各种形状又有铁、铝、胶木、木头四种材质，所以共有 16 种形状或材质有别的工件。任取拿几个工件放到机器人的工件台上进行工件的自适应抓取与目标识别实验。机器人的人机界面如图 11-13 所示。

由鼠标控制选择机器人搜寻的目标对象。如抓取圆形铝质工件，则拖动鼠标在按键“Circle”和“Alum”上点一下，再点“Exec”键就可命令机器人执行。接受命令后，机器人执行过程如下：

- 1) 由 CCD 视觉采集工作台面上的图像，对图像进行滤波、二值化、分割、边缘检出等预处理后，按矩不变性来判别工作台上目标物的形状，求出所有被选形状的工件位置及方位。
- 2) 控制机器人按视觉获得的工件位置及方位运动到位并张开手爪。
- 3) 利用接近觉、接触觉和滑觉自适应智能抓取工件，手爪接触物体后，启动热觉测试，测出工件的导热性能。
- 4) 提升工件，当工件脱离工作台后，采样力觉的 z 方向信号，得到工件的重

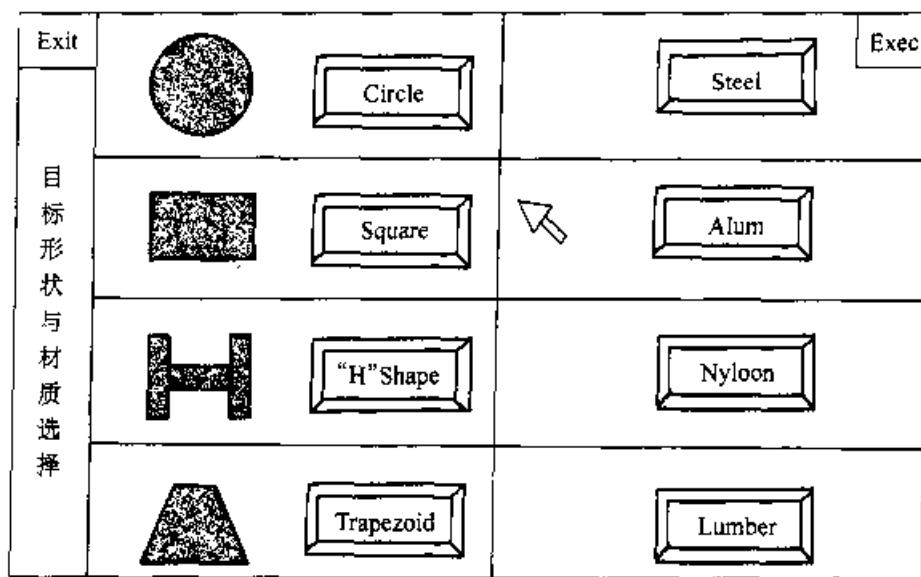


图 11-13 多感觉智能机器人的界面

量特征。

5) 将热觉信息与力觉信息进行融合处理, 判断目标物体的材质。若不是命令指定的那种材质, 机器人将工件放回工作台, 按视觉得到的信息再去抓下一个同形状的工件, 这一工作直至找到(找完)该形状的物体为止。

6) 将找到的工件放到指定的位置(或显示工作台上无指定形状和材质的工件), 并按形状或材质存放。

这一实验系统由于机器配备了多种感觉, 使其作业时有一定智能, 可在工作台面上主动搜寻目标物、自适应抓取工件、分类存放。由于在判定工件材质时使用了力觉和热觉传感器信息的融合结果, 显著地提高了系统决策的正确性, 并使原使用单种感觉存在的错分、无法分类等情况得到改善。表 11-3 是机器人抓取不

表 11-3 工件抓取实验结果

形状 \ 材质	铁		铝		胶木		木头	
形状								
圆形	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
方形	✓	✓	✓	✓	✓	✗	✓	✓
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✗
H 形	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
梯形	✓	✓	✓	✓	N/A	N/A	✓	✓
	✓	✓	✓	✓	N/A	N/A	✓	✓

同形状和材质工件的实验结果，每次实验时工作台上的工件数不少于 5 个（包含被抓对象），每种工件各被抓 4 次，但抓取的次序是随意的，表中“√”表示正确，“×”表示失败，“N/A”表示未试。

对表中结果进行统计，抓取及识别正确率为 96.7%。

参 考 文 献

- 1 Begej S. Planar and Finger-Shaped Optical Tactile Sensors for Robotic Applications. *IEEE Jour. of Robotics and Automation*, 1988, 4(5):472~484
- 2 Bert Tise. A Compact High Resolution Piezoresistive digital Tactile Sensor. *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation*, 1989, 760~764
- 3 Brussel H V. Force/Torque and Tactile Sensors for Sensor-Based Manipulator Control. *NATO ASI Series*, Vol. F63, Traditional and Non-Traditional Robotic Sensors, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1990, 17~33
- 4 Cameron A. Tactile Geometry for Images and Normals. *Sensor Devices and Systems for Robotics*, Springer-Verlag World Publishing Corp., 1989:67~76
- 5 Cutkosky M R, Jourdain J M, Wright P K. Skin Materials for Robotic Fingers. *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 1987, 3, 1649~1654
- 6 Dario P. An Anthropomorphic Robot Finger for Investigating Artificial Tactile Perception. *Jour. of Robotics Research*, 1987, 16(3), 25~48
- 7 Domenici C, Rossi DD. A Stress-Component-Selective Tactile Sensor Array. *Jour. of Sensors and Actuators*, A, 13(1992):97~100
- 8 Durrant-Whyte. Sensor Models and Multisensor Integration. *Jour. of Robotics Research*, 1988, 7(6):97~113
- 9 Edwards S. Multiplexed Piezoelectric Polymer Tactile Sensor. *Jour. of Robotics Systems*, 1992(1):37~63
- 10 Elfes A. Multi-source Spatial Fusion Using Bayesian Reasoning. *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*. Edited by Abidi M A. Academic Press, Inc., 1992:137~164
- 11 Fachang H, Yuan S, Zhizeng L. Intelligent Manipulator with Three Perceptions. *Proc. Japan-U.S. A. Symposium on Flexible Automation*, Kyoto, Japan, 1990, 1367~1370
- 12 Gery B L, Gottschlich S N. A Tactile Sensing System for Dexterous Manipulation. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 1994, 1384~1390
- 13 Grupen R A, Henderson T C, and Mccammon I D. A Survey of General-Purpose Manipulation. *Jour. of Robotics Research*, 1989, 8(1):38~61
- 14 Harmon S Y. Tools For Multisensor Data Fusion in Autonomous Robots. *NATO ASI Series*, Vol. F58: Highly Redundant Sensing in Robotic Systems. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1990:103~125
- 15 Henderson T C, Weitz E, Hansen C. Multisensor knowledge system: Interpreting 3D Structure *Jour. of Robotics Research*, 1988, 7(6):114~137
- 16 Howard R, Mark H. A Survey of Robot Tactile Sensing Technology. *Journal of Robotics Research*, 1989, 8(3):3~30
- 17 Hutchinson S A, Kak a C. Multisensor Strategies Using Dempster-Shafer Belief

- Accumulation. Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence. Edited by Abidi M. A. Academic Press, Inc., 1992;165~210
- 18 Joshi R, Sanderson A C. Model-Based Multisensor Data Fusion: A Minimal Representation Approach. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation. 1994;477~484
- 19 Luo R C, Gonzalez R C. Data Fusion and Sensor Integration; State-of-the-art 1990s. Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence. Edited by Abidi M. A., Academic Press, Inc., 1992;7~136
- 20 Luo R C, Kay M G. Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems. IEEE Trans. Sys, Man, Cybern, SMC-19-5, 1989;901~931
- 21 Luo R C, Lin M. Hierarchical Robot Multisensor Data Fusion System. NATO ASI Series, Vol. F58: Highly Redundant Sensing in Robotic Systems. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1990;67~86
- 22 Luo Zhizeng, He Fachang. High Speedily Data Acquisition in Piezoresistive Tactile Array. Proc. The 2nd China-Japan Symposium on Mechatronics. Chengdu, China. 1997;134~137
- 23 Makoto Shimojo. A Flexible High Resolution Tactile Imager with Video Signal Output. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation. California, 1991;384~391
- 24 Muthukrishnan C, Smith D et al. Edge Detection in Tactile Images. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1987, 3;1500~1505
- 25 Nejat Olgac. A Development on Tactile Sensory Fingers for Robots. Design and Synthesis. Edited by Yoshikawa H. Elsevier Science Publishers B. V. (North-Holland), 1985;539~543
- 26 Nicholls, H R. A survey of Robot Tactile Sensing Technology. Jour. of Robotics Research, 1989, 8(3);3~30.
- 27 Nowlin W C. Experimental Results on Bayesian Algorithms for Interpreting Compliant Tactile Sensing Data. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Sacramento, California, 1991;378~383
- 28 Patterson R W, Nevill G E. The Induced Vibration Touch Sensor-a New Dynamic Touch Sensing Concept. Jour. of Robotica, 1986, 4;27~31
- 29 Richardson J M, Marsh K A. Fusion of Multisensor Data. Jour. of Robotics Research. 1988, 7(6); 78~96
- 30 Regtien P P L. Tactile Imaging. Jour. of Sensors and Actuators A. 31(1992); 83~89
- 31 Russell R A. Compliant-skin Tactile Sensor. Proc. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation. Washington D C, 1987;1645~1648
- 32 Sasiadek J Z, Wojcik P J. Tactile Sensor Signal Processing Using An Adaptive Kalman Filter. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1987, 3;1753~1759
- 33 Schoenwald J S, Thiele A W, Gjellum D E. A Novel Fiber Optic Tactile Array Sensor. Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1987, 3;1792~1797

- 34 Shashank Shekhar, Oussama Khatib, Makoto Shimojo. Object Localization with Multiple Sensors. Jour. of Robotics Research ,1988.7(6):34~44
- 35 Siegel, D M. Performance Analysis of a Tactile Sensor . Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation Washington, D C, 1987:1493~1499
- 36 Verbeek,P W. A Video Speed Tactile Camera. Sensor Devices and systems for Robotics. springer-VerlagWorld Publishing Corp. ,1989:79~88
- 37 Wolffentuttel M R, Wolffentuttel Rf, Regtien, PPL. An Integrated Charge Amplifier for a Smart Tactile Sensor.Jour. of Sensors and Actuators,A,31(1992):101~109
- 38 钮永胜,赵新民. 采用鲁棒自联想神经网络高质量地恢复故障传感器信号方法研究. 传感技术学报,1997,2:1~5
- 39 李兆杰,郭呈贺,钱文瀚. 多传感器集成融合技术. 传感器技术,1996,6:1~4
- 40 杨静宇. 多传感器集成与信息融合. 机器人情报,1994,1:1~18
- 41 邵远,何发昌,彭健. 一种机器人非视觉多传感器信息融合方法. 电子学报,1996, 24(8): 94~97
- 42 陈永光,孙仲康. 信息融合在多目标跟踪中的应用研究. 电子学报,1997.25(9):102~104
- 43 孙红岩,毛士艺. 多传感器目标识别的数据融合. 电子学报,1995, 23(10):188~193
- 44 时炳文. 新兴有机压电材料及传感器. 电子技术,1989, 12:27~30
- 45 黄备庆,何发昌. 一种机器人温觉及热觉组合系统的研究. 机器人,1994,16(4):231~234
- 46 杨纪春,张启忠,罗志增. 机器人感知系统中的传感器信息融合技术. 第四届全国计算机应用联合学术会议. 北京:1997, 490~493
- 47 张启忠,罗志增. 压电式阵列触觉传感器去耦问题的研究. 传感器技术,1997, 16(6):8~12
- 48 张启忠,杨纪春,罗志增. 用于物体分类的多传感器集成与信息融合系统. 模式识别与人工智能,1998, 1:112~117
- 49 邵远,何发昌,罗志增. 多传感器信息融合浅析. 电子学报,1994, 22(5):73~78
- 50 罗志增,邵远,何发昌. PVDF 力觉传感器的研究. 传感器技术,1992(6):14~17
- 51 罗志增,何发昌. 16×16 压阻式二值触觉传感器. 杭州电子工业学院学报,1993,13(2):7 ~12
- 52 罗志增,邵远,何发昌. Hi-1 三感觉机械手的研究. 机器人,1992,14(4):43~46
- 53 罗志增,何发昌. 多传感器手爪的研究. 机器人,1996, 18(6):349~352
- 54 罗志增. 消除阵列触元间相互干扰的一种方法. 机器人,1994,16(2):114~118
- 55 罗志增,何发昌. 机器人触觉技术现状与发展趋势. 杭州电子工业学院学报,1996, 16(3): 8~13
- 56 罗志增,何发昌. 用 PVDF 制作的机器人传感器. 传感器技术,1997,16(3):1~4. 中国无线电电子学文摘 1997, 13(5),55
- 57 罗志增,张启忠,何发昌. 机器人压阻阵列触觉数据采样的研究. 传感器技术,1997,16 (5),29~31
- 58 罗志增,蒋静坪. 机器人触觉和热觉复合传感器系统的研究. 机电工程,1997(6),总 70

期:110~112

- 59 罗志增,蒋静坪. PVDF 热觉传感器及其应用. 第五届全国敏感元件与传感器学术会议, STC'97. 大连:1997. 207~208
- 60 罗志增,杨纪春,吴伟伟. 人工皮肤滑觉信号的模糊处理. 杭州电子工业学院学报,1997, 17(3):21~27
- 61 罗志增,蒋静坪. 人工皮肤触觉研究. 电子学报,1997, 25(11):85~87
- 62 罗志增. 机器人智能与感觉系统. 机电工程,1998(1),总第 71 期:5~9
- 63 罗志增,蒋静坪. 一种机器人压阻阵列触觉数据采集的新方法. 仪器仪表学报,1999,20 (1):31~33
- 64 罗志增. 简易红外接近觉传感器. 全国青年第三届机器人学研讨会论文集. 桂林: 1990. 135~140
- 65 罗志增,叶明. 用证据理论实现相关信息的融合. 电子与信息学报,2001,23(10):970~974
- 66 罗志增,张启忠,叶明. 压阻阵列触滑觉复合传感器. 机器人,2001,23(2):166~170
- 67 罗志增,叶明. 基于 Bayes 方法的多感觉信息融合算法及应用. 传感技术学报,2001,14 (3):210~215
- 68 罗志增,蒋静坪. 相关证据的融合及在多感觉信息融合中的应用. 传感技术学报,2000,13 (3):177~182
- 69 黄德双著. 神经网络模式识别系统理论. 北京:电子工业出版社,1996
- 70 段新生著. 证据理论与决策、人工智能. 北京:中国人民大学出版社,1993
- 71 郭桂蓉,庄钊文著. 信息处理中的模糊技术. 长沙:国防科技大学出版社,1993
- 72 周远清,张再兴等编著. 智能机器人系统. 北京:清华大学出版社,1989
- 73 (美)付京逊,R.C.冈萨莱斯,C.S.G.李著. 机器人大学. 杨静宇译. 北京:中国科学技术出版社,1989
- 74 张福学编著. 机器人大学:智能机器人传感技术. 北京:电子工业出版社,1996
- 75 蔡自兴编著. 机器人原理及其应用. 长沙:中南工业大学出版社,1988
- 76 吴广玉,蒋复兴编. 机器人工程导论. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1988