网络出版时间:2020-01-14　17:04　　DOI:10.13207/j.cnki.jnwafu.2020.07.007
网络出版地址:http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20200114.1125.014.html

基于高分一号 PMS 的新疆落叶松林分郁闭度遥感定量估测

刘赛赛[1],陈冬花[2a,2b,3],栗旭升[4],刘聪芳[1],李　虎[2a,2b,3]

(1 新疆师范大学 地理科学与旅游学院,新疆 乌鲁木齐 830054;
2 滁州学院 a 计算机与信息工程学院,b 安徽省院士工作站,安徽 滁州 239000;
3 安徽师范大学 地理与旅游学院,安徽 芜湖 241002;4 新疆农业大学 草业与环境科学学院,新疆 乌鲁木齐 830052)

[**摘　要**] 【目的】探索高分一号卫星影像在新疆落叶松林林分郁闭度估测中的应用潜力,为高分一号卫星影像用于林分郁闭度定量估测提供技术方法。【方法】以新疆布尔津林场为研究区,以阿尔泰山西段新疆落叶松林为试验对象,基于高分一号 PMS 多光谱影像和 DEM 数据,利用遥感和 GIS 技术,采用多元逐步回归和 BP 神经网络 2 种方法对新疆落叶松林分郁闭度进行估测。【结果】从模型验证结果可以看出,BP 神经网络模型(决定系数 $R^2=0.713$,均方根误差 $RMSE=0.082$,相对均方根误差 $rRMSE=0.175$,估测精度 $EA=82.401\%$)对新疆落叶松林林分郁闭度的估测要明显优于多元逐步回归模型($R^2=0.692$,$RMSE=0.085$,$rRMSE=0.182$,$EA=81.680\%$),且 BP 神经网络模型建模时 $R^2=0.714$,与其精度验证时的 $R^2=0.713$ 非常接近,说明模型的稳定性良好。【结论】2 种模型的估测精度均高于 80%,这说明高分一号 PMS 数据在新疆落叶松林林分郁闭度估测方面具有一定的潜力。

[**关键词**] 遥感;林分郁闭度;多元逐步回归;BP 神经网络;新疆落叶松

[**中图分类号**] S771.8　　[**文献标志码**] A　　[**文章编号**] 1671-9387(2020)07-0057-10

Quantitative estimation of stand closure density of *Larix sibirica* by remote sensing based on GF-1 PMS

LIU Saisai[1], CHEN Donghua[2a,2b,3], LI Xusheng[4], LIU Congfang[1], LI Hu[2a,2b,3]

(1 *College of Geography and Tourism, Xinjiang Normal University, Urumqi, Xinjiang* 830054, *China*;
2 a *College of Computing and Information Engineering*, b *Academician Workstation of Anhui, Chuzhou University, Chuzhou, Anhui* 239000, *China*; 3 *College of Geography and Tourism, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui* 241002, *China*;
4 *College of Grassland and Environment Science, Xinjiang Agricultural University, Urumqi, Xinjiang* 830052, *China*)

Abstract: 【Objective】This paper explored the potential use of GF-1 satellite imagery to estimate stand closure density of *Larix sibirica* forest and provided technical methods for achieving such estimations. 【Method】The Burqin Forest Farm in Xinjiang was selected as research area and the *Larix sibirica* forest in the west Altay Mountains was selected for analysis. Based on GF-1 PMS multi-spectral imagery and digital elevation model (DEM), remote sensing (RS), geographic information science (GIS), multivariate stepwise regression and back propagation (BP) neural network were used to estimate stand canopy density of the *Larix sibirica* forest. 【Result】The BP neural network model (determination coefficient (R^2)=0.713,

[收稿日期] 2019-07-11
[基金项目] 安徽省属公办普通本科高校领军人才团队项目;安徽省特支计划项目;安徽省高校学科优秀拔尖人才学术培育项目(gxbjZD44);安徽省高校协同创新项目
[作者简介] 刘赛赛(1990-),女,河南鹿邑人,硕士,主要从事国产高分数据在林分郁闭度估测方面的应用研究。E-mail:2269295681@qq.com
[通信作者] 陈冬花(1981-),女,新疆石河子人,教授,博士,主要从事国产卫星应用与资源环境遥感研究。E-mail:chendonghua1981@sina.com

root mean square error ($RMSE$)=0.082, relative RMSE ($rRMSE$)=0.175, estimation accuracy (EA=82.401%) was superior to the multivariate stepwise regression model (R^2=0.692, $RMSE$=0.085, $rRMSE$=0.182, EA=81.680%) for estimating closure density. The accuracy of the BP neural network modeling (R^2=0.714) was very similar to that of validating (R^2=0.713), indicating good stability.【Conclusion】The estimation accuracy of both models was higher than 80%, demonstrating that the GF-1 PMS data were useful for evaluating stand closure density of *Larix sibirica*.

Key words: remote sensing; stand closure density; multiple stepwise regression; back propagation neural network; *Larix sibirica* Ledeb

林分郁闭度不仅是森林资源调查和生态环境监测的重要基础参数,而且也是衡量林分经营是否合理,以及制定森林经营管理措施等的主要营林指标[1-3]。作为表征森林资源状况的林业行业统计和调查指标,郁闭度反映林冠郁闭以及树木利用空间的程度,其大小与变化反映了森林资源环境的生态地理过程。林分郁闭度还是林分蓄积量、生物量遥感定量估计中非常重要的建模因子,因此从遥感影像中提取林分郁闭度具有重要意义[4-5]。

郁闭度的测定方法有很多,传统的测定方法主要有目测法、树冠投影法、样点法、照片法及冠层分析仪法等[6-7]。这些方法耗费人力、物力和财力较多,受人为主观因素影响较大[8-9],且获取的是点状尺度的数据,不利于大范围、大尺度、快速测定郁闭度的空间分布及变化[10],也无法满足对郁闭度测定的要求。随着遥感技术的发展与进步,其更多地被应用于林分郁闭度估测的研究中,为林分郁闭度的快速、准确估测提供了技术支持与保障[11]。

林分郁闭度遥感估测的关键是如何从海量遥感数据中提取实用的信息和参数,以及通过何种模型进行运算与处理[12]。目前,林分郁闭度的遥感估测大多是根据光学遥感影像数据和地面的实测样地数据配合来进行。常用的光学遥感影像数据包括Landsat TM /ETM+/OLI 数据、高光谱遥感数据以及 SPOT 影像数据等,地面的实测样地数据主要有野外样地测定数据以及国家森林一类清查和二类调查资料等。林分郁闭度的遥感估测方法主要有经验模型、像元分解模型和基于数据挖掘技术的估测方法 3 种,其中多元线性回归、像元二分模型、最小二乘回归、偏最小二乘回归和人工神经网络等建模方法比较常见。其中经验统计模型较成熟、简单,但存在样本量需求高、普适性差的缺点。经验统计模型的构建方法中,较常用的是线性回归法,但已有研究表明,非线性回归法中的人工神经网络法可以取得比线性回归法更好的估测结果[13]。参与建模的自变量主要有基于光学遥感影像数据提取的波段反射率,各植被指数,缨帽变换后的亮度、绿度和湿度以及纹理特征等遥感因子及地形因子等[14-29]。已有研究表明,遥感因子如差值植被指数(DVI),对于植被覆盖度较高的区域敏感度会降低,使植被高覆盖区的植被指数接近饱和,植被低覆盖区的植被指数被夸大[30],从而影响模型的估测精度。且有研究表明,波段反射率、植被指数和纹理特征 3 种遥感因子中,纹理特征值对模型构建的贡献最大,可以提高建模精度[31]。

2013 年高分一号(GF-1)卫星成功发射,搭载了 2 台全色和多光谱传感器(PMS)及 4 台空间分辨率为 16 m 的宽视场(WFV)传感器,获得的全色影像空间分辨率为 2 m,多光谱影像的空间分辨率为 8 m。目前基于 GF-1 PMS 影像开展的林业遥感研究主要集中于林地信息提取的分类研究中,其他方面的研究还很少见。本研究以新疆落叶松(*Larix sibirica* Ledeb)林分郁闭度定量估测为研究目标,以高分一号卫星 8 m 分辨率多光谱影像数据、DEM 数据和森林资源二类调查数据为数据源,构建多元逐步回归和 BP 神经网络模型,然后评价模型的精度,探索高分一号卫星影像在新疆落叶松林林分郁闭度估测方面的应用潜力,为高分一号卫星影像应用于林分郁闭度定量估测提供技术方法,同时为林分蓄积量、生物量的遥感估测提供可靠的基础数据支持,从而促进国产高分数据在森林资源监测和调查中的应用。

1 研究区概况与数据获取

1.1 研究区概况

布尔津林场位于我国西北地区,属于新疆布尔津县,地理坐标为东经 86°51′—87°59′,北纬 48°08′—48°52′,南北长 87 km,东西宽 85.5 km,东与阿勒泰市相邻,西与哈巴河县衔接,南至布尔津县的中部,北与蒙古人民共和国接壤。海拔 730～

3 258 m，南部地势平坦开阔，北部陡峭。属于温带高寒山地气候，年平均气温在－3.7 ℃左右，年降水量 300～600 mm。林场经营区总面积为 3.77×10^5 hm^2，是首批实施全国天然林保护工程的重要区域之一，其森林植被类型主要是山地针叶林与温带落叶阔叶林。山地针叶林实际上是北方针叶林地带的西伯利亚山地南泰加林的南延[32]，包括新疆落叶松林、新疆冷杉（*Abies sibirica* Ledeb）林、新疆云杉（*Picea obovata* Ledeb）林和新疆五针松（*Pinus sibirica* (Loud.) Mayr）林。落叶阔叶林主要包括疣枝桦（*Betula pendula* Roth）林和欧洲山杨（*Populus tremula* L）林。该林场以新疆落叶松林占优势，新疆云杉、新疆冷杉、新疆五针松等树种混生，并伴有疣枝桦、山杨次生林[33]。

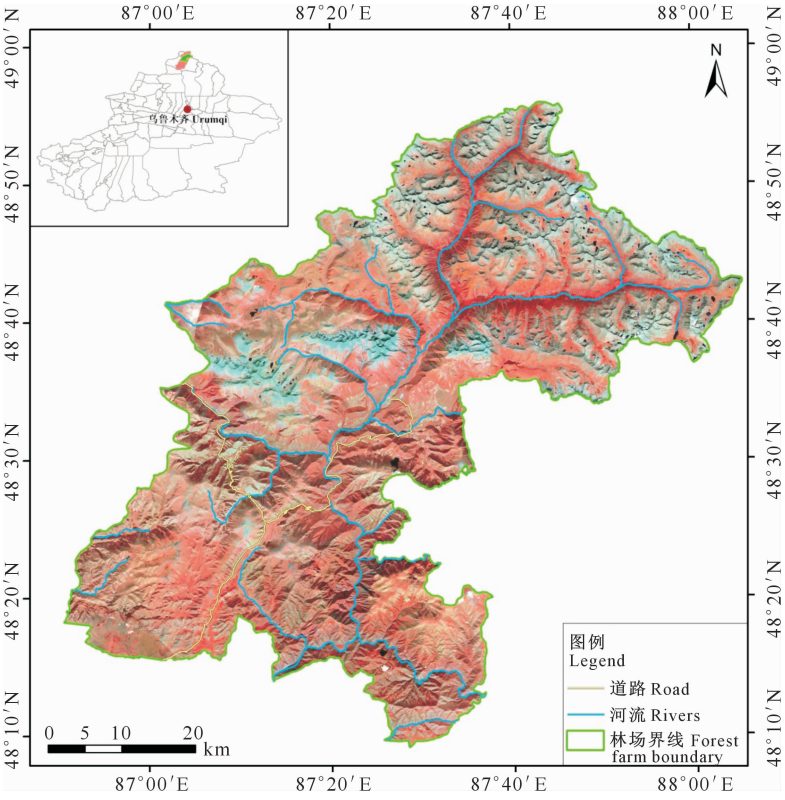

图 1　研究区的地理位置

Fig. 1　Geographical location of the study area

1.2　光学遥感数据

本研究使用的光学遥感数据是高分一号 PMS 多光谱影像，空间分辨率为 8 m，包含 4 个波段，其波谱范围和中心波长分别为 0.45～0.52 μm 和 0.502 μm（波段 1，蓝光），0.52～0.59 μm 和 0.576 μm（波段 2，绿光），0.63～0.69 μm 和 0.680 μm（波段 3，红光），0.77～0.89 μm 和 0.810 μm（波段 4，近红外光）。本研究采用的 GF-1 卫星 PMS 数据来源于中国资源卫星应用中心，共筛选出 2016 年 8 月至 2016 年 9 月获取的 12 景高质量影像覆盖整个研究区，其中 4 景获取日期为 8 月 24 日，5 景获取日期为 8 月 28 日，3 景获取日期为 9 月 26 日，具体见表 1。利用 ENVI 对 12 景影像逐景进行辐射定标、大气校正与正射校正，并对预处理后的影像进行镶嵌和裁剪，得到研究区域的影像图。其中正射校正主要是通过选取地面控制点（GCP），并结合高分一号卫星影像自带的 RPC 文件（.rpb）和影像范围内 30 m 分辨率的数字高程模型（DEM）数据，每景影像的 GCP 尽量遵循均匀分布的原则。总误差严格控制在 1 个像元之内，整景影像的 GCP 数量不少于 20 个[34]。

1.3　森林资源调查数据

森林资源调查数据为布尔津林场 2016 年森林资源规划设计调查（简称“二类调查”）小班矢量数据，调查内容主要有地类、亚林种、林分起源、优势树种、龄组、平均树高、平均胸径、郁闭度和林木蓄积等。数据来源于阿尔泰山国有林管理局。

1.4　其他辅助数据

主要包括研究区的行政边界、道路、河流等矢量信息和研究区的数字高程模型（DEM），主要用于几何校正的辅助判别、研究区裁剪和地形因子的提取。DEM 为 ASTER GDEM 数据，从地理空间数据云

下载,其空间分辨率为30 m。

表1 新疆布尔津林场卫星影像数据概况

Table 1 General situation of satellite image data of Burqin Forest Farm in Xinjiang

产品序列号 Product serial number	传感器 Sensor	中心经纬度/(°) Central longitude and latitude	成像时间 Imaging time	地面分辨率/m Ground resolution
1781906	PMS1	87.4 E,48.8 N	2016-08-24	8,2
1781910	PMS1	87.3 E,48.5 N	2016-08-24	8,2
1781914	PMS1	87.2 E,48.3 N	2016-08-24	8,2
1782078	PMS2	87.9 E,48.7 N	2016-08-24	8,2
1789023	PMS1	87.5 E,48.8 N	2016-08-28	8,2
1789032	PMS1	87.4 E,48.5 N	2016-08-28	8,2
1789035	PMS1	87.3 E,48.3 N	2016-08-28	8,2
1789180	PMS2	87.9 E,48.5 N	2016-08-28	8,2
1789184	PMS2	87.8 E,48.2 N	2016-08-28	8,2
1849622	PMS2	87.2 E,48.7 N	2016-09-26	8,2
1849623	PMS2	87.1 E,48.5 N	2016-09-26	8,2
1849624	PMS2	87.0 E,48.2 N	2016-09-26	8,2

2 研究方法

本研究基于高分一号PMS多光谱数据和森林资源调查数据,通过构建多元逐步回归和BP神经网络模型,探索高分一号卫星影像应用于新疆落叶松林林分郁闭度估测的可能性,为高分一号卫星影像应用于林分郁闭度定量估计提供技术方法。研究过程分为样本集的构建、回归建模分析和模型精度评价3个部分。

2.1 样本集的构建

样本是进行研究的一部分个体,样本抽取时要保证所抽取的样本对总体具有充分的代表性,而研究区的新疆落叶松林分郁闭度为0.1~0.8,所以从研究区4 991个新疆落叶松小班总体中,在每一个郁闭度大小的层级以不低于该层总小班数10%的概率随机共抽取670个小班作为样本。基于地理信息系统栅格统计分析原理和信息复合理论,以小班区划数据为边界,统计与郁闭度相关的遥感因子、地形因子,获取小班水平上的统计值,并集成到小班矢量数据库中,然后将小班空间数据属性表中郁闭度及各相关因子的平均值属性项导出,从而得到小班水平上的建模和检验样本数据集。

2.1.1 植被指数的计算 利用ENVI波段运算(Band math)工具,对预处理后高分一号多光谱影像的4个波段进行运算,得到归一化植被指数(NDVI)、正交植被指数(PVI)、土壤调整植被指数(SAVI)、差值植被指数(DVI)和比值植被指数(RVI)5种植被指数,计算公式分别为:

$$\mathrm{NDVI}=(NIR-R)/(NIR+R);$$

$$\mathrm{PVI}=0.939NIR-0.344R+0.09;$$

$$\mathrm{SAVI}=(NIR-R)(1+L)/(NIR+R+L);$$

$$\mathrm{DVI}=NIR-R;$$

$$\mathrm{RVI}=NIR/R。$$

式中:NIR为近红外波段;R为红光波段;L为土壤调节系数,本研究中L取0.5[30,35-38]。

2.1.2 灰度共生矩阵纹理特征的提取 由Haralick等[39]提出的灰度共生矩阵,是当前研究中应用最广的纹理特征提取方法,从灰度共生矩阵的特点来看,影像区域的纹理可以通过它得到很好地描述,由于影像的纹理特征不能通过灰度共生矩阵直接进行提取,因此专家学者基于灰度共生矩阵提出了多个特征量。常用的统计量有:均值(ME),表示窗口内的灰度平均值;方差(VAR),表示纹理的周期,反映灰度变化的大小;同质度(HOM),是纹理相似性的度量,反映图像分布的平滑性;对比度(CON),是邻域内灰度差异的表达,反映纹理沟纹深浅程度与图像清晰度的关系;相异性(DIS),局部相异性越高,其值越大;熵(ENT),代表影像的无序程度,异质性纹理区域通常有较大的熵值;二阶矩(ASM),是影像同质性的度量,区域内像素值越相似,同质性越高;相关性(COR),是影像灰度线性相关的度量。各统计量计算公式如下:

$$\mathrm{ME}=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times P_{i,j};$$

$$\mathrm{VAR}=\sum_{i,j=1}^{N-1} P_{i,j}(i-\mu_i)^2;$$

$$\mathrm{HOM}=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times(P_{i,j}/(1+(i-j)^2));$$

$$\mathrm{CON}=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times P_{i,j}(i-j)^2;$$

$$\mathrm{DIS}=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times P_{i,j}|i-j|;$$

$$ENT=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times P_{i,j}(-\ln P_{i,j});$$

$$ASM=\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times P_{i,j}{}^{2};$$

$$COR=(\sum_{i,j=1}^{N-1} i\times j\times P_{i,j}-\mu_i\mu_j)/(\sigma_i{}^2\sigma_j{}^2)。$$

式中：N 是像素个数，i、j 是矩阵的行列数，$P_{i,j}$ 是归一化灰度共生矩阵，μ_i、μ_j 是 P_i 和 P_j 的均值，σ_i、σ_j 是 P_i 和 P_j 的标准偏差。

$$相关性中，\mu_i=\sum_{i=1}^{N-1}\sum_{j=1}^{N-1} i\times P_{i,j},$$

$$\mu_j=\sum_{j=1}^{N-1}\sum_{i=1}^{N-1} i\times P_{i,j},\sigma_i{}^2=\sum_{i=1}^{N-1}\sum_{j=1}^{N-1}(i-\mu_i)^2\times P_{i,j},$$

$$\sigma_j{}^2=\sum_{i=1}^{N-1}\sum_{j=1}^{N-1}(i-\mu_j)^2\times P_{i,j}。$$

参照前人研究[40-42]，本研究利用 ENVI 对影像进行主成分分析，发现第 1 主成分包含 4 个波段 99%的信息，所以利用影像第 1 主成分进行灰度共生矩阵纹理特征提取，设置步长为 1 个像元，窗口大小为 3×3，方向为 45°。

2.1.3　地形因子的提取　大量研究表明，地形因子是影响林分郁闭度的主要因素之一，其中海拔、坡向和坡度等地形因子对植被生长的影响较显著。因此，在林分郁闭度遥感估测模型中，必须将地形因子作为候选自变量。本研究对下载的 DEM 数据进行预处理后，在 ARCGIS 中提取样本的海拔、坡度和坡向信息。

2.2　模型的构建

本研究构建多元逐步回归和 BP 神经网络模型，进行模型构建和验证的因子及样本数量都是相同的。进行模型构建和验证的候选变量为遥感因子中 4 个波段的反射率、5 种植被指数、8 种纹理特征以及地形因子中的海拔、坡度、坡向，模型训练样本和验证样本数分别为 534 和 136，因而 2 种模型的模型精度具有可比性。

2.2.1　多元逐步回归模型　利用 SPSS 软件进行多元逐步回归模型的建立，利用分层抽样得到的 534 个样本作为训练样本，因变量为二类调查中的郁闭度，置信水平为 95%。为了避免模型引入与因变量无关的变量，使建模结果与实际不符、模型无法解释，因此要先对各自变量与因变量进行相关性分析，选取与因变量相关性较强的因子进行建模。再根据选取因子对郁闭度作用的大小，由大到小逐步引入回归方程，对郁闭度作用较小的因子可能不被引入回归方程；已被引入回归方程的因子在引入新因子后也可能会失去重要性，从而被剔除出去。引入一种因子或者从回归方程中剔除一种因子成为逐步回归的一步，每一步都要进行 F 检验，以确保在引入新因子前回归方程中只包含对郁闭度作用大的因子，而作用小的因子已被剔除，经过多次筛选和回归最终得到最优回归方程。

2.2.2　BP 神经网络模型　利用 MATLAB 软件进行 BP 神经网络模型的建立，利用与多元回归建模相同的样本和因子进行建模和验证。BP 神经网络模型的参数主要有输入层、隐含层和输出层节点数，以及学习速率、目标误差、激励函数、传递函数、最大迭代次数等。其中，输入层与输出层节点数等于训练样本的自变量数和因变量数，激励函数大多使用 S 型函数；学习速率、传递函数、目标误差和最大迭代次数均需经过模拟试验确定，确定依据是郁闭度估算值与实测值之间的相关系数[43]。隐含层节点数由下面的经验公式[44]确定：

$$m=\sqrt{n+l}+\delta。$$

式中：m 代表隐含层节点数，n 为输入层节点数，l 为输出层节点数，δ 表示 0～10 之间的常数。最终确定隐含层节点数为 3～13。

2.3　模型精度评价

模型精度用决定系数（R^2）、均方根误差（$RMSE$）、相对均方根误差（$rRMSE$）和估测精度（EA）4 个指标进行评价。R^2 是对回归直线拟合优度的检验，R^2 值越大，表明自变量与因变量之间的相关性越高；$RMSE$ 是实测值与预测值之间的均方根误差，$RMSE$ 值越小，表明模型预测的效果越好；$rRMSE$ 为 $RMSE$ 与估测结果算术平均值的比值，能够更好地体现总体值域差别较大模型的预测精度，$rRMSE$ 越小，表明模型预测的效果越好；EA 为估测精度，EA 值越大，表明模型的估测精度越高。各指标计算公式如下：

$$R^2=1-(\sum_{i=1}^{n}(y_i-x_i)^2/\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{x}_1)^2);$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-x_i)^2};$$

$$rRMSE=RMSE/\bar{x}_i;$$

$$EA=(1-RMSE/\bar{y}_i)\times 100\%。$$

式中：n 为样本数，y_i 为第 i 个训练样本值，x_i 为对应第 i 个训练样本的估测值，$\bar{x}_i$ 为模型估测值的平均值，$\bar{y}_i$ 为训练样本的平均值。

3　结果与分析

3.1　林分郁闭度与各特征因子的相关性

为了找出与新疆落叶松林林分郁闭度相关性较

强的特征因子,首先计算林分郁闭度与各特征因子的相关系数矩阵,结果如表2-4所示。由表2-4可知,植被指数中的NDVI、SAVI、RVI和PVI,4个波段的反射率,地形因子中的海拔,纹理特征因子中的ME、COR、ENT、ASM和HOM,均与郁闭度在$P\leqslant 0.01$水平上存在极显著相关,且植被指数中的NDVI和纹理特征中的ME与郁闭度的相关性最好。为了提高建模速率和建模质量,根据各因子与郁闭度的相关性及各因子间的相关性大小,结合现实情况以及前人的研究,选取NDVI、RVI、SAVI、波段1、波段2、波段3、海拔、ME和COR共9个因子参与模型的建立。

表2 新疆落叶松林林分郁闭度与光谱特征因子的相关系数矩阵

Table 2 Correlation coefficient matrix of *Larix sibirica* stand closure density and spectral characteristic factors

因子 Factor	郁闭度 Stand closure density	DVI	NDVI	PVI	RVI	SAVI	波段1 Band 1	波段2 Band 2	波段3 Band 3	波段4 Band 4
郁闭度 Stand closure density	1									
DVI	−0.013	1								
NDVI	0.834**	0.082	1							
PVI	−0.295**	0.913**	−0.264**	1						
RVI	0.698**	−0.023	0.834**	−0.294**	1					
SAVI	0.833**	0.090*	0.999**	−0.256**	0.831**	1				
波段1 Band 1	−0.534**	0.316**	−0.604**	0.653**	−0.473**	−0.601**	1			
波段2 Band 2	−0.581**	0.417**	−0.657**	0.745**	−0.551**	−0.653**	0.977**	1		
波段3 Band 3	−0.641**	0.409**	−0.724**	0.745**	−0.620**	−0.720**	0.945**	0.986**	1	
波段4 Band 4	−0.382**	0.846**	−0.374**	0.990**	−0.377**	−0.367**	0.745**	0.830**	0.833**	1

注:**.在$P\leqslant 0.01$水平(双侧)上极显著相关;*.在$P\leqslant 0.05$水平(双侧)上显著相关。表3、表4同。

Note: **. Significant correlation at $P\leqslant 0.01$ level (bilateral); *. Significant correlation at $P\leqslant 0.05$ level (bilateral). The same for Table 3 and Table 4.

表3 新疆落叶松林林分郁闭度与地形特征因子的相关系数矩阵

Table 3 Correlation coefficient matrix of *Larix sibirica* stand closure density and topographic feature factors

因子 Factor	郁闭度 Stand closure density	海拔 Altitude	坡向 Aspect	坡度 Slope
郁闭度 Stand closure density	1			
海拔 Altitude	−0.292**	1		
坡向 Aspect	0.086*	0.038	1	
坡度 Slope	0.098*	−0.283**	0.007	1

表4 新疆落叶松林分郁闭度与纹理特征因子的相关系数矩阵

Table 4 Correlation coefficient matrix of *Larix sibirica* stand closure density and texture feature factors

因子 Factor	郁闭度 Stand closure density	ASM	CON	COR	DIS	ENT	HOM	ME	VAR
郁闭度 Stand closure density	1								
ASM	−0.189**	1							
CON	−0.101*	−0.025	1						
COR	−0.238**	0.936**	−0.038	1					
DIS	−0.072	−0.165**	0.990**	−0.174**	1				
ENT	0.195**	−0.999**	0.018	−0.942**	0.158**	1			
HOM	−0.186**	0.969**	−0.145**	0.951**	−0.285**	−0.967**	1		
ME	−0.473**	0.205**	0.684**	0.261**	0.643**	−0.216**	0.139**	1	
VAR	−0.097*	−0.023	0.988**	−0.036	0.977**	0.016	−0.141	0.689**	1

3.2 多元逐步回归与BP神经网络建模结果对比

由多元逐步回归得到的最优回归模型的决定系数R^2为0.701,均方根误差$RMSE$为0.077,方程如下:

$$郁闭度=-0.000\ 026\ 1\times 海拔-0.016\times ME+1.103\times NDVI-0.036。$$

从上式可以看出,回归方程保留了植被指数中的NDVI、纹理特征因子中的ME和地形因子中的海拔,其他6个因子被剔除。由此可以看出,除植被指数外,纹理特征和地形因子确实对郁闭度的估测有影响。由于研究区地形起伏较大,地形因子中的海拔也被引入模型,说明在地形起伏较大的区域,地形因子对郁闭度估测的影响不容忽视。

本研究构造了4层BP神经网络,经过多次试

验，确定所建的 BP 神经网络模型的最优参数是：输入层节点 9，隐含层节点 5，输出层节点 1，第 1 层隐含层传递函数是 logsig，第 2 层隐含层传递函数为 purelin，最大迭代次数为 500，目标误差为 0.000 1，学习速率为 0.1，训练函数为 trainlm，此时模型的决定系数 R^2 为 0.714，均方根误差 *RMSE* 为 0.075。多元逐步回归模型和 BP 神经网络模型对新疆落叶松林林分郁闭度的拟合结果比较见表 5。

表 5　多元逐步回归模型和 BP 神经网络模型对新疆落叶松林分郁闭度拟合效果的比较

Table 5　Comparison of multiple stepwise regression model and BP neural network model on fitting effect of *Larix sibirica* stand closure density

模型 Model	决定系数 R^2	均方根误差 *RMSE*
多元逐步回归 Multiple stepwise regression	0.701	0.077
BP 神经网络 BP neural network	0.714	0.075

从表 5 可以看出，BP 神经网络模型优于多元逐步回归模型，BP 神经网络模型的拟合效果更好、误差更小。

3.3　多元逐步回归与 BP 神经网络模型精度评价对比

采用构建的多元逐步回归模型和 BP 神经网络模型估测新疆落叶松林林分郁闭度，再使用 136 个完全独立的样本来验证模型的精度。通过模型实测值与预测值的 R^2、*RMSE*、*rRMSM* 与 *EA* 4 个指标，对多元逐步回归模型和 BP 神经网络模型进行精度评价与对比分析，2 种模型的具体评价指标见表 6，精度验证结果见图 2。

由表 6 可知，BP 神经网络模型精度验证的 4 个指标均优于多元逐步回归模型，BP 神经网络模型模型的精度要明显优于多元逐步回归模型，且 BP 神经网络的建模精度 $R^2=0.714$ 和模型验证精度 $R^2=0.713$ 非常接近，说明模型的稳定性良好。

表 6　多元逐步回归模型和 BP 神经网络模型对新疆落叶松林林分郁闭度的拟合精度评价

Table 6　Evaluation of fitting accuracy of *Larix sibirica* stand closure density by multiple stepwise regression model and BP neural network model

模型 Model	决定系数 R^2	均方根误差 *RMSE*	相对均方根误差 *rRMSE*	估计精度/% *EA*
多元逐步回归 Multivariate stepwise regression	0.692	0.085	0.182	81.680
BP 神经网络 BP neural network	0.713	0.082	0.175	82.401

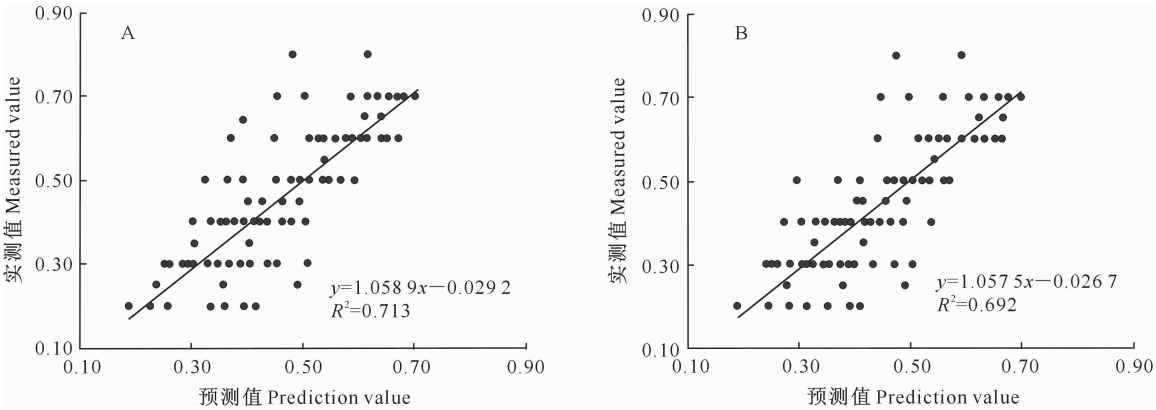

图 2　BP 神经网络模型(A)和多元逐步回归模型(B)对新疆落叶松林分郁闭度拟合结果精度的验证散点图

Fig. 2　BP neural network model (A) and multiple stepwise regression model (B) to verify accuracy of fitting results of *Larix sibirica* stand closure density

4　结论与讨论

与传统的林分郁闭度估测方法相比，遥感估测模型可以更准确和有效地获取区域或大范围的林分郁闭度，对森林资源调查和管理工作的进一步开展十分有利。林分郁闭度的遥感估测精度与模型优劣的关系最为直接，同时，构建模型的遥感因子的选择也非常重要。本研究利用森林资源二类调查的林分郁闭度实测值作为训练数据，与基于高分一号 PMS 数据提取的波段反射率、植被指数和纹理特征，以及基于 DEM 数据提取的海拔、坡度和坡向共同构建多元逐步回归与 BP 神经网络模型，通过对 2 种模

型建模及精度验证的对比分析,可以得出以下结论:

(1)从遥感因子、地形因子与郁闭度的相关性可知,基于高分一号PMS数据提取的各遥感因子中,波段反射率中红色波段(波段3)与林分郁闭度相关性最好,植被指数中的NDVI与林分郁闭度的相关性最好,纹理特征中的均值(ME)与林分郁闭度的相关性最好;基于DEM提取的地形因子中,海拔与林分郁闭度的相关性最好。

(2)就所建的2种模型而言,进行模型构建和模型验证的因子及样本数量都是相同的,因此能够直接通过结果来判断模型的优劣。从模型验证结果可以看出,BP神经网络模型对新疆落叶松林林分郁闭度的估测要明显优于多元逐步回归模型;且BP神经网络建模时的$R^2=0.714$,与模型精度验证时的$R^2=0.713$非常接近,说明模型的稳定性良好。

(3)从模型验证结果可以看出,2种模型的估测精度均高于80%,说明高分一号PMS数据在新疆落叶松林林分郁闭度估测方面具有一定的潜力。

另外,分析验证样本的预测值可以发现,2种模型均或多或少地存在低郁闭度高估和高郁闭度低估的情况,使模型的估测精度降低,这也是目前林分郁闭度遥感估测中普遍存在的问题。主要原因除DVI等植被指数在植被覆盖度较高的地区敏感度降低,使高植被覆盖区的植被指数接近饱和,低植被覆盖区的植被指数被夸大[30]之外,还可能与纹理特征的影响有关。关于纹理特征因子对新疆落叶松林分郁闭度估测的影响,从相关性分析可知,虽然ASM、COR、ENT、HOM及ME均与郁闭度在$P\leqslant0.01$的水平上存在极显著相关关系,但相关系数都较小,一方面可能是本研究的纹理特征是先对遥感影像的各波段进行主成分分析,然后提取的纹理特征,而对于纹理特征的降维处理是先提取纹理特征后进行主成分分析,还是先进行主成分分析再提取纹理特征,目前还尚无确切的结论;另一方面可能是遥感影像的空间分辨率不足。今后会尝试进行更高分辨率的遥感影像纹理特征提取及其降维处理方法研究,以提高林分郁闭度的估测精度,为森林资源的监测提供依据。

[参考文献]

[1] 杨存建,倪 静,周其林,等.不同林分郁闭度与遥感数据的相关性[J].生态学报,2015,35(7):2119-2125.
Yang C J,Ni J,Zhou Q L,et al. Correlation analysis of canopy density with remote sensing data for different forest stand [J]. Acta Ecologica Sinica,2015,35(7):2119-2125.

[2] 朱 磊,周淑芳.基于遥感数据云平台与机器学习的森林郁闭度自动估算方法研究[J].林业建设,2018(4):31-34.
Zhu L,Zhou S F. Research on automatic estimation method of forest canopy based on spatial data cloud platform and machine learning [J]. Forestry Construction,2018(4):31-34.

[3] 谷成燕.利用几何光学模型耦合多源遥感数据的山地森林参数估测研究[D].北京:中国林业科学研究院,2018.
Gu C Y. Predicting mountain forest parameters using the geometric-optical model and multi-source data [D]. Beijing:China Academy of Forestry,2018.

[4] 李崇贵,蔡体久.森林郁闭度对蓄积量估测的影响规律[J].东北林业大学学报,2006,34(1):15-17.
Li C G,Cai T J. Effect of forest canopy density on stock volume estimation [J]. Journal of Northeast Forestry University,2006,34(1):15-17.

[5] 王媚臻,毕浩杰,金 锁,等.林分密度对云顶山柏木人工林林下物种多样性和土壤理化性质的影响[J].生态学报,2019,39(3):1-7.
Wang M Z,Bi H J,Jin S,et al. Effects of stand density on understory species diversity and soil physicochemical properties of a *Cupressus funebris* plantation in Yunding Mountain [J]. Acta Ecologica Sinica,2019,39(3):1-7.

[6] 李永宁,张宾兰,秦淑英,等.郁闭度及其测定方法研究与应用[J].世界林业研究,2008,21(1):40-46.
Li Y N,Zhang B L,Qin S Y,et al. Review of research and application of forest canopy closure and its measuring methods [J]. World Forestry Research,2008,21(1):40-46.

[7] 邹 杰,诸葛祥东.森林郁闭度及其测定方法[J].黑龙江科技信息,2011(35):290.
Zou J,Zhuge X D. Forest canopy density and its determination method [J]. Heilongjiang Science and Technology Information,2011(35):290.

[8] 牛战勇,冯 娟,谷建才,等.基于叶面积指数的森林郁闭度遥感反演研究[J].林业资源管理,2014(1):46-51.
Niu Z Y,Feng J,Gu J C,et al. Forest canopy density RS inversion research based on LAI [J]. Forest Resources Management,2014(1):46-51.

[9] 孟宪宇.测树学[M].北京:中国林业出版社,2000.
Meng X Y. Forest mensuration [M]. Beijing:China Forestry Publishing House,2000.

[10] 谭炳香,李增元,陈尔学,等.Hyperion高光谱数据森林郁闭度定量估测研究[J].北京林业大学学报,2006,28(3):95-101.
Tan B X,Li Z Y,Chen E X,et al. Estimating forest crown closure using Hyperion hyperspectral data [J]. Journal of Beijing

Forestry University，2006，28(3)：95-101.

[11] Xu B，Gong P，Pu R L. Crown closure estimation of oak savannah in a dry season with Landsat TM imagery：comparison of various in-dices through correlation analysis [J]. Int J of Remote Sensing，2003，24(9)：1811-1822.

[12] 梁顺林. 定量遥感 [M]. 北京：科学出版社，2009.
Liang S L. Quantitative remote sensing [M]. Beijing：Science Press，2009.

[13] Chudamani J，Jan D L，Andrew K S，et al. Remotely sensed estimation of forest canopy density：a comparison of the performance of four methods [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2006，8：84-95.

[14] Ripple W J. Determining coniferous forest cover and forest fragmentation with NOAA-9 advanced very high resolution radiometer data [J]. Photogrammetric Eng Remote Sensing，1994，60：533-540.

[15] Souza J，Firestone C L，Silva L M，et al. Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT-4 through spectral mixture models [J]. Remote Sensing Environment，2003，87：494-506.

[16] Franklin S E. Discrimination of subalpine forest species and canopy density using digital CASI，SPOT PLA，and Landsat TM data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing，1994，60(10)：1233-1241.

[17] Morales R M，Miura T，Idol T. An assessment of Hawaiian dry forest condition with fine resolution remote sensing [J]. Forest Ecology and Management，2008(255)：2524-2532.

[18] 杜晓明，蔡体久，琚存勇. 采用偏最小二乘回归方法估测森林郁闭度 [J]. 应用生态学报，2008，19(2)：273-277.
Du X M，Cai T J，Ju C Y. Estimation of forest canopy closure by using partial least squares regression [J]. Chinese Journal of Applied Ecology，2008，19(2)：273-277.

[19] 胡振华，王丽媛，岳彩荣，等. 基于 Hyperion 数据的香格里拉森林郁闭度遥感估测研究 [J]. 西南林业大学学报(自然科学)，2017，37(3)：159-164.
Hu Z H，Wang L Y，Yue C R，et al. Estimating methods of forest canopy closure based on Hyperion data of Shangri-La [J]. Journal of Southwest Forestry University (Natural Science)，2017，37(3)：159-164.

[20] 蔡学成，杨永彰. 基于中巴资源卫星数据的森林郁闭度估测研究 [J]. 安徽农业科学，2007，35(34)：10961-10962.
Cai X C，Yang Y Z. Study on the forest canopy density estimation based on CBERS data [J]. Journal of Anhui Agricultural Science，2007，35(34)：10961-10962.

[21] 刘大伟，孙国清，庞　勇，等. 利用 LANDSAT TM 数据对森林郁闭度进行遥感分级估测 [J]. 遥感信息，2006(1)：41-42，24，79.
Liu D W，Sun G Q，Pang Y，et al. Estimation of forest closure using LANDSAT TM data [J]. Remote Sensing Information，2006(1)：41-42，24，79.

[22] 曾　涛，琚存勇，蔡体久，等. 利用变量投影重要性准则筛选郁闭度估测参数 [J]. 北京林业大学学报，2010，32(6)：37-41.
Zeng T，Ju C Y，Cai T J，et al. Selection of parameters for estimating canopy closure density using variable importance of projection criterion [J]. Journal of Beijing Forestry University，2010，32(6)：37-41.

[23] 郑冬梅，曾伟生，智长贵，等. 三峡库区森林郁闭度的遥感定量估测 [J]. 中南林业科技大学学报，2013，33(9)：1-4.
Zheng D M，Zeng W S，Zhi C G，et al. Remote sensing estimation of forest canopy closure in forests of Three Gorges Reservoir Region [J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology，2013，33(9)：1-4.

[24] 高云飞，李智广，杨胜天，等. 基于 SPOT5 影像的郁闭度反演方法 [J]. 水土保持研究，2012，19(2)：268-270.
Gao Y F，Li Z G，Yang S T，et al. Study on canopy density retrieval method from SPOT5 [J]. Research of Soil and Water Conservation，2012，19(2)：268-270.

[25] 陈　崇，朱延钧，居为民. 基于赤池信息准则和人工神经网络的亚热带森林郁闭度遥感估算 [J]. 江西农业学报，2011，23(5)：149-153.
Chen C，Zhu Y J，Ju W M. Retrieval of subtropical forest canopy closure from remote sensing by using akaike information criterion and artificial neural network model [J]. Acta Agriculturae Jiangxi，2011，23(5)：149-153.

[26] 徐　定，彭道黎. 基于像元二分模型的森林郁闭度估测方法 [J]. 东北林业大学学报，2013，41(2)：119-122.
Xu D，Peng D L. Estimation of forest canopy closure based on Dimidiate Pixel Model [J]. Journal of Northeast Forestry University，2013，41(2)：119-122.

[27] 吴　飏，张登荣，张汉奎，等. 结合图像纹理特征的森林郁闭度遥感估测 [J]. 林业科学，2012，48(2)：48-53.
Wu Y，Zhang D R，Zhang H K，et al. Remote sensing estimation of forest canopy density combined with texture features [J]. Scientia Silvae Sinicae，2012，48(2)：48-53.

[28] 刘丹丹，田　静，高延平，等. 基于像元二分模型的森林郁闭度遥感估算 [J]. 测绘与空间地理信息，2018，41(2)：31-33，39.
Liu D D，Tian J，Gao Y P，et al. Estimate of forest canopy density based on the Dimidiate Pixel Model by using remote sensing imagery [J]. Geomatics & Spatial Information Technology，2018，41(2)：31-33，39.

[29] 岳振兴，岳彩荣，李昔纯. 基于不同立地质量的香格里拉高山松林郁闭度遥感反演 [J]. 林业调查规划，2018，43(2)：19-

24.
Yue Z X, Yue C R, Li X C. Remote sensing inversion of *Pinus densata* forest canopy density based on different site quality [J]. Forest Inventory and Planning, 2018, 43(2): 19-24.

[30] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 北京:科学出版社, 2003.
Zhao Y S. Principles and methods of remote sensing applied analysis [M]. Beijing: Science Press, 2003.

[31] 张瑞英. 基于多源遥感数据的森林郁闭度估测方法研究 [D]. 呼和浩特:内蒙古师范大学, 2015.
Zhang R Y. Study on estimating methods of forest canopy closure based on multi-source remote sensing data [D]. Hohhot: Inner Mongolia Normal University, 2015.

[32] 中国科学院新疆综合考察队, 中国科学院植物研究所. 新疆植被及其利用 [M]. 北京:科学出版社, 1978.
Xinjiang Comprehensive Investigation Team of Chinese Academy of Sciences, The Chinese Academy of Sciences. Xinjiang vegetation and its benefits [M]. Beijing: Science Press, 1978.

[33] 《新疆森林》编辑委员会. 新疆森林 [M]. 乌鲁木齐:新疆人民出版社, 北京:中国林业出版社, 1989.
Editorial Board of Xinjiang Forests. Xinjiang forest [M]. Urumchi: Xinjiang People's Publishing House, Beijing: China Forestry Publishing House, 1989.

[34] 赵文吉. PCI 图像处理教程 [M]. 北京:中国环境科学出版社, 2007.
Zhao W J. PCI image processing course [M]. Beijing: China Environmental Science Press, 2007.

[35] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in great plains with ERTS [J]. NASA Special Publication, 1974, 351: 309-317.

[36] Richardson A J, Wiegand C L. Distinguishing vegetation from soil background information [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1977, 43(12): 1541-1552.

[37] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25: 295-309.

[38] Birth G S, Mc Vey G R. Measuring the color of growing turf with a reflectance spectrophotometer [J]. American Society of Agronomy, 1968, 60(6): 640-643.

[39] Haralick R M, Shanmugam K D, Instein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 11(6): 610-621.

[40] 黄 昕. 高分辨率遥感影像多尺度纹理、形状特征提取与面向对象分类研究 [D]. 武汉:武汉大学, 2009.
Huang X. Multiscale texture and shape feature extraction and object-oriented classification for very high resolution remotely sensed imagery [D]. Wuhan: Wuhan University, 2009.

[41] 徐 辉, 潘 萍, 杨 武, 等. 基于多源遥感影像的森林资源分类及精度评价 [J]. 江西农业大学学报, 2019, 31(5): 1-12.
Xu H, Pan P, Yang W, et al. Classification and accuracy evaluation of forest resources based on multi-source remote sensing images [J]. Acta Agriculture Universitatis Jiangxiensis, 2019, 31(5): 1-12.

[42] 郝宁燕. 基于 GF-1 影像的森林分类及景观格局分析:以凉水自然保护区为例 [D]. 西安:西安科技大学, 2016.
Hao N Y. The study on forest classification and landscape pattern analysis based on GF-1 images: taking the Liangshui Natural Reserve as an example [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2016.

[43] 李崇贵, 赵宪文, 李春干. 森林蓄积量遥感估测理论与实现 [M]. 北京:科学出版社, 2006.
Li C G, Zhao X W, Li C G. Theory and realization of forest stock estimation by remote sensing [M]. Beijing: Science Press, 2006.

[44] 刘志华, 常 禹, 陈宏伟. 基于遥感、地理信息系统和人工神经网络的呼中林区森林蓄积量估测 [J]. 应用生态学报, 2008, 19(9): 1891-1896.
Liu Z H, Chang Y, Chen H W. Estimation of forest volume in Huzhong forest area based on RS, GIS and ANN [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2008, 19(9): 1891-1896.