

深度学习入门与实践

——工程师视角的AI技术浪潮

徐汉彬

自我介绍

- 徐汉彬 (Hansionxu)
- 腾讯鹅漫U品前台研发团队leader
- 腾讯SNG增值产品部
- PHP开发老兵 (10年+)





1

深度学习介绍

2

深度学习的基本原理

3

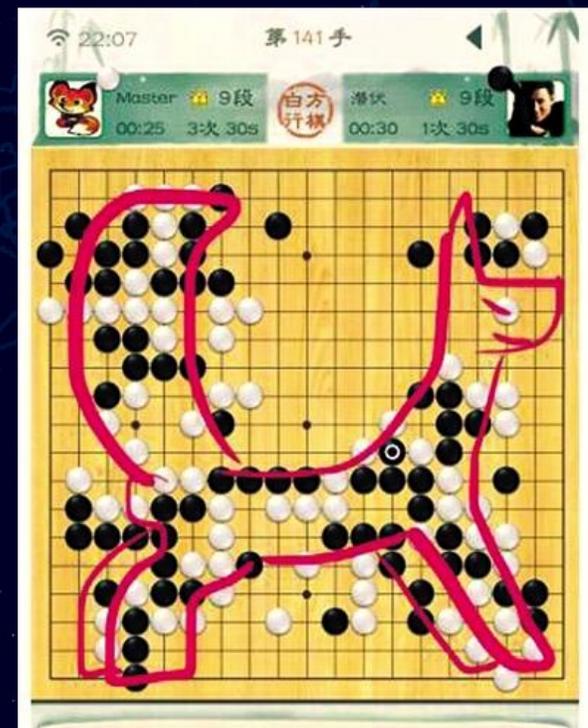
学习与准备

3

技术实践与应用

人工智能纪元可能已经开启

- 2016年，AlphaGo战胜李世石
- 人工智能全面进入大众视野



下一轮科技革命

- 业界普遍预测，**人工智能**（深度学习）将引领新一代的技术革命
- 李开复预测十年后它将深刻影响人们的生活
- 2017年Google和微软：从“Mobile First”到“AI First”战略

人工智能将带来巨大的商机

10年后，人工智能将取代世界上90%的：



人工智能不是“模仿人类”，而通常是“远超人类”：

几年后，你能和这样的电脑竞争吗：

- 每天自我对弈100万盘棋，并从中学习的 AlphaGo?
- 每天从100万辆车实际行驶中吸收所有经验的 Tesla?
- 一秒内对比全世界所有机场摄像头视频和所有通缉犯的人脸?

AI的一些有趣应用



工程师视角的技术浪潮

深度学习有广泛的应用场景，但它似乎是个“高深”的东西？

中国的程序员的角色变化



编程技术的发展和普及

机器学习与深度学习

- 深度学习是机器学习的一个分支
- Hinton-2006年
- 语音识别：将传统的混合高斯模型（GMM）替换成深度神经网络（DNN）模型后，将识别错误率降低20%多，优化幅度超过了过去几十年总和
- 人脸识别：LFW数据库上的结果，从最早的90%左右的正确率，一路被刷到了99.5%以上
- 图片分类：ImageNet上图片分类的精度已超过96%，已超越人类水平

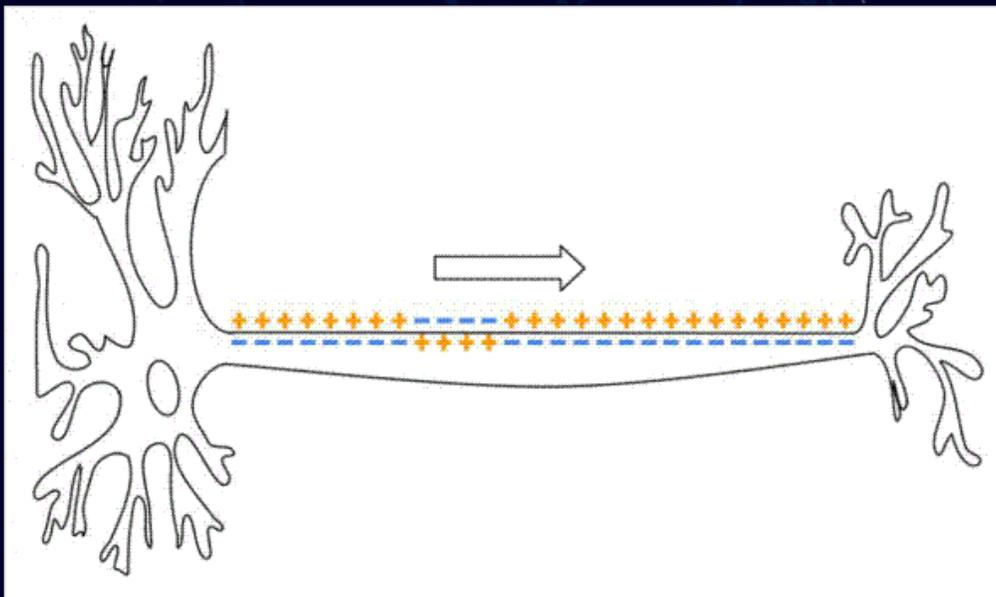




深度学习的基本原理

神经元的原理

- 树突（输入）和轴突（输出）
- 人脑有**1000亿个**神经元，**1000万亿个**突触



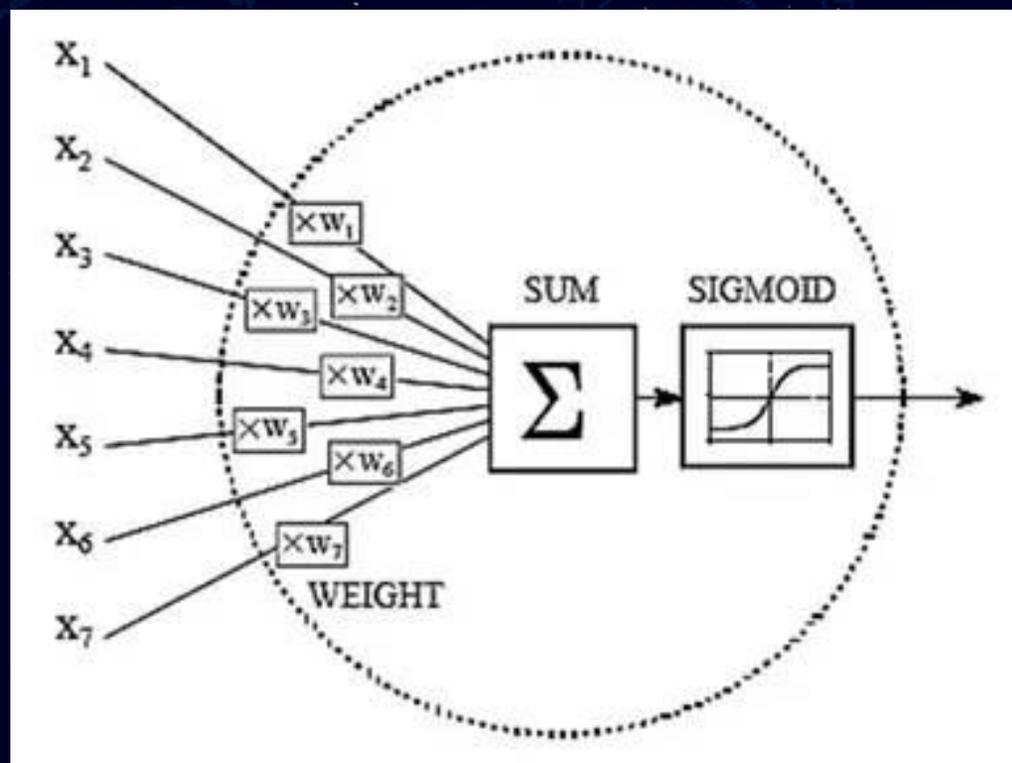
输入

输出



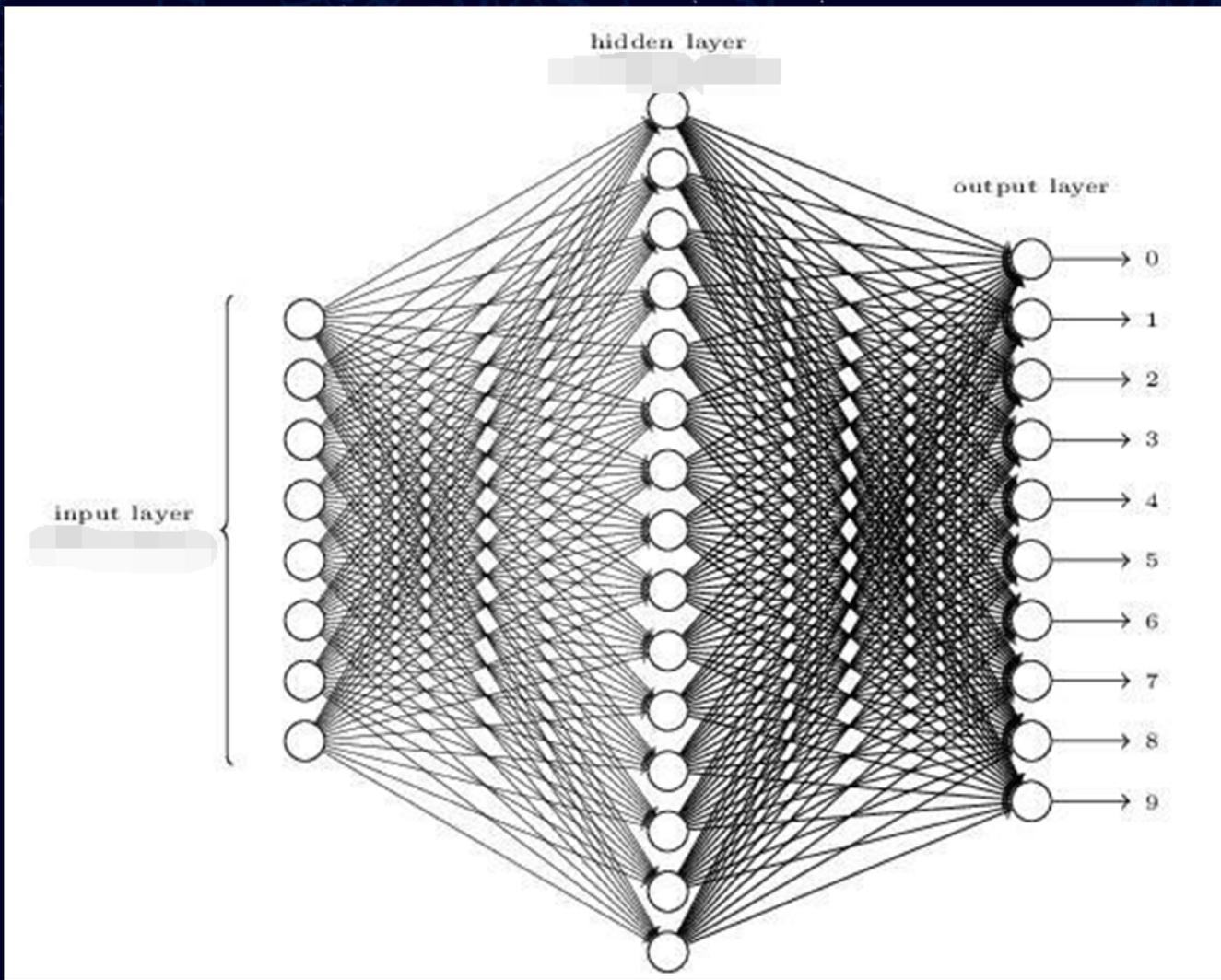
人工神经网络模型 - 人工神经元

- 用函数模拟神经元 (input、output)



$$h_{W,b}(x) = f(W^T x) = f(\sum_{i=1}^3 W_i x_i + b)$$

房价测算为例子





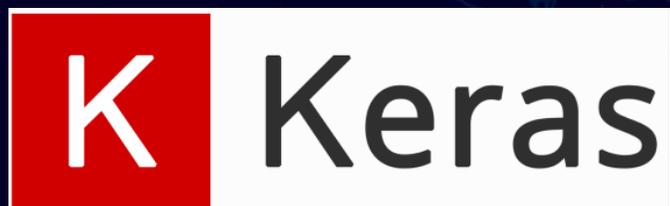
学习与准备

学习的前期准备工作

适当复习一下高中和大学的数学（线性代数、微积分、统计基础）

TensorFlow的英文社区：<https://www.tensorflow.org/>

Keras的中文社区：<https://keras.io/zh/>



学习的前期准备工作

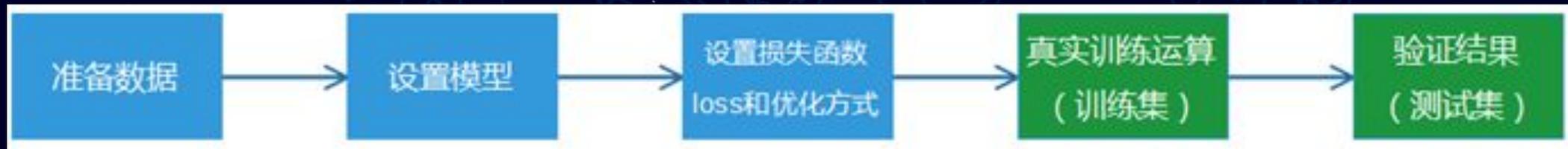
数据获取：获得有标签的样本数据（有监督学习）；

构造模型：可供选择的机器学习模型和算法其实比较多，换而言之就是一堆数学函数的集合；

损失函数：衡量模型计算结果和真实标签值的差距；

模型训练：训练之前构造好的模型，让程序通过循环训练和学习，获得最终我们需要的结果“参数”；

测试验证：采用之前模型没有训练过的测试集数据，去验证模型的准确率。



MNIST识别手写数字（2）

如果证明该图片确实是具体某个数字？
各个维度的权重之和

$$\text{evidence}_i = \sum_j W_{i,j} x_j + b_i$$

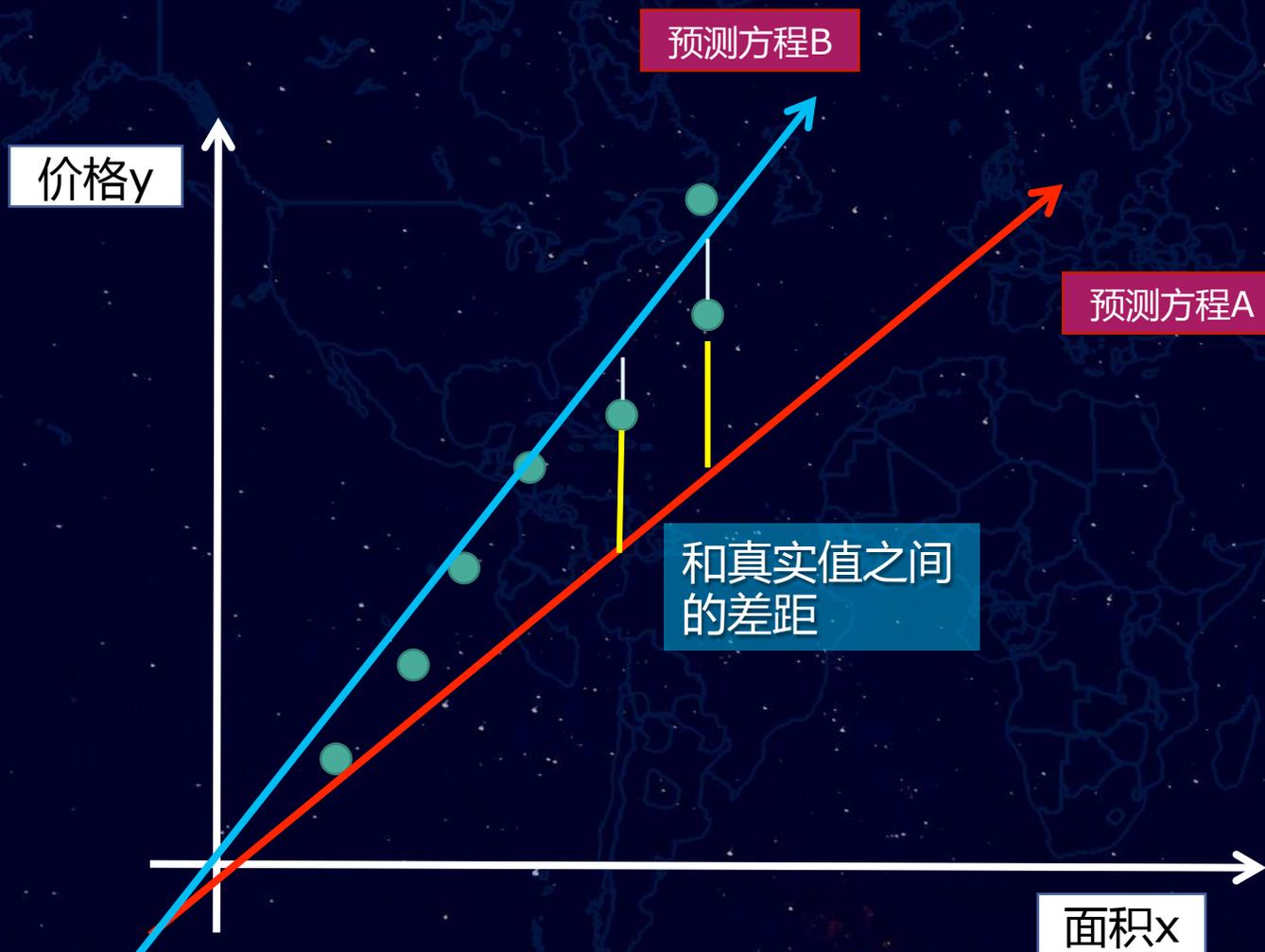
```
# Create the model
x = tf.placeholder(tf.float32, [None, 784])
w = tf.Variable(tf.zeros([784, 10]))
b = tf.Variable(tf.zeros([10]))
y = tf.nn.softmax(tf.matmul(x, w) + b)
```

$$y = \text{softmax}(Wx + b)$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \text{softmax} \left(\begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & W_{1,3} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & W_{2,3} \\ W_{3,1} & W_{3,2} & W_{3,3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \right)$$

损失函数的原理

损失函数 (loss) : 让计算结果和真实结果的差距最小化, 例如: 方差、交叉熵等





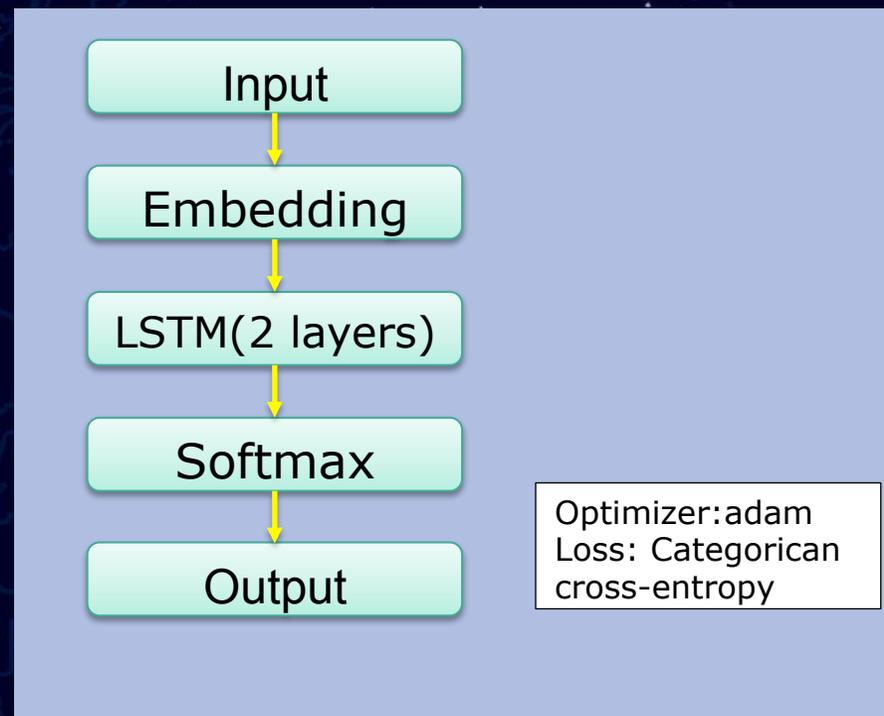
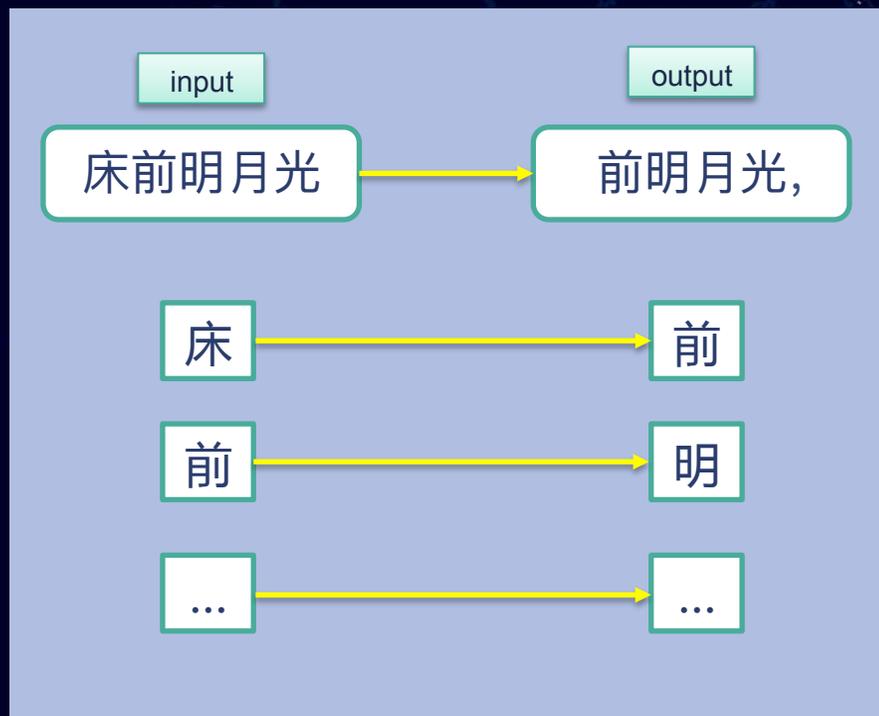
技术实践与应用

“人工智能”写古诗

三湘杳杳尘埃内，
天道堂东唯不喜。
速衢饮酒百车梳，
成旖著康翩容服。
诗惣垂柳已两频，
人间初念旅人歌。

AI写诗的原理

模型构建的原理：
床前明月光，疑是地上霜。



写诗的原理：输入编码

数据输入编码（3万多首古诗）
One-hot key & Embedding
Embedding（128 dim）

床前明月光

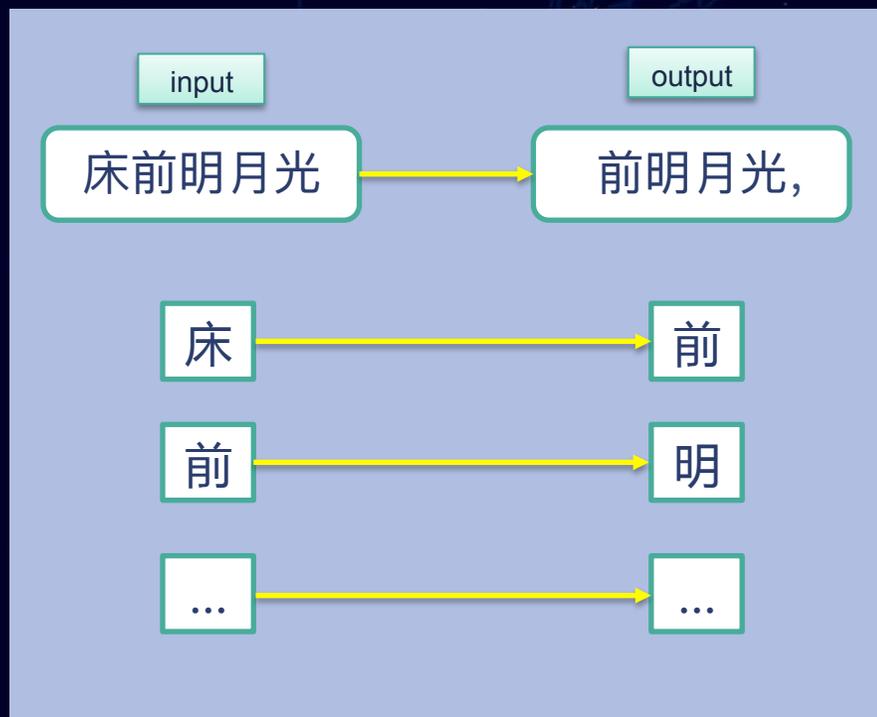
（one-hot key编码）

床 [1,0,0,0,0]
前 [0,1,0,0,0]
明 [0,0,1,0,0]
... ..

床前明月光

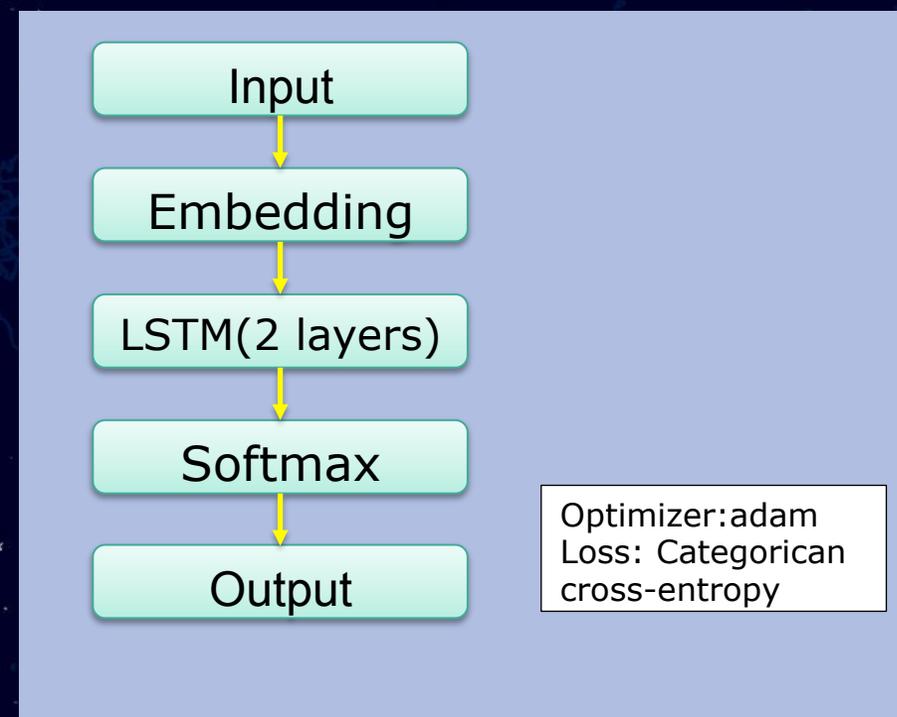
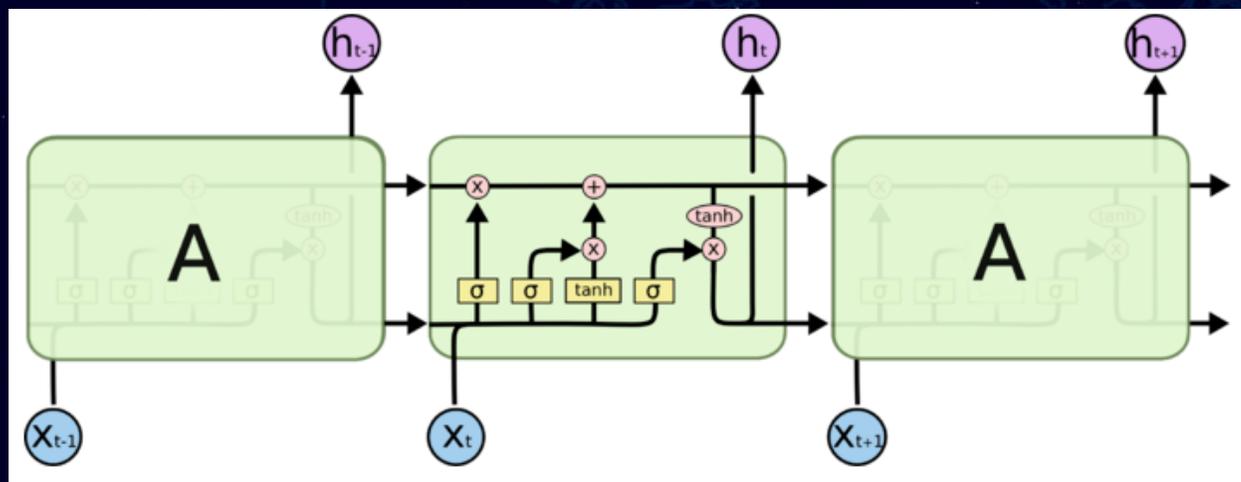
（Embedding编码，128纬度）

床 [0.2,0.12,0.02...]
前 [0.14,0.03,0.51,...]
明 [0.2,0,03,-0.8,...]
... ..



写诗的原理：模型应用

LSTM (Long Short-Term Memory)
Softmax (激活函数)



写诗的原理：古诗生成

Softmax激活函数的作用，将取值分布到0-1

```
] weight:0
true:]
月明春草尽
```

```
月 weight:0.00
日 weight:0.00
万 weight:0.00
石 weight:0.00
满 weight:0.00
云 weight:0.00
不 weight:0.00
玉 weiaht:0.00
```

月明春草尽，幽思独深坐。
云山落花下，月满松声冷。
不刃右幽情 相月左去胡

```
weight:2.15726e-05
weight:2.17371e-05
weight:2.27231e-05
weight:2.44656e-05
weight:2.6452e-05
weight:3.38045e-05
weight:3.77155e-05
weight:4.15597e-05
```

```
hansionxu/poetry2.0]$ py do.py
```

路有山边近，青云不自闻。不堪归去马，万事入江山。远去秋江远，青门草路清。秋光满城岸，孤鹤带潮归。日夕风光暗，秋光暗欲斜。还如此相见，不是不回家。梁国何曾嚏，相望在兹心。自爱青緺尽，一枝生绿枝。不应如在月，无子有芳洲。独酌时应起，春来满泪浓。相如有何士，无以见心同。若道不成在，长生欲下功。省臣无暇古何事，十万万重无别情。何用故园千万户，更随花影落金壶。此情未有何须见，犹笑人期到日深。欲识不妨心处在，何须回鬓两无情。老来无限情，此夕自依明。不道多留者，孤云入远楼。风摇山暗月，山上暮初过。野鹤归时见，江秋草绿新。无心知有物，犹在玉台台。此际如如昔，何时寄我游。石上山南晚，青青落日开。高人有馀意，此处见无私。静隐清泉去，空林鸟不知。春风生白马，云树映青岑。白首山头雨，风流晚露浓。还如故山月，不与谢溪翁。封康有物事中年，今在长林在北风。已是故人来不极，可堪惆怅有愁愁。山高远去思悠悠，江海烟光满目寒。此路无心不得处，何须更得一相关。古墓何曾别，东山有路除。风飘高木发，云影自相侵。日水通清气，松花动曙晖。日中无定事，林散不曾疑。静起无穷老，何曾别此回。谁当不如得，谁为访幽情。自得清光事，东方不得知。山阴无所识，书在白髭多。海色随来日，春声夜更清。高风不辨石，树绕落江流。不得南台月，还无见月明。此中期道路，谁复问君心。汉苑新游不，今年日又明。风吹新雪色，云绕楚门深。树色无声急，云深叶满香。云生花暗尽，月暗见烟波。此去还相望，还将白马回。何时同去国，应喜上林风。一片山花晚，秋江月月明。春光无际海，万井远烟阴。水影千年远，花阴日正新。夜猿吟未尽，花满落梅香。野鸟啼花下，春云入夕阳。因君有情事，应与谢书名。

写诗的原理：藏头与押韵

基本原理：干扰生成过程，在weight权重列表中，强行选择某个字作为开头（藏头），选择一致的韵母作为句的结尾（押韵）。

4000多个汉字的
weight权重集合

月	weight:0.00446715
日	weight:0.00453161
万	weight:0.00493945
石	weight:0.00557715
满	weight:0.00590507
云	weight:0.0065732
不	weight:0.0074271
玉	weight:0.00753338
自	weight:0.00814738
一	weight:0.0222898

风

程年不见人家住，
序去人来有路迟。
员里不堪闻舞泪，
要时还似一声残。
加音若问无穷恨，
班道何妨不得归。

另外一个方面说，它破坏了LSTM控制的时序，会让古诗诗意大打折扣

业务应用与实践

- 2017年5月上线（端午节主题活动）
- 没有GPU机器，直接用CPU机器（8核）部署服务
- 计算开销比较大，单机只有30多QPS
- 现网生成了**300多万**藏头诗



工程师视角对机器学习的一点点感悟

- 另外一个解决问题的思维方式：专家系统和机器学习
- 新的技术工具，技术思维
- 数据和计算能力是瓶颈，例如：写诗模型完整训练一次需要1天多，调参数的成本比较高
- 应用的难度并没有想象中那么高，大部分工作量集中在收集和清洗数据