深度学习与中文自然语言处理

Deep Learning for NLP based on TensorFlow



机器学习原理

机器学习概论

- 1. 什么是机器学习
- 2. 机器学习与传统方法的区别
- 3. 机器学习有什么类型
- 4. 欠拟合与过拟合

• 什么是机器学习

• 问题引导: 图像分类问题 与 自然语言识别问题

• 传统的非机器学习方法: Rule Based

• 图像分类: 点—线—面—连接点—切割点—颜色变化

• if else:

• if else:

• if else:

•

- 自然语言识别:
- 语言学家的专家知识:
- 字—词—句法—语法—-各种词汇出现的频率
- if else
- if else
- if else
- •

Question

- 基于规则的有什么缺点:
- [] A. 规则复杂,规则直接可能互相冲突
- [] B. 不能及时适应新的问题
- [] C. 需要反复修改
- [] D. 向别人解释困难

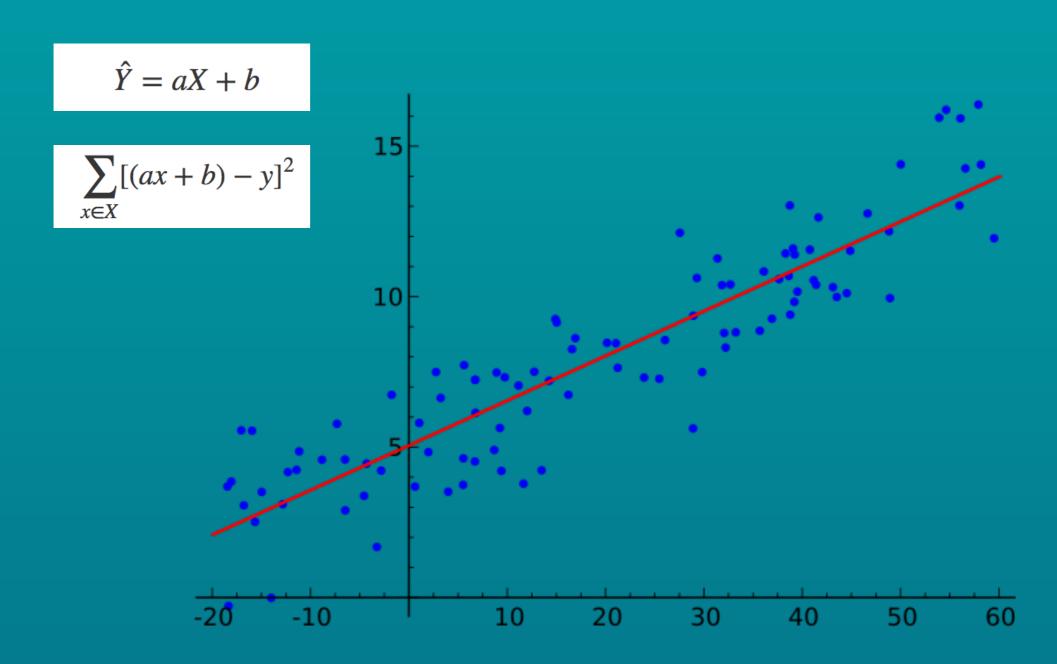
- 人类的经验具有不可靠性!
- (世界并不只有一种解释方法)

解决办法

• 1. 需要一种能够让程序自动调整的方法

• BUT HOW?

一个例子



我们发现了什么?

- 1. 利用计算机反复迭代自动调节; (Train Epoch)
- 2. 给计算机设定目标; (Loss Function)
- 3. 设定更新策略; (Optimizer)
- 4. 使学习出来的参数比较"均匀"; (Regularization)

机器学习工作者的目标

- 1. 建立一个程序(模型, Model), 使得Loss函数能够降低至0;
- 2. 降低至0之后, 能够在其他未曾见过的数据集上取得 同样小的Loss
- 3. 能够缩短训练时间;
- 4. 如何使用小样本进行训练;
- 5. 以及其他(表示学习, active learning)

机器学习的类型

- 1. Classification
- 2. Regression
- 3. Policy & Optimization (Reinforcement Learning)
- 4. Cluster (K-means)
- 5. Generative Model (GAN)

• 机器学习有什么类型

- 1. Classification
- 2. Regression
- 3. Policy & Optimization
- 4. Cluster

欠拟合与过拟合

• 欠拟合: 训练Loss函数不下降

• 过拟合: 训练时候Loss函数下降但是在测试集上 效果差

Assignment

- 调研欠拟合和过拟合的原因并查找解决办法
- (机器学习面试高频题目!)

Next: 神经网络的基本原理和变体

深度学习与中文自然语言处理

Deep Learning for NLP based on TensorFlow



神经网络的基本原理

神经网络的基本原理

输入: X

• $X : \langle x1, x2, ..., xN \rangle$

• 输出: Y

• Y: 0.3, 1.4 等数值

• Y: [0, 0, 1], [1, 0, 0], [0, 1, 0]等one-hot类型

如何实现?

• 假设X和Y之间满足某种函数关系:

$$\bullet$$
 Y = f(X)

• Y如何表示?

$$f(x) = ax + b$$

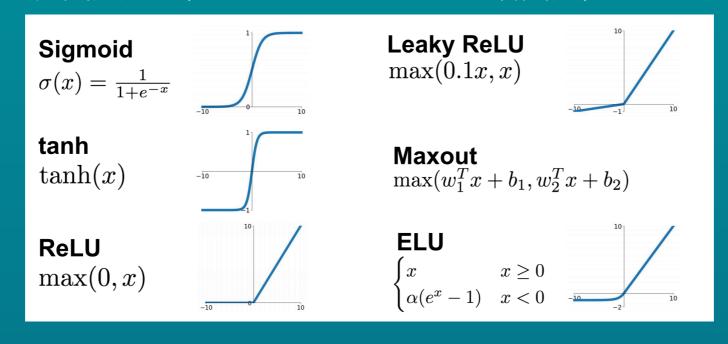
$$f(x) = sigmoid(ax + b)$$

$$f(x) = ax^{2} + bx + c$$

$$f(x) = sin(x) + cos(x)$$

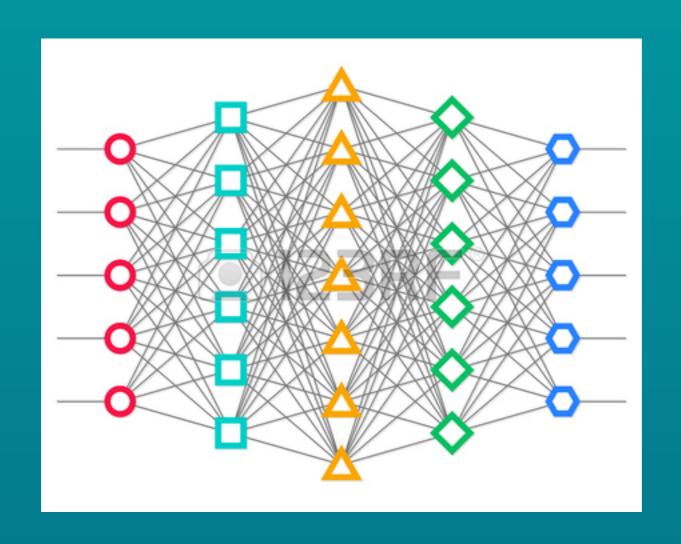
• 非线性变换:
$$f(x) = NoLinear_1(a_1 * NoLinear_0(a_0x + b_0) + b_1)$$

- 非线性变换能力的叠加: (层数 Layer)
- a1, a2: Weights 权重
- 常用的非线性函数: (activation Function 激活函数)

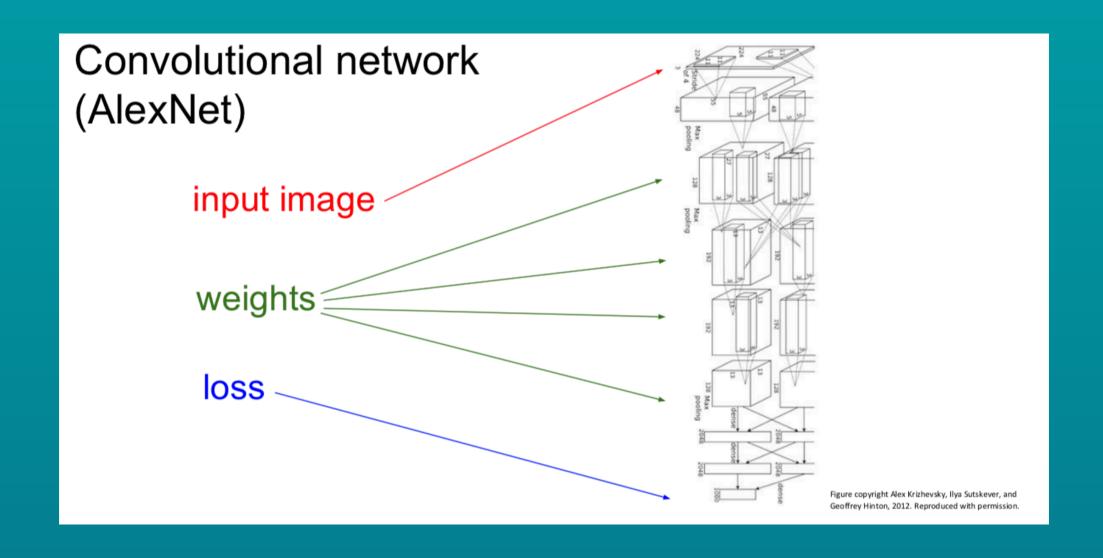


图像化表示

• 输入: X = [x0, x1, x2, ... Xn]



AlexNet



Assignments

- 1. 复习高等数学"梯度"的概念
- 2. 复习高等数学关于偏导的概念

Next 神经网络如何实现自动优化

深度学习与中文自然语言处理

Deep Learning for NLP based on TensorFlow



神经网络的基本原理(二)

神经网络的基本原理(二)

- 1. Loss函数
- 2. Backpropagation
- 3. Softmax
- 4. Cross Entropy (交叉熵)

LOSS逐数

• 1. Regression问题: Loss 定义为:

$$Loss(f(\mathbf{x}); \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{M} (y_i - f(x_i))^2$$

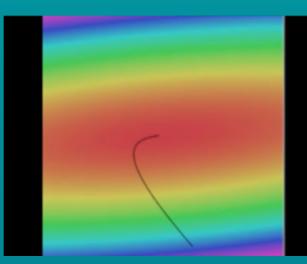
 $f(x) = NoLinear_1(a_1 * NoLinear_0(a_0x + b_0) + b_1)$

- 2. 问题定义为: 找到一组a0, a1, b0, b1, .. aN, bN 使得Loss最小
 - But How?

Backpropagation

• 梯度是什么?





 $\nabla \varphi \operatorname{ggrad} \varphi$

其中∇ (nabla) 表示向量微分算子。

abla arphi在三维直角坐标中表示为

$$ablaarphi = \left(rac{\partialarphi}{\partial x},rac{\partialarphi}{\partial y},rac{\partialarphi}{\partial z}
ight)$$

while True:

```
weight_grad = evaluate_gradient(loss_fun, data, weights)
weights += - step_size * weights_grad
```

Backpropagation

Backpropagation: a simple example

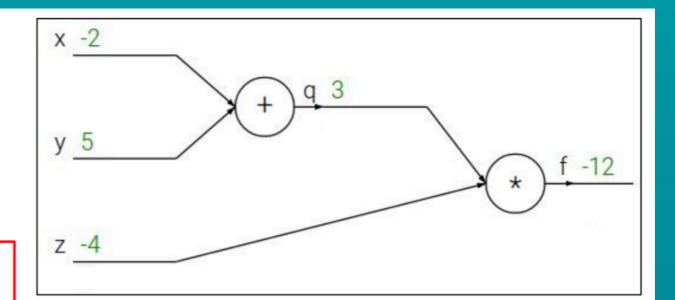
$$f(x,y,z) = (x+y)z$$

e.g.
$$x = -2$$
, $y = 5$, $z = -4$

$$q = x + y$$
 $\frac{\partial q}{\partial x} = 1, \frac{\partial q}{\partial y} = 1$

$$f=qz$$
 $rac{\partial f}{\partial q}=z, rac{\partial f}{\partial z}=q$

Want: $\frac{\partial f}{\partial x}$, $\frac{\partial f}{\partial y}$, $\frac{\partial f}{\partial z}$



$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial x}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\partial f}{\partial q} \frac{\partial q}{\partial x}$$

LOSS逐数

- 1. 对于Regression 回归预测问题:
 - SSE

$$Loss(f(\mathbf{x}); \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{M} (y_i - f(x_i))^2$$

- 2. 对于分类问题:
 - softmax + cross entropy

Softmax

- 需要预测的值为一个类型: [0, 0, 0, 1]
- 经过计算,模型为每一个标签打分: [1.3, -1.3, 0.2, 2.5] $\sigma(\mathbf{z})_{j} = \frac{e^{z_{j}}}{\sum_{k=1}^{K} e^{z_{k}}} \text{ for } j = 1, ..., K.}$

```
y_hat = [1.3, -1.3, 0.2, 2.5]
y_hat = np.exp(np.array(y_hat)) / sum(np.exp(np.array(y_hat)))
y_hat
array([ 0.21153896,  0.01571176,  0.0704152 ,  0.70233408])
```

将每个预测值变为概率的形式

Softmax

- 获得了每个类型预测的概率
- 我们的目标: 正确的标签的值远远大于其他, 最好为1.0
- 如何进行: 交叉熵

Cross Entropy

• 熵: 物体的混乱程度

• 信息熵:

$$\operatorname{H}(X) = \sum_{i=1}^n \operatorname{P}(x_i)\operatorname{I}(x_i) = -\sum_{i=1}^n \operatorname{P}(x_i)\log_b\operatorname{P}(x_i),$$

$$-\sum_{c\in C}y_c*log(\hat{y_c})$$

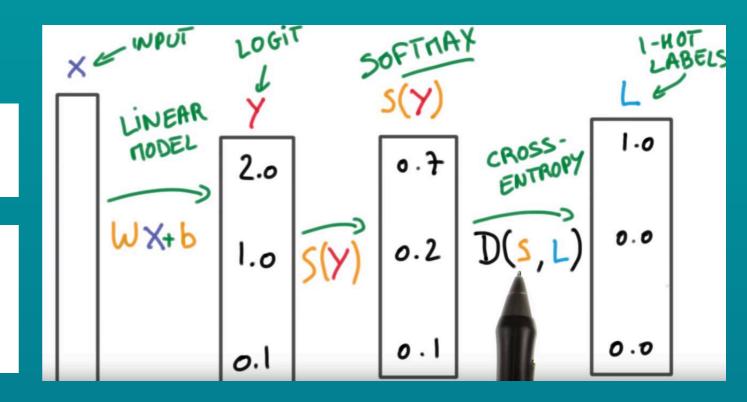


Image source: Google Tensorflow Course

Loss 函数之后?

- 利用backpropagation 进行训练
- 计算获得的梯度为n,则相应的W更新为
 - W += -1 * learning_rate * W

Loss + 正则

 为了使得模型中的参数大小比较均衡, 真正的 Loss会加上所有参数的和:

$$Loss = Loss + \lambda \sum_{p \in Parameters} W_p^2$$

如何训练

- 1. 从数据中选取部分数据, 利用模型进行拟合;
- 2. 计算出梯度, 进行反向传播;
- 3. 基于反向传播进行参数的更新;
- 4. 直到模型稳定

神经网络区别于其他机器学习模型的特点

- 1. 模型类别灵活;
- 2. 抽象能力强大;
- 3. 所需的数据量大;
- 4. 泛化能力强;

Assignment

- 1. 为什么数据在输入到模型之前要进行normalization 和 scaling?
- normaliaztion 使得标准差比较小的值(例如1), 平均数为0;
- scaling 使得所有的值都在一定的范围内
- · 调研这是为什么?
- 2. 安装tensorflow 版本 >= 1.2
- Next: Tensorflow 的基本结构

深度学习与中文自然语言处理

Deep Learning for NLP based on TensorFlow



用Tensorflow实现神经网络

用Tensorflow实现神经网络



- 1. 神经网络的基本构成;
- 2. Tensorflow框架;

神经网络的构成

- 1. 训练数据
- 2. 参数
- 3. Operator 计算符
- 4. Loss 函数
- 5. 优化方法 (SGD, Adam等)

神经网络框架

- 1. 常用的方法框架已经定义好;
- 2. 可以自定义网络结构;
- 3. Tensorflow, Caffe, PyTorch
 - 自动计算导数\梯度
 - 自动根据梯度进行参数的迭代优化

TensorFlow—Tensor

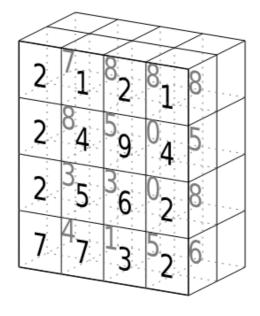
tensor

't'
'e'
'n'
's'
'o'
'r'

tensor of dimensions [6] (vector of dimension 6)

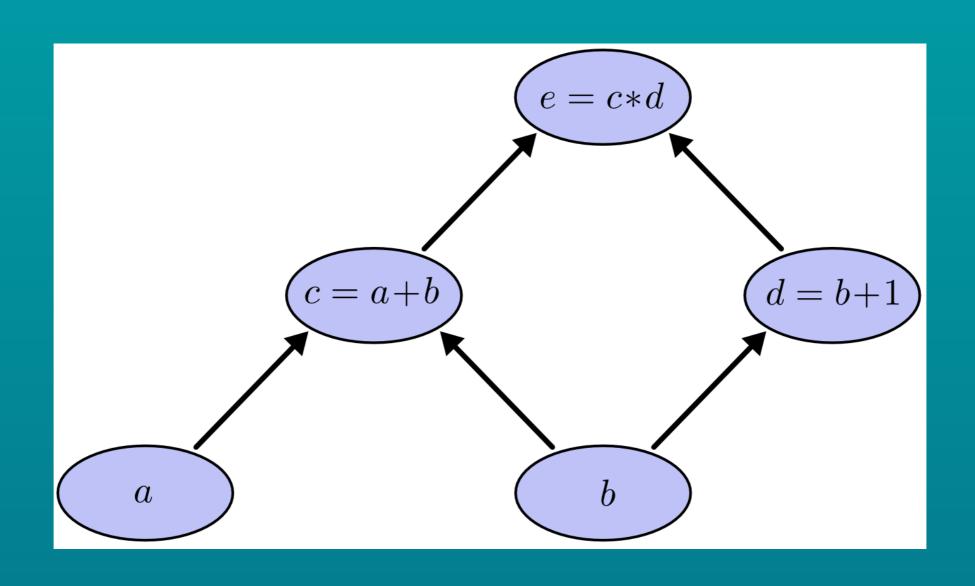
3	1	4	1
5	9	2	6
5	3	5	8
9	7	9	3
2	3	8	4
6	2	6	4

tensor of dimensions [6,4] (matrix 6 by 4)



tensor of dimensions [4,4,2]

Tensorflow-GraphFlow



Session 和 Graph

- 所以Tensorflow中tensor的值,需要在session中进行计算!
 - 实例: session, ipython-notebook
- Graph 定义了一个计算图,一整个模型可以有好几个sub-graph构成,不同的graph用来计算不同的模型图

TensorFlow的元素

- 1. 数据: 两种一种是利用feed_dict进行, 另一种是利用Data.pipeline 进行.
- 2. Variable: 变量, 能够在训练中改变;
- 3. placecholder: 位置的量, 例如训练数据, 需要每次导入;
- 4. Operator: 各种数学操作
- 5. Optimizer: 进行自动优化的函数

深度学习与中文自然语言处理

Deep Learning for NLP based on TensorFlow



利用神经网络+word2vec进行文本分类

利用神经网络+word2vec进行文本分类

- 1. 基本原理
- 2. 示例程序讲解

基本原理

- 1. 将词汇变成one-hot
- 2. 利用one-hot选取单词的词向量
- 3. 将单词的词向量拼接变成句子向量
- 4. 使用模型进行分类

实例程序讲解

• 使用Tensorflow对豆瓣电影的评论进行自动分类

Assignment

- 1. 查明以下单词的意思: fully connected layer, regularization, logits;
- 2. 思考: 进行分类问题的时候, 最后一层为什么 要用全连接;
- 3. 用tensorflow实现文本分类的任务,数据集从kaggle里边获得;