

基于1DCNN融合多源表型数据的杨树干旱胁迫评估方法

张慧春^{1,2} 周子阳¹ 边黎明^{3,4} 周磊^{1,2} 邹义萍^{4,5} 田野⁴

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037; 2. 南京林业大学林业资源高效加工利用协同创新中心, 南京 210037;
3. 南方现代林业协同创新中心, 南京 210037; 4. 南京林业大学林草学院, 南京 210037;
5. 江苏青好景观园艺有限公司, 南京 211225)

摘要: 目前关于不同杨树品种抗旱性的研究主要集中在利用传统测量方法获取形态结构和生理生化表型参数进而分析杨树的抗旱性, 依据多源成像传感器提取的表型参数指标确定杨树干旱胁迫等级的方法较为少见。为了阐明杨树耐旱的表型机制、筛选抗旱性树种和明确杨树抗旱等级, 本文以杨树不同性别的喜水和耐旱品种为研究对象, 在杨树苗期进行梯度干旱胁迫处理, 通过热红外以及 RGB 多源成像传感器获取杨树冠层温度参数与颜色植被指数表型数据, 并建立基于1DCNN的多任务分类模型划分杨树苗期品种抗旱等级与干旱胁迫等级等2个分类任务, 探究杨树性别与生长时间对杨树干旱胁迫响应机制的影响。结果表明, 以27组数据变量降维后的4个特征作为模型变量, 与传统机器学习算法 SVM、RF、XGBoost 相比, 本文提出的1DCNN多任务分类模型在杨树品种抗旱等级分类与单株干旱胁迫等级分类2个任务中的模型分类精度皆达到最优, 分类准确率分别为81.8%和62.3%; 引入杨树的性别和生长时间后共6个特征作为模型的输入变量后, 杨树苗期品种抗旱等级与干旱胁迫等级的分类精度显著提高, 1DCNN多任务分类模型在2个分类任务中的准确率分别达到93.5%与76.6%, 模型分类准确率分别提高11.7个百分点与14.3个百分点。研究结果表明, 通过热红外与RGB成像传感器获取多源表型数据, 并建立1DCNN多任务分类模型对实现杨树干旱胁迫等级评估的可行性, 同时表明杨树的性别和生长时间作为模型输入变量能够有效提升模型的分类精度, 可为筛选杨树抗旱性品种提供新的思路与方法。

关键词: 杨树; 干旱胁迫; 卷积神经网络; 植物表型; 多源表型数据; 多任务分类模型

中图分类号: TP391.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)09-0286-11

OSID:



Assessment of Poplar Drought Stress Level Based on 1DCNN Fusion of Multi-source Phenotypic Data

ZHANG Huichun^{1,2} ZHOU Ziyang¹ BIAN Liming³ ZHOU Lei^{1,2} ZOU Yiping^{3,4} TIAN Ye³

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. Co-Innovation Center of Efficient Processing and Utilization of Forest Resources, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

3. Co-Innovation Center for Sustainable Forestry in Southern, Nanjing 210037, China

4. College of Forestry and Grassland, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

5. Jiangsu Qinghao Ornamental Horticulture Co., Ltd., Nanjing 211225, China)

Abstract: At present, the research on drought resistance of different poplar varieties mainly focuses on using traditional measurement methods to obtain morphological structure and physiological and biochemical phenotypic parameters to analyze the drought resistance of poplars. The method of determining the drought stress level of poplars based on phenotypic parameter indicators extracted by multi-source imaging sensors is relatively rare. In order to clarify the phenotypic mechanism of poplar drought resistance, screen drought-resistant tree species and clarify the drought resistance level of poplars, taking water-loving and drought-resistant varieties of poplars of different genders as the research objects, gradient drought stress treatment at the seedling stage of poplars was conducted. The phenotypic

收稿日期: 2023-12-15 修回日期: 2024-01-12

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFE0123600)、国家自然科学基金项目(32171790、32171818)、江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(23)3126)、江苏省333高层次人才培养工程项目和江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX24_0365)

作者简介: 张慧春(1978—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农林信息技术与装备研究, E-mail: njzhanghc@hotmail.com

data of poplar canopy temperature parameters and color vegetation index were obtained by thermal infrared and RGB multi-source imaging sensors, and a multi-task classification model based on 1DCNN was established to divide the two classification tasks of poplar seedling variety drought resistance level and drought stress level, so as to explore the influence of poplar gender and growth days on the response mechanism of poplar drought stress. The results showed that compared with the traditional machine learning algorithms SVM, RF and XGBoost, the proposed 1DCNN multi-task classification model achieved the best classification accuracy in the two tasks of poplar variety drought resistance classification and individual drought stress classification, with classification accuracy rates of 81.8% and 62.3% respectively, using the four features after dimension reduction of 27 groups of data variables as model variables. After introducing the sex and growth days of poplars as the input variables of the model, the classification accuracy of the drought resistance and drought stress levels of poplar seedling varieties was significantly improved, and the accuracy of the 1DCNN multi-task classification model in the two classification tasks was 93.5% and 76.6%, respectively, and the classification accuracy of the model was improved by 11.7 percentage points and 14.3 percentage points, respectively. The research results showed that it was feasible to obtain multi-source phenotypic data through thermal infrared and RGB imaging sensors and establish a 1DCNN multi-task classification model to realize the evaluation of poplar drought stress level. At the same time, it was showed that the sex and growth days of poplars as model input variables can effectively improve the classification accuracy of the model, which can provide ideas and methods for screening poplar drought-resistant varieties.

Key words: poplar; drought stress; CNN; plant phenotype; multi-source phenotypic data; multi-task

0 引言

全球变暖以及极端天气持续加剧,导致在全球范围内,大片地理区域内出现长时间干旱的频率增加,给农林业造成了巨大的经济损失^[1]。干旱胁迫会引发如叶片萎蔫、叶片变黄、叶片表面积减小等一系列可见形态结构上的变化,从而影响植物产生气孔关闭、叶片脱水、叶绿素含量改变等生理生化反应,导致植物的养分吸收受阻,进而制约了光合作用的正常进行,继而引起生长受阻、产量下降,甚至死亡^[2],因此,研究植物在干旱胁迫下的响应机制,对维护生态环境、应对气候变化具有重要意义。

近些年来成像传感器技术快速进步,其功能丰富性及小型化程度进一步提高,使得基于成像的方法正逐渐成为植物抗旱研究的主要选择^[3]。在农业方面,RGB (Red, Green, Blue) 相机与热红外相机拍摄植物图像,成功在高粱、玉米、水稻等作物上实现了水分监测与抗旱性评估^[4-5];而在林业方面,研究者们也开始运用 RGB 相机与热红外相机在林木干旱监测、筛选林木抗旱品种领域中进行了一些探索^[6-7]。

在植物抗旱领域的研究中,学者将成像传感器用于植物抗旱品种筛选和干旱等级胁迫监测,取得了一系列成果^[8-9]。但现有关于植物抗旱的研究,大多只针对植物抗旱品种筛选或干旱胁迫监测等单一任务进行探索,所建立的诸多模型也只适用于单一任务下植物抗旱品种筛选或干旱胁迫状态监测,并不能实现同时对植物抗旱品种筛选和干旱胁迫等

级监测的功能。因此,在植物抗旱研究中,迫切需要建立一种同时适用于植物抗旱品种筛选和干旱胁迫等级监测的多任务模型,为植物抗旱研究提供新的方法和路径。

杨树是一种快速生长的雌雄异株树种,它也是在北半球最易受到干旱影响的树种之一^[10],杨树的基因型在决定其干旱适应性状方面发挥着关键作用^[11],同时也有研究报道,雌雄异株植物在极端条件下会表现两性异形,在干旱胁迫下,雌性杨树的光合作用被抑制,导致干旱对雌性杨树生长的负面影响大于对雄性的负面影响^[12-13],而树木生长期也决定了树木径向生长,不同生长期的树木受到干旱胁迫后所引起的生长差异也有不同^[14]。因此,探究性别与种植时间对杨树干旱胁迫响应研究的必要性变得愈发显著。

国内外有关杨树抗旱研究主要集中在通过传统表型测量方法获取植物的形态结构与生理生化参数进而分析杨树的抗旱性^[15-16],对基于成像传感器探究杨树在干旱胁迫下的抗旱性缺乏系统性的研究,依据表型特征定量确定杨树干旱胁迫等级的方法更为少见。本文以杨树不同性别的喜水和耐旱品种为供试材料,在杨树苗期进行干旱胁迫处理,利用热成像及 RGB 多源成像传感器获得表型数据,进一步建立基于一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1DCNN)的多任务分类模型划分杨树苗期品种抗旱等级与干旱胁迫等级,通过和确定的杨树品种真实抗旱等级与干旱胁迫等级进行对比,探究杨树性别与生长时间对杨树干旱胁迫响应机制的影

响,以期为筛选抗旱品种、实现精准管理提供依据。

1 材料与方 法

1.1 试验材料

供试材料为 4 个不同耐旱性的杨树品种,即喜水品种南林 3804 杨(NL-3804)、青杨(QY)和耐旱品种泗杨 1 号杨(SY-1)、南林 895 杨(NL-895),其中,NL-3804、SY-1 为雄性,NL-895、QY 为雌性,试验于 2023 年在南京市八卦洲现代农业科技园区的江苏省苗木良种选育基地(32°13'N,118°49'E)内进行。

1.2 试验设计

选取长势一致、生长健壮的 1 年生扦插苗,分别种植于高度为 33 cm、直径为 27 cm 的花盆中,每个杨树品种设计对照组(Control check,CK)、轻度干旱胁迫(Mild drought,MD)、重度干旱胁迫(Severe drought,SD)3 个处理组,每个处理组设置 8 个重复,4 个杨树品种共计 96 株,完全随机区组排列。干旱胁迫在温室内进行,于 2023 年 3 月 11 日进行杨树苗木扦插,正常培养 102 d 后进入杨树生长期,于 6 月 20 日开始杨树干旱胁迫试验。为开展梯度干旱胁迫试验,本文通过控制灌溉间隔时间控制梯度等级,其中,CK 组为间隔 3 d 进行浇水,MD 组为间隔 6 d 进行浇水,SD 组一直不浇水,每次浇水保证浸透土壤基质。

1.3 数据采集

1.3.1 热红外与可见光图像获取

使用 FLIR T460 型相机(FLIR Systems Inc.,美国)采集热红外图像,其测量温度范围为-20~1 500℃,波长范围为 7.5~13 μm,检测分辨率为 320 像素×240 像素,热灵敏度为 0.03℃。FLIR T460 型热红外相机具有 RGB 数码镜头,在保存热红外图像时,会同时保存植物可见光图像,并嵌入 jpg 元数据中,因此,本文的 RGB 图像通过 FLIR 热红外相机配套处理软件 FLIR Tools 进行获取。本试验在干旱胁迫处理后每 6 d 采集 1 次图像数据,共进行 4 次植物干旱胁迫下热红外与可见光图像数据的采集,采集图像时,热红外相机镜头距离植物 4 m,于 10:00—12:00 时间段进行,此时为植物光合作用效率最高的时期,树木在该时间段里受到的胁迫程度最高,冠层蒸腾冷却作用最小,冠层与空气温差能够达到最大。每次图像数据采集完成后,对 CK 组和 MD 组进行浇水,保证数据采集时杨树仍处于干旱胁迫状态。

1.3.2 相关参数实测采样

在热红外与可见光图像采集的同时,对所有植

株的株高、冠幅、地径、叶倾角、叶绿素含量(Soil and plant analyzer development, SPAD)、叶片相对含水率、叶片光合参数进行测定。树木结构在垂直方向上有明显的分层特征,为了获取杨树更全面准确的表型信息,株高、冠幅使用直尺进行测量,地径、叶倾角分别使用游标卡尺与量角器进行测量,而 SPAD、叶片相对含水率、叶片光合参数则分上下层进行测定。本文使用 SPAD-502 型叶绿素仪(Konica-Minolta,日本)测定杨树苗木叶绿素含量 SPAD,为避免叶片厚度和表面色泽不均对测量结果产生影响,避开叶片叶脉位置对每个单元叶片多点采样测定,取平均值作为该叶片最终 SPAD 值。光合参数使用 Li-6400 型便携式光合作用测定系统(Li-COR Inc.,美国)对 4 个杨树品种上下层叶片进行光合日变化的测定,测量指标包括净光合速率(Net photosynthetic rate, Pn)和蒸腾速率(Transpiration rate, Tr)。对各处理组各株杨树分上下层摘取叶片,使用高精度天平称取杨树叶片鲜质量,然后放置到烘箱内在 105℃下杀青 30 min,在 80℃下将叶片干燥 72 h 后,称其干质量,叶片相对含水率计算公式为

ψ_{RWC} = (m_{FW} - m_{DW}) / m_{FW} × 100% (1)

式中 ψ_{RWC}——叶片相对含水率,%
m_{FW}——叶片鲜质量,g
m_{DW}——叶片干质量,g

1.4 杨树品种真实抗旱等级获取

为了验证本文方法的有效性和可靠性,利用传统方法测量的形态结构指标、生理生化指标和光合指标计算综合评价指标值 D,以获取杨树品种的真实抗旱性等级。首先通过各指标参数计算抗旱系数(Drought resistance coefficient, DC),然后利用主成分分析(Principal component analysis, PCA)将抗旱系数 DC 转换为各综合独立指标,利用隶属函数值和主成分权重计算综合评价指标值 D^[17-18],计算公式为

∂_{DC} = X_{DS} / X_{CK} (2)

U(X_j) = (X_j - X_{min}) / (X_{max} - X_{min}) (3)

W_j = P_j / ∑_{j=1}ⁿ P_j (j = 1, 2, ⋯, n) (4)

D = ∑_{j=1}ⁿ [U(X_j) W_j] (5)

式中 ∂_{DC}——抗旱系数

$X_{DS}、X_{CK}$ ——杨树在干旱处理下与充分供水下各品种的各指标测定值
 $U(X_j)$ ——第 j 个综合指标耐旱隶属函数值
 X_j ——第 j 个综合指标
 $X_{max}、X_{min}$ ——第 j 个综合指标最大值、最小值
 W_j ——第 j 个综合指标权重
 P_j ——第 j 个综合指标方差贡献率

各杨树品种综合指标耐旱隶属函数值 U 按照式(3)进行计算,通过各综合指标贡献率计算主成分权重 W_j ,并利用指标权重和隶属函数值计算抗旱性综合评价价值 D , D 为各杨树品种在干旱胁迫下抗旱能力的综合评价价值, D 越高,表明该杨树品种抗旱能力越强, D 越低,表明该杨树品种抗旱能力越弱。

1.5 1DCNN 多任务分类网络模型结构

卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 是一种前馈神经网络模型,它包括卷积运算的特征提取过程,可自动学习并根据其分层结构对输入信息进行分类^[19-21]。本文采用的 1DCNN 多任务分类器网络模型如图 1 所示。首先,数据通过 3 个一维卷积块进行处理,其中每个一维卷积块包括卷积层、池化层以及批归一化层。卷积层的设置包括 64 个卷积核,每个卷积核大小为 3,步幅为 1,激活函数采用 ReLU。池化层的池化窗口大小和步幅为 2,随后,数据通过 2 个全连接层,每层包含 256 个神经元,连接到 2 个不同的任务分类器。其中,Task1 任务分类器用于对杨树 4 个品种的抗旱性进行分类 (Class1、Class2、Class3、Class4),品种抗旱性顺序从

强到弱排列,即 Class1 品种的抗旱性最强,Class4 品种的抗旱性最弱,而 Task2 任务分类器则用于对杨树各处理组各株杨树的干旱胁迫等级进行分类 (CK、MD、SD),干旱胁迫等级依据干旱胁迫程度依次递增排列,即 CK 组干旱胁迫程度最小,SD 组干旱程度胁迫最大,每个任务分类器包括一个全连接层和批归一化层,最终输出由 Softmax 层生成的分类结果。

2 数据处理

2.1 热红外图像处理

使用 FLIR 热红外相机搭配软件工具 FLIR Tools 和 PyCharm 进行冠层温度数据处理,首先通过 FLIR Tools 软件提取热红外图像中的温度矩阵信息。随后,对温度矩阵信息进行归一化处理,并相乘 255 以生成温度放缩到 0 ~ 255 像素值范围内的灰度图像,初步处理采用大津二值化法 (Otsu binarization method, OTSU) 对灰度图像进行二值化操作,由于 OTSU 不能对植物与背景区域进行有效分割,因此,本文引入区域生长算法进一步对 OTSU 处理后的二值化图像进行图像分割,以获取完整的植物信息,并通过分割后的图像对原始灰度图像进行掩膜,获取仅有植物区域的掩膜图像。最后,框选掩膜后图像中各株植物的冠层感兴趣区域 (Region of interest, ROI),通过遍历计算 ROI 区域内像素值不为零的点并计算所有像素值的均值、标准差、最大值、最小值等,除以 255 并反归一化处理后即可获得

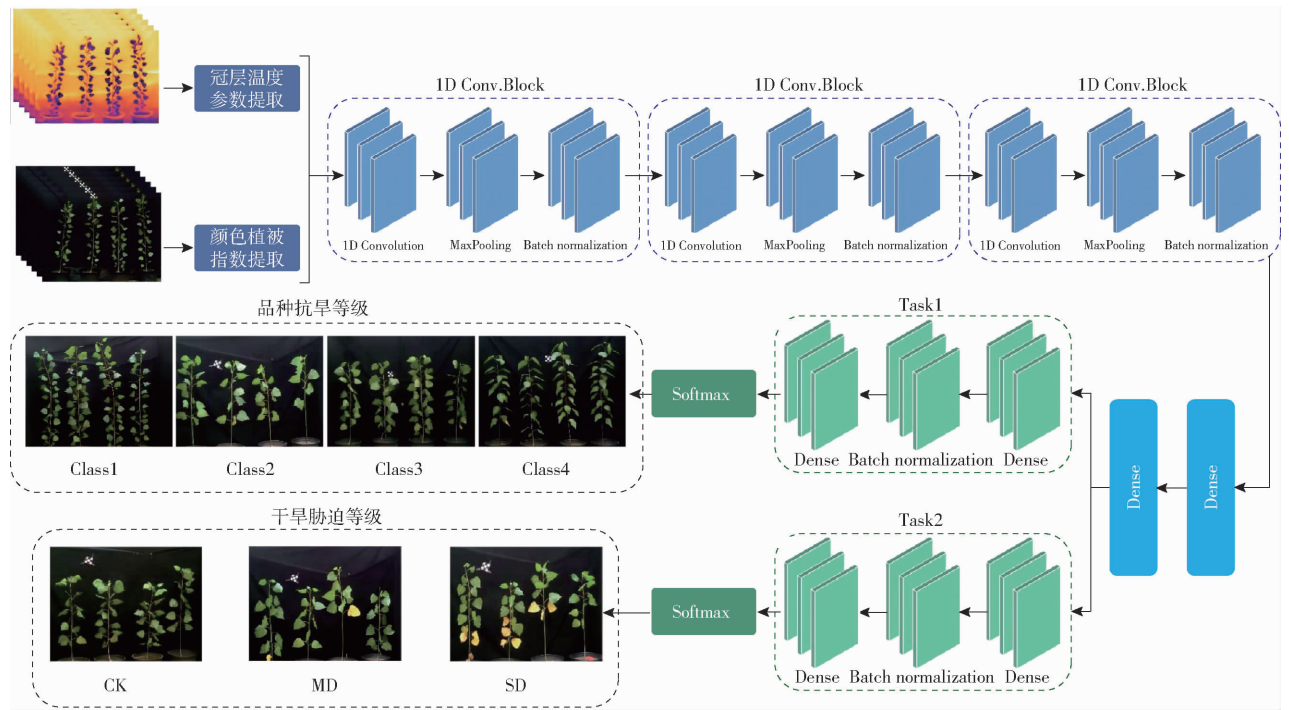


图 1 1DCNN 多任务分类器网络模型
Fig.1 1DCNN multi-task classifier network model

冠层温度 (Canopy temperature, T_c)、冠层温度标准差 (Canopy temperature standard deviation, CTSD)、冠层温度最大值 (Canopy temperature maximum, T_{c-max})、冠层温度最小值 (Canopy temperature minimum, T_{c-min}) 等冠层温度参数。热红外图像处理过程如图 2 所示。

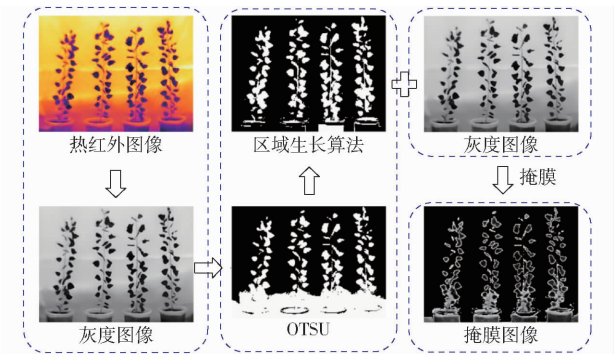


图 2 热红外图像处理流程

Fig. 2 Thermal infrared image processing flowchart

2.2 RGB 图像处理

使用 PyCharm 提取 RGB 图像中 R、G、B 3 个通道的像素值。首先,通过超绿处理进行植物与背景图像的分割。其次,通过选定感兴趣区域 ROI 进一步提取各株植物的图像信息,并将感兴趣区域 ROI 通道拆分 B、G、R 3 个通道的图像,采用 OTSU 进行感兴趣区域 ROI 的二值化处理,由于部分区域可能含有不连通的噪点,因此使用开运算处理来消除这些噪点,得到最终的二值化图像。最后,将二值化图像与 B、G、R 3 个通道的图像分别进行掩膜操作,获取各通道的掩膜图像 B'、G'、R',通过遍历各通道的掩膜图像中像素值不为零的点,累加计算单个通道下的颜色总值,并除以像素点个数,从而得到颜色分量 r、g、b。RGB 图像处理流程如图 3 所示。

2.3 温度指数与植被指数提取

通过热红外图像与 RGB 图像提取杨树的冠层温度特征与光谱特征,在现有研究基础上,通过不同的波段组合选取 27 个植被指数与冠层温度参数,其中冠层温度参数 T_c 、CTSD、 T_{c-max} 、 T_{c-min} 由热红外图像直接处理得出, NRCT 由 T_c 、 T_{c-max} 、 T_{c-min} 相组合计算得出^[23];而 b、g、r 由 RGB 图像直接处理得出, 剩余植被指数由 b、g、r 相组合计算得出, 分别为:归一化红色指数 (NR)^[24]、归一化绿色指数 (NG)^[24]、归一化蓝色指数 (NB)^[24]、绿蓝比值指数 (GB)^[24]、红蓝比值指数 (RB)^[24]、绿红比值指数 (GR)^[24]、水体指数 (WI)^[25]、植被颜色指数 (CIVE)^[25]、超绿指数 (EXG)^[25]、超红指数 (EXR)^[25]、超绿超红差分指数 (EXGR)^[25]、归一化绿蓝差异指数 (NGBDI)^[25]、归一化绿红差异指数

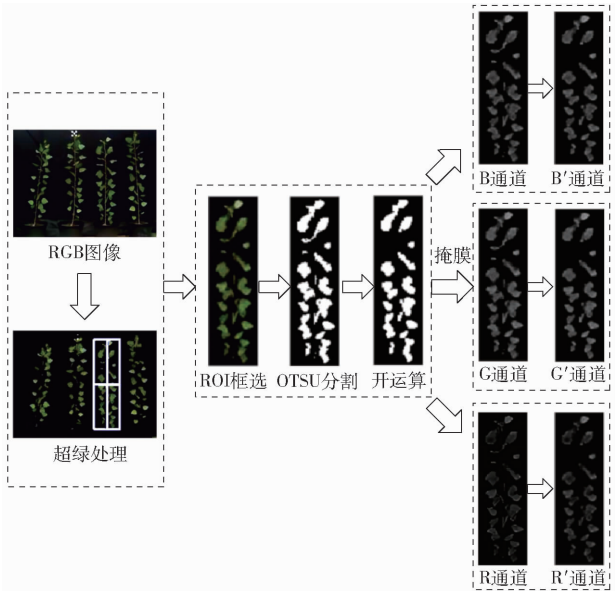


图 3 RGB 图像处理流程

Fig. 3 RGB image processing flowchart

(NGRDI)^[26]、改进型绿红植被指数 (MGRVI)^[26]、红绿蓝植被指数 (RGBVI)^[26]、归一化差异指数 (NDI)^[26]、可见光大气阻抗指数 (VARI)^[26]、绿叶指数 (GLI)^[26]、归一化差分指数 (IKAW)^[27]。

2.4 统计分析

制图、建模和统计分析均采用 R 语言和 PyCharm 集成开发环境完成,并使用深度学习框架 Mxnet 构建本文中提到的 1DCNN 多任务分类模型。

3 结果与分析

3.1 不同杨树品种真实抗旱性综合评价

3.1.1 抗旱系数相关性分析

抗旱系数反映了植物对于干旱胁迫的响应情况,采用抗旱系数可以消除同一物种不同品种之间的背景差异,更好地反映出不同品种之间的抗旱性差异。对不同品种杨树与抗旱性相关的 14 个指标的抗旱系数 DC 进行皮尔逊 (Pearson) 相关性分析,如图 4 所示。株高 (Plant height, PH) 除了与上层叶倾角 (Upper leaf inclination angle, LIA-up)、下层叶倾角 (Lower leaf inclination angle, LIA-low)、冠层温度 (T_c) 为负相关外,其余均为正相关,上层叶绿素相对含量 (Upper soil and plant analyzer development, SPAD-up)、下层叶绿素相对含量 (Lower soil and plant analyzer development, SPAD-low) 与上层叶片净光合速率 (Net photosynthetic rate of upper leaves, Pn-up)、下层叶片净光合速率 (Net photosynthetic rate of lower leaves, Pn-low)、上层叶片蒸腾速率 (Transpiration rate of upper leaves, Tr-up)、下层叶片

蒸腾速率 (Transpiration rate of lower leaves, Tr-low) 4 个光合指标均为负相关。同时,对于同一性状指标,杨树上下层性状的指标与其相关性也有较大区别,例如:杨树上层叶片相对含水率 (Upper relative water content, RWC-up)、下层叶片相对含水率 (Lower relative water content, RWC-low) 与杨树的冠幅 (Crown width, CW) 分别呈负相关与正相关,而下层叶片蒸腾速率 (Tr-low) 和上层叶片蒸腾速率 (Tr-up) 与地径 (Ground path, GP) 则分别呈正相关与负相关。由此可见,与杨树抗旱性相关的 14 个性状指标的抗旱系数之间的相关性各有不同,用单一性状指标的抗旱系数评价不同杨树品种的抗旱性会导致较大误差。因此,需要综合各项性状指标来评判不同杨树品种的抗旱性能。

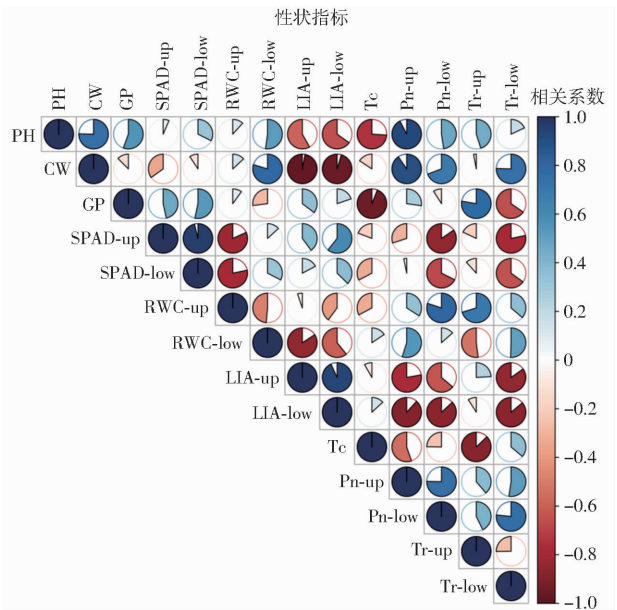


图 4 抗旱系数相关性分析

Fig. 4 Correlation analysis of drought resistance coefficient

3.1.2 抗旱性综合评价

对 14 个性状指标的抗旱系数 DC 进行主成分分析,各主成分的特征值、贡献率、累计贡献率如表 1 所示,各原始性状指标在各主成分中的载荷矩阵如表 2 所示,其中,载荷矩阵中的元素即载荷量,作为系数,对应各原始性状指标作为自变量,可以得出每个主成分的计算表达式。载荷量的大小表示主成分在对应原始变量上的投影大小,反映了主成分与原始变量之间的关系强度。把 14 个性状指标

表 1 各指标贡献率

Tab.1 Contribution rate of each indicator			
主成分	PC1	PC2	PC3
特征值	6.62	3.97	3.41
贡献率/%	47.3	28.4	24.3
累计贡献率/%	47.3	75.7	100

表 2 各指标载荷矩阵

Tab.2 Load matrix of each indicator			
主成分	PC1	PC2	PC3
PH	-0.239	0.353	-0.193
GP	-0.357	0.036	-0.212
CW	0.076	0.492	0.021
SPAD-up	0.265	0.183	-0.344
SPAD-low	0.178	0.242	-0.405
RWC-up	-0.192	0.084	0.462
RWC-low	-0.202	-0.070	-0.456
LIA-up	0.346	0.083	0.229
LIA-low	0.386	-0.001	0.059
Tc	0.055	-0.494	-0.059
Pn-up	-0.337	0.230	-0.105
Pn-low	-0.356	0.038	0.212
Tr-up	-0.059	0.402	0.313
Tr-low	-0.338	-0.248	0.010

转换为 3 个主成分,3 个主成分方差贡献率分别为 47.3%、28.4%、24.3%,累计贡献率为 100%,3 个主成分涵盖所有指标信息,可作为杨树品种干旱胁迫的 3 个综合指标。其中,主成分 1 (PC1) 在 LIA-up、LIA-low 和 SPAD-up 上有较大的载荷量,在主成分 2 (PC2) 中,除了 RWC-low、LIA-low、Tc 和 Tr-low 具有负载荷,所有指标均为正载荷,主成分 3 (PC3) 在 RWC-up 和 Tr-up 具有较高载荷。

由表 1 可知,根据 PCA 得出的各综合指标的贡献率,通过式 (4) 计算出 3 个综合指标权重 W 为 0.473、0.284、0.243,表 3 所示为式 (3) 确定的不同杨树品种各综合指标的隶属函数值 $U(X_j)$,抗旱性综合评价值 D 由式 (5) 根据隶属函数值 $U(X_j)$ 和相对应的权重 W 确定,并根据 D 对杨树品种的抗旱性进行排序, D 越低,杨树对于干旱胁迫越敏感,抗旱性越低,可以看出,SY-1 杨树抗旱性最强, D 为 0.737,QY 杨树抗旱性最低, D 为 0.135,因此,4 个品种的杨树抗旱性从强到弱排序为 SY-1、NL-3804、NL-895、QY。

3.2 多任务干旱分类模型

3.2.1 冠层温度参数与植被指数特征选择

对 27 个选取的冠层温度参数与 RGB 植被指数进行 PCA 分析。PCA 是一种数据降维技术,通过线性变换将原始数据映射到新的特征空间,提取数据的主要特征分量,从而降低数据的复杂性和减少噪声的影响。它和传统的特征筛选最明显的区别为:PCA 通过线性变换将原始数据变换为一组各维度线性无关的表示,得到新的主成分特征;而传统的特征筛选不对数据进行变换,只是直接选择原始数据中的某些特征。图 5a 为 PCA 分析后得到所有新的主成分特征的方差贡献率,方差贡献率越高,说明相

表 3 不同杨树品种 $U(X_j)$ 值、权重、 D 及综合评价结果

Tab.3 $U(X_j)$ values, weights, D and comprehensive evaluation of different poplar varieties

品种	PC1	PC2	PC3	$U(X_1)$	$U(X_2)$	$U(X_3)$	D	等级
SY-1	-0.488	2.13	1.908	0.443	1	1	0.737	1
NL-895	0.765	1.26	-2.452	0.647	0.776	0	0.526	3
NL-3804	2.943	-1.76	0.739	1	0	0.732	0.651	2
QY	-3.220	-1.63	-0.196	0	0.032 7	0.517	0.135	4
权重				0.473	0.284	0.243		

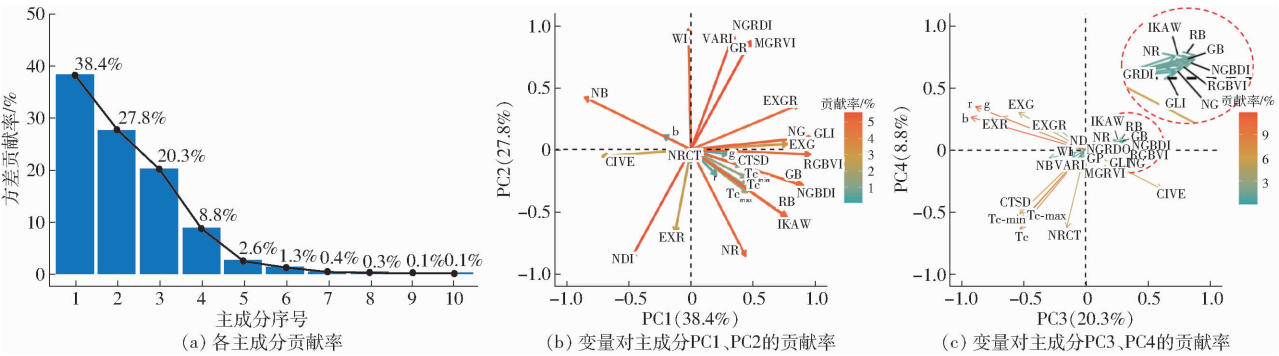


图 5 PCA 分析结果图

Fig.5 PCA analysis result graphs

应的主成分越能够很好地保留原始数据信息,前 5 个主成分方差贡献率分别为 38.4%、27.8%、20.3%、8.8%、2.6%,累计贡献率为 97.9%,其中前 2 个主成分贡献率为 66.2%。图 5b、5c 分别表示 27 个原始变量与 PC1、PC2 及 PC3、PC4 等主成分关系的主成分载荷图,其中颜色表示各变量的贡献程度,正负箭头方向表示原始变量与主成分之间的正负相关关系,连线长度表示原始变量对主成分的贡献程度,箭头之间的夹角表示原始变量之间的相关性,结合图 5b 和图 5c,可以看出可见光图像获取的植被指数主要对 PC1 与 PC2 的贡献程度较大,热红外图像获取的冠层温度参数对 PC3 与 PC4 的贡献程度较高,且前 4 个主成分累计贡献率达到 95.3%,因此,为了更好地保留冠层温度参数与植被指数方差信息和降低数据维度,本研究选取累计贡献率为 95% 的前 4 个主成分作为模型的输入变量。

3.2.2 基于冠层温度参数与植被指数多任务分类模型构建

本研究中,1DCNN 多任务分类模型的损失函数为交叉熵损失函数,采用基于具有动态学习率的 Adam 优化器进行训练。本文通过设置不同超参数多次重复训练,并观察测试集准确率 (Accuracy) 从而选择最优超参数组合:训练轮数为 400,学习率动态衰减,初始学习率为 0.000 5,学习率衰减周期为 200,衰减系数为 0.1,即前 200 轮模型学习率为 0.000 5,后 200 轮学习率为 0.000 05。

为了有效评估所构建的 1DCNN 多任务分类模型对杨树品种抗旱等级和单株杨树干旱等级进行分

类的性能,本文选取随机森林 (Random forest, RF)、支持向量机 (Support vector machines, SVM) 和极限梯度提升 (Extreme gradient boosting, XGBoost) 3 种传统机器学习分类算法作为对比模型,用 3 种机器学习算法分别构建杨树品种抗旱等级分类模型、单株杨树干旱胁迫等级分类模型,输入特征为 27 个选取的冠层温度参数与 RGB 植被指数 PCA 降维后的 4 个主成分,Task1 的输出特征为前文得到的杨树品种真实抗旱性顺序 Class1、Class2、Class3、Class4; Task2 的输出特征为杨树的干旱胁迫等级 CK、MD、SD。本文共获取 384 个数据样本,按比例 8:2 划分训练集与测试集,即 307 个样本用于模型训练,77 个样本用于性能评估。通过评价指标准确率和混淆矩阵来衡量 1DCNN 多任务分类模型与传统机器学习分类模型的精度,训练准确率如表 4 所示。

表 4 1DCNN 与 RF、SVM、XGBoost 模型精度对比

Tab.4 Accuracy comparison between 1DCNN and

RF, SVM, and XGBoost					%
模型	品种抗旱等级		单株干旱胁迫等级		
	训练集	测试集	训练集	测试集	
	准确率	准确率	准确率	准确率	
1DCNN	83.5	81.8	81.7	62.3	
RF	100	68.8	100	45.5	
SVM	78.3	76.6	48.7	31.2	
XGBoost	100	62.3	100	44.2	

比较本研究提出的 1DCNN 多任务分类模型与当前流行的 3 种机器学习算法的测试集精度,用冠层温度特征参数与 RGB 植被指数降维得到的 4 个

主成分作为模型输入变量,在杨树品种抗旱等级分类中,本文提出的算法相比于传统机器学习,准确率最大提升 19.5 个百分点,测试集模型精度为 81.8%,而在单株杨树干旱胁迫等级的预测中,准确率提升较大,平均提升 22 个百分点,测试集模型精度为 62.3%。

本文提出的 1DCNN 多任务分类模型与 3 种传统机器学习算法测试集混淆矩阵如图 6 所示,其中列表示模型预测类别,行表示真实类别,以真实类别每行的方向进行分析,对角线上数字为正确识别样本数,未在对角线的数字则为错误识别为其他类别样本数,且对角线上数字越大,未在对角线的数字之和越接近于 0,则表示该类别分类效果越好。在杨

树品种抗旱等级分类中(图 6a),RF、SVM、XGBoost 3 种机器学习算法在 4 个干旱等级分类中均有较大误判,例如在等级 Class2 中,最大误判样本数达到 16 株,而本文提出的 1DCNN 多任务分类模型误判的样本数仅为 5 株,分类效果较好;在杨树单株干旱胁迫等级分类中(图 6b),3 种机器学习算法在 3 种干旱胁迫等级识别中均表现不佳,以 SVM 算法对 SD 干旱胁迫等级分类为例,27 个样本出现了全部误判的情况,本文提出的 1DCNN 多任务分类模型虽然在 MD 干旱胁迫等级出现了个别误判样本数大于机器学习算法的情况,但在其他两个干旱胁迫等级分类中误判样本数远低于机器学习算法,总体表现优异。

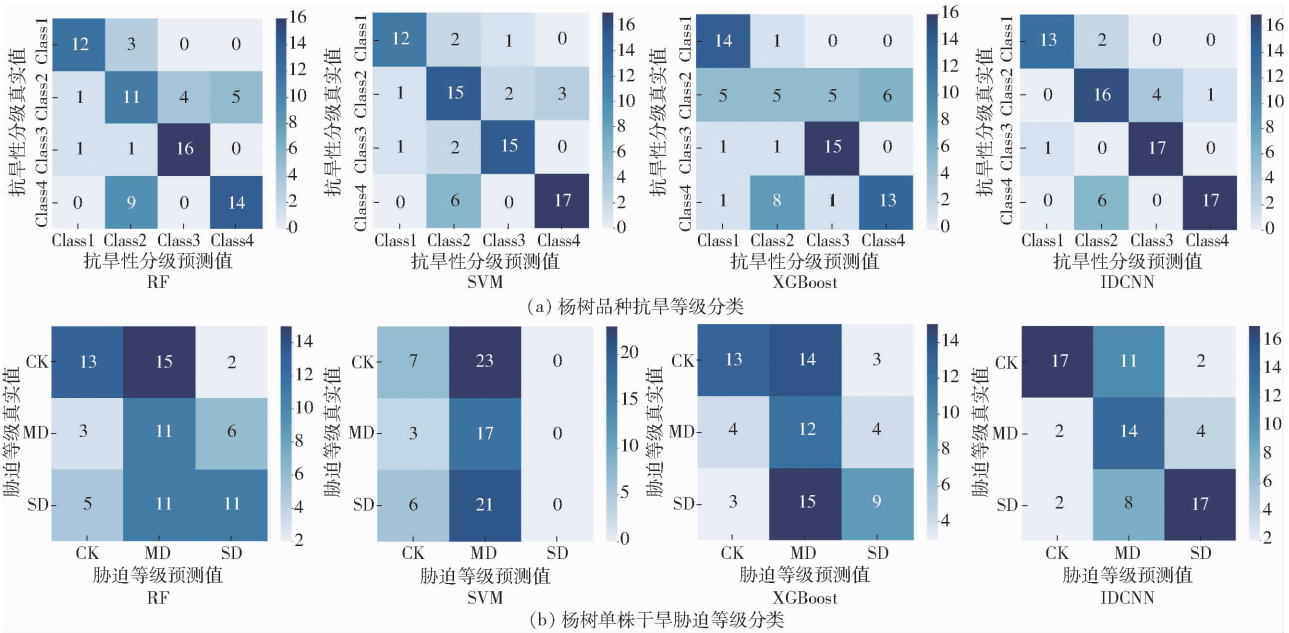


图 6 1DCNN、RF、SVM 与 XGBoost 测试集混淆矩阵

Fig. 6 1DCNN, RF, SVM and XGBoost test set confusion matrices

3.2.3 杨树性别与生长时间对杨树干旱胁迫等级分类模型的影响

为了探究杨树性别和生长时间对杨树干旱胁迫等级分类模型的影响,本研究将这 2 个变量与之前的 27 个冠层温度参数、RGB 植被指数进行 PCA 分析得出的 4 个主成分合并,总共构成 6 个输入变量。通过对比传统机器学习模型和本文提出的 1DCNN 多任务分类模型的准确率,同时比较 6 个输入变量和 4 个主成分的输入变量模型性能,模型精度如表 5 所示。

由表 5 可以看出,杨树性别与生长时间对杨树干旱胁迫分级有较为明显的促进作用。在输入变量中加入杨树性别与生长时间后,传统机器学习分类模型测试集准确率与之前相比均有提升,杨树品种抗旱等级分类与杨树单株干旱胁迫等级分类中最优

表 5 不同输入变量模型精度				Tab.5 Model accuracy with different input variables			
输入变量	变量个数	模型	品种抗旱等级		单株干旱胁迫等级		%
			训练集	测试集	训练集	测试集	
			准确率	准确率	准确率	准确率	
4 个主成分	4	RF	100	68.8	100	45.5	
		SVM	78.3	76.6	48.7	31.2	
		XGBoost	100	62.3	100	44.2	
		1DCNN	83.5	81.8	81.7	62.3	
4 个主成分 + 性别 + 生长时间	6	RF	100	83.1	100	53.2	
		SVM	91.3	85.7	56.5	37.7	
		XGBoost	100	77.9	100	45.5	
		1DCNN	90.4	93.5	73.0	76.6	

机器学习模型达到的最高精度为 85.7%、53.2%，而本文提出的 1DCNN 多任务分类算法在杨树品种抗旱等级与单株干旱胁迫等级分类上,考虑杨

树性别与生长时间因素后,模型准确率分别提升 11.7 个百分点与 14.3 个百分点,测试集准确率分别为 93.5%、76.6%。考虑杨树性别与生长时间因素后,相比于传统机器学习分类模型,本文提出的 1DCNN 多任务分类模型在杨树品种抗旱等级与单株干旱胁迫等级分类上,模型分类准确率比最优机器学习模型分别提升 7.8 个百分点和 23.4 个百分点。

图 7 为输入变量加入性别与生长时间前后 1DCNN 多任务分类模型测试集混淆矩阵,列表表示模型预测的类别,行表示真实的类别,以真实类别每行的方向进行分析,对角线上的数字为正确识别的样本数,未在对角线的数字则为错误识别为其他类别的样本数,每行对角线上的数字除以每行数字之和即为每类干旱胁迫等级分类准确率。可以看出,加入性别与生长时间后,2 个分类模型分类准确率明显提升。例如,在杨树品种抗旱等级分类中,对于

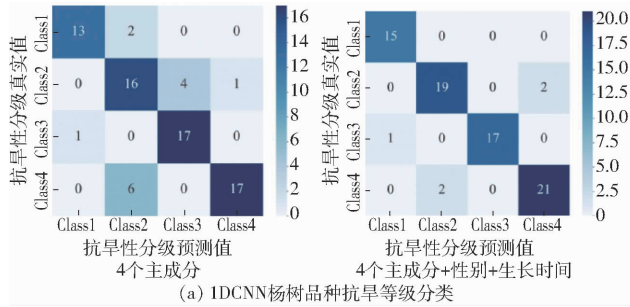


图 7 加入性别与生长时间前后 1DCNN 多任务分类模型测试集混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrices of test set of 1DCNN multi-task classification model before and after adding gender and planting days

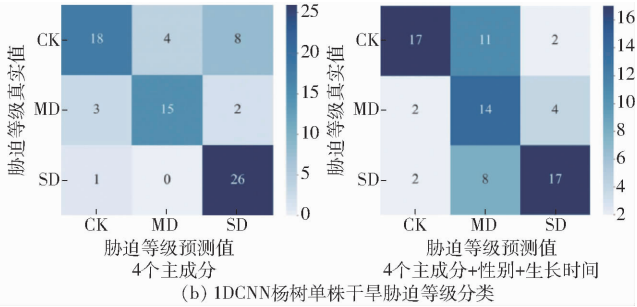
4 讨论

杨树暴露在自然环境中,会受到各种因素影响,阻碍杨树正常生长的主要因素有两类:①生物胁迫:包括细菌、真菌、害虫等。②非生物胁迫:包括干旱和营养缺乏等。当各类胁迫发生时,杨树会出现相应的表型胁迫特征,呈现为特异性的形态结构变化、颜色变化、纹理变化、生理生化指标变化等,若不及时诊断与防治将易造成杨树生长不良、减产,甚至死亡。由于不同类型胁迫下杨树有时会呈现相似特征,例如,非生物胁迫的极端气温、干旱等和生物胁迫的真菌、细菌等均会导致叶片失绿、变黄、枯萎、卷曲,植株矮小、分枝稀少等,然而,生物胁迫和非生物胁迫的相应栽培管理手段完全不同,因此,有必要准确地诊断杨树的胁迫类型和程度,以此采取精准的对策。多种表型性状有机综合判定抗旱性较单一性状简单判定能得到更好的效果和更高的精度^[17-18]。

为了对杨树品种抗旱等级和杨树单株干旱胁迫等级同时进行分类,本研究提出了 1DCNN 多任务

Class1 抗旱等级分类(图 7a),本研究提出的模型分类准确率达 100%,对于 Class4 抗旱等级分类,本研究模型误判样本数减少 4 株,分类准确率提升 17.4 个百分点;在杨树单株干旱胁迫等级分类中(图 7b),对于误判较多的 SD 干旱胁迫等级,加入性别与生长时间后,误判样本数减少了 9 株,SD 干旱胁迫等级分类准确率提升 33.3 个百分点。

在输入变量中加入性别与生长时间前后,比较 1DCNN 与机器学习算法分类模型精度可知,本研究提出的将杨树性别与生长时间作为输入变量可以有效提高对于杨树品种抗旱等级与单株杨树干旱胁迫等级分类模型的精度,证明了杨树性别与生长时间这 2 个因素作为杨树干旱胁迫等级分类模型输入变量的可行性,对提升杨树干旱胁迫等级分类模型精度具有巨大潜力,同时,也验证了雌雄异株植物物种通过生长性能和耐受性的变化显示出对干旱胁迫的性别特异性响应^[28]。



分类模型并进行了全面评估,总体而言,相比于 RF、SVM、XGBoost 传统机器学习分类模型,1DCNN 多任务分类模型在杨树品种抗旱等级和杨树单株干旱胁迫等级分类问题上表现出色,准确率分别达到 93.5%、76.6%,这表明相比于传统机器学习算法,1DCNN 在杨树干旱胁迫等级评估中表现出了巨大潜力与优势。尽管本研究在杨树干旱胁迫等级胁迫评估问题上基于无损图像采集方式取得了令人满意的结果,然而仍然存在一些局限性。首先,本文通过控制灌溉天数进行梯度干旱胁迫处理,这是林木栽培研究中常规采用的一种方法,但水分控制的精度低于通过传感器测量土壤含水率进而实施干旱胁迫。其次,本研究所涉及的杨树品种较少,未能实现对于大量品种杨树抗旱性的有效分类。同时,深度学习的训练往往需要获取较大的样本量,但林木生长周期长,株型高大、冠幅浓密,获取表型数据的难度较大,数据集较少。因此,在未来的工作中可以通过更为精确的干旱试验设计进而探索基于小样本量方法实现多品种杨树抗旱性的分类,以期更高效地

筛选杨树抗旱品种、判断干旱胁迫等级。

虽然本文提出的1DCNN多任务分类模型实现了杨树幼龄期干旱胁迫等级的高精度分类,同时引入杨树性别与种植时间后有效提升了杨树干旱胁迫等级分类模型的精度,这与LI等^[12]、MULLER等^[29]所提出的观点一致,但现在大多数研究主要关注于不同传感器得到的不同光谱指数对于杨树干旱胁迫响应的研究,往往忽视了植物本身的生理特征对于杨树干旱胁迫响应的影响,例如在不同生长季节,杨树的生理变化也不尽相同,杨树氮与碳的分类会表现出明显的季节动态^[30],同时本文只实现了幼龄期这个阶段的杨树干旱胁迫等级分类的高精度,并没有实现对杨树全生长周期干旱胁迫状态的监测。因此,在以后的研究中,将探究不同因素对于杨树干旱胁迫响应机制的影响,建立针对于杨树全生长周期的干旱胁迫等级分类模型,以实现对于杨树全生长周期更为准确的干旱胁迫等级评估,为杨树的培育和管理提供更为准确的工具和方法。

5 结论

(1)通过测定杨树形态特征参数指标、生理生化参数指标、光合参数指标、温度参数指标,利用PCA和隶属函数法相结合的方法,获取4个杨树品种在干旱胁迫下的真实抗旱性排序,结果表明SY-

1杨树抗旱性最好,而QY杨树抗旱性最差,为后续验证本文所提出1DCNN多任务分类模型,对于杨树品种抗旱性分类的有效性与准确性提供了可靠的依据。

(2)为了进一步深入研究杨树品种的抗旱性,构建了一种基于1DCNN的多任务分类模型,以区分不同杨树品种的抗旱性能以及单株杨树的干旱胁迫等级,27个选取的冠层温度参数与RGB植被指数PCA降维后的4个主成分作为模型的输入变量,并与传统的机器学习分类模型进行比较,结果显示,本文提出的模型表现出较高的分类准确率,分别达到81.8%和62.3%。

(3)为了更全面地考虑影响杨树抗旱性的因素,在模型的输入变量中引入了杨树性别和生长时间,通过比较加入性别和生长时间前后建立的1DCNN多任务杨树干旱胁迫等级分类模型的准确率,探究杨树性别与生长时间对杨树干旱胁迫响应机制的影响。结果表明,杨树性别和生长时间与杨树的抗旱性之间存在显著关联,引入杨树的性别和生长时间共6个特征作为模型的输入变量后,本研究提出1DCNN多任务分类模型在杨树品种抗旱等级分类与单株干旱胁迫等级分类2个任务中的准确率分别达到93.5%与76.6%,模型分类准确率分别提高11.7个百分点与14.3个百分点。

参 考 文 献

- [1] AHMED U, RAO M J, QI C, et al. Expression profiling of flavonoid biosynthesis genes and secondary metabolites accumulation in populus under drought stress[J]. *Molecules*, 2021, 26(18): 5546.
- [2] 马红雨,李仙岳,孙亚楠,等. 基于无人机遥感的不同控释肥夏玉米SPAD差异性[J]. *排灌机械工程学报*, 2023, 41(12): 1261-1267.
MA Hongyu, LI Xianyu, SUN Ya'nan, et al. SPAD variability of summer maize with different controlled-release fertilizers based on UAV remote sensing[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2023, 41(12): 1261-1267. (in Chinese)
- [3] QIN W, WANG J, MA L, et al. UAV-based multi-temporal thermal imaging to evaluate wheat drought resistance in different deficit irrigation regimes[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(21): 5608.
- [4] LI J, SCHACHTMAN D P, CREECH C F, et al. Evaluation of UAV-derived multimodal remote sensing data for biomass prediction and drought tolerance assessment in bioenergy sorghum[J]. *The Crop Journal*, 2022, 10(5): 1363-1375.
- [5] 景敏,马祯元,杨帆,等. 基于动态荧光指数的草莓干旱胁迫分析[J]. *排灌机械工程学报*, 2021, 39(11): 1182-1188.
JING Min, MA Zhenyuan, YANG Fan, et al. Analysis of drought stress in strawberry based on dynamic fluorescence index[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2021, 39(11): 1182-1188. (in Chinese)
- [6] DUNKLEBERGER R, SAUCHYN D J, VANDERWEL M C. Using thermal imagery and changes in stem radius to assess water stress in two coniferous tree species[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, 341: 109686.
- [7] MAZIS A, CHOUDHUR S D, MORGAN P B, et al. Application of high-throughput plant phenotyping for assessing biophysical traits and drought response in two oak species under controlled environment[J]. *Forest Ecology and Management*, 2020, 465: 118101.
- [8] 付虹雨,王薇,卢建宁,等. 基于无人机多光谱的耐旱苕麻品种筛选方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(4): 206-213.
FU Hongyu, WANG Wei, LU Jianning, et al. Screening of drought-tolerant ramie based on UAV multispectral imagery[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(4): 206-213. (in Chinese)
- [9] VURRO F, CROCI M, IMPOLLONIA G, et al. Field plant monitoring from macro to micro scale: feasibility and validation of combined field monitoring approaches from remote to in vivo to cope with drought stress in tomato[J]. *Plants*, 2023, 12(22):

3851.

- [10] SEMERIC A, GUEVARA C A, GONTZALEZ-BENECKE C A. Water availability effects on growth and phenology of 11 poplar cultivars growing in semiarid areas in Turkey[J]. *New Forests*, 2021, 52(3): 411–430.
- [11] ZHANG X, WANG H, CHEN Y, et al. Comprehensive genome-wide analyses of poplar R2R3–MYB transcription factors and tissue-specific expression patterns under drought stress[J]. *International Journal of Molecular Sciences*, 2023, 24(6): 5389.
- [12] LI Z, WU N, LIU T, et al. Gender-related responses of dioecious plant *Populus cathayana* to AMF, drought and planting pattern[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 11530.
- [13] 段启英,田野,鄂晓伟,等. 南方型黑杨生长和生理特性对持续干旱和复水响应的性别差异[J]. *生态学杂志*, 2020, 39(7): 2140–2150.
- DUAN Qiying, TIAN Ye, E Xiaowei, et al. Sexual differences in growth and physiological properties of southern-type poplar clones in response to continuous drought and re-watering[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2020, 39(7): 2140–2150. (in Chinese)
- [14] PLICHTA R, URADNICEK L, GEBAUER R. Stem growth of horse chestnut (*Aesculus hippocastanum* L.) under a warming climate—tree age matters[J]. *Forests*, 2022, 13(10): 1677.
- [15] ARSHAD M, BISWAS K, BISGROVE S, et al. Differences in drought resistance in nine North American hybrid poplars[J]. *Trees*, 2019, 33(4): 1111–1128.
- [16] 张蕾,姜鹏飞,王一鸣,等. 苦杨×小叶杨杂交 F1 代苗期抗旱性比较研究[J]. *植物学报*, 2023, 58(4): 519–534.
- ZHANG Lei, JIANG Pengfei, WANG Yiming, et al. Comparative study on the drought resistance of young seedling from *Populus laurifolia* × *P. simonii* F1 progeny[J]. *Chinese Bulletin of Botany*, 2023, 58(4): 519–534. (in Chinese)
- [17] BAO X, HOU X, DUAN W, et al. Screening and evaluation of drought resistance traits of winter wheat in the North China Plain[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14: 1194759.
- [18] JI J, HE X, LIU H, et al. Influence of dwarfing interstock on the tolerance and nutrient utilization efficiency of apple trees under drought stress[J]. *Scientia Horticulturae*, 2023, 315: 111984.
- [19] 周佳良,王金鹏,张跃跃,等. 基于 GCAM-YOLO v5 的火龙果快速检测方法[J]. *林业工程学报*, 2023, 8(3): 141–149.
- ZHOU Jialiang, WANG Jinpeng, ZHANG Yueyue, et al. Fast detection method of dragon fruits based on GCAM-YOLO v5 [J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2023, 8(3): 141–149. (in Chinese)
- [20] 张晓,庄子龙,刘英,等. 基于深度学习的青梅品质智能分选技术与装备研究[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(11): 402–411.
- ZHANG Xiao, ZHUANG Zilong, LIU Ying, et al. Technology and equipment research of green plum quality intelligent sorting based on deep learning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(11): 402–411. (in Chinese)
- [21] 蒋雪松,黄林峰,贾志成,等. 基于光谱遥感技术的作物营养诊断研究进展[J]. *林业工程学报*, 2023, 8(6): 13–23.
- JIANG Xuesong, HUANG Linfeng, JIA Zhicheng, et al. Research and progress of crop nutrition diagnosis based on spectral remote sensing technology[J]. *Journal of Forestry Engineering*, 2023, 8(6): 13–23. (in Chinese)
- [22] ZHANG L, NIU Y, ZHANG H, et al. Maize canopy temperature extracted from UAV thermal and RGB imagery and its application in water stress monitoring[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 1270.
- [23] 徐洪刚,陈震,程千,等. 无人机热红外反演土壤含水率的方法[J]. *排灌机械工程学报*, 2022, 40(11): 1181–1188.
- XU Honggang, CHEN Zhen, CHENG Qian, et al. Inversion of soil moisture content based on UAV thermal infrared image [J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2022, 40(11): 1181–1188. (in Chinese)
- [24] MONTANARO G, PETROZZA A, RUSTIONI L, et al. Phenotyping key fruit quality traits in olive using RGB images and back propagation neural networks[J]. *Plant Phenomics*, 2023, 5: 61.
- [25] MA Y, MA L, ZHANG Q, et al. Cotton yield estimation based on vegetation indices and texture features derived from RGB image[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 925986.
- [26] ZHAI W, LI C, CHENG Q, et al. Enhancing wheat above-ground biomass estimation using UAV RGB images and machine learning: multi-feature combinations, flight height, and algorithm implications[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(14): 3653.
- [27] JI Y, LIU R, XIAO Y, et al. Faba bean above-ground biomass and bean yield estimation based on consumer-grade unmanned aerial vehicle RGB images and ensemble learning[J]. *Precision Agriculture*, 2023, 24(4): 1439–1460.
- [28] HE F, WU Z, ZHAO Z, et al. Drought stress drives sex-specific differences in plant resistance against herbivores between male and female poplars through changes in transcriptional and metabolic profiles[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 845: 157171.
- [29] MULLER M, KEMPEN T, FINKELDEY R, et al. Low population differentiation but high phenotypic plasticity of European beech in Germany[J]. *Forests*, 2020, 11(12): 1354.
- [30] CHEN H, DONG Y, XU T, et al. Root order-dependent seasonal dynamics in the carbon and nitrogen chemistry of poplar fine roots[J]. *New Forests*, 2017, 48(5): 587–607.