



基于深度学习的大桃病虫害 自动识别

答辩人：程佳敏 班级：大数据E202

指导老师：贾璐 时间：2022.6.5





目录 CONTENT

- 01 | 研究背景
- 02 | 研究内容与技术路线
- 03 | 完成情况
- 04 | 系统展示
- 05 | 总结与展望





中國農業大學
China Agricultural University

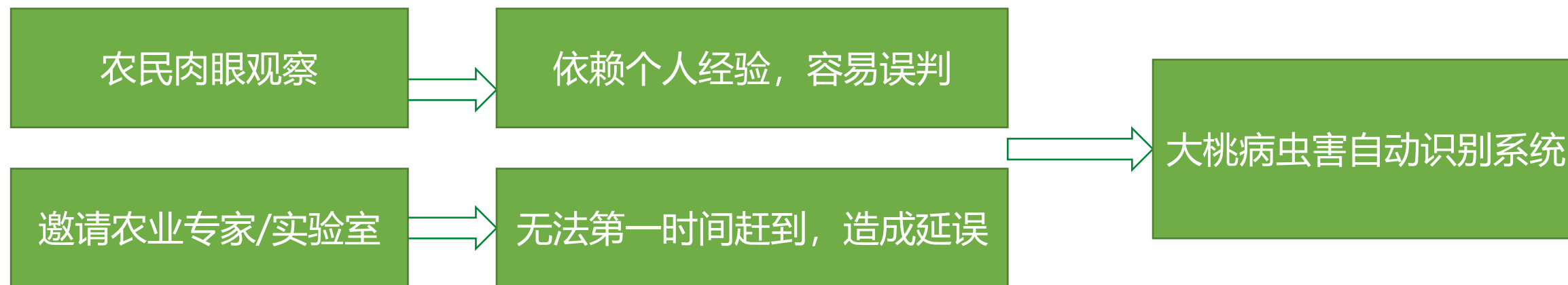
01
PART

研究背景





- 桃子作为重要经济水果作物被大面积种植
- 桃树病虫害严重影响桃的产量和质量



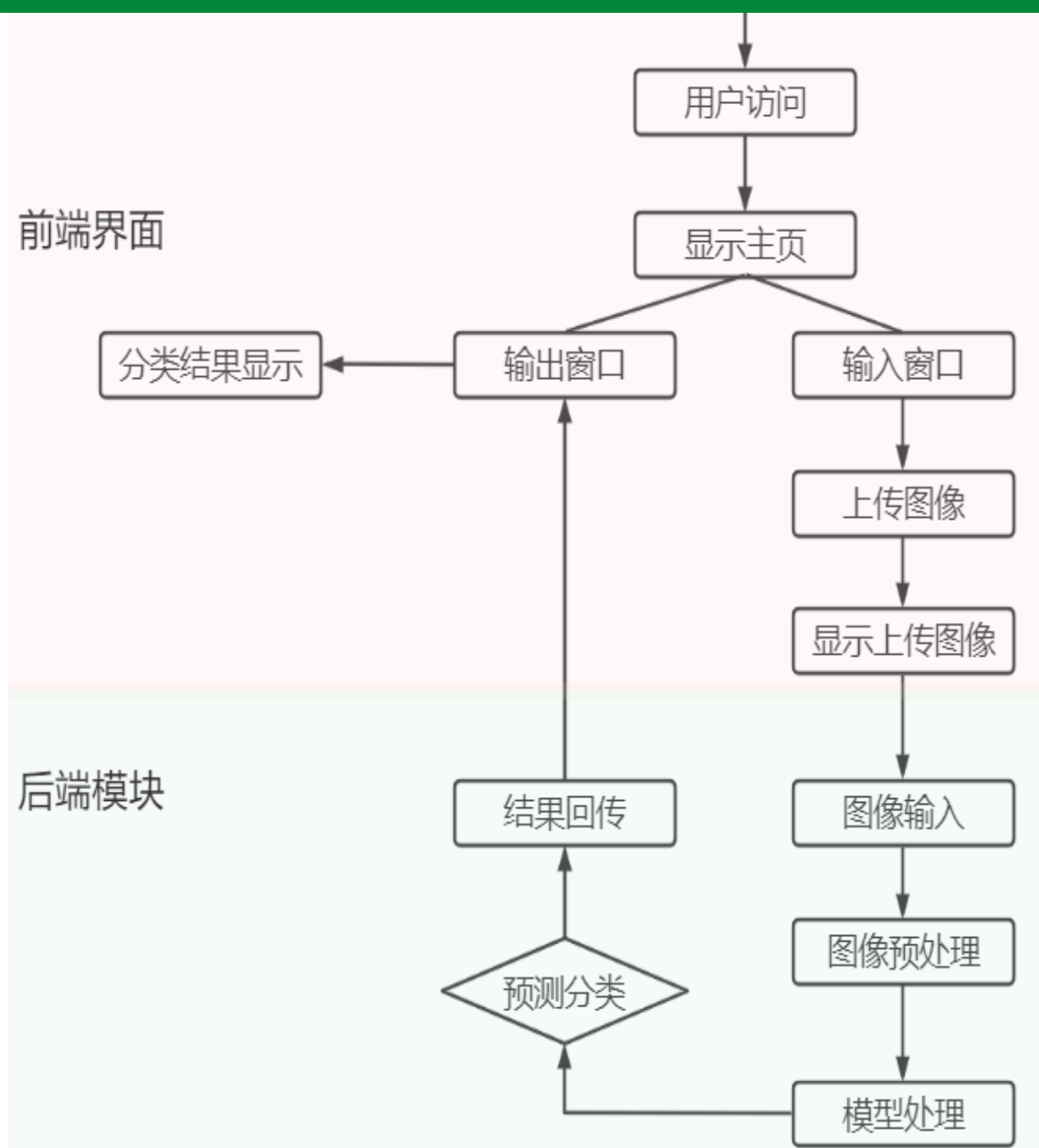


02
PART

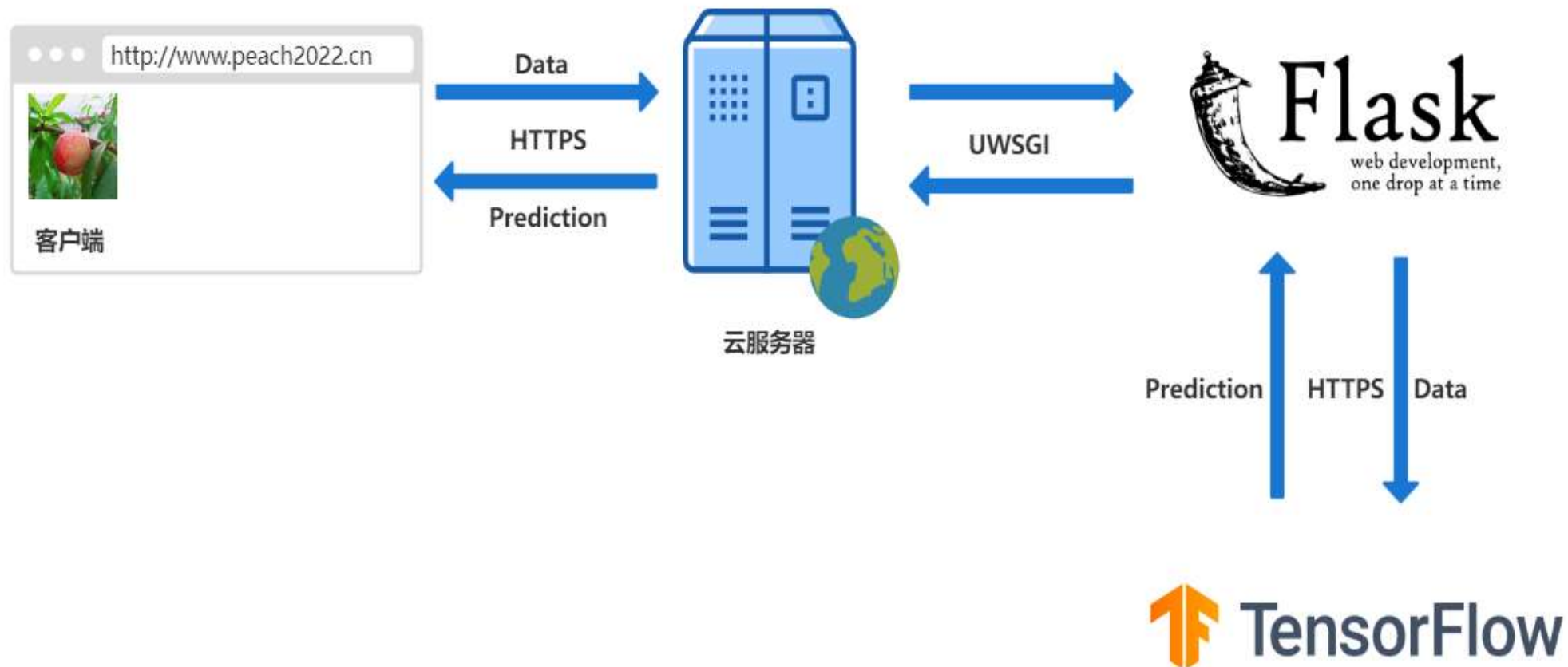
研究内容与技术路线



研究内容与技术路线

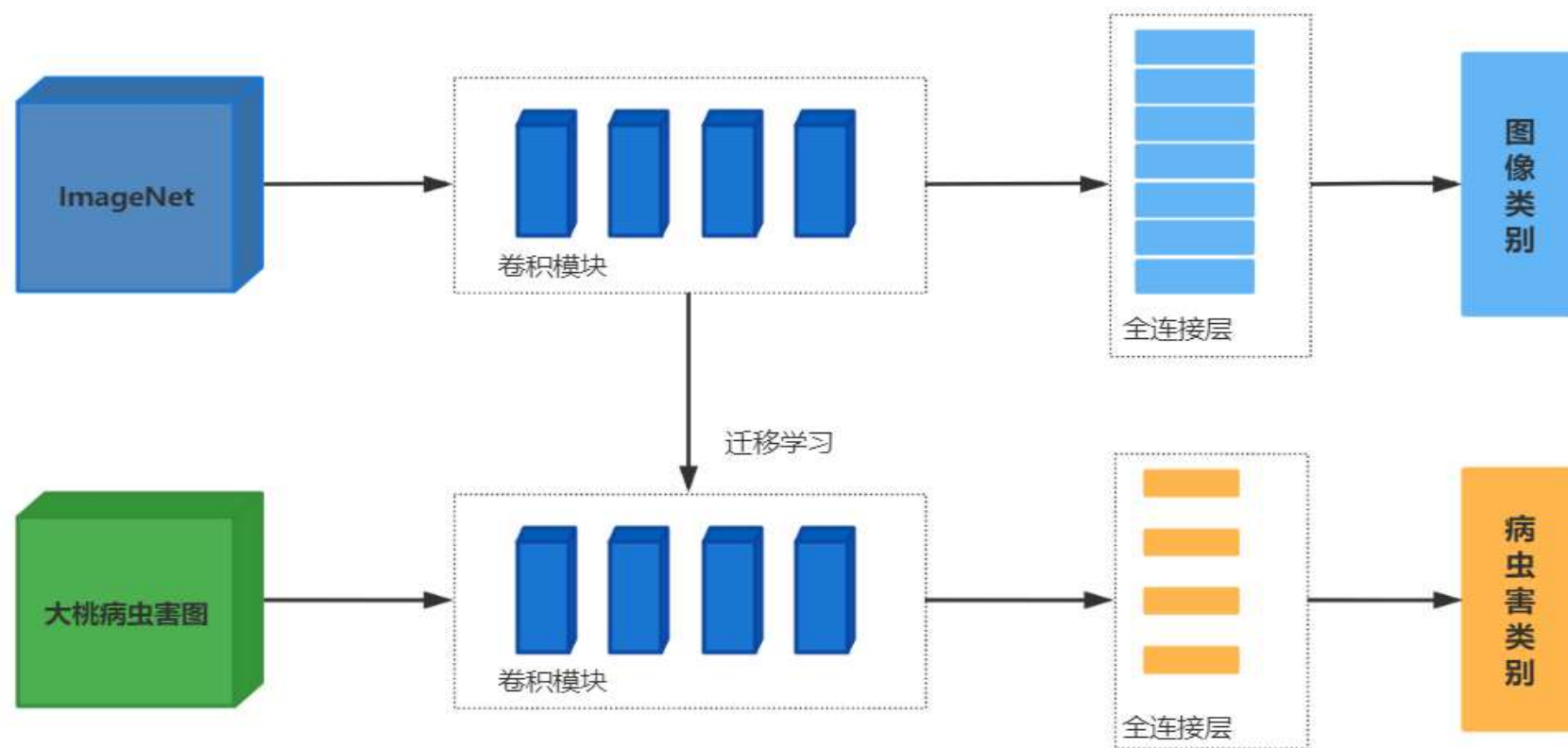


研究内容与技术路线



迁移学习原理

- 迁移学习是运用已存有的知识对不同但相关领域问题进行求解的一种深度学习策略，
可以看作模仿人类在不同但是在相关领域学习和复用知识的能力。
- 对在ImageNet数据集上有预训练权重的模型进行微调，加快模型收敛速度。





03
PART

完成情况





实验数据与处理

数据获取

数据清洗

数据增强



■ 使用Python在百度图片爬取健康桃与患病虫害桃图片



数据清洗

- 剔除如由右图所示的无关图片
- 手动筛选后，形成了包含532张图片的数据集



健康	桃缩叶病	桃疮痂病	桃褐腐病	合计
167	151	111	103	532

数据增强

■ 1) 亮度增强



■ 2) 对比度增强



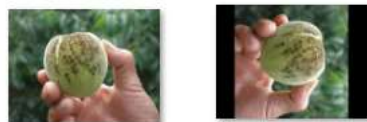
■ 3) 随机裁剪



■ 4) 左右翻转



■ 5) 随机旋转



- Python图像处理库PIL的ImageEnhance模块提供了数据增强方法对图像进行数据增强

训练集	验证集	测试集	合计
1920	636	636	3192



深度学习模型

VGG16

ResNet50

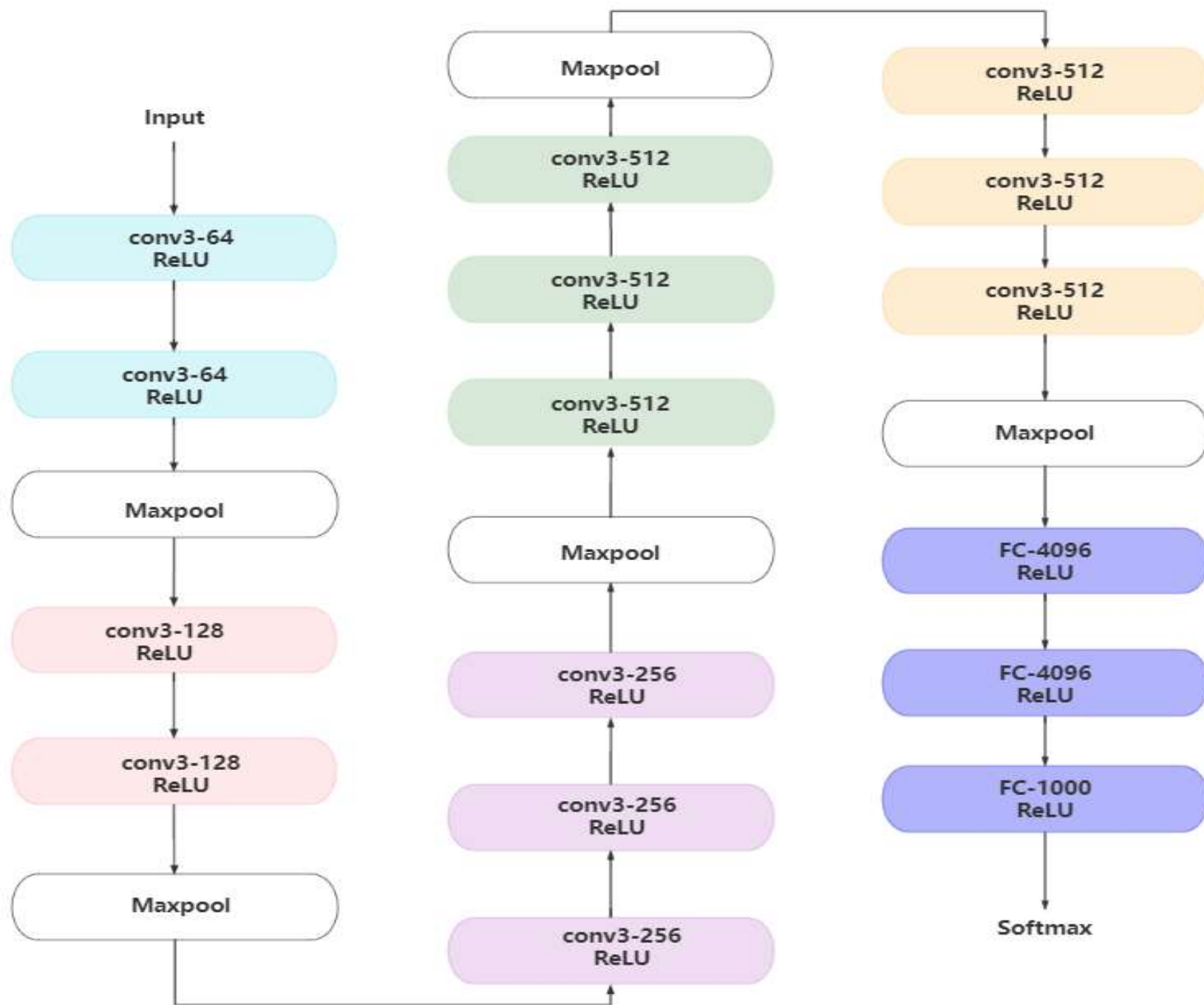
MobileNetV2

DenseNet121



VGG16模型

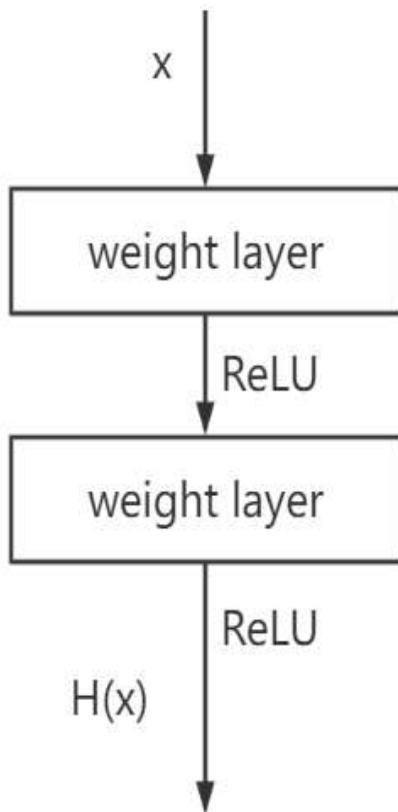
- 使用 3×3 卷积核替代大卷积核
- 通过反复堆叠卷积层加深网络模型的深度



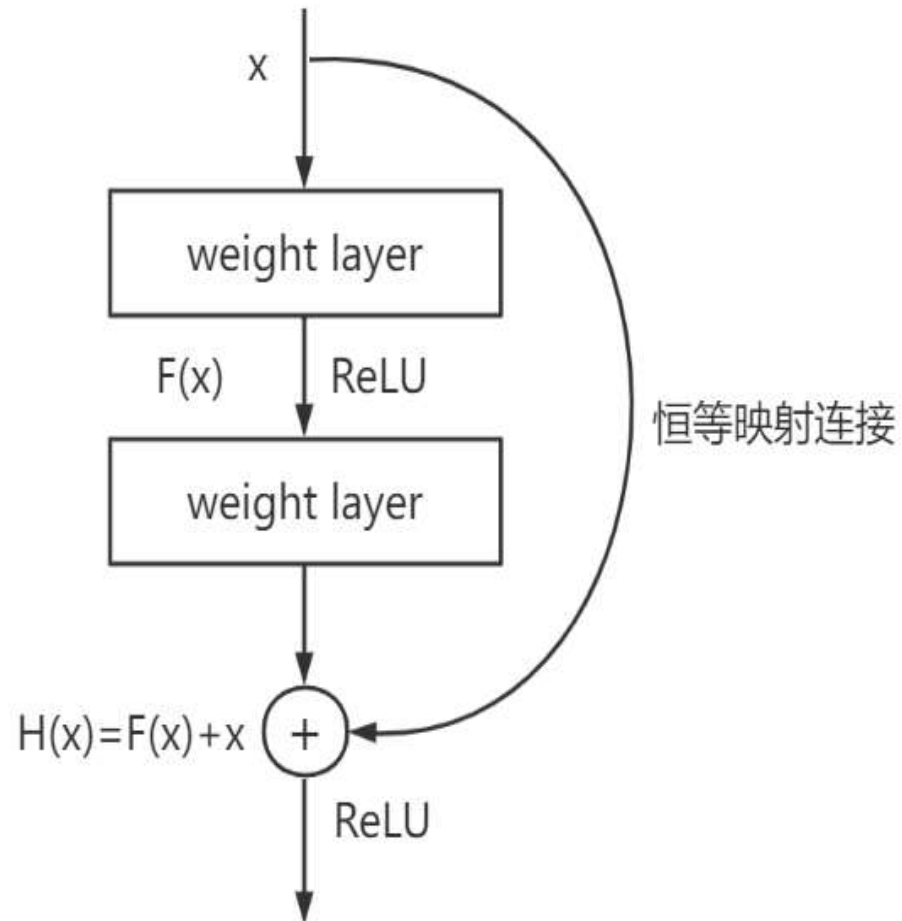
ResNet50模型

- 引入恒等映射连接
(Identity Mapping)

- $H(x) = F(x, \{W_i\}) + x$



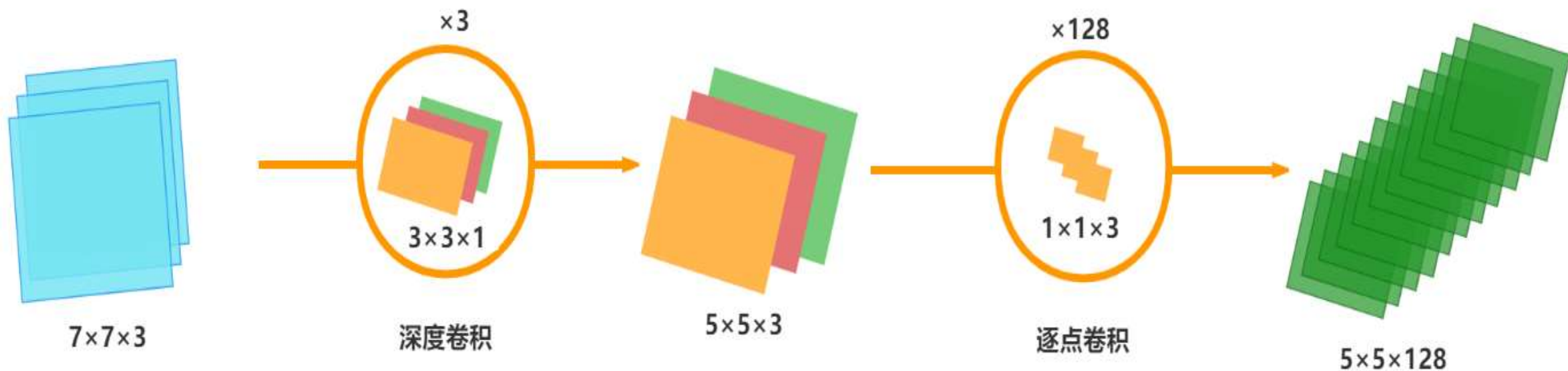
(a)普通网络



(b)残差网络

MobileNet模型

- 使用深度可分离卷积代替常规卷积操作，减少了参数量及计算量
- 深度可分离卷积把标准卷积操作分解成两步，先深度卷积(Depthwise Convolution)后逐点卷积(Pointwise Convolution)

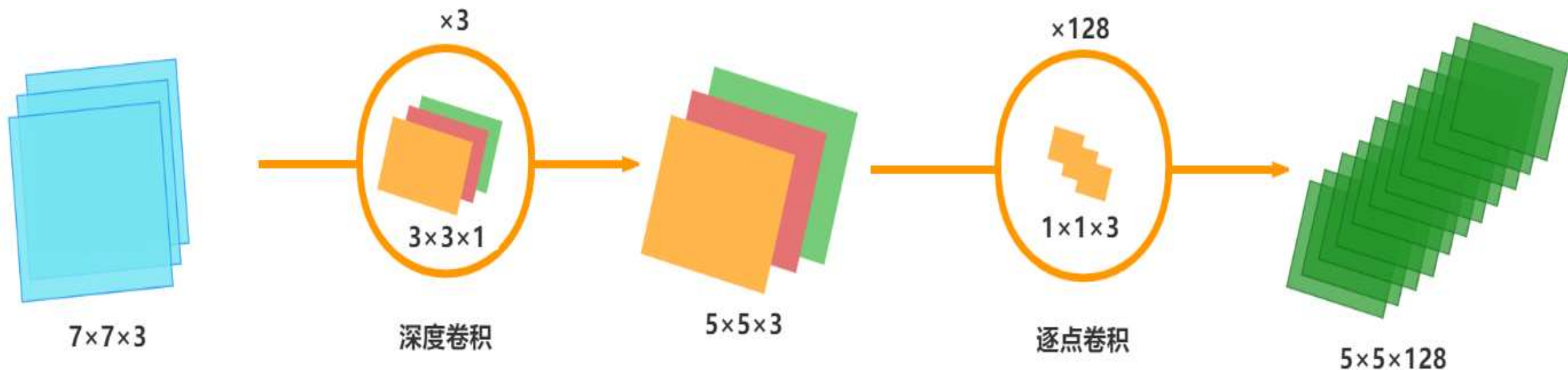


MobileNet模型

■ 深度可分离卷积计算量与标准卷积计算量之比

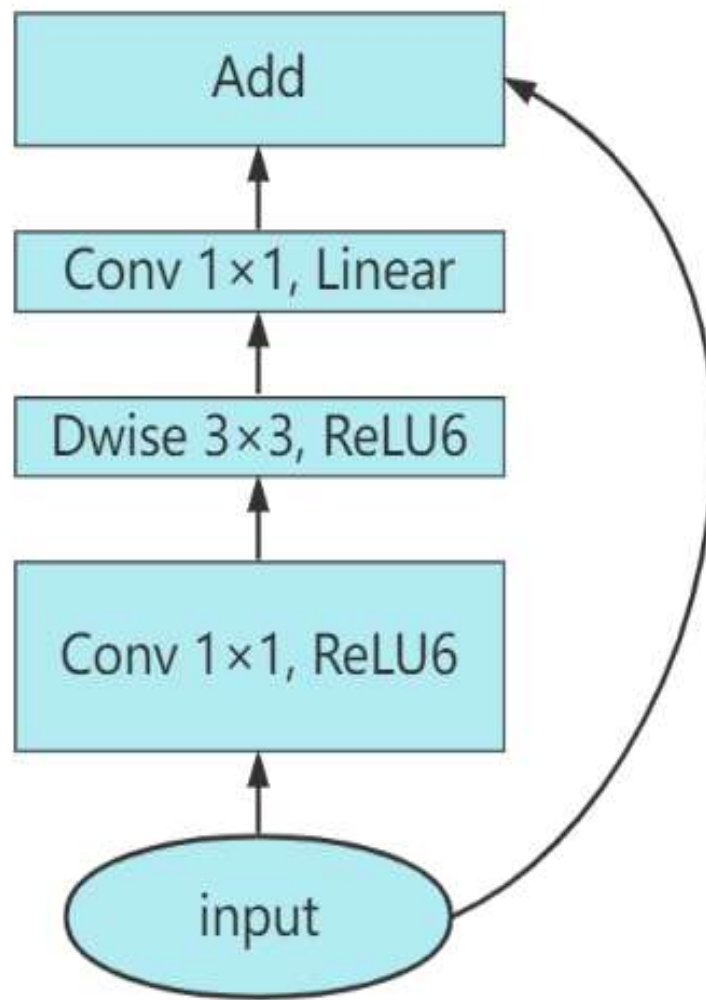
$$\frac{D_K \times D_K \times M \times D_F \times D_F + M \times N \times D_F \times D_F}{D_K \times D_K \times M \times N \times D_F \times D_F} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2}$$

- 式中N为逐点卷积的卷积核个数， D_K 为输入卷积核的尺寸，通常使用 3×3 卷积核，则可以大致得出深度可分离卷积计算量减少到原来标准卷积计算量的九分之一

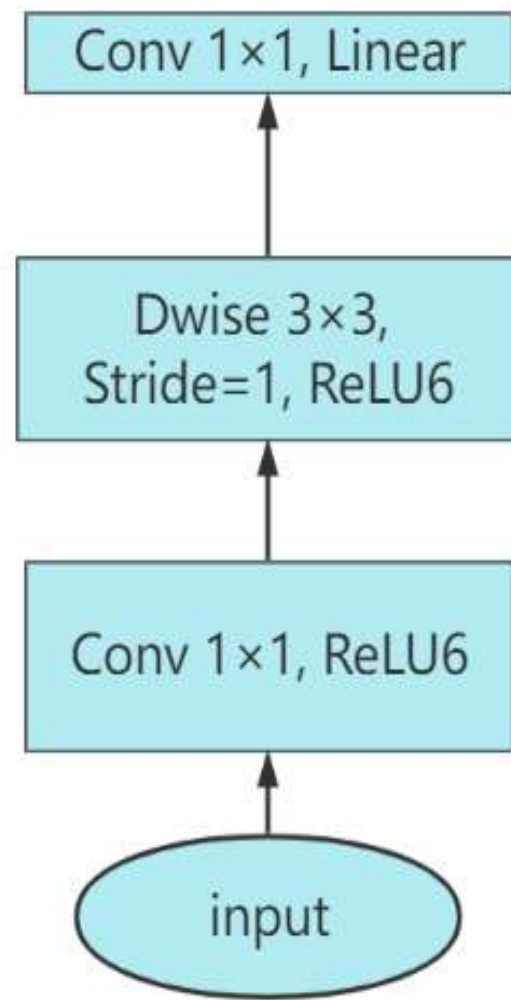


MobileNetV2模型

- 引入逆残差结构
- 引入线性瓶颈层



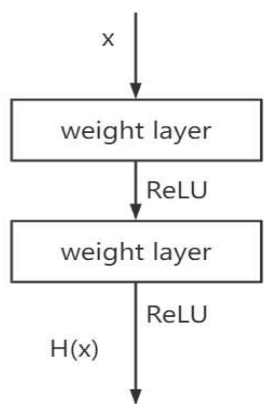
(a) Stride=1 block



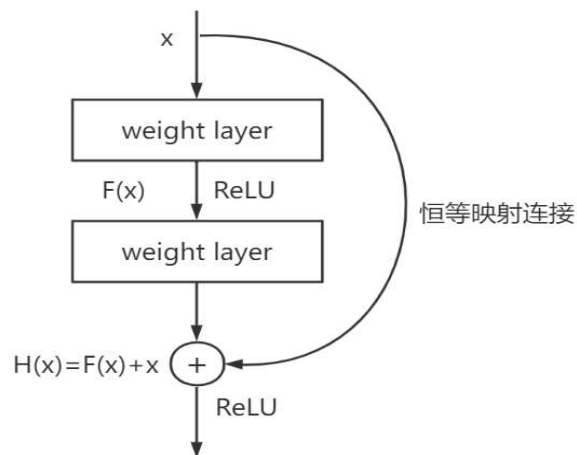
(b) Stride=2 block

DenseNet121模型

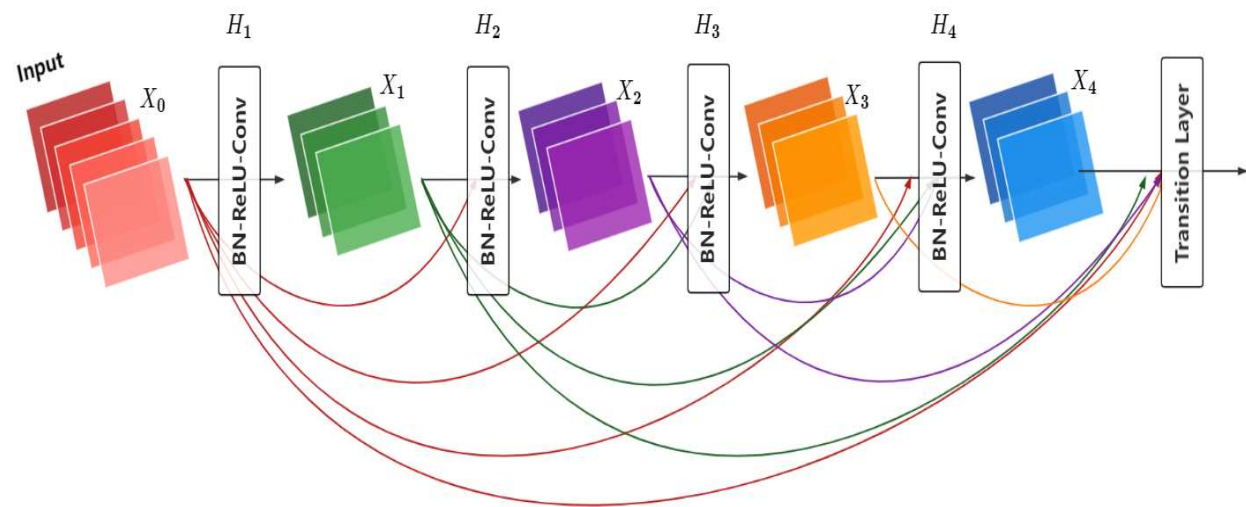
- 缓解梯度消失或者梯度爆炸的问题核心在于尽可能地创建从前面层到后面层的短路径
- 传统的神经网络在L层的输出 $x_l = H_l(x_{l-1})$
- ResNet模型增加了来自上一层的输入 $x_l = H_l(x_{l-1}) + x_{l-1}$
- DenseNet模型连接前面所有层的输入 $x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}])$



(a)普通网络

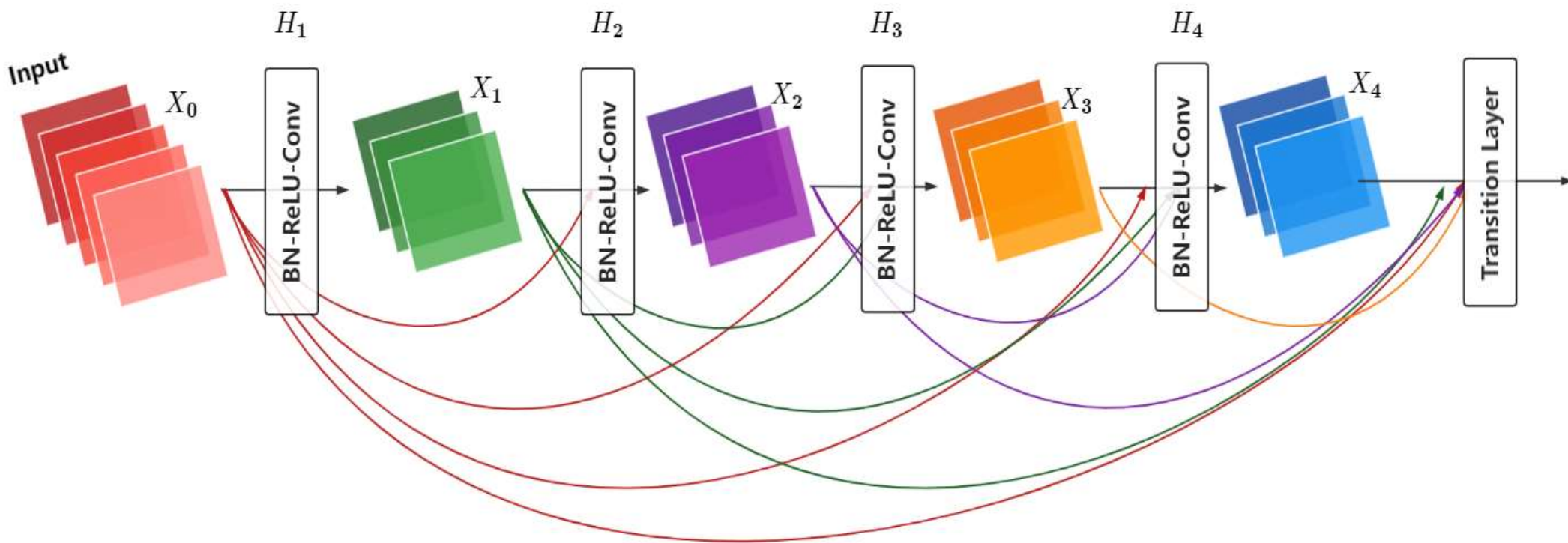


(b)残差网络



DenseNet121模型

- DenseNet模型通过构建比较紧密连接的卷积神经网络结构，互相连接所有的层，缓解了梯度消失或者梯度爆炸的问题，提高了特征的传播效率与利用效率



实验参数设置

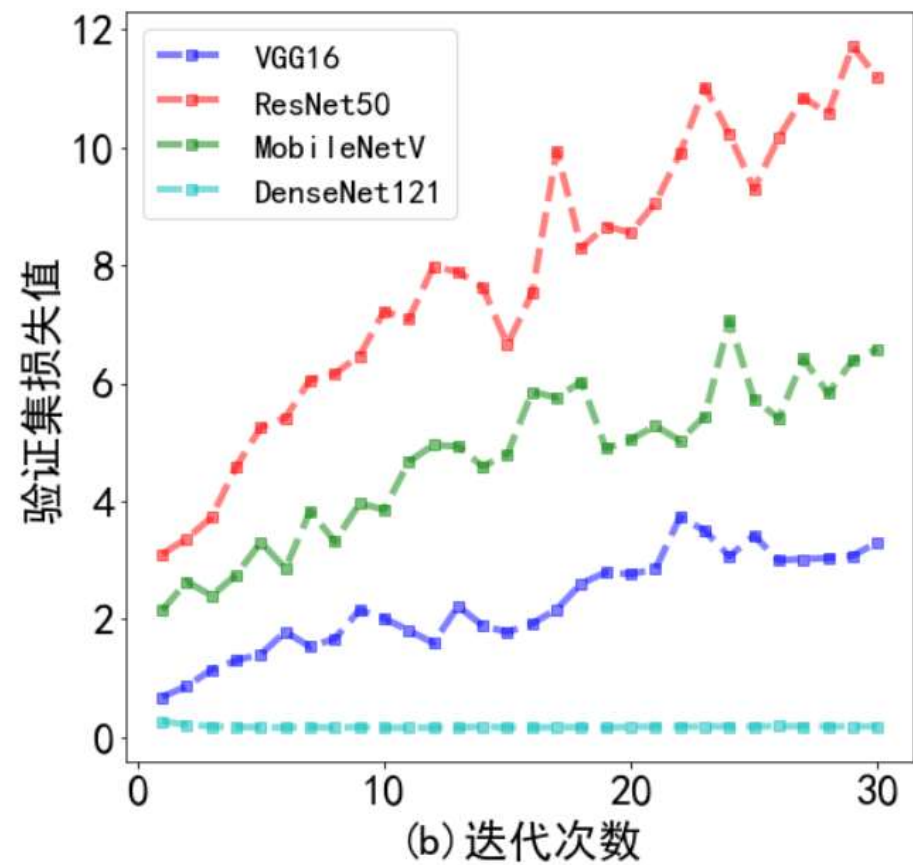
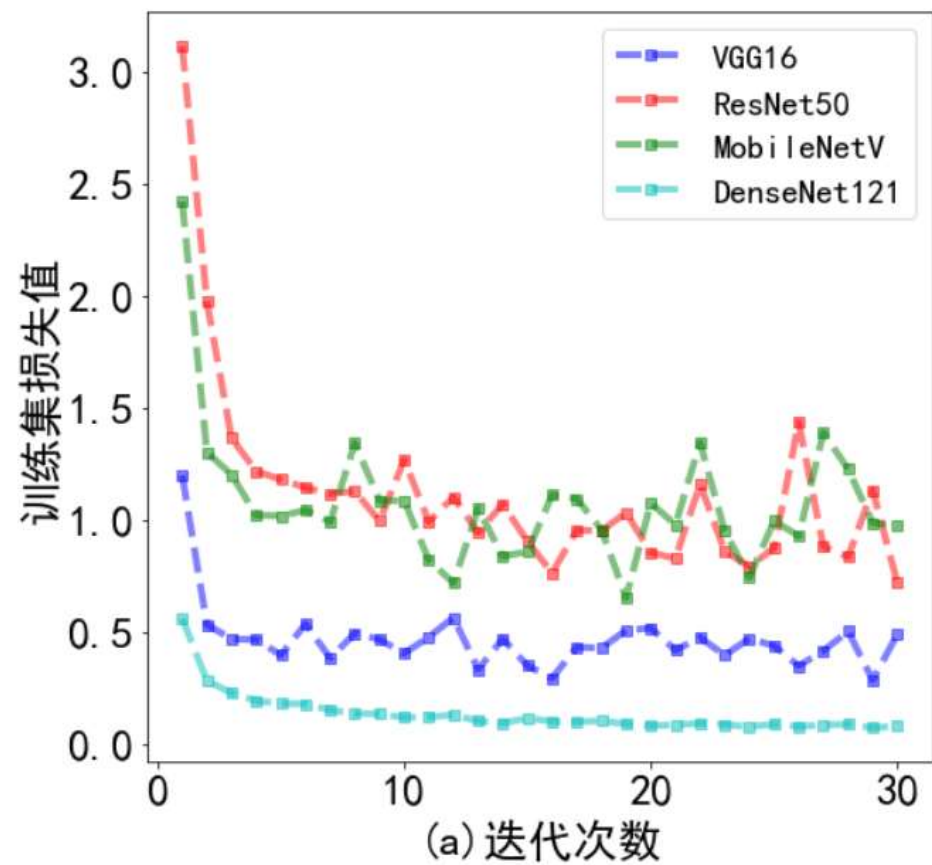
参数名称	参数值
优化算法	Adam
学习率	0.001
迭代次数	30
批次大小	16

参数名称	参数值
CPU	Intel(R)Core(TM) i5-5200U@2.20GHz
显卡显存容量	2GB
内存容量	4GB
深度学习框架	TensorFlow 2.30
开发环境	PyCharm

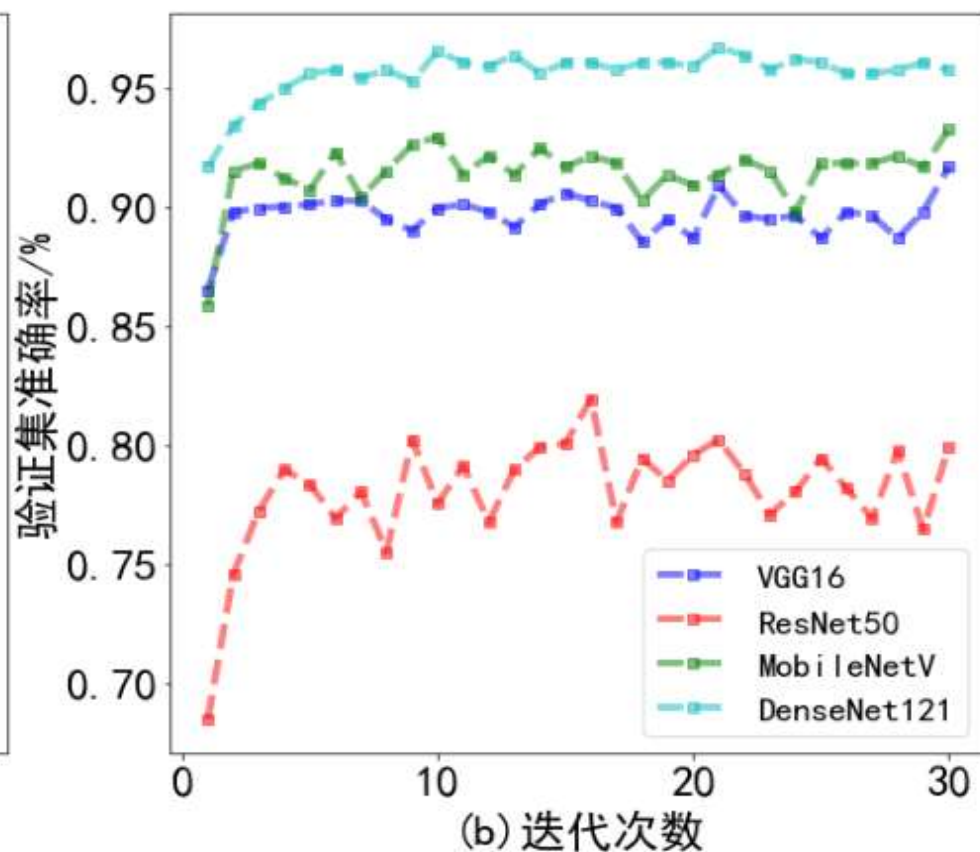
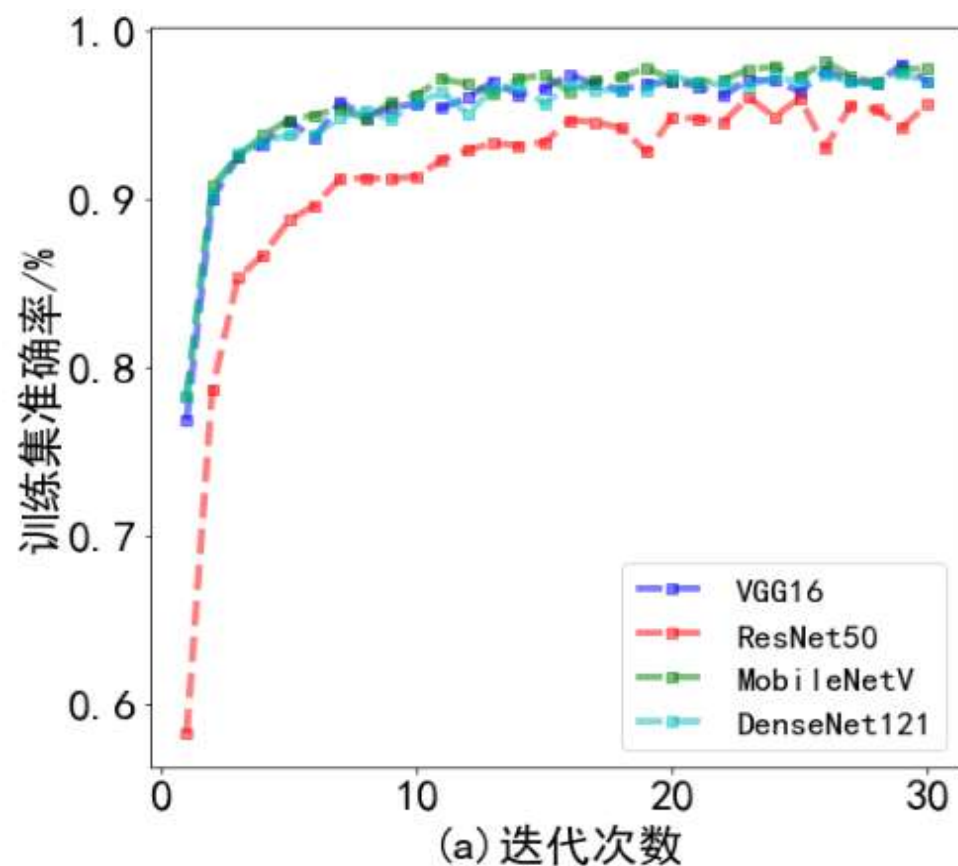
混淆矩阵		真实值	
		Positive(T)	Negative(F)
预测值	Positive(P)	TP	FP
	Negative(N)	FN	TN

- 准确率 $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$
- 交叉熵损失函数 $H_{(p,q)} = -\sum_{i=1}^n p(x_i)\log(q(x_i))$

损失值变化曲线

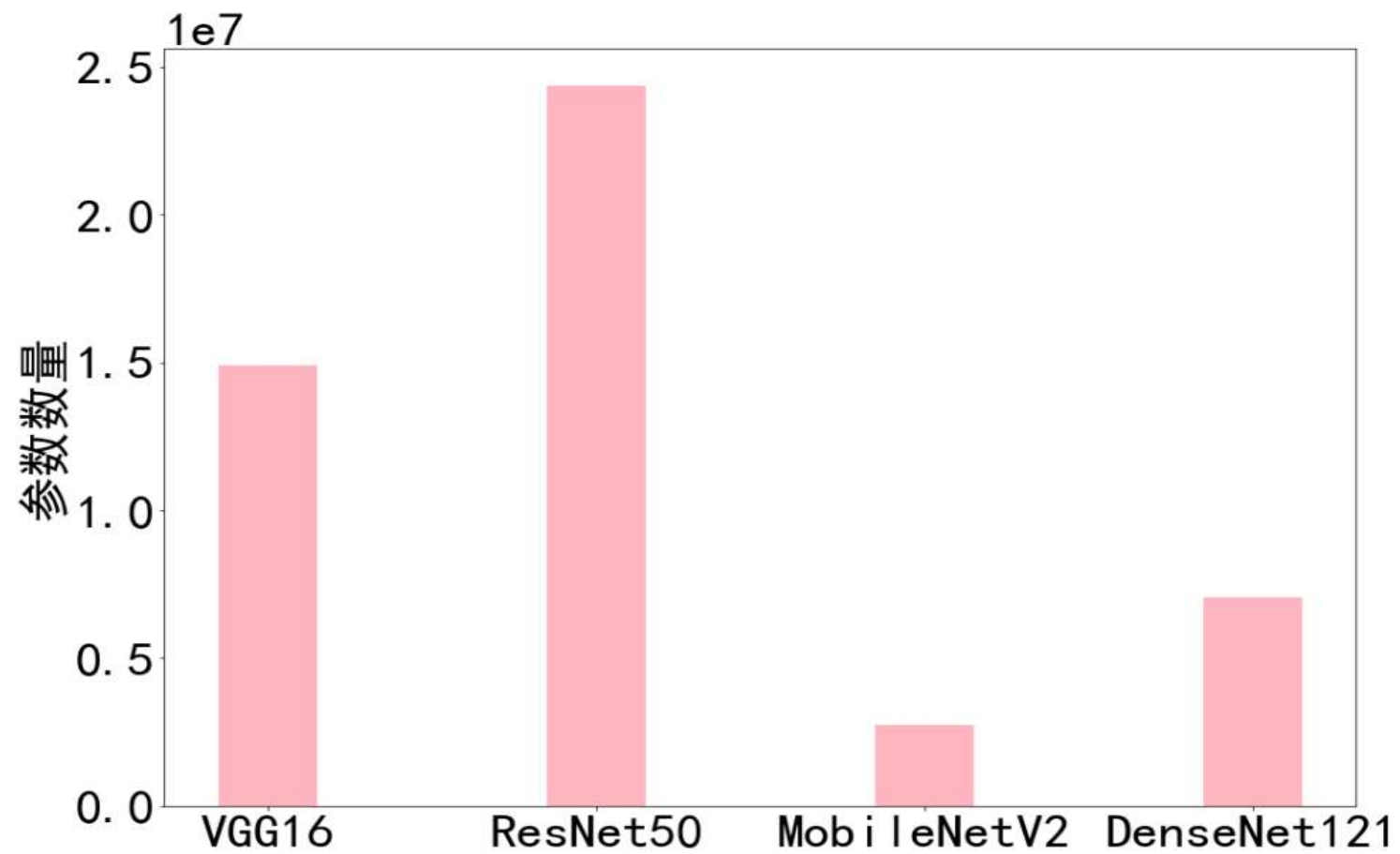


准确率变化曲线



■ 由结果看，表现最好的模型是DenseNet121模型，最高准确率达到了96.08%

模型参数数量



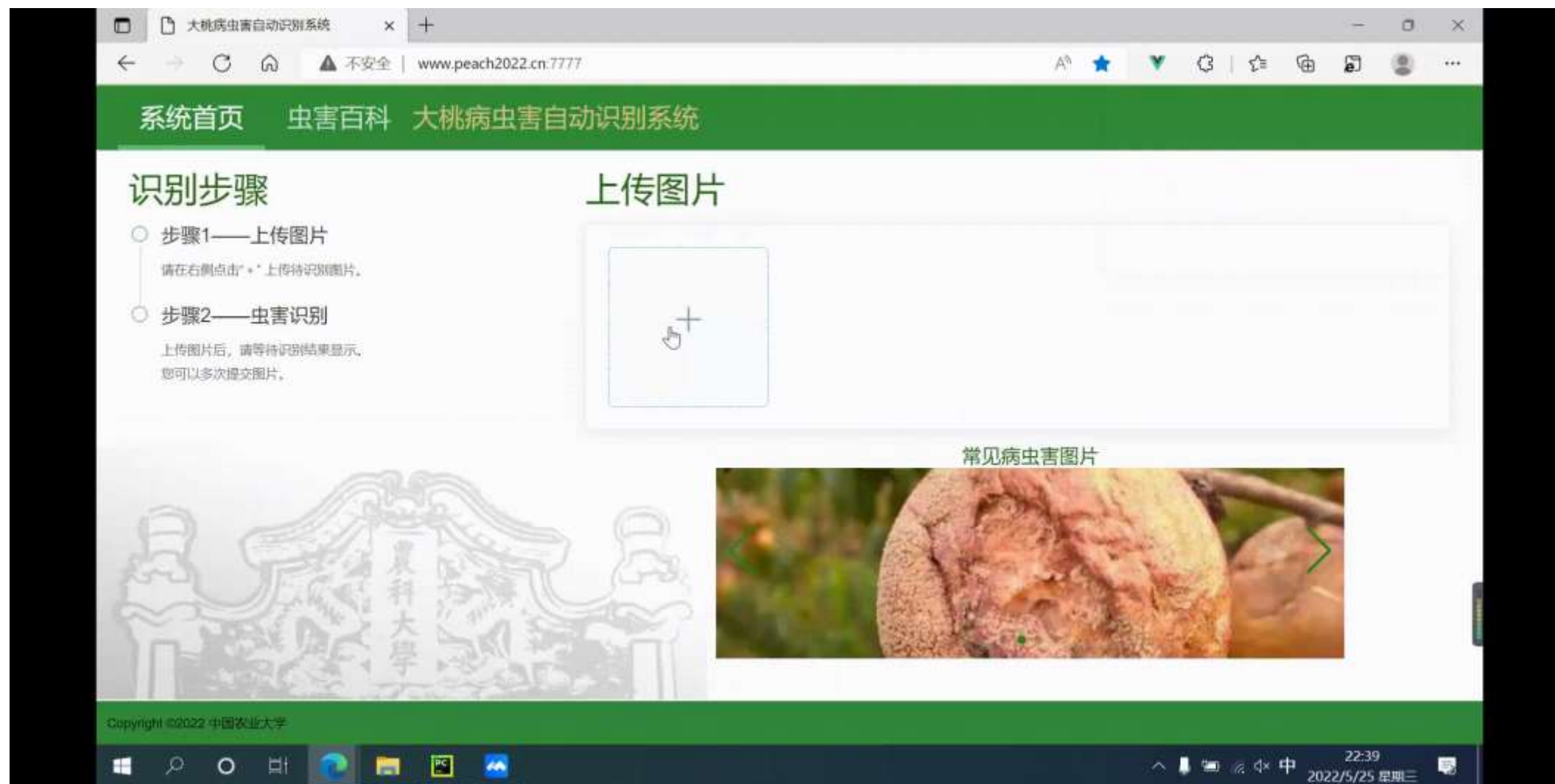


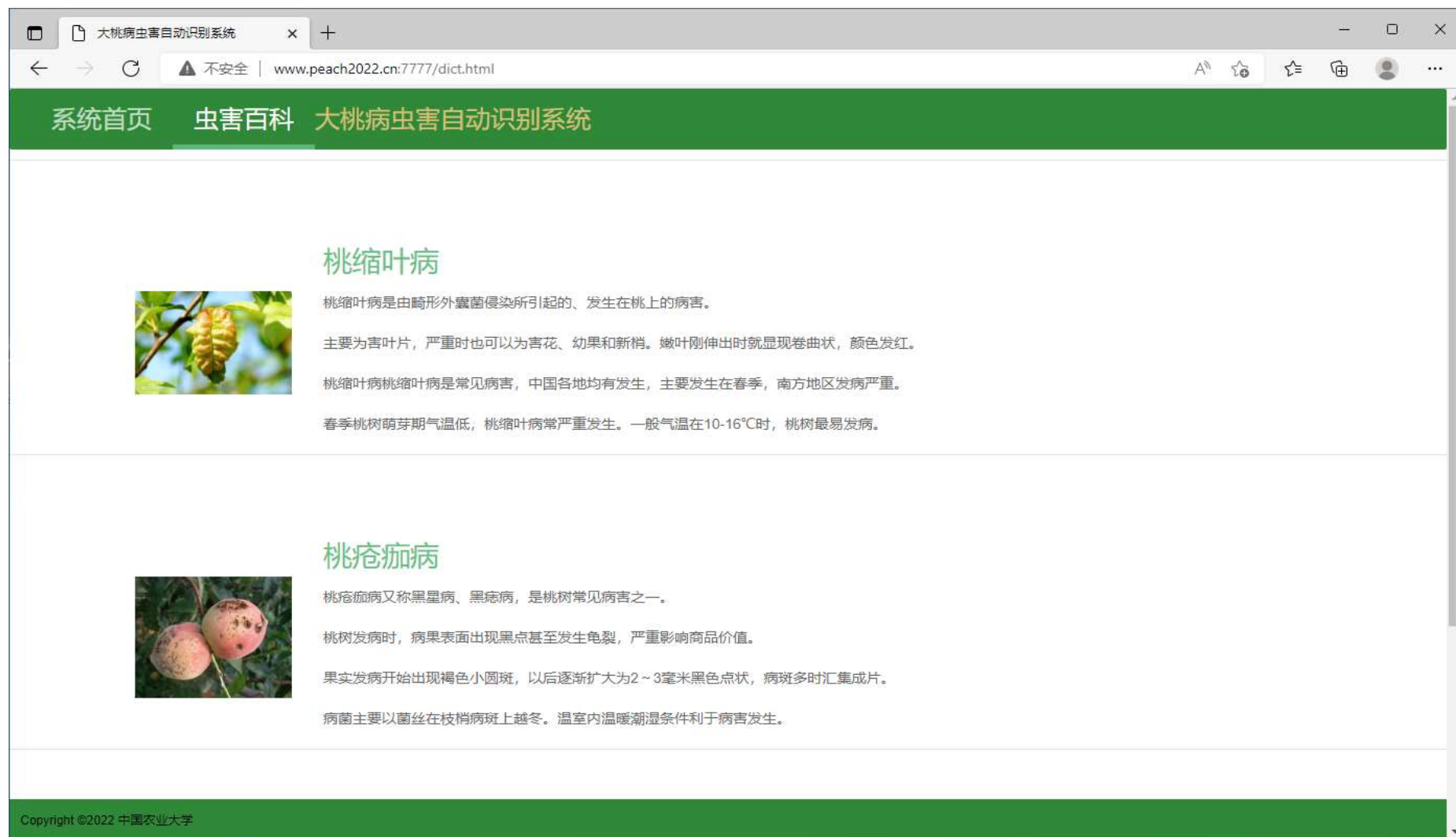
中國農業大學
China Agricultural University

04
PART

系统展示









05
PART

总结与展望



■ 总结

- 使用迁移学习技术训练了深度学习大桃病虫害识别模型
- 使用Flask及Vue实现了前后端分离的大桃病虫害识别系统
- 在云服务器部署上线大桃病虫害识别系统

■ 展望

- 扩充数据集
- 训练轻量化网络模型
- 增加系统功能性



敬請老師批評指正！

基于深度学习的大桃病虫害自动识别

答辯人：程佳敏 班级：大数据E202

指导老师：贾璐 时间：2022.6.5

