

基于小波变换与卷积神经网络的羊脸识别模型

黄铝文^{1,2} 谦 博¹ 关非凡¹ 侯紫霞¹ 张 其¹

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 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)

摘要: 为解决养殖场条件下羊只的个体识别问题, 本文基于小波变换与卷积神经网络, 提出一种融合频域特征与空间域特征的羊脸识别模型 DWT-GoatNet。首先采集总计 30 只高相似度西农萨能奶山羊日间、夜间两种不同光照环境下的面部图像, 基于 SSIM 指标剔除其中相似度过高的样本, 接着进行图像裁剪, 并通过模糊、调整亮度、平移、旋转、加入噪声、缩放等方法完成数据增强; 然后, 设计基于二维离散小波变换 (2D-DWT) 与卷积运算的羊脸特征提取模块, 完成特征融合; 之后, 以前述羊脸特征提取模块为基础, 添加分类模块, 进行卷积神经网络搭建; 最后, 进行超参数组合寻优, 形成羊脸识别模型。试验结果表明, 本文所构建的羊脸识别模型在日间、夜间两种不同光照环境下测试集上识别准确率分别可达 99.74% 和 99.89%, 高于 AlexNet、VGGNet-16、GoogLeNet、ResNet-50、DenseNet-121 等经典卷积神经网络模型, 说明所构建模型适用于羊只的个体识别, 为精准养殖、农险理赔领域相关工作提供了有效解决方案。

关键词: 羊脸识别; 小波变换; 卷积神经网络; 频域特征; 特征融合

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)05-0278-10

OSID:



Goat Face Recognition Model Based on Wavelet Transform and Convolutional Neural Networks

HUANG Lüwen^{1,2} QIAN Bo¹ GUAN Feifan¹ HOU Zixia¹ ZHANG Qi¹

(1. College of Information 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)

Abstract: To recognize an individual goat under farm conditions, a novel goat face recognition model named DWT-GoatNet was proposed based on wavelet transform and convolutional neural networks, which integrated frequency domain features and spatial domain features. Firstly, facial images of a total of 30 highly similar Xinong Saanen dairy goats were collected under two different light conditions, daytime and night. Some images were discarded based on structural similarity (SSIM), and the remaining images were cropped manually. Image sets were also augmented by operations of blur, brightness adjustment, translation, rotation, noise addition and scaling. Secondly, a goat face feature extraction module was designed based on two-dimensional discrete wavelet transform (2D-DWT) and convolution operation to achieve feature fusion. Then, with this module, a classification module was added and a convolutional neural network named DWT-GoatNet was built. Finally, the combination of hyper-parameters was optimized and goat face recognition model was formed. The experimental results showed that the accuracy of the proposed goat face recognition model can reach 99.74% and 99.89%, respectively, on test set under different light conditions of daytime and night, which was higher than that of some classical CNNs such as AlexNet, VGGNet-16, GoogLeNet, ResNet-50 and DenseNet-121, while the DWT-GoatNet can provide an effective recognition for some related fields of precision farming and agricultural insurances.

Key words: goat face recognition; wavelet transform; convolutional neural networks; frequency domain features; feature fusion

收稿日期: 2022-08-10 修回日期: 2022-12-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFD1100601)

作者简介: 黄铝文(1976—), 男, 副教授, 博士, 主要从事生物图像处理 and 机器人控制技术研究, E-mail: huanglvwen@nwsuaf.edu.cn

0 引言

当前,我国奶山羊产业处于经济效益黄金期,奶山羊养殖因投资小、风险低、见效快,已成为发展相对落后地区农民经济收入的重要来源^[1]。规模化养殖是奶山羊产业的主要发展方向^[2],监控个体的健康状况、饲喂情况是其重点环节,而这一切的基础是对奶山羊进行个体识别。与此同时,我国政策性农业保险正处于起步阶段,现有的保险对象个体识别技术相对陈旧,承保环节中已投保家畜被未投保家畜冒名顶替而导致骗保现象时有发生^[3]。综上,为保证产业健康发展,急需可靠的奶山羊个体识别方案。在传统养殖过程中,养殖场大多通过给奶山羊佩戴耳标的方式实现个体识别。然而,有研究表明,佩戴耳标不仅会给羊只带来生理上的痛苦,引发应激反应,还容易使其滋生一些耳部疾病^[4];另外,从成本角度考虑,羊耳标伴随羊的死亡而丢弃,不能重复利用,亦造成了养殖成本的提升。

近年来,随着养殖场摄像设备的普及^[5],已有学者基于计算机视觉技术开展了包括奶山羊在内的常见家畜个体识别研究^[6-17]。由这些研究可知,自动化的家畜个体识别已成为当前主要发展趋势。然而,上述工作所提出模型大多仅提取图像包含的空间域特征,在特征工程环节未充分考虑牛、羊、猪等家畜面部图像本身所具有的特点,在一定程度上影响了模型的识别效果。有研究表明^[18],进行个体识别时,面部图像具备丰富的频域特征,但纯粹深度学习方法通常仅考虑图像的空间域特征,并未对频域特征进行分析。因此,若能充分挖掘家畜面部识别问题中数据本身所具有的特点,将频域特征与空间域特征进行融合,综合研判以实现分类任务,将有望使得模型识别准确率获得一定提升,并增强其可解释性。

为实现自动化的羊只个体识别,本文首先采集 30 只高相似度西农萨能奶山羊羊脸面部视频片段,经视频分帧、数据筛选、裁剪、增强,形成羊脸图像数据集。接着构建羊脸图像与羊只身份(ID)的映射关系,并按比例划分为训练集、验证集、测试集。考虑到小波变换是多分辨率分析的有效手段,能够有针对性地提取图像多个尺度下的频域特征^[19],且所提取特征可解释性强,已在人脸识别领域得到广泛应用^[20],本文基于二维离散小波变换(2D-DWT)与卷积运算设计羊脸特征提取模块,采用通道拼接的方式实现特征融合;之后,以前述羊脸特征提取模块为基础,添加分类模块,进行卷积神经网络搭建;最后,通过重复多次的模型训练过程,寻找最佳超参

数组合,形成羊脸识别模型 DWT-GoatNet,以期为非接触式羊脸识别提供参考方法。

1 数据采集与处理

1.1 数据采集

试验选择西北农林科技大学杨凌奶山羊试验示范基地所养殖的西农萨能奶山羊^[21]作为研究对象,在不同光照、不同角度、不同遮挡程度等条件下对羊脸进行摄像。共采集到日间光照环境下羊脸视频 20 段,夜间灯光环境下羊脸视频 10 段,每段视频对应一只羊,总计 30 只。在视频采集过程中,未对羊的面部污垢进行清洁处理,从而保证所构建模型能够满足饲养场景需要。所采集的奶山羊羊脸相似度极高,肉眼相对难以辨认,分别使用 Goat1~Goat30 进行编号,经预处理后如图 1、2 所示。

1.2 数据预处理

1.2.1 数据筛选

首先使用 FFmpeg 开源工具,对采集到的视频数据选取合适的帧速率进行分帧处理,得到原始羊脸图像。因为得到的图像中存在模糊或只包含局部羊脸的样本,故需进行数据筛选,对不符合要求的样本进行剔除^[22]。同时,为减少无关背景给后续工作所带来的干扰,本文紧接着对图像中羊脸寻找最小外接正方形,进行图像裁剪^[23]。由于在数据采集过程中,相邻图像采集间隔较短,部分羊脸图像相似度过高甚至接近重复,容易引发模型过拟合现象,故本文采用结构相似性 (Structural similarity, SSIM) 系数^[24]度量所拍摄羊脸图像的相似程度,过滤相似度过高的样本,从而得到一个高质量的数据集。两个尺寸一致的图像 x 、 y 的结构相似性系数计算公式为

$$SSIM(x,y)=\frac{(2\mu_x\mu_y+c_1)(2\sigma_{x,y}+c_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+c_1)(\sigma_x^2\sigma_y^2+c_2)}\tag{1}$$

- 式中
- μ_x ——图像 x 的像素均值
- μ_y ——图像 y 的像素均值
- σ_x^2 ——图像 x 的像素方差
- σ_y^2 ——图像 y 的像素方差
- $\sigma_{x,y}$ ——图像 x 、 y 的像素协方差
- c_1 、 c_2 ——防止分母为 0 的常数,取 0.01

SSIM 的取值范围是 [0,1],当 SSIM 取 0 时,表示两幅图像完全不同;当 SSIM 取 1 时,表示两幅图像完全相同。本文将 SSIM 的阈值设置为 0.7,即只有当 SSIM 小于 0.7 时,才认为两幅图像是不同的,对 SSIM 大于等于 0.7 的样本直接剔除。经过筛选,得到日间光照环境下羊脸图像 1 210 幅,夜间灯光环境下羊脸图像 990 幅,形成初始数据集。



图 1 日间采集的 20 只奶山羊羊脸图像示例

Fig. 1 Facial images of 20 dairy goats collected in daytime



图 2 夜间采集的 10 只奶山羊羊脸图像示例

Fig. 2 Facial images of 10 dairy goats collected at night

1.2.2 数据增强

在养殖场条件下,奶山羊活动较为频繁,若直接进行羊脸识别,往往面临着羊脸在图像中位置、方向、大小发生变化,所在环境明暗度发生变化,以及一定程度模糊等情况,若建立数据集时不对此类情况进行充分考虑,容易对识别结果造成一定影响^[25]。为针对性地解决此类问题,提高模型的泛化能力,本文使用模糊、提高亮度、降低亮度、平移、旋转(旋转角度为 30°)、加入椒盐噪声、缩放等 7 种数据增强方法,将数据集扩充为原始容量的 8 倍,对同一幅图像的数据增强效果如图 3 所示。

试验中,将每只奶山羊看作一种模式,对应一个分类,30 只奶山羊分别记为 Goat1 ~ Goat30,对应 30

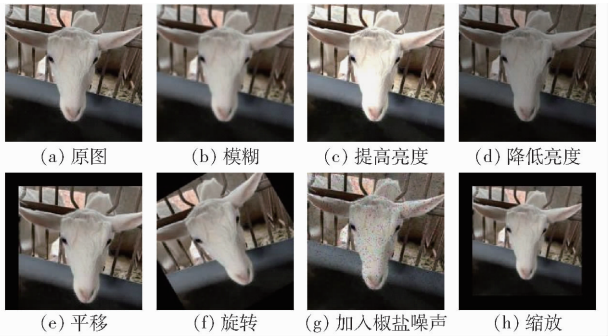


图 3 数据增强效果

Fig. 3 Data augmentation

个分类。经数据增强后,数据集中图像总数由 2 200 幅扩充至 17 600 幅,各分类所对应的图像数量变化情况如表 1 所示。数据增强增加了羊脸图像的多样

表 1 增强前后各分类图像数量

Tab.1 Numbers of images of each category before and after augmentation幅

羊只编号	增强前	增强后	羊只编号	增强前	增强后	羊只编号	增强前	增强后
Goat1	48	384	Goat11	52	416	Goat21	130	1040
Goat2	108	864	Goat12	98	784	Goat22	84	672
Goat3	59	472	Goat13	63	504	Goat23	90	720
Goat4	44	352	Goat14	40	320	Goat24	104	832
Goat5	41	328	Goat15	62	496	Goat25	113	904
Goat6	40	320	Goat16	82	656	Goat26	79	632
Goat7	42	336	Goat17	70	560	Goat27	98	784
Goat8	56	448	Goat18	55	440	Goat28	75	600
Goat9	70	560	Goat19	81	648	Goat29	89	712
Goat10	53	424	Goat20	46	368	Goat30	128	1024

性,使得网络能够在不同条件下习得羊脸图像特征,进而提高模型的泛化能力^[26]。

1.3 数据集划分

将 30 个分类的 17 600 幅羊脸图像,依分层抽样原则,按照随机提取下标的方式,以 6:2:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集,各分类数据集划分情况如表 2 所示。其中,训练集、验证集用于模型训练和参数调整,测试集用于模型性能评价。

表 2 各分类数据集划分情况

Tab.2 Data set division of each category幅

羊只编号	训练集	验证集	测试集	羊只编号	训练集	验证集	测试集	羊只编号	训练集	验证集	测试集
Goat1	232	76	76	Goat11	250	83	83	Goat21	626	207	207
Goat2	520	172	172	Goat12	472	156	156	Goat22	404	134	134
Goat3	284	94	94	Goat13	304	100	100	Goat23	434	143	143
Goat4	212	70	70	Goat14	192	64	64	Goat24	500	166	166
Goat5	198	65	65	Goat15	298	99	99	Goat25	544	180	180
Goat6	194	63	63	Goat16	394	131	131	Goat26	380	126	126
Goat7	202	67	67	Goat17	338	111	111	Goat27	472	156	156
Goat8	270	89	89	Goat18	266	87	87	Goat28	362	119	119
Goat9	338	111	111	Goat19	390	129	129	Goat29	428	142	142
Goat10	256	84	84	Goat20	222	73	73	Goat30	616	204	204

2 研究方法

2.1 小波变换

小波变换是多分辨率分析的有效手段,常用于信号的时频分析。设 $x(t)$ 是能量有限信号,则其小波变换为

$$WT_x(a,\tau)=\frac{1}{a}\int x(t)\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)dt\tag{2}$$

式中 a ——尺度参数,反映频域特性,取 $a>0$
 τ ——时移参数,反映时移特性

$\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)$ ——对基本小波 $\psi(t)$ 的位移与尺度伸缩函数

$WT_x(a,\tau)$ ——小波变换得到的频域信号

原始信号 $x(t)$ 经过与不同伸缩尺度 a 和不同时移 τ 的母小波函数卷积变换后得到频域信号 $WT_x(a,\tau)$,实

现原始信号向频域信号的转换。

二维离散小波变换(2D-DWT)能够有针对性地提取图像多个尺度下的频域特征,且所提取特征可解释性强,已在人脸识别领域得到一定应用。在羊脸识别问题中,原始信号对应羊脸的二维灰度图像,处理时按照一维离散小波变换的原理,先进行一次逐行分解,再进行一次逐列分解。一次分解完成后,可以得到 LL、HL、LH、HH 共计 4 个小波子带,宽、高均为原始图像的一半。其中,LL 为水平低频垂直低频子带,表示原始图像的低频信息,是原始图像的近似表示;HL 为水平高频垂直低频子带,体现原始图像的水平方向特征;LH 为水平低频垂直高频子带,体现原始图像的垂直方向特征;HH 为水平高频垂直高频子带,体现原始图像的对角边缘特征。本试验采用 Haar 小波基函数依次完成羊脸图像连续 4 个层级的小波变换,所得结果如

图 4 所示。

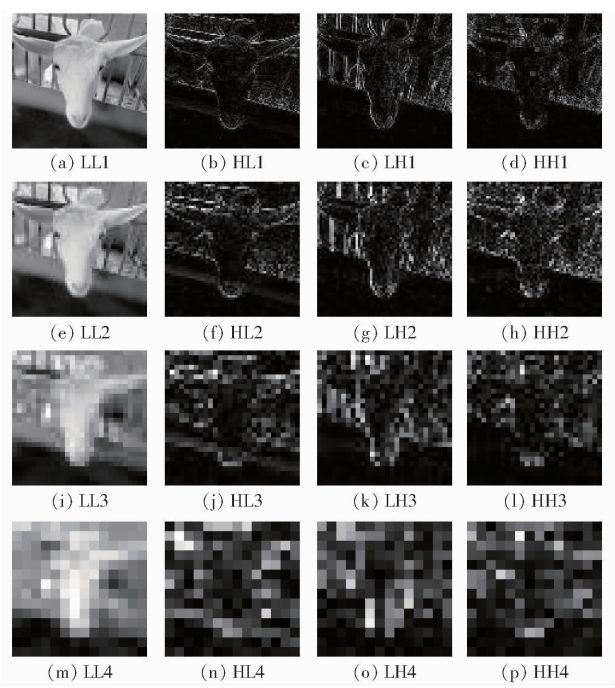


图 4 4 个层级的小波变换结果

Fig. 4 Results of 4-level wavelet transform

2.2 基于 2D-DWT 与卷积运算的羊脸特征提取模块

解决传统分类问题时,类间差异普遍较大,使用卷积神经网络提取图像空间域特征容易完成分类。而针对羊脸识别问题,不同分类的羊只不仅属于同一物种,还属于同一品种,外貌特征相似,面部差异很小,给分类带来了较大难度,这就要求引入更为丰富的特征。

卷积神经网络直接在空间域中处理图像,本质上是空间域方法,仅提取空间域特征;而在频域上,一个滤波器可以在增强某些频率的同时抑制其它频率以实现选择性,提取出所需要的频域特征。空间域方法与频域方法具有截然不同的特性,若将频域

方法引入卷积神经网络,将使所搭建网络在保持空间域分析的基础上,兼具频域分析的功能。基于此构想,本文设计了如图 5 所示的基于 2D-DWT 与卷积运算的羊脸特征提取模块,进行羊脸图像空间域特征与频域特征的提取与融合。

由于使用一次核尺寸为 3×3 、步长为 2 的卷积运算可使特征图宽、高减半,而一次 2D-DWT 运算亦可将低频图像分解为 4 幅宽、高减半的子图,在特征图宽、高一一致的前提条件下,可实现通道拼接操作。基于以上数量关系,本文完成了羊脸特征提取模块的构建。其中,卷积运算的操作对象是空间域特征图,经过图示运算,可使原特征图宽、高减半,通道加倍;2D-DWT 运算的操作对象是上一次 2D-DWT 分解得到的低频图像,首先将其分解为 4 幅子图,对这 4 幅子图执行通道拼接操作,形成通道数为 4 的频域特征图,紧接着进行核尺寸为 3×3 、步长为 1 的卷积运算,使其通道加倍。之后,对 2 个分支得到的宽、高一一致的特征图整体执行通道拼接操作,实现特征融合。

2.3 DWT-GoatNet 网络搭建

本文以前述羊脸特征提取模块为基础,添加分类模块,进行卷积神经网络 DWT-GoatNet 的搭建,网络结构如图 6 所示。

通过大量试验发现,使用核尺寸为 3×3 的卷积核具有较好的羊脸空间域特征提取效果。在主干网络中,输入的羊脸图像尺寸为 $224 \times 224 \times 3$;浅蓝色模块代表核尺寸为 3×3 、步长为 1 的卷积运算,以下简称等长卷积;深蓝色模块代表核尺寸为 3×3 、步长为 2 的卷积运算,以下简称尺寸为减半卷积。

在网络头部输入羊脸图像后,首先执行 RGB 图像向灰度图像的转换;然后执行 1-level 的 2D-DWT 运算,得到 LL1、HL1、LH1、HH1 共计 4 个小波子带,此时特征图的传播方向出现 2 个分支:

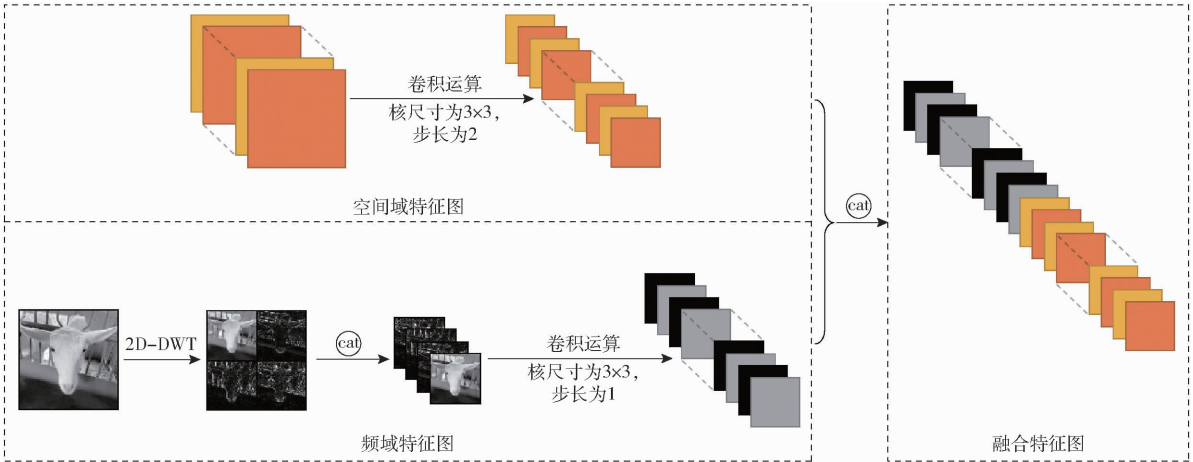


图 5 羊脸特征提取模块

Fig. 5 Goat face feature extraction module

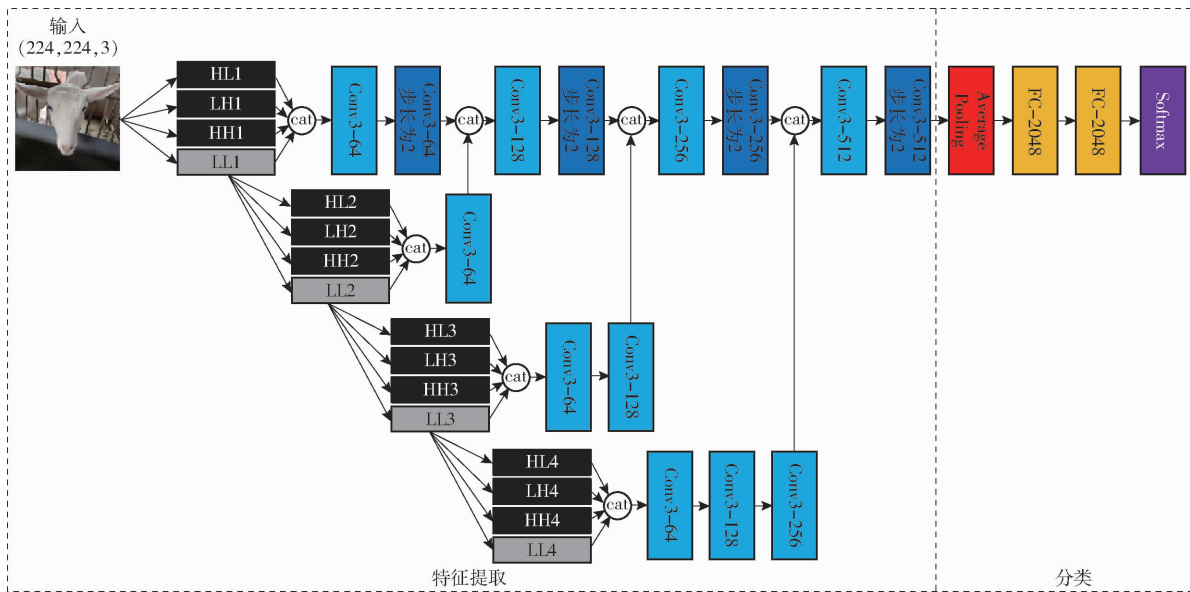


图 6 DWT-GoatNet 网络结构

Fig. 6 Network structure of DWT-GoatNet

(1) 在卷积运算分支中,对 1-level 的 2D-DWT 运算结果执行通道拼接操作,因为 4 个小波子带 LL1、HL1、LH1、HH1 尺寸一致,均为 $112 \times 112 \times 1$,所以拼接后尺寸变为 $112 \times 112 \times 4$,随后继续向后传播。经过一个等长卷积后,特征图尺寸变为 $112 \times 112 \times 64$;再经过一个尺寸减半卷积后,特征图尺寸变为 $56 \times 56 \times 64$ 。此后,经过卷积运算的特征图等待与 2D-DWT 分支传播过来的特征图进行特征融合。

(2) 在 2D-DWT 分支中,对 1-level 的 2D-DWT 运算得到的 LL1 分量再次执行 2-level 的 2D-DWT 运算,得到 LL2、HL2、LH2、HH2 共计 4 个小波子带,尺寸均为 $56 \times 56 \times 1$,对其按序执行通道拼接操作,尺寸变为 $56 \times 56 \times 4$,随后继续向后传播。经过一个等长卷积后,特征图尺寸变为 $56 \times 56 \times 64$,与卷积运算分支输出结果尺寸一致。然后进行两个分支的特征融合,即特征图的通道拼接操作,使得特征图尺寸变为 $56 \times 56 \times 128$,并送入下一个特征提取模块。

后续特征图在网络中的流动方式与此类似,只是在持续的尺寸减半卷积与小波变换过程中,特征图宽、高不断减半,深度不断翻倍,空间域特征与频域特征持续融合。网络中不使用池化层,取而代之以尺寸减半卷积,在保证特征细节尽少丢失的前提下实现下采样功能。最后,在网络结构尾部,使用 1 个平均池化层与 2 个全连接层,以及 Softmax 层实现羊脸分类功能。网络中所使用的每个卷积运算均采用 ReLU (Rectified linear unit) 激活函数。

2.4 模型训练

2.4.1 训练参数设置

试验在搭建 Ubuntu 18.04 操作系统的高性能

计算机上进行,GPU 选用单个 NVIDIA GeForce RTX 3080Ti,显存为 12 GB,对应 CUDA 运算库版本为 11.4.0,基于 Keras 深度学习框架完成模型构建。

在参数设置方面,训练图像尺寸为 224 像素 $\times$ 224 像素,批量大小 (Batch size) 为 4,将模型迭代轮数设定为 500。为获得最优的训练模型,采用 Adam (Adaptive moment estimation) 算法对模型进行优化,损失值的计算则采用交叉熵损失函数 (Cross entropy loss),使用动态衰减策略对学习率进行更新^[10]。试验中每迭代 5 轮保存一次权重参数,并选取最优权重文件形成羊脸识别模型。

2.4.2 评价指标

采用准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值作为模型的评价指标。其中,准确率是最常见的评价指标,指被正确预测的样本占所有样本的比重;精确率又称查准率,反映预测为正例的样本中确实为正例的样本所占比重;召回率又称查全率,反映实际为正例的样本中被正确预测出来的样本所占比重;F1 值是精确率、召回率的调和平均数,将这两个分值合并为一个分值,当基于二者进行模型评价出现冲突时,使用此指标作为综合评价依据。

3 结果与分析

本文选取训练得到的最优权重文件形成羊脸识别模型。同时,使用同样的数据集基于 AlexNet^[27]、VGGNet-16^[28]、GoogLeNet^[29]、ResNet-50^[30]、DenseNet-121^[31] 等经典卷积神经网络训练最优羊脸识别模型,并在同一测试集上就各项指标进行对比,在日间光照环境下、夜间灯光环境下测试集上识别结果如表 3、4 所示。

表 3 日间光照环境下测试集上识别结果

Tab.3 Recognition results of test set under daytime light conditions

模型	准确率	精确率	召回率	F1 值
AlexNet	97.14	97.39	97.15	97.20
VGGNet-16	98.13	98.27	97.89	98.03
GoogLeNet	97.09	97.83	96.51	97.06
ResNet-50	97.50	97.55	97.36	97.35
DenseNet-121	96.26	96.08	96.29	95.87
DWT-GoatNet	99.74	99.82	99.73	99.78

表 4 夜间灯光环境下测试集上识别结果

Tab.4 Recognition results of test set under night light conditions

模型	准确率	精确率	召回率	F1 值
AlexNet	96.89	96.81	97.06	96.79
VGGNet-16	96.00	95.76	96.04	95.82
GoogLeNet	97.46	97.72	97.03	97.26
ResNet-50	97.97	98.06	97.92	97.93
DenseNet-121	96.64	96.52	96.52	96.45
DWT-GoatNet	99.89	99.86	99.85	99.86

由表 3 可知,在日间光照环境下,经典卷积神经网络中 VGGNet-16 在测试集上识别效果最佳,其准确率、精确率、召回率、F1 值分别为 98.13%、98.27%、97.89%、98.03%,而本文所提出的 DWT-GoatNet 在上述 4 项指标上相较于 VGGNet-16 提

高 1.61、1.55、1.84、1.75 个百分点。在具有概括性的准确率这一指标上,DWT-GoatNet 相较于 AlexNet、GoogLeNet、ResNet-50、DenseNet-121 分别提高 2.60、2.65、2.24、3.48 个百分点。

由表 4 可知,在夜间灯光环境下,经典卷积神经网络中 ResNet-50 在测试集上识别效果最佳,其准确率、精确率、召回率、F1 值分别为 97.97%、98.06%、97.92%、97.93%,而本文所提出 DWT-GoatNet 在上述 4 项指标上相较于 ResNet-50 提高 1.92、1.80、1.93、1.93 个百分点。在具有概括性的准确率这一指标上,DWT-GoatNet 相较于 AlexNet、VGGNet-16、GoogLeNet、DenseNet-121 分别提高 3.00、3.89、2.43、3.25 个百分点。

DWT-GoatNet 及其它 5 种模型在日间光照环境下(对应羊只为 Goat1~Goat20)、夜间灯光环境下(对应羊只为 Goat21~Goat30)测试集上羊脸识别结果的混淆矩阵如图 7、8 所示。在日间光照环境下,DenseNet-121 在 Goat18 上发生了较多误识别情况,经对误识别样本查证发现,Goat18 存在较多背光拍摄的图像,一定程度上弱化了面部细节特征,说明 DenseNet-121 在养殖场光照变化情况下进行羊脸识别存在一定不稳定性。在夜间灯光环境下,AlexNet、VGGNet-16 在 Goat25 上发生了较多误识别情况,经对误识别样本查证发现,Goat25 存在较

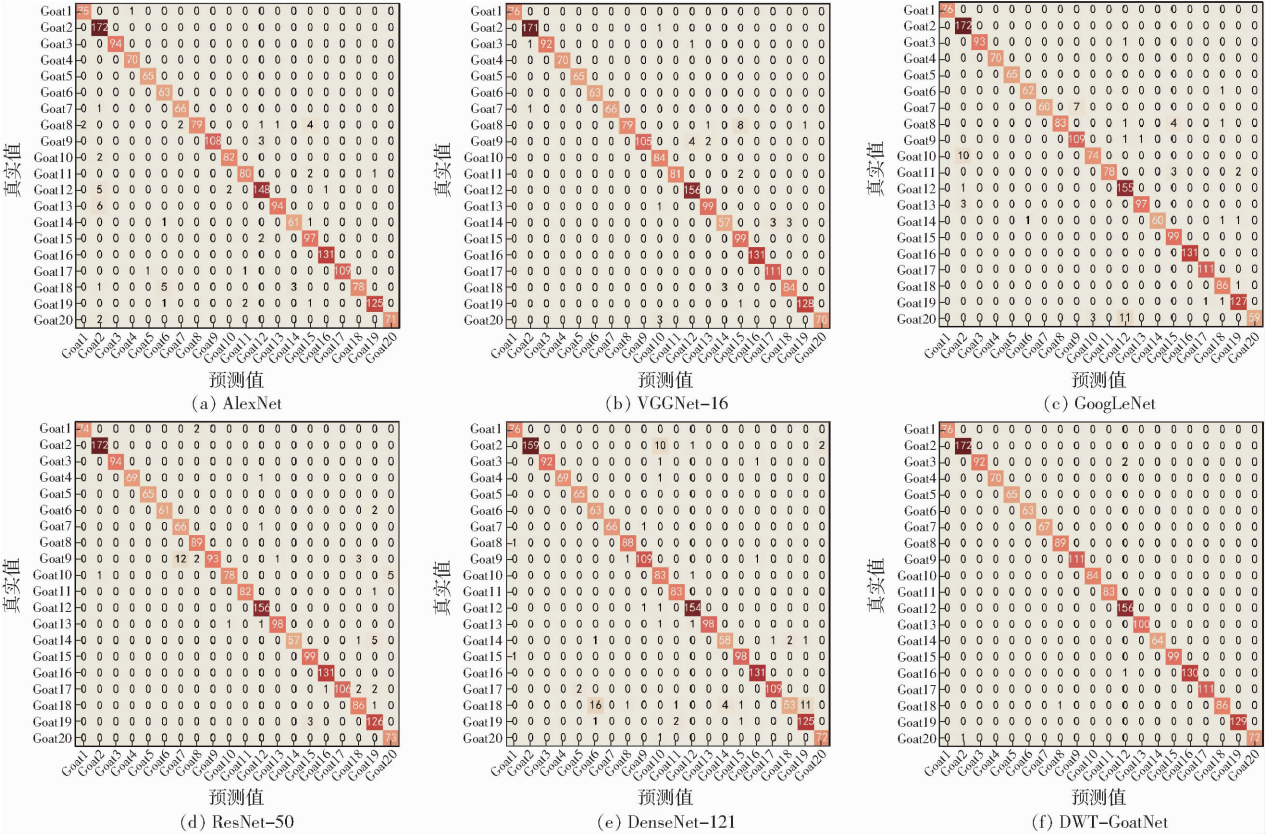


图 7 日间光照环境下测试集上混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix of test set under daytime light conditions

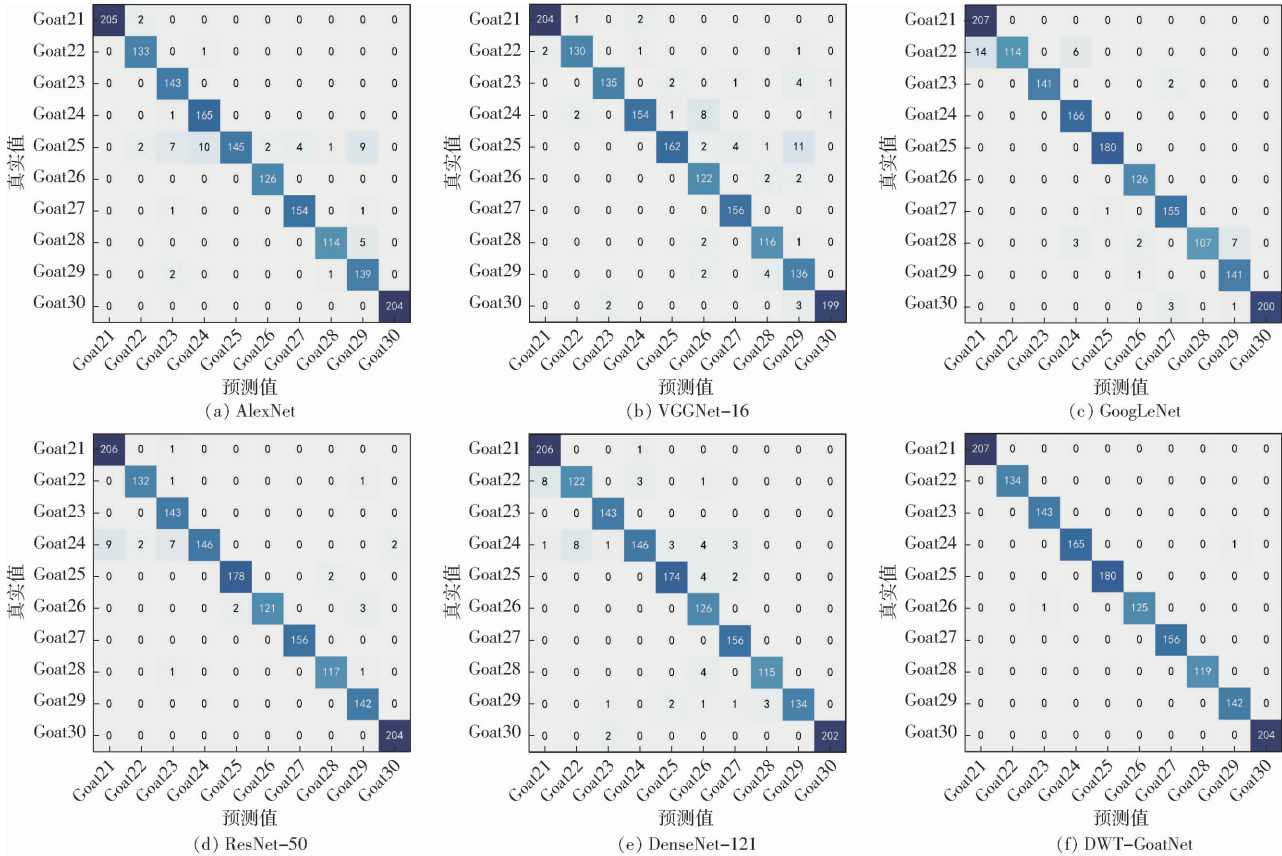


图8 夜间灯光环境下测试集上混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of test set under night light conditions

多侧脸图像,而上述模型未考虑图像频域信息,故当五官特征显著性下降时,无法提取面部频域信息作为补充,导致了误识别现象的发生。

对识别结果进一步分析可知,DWT-GoatNet在两种不同光照环境下性能表现较为稳定,体现出模型所采用的羊脸特征提取模块能够有效应对环境光照变化带来的影响;同时,相较于其它5种经典卷积神经网络模型,DWT-GoatNet在测试集上识别准确率始终保持在99%以上,误识别样本数量极少,说明模型所采用的羊脸特征提取模块能够很好地融合羊脸频域、空间域特征,有效抑制无关背景信息带来的干扰,且模型整体具备良好的抗过拟合能力与泛化能力,具有鲁棒性、有效性,满足实际场景需要。

4 结论

(1)针对养殖场条件下羊只的个体识别问题,本文基于2D-DWT与卷积运算,提出一种羊脸特征提取模块,并据此形成羊脸识别模型DWT-

GoatNet,在日间光照环境下羊脸测试集上准确率、精确率、召回率、F1值分别可达99.74%、99.82%、99.73%、99.78%,在夜间灯光环境下羊脸测试集上准确率、精确率、召回率、F1值分别可达99.89%、99.86%、99.85%、99.86%,在两种不同光照环境下试验结果均高于AlexNet、VGGNet-16、GoogLeNet、ResNet-50、DenseNet-121等经典卷积神经网络模型。

(2)本文所提出的羊脸特征提取模块,充分考虑了羊脸识别问题中数据本身所具有的特点,使用2D-DWT进行羊脸图像中频域特征提取,引入频域信息,并使用卷积运算完成空间域特征提取,通过特征图通道拼接完成频域特征与空间域特征的融合。本文模型能够适应羊脸在图像中位置、方向、大小变化和所在环境光照发生变化,以及一定程度模糊等情况,并抑制无关背景信息,完成羊脸识别任务。模型结构简单、收敛迅速,且易于部署,为精准养殖过程中家畜的个体识别,以及农业保险承保环节中保险对象的识别提供了有效解决方案。

参 考 文 献

[1] 田万强,林清,李林强,等.中国奶山羊产业发展现状和趋势[J].家畜生态学报,2014,35(10):80-84.
TIAN Wanqiang, LIN Qing, LI Linqiang, et al. Development status and trend of dairy goat industry in China[J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2014, 35(10): 80-84. (in Chinese)

[2] 王小雨,李丹,赵光明,等.陕西省富平县奶山羊养殖现状调查[J].动物医学进展,2022,43(6):125-130.

- WANG Xiaoyu, LI Dan, ZHAO Guangming, et al. Investigation on current situation of dairy goat feeding in Fuping County of Shaanxi Province[J]. Progress in Veterinary Medicine, 2022, 43(6): 125–130. (in Chinese)
- [3] 张南,张旭光.我国奶牛保险承保特点与优化[J].黑龙江畜牧兽医,2022(12):7–11.
ZHANG Nan, ZHANG Xuguang. Characteristics and optimization of dairy cattle insurance underwriting in China[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine,2022(12): 7–11. (in Chinese)
- [4] ANDREW W, GREATWOOD C, BURGHARDT T. Visual localisation and individual identification of Holstein Friesian cattle via deep learning[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017: 2850–2859.
- [5] 姚州,谭焱,田芳,等.计算机视觉技术在智慧羊场中的研究进展[J].中国饲料,2021(7):7–12.
YAO Zhou, TAN Han, TIAN Fang, et al. Research progress of computer vision technology in wisdom sheep farm[J]. China Feed, 2021(7): 7–12. (in Chinese)
- [6] CAI C, LI J. Cattle face recognition using local binary pattern descriptor[C]//2013 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, 2013: 1–4.
- [7] 魏斌,BILLAH M,王美丽,等.基于深度学习的羊脸检测与识别方法[J].家畜生态学报,2022,43(3):47–50.
WEI Bin, BILLAH M, WANG Meili, et al. Method of goat face detection and recognition based on deep learning[J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2022, 43(3): 47–50. (in Chinese)
- [8] 张宏鸣,周利香,李永恒,等.基于改进 MobileFaceNet 的羊脸识别方法[J].农业机械学报,2022,53(5):267–274.
ZHANG Hongming, ZHOU Lixiang, LI Yongheng, et al. Sheep face recognition method based on improved MobileFaceNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 267–274. (in Chinese)
- [9] 尚诚,王美丽,宁纪锋,等.联合损失优化下的高相似度奶山羊身份识别[J].中国图象图形学报,2022,27(4):1137–1147.
SHANG Cheng, WANG Meili, NING Jifeng, et al. Joint loss optimization based high similarity identification for milch goats[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(4): 1137–1147. (in Chinese)
- [10] 郑鹏,沈雷,刘浩,等.基于 Vision Transformer 模型的面脸识别算法[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2022, 42(6):40–46.
ZHENG Peng, SHEN Lei, LIU Hao, et al. Cow face recognition algorithm based on Vision Transformer model[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University(Natural Sciences), 2022, 42(6):40–46. (in Chinese)
- [11] 张满囤,单新媛,于洋,等.基于小波变换和改进 KPCA 的奶牛个体识别研究[J].浙江农业学报,2017,29(12):2000–2008.
ZHANG Mandun, SHAN Xinyuan, YU Yang, et al. Research of individual dairy cattle recognition based on wavelet transform and improved KPCA[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2017, 29(12): 2000–2008. (in Chinese)
- [12] 何东健,刘建敏,熊虹婷,等.基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J].农业机械学报,2020,51(4):250–260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 250–260. (in Chinese)
- [13] 何屿彤,李斌,张锋,等.基于改进 YOLOv3 的猪脸识别[J].中国农业大学学报,2021,26(3):53–62.
HE Yutong, LI Bin, ZHANG Feng, et al. Pig face recognition based on improved YOLOv3[J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26(3): 53–62. (in Chinese)
- [14] 王荣,高荣华,李奇峰,等.融合注意力机制的开集猪脸识别方法[J].农业机械学报,2023,54(2):256–264.
WANG Rong, GAO Ronghua, LI Qifeng, et al. Open-set pig face recognition method combining attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 256–264. (in Chinese)
- [15] HANSEN M F, SMITH M L, SMITH L N, et al. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks[J]. Computers in Industry, 2018, 98: 145–152.
- [16] 成科扬,孙家傲,毛启容,等.基于加权稀疏低秩组件编码的猪脸识别算法[J].江苏大学学报(自然科学版),2020,41(3):314–320.
CHENG Keyang, SUN Jiaao, MAO Qirong, et al. Pig face recognition based on weighted sparse low-rank component coding[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2020, 41(3): 314–320. (in Chinese)
- [17] 秦兴,宋各方.基于双线性卷积神经网络的猪脸识别算法[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2019,39(2):12–17.
QIN Xing, SONG Gefang. Pig face recognition algorithm based on bilinear convolution neural network[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University (Natural Sciences), 2019, 39(2): 12–17. (in Chinese)
- [18] 赵焕利,王玉德,张学志,等.小波变换和特征加权融合的人脸识别[J].中国图象图形学报,2012,17(12):1522–1527.
ZHAO Huanli, WANG Yude, ZHANG Xuezhi, et al. Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1522–1527. (in Chinese)
- [19] 张颖,马承泽,杨平,等.基于小波变换和改进 PCA 的人脸特征提取算法[J].吉林大学学报(理学版),2021,59(6): 1499–1503.
ZHANG Ying, MA Chengze, YANG Ping, et al. Face feature extraction algorithm based on wavelet transform and improved principal component analysis[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2021, 59(6): 1499–1503. (in Chinese)
- [20] 郑能心.基于小波变换和 HOG 特征的人脸识别研究[D].杭州:浙江工商大学,2020.

ZHENG Nengxin. Face recognition based on wavelet transform and HOG feature [D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2020. (in Chinese)

[21] 王俊杰,赵勇,闵令江,等. 奶山羊品种资源现状和育种技术进展[J]. 家畜生态学报,2017,38(9):7-12.
WANG Junjie, ZHAO Yong, MIN Lingjiang, et al. Prospects of genetic resources and breeding techniques in dairy goat (*Capra hircus*) [J]. Journal of Domestic Animal Ecology, 2017, 38(9): 7-12. (in Chinese)

[22] NOOR A, ZHAO Y, KOUBAA A, et al. Automated sheep facial expression classification using deep transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105528.

[23] 韩丁,王斌,王亮,等. 基于改进 VGGNet 的羊个体疼痛识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(6):311-317.
HAN Ding, WANG Bin, WANG Liang, et al. Individual pain recognition method of sheep based on improved VGGNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 311-317. (in Chinese)

[24] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2004, 13(4): 600-612.

[25] 王荣,史再峰,高荣华,等. 多变环境下基于多尺度卷积网络的猪个体识别[J]. 江西农业大学学报,2020,42(2):391-400.
WANG Rong, SHI Zaifeng, GAO Ronghua, et al. Individual identification of pigs based on multi-scale convolutional network in a variable environment[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2020, 42(2): 391-400. (in Chinese)

[26] 马宏兴,张淼,董凯兵,等. 基于改进 YOLO v5 的宁夏草原蝗虫识别模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(11):270-279.
MA Hongxing, ZHANG Miao, DONG Kaibing, et al. Research of locust recognition in Ningxia grassland based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11): 270-279. (in Chinese)

[27] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C] // Advances in Neural Information Processing Systems, 2012: 1097-1105.

[28] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C] // International Conference on Learning Presentations, 2015: 1-14.

[29] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.

[30] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

[31] HUANG G, LIU Z, LAURENS V D M, et al. Densely connected convolutional networks [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700-4708.



(上接第 193 页)

[53] CASTRO-VALDECANTOS P, APOLO-APOLO O, PÉREZ-RUIZ M, et al. Leaf area index estimations by deep learning models using RGB images and data fusion in maize[J]. Precis. Agric. , 2022, 23(6): 1949-1966.

[54] FORTIN J, ANCTIL F, PARENT L. Comparison of multiple-layer perceptrons and least squares support vector machines for remote-sensed characterization of in-field LAI patterns—a case study with potato[J]. Can. J. Remote Sens. , 2014, 40(2): 75-84.

[55] CHENG Q, XU H, FEI S, et al. Estimation of maize LAI using ensemble learning and UAV multispectral imagery under different water and fertilizer treatments[J]. Agriculture, 2022, 12(8): 1267-1288.

[56] ZHANG P, ZHU X, SHI Y, et al. Robust ensemble learning for mining noisy data streams[J]. Decision Support Systems, 2011, 50(2): 469-479.

[57] DWYER L, STEWART D, HAMILTON R, et al. Ear position and vertical distribution of leaf area in corn[J]. Agron. J. , 1992, 84(3): 430-438.

[58] NIE S, WANG C, DONG P, et al. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(7): 3259-3266.

[59] DE WASSEIGE C, BASTIN D, DEFOURNY P. Seasonal variation of tropical forest LAI based on field measurements in Central African Republic[J]. Agric. for Meteorol. , 2003, 119(3-4): 181-194.

[60] 姚延娟, 阎广建, 王锦地. 多光谱多角度遥感数据综合反演叶面积指数方法研究[J]. 遥感学报, 2005, 1(2): 117-122.
YAO Yanjuan, YAN Guangjian, WANG Jindi. The approach on leaf area index inversion using multiangular and multispectral data sets[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2005, 1(2): 117-122. (in Chinese)

[61] 王龔, 田庆久, 黄彦, 等. 太阳高度角变化对小麦叶面积指数观测的影响[J]. 遥感信息, 2013, 28(6): 44-57.
WANG Yan, TIAN Qingjiu, HUANG Yan, et al. Effect of solar altitude angle variation on the observation of wheat leaf area index[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(6): 44-57. (in Chinese)