深度学习

监督学习和非监督学习

监督学习

利用训练数据集学习一个模型,再用模型对测试样本集进行预测。

有无预期输出是**监督学习** (supervised learning) 与**非监督学习** (unsupervised learning) 的区别。

分类问题(离散)与**回归问题**(连续)等都是监督学习。

非监督学习

为直接对数据进行建模。没有给定事先标记过的训练范例,所用的数据没有属性或标签这一概念。 事先不知道输入数据对应的输出结果是什么。

如 聚类算法

二元分类

例: 判定图像是否为猫

例如将矩阵中的像素值展开为一个向量 x 作为算法的输入

$$x = egin{bmatrix} 255 \ 231 \ dots \ 194 \ 255 \end{bmatrix}$$

 n_x 表示特征向量 x 的维度,有时简化为 n

Notation

单个样本由一对(x,y)表示

其中, x 是一个 n_x 维的特征向量, y 是一个标签 $y \in \{1,0\}$

训练集包含 m 个训练样本

$$egin{aligned} M_{test} &= \{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})\} \ &X &= ig[x^{(1)} \ x^{(2)} \dots x^{(m)}ig] \end{aligned}$$

X 是一个 $n_x * m$ 的矩阵

$$Y = \left[y^{(1)} \; y^{(2)} \ldots y^{(m)}
ight]$$

逻辑回归

给定的输入特征向量 x 和一幅图片对应我们希望识别这是否是一张猫的图片

因此我们想要一种算法能输出一个预测值 $\hat{y} = P(y=1|x)$

约定逻辑回归的参数是w,b

$$x \in R^{n_x}, w \in R^{n_x}, b \in R$$

Output:

$$\hat{y} = \sigma(w^T x + b)$$

$$\sigma(z) = rac{1}{1 + e^{-z}}$$

总结一下就是

$$\hat{y}^{(i)} = \sigma\left(w^Tx + b\right)$$
, where $\sigma(z) = rac{1}{1+e^{-z}}$ Given $\left\{\left(x^{(1)}, y^{(1)}
ight), \ldots, \left(x^{(m)}, y^{(m)}
ight)
ight\}$, want $\hat{y}^{(i)} pprox y^{(i)}$

Loss(error) function

平方误差

$$L(\hat{y}, y) = \frac{1}{2}(\hat{y} - y)^2$$

损失函数

$$L(\hat{y}, y) = -(y \log \hat{y} + (1 - y)log(1 - \hat{y})$$

Cost Fuction

$$J(w,b) = rac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(\hat{y}^{(i)}, y^{(i)})$$

梯度下降法

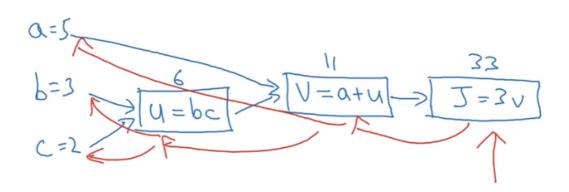
Repeat

$$w := w - \alpha \frac{dJ(w)}{dw}$$

计算图

$$J(a, b, c) = 3(a + bc)$$

 $u = bc$
 $v = a + u$
 $J = 3v$



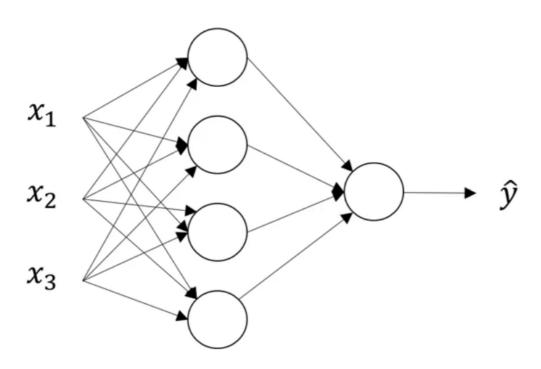
向量化

避免显式 for 循环

通过矩阵运算加速

$$J=0, \quad \mathrm{d}w_1=0, \quad \mathrm{d}w_2=0, \quad \mathrm{d}\mathrm{b}=0 \ ext{for } i=1 ext{ to } m: \ z^{(i)}=w^Tx^{(i)}+b \ a^{(i)}=\sigma\left(z^{(i)}
ight) \ J+=-\left[y^{(i)}\log a^{(i)}+\left(1-y^{(i)}
ight)\log\left(1-a^{(i)}
ight)
ight] \ \mathrm{d}z^{(i)}=a^{(i)}-y^{(i)} \ \left[egin{array}{c} \mathrm{d}w_1+=x_1^{(i)}\mathrm{d}z^{(i)} \ \mathrm{d}w_2+=x_2^{(i)}\mathrm{d}z^{(i)} \end{array}
ight] d\omega t=x^{(i)}*dz^{(i)} \ \mathrm{d}\mathrm{b}+=\mathrm{d}z^{(i)} \ J=\mathrm{J/m}, \quad \mathrm{d}w_1=\mathrm{d}w_1/\mathrm{m}, \quad \mathrm{d}w_2=\mathrm{d}w_2/\mathrm{m} \ db=db/m \ \end{cases}$$

神经网络



Input Layer

Hidden Layer

Output Layer

激活函数

在神经网络正向传播中

$$a = \sigma(z) = rac{1}{1 + e^{-z}}$$
 $a = anh(z) = rac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$

ReLU:

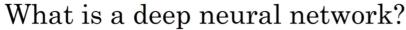
$$a = \max(0, z)$$

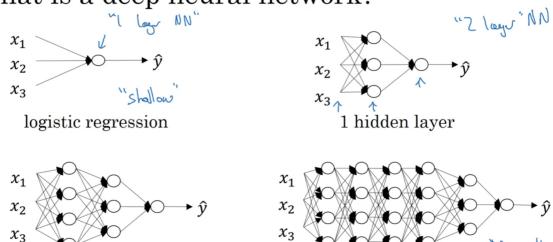
激活函数的导数

$$\sigma'(z) = \sigma(z)(1 - \sigma(z))$$

$$\tanh'(z) = 1 - \tanh^2(z)$$

深度神经网络





5 hidden layers

Andrew Ng

有些函数只能通过非常深层的神经网络能够学习

2 hidden layers

例如人脸识别

第一层 边框探测

第二层 面部器官探测

以此类推, 每层都将上层作为输出层