

doi:10. 3969/j. issn. 1671-3168. 2023. 04. 001

基于混合像元分解的庐山及周边林地遥感图像分析

李大瑞, 孙致源, 贾 刚

(国家林业和草原局调查规划设计院, 北京 100013)

摘要: 由于传感器分辨率的限制以及地物的复杂多样性, 混合像元普遍存在于遥感影像中, 在一定程度上影响到地物提取精度。以江西省庐山及周边地区 2019 年 4 月 9 日的 ETM+ 影像为例, 使用线性混合模型和非线性的 BP 神经网络方法对图像进行混合像元分解, 利用 2019 年 5 月的 SPOT 数据及其与 ETM+ 影像融合的分类结果对分解结果进行验证。结果表明, 非线性的 BP 神经网络分解精度高于线性分解精度。对比使用 BP 神经网络分解图像提取林地面积的精度提高了 1%~5%。

关键词: 混合像元分解; 线性分解; BP 神经网络; ETM+ 影像; SPOT 影像

中图分类号: S771. 8; TP753 文献标识码: A 文章编号: 1671-3168(2023)04-0001-12

引文格式: 李大瑞, 孙致源, 贾刚. 基于混合像元分解的庐山及周边林地遥感图像分析[J]. 林业调查规划, 2023, 48(4): 1-12. doi:10. 3969/j. issn. 1671-3168. 2023. 04. 001

LI Darui, SUN Zhiyuan, JIA Gang. Remote Sensing Image Analysis of Forest Land in Lushan Mountain and Its Surrounding Area Based on Mixed Pixel Decomposition[J]. Forest Inventory and Planning, 2023, 48(4): 1-12. doi:10. 3969/j. issn. 1671-3168. 2023. 04. 001

Remote Sensing Image Analysis of Forest Land in Lushan Mountain and Its Surrounding Area Based on Mixed Pixel Decomposition

LI Darui, SUN Zhiyuan, JIA Gang

(Academy of Inventory and Planning, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100013, China)

Abstract: Due to the limitation of sensor resolution and the complexity and diversity of ground objects, mixed pixels generally exist in remote sensing images, which affects the accuracy of ground object extraction to a certain extent. In this paper, the ETM+ image in Lushan, Jiangxi Province and its surrounding areas on April 9, 2019 was taken as an example. The mixed pixel decomposition of the image was carried out by using the linear mixing model and the nonlinear BP neural network method. The decomposition results were verified by using the SPOT data in May 2019 and the classification results of the fusion with ETM+ image. The results showed that the decomposition accuracy of nonlinear BP neural network was higher than that of linear neural network. Compared with BP neural network, the accuracy of forest land extraction was improved by 1%-5%.

Key words: mixed pixel decomposition; linear decomposition; BP neural network; ETM+ image; SPOT image

一个像元内包含几种地物, 则称这种像元为混合像元。遥感图像中像元很少由单一均匀的地表组

成, 一般都是几种地物的混合体。特别是低空间分辨率的影像数据, 混合像元问题尤其突出, 如 30M

收稿日期: 2021-12-15.

第一作者: 李大瑞(1989-), 男, 北京人, 工程师. 研究方向为林业遥感应用. Email: 498576173@qq. com

责任作者: 贾刚(1989-), 男, 山东济南人, 工程师. 研究方向为林业遥感应用.

分辨率的 Landsat 7 和 ETM+ 影像^[1]。

进行定量遥感应用的一个突出问题就是混合像元的分解问题,如何有效地解译混合像元是遥感应用的关键问题之一。为了提高遥感影像应用精度,就必须解决混合像元的分解问题,使遥感应应用由像元级达到亚像元级,进入像元内部,将混合像元分解为不同的“基本组分单元”或称“终端单元(end-member)”化,并求得这些基本组分的占比,这就是所谓的“混合像元分解过程”^[2]。

庐山自然条件复杂,植被类型具有由暖温带落叶阔叶林向亚热带常绿阔叶林过渡的特征。常绿阔叶林分布在水平地带,由山顶到山麓的植被类型分布规律为针叶林、落叶阔叶林、常绿落叶混交林和常绿阔叶林。由于地形复杂,高差变化大,遥感图像中像元的混合特征明显。

此次研究目的是利用混合像元技术对庐山及周边地区的 ETM+ 影像进行分析,提取该地区遥感数据像元中的林地覆盖信息,探索遥感技术在庐山林地覆盖研究方面的应用,为庐山及其周边林地的保护和资源管理提供参考依据。

1 研究方法与技术路线

1.1 研究方法概述

拟对 ETM+ 影像分别进行基于线性混合模型的混合像元分解和基于非线性的 BP 神经网络混合像元分解。

基于线性混合模型的混合像元分解研究中分别利用 PPI 指数提取端元和彩色合成图像上手动选取端元,并通过混合像元分解的丰度图与预处理后的 ETM+ 影像比较差异来说明哪种端元选取方法更适合本实验数据和区域。

以 SPOT 与 ETM+ 影像的融合图像结果代替野外调查数据作为分解和分类效果的评价依据。分别计算使用相同端元选取方法的基于线性混合模型的混合像元分解和基于非线性的 BP 神经网络混合像元分解丰度结果,同融合图像的监督分类结果、非监督分类结果在林地提取方面的精度差异,以说明在本实验数据和实验区域下线性分解方法和非线性方法的精度差异。

最后选取在该实验区域、实验数据下精度较高的混合像元分解方法。计算混合像元分解结果中的林地覆盖率和 ETM+ 影像非自组织迭代法监督分类所提取的林地覆盖率,同 SPOT 与 ETM+ 影像融合图像最大距离法监督分类结果中林地覆盖率的精度

差异,以评价混合像元分解在林地覆盖率提取方面的精度。

1.2 技术路线

首先对 SPOT 和 ETM+ 影像进行正射校正和地理基础配准,并对上述影像进行图像增强操作以改善其目视解译判读效果^[3]。

将 ETM+ 影像 B1\B5\B7 波段的高亮度地区(DN > 100)视为裸地并掩膜去除,并计算 ETM+ 影像的 NDVI,结果取 DN > 0 部分并掩膜去除使图像残留部分为林地和林地与其他地表覆盖类型的混合部分。因实验区域植被主体为林地,所以本文认为 NDVI 值为正的植被即为林地。

对 ETM+ 影像混合像元的分解,采用线性混合像元分解方法和非线性混合像元分解方法。基于线性混合像元分解方法分别用 PPI 指数结合 N 维散点图选取端元和彩色合成图像上手动选取端元,线性分解使用 ENVI 软件完成,基于非线性的 BP 神经网络混合像元分解方法采用在彩色合成图像上手动选取端元的方法。混合像元分解利用 Matlab 软件的神经网络工具箱来实现,对混合像元分解的结果均进行线性归一化处理。

对 ETM+ 影像的 B1\B2\B3 和 B7\B4\B3 波段重采样,与 SPOT 影像的全色波段进行栅格图像融合,采用 HSV 和 Brovey 融合方法提高目视解译的精度和监督分类训练区的选取准确性,结果进行自组织迭代非监督分类,并采用最大似然法作为评价像元分解效果的依据^[4]。研究的主要路线和工作流程如图 1 所示。

2 研究区域概况和数据

2.1 研究区域

庐山地区位于江西省北部,东经 115°52′~116°8′,北纬 29°26′~29°41′,面积约 302 km²,外围缓冲区面积约 500 km²。庐山地处中国亚热带东部季风区域,具有鲜明的山地气候特征。年均降水 1 916 mm,年均雾日 191 d,年均相对湿度 78%,庐山自然资源富饶,森林覆盖率达 76.6%。本研究选取江西省庐山及其周边区域作为研究范围,其内地类包括城市区、林区、湖泊河流等复杂地貌,适合本次的混合像元分解研究。

2.2 数据来源

采用 2019 年 4 月 9 日的 ETM+ 卫星影像(行号 121,列号 40)数据,6 个波段(1、2、3、4、5、7),空间分辨率为 30 m。

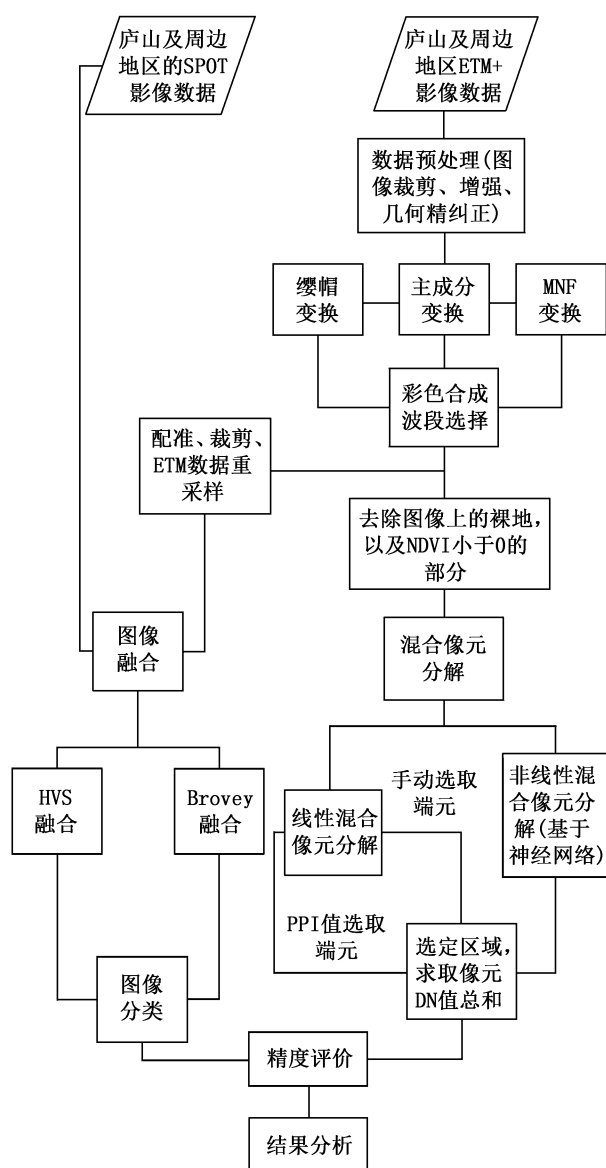


图1 混合像元分解处理技术流程

Fig. 1 Process flow of mixed pixel decomposition technology

采用2019年5月6日SPOT卫星影像(东经115.737038°~116.347486°,北纬29.133340°~29.733660°)数据,全色波段,空间分辨率为10 m。

研究资料均可覆盖区域为庐山整体及周边地区。

2.3 遥感数据预处理

将NDVI指数小于0的部分掩膜去除,在去除了图像中的水体的同时保证了处理后的图像保留一定的混合像元。因本实验区域植被以林地为主,所以本文将NDVI为正值的地表植被视为林地。

SPOT影像通过和ETM+影像配准截取相同区域,按照DOM影像对ETM+影像进行几何精纠正并与SPOT影像配准,配准校正后ETM+影像重采样到和SPOT影像相同的分辨率(10 m)。实验选取区

域及掩膜后剩余部分见图2和图3。

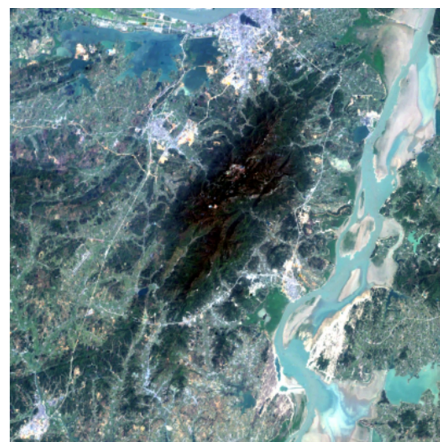


图2 选取的实验区域

Fig. 2 Selected experimental area

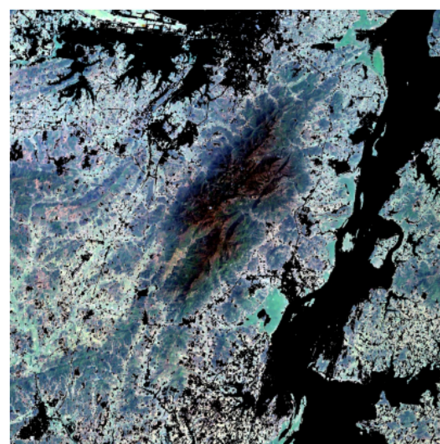


图3 掩膜后剩余部分

Fig. 3 Remaining part after the mask

3 混合像元分解数据处理

3.1 基于线性的混合像元分解

3.1.1 数据降维

首先对数据进行MNF变换,先获取噪声的协方差矩阵,其后将噪声协方差矩阵进行标准和对角化处理,得到影像的变换矩阵,变换后影像所包含的噪声波段方差均为1,且无相关性。将变换后的影像做主成分变换,最终实现MNF变换,此时将得到的影像主成分的解释方差量对应于该主成分的信噪比大小(图4,表1)。

从图4以及表1中可以发现,MNF前3个波段的累计方差贡献率达79%,说明MNF变换结果的前3个波段包含了图像的大部分信息。

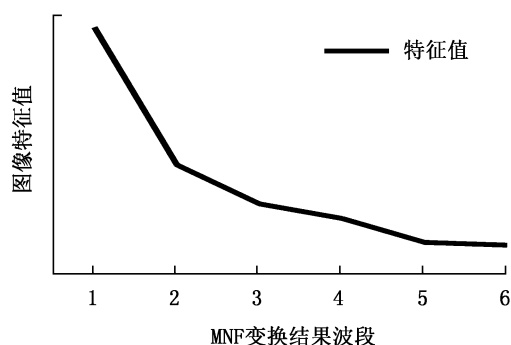


图 4 MNF 变换后的特征值

Fig. 4 Eigenvalues after MNF transformation

表 1 MNF 变换后的特征值和累计方差贡献率

Tab. 1 Eigenvalues and cumulative variance contribution rate after MNF transformation

波段	特征值	累计方差贡献率/%	波段	特征值	累计方差贡献率/%
1	14.432409	46	4	3.235925	89
2	6.371175	66	5	1.835060	95
3	4.088579	79	6	1.671978	100

3.1.2 端元选取

1) 利用 PPI 指数方法选取端元

端元选取采用 PPI 指数方法进行,首先在降为后影像内的前几个主要成分组成的特征空间中,随机生成穿过数据云的测试向量,其后将数据点投影到测试向量上。投影在测试向量两端的数据点有较大的可能属于端元,利用单一阈值选出测试向量两端的极值点。其后生成全新随机向量,多次重复上述步骤,记录图像中每个像元作为极值点的频度,即为 PPI 指数。PPI 指数越高意味着像元的纯度也越高(图 5,图 6)。

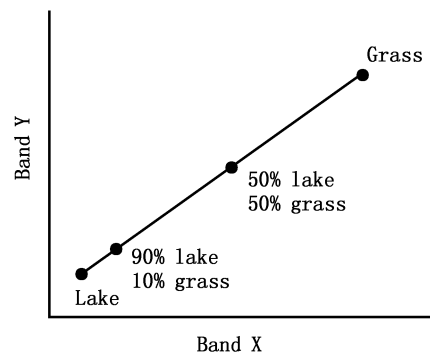


图 5 Grass 和 Lake 两种端元混合的二维散点图

Fig. 5 Two-dimensional scatter plot of Grass and

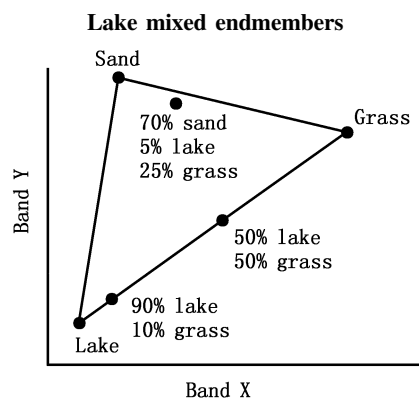


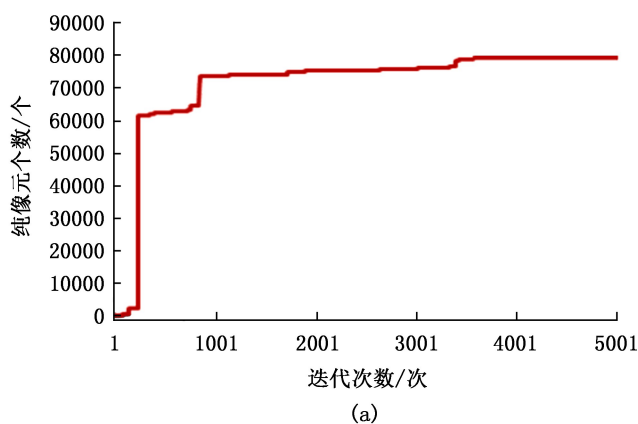
图 6 Sand、Grass、Lake 3 种端元混合的三维散点图

Fig. 6 Three-dimensional scatter plot of Sand, Grass and Lake mixed endmembers

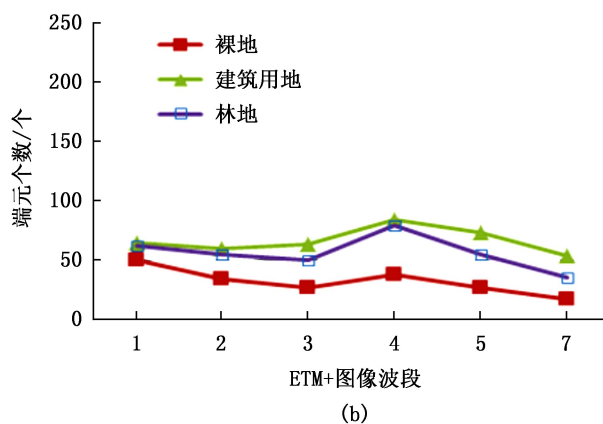
图 7(a)是利用 PPI 指数选取纯像元的过程,进行 5 000 次迭代完成选区。图 7(b)为利用 N 维散点图结合目视解译选择裸地、建设用地、林地 3 种端元。

2) 直接从图像上选取端元

在图像上直接选取端元的方法,是对 ETM+ 影



(a)



(b)

图 7 利用 PPI 选取端元

Fig. 7 Using PPI to select endmembers

像进行彩色合成,通过目视解译来选取端元的过程,利用 ENVI 的 ROI Tools 工具来完成。使用 ETM + B3/B2/B1 来进行彩色合成,该真彩色合成能够较好地地区分出建筑用地、裸地和林地(图 8)。

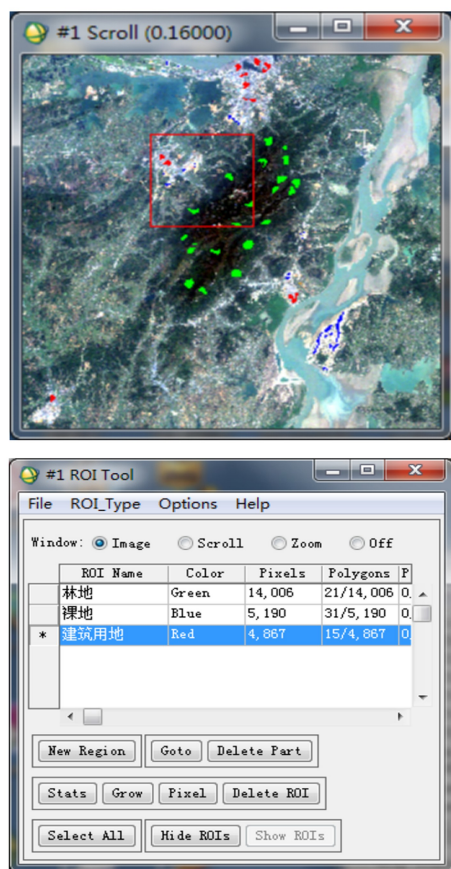


图 8 在 ETM+ 彩色合成图像上选取端元
Fig. 8 Selecting endmembers on ETM+ color composite images

3.1.3 混合像元分解

线性光谱混合模型被定义为:像元在某一光谱波段的反射率(亮度值)是由构成像元的端元组分的反射率(光谱亮度值)以其所占像元面积比例为权重系数的线性组合^[5],公式为:

$$R_{i\lambda} = \sum_{k=1}^n f_{ki} C_{k\lambda} + \varepsilon_{i\lambda} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^m f_{ki} = 1 \quad (2)$$

式中: $R_{i\lambda}$ 为第 λ 波段第 i 像元的光谱反射率(已知); f_{ki} 为第 i 个像元的第 k 个端元组分所占的分量值(待求); $C_{k\lambda}$ 为第 k 个基本组分在第 λ 波段的光谱反射率; $\varepsilon_{i\lambda}$ 为参与误差值(即光谱的非模型化部分); n 为基本组分数目; m 为可用波段数。

该模型受两个约束条件的限制,一是 $0 \leq f_{ki} \leq 1$,二是波段数 m 要大于 n ($n \leq m + 1$),以便利用最小二乘法求解^[6]。

图 9~图 14 分别为利用 PPI 指数选取端元和手动选取端元的混合像元分解丰度图,图像的 DN 值代表该类别地物在该像素点所占的比例,通过 ArcGIS 将丰度图以等间距分割为 8 级显示,值越高代表该类别所占的比例越大。

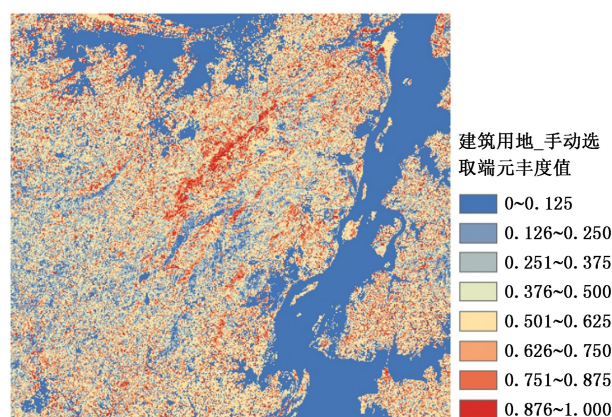


图 9 手动选取端元的建筑用地分解结果

Fig. 9 Building land decomposition results for endmembers by manual selection

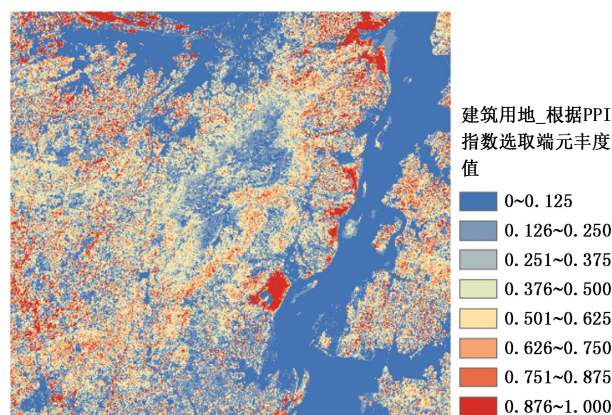


图 10 利用 PPI 指数选取端元的建筑用地分解结果

Fig. 10 Building land decomposition results for endmembers based on PPI index

对比发现,手动选取端元的混合像元分解结果明显比利用 PPI 指数选取端元的混合像元分解结果要准确,如图 13 显示庐山上的林地丰度值较高(大于 75%),而图 14 的林地分布则比较分散,原本应该是林地分布的地区,林地的丰都值也较低,说明在

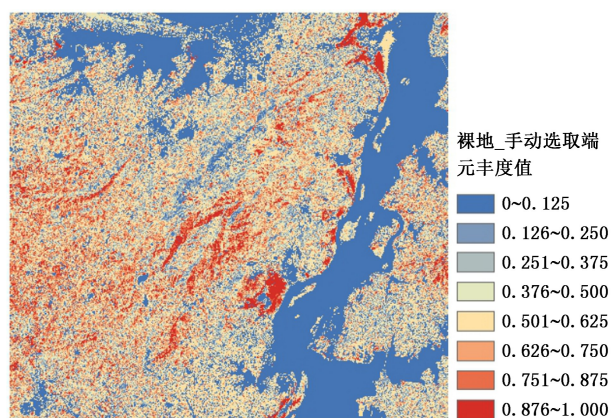


图 11 手动选取端元的裸地分解结果

Fig. 11 Bare ground decomposition results for endmembers by manual selection

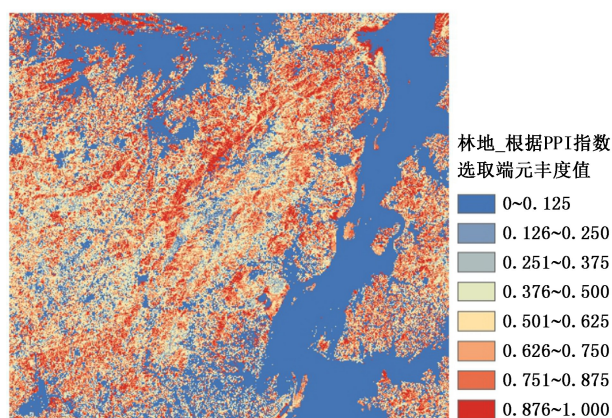


图 14 利用 PPI 指数选取端元的林地分解结果

Fig. 14 Forest land decomposition results for endmembers based on PPI index

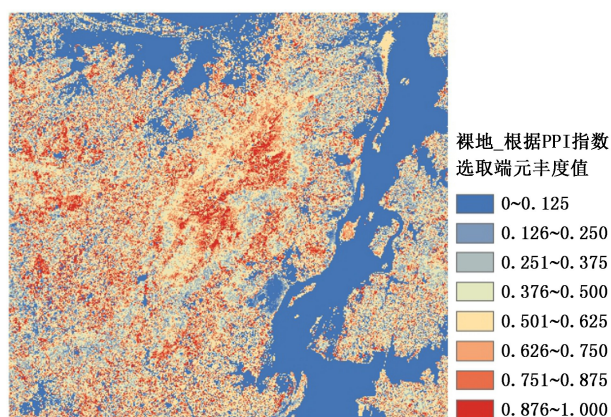


图 12 利用 PPI 指数选取端元的裸地分解结果

Fig. 12 Bare ground decomposition results for endmembers based on PPI index

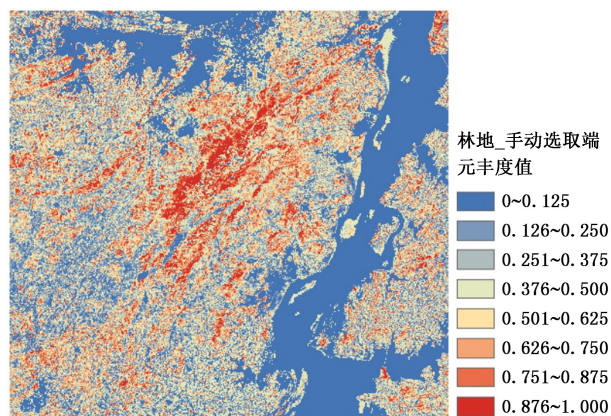


图 13 手动选取端元的林地分解结果

Fig. 13 Forest land decomposition results for endmembers by manual selection

该实验数据、实验区域下,相比利用 PPI 指数选取端元的方法,手动选取端元的方法的结果准确性更

高。因此下文中提到的基于线性的混合像元分解结果均为采用手动选取端元的结果。

3.2 基于 BP 神经网络的混合像元分解

采用改进的 BP 算法 Levenberg-Marquardt 算法,该算法是牛顿法的变形,专门用于误差平方和最小化的方法。该算法的特点是速度快,迭代次数少,但需要内存较大。基于实验区域的数据量,本文使用 Levenberg-Marquardt 来进行混合像元分解(图 15)。

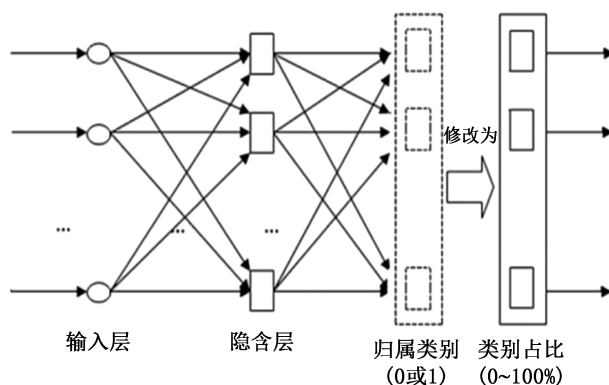


图 15 基于 BP 神经网络的混合像元分解

Fig. 15 Mixed pixel decomposition based on BP neural network

3.2.1 端元的选取

在 ETM+ 影像的彩色合成图像上选取典型地物的像元作为分解端元,为了在下文进行对比分析,这里选取的端元使用与线性的混合像元分解采用手动选取端元方法相同的端元(图 16)。

3.2.2 训练网络

为了训练出合适的神经网络来进行混合像元分

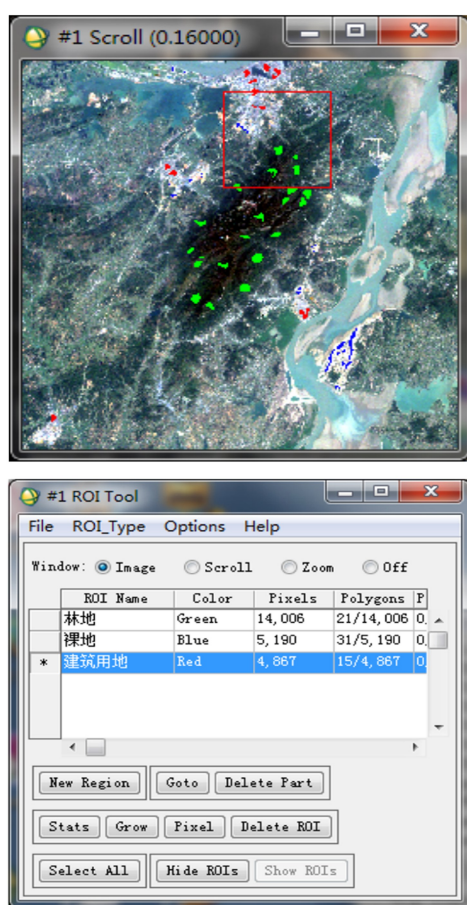


图 16 在 ETM+影像上选取的端元

Fig. 16 Endmembers selected on ETM+images

解,必须模拟出一个已知端元比例的混合光谱来作为训练目标。模拟光谱的生成过程如下:

首先生成一组 $[0, 1]$ 内的随机数(随机数的个数由端元的数量决定,本实验为 3),并使其的和为 1,作为随机数向量。将该随机向量与由 MNF 前 3 波段的像素值构成一维向量相乘求和,模拟生成这样的像元值 1 000 个,从中随机选取 200 个光谱矢量作为训练输入,对应的随机向量作为训练输出,使用 Matlab 自带的神经网络工具箱来进行训练。

训练参数如下:

```
net.trainParam.epochs = 3000; %最大训练次数
net.trainParam.goal = 1e-8; %最小均方误差
net.trainParam.min_grad = 1e-20; %最小梯度
net.trainParam.show = 200; %训练显示间隔
net.trainParam.time = inf; %最大训练时间
net = newff(p1, t1, NodeNum, {logsig, purelin}, 'trainlm');
```

图 17 显示,经过 4 次训练网络权值收敛,训练完毕,均方根误差为 0.023。

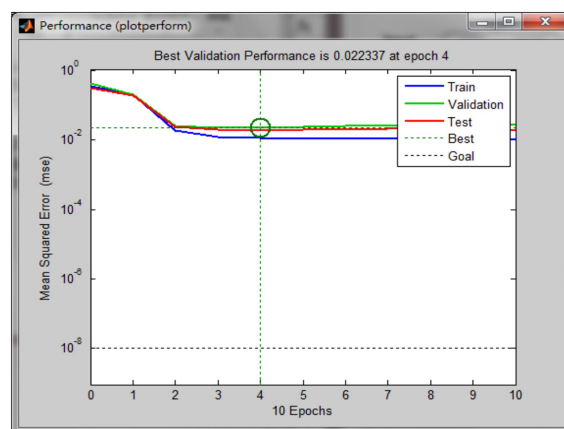


图 17 Matlab 神经网络工具箱训练结果

Fig. 17 Training results of Matlab neural network toolbox

3.2.3 混合像元分解

当训练达到一定的次数,权值收敛后,网络停止训练,以 ETM+影像的 MNF 变换结果的前 3 个波段作为输入向量,对整幅图像进行混合像元分解,输出为各端元在该像素的占比(图 18)。

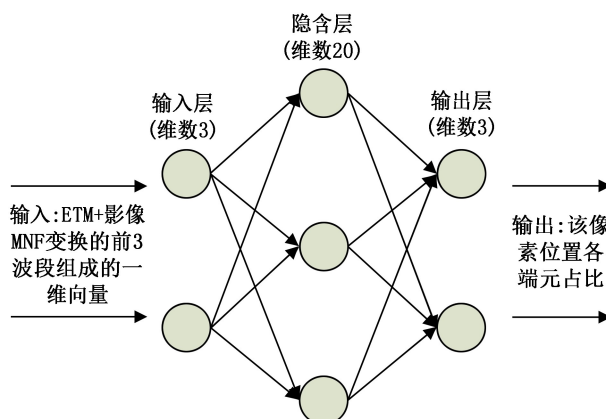


图 18 利用 BP 神经网络进行混合像元分解

Fig. 18 Using BP neural network for mixed pixel decomposition

3.2.4 分解结果

分解后的图像为各端元的丰度图,通过 ArcGIS 以等间距分割为 8 级显示,值越高代表该类别占比越大,混合像元分解结果见图 19~图 21。

图 19 显示被掩膜的建筑用地的边界丰度值较高,说明能较好地分解出建筑用地。图 20 整体丰度值较低,只有左上角的耕地部分值大于 50%,而原图像上裸地基本被掩膜去除,表明该结果准确度较高。同时发现该结果的分解裸地效果明显好于线性分解结果。图 21 分解结果显示的林地分布与原图像基本符合。说明利用 BP 神经网络的混合像元分解能较好地分解实验区域。

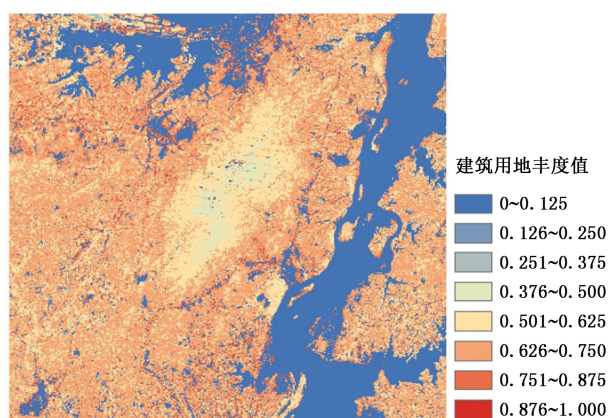


图 19 建筑用地像元分解结果

Fig. 19 Building land pixel decomposition results

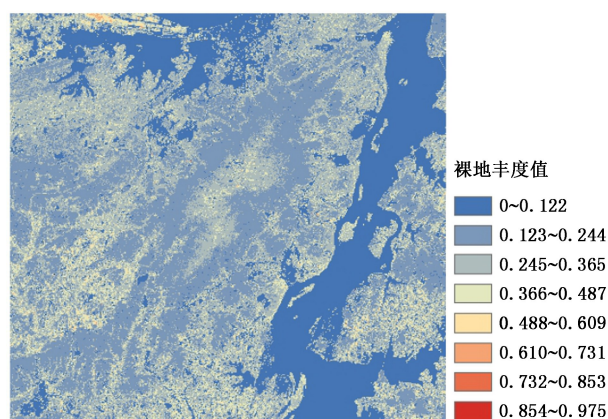


图 20 裸地像元分解结果

Fig. 20 Bare ground pixel decomposition results

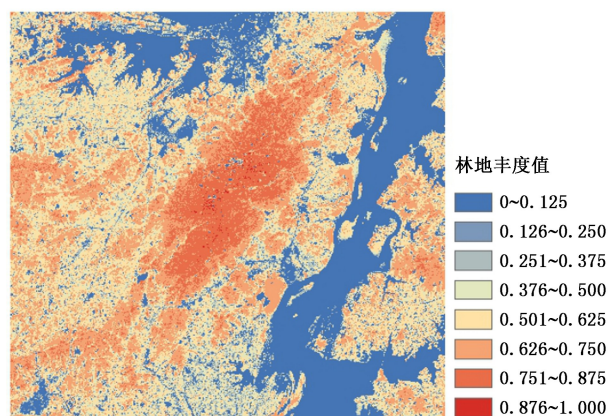


图 21 林地像元分解结果

Fig. 21 Forest land pixel decomposition results

4 图像混合像元分解结果对比分析

为了验证混合像元分解结果的准确性,从线性与非线性混合像元分解结果对比、混合像元分解的必要性和真实性、以及基于非线性的混合像元分解

结果与传统图像分类方法的精度对比 3 个方面来验证混合像元分解结果。

结果验证使用高分辨率的 SPOT 影像来辅助验证结果,因需要对 SPOT 影像进行目视解译,选取典型混合像元区域,将 SPOT 影像与 ETM+ 影像融合来提高目视解译效果。

使用 ENVI 软件的 HVS 融合方法和 Brovey 融合方法来进行融合,融合使用的多光谱波段分别为 B3\B4\B7, B3\B2\B1 以及 MNF_B1\NDVI\KT_BR,融合使用的高分辨率波段为 SPOT 全色波段。

通过对 6 种融合图像的目视判断,发现使用 B3\B2\B1 波段采用 HSV 方法与 SPOT 影像融合的图片对于林地边界的融合效果最佳。因此以该融合结果作为高分辨率的辅助验证数据。

4.1 基于线性与非线性的混合像元分解结果对比

从线性与非线性的丰度结果图来看,线性与非线性具有较大差异,以林地分解结果为例。基于非线性的 BP 混合像元分解的丰度结果显示的地物分布更接近于实际地物分布(图 22,图 23)。

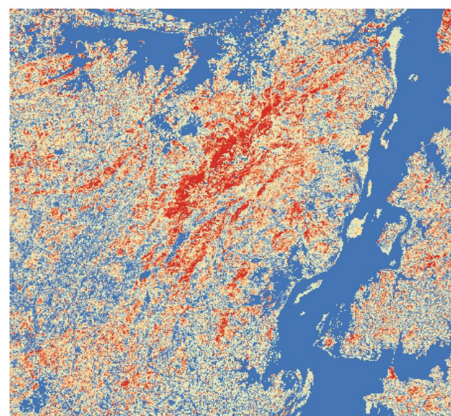


图 22 基于线性的混合像元分解林地结果

Fig. 22 Forest land decomposition results based on linear mixed pixel decomposition

以 SPOT 与 ETM+ 的融合影像最小距离法监督分类和自组织迭代法非监督分类结果作为高分辨率参考数据来验证线性与非线性混合像元分解结果的精度。

首先在融合数据上选取一组 400×400 实验区域,选取区域至少包含林地和一种非林地地物以保证混合像元的存在。

丰度图是混合像元分解的结果,该类别占比通过像素的 DN 值表示,所以混合像元分解结果的丰度求和便为该地区该类别所占的比例^[7]。因 ETM+ 影像掩膜去除了 NDVI 为负值部分,所以混合像元分解

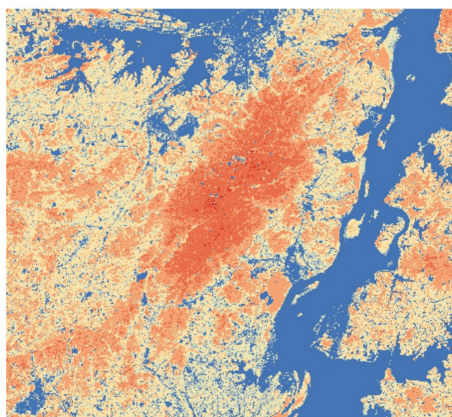
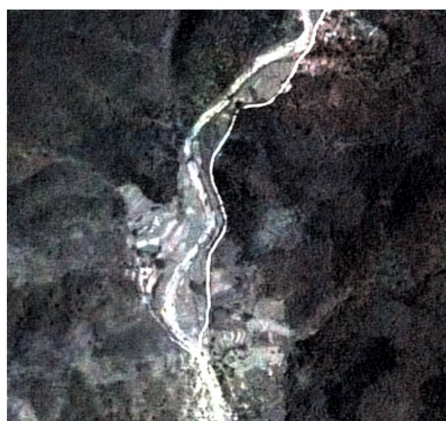


图 23 基于非线性的混合像元分解林地结果
Fig. 23 Forest land decomposition results based on nonlinear mixed pixel decomposition

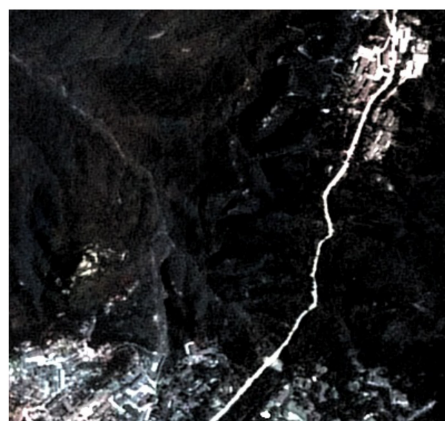
结果中的建筑用地和裸地分解结果难以表达实际的地物覆盖率,因此只选取林地分类来分析计算,将线性和非线性的林地分解结果与融合图像的非监督分类结果进行比较,结果见表 2,图 25。

从表 2 及图 25 中可以发现,基于线性的混合像元分解结果的精度与融合影像精度分类的精度差距较大,而基于 BP 神经网络的混合像元分解结果与融合影像监督分类结果基本吻合^[8]。

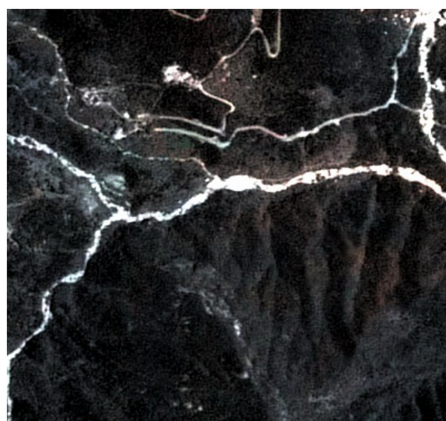
由于基于线性的混合像元分解是建立在像元内相同地物均有相同的光谱特征以及植被指数线性可加性的基础上,忽略了多次散射的影响^[9]。由于无庐山地区各类地物的典型光谱值,加之庐山地区地形复杂,多次散射现象明显,造成实验结果中误差较大。



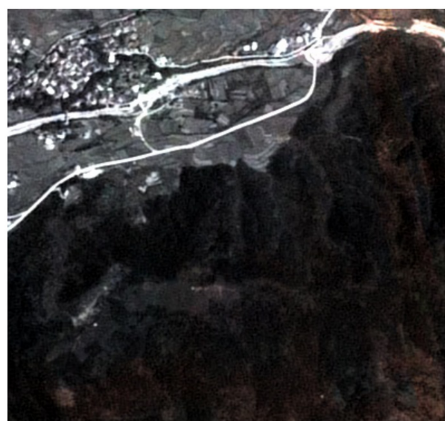
实验区域 1



实验区域 2



实验区域 3



实验区域 4

图 24 SPOT 与 ETM+融合图像上选取的混合像元典型区域
Fig. 24 Typical regions of mixed pixels selected on SPOT and ETM+fusion images

因此庐山地区非线性 BP 神经网络混合像元分解效果要优于线性混合像元分解效果,故在后文中将 BP 神经网络混合像元分解结果作为混合像元分解结果和其他数据进行比较分析。

4.2 验证混合像元分解的必要性和真实性

利用 SPOT 与 EMT+ 的融合数据代替野外实测数据作为高参考数据。从必要性和真实性两方面来验证混合像元分解精度。

表 2 线性和非线性混合像元分解结果比较

Tab. 2 Comparison of linear and nonlinear mixed pixel decomposition results

分类方法	实验区域 1 占比	实验区域 2 占比	实验区域 3 占比	实验区域 4 占比
融合影像监督分类	82.84	88.01	95.62	73.55
基于线性的混合像元分解	65.43	71.50	68.68	70.74
基于 BP 神经网络的混合像元分解	81.82	86.25	93.44	75.81

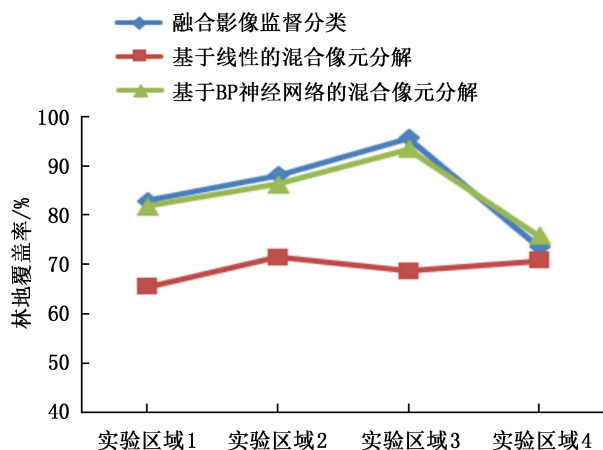


图 25 线性和非线性混合像元分解结果比较

Fig. 25 Comparison of linear and nonlinear mixed pixel decomposition results

4.2.1 验证混合像元分解的必要性

混合像元分解的目的是分解出中低分辨率图像混合像元的混合部分,以提高提取精度。通过分解前后结果来说明混合像元分解的必要性(图 26)。



图 26 SPOT 融合影像(实验区域为黄色箭头所指区域)

Fig. 26 SPOT fusion image (experimental area indicated by yellow arrow)

从图 26 可以看出,融合后的 SPOT 影像所选区域明显有裸地和林地两种地类。

图 27 为重采样到 10 m 分辨率的 ETM+影像相同区域,可以看到整体区域显示为林地,无法区分出裸地部分。

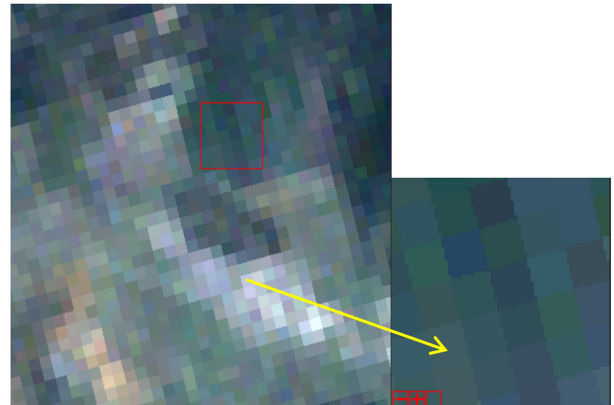


图 27 重采样到 10 m 分辨率的 ETM+影像

Fig. 27 Resampled ETM+image with a resolution of 10 meters

实验区域的混合像元计算结果见表 3。

表 3 实验区域的混合像元计算结果

Tab. 3 Calculation results of mixed pixels in the experimental area

混合像元分解方法	林地占比	裸地占比
混合像元分解结果	71.78	27.64

从表 3 中可以看出,使用混合像元分解技术可有效分解出混合像元,从而提高林地覆盖提取的准确性,具有一定的实用性,说明在中低分辨率影像下进行混合像元分解是有必要的。

4.2.2 验证混合像元分解的真实性

分别利用 SPOT 和 EMT+融合数据的监督和非分类结果与混合像元分解结果进行对比来说明混合像元分解的真实性。实验分别截取融合结果和混合像元分解结果中 400×400 区域进行精度验证。

选取的区域地物类型丰富,区分明显,分别对其进行最小距离监督分类和自组织迭代非监督分类,以确定地物类别。其中非监督分类为突出林地的覆盖率,只分为林地和非林地两类,同时对该区域的混合像元结果的像素值求和,求得各类别在实验区域的比例,将两者进行对比,结果见图 28~图 30,表 4。

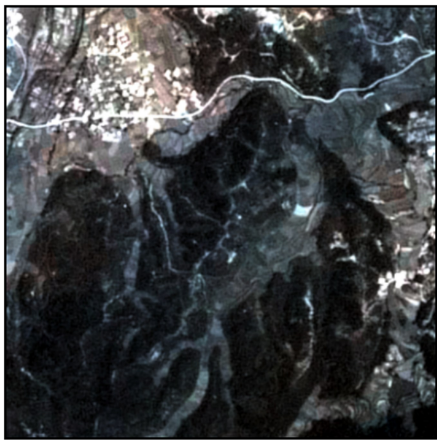


图 28 实验区域
Fig. 28 Experimental area

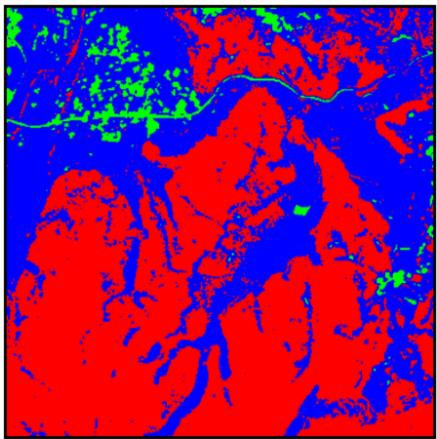


图 29 最小距离监督分类
Fig. 29 Minimum distance supervised classification

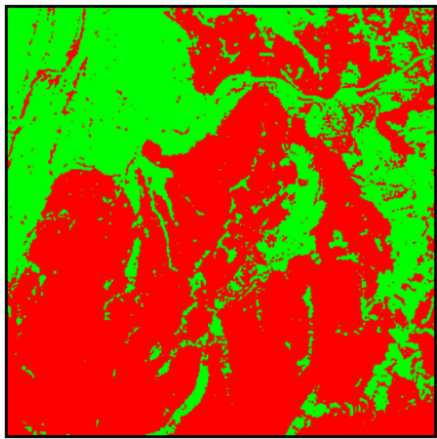


图 30 非监督自组织迭代分类
Fig. 30 Unsupervised self-organizing iterative classification

从表 4 中可以发现,混合像元分解的地物类型占比与融合影像分类结果误差不超过 2%,说明混合像元分解结果可以真实反映不同地物的覆盖占比,

表 4 混合像元分解结果与 SPOT 融合图像分类结果对比
Tab. 4 Comparison of mixed pixel decomposition results and SPOT fusion image classification results %

模型类别	林地占比	建筑用地占比	裸地占比
融合影像非监督分类	52.9	47.0	
融合影像监督分类	52.2	6.7	41.0
基于神经网络的混合像元分解	55.0	6.0	39.0

具有一定的真实性。
4.3 混合像元分解结果与传统图像分类方法的精度分析

选取图 24 的实验区域比较混合像元分解结果与传统图像分类方法的精度差异。
分别对 ETM+彩色合成影像(B3/B2/B1 合成,重采样至 10 m 分辨率)、SPOT 与 EMT+融合影像进行最小距离法监督分类(分为林地和非林地),同时计算实验区域的混合像元分解结果。
其中林地覆盖率结果见图 31,表 5。

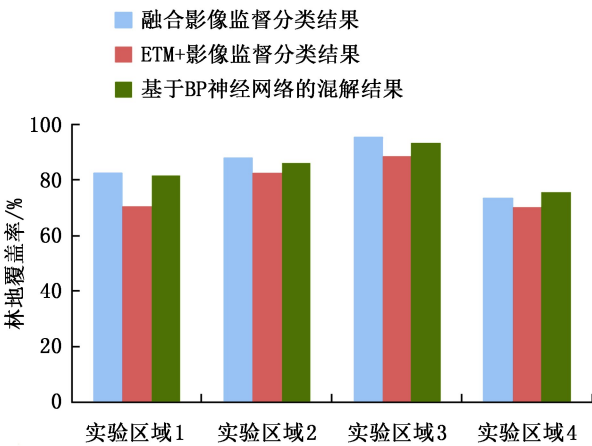


图 31 混合像元分解精度对比
Fig. 31 Comparison of mixed pixel decomposition accuracy

表 5 混合像元分解结果与 ETM 监督分类结果精度对比
Tab. 5 Comparison of accuracy between mixed pixel decomposition results and ETM supervised classification results %

分类方法	实验区域 1	实验区域 2	实验区域 3	实验区域 4
融合影像监督分类	82.84	88.01	95.62	73.55
ETM+影像监督分类	77.56 (5.2)	82.69 (2.6)	88.64 (7)	70.29 (3.2)
基于 BP 神经网络的混解	81.82 (1.0)	86.25 (1.7)	93.44 (2.1)	75.81 (2.2)

表 5 中加粗的部分是相比融合影像分类结果精度最高的方法,在所有的实验区域中利用混合像元分解提取的林地覆盖结果均优于 ETM+影像的自组织迭代法非监督分类,精度提升了 1%~5%。说明混合像元技术在林地覆盖提取方面相比传统的监督分类具有一定的优势,能够更好地反映林地的覆盖率,其主要原因是大部分遥感影像分类利用像元光谱的统计特征进行像元分类,所参照的标准光谱数据通常是一个像元内的所有地类的混合光谱。混合像元分解方法解决了部分统计方法中的问题,该方法将每个像元分解成多个主成分,并计算各成分占比,使统计计算单位均小于一个像元大小^[10-11]。

5 结论与讨论

5.1 结论

分别应用基于线性混合模型的混合像元分解方法和基于 BP 神经网络的混合像元分解方法对庐山及周边地区进行混合像元分解,对 SPOT 影像和原始 ETM+影像进行最小距离法监督分类和自组织迭代法非监督分类,对其结果进行对比分析。

1) 针对中低分辨率影像,混合像元分解技术能解决混合像元的影响,在亚像元级的精度水平上提高了林地覆盖率提取比例。说明当对中低分辨率影像林地覆盖提取精度要求较高时,有必要使用混合像元分解技术。

2) 混合像元分解方法的林地覆盖提取结果优于传统的最小距离监督分类和自组织迭代法非监督分类。

3) 端元组分的选取中,在 N 维散点图中选取纯像元采用了手工方法,人为影响因素比较大,探索端元的自动选取,或选取后自动检验筛选,可进一步提高模型的鲁棒性,提高分析结果精度,同时端元的选取全部来自 ETM+影像,限制比较多,如果同时加入实地勘测结果(如当地林地光谱等信息),能够极大地提高混合像元分解精度。

4) 遥感技术在林地覆盖面积的调查方面具有省时、省力、经费低的特点,提取高精度的林地覆盖面积能够使决策者较为准确快捷地了解林地资源状况,以便制定相应的政策,具有较高的经济效益和社会效益。

5.2 讨论

混合像元分解方法的分类精度也存在一定的误差,究其原因可概括为以下 3 个方面。

1) 端元组分的选择是混合像元分解技术最关键部分,端元组分选择的好坏对结果影像很大,本文基于线性混合模型的混合像元方法选取了 3 类端元组分,可能会因为利用 NDVI 掩膜去除成分不全,也可能把非典型的端元组分纳入分量中,产生分量误差。

2) 基于 BP 神经网络的混合像元的端元选取类似于监督分类的训练区选取,可能会因为训练区不够典型,导致端元选取不良,对结果造成影像,同时训练时随机数据的选择也可能因不够典型而导致网络训练不足而对结果产生影响

3) ETM+影像与 SPOT 影像的配准也会影响分类精度的估算,因为抽样时 ETM+影像选取的样本难以与 SPOT 影像完全吻合。

参考文献:

- [1] 陶雪涛. 线性模型下多通道遥感图像混合像元分解方法研究[D]. 上海:复旦大学,2008.
- [2] 郑丽. 端元提取算法的研究综述[J]. 湖北第二师范学院学报,2015,32(2):20-23.
- [3] 马平. 基于 ETM 数据的城市小片林面积估计探讨[D]. 南京:南京林业大学,2003.
- [4] 林志奎,张贵成. 基于改进 Brovey 变换的 ALI 影像融合算法研究[J]. 遥感技术与应用,2020,35(4):893-900.
- [5] 景元书,李根,黄文江. 基于相似性分析及线性光谱混合模型的双季稻面积估算[J]. 农业工程学报,2013,29(2):177-183,299.
- [6] 胡潭高,张锦水,贾斌,等. 不同分辨率遥感图像混合像元线性分解方法研究[J]. 地理与地理信息科学,2008(3):20-23,40.
- [7] 郝虑远,孙睿,谢东辉,等. 基于改进 N-FINDR 算法的华北平原冬小麦面积提取[J]. 农业工程学报,2013,29(15):153-161,302.
- [8] 刘艳杰. 基于变端元 SOM 神经网络的城市非渗透面估计方法研究[D]. 长沙:中南大学,2011.
- [9] 单丹丹,杜培军,夏俊士,等. 基于 HJ-1 数据和 V-I-S 模型的城市不透水层变化分析[J]. 国土资源遥感,2011(4):92-99.
- [10] 陈树辉,李杨,曾凡君,等. 基于环境星的混合像元分解水稻面积提取[J]. 安徽农业科学,2011,39(10):6104-6106.
- [11] 刘姣娣,曹卫彬,李华,等. 基于线性光谱混合模型的棉花遥感识别混合像元分解[J]. 中国棉花,2011,38(10):32-36.

责任编辑:许易琦