

تخمین پارامترها و وضعیت شارژ باتری با استفاده از فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی

رمضان هاونگی

دانشیار، دانشگاه بیرجند، Havangi@Birjand.ac.ir

چکیده

تخمین وضعیت شارژ باتری برای سیستم‌های مدیریت باتری لیتیوم یون به منظور اطمینان از عملکرد و جلوگیری از شارژ و دشارژ بیش از حد از اهمیت بالایی برخوردار است. تاکنون روش‌های مختلفی برای تخمین وضعیت شارژ باتری ارائه شده است. در اکثر این روشها ماتریس‌های کواریانس نویز پروسه و اندازه‌گیری معلوم فرض می‌شود. با این وجود، این مشخصات در کاربردهای باتری نامشخص و حتی ممکن است با زمان تغییر کنند. با انتخاب نادقیق اطلاعات نویز پروسه و اندازه‌گیری، عملکرد فیلترها تحت تاثیر قرار گرفته و در نتیجه دقت تخمین وضعیت شارژ باتری کاهش و حتی ممکن است به واگرایی منجر شود. برای رفع این مشکل، در این مقاله از فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی برای تخمین وضعیت شارژ باتری و از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی به همراه فاکتور فراموشی برای تخمین پارامترهای باتری استفاده شده است. روش پیشنهادی در کنار امتیاز کاهش هزینه محاسبات، دارای امتیازاتی نظیر سازگاری افزایش یافته دارد که به پایداری عددی بیشتر و عملکرد بهتر منتهی می‌شود. این بدان دلیل است که در روش پیشنهادی همه ماتریس‌های کواریانس منتهجه مثبت معین باقی می‌مانند. بعلاوه روش پیشنهادی در مواجهه با اطلاعات از پیش دانسته شده نادرست نویزها و همچنین نویزهای غیرگوسی دارای عملکرد خوب و مقاوم است. در حالی که روشهای کلاسیک تحت شرایطی که نویز پروسه و اندازه‌گیری غیرگوسی هستند و همچنین مشخصات آماری نویز پروسه و اندازه‌گیری نامعلوم باشند دارای عملکرد خوبی نیستند. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی برای تخمین وضعیت شارژ باتری، این روش با روشهای کلاسیک تحت شرایط مختلف مقایسه شده است. نتایج نشان دهنده عملکرد موثر روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روشها است.

کلیدواژه

باتری لیتیوم یون، تخمین وضعیت شارژ، فیلتر مقاوم، فیلتر کالمن مکعبی

مقدمه

های دیگر برتری دارد. با این وجود، شارژ و تخلیه بیش از اندازه باتریهای لیتیوم یون نیز می‌تواند صدمات بازگشت‌ناپذیری به سلولهای باتری وارد نماید و کارایی و طول عمر آن را کاهش دهد. علاوه بر این، در بسیاری از کاربرها تخمین دقیق وضعیت شارژ باتری در زمان استفاده، برای عملکرد مناسب کل سیستم مدیریت باتری لازم و ضروری است. بنابراین یک الگوریتم تخمین قابل اعتماد و دقیق وضعیت شارژ باتری لیتیوم یون در سیستم مدیریت باتری لازم است تا کاربر بتواند مدت زمان و چگونگی استفاده باتری را قبل از توقف باتری تشخیص دهد [۴]. از آنجایی که نویز سیستم غیرقابل پیش‌بینی است بنابراین تخمین وضعیت شارژ باتری (SOC) بسیار پیچیده است [۵-۶]. روش‌های مختلفی برای تخمین SOC ارائه شده

امروزه به دلیل کم شدن منابع سوخت‌های فسیلی و تاثیر آنها بر محیط زیست، نیاز به کشف مواد اولیه تجدیدپذیر بیشتر شده است تا بتوان سیستم‌های پایدار و سازگارتری را با محیط زیست طراحی نمود. از طرفی، نرخ مصرف سوخت‌های فسیلی نسبت به تولید آن بسیار بیشتر بوده لذا اهمیت دستیابی به منابع جایگزین نظیر باتری‌ها دوچندان شده است [۱-۲].

باتری یک عنصر کلیدی در بسیاری از کاربردها مانند وسایل الکترونیکی، وسایل نقلیه برقی، اجزای سیستم‌های ماهواره، سیستم‌های قدرت و بسیاری از سیستم‌های دیگر است [۳]. باتری لیتیوم یون به دلیل چگالی انرژی بالا، میزان تخلیه خود به خودی بسیار کم و طول عمر نسبتاً زیاد نسبت به باتری-

¹ State of charge

باتری از فیلتر کالمن بی‌رد استفاده نموده‌اند [۲۴-۲۲]. در [۲۲] نشان داده شده است که UKF عملکرد قوی‌تری نسبت به EKF در تخمین وضعیت شارژ باتری از نظر دقت و پایداری دارد.

در سالهای اخیر، فیلتر کالمن مکعبی (CKF)^۴ برای تخمین وضعیت شارژ باتری مورد توجه قرار گرفته است. فیلتر کالمن مکعبی از مجموعه‌ای شامل $2n$ نقطه استفاده می‌کند که n نشان دهنده بعد بردار حالت است. فیلتر کالمن مکعبی معادل بسط تیلور مرتبه چهارم برای فرآیندهای گوسی می‌باشد [۲۶-۲۵]. این روش مشابه فیلتر کالمن بی‌رد نیاز به خطی سازی پروسه و محاسبه ماتریس ژاکوبین ندارد. بنابراین این روش دارای دقت بالاتری نسبت به EKF است. تاکنون، فیلتر کالمن مکعبی در بسیاری از زمینه‌ها مانند ردیابی هدف متحرک [۲۷]، تخمین موقعیت ربات [۲۸] و تخمین وضعیت شارژ باتری مورد توجه قرار گرفته است [۲۹]. مقایسه کارایی و پیچیدگی-های EKF، UKF، CKF در [۳۰-۲۶] مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج نشان می‌دهند که فیلتر کالمن مکعبی دارای دقتی بالاتر از فیلتر کالمن توسعه داده شده و فیلتر کالمن بی‌رد است همچنین پایداری آن‌ها می‌باشد. در نتیجه CKF بهتر از UKF و EKF عمل می‌کند.

با این وجود، یکی از اپراتورهای پرهزینه در تخمین وضعیت شارژ باتری بر اساس فیلتر کالمن مکعبی از نظر محاسباتی محاسبه جذر ماتریس کواریانس متغیر حالت در هر لحظه از زمان برای تشکیل مجموعه جذر^۵ است که از پایداری عدد خوبی برخوردار نیست. بعلاوه یک محدودیت دیگر تخمین وضعیت شارژ باتری بر اساس فیلتر کالمن مکعبی و دیگر نسخه‌های فیلتر کالمن این است که مشخصات آماری از پیش دانسته شده نويز فرآیند و اندازه‌گیری (کواریانس‌های نويز پروسه و اندازه‌گیری) معلوم فرض می‌شوند [۳۲-۳۱]. در حالی که این مشخصات در کاربردهای باتری نامشخص و حتی ممکن است با زمان تغییر کنند. عدم قطعیت در نويز فرآیند و اندازه‌گیری تأثیر بسیار مهمی در عملکرد فیلترها دارد و ممکن است منجر به کاهش قابل توجهی در دقت آن شود. اگر کواریانس نويز و همبستگی نويز اندازه‌گیری کوچک باشد یک جواب مغرضانه حاصل می‌شود [۳۳-۳۲]. اگر کواریانس نويز فرآیند و

است که بطور کلی می‌توان آن‌ها را به دو دسته تقسیم کرد [۷]. دسته اول روش‌های حلقه باز است که نمی‌توانند خود را اصلاح کنند و دارای خطا می‌باشند. این دسته شامل روش شمارش آمپر-ساعت [۸] و ولتاژ مدار باز (OCV)^۱ [۹-۱۰] است. روش شمارش آمپر-ساعت رایج‌ترین روش برای محاسبه SOC است که SOC را در طول زمان با انتگرال‌گیری جریان بدست می‌آورد. این روش ساده است و می‌تواند به آسانی اجرا شود. در این روش اگر SOC اولیه شناخته شده باشد دقت تخمین بالا خواهد بود. اما اگر SOC به اشتباه تخمین زده شود تخمین آن پس از آن اشتباه خواهد بود. بنابراین این روش به‌عنوان یک الگوریتم تخمین حلقه باز، مشکلاتی از قبیل نويز اندازه‌گیری جریان باتری و SOC اولیه نادرست دارد. در روش ولتاژ مدار باز، SOC بر حسب OCV بدست می‌آید [۱۱-۱۲]. اما از آنجایی که در این روش باتری برای مدت طولانی قبل از اندازه‌گیری OCV باید به حالت پایدار برسد، این روش برای کاربردهای برخط نامناسب است.

دسته دوم روشهای حلقه بسته است. این روشها مبتنی بر مدل خاصی از باتری می‌باشند و از روشهای فیلترینگ برای تخمین وضعیت شارژ باتری استفاده می‌کنند [۱۳]. معروفترین روش مبتنی بر این روش، فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)^۲ است که برای تخمین SOC باتری استفاده می‌شود [۱۴-۱۵]. این فیلتر، یک سیستم غیرخطی را بر اساس سری تیلور مرتبه اول خطی‌سازی می‌کند که بر اثر این خطی‌سازی خطای بزرگی ایجاد می‌شود [۱۶-۱۷]. همچنین محاسبه ماتریس ژاکوبین می‌تواند باعث ناپایداری فیلتر و تخمین نادرست در باتری که یک سیستم غیرخطی است شود [۱۸].

برای حل این مشکلات، برخی محققان فیلتر کالمن بی‌رد (UKF)^۳ را برای تخمین وضعیت شارژ باتری توسعه داده‌اند [۱۹-۲۰]. بر خلاف فیلتر کالمن توسعه‌یافته، فیلتر کالمن بی‌رد نیاز به خطی‌سازی معادلات فضای حالت باتری ندارد. در فیلتر بی‌رد، مجموعه‌ای نمونه به نام نقاط سیگما برای تقریب میانگین حالت و کواریانس یک تابع توزیع گوسی استفاده می‌شود [۲۱-۲۲]. نویسندگان زیادی برای تخمین وضعیت شارژ

¹ Open circuit voltage

² Extended Kalman filter

³ Unscented Kalman filter

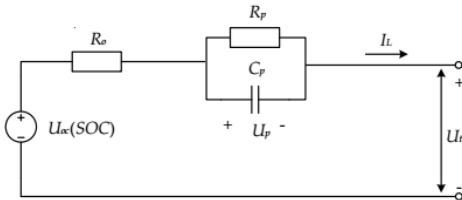
⁴ Cubature Kalman filter

⁵ Square root set

ساختار بقیه مقاله به شرح زیر است. در بخش اول، مدل-سازی باتری لیتیوم یون با استفاده از مدار معادل RC ارائه شده است. در بخش دوم، پارامترهای باتری با استفاده از روش حداقل مربعات بازگشتی تخمین زده می‌شوند. تخمین وضعیت شارژ باتری با استفاده از فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی در بخش سوم ارائه شده است. نتایج در بخش چهارم ارائه شده است. در انتها نتیجه‌گیری مقاله مطرح شده است.

مدل‌سازی باتری

در حالت کلی دو نوع مدل برای باتری وجود دارد. مدار معادل الکتریکی (ECM)^۱ و مدل الکتروشیمیایی. از آنجایی که مدل الکتروشیمیایی مدل پیچیده‌ای است و طراحی الگوریتم بر اساس آن مشکل است از این رو معمولاً در بیشتر تحقیقات از مدار معادل الکتریکی استفاده می‌شود. مدل‌های مدار معادل شامل شبکه RC مرتبه n هستند که برای توصیف مشخصه دینامیک باتری به کار برده می‌شود. برای مصالحه بین دقت و پیچیدگی محاسباتی، در این مقاله از مدل مرتبه یک مطابق شکل (۱) استفاده شده است.



شکل ۱- مدل مرتبه اول باتری

این مدل معادل شامل ترکیبی از منابع ولتاژ، مقاومت و خازن‌ها می‌باشد. در این مدل OCV بصورت منبع ولتاژ مدل می‌شود که با SOC باتری تغییر می‌کند و می‌توان آن را به صورت تابعی از SOC در نظر گرفت. معادلات فضای حالت مدل مرتبه اول باتری به صورت زیر است:

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

$$\dot{U}_p = -\frac{1}{R_p C_p} U_p + \frac{1}{C_p} I_L \quad (2)$$

$$U_t = U_{OC} - U_p - R_o I_L \quad (3)$$

که U_p ولتاژ ترمینال C_p و \dot{U}_p مشتق ولتاژ پلاریزاسیون، Q_n ظرفیت مجاز سلول، U_t ولتاژ ترمینال سلول، I_L جریان سلول

کواریانس نویز اندازه‌گیری بسیار بزرگ باشند، سبب واگرایی فیلتر خواهند شد.

یک راه موثر برای غلبه بر این ضعف استفاده از الگوریتم تطبیقی برای تنظیم ماتریس‌های کواریانس نویز پروسه و اندازه‌گیری است. مزیت الگوریتم تطبیقی این است که موجب سازگار شدن کواریانس‌های محاسبه شده با کواریانس واقعی سازگار می‌شود [۳۲-۳۳].

روش دیگر استفاده از فیلترینگ مقاوم است [۳۴-۳۵]. در مقایسه با فیلتر کالمن که نیاز به مدل دقیق سیستم و اطلاعات از پیش دانسته نویزها است، فیلتر مقاوم نیاز به اطلاعات از پیش دانسته شده نویز پروسه و اندازه‌گیری ندارد. بویژه، برخلاف فیلترهای کالمن که بر مبنای حداقل کردن میانگین کواریانس خطا است، فیلتر مقاوم بر اساس مینیمم کردن خطا به گونه‌ای است که اثر بدترین اختلال روی تخمین بهینه شود [۳۶]. تا کنون تحقیقات زیادی در زمینه استفاده از فیلترهای مقاوم در حوزه‌های سیستم‌های غیرخطی و پردازش سیگنال انجام شده است که نتایج آن نشان دهنده عملکرد موثر این روشهاست [۳۶].

در این مقاله از فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی به همراه روش حداقل مربعات بازگشتی برای تخمین وضعیت شارژ باتری و پارامترهای آن استفاده شده است. در این روش برای تخمین پارامترهای باتری از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی (RLS)^۱ و برای تخمین وضعیت شارژ باتری از فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی استفاده شد است. فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی بر اساس قانون مکعبی شعاعی-کروی است. از آنجایی که در روش پیشنهادی همه ماتریس‌های کواریانس منتهی مثبت معین باقی می‌مانند، در کنار امتیاز کاهش هزینه محاسبات، این روش دارای پایداری عددی بیشتر و دقت بیشتر است. همچنین، روش پیشنهادی در مواجهه با اطلاعات از پیش دانسته شده نادرست و غیرگوسی دارای عملکرد بهتر و مقاوم است و در نتیجه در کاربردهای تخمین وضعیت شارژ باتری از دقت بالاتری برخوردار است.

² Equivalent circuit models

¹ Recursive least squares

$$\Phi(k) = [-U_d(k-1) \quad I_L(k) \quad I_L(k-1)]$$

$$\theta(k) = [k_1 \quad k_2 \quad k_3]$$

داریم:

$$U_d(k) = \Phi(k)\theta(k) + \eta(k) \quad (9)$$

در نتیجه تخمین $\theta(k)$ ، با استفاده از RLS به صورت زیر است:

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

$$K(k) = \frac{P(k-1)\Phi(k)^T}{\lambda + \Phi(k)P(k-1)\Phi(k)^T} \quad (10)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k)$$

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

که $K(k)$ گین الگوریتم و $P(k)$ ماتریس کواریانس خطا است. مطابق ضرایب k_1, k_2, k_3 پارامترهای مدل باتری به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$R_0 = \frac{k_3 - k_2}{k_1 - 1}$$

$$R_p = \frac{(k_1 k_2 - k_3)}{k_1 - 1} \quad (11)$$

$$R_p = \frac{(k_1 - 1)^2}{4(k_3 - k_1 k_2)}$$

تخمین وضعیت شارژ با فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی

برای تخمین وضعیت شارژ باتری با استفاده از روش پیشنهادی، معادلات غیرخطی دینامیک سیستم باتری به صورت زیر در نظر گرفته می‌شوند:

$$x_k = f(x_{k-1}, U_k) + w_k \quad (12)$$

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

$$\begin{aligned} f(x_{k-1}, U_k) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-T/\tau_1) \end{bmatrix} x_{k-1} \\ &+ \begin{bmatrix} -\frac{T}{Q_n} \\ 1 - \exp(-T/\tau_1)R_1 \end{bmatrix} I_{L,k} \\ h(x_k, U_k) &= U_{OC,k} - U_{1,k} - R_{i,k} I_{t,k} \end{aligned} \quad (13)$$

با مقدار مثبت در دشارژ و مقدار منفی در شارژ، U_{OC} و ولتاژ مدار باز سلول و تابعی از SOC می‌باشند. این معادلات را به صورت زیر می‌توان گسسته‌سازی نمود:

$$\begin{bmatrix} SOC(K) \\ U_p(K) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-T/\tau_1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC(K-1) \\ U_p(K-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{T}{Q_n} \\ 1 - \exp(-T/\tau_1)R_p \end{bmatrix} I_L(K-1) + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$U_t(k) = U_{OC}(k) - U_p(k) - R_0(k)I_L(K) \quad (5)$$

تخمین پارامترهای باتری

در حالت کلی، پارامترهای باتری به خوبی شناخته شده نیست و با برخی از عوامل از قبیل جریان، عمق شارژ / تخلیه و دما تغییر می‌کنند. در این مقاله برای تخمین پارامترهای باتری از روش حداقل مربعات بازگشتی به همراه فاکتور فراموشی برای شناسایی پارامترهای مدل باتری استفاده شده است. برای این منظور، تابع تبدیل $G(s)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$G(s) = \frac{U_{OCV}(s) - U_t(s)}{I_L(s)} = R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \quad (6)$$

با تعریف $U_d(s) = U_{OCV}(s) - U_t(s)$ با استفاده از تبدیل دوخطی $s = \frac{2(1-z^{-1})}{T(1+z^{-1})}$ به صورت زیر گسسته می‌شود:

$$G(z^{-1}) = \frac{U_d(z^{-1})}{I_L(z^{-1})} = \frac{k_2 + k_2 z^{-1}}{1 + k_1 z^{-1}} \quad (7)$$

که پارامترهای k_1, k_2, k_3 به صورت زیر است:

$$k_1 = \frac{T - 2R_p C_p}{T + 2R_p C_p}$$

$$k_2 = \frac{R_0 T + R_p T + 2R_0 R_p C_p}{T + 2R_p C_p}$$

$$k_3 = \frac{R_0 T + R_p T - 2R_0 R_p C_p}{T + 2R_p C_p}$$

در نتیجه، $U_t(k)$ به صورت زیر قابل بیان است:

$$U_d(k) = -k_1(U_{OCV}(k-1) - U_t(k-1)) + kI_L(k) + k_3 I_L(k-1) \quad (8)$$

که با تعریف بردارهای $\Phi(k)$ و $\theta(k)$ به صورت زیر

شود و صورت کسر انرژی خطای تخمین است. هدف از تخمین مقاوم مینیمم کردن ماکزیمم مقدار J به صورت زیر است:

$$\min_{\hat{x}_1} \max_{v_1, w_1, x_{00}} J < \gamma \quad (16)$$

فاکتور تضعیف $\gamma > 0$ مقدار ماکزیمم مورد نظر مشخص شده بوسیله کاربر است. بنابراین هدف از فیلتر مقاوم توسعه یافته فراهم آوردن یک خطای تخمین کوچک یکنواخت که $e_k = y_k - \hat{y}_k$ برای هر $w_k, v_k \in l$ و $x_0 \in R$ است به گونه‌ای که گین انرژی J به یک مقدار تعیین شده محدود شود. جواب بهینه‌سازی مقاوم با افزودن قیدهای حالت به تابع هزینه (۱۶) و با استفاده از مجموعه ضرب‌کننده‌های لاگرانژ و انجام اپراتورهای مینیمم و ماکزیمم نسبت به متغیرهای فضای حالت بدست آورده می‌شود. به عبارت دیگر، هدف طراح پیدا کردن \hat{x}_k به گونه‌ای است که داشته باشیم:

$$J_1 < \gamma \quad (17)$$

با مرتب سازی این نامعادله داریم:

$$J = -\gamma \|x_0 - \hat{x}_0\|_{P_0}^2 + \sum_{k=0}^N \|y_k - \hat{y}_k\|_2^2 - \gamma \left(\sum_{k=0}^N \|w_k\|_{Q_k^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|v_k\|_{R_k^{-1}}^2 \right) < 1 \quad (18)$$

برای یک مقدار داده شده $\gamma > 0$ ، معادلات پیش بینی EHF به صورت (۱۹) است [۳۶-۳۷].

$$\hat{x}_k^- = f(x_{k-1}) \quad (19)$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k, F_k = \frac{\partial f}{\partial x}$$

و معادلات بروز رسانی به فرم زیر است:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - h(\hat{x}_k^-)) \quad (20)$$

$$P_k = P_k^- - P_k^- [H_k^T \quad I] R_{e,k}^{-1} \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix}$$

که گین فیلتر K_k و $R_{e,k}$ بصورت زیر است:

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \quad (21)$$

$$R_{e,k} = \begin{bmatrix} R_k & 0 \\ 0 & -\gamma I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} P_k^- \begin{bmatrix} H_k^T & I \end{bmatrix}$$

که x_k بردار حالت، U_k بردار ورودی سیستم، γ_k بردار اندازه‌گیری، w_k بردار نویز پروسه با کواریانس Q_k ، v_k بردار نویز اندازه‌گیری با کواریانس R_k است. همچنین $f(\cdot)$ و $h(\cdot)$ توابع غیرخطی و $l_{L,k}$ بردار ورودی سیستم است. در این مقاله از فیلترکالمن جذر مکعبی برای تخمین وضعیت شارژ استفاده شده است. این فیلتر بر اساس قانون مکعبی شعاعی-کروی درجه سه، از مجموعه‌ای از نقاط $2n$ استفاده می‌کند که n نشان دهنده ابعاد بردار حالت است، و امکان محاسبه عددی انتگرال‌های چندبعدی (لحظه‌ای چندگانه) را در مواجهه با فیلترهای لحظه‌ای (بیزین) غیرخطی فراهم می‌کند. [۳۸].

با این وجود، این فیلتر همانند سایر فیلترهای خانواده فیلتر کالمن (مانند فیلتر کالمن، فیلتر کالمن توسعه یافته و فیلتر بی‌رد) بر اساس حداقل کردن میانگین و کواریانس خطا می‌باشد. این فیلتر با فرض نویز فرآیند و اندازه‌گیری معلوم گوسی و سفید، عملکرد بهینه را در اصلاح مینیمم میانگین مربع خطا (MMSE)^۱ فراهم می‌کند. اگر مشخصات آماری نویزها معلوم نباشد، آنگاه فیلتر دیگر بهینه نیست. برخلاف فیلترهای خانواده کالمن که بر اساس حداقل کردن میانگین کواریانس خطا است، فیلترهای مقاوم بر اساس مینیمم کردن خطا به گونه‌ای است که اثر بدترین اختلال روی تخمین بهینه شود. برای توصیف فیلتر مقاوم توسعه یافته (EHF)^۲، سیستم غیرخطی (۱۲) در نظر گرفته می‌شود. همچنین فرض می‌شود که نویز فرآیند w_k و نویز اندازه‌گیری v_k سیگنال‌های l_2 با انرژی محدود و مشخصات آماری نامعلوم باشند:

$$\|w_k\|_2^2 < \infty, \|v_k\|_2^2 < \infty \quad (14)$$

در روش تئوری بازی، برای فیلتر مقاوم تابع هزینه زیر تعریف می‌شود [۳۴-۳۵]:

$$J = \frac{\sum_{k=0}^N \|y_k - \hat{y}_k\|_2^2}{\|x_0 - \hat{x}_0\|_{P_0}^2 + \sum_{k=0}^N \|w_k\|_{Q_k^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|v_k\|_{R_k^{-1}}^2} \quad (15)$$

که P_0 ، Q_k و R_k ماتریس‌های وزنی برای شرایط اولیه، نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری است. ماتریس‌های Q_k و R_k نقش مهمی در فیلتر مقاوم دارند و باید به گونه مناسب تنظیم شوند. مخرج J می‌تواند بعنوان انرژی اختلال نامعلوم در نظر گرفته

¹Minimum mean square error

²H-infinity extended filter

³Attenuation factor

آنگاه فاکتور جذر مربع کواریانس ماتریس پیش‌بینی شده به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\varphi_k = \frac{1}{\sqrt{2n}} [x_{k,1}^i - \bar{x}_k \quad x_{k,2}^i - \bar{x}_k \quad \dots \quad x_{k,2n}^i - \bar{x}_k] \quad (26)$$

$$S_k^- = \text{Tri}(\varphi_k \quad \sqrt{Q_{k-1}})$$

که Q_{k-1} ماتریس کواریانس نویز سیستم در گام زمانی $k-1$ و $\text{Tri}()$ تابع برای محاسبه جذر ریشه فاکتور ماتریس است.

هنگامی که اندازه‌گیری‌ها در دسترس باشند، ابتدا مجدداً نقاط مکعبی به صورت زیر تولید می‌شوند:

$$x_k^i = S_k^- \gamma^i + \hat{x}_k; i = 1, 2, \dots, 2n \quad (27)$$

سپس با استفاده از این نقاط، اندازه‌گیری پیش‌بینی شده \bar{y}_k به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$y_k^i = h(x_k^i, u_k) \quad (28)$$

$$\bar{y}_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} y_k^i$$

سپس میانگین و جذر ماتریس کواریانس حالت بروز رسانی می‌شوند:

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k (y_k^i - \bar{y}_k)$$

$$P_k = S_k^- (S_k^-)^T - [P_{xy} \quad S_k^- (S_k^-)^T] R_{e,k}^{-1} [P_{xy} \quad S_k^- (S_k^-)^T]^T \quad (29)$$

$$S_k = \text{chol}(P_k)$$

که K_k به صورت زیر است:

$$R_{e,t} = \begin{bmatrix} R_t + P_{\delta v}^{[m]} & [P_{\delta v}^{[m]}]^T \\ P_{\delta v}^{[m]} & -\gamma I + P_{t-1} \end{bmatrix}$$

$$P_{yy} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (y_k^i - \bar{y}_k)(y_k^i - \bar{y}_k)^T + R_{k-1}$$

$$P_{xy} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (x_k^i - \bar{x}_k)(y_k^i - \bar{y}_k)^T$$

$$K_k = P_{xy} (P_{yy})^{-1}$$

با توجه به اینکه ماتریس‌های وزنی R_k و Q_k همانند نقش کواریانس نویز پروسه و نویز اندازه‌گیری در خانواده فیلترهای

در این مقاله، برای بهبود دقت تخمین‌ها و افزایش سازگاری فیلتر تطبیقی مقاوم جذر مکعبی برای تخمین وضعیت شارژ باتری توسعه داده شده است. این فیلتر از جادادن تابع انتقال مکعبی به داخل فیلتر مقاوم توسعه‌یافته بدست آمده است. برای توسعه فیلتر مقاوم جذر مکعبی، فرض کنید که تخمین حالت x_{k-1} و کواریانس آن P_{k-1} در لحظه $k-1$ بدست آمده باشند. با توجه به فیلتر مقاوم توسعه یافته، معادلات فیلتر مقاوم جذر مکعبی برای تخمین وضعیت شارژ توسعه داده می‌شود. پس از مقدار دهی اولیه فیلتر مقاوم جذر مکعبی، جذر کواریانس اولیه S_{k-1} به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$S_{k-1} = \text{chol}(P_{k-1}) \quad (22)$$

$$P_{k-1} = S_{k-1} S_{k-1}^T$$

که $\text{chol}()$ نشان دهنده تجزیه چولسکی از یک ماتریس بازگشتی پایین مثلثی است. یک مجموعه شامل، $2n$ نقطه مکعبی به صورت زیر انتخاب می‌شوند:

$$x_{k-1}^i = S_{k-1} \gamma^i + \hat{x}_{k-1}; i = 1, 2, \dots, 2n \quad (23)$$

γ مجموعه نقاط مکعبی استاندارد می‌باشد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\gamma^i = \begin{cases} [1^i](\sqrt{n}); & i = 1, 2, \dots, n \\ [1^i](-\sqrt{n}); & i = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases}$$

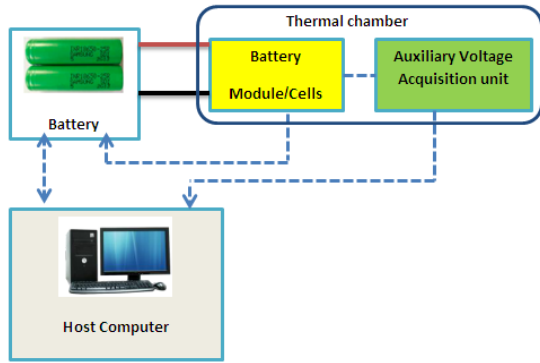
$$[1] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

این نقاط از مدل غیرخطی باتری لیتیوم یون به صورت زیر منتشر می‌شوند:

$$x_k^i = f(x_{k-1}^i, U_{k-1}) \quad (24)$$

و میانگین آنها به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\bar{x}_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} x_k^i \quad (25)$$

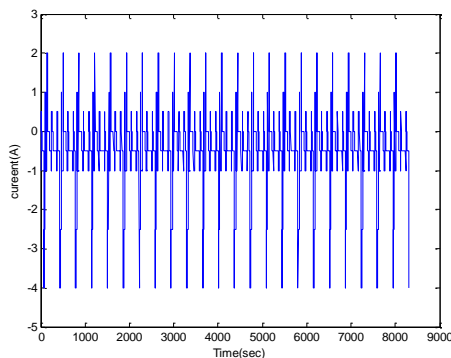


شکل ۲- شماتیک تست باتری باتری
جدول ۱- مشخصات اصلی باتری

Model	Nominal Voltage	Nominal Capacity	Upper/Lower Cut-Off Voltage
INR 18650-20R	3.6 V	1300mAh	4.2V/2.0V

شناسایی پارامترها

برای تخمین SOC، ابتدا باید پارامترهای باتری شناسایی شوند. از این رو، تخمین پارامترهای باتری به صورت برخط از اهمیت زیادی برخوردار است. برای شناسایی پارامترهای باتری روش-های مختلفی وجود دارد. در این مقاله، پارامترهای مدل باتری با استفاده از روش حداقل مربعات بازگشتی با R_0 ، R_1 ، C_1 با استفاده از روش حداقل مربعات بازگشتی با فاکتور فراموشی شناسایی شده است. در این روش پارامترها، با استفاده از اندازه‌گیری ولتاژ ترمینال‌های باتری و جریان آن قابل شناسایی هستند. در این مطالعه از تست DST² که توسط کنسرسیوم باتری پیشرفته ایالات متحده (USABC) طراحی شده است برای شناسایی پارامترهای مدل بر روی باتری اجرا شده است. پروفایل جریان DST و ولتاژ ترمینال باتری در این تست به صورت شکل‌های (۳) و (۴) است.



شکل ۳- جریان ورودی

کالمن دارند بنابراین آن مهم است که این ماتریس‌ها به صورت تطبیقی تنظیم شوند. برای این منظور باقیمانده^۱ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$r_k = y_k^i - \bar{y}_k = y_k^i - \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} y_k^i \quad (30)$$

که تفاضل بین خروجی واقعی و خروجی تخمین زده شده است. کواریانس تئوری باقیمانده به صورت زیر است:

$$S_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (y_k^i - \bar{y}_k)(y_k^i - \bar{y}_k)^T + R_{k-1} \quad (31)$$

با داشتن r_k در طول زمان، کواریانس واقعی آن \hat{C}_{rk} بوسیله کواریانس نمونه‌هایش از طریق متوسط‌گیری درون یک پنجره تخمین متحرک با اندازه N به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{C}_{rk} = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^k r_i r_i^T \quad (32)$$

که $i_0 = k - N + 1$ اولین نمونه درون پنجره تخمین است. اندازه پنجره N به صورت تجربی انتخاب می‌شود تا مشخصات آماری نرمی به ما بدهد. با مقایسه کواریانس واقعی و تئوری ماتریس کواریانس نوین اندازه‌گیری به صورت زیر قابل بروز رسانی است:

$$\hat{R}_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (y_k^i - \bar{y}_k)(y_k^i - \bar{y}_k)^T - \hat{C}_{rk} \quad (33)$$

بطور مشابه

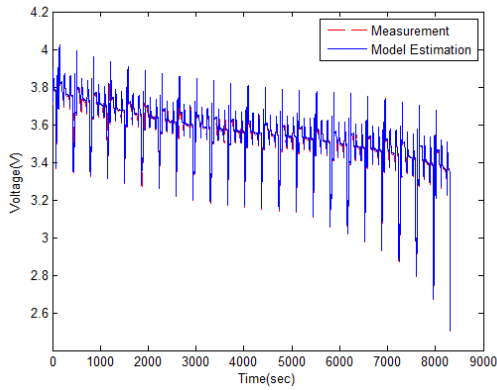
$$w_k = x_k - f(x_{k-1}, U_k) \\ \hat{Q}_k = w_k w_k^T = (x_k - f(x_{k-1}, U_k))(x_k - f(x_{k-1}, U_k))^T = K_k P_k K_k^T$$

نتایج

یک مجموعه تست استاندارد برای ارزیابی موثر بودن روش پیشنهادی استفاده شده است. شماتیک تست باتری در شکل (۲) نشان داده شده است. باتری مورد آزمایش در این مقاله باتری INR 18650-20R پاناسونیک با ولتاژ نامی ۳.۶ ولت و جریان نامی ۱.۳ آمپر است. مشخصات اصلی باتری در جدول (۱) آورده شده است.

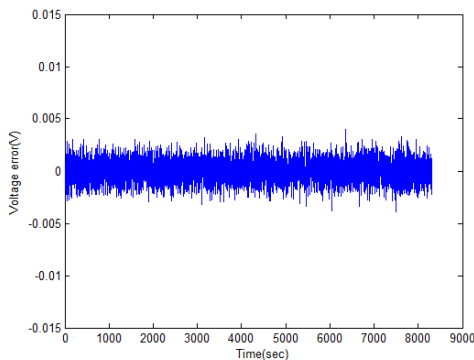
² Dynamic Stress Test

¹ Residual



شکل ۸- ولتاژ ترمینال تخمین زده شده

برای ارزیابی و اعتبارسنجی مدل شناسایی شده، ولتاژ اندازه-گیری شده باتری و ولتاژ محاسبه شده توسط مدل شناسایی شده در شکل (۸) با هم مقایسه شده است. شکل (۹) خطای بین ولتاژ اندازه‌گیری و ولتاژ محاسبه شده توسط مدل را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهند که مدل شناسایی شده از دقت خوبی برخوردار است. این بدان دلیل است که خطای بین ولتاژ اندازه‌گیری شده و ولتاژ محاسبه شده توسط مدل شناسایی شده کوچک است.

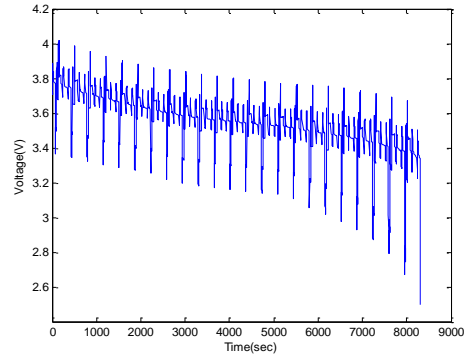


شکل ۹- خطای ولتاژ تخمین زده شده

ارزیابی عملکرد

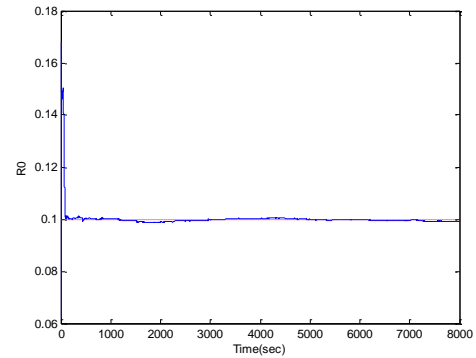
برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تخمین SOC از نقطه نظر دقت و مقاوم بودن، دو پروفایل جریان پیچیده مورد استفاده قرار گرفت: تست FUDS¹ و تست US06 که دو از آزمایش‌های معروف برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های تخمین وضعیت شارژ باتری می‌باشند. این آزمایش‌ها از نظر نرخ شارژ و دشارژ جریان پیچیده‌تر از آزمایش DST است. پروفایل‌های

¹ Federal Urban Driving Schedule

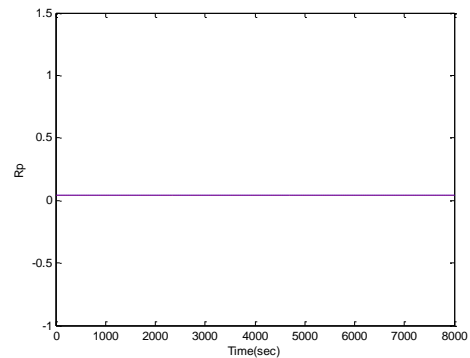


شکل ۴- ولتاژ ترمینال خروجی

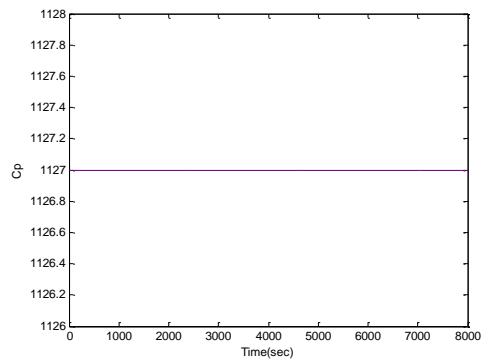
شکل‌های (۵) تا (۷) نتایج تخمین پارامترها را با استفاده از RLS را نشان می‌دهند. همانطور که ملاحظه می‌شود، پارامترهای تخمین زده شده به خوبی به مقدار واقعی خود همگرا شده‌اند و آنها را دنبال می‌کنند.



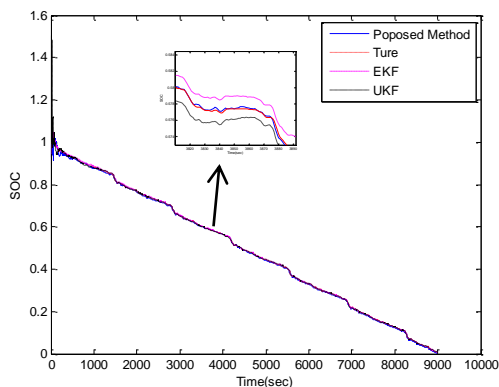
شکل ۵- مقاومت اهمی R₀



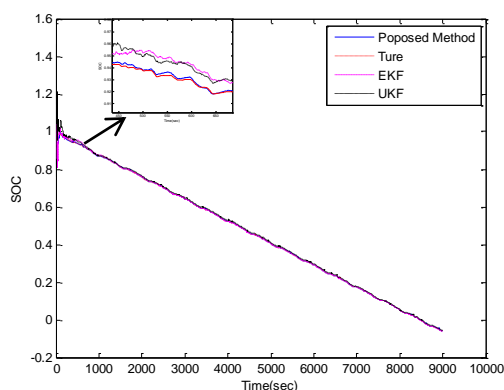
شکل ۶- مقاومت اهمی R₁



شکل ۷- خازن C₁



شکل ۱۱- مقایسه تخمین SOC در تست FUDS

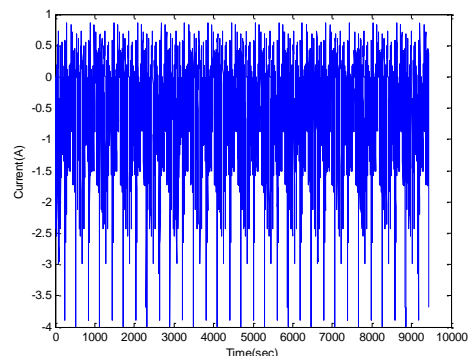


شکل ۱۲- مقایسه تخمین SOC در تست US06

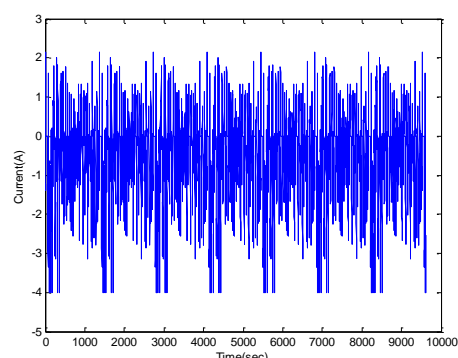
برای ارزیابی بهتر عملکرد روش پیشنهادی، مقدار $RMSE^1$ در طول زمان برای تخمین وضعیت شارژ باتری و ولتاژ پلاریزاسیون V_1 بر اساس روش پیشنهادی با تخمین وضعیت شارژ باتری بر اساس EKF و UKF در شرایطی که اطلاعات آماری از پیشین دانسته مربوط به نویز اندازه‌گیری و سیستم معلوم باشند مقایسه شده است.

شکل (۱۳) تا (۱۶) خطای $RMSE$ وضعیت شارژ باتری و خطای $RMSE$ را برای ولتاژ پلاریزاسیون V_1 در هر دو تست US06 و FUDS در طول زمان نشان می‌دهند. این نتایج با ۵۰ بار اجرای مونت کارلو بدست آمده‌اند. از شکل‌ها دیده می‌شود که $RMSE$ مربوط به روش پیشنهادی در تست‌های US06 و FUDS دارای همگرایی بیشتر و مقدار آن کمتر از سایر روش‌ها است. این بدان دلیل است که فیلتر جذر مکعبی مقاوم در تخمین وضعیت شارژ باتری که یک سیستم غیرخطی است بهتر عمل می‌کند.

مربوطه به جریان در تست‌های US06 و FUDS در شکل (۱۰) نشان داده شده است.



الف



ب

شکل ۱۰- پروفایل جریان ورودی: الف) US06 ب) FUDS

ارزیابی عملکرد با مشخصات آماری معلوم

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی برای تخمین وضعیت شارژ باتری تحت نویز پروسه و اندازه‌گیری با مشخصات معلوم در مقایسه با تخمین‌گرهای EKF و UKF مورد ارزیابی قرار گرفته است. شکل‌های (۱۱) تا (۱۲) نتایج بدست آمده از روش‌های مختلف را در تست‌های US06 و FUDS نشان می‌دهند. در این آزمایش‌ها مدت زمانی که لازم است تا باتری بصورت کامل دشارژ شود ۹۰۰۰ ثانیه است. نتایج شامل مقدار واقعی وضعیت شارژ و مقدار تخمین زده شده آن با استفاده از EKF و UKF است. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. شکل‌های (۱۱) تا (۱۲) نشان می‌دهند که در روش پیشنهادی مقدار واقعی به مقدار تخمین زده شده نزدیک و به خوبی آن را دنبال کرده و همگرا است.

¹ Root mean square error

دقت روش پیشنهادی به مراتب بیشتر از سایر روشها است. همانطور که در جدول (۲) نشان داده شده است، زمان محاسبات روش EKF، UKF و CKF به ترتیب ۱.۹۱، ۳.۷۲ و ۴.۲۱ است. زمان محاسبات روش پیشنهادی در حدود روش UKF است با این وجود، دقت آن به مراتب بیشتر از UKF است و همچنین نسبت به مشخصات آماری نامعلوم نویزها و نویزهای غیرگوسی مقاوم است.

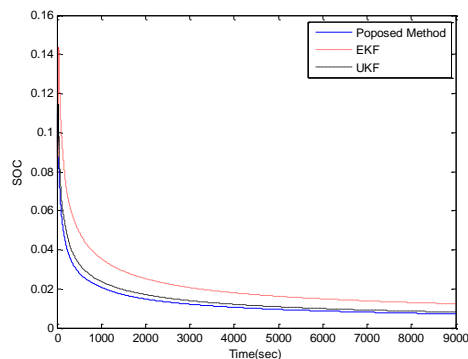
جدول (۲): مقایسه RMSE تخمین وضعیت

شارژ و زمان محاسبات

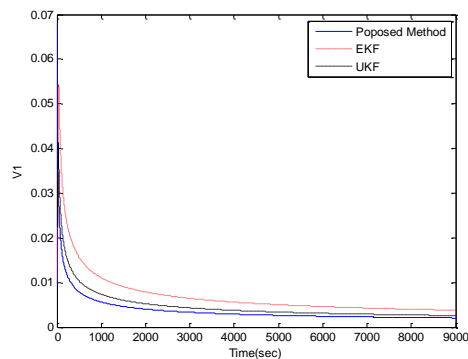
Methods	RMSE		Processing Time
	US06	FUDS	
Proposed Method	0.005	0.006	3.85
CKF	0.010	0.011	4.11
UKF	0.012	0.013	3.72
EKF	0.015	0.016	1.91

ارزیابی عملکرد با مشخصات آماری نامعلوم

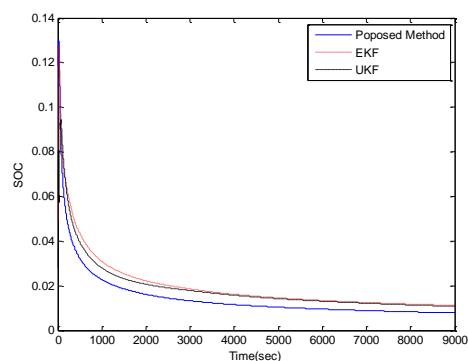
در این قسمت مقاومت عملکرد روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای این منظور، فرض می‌شود که مشخصات آماری نویز اندازه‌گیری و نویز پروسه نامعلوم باشند. شکل-های (۱۷) و (۱۸) مقدار واقعی وضعیت شارژ و مقدار تخمین زده شده آن با استفاده از EKF، UKF و روش پیشنهادی را در تست‌های US06 و FUDS نشان می‌دهند. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی در این حالت از سایر روشها موثرتر و دقت بالاتری دارد. این بدان دلیل است که مقدار SOC تخمین زده شده توسط روش پیشنهادی به SOC واقعی نزدیکتر است. در شکل‌های (۱۹) و (۲۰)، مقدار RMSE در طول زمان در دو تست US06 و FUDS برای وقتی که مشخصات آماری نویز اندازه‌گیری و نویز پروسه نامعلوم باشند ارائه شده است که با ۵۰ بار اجرای مونت کارلو بدست آمده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود در این حالت عملکرد روشهای مبتنی بر اساس EKF و UKF نسبت به حالت قبل کاهش یافته، در حالی که عملکرد روش پیشنهادی به عملکرد حالتی که مشخصات آماری نویزها معلوم است نزدیک می‌باشد. این به آن دلیل است که روش پیشنهادی نسبت به مشخصات آماری نویز اندازه‌گیری و پروسه مقاوم است. علاوه بر روش پیشنهادی ماتریس کواریانس نویز پروسه و اندازه‌گیری را برای عملکرد بهینه تنظیم می‌نماید. در حالی که در سایر روشها در سراسر آزمایش ماتریس کواریانس نویز پروسه و اندازه‌گیری ثابت است.



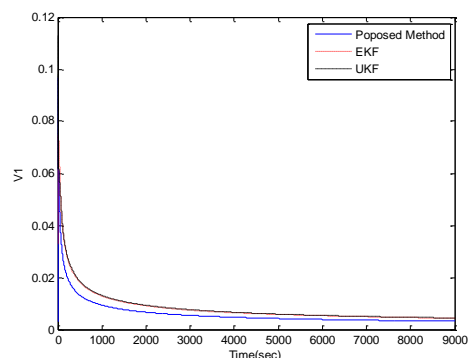
شکل ۱۳- RMSE در طول زمان مربوط به SOC در تست FUDS



شکل ۱۴- RMSE در طول زمان ولتاژ V1 در تست FUDS

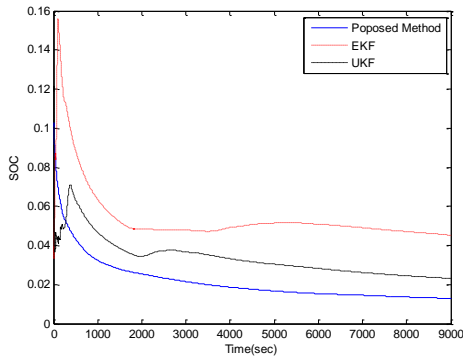


شکل ۱۵- RMSE در طول زمان مربوط به SOC در تست US06

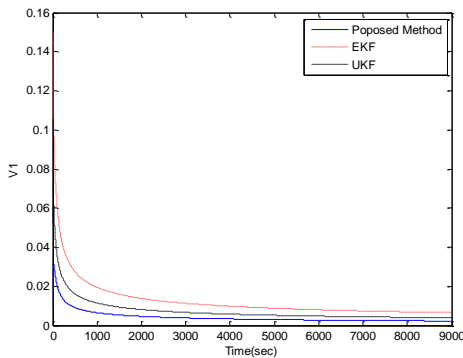


شکل ۱۶- RMSE در طول زمان ولتاژ V1 در تست US06

مقدار RMSE و زمان محاسبات الگوریتم‌های مختلف در جدول (۲) نشان داده شده است. در این جدول، مقایسه RMSE را توسط EKF، UKF و روش پیشنهادی در شرایطی نشان می‌دهد که اطلاعات آماری پیشین مربوط به نویز اندازه‌گیری و سیستم معلوم باشند. همانطور که از جدول (۲) ملاحظه می‌شود



شکل ۲۱- RMSE در طول زمان مربوط به SOC در تست US06

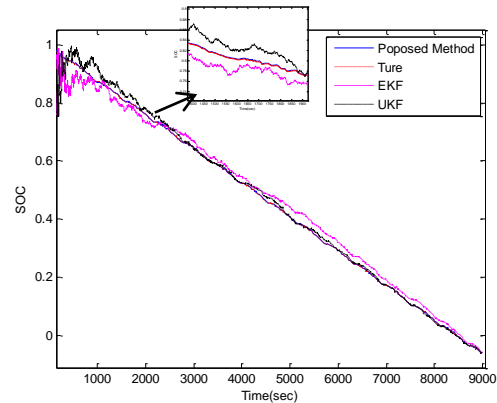


شکل ۲۲- RMSE در طول زمان ولتاژ V1 در تست US06

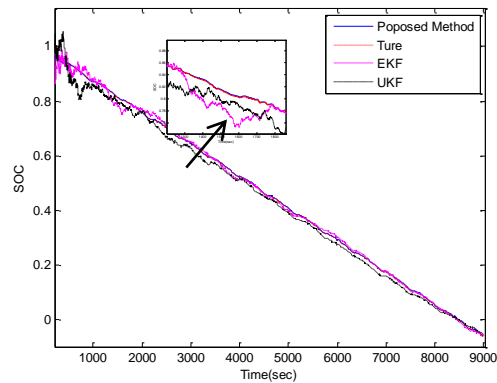
مقاوم بودن در برابر نویز غیر گوسی

در بخش قبل، دقت تخمین وضعیت شارژ باتری وقتی نویزها گوسی سفید باشند با استفاده از روش پیشنهادی و سایر روش-ها ارزیابی و با سایر روشها مقایسه شد. مشاهده شد که عملکرد روش پیشنهادی در شرایط مختلف بر سایر روشها برتری دارد. با این وجود، در عمل نویز سفید با میانگین صفر به ندرت در شرایط عملی اتفاق می افتد. بنابراین، مقاوم بودن دقت عملکرد روش پیشنهادی وقتی نویز اندازه گیری غیر گوسی باشد در این بخش بررسی شده است. برای این منظور، نویز با توزیع نمایی به نویز اندازه گیری اضافه شده است. نتایج تخمین در شکل (۲۳) نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود عملکرد روش پیشنهادی همانند بخش قبل بهتر از سایر روشها است. در حالی که عملکرد سایر روشها در این حالت بدتر نسبت به حالتی است که نویز سفید گوسی باشد. در حقیقت، عملکرد روش پیشنهادی همانند حالتی است که نویز سفید گوسی باشد. RMSE مربوط به روشهای مختلف در شکل (۲۴) نشان داده شده است. نتایج نشان می دهند در این حالت هم مانند تستهای قبلی RMSE مربوط به روش پیشنهادی کمتر از سایر روشها است. این بدان دلیل است که عملکرد روش پیشنهادی تحت نویز غیر گوسی مقاوم است.

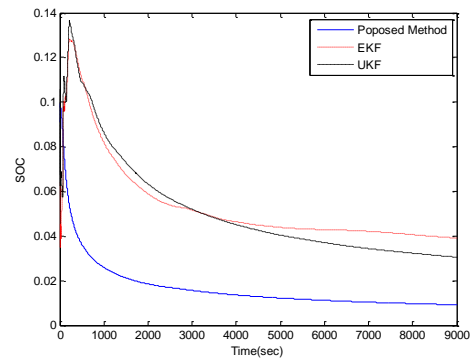
بنابراین روش پیشنهادی با اطلاعات اولیه نادرست هم، می تواند مقدار خطا را به حداقل برساند و دقت وضعیت شارژ باتری را بهبود بخشد.



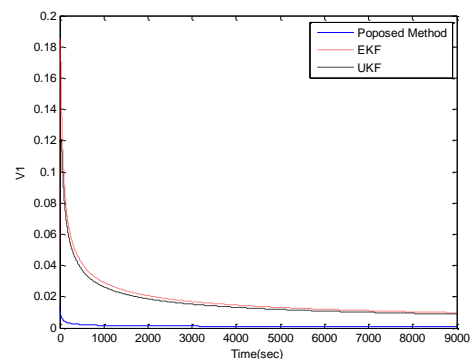
شکل ۱۷- مقایسه تخمین SOC در تست FUDS



شکل ۱۸- مقایسه تخمین SOC در تست US06

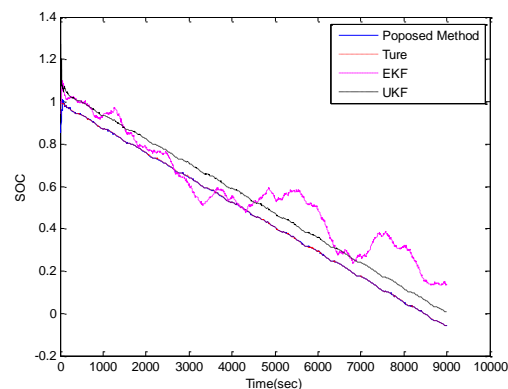


شکل ۱۹- RMSE در طول زمان مربوط به SOC در تست FUDS

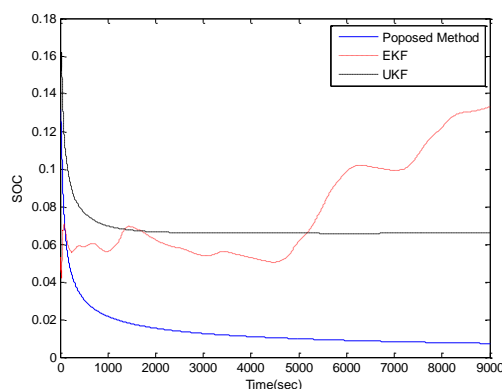


شکل ۲۰- RMSE در طول زمان ولتاژ V1 در تست FUDS

- models and health management”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol.80, pp.716–732,2017.
- [3] R. Xiong, J. Cao, Q. Yu, H. He, “Critical review on the battery state of charge estimation methods for electric vehicles”, *IEEE Access*, vol.6, pp.1832–1843,2018.
- [4] M. Bercibar, I. Gandiaga, I. Villarreal, N. Omar, J. Van Mierlo, P. Van Den Bossche, “Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications”, *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol.56, pp. 572–587,2016.
- [5] H.He, R.Xiong, and J.J.E. Fan, “Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach”, *Energies*, vol 4, pp. 582-598, 2011.
- [6] 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.
- [7] R.Xiong, JY. Cao, QQ.Yu,H., He, FC.,Sun, “Critical review on the battery state of charge estimation methods for electric vehicles”, *IEEE ACCESS* 2017.
- [8] S.,Lee, J., Kim, J., Lee, B.H., Cho, “State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge”, *J. Power Sources*, vol.185, pp. 1367–1373, 2008.
- [9] 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.356–66.,2016.
- [10] H.He, R.Xiong, H.Guo, S.Li, “Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles”, *Energy Conver. Manag.*, vol.64, pp.113–121,2012.
- [11] R. Mingant, J. Bernard, V. Sauvart Moynot, A. Delaille, S. Mailley, J.-L. Hognon, et al., “EIS measurements for determining the SoC and SoH of Li-ion batteries”, *ECS Trans*, vol.33, pp.41–53, 2011.
- [12] J. Cannarella, C.B. Arnold, “State of health and charge measurements in lithium-ion batteries using mechanical stress”, *J. Power Sources*, vol.269, pp.7-14,2014.
- [13] Y.Zheng, M.Ouyang, X.Han, L.Lu, J.Li, “Investigating the error sources of the online state of charge estimation methods for lithium-ion batteries in electric vehicles”, *J. Power Sources*, vol. 377, pp. 161–188,2018
- [14] S.Sepasi, L.R. Roose, M.M. Matsuura, “Extended kalman filter with a fuzzy method for accurate battery pack state of charge



شکل ۲۳- مقایسه تخمین SOC در تست US6



شکل ۲۴- RMSE در طول زمان مربوط به SOC در تست US6

نتیجه گیری

در این مقاله، روش حداقل مربعات بازگشتی برای تخمین پارامترهای باتری لیتیوم یون و از فیلتر کالمن جذر مکعبی مقاوم تطبیقی برای تخمین وضعیت شارژ باتری استفاده شده است. عملکرد روش پیشنهادی تحت شرایط مختلف با سایر روشها مقایسه شده است که نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر روش پیشنهادی است. در شرایطی که مشخصات آماری نویز پروسه و اندازه گیری اولیه نامعلوم باشد، عملکرد روش پیشنهادی نسبت به زمانی که اطلاعات صحیح در دسترس است تغییری نمی کند و مقاوم است. در نتیجه روش پیشنهادی عملکرد بهینه ای را برای تخمین وضعیت شارژ باتری فراهم می کند. عملکرد روش پیشنهادی همچنین تحت شرایطی که نویزها غیر گوسی باشند ارزیابی شده است که نتایج نشان دهنده موثر بودن روش پیشنهادی تحت این شرایط است.

مراجع

- [1] M. Zackrisson, K. Fransson, J. Hildenbrand, G. Lampic, C. O'Dwyer, “Life cycle assessment of lithium-air battery cells”, *Journal of Cleaner Production*, vol.135, pp. 299–311,2016.
- [2] L. Tao, J. Ma, Y. Cheng, A. Noktehdan, J. Chong, C. Lu, “A review of stochastic battery

- improved cubature Kalman filter algorithm” IET Science, Measurement & Technology, vol.14, no.5,2020.
- [27] Y. Sun, J. Xie and J. Guo, “A New Maneuvering Target Tracking Method using Adaptive Cubature Kalman Filter,” 2014 IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering, Yantai, 2014, pp. 40-44, 2014.
- [28] W. Li and Y. Jia, “Location of Mobile Station with Maneuvers using an IMM-based Cubature Kalman Filter,” IEEE Trans. Ind. Electron. 2012, vol. 59, pp. 4338–4348, 2012.
- [29] B. Xia, et al., “State of Charge Estimation of Lithium-ion Batteries using an Adaptive Cubature Kalman Filter,” Energies 2015, vol. 8, pp. 5916-5936, 2015.
- [30] M. Dahmahi, A.Meche, M. Keche and A. Oramri, “Reduced Cubature Kalman Filtering Applied to Target Tracking,” In Proceedings of the 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation (ICCA'11), Shiraz, Iran, 27–29 December 2011, pp. 1097–1101, 2011.
- [31] H. Rahimi-Eichi, F. Baronti, MY. Chow, “Online Adaptive Parameter Identification and State-of-Charge Coestimation for Lithium-Polymer Battery Cells”, IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 61, no. 4, pp. 2053-2061, 2014.
- [32] M. Partovibakhsh and G. Liu, “An Adaptive Unscented Kalman Filtering Approach for Online Estimation of Model Parameters and State-of-Charge of Lithium-Ion Batteries for Autonomous Mobile Robots,” IEEE Trans. Control Syst. Technol., vol. 23, no. 1, pp. 357-363, 2015.
- [33] R.Xiong, X. Gong, C.C. Mi, F. Sun, “A robust state-of-charge estimator for multiple types of lithium-ion batteries using adaptive extended Kalman filter”, J. Power Sources,vol. 243, pp.805–816,2013.
- [34] X.Shen, L.Deng, “Game theory approach to discrete H^∞ filter design”. IEEE Trans. Signal Proc., vol.45,pp.1092–1095,1997.
- [35] S.Dan, “Optimal State Estimation: Kalman, H^∞ , and Nonlinear Approaches”, Wiley-Interscience: Hoboken, NJ, USA, 2006.
- [36] Y. Zhuang, Z. Wang, H. Yu , W. Wang, S Lauria. “A robust extended H^∞ filtering approach to multi-robot cooperative localization in dynamic indoor environments”, Control Engineering Practice ,vol.21, pp.953–961, 2013.
- [37] K.P. B. Chandra, D.W. Gub, I. Postlethwaite, “A cubature H^∞ filter and its square-root version”, International Journal of Control, vol.87,no.4, pp.764–776, 2014.
- [38] I. Arasaratnam, S. Haykin, “Cubature Kalman smoothers”, Automatica 2011,vol. 47,pp. 2245–2250, 2011.
- estimation”, Energies ,vol. 8,pp. 5217–5233, 2015.
- [15] M.A.Hannan, M.S.H.Lipu, A.Hussain, A.Mohamed, “A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations”, Renew. Sustain. Energy Rev. vol.78, pp.834–854, 2017.
- [16] Wang Qiuting, Lu Yunhao, JY, “State of health estimation for lithium-ion battery based on D-UKF”, Int. J. Hybrid Inf. Technol.,vol.8, no.16,2015.
- [17] H. Dong, X. Jin, Y. Lou, C. Wang, “Lithium-ion battery state of health monitoring and remaining useful life prediction based on support vector regression-particle filter”, J. Power Sources,vol.271, pp.114–123,2014.
- [18] R. Xiong, Y. Zhang, H. He, X. Zhou, M.G. Pecht, “A double-scale, particle-filtering, energy state prediction algorithm for lithium-ion batteries”, IEEE Trans. Ind.Electron., vol.65, pp. 1526–1538.,2017.
- [19] Q. Yu, R. Xiong, C. Lin, “Online estimation of state-of-charge based on the H infinity and unscented kalman filters for lithium ion batteries”, Energy Procedia,vol.105,pp.2791–2796,2017.
- [20] Q. Yu, R. Xiong, C. Lin, W. Shen, J. Deng, “Lithium-ion battery parameters an state-of-charge joint estimation based on H-infinity and unscented Kalman Filters”, IEEE T. Veh. Technol.,vol.66, pp.8693–8701,2017.
- [21] A.Mazaheri, A. Radan, “Performance evaluation of nonlinear Kalman filtering techniques in low speed brushless DC motors driven sensor-less positioning systems”. Control Eng. Pract. , vol.60, pp.148–156,2017.
- [22] Y.Tian, B.Z. Xia. , W. Sun. Z.H .Xu. , W.W .Zheng. “A modified model based state of charge estimation of power lithium-ion batteries using unscented Kalman filter”, J. Power Sources, vol. 270, pp. 619–626, 2014.
- [23] W. Zhang, W. Shi, Z. Ma, “Adaptive unscented Kalman filter based state of energy and power capability estimation approach for lithium-ion battery” J. Power Sources 2015, 289, 50–62.
- [24] F.Sun, X.Hu, Y.Zou, S. Li, “Adaptive unscented Kalman filtering for state of charge estimation of a lithium-ion battery for electric vehicles”, Energy 2011, 36, 3531–3540.
- [25] I.Arasaratnam, S. Haykin and T.R. Hurd, “Cubature Kalman Filtering for Continuous-Discrete Systems: Theory and Simulations,” IEEE Trans. Signal Process., vol.58,pp. 4977,4993, 2010.
- [26] J.Zhu , B.Liu, H.Wang , Z.Li, Z.Zhang, “State estimation based on