

北京航空航天大学学报

Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics

ISSN 1001-5965, CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目: 基于混合网络的异源遥感图像变化检测
作者: 周圆, 李祥瑞, 杨晶
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0455
收稿日期: 2020-08-24
网络首发日期: 2020-10-15
引用格式: 周圆, 李祥瑞, 杨晶. 基于混合网络的异源遥感图像变化检测. 北京航空航天大学学报. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0455>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于混合网络的异源遥感图像变化检测

周圆^{1,✉}, 李祥瑞², 杨晶¹

(1. 天津大学 电气自动化与信息工程学院, 天津 300072; 2. 天津大学 国际工程师工程学院, 天津 300072;)

✉通信作者 E-mail: zhouyuan@tju.edu.cn

摘要 为了更加准确地进行异源遥感图像的变化检测任务, 提出了一种基于混合网络的异源遥感图像变化检测算法。该算法利用伪孪生网络提取异源图像块间空间维度的变化特征, 利用早期融合网络提取异源图像块间光谱维度的变化特征, 将两支网络提取的特征进行融合, 并将融合后的变化特征输入到 sigmoid 层进行二分类检测。同时, 在伪孪生网络中加入对比损失函数, 通过优化对比损失函数, 使得在特征空间中, 未变化图像对的空间特征差异更小, 变化图像对的空间特征差异更大, 以提升网络的区分能力和收敛速度。

关键词 变化检测; 异源; 伪孪生网络; 早期融合网络; 对比损失函数

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0455

Heterogeneous remote sensing images change detection based on hybrid network

ZHOU Yuan^{1,✉}, LI Xiangrui², YANG Jing¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China ;

2. Tianjin International Engineering Institute, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

✉E-mail: zhouyuan@tju.edu.cn

Abstract In order to more quickly and accurately perform the change detection task of heterogeneous remote sensing images, this paper presents a heterogeneous remote sensing images change detection algorithm based on a hybrid network. The algorithm uses a pseudo-siamese network to extract change features between the heterogeneous image blocks in spatial dimension, and uses a early fusion network to extract change features between the heterogeneous image blocks in spectral dimension. The features extracted from the two networks are fused and input the features after fused to the sigmoid layer for binary classification to determine whether the feature has changed. In addition, the contrast loss function is added to the pseudo-siamese network, so that in the features space, the spatial features of the unchanged image pair are closer, and the spatial features of the changed image pair are farther away, which is conducive to improve the network's ability to distinguish and convergence speed.

Key words change detection; heterogeneous; pseudo-siamese network; early fusion network; contrast loss function

遥感图像变化检测是指提取不同时相同一区域的遥感图像之间变化区域的过程。变化检测是遥感领域重要的研究方向, 作为监测地表状况的关键技术, 在城市扩张、环境监测、灾害评估等众多领域发挥着巨大作用。

根据待检测的两幅图像是否由同一传感器获取, 可将变化检测方法分为同源遥感图像变化检测和异源遥感图像变化检测两种类型。随着遥感技术的快速发展, 卫星传感器已由过去的单一型发展成了如今多样化的传感器。在某些特定的紧急情况下, 如灾害管理和灾后评估等, 由于卫星运行需要一定

收稿日期: 2020-08-24

作者简介: 周圆 女, 博士, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 机器学习, 计算机视觉, 3D 图像/视频编码与传输, 无线传感器网络, 网络视频通信等。

网络首发时间: 2020-10-15 09:45:15 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20201014.1906.001.html>

的周期,仅有的遥感图像可能是通过不同的卫星传感器在目标日期获得的。这种情况下,需要快速、灵活、准确的方法来处理不同传感器获取的图像。

Alberga 提出了一种利用光谱不变测度来描述多时相图像像素空间排列的差异的方法^[1]。该方法考虑了局部照度差异,不需要考虑光谱的维数,类似于比较一般单通道图像上的局部块的纹理特征。Fernandez-Prieto 和 Marconcini 提出了一种对标签描述的变化子集进行选择性的变化检测的参数模型,依赖于图像建模的联合概率,独立于图像的光谱特征^[2]。Michele 等人提出了一种基于核的多源遥感数据框架,将多时相图像在光谱通道上拼接,利用核典型相关分析(KCCA)^[3]学习非线性特征变换,提高变化检测精度^[4]。基于目标的变化检测方法是一种综合图像分割和分类的集成方法^[5],适用于有显著的检测目标^[6,7,8]的情况,如专门对建筑物的变迁检测、对道路的整改检测以及对河流的变化检测等。G. Mercier 提出了一种基于条件 copulas 的异源图像变化检测方法^[9],为了得到两幅图像的统计关系,建立了一个手工制作的变更训练区域模型。

传统的变化检测方法往往基于手工提取特征,表征效果并不理想。深度神经网络可以提取图像更深层次的非线性特征^[10],具有更好的表征性。因此出现了许多基于深度学习的变化检测方法^[11]。Zhang 提出了一种基于叠加去噪自编码(SDAEs)的变化检测算法^[12],利用人工或现有算法获取粗糙的差异图,从差异图选取的不变特征对网络进行优化。Zhang 等人提出了一种基于孪生卷积神经网络(Siamese CNN)的用来检测建筑物和树木变化的框架^[13],先对不同传感器获得的图像进行预处理,将其转化为同一模态后再输入到孪生网络中提取变化信息。Liu 等提出了一种新的对称卷积耦合网络(SCCN)^[14],应用一种新的目标函数进行网络中参数的更新。H. Hughes 等人利用伪孪生卷积神经网络(Pseudo-Siamese CNN)来识别异源图像中相应的小块^[15]。Niu 等人使用条件生成对抗网络(cGAN)将异源图像转换到一个空间,使其信息具有更一致的表示^[16]。

图像作为一种信号的载体,某个像素的特性必然和其邻域像素有着很大的联系,因此其具有较强的空间信息特性,同时多光谱遥感图像具有丰富的光谱特征。如果能够同时利用图像的空间特征和光谱特征,必然能为变化检测任务带来效果的提升,然而现有方法大多单单利用图像的空间特征或光谱特征。基于上述考虑,本文设计了一种可以同时提取图像的空间特征和光谱特征的混合网络模型(HCNN),实验表明了我们所提出的方法的有效性。

1 混合网络总体结构

混合网络的总体结构如图 1 所示,主要分为两支网络,分支一网络是伪孪生网络,利用两个权重不共享的 2D 卷积神经网络提取异源图像块的空间特征,并将其输入到循环神经网络学习图像块间的空间特征的变化特征;分支二网络是早期融合网络,由于多光谱图像具有丰富的光谱信息,为了充分利用光谱信息,先将两个立体图像块在光谱通道上拼接,获得具有变化信息的更多光谱通道的图像块,利用 3D 卷积神经网络学习图像块的光谱特征的变化特征;将两支网络输出的特征进行融合,得到综合考虑空间特征和光谱特征的变化特征。将此特征输入到 sigmoid 层进行二分类,判断该特征是否发生了变化。并且,在伪孪生网络中加入对比损失函数,使得在特征空间中,未变化图像对的空间特征差异更小,变化图像对的空间特征差异更大,有利于提升网络的区分能力。

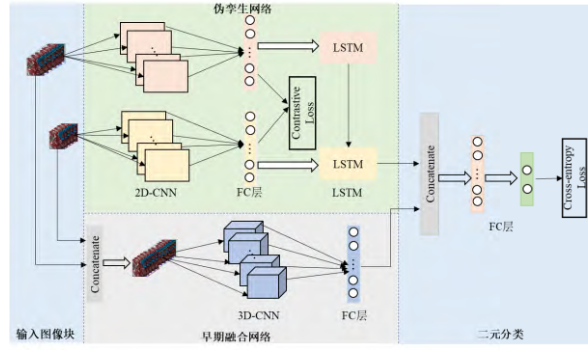


图 1 基于混合网络的异源遥感图像变化检测

Fig.1 Change detection of heterogeneous remote sensing image based on hybrid network

2 基于伪孪生网络的空间变化特征提取

本节将介绍伪孪生网络的结构，如图 1 所示。伪孪生网络包括 2D 卷积神经网络（2D-CNN）和循环神经网络（RNN）两部分。利用 2D-CNN 分别提取两张异源图像块的空间特征，再利用 RNN 提取两个空间特征间的变化特征。

2.1 异源图像块的空间特征提取

CNN 可以有效地提取图像的空间特征，本文认为相对简单的网络架构更适用于本任务，主要原因如下：（1）变化检测的目的仅仅是区分两个类（变化和未变化），这比计算机视觉中一般的图像识别问题（如涉及 1000 个类别的 ImageNet 分类）所需的模型复杂度要低得多。（2）输入的图像块的空间尺寸较小，自然需要的网络的层数较少。因此，本章采用的 CNN 网络是自行设计的针对变化检测的网络，结构简图如图 1 所示，网络具体配置将在实验部分介绍。

2.2 空间特征间的变化特征提取

变化检测任务针对不同时间在同一地点拍摄的图像进行分析，得到其中发生变化的位置，这两张图像间存在时间相关性，属于时间序列数据。RNN 能够处理有时间依赖的、有先后顺序的输入，上一个时刻的网络状态信息将会作用于下一个时刻的网络状态，从而使网络表现出动态的时间特征。本文采用 RNN 对不同时刻图像块之间的依赖关系进行建模。LSTM^[17]是一种特殊的 RNN 结构。本文将 2D-CNN 提取的不同时刻异源图像块的空间特征输入到 LSTM 中，提取两种空间特征间的变化特征。具体实现方式如图 2 所示。

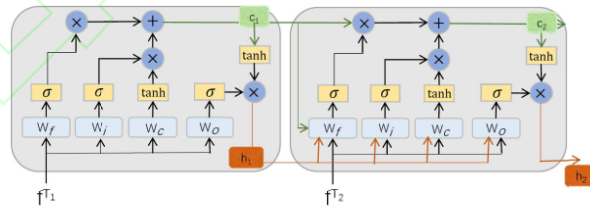


图 2 变化检测任务中使用 LSTM 的模型图

Fig.2 LSTM model used in change detection task

LSTM 中包含一系列时间的单元状态，当前 t 时刻 LSTM 的隐藏层输出 h_t 可按照如下方式计算：

$$h_t = o_t \times \tanh(c_t) \quad (1)$$

其中， $\tanh(\cdot)$ 是双曲正切函数， o_t 是用来控制单元状态有多少信息输出到 LSTM 当前状态的输出，其更新公式为：

$$o_t = \sigma(W_o^T \times f^T + U_o^T \times h_{t-1} + b_o) \quad (2)$$

其中, W_o 和 U_o 分别是输入的输出权重矩阵和上一时刻输出的输出权重矩阵, b_o 是偏置。

记忆单元 c_t 通过是否通过部分丢弃当前记忆内容并添加记忆单元 \tilde{c}_t 的新内容来更新, 计算方式是:

$$c_t = f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes \tilde{c}_t \quad (3)$$

其中, \otimes 表示逐像素相乘。新的记忆单元 \tilde{c}_t :

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c^T \times f^{T_t} + U_c^T \times h_{t-1} + b_c) \quad (4)$$

其中, W_c 和 U_c 分别是输入的输出权重矩阵和上一时刻输出的输出权重矩阵。 b_c 是偏置。 i_t 代表输入门, 将新的输入信息选择性地输入到记忆单元中, f_t 代表遗忘门, 将记忆单元中的信息选择性的遗忘。这两个门的计算方式如下所示:

$$i_t = \sigma(W_i^T \times f^{T_t} + U_i^T \times h_{t-1} + V_i^T \times c_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

$$f_t = \sigma(W_f^T \times f^{T_t} + U_f^T \times h_{t-1} + V_f^T \times c_{t-1} + b_f) \quad (6)$$

其中, W_i 、 U_i 和 V_i 分别是输入门的输入的输出权重矩阵、上一时刻输出的输出权重矩阵和上一时刻单元状态的输出权重, b_i 是偏置。 W_f 、 U_f 和 V_f 分别是遗忘门的输入的输出权重矩阵、上一时刻输出的输出权重矩阵和上一时刻单元状态的输出权重, b_f 是偏置。

3 基于早期融合网络的光谱变化特征提取

在本节中, 将介绍早期融合网络的结构, 如图 1 所示。早期融合网络包括 3D 卷积神经网络和全连接层两部分。先将两个立体图像块在光谱通道上拼接, 获得具有更多光谱通道数的一个图像块, 利用 3D 卷积神经网络能够提取该图像块中的光谱维度上的特征的变化。

在高/多光谱图像分类任务中, 3D 卷积已经被证实能够学习立体图像块的空间-光谱特征的局部信号变化^[18]。因此, 在本网络中利用 3D 卷积构建卷积层, 提取图像块的光谱特征的局部信号变化, 为后续的分类提供重要的判别信息。图 3 展示了 2D 卷积和 3D 卷积的主要区别, 3D 卷积要比 2D 卷积多了一个运算维度。

传统的三维卷积定义如下:

$$v_{ij}^{xyz} = f\left(\sum_m \sum_{h=0}^{H_l-1} \sum_{w=0}^{W_l-1} \sum_{r=0}^{R_l-1} k_{ljm}^{hwr} v_{(l-1)m}^{(x+h)(y+w)(z+r)} + b_{lj}\right) \quad (7)$$

其中, v_{ij}^{xyz} 表示特征图在 (x, y, z) 位置处的输出, H_l 、 W_l 、 R_l 分别代表在三维卷积核的长度、宽度和深度, l 表示网络的层数, j 表示某网络层中卷积核的个数, k_{ljm}^{hwr} 表示在连接到前一层中第 m 个特征块的卷积核中位置为 (h, w, r) 对应的值, b_{lj} 表示偏置。

在本章提出的模型中, 每个特征块被独立对待。因此, 在上述公式中, 将 m 设置为 1, 则 3D 卷积可以被表示成:

$$v_{lij}^{xyz} = f\left(\sum_{h=0}^{H_l-1} \sum_{w=0}^{W_l-1} \sum_{r=0}^{R_l-1} k_{lij}^{hwr} v_{(l-1)i}^{(x+h)(y+w)(z+r)} + b_{lij}\right) \quad (8)$$

其中, R_l 代表 3D 卷积核在光谱通道上的深度, i 表示前一层的特征块的个数, j 表示这层中卷积核的个数, v_{lij}^{xyz} 代表在位置 (x, y, z) 处的输出, 通过计算第 $l-1$ 层的第 i 个特征块 $v_{(l-1)i}^{(x+h)(y+w)(z+r)}$ 和第 l 层的第 j 个核 k_{lij}^{hwr} 的卷积得到。

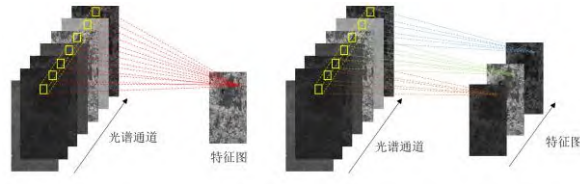


图 3 2D 卷积和 3D 卷积操作的比较
Fig.3 Comparison of 2D convolution and 3D convolution operations

4 损失函数

混合网络的损失函数主要由两部分组成：二元交叉熵损失函数和对比损失函数。变化检测任务属于二元分类问题，则根据传统的二元分类网络，选择二元交叉熵损失函数；伪孪生网络中的两支子网络权重不共享，对不同时刻提取的空间特征之间添加了额外的限制条件，即对比损失函数^[19]。通过减小对比损失函数，使特征空间中未变化图像对的空间特征差异更小，变化图像对的空间特征差异更大。

令 (X^{T_1}, X^{T_2}) 表示输入图像对， y 表示类标签。 $y = 0$ 表示图像对是变化的， $y = 1$ 表示图像函数分别用 L_{ce} 和 L_{con} 表示：

$$L_{ce} = y \log \hat{y} + (1 - y) \log (1 - \hat{y}) \quad (9)$$

$$L_{con} = y \left\| f^{T_1} - f^{T_2} \right\|_2^2 + (1 - y) (\max(0, m - \left\| f^{T_1} - f^{T_2} \right\|_2))^2 \quad (10)$$

其中 \hat{y} 表示 sigmoid 层的输出， m 表示边缘，通常设置 $m = 1$ 。整体的损失函数如下所示：

$$L = L_{ce} + \lambda L_{con} \quad (11)$$

其中， λ 是用来平衡分类损失和对比损失的权重。两种损失函数的结合使网络的训练更加稳定，使异源图像变化检测的结果更加准确。

5 实验结果与分析

5.1 实验数据集介绍

(1) Bastrop 复杂火灾数据集^[20]：包含三组由三种不同类型的传感器获得的图像对，已经完成几何配准等预处理。图 4(a)~(d)显示了待检测的四张图像，空间大小是 1534×808 ，具有不同的光谱波段。

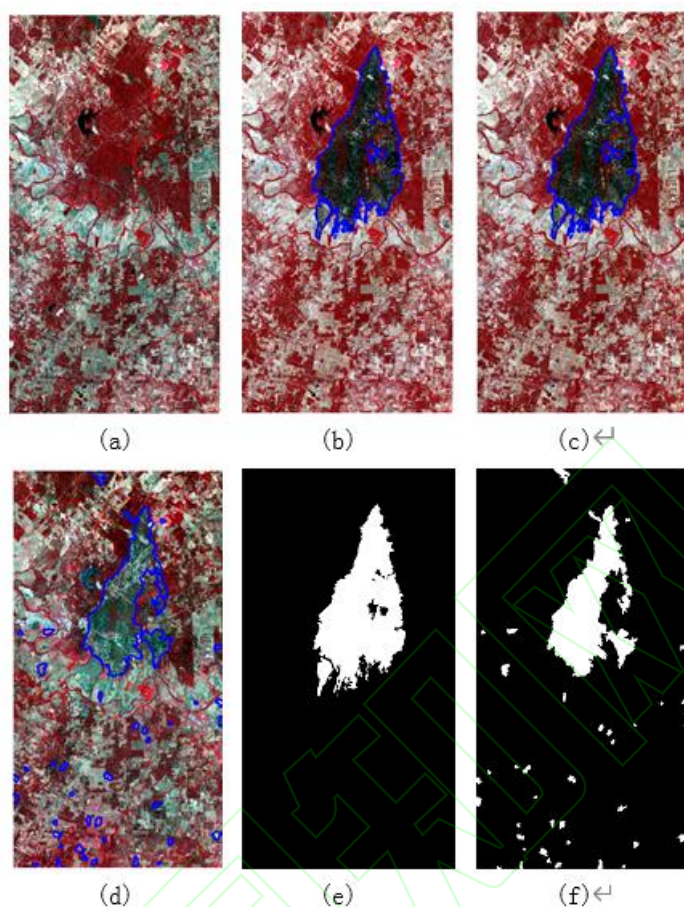


图4 Bastrop 数据集。烧毁区域用蓝色标出。(a)L5T1 图像(b)L5T2 图像(c)ALIT2 图像(d)L8T2 图像(e)(f)参考变化图像
Fig.4 Bastrop dataset. The burned area is marked in blue. (a) L5T1 image (b) L5T2 image (c) ALIT2 image (d) L8T2 image (e) (f) reference change image

L5T1 vs. L5T2 数据：图 4(a)和(b)是同一传感器 Landsat 5 (L5) 分别在 2011 年 8 月 26 日 (T1) 和 2011 年 9 月 11 日 (T2) 获取，区别是夏季 16 天的时间间隔内的烧伤疤痕。图 4(e)是参考的真实变化图像。

L5T1 vs. ALIT2 数据：图 4(c)是另一个传感器 Landsat Advanced Land Imager (ALI) 在 2011 年 9 月 12 日获取。变化仍然是火灾导致的烧伤疤痕。图 4(e)是参考的真实变化图像。

L5T1 vs. L8T2 数据：图 4(d)是另一个传感器 Landsat 8 (L8) 在 2013 年 6 月 28 日获取。除了火灾导致的烧伤疤痕以外，还涉及到自然因素导致的变化，这些变化与火灾导致的变化光谱类别相同。图 4(f)是参考的真实变化图像。

(2) **Onera 变化检测数据集^[21]：**本文使用数据集中的香港图像对和孟买图像对进行变化检测，主要变化是城市增长。图 5(a)和(b)分别在 2016 年 9 月 27 号和 2018 年 3 月 23 号由同一传感器获取的香港图像对。图 5(c)是参考图像。图像大小是 693×538，这里选取了 RGB+IR 四个光谱通道。图 5(d)和(e)分别在 2015 年 11 月 30 号和 2018 年 3 月 19 号同一传感器获取的孟买图像对。图 5(f)是参考图像。图像大小是 858×557，这里选取了 RGB+IR 四个光谱通道。

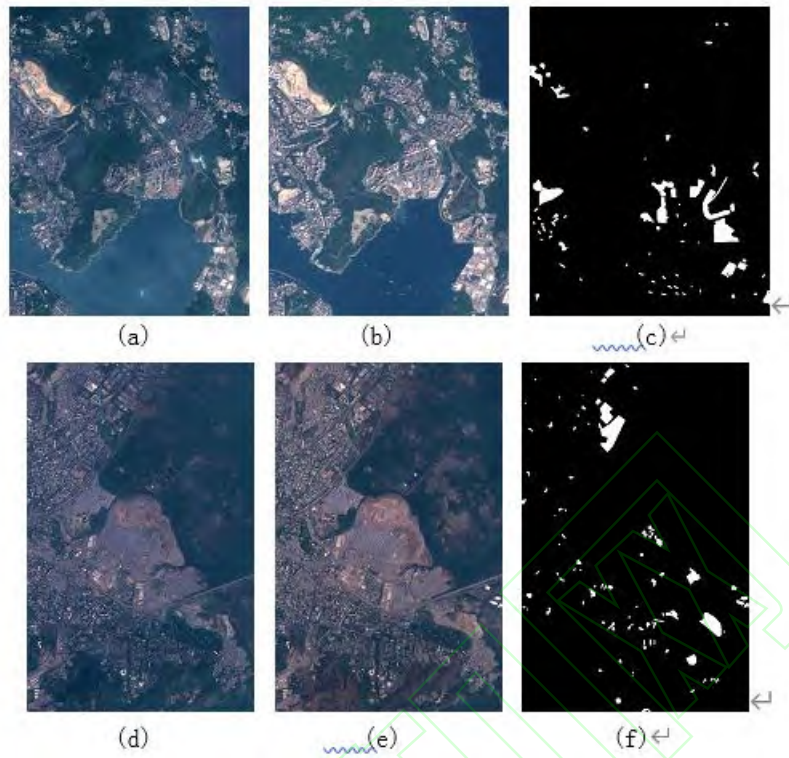


图 5 Onera 变化检测数据集。(a)2016 年 9 月 27 日获得的香港图像(b)2018 年 3 月 23 日获得的香港图像(c)参考变化图(d)2015 年 11 月 30 日获得的孟买图像 (e) 2018 年 3 月 19 日获得的孟买图像 (f)参考变化图

Fig.5 Onera change detection dataset. (a) Hong Kong image obtained on September 27, 2016 (b) Hong Kong image obtained on March 23, 2018 (c) Reference change map (d) Mumbai image obtained on November 30, 2015 (e) 2018 Mumbai image (f) reference change map obtained on March 19

5.2 实验设置

(1) 训练集：从变化和未变化的区域中分别各随机选取 900 个像素点对，以这些像素点为中心，与周围邻近像素点构成大小为 $9 \times 9 \times c_1(c_2)$ 的图像块，其中 c_1 和 c_2 分别表示时间 T_1 和 T_2 获取的图像的光谱通道数。

(2) HCNN 网络架构：图 6 展示了网络配置的示意图。 T_1 和 T_2 图像块通过一些卷积层，其中卷积核的大小是 3×3 ，而不是 5×5 或者 7×7 。这样做的好处是提高网络的非线性，使得网络更加具有判别性。卷积的步长为 1，填充为 0。所有的卷积和全连接层都用 ReLU 作为激活函数，除了最后一层全连接层利用 Sigmoid 作为激活函数。

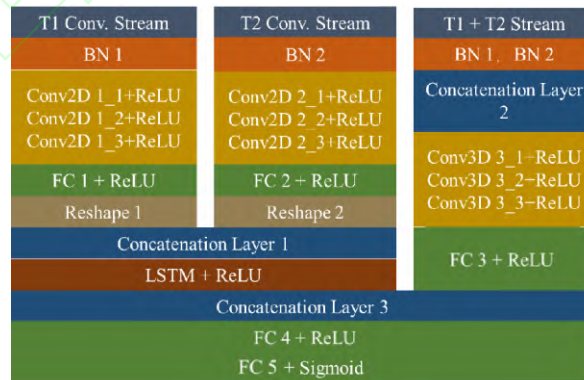


图 6 HCNN 的网络配置示意图
Fig.6 Schematic diagram of HCNN network configuration

(3) 网络训练：本章提出的混合网络基于 Keras 深度学习框架进行训练，并利用 Adam 作为优化

器。初始的学习率设置为 0.01。所有的网络权重都使用 he_normal 初始化器进行初始化, 该初始化器从正态分布中抽取样本, 使用 Sigmoid 函数作为输出层的激活函数, 进行二元分类。最后, 本网络的训练硬件平台是单个有 12GBGP 内存的 NVIDIA GeForce GTX TITAN。

5.3 实验指标介绍

遥感图像变化检测结果分析常采用定性和定量相结合的方式。从定性的视觉图像分析, 可以大致观测出检测结果图和实际地物变化参考图是否存在较大差异。从定量的评价指标分析, 可以根据精确的数字结果来比较不同算法的优劣。

本文中使用 TP 和 TN 分别表示被正确检测的变化像素个数和被正确检测的未变化像素个数, FP 表示虚检数, 表示参考图中未发生变化但在实际的变化检测结果图发生变化的像素个数, FN 表示漏检数, 表示参考图中发生变化但在实际的变化检测结果中未发生变化的像素个数。由上述指标已经扩展得到了很多指标, 其中以总体分类精度 (Overall Accuracy, OA) 和卡帕系数 (Kappa) 应用最为广泛。这两个值越大, 变化检测效果越好。

OA 值等于被正确检测的像素数与总像素数的比值, 具体计算方式如下:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (12)$$

Kappa 系数是另外一种表征分类精度的方法, 等于采用某算法分类与完全随机的分类产生错误减少的比例, 反映出变化检测结果和参考图的一致性。可用如下公式表示:

$$Kappa = \frac{OA - PRE}{1 - PRE} \quad (13)$$

其中, PRE 表示预期分割的比例, 是偶然期望的比例, 按照如下方式计算:

$$PRE = \frac{(TP + FN) \times (TP + FP) + (FP + TN) \times (FN + TN)}{(TP + TN + FP + FN)^2} \quad (14)$$

5.4 不同算法的对比

(1) Bastrop 数据集上的实验

为了验证本文提出的 HCNN 模型在异源传感器获得的遥感图像变化检测任务上的优秀表现, 在 Bastrop 数据集上将其与使用广泛的变化检测算法进行了对比, 包括传统和基于神经网络的算法: MAD+CVA^[22], KCCA+CVA^[20], DCCA+CVA^[23], DCCAE+CCA^[24], Early-Fusion network(EF)^[25], Pseudo-Siamese net-work(PS)^[26]。为了加快处理进程, 以 5 个像素点作为步长提取步长, 并利用投票机制来预测图像中所有像素点的标签。每个像素点的标签由其被覆盖的所有图像块在网络的输出按权重进行投票。具体的投票权重分布符合以该像素为中心的二维高斯分布, 即某个像素离该像素点越近, 则权重就更大。

表1 Bastrop数据集的变化检测结果数据分析表 (OA值, 单位: %)

Table 1 Data analysis table of change detection results on Bastrop dataset (OA value, unit: %)

| 算法 | L5 vs. L5 | L5 vs. ALI | L5 vs. L8 |
|-----------|-----------|------------|-----------|
| MAD+CVA | 87.233 | 79.991 | 77.075 |
| KCCA+CVA | 92.614 | 90.175 | 91.671 |
| DCCA+CVA | 95.556 | 94.676 | 93.943 |
| DCCAE+CVA | 96.598 | 95.713 | 94.308 |
| EF | 97.358 | 97.115 | 94.314 |
| PS | 98.382 | 98.136 | 94.526 |
| HCNN | 99.286 | 98.764 | 95.581 |

利用上述几种算法在 OA 和 Kappa 系数指标下得到的针对 Bastrop 复杂火灾数据集的结果分别如表 1 和图 7 所示。这三组实验的变化检测任务对算法的挑战性是越来越大的, 原因在于 L5T1 vs.

L5T2 实验中采用的是同一传感器在不同时刻所获取的图像对，图像对中所发生的变化主要是火灾的烧伤疤痕；L5T1 vs. ALIT2 实验中采用的是不同传感器在不同时刻所获取的图像对，图像对中所发生的变化依然是火灾的烧伤疤痕，异源图像增加了变化检测的困难程度；L5T1 vs. L8T2 实验中不仅采用了不同传感器在不同时刻所获取的图像，而且图像中的变化除了火灾导致的烧伤疤痕以外，还涉及到自然因素导致的变化。从 OA 值和 Kappa 系数可以看出，实验指标在三组实验中整体上是逐渐降低的，但是我们所提出的 HCNN 模型都能达到最好的效果，充分证明了我们所提出的网络结构的有效性。

在图 8、图 9、图 10 分别列出了在 L5T1 vs. L5T2 实验、L5T1 vs. ALIT2 实验和 L5T1 vs. L8T2 实验中不同算法得到的变化检测结果图，从直观上观察不同算法的效果。

从三组实验的结果可以看出，两种传统方法 MAD+CVA 和 KCCA+CVA 在三组实验上的效果都较差，存在较多的虚检和漏检的像素点，并且虚检和漏检的情况也是越来越严重的，原因是传统方法只能提取图像的低维特征，表征能力不强，无法准确地区分不同的变化，所以存在很多误检的情况；基于神经网络的深度特征映射方法 DCCA+CVA 和 DCCAE+CVA 在前两组实验中效果一般，虚检和漏检的情况相对于传统的 MAD+CVA 和 KCCA+CVA 有了改善，然而在第三组实验中误检的情况仍然很严重，这是由于此类方法在特征映射时只考虑了图像的光谱特征，忽略了图像空间特征，所以在变化较难检测的第三组实验中没有达到较好的效果；基于卷积神经网络的分类方法 EF 和 PS 效果较好，通过提取图像块的空间特征，充分利用邻域信息，能够有效滤除噪声等干扰。

HCNN 具备了 EF 和 PS 网络充分利用空间特征的优点，同时融合深度和低级的空间-光谱-时间特征，有利于提升网络的判别能力，通过优化我们设计的损失函数，在特征空间中，未变化的图像对特征差异更小，变化的图像特征差异更大，网络具有更强的区分能力，从而在三组实验中都能检测出最正确的变化区域。

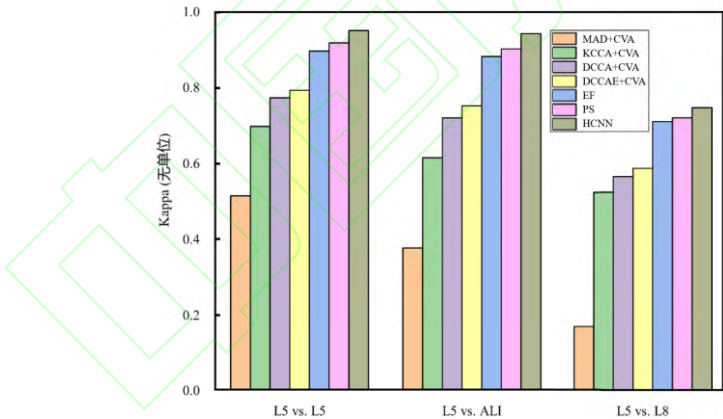


图 7 Bastrop 数据集的变化检测结果数据分析表 (Kappa)
Fig.7 The change detection result data analysis table of the Bastrop data set (Kappa)

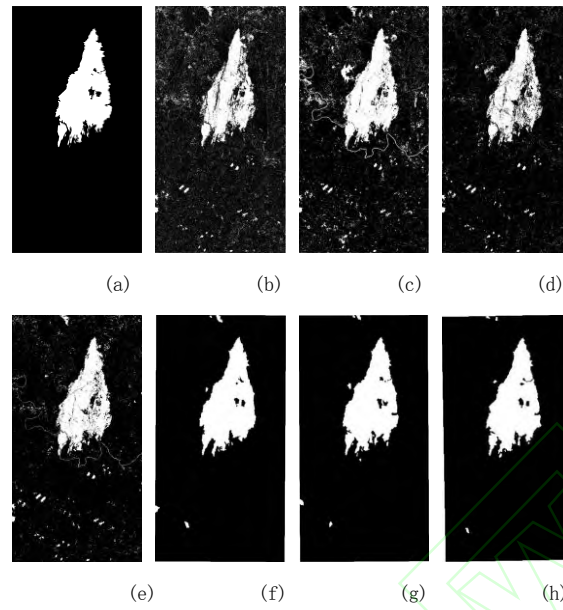


图 8 L5T1 vs. L5T2 实验中的变化结果图。白色表示变化区域，黑色表示未变化区域。(a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN
Fig. 8 The results of change detection in the L5T1 vs. L5T2 experiment. White indicates a changed area, and black indicates an unchanged area. (a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN

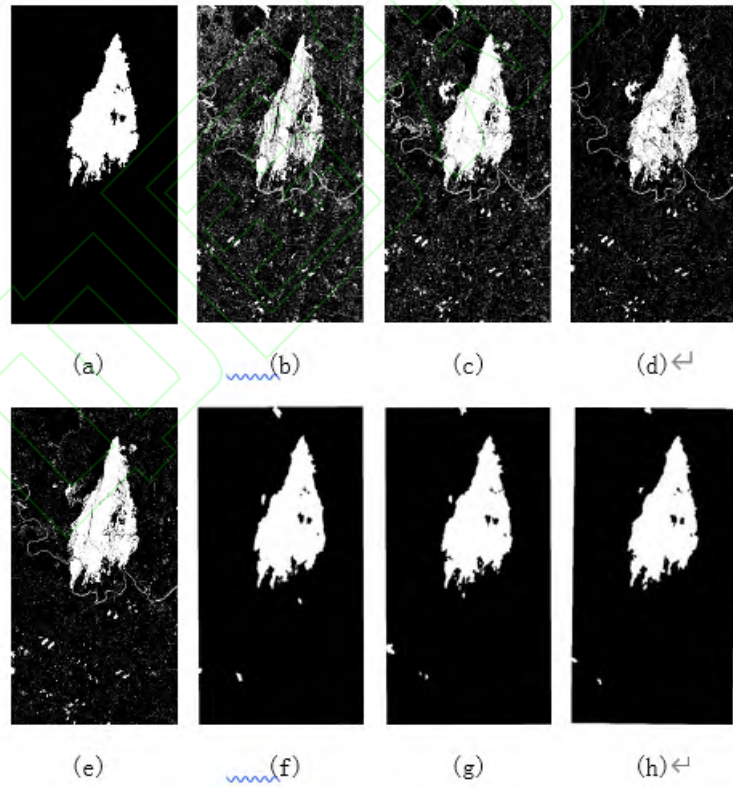


图 9 L5T1 vs. ALIT2 实验中的变化结果图。白色表示变化区域，黑色表示未变化区域。(a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN
Fig. 9 The results of change detection in the L5T1 vs. ALIT2 experiment. White indicates a changed area, and black indicates an unchanged area. (a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN

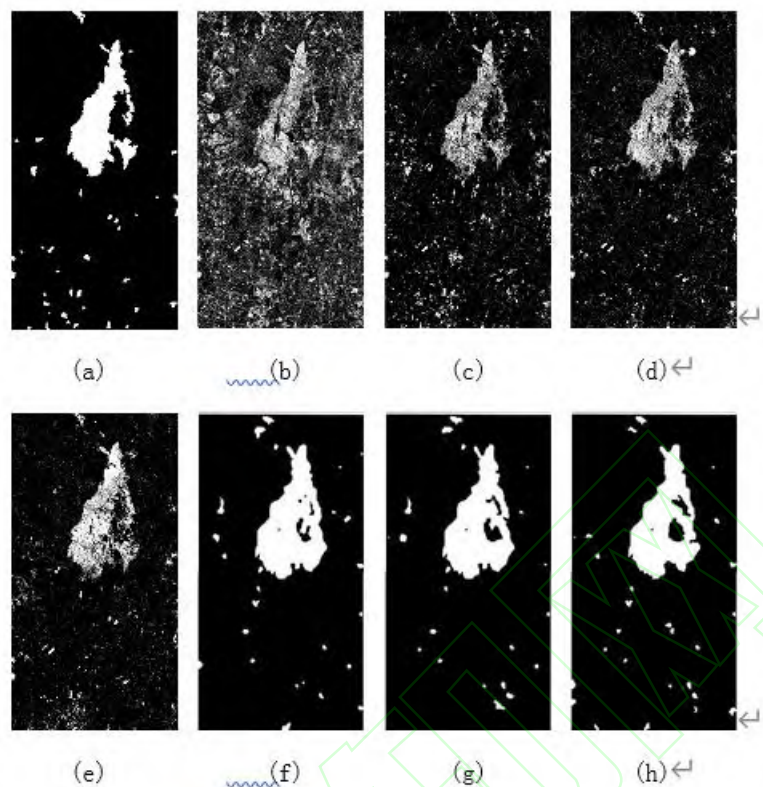


图 10 L5T1 vs. L8T2 实验中的变化结果图。白色表示变化区域，黑色表示未变化区域。(a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN
Fig. 10 The results of change detection in the L5T1 vs. L8T2 experiment. White indicates a changed area, and black indicates an unchanged area.
(a)Ground truth (b)MAD+CVA (c)KCCA+CVA (d)DCCA+CVA (e)DCCAE+CVA (f)EF (g)PS (h)HCNN

(2) Onera 数据集上的实验

我们在 Onera 数据集上验证 HCNN 在同一传感器获得的遥感图像变化检测任务上也有不错的性能。

表 2 和表 3 分别展示了孪生网络 (Siamese network, S)^[27]、伪孪生网络 (Pseudo-Siamese network, PS)^[26]、早期融合网络 (Early-Fusion network, EF)^[25]以及本章提出的 HCNN 模型在香港图像对和孟买图像对上的实验结果。图 11 和图 12 分别展示了上述方法在香港图像对和孟买图像对上得到的变化检测结果图。从图中可看出，检测得到的变化地图与地面真实情况大致相同，HCNN 相比对图像空间特征进行利用的其他三种方法，融合深度和低级的空间-光谱-时间特征，同时我们设计的损失函数使得网络区分能力更强，可以看到 HCNN 获得的结果图相比于其他结果图而言，漏检的变化像素较少。

表2 在香港图像对上使用S、PS、EF、HCNN网络获得的的变化检测定量结果

Table 2 Quantitative results of change detection obtained by using S, PS, EF, and HCNN on Hong Kong image pairs

| 算法 | OA (%) | AA (%) | Kappa |
|------|--------|--------|-------|
| S | 96.542 | 68.511 | 0.424 |
| PS | 97.900 | 76.090 | 0.631 |
| EF | 97.134 | 74.943 | 0.598 |
| HCNN | 97.617 | 81.200 | 0.656 |

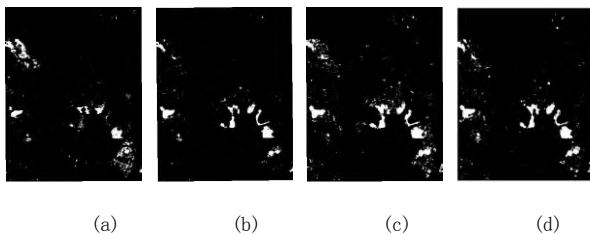


图 11 在香港图像对上使用 S、PS、EF、HCNN 网络获得的变化检测结果图。白色表示变化区域，黑色表示未变化区域。(a)S (b)PS (c)EF (d)HCNN

Fig.11 Change detection results on Hong Kong image pair obtained by S、PS、EF、HCNN. White indicates a changed area, and black indicates an unchanged area. (a)S (b)PS (c)EF (d)HCNN

表3 在孟买图像对上使用S、PS、EF、HCNN网络获得的的变化检测定量结果

Table 3 Quantitative results of change detection obtained by using S, PS, EF, and HCNN on Mumbai image pairs

| 算法 | OA (%) | AA (%) | Kappa |
|------|--------|--------|-------|
| S | 95.928 | 69.293 | 0.457 |
| PS | 96.325 | 80.217 | 0.635 |
| EF | 95.449 | 80.599 | 0.628 |
| HCNN | 97.293 | 82.583 | 0.673 |

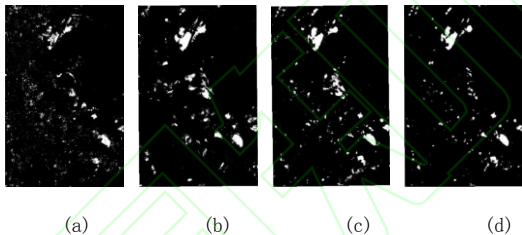


图 12 在孟买图像对上使用 S、PS、EF、HCNN 网络获得的变化检测结果图。白色表示变化区域，黑色表示未变化区域。(a)S (b)PS (c)EF (d)HCNN

Fig.12 Change detection results on Mumbai image pair obtained by S、PS、EF、HCNN. White indicates a changed area, and black indicates an unchanged area. (a)S (b)PS (c)EF (d)HCNN

5.5 3D 卷积的影响

为了分析早期融合网络中使用 2D 卷积和 3D 卷积对检测精度的影响，我们在 L5T1 vs. L8T2 实验中，对 EF 网络与 HCNN 网络分别使用 2D 卷积和 3D 卷积进行运算，实验结果指标如表 4 所示。可以看出，在 EF 和 HCNN 网络中使用 3D 卷积操作，检测精度更高，这是因为 3D 卷积能够提取图像块的光谱特征的局部信号变化，为后续的分类提供重要的判别信息。

表4 在L5T1 vs.L8T2实验中EF与HCNN网络使用2D卷积和3D卷积对检测精度的影响

Table 4 In the L5T1 vs. L8T2 experiment, the EF and HCNN networks use 2D convolution and 3D convolution to affect the detection accuracy

| 算法 | OA (%) | Kappa |
|---------|--------|-------|
| EF-2D | 94.314 | 0.711 |
| EF-3D | 94.938 | 0.723 |
| HCNN-2D | 95.258 | 0.731 |
| HCNN-3D | 95.581 | 0.759 |

5.6 对比损失的影响

为了验证对比损失函数对网络训练的良性作用，我们对比了 L5T1 vs. ALIT2 实验中在 PS 与 HCNN 网络训练中是否添加额外的对比损失函数的变化检测结果指标，如表 5 所示。总体而言，在 PS 和 HCNN 网络中添加了对比损失后，OA 和 Kappa 值有所提高。这是因为，对比损失函数能够在特征空间中，未变化的图像对特征差异更小，变化的图像特征差异更大，有利于提升网络的区分能力。

表5 在L5T1 vs.ALIT2实验中PS与HCNN网络是/否添加对比损失函数对检测精度的影响

Table 5 In the L5T1 vs. ALIT2 experiment, whether the PS and HCNN networks add a contrast loss function to the detection accuracy

| 算法 | OA (%) | Kappa |
|--------------|--------|-------|
| PS no CL | 98.136 | 0.903 |
| HCNN no CL | 98.66 | 0.932 |
| PS with CL | 98.356 | 0.917 |
| HCNN with CL | 98.764 | 0.943 |

此外，对比损失函数会增加网络的收敛速度。如图 13 所示的曲线图，可以发现，在使用对比损失函数后，无论是 PS 还是 HCNN 网络，Loss 都更快地下降，网络的收敛速度有了较大的提升。

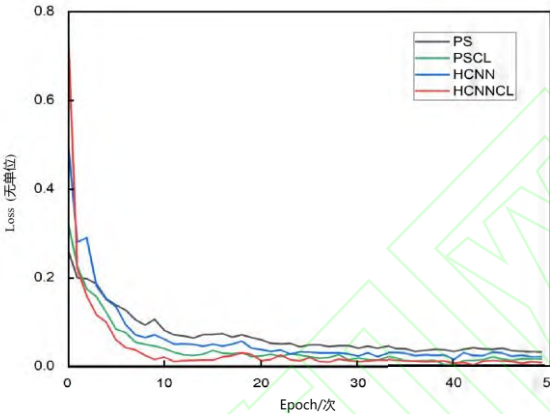


图 13 PS 与 HCNN 网络是/否添加对比损失函数的二元交叉熵损失随着网络训练的变化曲线

Fig. 13 Binary cross entropy loss curves of PS and HCNN network with/without contrast loss function binary in network training

6 结论

- 1)算法可实现较为优异的异源遥感图像变化检测性能，例如在 Bastrop 数据集的实验中，我们所提出的 HCNN 方法的 OA 值在三组实验中分别达到 99.286%、98.764%、95.581%，均高于其他的检测算法。
- 2)同时算法在同传感器获取的遥感图像变化检测任务中也有非常好的效果，Onera 数据集上的实验结果证明了这一点。
- 3)3D 卷积的使用可以更加有效地提取图像块光谱特征的局部信号变化，为后续的特征融合提供了重要的判别信息。
- 4)我们设计的损失函数可以使得特征空间中未变化的图像对特征差异更小，变化的图像特征差异更大，提升了网络的区分能力和收敛速度。

参 考 文 献

[1] ALBERGA,VITO.Similarity measures of remotely sensed multi-sensor images for change detection applications[J].Remote Sensing,2009,1(3):122-143.

[2] FERNANDEZ-PRIETO D,MARCONCINI M.A novel partially supervised approach to targeted change detection[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2011,49(12):5016-5038.

[3] LAI P L,FYFE C.Kernel and nonlinear canonical correlation analysis[J].International Journal of Neural Systems,2000,10(5):365-377.

[4] Volpi M,de Morsier F,Camps-Valls G,et al.Multi-sensor change detection based on nonlinear canonical correlations[C]//2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS.IEEE,2013:1944-1947.

[5] ZHU Z,WOODCOCK C E.Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery[J].Remote sensing of environment,2012,118:83-94.

[6] JIAN M,LAM K,DONG J,et al.Visual-Patch-Attention-Aware Saliency Detection[J].IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics,2015,45(8):1575-1586.

[7] JIAN M,QI Q,DONG J,et al.Integrating QDWD with pattern distinctness and local contrast for underwater saliency detection[J].Journal of Visual Communication and Image Representation,2018:31-41.

[8] JIAN M,ZHANG W,YU H,et al.Saliency detection based on directional patches extraction and principal local color contrast[J].Journal of Visual Communication and Image Representation,2018:1-11.

[9] MERCIER G,MOSER G,SERPICO S B.Conditional copulas for change detection in heterogeneous remote sensing images[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2008,46(5): 1428-1441.

- [10] GAO F, LIU X, DONG J, et al. Change Detection in SAR Images Based on Deep Semi-NMF and SVD Networks[J]. Remote Sensing, 2017, 9(5).
- [11] MOU L, BRUZZONE L, ZHU X X. Learning spectral-spatial-temporal features via a recurrent convolutional neural network for change detection in multispectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 57(2): 924-935.
- [12] ZHANG P, GONG M, SU L, et al. Change detection based on deep feature representation and mapping transformation for multi-spatial-resolution remote sensing images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 116: 24-41.
- [13] ZHANG Z, VOSSelman G, GERKE M, et al. Change detection between multimodal remote sensing data using siamese CNN[J]. arXiv preprint arXiv:1807.09562, 2018.
- [14] LIU J, GONG M, QIN K, et al. A deep convolutional coupling network for change detection based on heterogeneous optical and radar images[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2016, 29(3): 545-559.
- [15] HUGHES L H, SCHMITT M, MOU L, et al. Identifying corresponding patches in SAR and optical images with a pseudo-siamese CNN[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5): 784-788.
- [16] NIU X, GONG M, ZHAN T, et al. A conditional adversarial network for change detection in heterogeneous images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 16(1): 45-49.
- [17] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [18] LI Y, ZHANG H, SHEN Q. Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery with 3D convolutional neural network[J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 67.
- [19] CHOPRA S, HADSSELL R, LECUN Y. Learning a similarity metric discriminatively, with application to face verification[C]//CVPR (1). 2005: 539-546.
- [20] DAUDT R C, LE SAUX B, BOULCH A, et al. Urban change detection for multispectral earth observation using convolutional neural networks[C]//IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018: 2115-2118.
- [21] VOLPI M, CAMPS-VALLS G, TUIA D. Spectral alignment of multi-temporal cross-sensor images with automated kernel canonical correlation analysis[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2015, 107: 50-63.
- [22] VOLPI M, DE MORSIER F, CAMPS-VALLS G, et al. Multi-sensor change detection based on nonlinear canonical correlations[C]//2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS. IEEE, 2013: 1944-1947.
- [23] ANDREW G, ARORA R, BILMES J, et al. Deep canonical correlation analysis. [J]. In ICML, pp. 1247 - 1255, 2013.
- [24] WANG W, ARORA R, LIVESCU K, et al. On deep multi-view representation learning[C]//International Conference on Machine Learning. 2015: 1083-1092.
- [25] ZAGORUYKO S, KOMODAKIS N. Learning to compare image patches via convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 4353-4361.
- [26] HUGHES L H, SCHMITT M, MOU L, et al. Identifying corresponding patches in SAR and optical images with a pseudo-siamese CNN[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(5): 784-788.
- [27] ZHANG Z, VOSSelman G, GERKE M, et al. Change detection between multimodal remote sensing data using siamese CNN[J]. arXiv preprint arXiv:1807.09562, 2018.