应用科技研究

2026 年 7 月 第 1 卷第 1 期

燃料电池多参数融合状态与能量估算

李娟

江苏师范大学，江苏 徐州

摘　要｜针对质子交换膜燃料电池系统因负载变化、温度波动及水热管理等多因素耦合所致的非线性与时变性问题，传统单一参数检测方法难以准确识别运行状态并估算剩余可用能量。以燃料电池系统为对象，首先分析关键参数（电压、电流、温度、压力、湿度、氢气流量）的关联特性，构建包含异常剔除、滤波、归一化及滑动窗口处理的数据预处理流程，提取时域统计、变化率、波动性及能量输出等多维特征。在此基础上，提出基于特征层融合的状态检测方法，对比随机森林、支持向量机与长短期记忆神经网络，实现对正常运行、膜干、水淹、气体异常、温度异常及低效衰退六种状态的识别，并建立状态感知的剩余能量实时估算模型，将氢气余量、输出功率、系统效率、辅机能耗及状态修正因子纳入统一框架。多参数融合方法显著提升了状态检测精度，较单一电压参数具有更强的鲁棒性与工况适应性；引入修正因子后，剩余能量估算误差明显降低，模型能有效应对负载波动与异常工况。多参数融合策略可有效克服传统方法的局限性，为燃料电池系统状态监测与能量管理提供可靠的技术支撑。

关键词｜燃料电池；多参数融合；运行状态检测；剩余可用能量；实时估算

Copyright © 2026 by the author(s).
This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.
https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/

0 引言

氢能作为清洁、高效的二次能源，在全球能源结构转型中受到广泛关注。质子交换膜燃料电池（Proton Exchange Membrane Fuel Cell, PEMFC）因其工作温度低、启动速度快、功率密度高等优势，在交通运输、无人机及分布式发电等领域具有重要应用前景[1-3]。然而，PEMFC系统并非单一电化学装置，而是由电堆、氢气供给、空气供给、热管理、水管理、控制及功率变换等子系统构成的复杂能源系统。实际运行中，电流负载、温度、压力、湿度及催化层老化等因素的耦合作用，可能引发水淹、膜干、气体供应不足或温度异常等状态，导致输出性能下降甚至安全事故[4-5]。因此，实现燃料电池运行状态的准确检测，是保障系统可靠性与安全性的关键前提。

国内外学者在燃料电池状态检测方面开展了大量研究。现有方法可归为三类：基于机理模型的方法通过建立电化学、气体传输和热管理模型分析系统状态，物理解释性较强，但模型参数多且实际系统辨识困难[6]；基于信号分析的方法利用电压、电流或阻抗信号变化判断异常，实现简单但对复杂动态工况适应性有限[7]；基于数据驱动的方法借助机器学习或深度学习模型从历史数据中学习状态特征，近年来成为研究热点[8-10]。在剩余可用能量估算方面，

作者简介：李娟，江苏师范大学。

文章引用：李娟. 燃料电池多参数融合状态与能量估算[J]. 应用科技研究，2026，1（1）：1-6.

RETRACTED ON 2026-09-02
https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16

已有研究主要采用氢耗模型法、等效电路法、滤波算法及数据驱动预测法等[11-13]，其中基于氢耗模型的方法计算简便，但对系统效率变化和异常工况考虑不足；滤波方法可动态修正估计值，但依赖精确的系统模型。

综合分析现有研究，仍存在以下不足：（1）部分方法过度依赖单一电压信号，难以区分负载变化、膜干、水淹或供气不足等不同原因引起的电压下降；（2）多数模型侧重离线预测，实时应用时计算复杂度较高；（3）状态检测与能量估算相互割裂，检测结果未能用于修正能量估算，导致异常工况下估算偏差增大；（4）复杂动态工况下模型泛化能力不足。

针对上述问题，本文提出一种基于多参数融合的PEMFC运行状态检测与剩余可用能量实时估算方法。主要贡献为：（1）构建电压、电流、温度、压力、湿度和氢气流量等参数的特征层融合框架，增强模型对复杂运行状态的识别能力；（2）建立状态检测与能量估算之间的耦合关系，引入状态感知修正因子，提高动态工况和异常工况下的估算精度；（3）设计适用于实时应用的轻量化流程，通过滑动窗口特征提取实现状态与能量的在线更新。

1 材料与方法

1.1 数据采集与预处理

实验对象为一台额定功率5 kW的质子交换膜燃料电池系统，电堆由80片单电池串联组成，有效活化面积为200 cm^2。系统配备氢气供给、空气供给、热管理和水管理模块。数据采集周期为100 ms，持续采集时间覆盖稳态运行、动态负载及模拟异常工况。

监测参数包括：电堆电压U（V）、输出电流I（A）、电堆温度T（℃）、氢气入口压力 p_{H2}（kPa）、空气入口压力 p_{air}（kPa）、相对湿度RH（%）、氢气流量 Q_{H2}（L/min）及输出功率P（W）。传感器量程与精度如表 1所示。

表 1 主要传感器量程与精度

Table 1 Measurement Ranges and Accuracies of the Main Sensors

参数	传感器类型	量程	精度
电堆电压	电压变送器	0～100 V	±0.5% FS
输出电流	电流霍尔传感器	0～300 A	±0.5% FS
电堆温度	Pt100热电偶	-50～150 ℃	±0.3 ℃
氢气压力	压力变送器	0～400 kPa	±0.25% FS
空气压力	压力变送器	0～400 kPa	±0.25% FS
相对湿度	湿度传感器	0～100% RH	±2% RH
氢气流量	质量流量计	0～200 L/min	±1.0% FS

数据预处理流程如下：（1）异常值剔除：采用阈值法，剔除超出传感器量程及物理合理范围的数据点；（2）缺失值补全：短时间缺失采用线性插值，长时间连续缺失则删除对应样本段；（3）噪声滤波：采用滑动平均滤波，窗口长度 n=10，降低高频传感器噪声；（4）归一化：采用Min-Max方法将所有参数映射至[0,1]区间；（5）时间同步：以统一采样时刻为基准，对多传感器数据进行重采样与插值处理，保证各参数时间对齐。

根据燃料电池系统运行特性，本文将运行状态划分为六类：正常运行、膜干、水淹、气体供应异常、温度异常和低效衰退。数据集共包含12 800个有效样本（每个样本对应一个时间窗口），按7∶2∶1比例划分为训练集（8 960样本）、验证集（2 560样本）和测试集（1 280样本）。

1.2 特征提取与选择

采用滑动窗口提取多维特征，窗口长度 L=50（对应5s时间跨度），步长为10个采样点。每个窗口内提取四类特征：（1）统计特征：均值、最大值、最小值、标准差、极差；（2）变化率特征：各参数的一阶差分均值；（3）波动性特征：电压标准差、压力波动幅度、功率波动幅度；（4）能量输出特征：平均功率、累计输出能量、氢耗变化量。每个窗口共生成56个初始特征。

采用相关性分析和随机森林特征重要性进行两级筛选。首先剔除与状态标签相关系数绝对值低于0.1的特征，再利用随机森林模型计算剩余特征重要性，按贡献度降序选取前20个特征构成最终输入特征集。筛选后的关键特征包括：电压均值、电压变化率、电流变化率、温度变化率、温度均值、氢气

RETRACTED 已撤稿 RETRACTED ON 2026-09-02 https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16

压力均值、空气压力均值、空气压力标准差、湿度均值、氢气流量均值、平均功率、功率波动幅度等。

1.3 运行状态检测模型

1.3.1 多参数特征层融合策略

本文采用特征层融合策略，将各参数的衍生特征拼接为统一特征向量：

$$F=[F_U,F_I,F_T,F_P,F_{RH},F_Q,F_{\mathrm{Power}}] \quad (1)$$

其中各子向量分别对应电压、电流、温度、压力、湿度、氢气流量及功率特征。特征层融合既能保留多源信息，又可减少原始数据噪声影响，有利于工程部署。

1.3.2 LSTM状态检测模型

鉴于燃料电池运行数据具有明显时间序列特性，本文采用长短时记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）作为状态检测模型。模型输入为滑动窗口内多参数序列：

$$X_t=[x(t-L+1),x(t-L+2),...,x(t)] \quad (2)$$

其中 X_t 为t时刻的多参数输入向量，L为窗口长度。LSTM模型包含两层LSTM单元（每层64 个隐藏单元），后接Dropout层（丢弃率为0.3）和全连接层，输出层采用Softmax激活函数进行六分类。

为对比验证，同时构建支持向量机（SVM，采用RBF核函数，并通过网格搜索优化惩罚参数 C 和核参数 γ）和随机森林（决策树数量200，最大深度20）模型。评价指标包括准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）和F1值。

1.4 剩余可用能量估算模型

1.4.1 氢气理论能量与系统效率

剩余氢气理论能量由氢气质量和低位热值计算：

$$E_{H2}=m_{H2}\cdot LHV_{H2} \quad (3)$$

其中 $LHV_{H2}=120MJ/\mathrm{kg}$。氢气消耗率根据电流计算：

$$\dot{m}_{H2}=\frac{N\cdot I}{2F}\cdot M_{H2} \quad (4)$$

式中 N 为电池单体数量（80节），I 为电流（A），F 为法拉第常数（96 485 C/mol），M_{H2} 为氢气摩尔质量（2.016 g/mol）。

系统实时效率定义为净输出功率与氢气输入功率之比：

$$\eta_{sys}=\frac{P_{net}}{2_F}\cdot M_{H2} \quad (5)$$

其中 P_{net} 为辅助部件（空压机、冷却泵、控制器等）总功耗。

1.4.2 状态感知修正因子

为反映异常状态对实际可输出能量的影响，引入状态修正因子 η。基于实验标定数据，各运行状态对应的修正因子如表 2所示。

剩余可用能量最终估算式为：

$$E_{rem}=E_{H2}\cdot\eta_{sys}\cdot\eta_{state}-E_{aux_pred} \quad (6)$$

其中 E_{aux_pred} 为辅助系统预计消耗能量（根据当前工况和持续时间预测）。

2 结果与分析

2.1 状态检测模型性能对比

不同模型在测试集上的状态检测性能如表 3所示。单电压阈值法仅根据电压是否低于设定阈值判断异常，准确率为82.40%，F1值为81.28%。该方法无法区分电压下降的具体原因，在动态负载工况下误报率较高。SVM和随机森林模型利用多参数特征后，F1值分别提升至89.41%和92.99%，验证了多参数融合的有效性。单参数LSTM仅以电压序列为输入，F1值为90.67%，虽优于传统方法但受限于信息单一性。多参数融合LSTM模型综合多源时序信息，准确率达到97.10%，F1值达96.68%，在所有对比方法中表现最优。

2.2 典型运行状态识别分析

650～800 s为气体供应异常阶段（逐步降低氢气压力至120 kPa），电压持续下降且恢复缓慢，模型准确识别为气体供应异常。800～950 s为温度异常阶段（提高冷却水温度使电堆升至78 ℃），模型根据温度变化率特征识别异常。950～1 100 s为低效衰退模拟（通过降低催化层活性），相同负载下输出电压降低约8%，模型判断为衰退状态。

2.3 剩余可用能量估算精度对比

为验证状态感知修正因子的有效性，比较四种估算方法在测试集上的表现：氢气余量法（仅根据剩余氢气质量计算）、固定效率法（效率取常数45%）、动态效率法（根据实时功率变化修正效率）和本文状态感知修正法。氢气余量法误差最大（MAE=8.72%），完全忽略系统效率和运行状态影响。固定效率法有所改善但无法适应动态负载下效率波动。动态效率法引入实时功率修正，MAE降至4.38%。本文状态感知修正法将检测结果反馈至能量估算，在异常工况下自动降低修正因子，MAE进一步降至2.91%，最大误差仅6.42%。

RETRACTED
已撤稿
RETRACTED
已撤稿
RETRACTED

RETRACTED ON 2026-09-02
https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16

表 2 各运行状态修正因子

Table 2 Correction Factors for Different Operating States

运行状态	修正因子 η
正常运行	1.00
轻度膜干	0.92
水淹	0.88
气体供应异常	0.85
温度异常	0.86
低效衰退	0.80

表 3 不同模型状态检测性能对比

Table 3 Comparison of Detection Performance under Different Model States

模型	准确率/%	精确度/%	召回率/%	F1值/%
单电压阈值法	82.40	82.13	80.92	81.28
SVM	89.72	89.20	89.41	89.41
随机森林	93.64	93.34	92.84	92.99
LSTM(单参数)	91.23	91.23	90.51	90.67
多参数融合LSTM	97.10	96.53	96.53	96.68

3 讨论

本文结果表明，多参数特征层融合可显著提升PEMFC运行状态检测精度，这与文献[9−10]结论一致。相比单电压方法，融合温湿度及压力信息后，模型对膜干和水淹的区分能力明显增强，体现了多物理量协同表征的优势。值得注意的是，温度变化率在膜干识别中贡献权重较高（特征重要性排序第三），这与膜干过程中欧姆极化迅速加剧的物理机制吻合；而空气压力标准差在水淹识别中贡献突出，印证了液态水阻塞气体扩散通道导致压力波动的理论分析。

在动态工况下，LSTM模型的时序建模能力优于SVM和随机森林，主要体现在负载突变时能有效区分“正常动态响应”与“故障持续恶化”。这一优势来源于LSTM对时间依赖关系的捕捉能力，使其不易将瞬时电压波动误判为异常。然而，LSTM在气体供应异常与水淹两类状态间仍存在少量混淆（混淆矩阵中两者互误率约6%），可能原因是轻度供气不足与轻度水淹均呈现“电压下降+压力波动”相似特征。未来可引入阻抗谱信息或更细粒度的压力动态特征加以区分。

在剩余能量估算方面，状态感知修正机制的贡献在异常工况下尤为突出。以膜干状态为例，若不引入修正因子（动态效率法），估算误差在膜干阶段平均为6.8 %；引入 η =0.92后，同一阶段误差降至2.3%。这表明运行状态对实际可输出能量的影响不能仅通过效率动态补偿来体现，还需要针对不同故障模式设置差异化修正。然而，修正因子的标定目前仍依赖特定工况下的实验数据，对系统老化引起的缓慢性能衰退尚不能自适应调整，这是本方法的局限性之一。

此外，本文模型单次推理时间约为23 ms（基于Intel Core i7-10700平台），满足秒级实时更新要求。但在嵌入式平台（如ARM Cortex-A系列）上的部署性能和长期运行稳定性，仍有待进一步验证。值得注意的是，本文实验数据采集自单一5 kW级系统，模型对不同功率等级和不同厂家电堆的泛化能力尚不明确，未来需在更多系统上进行交叉验证。

RETRACTED 已撤稿
RETRACTED ON 2026-09-02
https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16

4 结论

本文提出了面向PEMFC运行状态检测的多参数特征层融合方法，将电压、电流、温度、压力、湿度和氢气流量等多源信息综合建模。实验结果表明，多参数融合LSTM模型在六类状态识别中F1值达96.68%，较单电压阈值法提升15.40个百分点，验证了多参数融合对复杂状态表征的有效性。

本文建立了状态检测与剩余可用能量估算之间的耦合机制，引入状态感知修正因子对理论能量进行差异化补偿。该方法在剩余能量估算中的平均绝对误差为2.91%，较氢气余量法和动态效率法分别降低5.81和1.47个百分点，尤其在膜干、水淹等异常工况下估算精度优势显著。

本文验证了所提方法采用滑动窗口特征提取和轻量化模型设计，计算效率满足燃料电池系统实时监测需求，可为车辆、无人机等移动场景中的能量管理和故障预警提供技术支撑。

致谢

本论文在选题、研究思路、模型构建和论文撰写过程中得到了导师的悉心指导。在此，谨向导师表示衷心感谢。导师严谨的治学态度、扎实的专业知识和认真负责的工作作风，使本人受益匪浅。

感谢实验室同学在资料收集、实验讨论和论文修改过程中给予的帮助。感谢家人在学习和生活中给予的理解与支持。最后，感谢所有在研究过程中提供帮助的老师、同学和朋友。

参考文献

[1] 叶伟, 氢能与燃料电池汽车如何实现规模化应用 [N]. 中国高新技术产业导报, 2026-06-22 (015).

[2] 徐犇,王文莉,吴长林, 等. 燃料电池和锂电池在拖轮动力中的对比与集成[J]. 船电技术, 2026, 46 (6): 1- 6.

[3] 魁殿禄, 谭舒健,杨浩源,等. 燃料电池催化层传输特性的孔尺度模拟与正交优化分析 [J/OL]. 化工进展, 1- 9 [2026-07-23].

[4] 张晓燕, 陈建宇, 张维豪,等. 聚芳基哌啶碱性膜的微相分离调控及燃料电池性能[J]. 商丘师范学院学报, 2026, 42 (6): 28- 34.

[5] Pei P C, Chen H C. Main factors affecting the lifetime of proton exchange membrane fuel cells in vehicle applications: a review [J]. Applied Energy, 2014, 120: 60-75.

[6] 马天才，孙泽昌. 质子交换膜燃料电池系统水管理研究综述[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45（6）: 878-886.

[7] 李奇, 陈维荣. 基于电压谐波分析的PEMFC故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36（12）: 3302-3309.

[8] 刘倩, 燃料电池铂基多元纳米管催化剂的制备及其电化学性能研究[D]. 燕山大学, 2024.

[9] Liu K, Shang Y, Ouyang Q, et al. A data-driven approach with uncertainty quantification for predicting future capacities and remaining useful life of lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68 (4): 3170-3180.

[10] 张雪霞, 蒋宇, 陈维荣. 基于改进随机森林的PEMFC系统故障诊断[J]. 西南交通大学学报, 2020，55（3）: 561-568.

[11] Li Z, Outbib R, Hissel D, et al. Data-driven prognostics of proton exchange membrane fuel cells: a comparative study[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2020, 45(43): 23408-23419.

[12] 曹伟, 基于氢燃料电池的船舶混合能源系统优化与能量管理策略研究[D]. 上海海事大学, 2024.

[13] Lu L, Han X, Li J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles [J]. Journal of Power Sources, 2013, 226: 272-2.

RETRACTED
已撤稿
RETRACTED
已撤稿
RETRACTED
已撤稿

RETRACTED ON 2026-09-02
https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16

Multi-Parameter Fusion-Based State and Energy Estimation for Fuel Cells

LI Juan

Jiangsu Normal University, Xuzhou Jiangsu

Abstract: To address the nonlinearity and time-varying issues of proton exchange membrane fuel cell systems caused by coupled factors such as load variations, temperature fluctuations, and water-heat management, conventional single-parameter detection methods are inadequate for accurately identifying operating states and estimating remaining usable energy. Taking the fuel cell system as the research object, this study first analyzes the correlation characteristics of key parameters (voltage, current, temperature, pressure, humidity, and hydrogen flow rate). A multi-parameter data preprocessing pipeline is constructed, incorporating outlier removal, filtering, normalization, and sliding window processing. Multi-dimensional features, including time-domain statistics, change rates, volatility, and energy output, are then extracted. On this basis, a feature-level fusion-based state detection method is proposed, with a comparative evaluation of random forest, support vector machine, and long short-term memory neural networks for identifying six operating states: normal operation, membrane drying, flooding, gas abnormality, temperature abnormality, and inefficient degradation. Concurrently, a state-aware real-time remaining energy estimation model is established, integrating hydrogen remaining, output power, system efficiency, auxiliary energy consumption, and state correction factors into a unified framework. The multi-parameter fusion method significantly improves state detection accuracy, exhibiting stronger robustness and better adaptability to varying operating conditions compared to the single-voltage parameter approach. Moreover, with the introduction of correction factors, the estimation error of remaining energy is notably reduced, and the model effectively accommodates load fluctuations and abnormal operating conditions. The multi-parameter fusion strategy effectively overcomes the limitations of conventional methods, providing reliable technical support for state monitoring and energy management of fuel cell systems.

Keywords: fuel cell; multi-parameter fusion; operating state detection; remaining usable energy; real-time estimation

RETRACTED 已撤稿
RETRACTED 已撤稿
RETRACTED 已撤稿

RETRACTED ON 2026-09-02
https://www.bsjn.com/astr/en/article/retractionNotice/211/16