

文章编号 1004-924X(2018)01-0200-08

## 基于卷积神经网络的光学遥感图像检索

李 宇<sup>1\*</sup>, 刘雪莹<sup>1</sup>, 张洪群<sup>1</sup>, 李湘眷<sup>2</sup>, 孙晓瑶<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 遥感与数字地球研究所, 北京 100094;

2. 西安石油大学, 陕西 西安 710065)

**摘要:**提出了一种基于深度卷积神经网络的光学遥感图像检索方法。首先,通过多层卷积神经网络对遥感图像进行卷积和池化处理,得到每幅图像的特征图,抽取高层特征构建图像特征库;在此过程中使用特征图完成网络模型参数和 Softmax 分类器的训练。然后,借助 Softmax 分类器在图像检索阶段对查询图像引入类别反馈,提高图像检索准确度,并根据查询图像特征和图像特征库中特征向量之间的距离,按相似程度由大到小进行排序,得到最终的检索结果。在高分辨率遥感图像数据库中进行了实验,结果显示:针对水体、植被、建筑、农田、裸地等 5 类图像的平均检索准确度约 98.4%,增加飞机、舰船后 7 类遥感图像的平均检索准确度约 95.9%;类别信息的引入有效提高了遥感图像的检索速度和准确度,检索时间减少了约 17.6%;与颜色、纹理、词袋模型的对比实验表明,利用深度卷积神经网络抽取的高层信息能够更好地描述图像内容。实验表明该方法能够有效提高光学遥感图像的检索速度和准确度。

**关键词:**遥感图像检索;深度学习;图像分类;卷积神经网络;Softmax 分类器

中图分类号:TP751 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20182601.0200

## Optical remote sensing image retrieval based on convolutional neural networks

LI Yu<sup>1\*</sup>, LIU Xue-ying<sup>1</sup>, ZHANG Hong-qun<sup>1</sup>, LI Xiang-juan<sup>2</sup>, SUN Xiao-yao<sup>1</sup>

(1. Institute of Remote Sensing and Digital Earth,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2. Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

\* Corresponding author, E-mail: liyu\_0321@163.com

**Abstract:** A method for remote sensing image retrieval based on convolutional neural networks was proposed. First, the convolution and pooling of remote sensing images were conducted by multi-layer convolutional neural networks. The feature maps of each image were obtained, and the high-level features were extracted to build the image feature database. In this process, the training of networks' parameters and the Softmax classifier were completed using feature maps. Then, in the image retrieval stage, classification was introduced by the softmax classifier which will improve the accuracy of image retrieval. Lastly, the remote sensing image retrieval was sorted based on the similarity between the query image and database. Retrieval experiments were performed on the high-resolution optical remote sensing images. The average retrieval precision on five kinds including water, plant,

收稿日期:2017-06-09;修订日期:2017-08-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61501460)

building, farmland and land is 98.4%, and the retrieval precision on seven types (adding plane and ship) is 95.9%. The introduction of class information improves the retrieval precision and speed, saving time by 17.6% approximately. The proposed method behaves better than the methods that based on color feature, texture feature and the bag of words model, and the results show that the high-level feature from deep convolutional neural networks can represent image content effectively. Experiment indicates that retrieval speed and accuracy of optical remote-sensing images can be effectively increased in this method.

**Key words:** remote sensing image retrieval; deep learning; image classification; convolutional neural networks; softmax classifier

## 1 引 言

作为海量遥感图像信息分析的重要技术手段,遥感图像检索一直是一个热点问题。随着遥感技术的发展,遥感数据用户群体的不断增加与应用需求的日益多样化,对遥感图像检索技术提出了更高的要求。基于内容的图像检索不受图像标注的限制,利用特征直接对图像内容进行分析实现检索,更符合人类的认知过程,能够更好地满足用户需求。

基于内容的图像检索技术在遥感图像检索中已得到了广泛应用<sup>[1]</sup>。早期研究主要集中在遥感图像光谱、纹理和形状等底层特征的提取;Zhu等<sup>[2]</sup>采用 Gabor 滤波法获取纹理特征用于航空遥感图像的检索;Priti等<sup>[3]</sup>利用颜色特征和灰度共生矩阵描述的纹理特征,实现遥感图像检索;陆丽珍等<sup>[4]</sup>采用纹理和颜色特征的线性加权,融合两种特征来进行遥感图像的检索。然而,底层特征与高层语义之间的“语义鸿沟”使得该类基于底层特征的方法难以准确反映用户的检索意图。为解决这一问题,用户反馈机制被引入到基于内容的遥感图像检索中<sup>[5]</sup>。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)因其对有限训练样本的良好推广能力,常常被用于处理用户反馈信息,改善图像检索效果。但是,基于 SVM 的反馈方法往往受限于样本的选取方式和核函数参数的选取<sup>[6]</sup>。随着遥感技术的高速发展,遥感图像不仅数量激增,图像分辨率也不断提高,图像中包含的信息更加复杂丰富,使得现有的基于内容的遥感图像检索方法面临新的挑战。

近年来,深度学习方法飞速发展,广泛应用于语音识别、自然语言处理和计算机视觉等领域中,并获得了空前的成功<sup>[7]</sup>。其中,卷积神经网络

(Convolutional Neural Network, CNN)通过多层网络架构对原始图像数据进行逐层提取与抽象,获取的特征能够更好地表达图像所包含的信息,为图像特征的获取提供了新思路,得到了广泛关注<sup>[8]</sup>;F. P. S. Luus等<sup>[9]</sup>采用深度卷积神经网络提取多尺度特征,并以此为基础完成高分辨率遥感图像分类;熊昌镇等<sup>[10]</sup>利用深度卷积神经网络查询图像中的主体类别,提取了结合主体检测的图像检索方法;实现图像检索;刘海龙等<sup>[11]</sup>利用改进 Le-Net 模型提取全连接层特征,实现图像检索。与传统分类方法不同, CNN 作为一种深度学习架构,其特征提取和分类训练两个过程是密不可分的,在获取图像特征的同时能够得到图像类别信息。

在前人工作基础上,本文提出了一种基于卷积神经网络的光学遥感图像检索方法。该方法采用深度卷积神经网络提取图像的高层特征,充分地描述图像内容。同时,借助权值共享和池化,大幅减少了网络参数,提高了方法的学习效率。另外,方法利用 Softmax 分类器将类别反馈引入检索过程,缩小检索范围进而提高了遥感图像的检索速度和检索准确度。实验结果表明,本文方法能够在一定程度上提高图像检索速度和检索准确度。

## 2 模型方法

本文的遥感图像检索处理流程如图 1 所示。首先,利用遥感图像数据集训练深度卷积神经网络模型,在此过程中,完成模型参数学习和分类器训练。然后,通过卷积神经网络进行遥感图像的深度特征抽取,并构建图像特征库。对于输入的查询图像,根据查询图像的特征和类别,与图像特征库中的特征进行相似性度量,按相似性由大

到小进行排序,返回检索结果,实现基于内容的遥感图像检索。

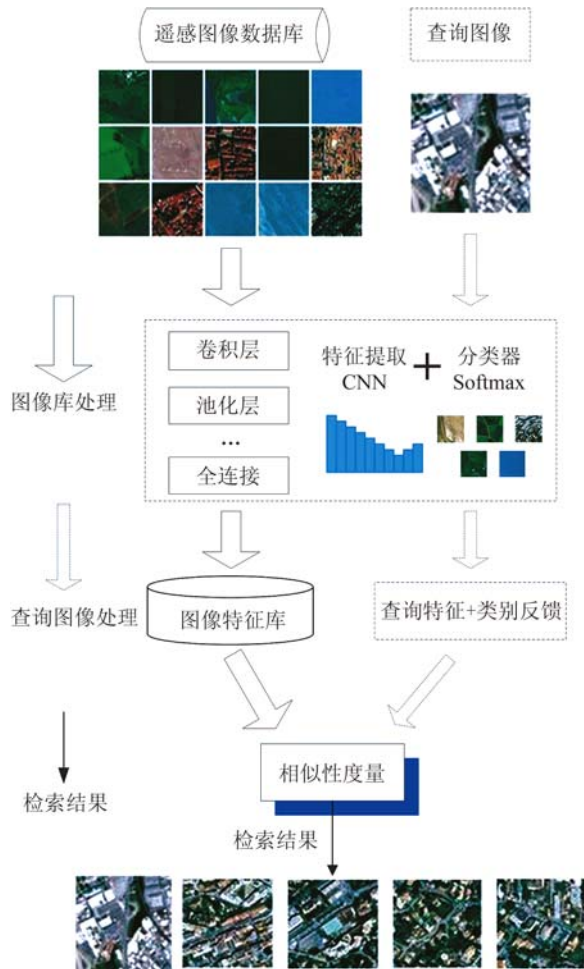


图 1 检索处理流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed image retrieval algorithm

### 2.1 卷积神经网络

卷积神经网络是一种包含卷积层的深度神经

网络模型。其概念最早源自 1962 年 Hubel 和 Wiesel 提出的感受野,即每个神经元只会处理一小块区域的视觉图像<sup>[12]</sup>。1984 年 Fukushima 等人提出的神经认知机 (Neocognition) 模型<sup>[13]</sup>,通过层次化的网络结构来提取图像特征,该模型可以看成是卷积神经网络的原型实现。1998 年 LeCun 等人<sup>[14]</sup>正式提出了卷积神经网络方法,权值共享结构使之更类似于生物神经网络,减少了权值的数量,降低了网络模型的复杂度,将 LeNet5 应用在手写体识别,识别准确度高于其他的方法。卷积神经网络已经成为当前图像处理领域的研究热点<sup>[15]</sup>。

#### 2.1.1 网络结构

本文方法采用的 CNN 网络结构包括 4 层卷积、3 层池化和 1 层全连接层,具体的网络结构设计如图 2 所示。其中卷积层由若干卷积核组成,用于获取不同的特征图。令  $x_j^l$  表示在网络第  $l$  层中的第  $j$  个特征图,计算公式如下:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * W_{ij}^l + b_j^l\right), \quad (1)$$

其中:  $l-1$  表示网络中第  $l$  层前一层,  $M_j$  为  $l-1$  层中特征图  $x_i^{l-1}$  的集合,  $W$  代表卷积核,  $W_{ij}^l$  就是特征图  $x_j^l$  对特征图  $x_i^{l-1}$  的权值矩阵,  $b_k^l$  为输出特征图的偏置,  $f$  是激活函数。常用的非线性激活函数有 Sigmoid、Tanh 和 ReLU (Rectified Linear Units) 函数等。本文方法所有卷积层的激活函数采用的都是 ReLU 函数。选取一幅飞机目标图像,从网络中选取该图片的卷积层特征图(每一个卷积层选取一个特征图)进行可视化,显示结果如图 3 所示。

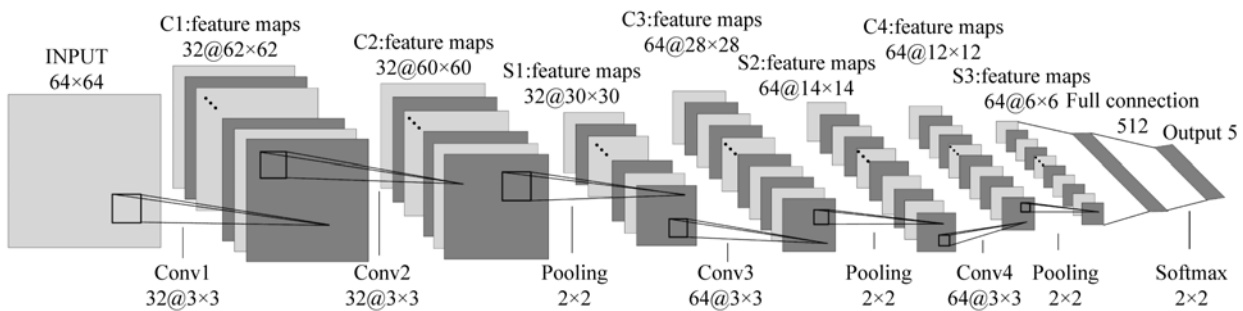


图 2 卷积神经网络结构模型

Fig. 2 Architecture and parameters of our CNN model

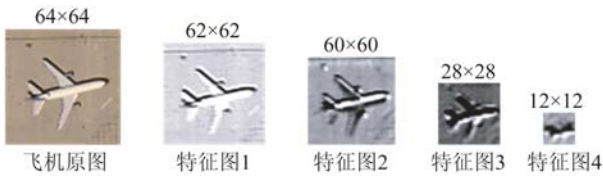


图 3 特征图示例

Fig. 3 Example of feature maps

池化层对输入的特征图进行下采样,能够减少相邻卷积层连接单元的数目,减轻网络的计算负担。常用的池化类型包括最大值池化、均值池化和 P 范数池化等,本文方法采用的最大值池化方法,能够减小卷积层参数误差造成估计均值的偏移,更多地保留纹理信息。全连接层的输出在具体实现时被保存下来用于建立图像特征库。

### 2.1.2 Dropout 层

在网络设计实现中引入了 Dropout 层。Dropout 层是由 Hinton 等在 2012 年提出来的<sup>[16]</sup>,在神经网络中引入 Dropout 层的目的是通过抑制隐含层神经节点的共同作用,来提高神经网络的性能。其原理是在训练的时候对于每次输入网络的样本在权值更新时,通过设定阈值使隐含层节点不同时都出现,这样权值的更新不再依赖于某些节点间的共同作用,进而提高神经网络的性能,提高模型的泛化能力,防止过拟合。

本文方法基于 Keras 框架,使用 Python 语言实现。相比于其他常用深度学习框架,如 Caffe、Torch、Theano 等,Keras 使用简单,扩展性好且模块组合灵活自由。

### 2.2 Softmax 分类器

分类训练选用 Softmax 分类器,Softmax 可用于解决多分类问题,是一种有监督学习算法。具体实现过程中,需要提供输入样本特征  $x$  和相应的样本类别  $y$ ,对于  $K$  类地物有  $y \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。对于给定的输入值  $x^{(i)}$ ,  $i$  代表输入样本的编号。使用假设函数对每一个类别  $k$  估计出概率值  $p = (y^{(i)} = k | x^{(i)}; \theta)$ ,  $\theta$  是模型参数。最终的假设函数  $h_{\theta}(x^{(i)})$  形式如下:

$$h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1 | x^{(i)}; \theta) \\ p(y^{(i)} = 2 | x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = K | x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} =$$

$$\frac{1}{\sum_{j=1}^K e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_2^T x^{(i)}} \\ \vdots \\ e^{\theta_K^T x^{(i)}} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中,右侧等式对概率分布进行归一化,使得所有概率的和为 1。Softmax 分类器代价函数采用 logistic 代价函数的一般形式,计算公式如下:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^K 1\{y^{(i)} = j\} \log \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{j=1}^K e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \right], \quad (3)$$

其中:  $m$  表示样本数量,  $1\{\cdot\}$  是示性函数,  $1\{\text{值为真的表达式}\} = 1$ ,  $1\{\text{值为假的表达式}\} = 0$ 。

本文方法在进行图像检索时,采用训练好的 Softmax 分类器对每一幅查询图像进行处理,反馈其所属类别。

### 2.3 相似性匹配

本文采用欧式距离  $D(x, y)$  衡量两幅图像之间的相似度,  $x_i$  和  $y_i$  分别表示两幅图像的特征向量,相似性度量的计算公式如下:

$$D(x, y) = \left( \sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\|^2 \right)^{1/2}. \quad (4)$$

对于每一幅查询图像,通过训练好的卷积神经网络,获得相应的全连接层 512 维特征,同时利用 Softmax 分类器进行分类得到查询图像类别,通过计算待检索图像的特征图与图像库中跟它同一类别的图像的特征图之间的欧氏距离,实现遥感图像检索。按照特征距离由小到大进行排序,依次返回检索结果。

## 3 检索实验与结果

### 3.1 实验数据与评价准则

本文实验采用两组高分辨率光学遥感数据进行实验,数据集一是 5 类遥感数据集,来源为 Pleiades、Spot5 卫星数据,图像大小为  $64 \times 64$ ,共 7 000 块,分为水体、植被、建筑、农田、裸地等 5 类。数据集二是在数据集一的基础上新增 2 类人造目标(飞机、舰船)的遥感数据集,数据来源为 Google Earth 截图,共 3 000 张,图像大小同样为  $64 \times 64$ 。各类地物的样例图像如图 4 所示。

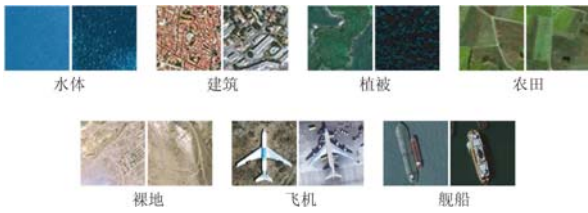


图 4 遥感地物类别样例图像

Fig. 4 Example images for terrestrial object categories

本文采用分类准确度(Classification Precision, CP)和检索准确度(Retrieval Precision, RP)来对检索结果进行分析评价<sup>[17]</sup>,计算公式如下:

$$CP = NTP / NP, \quad (5)$$

$$RP = NRTP / NR, \quad (6)$$

其中:  $NTP$  为测试图像中分类正确的图像数,  $NP$  为测试图像库中的总图像数,  $NRTP$  为检索结果中与查询图像相关的图像数,  $NR$  为检索结果返回的总图像数。

### 3.2 检索结果分析

本文实验采用样例查询的检索方式,即输入一幅查询图像,检索结果将返回一组与查询图像在内容上相似的图像,按照由大到小的相似度,自左至右由上而下进行排列。

采用图 2 所示网络结构模型进行网络训练,迭代 200 次,分类准确度达到了 97% 以上。遥感图像检索结果如图 5 所示(在 Matlab 的 GUI 界面中显示),从展示的检索结果可以看出,本文方法能够获得较好的检索结果,相似度排序也大致符合人眼感观,与查询图像相似度高的图像在检索结果中排在前面。

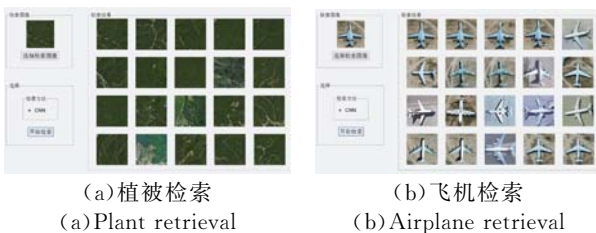


图 5 遥感图像检索结果示例

Fig. 5 Examples of remote sensing image retrieval results

表 1 数据集一的检索准确度

Tab. 1 Retrieval precision on data set1

图像数	水体	建筑	植被	农田	裸地
20	0.998	0.998	0.996	0.998	0.997
40	0.995	0.997	0.996	0.997	0.997
60	0.986	0.982	0.985	0.983	0.983
80	0.981	0.981	0.981	0.980	0.981
100	0.984	0.984	0.984	0.984	0.984

为定量分析本文方法的检索精度,对每种类别随机选取了 20 幅图像作为查询图像进行实验,并对返回图像数量分别为 20、40、60、80 和 100 时的检索准确度进行比较。数据集一的结果如表 1 所示,返回数为 100 时的平均检索精度为 98.4%;数据集二的平均检索精度结果图表 2 所示,返回数为 100 时的平均检索精度为 95.9%。由表中结果可知,采用本文卷积神经网络方法进行遥感图像检索,地物的检索准确度相当,且随着返回图像数目的增多,检索准确度并没有明显地下降,整体都保持在 90% 以上的准确度,检索结果较好。

表 2 数据集二的检索准确度结果

Tab. 2 Retrieval precision on data set2

图像数	水体	建筑	农田	裸地	植被	飞机	舰船
20	1	1	0.935	0.945	0.985	0.955	0.938
40	1	1	0.921	0.942	0.990	0.951	0.939
60	1	0.998	0.913	0.941	0.989	0.951	0.936
80	1	0.997	0.910	0.940	0.988	0.949	0.935
100	1	0.996	0.908	0.94	0.985	0.951	0.932

### 3.3 模型参数分析

分类准确度是对所有测试图像进行统计而得到的,而检索准确度只是对选取的 20 幅检索结果的统计评价,因此,本节中使用分类准确度评价卷积神经网络模型。

卷积神经网络的结构直接影响分类结果,进而决定检索效果。本文实验设计了不同结构的卷积神经网络进行分类测试,网络结构模型及其在相同训练时间和在测试集上的分类准确度结果如表 3 所示,从模型一到模型七的网络深度整体逐渐增加。网络模型在每个池化层之后加入 Dropout 层(阈值为 0.25,即随机让网络隐含层的 25% 的节点的权重不工作),用于增强本文方法的泛化能力。实验所用的计算机配置是 Intel(R) Core(TM) I5-3470 处理器,12 G 内存。

表 3 网络结构模型对比图  
Tab. 3 Architectures and parameters of different CNN models

	模型一	模型二	模型三	模型四	模型五	模型六	模型七	
网络结构	Conv1(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25)	Conv1(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(64×5×5) pool(2×2) dropout(0.25)	Conv1(32×5×5) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(64×5×5) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(64×5×5) pool(2×2) dropout(0.25)	Conv1(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv4(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25)	Conv1(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(32×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv4(64×3×3) pool(2×2) dropout(0.25)	<b>Conv1(32×3×3)</b> <b>pool(2×2)</b> <b>dropout(0.25)</b> <b>Conv2(32×3×3)</b> <b>pool(2×2)</b> <b>dropout(0.25)</b> <b>Conv3(64×3×3)</b> <b>pool(2×2)</b> <b>dropout(0.25)</b> <b>Conv4(64×3×3)</b> <b>pool(2×2)</b> <b>dropout(0.25)</b>	Conv1(28×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(28×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(56×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv4(56×3×3) pool(2×2) dropout(0.25)	Conv1(36×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv2(36×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv3(72×3×3) pool(2×2) dropout(0.25) Conv4(72×3×3) pool(2×2) dropout(0.25)
训练时间/h	3.026	2.676	3.024	6.587	<b>4.557</b>	4.988	5.310	
分类准确度	0.974	0.974	0.969	0.968	<b>0.978</b>	0.970	0.957	

由表 3 可知,从模型一和模型二的比较可以发现池化层能够显著加快训练速度,减少训练时间。虽然模型二增加了一层卷积层,但是由于同时增加了池化层,模型二的训练时间反而比模型一减少了 11.57%。同样,对比模型四和模型五的实验结果可知池化层的增加大大提高了网络的训练速度。对比模型二和模型三,可以发现卷积核尺寸增大时,输出特征维数减少降低了模型分类准确度。分别对模型五中卷积核个数的减少和增加得到模型六和模型七,综合考虑训练时间和在测试集上的分类准确度,本文最终采用的是卷积网络结构模型五。

### 3.4 对比实验

为验证类别反馈对图像检索效果的影响,本文对引入类别和不分类两种情况分别进行实验,每种类别随机选取 20 幅图像进行检索,检索准确度变化曲线如图 6 所示,可以看出类别信息的引入能够提高检索准确度,且随着图像检索数目的增加,检索准确度的下降更加缓慢。不分类平均检索时间为 10.3 s,引入类别反馈的检索平均耗时 8.49 s,检索时间减少了 17.6%。

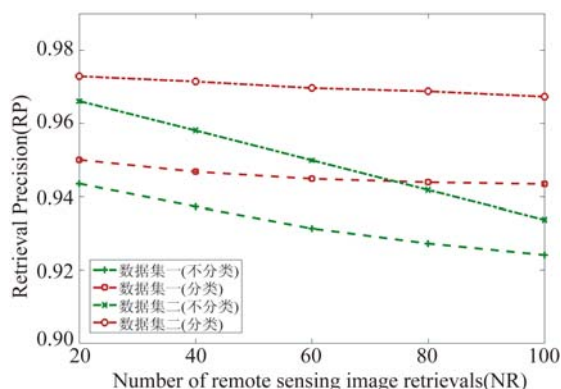


图 6 平均检索准确度变化曲线

Fig. 6 Average RP curves

分别采用颜色特征 (Color)、纹理特征 (Texture)、词包模型 (BoW) 等方法与本文方法 (CNN) 进行对比,不同地物类型的分类实验结果如图 7 所示。其中,颜色特征采用颜色直方图,纹理特征采用灰度共生矩阵,BoW 模型中使用的特征字典大小为 1 000。从图中可以看出,本文方法对 7 类地物的分类结果均优于其他 3 种方法,且都获得了较高的分类精度,具备较好的泛化能力;由于部分农田和植被、部分水体和裸地纹理相似,导致采用纹理的分类效果欠佳;受限于获取到的

特征信息, BoW 方法在水体、裸地、植被等类别的分类效果欠佳, 而在飞机和舰船中的应用优于颜色和纹理方法。

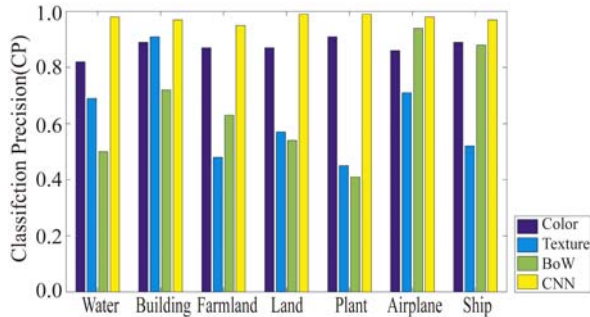


图 7 遥感地物分类结果对比图

Fig. 7 Comparison with classification results of different methods

## 4 结 论

本文提出了一种基于卷积神经网络的光学遥感图像检索方法。首先, 利用训练图像集训练深

度卷积神经网络的模型参数和分类器。然后, 利用卷积神经网络进行遥感图像的特征提取, 构建图像特征库。最后, 对查询图像采用 Softmax 分类器进行分类并在类内进行检索, 得到最终的遥感图像检索结果。方法采用的卷积层模仿人脑的局部感受野的模式, 能够更好地学习图像的高层特征; 池化层能够在保持实验准确度的基础上提高网络训练速度, 同时池化层引入的 dropout 层能够提高模型的泛化能力。实验结果表明, 本文提出的采用卷积神经网络的遥感图像检索方法在返回图像数为 100 时, 5 类场景的平均检索准确度为 98.4%, 7 类目标的平均检索准确度为 95.9%; 利用 Softmax 分类器引入类别检索时间从 10.3 s 提高到 8.49 s, 检索时间减少了大约 17.6%; 与其它方法的对比实验同样表明, 本文方法能够较好地实现高分辨率光学遥感图像的检索, 同时具备较好的泛化能力。如何进一步提高分类准确度, 结合相似性度量优化算法, 增强本文方法的实用性, 是本文进一步的研究方向。

## 参考文献:

- [1] PIEDRA-FERNÁNDEZ J A, ORTEGA G, WANG J Z, *et al.*. Fuzzy content-based image retrieval for oceanic remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5422-5431.
- [2] ZHU B, RAMSEY M, CHEN H. Creating a large-scale content-based airphoto image digital library [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(1): 163-167.
- [3] MAHESHWARY P, SRIVASTAVA N. Prototype system for retrieval of remote sensing images based on color moment and gray level co-occurrence matrix [J]. *International Journal of Computer Science Issues*, 2009, 3: 20-23.
- [4] 陆丽珍, 刘仁义, 刘南. 一种融合颜色和纹理特征的遥感图像检索方法 [J]. *中国图像图形学报*, 2004, 9(3): 328-333.  
LU L ZH, LIU R Y, LIU N. Remote sensing image retrieval using color and texture fused features [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(3): 328-333. (in Chinese)
- [5] DEMIR B, BRUZZONE L. A novel active learning method in relevance feedback for content-based remote sensing image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(5): 2323-2334.
- [6] 高恒振, 万建伟, 粘勇健, 等. 组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(4): 878-883.  
GAO H ZH, WAN J W, NIAN Y J, *et al.*. Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 878-883. (in Chinese)
- [7] GUO Y M, LIU Y, OERLEMANS A, *et al.*. Deep learning for visual understanding: A review [J]. *Neurocomputing*, 2016, 187: 27-48.
- [8] ALZU'BI A, AMIRA A, RAMZAN N. Semantic content-based image retrieval: A comprehensive study [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2015, 32: 20-54.
- [9] LUUS F P S, SALMON B P, VAN DEN BERGH F, *et al.*. Multiview deep learning for land-use classification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(12): 2448-2452.
- [10] 熊昌镇, 单艳梅, 郭芬红. 结合主体检测的图像检索方法 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(3): 792-798.  
XIONG CH ZH, SHAN Y M, GUO F H. Image

- retrieval method based on image principal part detection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(3): 792-798. (in Chinese)
- [11] 刘海龙, 李宝安, 吕学强, 等. 基于深度卷积神经网络的图像检索算法研究[J/OL]. 计算机应用研究, 2017, 34(12), [2017-01-23]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-12-007.html>. LIU H L, LI B A, LYU X Q, *et al.*. Image retrieval based on deep convolutional neural network[J/OL]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(12), [2017-01-23]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-12-007.html>. (in Chinese)
- [12] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex [J]. *The Journal of Physiology*, 1962, 160(1): 106-154.
- [13] FUKUSHIMA K, MIYAKE S, ITO T. Neocognitron: A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1983, SMC-13(5): 826-834.
- [14] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, *et al.*. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [15] 罗家祥, 林畅赫, 王加朋, 等. 结合深度卷积网络与加速鲁棒特征配准的图像精准定位 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(2): 469-476. LUO J X, LIN CH H, WANG J P, *et al.*. Accurate image locating combining deep convolution network with SURF registering [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(2): 469-476. (in Chinese)
- [16] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, *et al.*. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. *Computer Science*, 2012, 3(4): 212-223.
- [17] 张洪群, 刘雪莹, 杨森, 等. 深度学习的半监督遥感图像检索 [J]. 遥感学报, 2017, 21(3): 406-414. ZHANG H Q, LIU X Y, YANG S, *et al.*. Retrieval of remote sensing images based on semisupervised deep learning [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(3): 406-414. (in Chinese)

#### 作者简介:



李 宇(1986—),女,山东聊城人,博士,助理研究员,2007年于青岛大学获得学士学位,2012年于中国科学院电子学研究所获得博士学位,主要从事遥感图像处理方面的研究。E-mail: liyu\_0321@163.com



刘雪莹(1991—),女,河北承德人,硕士研究生,2014年于武汉大学获得学士学位,主要从事遥感图像处理,目标识别的研究。E-mail: liuxy\_14@163.com