

Biological Anomaly
Detection Methods for
Remote Sensing Data

遥感异常检测 仿生算法

■ 李 敏 张学武 范新南 / 著

仿生检测技术丛书

遥感异常检测仿生算法

李 敏 张学武 范新南 著



电子工业出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京·BEIJING

内 容 简 介

本书在对遥感图像处理中目标检测技术的发展历史、现状及未来趋势系统总结的基础上,针对遥感图像异常检测涉及到的相关理论及技术问题,结合生物视觉信息获取、感知、处理等生物学机理,试图解决现有异常检测算法面临的背景建模困难与先验信息匮乏的瓶颈问题,重点阐述仿生视觉技术在遥感图像特征提取、异常检测及目标提取等方法的基本思路、具体计算过程及实验效果。本书可作为地理学、信息科学等专业高年级本科生及研究生教材,也可供环境保护、资源勘测等专业的科技人员参考。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。
版权所有,侵权必究。

图书在版编目(CIP)数据

遥感异常检测仿生算法/李敏,张学武,范新南著. —北京:电子工业出版社,2015.6
ISBN 978-7-121-25930-2

I. ①遥... II. ①李... ②张... ③范... III. ①遥感图象—图象处理 IV. ①TP75

中国版本图书馆CIP数据核字(2015)第083106号

策划编辑:薄宇

责任编辑:董亚峰

文字编辑:刘红涛

印刷:北京季峰印刷有限公司

装订:北京季峰印刷有限公司

出版发行:电子工业出版社

北京市海淀区万寿路173信箱 邮编:100036

开本:720×1000 1/16 印张:10 字数:190千字

版次:2015年6月第1版

印次:2015年6月第1次印刷

定价:39.00元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题,请向购买书店调换。若书店售缺,请与本社发行部联系,联系及邮购电话:(010)88254888。

质量投诉请发邮件至 zltz@phei.com.cn, 盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

服务热线:(010)88258888。

前言

随着遥感技术的发展，遥感影像提供的地物光谱信息和纹理信息越来越丰富，这不仅为我们了解地表状况提供了有利的条件，同时也为遥感影像的自动解译技术带来了新的挑战。遥感影像中可辨识地物种类增多、密度增加、同物异谱（同谱异物）现象频现导致目标所在的背景环境更加复杂多变，目标先验信息严重匮乏，使得复杂背景下的目标检测及提取成为实现遥感影像自动解译的“瓶颈”问题。然而，目前基于计算机视觉的遥感影像目标检测算法还存在着一定的局限性，计算复杂度高、稳健性差等问题还有待进一步研究。

自然界中，昆虫凭借有限分辨能力的视觉系统和有限计算能力的脑神经细胞，可以在高速飞行过程中快速捕捉复杂多变背景下的微小目标，对于已经掌握了先进的传感器技术和强大数据处理能力的机器视觉来讲仍然无法超越它们。另外，在目标检测、识别和跟踪等方面也不及昆虫视觉系统发达。研究发现昆虫视觉系统在解决复杂背景下的目标检测和跟踪问题时，无须高精度的成像能力和高复杂度的大脑运算，而是通过有限数目神经细胞的协调处理实现的。另外，昆虫视觉系统对目标的识别和理解是以目标结构、形状和纹理等空域特征为基础，经过大脑高阶神经元整合实现特征级的目标理解与感知。这类特征级目标感知算法不仅可以有效地克服传统像元级目标提取算法存在稳健性差、计算量大、复杂度高等方面的缺点，还将为更高级别的影像理解和分析提供可识别和处理的目标轮廓信息，并逐渐成为目标提取算法研究的主流。这为我们解决高复杂运算成本及病态反问题求解等难题带来了全新的解决思路。

综上所述，借鉴昆虫视觉系统中的信息处理机理解决遥感影像处理技术中存在的问题具有重要的研究意义和研究价值。本书将主要围绕遥感影像目标检测及提取算法中的复杂背景抑制、亚像元级目标检测及特征级目标提取等问题展开讨论。

本书的研究工作得到了国家自然科学基金项目“基于仿生视觉的高光谱遥感异常检测方法研究”（No. 41301448）的支持。

作者

2015年4月

目 录

第1章 绪论	1
1.1 关于异常检测	2
1.1.1 什么是异常	2
1.1.2 异常的分类	3
1.1.3 异常检测的方法	4
1.1.4 如何标定异常	5
1.2 遥感图像处理技术	6
1.2.1 遥感图像处理技术概述	6
1.2.2 遥感图像目标检测技术	7
1.3 遥感图像异常检测技术	8
1.3.1 基于背景建模的异常检测	8
1.3.2 基于子空间变换的异常检测	9
1.3.3 基于机器学习的异常检测	9
1.4 遥感图像异常目标检测的国内外研究现状	10
1.4.1 国外遥感图像异常检测技术研究现状	10
1.4.2 国内遥感图像异常检测算法研究现状	14
1.5 遥感影像特定目标提取算法概述	15
1.5.1 遥感图像目标提取方法的国内外研究现状	15
1.5.2 遥感图像水体目标提取方法的国内外研究现状	17
1.6 遥感异常检测及特定目标提取面临的主要问题	18
1.6.1 复杂背景下自适应异常检测理论还需深入研究	18
1.6.2 特征级目标提取方法还有待延伸	19
1.6.3 仿生视觉研究	19

第 2 章 基于谱像相关的多光谱遥感影像特征感知	21
2.1 引言	22
2.2 昆虫视觉初级视觉感知机理	23
2.2.1 昆虫视觉的生物学机理研究	23
2.2.2 时空域相关型初级运动检测器模型	25
2.2.3 基于谱像相关的遥感影像特征感知器模型	29
2.3 特征感知器模型分析	35
2.3.1 频域分析	35
2.3.2 波段相关性分析	37
2.3.3 抗噪性能分析	38
2.4 本章小结	39
第 3 章 联合特征感知器模型的遥感图像超视锐度重构	40
3.1 引言	41
3.2 昆虫视觉系统的超视锐度机理	42
3.3 联合特征感知器模型的遥感图像超视锐度重构简介	43
3.3.1 联合光谱波形特征的重构模型	44
3.3.2 重构有助于增强亚像元级目标特征	50
3.4 本章小结	53
第 4 章 基于大小场景的多光谱遥感图像异常检测	54
4.1 引言	55
4.2 昆虫视觉的高阶神经元整合机理	55
4.2.1 大场景整合机理	56
4.2.2 小场景整合机理	57
4.3 基于高阶神经元整合机理的遥感异常目标检测	61
4.3.1 复杂背景抑制与目标特征增强	62
4.3.2 基于大小场景整合的遥感异常检测算法	65
4.4 本章小结	70

第 5 章 基于多孔径结构的多光谱遥感图像异常检测算法.....	71
5.1 引言	72
5.2 蝇视觉多孔径结构给我们的启发	72
5.2.1 蝇类视觉的多孔径结构	72
5.2.2 多孔径结构信息处理机理	73
5.3 仿蝇视觉多孔径结构的多光谱遥感图像异常检测	74
5.3.1 构建并行多孔径背景建模	75
5.3.2 异常如何标记更加合理	77
5.3.3 多孔径背景模型检测结果的融合	78
5.4 本章小结	80
第 6 章 基于高阶神经元模型的多光谱遥感图像微小异常目标检测.....	81
6.1 引言	82
6.2 高阶神经元模型	83
6.2.1 时空域高阶神经元模型	83
6.2.2 高阶神经元模型的生物学机理	86
6.3 多光谱遥感图像微小异常检测算法	88
6.3.1 谱像域的高阶神经元模型	88
6.3.2 微小异常目标检测算法设计	90
6.4 本章小结	95
第 7 章 基于震荡神经网络的多光谱遥感影像水体目标提取.....	96
7.1 引言	97
7.2 局部兴奋全局抑制震荡神经网络	98
7.2.1 同步震荡神经网络模型及特性分析	99
7.2.2 基于特征一致性的多光谱遥感影像边缘特征感知算法	101
7.3 联合 NDWI 与震荡神经网络的水体目标提取算法	104
7.3.1 联合 NDWI 与震荡神经网络的水体目标提取算法简介	105
7.3.2 联合特殊光谱关系与震荡神经网络的水体目标提取算法	108
7.3.3 实验结果及分析	109

7.3.4 收敛性的讨论	112
7.4 联合线性混合模型与震荡神经网络的水体目标提取算法	113
7.4.1 基于模糊判定的耦合权重	114
7.4.2 联合光谱分解与震荡神经网络的水体目标提取算法	116
7.4.3 实验研究及验证	116
7.5 本章小结	117
第 8 章 基于生物认知机理的视频图像目标检测技术	119
8.1 引言	120
8.2 仿生视觉的时空域特征提取	121
8.2.1 空域特征的提取	121
8.2.2 时域特征提取与修正	122
8.3 基于视觉认知机理的时空域特征交互	125
8.3.1 视觉认知机理	125
8.3.2 基于认知机理的时空与特征交互模式	125
8.3.3 基于认知机理的时空域特征交互算法	127
8.4 本章小结	134
结 语	135
参考文献	137

第1章 绪 论



1.1 关于异常检测

“异常检测”通常是指从海量数据中发掘出那些不符合预期行为模式或意料之外的事件。通常，在不同应用背景下这样的意料之外事件被称为异常、离群点、不合理观测值、异常情况、畸变、惊喜、特殊性或污染物等。目前，关于异常检测的研究在许多应用领域得到了广泛的关注。信用卡信息的丢失与窃取、保险行业的欺诈行为、计算机网络的黑客入侵、安保系统的故障检测，以及国防安全中的敌军侦查等都属于异常检测问题。

1.1.1 什么是异常

如果用集合论的角度看待异常，那么在一个庞大的数据集合中，通常将那些能够代表大多数元素的数据归为“正常”，其余任何不符合“正常”的观测均属于“异常”，如图 1.1 所示。因此，“异常”是指数据集合中那些不符合“正常”行为的模式，而这些“正常”行为是可以预先定义的某种概念或者某种规则。

图 1.1 所示为二维数据集中的“异常”与“正常”分布的例子。 N_1 和 N_2 是两个“正常”数据集合区域，这两个区域涵盖了大部分数据点。相对应的， O_1 和 O_2 及区域 O_3 内所有的点远离这两个区域，因此，被判定为异常。

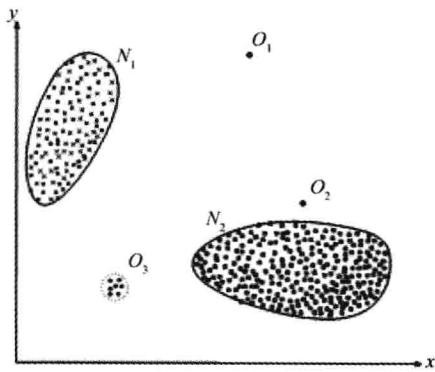


图 1.1 二维数据集中的“异常”与“正常”分布的例子

数据集中产生异常的原因有多种，如恶意欺诈活动等，这些恶意活动可能是信用卡诈骗，也可能是网络入侵及针对系统的恐怖活动等。所有的原因都有一个共同的特点，那就是它们都是数据分析人员所感兴趣的问题。这样的“趣味性”或对现实生活的影响性都是异常检测的重要特征。

1.1.2 异常的分类

基于以上异常的定义，通常根据应用背景的差异，将异常分为如下几类。

1. 点异常

如果某单一的数据实例与该数据所在集合中其余数据实例相比具有异常的属性，则该数据实例称为点异常。点异常是较为简单的一种异常类型，也是大多数异常检测研究的重点。例如，现实生活中该类异常检测常用于信用卡欺诈检测，其中，个人信用卡交易信息构成数据集合。为简化起见，假定该数据集合只含有一个特征“开销总额”。当某一项交易的花销总额远高于这个人正常的平均花费时，这一项交易将被判别为异常点。

2. 情景异常（条件异常）

如果一个数据实例在某个特定环境下表现为异常，则它就被称为情景异常（也称为条件异常，Conditional Anomaly）。情景的概念是由数据集结构决定的，每一个数据实例包含以下两组属性。

- **情景属性：**情景属性用于确定数据实例在情景的位置。例如，在空间数据集中，数据所在的空间位置就是情景属性；在时间数据集中，数据发生的时间就是情景属性，它决定了该实例在整个序列中的位置。
- **行为属性：**行为属性定义了一个实例的非情景特征。例如，在描述全球平均降雨量的空间数据集中，任何位置的降雨量就是一个行为属性。因此，该类异常的确定通常由特定情景中某行为属性的值确定。一个数据实例可能在某一给定的情景中属于异常，但在其他的情景中则被可能被认为是正常的。这种相对异常的特性是情景异常检测技术中确定情景属性与行为属性的关键。

是否选择应用情景异常检测技术通常是由目标应用领域中情景异常定义的有效性决定的。在某些情况可以直接定义情景属性，这样应用情景异常检测技术就非常有效。而在某些情况下定义情景相对困难，这就导致情景异常检测技术难以应用。

3. 集合异常

如果具有相关性的若干数据实例组成的集合，对于整个数据集而言是异常的，则称它为集合异常。集合异常中单个数据实例就其本身而言可能不是异常的，而当它们作为一个集合出现时则表现出异常性。一般情况下，点异常在任何数据集中都有可能出现，而集合异常只可能出现在数据实例具有较强相关性的数据集中。

考虑到情景异常的出现主要取决于数据中情景属性的有效性，在数据所在的背景环境（即情景属性）一定的情况下，点异常与集合异常也可能属于情景异常。结合情景异常信息，点异常检测问题和集合异常检测问题均可以转变为情景异常检测问题。

1.1.3 异常检测的方法

1. 监督型异常检测

监督型异常检测技术需要假设训练数据集中正常数据和异常数据均可被准确地定义和描述。基于该假设，典型的监督型异常检测方法就是建立一个关于正常类与异常类的预测模型。通过将数据实例与模型相比较，以确定测试数据是否为异常。目前，监督型异常检测算法需要克服以下两个难点问题：第一，通常情况下，训练数据集中异常类数据实例的个数远远少于正常类数据实例的个数。由于训练数据量不平衡引起的检测精度低的问题已经在数据挖掘和机器学习领域引起了广泛的关注。第二，获取有效且具有代表性的正常类数据和异常类数据非常困难，特别是典型的异常类数据。

2. 半监督型异常检测

不同于监督型异常检测算法，半监督型异常检测技术只需要对正常类有详细的描述与定义，然后将待测数据与正常类进行比较，就可以将不符合正常类描述的数据均判别为异常。由于无须对异常类进行确切、详细的定义，所以半监督型异常检测算法应用范围更广。典型的半监督型异常检测方法是正常类进行数学建模，通过与模型的对比确

定待测数据集中的异常数据。同理，也有极少数半监督异常检测技术是通过异常类进行描述和定义实现异常检测。然而，由于异常行为通常是不可知与不可预测的，获取能够涵盖所有可能异常行为特征的训练数据是非常困难的，因此，基于异常类描述的半监督型异常检测算法应用面较窄。

3. 无监督型异常检测

无监督型异常检测技术无须训练数据，是应用最广泛的一种异常检测技术。该方法在满足假设测试数据中正常类实例远比异常类实例出现次数频繁时，才能获得较好的检测效果。反之，如果实际情况不满足该假设，则无监督型异常检测算法的虚警率将偏高。

考虑到假设前提条件，测试数据中只包含极少数的异常类数据，对模型的影响微乎其微，甚至可以将其忽略。于是，可以直接将部分待测数据作为训练数据，经过训练后得到的模型即为正常数据的模型。因此，许多半监督异常检测方法将同样适用于无监督异常检测。

1.1.4 如何标定异常

1. 数据标签

为每一个测试数据分配一个标签（正常或异常）的方式称为数据标签方式。数据标签只是与数据关联的标签，用于表征该数据是属于正常还是异常。然而获取能够准确代表所有行为类型的数据标签比较困难。通常情况下，准确的标签都是由有关领域专家手工完成的，需要大量的努力获取训练数据从而更加准确构建标签。考虑到异常行为在自然情况下具有时域动态变化特性，在一定的时间范围内很难获得包含所有异常可能的训练数据。另外，由于异常情况的千差万别，获得涵盖所有可能异常行为类型的异常数据标签远比获得正常行为标签更加困难。

2. 打分机制

打分机制根据某种评分规则为测试数据集中的每个数据实例分配一个异常分值，这个异常分数值将决定数据实例将被判定为异常的程度。根据异常分值的大小可以输出一个异常排列表。分析人员可以选择列表中异常分值较高的前几个进行分析，或使用阈值

分割来区分正常与异常。基于打分机制的异常检测技术允许分析人员根据特定领域选取阈值来选择最相关的异常，而基于二进制标签的异常检测技术则不具备这样的灵活性。

1.2 遥感图像处理技术

“遥感”一词是 20 世纪 60 年代首次由美国学者 Pruitt E.L.提出的，并于 1962 年在密歇根大学等单位举办的第一届环境遥感学术讨论会上正式采用。遥感技术作为一种远程非接触式的监视手段，与传统的对地观测手段相比具有覆盖范围广、作用距离远、获取速度快、获取手段多样、受地面条件限制少等特点而受到了广泛的关注。从 20 世纪 70 年代至今，随着传感器技术、微电子技术及卫星通信技术的迅猛发展，遥感技术已经进入一个能够动态、快速、准确、多手段提供多种对地观测数据的阶段。目前，遥感技术已成为矿藏资源探测、环境监测等领域研究的主要方法，广泛地应用于土地资源利用、水利资源调查，洪水、火灾、地震等自然灾害和环境污染的监测，以及海洋气象预报、交通管理、航空导航系统和城市规划等与国民息息相关的领域，具有显著的经济收益和社会效益。

1.2.1 遥感图像处理技术概述

伴随遥感技术的发展，遥感图像处理技术也已从最初的模拟图像处理发展到数字图像处理阶段，并从信息处理、自动控制系统论、计算机科学、数据通信、技术等学科中脱颖而出。遥感数字影像处理技术以其信息丢失少、处理精度高、抽象性强、再现性好、通用性广、灵活性高等优点，成为研究遥感影像信息获取、传输、存储、变换、显示、判读和应用的一门崭新学科。

遥感图像处理技术的基本原理就是通过对遥感影像数据变化规律的分析处理，有效地识别和研究地物相关属性的技术。其最终目标是将遥感影像从人工目视解译发展为计算机支持下的自动解译。

2011 年，我国“十二五”规划开始的第一年就将遥感影像高可靠性自动解译及变化信息提取方法的研究列为重大基础研究专项，包括研究空间信息认知模型、多级数据融合和智能解译的基础理论；发展基于对象的地理要素智能解译与变化信息提取技术；研

究影像处理与计算机视觉融合技术;发展多维动态高分辨率遥感数据形态、时态、纹理和空间关系等特征提取及其优化组合的方法等,形成基础地理信息高可靠性自动解译及变化信息提取的方法体系。为进一步推动与实现对地观测卫星在农业、林业、水利、国土资源、区域和城乡规划、环保、减灾、地震、气象、交通、海洋、测绘等^[7]领域的应用提供了有力的支持。

1.2.2 遥感图像目标检测技术

20 世纪 80 年代初期,遥感技术在经历了黑白、彩色、多光谱扫描成像之后进入了一个崭新的时代——高光谱遥感。光谱分辨率的提高大大弥补了影像在空间分辨率上的不足^[1],使得面向大尺度观测的遥感影像目标检测及小目标检测成为可能。

最初面向高光谱遥感影像的目标检测算法大多利用目标地物的光谱先验信息作为探测依据,通过光谱模板匹配实现目标检测,如光谱子空间匹配算法、低概率探测算法等。例如,针对建筑物、道路、桥梁、河流、湖泊等具有特定语义特征的目标探测及提取^[1, 2]。但在实际应用中,由于地表状况复杂多变,目标的先验信息往往很难获得。另外,考虑到遥感影像成像周期长、成像过程复杂、容易受到大气干扰等特点,同一个地表目标在不同时刻、不同成像条件下可能表现出不同的光谱特征。这将导致模板匹配效果差、目标检测虚警率高等问题。因此,针对特定目标的检测算法不仅需要准确的目标光谱先验信息,同时对于遥感数据的预处理过程和成像质量具有较高的要求^[3]。

随着遥感图像在光谱分辨率、空间分辨率上的不断提高,背景复杂化增加及相应的完备光谱数据库缺失,导致了目标先验信息严重匮乏。基于光谱匹配的目标检测算法已经不能满足高分辨率遥感目标检测的要求,从而促使一类特殊的目标检测问题产生——无先验信息目标的检测。

无先验信息的目标是一种广义上的目标,它不仅涵盖了感兴趣目标,还包括可能存在感兴趣目标的感兴趣区域。该类目标并不对应于特定的地表地物,而仅仅是局部区域内出现概率小、光谱异常的若干像素集合^[4-6]。为了与传统的遥感图像目标检测相区别,国外学者通常在不强调目标尺寸的情况下将其统称为“异常目标”或“异常”。而在这

类目标中,小目标占据了较大的比例,相应的检测算法也主要围绕尺寸较小、基本不存在纹理结构信息的光谱异常目标。

1.3 遥感图像异常检测技术

针对无先验信息的目标检测方法大都是基于目标在光谱分布上的异常特征,通过假设检验的方法将出现概率较低且具有异常光谱分布特征的目标判定为异常。由于不受先验信息的约束,异常目标的检测及提取算法通常直接作用于遥感影像数据,而无须进行大气校正和大气辐射补偿^[4,5,7]。通常,未知先验信息的异常检测及提取可以作为场景分析和理解的预处理技术,提供可能存在感兴趣目标的可能区域(Region of Interest, RoI),然后通过光谱匹配、波谱分析等技术,结合遥感影像数据本身的成像特点、实际应用的需求及相关的约束条件,对感兴趣目标进行分类和判断^[8]。因此,研究基于光谱特征异常的目标检测及提取算法不仅具有广泛的普适应,还对提高遥感影像数据利用率、实现遥感影像自动解译具有重要的理论意义和实用价值。

1.3.1 基于背景建模的异常检测

目前,针对异常目标的检测算法大多数从背景建模出发,通过背景模型将不同于背景光谱分布特性的像元作为目标。基于背景建模的异常检测算法按照背景模型构建过程的差异可以分为基于局部背景建模的异常检测算法和基于全局背景建模的异常检测算法。

基于背景建模的异常检测算法是较早提出的面向光谱异常的异常检测算法。该算法试图利用目标具有的异常光谱亮度值、低出现概率、仅占据极少量像元空间、几乎不存在纹理结构特征信息等特点,选择易于处理的统计学模型描述背景区域,将不服从背景模型的区域判定为异常。通常,高斯模型是最为经典的背景模型,可以有效地描述地物结构特征较为简单、种类单一背景区域的光谱特征。然而,在实际应用中,高分辨率遥感对地物分布的精细观察产生的可识别背景地物种类增多,像元光谱混合现象明显等问题,将导致高斯模型一类简单统计学模型无法有效描述背景,最终影响异常检测效果。

基于此,学者们开始思考如何解决高精度观测条件下地表地物种类繁多、复杂背景难于描述的问题,并逐渐形成了以下几类较成功的异常检测方法。①构建全新的统计

学模型描述复杂背景的非线性光谱特性。这类算法通常受限于背景模型概率密度函数及其参数的精确估计问题。同时该方法计算量较大，且不具备普适性。②假设地表各种地物的光谱分布特征均服从高斯混合分布模型，那么这样的复杂背景可以采用多元高斯混合模型进行描述。为了获得背景区域的地物种类信息，需要借助分类算法对图像进行预处理。因此，分类算法的分类精度将对影响到背景模型的有效性，从而影响到异常检测结果虚警率。

除此以外，无论是采用经典的高斯模型还是构建新模型，基于背景建模的异常检测算法均面临着背景特征估计窗口尺寸选择问题，以及背景协方差矩阵复杂的求逆计算。

1.3.2 基于子空间变换的异常检测

基于子空间变换的异常检测算法是以像元光谱线性混合模型（Lineal Mixture Model, LMM）为基础，克服异常检测算法对于背景模型的依赖性，从另外一个角度思考如何解决异常检测问题。

光谱线性混合模型假设遥感图像中每个像元对应的光谱值可以分解为覆盖于该空间位置对应地表上多种地物光谱值的线性叠加。在不考虑其物理意义的前提下，通过空间映射算法可以将原始低维光谱空间的光谱信息映射到高维特征空间中。考虑到背景区域像元光谱的特性与目标的异常光谱分布特征存在较大差异，背景和背景光谱将被映射到不同的子空间上，从而实现目标和背景的分离。较经典的空间变换算法有主成分分析（PCA）变换、正交子空间变换（SVD）等。然而，由于缺乏背景和背景的光谱先验信息，无法获得最优的检测效果。

1.3.3 基于机器学习的异常检测

基于机器学习的方法是在试图改进非线性空间变换在实现复杂背景空间映射过程中核函数选择及参数估计的基础上发展起来的。与基于模型的方法不同，基于机器学习的方法通过有限数据样本的学习获得目标或复杂背景知识，以实现目标检测。但此类方法受制于样本数据的甄选及样本数量等问题，如何降低核函数的计算复杂度，同时提高算法的实时性仍具有较高的挑战性。