摘要

随着新能源汽车和储能系统的迅速发展，锂离子电池在高能量密度、高功率密度等方面的优势日益凸显。然而，锂电池在充放电过程中易受到过充、过放以及微短路等工况影响，若故障未能及时准确识别，可能导致性能快速衰退甚至热失控事故。传统基于参数假设检验 t 检验的故障检测方法往往依赖数据服从正态分布等先验假设，而实际工况下锂电池电压信号常表现出非高斯、偏态和多峰等复杂特征。本文基于无参数假设检验理论，构建以秩和检验、符号检验和 K-S 检验为核心的锂电池故障检测方法，并与典型参数检验方法 t 检验进行对比。通过 MATLAB 仿真平台生成正常、过充、过放及微短路等典型工况下的电压数据，系统评估不同检验方法在准确率、误报率和漏报率等指标上的性能差异，并分析显著性水平α对故障检测性能的影响。仿真结果表明，无参数方法在数据分布未知或偏离正态假设的场景下，相较 t 检验表现出更高的检测鲁棒性与总体准确率，可为电池管理系统（BMS）的在线故障监测提供有效方法支撑。

关键词：锂离子电池；故障检测；无参数假设检验；秩和检验；符号检验；K-S 检验；t 检验；显著性水平

Abstract

With the rapid development of new energy vehicles and energy storage systems, lithium-ion batteries have increasingly prominent advantages in high energy density and high power density. However, lithium-ion batteries are susceptible to operating conditions such as overcharge, over-discharge, and micro-short circuit during charging and discharging. If faults cannot be identified timely and accurately, rapid performance degradation or even thermal runaway accidents may occur. Traditional fault detection methods based on the parametric hypothesis test (t-test) usually rely on prior assumptions such as normal distribution of data, while the voltage signals of lithium-ion batteries under actual operating conditions often exhibit complex characteristics such as non-Gaussian, skewed and multi-modal distributions.Based on non-parametric hypothesis test theory, this paper constructs a lithium-ion battery fault detection method centered on rank-sum test, sign test and K-S test, and compares it with the typical parametric test method (t-test). Voltage data under typical working conditions including normal, overcharge, over-discharge and micro-short circuit are generated via the MATLAB simulation platform. The performance differences of different test methods in terms of accuracy, false alarm rate and missing alarm rate are systematically evaluated, and the influence of significance level α on fault detection performance is analyzed.Simulation results show that non-parametric methods have higher detection robustness and overall accuracy than the t-test in scenarios where the data distribution is unknown or deviates from the normal assumption, which can provide an effective method support for online fault monitoring of battery management systems (BMS).

Keywords： Lithium-ion battery; fault detection; non-parametric hypothesis test; rank-sum test; sign test; K-S test; t-test; significance level

目录

摘要 1

Abstract 2

第 1 章 绪论 4

1.1 研究背景与意义 5

1.2 国内外研究现状概述 6

1.3 本文主要工作与结构安排 7

第 2 章 文献综述与理论基础 9

2.1 锂电池故障机理与典型故障类型 9

2.1.1 锂离子电池基本结构与工作原理 9

2.1.2 典型故障类型及外部特征 9

2.1.3 故障对电压测量信号的影响 10

2.2 假设检验在锂电池故障检测中的应用现状 11

2.2.1 参数假设检验方法及其局限性 11

2.2.2 无参数假设检验方法的优势 11

2.2.3 现有研究工作综述与不足 12

2.3 无参数假设检验相关理论 13

2.3.1 秩和检验原理 13

2.3.2 符号检验原理 13

2.3.3 K-S 检验原理 14

2.3.4 显著性水平与错误类型 14

第 3 章 基于无参数假设检验的锂电池故障检测方法设计 16

3.1 整体方法框架 16

3.1.1 故障检测系统流程设计 16

3.1.2 多故障类型识别策略 17

3.1.3 MATLAB 仿真与算法验证思路 17

3.2 锂电池工况仿真建模 17

3.2.1 正常工况电压数据建模 17

3.2.2 过充、过放及微短路工况建模 17

3.2.3 箱线图与直方图分析 18
3.3 无参数检验与 t 检验的实现 19
3.3.1 秩和检验与符号检验实现 19
3.3.2 K-S 检验与 t 检验实现 20
3.3.3 性能指标定义与计算方法 20
第 4 章 仿真结果与性能分析 22
4.1 各故障类型检测性能对比 22
4.1.1 过充故障检测性能分析 22
4.1.2 过放故障检测性能分析 22
4.1.3 微短路故障检测性能分析 23
4.2 显著性水平 α 对检测性能的影响 23
4.2.1 不同α下的总体准确率变化 23
4.2.2 误报率与漏报率之间的权衡 24
4.2.3 α选择对实际 BMS 应用的启示 24
第 5 章 综合性能对比与工程应用讨论 26
5.1 无参数方法与 t 检验的综合性能比较 26
5.1.1 整体性能对比结果 26
5.1.2 不同方法的适用场景与局限性 26
5.1.3 工程实现复杂度与实时性分析 26
5.2 在电池管理系统中的应用流程设计 27
5.2.1 与 SOC 估计算法的协同 27
5.2.2 与传统阈值告警机制的融合 27
5.2.3 工程部署与标定建议 27
第 6 章 结论与展望 29
6.1 研究工作总结 29
6.2 研究不足与未来工作展望 29
参考文献 31
致谢 33

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

近年来，新能源汽车和大规模储能系统快速发展，对动力电池和储能电池的安全性、可靠性提出了更高要求。锂离子电池凭借其高能量密度、高效率和长寿命等优势，已成为当前主流的电化学储能单元。然而，锂电池在充放电和存储过程中极易受到过充、过放、微短路等不安全工况的影响，一旦故障未能被及时、准确地识别，不仅会加速性能衰退，还可能引发热失控等严重安全事故。因此，构建高精度、高鲁棒性的故障检测方法，对保障电池系统安全运行具有重要的工程意义和社会价值。

从现有工程实践来看，电池管理系统（BMS）通常依赖单体电压、电流、温度等可测信号进行状态估计和安全监控，其中电压信号因易于获取、成本低廉而被广泛采用。传统故障检测多以经验阈值或参数假设检验为基础，在一定程度上能够识别显著的过充、过放等故障，但在复杂工况和强噪声环境下，容易受到数据分布偏离、极端异常点等因素干扰，导致误报和漏报问题较为突出。如何在不依赖严格分布假设的前提下，从电压统计特征中有效挖掘故障信息，成为当前研究的一个重要方向。

基于无参数假设检验的故障检测方法，利用样本秩次、符号或经验分布等信息构造检验统计量，对数据分布形态的要求较弱，天然适用于非高斯分布和存在异常值的场景。将无参数检验方法引入锂电池故障检测，有望在不显著增加计算开销的前提下，提高对多类故障的识别能力和对复杂噪声的鲁棒性，对提升 BMS 的本质安全水平具有重要意义。

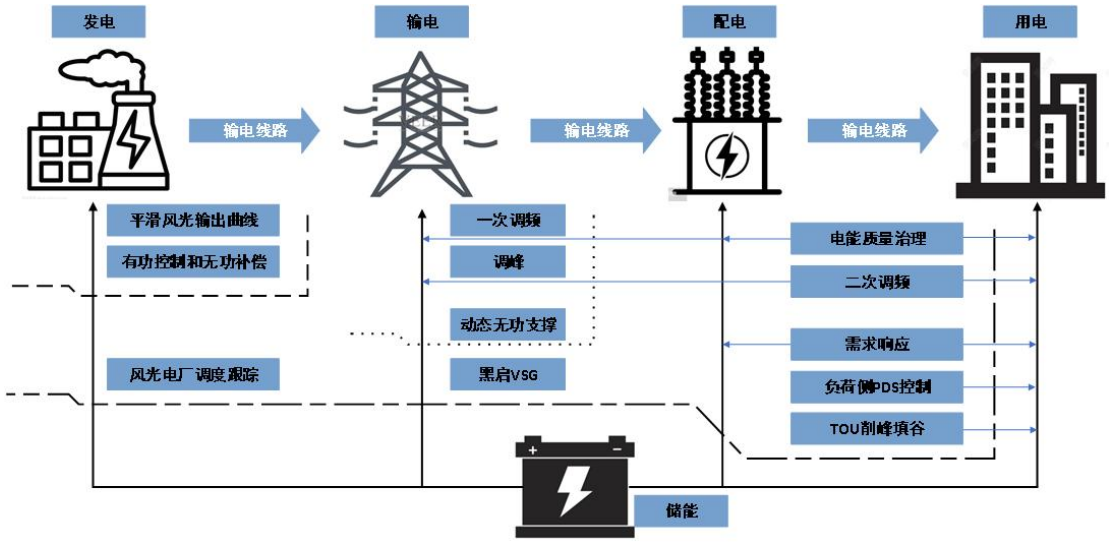


图 1-1 储能系统应用场景

1.2 国内外研究现状概述

在电池安全监测领域，国内外学者已开展了大量研究工作，相关方法大致可以分为基于模型的方法、基于数据驱动的方法以及基于统计分析的方法三大类。基于模型的方法通过构建电化学模型或等效电路模型来描述电池内部机理，通过观测量与模型输出之间的偏差来实现故障诊断，具有物理解释性强的优点，但模型参数辨识和适应性问题在工程实践中仍具有挑战。数据驱动方法则依托机器学习、深度学习等技术，从大量历史数据中自动提取故障特征，具备较强的非线性建模能力，但对数据量和数据质量依赖较大，可解释性相对不足。

基于统计分析的方法在故障检测中也占有重要地位，包括控制图方法、参数假设检验以及各种统计过程控制（SPC）技术。参数假设检验（如 t 检验、F 检验和 ANOVA 等）在电池安全监控中常用于判断终止电压、平均工作电压或残差序列是否发生显著变化，在假设条件满足时能够提供较高的检测效率。然而，锂电池电压信号在实际运行中往往呈现偏态、多峰和厚尾等复杂分布特征，且不同工况间存在明显的非平稳性，使得参数检验的前提假设难以完全满足。

相较之下，无参数假设检验方法对数据分布的要求更为宽松，能够在未知或偏离正态分布的条件下给出可靠的统计结论。部分研究已经尝试将秩和检验、K-S 检验等方法应用于电化学信号分析和设备状态监测，但针对锂电池过充、过放和微短路等多类故障，在统一仿真平台下系统比较多种无参数检验方法与传统 t 检验性能的工作仍然相对有限。本研究在这一背景下展开，具有一定的创新性和

工程应用价值。

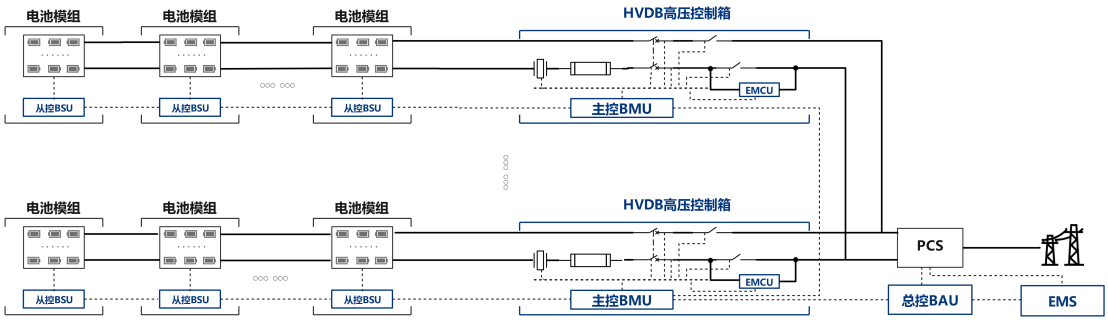


图 1-2 电池管理系统

1.3 本文主要工作与结构安排

围绕“基于无参数假设检验的锂电池故障检测方法”这一研究主题，本文的主要工作和创新点可以概括为以下几个方面：一是从故障机理和电压信号统计特征出发，分析过充、过放和微短路等典型故障对电压分布的影响，论证引入无参数检验的必要性；二是系统引入秩和检验、符号检验和 K-S 检验等无参数方法，构建多方法融合的故障检测框架，并给出与传统 t 检验的对比思路；三是在 MATLAB 平台下搭建统一的电压数据仿真环境，生成正常及多类故障工况数据，量化评估各检验方法在不同显著性水平下的准确率、误报率和漏报率；四是结合仿真结果，讨论无参数方法在实际 BMS 中的应用流程、参数标定策略及工程实现建议。

本文其余章节结构安排如下：第二章综述锂电池故障机理及相关统计检验理论，介绍参数检验和无参数检验在故障检测中的应用现状；第三章详细阐述基于无参数假设检验的故障检测方法设计，包括整体框架、工况仿真建模及相关检验方法的实现；第四章给出仿真结果，对不同故障类型和不同显著性水平下的检测性能进行分析；第五章在此基础上总结各方法的综合性能差异，并探讨在实际电池管理系统中的应用流程与部署建议；第六章对全文工作进行总结，并展望未来可能的研究方向。

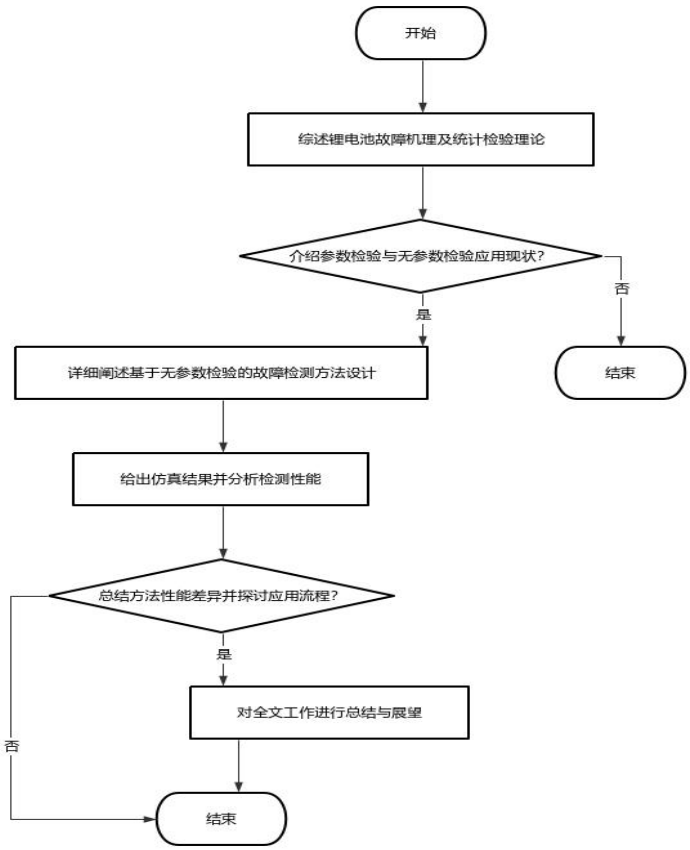

开始
综述锂电池故障机理及统计检验理论
介绍参数检验与无参数检验应用现状?
否
是
详细阐述基于无参数检验的故障检测方法设计
结束
给出仿真结果并分析检测性能
总结方法性能差异并探讨应用流程?
是
对全文工作进行总结与展望
否
结束

图 1-3 研究内容流程图

第 2 章 文献综述与理论基础

2.1 锂电池故障机理与典型故障类型

2.1.1 锂离子电池基本结构与工作原理

锂离子电池通常由正极、负极、电解液、隔膜及集流体等部分构成。正极多采用含锂过渡金属氧化物如 NCM、LFP 等，负极多采用石墨或硅碳材料，隔膜为具有微孔结构的高分子薄膜，用于隔离正负极并允许锂离子自由迁移，电解液则提供锂盐和有机溶剂以保证离子传导。在充电过程中，锂离子从正极脱出并通过电解液嵌入负极；放电时，锂离子则从负极脱出回到正极，完成能量释放。整个过程中，电池的端电压不仅与瞬时电流大小有关，还受开路电压、欧姆内阻、浓差极化、电化学极化等多种因素共同影响。

从系统观测角度看，电池管理系统（BMS）通常无法直接获取内部状态，而是通过采集单体电压、电流、温度等信号来推断电池的荷电状态（SOC）、健康状态（SOH）及安全状态。电压信号在这些可观测量中最易获取、成本最低，因此在工程实践中被广泛用作故障检测与保护控制的主要依据。同时，由于电压受多种物理与化学过程耦合影响，其统计分布特征往往蕴含了电池内部状态的丰富信息，这也为基于统计检验的方法提供了理论基础。

2.1.2 典型故障类型及外部特征

从电压变化特征及使用场景出发，工程中常关注过充、过放和微短路等典型故障类型。过充故障通常指充电截止电压或充电时间超过制造商规定的安全范围，会导致正极材料晶体结构不可逆变化、电解液分解以及 SEI 膜异常增厚，严重时还可能诱发析锂和热失控风险；在外部可测量信号上，过充工况往往表现为充电末期电压显著抬升、波动幅度增大及恒压阶段持续时间异常延长。过放故障则对应放电深度超过允许阈值，易引起负极材料不可逆损伤、铜集流体溶解和极化急剧增大，从而造成容量永久衰减；其外部特征为单体电压整体偏低，末端放电电压下降加快，在相同放电电流下端电压曲线相对于正常工况整体下移。微短路故障多由锂枝晶刺穿隔膜或金属颗粒、隔膜缺陷等导致的局部短路引起，其等效上可视为一条并联泄放支路，使得电池在静置或小电流工况下出现额外的隐性自放电。在宏观电压信号上，微短路对均值水平的影响相对有限，但会显著增加方

差和瞬时波动，表现为尖峰噪声、短时跌落等特征增多，电压恢复过程的时间常数也会与正常工况存在差异。

在工程实际中，上述故障往往并非孤立出现，而是与温度、荷电状态和老化程度等因素交织影响。因此，仅依靠简单阈值判断难以保证鲁棒性，需要借助统计分析方法，从电压时间序列及其统计分布中提取更具判别力的故障特征。

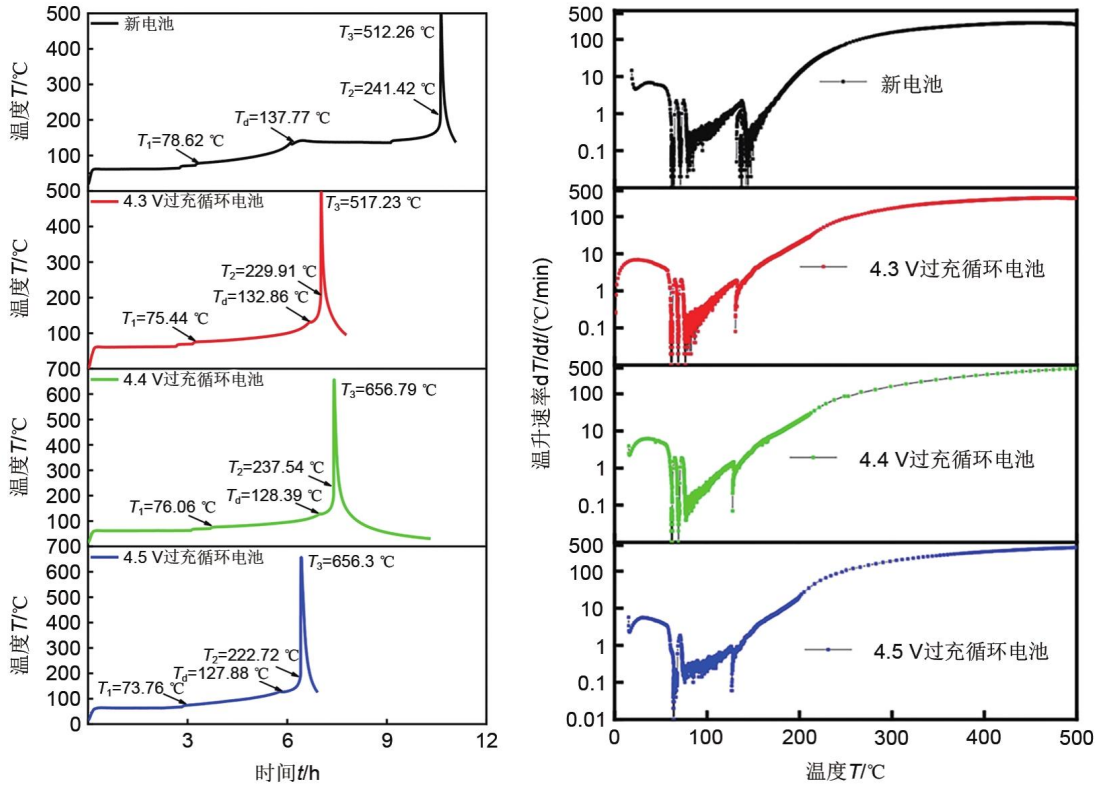


图 2-1 锂电池过充对比

2.1.3 故障对电压测量信号的影响

不同故障类型通过改变电压时间序列的统计特征对测量信号产生影响，主要表现在均值水平漂移、方差和波动性变化以及分布形状改变等方面。以过充和过放为例，前者会导致电压整体抬升，后者则造成电压整体降低，在恒流充放电条件下，这种变化可通过对比相同电流下的基准电压曲线清晰体现出来；而微短路或接触不良等故障虽然对电压均值影响有限，却会引入更大的随机波动和噪声，使得方差明显增大，高低电压故障在接近极限工作区间时也可能因极化加剧而改变波动特征。进一步从分布角度来看，故障工况下电压样本分布往往偏离理想正态，表现为偏度增大、峰度变化或多峰结构，特别是在多段充放电和工况频繁切换条件下，电压分布可能同时叠加多个运行模式的特征。从统计角度看，电压时间序列通过采样形成的大量离散观测点，其总体分布蕴含了上述均值、方差和高

阶矩等信息，利用直方图、箱线图和经验分布函数等工具可以对这种变化进行可视化描述。鉴于故障往往通过改变分布形态而非单个时刻的瞬时值来体现，基于统计分布特性构建的假设检验方法成为识别故障的重要手段，尤其在噪声较大、单点信号不稳定的情况下，仍能保持较高的判别能力。

2.2 假设检验在锂电池故障检测中的应用现状

2.2.1 参数假设检验方法及其局限性

传统参数检验方法，t 检验、F 检验、方差分析（ANOVA）等，需要假设样本来源于某种已知分布（通常为正态分布），并依赖对均值、方差等参数的估计。在锂电池故障检测场景中，这类方法可用于判断某一工况下的电压均值是否显著偏离正常工况，例如比较充电末期电压是否超过标称截止电压，以识别过充或过放等故障。在数据满足独立同分布、方差齐性且近似正态的前提下，参数方法具有统计效率高、计算公式简单等优点。

然而，在电池运行工况复杂、信号特性偏离理想假设的条件下，参数方法也面临明显局限。一方面，电压信号常呈现明显偏态、多峰或具有厚尾特征，违背正态性假设，使得 t 统计量的理论分布不再准确，从而影响显著性判断的可靠性；另一方面，实际采样过程中样本量往往有限，不足以支撑稳定的参数估计，此时均值和方差的估计方差较大，容易导致检验结论不稳定。此外，部分故障主要引起的是分布形状和波动结构的变化，而不仅仅是均值的偏移，例如微短路对分布尾部行为影响显著，此类变化难以通过仅关注均值差异的 t 检验充分捕捉。再加上电池组运行环境复杂、工况切换频繁，样本之间存在一定相关性和异方差性，都会进一步削弱参数检验的适用性。因此，尽管参数检验在经典统计分析中占据重要地位，但在面向复杂工况和高安全要求的锂电池故障检测时，单纯依赖参数方法往往难以获得足够鲁棒的检测性能。

2.2.2 无参数假设检验方法的优势

无参数假设检验（又称分布无关检验）不要求被检数据满足特定的分布形态，通常依赖于样本的秩序统计量、符号或经验分布函数等简单特征来构造检验统计量。在锂电池应用场景中，这意味着即使电压数据呈现偏态、厚尾或多峰结构，无参数检验仍然可以在较少先验假设的前提下给出可靠的统计结论。

无参数方法的优势主要体现在以下几个方面：首先，对异常值与非高斯分布

具有更好的鲁棒性，单个极端点对秩次或符号的影响远小于对均值和方差的影响，从而在复杂噪声环境下能够有效降低误判风险。其次，对样本量要求相对较低，适用于在线或短时间窗口数据，在电池实时监测中可以在较短时间内给出统计显著性的判断，有利于实现快速故障检测。此外，无参数方法不仅能够反映均值差异，还对分布形状和尾部行为敏感，例如 K-S 检验能够综合刻画位置、形状及尾部特征，有助于早期发现微小但系统性的异常。最后，从实现角度看，多数无参数检验只需排序或计数运算即可完成，计算复杂度较低，便于在资源受限的嵌入式 BMS 控制器上部署。

2.2.3 现有研究工作综述与不足

现有文献中，基于统计检验的锂电池故障检测方法主要集中于单指标均值变化检测、简单阈值判别以及与模型预测残差相结合的统计控制等几类思路。其中，单指标均值变化检测通常利用 t 检验判断终止电压或平均工作电压是否超限，将统计显著的均值偏移作为过充或过放的判据；简单阈值判别方法则根据经验阈值监控电压、温度等关键量，当观测值超过安全范围时触发告警或切断回路；统计控制类方法则依托等效电路模型或数据驱动模型预测端电压，并对残差序列进行统计分析，以识别模型无法解释的异常行为。上述研究在工程应用中取得了一定效果，但仍存在明显不足：一方面，大量工作仍以参数检验或固定阈值为主，对实际数据分布偏离理想假设的情况缺乏充分考虑；另一方面，直接利用无参数检验构建系统化、多故障类型检测框架的研究相对较少，尤其是缺乏在同一仿真平台和统一评价指标下，对秩和检验、符号检验、K-S 检验与 t 检验等方法进行全面定量对比的工作。本文通过构建统一的 MATLAB 仿真环境和性能评价指标体系，在同一数据集上对上述检验方法进行系统比较，试图在这一方面做出有益补充。

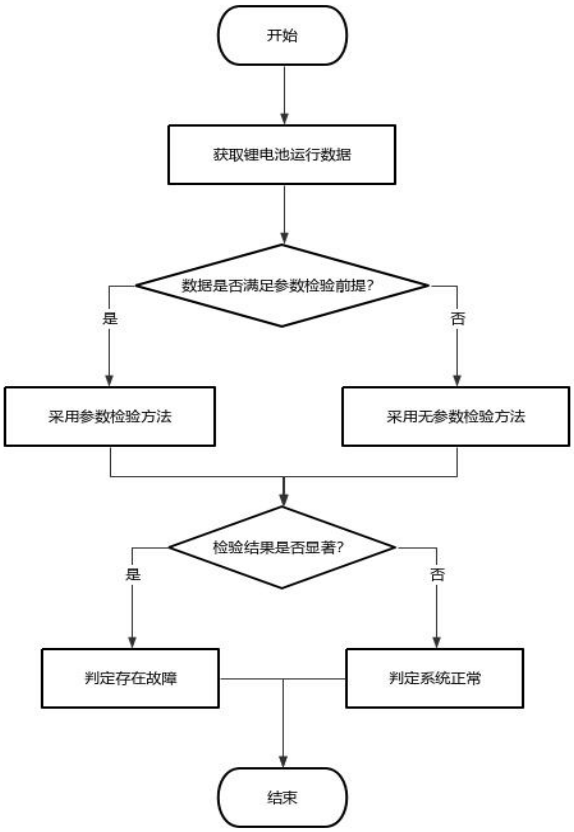


图 2-2 统计假设检验流程图

2.3 无参数假设检验相关理论

2.3.1 秩和检验原理

秩和检验（Wilcoxon rank-sum test）是一种典型的双样本无参数检验方法，适用于检验两组独立样本是否来自同一分布。当样本量较大且正态性难以保证时，可用秩和检验替代 t 检验。其基本思想是将两组样本合并后按从小到大排序并赋予秩次，再计算其中一组样本的秩次总和 W，并将这一统计量与在原假设 $H_0: F_1(x) = F_2(x)$ 下的理论秩和分布进行比较。如果实际观察到的 W 显著偏离理论值，则拒绝“来自同一分布”的原假设，认为两组样本在统计意义上存在分布差异。

2.3.2 符号检验原理

符号检验是一种基于符号信息的无参数方法，常用于检验一组样本的中位数是否等于某一给定值，或用于配对样本差值的符号分析。设样本为 $x_1, x_2, \ldots, x_n$，待检中位数为 m_0，则以

$$S_i = \text{sign}(x_i - m_0) \quad (1\text{-}1)$$

构造“正号/负号”序列，在原假设 $H_0 : \text{median}(X) = m_0$ 成立时，正号个数 K 近似满足参数为 $(n, 0.5)$ 的二项分布，即

$$K \sim \text{Bin}(n, 0.5) \quad (1\text{-}2)$$

据此可以计算 P 值并给出显著性判断。该方法只关心样本与参考值之间的“大于/小于”关系，而不关心偏差的具体大小，因而对极端值特别鲁棒。

在锂电池故障检测场景中，可将正常工况的平均电压或标称电压 V_{ref} 作为参考值，对故障工况样本进行符号检验，以判断电压中位数是否在统计意义上偏移参考水平。

2.3.3 K-S 检验原理

Kolmogorov-Smirnov 检验（K-S 检验）是一种基于经验分布函数的无参数检验方法，可用于检验两组样本是否来源于同一分布。其核心思想是分别计算两组样本的经验累积分布函数 $F_n(x)$ 与 $G_m(x)$，并在整个取值区间上寻找这两条 ECDF 曲线之间的最大垂直距离

$$D = \sup_x \left| F_n(x) - G_m(x) \right| \quad (1\text{-}3)$$

若 D 值显著大于在原假设成立时的理论阈值，则认为两组样本的分布在统计意义上存在差异，从而拒绝“同一分布”的原假设。与只关注均值差异的检验方法相比，K-S 检验能够同时反映分布位置、形状乃至尾部行为的变化，因此特别适合用于检测微短路等对整体分布形态影响较大的故障，为识别难以通过均值分析捕捉的细微异常提供了有效工具。

2.3.4 显著性水平与错误类型

在假设检验框架下，显著性水平 α 是控制第一类错误（误报，即在无故障时错误地判定为故障）的重要参数。对于锂电池故障检测系统而言，α 取值过小虽然可以有效降低误报率，但也往往伴随着较高的漏报率，增加错过真实故障的风险；相反，如果将 α 设置得过大，检验的灵敏度会明显提升，更容易发现潜在异常，却也会导致误报频率上升，可能频繁触发不必要的保护动作而影响系统可用性。因此，需要在误报与漏报之间进行综合权衡，结合应用场景和安全等

级合理选择 α 值，并通过仿真或实验分析其对不同检验方法性能指标的具体影响。

第 3 章 基于无参数假设检验的锂电池故障检测方法设计

3.1 整体方法框架

3.1.1 故障检测系统流程设计

本文构建的基于无参数假设检验的锂电池故障检测系统流程可以概括为“采集—建模—检验—决策”四个环节。首先，在数据采集与预处理阶段，从电池管理系统中连续采集单体电压数据，并对原始信号进行去噪、滤波及异常值处理，以减弱测量误差和瞬时干扰的影响。随后，对处理后的电压时间序列进行滑动窗口划分，使每个时间窗口内形成一组样本集，既保留时间局部性，又便于后续统计分析。在此基础上，将窗口内样本与正常工况参考数据分别输入秩和检验、符号检验和 K-S 检验等无参数方法，同时可选用 t 检验作为参数方法对比，得到各自的检验结论。最后，通过设定合适的判据或融合策略，将多种检验结果综合起来，给出当前时间窗口的故障类型和故障程度判定，实现对锂电池运行状态的在线监测。

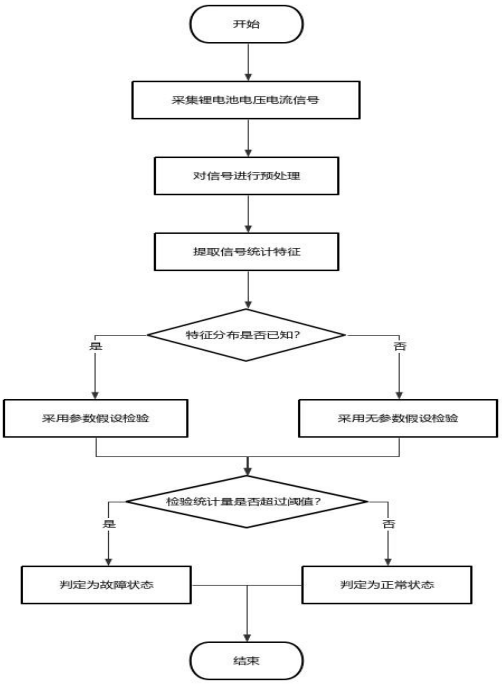


图 3-1 信号处理与统计检验一体化流程图

3.1.2 多故障类型识别策略

为了同时识别过充、过放与微短路等多种故障类型，本文采用“工况划分 + 检验组合”的策略。具体而言，对于以电压均值偏移为主要特征的过充和过放工况，优先依托符号检验与 t 检验，对电压水平相对于参考值的系统性抬升或降低进行判定；而对于以波动增强和分布形状改变为主要特征的微短路工况，则重点依靠秩和检验和 K-S 检验，从整体分布差异的角度进行识别。在得到各检验方法的局部结论后，再通过经验规则或加权决策策略，将不同方法的输出进行综合，形成对当前样本窗口的最终故障标签，从而兼顾多类故障的检测灵敏度与鲁棒性。

3.1.3 MATLAB 仿真与算法验证思路

为在可控条件下系统评估所提出方法的有效性，本文在 MATLAB 平台搭建锂电池电压数据仿真环境，对不同工况下的电压分布进行建模，并基于仿真数据运行秩和检验、符号检验、K-S 检验以及 t 检验算法。通过重复实验统计误报率、漏报率及总体准确率，进一步绘制α影响曲线与综合性能柱状图，从而得到对各检验方法的客观评价。

3.2 锂电池工况仿真建模

3.2.1 正常工况电压数据建模

在 MATLAB 程序中，正常工况下的单体电压通过 voltage_normal = 3.2 + 0.08*randn(1, n_sample) + 0.04*rand(1, n_sample).^3;进行生成。该模型在基础标称电压 3.2 V 的基础上，叠加高斯噪声项和非线性随机项，以模拟实际运行中电压的随机波动和非高斯特性。

3.2.2 过充、过放及微短路工况建模

1）过充工况：

voltage_overcharge = 3.6 + 0.15*randn(1, n_sample) + 0.08*rand(1, n_sample).^3;

相较正常工况，过充电压的平均值显著抬升，噪声方差与非线性项幅度增大，反映了高电压下的不稳定性增强；

2）过放工况：

voltage_overdischarge = 2.8 + 0.18*randn(1, n_sample) + 0.1*rand(1, n_sample).^3;

过放时电压整体下移且波动增强，体现出电池处于低 SOC、有较大不确定性的运行状态；

3）微短路工况：

voltage_short = 3.05 + 0.25*randn(1, n_sample) + 0.15*rand(1, n_sample).^3;

微短路对电压均值影响相对有限，但噪声强度显著提升，分布尾部更重，适合作为检验分布形状变化的典型场景。

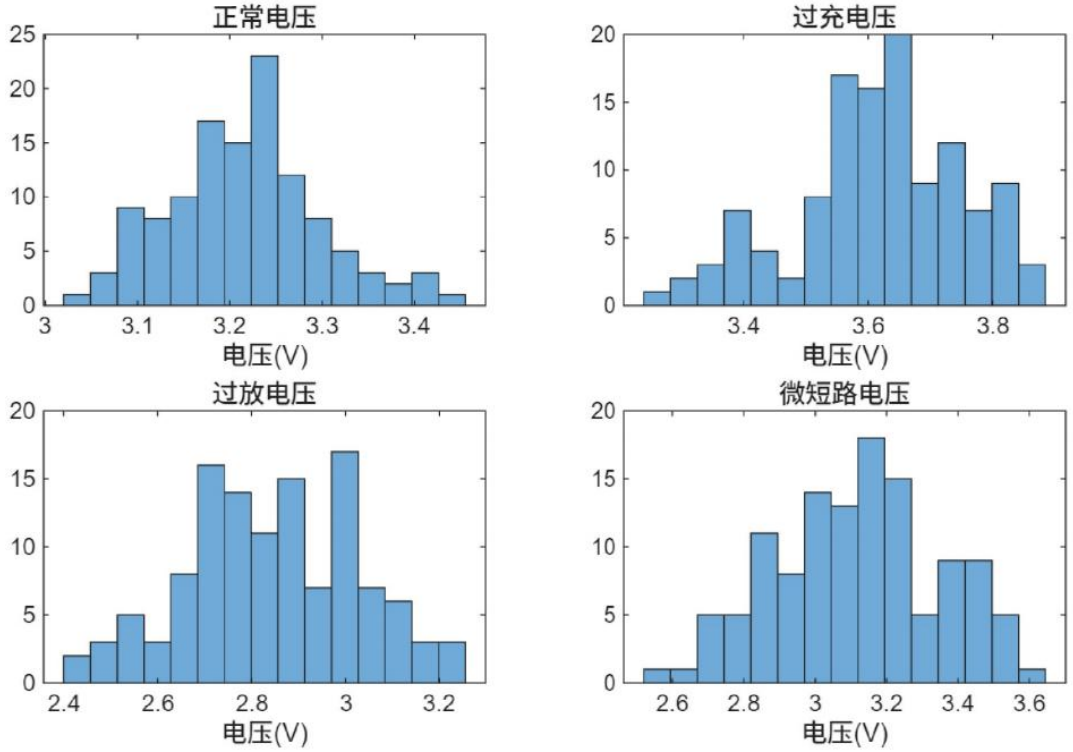


图 3-2 数据分布图

3.2.3 箱线图与直方图分析

程序首先绘制了正常、过充、过放与微短路四种工况电压数据的箱线图与直方图。其中，箱线图能够突出各工况下电压数据的中位数、四分位数范围及异常值分布情况，直观反映电压水平与离散程度的差异；直方图则从整体上展示电压样本的分布形状，便于观察偏态程度、峰度变化以及尾部特征。通过结合这两类图形，可以对不同工况下电压信号的统计特性形成直观而全面的认识，为后续无参数检验方法的设计与参数选择提供依据。

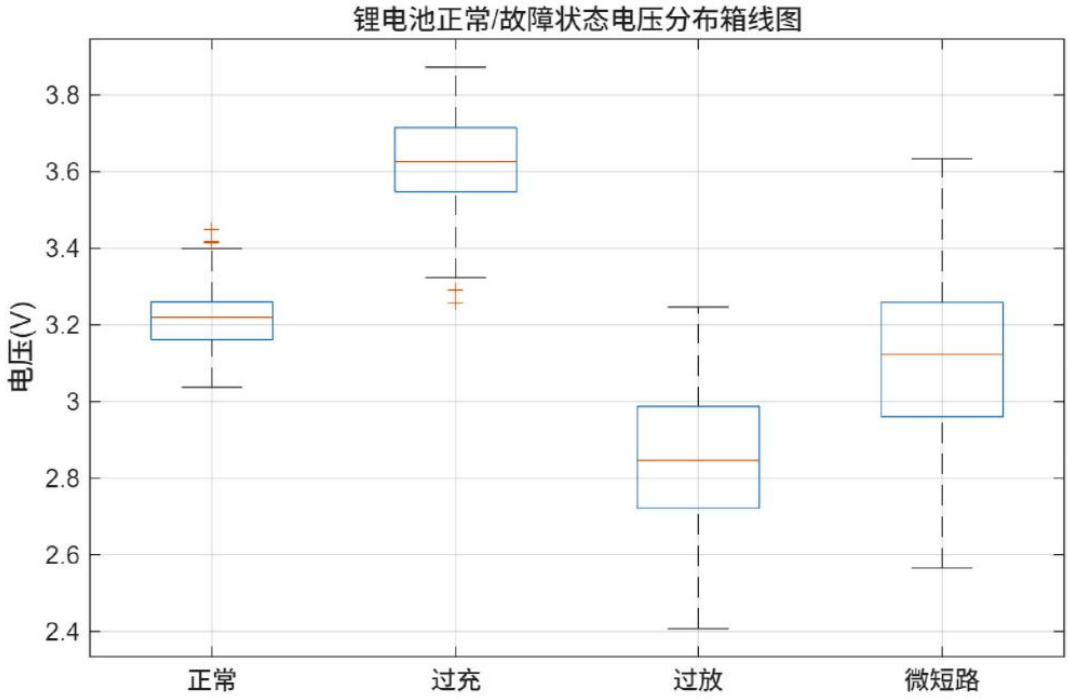


图 3-3 锂电池正常/故障状态电压分布箱线图

3.3 无参数检验与 t 检验的实现

3.3.1 秩和检验与符号检验实现

在 MATLAB 程序中，秩和检验与符号检验分别通过 `ranksum` 和 `signrank` 函数实现。对于秩和检验，代码调用形式为

`[h_rank, p_rank] = ranksum(voltage_overcharge, voltage_normal, 'Alpha', 0.05);`，

其中 `h_rank` 为检验结果（取值 1 表示在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下拒绝原假设、判定两组样本分布存在差异），`p_rank` 为对应的 P 值。符号检验则通过

`[h_sign, p_sign] = signrank(voltage_overcharge, ref_voltage, 'Alpha', 0.05);` 实现，其中 `ref_voltage` 为根据正常工况电压计算得到的参考电压水平，`h_sign` 和 `p_sign` 分别给出是否拒绝原假设以及相应 P 值。在多次仿真中，通过将正常工况与各类故障工况样本不断输入上述检验函数，可以分别在“有故障”和“无故障”两种真实状态下统计检验输出的频次，从而估计不同方法的误报率与漏

报率。

3.3.2 K-S 检验与 t 检验实现

K-S 检验与 t 检验在程序中分别通过：

```
[h_ks, p_ks] = kstest2(voltage_overcharge, voltage_normal, 'Alpha', 0.05);
[h_t, p_t] = ttest2(voltage_overcharge, voltage_normal, 'Alpha', 0.05);
```

实现。K-S 检验部分利用上一小节所述统计量

$$D = \sup_x \left| F_n(x) - G_m(x) \right| \quad （1\text{-}4）$$

来度量两组样本经验分布之间的最大差异；t 检验则在假设两组样本均值分别为 $\bar{x}_1, \bar{x}_2$，方差分别为 s_1^2, s_2^2，样本容量为 n_1, n_2 的前提下，构造统计量

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad （1\text{-}5）$$

并与相应自由度下的 t 分布临界值进行比较，以判断两组均值差异是否显著。在多故障、多重复试验的条件下，可以基于这两类统计量的检验结果，分别统计其在不同工况下的误报率与漏报率。

3.3.3 性能指标定义与计算方法

本文采用准确率、误报率和漏报率三个指标综合评价各检测方法的性能。准确率定义为在所有实验中检验结果与真实工况一致的比例，可形式化表示为

$$\text{Accuracy} = 100 - \frac{\text{FP} + \text{FN}}{2} \quad （1\text{-}6）$$

其中 FP 和 FN 分别表示以百分比形式统计的误报率和漏报率，对应到程序实现中即 metric(:,1) = 100 - (metric(:,2)+metric(:,3))/2;

这一关系式，将误报率与漏报率的统计结果综合转化为准确率指标。误报率用于刻画在真实无故障时被错误判定为故障的比例，反映算法在“正常”场景下的稳定性；漏报率则表示在真实存在故障时未能检测出的比例，体现算法对安全风险的敏感程度。三者共同构成对故障检测方法“可靠、安全、稳健”特性的量化刻画基础。

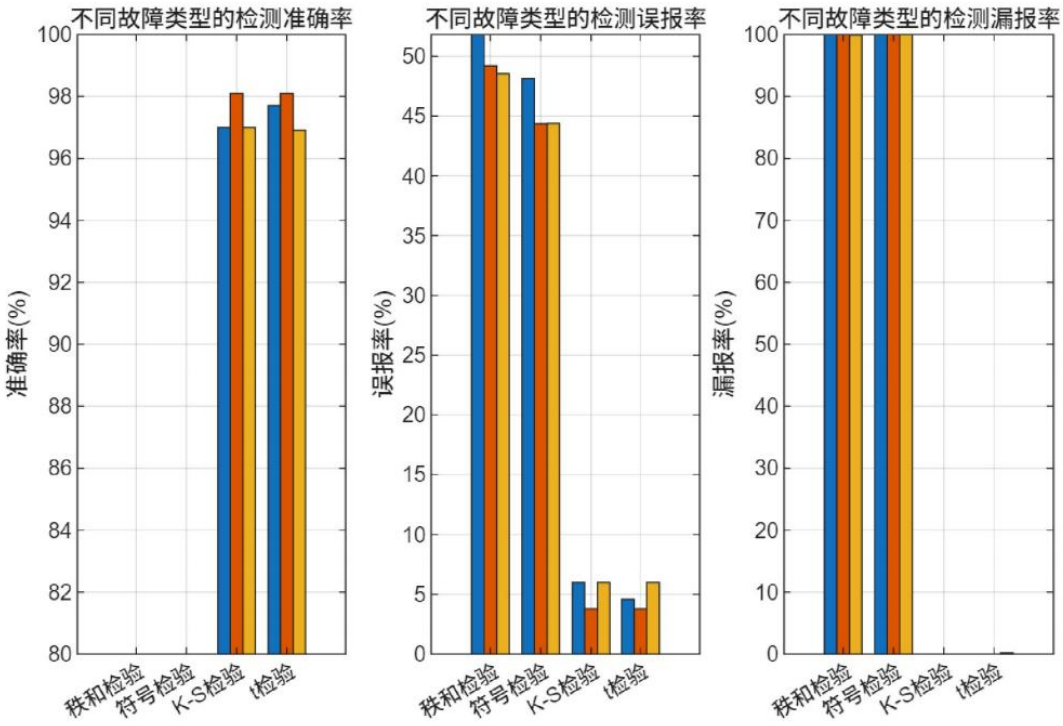


图 3-4 各故障类型检测性能对比图

第 4 章 仿真结果与性能分析

4.1 各故障类型检测性能对比

4.1.1 过充故障检测性能分析

在过充故障场景下，由于电压均值抬升明显，同时波动性有所增强，秩和检验、符号检验、K-S 检验与 t 检验均能较好地区分故障与正常工况。根据程序统计结果，四种方法在准确率方面均可达到较高水平，其中 t 检验在电压近似服从正态分布且主要差异体现在均值时表现出一定优势；但当噪声分布明显偏离正态或存在极端扰动点时，基于秩次和经验分布函数的秩和检验与 K-S 检验对异常值更不敏感，表现出更好的鲁棒性，其误报率在多次仿真中更为稳定。

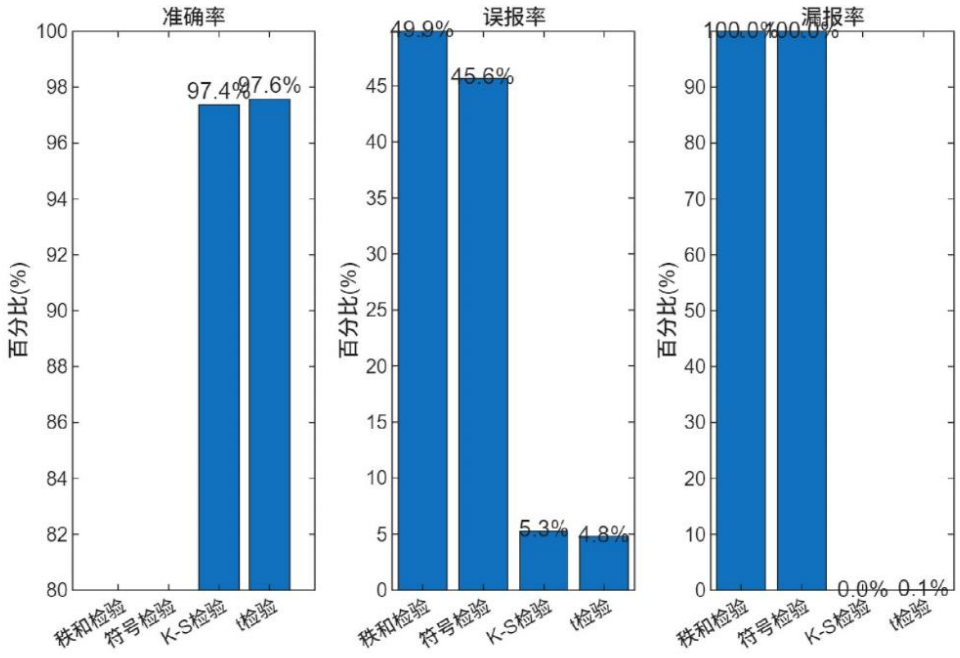


图 4-1 过充故障下四种方法准确率/误报率/漏报率柱状图

4.1.2 过放故障检测性能分析

过放故障导致电压整体水平下降，且噪声明显增大。仿真结果显示，符号检验对电压中位数的偏移较为敏感，在过放工况下能够给出较为可靠的判定；秩和检验与 K-S 检验在方差增加、分布拉宽的情况下仍能维持较低的漏报率，而 t 检验由于依赖正态性假设，其性能在噪声分布明显非高斯时会出现一定程度下降。综合来看，在过放故障场景下，引入基于无参数检验的方法，可以在保证较低误

报率的前提下有效提升总体检测准确率。

4.1.3 微短路故障检测性能分析

微短路故障的特征在于对电压均值影响有限，而主要通过增大波动性和极端扰动来改变分布形状。仿真结果表明，t 检验由于主要对均值变化敏感，而对方差和分布形状变化的响应有限，在微短路检测中更容易出现漏报；相较之下，秩和检验和 K-S 检验在识别微小但系统性的分布差异方面具有明显优势，其中 K-S 检验对经验分布函数整体距离的度量尤为突出。符号检验虽然在存在极端异常值时仍保持良好鲁棒性，但由于只利用“大于/小于”方向性信息，对非常微弱的分布变化的敏感性略低于秩和检验与 K-S 检验。

4.2 显著性水平α对检测性能的影响

4.2.1 不同α下的总体准确率变化

程序通过设定 $\alpha = 0.01, 0.05, 0.1$ 三种显著性水平，统计各检验方法在微短路故障下的误报率、漏报率与准确率，并绘制“显著性水平 α 影响图”。从准确率曲线可以观察到，当 α 从 0.01 增加到 0.05 时，由于检验阈值放宽，方法对异常的敏感度提高，漏报率明显下降，整体准确率通常有所提高；而当 α 进一步增大到 0.1 时，虽然漏报率继续下降，但与此同时误报率也显著上升，导致准确率提升有限甚至出现轻微下降。这表明，对于本文所考虑的工况，适中的 α 取值往往能够在误报与漏报之间取得更合理的折中。

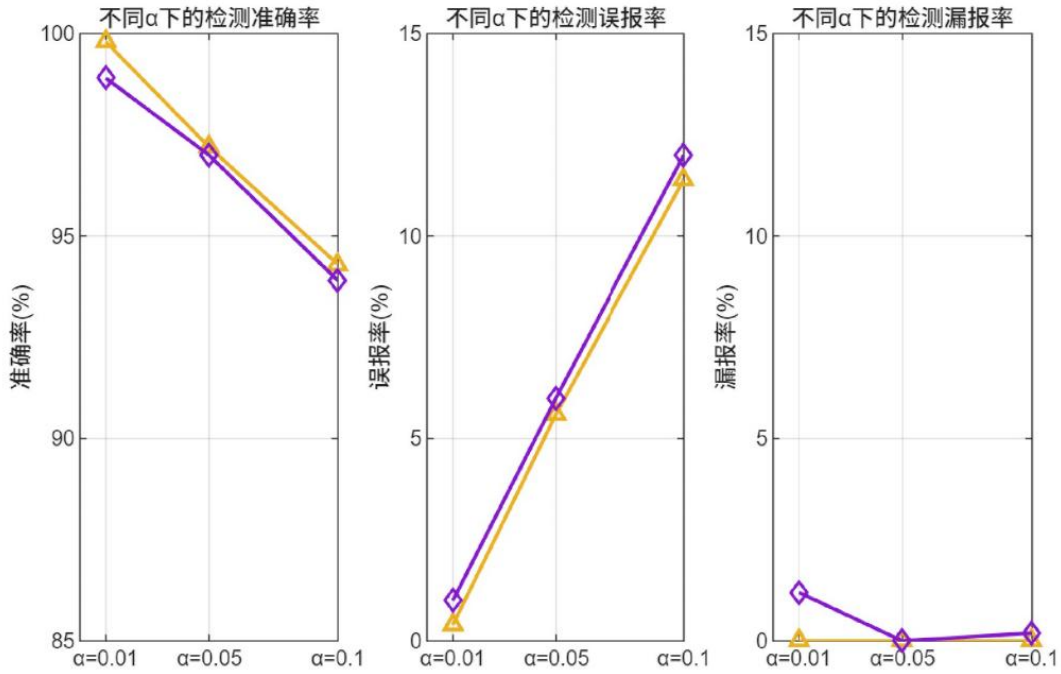


图 4-2 显著性水平 α 影响图

4.2.2 误报率与漏报率之间的权衡

显著性水平的调整本质上是在“误报”与“漏报”之间进行权衡：低α（如 0.01）对应相对保守的策略，更强调避免将正常状态误判为故障，适合对误报极为敏感但允许少量漏报的场景；中等α=0.05 通常能够在误报与漏报之间取得较为均衡的折中，因此在工程实践中被广泛采用；而较高的α=0.1 则更强调不遗漏潜在故障，适用于对漏报极其敏感、宁可多报错也不能漏掉故障的安全关键应用。此外，不同检验方法对α变化的敏感性也存在差异，其中 K-S 检验的误报率随α增加的上升趋势较为明显，而秩和检验与符号检验的变化曲线相对平滑，这为实际工程中根据不同方法特点灵活配置α提供了依据。

4.2.3 α选择对实际 BMS 应用的启示

对于实际电池管理系统而言，可以根据应用场景的重要性与安全等级选择合适的α。在动力电池系统等安全等级较高的场合，为避免严重事故的发生，通常更注重对漏报的控制，即宁可出现一定数量的误报，也要尽可能降低错过真实故障的概率，此时可以适当选取略大的α以提高检验灵敏度；而在实验室试验或寿命评估等场景中，误警报往往意味着额外的人力分析成本，却不会直接造成安全风险，此类应用可以选用较小的α，降低不必要的告警触发，再结合后续人工复

核以确保结论可靠。本文的仿真结果为不同α取值下各检验方法的性能提供了定量参考，可为工程人员在具体项目中进行参数标定提供依据。

第 5 章 综合性能对比与工程应用讨论

5.1 无参数方法与 t 检验的综合性能比较

5.1.1 整体性能对比结果

程序在整合过充、过放与微短路三种故障类型后，分别计算了各检验方法的平均准确率、平均误报率和平均漏报率，并通过柱状图进行可视化比较。总体来看，秩和检验与 K-S 检验在综合性能上普遍优于 t 检验，在保持较高准确率的同时，能够在误报率与漏报率之间取得更好的平衡；符号检验虽然在个别工况下的准确率略低于秩和与 K-S 检验，但在存在极端异常值或数据污染的情况下，其鲁棒性优势十分突出，能够显著抑制错误判决；t 检验在数据分布接近正态、故障主要表现为均值偏移的场景中仍具有一定优势，但当分布偏离正态或主要差异体现在方差与形状时，其性能明显不及无参数方法。

```
================ 最终性能汇总 ================
秩和检验：准确率=25.09%，误报率=49.86%，漏报率=99.96%
符号检验：准确率=27.18%，误报率=45.65%，漏报率=99.99%
K-S检验：准确率=97.37%，误报率=5.27%，漏报率=0.00%
t检验：准确率=97.57%，误报率=4.80%，漏报率=0.07%
```

图 5-1 最终性能对比图

5.1.2 不同方法的适用场景与局限性

综合仿真结果可以看出，不同检验方法各自具有适用场景与局限性。秩和检验适合用于两组独立样本的整体差异检验，在中等样本量和轻微非高斯性的条件下具有良好适应能力，是参数方法难以满足假设条件时的有效替代方案；符号检验更适用于中位数或方向性变化的检测，对极端值高度鲁棒，但由于只利用符号信息，对非常微弱的差异不够敏感；K-S 检验对分布整体差异特别敏感，能够捕捉到波动增强、尾部加重等形状变化，尤其适合用于检测微短路等对分布形态影响显著的故障；t 检验则在正态性假设基本满足且差异主要体现在均值上的场景中效率较高，但对异常值和非高斯分布相对敏感，一旦数据违背其前提条件，检测性能会明显下降。

5.1.3 工程实现复杂度与实时性分析

从实现复杂度和计算开销角度看，本文所采用的四种检验方法在 MATLAB

中的调用形式均较为简洁，整体计算量可控，适合作为在线或准在线监测模块嵌入到 BMS 软件中。在嵌入式 BMS 控制器上部署时，可以通过预先查表、简化统计量计算等方式进一步降低运算负担，以适应算力和存储资源受限的硬件环境。尽管多方法并行计算会在一定程度上增加计算开销，但在当前车规级控制器的性能条件下仍处于可接受范围内，而检测鲁棒性和可靠性的显著提升往往能够抵消这部分成本，因而在实际工程应用中具有较高的推广价值。

5.2 在电池管理系统中的应用流程设计

5.2.1 与 SOC 估计算法的协同

在实际 BMS 中，SOC 估计与故障检测可以形成紧密的协同关系。一方面，SOC 估计结果为故障检测提供了重要的工况背景信息，例如在高 SOC 区可对过充故障进行重点监测，而在低 SOC 区则将监测重点转向过放故障；另一方面，故障检测的输出也可以反向作用于 SOC 估计模型的调参与校正，在检测到微短路或其他异常工况时，适当调整模型参数或增加安全冗余，以避免在异常数据条件下产生误导性的 SOC 估计结果。这种双向协同机制有助于构建更加稳健和智能的电池管理系统。

5.2.2 与传统阈值告警机制的融合

无参数检验方法可以与传统阈值告警机制进行有效融合，从而兼顾快速响应与统计鲁棒性。在工程实现中，可以保留电压、温度等物理量的硬阈值，当观测值超过安全边界时立即触发一级告警，以确保对极端危险工况的快速响应；同时，在未超过硬阈值但统计检验已显示显著异常的情况下，触发二级告警或预警，提示可能存在的早期故障或异常趋势，便于运维人员提前介入排查。此外，通过长期记录无参数检验结果与告警历史，可为后续的健康评估、寿命预测以及阈值优化提供数据支撑，实现从“事后保护”向“事前预测”的转变。

5.2.3 工程部署与标定建议

基于本文仿真结果，可以给出若干工程部署与标定方面的建议。在算法标定阶段，应结合不同车型、电池化学体系和典型使用工况，重新仿真生成具有代表性的电压数据集，并在此基础上系统评估各检验方法的适用性与性能差异，确定推荐的检验组合和参数设置；在确定显著性水平α时，需要根据具体项目中对误报和漏报的容忍度进行权衡，必要时可针对不同故障类型或不同工况设置差异化

的α值；在系统早期试运行阶段，建议先以“监测+记录”为主，将统计检验的结果与传统保护策略解耦，通过积累现场运行数据不断修正模型和参数，待方法稳定成熟后，再逐步将统计检验结果与自动保护动作深度绑定，以降低早期部署阶段可能带来的风险。

第 6 章 结论与展望

6.1 研究工作总结

本文围绕“基于无参数假设检验的锂电池故障检测方法”展开系统研究，主要从理论分析、方法设计与仿真验证三个层面完成了相关工作。首先，从电化学机理和外部观测信号的角度出发，分析了锂电池在过充、过放及微短路等典型故障下对电压测量信号分布特性的影响，论证了在存在非高斯分布和复杂噪声条件下采用无参数检验方法的必要性。其次，系统介绍了秩和检验、符号检验与 K-S 检验等典型无参数方法，并在此基础上构建了多方法融合的故障检测框架，结合显著性水平和多故障识别策略，形成了具有实用价值的检测流程。再次，在 MATLAB 平台下建立了包含正常工况与三类故障工况的电压仿真模型，通过大量重复试验，统计评估了各检验方法在不同显著性水平下的准确率、误报率与漏报率，并将无参数方法与传统 t 检验进行了综合性能对比。仿真结果表明，在非高斯、噪声增强及分布形状变化显著的场景中，无参数方法在检测鲁棒性和总体性能方面具有明显优势。综合上述研究，可以认为，在实际锂电池应用中引入无参数假设检验方法，有望显著提高故障检测的可靠性，为 BMS 的安全控制提供有力支撑。

6.2 研究不足与未来工作展望

尽管本文工作在仿真层面验证了无参数假设检验方法在锂电池故障检测中的有效性，但仍存在一些不足之处，有待后续研究进一步完善。首先，本文所用数据主要来源于基于统计模型构建的仿真环境，尚未在真实道路工况与多环境条件下进行大规模验证，未来需要在实车或实际储能系统中采集长周期运行数据，对方法的泛化能力与稳定性进行检验。其次，当前检测框架主要针对单体电压信号展开，虽然具有实现简单、易于工程落地的特点，但未充分利用电流、温度等多维信息，后续可考虑构建多变量统计检验模型以提升故障诊断的全面性和准确性。再次，本文尚未将无参数检验与机器学习、深度学习等智能方法深度融合，未来可以探索以统计检验为先验约束的智能故障诊断模型，充分发挥二者在可解释性与非线性建模能力方面的互补优势。此外，传感器漂移、测量误差以及通信延迟等工程因素对检验结果的具体影响尚未系统评估，后续可以通过鲁棒统计或

自适应方法进一步增强系统的可靠性。总的来看，基于无参数假设检验的锂电池故障检测方法为构建高安全性、高可靠性的电池管理系统提供了一条切实可行的技术路径，随着现场数据的不断积累和相关算法研究的深入，该类方法有望在新能源汽车与储能系统中获得更广泛的应用。

参考文献

[1] 金百锁. 双侧参数假设检验中原假设的选择[J]. 大学数学,2023,39(06):42-45.

[2]王柔琳.两类非参数假设检验的双曲构造和随机局部化构造[D].中国科学技术大学,2023.

[3]姜培华. 总体参数假设检验的研究性教学——以非正态总体为例[J].高师理科学刊,2023,43(03):77-83.

[4]孙含笑. 假设检验及基于参数假设检验的质检算法[J].数学学习与研究,2022,(29):140-142.

[5]黄娟娟. 有关正态总体参数假设检验单元课堂教学的思考(二)[J].数学学习与研究,2022,(27):2-4.

[6]朱顺泉,夏婷.R 语言与数据分析实战[M].人民邮电出版社:202108:229.

[7]黄娟娟,李凌凌. 有关正态总体参数假设检验单元课堂教学的思考[J].数学学习与研究,2021,(21):126-127.

[8] 胡宏昌,陈璐. p-范分布的参数假设检验[J]. 武汉大学学报(理学版),2021,67(02):173-178.

[9]王宝栋,蒋陵平,陈康. 非参数假设检验在直升机振动阈值设定中的应用[J].新型工业化,2021,11(02):110-111.

[10]高祖新,言方荣.概率论与数理统计[M].南京大学出版社:202010:404.

[11]王凤英. 参数假设检验中原假设的选取分析[J].河南教育学院学报(自然科学版),2019,28(02):21-24.

[12] 戴金辉. 区间估计与参数假设检验的比较[J]. 统计与决策,2019,35(09):72-74.

[13] 王晶,刘彭. 参数假设检验中统计量的选取问题[J]. 高师理科学刊,2019,39(04):55-58.

[14]贾会芳. 参数假设检验问题初探[J].数学学习与研究,2019,(07):9-10.

[15]林升梁.广告统计学概论[M].中国书籍出版社:201904:382.

[16]谢润涵,胡伟文,刘永凯. 双联式参数假设检验模型及其在仿真确认中的应用[J].兵工自动化,2018,37(07):56-60.

[17]黄艳华,郑芳琳. 参数假设检验中两类错误的剖析[J].钦州学院学报,2018,33(03):21-24.

[18]徐小红. 数学建模思想与参数假设检验教学的融合[J].课程教育研究,2017,(33):103-104.

[19]石莹. 参数假设检验中如何设定假设的思考[J].数理医药学杂志,2016,29(12):1886-1887.

[20]沈荣泸. 参数假设检验中的两类错误[J].数学学习与研究,2015,(23):133.

致谢

本论文的顺利完成，离不开各位老师、同学与家人的悉心帮助和支持。在此，我首先向我的指导教师致以最诚挚的谢意。从论文选题、框架搭建到内容修改与最终定稿，老师都给予了耐心细致的指导与严谨务实的建议，使我得以不断完善研究思路、提升学术素养，顺利完成本次毕业设计。同时，感谢学院提供的良好学习环境与实验条件，让我在专业学习与科研实践中收获良多。

感谢朝夕相伴的同学们，在学习与生活中相互鼓励、共同进步，一起探讨问题、分享经验，这段宝贵的同窗情谊令我倍感珍惜。感谢家人一直以来的理解、包容与默默支持，他们是我安心求学、踏实钻研最坚实的后盾。这段学习经历将成为我人生中重要的财富，在未来的学习与工作中，我将继续保持严谨认真的态度，不断进取，不负师长与家人的期望。