



北京邮电大学

BEIJING UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS



Data Analytics with R  
语言数据分析



既是世间法、自当有分别

艾新波 / 2018 • 北京



# 课程体系



## R语言数据分析



### 上部：论道



- 第1章 气象万千、数以等观
- 第2章 所谓学习、归类而已
- 第3章 格言联璧话学习
- 第4章 源于数学、归于工程



### 中部：执具



- 第5章 工欲善其事必先利其器
- 第6章 基础编程
- 第7章 数据对象



- 第8章 人人都爱tidyverse
- 第9章 最美不过数据框



### 下部：博术



- 第10章 观数以形
- 第11章 相随相伴、谓之关联
- 第12章 既是世间法、自当有分别
- 第13章 方以类聚、物以群分
- 第14章 庐山烟雨浙江潮

# 算法模型

学习不过  
是分类

学习是在对属性/特征空间进行划分

学习是在拟合自变量与因变量之间的函数

学习是参数空间寻优的过程

在数据空间里  
环顾四周

近邻法

划分  
数据空间

决策树  
CART

随机森林

不确定性与不纯度

朴素  
贝叶斯

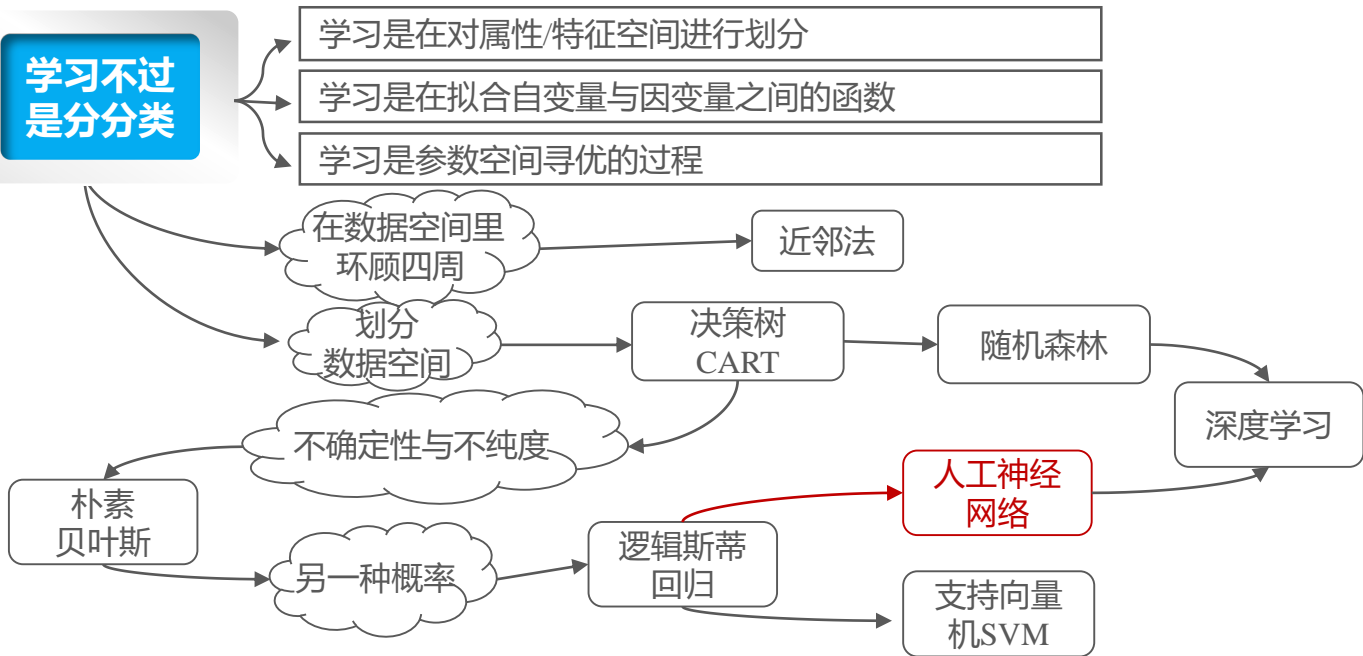
人工神经  
网络

深度学习

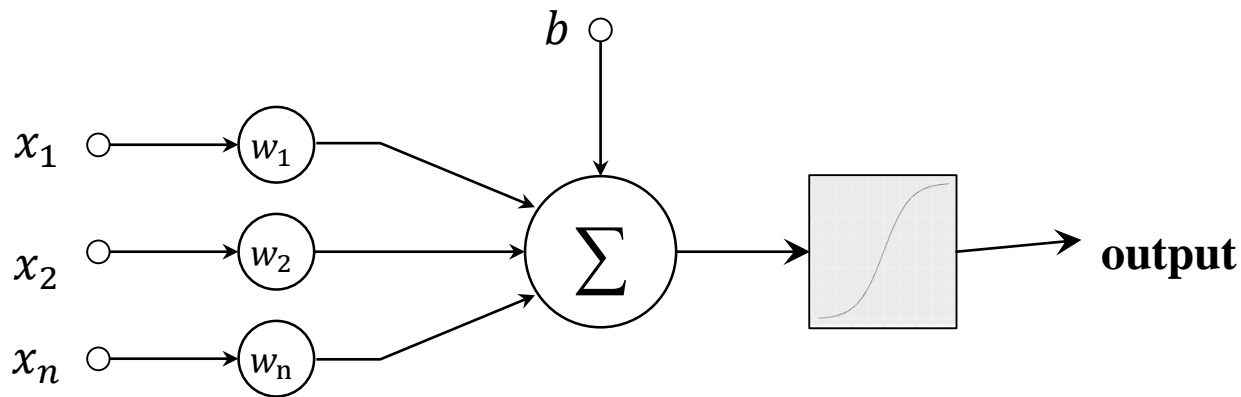
另一种概率

逻辑斯蒂  
回归

支持向量  
机SVM

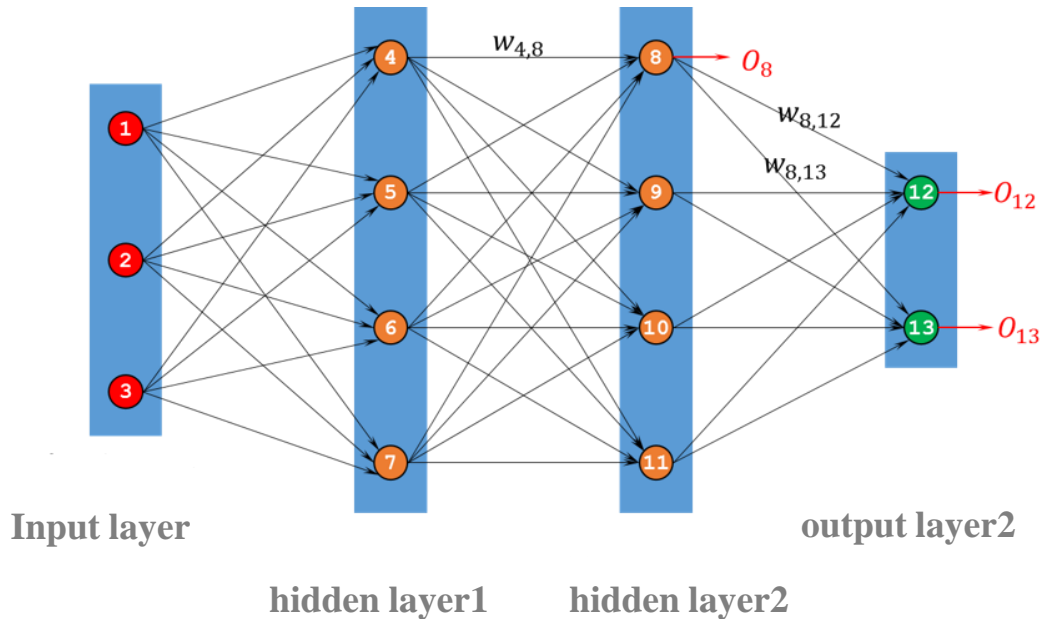


## 扩充计算单元



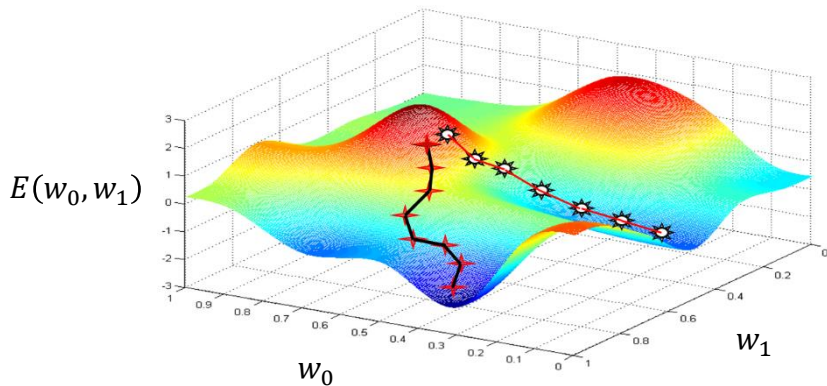
$$o_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}} = \frac{1}{1 + e^{-(w^T x + b)}}$$

# 人工神经网络



# 神经网络

学习策略——最小化误差平方和：
$$E(\vec{w}) \equiv \frac{1}{2} \sum_{d \in D} (t_d - o_d)^2$$



学习过程犹如瞎子  
爬山，只清楚脚下  
的情况——根据  
梯度来最速下降

图片引自Andrew Ng 《Machine Learning》公开课，作了修改

# 人工神经网络

学习策略——最小化误差平方和：
$$E(\vec{w}) \equiv \frac{1}{2} \sum_{d \in D} (t_d - o_d)^2$$

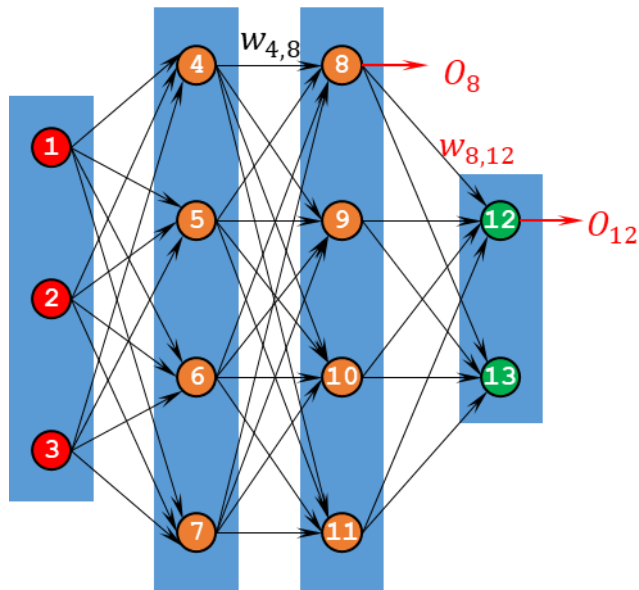
误差曲面最陡的方向为梯度：
$$\Delta E(\vec{w}) \equiv \left[ \frac{\partial E}{\partial w_0}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right]$$

既然梯度确定了E最陡峭的上升方向，那么梯度下降的训练法则为：

$$\begin{aligned}\vec{w} &\leftarrow \vec{w} + \Delta w = \vec{w} - \lambda \Delta E(\vec{w}) \\ w_i &\leftarrow w_i + \Delta w_i = w_i - \lambda \frac{\partial E}{\partial w_i}\end{aligned}$$

误差反向传播：链式法则

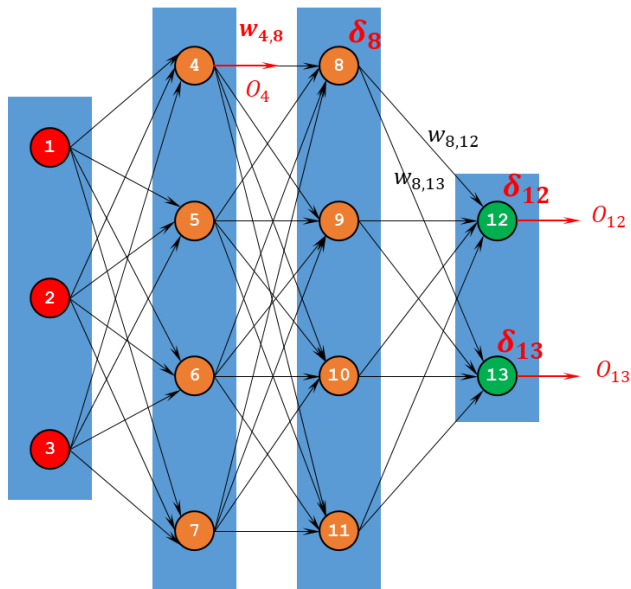
# 人工神经网络



$$\begin{aligned}
 \Delta w_{8,12} &= -\lambda \times \frac{\partial E}{\partial w_{8,12}} \\
 &= -\lambda \times \frac{\partial}{\partial w_{8,12}} \left( \frac{1}{2} \left( (T_{12} - O_{12})^2 + (T_{13} - O_{13})^2 \right) \right) \\
 &= -\lambda \times \frac{1}{2} \times 2 \times (T_{12} - O_{12}) \times \left( -\frac{\partial O_{12}}{\partial w_{8,12}} \right) \\
 &= \lambda \times (T_{12} - O_{12}) \times \frac{\partial O_{12}}{\partial I_{12}} \times \frac{\partial I_{12}}{\partial w_{8,12}} \\
 &= \lambda \times (T_{12} - O_{12}) \times \frac{\partial}{\partial I_{12}} \left( \frac{1}{1 + e^{-I_{12}}} \right) \times O_8 \\
 &= \lambda \times (T_{12} - O_{12}) \times O_{12} \times (1 - O_{12}) \times O_8 \\
 &= \lambda \times O_8 \times \delta_{12}
 \end{aligned}$$

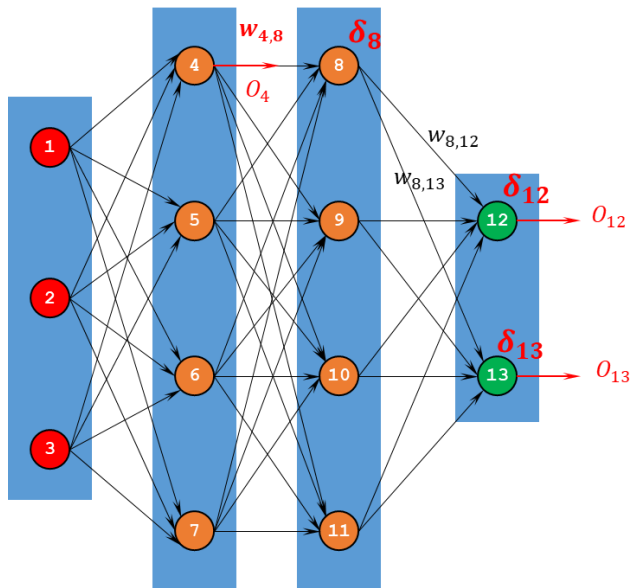


# 人工神经网络



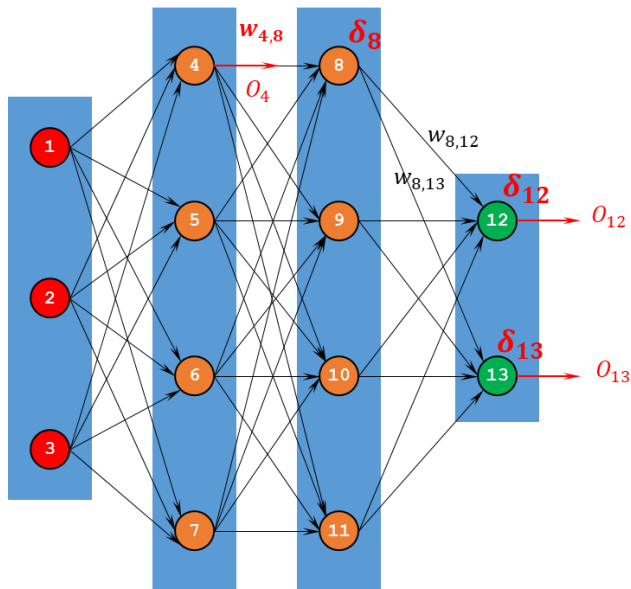
$$\begin{aligned}
 \Delta w_{4,8} &= -\lambda \times \frac{\partial E}{\partial w_{4,8}} \\
 &= -\lambda \times \frac{\partial}{\partial w_{4,8}} \left( \frac{1}{2} \left( (T_{12} - O_{12})^2 + (T_{13} - O_{13})^2 \right) \right) \\
 &= -\lambda \times \frac{1}{2} \times \left\{ 2 \times (T_{12} - O_{12}) \times \left( -\frac{\partial O_{12}}{\partial w_{4,8}} \right) \right. \\
 &\quad \left. + 2 \times (T_{13} - O_{13}) \times \left( -\frac{\partial O_{13}}{\partial w_{4,8}} \right) \right\} \\
 &= \lambda \times \left( (T_{12} - O_{12}) \times \frac{\partial O_{12}}{\partial w_{4,8}} + (T_{13} - O_{13}) \times \frac{\partial O_{13}}{\partial w_{4,8}} \right)
 \end{aligned}$$

# 人工神经网络



$$\begin{aligned}
 \Delta w_{4,8} &= -\lambda \times \frac{\partial E}{\partial w_{4,8}} \\
 &= \lambda \times \left( (T_{12} - O_{12}) \times \frac{\partial O_{12}}{\partial w_{4,8}} + (T_{13} - O_{13}) \times \frac{\partial O_{13}}{\partial w_{4,8}} \right) \\
 &= \lambda \times \left\{ (T_{12} - O_{12}) \times \frac{\partial O_{12}}{\partial I_{12}} \times \frac{\partial I_{12}}{\partial O_8} \times \frac{\partial O_8}{\partial I_8} \times \frac{\partial I_8}{\partial w_{4,8}} \right. \\
 &\quad \left. + (T_{13} - O_{13}) \times \frac{\partial O_{13}}{\partial I_{13}} \times \frac{\partial I_{13}}{\partial O_8} \times \frac{\partial O_8}{\partial I_8} \times \frac{\partial I_8}{\partial w_{4,8}} \right\} \\
 &= \lambda \times \{ \delta_{12} \times w_{8,12} \times O_8 \times (1 - O_8) \times O_4 \\
 &\quad + \delta_{13} \times w_{8,13} \times O_8 \times (1 - O_8) \times O_4 \} \\
 &= \lambda \times O_8 \times (1 - O_8) \left( \delta_{12} \times w_{8,12} + \delta_{13} \times w_{8,13} \right) \times O_4 \\
 &= \lambda \times O_8 \times (1 - O_8) \left( \delta_{12} \times w_{8,12} + \delta_{13} \times w_{8,13} \right) \times O_4 \\
 &= \lambda \times O_4 \times \delta_8
 \end{aligned}$$

# 人工神经网络



权值更新公式:

$$w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + \Delta w_{i,j}$$

其中  $\Delta w_{i,j} = \lambda \times O_i \times \delta_j$

误差传播公式:

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{j,k}$$

# 人工神经网络

输入:

$D$ 由训练元组和目标值组成的数据集

$\lambda$ 学习率

$network$ 多层前馈神经网络

输出: 训练后的神经网络

01: 初始化  $network$ 的所有权值和偏置

02: **repeat**

03:   **for** 训练集  $D$ 中的每个训练元组  $X$  **do**

04:     // 向前传播输入

05:     **for** 每个输入层单元  $j$  **do**

06:          $O_j = I_j$

07:     **end for**

08:     **for** 隐藏或输出层的每个单元  $j$  **do**

09:          $I_j = \sum_i w_{ij} O_i + b_j$

10:          $O_j = \frac{1}{1 + e^{-I_j}}$

11:     **end for**

12:     // 向后传播误差

13:     **for** 输出层的每个单元  $j$  **do**

14:          $\delta_j = O_j (1 - O_j) (T_j - O_j)$

15:     **end for**

# 人工神经网络

```
16:   for 由最后一个到第一个隐藏层, 对于隐藏层的每个单元  $j$  do
17:        $\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_h \delta_h w_{jh}$ 
18:   end for
19:   for  $network$  中的每个权值  $w_{ij}$  do
20:        $\Delta w_{ij} = \lambda O_i \delta_j$  // 权重增量
21:        $w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}$  // 权重更新
22:   end for
23:   for  $network$  中的每个偏置  $b_j$  do
24:        $\Delta b_j = \lambda \delta_j$  // 偏置增量
25:        $b_j = b_j + \Delta b_j$  // 偏置更新
26:   end for
27: end for
28: until 满足终止条件
```

A decorative blue border frames the slide. Two thin blue lines intersect to form a crosshair, with one line passing behind the Chinese text and the other behind the English text.

**谢谢聆听**

**Thank you**

# 教师个人联系方式

艾新波

手机: 13641159546

QQ: 23127789

微信: 13641159546

E-mail: [13641159546@126.com](mailto:13641159546@126.com)

[axb@bupt.edu.cn](mailto:axb@bupt.edu.cn)

地址: 北京邮电大学科研楼917室

课程网址: <https://github.com/byaxb/RDataAnalytics>

