

人工智能实践：Tensorflow笔记

曹健

北京大学

软件与微电子学院

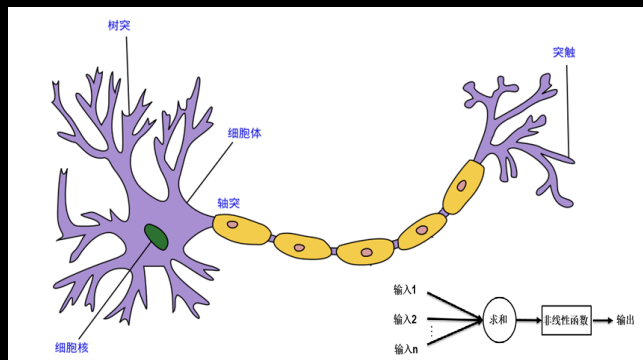
本讲目标：学会神经网络计算过程，使用基于**TF2**原生代码搭建你的第一个的神经网络训练模型

- 当今人工智能主流方向——连接主义
- 前向传播
- 损失函数（初体会）
- 梯度下降（初体会）
- 学习率（初体会）
- 反向传播更新参数
- **Tensorflow 2** 常用函数

人工智能：让机器具备人的思维和意识。

人工智能三学派：

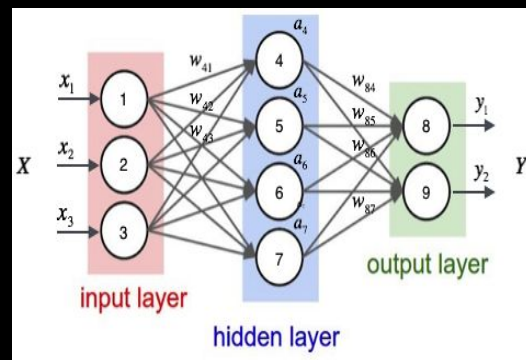
- ✓ 行为主义：基于控制论，构建感知-动作控制系统。（控制论，如平衡、行走、避障等自适应控制系统）
- ✓ 符号主义：基于算数逻辑表达式，求解问题时先把问题描述为表达式，再求解表达式。（可用公式描述、实现理性思维，如专家系统）
- ✓ 连接主义：仿生学，模仿神经元连接关系。（仿脑神经元连接，实现感性思维，如神经网络）



单个神经元



神经元连接成网络

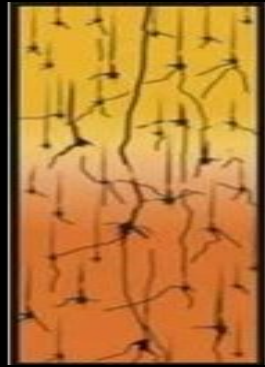


人工神经网络

理解：基于连结主义的神经网络设计过程



新生儿



1个月



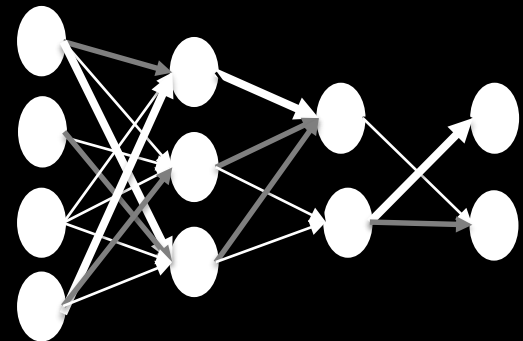
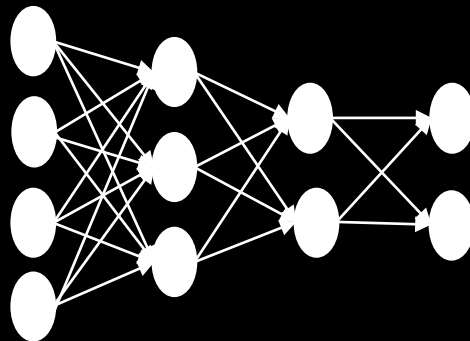
9个月



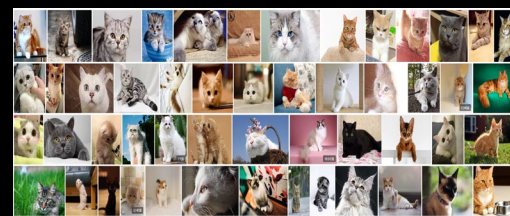
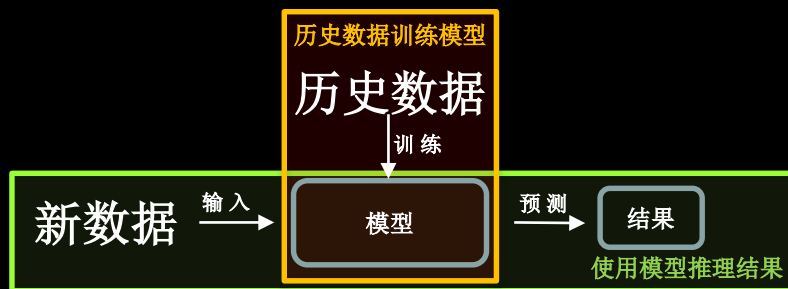
2年



成年



用计算机仿出神经网络连接关系，让计算机具备感性思维。



Cat

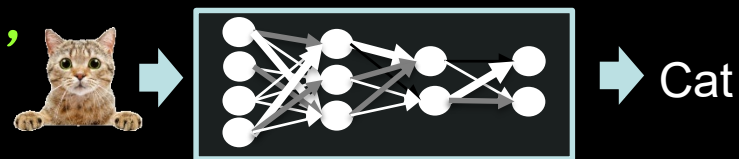
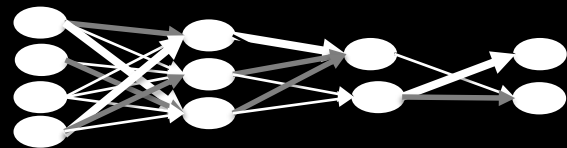
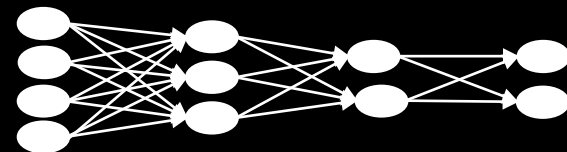
(特征, 标签)

✓ 准备数据：采集大量“特征/标签”数据

✓ 搭建网络：搭建神经网络结构

✓ 优化参数：训练网络获取最佳参数（反传）

✓ 应用网络：将网络保存为模型，输入新数据，输出分类或预测结果（前传）



给鸢尾花分类 (Iris)



0狗尾草鸢尾



1杂色鸢尾



2弗吉尼亚鸢尾



这是哪类鸢尾花?

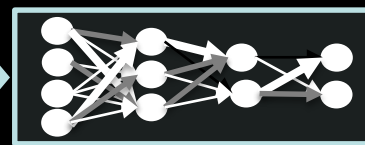
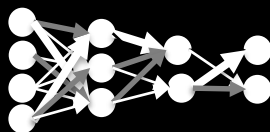
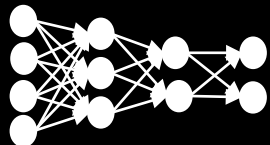
人们通过经验总结出了规律：通过测量花的花萼长、花萼宽、花瓣长、花瓣宽，可以得出鸢尾花的类别。

（如：花萼长>花萼宽 且 花瓣长/花瓣宽>2 则为 1杂色鸢尾）

if语句 case语句 —— **专家系统** 把专家的经验告知计算机，计算机执行**逻辑判别（理性计算）**，给出分类。

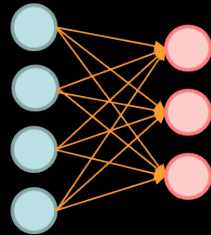
神经网络：采集大量（花萼长、花萼宽、花瓣长、花瓣宽， 对应的类别）数据对构成数据集
输入特征 标签（需人工标定）

把数据集喂入搭建好的神经网络结构， 网络优化参数得到模型， 模型读入新输入特征， 输出识别结果。



1杂色鸢尾

用神经网络实现鸢尾花分类



0 狗尾草鸢尾



1 杂色鸢尾

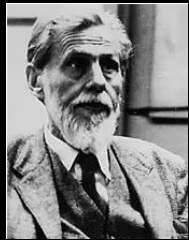


2 弗吉尼亚鸢尾

[花萼长、花萼宽、花瓣长、花瓣宽]

输入层

输出层



McCulloch
麦卡洛克

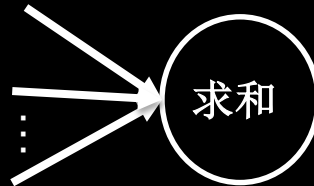


Pitts
皮茨

输入0

输入1

输入n



求和

非线性函数

输出

MP模型

输入x0

输入x1

输入xn

偏置b

w0

w1

wn

1

求和

输出y

y

=

x

*

w

+

b

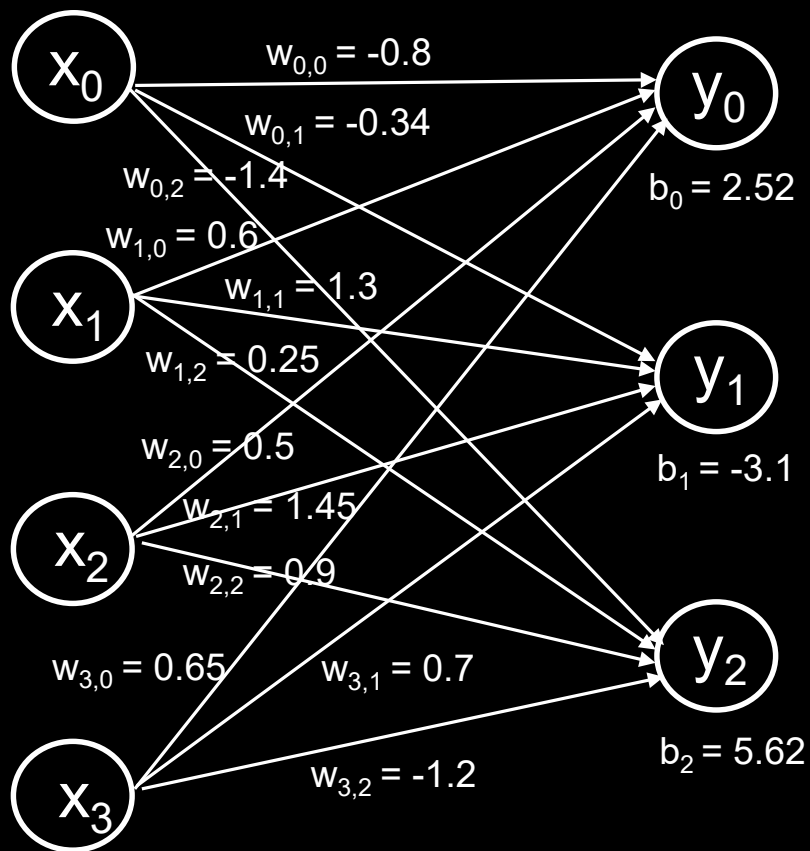
(1, 3)

(1, 4)

(4, 3)

(3,)

用神经网络实现鸢尾花分类：搭建网络



搭建网络时随机初始化了所有参数 w 和 b :

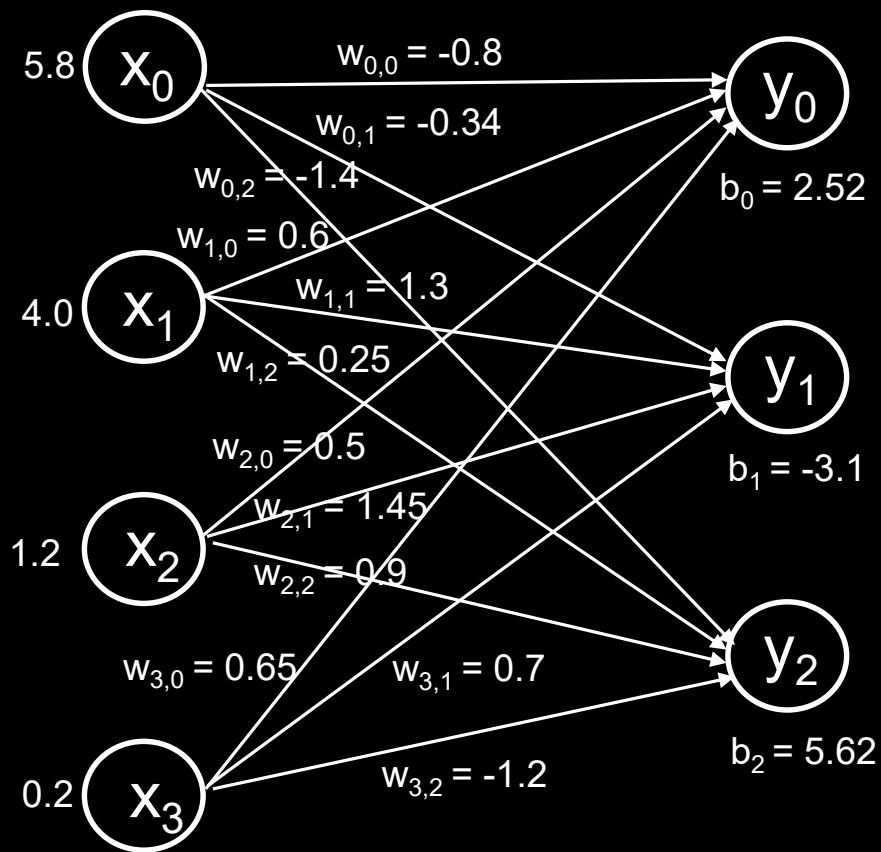
-0.8	-0.34	-1.4
0.6	1.3	0.25
0.5	1.45	0.9
0.65	0.7	-1.2

随机初始化 w

2.52	-3.1	5.62
------	------	------

随机初始化 b

用神经网络实现鸢尾花分类：喂入数据



搭建网络时随机初始化了所有参数 w 和 b :

-0.8	-0.34	-1.4
0.6	1.3	0.25
0.5	1.45	0.9
0.65	0.7	-1.2

随机初始化 w

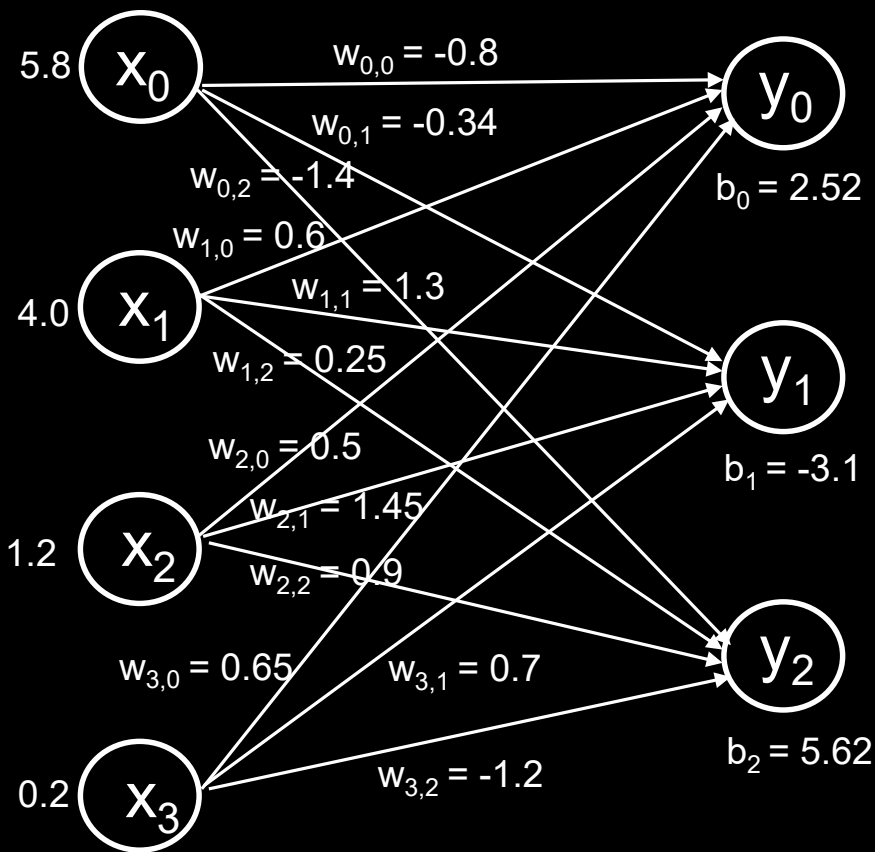
2.52	-3.1	5.62
------	------	------

随机初始化 b

标签：0狗尾草鸢尾

用神经网络实现鸢尾花分类：前向传播

源码：p38_forward.py



搭建网络时随机初始化了所有参数 w 和 b :

-0.8	-0.34	-1.4
0.6	1.3	0.25
0.5	1.45	0.9
0.65	0.7	-1.2

随机初始化 w

2.52	-3.1	5.62
------	------	------

随机初始化 b

$$y = x * w + b :$$

5.8	4.0	1.2	0.2
-----	-----	-----	-----

输入特征 x

-0.8	-0.34	-1.4
0.6	1.3	0.25
0.5	1.45	0.9
0.65	0.7	-1.2

随机初始化 w

2.52	-3.1	5.62
------	------	------

随机初始化 b

1.01	2.01	-0.66
------	------	-------

输出 y

0类鸢尾得分 1类鸢尾得分 2类鸢尾得分

用神经网络实现鸢尾花分类：损失函数

5.8	4.0	1.2	0.2
-----	-----	-----	-----

输入特征x

-0.8	-0.34	-1.4
0.6	1.3	0.25
0.5	1.45	0.9
0.65	0.7	-1.2

随机初始化w

*

2.52	-3.1	5.62
------	------	------

随机初始化b

+

1.01	2.01	-0.66
------	------	-------

输出y

=

0类 鸢尾 得分	1类 鸢尾 得分	2类 鸢尾 得分
1.01	2.01	-0.66

标签：0狗尾草鸢尾

为什么0类鸢尾的得分不是最高？

损失函数（loss function）：预测值（y）与标准答案（y₋）的差距。

损失函数可以定量判断W、b的优劣，当损失函数输出最小时，参数W、b会出现最优值。

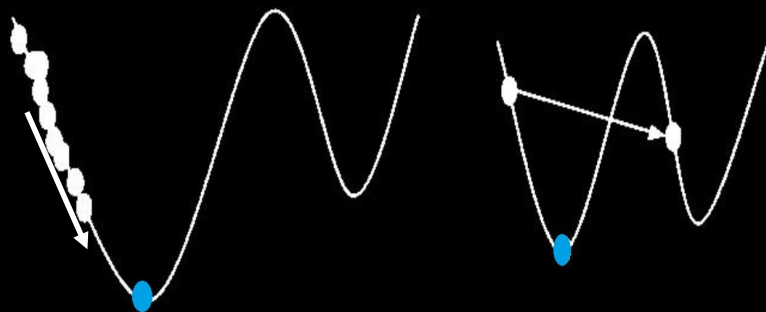
均方误差：
$$\text{MSE}(y, y_-) = \frac{\sum_{k=0}^n (y - y_-)^2}{n}$$

用神经网络实现鸢尾花分类：梯度下降

目的：想找到一组参数 w 和 b ，使得损失函数最小。

梯度：函数对各参数求偏导后的向量。 函数梯度下降方向是函数减小方向。

梯度下降法：沿损失函数梯度下降的方向，寻找损失函数的最小值，得到最优参数的方法。



学习率过小

学习率过大

$$w_{t+1} = w_t - lr * \frac{\partial loss}{\partial w_t}$$

$$b_{t+1} = b - lr * \frac{\partial loss}{\partial b_t}$$

$$w_{t+1} * x + b_{t+1} \rightarrow y$$

学习率 (learning rate, lr)：当学习率设置的过小时，收敛过程将变得十分缓慢。而当学习率设置的过大时，梯度可能会在最小值附近来回震荡，甚至可能无法收敛。

用神经网络实现鸢尾花分类：反向传播

$$w_{t+1} = w_t - lr * \frac{\partial loss}{\partial w_t}$$

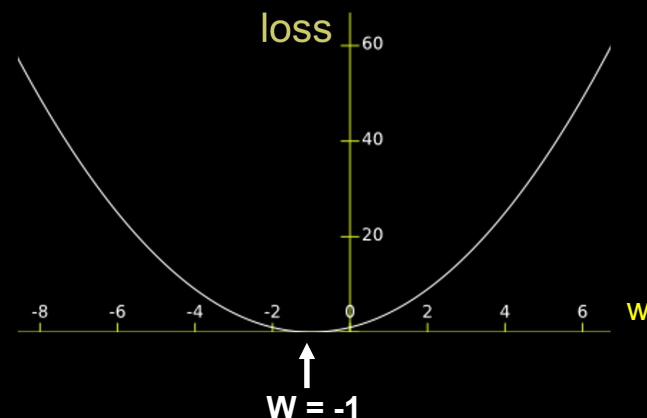
✓ **反向传播**：从后向前，逐层求损失函数对每层神经元参数的偏导数，迭代更新所有参数。

eg: 损失函数 $loss = (w + 1)^2$ $\frac{\partial loss}{\partial w} = 2w + 2$

参数w初始化为5，学习率为0.2 则

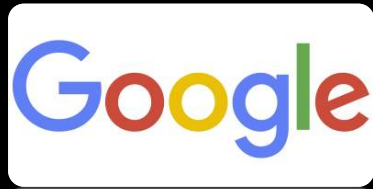
1次	参数w: 5	$5 - 0.2 * (2 * 5 + 2) = 2.6$
2次	参数w: 2.6	$2.6 - 0.2 * (2 * 2.6 + 2) = 1.16$
3次	参数w: 1.16	$1.16 - 0.2 * (2 * 1.16 + 2) = 0.296$
4次	参数w: 0.296	

.....



源码: p13_backpropagation.py

TensorFlow 2



2019年 3 月 Tensorflow 2.0 测试版发布

2019年10月 Tensorflow 2.0 正式版发布

2020年 1 月 Tensorflow 2.1 发布

√ 张量 (Tensor) : 多维数组 (列表) 阶: 张量的维数

维数	阶	名字	例子
0-D	0	标量 scalar	$s=1\ 2\ 3$
1-D	1	向量 vector	$v=[1, 2, 3]$
2-D	2	矩阵 matrix	$m=[[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]]$
n-D	n	张量 tensor	$t=[[[$ n个

张量可以表示0阶到n阶数组 (列表)

数据类型

✓ **tf.int, tf.float**

tf.int 32, tf.float 32, tf.float 64

✓ **tf.bool**

tf.constant([True, False])

✓ **tf.string**

tf.constant("Hello, world!")

如何创建一个Tensor

✓ 创建一个张量

tf.constant(张量内容, dtype=数据类型(可选))

```
import tensorflow as tf
a=tf.constant([1,5],dtype=tf.int64)
print(a)
print(a.dtype)
print(a.shape)
```

运行结果:

```
<tf.Tensor([1,5], shape=(2 , ) , dtype=int64)
<dtype: 'int64'>
(2,)
```

如何创建一个Tensor

✓将numpy的数据类型转换为Tensor数据类型

tf.convert_to_tensor(数据名, dtype=数据类型(可选))

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
a = np.arange(0, 5)
b = tf.convert_to_tensor( a, dtype=tf.int64 )
print(a)
print(b)
```

运行结果:

[0 1 2 3 4]

tf.Tensor([0 1 2 3 4], shape=(5 ,), dtype=int64)

如何创建一个Tensor

✓创建全为0的张量

tf.zeros(维度)

✓创建全为1的张量

tf.ones(维度)

✓创建全为指定值的张量

tf.fill(维度, 指定值)

```
a = tf.zeros([2, 3])
```

```
b = tf.ones(4)
```

```
c = tf.fill([2, 2], 9)
```

```
print(a)
```

```
print(b)
```

```
print(c)
```

与P15页做区分。

维度	阶	看括号数	名字
0-D	0	没有	标量
1-D	1	[]	向量
2-D	2	[[]]	矩阵

... 维度:

一维 直接写个数

二维 用 [行, 列]

多维 用 [n,m,j,k.....]

一个数表是待创建的张量是一维的, 即创建一个向量

[行, 列]表示待创建的张量是二维的, 即创建一个矩阵

运行结果:

```
tf.Tensor([[0. 0. 0.] [0. 0. 0.]], shape=(2, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([1. 1. 1. 1.], shape=(4, ), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[9 9] [9 9]], shape=(2, 2), dtype=int32)
```

如何创建一个Tensor

✓生成正态分布的随机数，默认均值为0，标准差为1

tf.random.normal (维度, mean=均值, stddev=标准差)

✓生成截断式正态分布的随机数

tf.random.truncated_normal (维度, mean=均值, stddev=标准差)

在tf.truncated_normal中如果随机生成数据的取值在 $(\mu-2\sigma, \mu+2\sigma)$ 之外则重新进行生成，保证了生成值在均值附近。

μ : 均值, σ : 标准差

标准差计算公式

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

如何创建一个Tensor

```
d = tf.random.normal ([2, 2], mean=0.5, stddev=1)
print(d)
```

```
e = tf.random.truncated_normal ([2, 2], mean=0.5, stddev=1)
print(e)
```

运行结果:

```
tf.Tensor(
[[0.7925745 0.643315 ]
 [1.4752257 0.2533372]], shape=(2, 2), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor(
[[ 1.3688478  1.0125661 ]
 [ 0.17475659 -0.02224463]], shape=(2, 2), dtype=float32)
```

如何创建一个Tensor

✓生成均匀分布随机数 [minval, maxval)

tf.random.uniform(维度, minval=最小值, maxval=最大值)

```
f = tf.random.uniform([2, 2], minval=0, maxval=1)
print(f)
```

运行结果:

```
tf.Tensor(
[[0.28219545 0.15581512]
 [0.77972126 0.47817433]], shape=(2, 2), dtype=float32)
```

常用函数

✓强制**tensor**转换为该数据类型

tf.cast (张量名, **dtype=数据类型**)

✓计算张量维度上元素的最小值

tf.reduce_min (张量名)

✓计算张量维度上元素的最大值

tf.reduce_max (张量名)

```
x1 = tf.constant ([1., 2., 3.],  
dtype=tf.float64)  
print(x1)
```

```
x2 = tf.cast (x1, tf.int32)  
print(x2)
```

```
print (tf.reduce_min(x2),  
tf.reduce_max(x2))
```

运行结果:

```
tf.Tensor([1. 2. 3.], shape=(3,), dtype=float64)
```

```
tf.Tensor([1 2 3], shape=(3,), dtype=int32)
```

```
tf.Tensor(1, shape=(), dtype=int32)
```

```
tf.Tensor(3, shape=(), dtype=int32)
```

常用函数

理解axis

在一个二维张量或数组中，可以通过调整 **axis** 等于0或1 控制执行维度。

✓ **axis=0**代表跨行（**经度**，**down**），而**axis=1**代表跨列（**纬度**，**across**）

✓ 如果不指定**axis**，则所有元素参与计算。

	col0	col1	col2	col3	col4
row0					
row1					
row2					

axis=0

axis=1

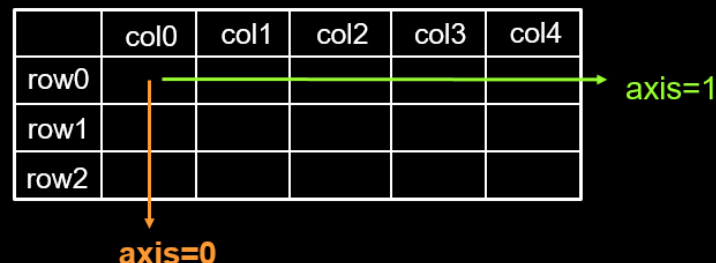
常用函数

✓ 计算张量沿着指定维度的平均值

tf.reduce_mean (张量名, **axis**=操作轴)

✓ 计算张量沿着指定维度的和

tf.reduce_sum (张量名, **axis**=操作轴)



```
x=tf.constant( [[ 1, 2, 3],  
                [ 2, 2, 3] ] )
```

```
print(x)
```

```
print(tf.reduce_mean( x ))
```

```
print(tf.reduce_sum( x, axis=1 ))
```

运行结果:

```
tf.Tensor(  
[[1 2 3]  
 [2 2 3]], shape=(2, 3), dtype=int32)
```

```
tf.Tensor(2, shape=(), dtype=int32)
```

```
tf.Tensor([6 7], shape=(2,), dtype=int32)
```

常用函数 `tf.Variable`

- ✓ `tf.Variable ()` 将变量标记为“可训练”，被标记的变量会在反向传播中记录梯度信息。神经网络训练中，常用该函数标记待训练参数。

`tf.Variable`(初始值)

```
w = tf.Variable(tf.random.normal([2, 2], mean=0, stddev=1))
```

常用函数 TensorFlow中的数学运算

- ✓ 对应元素的四则运算: **tf.add**, **tf.subtract**, **tf.multiply**, **tf.divide**
- ✓ 平方、次方与开方: **tf.square**, **tf.pow**, **tf.sqrt**
- ✓ 矩阵乘: **tf.matmul**

常用函数 对应元素的四则运算

✓ 实现两个张量的对应元素相加

tf.add (张量1, 张量2)

✓ 实现两个张量的对应元素相减

tf.subtract (张量1, 张量2)

✓ 实现两个张量的对应元素相乘

tf.multiply (张量1, 张量2)

✓ 实现两个张量的对应元素相除

tf.divide (张量1, 张量2)

只有维度相同的张量才可以做四则运算

常用函数 对应元素的四则运算

```
a = tf.ones([1, 3])
```

```
b = tf.fill([1, 3], 3.)
```

```
print(a)
```

```
print(b)
```

```
print(tf.add(a,b))
```

```
print(tf.subtract(a,b))
```

```
print(tf.multiply(a,b))
```

```
print(tf.divide(b,a))
```

运行结果:

```
tf.Tensor([[1. 1. 1.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[3. 3. 3.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[4. 4. 4.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[-2. -2. -2.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[3. 3. 3.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[3. 3. 3.]], shape=(1, 3), dtype=float32)
```

常用函数 平方、次方与开方

✓计算某个张量的平方

tf.square (张量名)

✓计算某个张量的n次方

tf.pow (张量名, n次方数)

✓计算某个张量的开方

tf.sqrt (张量名)

```
a = tf.fill([1, 2], 3.)
```

```
print(a)
```

```
print(tf.pow(a, 3))
```

```
print(tf.square(a))
```

```
print(tf.sqrt(a))
```

运行结果:

```
tf.Tensor([[3. 3.]], shape=(1, 2),  
dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[27. 27.]], shape=(1, 2),  
dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[9. 9.]], shape=(1, 2),  
dtype=float32)
```

```
tf.Tensor([[1.7320508 1.7320508]],  
shape=(1, 2), dtype=float32)
```

常用函数 矩阵乘 **tf.matmul**

✓ 实现两个矩阵的相乘

tf.matmul(矩阵1, 矩阵2)

```
a = tf.ones([3, 2])  
b = tf.fill([2, 3], 3.)  
print(tf.matmul(a, b))
```

运行结果:

```
tf.Tensor(  
[[6. 6. 6.]  
 [6. 6. 6.]  
 [6. 6. 6.]], shape=(3, 3), dtype=float32)
```

常用函数

tf.data.Dataset.from_tensor_slices

✓切分传入张量的第一维度，生成输入特征/标签对，构建数据集
data = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((输入特征, 标签))

(Numpy和Tensor格式都可用该语句读入数据)


```
features = tf.constant([12,23,10,17])
labels = tf.constant([0, 1, 1, 0])
dataset = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((features, labels))
print(dataset)
for element in dataset:
    print(element)
```

运行结果:

<TensorSliceDataset shapes: ((),()), types: (tf.int32, tf.int32)> (特征, 标签) 配对

(<tf.Tensor: id=9, shape=(), dtype=int32, numpy=12>, <tf.Tensor: id=10, shape=(), dtype=int32, numpy=0>)

(<tf.Tensor: id=11, shape=(), dtype=int32, numpy=23>, <tf.Tensor: id=12, shape=(), dtype=int32, numpy=1>)

(<tf.Tensor: id=13, shape=(), dtype=int32, numpy=10>, <tf.Tensor: id=14, shape=(), dtype=int32, numpy=1>)

(<tf.Tensor: id=15, shape=(), dtype=int32, numpy=17>, <tf.Tensor: id=16, shape=(), dtype=int32, numpy=0>)

源码: p33_from_tensor_slices.py

常用函数 `tf.GradientTape`

✓ `with`结构记录计算过程，`gradient`求出张量的梯度

```
with tf.GradientTape( ) as tape:  
    若干个计算过程  
grad=tape.gradient(函数, 对谁求导)
```

```
with tf.GradientTape( ) as tape:  
    w = tf.Variable(tf.constant(3.0))  
    loss = tf.pow(w,2)  
    grad = tape.gradient(loss,w)  
    print(grad)
```

$$\frac{\partial w^2}{\partial w} = 2w = 2*3.0 = 6.0$$

```
运行结果:  
tf.Tensor(6.0, shape=(), dtype=float32)
```

常用函数 `enumerate`

- ✓ `enumerate`是python的内建函数，它可遍历每个元素(如列表、元组或字符串)，组合为：索引 元素，常在for循环中使用。

`enumerate`(列表名)

```
seq = ['one', 'two', 'three']
```

```
for i, element in enumerate(seq):  
    print(i, element)
```

运行结果：

```
0 one  
1 two  
2 three
```

常用函数 `tf.one_hot`

- ✓ 独热编码 (**one-hot encoding**)：在分类问题中，常用独热码做标签，标记类别：1表示是，0表示非。

(0狗尾草鸢尾 1杂色鸢尾 2弗吉尼亚鸢尾)

标 签： 1

独热码： (0. 1. 0.)

常用函数 `tf.one_hot`

✓ `tf.one_hot()`函数将待转换数据，转换为one-hot形式的数据输出。

`tf.one_hot` (待转换数据, `depth`=几分类)

```
classes = 3
labels = tf.constant([1,0,2]) # 输入的元素值最小为0，最大为2
output = tf.one_hot( labels, depth=classes )
print(output)
```

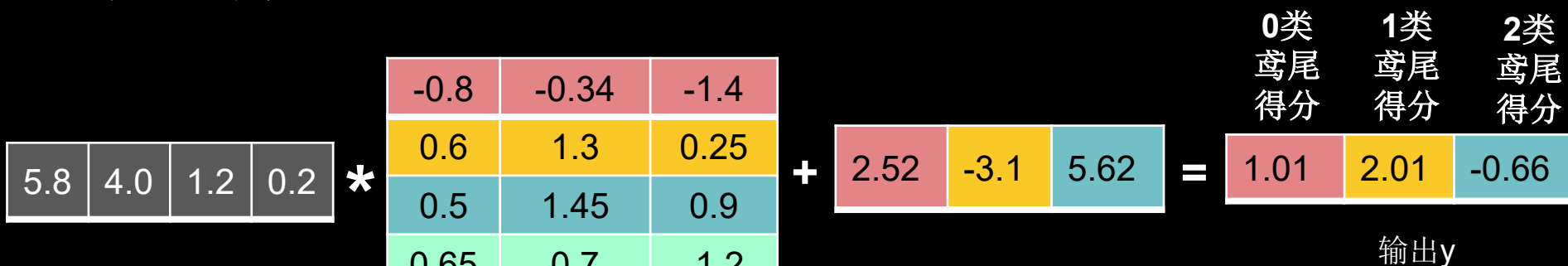
运行结果:

```
[[0. 1. 0.]
 [1. 0. 0.]
 [0. 0. 1.]], shape=(3, 3), dtype=float32)
```

源码: `p37_one_hot.py`

常用函数

tf.nn.softmax



$$y = \begin{cases} 1.01 \\ 2.01 \\ -0.66 \end{cases}$$

$$\frac{e^{y_i}}{\sum_{j=0}^n e^{y_j}}$$

$$\frac{e^{y_0}}{e^{y_0} + e^{y_1} + e^{y_2}} = \frac{2.75}{10.73} = 0.256$$

$$\frac{e^{y_1}}{e^{y_0} + e^{y_1} + e^{y_2}} = \frac{7.46}{10.73} = 0.695$$

$$\frac{e^{y_2}}{e^{y_0} + e^{y_1} + e^{y_2}} = \frac{0.52}{10.73} = 0.048$$

$$e^{y_0} = e^{1.01} = 2.75$$

$$e^{y_1} = e^{2.01} = 7.46$$

$$e^{y_2} = e^{-0.66} = 0.52$$

$$e^{y_0} + e^{y_1} + e^{y_2} = 10.73$$

$$\text{Softmax}(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=0}^n e^{y_j}}$$

tf.nn.softmax(x) 使输出符合概率分布

常用函数 `tf.nn.softmax`

- ✓ 当n分类的n个输出 (y_0, y_1, \dots, y_{n-1}) 通过`softmax()`函数, 便符合概率分布了。

$$\forall x \ P(X = x) \in [0, 1] \text{ 且 } \sum_x P(X = x) = 1$$

```
y = tf.constant ( [1.01, 2.01, -0.66] )  
y_pro = tf.nn.softmax(y)  
print("After softmax, y_pro is:", y_pro)
```

输出结果:

```
After softmax, y_pro is: tf.Tensor([0.25598174 0.69583046  
0.0481878], shape=(3,), dtype=float32)
```

常用函数 `assign_sub`

- ✓ 赋值操作，更新参数的值并返回。
- ✓ 调用`assign_sub`前，先用 `tf.Variable` 定义变量 `w` 为可训练（可自更新）。

`w.assign_sub` (w要自减的内容)

```
w = tf.Variable(4)
w.assign_sub(1)
print(w)
```

`w -= 1` 即 `w = w - 1`

运行结果：

```
<tf.Variable 'Variable:0' shape=() dtype=int32, numpy=3>
```


常用函数

tf.argmax

✓ 返回张量沿指定维度最大值的索引

tf.argmax (张量名,axis=操作轴)

	col0	col1	col2	col3	col4
row0					
row1					
row2					

axis=0

axis=1

```
import numpy as np
```

```
test = np.array([[1, 2, 3], [2, 3, 4], [5, 4, 3], [8, 7, 2]])
```

```
print(test)
```

```
print( tf.argmax (test, axis=0)) # 返回每一列（经度）最大值的索引
```

```
print( tf.argmax (test, axis=1)) # 返回每一行（纬度）最大值的索引
```

运行结果:

```
[[1 2 3]
 [2 3 4]
 [5 4 3]
 [8 7 2]]
```

```
tf.Tensor([3 3 1], shape=(3,), dtype=int64)
```

```
tf.Tensor([2 2 0 0], shape=(4,), dtype=int64)
```

鸢尾花数据集 (Iris)

✓数据集介绍

共有数据**150**组，每组包括花萼长、花萼宽、花瓣长、花瓣宽**4**个输入特征。同时给出了，这一组特征对应的鸢尾花类别。类别包括**Setosa Iris**（狗尾草鸢尾），**Versicolour Iris**（杂色鸢尾），**Virginica Iris**（弗吉尼亚鸢尾）三类，分别用数字**0**，**1**，**2**表示。



0狗尾草鸢尾



1杂色鸢尾



2弗吉尼亚鸢尾

鸢尾花数据集 (Iris)

从sklearn包 datasets 读入数据集，语法为：

```
from sklearn.datasets import load_iris
```

```
x_data = datasets.load_iris().data
```

 返回iris数据集所有输入特征

```
y_data = datasets.load_iris().target
```

 返回iris数据集所有标签

神经网络实现鸢尾花分类

✓ 准备数据

- 数据集读入
- 数据集乱序
- 生成训练集和测试集（即 `x_train / y_train`）
- 配成（输入特征，标签）对，每次读入一小撮（`batch`）

✓ 搭建网络

- 定义神经网络中所有可训练参数

✓ 参数优化

- 嵌套循环迭代，`with`结构更新参数，显示当前`loss`

✓ 测试效果

- 计算当前参数前向传播后的准确率，显示当前`acc`

✓ `acc / loss`可视化

神经网络实现鸢尾花分类

✓ 数据集读入

从sklearn包datasets 读入数据集：

```
from sklearn.datasets import datasets
```

```
x_data = datasets.load_iris().data  返回iris数据集所有输入特征
```

```
y_data = datasets.load_iris().target 返回iris数据集所有标签
```

✓ 数据集乱序

```
np.random.seed(116) # 使用相同的seed，使输入特征/标签一一对应
```

```
np.random.shuffle(x_data)
```

```
np.random.seed(116)
```

```
np.random.shuffle(y_data)
```

```
tf.random.set_seed(116)
```

✓ 数据集分出永不相见的训练集和测试集

```
x_train = x_data[:-30]
```

```
y_train = y_data[:-30]
```

```
x_test = x_data[-30:]
```

```
y_test = y_data[-30:]
```

✓ 配成[输入特征， 标签]对，每次喂入一小撮（batch）

```
train_db = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train, y_train)).batch(32)
```

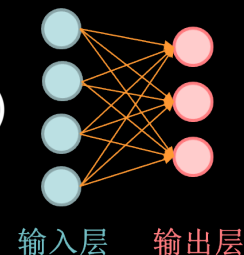
```
test_db = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_test, y_test)).batch(32)
```

神经网络实现鸢尾花分类

✓ 定义神经网络中所有可训练参数

```
w1 = tf.Variable(tf.random.truncated_normal([ 4, 3 ], stddev=0.1, seed=1))
```

```
b1 = tf.Variable(tf.random.truncated_normal([ 3 ], stddev=0.1, seed=1))
```



✓ 嵌套循环迭代，**with**结构更新参数，显示当前**loss**

```
for epoch in range(epoch): #数据集级别迭代
```

```
    for step, (x_train, y_train) in enumerate(train_db): #batch级别迭代
```

```
        with tf.GradientTape() as tape: # 记录梯度信息
```

```
            前向传播过程计算y
```

```
            计算总loss
```

```
            grads = tape.gradient(loss, [ w1, b1 ])
```

```
            w1.assign_sub(lr * grads[0]) #参数自更新
```

```
            b1.assign_sub(lr * grads[1])
```

```
        print("Epoch {}, loss: {}".format(epoch, loss_all/4))
```

神经网络实现鸢尾花分类

✓ 计算当前参数前向传播后的准确率，显示当前**acc**

```
for x_test, y_test in test_db:
    y = tf.matmul(h, w) + b # y为预测结果
    y = tf.nn.softmax(y)    # y符合概率分布
    pred = tf.argmax(y, axis=1) # 返回y中最大值的索引，即预测的分类
    pred = tf.cast(pred, dtype=y_test.dtype) #调整数据类型与标签一致
    correct = tf.cast(tf.equal(pred, y_test), dtype=tf.int32)
    correct = tf.reduce_sum (correct) # 将每个batch的correct数加起来
    total_correct += int (correct) # 将所有batch中的correct数加起来
    total_number += x_test.shape [0]
acc = total_correct / total_number
print("test_acc:", acc)
```

✓ **acc / loss**可视化

```
plt.title('Acc Curve') # 图片标题
plt.xlabel('Epoch') # x轴名称
plt.ylabel('Acc') # y轴名称
plt.plot(test_acc, label="$Accuracy$") # 逐点画出test_acc值并连线
plt.legend()
plt.show()
```