

# 基于改进蚁群算法的无人机遥感影像森林类型分类

赵桂玲, 李鹏年\*, 郭泉荣, 谭茂林

辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000

**摘要** 针对单一分类器在森林分类中分类精度低的问题, 提出一种改进的蚁群算法结合支持向量机的分类模型(ACO-SVM)。该模型通过在蚁群搜索中加入部分有限搜索避免局部极值, 并在信息素更新中引入时变函数, 将动态更新策略与支持向量机结合, 对径向基核函数参数进行优化。将该模型用于无人机可见光遥感影像森林类型分类, 得到的实验结果为: 在光谱特征影像分类中, 对比 ABC-SVM、GA-SVM、单纯的 SVM 模型, 所提 ACO-SVM 在森林类型分类中效果最优, 分类总体精度为 81%, Kappa 系数为 0.7500; 引入不同的纹理特征后, 基于灰度共生矩阵特征对大兴安岭根河林区进行分类, 总体分类精度为 85%, Kappa 系数为 0.8063; 引入 Gabor 纹理特征后, 总体分类精度为 87.5%, Kappa 系数为 0.8438。

**关键词** 森林分类; 改进的蚁群算法; 支持向量机; 径向基核函数

中图分类号 TP753

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1628002

## Classification of Forest Types using UAV Remote Sensing Images Based on Improved Ant Colony Algorithm

Zhao Guiling, Li Pengnian\*, Guo Quanrong, Tan Maolin

School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, Liaoning, China

**Abstract** To solve the problem of a low classification accuracy of single classifier in forest classification, a classification model (ACO-SVM) that combines the improved ant colony algorithm (ACO) with support vector machine (SVM) is proposed. In the improved algorithm, a partial finite search was introduced into the ant colony search to avoid local extrema. A time-varying function was introduced into pheromone updating. The dynamic update policy was combined with SVM to optimize the parameters of the radial basis kernel function. The proposed model was verified using an experiment based on the classification of the forest types using UAV visible remote sensing images. In the spectral feature image classification, compared with ABC-SVM, GA-SVM, and conventional SVM models, the proposed ACO-SVM achieved the best forest-type classification performance, with an overall classification accuracy of 81% and a Kappa coefficient of 0.7500. After introducing different textural features, the classification was performed for the Genhe forest area in the Greater Khingan Mountains based on the grayscale co-occurrence matrix feature, and the proposed ACO-SVM showed an overall classification accuracy of 85% and a Kappa coefficient of 0.8063. After introducing the Gabor textural feature, ACO-SVM achieved the overall classification accuracy and Kappa coefficient of 87.5% and 0.8438, respectively.

**Key words** forest classification; improved ant colony algorithm; support vector machine; radial basis kernel function

## 1 引言

“生态文明建设”要求必须对森林类型进行精准分类, 以便对森林各类属性进行科学的规划和认识, 将森林纳入科学的管理体系<sup>[1-2]</sup>。国内外众多学者利用遥感数据对森林类型分类和树种识别开展了大量研究, 常用的森林类型分类和树种识别方法有两类, 一是利用单一

的分类器结合特征信息进行分类。张琍等<sup>[3]</sup>利用随机森林算法对庐山林地 2015 年至 2018 年的森林类型进行分类, 总体分类精度分别为 85.00%, 84.25%, 84.75%, 85.25%。于丽柯等<sup>[4]</sup>基于线性波谱分离方法, 使用 HIS 光谱数据对大兴安岭地区的树种进行识别, 总体识别精度为 72.0%。Lucas 等<sup>[5]</sup>基于机载高光谱影像对澳大利亚南部森林 17 种树木进行分类识别, 分类精度为 86%。

收稿日期: 2021-06-10; 修回日期: 2021-07-02; 录用日期: 2021-07-09

基金项目: 辽宁省自然科学基金面上项目(2020-MS-303)、辽宁省教育厅一般项目(LJ2020JCL015)

通信作者: \*759341522@.com

上述方法主要利用单一的分类器结合一种不同的纹理特征进行森林类型分类,未对分类器进行进一步改进。二是将不同的数据信息结合,在不同的分类器上对森林类型进行分类。刘丽娟等<sup>[6]</sup>使用机载激光雷达和CASI高光谱数据的垂直结构信息和光谱信息结合支持向量机(SVM)分类器,对凉水国家级自然保护区内的5种主要树木进行识别,总体识别精度达83.88%。Lu等<sup>[7]</sup>利用光谱融合模型对河源自然保护区内的森林类型进行分类,融合数据集最高分类精度为83.6%。胡海瑛等<sup>[8]</sup>基于点基元和对象基元提取特征向量,并结合色彩信息,利用随机森林、SVM模型对点云数据进行分类。李丹等<sup>[9]</sup>对影像的空间结构和光谱信息进行结合,利用SVM对影像进行分类。这类研究方法都是对数据进行处理的,对提取数据的不同特征进行融合后利用单一分类器进行分类,未对算法模型进行优化。

上述研究都是基于单一分类器结合数据的不同特征对森林类型、树种进行分类的,分类精度有待进一步提高。而制约森林分类精度提高的主要因素是分类模型的训练和影像特征的处理<sup>[10-11]</sup>。针对分类模型的训练,常用的方法是将生物种群算法用于调优机器学习分类模型的参数。基于此,在无人机遥感影像森林类型识别研究中,本文提出一种改进的蚁群算法(ACO)与支持向量机相结合的分类模型。该模型在蚁群搜索中加入部分有限搜索,避免局部极值;引入时变函数,将迭代次数、目标函数的相关动态更新策略与SVM结合,对SVM中的径向基核函数(RBF)进行优化;并使用纹理特征进行影像信息的表达。Weszka等<sup>[12]</sup>比较了灰度共生矩阵(GLMC)法、灰度差分统计法和灰度行程统计法,认为灰度共生矩阵法的性能最优。灰度共生矩阵方法在统计方法中占主导地位,应用比较广泛<sup>[13-15]</sup>。LBP算法是近年来提出的一种纹理描述方法,主要描述纹理的局部特征,而边缘频率法和空间自相关函数法由于自身的局限性,一般只用在某些特定领域<sup>[16]</sup>。Gabor滤波器有生物视觉系统近似的特点,Gabor能量谱能捕获纹理中大量有用信息,从而被广泛应用在当前大火的人脸识别和刷脸支付等领域<sup>[17]</sup>。因此,本文利用传统的GLMC法,并引入Gabor二维滤波器结合改进的ACO-SVM模型对大兴安岭根河林区的森林类型进行分类识别研究,以实现更高精度的分类效果。

## 2 算法模型

将改进的蚁群算法用于SVM参数优化。在SVM参数优化中,常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、RBF、Sigmoid核函数等。由于RBF只需确定一个参数,因此将RBF作为SVM的核函数。根据SVM回归理论,惩罚系数 $c$ 与核参数 $\gamma$ 对分类结果有很大的影响<sup>[18]</sup>。 $c$ 越大,RBF越容易过拟合; $c$ 越小,RBF越容易欠拟合。 $\gamma$ 越大,支持向量越少; $\gamma$ 越小,支持向量越

多。因此,要获取SVM高精度的分类性能, $c$ 和 $\gamma$ 的选择至关重要。将SVM对分类数据的预测准确率作为目标函数,将关于 $(c, \gamma)$ 的二元函数记为 $F(c, \gamma)$ , $c \in [c_{\min}, c_{\max}]$ , $\gamma \in [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}]$ 。利用改进的蚁群算法对SVM中的参数 $c$ 和 $\gamma$ 进行寻优,以获得较高精度的分类结果。

蚁群算法是一种寻找最短路径的概率性智能算法<sup>[19]</sup>。对蚁群算法进行改进,将改进后的蚁群算法用于SVM中的核函数参数寻优。SVM分类数据预测准确率目标函数为

$$\max Y = F[X(x_1, x_2, \dots, x_m)], \quad (1)$$

式中: $x_i (i=1, 2, \dots, m)$ 表示第 $i$ 只蚂蚁; $X(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 表示不同蚂蚁行驶的位置。蚁群算法中,用蚁群中的两个决策量来表示SVM中RBF的惩罚系数 $c$ 和核参数 $\gamma$ 。假设 $x_i(1, 1)$ 为参数 $c$ 在第 $i$ 只蚂蚁处的值, $x_i(2, 1)$ 为参数 $\gamma$ 在第 $i$ 只蚂蚁处的值, $x_i^k$ 表示目标函数值,为第 $k$ 次迭代过程中第 $i$ 只蚂蚁的位置,目标函数值越大,在这个位置上的信息素浓度就越大,将当前目标函数值最大的蚂蚁位置 $x_{\text{local}}^k$ 和该处信息素浓度最大值 $\tau_{\text{max}}^k$ 保存下来。为避免局部极值的出现,蚁群行进过程中的状态转换概率为

$$q(x_j^k) = \frac{F(x_{\text{local}}^k) - F(x_j^k)}{F(x_{\text{local}}^k)}. \quad (2)$$

蚂蚁离 $x_{\text{local}}^k$ 位置越近,转化概率越大。令 $a$ 表示蚂蚁移动的步长,取 $a = 1/(k+1)^2$ ,随着蚂蚁移动次数增加, $a$ 值越来越小。改进的蚁群算法有限搜索流程为

$$\begin{cases} \begin{cases} x_{(i-i_{\text{min}})1}^k = x_{(i-i_{\text{min}})1}^k + a, & x_{(i-i_{\text{min}})1}^k < x_{(i-i_{\text{local}})1}^k \\ x_{(i-i_{\text{min}})2}^k = x_{(i-i_{\text{min}})2}^k - a, & x_{(i-i_{\text{min}})1}^k > x_{(i-i_{\text{local}})1}^k \end{cases}, & q(x_i) \leq q \\ S, & q(x_i) \geq q \end{cases} \quad (3)$$

式中: $x_{i-i_{\text{min}}}^k$ 和 $x_{i-i_{\text{min}}}^k$ 分别表示每只蚂蚁移动前和后的位置; $S$ 表示全局搜索。在信息素 $Q$ 更新时,引入相关时变函数 $\phi(x_i)$ :

$$\tau(i, j) = (1 - Q)\tau(i, j) + Q \times \phi(x_i), \quad (4)$$

将 $\phi(x_i)$ 赋予一个最小值,得到信息素更新规则为

$$\phi(x_i) = \begin{cases} 0.001 \exp[F(x_i)], & 1 < k < K/5 \\ [1/(k+1)^2] \exp[F(x_i)], & K/5 < k < K/3 \\ [1/(k+1)^2] \exp[F(x_i)], & K/3 < k < 4K/5 \\ (1/K) \exp[F(x_i)], & 4K/5 < k < K \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $K$ 为算法的总迭代次数; $x_i$ 为一次迭代对应的最优蚂蚁。

## 3 模型评估

为进一步对改进的ACO-SVM模型的精度和有效

性进行评估,以分析改进蚁群算法对SVM的优化效果,利用UCI公共数据集对改进ACO-SVM算法进行验证。本文侧重于生物种群算法的改进,因此将遗传算法优化支持向量机参数模型(GA-SVM)、智能蜂群算法优化支持向量机参数模型(ABC-SVM)作为对比模型。

选取5组UCI公共数据集进行实验,UCI数据集属性如表1所示。

利用文献[20]的方法对数据集属性进行归一化处理,随机选取20%数据集样本作为测试集,80%数据集样本作为训练集。用训练集进行参数寻优,每组公共数据集分别进行10次迭代, $\gamma=[0,1],c\in[0,10]$ ,并设置相同的参数寻优停止迭代条件,总迭代次数为10。在改进的ACO-SVM算法中,算法的种群规模为

表1 公共数据集属性  
Table 1 Public dataset properties

| Group | Category | Number of categories | Number of instances | Data length |
|-------|----------|----------------------|---------------------|-------------|
| 1     | Blood    | 2                    | 4                   | 748         |
| 2     | Vehicle  | 2                    | 13                  | 270         |
| 3     | Statlog  | 3                    | 4                   | 150         |
| 4     | Glass    | 6                    | 9                   | 214         |
| 5     | Haberman | 2                    | 3                   | 306         |

20,信息素浓度 $Q=0.9$ ;在GA-SVM算法中,种群规模为20,交叉概率为0.85,变异概率为0.0085;在ABC-SVM算法中,种群规模为20,蜜源解的数量为2。三种算法在测试集上的分类结果如图1所示。

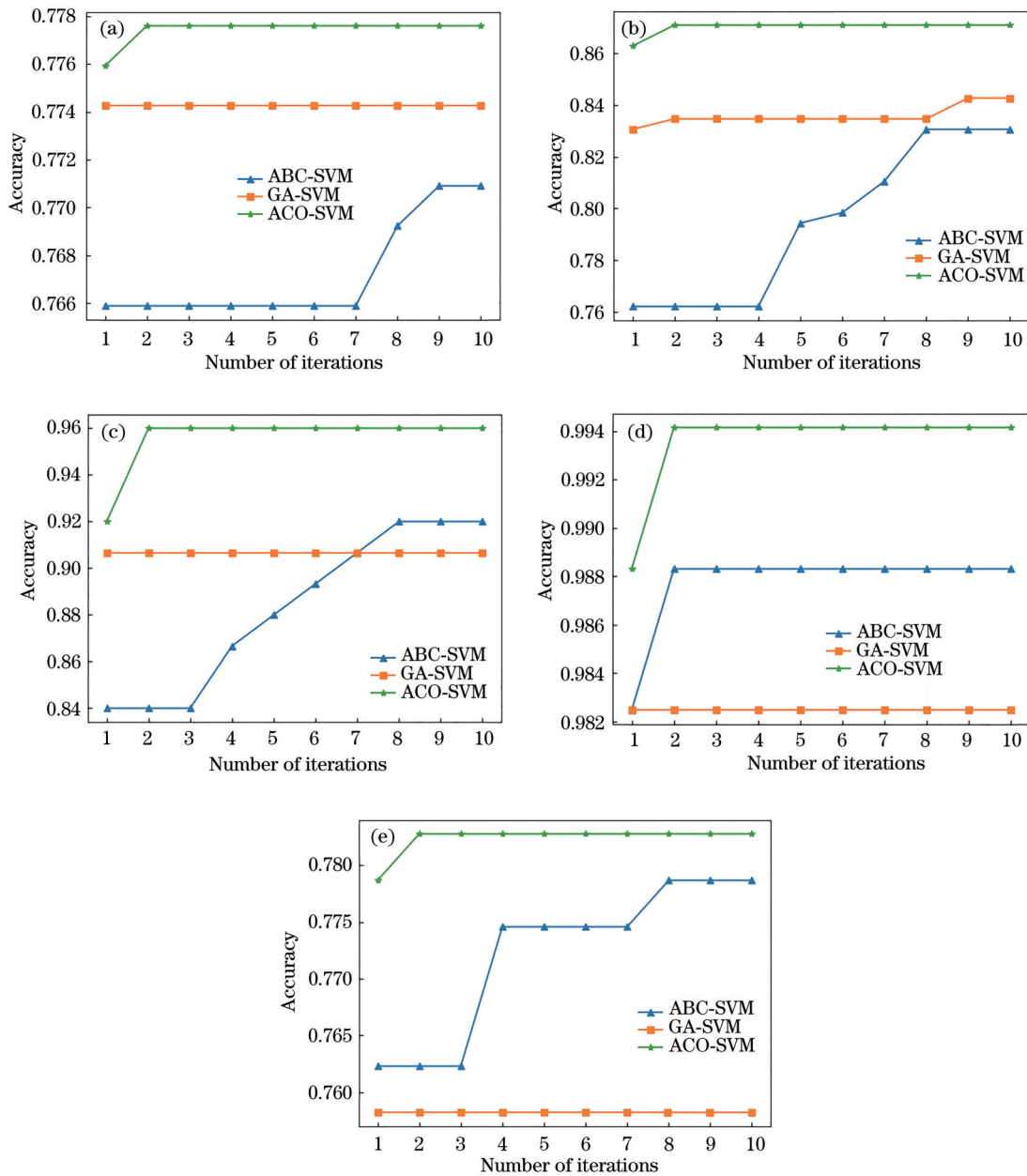


图1 测试集下的分类效果。(a) Blood;(b) Vehicle;(c) Statlog;(d) Glass;(e) Haberman  
Fig. 1 Classification effect under test set. (a) Blood; (b) Vehicle; (c) Statlog; (d) Glass; (e) Haberman



对 UCI 公共数据集分类结果进行整理,得到 5 种公共数据集的测试集在不同分类模型下的最优分类结果,如表 2 所示。

表 2 5 种数据集的最优分类结果

Table 2 Optimal classification results of five data sets

| Category | Algorithm | $c$    | $\gamma$ | Precision / Running |          |
|----------|-----------|--------|----------|---------------------|----------|
|          |           |        |          | %                   | time / s |
| Blood    | ABC-SVM   | 4.9257 | 0.2862   | 77.15               | 4.13     |
|          | GA-SVM    | 4.5329 | 0.8725   | 77.42               | 5.26     |
|          | ACO-SVM   | 8.3513 | 0.9097   | 77.78               | 10.07    |
| Vehicle  | ABC-SVM   | 3.3783 | 0.7945   | 83.67               | 5.30     |
|          | GA-SVM    | 6.1811 | 0.6184   | 84.68               | 3.86     |
|          | ACO-SVM   | 9.0413 | 0.9912   | 86.69               | 7.82     |
| Statlog  | ABC-SVM   | 3.4880 | 0.8489   | 92.02               | 2.50     |
|          | GA-SVM    | 7.8337 | 0.4546   | 90.08               | 2.35     |
|          | ACO-SVM   | 9.3614 | 0.8992   | 96.00               | 4.92     |
| Glass    | ABC-SVM   | 9.8256 | 0.5255   | 98.83               | 2.17     |
|          | GA-SVM    | 6.0869 | 0.5578   | 98.24               | 1.75     |
|          | ACO-SVM   | 9.3535 | 0.6589   | 99.41               | 4.98     |
| Haberman | ABC-SVM   | 4.2138 | 0.9758   | 77.7                | 2.39     |
|          | GA-SVM    | 7.4841 | 0.6786   | 75.8                | 3.25     |
|          | ACO-SVM   | 8.5761 | 0.9503   | 78.3                | 6.08     |

从表 2 可以得出:改进的 ACO-SVM 算法在 Blood、Vehicle、Statlog、Glass 和 Haberman 五组 UCI 数据集上都得到了较好的分类效果。与遗传算法对 SVM 参数寻优分类结果相比,改进的 ACO-SVM 分类精度提高 0.36 个百分点~5.92 个百分点;与智能蜂群算法对 SVM 参数寻优分类结果相比,改进的 ACO-SVM 分类精度提高 0.6 个百分点~3.98 个百分点。

## 4 实验验证

### 4.1 实验数据获取

实验数据区域为大兴安岭根河林场,研究区地理位置如图 2 所示。

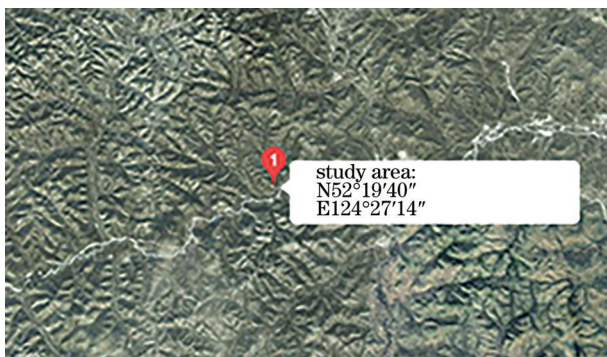


图 2 研究区地理位置

Fig. 2 Geographical location of the study area

利用搭载 Sony NEX-5T 相机的大疆六旋翼无人机对大兴安岭根河林场进行航拍作业,为获取清晰可

见的影像,飞行时选择晴朗、风力较小的天气进行无人机作业。无人机飞行高度为 300 m,相机焦距为 15 mm,CCD 像元大小为  $4.89000 \mu\text{m} \times 4.89000 \mu\text{m}$ ,行列数  $4900 \times 3260$ 。影像在地面的分辨率为 86 mm,航向重叠度与旁向重叠度分别为 90% 和 60%,航拍相片 13 张。对两架次无人机影像进行分类,按像素  $160 \times 160$  大小对影像进行裁剪,共得到 22565 张 BMP 格式的影像,依次命名为 1 到 22565。根河林场主要的森林类型为针叶林、阔叶林、针阔混交林及两类非林地(裸地和水体)。通过目视解译结果和相关先验知识,根据图 1 的最优分类结果统计,在样本数为 200~300 时对数据集的分类效果最好,所以从裁剪的 22565 张影像中挑选阔叶林、针叶林、针阔混交林、裸地、水体 5 种不同类别地物各 100 张(共 500 张),作为样本数据集。

### 4.2 影像特征提取

采用二维 Gabor 滤波器提取图像的纹理特征,选取 6 个频率、4 个方向共 24 个核函数对影像进行纹理特征提取,得到 Gabor 核函数,如图 3(a)所示。利用该函数对地物影像进行处理,通过滑动窗口对样本影像进行 Gabor 变换,Gabor 滤波器遍历每一个尺度,处理后的地物影像如图 3(b)~(f)所示。

直接利用 Gabor 纹理特征对大兴安岭根河林区森林进行分类时,会由于纹理特征维数太高而产生维数灾难<sup>[21]</sup>,本文利用主成分分析(PCA)对特征向量进行降维处理,得到各地物主成分分析结果,如图 4 所示。

当累计解释方差超过 95% 时,所提模型可较好地保留原输入信息。在图 4(a)中,用 19 个主成分可得到混交林 95% 的信息,因此在混交林的降维中选择主成分因子为 19,对纹理特征进行降维。以此类推,在其他 4 种地物特征的降维中,针叶林、阔叶林、裸地、水体的降维主成分因子分别选为 17、18、28、3。

### 4.3 分类结果及分析

#### 4.3.1 无纹理特征下的森林类型分类

首先在无纹理特征下,利用 SVM 对大兴安岭根河林区影像数据集进行森林类型分类。在图 1 中,当样本数量为 200~300 时,分类效果达到最佳,因此随机选择 300 张样本作为实验训练样本,200 张作为测试样本完成森林类型分类。各地物样本如图 5 所示。

为了分析大兴安岭根河林区森林类型分类精度,对整幅影像进行人工目视分类,对照分类结果,统计各个算法的分类精度,结果如表 3 所示,ACO-SVM、GA-SVM、ABC-SVM 和单一的 SVM 四种分类模型的识别精度分别为 81%、79%、78.5%、74.5%。

上述实验结果说明了所提算法在森林类型识别中的可行性。继续利用所提算法随机选择训练集样本和测试集样本,进行 10 次迭代实验,统计在无纹理特征

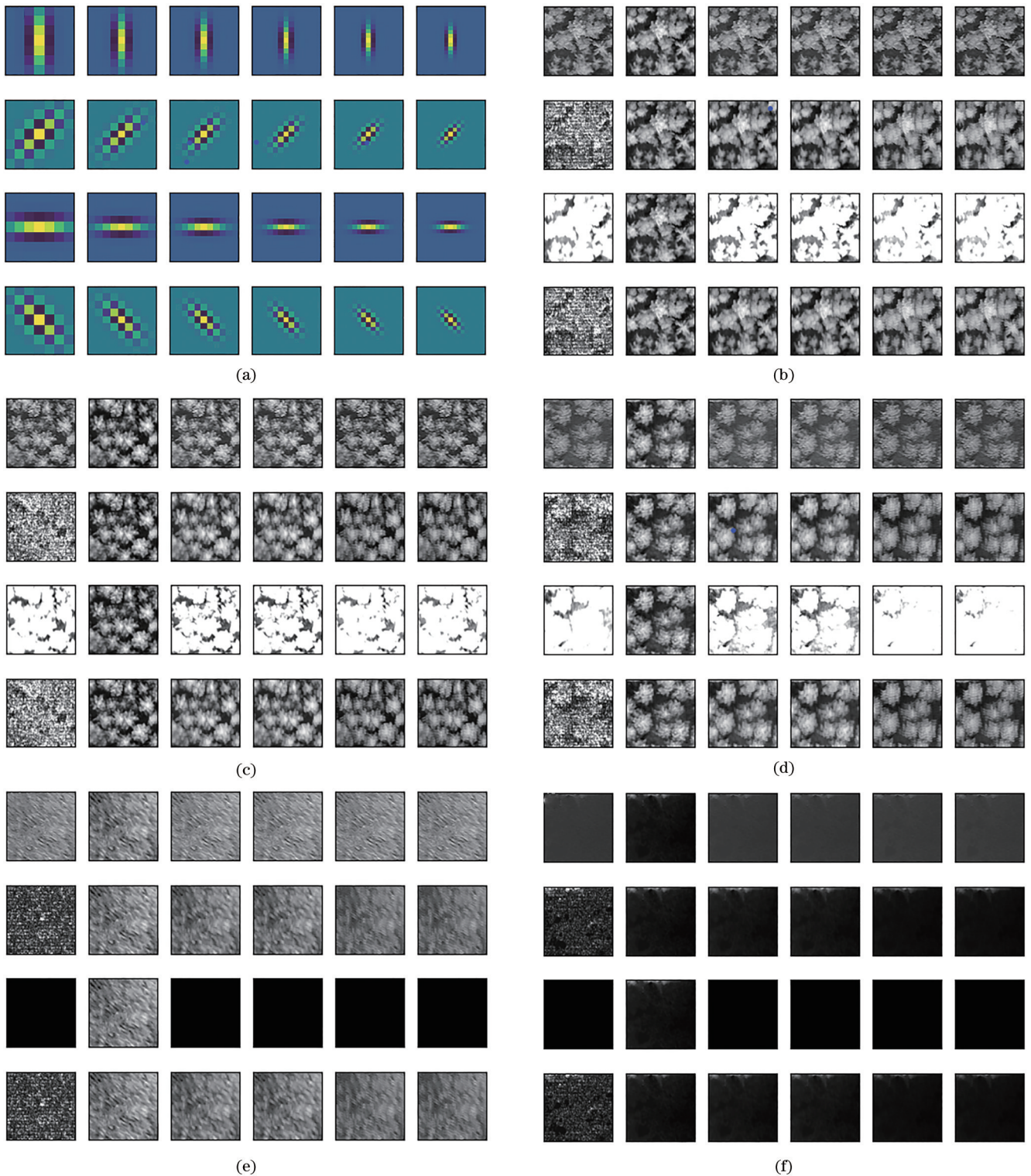


图 3 Gabor 滤波器组及不同地物处理结果。(a) 滤波器组; (b) 针阔混交林; (c) 针叶林; (d) 阔叶林; (e) 裸地; (f) 水体  
 Fig. 3 Gabor filter banks and processing results of different ground features. (a) Filter bank; (b) needle-broad-leaved mixed forest; (c) coniferous forest; (d) broad-leaved forest; (e) bare land; (f) water

下大兴安岭林区森林类型分类中的各个样本的平均分类精度和混淆矩阵,如图 6 所示。

从图 6 可以看出,在无纹理特征下对数据进行分类时,在数据集中随机选择 200 个验证样本进行 10 次迭代实验时,有 162 个落在正确的范围内,总体分类精度为 81%,Kapp 系数为 0.7500。

#### 4.3.2 基于 GLMC 特征下的森林类型分类

Haralick 等基于灰度共生矩阵提取了影像的 14 种统计量,用于纹理特征的分割和分类,一般采用角二阶矩、对比度、相关性、熵这 4 个最常用的特征来提取影像的纹理特征,将提取的 4 个特征值的平均值作为灰度共生矩阵<sup>[21]</sup>。纹理特征在森林识别分类中的基本思



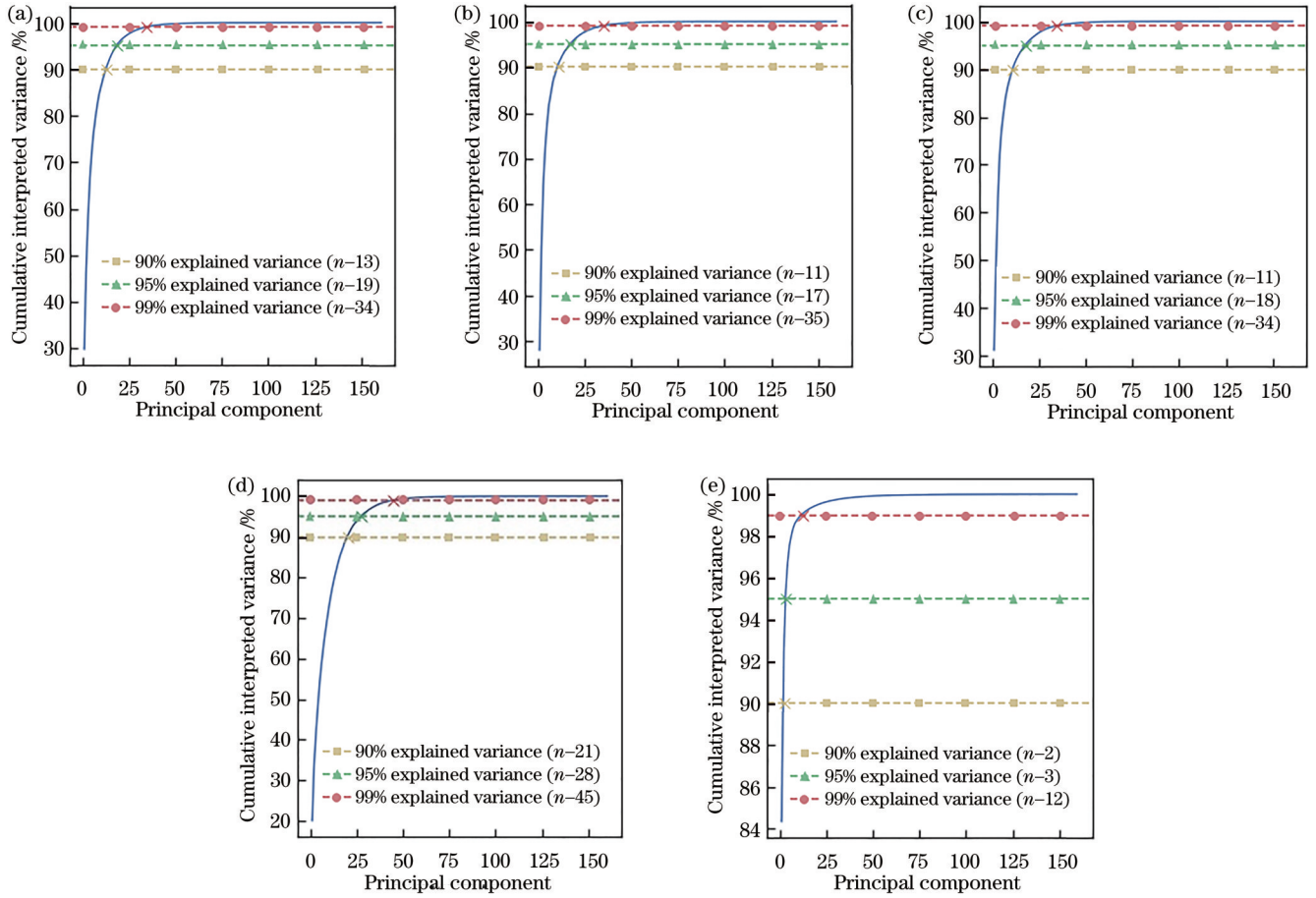


图 4 各地物主成分分析图。(a)针阔混交林;(b)针叶林;(c)阔叶林;(d)裸地;(e)水体

Fig. 4 Diagram of owner principal component analysis. (a) Needle-broad-leaved mixed forest; (b) coniferous forest; (c) broad-leaved forest; (d) bare land; (e) water bodies

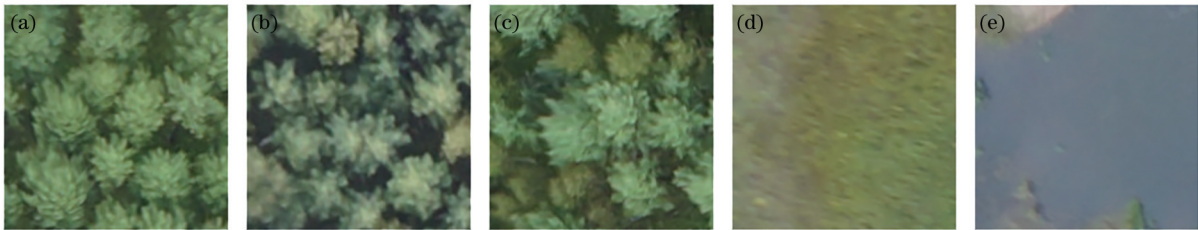


图 5 5 种地物样本类型。(a) 阔叶林;(b)针叶林;(c)针阔混交林;(d)裸地;(e)水体

Fig. 5 5 types of ground feature samples. (a) Needle-broad-leaved mixed forest; (b) coniferous forest; (c) broad-leaved forest; (d) bare land; (e) water

表 3 不同分类模型的识别精度

Table 3 Recognition accuracy of different classification models

| Algorithm | Number of samples | Number of correctly classified samples | Number of incorrectly classified samples | Overall accuracy / % |
|-----------|-------------------|--|--|----------------------|
| ACO-SVM   | 200               | 162                                    | 38                                       | 81                   |
| GA-SVM    | 200               | 158                                    | 42                                       | 79                   |
| ABC-SVM   | 200               | 157                                    | 43                                       | 78.5                 |
| SVM       | 200               | 149                                    | 51                                       | 74.5                 |

想为:对裁剪的样本分别进行纹理特征提取,将提取特征后的样本作为特征数据集,特征数据集作为输入数据输入所提分类模型。随机选择样本进行 10 次迭代实验,统计出基于 GLMC 特征的森林类型分类混淆矩

阵,如图 7 所示。

从图 7 可以看出,在提取 GLMC 特征对数据进行分类时,在数据集中随机选择 200 个验证样本进行 10 次迭代实验时,有 170 个落在正确的范围内,总体分类

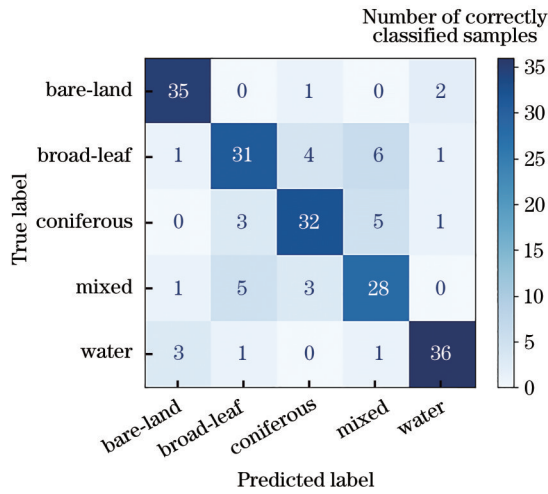


图 6 无纹理特征下识别结果的混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix of recognition results without texture features

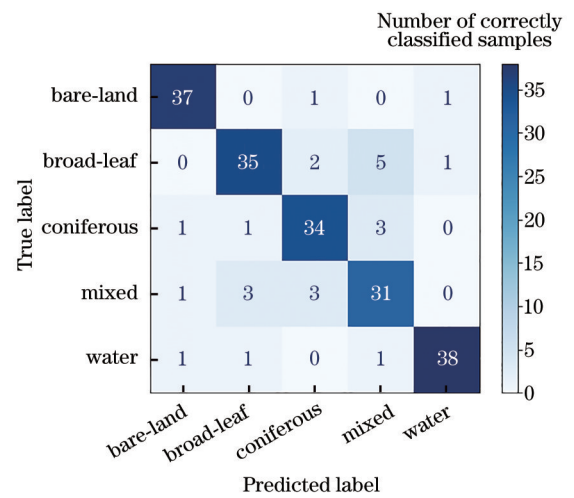


图 8 Gabor 特征下识别结果的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of recognition results under Gabor feature

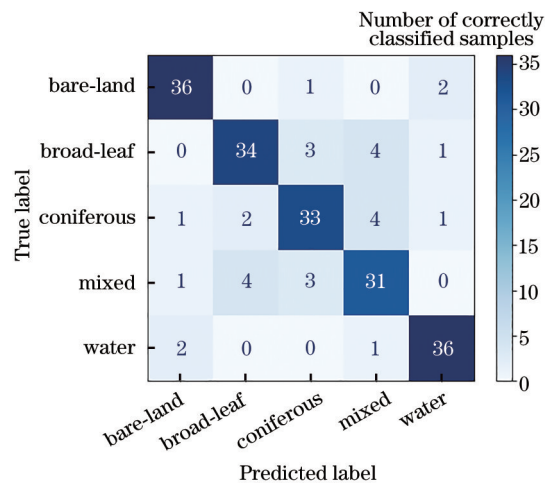


图 7 GLMC 特征下识别结果的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of recognition results under GLMC feature

精度为 85%, Kappa 系数为 0.8063。

#### 4.3.3 基于 Gabor 特征下的森林类型分类

利用 Gabor 滤波器对影像裁剪样本中选取的样本数据集进行纹理特征提取, 并利用主成分分析法对提取的高维影像进行降维处理, 将处理后的特征向量为训练样本和测试样本作为输入数据, 对大兴安岭根河林区的森林类型进行识别, 统计出 10 次迭代实验后的混淆矩阵和分类精度。主要分类结果的混淆矩阵如图 8 所示。

从图 8 可以看出, 提取 Gabor 纹理特征对数据进行分类, 在数据集中随机选择 200 个验证样本进行 10 次迭代实验时, 有 175 个测试样本落在正确识别范围内, 总体的分类精度为 87.5%, Kappa 系数为 0.8438。

#### 4.3.4 实验结果分析

基于以上实验结果对比三种不同方案, 得到如下结论。1) 纹理特征的加入对森林各个地物类型的识别

有正向促进作用, 总体分类精度较直接使用光谱特征分类方法提高了 4 个百分点, Kappa 系数增加了 0.625。在基于 GLMC 特征的森林类型识别中, 所提模型对针叶林、阔叶林、混交林的纹理特征感知较敏感, 对水体和裸露地的纹理特征感知不是特别明显。2) 引入 Gabor 纹理特征后继续对影像进行分类, 在对影像提取纹理特征后进行 PCA 降维, 在 ACO-SVM 中对经过处理的特征向量进行分类, 并与 GLMC 特征情况下的结果和直接分类情况下的结果进行对比, 总体分类精度和 Kappa 系数得到了提升。在各个地物识别方面, Gabor 特征在针叶林、阔叶林、水体和裸露地的识别中的精度与 GLMC 特征识别的结果相比有了较大的提高, 在混交林识别中精度变化不明显。3) 总体而言, 改进的蚁群算法结合支持向量机参数调优的分类模型在森林类型分类中的分类精度具有明显的提升, 纹理特征的加入, 使得单一森林类型分类精度相对于直接分类结果有明显的提高, 说明纹理特征对森林类型的分类具有促进作用。

## 5 结 论

提出一种基于改进蚁群算法结合 SVM 的分类模型, 并将该模型用于大兴安岭根河林区的森林类型分类。在分类研究中引入 GLMC 和 Gabor 纹理特征对数据进行处理, 分类结果表明: 纹理特征的加入对森林各个地物类型的识别有正向促进作用, 总体精度较直接分类结果提高了 4 个百分点和 6.5 个百分点, Kappa 系数分别增加了 0.0563 和 0.8438。相比利用光谱特征直接进行分类, 所提模型对针叶林、阔叶林、混交林的分类精度有了提高, 分别提高 2.5 个百分点、7.5 个百分点、5 个百分点。与直接分类的结果和 GLMC 特征情况下的结果相比, Gabor 纹理特征下, 所提模型在地物分类中的总体精度分别提升了 6.5 个百分点和

2.5 个百分点, Kappa 系数分别提高了 0.0563 和 0.0375。结果证明 Gabor 纹理在森林分类中是有效的, 且提高了总体分类精度。但是纹理特征的加入对于混交林的识别精度没有明显的提高, 下一步主要研究森林中对混交林的识别算法。

## 参 考 文 献

- [1] 崔海鸥, 刘珉. 我国第九次森林资源清查中的资源动态研究[J]. 西部林业科学, 2020, 49(5): 90-95.  
Cui H O, Liu M. Analysis on the results of the 9<sup>th</sup> national forest inventory[J]. Journal of West China Forestry Science, 2020, 49(5): 90-95.
- [2] 李增元, 陈尔学. 中国林业遥感发展历程[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 292-301.  
Li Z Y, Chen E X. Development course of forestry remote sensing in China[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 292-301.
- [3] 张琰, 李斌, 阳文静, 等. 基于时序遥感的庐山自然保护区植被分类及其变化分析[J]. 地理科学进展, 2021, 40(4): 703-712.  
Zhang L, Li B, Yang W J, et al. Forest vegetation classification and its variation in Lushan Nature Reserve using Proba-V vegetation products[J]. Progress in Geography, 2021, 40(4): 703-712.
- [4] 于丽柯, 于颖, 柳向宇, 等. 基于高光谱影像的树种分类[J]. 东北林业大学学报, 2016, 44(9): 40-43, 57.  
Yu L K, Yu Y, Liu X Y, et al. Tree species classification with hyperspectral image[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2016, 44(9): 40-43, 57.
- [5] Lucas R, Bunting P, Paterson M, et al. Classification of Australian forest communities using aerial photography, CASI and HyMap data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2088-2103.
- [6] 刘丽娟, 庞勇, 范文义, 等. 机载 LiDAR 和高光谱融合实现温带天然林树种识别[J]. 遥感学报, 2013, 17(3): 679-695.  
Liu L J, Pang Y, Fan W Y, et al. Fused airborne LiDAR and hyperspectral data for tree species identification in a natural temperate forest[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(3): 679-695.
- [7] Lu M, Chen B, Liao X H, et al. Forest types classification based on multi-source data fusion[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1153.
- [8] 胡海瑛, 惠振阳, 李娜. 基于多基元特征向量融合的机载 LiDAR 点云分类[J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0810002.  
Hu H Y, Hui Z Y, Li N. Airborne LiDAR point cloud classification based on multiple-entity eigenvector fusion [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0810002.
- [9] 李丹, 孔繁镨, 朱德燕. 基于局部高斯混合特征提取的高光谱图像分类[J]. 光学学报, 2021, 41(6): 0610001.  
Li D, Kong F Q, Zhu D Y. Hyperspectral image classification based on local Gaussian mixture feature extraction[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(6): 0610001.
- [10] 庄严, 白振林, 许云峰. 基于蚁群算法的支持向量机参数选择方法研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5): 216-219.  
Zhuang Y, Bai Z L, Xu Y F. Research on parameters of support vector machine based on antcolonyalgorithm[J]. Computer Simulation, 2011, 28(5): 216-219.
- [11] 付青, 郭晨, 罗文浪. 一种利用空谱联合特征的高光谱图像分类方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 202803.  
Fu Q, Guo C, Luo W L. A hyperspectral image classification method based on spectral-spatial features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 202803.
- [12] Weszka J S, Dyer C R, Rosenfeld A. A comparative study of texture measures for terrain classification[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1976, 6(4): 269-285.
- [13] 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.  
Liu L, Kuang G Y. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635.
- [14] Zhang C Y, Xie Z X. Combining object-based texture measures with a neural network for vegetation mapping in the Everglades from hyperspectral imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 310-320.
- [15] 赵玉, 王红, 张珍珍. 基于遥感光谱和空间变量随机森林的黄河三角洲刺槐林健康等级分类[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(2): 359-367.  
Zhao Y, Wang H, Zhang Z Z. Forest healthy classification of robinia pseudoacacia in the Yellow River Delta, China based on spectral and spatial remote sensing variables using random forest[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(2): 359-367.
- [16] Arivazhagan S, Ganesan L, Priyal S P. Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1976-1982.
- [17] 赵洪伟, 谢永芳, 曹斌芳, 等. 基于 Gabor 小波和 LPP 的浮选过程泡沫纹理特征提取及应用[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(7): 942-947.  
Zhao H W, Xie Y F, Cao B F, et al. Extraction and application of froth texture feature based on Gabor wavelets and LPP in flotation process[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2014, 48(7): 942-947.
- [18] Sun T, Wu R J, Cui Y F, et al. Sequent extended Kalman filter capacity estimation method for lithium-ion batteries based on discrete battery aging model and support vector machine[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 39(10): 102594.
- [19] 叶发茂, 孟祥龙, 董萌, 等. 遥感图像蚁群算法和加权图像到类距离检索法[J]. 测绘学报, 2021, 50(5): 612-620.  
Ye F M, Meng X L, Dong M, et al. Remote sensing image retrieval with ant colony optimization and a weighted image-to-class distance[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(5): 612-620.
- [20] 牛梦婷. 基于蜂群算法的无人机遥感图像森林类型识别方法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2019.  
Niu M T. Research on forest type recognition method of UAV remote sensing image based on bee colony algorithm[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2019.
- [21] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804.