

文章编号: 2095-2163(2020)07-0314-04

中图分类号: X83

文献标志码: A

基于 Inception 模型的渤海地区海草识别研究

孙婷婷¹, 陈林林^{1,2}

(1 威海海洋职业学院, 山东 荣成 264300; 2 威海市智慧海洋渔业装备工程技术研究中心, 山东 荣成 264300)

摘要: 海草的检测与识别在海洋资源研究、海洋科普、海产品加工、非物质文化遗产保护等领域有着重要的意义。为确保对渤海地区的海草资源进行有效的分类与识别, 本文基于 Keras 框架, 以 inception v3 网络模型为基础, 采用迁移学习, 结合特征融合优化分类, 从而对渤海地区的十种珍贵海草进行有效识别, 结果显示正确率达到了 92.53%。

关键词: 海草; Keras 框架; inception v3; 特征融合; 正确率

Sea grass recognition in Bohai Sea based on perception network

SUN tingting¹, CHEN linlin^{1,2}

(1 Weihai Ocean Vocational College, Shandong Rongcheng 264300, China;

2 Weihai intelligent marine fishery equipment engineering technology research center, Shandong Rongcheng 264300, China)

[Abstract] The detection and identification of seaweed is of great significance in the fields of marine resources research, marine science popularization, marine products processing, intangible cultural heritage protection and so on. In order to ensure the effective classification and recognition of seagrass resources in the Bohai Sea area, based on keras framework and the inception V3 network model, this paper uses feature fusion to optimize the classification to effectively identify the ten precious seagrass resources in the Bohai Sea area. The results show that the accuracy reaches 93.53%.

[Key words] Seaweed; Keras framework; Inception V3; Feature fusion; Accuracy

0 引言

海草是一种能开花的珍贵草本高等植物, 目前全世界各海域的海草植物有 12 属, 中国共有 9 属^[1]。它是由叶、根茎和根系组成的。海草喜欢生活在热带、温带近岸海域或滨海河口区的淤泥质或沙质沉积物上^[2]。随着海草床生境不断受到破坏, 海草床已经危在旦夕。在中国的胶东半岛地带, 海草床已被列为省级非物质文化遗产^[3]。

本文对山东半岛威海海域附近的 10 类海草进行数据采集, 并采用深度学习的方法对各种海草进行形态学的特征提取与分析, 从而对渤海地区的十种珍贵海草进行有效识别, 为区域发展建立海草自然资源档案, 为海草床的保护、恢复与有效管理提供有效的科学依据。

1 相关研究

随着 GPU 的快速发展, 深度学习在图像领域应用非常广泛。目前, 图像处理领域研究工作涉及图像分类、图像的检测、图像定位等等。经典的机器学习算法如 svm、Bayes、KNN 等可以完成数据分类, 深度学习算法如 CNN、Resnet50、vggnet 等可以完成

图像分类。

1.1 Inception V3 网络结构

获取高效的网络性能的有效方法就是增加网络的广度及深度, 但是盲目的增加会导致网络参数的急剧增加, 很容易引起过拟合。Googlenet 针对上述的问题设计了一种 inception 结构。该结构一方面能够保持网络结构的稀疏性, 同时也能够获取密集矩阵的高计算性能。Inception V3 的结构, 如图 1 所示。

1.2 迁移学习

在预训练模型 Inception V3 中存在各种特征数据与权重信息, 有些是与分类识别的对象本身关联紧密的特征数据与权重信息, 有些是比较共性的特征数据与信息, 可以被不同的任务或者对象之间共享。迁移学习就是要迁移那些共性特征数据与信息, 避免再次学习这些知识, 实现快速学习^[4]。简单点说, 迁移学习主要是实现卷积层共性特征迁移。

在实际使用中把预训练的网络称为源网络, 把要迁移的前 n 层复制到一个目标网络, 随机初始化目标网络的余下各层, 开始训练, 进行反向传播。反向传播可以使用二种方法:

作者简介: 孙婷婷(1987-), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 人工智能; 陈林林(1987-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 机器视觉。

通讯作者: 孙婷婷 Email: 779606786@qq.com

收稿日期: 2020-04-04

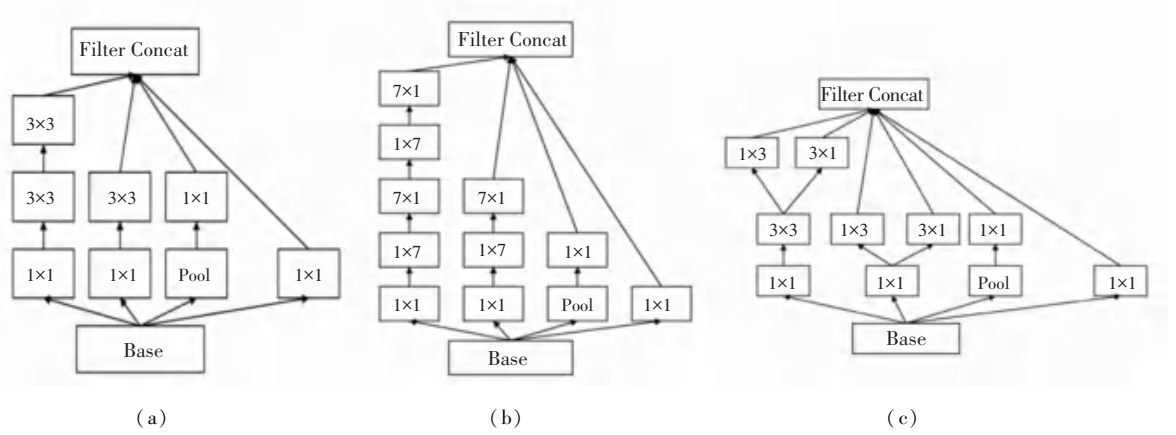


图 1 Inception V3 结构

Fig. 1 Structure of inception V3

一种是把前面 n 层冻结, 只对后面的层进行训练。这种方法适合少的样本数据, 而且随着层冻结 n 数值增大、网络性能会下降, 这种是单纯的迁移学习; 另一种是不冻结前 n 层, 全程参与训练不断调整它们的参数, 实现更好的网络性能。这种方法称为迁移学习 + 微调。本文采用的是第二种方式的迁移。

2 基于迁移学习的海草识别算法

图 2 给出了海草识别的技术方案, 该方案分为两个部分: (1) 训练过程; (2) 测试过程。训练采用迁移学习的方法, 将 Imagenet 数据集训练好的 inception

V3 模型下载, 迁移学习到海草识别模型中, 同时采用 3 种不同的基学习器进行训练, 将训练输出的结果通过模型融合的方法, 最终输出预测结果。

2.1 Softmax 函数

Softmax 函数又称为归一化指数函数, 主要的目的是将多分类的记过以概率的形式展示出来。Softmax 一方面将模型的预测结果转化到指数函数上, 保证了概率的非负性; 另一方面将转化之后的结果除以所有转化结果之和, 可以确保各个预测结果的概率之和为 1。Softmax 函数的公式(1):

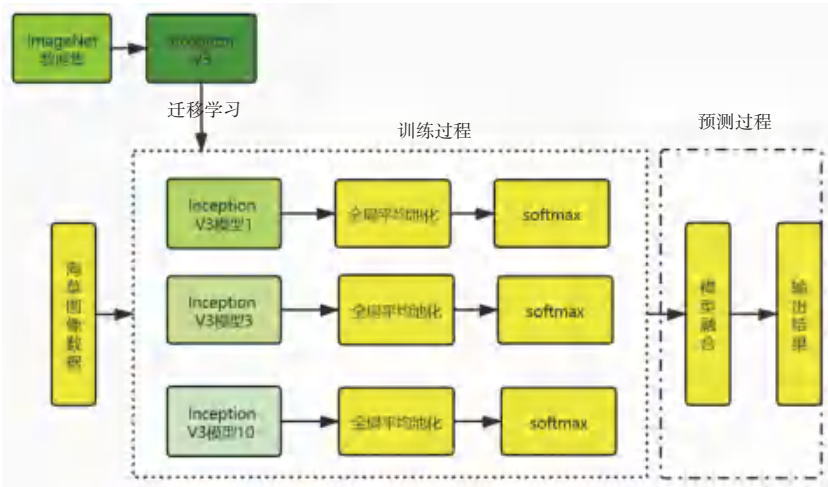


图 2 海草识别技术方案

Fig. 2 Technical scheme of seagrass identification

$$y(i) = \frac{\exp(X_i)}{\sum_{i=1}^n \exp(X_i)} \quad (1)$$

式(1)表示的是有 n 个输出的神经元, softmax 函数表示的是输入变量的指数函数除以所有输入变量的指数函数的和。因为指数函数的增长非常快, 如果数值大小超过 8 个字节, 这些数值在进行除法运算的时候容易产生溢出。因此需要对 softmax 函

数来按照式(2)来进行改进。

$$y(i) = \frac{\exp(X_i)}{\sum_{i=1}^n \exp(X_i)} = \frac{L \exp(X_i)}{L \sum_{i=1}^n \exp(X_i)} = \frac{\exp(X_i + \log L)}{\sum_{i=1}^n \exp(X_i + \log L)} = \frac{\exp(X_i + L)}{\sum_{i=1}^n \exp(X_i + L)} \quad (2)$$

在 softmax 函数的指数运算中,加上或者减去某个常数并不会改变运算的结果,故式(2)中 L 表示任意值,一般的在程序中采用在指数上减去输入信号中的最大值,来进行溢出抑制。

2.2 模型融合

对于已经成熟的网络模型进行改进需要较长的研究周期,相比之下,模型的融合能够在短时间内提升识别效果。使得模型的性能得到进一步的优化。

模型融合常用的方法有:投票法(应用于分类任务)、平均法(回归任务)、学习法。根据本文的研究对象的特点,采用投票法进行模型融合。分类任务使用简单投票法和加权投票法。简单投票法即各个分类器输出其预测的类别,取最高票对应的类别作为结果。若有多个类别都是最高票,那么随机选取一个简单投票法,公式(3)如下:

$$V(x) = \underset{x}{\text{Cargmin}} \sum_{i=1}^T v_i^j(x). \quad (3)$$

其中, T 表示模型融合的数量, $v_i^j(x)$ 表示第 i 个学习器产生的分类概率结果。加权投票法和简单投票法类似,不过多了权重 α_i , 这样可以区分分类器的重要程度,通常 $\alpha_i \geq 0$; $\sum_{i=1}^T \alpha_i = 1$ 。

加权投票法的公式(4)如下:

$$V(x) = \underset{x}{\text{Cargmin}} \sum_{i=1}^T \alpha_i \cdot v_i^j(x). \quad (4)$$

其中, T 表示模型融合的数量; α_i 表示第 i 个分类器的权重,通过训练获取; $v_i^j(x)$ 表示第 i 个学习器产生的分类概率结果。

3 实验过程

3.1 实验平台

实验开发的平台的配置见表 1。

表 1 实验开发平台的配置

Tab. 1 Configuration of experimental development platform

项目	详细信息
开发语言	Python
学习框架	Keras
基础软件	Pycharm, Python3.7 版本
处理器	Intel 酷睿 i7 7700F 处理器
安装包	OpenCV, keras, numpy, tensorflow 等

3.2 实验数据集

数据集来源是通过网络查找的图片和部分拍摄图片,分为 10 种海草,如图 3 所示,总计图片 1000 张。分别为江蓠、蜈蚣藻、羊栖菜、扁江蓠、海带、鹿角菜、条斑紫菜、马尾藻、石莼、石花菜。训练的图片 800 张;验证图片 100 张;测试图片 100 张。训练和测试比例为 80:10;设置训练的迭代次数为 100 次,批处理数量选择 32。

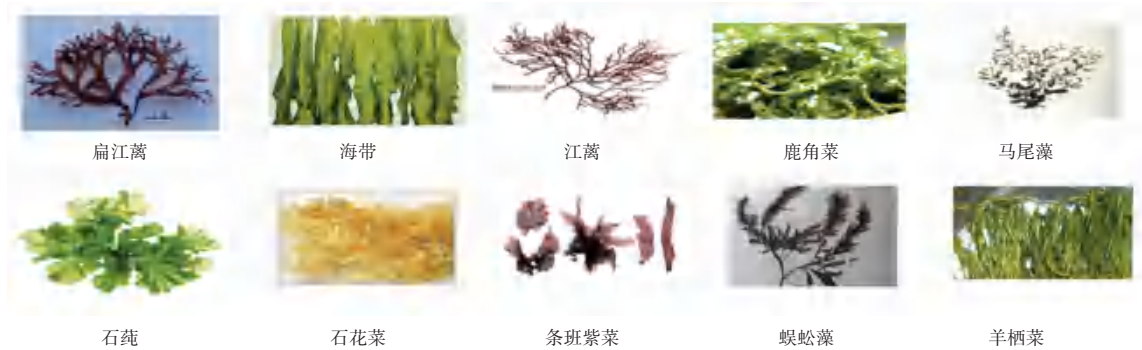


图 3 来自采集的十类海草样本图

Fig. 3 Ten types of seaweed samples from the collection

3.3 实验结果

本实验采用交叉熵作为目标函数,从图 4 中可以看出,该模型训练前期,随着迭代周期的增长,训练集和测试集的损失值都在减小。在迭代第 8 次时开始出现收敛,训练初步完成。训练超过 35 次并没有出现过拟合。由于采用迁移模型,对于小型数据集运算速度快,经过 8 步迭代计算,训练数据集的准确率为 95.57%,测试数据集的准确率为 90.67%。平均训练时间为 4 小时 16 分。通过实验发现,加入迁移学习策略可以快速提高网络训练的准确率。

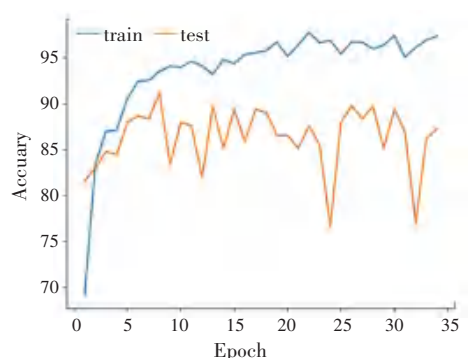


图 4 模型准确率变化曲线

Fig. 4 Accuracy curve of the model