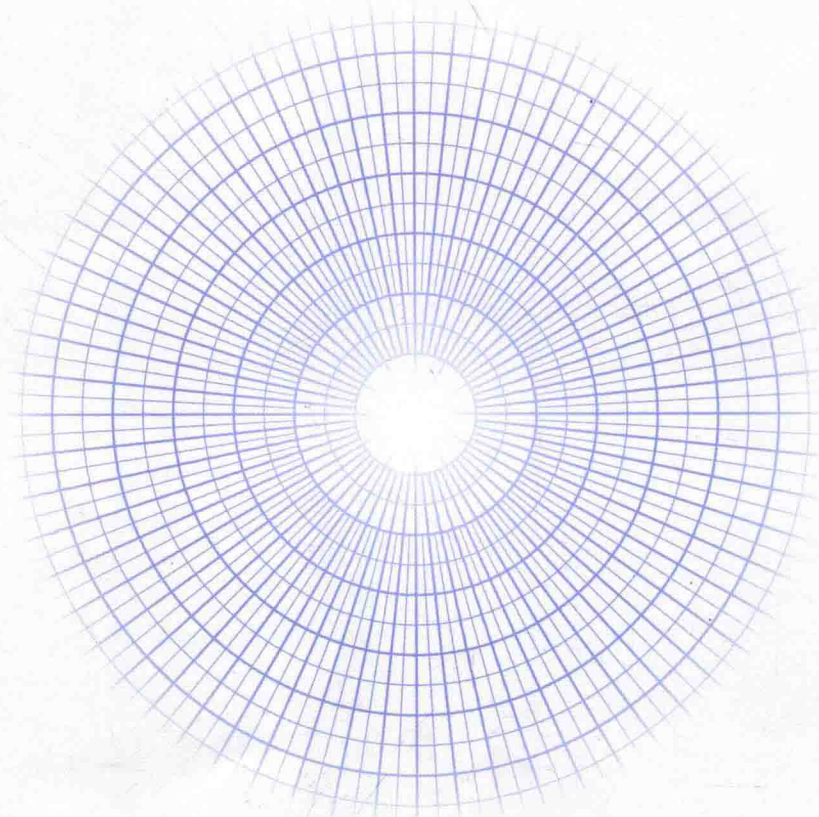


智能科学与技术丛书

雷达高分辨距离像 目标识别的关键应用研究

柴 晶 侯庆禹 著



科学出版社

智能科学与技术丛书

雷达高分辨距离像目标识别的 关键应用研究

柴 晶 侯庆禹 著



科学出版社

北 京

内 容 简 介

基于高分辨距离像的识别在雷达自动目标识别领域具有极其重要的地位,对其理论、方法和技术进行深入研究对国土防空安全的重要性是不言而喻的。本书从工程应用的角度出发,分析了雷达高分辨距离像目标识别所面临的关键问题,介绍了处理这些问题时所涉及的关键理论、方法和技术,并对该领域的未来发展趋势进行了分析和展望。本书共分为7章,其中,第1章为绪论,第2章主要介绍在杂波背景下的鲁棒性识别和杂波抑制问题,第3章主要介绍库外目标拒判问题,第4~6章主要介绍特征提取问题,第7章对雷达自动目标识别技术的未来发展趋势进行分析和展望。

本书的读者对象为从事雷达自动目标识别研究的科研人员和工程师,以及从事该领域教学及科研工作的高等院校师生。

图书在版编目(CIP)数据

雷达高分辨距离像目标识别的关键应用研究/柴晶,侯庆禹著. —北京:科学出版社,2018

ISBN 978-7-03-056589-1

I. ①雷… II. ①柴… ②侯… III. ①高分辨率雷达-雷达目标识别
IV. ①TN959.1

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 035138 号

责任编辑:常晓敏 / 责任校对:王万红

责任印制:吕春珉 / 封面设计:东方人华平面设计部

科学出版社出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

三河市骏杰印刷有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2018年3月第 一 版 开本:787×1092 1/16

2018年3月第一次印刷 印张:8

字数:177 000

定价:49.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换<骏杰>)

销售部电话 010-62136230 编辑部电话 010-62138978-8022

版权所有,侵权必究;

举报电话:010-64030229 010-64034315 13501151303

前 言

雷达高分辨距离像是散射点回波在雷达视线方向上投影的向量和,它能够反映散射点目标在雷达视线方向上的几何结构信息,且相对于合成孔径雷达(SAR)图像和逆合成孔径雷达(ISAR)图像而言,具有易于获取和存储量小等优点,因而在雷达自动目标识别领域受到了广泛关注。

本书主要结合雷达高分辨距离像识别的工程应用背景,从杂波背景下的鲁棒性识别、库外目标拒判和特征提取 3 个方面介绍雷达自动目标识别的相关理论和技术的研究进展。具体内容如下:

第 1 章 介绍雷达高分辨距离像的物理特性,分析基于高分辨距离像的雷达自动目标识别面临的关键问题,以及如何应对这些关键问题。

第 2 章 讨论雷达高分辨距离像在杂波背景下如何保持鲁棒性识别性能的问题,主要介绍如何进行杂波抑制。

第 3 章 针对库外目标拒判问题,介绍一种人工生成库外目标训练样本的方法,并分析和比较基于超球体边界和近邻边界的拒判算法的优缺点。

第 4 章 介绍一种基于大间隔分类准则的最近局部均值(LMNL)算法。该算法通过一个线性变换,将原始欧式距离空间投影到马氏距离空间,并在投影后的最近局部均值(NLM)分类器的设计中引入分类间隔,从而提升了 NLM 分类器的分类精度。

第 5 章 从鲁棒性和灵活性两个角度对全局特征提取算法和局部特征提取算法进行对比分析,发现全局算法具有较强的鲁棒性和较弱的灵活性,而局部算法则与之相反,其鲁棒性较弱而灵活性较强。在此基础上,采用组合判别分析(CDA)来折中考虑鲁棒性和灵活性,并将其应用到雷达高分辨距离像目标识别领域中。

第 6 章 分析线性判别分析(LDA)的 4 个缺陷,并介绍一种新的特征提取算法——局部均值判别分析(LMDA),来弥补前 3 个缺陷给识别带来的不利影响,以及一个广义重加权(GRW)学习框架来弥补第 4 个缺陷给识别带来的不利影响。LMDA 算法和 GRW 学习框架的结合可以大大提高数据的可分性,基于人工数据、公用数据及雷达数据的实验结果充分表明它们在提高分类精度方面的有效性。

第 7 章 分析和展望雷达自动目标识别技术的未来发展趋势,主要从拒判算法研究、在线学习问题研究、不同信噪比条件下识别算法的移植问题研究、流型学习研究、非参数贝叶斯统计学习研究、微多普勒调制特性研究等方面对其未来发展趋势进行分析和展望。

在本书成稿过程中,陈泽华、陈宏涛、李伟、刘帆、张仕给予了大力协助,在此表示衷心感谢。

在撰写本书的过程中参考了一些相关方法和技术文献,也引用了一些相关的论文和著作观点,在此对有关作者表示感谢。

感谢国家自然科学基金(No.61403273)对本书出版的资助。

雷达自动目标识别技术的发展非常迅速,新的理论、方法和技术如雨后春笋般层出不穷。由于作者知识水平所限,书中的纰漏和欠妥之处在所难免,恳请广大读者批评指正。

柴 晶

2017年8月于太原

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 雷达自动目标识别综述	1
1.1.1 雷达自动目标识别的基本概念	1
1.1.2 雷达自动目标识别的划分方法	1
1.1.3 雷达自动目标识别的意义、历史和现状	2
1.2 雷达高分辨距离像目标识别研究的关键问题	4
1.2.1 HRRP 的方位敏感性问题	4
1.2.2 HRRP 的平移敏感性问题	4
1.2.3 HRRP 的幅度敏感性问题	5
1.2.4 HRRP 的杂波抑制问题	5
1.2.5 HRRP 的库外目标拒判问题	5
1.2.6 HRRP 的特征提取问题	6
1.3 凸优化问题简介	7
1.3.1 凸优化的定义	7
1.3.2 凸优化的形式	7
1.4 基于核函数的模式分析方法	8
1.4.1 模式分析方法的发展历程	9
1.4.2 核方法的基本概念	9
1.4.3 核函数优化	11
1.5 数据介绍和内容安排	12
1.5.1 数据介绍	12
1.5.2 内容安排	13
参考文献	15
第 2 章 宽带雷达自动目标识别的杂波抑制问题	20
2.1 引言	20
2.2 信号模型	21
2.3 多普勒域直接滤波	22
2.3.1 杂波抑制	23
2.3.2 基于实测数据的仿真实验	24
2.3.3 本节小结	27
2.4 基于 Keystone 变换的宽带雷达自动目标识别杂波抑制	27
2.4.1 多普勒域直接滤波	28
2.4.2 频率-多普勒域信号的提取与杂波抑制	28

2.4.3 基于实测数据的仿真实验	29
2.4.4 本节小结	32
2.5 基于 Hough 变换的宽带雷达自动目标识别杂波抑制	33
2.5.1 Hough 变换的原理	33
2.5.2 利用 Hough 变换提取信号信息	34
2.5.3 运动补偿后提取信号信息	35
2.5.4 基于实测数据的仿真实验	35
2.5.5 本节小结	38
2.6 本章小结	39
参考文献	39
第 3 章 雷达高分辨距离像库外目标拒判问题研究	41
3.1 库外目标样本生成	41
3.2 拒判性能评估准则	43
3.3 基于超球体边界的拒判算法	44
3.3.1 支持向量域描述	44
3.3.2 多核支持向量域描述	47
3.3.3 本节小结	51
3.4 基于近邻边界的拒判算法	52
3.4.1 NN 分类器	52
3.4.2 A-KNN 分类器	52
3.4.3 W-KNN 分类器	53
3.4.4 本节小结	53
3.5 实验结果	53
3.5.1 基于 AUC 准则的实验结果	54
3.5.2 基于 LF 准则的实验结果	58
3.5.3 结果分析	59
3.6 本章小结	59
参考文献	59
第 4 章 融合距离准则学习和分类器设计的特征提取算法	61
4.1 算法设计	61
4.1.1 欧氏距离准则测度下最近均值 (NM) 分类器的应用缺陷	62
4.1.2 局部均值和最近局部均值 (NLM) 分类器	62
4.1.3 大间隔最近局部均值 (LMNLM) 特征提取算法	65
4.2 相关算法比较	69
4.2.1 稀疏子空间最小误差 (LESS) 算法	70
4.2.2 支持向量机 (SVM)	70
4.2.3 大间隔近邻 (LMNN) 算法	71
4.2.4 局部距离准则 (LDM) 学习算法	72

4.3 相关算法对 LMNLM 的启发和 LMNLM 的创新点	73
4.3.1 启发工作	73
4.3.2 创新工作	73
4.4 实验结果	73
4.4.1 人工合成数据集	74
4.4.2 UCI 公共数据集	76
4.4.3 雷达 HRRP 数据集	81
4.4.4 结果分析	82
4.5 本章小结	83
参考文献	83
第 5 章 组合判别分析	85
5.1 基于全局优化准则和局部优化准则的特征提取算法	85
5.1.1 全局特征提取算法	86
5.1.2 局部特征提取算法	87
5.1.3 两种特征提取算法的分析比较	88
5.2 融合全局优化准则和局部优化准则的组合判别分析 (CDA) 算法	89
5.2.1 算法设计	89
5.2.2 算法分析	90
5.3 UCI 公共数据集实验结果	90
5.4 雷达 HRRP 数据集实验结果	93
5.5 本章小结	94
参考文献	94
第 6 章 广义重加权局部均值判别分析	95
6.1 LDA 算法的应用缺陷	95
6.1.1 缺陷 1	95
6.1.2 缺陷 2	96
6.1.3 缺陷 3	96
6.1.4 缺陷 4	97
6.2 局部均值判别分析 (LMDA)	97
6.3 广义重加权 (GRW) 学习框架	101
6.3.1 重加权 (RW) 方法	102
6.3.2 对 RW 方法的扩展	103
6.4 相关算法的比较	105
6.5 实验结果	105
6.5.1 人工合成数据集	106
6.5.2 UCI 公共数据集	110
6.5.3 雷达 HRRP 数据集	113
6.6 本章小结	115

参考文献	115
第 7 章 未来发展趋势	117
7.1 趋势一：拒判算法研究	117
7.2 趋势二：在线学习问题研究	117
7.3 趋势三：不同信噪比条件下识别算法的移植问题研究	118
7.4 趋势四：流型学习研究	118
7.5 趋势五：非参数贝叶斯统计学习研究	119
7.6 趋势六：微多普勒调制特性研究	119
7.7 趋势七：其他问题研究	119
参考文献	120

第 1 章 绪 论

1.1 雷达自动目标识别综述

1.1.1 雷达自动目标识别的基本概念

雷达作为一种基本的无线电探测手段,从 20 世纪 30 年代开始逐步应用于军事领域。雷达利用无线电波的后向散射来测量远处静止或移动目标的距离和方位,辨认被测目标的性质和形状。与其他传感器相比,雷达具有全天时、全天候和远距离探测的能力^[1],在军事应用方面具有不可替代的作用。随着现代战争对武器装备的信息化和智能化日益迫切的需求,仅能提供目标位置信息的常规雷达已逐渐不能满足现代战争的需要,人们希望能进一步分析雷达获取的目标回波从而掌握目标的详细信息。在这种背景下,雷达自动目标识别(radar automatic target recognition, RATR)技术应运而生。RATR 是在雷达目标检测的基础上,根据目标和环境的雷达回波信号,基于电磁散射机理,提取目标特征,实现目标属性、类别或类型的自动判定。可以说,RATR 技术是一项集传感器、目标、环境和信号处理技术为一体的复杂的系统工程,对提高军队的指挥自动化水平、攻防能力、国土防空反导能力及战略预警能力具有十分重要的作用。RATR 作为现代雷达技术的重要发展方向之一,将成为未来武器系统中的一个重要组成部分。

1.1.2 雷达自动目标识别的划分方法

雷达自动目标识别涉及众多应用领域,有众多的研究途径。按照不同的划分标准,雷达自动目标识别有不同的划分方式。

按照任务层次的不同^[2],RATR 划分为 3 类:真假目标辨别、群目标分辨等属于目标辨别(target discrimination)问题;对喷气式飞机、螺旋桨飞机和直升机的区分,以及对轮式车辆和履带式车辆的区分等属于目标分类(target classification)问题;对同一类型的飞机,如喷气式飞机,确定其具体是目标库中的“F-16”还是“幻影 2000”,这属于目标辨识(target identification)问题。

从雷达的距离分辨性能来看,RATR 可以分为低分辨窄带 RATR 和高分辨宽带 RATR。雷达的距离分辨率正比于匹配滤波后的接收脉冲宽度,即

$$\Delta R = \frac{c\Delta\tau}{2} \quad (1-1)$$

其中, ΔR 为距离单元长度; c 为光速; $\Delta\tau$ 为匹配滤波后的接收脉冲宽度。因为接收脉冲宽度与带宽有倒数关系,式(1-1)等效于

$$\Delta R = \frac{c}{2B} \quad (1-2)$$

其中, B 为发射信号的带宽, $B = 1/\Delta\tau$ 。

大的带宽提供高的距离分辨率 (high range resolution, HRR)。实际上, 雷达距离分辨率的高低是相对于观测目标而言的, 当所观测目标沿雷达视线方向的尺寸为 L 时, 如果 $\Delta R \gg L$, 则对应的回波宽度与匹配处理后的发射脉冲宽度近似相同, 通常称为“点”目标回波, 这类雷达为低分辨雷达; 如果 $\Delta R \ll L$, 则目标回波为按目标特性在距离上延伸的“一维距离像”, 这类雷达为高分辨雷达^[3]。低分辨雷达通常提取目标的运动特征、时域回波序列幅度起伏特征、发动机或螺旋桨调制特征、极化特征、极点或自然频率特征、微多普勒特征^[4,5]等来进行识别, 其识别主要集中在目标辨别和目标分类两个层次, 要实现对目标型号的确认较为困难。高分辨宽带雷达可提取目标的高分辨距离像 (high range resolution profile, HRRP)、合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 像或逆合成孔径雷达 (inverse synthetic aperture radar, ISAR) 像等来进行识别, 可以实现最高层次的目标辨识。

从应用对象来看, 目前 RATR 可以大致分为导弹目标识别、飞机目标识别、车辆目标识别和舰船目标识别等应用类型。导弹目标识别^[6-10]目前主要涉及的是真假弹头的识别, 即区分弹头目标和诱饵目标, 该项技术是美国国家导弹防御系统 (National Missile Defense System, NMD) 计划的重点攻关项目。近 20 年来, 飞机目标识别一直是国内外 RATR 研究的热点, 它主要利用窄带雷达的“点”目标回波信号、宽带雷达的 HRRP 回波信号以及 SAR/ISAR 图像信号来提取相关特征进行识别。对于车辆目标识别而言, 利用窄带雷达, 可以提取目标的微动特征来区分轮式车辆和履带式车辆; 利用宽带雷达, 则可以基于 SAR 图像特征对车辆目标进行细化区分。舰船目标识别涉及区分舰船目标和非舰船目标、军舰目标和民船目标, 以及不同类型的军舰目标 (巡洋舰还是导弹快艇) 等任务层次, 在现代战争日益注重制海权的背景形势下具有重大的战略意义。

1.1.3 雷达自动目标识别的意义、历史和现状

RATR 技术可以提供目标的属性、类别、型号乃至其武器挂载情况等信息。在现代战争中, 来袭目标的有效探测和预警、战场目标的高清晰侦察和监视、精确制导武器的高精度寻的等都需要 RATR 理论和技术作为支撑, 因此, RATR 对于提高部队的指挥自动化水平、攻防能力、国土防空反导能力以及战略预警能力等具有十分重要的作用, 从而奠定了 RATR 在军事高科技领域中的重要地位。而且, 随着大规模集成电路技术及高性能电子器件技术的发展, 高距离分辨率雷达技术、SAR 和 ISAR 技术逐渐成熟, 往往能够获取更多的目标结构信息, 这些都为 RATR 的发展提供了强有力的技术支持。针对 RATR 的研究已有数十年的历史, 积累了一大批具有重要价值的理论与技术成果, 至今仍然是学术界和工程界的一大研究热点。该研究方向不仅有重大的理论和学术意义, 而且具有广阔的应用前景, 特别是巨大的军事应用价值, 美、俄等军事强国均把它作为发展未来智能化武器系统的重点和需要首先突破的关键技术。

1934 年, 苏联列宁格勒无线电物理学院的 Shembel 利用耳机监听识别出从连续波雷

达的目标回波中解调出来的“声音”信号,可识别在3~7km距离的不同类型的飞机目标^[11]。从20世纪50年代开始,雷达目标识别的应用越来越普遍。1955年,法国生产的RATAC雷达和RASIT雷达可利用多普勒音频信号识别地面运动目标^[11]。1958年,美国用AN/FPS-16雷达跟踪苏联刚发射的第二颗人造卫星Sputnik II,雷达专家Barton根据回波信号的起伏规律,推断出苏联当时的卫星跟踪网由第二次世界大战时使用的低威力雷达组成^[12]。20世纪60年代,美国AN/FPS-85相控阵雷达利用极化信息判断出美国“探测器-45”气象卫星有两块太阳能电池板没有完全打开^[13]。20世纪70年代初,美国在夸贾林反导靶场,利用Tradex、Altair和Alcor等多部雷达组网,开展目标特征信号测量和目标识别的研究和实验,成功地从少量诱饵云和助推器碎片中识别出“民兵”导弹弹头。20世纪70年代中期,美国提出一种基于舰载雷达的RATR专利,通过提取雷达目标在B显示器上的轮廓像长度、宽度等特征实现了对海面目标的分类识别。20世纪80年代,美国国防部将RATR技术列为二十项国防关键技术之一,随后,美国国防部高级研究计划局(Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)、陆军导弹司令部(Missile Command, MICOM)、海军研究实验所(Naval Research Laboratory, NRL)和空军研究实验室(Air Force Research Laboratory, AFRL)先后设立了有关的研究计划。美国陆军导弹司令部于1988年开始开展飞机类雷达目标识别的系统研究,其中包含了高分辨一维距离像的识别。他们认为雷达HRRP目标识别是一种很有前途的目标识别方法^[14],几乎所有的宽带雷达均可获取目标的一维距离像来进行识别。美国空军研究实验室开发了专门的多目标高分辨距离像数据库——“大学研究综合数据库”(university research integrated synthesis database, URISD)^[15],该数据库用XPATCH仿真软件建立,美国麻省理工学院(Massachusetts Institute of Technology, MIT)的林肯实验室、美国空军研究所、美国桑迪亚雷达国家重点实验室、俄亥俄州立大学、华盛顿大学等都在开展这方面的研究。20世纪90年代,澳大利亚CEA公司也实现了基于目标在P显示器上的轮廓像的舰船目标识别。1991年,在海湾战争中,美国的AN/MPQ-53“爱国者”制导雷达具备了针对高、中、低空目标的检测、跟踪和有限识别能力,它不仅能够区分气动型目标和弹道型目标,并可区分真假弹头,用以确定目标拦截的优先等级^[16]。2000年的相关资料显示,美国的“长曲棍球”雷达侦察卫星,成像分辨率达0.1m,可监视、识别舰船、装甲车辆、机动洲际导弹,还可揭露伪装和假目标,能透视干沙、浅海等数米以下的目标^[17]。2002年的相关资料显示,美国弹道导弹防御系统中的X波段宽带雷达可以识别目标表面材料的电磁参数、密度、结构与滚动速率,甚至能确定弹头的质量。在多次综合飞行试验中,该雷达能够在多个假目标和诱饵中精确地识别、跟踪靶弹^[18]。据目前美、俄等军事强国公开发表的资料看,它们虽然仍处于研究阶段,但已逐步将RATR应用到工程实践中。

国内关于雷达目标识别的研究基本涵盖了空间目标识别、舰船目标识别和车辆目标识别等方面,就空间目标识别而言,又涵盖了导弹目标识别和飞机目标识别两方面的内容,其基本的研究途径有以下两种:

1) 国防科技大学ATR重点实验室主要利用目标的电磁散射特性,特别是极化特性研究雷达目标识别^[19,20]。

2) 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室主要研究高分辨雷达目标识别^[2,3,21-28](如一维距离像和散射点模型等)。

此外,清华大学、中国民航大学、南京理工大学、北京理工大学、电子科技大学、哈尔滨工业大学、中国人民解放军空军预警学院、北京环境特性研究所等也在雷达目标识别方面做了大量研究工作。

1.2 雷达高分辨距离像目标识别研究的关键问题

由于本书主要涉及基于 HRRP 的目标识别,下面将讨论研究工作中的几个关键问题。

1.2.1 HRRP 的方位敏感性问题

在高频区,雷达目标的散射点模型可视为由若干离散的散射点组成,HRRP 每个距离单元的回波由该距离单元内多个散射点子回波相干叠加而成。目标相对于雷达转动时,目标上的散射点相对于雷达的距离会发生变化,当转角达到一定程度时,会发生散射点越距离单元走动(migration through resolution cell, MTRC)的情况,从而导致 HRRP 对目标姿态变化敏感性(方位敏感性)的存在。如何有效解决 HRRP 的方位敏感性问题 是 HRRP 目标识别的主要技术难点之一。

文献[29-35]采用了平均距离像(一定方位角域内的一组距离像样本的平均向量)作为模板来处理方位敏感性问题。采用平均距离像的另一个好处是可以提高信噪比,若 n 为求平均像时采用的样本数目,则信噪比可以提高 $\sqrt{n}$ 倍。常用的划分方位角域的方法是等间隔划分,这种划分方法有两个缺点:一是具体划分为多少个角域依赖于研究者的实践经验,缺乏系统性的理论指导;二是在不同的方位角域内,飞机的姿态变化大小是不同的,采用等间隔的划分方法缺乏合理性。

文献[36, 37]分别采用混合高斯和因子分析(factor analysis, FA)两种统计模型来自适应地划分方位角域。上述两种算法都是基于贝叶斯框架的统计建模方法,所需要的训练样本数量很大,同时由于需要对划分边界进行迭代调整,训练时间也很长。不同于上述统计方法,文献[38]基于对黎曼流形的几何分析,利用流形的弯曲率来自适应地划分方位角域,并根据所划分的角域来求取平均距离像进行分类实验。

1.2.2 HRRP 的平移敏感性问题

距离像是用距离窗从回波数据中截取的包含目标在内且有一定余度的数据向量。由于目标一般处于机动运动,为非合作目标,所以每次录取的距离像在距离窗中出现的位置是不定的,这就是所谓的雷达高分辨距离像的平移敏感性。在实际应用中,处理平移敏感性问题通常有两种方法:一是设法将多个距离像之间这种随机的不可预测的相对平移补偿掉,即对距离像做平移匹配处理,然后对匹配过的距离像进行识别;二是提取距离像的平移不变特征进行识别。

就平移匹配而言,常用的对齐算法包括相关对齐法和绝对对齐法。相关对齐法是将两次录取的距离像做滑动相关,根据相关峰值估计出它们的相对平移,从而将它们距离

对齐;绝对对齐法包括零相位对齐法^[39,40]、零线性相位对齐法^[3]、重心法^[41]等。一般来说,相关对齐法的精度较高,但运算量太大,虽然可以采用基于FFT或Hilbert变换的快速包络对齐算法,但是在目标识别中,这种方法原则上只适用于基于欧氏距离测度的分类方法,对其他分类方法还需要寻找相应的平移匹配快速算法^[42]。

就提取平移不变特征而言,常用的特征包括中心矩特征^[43]、功率谱特征、双谱特征,以及高阶谱特征等。中心矩是一种简单的平移、旋转及尺度不变特征,反映了目标信号的形状信息,常用来描述二维图像。但由于只包含目标信号简单的形状信息,中心矩特征直接用于简单分类器的识别性能非常有限。双谱特征和高阶谱特征虽具有平移不变性,但是其运算量太大。相对于双谱和高阶谱,计算功率谱的运算量要少得多,且文献[44]证明了功率谱的识别性能要优于双谱和高阶谱。在本文的后续章节中,主要采用HRRP的功率谱特征针对RATR进行探讨。

1.2.3 HRRP 的幅度敏感性问题

由于雷达参数(如雷达作用距离、雷达天线增益和雷达接收机增益等)的不同,不同目标、不同雷达的距离像在幅度上具有不同的尺度标准,这就是所谓的幅度敏感性问题。对幅度敏感性的处理方法为在一定测度准则下做幅度归一化处理或搜索最佳幅度配准因子。

1.2.4 HRRP 的杂波抑制问题

目前大部分基于HRRP目标识别的研究都没有考虑杂波和噪声对算法的影响,但HRRP目标识别在实现工程化的过程中,必然要面对这一问题。随着信噪比、信杂比的降低,常规目标识别算法的性能必然要下降,如何在时间、空间资源消耗不大的情况下,松弛由于噪声、杂波污染而引起的目标识别性能下降有着重要的工程意义。

在高分辨率情形下,为了目标识别而进行的杂波抑制和在低分辨率情形下为了目标检测而进行的杂波抑制是不一样的。在目标检测时,为了更好地提高信杂比,有时会不可避免地将信号的结构信息加以破坏,这对于目标识别来说是不可行的,因为信号的结构信息是区分不同目标的重要特征。

本书第2章将讨论在杂波背景下,如何通过杂波抑制来实现鲁棒识别的问题。

1.2.5 HRRP 的库外目标拒判问题

在战场环境下,雷达HRRP自动目标识别的主要任务是对误闯和入侵我国领空的飞机目标进行识别,因此,其主要处理对象为非合作目标和敌对目标。从机器学习的角度看,处理模式识别问题时,研究者需要针对所有在测试阶段可能出现的目标类别建立模板数据库,并在训练阶段选取模板数据库中所有目标类别的样本进行训练来学习分类器。遗憾的是,目标的非合作性决定了建立完备的数据库是极其困难甚至无法实现的。由于数据库的非完备性,当有新类别的库外目标测试样本出现时,将该样本判定为非完备数据库的任何一类目标都是不合适的。因此,给定一个测试样本,首先需要判断它是否属于库内目标:如果是,则继续判定它具体属于库内目标的哪一类;如果不是,则它

属于新目标（库外目标），需要对它进行拒判处理（拒绝判定它属于库内目标的哪一类）^[45-47]。判定测试样本属于库内目标还是库外目标的问题，简称为拒判问题。

拒判问题本质上是针对两类（库内和库外）目标的分类问题，而解决一个两类目标分类问题首先需要分别对两类目标的数据样本进行采样和训练分类器，然后对给定的测试样本进行分类。拒判问题所面临的困难在于在训练阶段只有库内目标样本可以利用，却无法获得库外目标样本。针对上述问题，本书第3章将介绍一种人工生成库外目标样本的方法，该方法可为训练分类器提供充足的数据基础。

通常情况下，能够获取的库内目标的类别是非常有限的，而库外目标的潜在类别则很多。因此，在实际应用中，库内目标的样本数目远少于库外目标的样本数目。由于两类目标的样本数目存在较大差异，可以把拒判问题归属为非均衡（unbalanced）分类问题。库内目标和库外目标样本数目之间的非均衡性是拒判问题的一个显著特点，这就要求在进行实验仿真时，无论在训练阶段还是在测试阶段，两类目标的样本数目只有满足上述非均衡性，才能够近似真实地模拟实际应用场景。

传统的模式识别问题通常采用正确识别率来评估分类器的性能好坏。不同于传统模式识别问题，在处理拒判问题时，采用与接收机工作特性（receiver operator characteristic, ROC）曲线^[48-50]有关的标准来作为评估准则。本书第2章将介绍两种基于ROC曲线的评估准则：曲线下积分面积（area under the curve, AUC）和损失函数（loss function, LF），以及如何用这两种准则来评估分类器的拒判性能。

在提供充足的训练数据和设定评估准则的基础上，设计分类器并选取合适的分类器参数（模型选择）成为研究人员所面临的主要问题。对于处理两类目标分类的拒判问题而言，设计分类器等价于寻求一个能够正确区分库内目标和库外目标的分类边界。本书第3章将介绍怎样采用基于超球体边界和近邻边界的不同类型的分类器来处理拒判问题，并通过仿真实验对这两种不同边界类型的分类器进行性能评估。

1.2.6 HRRP 的特征提取问题

给定一个模式识别任务和一组数据，特征提取的主要工作是通过某种变换（线性变换或非线性变换），将原始数据空间投影到特征空间，然后在特征空间中对投影后的数据进行识别。从任务的角度看，特征提取可以看作对数据的一种预处理，其目的是为后续的任务提供某种帮助，如降低数据维数、滤除数据噪声、提取判别信息等。从过程的角度看，和分类器设计一样，特征提取也是训练过程的一个组成部分，对于绝大多数的实测数据而言，该过程是非常重要的，某些情况下甚至是必不可少的。

就雷达 HRRP 目标识别而言，需要做的是基于某种优化准则，提取那些能够反映飞机类别信息的判别特征，然后利用这些判别特征来设计分类器，以期提高识别精度。由于 HRRP 数据含有噪声分量（实域 HRRP 数据表示的是用距离窗在回波数据中截取的包含目标在内且有一定余度的数据向量，余度分量可视为噪声；HRRP 功率谱数据的大部分目标信息集中在低频部分，而在高频部分通常存在较多的噪声）^[51-53]，基于 HRRP 数据的特征提取算法需要满足下述两方面要求：一是能够提取判别特征，二是能够滤除噪声分量。

在 HRRP 目标识别中, 散射点强度分布像反映单个距离单元内散射点的强度信息, 方差像反映各距离单元内散射点的分布情况, 文献[54]提出一种距离像加权算法, 有效地融合方位帧的散射点强度分布像和方差像信息, 较好地描述目标的散射特征。

基于与支持向量机 (support vector machines, SVM) 类似的大间隔分类思想, 本书第 4 章将介绍一种大间隔最近局部均值 (large margin nearest local mean, LMNLM) 算法来提取 HRRP 功率谱数据的判别特征。本书第 5 章将介绍一种融合全局优化准则和局部优化准则的特征提取算法: 组合判别分析 (combinatorial discriminant analysis, CDA), 该算法能够融合全局优化准则和局部优化准则的优点, 从而提取有效的判别特征来处理雷达 HRRP 目标识别问题。本书第 6 章将分析经典的线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 算法的 4 个主要缺陷, 介绍局部均值判别分析 (local mean discriminant analysis, LMDA) 算法和广义重加权 (generalized re-weighting, GRW) 学习框架, 并联合使用 LMDA 和 GRW 来弥补 LDA 算法的缺陷。

1.3 凸优化问题简介

凸优化 (convex optimization)^[55] 作为一类特殊的优化问题形式, 因其能够获得全局最优解而在信号处理领域获得了大量成功应用。1.3.1 节首先简单介绍凸优化问题的定义和表述形式, 1.3.2 节分别介绍本书中用到的几种凸优化形式: 线性规划 (linear programming, LP)、二次规划 (quadratic programming, QP)、二阶锥规划 (second-order cone programming, SOCP)、半正定规划 (semidefinite programming, SDP)。

1.3.1 凸优化的定义

如果一个优化问题的目标函数和约束函数都是凸函数, 那么该优化问题为凸优化问题。采用数学语言来表述, 则凸优化问题具有下列形式:

$$\begin{aligned} \min \quad & f_0(\mathbf{x}) \\ \text{s.t.} \quad & f_i(\mathbf{x}) \leq b_i, \quad i=1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1-3)$$

其中, 函数 $f_0, f_1, \dots, f_m: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 均为凸函数, b_i 为标量即对于 $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^n$, $\forall \alpha, \beta \geq 0$ 且 $\alpha + \beta = 1$, $f_0, f_1, \dots, f_m$ 均满足

$$f_i(\alpha \mathbf{x} + \beta \mathbf{y}) \leq \alpha f_i(\mathbf{x}) + \beta f_i(\mathbf{y}) \quad (1-4)$$

1.3.2 凸优化的形式

1. 线性规划

线性规划的目标函数和约束函数都是线性的, 其形式如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{a}_i^T \mathbf{x} \leq b_i, \quad i=1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (1-5)$$

其中, 向量 $\mathbf{c}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_m \in \mathbf{R}^n$ 和标量 $b_1, \dots, b_m \in \mathbf{R}$ 均为式 (1-5) 中线性规划问题的参数。

2. 二次规划

如果式(1-3)中的目标函数为凸二次函数, 约束函数为仿射函数, 则式(1-3)的凸优化问题为二次规划问题。二次规划问题的数学表述形式如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{P} \mathbf{x} + \mathbf{q}^T \mathbf{x} + r \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{G} \mathbf{x} \leq \mathbf{h} \\ & \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \end{aligned} \quad (1-6)$$

其中, $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为半正定矩阵, $\mathbf{q} \in \mathbf{R}^n$, r 为标量, $\mathbf{G} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{p \times n}$ 。

3. 二阶锥规划

二阶锥规划问题的表述形式如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{f}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & \|\mathbf{A}_i \mathbf{x} + \mathbf{b}_i\|_2 \leq \mathbf{c}_i^T \mathbf{x} + d_i, \quad i=1, 2, \dots, m \\ & \mathbf{F} \mathbf{x} = \mathbf{g} \end{aligned} \quad (1-7)$$

其中, $\mathbf{A}_i \in \mathbf{R}^{n_i \times n}$, $\mathbf{F} \in \mathbf{R}^{p \times n}$, $\mathbf{f} \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{g} \in \mathbf{R}^p$ 。

称下列形式的约束函数

$$\|\mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}\|_2 \leq \mathbf{c}^T \mathbf{x} + d \quad (1-8)$$

为二阶锥约束(second-order cone constraint), 因为式(1-8)等价于要求仿射函数 $(\mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}, \mathbf{c}^T \mathbf{x} + d)$ 位于一个 $\mathbf{R}^{k+1}$ 维的二阶锥内, 其中 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{k \times n}$ 。

4. 半正定规划

半正定规划问题的表述形式如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \text{trace}(\mathbf{C} \mathbf{X}) \\ \text{s.t.} \quad & \text{trace}(\mathbf{A}_i \mathbf{X}) = b_i, \quad i=1, 2, \dots, m \\ & \mathbf{X} \geq 0 \end{aligned} \quad (1-9)$$

其中, $\mathbf{C}, \mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_m \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 均为对称矩阵, $\mathbf{X} \geq 0$ 表示 $\mathbf{X}$ 为半正定矩阵。

按照覆盖范围从大到小的顺序排列上述 4 种凸优化问题, 分别为 SDP 问题 > SOCP 问题 > QP 问题 > LP 问题, 也就是说, LP 问题可以看作 SDP 问题或 SOCP 问题或 QP 问题的一个特例, QP 问题可以看作 SDP 问题或 SOCP 问题的一个特例, 而 SOCP 问题可以看作 SDP 问题的一个特例。按照计算复杂度从高到低的顺序排列上述 4 种凸优化问题, 其结果和按照覆盖范围从大到小顺序的排列结果是相同的, 即 SDP 问题的计算复杂度 > SOCP 问题的计算复杂度 > QP 问题的计算复杂度 > LP 问题的计算复杂度。

1.4 基于核函数的模式分析方法

模式分析(pattern analysis)处理的是检测和辨别数据中的关系问题。在模式分析领域, 大多数统计方法和机器学习方法都假定数据以向量形式存在, 并且数据之间的关系