|  |  |
| --- | --- |
| **分类号 密级** | OUC_Logo |
| **UDC** |
|  |

**本 科 毕 业 设 计**

棉花图像自动分级系统

**学生姓名 张雪冰 学号 15020032030**

**指导教师 董军宇**

**院、系、中心 信息科学与工程学院**

**专业年级 保密管理2015级**

**文答辩日期 2019 年 6 月 2 日**

**中 国 海 洋 大 学**

棉花图像自动分级系统

完成日期 ：

指导教师签字 ：

答辩小组成员签字 ：

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得中国海洋大学或其他教育机构的学位或证书使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名： 日期： 年 月 日

----------------------------------------------------------------------------------------

关于论文使用授权的说明

本人完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅。学校可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

学位论文作者签名： 导师签字：

日期： 年 月 日 日期： 年 月 日

**棉花图像自动分级系统**

摘 要

棉花自动分级系统的实质是分类器，本文使用深度学习的技术来模拟人类视觉系统，使用卷积网络进行模型训练，将模型适配android移动端，使用android-studio构建棉花自动分级系统。

深度学习通过自动提取不同层次的特征信息训练学习，解决了以往耗费人力、物力的重要难题。卷积神经网络的诸多改进推动了图像识别在人工智能领域取得突破性进展，因此成为深度学习代表算法之一。

MobileNet是google为适用移动端和嵌入端而提出的小型卷积神经网络，其深度和复杂度相比其他卷积神经网络大幅下降，由于参数的减少，计算速度大幅上升，分类精度可以满足多数场景的要求。

迁移学习即将在一个问题上训练好的模型保留一定的层数，冻结为瓶颈层，瓶颈层的输出节点可以被作为任何一个图像凝练性表达的特征向量，输入此特征向量，重新调整训练剩余层。迁移学习所需的训练时间和训练样本数远远小于训练完整模型的同时达到较高的准确率。笔者考虑到棉花数据集规模较小，重训练模型精度损失较高，因此使用迁移学习解决问题。

**关键字：深度学习、mobileNet、迁移学习**

**The automatic grading system of cotton image**

**Abstract**

The essence of cotton automatic grading system is classifier. This paper uses deep learning technology to simulate human visual system, which extracts cotton image feature for training and learning through convolution network to construct cotton automatic grading system.

Deep learning trains and learns by extracting different levels of feature information, solving the important problems of workers and material resources. The improvements of convolutional neural networks have promoted the breakthrough of image recognition in the field of artificial intelligence, and thus become one of the deep learning representative algorithms.

MobileNet is a small convolutional neural network proposed by Google for mobile and embedded. Its depth and complexity have been greatly reduced compared with other convolutional neural networks. Due to the reduction of parameters, the calculation speed is greatly increased, and the classification accuracy can satisfy most scenarios Requirements.

Migration learning will retain a certain number of layers on a problem-trained model, and freeze it as a bottleneck layer. The output node of the bottleneck layer can be used as a feature vector for any image concise expression. Enter this feature vector and re-adjust the remaining layers of the training. The training time and training samples required for migration learning are much smaller than the training of the complete model while achieving higher accuracy. The author considers that the size of the cotton data set is small, and the precision of the heavy training model is high, so the migration learning will be used to solve the problem.

Keywords: Deep learning、MobileNet、Migration learning

###### 目 录

[摘 要](#_Toc8658243)

[Abstract](#_Toc8658244)

[1 绪论](#_Toc8658245)

[1.1 研究背景及意义 8](#_Toc8658246)

[1.2 国内外研究现状 9](#_Toc8658247)

[1.2.1 棉花品级分类研究 9](#_Toc8658248)

[1.2.2 深度学习发展现状 10](#_Toc8658249)

[1.2.3 研究内容 11](#_Toc8658250)

[1.2.4 创新 11](#_Toc8658251)

[2 技术路线](#_Toc8658252)

[2.1 神经网络概述 12](#_Toc8658253)

[2.1.1 前向传播 12](#_Toc8658254)

[2.1.2 损失函数 12](#_Toc8658255)

[2.1.3 优化算法 12](#_Toc8658256)

[2.1.4 训练过程 14](#_Toc8658257)

[2.2 卷积神经网络结构 15](#_Toc8658258)

[2.2.1 网络结构对比 15](#_Toc8658259)

[2.2.2 卷积层 16](#_Toc8658260)

[2.2.3 池化层 18](#_Toc8658261)

[2.3 迁移学习 19](#_Toc8658262)

[3 mobileNet](#_Toc8658263)

[3.1 深度可分离卷积介绍 20](#_Toc8658264)

[3.2 网络结构 22](#_Toc8658265)

[3.2.1 标准卷积与深度可分离卷积结构对比 22](#_Toc8658266)

[3.2.2 MobileNet完整结构 23](#_Toc8658267)

[3.2.3 MobileNet瘦身 24](#_Toc8658268)

[4 棉花自动分级系统实验](#_Toc8658269)

[4.1 模型训练 25](#_Toc8658270)

[4.1.1 数据处理 25](#_Toc8658271)

[4.1.2 棉花自动分类模型训练 29](#_Toc8658272)

[4.2 移动端配置 32](#_Toc8658273)

[4.2.1 开发工具 32](#_Toc8658274)

[4.2.2 ckpt文件转换pb文件 32](#_Toc8658275)

[4.2.3 实时检测 33](#_Toc8658276)

[4.2.4 图片分类 34](#_Toc8658277)

[4.2.5 Bitmap图像转换 35](#_Toc8658278)

[4.2.6 Tensorflow Mobile接口 36](#_Toc8658279)

[4.3 实验结果与分析 37](#_Toc8658280)

[5 总结](#_Toc8658281)

[5.1 完成的工作 42](#_Toc8658282)

[5.2 设计的不足 42](#_Toc8658283)

[参考文献](#_Toc8658284)

[致谢](#_Toc8658285)

# 绪论

## 研究背景及意义

战略物资一旦因贸易摩擦、资源匮乏、环境污染等原因缺乏时，将无法及时得到供给或无其他物资替代，必然会严重危害国家安全、阻碍国家经济发展、影响人民正常生活。近年来，我国实现经济高速的发展同时逐渐转变为绿色环保型可持续发展，这一举动将战略物资储备推向新高度。**〔1〕** 棉花作为纺织、精细化工原料领域的战略物资，也因此成为我国进出口贸易的重要商品。棉花的品级决定交易中的定价，交易价格又直接影响国家利益，棉花也因此成为国家实施宏观调控的重要参考。

现阶段中国的棉花品级检验主要以“感官检验”为主，辅助“仪器质检”。“感官检验”要求在符合要求的光照条件下，检验人员凭借经验，使用触觉、视觉甚至嗅觉综合考察棉花的成熟程度、色泽特征和轧工质量评定棉花品级。“感官检验”中影响棉花品级的判定因素很多，例如光照影响、检验人员状态、棉花的色相等，这都会给棉花品级评定造成不同程度的误差；“仪器质检”主要依托于国外研发的HVI设备、红外线检测设备等评测棉花的颜色特征与内在质量指标〔2〕，但其检测技术不成熟、速度较慢，且精度也无法满足要求，这些都给棉花的品级鉴定带来一定困难。

计算机技术交叉学科的逐渐开展，促进了计算机在相关领域的高速发展，并逐渐在农业工程领域普遍应用。运用计算机图像处理技术可以实时观测农作物，依据生长状态及时调整种植条件，提高作物质量。这些技术的不断应用与积累为从图像角度研究棉花品级分类奠定了基础**〔3〕**。深度学习模型由于解决实际问题的可操作性成为人工智能领域强大的工具，而卷积神经网络作为代表算法之一，其高效性则推动了深度学习在图像应用领域获得广泛应用。与此同时，为了解决卷积神经网络的效率问题，让卷积神经网络走出实验室，更广泛的应用于移动端，轻量化模型设计又逐渐走进人们的视野，进一步推广了深度学习在移动端的应用。

本文使用卷积神经网络，训练棉花分类模型，并将模型成功部署在移动终端，错误率控制在2%以内，可见本文方法为未来棉花分类提供了一个有效参考。

## 国内外研究现状

### 棉花品级分类研究

棉纤维测试技术以瑞士乌斯特技术公司的HVI单元为代表，美国Motion公司与印度Premier公司相继崛起，逐渐成为其竞争对手，成为棉纤维测试市场的三大巨头〔4〕。自1991年以来，美国已规定应使用最先进的HVI设备来测试美国棉花的质量，近年又开发了近红外设备来测量纤维的成熟度和含糖量，AFISJWIS测量出单根纤维的成熟度和直径，使得棉花和棉纺织厂以此参考调整和优化每台机器的工作条件，经济地生产出高质量的棉纺织品[5]。美国棉花分级体系完备，其中陆地棉分级标准被世界公认。本文的分类标准将参考美国陆地棉中的白棉的七个等级: gm(Good Middling)、sm(Strict Middling)、m(Middling)、slm(Strict Low Middling)、lm(Low Middling)、sgo(Strict Good Ordinary)、go(Good Ordinary)。

现阶段，计算机图像处理技术在深度学习领域的普及应用为从图像角度出发研究棉花品级分类的算法奠定了基础。美国研究人员曾使用2489个棉花图像样品对神经网络系统进行训练，并选取1385个棉花图像对神经网络系统进行测试，最终将HVI设备与人工分级之间的误差由54.08%降到了16.35%**〔6〕**，这些数据表明，使用神经网络进行棉花品级评定方法具有可信度，并具有较高的准确度。

山东出入境检验检疫局通过采集棉花的图像，从图像中提取相应的特征表征棉花外观，结合距离度量学习、机器学习技术训练分类器，最终的误差率最小达到1.32%**〔7〕**。北京工业大学信息部基于深度学习，使用AlexNet图像分类算法学习不同时期棉花的图像特征，建立了棉花发育期自动识别系统，其准确率在2016与2017年份的测试集上的准确率分别达到80.52%和75.48%，是观测棉花发育期便捷途径**〔8〕**；相关学者提出结合人工神经网络与模糊逻辑，用HVI光纤测试结果训练神经模糊推理系统〔9〕。

综上所述，从最初的质检仪器到神经网络的应用，棉花分类方法的研究一直是各个国家的关注重点。随着图像识别在AI领域的不断发展，国内外使用深度学习对棉花分类识别也已经开展了广泛的研究，棉花生长发育期的全方位检测、棉花品级鉴定等其他设计，均已达到了较高的准确率，为后续学者的研究奠定了坚定的基础。以上研究结果同时证明了深度学习与图像处理技术结合将会在农业领域发挥巨大作用。

### 深度学习发展现状

特征提取是促进人工智能飞速发展的核心。深度学习通过组合多层简单但非线性的模块逐一提取输入特征，解决了传统的机器学习算法提取特征困难、阻碍技术发展的瓶颈问题。深度学习通过提取特征，将输入转换为更高、更抽象的层面，表示出数据的分布式特征并用于设计分类功能，从而被越来越多的程序应用到图像识别、语音转录、模式识别等领域。



图 1‑1 传统机器学习与深度学习流程对比

卷积神经网络CNN是深度学习的代表算法之一，是图像识别在人工智能领域取得突破性进展的重要支持条件。笔者在“中国知网”论文查询平台输入关键字“卷积神经网络”，共找到9043条结果，例如：基于多层特征深度融合的卷积神经网络人脸识别，网络模型识别率达到98.7%**〔9〕**；基于VGGNet卷积神经网络分析相关信息，提高语义分割精度至71.3%mIOU**〔10〕**。这表明国内外学者在自然语言处理，气候预测，临床医学，自然场景等领域对卷积神经网络均有研究。

Tensorflow, Theano, Caffe, Keras, MXNet, Scikit-learn等深度学习的工具性能、优势各不相同。其中，TensorFlow 内部实现多种机器学习算法，包括前向传播、模型优化等算法，不因平台系统差异改变内部实现原理，并对外提供执行算法接口，方便开发者灵活调用接口。笔者查阅资料发现，tensorflow已被广泛用于道路无人驾驶、智能家居、机器人工厂作业、医院药物分类与检索等十几个领域**〔11〕**，在各大网络交流平台与谷歌内部表现突出，是人工智能领域工程师使用的重点**〔12〕.**笔者在搜索引擎上输入“深度学习工具”，TensorFlow占据榜首，各种项目资源也多使用TensorFlow部署深度学习项目。

事实证明，深度学习非常适合处理维度高、结构复杂、特征提取困难的原始数据问题，适用但不限于人文、地理、自然、科学领域，刷新了传统机器学习方法在图像识别和语音识别中的记录，并在医学、物理、基因研究、人体神经网络等交叉领域取得优异成绩，为计算机交叉学科的发展奠定基础**〔13〕**。

### 研究内容

本文参考美国陆地棉白棉的分级标准，训练卷积神经网络mobileNet，并探讨比较训练卷积神经网络不同瓶颈层、数据集均衡分布等因素对模型分类准确度是否影响，经过多次尝试获取准确率最高模型，并用该模型进行android移动端的部署配置，设计棉花自动分级系统。

第一章 介绍该课题的背景、国内外研究现状、研究内容及创新点，并从棉花品级分类与深度学习发展现状两个角度探讨该课题的国内外研究现状，为该课题的实施提供理论基础与实践保证。

第二章 介绍神经网络基本理论知识，并对卷积神经网络结构、实现原理详细阐述，最后对本课题得以实施的重要技术“迁移学习”进行介绍。

第三章 介绍MobileNet的核心深度可分离卷积，着重对比深度可分离卷积与传统标准卷积的差异与优势，最后介绍mobileNet实现精简化的两个重要参数。

第四章 记录棉花自动分级系统实现过程，包括数据集的处理、模型的训练参数配置及特征图的输出、移动开发工具介绍、模型文件的适配等过程，最后对不同条件下训练所得模型进行结果对比和分析。

第五章 总结棉花自动分级系统课题实现的主要工作与完成过程存在的不足。

### 创新

本文的创新点主要体现在如下几个方面：

1. 本文使用深度学习，解决了传统的感官检验方法受多种因素影响误差较大的难题，分类错误率控制在2%以内，具有一定的实施价值。
2. HVI使用色度仪来测评棉花的反射率、黄度属性，本文仅从图像角度出发，给出评定棉花品级的方法，更加经济便捷。
3. 传统的方法耗费人力物力，不易实施，本文提供的方法仅需一部移动设备与相机便可完成。

# 技术路线

## 神经网络概述

### 前向传播

通过定义网络结构，将输入的原始数据通过层层推导转换为具有分布特征的输出向量，即神经网络的前向传播过程，需要同时知道神经网络的输入、结构、各层结构之间的权重值即可计算出神经网络的前向传播结果。

### 损失函数

交叉熵函数是分类问题中最常用的损失函数。神经网络最常见的N分类问题通常设置N个输出节点，即对于原始输入，通过前向传播过程可以得到N维数组作为输出向量，数组中的每一个节点对应一个类别，在理想情况下输出类别所对应节点的值为1，其余节点的值为0.例如，对于5分类问题，输出结果越接近[0,0,0,1,0]，则表明该模型的分类效果越好。交叉熵函数便可以用来刻画输出向量和期望输出向量的接近程度，通过优化函数，逐渐降低交叉熵损失值，提高模型的训练精度。

### 优化算法

#### 反向传播算法

反向传播过程是训练神经网络的核心算法，可以根据定义好的损失函数优化神经网络中所有参数的取值，使神经网络模型在训练数据集上的损失值逐渐降低，提高模型在测试集上的识别精度。反向传播更新参数使用梯度下降算法，本文以单个参数的更新介绍梯度下降算法。假设a为神经网络中的参数，F(a)表示该参数在训练数据集上的前向传播损失值，优化过程即为寻找a的取值，使得F(a)最小。梯度下降算法不断迭代更新参数，并沿着梯度的反方向逐步降低参数在训练集上的损失值。

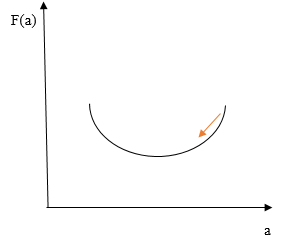


图 2‑1 梯度下降示意图

图中x轴表示参数a的取值，y轴表示F(a)的取值，梯度下降算法即将a沿着x轴向左侧移动，从而使F(a)沿着图中箭头的方向下降，并逐渐降低到最低点。参数的梯度即为求偏导的过程，a参数的梯度即为F’(a)。学习率m设置参数更新的幅度，则参数更新的公式为：

神经网络的优化过程第一阶段为通过前向传播计算得到预测值，并计算出预测值和真实值的损失值；第二阶段为反向传播算法根据梯度下降更新每一个参数，降低损失值。实际训练过程，一方面需要考虑训练速度，另一方面受电脑内存限制，因此不可能使用所有训练数据的偏差值计算损失函数。通常每次只计算被称为一个batch的部分训练数据上损失函数， 并通过多轮迭代，逐渐优化，这样不仅可以加快训练速度，最终的收敛状态也会非常接近优化完整训练数据上的损失函数的效果。

#### 学习率的设置

学习率决定了参数更新的速度，如果学习率被设置过大，可能会造成损失函数在损失函数最小值附近震荡无法收敛；设置过小，参数则更新缓慢，模型训练速度下降。为了避免上述问题，通常在训练过程中使用指数衰减法迭代更新学习率，训练初期先使用较大学习率使得损失函数迅速到达较优解，随着训练轮数增加，逐步降低学习率，避免模型因参数更新过快，造成损失值震荡不收敛。当前使用的学习率由初始设置学习率、衰减系数、训练轮数、衰减速度决定，其中衰减速度代表完整使用一遍训练数据需要的迭代轮数，即数据总数/batch。

指数衰减法公式为：

#### 过拟合问题

过拟合问题即模型参数过多，过于复杂时，模型能很好的记忆训练数据，从而表现为训练数据识别准确度高，测试数据准确度异常低，失去对未知数据的判断能力。为了避免过拟合问题，通常在损失函数中添加正则化损失，即刻画模型复杂程度的偏置顶参数，增大训练数据中的噪音。

#### 滑动平均模型

滑动平均模型通过衰减率(decay)控制模型更新的速度，对每一个变量维护一个影子变量(shadow variable)来记录滑动平均值，提高模型在测试数据上的健壮性。

### 训练过程

图显示了完整的神经网络训练过程，先选择一部分数据进行训练，并运用反向传播算法更新参数，根据训练目标与训练次数决定是否结束训练。

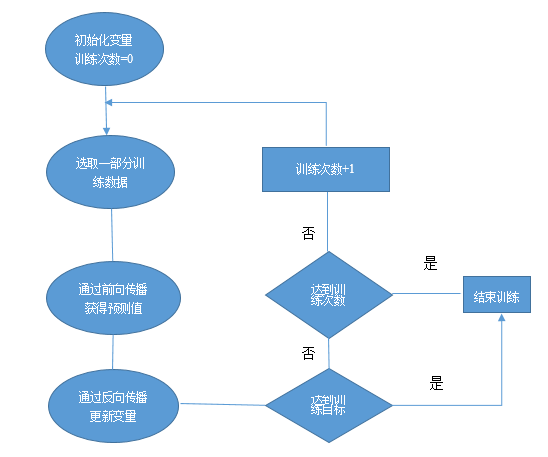


图 2‑2 神经网络训练过程

## 卷积神经网络结构

卷积神经网络结构包括输入层、卷积层、池化层，全连接层、softmax输出层。在处理图像识别的卷积神经网络中，输入层代表图像数据，是一个三维矩阵，长和宽分别代表了图像的大小，深度代表了图像的色彩通道，例如图像矩阵大小为500\*500\*3，表明该图像长和宽为500，色彩通道数为3；卷积层作为整个神经网络的核心，经过卷积层处理后的节点的深度会增加，可以认为图像更高、更抽象层次的特征已被提取；池化层的作用是通过降低图像的分辨率来减少最后全连接层参数的大小；全连接层利用提取后的特征向量完成分类任务；softmax层输出不同种类的概率分布情况。

### 网络结构对比

神经网络结构由输入层，若干隐藏层，softmax输出层组成，输入节点经过一系列隐藏层的ReLu非线性变化，提取出更加抽象、凝练的表达作为输入的特征向量，并经输出层表示数据的分布特征，训练分类器。传统的神经网络结构任意一层的节点均与下一层的所有节点连接，通常称为全连接神经网络，而卷积神经网络的任意两层之间只有部分节点连接。为了便于显示连接结构，一般将每一层的神经元组成一列显示，下图显示了传统全连接神经网络结构与卷积网络结构差异。

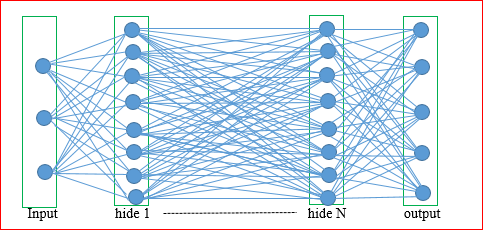


图 2‑3 传统全连接层网络结构

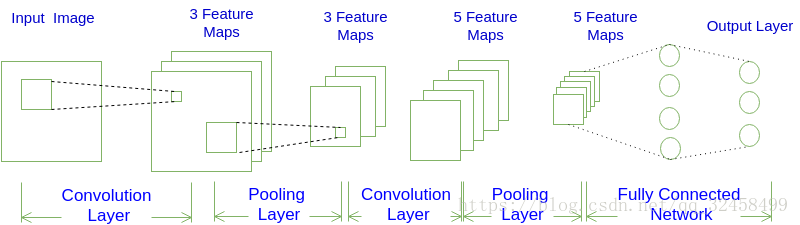


图 2‑4 卷积神经网络结构

传统神经网络结构与卷积网络结构直观差异比较大，由图2-1可知，由于传统神经网络任意两层节点均有边相连，形成全连接层，每条边分别代表可更新权重。在输入节点较少的前提下，此时网络参数已经较多，然而实际训练过程的输入节点远远超过图中数据，例如图像大小多至500\*500，这将直接影响了模型的训练速度。卷积神经网络两层个别节点相连，不仅可以提高训练的运算速度，也可以有效防止模型过拟合训练数据而无法预测未知数据。

虽然，卷积神经网络与传统神经网络的直观差异很大，但两者的训练过程相同，整体架构也非常相似，卷积神经网络参数规模大大减小，因此可以很好地处理全连接神经网络无法解决的图像识别问题。

### 卷积层

卷积层用来对图像进行特征提取，通常被称为过滤器(filter)或者内核(kernel),本文将卷积层称作卷积核。卷积核将待处理图像的子节点转换为深度不限、长宽均为1的单位节点矩阵。常将过滤器的尺寸描述为length\*width\*depth，depth\*width为过滤器处理的子节点矩阵的大小，通常为3\*3或5\*5， depth是过滤器处理子节点矩阵输出的节点矩阵的通道，即卷积核的数量，过滤器的通道数与原图像通道数保持一致，不加特殊指定。图2-3为32\*32\*3的图像经过3\*3\*5过滤器卷积过程。

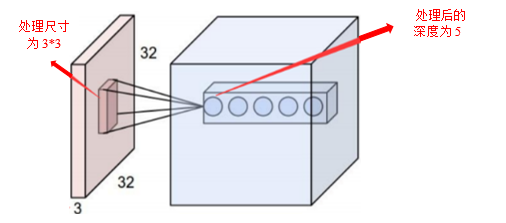


图 2‑5 卷积过程

卷积核即通过进行一系列子节点的卷积计算，将左侧矩阵转换为右侧矩阵。本文将结合具体样例，将4\*4\*3矩阵经过3\*3\*5的过滤器转变为2\*2\*5矩阵。

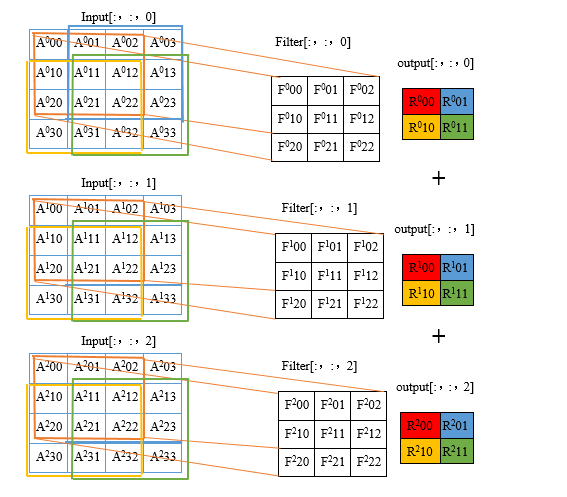


图 2‑6 不同通道的卷积

图2-4为图像三个通道上的卷积示意图，每个颜色代表将要处理的子节点矩阵，过滤器从当前矩阵左上角移动至右下角，分别与子节点矩阵进行矩阵乘法得到运算结果，最后将所有通道上的输出矩阵相加得到深度为1的节点矩阵。剩余四个过滤器按照同样的操作对当前矩阵进行卷积操作，则得到深度为5的单位矩阵。4\*4\*3矩阵经过卷积前向传播过程变为2\*2\*5的矩阵，尺寸缩小一倍，有时为了避免尺寸的变化，可以通过设置过滤器移动的步长或者在当前矩阵的边界进行全0填充。

### 池化层

池化层可以有效缩小矩阵的尺寸，避免全连接层的参数过多，这样可以加快运算速度并有效防止过拟合问题。与卷积层过滤器的设置相同，池化层也需要过滤器并需进行人工设定尺寸、是否使用全0填充以及过滤器移动的步长等。相对于卷积层过滤器的使用，池化层过滤器使用简单，通常采用最大值或平均值运算。下图显示了最大值与平均值池化过程。

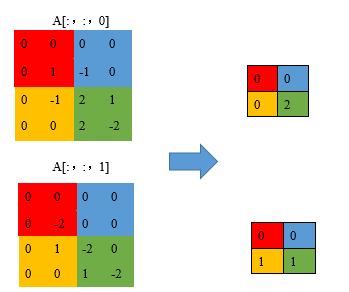


图 2‑7 3\*3\*2节点矩阵经过全0填充且步长为2的最大池化层过程

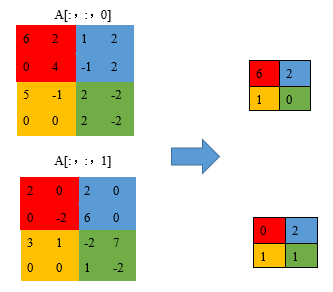


图 2‑8 3\*3\*2节点矩阵经过步长为2的平均池化层过程

## 迁移学习

在已有训练好的模型结构时，可以使用迁移学习将在一个问题上训练好的模型保留一定的层数上的参数值，冻结为瓶颈层，瓶颈层的输出节点可以被作为任何一个图像凝练性表达的特征向量，输入此特征向量，重新调整训练剩余层上的参数。在数据规模较小的情况下，使用迁移学习所需的训练时间和训练样本数远远小于训练一个完整模型，并且可以达到较高的准确率。

# mobileNet

卷积神经网络自推广以来，多次在计算机视觉领域挑战成功，主流趋势推动卷积网络沿着更加深入、复杂的方向发展以获得更高的准确率,网络规模逐渐增加的同时，速度与效率逐渐降低。然而，在许多现实世界的应用程序中，如机器人、自动驾驶汽车和识别任务等均需实时响应计算结果。基于此现状提出了一种有效的网络架构mobileNet，通过建立小型、低延迟模型轻松满足移动和嵌入式视觉应用设计要求**〔14〕**。mobileNet的基础是深度可分离卷积，本文将对此种卷积模式做出具体介绍。

## 深度可分离卷积介绍

深度可分离卷积将标准卷积分解为深度卷积与逐点卷积两种方式。本文以输入特征(AI, AI,D), 过滤器(AF,AF, D, N), 输出特征为(AO, AO,N)为例，AI表示输入图像的尺寸， D表示输入图像的通道，AF表示过滤器的尺寸，N为输出图像通道, AO为输出特征的尺寸。此处，原始输入、过滤器、输出特征长宽均相等。

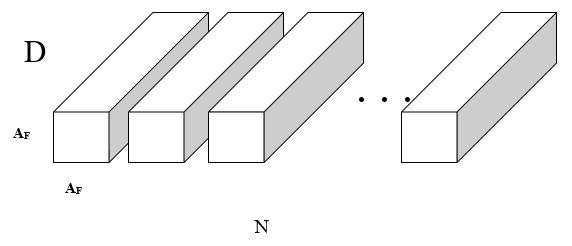


图 3‑1 标准卷积核

对于输入通道数为D，经过深度为N标准卷积核的参数量为：D\*N\*AF\*AF。

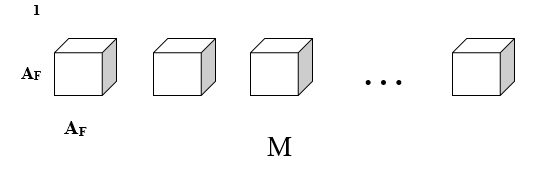


图 3‑2深度卷积

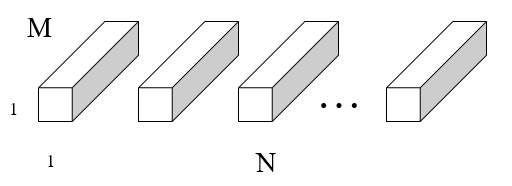
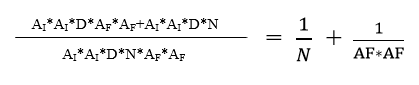


图 3‑3逐点卷积

将标准卷积(AF,AF, D, N)拆分为深度卷积和逐点卷积。深度卷积的尺寸为(AF,AF,1,D),负责滤波作用，如图，参数量为1\*D\*AF\*AF；逐点卷积的尺寸为(1,1,D,N),负责转换通道，如图，参数量为1\*1\*D\*N。其中标准卷积中将输入的第d通道对应的第n卷积核的d通道，并将通道计算结果相加，得到输出结果的第d通道; 而深度卷积中将输入的第d通道作用第d深度卷积核，产生输出特征的第d通道。深度可分离卷积的参数量变为1\*D\*AF\*AF+1\*1\*D\*N.

深度可分离卷积与标准卷积的参数数量比例为：



由公式可知，当卷积核尺寸、输出通道增大时，使用深度可分离卷积的计算量将逐渐降低。例如N=5,AF=4时，参数量减少了（），即mobileNet使用深度可分离卷积减少了将近4倍的参数量，这将大大减少计算量，提高模型预测的速度。

## 网络结构

### 标准卷积与深度可分离卷积结构对比

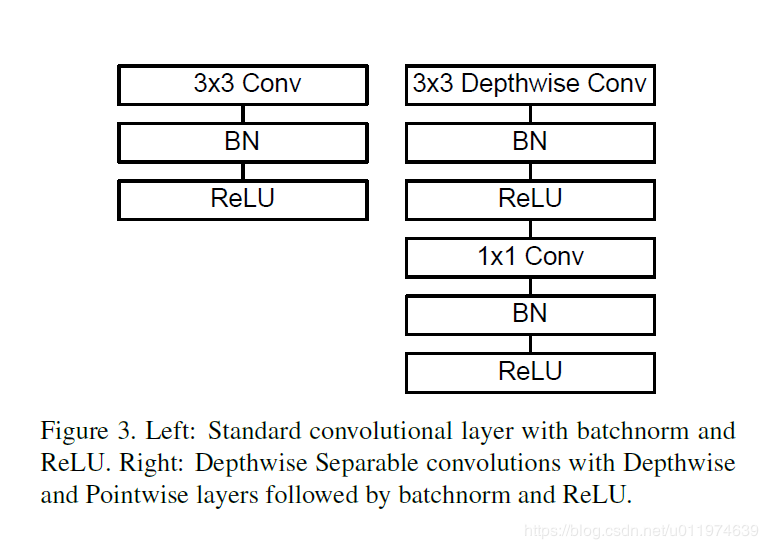


图 3‑4标准卷积与深度可分离卷积

图左代表完整的标准卷积结构，图右表示深度可分离卷积结构。BN表示Batch Normalization层用于优化模型的训练，ReLU表示激活层处理应用中的非线性问题。

### MobileNet完整结构

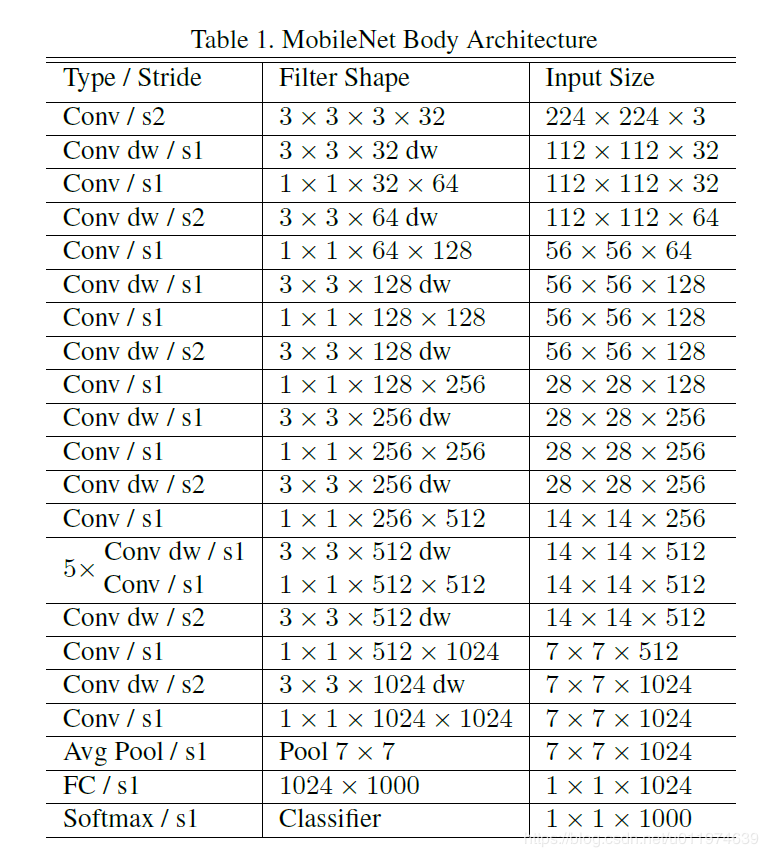
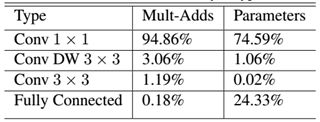


图 3‑3 mobileNet网络结构

图中显示了实现1000分类的MobileNet网络结构。mobileNet卷积结构由一层3\*3\*3\*32的标准卷积，数层深度可分离卷积层堆积而成。其中dw表示深度卷积，Sn表示卷积核移动的步长stride，卷积后采用average pooling平均池化层进行降维，输入到全连接层FC，最终经过Softmax激活层输出预测类别数组。分析其结构可知，mobileNet的参数和计算量主要集中在1\*1的pointwise convolution逐点卷积层，其次是全连接层占据部分的参数。

表 3‑1 mobileNet计算量分布



由于底层优化，1\*1卷积运算可以迅速实现。因此，相对其他卷积神经网络，MobileNet准确率虽然略微下降，但其计算量和参数占据绝对优势。这种在准确率与延迟率之间做了折中的网络，是要求进行实时响应计算结果的应用场合的首要选择。

### MobileNet瘦身

MobileNet的标准模型可以适用大部分实时性要求较高的应用场景，但对某些要求更高的场景，便有必要对MobileNet进一步精简化。

1. Width multiplier

Width multiplier，记为a，用于按照比例减少卷积核的通道数，取值范围为(0,1]，减小通道数后的深度可分离卷积的计算量变为AI\*AI\*a\*D\*AF\*AF + a\*D\*a\*N\*AF\*AF。

1. resolution multiplier

resolution multiplier，记为b,用于按照比例缩小图像的分辨率，取值范围为(0,1]，减少分辨率后的深度可分离卷积的计算量为bAI\*bAI\*a\*D\*AF\*AF + a\*D\*a\*N\*bAI\*bAI。该因子的引用仅会影响模型的计算量，并不会降低参数量。

根据应用场合的要求，可以在准确率、计算速度、延迟率、模型大小之间进行折中，选择使用或者不使用两个参数因子。

# 棉花自动分级系统实验

## 模型训练

### 数据处理

1. 格式转换

本文的分类标准参考美国陆地棉中的白棉的七个等级：gm、go、lm、m、sgo、slm、sm。为了能最大限度还原原始图像，棉花原始数据集以tif格式保存，每个类别包含108张tif格式图片，且部分图片含有多个图层。



图 4‑1 原始图片格式

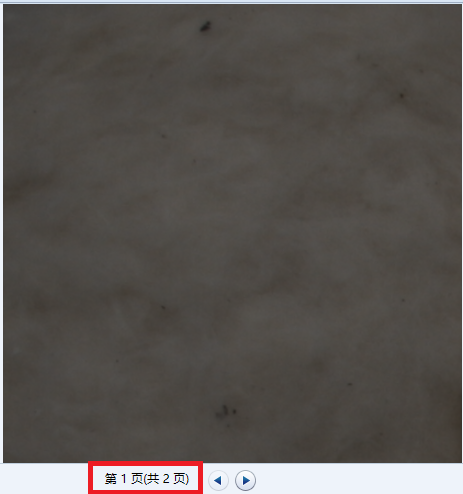


图 4‑2 多图层

然而使用tensorflow框架训练模型只能处理jpg、jpeg、png格式图片，因此需要转换图片格式。本文使用matlab将图片转换为png格式，以sm级别为例。



图 4‑3 格式转换函数

转换后的每个类别棉花包含126张图片，增加了18张原始图片的第二图层，为避免此图像对模型训练产生影响，将其剔除。

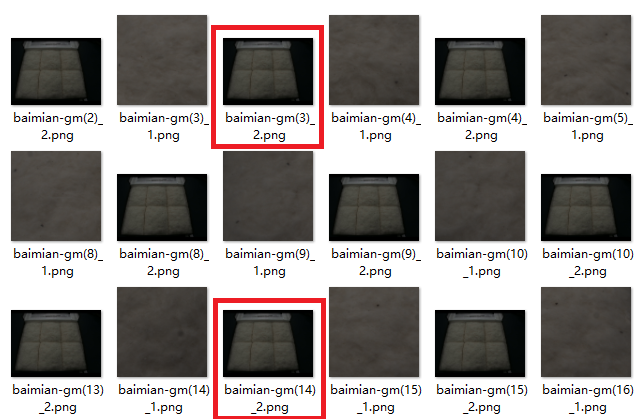


图 4‑4 png棉花图片

1. 数量扩充

格式转换后的棉花图片每一类别仅有108张，考虑到数据规模对模型训练影响较大的同时，棉花图像的杂质点分布并不均匀，平均裁剪图片扩大数据集规模并不可行。综合考虑，本实验采用上下翻转、左右翻转、对角线翻转、随机调整亮度、随机调整对比度、随机调整色调、随机调整饱和度扩充图片的数量。扩充后的每一类别图片包含108\*8=864张。



图 4‑5 图片扩充核心函数

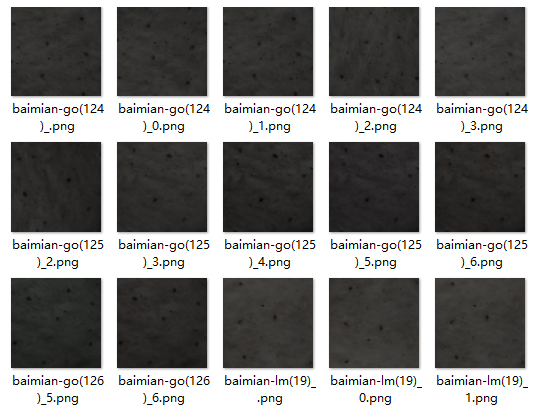


图 4‑6 单张图片扩充效果图

1. tfRecord格式转换

单张图片散列在磁盘上不仅占据大量空间，而且训练时读取图片繁琐。tfRecord格式的文件可以合理存储数据，处理数据方便快捷，且当数据量比较大时，可以将图片文件划分为多个tfRecord文件，加快读取速度。本文按照train:validation=9:1比例进行数据集划分并组织成tfRecord格式文件，输入神经网络训练。



图 4‑7 tfrecord文件

### 棉花自动分类模型训练

1. 模型参数配置

由于棉花的原始数据集较小，再次进行MobileNet网络的精简，可能会造成模型的分类精度不高，从而使该自动分类系统不具备使用价值。因此，该网络的width multiplier与resolution multiplier均设置为1，即处理的图像尺寸为默认最大224\*224，且不改变使用的卷积核的数量。

1. 学习率、batch、滑动平均衰减系数、迭代轮数

在努力提高模型训练速度的前提下，为了避免损失函数曲线过度震荡，导致模型无法收敛，本实验选择指数衰减方法更新学习率，学习率的初始设置值为0.005，每过2个epoch的训练数据后更新学习率，学习率衰减到0.00001后停止更新，这样做可以避免后期学习率过小，参数更新缓慢，模型训练精度提升不明显。

过小的batch可能会导致损失值曲线震荡幅度过大，使模型无法收敛；过大的batch受电脑内存限制，则会降低计算速度，甚至会出现程序崩溃，不利于模型的训练，考虑到原始棉花数据集规模，本实验batch设置为60。

滑动平均衰减系数设置为0.99，本实验初始迭代轮数为40000，并随着模型精度随时决定模型训练是否继续进行。

1. 优化算法

反向传播使用梯度下降法更新参数，根据计算梯度方式划分为不同类型梯度下降算法。常用的有BGD计算整个数据集参数的梯度、SGD计算单个样本参数的梯度、MBGD计算一小批样本参数的梯度、RMSprop为各个参数自适应分配不同学习率。由于本实验采用指数衰减更新学习率，且实验后期学习率下降过快，模型的收敛速度可能会很慢，而RMSProp很好的考虑到这一问题，因此本文采用RMSprop优化算法。

1. 训练特征输出

由于不同卷积层的卷积核的数量不同，为了全面体现某卷积层的卷积结果，本实验进行卷积层切割，取得每一个卷积核上的特征，按照卷积核的平方数组合成一个正方形矩阵，按照类似过程处理网络全连接层输出的7个分类结果特征图。图显示了单张图片经过网络中不同卷积层所提取的特征图，由于篇幅限制，本文仅截取少部分卷积层提取的特征图，图显示单张图片不同训练轮数后，经卷积神经网络计算输出的分类结果特征图：

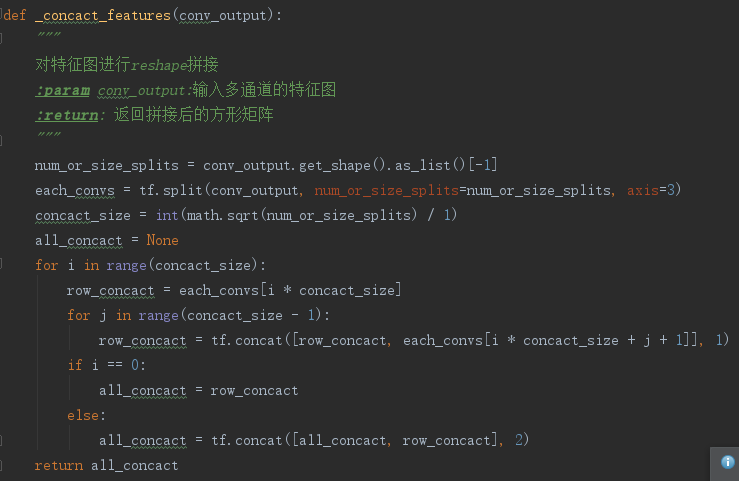
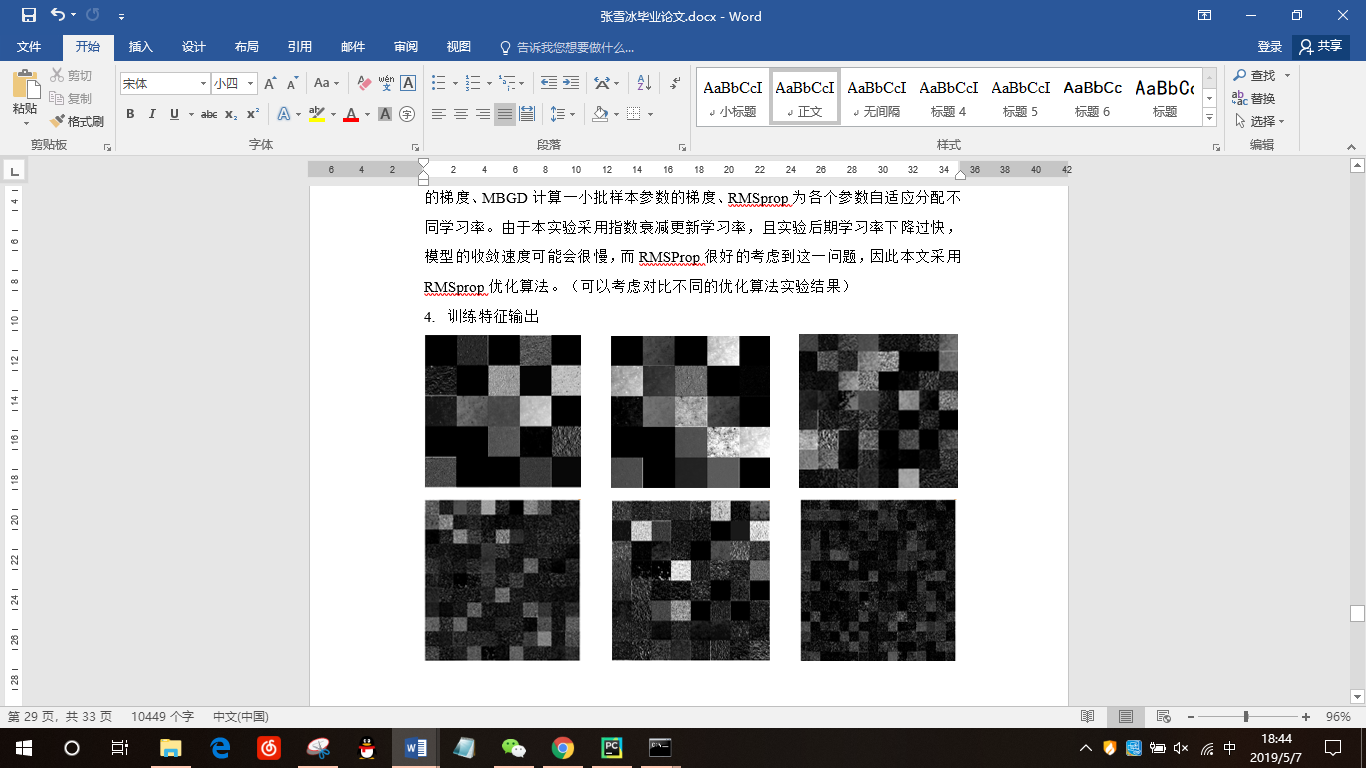


图 4‑8 特征图拼接函数

 图 4‑9 特征图

|  |  |
| --- | --- |
| 1667 |  |
| 12245 |  |
| 14646 |  |
| 15285 |  |
| 26902 |  |

图 4‑10 分类结果特征图

## 移动端配置

### 开发工具

棉花自动分类系统使用android studio、SDK进行移动端部署。android studio是google推出的一款移动端集成开发工具，该工具基于gradle，具有支持多个工程构建的强大能力，同时提供功能强大的布局编辑器，方便开发者拖动UI控件进行效果预览；SDK, software development kit是一款为软件开发工程师在操作系统等硬件平台建立应用软件，提供软件包、软件框架等开发工具的集合。

### ckpt文件转换pb文件

Tensorflow使用saver保存的训练模型，得到多个文件，称作ckpt文件。ckpt文件记录了模型的结构、数据流、网络权重等完整训练信息，防止因断电、误操作等突发状况造成训练停止，因信息丢失重新训练，也方便后期对模型进行微调、部署、测试。但该结构的文件因保存大量信息，不易进行移植，为了便于移动端移植，需要将模型进行固化，即固定变量，不再进行反馈调节更新参数，形成pb文件。



图 4‑11 ckpt文件

|  |  |
| --- | --- |
| 重  构  模 型 |  |
| 加  载  模  型 |  |
| 固  化  模  型 |  |

图 4‑12 ckpt-pb文件转换核心函数

### 实时检测

实时检测实现摄像头对准棉花实物，实时获取屏幕图像，输入模型计算棉花类别，该功能基于SDK提供的管理屏幕内容的surface工具包实现，该工具包含surfaceHolder与surfaceView两个基类，surfaceHolder在系统获取用户的摄像头权限后，监听surface的创建、改变、销毁，通过回调函数对当前屏幕像素进行操作；surfaceView将当前窗体数据输出显示到屏幕预览。

Android摄像头横置，为了方便用户预览，另外需要将捕捉到的屏幕内容方垂直翻转。

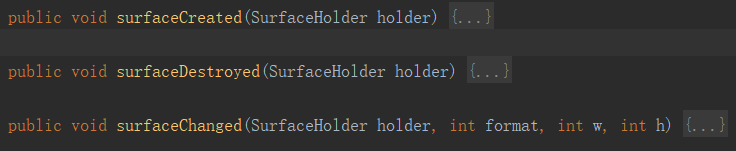


图 4‑13 屏幕活动

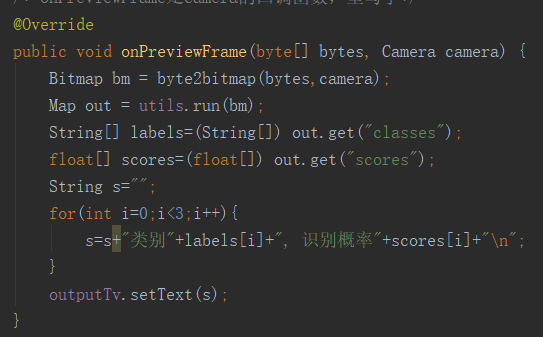


图 4‑14 相机回调函数



图 4‑15 像素解码及转置

### 图片分类

系统成功获取相册权限，在回调函数中获取用户选择的棉花图片路径，读取图片显示在屏幕，并输入模型计算棉花类别。

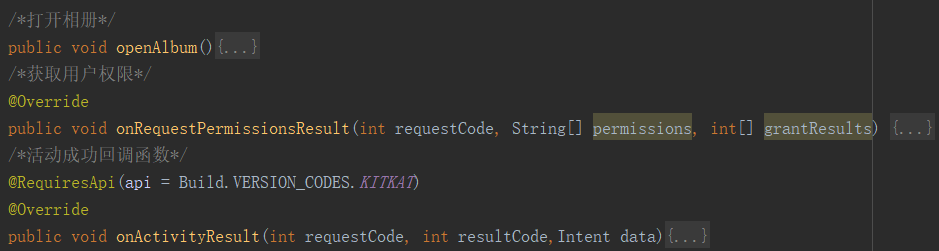


图 4‑16 相册回调函数

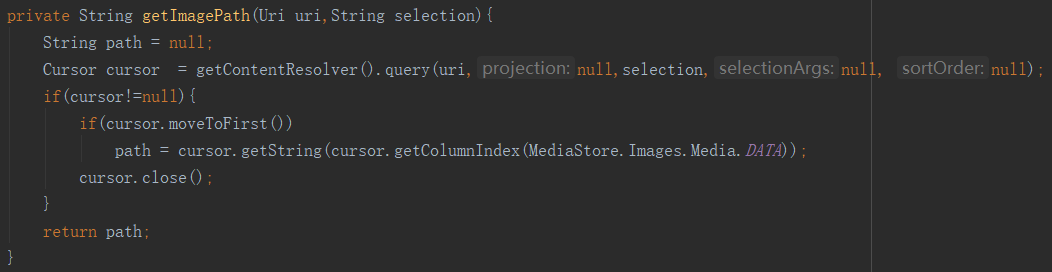


图 4‑17 获取图片路径

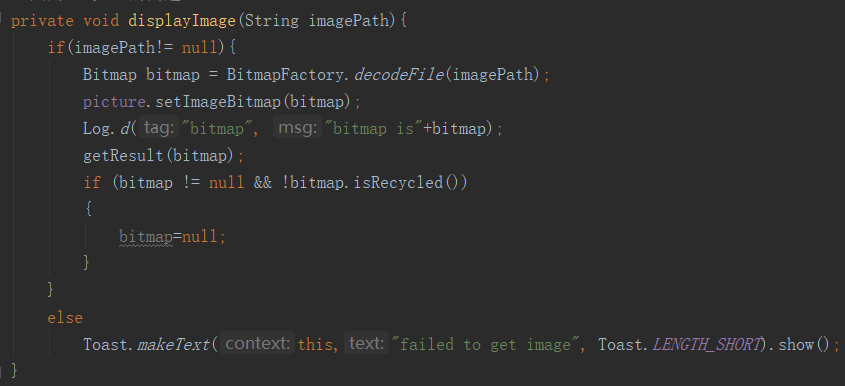


图 4‑18 展示图片

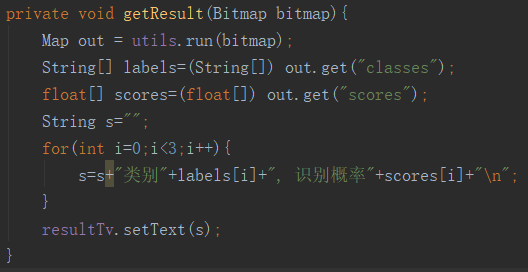


图 4‑19 获取分类结果

### Bitmap图像转换

屏幕获取与相册读取的图片格式均为bitmap格式，但模型输入为224\*224的float型数据，因此输入模型进行分类前需进行图片尺寸的调整与格式的转换。

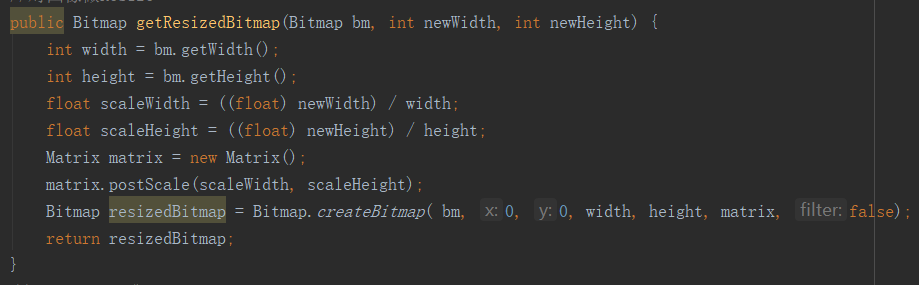


图 4‑20 图像尺寸调整

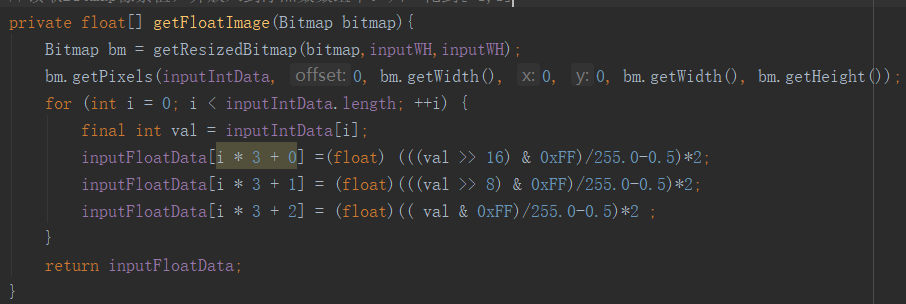


图 4‑21 格式转换

### Tensorflow Mobile接口

android studio中使用Tensorflow Mobile库进行模型移植，通过调用库中的org.tensorflow.contrib.android.TensorFlowInferenceInterface封装类调用模型完成分类预测等任务，主要使用该类中的以下四个函数：

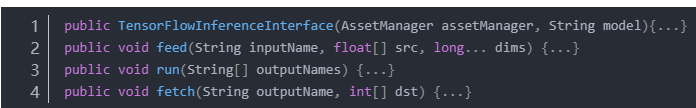


图 4‑22 接口函数

TensorFlowInferenceInterface()进行初始化，参数assetManager是资源管理器，用于获取android工程asset目录下模型、分类标签等文件，参数model表示pb模型文件名；feed()函数组织数据输入模型，参数inputname表示模型输入节点名称，src表示数据数组，dims表示输入数据的维度，如该模型输入数据维度为shape=[1,224,224,3]；run()函数执行模型从输入到输出节点的计算过程，参数outputNames表示定义的模型输出节点名称；fetch()函数用于获得指定的数据，参数outputName表示输出节点，dst表示指定的输出数据。本设计将该接口封装成util工具类，并对外提供run()函数完成对模型的调用。

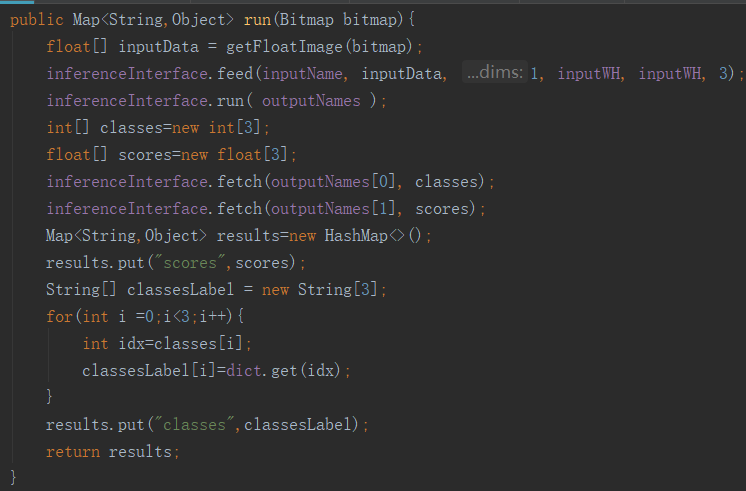


图 4‑23 对外接口

## 实验结果与分析

由于数据集被随机打乱并按照比例转换为训练使用的tfRecord文件，训练集与测试集的分布特征相同，本文将使用完整数据集各类别的分类情况模拟测试集分类情况。

1. 重训练logits输出层

本实验在进行数据集规模扩充时，由于随机调整亮度、随机调整对比度、随机调整色调、随机调整饱和度产生部分图片与原始数据外观差异较大。为了避免对模型训练精度的影响，实验前期直接将该部分图片剔除，此时棉花各类别的数目不等，gm类别847张、go类别821张、lm类别833张、m类别847张、sgo类别835张、slm类别848张、sm类别855张，模型精度为0.941667；考虑到数据不均衡可能会对模型精度造成影响，实验后期进行再处理扩充后的棉花数据集，使棉花各类别数量相等，各个类别均为850张，重新训练，模型精度为0.96。

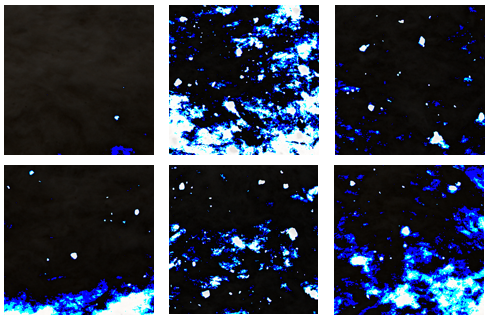


图 4‑24 剔除图片

表 4‑1 数据均衡分类结果（测试集准确率94.1667%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 总数 | 准确度 |
| gm | 797 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 | 49 | 850 | 0.9376 |
| go | 0 | 836 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 850 | 0.9835 |
| lm | 0 | 9 | 804 | 5 | 16 | 15 | 1 | 850 | 0.9458 |
| m | 6 | 0 | 1 | 790 | 0 | 11 | 42 | 850 | 0.9294 |
| sgo | 0 | 23 | 3 | 0 | 824 | 0 | 0 | 850 | 0.9694 |
| slm | 0 | 2 | 6 | 28 | 1 | 798 | 15 | 850 | 0.9388 |
| sm | 18 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 | 825 | 850 | 0.9706 |

表 4‑2 数据非均衡分类结果（测试集准确率96%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 总数 | 准确度 |
| gm | 816 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 33 | 850 | 0.96 |
| go | 0 | 802 | 24 | 4 | 11 | 9 | 0 | 850 | 0.9435 |
| lm | 0 | 0 | 790 | 21 | 0 | 36 | 3 | 850 | 0.9294 |
| m | 3 | 0 | 0 | 834 | 0 | 2 | 11 | 850 | 0.9812 |
| sgo | 0 | 8 | 37 | 7 | 783 | 15 | 0 | 850 | 0.9212 |
| slm | 0 | 0 | 2 | 34 | 0 | 806 | 8 | 850 | 0.9482 |
| sm | 9 | 0 | 0 | 9 | 0 | 1 | 831 | 850 | 0.9776 |

数据非均衡分布时，各个类别相对均衡分布时数量较少，从表中结果可知，其识别准确率均有一定程度的下降，由此可知，数据集的规模大小与数据是否均衡分布对模型的精度影响较大，数据集规模越大，数据均衡分布，模型的精度也会随之提高。

1. 重训练不同卷积层

本实验将探讨训练不同层数对模型准确率的影响，其中depthwise与pointwise为一个深度可分离卷积层，模型训练时以一个深度可分离卷积层为单位调整结构，不单独拆开训练。

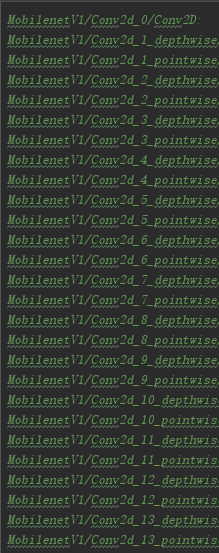
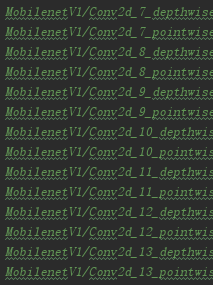
 

图 4‑25 卷积结构名称

表 4‑3 重训练11-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率97.5%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 812 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 37 | 850 | 0.9553 |
| go | 0 | 841 | 1 | 0 | 8 | 0 | 0 | 850 | 0.9894 |
| lm | 0 | 9 | 808 | 9 | 9 | 15 | 0 | 850 | 0.9506 |
| m | 1 | 1 | 0 | 838 | 1 | 2 | 7 | 850 | 0.9859 |
| sgo | 0 | 18 | 1 | 0 | 831 | 0 | 0 | 850 | 0.9776 |
| slm | 0 | 1 | 0 | 12 | 0 | 825 | 12 | 850 | 0.9706 |
| sm | 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 843 | 850 | 0.9918 |

表 4‑4 重训练8-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率97.5%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 802 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 48 | 850 | 0.9435 |
| go | 0 | 832 | 1 | 0 | 17 | 0 | 0 | 850 | 0.9788 |
| lm | 0 | 9 | 810 | 13 | 10 | 17 | 0 | 850 | 0.9529 |
| m | 0 | 0 | 0 | 832 | 0 | 6 | 12 | 850 | 0.9788 |
| sgo | 0 | 2 | 2 | 0 | 846 | 0 | 0 | 850 | 0.9953 |
| slm | 0 | 0 | 1 | 22 | 0 | 814 | 13 | 850 | 0.9576 |
| sm | 10 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 839 | 850 | 0.9871 |

表 4‑5 重训练5-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率97.33 %）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 839 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 850 | 0.9871 |
| go | 0 | 836 | 2 | 0 | 11 | 1 | 0 | 850 | 0.9835 |
| lm | 0 | 6 | 747 | 62 | 7 | 28 | 0 | 850 | 0.8788 |
| m | 23 | 0 | 0 | 779 | 0 | 0 | 48 | 850 | 0.9164 |
| sgo | 0 | 1 | 1 | 0 | 847 | 1 | 0 | 850 | 0.9965 |
| slm | 0 | 0 | 0 | 144 | 0 | 706 | 0 | 850 | 0.8306 |
| sm | 31 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 819 | 850 | 0.9635 |

表 4‑6 重训练完整模型分类结果（测试集准确率95.33%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 817 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33 | 850 | 0.9612 |
| go | 0 | 831 | 4 | 0 | 15 | 0 | 0 | 850 | 0.9776 |
| lm | 0 | 16 | 816 | 0 | 5 | 13 | 0 | 850 | 0.96 |
| m | 0 | 0 | 0 | 831 | 0 | 3 | 16 | 850 | 0.9776 |
| sgo | 0 | 26 | 7 | 0 | 817 | 0 | 0 | 850 | 0.9612 |
| slm | 0 | 0 | 7 | 52 | 0 | 797 | 0 | 850 | 0.9376 |
| sm | 7 | 0 | 0 | 21 | 0 | 0 | 822 | 850 | 0.9671 |

由表中数据可知，随着训练层数的增加，棉花分类准确率呈上升增长趋势，随后准确率开始出现下降，说明逐渐增加训练层数并不能保证分类准确率直线上升，本实验将在准确率最高的训练层数附近，即8-13层之间，继续寻找训练该模型最合适的训练层数。

1. 寻找最优瓶颈层模型

表 4‑6 重训练9-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率96.33%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 807 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 43 | 850 | 0.9494 |
| go | 0 | 847 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 850 | 0.9965 |
| lm | 0 | 3 | 805 | 13 | 2 | 25 | 2 | 850 | 0.9471 |
| m | 1 | 0 | 0 | 813 | 0 | 13 | 23 | 850 | 0.9565 |
| sgo | 0 | 15 | 2 | 0 | 831 | 2 | 0 | 850 | 0.9777 |
| slm | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 835 | 0 | 850 | 0.9824 |
| sm | 12 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 836 | 850 | 0.9835 |

表 4‑6 重训练10-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率98.33%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 817 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 33 | 850 | 0.9612 |
| go | 0 | 842 | 1 | 0 | 7 | 0 | 0 | 850 | 0.9905 |
| lm | 1 | 7 | 788 | 8 | 19 | 26 | 1 | 850 | 0.9271 |
| m | 2 | 0 | 1 | 835 | 1 | 1 | 10 | 850 | 0.9824 |
| sgo | 0 | 7 | 0 | 2 | 841 | 0 | 0 | 850 | 0.9894 |
| slm | 0 | 0 | 1 | 15 | 0 | 828 | 6 | 850 | 0.9741 |
| sm | 13 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 835 | 850 | 0.9824 |

表 4‑6 重训练12-13卷积层、logits层分类结果（测试集准确率96.67%）

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 标签 | gm | go | lm | m | sgo | slm | sm | 样本数 | 准确度 |
| gm | 788 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 61 | 850 |  |
| go | 0 | 837 | 1 | 0 | 12 | 0 | 0 | 850 |  |
| lm | 0 | 5 | 809 | 2 | 22 | 12 | 0 | 850 |  |
| m | 4 | 0 | 1 | 816 | 2 | 7 | 20 | 850 |  |
| sgo | 0 | 11 | 4 | 0 | 835 | 0 | 0 | 850 |  |
| slm | 0 | 1 | 6 | 12 | 4 | 809 | 18 | 850 |  |
| sm | 4 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 843 | 850 |  |

由表格呈现的准确率变化趋势，可知从第10层深度可分离卷积层重新训练模型，相比重新训练其他层，准确率达到最高值98.33%。

android移动端使用界面如下图，由系统运行结果可知，图片分类精确度与模型在测试集表现并无差异，准确率较高，“实时检测”受屏幕亮度以及光照等条件影响，分类准确率变动较大。



图 4‑26 移动端使用截图

# 总结

## 完成的工作

本设计基于mobileNet卷积神经网络，使用迁移学习训练调整模型，解决棉花分类问题，并使用android studio、SDK开发工具，将模型部署在android 移动端。实验对数据集进行扩充、调整，模型在测试集上的错误率减小到3%以内，相比传统依赖机器检测与人工感官检验，本文提出的方法受外界因素影响较小，只需要满足一定的光照条件，一台android手机即可进行棉花分级，更加方便快捷，分级结果也具有较高的准确度，因此，本系统具有较高的使用价值。

## 设计的不足

1. 实时检测分类结果变化较大

本文在进行数据集拍摄时，对硬件环境要求较高，拍摄地点、相机与棉花的相对位置均须固定，因此使用该数据集训练的模型进行“实时检测”时，受屏幕亮度、光照等条件影响，分类影响较大。

1. 只适用于android移动端

本文只进行android移动端棉花自动分类系统的部署，并未考虑苹果系统的实现。若时间充足，日后可以考虑进行双平台适配，扩大该分类系统的适用平台。

1. 算法优化

mobileNe网络结构相对其他卷积神经网络结构简单，比较适用数据集规模较小的情况。本文基于该网络，使用迁移学习，最终达到棉花分类模型准确度最高

98.33%，但本文并未考虑优化mobileNet网络结构提高模型的准确率。

**参考文献**

其他----〔1〕[https://zhidao.baidu.com/\*question/135296505021323005.html](https://zhidao.baidu.com/*question/135296505021323005.html)，百度

期刊----〔2〕陈昌江，李成山. 浅谈我国棉花分级系统的演变及认识[J]. 中国纤检, 2012(11):63-65.

期刊----〔3〕李静. 计算机图像技术在农业工程中的应用研究[J]. 电子技术与软件工程, 2014(2):123-123.

期刊----〔4〕T．Schneider，张国莲，陈廷. HVI和ART——未来的质量检验仪器[J]. 国际纺织导报, 2005(1):25-26.

期刊----〔5〕林起.美国棉检技术进展概述[J]. 中国棉花, 1996(4):2-5.

期刊----〔6〕雷雷.神经网络在棉花色征级检验中的研究应用进展[J].中国纤检,2008(05):60-63.

期刊----〔7〕张婷,高颖,王东,吕炎,董军宇,亓琳,陈鹏.基于距离度量学习的棉花品级分类方法研究[J].中国棉花,2018,45(08):12-19.

期刊-**---**〔8〕毋立芳,汪敏贵,付亨,简萌.深度目标检测与图像分类相结合的棉花发育期自动识别方法[J].中国科技论文,2018,13(20):2309-2316.

期刊-**---**〔9〕A. Majumdar,P. K. Majumdar,B. Sarkar. Application of an adaptive neuro-fuzzy system for the prediction of cotton yarn strength from HVI fibre properties[J]. Journal of the Textile Institute,2005,96(1).

期刊-**---**〔10〕徐亚伟,杨会成.基于多层特征深度融合的卷积神经网络人脸识别方法[J].平顶山学院学报,2019,34(02):53-58.

期刊----〔11〕马冬梅,贺三三,杨彩锋,严春满.特征融合型卷积神经网络的语义分割[J/OL].计算机工程与应用:1-10[2019-04-29].

会议论文集----〔12〕Mart´ın Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo.TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems[J]. 2016.

图书----〔13〕郑泽宇，顾思宇。TensorFlow实战Google深度学习框架. 第一版.北京:电子工业出版社，2017.283

会议论文集----〔14〕Yann LeCun, Yoshua Bengio, GeoffreyHinton. Deep learning[J]. Nature,2015,5(10):436-444

会议论文集----〔15〕[Andrew G. Howard](https://arxiv.org/search/cs?searchtype=author&query=Howard%2C+A+G), [Menglong Zhu](https://arxiv.org/search/cs?searchtype=author&query=Zhu%2C+M), [Bo Chen](https://arxiv.org/search/cs?searchtype=author&query=Chen%2C+B). MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications[J]. arXiv:1704.04861v1 [cs.CV] 17 Apr 2017.

**致谢**