

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.08.026

基于 CNN - S - GPR 的宁夏枸杞高光谱影像估产方法

刘立波 王涛 张鹏

(宁夏大学信息工程学院, 银川 750021)

摘要: 针对现有遥感估产方法未对通道间依赖关系建模和无法整合影像外其他特征的问题,以宁夏枸杞估产为例,提出了一种基于 CNN - S - GPR 的高光谱影像年际作物估产模型。首先,运用直方图降维、归一化、时间序列融合和维度转换 4 种特征工程方法构建枸杞估产数据集,实现多波段、多时相影像融合;然后,采用卷积神经网络自动提取数据集特征,简化特征提取操作;接着,融合通道注意力机制,以表征不同通道间的重要程度;最后,引入高斯过程回归,整合影像特征及空间位置特征,进一步提高估产准确性。实验结果表明,与其他估产模型相比,该模型平均相对误差和均方根误差下降了 0.44 ~ 0.95 个百分点和 52.48 ~ 82.65 t,且决定系数达到 0.91。结合宁夏 16 个县的枸杞年际产量实现了复杂拟合,对全区农业规划布局及可持续发展具有参考价值。

关键词: 枸杞; 估产; 高光谱影像; 卷积神经网络; 通道注意力机制; 高斯过程回归

中图分类号: S-3; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2022)08-0250-08

OSID:



Yield Estimation Method of Ningxia Wolfberry Using Hyperspectral Images Based on CNN - S - GPR

LIU Libo WANG Tao ZHANG Peng

(School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Aiming at the problems of the existing remote sensing yield estimation methods that do not model the dependence between channels and ignore integrating other features outside the image, an interannual crop yield estimation method based on CNN - S - GPR was proposed for hyperspectral images, taking Ningxia wolfberry yield as an example. Firstly, histogram statistics, histogram normalization and time series fusion were used to construct the data set, which realized the fusion of multi-band and multi-temporal images. Secondly, using convolutional neural networks to extract features from the data set; and then the channel attention mechanism was used to characterize the importance of different channels. Finally, Gaussian process regression (GPR) was introduced to explicitly integrate image features and spatial location features further improved the accuracy of production estimation. The test results showed that compared with that of other yield estimation models, MRE and RMSE of this model were decreased from 0.44 percentage points to 0.95 percentage points and from 52.48 t to 82.65 t, respectively, and the coefficient of determination reached 0.91. It realized the complex fitting of the output of wolfberry in 16 counties of Ningxia during the year, which was of great significance to the agricultural planning layout, policy adjustment and sustainable development.

Key words: wolfberry; yield estimation; hyperspectral image; convolutional neural networks; channel attention mechanism; Gaussian process regression

0 引言

枸杞作为宁夏特产,是国家地理标志产品,其产

量是重要的经济信息,预测枸杞年产量对于种植管理和政府决策是一项难度较大但必不可少的研究。传统的农作物估产采用人工区域调查方法,从农学、

收稿日期: 2021-08-22 修回日期: 2021-11-15

基金项目: 宁夏重点研发计划项目(2020BFG02013)

作者简介: 刘立波(1974—),女,教授,主要从事人工智能及农业信息化研究,E-mail: liulib@163.com

通信作者: 张鹏(1975—),男,副教授,主要从事人工智能及农业信息化研究,E-mail: pengzhang123@foxmail.com

气象学等不同角度建立作物估产模式。该方法速度慢、工作量大、成本高,且不利于时空动态监测。近年来,遥感技术因其覆盖范围广、重返周期短、获取成本低等优势,被广泛运用于农作物估产,成为遥感与农业交叉的研究重点^[1]。

目前,遥感估产方法按模式不同主要分为 2 类: 基于机器学习和基于深度学习的估产方法^[2]。基于机器学习的方法将归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)、增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI) 等植被指数作为表征作物产量的重要信息,进而采用机器学习方法建立模型预测农作物产量。文献 [3-5] 利用 NDVI、EVI 等植被指数,基于 Lasso、支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 等回归算法构建了产量预测模型,达到了比较高的估产精度。但这类方法 NDVI、EVI 等指数仅利用近红外波段和红外波段 2 个波段计算得到,忽略了其余波段重要信息,不利于估产精度的提升,对作物长势反映不理想。所以,文献 [6-10] 提出了作物生长模型 (Aquacrop、WheatSM、WOFOST 等),根据气象条件、土壤条件、叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 以及作物栽培管理措施,定量描述作物生长、发育、籽粒形成等动态过程。这类模型虽然模拟作物生长机理性强、估产精度高,但过分依赖实测数据和人工经验,使工作量和成本大幅度上升,具有一定局限性。基于深度学习的估产方法,利用神经网络非线性映射能力拟合样本与观测值之间的关系,从而预测出产量。如高云^[11]采用 DNN (深度神经网络) 准确预测了春小麦产量。针对 DNN 等前馈神经网络难以处理时序数据的问题,文献 [12-13] 采用长短期记忆网络 (Long short-term memory, LSTM) 对长期信息依赖进行处理,大大提升了估产精度,但仍需大量手工时间序列特征参与计算。文献 [14-15] 采用卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN) 直接从时序影像中提取特征,摒弃了原有手工制作特征,进而利用全连接网络预测了中国北方冬小麦产量,并取得了很好的效果,但是仍存在以下问题: ① 基于 CNN 的遥感估产方法虽然简化了特征提取操作,却未对通道间依赖关系进行建模,即无法自动获取每个特征通道的重要程度,以强调有效信息并抑制无效信息。② CNN 回归模型仅能提取遥感影像时间序列特征,却无法整合特定位置空间下对作物生长有影响的特征,因此具有一定局限性。

综上所述,本文在 CNN 模型的基础上,提出一种基于 CNN-S-GPR 的高光谱影像估产模型。通过 CNN 提取影像特征,融合通道注意力机制 SENet

(Squeeze-and-Excitation network) 对 CNN 卷积层通道进行加权,以对通道间的依赖关系建模。接着在网络中引入高斯过程回归 (Gaussian process regression, GPR) 方法整合影像特征和空间位置特征,以宁夏回族自治区中宁县、贺兰县等 16 个县为估产单元,基于多级 Modis 高光谱影像数据,对各县域枸杞产量进行预测。

1 研究区概况

研究区域位于宁夏回族自治区 (35°14' ~ 39°23'N, 104°17' ~ 107°39'E), 地处黄河水系,属北温带大陆性季风气候区,是全国主要枸杞种植地^[16],研究区概况如图 1 所示。宁夏枸杞种植主要分布在中南部地区,北部地区种植面积较少。此外,枸杞每年的休眠期从当年 11 月至次年 4 月,生长期为 7 个月,即萌芽期为 4 月上旬,开花初期为 5 月上旬,果熟期为 6 月中旬,连续开花,连续结果,直至 10 月下旬落叶。

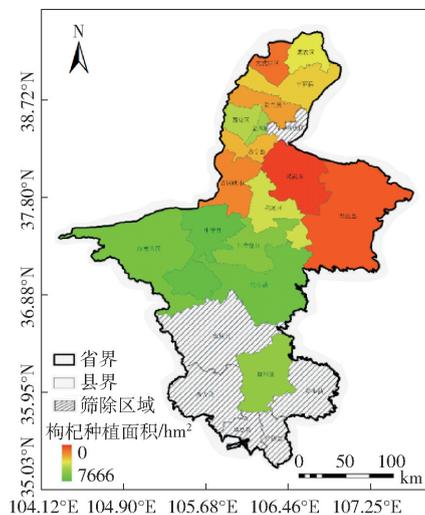


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Overview of study area

2 研究方法

2.1 数据准备及预处理

2.1.1 数据准备

本文采用的实验数据由宁夏回族自治区遥感影像、枸杞种植区域矢量图和年际枸杞产量 3 类数据组成。其中,遥感影像采用 Modis 高光谱影像数据,来源于 EARTHDATA 网站,行列号为 h26v04,其波段信息丰富,光谱分辨率可达纳米级,因而可提取农作物的反射峰、吸收谷等特征,更好地刻画农作物长势及信息差异;同时,Modis 遥感数据具有高时间分辨率特性,可获得充足的多时相估产数据。根据枸杞每年 4 月上旬萌芽,10 月下旬落叶,选择每年第 97 天至第 297 天,生长季总计 201 d,26 幅时相影像

(时间分辨率为 8 d) 来构建 CNN-S-GPR 网络模型训练样本。每个时相影像包括 MOD09A1、MOD13A1、MYD11A2、MCD15A2H 4 类 Modis 产品数据,共 13 个波段,影像及矢量数据如表 1 所示。MOD09A1 为地表反射率数据,其 1~7 波段可反映作物生长环境及土壤含水率;MOD13A1 为植被指数产品数据,其中 NDVI 和 EVI 2 个波段可用于作物产量预测^[17-18];MYD11A2 为地表温度数据,包含白天和夜间地表温度波段,与作物冠层温度密切相关^[19];MCD15A2H 为叶面积指数和光合有效辐射产品数据,LAI 和 FPAR(光合有效辐射)是大量作物

生长模型的基础,与作物产量之间的关系更为直接^[20]。此外,枸杞种植区域矢量数据来源于宁夏农林科学院,为 shp 文件,由工作人员于 2017 年实地考察记录枸杞种植区并绘制而成;年际枸杞产量数据由宁夏回族自治区统计局提供,包括 2010—2019 年宁夏 22 个县(县级市区)枸杞种植面积和实际产量,因统计数据的不连续性,筛除西吉、隆德等 6 个县后,保留了同心、中宁等 16 个县作为估产区域(图 1),2019 年产量数据如表 2 所示,研究区总面积为 27 960 hm²,总产量为 94 843 t,平均产量为 3.39 t/hm²。

表 1 影像及矢量数据

Tab.1 Image and vector data

数据类别	投影坐标系	空间分辨率/ m	时间分辨率/ d	影像数/ 个	波段描述	直方图降维范围/ 像素
MOD09A1	正弦曲线投影	500	8	1 040	Band1 (620 ~ 670 nm)	[1,5 000]
					Band2 (841 ~ 876 nm)	
					Band3 (459 ~ 479 nm)	
					Band4 (545 ~ 565 nm)	
					Band5 (1 230 ~ 1 250 nm)	
					Band6 (1 628 ~ 1 652 nm)	
					Band7 (2 105 ~ 2 155 nm)	
MOD13A1	正弦曲线投影	500	16	1 040	NDVI	[1,10 000]
					EVI	
MYD11A2	正弦曲线投影	1 000	8	1 040	LST of day (LST1)	[12 500,16 000]
					LST of night (LST2)	
MCD15A2H	正弦曲线投影	500	8	1 040	LAI	[1,64]
					FPAR	
矢量图	西安 80 投影	1		1	枸杞种植区域掩膜	

表 2 2019 年产量数据

Tab.2 Yield data of 2019

地区	面积/hm ²	产量/t
同心县	6 495	27 610
中宁县	7 986	26 756
沙坡头区	5 917	22 148
红寺堡区	3 104	9 452
金凤区	798	1 795
西夏区	646	1 453
惠农区	386	1 084
永宁县	344	1 050
平罗县	360	980
贺兰县	195	686
原州区	856	620
利通区	539	493
青铜峡市	133	282
大武口区	89	267
灵武市	37	104
盐池县	75	63

2.1.2 数据预处理

数据预处理过程主要分为 4 步:①利用 MRT 工具将 Modis 遥感影像和枸杞种植区域掩膜数据重投影为基于 WGS-84 椭球体的 UTM 投影,并将

MYD11A2 影像和枸杞矢量数据重采样的空间分辨率为 500 m,保证数据空间位置的一致性。②由于 MOD13A1 时间分辨率为 16 d,其余 Modis 数据产品为 8 d,为了保证时序的完整性,采用上下影像求算术平均值的方法对影像进行补充,如将 MOD13A1 第 97 天和第 113 天影像的均值对第 105 天进行补充。③根据宁夏行政区划图分别将枸杞种植区域掩膜和 Modis 遥感影像数据裁剪为 16 个县枸杞种植区域掩膜及 216 320 幅遥感影像,并提取各县中心经纬度。④利用不同县域枸杞种植矢量图提取 Modis 高光谱遥感数据的感兴趣区域,以中宁县枸杞种植感兴趣区域提取为例,图 2 为中宁县枸杞种植区域矢量图,绿色区域为枸杞种植地块。图 3 为经步骤③处理所得的中宁县 Modis 高光谱影像 MOD09A1 产品数据,调用 GDAL (Geospatial data abstraction library)库中的 warp 函数以实现图 2 对图 3 的裁剪,从而得到中宁县枸杞种植感兴趣区域图(图 4),并对同一天不同产品进行波段提取和融合处理后得到 16 640 幅包含 13 个波段的影像。

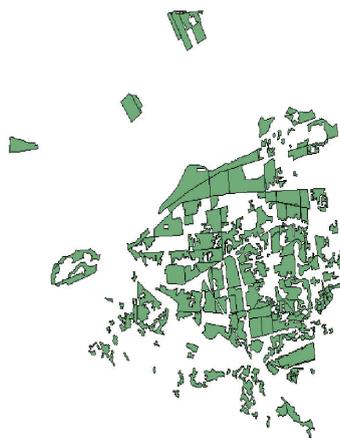


图 2 中宁县枸杞种植区域矢量图

Fig. 2 Wolfberry planting area in Zhongning



图 3 中宁县 Modis 高光谱影像 MOD09A1 图像

Fig. 3 Modis HSI MOD09A1 in Zhongning

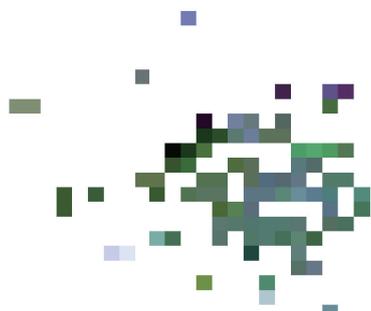


图 4 中宁县枸杞种植感兴趣区域图

Fig. 4 ROI for wolfberry planting in Zhongning

2.2 数据集构建

2.2.1 直方图降维与归一化

鉴于训练样本的稀疏性,无法采用端到端方式训练估产模型。因此,本文将各县枸杞种植感兴趣区域的高维遥感影像映射到直方图中,使得产量与不同灰度的像素数量相关,而与影像像素位置无关。然而遥感影像中的像素值是离散的,假设每个波段最多可以取 b 个不同值,那么对于 d 个波段的影像将得到具有 b^d 个像素区间的直方图。如在可见光图像中,每个波段可以取 $b = 256$ 个不同值,波段数

$d = 3$,则直方图像素区间个数约为 1.67×10^7 ,显然将 b 个不同的取值离散至 b 个区间不可取,会导致维数灾难问题。因此,本文划定 $x(x < b)$ 个像素区间,并将每个波段的像素值离散化至 x 个区间,以达到直方图降维的目的。为了使得降维效果更加明显,需要确定直方图降维的范围,从而确定离散化区间个数 x 。所以,首先将 2010 年至 2019 年每年 201 d 枸杞生长季中的所有影像在时间序列上进行直方图统计,从而确定每个波段直方图降维的范围(表 1);然后取直方图降维范围最小区间(FPAR 波段直方图降维区间为 $[1, 64]$ 像素)右端点的 $1/2$ 即 32 作为 x 。据此,可将 13 个波段直方图范围划分为 32 个区间,从而达到了降维的目的,同时保证了各波段直方图降维后各县影像数据维度的一致性。受限于 Modis 高光谱影像分辨率,经上述感兴趣区域提取所得到的枸杞种植感兴趣区域图(图 4)中存在大量的非感兴趣区(0 像素值)。造成直方图降维后,0 区间像素数远远大于其他区间像素数,如此会严重影响估产效果。因此,对直方图进行归一化处理,使得直方图各区间的像素个数被限定于 $[0, 1]$,从而消除奇异样本数据的不良影响。

$$H_i = \frac{h_i}{\sum_{j=1}^{32} h_j} \quad (i = 1, 2, \dots, 32) \quad (1)$$

式中 H_i ——直方图归一化结果

h_i, h_j ——像素直方图中每个区间像素数

2.2.2 时间序列融合与维度转换

经上述直方图降维与归一化处理后,使得每个影像变成尺寸为 32×13 的矩阵。为了进一步融合高光谱影像不同时相上的枸杞生长信息,对上述直方图统计结果在时间序列上进行融合,从而得到时序样本(x 轴为直方图区间维度, y 轴为图像波段维度, z 轴为时间维度)。然而,不同于 3D CNN 提取 3 维时序数据样本特征的方式,本文采用 2D CNN 获取 3 维时序数据样本的植被长势信息。为了提取时序样本中枸杞生长时间特征,需对图像波段维度和时间维度进行转换,最终形成 $32 \times 26 \times 13$ 的矩阵作为网络的输入。将高、中、低产量不同波段的数据融合结果(x 轴为像素区间, y 轴为时间维度, z 轴为影像波段维度)进行可视化对比,如图 5 所示。从

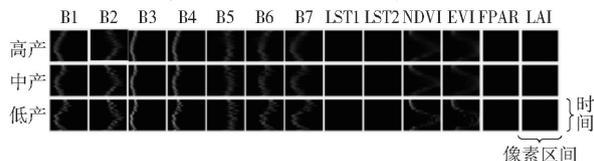


图 5 数据融合可视化结果

Fig. 5 Visualization results of data fusion

图5可以看出,在高产、中产和低产中波段1、波段7、NDVI、EVI等波段明显存在视觉差异,表明特征抽取网络能够提取到有效特征。

2.3 枸杞估产模型构建

2.3.1 网络结构设计

高光谱影像波段宽而广,包含丰富的光谱信息和图像信息,能较好地反映作物长势。本研究首先通过构建CNN对影像特征进行提取,接着为了将注意力集中在对枸杞估产具有重要作用的通道上,在CNN后融合了通道注意力(SENet)模块,以建模通道间的依赖关系;最后引入高斯过程回归方法(GPR)整合影像特征和空间位置特征,对各县枸杞年际产量进行预测。综上所述,采用CNN作为骨干网络,通过引入SENet模块和GPR方法,提出一种

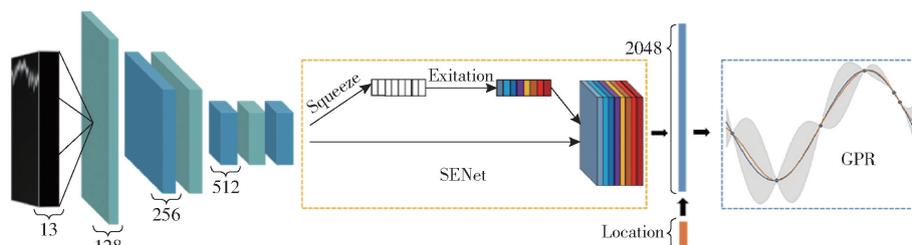


图6 CNN-S-GPR网络结构图

Fig. 6 CNN-S-GPR network structure diagram

2.3.2 高斯过程回归

基于预处理后的遥感影像数据集,首先采用CNN网络对2019年宁夏16个县的枸杞产量进行预测;然后利用半变异函数将各县距离与产量绝对误差相关联,将计算结果进行可视化,如图7所示。由图7可知,当空间上距离越接近时,半变异函数值越小。由此可见,枸杞种植空间位置对枸杞估产精度影响较大。若将遥感影像特征与枸杞种植空间位置结合起来,将对提升枸杞估产精度具有重要意义。

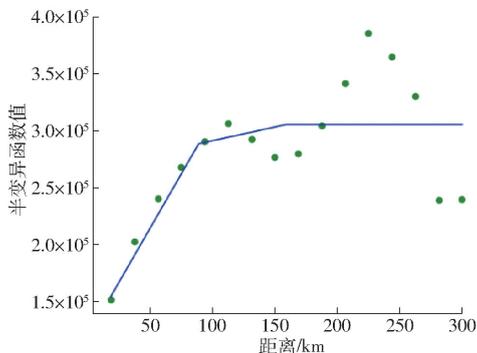


图7 半变异函数计算结果可视化

Fig. 7 Visualization of semivariogram results

因此,采用高斯过程回归预测枸杞产量,不仅整合了影像特征和空间位置特征,而且还解决了小样本模型训练问题^[22],其线性模型为

基于CNN-S-GPR网络的高光谱影像估产模型用于枸杞估产,网络结构如图6所示。其中,第1层为输入层,为 $32 \times 26 \times 13$ 的矩阵。第2层为特征提取层,由6个卷积层构成,其中淡青色为步长为1的卷积层,蓝色为步长为2的卷积层,边缘采用1个像素零填充,卷积核数量分别为128、256、256、512、512、512,卷积核大小全为 3×3 。在每个卷积层上进行批归一化处理,采用ReLU函数激活,并加入Dropout层和L2正则化,以避免“梯度弥散”和模型过拟合问题^[21]。第3层为SENnet模块,对骨干网络最后一层进行Squeeze和Excitation 2个操作,以学习到不同通道的权重。最后为全连接层,将提取特征全连接为2048维向量,并融合位置特征后作为高斯过程回归模型的输入。

$$y(x) = \mathbf{h}(x)^T \boldsymbol{\beta} + \epsilon$$

$$(\boldsymbol{\beta} \sim N(\mathbf{w}, \sigma_w \mathbf{I}), \epsilon \sim N(0, \sigma^2)) \quad (2)$$

式中 $y(x)$ ——观测值(产量预测值)

$\mathbf{h}(x)$ ——SENnet加权后的CNN特征向量

$\boldsymbol{\beta}$ ——参数向量,服从均值为0、方差为 σ_w^2 的高斯先验

\mathbf{w} —— $\mathbf{h}(x)$ 的权重向量

σ_w ——超参数

\mathbf{I} ——主对角线为1的方阵

ϵ ——残差函数,服从均值为0、方差为 σ^2 的高斯分布

由于观测值 y 的绝对误差与 x 分布有关,即2个 x 距离越近, y 的绝对误差越小。所以引入高斯过程 $f(x)$ 替换了式(2)中的残差函数 ϵ 。不同于深度学习回归模型,该方法隐式地将输入特征映射到不同维度的空间,从而求解到模型最优权重,GPR方法直接对函数建模,可显式整合影像特征和空间位置特征,公式为

$$y(x) = \mathbf{h}(x)^T \boldsymbol{\beta} + f(x)$$

$$(f(x) \sim N(0, k(x, x'))) \quad (3)$$

式中 $f(x)$ ——核函数为 $k(x, x')$ 、零均值的高斯过程函数

核函数 $k(x, x')$ 采用径向基函数核,加入高斯噪声后,其公式为

$$k(x, x') = \sigma^2 \exp\left(\frac{-(g_{loc} - g'_{loc})^2}{2r_{loc}^2}\right) + \sigma_n^2 \delta_{g, g'} \quad (4)$$

式中 g_{loc}, g'_{loc} ——各县归一化后的中心经纬度

$\sigma_n^2 \delta_{g, g'}$ ——平均值为 g (各县中心经纬度均值)、方差为 g' (各县中心经纬度方差) 的高斯噪声

$r_{loc}, \sigma, \sigma_n$ ——超参数

经上述推导后, 整合影像特征和位置特征的 GPR 公式为

$$y(x) = \mathbf{h}(x)^T \boldsymbol{\beta} + \sigma^2 \exp\left(\frac{-(g_{loc} - g'_{loc})^2}{2r_{loc}^2}\right) + \sigma_n^2 \delta_{g, g'} \quad (\boldsymbol{\beta} \sim N(\mathbf{w}, \sigma_w \mathbf{I})) \quad (5)$$

为了使高斯过程回归拟合效果达到最优, 基于交叉验证, 采用网格搜索进行最优超参数值的搜索, 最终将 σ 设为 1, σ_w 为 0.01, σ_n 为 0.32, r_{loc} 为 0.5。

2.4 损失函数

在回归问题中, 损失函数常被用于描述模型真实值与预测值的接近程度, 常见的损失函数有 L1 损失和 L2 损失, 具体公式为

$$L_{1\text{loss}} = \sum_{i=1}^n |y_i - y_i^p| \quad (6)$$

$$L_{2\text{loss}} = \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^p)^2 \quad (7)$$

式中 n ——样本总数

y_i ——第 i 个样本的真实值

y_i^p ——第 i 个样本经高斯过程回归后的预测值

$L_{1\text{loss}}$ ——L1 损失 $L_{2\text{loss}}$ ——L2 损失

L1 损失表示真实值和预测值之间绝对误差的平均值。然而, 由于 L1 损失梯度不变, 即使损失很小, 梯度也非常大, 不利于模型收敛。所以本文采用梯度变化的 L2 损失作为损失函数, 以表示真实值和预测值之间的距离平方和。

2.5 评价指标

采用平均相对误差 (Mean relative error, MRE)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 作为评价指标, 以验证基于 CNN-S-GPR 模型准确性。

3 实验结果与分析

3.1 模型训练

通过对宁夏 16 个县 2010—2019 年 Modis 遥感影像、枸杞种植区域矢量图和枸杞产量统计数据进行处理、直方图降维、数据融合和维度转换后, 共获得 160 个数据样本。实验将 2010—2016 年共 112 个样本作为训练集, 2017—2018 年 32 个样本作为验证集, 2019 年 16 个样本作为测试集, 训练估产模

型, 训练集、验证集和测试集划分比例为 7:2:1。

本文实验环境为 Ubuntu 16.04.12 操作系统, 深度学习框架选用 Pytorch, 软件环境为 Python 3.6.10 和 Cuda 9.0, GPU 采用 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti。模型采用分批训练, 每个批次随机选择 26 个样本训练模型, 共训练 30 000 次, 并利用 Adam 优化器优化。学习率初始化为 0.001, 为防止模型因学习率较大导致跳过全局最优点的问题, 采用分段常数衰减策略降低学习率, 即当训练次数分别达到 4 000 和 15 000 时, 学习率降为原来的 10%。同时设置 patient 值, 当验证集损失累计 10 次未发生改变时, 提前终止训练。

训练效果如图 8 所示, 模型逐渐收敛, 直至迭代次数为 20 000 时, 训练集和测试集损失达到最小并趋于稳定。保存模型并在测试集上进行测试, 测试结果如图 9 所示, R^2 达到 0.91。同时采用直线回归拟合真实值与预测值间的关系, 直线斜率为 0.81, 接近于 1。由此可见, 经直方图降维和归一化处理后的光谱影像信息丢失较少, 且通过高斯过程回归将影像信息与位置信息整合后, 能够准确拟合枸杞高产量和低产量样本。

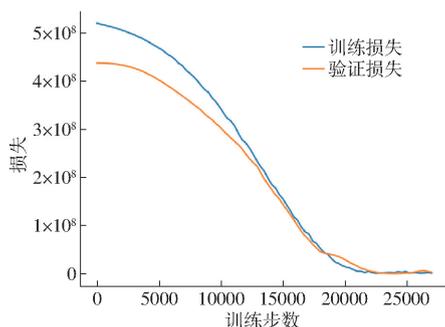


图 8 训练效果

Fig. 8 Training effect diagram

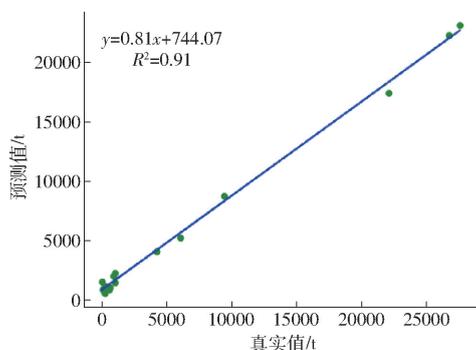


图 9 测试结果

Fig. 9 Test result graph

3.2 实验对比

3.2.1 消融实验

为了验证 SENet 模块和 GPR 方法对本文所提模型性能的提升效果, 在自建数据集上, 通过以下 3 个不同的模型进行消融实验: ①用 CNN (baseline)

表示原卷积神经网络模型。②用 CNN - SENet 表示在模型①中融合通道注意力后的网络。③用 CNN - S - GPR 表示在模型②中添加 GPR 后的网络,实验结果如表 3 所示。

表 3 消融实验结果

Tab. 3 Results of ablation experiments

模型	MRE/%	RMSE/t	R^2
CNN (baseline)	14.52	859.23	0.83
CNN - SENet	14.26	843.84	0.85
CNN - S - GPR	13.57	776.58	0.91

从表 3 可以看出,各个改进后的模型在性能上均有一定程度的提升。其中,仅融合通道注意力后的网络(CNN - SENet)与基线网络模型相比,在 MRE 和 RMSE 上分别下降了 0.26 个百分点和 15.39 t,且 R^2 达到 0.85,说明产量预测值中 85% 变异可由加权图像特征解释,通过通道注意力机制对 CNN 特征进行加权后,强调了有效信息,能更好地表征枸杞生长机理。融合了通道注意力和高斯过程回归后的网络(CNN - S - GPR),针对影像特征及枸杞种植位置特征进行整合,可避免因缺少空间位置信息产生的估产误差,MRE、RMSE 和 R^2 分别达到 13.57%、776.58 t 和 0.91,比其他 2 种方法效果更好。与 CNN - SENet 相比,MRE 和 RMSE 分别下降了 0.69 个百分点和 67.26 t, R^2 提升了 0.06;与基线模型相比,MRE 和 RMSE 分别下降了 0.95 个百分点和 82.65 t, R^2 提升了 0.08。由此验证了本文方法的有效性。

3.2.2 对比实验

为了使实验结论更具有准确性与说服力,将本文模型与 Lasso、岭回归(Ridge regression, RR)、SVR、DNN 和 LSTM 5 种近年来用于估产的主流回归模型进行对比。其中,Lasso、RR 和 SVR 为机器学习回归方法;DNN 和 LSTM 为深度学习回归方法,均有 3 个隐藏层和 256 个神经元。与高斯过程回归不同,对比的回归模型输入均采用手工特征,由高光谱影像感兴趣区域的平均 NDVI、EVI、地表温度、LAI 和 FPAR 值序列组成,共计 16 640 条数据。对比实验结果如表 4 所示。

由表 4 可知,本文方法在自建数据集上,MRE、RMSE 和 R^2 均优于近年来用于估产的主流回归方法。与表中对比机器学习回归方法不同,本文方法一方面运用时间序列融合方法融合了不同时相上的时间信息,另一方面采用 CNN 提取了 NDVI、EVI 等手工特征不具有的其他波段信息,使特征丰富度进一步增强,所以本文 R^2 高于其他方法。虽然 LSTM

表 4 对比实验结果

Tab. 4 Comparative experimental results

模型	MRE/%	RMSE/t	R^2
SVR	18.82	1 115.60	0.70
RR	15.38	911.68	0.77
Lasso	15.22	900.67	0.73
DNN	18.11	1 073.35	0.67
LSTM	14.01	829.06	0.82
CNN - S - GPR	13.57	776.58	0.91

也能很好地处理时间序列,但是忽略了空间位置对枸杞生长的影响,所以 GPR 方法在整合影像特征和空间位置特征后,MRE 和 RMSE 相对于 LSTM 下降了 0.44 个百分点和 52.48 t。总之,与上述所提方法相比,本文方法提升了枸杞估产的准确性。

3.3 各县估产准确性分析

为了更进一步评估 CNN - S - GPR 模型在各县区枸杞估产的准确性,对 2019 年宁夏 16 个县(县级市区)枸杞统计产量与预测产量进行比较,各县估产准确性分析如图 10 所示。误差较大的区域主要为灵武市、盐池县、大武口区 and 贺兰县,误差产生的原因可能是没有足量的一年一度枸杞种植区域矢量图,枸杞种植面积的年际变化性使得模型预测产量数据偏差较大;此外,灵武市、盐池县和大武口区种植面积过小且存在混合像元现象,CNN 所提取的枸杞生长信息过少,给模型准确预测带来了一定的困难。与之相反,模型在中宁县、同心县、沙坡头区等县表现优秀,统计产量曲线与预测产量曲线几乎重合。总之,CNN - S - GPR 模型在研究区的估产精度较高,可实现宁夏枸杞年际估产。

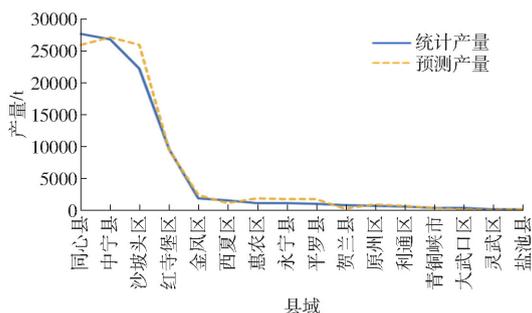


图 10 各县估产准确性分析

Fig. 10 Analysis chart of yield estimation accuracy by counties

4 结束语

提出的 CNN - S - GPR 高光谱影像年际作物估产模型,在 CNN 特征提取网络后融合通道注意力机制,表征不同通道的重要性,增强了枸杞生长机理性模拟,在此基础上,引入高斯过程回归方法,解决了小样本估产问题,同时整合影像特征和空间位置特

征,使估产特征更加丰富。与其他估产模型相比,该模型平均相对误差和均方根误差下降了0.44~0.95个百分点和52.48~82.65 t,且 R^2 达到0.91,验证了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] 王莺,巩垠熙. 遥感光谱技术在农作物估产中的应用研究进展[J]. 中国农学通报,2019,35(3):69-75.
- [2] 王鹏新,田惠仁,张悦,等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究综述[J]. 农业机械学报,2022,53(2):1-14. WANG Pengxin, TIAN Hui ren, ZHANG Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 1-14. (in Chinese)
- [3] AHMAD I, SINGH A, FAHAD M, et al. Remote sensing-based framework to predict and assess the interannual variability of maize yields in Pakistan using Landsat imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178:105732.
- [4] 黎锐,李存军,徐新刚,等. 基于支持向量回归(SVR)和多时相遥感数据的冬小麦估产[J]. 农业工程学报,2009,25(7):114-117. LI Rui, LI Cunjun, XU Xin'gang, et al. Winter wheat yield estimation based on support vector machine regression and multi-temporal remote sensing data[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(7):114-117. (in Chinese)
- [5] 张海洋,张瑶,李民赞,等. 基于BSO-SVR的香蕉遥感时序估产模型研究[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):98-107. ZHANG Haiyang, ZHANG Yao, LI Minzan, et al. BSO-SVR based remote sensing time-series yield estimation model for banana[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.):98-107. (in Chinese)
- [6] 杜文勇,何雄奎,SHAMAILA Z,等. 冬小麦生物量和产量的AquaCrop模型预测[J]. 农业机械学报,2011,42(4):174-178,183. DU Wenyong, HE Xiongkui, SHAMAILA Z, et al. Yield and biomass prediction testing of AquaCrop model for winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(4):174-178,183. (in Chinese)
- [7] JIN X, LI Z, FENG H, et al. Estimation of maize yield by assimilating biomass and canopy cover derived from hyperspectral data into the AquaCrop model[J]. Agricultural Water Management, 2020, 227: 105846.
- [8] LI Ying, CHEN Huailiang, TIAN Hongwei, et al. Estimation of winter wheat yield based on coupling remote sensing information and WheatSM model[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(7):2258-2264.
- [9] BAI T, TAO W, ZHANG N, et al. Growth simulation and yield prediction for perennial jujube fruit tree by integrating age into the WOFOST model[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2020, 19(3): 721-734.
- [10] 余新华,赵维清,朱再春,等. 基于遥感和作物生长模型的多尺度冬小麦估产研究[J]. 光谱学与光谱分析,2021,41(7):2205-2211. YU Xinhua, ZHAO Weiqing, ZHU Zaichun, et al. Research in crop yield estimation models on different scales based on remote sensing and crop growth model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7):2205-2211. (in Chinese)
- [11] 高云. 基于OCO-2日光诱导叶绿素荧光遥感数据的区域作物估产研究[D]. 南京:南京大学,2020. GAO Yun. The ability of OCO-2 sun-induced chlorophyll fluorescence data to estimate regional crop yield[D]. Nanjing: Nanjing University, 2020. (in Chinese)
- [12] JIANG Hao, HU Hao, ZHONG Renhai, et al. A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial data for corn yield estimation: a case study of the US Corn Belt at the county level[J]. Global Change Biology, 2020, 26(3): 1754-1766.
- [13] ALIBABAEI K, GASPAR P D, LIMA Tânia M. Crop yield estimation using deep learning based on climate big data and irrigation scheduling[J]. Energies, 2021, 14(11):1-21.
- [14] 周亮,慕号伟,马海姣,等. 基于卷积神经网络的中国北方冬小麦遥感估产[J]. 农业工程学报,2019,35(15):119-128. ZHOU Liang, MU Haowei, MA Haijiao, et al. Remote sensing estimation on yield of winter wheat in north China based on convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(15): 119-128. (in Chinese)
- [15] KHAKI S, PHAM H, WANG L. YieldNet: a convolutional neural network for simultaneous corn and soybean yield prediction based on remote sensing data[J]. arXiv:10.1101/2020.12.05.413203,2020.
- [16] 李琪. 宁夏枸杞科技创新与品牌产业扶贫之路侧记(一)[J]. 科技创新与品牌,2019(8):44-47. LI Qi. Ningxia wolfberry science and technology innovation and brand industry side notes on poverty alleviation (1)[J]. Sci-Tech Innovations and Brands, 2019(8): 44-47. (in Chinese)
- [17] SHAMMI S A, MENG Qingmin. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling[J]. Ecological Indicators, 2021, 121(14):107124.
- [18] LOUIS K, NATHANIEL N, ANDREW D, et al. Assessing the performance of MODIS NDVI and EVI for seasonal crop yield forecasting at the ecodistrict scale[J]. Remote Sensing, 2014, 6(10): 10193-10214.
- [19] 程涛,孙文超,徐宗学,等. 基于MODIS遥感反演冠层温度在东北地区的应用[J]. 中国农村水利水电,2017(8):9-13,18. CHENG Tao, SUN Wenchao, XU Zongxue, et al. Monitoring crop condition in northeast China by using canopy temperature derived from MODIS remote sensing data[J]. China Rural Water Resources and Hydropower, 2017(8):9-13,18. (in Chinese)
- [20] 吴炳方,曾源,黄进良. 遥感提取植物生理参数LAI/FPAR的研究进展与应用[J]. 地球科学进展,2004(4):585-590. WU Bingfang, ZENG Yuan, HUANG Jinliang. Overview of LAI/FPAR retrieval from sensed data[J]. Advances in Earth Science, 2004(4):585-590. (in Chinese)
- [21] 杨浩,马建红. 正则化参数求解方法研究[J]. 计算机测量与控制,2017,25(8):226-229. YANG Hao, MA Jianhong. Research on method of regularization parameter solution[J]. Computer Measurement and Control, 2017, 25(8): 226-229. (in Chinese)
- [22] 李长春,李亚聪,王艺琳,等. 基于小波能量系数和叶面积指数的冬小麦生物量估算[J]. 农业机械学报,2021,52(12):191-200. LI Changchun, LI Yacong, WANG Yilin, et al. Winter wheat biomass estimation based on wavelet energy coefficient and leaf area index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12):191-200. (in Chinese)