

# 基于卷积神经网络的普氏野马个体识别

刘泽宇<sup>①</sup> 刘宏广<sup>①\*</sup> 李基才<sup>②</sup> 张赫凡<sup>②</sup>

沙丽塔娜提·木巴拉克<sup>②</sup> 侯仲娥<sup>①</sup>

① 中国科学院动物研究所动物进化与系统学院重点实验室 北京 100101; ② 新疆卡拉麦里山有蹄类野生动物

自然保护区管理中心 昌吉 831100

**摘要:** 普氏野马 (*Equus ferus przewalskii*) 被重引入卡拉麦里国家公园已逾 20 年。普氏野马个体的准确识别成为监测其群体变化及空间行为研究的关键技术。为此, 本研究以卡拉麦里国家公园 20 匹普氏野马的 31 477 张图像为研究对象, 基于卷积神经网络构建普氏野马的个体识别体系。该体系首先通过 YOLOv8 神经网络自动检测和分割普氏野马头部图像作为感兴趣区域 (ROI), 以构建 ROI 数据集, 然后使用 EfficientNetV2 模型对该数据集进行特征提取和识别。为了验证个体识别模型的性能, 将 EfficientNetV2 模型与相同数据集下训练的 VGG19 模型和 YOLOv8 模型进行比较, 识别准确率分别为 96.44%、89.51% 和 89.33%。结果表明, EfficientNetV2 模型的识别准确率最高, 具有较好的个体识别性能。使用卷积神经网络可以快速且准确地获取普氏野马的个体信息, 为濒危物种保护及种群动态监测提供技术支持。

**关键词:** 普氏野马; 个体识别; 深度学习; 卷积神经网络; EfficientNetV2

**中图分类号:** Q958 **文献标识码:** A **文章编号:** 0250-3263 (2025) 05-641-10

## Individual Identification of *Equus ferus przewalskii* Based on Convolutional Neural Network

LIU Ze-Yu<sup>①</sup> LIU Hong-Guang<sup>①\*</sup> LI Ji-Cai<sup>②</sup> ZHANG He-Fan<sup>②</sup>

Shalitanati Mubalake<sup>②</sup> HOU Zhong-E<sup>①</sup>

① Key Laboratory of Zoological Systematics and Evolution, Institute of Zoology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101;

② Xinjiang Kalamaili Mountain Ungulate Nature Reserve Management Center, Changji 831100, China

**Abstract: [Objectives]** The Przewalski's Horse *Equus ferus przewalskii* is a nationally protected species in China. The reintroduction projects in the Kalamaili National Park have become a successful example of restoring endangered species. Precise individual identification of Przewalski's horses is crucial for the appropriate design of conservation and management strategies. Advances in computer vision provide an opportunity for the development of individual identification, with a high degree of accuracy in characteristic

**基金项目** 国家自然科学基金项目 (No. 32470474), 中国科学院动物研究所自主部署项目 (2023IOZ0104, 2024IOZ0108);

\* 通讯作者, E-mail: liuhongguang@ioz.ac.cn;

**第一作者介绍** 刘泽宇, 男, 硕士研究生; 研究方向: 深度学习与动物学; E-mail: liuzeyu2023@ioz.ac.cn。

收稿日期: 2024-11-27, 修回日期: 2025-03-20 DOI: 10.13859/j.cjz.202524270 CSTR: 32109.14.cjz.24270

recognition. **[Methods]** In this study, we collected 31 477 images of 20 Przewalski's Horses in the Kalamaili National Park and used convolutional neural network of deep learning to develop a new individual identification model (Fig. 2). We employed the YOLOv8 model to detect the head images of Przewalski's Horses and segmented the head images as regions of interest (ROIs). We then used EfficientNetV2 to extract image features from the ROI dataset and identify the individuals (Fig. 3). Furthermore, we used VGG19 and YOLOv8 to extract image features and calculate the identification accuracy, precision, recall, F1 score, and confusion matrix (Figs. 4, 5). **[Results]** To validate the model performance, we compared the EfficientNetV2 model with VGG19 and YOLOv8 under the same conditions. The EfficientNetV2 model achieves the accuracy of 96.44%, precision of 94.81%, and recall of 94.57%. The VGG19 model has the accuracy of 89.51%, precision of 90.96%, and recall of 89.51%. YOLOv8 reaches the accuracy of 89.33%, precision of 83.90%, and recall of 83.52% (Table 1). The results indicate that the EfficientNetV2 model has the highest accuracy, demonstrating excellent individual identification performance. **[Conclusion]** This study focused on 20 Przewalski's Horses in the Kalamaili National Park and developed an individual identification model for Przewalski's Horses. Our model can be applied in future studies of Przewalski's Horses, such as accurate individual identification, long-term monitoring, and behavior analysis.

**Key words:** *Equus ferus przewalskii*; Individual identification; Deep learning; Convolutional neural network; EfficientNetV2

普氏野马 (*Equus ferus przewalskii*) 是现存的 7 种马科动物中唯一真正的野马, 是我国一级重点保护野生动物, 被世界自然保护联盟 (International Union for Conservation of Nature, IUCN) 濒危物种红色名录评估为濒危 (Endangered, EN) 级物种 (King et al. 2015, Turghan et al. 2022)。因牧业文明的兴起及拓展, 普氏野马曾广泛分布于欧亚草原带, 在近代的自然分布区只限于中蒙边界处的荒漠地带, 其野外种群于 20 世纪中期灭绝 (高行宜等 1984), 仅存在部分人工圈养和半散放个体。自 1986 年, 通过国外引进、人工繁育野马、圈养和重新引入计划, 我国普氏野马的数量获得了大幅增长。2001 年 8 月至 2021 年 8 月, 新疆野马繁殖研究中心向卡拉麦里国家公园放归 17 批次 128 匹普氏野马 (薛剑楠等 2023)。卡拉麦里国家公园 (44°38' ~ 46°03' N, 88°26' ~ 90°09' E) 地处准噶尔盆地古尔班通古特沙漠东缘, 总面积 1.47 万 km<sup>2</sup>, 属于低山荒漠、半荒漠景观。植被稀疏, 由超旱生、旱生灌木、小半灌木及早生一年生和多年生草本植物组成。

植被类型主要为梭梭 (*Haloxylon ammodendron*) 和沙拐枣 (*Calligonum mongolicum*) 等旱生灌木植物, 以及羽毛针禾 (*Stipagrostis pennata*) 和沙生针茅 (*Stipa glareosa*) 等草本植物构成的荒漠植物群落 (徐文轩等 2016, 高帅帅等 2024)。卡拉麦里是普氏野马及蒙古野驴 (*E. hemionus*) 等濒危有蹄类动物的重要栖息地, 并在普氏野马放归试验中取得了阶段性成功, 成为我国濒危物种重新引入的成功典范。

野生动物的个体识别是种群动态监测、行为活动和疫病预防研究的基础 (Cronin 2012, Crouse et al. 2017)。目前, 传统的野生动物个体识别因对象的特征差异有多种识别方法, 常用的有: 安装物理标识对个体的识别, 但野外捕获目标物种添加标识较为困难, 附着的标签容易掉落丢失且可能会对动物产生负面影响; 条纹识别, 对于东北虎等具有条纹的动物具有稳定性的特点, 但是该方法存在不易捕获、架设相机困难以及监测成本高等问题 (顾佳音等 2013); DNA 识别方法可靠且稳定, 但野外样品需经过实验室操作获得序列, 存在检测样品

识别的个体与动物实体匹配度低的可能性（黄娅琳 2024）。近年来，基于卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）和 Transformer 等模型架构的深度学习方法得到了迅速发展。利用大量野生动物图像并将深度学习应用于野生动物识别，已成为当前研究的热点。卷积神经网络通过卷积操作有效提取图像的局部特征，并逐层组合这些特征来获得图像的多层次信息，是图像识别任务中最经典且广泛应用的架构。Transformer 最初为自然语言处理（natural language processing, NLP）任务设计，而基于该架构的图像处理方法 Vision Transformer（ViT）则通过将图像展平为一维向量，像处理序列数据一样将其输入到 Transformer 模型中，从而将 Transformer 的自注意力机制应用于图像数据（Dosovitskiy 2020）。尽管 ViT 能够更好地提取图像的全局信息，但与卷积神经网络相比，ViT 的计算复杂度更高，对数据和硬件的需求也更大，并且在图像的局部特征提取上表现较弱。因此，在处理更加注重局部特征的细粒度任务时，卷积神经网络通常能够提供更优的表现。通过卷积神经网络以端到端方式从大量输入数据中自动学习并提取特征进行高精度分类，在图像识别和个体鉴定中具有明显的优势。目前卷积神经网络已经在野生川金丝猴（*Rhinopithecus roxellana*）（方楠 2017）、黑猩猩（*Pan troglodytes verus*）（Schofield et al. 2019）、大熊猫（*Ailuropoda melanoleuca*）（Chen et al. 2020）、棕熊（*Ursus arctos*）（Clapham 2020）、黑叶猴（*Trachypithecus francoisi*）（何晓露 2023）和东北虎（*Panthera tigris altaica*）（马光凯 2024）等保护动物中得到了研究和应用。

虽然基于卷积神经网络对保护动物个体识别的算法在近几年取得较大进展，但是对于个体间特征差异不明显的对象进行个体识别仍然具有一定的挑战性。普氏野马是典型的没有纹理的动物，不同的野马个体具有非常相似的外观，仅依赖于外观难以实现个体识别的高精准

度。为了实现对国家公园内保护的普氏野马进行准确的个体识别，本研究选择了区分特征明显的普氏野马头部作为识别对象，并构建了基于卷积神经网络的个体识别体系。该体系能够精准识别不同个体的普氏野马，为种群监测提供便捷工具，有助于普氏野马的保护及相关科研工作。本研究提出的深度学习框架，通过对动物面部特征的提取实现个体身份识别，可为未来物种的自动化监测提供参考，进而为野生动物保护和评估提供可靠的方法支持，同时也为国家公园建设提供智能化的技术支持。

## 1 材料与方法

### 1.1 图像采集

实验数据来自于 2024 年卡拉麦里国家公园数码相机拍摄的影像图片。卡拉麦里国家公园野放普氏野马所在保护区面积 817.7 km<sup>2</sup>（图 1a）。本研究使用的数据集由 20 匹野马的 31 477 张图片构成，每匹野马的图片数量从 1 024 到 3 085 张不等，平均每匹野马 1 574 张照片。为提高后续深度学习训练的可靠性，在图像采集时尽量选择能够展示普氏野马全身、清晰呈现正面或侧面视角的图像，并减少物体遮挡，确保每张图片中仅出现 1 只个体（图 1b~d）。

### 1.2 个体识别流程

由于普氏野马个体间特征差异不明显，大多数图像中的普氏野马具有非常相似的外观，且图像中包含了复杂的环境干扰因素（图 1b~d），不利于运用卷积神经网络对普氏野马进行个体识别。普氏野马不同个体间体色基本一致，且身体部位没有纹理、斑点等明显识别特征，区分特征主要集中在头部、腿部黑色区域的大小深浅以及腕骨和跗骨处的深色条纹（Groves 1994）。由于所获取的图像中普氏野马四肢姿态不同、角度不同，且存在较多遮挡情况，导致模型不能很好地提取和识别到腿部的区分特征。因此，本研究选用区分特征较为明显且易于检测的头部作为区分依据，使用两步法进行

目标提取和个体识别（图 2）。第一步是通过训练 YOLOv8 目标检测模型，将图像中的普氏野马头部识别并裁剪。第二步是选择 EfficientNetV2 模型进行特征提取以及图像分类，获得图像中普氏野马的个体信息进行个体识别。

### 1.3 普氏野马头部图像检测

首先对拍照图片进行降重与筛选，构建原始数据集。在原始数据集中随机选取 270 张图片，使用 LabelImg 注释工具（Tzutalin 2015）对普氏野马头部进行标注。将带标注的数据集转换为 YOLOv8 的可训练数据集，按照训练

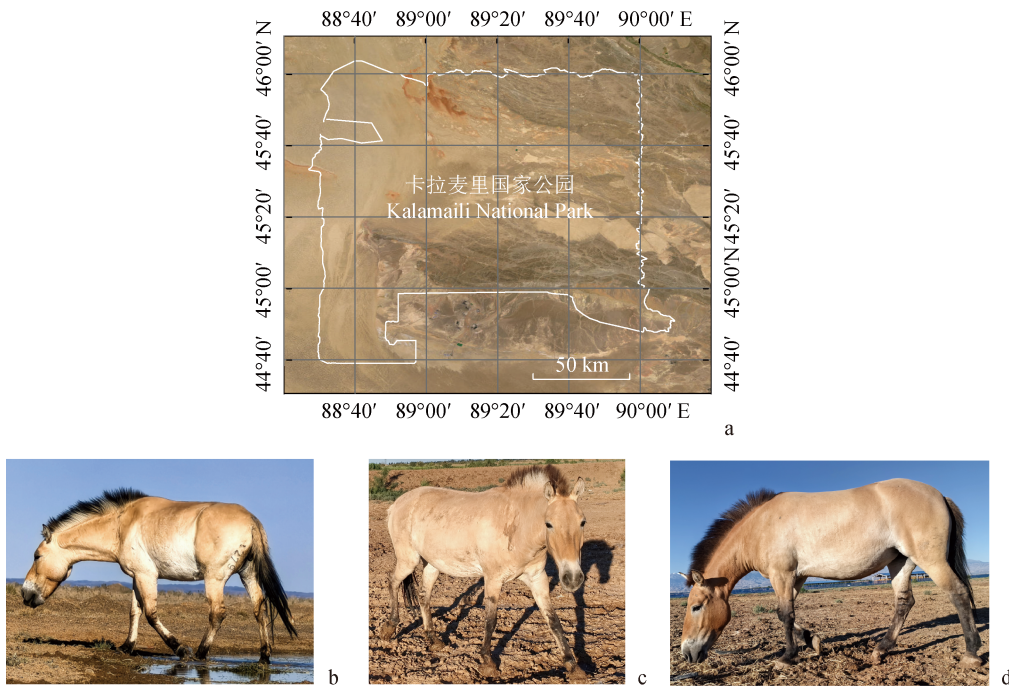


图 1 卡拉麦里国家公园及普氏野马

Fig. 1 Przewalski's Horse *Equus ferus przewalskii* in Kalamaili National Park

a. 卡拉麦里国家公园；b ~ d. 3 匹普氏野马个体间特征差异不明显。

a. Map of Kalamaili National Park; b - d. Three individuals of *Equus ferus przewalskii*, with similar characteristics.

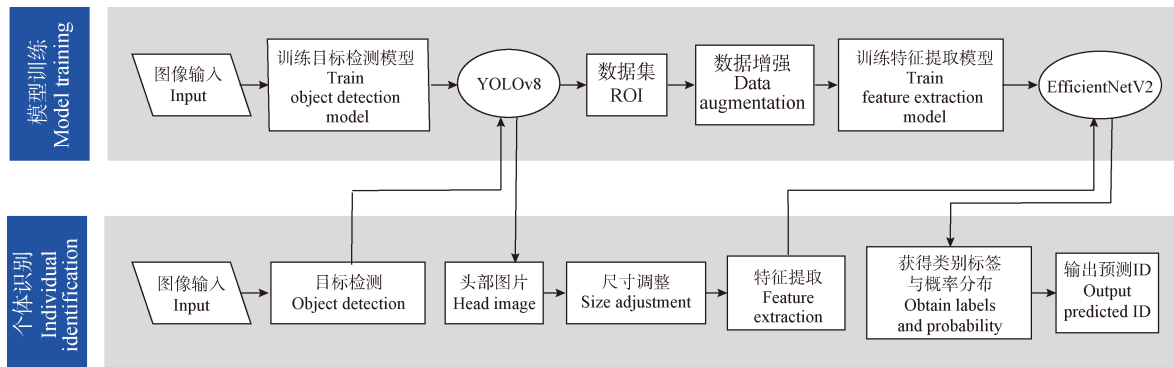


图 2 普氏野马个体识别整体流程

Fig. 2 Overall process of the proposed method for individual identification of *Equus ferus przewalskii* in images

(70%) 和验证 (30%) 的比例用于头部检测模型训练和验证。

本研究应用 YOLOv8 目标检测模型来检测图片中普氏野马的头部, 该模型以其高精度和实时处理能力而著称。YOLOv8 的改进架构和多尺度检测能力使其在复杂环境下依然能够准确识别目标, 其引入的注意力机制进一步增强了模型对关键特征的关注, 使得在不同光照和姿态下的头部检测更加可靠 (Jocher et al. 2023)。使用训练好的目标检测模型对原始数据集所有图片进行普氏野马头部检测, 首先根据检测框坐标提取感兴趣区域 (region of interest, ROI), 然后自动裁剪生成 ROI 图像, 进而构建专用于特征提取的 ROI 数据集。最后将该数据集按 70% 训练集、30% 验证集的比例随机划分, 为后续个体识别模型的训练、验证及特征分析提供高质量样本, 有效提升普氏野马头部识别任务的模型表现。

#### 1.4 数据增强

由于拍摄角度、姿态和光照条件的不同, 普氏野马头部图像呈现出较强的多样性。每张输入图像在批处理之前都通过一系列随机数据增强策略进行处理, 这种方法在不实际增加样本数量的同时增加了训练图像的随机多样性, 确保了每张图像在每个训练轮次以不同的增强方式被输入到网络中, 进一步提升了样本的多样性, 从而增强模型的泛化能力 (Taylor et al. 2018)。

根据普氏野马头部图像的特性, 本研究选取的数据增强方法主要包括几何变换和内容变换。几何变换通过对图像进行放缩、水平翻转和旋转等处理来增加样本的多样性, 而内容变换则主要通过颜色抖动处理, 包括对图片的亮度、对比度、饱和度和色调进行扰动, 以提高模型对不同光照和颜色变化的适应能力。其中图像放缩指将图像放缩到边长为  $224 \times 224$  像素大小的正方形, 水平翻转是以 50% 的概率对图片进行水平翻转, 再在  $[-10, 10]$  度的角度范围内进行旋转, 最后通过随机改

变图像的亮度、对比度、饱和度和色相进行颜色抖动。

#### 1.5 EfficientNetV2 模型训练

EfficientNetV2 是 2021 年 6 月被提出的一种高效卷积神经网络模型, 在提高图像分类任务性能的同时减少了计算资源的消耗。EfficientNetV2 采用复合缩放策略, 能够同时调整模型的深度、宽度和输入分辨率, 使得模型在不同的计算资源下能更好地平衡效率和准确性。EfficientNetV2 中引入的一种改进的卷积块 Fused-MBConv (融合的移动卷积块), 将常见的卷积层 (例如, 深度可分离卷积和标准卷积) 进行融合, 将深度可分离卷积的两步操作合并为一个操作, 从而减少了计算量 (图 3)。这意味着在执行卷积时, 可以同时处理多个操作, 降低了中间结果的存储和计算需求, 使得模型在训练和推理时都能更快运行, 占用更小的内存, 并获得更高的准确性 (Tan et al. 2021)。

本研究在训练阶段采用迁移学习策略, 以减轻数据过拟合问题。迁移学习通过将其他特征提取任务中所获得的知识迁移到目标模型中, 将不同训练任务之间所存在共性的底层特征保留下来, 使模型在对新数据的学习过程中更加稳定, 从而获得更高的训练效率并减少数据需求 (Shorten et al. 2019)。首先在大规模公开数据集 ImageNet 上训练 EfficientNetV2 模型的骨干网络, 获得初步收敛的权重。接着, 将这些训练好的权重加载到普氏野马头部识别的 EfficientNetV2 模型中进行参数初始化, 并在 ROI 数据集上进行优化学习和微调, 以提升模型在该数据集上的学习效果。

与随机初始化权重相比, 迁移学习能够减少数据需求、加速模型收敛并增强模型泛化能力, 提高模型性能。本研究采用 Kaiming 初始化方法, 优化器选用 Adam, 损失函数使用交叉熵损失函数。冻结预训练网络的前 20 层, 卷积层的学习率设置为 0.000 05, 分类层的学习率设置为卷积层的 10 倍。训练过程中设置批量大小为 32, 在训练 100 轮后停止。

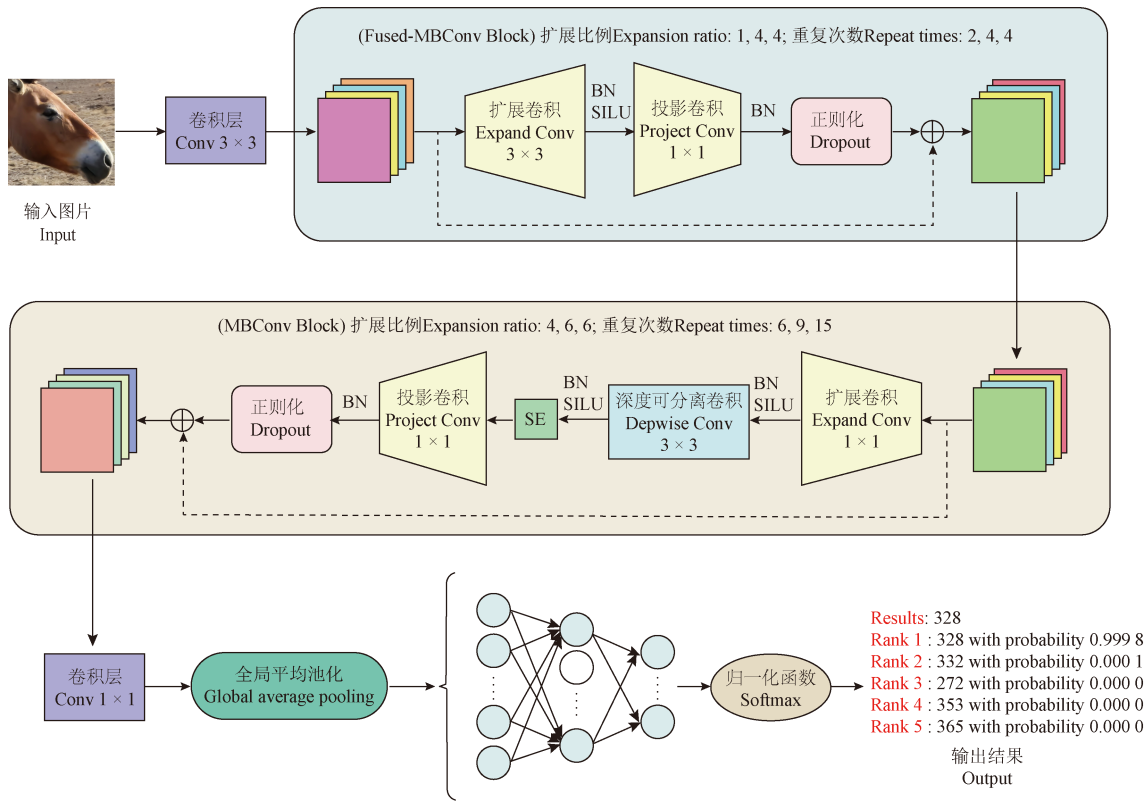


图3 EfficientNetV2 模型结构

Fig.3 EfficientNetV2 model

图中 BN 为批归一化; SILU 为 sigmoid 线性单元; SE 为挤压和激励模块。

BN stands for Batch Normalization; Conv stands for Convolution; SILU stands for Sigmoid Linear Unit; SE stands for Squeeze-and-Excitation module.

### 1.6 准确率测定及计算方法

为了衡量所训练模型对普氏野马个体识别的准确程度, 本研究选用以下评价指标: 准确率 (accuracy,  $A$ )、精度 (precision,  $P$ )、召回率 (recall,  $R$ ) 和 F1 分数 (F1 score,  $F_1$ ) 对模型的识别能力进行评估。

准确率是指模型正确预测的样本数 ( $T$ ) 占总样本数, 即正确预测的样本数和错误预测样本数 ( $F$ ) 之和的比例, 公式为  $A = T / (T + F) %$ 。

精度通过将真阳性预测的数量与所有正预测的数量进行比较来衡量模型避免假阳性的能力。在分类任务中, 精度是模型预测为正类的样本中, 模型预测结果为正确的样本所占的比例。召回率也称为灵敏度或真阳性率, 它计算

实际为正类的样本中, 模型正确预测为正类的比例。精度和召回率的公式为:

$$P = \frac{P_T}{P_T + P_F} \% , \quad R = \frac{P_T}{P_T + N_F} \%$$

式中,  $P_T$  为真正例 (true positive), 表示模型正确预测为正类的样本数;  $P_F$  为假正例 (false positive), 表示模型错误预测为正类的负样本数;  $N_F$  为假负例 (false negative), 表示模型错误预测为负类的正样本数。

F1 分数是精度 ( $P$ ) 和召回率 ( $R$ ) 的调和平均值, 将精度和召回率指标合并为一个值, 用于综合考虑这两个指标。通过考虑准确识别正样本的能力 (精度) 和查找所有正样本的能力 (召回率), 它可以对模型的性能进行公平评

估。F1 分数 ( $F_1$ ) 公式为:  $F_1 = 2PR / (P + R)$ 。

### 1.7 模型的比较

为了充分验证所训练个体识别模型性能的优越性,本研究训练了两种广泛使用的卷积神经网络模型进行比较,分别为 YOLOv8 模型以及 Visual Geometry Group 系列的 VGG19 模型 (Simonyan et al. 2014)。采用与上述训练过程中相同的数据集、一致的数据增强和训练参数进行模型训练,以比较三种模型的准确率、精度、召回率和 F1 分数等判断不同模型在普氏野马个体识别中的效果。

## 2 结果

### 2.1 CNN 模型分析和比较

使用 EfficientNetV2 模型对来自卡拉麦里国家公园的 20 匹普氏野马进行个体识别,其在训练中的损失函数与准确率如图 4 所示。随着训练轮次的增加,损失函数稳定下降,准确率不断上升,表明模型的有效性和可学习性。在训练至 10 轮时, EfficientNetV2 的损失函数已从初始的 2.78 降低至 0.11,准确率从最初的 47.00% 上升到 93.26%,均已接近收敛,在 100 轮训练中最高准确率达到 96.44%,并最终稳定于 95% 左右 (图 4)。模型的精度达到 94.81%,召回率达到 94.57% (表 1)。

本研究还使用 VGG19 模型和 YOLOv8 模型进行 100 轮训练和比较。VGG19 的损失函数和准确率在训练至 15 轮后基本达到收敛,最高准确率达到 89.51%,并最终稳定于 89% 左右 (图 4); 精度达到 90.96%,召回率达到 89.51% (表 1)。YOLOv8 的损失函数在 70 轮接近收敛,最终降低至 0.32,准确率在 45 轮达到 84% 接近收敛,100 轮中的最高准确率达到 89.33%,并最终稳定于 89% 左右 (图 4); 精度达到 83.90%,召回率达到 83.52% (表 1)。

比较三种模型的准确率、精度、召回率和 F1 分数 (表 1),发现 EfficientNetV2 模型在普氏野马的个体识别上展现了最佳的识别性能,

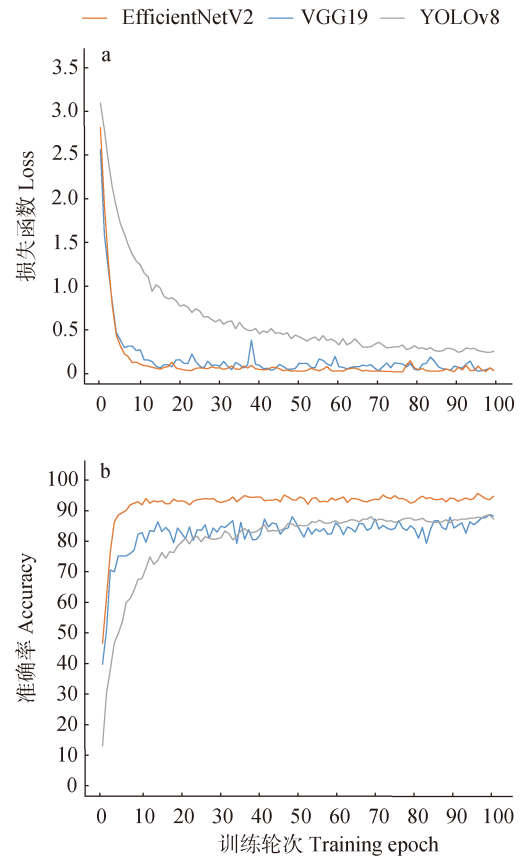


图 4 三种模型在训练过程中损失函数 (a) 和准确率 (b) 变化趋势

Fig. 4 Trends of loss function (a) and accuracy (b) during the training process of the three models

表 1 三个模型的准确率、精度、召回率和 F1 分数比较

Table 1 Comparison of accuracy, precision, recall, and F1-score among three models

模型 Model	准确率 (%) Accuracy	精度 (%) Precision	召回率 (%) Recall	F1 分数 F1-score
EfficientNetV2	96.44	94.81	94.57	0.95
VGG19	89.51	90.96	89.51	0.90
YOLOv8	89.33	83.90	83.52	0.83

准确率达到 96.44%, 在精度、召回率和 F1 分数上也明显高于其他两个模型。这些结果表明了 EfficientNetV2 模型的优势,并验证了我们所提出的普氏野马个体检测模型的可行性。

### 2.2 混淆矩阵

为了分析模型对每只普氏野马个体的识别效果，通过混淆矩阵进行实际标签和模型预测标签吻合度的可视化。如图 5 所示，横轴表示普氏野马预测类别编号，纵轴表示实际类别编号。每个单元格中的数值和颜色表示该标签的预测情况占该标签总样本数百分比。对角线颜色表示各数据被正确分类的百分比，识别效率越高，对角线颜色越深。EfficientNetV2 模型在每个个体的识别中都达到了很高的识别效果，表现出模型的预测高准确率（图 5a）。

通过与 VGG19 和 YOLOv8 模型比较发现，本研究使用的 20 匹野马数据在 EfficientNetV2 模型的预测值都获得了相对更高的预测结果，以野马编号 355 个体为例，EfficientNetV2 模型实现了 100% 的成功预测（图 5a），而 VGG19 为 95%（图 5b），YOLOv8 只有 88%（图 5c）。

## 3 讨论

### 3.1 深度学习进行普氏野马个体识别的可行性

本研究以卡拉麦里国家公园的 20 匹普氏野马为研究对象，通过训练目标检测模型 YOLOv8，将原始数据集中的图片进行检测裁

剪生成普氏野马头部数据集，训练卷积神经网络模型 EfficientNetV2，对普氏野马头部图片进行特征提取，最终实现普氏野马的个体识别。

本研究构建的普氏野马个体识别模型的准确率达 96.44%，精度达 94.81%，召回率达 94.57%，远高于其他两种广泛使用的卷积神经网络模型。且识别所需要的图像除了要求头部完全可见以外并没有严格的要求，这表明模型有足够的灵活性，可以较好地应用在野外种群当中。在其他通过深度学习进行个体面部识别的研究中，对黑猩猩的识别准确率达到 92.5%（Schofield et al. 2019），大熊猫为 96.3%（Chen et al. 2020），棕熊为 83.9%（Clapham 2020）。相比之下，对于普氏野马这种缺乏斑点纹理、体色差异不明显、个体间外观极其相似的物种，本研究训练的普氏野马个体识别模型 96.44% 的准确率已经达到了相对较高的水平。因此，该识别体系应用于普氏野马中有较高的可行性。

### 3.2 深度学习识别的优势

传统的个体识别方法，如物理标识、足迹、DNA 识别等方法通常需要人工处理来提取特征以获得识别结果，识别过程繁琐，耗时较长，成本较高。本研究基于深度学习所提出的普氏

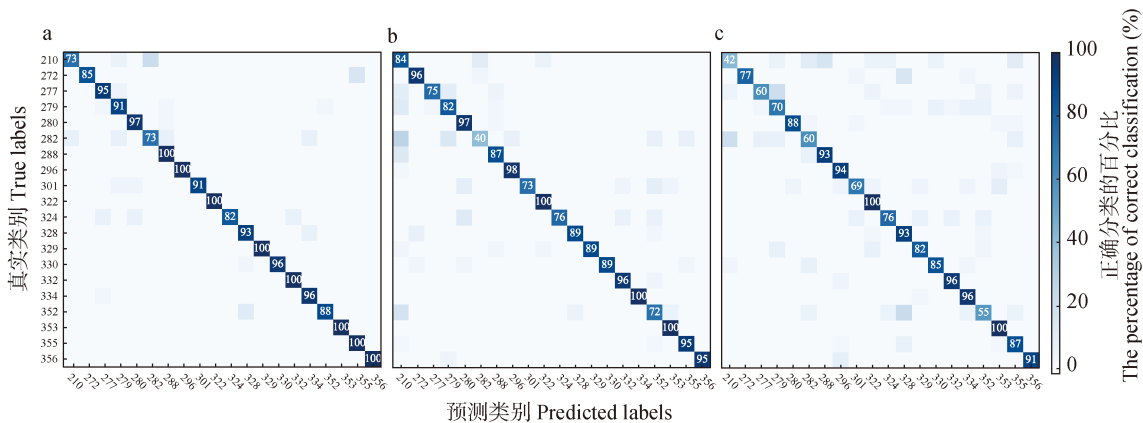


图 5 三个模型的混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrices of three models

a. EfficientNetV2 模型； b. VGG19 模型； c. YOLOv8 模型。数值代表预测结果占总样品数的百分比。

a. EfficientNetV2 model; b. VGG19 model; c. YOLOv8 model. The values indicate the percentages of predicted results relative to the total number of samples.

野马个体识别体系达到了较高的准确率，可以在不伤害动物的情况下通过拍照快速识别个体，不需要进行复杂的实验操作，且价格较为低廉。

### 3.3 深度学习识别存在的问题及改进方向

虽然本研究所构建的个体识别体系已经达到较高的识别准确率，仍需注意的是由于模型使用普氏野马的头部进行特征提取，这就要求在进行图像采集时要获得清晰的头部图片。如果普氏野马个体的头部未出现在图像中，或者受到遮挡导致头部图像不完整、不清晰会极大地影响识别的准确性。因此，在实际应用中，由于野马往往处于运动状态且环境更加复杂，模型的准确率会面临一些考验。

本研究使用的数据集由国家公园圈养的 20 匹普氏野马图像组成。随着野马个体数量的增加，数据的多样性不断扩展，模型需要提取的区分特征也随之增多。在不增加单个个体样本数量的情况下，单个个体的样本占总样本数的比例会降低，从而导致模型准确率下降(Bilal et al. 2018)。因此，为了确保识别准确性，在将个体识别体系应用于更大规模的个体数据集时，应增加每个个体的图像数量。

本研究采用的是有监督学习方法且由于使用闭集分类模型，模型只会将图像与数据集中的普氏野马个体进行比对，对数据集之外的个体进行识别存在一定的局限性。为了对国家公园中其他的普氏野马个体进行识别，下一步我们将增加模型的拒识能力，识别出未出现在数据集中的新个体，将模型修改为开集识别模型(Scheirer et al. 2013)，增加模型的应用范围，实现国家公园普氏野马新个体或新增个体的监测。

### 3.4 应用前景

在未来，可以将普氏野马个体识别模型轻量化并整合成为 APP 形式安装在智能手机中，与无人机拍摄的普氏野马图片数据相结合，对远距离和运动中的普氏野马进行识别和鉴定，实现对国家公园中普氏野马种群数量和分布的

远程监测，做到快速获取普氏野马的个体信息，整合地理、环境及水文数据，方便对保护区中的普氏野马种群进行监测，有助于濒危物种保护以及相关科学研究。本研究将为国家公园的建设提供智能化方法和技术基础，也为濒危物种的个体识别提供了一个框架，通过对动物面部进行特征提取来实现对动物个体的身份识别，有助于未来对濒危物种、保护物种进行自动化监测，为野生动物保护和评估提供可靠的方法支撑。

### 参 考 文 献

- Bilal A, Jourabloo A, Ye M, et al. 2018. Do convolutional neural networks learn class hierarchy? *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 24(1): 152–162.
- Chen P, Swarup P, Matkowski W M, et al. 2020. A study on giant panda recognition based on images of a large proportion of captive pandas. *Ecology and Evolution*, 10(7): 3561–3573.
- Clapham M, Miller E, Nguyen M, et al. 2020. Automated facial recognition for wildlife that lack unique markings: A deep learning approach for brown bears. *Ecology and Evolution*, 10(23): 12883–12892.
- Cronin K A. 2012. Prosocial behaviour in animals: the influence of social relationships, communication and rewards. *Animal Behaviour*, 84(5): 1085–1093.
- Crouse D, Jacobs R L, Richardson Z, et al. 2017. LemurFaceID: A face recognition system to facilitate individual identification of lemurs. *BMC Zoology*, 2: 2.
- Dosovitskiy A. 2020. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. [EB/OL]. [2024-09-18]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>.
- Groves C P. 1994. Morphology, habitat, and taxonomy // Boyd L, Houtp K A. Przewalski's Horse: The History and Biology of an Endangered Species. New York: State University of New York Press, 39–59.
- Jocher G, Chaurasia A, Qiu J. 2023. Ultralytics yolov8. [R/OL]. [2024-09-18]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- King S R B, Boyd L, Zimmermann W, et al. 2015. *Equus ferus*. The IUCN Red List of Threatened Species 2015: e. T41763A97204950.
- Scheirer W J, de Rezende Rocha A, Sapkota A, et al. 2013. Toward

- open set recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(7): 1757–1772.
- Schofield D, Nagrani A, Zisserman A, et al. 2019. Chimpanzee face recognition from videos in the wild using deep learning. *Science Advances*, 5(9): eaaw0736.
- Shorten C, Khoshgoftaar T M. 2019. A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(1): 60.
- Simonyan K, Zisserman A. 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. [EB/OL]. [2024-09-18]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>.
- Tan M, Le Q. 2021. EfficientNetV2: Smaller models and faster training. *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*. PMLR, 139: 10096–10106.
- Taylor L, Nitschke G. 2018. Improving deep learning with generic data augmentation // 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Bangalore: IEEE, 1542–1547.
- Turghan M A, Jiang Z G, Niu Z Z. 2022. An update on status and conservation of the Przewalski's horse (*Equus ferus przewalskii*): captive breeding and reintroduction projects. *Animals*, 12(22): 3158.
- Tzotalin. 2015. LabelImg. GitHub. [R/OL]. [2024-09-18]. <https://github.com/tzotalin/labelImg>.
- 方楠. 2017. 基于 CNN 的金丝猴面部识别研究与实现. 西安: 西安电子科技大学硕士学位论文.
- 高帅帅, 胡杨, 邵长亮, 等. 2024. 气候变化背景下卡拉麦里国家公园蒙古野驴适宜生境脆弱性评价. *兽类学报*, 44(3): 287–296.
- 高行宜, 谷景和, 周嘉禧. 1984. 普氏野马考察简报. *干旱区研究*, 1(1): 71–72.
- 顾佳音, 刘辉, 姜广顺. 2013. 东北虎 (*Panthera tigris altaica*) 个体识别技术研究进展. *野生动物*, 34(4): 47–55, 66.
- 何晓露. 2023. 基于深度学习的笼养黑叶猴面部与个体识别研究. 桂林: 广西师范大学硕士学位论文.
- 黄娅琳, 梁成, 徐燕红, 等. 2024. 马来穿山甲个体识别 STR 分子标记的开发及应用. *生物学杂志*, 41(5): 84–88.
- 马光凯, 张静, 戴文锐, 等. 2024. 基于 Transformer 的东北虎体侧条纹个体识别. *野生动物学报*, 45(4): 734–743.
- 徐文轩, 杨维康, 张弛, 等. 2016. 准噶尔盆地东部卡拉麦里山有蹄类自然保护区主要植物群落及其特征. *植物生态学报*, 40(5): 502–507.
- 薛剑楠, 杨建明, 沙丽塔娜提·木巴拉克, 等. 2023. 新疆普氏野马现状初步调查. *新疆林业*, (4): 9–12.

## 陕西神木发现白冠攀雀

### White-Crowned Penduline Tit *Remiz coronatus* Found in Shenmu, Shaanxi, China

2021年3月28日,在陕西省神木市红碱淖国家级自然保护区湖边南侧的人工樟子松林(39°3'21" N, 109°54'53" E, 海拔 1 220 m)发现 20 多只中华攀雀 (*Remiz consobrinus*), 并拍摄照片。处理照片时发现 2 只攀雀与中华攀雀存在差异,其主要特征为雄鸟嘴细而尖,头顶白色,后颈和颈侧白色,形成一个明显的白色领圈(图 1)。前额、眼先、眼周及整个耳羽形成黑色的面罩,喉部及下体白色而两胁略带淡皮黄色。上背栗褐色,下背褐色。相

(下转 682 页)

**基金项目** 陕西省科学院重大科研专项 (No. 2020K-03);

\* 通讯作者, E-mail: wqx546@163.com;

**第一作者介绍** 罗磊,男,助理研究员;研究方向:鸟类生态学;E-mail: luolei@xab.ac.cn.

收稿日期: 2022-06-13, 修回日期: 2023-08-09 DOI: 10.13859/j.cjz.202322131 CSTR: 32109.14.cjz.22131