

基于贝叶斯估计的特征事件判别方法研究

李 鑫, 尹 全, 于 冰
(太原卫星发射中心技术部 太原 030031)

摘要: 针对利用遥测指令参数进行特征事件自动判别时, 现有方法忽略了数据源之间相互印证的条件, 仅依据测量值相同来判别特征事件的发生时间, 存在一定的误判概率, 提出了一种基于贝叶斯估计的特征事件判别方法。方法不仅利用了当前数据源的测量值, 同时还兼顾特征事件固有的先验分布信息, 能够有效提高自动判别的准确率。首先, 通过对特征事件数据源的内涵进行分析, 得出了不同数据源相互印证的条件; 其次, 通过对历史数据进行统计分析, 建立了特征事件发生时间的正态分布概率模型, 并以此为基础提出了基于贝叶斯最大后验估计算法, 设计了完整的特征事件判别方法; 最后, 通过工程数据的仿真计算和结果分析, 验证了方法在特征事件判别中的实用性和有效性。

关键词: 遥测指令参数; 特征事件; 自动判别; 正态分布; 贝叶斯估计

中图分类号: V557+.3; V556.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1000(2023)04-0073-07

DOI: 10.12347/j.ycyk.20230404002

引用格式: 李鑫, 尹全, 于冰. 基于贝叶斯估计的特征事件判别方法研究[J]. 遥测遥控, 2023, 44(4): 73-79.

Research on discriminant method of characteristic events based on Bayesian estimation

LI Xin, YIN Quan, YU Bing

(Technology Department of Taiyuan Launch Center, Taiyuan 030031, China)

Abstract: For the automatic discrimination of characteristic events using telemetry instruction parameters, the existing methods ignore the condition of mutual verification between data sources, and only judge the occurrence time of characteristic events based on the same measured values, which has a certain misjudgment probability. A discriminant method of characteristic events based on Bayesian estimation is proposed. The method not only takes advantage of the current measured value but also takes into account the inherent prior distribution information of characteristic events, which can effectively improve the accuracy of automatic discrimination. Firstly, by analyzing the connotation of data sources for characteristic events, the conditions of mutual corroboration of different data sources are obtained. Firstly, through the analysis of the connotation of characteristic event data sources, the conditions of mutual verification between data sources are obtained. Secondly, through the statistical analysis of the historical data, the normal distribution probability model of the occurrence time for characteristic events is established. The algorithm based on Bayesian maximum posterior estimation is proposed, and the discriminant method of characteristic events is designed. Finally, through the simulation calculation of engineering data and the analysis of results, the effectiveness and practicability of this method are verified.

Keywords: Telemetry command parameters; Characteristic events; Automatic discrimination; Normal distribution; Bayesian estimation

Citation: LI Xin, YIN Quan, YU Bing. Research on discriminant method of characteristic events based on Bayesian estimation[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(4): 73-79.

引 言

特征事件表征了飞行器飞行过程中的关键动作, 是判断飞行器飞行是否正常的重要指标^[1,2]。特征事件的发生时间可以通过光学图像判别^[3], 也

可以通过飞行器的飞行轨迹变化判别, 但依据遥测指令参数判断特征事件的发生时间依然是主要方式^[4], 尤其是对于特征事件的自动判别。由于飞行器在飞行过程中遥测数据难免会出现误码^[5-9], 特别是在飞行器发生关键动作时, 因此会选择多

个数据源作为特征事件的判别依据, 如何从这些数据源中准确判别出特征事件的发生时间成为一项急需解决的问题。

目前, 基于遥测指令参数的特征事件自动判别主要根据当前测量值相同时数据源数量的多少来判别特征事件的发生时间, 当出现两个及以上数据源的测量值一致时, 立即判定特征事件发生。该方法具有较强的实时性, 且当数据质量较好时能够有效判别出特征事件的发生时间, 但其忽略了数据源之间相互印证的条件及后续到达数据源的影响, 当存在多组测量值相同的数据源数量一致时, 仅依据数据源到达的先后顺序来判断特征事件的发生时间会存在一定的误判概率。事实上, 特征事件本身存在固有的概率分布模型, 充分利用特征事件的先验分布信息, 将有助于提高特征事件发生时间判别的准确率。

为此, 本文提出了基于贝叶斯估计的特征事件判别方法。首先, 通过对特征事件数据源内涵的分析, 得出了不同数据源相互印证的条件; 其次, 通过对历史数据的分析, 建立了特征事件发生时间的正态分布概率模型, 并以此为基础提出了基于贝叶斯最大后验估计算法, 设计了完整的特征事件判别方法。最后, 通过工程数据的仿真计算和结果分析, 验证了该方法在特征事件判别中的实用性和有效性。

1 数据源相互印证条件

图 1 给出了特征事件数据源组成示意图, 其中, x 表示数据源为实时测量值, x^d 表示数据源为延时测量值^[10,11], m 表示遥测指令参数的数量, n 表示设备的数量。如图 1 所示, 为了确保特征事件的可靠判别, 通常会选择多个表征特征事件发生的遥测指令参数作为判决依据, 同时, 为了确保遥测数据的可靠性传输, 飞行器也会将遥测指令参数在飞行器上缓存一定时间后再发送, 地面系统也会通过多个遥测设备转发遥测数据^[12-14], 因此, 用于特征事件判别的数据源中既包含不同的遥测指令参数, 也包含不同的设备源, 还包含实时源和延时源。这里的设备源是指通过不同设备转发的数据源, 实时源是指参数的实时测量值, 延时源是指参数的延时测量值。

由于数据源的含义不同, 导致不同数据源的测量值相同时表示的含义也不同。根据特征事件

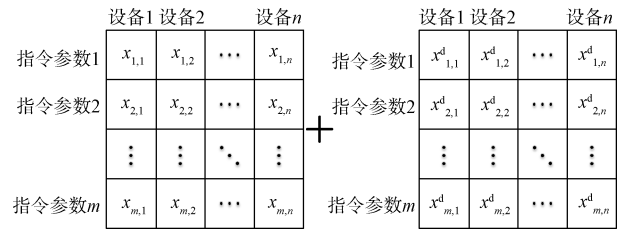


图 1 特征事件数据源组成示意图

Fig. 1 The diagram of data sources for the characteristic event

所包含的数据源含义可知, 由于遥测指令参数是由飞行器上某个系统或某个单元产生的信号, 表征了特征事件发生相对独立的信息, 故当数据源中存在不同遥测指令参数同时反映的是信息源的可信性。由于设备源是遥测指令参数由不同设备转发产生, 因此, 当数据源中存在不同设备源同时, 反映的是在空间维度上传输信道的可信性。由于延时源是由实时源延时传输产生, 故实时源和延时源相同反映的是在时间维度上传输信道的可信性。由于实时源和延时源是通过分时传输导致的空间传输信道不同, 故设备源相同与实时源和延时源相同本质上是一致的, 均反映的是传输信道的可信性。为了进一步说明特征事件数据源相互印证的条件, 表 1 给出了特征事件数据源相同时的可信度表。通过表 1 可以看出, 只有数据源满足条件 7~条件 10 的情况时, 方可表征信息源和传输信道均可信, 因此, 当特征事件的数据源中存在不同遥测指令参数由不同设备转发的测量值相同时, 或不同遥测指令参数由同一设备转发的实时源和延时源相同时, 可立即判定特征事件发生, 且特征事件发生时间为数据源相同时的测量值。

2 估计算法

基于特征事件数据源相互印证条件的分析可知, 当特征事件的数据源中仅存在一个遥测指令参数的不同数据源测量值相同, 或不同遥测指令参数仅存在由同一设备转发的实时源或延时源相同时, 只能表征要么传输信道可信, 要么信息源可信, 无法确定特征事件的发生时间, 为此本文提出了基于贝叶斯最大后验估计的特征事件判别方法。

2.1 模型建立

为了研究特征事件发生时间的概率分布模型,

表1 特征事件数据源相同可信度

Table 1 The reliability of the same data sources for the characteristic events

序号	数据源	信息源可信	时间维度 信道可信	空间维度 信道可信	示例
1	同一指令参数由同一设备转发的实时源和延时源相同		√		$x_{1,1} = x_{1,1}^d$
2	同一指令参数由不同设备转发的实时源相同			√	$x_{1,1} = x_{1,2}$
3	同一指令参数由不同设备转发的延时源相同			√	$x_{1,1}^d = x_{1,2}^d$
4	同一指令参数由不同设备转发的实时源和延时源相同		√	√	$x_{1,1} = x_{1,2}^d$
5	不同指令参数由同一设备转发的实时源相同	√			$x_{1,1} = x_{2,1}$
6	不同指令参数由同一设备转发的延时源相同	√			$x_{1,1}^d = x_{2,1}^d$
7	不同指令参数由同一设备转发的实时源和延时源相同	√	√		$x_{1,1} = x_{2,1}^d$
8	不同指令参数由不同设备转发的实时源相同	√		√	$x_{1,1} = x_{2,2}$
9	不同指令参数由不同设备转发的延时源相同	√		√	$x_{1,1}^d = x_{2,2}^d$
10	不同指令参数由不同设备转发的实时源和延时源相同	√	√	√	$x_{1,1} = x_{2,2}^d$

对近年来飞行器飞行过程中200次特征事件的发生时间进行了统计分析, 得出了如图2所示的特征事件概率密度分布图, 其中, t 表示特征事件发生的理论时间, 3σ 表示特征事件发生的理论偏差。从图2中可以看出, 特征事件的发生时间近似满足以理论时间为均值, 理论偏差为极限误差的正态分布概率密度模型。事实上, 飞行器设计的初衷就是期望特征事件按照理论时间发生, 且随着特征事件发生时间与理论时间偏差的增大, 发生的概率逐渐降低, 当发生时间位于设计的理论偏差之外时, 特征事件发生的概率几乎为零, 因此, 特征事件发生时间的概率分布模型可用正态分布表征。

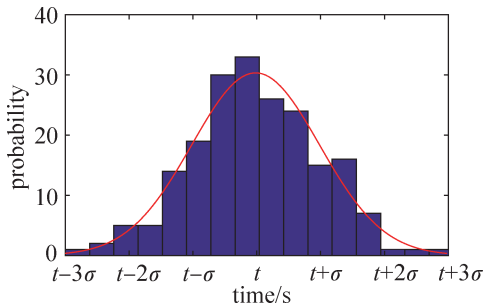


图2 特征事件概率密度分布图

Fig. 2 The probability density distribution of the characteristic events

2.2 数据预处理

由于不同遥测指令参数产生机理不同, 导致部分指令参数与特征事件存在固有的理论时间偏差, 同时, 相比实时源, 延时源必然存在固有的

延时偏差, 因此, 在进行特征事件判别前, 需要对数据源进行一致性修正, 以消除固有时间偏差对特征事件判别的影响。

设指令参数的测量值为 x , 其与特征事件固有的理论时间偏差为 Δt_i , 固有的延时偏差为 Δt_d , 则其一致性修正后的结果 y 为:

$$y = x + \Delta t_i + \Delta t_d \quad (1)$$

其中, 指令参数超前时 Δt_i 为正值, 滞后时为负值。显然, 当指令参数与特征事件不存在理论时间偏差或 x 为实时源时, Δt_i 和 Δt_d 的值为零。

此外, 由于不同指令参数处理方法不同存在解算误差、不同设备源传输信道不同存在时延误差, 导致即使经过一致性修正后的数据源相同时, 测量值也并不一致, 因此, 为实现特征事件的数据源一致性判别, 当经过一致性修正后的数据源测量值为 $D = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$ 时, 将不同数据源测量值相同定义为:

$$|y_i - y_j| < \delta y \quad \forall i \neq j \quad (2)$$

式中, δy 为残余误差上限。

2.3 贝叶斯估计算法

通常情况下, 特征事件的数据源往往较少, 仅依靠当前数据源判断特征事件发生时间会存在一定的误判概率, 尤其当存在多组测量值相同的数据源数量一致时, 将难以判断特征事件的发生时间, 而贝叶斯理论为我们提供了一条有效的解决途径, 其不仅考虑数据源的当前测量值, 还顾及特征事件本身固有的先验信息^[15]。

当经过一致性修正后的数据源测量值为 y_i 时,

依据贝叶斯公式, 其作为特征事件发生时间的概率为^[16-18]:

$$p(y_i|D) = \frac{p(y_i)p(D|y_i)}{p(D)} \quad (3)$$

式中, $p(y_i)$ 为特征事件发生时间为 y_i 时的先验概率密度, $p(D|y_i)$ 为特征事件发生时间为 y_i 时数据源测量值为 D 的概率密度, $p(D)$ 为数据集 D 发生的概率密度。对于所有 $p(y_i|D)$, $p(D)$ 均相同, 故式(3)可简化为:

$$p(y_i|D) \propto p(y_i)p(D|y_i) \quad (4)$$

由于特征事件判别就是在数据源中寻找发生概率最大的测量值作为特征事件的发生时间, 虽然概率密度函数某点的取值并不能表示事件发生的概率, 但其能反映事件发生概率的大小, 因此, 将反映 $P(y_i|D)$ 大小的概率函数定义为:

$$f(y_i) = p(y_i)p(D|y_i) \quad (5)$$

为了简化问题的分析, 设每个数据源是统计独立的, 则 $p(D|y_i)$ 简化为:

$$p(D|y_i) = \prod_{j=1}^l p(y_j|y_i) \quad (6)$$

式中, l 为数据源的数量。进一步由特征事件发生时间的概率分布模型可知:

$$p(y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y_i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

$$p(y_j|y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y_j-y_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中, μ 为特征事件发生的理论时间, 3σ 表示特征事件发生的理论偏差。

从而, 根据式(5)、式(7)和式(8), 可得:

$$f(y_i) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{l+1}{2}}} \exp\left[-\frac{(y_i-\mu)^2 + \sum_{j=1}^l (y_j-y_i)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (9)$$

为了更加清晰地表征每个数据源作为特征事件发生时间的相对概率, 对概率函数进行归一化处理可得:

$$f'(y_i) = \frac{f(y_i)}{\sum_{j=1}^l f(y_j)} \quad (10)$$

根据一致性准则, 将数据集 D 划分为 s 组, 即 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_s\}$, 则每一组数据集 D_i 的测量值

是特征事件发生时间的概率为:

$$p(D_i|D) = \sum_{j=1}^k f'(y_j) \quad (11)$$

式中, D_i 表示数据集 $y_i \sim y_k$ 。

最后, 根据最大后验概率估计准则, 当 D_i 满足 $\arg \max_{D_i} p(D_i|D) \quad i=1, 2, \dots, s$ 时, y_i 为特征事件的发生时间。

3 判别方法

图3给出了特征事件判别方法流程, 基于数据源相互印证条件和贝叶斯估计算法的特征事件判别方法设计如下:

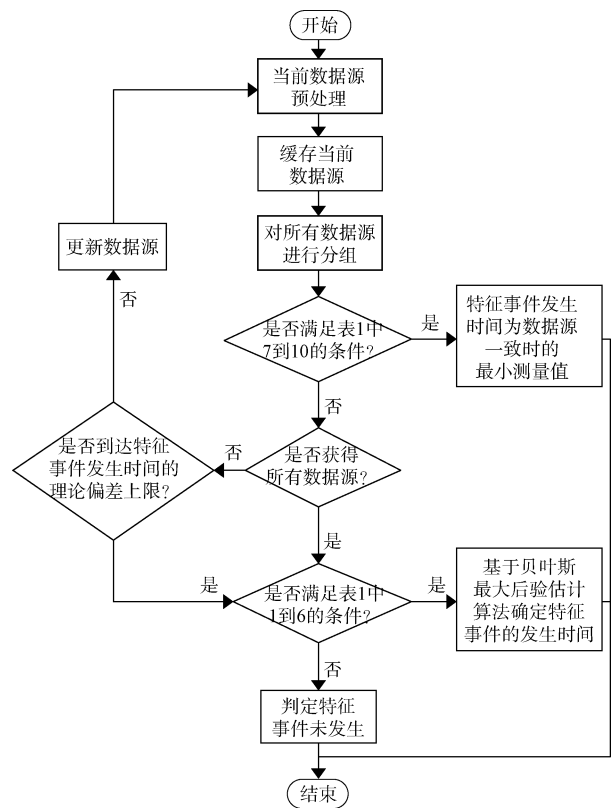


图3 特征事件判别方法流程图

Fig. 3 The flow chart of discriminant method for the characteristic event

① 对当前数据源的测量值进行预处理, 实现数据源的一致性修正。

② 缓存当前数据源预处理后的结果。

③ 依据残余误差上限 δy , 对缓存的所有数据源进行一致性判别, 并对其进行分组。

④ 依据数据源之间相互印证条件, 判断特征事件发生时间。

当数据源中存在不同遥测指令参数由不同设备转发的测量值相同时,或不同遥测指令参数由同一设备转发的实时源和延时源相同时,即满足表1中条件7~条件10时,可立即判定特征事件发生,且特征事件发生时间为数据源一致时的最小测量值。否则,当所有数据源均解出或到达特征事件发生时间的理论偏差后限时,如果数据源中仅存在一个遥测指令参数的不同数据源测量值相同时,或不同遥测指令参数仅存在由同一设备转发的实时源或延时源相同时,即满足表1中条件1~条件6时,判定特征事件发生,特征事件的发生时间由基于贝叶斯最大后验估计的特征事件判别算法确定。否则,当数据源不满足印证条件时,判定特征事件未发生。

⑤ 当新的数据源到来时,更新数据源,重复步骤①~步骤⑤,直至得出判决结果。

4 实验验证

为了评估本文所提出方法的有效性,以飞行器飞行过程中特征事件的典型数据源为例,对方法的

实用性和有效性进行详细检验和分析。在实验过程中,残余误差上限设为0.3 s,特征事件发生的理论偏差均设为30 s,延时源的延时时间为10 s。

表2给出了飞行器飞行过程中特征事件数据源测量值,从表2中的特征事件1可以看出,由于指令参数3与特征事件1存在1 s的理论偏差,因此,在判别前,需要对其进行一致性修正。当飞行时为116.696 s时,虽然指令参数2和指令参数3在116.696 s和116.701 s(115.701 s+1 s)时数据源的测量值一致,按照现有方法可立即判断特征事件发生,且发生时间为116.696 s,但依据本文所提出的判别方法,由于二者为同设备转发的实时源,并不满足特征事件立即发生的判别条件,故该测量值不能作为特征事件的发生时间。直到飞行时为131.259 s时,由于存在多个指令参数由不同设备转发的数据源测量值一致,故可立即判别出特征事件1发生,且发生时间为131.259 s。显然,通过对所有数据源分析可知,特征事件的发生时间为131.259 s,与本文所提出的方法判别结果一致。

表2 特征事件数据源测量值

Table 2 The measured value of data sources for the characteristic event

特征事件 (理论时间/s)	信息源	理论时 间(s)	设备1测 量值(s)	设备2 测量值(s)	设备3测 量值(s)	设备4测 量值(s)	设备5测 量值(s)	设备6测 量值(s)
特征事件1 (123.138)	指令参数1	123.138	131.259	131.259	131.259	131.259	—	—
	指令参数2	123.138	131.265: 131.265	131.263: 131.263	116.696: 108.626	131.262: 131.262	—	—
	指令参数3	122.138	130.28: 127.792	122.278: 130.278	115.701: 108.362	130.277: 122.523	—	—
特征事件2 (208.668)	指令参数1	208.668	—	—	198.789: 196.633	201.789: 203.762	202.789: 212.789	—
	指令参数2	208.668	—	—	200.220: 200.123	208.789: 208.768	208.789: 208.669	—
特征事件3 (566.266)	指令参数1	566.266				560.233: 570.302	563.088: 567.688	563.089: 567.656

注:单位为s;“:”后表示延时源;“—”表示数据源不存在。

从表2中的特征事件2可以看出,当飞行时间为208.789 s时,虽然指令参数2由设备4和设备5转发的数据源测量值一致,均为208.789 s,按照现有方法可立即判断特征事件发生,且发生时间为208.789 s,但依据本文所提出的判别方法,由于二者为同一指令参数由不同设备转发的实时源,二者相同只能说明特征事件发生,并不满足特征

事件立即发生的判别条件,故不能立即将该测量值作为特征事件的发生时间。同样,当飞行时间为218.669 s(208.669 s+10 s)时,虽然数据源中存在多个测量值一致,但其或者为同一指令参数由不同设备转发的实时源,或者为同一指令参数由同一设备转发的实时源和延时源,均不满足特征事件立即发生的判别条件。直到飞行时间为222.789

s (212.789 s+10 s) 时, 该特征事件的所有数据源均解出, 依据贝叶斯估计算法得到如图 4 所示的特征事件 2 概率分布图, 通过图 4 可知, 由于数据源的测量值为 208.669 s 时, 特征事件发生的概率为 30.93%, 为所有数据源中特征事件发生概率最大的测量值, 因此, 特征事件 2 的发生时间为 208.669 s。显然, 对于特征事件 2 本文所提出的方法与现有方法的判别结果一致。

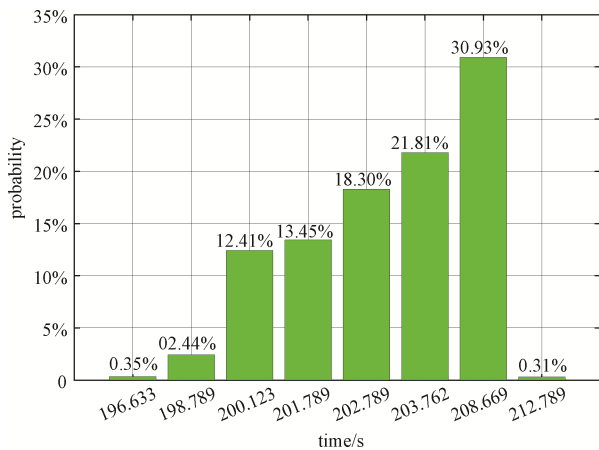


图 4 特征事件 2 概率分布图

Fig. 4 The probability distribution of data sources for the characteristic event 2

从表 2 中的特征事件 3 可以看出, 该特征事件的信息源仅包含一个指令参数, 不满足特征事件立即发生的判别条件, 只能通过贝叶斯估计算法实现特征事件的判别。该特征事件中存在 2 组数据源测量值一致 (563.088 s 和 567.656 s), 且一致的数据源数量相同, 若按照现有方法, 当飞行时间为 563.089 s 时, 即可立即判断出特征事件发生, 且特征事件的发生时间为 563.088 s, 然而, 从图 5 中特征事件 3 概率分布图可以看出, 测量值为 563.088 s 时特征事件发生的概率为 39.46%, 而测量值为 567.656 s 时特征事件发生的概率为 40.68%, 后者高于前者且为所有数据源中特征事件发生概率的最大值, 故特征事件 3 的发生时间为 567.656 s。实际情况表明, 特征事件 3 的发生时间为 567.656 s, 与本文所提出的方法判别结果一致。

通过上述三个典型例子分析可知, 相比现有方法, 本文所提出的方法在兼顾实时性的同时, 具有更高的判别准确率。

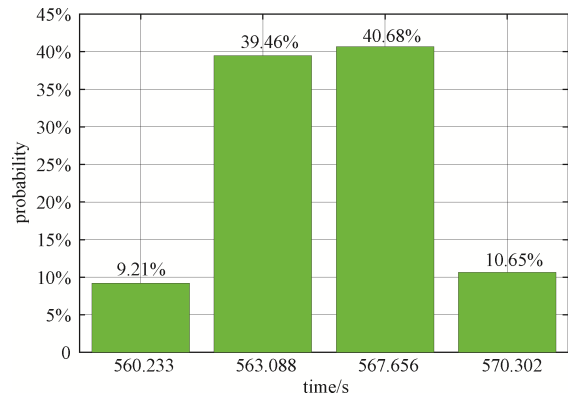


图 5 特征事件 3 概率分布图

Fig. 5 The probability distribution of data sources for the characteristic event 3

5 结束语

本文对基于遥测指令参数的特征事件自动判别问题进行了深入研究。通过对特征事件数据源内涵的分析, 得出了表征特征事件发生时数据源相互印证的条件, 即只有当特征事件的数据源中存在不同遥测指令参数由不同设备转发的测量值相同时, 或不同遥测指令参数由同一设备转发的实时源和延时源相同时, 方可立即判定特征事件发生。对于无法通过数据源相互印证立即判别出特征事件发生的情况, 提出了基于贝叶斯估计的特征事件判别方法, 通过对历史数据的分析, 建立了特征事件发生时间的正态分布概率模型, 并以此为基础提出了基于贝叶斯最大后验估计算法。通过对特征事件典型数据源的计算和分析表明, 相比现有方法, 本文所提出的方法在兼顾实时性的同时具有更高的判别准确率。

参考文献

- [1] 谷鹏冲, 王竞克, 李鑫. 航天发射任务特征事件时间解算策略研究[J]. 导弹试验技术, 2020(4): 22-24.
- [2] 曲成华, 姚晋豪, 黄亚伟, 等. 基于特征事件的航天发射跟踪策略研究[J]. 江苏科技信息, 2019, 12(31): 40-42. QU Chenghua, YAO Jinhao, HUANG Yawei, et al. Research on space launch measurement tracking strategy based on characteristic events[J]. Jiangsu Science & Technology Information, 2019, 12(31): 40-42.
- [3] 强波, 杨玖文, 崔俊峰. 一种基于光学实况图像的飞行器飞行过程特征事件实时判别方法[J]. 导弹试验技术, 2017(2): 57-61.
- [4] 蔡红维, 谢福锋. 基于实时图像处理的飞行器飞行特征

- 事件判别方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(9): 129-132.
- CAI Hongwei, XIE Fufeng. Research on differentiating method of flight feature Event of launch vehicle based on real-time image processing[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(9): 129-132.
- [5] 李晓斐, 刘俊涛, 任宁. 重要指令遥测信号防误码技术[J]. 军民两用技术与产品, 2016, 9: 48-49.
- [6] 史伟娜, 马卫东, 黄列纯. 遥测试验数据误码统计分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(6): 1020-1024.
- SHI Wwina, MA Weidong, HUANG Liechun. Statistics analysis of error code for the telemetry experiment[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(6): 1020-1024.
- [7] 柳振民, 彭宗尧, 鄢青青. 火箭遥测时间指令参数误码修正方法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(9): 74-77.
- LIU Zhenmin, PENG Zongyao, YAN Qingqing. Research on error correction method for rocket telemetry instruction parameters[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(9): 74-77.
- [8] 柳振民, 彭宗尧, 郭力闻. 小波变换在火箭遥测数据误码剔除中的应用[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(5): 94-98.
- LIU Zhenmin, PENG Zongyao, GUO Liwen. Application of wavelet transform in eliminating error of rocket telemetry data[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(5): 94-98.
- [9] 张金荣, 吴岭, 游莎莎, 等. 喷泉码在遥测应用中的误码扩散研究[J]. 遥测遥控, 2012, 33(5): 1-5.
- ZHANG Jinrong, WU Ling, YOU Shasha, et al. Research on error propagation of fountain code in telemetry applications[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2012, 33(5): 1-5.
- [10] 于长海, 倪风岳, 沈惠. 遥测实时与延时数据结果弥补拼合方法[J]. 遥测遥控, 2019, 40(2): 51-56.
- YU Changhai, NI Fengyue, SHEN Hui. A fusion method of real-time and delay telemetry data[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2019, 40(2): 51-56.
- [11] 舒传华, 王竞克, 唐海波, 等. 基于遥测全帧的延时数据弥补方法研究与应用[J]. 遥测遥控, 2016, 37(4): 14-19.
- SHU Chuanhua, WANG Jingke, TANG Haibo, et al. Research and application of the remedy method using delay data based on telemetry frame[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2016, 37(4): 14-19.
- [12] 朱学锋. 基于最近邻聚类分析的多站遥测数据融合方法[J]. 弹道学报, 2016, 28(2): 93-96.
- ZHU Xuefeng. A multi-station telemetry data fusion method based on the nearest-neighbor clustering analysis [J]. Journal of Ballistics, 2016, 28(2): 93-96.
- [13] 吕治国. 智能化多站遥测数据处理系统[J]. 遥测遥控, 2017, 38(4): 9-19.
- LYU Zhiguo. Intelligent multi-station telemetry data processing system[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2017, 38(4): 9-19.
- [14] 杨军, 张东. 基于全帧最优的多站遥测数据融合方法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(17): 101-105.
- YANG Jun, ZHANG Dong. Multi-station telemetry data fusion method based on frame optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(17): 101-105.
- [15] 董俊, 曾永平, 陈克坚, 等. 贝叶斯估计的桥梁结构地震易损性分析[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(9): 88-98.
- DONG J, ZENG Y P, CHEN K J, et al. Seismic vulnerability analysis of bridge structures using Bayesian estimation[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(9): 88-98.
- [16] 张婧, 袁敏, 刘妍岩. 基于正态混合模型的贝叶斯分类方法及其应用[J]. 应用数学学报, 2020, 43(4): 742-755.
- ZHANG Jing, YUAN Min, LIU Yanyan. The bayes classifier based on the normal mixture model and its application[J]. Acta Mathematicae Applicatae Sinica, 2020, 43(4): 742-755.
- [17] GRIBONVAL R, NIKOLOVA M. On Bayesian estimation and proximity operators[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2021, 50: 49-72.
- [18] DINAH J L, DEMIRHAN H, DOLGUN A. Bayesian estimation of the effect of health inequality in disease detection[J]. International Journal for Equity in Health, 2022, 21(1): 118.
- [作者简介]
- 李鑫 1986年生, 博士, 工程师, 主要研究方向为数据仿真、处理及分析。
- 尹全 1977年生, 本科, 工程师, 主要研究方向为航天测控。
- 于冰 1995年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为遥测数据处理。
- (本文编辑: 杨秀丽)