

# 基于无人机遥感影像的建筑物轮廓 目标检测系统设计

郭一江

(西南科技大学城市学院 建筑工程学院, 四川 绵阳 621000)

**摘要:** 使用 CCD 成像元件系统和基于动态扫描检测系统受到噪声影响, 导致轮廓检测不完整, 为解决这一问题, 提出了基于无人机遥感影像的建筑物轮廓目标检测系统设计; 依据系统总体架构可确定系统分为数据采集模块和处理模块; 选择 TLC2543A/D 转换芯片, 使控制字从数据输入终端连续输入; 使用半导体激光传感器测量位置信息, 在雪崩光电二极管上成像; 采用 MCS-51 单片机内部数据存储器, 将正常运行程序传送到高层, 以便 CPU 读取程序; 选择 371-4615 型号 CPU 板, 协调控制整机; 设计轮廓目标检测流程, 采用激光三角法测量方法计算待测建筑物轮廓目标距离, 避免检测背景噪声影响; 提取建筑物斑块, 拐角点定位, 完成建筑物轮廓目标检测; 由实验结果可知, 该系统不会受到噪声影响, 能够确定建筑物轮廓和拐角, 对建筑物轮廓目标识别具有一定参考意义。

**关键词:** 无人机遥感影像; 建筑物; 轮廓目标; 检测

## Design of Building Contour Target Detection System Based on UAV Remote Sensing Image

Guo Yijiang

(School of Construction Engineering, City College, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** The use of CCD imaging element system and dynamic scanning-based detection system is affected by noise, resulting in incomplete contour detection. To solve this problem, the design of building contour target detection system based on UAV remote sensing image is proposed. According to the overall architecture of the system, it can be determined that the system is divided into a data acquisition module and a processing module. Select TLC2543A / D conversion chip to make the control word input continuously from the data input terminal. Use a semiconductor laser sensor to measure position information and image on an avalanche photodiode. Adopt MCS-51 one-chip computer internal data memory, transfer the normal operation procedure to the high-level, so that CPU reads the procedure. Select the 371-4615 model CPU board to coordinate and control the whole machine. Design the contour target detection process, use laser triangulation measurement method to calculate the distance of the contour target of the building to be measured, to avoid the influence of detection background noise. Extract building patches and locate corner points to complete building contour target detection. It can be seen from the experimental results that the system will not be affected by noise, can determine the contours and corners of buildings, and has certain reference significance for the target recognition of building contours.

**Keywords:** UAV remote sensing images; buildings; contour targets; detection

## 0 引言

在低空航摄影图上, 高密度和高尺寸的城市建筑是复杂建筑轮廓的技术难点, 不同高度、不同尺寸的房屋彼此不一样, 形成遮挡和阴影重叠部分也不一样; 由于拍摄角度的差异, 使住宅轮廓图很难从住宅轮廓图上分离出来<sup>[1]</sup>。低空航空影像的分辨率为 0.2~0.3 m, 存在分辨率较低的问题; 而高分辨图像虽然提供了更详细的信息, 但它也很难从大量信息中提取有用的部分<sup>[2]</sup>。

以往的目标检测系统采用 CCD 成像元件。半球形美观, 紧凑, 有一定的隐蔽性, 一般挂在天花板上, 可根据需要转动<sup>[3]</sup>。使用该元件成本较低, 但没有固定角度和一定距离的

旋转变焦功能, 需要结合使用大量的场地, 实际观察效果较差; 设计基于动态扫描检测系统, 扫描器连接到降落伞上, 镜头的光轴与垂直方向呈一定角度<sup>[4]</sup>。扫描器均匀地垂直下降, 同时使地面景物绕垂直线旋转<sup>[5]</sup>。降速较慢, 经一次旋转后, 螺纹径向偏移量较小, 只能将单圈动态图像处理为静态图像。以上两种系统都会受到噪声因素影响, 所得到的建筑轮廓棱角往往不清不准。为此, 设计了一种基于无人机遥感影像的建筑物轮廓目标检测系统。利用无人机遥感影像具有智能化的特点, 能够收集人类无法收集到的信息。使用该系统时间短, 可以弥补传统系统中建筑轮廓信息的不足, 实现建筑物轮廓目标的精确检测。

## 1 系统总体架构设计

系统设计时, 要考虑到设备主体结构、系统硬件平台以及系统智能友好显示界面。根据以上要求, 首先在主体

收稿日期: 2020-03-07; 修回日期: 2020-03-26。

作者简介: 郭一江(1985-), 男, 四川绵阳人, 大学本科, 讲师, 主要从事遥感图像处理方向的研究。

结构设置上,要求在不更换现有设备情况下,可以对不同高度建筑物进行轮廓检测;其次在系统硬件平台设置上,由于所建环境复杂,需要选用工业专用工控设备,保证软件稳定运行<sup>[6-7]</sup>。

对于系统界面显示方面,需要能够显示建筑物角落,并在界面上直观地显示出角落所需数据,同时还要保存每一次收集数据,查询历史,便于日后使用<sup>[8]</sup>。

为更好地实现工程设计目标,系统主要分为两个主要模块:数据采集模块和数据处理与显示模块。

系统总体框如图 1 所示。

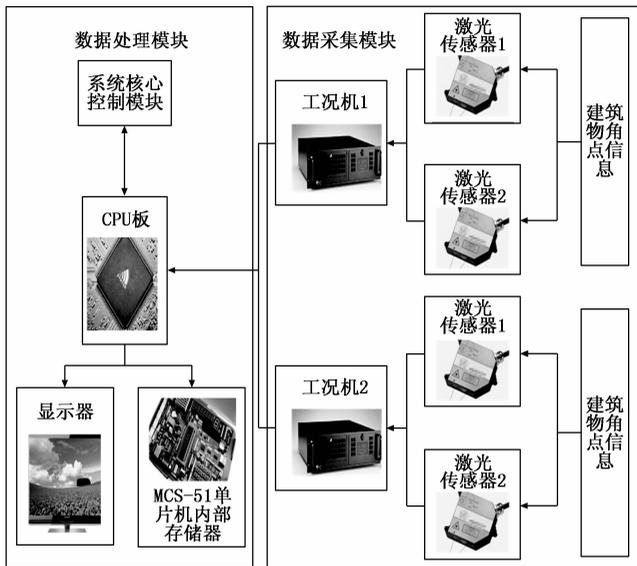


图 1 系统总体框架图

数据采集模块主要功能是控制一对激光轮廓传感器,通过工控机采集建筑物角度信息,并通过以太网将传感器采集轮廓数据组合在一起,传送到各个部件<sup>[9-10]</sup>。数据处理与显示模块主要用于记录各个角点位置信息,并与工业计算机直接通讯,向其发送和接收数据;收到数据后,需要处理建筑轮廓信息,并将数据保存到模块中<sup>[11]</sup>。

## 2 硬件结构设计

### 2.1 采集模块设计

用 TLC2543A/D 转换芯片实现了模数转换,由计算机完成数据采集;TLC2543 是 TI 公司近几年推出的一种 12 比特/秒转换芯片<sup>[12]</sup>。该方法转换速度快,分辨率高,稳定性好。利用开关电容逐次逼近技术实现了 A/D 转换,与单片机接口简单兼容<sup>[13]</sup>。尽管 TLC2543 具有串行外围接口和单片机接口,但它不具有 SPI。

因此,TLC2543 编程要点是控制字从数据输入终端连续输入 8 位数据,其中前 4 位决定通道编号;后 4 位决定输出数据长度和格式<sup>[14]</sup>。尽管 TLC2543 是一种 12 位 a/D 转换芯片,但由于 TLC2543 具有 8 位、12 位和 16 位的输出数据长度,因此需要输出 12 位以保证数据的准确性和简洁性<sup>[15]</sup>。

TLC2543 的内部寄存器在编程方面包括一个输入数据

寄存器和一个输出数据寄存器。以 TLC2543 为接口,结合 SPI 操作,完成 A/D 数据采集。图 2 给出了 TLC2543 接口及说明。



图 2 TLC2543 接口及说明

在 TLC2543 和其它单片机之间只使用了 4 条线,根据单片机指令,当工作时间大于  $10 \mu$  时,说明两个工作周期完成。通过统计指令执行时间来判断转换是否完成,从而节省 1 条线。

### 2.2 激光传感器

可用于制造测距仪和瞄准器,也可用于对位置信息进行测量。该系统包括激光、激光探测器和测量电路,采用半导体激光传感器时,激光器发射二极管必须首先向目标发射激光脉冲。在目标反射激光之后,它向所有方向散射。在光学系统接收部分散射光后,返回到传感器接收器之中,并在雪崩光电二极管上成像。雪崩光电二极管碰撞效应图如图 3 所示。

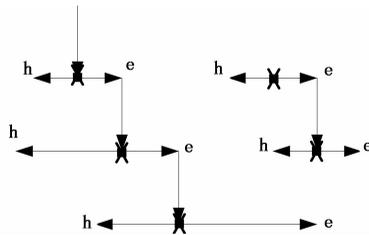


图 3 雪崩光电二极管碰撞效应图

光生载流子（电子—空穴对）在雪崩过程中以较高的内电场高速运动,产生了光生载流子与晶格原子的大动能碰撞运动。在强电场作用下,原子电离产生次级电子—空穴对 ( $h-e$ ),从而获得足够的动能。这一进程类似于雪崩,离子化产生的载流子比光激发产生的要多得多,此时二极管输出电流也随之变大,提高了光接收灵敏度。雪崩光电二极管具有内部放大功能,在同样的光强下,雪崩光电二极管的“倍增器”效应可以产生比普通光电二极管大几十倍甚至几百倍的光电流,能够检测非常微弱的光信号,并将其转化为相应电信号。

### 2.3 MCS-51 单片机内部数据存储器

MCS-51 具有 64 kB 的程序存储空间,用来存储诸如用

户程序、数据和表等信息。在单片机内部不存在 ROM，程序存储器必须一端连接到 64 kb 的空间地址，另一端则必须接地，这就要求单片机强制 CPU 从外部程序存储器读取程序。通过 MCS-51 单片机内部的 ROM，需将正常运行的程序传送到高层，以便 CPU 首先从内部程序存储器读取程序。

当 PC 值=1 时，程序自动进入内部只读存储器空间；

当 PC 值=0 时，程序从外部存储器开始执行，该单片机的管脚连接到低电平。

MCS-51 单片机内部数据存储器内部结构如图 4 所示。

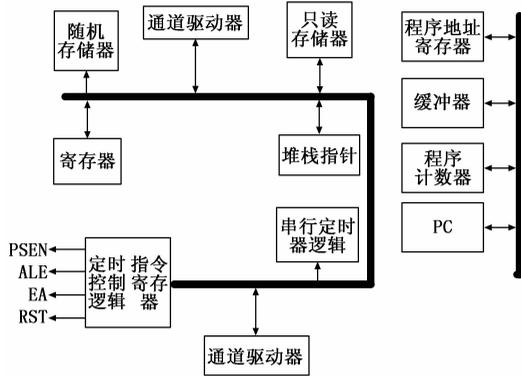


图 4 MCS-51 单片机内部数据存储器结构

中央处理器是整个单片机的核心，此 8 位宽处理器能处理 8 位二进制数据或编码，负责协调整个单元系统的控制、命令和调度，完成数据存储控制工作。在数据存储器中有 128 个 8 位用户数据存储单元，能够统一处理，对于私有注册表只能存储控制指令数据，用户只能访问。如此，用户只能使用 128 个 ram 来存储读取和写入数据；该程序具有 4 096 个 8 位掩码，用于存储用户程序；计数器/计数器具有两个 16 位可编程定时器，用于实现定时控制程序；时钟电路的最高频率为 12 MHz，能够产生并在整个单片机脉冲序列上运行。

### 2.4 CPU 板

选择 371-4615 型号 CPU 板，其是控制整机协调的中心，它由操作员和控制器组成。分机控制板与继电器内部控制协调运行，PCM 交换及存储工作参数，并对外联络计算机和打印机以协调工作。

底板装在箱体中，是微机中最基本部件之一，属于开放式结构；主机板一般采用矩形电路板，这是计算机的主要电路系统，通常有 I/O 控制芯片、控制开关接口、6~8 个扩展槽、主机板和主机板直流电源连接器及其他组件。替换扩展槽插卡后，CPU 板上的其他部分进行了部分升级，使厂商和用户在配置方式上都有了更大的灵活性。

## 3 软件功能设计

基于无人机遥感影像的建筑物轮廓目标检测流程如图 5 所示。

依据该流程可知，需先分析半导体激光测量原理，再对各个步骤进行具体设计。

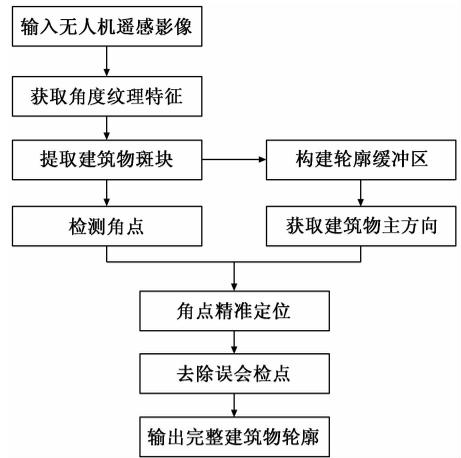


图 5 建筑物轮廓目标检测流程

### 3.1 半导体激光测量

采用激光三角法测量方法，其原理如图 6 所示。

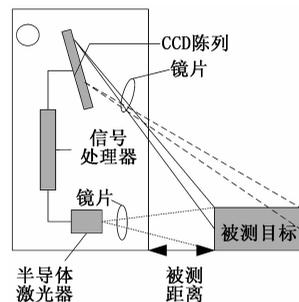


图 6 激光三角法测量原理

通过透镜，半导体激光器聚焦于被测建筑物的轮廓目标，透镜 3 负责收集反射光，并把其投影到 CCD 阵列 4 上；信号处理器 5 利用三角法计算光点在阵列 4 上的位置，从而得到与目标建筑物之间的距离。激光器通过透镜向物体表面发射可见红色激光，物体反射的激光器通过接收镜片由内置的 CCD 线性摄像机接收。

基于已知激光到摄像机的距离，可计算出传感器到被测物体距离，该过程所需时间间隔  $t$ ，由此计算待测建筑物轮廓目标距离为  $X$ ：

$$X = \frac{vt}{2} \tag{1}$$

式 (1) 中， $v$  为光速。滤光片可以减少检测背景环境影响，降低输出信号背景噪声。

### 3.2 建筑物斑块提取

由于建筑物遥感图像细节较多，其光谱特征与周围环境差别较小，尤其是接近道路位置的轮廓，噪声较大，同时又难以提取建筑物的信息，因此很难依靠建筑物的光谱特征区分轮廓信息与其它信息。为减小输出信号背景噪声，激光三角测量方法是必要的。

应用半导体激光传感器对遥感影像进行角度纹理检测，先去除边缘不规则和微小误差，再用面积生长法重新生长出建筑斑块。该过程是腐蚀和膨胀的，因此，需通过结构

元素运行，待测建筑物轮廓目标距离集合  $X$  被结构元素  $D$  所腐蚀，如下所示：

$$[\varepsilon_D(x)](x) = \min\{x_D\} \quad (2)$$

公式 (2) 中： $[\varepsilon_D(x)](x)$  表示结构元素对集合进行腐蚀； $x_D$  表示集合  $X$  邻域。该集合被结构元素膨胀表示如下所示：

$$[\varepsilon_D(x)](x) = \max\{x_D\} \quad (3)$$

经腐蚀性处理移除边缘部分后，中心部为生长期种子点。该过程还应充分考虑颜色高度相似性，保证建筑边缘尽可能接近直线，该过程称为“圆周”。按照以下步骤来实现区域增长：

- 1) 连续扫描图像发现第一个像素尚未具有归属感，需要设置像素为  $(a_0, b_0)$ ；
- 2) 设  $(a_0, b_0)$  为中心坐标，充分考虑到该中心点的 4 邻域像素坐标  $(a, b)$ ，如果邻域像素坐标符合增长标准，则将邻域像素坐标和中心坐标合并同一区域，同时将邻域像素坐标压入堆栈；
- 3) 从邻域像素坐标中随机选取一个像素，并返回到步骤 2)；
- 4) 当邻域像素为空时，返回步骤 1)；
- 5) 重复步骤 1) 和 4)，直至图像中每一点都具有归属感，完成增长。

### 3.3 拐角点定位

受噪声因素影响，所检测的角点多为非建筑物角点，实际角点位置也存在不精准问题。为从这些候选角点中找出真正角点，并找到其真正位置，提出了一种排除非角点最小二乘模板匹配方式：

- 1) 先用几何畸变修正初始值；
- 2) 重新提取斑块信息，获取下一次图像匹配窗口；
- 3) 设置相关系数  $\lambda$  和阈值  $\eta$ ，根据两者之间大小关系判断迭代次数；
- 4) 如果  $\lambda < \eta$ ，则需修正参数，待修正完成后，返回到步骤 1)；
- 5) 如果  $\lambda \geq \eta$ ，则图像匹配窗口满足  $\lambda_{n+1} < \lambda_n$  为止，记录满足上述条件的角点精准为止，随之转到下一个角点，由此获取建筑物轮廓线，完成建筑物轮廓目标检测。

## 4 实验分析

为了验证基于无人机遥感影像的建筑物轮廓目标检测系统设计可行性，进行实验分析。

根据 TensorFlow 的深度学习框架，在 Visual Question Answering 数据集 (<http://visualqa.org/>) 中选择 1 000 张无人机遥感图像被训练到配备 Intel i7-7700K CPU 处理

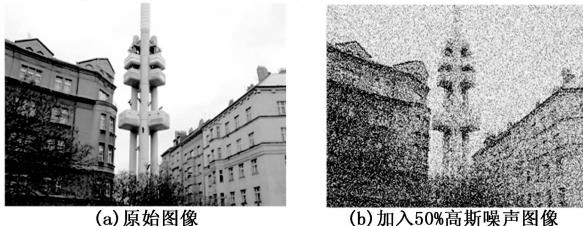
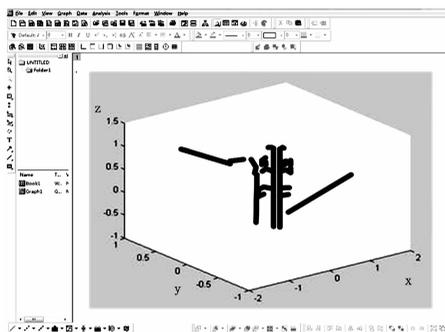


图 7 建筑物图像

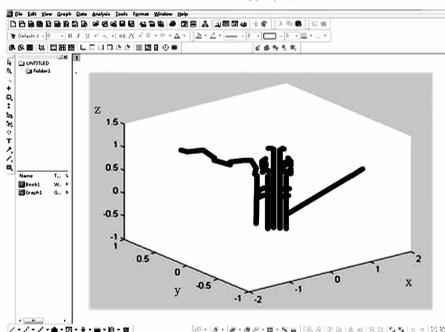
器上。经过手动标注图像后，将校准过的信息和图像以 TFRecord 格式输入 FasterR-CNN 开始训练。在 15 000 次迭代中，选择 Inceptionv2 作为训练网络，初始学习率为 0.001。受硬件条件限制，训练批量选择为 1，不同学习率设置对训练收敛速度有较大影响。若学习速率设置过大，那么损失函数损失将不收敛；若学习速率设置过小，那么会产生局部最优解，影响实验结果精度。因此，在损失趋于稳定时增加学习速度。如表 1 所示。

表 1 学习率变化

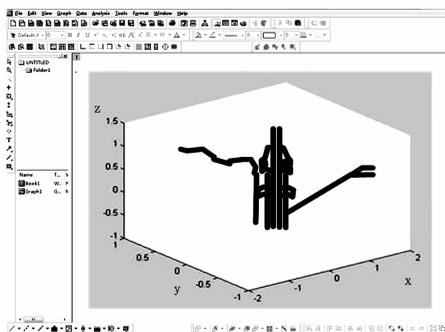
迭代次数/次	学习率	Loss
0	0.001	2.113
200	0.001 1	1.185
1 200	0.001 3	1.025
2 000	0.001 6	0.857
3 500	0.002 0	0.706
6 000	0.002 5	0.500



(a) CCD成像系统



(b) 基于动态扫描检测系统



(c) 基于无人机遥感影像系统

图 8 三种系统轮廓检测对比结果

在上述内容支持下，以图 7 所示为基础，进行轮廓信

息检测实验。

对于上述图像，分别采用 CCD 成像系统、基于动态扫描检测系统和基于无人机遥感影像系统检测建筑物轮廓，具体对比内容如图 8 所示。

由图 8 可知：采用 CCD 成像系统没有固定角度，且受到 50% 高斯噪声影响，导致建筑物轮廓边缘线检测不完整；使用基于动态扫描检测系统，经扫描后，角度自动生成，偏移量较小，也受到 50% 高斯噪声影响，导致建筑物轮廓边缘线检测也不完整；使用基于无人机遥感影像系统虽然不能将所有轮廓线条检测出来，但可大致确定建筑物轮廓和拐角，能够如实反映建筑物的外形。由此可知，基于无人机遥感影像的建筑物轮廓目标检测系统设计是具有可行性的。

### 5 结束语

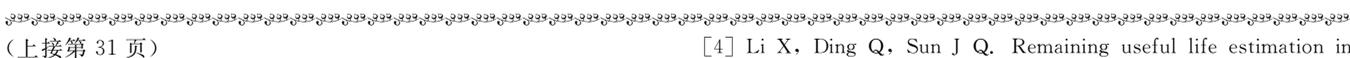
针对无人机遥感影像中建筑物斑块提取的正则化问题，利用无人机遥感影像变换分割后的建筑物轮廓线，确定主要建筑物方向，并以轮廓线为导向确定建筑物角度。建筑的规则轮廓是由各个角点结合而成的。该系统能减小噪声影响，找出建筑物的拐角，并能较好地反映建筑物的外形。

值得注意的是，该系统的检测结果受建筑物本身及周围环境特征影响较大。这是因为使用了无人机遥感技术检测出不匹配点的数目。在删除操作之后，仍然有一些不匹配点无法删除，从而导致建筑轮廓的局部不规则性。今后，将着重于研究这些问题，以实现大规模精确提取和标准化建筑轮廓。

#### 参考文献：

[1] 兰传琳, 方佩章, 何楚. 基于先验模型优化的无人机遥感图像中几何轮廓目标检测方法 [J]. 电视技术, 2019, 43 (1): 10 - 15.

[2] 敬远兵, 陈秀芳. 无人机激光雷达采集遥感图像的重建技术 [J]. 激光杂志, 2018, 39 (8): 157 - 160.



(上接第 31 页)

### 3 结束语

针对设备极其微小的故障趋势，设计了基于 RNN 的故障预测算法。通过在 GIS 上应用，验证了该算法对时间序列数据具有强大的拟合能力，训练后的系统能在故障发生前给出故障发生的概率，准确地预测故障类型，实现了故障预测功能。

#### 参考文献：

[1] 王妹, 胡学发, 赵珍, 等. 基于 MPCA-AR 的故障预测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 30 (8): 1778 - 1782.

[2] 陆宁云, 何克磊, 姜斌, 等. 一种基于贝叶斯网络的故障预测方法 [J]. 东南大学学报, 2012, 42 (1): 87 - 91.

[3] 周福娜, 高育林, 王佳瑜, 等. 基于深度学习的缓变故障早期诊断及寿命预测 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2017, 47 (5): 30 - 37.

[3] 张雪华, 王晓青, 杜晓霞, 等. 基于无人机遥感影像及其点云特征的建筑物震害提取 [J]. 地震研究, 2019, 42 (2): 230 - 235.

[4] 程艳云, 朱松豪, 石路路. 基于外轮廓模糊处理的多尺度目标检测 [J]. 南京邮电大学学报 (自然科学版), 2018, 38 (2): 78 - 86.

[5] 张爱华, 王帆, 陈海燕. 基于时空域联合信息的高原鼠兔运动目标检测 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (9): 197 - 203.

[6] 侯春萍, 张倩文. 轮廓匹配的复杂背景中目标检测算法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52 (5): 121 - 128.

[7] 陈晋, 习聪望, 陈文凯, 等. 基于无人机、高分卫星遥感影像的甘肃省陇南市建筑物空间化研究 [J]. 地震研究, 2018, 41 (2): 192 - 200.

[8] 张易, 项志宇, 乔程昱, 等. 基于 3 维点云鸟瞰图的高精度实时目标检测 [J]. 机器人, 2020, 42 (2): 148 - 156.

[9] 李淑敏, 冯权泷, 梁其椿, 等. 基于深度学习的国产高分遥感影像飞机目标自动检测 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33 (6): 1095 - 1102.

[10] 冯发杰, 吏军平, 丁亚洲, 等. 基于多尺度视觉特征组合的高分遥感影像目标检测 [J]. 应用科学学报, 2018, 36 (3): 65 - 78.

[11] 李金香, 赵朔, 金花, 等. 结合纹理和形态学特征的高分遥感影像建筑物震害信息提取 [J]. 地震学报, 2019, 14 (5): 658 - 670.

[12] 邓志鹏, 孙浩, 雷琳, 等. 基于多尺度形变特征卷积网络的高分辨率遥感影像目标检测 [J]. 测绘学报, 2018, 47 (9): 1216 - 1227.

[13] 李明, 黄榆淇, 李绪孟, 等. 基于无人机遥感影像的水稻种植信息提取 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (4): 108 - 114.

[14] 欧攀, 张正, 路奎, 等. 基于卷积神经网络的遥感图像目标检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (5): 66 - 72.

[15] 林亿, 赵明, 潘胜达, 等. 基于旋转不变特征的遥感图像飞机目标检测方法 [J]. 光子学报, 2019, 48 (6): 153 - 162.

[4] Li X, Ding Q, Sun J Q. Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 172: 1 - 11.

[5] 李昆. 基于电子病历的深度神经网络预测模型 [D]. 郑州: 郑州大学, 2017.

[6] 任浩, 屈剑锋, 柴毅, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战 [J]. 控制与决策, 2017, 32 (8): 1345 - 1358.

[7] 白瑞芳. 基于 RNN 编码器的交互式机器翻译平台控制技术 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (7): 89 - 92.

[8] 马健钦. 面向应用性能管理系统的运行负载预测 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (11): 208 - 212.

[9] 奚雪峰, 周国栋. 面向自然语言处理的深度学习研究 [J]. 自动化学报, 2016, 10 (42): 1445 - 1465.

[10] Polunchenko A S, Tartakovsky A G. State-of-the-art in sequential change-point detection [J]. Methodology and Computing in Applied Probability, 2012, 14 (3): 649 - 684.