

TensorFlow框架剖析与应用



王琛 @ 百纳新闻

AlphaGo: 人工智能战胜职业棋手



Prisma



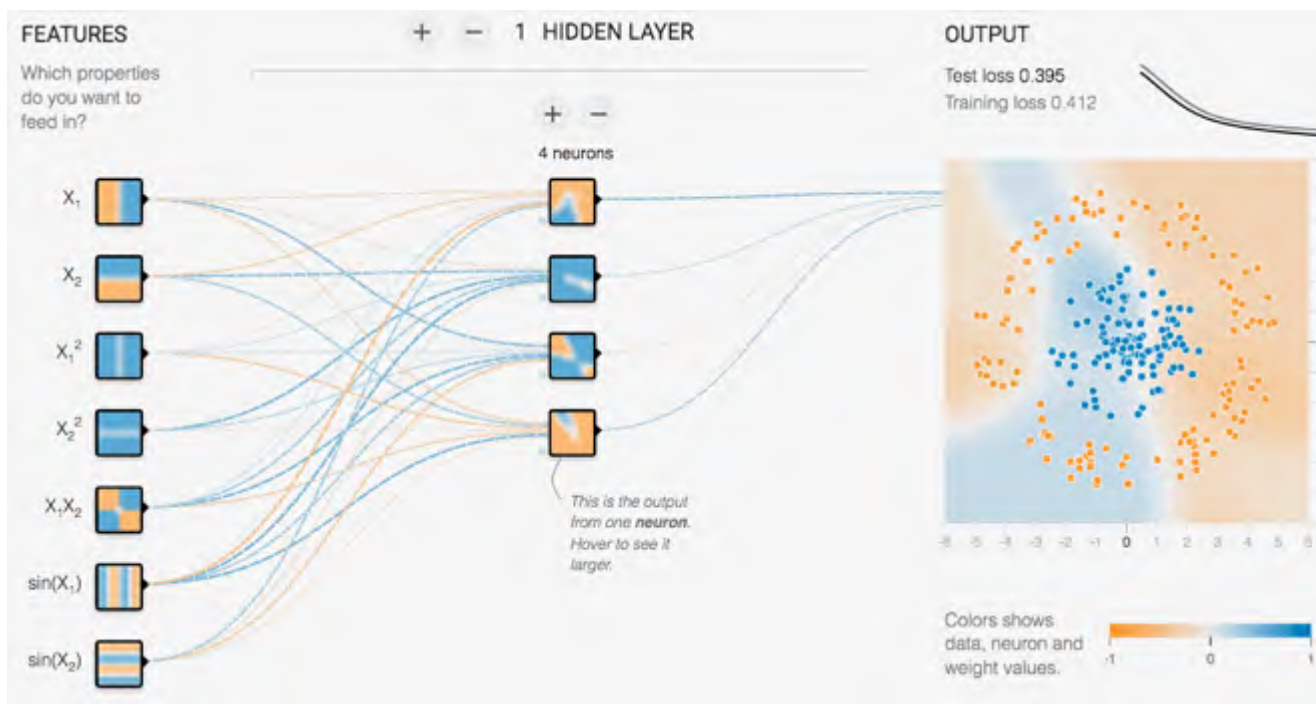
基于深度学习技术的修图APP，刷爆全球社交网络

更多人工智能应用

- 自动驾驶
- 人脸识别
-

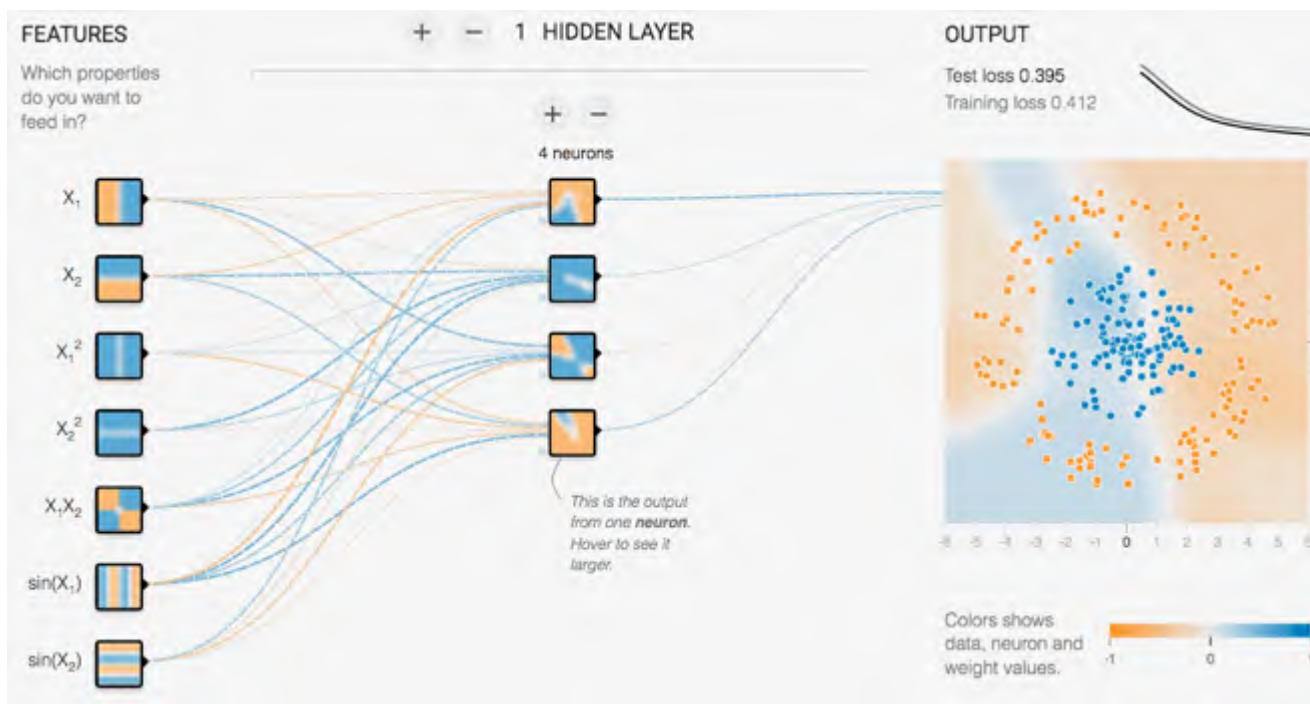
机器学习之神经网络

- 通过简单非线性函数的组合，可以拟合任意复杂的函数
- 边的权重决定节点的组合方式，不同的组合方式得到不同的模型逻辑



机器学习之神经网络

- 模型训练，BackPropagation算法
 - 通过事实数据不断矫正函数逻辑，使模型的输出符合数据分布
 - 代价函数：衡量函数输出于预期之间的差距



机器学习 in Python

- NumPy & SciPy
 - 为Python提供了数值计算与科学计算能力
- Caffe
 - 第一个主流的工业级深度学习框架
 - 灵活性较差，久无更新
- Theano
 - 灵活，支持递归网络
 - 全python实现，速度较慢，执行效率低

研究趋势：更复杂的模型 + 更多数据

- 算法模型越来越复杂

- 2012年第一代深度学习图像识别模型 AlexNet: 8层神经元
- 2014年ImageNet竞赛冠军模型 VGG19: 19层神经元
- 2015年ImageNet竞赛冠军模型 Deep Residual Networks: 150 ~ 200层神经元

- 数据集越来越大

- 1998年MNIST手写数字图片数据集: 11MB, 70k张28x28像素黑白图片
- CIFAR-10图像识别数据集: 160MB, 6w张32x32像素彩色图片
- 2016年ImageNet图像识别竞赛数据集: > 155GB, 1400w+张大尺寸彩色图片

TensorFlow

- Google Brain计划产物
- Gmail, Google Maps等1000多个应用
- 于2015年11月开源
 - Github 3w+ stars
- 架构师 Jeff Dean
 - 领导实现MapReduce、BigTable、Spanner

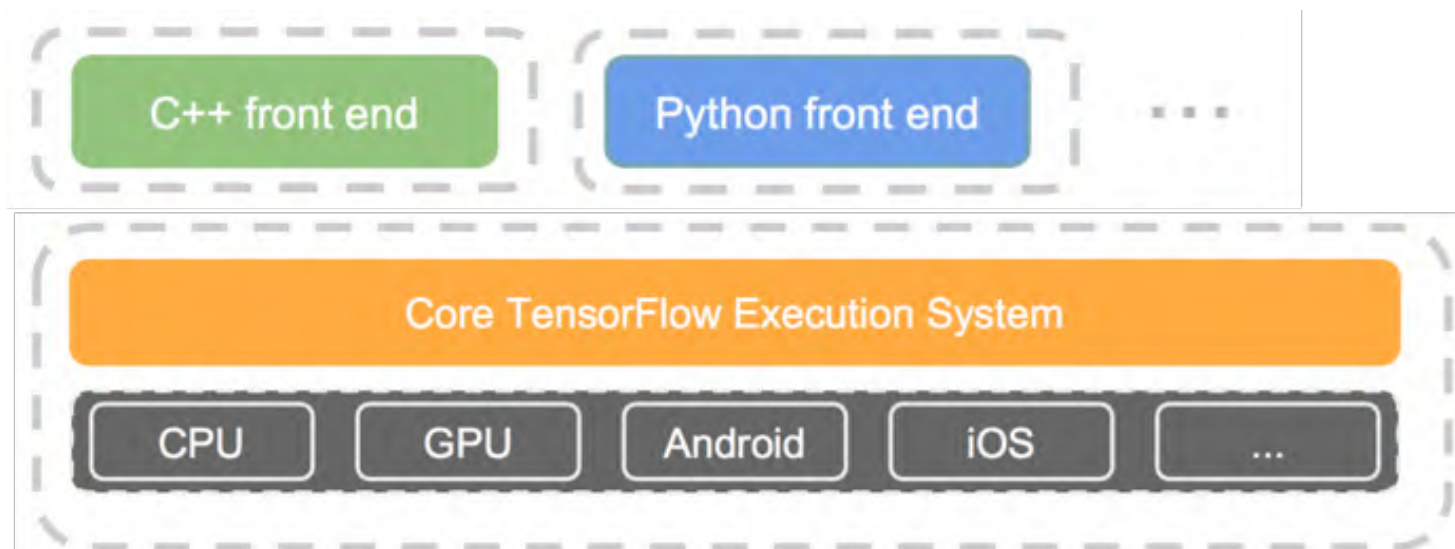


TensorFlow的核心需求

- 表达能力，能用简洁的代码实现各种复杂算法
- 高性能、高扩展，通过分布式技术提高执行效率
- 可移植、可复现，能共享研究的结果和过程
- 产品化，能快速将研究结果应用到真实生产场景

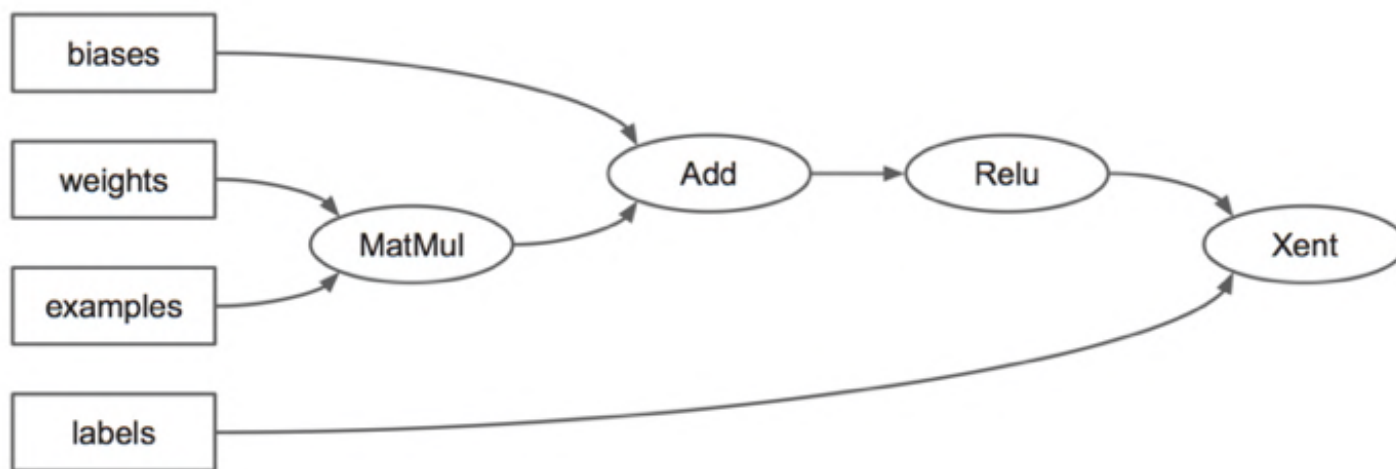
架构设计

- 核心执行系统，由C++编写（相当于编译器 + 执行调度器）
- 嵌入在多种主语言中的前端编程语言（相当于高级语言）
 - 前后端使用protobuf格式的中间语言交互
- 面向硬件设备的算法实现，由C++编写（相当于机器指令集）



计算表示模型：Dataflow Graph

- 数据流图 or 计算图
 - 使用有向图来描述计算过程
 - 类似于表达式树，区别为计算图节点可以复用、可以有多个输出

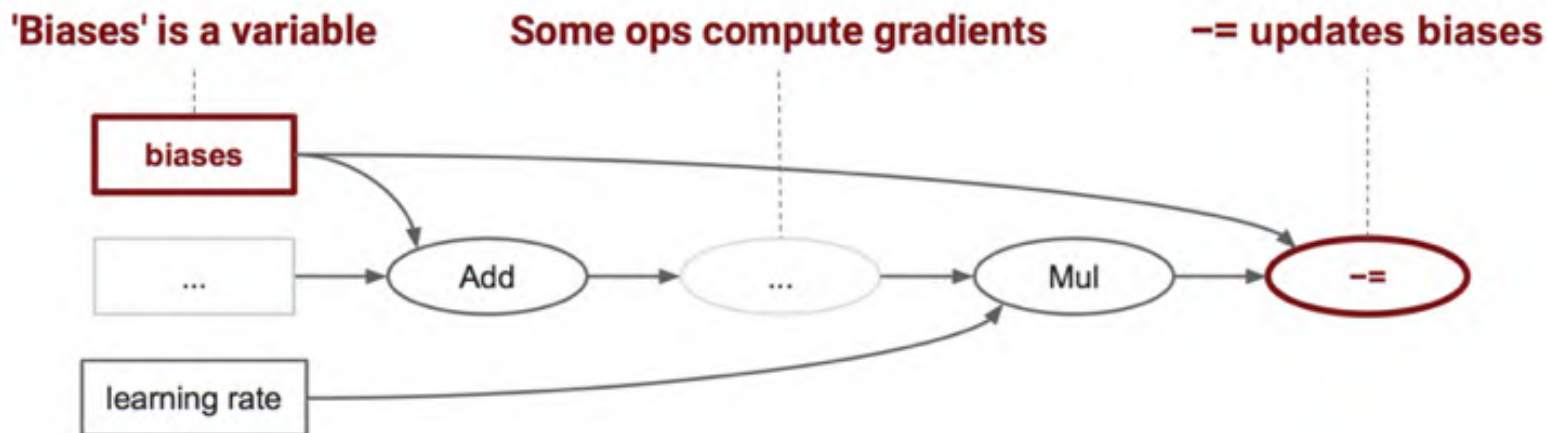


计算表示模型：Dataflow Graph

- **Tensor**（数据）：N维数组
 - 1维Tensor为Vector，2维Tensor即是Matrix
 - 图像一般由3维Tensor表示：行、列、RGB颜色
- **Operations**（节点）：算子，施加在Tensor上的计算操作
 - 数组操作算子：Split, Shuffle, Slice, Concat, ...
 - 聚合计算算子：Reduce Sum, Reduce Max, Reduce Min, ...
 - 矩阵计算算子：MatMul, Transpose, ...
 - 数据流控制算子：Merge, Switch, ...
 - 复杂算子：Conv2D, Pooling, ...

计算表示模型：Dataflow Graph

- **Variable**：用于存储模型的权值
 - 每次正向计算完成之后，根据BP算法调整权值，代入下一轮计算



前端编程接口

普通函数

```
def add(a, b):  
    return a + b
```

```
a = 1  
b = 2  
c = apply(add, (a, b))
```

TensorFlow

```
mat_a = tf.placeholder(tf.float32, shape=[2, 2])  
mat_b = tf.placeholder(tf.float32, shape=[2, 2])  
  
add = tf.add(mat_a, mat_b)
```

定义计算图

=>

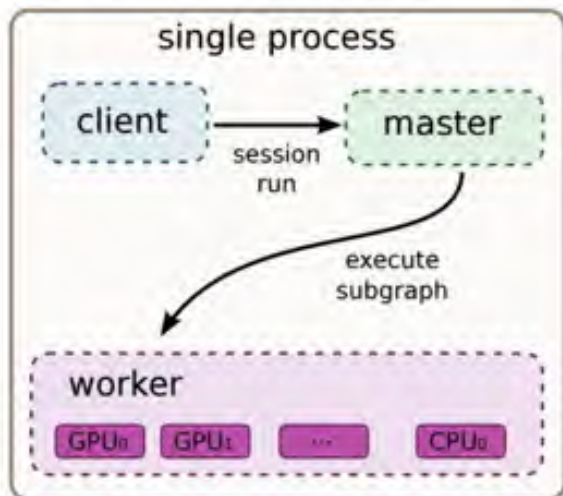
```
with tf.Session() as sess:  
    feed_dict = {  
        mat_a: [[1., 1.], [1., 1.]],  
        mat_b: [[2., 2.], [2., 2.]],  
    }  
    mat_c = sess.run(add, feed_dict=feed_dict)
```

Feed数据并执行

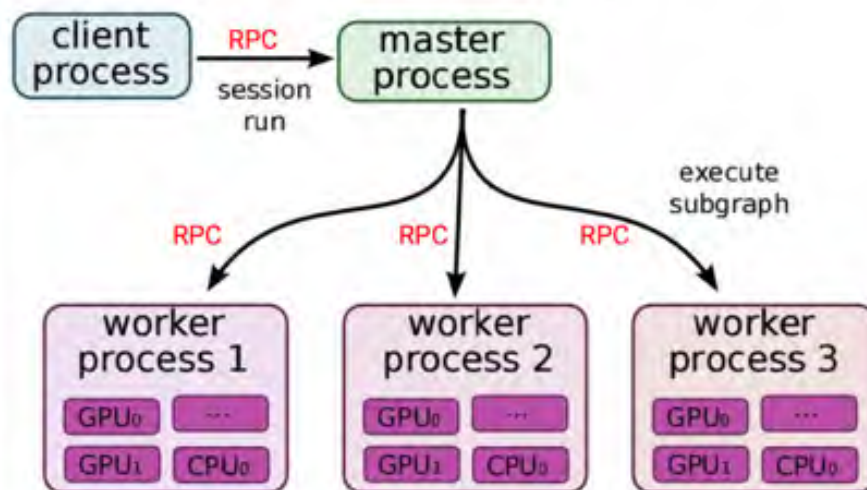
分布式架构

- 分布式是提升性能最重要的手段
 - 50 replica 带来 30~40x 性能提升
- Client -> Master -> Worker 结构，之间通过GRPC通讯

Single Process Configuration

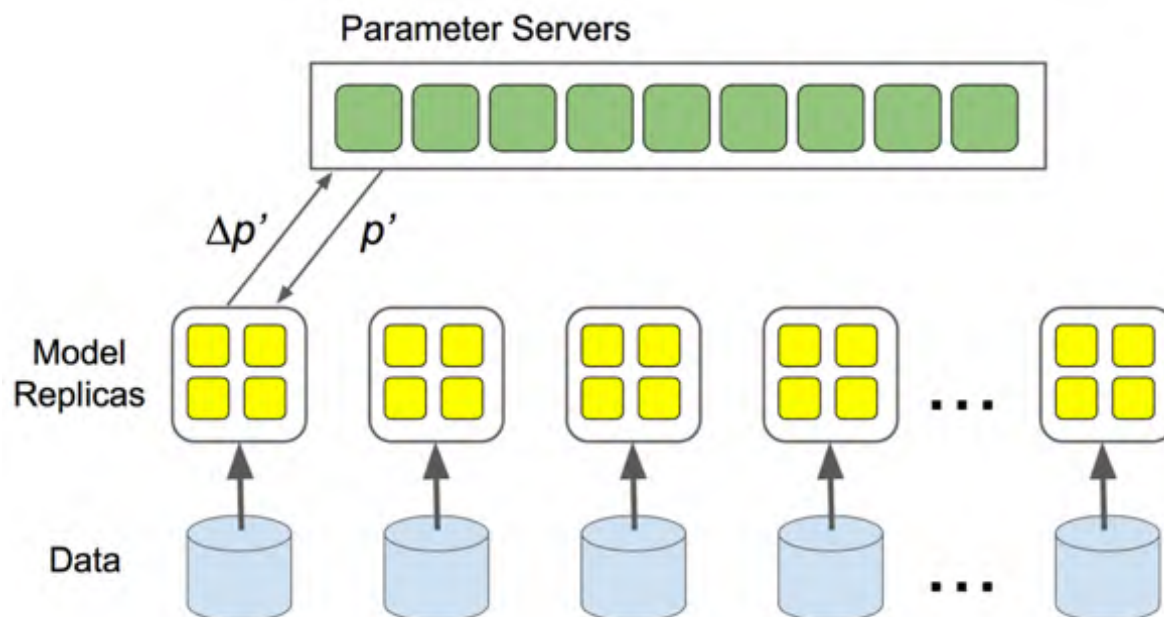


Distributed Configuration



数据并行

- 数据并行是最主要的分布式方式
 - 将训练数据分成多个partition，每个replica只负责一个partition
 - 权值更新被上传到中心化的Parameter Server上，由Parameter Server统一更新并分发



社区第三方贡献

- 更高层API封装
 - TFLearn, SKFlow, TF-Slim更易用、更易懂的API
 - 与原生TensorFlow无缝兼容
- 更多算法模型, 更多算子
- 丰富强大的辅助函数库
 - 用于辅助构建数据集

```
import tflearn

# Logical NOT operator
X = [[0.], [1.]]
Y = [[1.], [0.]]

# Define dataflow graph
graph = tflearn.input_data(shape=[None, 1])
graph = tflearn.fully_connected(graph, 128,
                                  activation='linear')
graph = tflearn.fully_connected(graph, 1,
                                  activation='linear')
graph = tflearn.regression(graph, optimizer='sgd',
                             learning_rate=0.1,
                             loss='mean_square')

# Train model
model = tflearn.DNN(graph)
model.fit(X, Y, n_epoch=100, snapshot_epoch=False)

# Test trained model
print("Testing NOT operator")
print("NOT 0:", model.predict([[0.]])
print("NOT 1:", model.predict([[1.]])

Training Step: 100 | total loss: 0.00085
| SGD | epoch: 100 | loss: 0.00085 -- iter: 2/2
Testing NOT operator
('NOT 0:', [[0.9951861500740051]])
('NOT 1:', [[0.0032431483268737793]])
```

10行代码完成三层神经网络

图片风格化应用



Content Image

+



Style Image

图片风格化应用



Our Work

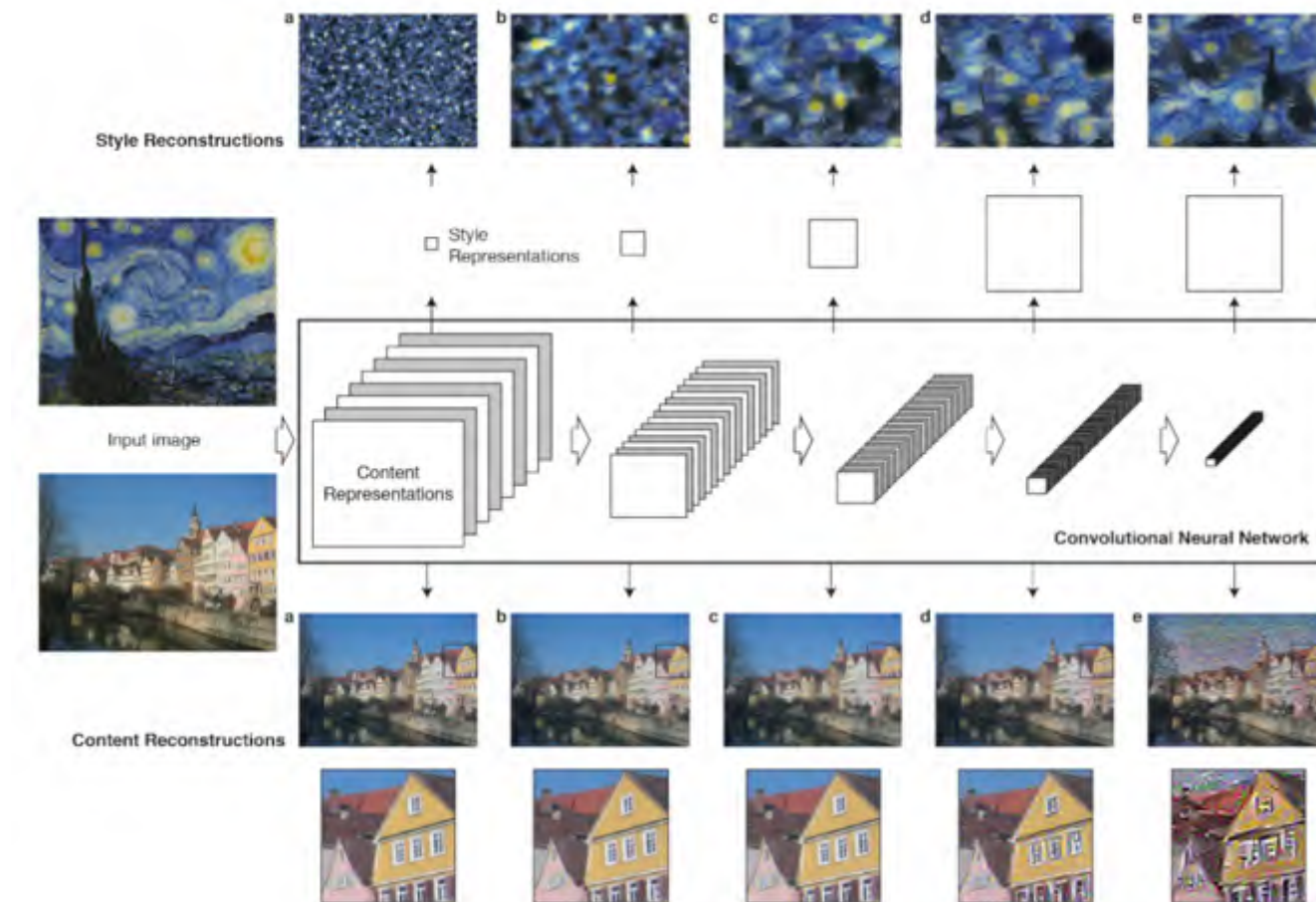


Prisma

图片风格化应用

- 理论基础: [A Neural Algorithm of Artistic Style](#)
 - 利用深度卷积神经网络VGG19，提取图片中的线条和颜色特征，部分特征代表画风，部分特征代表内容，将图片表示为特征域上的向量
 - 通过训练，将一张噪点图调整为：画风维度的向量值趋近于风格图片，内容维度的向量值趋近于内容图片

图片风格化应用

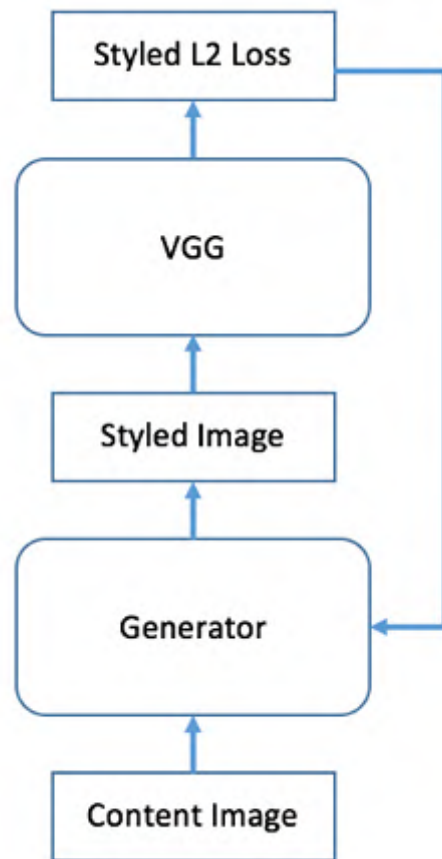


图片风格化应用

- 理论基础: [A Neural Algorithm of Artistic Style](#)
 - TensorFlow版开源实现（仅350行代码）：
<https://github.com/anishathalye/neural-style>
 - 问题：处理速度慢，即使使用GPU(K40)渲染一张图片需要 >1min 的时间，无法大规模应用

图片风格化应用

- 速度的关键：Generative Model
 - 通过训练得到每一张风格图片相应的生成器
 - 将生成器作为滤镜，输入为内容图输出为带有风格的新图
 - 可理解为对原图的每个像素进行函数变换



图片风格化应用

```
def net(input_image):
    ratios = [32, 16, 8, 4, 2, 1]
    conv_num = 8
    network = []
    for i in range(len(ratios)):
        network.append(avg_pool_2d(input_image, ratios[i]))
        for block in range(3):
            with tf.name_scope('block_%d_%d' % (i, block)):
                filter_size = 1 if (block + 1) % 3 == 0 else 3
                network[i] = tflearn.conv_2d(network[i], nb_filter=conv_num, filter_size=filter_size,
                                              weights_init='xavier', name='Conv_%d_%d' % (i, block))
                network[i] = tf.nn.batch_normalization(network[i], 0, 1.0, 0.0, 1.0, 1e-5, 'BatchNorm')
                network[i] = tflearn.activations.leaky_relu(network[i])

    if i == 0:
        network[i] = tflearn.upsample_2d(network[i], 2)
    else:
        upnet = tf.nn.batch_normalization(network[i - 1], 0, 1.0, 0.0, 1.0, 1e-5, 'BatchNorm')
        downnet = tf.nn.batch_normalization(network[i], 0, 1.0, 0.0, 1.0, 1e-5, 'BatchNorm')
        network[i] = tflearn.merge([upnet, downnet], 'concat', axis=3)

    for block in range(3, 6):
        with tf.name_scope('block_%d_%d' % (i, block)):
            filter_size = 1 if (block + 1) % 3 == 0 else 3
            network[i] = tflearn.conv_2d(network[i], nb_filter=conv_num * i, filter_size=filter_size,
                                          weights_init='xavier', name='Conv_%d_%d' % (i, block))
            network[i] = tf.nn.batch_normalization(network[i], 0, 1.0, 0.0, 1.0, 1e-5, 'BatchNorm')
            network[i] = tflearn.activations.leaky_relu(network[i])

    if i != len(ratios) - 1:
        network[i] = tflearn.upsample_2d(network[i], 2)

    network[len(ratios) - 1] = tflearn.conv_2d(network[len(ratios) - 1], nb_filter=3, filter_size=1,
                                              weights_init='xavier', name='Conv2d_out')

    return network[len(ratios) - 1]
```

图片风格化应用

- 实践经验

- 训练数据集：2000张随机图片（人像、动物、风景）
- 单图训练时间：2~4 Hours, on Nvidia Geforce Titan X
- 滤镜渲染时间：100ms / pic, on i7 CPU
- 问题：
 - 生成器仅能表现一部分风格，大部分风格学习不到或效果不好
 - 不同特征维度对生成图像会产生影响，但影响趋势和原因尚不了解

Thanks !

Questions?