

基于光照度的农田蒸散量估算方法研究

苏宝峰^{1,2} 张旭东^{1,2} 米志文^{1,2} 杜鹤娟³

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100;
3. 西藏民族大学信息工程学院, 咸阳 712089)

摘要: 针对实际蒸散量 (Actual evapotranspiration, ETa) 估算过程中太阳辐射测量设备昂贵、难以大量布署安装, 以及单元机器学习回归算法精度低、泛化性能差的问题, 提出了一种基于光照度的集成算法。首先, 将光照度作为模型的输入量代替太阳辐射, 提出了基于光照度的晴朗指数; 提出了以极端梯度提升模型 (Extreme gradient boosting, XGBoost)、分布式梯度提升框架 (Light gradient boosting machine, LightGBM)、随机森林回归 (Random forest regression, RFR)、支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 为基础模型的实际蒸散量估算集成算法。结果表明: 在农田实际蒸散量的估算中光照度可以替代太阳辐射, 通过单元模型和集成模型分别对比基于光照度和太阳辐射的 ETa 估算结果, 两者最大均方根误差 (RMSE) 差值为 0.031 mm/h, 决定系数 (R^2) 的最大差值为 0.053。晴朗指数有助于模型更好地学习不同天气条件下的蒸散量数据分布特征, 与未添加晴朗指数的集成模型估算结果相比, RMSE 降低了 0.028 mm/h, R^2 提高了 0.03。采用集成算法比单元模型算法性能有明显提升, 基于光照度的集成模型 RMSE 为 0.037 mm/h、 R^2 为 0.985。本文从估算蒸散量所需的数据源、特征量以及估算算法等多个角度进行了探索, 为农田蒸散量的估算提供了一种新思路。

关键词: 蒸散量估算; 光照度; 晴朗指数; 集成算法

中图分类号: S271; P426.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)04-0285-08 OSID: 

Forecasting Method of Hay Evapotranspiration Based on Illuminance

SU Baofeng^{1,2} ZHANG Xudong^{1,2} MI Zhiwen^{1,2} DU Hejuan³

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. College of Information Engineering, Tibet Nationality University, Xianyang 712089, China)

Abstract: For evapotranspiration (ETa) estimation, the solar radiation measurement equipment is expensive, it is hardly to deploy a large number of measurements, and the unit regression algorithm has low accuracy and poor generalization performance. An integrated algorithm based on illuminance was proposed to estimate ETa. Firstly, the illuminance instead of solar radiation was used as the input of the model, and a sunny index based on illuminance was proposed to improve the estimation effect. Secondly, an integrated algorithm that fused extreme gradient boosting model (XGBoost), light gradient boosting machine (LightGBM), random forest regression (RFR), support vector regression (SVR) was used to estimate the farmland actual evapotranspiration. The results showed that the illuminance could replace the solar radiation in the estimation of the actual evapotranspiration of farmland. The unit model and the integrated model were used to compare the ETa estimation results based on the illuminance and solar radiation, respectively. The maximum difference of root mean square error (RMSE) between the two methods was 0.031 mm/h. The maximum difference of determination coefficient (R^2) was 0.053. The sunny index helped the model better learn the distribution characteristics of evapotranspiration data under different weather conditions. Compared with the estimation result of the integrated model without adding sunny index, the RMSE was reduced by 0.028 mm/h, and R^2 was increased by 0.03. The performance of the integrated algorithm was significantly improved than that of the unit model algorithm. The optimal RMSE was 0.037 mm/h and R^2 was 0.985. The research explored the data sources, characteristic

quantities and estimation algorithms required for estimating evapotranspiration, and provided a new idea for estimating farmland evapotranspiration.

Key words: estimation of evapotranspiration; illuminance; sunny index; integrated algorithm

0 引言

蒸散量(ET)的精确估算对了解作物需水、指导灌溉起到关键作用,对揭示区域性农业气候特征和生态环境差异也具有重要作用^[1-7]。

目前,在蒸散量估算研究中,既要降低对辐射数据的依赖,又要提高蒸散量的估算精度^[8-12]。例如基于温度的哈格里夫斯(Hargreaves-Samani, H-S)模型,其主要数据为空气温度,但在实际应用中常需地域校准或引进辐射数据^[13-14]。贾悦等^[15]将辐射因子引入H-S模型中,提高了模型的稳定性。ZAHRA等^[16]将基于温度法的简化模型和基于辐射法的简化模型进行对比,解释了不同类型模型的适应性问题。然而,测量太阳辐射的辐射计成本很高^[17-18],全球的辐射监测站点远少于气象监测站点^[19-23],无法在农业实际应用中大范围安装和布署。

光照度反映太阳辐射中可见光波段的光强度,光照度传感器用于测量光照的明暗程度,虽然无法直接测量不可见光波段的光强度,但在太阳辐射的全波段中可见光与不可见光波段的能量比例较稳定,因此通过光照度表述太阳的辐射作用,从而进行蒸散量的估算尚有待探索。

机器学习回归算法是影响蒸散量估算精度的一个重要因素。现阶段,多采用单元机器学习回归算法^[24-26]。冯禹等^[27]构建了基于遗传算法优化的误差反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)蒸散量预测模型,改善了局部最优解现象,但尚未表明单一模型的稳定性。HOSSEIN等^[28]利用自适应神经模糊系统(Adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)精准拟合非线性关系的特性,将其用于ET与气象数据的非线性拟合,其模拟精度高于常规的公式法。WALLS等^[29]以波文比仪器的观测值作为数据源,采用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)预测蒸散量,有效地预测了逐时级的蒸散量。

集成算法可解决单元机器学习模型性能精度低、泛化性能差的问题。SUN等^[30]采用融合了BPNN、广义回归神经网络(Generalized regression neural network, GRNN)、极限学习机(Extreme learning machine, ELM)和SVR的集成学习算法,进行PM2.5逐时预测,提高了模型的预测精度。集成

算法在短期光伏发电预测、生物质热解等领域也表现出稳定、高效的模型性能^[31-32]。因此,有必要研究集成学习算法在蒸散量估算中的适用性。

本文将涡度相关系统观测的实际蒸散量作为被预测量,采用光照度代替太阳辐射,提出晴朗指数,构建融合极端梯度提升模型(XGBoost)、分布式梯度提升框架(LightGBM)、支持向量回归(SVR)、随机森林回归(RFR)的多元集成实际蒸散量(ETa)估算模型,并与XGBoost、LightGBM、SVM、RFR算法进行比较,为简化蒸散量估算以及在农业实际中应用和推广蒸散量提供科学依据。

1 材料和方法

1.1 试验区概况

试验区位于陕西省中国旱区节水农业研究院的玉米种植试验田(34°17'58.47"N, 108°4'2.93"E, 海拔525 m),年均蒸发量1 500 mm。试验期间田间种植夏玉米,试验区地形开阔,附近多为农田,涡度相关系统位于农田中央。

1.2 数据获取和处理

1.2.1 气象数据和蒸散量数据获取

在夏玉米轮作旱田安装涡度相关系统(Open path eddy covariance, OPEC)。图1为涡度相关系统和光照度记录仪。该系统主要组成部分为:CAST3A型三维超声风速仪、LI75600A型开路CO₂/H₂O分析仪、CR1000型数据采集器、HMP-60型空气温湿度探头、LI200SZ型辐射量表和HFP01SC型热通量板等^[8]。



图1 涡度相关系统和光照度记录仪

Fig.1 Open path eddy covariance and illuminance recorder

涡度相关系统获取空气温度、空气湿度、净辐射和实际蒸散量数据;光照度记录仪安装在固定辐射传感器的横臂上,型号为MAX44009,量程为0~200 000 lx,用于记录与涡度相关系统对应采集时间

的光照度。两个设备的数据同时采集和记录,数据每 30 min 同步记录 1 次。记录 2019 年 6 月 22 日—9 月 22 日共计 3 648 组数据。

1.2.2 晴朗指数

在蒸散量数据集中提出晴朗指数描述不同天气类型下逐时蒸散量分布特征。影响蒸散量的主要气象因子有太阳辐射和空气温度^[33]。目前蒸散量的估算研究直接用气象数据作为数据源,在进行蒸散量逐时估算研究中,作为同一天的气象数据时存在当日太阳辐射分布差异较大导致蒸散量的分布差异较大。不同天气类型条件下蒸散量的变化趋势具有很明显的特征差异。而模型的输入特征中并无对天气类型的描述,减弱了模型的估算效果。为此提出基于光照度数据的晴朗指数。将每日的光照度均值作为当日的晴朗指数,其计算公式为

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

式中 n ——当日光照度数据点个数

S ——晴朗指数

X_i ——第 i 个数据点光照度, lx

1.3 蒸散量估算算法

在蒸散量的估算研究中,核心问题在于准确描述气象因子与蒸散量之间的非线性关系。集成算法是最近发展起来的,可解决单元模型性能精度低、稳定性差的问题。然而,蒸散量估算多通过 XGBoost、LightGBM、SVM 回归、RFR 回归等单元回归算法实现,还未采用多种单元模型组合的集成算法。为此本研究基于以上 4 种单元模型构建集成学习算法,探索集成算法在蒸散量估算问题中的模型性能。

1.3.1 单元模型

XGBoost 是一种梯度增强回归树的改进算法。与 LightGBM 算法相比,XGBoost 采用 Pre-sorting 算法^[34],能够根据数据特征准确找到分裂点,提高模型的精度,在数据挖掘比赛中使用广泛。LightGBM 算法是一种新的梯度提升框架。对比 XGBoost 算法,LightGBM 采用 Leaf-Wise 生长策略,提高了模型的训练效率,同时,增加了最大深度限制,在保证高效率的同时防止过拟合问题的出现。RFR 是决策树算法之一,主要用来解决回归问题,RFR 在决策树的训练过程中引入了随机数据选取和随机特征选择,使得模型更具有鲁棒性。SVR 是支持向量机(Support vector machine, SVM)中的一个重要的应用分支。其通过引入惩罚因子提高了模型的泛化性能。同时,引入的多种核函数可以灵活地解决各种非线性回归问题。

1.3.2 集成算法

集成算法是目前机器学习领域研究中的热门方向。集成学习通过组合多种弱学习器得到一个预测效果比较好的强学习器。在数据不充分时,集成学习采用 bootstrap 进行数据抽样,得到多个数据集,分别进行训练后再组合。在弱学习器的选择中集成学习遵循“好而不同”的原则,即弱学习器间拥有各自的优点。如图 2 所示,集成算法的主要思想是训练模型来学习使用底层学习器的预测结果,其中基础学习器在所有数据集上生成预测结果,次学习器会基于基础学习器的预测结果进行再训练进而提高模型的精度。

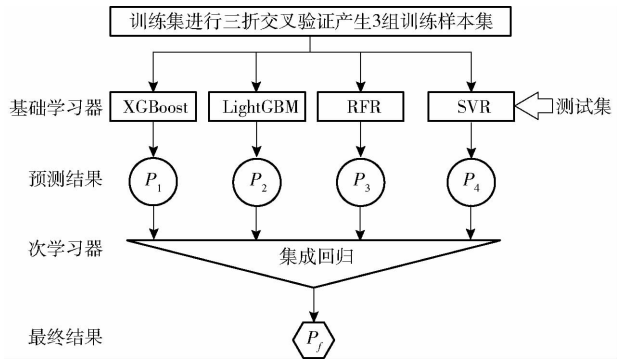


图 2 集成算法框架

Fig. 2 Integrated algorithm framework

蒸散量估算的集成算法的训练过程如下:首先在数据处理阶段将空气温度、空气湿度、饱和水汽压差和光照度作为特征向量,实测蒸散量作为目标量建立训练集和测试集。如图 3 所示,训练集经过三折交叉验证产生 3 组训练样本集,分别将其中的 2 组用于基础学习器训练,1 组作为验证集进行预测。这样对于每一个基础学习器均可得到 3 组预测结果和 3 个模型,将 3 组预测结果进行合并记为 A1。同时,将测试集分别代入 3 个模型进行预测,将 3 组预测结果进行加权平均和整合记为 B1。对于 XGBoost、LightGBM、RFR 以及 SVR 4 种基础学习器会产生对应的 A1、A2、A3、A4 和 B1、B2、B3、B4 4 对数据集。其中,A1 ~ A4 分别包含了 4 个基础学习器的模型特征,将 A1 ~ A4 合并作为次学习器的训练集,B1 ~ B4 合并作为次学习器的测试集。次学习器将每个基础学习器的预测结果作为特征进行学习训练,即给基础学习器的预测结果赋予权重,来使最后的蒸散量估算更为准确。

1.3.3 模型的超参数寻优算法

在通过机器学习算法建立气象因子与蒸散量的非线性关系中,模型超参数的最优选择直接决定了算法的性能。随机搜索和网格搜索是常用的两种超参数优化方法。随机搜索能快速地缩小超参数的范

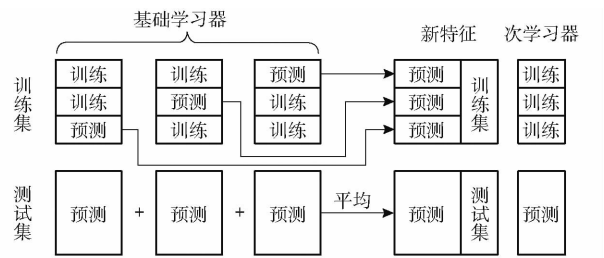


图 3 集成算法数据集

Fig. 3 Integrated algorithm data

围,而网格搜索较随机搜索能更精确确定超参数的数值。本研究中,首先采用随机搜索快速确定超参数的大致范围,再通过网格寻优精确确定超参数的最优组合。同时通过交叉验证提高模型的泛化性能。XGBoost、LightGBM、SVR、RFR 4 种模型的主要超参数如表 1 所示。

表 1 单元模型超参数

Tab.1 Element model hyperparameters

预测模型	超参数
XGBoost	学习率、最大深度、子节点所需的样本权重、
	叶节点最小损失下降阈值
LightGBM	学习率、叶节点数、最大深度
SVR	学习率、惩罚系数、核函数
RFR	学习率、森林中树的数量、整体特征数目

1.4 精度验证

通过均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R^2) 验证数据的可靠性,分别分析不同蒸散量模型和晴朗指数校正的结果。RMSE 越小, R^2 越接近 1,说明模型的精度越高,预测性能好。

2 结果与分析

涡度相关系统记录的原始通量数据经过 Eddypro 软件处理,得到实际蒸散量数据作为数据集的被预测量。涡度相关系统采集的空气温度、空气湿度、太阳辐射以及光照度记录仪采集的光照度数据和引入的晴朗指数作为预测量。其中,太阳辐射和光照度用来描述太阳光照强弱,作为预测量输入 XGBoost、LightGBM、RFR、SVR 4 种单元模型和集成模型,用于验证光照度代替太阳辐射估算蒸散量的可行性。本文首先通过相关性分析以及回归建模验证光照度代替太阳辐射的可行性,其次基于光照度采用集成算法建立实际蒸散量估算模型,最后,在基于光照度的气象数据中引入晴朗指数,分析晴朗指数在蒸散估算中的作用。

2.1 光照度与太阳辐射相关性分析

在进行光照度与太阳辐射以及空气温度与太阳辐射的相关性分析中,同时采用 Pearson 相关系数和

Spearman 相关系数。Pearson 相关系数受限于数据的分布情况,而 Spearman 相关系数是一种与分布无关的检验方法。同时采用以上两种检验方法更能反映实际的相关情况。光照度与太阳辐射在 Pearson 和 Spearman 相关性分析中,相关系数分别为 0.967 7、0.891 4,表明光照度与太阳辐射的相关性极高。空气温度与太阳辐射的相关性较低,但也有一定的相关性特征,相关系数分别为 0.627 1、0.579 6。以上分析表明了通过光照度、空气温度代替太阳辐射的可行性。采用了线性回归、回归树、支持向量机以及高斯回归建立光照度预测太阳净辐射的模型,结果如表 2 所示,通过 4 种回归算法建立光照度、空气温度与太阳辐射回归模型的 R^2 均为 0.94,初步验证了通过机器学习算法太阳辐射可被光照度替代。

表 2 太阳辐射回归模型

Tab.2 Solar radiation regression model

评价指标	线性回归	回归树	支持向量机	高斯回归
R^2	0.94	0.94	0.94	0.94
RMSE/($W \cdot m^{-2}$)	51.802	53.659	50.750	50.690

2.2 基于光照度的蒸散量估算

首先,建立空气温度、空气湿度、饱和水汽压差、光照度与蒸散量之间的非线性关系。随机选取数据集集中的 80% 作为训练集,20% 作为测试集。通过网格搜索和随机搜索组合的超参数寻优方法,确定各个单元模型的超参数。训练集共 2 918 组,测试集共 730 组,验证不同模型的预测能力。用测试集分别验证 XGBoost、LightGBM、RFR、SVR 4 种单元模型的预测性能,将 4 个单元模型的预测结果作为集成模型的输入特征向量进行回归,建立基于光照度的蒸散量估算模型。

图 4 为基于光照度的 4 种单元模型和集成模型的蒸散量估算结果,XGBoost、LightGBM、RFR、集成模型的 R^2 在 0.9 以上,其中集成模型的拟合效果最好, R^2 为 0.955,集成模型的 RMSE 最小,为 0.065 mm/h。表明光照度在蒸散量预测中效果良好,也初步表明集成算法的性能优于 4 种单元模型。

由图 5 可知,通过空气温度、空气湿度、饱和水汽压差和太阳辐射作为输入预测蒸散量,LightGBM、集成模型 R^2 在 0.9 以上,最优 R^2 为 0.905, RMSE 最小为 0.094 mm/h。表明太阳辐射在蒸散量预测中同样具有良好的预测效果。

表 3 为分别通过光照度和太阳辐射估算蒸散量的模型结果对比,模型精度差异较小, R^2 最大差值为 0.053, RMSE 最大差值为 0.031 mm/h,尤其是在 SVR 模型中, RMSE 与 R^2 的差异最小。太阳辐射和

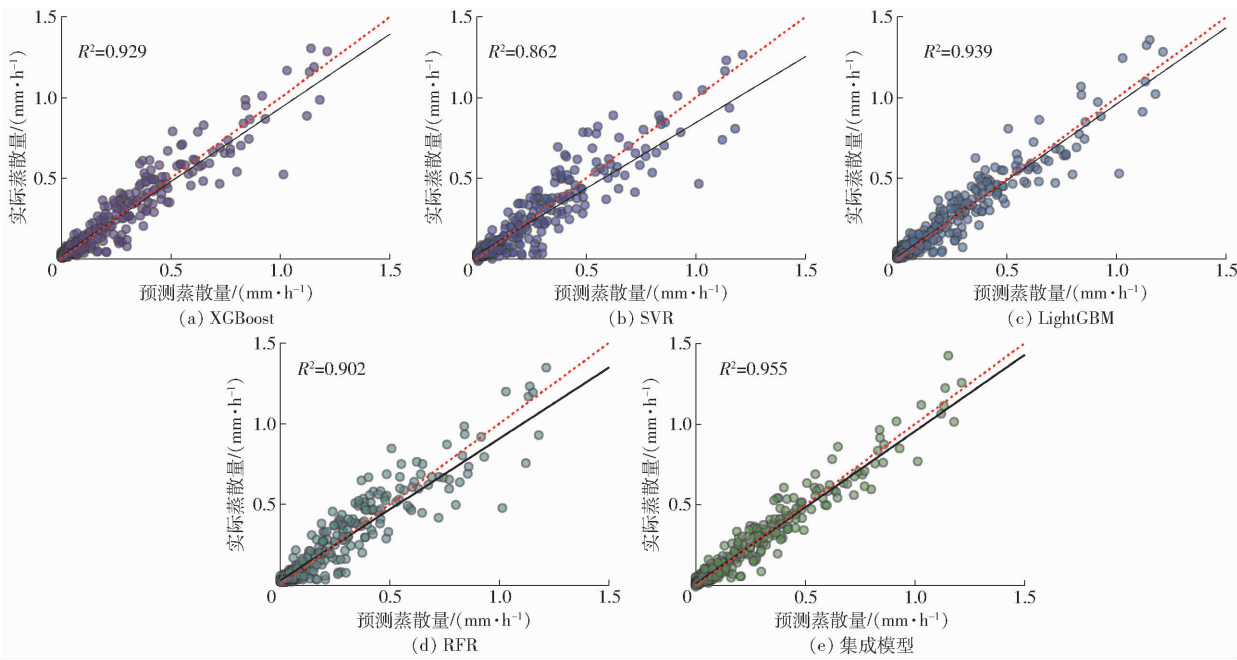


图4 基于光照度估算蒸散量的拟合结果

Fig. 4 Fitting results for estimating evapotranspiration based on illuminance

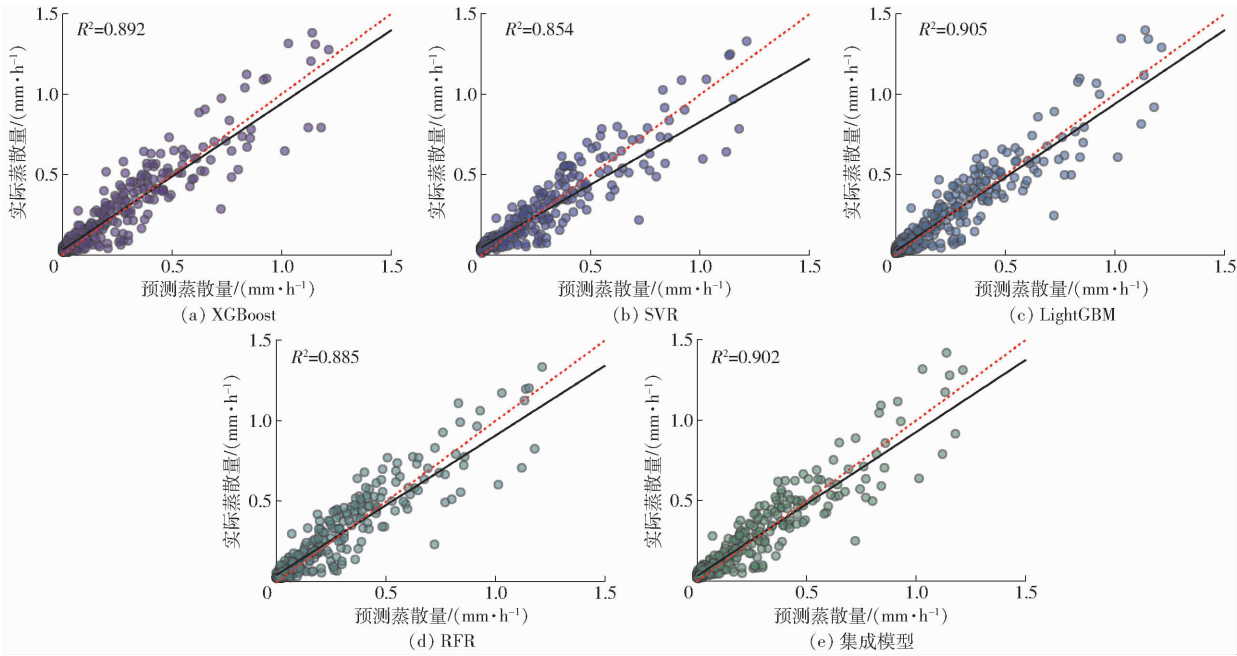


图5 基于太阳辐射估算蒸散量的拟合结果

Fig. 5 Fitting results for estimating evapotranspiration based on solar radiation

表3 光照度与太阳辐射估算蒸散量模型比较
Tab.3 Comparison of illuminance and solar radiation estimation evapotranspiration models

模型	R²		RMSE/(mm·h ⁻¹)	
	光照度	太阳辐射	光照度	太阳辐射
XGBoost	0.929	0.892	0.081	0.102
LightGBM	0.939	0.905	0.075	0.094
SVR	0.862	0.854	0.115	0.119
RFR	0.902	0.885	0.096	0.104
集成模型	0.955	0.902	0.065	0.096

代太阳辐射作为预测蒸散量的辐射类数据的可靠性。其次,从训练算法角度进行分析评价,集成模型的整体性能优于单元模型。从基于光照度的蒸散量模型对比中可以发现,集成模型的 R^2 与 RMSE 均优于单元模型。同样,基于太阳辐射的蒸散量模型中也能得出相同的结论。表明集成模型在解决蒸散量非线性问题时具有优势。

2.3 晴朗指数对蒸散量估算精度的影响

不同天气条件下蒸散量的变化趋势具有很明显的差异。如图6所示,为了更加直观说明天气类型

光照度预测蒸散量的性能很接近,证明了光照度替

和蒸散量间的关系,将每日的逐时级实际蒸散量和光照度数据进行对比分析。以7月1日的蒸散量分布和光照度分布为例,7月1日的光照度分布与前一天差异较大时,其蒸散量分布也存在较大差异。这说明了在进行当日逐时级实际蒸散量估算中,当

日的光照度分布情况对逐时级的蒸散量有较大影响。同理,在数据集中的其他日期也基本符合上述特征,而在2.2节部分模型的输入特征数据中并无对光照度分布的描述,降低了模型的预测效果。为此,在蒸散量的预测数据集中引入晴朗指数,作为逐

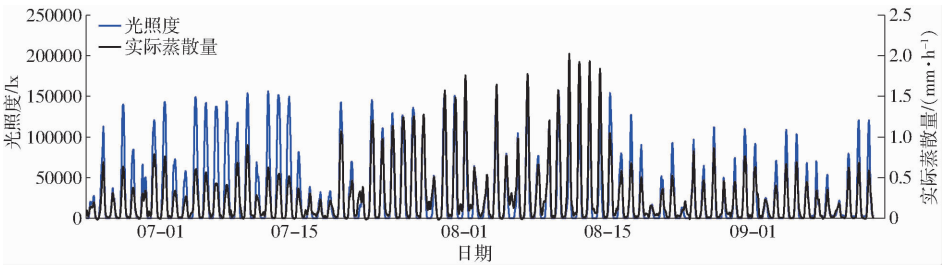


图6 光照度与实际蒸散量逐日分布曲线

Fig. 6 Daily distribution curve of illuminance and actual evapotranspiration

时级蒸散量估算的惩罚因子。
在引入晴朗指数后,4种单元模型和集成模型的训练结果如图7所示。5种模型的一致性优于不引入晴朗指数的结果。如表4所示,引入晴朗指数

后,单元模型 XGBoost、LightGBM、RFR、SVR 和集成模型的 R^2 和 RMSE 均具有显著提升,其中 RMSE 最大降低了 0.028 mm/h,最优值为 0.037 mm/h。 R^2 最大提高了 0.03,最优值为 0.985。

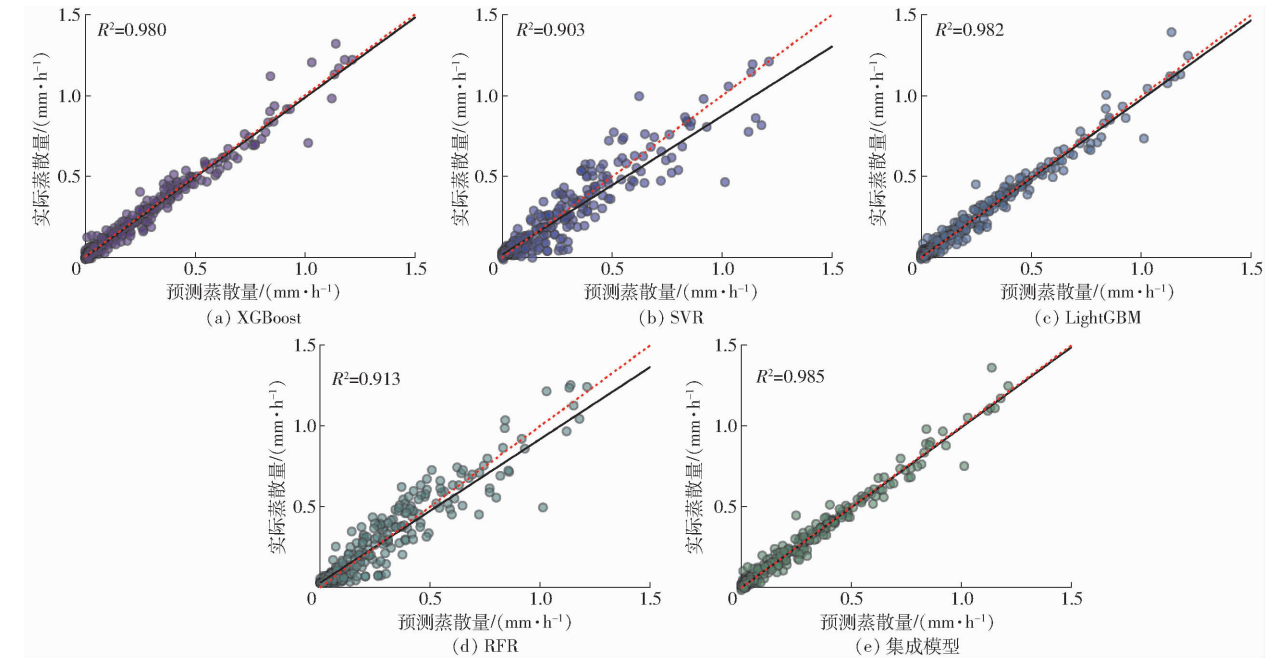


图7 引入晴朗指数的预测蒸散量

Fig. 7 Prediction results of evapotranspiration by introducing into sunny index

表4 晴朗指数对蒸散量预测模型的影响				
Tab.4 Influence of sunny index on evapotranspiration prediction model				
模型	R^2		RMSE/(mm·h ⁻¹)	
	原始数据	引入晴朗指数	原始数据	引入晴朗指数
XGBoost	0.929	0.980	0.081	0.043
LightGBM	0.939	0.982	0.075	0.041
SVR	0.862	0.903	0.115	0.096
RFR	0.902	0.913	0.096	0.090
集成模型	0.955	0.985	0.065	0.037

为了进一步验证引入晴朗指数后通过光照度预测蒸散量的效果以及集成模型在进行蒸散量预测的优势,采用太阳辐射、晴朗指数和基础气象因子作为数据集,通过4种单元模型和集成模型进行蒸散量预测建模并与基于光照度的模型进行对比。
表5为引入晴朗指数后光照度与太阳辐射预测蒸散量的模型结果对比。结果表明:光照度在蒸散量的预测中可代替净辐射参数。晴朗指数对预测逐时级的实际蒸散量有较大的特征贡献,提高了预测模型的精度。集成模型的预测能力在蒸散量预测中

表 5 引入晴朗指数后光照度与太阳辐射预测蒸散量模型对比

Tab.5 Comparison between illuminance and solar radiation prediction evapotranspiration model after introducing sunny weather index

模型	R^2		RMSE/(mm·h ⁻¹)	
	净辐射	光照度	净辐射	光照度
XGBoost	0.971	0.980	0.052	0.043
LightGBM	0.978	0.982	0.045	0.041
SVR	0.885	0.903	0.106	0.096
RFR	0.890	0.913	0.102	0.090
集成模型	0.984	0.985	0.040	0.037

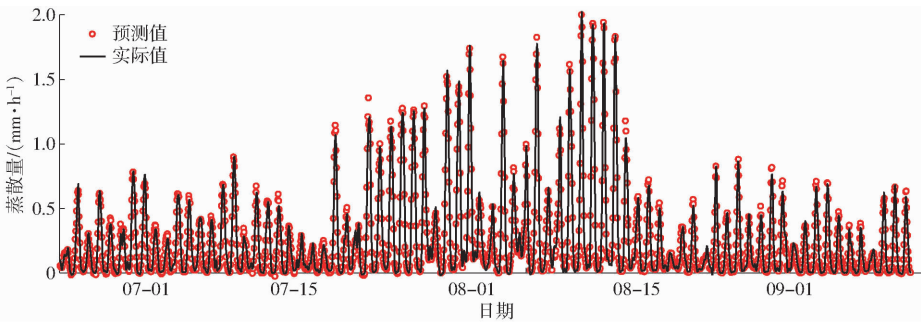


图 8 蒸散量实际值与预测值散点图

Fig.8 Scatter plot of actual and predicted evapotranspiration

回归模型和基于这 4 种单元模型的集成模型在蒸散量估算中的精度和稳定性。

(2)提出了基于光照度的晴朗指数,晴朗指数有助于表述当日逐时光照度分布差异较大时其逐时蒸散量也存在较大差异这一数据特征,晴天、多云以及阴天等不同天气条件下蒸散量的变化具有明显的特征差异,原始气象数据中并无对天气类型的描述,因此降低了模型的预测效果,而晴朗指数作为短期逐时级实际蒸散量预测的惩罚因子解决了此问

优于单元模型。基于光照度数据,引入晴朗指数后的数据集成模型预测效果如图 8 所示,从图中可以看出,基于光照度的集成模型在不同天气晴朗条件下均能很好地表达蒸散量的气象特征,提高了蒸散量的预测精度。 R^2 和 RMSE 分别为 0.985 和 0.037 mm/h,能较好地对实际蒸散量进行预测。

3 结论

(1)建立了基于光照度的蒸散量估算方法,分析了光照度代替太阳辐射的可行性,对比了 XGBoost、LightGBM、RFR 和 SVR 4 种单元机器学习

题,提高了蒸散量的估算精度。

(3)通过光照度代替太阳辐射的可行性分析可以得出,光照度能很好地代替太阳辐射来表述太阳对农田的辐射作用。光照度传感器使用比较普及,从而降低了农田蒸散量的仪器测量成本。相较于单元模型,集成算法更适合进行蒸散量的估算,集成算法通过次学习器对基础学习器的 4 种单元回归算法特征进行了权值分配,提高了模型的整体精度和稳定性。

参 考 文 献

[1] JUNG M, REICHSTEIN M, CIAIS P, et al. Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply[J]. Nature, 2010, 467(7318): 951–954.

[2] 贾志军, 姬兴杰. 三江平原稻田蒸散量模拟研究[J]. 中国农业气象, 2014, 35(4): 380–388.

JIA Zhijun, JI Xingjie. Simulation of paddy field evapotranspiration in Sanjiang Plain[J]. Chinese Agricultural Meteorology, 2014, 35(4): 380–388. (in Chinese)

[3] 冯禹, 崔宁博, 龚道枝, 等. 基于极限学习机的参考作物蒸散量预测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊 1): 153–160.

FENG Yu, CUI Ningbo, GONG Daozhi, et al. Reference crop evapotranspiration prediction model based on extreme learning machine[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Sup. 1): 153–160. (in Chinese)

[4] OZGUR K, MEYSAM A. Modelling reference evapotranspiration using a new wavelet conjunction heuristic method: wavelet extreme learning machine vs wavelet neural networks[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 263: 41–48.

[5] DOLEZAL F, HERNANDEZ-GOMIS R, MATULA S, et al. Actual evapotranspiration of unirrigated grass in a smart field lysimeter[J]. Vadose Zone Journal, 2018, 17(1): 1–13.

[6] YASSIN M A, ALAZBZ A A, MATTAR M A. Artificial neural networks versus gene expression programming for estimating reference evapotranspiration in arid climate[J]. Agricultural Water Management, 2016, 163: 110–124.

[7] GAVILAN P, BERENGENA J, ALLEN R G. Measuring versus estimating net radiation and soil heat flux: impact on Penman–Monteith reference ET estimates in semiarid regions[J]. Agricultural Water Management, 2007, 89(3): 275–286.

[8] 王佩, 马琪顺, 王家琪, 等. 温带草地蒸散发及波文比观测与比较: 涡动相关及波文比系统[J]. 草地学报, 2017, 25(3): 453–459.

WANG Pei, MA Qishun, WANG Jiaqi, et al. Observation and comparison of evapotranspiration and bowen ratio in temperate

- grassland: eddy correlation and bowen ratio system[J]. *Acta Prata Sinica*, 2017, 25(3): 453–459. (in Chinese)
- [9] 彭世彰, 刘明, 杨士红, 等. 田块和小区尺度下节水灌溉稻田腾发量差异分析[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(14): 87–95. PENG Shizhang, LIU Ming, YANG Shihong, et al. Analysis of the difference in evapotranspiration of water-saving irrigation paddy field at the field and plot scale[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(14): 87–95. (in Chinese)
- [10] 符娜, 宋孝玉, 夏露, 等. 云南省不同生态水文分区参考作物蒸散量算法适用性评价[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(5): 208–217. FU Na, SONG Xiaoyu, XIA Lu, et al. Applicability evaluation of reference crop evapotranspiration algorithms for different ecological hydrological zones in Yunnan Province[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(5): 208–217. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170526&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.026. (in Chinese)
- [11] TOMO' OMI K, TAKU M S, YOSHINOBU S, et al. Annual water balance and seasonality of evapotranspiration in a bornean tropical rainforest[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2004, 128(1): 81–92.
- [12] VANBAVEL C H M. Potential evaporation: the combination concept and its experimental verification[J]. *Water Resources Research*, 1966, 2(3): 455–467.
- [13] IRMAK S, IRMAK A, ALLEN R G, et al. Solar and net radiation-based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2003, 129(5): 336–347.
- [14] 严坤, 王玉宽, 徐佩, 等. 岷江源区 Hargreaves 法适用性与未来参考作物蒸散量预测[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 273–281. YAN Kun, WANG Yukuan, XU Pei, et al. Applicability of Hargreaves method in Minjiang Source Region and forecast of reference crop evapotranspiration in the future[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 273–281. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180431&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.031. (in Chinese)
- [15] 贾悦, 崔宁博, 魏新平, 等. 考虑辐射改进 Hargreaves 模型计算川中丘陵区参考作物蒸散量[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 152–160. JIA Yue, CUI Ningbo, WEI Xinping, et al. Considering radiation improvement Hargreaves model to calculate reference crop evapotranspiration in the hilly area of central Sichuan[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(21): 152–160. (in Chinese)
- [16] ZAHRA S A, SEYED F S. Evaluating of eight evapotranspiration estimation methods in arid regions of Iran[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 239: 106243.
- [17] GHIMIRE S, DEO R C, DOWNS N J, et al. Global solar radiation prediction by ANN integrated with european centre for medium range weather forecast fields in solar rich cities of queensland australia[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 216: 288–310.
- [18] KING D L, MYERS D R. Silicon-photodiode pyranometers: operational characteristics, historical experiences, and new calibration procedures[C]//Conference Record of the 26th IEEE Photovoltaic Specialists Conference. IEEE, 1997: 1285–1288.
- [19] ABDULLAH S S, MALEK M A, ABDULLAH N S, et al. Extreme learning machines: a new approach for prediction of reference evapotranspiration[J]. *Journal of Hydrology*, 2015, 527: 184–195.
- [20] ALIZAMIR M, KISI O, ZOUNEMAT-KERMANI M. Modelling long-term groundwater fluctuations by extreme learning machine using hydro-climatic data[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2018, 63(1): 63–73.
- [21] KISI O, CIMEN M. Precipitation forecasting by using wavelet-support vector machine conjunction model[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4): 783–792.
- [22] 牛忠恩, 胡克梅, 何洪林, 等. 2000—2015 年中国陆地生态系统蒸散时空变化及其影响因素[J]. *生态学报*, 2019, 39(13): 4697–4709. NIU Zhongen, HU Kemei, HE Honglin, et al. The spatial and temporal changes of China's terrestrial ecosystem evapotranspiration and its influencing factors[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(13): 4697–4709. (in Chinese)
- [23] TRNKA M, ŽALUD Z, EITZINGER J, et al. Global solar radiation in Central European lowlands estimated by various empirical formulae[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2005, 131(1–2): 54–76.
- [24] 王怡宁, 张晓萌, 路璐, 等. 通径分析结合 BP 神经网络方法估算夏玉米作物系数及蒸散量[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(7): 109–116. WANG Yining, ZHANG Xiaomeng, LU Lu, et al. Path analysis combined with BP neural network method to estimate crop coefficient and evapotranspiration of summer maize[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(7): 109–116. (in Chinese)
- [25] GRANATA F, GARGANO R, MARINIS G D. Artificial intelligence based approaches to evaluate actual evapotranspiration in wetlands[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 703: 135653.
- [26] 袁宏伟, 崔毅, 蒋尚明, 等. 基于大型蒸汽渗漏仪和遗传算法的受旱玉米蒸发蒸腾量蒸发[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 326–335. YUAN Hongwei, CUI Yi, JIANG Shangming, et al. Drought-affected corn evapotranspiration based on large-scale steam leakage meter and genetic algorithm[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 326–335. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181037&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.037. (in Chinese)
- [27] 冯禹, 王守光, 崔宁博, 等. 基于遗传算法优化神经网络的参考作物蒸散量预测模型[J]. *资源科学*, 2014, 36(12): 2624–2630. FENG Yu, WANG Shouguang, CUI Ningbo, et al. A reference crop evapotranspiration prediction model based on genetic algorithm optimized neural network[J]. *Resource Science*, 2014, 36(12): 2624–2630. (in Chinese)
- [28] HOSSEIN T, OZGUR K, AZADEH E, et al. SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment[J]. *Journal of Hydrology*, 2012, 444: 78–89.

- YAO Delong. Effect of water and fertilizer on maize - wheat rotation based on the method of "3414" [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)
- [33] 雒文鹤, 师祖姣, 王旭敏, 等. 节水减氮对土壤硝态氮分布和冬小麦水氮利用效率的影响[J]. 作物学报, 2020, 46(6): 924 - 936.
- LUO Wenhe, SHI Zujiao, WANG Xumin, et al. Effects of water saving and nitrogen reduction on soil nitrate nitrogen distribution, water and nitrogen use efficiencies of winter wheat[J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(6): 924 - 936. (in Chinese)
- [34] 徐晓峰, 石兆勇, 常会庆, 等. 基肥减量对冬小麦生长、产量构成和氮肥利用效率的影响[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2020, 41(3): 81 - 87, 9.
- XU Xiaofeng, SHI Zhaoyong, CHANG Huiqing, et al. Effects of reduced base fertilizer rate on growth, yield components and nitrogen fertilizer use efficiencies of winter wheat[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2020, 41(3): 81 - 87, 9. (in Chinese)
- [35] 翟丙年, 李生秀. 水氮配合对冬小麦产量和品质的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2003, 9(1): 26 - 32.
- ZHAI Bingnian, LI Shengxiu. Effect of water and nitrogen cooperation on winter wheat yield and quality[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizer, 2003, 9(1): 26 - 32. (in Chinese)
- [36] 张忠学, 刘明, 齐智娟. 喷灌条件下水氮用量对玉米氮素吸收转运的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 299 - 308.
- ZHANG Zhongxue, LIU Ming, QI Zhijuan. Effect of water nitrogen dosage on nitrogen absorption and transformation of maize under sprinkler irrigation condition[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 299 - 308. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190833&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.033. (in Chinese)
- [37] 张嫚, 周苏玫, 杨习文, 等. 减氮适墒对冬小麦土壤硝态氮分布和氮素吸收利用的影响[J]. 中国农业科学, 2017, 50(20): 3885 - 3897.
- ZHANG Man, ZHOU Sumei, YANG Xiwen, et al. Effects of nitrogen-reducing and suitable soil moisture on nitrate nitrogen distribution in soil, nitrogen absorption and utilization of winter wheat[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2017, 50(20): 3885 - 3897. (in Chinese)
- [38] 邱喜阳, 王晨阳, 王彦丽, 等. 施氮量对冬小麦根系生长分布及产量的影响[J]. 西北农业学报, 2012, 21(1): 53 - 58.
- QIU Xiyang, WANG Chenyang, WANG Yanli, et al. Effects of nitrogen application rate on root system distribution and grain yield of winter wheat cultivars[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2012, 21(1): 53 - 58. (in Chinese)
- [39] 陈慧, 黄振江, 王冀川, 等. 水氮耦合对滴灌冬小麦氮素吸收、转运及产量的影响[J]. 新疆农业科学, 2018, 55(1): 44 - 56.
- CHEN Hui, HUANG Zhenjiang, WANG Jichuan, et al. Effect of water and nitrogen coupling on N absorption, translocation and yield of winter wheat under drip irrigation[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2018, 55(1): 44 - 56. (in Chinese)

(上接第 292 页)

- [29] WALLS S, BINNS A D, LEVISON J, et al. Prediction of actual evapotranspiration by artificial neural network models using data from a bowen ratio energy balance station[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1 - 18.
- [30] SUN W, LI Z. Hourly PM_{2.5} concentration forecasting based on mode decomposition-recombination technique and ensemble learning approach in severe haze episodes of China[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 263: 121442.
- [31] ZHAI B, CHEN J. Development of a stacked ensemble model for forecasting and analyzing daily average PM_{2.5} concentrations in Beijing, China[J]. Science of the Total Environment, 2018, 635: 644 - 658.
- [32] 孙致学, 姜宝胜, 肖康, 等. 基于新型集成学习算法的基岩潜山油藏储层裂缝开度预测算法[J]. 油气地质与采收率, 2020, 27(3): 32 - 38.
- SUN Zhixue, JIANG Baosheng, XIAO Kang, et al. Prediction algorithm of fracture opening of bedrock buried hill reservoir based on a new integrated learning algorithm[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2020, 27(3): 32 - 38. (in Chinese)
- [33] 白桦, 鲁向晖, 杨筱筱, 等. 基于彭曼公式日均值时序分析的中国蒸发能力动态成因[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 235 - 244.
- BAI Hua, LU Xianghui, YANG Xiaoxiao, et al. Attribution analysis on changes in evaporation capacity based on mean diurnal time-series analysis of Penman equation in China[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 235 - 244. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190126&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.026. (in Chinese)
- [34] 齐建东, 黄金泽, 贾昕. 基于 XGBoost - ANN 的城市绿地净碳交换模拟与特征响应[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 269 - 278.
- QI Jiandong, HUANG Jinze, JIA Xin. Simulation of NEE and characterization of urban green-land ecosystem responses to climatic controls based on XGBoost - ANN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 269 - 278. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190531&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.031. (in Chinese)