

引文格式: 姚尧, 佟浩, 李勇, 等. 电火花穿孔加工穿透状态贝叶斯在线检测方法[J]. 航空制造技术, 2025, 68(23/24): 42–49.

YAO Yao, TONG Hao, LI Yong, et al. Bayesian online breakthrough detection method for EDM drilling[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(23/24): 42–49.

## 电火花穿孔加工穿透状态贝叶斯在线检测方法\*

姚尧, 佟浩, 李勇, 崔英杰

(清华大学机械工程系精密超精密制造装备及控制北京市重点实验室, 北京 100084)

[摘要] 穿透检测对于防止电火花穿孔加工气膜冷却孔背伤具有重要意义。针对电火花穿孔加工中电极损耗造成的穿透位置难以获取的问题, 提出一种基于贝叶斯在线变点检测的穿透检测方法。以采样加工主轴的进给速度作为特征信号, 建立了动态更新的概率统计模型以描述电火花穿孔加工状态, 通过识别模型参数的变化以捕捉瞬间穿透现象, 并对加工阶段发生突变的概率进行量化, 避免了实际加工中的短暂不稳定状态对穿透检测准确性的影响。此方法与常用的滑动窗口法相比, 鲁棒性明显提高, 实现了工件出口表面倾角  $0^\circ$  与  $45^\circ$  情况下穿孔加工穿透状态的准确检测, 重复性试验验证了贝叶斯在线穿透检测方法的有效性。

关键词: 电火花穿孔加工; 穿透检测; 信号处理; 贝叶斯推断; 气膜冷却孔

中图分类号: V261.6+1

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.23/24.042

### Bayesian Online Breakthrough Detection Method for EDM Drilling

YAO Yao, TONG Hao, LI Yong, CUI Yingjie

(Beijing Key Laboratory of Precision/Ultra-Precision Manufacturing Equipment and Control, Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

[ABSTRACT] Breakthrough detection is of significant importance for preventing back striking in electrical discharge machining (EDM) of film cooling holes. To address the challenge of accurately capturing the breakthrough moment caused by electrode wear in EDM drilling, a breakthrough detection method is proposed based on Bayesian online change point detection. By sampling the feed speed of machining spindle as a feature signal, a dynamically updating probabilistic statistical model is established to describe the machining state of small-hole EDM process. The occurrence of breakthrough is detected by identifying changes in the model parameters. Furthermore, by quantifying the probability of abrupt changes in the machining stage, this method reduces the impact of transient instabilities on breakthrough detection during actual processing. Compared to the commonly used sliding window method, the detection robustness is significantly enhanced. Repeated experiments with different exit angles ( $0^\circ$  and  $45^\circ$ ) validate the effectiveness of the Bayesian online breakthrough detection method.

**Keywords:** EDM drilling; Breakthrough detection; Signal process; Bayesian inference; Film cooling hole

电火花高速穿孔加工技术适用于钛合金、镍基高温合金等难加工材料上  $\phi 0.1 \sim 3.0$  mm 小孔的加工, 已广泛应用于航空发动机、汽车工业、精密模具等众多工业领域<sup>[1-2]</sup>。电火花穿孔加工过程可分为盲孔加工、穿透加工、

过穿透加工 3 个阶段<sup>[3-4]</sup>。在电火花穿透加工过程中, 管状工具电极的内部冲液将从穿孔后的小孔出口流出, 导致出口残余工件材料的加工稳定性和加工效率降低<sup>[5-6]</sup>; 又由于加工电极的轴向长度损耗与径向轮廓损耗难以

\* 基金项目: 航空发动机及燃气轮机基础科学中心项目 (P2022-A-IV-002-003); 清华大学自主科研计划 (20244186005)。

准确计算,穿透加工的进给距离难以控制,容易导致加工背伤,这对航空发动机涡轮叶片上气膜冷却孔加工尤为不利。

现有研究主要通过分析特征信号变化实现加工的穿透判断。Liu 等<sup>[6]</sup>通过监测间隙电压和电极位移的变化,提出了基于阈值的在线穿透检测方法。时东波<sup>[7]</sup>利用加工间隙的平均电压值进行判断,当窗口平均电压小于设定的阈值电压时认为发生了加工穿透。Koshy 等<sup>[8]</sup>监测内冲工作液的工作背压,通过识别电解液压力的瞬间下降实现加工穿透检测。这些阈值判断方法简单快速,但需要根据不同的加工参数进行调整。Xia 等<sup>[9]</sup>综合考虑电脉冲持续时间、脉冲间隔、峰值电流、有效放电频率和进给速度信号,采用支持向量机模型(SVM)实现了无阈值的穿透判断。Liang 等<sup>[10]</sup>基于穿孔前后声音信号的时频域特征,建立了神经网络特征提取与分类算法,验证了声音信号用于穿透判断的可行性。张海峰等<sup>[11-12]</sup>以加工电压变化个数、脉冲放电的脉宽和脉间、伺服距离、加工电流作为输入,建立了BP神经网络,实现了93.3%的穿透识别准确率。但这些数据驱动的机器学习模型一定程度上依赖数据标签的有效性,较难适用于穿透信号不明显的加工情况。

为提高穿透检测精度,现有研究对检测方法的实时性和鲁棒性也提出了较高要求。Xia 等<sup>[13]</sup>使用加工状态图分类法(CMSG),依靠正常放电比、短路比和工具电极的伺服进给速率,实现了加工穿透1s内的自动识别。Bellotti 等<sup>[14]</sup>分析了穿透加工阶段的异常放电信号持续时间变化特征,并提出了一种利用累积和控制图(CUSUM)进行自适应穿透判断的算法<sup>[15]</sup>,实现了不同倾斜角度下穿透加工距离1mm以内的自动检测。

电火花加工穿透时,加工间隙内的工作液流场形态突变会导致电极放电状态与伺服运动状态发生改变,且这种变化具有一定随机性。由于确定性模型难以有效处理随机性干扰,本文首次引入概率方法对加工过程进行建模。具体而言,本文采用 $t$ 分布模型描述加工进给速度的统计特性,并通过贝叶斯推断进行模型参数的动态更新。基于贝叶斯在线变点检测算法(Bayesian online changepoint detection, BOCPD)<sup>[16-17]</sup>,建立盲孔加工阶段持续时长概率模型,实现对穿透时刻的不确定性的量化,从而提高穿透判断的鲁棒性。最后通过高温合金上的穿孔加工试验验证该方法的有效性。

## 1 贝叶斯在线穿透检测方法原理

### 1.1 进给速度统计模型的建立

本文通过控制电极的高速轴向伺服运动来保持电火花加工间隙。在加工过程中,检测反馈得到的轴向进

给速度 $v$ 是伺服进给速度的平均值,因而可以反映一定时间内的电火花穿孔加工状态。在正常的电火花穿孔加工过程中,进给速度 $v$ 保持在一定的范围内,且由于放电不稳定、短路等因素产生速度波动。

已有理论与试验研究表明,相比于常用的正态分布, $t$ 分布在处理非平稳数据时具有良好的鲁棒性<sup>[18-19]</sup>。通过调节自由度参数控制 $t$ 分布的重尾特性,能够更好地适应正常加工过程中出现的随机波动,从而有效捕捉穿透阶段进给速度的突变行为。

因此,本文建立进给速度 $v$ 服从 $t$ 分布的概率统计模型,通过模型参数的概率分布来描述电火花加工中的宏观动态过程,如式(1)所示。

$$v \sim T(\tau, \mu_n, \sigma_n^2) \quad (1)$$

式中, $\tau$ 为 $t$ 分布的自由度;均值 $\mu_n$ 反映了电火花盲孔加工速率及电极损耗速率,其大小与加工材料、电加工规准及伺服控制参数相关;方差 $\sigma_n^2$ 则反映了速度波动情况、控制过程及信号采样中的噪声。

在加工过程中对式(1)中的模型参数进行实时更新,以建立适用于每次加工工况的统计模型。贝叶斯推断作为一种广泛应用的序列分析方法,原理上能够随着进给速度信号的实时采样 $\{v_i\}_{i=1}^t$ ,综合已有的经验知识,合理地进行上述统计模型参数概率分布(后验概率)的自适应调整,即

$$p(\mu_n, \sigma_n^2 | v_i) \propto p(v_i | \mu_n, \sigma_n^2) \cdot p(\mu_n, \sigma_n^2) \quad (2)$$

式中,左侧为采样得到新的进给速度 $v_i$ 之后待计算的模型参数的后验概率密度;右侧第一项为当前统计模型参数下,采样得到进给速度 $v_i$ 的概率(似然概率),其由 $t$ 分布的概率密度函数计算得到,并在自由度足够大的情况下可简化为

$$p(v_i | \mu_n, \sigma_n^2) = \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{\Gamma(\frac{\tau}{2})\sqrt{\pi\sigma_n^2}} \left[ 1 + \frac{(v_i - \mu_n)^2}{\tau\sigma_n^2} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}} \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} \exp \left[ -\frac{(v_i - \mu_n)^2}{2\sigma_n^2} \right] \quad (3)$$

式(2)中,右侧第二项为基于前一次贝叶斯推断更新的模型参数,将其作为本次推断中模型参数的先验分布(先验概率)。在本模型中,为了简化贝叶斯推断的计算过程,设定均值 $\mu_n$ 和方差 $\sigma_n^2$ 服从正态-逆伽马分布,即

$$\begin{aligned} \mu_n | \sigma_n^2 &\sim N(\mu_0, \sigma_n^2/\gamma_0) \\ (\sigma_n^2)^{-1} &\sim \text{Gamma}(\alpha_0, \beta_0) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\mu_0$ 和 $\gamma_0$ 均为模型超参数, $\gamma_0$ 反映了对均值 $\mu_n$ 估计的置信度; $\alpha_0$ 、 $\beta_0$ 分别为方差 $\sigma_n^2$ 分布的形状参数与尺度参数,反映了对 $\sigma_n^2$ 估计的置信度和波动情况。由此,联合分布的概率密度可由正态分布与伽马分布的概率密度函数计算得到。

$$p(\mu_n, \sigma_n^2) = p(\mu_n | \sigma_n^2) \cdot p(\sigma_n^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} / \gamma_0 \sigma_n} \exp\left[-\frac{\gamma_0 (\mu_n - \mu_0)^2}{2\sigma_n^2}\right] \cdot \frac{\beta_0^{\alpha_0}}{\Gamma(\alpha_0)(\sigma_n^2)^{\alpha_0-1}} \exp\left[-\frac{\beta_0}{\sigma_n^2}\right] \propto \left(\frac{1}{\sigma_n^2}\right)^{\alpha_0-1+\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{\gamma_0 (\mu_n - \mu_0)^2 + 2\beta_0}{2\sigma_n^2}\right] \quad (5)$$

将式(3)与式(5)代入式(2)中,计算得到进给速度统计模型参数的后验概率分布,即

$$p(\mu_n, \sigma_n^2 | v_i) \propto \underbrace{\frac{\exp\left[-\left(\mu_n - \frac{v_i + \gamma_0 \mu_0}{\gamma_0 + 1}\right)^2 / \frac{2\sigma_n^2}{\gamma_0 + 1}\right]}{N\left(\frac{v_i + \gamma_0 \mu_0}{\gamma_0 + 1}, \sigma_n^2 / (\gamma_0 + 1)\right)}}_{\sigma_n} \times \underbrace{\frac{\exp\left[-\left(\beta_0 + \frac{\gamma_0 (v_i - \mu_0)^2}{2(1 + \gamma_0)}\right) / \sigma_n^2\right]}{(\sigma_n^2)^{(\alpha_0 + \frac{1}{2}) - 1}}}_{\text{Gamma}\left(\alpha_0 + \frac{1}{2}, \beta_0 + \frac{\gamma_0 (v_i - \mu_0)^2}{2(1 + \gamma_0)}\right)} \quad (6)$$

观察式(6)可知,通过代数化简,更新后进给速度统计模型的速度均值  $\mu_n$  与方差  $\sigma_n^2$  的概率密度分布可以表示为相同模式的正态-逆伽马分布。由此可知,在观测到新的进给速度  $v_i$  之后,通过式(6)中超参数  $\{\alpha, \beta, \gamma\}$  的迭代更新计算,即可实现统计模型参数的快速更新。

基于上述理论分析,电火花穿孔加工进给速度统计模型的建立与参数更新过程如图1所示。在穿孔加工过程中检测到新的进给速度  $v_i$  后,依次进行超参数的迭代计算和统计模型参数的快速更新,更新后的模型参数取正态-逆伽马分布的期望值,从而实现统计模型对加工状态变化的动态适应。

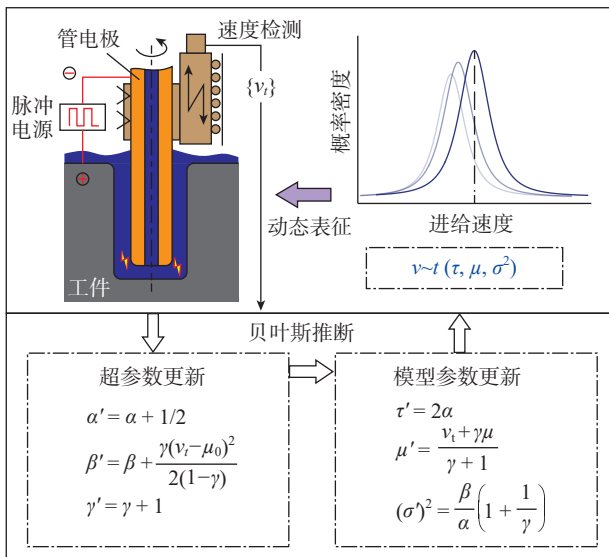


图1 进给速度统计模型的更新过程

Fig.1 Updating process of the feed speed statistical model

## 1.2 加工阶段时长概率的计算

在发生电火花加工穿透时,由于穿孔后加工间隙的流场状态恶化,加工间隙排屑效率降低,导致残余工件材料的加工效率与进给稳定性降低,电极的进给速度  $v$  应服从新的分布规律。为了更有效地捕捉平稳穿透加工中的穿透时刻,本文基于BOCPD方法,对盲孔加工阶段持续时长  $r_i$  的概率分布  $p(r_i=l)$  进行建模计算。

如式(7)所示,在观测到新的进给速度  $v_{t+1}$  后,基于全概率公式计算  $r_{t+1}$  的联合概率分布  $p(r_{t+1}, \{v_i\}_1^{t+1})$  为前一时刻的联合概率分布  $p(r_t, \{v_i\}_1^t)$  与进给速度统计模型的预测概率及加工时长先验概率的乘积。

$$p(r_{t+1}, \{v_i\}_1^{t+1}) = p(r_{t+1}, r_t, \{v_i\}_1^t, v_{t+1}) = \sum_{r_t} p(r_t, \{v_i\}_1^t) \times p(r_{t+1}, v_{t+1} | r_t, \{v_i\}_1^t) = \sum_{r_t} \underbrace{p(r_t, \{v_i\}_1^t)}_{\text{已知}} \underbrace{p(v_{t+1} | \{v_i\}_1^t)}_{\text{统计模型预测概率}} \underbrace{p(r_{t+1} | r_t)}_{\text{加工时长先验概率}} \quad (7)$$

加工阶段持续时长  $r_i$  为式(7)中概率分布的期望值,其变化规律如图2所示。在稳定的盲孔加工阶段,随着进给速度统计模型不断更新,  $r_i$  线性增加。正常加工过程中的短暂不稳定现象会造成  $r_i$  短暂下降,但在其消失后,并不影响  $r_i$  后续增长。若发生加工穿透,  $r_i$  的期望值由于加工状态发生突变迅速降低至0,并在新的穿透加工阶段从0开始递增,直至完全加工去除残余材料。

基于此,本文通过计算进给速度统计模型突变的程度和持续时间长短来区分短暂不稳定现象与加工穿透

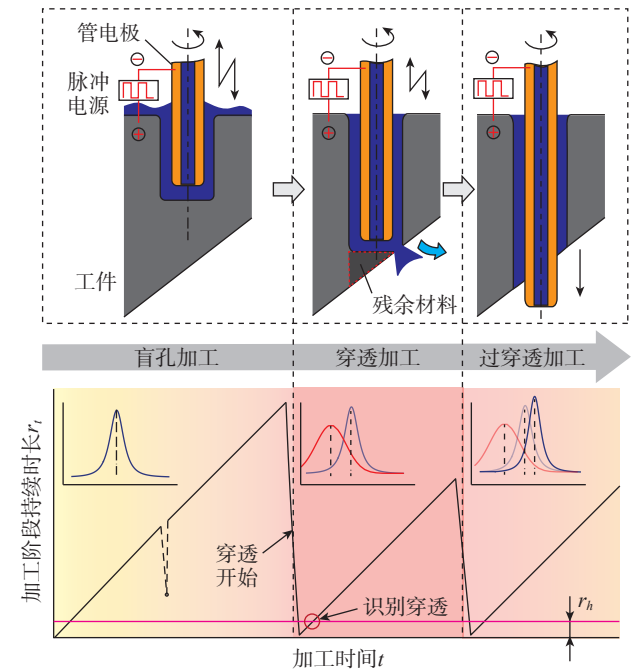


图2 不同加工阶段持续时长  $r_i$  的变化规律

Fig.2 Variation pattern of the duration of different machining states

现象。如图 2 所示,根据经验设定穿透加工阶段识别时长  $r_h$  (其对应发生穿透现象后最小的突变持续时长,单位为采样次数)。由于穿透加工阶段的持续时间大于设定的识别时长  $r_h$ ,在发生加工穿透后  $r_t$  将从 0 递增至超过识别时长  $r_h$ 。而短暂不稳定现象的持续时间较短,在识别时长  $r_h$  内即恢复原有的加工状态,不会产生逐渐跨越识别时长  $r_h$  的数据特征。

在式 (7) 的计算过程中,右侧第 2 项的统计模型预测概率用以量化评价新的检测值  $v_{t+1}$ ,符合原有现有统计模型的可能性程度,由式 (1) 的概率密度函数计算得到。右侧第 3 项的加工时长先验概率则反映了加工阶段持续时长持续增长的可能性,如式 (8) 所示。

$$p(r_{t+1} | r_t) = \begin{cases} V/L \cdot S & r_{t+1} = 0 \\ 1 - V/L \cdot S & r_{t+1} = r_t + 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $L$  为工件的厚度;  $S$  为检测系统采样率;  $V$  为电火花加工的平均加工速度,均为加工前已知的常数。在归一化的计算过程中,此 3 个常数虽然需要根据加工经验确定,但实际应用表明其易于设定在较大的合理范围内,不影响加工持续时长概率分布的正确计算。式 (8) 中的概率置 0 可简化式 (7) 中的求和计算过程,提高在线穿透判断算法的实时性。

## 2 电火花加工穿透状态贝叶斯检测方法实现过程

### 2.1 试验系统构成

图 3 所示为自主研发的电火花穿孔加工试验系统,主要包括 XY 运动平台、Z 轴进给主轴、Z 向伺服 S 轴、脉

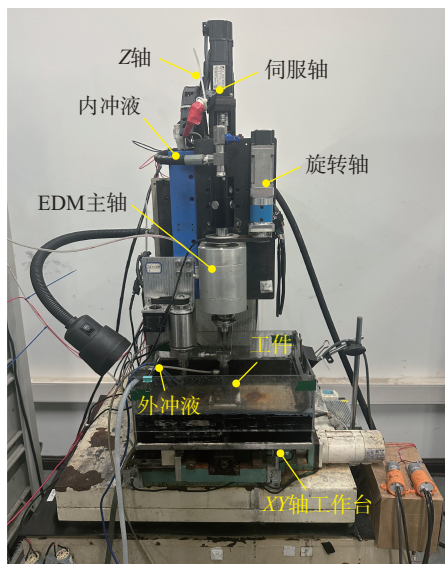


图 3 电火花穿孔加工试验系统

Fig.3 Experimental system for EDM drilling

冲电源、冲液系统与数控系统。X 轴、Y 轴、Z 轴的定位精度为  $\pm 2 \mu\text{m}$ 。脉冲电源采用直流斩波式工作原理,其脉宽脉间最小为  $3 \mu\text{s}$ 。冲液系统包括高压内冲液与外冲液两部分,冲液压力可达 10 MPa。数控系统基于工业计算机与多轴运动控制器 (PMAC) 集成开发,伺服控制周期为 0.5 ms。主要的试验参数如表 1 所示,其中试验用工件为厚度一致的平板件,通过施加  $0^\circ$  与  $45^\circ$  的加工倾角来模拟涡轮叶片上气膜冷却孔的倾斜加工状态,研究不同的穿透加工残余材料体积的穿透检测效果。

### 2.2 电火花穿孔加工流程

采用贝叶斯在线穿透检测的电火花穿孔加工流程,如图 4 所示。在上位机的反馈控制周期内,首先进给速度信号进行加工阶段持续时长的计算与进给速度统计模型的更新,由于  $r_t$  为概率分布  $p(r_t=l, l \in \mathbb{Z}^+)$  的期望值,在稳定加工阶段的增幅不超过 1 (采样次数),因此在穿透检测过程中,识别到  $r_{t+1} > r_t \geq r_h$  时判断加工穿透的发生,并在此时记录穿透时刻的电极位置,继续向下进给过穿透距离  $d$  进行孔出口的修整加工。

### 2.3 加工信号采样及数据特征提取

在本研究使用的电火花穿孔加工系统中,穿透阶段的电信号与位移信号在不同的出口倾角下有不同的特征,如图 5 所示。观察图 5 (a) 和 (b) 可知,在穿透加工阶段,短路率的增多会导致间隙平均电压的下降,但难以区分正常加工的电压波动和穿透加工阶段的间隙电压下降。如图 5 (c) 和 (d) 所示,进给深度信号 (Z 轴的进给距离) 具备更容易识别的穿透加工特征。在出口倾角  $0^\circ$

表 1 试验参数

Table 1 Experimental parameters

类型	参数	值
脉冲电源	开路电压/V	140
	脉宽/ $\mu\text{s}$	7
	占空比/%	50
	回路电阻/ $\Omega$	10
电极	材料/类型	中空黄铜管
	外径/mm	0.5
	转速/(r/min)	120
工作液	类型	去离子水
	内冲压力/MPa	$\sim 7$
	外冲压力/MPa	$\sim 0.5$
工件	材料	DD407
	厚度/mm	3, 5
	倾斜角度/ $^\circ$	0, 45

时,发生穿透现象后,工具电极在穿孔位置伺服往复运动,至小孔中央残余工件脱落或加工去除。然后平均加工速度逐渐提高至开路速度,进行过穿透的出口修孔加工。而在出口倾角  $45^\circ$  时,破孔后残余材料的体积较大,无法直接脱落,导致加工速度明显降低,且容易出现大幅度的短路回退,因而可以观察到更为明显的穿透加工阶段。

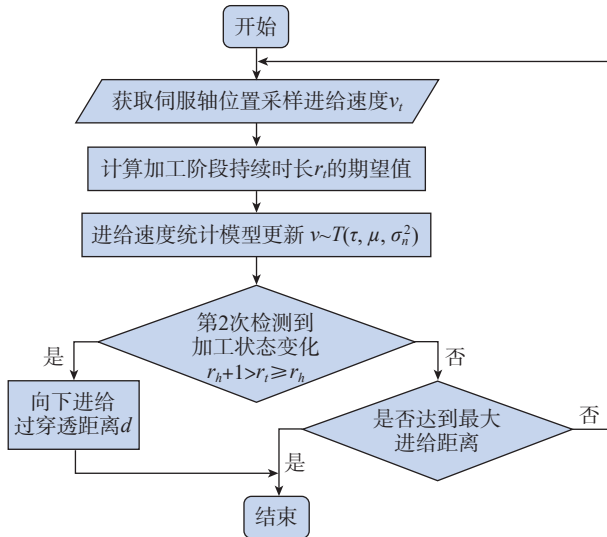


图4 采用贝叶斯在线穿透检测的电火花穿孔加工流程  
Fig.4 EDM drilling process using Bayesian online breakthrough detection

段。对  $Z$  轴位置信号进行差分,得到进给速度  $v$  的数据特征,如图 5 (e)和(f)所示。

### 3 电火花穿孔加工穿透检测的试验验证

#### 3.1 贝叶斯在线穿透检测的可行性验证

图 6 所示为一次工件倾角  $45^\circ$  的穿孔加工中,加工持续时长  $r_t$  的变化情况(时长的单位为采样点个数,后续称为步长)。步长  $r_t$  在盲孔加工阶段线性增加,若出现加工中的短暂不稳定现象(图 6 中  $A$  点所示),步长  $r_t$  的期望降低接近 0,而在不稳定现象消失后,由于新检测到的  $v_{t+1}$  符合原有的进给速度统计模型,归一化计算提高了步长  $r_t$  按照原有规律继续增长的概率,使得步长  $r_t$  跨过异常点后将继续增加。若发生加工穿透(图 6 中  $B$  点所示),由于不同加工阶段的速度分布规律发生改变,新检测到  $v_{t+1}$  在已有进给速度统计模型中的预测概率(式(7)中的  $p(v_{t+1}|\{v_i\}_1^t)$ )持续较低,导致步长  $r_t$  降为 0 后无法回归原有的增长规律,将从 0 开始重新递增,表现为第 2 个加工过程,即穿透加工过程。

基于上述分析可知,穿透加工阶段识别时长  $r_h$  越大,越能排除短暂不稳定造成的穿透误判,提高穿透判断的鲁棒性。而穿透加工阶段识别时长  $r_h$  越小,穿透判断的检测延迟越低,实时性越强。根据加工经验,本文设置穿透加工阶段识别时长为 3 倍的采样周期 ( $r_h = 3$ ),

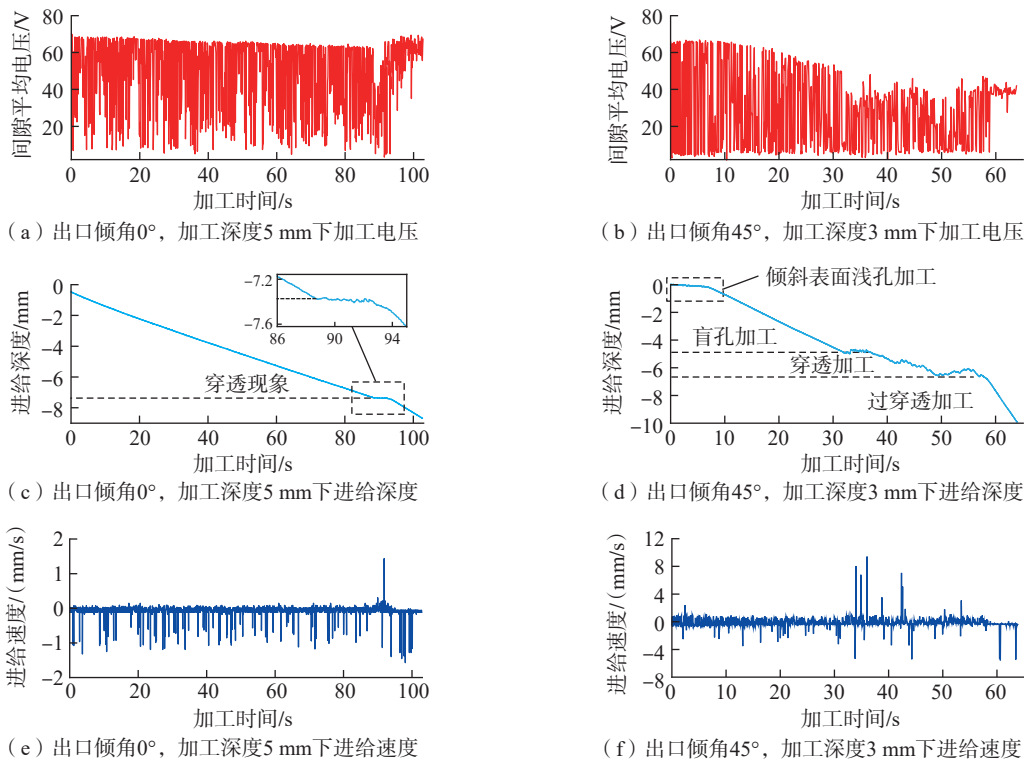


图5 不同出口倾角的电火花小孔加工信号特征

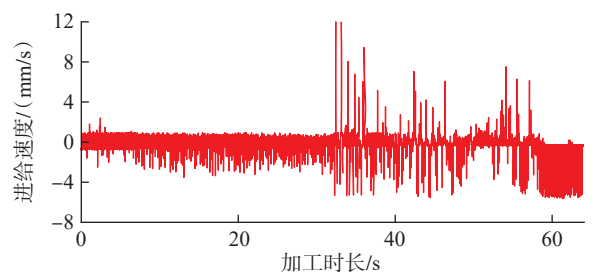
Fig.5 Signal characteristics of EDM drilling for small holes with different exit angles

穿透时刻的捕捉如图7所示。图7(b)为步长 $r_i$ 的概率分布,相比于加工状态稳定的盲孔加工阶段,步长 $r_i$ 在穿透及过穿透加工阶段的概率分布带较宽。计算 $P(r_i=r_h)$ 的概率分布剖面图,如图7(c)所示,穿透概率的第1个峰值出现在加工初始阶段的步长增长,通过设置不少于一定的加工时长来排除。与图6对比可知,短暂的加工不稳定不会引起穿透概率的增加,穿透概率的第2个峰值出现在穿透加工阶段,在离线处理的过程中,本文通过设置穿透概率的置信度(图7中为0.7),实现穿透时刻的捕捉。

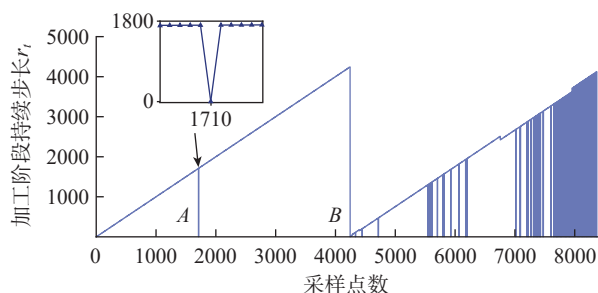
### 3.2 电火花加工中贝叶斯在线穿透检测

图8为本文的贝叶斯在线穿透检测方法 with 常用滑动窗口法的在线检测效果对比。在使用滑动窗口法对进给速度的方差特征进行穿透检测的过程中,不同的窗口大小难以设定统一的判断阈值。若将判断阈值设置为图8中的阈值1,在滑动窗口的大小为0.2 s和0.1 s时,可以实现本次加工的正确穿透判断,但是窗口大小为0.5 s时无法检测到加工穿透,造成“漏判”。而若降低判断阈值至阈值2,虽然可以避免漏判,但将导致窗口大小为0.1 s时,将正常的加工速度波动识别为加工穿透,造成“误判”。窗口大小影响滑动窗口法对异常信号的敏感程度,同时每次加工中实际工况的差异影响信号的波动特征,容易导致滑动窗口阈值判断方法的失效。

对比可知,贝叶斯在线穿透检测方法可以有效避免加工信号波动对穿透概率的影响,无需根据加工状况对阈值进行调整,有效提高穿透判断过程的鲁棒性。相比



(a) 加工进给速度特征

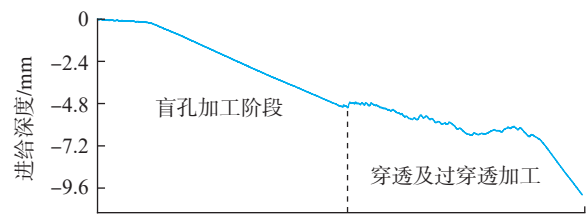


(b) 计算得到的加工阶段持续步长

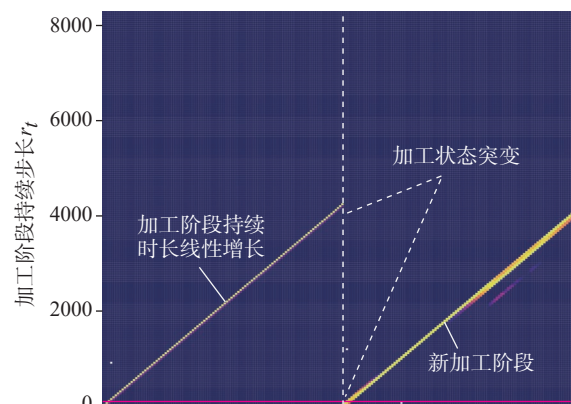
图6 加工阶段持续步长期望值的变化情况

Fig.6 Variation of expected duration of machining states

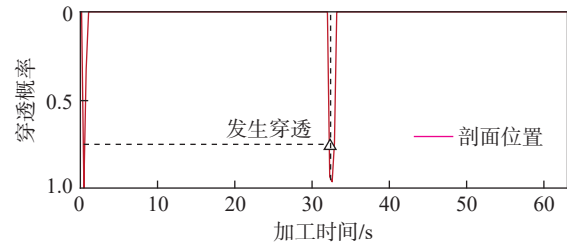
于滑动窗口法,贝叶斯在线穿透检测方法存在一定的检测延迟,对应加工阶段识别时长( $r_h=3$ )。在本研究中,采样周期为100 Hz时,检测延迟约30 ms,工具电极的



(a) 出口倾角45°, 加工深度3 mm下的进给深度



(b) 加工阶段持续步长 $r_i$  (采样次数)的概率分布



(c)  $r_h=3$ 时计算得到的加工穿透概率

图7 加工状态突变与穿透时刻的检测识别

Fig.7 Sudden changes in machining states and identification of breakthrough moment

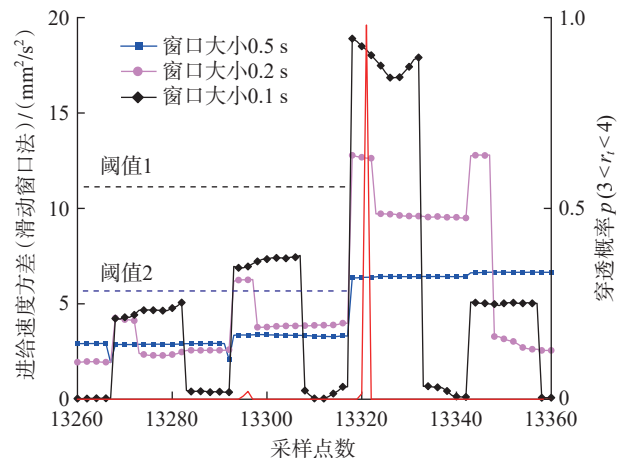


图8 贝叶斯在线穿透检测与滑动窗口法在线穿透检测效果对比

Fig.8 Comparison between Bayesian online breakthrough detection and sliding window method

进给距离不超过 30  $\mu\text{m}$ ,因而不会因为检测延迟造成加工背伤。

按照图 4 中的电火花穿孔加工流程进行小孔加工,不同过穿透加工距离下的小孔加工出口形貌及加工电极的损耗情况如图 9 所示。当过穿透加工距离  $d=0$  时,如图 9 (c) 所示,检测到穿透的瞬间停止加工,在多次的重复试验中部分小孔中央残留的工件材料直接脱落,测量其中一孔的出口孔径为 380  $\mu\text{m}$ ,小于加工电极直径 500  $\mu\text{m}$ 。当过穿透加工距离  $d=0.7$  mm 时,重复加工的小孔出口如图 9 (d) 所示,测量其中一孔的出口孔径为 519  $\mu\text{m}$ ,出口孔径的重复加工误差  $<10$   $\mu\text{m}$ 。该结果验证了贝叶斯在线穿透检测方法对于判断穿透发生时刻的准确性。

过穿透加工距离与相对电极直径出口孔径的关系如图 10 所示。随着过穿透距离的增加,电极出口直径增加,出口孔径的重复加工精度逐渐提高。由图 9 (a) 和 (b) 可知,外径 500  $\mu\text{m}$  的中空黄铜管电极在电火花穿孔加工后的末端径向损耗长度可达 560  $\mu\text{m}$ ,因此设定出口过穿透加工距离为 0.7 mm,进行后续的在线穿透判断的重复试验,测试所述方法的电火花穿透检测识别率。

本文进行了不同工件表面出口倾角下的重复穿孔加工试验,通过误检率和漏检率两个指标来评价该穿透检测方法的性能。误检指在实际穿透发生前误判为穿透状态,导致加工过早停止;漏检则表示未能识别已发生的穿透状态,造成过穿透加工距离过大。在工件表面出口倾角  $0^\circ$  的穿孔试验中,进行了 50 次重复加工测试,漏检率为 2%,穿透检测成功率达到 98%,未出现误检情

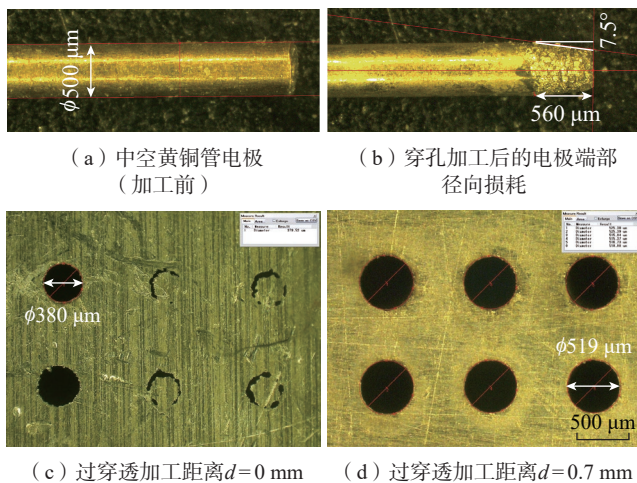


图 9 电火花加工电极与使用贝叶斯在线穿透检测的电火花穿孔加工出口

Fig.9 Characteristics of tube electrode and small hole exits in EDM drilling using Bayesian online breakthrough detection

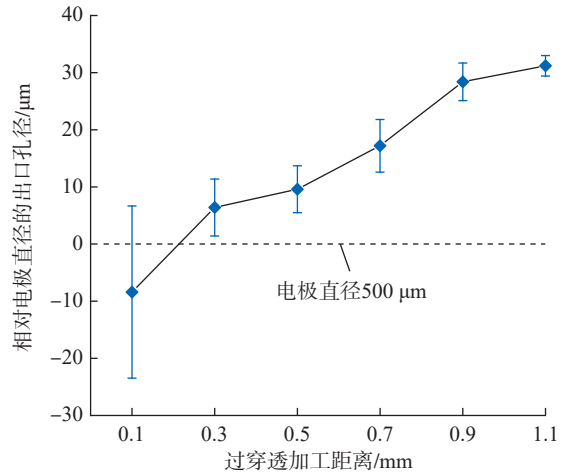


图 10 过穿透加工距离与相对电极直径的出口孔径变化量的关系  
Fig.10 Relationship between over-breakthrough distance and the exit hole diameter relative to electrode diameter

况。在工件表面出口倾角  $45^\circ$  的 18 次重复穿孔加工试验中,倾斜表面的穿孔加工过程从浅孔加工阶段过渡到深孔加工阶段时进给速度变化,导致出现 5.6% 穿透误检,检测成功率为 94.4%,未出现漏检情况。

#### 4 结论

为了准确捕捉电火花穿孔加工过程中穿透时刻,防止加工背伤,本研究提出了一种贝叶斯在线穿透检测方法。首先建立了服从  $t$  分布的进给速度统计模型以表征宏观的加工状态,并通过贝叶斯推断进给速度均值与方差的后验概率分布,实现进给速度统计模型的动态更新。进一步对盲孔加工持续时长的概率分布进行建模计算,量化加工阶段变化的可能性,从而实现高鲁棒性的穿透时刻的自适应检测。通过高温合金上的小孔穿透加工试验验证了提出方法的有效性,得出如下结论。

(1) 通过对加工阶段持续时长概率分布建模计算,能够有效区分穿透加工阶段和短暂加工不稳定阶段的工具电极运动速度变化,有效减少由于正常加工中的不稳定现象造成的误判。

(2) 提高穿透加工阶段识别时长能够提高贝叶斯在线穿透检测方法的鲁棒性。对比滑动窗口统计检测法,可以有效避免阈值判断造成的穿透漏检与误检。虽然贝叶斯在线穿透检测方法的检测延迟约 30 ms,这不影响检测的敏感度,不会因此检测延迟造成加工背伤。

(3) 采用贝叶斯在线穿透检测方法,实现了小孔加工出口尺寸的重复误差  $<10$   $\mu\text{m}$ 。工件倾角  $0^\circ$  的穿透检测的检出率达到 98%,未出现误检情况;工件倾角  $45^\circ$  的穿透误检率为 5.6%,未出现漏检情况。

## 参考文献

- [1] BUNKER R S. The effects of manufacturing tolerances on gas turbine cooling[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2009, 131(4): 041018.
- [2] MOHD ABBAS N, SOLOMON D G, BAHARI M F. A review on current research trends in electrical discharge machining (EDM)[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2007, 47(7-8): 1214-1228.
- [3] WANG Z Q, TONG H, LI Y, et al. Dielectric flushing optimization of fast hole EDM drilling based on debris status analysis[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 97(5): 2409-2417.
- [4] GAO Q. Impact of electrode length on EDM inclined hole drilling process[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 94(1): 1171-1175.
- [5] ZHANG Y O, XIA W W, LI Z L, et al. Completion detection and efficiency improvement for breakout stage of fast EDM drilling[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 114(5): 1565-1574.
- [6] LIU H, BAI J C, ZHANG B, et al. Breakthrough detection and servo control for micro-hole array EDM drilling[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 119(1): 615-629.
- [7] 时东波. 高钨合金微小孔电火花加工工艺及穿透检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- SHI Dongbo. Research on micro-hole process and penetration detection technology of high tungsten alloy by EDM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [8] KOSHY P, BOROUMAND M, ZIADA Y. Breakout detection in fast hole electrical discharge machining[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2010, 50(10): 922-925.
- [9] XIA W W, WANG J Q, ZHAO W S. Break-out detection for high-speed small hole drilling EDM based on machine learning[J]. *Procedia CIRP*, 2018, 68: 569-574.
- [10] LIANG W, TONG H, LI B Q, et al. Feasibility research on breakout detection using audio signal in drilling film cooling holes by EDM[J]. *Procedia CIRP*, 2020, 95: 566-571.
- [11] 张海峰, 申泽, 刘建勇, 等. 电火花小孔加工穿透检测模型仿真研究[J]. *电加工与模具*, 2022(2): 15-20.
- ZHANG Haifeng, SHEN Ze, LIU Jianyong, et al. Simulation research on penetration detection model of small hole drilling EDM[J]. *Electromachining & Mould*, 2022(2): 15-20.
- [12] 张海峰, 王佳行, 梁乐意, 等. 基于BP神经元的电火花小孔加工穿透检测技术研究[J]. *电加工与模具*, 2023(3): 14-19, 65.
- ZHANG Haifeng, WANG Jiahang, LIANG Leyi, et al. Research on penetration detection technology of EDM small hole machining based on BP neural algorithm[J]. *Electromachining & Mould*, 2023(3): 14-19, 65.
- [13] XIA W W, LI Z L, ZHANG Y O, et al. Breakout detection for fast EDM drilling by classification of machining state graphs[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106(5): 1645-1656.
- [14] BELLOTTI M, QIAN J, REYNAERTS D. Breakthrough phenomena in drilling micro holes by EDM[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2019, 146: 103436.
- [15] BELLOTTI M, QIAN J, REYNAERTS D. Self-tuning breakthrough detection for EDM drilling micro holes[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, 57: 630-640.
- [16] ADAMS R P, MACKAY D J C. Bayesian online changepoint detection[EB/OL]. 2007: arXiv: 0710.3742. <https://arxiv.org/abs/0710.3742>.
- [17] ALTAMIRANO M, FRANÇOIS-XAVIER B, KNOBLAUCH J. Robust and scalable Bayesian online changepoint detection[C]//*Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*. Honolulu, 2023: 642-663.
- [18] SVENSÉN M, BISHOP C M. Robust Bayesian mixture modelling[J]. *Neurocomputing*, 2005, 64: 235-252.
- [19] LANGE K L, LITTLE R J A, TAYLOR J M G. Robust statistical modeling using the t distribution[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1989, 84(408): 881-896.

通信作者: 李勇, 教授, 主要研究方向聚焦微细电加工、超精密加工及多能场复合加工。

(责编 阳光)

(上接第 41 页)

XIONG Shan, GUO Jianlong, FENG Weixia, et al. A defect identification and detection algorithm of substation equipment for augmented reality application in substation patrol operation[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2023, 56(6): 725-732.

[12] LI S F, ZHENG P, ZHENG L Y. An AR-assisted deep learning-based approach for automatic inspection of aviation connectors[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3): 1721-1731.

[13] 刘芳, 夏桂锁, 温志辉, 等. 飞机蒙皮缺陷检测的现状与展望[J]. *航空制造技术*, 2021, 64(23/24): 39-50.

LIU Fang, XIA Guisuo, WEN Zhihui, et al. Current status and prospect of defect detection of aircraft skin[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2021, 64(23/24): 39-50.

[14] BANSAL M A, SHARMA D R, KATHURIA D M. A systematic review on data scarcity problem in deep learning: Solution and applications[J]. *ACM Computing Surveys*, 2022, 54(10s): 1-29.

[15] 孙晋永, 周博文, 闻立杰, 等. 基于注意力机制的业务过程异常检测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(10): 3039-3051.

SUN Jinyong, ZHOU Bowen, WEN Lijie, et al. Anomaly detection of business processes based on attention mechanism[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(10): 3039-3051.

通信作者: 耿俊浩, 副教授, 博士, 研究方向为工业 AR/AI 与增强智能、EWIS 智能装配与适航审定。

(责编 阳光)