

一种基于信号极点先验知识和隔点抽样的 磁共振波谱参数估计方法

曾卫明¹⁾ 梁晓云²⁾ 罗立民²⁾ 王正友¹⁾ 方志军¹⁾

¹⁾(江西财经大学信息管理学院 南昌 330013)

²⁾(东南大学影像科技实验室 南京 210096)

摘 要 提出了一种新的参数估计方法. 该方法通过有效地结合隔点抽样技术和信号极点先验知识, 实现了波谱的参数估计. 文中的理论和实验证明, 该方法不论是从计算速度还是从参数估计的精度来比较, 都要明显优于经典的 HTLS 方法和 HTLSPK 方法.

关键词 磁共振波谱; 参数估计; 先验知识; 隔点抽样

中图分类号 TP391

One Novel Parameters Estimation Method for Magnetic Resonance Spectroscopy Based on Decimation and Prior Knowledge of Signal Poles

ZENG Wei-Ming¹⁾ LIANG Xiao-Yun²⁾ LUO Li-Min²⁾ WANG Zheng-You¹⁾ FANG Zhi-Jun¹⁾

¹⁾(School of Information Management, Jiangxi University of Finance & Economics, Nanchang 330013)

²⁾(Laboratory of Image Technology, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract Parameter estimation of Magnetic Resonance Spectroscopy (MRS) signal is a key step for the application of MRS. To the best of our knowledge, there are no parameter estimation methods that are based on decimation in combination with prior knowledge to estimate the parameters of MRS signals. This paper puts forward a novel method for parameter estimation of MRS signal, which takes advantage of prior knowledge of signal poles to improve the accuracy of quantification. At the same time decimation is exploited to further increase the performance of subspace-based parameter estimation in the case of oversampling. The theory analysis and experiment results show that in terms of computational complexity and accuracy the novel method performs much better than the commonly used methods such as HTLS and HTLSPK.

Keywords magnetic resonance spectroscopy; parameter estimation; prior knowledge; decimation

1 引 言

磁共振波谱(Magnetic Resonance Spectroscopy,

MRS)可用来无创伤地检测正常和病理条件下大脑的主要代谢产物,对预防、诊断和控制疾病,探测活体大脑奥秘等都具有十分重要的理论和现实意义. MRS 的测量域信号通常可以用下面的函数来表

收稿日期:2004-05-18;修改稿收到日期:2004-12-02. 本课题得到国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2003CB716102)、江西省教育厅 2006 年科技计划项目(232 号)以及江西财大创新团队基金资助. 曾卫明,男,1971 年生,博士,副教授,主要研究方向为功能成像与 MRS 等. E-mail: zengweiming2004@163.com. 梁晓云,1973 年生,博士,主要研究方向为磁共振成像与重建研究. 罗立民,1956 年生,博士生导师,长江学者,IEEE 高级会员,主要从事三维医学图像处理、立体定向放射治疗等方面的研究. 王正友,1972 年生,博士,副教授,主要研究方向为智能信息处理. 方志军,1971 年生,博士,副教授,主要研究方向为数字视频.

示,即^[1]

$$y_n = \sum_{k=1}^K a_k e^{j\phi_k} e^{(-d_k + j2\pi f_k)n\Delta t} + e_n, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中, K 和 N 分别代表谱中波峰数和抽样数, Δt 是抽样间隔, e_n 为复数噪声, 而 a_k, ϕ_k, f_k 以及 d_k 则分别表示 MRS 模型中的幅度、相位、频率和衰减系数 4 个重要参数. 这些参数可以直接提供关于组织器官的分子信息, 如频率 f_k 代表分子的化学位移, 与分子的种类有关; 衰减系数 d_k 代表分子活动度, 与分子所处的外界环境有关; 幅度 a_k 与分子含量成正比等^[2]. 所以, 正确地估计出这些参数就成为 MRS 发挥作用的关键. 研究人员现已提出了许多种参数估计的方法, 如经典的 HSVD, HTLS 方法等^[3,4], 这些方法理论严密, 实现简单, 且效果较好; 然而实际中, 由于活体 MRS 信噪比较低, 许多重要的谱峰又相互耦合重叠, 使得 MRS 信号的参数估计非常复杂, 常规的方法几乎无法对这些重叠峰进行估计. 为此, Chen 等又提出了一些改进的方法, 如 HTLSPK (HTLS method using Prior Knowledge) 方法^[1,5,6], 该方法通过利用波谱中存在的频率和衰减系数等先验知识(往往可以通过生物化学的知识或者从以前的 NMR 数据定量分析中获得^[5]), 来较大地提高参数估计的效果. 上面所提到的这些方法都不同程度地实现了波谱参数的估计, 但是它们计算都比较费时, 而且估计精度都有待进一步提高. 由此, 本文提出了一种估计速度和精度都较好的方法, 该方法充分发挥了 HTLSPK 的优点, 既可以利用波谱中存在的信号极点先验知识来提高估计精度, 同时又根据波谱一般过抽样的特点, 重新隔点抽样, 构造新的 Hankel 矩阵, 来进一步提高参数估计的速度和精度. 为便于论文后面的讨论, 本文把该方法定义为 HTLSDPK (HTLS method using Decimation and Prior Knowledge). 考虑到 HSVD 的估计效果比不上 HTLS, 且两种方法类似^[3], 为节省篇幅, 本论文只对 HTLS, HTLSPK 以及 HTLSDPK 三种方法进行有关的论述.

2 方法理论

2.1 HTLS 方法

式(1)变为

$$y_n = \sum_{k=1}^K c_k z_k^n + e_n \quad (2)$$

其中, $c_k = a_k e^{j\phi_k}$, $z_k = e^{(-d_k + j2\pi f_k)\Delta t}$ 称为信号极点.

定义 Hankel 矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{L \times M}$ 为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} y_0 & y_1 & \cdots & y_{M-1} \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_M \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{L-1} & y_L & \cdots & y_{N-1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $L, M \geq K, N = L + M - 1, N, K$ 同式(1)含义. 若 MRS 信号中没有噪声, 则式(2) Vandermonde 分解为^[2]

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ z_1^1 & z_2^1 & \cdots & z_K^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_1^{L-1} & z_2^{L-1} & \cdots & z_K^{L-1} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} c_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & c_K \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & z_1^1 & \cdots & z_1^{M-1} \\ 1 & z_2^1 & \cdots & z_2^{M-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & z_K^1 & \cdots & z_K^{M-1} \end{bmatrix} \equiv \mathbf{SCT}^T \quad (4)$$

所以, 由上式可得

$$\mathbf{S}^\uparrow = \mathbf{S}_\downarrow \mathbf{Z} \quad (5)$$

其中符号“ \uparrow ”代表删去矩阵最上面的一行, 符号“ \downarrow ”代表删去矩阵最下面的一行, 下同. \mathbf{Z} 则是由对应的 K 个信号极点组成的对角矩阵. 通过上式, 我们可以直接求得信号的极点, 但是由于现实中还未有直接的算法计算 Vandermonde 分解, 所以在求取时往往利用移不变特性, 通过奇异值分解的方法来间接获取信号极点 $Z_k, k=1, 2, \dots, K$, 即

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^H = [\mathbf{U}_K \quad \mathbf{U}'] \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda}_K & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_K^H \\ \mathbf{V}'^H \end{bmatrix} = \mathbf{U}_K \mathbf{\Lambda}_K \mathbf{V}_K^H \quad (6)$$

$$\mathbf{U}_K^\uparrow = \mathbf{U}_K \downarrow \mathbf{E} \quad (7)$$

其中, 符号“ H ”表示复数共轭转置, $\mathbf{U}_k, \mathbf{V}_k$ 分别为 \mathbf{U}, \mathbf{V} 的前 K 列向量组成的矩阵, $\mathbf{\Lambda}_K$ 为 $\mathbf{\Lambda}$ 的左上角的 $K \times K$ 矩阵, \mathbf{E} 的特征值则是信号的极点值. 考虑到实际中 MRS 信号存在噪声, 所以, 式(7)只能是截取后的近似等式, 则可以运用整体最小二乘法 (Total Least Squares, TLS) 求取 \mathbf{E} , 然后再根据式(1), (2)分别估计出 4 个参数^[3].

2.2 HTLSPK 方法

设 $z_k, k=1, 2, \dots, p$ 为已知的先验信号极点, 则式(4)中 \mathbf{S} 和 \mathbf{T} 开始的前 p 列为已知. 显然, 该方法的主要任务就是在这些已知信息的条件下, 进一步获取未知的信号极点. 对于无噪声的理想情况, 可以通过先对 \mathbf{S} 或 \mathbf{T} 的已知部分 (设为 \mathbf{S}_p 或 \mathbf{T}_p) 作 QR

分解,然后再对 \mathbf{A} 进行正交投影过滤掉这些已知的部分,从而最终求出相应的未知部分. 这里以 \mathbf{T} 为例,推导如下^[1,5,6]:

$$\mathbf{T}_p = [\mathbf{Q}_p \quad \mathbf{Q}_{\text{orth}}][\mathbf{R}_p^T \quad \mathbf{0}]^T \quad (8)$$

其中, $\mathbf{T}_p \in \mathbb{C}^{M \times p}$, $\mathbf{Q}_p \in \mathbb{C}^{M \times p}$, $\mathbf{Q}_{\text{orth}} \in \mathbb{C}^{M \times (M-p)}$, $\mathbf{R}_p \in \mathbb{C}^{p \times p}$, 根据正交性得

$$\mathbf{T}_p \mathbf{Q}_{\text{orth}}^* = \mathbf{Q}_p \mathbf{Q}_{\text{orth}}^* = 0 \quad (9)$$

则

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}} &= \mathbf{A} \mathbf{Q}_{\text{orth}}^* \\ &= [\mathbf{S}_p \quad \mathbf{S}_{K-p}] \begin{bmatrix} \mathbf{C}_p & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_{K-p} \end{bmatrix} [\mathbf{T}_p \quad \mathbf{T}_{K-p}]^T \mathbf{Q}_{\text{orth}}^* \\ &= \mathbf{S}_{K-p} \mathbf{C}_{K-p} \mathbf{T}_{K-p}^T \mathbf{Q}_{\text{orth}}^* \end{aligned} \quad (10)$$

其中,符号“*”表示为复数共轭,下标“ $K-p$ ”表示剩下的对应未知列向量. 与 HTLS 方法一样,这里可以通过奇异值分解 $\bar{\mathbf{A}}$ 的方法来间接获取这些未知的信号极点,有噪声时可以通过截取近似,再通过 TLS 方法来获得.

2.3 HTLSDPK 方法

由采样定理可知,当采样的频率不小于 2 倍的信号最高频率,则采样就不会产生重叠误差,等于刚刚好,若大于,则可以认为是过抽样. 对于波峰紧凑的 MRS 信号,抽样频率明显远大于 2 倍的信号最高频率,所以这时可以在满足采样定理的条件下,隔点(或隔几点)抽样,人为地增加新的信号抽样点间的频率,再重新组合成 Hankel 矩阵,则可以提高波谱的估计性能^[7~10]. 根据这一思想,我们在波谱参数估计研究中,决定把它引进到包含一定已知信号极点先验知识的估计领域,两者有效结合,最大限度地提高经典方法的估计性能.

定义对原 MRS 信号重新抽样的间隔为 D , 则^[9,10]

$$\mathbf{Y}^i = [y^i \quad y^{i+D} \quad \cdots \quad y^{i+JD}] \quad (11)$$

其中, D 根据采样定理,必须满足 $2 \times |\max(f_k)| \leq f_{\text{sample}}/D$, $k=1, 2, \dots, K$; $i=0, 1, \dots, D-1$; $J = \text{round}(N/D) - 1$; 式(11)中 \mathbf{Y}^i 即为从原 MRS 信号中的第 i 点开始,隔 D 点重新抽样所得到的子信号数据,且随 i 值的不同,我们可以获得 D 个子信号. 结合式(2),可得

$$\mathbf{Y}_j^i = \sum_{k=1}^K c_k z_k^{i+jD} + e(i+jD) = \sum_{k=1}^K c_k^i q_k^j + e(i+jD) \quad (12)$$

其中, $c_k^i = c_k z_k^i$, $q_k = z_k^D$, $j=0, 1, \dots, J$. 则由该子信号构造的 Hankel 矩阵为

$$\mathbf{A}^i = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_0^i & \mathbf{Y}_1^i & \cdots & \mathbf{Y}_{M-1}^i \\ \mathbf{Y}_1^i & \mathbf{Y}_2^i & \cdots & \mathbf{Y}_M^i \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{Y}_{L-1}^i & \mathbf{Y}_L^i & \cdots & \mathbf{Y}_J^i \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $\bar{L}, \bar{M} \geq K$, $J = \bar{L} + \bar{M} - 2$. 则同理可以对无噪声假设下 \mathbf{A}^i 进行 Vandermonde 分解得

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^i &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ q_1^1 & q_2^1 & \cdots & q_K^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ q_1^{L-1} & q_2^{L-1} & \cdots & q_K^{L-1} \end{bmatrix} \times \\ & \begin{bmatrix} c_1^i & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c_2^i & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & c_K^i \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & q_1^1 & \cdots & q_1^{M-1} \\ 1 & q_2^1 & \cdots & q_2^{M-1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & q_K^1 & \cdots & q_K^{M-1} \end{bmatrix} \\ & \equiv \bar{\mathbf{S}} \mathbf{C}^i \bar{\mathbf{T}}^T \end{aligned} \quad (14)$$

上式利用的仅是原 MRS 信号的一部分数据,而从中可以看出,由各个子信号构造的 Hankel 矩阵有相同 $\bar{\mathbf{S}}$ 和 $\bar{\mathbf{T}}$,则可以进一步构造得

$$\mathbf{A}_{i\text{SUM}} = \sum_{i=0}^{D-1} \mathbf{A}^i = \bar{\mathbf{S}} [\mathbf{C}^0 + \mathbf{C}^1 + \cdots + \mathbf{C}^{D-1}] \bar{\mathbf{T}}^T = \bar{\mathbf{S}} \bar{\mathbf{C}} \bar{\mathbf{T}}^T \quad (15)$$

所以, $\mathbf{A}_{i\text{SUM}}$ 和 \mathbf{A}^i 有同样的移不变特性,信号极点也可以通过奇异值分解来间接获取,而在有噪声情况下,则可通过截取来近似获得. 显然,这时利用了全部的 MRS 信号抽样点,所以根据一般统计学的观点,估计的效果应该比只利用部分抽样点的 \mathbf{A}^i 要好. 现在进一步讨论有先验知识的情况.

设 $z_k, k=1, 2, \dots, p$ 为已知的先验信号极点,则根据式(12),隔点抽样后的子信号对应的已知信号极点为

$$q_k = z_k^D, k=1, 2, \dots, p \quad (16)$$

取式(15)中 $\bar{\mathbf{T}}$ 的前 p 列,即对应已知信号极点的列,组成 $\bar{\mathbf{T}}_p$ 并 QR 分解得

$$\bar{\mathbf{T}}_p = [\bar{\mathbf{Q}}_p \quad \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}][\bar{\mathbf{R}}_p^T \quad \mathbf{0}]^T \quad (17)$$

其中, $\bar{\mathbf{T}}_p \in \mathbb{C}^{M \times p}$, $\bar{\mathbf{Q}}_p \in \mathbb{C}^{M \times p}$, $\bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}} \in \mathbb{C}^{M \times (M-p)}$, $\bar{\mathbf{R}}_p \in \mathbb{C}^{p \times p}$, 根据正交性得

$$\bar{\mathbf{T}}_p \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}^* = \bar{\mathbf{Q}}_p \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}^* \bar{\mathbf{R}}_p = 0 \quad (18)$$

则

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}}_{i\text{SUM}} &= \bar{\mathbf{A}}_{i\text{SUM}} \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}^* \\ &= [\bar{\mathbf{S}}_p \quad \bar{\mathbf{S}}_{K-p}] \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{C}}_p & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{\mathbf{C}}_{K-p} \end{bmatrix} [\bar{\mathbf{T}}_p \quad \bar{\mathbf{T}}_{K-p}]^T \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}^* \\ &= \bar{\mathbf{S}}_{K-p} \bar{\mathbf{C}}_{K-p} \bar{\mathbf{T}}_{K-p}^T \bar{\mathbf{Q}}_{\text{orth}}^* \end{aligned} \quad (19)$$

对 $\bar{\mathbf{A}}_{i\text{SUM}}$ 进行奇异值分解,并考虑到实际情况分别截

取相应的前 $K-p$ 列作为近似,得

$$\bar{\mathbf{A}}_{i\SUM} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^H \approx \bar{\mathbf{U}}_{K-p} \bar{\mathbf{A}}_{K-p} \bar{\mathbf{V}}_{K-p}^H \quad (20)$$

$$\bar{\mathbf{U}}_{K-p}^\dagger \approx \bar{\mathbf{U}}_{K-p} \downarrow \bar{\mathbf{q}}_{K-p} \quad (21)$$

同理采用 TLS 方法可估计出 $\bar{\mathbf{q}}_{K-p}$. 再结合式(16)可得

$$\bar{z}_{K-p} = \sqrt[D]{\bar{\mathbf{q}}_{K-p}} \quad (22)$$

则整个 MRS 信号极点为

$$\mathbf{z} = [z_p \quad \bar{z}_{K-p}] \quad (23)$$

其中, z_p 为已知的 p 个信号极点,根据式(2),估计出参数频率和衰减系数为

$$f_k = \arg \tan(\text{Im}(z_k)/\text{Re}(z_k))/(2 \times \pi \times \Delta t) \quad (24)$$

$$d_k = -\ln(\text{Re}(z_k)/\cos(2 \times \pi \times f_k \times \Delta t))/\Delta t \quad (25)$$

其中,“Re”和“Im”分别表示取实部和虚部. 式(2)改写为矩阵形式为

$$\mathbf{Y} \approx \mathbf{C}\mathbf{Z} \quad (26)$$

其中

$$\mathbf{Y} = [y_0 \quad y_1 \quad \cdots \quad y_{N-1}], \quad \mathbf{C} = [c_1 \quad c_2 \quad \cdots \quad c_K]$$

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_1^0 & z_1^1 & \cdots & z_1^{N-1} \\ z_2^0 & z_2^1 & \cdots & z_2^{N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_K^0 & z_K^1 & \cdots & z_K^{N-1} \end{bmatrix} \quad (27)$$

所以,可由最小乘方法求得 \mathbf{C} . 从而又可以估计出幅度和相位参数为

$$a_k = |\mathbf{C}_k| \quad (28)$$

$$\phi_k = \arg \sin(\text{Im}(\mathbf{C}_k)/a_k) \times 180/\pi \quad (29)$$

3 方法定性分析

3.1 计算速度

显然,各种方法计算耗时主要集中在 Hankel 矩阵奇异值分解部分,即分别对应矩阵 \mathbf{A} , $\bar{\mathbf{A}}$ 以及 $\bar{\mathbf{A}}_{i\SUM}$ 的分解. 矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{C}^{a \times b}$ 奇异值分解中需要 $(a \times b^2 + b^3)$ 次浮点运算^[3]. 由于 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{L \times M}$, $\bar{\mathbf{A}} \in \mathbf{C}^{L \times (M-p)}$, $\bar{\mathbf{A}}_{i\SUM} \in \mathbf{C}^{L \times (M-p)}$, 所以,由式(3),(10)和(13)可知, \mathbf{A} 或 $\bar{\mathbf{A}}$ 矩阵的行列大小几乎都是 $\bar{\mathbf{A}}_{i\SUM}$ 的 D 倍,所以 HTLSDPK 方法的计算速度要远远高于前两种方法,而且 D 越大,这种优势就越明显.

3.2 参数估计效果

HTLSDPK 方法同 HTLSPK 方法一样,可以充分利用已知的信号极点先验知识,其估计精度应该比 HTLS 要好,而在 HTLSDPK 方法中,实行了

隔 D 点抽样,人为地增加了子信号谱峰间的频率,这一点对于估计重叠峰的情况非常有利,所以 HTLSDPK 方法在实际波谱估计中的综合效果应该优于 HTLSPK 方法.

4 实验结果分析

4.1 方法实现

下面,本文以一个典型的 Monte Carlo 模拟例子来实现各种方法. 该波谱为猪肝脏³¹P 磁共振信号. 谱的抽样点数为 512,间隔为 10kHz,由 5 个波峰组成,其中各个参数值由表 1 给出^[3],波谱信号如图 1 所示. 从该图可以看出,波谱中各峰相当紧凑, Peak 4 和 Peak 5 又相互重叠,给量化增加较大的难度.

表 1 波谱参数数值表

Peak	f_k (Hz)	d_k (rad/s)	a_k (a. u.)	ϕ_k ($^\circ$)
1	-1379	208	6.1	15
2	-685	256	9.9	15
3	-271	197	6.0	15
4	353	117	2.8	15
5	478	808	17.0	15

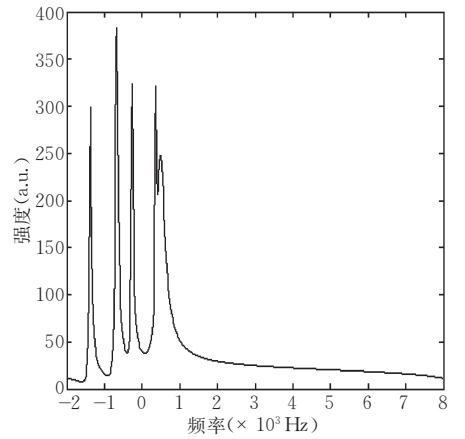


图 1 波谱信号图

实验中对图 1 所示的波谱信号分别添加标准差为 0, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5 等 6 种不同的复数正态噪声,并各随机产生 50 次,运用 HTLS, HTLSPK 以及 HTLSDPK 三种方法对该波谱分别进行参数估计. 方法实现中,令波峰 4 的信号极点为我们已知的先验知识, $D=3$, 并如从下的 3 个方面进行比较:

(1) 每种类噪声各 50 次运行,比较不同方法估计的失败次数以及失败率. 定义 5 个波峰中若存在一个波峰的频率估计超出了 Cramer-Rao 界限(各峰分别为 82, 82, 82, 43, 82)^[3], 则视该次估计为失败,否则为成功估计. 失败次数见表 2, 失败率(=

(失败次数/50)×100%)由图 2 所示;

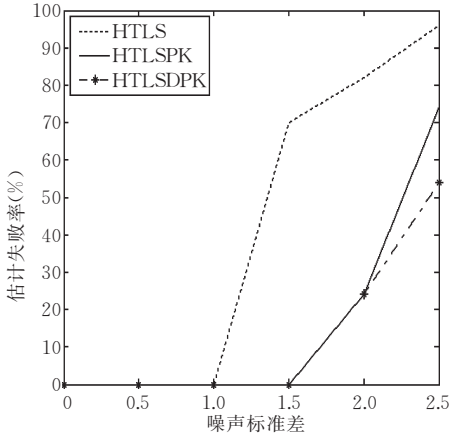


图 2 估计失败率

表 2 不同噪声类型 50 次参数量化中
每种方法的估计失败次数

方法	次数					
	$\sigma=0$	$\sigma=0.5$	$\sigma=1.0$	$\sigma=1.5$	$\sigma=2.0$	$\sigma=2.5$
HTLS	0	0	0	35	41	48
HTLSPK	0	0	0	0	12	37
HTLSDPK	0	0	0	0	12	27

(2)为深入比较,我们分别统计出各种方法在成功估计中,不同噪声参数估计的相对均方差(即不同方法中,每种类噪声下的失败估计排除在统计外),这里为说明问题仅给出 Peak 5 中各参数的估计结果,其中的频率、相位、衰减系数以及幅度的相对均方差分别由图 3~图 6 所示.

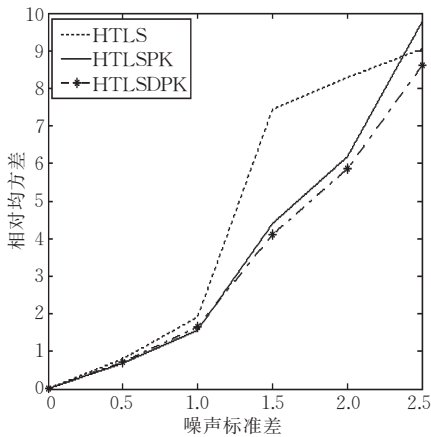


图 3 频率估计相对均方差

相对均方差(RRMSE)定义为出

$$RRMSE = 100 \times \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(1 - \frac{\hat{x}}{x}\right)^2} \quad (30)$$

(3)各种方法分别只运行 1 次的时间,结果参见表 3.

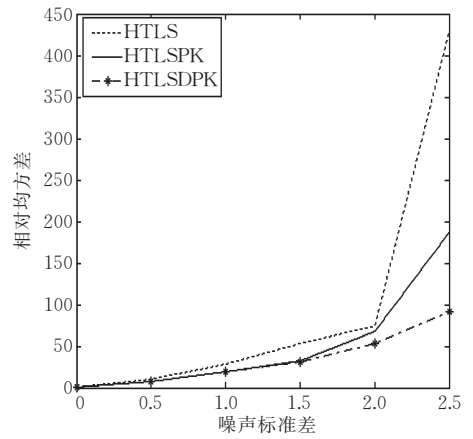


图 4 相位估计相对均方差

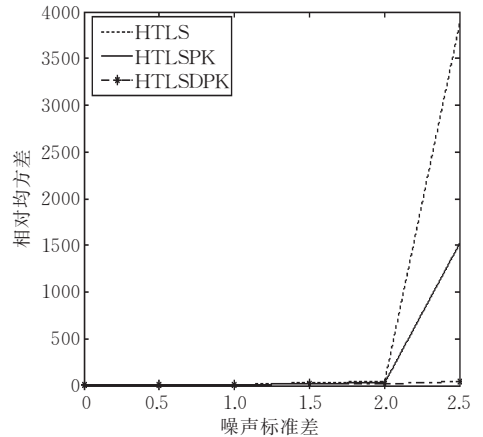


图 5 衰减系数估计相对均方差

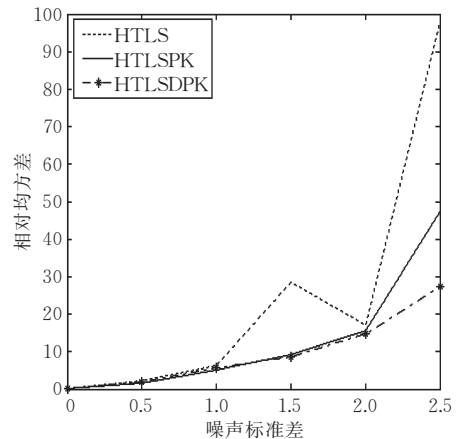


图 6 幅度估计相对均方差

表 3 各种方法运行一次所耗的时间

方法	时间(s)
HTLS	6.86
HTLSPK	2.91
HTLSDPK	0.17

4.2 结果分析

由表 2 和图 2 所示,三种方法在无噪声或噪声很低的情况下,都能够较好地估计参数.但是,随着

噪声标准差的增加, HTLS 方法出现跳跃式的退变, 估计的错误次数上升非常快, 错误率很高, 几乎不能用来发挥作用; HTLSPK 由于充分利用了信号极点先验知识, 使得估计比较稳定, 估计的错误率明显降低; 而本文的 HTLSDPK 方法由于在利用信号极点先验知识的同时, 还有效地吸收了隔点抽样技术, 使得估计的错误率更加降低。又从图 3~图 6 可以看出, 如果排除各自的错误估计, 即使是仅统计成功估计的各种参数相对均方差, 也可以推断出 HTLSDPK 参数估计的性能明显最优、HTLSPK 其次, 而 HTLS 方法最差; 另外, 从表 3 我们可以看出, HTLSDPK 运行速度最快, HTLSPK 其次, HTLS 方法最慢。显然, 这些实现结果与上面的理论分析完全一致。

所以, 从参数估计精度和计算速度等不同方面看, HTLSDPK 方法估计的综合性能明显最好。

5 小 结

本文提出了一种新的磁共振波谱参数估计方法, 即 HTLSDPK 方法, 该方法充分发挥隔点抽样技术的作用, 并在方法中有效地吸收信号极点先验知识。文中的理论和数据实现证明, HTLSDPK 方法在估计的精度、速度以及参数估计的成功率上都明显优于经典的 HTLS 和 HTLSPK 方法。

参 考 文 献

- 1 Chen H., Van Huffel S., Van Ormondt D., Beer R. D.. Parameter estimation with prior knowledge of known signal poles for the quantification of NMR Spectroscopy data in the time domain. *Journal of Magnetic Resonance, Series A*, 1996, 119;

- 225~234
- 2 Laudadio T., Mastronardi N., Vanhamme L., Van Hecke P., Van Huffel S.. Improved lanczos algorithms for blackbox MRS data quantitation. *Journal of Magnetic Resonance*, 2002, 157: 292~297
- 3 Van Huffel S., Chen H., Decanniere C., Van Hecke P.. Algorithm for time-domain NMR data fitting based on total least squares. *Journal of Magnetic Resonance, Series A*, 1994, 110: 228~237
- 4 Vanhamme L., Sundin T., Van Hecke P., Van Huffel S.. MR spectroscopy quantitation; A review of time-domain methods. *NMR in Biomedicine*, 2001, 14: 233~246
- 5 Chen H., Van Huffel S., Vandewalle J.. Improved methods for exponential parameter estimation in the presence of known poles and noise. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(5): 1390~1393
- 6 Chen H., Van Huffel S., van den Boom A., van den Bosch P.. Subspace-based parameter estimation of exponentially damped sinusoids using prior knowledge of frequency and phase. *Signal Processing*, 1997, 59: 129~136
- 7 Fotinea S. E., Dooglou I., Carayannis G.. Decimation and SVD estimate exponentially damped sinusoids in the presence of noise. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2001, V: 3073~3076
- 8 Stoica P., Nordsjo A. E.. Subspace-based frequency estimation in the presence of moving-average noise using decimation. *Signal Processing*, 1997, 63: 211~220
- 9 Morren G., Lemmerling P., Van Huffel S.. Decimative subspace-based parameter estimation techniques applied to magnetic resonance spectroscopy signals. In: *Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference, Istanbul, Turkey*, 2001, 2319~2322
- 10 Morren G., Lemmerling P., Van Huffel S.. Decimative subspace-based parameter estimation techniques. *Signal Processing*, 2003, 83: 1025~1033
- 11 Lenkinski R. E.. MR spectroscopy, Clinical tool or research probe? (Revisited), *Academic Radiology*, 2001, 8(7): 567~570
- 12 Ross B., Bluml S.. Magnetic resonance spectroscopy of the human brain. *The Anatomical Record*, 2001, 265: 54~84



ZENG Wei-Ming, Ph. D., associate professor. His research interests focus on functional MRI and MRS.

functional MRI and image reconstruction.

LUO Li-Min, Ph. D., professor. The main research interests focus on 3D medical image processing, stereotactic radiotherapy.

WANG Zheng-You, Ph. D., associate professor. The research interests focus intelligent information processing.

FANG Zhi-Jun, Ph. D., associate professor. The research interests focus on digital video processing.

LIANG Xiao-Yun, Ph. D.. The research interests focus