

Simultaneous Estimation of model parameters and state-of-charge of Lithium-Ion Batteries using Recursive least squares and Modified Particle Filter

Ramazan Havangi

Faculty of Electrical Engineering and Computer, University of Birjand, Birjand, Iran

Abstract:

Estimating the status of battery charge (SOC) in lithium-ion batteries is important not only for optimum energy management but also for ensuring safe operation and preventing charge and discharge and thus reducing battery life. However, this parameter cannot be directly measured from the battery terminals. Therefore, SOC needs to be estimated. In this paper, the recursive least squares method (RLS) is used to estimate the battery parameters and the modified particle filter is used to estimate the SOC of lithium-ion batteries. The standard particle filter has the problem of particle degeneracy phenomenon, which reduces estimation accuracy. Therefore, in modified particle filter, the difference evolutionary algorithm and the Markov chain Monte Carlo) MCMC (method are applied to the standard PF, that makes the estimation of SOC more accurate and consistent. In order to evaluate the performance of the proposed method, this method is compared with the classical methods. The results show the effective performance of the proposed method compared to other methods.

Keywords: Lithium-ion Battery, State of Charge Estimation, Particle Filter

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از

حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح‌شده

رمضان هاونگی

دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه بیرجند - بیرجند - ایران

havangi@Birjand.ac.ir

چکیده: تخمین وضعیت شارژ باتری (SOC) در باتری‌های لیتیوم یون نه تنها برای مدیریت بهینه انرژی، برای اطمینان از عملکرد امن و جلوگیری از شارژ و دشارژ و در نتیجه، کاهش عمر باتری اهمیت زیادی دارد. با وجود این، این پارامتر به‌طور مستقیم از پایانه‌های باتری قابل اندازه‌گیری نیست؛ بنابراین، نیاز به تخمین آنها وجود دارد. در این مقاله از روش حداقل مربعات بازگشتی (RLS) برای تخمین پارامترهای باتری و از فیلتر ذره‌ای اصلاح‌شده برای تخمین SOC باتری‌های لیتیوم یون استفاده شده است. فیلتر ذره‌ای استاندارد دارای مشکل پدیده تباهیدگی ذرات است که دقت تخمین را کم می‌کند؛ بنابراین، در فیلتر ذره‌ای اصلاح‌شده، الگوریتم تفاضل تکاملی (DE) و گام مارکوف چابک مونت کارلو (MCMC) روی PF استاندارد اعمال می‌شود که باعث تخمین دقیق‌تر و سازگارتر از SOC می‌شود. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، این روش با روش‌های کلاسیک مقایسه شده است. نتایج نشان‌دهنده عملکرد مؤثر روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها است.

واژه‌های کلیدی: باتری لیتیوم یون، تخمین وضعیت شارژ، فیلتر ذره‌ای.

۱- مقدمه

امروزه کاهش منابع سوخت‌های فسیلی نیاز به کشف مواد اولیه تجدیدپذیر را افزایش داده است تا بتوان سیستم‌های پایدار و سازگار با محیط‌زیست طراحی کرد. منابع تولید انرژی‌های تجدیدپذیر مانند انرژی باد، خورشید، برق آبی و غیره تداوم ندارند و باید به گونه‌ای این انرژی‌ها را ذخیره کرد. بهترین سیستم ذخیره‌سازی باتری است. به علت مزایای زیاد از قبیل توان بالا، چگالی انرژی بالا، ولتاژ بالا، آلودگی کمتر، اثرنداشتن حافظه، عمر طولانی‌تر و میزان خود تخلیه کمتر، باتری‌های لیتیوم یون^۱ به‌طور گسترده‌ای نسبت به سایر باتری‌ها استفاده

شده‌اند [۱]. برای عملکرد بهتر باتری لیتیوم یون و اطمینان از ایمنی و عمر طولانی‌تر آن، نیازی مهم و بنیادی به سیستم مدیریت باتری (BMS) وجود دارد. سیستم مدیریت باتری باید قادر به تأمین تخمین دقیق SOC، وضعیت سلامت باتری و عمر مفید باقیمانده در سلول باشد [۲]. تخمین وضعیت شارژ باتری، یکی از کلیدی‌ترین وظایف BMS محسوب می‌شود. با وجود این، تخمین دقیق SOC مشکل است. این بدان علت است که SOC وضعیت داخلی سلول باتری است و نمی‌توان به‌طور مستقیم اندازه‌گیری کرد؛ بنابراین، SOC باید تخمین زده شود.

تا کنون روش‌های مختلفی برای تخمین وضعیت شارژ باتری پیشنهاد شده است که به‌طور کلی به دو دسته مدل آزاد و مبتنی بر مدل تقسیم می‌شود. مدل‌های آزاد شامل روش آمپر - ساعت (Ah)^۳ یا شمارش کولن [۳-۴]، ولتاژ مدار باز (OCV)^۴ هستند [۵-۶]. تکنیک شمارش آمپر - ساعت رایج‌ترین روش برای محاسبه SOC است که SOC را با

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۸/۰۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۲۴

نام نویسنده مسئول: رمضان هاونگی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - بیرجند - دانشگاه بیرجند - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح شده

با مجموعه‌ای از ذرات وزن داده شده تخمین زده می‌شود. فیلتر ذره‌ای از یک مجموعه وزن داده شده‌ای از نمونه‌ها برای تقریب تابع توزیع پسین استفاده می‌کند. فیلتر ذره‌ای برای تخمین حالت‌های سیستم‌های پیچیده غیرخطی، مناسب است که توزیع نویزها غیرگوسی است؛ بنابراین، فیلتر ذره‌ای تخمین وضعیت شارژ باتری، مناسب است.

در این مقاله، از فیلتر ذره‌ای اصلاح شده با الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی برای تخمین وضعیت شارژ باتری استفاده شده است. فیلتر ذره‌ای استاندارد دارای مشکل تباهدگی ذرات است که دقت پیش‌بینی را کم می‌کند. در فیلتر ذره‌ای اصلاح شده، الگوریتم تفاضل تکاملی و MCMC روی PF استاندارد اعمال می‌شود که باعث افزایش دقت تخمین SOC و سازگاری می‌شود. این بدان دلیل است که الگوریتم تفاضل تکاملی و MCMC تنوع میان ذرات را حفظ می‌کنند و باعث می‌شوند ذرات به‌طور مجانبی نمونه‌ها را از تابع چگالی احتمال پسین حالت‌های واقعی تقریب بزنند.

ساختار بقیه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲، مدل‌سازی باتری لیتیوم یون با استفاده از مدار معادل RC مرتبه اول ارائه شده است. در بخش ۳، تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با روش پیشنهادی ارائه شده است. نتایج شامل شناسایی پارامترهای باتری و تخمین وضعیت شارژ آن در بخش ۴ ارائه شده‌اند. در بخش ۵، نتیجه‌گیری شده است.

۲- مدل‌سازی

مدل‌سازی باتری مسئله مهم و چالش‌برانگیزی در سیستم مدیریت باتری است. تا کنون مدل‌های متعددی برای باتری گزارش شده‌اند که به‌طور کلی به چهار دسته‌بندی می‌شوند [۱۶]. مدل ایدئال، مدل رفتاری، مدل الکتروشیمیایی و مدل مدار معادل الکتریکی. مدل‌های مدار معادل شامل شبکه RC مرتبه n هستند که برای توصیف مشخصه دینامیک باتری به کار برده می‌شوند. در این مقاله برای داشتن دقت بالا و پیچیدگی محاسباتی کم، مدل RC مرتبه اول استفاده شده که در شکل (۱) نشان داده شده است [۱۶]:

انتگرال‌گیری جریان در طول زمان به دست می‌آورد. در این روش، اگر SOC اولیه معلوم باشد، دقت تخمین، بالا خواهد بود؛ اما اگر به اشتباه تخمین زده شود، همه محاسبات SOC پس از آن اشتباه خواهد بود؛ بنابراین، این روش مشکلاتی از قبیل نویز اندازه‌گیری و SOC اولیه نادرست دارد. در روش ولتاژ مدار باز، SOC بر حسب OCV به دست می‌آید؛ اما چون در این روش باتری برای مدت طولانی قبل از اندازه‌گیری OCV باید به حالت پایدار برسد، این روش برای کاربردهای برخلاف نامناسب است. این روش می‌تواند با شمارش آمپر ساعت ترکیب شود. چنین ترکیبی اجازه می‌دهد SOC بعد از یک دوره آرامش با استفاده از رابطه OCV-SOC محاسبه شود. این SOC به‌عنوان نقطه کالیبراسیون مجدد برای روش شمارش آمپر - ساعت استفاده می‌شود.

به‌منظور بهبود دقت تخمین وضعیت شارژ باتری، روش‌های تخمین مبتنی بر مدل گسترش یافته‌اند [۷-۹]. در روش‌های مبتنی بر مدل، ابتدا باتری مدل‌سازی و سپس از یک تخمینگر برای تخمین وضعیت شارژ استفاده می‌شود. فیلتر کالمن تعمیم‌یافته (EKF) یکی از معروف‌ترین تخمینگرها برای تخمین وضعیت شارژ است [۱۰-۱۱]. با وجود این، در این روش محاسبه ماتریس ژاکوبین باعث ناپایداری فیلتر و تخمین نادرست برای بسیاری از مدل‌های غیرخطی باتری می‌شود. برای بهبود این مشکل، روش‌های تخمین وضعیت شارژ باتری براساس فیلتر کالمن بی‌رد (UKF) ارائه شده است [۱۲-۱۳]. این روش با ترکیب تبدیل بی‌رد و فیلتر کالمن بر ضعف‌های دقت پایین و پایداری ضعیف روش مبتنی بر فیلتر کالمن غلبه می‌کند. با وجود این، روش تخمین وضعیت شارژ باتری براساس فیلتر کالمن بی‌رد در شرایط اولیه نادقیق، نویزهای غیرگوسی، توزیع‌های غیرگوسی و مشکل چولسکی در تجزیه ماتریس‌های غیر مثبت به واگرایی آن منجر می‌شود.

با توجه به مشکلات گفته‌شده، در سال‌های اخیر به تخمین وضعیت شارژ باتری با استفاده از فیلتر ذره‌ای توجه شده است. فیلتر ذره‌ای، پیاده‌سازی مبتنی بر روش مونت کارلو است که به‌طور وسیعی در تخمین سیستم‌های غیرخطی و غیرگوسی کاربرد دارد [۱۴-۱۵]. در فیلتر ذره‌ای، تابع چگالی احتمال پسین

۳-۱- شناسایی پارامترهای باتری با RLS

در این مقاله برای تخمین پارامترهای باتری از روش حداقل مربعات بازگشتی استفاده شده است. علت استفاده از این روش، حجم محاسباتی پایین و سرعت همگرایی بالای آن است. برای استفاده از روش RLS در تخمین پارامترهای باتری ابتدا معادله ولتاژ دوسر باتری در حوزه تبدیل لاپلاس به صورت زیر نوشته می شود:

$$U_t(s) = U_{OCV}(s) - \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} I(s) - R_0 I(s) \quad (۳)$$

با بازنویسی معادله به صورت زیر

$$U_{OCV}(s) - U_t(s) = \left(\frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + R_0 \right) I(s) \quad (۴)$$

تابع انتقال $G(s)$ به صورت زیر تعریف می شود:

$$G(s) = \frac{U_t(s) - U_{OCV}(s)}{I(s)} = - \frac{R_0 + R_1 + R_1 C_1 R_0 s}{1 + R_1 C_1 s} \quad (۵)$$

با استفاده از تبدیل دوخطی $s = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$ معادله (۵)

به صورت زیر گسسته می شود:

$$G(z^{-1}) = \frac{U_t(z^{-1}) - U_{OCV}(z^{-1})}{I(z^{-1})} = - \frac{\frac{R_0 T + R_1 T + 2R_0 R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} + \frac{R_0 T + R_1 T - 2R_0 R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} z^{-1}}{1 + \frac{T - 2R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1} z^{-1}} \quad (۶)$$

با تعریف پارامترهای زیر:

$$a_1 = - \frac{T - 2R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1}$$

$$a_2 = - \frac{R_0 T + R_1 T + 2R_0 R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1}$$

$$a_3 = - \frac{R_0 T + R_1 T - 2R_0 R_1 C_1}{T + 2R_1 C_1}$$

تابع تبدیل به صورت زیر بازنویسی می شود:

$$\frac{U_t(z^{-1}) - U_{OCV}(z^{-1})}{I(z^{-1})} = \frac{a_2 + a_3 z^{-1}}{1 + a_1 z^{-1}}$$

در نتیجه، $U_t(k)$ به صورت زیر بیان می شود:

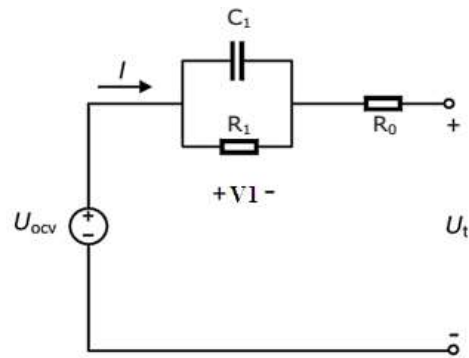
$$U_t(k) = U_{OCV}(k) - a_1 U_{OCV}(k-1) + a_2 U_t(k-1) + a_3 I(k-1) \quad (۷)$$

که با تعریف $M(k)$

$$M(k) = U_{OCV}(k) - a_1 U_{OCV}(k-1) \quad (۸)$$

داریم

$$U_t(k) = M(k) + a_1 U_t(k-1) + a_2 I(k) + a_3 I(k-1) \quad (۹)$$



شکل ۱- مدل مرتبه اول باتری

این مدل شامل ترکیبی از منبع ولتاژ U_{OCV} ، مقاومت اهمی R_0 ، مقاومت پلاریزاسیون R_1 و خازن C_1 است که همانند سایر مدل ها سعی می کنند رفتار باتری را مدل کنند. معادلات فضای حالت این مدل به صورت زیر است:

$$\dot{SOC} = - \frac{1}{Q_n} I \quad (۱)$$

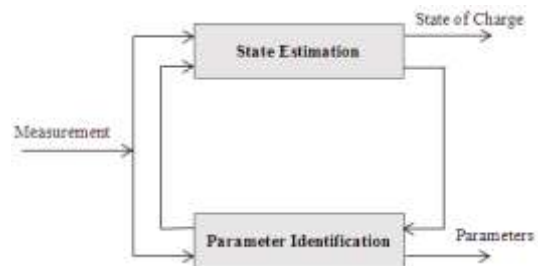
$$\dot{V}_1 = - \frac{1}{R_1 C_1} V_1 + \frac{1}{C_1} I$$

$$U_t = U_{OCV}(SOC) - V_1 - R_0 I \quad (۲)$$

که V_1 ولتاژ خازن، Q_n ظرفیت مجاز سلول باتری، U_t ولتاژ ترمینال سلول، I جریان سلول با مقدار مثبت در شارژ و مقدار منفی در شارژ، U_{OCV} ولتاژ مدار باز سلول و تابعی از SOC است.

۳- تخمین همزمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری

بلوک دیاگرام روش پیشنهادی برای تخمین همزمان پارامترهای باتری و تخمین وضعیت شارژ آن به صورت شکل (۲) است. در روش پیشنهادی از حداقل مربعات بازگشتی برای تخمین پارامترها و از فیلتر ذره ای بهبودیافته برای تخمین SOC استفاده شده که در زیربخش های زیر تشریح شده است.



شکل ۲- بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح‌شده

حال بردارهای $\phi(k)$ و $\theta(k)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\phi(k) = [1 \quad U_t(k-1) \quad I(k) \quad I(k-1)]$$

$$\theta(k) = [M(k) \quad a_1 \quad a_2 \quad a_3]$$

در نتیجه:

$$U_t(k) = \phi(k)\theta(k)$$

برای تخمین $\theta(k)$ به صورت زیر از RLS استفاده شده است:

$$U_t(k) = \phi(k)\theta(k) + e(k)$$

$$K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k)^T}{\phi(k)P(k-1)\phi(k)^T + \lambda}$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[y(k) - \phi(k)\hat{\theta}(k-1)]$$

$$P(k) = \frac{(1 - K(k)\phi(k))P(k-1)}{\lambda}$$

به طور خلاصه الگوریتم تخمین پارامترهای باتری مطابق

شکل ۳ است:

شکل ۳: الگوریتم تخمین پارامترهای باتری

۱- مقداردهی اولیه $\hat{\theta}(0)$ ، $P(0)$ و λ

۲- محاسبه خطای $e(k)$

$$e(k) = y(k) - \phi(k)\hat{\theta}(k-1)$$

۳- محاسبه ماتریس گین

$$K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k)^T}{\phi(k)P(k-1)\phi(k)^T + \lambda}$$

۴- بروزرسانی بردار پارامترها

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[y(k) - \phi(k)\hat{\theta}(k-1)]$$

۵- بروزرسانی کواریانس

$$P(k) = \frac{(1 - K(k)\phi(k))P(k-1)}{\lambda}$$

۳-۲- تخمین وضعیت شارژ باتری با استفاده از

فیلتر ذره‌ای بهبود یافته شده

در حالت کلی فرم گسسته معادلات باتری به صورت زیر

نوشته می‌شود:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k$$

$$P(\omega_k) \sim N(0, Q_k)$$

$$y_k = h(x_k, u_k) + v_k$$

$$P(v_k) \sim N(0, R_k)$$

$$f(x_{k-1}, u_k) = \begin{bmatrix} e^{\frac{-T}{R_{1,k}C_{1,k}}} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} R_{p,k} \cdot \left(1 - e^{\frac{-T}{R_{1,k}C_{1,k}}}\right) \\ -T \\ C \cdot 3600 \end{bmatrix} I_k \quad (10)$$

$$h(x_k, U_k) = U_{OC,k} - V_{1,k} - R_{0,k}I_k$$

سیستم است. با توجه به معادلات مدل باتری ملاحظه می‌شود این سیستم، سیستم غیرخطی است. فیلتر بیزین کلی ترین روش برای تخمین سیستم غیرخطی است. از نقطه نظر روش بیزین، بردار حالت x_k باید براساس اندازه‌گیری‌های $y_{0:k} = \{y_i, i=0,1,\dots,k\}$ تخمین زده شود. در قاعده مینیمم میانگین مربع خطا (MMSE) تخمین بهینه امید شرطی $E(x_k|y_{0:k})$ است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E(x_k|y_{0:k}) = \int x_k p(x_k|y_{0:k}) dx_k \quad (11)$$

وقتی یک اندازه‌گیری جدید برسد، تابع چگالی احتمال پسین $p(x|y)$ باید به روزرسانی شود که این محاسبات را سخت می‌کند؛ بنابراین، فیلتر بازگشتی بیزین شامل دو گام پیش‌بینی و به روزرسانی است. برای تابع چگالی احتمال پسین حالت در زمان k ، گام به روزرسانی و پیش‌بینی به صورت زیر است:

$$p(x_k|y_{0:k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_k|y_{0:k-1}) dx_{k-1} \quad (12)$$

$$p(x_k|y_{0:k}) = \frac{p(y_k|x_k)p(x_k|y_{0:k-1})}{\int p(y_k|x_k)p(x_k|y_{0:k-1}) dx_k}$$

ملاحظه می‌شود روش بیزین یک راه حل تحلیلی و بسته ارائه نمی‌کند؛ در نتیجه، مناسب پیاده‌سازی نیست. مهم ترین روش غیرپارامتریک برای پیاده‌سازی فیلتر بیز، فیلتر ذره‌ای است [۱]. فیلتر ذره‌ای، تابع چگالی احتمال پسین $p(x_{0:k}|y_{1:k})$ را به صورت مجموعه‌ای از ذرات وزن داده شده زیر بیان می‌کند:

$$S_k = \{(x_k^i, w_k^i) | i = 1, \dots, N\} \quad (13)$$

که N بیان‌کننده تعداد ذرات و w_k^i وزن مربوط به x_k^i است. در این صورت $p(x_{0:k}|y_{1:k})$ با مجموع وزن داده شده‌ای به صورت زیر تقریب زده می‌شود:

$$p(x_{0:k}|y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (14)$$

۳- نرمال سازی وزن ها

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$$

۳-۲-۱- بهبود نمونه برداری

یکی از مهم ترین مراحل طراحی فیلتر ذره ای، انتخاب توزیع پیشنهادی است. در تحقیقات مربوط به فیلتر ذره ای نشان داده شده است تابع توزیع پیشنهادی بهینه برای فیلتر ذره ای به صورت زیر است:

$$q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, y_{1:k}) = p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k, y_k) \quad (۱۹)$$

با وجود این، در عمل، به دست آوردن فرم تحلیلی برای تابع توزیع پیشنهادی و به طور کلی به دست آوردن نمونه ها از آن مشکل است. ساده ترین فرم تابع توزیع پیشنهادی به کاررفته در فیلتر ذره ای به صورت زیر است:

$$q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, y_{1:k}) = p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k) \quad (۲۰)$$

با جای گذاری در رابطه مربوط به وزن ها، وزن هر ذره به صورت زیر محاسبه می شود:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) \quad (۲۱)$$

پایه سازی فیلتر ذره ای با این تابع توزیع پیشنهادی، ساده و دارای حجم محاسبات کمی است. با وجود این، اندازه گیری ها در نمونه برداری دخالت داده نمی شوند و در نتیجه، دقت تخمین ها پایین می آید. برای حل این مشکل و افزایش دقت نمونه برداری الگوریتم تفاضل تکاملی به داخل گام نمونه برداری فیلتر ذره ای وارد شده است. درحقیقت، بعد از نمونه برداری با استفاده از الگوریتم تفاضل تکاملی ذرات به گونه ای جابه جا می شوند که در مکان هایی قرار گیرند که تابع درستنمایی $p(y_k | x_k)$ بیشینه شود.

برای این منظور، ذرات $\{x_k^i, i = 1, \dots, N\}$ بردارهای هدف جمعیت جاری و وزن های متناظرشان $\{w_k^i, i = 1, \dots, N\}$ توابع هدف بردارهای هدف DE هستند. الگوریتم تفاضل تکاملی، ذرات را به وسیله یک فرآیند تکراری از جهش^۱ برش^۲ و تکرار^۳ ترکیب می کند؛ به صورتی که ذرات در نواحی با تابع درستنمایی بالا قرار بگیرند. فرض کنید $C_k^t =$

که $\delta(\cdot)$ تابع دلتای دایراک است. با توجه به اینکه استخراج نمونه ها از تابع چگالی پسین واقعی $p(x_k | y_{1:k})$ پیچیده یا غیرممکن است، از روش نمونه برداری پراهمیت استفاده می شود. در روش نمونه برداری پراهمیت به جای نمونه برداری از تابع هدف از یک تابع توزیع پیشنهادی $q(x_k | y_{1:k})$ نمونه برداری می شود [۱۹]. وزن ذرات ایجاد شده از تابع توزیع پیشنهادی به صورت زیر است:

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | y_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | y_{1:k})} \quad (۱۵)$$

فرض کنید تابع توزیع پیشنهادی $q(x_k | y_{1:k})$ به صورت زیر بیان شود:

$$q(x_{0:k} | y_{1:k}) = q(x_{0:k-1} | y_{1:k-1}) q(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k}) \quad (۱۶)$$

تابع چگالی احتمال پسین به فرم بازگشتی زیر نوشته می شود:

$$\begin{aligned} p(x_{0:k} | y_{1:k}) &= \frac{p(y_{1:k} | x_{0:k}, y_{1:k-1}) p(x_{0:k} | y_{1:k-1})}{p(z_{1:k} | y_{1:k-1})} = \\ &= \frac{p(y_{1:k} | x_{0:k}, y_{1:k-1}) p(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k-1}) p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1})}{p(z_{1:k} | y_{1:k-1})} = \\ &= \frac{p(y_{1:k} | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1})}{p(z_{1:k} | y_{1:k-1})} \propto \end{aligned} \quad (۱۷)$$

وزن بازگشتی ذرات به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} w_k^i &\propto \frac{p(x_{0:k}^i | y_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | y_{1:k})} \\ &= \frac{p(y_{1:k} | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i) p(x_{0:k-1}^i | y_{1:k-1})}{q(x_{0:k-1}^i | y_{1:k-1}) q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, y_{1:k})} \\ &= w_{k-1}^i \frac{p(y_{1:k} | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k})} \end{aligned} \quad (۱۸)$$

به طور خلاصه تخمین وضعیت شارژ باتری براساس فیلتر ذره ای دارای گام های زیر است:

۱- مقداردهی اولیه

مقدار دهی اولیه ذرات $\{x_k^i\}_{i=1}^N = p(x_0)$ و تعیین وزن های آنها $\{w_0^i\}_{i=1}^N = \frac{1}{N}$

۲- نمونه برداری و محاسبه وزن های آنها

نمونه برداری عبارت از تولید ذرات از توزیع پیشنهادی $p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k)$ است.

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k})}$$

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح‌شده

زمانی $k - 1$ است. وقتی بهترین مقدار برازندگی^{۱۱} به یک آستانه مشخص رسید، تکرارها متوقف می‌شوند. به‌طور خلاصه، شکل (۴) شبه کد کلی فیلتر ذره‌ای را با نمونه‌برداری بهینه نشان می‌دهد.

۱- مقداردهی اولیه نمونه‌ها و وزن‌ها

$$\{x_k^i\}_{i=1}^N = p(x_0), \{w_0^i\}_{i=1}^N = \frac{1}{N}$$

۲- نمونه‌برداری و محاسبه وزن‌ها

$$x_k^i \sim p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k)$$

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i, u_k)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_{1:k})}$$

۳- نرمال‌سازی وزن‌ها

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$$

۴- حرکت دادن ذرات به مکان‌های با تابع درست‌نمایی بالا

۴-۱- در نظر گرفتن N ذره به‌عنوان جمعیت اولیه C_0

۴-۲- اعمال اپراتور جهش و تشکیل v_k

$$v_k = x_{k,i}^t - \beta(x_{k,i_2}^t - x_{k,i_3}^t)$$

۴-۳- اعمال اپراتور برش و تشکیل \hat{x}

$$\hat{x}_{k,ij}^t = \begin{cases} v_{k,ij} & j \in J \\ x_{k,ij}^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

۴-۴- محاسبه تابع هدف برای هر جواب \hat{x}

$$f(\hat{x}_k) = p(y_k | \hat{x}_k)$$

۴-۵- انتخاب براساس تابع هدف

اگر $f(\hat{x}_k)$ کمتر از $f(x_k)$ باشد، آنگاه \hat{x}_k به C_{k+1} اضافه می‌شود؛ در غیر این صورت، اصل بردار x_k به C_{k+1} اضافه می‌شود.

۵- نمونه‌برداری مجدد

شکل ۴- فیلتر ذره‌ای با نمونه‌برداری بهینه

۲-۲-۳ بهبود تنوع میان ذرات

یکی دیگر از مشکلات فیلتر ذره‌ای، مسئله تباهدگی است. این مسئله، تأثیر جدی بر دقت تخمین‌های فیلتر ذره‌ای می‌گذارد. وقتی این مسئله اتفاق می‌افتد، تنها تعداد کمی از

$\{x_{k,1}^t, \dots, x_{k,N}^t\}$ بیان‌کننده جمعیت جاری DE باشد، که شامل N بردار هدف با ابعاد D است. الگوریتم DE از یک بردار $x_{k,i}^t$ برای ارائه هر کاندید جواب i در تکرار t و گام زمانی داده‌شده k استفاده می‌کند. برای هر بردار هدف $x_{k,i}^t$ الگوریتم DE یک بردار آزمایش u را با آشفتن آن از طریق اضافه‌کردن یک یا بیشتر بردارهای تفاضلی وزن داده شده به‌صورت زیر تولید می‌کند:

$$v_k = x_{k,i}^t - \beta(x_{k,i_2}^t - x_{k,i_3}^t) \quad (22)$$

که $x_{k,i}^t$ بردار هدف برای آشفتن در تکرار k است. x_{k,i_2}^t و x_{k,i_3}^t دو عضو از جمعیت است که به‌صورت تصادفی طوری انتخاب شده‌اند که i_2 و i_3 با هم مساوی نباشند. پارامتر β ضریب مقیاس است که دامنه واریانس تفاضل $(x_{k,i_2}^t - x_{k,i_3}^t)$ را کنترل می‌کند.

برای افزایش تنوع بردارهای جمعیت جدید، یک مکانیزم برش به‌صورت زیر معرفی شده است:

$$\hat{x}_{k,ij}^t = \begin{cases} v_{k,ij} & j \in J \\ x_{k,ij}^t & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\hat{x}_{k,i} = \{\hat{x}_{k,ij}\} \quad u_{k,i} = \{u_{k,ij}\}$$

$$x_{k,i} = \{x_{k,ij}\}, \quad j = 1, \dots, D$$

که $x_{k,ij}$ اشاره به J امین المان بردار $x_{k,i}$ دارد و J مجموعه نقاط برش است. برای برش دو جمله‌ای^{۱۱} نقاط برش به‌طور تصادفی از مجموعه نقاط برش ممکن $\{1, 2, \dots, D\}$ انتخاب می‌شود که D ابعاد مسئله است. برای تصمیم‌گرفتن درباره اینکه \hat{x}_k باید عضوی از جمعیت C_{k+1} باشد، بردار جدید با x_k مقایسه می‌شود. اگر بردار \hat{x}_k مقداری بهتر برای تابع معیار به دست آورد، در جمعیت جدید، x_k جایگزین \hat{x}_k خواهد شد. در غیر این صورت، مقدار قدیمی x_k برای جمعیت جدید حفظ می‌شود. تابع معیار بردار \hat{x}_k به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$f(\hat{x}_k) = p(y_k | \hat{x}_k) \quad (23)$$

وقتی جمعیت جدید تولید می‌شود، فرآیند برش، جهش و انتخاب تا جایی تکرار می‌شود که مینیمم آن پیدا شود یا به مینیمم از قبل تعیین شده برسد. در مسئله مدنظر ما DE نیاز به تعداد تکرار زیادی ندارد. این به آن دلیل است که در کاربرد ما فضای جستجو یک ناحیه کوچک حول حالت در گام

۱۷-۱۸]. الگوریتم MH یک توزیع شرطی به عنوان تابع توزیع پیشنهادی برای ایجاد ماکوف چاین با توزیع نامتغیر به کار می برد. الگوریتم استاندارد MH به صورت زیر فرض شده است [۲۰] که نمونه برداری $u \sim U[0,1]$ ، که یک توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ است:

۱. نمونه برداری از تابع توزیع پیشنهادی

$$x_k^* \sim p(x_k | x_{k-1}^*)$$

 ۲. اگر

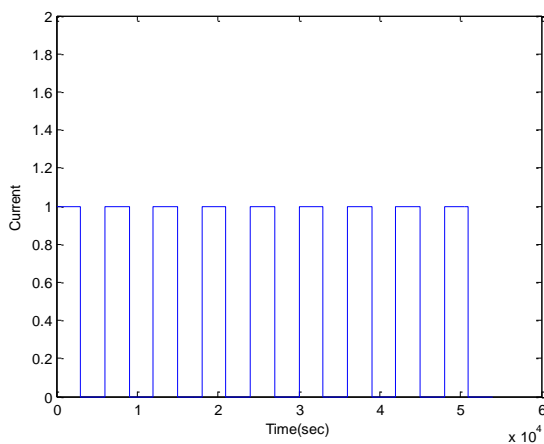
$$u \leq \min\left\{1, \frac{p(y_k | x_k^*)}{p(y_k | x_k)}\right\}$$

$$x_{0:k}^i = (\tilde{x}_{0:k-1}^i, x_k^* | x_{k-1}^i)$$

وگرنه

$$x_{0:k}^i = (\tilde{x}_{0:k}^i, \cdot)$$

۳. پایان شرط.



شکل ۵- جریان ورودی

۴- نتایج

۴-۱- شناسایی پارامترها

تخمین پارامترهای باتری به صورت برخط اهمیت زیادی دارد. برای شناسایی پارامترهای باتری، روش های مختلفی وجود دارد. این روش ها پارامترهای مدل باتری را در مقابل SOC های برون خط بدون در نظر گرفتن تأثیر شرایط عملیاتی باتری بر پارامترهای باتری شناسایی می کنند. همان طور که در مدل مدار معادل دیده شد پارامترهای مدل باتری که شامل R_0 ، R_1 و C_1 می شوند، باید تعیین و شناسایی شوند. جریان ورودی به صورت دلخواه انتخاب شده است. عملکرد روش

ذرات دارای وزن بزرگ اند؛ درحالی که بیشتر ذرات دارای وزن ناچیزند؛ بنابراین حجم زیادی از محاسبات صرف به روزرسانی ذراتی می شود که به ندرت کار می کنند. نمونه برداری مجدد با حذف ذرات با وزن ناچیز و تکثیر ذرات با وزن بالا تباهدگی را کاهش می دهد؛ اما همچنین سبب می شود تنوع میان ذرات کم شود و مسئله ای به نام فقر نمونه ایجاد شود. این پدیده به ویژه وقتی پروسه، نویز کمی داشته باشد، تشدید می شود و سبب ریزش ذرات به یک نقطه خواهد شد؛ در نتیجه، مجموعه ذرات نمی توانند تقریب درستی از تابع چگالی احتمال پسین بزنند و دقت تخمین ها کم خواهد شد. برای غلبه بر این مشکل، تعیین زمان و چگونگی انجام نمونه برداری مجدد، مهم است. برای تعیین زمان نمونه برداری مجدد از معیار تعداد ذرات مؤثر N_{eff} استفاده می شود:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}$$

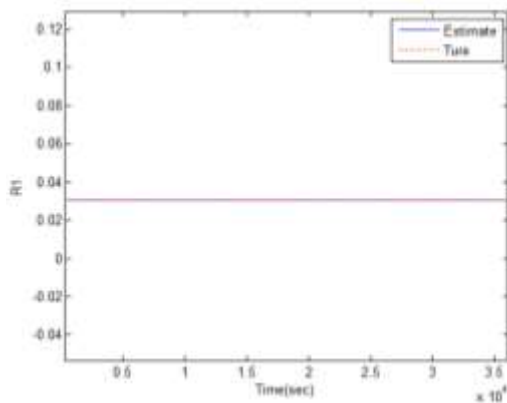
نمونه برداری مجدد زمانی انجام می شود که N_{eff} کمتر از مقدار از پیش تعیین شده N_{eff} باشد. برای افزایش تعداد ذرات و گارانتی تنوع میان ذرات یک روش نمونه برداری برای کاهش تباهدگی ارائه شده است. به منظور حفظ تنوع میان ذرات، به ایجاد تنوع میان ذرات بعد از نمونه برداری مجدد نیاز است؛ به طوری که روی اعتبار تقریب اثر نگذارد. برای این منظور، از روش MCMC برای افزایش تنوع میان ذرات بعد از نمونه برداری مجدد روی اعتبار تقریب اثر نگذارد استفاده می شود.

برای توصیف MCMC، فرض کنید ذرات مطابق پسین انتقال مارکوف چاین^{۱۳} $\kappa(x_{0:k} | \tilde{x}_{0:k})$ با توزیع نامتغیر $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ داریم:

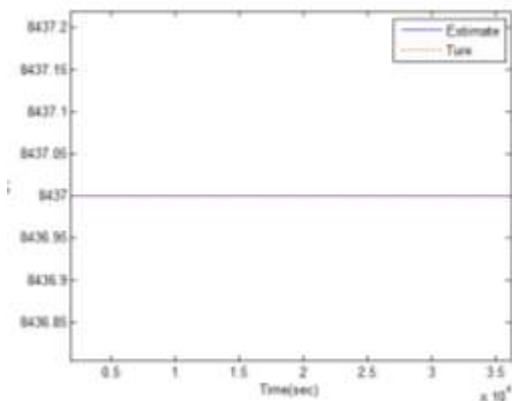
$$\int \kappa(x_{0:k} | \tilde{x}_{0:k}) p(\tilde{x}_{0:k} | y_{0:k}) = p(x_{0:k} | y_{0:k}) \quad (24)$$

ما هنوز مجموعه ای از ذرات توزیع شده مطابق با پسین $p(\tilde{x}_{0:k} | y_{1:k})$ داریم. با وجود این، ذرات جدید ممکن است به سمت ناحیه ای با درستیابی بالا حرکت کنند و کل واریانس توزیع جاری نسبت به توزیع نامتغیر، تنها می تواند کاهش یابد. روش MH^{۱۵} یکی از عمومی ترین روش های MCMC است [

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح شده

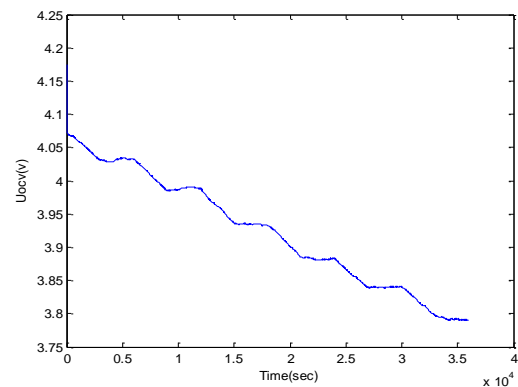


شکل ۸- مقاومت اهمی R_1



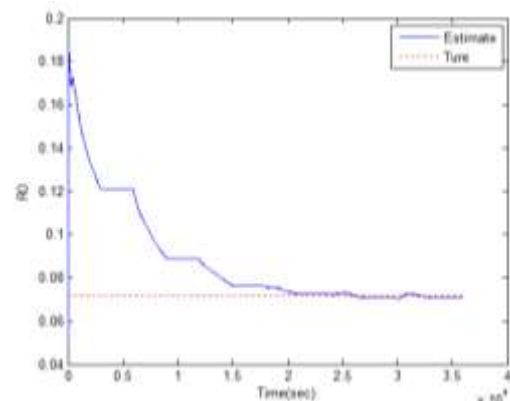
شکل ۹- خازن C_1

پیشنهادی به جریان ورودی بستگی ندارد و در همه حالات، عملکرد آن بر سایر روش‌ها برتری دارد. در این مقاله، جریان I به شکل پالسی استفاده شده که پروفایلی معروف برای شناسایی و تخمین وضعیت شارژ باتری است. از این پروفایل در مقالات متعددی برای شناسایی و تخمین وضعیت شارژ باتری استفاده شده است. جریان ورودی و در نتیجه، ولتاژ U_{ocv} به ترتیب به صورت شکل‌های (۵) و (۶) است.



شکل ۶- ولتاژ U_{ocv}

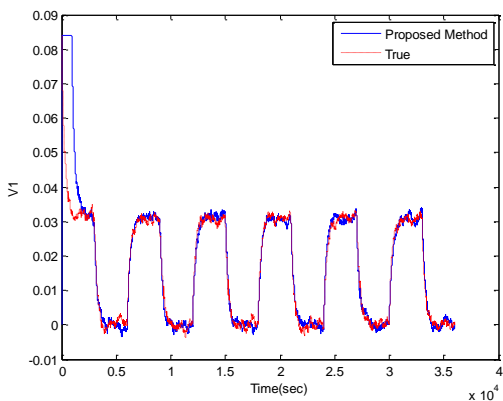
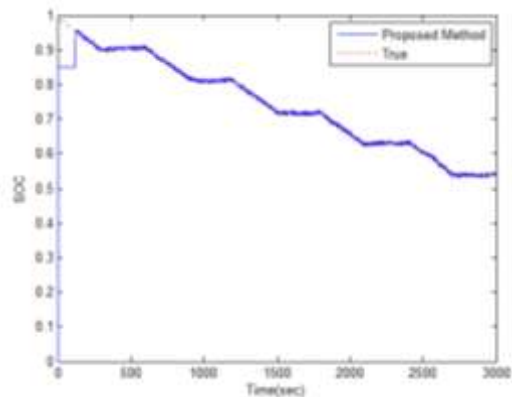
شکل‌های (۷) تا (۹) نتایج تخمین پارامترها را با استفاده از RLS نشان می‌دهند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود پارامترهای تخمین زده شده روش پیشنهادی به خوبی به مقدار واقعی خود همگرا شده‌اند.



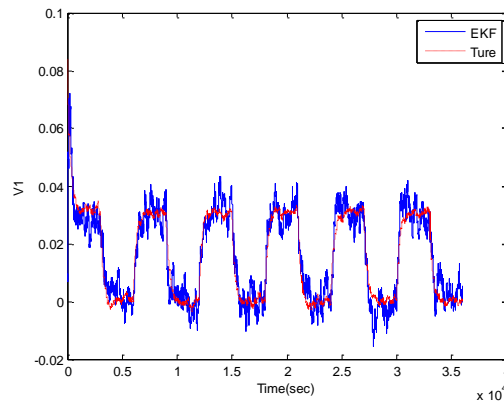
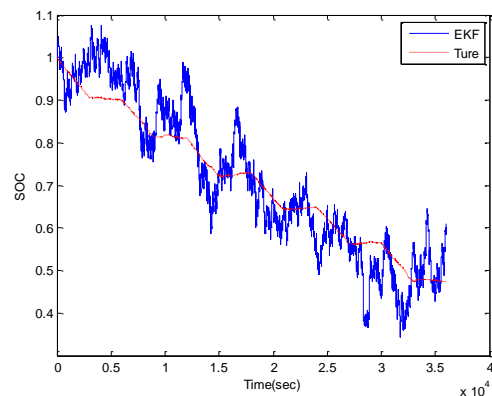
شکل ۷- مقاومت اهمی R_0

۴-۲- ارزیابی عملکرد

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی با تخمین وضعیت شارژ باتری مبتنی بر تخمین‌گرهای EKF و PF ارزیابی شده‌اند. شکل‌های (۱۰) تا (۱۲) نتایج به دست آمده از روش‌های مختلف را نشان می‌دهند. نتایج شامل مقدار واقعی وضعیت شارژ و ولتاژ پلاریزاسیون V_1 و مقدار تخمین زده شده آنها را با استفاده از EKF و PF نشان می‌دهند که روش پیشنهادی دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد.



شکل ۱۲- نتایج تخمین با روش پیشنهادی

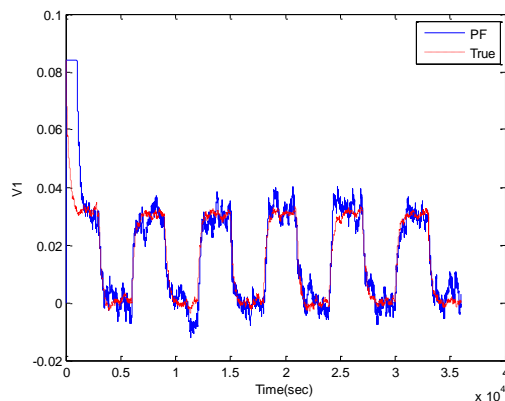
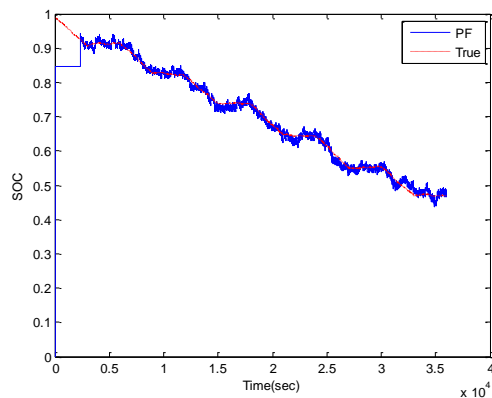


شکل ۱۰- نتایج تخمین با روش EKF

برای ارزیابی بهتر و دقیق‌تر تخمین، RMSE مربوط به SOC با استفاده از تخمینگرهای مختلف بررسی شده است. نتایج در شکل‌های (۱۳) تا (۱۴) نشان داده شده است. این شکل‌ها، مقایسه RMSE را با EKF، PF و روش پیشنهادی نشان می‌دهند. شکل (۱۳) RMSE را برای وضعیت شارژ باتری و شکل (۱۴) RMSE را برای ولتاژ پلاریزاسیون V_1 نشان می‌دهد.

جدول (۱): عملکرد فیلترها با تعداد ذرات مختلف

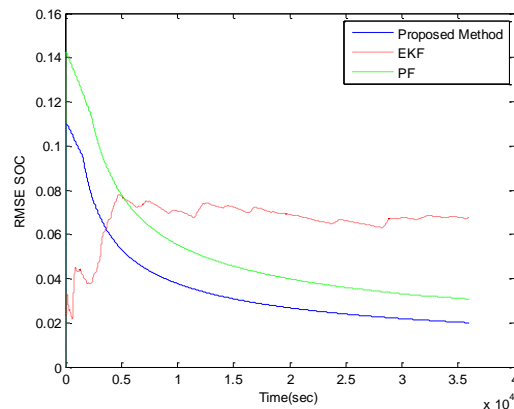
Number Particle	Methods	RMSE	Processing Time
100	Proposed Method	۰,۰۲	۳۱
	PF	۰,۰۵	۱۴
50	Proposed Method	۰,۰۲۱	۱۶
	PF	۰,۱	۹
10	Proposed Method	۰,۰۲۳	۸
	PF	۰,۲	۶



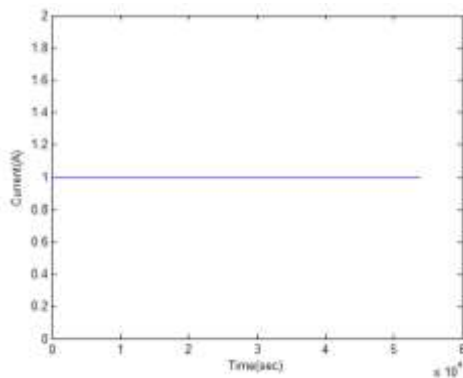
شکل ۱۱- نتایج تخمین با روش PF

تخمین هم‌زمان پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از حداقل مربعات بازگشتی و فیلتر ذره‌ای اصلاح شده

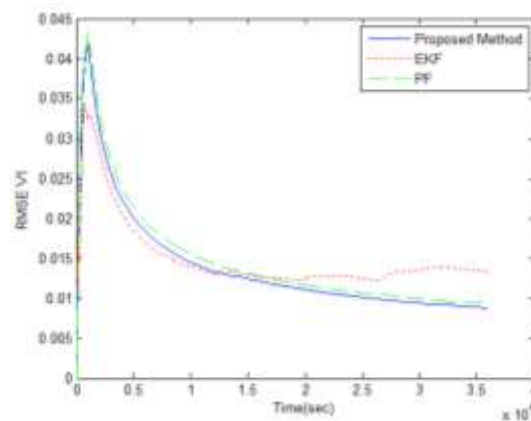
آن وقتی جریان مصرفی باتری DC است، بررسی می‌شود. جریان ورودی در این حالت در شکل (۱۵) نشان داده شده است. شکل‌های (۱۶) تا (۱۷) نتایج به‌دست آمده از روش‌های مختلف را نشان می‌دهند. نتایج شامل مقدار واقعی وضعیت شارژ و مقدار تخمین زده شده آن با استفاده از روش پیشنهادی، EKF و PF است. ملاحظه می‌شود در این حالت نیز روش پیشنهادی دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد.



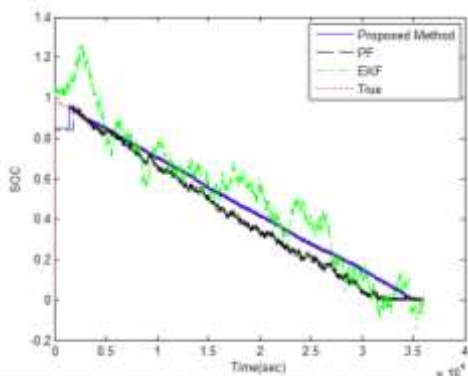
شکل ۱۳- RMSE مربوط به SOC



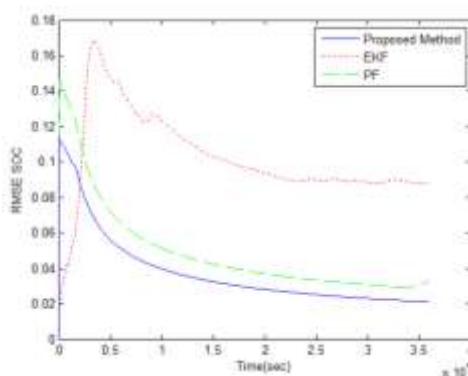
شکل ۱۵ - پروفایل جریان ورودی



شکل ۱۴- RMSE ولتاژ V1



شکل ۱۶- مقایسه تخمین SOC با جریان ثابت



شکل ۱۷- RMSE مربوط به SOC با جریان ثابت

عملکرد فیلترها با تعداد ذرات مختلف در جدول (۱) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود وابستگی عملکرد PF به تعداد ذرات بیشتر از روش پیشنهادی است. این موضوع بدان علت است که در روش پیشنهادی، تابع توزیع پیشنهادی بهبود داده شده است. به‌علاوه روش پیشنهادی تنوع میان ذرات را حفظ می‌کند و باعث می‌شود ذرات نمونه‌برداری مجدد شده به‌طور مجانبی نمونه‌ها را از تابع چگالی احتمال پسین حالت واقعی تقریب بزنند. به عبارت دیگر، روش پیشنهادی از فقر نمونه‌ها جلوگیری می‌کند و در نتیجه، به تعداد ذرات زیاد نیاز نیست. امتیاز الگوریتم جدید این است که روش پیشنهادی برای به دست آوردن دقت تخمین یکسان با فیلتر ذره، به ذرات به مراتب کمتری نیاز دارد.

۴-۲- ارزیابی بیشتر عملکرد روش پیشنهادی

برای ارزیابی بیشتر عملکرد روش پیشنهادی، ابتدا عملکرد

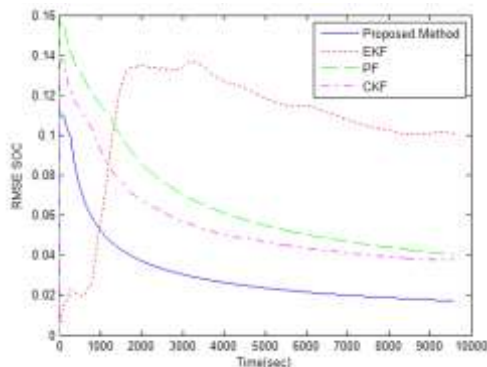
شکل (۲۰) معیار خطای RMSE وضعیت شارژ باتری را در این تست نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهند RMSE مربوط به روش پیشنهادی، همگرایی بیشتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. در جدول (۲)، RMSE به دست آمده از روش‌های مختلف مقایسه شده‌اند.

جدول (۲): مقایسه RMSE

RMSE			
Proposed Method	PF	EKF	CKF
0.017	0.04	0.12	0.038

۵- نتیجه گیری

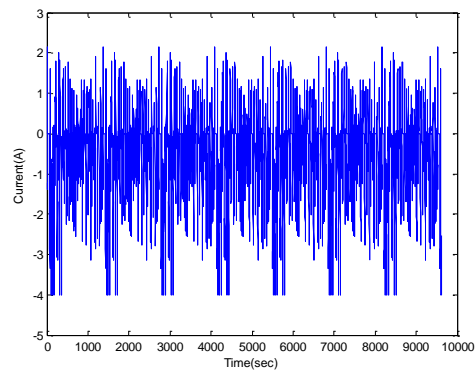
در این مقاله، از فیلتر ذره‌ای بهبود یافته با الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی برای بهبود دقت تخمین وضعیت شارژ باتری لیتیوم یون در وسایل نقلیه الکتریکی استفاده شد. در این روش با توجه به مزایا و معایب مدل‌های مدار معادل، مدار تونن مرتبه اول RC برای مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی باتری لیتیوم یون استفاده شد. در روش پیشنهادی از الگوریتم تفاضل تکاملی و روش MCMC برای بهبود عملکرد PF در تخمین وضعیت شارژ باتری استفاده شده است که باعث تخمین دقیق‌تر و سازگارتر از SOC می‌شود. نتایج نشان‌دهنده عملکرد مؤثر روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها است.



شکل ۲۰- RMSE مربوط به SOC در تست FUDS

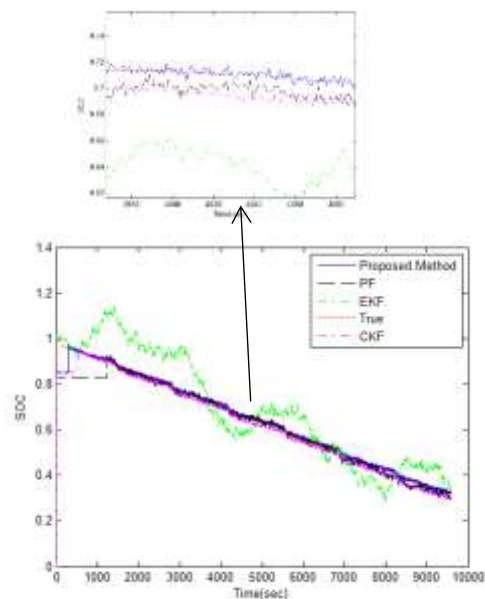
سپاسگزاری

این تحقیق در قالب طرح پژوهشی به شماره ابلاغیه ۱۳۹۸/د/۱۴۸۱۳ مورخ ۱۳۹۸/۷/۱۶ و با استفاده از اعتبارات پژوهشی دانشگاه بیرجند انجام شد که بدین وسیله تشکر و قدردانی می‌شود.



شکل ۱۸ - پروفایل جریان ورودی FUDS

برای ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی در تخمین SOC از نقطه نظر دقت و مقاوم بودن، عملکرد آن در پروفایل جریان پیچیده‌ای به نام برنامه رانندگی شهری فدرال (FUDS) [۱۹] بررسی شده است. این آزمایش، پیچیده‌تر از آزمایشات قبلی از نظر نرخ شارژ و دشارژ جریان است. پروفایل مربوطه به جریان در تست FUDS در شکل (۱۸) نشان داده شده است. در این آزمایش، عملکرد روش پیشنهادی با EKF, PF و فیلتر مکعبی (CKF) [۲۰-۲۲] مقایسه شده است. شکل (۱۹) مقایسه نتایج را با استفاده از روش‌های مختلف نشان می‌دهد. نتایج شامل مقدار واقعی وضعیت شارژ و مقدار تخمین زده شده آن است. نتایج نشان می‌دهند روش پیشنهادی دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. شکل (۱۹) نشان می‌دهد روش پیشنهادی مقدار واقعی را به خوبی دنبال کرده است.



شکل ۱۹- مقایسه تخمین SOC در تست FUDS

- pp.4134–4151, 2013.
- [12] Q.Q. YU, R. Xiong, C. Lin, W.X. Shen, J.I. Deng "Lithium-ion battery parameters and state-of-charge joint estimation based on H infinity and unscented Kalman filters", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.66, No.10, pp. 8693 - 8701, 2017.
- [13] M. Dalal, J. Ma, and D. He, "Lithium-ion battery life prognostic health management system using particle filtering framework", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, Vol. 225, pp. 81-90, 2011.
- [14] B.Saha, K.Goebel, S.Poll, J.Chistophersen, "Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian framework *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 58, pp.291-296, 2009.
- [15] J.C. Antón, P.J. Nieto, F.J. de Cos Juez, F.S. Lasheras, C.B. Viejo, N.R. Gutiérrez, "Battery state-of-charge estimator using the MARS technique", *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol.28, pp.3798–3805, 2013.
- [16] H. He, R. Xiong, X.Zhang, F. Sun, J. Fan, "State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.60, pp.1461–1469, 2011.
- [17] N.Metropolis, A.W.Rosenbluth, M.N.Rosenbluth, H. Teller, "Equations of state calculations by fast computing machines", *Journal of Chemical Physics*, Vol. 21, pp.1087–1091, 1953.
- [18] C.Andrieu, N.De Freitas, A.Doucet and M.I.Jordan, "An introduction to MCMC for machine learning", *Journal Machine Learning*. Vol.50, pp.5–43, 2003.
- [19] W. He, N. Williard, C. C. Chen, M. Pecht, "Robust and adaptive estimation of state of charge for lithium-ion batteries", *International Journal of Power Electronics*, Vol. 62, pp. 783–791, 2014.
- [20] J. Peng, J. Luo, H. He, B. Lu, "An improved state of charge estimation method based on cubature Kalman filter for lithium-ion batteries", *Applied Energy*, Vol.253, 2019.
- [21] H. Yang, X. Sun, Y. An, X. Zhang, T. Wei, Y. Ma, "Online parameters identification and state of charge estimation for lithium-ion capacitor based on improved Cubature Kalman filter", *Journal of Energy Storage*, Vol.24, 2019.
- [22] J. Linghu, L. Kang, M. Liu, C. Lu, X. Luo, Y. Feng, C. Lu, "Estimation for state-of-charge of lithium-ion battery based on an adaptive high-degree cubature Kalman filter", *Energy*, Vol.189, 2019.
- [1] Y. Zhang, R. Xiong, H. He, W. Shen, "A lithium-ion battery pack state of charge and state of energy estimation algorithms using a hardware-in-the-loop validation", *IEEE Trans Power Electron*, Vol.32, No. 6, pp.4421-4431, 2017.
- [2] R. Xiong, J.Y. Cao, Q.Q. Yu, H. He, F.C. Sun, "Critical review on the battery state of charge estimation methods for electric vehicles", *IEEE ACCESS*, 2017, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2780258>.
- [3] H. Zhang, L. Zhao, Y. Chen, "A lossy counting-based state of charge estimation method and its application to electric vehicles", *Energies*, Vol.8, pp.13811–13828, 2015.
- [4] F. Feng, R.G. Lu, C.B. Zhu, "A combined state of charge estimation method for lithium-ion batteries used in a wide ambient temperature range", *Energies*, Vol.7, pp. 3004–3032, 2014.
- [5] S. C. Huang, K. H. Tseng, J. W. Liang, C.L. Chang, and M. G. Pecht, "An online SOC and SOH estimation model for lithium-ion batteries", *Energies*, Vol. 10, No. 4, pp. 512–529, Apr. 2017.
- [6] X. Dang, L. Yan, K. Xu, X. Wu, H. Jiang, H. Sun, "Open-circuit voltage-based state of charge estimation of lithium-ion battery using dual neural network fusion battery model", *Electrochim. Acta.*, Vol.188, pp.356–366, 2016.
- [7] P. Shi, Y. W. Zhao, P. Shi, "Application of unscented Kalman filter in the SOC estimation of Li-ion battery for Autonomous Mobile Robot", In *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Information Acquisition*, Weihai, China, 20–23 August 2006; pp. 1279–1283.
- [8] R. Xiong, F. Sun, Z. Chen, H. He, "A data-driven multi-scale extended Kalman filtering based parameter and state estimation approach of lithium-ion polymer battery in electric vehicles," *Appl Energy*, Vol.113:463e76, 2014;
- [9] Y. Guo, Z., Zhao, L. Huang, "SoC Estimation of Lithium Battery Based on AEKF Algorithm", *Energy Procedia*, Vol.105, pp. 4146-4152, 2017.
- [10] Z. Fei, J. Guangjun, L. Jjin, "Battery state estimation using unscented Kalman filter", In *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Kobe, Japan, 12–17 May 2009, pp.1863–1868.
- [11] H. Zhiwei, G. Mingyu, W. Caisheng, W. Leyi, L. Yuanyuan, "Adaptive state of charge estimation for Li-ion batteries based on an unscented kalman filter with an enhanced battery model", *Energies*, Vol. 6,

مراجع

¹ Lithium –ion battery
² Battery management system
³ Ampere-Hour counting
⁴ Open circuit voltage
⁵ Extended Kalman filter
⁶ Unscented Kalman filter
⁷ Minimum mean square error
⁸ Mutation

- ⁹ Crossover
- ¹⁰ Selection
- ¹¹ Binomial
- ¹² Fitness
- ¹³ Markov Chain Transition Kernel
- ¹⁴ Invariant distribution
- ¹⁵ Metropolis-Hastings
- ¹⁶ Federal Urban Driving Schedule
- ¹⁷ Cubature Kalman filter

