引文格式：时会省,朱文军,李贺颖. 流形学习和卷积神经网络的农作物精细分类[J]. 地理空间信息, 2025, 23(2): 11-14. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.02.003

流形学习和卷积神经网络的农作物精细分类

时会省[1]，朱文军[2]，李贺颖[3]
（1. 河南测绘职业学院遥感工程系，河南 郑州 450005；2. 河南测绘职业学院空间信息工程系，河南 郑州 450005；
3. 河南大学地理与环境学院，河南 开封 475004）

摘　要：如何从农田机载高光谱遥感影像中精细提取不同农作物是精准农业中的基本问题。鉴于此，提出一种面向农作物精细提取的高光谱影像分类框架。首先，结合主成分分析，将计算机视觉中用于目标检测的局部协方差矩阵流形学习方法引入到农田高光谱影像的降维和特征提取中；然后，设计了一个轻量化卷积神经网络对地物进行分类。以方麓茶场和龙口农田等2个数据集为例，开展了小样本的监督分类实验，基于卷积神经网络前端可以有效提取输入数据的高级特征，并能不断优化特征提取性能，后端可以有效挖掘高级特征与分类类别之间的非线性映射，并避免过拟合。结果表明，所提方法在各类农作物上均取得了最优的分类精度，农作物平均分类精度比次优方法分别提高了3.63和4.75个百分点。

关键词：高光谱遥感；局部协方差矩阵；卷积神经网络；农作物分类；流形学习
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）02-0011-04

Crops Fine Classification Based on Manifold Learning and Convolutional Neural Network

SHI Huisheng[1], ZHU Wenjun[2], LI Heying[3]
(1. Department of Remote Sensing Engineering, Henan College of Surveying and Mapping, Zhengzhou 450005, China;
2. Department of Space Information Engineering, Henan College of Surveying and Mapping, Zhengzhou 450005, China;
3. College of Geography and Environmental Science, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: A basic problem in precision agriculture is how to accurately extract different crops from airborne hyperspectral remote sensing images of an agricultural scene. Aiming at the above problem, we proposed a hyperspectral image classification framework for crop fine extraction. Firstly, we introduced a manifold learning method named local covariance matrix, which was often applied to target detection in computer vision, for dimensionality reduction and feature extraction of agricultural hyperspectral images, combining principal component analysis. Then, we designed a lightweight convolution neural network to classify terrain objects. Taking Fanglu tea farm and Longkou farmland as examples, we carried out supervised classification experiments of small samples. Based on convolutional neural network, the front end can effectively extract advanced features of input data and continuously optimize the feature extraction performance, while the back end can effectively mine the nonlinear mapping between advanced features and classification categories and avoid overfitting. The results show that the proposed method achieved the best classification accuracy for all kinds of crops, and the average classification accuracy of crops is increased by 3.63% and 4.75%, respectively, compared with the suboptimal method.

Key words: hyperspectral remote sensing, local covariance matrix, convolutional neural network, crop classification, manifold learning

深度学习是高光谱遥感影像分类研究的热点[1-4]，与传统机器学习（如支持向量机SVM（Support Vector Machine））相比，基于卷积神经网络（CNN，Convolutional Neural Network）的深度学习方法具有如下2个优势[5-11]：一是CNN前端（卷积）可以有效提取输入数据的高级特征，并通过误差反向传播机制不断优化特征提取性能；二是CNN后端（神经网络）可以有效挖掘高级特征与分类类别之间的非线性映射，并避免过拟合。

本文提出一种基于局部协方差矩阵非线性流形学习和CNN的农作物高光谱分类方法。该解决方案首先通过PCA线性流形学习进行高光谱降维；其次基于LCM算法获得非线性流形特征；然后建立CNN分类训练网络；最后，选择典型数据集进行监督分类和精度评价，并验证本研究方法的有效性。

1　研究思路与方法

1.1　基于局部协方差矩阵的流形特征学习

对于三通道数码图像上的任意一个像素 M，

项目来源：河南省重点研发与推广专项（科技攻关）项目（212102310414）。
第一作者简介：时会省（1974—），硕士，副教授，主要从事地图制图与地理信息系统、遥感技术等方面的工作，E-mail：shihuisheng@hasm.edu.cn。

假设其邻域 R（$n\times n$）由 N 个像素 p_i 构成（$i=1,\cdots,N$），每个像素可表示为由3个通道的 DN（digital number）值构成的向量，$\boldsymbol{\mu}$ 为每个通道上邻域均值所构成的向量，则该中心像素 M 的局部协方差矩阵 $\boldsymbol{C}_M$ 可表示为：

$$\boldsymbol{C}_M=\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(p_i-\boldsymbol{\mu})(p_i-\boldsymbol{\mu})^T \tag{1}$$

由式（1）的定义可知，对三通道图像来说，$\boldsymbol{C}_M$ 为一个3×3矩阵，矩阵中的每个元素代表任意2个通道的相关性。协方差矩阵存在于黎曼流形（riemannian manifold）空间，而非欧式空间；局部协方差矩阵LCM最早被应用于计算机视觉领域的目标识别问题[12-13]。

本文将LCM引入到高光谱影像的空间–光谱特征提取，用于挖掘不同农作物之间和农作物与非农作物之间的差异信息，主要步骤包括：①通过PCA将原始高光谱影像投影到线性流形子空间；②在子空间内通过光谱角找到与中心像元最相似的邻域像元；③利用相似像元集计算中心像元的局部协方差矩阵LCM特征。

具体而言，相比于三通道的彩色图像，机载高光谱影像波段较多，冗余度较高，容易造成“维数灾难”，本文采用自适应的线性流形学习方法PCA对原始影像进行精简：

$$\boldsymbol{C}\boldsymbol{\delta}_i=\boldsymbol{\lambda}_i\boldsymbol{\delta}_i \tag{2}$$

$$\boldsymbol{PC}_i=\sum_{j=1}^{nb}H\boldsymbol{\delta}_i \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{C}$ 为高光谱影像 H 的协方差矩阵；nb 为 H 的波段数量（number of bands）；$\boldsymbol{\lambda}_i$ 和 $\boldsymbol{\delta}_i$ 分别为 $\boldsymbol{C}$ 的第 i 个特征值和特征向量；第 i 个主成分 $\boldsymbol{PC}_i$ 可表示为 H 在 δ_i 上的投影。H 的主要信息集中在前若干个主成分上，因此PCA常作为高光谱影像的降维方法。

然后，在主成分空间内为任意像元找到最相似的邻域像元，具体如下：为中心像元 M 取 $W\times W$ 的邻域窗口，则 M 与其邻域像元 $\{\boldsymbol{g}_k\}_{k=1,\cdots,W^2-1}$ 的夹角 θ 可表达为：

$$\theta=\arccos(M,\boldsymbol{g}_k)=\arccos\left(\frac{\langle M,\boldsymbol{g}_k\rangle}{\|M\|_2\cdot\|\boldsymbol{g}_k\|_2}\right) \tag{4}$$

式中，$\langle\cdot\rangle$和$\|\cdot\|_2$分别为内积和向量 $\boldsymbol{L}_2$ 的范数。显然，θ 越小，则表示该像元与中心像元越相似。通过对所有邻域像元 θ 升序排列，本文中仅保留与中心像元最相似的 Q 个邻域像元（$1\leqslant Q\leqslant W^2-1$），以便计算局部协方差矩阵LCM特征。

最后，在邻域相似像元集的基础上，参考式5为每个中心像元计算其LCM特征：

$$\boldsymbol{C}_M=\frac{1}{Q-1}\sum_{i=1}^{Q}(g_i^*-\boldsymbol{\mu}^*)(g_i^*-\boldsymbol{\mu}^*)^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式中，g^* 为中心像元 M 的邻域相似像元集合；$\boldsymbol{\mu}^*$ 为每个主成分上 g^* 均值所构成的向量。假设选定 F 个主成分，则 $\boldsymbol{C}_M$ 为一个 $F\times F$ 矩阵，矩阵中的每个元素代表任意2个主成分的相关性。

1.2 卷积神经网络分类

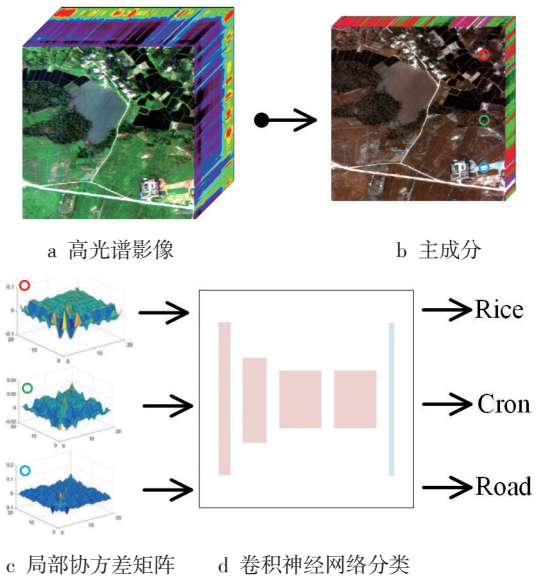
由于存在于流形空间，欧氏空间方法不适用于LCM特征的信息挖掘，本文选用卷积运算进一步挖掘LCM的深层信息。鉴于LCM类似于单通道二维图像，本文选用二维卷积Conv2D为基础设计了轻量级CNN架构，如表1所示。

表1 轻量化CNN的具体参数

Input	Operate	Outs	Stride	Padding
20×20	Conv2D 3×3	8	1	same
20×20×8	BN	8	‡	‡
20×20×8	ReLU	8	‡	‡
20×20×8	Pooling 2×2	8	2	0
10×10×8	Conv2D 3×3	16	1	same
10×10×16	BN	16	‡	‡
10×10×16	ReLU	16	‡	‡
10×10×16	Pooling 2×2	16	2	0
5×5×16	Conv2D 3×3	32	1	same
5×5×32	BN	32	‡	‡
5×5×32	ReLU	32	‡	‡
5×5×32	Conv2D 3×3	32	1	same
5×5×32	BN	32	‡	‡
5×5×32	ReLU	32	‡	‡
5×5×32	Dropout 20%	32	‡	‡
5×5×32	Fully Connect	‡	‡	‡

表1中，Input为每层输入特征图的大小；Conv2D 3×3为卷积核大小为3×3的二维卷积；ReLU为线性整流函数；BN（batch normalization）为批规范化；Pooling（average pooling）为池化层；Dropout 20%表示随机将20%的特征置为空，以防止过拟合；Fully Connect为全连接层；Outs为输出的通道数量；Stride为滑动步长；Padding为特征图填充，same表示特征图大小不变。整体而言，该轻量化网络含有4个卷积层和1个全连接层。

本文设计的LCM–CNN技术流程如图1所示。



a 高光谱影像　b 主成分　c 局部协方差矩阵　d 卷积神经网络分类

图1　本文技术流程

在网络训练时，选择ADAM（adaptive moment estimation）作为优化器；初始化学习率为0.001；训练轮数为100；小批量为64；设定每进行30轮训练，降低学习率为原来的1%；设定新一轮训练前，重新打乱训练数据，减轻过拟合。

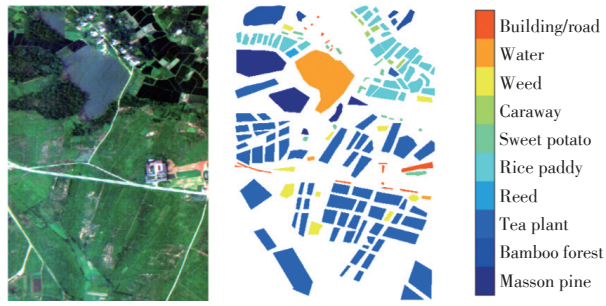
2　结果分析与讨论

为了验证本文方法的有效性，采用了两组通用的农田高光谱遥感数据集进行PCA线性流形降维、LCM非线性流形特征提取和小样本CNN监督分类实验。除了本文提出的LCM-CNN方法外，采用了全波段支持向量机分类（Ori-SVM）和主成分支持向量机分类（PCA-SVM）等2种方法作为对比方法。对PCA-SVM和LCM-CNN中的主成分数量均设置为20。分别计算了测试样本集的Kappa系数、总体精度*OA*（overall accuracy）、平均分类精度*AA*（average accuracy）、农作物平均分类精度AA_C（average accuracy of crops）和模型训练时间Time等作为模型评价指标。以上评价指标均采用10次重复实验结果的平均值。

2.1　实验一

本实验数据集为江苏省常州方麓村茶树种植基地的机载高光谱影像（图2），由中科院遥感所提供。该数据集大小为512×348，空间分辨率约为2 m，含有80个有效波段，波谱范围为400～850 nm。主要包括茶树、水稻、红薯和香菜等4种农作物，其他地类为马尾松、竹林、芦苇、荒草、池塘和建筑物/道路。

CNN分类通常需要适量样本进行训练，很难应对小样本的分类问题。为了检验本文方法能否有效应对该问题，对数据集中的每类样本随机抽取20个像元作为训练集，剩余所有像元作为测试之用。对Ori-SVM、PCA-SVM和LCM-CNN等3种方法分别开展了10次独立重复实验，测试集的Kappa、*OA*、*AA*、AA_C和训练时间Time的均值如表2所示。



a 假彩色合成图像　b 真实图及图例

图2　方麓茶场机载高光谱影像数据集

表2　方麓数据集上各方法分类精度对比

Category	Ori-SVM	PCA-SVM	LCM-CNN
Masson pine	0.876 8	0.646 7	0.917 9
Bamboo forest	0.480 4	0.393 0	0.797 2
Tea plant	0.805 1	0.677 0	0.827 9
Reed	0.979 4	0.809 3	1.000 0
Rice paddy	0.981 1	0.913 4	0.992 5
Sweet potato	0.908 4	0.923 5	0.951 1
Caraway	0.931 5	0.931 5	1.000 0
Weed	0.607 3	0.400 9	0.751 2
Water	0.989 9	0.970 4	0.979 3
Building/road	1.000 0	0.982 0	0.950 6
Kappa	0.780 7	0.638 9	0.828 5
OA	0.842 0	0.726 8	0.877 7
AA	0.856 0	0.764 8	0.916 8
AA_C	0.906 6	0.861 4	0.942 9
Time/s	6.67	2.64	15.69

由表2可知，本文所提方法LCM-CNN取得了最优的农田分类精度。与Ori-SVM和PCA-SVM相比，LCM-CNN在茶树、水稻、红薯和香菜等4类农作物上均取得了最优提取精度，比次优分别高2.28、1.13、2.76和6.85个百分点；农田平均分类精度比次优高3.63个百分点。如图3所示为3种方法的分类结果，PCA-SVM在多种农田和非农田上均出现了严重的错分问题；相比之下，LCM-CNN的错分最少。

2.2　实验二

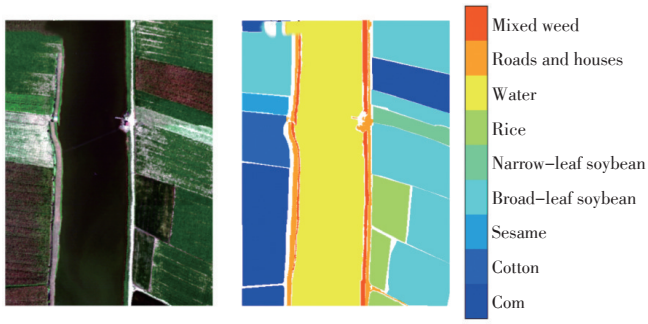
本实验数据集为湖北省武汉市龙口镇农田的机载高光谱影像（图4），由武汉大学智能化遥感数据提取分析与应用研究组提供。该数据集采集于2018年7月17日，大小为550×400，空间分辨率约为0.5 m，含有270个有效波段，波谱范围为400~1 000 nm。主要包括玉米、棉花、水稻、芝麻、宽叶大豆和长叶大豆等



a Ori-SVM b PCA-SVM c LCM-CNN

图3 方麓茶场分类结果

6种农作物，其他地类为水体、荒草、和建筑物/道路。



a 假彩色合成图像 b 真实图及图例

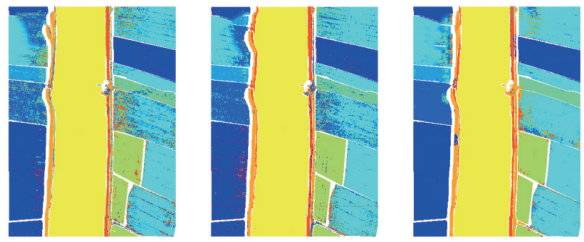
图4 龙口农田无人机高光谱影像数据集

与实验一相比，本节实验农田作物种类更多，类间差异更小，如宽叶和长叶大豆是同种作物。为保证训练样本的代表性，对数据集中的每类样本随机抽取30个像元作为训练集，剩余所有像元作为测试。同样地，对Ori-SVM、PCA-SVM和LCM-CNN等3种方法分别开展了10次独立重复实验，测试集的Kappa、OA、AA、AA_C和训练时间的均值如表3所示。

表3 龙口数据集上各方法分类精度对比

Category	Ori-SVM	PCA-SVM	LCM-CNN
Corn	0.976 2	0.940 5	0.992 2
Cotton	0.722 0	0.908 9	0.966 8
Sesame	0.827 1	0.894 4	0.881 4
Broad-leaf soybean	0.730 1	0.782 4	0.876 3
Narrow-leaf soybean	0.834 7	0.894 7	0.978 2
Rice	0.951 3	0.966 6	0.977 8
Water	0.999 8	0.998 4	0.999 7
Roads and houses	0.788 3	0.824 4	0.894 1
Mixed weed	0.778 8	0.920 4	0.778 2
Kappa	0.846 0	0.877 7	0.930 2
OA	0.879 4	0.904 7	0.946 2
AA	0.845 4	0.903 4	0.927 2
AA_C	0.840 2	0.897 9	0.945 4
Time/s	22.94	4.07	17.28

由表3可知，本文LCM-CNN总体上取得了最优的农田分类精度。与Ori-SVM和PCA-SVM相比，LCM-CNN在玉米、棉花、宽叶大豆、长叶大豆和水稻等5类农作物上均取得了最优提取精度，比次优分别高1.60、5.79、9.39、8.35和1.12个百分点；农田平均分类精度比次优高4.75个百分点。如图5所示为3种方法的分类结果，Ori-SVM和PCA-SVM均严重错分宽叶大豆为其他地类；相比之下，LCM-CNN的提取精度较好。



a Ori-SVM b PCA-SVM c LCM-CNN

图5 龙口农田分类结果

从两组实验结果来看，PCA-SVM方法的训练效率最高，LCM-CNN和Ori-SVM的训练耗时略高于PCA-SVM，在可接受范围。尤其LCM-CNN可以在不降低模型精度的情况下，通过减小训练轮数和提高学习率等措施，降低模型收敛的时间，从而提高训练效率，是值得进一步探究的方向。

3 结 语

本文提出了一种基于局部协方差流形特征的卷积神经网络分类方法，用于机载高光谱遥感农田精细分类。首先，将原始高光谱影像投影到主成分子空间；其次，在子空间内利用夹角为每个中心像元筛选最相似的邻域像元集合，进而解算出中心像元的局部协方差矩阵特征；最后，通过轻量级卷积神经网络分类，精确提取研究区各类农作物。方麓茶场和龙口农田等两组实验的结果表明，本文方法在各类农作物上均取得了最优的分类精度，农作物平均分类精度明显高于次优方法，分别提升了3.63和4.75个百分点。

本文方法简便，通过主成分分析和局部协方差特征提取，有效精简了高光谱特征空间，提升了类间可分性；通过轻量化网络设计，降低了训练时间，在保证分类精度的前提下，训练效率接近于普通机器学习方法。

参考文献

[1] 张影,赵小娟,王迪. 基于高光谱遥感的农作物分类研究进展[J]. 中国农业信息,2019,31(5):1-12

[2] 贾坤,李强子. 农作物遥感分类特征变量选择研究现状与展望[J]. 资源科学,2013,35(12):2 507-2 516

[3] 田甜,王迪,曾妍,等. 无人机遥感的农作物精细分类研究进

（下转第40页）