图像处理与机器学习

Digital Image Processing and Machine Learning

主讲人：黄琳琳

电子信息工程学院

第八章　深度学习基础

- 深度学习引言
- 卷积神经网络
- 几种典型网络
- 问 题 及方 向

深度学习基础

- Recurrent Neural Network，RNN

  （循环神经网络 ）

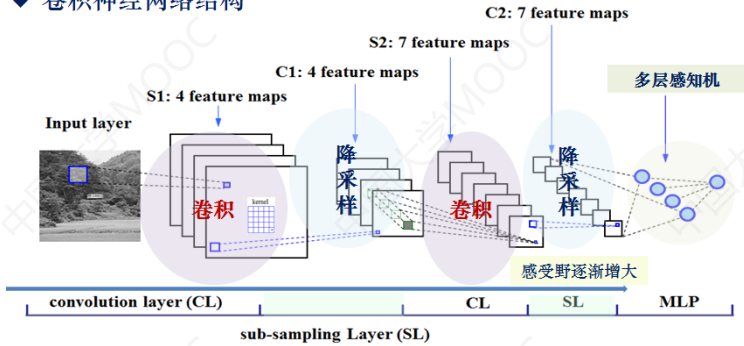
- Long Short-Term Memory Neural Network，LSTM

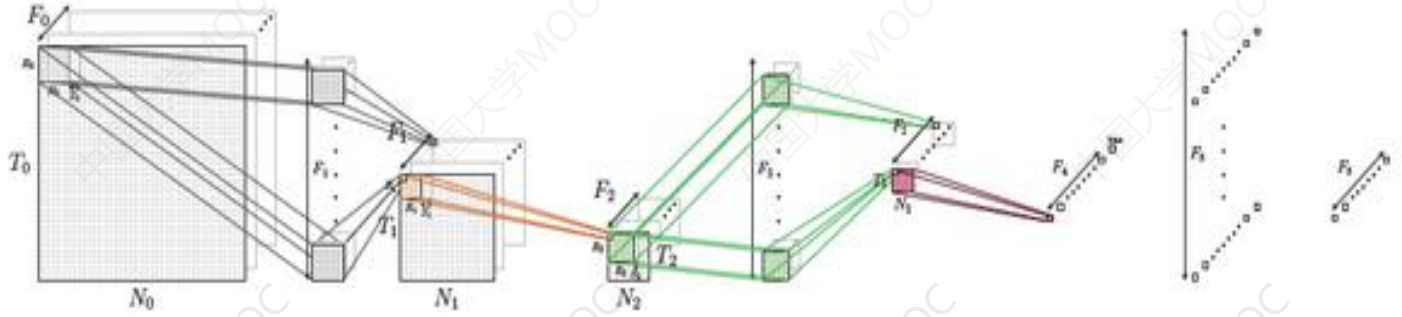
  (长短时记忆神经网络)

循环神经网络（RNN）

- 卷积神经网络是前馈网络
- 网络每层之间节点无连接
- 适用静态数据， 如图像等

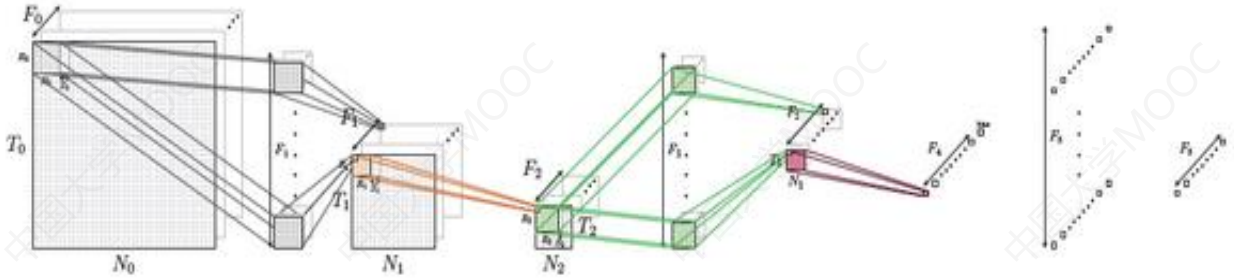
◆ 卷积神经网络结构





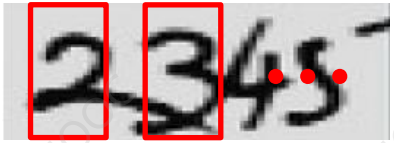
前馈网络输入之间完全没有关系，因此只能单独处理独立的输入

循环神经网络（RNN）



- 语音识别
- 机器翻译
- 字符串识别
- 视频分析

前馈 网络 输入 之间 没有 关系 …



“2” “3” “4” “5”

Recurrent Neural Networks，RNN
（循环神经网络）

循环神经网络（RNN）

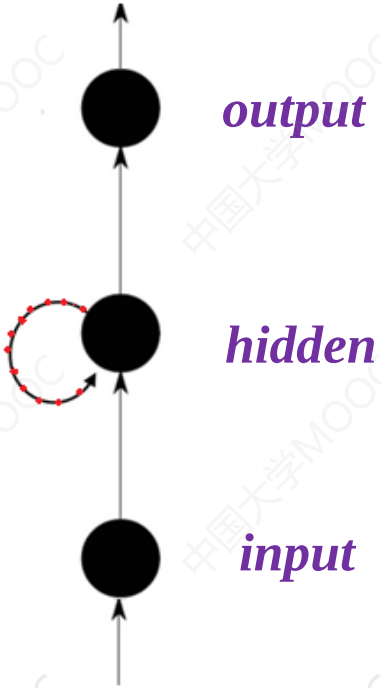
- 反馈网络，模拟“人脑记忆功能”
- 对序列动态数据进行智能处理

✓ 通过使用带自反馈的神经元

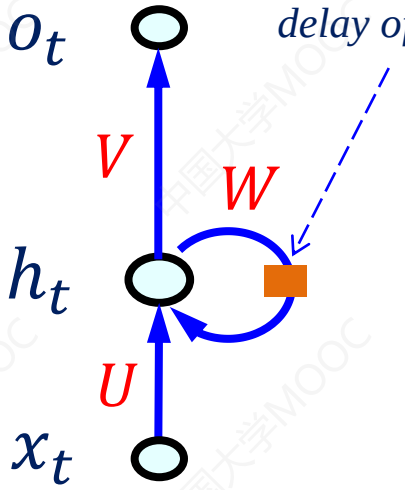
-- 能够处理任意长度的序列

✓ 一个序列当前的输出

-- 与当前输入及之前输出有关



循环神经网络（RNN）



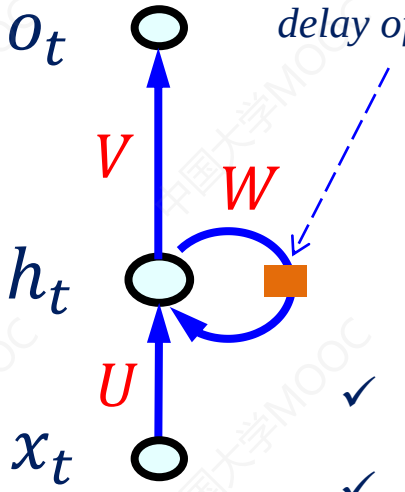
- ✓ 简单循环网络（Simple Recurrent Network）[Elman, 1990]
- ✓ 由输入层、一个隐藏层和一个输出层组成。

$$h_t = f(Ux_t + Wh_{t-1} + b)$$

$$o_t = f(Vh_t + b')$$

f 是非线性函数，通常为*logistic*函数或 *tanh* 函数

循环神经网络（RNN）



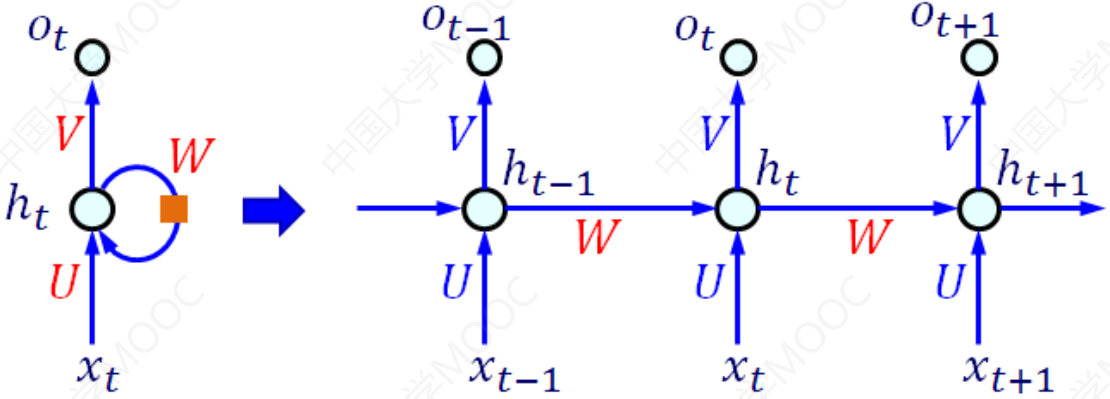
$$h_t = f(Ux_t + Wh_{t-1} + b)$$

$$o_t = f(Vh_t + b')$$

- ✓ 当前输出与当前输入以及之前输出有关
- ✓ 网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中
- ✓ 隐藏层之间的节点不再无连接而是有连接的
- ✓ 隐藏层的输入包括输入层以及上一时刻隐藏层的输出

循环神经网络（RNN）

- 按时间顺序展开：天然的深度神经网络

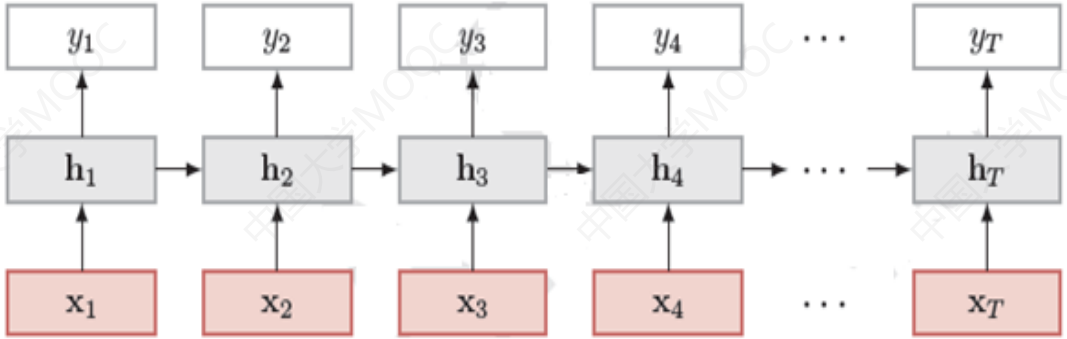


U：input-hidden　V：hidden-output　W：hidden-hidden

U, V, W：对每一个time-step时刻 *t* 全局共享

U, V, W：使用BP算法，针对特定任务进行学习优化

循环神经网络（RNN）



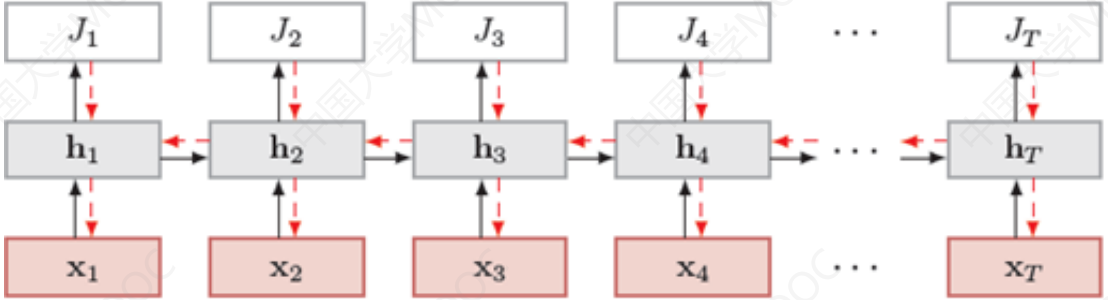
$$h_t = f(Ux_t + Wh_{t-1} + b) \qquad h_1 = f(Ux_1 + Wh_0 + b)$$

$$h_2 = f(Ux_2 + Wh_1 + b)$$

$$h_T = f(Ux_T + Wh_{T-1} + b)$$

循环神经网络：训练

- 网络训练：Back Propagation Through Time (BPTT) 算法



- 假设网络在每时刻t有一个监督信息，损失为Jt，则整个序列的损失为

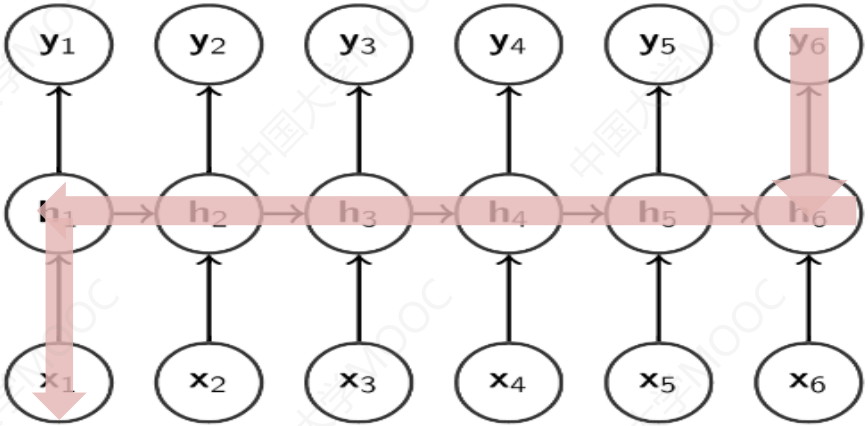
$$J = \sum_{t=1}^{T} J_t$$

- 损失J 关于 W 的梯度为：

$$\frac{\partial J}{\partial W} = \sum_{t=1}^{T} \frac{\partial J_t}{\partial W}$$

循环神经网络：训练

- 目标函数有多个极小值，有很多平坦区域，也有十分陡峭的悬崖。



- 梯度消减：Jacobian矩阵奇异值 < 1
- 梯度爆炸：Jacobian矩阵奇异值 > 1

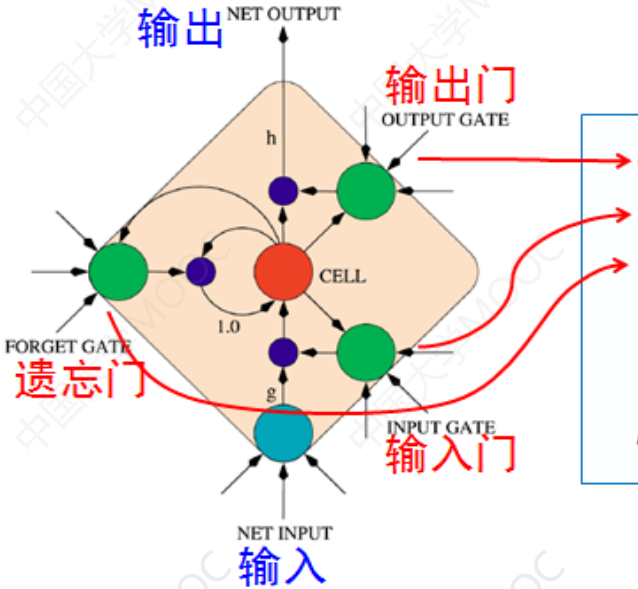
从理论上可以建立长时间间隔的状态之间的依赖关系（**Long-Term Dependencies**），但是由于梯度消减或爆炸问题，实际上只能学习到短周期的依赖关系。

Hochreiter and Schmidhuber [1997] 引入了门机制（**Gating Mechanism**）控制信息的累积速度，并可以选择遗忘之前累积的信息。

长短记忆神经网络
(Long Short-Term Memory Neural Network, LSTM)

长短记忆神经网络（LSTM）

- 有选择性的记忆或者遗忘

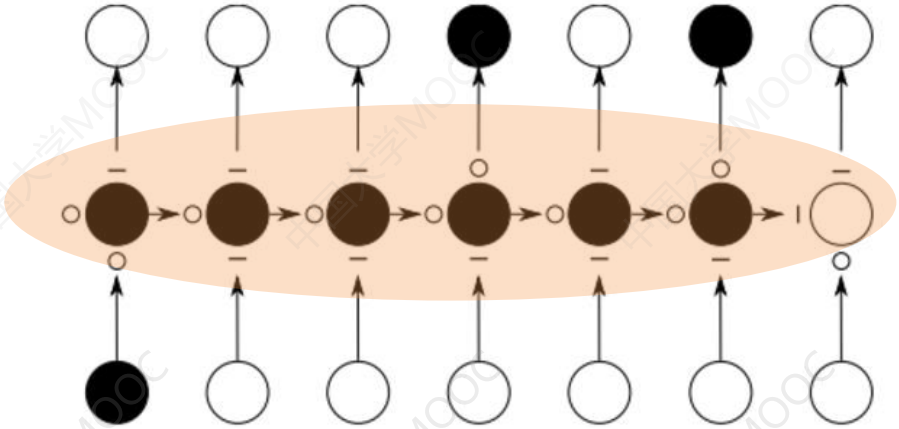


$$
\begin{aligned}
o_t &= \mathrm{sigm}\left(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o\right), \\
i_t &= \mathrm{sigm}\left(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i\right), \\
f_t &= \mathrm{sigm}\left(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f\right), \\
\widetilde{c}_t &= \tanh\left(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c\right), \\
c_t &= i_t \odot \widetilde{c}_t + f_t \odot c_{t-1}, \\
h_t &= o_t \odot \tanh(c_t),
\end{aligned}
$$

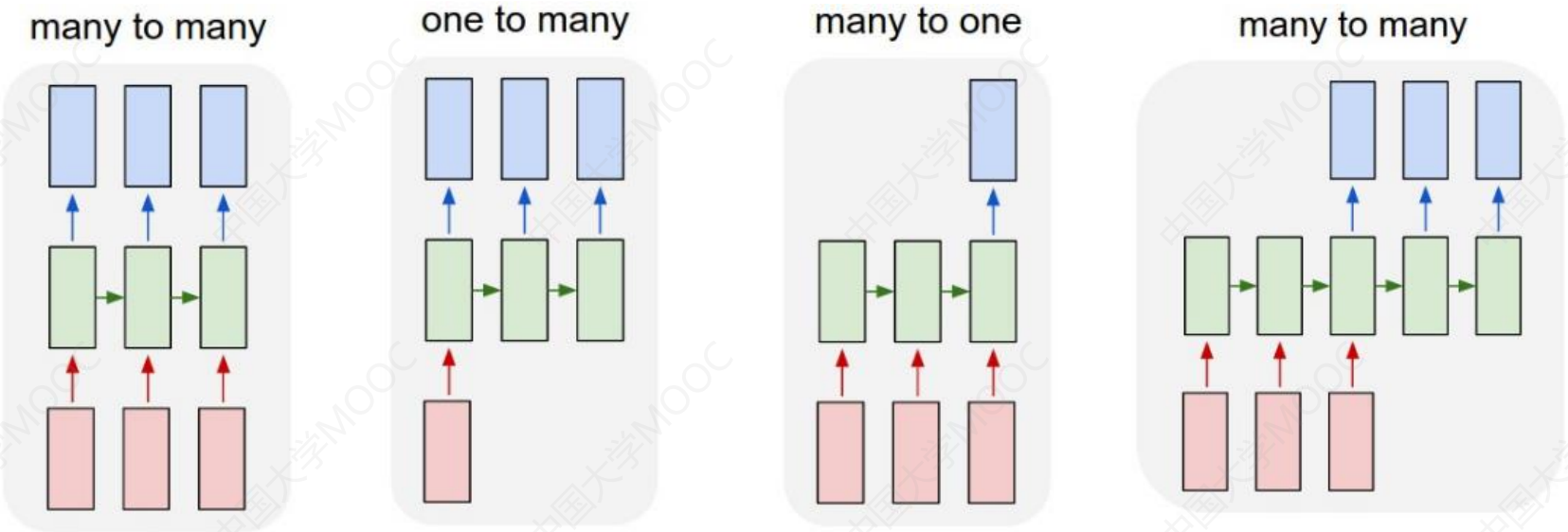
长短记忆神经网络（LSTM）

- LSTM有三个门，分别对应：
  - -- 输入门：输入信息是否有意义，如否则关闭
  - -- 遗忘门：历史信息是否重要，如否则关闭
  - -- 输出门：此时是否要回应，如否则关闭

LSTM



长短记忆神经网络（LSTM）



- ✓ 根据任务需求，灵活设定网络结构
- ✓ 完成各种不可思议的任务！

长短记忆神经网络（LSTM）

传统方法

检测银行卡号位置

6 • • • 8 4 • • •

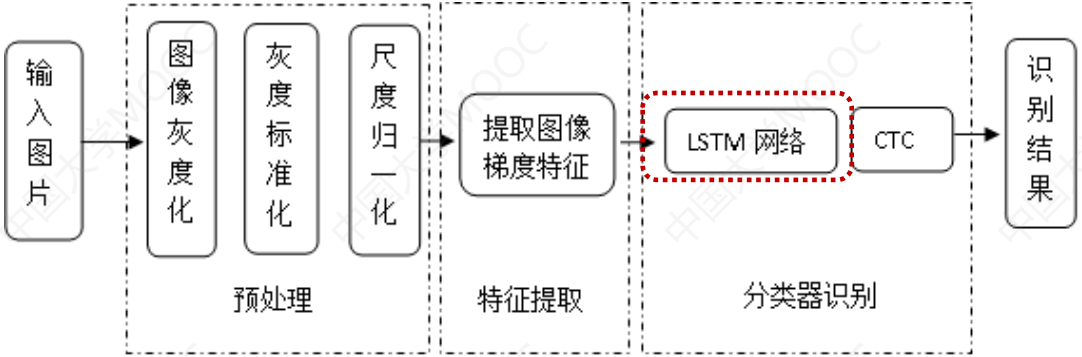
622848 0462290014713

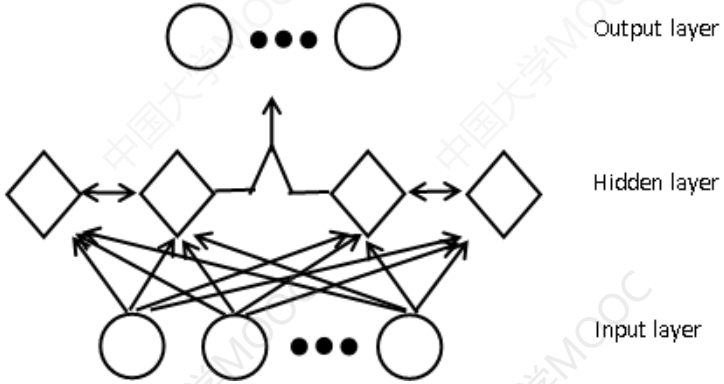
切割字符

分类器分类识别字符

整合字符成串

长短记忆神经网络（LSTM）

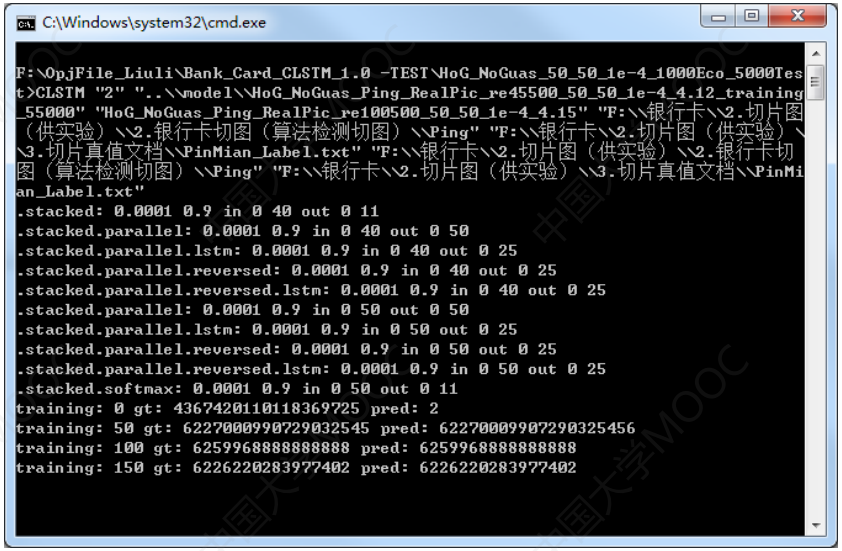


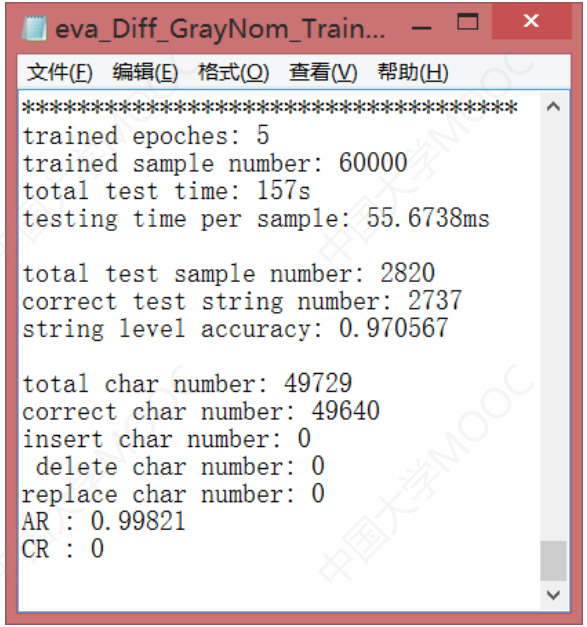


长短记忆神经网络（LSTM）

- ✓ 11280张训练集，2820张测试集

长短记忆神经网络（LSTM）





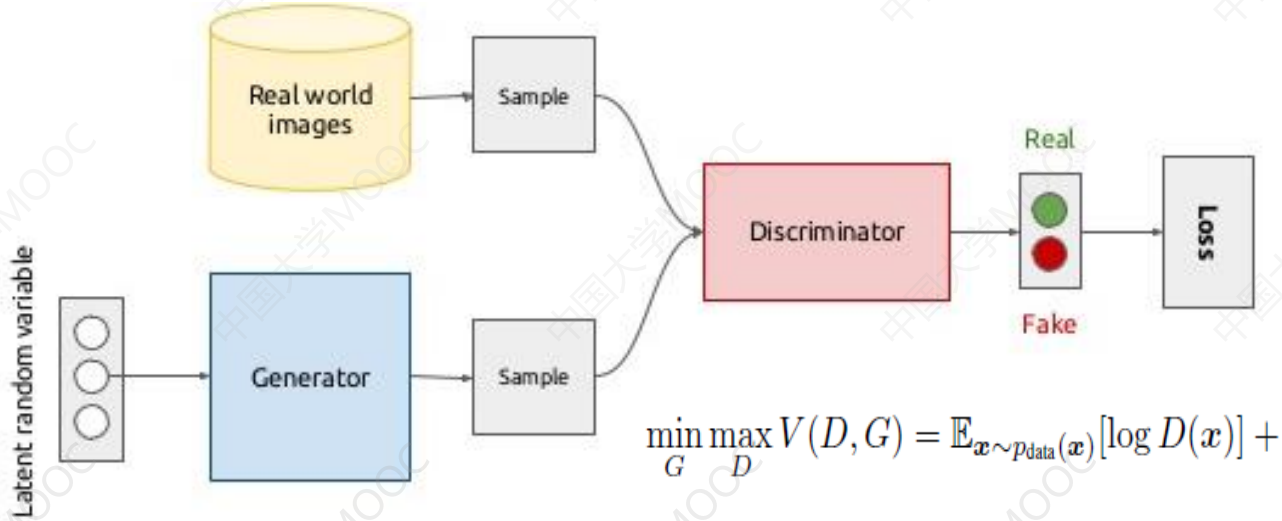
单幅图像识别时间：56ms　　测试集**整串**识别率：97.05%

深度学习网络

- LeNet, AlexNet, VGG，GoogleNet
- MobileNet, ShuffleNet：压缩存储量和计算量
- 层数极深网络：Deep Residual Network
- DenseNet
- Graph CNN
- Capsule (CapsNet)
- 生成对抗网络(GAN)

生成对抗网络(GAN)

- 一个生成网络：用于合成数据
- 一个判别网络：用于判别生成的数据是否真实
- 同时训练，直到判别网络不能鉴别生成数据的真假



$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{\boldsymbol{x}\sim p_{\text{data}}(\boldsymbol{x})}[\log D(x)] + \mathbb{E}_{\boldsymbol{z}\sim p_{\boldsymbol{z}}(\boldsymbol{z})}[\log(1-D(G(z)))]$$

GAN应用: Image Inpainting

Original images

Images with 80% random missing pixels

In-painting by GAN

GAN应用: Image Inpainting

Original images

Image with large
central region missing

In-painting
by GAN

深度学习工具

- Caffe
  --- 加州伯克利（Yangqing Jia等人），C++编写，主要面向视觉
  --- http://caffe.berkeleyvision.org/
- TensorFlow
  --- Google开发，C++编写
  --- https://www.tensorflow.org/
- Theono
  --- 2008年诞生于蒙特利尔工学院(Yoshua Bengio), Python编写
  --- http://www.deeplearning.net/software/theano/
- Torch, PyTorch
  --- Torch: 历史悠久的机器学习综合平台，Lua编写, http://torch.ch/
  --- PyTorth: In Python,
- MxNet
  --- 民间项目开发，C++编写，内存使用效率较高，分布式计算能力强
  --- https://mxnet.apache.org/

存在问题

- **当前主流方法的不足**
  - 学习能力
    - 需要大量标记样本进行监督学习
    - 人类：无监督、小样本、在线自适应
  - 解释能力
    - 主流方法进行统计分类
    - 结构分析、可解释性不足
  - 鲁棒性
    - 对噪声模式的拒识能力
    - 对对抗样本的稳定性
  - 综合信息处理能力
    - 多模态协同
    - 上下文、语义知识

存在问题

$\boldsymbol{x}$

z

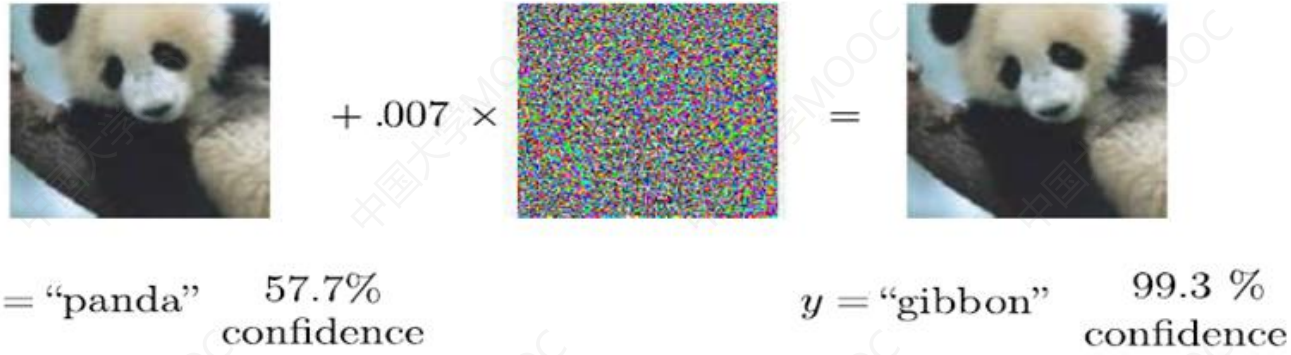
$$I = x + 0.007 \times z$$

$y =$ "panda"
57.7%
confidence

$y =$ "gibbon"
99.3 %
confidence

Ian Goodfellow, Deep Learning Adversarial Examples – Clarifying Misconceptions, Kdnuggets Home News, 2015

存在问题



Deep learning is more vulnerable to adversarial examples than other kind of machine leaning due to the extreme non-linearity of deep models

未来研究方向

- 认知计算模型
  - 模式识别、学习、记忆的认知机理
  - 认知计算模型
- 模型表示
  - 模型结构：适合鲁棒在线自适应的需要，可解释性
  - 生成模型+判别模型：如何更好地结合
  - 结构和知识的表示与学习？

未来研究方向

- 学习方法
  - 无监督学习
  - 监督/无监督混合自适应学习
  - 对抗学习
    - -- 通过对抗提高小样本泛化性
    - -- 对抗、反对忱
  - 迁移学习
  - 多任务、多模态协同学习

谢 谢

本课程所引用的一些素材为主讲老师多年的教学积累，来源于多种媒体及同事和同行的交流，难以一一注明出处，特此说明并表示感谢！