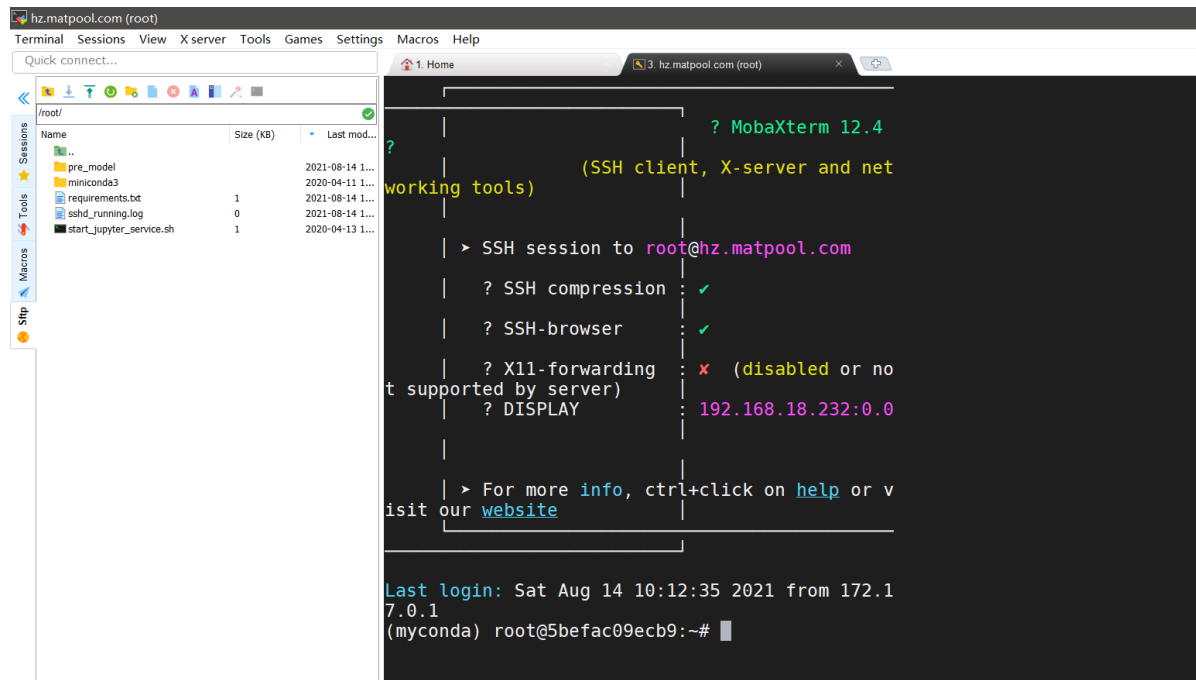


mobaxterm、Git、Keras与BP神经网络

- 远程连接服务器神器：mobaxterm
- <https://mobaxterm.mobatek.net/download.html>
- 使用指南： <https://zhuanlan.zhihu.com/p/344035406>
- win ssh远程连接mac电脑： <https://blog.csdn.net/phunxm/article/details/44758753>



Git

- <https://git-scm.com/downloads>
- 三大区域
 - 暂存区：stage or index，.git目录下的index文件
 - 工作区：电脑所看到的目录
 - 版本库：.git目录
- 创建github账户： <https://github.com/>

```
git clone https://github.com/Chilewang0228/alg-chile.git # 从现有远程仓库中拷贝项目
```

```
git status # 查看当前代码仓库状态
```

```
git add . # 添加新的修改到暂存区
```

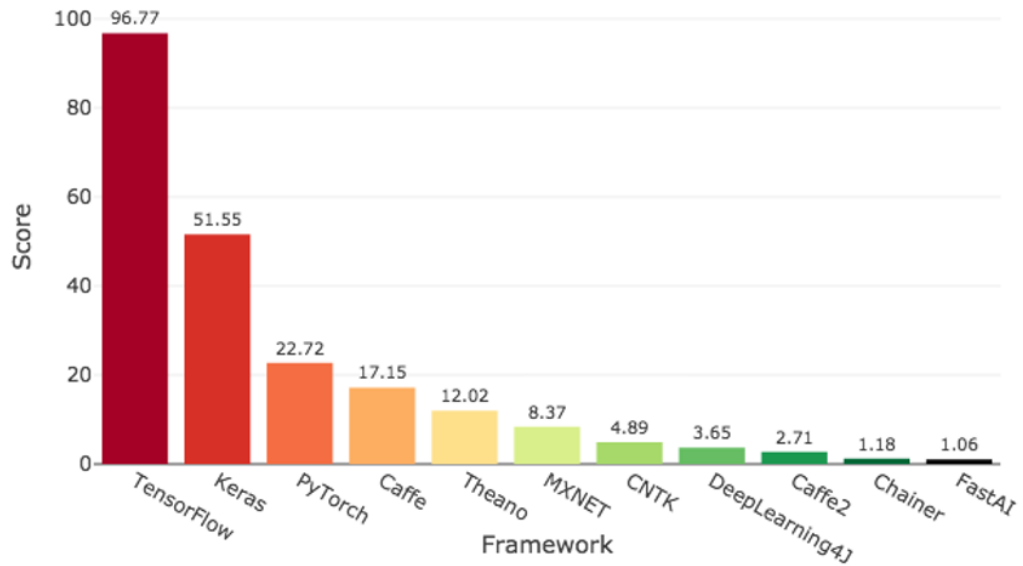
```
git commit -m "new commit" # 将暂存区内容添加到版本库中
```

```
git push # 将本地仓库的内容推送的远程仓库并合并
```

Keras

- 当前三大主流框架
 - tensorflow
 - keras
 - pytorch

Deep Learning Framework Power Scores 2018



- keras的优点
 - 允许简单快速的原型设计（用户友好性，模块化和可扩展性）。
 - 支持卷积网络和循环网络，以及两者的组合。
 - 在CPU和GPU上无缝运行。
- keras的缺点
 - Keras比较注重网络层次，然而并非所有网络都是层层堆叠的
 - Keras在设计新的网络方面会比Tensorflow差一些

```
conda install keras # CPU版本
conda install keras-gpu # GPU版本
```

```
pip install keras
```

- <https://www.anaconda.com/products/individual#Downloads>

Anaconda Installers

Windows

Python 3.8

64-Bit Graphical Installer (477 MB)

32-Bit Graphical Installer (409 MB)

MacOS

Python 3.8

64-Bit Graphical Installer (440 MB)

64-Bit Command Line Installer (433 MB)

Linux

Python 3.8

64-Bit (x86) Installer (544 MB)

64-Bit (Power8 and Power9) Installer (285 MB)

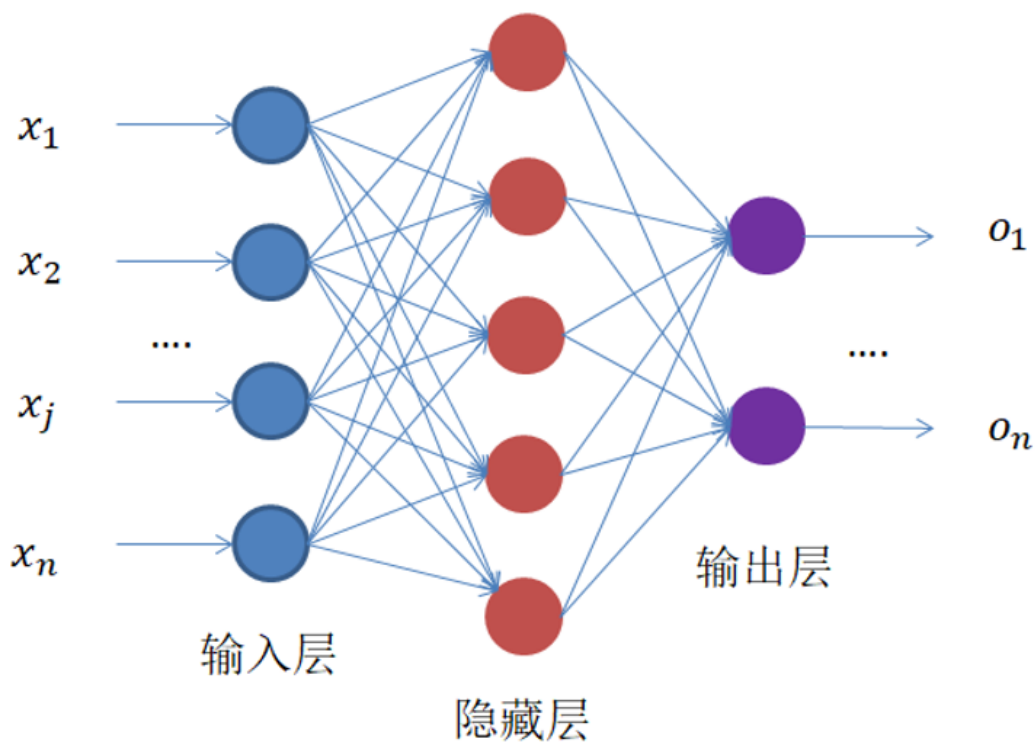
64-Bit (AWS Graviton2 / ARM64) Installer (413 M)

64-bit (Linux on IBM Z & LinuxONE) Installer (292 M)

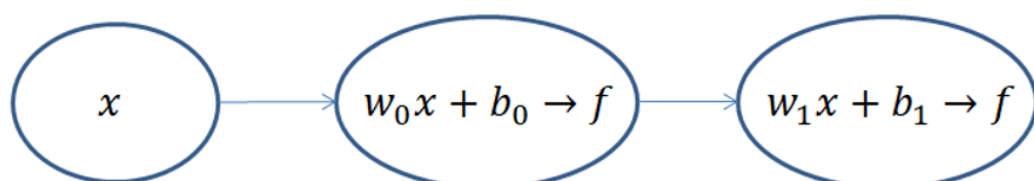
BP神经网络 (back propagation)

- 注意点

- 输入: x
- 输出: o
- 隐藏: h



- 简单的BP神经网络

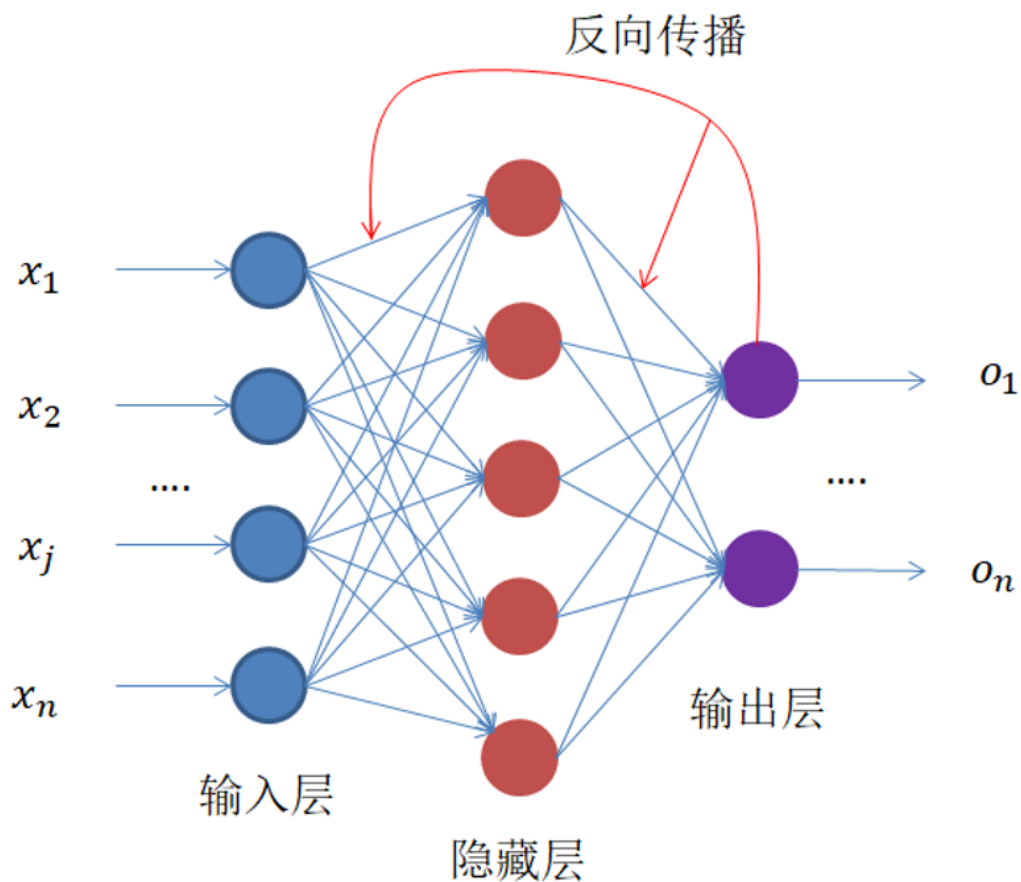


- 不算输入层，上面的网络结构总共有两层，隐藏层和输出层，它们“圆圈”里的计算

$$z = wx + b$$

$$f(z) = \frac{1}{e^{-z}}$$

- 每一级都是利用前一级的输出做输入，再经过圆圈内的组合计算，输出到下一级
- $f(z)$ 的目的
 - 将输出的值域压缩到 $(0, 1)$ ，也就是所谓的归一化，因为每一级输出的值都将作为下一级的输入，只有将输入归一化了，才会避免某个输入无穷大，导致其他输入无效，变成“一家之言”，最终网络训练效果非常不好。
- 反向传播在哪？



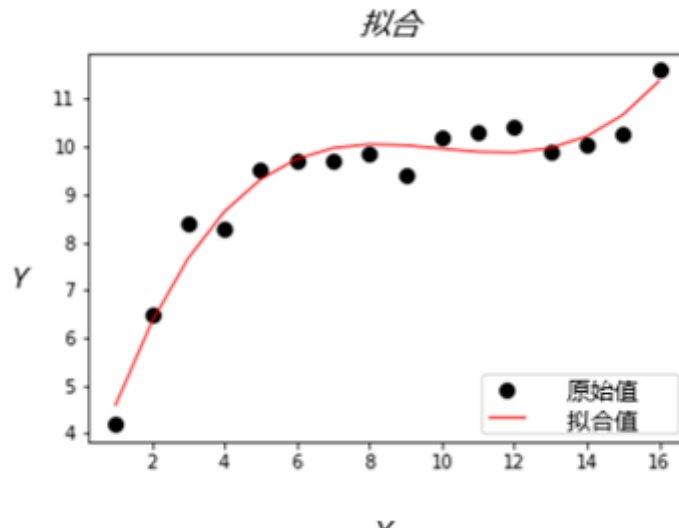
- 反向传播的目的
 - 神经网络的训练是有监督的学习，也就是输入 X 有着与之对应的真实值 Y 。
 - 神经网络的输出 Y 与真实值 Y 之间的损失 $Loss$ 就是网络反向传播的东西。
 - 整个网络的训练过程就是不断缩小损失 $Loss$ 的过程。

$$Loss = \sum_{i=1}^n (y_i - (wx_i + b))^2$$

$$Loss = \sum_{i=1}^n (x_i^2 w^2 + b^2 + 2x_i w b - 2y_i b - 2x_i y_i w + y_i^2)$$

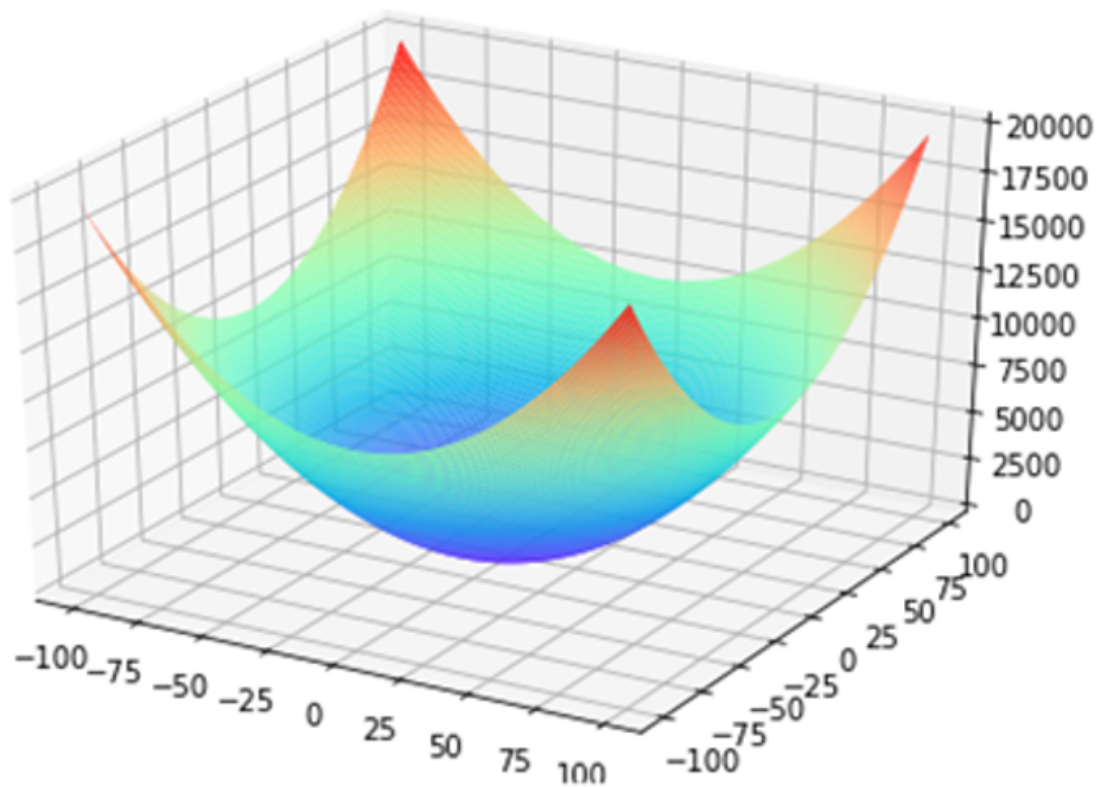
$$Loss = \sum_{i=1}^n (Aw^2 + Bb^2 + Cwb - Db - Ew + F)$$

- 上述的公式经过化简，我们可以看到A、B、C、D、E、F都是常系数，未知数就是 w 和 b ，也就是为了让Loss最小，我们要求解出最佳的 w 和 b 。
- 我们稍微想象一下，如果这是个二维空间，那么我们相当于要找一条曲线，让它与坐标轴上所有样本点距离最小。



- 其实LOSS方程为三维空间，那就可以转化成一个三维空间的求最优解的过程。
 - 三维图像就像一个“碗”，它和二维空间的抛物线一样，存在极值，那我们只要将极值求出，那就保证了我们能求出最优的 (w, b) 也就是这个“碗底”的坐标，使Loss最小

$$Z = X^2 + Y^2$$



- 如何求解最优的“碗底”坐标 (w, b)
 - 高等数学中的偏导：简单来讲，也就是对 X, Y 分别求导，在求导过程中，把其他的未知量当成常数即可
 - 求偏导的过程如同下山
 - 想象自己在一座山上，要想从山上最快地去到谷底，那就要沿着最陡峭的地方往下走。
 - 这个最陡峭的地方，我们叫作梯度，像不像我们对上面那个“碗”做切线，找出最陡的那条切线，事实上我们做的就是这个。

$$\text{梯度: } \nabla = \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \right)$$

- 我们每走一步，坐标就会更新

$$x_{n+1} = x_n - \alpha \frac{\partial f(x, y)}{\partial x}$$

$$y_{n+1} = y_n - \alpha \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$$

- 这是三维空间中的，假如我们在多维空间漫步呢，其实也是一样的，也就是对各个维度求偏导，更新自己的坐标

$$\nabla = \left(\frac{\partial f(w)}{\partial w_1}, \frac{\partial f(w)}{\partial w_2}, \frac{\partial f(w)}{\partial w_3}, \frac{\partial f(w)}{\partial w_4}, \dots, \frac{\partial f(w)}{\partial w_n} \right)$$

$$w_{i+1} = w - \alpha \frac{\partial f(w)}{\partial w^i}$$

- 其中， w 的上标 表示第几个 w ， w 的下标表示第几步， α 是学习率，后面会介绍的作用。
- 所以，我们可以将整个求解过程看做下山（求偏导过程），为此，我们先初始化自己的初始位置

$$(w_0, b_0)$$

$$w_1 = w_0 - \alpha \frac{\partial Loss(w, b)}{\partial w}$$

$$b_1 = b_0 - \alpha \frac{\partial Loss(w, b)}{\partial b}$$

* 这样我们不断地往下走（迭代），当我们逐渐接近山底的时候，每次更新的步伐也就越来越小，损失值也就越来越小，直到达到某个阈值或迭代次数时，停止训练，这样找到（*w*, *b*）就是我们要求的解。

* 我们将整个求解过程称为梯度下降求解法。

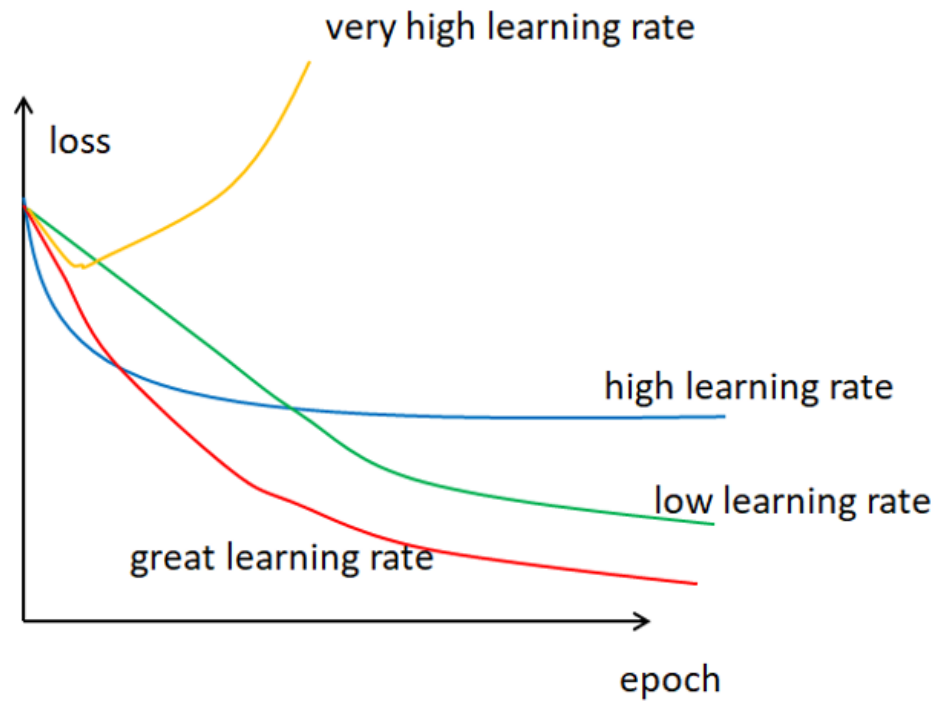
• 学习率 α

- 什么是学习率？

* 通常来说，学习率是可以随意设置，你可以根据过去的经验或书本资料选择一个最佳值，或凭直觉估计一个合适值，一般在（0，1）之间。

* 这样做可行，但并非永远可行。事实上选择学习率是一件比较困难的事

* **epoch**为使用训练集全部样本训练一次的单位，**loss**表示损失



- 学习率的目的

- 直接影响我们的模型能够以多快的速度收敛到局部最小值（也就是达到最好的精度）。
- 一般来说，学习率越大，神经网络学习速度越快。
- 如果学习率太小，网络很可能会陷入局部最优；
- 但是如果太大，超过了极值，损失就会停止下降，在某一位置反复震荡。
- 也就是说，如果我们选择了一个合适的学习率，我们不仅可以在更短的时间内训练好模型，还可以节省各种运算资源的花费。
- 如何选择？
 - 业界并没有特别硬性的定论，总的来说就是试出来的，看哪个学习率能让Loss收敛得更快，Loss最小，就选哪个。

- 作业

- git
- 总结

- 下一节课

- CNN卷积神经网络