

# 基于卷积神经网络和改进模糊 C 均值的遥感图像检索

彭晏飞\*\*, 宋晓男\*, 訾玲玲, 王伟

辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

**摘要** 基于内容的遥感图像检索存在着低层视觉特征与用户对图像理解的高层语义不一致、图像检索精度低以及单一的距离度量方法不能完全真实反映图像之间相似程度等问题。对此提出一种基于改进的模糊 C 均值聚类和卷积神经网络的遥感图像检索方法。该方法充分利用遥感图像的特性,通过 Retinex 算法自适应处理遥感图像噪声,运用自学习能力良好的卷积神经网络对遥感图像进行多层神经网络的监督学习,提取遥感图像特征,并运用改进的模糊 C 均值进行特征聚类分析。同时,将快速排序算法与距离位置权重相结合的 Top- $k$  排序算法运用到实验当中,提高遥感图像的检索精度。实验表明,该方法可以显著提高遥感图像的检索性能。

**关键词** 图像处理; 遥感图像检索; 卷积神经网络; Retinex 算法; 模糊 C 均值聚类; Top- $k$  排序

中图分类号 TP753

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091008

## Remote Sensing Image Retrieval Based on Convolutional Neural Network and Modified Fuzzy C-Means

Peng Yanfei\*\*, Song Xiaonan\*, Zi Lingling, Wang Wei

School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

**Abstract** Aiming at the problems in content-based image retrieval, such as inconsistency between low-level visual features and the user's high-level semantics for image understanding, low image retrieval accuracy, and the inability of a single distance measurement method for complete reflection of the similarity degree between images, we propose a remote sensing image retrieval method based on improved fuzzy C-means clustering and convolutional neural network (CNN). This method makes full use of the characteristics of remote sensing images. It adaptively processes the noise of remote sensing images by using Retinex algorithm, and uses CNN to supervise the remote sensing images by multi-layer neural network to extract remote sensing image features. Besides, the modified fuzzy C-means clustering is adopted for feature clustering analysis. Meanwhile, the top- $k$  sorting algorithm which combines the quick sorting algorithm with the distance position weights is applied to improve the retrieval accuracy of the remote sensing images. Experimental results show that this method can significantly improve the performance of remote sensing image retrieval.

**Key words** image processing; remote sensing image retrieval; convolutional neural network; Retinex algorithm; fuzzy C-means clustering; top- $k$  sorting

**OCIS codes** 100.2000; 100.2980; 100.4996

## 1 引言

卫星遥感技术发展迅速,但关于海量遥感图像数据的有效组织、浏览查询以及检索管理等的研究进展却远远滞后于遥感图像数据本身增长的速度,如何快速、高精度地从海量的遥感图像数据中检索到用户需

要的遥感图像信息已成为国内外研究人员关注的重点。基于内容的图像检索(CBIR)<sup>[1]</sup>为解决遥感图像检索中信息提取和共享的难题提供了新的契机,作为一种主流方法,得到了广泛的研究与应用。

CBIR 的检索性能主要受特征表示和相似性度量的影响,它的基本目标是自动提取图像的视觉特征,

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-04-19; 录用日期: 2018-04-24

基金项目: 国家自然科学基金(61702241)、辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(LJ2017FBL004)、辽宁省博士科研启动基金(201601365)、辽宁省教育厅城市研究院一般项目(LJCL008)

\* E-mail: 1533721760@qq.com; \*\* E-mail: pengyf75@126.com

并根据相似性度量计算图像之间的相似度。主要研究成果包括:基于纹理特征的遥感图像检索<sup>[2]</sup>、基于形状特征的遥感图像检索<sup>[3]</sup>、基于空间关系的遥感图像检索<sup>[4]</sup>等。然而,以上方法主要是以图像底层特征的相似性匹配来进行检索,并未获取图像的高层语义特征,故存在着低层视觉特征与用户对图像理解的高层语义不一致的现象,从而导致“语义鸿沟”问题的产生。机器学习是解决此问题长远且有前景的技术。

深度学习是机器学习研究中一个新的领域,其动机在于建立模拟人脑进行分析学习的神经网络,包括一系列机器学习算法,通过采用由多个非线性变换组成的深层架构来对数据中的高级抽象进行建模<sup>[5]</sup>。在诸多的深度学习框架中,卷积神经网络(CNN)因具有局部权值共享的特殊结构,以及良好的容错能力、并行处理能力和自学习能力,而广泛应用于图像分类<sup>[6]</sup>、对象检测、语义分割、人脸识别<sup>[7]</sup>等诸多领域。文献[8]提出了一种基于 CNN 和支持向量机(SVM)的图像检索方法,将 CNN 生成的深度特征应用于 CBIR,使用线性 SVM 进行训练,可以在很大程度上分离相似图像和不相似图像的超平面。文献[9]提出了一种基于 CNN 和流形排序的图像检索方法,利用 CNN 多层神经网络对图像的监督学习,提取网络中全连接层的图像特征,对图像特征进行归一化处理,然后用高效流形排序(EMR)算法对查询图像返回的结果进行排序。文献[10]提出了一种将 CNN 与哈希(Hash)算法相结合的图像检索方法,利用 CNN 提取图像特征,并对特征向量进行 Hash 编码,最后在汉明距离下进行排序,得到检索结果。

在对遥感图像进行检索时,由于遥感图像具有自身复杂和信息丰富的特性,而且极易产生噪声,因此,选择一个良好的图像预处理方法就成为提高图像检索精度的关键技术之一。图像处理方法有很多,包括图像增强、分割、滤波<sup>[11]</sup>以及融合<sup>[12]</sup>等。图像增强在图像处理技术中至关重要,通过对图像进行处理,增强图像中的有用信息,加强图像判读和识别的效果,以满足某些特殊分析的需要<sup>[13]</sup>。Retinex 算法用于遥感图像增强处理,能自适应地降低遥感图像噪声的影响,提高对遥感图像的识别能力。而且,运用 CNN 多层网络的学习能够更加有效地提取出遥感图像的特征,可避免传统识别算法中复杂的特征提取和数据重建过程。模糊 C 均值(FCM)<sup>[14-15]</sup>聚类跟传统的聚类有所区别的地方在于,它改变了传统分类时非此即彼的现象,一个对象可以以不同程度同时属于多个类。由于遥感图像数据信息的特性,它所包含的信息不一定完全属于固定的一类,而用户所要找到的就是最感兴趣、最直观的数据,这正符合 FCM 聚类的思想,它能够根据 CNN 提取的特征将特性数据间最相似的聚为一类。基于此,本文提出一种基于改进的 FCM(MFCM)和 CNN 的遥感图像检索方法。

## 2 本文方法

本文方法框架图如图 1 所示。图中 CONV 为卷积层;RELU 为激励层,是激励函数的一种;POOL 为池化层;FC 为全连接层;C1~C5 为对图像进行卷积计算、激励以及池化操作的过程。

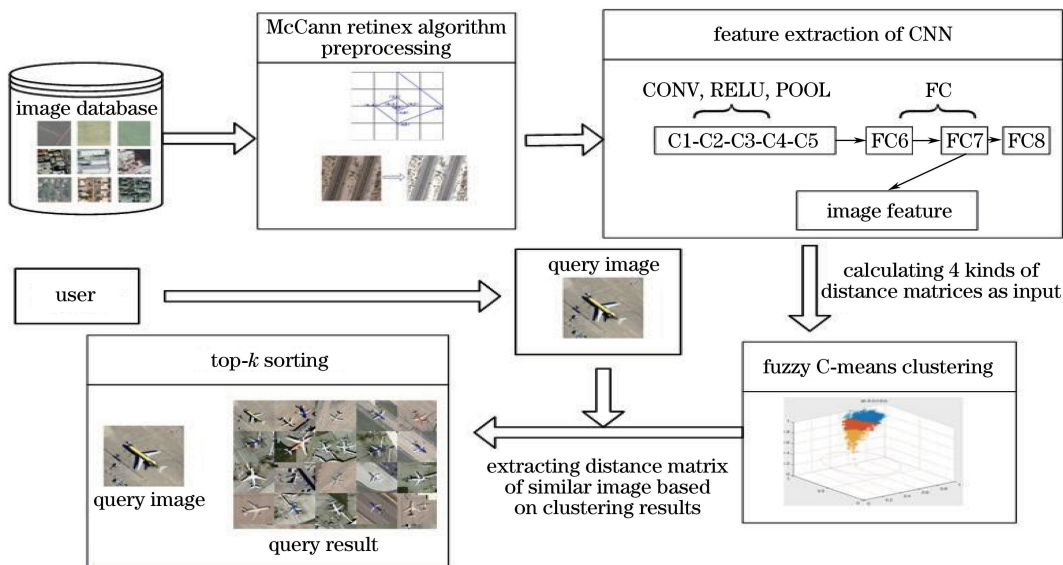


图 1 本文方法框架图

Fig. 1 Framework of the proposed method

## 2.1 遥感图像预处理

在对遥感图像进行检索时,由于遥感图像自身的复杂性和多样性,图像极易受到外界因素的影响,导致在卫星遥感图像采集过程中产生噪声,而有用特征的强调能力不足,故需要对遥感图像进行增强、去噪操作。图像增强、去噪的策略有很多,包括直方图均衡化、滤波增强、小波变换、Retinex 等。直方图均衡化能够提高对比度和灰度色调,使图像更加清晰,但变换后图像的灰度级减少,部分细节消失。传统的自适应中值滤波器能较好地滤除椒盐噪声,但边缘和细节丢失的情况十分明显。对其进行改进的算法<sup>[16]</sup>虽然提高了对椒盐噪声的滤除效果,但对高斯噪声进行处理时却存在着较大的局限。小波变换在去除噪声时可提取并保存对视觉起主要作用的边缘信息,但它依赖于固定的变换基,如曲波基、轮廓波或小波基等<sup>[17]</sup>,而且仅能表示图像中的某些几何特征。相比于以上方法,Retinex 算法能够自适应地处理噪声,在一定程度上保持原有图像的局部特征,且处理结果较为光滑,颜色特征也很自然。本文采用 McCann Retinex 算法对遥感图像进行预处理,能有效减弱噪声的干扰,抑制不感兴趣的特征,提高对遥感图像的识别能力,在图像特征提取阶段就能够学习到更丰富的图像特征,提高图像检索的效率。

Retinex 算法的基本原理最早由 Land<sup>[18]</sup>于 1971 年提出。在其思想中,认为物体的颜色不是由反射光强度的绝对值决定的,物体的色彩不受光照是否均匀的影响,具有恒定性<sup>[19]</sup>。Retinex 算法以色感一致性为基础,它假设原始图像  $S(x, y)$  是通过光照图像  $L(x, y)$  和反射率图像  $R(x, y)$  的乘积得到的,即

$$S(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y). \quad (1)$$

McCann Retinex 算法是一种基于多重迭代策略的 Retinex 算法,它认为单个像素点的值取决于一条特定路径环绕的结果,经过多次迭代逼近理想值,通过比较螺旋式路径上各像素点的灰度值来估计和去除图像的照度分量,该算法选取的特定路径如图 2 所示。

在对图像进行处理时,主要有如下步骤。

1) 将图像转换到对数域,彩色图像分别对各通道进行对数变换,从而有如下形式:

$$\log S = \log L + \log R. \quad (2)$$

2) 初始化常数图像矩阵  $R_0(x, y)$ ,将该矩阵作为进行迭代运算的初始值,通常选取其转换为对数

域后图像中的最大值。

3) 计算路径,选取路径上的  $h$  个点 ( $S_1, S_2, \dots, S_h$ ),将其从远到近进行排列。

4) 对路径上的像素点按照下式进行运算:

$$R_c = R_0 + \frac{r_c - r_h}{2} + \frac{r_c - r_{h-1}}{4} + \dots + \frac{r_c - r_1}{2^h}, \quad (3)$$

式中: $R_c$  为中心像素点最终的反射率估计; $R_0$  是在步骤 2 中确定的常数值; $r_c$  为原图像转换为对数域后中心像素点反射率的对数值, $r_1, r_2, \dots, r_h$  为路径上各点转换后反射率的值。中心像素点的反射率是基于路径上各点转换后反射率之间的差值估计的。从轨迹上可以看到,越靠近中心像素点的像素在最终估计的时候所占的比重越大。图 3 为原图像与经过 McCann Retinex 算法处理后的图像对比图,可以看出,预处理后的图像视觉效果明显优于原图像,为遥感图像后续的特征提取与聚类等操作提供了良好的先决条件。

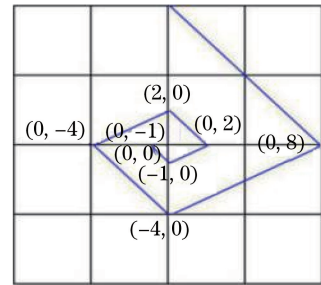


图 2 路径选择图

Fig. 2 Diagram of path selection

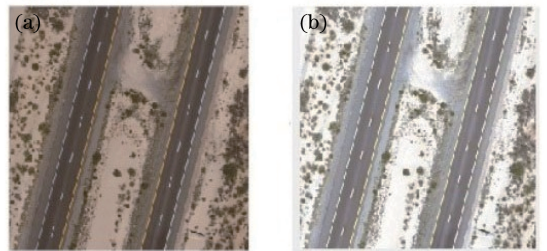


图 3 图像预处理前后对比图。

(a) 原始图像; (b) McCann Retinex 算法增强后的图像

Fig. 3 Contrast of images before and after preprocessing.

(a) Original image; (b) enhanced image

by McCann Retinex algorithm

## 2.2 CNN 提取图像特征

CNN 是深度学习中的一种前馈神经网络,以强大的自学习能力、无监督的学习模式而广泛应用于计算机视觉领域。目前,CNN 已经应用于 CBIR。传统的图像检索方法是基于颜色、纹理、形状等底层



特征相似性进行匹配检索的,没有考虑图像的高层语义特征,存在“语义鸿沟”问题。CNN 模拟细胞视觉信息的处理过程,通过多层次的网络学习获得更丰富的语义特征。相比于普通的神经网络模型来说,CNN 能够通过加深网络的深度获取更加全面的特征。

本文采用 GoogLeNet<sup>[20]</sup> 的 CNN 模型提取遥感图像特征。网络架构是 Andrea Vedaldi 使用 Matlab 开发的卷积网络工具包——MatConvNet,它在计算机视觉应用上取得了显著效果。该网络采纳稀疏学习的思想,包含了许多 CNN 计算块,如卷积、归一化和池化等。CNN 模型有很多,不同的网络架构处理效果各有不同:LeNet 网络是识别手写数据集的一种最经典的 CNN,但它对计算机的消耗十分大(在没有配置 GPU 的情况下);AlexNet 网络模型层数较低,错误率较大;VGG16 网络模型结构均匀,在图像分类等任务中效果较好。相较于以上几种网络模型,该工具包配置比较简单,运行高效,而且网络层数更高,获得的特征更丰富。虽然 GoogLeNet 网络层数较 AlexNet 和 VGG16 高,但是在大小上却小很多,性能优越。MatConvNet 可以学习 AlexNet 等大型深度 CNN 模型,并为研究人员提供了一个友好和高效的使用环境。

GoogLeNet 网络由 8 层构成,第 1 层到第 5 层分别包括卷积层、激励层、池化层等,第 6 层到第 8 层是全连接层。GoogLeNet 采用了模块化的结构,方便增添和修改,一共有 22 层结构块,而且为了避免梯度消失,网络还额外增加了 2 个辅助的归一化处理用于向前传导梯度。实验中选取的图像特征向量是第 20 层的数据,经过测试,第 20 层的特征数据已经充分地展示了图像的特征,比第 19 层的数据结果好很多。

运用 GoogLeNet 模型提取图像特征。首先,获取遥感图像各点像素值矩阵作为该网络的输入,依次经过卷积层、激励函数、池化层,再卷积、再池化,……,如此完成卷积层和下池化层等的交替,然后输入到全连接层,最终得到遥感图像数据的特征向量表示。在卷积层中,主要是将若干可训练的滤波矩阵和原图像进行卷积。所谓卷积,就是将滤波矩阵与原图像像素矩阵做内积。池化层的输入一般来源于上一个卷积层,主要作用是提供强的稳健性,并且减少参数数量,防止过拟合现象的发生。

### 2.3 MFCM 聚类处理

由于遥感图像具有自身复杂、信息丰富等特质,

所以,通过 CNN 学习到的遥感图像特征向量维度相当高,如果将其直接作为 FCM 聚类的输入,聚类将会消耗大量的时间。为了提高聚类处理的速度,本文求取特征向量相似度矩阵作为 MFCM 的输入,对图像特征向量进行聚类。特征向量的相似度矩阵由查询图像与遥感图像库中其他图像特征向量的 4 种距离(归一化)组成。以这种方式作为聚类的输入,一方面降低了聚类时输入的维度,将上千维的图像特征向量的特征聚类转化为 4 维距离度量,可以避免高维特征向量输入造成聚类速度慢的情况发生;另一方面,由于 4 种距离度量标准的共同作用,避免了单一距离度量的不确定性,使得聚类结果更加准确。假设对于  $n$  维空间中的点  $X = (x_1, \dots, x_n)$  和  $Y = (y_1, \dots, y_n)$ ,二者之间的 4 种距离如下:

1) 欧氏距离

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}。 \quad (4)$$

2) 曼哈顿距离

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|。 \quad (5)$$

3) 切比雪夫距离

$$d(X, Y) = \lim_{k \rightarrow \infty} \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^k \right)^{1/k}。 \quad (6)$$

4) 余弦距离

$$d(X, Y) = \frac{\sum_{k=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_i^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n y_i^2}}。 \quad (7)$$

聚类输入解决后,就需要进一步分析 MFCM 算法。MFCM 算法的定义如下:设  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset \mathbf{R}^P$  是一个  $P$  维的特征数据集, $n$  为遥感图像库中所包含的遥感图像个数,若将  $n$  个  $P$  维的特征数据聚为  $c$  ( $c < n$ ) 类,即将其聚类划分为  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_c\}$ ,其中,  $C_i$  ( $1 \leq i \leq c$ ) 为每类划分的数据集合,总体划分的聚类中心为  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \subset \mathbf{R}^P$ ,隶属度矩阵为  $U_{c \times n}$ ,其中每一个元素  $u_{ij}$  ( $1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n$ ) 表示的是第  $j$  个特征数据对于第  $i$  个类的隶属度,并且某一特征数据对所有类别的隶属程度的值加和为 1。

1) 对初始聚类中心和隶属度矩阵进行初始化。在 FCM 算法中,初始聚类中心为 0,通过多次迭代来更新聚类中心,导致迭代次数过多,聚类的时间复杂度过高。为了避免以上问题的出现,本文通过求取 4 种距离中的最大距离  $D = \{d_1, d_2, d_3, d_4\}$ ,并将  $d_i$  ( $1 \leq i \leq 4$ ) 进行  $(c-1)$  等分,选取等分端点值



作为初始聚类中心,使得初始聚类中心更接近于迭代稳定时的聚类中心,以减少迭代次数,进而降低算法的时间复杂度。

2) 计算目标函数进行迭代来逐步更新各类聚类中心  $v_i$ 。在 FCM 算法中,目标函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (8)$$

$$D(x_j, v_i) = \frac{d_E(x_j, v_i)^2 + d_M(x_j, v_i)^2 + d_{CH}(x_j, v_i)^2 + d_{CO}(x_j, v_i)^2}{4} \quad (10)$$

式中  $d_E(x_j, v_i)$ 、 $d_M(x_j, v_i)$ 、 $d_{CH}(x_j, v_i)$ 、 $d_{CO}(x_j, v_i)$  分别表示数据元素  $j$  跟聚类中心  $v_i$  之间归一化后的欧氏、曼哈顿、切比雪夫和余弦距离。这样处理避免了单一距离度量的不确定性,使得聚类更加准确。由于聚类的目标是使类内相似度最小、类间相似度最大,此时,数据点跟聚类中心的加权距离之和应是最小的,也就是说目标函数取得最小值。所以最优解的表达式为

$$\min [J_m(U, V)] = \min \left[ \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m D(x_j, v_i) \right] \quad (11)$$

存在约束条件  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 。对于有约束条件的求极值问题,一般采用拉格朗日乘子法解决。构造的拉格朗日函数为

$$F = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m D(x_j, v_i) + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left( \sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) \quad (12)$$

分别对  $u_{ij}$ 、 $v_i$  求偏导,得到隶属度矩阵  $U$  和聚类中心  $V$  的最优解为

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^c \left( \frac{D(x_j, v_i)}{d_{kj}} \right)^{2/m-1} \right]^{-1}, v_i = \frac{\sum_{j=1}^n x_j u_{ij}^m}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (13)$$

3) 反复更新聚类中心  $V_t = F(U_{t-1})$ ,其中,  $t$  表示迭代次数,  $U$  为隶属度矩阵,直到聚类结果前后两次差值小于一定阈值终止迭代。对聚类个数  $c$  的选择如下:

$$c = \min(\sqrt{N}, \bar{D}_{\max}) \quad (14)$$

式中  $N$  表示图像库中的类别数,  $\bar{D}_{\max}$  表示 4 种距离最大值的平均数。

## 2.4 Top-k 排序

Top- $k$  问题是从海量数据中选取前  $k$  个数据作为结果输出,由于传统的单一距离并不能完全表达图

而本文改进后的 MFCM 算法的目标函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m D(x_j, v_i) \quad (9)$$

式中:  $m$  表示一个模糊化程度的参数,一般选择  $m$  的值为 2;  $d_{ij}$  表示的是数据元素  $j$  跟聚类中心  $v_i$  之间的欧氏距离;  $D(x_j, v_i)$  表示的是上述 4 种距离下数据元素  $j$  跟聚类中心  $v_i$  之间距离(归一化)的均值,

像间的相似程度,同时为了减少排序中的时间复杂度,本文采用多距离结合的 Top- $k$  排序方法。首先,根据 MFCM 的聚类结果提取与查询图像同类别的所有图像标签,并从总的相似度矩阵中筛选出与查询图像标签类别相同的 4 种距离,组成相似度矩阵,对 4 类距离向量从小到大快速排序,从排序结果中选取每个距离中的前  $k$  个。然后,分别为 4 类距离的前  $k$  个元素分配权值,对于每一个距离的前  $k$  个元素按照从小到大分配权值 1 到  $k$ ,将 4 类距离中前  $k$  个元素中相同元素的权值加和。由于每种距离排序结果的前  $k$  个数据不一定全部相同,因此,采用此排序方法时,4 类距离中元素出现次数越多且排序越靠前的元素权值加和越小。最后,将权值加和后的结果进行升序排列,选取前  $k$  个小的元素作为结果输出。

## 3 实验与结果分析

### 3.1 实验设置

为了验证本文方法在遥感图像检索中的性能,本文选取 UC Merced Land Use Dataset<sup>[21]</sup> 遥感图像数据集。该数据集部分样本如图 4 所示。数据集中包含天桥、农田、飞机等 21 类场景遥感卫星图像,每个类别中的图像均为 100 张,每张图像的像素为 256 pixel  $\times$  256 pixel。实验中随机从图像数据集中选取 1000 幅图像作为检索输入。为了验证本文方法的有效性,在实验时利用 CNN 进行图像特征提取,并运用局部敏感哈希(LSH)算法<sup>[22]</sup>、密度敏感哈希(DSH)算法<sup>[23]</sup>、SVM<sup>[8]</sup>,以及 FCM 聚类的图像检索方法作为对比算法。采用平均查全率( $R$ )、查准率( $P$ )、查准率-查全率(PVR)曲线以及平均检索精度(MAP)曲线作为评价指标,并对聚类速度进行分析。

### 3.2 实验结果分析

遥感图像库中图像类别众多,个别类别的图像样本特征清晰,所以检索精度较高。为了排除此偶



图 4 UC Merced Land Use Dataset 部分样本实例

Fig. 4 Part of samples on UC Merced Land Use Dataset

然性,随机选取多个类别进行对比实验。图 5 为本文算法在 UC Merced Land Use Dataset 数据集多个类别图像样本上的检索实例,由检索结果直观比

较可知,本文方法能够实现对农田、飞机、海滩、停车场等 6 个类别遥感图像的有效检索,进而能够断定本文方法的有效性。

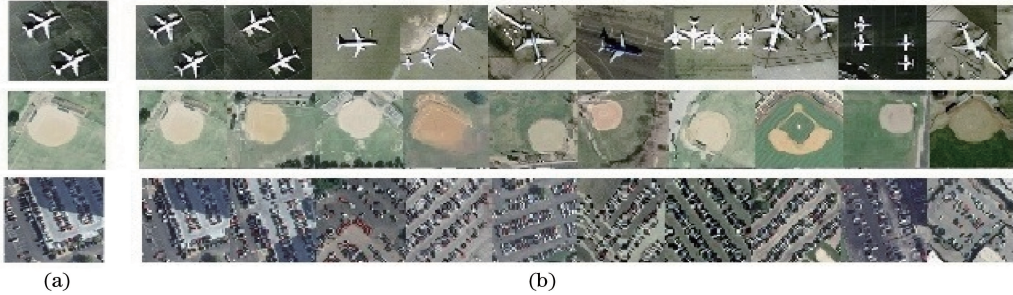


图 5 检索返回的 top 10 结果。(a)检索图像;(b)检索结果

Fig. 5 Top 10 retrieval results. (a) Query images; (b) search results

### 3.2.1 查全率对比结果分析

查全率是指在一次查询过程中,系统返回的查询结果中与查询图像相关的图像数目占整个图像库中所包含的相关图像数目的百分比。如图 6(a)所示,LSH 与 DSH 方法选取的是 128 位编码位数,对于这两种方法来说,随着编码位数的增加,检索精度

会提高,所以本文选取更多的编码位数作对比,并以上述 6 个类别的遥感图像查全率的平均值来衡量每个算法的精度。通过对比可知,本文方法明显优于对比方法。随着检索返回图像数目的增加,所有方法都会渐渐地把与查询相关的图像检索出来,所以查全率会逐渐上升。

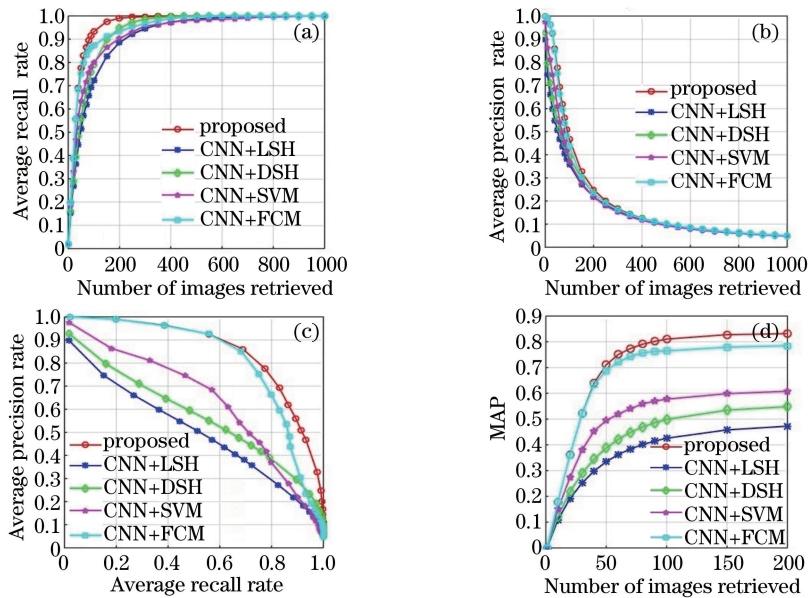


图 6 不同方法的检索精度对比

Fig. 6 Contrast of retrieval accuracy of different methods

### 3.2.2 查准率对比结果分析

查准率是指系统返回的查询结果中与查询图像相关的图像数目占有所有返回的图像数目的百分比。如图 6(b)所示,同样对 LSH 与 DSH 方法进行 128 位编码,并以以上 6 个类别的遥感图像查准率的平均值衡量每个算法的精度。通过对比可知,本文方法明显高于对比方法。随着检索返回图像数目的增加,所有方法都会将与查询图像不相关的图像检索出来,所以查准率会逐渐下降。

### 3.2.3 PVR 和 MAP 曲线结果分析

PVR 曲线是指以查全率为 X 轴、查准率为 Y 轴,

得到的曲线,所围成的曲线图面积即为 MAP,PVR 曲线所围成的曲线图面积越大,说明图像检索的效果越好。如图 6(c)所示,本文方法的 PVR 曲线图围成的面积明显高于其他对比方法,检索性能更好。

为了使实验结果的展示更加直观,对农田、飞机、海滩、停车场等 6 个类别的遥感图像分别进行检索,每次检索分别返回 20、50 和 100 幅图像。每类遥感图像随机选取 5 次检索结果的平均值,各类遥感图像检索的平均查全率、平均查准率的统计情况如表 1 和表 2 所示。本文方法在不同目标遥感图像上的检索平均精度相近,说明其对高分辨率遥感

表 1 不同方法实验结果的平均查准率对比

Table 1 Comparison of average precision rate of experimental results of different methods

Experimental method	Image number	Agricultural land	Airplane	Baseball diamond	Beach	Chaparral	Parking lot
Proposed	20	0.980	0.980	0.930	0.960	0.970	0.963
	50	0.744	0.800	0.688	0.748	0.868	0.800
	100	0.414	0.482	0.432	0.482	0.470	0.530
CNN+LSH	20	0.658	0.659	0.664	0.662	0.662	0.661
	50	0.503	0.507	0.511	0.507	0.505	0.506
	100	0.354	0.357	0.360	0.357	0.355	0.357
CNN+DSH	20	0.706	0.713	0.713	0.711	0.707	0.709
	50	0.547	0.554	0.552	0.552	0.548	0.549
	100	0.412	0.395	0.392	0.392	0.390	0.389
CNN+SVM	20	0.950	0.760	0.790	0.74	0.890	0.837
	50	0.744	0.520	0.504	0.548	0.804	0.535
	100	0.410	0.316	0.324	0.346	0.478	0.333
CNN+FCM	20	0.980	0.980	0.930	0.950	0.970	0.963
	50	0.708	0.784	0.684	0.745	0.840	0.745
	100	0.392	0.458	0.414	0.447	0.464	0.445

表 2 不同方法实验结果的平均查全率对比

Table 2 Comparison of average recall rate of experimental results of different methods

Experimental method	Image number	Agricultural land	Airplane	Baseball diamond	Beach	Chaparral	Parking lot
Proposed	20	0.454	0.363	0.401	0.365	0.406	0.332
	50	0.862	0.741	0.741	0.711	0.908	0.690
	100	0.959	0.893	0.931	0.917	0.983	0.914
CNN+LSH	20	0.271	0.265	0.268	0.268	0.270	0.267
	50	0.519	0.509	0.517	0.512	0.515	0.511
	100	0.731	0.717	0.728	0.721	0.724	0.720
CNN+DSH	20	0.291	0.286	0.288	0.287	0.288	0.286
	50	0.564	0.556	0.558	0.558	0.559	0.554
	100	0.798	0.792	0.793	0.793	0.795	0.784
CNN+SVM	20	0.334	0.340	0.335	0.335	0.352	0.327
	50	0.653	0.581	0.619	0.619	0.795	0.619
	100	0.895	0.706	0.782	0.782	0.965	0.769
CNN+FCM	20	0.454	0.363	0.401	0.360	0.406	0.332
	50	0.820	0.726	0.736	0.706	0.879	0.642
	100	0.908	0.848	0.892	0.849	0.971	0.767



影像的检索具有一定的稳定性。虽然 Hash 方法的查准率很稳定,但是结果远没有本文方法好。SVM 方法对于各个类别的检索精度很不稳定。控制输入不变,比较 MFCM 和 FCM,当检索返回的图像数较少时,FCM 与 MFCM 的检索精度基本一致,但随着检索返回图像数目的增加,FCM 方法在多个类别遥感图像上所得到的平均检索精度都小于 MFCM。由于在检索图像时,首先是从与待检索图像聚为一类的图像集中进行检索,其次再从其他类中进行检

表 3 不同方法实验结果总体的平均查全率、查准率对比

Table 3 Comparison of overall average recall rate and precision rate of experimental results of different methods

Experimental method	Image number	P	R
Proposed	20	0.964	0.387
	50	0.775	0.776
	100	0.468	0.933
CNN+LSH	20	0.661	0.268
	50	0.507	0.514
	100	0.357	0.724
CNN+DSH	20	0.710	0.287
	50	0.550	0.558
	100	0.395	0.793
CNN+SVM	20	0.828	0.337
	50	0.609	0.648
	100	0.368	0.817
CNN+FCM	20	0.962	0.386
	50	0.751	0.752
	100	0.437	0.932

### 3.2.4 聚类速度分析

聚类输入不同,所消耗的时间也不同。CNN 提取的图像特征向量维度很高,若直接进行聚类划分,将会消耗大量的时间用于聚类中心更新,检索效率将会降低。如何更有效地利用丰富的图像特征,并且在更大程度上减少聚类的时间,是需要解决的问题。利用特征向量的 4 种距离组成的相似度矩阵作为聚类输入,将上千维度特征向量的聚类过程转化为 4 维聚类过程,显然会大幅提升运行速度。图像库中多类别遥感图像的平均聚类速度如表 4 所示,从表中可知,直接对特征向量进行聚类分析,聚类时间超过 1 h,甚至更久,这是不可取的。若随机从特征向量中选取几列进行聚类分析,虽然聚类速度得到提升,但随机选取的几列特征并没有代表性,可能会降低聚类的准确率。而本文方法既考虑了丰富的图像特征,又提高了聚类速度。虽然不能保证将所有与待查询遥感图像相似的图像聚在一起,但平均准确率能够达到 94% 以上。

索,因此,上述结果说明本文 MFCM 方法的聚类效果更佳。总的检索结果取 6 类遥感图像各检索精度的平均值,6 个类别遥感图像检索结果的平均查全率、平均查准率如表 3 所示。由表 3 数据可知,当检索样本数为 20 时,本文方法对各类遥感图像检索的平均查准率超过了 96%;当检索样本数为 100 时,平均查全率达到了 93%,虽然查准率有所下降,但仍高于其他对比方法。表明本文方法能够实现对于农田、飞机、海滩、停车场等类别遥感图像的有效检索。

表 4 聚类平均速度对比

Table 4 Comparison of average velocity of clustering

Input of clustering	Average clustering time /s
Proposed distance matrix	4.798
Random six columns of feature vectors	13.626
Feature vector	>>3600

## 4 结 论

为了有效地对遥感图像进行检索,提出一种新的利用 CNN 提取遥感图像特征并结合 MFCM 的遥感图像检索方法。相比其他方法而言,本文方法充分利用了遥感图像的复杂性、多样性等特性,运用 Retinex 算法对遥感图像进行预处理,提高了图像检索的效率,在特征提取阶段用卷积网络学习到的深层图像特征取代传统方法提取的图像特征,利用 MFCM 算法对特征向量进行量化处理,既更好地保证了特征间的相似性,又节省了聚类的时间开销,最后将聚类后的特征向量进行 Top-k 排序得到检索

结果。实验表明,本文方法能够显著提高遥感图像的检索精度。

### 参 考 文 献

- [1] Hang Y, Yang Y B, Chen Z Q. A survey of content-based image retrieval [J]. *Application Research of Computers*, 2002, 19(9): 9-13, 29.  
杭燕, 杨育彬, 陈兆乾. 基于内容的图像检索综述 [J]. *计算机应用研究*, 2002, 19(9): 9-13, 29.
- [2] Liu L, Kuang G Y. Overview of image textural feature extraction methods [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635.  
刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622-635.
- [3] Tanase M, Veltkamp R C. Part-based shape retrieval with relevance feedback [C]. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2005: 936-939.
- [4] Scott G, Klaric M, Shyu C R. Modeling multi-object spatial relationships for satellite image database indexing and retrieval [C]. *International Conference on Image and Video Retrieval*, 2005: 247-256.
- [5] Deng L. A tutorial survey of architectures, algorithms, and applications for deep learning [J]. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, 2014, 3: e2.
- [6] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]. *Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, 2012: 1097-1105.
- [7] Yang H Y, Jiang X H, Nie Z X. Facial key points location based on parallel convolutional neural network [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(8): 2517-2519.  
杨海燕, 蒋新华, 聂作先. 基于并行卷积神经网络的人脸关键点定位方法研究 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(8): 2517-2519.
- [8] Fu R, Li B, Gao Y, *et al.* Content-based image retrieval based on CNN and SVM [C]. *2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, 2016: 638-642.
- [9] Liu B, Zhang H. Image retrieval algorithm based on convolutional neural network and manifold ranking [J]. *Journal of Computer Applications*, 2016, 36(2): 531-534, 540.  
刘兵, 张鸿. 基于卷积神经网络和流形排序的图像检索算法 [J]. *计算机应用*, 2016, 36(2): 531-534, 540.
- [10] Gong Z T, Chen G X, Ren X L, *et al.* An image retrieval method based on a convolutional neural network and hash coding [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2016, 11(3): 391-400.
- [11] Jiang H Y, Dai M L, Su Z L, *et al.* An adaptive sine/cosine filtering algorithm based on speckle phase fringe orientation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(9): 0910001.  
蒋汉阳, 戴美玲, 苏志龙, 等. 基于散斑相位条纹方向的自适应正弦/余弦滤波 [J]. *光学学报*, 2017, 37(9): 0910001.
- [12] Wang Y M, Chen D M, Zhao G B. Image fusion algorithm of infrared and visible images based on target extraction and Laplace transformation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011002.  
汪玉美, 陈代梅, 赵根保. 基于目标提取与拉普拉斯变换的红外和可见光图像融合算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(1): 011002.
- [13] Dai J T, Tang X Y, Wang S Y, *et al.* Real-time image transmission system of scanning IRFPA [J]. *Laser & Infrared*, 2016, 46(4): 476-480.  
代具亭, 汤心溢, 王世勇, 等. 扫描型红外焦平面探测器图像实时传输系统 [J]. *激光与红外*, 2016, 46(4): 476-480.
- [14] Xu Z H, Wu J J. Intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithms [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(4): 580-590.
- [15] Tripathy B K, Tripathy A, Rajulu K G. Possibilistic rough fuzzy C-means algorithm in data clustering and image segmentation [C]. *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICIC)*, 2014: 1-6.
- [16] Li Z Y, Tang K Z, Hu J M, *et al.* Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(11): 1407-1415.  
李佐勇, 汤可宗, 胡锦涛, 等. 椒盐图像的方向加权均值滤波算法 [J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(11): 1407-1415.
- [17] Li D M, Gai M Y, Li C R, *et al.* Research on adaptive optics image denoising algorithm based on the wavelet-based contourlet transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(11): 111001.  
李东明, 盖梦野, 李超然, 等. 基于小波域的 Contourlet 变换法的自适应光学图像去噪算法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(11): 111001.
- [18] Land E H. Recent advances in retinex theory and some implications for cortical computations: color

- vision and the natural image[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1983, 80(16): 5163-5169.
- [19] Jang J H, Bae Y, Ra J B. Contrast-enhanced fusion of multisensor images using subband-decomposed multiscale retinex[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3479-3490.
- [20] Szegedy C, Liu W, Jia Y, *et al.* Going deeper with convolutions[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.
- [21] Yang Y, Newsam S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification [C]. 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2010: 270-279.
- [22] Datar M, Immorlica N, Indyk P, *et al.* Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions[C]. Twentieth Annual Symposium on Computational Geometry, 2004: 253-262.
- [23] Jin Z M, Li C, Lin Y, *et al.* Density sensitive hashing [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(8): 1362-1371.