

ICS 35.240.99

CCS L 73



团 体 标 准

T/CI 987—2025

基于新一代物联网技术的电池生命周期价值链管理技术规范

Technical specifications for battery life cycle value chain management based on new generation internet of things technology

2025 - 04 - 25 发布

2025 - 04 - 25 实施

中国国际科技促进会

发 布

目 次

前言	II
1 范围	3
2 规范性引用文件	3
3 术语和定义	3
4 符号和缩略语	3
5 智慧电池产品设计	3
5.1 硬件	4
5.2 数据	4
6 新一代物联网电池生命周期价值链管理系统架构体系	4
6.1 系统架构	4
6.2 数据预处理	5
6.3 功能要求	6
6.4 评价指标	10
参考文献	12

前 言

本文件按照GB/T 1.1—2020《标准化工作导则 第1部分：标准化文件的结构和起草规则》的规定起草。

请注意本文件的某些内容可能涉及专利。本文件的发布机构不承担识别专利的责任。

本文件由南方科技大学提出。

本文件由中国国际科技促进会归口。

本文件起草单位：南方科技大学、吉林大学、深圳树米网络科技有限公司、长春理工大学、中国第一汽车股份有限公司研发总院、东南大学、淮南师范学院、福州柏云信息科技有限公司、北京大学深圳研究生院、深圳市骏嘉科技发展有限公司、深圳市铠硕达科技有限公司、深圳浑沌数字化实验室科技有限公司、汕头大学、吉林省卡思特科技有限公司、吉林省中云数讯股份有限公司、联通（吉林）产业互联网有限公司、吉林省环境科学研究院。

本文件主要起草人：宋轩、张家祺、范子沛、余庆、谢洪彬、邓婕文、冯德帆、宋歌、张凌宇、王庆领、田冬、郑相涵、张浩然、袁飞、徐政和、卢周广、高源、孙志海、杨华民、张昕、宋小龙、高仕宁、孔祥明、刘妍、周时莹、李长龙、孙宗姚、陈欣、陈瑶、王为、庄雨适、田博。

基于新一代物联网技术的电池生命周期价值链管理技术规范

1 范围

本文件规定了智慧电池产品设计、新一代物联网技术的电池生命周期价值链管理系统技术要求。本文件适用于新一代物联网技术的电池生命周期价值链管理平台的构建。

2 规范性引用文件

下列文件中的内容通过文中的规范性引用而构成本文件必不可少的条款。其中，注日期的引用文件，仅该日期对应的版本适用于本文件；不注日期的引用文件，其最新版本（包括所有的修改单）适用于本文件。

GB/T 35119—2017 产品生命周期数据管理规范

GB/T 35295—2017 信息技术 大数据 术语

GB/T 36972—2018 电动自行车用锂离子蓄电池

GB/T 38637.2—2020 物联网 感知控制设备接入 第2部分：数据管理要求

GB/T 39086—2020 电动车用电池管理系统功能安全要求及试验方法

3 术语和定义

GB/T 35119—2017、GB/T 35295—2017、GB/T 36972—2018、GB/T 38637.2—2020和GB/T 39086—2020以及下列术语和定义适用于本文件。

3.1

环境温度 ambient temperature

电池周围环境的温度,它对电池性能、寿命和安全性有重大影响。

3.2

价值链 value chain

企业为创造独特的竞争优势和更高的产品和服务附加值而构成的一系列增值过程。

3.3

生命周期 life cycle

电池从最初的设计和生产到报废以及随后的回收或处置所经历的一系列完整阶段。

3.4

损失函数 loss function

在机器学习和算法建模中,用于量化模型预测输出与实际观察结果之间差异的函数。

4 符号和缩略语

下列符号和缩略语适用于本文件。

N : 预测节点个数

y_i : 预测值

$\hat{y}_i$: 真实值

LSTM: 长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory)

CNN: 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network)

5 智慧电池产品设计

5.1 硬件

智慧电池应设计eSIM模块提供通信功能，以及温度传感器、位置传感器、电位传感器等物理感知设备，用于采集锂电池的相关数据，并将数据进行上链存证。

5.2 数据

5.2.1 交通数据

应采集下列交通数据：

- a) 交通流量：关于特定路段上一段时间内行驶车辆数量的信息，例如历史和实时交通流量统计等；
- b) 交通速度：各路段车辆的平均速度和瞬时速度；
- c) 交通信号灯和标志：交通信号灯、停车标志及其他交通控制设备的位置和运行状态，包括交通信号灯的配时计划；
- d) 停车信息：路边停车位和停车设施内停车位的可用性和位置，包括对城市地区路线规划和电池消耗估算至关重要的实时占用率数据；
- e) 车速。

5.2.2 电池数据

应采集下列电池数据：

- a) 电池位置：显示电池位置的坐标或其他位置数据；
- b) 电池标识编码：每块电池的唯一标识符，如序列号或 RFID 标签；
- c) 电池温度：指电池实时温度；
- d) 电池电位（电压）：电池电压的实时数据；
- e) 电流：实时流入和流出电池的电流数据，以安培为单位；
- f) 环境温度：电池周围环境温度数据；
- g) 健康状况：即电池的整体状况与理想状态的比值，包括容量衰减、内阻和其他电池退化指标的数据；
- h) 充电事件：充电会话的详细日志，包括开始和结束时间、传输的能量以及充电地点。

5.2.3 数据隐私保护

电池数据的隐私保护应采用下列技术手段。

- a) 去中心化：确保从数据集中删除个人标识符，以防止数据被追溯到个人用户。这包括匿名化 GPS 坐标、电池识别码和其他潜在的可识别信息。
- b) 加密：对数据加密传输或存储，在数据存储时使用高级加密标准，在数据传输时使用安全套接字层或传输层安全协议。
- c) 访问控制：建立严格的访问控制策略，例如多因素身份验证、基于角色的访问控制和定期访问审计。
- d) 最小化收集：只收集特定目的所需的必要数据。
- e) 明示同意：在收集用户数据前征得用户的明确同意，并就如何使用、存储和保护用户数据提供清晰的信息。
- f) 数据泄露应对策略：制定并维护全面的数据泄露应对策略，例如受影响个人、减轻外泄影响和防止未来事件发生的程序。

6 新一代物联网电池生命周期价值链管理系统架构体系

6.1 系统架构

新一代物联网电池生命周期价值链管理平台架构包含感应层、通信层、边缘层、云端层和应用层，见图1。

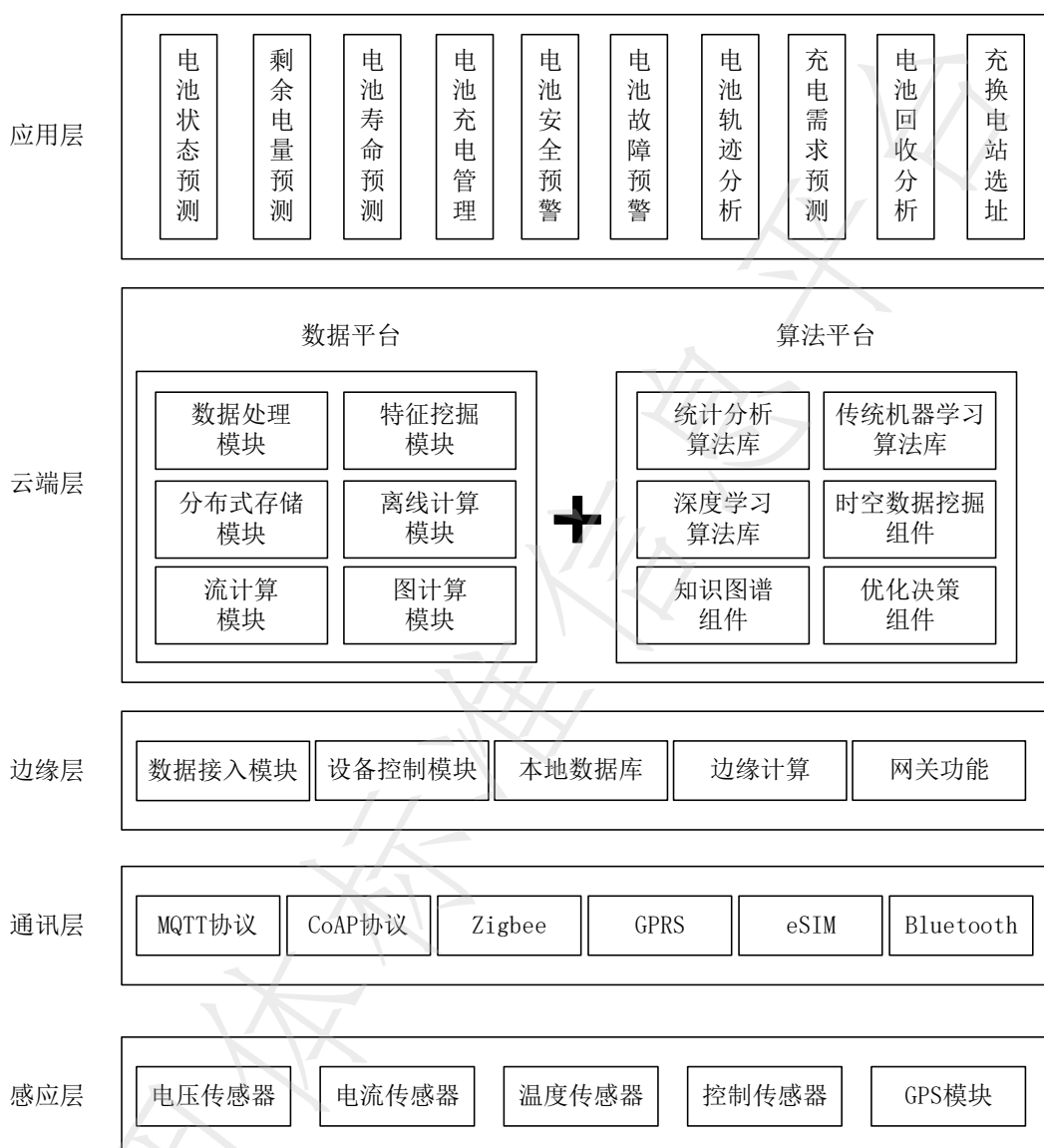


图1 新一代物联网电池生命周期价值链管理平台架构

其中：

- 应用层用于连接和感应到电池的电压、电阻、温度和 GPS 等内部传感器，以及连接和获取到充电站、新能源汽车和电网等外部传感器数据；
- 通信层用于提供消息队列遥测传输、受限应用协议等物联网主流通信协议进行数据传输和控制交互；
- 边缘层用于提供本地和就近数据处理服务，能提升系统响应速度，包含数据接入模块、设备控制模块、本地数据库、边缘计算和网关功能；
- 云端层用于处理数据的大量存储和复杂分析，包含数据平台和算法平台；
- 应用层涵盖了电池整个生命周期各个环节的场景应用，包含电池状态预测、电池安全预警、充电需求预测、电池轨迹分析、电池回收分析等。

6.2 数据预处理

在数据分析之前，应对电池数据进行以下预处理操作：

- a) 数据标注：提前对不同来源和种类的电池相关数据进行集中接入和整合，并根据数据分析的需求进行标注；
- b) 数据清洗：对于部分电池数据中存在缺失、重复、异常值、不均衡等情况，采取填补、剔除、滤波修正、过采样等方法进行处理；
- c) 数据变换：根据实际的数据分析需要对电池数据进行格式转换、离散化、独热编码、对数变换等处理；
- d) 数据归约：根据算法模型训练的需要对电池样本数据进行归一化和标准化等操作处理，将数据转为 0 到 1 之间的范围或是标准的正态分布；
- e) 轨迹处理：在模型训练前对电池中的时空轨迹数据进行轨迹压缩，并根据数据分析需要进行地图匹配，提前将电池位置数据关联到路网上；
- f) 特征提取：对于部分分析场景中电池数据特征维度较大的情况，采用 PCA 和 LDA 等方法进行降维处理。

6.3 功能要求

6.3.1 电池状态预测

6.3.1.1 剩余电量预测

应支持电池剩余电量预测功能，构建流程包含下列步骤。

- a) 数据准备：对数据进行预处理，包含电池电压、电流、平均温度等用于模型训练的样本数据。
- b) 模型设计：模型网络结构设计可采用深度学习算法模型，常用的有循环神经网络、LSTM、注意力机制等，能接收时间序列信息作为数据输入，同时按照需求输出剩余电量百分比，具体要求如下：
 - 1) 将天气数据、驾驶行为等因素加入模型中；
 - 2) 模型具备泛化能力，能消除数据噪声的干扰。
- c) 确定目标函数：根据设计的网络结构和优化目标确定训练的损失函数，提升电池电量的预测精度。
- d) 模型训练：对模型进行迭代训练，更新模型参数。
- e) 测试评价：选择评价指标，对训练好的模型进行测试，同时评价模型输出的剩余电量信息的准确程度，并计算平均绝对误差、均方误差衡量剩余电量预测准确性。

6.3.1.2 剩余行驶里程预测

应支持剩余行驶里程预测功能，构建流程包含下列步骤。

- a) 数据准备：用于模型训练的样本数据可包含但不限于电池电压、电流、平均温度、剩余电量等，同时应对数据进行预处理。
- b) 模型设计：模型网络结构设计可采用深度学习算法模型，常用的有图卷积网络、CNN、变分自编码器等，能够接收时间序列信息作为数据输入，同时按照需求输出电池的剩余行驶里程，具体要求如下：
 - 1) 剩余里程预测通过利用数据库中包括但不限于电池的总行驶里程数据、驾驶员行为数据和天气数据，基于机器学习、深度学习等方法构建适用于剩余里程的预测算法，实现对电池剩余里程精准预测；
 - 2) 模型应具备一定的泛化能力，能够消除数据噪声的干扰。
- c) 确定目标函数：根据设计的网络结构和优化目标确定训练的损失函数，使得剩余行驶里程的预测精度可以满足需求。
- d) 模型训练：对模型进行迭代训练，更新模型参数。
- e) 测试评价：选择评价指标，对训练好的模型进行测试，同时评价模型输出的行驶里程信息的准确程度。

6.3.2 电池智能管理

6.3.2.1 电池充电管理

充电时，应通过各种传感器及监控装置，对充电过程进行监控保护，监视并控制充电中电压、电流等数据。应包含下列电池管理流程，见图2。

注：充电效率指电池中存储的能量与充电过程中提供的能量之比。

- a) 收集电车当前环境及电池状态，包括电池电量、电芯温度、环境温度、环境湿度、电池状态、当前时间等，将收集信息通过通信模块发送给云平台。
- b) 云平台收集当前电车相关信息，通过 LSTM、CNN 等时序网络预测数小时后电池电量。根据当前汽车位置定位，搜索附近可用的充电桩，判断可用电量是否可以抵达附近充电桩，综合判断当前是否需要充电。
- c) 若需要充电，则收集附近其他需要充电电车信息，结合充电桩信息，判断可行驶范围内最快可用充电桩位置，并根据优先级排序，将充电提示及充电桩信息发送给车主，提醒车主进行充电。
- d) 若车主同意充电，指定一个目标充电桩，根据路况及其他信息进行导航，在可行的前提下，尽快抵达指定充电桩位置。
- e) 若车主拒绝充电，则重复过程 b)、c)，并根据需要多次提醒车主，在必要时提供拖车服务。
- f) 充电过程中，通过传感器继续监控汽车电池状况，确保：
 - 1) 充电时间在规定范围内，过长或过短都会影响电池的寿命和性能；
 - 2) 充电电流的大小应适当，过大的电流会使电池温升过高，过小的电流会导致充电效率低；
 - 3) 监测充电过程中电池的温度、电压、电流等参数，并及时调整充电方式以保证电池的安全和性能；
 - 4) 采用安全保护措施，避免电池过充、过放等情况的发生；
 - 5) 充电完成后对电池进行放电平衡，以保证电池的均衡充放电状态。

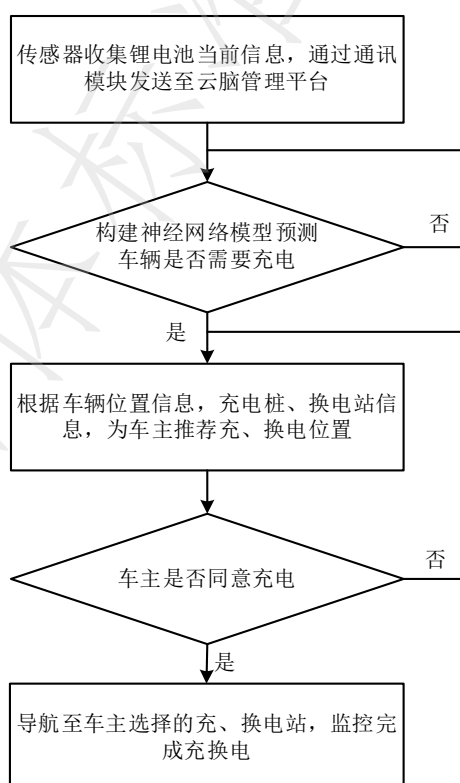


图2 充电管理建模参考流程

6.3.2.2 电池安全预警

电池安全预警支持对当前电池是否会出现安全问题进行判断，并对潜在的安全问题进行预警，提醒车主或有关部门进行安全检测，支持对汽车非正常启动，电池异常插拔、异常驾驶等问题进行判断预测，提前警告车主并提供定位信息。

电池安全预警包含下列步骤，见图3。

- a) 传感器收集电池当前环境信息，包括环境温度、环境湿度、GPS 信息，压力信息等，将收集信息通过通信模块发送给云平台。
- b) 云平台收集大量电池环境相关信息，作为输入数据，输入神经网络判断电池所属环境是否存在安全隐患。
- c) 对可能存在安全隐患的电池，判断可能安全隐患类型，并向车主或相关部门发送预警进行排查，包括下列隐患内容：
 - 1) 电池周围环境温度过高，可能出现电池自燃问题；
 - 2) 电池周围环境过于潮湿，可能导致电路短路问题；
 - 3) 电池承受压力过大，可能出现挤压变形；
 - 4) 电池非正常插拔或汽车非正常启动，可能存在操作失误导致其他安全问题或汽车失窃。
- d) 车主或相关部门在排查过安全问题后，生成安全问题相关报告书，并提交云服务平台，平台根据事后提交报告书，结合预测安全问题类型，计算损失函数，通过梯度下降等方式更新神经网络参数。

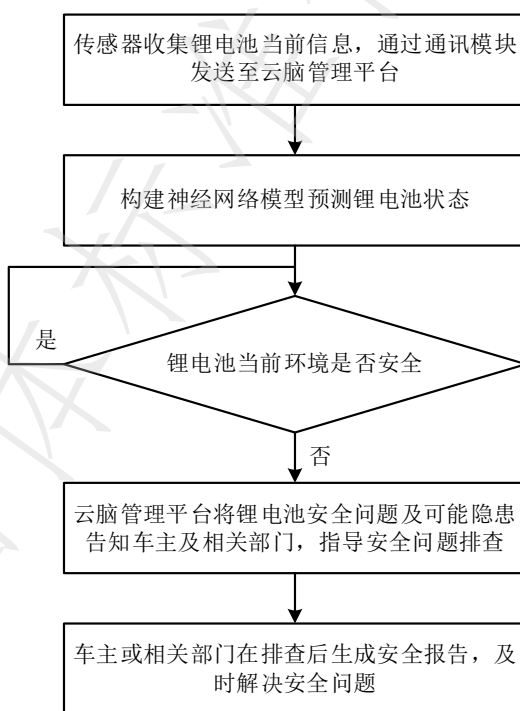


图3 安全预警建模参考流程

6.3.2.3 电池故障预警

电池故障预警对电池各项数据指标实时监测，确认电池是否存在安全故障。对于不安全的电池，及时启动电池安全机制，若在规定时间内电池无法过渡到安全状态，则警告车主暂时停止驾驶并尽快进行召回。

通过大数据挖掘电池异常特征。主要分为两类：

- a) 基于信号分析提取异常值，如熵分析、小波变换、模态分解和相关性分析等，其中以香农熵应用最广泛；

b) 机器学习，如聚类、神经网络、支持向量机等构建分类模型或回归模型用于故障预警。

6.3.2.4 电池寿命预测

通过预测模型，实现对电池寿命的预测，常见的数据驱动模型包括决策树、支持向量机、神经网络等。并通过计算均方根差和平均绝对百分比误差衡量电池寿命估计的准确性。

6.3.2.5 充放电需求分析

充放电需求分析是从电池历史轨迹数据中提取识别确定电动车的充电与放电过程。通过对电动车充电与放电过程的识别提取，能准确识别电动车的充电需求，充电负荷的时间与空间分布情况，并为相关部门提供决策支持。

在充电过程需求分析时，应将充电的过程分为充电中和充电完成两个阶段，电动车主要在充电中阶段消耗电力。充电中阶段的需求识别结果应采用公式（1）进行计算：

$$E_c(l_{cc}, t_{cs}, t_{ce}, Q_{cs}, Q_{ce}) \dots \dots \dots (1)$$

式中：

l_{cc} ——充电所在位置；

t_{cs} ——充电起始时间；

t_{ce} ——充电结束时间；

Q_{cs} ——充电起始时剩余电量；

Q_{ce} ——充电结束时剩余电量。

对于放电需求，在提取放电需求时应设置时间阈值 δ ，当两个相邻的行程之间的时间间隔小于 δ ，且间隔时间内不存在充电行为时，可合并为一个单独的放电过程。放电阶段的需求识别结果应采用公式（2）进行计算：

$$E_d(l_{ds}, l_{de}, t_{ds}, t_{de}, Q_{ds}, Q_{de}) \dots \dots \dots (2)$$

式中：

l_{ds} ——放电起始时车辆位置；

l_{de} ——放电结束时车辆位置；

t_{ds} ——放电起始时间；

t_{de} ——放电结束时间；

Q_{ds} ——放电起始时剩余电量；

Q_{de} ——放电结束时剩余电量。

6.3.2.6 潜在充放电需求挖掘

电动车的潜在充电需求应使用下列规则进行预测：当电动车在某一位置停放时长超过 τ ，停放开始时电池剩余电量低于 Q_τ ，且车辆停放过程中没有进入充电状态，则将这一过程视为潜在充电需求。潜在充电需求的识别基于电动车停放情况，当电动车在某一位置停留的时间超过 δ ，能被识别为停车。潜在充电需求识别结果应采用公式（3）进行计算：

$$E_p(l_{pq}, t_{ps}, t_{pe}, c_{pe}) \dots \dots \dots (3)$$

式中：

l_{pq} ——潜在充电需求所在位置；

t_{ps} ——潜在充电需求起始时间；

t_{pe} ——潜在充电需求结束时间；

c_{pe} ——最大可充电能量。

6.3.2.7 充放电需求预测

充电需求预测是从电动车用户个体与群体角度估计未来需要充电服务的用户数量、充电发生的位置与电力负荷强度等。充电需求预测分为个体与群体两类。个体充电需求预测需结合单一电动车辆长期观测的历史充放电行为，预测电动车个体将在何时、何地产生多大的充电需求。群体充电需求预测则需

要结合大量电动车个体充电整体需求的历史情况，预测未来特定时间段内城市各区域将产生多大的充电需求。

6.3.3 充放电设施分析

6.3.3.1 充放电供需分析

充放电供需分析根据电动车的充电行为与所挖掘的潜在充电需求，在给定的区域与时间段内，统计分析电力供应与充电需求的满足情况。通过充放电供需的分析，能评估城市内不同区域的充电供给与需求平衡情况。

充放电供需分析应支持下列功能：

- 区域充放电供需的地图展示：给定时间与空间范围，在地图上展示充电需求、潜在充电需求的数量、能耗与空间分布；
- 充电站点的供需展示：选定充电站点，展示并统计该站点周边的潜在充电需求，评估该充电站充电设施的利用情况。

6.3.3.2 共享充电站选址

结合周边公共设施用途类别及位置信息、周边社区用能情况等数据，建立充电桩建设合理性评价分析模型，自动判断拟建设充电桩选址可行性，进一步优化充电桩位置布局，合理配置空间资源，提升充电桩利用率。在进行充电站选址规划时，应考虑：

- 根据电动车的使用情况与潜在充电需求的空间分布情况，确定充电站的需求量；
- 设置在人流量较大、交通便利、电动车通常停放的地方，如商场、高校校园、大型企业园区、住宅区、公共停车场等；
- 根据需求量和场所的条件，确定充电站的规模，提供多种充电方式，包括快充、慢充、多模式充电等。

6.4 评价指标

6.4.1 平均绝对误差

评价绝对误差损失的预期值应按公式（4）进行计算。

$$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

6.4.2 均方误差

均方误差的预期值应按公式（5）进行计算。

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

6.4.3 均方根误差

均方根误差的预期值应按公式（6）进行计算。

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

6.4.4 平均绝对百分比误差

评价绝对百分比误差的预期值应按公式（7）进行计算。

$$MAPE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \quad (7)$$

6.4.5 准确率

指分类器预测正确的结果占总样本的百分比，取值范围为[0, 1]，若样本平衡，准确率越高，模型预测能力越好，应按照公式（8）进行计算。

$$A = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (8)$$

式中：

TP ——将正类预测为正类数；

FP ——将负类预测为正类数；

TN ——将负类预测为负类数；

FN ——将正类预测为负类数。

参 考 文 献

- [1] T/CESA 1026—2018 人工智能 深度学习算法评估规范
 - [2] T/CESA 1034—2019 信息技术 人工智能 小样本机器学习样本量和算法要求
 - [3] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016
-