



激光杂志

Laser Journal

ISSN 0253-2743, CN 50-1085/TN

《激光杂志》网络首发论文

题目：深度学习理论的高光谱图像分类方法
作者：李玥，罗滔
网络首发日期：2020-09-27
引用格式：李玥，罗滔. 深度学习理论的高光谱图像分类方法. 激光杂志.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20200927.1429.002.html>



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。

深度学习理论的高光谱图像分类方法

李玥¹, 罗滔²

(1. 四川大学锦城学院 四川成都 611731;

2. 西南科技大学城市学院 四川成都 621000)

摘要：针对当前高光谱图像处理方法无法对高光谱图像进行有效分类，为了提高光谱图像分类正确率，提出了深度学习理论的高光谱图像分类方法。首先分析了高光谱图像分类的研究进展，找到引起高光谱图像分类正确率的原因，然后进行高光谱图像分类特征提取和选择，建立高光谱图像分类特征向量集，最后引入深度学习理论对高光谱图像分类特征进行学习，建立高光谱图像分类器，并采用当前常用的高光谱图像数据集进行了仿真实验，结果表明，本文方法的高光谱图像分类精度超过 90%，明显减少了高光谱图像分类误差，高光谱图像分类结果十分稳定，获得了比当前高光谱图像分类方法更好的结果。

关键词：深度学习理论；高光谱图像；分类方法；特征向量；分类稳定性

中图分类号：TN297 **文献标识码：**A

Hyperspectral image classification based on deep learning theory

Li Yue¹, Luo Tao²

(1. Jincheng College of Sichuan University, Chengdu Sichuan 611731, China

2. City College Southwest University of Science and Technology, Chengdu Sichuan 621000, China)

Abstract: in order to improve the accuracy of hyperspectral image classification, a hyperspectral image classification method based on deep learning theory is proposed. Firstly, this paper analyzes the research progress of hyperspectral image classification, finds out the reasons that cause the accuracy of hyperspectral image classification, then extracts and selects the hyperspectral image classification features, establishes the hyperspectral image classification feature vector set, and finally introduces the depth learning theory to study the hyperspectral image classification features, establishes the hyperspectral image classifier, and uses the current commonly used hyperspectral image classification features. The simulation results show that the accuracy of hyperspectral image classification is more than 90%, and the error of hyperspectral image classification is significantly reduced. The hyperspectral image classification results are very stable and better than the current hyperspectral image classification methods.

Keywords: deep learning theory; hyperspectral image; classification method; feature vector; classification stability

1 引言

高光谱遥感技术集成了信息处理、图像合成、空间测量等技术，使得高光谱图像具有分辨率高、清晰、图谱合一等优点，在军事侦察、地质勘探等方面得到了广泛的应用，显示出了更高的研究

价值^[1-3]。在高光谱图像的实际应用中，由于图像数量的不断增加，使得高光谱图像管理越来越难，而高光谱图像分类是管理的基础，因此高光谱图像分类研究引起了人们的高度关注^[4]。

相对于普通图像，高光谱图像的光谱信息和空间信息，具有信息量大、维数、光谱信息和空

基金项目：四川省教育厅科技成果转化重大培育（编号：16CZ0040）

作者简介：李玥（1981.11—），女，汉，四川成都人，硕士，讲师，研究方向：计算机应用、大数据等；罗滔（1986.12—），男，汉，四川成都人，本科，助教，研究方向：计算机应用、大数据。

间信息段相似性高等特点，当前高光谱图像分类方法可划分为两类：监督机制的高光谱图像分类方法和非监督机制的高光谱图像分类方法^[5-7]，其中监督机制的高光谱图像分类方法首先要采集大量的高光谱图像数据，提取高光谱图像特征，然后引入一定的算法对数据进行训练，实现高光谱图像分类，主要有：最小距离的高光谱图像分类法，费舍尔判别分析的高光谱图像分类法，最大似然判别的高光谱图像分类法，神经网络的高光谱图像分类法等^[8-11]，它们主要存在高光谱图像分类结果不稳定，效率低等缺陷；非监督机制的高光谱图像分类方法主要有：动态聚类的高光谱图像分类方法、k 均值聚类的高光谱图像分类方法、多阶段等级聚类的高光谱图像分类方法^[12-15]，它们首先将高光谱图像划分为多种类型，然后将感兴趣像素标记为所属的光谱，该类方法存在高光谱图像分类误差大等不足^[16,17]。

为了获得理想的光谱图像分类结果，提出了深度学习理论的高光谱图像分类方法，采用高光谱图像中的 Bayview park 数据集和 Recology 数据集进行了仿真实验，结果表明，本文方法是一种精度高、速度快的高光谱图像分类方法。

2 深度学习理论的高光谱图像分类方法设计

2.1 高光谱图像分类特征提取

2.1.1 提取高光谱图像的颜色特征

对于高光谱图像分类来说，颜色是最常用的特征，当前许多方法没有考虑高光谱图像的颜色分布特性，因此无法获得最优的高光谱图像的颜色特征，为此采用颜色聚合向量描述高光谱图像的颜色特征，设 β_i 表示高光谱图像非聚合像素的数量， ∂_i 表示高光谱图像第 i 个子块的聚合像素的数量，那么颜色特征可以描述为：

$$<(\partial_1, \beta_1), (\partial_2, \beta_2), \dots, (\partial_N, \beta_N)> \quad (1)$$

2.1.2 提取高光谱图像的纹理特征

纹理是高光谱图像另一个重要的分类特征，本文采用 Gabor 纹理特征作为高光谱图像分类特征，Gabor 滤波器定义如下：

$$Gabor(x, y) =$$

$$\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\tilde{x}^2 + \tilde{y}^2}{2\sigma^2}\right) \left(\cos \frac{2\pi\tilde{x}}{l} + j \sin \frac{2\pi\tilde{x}}{l}\right) \quad (2)$$

Gabor 滤波器方差计算公式为：

$$\begin{cases} \sigma_{x_m} = \sigma_{x_M} a^{m-M} = \frac{a-1}{a+1} \frac{U_h}{\sqrt{2 \ln 2}} a^{m-M} \\ \sigma_{y_m} = \sigma_{y_M} a^{m-M} = tg \frac{\pi}{L} \sqrt{\frac{U_h^2}{2 \ln 2} - \sigma_{x_M}^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中， a 表示指数因子，具体为 $a = (U_h / U_l)^{\frac{1}{M-1}}$ ，

那么式(3)的上部分可以表示为：

$$\sigma_{x_M} = \frac{a-1}{a+1} \frac{U_h}{\sqrt{2 \ln 2}} \quad (4)$$

这样就能够提取多维的 Gabor 纹理特征，即：

$$(\mu_{11}, \sigma_{11}, \mu_{12}, \sigma_{12}, \dots)。$$

2.2 选择高光谱图像分类特征

由于高光谱图像的颜色特征和 Gabor 纹理特征维数比较高，为此需要选择一些重要高光谱图像特征作为最终分特征，减少高光谱图像分类时间，本文采用主成分分析算法选择最重要的高光谱图像分类特征，具体如下：

Step1：高光谱图像分类特征集合为：

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ ， p 为高光谱图像分类特征数量，高光谱图像分类特征量纲不同，值变化比较大，给高光谱图像分类过程产生不利影响，为此先对高光谱图像分类特征进行如下处理：

$$\bar{x}_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j \quad (5)$$

$$\text{其中，} \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}, \quad s_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

Step2：建立高光谱图像分类特征相关系数矩阵，具体为：

$$R = (r_{ij})_{p \times p}, r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n \bar{x}_{ki} \bar{x}_{kj}}{n-1} \quad (6)$$

式中， r_{ij} 表示第 i 个高光谱图像分类数据的第 j 特征相关系数。

Step3：根据 $\lambda u = Ru$ 得到高光谱图像分类

特征值 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ 和向量

$$u = (u_1, u_2, \dots, u_p)。$$

Step4: 统计高光谱图像分类特征成分的累计方差贡献率, 当累计方差贡献率大于 85%, 那么就选择前 m 个主成分作为高光谱图像分类特征。

2.3 深度学习理论

随着研究的不断深入, 人们发现传统神经网络存在许多缺陷, 如存在学习时间长、收敛速度慢、结构难以确定等问题, 在此背景下, 出现深度学习理论。深度学习理论基于传统机器学习理论, 其学习速度明显加快, 而且智能性更优, 其中卷积神经网络就是一种基于深度学习理论的人工智能技术。其由多个卷积层和采样层组成, 卷积层主要负责发生问题的变化特性。采样层减少了卷积神经网络的复杂性, 基本结构可以采用图 1 表示。

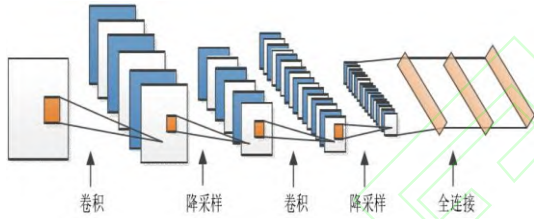


图 1 卷积神经网络的基本结构

Fig.1 basic structure of convolutional neural network

卷积层输出法为:

$$D_{i,k} = \theta \left(\sum_{b=1}^{s-1} h_{b,k} v_{b+i}^T + a_k \right) \quad (7)$$

式中, v_{b+i}^T 表示输入向量, $h_{b,k}$ 为权值; s 为卷积

层的宽度, a_k 为卷积神经网络的偏置, θ 为采用非线性变换函数

2.4 深度学习理论的高光谱图像分类步骤

Step1: 采集高光谱图像, 并对它们进行一定的处理, 如对高光谱图像进行缩放操作, 使其尺寸, 大小一致, 它们组成高光谱图像分类的样本集合。

Step2: 分别提取高光谱图像的颜色和纹理特征, 组成高光谱图像的原始分类特征集合。

Step3: 采用主成分分析算法从高光谱图像的原始分类特征集合提取重要的特征, 减少特征维数。

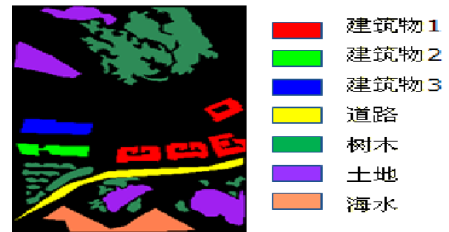
Step4: 专家对高光谱图像类型进行标注, 将标注结果和特征组成高光谱图像的学习样本集合。

Step5: 采用深度学习理论对高光谱图像的学习样本集合进行训练, 建立高光谱图像分类模型。

3 仿真实验

3.1 实验对象

为了测试基于深度学习理论的高光谱图像分类方法的性能, 选择当前最常用高光谱图像分类数据集, 它们分别为: Bayview park 数据集和 Recology 数据集, 其中 Bayview park 数据集共有 8 个波段, 共有 7 类地物, 其示例图像如图 2(a) 所示, 而 Recology 数据集的基本属性与 Bayview park 数据集很相近, 共有 11 类地物, 其示例图像如图 2(b) 所示。从 Bayview park 数据集和 Recology 数据集分别选择 100~500 幅高光谱图像作为训练样本集, 然后选择 200 幅高光谱图像作为测试样本集。选择神经网络的高光谱图像分类方法、聚类分析算法的高光谱图像分类方法进行对比实验。



(a) Bayview park 数据集的高光谱图像



(b) Recology 数据集的高光谱图像

图 2 仿真实验的对象

Fig.2 simulation experiment object

为定量分析高光谱图像分类效果，选择分类精度(Classification Accuracy, CA)、卡帕系数(Kappa Coefficient, KC)以及分类时间作为实验结果的评价指标，其中 CA 和 KC 的计算公式分别如下：

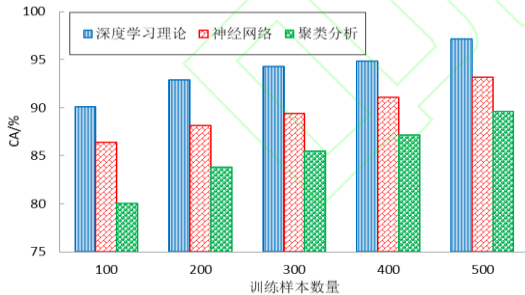
$$OA = \sum_{i=1}^L M_{ii} / n \quad (8)$$

$$KC = \frac{\left[n \left(\sum_{i=1}^L M_{ii} \right) - \sum_{i=1}^L \left(\sum_{j=1}^L M_{ij} \sum_{j=1}^L M_{ji} \right) \right]}{\left(n^2 - \sum_{i=1}^L \left(\sum_{j=1}^L M_{ij} \sum_{j=1}^L M_{ji} \right) \right)} \quad (9)$$

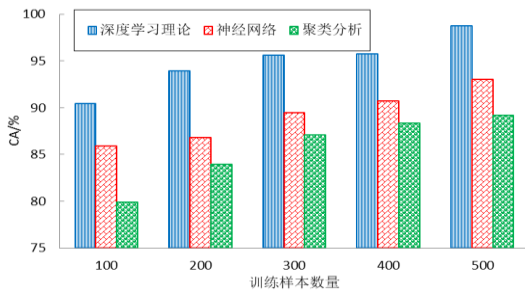
式中， M_{ij} 表示第 j 类高光谱图像为第 i 类高光谱图像的样本数量。

3.2 高光谱图像分类精度对比与分析

不同训练样本条件下，3 种高光谱图像分类方法对 Bayview park 数据集和 Recology 数据集的分类精度如图 3 所示，从图 3 可以看出，随着高光谱图像训练样本数量的增加，所有方法的高光谱图像分类效果得到了改善，这是因为训练样本越多，那么高光谱图像分类训练更加充分，建立了更好的高光谱图像分类模型，但是在相同数量的训练样本条件下，深度学习理论的高光谱图像分类精度最高，聚类分析算法的高光谱图像分类精度最低，神经网络的高光谱图像分类精度次之，减少了高光谱图像分类误差。



(a) Bayview park 数据集



(b) Recology 数据集

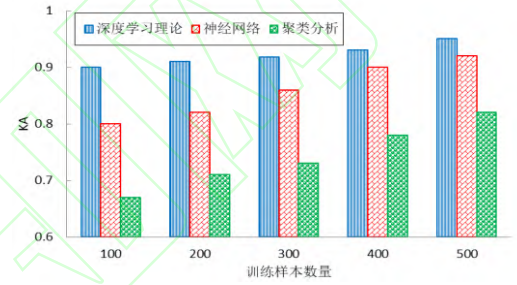
(b) Recology 数据集

图 3 不同方法的高光谱图像分类精度对比

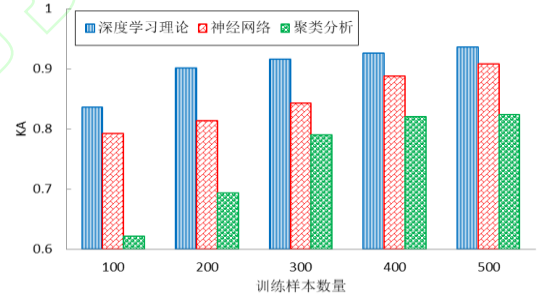
Fig.3 Comparison of classification accuracy of hyperspectral images by different methods

3.3 高光谱图像分类结果的卡帕系数对比分析

统计 3 种高光谱图像分类方法对 Bayview park 数据集和 Recology 数据集的 KC 值，具体如图 4 所示。从图 4 可以看出，相对于神经网络的高光谱图像分类方法、聚类分析算法的高光谱图像分类方法，深度学习理论的高光谱图像分类结果 KC 值更高，这充分表明深度学习理论降低了的高光谱图像分类结果出现错分的概率，分类结果更加稳定，再一次验证了深度学习理论的高光谱图像分类方法的优越性。



(a) Bayview park 数据集



(b) Recology 数据集

图 4 不同方法的 KC 值对比

Fig.4 Comparison of KC values of different methods

3.4 高光谱图像分类效率对比

以 200 个训练样本为例，统计 3 种高光谱图像分类方法对 Bayview park 数据集和 Recology 数据集分类时间，结果如表 1 所示。从表 1 可以看出，无论对于 Bayview park 数据集或者 Recology 数据集，深度学习理论的高光谱图像分类时间更短，提升了深度学习理论的高光谱图像

分类效率，可以适应高光谱图像向大规模发展趋势的要求。

表 1 高光谱图像分类时间(s)

Tab.1 Hyperspectral image classification time (s)

分类方法	Bayview park	Recology
聚类分析	880	1200
神经网络	727	890
深度学习理论	685	753

4 结束语

高光谱图像分类研究具有重要的实际意义，成为高光谱图像研究领域中的一个重要方向，针对当前高光谱图像分类过程存在的一些难题，以改善高光谱图像分类效果为目标，提出了基于深度学习理论的高光谱图像分类方法，通过具体高光谱图像分类数据库进行了仿真对比实验，实验结果表明，深度学习理论可以获得高正确率的高光谱图像分类结果，显著提升了高光谱图像分类效率，高光谱图像分类效果要优于其它方法，对比结果验证了本文高光谱图像分类方法的优越性。

参考文献

- [1] 张璇,郝明磊,行鸿彦,等. 基于三维匹配块的 SAR 高光谱图像相干斑抑制研究[J].电子测量与仪器学报,2017,31(10):1621-1626.
- [2] 刘子豪,苗新刚,唐伯雁. 基于小波变换 SAR 高光谱图像斑噪声抑制方法的改进[J].机器人技术与应用,2019(4):43-45.
- [3] 付睢宁,卢小平,卢遥. 适用于 SAR 影像的偏微分 ROF 去噪方法[J].测绘通报, 2018(11):16-19.
- [4] 孙勋,黄平平,涂尚坦,等. 利用多特征融合和集成学习的极化 SAR 高光谱图像分类[J].雷达学报,2016,5(6):692-700.
- [5] 吴元,乔文昇,邵鹏. 一种鲁棒的 SAR 高光谱图像匹配方法[J].电讯技术, 2019, 59(7): 805-810.
- [6] 肖茹. 基于改进栈式核稀疏深度模型的大规模极化 SAR 地物分类方法[J].计算机应用与软件, 2019,36(5):165-170.
- [7] 徐乔,张霄,余绍淮,等. 综合多特征的极化 SAR 高光谱图像随机森林分类方法[J].遥感学报, 2019,23(4):685-694.
- [8] 祝磊,胡奇峰,王棋林,等. 基于正交指数局部保留投影的高光谱图像特征提取[J].光电子·激光,2019,30(9):968-977.
- [9] 曾海金,蒋家伟,赵佳佳,等. $L_{(1-2)}$ 空谱全变差正则化下的高光谱图像去噪[J].光子学报, 2019, 48(10):214-228.
- [10] 甘士忠,肖志涛,陈雷,南瑞杰. 基于高阶非线性模型的多目标高光谱图像解混算法[J].红外与激光工程,2019,48(10):277-283.
- [11] 蔡庆空,李二俊,蒋金豹,等. 联合光谱-空间信息的短波红外高光谱图像茶叶识别模型[J].光谱学与光谱分析,2019,39(8):2522-2527.
- [12] 阿茹罕,何芳,王标标. 加权空-谱主成分分析的高光谱图像分类[J].国土资源遥感, 2019, 31(2): 17-23.
- [13] 张国东,周浩,方淇,等. 基于栈式自编码神经网络对高光谱遥感图像分类研究[J].红外技术,2019,41(5):450-456.
- [14] 李玉,甄畅,石雪,赵泉华. 基于熵加权 K-means 全局信息聚类的高光谱图像分类[J].中国图象图形学报,2019,24(4):630-638.
- [15] 方帅,王金明,曹风云. 基于约束非负矩阵分解的高光谱图像解混[J].激光与光电子学进展, 2019, 56(16):22-31.
- [16] 杨随心,耿修瑞,杨炜墩,等. 一种基于谱聚类算法的高光谱遥感图像分类方法[J].中国科学院大学学报,2019,36(2):267-274.
- [17] 李非燕,霍宏涛,李静,白杰. 基于多特征和改进稀疏表示的高光谱图像分类[J].光学学报, 2019, 39(5):351-359.