5.4系统的测试与结果分析

笔者比较了不同的超参对VGG16和RepVGG两种模型的影响，并选择最终最优调参对模型进行训练；最终最优模型是由上文最优调参训练所得的VGG16网络模型，笔者通过对该网络进行混淆测试，以及识别率（Accuracy）和错误率（Error Rate）等指标的分析，对网络模型的整体性能做出评判。

5.4.1 最终模型的测试与结果分析

（1）混淆测试

最终模型的混淆矩阵如图5-4：

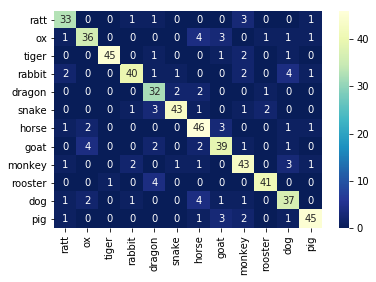


图5-4最优模型的混淆矩阵

从混淆矩阵中可以看出，在测试数据集中，有4张牛的图像被识别为马，有3张牛的图像被识别为羊，这是在本次测试中较为突出的图像识别错误。考虑到测试数据集包含497张图像，并且这三类动物相似度较高，此规模的错误是在可允许容错范围内的。其他形态和颜色有较大区别的动物种类，如猪和蛇几乎不发生混淆，识别成功率较高。

（2）整体性能

我们将改进后的神经网络模型的各个性能参数整理成表5-4：

|  |  |
| --- | --- |
| 网络模型 | VGG16 |
| 学习率 | 0.0001 |
| 选用的优化器 | Adam算法 |
| 选用的损失函数 | 交叉熵损失函数 |
| 迭代次数（次） | 60 |
| 识别率（%） | 89.6 |
| 错误率（%） | 10.23 |

表5-4优化后最终模型所采用的超参数据以及测试识别率和错误率

结合上文不同超参对模型影响的论证，以及最终神经网络模型的各个性能参数，我们验证了本文改进的网络模型在动物识别中的有效性及优势。本文最终搭建的神经网络模型使得动物种类识别在混淆测试、识别率、错误率等方面有所突破。最终模型的识别率提高到了89.67%，错误率下降到了 10.23%，在混淆测试中的表现也可圈可点，在包含497张图像的测试数据集中，即使是较为相似的物种误识别的图像也不超过5张。模型的整体性能表现良好。

结论

本章主要对项目的完整开发周期、研究意义及论文整体工作进行总结，同时结合实际应用，分析目前系统设计及实现过程中存在的不足，提出改进方案，并对系统未来发展方向进行展望。

* 1. 全文总结

将深度学习技术应用在野生动物识别有着广泛的应用前景，但同时也面临着野外识别环境下“野生动物位置大小不定”、“背景信息复杂”以及“不同物种图像数据集数量差距大”等实际问题。本文针对以上问题，对图像数据集进行了处理方式的优化，对图像识别算法进行了梳理、比较和改进，实现了高准确率的野生动物检测识别，现将本文主要研究工作总结如下:

首先，本文介绍了本项目的研发背景，本项目旨在利用计算机计算能力和计算机视觉相关理论技术，帮助捕获野生动物更加细致的信息，有利于对野生动物进行更加准确的识别和研究，最终推动野生动物保护工作发展的目的。本项目基于卷积神经网络技术，搭建系统核心的卷积神经网络模型，用于系统的动物识别预测功能。

接下来针对图像数据集，从多个维度进行了优化。系统对部分图像进行了翻转、旋转处理，增加图像数据集数量的同时，提高了数据集的多样性；针对野外识别环境下“野生动物位置大小不定”、“背景信息复杂”等问题，系统创新性地采用了随机裁切所采集图像的方式，将图像随机裁切成224\*224的大小，最终处理好的数据集作为模型训练的输入。

然后，研究比较了所选的卷积神经网络模型。在阅读了相关文献，结合当下图像识别领域的研究现状，我们最终选择了VGG16和RepVGG作为研究比较的对象。同等训练条件下，VGG16训练出的模型预测效果总是优于RepVGG，故最终我们选择了VGG16作为本系统所用的卷积神经网络模型。

在选择VGG16作为本系统所用的卷积神经网络模型的基础上，首先对比了不同的batch\_size、learning\_rate等超参对模型训练结果的影响，并选择了最优超参进行进一步训练，然后比对了交叉熵损失和负对数似然损失两种损失函数的输出结果，接着为模型添加了优化器，选用对比了Adam和Momentum优化器的优化结果，最终确定使用Adam优化器。

最后，使用最终训练出的最优模型，嵌入到系统中，作为系统核心动物识别功能所使用的模型，并对系统所采用的最优模型进行了测试和分析。

综上，在探索基于深度卷积神经网络的陆生野生动物识别算法时，本文依次通过数据集的处理、模型选择比较、模型优化与功能测试，为图像处理与深度学习技术应用在野生动物保护领域提出了自己的解决方案，适用于野外背景环境下高效的陆生野生动物自动识别。

* 1. 7.2 系统展望

本文提出的野生动物识别系统从数据集处理优化、模型选择比较与模型优化3个方面进行，实现了较理想的识别效果，但其距离实际应用于中国绝大部分的保护区内的野生动物自动识别仍有问题需要进一步探索和解决，如:

1.模型小型化研究。目前采用算法的网络模型参数量较大、冗余度较高，导致运算速度低，高计算复杂度也导致了高能耗，应用在嵌入式端存在困难。因此，还需探究模型裁剪的模型压缩方法，合理设计模型参数评价指标和裁剪方式解决模型参数量大带来的速度低、能耗高的问题;

2.扩充野生动物种类。目前研究只局限于10种常见陆生野生动物的识别，若期望在中国大部分保护区内进行实地落地应用，应继续扩充野生动物数据库，训练泛化能力更强的模型，降低模型过拟合的风险。