



中山大學
SUN YAT-SEN UNIVERSITY

阵列信号处理 第六讲

授课教师：段克清

授课单位：电子与通信工程学院

电子邮箱：duankq@mail.sysu.edu.cn

联系电话：xxxxxxx（同微信）



本次课内容

1. 压缩感知
2. 稀疏表示/ 稀疏恢复法
3. 深度学习法



本次课内容

1. 压缩感知
2. 稀疏表示/ 稀疏恢复法
3. 深度学习法



什么是压缩感知 (CS) ?

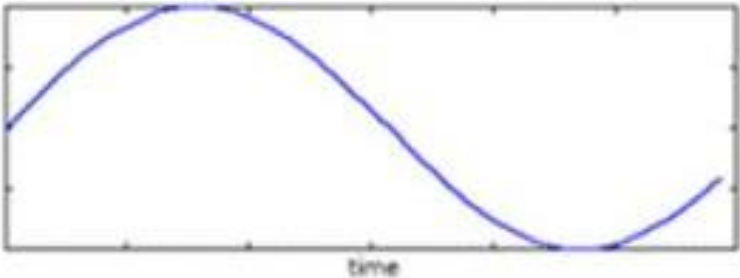
- Compressed Sensing **or** Compressed Sampling;
- 更为贴切的名称: “压缩采样” ;
- 本质是在采样过程中完成了数据压缩。

注: 本部分讲解采用了知乎作者“咚咚咚咚咚”文章《形象易懂讲解算法—压缩感知》部分内容。



模拟信号采样?

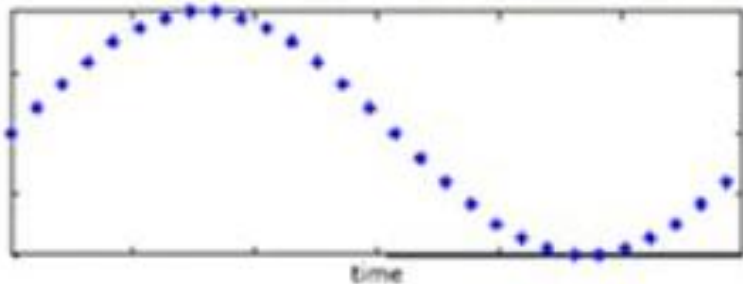
模拟信号



采样

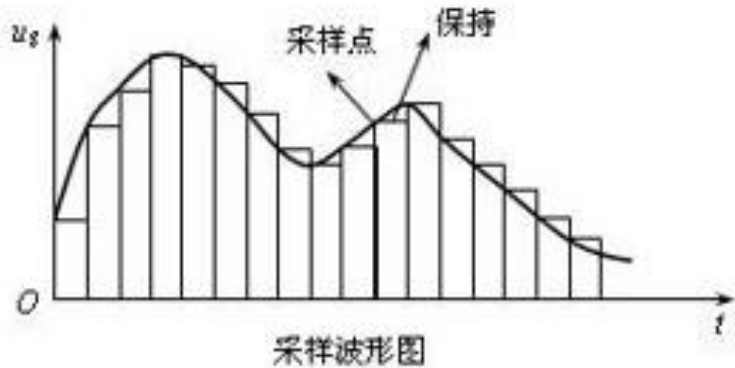


数字信号



问题

用多大的采样频率？





奈奎斯特采样定理



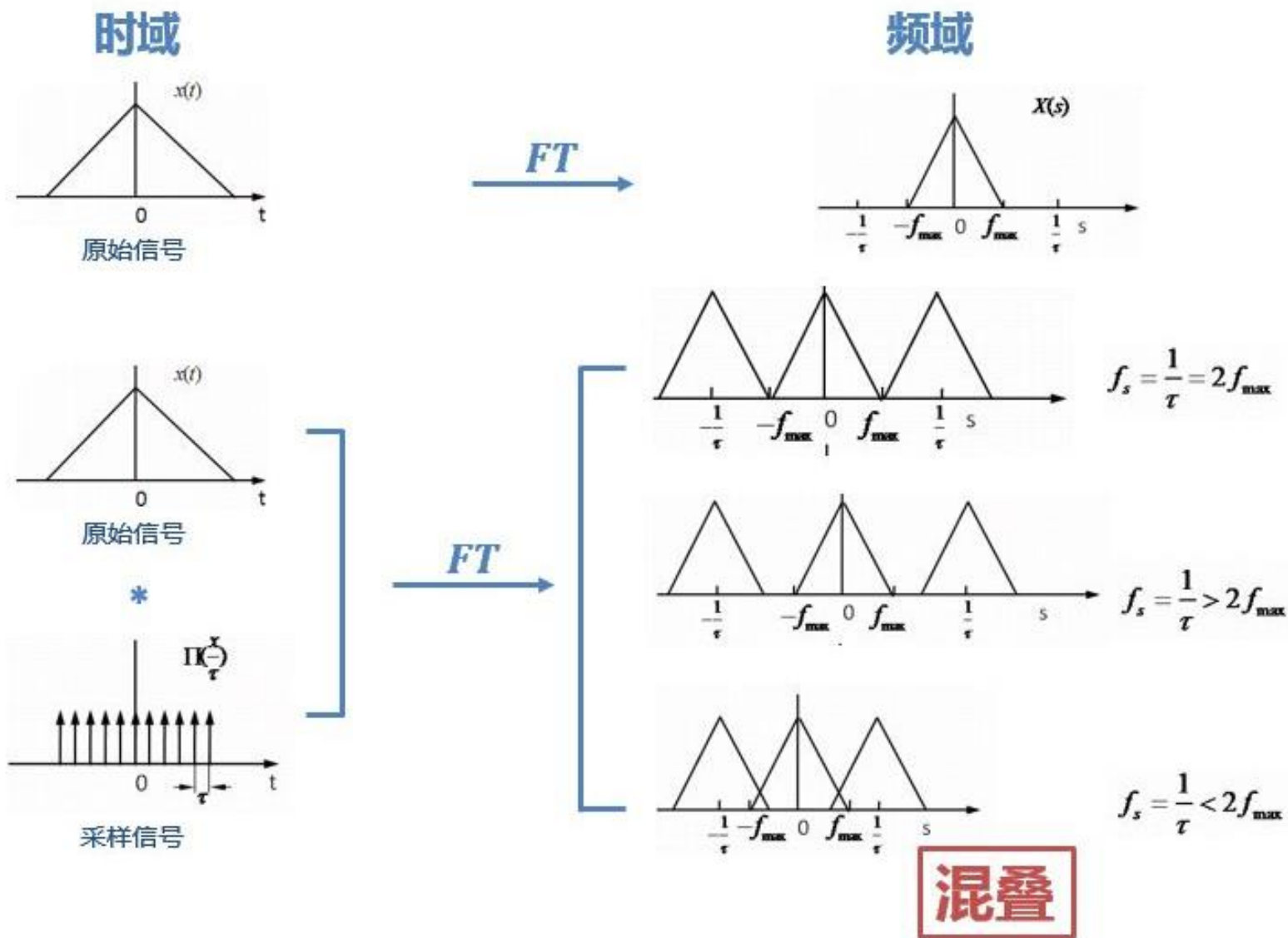
奈奎斯特, H.

1889-1976

如采样后数字信号完整保留原始信号
中信息，采样频率必须**大于信号中最
高频率 2 倍！**

为什么是这样？

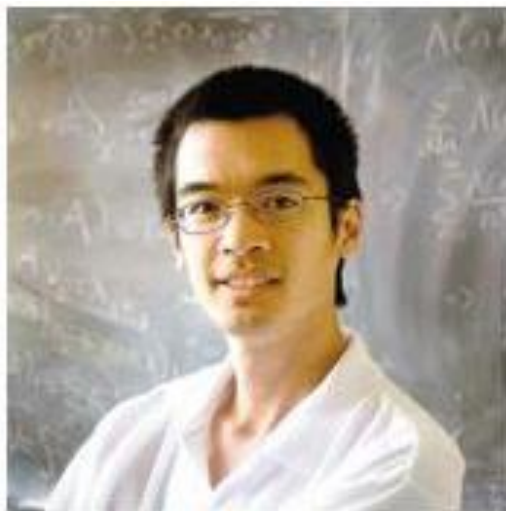
- 时域以 τ 为间隔采样，频域以 $1/\tau$ 为周期发生周期延拓。
- 为避免混叠，要保证采样率高于两倍信号最高频率。





一定要如此吗？

2004年，几位大牛证明“如果信号是稀疏的，那么它可以由远低于采样定理要求的采样点恢复信号”，并于2006年正式提出了“压缩感知”这个概念。



陶哲轩



Emmanuel Candes



David Donoho



人物简介:

- ✓ 普利斯顿大学本科，哈佛大学博士
- ✓ 美国斯坦福大学统计学资深教授
- ✓ 研究领域：多维数据的高效降维、小波在降噪方面的应用、优化算法
- ✓ 美国人文与科学学院院士、美国工业与应用数学学会院士、法国科学院外籍院士及美国国家科学院院士
- ✓ 2018年高斯奖获得者，以表彰“在信号处理的教学、统计和计算分析方面做出的基本贡献”



David Donoho

大卫·多诺霍



- ✓ 法国人
- ✓ 博士毕业于斯坦福大学
- ✓ 脊波 (ridgelet) 变换和曲波 (curvelet) 变换创始人
- ✓ 研究领域：数学分析、优化算法、统计估测、医疗影像科学信号处理
- ✓ 目前工作：斯坦福大学数学与统计专业和电子工程系
荣誉教授、计算数学领域教授
- ✓ 美国国家科学院院士

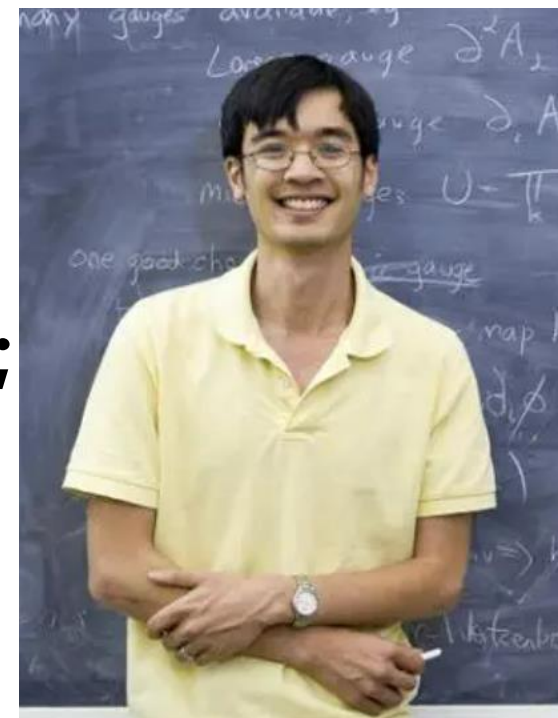


Emmanuel Candes

艾曼纽·坎德斯



- ✓ 澳籍华裔
- ✓ 7岁读高中，9岁入福林德斯大学，10岁、11岁和12岁分别获国际数学奥林匹亚竞赛铜、银、金牌
- ✓ 16岁学士学位，17岁硕士学位，21岁普林斯顿博士学位；
- ✓ 24岁UCLA数学系终身教授，31岁菲尔兹奖；
- ✓ 英国皇家学会院士、美国国家科学院外籍院士、美国艺术与科学学院院士；
- ✓ 研究方向包括：调和分析、偏微分方程、组合数学、解析数论等



陶哲轩



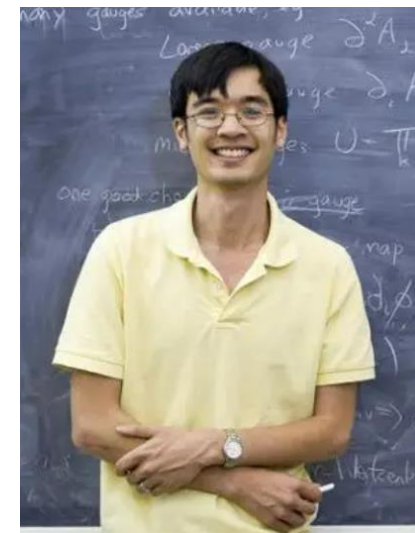
Emmanuel Candes

学生



David Donoho

曾经同事



陶哲轩



Justin Romberg

学生



发现过程

- ✓ 2004年2月某天, Candès 午休时尝试用 l_1 范数将严重失真的医学图像处理下, 只期望能变得清晰些, 但意外发现即使残缺的采样数据竟然可重建出毫无缺陷的图像, 与原图无任何差别;
- ✓ 就像 “你给我十位银行账号前三位, 我能猜出接下来的七位数字” ;
- ✓ Candès 百思不得其解, 尝试在不同模型图像上重新实验, 结果都非常好;



- ✓ Candes去幼儿园接孩子，刚好遇到陶哲轩也去接孩子；
- ✓ 在等待过程中 Candes 高速陶哲轩目前遇到的困难（无法解释），陶哲轩思考后用数学证明了现象；
- ✓ 同时Donoho也同步在研究这个有趣问题，提出了压缩感知理论。



代表性论文:

- [1] D. L. Donoho, **Compressed sensing**, IEEE Transactions on Information Theory, **2006**: 52(4), 1289-1306.
- [2] E. J. Candès, J. Romberg, and T. Tao, **Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information**. IEEE Transactions on Information Theory, **2006**: 52(2), 489-509.



等间隔采样 → 随机采样?

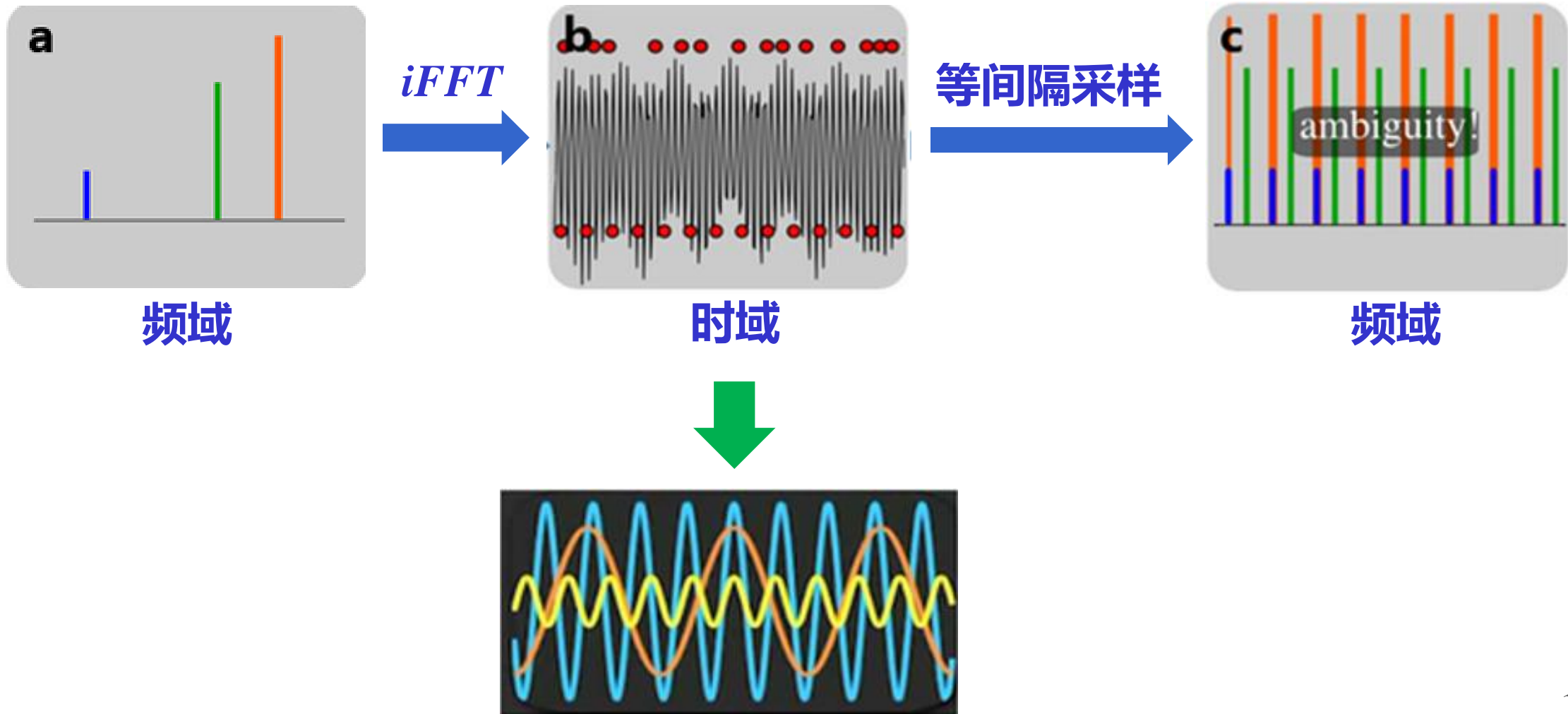
“采样频率必须大于信号中最高频率的 2 倍” —— Nyquist

采样频率 $\xrightarrow{\text{意味着}}$ 等间隔采样

- 等间隔采样，频率将以 $1/\tau$ 为周期延拓，采样率低必然引起混叠。
- 如果是**不等间隔采样**呢？
- 如果是**随机采样**呢？

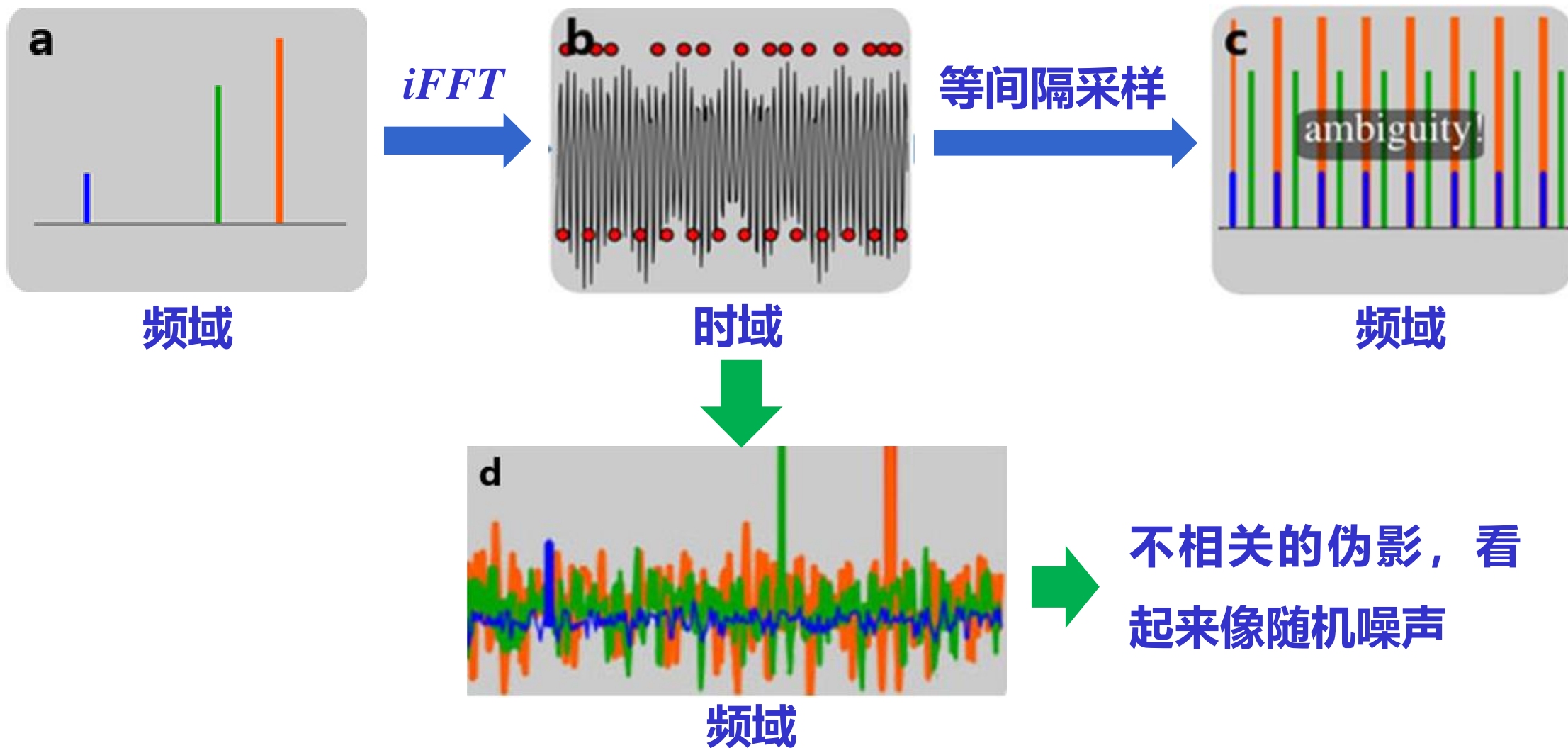


等间隔亚采样模糊问题

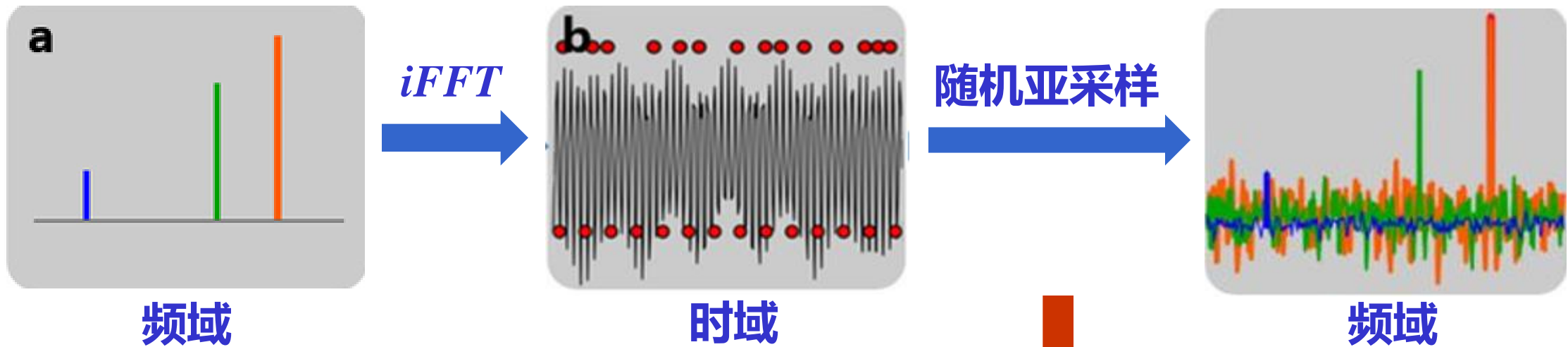




随机亚采样频域结果



压缩感知能完美恢复信号的前提条件



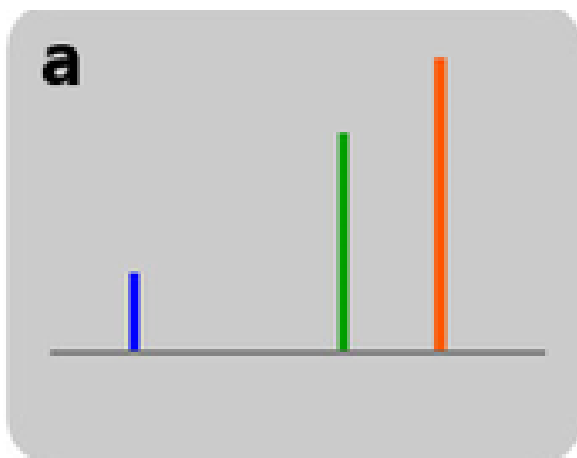
1. 信号在频域稀疏

2. 随机亚采样

CS两大前提条件：信号稀疏性（sparsity）和观测矩阵不相关性（incoherence）



前提条件 1 — 稀疏性



信号在频域是稀疏的

如果信号在某个域中非零点远远小于信号总点数，则信号在该域中是稀疏的。

x



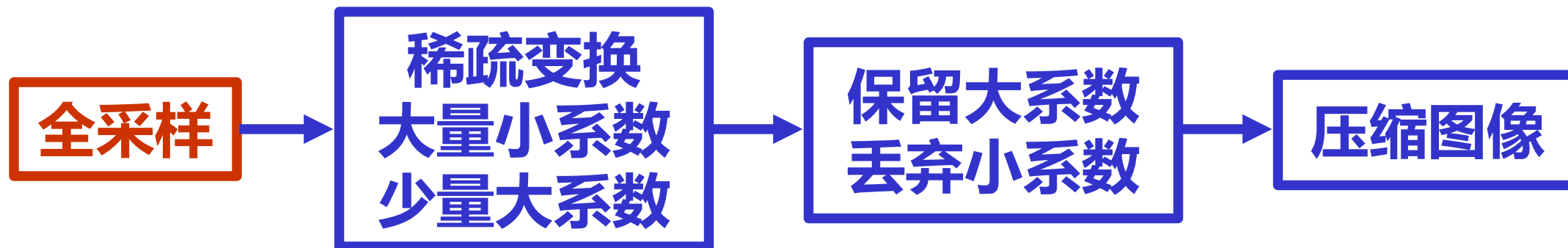
典型一维稀疏信号，只有少量非零项



图像压缩与压缩感知区别

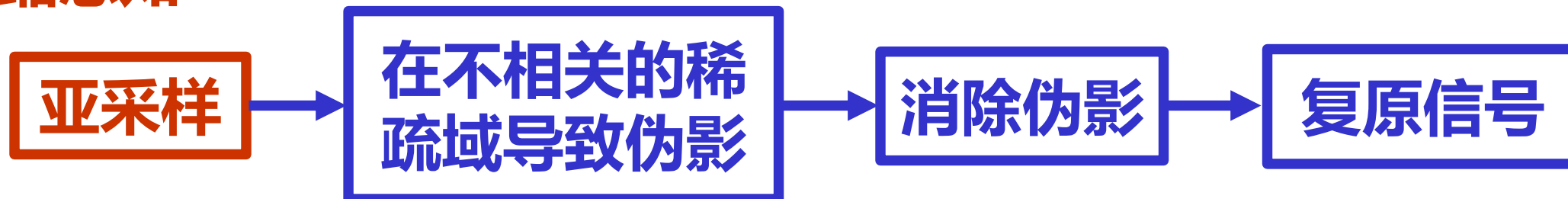
图像压缩

如JPEG-2000 小波变换 压缩至6.9%

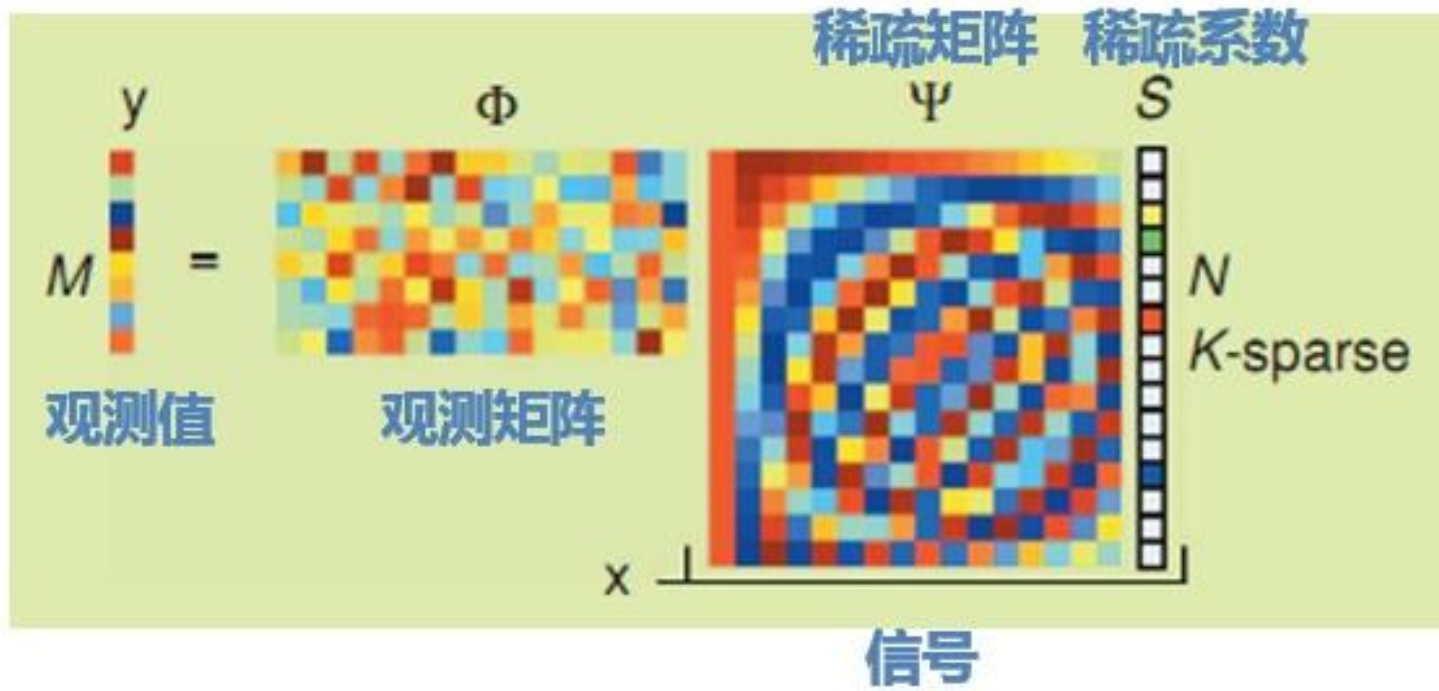


压缩感知原动力问题：既然全采样了还要再丢弃，我们为什么不直接少采样一些点？

压缩感知



压缩感知数学表达



$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s}$$

x: 信号

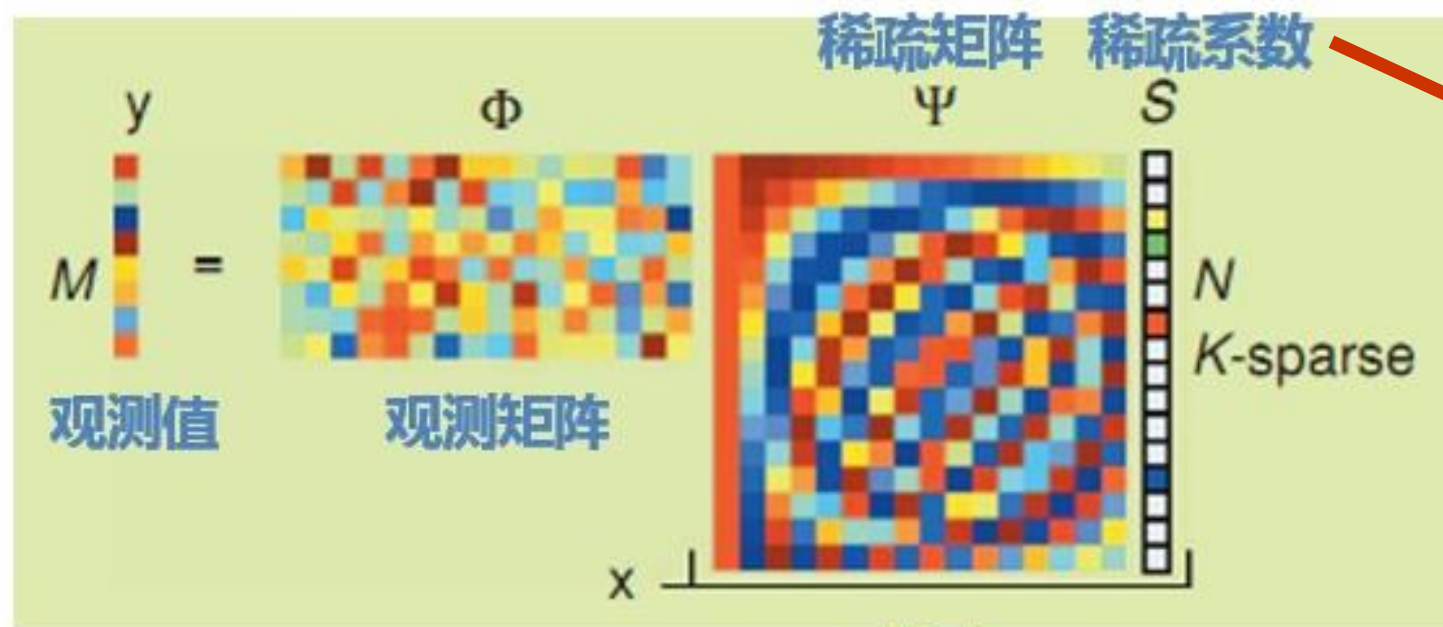
Φ : 观测矩阵

y: 观测值

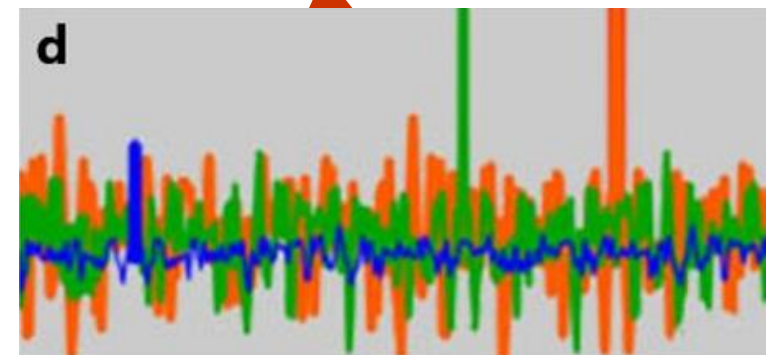
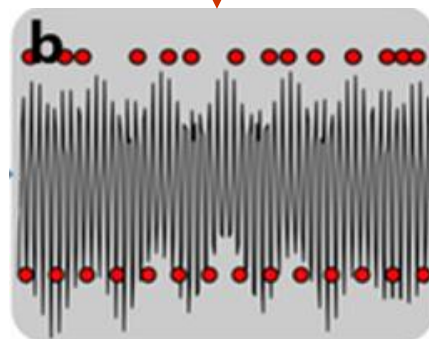
- 观测矩阵 Φ 将高维信号 \mathbf{x} 投影到低维空间
- 对 \mathbf{x} 在 Ψ 稀疏基上进行稀疏表示, $\mathbf{x} = \Psi\mathbf{s}$
- Ψ 为稀疏基矩阵, \mathbf{s} 为稀疏系数



压缩感知数学表达



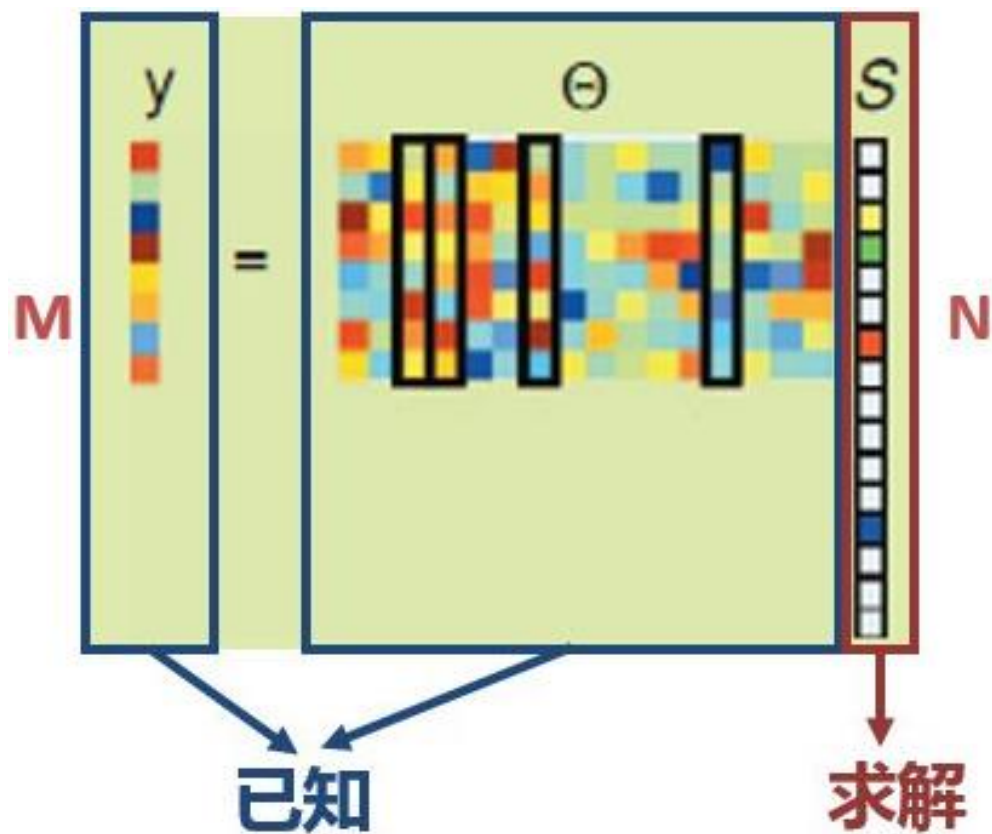
信号





压缩感知数学表达

$$y = \Phi \Psi s = \Theta s, \Theta \text{ 称为传感矩阵}$$



观测值 y 和传感矩阵 A $\rightarrow s$

若 $M = N$, 则可轻松由 y 解出 s
而 $M < N$, 可根据 s 的稀疏性求解

求出 s 后, 由 $x = \Psi s$ 可恢复原信号。



前提条件 2 — 不相关

为什么之前提到，采样随机亚采样才能实现信号的恢复？



陶哲轩和Candès于2005年给出精确要求：

观测矩阵 Φ 赢满足约束等距条件

(Restricted Isometry Property, RIP)



$$(1 - \delta_k) \|c\|_2^2 \leq \|\Phi c\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|c\|_2^2$$



Baraniuk证明:

RIP的等价条件是观测矩阵和稀疏表示基**不相关** (incoherent)



$$y = \Phi \Psi s$$



相关性定义: $\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{n} \max_{1 \leq k, j \leq n} \left| \langle \varphi_k, \psi_j \rangle \right|$

μ 的范围: $\mu(\Phi, \Psi) \in [1, \sqrt{n}]$



陶哲轩和Candès证明:

独立同分布的**高斯随机测量矩阵**可以成为普适的压缩感知观测矩阵。

压缩感知总结:

如果一个信号在某个**变换域是稀疏的**，那么可用一个**与变换基不相关观测矩阵**将变换所得高维信号投影到一个低维空间上，然后通过**求解一个优化问题**可从这些少量投影中以高概率重构出信号。



压缩感知历史及意义:

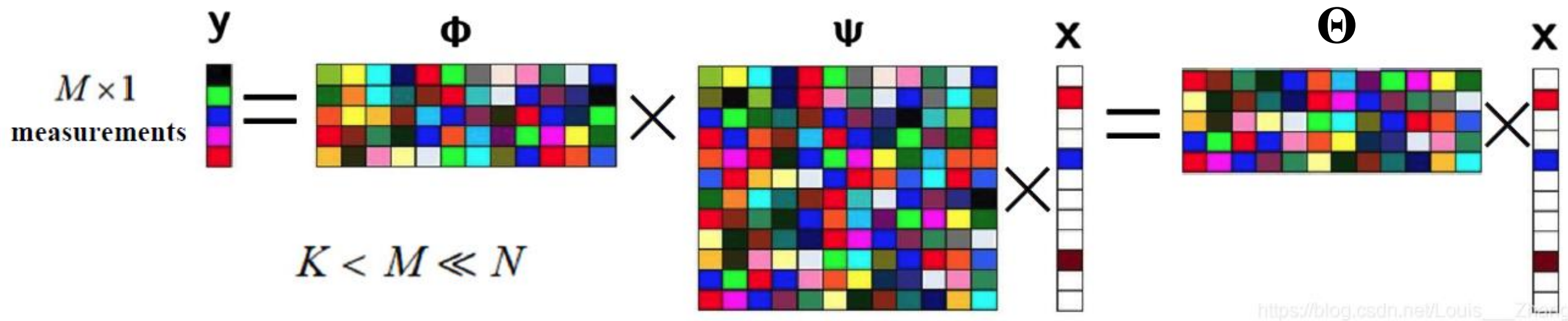
- 2007年, 由D.Donoho (美国科学院院士)、E. Candès (Ridgelet脊波、Curvelet曲波创始人) 及华裔科学家陶哲轩 (2006年/31岁菲尔兹奖获得者) 提出;
- 广泛应用于信息论、信号/图像处理、医疗成像、模式识别、地质勘探、光学/雷达成像、无线通信、人工智能、自动控制等领域;
- 2007年被美国科技评论评为当年度十大科技进展。



压缩感知实现步骤总结:

第一步: 压缩采样

$$y = \Phi \Psi x = \Theta x$$



https://blog.csdn.net/Louis_Zheng

第二步: 信号重构

L_0 范数 $\|x\|_0$ 是向量 x 的非零元素个数。

$$\min_x \|x\|_0 \quad s.t. \quad y = \Theta x$$



经典重构方法

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0$$

$$s.t. \mathbf{y} = \Theta \mathbf{x}$$

1. 基于 l_0 范数的贪婪算法

- 匹配追踪 (MP)
- 正交匹配追踪 (OMP)
- 正则化OMP (ROMP)
- 压缩采样匹配追踪 (CoSaMP)
-

2. 基于 l_1 范数的凸松弛算法

- 基追踪算法 (BP)
- 基追踪降噪 (BPDN)
- 近似消息传递 (AMP)
- 迭代软阈值 (ISTA)
-

2. 迭代硬阈值类算法

- 迭代硬阈值 (IHT)
- 正则化迭代硬阈值 (NIHT)
- 共轭梯度迭代硬阈值 (AIHT)
- 基于回溯的迭代硬阈值 (BIHT)
-

4. 非凸优化类算法

- 贝叶斯压缩感知 (BCS)
- 迭代加权最小二乘 (IRLS)
- 欠定系统聚焦 (FOCUSS)
-



本次课内容

1. 压缩感知
2. 稀疏表示/ 稀疏恢复法
3. 深度学习法



稀疏表示 (Sparse Representation) or 稀疏恢复 (Sparse Recovery)

假设有一信号向量 $y \in R^m$, 以及它的 m 个正交基向量 $\mathbf{a}_i, i = 1, 2, \dots, m$

这些正交基的集合称为**完备正交基**。此时, 可将向量 y 分解如下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \sum_{i=1}^m x_i \mathbf{a}_i$$



假设将向量 $y \in \mathbb{R}^m$ 分解为 n 个 m 维向量 $\mathbf{a}_i \in \mathbb{R}^{m \times 1}, i = 1, 2, \dots, n$ 的线性组合（注意： $m < n$ ），则可表示为：

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{a}_i$$

- 因为 $m < n$ ，所以 \mathbf{A} 中列向量 \mathbf{a}_i 不可能是正交基集合。为了与基区别，这些列向量 \mathbf{a}_i 通常称为原子。
- 由于原子个数远大于 \mathbb{R}^m 向量空间的维数，因此这些原子的集合是过完备集，相应地矩阵 \mathbf{A} 称为字典或库。



$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{a}_i \quad \mathbf{y} \in \mathbb{R}^{m \times 1}, \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$$

问题：

\mathbf{y} 为已知观测数据， \mathbf{A} 为与阵列流形有关的字典，求稀疏系数 \mathbf{x} 。

求解思路：

方程为欠定方程，存在无穷多解 \mathbf{x} ，因此我们可从这无穷组解中找到一个最稀疏向量。

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0$$



$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0$$

实际中，观测数据存在噪声

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n}$$

优化问题变为：

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \quad s.t. \quad \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\| < \varepsilon$$

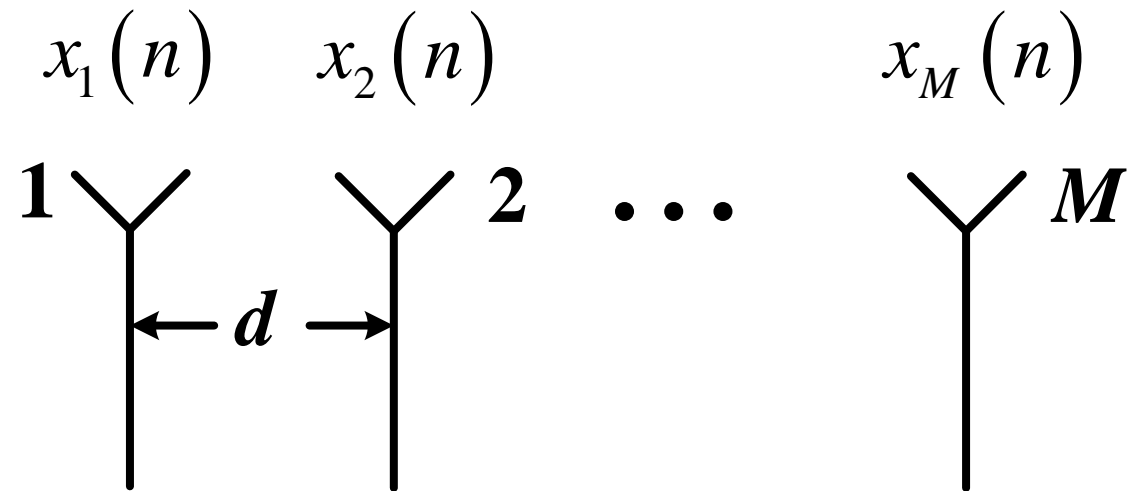
求解出稀疏向量 \mathbf{x} 后，可以说得到了观测数据 \mathbf{y} 相对于字典 \mathbf{A} 的稀疏表示。



稀疏表示用于 DOA 数学模型

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{s}(n) + \mathbf{n}(n) \quad n = 1, 2, \dots, N$$

其中, $\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(\theta_P)]$





由于不知道目标来向，我们将 $A(\theta)$ 中 θ 取值由 $-90^\circ \sim 90^\circ$ 按照一定间隔均匀划分 K 份，且 $K \gg M$ ，此时有

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad \mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2) \quad \cdots \quad \mathbf{a}(\theta_K)]$$

其中， $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为阵列接收数据；

$\mathbf{A}(\theta) \in \mathbb{C}^{M \times K}$ 为字典；

$\mathbf{s} = [s_1 \quad s_2 \quad \cdots \quad s_K]^T \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ 为稀疏系数；



$$\mathbf{x} = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{s} + \mathbf{n}$$

$$\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$$

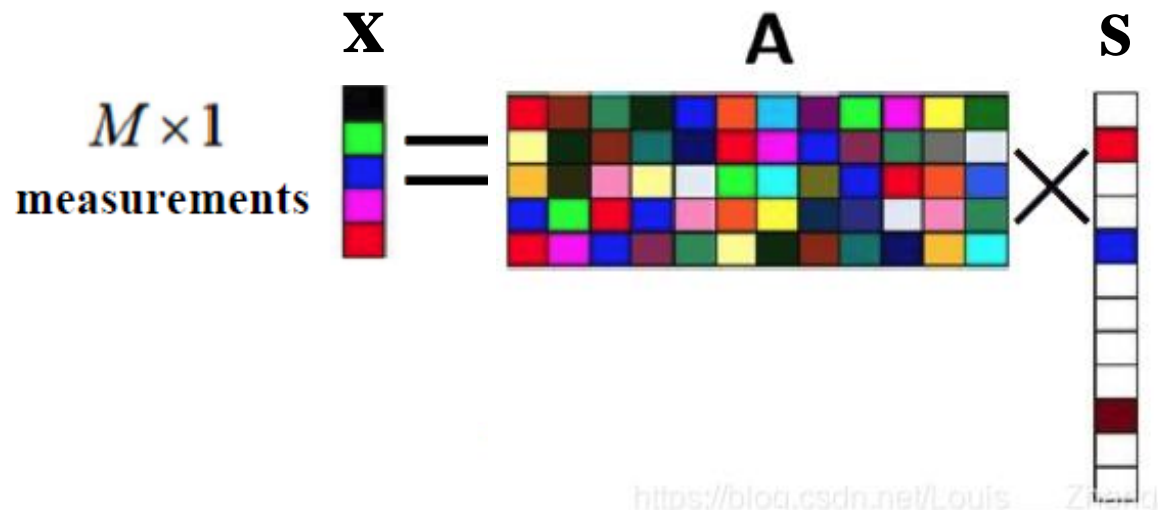
$$\mathbf{A}(\theta) \in \mathbb{C}^{M \times K}$$

$$\mathbf{s} = [s_1 \quad s_2 \quad \cdots \quad s_K]^T \in \mathbb{R}^{K \times 1}$$

在字典 \mathbf{A} 下求取稀疏系数 \mathbf{s} 即可得到目标来向信息。

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0$$

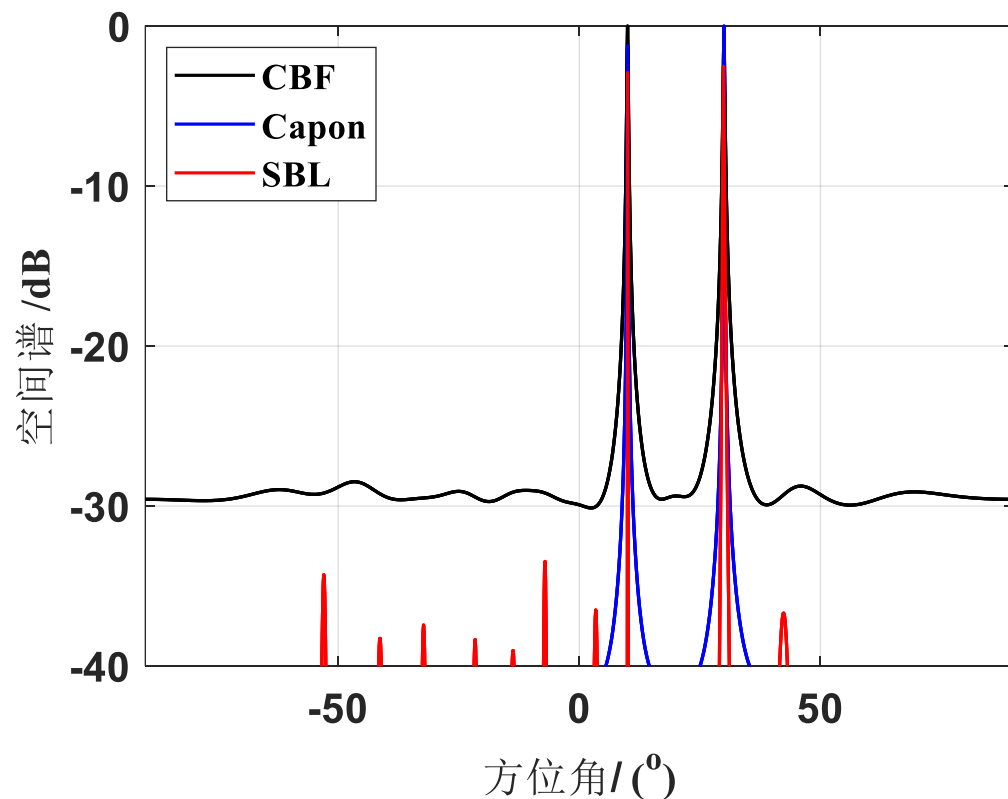
$$s.t. \|\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}\| < \varepsilon$$



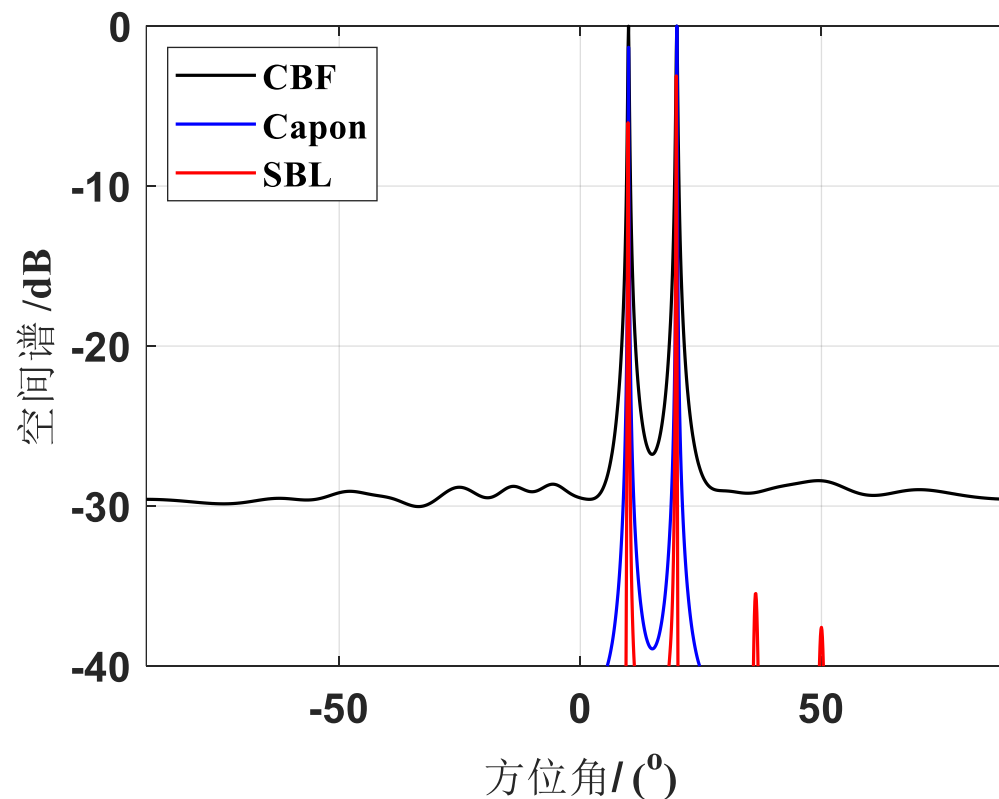


采用稀疏贝叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL) 方法

空间谱估计结果如下:



目标来向 $[10^\circ, 30^\circ]$



目标来向 $[10^\circ, 20^\circ]$



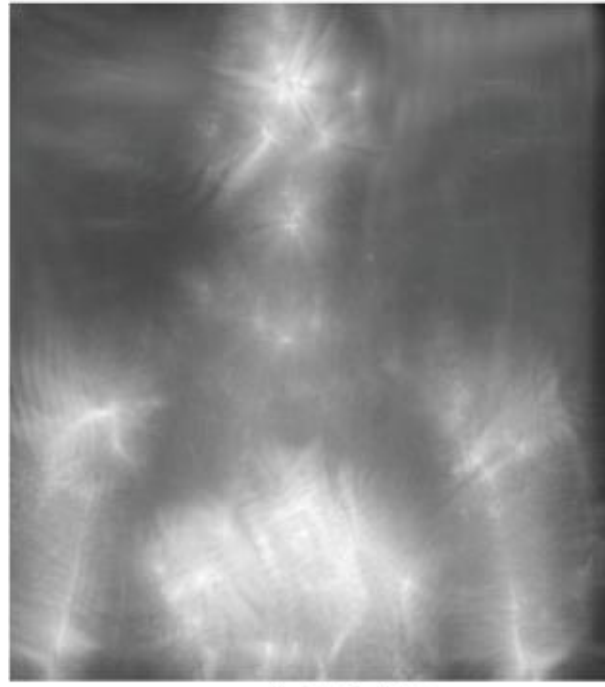
压缩感知/稀疏恢复其他应用情况



(a) 目标光学图像



(b) 200均匀频点结果



(d) 20均匀频点结果



(c) 20随机频点结果

人体安检三维稀疏太赫兹快速成像

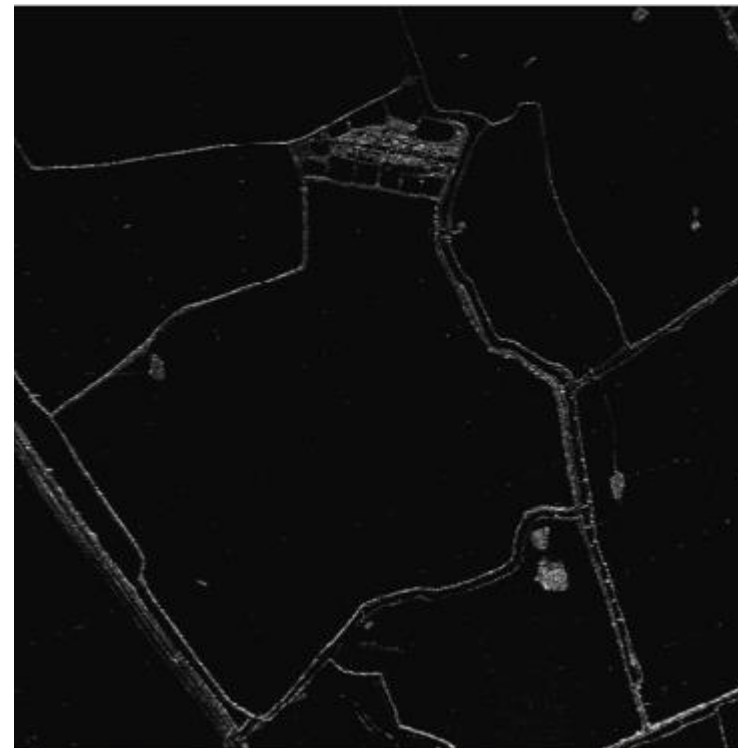
雷达稀疏成像



盐田光学图像



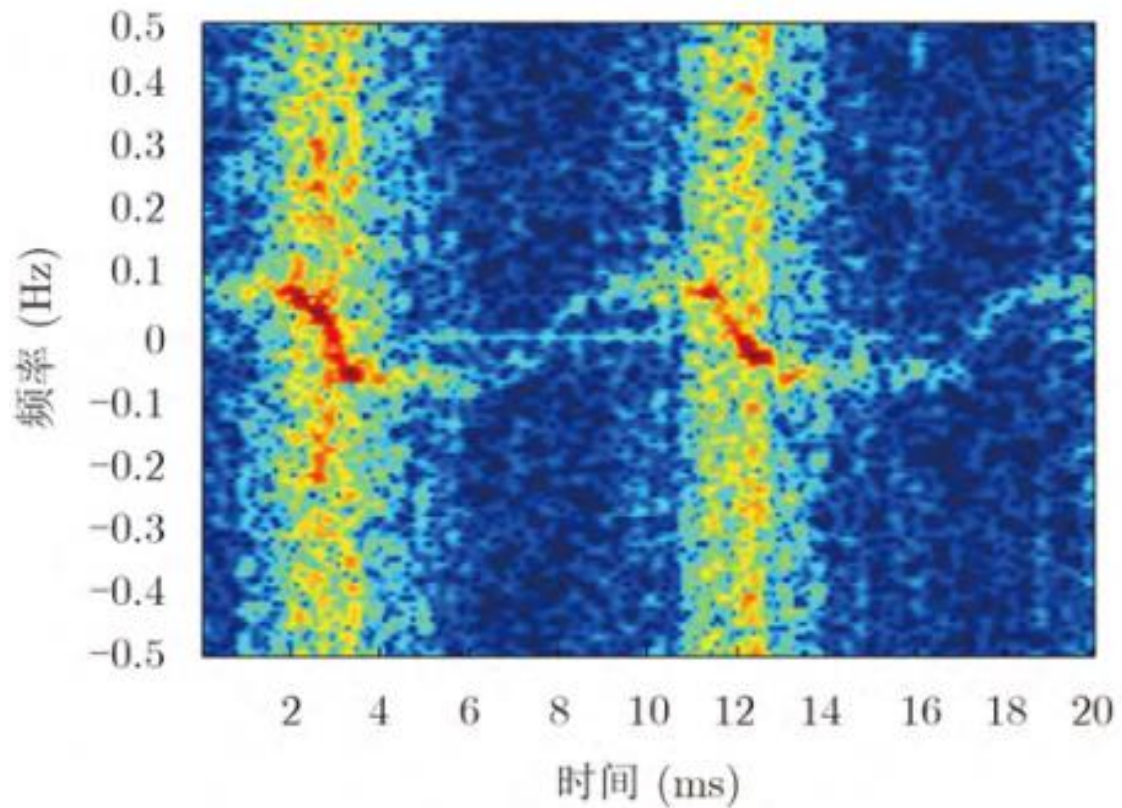
均匀降采样重建
(失败)



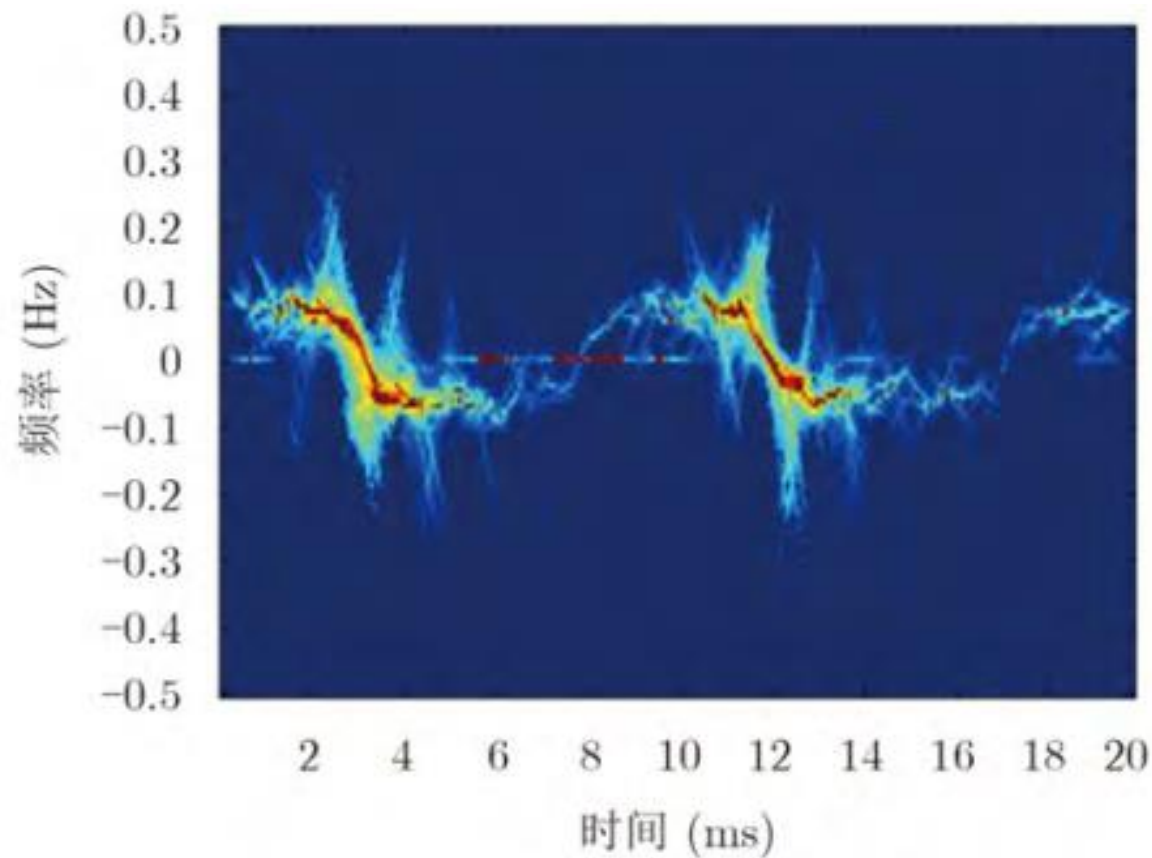
随机抖动采样重建
(良好)



时频分析



传统时频分析



稀疏时频分析



近五年我们在稀疏恢复领域的一些工作:

- [1] **Keqing Duan**, Zetao Wang, Wenchong Xie, Hui Chen, Yongliang Wang. Sparsity-based STAP algorithm with multiple measurement vectors via sparse Bayesian learning strategy for airborne radar[J], IET Signal Processing, 2017, 11(5): 544-553.
- [2] **Keqing Duan**, Weijian Liu, Guangqing Duan, Yongliang Wang. Off-grid effects mitigation exploiting knowledge of the clutter ridge for sparse recovery STAP[J], IET Radar Sonar & Navigation, 2018, 12(5): 557-564.
- [3] **Keqing Duan**, Huadong Yuan, Hong Xu, Weijian Liu, Yongliang Wang. Sparsity-based non-stationary clutter suppression technique for airborne radar[J], IEEE ACCESS, 2018, 6:56162-56169.
- [4] Zetao Wang, Yongliang Wang, **Keqing Duan**, Wenchong Xie. Subspace-augmented clutter suppression technique for STAP radar[J], IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 462-466.
- [5] Zetao Wang, Wenchong Xie, **Keqing Duan**, Yongliang Wang. Clutter suppression algorithm based on fast converging sparse Bayesian learning for airborne radar, Signal Processing[J], 2017, 130:159–168.
- [6] Zetao Wang, Yongliang Wang, Fei Gao, **Keqing Duan**. Clutter nulling STAP algorithm based on sparse representation for airborne radar[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(1):177-184.
- [7] Huadong Yuan, Hong Xu, **Keqing Duan**, Wenchong Xie, Weijian Liu, Yongliang Wang. Sparse Bayesian learning-based space-Time adaptive processing with off-grid self-calibration for airborne radar[J], IEEE ACCESS, 2018, 6: 47296-47307.



- [8] Huadong Yuan, Hong Xu, **Keqing Duan***, Wenchong Xie, Yongliang Wang. Cross-spectral metric smoothing-based GIP for space-time adaptive processing[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(9): 1388-1392.
- [9] 段克清, 袁华东, 许红, 谢文冲, 王永良. 稀疏恢复空时自适应处理技术研究综述[J]. 电子学报, 2019, 47(3): 748-756.
- [10] 崔宁, 行坤, 段克清*, 喻忠军*. 基于张量结构的快速三维稀疏贝叶斯学习STAP方法[J]. 雷达学报, 2021, 10(6): 920-927.
- [11] Ning Cui, Kun Xing, **Keqing Duan***, Zhongjun Yu*. Knowledge-aided block sparse Bayesian learning STAP for phased-array MIMO airborne radar[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2021, DOI: 10.1049/rsn2.12152.
- [12] Xiang Li, Xingjia Yang, Yugang Wang, **Keqing Duan***. Gridless sparse clutter nulling STAP based on particle swarm optimization[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, DOI: 10.1109/LGRS.2022.3158059.
- [13] Ning Cui, Kun Xing, Zhongjun Yu, **Keqing Duan***. Tensor-Based Sparse Recovery Space-Time Adaptive Processing for Large Size Data Clutter Suppression in Airborne Radar [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, DOI: 10.1109/TAES. 2022. 3192223.



本次课内容

1. 压缩感知
2. 稀疏表示/ 稀疏恢复法
3. 深度学习法



传统优化问题:
$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{x} - \Phi \mathbf{a}\|_2^2$$

传统方法利用最小二乘求解病态逆问题，等效于对最小二乘估计中的**不可逆或不稳定部分**进行了近似处理，因此成像结果具有一定的主瓣宽度和较高旁瓣。

杨俊刚. 利用稀疏信息的正则化雷达成像理论与方法研究[D].
长沙: 国防科技大学, 2013.



稀疏恢复优化问题：
$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{x} - \Phi \mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1$$

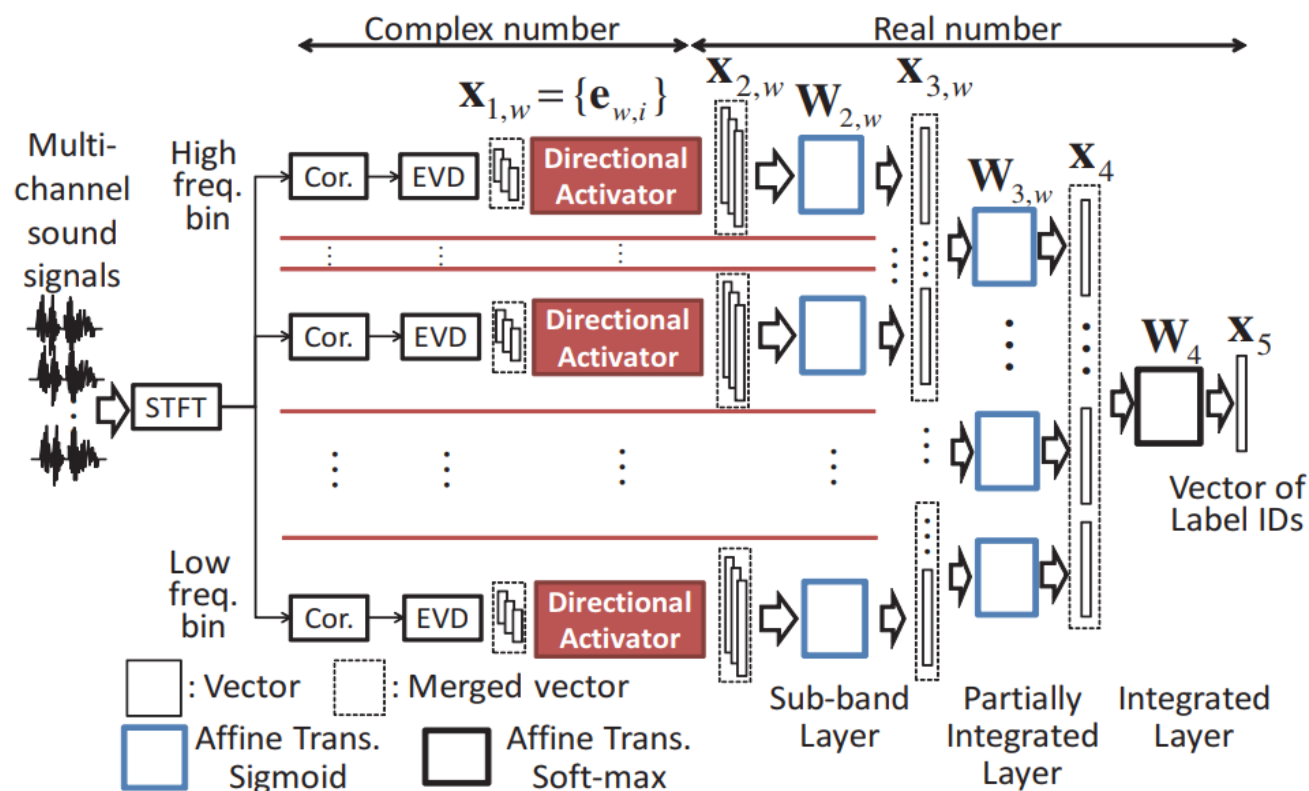
- ✓ 稀疏正则化方法则是在最小二乘估计基础上**引入稀疏约束项**，使得病态的求逆问题具有稳定解。通过利用观测场景或其在某个变换域的**稀疏先验信息**对解空间进行约束，即 l_1 范数约束。
- ✓ 基于稀疏先验信息，利用稀疏重构优化算法通过多次迭代求解最优重构系数，实现病态逆问题的求解。



稀疏表示可在小快拍下实现高分辨DOA估计，但却具有如下问题：

- 1. 多次迭代处理，运算量大，效率低 ———→ 快速算法**
- 2. 准确稀疏先验信息，人工微调 ———→ 参数不依赖算法**
- 3. 低 SNR 情况稀疏不明显，性能下降**
- 4. 模型误差补偿能力差 ———→ 误差自校正算法**

2016年，日本大阪大学学者首次提出将深度神经网络用于麦克风阵列的源定位问题。



Takeda R and Komatani,
Sound source localization based
on deep neural networks with
directional activate function
exploiting phase information.
2016, ICASSP, 405-409



深度学习DOA思路:

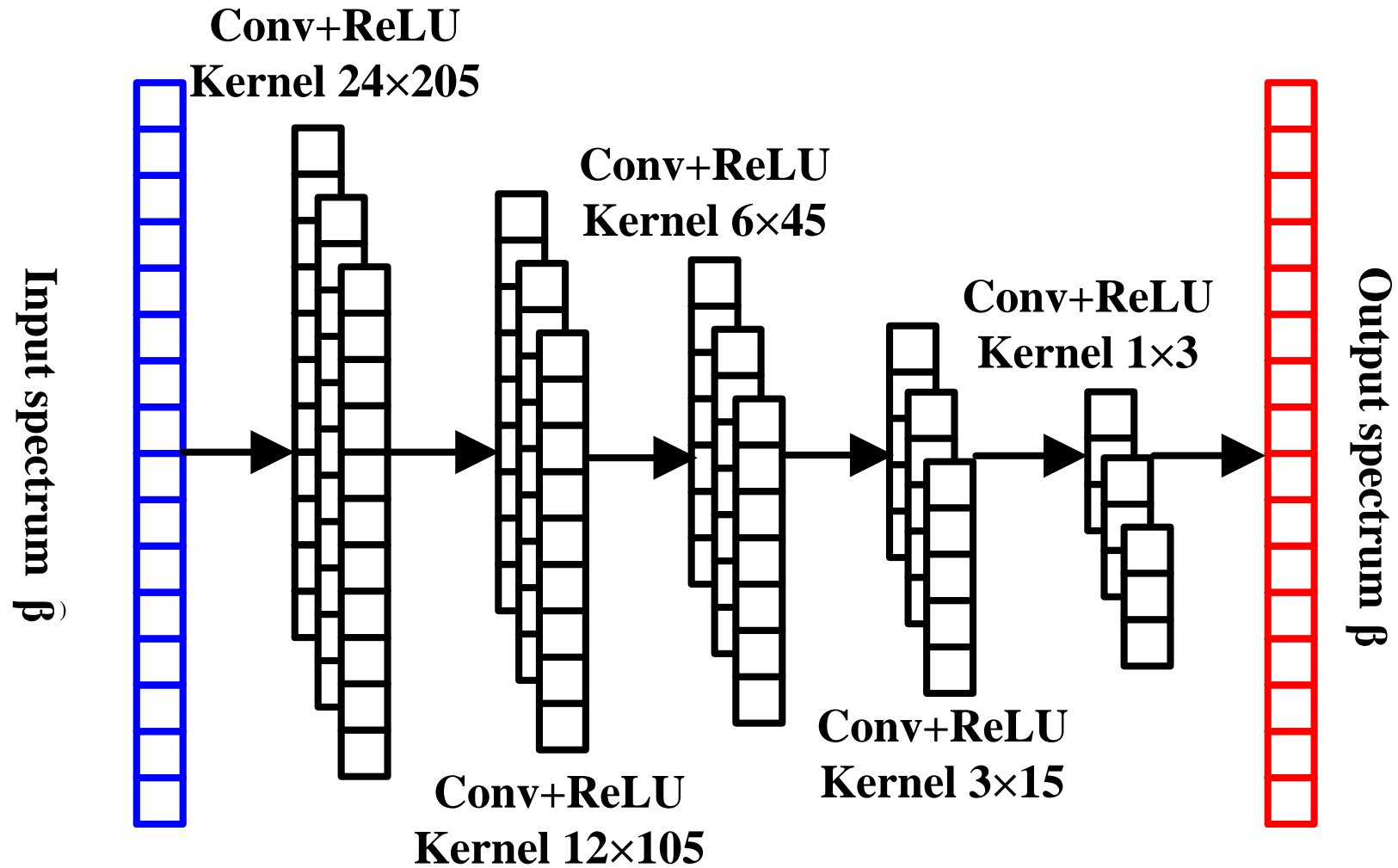
角度估计本质上是分类问题，将来向角分布范围均匀划分多个角度，那么可利用深度神经网络实现来向信号的角度分类。

潜在好处:

- 小快拍
- 高分辨
- 低 SNR 要求
- 速度快
- 误差稳健

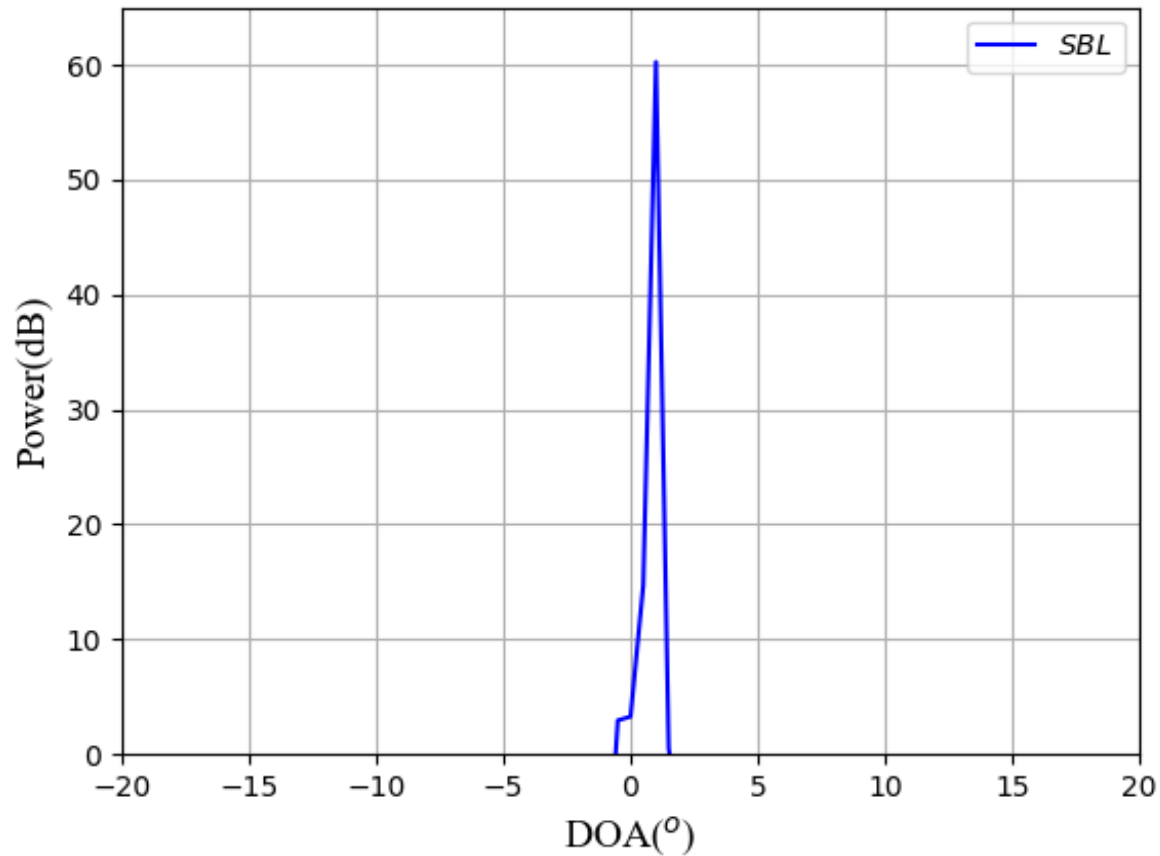


我们的方法:

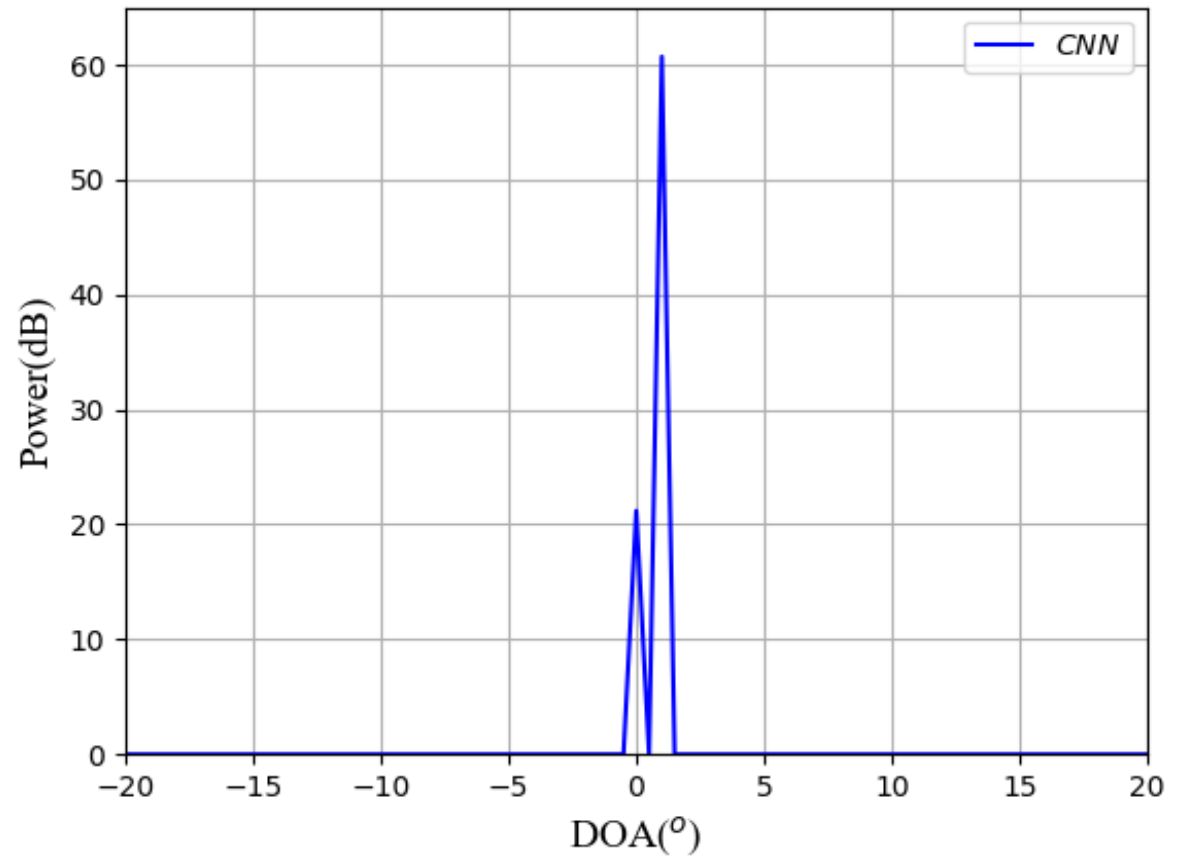




16阵元 / 目标位于 0° / 主瓣干扰位于 1° / SNR = 30dB



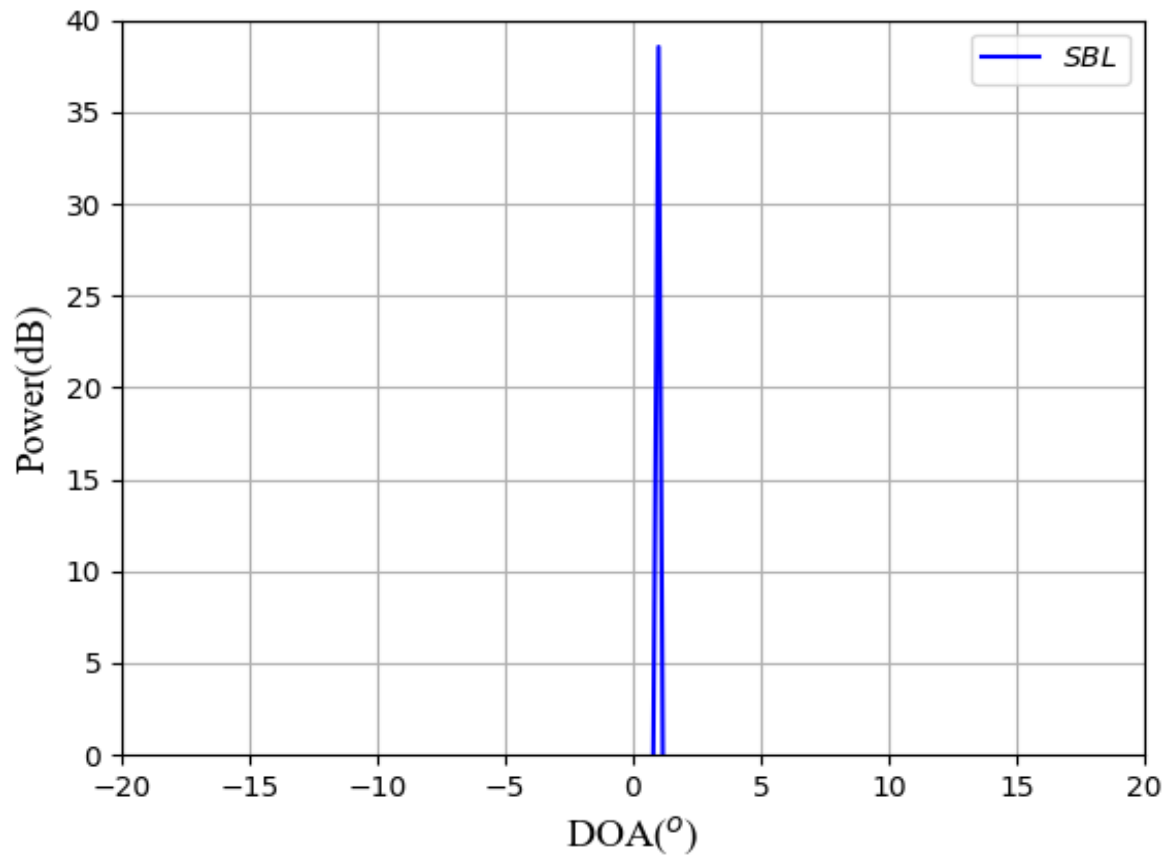
SBL 方法



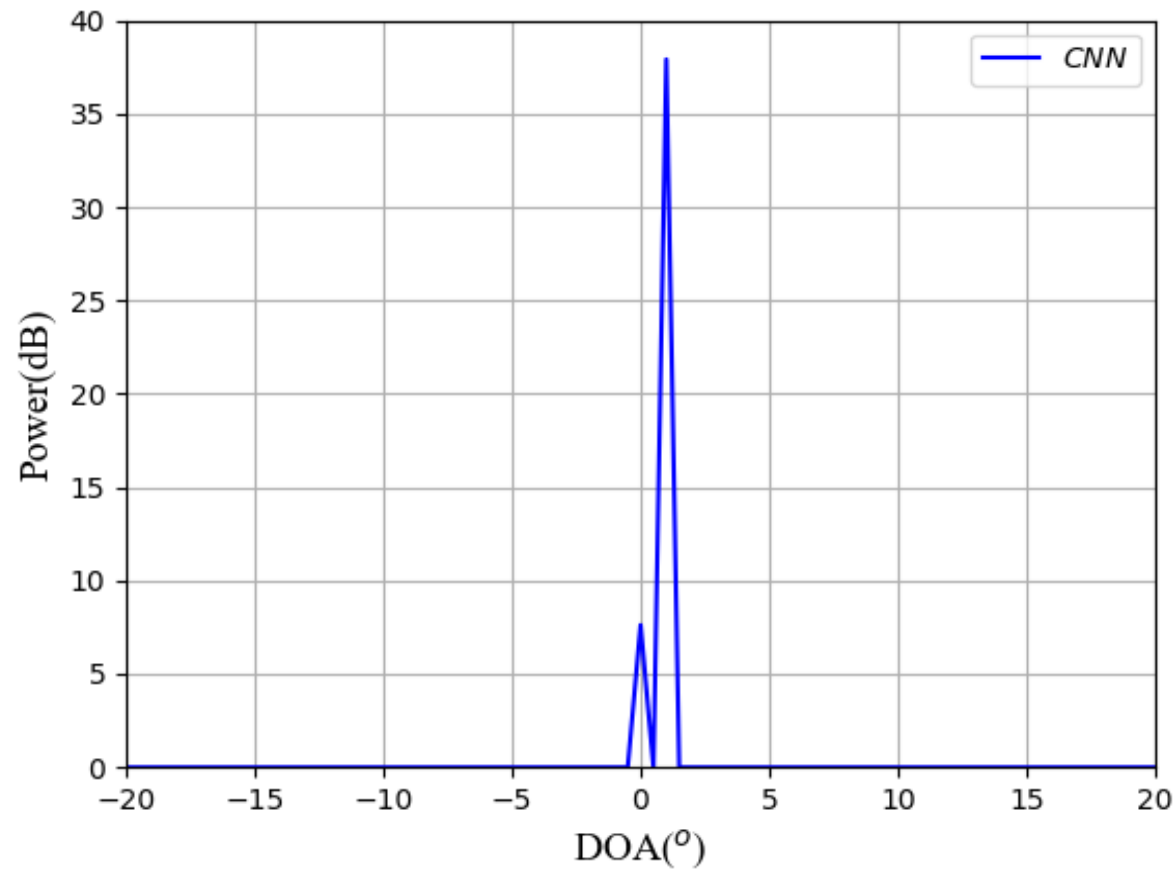
CNN 方法



16阵元 / 目标位于 0° / 主瓣干扰位于 1° / SNR = 15dB



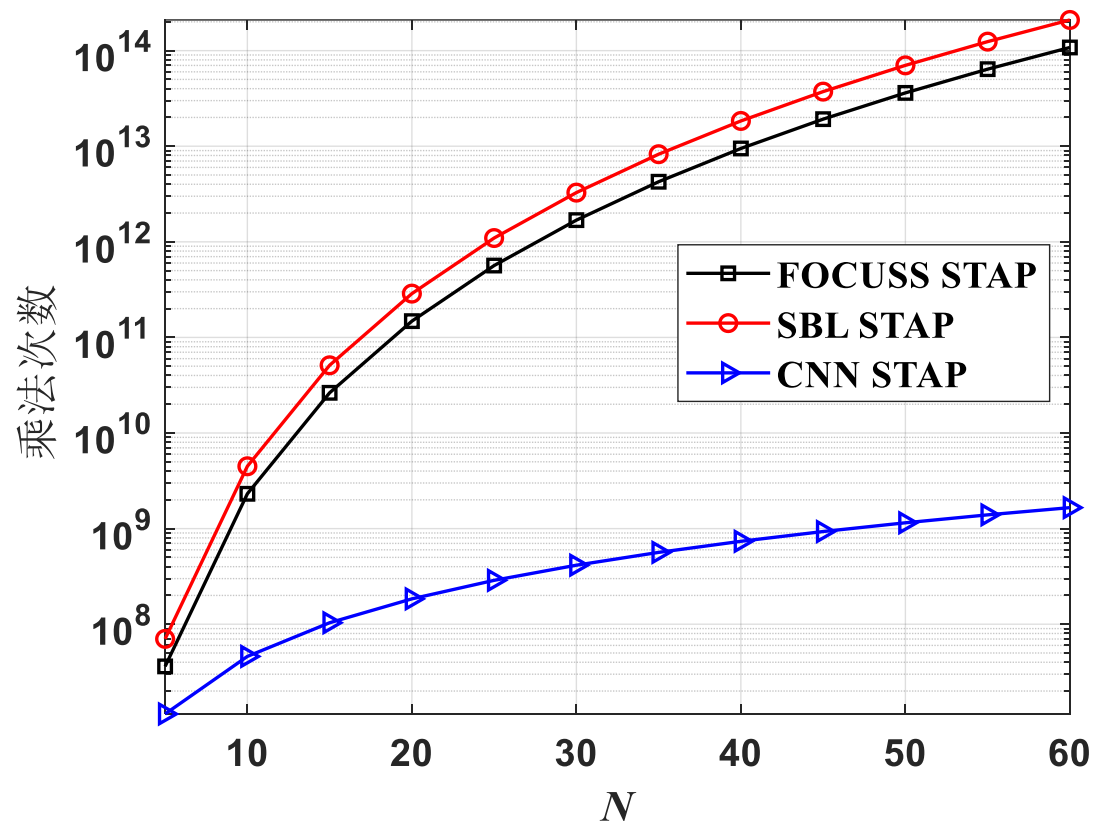
SBL 方法



CNN 方法



空时二维谱估计运算量对比



运算量对比

运行时间

方法	离线时间	在线时间
FOCUSS STAP	0s	30.84s
SBL STAP	0s	33.02s
CNN STAP	5481s	0.013s

重构概率

方法	$\leq 1\text{dB}$	$\leq 3\text{dB}$	$\leq 5\text{dB}$	$\leq 7\text{dB}$	$\leq 9\text{dB}$
FOCUSS STAP	5.4%	35.0%	70.0%	87.0%	94.8%
SBL STAP	44.0%	85.2%	90.0%	97.8%	98.0%
CNN STAP	32.2%	73.6%	84.8%	92.0%	96.3%



深度学习在雷达领域中的一些应用 (2021~2022知网, 关键词: 深度学习&雷达)

SAR图像目标检测

- ✓ 改进YOLOv3的SAR图像舰船目标检测_张佳欣
- ✓ 改进YOLOv4-Tiny...SAR图像目标快速检测方法_张廓
- ✓ 基于CNN的高速运动目标ISAR成像方法研究_张宇
- ✓ 基于监督对比学习正则化的高...率SAR图像建筑物提取方法_康健
- ✓ 基于深度学习的遥感图像目标检测技术研究进展_付涵
- ✓ 基于深度学习的探地雷达二维剖面图像结构特征检测方法_王辉
- ✓ 基于深度学习网络的舰船识别方法_蒋正锋
- ✓ 基于自适应和最优特征的合成孔径雷达舰船检测方法_侯笑晗
- ✓ 结合强化学习自适应候选框挑选的SAR目标检测方法_杜兰
- ✓ 深度学习技术在雷达目标检测中的研究进展_宋婷
- ✓ 深度学习下的快速SAR图像目标检测_王春平
- ✓ 基于深度学习模型的SAR图像间歇采样转发干扰检测_陶臣嵩



SAR图像目标识别

- ✓ 基于深度学习的HRRP识别姿态敏感性分析_孙晶明
- ✓ 基于深度学习网络的舰船识别方法_蒋正锋
- ✓ 基于散射信息和元学习的SAR图像飞机目标识别
- ✓ 基于改进Res Net网络的复数SAR图像舰船目标识别方法
- ✓ 基于胶囊神经网络的SAR图像目标
- ✓ 局部建模融合全局相关的SAR变体图像目标分类方法
- ✓ 基于深度学习的SAR图像目标识别综述
- ✓ 神经网络在SAR图像目标识别
- ✓ 基于深度学习的SAR目标识别技术研究中的研究综述
- ✓ 基于改进残差注意力网络的SAR图像目标识别
- ✓ 基于深度学习网络的舰船识别方法
- ✓ 一种基于深度学习的舰船目标融合识别算法



雷达辐射源识别

- ✓ 基于集成深度学习的有源干扰智能分类_吕勤哲
- ✓ 基于卷积双向长短时记忆网络的雷达辐射源信号识别_普运伟
- ✓ 基于空时编码的雷达脉冲辐射源识别算法_胡文龙
- ✓ 基于深度CNN模型的SAR图像有源干扰类型识别方法_陈思伟
- ✓ 基于深度学习的雷达辐射源识别算法_殷雪凤
- ✓ 基于双CNN的雷达信号调制类型识别方法_金丽洁
- ✓ 雷达辐射源个体识别综述_史亚
- ✓ 人工智能在雷达辐射源识别领域中的应用研究与思考
- ✓ 基于模糊函数多域特征融合与集成学习的雷达辐射源信号
- ✓ 基于多域特征融合学习的辐射源个体识别算法
- ✓ 小样本雷达辐射源识别的深度学习方法综述
- ✓ 基于卷积神经网络和模糊函数主脊坐标变换的雷达辐射源信号识别



气象雷达天气预报

- ✓ 基于RCNN的双极化气象雷达天气信号检测_高涌荇
- ✓ 基于深度神经网络的强对流天气识别算法_王兴
- ✓ 基于深度学习的京津冀地区精细尺度降水临近预报研究_曹伟华
- ✓ 基于深度学习方法的冰雹自动识别_兰明才
- ✓ 深度学习模型TAGAN在强对流回波临近预报中的应用_胡家晖
- ✓ 基于ConvLSTM的气象雷达回波外推
- ✓ 基于梯度预测网络的气象雷达图像外推算算法
- ✓ 基于深度学习的多普勒气象雷达回波外推短临预报对比研究
- ✓ 基于深度卷积神经网络的气象雷达噪声图像语义分割方法
- ✓ 基于雷达回波的临近降水预报卷积循环神经网络模型研究
- ✓ 基于ResNet50的恶劣天气识别研究
- ✓ 基于特征融合的复杂天气下图像识别鲁棒模型
- ✓ 基于LSTM网络的PM2.5浓度预测



SAR成像

- ✓ 基于深度学习的星载SAR工作模式鉴别
- ✓ 基于自学习稀疏先验的三维SAR成像方法
- ✓ 雷达图像深度学习模型的可解释性研究与探索
- ✓ 深度学习下的快速SAR图像目标检测
- ✓ 基于深度学习的雷达成像技术研究进展
- ✓ 结构增强型生成对抗网络SAR图像超分辨率重建
- ✓ 深度学习技术在雷达目标检测中的研究进展
- ✓ 基于“数据驱动+智能学习”的合成孔径雷达学习成像
- ✓ 基于深度神经网络的SAR建筑目标三维重建方法
- ✓ 基于深度学习的认知成像激光雷达
- ✓ 融合深度学习和凸优化迭代求解策略的逆合成孔径雷达成像方法
- ✓ 基于复数深度神经网络的逆合成孔径雷达成像方法



激光雷达

- ✓ 动态环境下基于语义分割的激光雷达回环检测算法
- ✓ 一种优化的可拓展激光雷达点云可学习二值量化网络
- ✓ 基于RandLA-Net的机载激光雷达点云城市建筑物变化检测
- ✓ 基于高密度激光点云和深度学习的高速公路标线识别
- ✓ 机载激光雷达数据的三维深度学习树种分类
- ✓ 基于稀疏卷积神经网络的车载激光雷达点云语义分割方法
- ✓ 融合附加神经网络的激光雷达点云单目标跟踪
- ✓ 深度学习技术的三维激光雷达目标分割研究
- ✓ 基于卷积神经网络的激光雷达点云目标分割
- ✓ 基于语义分割的深度学习激光点云三维目标检测



空间谱估计算法小结:

常规波束形成方法: $P_{CBF}(\theta) = \mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R} \mathbf{a}(\theta)$

Capon方法:
$$P_{Capon}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta)}$$

MUSIC方法:
$$P_{MUSIC}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(\theta)}$$



Esprit方法:

$$\Psi = \left(\mathbf{U}_{S1}^H \mathbf{U}_{S1} \right)^{-1} \mathbf{U}_{S1}^H \mathbf{U}_{S2}$$

最大似然估计方法:

$$\max_{\theta} \text{tr} \left\{ \mathbf{P}_A \hat{\mathbf{R}} \right\}$$

稀疏恢复方法:

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \quad s.t. \quad \|\mathbf{A}\mathbf{s} - \mathbf{x}\| < \varepsilon$$



【最新成果】基于高分三号SAR数据的城市建筑高分辨率高维成像

原创 毕辉, 金双 雷达学报 今天

前言

南京航空航天大学朱岱寅教授、毕辉教授团队基于多景高分三号合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, 简称SAR) 复图像数据, 利用压缩感知 (Compressive Sensing, 简称CS) 技术, 开展了层析合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar Tomography, 简称TomoSAR) 和差分层析合成孔径雷达 (Differential Synthetic Aperture Radar Tomography, 简称D-TomoSAR) 成像实验研究, 获取了北京市雁栖湖周边区域的高分辨率三维、四维SAR图像, 实现了建筑物的高质量三维重建以及高精度形变监测, 为后续基于国产SAR卫星开展干涉系列应用及多维高分辨率成像提供了技术支撑。



论文介绍

本论文基于高分三号7景复图像组成的数据集参数，首先开展了仿真实验研究。面向高程向有限的散射点数，分别给出了三种经典谱估计算法，Beamforming (BF), Adaptive beamforming (Capon) 和Multiple signal classification (MUSIC)的TomoSAR、D-TomoSAR成像结果，用于与CS方法的高程向重构结果进行比较，如图1，2所示，以说明CS在TomoSAR、D-TomoSAR成像中的优势，解释了为何将其应用于实测数据处理。

