文章编号:1671-4598(2017)08-0166-04　DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2017.08.043　中图分类号:TM912　文献标识码:A

# 自动引导车电池 SOC 估算方法研究

吴铁洲[1]，张　敏[1]，曾艺师[2]，熊金龙[3]
(1. 湖北工业大学 太阳能高效利用湖北省协同创新中心，武汉　430068；
2. 国网湖北省电力公司随州供电公司，湖北 随州　441300；
3. 国网湖北省电力公司检修公司，武汉　430051)

**摘要：** 自动引导车（AGV 车）工况特殊，电流积分法估算电池剩余容量（SOC）误差较大，而且存在累积误差；为了提高 AGV 车电池剩余容量估算的准确度，对扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车电池剩余容量进行了研究，分析了 AGV 车特殊工况，提出将扩展卡尔曼滤波法的滤波增益改进为动态调整滤波增益，有效提高扩展卡尔曼滤波法的跟踪效果；实验表明使用扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车电池剩余容量精度较高，采用动态校正的滤波增益提高了估算过程的跟踪效果，解决了 AGV 车电池剩余容量估算不准确的问题。

**关键词：** 电池剩余容量；自动引导车；卡尔曼滤波

# Research on SOC Estimation Algorithm Applied to AGV vehicle

Wu Tiezhou[1], Zhang Min[1], Zeng Yishi[2], Xiong Jinlong[3]
(1. Hubei University of Technology, Wuhan　430068, China;
2. State Grid Hubei Electric Power Company Suizhou Power Supply Company, Suizhou　441300, China;
3. State Grid Hubei Electric Power Company Maintenance Company, Wuhan　430051, China)

**Abstract:** The working condition of autonomous guided vehicle (AGV) is special, The error of battery SOC is estimated by the current integration method, and also there is a cumulative error. The SOC estimation accuracy can be improved by using the EKF method. Aiming at the special working conditions of the AGV vehicle, the filtering gain of the EKF method is improved for the dynamic adjustment of the filter gain. Effectively improve the tracking performance of the EKF method. The experimental results show that using the EKF method to estimate the SOC of the AGV car battery is higher, The tracking effect of the estimation process is improved by using the filter gain of the dynamic correction, which solves the problem of inaccurate estimation of the SOC of the battery in the special condition of the AGV vehicle.

**Keywords:** battery remaining capacity; autonomous guided vehicle; kalman filter

## 0　引言

自动引导车（AGV）是一种自动化的搬运设备，主要应用在工业生产中[1]。AGV 车一般使用蓄电池作为电源，在 AGV 车能量管理系统中准确估算 SOC 是至关重要的，可以保证 AGV 车高效安全地运行，同时也能够避免由于过充或过放影响 AGV 车电池的使用寿命。但是蓄电池的剩余容量和很多因素有关，而且 AGV 车工况特殊，这就使得蓄电池 SOC 值估算变得复杂，准确度难以得到保证[2]。

SOC 估算方法主要有开路电压法，电流积分法，卡尔曼滤波法，神经网络法。AGV 车中常用的是电流积分法，但是 AGV 车工况特殊，电流积分法估算 SOC 值的准确度并不理想，而且会产生累积误差[3]。虽然在实际工业应用中对电流积分法估算的 SOC 值会进行校对，但是并没有从根本上解决电流积分法依赖初值，累积误差较大的问题。开路电压法无法在线实时估算 SOC 值，神经网络法对训练方法和训练数据依赖性很大，目前还没有得到很好的使用。卡尔曼滤波法估算电池 SOC 不依赖于初值，不会产生误差[4]，适合应用在电流变化幅度较大的工况中，综合分析卡尔曼滤波法更加适合应用在 AGV 车 SOC 估算中。

本文首先分析了 AGV 车在工业生产中特殊的工况，在此基础上分析了电流积分法估算 SOC 值不准的根本原因，提出使用扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车 SOC 值，针对扩展卡尔曼滤波法在工业生产中跟踪效果差的问题，本文对其进行优化，改进其滤波增益为动态变化增益，提高扩展卡尔曼滤波法应用在 AGV 车 SOC 估算上的跟踪效果。最后通过一系列实验验证了扩展卡尔曼滤波算法的准确性和有效性，验证了改进扩展卡尔曼滤波算法良好的跟踪效果。

## 1　AGV 车工况分析

AGV 车运行在工业生产线中，其工作节奏较快，一般不会预留专门的充电时间，只有在等待工序完成的时间里才进行充电，而且充电电流大，充电倍率可以达到 1～2 C，充电时间短，一般是几秒或者是几十秒。而 AGV 车在正常工作时电流较小，一般是在 0.5C 之内。所以 AGV 车的工况就可以概括为充电电流大，放电电流小，充电时间短，充电频率高。图 1 描述了 AGV 车在 12 分钟内充放电变化情况，放电电流为正，充电电流为负。从图中可以看出 AGV 车在 10 min 内就充电两次，而且每次充电电流达到了 100 A，而放电电流仅有

**收稿日期:** 2017-02-14；　**修回日期:** 2017-03-05。
**基金项目:** 国家自然科学基金(51677058)。
**作者简介:** 吴铁洲(1966-)，男，湖北天门人，博士，教授，主要从事储能控制及能量管理方向的研究。

5 A左右。在这种电流波动幅度大，充电频率高的情况下如何准确估算 SOC 值是一个值得研究的问题。

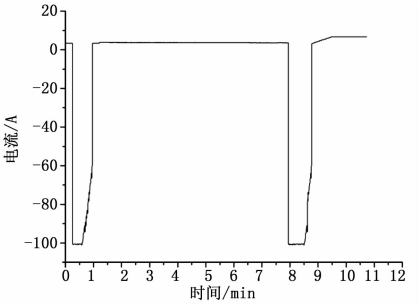


图 1　AGV 车实际工况下的电流变化图

电流积分法是估算 SOC 值的常用方法，但是电流积分法依赖初值，对电流的测量精度要求较高，AGV 车在特殊工况下 SOC 初始值和电流测量精度都难以得到保证，所以电流积分法估算 AGV 车 SOC 值的准确度不是很高。卡尔曼滤波法的基本思想是一个不断加权迭代的过程，在整个滤波的过程中有两个值，分别是模型的预测值和仪器的测量值，然后预测值和测量值进行综合加权得到了最优估计值。并且卡尔曼滤波法不依赖初始值，不会产生累积误差，能够保证特殊工况下 SOC 值的准确性。但是卡尔曼滤波法依赖电池模型，电池模型的精度直接影响 SOC 值估算的精度，所以准确建立电池模型是卡尔曼滤波法估算 SOC 值的基础。

## 2　蓄电池模型选取

本文采用 Thevenin 模型对 AGV 车电池进行等效。该模型可以将锂离子电池充放电过程中的突变特性和渐变特性都描述出来，其等效电路原理图如图 2 所示。其中 $R_0$ 描述了锂电池充放电过程中突变的电阻特性，$R_p$ 和 $C_p$ 模拟了电池渐变的电容特性。电池等效电路模型中的参数可以通过对电池进行间歇脉冲充放电实验进行辨识。通过实验中电池在充放电过程中的电压升降及充放电时间计算电路模型中的内阻和电容等参数[5]。

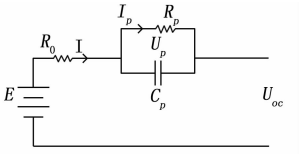


图 2　电池等效电路原理图

图 2 中，$E$ 是电池电动势，$R_0$ 是电池内阻，$R_p$ 和 $C_p$ 是极化电阻和极化电容，$U_\alpha$ 是电池开路电压，$I$ 是电池总电流，$I_p$ 是流过极化电阻的电流，$U_p$ 是极化电阻和极化电容两端的电压。由卡尔曼滤波法的原理可知在滤波的过程中需要一个状态量和一个观测量，而 SOC 值并不能直接测量得到，所以选取 $U_p$ 为状态变量，经过线性化和离散化处理状态方程如式（1）所示。选取检测到的电池端电压 $U_\alpha$ 为观测量，建立的观测方程如式（2）所示：

$$\begin{bmatrix} U_{p,k} \\ SOC_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\dfrac{T}{C_pR_p} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{p,k-1} \\ SOC_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \dfrac{T}{C_P} \\ \dfrac{\eta T}{C} \end{bmatrix} [I_{k-1}] + \begin{bmatrix} w_{1,k-1} \\ w_{2,k-1} \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$[E_k] = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} U_{p,k} \\ SOC_k \end{bmatrix} + [R_0][I_k] + [U_\alpha] + [v_k] \tag{2}$$

式（1）中，$U_{p,k}$ 表示的是 $k$ 时刻 $U_p$ 的值，$U_{p,k-1}$ 表示的是 $k-1$ 时刻 $U_p$ 的值，同样 $SOC_k$ 表示的是 $k$ 时刻电池 $SOC$ 值，$SOC_{k-1}$ 表示的是 $k-1$ 时刻 $SOC$ 值，$T$ 是系统的采样时间，$w_{1,k-1}$ 和 $w_{2,k-1}$ 为系统噪声。由式（1）和（2）可得卡尔曼滤波所需的矩阵如式（3）：

$$\begin{cases} X_k = \begin{bmatrix} U_{p,k} \\ SOC_k \end{bmatrix} \\ A_k = \begin{bmatrix} 1-\dfrac{T}{C_PR_P} & \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ B_k = \begin{bmatrix} \dfrac{T}{C_P} \\ \dfrac{\eta T}{C} \end{bmatrix} \\ C_k = \dfrac{\partial E}{\partial X} = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial E}{\partial U_p} & \dfrac{\partial E}{\partial SOC} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{3}$$

其中：$\dfrac{\partial E}{\partial U_P} = 1$，$\dfrac{\partial E}{\partial SOC} = \dfrac{\partial U_\alpha}{\partial SOC} + I * \dfrac{\partial R_0}{\partial SOC}$，而 $U_\alpha$ 与 $SOC$，$R_0$ 与 $SOC$ 的关系可以通过充放电数据进行拟合得到。

## 3　改进扩展卡尔曼滤波算法估算 AGV 车 SOC 值

卡尔曼滤波法是针对线性系统进行最优估计，扩展卡尔曼滤波算法是对传统卡尔曼滤波算法的推广，适用于非线性系统的最优估计。蓄电池是典型的非线性系统，所以需要使用扩展卡尔曼滤波法来估算其剩余容量[6]。通过蓄电池的建模得到了系统的状态方程和观测方程，结合卡尔曼滤波法的特征方程就可以得到如式（4）所示的卡尔曼滤波过程。

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k/k-1} &= A_{k-1}\hat{X}_{k-1/k-1} + B_{k-1}I_k \\ P_{k/k-1} &= A_{k-1}P_{k-1/k-1}A_{k-1}^T + Q_{k-1} \\ K_k &= P_{k/k-1}C_k^T(C_kP_{k/k-1}C_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{X}_{k/k} &= \hat{X}_{k/k-1} + K_k[Z_k - H_k\hat{X}_{k/k-1}] \\ P_{k/k} &= (I - K_kC_k)P_{k/k-1} \end{aligned} \tag{4}$$

滤波方程的初始条件有：$SOC$ 的初始值 $SOC_0$，$C_p$ 两端的初始电压 $U_p$（0）以及预估误差的协方差 $P_0$。$SOC_0$ 通过读取上一次的 $SOC$ 值获得，$U_p$（0）在初始化时一般为 0，预估误差的协方差初始值 $P_0$ 根据工程实践经验选取合适的值。通常情况下，这些初值的准确度对估算的 $SOC$ 值影响并不是很大，因为卡尔曼滤波器对精确度较差的初值有很好的鲁棒性，能够很快收敛到真实值，如果初值取值合理那么卡尔曼滤波收敛到真实值的速度会比较快，如果取值不合理收敛速度会相对比较慢，需要多次迭代才能收敛到真实值，但是最终都会消除初始值不准确带来的误差[7]，这就是扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车 SOC 值不依赖初值的根本原因。扩展卡尔曼滤波法估算电池 SOC 就是当 $k=1$，2，3……对式（4）进行循环迭代，使状态量收敛到真实值。

具体估算过程如下：

1）根据式（4）中的第一个公式，通过电池等效模型进行预测，通过 $k-1$ 时刻的状态量预测出 $k$ 时刻的状态量；

2）根据式（4）中的第二个公式，计算预测值的误差协方差矩阵，确定预测的准确度，为后边进行权重分配做准备；

3）根据式（4）中的第三个公式计算卡尔曼滤波增益，也就是给实测值和预测值分配权重，进而通过卡尔曼滤波增益修正状态量；

4）根据式（4）中的第四个公式，通过该式进行卡尔曼的最优估计，利用预测状态信息反算观测量，然后计算实测值 $Z_k$ 与反算值之差，再进行综合加权；

5）根据式（4）中的第五个公式，该式就是对计算出来的最优结果进行评价，计算一下最优结果的准确度如何，也是为了下一时刻做准备，保证后续可以一直循环下去。

卡尔曼滤波法估算电池 SOC 值就是通过上边 5 个步骤不停地进行迭代，从而使 SOC 值收敛于真实值，而且估算的过程中对初值没有依赖性，也不存在累积误差，估算的 SOC 值准确度和稳定性高于电流积分法，但是 AGV 车工况特殊，电流突变频率高，在实际工况下扩展卡尔曼滤波法估算 SOC 在电流突变时跟踪效果较差，影响 SOC 值估算的准确性和实时性。所以需要对扩展卡尔曼滤波法进行改进，加快算法在电流突变时的预测速度，提高其在特殊工况下估算 SOC 值的准确性和实时性。

加快算法在电流突变时的预测速度就要求算法在电流突变刚开始的时刻加大 SOC 值的修正幅度。由式（4）得出增大滤波增益 $K_k$ 的值可以提高状态量的更新幅度，加快算法的跟踪速度。所以要改善特殊工况下扩展卡尔曼滤波算法的预测速度就需要在突变开始时增大滤波增益，突变过后减小滤波增益，从而达到动态修正 SOC 的作用。

令改进后的滤波增益为 $K_k'$ 则扩展卡尔曼滤波算法的状态更新如式（5）所示：

$$\hat{X}_{k/k}' = \hat{X}_{k/k-1}' + K_k'[Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}] \tag{5}$$

由式（5）可得：

$$K_k'[Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}] = \hat{X}_{k/k}' - \hat{X}_{k/k-1}' \tag{6}$$

由式（4）可得：

$$K_k[Z_k - H_k\hat{X}_{k/k-1}] = \hat{X}_{k/k} - \hat{X}_{k/k-1} \tag{7}$$

令滤波增益修正函数为 $W(t)$，则由式（6）和式（7）可得：

$$W(t) = \frac{K_k'[Z_k - H_k\hat{X}_{k/k-1}]}{K_k[Z_k - H_k\hat{X}_{k/k-1}]} = \frac{\hat{X}_{k/k}' - \hat{X}_{k/k-1}'}{\hat{X}_{k/k} - \hat{X}_{k/k-1}} = \frac{K_k'}{K_k} = \frac{\hat{X}_{k/k}' - \hat{X}_{k/k-1}'}{\hat{X}_{k/k} - \hat{X}_{k/k-1}} \tag{8}$$

滤波增益在突变开始时增大，提高修正幅度，随着突变的进行滤波增益逐渐减小，在突变结束后恢复正常值，为了找出特殊工况下滤波增益修正函数的这种变化规律，本文选取实验数据然后通过数据拟合找出修正函数。实验数据如表 1 所示。

使用 Matlab 最小二乘法拟合实验数据可得如式（9）所示的函数关系。

$$W(t) = 1.011e^{-0.4909t} + 0.9998 \tag{9}$$

将式（9）化简可得：

$$W(t) = 0.6121^t + 0.9998 \tag{10}$$

表 1 修正函数拟合实验数据

| $t$/s | $K'$/K | $t$/s | $K'$/K |
|---|---|---|---|
| 0 | 2.001 | 0.5 | 1.7822 |
| 1 | 1.6124 | 1.5 | 1.4788 |
| 2 | 1.3746 | 2.5 | 1.2931 |
| 3 | 1.2292 | 3.5 | 1.1792 |
| 4 | 1.1402 | 4.5 | 1.1098 |
| 5 | 1.0859 | 6 | 1.0525 |
| 7 | 1.0322 | 8 | 1.0196 |

在 Matlab 中绘制实验数据曲线图，如图 3 所示。在图 3 中前 6 秒是电流的突变时间，在突变刚开始时修正函数使得滤波增益值较大，对 SOC 值的修正幅度也比较大，突变过后滤波增益值恢复正常值。这样滤波增益就可以根据突变的情况实现动态调整，加快算法的跟踪速度。

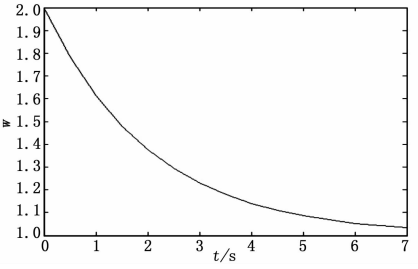


图 3 滤波增益修正函数变化曲线

通过实验数据的拟合可以得出修正函数符合指数函数的变化规律，令其动态修正函数如式（11）所示：

$$\delta = 1 + \varphi\beta^t \tag{11}$$

则改进后扩展卡尔曼滤波算法中的增益 $K_k'$ 如式（12）所示

$$K_k' = (1 + \varphi\beta^t)P_{k/k-1}C_k{}^T(C_kP_{k/k-1}C_k{}^T + R_k)^{-1} \tag{12}$$

式（12）中 $\beta$ 是一个调整因子，其值是 0－1 的数，该参数可以调整电流突变持续的时间，如果突变时间持续较短则该参数取值较小，如果突变时间持续时间较长该参数取值较大，具体取值可根据实际工程确定。$\varphi$ 是调节幅度因子，该参数可以跟踪系统的突变强度，如果突变强度较大该参数取值较大，突变强度较小取值较小。式中 $t$ 是系统突变的持续时间，设 $t_0$ 是突变开始的时间，而 $t'$ 是突变结束的时间，则 $t = t_0 - t'$。由此可计算出改进扩展卡尔曼滤波算法中增益变化如式（13）所示。

$$\begin{aligned} \delta &= 1 + \varphi(t \to 0) \\ \delta &= 1(t \to \infty) \\ K_k' &= (1 + \varphi)K_k(t \to 0) \\ K_k' &= K_k(t \to \infty) \end{aligned} \tag{13}$$

改进扩展卡尔曼滤波增益后，系统在突变刚开始的时候将滤波增益扩大到没有改进前的 $1+\varphi$ 倍，系统 SOC 值的修正幅度变大，迅速收敛到真实值；随着突变的结束，滤波增益逐渐变小，最终恢复为 $K_k$。这样就实现了扩展卡尔曼滤波算法中滤波增益动态调整，修正幅度动态变化，有利于系统在突变情况下更快地收敛到真是值，减小扩展卡尔曼滤波算

法中观测值滞后影响 SOC 估算精度的影响，提高了系统的跟踪能力。

## 4　实验与分析

为了验证扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车 SOC 值的效果，同时还要验证改进后的扩展卡尔曼滤波算法的跟踪效果，本研究进行了一系列的实验，实验对比分析了扩展卡尔曼滤波法与安时法估算 AGV 车 SOC 值的效果差异，对比分析了扩展卡尔曼滤波算法改进前后的跟踪效果。

AGV 车在正常运行的情况下，电池的各种数据是实时记录的，所以本实验使用的数据都是 AGV 车实时运行的现场数据。本文在 Visual Studio 2012 平台上编写了算法验证程序，通过读取 AGV 车实时运行的现场数据来模拟出 AGV 车的实际工况，然后分别使用电流积分法和扩展卡尔曼滤波法估算 AGV 车的 SOC 值，其对比分析曲线如图 4 所示。

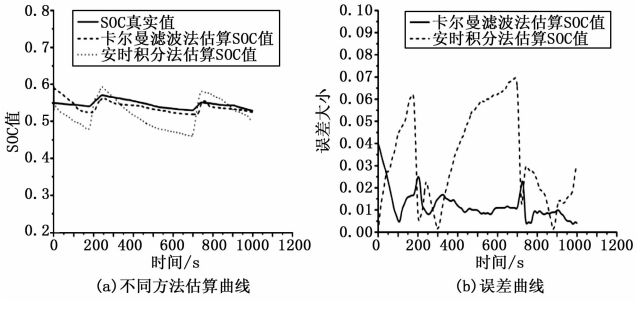


图 4　SOC 值估算对比曲线

在实验中为了保证安时法的准确性，给定其初值是准确的，而卡尔曼滤波法的初值有较大误差。通过实验结果可知安时法误差较大，最大误差超过 7%，而且这种误差范围是在初值准确的情况下产生的，如果初值不准确其误差范围还会进一步扩大。而卡尔曼滤波法在初值不准确的情况下，随着迭代次数的增加其估算结果逐渐收敛到真实值，误差范围基本可以控制在 4%以内，准确度明显高于安时积分法。但是从结果对比曲线上也可以看出扩展卡尔曼滤波法也存在一定的问题。在图 5a 中标出了两个个圈，在每一个标识圈内可以看出卡尔曼滤波法估算的 SOC 值都要滞后于真实值，导致误差比较大，这是因为当 AGV 车电流发生突变时，扩展卡尔曼滤波法的观测电压是滞后的，从而导致 SOC 的估算也出现滞后。为了解决这个问题，对扩展卡尔曼滤波法进行了改进，即将扩展卡尔曼滤波算法中的调整增益设置成动态增益，在该实验中 $\beta=0.5$，$\varphi=1$，对改进后的算法进行实验，结果如图 5（b）所示。

从改进后的实验结果可知 SOC 估算的精度进一步提高，相比改进前的卡尔曼滤波算法其跟踪效果更好，在电流发生突变时也能较快地收敛到真实值。为进一步说明优化后的卡尔曼滤波算法其跟踪效果更好，将 SOC 真实值，改进前卡尔曼滤波法估算的 SOC 值，改进后卡尔曼滤波法估算的 SOC 值进行放大比较，结果如图 6 所示。从图 6 中可以很清楚地看到改进后的卡尔曼滤波法其跟踪效果相比没有改进的卡尔曼滤波法提升了 30%左右，所以在 AGV 车这种电流变化幅度大的工况下，改进后的卡尔曼滤波法估算的 SOC 值更加准确。

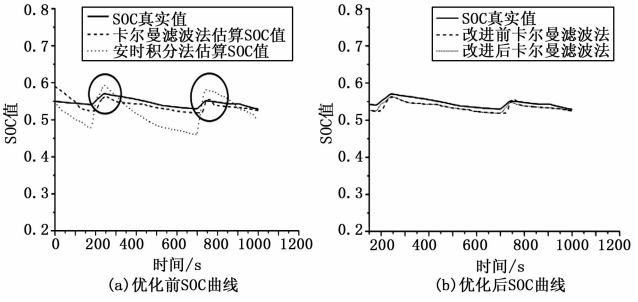


图 5　扩展卡尔曼滤波算法跟踪效果图

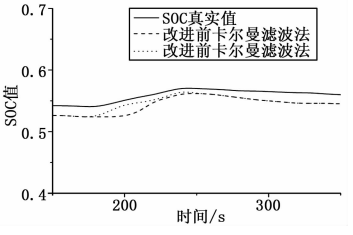


图 6　跟踪效果对比图

## 5　结论

本文立足解决工业生产实际问题，充分分析了 AGV 车特殊的工况，指出安时积分法在估算其 SOC 值不准确的原因所在，提出使用扩展卡尔曼滤波法估算其电池 SOC 值，针对传统扩展卡尔曼滤波法跟踪效果差的问题，改进其滤波增益为动态变化增益，提高估算 SOC 值的实时性，保证 AGV 车 SOC 值的准确性在 5%以内，有效解决了工程中 AGV 车 SOC 值估算不准确的问题。

**参考文献：**

[1] 朱从民，黄玉美，上官望义，等．AGV 多传感器导航系统研究［J］．仪器仪表学报，2008，29（11）：2419－2423.

[2] 朱玉玉，刘福兵，李朋飞．AGV 车用锂离子电池管理系统设计［J］．电源技术，2015，39（5）：917－920.

[3] 刘胜永，李　源，赵振森，等．基于 DSP 的电动汽车锂电池荷电状态估算的研究与实现［J］．计算机测量与控制，2015，23（10）：3533－3535.

[4] 吴铁洲．HEV 锂离子电池组管理关键技术研究［D］．武汉：华中科技大学，2010.

[5] He H，Xiong R，Zhang X，et al. State－of－charge estimation of the lithium－ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved the venin model［J］．IEEE Transactions on Vehicular Technology，2011，60（4）：1461－1469.

[6] Aung H，Soon Low K，Ting Goh S. State－of－Charge Estimation of Lithium－Ion Battery Using Square Root Spherical Unscented Kalman Filter（Sqrt－UKFST）in Nanosatellite［J］．IEEE Transactions on Power Electronics，2014，30（9）：4774－4783.

[7] Chen Z，Fu Y，Mi C C. State of charge estimation of lithium－ion batteries in electric drive vehicles using extended kalman filtering［J］．IEEE Transactions on Vehicular Technology，2013，62（3）：1020－1030.