

文章编号: 1001-0920(2013)03-0471-05

蒸馏稀释感知: 适应性采样下的稀疏检测与估计

邢昌风¹, 邢思锐^{1,2}

(1. 海军工程大学 电子工程学院, 武汉 430033; 2. 华中科技大学 电子与信息工程系, 武汉 430074)

摘 要: 针对稀疏信号采样问题, 提出一种改进的适应性采样方法, 通过对原始信号的多次观测逐渐筛选出有用信号, 从而提高观测的准确度. 该方法增加了一个找回误判分量的机制, 弥补了原始方法无法抑制漏检率的缺点. 实验结果表明, 所提出的方法有效地降低了判决器的漏检率, 同时保持相同的计算复杂度, 且在中等及较小信噪比条件下性能更优.

关键词: 适应性采样; 检测与估计; 蒸馏感知

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Distilled-diluted sensing: Adaptive sampling for sparse detection and estimation

XING Chang-feng¹, XING Si-rui^{1,2}

(1. Electronics Engineering College, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China; 2. Department of Electronics and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: XING Chang-feng, E-mail: xingchf@sohu.com)

Abstract: For the sparse signal sampling problem, an improved adaptive sampling method is proposed. The proposed method offsets the drawback of distilled sensing of high non-detection rate. The simulation results show that the proposed method effectively decreases the estimator's non-detection rate with commensurate complexity, and show great performance in the middle and relatively low SNR condition.

Key words: adaptive sampling; detection and estimation; distilled sensing

0 引 言

有效地检测并定位稀疏信号中的非零分量可用于军事目标探测、医疗诊断等领域, 因此长期以来被学术界广为研究. 近年来文献 [1] 提出了宽场红外探索计划 (WISE), 其传感器灵敏度具有上百倍性能提升, 使得探索外星系较暗的小行星成为可能. 该探测器计划寿命为 10 个月, 包括 6 个月的初次全宇宙扫描和 3 个月的辅助全宇宙扫描, 之后冷冻剂耗尽. 这种探测器的缺点在于扫描周期长, 寿命较短. 为了提高扫描效率, 可在这类探测器内应用适应性采样. 探测器成像精度与观测时间成正比, 观测时间越长, 系统开销越大. 适应性采样将减小每次观测的时间, 再通过多次观测来弥补精度损失. 在总体开销相同的情况下, 适应性采样能够获得更大的信噪比, 因而能够检测更弱的信号.

稀疏检测与定位问题可具体描述如下: 令 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p) \in R^p$ 为稀疏向量, 其绝大多数的分量等于零, 且非零分量的位置随机分布. 假设观测会引入高斯加性白噪声, 现在的目的是通过对观测信息的处理, 区分出零分量和非零分量, 即完成检测与定位. 检测是指确定信号的非零分量, 定位是指估计出信号中非零分量的具体位置.

对于给定的非适应观测信号, 一种常见的检测定位方法是采用定幅值阈值检测. 当信号分量的幅值超过给定的阈值时, 将该分量判定为非零分量; 若幅值落在阈值以下, 则判定为零分量. 这种硬性阈值判决方法出现在许多文献中^[2-3]. 最近, 文献 [4] 提出了一种更为灵活的连续适应性观测过程, 称为蒸馏感知 (DS). 蒸馏感知先用一部分观测开销粗略地观测所有分量, 剔除一部分最不可能是非零分量的分量; 然后按上述方式迭代若干次, 每次观测的分量仅为上一

收稿日期: 2011-10-27; 修回日期: 2012-02-13.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (61074012); 国防预研基金项目 (9140A04030210JB11).

作者简介: 邢昌风(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 从事指挥控制系统的研究; 邢思锐(1988—), 男, 博士生, 从事无线通信与电子工程的研究.

次剔除后剩余的部分;多次观测剔除绝大部分零分量后进行阈值检测.多次观测能有效地分配观测资源,并被应用于许多科学计算与工程实践中,例如在与基因相关的研究中,常见到两级采样方法^[5]和多级采样方法^[6].在目标检测中,通过测量雷达回波信号的幅值来判定是否检测到目标.多数系统对全局进行等能量扫描,而多级扫描方法可将能量集中在目标存在的局部区域.在统计学习中,适应性采样利用前一次的观测信息选择当前的采样位置,例如文献[7]研究了非参数函数回归问题.

虽然蒸馏感知普遍适用于稀疏信号检测与定位,但蒸馏感知过于关注稀疏性而忽视了信号其他内在特性的研究.研究信号相关性将为稀疏检测与定位问题提供一个解决问题的新角度,这正是被蒸馏感知以及多数假设检测算法忽略的.

本文在蒸馏感知的基础上,提出一种能够找回被漏检的非零分量的方法.该方法在蒸馏过程结束后将可能的漏检分量放回初始的目录集合,让这些分量再次等待蒸馏,本文将这个放回过程称为稀释过程,改进的方法被命名为蒸馏稀释感知(DDS).

1 相关工作

为了描述不同阈值检测方案的性能,引入误检率(FDR)和漏检率(NDR),并作如下定义.

定义 1 令集合 $S := \{i : x_i \neq 0\}$ 表示信号非零分量集合; $\hat{S} = \hat{S}(y)$ 是根据观测值 y 对 S 的估计,表示判决后的信号非零分量集合.令误检率

$$\text{FDR}(\hat{S}) := |\hat{S} \setminus S| / |\hat{S}|. \quad (1)$$

误检率就是错误地被认为是非零分量的个数与所有被认为是非零分量个数的比值.漏检率

$$\text{NDR}(\hat{S}) := |S \setminus \hat{S}| / |S|. \quad (2)$$

漏检率即是未被检测的非零分量个数与实际的非零分量个数的比值,其中 $|\cdot|$ 表示个数.

与非适应性采样相比,适应性采样的最大不同在于对样本进行多次观测,每次观测所分配的资源不等.由于观测将引入噪声,导致分配资源多的一次观测误差将会小于分配资源少的观测误差,即前者的观测精度相比后者要高.

蒸馏感知是由 Haupt^[4,8]提出的一种适应性观测方法.假设能够多次观测,依次获得一组带噪声的观测数据,每次观测模型如下:

$$y_{i,j} = x_i + \gamma_{i,j}^{-1/2} w_{i,j}, \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, k.$$

其中: k 为总共存在观测的次数,当前观测次数用 j 表示; i 表示信号的各个分量,该信号共有 p 个分量组成;

$w_{i,j} \stackrel{\text{i.i.d}}{\sim} \mathcal{N}(0, 1)$ 表示零均值的单位高斯随机变量.该模型的优势在于可以动态调整观测的精度 $\gamma_{i,j}$, 根据先前的观测信息适应性地修改 $\gamma_{i,j}$ 的大小, 具有更高的灵活性与自由度.

多次观测在具有灵活性的同时需要观测更多的分量个数,在带来性能提升的同时也增大了观测资源开销.为了能与非适应性观测方法相比较,适应性方法的总观测开销必须受限.令 $R(p)$ 为随着问题规模增长的函数,精度参数 $\{\gamma_{i,j}\}$ 需要满足

$$\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^p \gamma_{i,j} \leq R(p). \quad (4)$$

当适应性模型被限定 $R(p) = p$ 且 $k > 1$, 即在适应性模型与非适应性模型总观测精度开销相等时,通过检测与定位效果能够相互比较适应性和非适应性模型.

定理 1(蒸馏感知理论) 假设 $x \geq 0$ 具有 $p^{(1-\beta)}$ 个非零分量, 其中 $\beta \in (0, 1)$, 每个非零分量的幅值为 $\mu(p)$. 蒸馏感知的观测次数

$$k = k(p) = \max\{\lceil \log_2 \log p \rceil, 0\} + 2.$$

按照下式规则将观测资源 p 分配给 R_j :

$$\sum_{j=1}^k R_j \leq p, R_{j+1}/R_j \geq \delta > 1/2. \quad (5)$$

利用蒸馏感知的结果,按照下式估计非零分量:

$$\hat{S}_{\text{DS}}(y) := \{i \in I_k : y_{i,k} > \sqrt{2p/R_k}\}. \quad (6)$$

性质 1 若 $\mu(p)$ 随着 p 趋近无穷大,则随着 $p \rightarrow \infty$, 有

$$\text{FDR}(\hat{S}_{\text{DS}}) \xrightarrow{P} 0, \text{NDR}(\hat{S}_{\text{DS}}) \xrightarrow{P} 0. \quad (7)$$

若 $\mu(p) > \max\{\sqrt{4p/R_1}, 2\sqrt{2p/R_k}\}$, 则有

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \Pr(\hat{S}_{\text{DS}} = \emptyset) = \begin{cases} 1, & x = 0; \\ 0, & x \neq 0. \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\emptyset$ 表示空集.定理 1 的证明过程可以参考文献[4].

由此可见,只要信号幅值按照以问题规模 p 为自变量的函数增长,蒸馏感知即可确定稀疏信号的非零分量,而可靠地检测出信号只需要信号幅值超过某个常数.蒸馏感知的详细算法参考文献[4].

2 蒸馏稀释感知

蒸馏感知在每次迭代中将所有观测到的负分量认定为零分量,必定有少量的非零分量由于噪声过大被观测成负值,进而被错误地认为是零分量,被漏检的信号分量永远不可被检测,NDR 会随着迭代次数逐渐增加.蒸馏感知并未利用信号内在的特性,而多数实际的信号具有相关性,表现为信号分量间满足一定的特征,例如一个信号分量与其近邻信号分量的状态有关,其条件概率分布为

$$P\{x_i/\mathcal{N}(x_i)\}, \quad (9)$$

其中 $\mathcal{N}(\cdot)$ 表示自变量的近邻. 假设稀疏信号 $x = (x_1, x_2, \dots, x_p) \in R^p$ 中各分量具有相关性. 若分量 x_i 为非零, 则其近邻分量有很大的概率为非零; 反之若分量 x_i 为零, 则其近邻为零的概率较大, 即

$$P\{\mathcal{N}(x_i) = 0/x_i = 0\} \gg P\{\mathcal{N}(x_i) \neq 0/x_i = 0\},$$

$$P\{\mathcal{N}(x_i) \neq 0/x_i \neq 0\} \gg P\{\mathcal{N}(x_i) = 0/x_i \neq 0\}.$$

(10)

本文认为充分利用信号相关性能能够改善采样性能, 因此提出蒸馏稀释感知理论, 其观测模型如式(3)所示. 与蒸馏感知方法相同, 先用一部分观测开销粗略地观测所有分量, 剔除一部分最不可能是非零分量的分量; 按上述方式迭代若干次, 每次观测的分量仅为上一次剔除后剩余的部分. 与蒸馏感知不同之处为: 1) 迭代结束后添加一个稀释过程和一个蒸馏过程; 2) 观测精度分配策略.

稀释过程是指将某些被剔除的零分量重新放入原集合, 再次等待蒸馏过程, 被选中的分量应该尽量是被错判的非零分量. 根据信号内分量间的相关性, 本文认为非零分量的近邻更可能是非零分量, 因此稀释过程将所有非零分量的近邻重新标记为非零分量. 稀释过程的优势在于能找回被误判的非零分量, 从而降低算法漏检率, 而蒸馏感知一旦漏检则无法恢复. 在迭代过程结束后, 观测集合内剩余的分量大体只有 $\sqrt{p}$ 个, 进行稀释加蒸馏的过程为算法带来的额外开销可以忽略. 为了与蒸馏感知以及非适应性观测方法相比较, DDS 每次迭代以及增加的蒸馏过程分配的资源总和需要等于 p .

图1给出了蒸馏稀释感知方法的一个示例图, 观测目标包含11个分量, 用实心点表示. 令所有分量只能处于两种状态, 1状态或者0状态. 假设一开始所有分量均为非零, 随着迭代的进行逐渐剔除零分量. 图1中: 图1(a)是原始信号, 该信号分量间具有相关性, 表现为非零分量周围更有可能是非零分量, 而零分量周围更可能是零分量; 图1(b)是经过多次蒸馏迭代过程后将非零分量中的第2个分量误判成了零分量, 其中误判的分量用菱形标记; 图1(c)是利用邻域相关性找回了被误判的非零分量, 但同时或将两个零分量添加回非零分量群, 其中错误添加的零分量被标记为菱形. 这种将零分量巡回至非零分量群的过程与将溶剂添加入蒸馏后溶液的过程类似, 因此命名为稀释过程. 由于被稀释的溶液不可避免地增加了水分, 需要等待再次蒸馏. DDS 方法在稀释过程结束后进行一次蒸馏过程, 用来确保剔除绝大多数在稀疏过程中添加的零分量.

算法1描述了 DDS 过程, 其中 $\mathcal{N}(\cdot)$ 表示自变量

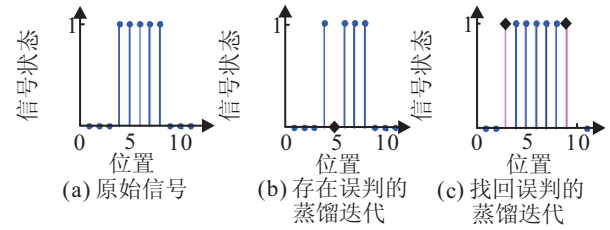


图1 蒸馏稀释感知示意图

的近邻. 近邻的选择方式有许多种, 且根据实际信号的结构不同存在差异. 根据近邻的邻域范围可以分为一阶近邻、二阶近邻和多阶近邻. 实际中的选择需要考虑信号分量间的相关性. 若信号分量 x_n 只与周围的 m 个分量相关, 则 $\mathcal{N}(x_n) = \{x_{n \pm k} : 0 < k \leq m\}$. 根据信号维度结构划分为一维近邻、二维近邻和多维近邻. 对于向量形式的信号采用一维近邻, 对于图像形式的信号采用二维近邻, 对于地震波、空间电磁波信号则采用多维近邻. 迭代过程会出现将非零分量误判为零分量的情况, 但出现多个连续分量同时误判的概率极低, 被错判的非零分量周围有很大的概率存在已经被检测出的非零分量, 因此有理由相信稀释过程能够找回所有被错判的非零分量. 每次观测的资源开销为 R_j , 本组观测的资源预算为 $R(p)$, 因此资源分配的总和不能超过本组资源的预算, 即需要满足 $\sum_{j=1}^k R_j \leq R(p)$. 蒸馏过程中的关键步骤在于资源分配, 如算法1所示, 资源将不会被分配到已经被排除的观测点, 其目的是提高资源利用率, 蒸馏完成后的结果如图1(b)所示; 接着算法进入稀释过程, 通过恢复邻域的信号找回被误判的非零信号; 最后一步的再次蒸馏是对稀释后信号的再次观测处理, 这个步骤可以重复执行多次. 通过实验发现, 执行次数最好能结合特定问题而决定, 本次实验仅执行一次.

算法1 蒸馏稀释感知.

输入: 观测数目 k , 且需满足 $\sum_{j=1}^k R_j \leq R(p)$.

初始化: 目录集合 $I_1 \leftarrow \{1, 2, \dots, p\}$.

蒸馏过程如下:

for $j = 1$ to $k - 1$ do

1) 资源分配, $\gamma_{i,j} = \begin{cases} R_j/|I_j|, & i \in I_j; \\ 0, & i \notin I_j. \end{cases}$

2) 观测, $y_{i,j} = x_i + \gamma^{-1/2} w_{i,j}$, $i \in I_j$.

3) 提纯, $I_{j+1} \leftarrow \{i \in I_j : y_{i,j} > 0\}$.

end

稀释过程如下:

$$I_{j+1} \leftarrow \{i \in I_j \cup \mathcal{N}(I_j)\}.$$

再次蒸馏过程如下:

1) 观测, $y_{i,k} = x_i + \gamma^{-1/2} w_{i,k}$, $i \in I_k$.

2) 提纯, $I_{k+1} \leftarrow \{i \in I_k : y_{i,k} > 0\}$.

输出: 目录集合 I_{k+1} , 蒸馏观测量 $y_{k+1} = \{y_{i,k+1} : i \in I_{k+1}\}$.

3 蒸馏稀释感知实验

下面给出了适应性观测方法与非适应性算法的实验对比结果, 分别对蒸馏感知方法和 DDS 方法进行仿真.

DDS 在原来的蒸馏感知的基础上增加了一个稀释过程和一个蒸馏过程. 额外的稀释过程用于追回被误判的非零分量. 由于每次迭代仅保留非负观测量, 这意味着当非零分量很少时, 每次迭代会大概排除一半分量. 若每次资源分配稍大于上一次分配资源的一半, 则实际观测的精度将比前一次的高. 根据文献 [4] 中的 Lemma IV.3., 资源分配需要满足

$$R_j > R_1(1/2 + \varepsilon)^{j-1}, j = 1, 2, \dots, k, \quad (11)$$

其中 $0 < \varepsilon < 1/2$. 根据定理 1, 检测判决的阈值与首次及末次资源分配的均方根成反比, 因此首次与末次的资源分配有必要相等. 蒸馏感知实验采用的资源分配方案如下:

$$\begin{aligned} R_j &= (0.75)^{j-1} R_1, j = 2, 3, \dots, k-1; \\ R_1 &= R_k; \end{aligned} \quad (12)$$

同时需要满足 $\sum_{j=1}^k R_j = p$.

本实验采用与蒸馏感知相同的信号长度 $p = 2^{14}$, 该信号具有 $\sqrt{p} = 128$ 个等幅值位置随机的非零分量, 迭代次数 $k = \max\{\lceil \log_2 \log p \rceil, 0\} + 2$, 选择一维一阶近邻的邻域选择方式, 即 $\mathcal{N}(x_n) = \{x_{n-1}, x_{n+1}\}$, 进行 DDS 的实验与性能分析. 稀释过程将非零分量的左右邻域的两个信号分量认定为非零分量, 其他信号分量不作修改. 观测资源分配方案如下:

$$\begin{aligned} R_j &= (0.75)^{j-1} R_1, j = 2, 3, \dots, k-2; \\ R_1 &= R_{k-1} = R_k; \end{aligned} \quad (13)$$

同时需要满足 $\sum_{j=1}^k R_j = p$.

本实验以星空图为例, 研究 DDS 利用信号分量间相关性的能力. 图 2 为一组星空图, 由图 2 可知, 相比非适应性方法, 蒸馏感知受噪声影响更小, 性能提升很明显; 但是仔细观察图 2(c) 会发现, 白色星球内部存在不可忽视的黑点, 黑点由漏检造成. 图 2(d) 中星球内部的黑点更少, 其中 $\text{SNR} = 8$. 由此可见, 多次观测的适应性方法相比非适应性方法具有明显的优越性. 在蒸馏感知实验结果中, 体积较大的白色星球内部出现了黑点, 这些黑点代表被误判为零分量的非零信号分量. 每次观测都会引入高斯随机噪声, 当

噪声在某个非零分量上负值过大时, 原来的正信号被观测为负信号. 蒸馏感知迭代时将所有观测为负的分量全部认定为零分量, 因而会出现剔除正信号的问题. 从图 2 中可以直观地发现白色星球内部的黑点为随机分布, 且少有连续黑点群出现. 只要将这些离散分布的黑点修正为白点即可极大地降低算法漏检率. DDS 正是基于类似信号分量间相关的特性而提出的. DDS 假设先验已知非零分量的周围比零分量的周围存在非零分量的概率更大, 在稀疏过程中更是将所有非零分量的邻域全部认为是非零分量, 从而追回漏检分量. 图中采用 DDS 方法观测星空图星球内部的黑点数明显比采用蒸馏感知观测方法观测星球内部的黑点数少, 并且在原本没有星球的地方没有出现零星的白色误检点.

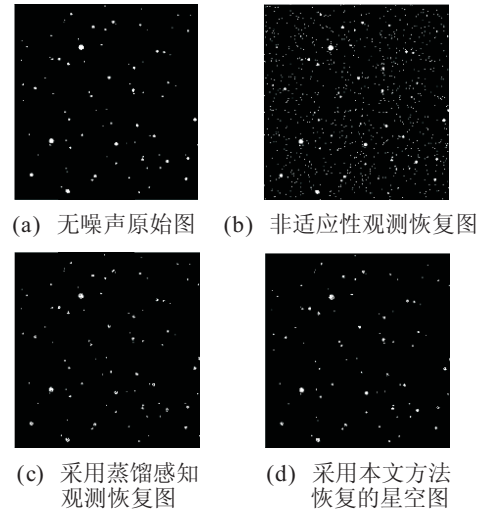


图 2 星空图

图 3 给出了蒸馏感知与 DDS 在不同 SNR 下的 NDR 和 FDR 变化趋势. 实验中对每个 SNR 重复进行 10 次观测, 取观测平均值作为当前 SNR 下的 FDR 和 NDR. 从图 3 中可以看出, 当信噪比小于 10 时, DDS 方法的 NDR 明显小于蒸馏感知方法中的 NDR, NDR 降低 15%~30%; 但是当信噪比大于 10 时, DDS 方法的 NDR 没有保持优势, 反而大于蒸馏感知方法的 NDR. 这种性能分界点在 $\text{SNR} = 10$ 附近发生, 可能是因为 $\text{SNR} = 8$ 时的蒸馏感知方法相对非适应性方法表现出最好的检测率, 而当 $\text{SNR} > 8$ 时逐渐提高蒸馏感知的优势不再那么明显. 由于在小信噪比时会出现大量的漏检, DDS 的稀释过程针对漏检问题大多数恢复的是误判的非零分量; 而在大信噪比时漏检率原本就很低, DDS 的稀释过程则是将大量的零分量恢复为非零分量. 在 FDR 方面, 当信噪比小于 5 时, DDS 的 FDR 没有蒸馏感知的 FDR 小, 原因是小信噪比下 DDS 的稀释过程会选中更多的零分量而不是期待的错判非零分量, 不可避免地增大 FDR; 而大信噪比时稀释过程选中的更多的是错判非零分量, 因

此DDS方法的FDR与蒸馏感知方法的FDR同时保持很小. 综合以上分析, 在实际应用中可根据需要达到的指标动态选择观测方法. 例如在信噪比较小时, 根据具体FDR和NDR的要求, 在蒸馏感知和DDS方法间选择折中; 在信噪比适中的绝大多数情况, 采样DDS方法无疑是更好的选择; 在信噪比较大时, 蒸馏感知方法更具有优势.

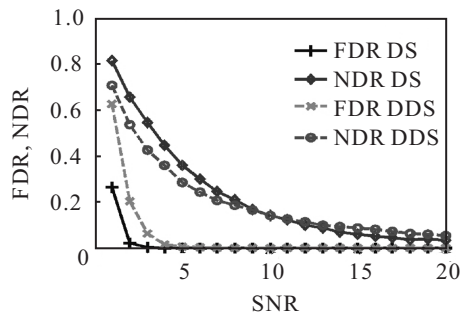


图3 DDS与DS性能对比图

4 结 论

本文针对非适应性方法在灵活性、准确性等方面存在的问题, 研究了适应性采样方法, 并且提出一种改进的目标检测与估计方案. 本文的贡献具体表现在: 根据适应性采样的思想, 在蒸馏感知的基础上, 提出DDS稀疏检测与估计算法, 并通过实验比较了DDS方法与其他采样观测方法的性能, 对比分析了适应性采样的优缺点. 实验发现, 适应性观测方法在相同信噪比的情况下比非适应性采样具有更小的误检率和漏检率; 在中等大小信噪比的情况下, DDS算法比蒸馏感知算法更具有优势.

进一步的工作将围绕以下几点展开:

1) 进一步完善适应性采样理论, 寻找理论上蒸馏感知的界. 近年来陆续有文章讨论了蒸馏感知算法的性能极限, 给出了各种性能界, 例如文献[8], 但蒸馏感知到底能够检测出多弱的信号并没有得到理论上的完善.

2) 除了相关性之外, 尝试利用其他的信号内在特征, 用于提升蒸馏感知算法的性能. 本文以信号相关性为例证实了利用信号内在特征能够提升蒸馏感知算法的性能, 这是一个新的开端, 未来的工作可以研究其他的信号特征, 例如结构特征对适应性算法性能的改善.

参考文献(References)

- [1] Edward L Wright, Peter R M Eisenhardt, Amy K Mainzer, et al. The wide-field infrared survey explorer(WISE): Mission description and initial on-orbit performance[J]. *Astronomical J*, 2010, 140(6): 1868-1881.
- [2] Donoho D, Jin J. Asymptotic minimaxity of false discovery rate thresholding for sparse exponential data[J]. *Annals of Statistics*, 2006, 34(6): 2980-3018.
- [3] Donoho D, Jin J. Higher criticism for detecting sparse heterogenous mixtures[J]. *Annals of Statistics*, 2004, 32(3): 962-994.
- [4] Jarvis Haupt, Rui Castro, Robert Nowak. Distilled sensing: Adaptive sampling for sparse detection and estimation[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2011, 57(9): 6222-6235.
- [5] Zehetmayer S, Bauer P, Posch M. Two-stage designs for experiments with large number of hypotheses[J]. *Bioinformatics*, 2005, 21(19): 3771-3777.
- [6] Zehetmayer S, Bauer P, Posch M. Optimized multi-stage designs controlling the false discovery or the family-wise error rate[J]. *Statistics in Medicine*, 2008, 27(21): 4145-4160.
- [7] Castro R, Willett R, Nowak R. Faster rates in regression via active learning[C]. *Proc of the Neural Information Processing Systems Conf. Vancouver*, 2005: 179-186.
- [8] Jarvis Haupt, Rui Castro, Robert Nowak. Improved bounds for sparse recovery from adaptive measurements[C]. *Proc of IEEE Int Symposium on Information Theory. Austin*, 2010: 1563-1567.

《控制与决策》第四次荣获中国高校精品科技期刊奖

2012年11月22日, 由教育部科技司举办的第四届中国高校精品-优秀-特色科技期刊表彰大会在济南隆重举行. 中宣部、教育部等有关领导出席会议, 并作了重要讲话, 来自全国高校科技期刊编辑出版单位的500多名代表与会.

经权威专家评审, 共评选出精品科技期刊60种, 优秀科技期刊120种, 特色科技期刊30种. 《控制与决策》荣获教育部科学技术司颁发的第四届中国高校精品科技期刊奖, 这是本刊第四次获此殊荣.

另外, 本刊被中国科学文献计量评价研究中心评为“2012中国国际影响力优秀学术期刊”, 该奖项是2012年中国科学文献计量评价研究中心首次设立的; 在第二届中国学术期刊评价中被评为“RCCSE中国权威学术期刊(A+)”.