

# 第一章 最优化简介

修贤超

<https://xianchaoxiu.github.io>

- 1.1 最优化问题概括
- 1.2 实例：稀疏优化
- 1.3 实例：深度学习
- 1.4 最优化的基本概念

# 最优化问题的一般形式

## ■ 最优化问题一般可以描述为

$$\begin{array}{ll}\min & f(x) \\ \text{s.t.} & x \in \mathcal{X}\end{array}\quad (1)$$

- $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top \in \mathbb{R}^n$  是**决策变量**
- $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  是**目标函数**
- $\mathcal{X} \subseteq \mathbb{R}^n$  是**约束集合或可行域**, 可行域包含的点称为**可行解或可行点**
- 当  $\mathcal{X} = \mathbb{R}^n$  时, 问题 (1) 称为**无约束优化问题**
- 集合  $\mathcal{X}$  通常可以由约束函数  $c_i(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, m + l$  表达为

$$\mathcal{X} = \{x \in \mathbb{R}^n \mid c_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m, \\ c_i(x) = 0, \quad i = m + 1, m + 2, \dots, m + l\}$$

# 最优化问题的一般形式

- 在所有满足约束条件的决策变量中，使目标函数取最小值的变量  $x^*$  称为优化问题 (1) 的**最优解**，即对任意  $x \in \mathcal{X}$  都有

$$f(x) \geq f(x^*)$$

- 如果求解目标函数  $f$  的最大值，则 “min” 应替换为 “max”
- 函数  $f$  的最小（最大）值不一定存在，但其下（上）确界总是存在的
- $x$  可以是矩阵、多维数组或张量等

# 最优化问题的类型

- **线性规划** 目标函数和约束函数均为线性函数的问题
- **整数规划** 变量只能取整数的问题
- **非线性规划** 目标函数和约束函数中至少有一个为非线性函数的问题
- **二次规划** 目标函数是二次函数而约束函数是线性函数的问题
- **半定规划** 极小化关于半正定矩阵的线性函数的问题
- **稀疏优化** 最优解只有少量非零元素的问题
- **非光滑优化** 包含非光滑函数的问题
- **低秩矩阵优化** 最优解是低秩矩阵的问题
- 鲁棒优化、组合优化、随机优化、零阶优化、流形优化、分布式优化等

- 1.1 最优化问题概括
- 1.2 实例：稀疏优化
- 1.3 实例：深度学习
- 1.4 最优化的基本概念

# 稀疏优化

- 给定  $b \in \mathbb{R}^m$ , 矩阵  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 且向量  $b$  的维数远小于向量  $x$  的维数, 即  $m \ll n$ . 考虑线性方程组求解问题

$$Ax = b$$

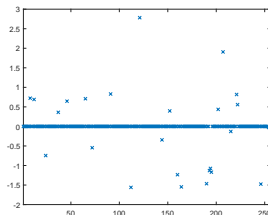
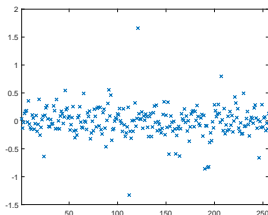
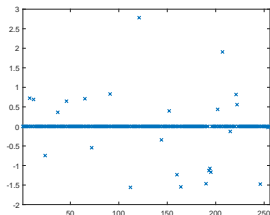
- 方程组欠定, 存在无穷多个解
- 原始信号中有较多的零元素, 即**稀疏解**
- **压缩感知 (compressive sensing)**, 即通过部分信息恢复全部信息的解决方案

$$(\ell_0) \begin{cases} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \|x\|_0 \\ \text{s.t.} & Ax = b \end{cases} \quad (\ell_2) \begin{cases} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \|x\|_2 \\ \text{s.t.} & Ax = b \end{cases} \quad (\ell_1) \begin{cases} \min_{x \in \mathbb{R}^n} & \|x\|_1 \\ \text{s.t.} & Ax = b \end{cases}$$

## ■ MATLAB 仿真

```
1 m = 128; n = 256;  
2 A = randn(m, n); u = sprandn(n, 1, 0.1);  
3 b = A * u;
```

■ 若  $A, b$  满足一定的条件, 向量  $u$  也是  $\ell_1$  范数优化问题的**唯一最优解**





## Compressed sensing

[DL Donoho](#) - IEEE Transactions on information theory, 2006 -  
[ieeexplore.ieee.org](http://ieeexplore.ieee.org)

Suppose  $x$  is an unknown vector in  $\mathbb{R}^m$  (a digital image or signal); we p  
measure  $n$  general linear functionals of  $x$  and then reconstruct. If  $x$  is know  
compressible by ...

☆ 被引用次数: 34750 相关文章 》》

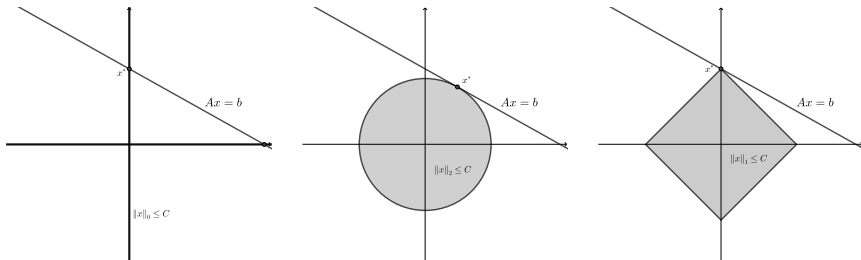
## Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information

[EJ Candès](#), [J Romberg](#), [T Tao](#) - IEEE Transactions on ..., 2006 - [ieeexplor](http://ieeexplor)

... to **Uncertainty Principles** From a certain point of view, our results are co  
the so-called **uncertainty principles** [4]... will be a novel **uncertainty principl**  
for generic sets , . . .

☆ 》》 引用 被引用次数: 19715 相关文章 所有 27 个版本 》》

## ■ 原点到仿射集 $Ax = b$ 的投影



■ 绝对值函数在零点处不可微，即**非光滑**

■  $A$  通常是稠密矩阵，甚至元素未知或者不能直接存储

- 考虑带  $\ell_1$  范数正则项的优化问题

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \mu \|x\|_1 \quad \text{s.t.} \quad Ax = b \quad (2)$$

$\Downarrow$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} \mu \|x\|_1 + \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 \quad (3)$$

- $\mu > 0$  是给定的正则化参数
  - 称为 LASSO (least absolute shrinkage and selection operator)
- 本课程大部分算法都将针对(2)和(3)给出

## Regression shrinkage and selection via the lasso

R Tibshirani - Journal of the Royal Statistical Society Series B ..., 1996  
- academic.oup.com

... methods for estimation of prediction error and the lasso shrinkage parameter. A Bayes model for the lasso is briefly mentioned in Section 5. We describe the coordinate descent algorithm in Section 6. ...

☆ 被引用次数: 60458 相关文章 ⇨

## The adaptive lasso and its oracle properties

H Zou - Journal of the American statistical association, 2006 - Taylor & Francis

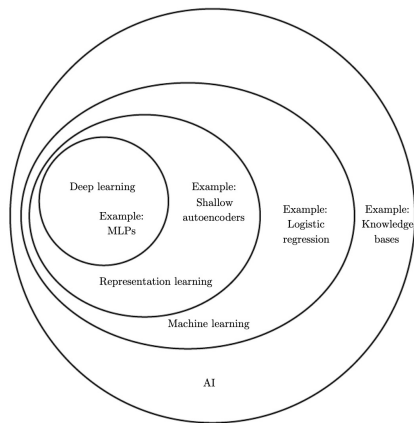
... for the lasso variable selection to ... lasso, called the adaptive lasso, adaptive weights are used for penalizing different coefficients in the l1 penalty. We show that the adaptive lasso ...

☆ 被引用次数: 8879 相关文章 ⇨

- 1.1 最优化问题概括
- 1.2 实例：稀疏优化
- 1.3 实例：深度学习
- 1.4 最优化的基本概念

# 深度学习

- 深度学习 (deep learning) 是机器学习的一个子领域
- 起源可以追溯至 20 世纪 40 年代, 雏形出现在控制论



## ■ 常见的激活函数类型

### □ Sigmoid 函数

$$t(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)}$$

### □ Heaviside 函数

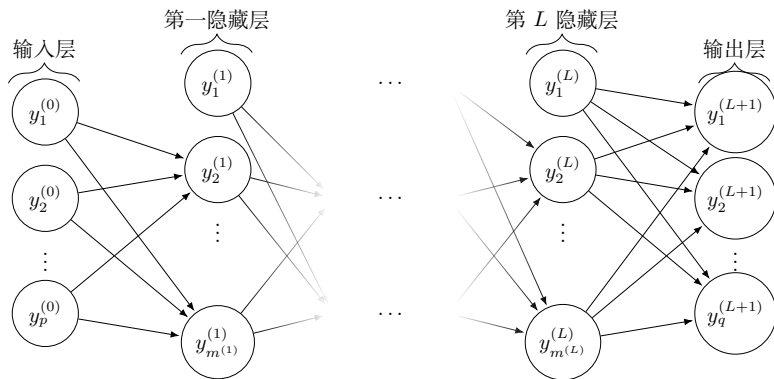
$$t(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}$$

### □ ReLU 函数

$$t(z) = \max\{0, z\}$$

# 多层感知机

- 多层感知机 (multi-layer perceptron, MLP) 也叫前馈神经网络
- 通过已有的信息或者知识来对未知事物进行预测

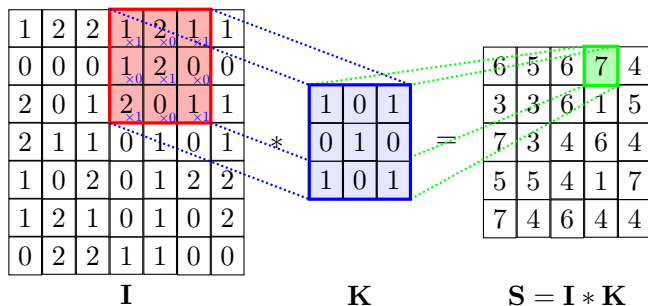




# 卷积神经网络

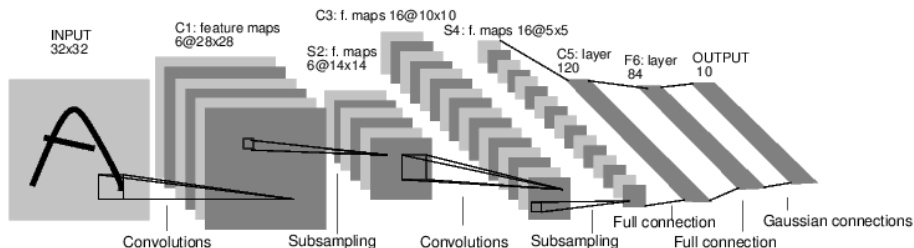
- 卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)
- 给定二维图像  $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$  和卷积核  $K \in \mathbb{R}^{k \times k}$ , 定义卷积操作  $S = I * K$ , 即

$$S_{i,j} = \langle I(i : i + k - 1, j : j + k - 1), K \rangle$$



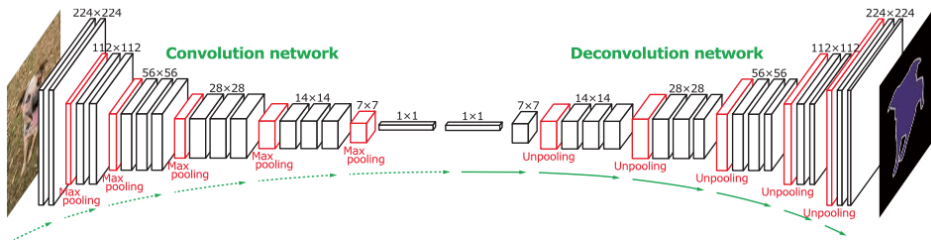
# 卷积神经网络

- LeCun 等人开创性的建立了数字分类的神经网络 LeNet-5，几家银行使用它来识别支票上的手写数字



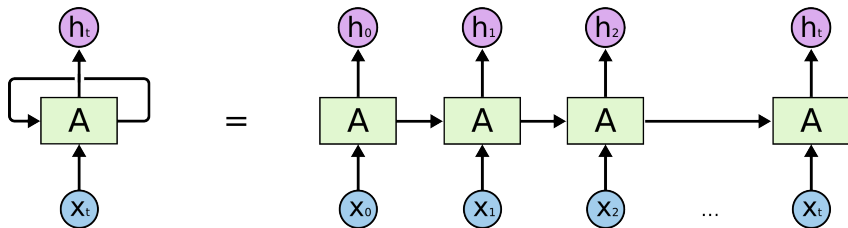
# 反卷积网络

- 生成网络是一种特殊的卷积网络，它使用转置卷积，也称为反卷积层



# 递归神经网络

- 递归神经网络 (recurrent neural networks, RNN) 建立在与前馈神经网络相同的计算单元上。RNN 不必分层组织, 并且允许定向循环。这样一来, 他们就可以拥有内部存储器, 从而可以处理顺序数据



## Imagenet classification with deep convolutional neural networks

[A Krizhevsky](#), [I Sutskever](#)... - Advances in neural ..., 2012 - proceedings.

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.3 million resolution images in the LSVRC-2010 **ImageNet** training set into the 1000 classes. On the ...

☆ 引用 被引用次数: 132672 相关文章 所有 98 个版本 HTML

## Deep residual learning for image recognition

[K He](#), [X Zhang](#), [S Ren](#), [J Sun](#) - Proceedings of the IEEE ..., 2016 - openaccess.thecvf.com

... **Deeper** neural networks are more difficult to train. We present a **res** framework to ease the training of networks that are substantially **deeper** used previously. ...

☆ 引用 被引用次数: 232781 相关文章 所有 65 个版本 HTML

## ■ 典型的数学模型

$$\min_{x \in \mathcal{W}} \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ell(f(a_i, x), b_i) + \mu \varphi(x)$$

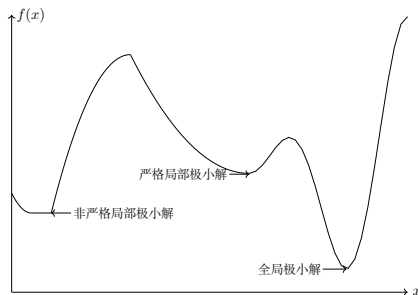
## ■ 随机梯度类算法

- pytorch/caffe2: adadelta, adagrad, adam, nesterov, rmsprop, YellowFin  
<https://github.com/pytorch/pytorch/tree/master/caffe2/sgd>
- pytorch/torch: sgd, asgd, adagrad, rmsprop, adadelta, adam, adamax  
<https://github.com/pytorch/pytorch/tree/master/torch/optim>
- tensorflow: Adadelta, AdagradDA, Adagrad, ProximalAdagrad, Ftrl, Momentum, adam, Momentum, CenteredRMSProp  
[https://github.com/tensorflow/tensorflow/blob/master/tensorflow/core/kernels/training\\_ops.cc](https://github.com/tensorflow/tensorflow/blob/master/tensorflow/core/kernels/training_ops.cc)

- 1.1 最优化问题概括
- 1.2 实例：稀疏优化
- 1.3 实例：深度学习
- 1.4 最优化的基本概念

# 全局和局部最优解

- 如果  $f(\bar{x}) \leq f(x), \forall x \in \mathcal{X}$ , 则称  $\bar{x}$  为**全局极小解**
- 如果存在  $N_\varepsilon(\bar{x})$  使得  $f(\bar{x}) \leq f(x), \forall x \in N_\varepsilon(\bar{x}) \cap \mathcal{X}$ , 则称  $\bar{x}$  为**局部极小解**
- 进一步, 如果有  $f(\bar{x}) < f(x), \forall x \in N_\varepsilon(\bar{x}) \cap \mathcal{X}$  且  $x \neq \bar{x}$  成立, 则称  $\bar{x}$  为**严格局部极小解**





# 收敛性

- 给定初始点  $x^0$ , 记算法迭代产生的点列为  $\{x^k\}$ . 如果  $\{x^k\}$  在某种范数  $\|\cdot\|$  的意义下满足

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|x^k - x^*\| = 0$$

且收敛的点  $x^*$  为一个局部 (全局) 极小解, 则称该算法依点列收敛到局部 (全局) 极小解

- 如果从任意初始点  $x^0$  出发, 算法都是依点列收敛到局部 (全局) 极小解的, 则称该算法全局依点列收敛到局部 (全局) 极小解
- 记对应的函数值序列  $\{f(x^k)\}$ , 则称该算法 (全局) 依函数值收敛到局部 (全局) 极小值

# 收敛准则

- 对于无约束优化问题，常用的收敛准则有

$$\frac{f(x^k) - f^*}{\max\{|f^*|, 1\}} \leq \varepsilon_1, \quad \|\nabla f(x^k)\| \leq \varepsilon_2$$

如果最优解未知，通常使用相对误差

$$\frac{\|x^{k+1} - x^k\|}{\max\{\|x^k\|, 1\}} \leq \varepsilon_3, \quad \frac{|f(x^{k+1}) - f(x^k)|}{\max\{|f(x^k)|, 1\}} \leq \varepsilon_4$$

- 对于约束优化问题，还需要考虑约束违反度

$$c_i(x^k) \leq \varepsilon_5, \quad i = 1, 2, \dots, m$$
$$|c_i(x^k)| \leq \varepsilon_6, \quad i = m + 1, m + 2, \dots, m + l$$

- Q-线性收敛 若对充分大的  $k$  有

$$\frac{\|x^{k+1} - x^*\|}{\|x^k - x^*\|} \leq a, \quad a \in (0, 1)$$

- Q-次线性收敛 若

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x^{k+1} - x^*\|}{\|x^k - x^*\|} = 1$$

- Q-超线性收敛 若

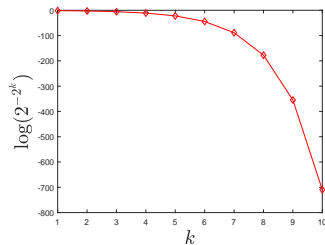
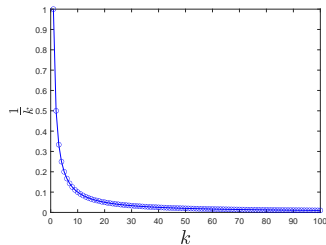
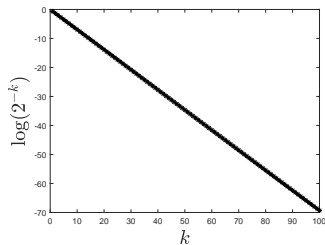
$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x^{k+1} - x^*\|}{\|x^k - x^*\|} = 0$$

# 渐进收敛速度

- **Q-二次收敛** 若对充分大的  $k$  有

$$\frac{\|x^{k+1} - x^*\|}{\|x^k - x^*\|^2} \leq a, \quad a > 0$$

- 一般来说, 选择 Q-超线性收敛速度和 Q-二次收敛速度的算法



*Q&A*

*Thank you!*

感谢您的聆听和反馈