

# 1 人工智能时代的遥感变化检测技术：继承、发展与挑战

2 柳思聪<sup>1</sup>, 都科丞<sup>1</sup>, 郑永杰<sup>1</sup>, 陈晋<sup>2</sup>, 杜培军<sup>3</sup>, 童小华<sup>1</sup>

3 1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092;

4 2. 北京师范大学 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;

5 3. 南京大学 地理与海洋科学学院, 南京 210023

6 **摘要:** 多时相遥感影像变化检测是指对同一地理区域、不同时间获取的遥感影像进行自动变化发现、识别与解释的遥  
7 感处理与分析技术。随着卫星遥感技术及人工智能理论方法的快速发展, 基于多时相遥感影像数据驱动和模型驱动的传统变  
8 化检测方法正朝着数据-模型-知识联合驱动的方向转型和演变, 以更加自动化、精细化和智能化的方式, 解决多领域的地表  
9 时空变化检测问题。本文在总结多时相遥感数据源从同构到异构、变化检测模型从传统到智能、变化检测应用从理论到落地  
10 过程中存在问题的基础上, 以光学遥感影像变化检测任务为例, 梳理和分析了人工智能时代下变化检测技术的发展历程。从  
11 无监督、监督、弱监督三个方面探讨了遥感变化检测从传统到前沿技术的转型特点与趋势, 并进一步提出了未来需重点突破  
12 模型的物理可解释性、泛化及迁移能力、跨数据-跨场景-跨领域应用水平等关键问题。

13 **关键词:** 遥感, 变化检测, 多时相分析, 人工智能, 机器学习, 深度学习

14

25 息, 从而支撑全球和区域性地表变化机理分析及领  
26 域专题知识发现, 具有重要研究价值与现实意义。

## 15 1 引言

16 利用卫星遥感实现对地多时相观测和自动变化  
17 检测, 为深入理解地表的持续性变化提供了重要的  
18 技术手段, 也广泛助力于农业调查、城市扩展、资  
19 源勘探、生态评估、灾害监测等多领域的遥感应用  
20 (Song 等, 2018; 杜培军等, 2012; Pekel 等, 2016;  
21 Liu 等, 2017; Dalponte 等, 2019)。由于卫星的重  
22 访性和持续性特点, 长时序(如年际)和短时(如  
23 日际甚至时际)观测均可获取海量的多时相遥感影  
24 像。如何从中挖掘出高价值、有意义的地表变化信  
27 遥感影像变化检测(Change Detection)技术通  
28 常定义为: 处理和分析在同一地理区域、不同时刻  
29 获取的遥感影像, 从而探测识别出变化信息的方法  
30 (Singh, 1989; Coppin 等, 2004; Lu 等, 2004;  
31 Liu 等, 2021)。若获取的多时相影像在时空分辨率  
32 都足够精细的前提下, 理论上可获得较为系统和全  
33 面的地表真实变化信息, 如变化时间、变化位置、  
34 变化范围、变化种类、变化程度和变化状态等。变  
35 化检测技术根据应用目的可分为: 异常变化检测、

收稿日期: 200\*\*-01-06; 预印本: 20\*\*-05-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(编号: 42071324), 上海市青年科技启明星计划项目(21QA1409100)

第一作者简介: 柳思聪, 男, 副教授, 博士生导师, 研究方向为遥感光谱探测与多时相变化检测。E-mail: sicong.liu@tongji.edu.cn

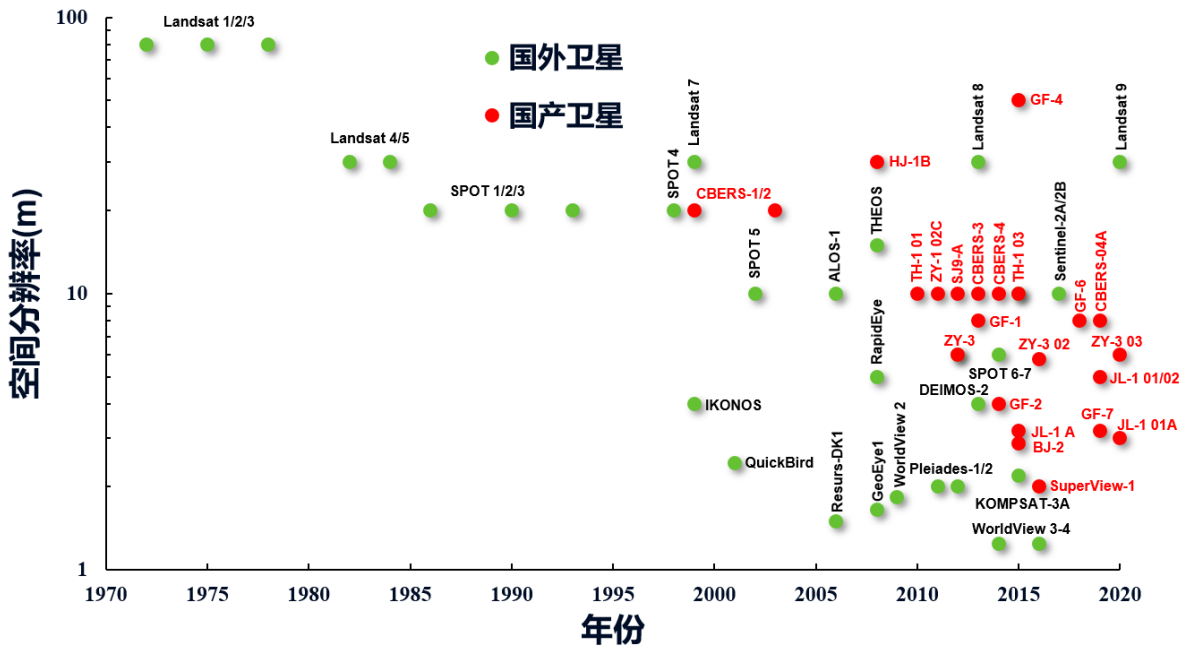


图 1 国内外多光谱遥感卫星发展趋势

Fig. 1 The development trends of the domestic and international popular multispectral remote sensing satellites

36  
37  
38  
39

40 二类变化检测、多类变化检测和时序变化检测（Liu56 用，进而导致实际算法性能的降低和较高漏检、错  
41 等，2019）。其中，异常和二类变化检测主要关注57 检误差的产生（Lu 等，2004；Liu 等，2019；Wen  
42 变化区域的主动探测（定位）问题，多类变化检测58 等，2021）。而机器学习方法的直接引入与应用，  
43 在实现变化区域探测的同时进行变化类型的细分，59 易造成唯方法论的短板，导致检测精度提升快但解  
44 而时序变化检测则主要关注变化时间定位及变化趋60 释性差、与实际地物变化的遥感机理关联性弱、模  
45 势。根据变化检测与样本的结合程度，又可进一步61 型泛化和迁移能力差等问题。因此，针对具体应用  
46 分为无监督、监督和弱监督变化检测三种类型。62 场景和任务需求，如何在充分考虑光谱变化的同时，

47 近三十年来，全球气候变化效应显现和人类活63 引入更多的对象-语义-地学知识支撑，设计出具有强  
48 动的频繁，使得遥感变化检测的需求愈加迫切；同64 解释性、高鲁棒性、高自动化和高精度的变化检测  
49 时，随着空-天-地多平台、多传感器的遥感数据大量65 技术，以有效地发现、识别和描述地表真实变化信  
50 积累（图 1），使得可获取多时相遥感影像的“量”66 息，是目前遥感领域重点关注的热门研究方向之一。

51 和“质”均有显著提升。另一方面，基于中、低分67 本文主要关注机器学习对于多时相遥感变化检  
52 分辨率数据发展起来的传统变化检测技术主要依赖光68 测的影响及演变模式，重点探究传统变化检测方法  
53 谱特征的分析。随着新型传感器数据的涌现和遥感69 在人工智能时代的继承、延续和转型方式，进而剖  
54 数据时-空-谱分辨率的提高，单纯依赖光谱变化的传70 析当前遥感变化检测发展趋势及所面临的新问题与  
55 统方法受到了极大的挑战，难以有效直接迁移与应71 新挑战。

## 72 2 发展阶段与演变趋势

73 人工智能的发展历程中有两个重要的时间节点  
74 点,首先是 20 世纪 80 年代机器学习的快速发展,  
75 再次是 2010 年后深度学习的异军突起。遥感变化检  
76 测自上世纪 70 年代被提出后至今也有五十多年发  
77 展历史,一些学者就其典型历史发展阶段进行了归  
78 纳总结(睦海刚等,2018)。在人工智能理论方法  
79 的影响和参与下,遥感变化检测历经了从传统算法  
80 到智能化算法的跨越式发展,本文梳理总结出其演  
81 变的时间脉络图如图 2 所示。主要可归纳为三个阶  
82 段:数据驱动的变化检测阶段、模型驱动的变化检  
83 测阶段和数据-模型-知识共同驱动的变化检测阶段。

84 **数据驱动的变化检测阶段。**采用传统的影像处  
85 理与分析技术,如波段代数计算、特征变换、指数  
86 提取、分类等进行变化提取。典型的算法主要依赖  
87 于前后时相遥感影像光谱反射率及其衍生指数(如  
88 归一化植被指数等)的比较,包括波段差值法、比  
89 值法、回归分析法、变化矢量分析(CVA)、主成  
90 分变换(PCA)、独立主成分变换(ICA)、分类后  
91 比较法等(佟国峰等,2015;张良培等,2017;Liu  
92 等,2012;Liu 等,2021)。该阶段方法的主要特  
93 点是:1)主要面向中、低分辨率遥感影像,基于独  
94 立像素假设,变化检测过程中较少考虑像素间的空  
95 间相关性;2)多为数据驱动,该阶段的数据通常是  
96 指“小数据”或者是特定类型数据。从数据本身的  
97 物理特性如光谱、反射特性等出发分析图像上的变  
98 化分布规律,因此具有较明确的物理含义;3)未完

99 全使用先验信息,判读解译依赖于专家知识和人工  
100 经验,算法整体性能高度依赖于多时相数据的质量;  
101 同时,受分类精度和变化阈值设定影响显著,易出  
102 现漏检和错检误差累积的现象。

**模型驱动的变化检测阶段。**该阶段吸收和利用  
103 了机器学习、模式识别领域涌现出的优秀算法并应  
104 用于遥感变化检测,主流算法包括结合了人工神经  
105 网络(ANN)、条件随机场(MRF)、决策树(DT)、  
106 随机森林(RF)、支持向量机(SVM)和极限学习  
107 机(ELM)等(睦海刚等,2018;杜培军等,2012;  
108 Khelifi 和 Mignotte,2020)。在机器学习的有力促  
109 进下,通过学习样本和先验知识去促进建模,再由  
110 模型去反向解释数据,从而构建出具有弱人工智能  
111 特点的变化检测方法。其特点在于:1)具备了自动  
112 学习变化模式的能力;2)可以选择和利用已有的先  
113 验知识与样本信息训练模型;3)开始关注和利用邻  
114 域像素及其空间关系信息(Bruzzone 等,2000;  
115 Kasetkasem 等,2002;Liu 等,2017);4)具备对  
116 于隐含特征、潜在知识的表示和推理(Du 等,2014);  
117 5)多种监督策略及组合集成学习(Tan 等,2019;  
118 Roy 等,2014;Du 等,2013;Wang 等 2018)。虽  
119 然对比前一阶段,该阶段方法在智能化和自动化程  
120 度上有了较大提升,但仍存在对于有效样本的学习  
121 不充分、变化特征的提取组合方式单一、信息冗余  
122 及模型的泛化和迁移能力较差等问题,易造成“一  
123 个数据提一种方法”、“一个场景配一种方案”的  
124 瓶颈问题,很大程度上限制了变化检测方法的实际  
125 应用能力及智能化水平。

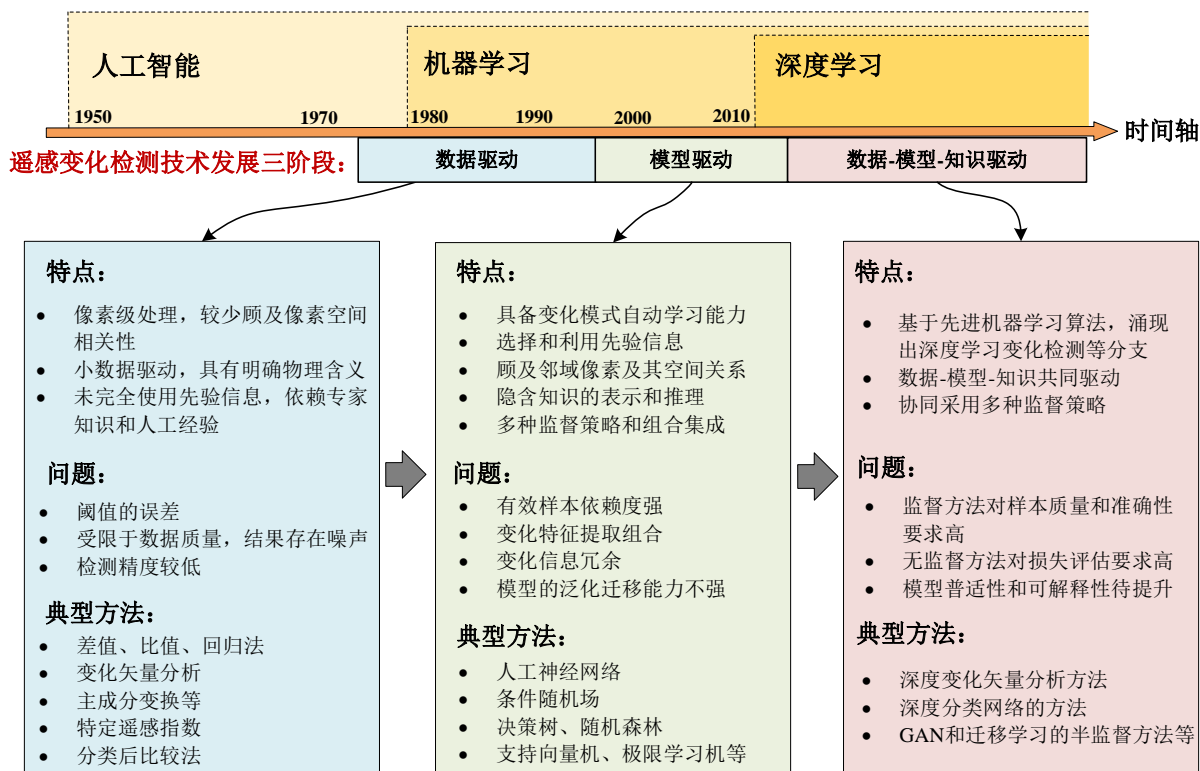


图 2 遥感变化检测伴随人工智能技术发展的时间脉络图

Fig. 2 The evolution timeline of remote sensing change detection methods with the development of artificial intelligence technology

131 **数据-模型-知识驱动的变化检测阶段。**随着先45 识三者共同驱动; 3) 协同采用多种监督策略。虽然  
 132 进机器学习的不断发展, 尤其是深度学习的兴起, 146 在检测性能和精度上有了较大的提升, 但仍存在如  
 133 极大地引领了遥感变化检测的前沿研究 (Shi 等, 147 模型过度依赖于样本的数量和质量, 基于深度学习  
 134 2020; Khelifi 等, 2020; Shafique 等, 2022)。该48 变化检测模型的普适性和物理可解释性相对偏低,  
 135 阶段从数据-模型-知识角度联合驱动变化检测方法49 模型的迁移性和效率不尽人意等难题。

136 的构建, 在变化特征的有效学习、变化模型的稳健  
 137 构建、大数据模式的分析和传统方法的深度化等方

138 面进行了诸多尝试。如基于深度变化矢量分析方法  
 139 (DCVA)、深度分类网络构建方法、生成对抗网  
 140 络 (GAN) 和迁移学习的弱监督方法等 (Saha 等,  
 141 2019; Wang 等, 2019; Yang 等, 2019; Jiang 等,  
 142 2020)。该阶段方法的特点是: 1) 基于先进机器学

143 习算法如集成学习、强化学习、迁移学习、深度学  
 144 习等强大的计算与学习能力; 2) 由数据、模型和知

### 3 传统继承与转型发展

从遥感变化检测过程与先验样本的结合方式所  
 划分的无监督、监督和弱监督三类变化检测方法出  
 发, 探讨遥感变化检测技术的传统继承和转型发展  
 方向, 并分析不同发展阶段的技术方法特点。

#### 3.1 无监督变化检测

无监督变化检测中主要包含两个关键步骤 (如  
 图 3 所示): (1) 多时相影像比较, 构建差异影像,

158 以突出变化信息；(2) 建立变化检测模型，分析差86 衍生方法等，对原始谱段信息进行特征衍生和特征重  
159 异特征并从中提取变化区域 (Liu, 2021)。传统变87 构，以增强高空间分辨率影像中的变化目标表达，提  
160 化差异影像的构造通常采用前后时相影像逐像素的88 升无监督高空间分辨率遥感数据变化检测的有效性  
161 处理方法，如波段差分/比值法、指数差分法、变化89 (Bovolo 等, 2012; Liu 等, 2017; Liu 等, 2019; Liu  
162 矢量分析、距离或者相似性度量法、慢特征分析法90 等, 2021)。针对高光谱影像，层次聚类 and 序列光谱  
163 等 (佃袁勇, 2005; Du 等, 2012; Wu 等, 2014) ；91 变化矢量分析方法，将复杂光谱变化迭代切分至不同  
164 也可基于光谱变换分析提取差异信息，如多元变化92 显著性层级以有效探测不同类型变化 (Liu 等, 2015;  
165 检测 (MAD) 及其迭代加权模型 (IR-MAD) 等93 Liu 等, 2015)。在此基础上进行自适应波段子空间  
166 (Nielsen 等, 1998; Nielsen, 2007)。在此基础上94 选择，使用少数具有代表性和辨别性的波段子集实现  
167 利用阈值分割或聚类方法从差异影像上提取出变化95 与使用全谱段相同的检测效果 (Liu 等, 2017)。此  
168 区域。前者根据差异影像的统计分布特性，如混合96 外，多时相联合光谱解混方法也充分顾及多时相光谱  
169 高斯或者瑞利-莱斯分布，使用人工或者自动化阈值97 变化和不变化端元在单像元内的混合特性，实现亚像  
170 划定出变化和不变化类别 (Zanetti 等, 2015)。经98 素级别的多类变化自动探测与判别，是无监督变化检  
171 典的阈值分割方法如大津法 (Ostu)、199 测发展中值得深入研究的问题 (Liu 等, 2016; Guo  
172 Kittler-Illingworth (KI) 阈值法、最大期望算法和观200 等, 2021)。  
173 窗口变步长阈值搜寻法等 (Bruzzone 等, 2000; Che201 无监督变化检测的另一重要前沿发展趋势是对  
174 等, 2003; Du 等, 2012)。后者主要基于距离或密202 传统方法的深度化，其核心是将人工变化特征提取  
175 度等无监督聚类算法对差异影像进行分类，如利用203 转换为利用深度学习实现的深度特征提取 (如图 3  
176 K 均值聚类、层次光谱聚类等 (Lv 等, 2019; Li204 可选模块所示)。传统方法中的人工特征提取多依  
177 等, 2015)。传统无监督方法主要建立在中低分辨205 赖于先验知识，且通常仅能提取浅层变化特征。而  
178 率遥感影像之上，一般仅针对特定的应用场景，模206 深度无监督变化检测方法能提取潜在的多层变化特  
179 型精度受限于实际数据的质量和场景复杂性，同时207 征，利用预检测出的部分高置信度结果来计算损失  
180 对使用者的经验和技巧有较高要求。208 函数，从而训练出高效的变化检测网络。如深度变

181 随着遥感影像分辨率的提升，延续并突破传统09  
182 无监督变化检测方法在面向高空间分辨率和高光谱10  
183 分辨率数据的局限性是其转型过程中一个重要的发11  
184 展方向。如基于经典压缩变化矢量分析方法 (C<sup>2</sup>VA212  
185 所构建的多尺度形态学和超像素重构方法、空-谱波段13 多尺度动态图卷积网络和基于度量学习的伪标签生成

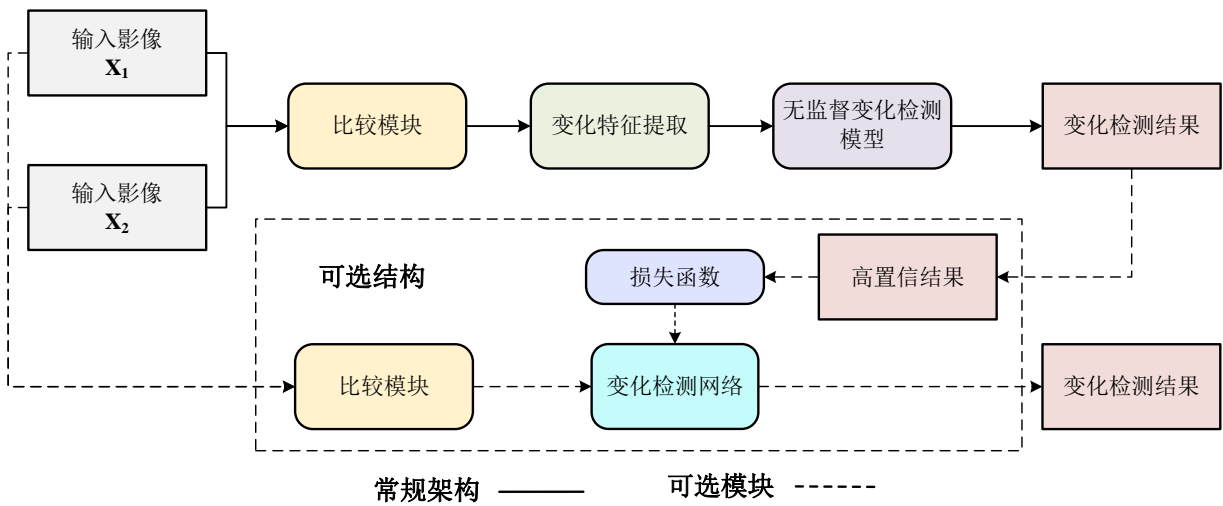


图 3 无监督变化检测技术框架

Fig. 3 The framework of the unsupervised change detection technique

214  
215

216

217

218 机制,以无监督方式完成模型的训练(Tang 等,2022)236 等,2004)。单时相分类误差会传播至多时相变化

219 **3.2 监督变化检测**

237 检测过程,造成误差的累积效应。后者则直接对多

220 早期的监督变化检测技术主要关注的是多时相238 时相数据进行差值或叠加后分类,从而获得完整的

221 遥感影像的像素级分类及检测。发展中期开始利用239 变化检测结果(Soares 等,1994; Nemmour 和

222 像素邻域及上下文信息进行空-谱联合分类,同时也40 Chibani,2006)。但现实中通常极难获得完备的多

223 关注面向对象的变化检测方法。最新发展则是利用241 时相精细变化检测样本,极大地限制了其有效的应

224 深度特征提取进一步优化空间邻域信息的表达,并242 用场景。

225 开始关注场景级的变化检测。243 随着机器学习对于影像特征提取能力的不断提

226 监督变化检测本质上可看作为监督分类问题,244 高,提取除光谱信息外的多维变化特征并融合分类,

227 根据变化信息的生成与比较所处的阶段不同,可分为245 从而实现变化目标的建模与识别,是监督变化检测

228 两大类方法:(1)先分类后检测(或分类后比较)246 技术发展中的一个重要方向。如使用影像不同特征

229 方法;(2)先比较后分类方法,分别如图4(a)和247 (如光谱、空间、纹理、指数因子),构建加权距

230 (b)所示。两类方法架构中通常包含语义标签数据248 离相似度和模糊集融合模型等进行监督变化检测

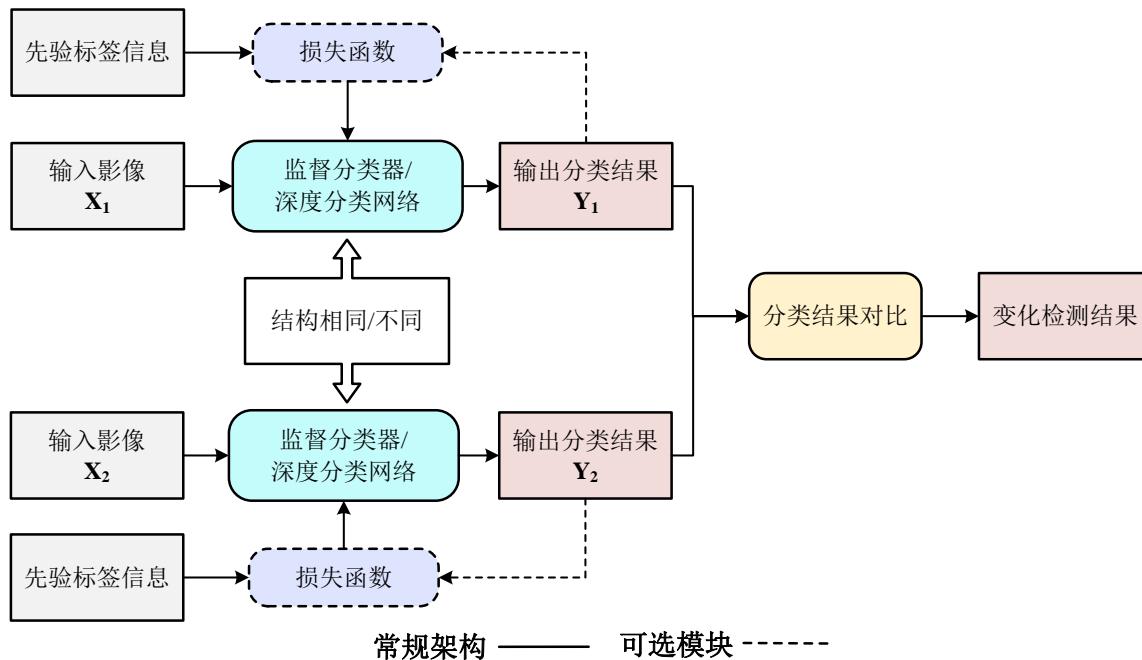
231 输入、分类器选择和变化提取三个主要步骤。对于249 (杜培军等,2012);分别提取邻域-对象-场景级的

232 前者来说,传统方法主要依赖原始光谱数据的分类250 特征以捕获不同层次的变化空间信息,经特征降维

233 后比较,其优势在于可以提供详尽的变化类别迁移251 融合后利用分类器进行变化检测(Wang 等,2020)。

234 (“from-to”)信息,但受限于单期遥感影像分类252 其中,不同分类器如SVM、ELM、最邻近分类器

235 精度(检测精度近似于双时相分类精度的乘积)(Lu253 (KNN)等(Volpi 等,2013; Wang 等,2018)也

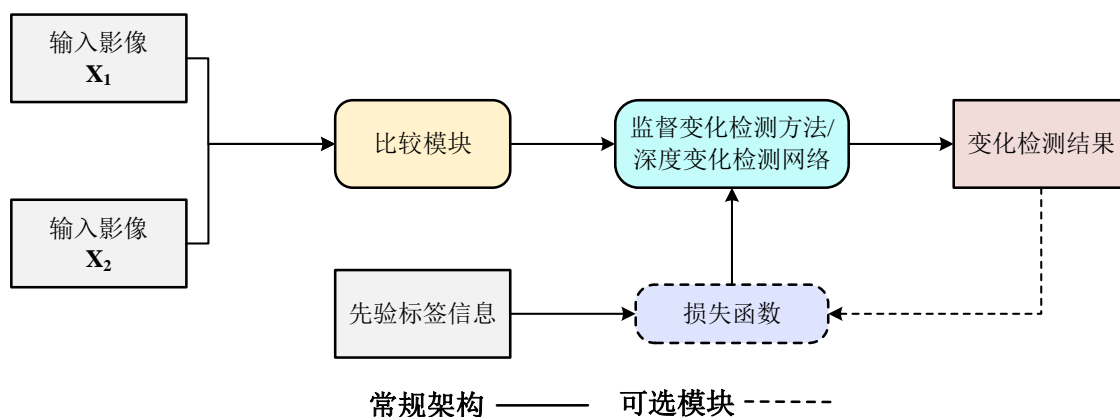


254  
255

256

(a) 先分类后检测框架

(a) The framework of post-classification comparison



257  
258

259

260

261

262

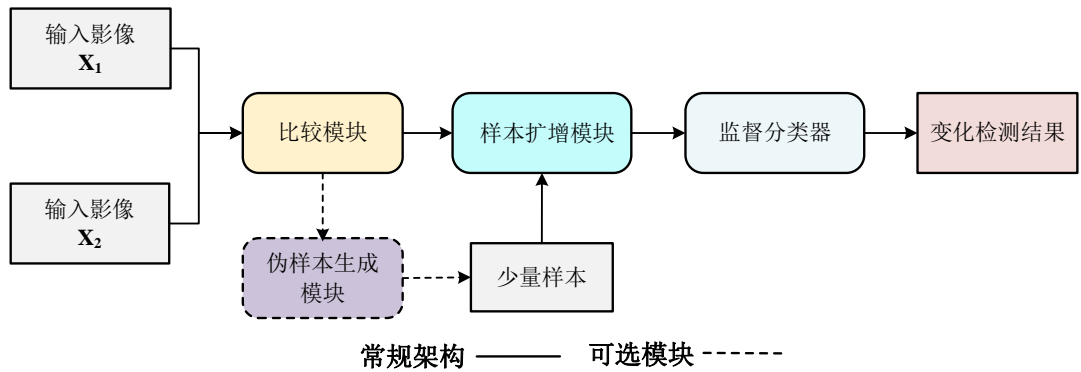
(b) 先比较后分类框架

(b) The framework of direct classification after comparison

图 4 两种监督变化检测技术框架

Fig. 4 Two frameworks of supervised change detection techniques

263 分别展现了其在变化检测应用中的适用性与有效268 据理论 (D-S)、模糊积分等 (Du 等, 2013; Feng  
264 性。在单分类器结果的基础上, 充分利用机器学习269 等, 2018; Wang 等, 2018; Tan 等, 2019)。利用  
265 中的集成学习等先进理论方法, 可实现有效的特征270 监督分类后的类别概率变化进行变化矢量分析判断  
266 互补和决策融合, 从而进一步提升变化检测的精度271 变化, 在监督与无监督方法的集成使用上也进行了  
267 降低漏检和虚检误差, 如使用旋转森林 (RoF)、证272 有益的探索 (Chen 等, 2011; Chen 等, 2012)。



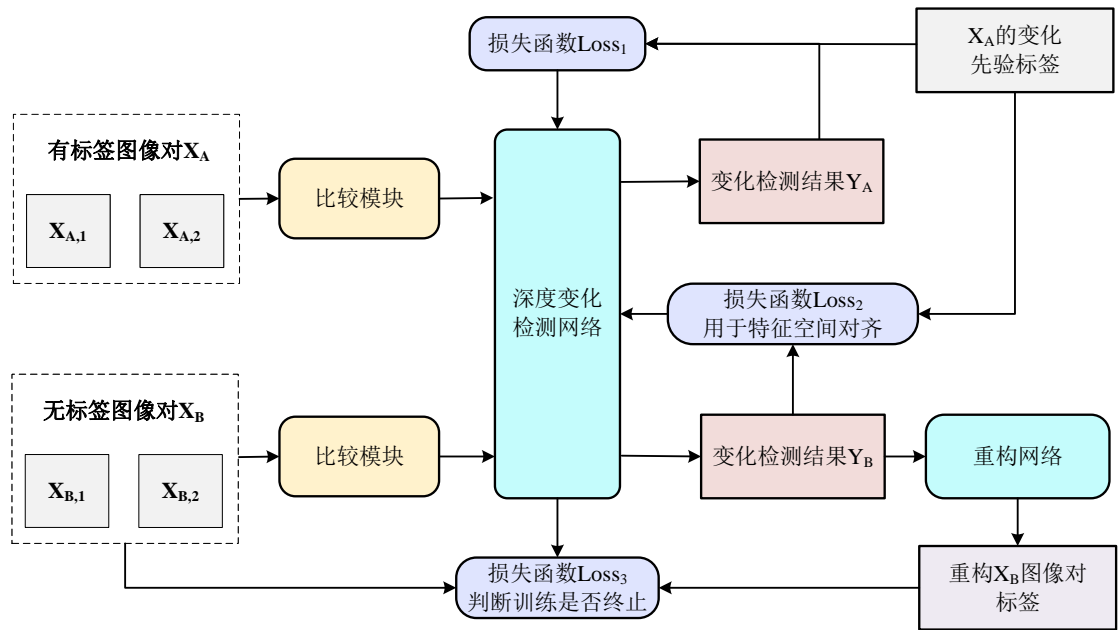
273

274

275

图 5 传统弱监督变化检测技术框架

Fig. 5 The framework of traditional weakly-supervised change detection technique



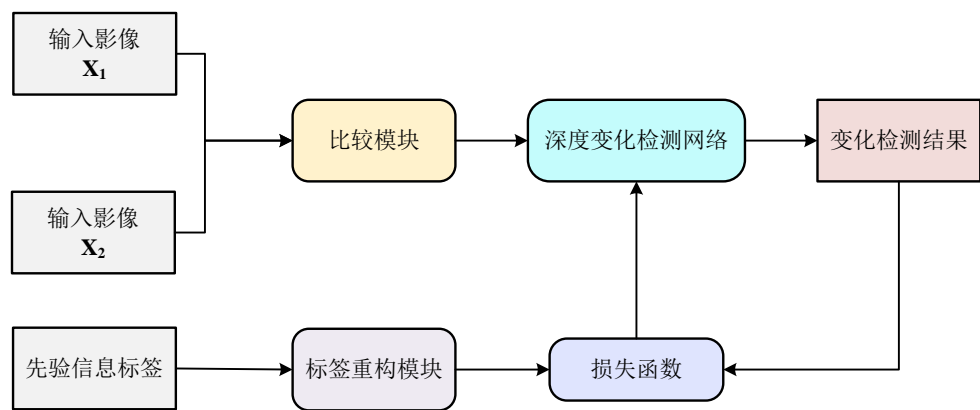
276

277

278

(a) 不完全监督的变化检测

(a) The incomplete-supervised change detection



279

280

281

282

283

(b) 不确切/不精确监督的变化检测

(b) The inexact and inaccurate-supervised change detection

图 6 两种弱监督深度变化检测技术框架

Fig. 6 Two frameworks of weakly supervised deep change detection techniques



284 此外, 具有更高语义层面的场景变化检测方法相继13  
285 被提出并逐渐得到关注, 从而更好地描述场景对的14  
286 多时相变化并分析地表类别迁移 (Wu 等, 2017) 315  
287 同样在深度学习的影响下, 传统监督变化检测16  
288 方法也开始逐渐走向深度化。对于先分类后检测方17  
289 法来说, 深度学习网络可对单时相影像提取多层、318  
290 多尺度的深度特征并用于分类, 再比较分类结果从19  
291 而定位检测出变化 (如图 4 (a))。该类方法如基20  
292 于注意力度量的深度网络 (DSAMNet), 使用多个321  
293 ResNet 模块提取多尺度深度特征并集成注意力模块22  
294 来增强特征提取的性能 (Shi 等, 2022); 基于双时323  
295 相语义推理网络 (Bi-SRNet) 变化检测模型, 利用24  
296 CNN 的跨时相语义推理注意力模块, 增强了两时相25  
297 预测图的语义一致性 (Ding 等, 2022)。对于先比26  
298 较后分类方法来说, 首先对输入的双时相遥感影像生27  
299 成初始变化差异特征, 再利用深度检测网络实现深度28  
300 变化特征的提取与检测 (见图 4 (b))。如基于光29  
301 谱-空间注意机制的孪生神经网络 (SSA-SiamNet) 和30  
302 基于语义分段编码器-解码器体系结构的变化检测方31  
303 法等 (Wang 等, 2022; Peng 等, 2019)。 332

### 304 3.3 弱监督变化检测 333

305 弱监督变化检测方法是為了克服先验标签信息34  
306 不足而产生的, 其核心在于引入未标记信息, 并且35  
307 结合使用有限的可靠先验信息, 两者共同参与获得36  
308 变化检测结果。在机器学习和深度学习尚未被完全37  
309 引入变化检测之前, 传统的弱监督变化检测方法实38  
310 质上仍是监督型变化检测 (技术框架如图 5 所示) 339

311 但关注点在于样本的生成、筛选、过滤以及标签强40  
312 化等。如一种半监督变化检测框架, 将光谱变化矢41  
量特征投影至二维极坐标域, 实现多类变化检测伪  
训练样本的生成与扩增 (Liu 等, 2017)。改进分类  
器使其适用于小样本或者样本质量差的半监督变化  
检测任务, 如基于支持向量域 (SVD) 的变化检测  
方法和半监督支持向量机 (S<sup>3</sup>VM) 方法, 采用半监  
督学习算法在定义变化与不变样本间的决策边界时  
逐步考虑未标记样本等 (Bovolo 等, 2008; Bovolo  
等, 2010)。此外, 利用主动学习和迁移学习, 通  
过将样本迭代迁移, 促进初始样本下的分类性能,  
进而提升变化检测的精度 (Demir 等, 2013; Tong  
等, 2020)。

弱监督变化检测方法在其发展过程中, 受到机  
器学习特别是深度学习的影响, 传统模型在走向深  
度化的过程中演变出了两种典型架构 (图 6)。一  
种是基于不完全监督的深度变化检测架构 (如图 6  
(a)), 其关键步骤包括: 深度变化检测网络、特  
征空间对齐和重构网络的构建。该架构中有标签和  
无标签的训练数据分两路交替训练, 经过变化检测  
网络后不同标签类型获得的结果精度评价标准不一  
致, 所以需要额外使用一个损失函数 (Loss<sub>2</sub>) 协助  
特征空间对齐。重构网络和决定训练是否终止的损  
失函数 (Loss<sub>3</sub>) 的定义与构建, 也是影响最终检测  
精度的关键之一。该架构的主要特点在于只需部分  
有良好标签的数据, 因此普适性较高、可跨数据集  
使用。目前使用该架构的方法如结合强化学习、迁  
移学习和生成式对抗网络等 (Jiang 等, 2020; Jiang  
等, 2022)。

另一种是基于不精确和不确切监督的深度变化  
检测方法 (如图 6 (b) 所示), 包含了初步变化提

342 取比较模块、深度变化检测网络以及标签重构模块 370  
343 其中关键步骤在于深度变化检测网络的构建以及标 371  
344 签重构。其中标签重构产生的误差会传递给变化检 372  
345 测模块并最终影响检测精度。现有方法在研究标签数 373  
346 据的利用和未标记数据的信息挖掘方面做了相关尝 374  
347 试。如基于迁移深度学习的变化检测方法，在预训练 375  
348 阶段对带标签数据的变化检测和未标记目标数据的重 376  
349 构，实现了两类数据的特征分布对齐 (Yang 等, 2019) 377  
350 基于生成对抗网络的弱监督卷积变化检测网络，首先 378  
351 将标记数据和未标记数据输入分割网络生成初始预测 379  
352 结果并计算熵图，然后采用两个鉴别器来增强标记数 380  
353 据和未标记数据之间的特征分布一致性，有效挖掘出 381  
354 未标记数据潜力 (Peng 等, 2021)。

## 355 4 挑战与展望

356 在遥感大数据和人工智能时代背景下，先进机 385  
357 器学习和深度学习的引入，促使传统遥感变化检测 386  
358 的精度、效率以及自动化程度均具有了大幅提升。 387  
359 但面对多源异构的遥感数据和复杂多变的应用场景 388  
360 时，变化检测在数据、模型和应用层面上依旧面临 389  
361 诸多问题与挑战。

### 362 4.1 数据层面：多源异构大数据的集成与处理

363 **异构数据集成的挑战：**传统变化检测方法主要 382  
364 依赖于同源同质遥感数据的处理，尤其是来源于同 383  
365 一传感器、获取于相近季节条件和高质量成像参数 384  
366 的数据，但是如此高约束的时序影像在现实中通常 385  
367 难以获取。多源异构或称之为多模态变化检测能克 386  
368 服以上限制，允许利用来自于不同传感器、不同分 387  
369 辨率甚至是不同维度的数据 (如光学、SAR、LiDAR、

GIS 等)，但需着重考虑不同域、不同统计分布及  
图像间不一致的类别标签等，尤其是利用不同类型  
传感器数据时，其测量的不同物理量不可直接拿来  
比较等问题 (Luppino 等, 2019)。现有该方向上的  
工作面向的遥感传感器类型及数据规模都相对有  
限，以小尺度、有限源、双时相的遥感影像为主，  
对于多源异构、大尺度变化检测研究甚少。因此，  
如何解决多模态数据的协同分析处理难题，有效地  
抑制或消除异构数据导致的时-空-谱信息表达不一  
致性，既是今后变化检测研究中一个重要的研究方  
向，也是面临的一项重要挑战。

#### **高精度预处理的挑战：**高精度预处理是多时相

382 遥感变化检测的重要前提，主要包括辐射校正、大  
383 气校正、几何校正、物候归一化、图像增强、图像  
384 配准、时空融合等步骤。传统变化检测通常是针对  
385 两幅同源同分辨率影像进行的预处理，而多源异构  
386 遥感数据的输入则极大地增加了预处理的难度，如  
387 考虑多源数据的特征匹配、多分辨率影像的高精度  
388 校正和配准等 (Han 等 2014)。此外，因影像空间  
389 分辨率及数据质量的提升，不可避免地引入如光照、  
390 地形、阴影等成像环境所造成的伪变化。如何实现  
391 多源异构数据的高精度预处理，有效消除成像环境  
392 差异导致的伪变化信息，保留地表真实变化信息，  
393 是今后变化检测研究中亟需关注的重点问题之一。

#### **多维变化提取融合的挑战：**虽然图像融合技术

394 已相对成熟，但对于异源、异质甚至异维的遥感影  
395 像而言，数据本身存在巨大的本质及语义鸿沟，目  
396 前仍未具备有效的理论技术方案以满足其高效融合  
397 的需求。对于异构数据而言，特征级融合更容易集  
398

399 成和处理来自多平台、多传感器、多角度的影像信27  
400 息（李树涛等，2021）。而传统变化检测处理主要28  
401 基于对地观测的二维影像，随着多角度光学卫星立29  
402 体观测、激光测高、InSAR 数据处理的广泛深入，430  
403 将促使遥感变化检测从二维走向三维，实现多维度31  
404 的变化目标描述。因此，如何构建跨越数据语义鸿32  
405 沟的多维变化提取与融合方法，实现更为立体化、433  
406 多样化的变化专题信息提取，是需要重点关注的又34  
407 一研究方向。435

## 408 4.2 模型层面：智能化变化检测模型

409 当前大部分无监督算法研究仍只关注二类变化  
410 检测问题，对于多类变化检测问题中类别数目的自  
411 动确定、多类变化的特征表达和深度建模分析等仍  
412 处于起步探索阶段（Liu 等，2019）。尤其在大范围  
413 地理区域、复杂地表类别等变化检测场景中，极易  
414 出现变化类型的显著性不一、数量不均衡、受伪变  
415 化影响大等问题。如何利用无监督的方式有效捕获  
416 多类变化特征，以此建立不同时相数据之间的变化

417 表征，综合考虑数据-模型的强耦合关联关系，以提  
418 升无监督模型在跨数据源、跨场景上的鲁棒性，将  
419 是今后无监督自动变化检测研究中的重点和难点。447

420 虽然监督和弱监督变化检测方法可以提供详细  
421 的变化转移信息，但算法需要充分的高质量先验样  
422 本作为支撑，而完备的多时相变化先验知识在现实  
423 中通常难以有效获取（Khelifi 和 Mignotte，2020）451  
424 虽然端到端的监督和弱监督深度变化检测模型研究  
425 取得了一定的进展，但高效的样本生成机制与深度  
426 检测网络的耦合作用机制仍不明确。特别面向跨时454

相、跨场景、跨要素时的样本缺失、样本不精确等  
问题时，仍无行之有效的解决方案。未来研究中，  
一方面应考虑如何构建自动化的样本学习和扩增方  
式以减少人工标注，同时采用迁移学习、主动学习、  
强化学习等多种手段提高高质量标注数据或者变化  
特征的获取，以有效解决小样本、不平衡样本、不  
精确样本下的变化检测难题。另一方面需要探索非  
监督与监督变化检测的有效结合方式，特别是如何  
将两者优势特点充分体现在深度网络架构设计中，  
协同实现复杂地表变化的高精度建模。

437 因此，未来的变化检测方法构建需考虑“数据-  
438 模型-知识”三者耦合驱动下的新模型，从“小数据”  
439 向“大数据”延伸，从物理模型和算法模型分离到  
440 两者耦合关联，从本领域知识拓展至跨领域知识驱  
441 动。重点突破模型的物理可解释性、泛化及迁移能  
442 力，解决在无样本、少样本和有样本场景下的智能  
443 化检测应用难题。

## 444 4.3 应用层面：高可信变化检测应用

445 尽管基于人工智能的遥感影像变化检测技术在  
性能上比传统模型有较大提升，但是目前研究仍只  
停留在模型设计层面，存在只针对特定数据、面向  
小场景应用等明显缺陷。同时，在现实大多数应用  
场景中，需要优先考虑变化漏检率的抑制，并在此  
基础上提升模型对于错检率的有效判别。但模型应  
用的效率和精度与实际精细化检测应用需求相比还  
存在较大差距，特别是以应用驱动的智能、高可  
信变化检测成功案例少之甚少。在物联网、云计算、  
大数据等背景下，遥感变化检测将是一种不断完善

455 社会服务、以需求为导向性质的技术，如何将其真  
456 正应用落地（如智慧农业、智慧城市、智慧海洋）  
457 是值得认真思考和待解决的问题，而不只是局限于  
458 单一算法模型精度的不断提升。

459 因此，面向高水平的变化检测应用需要重点考  
460 虑如下几点：（1）构建面向多源多模态数据的算法  
461 模型，提升模型在跨区域、跨要素、跨数据集上的  
462 泛化能力与应用水平；（2）打破常规双时相、多时  
463 相固定输入及在小数据、小场景上的限制，实现时  
464 相域上近实时和长时序、空间域上大范围、大场景  
465 的变化检测应用；（3）打通“要素-对象-场景-功能”

466 的变化检测应用，实现复杂场景下“变化检测”到  
467 “变化解释”的跨越；（4）将传统意义上的本地单  
468 机化检测处理迁移至云计算平台（如 Google Earth  
469 Engine 等），以有效降低数据存储和计算成本，促  
470 使低成本、大尺度、长时序、高性能的“云”变化  
471 检测应用成为可能。

## 472 5 结论

473 本文以光学遥感影像变化检测问题为例，回顾  
474 了人工智能时代背景下多时相遥感影像变化检测技  
475 术的转型和发展趋势。在机器学习的深度参与和影  
476 响下，遥感变化检测技术从数据驱动正迈向数据-模  
477 型-知识的耦合驱动，从简单的人工特征提取走向智  
478 能化的深度特征表达，从样本信息的未充分利用走  
479 向更为精准的样本学习与反馈，从简单变化检测任  
480 务走向更为复杂的多源、多类、多场景、多时序应  
481 用任务。此外，通过深入剖析当前变化检测技术仍  
482 面临的来自于数据、模型和应用层面的挑战，重点

需突破模型的物理可解释性、泛化及迁移能力、跨  
数据-跨场景-跨领域应用水平等关键问题。展望未  
来，多模态遥感变化检测、有效样本学习策略与模  
型耦合、非监督与监督模型组合、高可信和智能化  
变化检测服务、云平台变化检测应用等将是今后可  
关注的重要发展趋势和热点研究主题。

致 谢 感谢意大利特伦托大学 Lorenzo

Bruzzone 教授的意见和建议。感谢研究生谈瑞、赵  
慧对于相关文献资料的搜集整理工作。

## 参考文献(References)

- Bovolo F, Bruzzone L, and Marconcini M. 2008. A Novel Approach to Unsupervised Change Detection Based on a Semisupervised SVM and a Similarity Measure. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(7):2070-2082. [DOI: 10.1109/TGRS.2008.916643]
- Bovolo F, Camps-Valls G and Bruzzone L. 2010. A support vector domain method for change detection in multitemporal images. *Pattern Recognition Letters*, 31(10): 1148-1154. [DOI: 10.1016/j.patrec.2009.07.002]
- Bovolo F, Marchesi S and Bruzzone L. 2012. A Framework for Automatic and Unsupervised Detection of Multiple Changes in Multitemporal Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(6): 2196-2212. [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2171493]
- Bruzzone L and Prieto D F. 2000. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(3): 1171-1182. [DOI: 10.1109/36.843009]
- Chen J, Gong P., He C, Pu R. and Shi P. 2003. Land-use/land-cover change detection using improved change-vector analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(4), 369-379. [DOI: 10.14358/PERS.69.4.369]
- Chen J, Chen X, Cui X and Chen J. 2011. Change Vector Analysis in Posterior Probability Space: A New Method for Land Cover

- 517 Change Detection, *IEEE Geoscience and Remote Sensing* 557  
518 *Letters*, 8(2): 317-321. [DOI: 10.1109/LGRS.2010.2068537] 558  
519 Chen X H, Chen J, Shi Y S and Yasushi Yamaguchi. 2012. A 559  
520 automated approach for updating land cover maps based on 560  
521 integrated change detection and classification methods. *ISPRS* 561  
522 *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71: 86-95 562  
523 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.05.006] 563  
524 Coppin P, Jonckheere I, Nackaerts K, Muys B and Lambin E. 2004. 564  
525 Review Article Digital change detection methods in ecosystem 565  
526 monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* 566  
527 25(9): 1565-1596. [DOI: 10.1080/0143116031000101675] 567  
528 Dalponte M, Jucker T, Liu S C, Frizzera L and Gianelle D. 2019. 568  
529 Characterizing forest carbon dynamics using multi-temporal 569  
530 lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 224: 412-420. 570  
531 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.018] 571  
532 Demir B, Bovolo F and Bruzzone L. 2013. Updating Land-Cover 572  
533 Maps by Classification of Image Time Series: A Novel 573  
534 Change-Detection-Driven Transfer Learning Approach. *IEEE* 574  
535 *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(1): 575  
536 300-312. [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2195727] 576  
537 Dian Y Y. 2005. Research on change detection based on remote 577  
538 sensing image. Wuhan University. (佃袁勇. 2005. 基于遥感 578  
539 影像的变化检测研究. 武汉大学) 579  
540 Ding L, Guo H T, Liu S C, Mou L T, Zhang J and Bruzzone L. 2022. 580  
541 Bi-Temporal Semantic Reasoning for the Semantic Change 581  
542 Detection in HR Remote Sensing Images. *IEEE Transactions* 582  
543 *on Geoscience and Remote Sensing*, 1-1. [DOI: 583  
544 10.1109/TGRS.2022.3154390] 584  
545 Du B, Ru L X, Wu C and Zhang L P. 2019. Unsupervised Deep 585  
546 Slow Feature Analysis for Change Detection in 586  
547 Multi-Temporal Remote Sensing Images. *IEEE Transactions* 587  
548 *on Geoscience and Remote Sensing*, 57(12): 9976-92. [DOI: 588  
549 10.1109/TGRS.2019.2930682] 589  
550 Du P J, Liu S C, Liu P, Tan K and Cheng L. 2014. Sub-pixel Change 590  
551 Detection for Urban Land-Cover Analysis Via Multi-Temporal 591  
552 Remote Sensing Images, *Geo-spatial Information Science*, 592  
553 17(1):26-38. [DOI: 10.1080/10095020.2014.889268] 593  
554 Du P J and Liu S C. 2012. Change detection from multi-temporal 594  
555 remote sensing images by integrating multiple features. 595  
556 *Journal of Remote Sensing*, 16(4): 663-677. (杜培军, 柳思聪. 596  
2012. 融合多特征的遥感影像变化检测. *遥感学报*, 16(4):  
663-677). [DOI: 10.11834/jrs.20121168]  
Du P J, Liu S C and Zheng H. 2012. Land cover change detection  
over mining areas based on support vector machine. *Journal of*  
*China University of Mining and Technology*, 41(2): 262-267.  
(杜培军, 柳思聪, 郑辉. 2012. 基于支持向量机的矿区土地  
覆盖变化检测. *中国矿业大学学报(自然科学版)*, 41(2):  
262-267)  
Du P J, Liu S C and Tan K. 2012. Rapid monitoring of japan  
earthquake-triggered tsunami disaster based on a fusion of  
multiple features derived from HJ small satellite images.  
*Science and Technology Review*, 30(40): 31-36. (杜培军, 柳  
思聪, 谭琨. 2012. 国产 HJ 小卫星遥感影像多特征融合用于  
日本海啸灾情快速监测. *科技导报*, 30(04), 31-36.) [DOI:  
10.3981/j.issn.1000-7857.2012.04.003]  
Du P J, Liu S C, Gamba P, Tan K and Xia J. 2012. Fusion of  
Difference Images for Change Detection over Urban Areas.  
*IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth*  
*Observations and Remote Sensing*, 5(4): 1076-86. [DOI:  
10.1109/JSTARS.2012.2200879]  
Du P J, Liu S C, Xia J S, Zhao Y D. 2013. Information Fusion  
Techniques for Change Detection from Multi-Temporal  
Remote Sensing Images. *Information Fusion*, 14(1):19-27,  
2013. [DOI: 10.1016/j.inffus.2012.05.003 ]  
Feng W Q, Sui H G, Tu J H, Huang W M, Xu C and Sun K M. 2018.  
A Novel Change Detection Approach for Multi-Temporal  
High-Resolution Remote Sensing Images Based on Rotation  
Forest and Coarse-to-Fine Uncertainty Analyses. *Remote*  
*Sensing*, 10(7): 1015. [DOI: 10.3390/rs10071015]  
Guo Q L, Zhang J P, Zhong C X, Zhang Y. 2021. Change Detection  
for Hyperspectral Images Via Convolutional Sparse Analysis  
and Temporal Spectral Unmixing. *IEEE Journal of Selected*  
*Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14:  
4417-4426. [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3074538]  
Han Y, Byun Y. 2014. Automatic and accurate registration of VHR  
optical and SAR images using a quadtree structure.  
*International Journal of Remote Sensing*, 36(9): 2277-2295.  
[DOI: 10.1080/01431161.2015.1030046]  
Jiang F L, Gong M G, Zhan T and Fan X L. 2020. A Semisupervised  
GAN-Based Multiple Change Detection Framework in

597 Multi-Spectral Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing* 636  
598 *Letters*, 17(7): 1223-7. [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2941318] 637

599 Jiang X, Li G, Zhang X P and He Y. 2022. A Semisupervised 638  
600 Siamese Network for Efficient Change Detection in 639  
601 Heterogeneous Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on* 640  
602 *Geoscience and Remote Sensing*, 60: 1-18. [DOI: 641  
603 10.1109/TGRS.2021.3061686] 642

604 Kasetkasem T and Varshney P K. 2002. An image change detection 643  
605 algorithm based on Markov random field models. *IEEE* 644  
606 *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(8) 645  
607 1815-1823. [DOI: 10.1109/TGRS.2002.802498] 646

608 Khelifi L and Mignotte M. 2020. Deep Learning for Change 647  
609 Detection in Remote Sensing Images: Comprehensive Review 648  
610 and Meta-Analysis. *IEEE Access*, 8: 126385-400. [DOI: 649  
611 10.1109/ACCESS.2020.3008036] 650

612 Li S T, Li C Y and Kang X D. 2021. Development status and future 651  
613 prospects of multi-source remote sensing image fusion 652  
614 *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 148-66. (李树涛, 李 653  
615 聪好, 康旭东. 2021. 多源遥感图像融合发展现状与未来展 654  
616 望. *遥感学报*, 25(1): 148-166) [DOI: 10.11834/jrs.20210259] 655

617 Liu S C, Bruzzone L, Bovolo F, Du P J. 2012. Unsupervised 656  
618 hierarchical spectral analysis for change detection in 657  
619 hyperspectral images. 4th workshop on hyperspectral image 658  
620 and signal processing: evolution in remote sensing, 1-4. [DOI: 659  
621 10.1109/WHISPERS.2012.6874245] 660

622 Liu S C, Bruzzone L, Bovolo F, Zanetti M and Du P J. 2015. 661  
623 Sequential Spectral Change Vector Analysis for Iteratively 662  
624 Discovering and Detecting Multiple Changes in Hyperspectral 663  
625 Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote* 664  
626 *Sensing*, 53(8): 4363-78. [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2396686] 665

627 Liu S C, Bovolo F, Bruzzone L, Du Q and Tong X H. 2021. 666  
628 Unsupervised Change Detection in Multitemporal Remote 667  
629 Sensing Images. In *Change Detection and Image Time Series* 668  
630 *Analysis 1*, 1-34. [DOI: 10.1002/9781119882268.ch1] 669

631 Liu S C, Chi M, Zou Y, Samat A, Benediktsson J A and Plaza A. 670  
632 2017. Oil Spill Detection via Multitemporal Optical Remote 671  
633 Sensing Images: A Change Detection Perspective. *IEEE* 672  
634 *Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(3): 324-8. [DOI: 673  
635 10.1109/LGRS.2016.2639540] 674

Liu S C, Du Q, Tong X H, Samat A and Bruzzone L. 2019. 675  
Unsupervised Change Detection in Multispectral Remote 676  
Sensing Images via Spectral-Spatial Band Expansion. *IEEE*  
*Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and*  
*Remote Sensing*, 12(9): 3578-87. [DOI:  
10.1109/JSTARS.2019.2929514]

Liu S C, Du Q, Tong X H, Samat A, Bruzzone L and Bovolo F. 2017. 677  
Multiscale Morphological Compressed Change Vector 678  
Analysis for Unsupervised Multiple Change Detection. *IEEE* 679  
*Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and* 680  
*Remote Sensing*, 10(9): 4124-37. [DOI: 681  
10.1109/JSTARS.2017.2712119]

Liu S C, Du Q, Tong X H, Samat A, Pan H Y and Ma X L. 2017. 682  
Band Selection-Based Dimensionality Reduction for Change 683  
Detection in Multi-Temporal Hyperspectral Images. *Remote* 684  
*Sensing*, 9(10): 1008. [DOI: 10.3390/rs9101008]

Liu S C, Marinelli D, Bruzzone L and Bovolo F. 2019. A Review of 685  
Change Detection in Multitemporal Hyperspectral Images: 686  
Current Techniques, Applications, and Challenges. *IEEE* 687  
*Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(2): 140-58. [DOI: 688  
10.1109/MGRS.2019.2898520]

Liu S C, Tong X H, Bruzzone L and Du P J. 2017. A novel 689  
semisupervised framework for multiple change detection in 690  
hyperspectral images. 2017 *IEEE International Geoscience and* 691  
*Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 23-28. [DOI: 692  
10.1109/IGARSS.2017.8126922]

Liu S C, Bruzzone L, Bovolo F and Du P J. 2015. Hierarchical 693  
Unsupervised Change Detection in Multitemporal 694  
Hyperspectral Images. *IEEE Transactions on Geoscience and* 695  
*Remote Sensing*, 53(1): 244-260. [DOI: 696  
10.1109/TGRS.2014.2321277]

Liu S C, Bruzzone L, Bovolo F and Du P J. 2016. Unsupervised 697  
Multitemporal Spectral Unmixing for Detecting Multiple 698  
Changes in Hyperspectral Images. *IEEE Transactions on* 699  
*Geoscience and Remote Sensing*, 54(5): 2733-2748. [DOI: 700  
10.1109/TGRS.2015.2505183]

Lu D, Mausel P, Brondízio E and Moran E. 2004. Change detection 701  
techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12): 702  
2365-401. [DOI: 10.1080/0143116031000139863]

Luppino L T, Bianchi F M, Moser G and Anfinsen S N. 2019. 703  
Unsupervised Image Regression for Heterogeneous Change 704

677 Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote* 718  
678 *Sensing*, 57(12): 9960-75. [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2930348] 719  
679 10.1109/TGRS.2019.2930348] 720 Shafique A, Cao G, Khan Z, Asad M and Aslam M. 2022. Deep  
680 Lv Z, Liu T, Shi C, Benediktsson J A and Du H. 2019. Novel Land 721  
681 Cover Change Detection Method Based on k-Means Clustering 722  
682 and Adaptive Majority Voting Using Bitemporal Remote 723  
683 Sensing Images. *IEEE Access*, 7: 34425-34437. [DOI: 724  
684 10.1109/ACCESS.2019.2892648] 725 Shi Q, Liu M X, Li S C, Liu X P, Wang F and Zhang L P. 2022. A  
685 Nemmour H, Chibani Y. 2006. Multiple support vector machines 726  
686 for land cover change detection: An application for mapping 727  
687 urban extensions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and* 728  
688 *Remote Sensing*, 61(2): 125-133. [DOI: 729  
689 10.1016/j.isprsjprs.2006.09.004] 730 Shi W Z, Zhang M, Zhang R, Chen S X and Zhan Z. 2020. Change  
690 Nielsen A A, Conradsen K and Simpson J J. 1998. Multivariate 731  
691 Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in 732  
692 Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to 733  
693 Change Detection Studies. *Remote Sensing of Environmen* 734  
694 *t*, 64(1): 1-19. [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00162-4] 735  
695 Nielsen A A. 2007. The Regularized Iteratively Reweighted MA 736  
696 Method for Change Detection in Multi- and Hyperspectra 737  
697 Data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(2): 463-478 738  
698 [DOI: 10.1109/TIP.2006.888195] 739 Soares V P and Hoffer R M, 1994. Eucalyptus forest change  
699 Pekel JF, Cottam A, Gorelick N. et al. 2016. High-resolution 740  
700 mapping of global surface water and its long-term changes 741  
701 *Nature*, 540(7633): 418–422. [DOI: 10.1038/nature20584] 742  
702 Peng D F, Bruzzone L, Zhang Y J, Guan H Y, Ding H Y and Huang 743  
703 X. 2021. SemiCDNet: A Semisupervised Convolutional Neural 744  
704 Network for Change Detection in High Resolution 745  
705 Remote-Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience* 746  
706 *and Remote Sensing*, 59(7): 5891-906. [DOI: 747  
707 10.1109/TGRS.2020.3011913] 748  
708 Peng D F, Zhang Y J and Guan H Y. 2019. End-to-End Change 749  
709 Detection for High Resolution Satellite Images Using 750  
710 Improved UNet++. *Remote Sensing*, 11(11): 1382. [DOI: 751  
711 10.3390/rs11111382] 752  
712 Roy M, Ghosh S and Ghosh A. 2014. A novel approach for change 753  
713 detection of remotely sensed images using semi-supervised 754  
714 multiple classifier system. *Information Sciences*, 269: 35-47. 755  
715 [DOI: 10.1016/j.ins.2014.01.037] 756  
716 Saha S, Bovolo F and Bruzzone L. 2019. Unsupervised Deep 757  
717 Change Vector Analysis for Multiple-Change Detection in  
VHR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote*  
*Sensing*, 57(6): 3677-93. [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2886643]  
Deep Learning-Based Change Detection in Remote Sensing Images:  
A Review. *Remote Sensing*, 14(4): 871. [DOI:  
10.3390/rs140408-71]  
A Deeply Supervised Attention Metric-Based Network and an  
Open Aerial Image Dataset for Remote Sensing Change  
Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote*  
*Sensing*, 60: 1-16. [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3085870]  
Change Detection Based on Artificial Intelligence: State-of-the-Art  
and Challenges. *Remote Sensing*, 12(10): 1688. [DOI:  
10.3390/rs12101688]  
Review Article Digital change detection techniques  
using remotely-sensed data. *International Journal of Remote*  
*Sensing*, 10(6): 989-1003. [DOI:  
10.1080/01431168908903939]  
Eucalyptus forest change  
classification using multi-data landsat TM data. in *Proc. SPIE*,  
281–291. [10.1117/12.200769]  
Song X P, Hansen M C, Stehman S V, Potapov P V, Tyukavina A,  
Vermote E F and Townshend J R. 2018. Global land change  
from 1982 to 2016. *Nature*, 560(7720): 639-43. [DOI:  
10.1038/s41586-018-0411-9]  
Review of  
Change Detection Methods for Multi-temporal Remote  
Sensing Imagery. *Geomatics and Information Science of*  
*Wuhan University*, 43(12): 1885-1898. (眭海刚, 冯文卿, 李  
文卓, 孙开敏, 徐川. 2018. 多时相遥感影像变化检测方法  
综述. *武汉大学学报信息科学版*, 43(12): 1885-1898) [DOI:  
10.13203/j.whugis20180251]  
Tan K, Zhang Y S, Wang X and Chen Y. 2019. Object-Based  
Change Detection Using Multiple Classifiers and Multi-Scale  
Uncertainty Analysis. *Remote Sensing*, 11: 359. [DOI:  
10.3390/rs11030359]  
Tang X, Zhang H, Mou L, Liu F, Zhang X, Zhu X X and Jiao L.  
2022. An Unsupervised Remote Sensing Change Detection  
Method Based on Multiscale Graph Convolutional Network

- 758 and Metric Learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 1-15. [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3106381]
- 759 Remote Sensing, 60: 1-15. [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3106381]
- 760 799
- 761 Tong G F, Li Y, Ding W L and Yue X Y. 2015. Review of remote sensing image change detection. *Journal of Image and Graphics*, 20(12): 1561-1571. (佟国峰, 李勇, 丁伟利, 岳晓阳. 2015. 遥感影像变化检测算法综述. *中国图象图形学报*, 20(12): 1561-1571) [DOI: 10.11834/jig.20151201]
- 762 800
- 763 801
- 764 802
- 765 803
- 766 Tong X H, Pan H Y, Liu S C, Li B B, Luo X, Xie H, Xu X. 2020. A Novel Approach for Hyperspectral Change Detection Based on Uncertain Area Analysis and Improved Transfer Learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 13:2056-2069. [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2990481]
- 767 804
- 768 805
- 769 806
- 770 807
- 771 808
- 772 809
- 773 810
- 774 811
- 775 812
- 776 813
- 777 814
- 778 815
- 779 816
- 780 817
- 781 818
- 782 819
- 783 820
- 784 821
- 785 822
- 786 823
- 787 824
- 788 825
- 789 826
- 790 827
- 791 828
- 792 829
- 793 830
- 794 831
- 795 832
- 796 833
- Wen D, Huang X, Bovolo F, Li J, Ke X, Zhang A and Benediktsson J A. 2021. Change Detection from Very-High-Spatial-Resolution Optical Remote Sensing Images: Methods, applications, and future directions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2-35. [DOI: 10.1109/MGRS.2021.3063465]
- Wu C, Du B and Zhang L P. 2014. Slow Feature Analysis for Change Detection in Multispectral Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(5): 2858-2874. [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2266673]
- Wu C, Zhang L and Du B. 2017. Kernel Slow Feature Analysis for Scene Change Detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(4):2367-2384 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2642125]
- Yang M J, Jiao L C, Liu F, Hou B and Yang S Y. 2019. Transferred Deep Learning-Based Change Detection in Remote Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57 (9): 6960-6973. [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2909781]
- Zanetti M, Bovolo F and Bruzzone L. 2015. Rayleigh-Rice Mixture Parameter Estimation via EM Algorithm for Change Detection in Multispectral Images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(12): 5004-5016. [DOI: 10.1109/TIP.2015.2474710]
- Zhang L P and Wu C. 2017. Advance and Future Development of Change Detection for Multi-temporal Remote Sensing Imagery. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(10): 1447-1459. (张良培, 武辰. 多时相遥感影像变化检测的现状与展望. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1447-1459) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170340]



827

828

## Remote Sensing Change Detection Technology in the Era of Artificial

829

## Intelligence: Inheritance, Development and Challenges

830

LIU Sicong<sup>1</sup>, DU Kecheng<sup>1</sup>, ZHENG Yongjie<sup>1</sup>, CHEN Jin<sup>2</sup>, DU Peijun<sup>3</sup>, TONG Xiaohua<sup>1</sup>

831

832

1. *College of Surveying and Geoinformatics, Tongji University, Shanghai 200092, China;*

833

2. *State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875,*

834

*China*

835

3. *School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China*

836

**Abstract:** In the past decades, the effects of global climate change and the increase of human activities

837

have significantly increased the demand for remote sensing monitoring. At the same time, with the

838

accumulation of remote sensing data from multi-platforms and multi-sensors, the quantity and quality of

839

multitemporal images are significantly improved. Multitemporal remote sensing images change

840

detection (CD) is a processing and analysis technology that aims to automatically detect, identify and

841

describe changes occurred in the same geographical area at different times. With the advancement of

842

remote sensing and artificial intelligence (AI) technology, traditional data-driven and modal CD

843

methods are evolving toward data-model-knowledge jointly driven direction, to solve the land surface

844

spatio-temporal CD problem in a variety of application fields in a more automatic, refined, and

845

intelligent way. This paper first summarizes existing problems in multitemporal remote sensing CD by

846

analyzing the use of homogeneous and heterogenous data sources, developments from traditional to

847

intelligent CD models, and challenges from theoretical to practical CD applications. We take optical

848

images CD as an example, examines the evolution process of CD technology in the Era of AI, which can

849

be summarized as data-driven CD, model-driven CD, and data-model-knowledge driven CD three

850

periods. Then the characteristics and problems of each periods are discussed. Furthermore, for each of

851

three aspects (unsupervised, supervised, and weakly supervised), characteristics and trends in the

852

development of traditional to cutting-edge CD techniques are discussed. In the future, one can focus on

853

breaking through key issues such as the physical interpretability, generalization and transferability of the

---

854 CD models, as well as their successful implementation in cross-data, cross-scene and cross-domain  
855 applications.

856

857 **Key words:** remote sensing, change detection, artificial intelligence, multi-temporal analysis, machine  
858 learning, deep learning

859 **Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 42071324) and Shanghai Rising Star  
860 Program (No. 21QA1409100)