

基于改进 BP 神经网络的多分辨率遥感图像分类及对比分析

戚王月¹, 胡宏祥², 夏萍¹, 周婷^{1*}

(1. 安徽农业大学工学院, 合肥 230036; 2. 安徽农业大学资源与环境学院, 合肥 230036)

摘要: 在遥感图像分类的研究中, 传统的分类方法对“同物异谱”、“异物同谱”现象识别能力较差。此外, 常用的 BP 神经网络分类存在时间长、易陷入局部极小等不足。将 BP 网络中的激励函数添加偏置参数、学习率进行自适应调整, 并与最大似然、BP 神经网络分类比较, 结果表明改进的 BP 神经网络分类精度为 89.69%, 比最大似然提高了 15.35%, 比 BP 神经网络提高了 23.81%。另一方面, 基于改进的 BP 神经网络分类, 对分辨率为 16 m 的高分一号卫星(GF-1)图像和分辨率为 5.8 m 的资源三号卫星(ZY-3)图像进行分类比较, 并以 ZY-3 分类图作为检验图像, GF-1 图像的分类精度达到了 88.02%, 各类地物的用户精度和制图精度在 70%~99%之间, 说明成本较低、宽幅较广的 GF-1 图像在地物信息获取方面可基本实现 ZY-3 卫星图像效果, 为遥感图像地物信息提取提供了一定的参考。

关键词: BP 神经网络; 遥感图像分类; 高分卫星; 资源卫星; 多分辨率遥感

中图分类号: TP75

文献标识码: A

文章编号: 1672-352X (2019)04-0737-08

Multi-resolution remote sensing images classification and comparison analysis based on improved BP neural network

QI Wangyue¹, HU Hongxiang², XIA Ping¹, ZHOU Ting¹

(1. School of Engineering, Anhui Agricultural University, Hefei 230036;

2. School of Resources and Environment, Anhui Agricultural University, Hefei 230036)

Abstract: In the research of remote sensing image classification, traditional classification method has poor performance in recognizing “same object with different spectra” and “different objects with same spectrum” phenomenon. Moreover, traditional BP neural network classification method is time consuming and easy to fall into local minimum. In this paper, the excitation parameters in the BP network were adaptively adjusted by adding bias parameters and learning rates, and compared with the maximum likelihood neural network and BP neural network classification. Results showed that the improved BP neural network classification accuracy is 89.69%, which is 15.35% higher than the maximum likelihood neural network result, and 23.81% higher than BP neural network result. Besides, based on the improved BP neural network classification method, the high-resolution satellite (GF-1) image with resolution of 16m and the resource third satellite (ZY-3) with resolution of 5.8 m were classified and compared. Using the ZY-3 classification map as inspection, the classification accuracy of the GF-1 image reaches 88.02%, user accuracy and prod accuracy of various types of features are between 70% and 99%, indicating that the GF-1 image with lower cost and wider width can basically realize the ZY-3 satellite classification performance in terms of ground object information acquisition. The image effect provides reference for remote sensing image feature information extraction.

Key words: BP neural network; remote sensing image classification; GF-1 satellite; ZY-3 satellite; multi-resolution remote sensing

在遥感图像分类应用中, 用得较多的是传统的混合距离法、循环集群法等监督与非监督分类法^[1]。模式识别分类方法, 如平行六面体法、最大似然法、但这些方法对遥感图像中的“同物异谱”、“异物同

收稿日期: 2018-10-16

基金项目: 安徽省高校优秀青年人才支持计划重点项目(gxyqZD2017019), 安徽省国际科技合作计划项目(1604b0602029), 安徽省自然科学基金(1808085ME158)和安徽省高等学校自然科学研究项目(KJ2017A134)。

作者简介: 戚王月, 硕士研究生。E-mail: 773490351@qq.com

* 通信作者: 周婷, 博士, 副教授。E-mail: zhouting@ahau.edu.cn

谱”现象识别能力较差,会出现较多的错分、漏分现象,分类精度不高^[2]。近年来BP神经网络因具有非线性映射能力、自组织、自学习等优点被应用于遥感分类中,但BP神经网络在分类时比其它分类花费时间要长,容易陷入局部最小^[3-5]。关于BP神经网络应用于遥感图像分类已有诸多成果,Chica-OlmoM等^[6]采用辅以变差函数纹理的BP神经网络分类,相比仅利用光谱信息的分类结果,该方法将分类精度提高了9%;毛建旭等^[7]提出了一种基于神经网络的分类方法,结果表明,这种基于神经网络的分类器经过训练后,其分类精度明显高于传统的最大似然分类法;胡剑策等^[8]先应用K-L变换对多波段遥感图像进行降维,提取最主要的三个成分合成假彩色图,然后利用BP神经网络对假彩色图进行监督分类,实验结果证明该算法分类精度优于传统分类方法;马凯等^[9]利用BP神经网络对黄岛区进行遥感图像分类,根据得到的分类结果对原图像进行“异物同谱”现象纠正后重新选取训练样本,然后利用BP神经网络再分类,从而有效解决了“异物同谱”现象;程秋云等^[10]使用免疫遗传算法来优化BP神经网络,加快BP算法的收敛速度,避

免了神经网络训练速度慢、陷入局部极值的情况,有效提高了遥感图像分类精度等等。关于BP网络改进,学者们也进行了很多研究,如Zhang等^[11]提出了一种基于遗传算法和BP算法相结合的算法,该算法提高了BP算法的收敛速度和收敛精度;赵广元等^[12]在经典BP算法基础上,引入新的参数以调整经典的神经元转换函数,结果表明,改进后的算法在收敛速率和误差估计等方面有很好的效果;林建和等^[13]提出一种基于方位调制的快速分解因子BP算法,该算法在已有的快速BP算法基础上进一步提高效率,且能够并行实现。

另一方面,不同遥感手段获取的图像数据在成本、光谱和空间分辨率等方面存在着明显的差异性,每一幅图像用于分类的能力是有限的^[14]。以目前普遍使用的资源三号卫星(ZY-3)图像和高分一号卫星(GF-1)图像为例,GF-1图像的宽幅较大,能很好的满足大面积研究区域需要,避免了多幅遥感图像拼接、各图像时间不统一等问题,价格也大幅低于ZY-3图像,但其分辨率也显著低于ZY-3图像,一定程度上影响了分类精度。两种卫星数据对比见表1。

表1 ZY-3卫星与GF-1卫星参数对比

Table 1 Comparison of specifications between ZY-3 satellite and GF-1 satellite

卫星 Satellite	数据类型 Data type	传感器 Sensor	分辨率 Resolution	宽幅 Wide coverage	标准景 standard scence	市场最低价格 Market minimum price
ZY-3	多光谱图像 multispectral images	MUX	5.8 m	51 km	25 km×25 km	2 000 元/景
GF-1	多光谱图像 multispectral images	WFV	16 m	800 km	32.5 km×32.5 km	免费

基于参与权值调整的激励函数(Sigmoid函数)和学习率对BP神经网络进行改进,提高分类精度和效率。在此基础上,对GF-1图像与ZY-3图像进行分类,以ZY-3图像分类结果作为基准,来验证GF-1卫星获取地物信息的精度,探讨用GF-1图像替代ZY-3图像的可行性。

1 研究区域数据处理分析

1.1 研究区域及图像数据源

本研究选取合肥市局部和炯炀河局部大小两个地区作为研究区域,如图1所示。合肥市局部位于31°~32°N, 117°~118°E范围内,包含合肥市城区东部、肥东县地区和部分巢湖区域等,以丘陵岗地为主,水系发达,植被丰富,属于亚热带季风气候,四季分明,气候温和。该区域的遥感图像数据源为裁剪至该范围的GF-1图像和ZY-3图像,图像地物类型区别明显,地物数量丰富,有利于分类前后观

察比较。炯炀河局部属于巢湖支流,该区域的遥感图像数据源为裁剪至该范围的ZY-3图像和无人机图像,图像地物类型完整、边界清晰、区分度高,便于观察。

1.2 图像监督分类方法

监督分类是计算机解译方法中比较常见的一种方法,它的思想是:根据训练区提供的样本,通过计算选择特征参数,建立判别函数来判定待分类图像中的地物类别^[15-16]。

ENVI中监督分类的主要步骤主要有:

1) 训练样本选择。ENVI基于ROI(Region of Interest)来定义训练样本^[17],通过编辑工具在图像的不同地物上各均匀选取一定数量的图斑作为训练样本。

2) 执行监督分类。采用的分类器包括最大似然,神经网络,以及改进的神经网络3种。

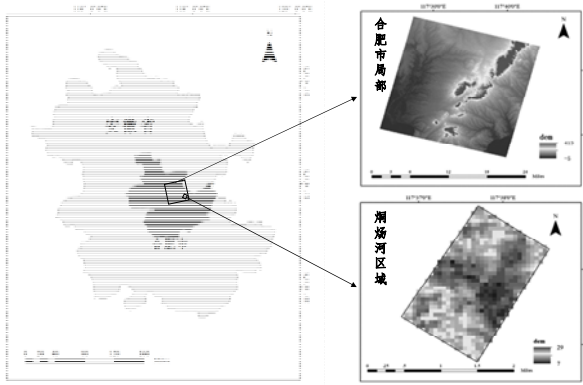


图 1 研究区域位置及高程图
Figure 1 Study area location and DEM

3) 精度评价。通过建立混淆矩阵, 获得各类统计参数, 以正确分类的占比来表示各类的分类精度^[18]。混淆矩阵是通过将每个地表真实像元的位置和类别与分类图中的相应位置和类别进行比较计算所得, 其形式如下:

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & L & x_{m1} \\ x_{12} & x_{22} & L & x_{m2} \\ M & M & O & M \\ x_{1m} & x_m & L & x_{mm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, x_{ij} 表示研究区中应属于 i 类的像元被分到 j 类中去的像元总数, m 为类别总数。

分类精度评价的主要指标包括针对单个地物类别的制图精度和用户精度, 以及针对整幅分类图像的总体精度和 Kappa 系数。各指标含义如下:

1) 制图精度 (PA, Prod Accuracy): 是指某一类别的正确分类像元数占地表真实数据中该类别像元总数的比例, 公式为:

$$PA = \frac{x_{ii}}{\sum_{i=1}^m x_{i+}} \quad (2)$$

2) 用户精度 (UA, User Accuracy): 是指某一类别的正确分类像元数占分为该类像元总数的比例, 公式为:

$$UA = \frac{x_{ii}}{\sum_{j=1}^m x_{+j}} \quad (3)$$

3) 总体精度 (OA, Overall Accuracy): 指被正确分类的像元总数占总像元数的比例, 公式为:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^m x_{i+}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m x_{ij}} \quad (4)$$

4) Kappa 系数:

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^m x_{ii} - \sum_{i=1}^m (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^m x_{i+} \times x_{+i}} \quad (5)$$

式中, x_{ij} 表示矩阵对角线元素, x_{i+} 代表类别的列总和, x_{+j} 代表类别的行总和, N 代表类别个数的总数。

2 BP 神经网络

2.1 BP 神经网络工作原理

BP 神经网络 (Back Propagation Neural Network) 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络^[19-20]。常用的 BP 神经网络模型由 3 层神经网络组成, 其起始层为输入层, 中间层为隐含层, 最后层为输出层, 同一层内神经元之间没有连接, 相邻层次的神经元之间以连接权值相互连接。BP 神经网络的结构如图 2 所示。

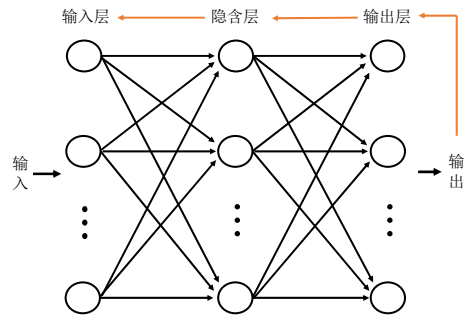


图 2 BP 神经网络结构
Figure 2 Structure of BP neural network

BP 神经网络的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。输入样本从输入层传入, 经隐层处理后, 传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符, 则将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传, 并将误差分给各层所有单元, 来修正各单元权值^[21-23]。BP 神经网络算法步骤如下:

1) 初始化, 确定作用函数, 给定各参数的初始值, 其中, 各层之间的激励函数通常为 S 型 (Sigmoid) 函数, 即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

2) 网络训练, 给定训练数据集, 即选好的样本, 作为输入向量 X 和期望输出 T , 并计算实际输出 Y 和误差 E 。

$$Y_j = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} X_i - \theta_j\right) \quad (7)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (Y_j - T_j)^2 \tag{8}$$

式中： X_i 为第*i*个神经元的输入值； W_{ij} 为连接权； θ_j 为阈值。

3) 调整权值，从输出节点开始返回，逐层修正权值。

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \eta \frac{\partial E}{\partial W} \tag{9}$$

式中： η 为学习率。

4) 返回第2步，采用调整过的权值重复计算，直到误差满足要求。

2.2 BP神经网络改进

从BP算法中可以看到，BP网络是它是一个非线性梯度最优问题，所以必然会存在局部极小，收敛速度慢等问题^[24-26]。其中，Sigmoid函数和学习率 η 很大程度上影响了网络的迭代速率和收敛性，因此，针对S函数和 η 参数来改进BP算法。

2.2.1 激励函数的改进 S型函数存在饱和区，神经元进入饱和区后会使权值调整的幅度减小，产生麻痹现象，受其影响的误差梯度曲线存在多个极小值点，使网络可能陷入局部最小^[27-28]。给S函数加入一个可调偏置参数 σ ，将S函数变形为：

$$f(x, s, \sigma) = \frac{1}{1 + e^{-s(x+\sigma)}} \tag{10}$$

这样通过设定 σ 的值，可使函数沿水平方向移动，并且在网络进行传播时，斜率 s 和偏置 σ 都随着误差信号进行修正，这样不仅可以提高神经元的自适应能力，同时也很明显地加快了算法的收敛速度。

2.2.2 学习率的改进 学习率决定每次循环训练中所产生的权值变化量，大的学习率可能导致网络震荡，小的学习率会使训练时间过长^[29-30]。BP网络中学习率 η 为常数，无法满足网络在迭代过程中产生的变化，因此，将 η 改变为

$$\eta = \begin{cases} \eta(n) = 1.05\eta(n-1), E(k-1) > E(k) \\ \eta(n) = 0.7\eta(n-1), E(k-1) < E(k) \\ \eta(n) = \eta(n-1), E(k-1) = E(k) \end{cases} \tag{11}$$

该变化使学习率随着不同的误差值的变化，在每一步学习后都进行相应的调整，可有效地减少学习次数，加快收敛速率。

3 结果分析

基于上述原理，采用最大似然法、BP网络分类法、改进的BP网络分类法对烔炀河区域的ZY-3图像采用同一ROI样本进行分类，对照无人机图像进

行直观分析，并对3种方法的分类结果进行精度评价，来对比分析改进的BP网络分类的效果。在此基础上，对合肥市局部区域的ZY-3图像、GF-1图像采用同一ROI样本进行分类，以ZY-3分类结果作为检验用图，评估GF-1图像的分类精度及其对ZY-3图像的可替代性。

3.1 分类方法对比分析—烔炀河局部

采用3种分类方法进行分类：最大似然法，BP网络分类法，改进的BP网络分类法，分类图像为烔炀河局部图像，该区域范围较小，分类结果简单清晰，并利用无人机拍摄了同范围的图像作为对照，可直接了解分类情况，便于对比分析。通过ENVI软件显示烔炀河局部图像的4,3,2波段、以及该区域无人机图像，参见图3(a)、(b)，根据目视判别经验和实地考察，可解译出6类地物样本，分别为建筑、旱地、水田、绿地、裸地、水域，将样本分类颜色根据灰度级别由小到大依次设定为不同灰度值，如图3(c)，并以此作为3种分类的训练样本。



图3 烔炀河区域遥感图像及训练样本

Figure 3 Remote sensing images and training samples in the Tong yang River area

分别用3种方法对图3(a)进行分类，得到分类结果如图4所示。

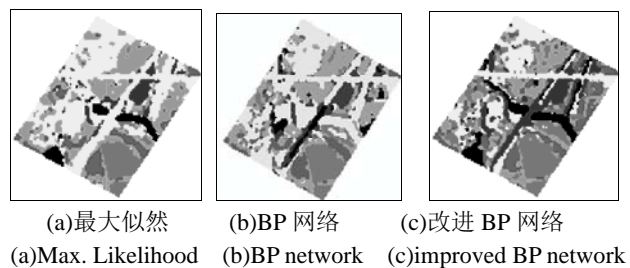


图4 烔炀河区域遥感图像分类结果

Figure 4 Remote sensing image classification results in the Tong yang River area

3.1.1 精度评价分析 利用ENVI对3幅分类后图像进行精度评价，得到各个地物类别的制图精度、用户精度以及图像的总精度和Kappa系数，参见表2—表4。

从分类精度结果可以看出，最大似然分类中地

物的制图精度和用户精度没有同时较高的情况, 说明分类图像中各地物均存在漏分、错分; BP 网络分类中水田、林地的制图精度、用户精度都较高, 但水域的制图精度、用户精度都为 0, 说明不同地物的准确性相差很大, 部分地物错分严重, 也反映了 BP 网络的不稳定性; 而改进的 BP 网络分类中各地物的两种精度达到 80% 以上, 说明各地物的位置、面积都较准确, 漏分、错分的情况较少, 反映了改进后的 BP 网络准确性和稳定性有了较大提高。比

较 3 种方法的总体精度和 Kappa 系数, 改进的 BP 网络分类最高, 较最大似然法和 BP 神经网络总体精度分别提高了 15.30%, 23.81%, Kappa 系数分别提高了 0.18, 0.28。改进的 BP 网络分类在各地物分类以及整体图像分类的精度上均高于最大似然和 BP 网络分类, 而且分类时间相对于 BP 网络有大幅度缩短, 分类速度明显提升, 说明改进的 BP 网络分类结果是较好的。

表 2 炯炀河区域最大似然法精度

Table 2 Accuracy of maximum likelihood in the Tongyang River area

精度 Accuracy	水田 Paddy soil	旱地 Upland soil	林地 Forestry	水域 Water area	建筑 Building	裸地 Bare area	总体精度 Overall accuracy	Kappa	时长 Duration
制图 Prod	97.12	54.57	72.08	67.86	64.15	90.43	74.37	0.69	1min
用户 User	67.61	67.67	67.55	93.63	88.58	61.17			

表 3 炯炀河区域 BP 网络精度

Table 3 Accuracy of BP network in the Tongyang River area

精度 Accuracy	水田 Paddy soil	旱地 Upland soil	林地 Forestry	水域 Water area	建筑 Building	裸地 Bare area	总体精度 Overall Accuracy	Kappa	时长 Duration
制图 Prod	96.68	78.84	81.95	0	60.92	76.87	65.88	0.59	30min
用户 User	88.43	85.49	86.39	0	59.56	75.39			

表 4 炯炀河区域改进 BP 网络精度

Table 4 Accuracy of improved BP network in the Tongyang River area

精度 Accuracy	水田 Paddy soil	旱地 Upland soil	林地 Forestry	水域 Water area	建筑 Building	裸地 Bare area	总体精度 Overall accuracy	Kappa	时长 Duration
制图 Prod	96.58	84.29	83.78	86.57	91.93	95.00	89.69	0.87	4min
用户 User	96.16	81.15	86.60	100	83.83	90.41			

表 5 不同 BP 网络算法下炯炀河区域分类精度对比

Table 5 Comparison of the Tong yang River area classification precision under different BP network algorithms

项目 Item	总体精度/% Overall Accuracy	Kappa	时长/min Duration
单独改进 S 函数的 BP 网络 BP network with S function improved	77.86	0.75	9
单独改进 η 的 BP 网络 BP network with η improved	76.41	0.73	8
改进的 BP 网络 Improved BP network	89.69	0.87	4
BP 网络 BP Network	65.88	0.59	30

3.1.2 3 种分类结果与无人机图像对比分析 将分类结果与无人机图像进行对比, 发现: 最大似然法分类中, 小面积水域、水田、裸地、林地无法识别, 如较窄的水面、分散在建筑中的树木等, 部分旱地被错误分类为林地; BP 网络分类中, 水域均被错误分类为建筑, 小部分林地、建筑被分类为水域; 改进 BP 网络分类中, 部分旱地被分类为林地, 小部分林地被分类为水田, 水域、水田、裸地分类基本准确。图像对比分析的结果与精度评价结果相符合。

3.1.3 不同程度改进的 BP 网络分类对比 从 BP

算法中可以得知, S 函数参与的是信息正向传播过程, 学习率 η 参与的是误差反向传播过程, 分别单独改进 BP 网络中 S 函数和学习率 η , 与上文中 BP 网络分类、改进的 BP 网络分类进行对比, 来分析 S 函数与学习率 η 对分类精度的提高贡献, 结果如表 5 所示。

从表 5 可以看到, 相对于 BP 网络, 单独改进 S 函数使得总体精度、Kappa 系数分别提高 11.98%、0.16; 单独改进学习率 η 使得总体精度、Kappa 系数分别提高 10.53%、0.16, 可见单独改进 S 函数或

者学习率 η 都可提高图像分类精度，但提高的程度均不大。而同时改进了 S 函数和学习率 η 的 BP 网络相较于 S 函数改进，总体精度、Kappa 系数分别提高 11.83% 和 0.12，相较于学习率 η 改进，其总体精度、Kappa 系数分别提高 13.28% 和 0.14，时长也较短，可知将 S 函数和学习率 η 共同改进比两者单独改进的分类效果更好。

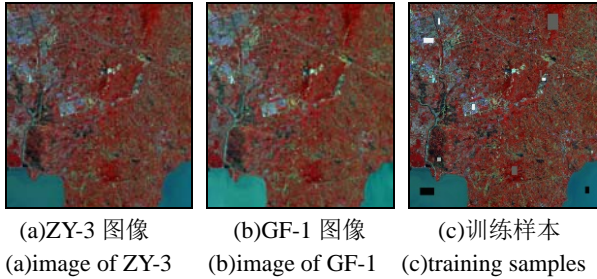


图 5 合肥市局部地区遥感图像及训练样本

Figure 5 Remote sensing image and training samples in local area of Hefei

综上所述可见，改进的 BP 网络提高了分类速度以及分类过程的稳定性，分类结果的准确性达到了较高水平，也说明针对学习率和激励函数改进的 BP 网络是有成效的。

3.2 遥感图像对比分析—合肥局部区域

利用改进的 BP 网络分类法对分辨率为 16 m 的 GF-1 图像和 5.8 m 的 ZY-3 图像进行分类，图像区域为合肥市局部，该区域范围较大，地物数量丰富，

可以更全面更细致地对比两幅图像分类结果的区别。通过 ENVI 软件显示该范围的 GF-1 图像、ZY-3 图像，选择 4,3,2 波段，如图 5(a)、(b)，并解译出与上文一致的 6 类地物样本，设定相同灰度值，如图 5(c)。

分类结果如图 6 所示。

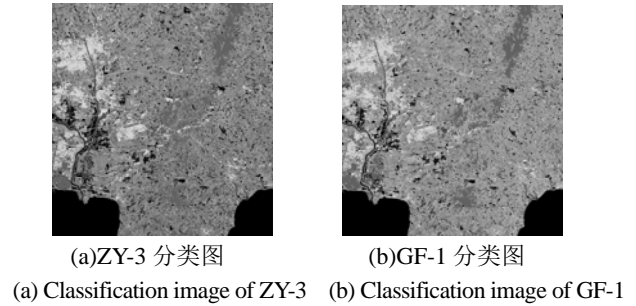


图 6 合肥市局部区域分类结果

Figure 6 Classification result in local area of Hefei

3.2.1 精度评价分析 计算 6 类地物面积占比，并以 ZY-3 图像分类结果作为参考，求得 GF-1 图像各地物的面积误差和精度评价，如表 6、表 7 所示。

由表 6、表 7 可知，以 ZY-3 图像分类结果为检验基准，GF-1 分类总体精度为 88.02%，Kappa 系数达到 0.87，各类地物分类精度也均为较高水平，说明 GF-1 图像在分类精度方面基本能够实现 ZY-3 图像分类的精度水平，在大部分地物分类中能够代替 ZY-3 图像，从而降低图像获取难度和成本。

表 6 合肥市局部区域各地物面积占比及误差

Table 6 Area ratio and error of each feature in local area of Hefei

项目	水田	旱地	林地	水域	建筑	裸地	%
Item	Paddy soil	Upland soil	Forestry	Water area	Building	Bare area	
ZY-3	38.22	17.47	20.06	14.82	6.96	2.45	
GF-1	44.12	15.00	18.62	13.70	6.97	1.56	
误差 Error	5.90	-2.47	-1.44	-1.12	0.01	-0.89	

表 7 合肥市局部区域 GF-1 分类精度(以 ZY-3 分类结果为检验基准)

Table 7 Classification accuracy of GF-1 in local area of Hefei(based on the ZY-3 classification results)

精度	水田	旱地	林地	水域	建筑	裸地	总体精度	Kappa
Accuracy	Paddy soil	Upland soil	Forestry	Water area	Building	Bare area	Overall Accuracy	
制图 Prod	86.85	84.36	79.41	98.50	84.02	95.00	88.02%	0.87
用户 User	83.50	79.82	70.74	98.68	82.02	94.41		

3.2.2 分类结果对比分析 对比图 6(a)、(b)以及 ZY-3 原图像(3,2,1 波段)，截取多个小区域进行对比分析，6 个具有代表性的小区域分类结果如图 7 所示。

由图像及分类结果对比可见，在水域分类中，ZY-3 图像分类基本与原图吻合，而 GF-1 图像只能

识别较大面积水域，不能识别小面积水域，如图 7(a)-(c)、(d)-(f)。在水田分类中，ZY-3 图像与 GF-1 图像都能识别大部分水田，如图 7(d)-(f)。在旱地分类中，ZY-3 图像与 GF-1 图像都将部分旱地被分类为裸地，如图 7(g)-(i)。在林地分类中，ZY-3 图像分类与原图较吻合，而 GF-1 图像分类中部分林地被

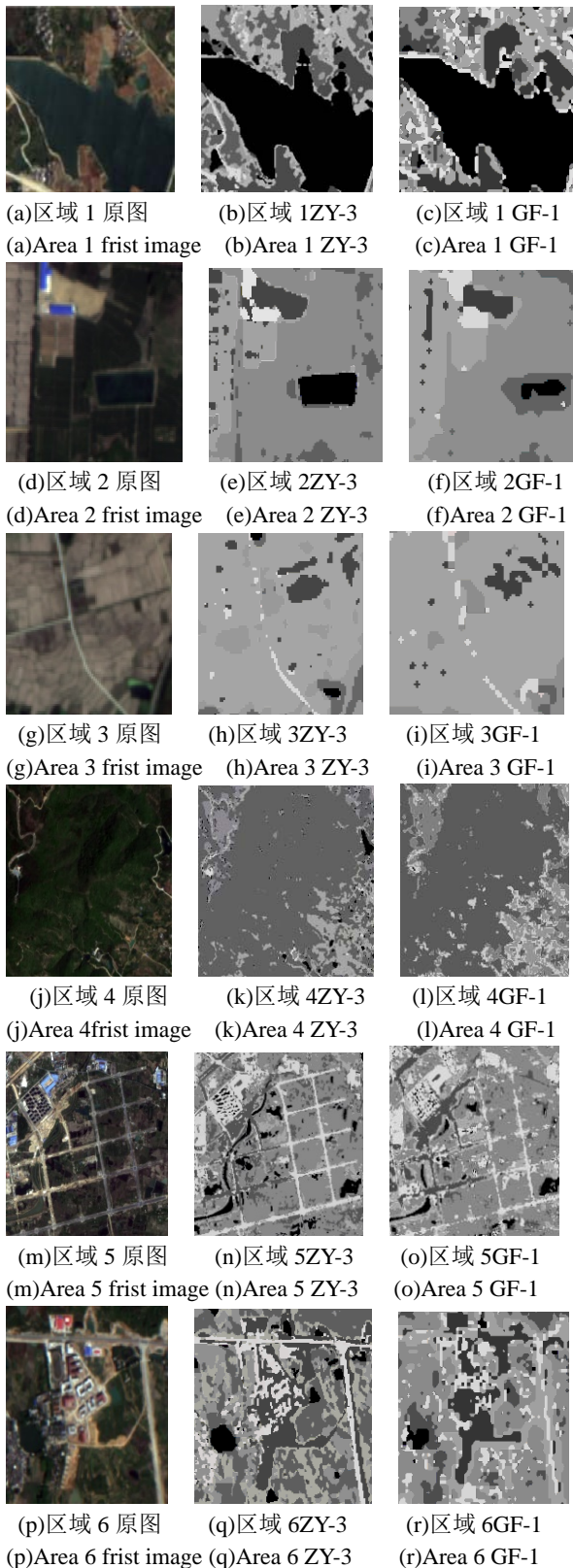


图 7 合肥市局部区域 GF-1 与 ZY-3 分类结果对比

Figure 7 Comparison of classification results of GF-1 and ZY-3 in local area of Hefei

分类为水田, 如图 7(j)-(l)。在建筑分类中, ZY-3 图像能较为准确地分类出房屋、道路, 而 GF-1 图像

不能完整分类出较狭窄的道路, 如图 7(m)-(o)、(p)-(r)。在裸地分类中, ZY-3 图像与 GF-1 图像关于裸地的分类总体相似, 但 GF-1 图像关于裸地与旱地存在小部分混淆的情况, 如图 7(p)-(r)。

综上所述, GF-1 图像相对于 ZY-3 图像各地物面积误差较小, 分类精度较高, GF-1 图像分类的结果与 ZY-3 图像分类的结果相似。因此, GF-1 图像分类可基本实现 ZY-3 图像效果, 可以作为图像分类采用的遥感图像, 且具有研究范围广、成本较低的优点。

4 结论

本研究提出了针对激励函数和学习率改进的 BP 神经网络, 将其用于遥感图像分类中, 并通过与最大似然法、BP 网络分类方法对比, 加快了网络迭代速度, 增强了算法的准确性, 有效地提高了图像分类速度和分类精度。

运用改进的 BP 神经网络对 GF-1 图像和 ZY-3 图像分类, 结果说明虽然 GF-1 图像分辨率比 ZY-3 图像低, 但在图像分类中, 分类结果与 ZY-3 图像总体相似, 分类精度整体较高。因此, 在遥感图像分类研究中, 采用分辨率相对较低, 但成本低廉、宽幅大的 GF-1 图像进行地物信息的获取在很多情况下是可行的。

参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像工程(上册): 图像处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [2] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [3] SIMPSON J J, MCINTIRE T J. A recurrent neural network classifier for improved retrievals of areal extent of snow cover[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2001, 39(10): 2135-2147.
- [4] ZHAO H, ZHANG J, WANG K, et al. A GA-ANN model for air quality predicting[C]//2010 International Computer Symposium (ICS2010), Tainan: 2010.
- [5] 骆成凤, 刘正军, 王长耀, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络遥感数据土地覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 133-137.
- [6] CHICA-OLMO M, ABARCA-HERNÁNDEZ F. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification[J]. Comput Geosci-UK, 2000, 26(4): 373-383.
- [7] 毛建旭, 王耀南. 基于神经网络的遥感图像分类[J]. 测控技术, 2001, 20(5): 29-30.
- [8] 胡剑策, 吴国平. 基于 K-L 变换的 BP 神经网络遥感图像分类[J]. 测绘科学, 2009, 34(3): 137-139.
- [9] 马凯, 梁敏. 基于 BP 神经网络高光谱图像分类研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(5): 118-121.

- [10] 程秋云, 刘宁. 基于免疫遗传算法优化的神经网络遥感图像分类研究[J]. 数字技术与应用, 2018, 36(8): 119-120.
- [11] ZHANG R, XU Z B, HUANG G B. Global convergence of online BP training with dynamic learning rate[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2012, 23(2): 330-341.
- [12] 赵广元, 马霏. 粒子群算法优化 BP 神经网络的粉尘浓度预测[J]. 测控技术, 2018, 37(6): 20-23.
- [13] 林建和, 吕孝雷. 基于方位调制的快速分解因子 BP 算法[J]. 中国科学院大学学报, 2018, 35(6): 822-831.
- [14] 贾永红, 张春森, 王爱平, 等. 基于 BP 神经网络的多源遥感影像分类[J]. 西安科技学院学报, 2001, 21(1): 58-60.
- [15] 闫琰, 董秀兰, 李燕. 基于 ENVI 的遥感图像监督分类方法比较研究[J]. 北京测绘, 2011(3): 14-16.
- [16] 钱晓亮, 李佳, 程臻, 等. 特征提取策略对高分辨率遥感图像场景分类性能影响的评估[J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 758-776.
- [17] 叶润青, 牛瑞卿, 张良培, 等. 基于图像分类的矿物含量测定及精度评价[J]. 中国矿业大学学报, 2011, 40(5): 810-815.
- [18] 付佳, 黄海军, 杨曦光. 基于 ENVI 的唐山湾三岛土地利用遥感分类方法的比较分析[J]. 海洋科学, 2014, 38(1): 20-26.
- [19] 王文中, 张树生, 余隋怀. 基于粒子群优化的 BP 神经网络图像复原算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(4): 709-714.
- [20] 曹斌, 邱振戈, 朱述龙, 等. BP 神经网络遥感水深反演算法的改进[J]. 测绘通报, 2017(2): 40-44.
- [21] BAO Y H, REN J B. Wetland landscape classification based on the BP neural network in DaLing Lake area[J]. Procedia Environ Sci, 2011, 10: 2360-2366.
- [22] 张国翊, 胡铮. 改进 BP 神经网络模型及其稳定性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(1): 115-124.
- [23] 刘东, 李帅, 付强, 等. 基于 KHA 优化 BP 神经网络的地下水水质综合评价方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(9): 275-284.
- [24] 刘钦龙, 焦斌亮, 刘立, 等. 基于改进的 BP 神经网络模型的遥感图像分类方法研究[J]. 电光与控制, 2009, 16(8): 65-67.
- [25] 杨建刚. 人工神经网络实用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001.
- [26] YANG S S, HO C L, LEE C M. HBP: improvement in BP algorithm for an adaptive MLP decision feedback equalizer[J]. IEEE Trans Circuits Syst II, 2006, 53(3): 240-244.
- [27] 李恩玉, 杨平先, 孙兴波, 等. 基于激活函数四参可调的 BP 神经网络改进算法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(11): 89-93.
- [28] 霍爱清, 汪跃龙, 汤楠, 等. 局部式反传网络的改进 BP 算法及应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(4): 211-214.
- [29] 葛君伟, 沙静, 方义秋, 等. 具有混沌学习率的 BP 算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(23): 168-170.
- [30] 刘天舒. BP 神经网络的改进研究及应用[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2011.