

基于深度学习的遥感影像目标检测系统设计

张云飞

(河海大学 计算机与信息学院, 南京 211100)

摘要: 遥感影像目标检测虽然是一种极为有效的地表变化监测手段, 但极易受到自然环境复杂性的影响, 从而造成遥感影像中存在混合的杂质像素, 导致目标检测准确性较差; 为解决此问题, 设计基于深度学习的遥感影像目标检测系统; 建立深度学习框架, 分层次连接遥感影像输入模块、图像帧预处理模块与目标检测算法模块, 再借助影像目标输出结构单元, 对已获得的遥感影像像素数据进行整合, 实现系统硬件设计; 在此基础上, 提取遥感影像的多特征条件, 完善现有的目标检测系统设计方案; 通过分割多级目标节点的方式, 得到遥感影像特征的小波分解结果, 利用计算求得的边缘纹理系数, 实现融合深度学习理论的遥感影像目标变化能力检测; 实验结果表明, 所设计遥感影像目标检测系统的有效像素的占比量较大, 杂质像素节点的占比量较小, 且二者之间的对比情况极为明显, 能够有效剔除杂质像素量, 更能适应复杂多变的自然环境, 获得更为准确的地表变化监测结果。

关键词: 深度学习; 遥感影像; 目标检测; 图像帧预处理; 小波分解; 边缘纹理

Design of Remote Sensing Image Target Detection System Based on Deep Learning

ZHANG Yunfei

(School of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Although remote sensing image target detection is an extremely effective means of monitoring land surface changes, it is extremely susceptible to the complexity of the natural environment, resulting in mixed impurity pixels in remote sensing images, resulting in poor target detection accuracy. To solve this problem, a remote sensing image target detection system based on deep learning is designed. Establish a deep learning framework, connect the remote sensing image input module, image frame preprocessing module and target detection algorithm module at different levels, and then integrate the obtained remote sensing image pixel data with the help of the image target output structure unit to realize the system hardware design. On this basis, the multi-feature conditions of remote sensing images are extracted, and the existing target detection system design scheme is improved. By dividing multi-level target nodes, the wavelet decomposition results of remote sensing image characteristics are obtained, and the edge texture coefficients obtained by calculation are used to realize the detection of remote sensing image target change ability fused with deep learning theory. The experimental results show that the designed remote sensing image target detection system has a large proportion of effective pixels, and a small proportion of impurity pixel nodes, and the contrast between the two is extremely obvious, which can effectively eliminate impurity pixels. It can adapt to the complex and changeable natural environment and obtain more accurate surface change monitoring results.

Keywords: deep learning; remote sensing image; target detection; image frame preprocessing; wavelet decomposition; edge texture

0 引言

遥感影像是指一切能够记录地物景观电磁波数值水平的照片或胶片, 所有经过计算机处理后的遥感图像都能保持数字信号的存在形式, 但通过摄影方式获得的模拟图像信号, 必须先经过图像扫描仪等设备的模/数转换处理后, 才能以数字信息的方式转存至一般的数字计算机通用载体之上。对于待处理的计算机图像数据, 为得到理想化的处理结果, 必须在特定的图像处理系统中才可以顺利执行^[1-2]。所谓图像处理系统是由磁带机、数字化仪、显示

器、计算机等多个硬件设备及数据输入、校正变换等多个软件程序共同组成应用系统, 可在完成图片信息分类的同时, 实现对数据参量的校正、结合与变换处理。

近年来, 随着航空航天、卫星通信等多项技术手段的共同发展, 遥感影像检测已经成为了一种最为有效的监测地球表面景观变化情况的应用手段, 也是现阶段遥感控制领域的重点研究内容之一。传统卷积网络型检测系统借助 GPU 加速服务器监测地物景观电磁波输出波段的变化情况, 再将所获数据信息参量与原始信息模型对比, 并以此突出

收稿日期:2021-07-19; 修回日期:2021-08-11。

作者简介:张云飞(1980-),男,河南安阳人,博士生在读,工程师,主要从事云计算、数据挖掘方向的研究。

引用格式:张云飞. 基于深度学习的遥感影像目标检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(10): 77-82.

遥感影像目标的应用有效性^[3]。在面对单一遥感影像图片时，此系统并不能完全剔除遥感影像中原始存在的杂质像素，易导致所获图像在适应自然环境复杂性方面存在一定的欠缺。

针对传统方法存在的问题，引入深度学习网络，结合边缘纹理系数条件，设计一种新型的遥感影像目标检测系统。引入 Caffe 卷积神经网络框架，该框架能够与影像输入模块、预处理模块等多个下级执行结构间建立稳定的定向连接关系，实现目标信息的准确调取与处理。系统硬件分设遥感影像输入模块、图像帧预处理模块等多个硬件结构设备，在提取遥感影像多特征参量的同时，软件通过目标节点分割及特征小波分解，准确剔除图像噪声，通过小波分解结果计算边缘纹理系数，使检测值与遥感影像图片的边缘密度水平更加匹配，完成遥感影像目标检测系统设计。

1 遥感影像目标检测系统硬件设计

结合深度学习框架，设计新型的遥感影像目标检测系统硬件模块，按需连接图像帧预处理模块、影像目标输出模块等多个结构化设备元件，目标检测系统硬件整体框架如图 1 所示。

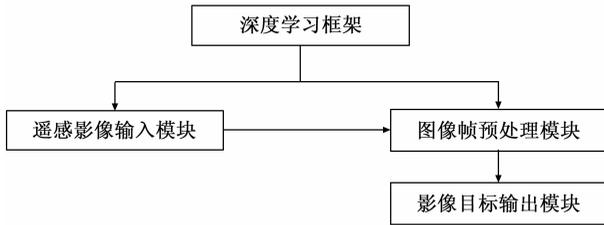


图 1 Caffe 深度学习框架的部分结构图

如图 1 所示，在深度学习框架的基础结构上，设计遥感影像输入模块、图像帧预处理模块及影像目标输出模块，以下展开系统硬件设计的详细介绍。

1.1 深度学习框架

Caffe (卷积神经网络框架) 是一种清晰且高效的深度学习型框架体系，在纯粹 C++/CUDA 架构单元的支持下，该结构主体允许 Python 接口与 Matlab 接口同时存在，因此运用该框架的检测型应用系统可自由在 CPU 模式与 GPU 模式之间来回切换。常见的 Caffe 深度学习框架主要包含 Blob、Solver、Net、Layer 共 4 大类组件结构，在执行检测目标的前向训练指令时，它们之间的结构化连接关系如图 2 所示。

Blob 结构掌管遥感影像目标检测系统中的所有信息提取函数，在已知遥感地物景观维度信息的基础上，函数所指示的梯度信息，即为当前时刻检测系统所显示的维度条件^[4]。在 Caffe 深度学习框架中，该结构可直接与遥感影像输入模块、图像帧预处理模块等多个下级执行结构建立定向连接关系。Net 结构直接面对检测系统中暂存的遥感影像

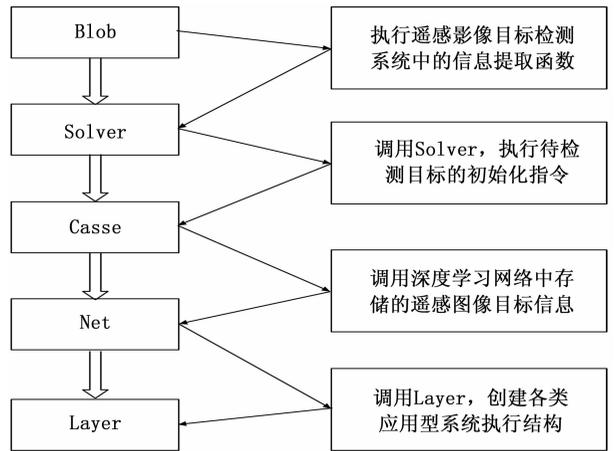


图 2 Caffe 深度学习框架的部分结构图

目标信息，可借助 Caffe 深度学习框架，实现目标信息参量的调取与调试处理。

1.2 遥感影像输入模块

遥感影像输入模块负载于 Caffe 深度学习框架的 Layer 结构之下，可按照土地区块所属位置，对其进行编号处理，并可综合边缘纹理系数，设置测量周长、测量面积等多个指标参量。针对于待采集的遥感影像信息来说，检测系统输入模块采用 C170 摄像头监测既定环境中的地物景观表现情况，再经由录入信道，将这些信息参量传输至区块元件编辑器结构之中^[5]。遥感影像输入模块原理如图 3 所示。

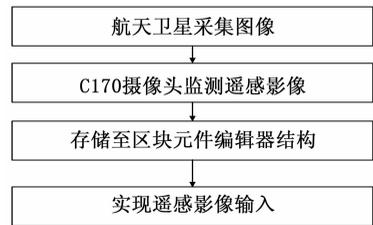


图 3 遥感影像输入模块原理图

由于所处位置及边缘地表环境的不同，每一土地区块所表现出来的属性参量数值也会有所不同。因此，为获得更为准确的遥感影像输入结果，模块主机内的编辑器结构可按照人为指定编号的物理先后顺序，对不同土地区块进行识别，且只有在经过人为确认后，检测系统才会将已录入信息传输至下级元件结构之中。土地区块元件编辑器结构中的所有人为输入信息都可进行自由修改，且已选中区域的边界线条也会明显区别于未选中区域，相邻土地区块也总是呈现不同的颜色特征^[6]。

1.3 图像帧预处理模块

如图 4 所示，图像帧预处理模块作为遥感影像输入模块的下级执行结构，可针对遥感影像图片中存在的突出性问题，进行定向化处理，如条纹去噪等^[7]。经由遥感影像输入模块录入的图片信息往往包含大量的混合像素杂质，不仅会模糊原始图像中的目标检测信息，也会造成图片质

量水平的不断下降。针对条纹处理指令来说,原始遥感影像图片中存在大量的横向、纵向或斜向条纹遮挡物,但由于其存在形式始终保持半透明状态,因此所覆盖像素目标并不会被完全遮挡,只是会呈现非典型杂质混合形式。在此情况下,检测系统虽然也能够分辨遥感影像图像中的目标信息,但却极难剔除这种混合状态的杂质像素。为解决此问题,图像帧预处理模块可定向去除图片中的所有条纹遮挡物,并对处理后图像进行原始像素恢复,一方面保障了遥感影像目标的提取完整性,另一方面也可避免杂质像素对原始目标信息的影响,从而使得最终系统检测结果具有较强的可参考性价值^[8]。在深度学习框架的支持下,预处理模块所经历的去条纹指令不必针对所有图片像素节点,而是可借助检测主机自行选择所需处理的影像区域,从而大幅节省了系统检测指令所需的执行时间。

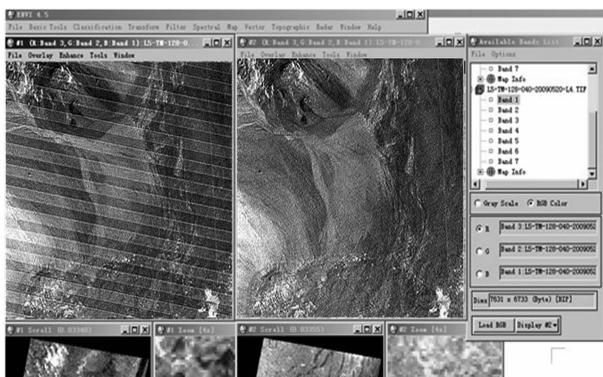


图 4 图像帧预处理模块的去条纹处理

1.4 影像目标输出模块

影像目标输出模块可针对遥感影像图片中的既定像素区域进行放大处理,随着放大倍数值数的增加,非输出区域的目标信息被不断弱化,而待输出区域的目标信息被不断凸显,因此遥感影像目标检测系统最终所输出的影像图片中必然包含待监测区域的全部目标信息。若以比率为 3:46 的条件对遥感影像图片进行放大,放大前图像边缘信息的极大值反馈情况更为明显,而目标影像信息的极大值反馈情况较为薄弱;而放大后图像边缘信息的极大值反馈情况相对来说得到了弱化,目标影像信息的极大值反馈情况却得到了明显促进^[9-10]。对于深度学习框架来说,影像目标输出模块的这种应用需求可较好避免目标影像目标不突出的问题,在深化目标信息表现价值的同时,实现了对信息参量的有效整合,从而最大化发挥遥感影像信息的实际应用价值。针对不同遥感影像图片来说,影响目标区域所遵从的放大标注也有所不同,但总的来说,与放大前图片匹配的数值参量越小、与放大后图片匹配的数值参量越大,最终所得的遥感影像目标检测结果也就越精准,如图 5 所示。

2 融合深度学习的遥感影像目标检测系统设计

在硬件框架的基础上设计遥感影像目标检测系统的软

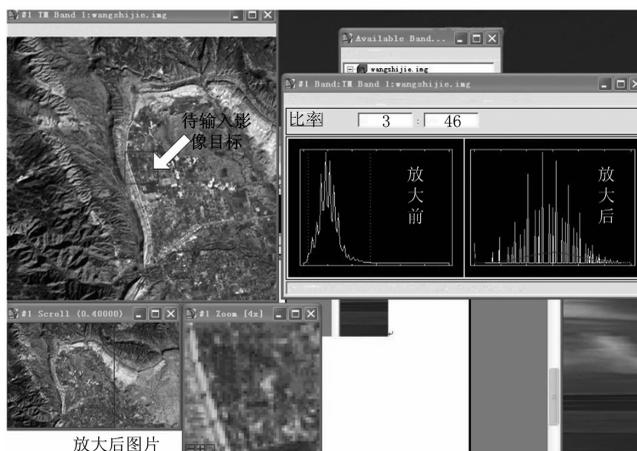


图 5 遥感影像目标的输出结果

件程序。为提升遥感影像目标检测的准确性及图像质量,需最大程度地剔除遥感影像中存在混合的杂质像素。结合深度学习框架下的遥感影像目标检测系统硬件设计方案,通过影像多特征提取、目标节点分割、影像特征小波分解、边缘纹理系数计算,提升遥感影像目标检测的去噪能力,从而有效剔除混合杂质像素,准确匹配遥感影像图片的边缘,完成基于深度学习网络的遥感影像目标变化能力检测。

2.1 遥感影像多特征提取

在执行遥感影像目标检测指令时,首先需要划分框架区域和遥感影像区域,前者限定了待检测遥感影像目标的实际波动范围,后者则针对个别像素信息进行甄别。待确保框架区域与遥感影像区域完全稳定后,迫使两个框架相互融合,当二者处于相融但未完全相融的表现状态时,其相交区域就是系统目标检测框架所处位置。与框架区域与遥感影像区域相比,目标检测区域内遥感影像像素的覆盖量更为密集,其中杂质像素的存在量也会成倍增加。针对此问题,经由目标检测算法模块的遥感影像图片会再次进入图像帧预处理模块,当确保所有杂质混合问题都得到解决后,原始影像图片才会以信息编码的形式,进入影像目标输出模块中^[11-12]。考虑到 Caffe 深度学习框架的影响作用能力,目标检测算法模块所框取的遥感影像区域不应过大,应以适应土地区块原始面积信息为宜,一般情况下,土地区块原始面积越大,目标检测算法模块所框取的遥感影像区域也就越大,反之则越小。而针对于大范围的遥感影像环境来说,目标检测算法模块则需将待检测目标分割成多个小型方正平面结构,且每个图片区域中应尽可能多地包含多个类型相同的遥感影像目标信息。

深度学习框架通过统计遥感影像目标样本所处位置的方式,确定图片中影像节点处的多特征信息参量条件,再通过查询影像目标输出模块中图片放大倍数值的方式,计算得到最终的遥感影像多特征提取结果^[13]。处于地表环境

中的任何遥感目标都同时具备发射、吸收与反射电磁波的能力，且同种类地物景观总是保持相同的电磁波谱表现情况，而非同种地物景观也始终保持相异的电磁波谱表现情况^[14]。在单一遥感影像图片中，地物反射波谱特征能够直观反应影像中地物内容的变化情况，而目标检测系统的设计就恰好利用了影像目标光谱的特征差异情况进行处理。设 i 代表既定影像目标的原始遥感信息参量， e 代表该影像目标的实际遥感信息参量， x_i 代表权限量为 i 时的遥感影像系数值， x_e 代表权限量为 e 时的遥感影像系数值，联立上述物理量，可将遥感影像目标的多特征提取结果表示为：

$$J = \sum_{i=1}^{c \rightarrow +\infty} \frac{\|x_e - x_i\|^2}{\sum_{r=1}^{c \rightarrow +\infty} (u_r \cdot u_c) \sqrt{\delta_1 + \delta_2}} \quad (1)$$

其中： r 表示深度学习网络中目标信息参量的下限区分条件， c 表示学习网络中目标信息参量的上限区分条件， u_r 表示遥感影像目标的待检极小值， u_c 表示遥感影像目标的待检极大值， δ_1 、 δ_2 分别代表两个不同的信息量分辨系数。

2.2 目标节点分割

图像分割能够将图像分成不同区域，并提取出感兴趣目标。针对遥感影像目标检测，设计目标节点分割环节，分割图像目标和背景，以提升检测精度。单纯考虑图像帧预处理模块，很可能导致节点分割结果受到影像图片初始赋予值的影响，从而导致系统检测指令出现过量执行或不合理执行的情况。然而随着深度学习网络完整性能力的增强，遥感影像输入模块、目标检测算法模块等硬件设备结构能够很好解决影像图片中杂质像素的遮挡与覆盖问题，不仅可以得到不同尺度的节点目标分割结果，也可完全避免阴影区域的出现，从而得到更为精准的遥感影像目标检测结果^[15-16]。因此，本章节处理必须在已知遥感影像多特征提取结果的基础上，才可以借助深度学习网络框架，实现对目标节点的有效分割。规定 $\bar{\gamma}$ 代表遥感影像目标的极小值覆盖权限值， $\bar{\gamma}$ 代表遥感影像目标的极大值覆盖权限值， σ_{\max} 代表深度学习框架所具备的遥感影像目标信息最大整合系数，联立公式 (1)，可将遥感影像目标的节点分割条件定义为：

$$Q = \sigma_{\max}^2 \frac{1}{J} \sum_{\gamma} (\hat{y} - \mu d_0)^2 \quad (2)$$

式中， \hat{y} 代表既定情况下的遥感影像目标信息特征值， μ 代表信息参量的检测提取系数， d_0 代表初始情况下的遥感影像目标信息单次提取量。

2.3 遥感影像特征小波分解

小波分解是一种特有的频率成分分析手段，可将已定义的母函数在时间轴与尺度轴上进行同步收缩处理，从而使得待检测的遥感影像目标输出波能够更适应深度学习框架的实际执行需求：一方面分析目标检测算法模块中已存储遥感影像目标信息的实际应用价值；另一方面从整体化层面描述目标节点处遥感影像信息的非平稳特性水平。小波分解可将连

贯的遥感影像数据分割成不同频率的分布式函数或小型算子，对于深度学习网络来说，为获得理想化的检测结果，系统主机只需针对每一小节内的信息参量进行按需分析，再建立完整的小基波序列条件，从而实现对遥感影像特征信息的双重处理。设 ΔT 代表遥感影像目标检测指令的单位执行时长， f 代表小基波序列的分布函数数量条件，联立公式 (2)，可将遥感影像特征的小波分解条件定义为：

$$S = |f|^+ \int \chi(\Delta T) \left(\frac{P - P_0}{Q} \right) dP \quad (3)$$

其中： χ 代表遥感影像目标在时间轴上的母函数定义参量， P 代表遥感影像目标在尺度轴上的母函数定义实际数值， P_0 代表遥感影像目标在尺度轴上的母函数定义初始数值。

2.4 边缘纹理系数

采用深度学习网络对遥感影像图像中目标波段的边缘纹理参量进行提取，首先需要将待处理的纹理参量值作为影像图片的最边缘特征值。利用已获得的小波分解结果对纹理系数值进行二次整改，从而使得计算结果能够与遥感影像图片的边缘密度水平更加匹配。

边缘纹理系数计算流程如图 6 所示。

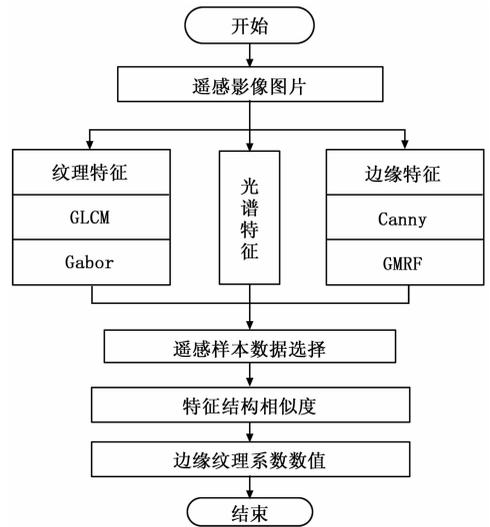


图 6 边缘纹理系数计算流程图

设 b_{\min} 代表最小的深度学习网络整改系数， b_{\max} 代表最大的深度学习网络整改系数，联立公式 (3)，可将边缘纹理系数计算结果表示为：

$$G = \frac{S \sum_{b_{\min}}^{b_{\max}} k^2 (j_1 + j_2)}{\Delta A} \quad (4)$$

式中， j_1 、 j_2 分别代表两个不同的遥感影像图片边缘特征值参量， k 代表小基波作用系数， ΔA 代表单位时间内的影像目标信息传输变化量，得到遥感影像目标检测。

综上，所设计遥感影像目标检测系统软件流程如图 7 所示。

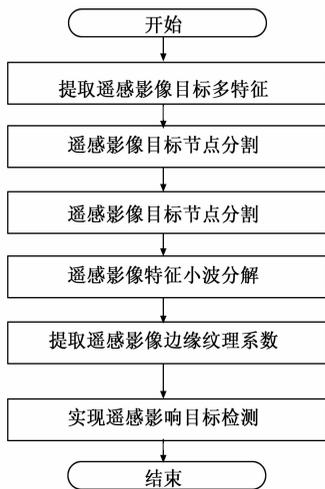


图 7 遥感影像目标检测系统软件流程

通过上述流程完成系统软件设计，在结合 Caffe 深度学习网络框架的同时，完成对新型遥感影像目标检测系统的设计。

3 实验结果与分析

3.1 实验方法

为验证所设计基于深度学习的遥感影像目标检测系统的应用性能，本次实验在 Matlab 仿真平台中运行。以检测系统输入模块采集到的遥感图像为例，将单一遥感影像图片中的光谱信息、边缘信息与纹理特征数据组合作为实验对象，分别将所获取目标数据参量输入实验组与对照组系统中，以检测相关指标参量的具体变化情况，其中，实验组采用基于深度学习的遥感影像目标检测系统，对照组采用卷积网络型检测系统。

3.2 结果分析

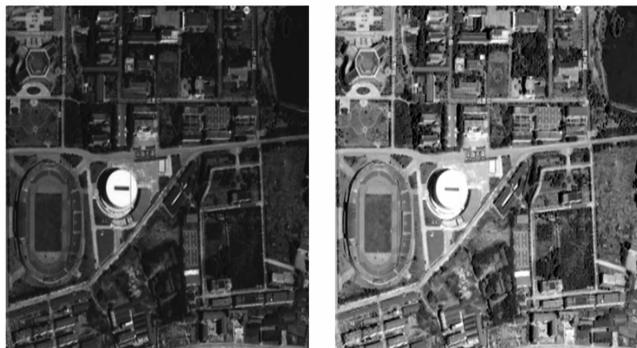
在单一遥感影像图片中，分别针对光谱信息、边缘信息与纹理特征数据组合进行提取处理，获得图 8 所示的待检测目标图像。

针对图 8 中的 (a) 图像进行检测分析，绘制图 8 所示的光谱信息样本变化情况对比图，已知其中暗色像素代表杂质像素、亮色像素代表有效像素。

分析图 9 可知，实验组、对照组光谱信息样本始终保持相同的分布情况，但从光合度对比角度来看，对照组图像的灰暗程度明显高于实验组，且暗色像素、亮色像素之间的对比性并不十分明显。综上可知，实验组光谱信息样本中有效像素的占比量较大、杂质像素的占比量较小，二者之间对比明显，极其便于后续的检测与剔除处理。

针对图 8 中的 (b) 图像进行检测分析，绘制表 1，已知 effective、impurity 分别记录了原始图像中有效像素节点与杂质像素节点的具体数量值水平。

分析表 1 中数值记录结果可知，实验组 Effective 数值始终保持相对较高的存在水平，而 impurity 数值则保持相

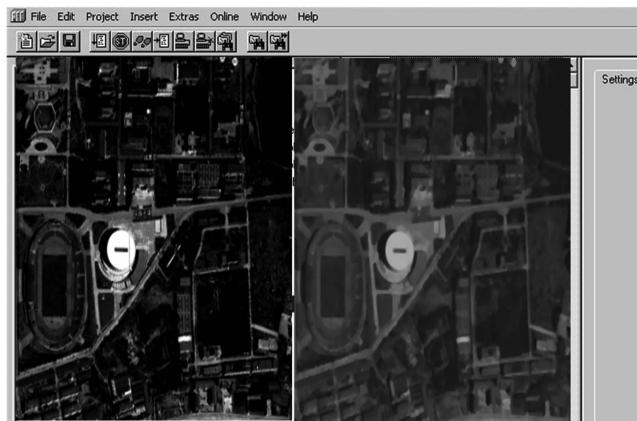


(a) 与光谱信息对应的待检测目标图像 (b) 与边缘信息对应的待检测目标图像



(c) 与纹理特征数据组合对应的待检测目标图像

图 8 单一遥感影像图片的目标特征



(a) 实验组 (b) 对照组

图 9 光谱信息样本变化情况

表 1 边缘信息样本变化情况

组别	总数值: $10 \times 10^{15} \cdot \text{DPI}$			
	Effective 数值/ ($\times 10^{15} \cdot \text{DPI}$)		impurity 数值/ ($\times 10^{15} \cdot \text{DPI}$)	
	实验组	对照组	实验组	对照组
1	9.5	4.3	0.5	4.5
2	9.7	4.5	0.3	4.8
3	9.4	4.9	0.6	5.0
4	9.5	4.2	0.5	5.7
5	9.6	4.4	0.4	5.3

对较低的存在水平，二者相加数值始终与遥感影像图片中目标像素节点的总数值水平相等。对照组 Effective 数值水

平与 impurity 数值水平相差不大, 前者的数值水平远不及实验组, 后者的数值水平却远高于实验组, 二者相加数值也始终小于遥感影像图片中目标像素节点的总数值, 最大值仅达到了 $9.9 \times 10^{15} \cdot \text{DPI}$ 。综上可知, 实验组边缘信息样本的有效像素节点数量远高于杂质像素节点数量, 在一定程度上可避免杂质像素覆盖有效像素行为的出现。

针对图 8 中的 (c) 图像进行检测分析, 绘制图 10 所示的纹理特征数据组合样本变化情况对比图, 由于绘制图像的灰度水平较高, 因此若最终图像中存在明显的亮色像素线条, 即代表有效像素节点与杂质像素节点可得到有效区分。

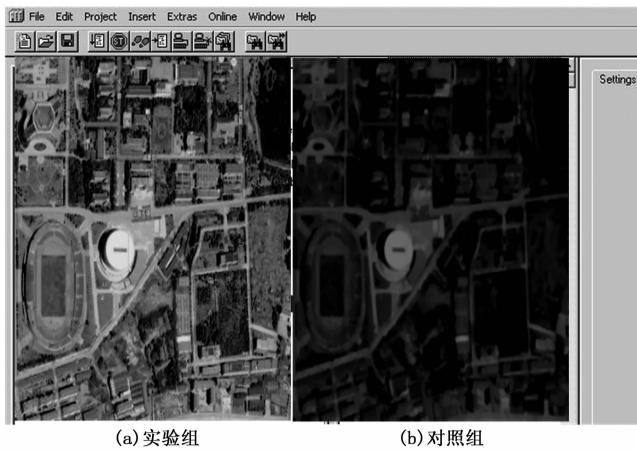


图 10 纹理特征数据组合样本变化情况

分析图 10 可知, 对照组纹理特征数据组合样本呈现完全灰暗的表现情况, 全图中不存在明显的亮色像素线条, 甚至不存在明显的亮色像素节点。实验组纹理特征数据组合样本的灰度水平虽然相对较高, 但在图像中部依然存在明显的亮色像素线条, 且边缘区域处亮色像素节点与暗色像素节点间的对比也极为明显。综上可知, 实验组纹理特征数据组合样本中有效像素节点的占比量较大、杂质像素节点的占比量较小, 且二者之间的对比情况极为明显, 可实现对影响目标像素的有效分析。

基于深度学习的遥感图像目标检测系统的应用价值主要表现在 3 个方面: 光谱信息样本处理、边缘信息样本处理、纹理特征数据组合样本处理。对实验结果进行分析对比可以看出, 在像素节点数不变的情况下, 经过所设计检测系统处理后, 原始图像中有效像素节点所占比例更大、杂质像素节点所占比率更小, 且二者之间存在清晰可见的敏感性对比关系, 符合剔除混合杂质像素的实际应用需求, 在自然环境多样性适应方面也具备更强的实用价值。

4 结束语

本文设计基于深度学习的遥感影像目标检测系统, 在深度学习框架的作用下, 遥感影像目标检测系统针对图像帧预处理模块、目标检测算法模块等多个硬件设备结构体

的应用功能进行完善, 一方面使得目标检测节点得到了有效的分割处理; 另一方面也计算得到了更为准确的边缘纹理系数值结果。对比实验结果表明, 在单一遥感影像图片中, 无论待检测目标怎样变化, 原始图像中的有效像素节点与杂质像素节点都能得到有效区分, 不仅可以适应更加复杂且多变的自然环境, 还能够从中获得更为准确的地表景观变化监测结果。

参考文献:

- [1] 董永峰, 仇长涛, 汪鹏, 等. 基于深度学习的光学遥感图像飞机检测算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57 (4): 102-108.
- [2] 刘斌, 史云, 吴文斌, 等. 基于无人机遥感可见光影像的农作物分类 [J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40 (8): 55-63.
- [3] 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): 74-80.
- [4] 李培秀, 李致金, 韩可, 等. 基于 Caffe 深度学习框架的标签缺陷检测应用研究 [J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14 (2): 118-122.
- [5] 郝怀旭, 万太礼, 罗年学. 利用 OpenStreetMap 数据进行高空间分辨率遥感影像分类 [J]. 测绘通报, 2019 (7): 73-74, 79-80, 134.
- [6] 刘培, 余志远, 马威, 等. 基于地形信息的 Landsat 与 Radarsat-2 遥感数据协同分类研究 [J]. 遥感技术与应用, 2019, 34 (6): 1269-1275.
- [7] 张哲哈, 方薇, 杜丽丽, 等. 基于编码-解码卷积神经网络的遥感图像语义分割 [J]. 光学学报, 2020, 40 (3): 46-55.
- [8] 刘雨溪, 张铂, 王斌. 基于生成式对抗网络的遥感图像半监督语义分割 [J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39 (4): 473-482.
- [9] 王生生, 王萌, 王光耀. 基于深度神经网络剪枝的两阶段遥感图像目标检测 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2019, 40 (2): 174-179.
- [10] 李玉峰, 顾曼璇, 赵亮. 采用改进 Faster R-CNN 的遥感图像目标检测方法 [J]. 信号处理, 2020, 36 (8): 1363-1373.
- [11] 郭亚宁, 林伟, 潘泉, 等. 基于推广流形学习的高分辨率遥感影像目标分类 [J]. 自动化学报, 2019, 45 (4): 720-729.
- [12] 郭琳, 秦世引. 遥感图像飞机目标高效搜检深度学习优化算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45 (1): 159-173.
- [13] 张少伟, 惠刚盈, 韩宗涛, 等. 基于光学多光谱与 SAR 遥感特征快速优化的大区域森林地上生物量估测 [J]. 遥感技术与应用, 2019, 34 (5): 925-938.
- [14] 杨文霞, 范皓, 杨洋, 等. 一次层状云降雨过程多源遥感特征参量演变分析 [J]. 气象, 2019, 45 (9): 1278-1287.
- [15] 孔颖, 孙权森, 徐晖, 等. 基于仿射不变离散哈希的遥感图像多目标分类 [J]. 软件学报, 2019, 30 (4): 914-926.
- [16] 杨钧智, 吴金亮, 智军. 基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法研究 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43 (5): 1397-1404.