



0

覃雄派



# 提纲

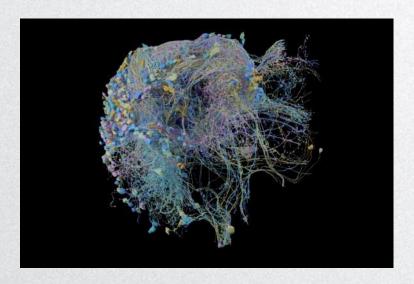


- 神经网络入门
  - 神经元
  - 前向反馈多层神经网络
  - 循环神经网络/卷积神经网络/注意力机制
- 通过一个简单的神经网络
  - 前向传导
  - 反向传播

 $\pi$ 



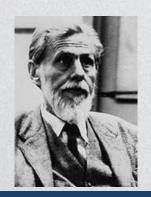
- 人工神经网络(Neural Network)
  - 是模仿人类神经系统特征,进行分布式并行信息处理的数学模型。



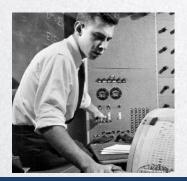
Google publishes largest ever high-resolution map of brain connectivity.2020



- 人工神经网络(Neural Network)
  - 人工神经网络技术可以追溯到20世纪40年代
    - 1943年,沃伦.麦考洛克(Warren McCulloch)与沃尔特.皮茨(Walter Pitts)首次提出了神经元的数学模型
    - 1958年,心理学家弗兰克.罗森布拉特(Frank Rosenblatt)提出了感知机 (Perceptron)的概念,在神经元的结构中加入了训练修正参数的机制
    - 完成了人工神经网络基本原理的构建



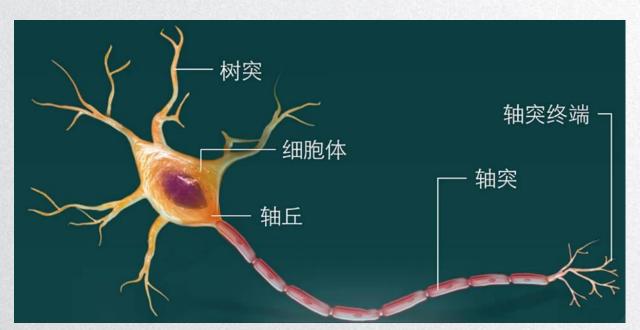






- 人工神经网络(Neural Network)
  - 神经元

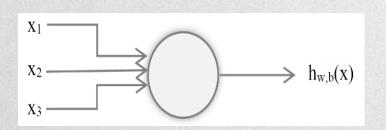








- 人工神经网络(Neural Network)
  - 人工神经元信息处理过程
  - 首先把前端(模仿神经元的树突)收集到的输入信号,进行加权求和,再通过一个激活函数转换成输出,传送出去(模仿神经元的轴突)
  - 图中展示了一个简单的神经元; 其中, x<sub>1</sub>、x<sub>2</sub>、x<sub>3</sub>为神经元的输入
    - 神经元的输出通过 $h_{w,b}(x) = f(\sum_{i=1}^{3} w_i x_i + b)$ 函数来计算
    - · f:R→R称为激活函数。



$$f(x) = \text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}};$$

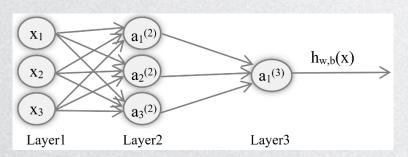
$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}$$



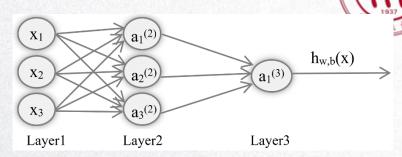




- 人工神经网络(Neural Network)
  - 带一个隐藏层的简单的神经网络
    - 最简单的神经网络是前馈(Feed Forward)神经网络;它是一个多层网络,在 这个神经网络中,每一层的节点仅和下一层的节点相连
  - 下图是一个简单的神经网络
    - 该神经网络最左边的一层, 称为输入层, 最右边的一层称为输出层
    - 中间的节点组成独立的一层,称为隐藏层;之所以称为隐藏层,是因为我们不能从训练样本上观察到它们的取值



- 人工神经网络(Neural Network)
  - 带一个隐藏层的简单的神经网络
  - 前向传导
  - 计算输出值的过程, 称为前向传导



•  $W_{ij}^{(l)}$ 表示第I层第j单元与第I+1层第i单元之间的连接参数,也就是连接线上的权重, $b_i^{(l)}$ 表示第I层第i单元的偏置项,也就是激活函数的常量部分; $a_i^{(l)}$ 表示第I层第i单元的激活值(即输出值),当I=1的时候, $a_i^{(1)}$ = $x_i$ 

$$a_{1}^{(2)} = f\left(w_{11}^{(1)}x_{1} + w_{12}^{(1)}x_{2} + w_{13}^{(1)}x_{3} + b_{1}^{(1)}\right)$$

$$a_{2}^{(2)} = f\left(w_{21}^{(1)}x_{1} + w_{22}^{(1)}x_{2} + w_{23}^{(1)}x_{3} + b_{2}^{(1)}\right)$$

$$a_{3}^{(2)} = f\left(w_{31}^{(1)}x_{1} + w_{32}^{(1)}x_{2} + w_{33}^{(1)}x_{3} + b_{3}^{(1)}\right)$$

$$h_{w,b}(x) = a_{1}^{(3)} = f(w_{11}^{(2)}a_{1}^{(2)} + w_{12}^{(2)}a_{2}^{(2)} + w_{13}^{(2)}a_{3}^{(2)} + b_{1}^{(2)})$$

HINA 1937 K. II.

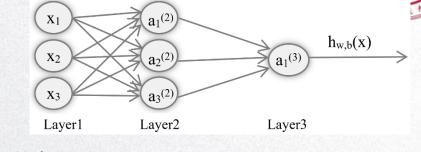
- 人工神经网络(Neural Network)
  - 带一个隐藏层的简单的神经网络
  - 前向传导
  - 计算输出值的过程, 称为前向传导
    - 矩阵形式

$$\begin{cases}
a_{1}^{(2)} \\
a_{2}^{(2)} \\
a_{3}^{(2)}
\end{cases} = \sigma \begin{pmatrix}
w_{11}^{(1)} & w_{12}^{(1)} & w_{13}^{(1)} & b_{1}^{(1)} \\
w_{21}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & w_{23}^{(1)} & b_{2}^{(1)} \\
w_{31}^{(1)} & w_{32}^{(1)} & w_{32}^{(1)} & b_{3}^{(1)}
\end{pmatrix} \begin{pmatrix}
x_{1} \\
x_{2} \\
x_{3} \\
1
\end{pmatrix},$$

$$\{a_{1}^{(3)}\} = \sigma \begin{pmatrix}
w_{11}^{(2)} & w_{12}^{(2)} & w_{13}^{(2)} & b_{1}^{(2)} \\
w_{13}^{(2)} & w_{13}^{(2)} & b_{1}^{(2)}
\end{pmatrix} \begin{pmatrix}
a_{1}^{(2)} \\
a_{2}^{(2)} \\
a_{3}^{(2)} \\
1
\end{pmatrix}$$

σ为传导函数

- 人工神经网络(Neural Network)
  - 带一个隐藏层的简单的神经网络
  - 反向传播
    - 计算误差,修正权重参数



- 损失函数,均方差(此处只考虑一个样本)
  - $e = \frac{1}{2} \sum (x_i^l y^{(i)})^2$ 
    - $-x_i$ 是第I层的实际输出, $y^{(i)}$ 则是期望的输出(即实际值),也就是训练样本里的对应 $x^{(i)}$ 的输出
  - 采用梯度下降方法来修改权重
  - 对于某个神经元的某个权重的更新,采用公式 $\Delta w_i = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_i}$ 
    - E为输出误差; w<sub>i</sub>为输入到该神经元的第i个连接的权重; α为学习率

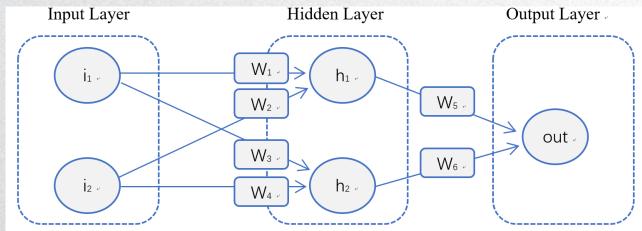
下文通过实例,掌握前向传导、反向传播过程







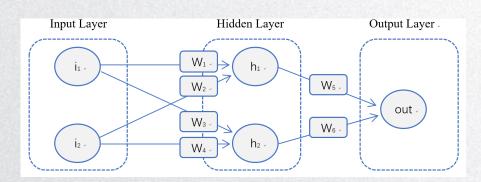
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 该网络的输入层有2个神经元,隐藏层有2个神经元,输出层有1个神经元,如图所示
    - 图中同时标注了各个神经元之间的连接权重,比如i₁和h₁的连接权重是w₁



为了简单起见,这里的传导函数不做任何非线性变换,每个神经元把输入直接作为输出



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 前向传导
  - 开始,我们给神经网络一组随机的权重组合,比如 $w_1$ =0.11, $w_2$ =0.21, $w_3$ =0.12, $w_4$ =0.08, $w_5$ =0.14, $w_6$ =0.15
  - 训练集只有一个样本(有多个样本的训练方法是类似的)
    - 输入为向量<2,3>,输出为向量<1>
  - $h_1 = i_1 w_1 + i_2 w_2;$
  - $h_2 = i_1 w_3 + i_2 w_4;$
  - $out = h_1 w_5 + h_2 w_6$





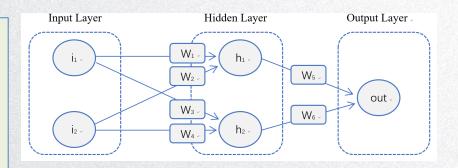
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 前向传导
  - 开始,我们给神经网络一组随机的权重组合,比如 $w_1$ =0.11, $w_2$ =0.21, $w_3$ =0.12, $w_4$ =0.08, $w_5$ =0.14, $w_6$ =0.15
  - 训练集只有一个样本(有多个样本的训练方法是类似的)
    - 输入为向量<2,3>,输出为向量<1>

$$[h_1 \ h_2] = [i_1 \quad i_2] \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix}$$

$$= [2 \quad 3] \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} = [0.85 \quad 0.48]$$

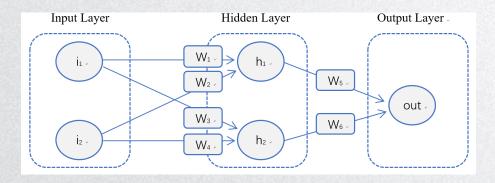
$$[out] = [h_1 \ h_2] \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} = [0.85 \quad 0.48] \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix}$$

$$= 0.119 + 0.072 = [0.191]$$





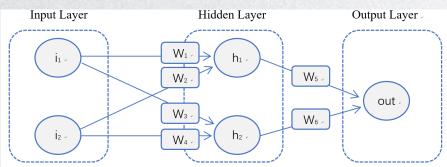
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差
    - 神经网络的输出是0.191,而预期的输出是1,两者的误差计算如下(此处使用均方误差):
    - Error =  $\frac{1}{2}(0.191 1.0)^2 = 0.327$



 $\pi$ 



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 反向传播算法的基础是梯度下降算法
    - 为了对网络连接的权重进行调整,需要计算误差相对于每个权重的梯度;首先有
  - Prediction = out =  $h_1w_5 + h_2w_6 = (i_1w_1 + i_2w_2)w_5 + (i_1w_3 + i_2w_4)w_6$
  - 梯度下降的基本公式为: W = w -η  $\frac{\partial Error}{\partial w}$ 
    - 为了调整 $w_6$ ,我们需要计算误差针对 $w_6$ 的梯度,然后代入 $w_6=w_6-\eta\frac{\partial Error}{\partial w_6}$



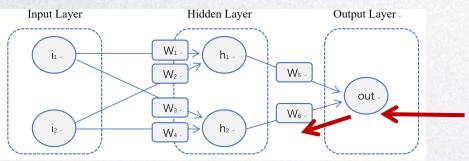
 $\mathcal{H}$ 



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_6} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial w_6} = \frac{\partial \frac{1}{2}(prediction - actual)^2}{\partial prediction} \frac{(i_1w_1 + i_2w_2)w_5 + (i_1w_3 + i_2w_4)w_6}{\partial w_6} = \frac{\partial error}{\partial w_6} = \frac{\partial er$$

- $2\frac{1}{2}(prediction actual)(i_1w_3 + i_2w_4) = (prediction actual)h_2 = \Delta h_2$ 
  - 备注:  $h_2 = i_1 w_3 + i_2 w_4$ ,
  - Δ为(prediction actual)

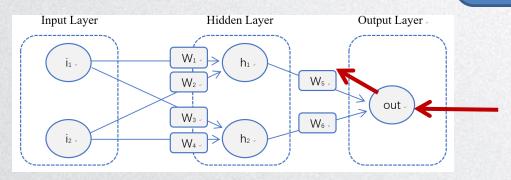


 $\pi$ 



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - w<sub>5</sub>的更新公式为w<sub>5</sub> = w<sub>5</sub>  $\eta \frac{\partial Error}{\partial w_5}$ ,  $\overline{m} \frac{\partial Error}{\partial w_5} = \Delta h_1$

课堂练习,请推 导<u>∂Error</u> ∂w<sub>5</sub>





#### • 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法

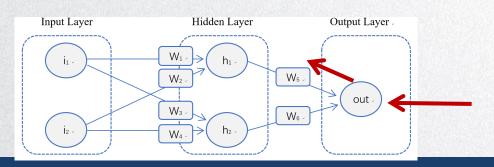
#### - 误差的反向传播

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_6} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial w_5}$$

$$- \ = \frac{\partial_{2}^{1}(prediction-actual)^{2}}{\partial prediction} \frac{(i_{1}w_{1}+i_{2}w_{2})w_{5}+(i_{1}w_{3}+i_{2}w_{4})w_{6}}{\partial w_{5}} =$$

课堂练习,请推 导<del>DError</del> <del>DW</del>5

- $2\frac{1}{2}(prediction actual)(i_1w_1 + i_2w_2) = (prediction actual)h_1 = \Delta h_1$ 
  - 备注:  $h_1 = i_1 w_1 + i_2 w_2$ ,
  - Δ为(prediction actual)



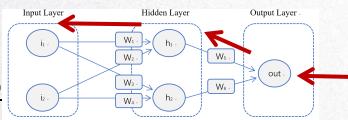


- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 我们需要继续计算 $\frac{\partial Error}{\partial w_1}$ ,以便对 $w_1$ 进行更新。

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_1} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial h_1} \frac{\partial h_1}{\partial w_1}$$

$$- = \frac{\partial_{2}^{1}(prediction-actual)^{2}}{\partial prediction} \frac{\partial(h_{1}w_{5} + h_{2}w_{6})}{\partial h_{1}} \frac{\partial(i_{1}w_{1} + i_{2}w_{2})}{\partial w_{1}}$$

$$- = 2\frac{1}{2} \left( prediction - actual \right) w_5 i_1 = \Delta w_5 i_1$$





- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播

- 同样道理, 
$$\frac{\partial Error}{\partial w_2} = \Delta w_5 i_2$$
,  $\frac{\partial Error}{\partial w_3} = \Delta w_6 i_1$ ,  $\frac{\partial Error}{\partial w_4} = \Delta w_6 i_2$ 

课堂练习,请推导  $\frac{\partial Error}{\partial w_2} \frac{\partial Error}{\partial w_3} \frac{\partial Error}{\partial w_4}$ 

 $\pi$ 

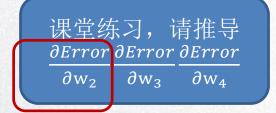


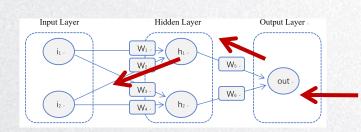
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 我们需要继续计算 $\frac{\partial Error}{\partial w_2}$ ,以便对 $w_2$ 进行更新。

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_2} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial h_1} \frac{\partial h_1}{\partial w_2}$$

$$- = \frac{\partial_{2}^{1}(prediction - actual)^{2}}{\partial prediction} \frac{\partial(h_{1}w_{5} + h_{2}w_{6})}{\partial h_{1}} \frac{\partial(i_{1}w_{1} + i_{2}w_{2})}{\partial w_{2}}$$

$$- = 2\frac{1}{2} \left( prediction - actual \right) w_5 i_2 = \Delta w_5 i_2$$





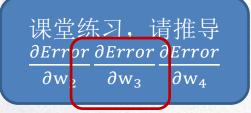


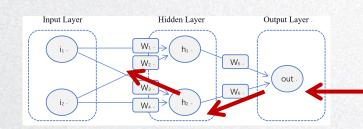
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 我们需要继续计算 $\frac{\partial Error}{\partial w_3}$ ,以便对 $w_3$ 进行更新。

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_3} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial h_2} \frac{\partial h_1}{\partial w_3}$$

$$- = \frac{\partial_{2}^{1}(prediction - actual)^{2}}{\partial prediction} \frac{\partial(h_{1}w_{5} + h_{2}w_{6})}{\partial h_{2}} \frac{\partial(i_{1}w_{3} + i_{2}w_{4})}{\partial w_{3}}$$

$$- = 2\frac{1}{2} \left( prediction - actual \right) w_6 i_1 = \Delta w_6 i_1$$





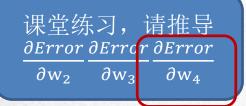


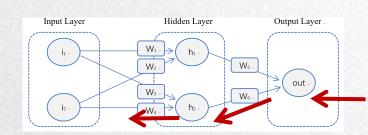
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 我们需要继续计算 $\frac{\partial Error}{\partial w_4}$ ,以便对 $w_4$ 进行更新。

$$- \frac{\partial Error}{\partial w_4} = \frac{\partial Error}{\partial prediction} \frac{\partial prediction}{\partial h_2} \frac{\partial h_1}{\partial w_4}$$

$$- = \frac{\partial_{\frac{1}{2}}^{1}(prediction - actual)^{2}}{\partial prediction} \frac{\partial(h_{1}w_{5} + h_{2}w_{6})}{\partial h_{2}} \frac{\partial(i_{1}w_{3} + i_{2}w_{4})}{\partial w_{4}}$$

$$-=2\frac{1}{2}\left(prediction-actual\right)w_6i_2=\Delta w_6i_2$$







- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
    - 参数修正公式列表

• 
$$W_6 = W_6 - \eta \Delta h_2$$

• 
$$\mathbf{w}_5 = \mathbf{w}_5 - \eta \Delta h_1$$

• 
$$\mathbf{w}_4 = \mathbf{w}_4 - \eta \Delta \mathbf{w}_6 i_2$$

• 
$$\mathbf{w}_3 = \mathbf{w}_3 - \eta \Delta \mathbf{w}_6 \mathbf{i}_1$$

• 
$$\mathbf{w}_2 = \mathbf{w}_2 - \eta \Delta \mathbf{w}_5 i_2$$

• 
$$w_1 = w_1 - \eta \Delta w_5 i_1$$



$\frac{\partial E}{\partial w} = \Delta h_2$
0 w 6
$\frac{\partial Error}{-\Lambda h}$
$\frac{\partial Error}{\partial \mathbf{w}_5} = \Delta h_1$
-
$\frac{\partial Error}{\partial w_4} = \Delta w_6 i_2$
$=\Delta w_6 i_2$
$\partial w_4$ $-w_6v_2$
$\partial Error_{-\Lambda}$
$\frac{\partial Error}{\partial w_3} = \Delta w_6 i_1$
$\frac{\partial Error}{\partial w_2} = \Delta w_5 i_2$
$\frac{\partial w_2}{\partial w_2} = \Delta w_5 t_2$
$\frac{\partial Error}{\partial w_1} = \Delta w_5 i_1$
${\partial w_1} = \Delta w_5 l_1$

aFrror



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差的反向传播
  - 矩阵形式

• 
$$W_6 = W_6 - \eta \Delta h_2$$

• 
$$\mathbf{w}_5 = \mathbf{w}_5 - \eta \Delta h_1$$

• 
$$\mathbf{w}_4 = \mathbf{w}_4 - \eta \Delta \mathbf{w}_6 \mathbf{i}_2$$

• 
$$\mathbf{w}_3 = \mathbf{w}_3 - \eta \Delta \mathbf{w}_6 \mathbf{i}_1$$

• 
$$\mathbf{w}_2 = \mathbf{w}_2 - \eta \Delta \mathbf{w}_5 i_2$$

• 
$$w_1 = w_1 - \eta \Delta w_5 i_1$$



$$\begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_5 & w_6 \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 w_5 & i_1 w_6 \\ i_2 w_5 & i_2 w_6 \end{bmatrix}$$







29

通过一个简单的神经网络了解反向传播算法

- 拿实际数据进行反向传播过程计算

使用初始权 重,正向传 播与误差

 $[h_1 \ h_2] = [2 \quad 3] \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} = [0.85 \quad 0.48]$  $[out] = [0.85 \quad 0.48] \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix} = 0.119 + 0.072 = [0.191]$ 

 $\Delta = 0.191 - 1.0 = -0.809$ 

注意可以通过

https://hmkcode.com/netflow/验证



ANIVERSITY OF CHINA

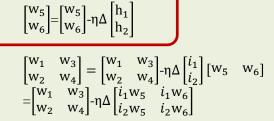
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 拿实际数据进行反向传播过程计算

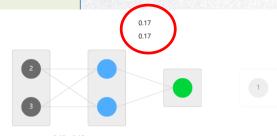
1

$$[h_1 \ h_2] = [2 \quad 3] \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} = [0.85 \quad 0.48]$$
$$[out] = [0.85 \quad 0.48] \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix} = 0.119 + 0.072 = [0.191]$$

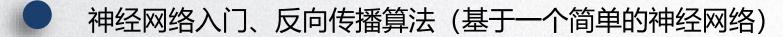
 $\Delta = 0.191 - 1.0 = -0.809$   $\eta = 0.05$   $\begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix} - 0.05(-0.809) \begin{bmatrix} 0.85 \\ 0.48 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix} + 0.04045 \begin{bmatrix} 0.85 \\ 0.48 \end{bmatrix}$   $= \begin{bmatrix} 0.14 \\ 0.15 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0344 \\ 0.0194 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1744 \\ 0.0194 \end{bmatrix}$ 

修正w5和 w6





0.12 0.13 0.23 0.1

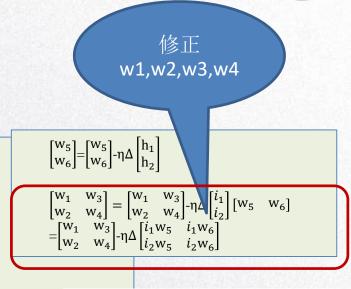


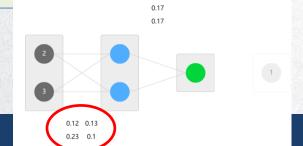
HENWANN S

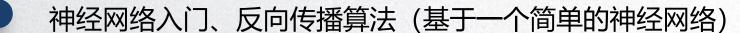
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 拿实际数据进行反向传播过程计算

1

```
\begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} - 0.05(-0.809) \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix} [0.14 & 0.15]
= \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} + 0.04045 \begin{bmatrix} 0.28 & 0.30 \\ 0.42 & 0.45 \end{bmatrix}
= \begin{bmatrix} 0.11 & 0.12 \\ 0.21 & 0.08 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.011 & 0.012 \\ 0.017 & 0.018 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.12 & 0.13 \\ 0.23 & 0.10 \end{bmatrix}
```



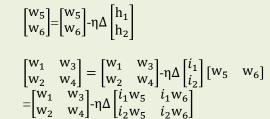






- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 利用调整过的权重
  - 重新进行前向传导

$$[h_1 h_2] = \begin{bmatrix} 2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}. \, \mathbf{12} & \mathbf{0}. \, \mathbf{13} \\ \mathbf{0}. \, \mathbf{23} & \mathbf{0}. \, \mathbf{10} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix}$$
$$[out] = \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}. \, \mathbf{1744} \\ \mathbf{0}. \, \mathbf{1694} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2571 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} W_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0.1694} \end{bmatrix}$$
  $\begin{bmatrix} W_1 & W_3 \end{bmatrix}$   $\begin{bmatrix} \mathbf{0.12} & \mathbf{0.13} \end{bmatrix}$ 

$$[h_1 \ h_2] = \begin{bmatrix} \mathbf{i}_1 & \mathbf{i}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_3 \\ \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_4 \end{bmatrix}$$

$$[out] = [h_1 \ h_2] \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix}$$

 $\pi$ 



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 利用调整过的权重,重新进行前向传导
  - 新的预测值为0.2571,比起上一个预测值0.191,更加接近目标值1
  - 利用训练样本,不断迭代前向传导和反向传播过程
    - 直到误差接近0或者到达某个阈值之下

```
[h_1 h_2] = \begin{bmatrix} 2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0.12} & \mathbf{0.13} \\ \mathbf{0.23} & \mathbf{0.10} \end{bmatrix}= \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix}[out] = \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0.1744} \\ \mathbf{0.1694} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2571 \end{bmatrix}
```

预测值 更接近1

old out [0.191]

STATIVERS/7/OR CHINA

- 请课堂练习反向传播和参数修正
  - 目前预测值为0.2571
- 2 实际值为1
  - 那么误差为-0.7429

- 1.误差
- 2.反向传播
- 3.前向传导,计算新误差

$$[h_1 h_2] = \begin{bmatrix} 2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}. \, \mathbf{12} & \mathbf{0}. \, \mathbf{13} \\ \mathbf{0}. \, \mathbf{23} & \mathbf{0}. \, \mathbf{10} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix}$$
$$[out] = \begin{bmatrix} 0.93 & 0.56 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}. \, \mathbf{1744} \\ \mathbf{0}. \, \mathbf{1694} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2571 \end{bmatrix}$$





通过一个简单的神经网络了解反向传播算法

- 误差

拿实际数据进行反向传播过程计算

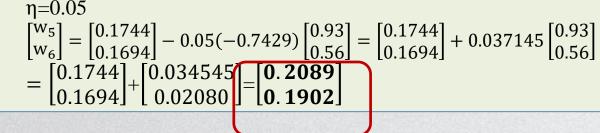
$$\begin{bmatrix} \mathbf{i}_1 \\ \mathbf{i}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{2} \\ \mathbf{3} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}.\,\mathbf{12} & \mathbf{0}.\,\mathbf{13} \\ \mathbf{0}.\,\mathbf{23} & \mathbf{0}.\,\mathbf{10} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}.\,\mathbf{1744} \\ \mathbf{0}.\,\mathbf{1694} \end{bmatrix}$$

修正w5和 w6  $\begin{bmatrix} \mathbf{w}_5 \\ \mathbf{w}_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_5 \\ \mathbf{w}_6 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1 \\ \mathbf{h}_2 \end{bmatrix}$ 

$$\begin{split} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_3 \\ \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_4 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_3 \\ \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_5 & \mathbf{w}_6 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_3 \\ \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 \mathbf{w}_5 & i_1 \mathbf{w}_6 \\ i_2 \mathbf{w}_5 & i_2 \mathbf{w}_6 \end{bmatrix} \end{split}$$



 $\Delta = 0.2571 - 1.0 = -0.7429$ 



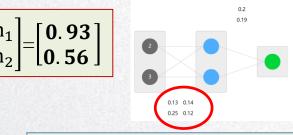
- 神经网络入门、反向传播算法 (基于一个简单的神经网络)
- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差
    - 拿实际数据进行反向传播过程计算

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{2} \\ \mathbf{3} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = = \begin{bmatrix} 0.12 & 0.13 \\ 0.23 & 0.10 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} W_5 \\ W_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0.1744} \\ \mathbf{0.1694} \end{bmatrix}$$

w1,w2,w3,w4



$$\begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.12 & 0.13 \\ 0.23 & 0.10 \end{bmatrix} - 0.05(-0.7429) \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix} [0.1744 & 0.1694]$$

$$= \begin{bmatrix} 0.12 & 0.13 \\ 0.23 & 0.10 \end{bmatrix} + 0.037145 \begin{bmatrix} 0.28 & 0.30 \\ 0.42 & 0.45 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.12 & 0.13 \\ 0.23 & 0.10 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0104 & 0.0111 \\ 0.0156 & 0.0167 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0.13} & \mathbf{0.14} \\ \mathbf{0.246} & \mathbf{0.1167} \end{bmatrix}$$

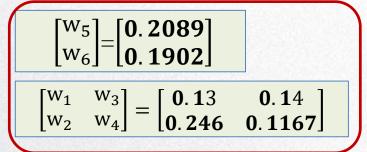
$$\begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \end{bmatrix} \\
\begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \end{bmatrix} [w_5 & w_6] \\
= \begin{bmatrix} w_1 & w_3 \\ w_2 & w_4 \end{bmatrix} - \eta \Delta \begin{bmatrix} i_1 w_5 & i_1 w_6 \\ i_2 w_5 & i_2 w_6 \end{bmatrix}$$



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 误差
  - 利用调整过的权重
  - 重新进行前向传导

$$[h_1 h_2] = [2 \quad 3] \begin{bmatrix} \mathbf{0.13} & \mathbf{0.14} \\ \mathbf{0.246} & \mathbf{0.1167} \end{bmatrix} = \\ [0.998 \quad 0.63] \\ [out] = [0.998 \quad 0.63] \begin{bmatrix} \mathbf{0.2089} \\ \mathbf{0.1902} \end{bmatrix} = 0.2085 + \\ 0.1198 = [0.3283]$$





$$[h_1 \ h_2] = \begin{bmatrix} \mathbf{i}_1 & i_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 & \mathbf{w}_3 \\ \mathbf{w}_2 & \mathbf{w}_4 \end{bmatrix}$$

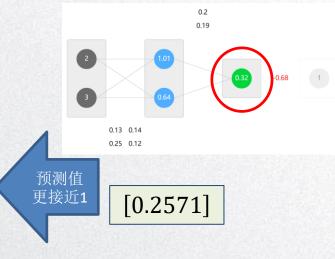
$$[out] = [h_1 \ h_2] \begin{bmatrix} w_5 \\ w_6 \end{bmatrix}$$





- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 利用调整过的权重,重新进行前向传导
  - 新的预测值为0.3283,比起上一个预测值0.2571,更加接近目标值1
  - 利用训练样本,不断迭代前向传导和反向传播过程
    - 直到误差接近0或者到达某个阈值之下

```
[h_1 \ h_2] = [2 \quad 3] \begin{bmatrix} \mathbf{0.13} & \mathbf{0.14} \\ \mathbf{0.246} & \mathbf{0.1167} \end{bmatrix} = \\ [0.998 \quad 0.63] \\ [out] = [0.998 \quad 0.63] \begin{bmatrix} \mathbf{0.2089} \\ \mathbf{0.1902} \end{bmatrix} = 0.2085 + \\ 0.1198 = [0.3283]
```

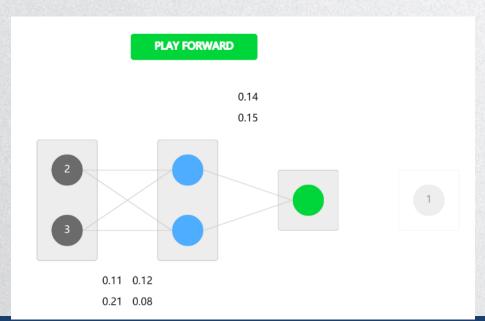








- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 展示训练过程
  - https://hmkcode.com/netflow/



Play forward Play back propagation 观察参数、误差的变化



- 通过一个简单的神经网络了解反向传播算法
  - 展示训练过程
  - https://hmkcode.com/netflow/



Play forward Play back propagation 观察参数、误差的变化







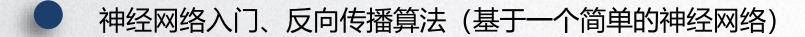
#### 展望

- 为了简单起见,前文的实例
  - 传导函数不做任何非线性变换,每个神经元把输入直接作为输出
  - 实际应用中的网络层数更多、每层的神经元数量更多,结构更加复杂,意味着更多的参数,求导和训练的过程代价更大











• 利用矩阵求导求解梯度更新式

请参考下一个PPT