

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905755

动态信号源数目盲估计方法研究*

付强¹, 景博¹, 何鹏举^{2,3}, 汤梦阳³, 戚咪³

(1. 空军工程大学航空工程学院 西安 710038; 2. 西北工业大学深圳研究院 深圳 518057;
3. 西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘要:针对目前盖氏圆盘准则(GDE)及其改进方法难以精确计算出变化的瞬时信号源数目的问题,提出了基于滑动窗口(SW)和相关系数(CC)相结合改进盖氏圆盘准则的GDE-SW-CC动态信号源数目盲估计方法。首先利用盖氏圆盘准则的盖尔圆半径在信号数量增长过程中不断更替变化的特性,将新盖尔圆半径减去旧半径得出整体信源中半径变化最大的动态段。其次采用滑动窗口算法对动态段进行分段精估计,得到每一个滑动窗GDE的判断阈值。然后将GDE的判断阈值作为滑动窗口的特征量,并计算它们之间的相关系数,根据相关系数的峰值位置区分动态窗口信号圆盘与静态窗口信号圆盘得到瞬时信号源数目。最后,通过计算机仿真以及实测数据实验验证了本文方法的有效性、通用性和实用性。计算机仿真对比实验结果表明,相比现有静态GDE,所提方法能快速判读信号的源个数并定位出动态变化的时间区域;在此基础上,结合所提方法与集合经验模态分解(EEMD)进行了欠定盲源分离情形下的动态源信号数目估计仿真实验,结果表明调整因子为0.2以上即可得到正确的估计;实测数据实验得出结果与仿真结果基本吻合,尤其当信号源数目减少时,GDE的估计正确概率从95%降低到4%,所提方法的估计正确概率从95%增高到97%。

关键词: 信源个数估计; 动态信号源; 盖氏圆盘准则; 盖尔圆半径; 相关性分析

中图分类号: TH701 TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on dynamic signal source number blind estimation method

Fu Qiang¹, Jing Bo¹, He Pengju^{2,3}, Tang Mengyang³, Qi Mi³

(1. College of Aeronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Research & Development Institute of Northwestern Polytechnical University in Shenzhen, Shenzhen 518057, China;

3. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the problem that the Gerschgorin disk estimator (GDE) and its improved algorithm cannot accurately calculate the number of changing instantaneous signal sources, an improved GDE method based on the combination of sliding window (SW) and correlation coefficient (CC) is proposed, which is called GDE-SW-CC dynamic source number blind estimation method. Firstly, using the characteristic that the Gerschgorin disk radius of the GDE changes constantly in the increasing process of the number of signals, the dynamic segment with the largest radius change in the whole source is obtained by subtracting the old radius from the new Gerschgorin Disk radius. Secondly, the sliding window algorithm is used to precisely estimate the dynamic segment, and the judgment threshold of GDE for each sliding window is obtained. Then, the judgment threshold of GDE is taken as the characteristic quantity of the sliding window, and the correlation coefficients among them are calculated. According to the peak position of the correlation coefficients, the dynamic window signal disk and the static window signal disk are distinguished to obtain the number of instantaneous signal sources. Finally, computer simulation and actual experiment data verify the effectiveness, universality and practicability of the proposed algorithm. The comparison of computer simulation and experiment results shows that compared with the existing static GDE, the proposed algorithm can quickly interpret the number of signal sources and locate the dynamic changing time region. On this basis, the simulation experiment on dynamic source signal number estimation in the case of underdetermined blind source separation was

收稿日期:2019-10-24 Received Date:2019-10-24

* 基金项目:深圳市知识创新计划(JCYJ20170306154611415)、西安市科技计划(2017086CG/RC049)项目资助

carried out with the proposed algorithm combining ensemble empirical mode decomposition (EEMD). The results show that the correct estimation can be obtained as long as the adjustment factor is greater than 0.2. The actually measured data in experiment are basically consistent with the simulation results. Especially when the number of signal sources decreases, the estimated correct probability of GDE decreases from 95% to 4%, while the estimated correct probability for the proposed algorithm in this paper increases from 95% to 97%.

Keywords: source number estimation; dynamic signal source; Gerschgorin disk estimator; Gerschgorin disk radius; correlation analysis.

0 引言

盲源分离也称盲信号分离,是指在源信号和传递信道的参数均未知的情况下,仅根据输入源信号的统计特性,通过观测信号恢复各个源信号的过程。自从“鸡尾酒晚会”问题提出以来,出现了大量的盲源分离算法,但是大多数盲源分离算法中通常假设源信号个数是已知的^[1]。目前不论是常用的批处理盲源分离算法还是在线盲源分离算法,都是在精确估计出信号源个数的基础上才能实现准确分离,正确估计出源信号个数是进行有效盲分离的先决条件^[2]。然而,在实际应用中,源信号个数是已知的这一假设在许多情况下并不成立,源信号的个数不仅是未知的还是动态变化的^[3]。现有几种常用源信号个数估计方法如矩阵分解法、基于信息论的方法、盖氏圆盘法等,基于信息理论准则(information theoretical criteria, ITC)的最小描述字长法(minimum description length, MDL)比基于盖氏圆盘准则(Gerschgorin disk estimator, GDE)的MDL具有更好的性能。然而,它没有能力处理含有有色噪声的信号^[4]。相反,尽管GDE方法在低信噪比下的性能并不令人满意,但可以消除有色噪声的影响^[5]。文献[6]和文献[7]均提出将盖氏圆盘准则引入最小信息准则(akaike information criterion, AIC)中,GDE-AIC方法克服了AIC准则非渐进一致性估计的缺点,且适用于空间色噪声的环境。文献[8]提出了一种基于四阶累积量的改进盖氏圆盘方法,解决了实际信源数接近阵列阵元数时,信源数估计误差过大的问题。可见,GDE不仅在白噪声环境下适用,在色噪声环境下,该方法同样能够正确估计发射天线的数目,是一种适用于色噪声条件的发射天线数目估计方法,反观AIC和MDL等算法却只适用于白噪声环境,在色噪声环境下则失效。因此,在实际的信号源数目盲估计中,GDE方法更适于推广应用。因此,本文重点针对盖氏圆盘准则进行了研究。

国内外的学者为了提高盖氏圆盘方法的性能,提出了各自的改进方法。董姝敏等^[9]提出了对盖尔圆半径进行独立压缩使噪声盖尔圆尽可能地远离信号盖尔圆的改进盖氏圆盘法(modified Gerschgorin disk estimator, MGDE)。Wu等^[10]提出了新的改进的盖氏圆盘法(new

modified Gerschgorin disk estimator, NMGDE),在对自相关矩阵做酉变换的基础上,再做一次变换,进一步缩小信号的盖尔圆半径,更有利于信号盖尔圆与噪声盖尔圆的区分。Caspary等^[11]提出了利用盖尔圆半径求和的改进盖氏圆盘法,即求和盖氏圆盘法(sum Gerschgorin disk estimators, SGDE)。但不难发现,GDE和以上各种改进的GDE方法都是假设源信号个数是固定的,然而在实际应用中随着时间的推移,信号源个数可能会增加或减少,因此是未知的且动态变化的。静态估计方法有时会夸大事实,例如,故障信号诊断时,信号源数较集中,仅占整个时间段的一部分,而判别时会将整个时间段识别为故障多发时间段。为弥补这一缺陷,本文将引入滑动窗口机制给出滑动窗口法进行解决。滑动窗是一种流量控制技术,网络通信中一直采用滑动窗口来进行传输数据报大小的控制^[12]。确定窗口长度是使用滑动窗口技术必须要解决的问题,窗长的选择与源估计效果有直接的关系,将固定大小的滑动窗口调整为动态滑动窗口十分必要。文献[13]将滑动窗口法用于连续动作识别,文献[14]提出利用动态滑动窗解决多标记特征选择问题。但这些方法都没有应用到动态信源个数估计上。另外,常见的动态滑动窗口主要是基于时间的滑动窗口,通过记录数据流入和流出窗口的时间来判断窗口的大小是否合理,但这种方法不具有信号源个数的性质。

本文在基于静态盖氏圆盘准则的信源数目估计方法理论分析的基础上,结合滑动窗和相关分析技术提出了一种针对信号源个数动态变化情况下的信源数目估计方法。该方法将整体数据粗估计与分段数据精估计相结合的方式代替静态盖氏圆盘准则的一次性估计,有效降低了历史数据累积效应对估计结果的影响。根据盖尔圆的半径变化对滑动窗口位置自动进行调节,充分利用了盖尔圆变换后得到的半径信息。利用相关系数作为动态变化数据段的判断依据,量化了本文方法中的精估计过程。进一步利用集成经验模态分解将单通道混合信号映射成多通道信号,实现了欠定盲源分离情形下的动态源信号数目估计。以信源数目减少和信源数目增加为例进行方法的分析验证,对比仿真实验结果验证了本文方法的有效性,欠定仿真实验结果验证了本文方法的通用性,实测实验结果验证

了本文方法的实用性。

1 静态信号源数目估计方法

1.1 盲源分离模型

盲源分离模型可以描述如下:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_m(t)]^T$ 是 m 个含有噪声的观测信号; \mathbf{A} 表示混合矩阵; $\mathbf{s}(t)$ 是信号源; $\mathbf{v}(t)$ 是加性噪声向量。

盲源分离模型如图 1 所示。

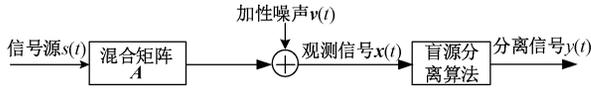


图 1 盲源分离模型

Fig.1 Blind source separation model

根据传感器接收到的观测信号数目 m 和源信号数目 n 的数量关系可以将盲源分离分为 3 种类型: 适定盲源分离 ($m = n$)、超定盲源分离 ($m > n$)、欠定盲源分离 ($m < n$)。

对于超定系统, Wu 等^[15] 首次提出了基于盖氏圆盘准则的信号源个数估计方法。相比于矩阵分解方法利用协方差矩阵的特征值或者奇异值估计信源个数, GDE 法利用盖尔圆半径来进行信号源个数估计。盖氏圆盘法在信噪比低时估计性能要好于 AIC 和 MDL, 随着信噪比的提高, 盖氏圆盘法整体性能要优于 AIC 和 MDL。对于欠定系统, K-means 聚类方法需要人为给定聚类数和聚类中心, 基于 K-means 聚类进行源信号个数估计需要结合其他方法如 Gap Statistic 等确定最优聚类数, 过程比较繁琐, 同时估计的准确率并不高。AP 聚类算法具有不需要人为确定聚类数和聚类中心, 稳定性好等优点。

可见, 学者们都是分别对超定混合与欠定混合中的源个数进行研究, 而在实际应用环境中, 极有可能会超定混合与欠定混合的瞬时转换的情况。此时, 在动态源存在的情况下, 若采用超定混合源个数估计方法, 由于不能保证信号源个数少于传感器个数, 将出现错误的分离结果; 相反, 若一直采用欠定混合源个数估计方法, 将大大影响整体算法的实时性能。更重要的是, 正确估计信号源个数的前提是对超定还是欠定的正确判定, 然后再选用各自适用的算法。本文主要研究一种超定欠定通用的在线动态源个数估计方法。

1.2 盖氏圆盘法

GDE 利用盖尔圆半径来进行信号源个数估计。由于观测信号协方差矩阵的盖尔圆半径较大, 圆心又比较接近, 直接用协方差矩阵 \mathbf{R} 的盖氏圆盘很难实现信源个

数的正确估计。

GDE 首先对协方差矩阵 \mathbf{R} 进行酉变换, 定义:

$$\mathbf{S} = \mathbf{U}\mathbf{R}\mathbf{U}^T \quad (2)$$

其中, \mathbf{U} 为 $M \times M$ 维酉矩阵。

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, \mathbf{U}_1 为 \mathbf{R} 去除尾行尾列后构成的子矩阵的特征向量构成的酉矩阵。经过变换后可得:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 & \rho_1 \\ 0 & \ddots & & & \vdots \\ & & \lambda_N & & \rho_N \\ \vdots & & & \sigma^2 & 0 \\ 0 & \dots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & & 0 & \sigma^2 & 0 \\ \rho_1^T & \dots & \rho_N^T & 0 & \dots & 0 & c_{MM} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$ 。使得矩阵 \mathbf{S} 的盖尔圆半径分为半径较大的一组 (对应源信号) 和半径较小的一组 (对应噪声), 这样就可以实现对信源个数的正确估计。盖氏圆盘准则的判断阈值为:

$$GDE(k) = r_k - \frac{D(T)}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} r_i, \quad i = 1, 2, \dots, M-1 \quad (5)$$

式中: T 为样本数, 选用的调节因子 $D(T)$ 是区间 $[0, 1]$ 内与 T 有关的函数, 根据具体情况人为选取。

$GDE(k)$ 为矩阵盖尔圆的第 k 个半径 r_k 与特定门限值的差值。特定门限为剩余 $M-1$ 个盖尔圆半径的数学期望与 $D(T)$ 的乘积。

$GDE(K)$ 为 $GDE(k)$ 中首次出现的负值, 那么估计出的源个数 \hat{k} 即:

$$\hat{k} = K - 1 \quad (6)$$

$$K = \underset{k=1, 2, \dots, M-1}{\operatorname{argmin}} \left\{ GDE(k) = r_k - \frac{D(T)}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} r_i < 0 \right\} \quad (7)$$

1.3 欠定源信号个数估计

由于传感器数目会出现小于源信号数目的情况, 即欠定混合系统, 此时盖氏圆盘方法将不再适用。集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 方法是将观测信号经过 EEMD 分解后得到本征模函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量, 常应用于单通道盲信号分离中。而单通道盲源分离是一种特殊的欠定盲源分离情况, 其估计方法是先利用 EEMD 对单通道观测信号进行分解, 得到多路 IMF。将每个 IMF 当作一路混合信号, 实现单通道信号的多通道映射。

将式(1)中的观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 经过 EEMD 分解后得到 l 个 IMF 分量。

$$\mathbf{x}_{\text{IMF}}(t) = [C_1(t), C_2(t), \dots, C_l(t)]^T \quad (8)$$

分解得到的 $\mathbf{x}_{\text{IMF}}(t)$ 的相关矩阵为:

$$\mathbf{R}_{\text{IMF}} = \begin{bmatrix} E(C_1 C_1^T) & E(C_1 C_2^T) & \cdots & E(C_1 C_l^T) \\ E(C_2 C_1^T) & E(C_2 C_2^T) & \cdots & E(C_2 C_l^T) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(C_l C_1^T) & E(C_l C_2^T) & \cdots & E(C_l C_l^T) \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

与超定系统不同的是,这里需要对得到的 IMF 进行重构,所得到的 IMF 分量和原观测信号作为满足要求的新观测信号。使用该方法当作盖氏圆盘法接收信息的协方差矩阵,并结合本文提出的源数目估计方法对新重构出的协方差矩阵做酉变换,可以实现欠定到超定的转换。

2 动态信号源数目估计方法

静态处理方式是在完成数据采集后,才对信号进行处理,此方法效果好,但所需存储空间较大,不能动态跟踪信号变化,不利于信息的即时反馈。动态源即传感器接收到的信源数目会发生瞬时变化,并不是保持不变的。相比静态源个数估计来说,通过动态源估计能得到更加精确的结果。本节将基于滑动窗设计相应的动态源个数估计方法。

2.1 基于滑动窗的动态源个数估计方法

动态源即传感器接收到的信源数目会发生瞬时变化,并不是保持不变的。相比静态源个数估计来说,通过动态源估计能得到更加精确的结果。

1) 滑动窗

滑动窗是一种流量控制技术,网络通信中一直采用滑动窗口来进行传输数据报大小的控制。滑动窗口的大小是恒定,随着数据的流入而向前滑动,在滑动的过程中伴随着数据的插入和删除操作,其十分适合用于只要求对当前某时间段内的数据进行处理的应用。

当窗口沿数据样本逐点滑动时,窗口内的数据能得到及时更新,因此对混合模型参数以及观察信号统计特征的变化具有一定的跟踪能力。窗长的选择与源估计效果有直接关系。滑动窗长度的选择具有较大的随机性,这给窗长的合理选择带来一定的困难。

图2所示为观测向量在相邻窗口内数据块的更新过程。其中, L 为窗口长度,表示为相邻窗口的原始观测数据向量。通过滑动窗的移动,可以得到每个时间段的信源个数,相比一次性静态估计更能得到信号源动态变化时个数的准确结果。

2) 基于滑动窗的盖氏圆盘模型

由于利用整体数据进行一次性估计无法得到数据中间变化过程的信息,但是可以通过盖尔圆半径改变的趋

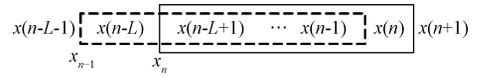


图2 滑动窗

Fig.2 Slide window

势得到对应的变化次数特征。若已知动态源变化的次数,通过整体盖尔圆的半径差值,可以找到最能反应源个数动态变化的半径。再采用固定滑动窗进行计算时同时利用信号源的整体数据与分段数据进行粗估计和精估计,得到更加准确的动态信号源不同个数时的数据分段区域,即实现了动态源个数的估计。

通过结合静态盖氏圆盘法中的半径信息,会得到 n 个 GDE 的判断阈值,表示如下:

$$GDE(k)_i = r_k - \frac{D(T)}{M-1} \sum_{j=1}^{M-1} r_j, i = 1, 2, \dots, n,$$

$$j = 1, 2, \dots, M-1$$

(10)

2.2 相关性分析

式(10)中得到的 n 个分段区域的 $GDE(k)_i$ 值构成如下矩阵 \mathbf{Y} 。

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} GDE(1)_1 & GDE(1)_2 & \cdots & GDE(1)_n \\ GDE(2)_1 & GDE(2)_2 & \cdots & GDE(2)_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ GDE(M-1)_1 & GDE(M-1)_2 & \cdots & GDE(M-1)_n \end{pmatrix} \quad (11)$$

再将矩阵 \mathbf{Y} 中的每一列 $GDE(k)_i$ 作为特征向量,矩阵 \mathbf{Y} 记为:

$$\mathbf{Y} = (GDE(k)_1, GDE(k)_2, \dots, GDE(k)_n) = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (12)$$

进一步通过计算特征向量之间的相关系数进行相关性分析,式(12)中各特征向量 $\mathbf{x}_1 \sim \mathbf{x}_n$ 相关系数的计算公式如下:

$$p_{x_i, x_j} = \frac{\text{cov}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)}{\sigma_{x_i} \sigma_{x_j}} = \frac{E(\mathbf{x}_i - \mu_{x_i})E(\mathbf{x}_j - \mu_{x_j})}{\sigma_{x_i} \sigma_{x_j}} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$, $\mathbf{x}_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}\}$; $\text{cov}(x_i, x_j)$ 表示 x_i 和 x_j 的协方差; σ 与 μ 分别为标准差与均值; $E(\cdot)$ 为数学期望。

然后计算特征向量矩阵 \mathbf{Y} 每一列之间的相关系数,可以得到一个 $n \times n$ 阶的相关系数矩阵 \mathbf{P} , 表示为:

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix} \quad (14)$$

动态变化的窗口段前后的窗口是保持稳定的,各自

之间应具有最大的相关系数。因此,找出前后与之相关系数最大的两波批次,中间余下的窗口段即动态变化段。

2.3 基于滑动窗口和相关系数的盖氏圆盘动态源个数盲估计方法

本文方法主要包括以下步骤:

1) 利用静态盖氏圆盘法对接收到的动态混合信号进行处理,得到不能反映信源动态变化的整体信号源个数粗估计的 GDE 判断阈值和盖尔圆半径值;

2) 将最新的盖尔圆变换后的半径减去旧的半径比较得出动态变化最大的整体信源段;

3) 用滑动窗口算法对粗估计找出的动态变化最大整体信源段信号进行分段精估计,得到每一个滑动窗中数据段的信源个数估计的 GDE 判断阈值;

4) 引入相关系数以更快更好的区分动态窗口信号圆盘与静态窗口信号圆盘,利用 GDE 的判断阈值作为不同滑动窗口段的特征量,并计算它们之间的相关系数;

5) 根据相关系数的峰值位置得到变化前及变化后的窗口段,余下的数据段即动态变化段;

6) 重复步骤 3)~5),至满足灵敏度和滑动窗口长度要求时完成循环;

7) 将整体数据粗估计与分段数据精估计相结合的方式代替静态的一次性估计,构成了基于滑动窗口和相关系数的盖氏圆盘动态源个数估计方法(Ggerschgorin disk estimator based on sliding window and correlation coefficient, GDE-SW-CC)。

3 实验验证

为了验证本文方法对动态信号源数目估计的有效性和准确性,分别进行了计算机仿真实验和实测实验。

3.1 计算机仿真实验

本文仿真采用 12 均匀圆阵列,参数采样率设置 1 000 Hz,此处考虑如下信号的随机线性混合: $s_1 = \sin(2 * \pi * 800 * t)$; $s_2 = \sin(2 * \pi * 900 * t)$; $s_3 = \sin(2 * \pi * 1 000 * t)$; $s_4 = \sin(2 * \pi * 850 * t)$; $s_5 = \sin(2 * \pi * 950 * t)$; $s_6 = \sin(2 * \pi * 1 050 * t)$ 。静态时源信号波形如图 3 所示。

1) 有效性验证

为了验证本文方法能够有效地解决动态信号源的个数估计问题,将提出的 GDE-DSW-CC 和 GDE^[10]进行了比较。为了更好地比较方法的性能,两个方法中使用的 GDE 准则调节因子 $D(T)$ 均选用文献[10]中的 $D(T)$ 函数,即 $D(T) = \frac{2.3}{\ln T}$ 。信源数动态变化包括信源数目减少和信源数目增加,因此将实验分为以下两种情况。

(1) 在 3 000 个采样点之前,有 6 个源信号,在 3 000 个

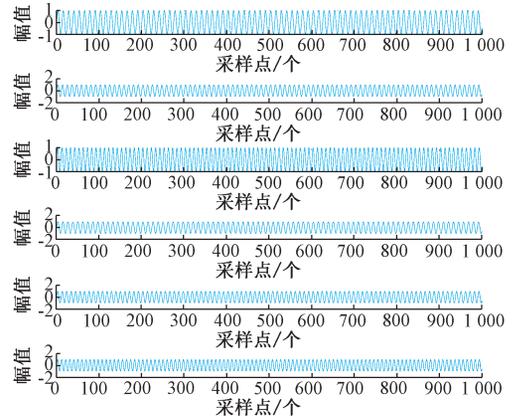


图 3 信号源

Fig.3 Signal source

采样点之后,源信号随机地减少 1 个,变为 5 个。本文以第一路信号在第 3 000 点后由正弦变为 0 为例,如图 4 所示。

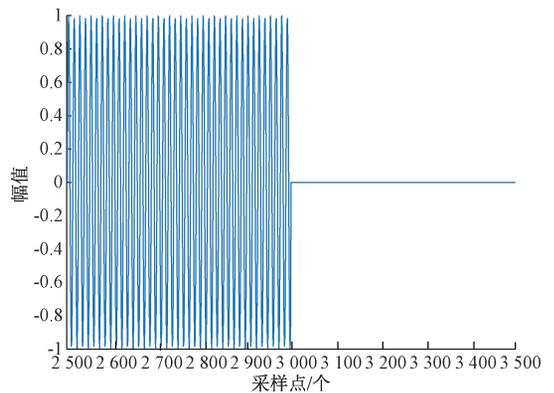


图 4 信源数目减少

Fig.4 Decrease in source number

在信源数目减少的情况下,首先使用传统的盖氏圆盘方法进行信源个数估计,选择信号每增加 1 000 个采样点就计算一次以模拟静态盖氏圆盘法估计的情形,共计算 10 次。此时,每次计算出 $GDE(k)$ 的样本数均为 11,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,计算出的 $GDE(5)$ 会随着采样点的增加而出现先减小后变大的趋势,在 6 000 个采样点时极有可能造成信号源个数的遗漏发生。并且在后面只有 5 个信号源的时候依然始终判读出有 6 个信号源,与实际情况相差太大。

采用 GDE-DSW-CC 方法进行计算,通过对静态盖氏圆盘估计出的 $GDE(k)$ 逐个做差可以得到盖尔圆半径差值,共 9 段,分别为标识为 data1~data9,如图 6 所示。从图 6 可以明显看出,当 k 为 1~5 时,data3 数据的绝对值都最大,即当采用静态盖氏圆盘方法估计时,1~4 000 采样数据段的 $GDE(k)$ 减去 1~3 000 采样数据段的 $GDE(k)$ 得到的盖尔圆半径差值最大。因此,在采样点 1 500~

以看出,精估计的结果更难用差值来进行判断,通过计算 $GDE(k)$ 之间的相关系数,得到结果如表 1 和图 8 所示。

表 1 特征量间的相关系数

Table 1 Correlation coefficients among characteristic quantities

$GDE(k)$	$GDE(k)_1$	$GDE(k)_2$	$GDE(k)_3$	$GDE(k)_4$	$GDE(k)_5$
$GDE(k)_1$	1	0.998 9	0.913	0.655 3	0.656 4
$GDE(k)_2$	0.998 9	1	0.920 1	0.651 8	0.652 8
$GDE(k)_3$	0.913	0.920 1	1	0.748 8	0.748 4
$GDE(k)_4$	0.655 3	0.651 8	0.748 8	1	0.999 9
$GDE(k)_5$	0.656 4	0.652 8	0.748 4	0.999 9	1

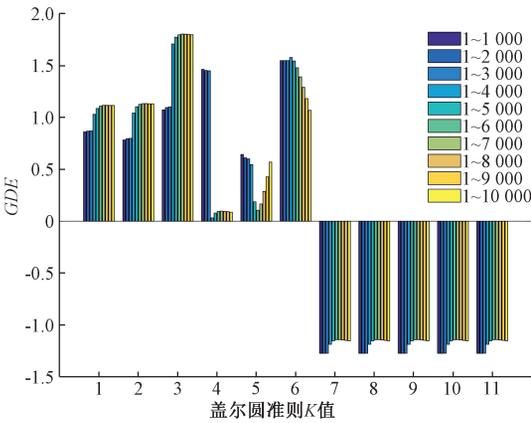


图 5 静态盖氏圆盘准则的判断阈值

Fig.5 Judgment threshold of static GDE

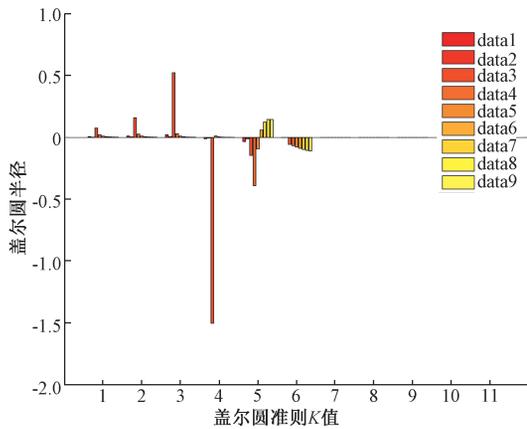


图 6 静态盖氏圆盘准则估计的盖尔圆半径差

Fig.6 The radius difference of Gerschgorin disk estimated by static GDE

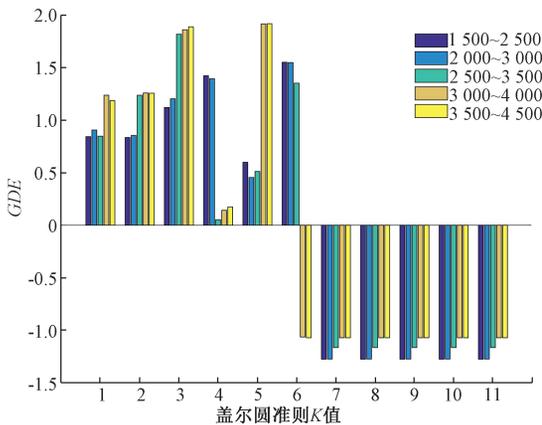


图 7 基于滑动窗的盖氏圆盘准则判断阈值

Fig.7 Judgment threshold of GDE based on sliding window

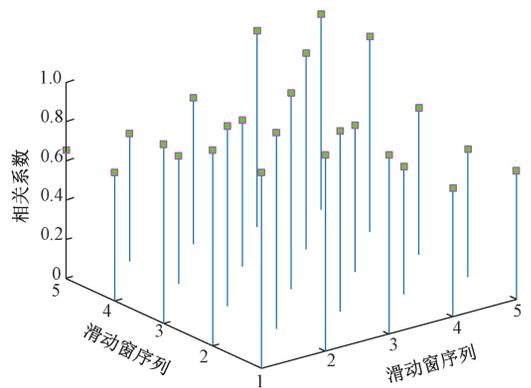


图 8 基于滑动窗的盖氏圆盘准则的判断阈值相关系数

Fig.8 Correlation coefficients of judgment thresholds of GDE based on sliding window

从表 1 和图 8 可以看出, $GDE(k)_4$ 与 $GDE(k)_5$ 的相关系数最大, $GDE(k)_1$ 与 $GDE(k)_2$ 的相关系数其次。相比于未发生变化段, 动态变化段的 $GDE(k)_3$ 与其他数据段的相关系数更小, 因此, 利用相关系数的大小可以得出信号动态变化段(2 500~3 500)。当然, 可以根据精度需求继续对窗长进行动态调整, 以进一步细化信号动态变化的窗段。

综上, 使用本文提出的 GDE-DSW-CC 方法进行信源个数估计时, 可以很清楚的看出前两段窗长中的信号有 6 个信源, 后 3 段窗长剩下 5 个信源。即可得到 3 000 个采样点后信号源一定只有 5 个, 但这与窗长的划分有关。进一步分析计算出的第 5 个值在第 2 段窗有一个极小值, 分析发现第 2 段窗即 1 500~4 500 采样数据中既有 6 个信号源又存在 5 个信号源的情况。

(2) 在 6 000 个采样点之前, 有 5 个源信号, 在 6 000 个采样点之后, 源信号随机地增加 1 个, 变为 6 个。本文以第一路信号在第 6 000 点后由 0 变为正弦为例, 如图 9 所示。

4 500 范围内进行精估计。采用固定滑动窗, 窗长 1 000, 每次滑动 500 个采样点, 其计算结果如图 7 所示。从图 7 可

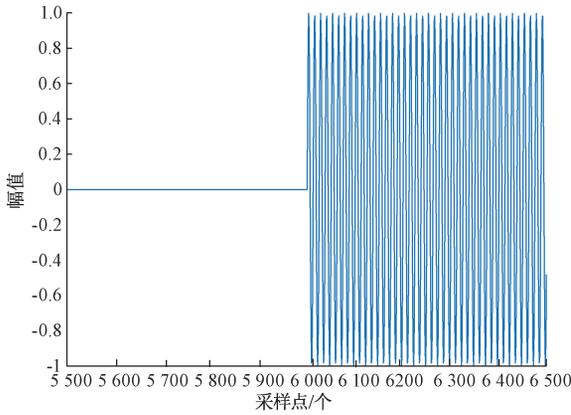


图9 信源数目增加

Fig.9 Increase in source number

在动态源增加的情况下,使用传统的盖氏圆盘方法进行信源个数估计时,结果如图10所示。可以在增加后估计出6个信号源,因此再利用滑动窗进行精估计即可得到更加精确的结果。

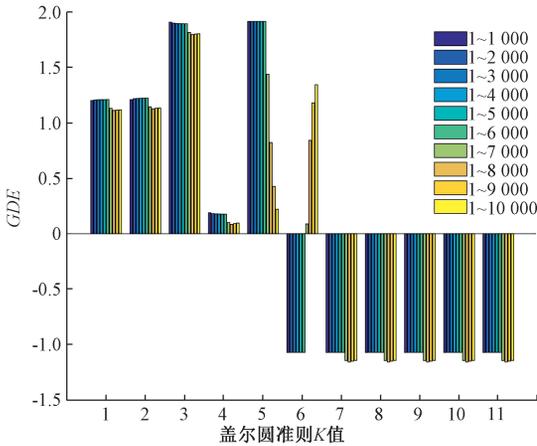


图10 静态盖氏圆盘准则的判断阈值

Fig.10 Judgment threshold of static GDE

通过图11所示盖尔圆的半径差也可以看出,变化特征存在于 data6,证明了本文特征选取的正确性。并且同时证明了本文方法的合理性,在选取特征过程中并不是全部数值变小,也不是看最后一个数字的大小。另一方面,静态盖氏圆盘法在源个数增加情况下能够较好的实现个数粗估计,因此,精估计阶段只需要在5000~7000采样点之间进行。同信源数目减少实验一样,采用窗长1000的固定滑动窗,每次滑动500个采样点,其计算结果如图12所示。

从图12可以看出,相比信源数目减少实验,信源数目增加实验得到的精估计结果用差值来进行判断更明显,进一步通过计算 $GDE(k)$ 之间的相关系数,得到结果如表2和图13所示。

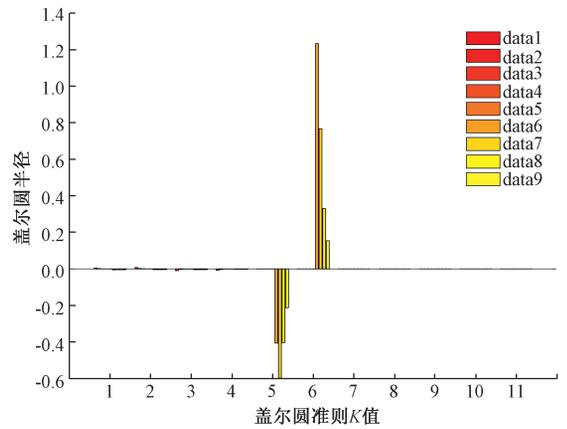


图11 静态盖氏圆盘准则估计的盖尔圆半径差

Fig.11 The radius difference of Gershgorin disk estimated by static GDE

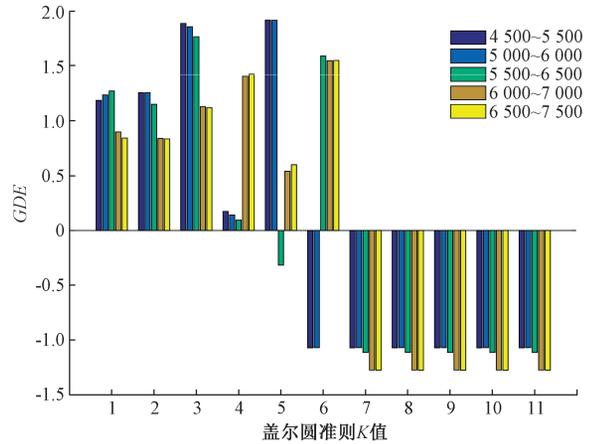


图12 基于滑动窗的盖氏圆盘准则判断阈值

Fig.12 Judgment threshold of GDE based on sliding window

表2 特征量间的相关系数

Table 2 Correlation coefficients among characteristic quantities

$GDE(k)$	$GDE(k)_1$	$GDE(k)_2$	$GDE(k)_3$	$GDE(k)_4$	$GDE(k)_5$
$GDE(k)_1$	1	0.999 9	0.622 9	0.654 7	0.656 4
$GDE(k)_2$	0.999 9	1	0.623 5	0.652 6	0.654 1
$GDE(k)_3$	0.622 9	0.623 5	1	0.894 3	0.887 5
$GDE(k)_4$	0.654 7	0.652 6	0.894 3	1	0.999 8
$GDE(k)_5$	0.656 4	0.654 1	0.887 5	0.999 8	1

从实验结果可以明显看出, $GDE(k)_1$ 与 $GDE(k)_2$ 的相关系数最大, $GDE(k)_4$ 与 $GDE(k)_5$ 的相关系数其次。相比于未发生变化段,动态变化段的 $GDE(k)_3$ 与其他数据段的相关系数更小,因此,通过5个特征序列之间的相关系数可以容易得到信号动态变化段(5500~6500)。

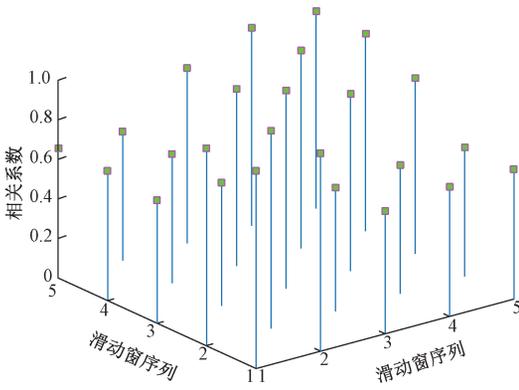


图 13 基于滑动窗的盖氏圆盘准则的判断阈值相关系数
Fig.13 Correlation coefficients of judgment thresholds of GDE based on sliding window

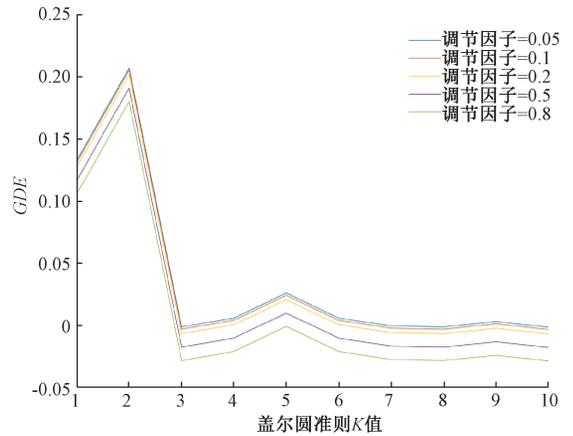


图 15 欠定源个数估计结果
Fig.15 Estimated results of underdetermined source number

2) 通用性验证

经过前文分析,欠定条件下的源数目估计问题是盲信号分离问题中的难点之一。因此,本节验证方法在欠定条件下的通用性。单通道盲源分离是欠定盲源分离的一种极端形式,本节实验中信号源保留上一节实验中的前两个通道,且只保留阵元 1 进行接收信号,构成欠定条件的实验情形,进行 EEMD 得到结果如图 14 所示。

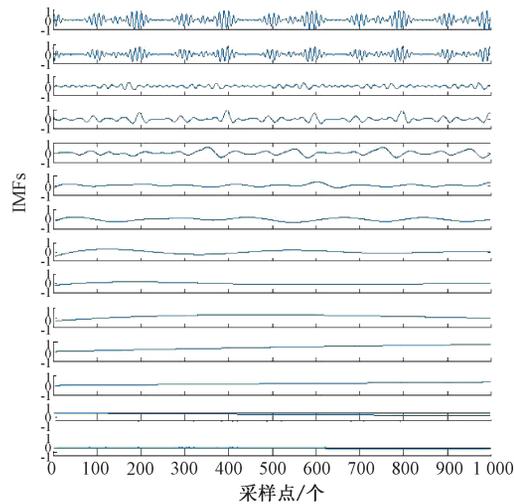


图 14 阵元 1EEMD 分解结果

Fig.14 EEMD decomposition results for array element 1

对于 GDE,调整因子的范围是 0~1。在本文实验中,选择了一组主观调节因子来说明 $D(T)$ 在欠定盲源分离环境下的影响。在主观调节因子选取不同的情况下,临界值 $GDE(K)$ 会出现波动。图 15 所示为主观调整因子 $D(T)$ 设置对 GDE 方法结果的影响,曲线按调节因子从小到大,从上至下依次排列。

从图 15 可以看出,在本文实验中,调整因子 $D(T)$ 为 0.2 以上时可以成功估计出结果。实验进一步表明,该

方法对阵列结构没有特殊要求,通过 EEMD 分解后的多通道映射加上本文方法即可成功实现欠定盲源分离情形下的动态源个数估计,所提出方法对于不同混合下动态源个数的估计具有较好的通用性。

3.2 实测实验

本节中的实测实验在西北工业大学自动化学院某实验室进行,实验室空间大小为 $7.47 \times 3.63 \times 3.14 \text{ m}^3$,阵列选择与计算机仿真实验一致,两个窄带独立信号从远场入射到接收阵列,动态信源的实现方法是人为地改变真实信源个数,使其有信源个数增加(1→2)和减小(2→1)的动态过程,得到信源变化的实测数据进行信源数估计。两个信源的到达俯仰角与方位角分别设定如表 3 所示。

表 3 两信号源的位置设定

Table 3 Location setting of two signal sources (°)

信源	俯仰角	方位角
1	68.4	36.9
2	71.2	21.8

在实测实验中,同样采用盖氏圆盘准则与本文方法进行动态信源个数的估计。重复进行 100 组实验得到实测数据的估计结果如表 4 和 5 所示。值得说明的是,估计信源个数为 1 和 2 以外的结果没有计入表 4 中,因此信源数目变化前后估计次数之和小于等于 100。

表 4 实测数据估计结果(1→2)

Table 4 Estimation results of actually measured data(1→2)

真实信源个数	估计信源个数	估计不同信源个数的次数	
		GDE	本文方法
1	1	98	98
1	2	0	0
2	1	2	1
2	2	93	98

表5 实测数据估计结果(2→1)

Table 5 Estimation results of actually measured data(2→1)

真实信源 个数	估计信源 个数	估计不同信源个数的次数	
		GDE	本文方法
2	1	3	3
2	2	95	95
1	1	4	97
1	2	94	0

从实测数据结果可以看出,在真实信源数目发生变化前,由于初始阶段的方法是一样的,两种方法的估计正确概率一样,接收信号不可避免地受到周围环境噪声和房间混响等因素的干扰,此时信源数目增加和减少时的估计正确概率分别是98%和95%;在真实信源数目发生变化后,尤其是信源数目减少时,GDE准则的估计性能明显变差,估计正确概率从95%降低到4%,相反,本文方法的估计结果没有因为信源数目动态变化而变差,估计正确概率从95%增高到97%。因此,实际测试实验得到信号源的个数与实际信号源个数基本保持一致,本文方法得到的估计正确概率优于GDE方法,实测实验结果表明了本文提出方法的实用性。

4 结 论

本文提出了一种动态变化环境下瞬时信号源个数估计的新方法,具有良好的实时跟踪信号个数变化的性能,通过计算机仿真实验和实测数据实验验证了本文方法的有效性、通用性与实用性。

1)分析了超定和欠定盲源分离情况下各种信号源个数估计方法的原理及实现方法,和各种方法的优缺点以及适用条件。本文利用集成经验模态分解将单通道混合信号映射成多通道信号,研究的是一种超定和欠定盲源分离通用的在线动态源个数估计方法。

2)相比静态盖氏圆盘方法,GDE-SW-CC充分利用了盖尔圆变换得到的半径信息,不仅利用半径大小来进行信号源数目的估计,还根据盖尔圆的半径变化对窗口位置自动进行调节,提高了方法的适应性和对动态变化段的搜索效率。

3)利用相关系数作为动态变化数据段的判断依据,使本文方法中的精估计过程更为量化,使得该方法即使在较少采样数时,仍能给出准确度较高的估计,提升了小样本条件下动态变化段的盲估计性能。

综上所述,本文方法在信源数估计方面是有效的,一方面成功地将盖氏圆盘法应用到动态变化的信源个数估计中,另一方面成功地将盖氏圆盘法从超定系统应用到

欠定系统中。本文方法能够解决源信号个数是未知且动态变化的情况,能快速定位出动态变化的时间区域并判读出瞬时信号源个数,有效降低了历史数据累积效应的影响。但本文方法需要知道变化的次数,接下来将会继续研究更加适用于未知变化次数情况下的动态源个数估计方法。

参考文献

- [1] 王荣杰,詹宜巨,周海峰.一种适用于信源数时变的自适应盲源分离算法[J].仪器仪表学报,2015,36(2):262-270.
WANG R J, ZHAN Y J, ZHOU H F. Adaptive blind source separation algorithm for time-varying number of sources[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(2):262-270.
- [2] 左超华,张洁,高宏力,等.一种欠定混合情形下的信源数目盲估计方法[J].电子测量技术,2015,38(6):113-117.
ZUO CH H, ZHANG J, GAO H L, et al. A blind estimation method of sources number in underdetermined mixing cases[J]. Electronic Measurement Technology, 2015,38(6):113-117.
- [3] WANG R J, ZHAN Y J, ZHOU H F. Dynamic direction of arrival estimation with an unknown number of sources[J]. Journal of Donghua University (English Edition), 2016, 33(3):490-494.
- [4] DONG ZH, HU J P, DU B L, et al. Improvement of source number estimation method for single channel signal[J]. Plos one, 2016, 11(10): e0164654.
- [5] 贡彦飞.基于盖尔圆准则的信源个数估计算法比较[J].无线电通信技术,2012(4):61-63.
GONG Y F. Performance comparison of source number estimation methods based on Gerschgorin disk criterion[J]. Radio Communications Technology, 2012(4):61-63.
- [6] 褚鼎立,陈红,蔡晓霞.基于盖尔圆准则的信源数目估计改进算法[J].探测与控制学报,2018,40(4):109-115.
CHU D L, CHEN H, CAI X X. An improved source number estimation algorithm based on Gerschgorin disk estimator criterion[J]. Journal of Detection & Control, 2018,40(4):109-115.
- [7] 许佳奇,王川川,曾勇虎,等.盖尔圆定理和最小描述长度准则相结合的信源数目估计方法研究[J].信号处理,2017,33(S1):53-57.
XU J Q, WANG CH CH, ZENG Y H, et al. Research on source number estimation based on Gerschgorin disk estimator theorem and minimum description length criterion[J]. Journal of Signal Processing, 2017,

- 33(S1): 53-57.
- [8] 梅超, 潘晴, 常桂林, 等. 一种信源数目估计的改进算法[J]. 信息通信, 2018(2): 26-29.
MEI CH, PAN Q, CHANG G L, et al. An improved algorithm of source number estimation[J]. Information & Communications, 2018(2): 26-29.
- [9] 董姝敏, 梁国龙. 改进的盖尔圆源数目估计方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2013, 34(4): 440-444.
DONG SH M, LIANG G L. A modified Gerschgorin disks estimation method for source number estimation [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2013, 34(4): 440-444.
- [10] WU H T, CHEN C L. A new Gerschgorin radii based method for source number detection[C]. 10th IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing, IEEE, 2000: 104-107.
- [11] CASPARY O, NUS P, CECCHIN T. The source number estimation based on Gerschgorin radii[C]. Proceedings of ICASSP'98, 1998, 4: 1993-1995.
- [12] 程舒慧, 吴小培. 基于滑动窗口的 ICA 算法动态分离胎儿心电[J]. 工业控制计算机, 2011, 24(6): 1-3, 6.
CHENG SH H, WU X P. Application of ICA algorithm based on sliding window to FECG extraction [J]. Industrial Control Computer, 2011, 24(6): 1-3, 6.
- [13] 杨世强, 罗晓宇, 乔丹, 等. 基于滑动窗口和动态规划的连续动作分割与识别[J]. 计算机应用, 2019, 39(2): 44-49.
YANG SH Q, LUO X Y, QIAO D, et al. Continuous action segmentation and recognition based on sliding window and dynamic programming [J]. Journal of Computer Application, 2019, 39(2): 44-49.
- [14] 程玉胜, 李雨, 王一宾, 等. 动态滑动窗口加权互信息流特征选择[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2018, 54(5): 118-129.
CHENG Y SH, LI Y, WANG Y B, et al. Streaming feature selection with weighted fuzzy mutual information based on dynamic sliding window[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2018, 54(5): 118-129.

- [15] WU H T, YANG J F, CHEN F K. Source number estimators using transformed Gerschgorin radii[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1325-1333.

作者简介



付强, 2013年和2016年于空军工程大学分别获得学士学位和硕士学位, 现为空军工程大学博士研究生, 主要研究方向为信号处理和故障诊断。

E-mail: fuqiang931@126.com

Fu Qiang received his B.Sc. degree and M.Sc. degree both from Air Force Engineering University in 2013 and 2016, respectively. Now, he is currently a Ph.D. candidate in Air Force Engineering University. His main research interest includes signal processing and fault diagnosis.



景博, 1996年于空军工程大学获得硕士学位, 2002年于西北工业大学获得博士学位, 现为空军工程大学教授, 主要研究方向为故障预测与健康管理, 可测试性设计, 传感器网络、数据融合。

E-mail: jingbo_sensor@163.com

Jing Bo received her M.Sc. degree in 1996 from Air Force Engineering University, and received her Ph.D. degree in 2002 from Northwestern Polytechnical University. Now, she is a professor in Air Force Engineering University. Her main research interests include prognostics and health management, design for testability, sensor network and data fusion.



何鹏举(通信作者), 2004年于西北工业大学获得博士学位, 现为西北工业大学副教授, 主要研究方向为传感器网络和信号处理。

E-mail: pengjuhe@163.com

He Pengju (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2004. He is currently an associate professor in Northwestern Polytechnical University. His main research interests include sensor network and signal processing.