Modeling and Simulation 建模与仿真, 2026, 15(11), 24-37
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/mos
https://doi.org/10.12677/mos.2026.1511153

Hans汉斯

基于电热耦合的智能手机电池建模与续航预测

刘平阳*，刘　悦，樊雪莹，丛伟杰

西安邮电大学理学院，陕西　西安

收稿日期：2026年10月11日；录用日期：2026年11月4日；发布日期：2026年11月10日

摘　要

智能手机电池的续航预测涉及负载动态、电池状态与环境热效应之间的耦合，现有研究多将三者分开处理，导致复杂使用场景下的预测精度不足。本文建立了负载－电化学－热耦合模型，从线性放电描述出发，逐步纳入硬件功耗分解、电压反馈、温度反馈、电池参数随工况变化及热耦合效应，构成连续微分代数方程组。在待机、轻度使用、视频播放、3D游戏和导航五种典型场景下对电池续航进行仿真，并对极端低温、负载频繁波动和参数不确定性三类非典型工况进行了蒙特卡洛测试。结果表明，处理器负载和屏幕亮度是影响续航的主要因素，在各自设定变化范围内造成的续航差异分别约为86%和48%。低电量阶段由于电压反馈效应，实际放电速度显著快于线性估算。三类非典型工况下预测偏差均处于可接受范围，未出现精度明显下降。该模型框架适用于其他便携设备的续航预测，可为智能手机功耗管理提供参考。

关键词

电热耦合，放电预测，续航时间

Smartphone Battery Modeling and Endurance Prediction Based on Electro-Thermal Coupling

Pingyang Liu*, Yue Liu, Xueying Fan, Weijie Cong

School of Science, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an Shaanxi

Received: October 11, 2026; accepted: November 4, 2026; published: November 10, 2026

Abstract

Endurance prediction for smartphone batteries involves the coupling among load dynamics, battery state, and ambient thermal effects. In existing studies, these three factors are mostly treated separately,

*通讯作者。

文章引用: 刘平阳, 刘悦, 樊雪莹, 丛伟杰. 基于电热耦合的智能手机电池建模与续航预测[J]. 建模与仿真, 2026, 15(11): 24-37. DOI: 10.12677/mos.2026.1511153

resulting in insufficient prediction accuracy under complex usage scenarios. In this paper, a load-electrochemical-thermal coupling model is established. Starting from a linear discharge description, the model progressively incorporates hardware power consumption decomposition, voltage feedback, temperature feedback, variation of battery parameters with operating conditions, and thermal coupling effects, forming a system of continuous differential-algebraic equations. Simulations of battery endurance are conducted under five typical scenarios, namely standby, light use, video playback, 3D gaming, and navigation. Monte Carlo tests are further performed under three atypical operating conditions, *i.e.*, extreme low temperature, frequent load fluctuations, and parameter uncertainty. The results show that processor load and screen brightness are the dominant factors affecting endurance, causing endurance differences of approximately 86% and 48%, respectively, within their respective variation ranges. In the low state of charge region, the actual discharge rate is significantly faster than the linear estimation due to the voltage feedback effect. Under the three atypical conditions, the prediction deviations remain within acceptable ranges, with no significant degradation in accuracy. The proposed modeling framework is applicable to endurance prediction for other portable devices and can serve as a reference for power management of smartphones.

Keywords

Electrothermal Coupling, Discharge Prediction, Battery Life

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

随着移动支付与即时通讯深入生活，智能手机已成为现代生活的必需品，手机续航成为了影响个人与工作的关键因素。预测续航时长不仅能缓解用户的低电量焦虑，还能保护电池健康、阻止过放。

手机电池续航的预测涉及屏幕操作、处理器运算、网络通信及外部温度条件等多个因素，每个因素都会影响电量的消耗速率，对估计手机剩余使用时间存在一定难度。因此，构建一个科学合理的预测模型，为用户提供剩余时长预估与个性化节能策略，成为提升终端用户体验和保障设备可靠性的重要课题。

针对续航预测这一任务，现有研究主要沿着物理机理驱动与数据驱动两条路线展开。物理机理驱动方法以电－热耦合模型为典型代表，将电池电学模型与热模型结合以描述温度对性能的影响。其中，基于等效电路的电－热耦合模型因计算效率高而被广泛采用[1]-[3]，但多将内阻、极化电容等参数设为常数，难以适应温度和放电电流剧烈变化的场景[4]；基于电化学机理的电－热耦合模型精度更高，但模型阶数高、参数辨识复杂，难以在移动终端实时部署[5]。另一条路线是数据驱动方法(如 RNN、LSTM、GRU)，其优势在于能有效捕捉用户行为、环境温度与电池衰减间的非线性关系，但缺乏物理可解释性，依赖海量高质量训练数据，且推理计算开销大，难以在资源受限的移动终端部署。

针对上述分析，本文在等效电路与功耗分解的基础上，将负载、电池以及热效应三个层面结合，建立连续时间耦合模型。本文的创新点在于：一是将二阶 RC 模型中的内阻和极化电容与温度、放电电流以及电池健康状态关联，使其随工况变化而更新；二是在功耗计算中引入随供电电压变化的转换效率项，以校正恒定电压假设带来的估算偏差；三是通过双热容方程追踪处理器和电池的温升，并将温度数值反馈到电学与功耗计算中。综合上述三个方面，模型能够对不同使用条件下的荷电状态(State of Charge, SOC)变化过程进行连续跟踪，并给出相应的剩余时间预测结果，为电源管理的策略设计提供理论依据。

2. 手机电池电量预测问题的描述

对于手机电池耗电的缘由，用户归结的“重度使用”仅是电池不耐用的表象原因，而真正的原因是硬件、软件、环境与电池化学特性相互作用的结果。屏幕、处理器与网络模块的动态功耗是基础[1]，各类后台应用与服务即使在设备闲置时也持续消耗能量[2]。环境温度构成外部扰动：低温会降低电池的有效容量，高温会加速化学老化并可能引发热管理降频[4]。此外，电池的使用方式与其在生命周期的充放电循环发生的不可逆容量衰减，使得长期续航表现更具不确定性。

3. 模型建立与求解

手机电池的放电过程受用户操作、硬件功耗、电化学特性及温度的共同影响，各因素相互关联，单一模型难以完整描述。本文从最简单的线性放电描述出发，逐步加入硬件负载、系统反馈、电池工况和热效应的影响。模型采用锂离子电池，将其简化为一个单体；用户不同的使用方式则用各硬件的工作强度来表示。基于此建立负载模块，将用户操作转化为功耗需求；建立等效电路模型描述电池的电压和电流关系；建立热模型计算设备温度的变化。三个模块通过功率平衡和温度反馈相互联系，构成一个微分代数方程组。最终我们采用数值积分推进时间，在每个时间步内用牛顿–拉夫森迭代对模型进行求解。

3.1. 基础一阶动态模型

锂离子电池的放电本质是化学能向电能的持续转化。作为建模起点，本文在最简假设(恒定功率输出、恒定电压、无内部损耗)下建立能量守恒关系，SOC 的变化率由输出功率与总可用能量之比决定：

$$\frac{\mathrm{dSOC}(t)}{\mathrm{d}t}=-\frac{P_{\mathrm{output}}}{Q_{\mathrm{nom}}} \tag{1}$$

其中，Q_{nom} 为电池标称容量，P_{output} 为输出功率。该一阶线性微分方程可直接积分得到解析解：

$$\mathrm{SOC}(t)=\mathrm{SOC}_0-\frac{P_{\mathrm{output}}}{Q_{\mathrm{nom}}}\cdot t \tag{2}$$

其中，SOC_0 为初始电量。该式描述了从初始电量到零电量的理想线性放电曲线。

3.2. 扩展一：基于使用场景的功耗分解模型

我们将恒定功耗 P_{output} 扩展为随时间变化的函数，使其反映用户行为对功耗的影响。参照硬件功耗分解方法[5]，系统总功耗需求 $P_{\mathrm{req}}(t)$ 可表示为各硬件组件功耗与后台进程功耗之和：

$$P_{\mathrm{req}}(t)=P_{\mathrm{static}}+P_{\mathrm{back}}(t)+\sum_{i\in\Omega}\left[s_i(t)\cdot P_i^{\max}\right] \tag{3}$$

其中，$\Omega=\{\mathrm{cpu},\mathrm{gpu},\mathrm{screen},\cdots\}$ 代表主要硬件组件集合，$s_i(t)\in[0,1]$ 为组件 i 的归一化活动强度，$P_i^{\max}$ 为该组件在标称电压下的最大功耗。硬件静态功耗 P_{static} 代表设备维持最低运行状态所需的功率，后台进程功耗 $P_{\mathrm{back}}(t)$ 随时间变化。

3.3. 扩展二：电压与温度对功耗的修正

实际使用中，芯片的开关电源在输入电压下降时，为维持输出功率稳定，输入电流相应升高，导致从电池端测得的等效功耗增加[6]。半导体晶体管的漏电流亦会随温度 T_j 升高而增大[7]，从而增加功耗。因此，为反映供电电压与芯片温度对功耗的反馈，我们在式(3)基础上引入电压修正项和温度修正项：

$$P_{\mathrm{req}}(t)=P_{\mathrm{static}}+P_{\mathrm{back}}(t)+\sum_{i\in\Omega}\left[s_i(t)\cdot P_i^{\max}\cdot\left(\frac{V_{\mathrm{dd}}(t)}{V_{\mathrm{nom}}}\right)^{-\gamma}\cdot\left(1+\xi_i\left(T_{\mathrm{j}}(t)-T_{\mathrm{ref}}\right)\right)\right] \tag{4}$$

其中，V_{nom} 为标称电压，ξ_i 为组件 i 的功耗温度系数，T_{ref} 为参考温度，γ 为电压反馈系数，由开关电源的功率守恒得输入电流与输入电压近似成反比，式中的幂指数取 1。仿真时供电电压 $V_{\mathrm{dd}}(t)$ 由电池端电压 $V_{\mathrm{bat}}(t)$ 代替。

为了更好地反映现实，网络模块功耗 $P_{\mathrm{net}}(t)$ 进一步细分为连接维持功耗与数据传输功耗：

$$P_{\mathrm{net}}(t)=P_{\text{base-net}}\left(\mathrm{RSSI}(t),\mathrm{Type}\right)+\delta\cdot\mathrm{DataTrans}(t) \tag{5}$$

其中，$P_{\text{base-net}}$ 是信号强度 $\mathrm{RSSI}(t)$ 和网络类型 Type (如 5G，4G，WiFi)的函数，δ 为单位数据传输的能耗。基础连接功耗按信号强度做分段线性近似：

$$P_{\text{base-net}}(\mathrm{RSSI})\approx\begin{cases}P_{\mathrm{high}}, & \mathrm{RSSI}<-100\ \mathrm{dBm}\\ P_{\mathrm{mid}}, & -100\le\mathrm{RSSI}<-95\ \mathrm{dBm}\\ P_{\mathrm{low}}, & \mathrm{RSSI}\ge-95\ \mathrm{dBm}\end{cases} \tag{6}$$

其中，P_{high}、P_{mid}、P_{low} 为三种信号等级下的连接功耗，阈值−100 dBm 和−95 dBm 参照 4G-LTE 信号强度的常用分级标准。

3.4. 扩展三：受工况影响的动态电池模型

对于电池的电压变化行为，采用二阶 Thevenin 等效电路模型描述[7]。电路方程为：

$$V_{\mathrm{bat}}(t)=V_{\mathrm{oc}}\left(\mathrm{SOC}(t)\right)-I(t)R_0-V_1(t)-V_2(t) \tag{7}$$

极化电压的动态变化由以下微分方程描述：

$$\frac{\mathrm{d}V_1(t)}{\mathrm{d}t}=\frac{I(t)}{C_1}-\frac{V_1(t)}{R_1C_1}, \tag{8}$$

$$\frac{\mathrm{d}V_2}{\mathrm{d}t}=\frac{I(t)}{C_2}-\frac{V_2(t)}{R_2C_2} \tag{9}$$

SOC 的更新遵循安时积分法：

$$\frac{\mathrm{dSOC}(t)}{\mathrm{d}t}=-\frac{\eta I(t)}{Q_{\max}} \tag{10}$$

其中 $Q_{\max}$ 为当前可用最大容量，η 为库仑效率。

许多传统电池模型通常将式(7)~(10)中的参数视为常数。然而，一些电化学研究表明，这些参数在实际使用中随温度、放电电流和电池老化状态显著变化[4]。内阻的温度依赖服从阿伦尼乌斯定律，老化依赖由 SOH 描述，倍率依赖用线性项近似。内阻的温度依赖项在参考温度 T_{ref} 下归一化后为：

$$R_0^{\mathrm{temp}}(T_{\mathrm{b}})=\mathrm{e}^{\frac{E_{\mathrm{a}}}{k_{\mathrm{B}}}\left(\frac{1}{T_{\mathrm{b}}}-\frac{1}{T_{\mathrm{ref}}}\right)} \tag{11}$$

其中 E_{a} 为活化能。

在使用和存储过程中，电池老化会导致内阻增加和可用容量减少[4]。我们引入健康状态(State of Health, SOH)，将其定义为电池当前最大容量与标称容量之比，取值范围为[0, 1]。则内阻的老化效应可表

示为$\left(1+\alpha\cdot\left(1-\mathrm{SOH}\right)\right)$，其中$\alpha$为内阻老化增长因子。将 SOH 建模为随时间变化的动态变量，综合考虑循环老化，日历老化和存储状态得到：

$$\mathrm{SOH}\left(t\right)=1-\beta_1\cdot N\left(t\right)-\beta_2\cdot\sqrt{t}-\beta_3\cdot\max\left(\mathrm{SOC}\left(t\right)-0.6,0\right) \tag{12}$$

其中，β_1,β_2,β_3分别为循环老化系数、日历老化系数和高 SOC 存储衰减系数；0.6 为设定的 SOC 阈值，表示 SOC 超过 60%时存储老化加速[8]。循环次数$N\left(t\right)$通过累积放电深度进行更新，方程如下：

$$\frac{\mathrm{d}N\left(t\right)}{\mathrm{d}t}=\frac{\left|I\left(t\right)\right|}{2Q_{\mathrm{nom}}} \tag{13}$$

高放电电流会加剧电极表面的浓度极化，用线性项$\left(1+\lambda\left|I\right|\right)$近似，其中$\lambda$为高倍率附加内阻系数。综合以上三种效应，欧姆内阻的完整表达式为：

$$R_0\left(T_{\mathrm{b}},\left|I\right|,\mathrm{SOH}\right)=R_0^{\mathrm{ref}}\mathrm{e}^{\frac{E_{\mathrm{a}}}{k_{\mathrm{B}}}\left(\frac{1}{T_{\mathrm{b}}}-\frac{1}{T_{\mathrm{ref}}}\right)}\cdot\left(1+\alpha\cdot\left(1-\mathrm{SOH}\right)\cdot\left(1+\lambda\left|I\left(t\right)\right|\right)\right) \tag{14}$$

其中R_0^{ref}为参考温度T_{ref}下的欧姆内阻基准值。RC 支路参数R_1,C_1,R_2,C_2也采用与欧姆内阻相同形式的温度和老化依赖模型。

电池的最大可用容量也受温度和老化影响，我们采用分段线性模型描述：

$$Q_{\max}\left(T_{\mathrm{b}},\left|I\right|,\mathrm{SOH}\right)=Q_{\mathrm{nom}}\cdot\left[1-\theta_{\mathrm{q}}\cdot\max\left(T_{\mathrm{ref}}-T_{\mathrm{b}},0\right)\right]\cdot\mathrm{SOH} \tag{15}$$

其中θ_{q}为容量温度衰减系数。

3.5. 扩展四：描述温度变化的动态热模型

为描述设备工作的处理器与电池的温度变化并实现电热耦合，本文建立了基于能量守恒原理的双热容集中参数模型[9]，将处理器和电池分别视为具有均匀温度T_{j}和T_{b}的物体，方程如下：

$$C_{\mathrm{j}}\frac{\mathrm{d}T_{\mathrm{j}}\left(t\right)}{\mathrm{d}t}=\eta_{\mathrm{j}}P_{\mathrm{req}}\left(t\right)+\frac{T_{\mathrm{b}}\left(t\right)-T_{\mathrm{j}}\left(t\right)}{R_{\mathrm{jb}}}-\frac{T_{\mathrm{j}}\left(t\right)-T_{\mathrm{env}}}{R_{\mathrm{je}}} \tag{16}$$

$$C_{\mathrm{b}}\frac{\mathrm{d}T_{\mathrm{b}}\left(t\right)}{\mathrm{d}t}=I\left(t\right)^2R_0\left(T_{\mathrm{b}},\left|I\right|,\mathrm{SOH}\right)+\frac{T_{\mathrm{j}}\left(t\right)-T_{\mathrm{b}}\left(t\right)}{R_{\mathrm{jb}}}-\frac{T_{\mathrm{b}}\left(t\right)-T_{\mathrm{env}}}{R_{\mathrm{be}}} \tag{17}$$

其中，C_{j}、C_{b}分别为处理器和电池的热容，R_{je}、R_{be}是它们对环境的热阻，R_{jb}是两者间的热阻，T_{env}为环境温度，η_{j}是处理器的电热转换系数。

3.6. 模型耦合与求解方法

3.6.1. 功率平衡关系

根据能量守恒，电池输出的电功率在任何时刻必须等于系统总功耗需求：

$$P_{\mathrm{req}}\left(t,s_i\left(t\right),V_{\mathrm{bat}}\left(t\right),T_{\mathrm{j}}\left(t\right)\right)=\eta_{\mathrm{conv}}\cdot I\left(t\right)\cdot V_{\mathrm{bat}}\left(t\right) \tag{18}$$

其中，$\eta_{\mathrm{conv}}=0.93$为电源转换效率[10]。该式与电路方程(7)联立，用于求解每一时刻的负载电流$I\left(t\right)$与端电压$V_{\mathrm{bat}}\left(t\right)$。

3.6.2. 温度反馈

电池和芯片的温度变化会通过两条路径影响系统行为。在负载模型中，温度通过式(4)中的因子

$\left(1+\xi_i\left(T_j-T_{ref}\right)\right)$改变各硬件实际功耗。在电池模型中，温度通过式(10)、(13)、(14)中的阿伦尼乌斯项影响内阻与可用容量。这两条路径将热、电模块联系起来，使温度成为连接负载与电池状态的中间变量。

3.6.3. 求解流程

模型的求解是一个初值问题。给定用户场景$s(t)$、环境温度T_{env}、初始状态SOC_0, T_{j0}, T_{b0}及健康状态SOH_0，采用数值积分方法，在每个时间步Δt内，执行以下步骤：

Step1：利用上一时刻的状态，通过公式(4)计算出当前总功耗需求P_{req}。

Step2：求解电路状态。联立式(7)与式(17)，其中式(7)中的R_0由式(13)根据当前T_b、I、SOH实时更新，对I和V_{bat}进行牛顿－拉夫森迭代求解。

Step3：利用求得的电流I，通过数值积分更新所有微分方程状态：SOC、极化电压V_1, V_2、温度T_j, T_b、健康状态SOH与循环次数N。

Step4：检查是否满足终止条件：$V_{bat} \le 3.0$ V或$SOC \le 0$。若未终止则令$t = t + \Delta t$，返回Step1。仿真终止时记录的总时间即为预测的电池续航时间。

3.7. 模型参数

模型电化学参数通过以下途径获取：Q_{nom}、β_1、E_a、θ_q等来自公开数据集CALCE CS2 [11]，动态参数R_0、R_1、R_2、C_1、C_2从Molicel P45B参数集[12]中选取，老化参数β_2、β_3引用文献典型值[13]。具体取值见表1。热模型参数及各硬件组件最大功耗值见附录中表A1、表A2。

Table 1. Main model parameters and values
表 1. 模型部分主要参数及取值

符号	含义	取值
Q_{nom}	标称容量	1.1394 Ah
β_1	循环老化系数	1.0×10^{-3}/循环
E_a	内阻活化能	0.0638 eV
θ_q	容量温度衰减系数	0.005/℃
β_2, β_3	日历老化、高SOC存储衰减系数	2×10^{-4}, 2×10^{-4}
R_0, R_1, R_2, C_1, C_2	等效电路参数	查P45B参数集取值

注：R_0, R_1, R_2, C_1, C_2在仿真中根据当前SOC和温度从P45B参数集[12]查找表中取值，部分取值见附录中表A3。

4. 仿真与分析

4.1. 仿真场景与参数设定

为评估模型在不同使用条件下的预测表现，我们遵循控制变量原则，设计了一组对比仿真场景，涵盖待机、轻度使用、视频播放、3D游戏和导航五个典型模式。各模式对应的硬件活动强度参数s_i (CPU、GPU、屏幕、蜂窝网络、GPS)见表2，定义为对应组件当前功耗与标称最大功耗之比($0 \le s_i \le 1$)。活动强度参数的取值参考了文献[5]中智能手机功耗分解的研究框架，并结合已有研究中智能手机各硬件模块的实测功耗占比特征[14]及能效测试标准中规定的典型使用场景与亮度基准[15]设定。其他维度的设定见表3。

Table 2. Hardware activity intensity parameters for each scenario
表 2. 各场景硬件活动强度参数

场景	S_{cpu}	S_{gpu}	S_{screen}	S_{4G}	S_{GPS}	说明
待机	0.02	0.00	0.00	0.10	0.00	屏幕关闭，仅蜂窝待机
轻度使用	0.15	0.05	0.35	0.30	0.00	浏览网页、社交媒体等间歇负载
视频播放	0.25	0.30	1.00	0.50	0.00	本地视频播放，屏幕常亮
游戏(3D)	0.70	0.85	1.00	0.60	0.00	持续高计算与图形负载
导航	0.30	0.10	1.00	0.90	0.90	GPS 持续定位，屏幕常亮

Table 3. Simulation scenario design
表 3. 仿真情景设计

维度	基准值	对比值	依据
用户行为	轻度使用	待机、视频播放、游戏、导航	典型负载谱分布
环境温度	25℃	−5℃, 35℃	电池老化机理
屏幕亮度	200 尼特	50 尼特、800 尼特	屏幕亮度与背光功率近似线性关系
网络状态	4G 良好信号	4G 弱信号、Wi-Fi	硬件活动强度与功耗
电池健康度	SOH = 1.0	SOH = 0.8, SOH = 0.6	老化阶段对应
后台负载	低	高(3 倍基准)	功耗分解框架

4.2. 仿真结果

在上述场景设定下，模型从满电开始逐次积分至截止电压，得到如图 1 所示的五种典型使用模式下的放电曲线，其中虚线为对应的线性参考线，代表以初始放电速率恒定推算的线性放电过程。

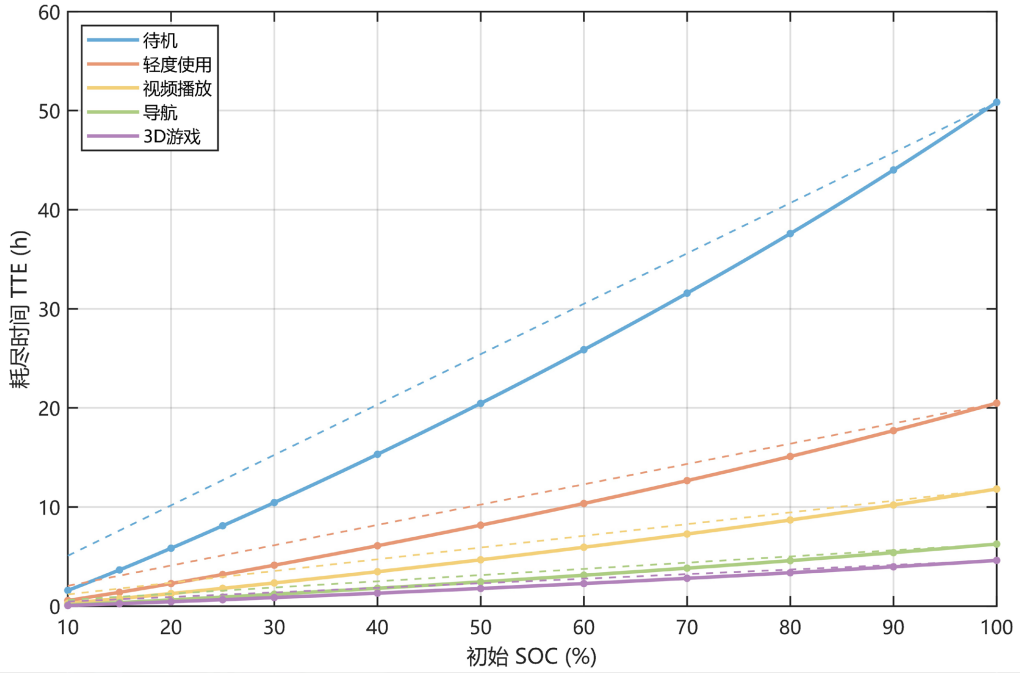


Figure 1. TTE prediction under different initial SOC levels and usage scenarios
图 1. 不同初始 SOC 与使用场景下的 TTE 预测

从图 1 可以看出，不同场景的放电速率差异明显。待机场景下电池持续时间最长，3D 游戏和导航场景的 SOC 下降速率最快。在所有场景中，SOC 曲线在低电量区域，即约 30%以下，均出现明显的下降趋势。以 3D 游戏场景为例，从满电到 50% SOC 消耗约 2.83 小时，从 50% SOC 到耗尽耗时约 1.78 小时，后半段 50%的电量仅用前半段约 63%的时间，表明低 SOC 区放电速度明显加快。这种加速耗电现象在视频播放和导航场景中同样存在，但在待机场景中相对轻微。

图 2 进一步给出了各场景下模型预测的续航时间(Time-to-Empty, TTE)相对于线性电量估计的偏差热力图，用于量化非线性程度。图中每个格点表示在对应初始 SOC 和场景下，模型计算的 TTE 与按初始放电速率线性外推所得 TTE 之间的相对偏差。

从图 2 可以得出，偏差在低 SOC 区域最大。10% SOC 时各场景的偏差范围为−68.8%至−87.7%，30% SOC 时偏差范围为−31.5%至−37.5%，80% SOC 时偏差已收窄至−7.6%至−8.7%。高 SOC 区域(80%以上)线性估计较为准确，低 SOC 区域(30%以下)偏差显著增大，且高负载场景在各 SOC 水平下的偏差均高于低负载场景。这一现象与式(4)中的电压反馈项直接相关：电池端电压在放电过程中持续下降，电压反馈项使负载功耗需求随电压下降而增大，因此低 SOC 区的实际放电速度高于线性估计值。

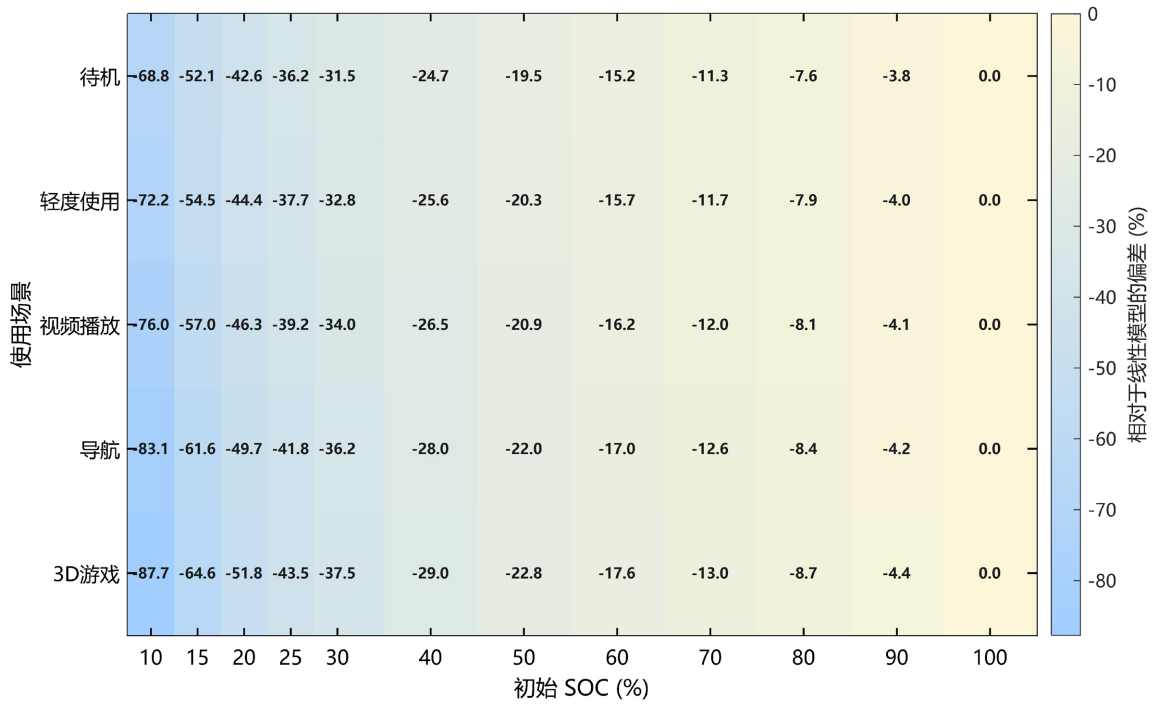


Figure 2. Heatmap of deviations relative to the linear TTE model
图 2. 相对于线性 TTE 模型的偏差热力图

4.3. 影响因素分析

仿真结果显示了不同使用场景下续航时间的显著差异。为明确造成这些差异的主要因素，本节分析了各因素对电池续航的影响程度，并对模型参数的敏感性进行定量评估。

4.3.1. 各因素对续航的影响

我们将各因素在各自设定变化范围内对续航的独立影响以百分比的形式呈现，各项之间不做加和，如图 3 所示。

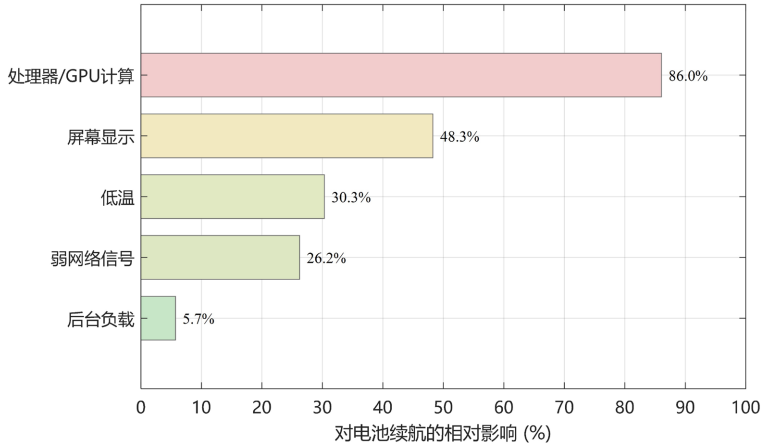


Figure 3. Relative impact of various factors on battery endurance
图 3. 各因素对电池续航的相对影响

由图 3 可知，处理器与 GPU 的计算负载对续航的影响最大，在设定的高负载与低负载对比条件下，续航差异达到 86.0%。屏幕显示是第二大影响因素，亮度从 10%升至 100%时续航缩短 48.3%。环境温度和网络信号的影响处于中等水平，低温环境和弱网络信号分别使续航减少 30.3%和 26.2%。后台负载的影响相对较小，高后台负载与低后台负载的续航差异仅为 5.7%。处理器负载和屏幕亮度对续航的独立影响均已超过 40%，明显高于环境温度、网络信号和后台负载，因此用户在需要延长续航时应优先控制这两类因素。

4.3.2. 参数敏感度分析

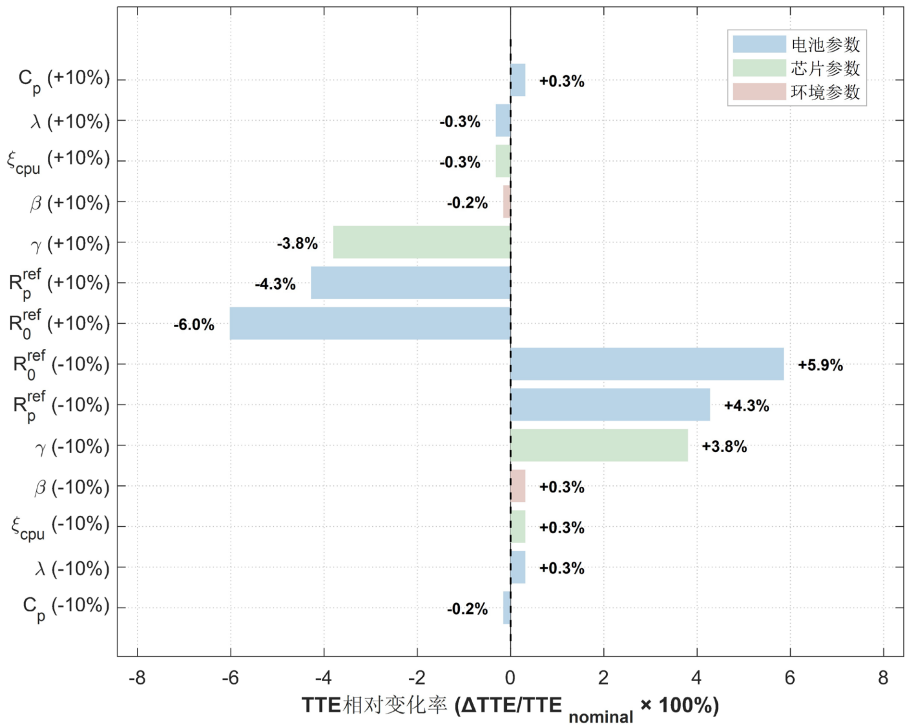


Figure 4. Local sensitivity analysis results of key physical parameters
图 4. 关键物理参数的局部敏感性分析结果

模型预测依赖于若干关键参数的取值。为评估各参数对 TTE 的影响程度，本节采用单参数扰动法进行局部敏感度分析。以基准场景的 TTE 预测值 1262 秒为参考，将各参数分别上下扰动 10%，计算 TTE 的相对变化量，如图 4 所示。

由图 4 可得，欧姆内阻 R_0^{ref} 和极化内阻 R_p^{ref} 的扰动对 TTE 的影响最大，分别为 6.02%和 4.28%，电压反馈系数 γ 的影响为 3.80%，其余参数均不超过 0.32%。欧姆内阻的敏感度最高，因为它同时出现在端电压方程(7)和热模型产热项(17)中，变化时会同时影响电气和热两个环节。极化内阻的敏感度次之，它同样影响端电压，但只影响电压的动态分量。电压反馈系数控制低电压区的功耗增长速度。其余参数敏感度较低，表明 TTE 预测在这些参数的当前取值附近具有较好的稳定性。

4.4. 极端场景测试

本节考察模型在非典型工况下的预测表现，设置三类场景。低温场景采用表 2 中−5℃的设定，并在此条件下进行蒙特卡洛仿真。动态负载场景在轻度使用基线上对 CPU 和 GPU 活动强度施加±30%随机波动，每 60 秒更新一次，用于考察用户操作随机性对预测的影响。参数扰动场景为新增场景，对 $R_0,\gamma,\xi_{\mathrm{cpu}}$ 三个关键参数同时施加±5%的正态分布随机扰动，用于评估参数不确定性对 TTE 预测的影响。每种场景运行 100 次蒙特卡洛仿真，TTE 预测的分布结果如图 5 所示。

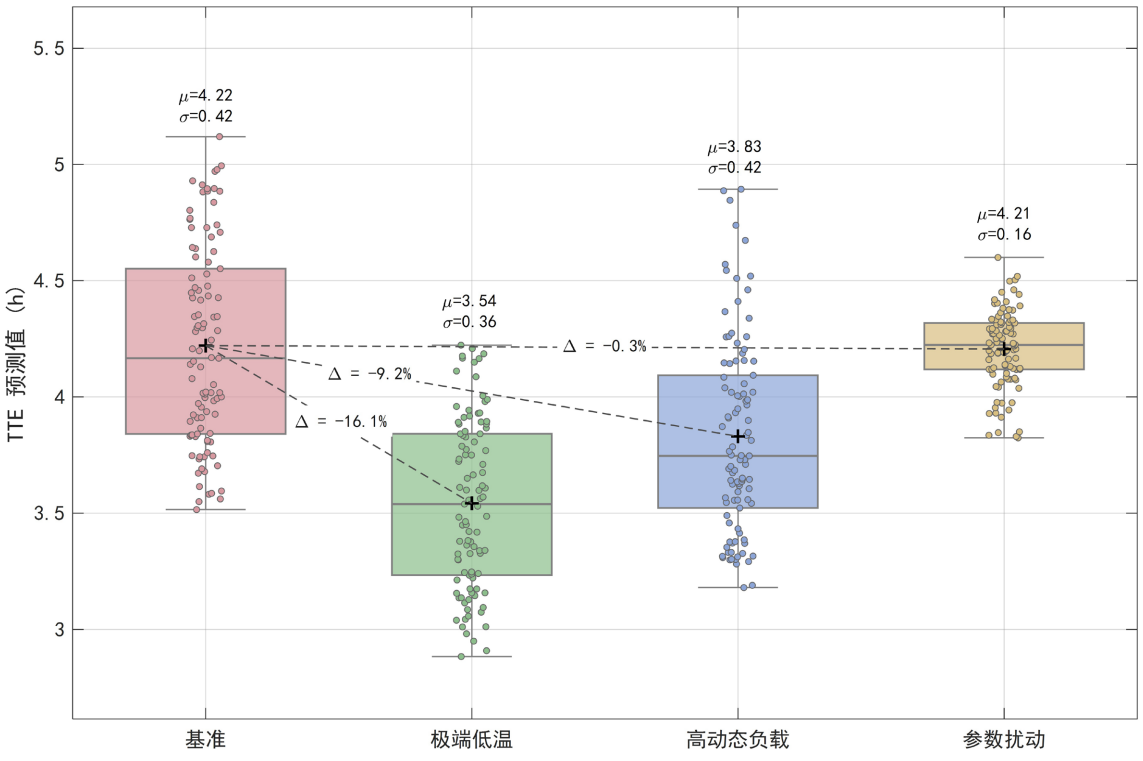


Figure 5. Boxplot of TTE predictions under extreme scenarios
图 5. 极端场景下 TTE 预测箱线图

由图 5 可得，三种场景对 TTE 的影响差异明显。极端低温将 TTE 均值从 4.22 h 拉低至 3.54 h，缩减幅度约 16.1%。高动态负载下的 TTE 均值为 3.83 h，降幅约 9.2%。参数扰动场景的影响最小，TTE 均值为 4.21 h，仅下降 0.3%。

从预测离散程度来看，基准场景的标准差为 0.425 h，变异系数 10.1%。高动态负载场景的标准差为

0.417 h，变异系数 10.9%，与基准相近，说明用户操作强度的随机变化主要影响 TTE 的均值，对预测离散程度贡献不大。负载频繁波动时，TTE 预测值仍聚集在均值附近，未出现持续高估或低估的现象。

参数扰动场景的标准差为 0.163 h，变异系数 3.9%，是三组场景中离散程度最小的。极端低温场景的标准差为 0.358 h，变异系数 10.1%，与基准相当，说明低温虽使续航缩短，但并未明显增加预测的不确定性。三种极端场景下 TTE 预测值的分布都较为集中，没有出现两个或多个明显分组的趋势。总体来看，三类非典型条件下 TTE 预测分布均保持集中，其中低温主要影响续航均值，参数扰动对预测结果的影响最小，模型在常规工况之外仍能给出稳定的预测分布。

4.5. 对比验证

为进一步量化本文电热耦合模型的改进效果，本节选取固定参数二阶 Thevenin 等效电路模型(Constant-parameter Equivalent Circuit Model, C-ECM)作为对比基准。C-ECM 采用与本文模型相同的电路拓扑，但其电学参数均取参考温度与新电池状态下的基准值，不随温度、老化和放电倍率动态变化，且不包含热模型与电压反馈机制。本节选取三个典型场景进行对比，分别对应基准工况、高负载工况和低温老化复合工况，评价指标包括 TTE 相对偏差、SOC 均方根误差(RMSE)和低 SOC 区(SOC < 30%)最大偏差。定量对比结果如表 4 所示。

Table 4. Quantitative comparison of two models under different operating conditions
表 4. 两种模型在不同工况下的定量对比

工况	本文模型 TTE (h)	C-ECM TTE (h)	TTE 相对偏差	SOC RMSE	低 SOC 最大偏差	计算时间(s)
轻度使用 (25℃, SOH = 1.0)	19.18	19.07	−0.55%	1.91%	2.29%	0.14/0.11
3D 游戏 (25℃, SOH = 1.0)	5.39	5.62	+4.28%	1.37%	4.46%	0.04/0.03
轻度使用 (−5℃, SOH = 0.8)	13.39	15.26	+13.98%	5.81%	13.08%	0.09/0.09
平均	—	—	+5.90%	3.03%	6.61%	1.20/1

注：计算时间格式为“本文模型/C-ECM”，平均值列给出开销比。

从表 4 可以看出，基准工况下两种模型几乎一致，TTE 偏差仅为−0.55%，说明 C-ECM 在参考点附近预测合理。工况偏离参考点后，C-ECM 的误差逐渐增大。3D 游戏工况下 TTE 偏差为 4.28%，主要原因是高倍率下电压反馈效应增强，而 C-ECM 未考虑这一效应。低温老化复合场景下偏差达到 13.98%，原因是温度对容量的衰减、低温对内阻的增大与老化效应三者叠加，C-ECM 的参数不随温度和老化变化，在极端工况下偏差明显增大。三个场景的低 SOC 最大偏差均大于整体 SOC RMSE，低温老化场景下达 13.08%，该区间对用户续航预警最为关键。计算开销方面，本文模型平均约为 C-ECM 的 1.20 倍，但两者均在亚秒级，差异可忽略。

综合来看，C-ECM 的优点是结构简单、参数少、计算快速，缺点是工况适应性差，在温度、老化或负载偏离参考点时精度明显下降。本文模型参数更多、建模门槛更高，计算开销增加约 20%，但能覆盖极端温度、老化电池和高负载等复杂工况，且物理可解释性强，更适合对精度和机制分析有要求的应用场景。本节对比在仿真条件下进行，两种模型使用同一套电池参数和同一组工况，所得偏差反映的是忽略温度、老化和电压反馈后产生的预测差异，而非绝对精度差异。

5. 结论

本文建立了智能手机电池的负载–电化学–热耦合模型，用于描述电池在真实使用条件下的动态放电过程。模型从线性放电描述出发，逐步纳入硬件功耗分解、电压反馈、温度反馈、电池参数随工况变化的依赖关系以及热耦合效应，构成一个连续的微分代数方程组。分别在待机、轻度使用、视频播放、3D 游戏和导航五种典型场景下对电池续航时间进行了仿真预测，并对极端低温、负载频繁波动和参数不确定性三类非典型工况进行了蒙特卡洛测试。结果表明，处理器负载和屏幕亮度是影响续航的主要因素，在各自设定变化范围内造成的续航差异分别约为 86%和 48%。低电量阶段由于电压反馈效应，实际放电速度显著快于线性估算。三类非典型工况下，TTE 预测分布保持集中，模型在常规工况之外仍能给出稳定的预测结果。模型框架可推广至其他便携设备电池的续航预测，后续结合实测数据标定可进一步提高预测精度。

基金项目

2026 年陕西省大学生创新训练计划项目(S202611664030X)。

参考文献

[1] Plett, G.L. (2004) Extended Kalman Filtering for Battery Management Systems of LiPB-Based HEV Battery Packs. *Journal of Power Sources*, **134**, 252-261. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2004.02.031

[2] Chen, M. and Rincon-Mora, G.A. (2006) Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I-V Performance. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, **21**, 504-511. https://doi.org/10.1109/tec.2006.874229

[3] 李建林, 肖珩. 锂离子电池建模现状综述[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(2): 697-703.

[4] Barré, A., Deguilhem, B., Grolleau, S., Gérard, M., Suard, F. and Riu, D. (2013) A Review on Lithium-Ion Battery Ageing Mechanisms and Estimations for Automotive Applications. *Journal of Power Sources*, **241**, 680-689. https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.05.040

[5] Zhang, L., Tiwana, B., Qian, Z., Wang, Z., Dick, R.P., Mao, Z.M., *et al*. (2010). Accurate Online Power Estimation and Automatic Battery Behavior Based Power Model Generation for Smartphones. *Proceedings of the Eighth IEEE/ACM/IFIP International Conference on Hardware/Software Codesign and System Synthesis*, Scottsdale, 24-29 October 2010, 105-114. https://doi.org/10.1145/1878961.1878982

[6] Lee, S. and Sakurai, T. (2000) Run-Time Voltage Hopping for Low-Power Real-Time Systems. *Proceedings of the* 37*th Conference on Design Automation—DAC*'00, Los Angeles, 5-9 June 2000, 806-809. https://doi.org/10.1145/337292.337785

[7] 王学锦, 廖日东, 梅冰昂, 等. 锂离子电池电热耦合建模综述[J]. 电气工程学报, 2026, 21(1): 384-403.

[8] Keil, P., Schuster, S.F., Wilhelm, J., Travi, J., Hauser, A., Karl, R.C., *et al*. (2016) Calendar Aging of Lithium-Ion Batteries. *Journal of The Electrochemical Society*, **163**, A1872-A1880. https://doi.org/10.1149/2.0411609jes

[9] Incropera, F.P. and DeWitt, D.P. (2002) Fundamentals of Heat and Mass Transfer. 5th Edition, John Wiley & Sons.

[10] ON Semiconductor (2026) FAN5355: 1.1 A/1 A/0.8 A, 3 MHz Digitally Programmable Regulator Datasheet. https://www.onsemi.com/products/power-management/dc-dc-power-conversion/converters/fan5355

[11] Center for Advanced Life Cycle Engineering, University of Maryland (2026) Battery Data. https://calce.umd.edu/battery-data

[12] About: Energy Ltd (2026) Data Release: Industry-Standard Parameter Set, Validation Data and Validation Reporting for an Equivalent Circuit Model of the Molicel INR21700-P45B Cylindrical Cell. https://zenodo.org/records/19052626

[13] 董明, 李晓枫, 熊锦晨, 等. 基于自放电阻抗变化的锂电池存储容量衰减评估技术[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(3): 1052-1063.

[14] Gupta, A., Heidari, A., Kalipattapu, A., Jain, I.K. and Bharadia, D. (2024) 3 W's of Smartphone Power Consumption: Who, Where and How Much Is Draining My Battery? *Proceedings of the* 30*th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, Washington, 18-22 November 2024, 2248-2250. https://doi.org/10.1145/3636534.3695905

[15] European Commission (2023) Commission Delegated Regulation (EU) 2023/1669 of 16 June 2023 Supplementing Regulation (EU) 2017/1369 with Regard to Energy Labelling of Smartphones and Tablets. https://eur-lex.europa.eu/eli/reg_del/2023/1669/oj

附 录

Table A1. Thermal model parameters
表 A1. 热模型参数

符号	含义	取值
C_j	处理器热容	6.0 J/K
C_b	电池热容	21.0 J/K
R_{je}	芯片－环境热阻	5.0 K/W
R_{be}	电池－环境热阻	7.58 K/W
R_{jb}	芯片－电池耦合热阻	3.0 K/W

Table A2. Maximum power consumption of hardware components
表 A2. 硬件组件最大功耗

符号	含义	取值
P_{CPU}^{max}	CPU 满载功耗	2.5 W
P_{GPU}^{max}	GPU 满载功耗	2.0 W
P_{screen}^{max}	屏幕最大亮度功耗	2.15 W
$P_{cellular}^{max}$	4G 蜂窝最大亮度功耗	1.8 W
P_{GPS}^{max}	GPS 模块满载功耗	0.5 W

Table A3. RC parameter lookup table after mapping
表 A3. 映射后 RC 参数查找表

温度(℃)	SOC	R_0 (mΩ)	R_1 (mΩ)	C_1 (F)	R_2 (mΩ)	C_2 (F)
10	1.00	118.9	118.5	35.8	98.8	972.9
10	0.90	124.0	118.2	35.9	98.8	972.8
10	0.80	114.1	110.0	38.6	104.9	955.5
10	0.70	113.1	102.0	41.9	117.8	891.7
10	0.60	112.8	91.8	47.2	149.8	730.0
10	0.50	115.9	85.7	57.5	175.1	651.6
10	0.40	111.0	93.0	62.5	167.6	698.9
10	0.30	111.1	109.0	61.5	159.9	699.4
10	0.20	112.9	133.7	57.9	250.1	374.0
10	0.10	115.9	150.9	53.3	336.2	259.8
10	0.00	111.4	150.9	53.3	336.2	259.8
25	1.00	97.3	86.0	53.3	20.4	3951.1
25	0.90	94.2	68.8	66.6	73.9	1087.7
25	0.80	93.2	70.8	64.4	52.1	1223.7
25	0.70	91.9	47.9	94.2	91.4	610.8

续表

25	0.60	92.3	46.5	91.0	80.6	713.8
25	0.50	91.3	57.3	68.6	80.9	737.5
25	0.40	91.9	39.5	103.2	115.1	410.9
25	0.30	91.5	55.7	76.3	61.1	544.1
25	0.20	93.2	66.1	63.4	52.5	777.8
25	0.10	101.0	86.1	47.4	269.2	198.9
25	0.00	98.2	161.1	25.3	133.7	400.5
40	1.00	85.8	57.6	83.2	11.4	7263.8
40	0.90	83.4	56.0	85.7	42.3	1945.6
40	0.80	82.0	59.8	81.4	27.3	2418.9
40	0.70	81.2	45.9	106.6	55.7	965.5
40	0.60	81.6	48.1	90.8	38.5	1217.2
40	0.50	82.0	47.0	75.7	59.0	692.5
40	0.40	81.0	41.7	75.9	52.3	574.0
40	0.30	81.7	45.4	65.4	34.0	662.4
40	0.20	82.8	31.9	110.6	44.3	552.5
40	0.10	87.0	81.9	54.2	48.9	615.8
40	0.00	89.8	80.9	54.9	333.9	90.3