

## تخمین وضعیت شارژ باتری لیتیوم با استفاده از فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی

رمضان هاونگی<sup>۱</sup>، سمانه همتی<sup>۲</sup>

Havangi@Birjand.ac.ir

۱-دانشیار گروه الکترونیک، دانشگاه بیرجند

۲-دانشجوی کارشناسی ارشد گروه الکترونیک، دانشگاه بیرجند

### چکیده

تخمین وضعیت شارژ باتری (SOC) در باتری‌های لیتیوم یون برای اطمینان از عملکرد ایمنی و جلوگیری از شارژ و دشارژ بیش از حد از اهمیت بالایی برخوردار است. با وجود اهمیت بسیار زیاد پارامتر SOC، این پارامتر به طور مستقیم از پدیده‌های باتری قابل اندازه‌گیری نیست. بنابراین نیاز به تخمین آن وجود دارد. تاکنون روش‌های مختلفی برای تخمین وضعیت شارژ باتری‌های لیتیوم یون معرفی شده است. در این مقاله شناسایی مدل باتری و الگوریتم تخمین SOC بر اساس فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی (FACKF) برای باتری‌های لیتیوم یون در وسایل نقلیه الکتریکی ارائه شده است. در این روش، ابتدا باتری لیتیوم یون توسط مدار معادل RC مرتبه دوم مدل شده است. سپس روش فیلتر کالمن مکعبی برای تخمین پارامترهای باتری و وضعیت شارژ باتری استفاده شده است. یکی از مزایای فیلتر کالمن مکعبی اطلاع داشتن از ماتریس‌های کواریانس نوین اندازه‌گیری و فرآیند است. با وجود این، این ماتریس‌ها عموماً در عمل نامعلوم می‌باشند. در صورت انتخاب نادقیق ماتریس‌های Q و R عملکرد فیلتر تحت تاثیر قرار گرفته و دقت تخمین وضعیت شارژ کاهش و حتی امکان واگرایی وجود دارد. برای رفع این مشکل در این مقاله یک سیستم فازی برای نظارت بر عملکرد فیلتر کالمن مکعبی طراحی شده است. سیستم فازی ماتریس‌های R و Q به گونه ای تنظیم می‌نماید که فیلتر دارای عملکرد بهینه باشد. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، این روش با روش‌های کلاسیک مقایسه شده است. نتایج نشان دهنده عملکرد موثر روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها است. در روش پیشنهادی جذر میانگین مربع خطا (RMSE) برای تخمین وضعیت شارژ باتری در همه شرایط (با مشخصات آماری معلوم و نامعلوم نوین پروسه و اندازه‌گیری) حدود ۰,۰۱ در همه شرایط است در حالی که در سایر روش‌ها وقتی مشخصات آماری نوین پروسه و اندازه‌گیری نامعلوم است دقت کاهش می‌یابد.

واژگان کلیدی: باتری لیتیوم یون، تخمین وضعیت شارژ، فیلتر کالمن توسعه یافته، فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی.

تاریخ دریافت مقاله : ۹۸/۰۲/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۰۸/۱۳

## ۱- مقدمه

با افزایش قیمت انرژی و افزایش آلودگی محیط زیست، همچنین کاهش ذخایر سوخت‌های فسیلی به دلیل مصرف بیش از حد، وسایل نقلیه الکتریکی (EV)<sup>۱</sup> به شدت مورد توجه قرار گرفته‌اند. به علت مزایای زیاد از قبیل توان بالا، چگالی انرژی بالا، ولتاژ بالا، آلودگی کمتر، اثر نداشتن حافظه، عمر طولانی‌تر و میزان خود تخلیه کمتر، باتری‌های لیتیوم یون<sup>۲</sup> به‌طور گسترده‌ای در وسایل نقلیه الکتریکی نسبت به سایر باتری‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۱]. وسایل نقلیه الکتریکی مجهز به هزاران سلول لیتیوم یون هستند. برای عملکرد بهتر باتری لیتیوم یون و اطمینان از ایمنی و عمر طولانی‌تر آن، نیازی مهم و بنیادی به سیستم مدیریت باتری (BMS)<sup>۳</sup> وجود دارد. سیستم مدیریت باتری باید قادر به تامین تخمین دقیق وضعیت شارژ باتری (SOC)<sup>۴</sup>، وضعیت سلامت باتری (SOH)<sup>۵</sup>، نرخ پیری<sup>۶</sup>، دمای هسته و عمر مفید باقیمانده<sup>۷</sup> در سلول باشد [۲].

از آنجاییکه SOC نشان دهنده ظرفیت باقیمانده در باتری است و پیش‌بینی قابلیت حداکثر توان باتری و بهبود امنیت باتری توسط جلوگیری از شارژ یا دشارژ بالا را بر عهده دارد، تخمین وضعیت شارژ باتری یکی از کلیدی‌ترین وظایف BMS محسوب می‌شود. با این وجود تخمین دقیق SOC مشکل است، زیرا SOC وضعیت داخلی سلول باتری است که نمی‌تواند به‌طور مستقیم اندازه‌گیری شود، بنابراین SOC با روش‌های خاصی تخمین زده می‌شود. با توسعه EV روش‌های مختلفی برای تخمین وضعیت شارژ باتری پیشنهاد شده است.

الگوریتم‌های تخمین SOC موجود به دو دسته تقسیم می‌شوند. نوع مدل آزاد<sup>۸</sup> و نوع مبتنی بر مدل<sup>۹</sup>. مدل‌های آزاد شامل روش آمپر-ساعت (Ah)<sup>۱۰</sup> یا شمارش کولن [۳]،

ولتاژ مدار باز (OCV)<sup>۱۱</sup> [۴] و طیف‌سنج امپدانس الکترو شیمیایی (EIS)<sup>۱۲</sup> [۵] هستند. تکنیک شمارش آمپر-ساعت رایج‌ترین روش برای محاسبه SOC است که SOC را در طول زمان با انتگرال‌گیری جریان به‌دست می‌آورد. این روش ساده‌ای است و می‌تواند به آسانی اجرا شود. در این روش اگر SOC اولیه شناخته شده باشد دقت تخمین بالا خواهد بود، اما اگر به اشتباه تخمین زده شود همه برآورد SOC پس از آن اشتباه خواهد بود. بنابراین این روش به‌عنوان یک الگوریتم تخمین حلقه باز، مشکلاتی از قبیل نویز اندازه‌گیری و SOC اولیه نادرست دارد. در روش ولتاژ مدار باز، SOC بر حسب OCV به‌دست می‌آید. اما از آنجایی‌که 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 که SOC بعد از یک دوره آرامش با استفاده از رابطه OCV-SOC محاسبه شود. این SOC می‌تواند به عنوان نقطه کالیبراسیون مجدد برای روش شمارش آمپر-ساعت استفاده شود. در روش طیف سنجی امپدانس الکترو شیمیایی SOC بر اساس امپدانس داخلی باتری تخمین زده می‌شود و این تنها برای برنامه‌های برون خط مناسب است. به منظور بهبود دقت تخمین وضعیت شارژ باتری، روش‌های تخمین مبتنی بر مدل نسبت به روش‌های ذکر شده بیشتر گسترش یافته‌اند [۶]. این روش‌ها به‌طور گسترده‌ای برای کاربردهای واقعی نسبت به سایر روش‌ها مناسب است [۶]. از روش‌های مشهور و گسترده می‌توان فیلتر کالمن (KF)<sup>۱۳</sup> را نام برد که یکی از معروف‌ترین و رایج‌ترین ابزارهای ریاضی است که برای تخمین تصادفی از روی داده‌های نویزی مورد استفاده قرار می‌گیرد و یک الگوریتم پیش‌بینی و تصحیح را برای تخمین‌گر تشکیل می‌دهد. ویژگی مهم این الگوریتم این است که کواریانس خطای تخمین را حداقل می‌کند و از این منظر یک تخمین‌گر بهینه محسوب می‌شود [۷].

فیلتر کالمن برای تخمین وضعیت سیستم‌های خطی توسعه یافته است. اما از آنجا که یاتری لیتیوم یون سیستمی غیرخطی و متغیر با زمان است، بنابراین فیلتر

<sup>1</sup> Electric Vehicles

<sup>2</sup> Lithium-ion Battery

<sup>3</sup> Battery Management System

<sup>4</sup> State of Charge

<sup>5</sup> State of Health

<sup>6</sup> Aging

<sup>7</sup> Remaining Useful Life

<sup>8</sup> Non-Mode- Based

<sup>9</sup> Model-Based

<sup>10</sup> Ampere-Hour Counting

<sup>11</sup> Open Circuit Voltage

<sup>12</sup> Electro-Chemical Impedance Spectroscopy

<sup>13</sup> Kalman Filter

ذره‌ای دقتی بهتر از CKF دارد، اما دارای محاسباتی پیچیده‌تر است. هم‌چنین در [۱۹] با مقایسه روش‌های مختلف نشان داده شده که CKF دقت بالاتر و همگرایی بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. برای بهبود عملکرد الگوریتم CKF قانون تطبیقی با استفاده از روش فازی ارائه شده است که با استفاده از این روش کواریانس نویز فرآیند و اندازه‌گیری بروزرسانی می‌شوند.

ساختار بقیه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲، مدل‌سازی باتری لیتیوم یون با استفاده از مدار معادل RC مرتبه دوم ارائه شده است. در بخش ۳، الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی استاندارد و قوانین تطبیق برای بروز رسانی ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری R توسط روش فازی معرفی شده است. نتایج شبیه‌سازی شامل شناسایی پارامترهای باتری و تخمین وضعیت شارژ باتری توسط ACKF در بخش ۴ ارائه شده و در بخش ۵ نتیجه‌گیری از مقاله مطرح شده است.

## ۲- مدل‌سازی باتری لیتیوم یون

مدل‌سازی باتری مساله‌ای مهم و چالش برانگیز در سیستم مدیریت باتری است. تاکنون مدل‌های متعددی گزارش شده است. انتخاب درست بین این مدل‌ها بر اساس توافق بین پیچیدگی‌های مدل، دقت و تلاش برای پارامتری کردن است. مدل‌ها به چهار تقسیم می‌شوند [۲۰]. مدل ایده‌آل<sup>۴</sup>، مدل رفتاری<sup>۵</sup>، مدل الکترو شیمیایی<sup>۶</sup> و مدل مدار معادل الکتریکی.

به طور کلی دو مسئله اساسی برای انتخاب روش مدل‌سازی باتری در رابطه با تخمین SOC با دقت بالا وجود دارد. اولاً "این‌که بتواند به خوبی رفتارهای دینامیک باتری را شبیه‌سازی کند. ثانياً معادلات فضای حالت بتواند به آسانی مطابق مدل مشتق‌گیری شود. مدل مدار معادل الکتریکی به دلیل سادگی مدل، تعداد پارامترهای کمتر برای تنظیم، قابلیت اجرا برای کاربردهای واقعی، دقت بالا (حدود ۱٪ تا ۵٪) و هم‌چنین شبیه‌سازی سریع‌تر و قوی‌تر نسبت به سایر روش‌ها به طور گسترده‌تری مورد استفاده قرار گرفته است [۲۱]. مدل‌های مدار معادل<sup>۷</sup> (ECM) شامل شبکه RC مرتبه n ام هستند که برای

کالمن تعمیم یافته (EKF)<sup>۱</sup> برای تخمین وضعیت شارژ استفاده شده است [۹ و ۸]. فیلتر کالمن تعمیم یافته یک سیستم غیرخطی را بر اساس سری تیلور مرتبه اول به سیستم خطی تبدیل می‌کند که بر اثر این خطی‌سازی خطای خطی‌سازی بزرگی ایجاد می‌شود. هم‌چنین محاسبه ماتریس ژاکوبین می‌تواند باعث ناپایداری فیلتر و تخمین نادرست برای بسیاری از سیستم‌های باتری غیرخطی شود. برای حل این مشکل فیلتر کالمن بی رد (UKF)<sup>۲</sup> برای تخمین وضعیت شارژ باتری توسعه داده شده است [۱۰]. برخلاف فیلتر کالمن تعمیم یافته، فیلتر کالمن بی‌رد نیاز به خطی‌سازی معادلات فضای حالت با استفاده از بسط تیلور مرتبه اول ندارد. این فیلتر در هر گام مجموعه‌ای از نقاط سیگما را تولید می‌کند و رابطه‌های پیش‌بینی مبتنی بر این نقاط سیگما را بروز رسانی می‌کند. در واقع در فیلتر کالمن بی رد از مجموعه‌ای نمونه به نام نقاط سیگما برای تقریب میانگین حالت و کواریانس یک تابع توزیع گوسی استفاده می‌شود [۱۱]. در [۱۲] نشان داده شده است که UKF عملکرد قوی‌تری نسبت به EKF در تخمین وضعیت شارژ باتری از نظر دقت و پایداری برخوردار است.

در این مقاله برای تخمین وضعیت شارژ باتری فیلتر کالمن مکعبی (CKF)<sup>۳</sup> تطبیقی فازی استفاده شده است. فیلتر کالمن مکعبی بر اساس قانون مکعبی شعاعی-کروی است. CKF از مجموعه‌ای از  $2n$  نقطه استفاده می‌کند که n نشان دهنده ابعاد بردار حالت است که برای به‌دست آوردن میانگین کواریانس و حالت‌های یک سیستم غیرخطی با نویز گوسی افزایشی مورد استفاده قرار می‌گیرد. فیلتر کالمن مکعبی دارای دقتی بالاتر از فیلتر کالمن بی‌رد و پایدارتر می‌باشد، و معادل بسط تیلور مرتبه چهارم برای فرآیندهای گوسی می‌باشد [۱۳ و ۱۴]. تاکنون، فیلتر کالمن مکعبی در بسیاری از زمینه‌ها مانند ایستگاه تلفن همراه [۱۵]، ردیابی هدف متحرک [۱۶] و تخمین برخورد فضاپیما [۱۵] استفاده شده است. مقایسه کارایی و پیچیدگی‌های EKF، UKF، CKF و فیلتر ذره‌ای در [۱۷-۱۸] مورد بررسی قرار گرفته‌اند و نشان داده شده است که CKF بهتر از UKF و EKF عمل می‌کند. اگر چه فیلتر

<sup>4</sup> Ideal Models

<sup>5</sup> Behavioral Models

<sup>6</sup> Electro-Chemical Models

<sup>7</sup> Equivalent Circuit Models

<sup>1</sup> Extended Kalman Filter

<sup>2</sup> Unscented Kalman Filter

<sup>3</sup> Cubature Kalman Filter

$$U_1(t) = \exp\left[-\frac{1}{R_1 C_1}(t - t_0)\right] U(t_0) + \int_{t_0}^t \exp\left[-\frac{1}{R_1 C_1}(t - \tau)\right] \frac{1}{C_1} I_t(\tau) d\tau \quad (3)$$

که  $t_0$  زمان اولیه و  $t$  زمان جاری است.

$$t_0 = KT, \quad t = (K + 1)T, \quad K = 0, 1, 2, \dots$$

با جایگذاری مقادیر فوق در معادله بالا داریم:

$$U_1((K + 1)T) = \exp\left[-\frac{T}{R_1 C_1}\right] U_1(KT) + \int_{KT}^{(K+1)T} \exp\left\{-\frac{1}{R_1 C_1}[(K + 1)T - \tau]\right\} \frac{1}{C_1} I_t(\tau) d\tau \quad (4)$$

که  $\tau$  بین  $KT$  و  $(K + 1)T$  در مدت زمان نمونه برداری  $T$  جریان نمونه برداری تقریباً تغییر نکرده است، بنابراین  $I_t(\tau) = I_t(KT)$  علاوه بر این معادله (۴) می‌تواند باز نویسی شود:

$$U_1((K + 1)T) = \exp\left[-\frac{T}{R_1 C_1}\right] U_1(KT) + \int_{KT}^{(K+1)T} \exp\left\{-\frac{1}{R_1 C_1}[(K + 1)T - \tau]\right\} d\tau \frac{1}{C_1} I_t(\tau) \quad (5)$$

با تعریف

$$t = (K + 1)T - \tau, \quad dt = -d\tau$$

محدوده پایین و بالای انتگرال به ترتیب  $0$  و  $T$  می‌شود و معادله را می‌توان به صورت زیر باز نویسی کرد:

$$U_1((K + 1)T) = \exp\left[-\frac{T}{R_1 C_1}\right] U_1(KT) + \int_0^T \exp\left\{-\frac{1}{R_1 C_1}t\right\} dt \frac{1}{C_1} I_t(KT) \quad (6)$$

با حل انتگرال داریم:

$$U_1(K + 1) = \exp(-T/\tau_1) U_1(K) + [1 - \exp(-T/\tau_1)] R_1 I_t(K) \quad (7)$$

که

$$\tau_1 = R_1 C_1, \quad U_1(K + 1) = U_1((K + 1)T), \quad I_t(K) = I_t(KT)$$

است و به طور مشابه:

$$U_2(K + 1) = \exp(-T/\tau_2) \times U_2(K) + [1 - \exp(-T/\tau_2)] \times R_2 I_t(K) \quad (8)$$

که

$$\tau_2 = R_2 C_2, \quad U_2(K + 1) = U_2((K + 1)T)$$

و از معادله (۱)، SOC به صورت زیر به دست می‌آید:

$$SOC(K + 1) = SOC(K) - \frac{T}{Q_n} I_t(K) \quad (9)$$

بنابراین متغیرهای حالت به صورت زیر گسسته سازی می‌شوند:

$$SOC(K + 1) = SOC(K) - \frac{T}{Q_n} I_t(K) \quad (10)$$

توصیف مشخصه دینامیک باتری به کار برده می‌شود. با استفاده از مطالعات تجربی، مدل مدار تونن اصلاح شده که مدل پلاریزاسیون دوتایی (DP)<sup>۱</sup> یا مدل مرتبه دوم RC نامیده می‌شود، برای توافق بین دقت و پیچیدگی محاسباتی، بهترین مدل می‌باشد که در شکل (۱) نشان داده شده است [۲۰].

مدل مدار معادل شامل ترکیبی از منابع ولتاژ، مقاومت و خازن‌ها می‌باشد. این مدل هم مانند سایر مدل‌ها سعی می‌کند رفتار باتری را مدل کند. مدل دوقطبی شامل سه بخش می‌شود [۲۰]:

- ولتاژ مدار باز که توسط یک منبع ولتاژ تولید می‌شود.

- مقاومت‌های داخلی که شامل مقاومت اهمی  $R_0$  و مقاومت‌های پلاریزاسیون که شامل  $R_1$  و  $R_2$  می‌باشد.

- ظرفیت‌های موثر  $C_1$  و  $C_2$ .

معمولاً از معادلات فضای حالت برای مدل سازی یک سیستم به صورت زیر استفاده می‌شود:

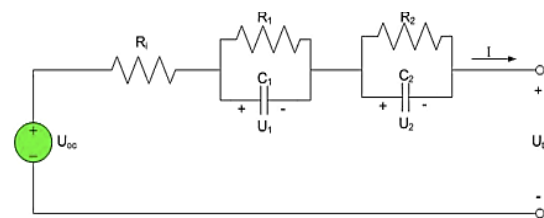
$$SOC = -\frac{1}{Q_n} I_L$$

$$U_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I_t \quad (1)$$

$$U_2 = -\frac{1}{R_2 C_2} U_2 + \frac{1}{C_2} I_t$$

$$U_t = U_{OC} - U_1 - U_2 - R_i I_t \quad (2)$$

که  $U_1$  و  $U_2$  ولتاژ ترمینال  $C_1$  و  $C_2$ ،  $U_1$  و  $U_2$  مشتق ولتاژ پلاریزاسیون  $U_1$  و  $U_2$ ،  $Q_n$  ظرفیت مجاز سلول،  $I_t$  ولتاژ ترمینال سلول،  $I_t$  جریان سلول با مقدار مثبت در دشارژ و مقدار منفی در شارژ،  $U_{OC}$  ولتاژ مدار باز سلول و تابعی از SOC می‌باشند. این معادلات را به صورت زیر می‌توان گسسته سازی نمود. در یک زمان نمونه برداری  $T$ ، پارامترهای مدل سلول می‌توانند بصورت مقادیر ثابتی در نظر گرفته شوند و مدل می‌تواند بعنوان یک سیستم ثابت ساده شود.  $U_1(t)$  از (۱) به دست می‌آید:



شکل (۱) مدل مرتبه دوم باتری [۲۰].

<sup>1</sup> Dual Polarisation

$\bar{x}_0 = E[x_0]$   
 $p_0 = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T]$   
 که مقدار اولیه حالت،  $\bar{x}_0$  میانگین اولیه و  $p_0$  کواریانس اولیه خطا است.

- بروز رسانی زمانی میانگین و کواریانس
- ۱. فاکتورگیری کواریانس خطا

$$S_{k-1} = \text{chol}(p_{k-1})$$

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

که  $\text{chol}(\cdot)$  نشان دهنده تجزیه چولسکی از یک ماتریس بازگشتی پایین مثلثی است.

۲. محاسبه نقاط مکعبی.

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

$n$  تعداد متغیرهای حالت و  $\gamma^i$  مجموعه نقاط مکعبی استاندارد می‌باشد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

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

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

[1] نشان دهنده ماتریس شناسایی است.

۳. انتشار نقاط مکعبی و محاسبه حالت پیش بینی شده

$$x_k^i = f(x_{k-1}^i, u_{k-1})$$

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

۴. محاسبه کواریانس انتشار یافته

$$p_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (x_k^i - \bar{x}_k)(x_k^i - \bar{x}_k)^T + Q_{k-1}$$

که  $Q_{k-1}$  ماتریس کواریانس نویز سیستم در گام زمانی  $k-1$  است.

- بروز رسانی اندازه‌گیری
- ۱. فاکتورگیری کواریانس خطا

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

۲. محاسبه مجدد نقاط مکعبی

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

۳. انتشار نقاط مکعبی و محاسبه اندازه‌گیری پیش‌بینی شده

$$y_k^i = h(x_k^i, u_k)$$

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

۴. محاسبه کواریانس تخمین زده شده

$$U_1(K+1) = \exp(-T/\tau_1) \times U_1(K) + [1 - \exp(-T/\tau_1)] \times R_1 I_t(K)$$

$$U_2(K+1) = \exp(-T/\tau_2) \times U_2(K) + [1 - \exp(-T/\tau_2)] \times R_2 I_t(K)$$

$$U_t(k) = U_{OC}(k) - U_1(k) - U_2(k) - R_i(k) I_t(K) \quad (11)$$

## ۲- تخمین وضعیت شارژ باتری با استفاده از فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی

فیلتر کالمن مکعبی بر اساس قانون مکعبی شعاعی-کروی درجه سه، از مجموعه‌ای از نقاط  $2n$  استفاده می‌کند که نشان دهنده ابعاد بردار حالت، برای به‌دست آوردن میانگین حالت و کواریانس یک سیستم غیرخطی با نویز گوسی افزایشی است، که امکان محاسبه عددی انتگرال‌های چند بعدی (لحظه‌ای چندگانه) را در مواجهه با فیلترهای لحظه‌ای (بیزین) غیرخطی فراهم می‌کند [۱۲]. روش‌های انتگرال‌گیری عددی موثر به‌عنوان قوانین مکعبی برای این انتگرال‌های چند بعدی شناخته شده‌اند. با اعمال الگوریتم CKF برای تخمین SOC معادلات سیستم دینامیک باتری غیرخطی به صورت زیر توصیف می‌شوند:

$$x_k = f(x_{k-1}, U_k) + w_k, P(w_k) \sim N(0, Q_k)$$

$$y_k = h(x_k, U_k) + v_k, P(v_k) \sim N(0, R_k) \quad (12)$$

$$f(x_{k-1}, U_k) = \begin{bmatrix} e^{\frac{-T}{R_{1,k} C_{1,k}}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{\frac{-T}{R_{2,k} C_{2,k}}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} R_{1,k} \left(1 - e^{\frac{-T}{R_{1,k} C_{1,k}}}\right) \\ R_{2,k} \left(1 - e^{\frac{-T}{R_{2,k} C_{2,k}}}\right) \\ \frac{-T}{C_{3600}} \end{bmatrix} I_{L,k}^T$$

$$h(x_k, U_k) = U_{OC,k} - U_{1,k} - U_{2,k} - R_{i,k} I_{t,k}$$

که  $x_k$  بردار حالت،  $y_k$  بردار اندازه‌گیری،  $w_k$  بردار نویز فرآیند،  $v_k$  بردار نویز اندازه‌گیری،  $Q_k$  و  $R_k$  به ترتیب کواریانس نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری هستند. هم‌چنین  $f(\cdot)$  و  $h(\cdot)$  توابع غیرخطی و  $I_{L,k}$  بردار ورودی سیستم است. مراحل و روابط لازم برای پیاده سازی الگوریتم برای تخمین وضعیت شارژ باتری به صورت زیر است:

- مقدار دهی اولیه

$$x_0 = [SOC_0 \ V_{1,0} \ V_{2,0}]$$

ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری R و فرآیند Q است. در این مقاله تطبیق فیلتر کالمن مکعبی به کمک سیستم‌های فازی انجام شده است. مهمترین امتیاز روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مشابه، سادگی این روش و امکان بکارگیری دانش موجود درباره فرآیند تحت نظر جهت تطبیق است. الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی ارائه شده، به صورت برخط، ماتریس‌های کواریانس R و Q در نتیجه بهره فیلتر کالمن را طوری تنظیم می‌کند که فیلتر عملکرد بهینه‌ای داشته باشد.

### ۳-۱- تنظیم تطبیقی با سیستم فازی

در این تحقیق فرض شده که مدل سیستم باتری لیتیوم یون (مدار تونن مرتبه دوم)، مدلی مناسب باشد. بنابراین ماتریس کواریانس Q ثابت و معلوم فرض شده و ماتریس کواریانس R بصورت تطبیقی تنظیم می‌شود. به این منظور یک فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی برخط ارائه شده است که تطبیق توسط سیستم فازی با تنظیم برخط ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری R انجام می‌شود. در این روش از الگوریتم IAE برای تطبیق ماتریس کواریانس R استفاده شده است. ایده بکاربرده شده تطبیق کواریانس است که با تخمین تطبیقی ماتریس کواریانس R در حین اندازه‌گیری سبب تطبیق فیلتر می‌شود. ایده اساسی این تکنیک این است که کواریانس واقعی باقیمانده<sup>۴</sup> را با واریانس تئوری نزدیک کنیم. باقیمانده به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۵]:

$$\Gamma_k = y_k - \bar{y}_k \quad (27)$$

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

$$S_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (y_k^i - \bar{y}_k)(y_k^i - \bar{y}_k)^T + R \quad (28)$$

که  $y_k^i$  خروجی واقعی،  $\bar{y}_k$  خروجی تخمین زده شده و R ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری است. با داشتن دنباله نوآوری  $r_i$  در طول زمان، کواریانس واقعی آن  $\hat{C}_{r_k}$  بوسیله کواریانس نمونه‌هایش از طریق متوسط‌گیری درون یک پنجره تخمین متحرک با اندازه N به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

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

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

که  $R_{k-1}$  ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری در گام زمانی  $k-1$  است.

۵. محاسبه بهره کالمن

$$K_k = p_{xy}(p_y)^{-1}$$

۶. محاسبه حالت تخمین زده شده

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

$y_k$  خروجی اندازه‌گیری شده در گام زمانی  $k$  است.

۷. بروز رسانی کواریانس خطا.

$$p_k = p_k^- - K_k p_y K^T$$

CKF نسبت به EKF و UKF دارای ویژگی‌های بهتری است [۲۲]. در [۲۳ و ۲۴] نشان داده شده که CKF از UKF پایدارتر عمل می‌کند. با وجود این، فیلتر کالمن مکعبی از واگرایی رنج می‌برد. واگرایی ممکن است به دلایل متعددی اتفاق بیفتد از جمله نادرست یا ناقص بودن مدل سیستم، درجه بالای غیرخطی معادلات توصیف کننده مدل فضای حالت سیستم، خطاهای عددی و اطلاعات آماری نادرست پیشین مربوط به نويز فرآیند و نويز اندازه‌گیری.

یک محدودیت اساسی CKF این است که مشخصات آماری از پیش دانسته شده نويز فرآیند و اندازه‌گیری معلوم فرض می‌شود. در حالی که این مشخصات در کاربردهای واقعی نامشخص و حتی ممکن است با زمان تغییر کنند. اطلاعات از پیش دانسته شده نادرست نويز فرآیند و اندازه‌گیری ممکن است سبب کاهش دقت، واگرایی عملی و ناسازگاری شود. یک راه موثر برای غلبه بر این ضعف استفاده از الگوریتم‌های تطبیقی است. مزیت الگوریتم تطبیقی این است که موجب سازگار شدن کواریانس‌های محاسبه شده با کواریانس واقعی سازگار می‌شود [۲۵ و ۲۶]. در حالت کلی، دو روش عمده برای تطبیق عبارت است از

۱- تخمین تطبیقی بر اساس چند مدل (MMAE)<sup>۱</sup>

۲- تخمین تطبیقی بر اساس تغییر (IAE)<sup>۲</sup>

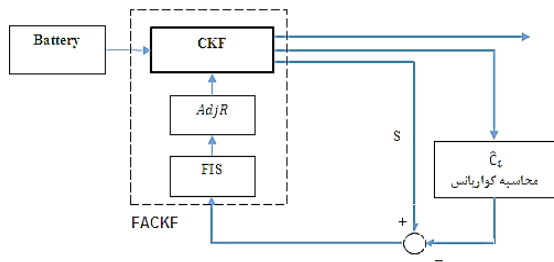
در هر دو تکنیک از اطلاعات جدید قابل دسترس در توالی تغییر<sup>۳</sup> استفاده می‌شود. تطبیق عبارت از تنظیم تطبیقی

<sup>1</sup> Multiple-Model-Based Adaptive Estimation

<sup>2</sup> Innovation- Based Adaptive Estimation

<sup>3</sup> Innovation Sequence

<sup>4</sup> Residual



شکل (۲) تطبیقی فازی.

$$R_k(i, i) = R_{k-1}(i, i) + \text{Adj}R_k \quad (31)$$

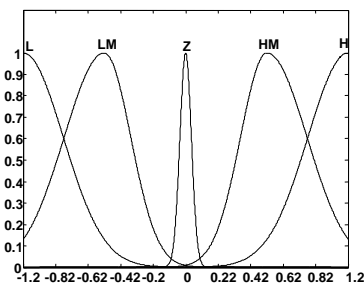
که  $\text{Adj}R_k$  فاکتوری است که به  $R$  اضافه یا کم می‌شود که همان خروجی سیستم فازی است. از آنجایی که در تلفیق تطبیقی فازی یک اندازه‌گیری داریم همان‌طور که از شکل (۵) مشاهده می‌شود یک سیستم فازی مستقل یک ورودی یک خروجی برای تطبیق نیاز می‌باشد. توابع عضویت ورودی و خروجی سیستم فازی به ترتیب مطابق شکل‌های (۳) و (۴) است.

#### ۴- نتایج

الگوریتم پیشنهادی، روی داده‌های به دست آمده از باتری نوع لیتیوم-یون با ظرفیت نامی ۱ آمپر-ساعت پیاده سازی می‌شود، چراکه باتری‌های لیتیوم-یون، کاربرد گسترده‌ای در سامانه‌های انرژی ترکیبی دارند. مدار معادل الکتریکی مرتبه دو باتری در محیط نرم افزار MATLAB شبیه سازی شده است.

#### ۴-۱- شناسایی پارامترها

تخمین پارامترهای باتری به صورت برخط از اهمیت زیادی برخوردار است. برای شناسایی پارامترهای باتری روش‌های مختلفی وجود دارد.



شکل (۳) توابع عضویت ورودی.

$$\hat{C}_{rk} = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^k r_i \Gamma_i^T \quad (29)$$

که  $i_0 = k - N + 1$  اولین نمونه درون پنجره تخمین است. اندازه پنجره  $N$  به صورت تجربی انتخاب می‌شود تا مشخصات آماری همواری به ما بدهد. اگر کواریانس واقعی  $\hat{C}_{rk}$  با مقدار تئوری آن متفاوت باشد آنگاه تنظیم توسط  $R$  به منظور تصحیح عدم تطابق انجام می‌پذیرد. برای پردازش تفاوت بین  $S_k$  و مقدار واقعی آن  $\hat{C}_{rk}$  یک متغیر جدید تعریف می‌کنیم. این متغیر که درجه تطابق نامیده می‌شود به صورت زیر است:

$$\text{DOM}_k = S_k - \hat{C}_{rk} \quad (30)$$

اگر مقدار  $\text{DOM}_k$  نزدیک صفر باشد به این معنی است که  $S_k$  و  $\hat{C}_{rk}$  تقریباً برهم منطبق‌اند و هیچ تغییری لازم نیست. اگر  $\text{DOM}_k$  بزرگتر از صفر باشد، این به آن معنی است که مقدار واقعی  $\hat{C}_{rk}$  کوچکتر از مقدار تئوری آن است و تنظیم لازم است و نهایتاً اگر  $\text{DOM}_k$  کوچکتر از صفر باشد، این به آن معنی است که مقدار  $\hat{C}_{rk}$  بزرگتر از مقدار تئوری آن  $S_k$  است و نیاز به تنظیم است. ایده اساسی تطبیق استفاده شده بوسیله سیستم فازی برای تخمین تطبیقی  $R$  به این صورت است که از (۲۸) می‌توان درک کرد که افزایش  $R$ ،  $S_k$  را افزایش خواهد داد و برعکس. بنابراین  $R$  می‌تواند برای تغییر  $S_k$  مطابق با مقدار  $\text{DOM}_k$  به منظور کاهش اختلاف بین  $S_k$  و  $\hat{C}_{rk}$  استفاده شود. در نتیجه سه قانون کلی برای تنظیم تطبیقی  $R$  به صورت زیر می‌توان تعریف کرد که عبارتند از:

۱) اگر  $\text{DOM}_k \approx 0$  باشد (این به آن معناست که  $S_k$  و  $\hat{C}_{rk}$  برابرند) آنگاه  $R$  تغییر نکند.

۲) اگر  $\text{DOM}_k > 0$  باشد (این به آن معناست که  $\hat{C}_{rk}$  کوچکتر از  $S_k$  است) آنگاه  $R$  کاهش یابد.

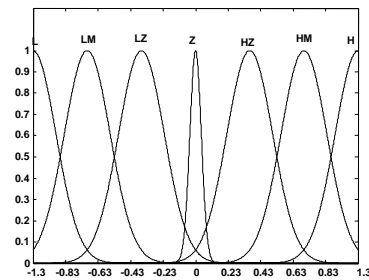
۳) اگر  $\text{DOM}_k < 0$  باشد (این به آن معناست که  $\hat{C}_{rk}$  بزرگتر از  $S_k$  است) آنگاه  $R$  افزایش یابد.

با توجه به اینکه ماتریس‌های  $R_k$ ،  $S_k$ ،  $\hat{C}_{rk}$  و  $\text{DOM}_k$  همگی هم اندازه‌اند، بنابراین تطبیق عنصر  $R_k(i, i)$  مطابق با المان  $\text{DOM}_k(i, i)$  صورت می‌گیرد که  $i = 1, 2, \dots, m$  و اندازه بردار اندازه‌گیری  $y_k$  است. بنابراین از یک سیستم فازی برای تنظیم تطبیقی  $R_k(i, i)$  می‌توان استفاده کرد که فرآیند تنظیم آن به صورت زیر است:

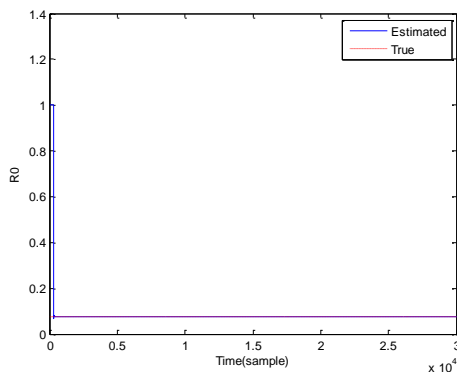
داده‌های اندازه‌گیری شده و منحنی‌های متناسب به‌دست می‌آیند:

$$V_{OCV} = 14.7958SOC^6 - 36.6148SOC^5 + 29.2355SOC^4 - 6.2817SOC^3 - 1.6476SOC^2 + 1.2866SOC + 3.4049$$

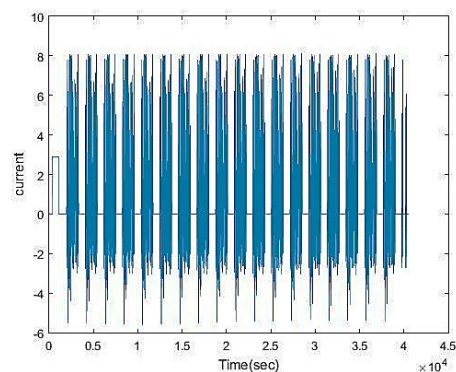
پارامترهای دیگر شامل  $R_0$ ,  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $C_1$  و  $C_2$  در این مقاله با استفاده از روش فیلتر کالمن مکعبی تخمین زده شده‌اند.



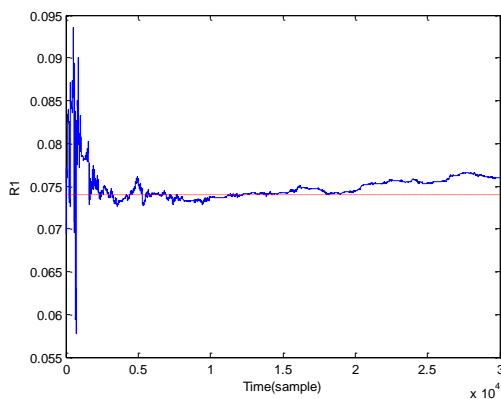
شکل (۴) توابع عضویت خروجی.



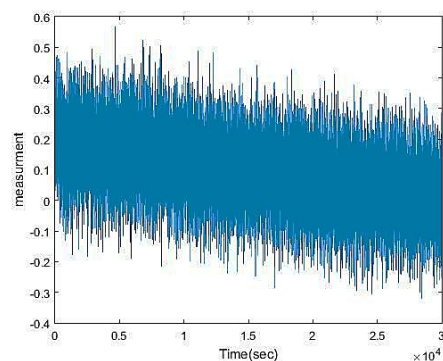
شکل (۷) مقاومت اهمی  $R_0$ .



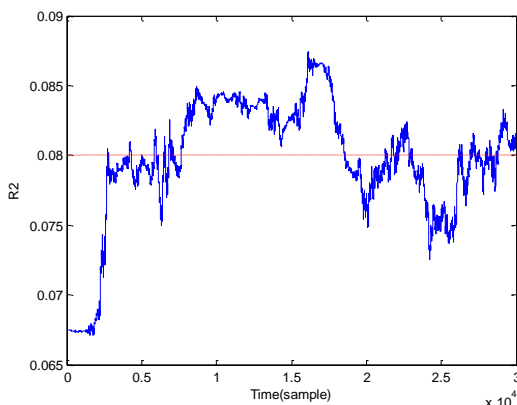
شکل (۵) جریان ورودی.



شکل (۸) مقاومت اهمی  $R_1$ .



شکل (۶) ولتاژ ترمینال خروجی.



شکل (۹) مقاومت اهمی  $R_2$ .

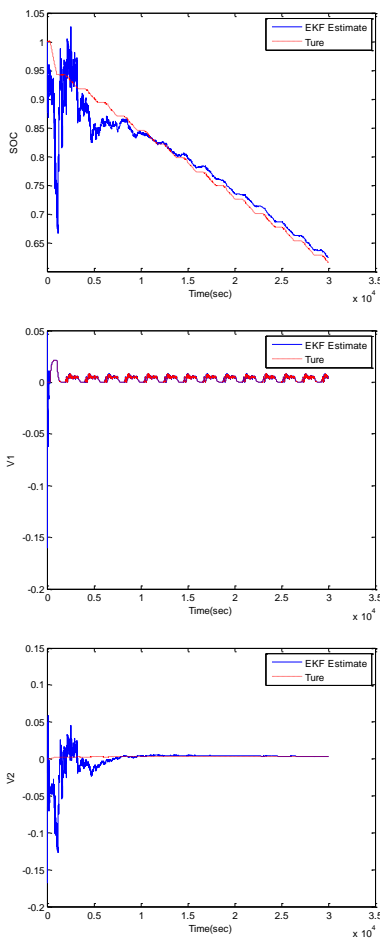
این روش‌ها پارامترهای مدل باتری را در مقابل SOC‌های برون خط بدون در نظر گرفتن تاثیر شرایط عملیاتی باتری بر روی پارامترهای باتری، شناسایی می‌کنند. همانطوری که در مدل مدار معادل دیده شد، پارامترهای مدل باتری که شامل  $R_0$ ,  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $C_1$  و  $C_2$  و معادله  $OCV - SOC$  می‌شوند، باید تعیین و شناسایی شوند. برای به‌دست آوردن داده‌های مورد استفاده برای تعیین رابطه  $OCV - SOC$  آزمون دشارژ<sup>۱</sup> به طور متوالی انجام شده است. با استفاده از چند جمله‌ای مرتبه ششم که در زیر نشان داده شده،

<sup>1</sup> Discharge Test



نتایج شامل مقدار واقعی وضعیت شارژ و ولتاژ پلاریزاسیون  $V_1$  و  $V_2$  و مقدار تخمین زده شده آنها با استفاده از EKF، UKF، CKF و ACKF می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی از دقت باتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است.

برای ارزیابی بهتر و دقیق‌تر تخمین، RMSE با استفاده از تخمین‌گرها در شرایط مختلف در نظر گرفته شده است. ابتدا شرایطی که ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری و فرآیند معلوم باشد بررسی شد. مقدار RMSE در طول زمان در شکل‌های (۱۶) تا (۱۸) و مقدار RMSE در جدول (۱) نشان داده شده است. در این شکل‌ها و جدول، مقایسه RMSE را توسط EKF، UKF، CKF و ACKF در شرایطی نشان می‌دهد که اطلاعات آماری پیشین مربوط به نويز اندازه‌گیری و سیستم معلوم باشند.



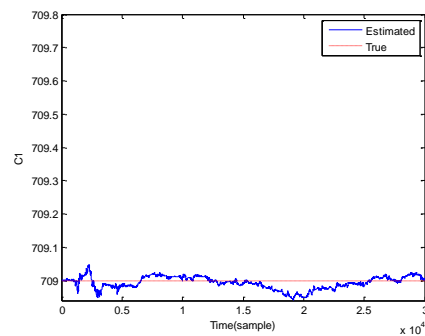
شکل (۱۲) نتایج تخمین توسط روش EKF.

در این تمام شبیه‌سازی، جریان ورودی و ولتاژ ترمینال به عنوان خروجی به ترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. شکل‌های (۷) تا (۱۱) نتایج تخمین پارامترها را نشان می‌دهند. همانطور که ملاحظه می‌شود، پارامترهای تخمین زده شده روش به خوبی به مقدار واقعی خود همگرا شده‌اند.

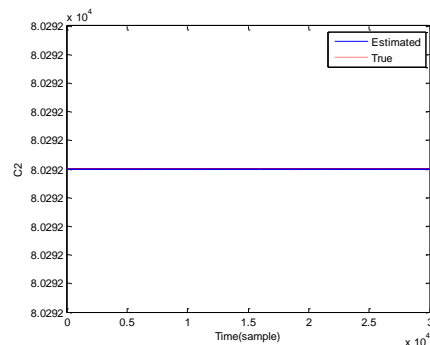
## ۴-۲- ارزیابی عملکرد

در این بخش، مدار معادل الکتریکی باتری در محیط نرم افزار MATLAB شبیه سازی شده است و سپس عملکرد روش پیشنهادی تحت شرایط مختلف با تخمین وضعیت شارژ باتری مبتنی بر تخمین‌گرهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. روش پیشنهادی با EKF، UKF و CKF از نقطه نظر دقت تحت شرایط مختلف در محیط MATLAB مقایسه شده است.

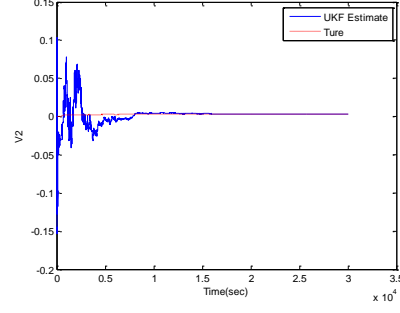
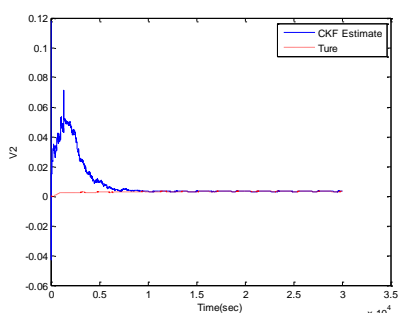
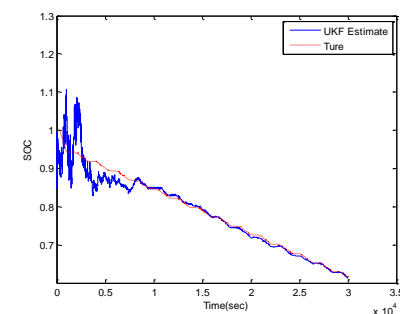
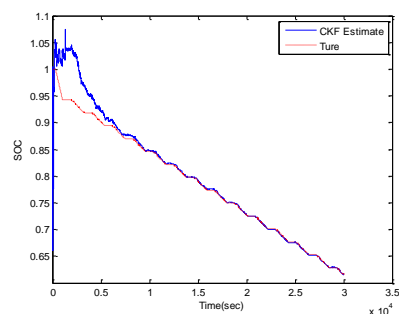
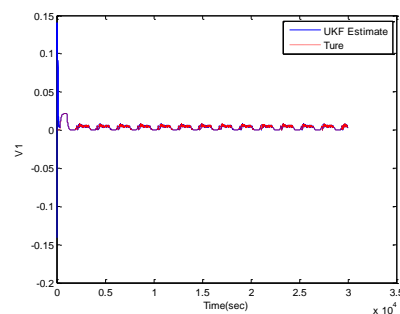
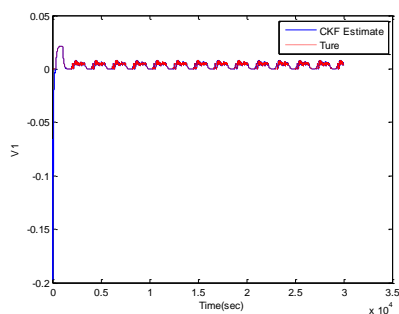
در ابتدا فرض می‌شود که ماتریس‌های کواریانس نويز فرآیند و اندازه‌گیری کاملاً معلوم باشد. شکل‌های (۱۲) تا (۱۵) نتایج به دست آمده از روش‌های مختلف را تحت این شرایط نشان می‌دهند.



شکل (۱۰) خازن C1.



شکل (۱۱) خازن C2.



شکل (۱۴) نتایج تخمین توسط روش CKF.

شکل (۱۳) نتایج تخمین توسط روش UKF.

جدول (۲) مقایسه RMSE روش‌های مختلف با اطلاعات از پیش دانسته نامعلوم نویزها.

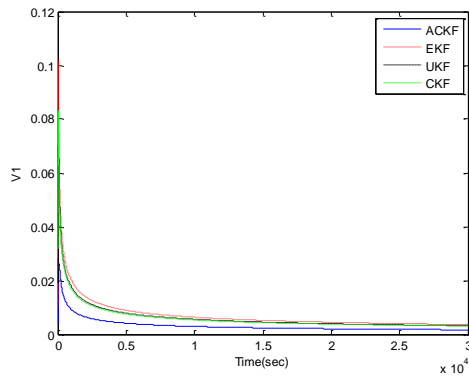
	RMSE			
	ACKF	CKF	UKF	EKF
SOC	0.015	0.08	0.13	0.17
V1	0.0012	0.01	0.02	0.026
V2	0.002	0.06	0.08	0.1

جدول (۱) مقایسه RMSE روش‌های مختلف با اطلاعات از پیش دانسته معلوم نویزها.

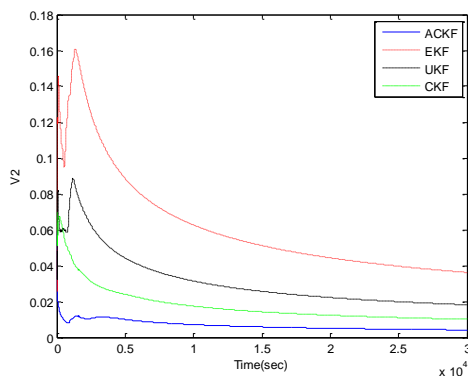
	RMSE			
	ACKF	CKF	UKF	EKF
SOC	0.01	0.035	0.038	0.074
V1	0.001	0.003	0.0034	0.004
V2	0.0012	0.01	0.02	0.04

همانطور که مشاهده می‌شود در این حالت عملکرد روش‌های مبتنی بر اساس EKF و UKF و CKF کاهش یافته، در حالی که عملکرد روش پیشنهادی با حالت قبل آن برابر است. این به آن دلیل است که روش پیشنهادی با یک مقدار آماری اشتباه شروع می‌کند.

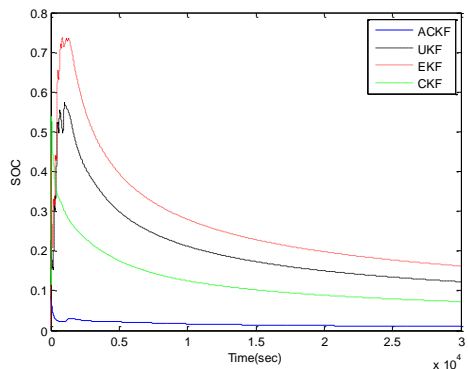
شکل (۱۶) معیار خطای RMSE وضعیت شارژ باتری و شکل‌های (۱۷) و (۱۸) معیار خطای RMSE را برای ولتاژ پلاریزاسیون  $V_1$  و ولتاژ پلاریزاسیون  $V_2$  به ترتیب نشان می‌دهد. در این قسمت فرض می‌شود که مشخصات آماری نویز اندازه‌گیری و نویز فرآیند نامعلوم باشد. مقدار RMSE در طول زمان در شکل‌های (۱۹) تا (۲۱) و مقدار RMSE در جدول (۲) نشان داده شده است.



شکل (۱۷) RMSE ولتاژ V1 با اطلاعات از پیش دانسته معلوم نویزها.

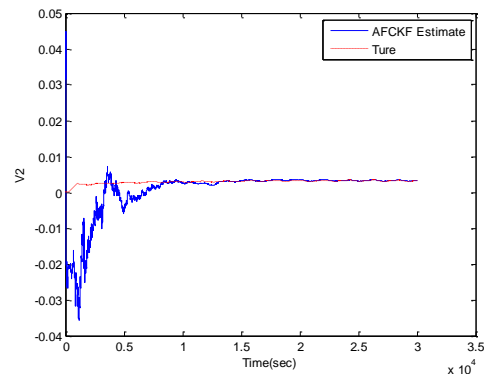
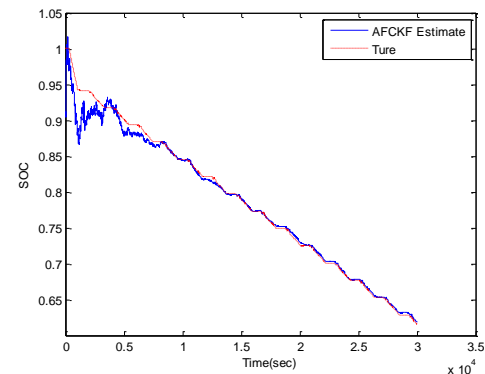
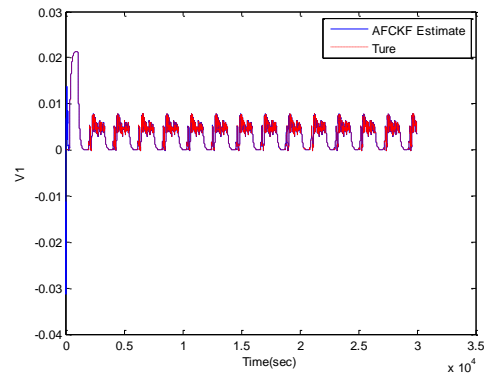


شکل (۱۸) RMSE ولتاژ V2 با اطلاعات از پیش دانسته معلوم نویزها.

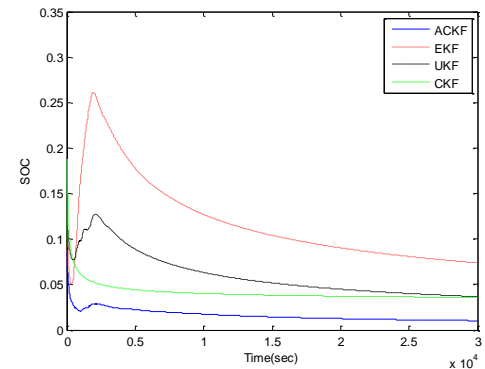


شکل (۱۹) RMSE مربوط به SOC با اطلاعات از پیش دانسته نامعلوم نویزها.

آنگاه ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری را به گونه ای تطبیق می‌کند که به مقدار واقعی آن تنظیم شود، در حالی که در سایر روش‌ها در سراسر آزمایش ماتریس کواریانس اندازه‌گیری ثابت است. بنابراین روش پیشنهادی با اطلاعات اولیه نادرست هم، می‌تواند مقدار خطا را به حداقل برساند و دقت وضعیت شارژ باتری را بهبود ببخشد.



شکل (۱۵) نتایج تخمین توسط روش ACKF.

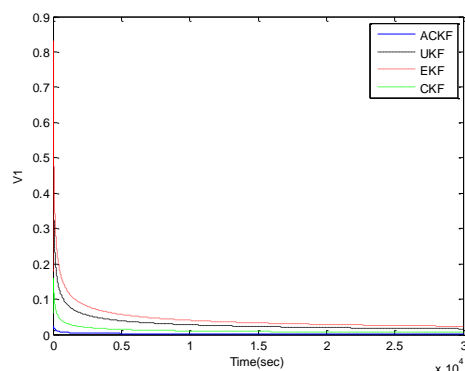


شکل (۱۶) RMSE مربوط به SOC با اطلاعات از پیش دانسته معلوم نویزها.

محاسباتی بیشتری در مقایسه با روش‌های کلاسیک صرف می‌شود، اما این روش و دقت تخمین SOC را برای خطای SOC اولیه بهبود می‌بخشد. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد که در شرایطی که پیش فرض‌ها و اطلاعات اولیه نامعلوم باشد، عملکرد ACKF نسبت به زمانی که اطلاعات صحیح در دسترس است تغییری نمی‌کند و در نتیجه عملکرد بهینه را برای سیستم فراهم می‌کند.

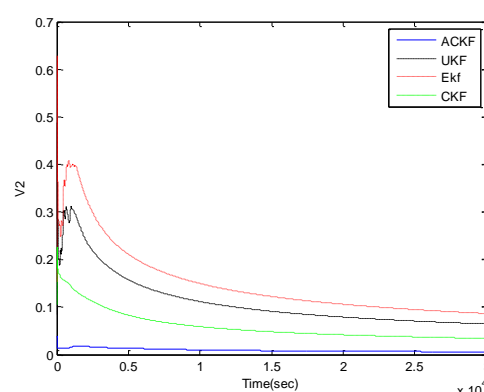
### ۶-مراجع

- [1] J. Jagemont, L. Boulon and Y. Dube, "Characterization and Modeling of a Hybrid-Electric-Vehicle Lithium-Ion Battery Pack at Low Temperatures," IEEE Trans. Veh. Technol., Vol.65, No.1, pp.1-14, 2016.
- [2] X. Zeng and J. Wang, "A Parallel Hybrid Electric Vehicle Energy Management Strategy Using Stochastic Model Predictive Control with Road Grade Preview," IEEE Trans. Control Syst. Technol., Vol.23, No.6, pp.2416-2423, 2015.
- [3] J. K. Barillas, J. Li, C. Gunther and M. A. Danzer, "A Comparative Study and Validation of State Estimation Algorithms for Li-ion Batteries in Battery Management Systems," Appl. Energy, Vol.155, pp.455-462, 2015.
- [4] F. Feng, R.G. Lu, G. Wei and C.B. Zhu, "Online Estimation of Model Parameters and State of Charge of LiFePO4 Batteries using a Novel Open-Circuit Voltage at Various Ambient Temperatures," Energies, Vol.8, pp.2950-2976, 2015.
- [5] J.Y.Cao, "A New Method to Estimate the State of Charge of Lithium-ion Batteries based on the Battery Impedance Model," J. Power Sources, Vol.233, pp.277-284, 2013.
- [6] H. Rahimi-Eichi, F. Baronti and 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.
- [7] C. Zhang, K. Li, L. Pei and C.B. Zhu, "An Integrated Approach for Real-Time Model-based state-of-Charge Estimation of Lithium-ion Batteries," J. Power Sources, Vol.283, pp.24-36, 2015.
- [8] S.Sepasi, L.R. Roose and M.M. Matsuura, "Extended Kalman Filter with a Fuzzy Method for Accurate Battery Pack State of Charge Estimation," Energies, Vol.8, pp.5217-5233, 2015.
- [9] C. Hu, B. D. Youn and J. Chung, "A Multiscale Framework with Extended Kalman Filter for Lithium-ion Battery SOC and Capacity Estimation," Appl Energy., Vol.92, pp.694-704, 2012.



شکل (۲۰) RMSE ولتاژ V1 با اطلاعات از پیش دانسته نامعلوم

نویزها.



شکل (۲۱) RMSE ولتاژ V2 با اطلاعات از پیش دانسته نامعلوم

نویزها.

### ۵-نتیجه گیری

در این مقاله، الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی تطبیقی فازی برای بهبود دقت تخمین وضعیت شارژ باتری‌های لیتیوم یون در وسایل نقلیه الکتریکی ارائه شد. با توجه به مزایا و معایب مدل‌های مدار معادل، مدار تونن مرتبه دوم RC برای شبیه‌سازی رفتارهای غیرخطی باتری لیتیوم یون با استفاده از معادلات فضای حالت استفاده شد. ارتباط OCV-SOC با استفاده از چند جمله‌ای مرتبه ششم و پارامترهای دیگر مدل باتری توسط الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی تعیین شدند.

SOC توسط روش‌های کلاسیک و هم‌چنین روش پیشنهادی تخمین زده و سپس مقایسه شدند. هم‌چنین برای ارزیابی عملکرد روش‌های تخمین SOC، RMSE وضعیت شارژ باتری، بعنوان مقیاس عملکرد به‌دست آورده شد. این خطا اختلاف بین SOC تخمین زده شده بعد از شناسایی پارامترها و SOC واقعی است. نتایج نشان می‌دهند اگر چه، در الگوریتم ACKF پیشنهادی، زمان

- [22] B. Diouf and R. Pode, "Potential of Lithium-ion Batteries in Renewable Energy, Renew," *Energy*, Vol.76, pp.375-380, 2015.
- [23] D. Li, J. Ouyang, H. Li and J. Wan, "State of charge Estimation for LiMn2O4 Power Battery based on Strong Tracking Sigma Point Kalman Filter," *Journal of power sources*. Vol.279, pp.439-449, 2015.
- [24] I. Arasaratnam and S. Haykin, "Cubature Kalman Smoothers," *Automatica*, Vol.47, pp.2245 –2250, 2011.
- [25] Z. Pan, L. Gao, S. Gao and B. Gao, "Adaptive Cubature Kalman Filter for Ultra-Tightly Coupled BDS/INS Integration," 2016 6th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC), Beijing, pp.269-272, 2016.
- [26] N. Gao, M. Wang and L. Zhao, "An Integrated INS/GNSS Urban Navigation System based on Fuzzy Adaptive Kalman Filter," 35th Chinese Control Conference (CCC), Chengdu, pp.5732-5736, 2016.
- [10] Y. Tian, B.Z. Xia, W. Sun, Z.H. Xu and 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.
- [11] Q. Yu, et al., "Lithium-ion Battery Parameters and State-of-Charge Joint Estimation based on H-infinity and Unscented Kalman Filters," *IEEE*, Vol.66, pp.8693-8701, 2017.
- [12] 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.
- [13] X.J. Tang, Z.B. Liu and J.S. Zhang, "Square-Root Quaternion Cubature Kalman Filtering for Spacecraft Attitude Estimation". *Acta Astronautica*, Vol.76, pp. 84–94, 2012.
- [14] 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.
- [15] W. Li and Y. Jia, "Location of Mobile Station with Maneuvers using an IMM-based Cubature Kalman Filter," *IEEE Trans. Ind. Electron*, Vol.59, pp.4338–4348, 2012.
- [16] 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 (ICCIA'11)*, Shiraz, Iran, 27–29, pp.1097–1101, 2011.
- [17] 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, pp. 0-44, 2014.
- [18] B. Xia, et al., "State of Charge Estimation of Lithium-ion Batteries using an Adaptive Cubature Kalman Filter," *Energies*, Vol.8, pp.5916-5936, 2015.
- [19] S. Khashirunnisa, B. K. Chand and B. L. Kumari, "Performance Analysis of Kalman Filter, Fuzzy Kalman Filter and wind Driven Optimized Kalman Filter for Tracking Applications," 2016 *2nd International Conference on Communication Control and Intelligent Systems (CCIS)*, Mathura, pp.170-174, 2016.
- [20] Y.Q. Shen, "Adaptive Online State-of-Charge Determination based on Neuro-Controller and Neural Network", *Energy Convers. Manag.*, Vol.51, pp.1093–1098, 2010.
- [21] 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.