

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210469

动态工况模拟下动力锂电池建模与参数辨识方法^{*}

李泓沛 刘桂雄 邓威

(华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640)

摘要: 为提高动态工况模拟下动力电池等效电路模型参数辨识准确性、稳定性,本文提出一种动态工况模拟下动力电池建模与参数辨识方法,采用准确度较高、辨识难度适中 Thevenin 二阶等效电路模型对动力电池进行状态空间描述;设计动力电池模型参数辨识算法总体流程,开展 OCV-SOC 曲线的工况测试获取曲线的拟合系数;提出含噪声干扰动力电池等效电路模型参数的 DEKF+GA 算法辨识方法,增加 GA 算法,在 DEKF 求解初始值处进行最优解搜索,提升 DEKF 算法准确性、鲁棒性。实验表明,应用 DEKF+GA 算法比 DEKF 算法, U_{RMSE} 、 U_{MAX} 分别平均减少 29 mV、27.73 mV。

关键词: 动力电池;参数辨识;双卡尔曼滤波;遗传算法

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Modeling and parameter identification method for power lithium batteries under dynamic working condition simulation

Li Hongpei Liu Guixiong Deng Wei

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Thevenin second-order equivalent circuit model is used to describe the state space of the power battery with high accuracy and moderate identification difficulty. The DEKF+GA algorithm is proposed to identify the parameters of the equivalent circuit model of Li-ion battery with noise interference, and the GA algorithm is added to search for the optimal solution at the initial value of the DEKF solution to improve the accuracy and robustness of the DEKF algorithm. Experiments show that applying the DEKF+GA algorithm reduces the U_{RMSE} and U_{MAX} by 29 mV and 27.73 mV respectively on average compared to the DEKF algorithm.

Keywords: power lithium batteries; parameter identification; dual kalman filter; genetic algorithm

0 引言

为有效对电动汽车动态工况模拟下电池模型参数进行辨识,须建立电路模型,并采用合适算法对电路参数进行辨识。目前,GB/T 31467.2-2015《电动汽车用锂离子动力电池包和系统 第1部分:高功率应用测试规程》、GB/T 31467.2-2015《电动汽车用锂离子动力电池包和系统 第2部分:高能量应用测试规程》相关标准规定动力电池包和系统静态条件下,不同温度环境、不同荷电状态下电池内阻工况测试方法^[1-2]。电动汽车行驶过程中,模型参数具有时变性,影响电池荷电状态^[3]、健康状况^[4]、容量^[5]等估计准确性。因此,国内外学者对电动汽车电池模型参数辨识提出多种考虑时变性因素的等效电路模型辨识方法:递归最小二乘法及其改进^[6-8]、双卡尔曼滤波

(Dual Kalman Filter, DKF)类算法^[9-10]和生物优化类算法等^[11-13]。

改进递归最小二乘法对电池等效电路模型参数辨识其计算代价小、效率高,但辨识精度受非高斯噪声、OCV-SOC影响;DKF算法若测量数据存在其他噪声干扰,则算法稳定性欠缺;群智能算法具有较高参数辨识精度,容易陷入局部最优点。因此,可采用 DKF 算法+群智能算法组合算法,先由 DKF 算法算出初始值,再应用群智能算法,综合提高算法辨识稳定性、精度。

本文围绕 N18650CK 动力锂电池二阶等效电路模型参数辨识,基于改进递归最小二乘法算法的电池二阶等效电路模型参数基础上,采用 DKF 算法+群智能算法组合算法,先由 DKF 算法算出初始值,再应用群智能算法,进一步综合提高动态工况模拟下动力锂电池建模参数辨识算法稳

收稿日期:2022-06-25

^{*} 基金项目:广东省重点领域研发计划项目(2019B090908003)资助

定性、精度。其中,动态工况模拟指对动力电池环境温度、充放电电流进行工况测试。动力电池运行过程中,受到环境温度工况变化和自身产热使温度变化的影响,环境温度也属于动力电池工况一部分。

1 基于 DEKF+GA 的动力锂电池参数辨识

图 1 为动力电池模型参数辨识算法总体流程。其基

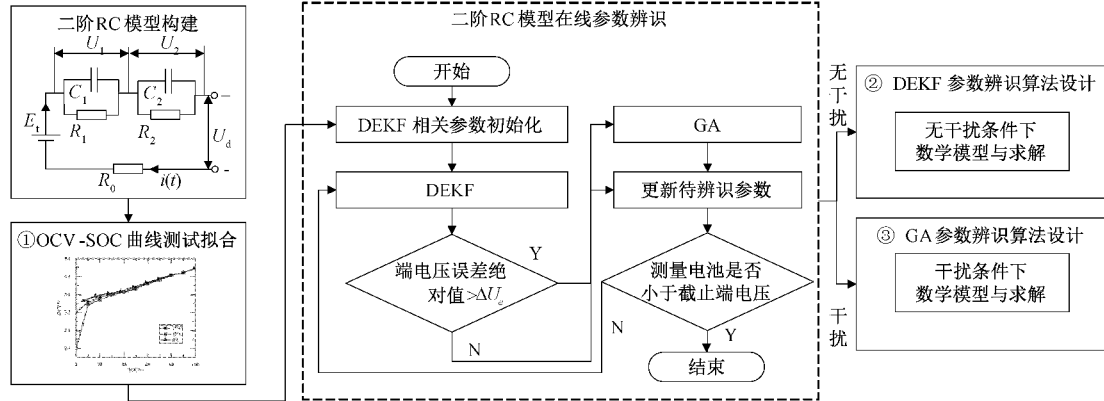


图 1 动力电池模型参数辨识算法总体流程

1.1 动力电池二阶 RC 等效电路模型构建

图 2 所示为动力电池二阶等效电路模型,其中双并联 RC 环节用于模拟锂电池产生的迟滞效应。

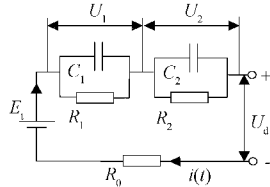


图 2 动力电池二阶等效电路模型

其中,动力电池内阻为 \$R_0\$,电化学极化内阻、浓度极化内阻分别为 \$R_1, R_2\$;开路电压电动势为 \$E_1\$,观测端电压为 \$U_d\$,电池电化学极化电压、浓度极化电压为 \$U_1, U_2\$;电化学极化电容、浓度极化电容为 \$C_1, C_2\$,电池可用容量为 \$Q_n\$,电池工作电流为 \$I_d\$,充放电效率为 \$\eta\$,运行时间为 \$t\$,当前时刻荷电状态为 \$SOC(t)\$。则等效电路模型的端电压观测方程为:

$$U_d(t) = E_1 - U_1(t) - U_2(t) - R_0 I_d(t) \quad (1)$$

其中,电池工作电流为 \$I_d(t)\$、\$t\$ 时刻荷电状态值为 \$SOC(t)\$、放电效率值为 \$\eta\$,可用实际容量为 \$Q_n\$。根据 Thevenin 定理^[14],该模型电路表达式为:

$$\begin{cases} I_d(t) = \frac{U_1(t)}{R_1} + C_1 \frac{dU_1(t)}{dt} = \frac{U_2(t)}{R_2} + C_2 \frac{dU_2(t)}{dt} \\ SOC(t) = SOC(0) - \eta \cdot \int_{t=0}^t I_d(t) dt \end{cases} \quad (2)$$

设系统状态方程中 \$k\$ 时刻状态向量、观测向量分别为

本流程为:1)OCV-SOC 曲线测试与拟合,对动力锂电池进行 OCV-SOC 测试,获取不同温度、SOC 下电池的静置端电压,判断端电压绝对误差值是否大于 \$\Delta U_0\$。之后,采用不同方法进行更新待辨识参数;2)针对无干扰(或微小干扰)的等效电路模型,开展 DEKF 算法数学模型构建与求解;3)针对含噪声干扰的等效电路模型,结合 DEKF+GA 算法,开展数学模型构建与求解。

\$X_k, Y_k, k\$ 时刻输入变量为 \$u_k\$,系统矩阵、控制矩阵、观测矩阵、前馈矩阵分别为 \$A, B, C, D\$,系统噪声、观测噪声分别为 \$w(t), v(t)\$,采样时间间隔为 \$\Delta T\$,则状态转移方程、观测方程的离散化表达式为:

$$X_k = AX_{k-1} + Bu_{k-1} + w(k); Y_k = CX_k + Du_k + v(k) \quad (3)$$

联立式(1)~(3),得到动力电池端电压观测离散化状态方程:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{\Delta T}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{\Delta T}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \\ SOC(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta T}{C_1} \\ \frac{\Delta T}{C_2} \\ \frac{\Delta T}{Q_n} \end{bmatrix} I_d(k) \\ U_d(k) = E_1 [SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - R_0 I_d(k) \end{cases} \quad (4)$$

1.2 OCV-SOC 曲线测试与拟合

对某公司动力锂电池 N18650CK 在 \$0^\circ\text{C}, 25^\circ\text{C}, 45^\circ\text{C}\$^[15-16]的温度工况下,进行 OCV-SOC 测试,获取各温度及 SOC 下端电压值,完成不同温度下的 OCV-SOC 工况测试,测试得到的 OCV-SOC 曲线,可采用多项式拟合,但高阶多项式拟合,容易产生病态曲线^[17],OCV-SOC 关系选用 6 阶多项式曲线进行拟合,图 3 为 N18650CK 动力锂电池不同温度下 OCV-SOC 拟合曲线。

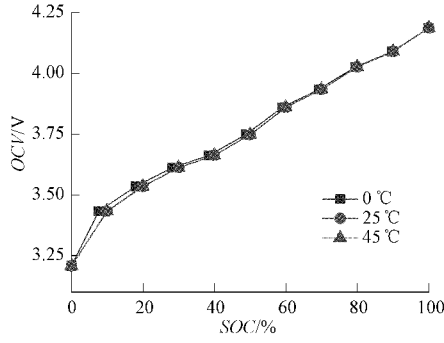


图3 N18650CK 动力电池不同温度下 OCV-SOC 拟合曲线

1.3 基于 DEKF 的动力锂电池参数辨识设计

由于状态量与辨识参数的更新速度不同,需对动力电池的状态变量和辨识参数(R_0, R_1, R_2, C_1, C_2)进行分尺度滤波估计^[18],即对动力电池的状态变量进行小尺度更新(时间间隔为 T_{soc}),对辨识参数进行大尺度更新(时间间隔为 T_τ),其中, $T_{soc} \leq T_\tau$ ($0 \leq k \leq \infty, 1 \leq \tau \leq T_\tau$)。当小尺度时刻 $k = n \cdot T_{soc}$ (n 为整数)时进行状态量更新,当大尺度时刻 $\tau = T_\tau$ 时进行辨识参数更新。

设辨识迭代次数为 L_N ,小尺度 k 时刻、大尺度 τ 时刻为 $t_{k,\tau}$,小尺度计数变量为 C_{nt} 。在 $t_{k,\tau}$ 时刻下,状态向量、观测矩阵分别为 $\mathbf{X}_{k,\tau}, \mathbf{Y}_{k,\tau}$,电池电化学极化电压、浓度极化电压分别为 $U_{k-1,\tau+1}^1, U_{k+1,\tau+1}^2$,控制量 $u_{k,\tau}$ 为电流 $i(k)$,待辨识参数向量 $\boldsymbol{\theta}_{k,\tau} = [R_0 \ R_1 \ C_1 \ R_2 \ C_2]^T$ 。

根据式(4)转移矩阵,则 DEKF 状态转移方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k-1,\tau+1} = \mathbf{F}(\mathbf{X}_{k,\tau}, \boldsymbol{\theta}_{k,\tau}, u_{k,\tau}) + \boldsymbol{w}_{k,\tau} \\ \mathbf{Y}_{k,\tau} = \mathbf{G}(\mathbf{X}_{k,\tau}, \boldsymbol{\theta}_{k,\tau}, u_{k,\tau}) + v_{k,\tau} \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mathbf{X}_{k+1,\tau+1} = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_{k,\tau})\mathbf{X}_{k,\tau} + \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}_{k,\tau})u_{k,\tau} + \boldsymbol{w}_{k,\tau} \\ \mathbf{Y}_{k,\tau} = \mathbf{C}\mathbf{X}_{k,\tau} + \mathbf{D}(\boldsymbol{\theta}_{k,\tau})u_{k,\tau} + v_{k,\tau} \end{cases} \quad (5)$$

令状态估计系统噪声的协方差矩阵为 \mathbf{Q} 、状态测量误差协方差为 \mathbf{R} , $t_{k+1,\tau+1}$ 时刻下,状态估计卡尔曼滤波增益为 $\mathbf{K}_{k-1,\tau+1}$,先验参数估计向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}$,先验估计状态量、先验估计观测量分别为 $\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}^-, \mathbf{Y}_{k+1,\tau+1}^-$;在 $t_{k,\tau}$ 时刻下,误差协方差矩阵、先验误差协方差矩阵分别为 $\mathbf{P}_{k,\tau}, \mathbf{P}_{k,\tau}^-$,参数估计中系统噪声方差 \mathbf{Q}_θ ,先验参数误差协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k-1}}$ 为:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1} = \boldsymbol{\theta}_{k,\tau}, \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k+1}}^- = \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_k} + \mathbf{Q}_\theta \quad (6)$$

$\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}^-, \mathbf{P}_{k+1,\tau+1}^-, \mathbf{Y}_{k+1,\tau+1}^-$ 和 $\mathbf{K}_{k-1,\tau+1}$ 计算:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k+1,\tau+1} &= \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1})\mathbf{X}_{k,\tau} + \mathbf{B}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1})u_{k,\tau} \\ \mathbf{Y}_{k+1,\tau+1}^- &= \mathbf{C}\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}^- + \mathbf{D}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1})u_{k-1,\tau+1} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k-1,\tau+1}^- = \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1})\mathbf{P}_{k,\tau} \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1})^T + \mathbf{Q}$$

$$\mathbf{K}_{k+1,\tau+1} = \mathbf{P}_{k+1,\tau+1}^- \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{P}_{k+1,\tau+1}^- \mathbf{C}^T + \mathbf{R})$$

令单位矩阵为 \mathbf{I} ,在 $t_{k+1,\tau+1}$ 时刻下,后验误差协方差

矩阵 $\mathbf{P}_{k+1,\tau+1}$ 、后验估计状态向量 $\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}$ 计算如下:

$$\mathbf{P}_{k+1,\tau+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k-1,\tau+1}\mathbf{C})\mathbf{P}_{k+1,\tau+1} \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{k+1,\tau+1} = \mathbf{X}_{k+1,\tau+1}^- + \mathbf{K}_{k+1,\tau+1}(\mathbf{Y}_{k+1,\tau+1} - \mathbf{Y}_{k+1,\tau+1}^-)$$

为实现参数 $\boldsymbol{\theta}_{k,\tau}$ 中各分量(R_0, R_1, R_2, C_1, C_2)的辨识,令先验参数误差协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k+1}}$,初始化参数估计测量噪声方差为 R_θ ,端电压对辨识参数求导 \mathbf{C}_k^θ ,计算 $t_{k+1,\tau+1}$ 时刻参数的卡尔曼滤波增益 $\mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta$;利用参数的卡尔曼滤波增益 $\mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta$ 、先验参数估计向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-$ 、先验参数误差协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k-1}}$,计算后验参数估计向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}$ 、后验参数误差协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k+1}}$,计算如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta &= \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k-1}}^- (\mathbf{C}_k^\theta)^T (\mathbf{C}_k^\theta \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k-1}}^- (\mathbf{C}_k^\theta)^T + R_\theta)^{-1} \\ \boldsymbol{\theta}_{k+1,\tau+1} &= \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^- + \mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta E v_{k+1,\tau+1} = \end{aligned} \quad (9)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^- + \mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta (\mathbf{Y}_{k+1,\tau+1} - \mathbf{Y}_{k+1,\tau+1}^-)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k+1}} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1,\tau+1}^\theta \mathbf{C}_k^\theta) \boldsymbol{\Sigma}_{\theta_{k+1}}$$

式中:电压对辨识参数求导 \mathbf{C}_k^θ 计算,需先初始化时 $\frac{\partial F(\mathbf{X}_{k,\tau}, \boldsymbol{\theta}, u_{k,\tau})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,\tau}^-}$ 、 $\frac{\partial \mathbf{X}_{k,\tau}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k,\tau}^-}$ 为零矩阵,分别计算先验状态值对参数值导数矩阵 $\mathbf{C}_\theta^{X^-}$ 、 \mathbf{C}_k^θ 、后验状态值对参数求偏导为 \mathbf{C}_θ^X ,如下:

$$\begin{cases} \mathbf{C}_\theta^{X^-} = \frac{d\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}^-}{d\boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-} = \frac{\partial F(\mathbf{X}_{k,\tau}, \boldsymbol{\theta}, u_{k,\tau})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-} + \\ \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-) \frac{\partial \mathbf{X}_{k,\tau}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-} \\ \mathbf{C}_k^\theta = \frac{d\mathbf{G}(\mathbf{X}_{k+1,\tau+1}, \boldsymbol{\theta}, u_{k+1,\tau+1})}{d\boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}^-} = \\ [-i(k) \ \beta_{1,2} \ \beta_{1,3} \ \beta_{2,4} \ \beta_{2,5}] + \mathbf{C}\mathbf{C}_\theta^{X^-} \\ \mathbf{C}_\theta^X = \frac{\partial \mathbf{X}_{k+1,\tau+1}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}} = \mathbf{C}_\theta^{X^-} - \mathbf{K}_{k+1,\tau+1} \mathbf{C}_k^\theta \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\beta_{1,2}, \beta_{1,3}, \beta_{2,4}, \beta_{2,5}$ 分别为

$$\beta_{1,2} = \frac{T_{soc} U_1(k)}{C_1^2 R_1}, \beta_{1,3} = \frac{T_{soc} U_1(k)}{C_1^2 R_1} - \frac{T_{soc} i(k)}{C_1^2}, \beta_{2,4} = \frac{T_{soc} U_2(k)}{C_2^2 R_2}, \beta_{2,5} = \frac{T_{soc} U_2(k)}{C_2^2 R_2} - \frac{T_{soc} i(k)}{C_2^2}$$

$$\frac{\partial F(\mathbf{X}_{k,\tau}, \boldsymbol{\theta}, u_{k,\tau})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1,\tau+1}} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{1,2} & \beta_{1,3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \beta_{2,4} & \beta_{2,5} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

通过上述基于 DEKF 的等效电路参数辨识方法,可对等效电路模型参数实现辨识。但当辨识过程中电流存在随机测量误差时,模型估计端电压与测量端电压误差较大,影响估算稳定性、准确性。

1.4 DEKF+GA 的动力锂电池参数辨识设计

采用 GA 算法对动力电池等效电路模型进行参数

辨识,其流程步骤:初始化 DEKF 算法的相关参数;采集动力锂电池单体充放电电流、端电压、表面温度等信息,利用 DEKF 算法对参数进行辨识;判断估计端电压与测量端电压的绝对误差是否大于设定阈值 ΔU_c ;若估计端电压与测量端电压的绝对误差大于设定阈值 ΔU_c ,则采用 GA 算法,对等效电路模型参数进行辨识;若估计端电压与测量端电压的绝对误差小于设定阈值 ΔU_c ,则采用 DEKF 算法对等效电路模型参数进行辨识;重复上述流程,若测量电压小于截止端电压,则流程结束。

GA 算法应用过程:采用 DEKF 对等效电路参数进行辨识,利用 DEKF 辨识参数结果作为初始值产生初始随机种群;初始种群个体产生基因编码;对产生的种群个体进行杂交操作,对基因编码进行无序交换;杂交操作后,对基因编码进行变异处理;将杂交、变异处理后的基因种群个体进行条件筛选;反复进行杂交、变异、筛选操作直至达到停止条件。通过筛选条件(端电压均方根误差 U_{RMS} 、最大端电压误差绝对值 U_{MAX})对不同数值下的辨识参数种群进行选择,种群个体在演化、杂交、变异、选择等变化中,获得最优种群,最终得到辨识参数最优解。

GA 算法对等效电路参数辨识类似求取非线性规划的最优解,通过目标函数、约束条件在可行域内,求取符合条件的辨识参数最优组合。

设优化时间段长度 T_p ,初始时刻下参数初始值、种群个体数量为 θ_p^0, N_0 ; j 时刻下辨识参数值、种群个体数量分别为 $\theta_p^j (j=1, 2, 3, \dots, T_p), N_j$ 。

步骤 1) 初始化种群 种群个体以正态分布,期望为 $\theta_{k,i}$ 、方差为 σ_{θ} , 初始化参数变量。其中,生成的初始种群个体参数 θ_p^0 如下:

$$\theta_p^0 \sim N(\theta_{k,i}, \sigma_{\theta}^2), p = 1, 2, 3, \dots, N_0 \quad (12)$$

步骤 2) 基因编码 通过编码方式将浮点数转化为二进制编码,其中 j 时刻下,辨识参数值 θ_p^j 转化为 01 组成的二进制向量 s_p^j 如下:

$$\begin{aligned} \theta_p^j &= [0.055, 0.0031, 0.0035, 22345, 491350] \xrightarrow{\text{编码}} \\ s_p^j &= [0, 1, 0, 1, \dots, 1] \\ p &= 1, 2, 3, \dots, N_j, j = 1, 2, \dots, T_p \end{aligned} \quad (13)$$

步骤 3) 杂交操作、变异处理 通过基因序列杂交、变异方式,在初始种群或者选择后种群中产生更多的随机种群样本,杂交概率为 P_c ,基因序列杂交操作如下:

$$s_p^j = [0, 1, 0, 1, 0, \dots, \underbrace{1, 1, 1, 1, 1}_{\text{交换序列}}] \quad (14)$$

$$s_{p+1}^j = [1, 0, 1, 0, 1, \dots, \underbrace{0, 0, 0, 0, 0}_{\text{交换序列}}]$$

其中,变异概率为 P_m ,基因序列变异操作如下:

$$s_p^j = [0, 1, 0, 1, 0, \dots, \underbrace{1, 1, 1, 1, 1}_{\downarrow}] \quad (15)$$

步骤 4) 解码与条件选择 对演化后种群 $Transfer(s_p^j)$ 解码处理,得到演化后 $Transfer'(\theta_p^j)$ 种群,

其中浮点数基因组成序列如下:

$$\begin{aligned} Transfer(s_p^j) &= [0, 1, 0, 1, \dots, 1] \xrightarrow{\text{解码}} Transfer'(\theta_p^j) \\ p &= 1, 2, 3, \dots, N_j, j = 1, 2, \dots, T_p \end{aligned} \quad (16)$$

对种群基因序列进行解码,通过二阶等效电路模型中式(4)计算得 $\hat{U}_d(j)$, 利用适应性函数对种群进行选择处理,适应性函数如下:

$$\begin{aligned} Fitness(S_p) &= 1 / \sqrt{\sum_{j=1}^{T_p} (U_d(j) - \hat{U}_d(j))^2} \\ S_p &= [s_p^1, s_p^2, \dots, s_p^{T_p}] \end{aligned} \quad (17)$$

步骤 5) 输出辨识参数 当达到种群演化结束条件,可获得适应性最强种群个体 S_p^* , 解码得输出辨识参数如下:

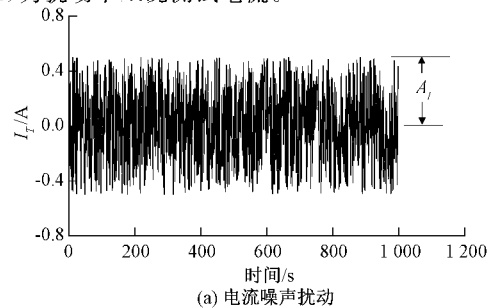
$$S_p^* = S_p, p = 1, 2, \dots, N_j \quad (18)$$

上述基于 DEKF+GA 算法的等效电路参数辨识模型,增加 GA 算法,在 DEKF 求解初始值处进行最优解搜索,提高辨识算法的准确性、鲁棒性。

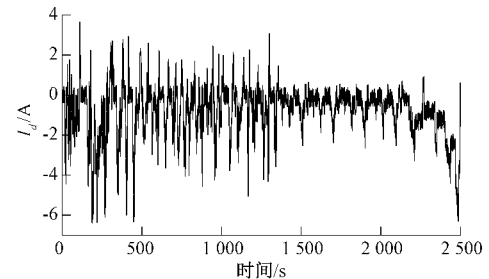
2 工况测试与实验分析

2.1 工况测试实验设计

选用某公司的动力锂电池 N18650CK 为研究对象,在不同温度工况(0 °C、25 °C、45 °C)下,在 UDDS+NEDC+FUDS 工况充放电测试,采用 Intel i9-9900K, 64 位主频为 3.6 GHz、8 核 16 线程计算机处理器计算,验证动力锂电池二阶 RC 等效电路模型的 DEKF+GA 参数辨识算法的有效性。设电流噪声干扰幅度为 A_1 , 电流干扰 I_T 在区间 $[-A_1, A_1]$ 内分布。图 4 为电流噪声扰动及电流噪声扰动下 T 工况测试电流曲线,图 4(a)为电流测量噪声扰动;图 4(b)为扰动下 T 工况测试电流。



(a) 电流噪声扰动



(b) 电流噪声扰动下充放电电流

图 4 电流噪声扰动及电流噪声扰动下工况测试电流曲线

2.2 实验结果分析

在 DEKF 初始化参数基础上,设置初始种群数目 N_0 为 500,繁衍代数限制为 10 代,变异概率为 0.02,杂交概率为 0.75, R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 的基因长度分别为 6、6、6、10、10;优化时间长度 T_p 为 10 s, ΔU_e 设置为 0.002 5 V,采用 DEKF+GA 对模型参数进行求解。图 5 为电流噪声扰动幅度 0.05 A 时,动力锂电池 DEKF+GA 工况测试的模型

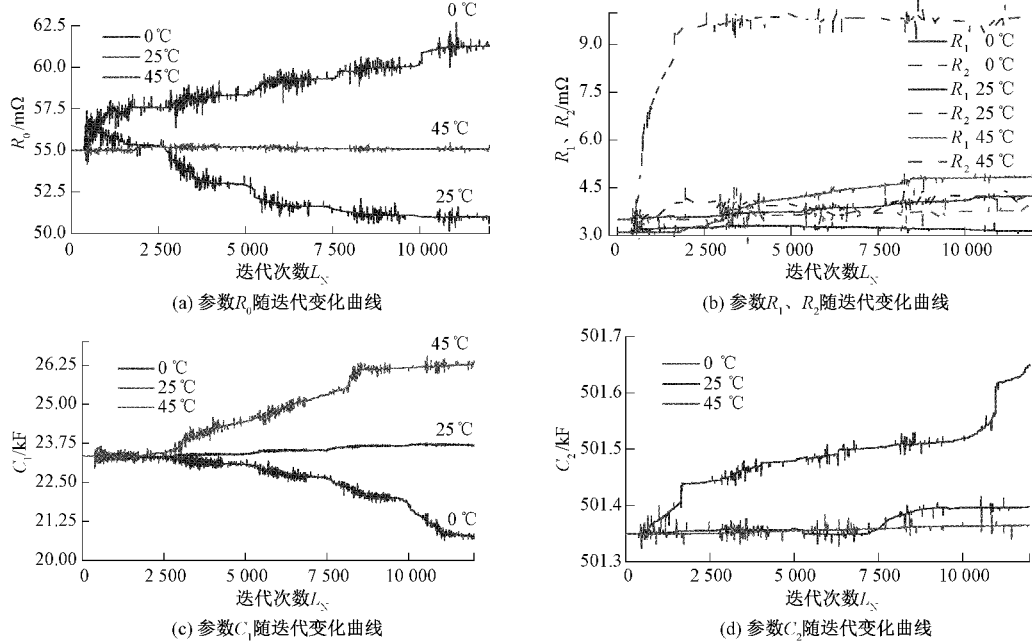


图 5 动力电池 DEKF+GA 工况测试模型参数辨识结果

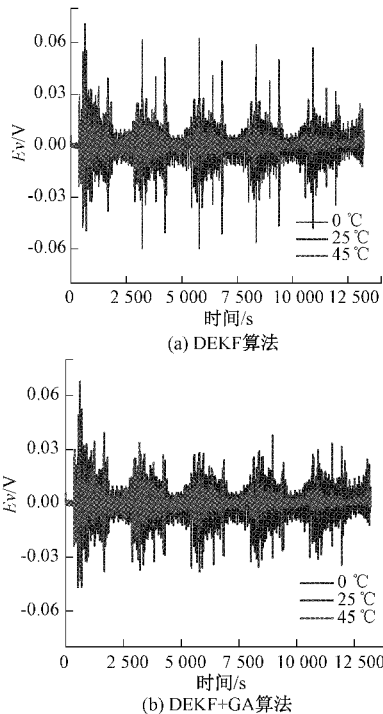


图 6 DEKF 算法与 DEKF+GA 算法端电压估计误差曲线比较图

参数辨识结果;图 5(a)~(d) 分别为 R_0, R_1 和 R_2, C_1, C_2 随迭代变化线。通过在 DEKF 初始计算值 GA 算法的局部范围搜索,可得到上图所示各参数的变化曲线,在某些估计端电压输出误差较大时,进行了 GA 算法搜索优化。图 6 为 DEKF 算法与 DEKF+GA 算法端电压估计误差曲线比较图,图 6(a) 为 DEKF 算法不同温度估计电压误差,图 6(b) 为 DEKF+GA 算法不同温度估计电压误差。

表 1、2 分别为不同电流噪声扰动幅度端电压估计均方根误差 U_{RMSE} 对比表、最大估计误差 U_{MAX} 对比表。基于 DEKF+GA 算法与 DEKF 算法相比,对不同强度噪声干扰模型进行求解,在干扰幅度 0.01~0.05 A 下,0 °C、25 °C、45 °C 端电压均方根误差 U_{RMSE} 分别减少 38.76、28.56、19.67 mV,平均减少约 29 mV;最大估计误差 U_{MAX} 分别减少 35.65、33.51、14.04 mV,平均减少约 27.73 mV。

表 1 不同电流噪声扰动幅度端电压估计均方根误差

温度/°C	U_{RMSE} 对比表				mV	
	0		25		45	
干扰幅度/A	DEKF	DEKF+GA	DEKF	DEKF+GA	DEKF	DEKF+GA
0.01	70.84	47.56	58.01	23.52	93.04	83.50
0.02	87.64	55.39	61.24	59.24	93.47	85.32
0.03	94.86	67.53	62.40	59.40	94.37	90.32
0.04	114.62	78.55	91.03	65.56	106.45	97.32
0.05	168.55	93.68	165.90	86.04	170.55	103.05
平均	107.30	68.54	87.31	58.75	111.57	91.90
平均减少		38.76		28.56		19.67

表 2 不同电流噪声扰动幅度端电压最大估计误差

温度/ $^{\circ}\text{C}$	U_{MAX} 对比表					
	0		25		45	
干扰 幅度/ A	DEKF	DEKF +GA	DEKF	DEKF +GA	DEKF	DEKF +GA
0.01	78.59	73.91	77.10	36.55	105.69	100.24
0.02	105.40	60.56	63.43	72.32	107.90	105.05
0.03	107.07	78.27	90.10	64.71	108.18	111.28
0.04	137.86	95.50	111.91	91.79	120.62	116.84
0.05	172.54	114.98	183.8	93.47	179.68	118.48
平均	120.29	84.65	105.2	71.77	124.42	110.38
平均减少	35.65		33.51		14.04	

3 结 论

本文重点研究动态工况模拟下动力锂电池建模与参数辨识技术。主要内容包括:

建立考虑电池极化的动力锂电池 Thevenin 二阶等效电路模型。基于锂电池特性,利用双并联 RC 环节分别模拟电池电化学极化、浓度极化产生的迟滞效应,采用 Thevenin 二阶等效电路模型对动力电池进行状态空间描述,并推导状态转移方程、观测方程的离散化表达式。

提出含噪声干扰动力锂电池等效电路模型参数的 DEKF+GA 算法辨识方法,增加 GA 算法,在 DEKF 求解初始值处进行最优解搜索,提升 DEKF 算法准确性、鲁棒性。设计动力锂电池模型参数辨识算法总体流程,开展 OCV-SOC 曲线的工况测试,采用六阶多项式对 OCV-SOC 曲线拟合,求得曲线的拟合系数;针对含测量噪声干扰等效电路模型,研究 DEKF+GA 算法及编制相关程序,完成对等效电路模型参数(R_0 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2)进行辨识。

通过对 0.01~0.05 A 干扰幅度下动力锂电池等效电路模型参数求解,应用 DEKF+GA 算法比 DEKF 算法, U_{RMSE} 、 U_{MAX} 分别平均减少 29 mV、27.73 mV。

基于 DEKF+GA 的动力锂电池模型参数辨识方法较好地提高动力电池动态工况下参数辨识的准确性与稳定性。

参考文献

- [1] 中华人民共和国工业和信息化部. 电动汽车用锂离子动力电池包和系统 第 1 部分:高功率应用测试规程 GB/T 31467.1-2015[S]. 中国国家标准化管理委员会,2015.
- [2] 中华人民共和国工业和信息化部. 电动汽车用锂离子动力电池包和系统 第 2 部分:高能量应用测试规程 GB/T 31467.2-2015[S]. 中国国家标准化管理委员会,2015.
- [3] 郝世宇,殷会飞,杨茹. 基于 AEKF 的锂离子动力电池荷电状态估计[J]. 国外电子测量技术,2021,40:49-53.
- [4] 骆凡,黄海宏,王海欣. 基于电化学阻抗谱的退役动力电池荷电状态和健康状态快速预测[J]. 仪器仪表学报,2021,42:172-180.

- [5] 吴琼,徐锐良,杨晴霞. 基于 PCA 和 GA-BP 神经网络的锂电池容量估算方法[J]. 电子测量技术,2022,45:66-71.
- [6] SHEN P, OUYANG M, LU L. The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Ieee Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67:92-103.
- [7] VAN-HD, BASTAWROUS H A, LIM K. Online state of charge and model parameters estimation of the LiFePO₄ battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares[J]. Journal of Power Sources,2015,296:215-224.
- [8] ZHOU Z K, DUAN B, KANG Y Z. A low-complexity state of charge estimation method for series-connected lithium-ion battery pack used in electric vehicles [J]. Journal of Power Sources, 2019,441.
- [9] MALETIC F, HRGETIC M, DEUR J. Dual nonlinear kalman filter-based SoC and remaining capacity estimation for an electric scooter Li-NMC battery pack[J]. Energies,2020,13.
- [10] PENG N, ZHANG S Z, GUO X. Online parameters identification and state of charge estimation for lithium-ion batteries using improved adaptive dual unscented Kalman filter[J]. International Journal of Energy Research,2021,45:975-990.
- [11] ZHENG X J, QIN S, YU J W. An immune genetic extended Kalman particle filter approach on state of charge estimation for lithium-ion battery[J]. Energy, 2021,230.
- [12] ZHU Q, XU M G, LIU W Q. A state of charge estimation method for lithium-ion batteries based on fractional order adaptive extended kalman filter[J]. Energy, 2019, 187, DOI: 10.1016/j.energy.2019.115880.
- [13] 朱雪仪,蔡俊鹏,陈德旺. 猫群算法的锂离子电池辨识参数及仿真[J]. 电池,2019,49:392-395.
- [14] 魏克新,陈峭岩. 基于自适应无迹卡尔曼滤波算法的锂离子动力电池状态估计[J]. 中国电机工程学报,2014,34:445-452.
- [15] 李智鹏. 磷酸铁锂电池荷电状态估算方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2013.
- [16] 吴宽. 锂离子动力电池建模与状态估计研究[D]. 武汉:华中科技大学,2020.
- [17] 陈息坤,孙冬,陈小虎. 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计[J]. 电工技术学报,2015,30:141-147.
- [18] GUO F, HU G, XIANG S. A multi-scale parameter adaptive method for state of charge and parameter estimation of lithium-ion batteries using dual Kalman filters[J]. Energy,2019,178:79-88.

作者简介

李泓沛, 硕士, 主要研究方向为制造工程智能检测与仪器。

E-mail:734906673@qq.com

刘桂雄, 教授, 主要研究方向先进传感与仪器研究。

E-mail:megxliu@scut.edu.cn

邓威, 硕士, 主要研究方向智能传感技术与网络化测控。

E-mail:790390411@qq.com