



智能科学技术著作丛书

智能目标识别与分类

焦李成 周伟达 张莉 刘芳 著
薄列峰 缙水平 张向荣



科学出版社
www.sciencep.com

>> 本书特点

>> 视角新颖、学术水平高：本书全面、系统地论述了计算智能方法在目标识别与分类领域的应用，反映了这一领域的国际最新进展。

>> 实用性强、深入浅出：本书既具有极强的理论性，又具有充分的实验例证，文字叙述简洁，对算法的叙述标准规范，系统性强、覆盖面广、理论紧密结合实际。

>> 内容精炼、分析独到：本书紧紧围绕智能信息处理与机器学习两大主题进行论述，分析深入、实例充分，为目标识别，特别是复杂图像目标的识别，提供了较新的思路和方法。

智能科学技术著作丛书

- 免疫优化计算、学习与识别 焦李成 等
- 高级人工智能(第二版) 史忠植
- 机器知行学原理：
信息、知识、智能的转换与统一理论 钟义信
- “软件人”研究及应用 曾广平等
- 工程免疫计算 肖人彬 等
- 人工神经网络及其融合应用技术 钟 骆 等
- 仿人机器人 肖南峰
- 人工免疫系统 莫宏伟 等
- 交通信息智能预测理论与方法 许伦辉 等
- 中医辨证的机器推演 周昌乐
- ▶ 智能目标识别与分类 焦李成 等

科学出版社

电话：010-64006601

E-mail: gcjs@mail.sciencep.com

ISBN 978-7-03-026547-0



9 787030 265470 >

定价：88.00 元

销售分类建议：人工智能/计算机/控制

智能科学技术著作丛书

智能目标识别与分类

焦李成 周伟达 张 莉 刘 芳 著
薄列峰 缙水平 张向荣

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书较为全面地介绍了模式识别的一个分支——机器学习的最新进展,深入分析了机器学习中的多个关键问题及多种快速稀疏学习方法,具体描述了机器学习在大规模数据识别与分类的工程设计与实现问题。

全书共 10 章,内容包括:绪论,统计学习理论、再生核技术与支撑矢量机算法,支撑矢量机理论基础,先进支撑矢量机,核学习机,稀疏核支撑矢量机,快速大规模支撑矢量机,高分辨距离像识别,谱集成学习机,基于核学习的图像识别。

本书可作为高等院校计算机、信号与信息处理、应用数学、信息管理与信息系统、电子商务等专业研究生和高年级本科生的教材,也可供计算机应用软件开发人员和人工智能与模式识别方面的研究人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

智能目标识别与分类/焦李成等著. —北京:科学出版社,2010

(智能科学技术著作丛书)

ISBN 978-7-03-026547-0

I. 智… II. 焦… III. 自动识别 IV. TP391.4

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2010)第 016238 号

责任编辑:耿建业 裴 育 / 责任校对:宋玲玲

责任印制:赵 博 / 封面设计:陈 敬

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>

双 青 印 刷 厂 印 刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2010 年 1 月 第 一 版 开本: B5 (720×1000)

2010 年 1 月 第一次印刷 印张: 35 3/4

印数: 1—2 500 字数: 694 000

定价: 88.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

《智能科学技术著作丛书》序

“智能”是“信息”的精彩结晶，“智能科学技术”是“信息科学技术”的辉煌篇章，“智能化”是“信息化”发展的新动向、新阶段。

“智能科学技术”(intelligence science & technology, IST)是关于“广义智能”的理论方法和应用技术的综合性科学技术领域,其研究对象包括:

- “自然智能”(natural intelligence, NI),包括:“人的智能”(human intelligence, HI)及其他“生物智能”(biological intelligence, BI)。
- “人工智能”(artificial intelligence, AI),包括:“机器智能”(machine intelligence, MI)与“智能机器”(intelligent machine, IM)。
- “集成智能”(integrated intelligence, II),即:“人的智能”与“机器智能”人机互补的集成智能。
- “协同智能”(cooperative intelligence, CI),指:“个体智能”相互协调共生的群体协同智能。
- “分布智能”(distributed intelligence, DI),如:广域信息网,分散大系统的分布式智能。

1956年,“人工智能”学科诞生,50年来,在起伏、曲折的科学征途上不断前进、发展,从狭义人工智能走向广义人工智能,从个体人工智能到群体人工智能,从集中式人工智能到分布式人工智能,在理论方法研究和应用技术开发方面都取得了重大进展。如果说,当年“人工智能”学科的诞生是生物科学技术与信息科学技术、系统科学技术的一次成功的结合,那么,可以认为,现在“智能科学技术”领域的兴起是在信息化、网络化时代又一次新的多学科交融。

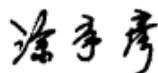
1981年,“中国人工智能学会”(Chinese Association for Artificial Intelligence, CAAI)正式成立,25年来,从艰苦创业到成长壮大,从学习跟踪到自主研发,团结我国广大学者,在“人工智能”的研究开发及应用方面取得了显著的进展,促进了“智能科学技术”的发展。在华夏文化与东方哲学影响下,我国智能科学技术的研究、开发及应用,在学术思想与科学方法上,具有综合性、整体性、协调性的特色,在理论方法研究与应用技术开发方面,取得了具有创新性、开拓性的成果。“智能化”已成为当前新技术、新产品的发展方向和显著标志。

为了适时总结、交流、宣传我国学者在“智能科学技术”领域的研究开发及应用成果,中国人工智能学会与科学出版社合作编辑出版《智能科学技术著作丛书》。需要强调的是,这套丛书将优先出版那些有助于将科学技术转化为生产力以及对社会和国民经济建设有重大作用和应用前景的著作。

我们相信,有广大智能科学技术工作者的积极参与和大力支持,以及编委们的共同努力,《智能科学技术著作丛书》将为繁荣我国智能科学技术事业、增强自主创新能力、建设创新型国家做出应有的贡献。

祝《智能科学技术著作丛书》出版,特赋贺诗一首:

**智能科技领域广
人机集成智能强
群体智能协同好
智能创新更辉煌**



中国人工智能学会荣誉理事长

2005年12月18日

前 言

20 世纪 50 年代以来,计算机技术的发展使通过机器学习实现识别与分类成为可能,并且取得了很好的目标识别效果。众所周知,机器学习是人工智能的一个重要研究和应用领域。因此,通过引入智能信息处理的方法构造能够处理大规模数据的目标识别与分类的新方法已成为人们急切关注的热点之一。目标识别与分类问题的任务是对目标的类别、属性作出某种判决。识别与分类技术可应用于图像识别、医疗诊断、生物识别、信号识别和预测、雷达信号识别、经济分析,以及在智能交通管理、机动车检测、停车场管理等场合的车牌识别等很广泛的领域。

目标识别与分类技术主要经历了从传统模式识别技术到近 10 年来发展起来的基于模型的智能识别技术。传统模式识别方法主要包括:模板匹配、最近邻和决策树等;智能模式识别研究的方法主要包括:神经网络、进化计算分类方法、核分类方法(支撑矢量机、核匹配追踪、谱学习等)、隐 Markov 模型分类器、集成方法等,这些方法在红外、光电、雷达等传感器的目标识别与分类中得到了广泛的应用。针对分类算法各自的优缺点,又出现了许多混合模式识别方法,如基于 SOM 的空间子集支撑矢量机、子波核函数网络等,就是结合支撑矢量与神经网络各自优点的新的分类算法。这些基于智能互补思想提出的新方法,丰富了模式识别方法的内容,促进了模式识别的发展。然而,受各个分类算法自身的优缺点,以及各种传感器获得内容的复杂性、目标的不完备性等因素的影响,需要研究更为先进的识别与分类算法,并加强它们的实用化进程。

近年来,核机器学习和集成学习成为模式识别领域两个主要的研究方向。核机器学习方法是基于统计学习理论和核技术建立的,以支撑矢量机为核心算法的一类统计机器学习方法。支撑矢量机基于结构风险最小化原则,与其他学习机相比具有良好的推广能力和很强的普适性,已被成功应用于目标识别和分类问题。结合新近的智能算法,关于改进模式识别支撑矢量机算法精度、速度和推广能力的方法相继被迅速推出。集成学习的分类方法是构建一种对单个分类器进行集成的学习方法,将各分类器的分类结果以一定的方式集成起来实现对新数据点的分类,其中要求单个分类器之间独立且具有差异性。由于集成学习利用多个学习器可以获得比仅使用单个分类方法更好的推广性能,神经网络集成、决策树集成、支撑矢量机集成、核匹配追踪集成等分类器集成方法得到了迅速发展。

与此同时,在过去的十年中,随着计算机网络的迅猛发展,数据规模的增长远

远超过了处理器速度的增加。同时,受传统机器学习理论的“小样本”统计假设的极大限制,信息稀疏表示问题已经迫在眉睫,因此设计快速的能处理大规模数据的识别与分类算法便成为一个热门的研究方向。过去几年里,人们已提出了大量的快速迭代算法来降低学习机的计算代价,但是仍然存在:如何在减少分类器训练时间的同时加快测试的速度;如何在大规模数据集上构造既稀疏又精确的识别与分类算法;如何引入现有的快速全局优化方法以实现非凸优化分类器模型的选择;如何进一步针对大规模复杂数据实施快速识别与分类等问题。本书致力于有关学习过程中大规模计算方法的开发和研究,以及努力将其更容易地应用于机器学习系统以解决实际目标的识别与分类问题,从大规模数据集中快速求解出有用的模式和重要规律。

对图像进行目标识别是模式识别的一个重要分支。图像识别和图像处理的最目的就在于对图像作出描述和理解,从实质上说,图形理解属于人工智能的范畴,包括图像处理、图像识别和结构分析。图像识别目前已被广泛应用到许多领域中,其中雷达图像目标识别以雷达为探测器,主要对卫星、飞机、车辆、舰船、导弹等重要军用图像目标进行自动分类和辨识,识别与分类结果的准确率对指挥与决策有非常重要的参考价值。本书也对此进行了重点讨论,给出了一些关于大规模复杂雷达图像目标快速识别与分类的有效方法。

近年来,人们在向自然进化学习,向人脑学习,向遗传免疫学习的基础上,发展了多种自然计算和智能信息处理的方法。从1996年开始,作者所在课题组在国家“九五”、“十五”、“十一五”国防预研项目,国家863计划(2007AA12Z136、2007AA12Z223、2008AA01Z125、2009AA12Z210),国家973子项(2006CB705707),国家自然科学基金面上项目(60672126、60673097、60603019、60201029、60602064、60607010、60703107、60703108、60703109、60702062、60872548、60803098、60803705、60970067、60970066、60972148、60971112、60971128),博士点基金(20060701007、20070701022、20070701016、200807010003),陕西省“13115”科技创新工程重大科技专项项目(2007ZDKG-55、2008ZDKG-37),陕西省自然科学基金项目(2007F09、2007F32、2009JQ8015、2009JQ8016),中国博士后科学基金资助项目(20080431228、20090451369、20090460093、20090461285、20090461282、20090461283),中国博士后科学基金特别资助项目(200801426、200902587),教育部长江学者和创新团队发展计划(IRT0645),国家“111”创新引智基地及国家“211”工程等项目的资助下,展开了相关课题的研究,并取得了一定的成果。这些成果主要包括:复值支撑矢量机、子波支撑矢量机、子波核函数网络、免疫克隆计算、免疫协同神经网络、尺度核函数支撑矢量机、父子正交波投影核的支撑矢量机、非线性核函数映射的隐空间支撑矢量机、子波支撑矢量机、模糊多类支撑矢量机、

稀疏支撑矢量机、快速大规模支撑矢量机、子波核匹配追踪学习机、免疫克隆选择支撑矢量机集成、核匹配追踪分类集成、谱集成等。并在此基础上,将这些成果进一步推广应用到大规模的数据集上,实现了快速的识别与分类性能。

本书是作者在机器学习领域工作的总结,是智能信息处理研究所十余年来集体工作的结晶。特别感谢保铮院士多年来的悉心培养和教导;感谢国家自然科学基金委信息科学部的大力支持;感谢李青、马秀丽、王玲、公茂果、李阳阳、王爽、慕彩红、田小林、吴建设、杨淑媛、刘若辰、侯彪、刘静、马文萍等博士,以及梁建华、姚瑶、王宇琴、张佳、冯静等同学所付出的辛勤劳动。本书的部分内容借鉴了国内外其他专家和作者的最新研究成果,同时本书也得到了科学出版社有关领导和责任编辑的关心和支持,在此深表感谢!

感谢作者家人的大力支持和理解。

由于作者水平有限,书中不妥之处在所难免,恳请读者批评指正。

作 者

2009年10月

目 录

《智能科学技术著作丛书》序

前言

| | |
|---------------------------------------|----|
| 第 1 章 绪论 | 1 |
| 1.1 人工神经网络的发展 | 1 |
| 1.2 Bayes 网络的发展 | 3 |
| 1.3 正则技术的发展 | 3 |
| 1.4 统计学习理论的发展 | 4 |
| 1.5 核机器学习方法的发展 | 4 |
| 1.5.1 有监督核机器学习方法 | 5 |
| 1.5.2 非监督核机器学习方法 | 9 |
| 1.6 本书的主要内容 | 10 |
| 参考文献 | 11 |
| 第 2 章 统计学习理论、再生核技术与支撑矢量机算法 | 24 |
| 2.1 统计学习理论 | 24 |
| 2.1.1 学习问题的模型 | 24 |
| 2.1.2 学习过程的一致性理论 | 25 |
| 2.1.3 学习机推广能力的界 | 27 |
| 2.1.4 控制学习过程的推广能力 | 29 |
| 2.1.5 构造学习算法 | 30 |
| 2.2 再生核与再生核 Hilbert 空间 | 30 |
| 2.2.1 再生核 | 30 |
| 2.2.2 特征空间和经验特征空间 | 31 |
| 2.2.3 再生核 Hilbert 空间与经验再生核 Hilbert 空间 | 32 |
| 2.2.4 再生核与再生核 Hilbert 空间实例 | 33 |
| 2.2.5 Mercer 容许核的构造 | 34 |
| 2.2.6 再生核作为距离测度 | 35 |
| 2.2.7 再生核 Hilbert 空间的函数表示理论 | 35 |
| 2.3 支撑矢量机算法 | 36 |
| 2.3.1 模式识别支撑矢量机 | 36 |

| | |
|------------------------------|-----------|
| 2.3.2 回归支撑向量机 | 38 |
| 参考文献 | 40 |
| 第3章 支撑向量机理论基础 | 42 |
| 3.1 支撑向量机几何特性分析 | 42 |
| 3.1.1 模式识别支撑向量机几何特性分析 | 43 |
| 3.1.2 回归估计支撑向量机几何特性分析 | 47 |
| 3.1.3 小结与讨论 | 49 |
| 3.2 支撑向量预选取的中心距离比值法 | 50 |
| 3.2.1 中心距离比值法 | 50 |
| 3.2.2 算法性能仿真 | 56 |
| 3.2.3 一种新的推广能力衡量准则 | 58 |
| 3.2.4 Mercer 核参数的选择 | 61 |
| 3.2.5 仿真实验 | 61 |
| 3.2.6 小结与讨论 | 66 |
| 参考文献 | 66 |
| 附录 | 67 |
| 第4章 先进支撑向量机 | 71 |
| 4.1 线性规划支撑向量机 | 71 |
| 4.1.1 线性规划线性支撑向量机 | 71 |
| 4.1.2 线性规划非线性支撑向量机 | 73 |
| 4.1.3 仿真实验 | 74 |
| 4.1.4 小结与讨论 | 80 |
| 4.2 无约束二次规划回归估计支撑向量机 | 80 |
| 4.2.1 无约束二次规划回归估计支撑向量机 | 81 |
| 4.2.2 仿真实验 | 85 |
| 4.2.3 小结与讨论 | 90 |
| 4.3 复值支撑向量机 | 90 |
| 4.3.1 模式识别复值支撑向量机 | 91 |
| 4.3.2 回归估计复值支撑向量机 | 109 |
| 4.3.3 小结与讨论 | 119 |
| 4.4 基于微分容量控制的学习机 | 121 |
| 4.4.1 推广能力及微分容量控制 | 121 |
| 4.4.2 基于微分容量控制的学习机 | 124 |
| 4.4.3 仿真实验 | 128 |
| 4.4.4 小结与讨论 | 131 |

| | | |
|------------|----------------------------|------------|
| 4.5 | 基于决策树的支撑矢量机多分类方法 | 132 |
| 4.5.1 | 支撑矢量机的多分类方法 | 133 |
| 4.5.2 | 基于决策树的支撑矢量机多分类方法 | 135 |
| 4.5.3 | 仿真实验 | 137 |
| 4.5.4 | 小结与讨论 | 144 |
| | 参考文献 | 144 |
| | 附录 | 147 |
| 第5章 | 核学习机 | 153 |
| 5.1 | 隐空间核机器 | 153 |
| 5.1.1 | 隐空间 | 154 |
| 5.1.2 | 隐空间主分量分析 | 155 |
| 5.1.3 | 隐空间支撑矢量机 | 162 |
| 5.1.4 | 最小二乘隐空间支撑矢量机 | 173 |
| 5.1.5 | 稀疏隐空间支撑矢量机 | 181 |
| 5.2 | 核函数的构造 | 189 |
| 5.2.1 | 坐标变换核 | 190 |
| 5.2.2 | 子波核函数 | 191 |
| 5.2.3 | 尺度核函数 | 193 |
| 5.2.4 | 性能仿真 | 195 |
| 5.2.5 | 小结与讨论 | 202 |
| 5.3 | 基于父子波正交投影核的支撑矢量机 | 203 |
| 5.3.1 | 父子波正交投影核 | 204 |
| 5.3.2 | 基于父子波正交投影核的支撑矢量机 | 205 |
| 5.3.3 | 算法性能分析和父子波正交投影核的参数选择 | 208 |
| 5.3.4 | 仿真实验 | 212 |
| 5.3.5 | 小结与讨论 | 216 |
| 5.4 | 子波核函数网络 | 216 |
| 5.4.1 | 子波核函数网络模型 | 217 |
| 5.4.2 | 子波核函数网络学习算法 | 218 |
| 5.4.3 | 仿真实验 | 220 |
| 5.4.4 | 小结与讨论 | 224 |
| 5.5 | 核聚类算法 | 224 |
| 5.5.1 | 聚类分析 | 225 |
| 5.5.2 | 核聚类算法 | 225 |
| 5.5.3 | 仿真实验 | 227 |

| | |
|------------------------------------|------------|
| 5.5.4 小结与讨论 | 230 |
| 参考文献 | 230 |
| 附录 | 234 |
| 第 6 章 稀疏核支撑向量机 | 240 |
| 6.1 Bayes 核机器 | 240 |
| 6.1.1 Bayes 学习 | 240 |
| 6.1.2 基于有效子集选择的 Bayes 学习 | 242 |
| 6.2 贪婪分阶段支撑向量机 | 246 |
| 6.2.1 支撑向量机 | 248 |
| 6.2.2 再生核 Hilbert 空间范数和支撑向量机 | 248 |
| 6.2.3 贪婪分阶段支撑向量机 | 250 |
| 6.2.4 性能评价 | 253 |
| 6.2.5 仿真实验 | 253 |
| 6.2.6 算法机理与性能分析 | 257 |
| 6.2.7 小结与讨论 | 261 |
| 6.3 特征标度核 Fisher 判别分析 | 262 |
| 6.3.1 核 Fisher 判别分析 | 263 |
| 6.3.2 光滑留一交叉验证误差 | 264 |
| 6.3.3 扩展到多分类 | 266 |
| 6.3.4 仿真实验 | 268 |
| 6.3.5 小结与讨论 | 273 |
| 6.4 序列稀疏贪婪优化 | 273 |
| 6.4.1 最小二乘支撑向量机 | 274 |
| 6.4.2 序列稀疏贪婪优化 | 275 |
| 6.4.3 模型选择 | 283 |
| 6.4.4 仿真实验 | 284 |
| 6.4.5 小结与讨论 | 289 |
| 参考文献 | 289 |
| 附录 | 293 |
| 第 7 章 快速大规模支撑向量机 | 296 |
| 7.1 基本域大规模支撑向量回归 | 296 |
| 7.1.1 基本域支撑向量回归 | 297 |
| 7.1.2 不敏感 Huber 损失函数和有限牛顿算法 | 298 |
| 7.1.3 递归有限牛顿算法 | 304 |
| 7.1.4 仿真实验 | 305 |

| | | |
|--------------|--------------------------------|------------|
| 7.1.5 | 基本域稀疏支撑矢量回归 | 309 |
| 7.1.6 | 仿真实验 | 312 |
| 7.1.7 | 小结与讨论 | 319 |
| 7.2 | 大规模稀疏核机器 CLAR-LASSO | 319 |
| 7.2.1 | LAR-LASSO 算法 | 321 |
| 7.2.2 | CLAR-LASSO 算法 | 324 |
| 7.2.3 | 时空复杂度 | 327 |
| 7.2.4 | 相关工作 | 329 |
| 7.2.5 | 仿真实验 | 329 |
| 7.2.6 | 小结与讨论 | 336 |
| 7.3 | 快速稀疏逼近最小二乘支撑矢量机 | 336 |
| 7.3.1 | 最小二乘支撑矢量机分类 | 337 |
| 7.3.2 | 最小二乘支撑矢量机和再生核 Hilbert 空间 | 338 |
| 7.3.3 | 基于反向拟合的快速稀疏逼近策略 | 339 |
| 7.3.4 | 仿真实验 | 347 |
| 7.3.5 | 小结与讨论 | 357 |
| 7.4 | 模糊核匹配追踪学习机 | 357 |
| 7.4.1 | 模糊核匹配追踪 | 358 |
| 7.4.2 | 自适应参数的选取 | 360 |
| 7.4.3 | 仿真实验 | 362 |
| 7.4.4 | 小结与讨论 | 367 |
| 7.5 | 集成核匹配追踪学习机 | 367 |
| 7.5.1 | 集成学习系统 | 368 |
| 7.5.2 | 集成核匹配追踪学习机的理论分析 | 371 |
| 7.5.3 | 建立集成核匹配追踪学习机 | 374 |
| 7.5.4 | 仿真实验 | 375 |
| 7.5.5 | 小结与讨论 | 380 |
| | 参考文献 | 380 |
| 第 8 章 | 高分辨距离像识别 | 386 |
| 8.1 | 平移不变的特征提取 | 387 |
| 8.1.1 | 中心矩特征 | 387 |
| 8.1.2 | 谱特征 | 387 |
| 8.2 | MCPVC 算法 | 388 |
| 8.3 | 性能评价 | 393 |
| 8.3.1 | 实测数据上的性能比较 | 393 |

| | |
|--|------------|
| 8.3.2 混合数据上的性能比较 | 398 |
| 8.4 小结与讨论 | 401 |
| 参考文献 | 401 |
| 第9章 谱集成学习机 | 403 |
| 9.1 基于免疫克隆算法的选择性支撑矢量机集成 | 403 |
| 9.1.1 选择性集成学习的研究动机 | 403 |
| 9.1.2 集成系统中个体支撑矢量机的构造 | 404 |
| 9.1.3 基于免疫克隆算法的支撑矢量机选择性集成 | 404 |
| 9.1.4 仿真实验 | 406 |
| 9.1.5 小结与讨论 | 413 |
| 9.2 基于特征选择的支撑矢量机集成 | 414 |
| 9.2.1 基于特征选择的支撑矢量机集成系统的构造 | 415 |
| 9.2.2 集成系统中个体支撑矢量机的评价 | 417 |
| 9.2.3 免疫克隆算法在支撑矢量机集成系统特征选择中的应用 | 418 |
| 9.2.4 仿真实验 | 420 |
| 9.3 谱聚类集成学习 | 422 |
| 9.3.1 改进的谱聚类及其相关技术 | 423 |
| 9.3.2 非监督集成问题 | 428 |
| 9.3.3 具有多样性的个体谱聚类的构造 | 429 |
| 9.3.4 多个谱聚类结果的合并 | 430 |
| 9.3.5 仿真实验 | 432 |
| 9.3.6 小结与讨论 | 445 |
| 9.4 基于分水岭-谱聚类的图像分割 | 446 |
| 9.4.1 分水岭分割策略 | 448 |
| 9.4.2 基于特征值尺度化特征向量的 multiway 谱聚类 | 449 |
| 9.4.3 仿真实验 | 450 |
| 9.4.4 小结与讨论 | 467 |
| 9.5 谱协同神经网络分类 | 467 |
| 9.5.1 协同神经网络 | 468 |
| 9.5.2 谱协同神经网络分类算法 | 469 |
| 9.5.3 算法复杂度分析 | 470 |
| 9.5.4 仿真实验 | 470 |
| 9.5.5 小结与讨论 | 475 |
| 参考文献 | 476 |

| | |
|-------------------------------------|-----|
| 第 10 章 基于核学习的图像识别 | 482 |
| 10.1 基于核匹配追踪的图像识别 | 482 |
| 10.1.1 核匹配追踪 | 483 |
| 10.1.2 基于多尺度几何分析与核匹配追踪的图像识别 | 486 |
| 10.1.3 仿真实验 | 490 |
| 10.1.4 小结与讨论 | 493 |
| 10.2 基于免疫克隆与核匹配追踪的快速图像目标识别 | 494 |
| 10.2.1 免疫克隆算法 | 494 |
| 10.2.2 免疫克隆选择核匹配追踪算法 | 497 |
| 10.2.3 ICSA-KMP 图像目标识别算法流程 | 498 |
| 10.2.4 ICSA-KMP 算法时间复杂度分析 | 500 |
| 10.2.5 仿真实验 | 500 |
| 10.2.6 小结与讨论 | 505 |
| 10.3 基于协同神经网络的 SAR 图像识别 | 506 |
| 10.3.1 协同神经网络 | 507 |
| 10.3.2 免疫克隆规划协同神经网络 | 509 |
| 10.3.3 基于协同神经网络的免疫克隆集成算法 | 518 |
| 10.4 基于聚类学习的 SAR 图像识别 | 522 |
| 10.4.1 聚类算法 | 523 |
| 10.4.2 基于聚类的核匹配追踪字典学习算法 | 525 |
| 10.4.3 免疫克隆聚类协同神经网络的 SAR 图像识别 | 528 |
| 10.5 基于集成学习的 SAR 图像识别 | 533 |
| 10.5.1 集成学习系统构造 | 533 |
| 10.5.2 核匹配追踪集成分类器 | 537 |
| 10.5.3 基于免疫克隆选择的核匹配追踪集成图像识别 | 539 |
| 参考文献 | 545 |

第 1 章 绪 论

让机器拥有可控的类似人类的智能——人工智能(或机器智能, artificial intelligence, AI),是人类一直的梦想,而让机器具有类似人类的学习能力——机器学习(machine learning, ML),则是人工智能的关键。正如一些人工智能的专家所说,“智能机器很可能是这样一种机器,它能仿真孩童的大脑,具备学习程序,并像孩童一样能接受教育^①”^[1];“如果机器只能机械地根据人类简单的指令行事,而不能学习新的事物,获取新的知识,适应新的环境,这样的机器绝不是智能的机器^②”^[2]。要对机器学习给出一个具体的精确的定义,即使对于人工智能的专家都并非易事,因为机器学习这一名词的含义与人工智能一样包含广博的领域知识,甚至许多是未知的领域。所以在此仅对本书所涉及的机器学习中一个重要内容——统计机器学习(statistical machine learning, SML)给出一个定性的定义。统计机器学习研究的是基于数据的问题求解方法,它与人工智能中许多基于知识的学习方法,如机器定理证明、问题求解器、专家系统不同,主要包括:人工神经网络(artificial neural network, ANN)、Bayes 网络(Bayes network, BN)、正则网络(regularization network, RN)、统计信号处理(statistical signal processing, SSP)^③、统计学习理论(statistical learning theory, SLT),以及最近提出的核机器学习方法(kernel machines, KM)和一些基于知识发现和数据挖掘(knowledge discovering and datamining, KDD)的机器学习方法。为了对统计机器学习有一个全面的认识,首先介绍统计机器学习的发展过程。

1.1 人工神经网络的发展

尽管人类对学习的研究可以追溯至很久以前,几乎可以与人类的教育史相提

① “In order to make the machine intelligent (in most sense), the machine might be programmed to simulate a child's brain, then equipped with a learning program and taught like a child.”——摘自 Alan Turing 著名的文章^[1],本书引用时为意译。

② “Machines cannot be called intelligent until they are able to learn to do new things and to adapt to new situations, rather than simply doing as they were told to do.”——摘自文献^[2]第 7 章,本书引用时为意译。

③ 由于统计信号处理是信息科学中一个应用性非常强的领域,有些学者不将它看成一种机器学习方法。