

低温推进剂加注液位信号智能处理技术研究

张 帆¹, 冯红亮¹, 张轶伟², 彭泳卿¹

(1 北京遥测技术研究所 北京 100076;

2 中国航天电子技术研究院 北京 100076)

摘要: 低温加注系统是运载火箭发射场地面支持设备的重要组成部分, 包括低温介质的储存、运输、供给、控制以及安全等内容。由于低温推进剂本身存在低温沸腾、易挥发的特性, 其加注过程十分复杂, 为满足新一代运载火箭推进剂精准的加注要求, 需要实时准确监测加注过程中贮箱内的液位高度。本文针对火箭地面加注过程的液位信号数据, 对其三角波电压和线性波电压的特征进行分析、提取, 基于BP(Back Propagation, 反向传播)神经网络算法完成对不同加注状态的识别检测, 并应用于传感器节数判别, 优化了液位计算算法, 降低了节数人为干预需求, 提高了液位测量准确性。经实验测试验证, 该方法可有效识别低温加注状态, 识别准确率达到90%以上, 用于液位信号处理中可显著提升液位高度计算的准确性。

关键词: 低温加注; 智能分类; 三角波电压; 线性电压; 状态检测

中图分类号: V1 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2023)04-0117-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20230104001

引用格式: 张帆, 冯红亮, 张轶伟, 等. 低温推进剂加注液位信号智能处理技术研究[J]. 遥测遥控, 2023, 44(4): 117-124.

Research on intelligent processing technology of cryogenic propellant filling level signal

ZHANG Fan¹, FENG Hongliang¹, ZHANG Yiwei², PENG Yongqing¹

(1. Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China;

2. China Academy of Aerospace Electronics Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: The cryogenic refueling system is an important part of the launch site ground support equipment, includes the storage, transportation, supply, control and safety of cryogenic medium. Due to the low temperature boiling and volatile characteristics of cryogenic propellant, its refueling process is very complicatal. In order to meet the precise refueling requirements of the new generation of launch vehicle propellant, the liquid level in the tank needs to be monitored accurately during the refueling process in real time. This paper analyzes and extracts the characteristics of the triangular wave voltage and linear wave voltage for the liquid level signal data of the rocket ground refueling process, completes the identification and detection of different refueling states based on the BP neural network algorithm, and applies it to the sensor node discrimination, which can optimize the level calculation algorithm, reduce the demand for human intervention and improve the accuracy of liquid level measurement. The experimental results show that the method can identify the low temperature refueling state effectively, and the accuracy rate is over 90%, and can be used in liquid level signal processing to significantly improve the accuracy of level height calculation.

Keywords: Low temperature filling; Intelligent classification; Triangular wave voltage; Linear voltage; State detection

Citation: ZHANG Fan, FENG Hongliang, ZHANG Yiwei, et al. Research on intelligent processing technology of cryogenic propellant filling level signal[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(4): 117-124.

引 言

低温推进剂以其无毒、无污染、高比冲、大

推力等特点在新一代大型运载火箭中获得广泛应用, 同时又易挥发、易燃易爆, 因此, 加注过程比较复杂。在近几十年的研究中, 低温推进剂加

注技术得到了快速的发展和进步。

国外低温加注技术最早应用于俄罗斯1961年研制的东方号系列火箭,其助推级采用液氧和煤油作为推进剂,芯级用液氢和液氧作为推进剂,加注系统由贮罐、泵组、输送管路、过冷系统、贮罐增压系统和排气系统等组成,采用离心泵进行灌装^[1]。美国于1967年至1973年在佛罗里达肯尼迪航天中心(Kennedy Space Center, KSC)共发射了13艘土星5号运载火箭,其中第2级和第3级均采用液氢、液氧作为推进剂,加注系统由球形贮存容器、输送管路和阀门组成,是最复杂的液体低温加注系统^[2]。法国于1979年开发阿里安系列运载火箭,均使用液氧和液氢作为推进剂,采用卧式贮罐^[3]。印度斯塔哈里科塔航天发射场同样在发射区增加了低温加注系统,可见低温加注在航天活动中的地位。

低温推进剂地面加注是指将液氢、液氧等燃料由地面储罐输送至箭上燃料贮箱的过程^[4]。在该过程中,系统内存在较大的温差且受低温流体特殊物性的影响,需要对其进行远距离控制,以保证系统安全性和推进剂加注的精度。低温加注一般是在发射前24小时内进行的,此时运载火箭以及其他所有系统均已处于待命状态,低温加注工作能否在规定时间内准确可靠完成将直接影响发射程序^[5]。

因此,本文提出利用智能分类算法,实现对推进剂加注过程的不同工况状态的识别检测,辅助进行液位高度计算,进而提高低温推进剂加注量自动测量的准确性。

1 低温加注系统组成及原理

目前,我国低温加注系统主要运用于长三甲系列火箭三级和新一代运载火箭^[6]。低温加注要求在规定的发射程序中,按时、定量、保质完成推进剂贮箱的预冷、加注、补加、射前补加,实现预冷气体的安全合理排放,并完成加注系统远距离自动控制及参数监测等任务。

在此过程中,低温推进剂加注系统中的液位测量给加注系统提供过程参考信息和终止液位信息,其数据准确性和及时性直接影响射前火箭中推进剂的实际加注量和飞行任务。测控系统负责液位、温度、压力等参数的采集、监测以及数据处理,实现对各种低温阀门的控制。其中,推进

剂加注量,也即液位高度的实时测量通过箭上传感器、变换器、液位处理设备和软件完成。贮箱中低温液位传感器敏感推进剂液位变化并输出电容信号,液位变换器则将电容信号变换成同传感器节数呈三角波变化关系的0~5V直流缓变电压信号和与总高度呈线性关系的线性电压,液位处理设备实现液位电压信号的数字化,由液位处理软件计算出推进剂加注液位高度。

某型号火箭飞行前地面加注全程的液位信号电压数据和高度数据如图1、图2所示,图1中红色曲线为液氢加注三角波电压,蓝色曲线为液氢加注线性波电压,横坐标 n 表示数据采样点数,图1较为典型地涵盖了低温推进剂加注的以下几个阶段:

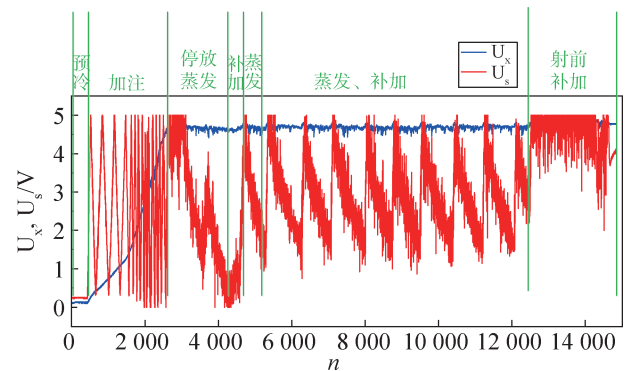


图1 加注电压数据

Fig. 1 Voltage data of liquid hydrogen filling

① 预冷阶段:该阶段实现对加注管路和箭上贮箱系统的预冷,避免贮箱处于热状态下的急冷。

② 加注阶段:在贮箱预冷到一定程度后,先进行大流量加注,后小流量慢速加注到预定点位。

③ 停放、蒸发、补加阶段:首次加注结束后,进行停放,在此期间,液氢存在大量气化蒸发,需间断地对推进剂进行补加以补充蒸发损耗,使推进剂处于较低的温度。

④ 射前补加阶段:通常在火箭临射前将液氢、液氧加注到终止液位,保证火箭起飞时两种推进剂加注量成一定比例,同时符合弹道设计要求,确保火箭的运载能力^[7]。

低温加注过程需在较短的时间内将大量的推进剂加注至火箭各个贮箱内,需要岗位人员连续工作,液位信号处理软件也需同时处理多个贮箱内的液位数据。实际加注过程中,蒸发补加阶段可能会因为错节导致高度变化异常,如图2红色圈

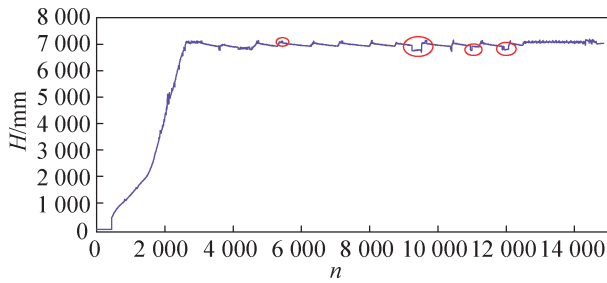


图2 液氢加注高度数据

Fig.2 Height data of liquid hydrogen filling

内所示。目前针对此类异常情况，主要通过人为干预进行调控，推进剂加注液位的计算准确性仍有提高空间。由此，本文拟根据不同加注阶段的数据特性，通过分类算法实现加注状态的软件智能识别监测，并对传感器节数进行更新计算，辅助提高液位加注过程高度计算的准确性。

2 液位信号特征提取

由图1可以看出，不同的工况状态对应的三角波、线性波电压存在较为明显的特征区别。预冷阶段和射前补加阶段对应的三角波电压、线电压幅值分布较为集中，通过两电压幅值限制即可区分出来。加注阶段三角波电压、线电压均存在明显规律的变化趋势，可通过线电压值与其他阶段加以区分。停放蒸发和补加阶段则需要提取更多电压特征进行更细致的划分。

针对加注阶段，为了实时计算出推进剂加注的液位高度，除了需要三角波的电压值外，还需定位电压值所处的传感器节数，即三角波图形上的节数^[8]。这就需要对传感器输出的三角波信号的波峰与波谷(即“拐点”)处进行识别与计数，要求可靠性高，否则丢掉一个节数即相当于液位测量误差为一节传感器的长度，这将远超给定的误差允许范围^[9]。因此，需要对液位电压数据进行分类，得到三角波数据的多个拐点区，作为节数判别的基础。单独截取加注段数据图像如图3所示，红色曲线表示三角波电压，蓝色曲线表示线性波电压，横坐标 n 表示数据采样点数。

图中三角波电压、线性波电压均呈现出相对规律、线性的变化趋势，分析计算得出三角波电压极值和三角波、线性波电压的相关系数，这两者在三角波电压的上拐点区(波峰)、下拐点区(波谷)以及线性段都有较为明显的区别，可作为分类

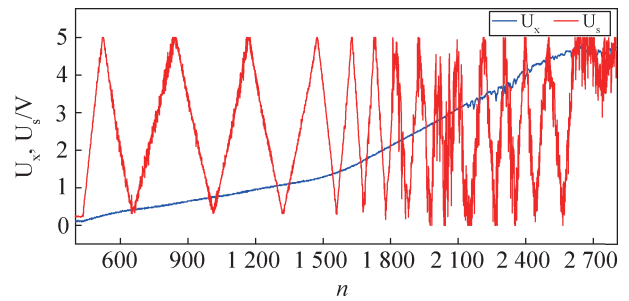


图3 加注段数据

Fig.3 Filling data

依据进行拐点识别。

针对停放蒸发补加阶段，蒸发时三角波电压呈下降趋势而补加时上升，是可将三角波电压变化率作为分类依据，具体又可划分为三角波电压斜率和差值两个特征。截取放大部分蒸发补加段数据如图4所示，红色曲线表示三角波电压，蓝色曲线表示线性波电压，横坐标 n 表示数据采样点数。

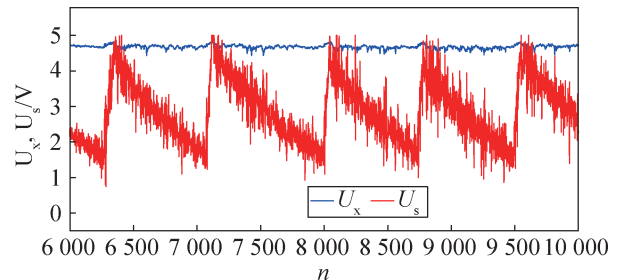


图4 蒸发补加段数据

Fig.4 Evaporation supplement section data

可以看出，在补加开始时，线电压有相对明显的上升趋势存在，并在蒸发开始时显著降低，变化范围较小，但也可将线电压极值和差值作为分类依据提高分类识别准确率。此外，两电压的相关系数在补加段有明显上升突变，能够较好地表征不同的加注状态，同样可作为停放补加段的分类依据进行状态识别。

选取某次地面加注数据，分加注段和停放补加段，按照一定的数据长度分别计算上述各项数据特征，建立加注段数据集1和停放补加段数据集2以供后续分类，如表1、表2所示。表1中数据属性为0表示线性段，-1表示下拐点，1表示上拐点。表2中数据属性3表示补加段，4表示停放段。

表1 数据集1
Table 1 Data set 1

三角波电压极值	相关系数	数据属性
3.237 46	0.905 28	0
1.838 80	-0.934 27	0
0.351 62	-0.183 13	-1
0.457 85	-0.000 26	-1
4.682 51	0.025 038	1
4.529 89	0.176 419	1

3 加注状态的智能分类识别

针对低温推进剂加注的四个不同阶段, 预冷阶段与射前补加阶段可通过三角波电压和线电压幅值限制条件区分出来, 因此需要利用智能分类算法进行加注段的拐点识别和停放补加段的状态识别。

3.1 智能分类算法及其基本原理

当前, 应用较为广泛的智能分类算法主要包括以下几种: 朴素贝叶斯分类器(Bayes classifier, NBC), 其原理简单, 但针对属性个数较多或者属性的依赖性较大的情况, 分类效率较低^[10]。支持向量机(Support Vector Machines, SVM), 其学习规则简单、易于实现, 但不适用于解决多分类问题^[11]。最近邻算法(KNN), 其训练复杂度低, 但计算复杂度高于其他分类算法, 同时对训练数据的依赖性强^[12]。随机森林(Random Forest, RF)算法在训练过程中可能需要的时间和空间都很大, 且在某些方面可解释性还不强^[13]。反向传播(Back Propagation, BP)神经网络算法, 具有较强的非线性映射、自学习自适应和泛化能力, 适用于样本较大, 计算复杂度较低的多分类问题, 是加注状态分类需求的最优选择。

BP神经网络的主体思想是^[14]: 通过各个层的激励和权值以及偏置的处理向前传递, 得到一个

预期值, 通过预期值和标签值得到其残差, 用于反映预期值的偏离程度。之后使用BP算法, 从输出层向前计算各参数对总误差的影响, 以此对隐藏层和输入层的参数进行调整。重复进行以上两个阶段, 直到误差满足精度条件。BP神经网络的学习步骤主要有以下几步^[15]:

① 针对网络内权重随机初始化, 权值是(-1, 1)间的随机数, 误差函数记作 e 、计算精度记作 ε 、最大学习次数记作 M ;

② 对训练样例, 执行如下操作:

(a) 随机选择 k 个样本输入, 并设定其期望值;

$$d(k) = (d_1(k), d_2(k), d_3(k), \dots, d_q(k));$$

$$x(k) = (x_1(k), x_2(k), x_3(k), \dots, x_q(k))$$
 (1)

(b) 计算隐含层的神经元输入和输出;

(c) 由输出层起, 反向求解各层各单元误差项 $\delta(k)$, 关于该层各单元 k , 对应误差项为:

$$\delta(k) = \circ(1 - \circ_k)(t_k - \circ_k)$$
 (2)

(d) 对于网络中每个隐藏单元, 误差项为:

$$\delta(h) = \circ_h(1 - \circ_h) \sum_{k \in \text{outputs}} w_{kh} \delta_k$$
 (3)

(e) 更新每个权值:

$$W_{ji} = W_{ji} + \eta \delta_j X_{ji}$$
 (4)

其中, $\Delta W_{ji} = W_{ji} + \eta \delta_j X_{ji}$ 被称为权值更新法则, X_{ij} 是节点 i 到节点 j 的输入, W_{ij} 代表相应的权重。

3.2 分类模型的建立与分析

模型的建立分为以下几步:

① 数据预处理。对加注段和停放补加段数据进行分组并计算各项数据特征, 根据数据图像首先完成数据分区并标记属性, 建立如表1、表2所示的数据集。之后将BP神经网络训练所需的输入数据、目标数据映射到对应激活函数的值域, 即数据归一化^[16]。

② 网络结构设计。神经网络训练的输入为各项数据特征, 输出分类结果, 因此加注段拐点识别程序为2输入3输出网络结构, 停放补加段状态

表2 数据集2

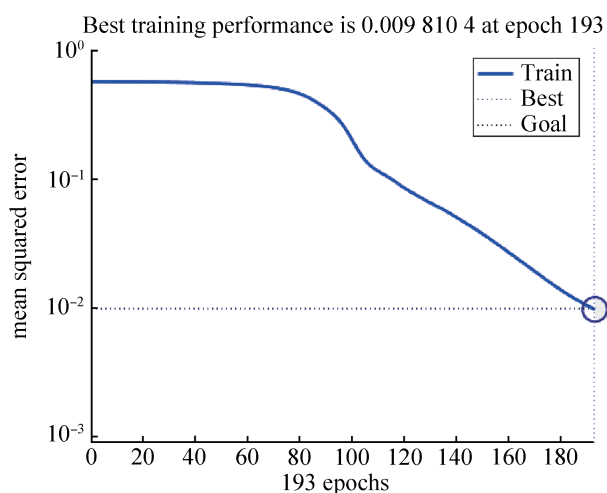
Table 2 Data set 2

三角波电压斜率	三角波电压差值	三角波电压均值	线电压极值	线电压差值	相关系数	数据属性
0.030 874	1.803 000	3.837 750	4.823 985	0.157 765	0.935 283	3
0.056 374	2.254 309	2.523 024	4.819 680	0.118 006	0.906 458	3
-0.023 024	-1.097 934	1.573 525	4.606 999	-0.371 977	-0.656 776	4
-0.019 125	-0.920 986	1.614 724	4.627 557	-0.255 001	-0.274 245	4

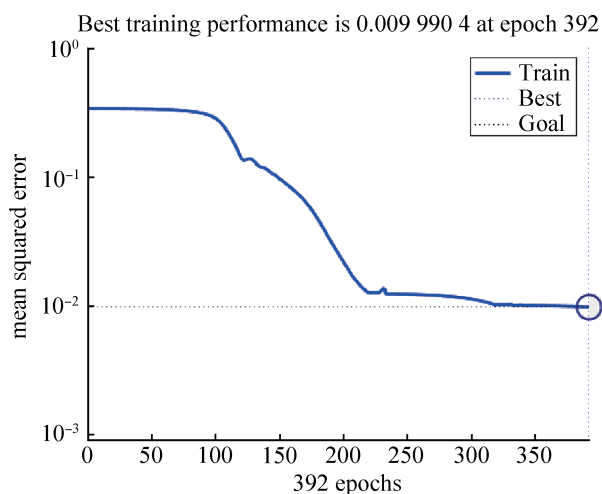
识别程序为6输入2输出结构。中间隐藏层单元数取决于输入、输出层单元数，最终由分类效果择优选取。

③ 激活函数选取。BP神经网络基本搭建完成后，各层激活函数须根据训练效果进行择优选取。

隐藏层激活函数可选双曲正切S型激活函数、S型激活函数，两种激活函数的性能如图5所示，横坐标表示训练迭代次数。



(a) 双曲正切S型激活函数
(a) Tansig function



(b) S型激活函数
(b) Logsig function

图5 隐藏层激活函数性能对比

Fig. 5 Comparison of the activation function of hidden layer

上图可以看出，BP网络使用双曲正切S型激活函数迭代到193次收敛，均方误差为0.00981，而S型激活函数需要迭代392次才收敛，均方误差

0.00999，所以隐藏层激活函数使用双曲正切S型激活函数更优。

同理，可训练得出输出层激活函数使用S型激活函数更优。最终建立的BP神经网络结构如图6所示(以停放加注段为例)。

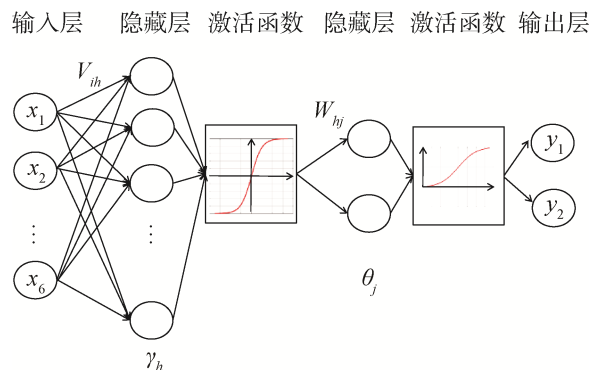


图6 神经网络结构

Fig. 6 Neural network structure

3.3 模型训练结果

数据训练共使用4组不同型号的火箭加注数据，各组数据采样间隔为200ms，一次加注大约持续50min。由此建立两个数据集，各随机抽取一定比例的数据作为训练集和测试集，分别对加注段、停放补加注数据进行BP神经网络训练，训练学习速率为0.05，设定均方误差小于0.01时停止训练。

以加注段为例，训练测试结果由一个1×3矩阵表示，其中第一列表示下拐点数据、第二列为线性段数据、第三列为上拐点数据，对应列值为1表示分为该类。在测试集中抽取部分数据，输出结果如表3所示：

表3 测试集输出

Table 3 Output of testing set

	测试样本输出			测试实际值		
样本1	0.0003	0.0187	0.9816	0	0	1
样本2	0.0172	0.9577	0.0040	0	1	0
样本3	0.9178	0.0569	0.0062	1	0	0

多次重复运行得到稳定的模型后，对数据库中剩余数据进行模型的运用和测试，结果表明该算法对两种分类任务的识别准确率均可达90%以上，如表4所示。

表 4 分类结果统计

Table 4 Statistics of classification results

	加注段拐点识别	停放补加段状态识别
1	93.72%	96.47%
2	95.18%	94.53%
3	90.43%	94.12%
4	94.98%	95.29%
5	96.33%	92.94%

4 判节算法设计与高度计算

低温推进剂加注过程中, 要求对推进剂的加注量进行精准控制。基于推进剂利用系统采取的分节式液位测量传感器, 需要及时获取当前液位所处的传感器节数, 以实现推进剂高度的实时监测。因此, 软件算法需首先识别出加注过程的不同状态, 之后在加注段基于前述拐点识别结果进行节数计算, 在停放补加段根据状态改变记录节数变化情况。整体算法流程如图 7 所示。

其中, 加注段判节算法流程如图 8 所示。在经过 BP 神经网络分类模型得到数据属性后, 分下拐点区、上拐点区和线性段分别进行节数计数。为消除液位晃动带来的毛刺影响, 在识别到拐点后, 进行节数奇偶的判断, 如在下拐点区, 设定节数只有为奇数时可以改变, 否则保持原有节数。

停放补加段状态识别流程与图 8 类似, 区别在于计算 40 点数据的六项特征作为 BP 网络输入, 识别结果分为两类, 补加阶段节数增加, 停放蒸发阶段节数减少。

最终, 低温推进剂加注状态的智能检测算法得到的节数变化情况如图 9 所示, 红色曲线表示节数变化情况(为便于观察节数随状态变化情况, 进行了一定比例的缩放), 预冷阶段保持不变, 检测到加注段开始后, 根据液位三角波电压的变化情况进行判节, 在停放蒸发和补加阶段也能完成相应的节数增减, 并在射前补加阶段, 指示低温推进剂的最终加注量。

按照该算法重新计算加注过程中推进剂液位高度的变化情况, 同原有高度变化情况对比结果如图 10 所示, 图中紫色曲线代表原有高度变化, 橙色曲线代表算法处理后得出的高度变化情况, 横坐标 n 为数据采样点数。可以看出, 通过对加注

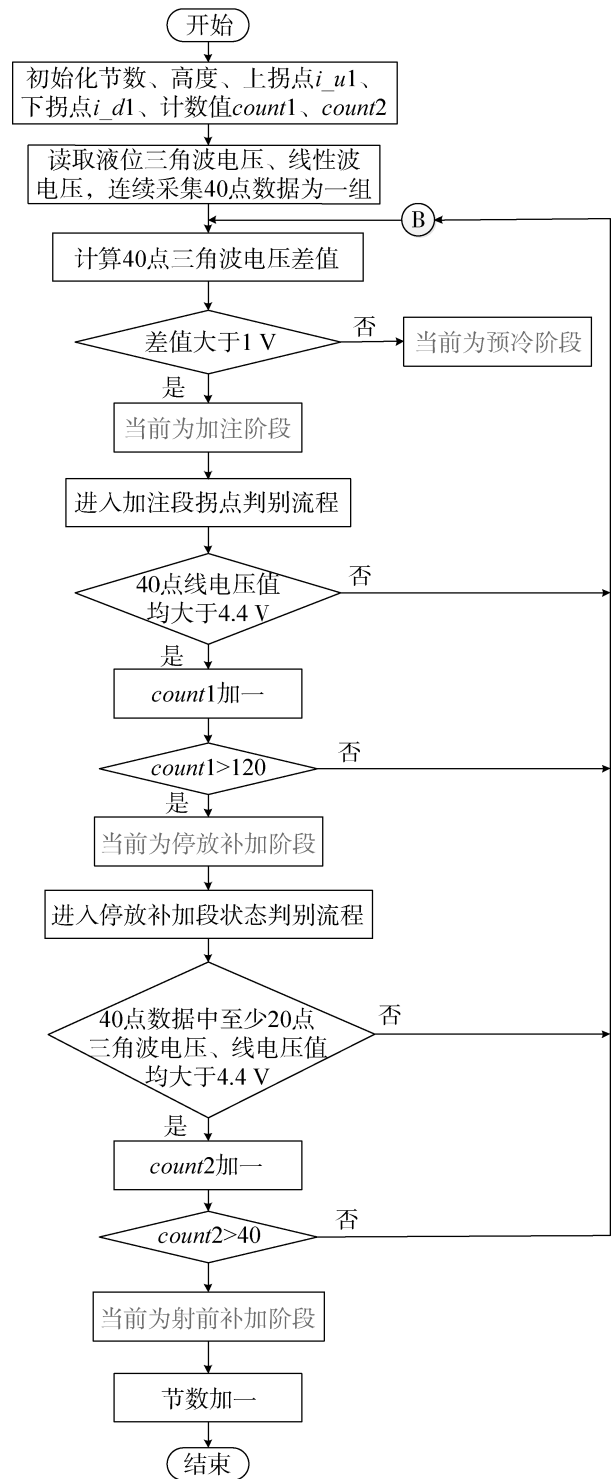


图 7 状态识别算法流程图

Fig. 7 Flow chat of state recognition algorithm

液位信号进行智能处理, 能够明显地改善由错节导致的高度计算异常(蓝色椭圆标注), 实现了推进剂加注量的软件智能调控, 有效降低了技术人为干预。

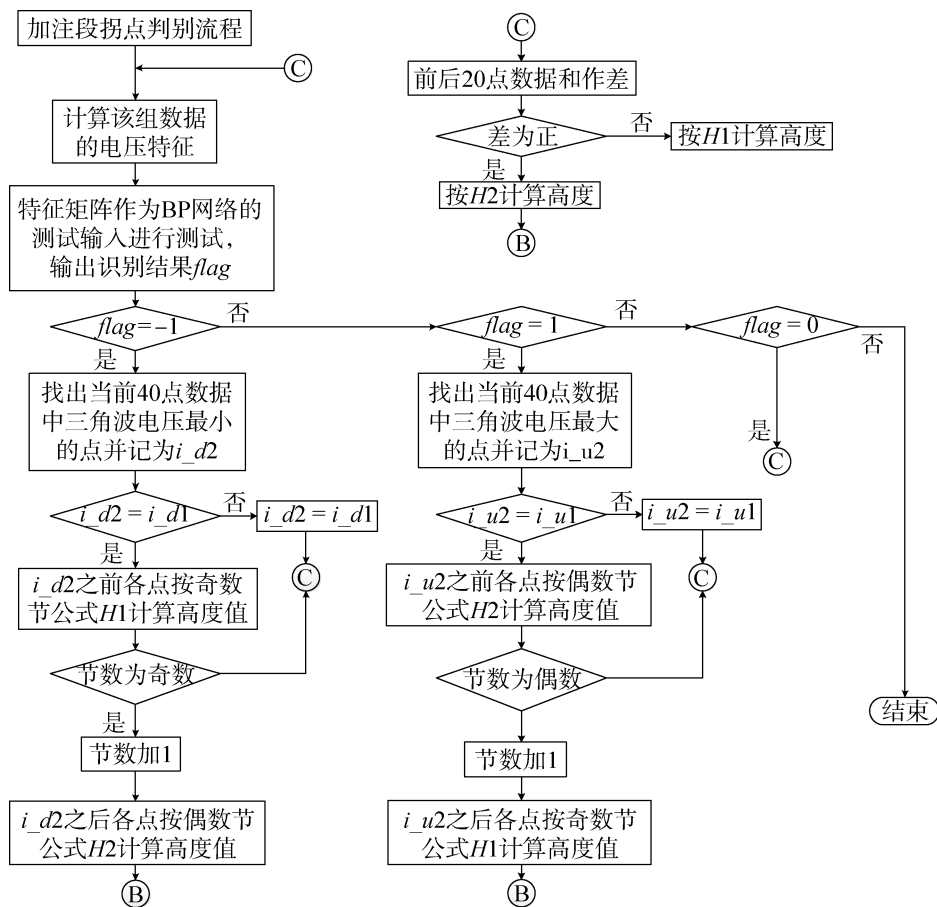


图8 加注段拐点识别流程图

Fig. 8 Flow chat of inflection point identification in filling section

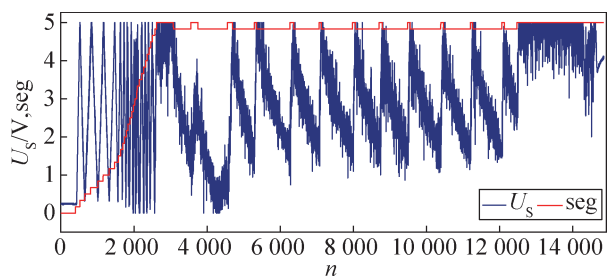


图9 节数变化情况示意图

Fig. 9 Schematic diagram of section change

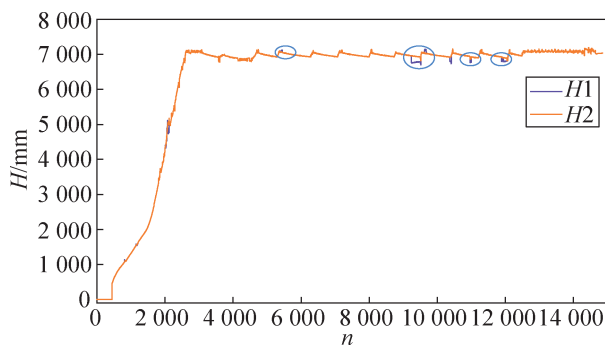


图10 加注液位高度计算对比

Fig. 10 Comparison of filling level height calculation

5 结束语

低温推进剂加注状态的软件智能处理技术有助于发射场对火箭推进剂加注量的灵活调控，是运载火箭成功发射的决定性因素之一。本文以液位信号三角波、线性波电压数据为主要研究对象，通过建立数据库、提取数据特征以及利用BP神经网络进行分类，完成了加注段数据拐点识别和停放补加段状态识别算法的设计。测试验证结果表

明：该算法对两种分类任务均可达到90%以上的识别准确率。在此基础上，完成了判节算法设计，基于分类识别结果能够实时有效地进行传感器节数的更新，提高了推进剂加注液位高度计算的准确性，对低温推进剂加注流程的智能化具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 王瑞铨. 国外运载火箭低温加注系统[J]. 导弹与航天运载技术, 1997(2): 19-29.
- [2] 《世界航天运载器大全》编委会. 世界航天器运载大全: 第2版[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2007
- [3] 王向阳. 阿里安3运载火箭[J]. 国外导弹技术, 1985(9): 68-70.
- [4] 杨永忠, 白奉天, 郑林. 火箭发射场新型低温加注系统加注过程仿真研究[J]. 低温工程, 2018(2): 39-44.
TANG Qiang, GUO Chunli, HUANG Yaning, et al. Study on real-time diagnosis technology of cryogenic fueling system[J]. Cryogenics and Superconductivity, 2017, 45(2): 16-20.
- [5] 符锡理. 运载火箭液氢液氧低温推进剂加注技术[J]. 低温工程, 1995(6): 1-8
- [6] 谢福寿, 雷刚, 王磊, 等. 低温推进剂地面加注系统冷量利用方案分析[J]. 宇航学报, 2016, 37(12): 1381-1386.
XIE Fushou, LEI Gang, WANG Lei, et al. Analysis on utilization of cooling capacity for ground loading system of cryogenic propellants[J]. Journal of Astronautics, 2016, 37(12): 1381-1386.
- [7] 杨永忠, 白奉天, 郑林. 火箭发射场新型低温加注系统加注过程仿真研究[J]. 低温工程, 2018(2): 39-44.
YANG Yongzhong, BAI Fengtian, ZHENG Lin. Simulation research on filling process of new-style cryogenic fueling system in launching site[J]. Cryogenics, 2018(2): 39-44.
- [8] 李强, 胡元威, 董余红, 等. 推进剂利用系统连续液位测量滤波算法研究[J]. 宇航计测技术, 2019, 39(2): 71-75.
LI Qiang, HU Yuanwei, DONG Yuhong, et al. Research on filter algorithm for continuous liquid level measurement of propellant utilization system[J]. Journal of Astronautic Metrology and Measurement, 2019, 39(2): 71-75.
- [9] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [10] 李福祥, 王建敏, 梁建创, 等. 离散属性的朴素贝叶斯分类算法的优化[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(5): 897-901.
LI Fuxiang, WANG Jianmin, LIANG Jianchuang, et al. Optimization of naive bayesian classification algorithm for discrete attributes[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(5): 897-901.
- [11] 殷蕾. 基于模糊支持向量机的目标跟踪和点集配准算法研究[D]. 武汉: 湖北大学, 2022
- [12] 李晨, 李艳颖, 柴政, 等. 基于相互近邻的加权k最近邻算法[J]. 宝鸡文理学院学报(自然科学版), 2022, 42(2): 15-22.
LI Chen, LI Yanying, CHAI Zheng, et al. Weighted k-nearest neighbor algorithm based on mutual nearest neighbor[J]. Journal of Baoji University of Arts and Sciences(Natural Science), 2022, 42(2): 15-22.
- [13] 王秀娜, 鲁守银, 任飞. 基于随机森林和时间卷积网络的航空发动机故障预测[J]. 计算机时代, 2022(10): 103-107.
WANG Xiuna, LU Shouyin, REN Fei. Failure prediction of aero-engine based on random forest and temporal convolutional network[J]. The Computer Age, 2022(10): 103-107.
- [14] BRUGGER S T. Data mining methods for network intrusion detection[J]. University of California at Davis, 2004.
- [15] RUMELHART D E, DURBIN R, GOLDEN R, et al. Backpropagation: The basic theory[J]. Backpropagation: Theory, Architectures and Applications, 1995, 4(1): 1-34.
- [16] WU Yuqi, GAO Ruilin. A method based on the BP neural network optimized by GASA[J]. Process Safety and Environment Protection, 2019, 10(2): 64-72.

[作者简介]

张帆 1998年生, 硕士研究生, 主要研究方向为低温液位处理技术。

冯红亮 1976年生, 硕士, 研究员, 主要研究方向为传感器及仪器仪表。

张轶伟 1983年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为机械设计。

彭泳卿 1980年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为先进航天传感技术。

(本文编辑: 潘三英)