



中国传媒大学

深度学习与类脑计算 (二)

曹立宏



脑科学与智能媒体研究院

一些基础的基础的基础...

- 导数-单变量
 - 极限
 - 连锁法则
 - 高阶
 - Taylor展开
 - 多项式逼近

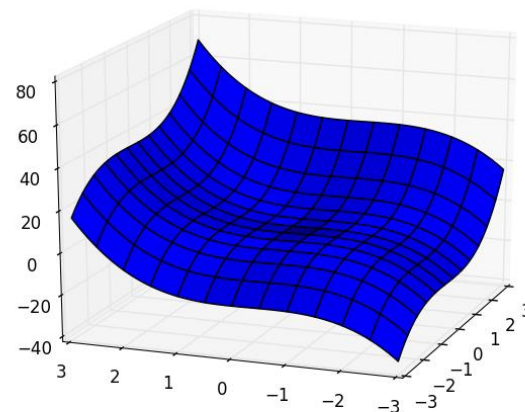
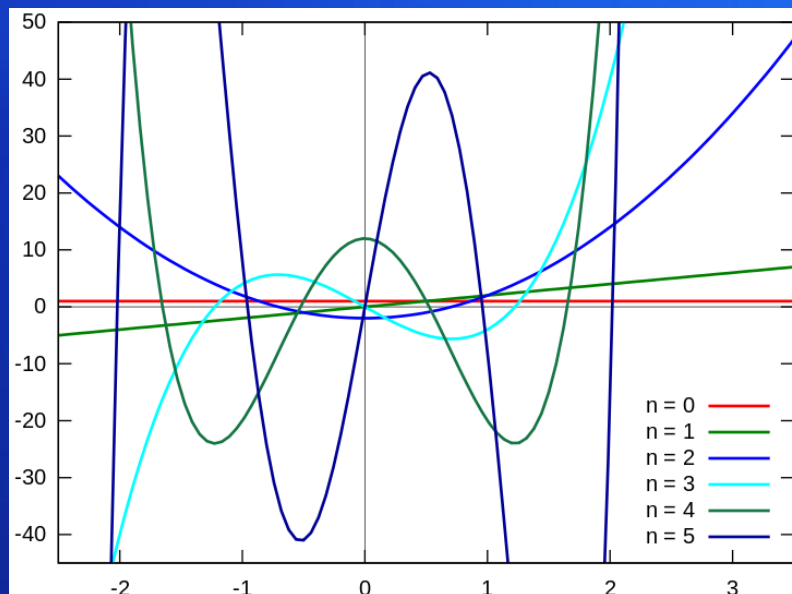
$$f(x) = \frac{f(a)}{0!} + \frac{f'(a)}{1!}(x-a) + \frac{f''(a)}{2!}(x-a)^2 + \dots + \frac{f^{(n)}(a)}{n!}(x-a)^n + R_n(x)$$

- 多变量 $f: R^n \rightarrow R^1$

- 偏导
- Jacobian矩阵 $1 \times n$
- Hessian矩阵 $n \times n$

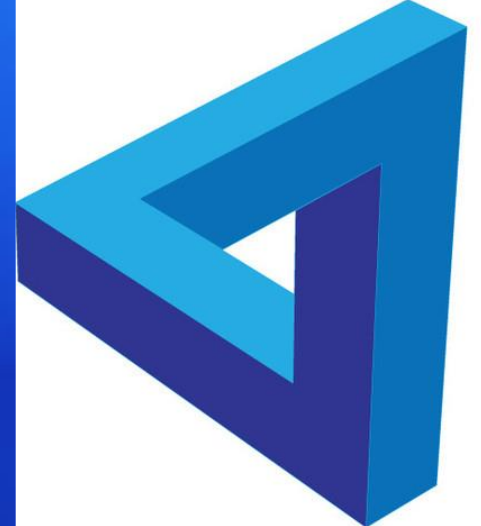
$$H(f) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_n} \end{bmatrix}$$

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$



距离

- 任何两个Objects的相似性（例如马和牛）
- 数学上的定义：
 - $D(x,y)=0 \iff x=y$
 - $D(x,y)=D(y,x)$
 - $D(x,y)+D(y,z) \geq D(x,z)$



对于 R^n ，闵可夫斯基距离（Minkowski distance）

$$\vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad \vec{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad D_p(\vec{x}, \vec{y}) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad \text{当 } p=2, \text{ 欧氏距离}$$

当 p 趋近于无穷大时，闵可夫斯基距离转化成切比雪夫距离（Chebyshev distance）

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} = \max_i |x_i - y_i|$$

函数与函数之间的距离？

线性代数

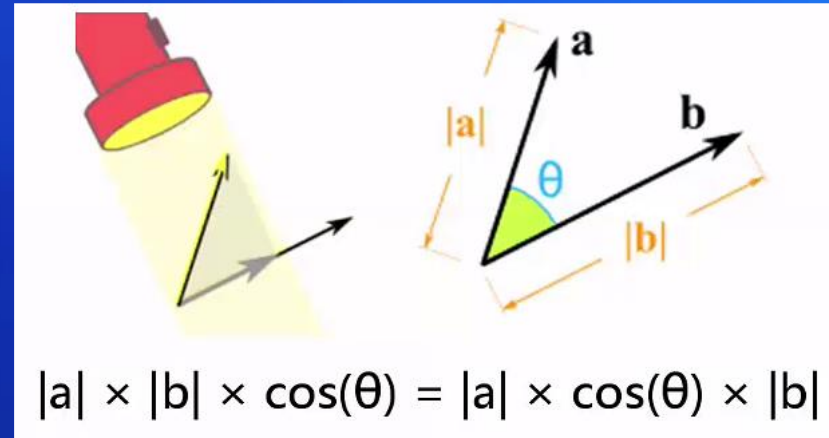
- Vector

- *Norm - Distance*
- *Dot product - Projection*

- Matrix

- *Transformer on vector*
- *Product – Inverse*
- *Decomposition*
 - *Eigendecomposition – Real Symmetric Matrix*
 - *Singular Value Decomposition – Real Matrix*
 - *Moore-Penrose pseudoinverse*

- Tensor



概率统计

- 确定性 vs 随机性

- 离散与连续

- 随机性的描述

- 分布函数-累积分布

- 随机变量的转换 - 伪随机数-样本生成

- 均值、方差 - 切比雪夫定理：只要均值、方差存在，

- 高阶矩

- 特征函数

则对任意常数 $\varepsilon > 0$ ，有 $P(|X - E(X)| \geq \varepsilon) \leq D(X) / \varepsilon^2$

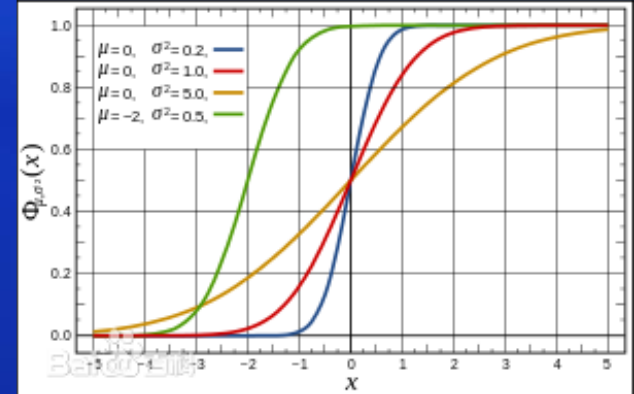
- 多个随机变量，他们之间的关系

- 联合分布、边际分布

- 条件概率 - Bayes

- 独立

- 特征函数



大数定律 (The Law of Large Numbers)

- 辛钦大数定律：常用的大数定律

设 $\{a_i, i \geq 1\}$ 为独立同分布的随机变量序列，若 a_i 的数学期望存在为 μ ，则对任意的 $\varepsilon > 0$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\left|\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i - \mu\right| < \varepsilon\right) = 1$$

独立同分布 – i.i.d.

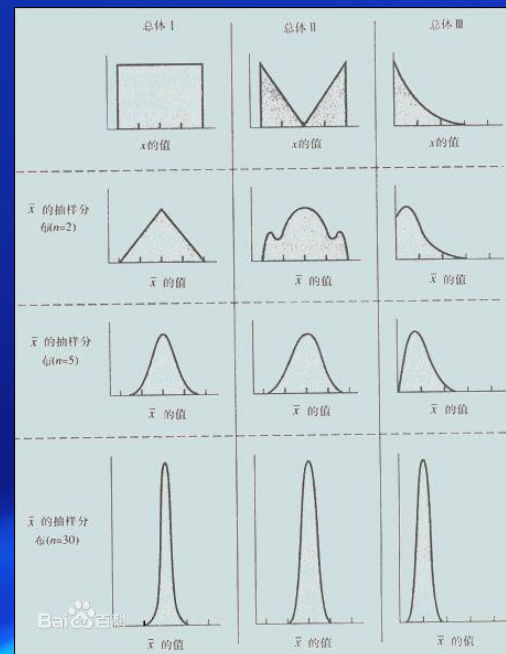
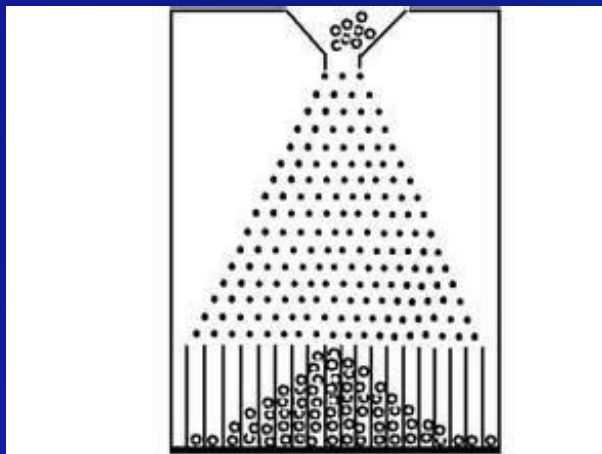
作业：用模拟的方法验证大数定律

中心极限定理—Central Limit Theorem

设 $\{a_i, i \geq 1\}$ i.i.d. , 若 a_i 的数学期望和方差存在, 分别为 μ 和 σ^2 ,
令 $Y_n = (a_1 + a_2 + \cdots + a_n)/n$,

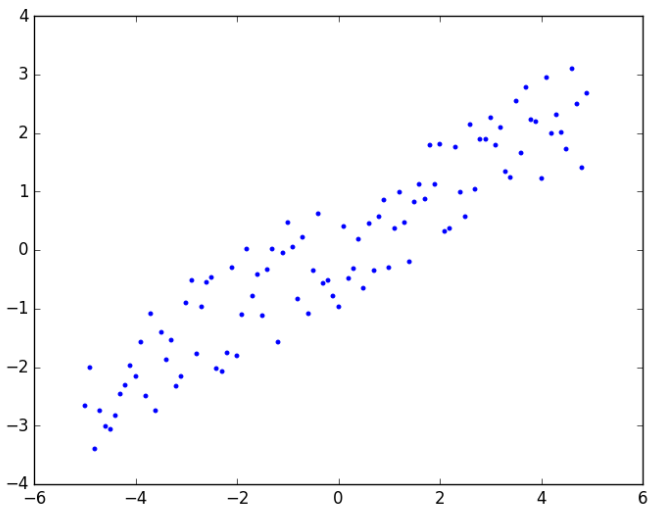
则,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} Y_n \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$



作业：用模拟的方法验证中心极限定理

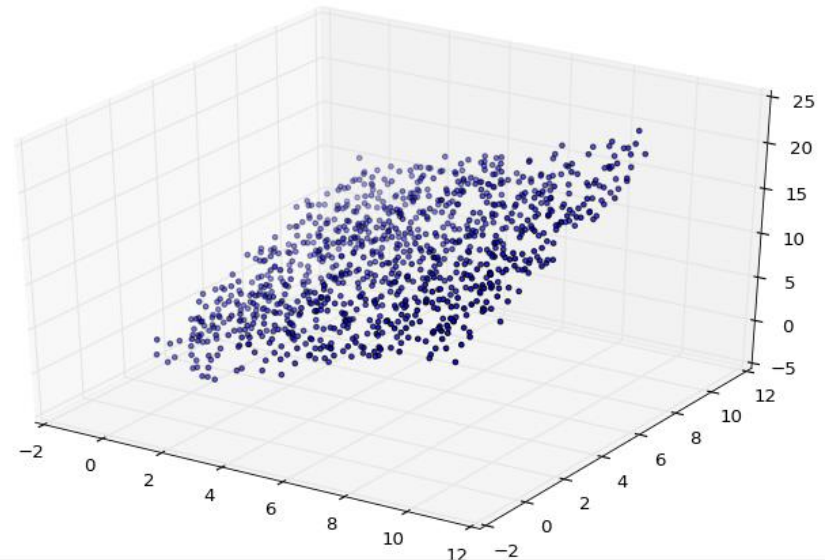
Regression



$$\{x_i, y_i \mid i=1, \dots, N\}$$

$$f: R^n \rightarrow R^1$$

$$f: R^n \rightarrow R^m$$



$$\{x_i, y_i, z_i \mid i=1, \dots, N\}$$

$$\{\vec{x}_i, y_i \mid i=1, \dots, N\}$$

$$\{\vec{x}_i, \vec{y}_i \mid i=1, \dots, N\}$$

Classification



080_0028.jpg



080_0029.jpg



080_0030.jpg



080_0034.jpg



080_0035.jpg



080_0036.jpg



067_0010.jpg



067_0011.jpg



067_0012.jpg



067_0016.jpg



067_0017.jpg



067_0018.jpg



056_0021.jpg



056_0022.jpg



056_0023.jpg



056_0027.jpg



056_0028.jpg



056_0029.jpg

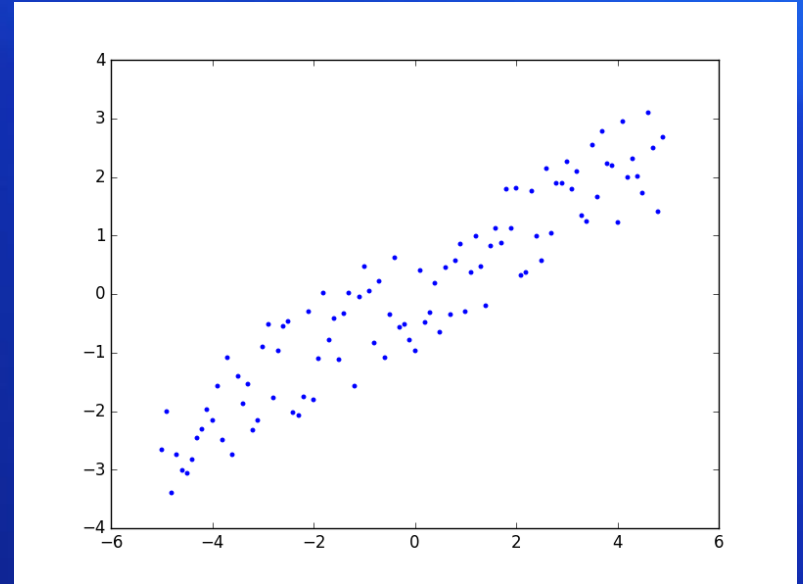
图像的特征: WxH RGB Pixels

$$C: R^n \rightarrow \{1, \dots, K\}$$

n 可能非常大! 1百万像素的图片, n=3百万

找规律+找方法

- Why?
 - Estimation
 - Forecasting
- How?
 - 目测
 - 2-3-4D
 - Limited
 - Dimension Reduction
 - 建模
 - 参数法 – Pre knowledge - Regression
 - 非参数法 – Intuition and Try and Try and Try...



最小二乘法

- 假设

$$y = f(x)$$

$$\hat{y}_i = f(x_i)$$

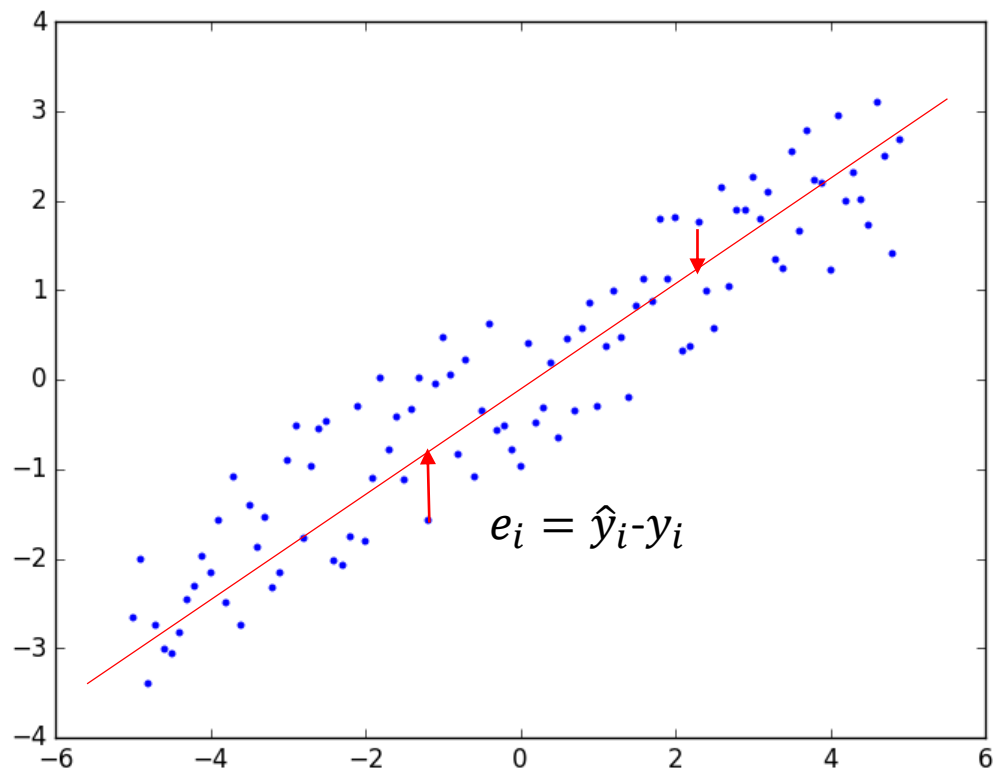
想法1

$$\mathcal{E} = \sum_{i=1}^N e_i^2$$

想法2

$$\mathcal{E} = \sum_{i=1}^N |e_i|$$

想法n



假设1

$$y = f(x) = ax + b$$

假设2

$$y = f(x) = ax^2 + bx + c$$

如果X的观察也不准确呢？

如果我们知道Y的观察比X的准1倍呢？

如何知道因该用几阶呢？

Maximum Likelihood

- 假设 $\vec{\theta}$, 使得

$$\hat{y}_i = f(x_i, \vec{\theta}) \sim N(y_i, \sigma)$$

$$P(\vec{Y} | \vec{X}, \vec{\theta})$$

实践是检验真理的唯一标准

- …坚持实践是检验真理的唯一标准,就是坚持马克思主义,坚持辩证唯物主义…详见《毛泽东选集》第5卷291页
- 理论具有重要指导意义
 - 上下限 - 少走弯路
 - 极限 - 理想与现实
 - 敏感性 - 抓住要矛盾



Homework

- 随机样本生成：针对以下3种不同的分布函数分别生成随机样本各 N 个，计算并画出直方图（用一幅图展示）。设置5个不同的 $N=10, 30, 100, 300, 1000$ 。
 - 均匀分布 $[-1, 1]$
 - 正态分布 $N(0, 1)$
 - 伯努利分布 $p=0.3$
- 用模拟的方法验证大数定律：对以上不同分布生成的随机样本分别求平均 $E(N)$ ，画出 $E(N)$ （用一幅图）
- 用模拟的方法验证中心极限定律：**自我设计**

Homework

- 玩转最小二乘法：针对以下3种真实模型（噪音 $\varepsilon \sim N(0,1)$ ， x 在 $[-3, 3]$ 均匀取 $N=100$ 个值，），采用3种最小二乘法模型(1次、2次和3次)，分别拟合，画出散点和拟合曲线（共9张图）
 - $Y = 2x + 1 + \varepsilon$
 - $Y = 0.01x^2 + 2x + 1 + \varepsilon$
 - $Y = 0.1e^{0.1x} + 2x + 1 + \varepsilon$
- 对 X 添加噪音 $\varepsilon \sim N(0,0.2)$,重复以上,观察结果变化。
- 添加（0，3）作为观察样本，重复以上,观察结果变化。
- 添加（4，0）作为观察样本，重复以上,观察结果变化。