

# فیلتر کالمن دو بعدی تعمیم یافته به منظور تخمین دمای درونی باتری بدون استفاده از حسگر

محسن غلامرضایی<sup>(۱)</sup> - محمد طلوع عسکری<sup>(۲)</sup>

(۱) کارشناسی ارشد - گروه مهندسی برق، واحد سمنان، دانشگاه آزاد اسلامی، سمنان، ایران  
(۲) استادیار - گروه مهندسی برق و الکترونیک، واحد سمنان، دانشگاه آزاد اسلامی، سمنان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۱/۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱/۲۸

**خلاصه:** دیدگاهها و روشهای متداول برای تخمین دمای باتری از مدل‌های عددی الکتریکی - حرارتی استفاده می‌کنند که در آنها نیاز به حسگر دما ضروری است. به منظور تضمین استفاده ایمن و درست از باتری‌های لیتیوم-یون در طول عمل، برآورد دقیق از درجه حرارت باتری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. تحت شرایط بهره‌برداری نرمال مانند یک سیکل رانندگی استاندارد سلولهای باتری اختلاف دمای ۲۰ درجه سانتیگراد و یا بیشتر را بین سطح و هسته باتری تجربه می‌کنند، که این دماهای بالا می‌تواند منجر به آتش‌سوزی، مشکلات تهویه و یا نشت الکترولیتی گردد. در این مقاله به عنوان نوآوری روشی برای تخمین دمای هسته سلول باتری و سطح باتری با استفاده از یک مدل حرارتی کوپل شده با مدل امیدانس الکتریکی بدون اندازه‌گیری مستقیم دمای سطح ارائه می‌شود. بدین منظور یک فیلتر کالمن دو بعدی توسعه یافته (DEKF) متشکل از یک مدل حرارتی مرتبه کاهش یافته به همراه اندازه‌گیری جریان، ولتاژ و امیدانس می‌تواند با دقت زیادی دمای هسته سلول و سطح باتری را تخمین بزند. فیلتر کالمن با دست داشتن مدل فضای حالت یک فرآیند، مدل اندازه‌گیری آن و توصیف آماری نامعینی‌های مربوط به این مدل‌ها، یک تخمین گر بهینه می‌باشد. کارایی این روش از طریق آزمایش بر روی یک سلول ۲.۳ آمپر-ساعتی یون لیتیومی شامل فسفات آهن با ترموکوپل‌های سطح و هسته نشان داده شده است.

**کلمات کلیدی:** تخمین دمای باتری، فیلتر کالمن دو بعدی، امیدانس الکتروشیمیایی، مدل حرارتی.

## Sensorless Estimation of Battery Internal Temperature Using Dual Extended Kalman Filter

Mohsen Gholamrezaei<sup>(1)</sup> – Mohammad Toloo Askari<sup>(2)</sup>

(1) MSc – Department of Electrical Engineering, Semnan Branch, Islamic Azad University, Semnan, Iran  
moj4768@yahoo.com

(2) Assistant Professor -- Department of Electrical Engineering, Semnan Branch, Islamic Azad University, Semnan, Iran  
m.asgary28@gmail.com

**Abstract:** The conventional approaches for estimating internal battery temperature use numerical electro-thermal models in which a temperature sensor is required. In order to ensure safe and proper use of lithium-ion batteries during operation, accurate estimation of battery temperature is very important. In this paper, as a contribution, a method for estimating the surface and core temperature of the battery cell is presented using a coupled thermal model with an electrical impedance model without direct measurement of surface temperature. For this purpose, a dual extended Kalman filter (DEKF) consisting of a reduced thermal model along with battery current, voltage and impedance measurement can accurately estimate the temperature of the battery surface and core. The performance of the method is demonstrated experimentally on a 2.3-Ah lithium-ion iron phosphate cell fitted with surface and core thermo-couples for validation

**Index Terms:** Battery temperature estimation, Dual extended Kalman filter (DEKF), Electrochemical impedance, Thermal model

نویسنده مسئول: محمد طلوع عسکری، استادیار، گروه مهندسی برق و الکترونیک، واحد سمنان، دانشگاه آزاد اسلامی، سمنان، ایران، m.asgary28@gmail.com

## ۱- مقدمه

رشد استفاده از خودروهای الکتریکی و هیبریدی در شبکه‌های هوشمند به منظور کاهش آلاینده‌های هوا و نیز استفاده از آنها به عنوان منبع تولید پراکنده، با چالش‌هایی شامل شارژ و دشارژ باتری خودرو روی شبکه، شناسایی خودرو توسط شبکه، درخواست شبکه از خودروها جهت تزریق برق و مدیریت انرژی باتری روبرو است. برای تصمیم‌گیری مناسب در مواقع بحرانی لازم است تا حالت شارژ (SOC) و دمای باتری در دسترس باشد تا با مدیریت آن بتوان در هر لحظه از مقدار انرژی ذخیره شده در باتری مطلع شد و نیز به صورت مناسب آن را کنترل کرد. شرایط عملکرد باتری در کاربردهای مختلفی همچون سلول‌های خورشیدی و خودروهای الکتریکی و هیبریدی بسیار متفاوت است. لذا برای انجام یک مطالعه مناسب و دقیق مشخص بودن هدف مدلسازی ضروری است به این معنی که برای یک باتری واحد می‌توان مدل‌های بسیار متفاوتی با اهداف مختلف ارائه داد. در اینجا هدف اصلی از مدلسازی باتری، تخمین حالت و دمای باتری می‌باشد.

برای مدلسازی باتری روش‌های مختلفی شامل روش‌های آزمایشگاهی و شیمیایی [۱-۲]، مدل‌های الکتروشیمیایی [۳]، روش‌های امپدانس متری [۴]، روش شمارش آمپر - ساعت [۵]، مدل مدار ترکیبی [۶]، مدل مقاومت داخلی [۷]، مدل حالت صفر هیستریزس [۸]، مدل مداری بهبود یافته [۹]، مدل باتری با متغیرهای حالت اضافی [۱۰] ارائه شده است.

دیدگاه مرسوم برای تخمین دمای باتری استفاده از مدل‌های حرارتی-الکتریکی است [۱۱-۱۲]. این مدل‌ها تکیه بر دانش در مورد خصوصیات حرارتی سلول‌ها، نرخ‌های تولید حرارت، و شرایط مرزی حرارتی دارند. مدل‌های بدون سنسور بازخوردی در عمل چندان کاربردی ندارند، چرا که پیش‌بینی‌های آنها به دلایلی نظیر عدم قطعیت در اندازه‌گیری و نیز پارامترهای بکار رفته، دارای دقت پائینی هستند. با این وجود، بهره‌گیری از برخی اندازه‌گیری‌های آنلاین نظیر دمای سطح سلول‌ها و دمای سیال خنک‌کننده در کنار روش‌های تخمین حالت مانند فیلتر کالمن می‌تواند دقت تخمین دمای درونی باتری را به صورت محسوس بهبود دهد [۱۲-۱۳]. اما ممکن است بسته‌های بزرگ باتری شامل هزاران سلول باشد [۱۴]، و بنابراین تعبیه سنسور دمای سطح سلول منجر به هزینه‌های گزاف خواهد شد.

یکی از دیدگاه‌های جایگزین برای تخمین دما استفاده از روش اندازه‌گیری طیف‌سنجی امپدانس الکتروشیمیایی (EIS) در یک یا چند نقطه فرکانسی است تا بتوان مستقیماً دمای درونی باتری را بدون استفاده از مدل حرارتی تخمین زد [۱۵-۱۷]. این روش بر این حقیقت استوار است که امپدانس به نوعی از دمای متوسط حجمی سلول وابسته است که در بخش چهارم بدان اشاره خواهد شد. به اختصار به روش استفاده از امپدانس برای تخمین دمای سلول، عنوان ("تشخیص دما- امپدانس") اطلاق می‌شود. این روش امید زیادی می‌رود تا کاربردی و عملی گردد، زیرا روش‌هایی که قابلیت اندازه‌گیری طیف EIS را با استفاده از تجهیزات موجود الکترونیک قدرت دارد؛ توسعه یافته‌اند [۱۸-۱۹]. با این وجود،

همانند سنسورهای دمای سطحی که متداول هستند، روش ITD به تنهایی نمی‌تواند راه حلی برای تخمین دمای باتری ارائه دهد. در این زمینه در [۲۰] نشان داده شده است که با ترکیب روش ITD با اندازه‌گیری‌های دمای سطحی، توزیع دمای درونی باتری می‌تواند تخمین زده شود. اما باید ذکر گردد که در این دیدگاه نیز نیاز داریم تا هر سلول به یک سنسور دمای سطحی مجهز گردد. علاوه بر این، با توجه به اینکه تکنیک ITD در شرایط دمای ثابت خنک‌کننده معتبر است، دقت این روش ممکن است کاهش یابد اگر دمای سیال خنک‌کننده به سرعت تغییر یابد که این موضوع نیز در بخش چهارم بحث خواهد شد. بنابراین اگر خصوصیات الکتریکی / حرارتی سلول‌ها شناخته شده باشد، این اطلاعات می‌تواند برای بهبود تخمین حالت حرارتی سلول‌ها مورد استفاده قرار گیرد یا نیاز به سنسور را کاهش دهد [۲۱]. در [۲۲] برای تخمین دمای داخلی باتری LiFePO<sub>4</sub> روشی پیشنهاد شده است که مبتنی بر شیفت فاز امپدانس در شرایط کاری می‌باشد.

قابلیت تخمین دمای باتری بخصوص دمای داخلی، دارای بیشترین اهمیت در سیستم مانیتورینگ مدیریت باتری و اهداف کنترل دمایی می‌باشد که پیشنهاد استفاده از روش فیلتر کالمن توسعه یافته EKF در آن ذکر گردیده است [۲۳]. ولی در [۲۴] تخمین دمای درونی باتری به صورت یک مدل ساده شده دمایی- الکتریکی پیشنهاد شده است که سرانجام توسط یک مدل توسعه یافته، دمای درونی باتری توسط فیلتر کالمن توسعه یافته EKF تخمین زده می‌شود. در روش پیشنهادی در این مقاله با استفاده از فیلتر کالمن دو بعدی تعمیم یافته (DEKF) و استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی به عنوان ورودی فضای حالت به نتایج بسیار نزدیکتر نسبت به شرایط واقعی باتری دست یافته‌ایم. به منظور تضمین استفاده ایمن و درست از باتری‌های لیتیوم- یون در طول مدت بهره‌برداری، یک برآورد دقیق از درجه حرارت باتری از اهمیت بالایی برخوردار است. بدین منظور در این مقاله روشی برای تخمین دمای هسته و سطح باتری با استفاده از یک مدل حرارتی کوپل شده با مدل امپدانس الکتریکی بدون اندازه‌گیری مستقیم دمای سطح ارائه گردیده است. یک فیلتر کالمن توسعه یافته (DEKF) متشکل از یک مدل حرارتی مرتبه کاهش یافته به همراه اندازه‌گیری جریان، ولتاژ و امپدانس به کار رفته که توانسته با دقت زیادی دمای هسته سلول و سطح باتری را تخمین بزند.

هر چند داده‌های مورد نیاز این پژوهش از مرجع برگرفته شده است، اما در این بخش نگاهی مختصر به طبقه جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز خواهیم داشت.

آزمایش‌ها بر روی یک سلول ۳/۲ آمپرساعتی (A123 Model ANR26650 ml-A, length 65 mm, diameter 26mm) صورت گرفته است. سلول مورد نظر به دو ترموکوپل مجهز شده که یکی روی سطح سلول قرار گرفت و دیگری از طریق روزنه‌ای که روی الکترود مثبت ایجاد شده بود، به داخل هسته راه یافت. اندازه‌گیری امپدانس از طریق دستگاه بوستر بیولوژیک مدل HCP-1005 انجام گرفته است. امپدانس مورد نظر توسط طیف‌سنجی گالوانوستاتیک با تزریق جریان دامنه قله

تیلور رابطه (۱) را حول مسیر نامی  $x_k(t)$  به دست بیاوریم، خواهیم داشت:

$$\dot{x}(t) - \dot{x}_k(t) = \left. \frac{\partial f(x(t), u(t), t)}{\partial x} \right|_{x=x_k(t)} \times (x(t) - x_k(t)) \quad (2)$$

که در رابطه بالا h.o.t ترم‌هایی شامل درجات بالاتر سری تیلور می‌باشند. با صرف نظر کردن از درجات بالاتر به یک تقریب خطی درجه اول خواهیم رسید:

$$\frac{d}{dt} \Delta x(t) = F(x_k(t), u(t), t) \Delta x(t) + v(t) \quad (3)$$

که در این رابطه  $\Delta x(t)$  انحراف بردار حالت از مقدار نامی است و  $F(\cdot)$  ماتریس مشتقات جزئی  $f(\cdot)$  نسبت به حالت می‌باشد (ماتریس ژاکوبین) که در هر مرحله مقدار آن به ازای حالت نامی و ورودی در آن لحظه به دست می‌آید. استفاده از تقریب درجه اول سیستم باعث به وجود آمدن خطا با درجه دوم و بالاتر می‌شود که با توجه به فرض اساسی ابتدایی اثر این خطا ناچیز می‌باشد. به همین صورت می‌توان تقریبی برای مدل مشاهدات معرفی کرد:

$$\Delta z_{k|k}(t) = H(\hat{x}_{k|k}, t_k) \Delta x_{k|k} + w_k \quad (4)$$

در این رابطه  $H(\cdot)$  نمایش دهنده ژاکوبین  $h(\cdot)$  می‌باشد که در هر مرحله مقدار آن به ازای حالت نامی به دست آید. با شرط وجود ماتریس ژاکوبین، روابط فیلتر خطی قابل اعمال بر روی سیستم خطی شده است. خروجی چنین فیلتری تخمین بهینه  $\Delta x_{k|k}$  می‌باشد که با نماد  $\hat{\Delta x}_{k|k}$  نمایش داده می‌شود. با ترکیب تخمین  $\hat{\Delta x}_{k|k}$  با تخمین  $\hat{x}_{k|k-1}$  به رابطه زیر برای تخمین حالت سیستم می‌رسیم:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + \hat{\Delta x}_{k|k} \quad (5)$$

بعد از استفاده از تخمین  $\hat{\Delta x}_{k|k}$  در تخمین حالت، مدل فرآیند و مدل اندازه‌گیری دوباره حول نقطه کار جدید خطی شده و مقدار انحراف  $\hat{\Delta x}_{k|k}$  برابر صفر می‌شود در نتیجه انحراف پیش‌بینی شده  $\hat{\Delta x}_{k+1|k}$  متحد با صفر خواهد بود. در این حالت معادلات بازگشتی ماتریس کواریانس، مشابه معادلات بازگشتی کواریانس فیلتر کالمن خطی می‌باشد، با این تفاوت که در این حالت از مدل فرآیند و مدل مشاهداتی استفاده می‌شود که در هر گام حول تخمین  $\hat{x}_{k|k}$  خطی شده‌اند. با در نظر گرفتن  $\hat{\Delta x}_{k+1|k} = 0$ ، معادلات به روزرسانی با اندازه‌گیری‌های جدید به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned} \hat{\Delta x}_{k+1|k+1} &= K_{k+1} (Z_{k+1} \\ &- h(\hat{x}_{k+1|k}, t_{k+1})) \end{aligned} \quad (6)$$

که  $K_{k+1}$  با استفاده از  $P_{k+1|k}$  و  $H_{k+1}$  که در هر مرحله به روزرسانی می‌شوند به دست می‌آید و در انتها تخمین کامل با استفاده از رابطه (۵) به دست می‌آید.

به طور خلاصه عملکرد فیلتر کالمن توسعه یافته به این صورت است که ابتدا اطلاعات اولیه شامل کواریانس خطای اندازه‌گیری و بردار حالت اولیه به فیلتر داده می‌شود و فیلتر با استفاده از این اطلاعات ماتریس بهره را محاسبه می‌کند. خطای بین تخمین حالت و اندازه‌گیری‌های

به قله ۲۰۰ mA صورت گرفت. دمای محیط نیز با استفاده از دستگاه محفظه حرارتی Votsch VT4002 کنترل می‌گردید. این محفظه شامل یک پنکه بود که به صورت مداوم در یک سرعت ثابت کار می‌کرد.

نوآوری این تحقیق اندازه‌گیری دماهای سطح و هسته سلول باتری بدون استفاده از سنسور و نیز در استفاده از قسمت موهومی امپدانس الکتروشیمیایی به عنوان ورودی فضای حالت است که نتایج بسیار نزدیکی را به مقدار دمای واقعی سلول باتری ارائه می‌دهد. کارایی این روش از طریق آزمایش بر روی یک سلول ۳/۲ آمپر-ساعتی یون لیتیومی شامل فسفات آهن با ترموکوپل‌های سطح و هسته نشان داده شده است. به منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی از نرم‌افزار MATLAB استفاده شده و نتایج حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی به منظور تخمین دمای هسته سلول مقادیر ۵۹۷۸/۷۴۳ و ۱۲۷۷/۱ را به ترتیب برای دو معیار MSE و RMSE نتیجه داده است که نسبت به روش‌های پیشین بهبود چشمگیری ایجاد کرده است.

## ۲- فیلتر کالمن

فیلتر کالمن تخمینی از حالت‌های یک سیستم خطی و تغییرناپذیر با زمان فراهم می‌سازد که حالت‌ها و خروجی‌های آن به ترتیب با نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری آغشته شده‌اند. در فیلتر کالمن نویز فرآیندی و اندازه‌گیری به صورت نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس مشخص، مدل می‌شود. پیش از آنکه بتوان فیلتر کالمن را فیلتر نامید یک الگوریتم بازگشتی برای تخمین بهینه فرآیندهای تصادفی به شمار می‌رود. تخمین‌گر بهینه برای سیستم‌های غیرخطی و نویز غیرگوسی را تنها هنگامی می‌توان به دست آورد که تابع چگالی برای حالت‌هایی که مشروط بر مشاهدات سیستم می‌باشند، شناخته شده باشد [۲۵]. در عمل فیلترهای غیرخطی با مرتبه بالا برای چنین مقاصدی، به صورت تقریبی از تخمین‌گرهای بهینه پیاده‌سازی می‌شوند. ساده‌ترین و متداول‌ترین روش موسوم به فیلتر کالمن توسعه یافته برای نخستین بار در [۲۶] ارائه شد.

## ۲-۱- فیلتر کالمن توسعه یافته

فرض اساسی در به دست آوردن روابط فیلتر کالمن توسعه یافته این است که مدل فرآیند و مدل مشاهدات در مقیاس خطای تخمین حالت، خطی می‌باشند. با دوباره خطی کردن سیستم حول هر تخمین جدید، بعید به نظر می‌آید که اعتبار فرض خطی بودن نقض گردد. فرمول‌بندی فیلتر کالمن بر اساس توصیف فضای حالت سیستم بنا شده است. حالت سیستم در زمان  $t$  با استفاده از یک بردار فضای حالت  $n$  بعدی بیان می‌شود که تغییرات این بردار حالت با استفاده از یک معادله دیفرانسیل پیوسته قابل توصیف می‌باشد.

$$d/dt x(t) = f(x(t), u(t), t) + v(t) \quad (1)$$

که بردار  $u(t)$  بردار ورودی کنترل و  $v(t)$  بردار اغتشاشات می‌باشد که شامل تمامی اختلالاتی است که روی سیستم اعمال می‌شوند ولی در مدل توصیف نشده‌اند، به دلیل اینکه  $f$  می‌تواند متغیر با زمان باشد،  $t$  به عنوان یک آرگومان  $f$  در نظر گرفته شده است. فرض کنید که بسط

توزیع دما به صورت تابعی از  $\bar{T}$  و  $\bar{\gamma}$  و دمای سطح سلول  $T_{SURF}$  بیان می‌شود:

$$T(r, t) = 4T_{SURF} - 3\bar{T} - \frac{15r_0 - \gamma}{8} + \left[ -18T_{SURF} + 18\bar{T} + \frac{15r_0 - \gamma}{8} \right] \left( \frac{r}{r_0} \right)^2 + \left[ -15T_{SURF} - 15\bar{T} + \frac{45r_0 - \gamma}{8} \right] \left( \frac{r}{r_0} \right)^4 \quad (12)$$

با استفاده از معادله (۸) دمای سطح سلول می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

$$T_{SURF} = \frac{24k_t}{24k_t + r_0h} \bar{T} + \frac{15k_t r_0}{48k_t + 2r_0h} \bar{\gamma} + \frac{r_0h}{24k_t + r_0h} T_\infty \quad (13)$$

با به دست آوردن متوسط حجمی معادله (۷) و مشتق جزئی آن نسبت به  $r$ ، یک مدل حرارتی دو حالت شامل دو معادله دیفرانسیل معمولی به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du \end{aligned} \quad (14)$$

که  $x = \begin{bmatrix} T \\ \gamma \end{bmatrix}^T$ ،  $u = \begin{bmatrix} Q \\ T_\infty \end{bmatrix}^T$  و  $y = \begin{bmatrix} T_{core} \\ T_{surf} \end{bmatrix}^T$  به ترتیب متغیرهای حالت، ورودی‌ها و خروجی‌ها هستند. ماتریس‌های سیستم  $A$ ،  $B$ ،  $C$  و  $D$  به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} \frac{-48ah}{r_0(24k_t+r_0h)} & \frac{-15ah}{24k_t+r_0h} \\ \frac{-320ah}{r_0^2(24k_t+r_0h)} & \frac{-120a(4k_t+r_0h)}{r_0^2(24k_t+r_0h)} \end{bmatrix} \\ B &= \begin{bmatrix} \frac{\alpha}{k_t V_b} & \frac{48ah}{r_0(24k_t+r_0h)} \\ 0 & \frac{320ah}{r_0^2(24k_t+r_0h)} \end{bmatrix} \\ C &= \begin{bmatrix} \frac{24k_t-3r_0h}{24k_t+r_0h} & \frac{120r_0k_t+15r_0^2h}{8(24k_t+r_0h)} \\ \frac{24k_t}{24k_t+r_0h} & \frac{15r_0k_t}{48k_t+2r_0h} \end{bmatrix} \\ D &= \begin{bmatrix} 0 & -\frac{4r_0h}{24k_t+r_0h} \\ 0 & \frac{r_0h}{24k_t+r_0h} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

که  $\alpha = k_t / \rho c_p$  ضریب نفوذ حرارتی سلول است و برای هندسه‌های حلقوی با شعاع داخلی  $r_i$  و شعاع خارجی  $r_o$  کاربرد دارد.

### ۳-۳-۳-۳-۳ حصول امیدانس

برای یک سلول باتری حلقوی با شعاع داخلی  $r_i$  و شعاع خارجی  $r_o$  که شعاع داخلی به اندازه کافی کوچک باشد، بخش حقیقی ادیمیتانس به صورت زیر است [۳۰]:

$$Y' = \frac{2}{r_0^2} \int_0^{r_0} r (a_1 + a_2 T(r) + a_3 T^2(r)) dr \quad (16)$$

با جایگذاری معادله (۱۲) در رابطه اخیر، بخش حقیقی ادیمیتانس می‌تواند به صورت تابعی از  $T_{SURF}$ ،  $\bar{T}$  و  $\bar{\gamma}$  نوشته شود:

$$Y' = a_1 + a_2 \bar{T} + 3a_3 \bar{T}^2 + 2a_3 T_{SURF}^2 - a_3 \bar{T} T_{SURF} \quad (52)$$

جدید محاسبه می‌شود و در ماتریس بهره ضرب می‌شود و نتیجه آن، در به روزرسانی کوارینانس و تخمین حالت مورد استفاده قرار می‌گیرد. در ابتدا زمانی که تخمین حالت از مقادیر واقعی حالت دور می‌شود، ماتریس بهره دارای مقدار بزرگی است که بزرگ بودن آن به این معناست که اطلاعات اندازه‌گیری‌ها دارای اهمیت زیادی در تخمین حالت می‌باشد. با گذشت زمان دقت تخمین بالاتر می‌رود و مقدار ماتریس بهره کاهش می‌یابد و در نتیجه اهمیت اندازه‌گیری‌ها در به روزرسانی تخمین کاهش خواهد یافت.

### ۳-۳-۲ مدل حرارتی - امیدانسی باتری

#### ۳-۱-۱ مدل حرارتی

مدل حرارتی سلول شامل معادله انتقال حرارت یک بعدی برای شرایط غیر دائم درون یک استوانه است که به وسیله مسئله شرایط مرزی زیر نشان داده می‌شود [۲۷]:

$$\rho c_p \frac{\partial T(r,t)}{\partial t} = k_t \frac{\partial^2 T(r,t)}{\partial r^2} + \frac{k_t}{r} \frac{\partial T(r,t)}{\partial r} + \frac{Q(t)}{V_b} \quad (7)$$

که  $\rho$ ،  $c_p$  و  $k_t$  به ترتیب چگالی، ظرفیت حرارتی ویژه و هدایت حرارتی هستند،  $V_b$  حجم سلول و  $Q$  نرخ تولید حرارت است. همچنین:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T(r,t)}{\partial t} \Big|_{r=r_0} &= -\frac{h}{k_t} (T(r_0, t) - T_\infty(t)) \\ \frac{\partial T(r,t)}{\partial t} \Big|_{r=0} &= 0 \end{aligned} \quad (8)$$

که  $T_\infty$  دمای سیال و  $h$  ضریب انتقال حرارت است. عبارت متداول برای منبع حرارت در باتری لیتیوم-یون به صورت زیر است:

$$Q = I(V - U_{OCV}) + IT \frac{\partial U_{OCV}}{\partial T} \quad (9)$$

که نسخه ساده شده‌ی عبارتی است که در [۲۸] آورده شده است. عبارت اول حرارت تولید شده به واسطه تلفات اهمی در سلول است. جریان  $I$  و ولتاژ  $V$  در این عبارت به صورت آنالین اندازه‌گیری می‌شود. ولتاژ مدار باز  $U_{OCV}$  تابعی از SOC است اما در اینجا مقدار ثابتی فرض می‌شود که در SOC پنجاه درصد اندازه‌گیری شده است. در صورت نیاز می‌توان یک مدل دینامیکی تخمین‌گر از ولتاژ مدار باز نیز لحاظ نمود [۲۹]. عبارت دوم یعنی حرارت آنتروپی در این مطالعه صرف‌نظر می‌شود به دلیل اینکه ترم  $\partial U_{avg} / \partial T$  در محدوده SOC باتری لیتیوم-یون یعنی ۴۷٪ الی ۶۳٪ ناچیز است [۳۰].

### ۳-۲-۲ تقریب چندجمله‌ای

در اینجا یک تقریب چندجمله‌ای برای ساده‌سازی رابطه (۷) استفاده می‌شود. این تقریب ابتدا در مرجع [۲۸] معرفی شد. در این تقریب توزیع دمایی به صورت زیر فرض می‌شود:

$$T(r, t) = a(t) + b(t) \left( \frac{r}{r_0} \right)^2 + d(t) \left( \frac{r}{r_0} \right)^2 \quad (10)$$

دو متغیر حالت این تقریب عبارتند از دمای متوسط حجمی ( $\bar{T}$ ) و گرادیان دما ( $\bar{\gamma}$ ):

$$\bar{T} = \frac{2}{r_0^2} \int_0^{r_0} r T dr, \quad \bar{\gamma} = \frac{2}{r_0^2} \int_0^{r_0} r \left( \frac{\partial T}{\partial r} \right) dr \quad (11)$$

$$\hat{x}_k = \bar{A}_{k-1}\hat{x}_{k-1} + \bar{B}_{k-1}u_{k-1} \quad (25)$$

$$(P_k^x)^- = \bar{A}_{k-1}P_{k-1}^x\bar{A}_{k-1}^T + R^v \quad (26)$$

که  $\hat{x}_k^-$  و  $\hat{x}_{k-1}^x$  تخمینهای پسین و پیشین متغیرهای حالت هستند و  $(P_k^x)^-$  و  $P_{k-1}^x$  کوواریانسهای خطای متناظر می‌باشند. ماتریسهای  $\bar{A}_{k-1}$  و  $\bar{B}_{k-1}$  به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\bar{A}_{k-1} = \bar{A}(h) \Big|_h = \hat{h}_k, \bar{B}_{k-1} = \bar{B}(h) \Big|_{\hat{h}_k} \quad (27)$$

ماتریس کوواریانس نویز نیز با استفاده از روابط مطرح شده در [۳۱] نمایش داده شده است.

با توجه به اینکه ارتباط بین امیدانس و حالت سلول غیرخطی است، باید مدل اندازه‌گیری خطی گردد. معادلات به روزرسانی مدل اندازه‌گیری فیلتر کالمن عبارتند از:

$$K_k^x = (P_k^x)^- (H_k^x)^T (H_k^x (P_k^x)^- (H_k^x)^T + R^n)^{-1} \quad (28)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k^x (z_k - f(\hat{x}_k^-, \hat{h}_k^-)) \quad (29)$$

$$P_k^x = (I - K_k^x H_k^x) (P_k^x)^- \quad (30)$$

که  $K_k^x$  بهره کالمن برای متغیرهای حالت و  $H_k^x$  ماتریس ژاکوبین مشتق جزئی  $f$  نسبت به بردار  $x$  به صورت زیر است:

$$H_k^x = \frac{\partial f(x_k, h_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k = \hat{x}_k} \quad (31)$$

فرآیند به روزرسانی مدل اندازه‌گیری فیلتر کالمن نهایتاً به صورت زیر بازنویسی خواهد شد:

$$K_k^h = (P_k^x)^- (H_k^h)^T (H_k^h (P_k^x)^- (H_k^h)^T + R^n)^{-1} \quad (32)$$

$$\hat{h}_k = \hat{h}_k^- + K_k^h (z_k - f(\hat{x}_k^-, \hat{h}_k^-)) \quad (33)$$

$$P_k^h = (I - K_k^h H_k^h) (P_k^x)^- \quad (34)$$

که  $H_k^h$  ماتریس ژاکوبین مشتق جزئی  $f$  نسبت به  $h$  به صورت زیر است:

$$H_k^h = \frac{\partial f(h_k, h_k)}{\partial h_k} \Big|_{h_k = \hat{h}_k} \quad (35)$$

الگوریتم ذکر شده با حذف مراحل به روزرسانی یعنی معادلات (۲۱)، (۲۳)، (۲۴) و (۳۲) الی (۳۴) و با فرض معلوم بودن ضریب انتقال حرارت  $h$  به روش EKF استاندارد تبدیل می‌شود. در ادامه با ارائه نتایج به بررسی عملکرد الگوریتم‌های EKF و DEKF می‌پردازیم.

#### ۵- ارائه و تحلیل نتایج

نتایج مطالعه برای سه دیدگاه حلقه باز (OL) که در آن فیلتر کالمن بکار نرفته است، دیدگاه EKF و نهایتاً دیدگاه DEKF ارائه می‌گردد. همچنین با توجه به اینکه در این مقاله از امیدانس الکتروشیمیایی استفاده شده است، نتایج یک بار برای حالتی که از بخش حقیقی امیدانس به عنوان ورودی فضای حالت استفاده می‌شود و یک بار دیگر برای زمانی که بخش موهومی امیدانس به عنوان ورودی معادلات فضای

$$+ \frac{15a_3 r_0^{2-2\gamma}}{32} + \frac{15a_3 r_0 T \bar{\gamma}}{8} - \frac{15a_3 r_0 T SURF \bar{\gamma}}{8} \quad (17)$$

حال بر اساس (۱۳) که  $T_{SURF}$  خود تابعی از  $T$ ،  $\bar{\gamma}$  و  $T_\infty$  و پارامترهای سلول است، نهایتاً ادمیتانس تابعی از  $T$  و  $\bar{\gamma}$  و پارامترهای حرارتی و دمای محیط خواهد بود. بعبارت دیگر، برای مقادیر مشخص  $k_t$ ،  $\epsilon_0$ ،  $C_p$ ،  $\rho$  و  $h$ ، امیدانس تابعی از متغیرهای حالت سلول و  $T_\infty$  خواهد بود، بنابراین:

$$Z' = f(\bar{T}, \bar{\gamma}, T_\infty) \quad (18)$$

#### ۴- اعمال فیلتر کالمن و تخمین حالت

کیم و همکاران در [۳۱] نشان داده‌اند که تأثیر تغییرات  $h$  روی دمای سطح و هسته سلول از تأثیر تغییرات دیگر پارامترها بیشتر است. علاوه بر این مقدار  $h$  شدیداً به سیستم مدیریت حرارت باتری و نیز نرخ شارش سیال و انتقال حرارت بستگی دارد. بنابراین نیاز به این وجود دارد تا مقدار ضریب انتقال حرارت به صورت آنالین در طی آزمایش‌ها تعیین گردد. در این بخش به نحوه اعمال DEKF [۲۱] برای تخمین دمای سطح و هسته سلول و نیز ضریب انتقال حرارت می‌پردازیم. قابل ذکر است که فیلتر DEKF در صورتیکه ضریب انتقال حرارت مشخص باشد، همان روش EKF خواهد بود.

با بازنویسی معادلات فضای حالت به صورت مدل زمان گسسته، تعیین دمای سطح و هسته سلول به عنوان خروجی، و اشاره صریح به وابستگی فضای حالت به پارامتر  $hk$  داریم [۲۱]:

$$x_{k+1} = \bar{A}(h_k)x_k + \bar{B}(h_k)u_k + v_k \quad (19)$$

$$y_k = f(x_k, h_k) + n_k \quad (20)$$

$$h_{k+1} = h_k + e_k \quad (21)$$

که  $y_k = Z'$  و  $f(x_k, h_k)$  تابعی غیرخطی است که بردار حالت را به اندازه‌گیری‌ها ارتباط می‌دهد.  $v_k$ ،  $n_k$  و  $e_k$  ماتریس‌های نویز مدل هستند. بنابراین حالات سیستم، ورودی‌ها و خروجی‌ها عبارتند از  $x = [\bar{T}, \bar{\gamma}]^T$ ،  $u = [Q, T_\infty]^T$  و  $y = Z'$ . باید توجه داشت که

هرچند امیدانس به عنوان خروجی مدل است، اما دمای هسته و سلول نیز از طریق متغیرهای حالت و پارامترهای تعیین شده توسط رابطه (۱۴) قابل حصول است. ماتریس‌های سیستم  $A$  و  $B$  در مدل زمان گسسته عبارتند از:

$$\bar{A} = e^{A\Delta t}, \bar{B} = A^{-1}(\bar{A} - I)B \quad (22)$$

که  $\Delta t$  زمان نمونه‌برداری برابر با ۱ ثانیه است. فرآیند به روزرسانی پارامترها و متغیرها در ادامه تشریح می‌گردد.

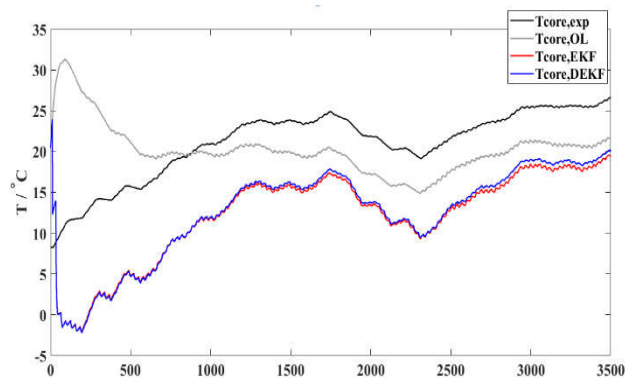
$$\hat{h}_k = \hat{h}_{k-1} \quad (23)$$

$$(P_k^h)^- = P_{k-1}^h + R^e \quad (24)$$

که  $\hat{h}_k^-$  و  $\hat{h}_{k-1}$  تخمین پیشین و پسین پارامتر  $h$  هستند و  $(P_k^h)^-$  و  $P_{k-1}^h$  کوواریانسهای خطای متناظر می‌باشند. به روزرسانی متغیرهای حالت نیز به صورت زیر خواهد بود:

سلول اختلاف زیادی دارند و همچنین روشهای EKF و DEKF نیز نتایج تقریباً یکسانی از خود نشان داده‌اند.

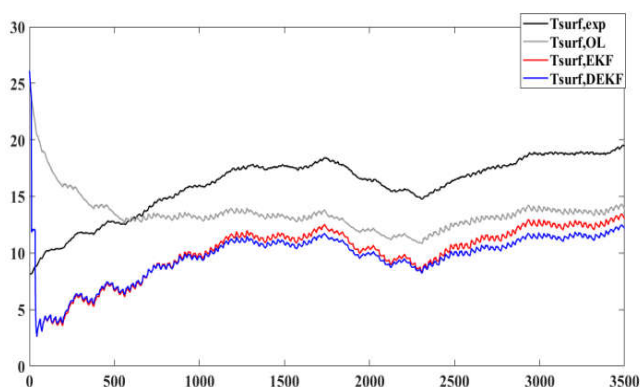
مشابه منحنی شکل (۳) نتایج روشهای یاد شده برای تخمین دمای سطح سلول نیز در شکل (۴) آورده شده است که همانند تخمین دمای هسته، در مورد تخمین دمای سطح سلول نیز استفاده از بخش حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی نتوانسته است تخمین مناسبی ارائه دهد. همچنین در این مورد هم روشهای EKF و DEKF نیز نتایج تقریباً یکسانی از خود نشان داده‌اند.



شکل (۳): منحنی دمای هسته سلول برای چهار حالت مقدار واقعی، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF (استفاده از بخش حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی)

Fig. (3): Internal temperature results of cell core for four cases ,experimental values, open loop, EKF and DEKF methods(using  $Z'$  as measurement input)

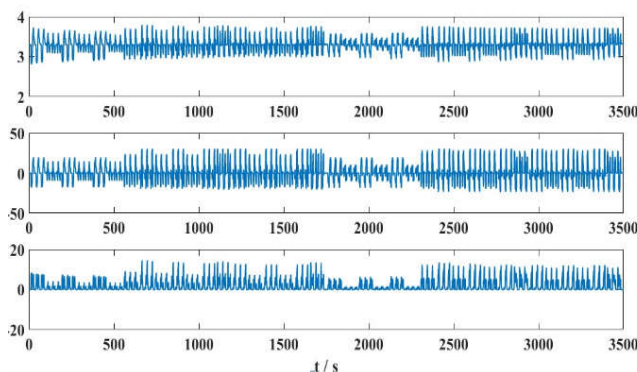
میزان خطای تخمین برای روشهای EKF و DEKF در حالت بکارگیری بخش حقیقی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت در شکل (۵) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که خطای تخمین مابین ۱۵- الی ۱۶ درجه سانتیگراد در نوسان است و این بدین معنی است که بهره‌گیری از بخش حقیقی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت نتوانسته است منجر به تخمین مناسبی از دمای سطح و هسته سلول گردد.



شکل (۴): منحنی دمای سطح سلول برای چهار حالت مقدار واقعی، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF (استفاده از بخش حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی)

Fig. (4): Surface temperature results of cell for four cases ,experimental values, open loop, EKF and DEKF methods(using  $Z'$  as measurement input)

حالت لحاظ می‌شود، ارائه و تحلیل خواهد گردید. قابل ذکر است که داده‌های مورد نیاز این پژوهش از مرجع [۲۱] برگرفته شده است. شکل (۱) نمودارهای ولتاژ، جریان و نیز حرارت تولید شده توسط سلول در طی آزمایش را نشان می‌دهد که برای تخمین دمای سطح و هسته سلول به کار گرفته شده است. مشاهده می‌شود که با توجه به نرخ نمونه‌برداری یک ثانیه‌ای صورت گرفته تعداد ۳۵۰۰ داده ولتاژی، جریانی و حرارتی به دست آمده است. ولتاژ سلول مابین ۸/۲ الی ۸/۳ ولت، جریان مابین ۲۳- الی ۳۰ آمپر و حرارت تولید شده بین صفر الی ۱۵ وات می‌باشد.

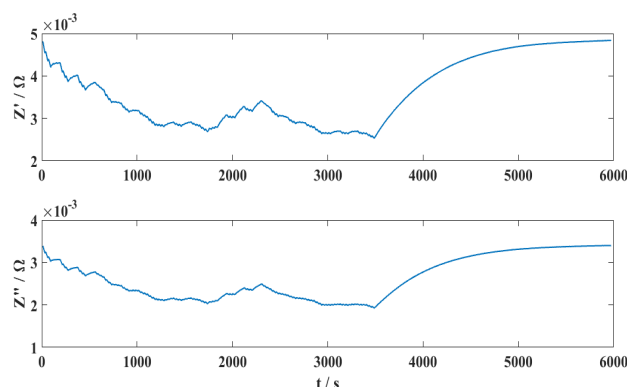


شکل (۱): منحنی نمودارهای ولتاژ، جریان و حرارت تولید شده سلول مورد مطالعه

Fig. (1): The curves of voltages, current and generated heating in cell

#### ۵-۱- بخش حقیقی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت

در این بخش از قسمت حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی به عنوان ورودی فضای حالت استفاده خواهد شد. شکل (۲) بخش حقیقی و موهومی امپدانس به دست آمده را نشان می‌دهد.



شکل (۲): بخش حقیقی و موهومی امپدانس الکتروشیمیایی سلول

Fig. (2): The real and imaginary part of electrochemical impedance cell

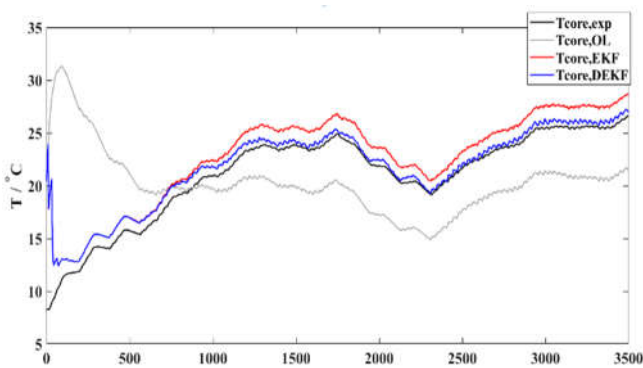
شکل (۳) منحنی دمای هسته سلول را برای چهار حالت مقدار واقعی (اندازه‌گیری شده)، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که هر سه روش با مقدار واقعی دمای هسته

جدول (۱) ارائه شده است. مشاهده می‌شود هم شاخص MSE و هم شاخص RMSE برای روش DEKF به صورت چشم‌گیری نسبت به روشهای دیگر پائین‌تر است. بنابراین روش DEKF توانسته است با استفاده از بخش موهومی امپدانس، تخمین بسیار خوبی از دمای هسته سلول ارائه دهد.

Table (1): MSE and RMSE values to estimate the temperature of the cell core (using Z" as measurement input)

جدول (۱): مقدار شاخص MSE و RMSE برای تخمین دمای هسته سلول (استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی)

روش	MSE	RMSE
حلقه باز	۶۴۰۵/۱۵۵	۲۴۰۳/۵
EKF	۶۷۵۴/۱۵۵	۶۷۴۷/۱
DEKF	۵۹۷۸/۷۵۳	۱۲۷۷/۱



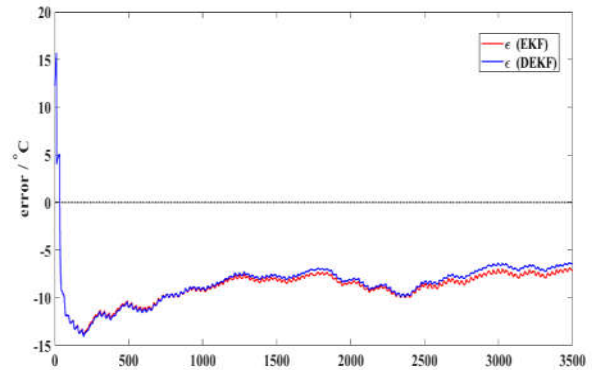
شکل (۷): منحنی دمای هسته سلول برای چهار حالت مقدار واقعی، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF (استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی)

Fig. (7): Temperature results of core cell for four cases, experimental values, open loop, EKF and DEKF methods (using Z" as measurement input)

مشابه منحنی شکل (۷) نتایج روش‌های یاد شده برای تخمین دمای سطح سلول نیز در شکل (۸) آورده شده است که همانند تخمین دمای هسته، در مورد تخمین دمای سطح سلول نیز استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی توانسته است تخمین مناسبی ارائه دهد. همچنین در این مورد روش DEKF نتایج بسیار دقیق‌تری از خود نشان داده است.

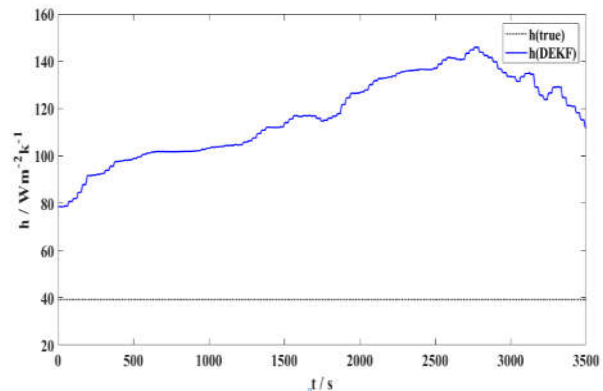
در اینجا نیز برای نشان دادن میزان دقت هر کدام از روش‌ها، مقدار شاخص MSE و RMSE در جدول (۲) ارائه شده است. مشاهده می‌شود هم شاخص MSE و هم شاخص RMSE برای روش DEKF به صورت چشم‌گیری نسبت به روشهای دیگر پائین‌تر است. بنابراین روش DEKF توانسته است با استفاده از بخش موهومی امپدانس، تخمین بسیار خوبی نیز از دمای سطح سلول ارائه دهد.

با توجه به اینکه در توضیحات پیشین اشاره شده بود که در روش DEKF یکی از مراحل تخمین، برآورد مقدار ضریب انتقال حرارت  $h$  بود، این برآورد در شکل (۶) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که مقدار تخمینی ضریب انتقال حرارت با روش DEKF زمانی که بخش حقیقی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت قرار می‌گیرد، اختلاف فاحشی با مقدار واقعی ضریب انتقال حرارت دارد.



شکل (۵): میزان خطای تخمین برای روشهای EKF و DEKF در حالت بکارگیری بخش حقیقی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت

Fig. (5): The estimated error value for EKF and DEKF methods in the case of utilizing impedance real part as the state space input



شکل (۶): برآورد مقدار ضریب انتقال حرارت  $h$  در روش DEKF (استفاده از بخش حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی)

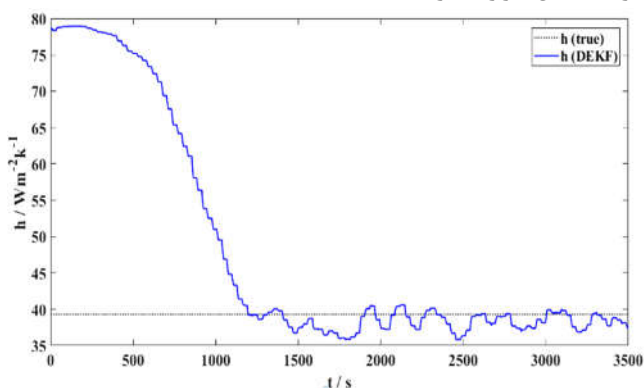
Fig. (6): Estimate amount of convection coefficient  $h$  in the DEKF method (using Z' as measurement input)

## ۵-۲- بخش موهومی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت

در این بخش از قسمت موهومی امپدانس الکتروشیمیایی به عنوان ورودی فضای حالت استفاده خواهد شد.

شکل (۷) منحنی دمای هسته سلول را برای چهار حالت مقدار واقعی (اندازه‌گیری شده)، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که بر خلاف حالتی که بخش حقیقی امپدانس استفاده شده بود، در این حالت هر چهار روش نسبت به حالت قبل بهبود محسوسی را تجربه کرده‌اند، علی‌الخصوص تخمین روش DEKF که به مقدار واقعی دمای هسته سلول بسیار نزدیک می‌باشد. برای نشان دادن میزان دقت هر کدام از روش‌ها، مقدار شاخص MSE و RMSE در

همانند بخش قبل با توجه به اینکه در روش DEKF یکی از مراحل تخمین، برآورد مقدار ضریب انتقال حرارت  $h$  است، این برآورد در شکل (۱۰) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که مقدار تخمینی ضریب انتقال حرارت با روش DEKF زمانی که بخش موهومی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت قرار می‌گیرد، اختلاف قابل قبولی با مقدار واقعی ضریب انتقال حرارت دارد.



شکل (۱۰): برآورد مقدار ضریب انتقال حرارت  $h$  در روش DEKF (استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی)  
 Fig. (10): Estimate amount of convection coefficient  $h$  in the DEKF method (using  $Z''$  as measurement input)

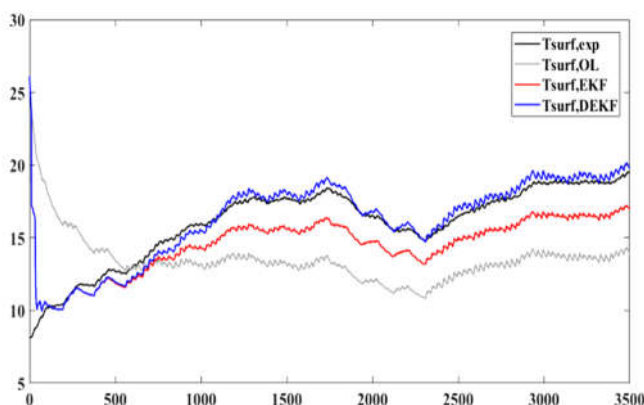
#### ۶- نتیجه گیری

به منظور تضمین استفاده ایمن و درست از باتری‌های لیتیوم-یون در طول عمر بهره‌برداری، برآورد دقیق از درجه حرارت باتری اهمیت فراوانی دارد. در این مقاله روشی برای تخمین دمای هسته و سطح باتری با استفاده از یک مدل حرارتی کوپل شده با مدل امپدانس الکتریکی بدون اندازه‌گیری مستقیم دمای سطح ارائه گردید. یک فیلتر کالمن توسعه یافته (DEKF) متشکل از یک مدل حرارتی مرتبه کاهش یافته به همراه اندازه‌گیری جریان، ولتاژ و امپدانس به کار رفت که توانست با دقت زیادی دمای هسته سلول و سطح باتری را تخمین بزند. مقایسه مدل EKF و DEKF نشان داد که بدون داشتن دانشی درباره ضریب انتقال حرارت و نیز بدون اندازه‌گیری مستقیم دمای سطح باتری، دیدگاه مبتنی بر DEKF با دقت خوبی می‌تواند هم دمای سطح و هسته سلول و هم خود ضریب انتقال حرارت را تخمین بزند. در واقع ما در این تحقیق با شبیه‌سازی صورت گرفته در نرم‌افزار MATLAB به نتایج آزمایشگاهی که با آزمایش بر روی سلول لیتیوم-یون مورد نظر صورت گرفته است نزدیک می‌شویم. نتایج نشان داد، نوآوری ارائه شده در این مقاله که استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی به عنوان ورودی فضای حالت در مقایسه با بخش حقیقی امپدانس الکتروشیمیایی است، توانست تخمین بسیار دقیق‌تری از دمای سطح و هسته سلول ارائه دهد. همچنین نتایج پیاده‌سازی این روش پیشنهادی در نرم‌افزار MATLAB مقدار MSE و RMSE کمتری را به نسبت روش‌های پیشین که مبنی بر قسمت حقیقی امپدانس هستند را به دست داده است و این نتایج گویای دقت تخمین بالاتر روش پیشنهادی می‌باشد.

Table (2): MSE and RMSE values to estimate the temperature of the cell surface (Use the imaginary part of electrochemical impedance)

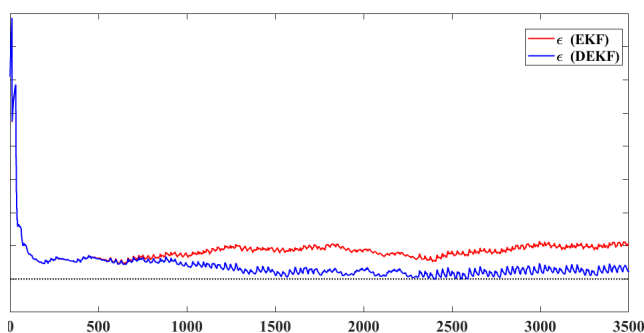
جدول (۲): مقدار شاخص MSE و RMSE برای تخمین دمای سطح سلول (استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی)

روش	MSE	RMSE
حلقه باز	۶۶۸۲/۸۵۵	۸۰۹۲/۳
EKF	۲۲۷۶/۱۴	۷۰۰۶/۱
DEKF	۷۹۸۷/۵۴۳	۹۵۸۲/۰



شکل (۸): منحنی دمای سطح سلول برای چهار حالت مقدار واقعی، روش حلقه باز، روش EKF و روش DEKF (استفاده از بخش موهومی امپدانس الکتروشیمیایی)

Fig. (8): The temperature results of surface cell for four cases, experimental values, open loop, EKF and DEKF methods (using  $Z''$  as measurement input)



شکل (۹): میزان خطای تخمین برای روش‌های EKF و DEKF در حالت بکارگیری بخش موهومی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت

Fig. (9): The estimated error value for EKF and DEKF methods using  $Z''$  as the state space input

میزان خطای تخمین برای روش‌های EKF و DEKF در حالت بکارگیری بخش موهومی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت در شکل (۹) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که خطای تخمین در ابتدا نزدیک ۱۶ درجه سانتیگراد بوده است اما به تدریج کاهش یافته و این کاهش در روش DEKF بیشتر است. این بدین معنی است که بهره‌گیری از بخش موهومی امپدانس به عنوان ورودی فضای حالت توانسته است منجر به تخمین مناسبی از دمای سطح و هسته سلول گردد.



### References

- [1] P. Sabine, M. Perrin, A. Jossen, "Methods for state-of-charge determination and their applications", *Journal of Power Sources*, Vol. 96, No. 1, pp. 113-120, Jun. 2001 (doi: 10.1016/S0378-7753(01)00560-2).
- [2] C.B. Zhu, M. Coleman, W.G. Hurley, "State of charge determination in a lead-acid battery: combined EMF estimation and Ah-balance approach", *Proceeding of the IEEE/PESC*, Vol. 3, pp. 1908-1914. June 2004 (doi: 10.1109/PESC.2004.1355409).
- [3] R. Markolf, D. Ohms, G. Müller, C. Schulz, J. Harmel, K. Wiesener, "Investigations into a battery management for high power nickel metal hydride batteries", *Journal of Power Sources*, Vol.154, No.2, pp.539-544, Mar. 2006 (doi:10.1016/j.jpowsour.2005.10.039).
- [4] F. Huet, "A review of impedance measurements for determination of the state-of-charge or state-of-health of secondary batteries", *Journal of Power Sources*, Vol.70, No.1, pp.59-69, Jan. 1998 ([https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(97\)02665-7](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(97)02665-7)).
- [5] BS. Bhangu, S. Bikramjit, P. Bentley, A. Stone, M. Bingham, "Nonlinear observers for predicting state-of-charge and state-of-health of lead-acid batteries for hybrid-electric vehicles", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.54, No.3, pp.783-794, May. 2005 (doi: 10.1109/TVT.2004.842461).
- [6] D. Dennis, S.A. Sharkh, "A critical review of using the Peukert equation for determining the remaining capacity of lead-acid and lithium-ion batteries", *Journal of Power Sources*, Vol.155, No.2, pp.395-400, April 2006 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.04.030).
- [7] P. Shuo, J. Farrell, J. Du, M. Barth, "Battery state-of-charge estimation", *Proceedings of the American Control Conference Arlington*, (Cat. No. 01CH37148), vol.2, pp.1644-1649. IEEE, Jun. 2001 (doi: 10.1109/ACC.2001.945964).
- [8] M. Verbrugge, E. Tate, "Adaptive state of charge algorithm for nickel metal hydride batteries including hysteresis phenomena", *Journal of Power Sources*, Vol.126, no.1-2, pp.236-249, FEB. 2004 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2003.08.042).
- [9] J. Chiasson, B. Vairamohan, "Estimating the state of charge of a battery", *Proceedings of the American Control Conference Denver, Colorado*, vol.4, pp.2863-2868, Jun. 2003 (doi: 10.1109/ACC.2003.1243757)
- [10] M Dürr, A Cruden, S Gair, JR McDonald, "Dynamic model of a lead acid battery for use in a domestic fuel cell system", *Journal of power Sources*, Vol.161, no.2, pp.1400-1411, Oct. 2006 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.12.075)
- [11] C. Forgez, D. Vinh Do, G. Friedrich, M. Morcrette, C. Delacourt, "Thermal modeling of a cylindrical LiFePO<sub>4</sub>/graphite lithium-ion battery", *Journal of Power Sources*, Vol.195, no.9, pp.2961-2968, May. 2010 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2009.10.105).
- [12] Y. Kim, S. Mohan, J.B. Siegel, A.G. Stefanopoulou, Y. Ding, "The estimation of temperature distribution in cylindrical battery cells under unknown cooling conditions", *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, vol. 22, no. 6, pp. 2277-2286, Nov. 2014 (doi:10.1109/TCST.2014.2309492).
- [13] Lin, Xinfan, Hector E. Perez, Jason B. Siegel, Anna G. Stefanopoulou, Yonghua Li, R. Dyche Anderson, Yi Ding, and Matthew P. Castanier, "Online parameterization of lumped thermal dynamics in cylindrical lithium ion batteries for core temperature estimation and health monitoring", *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol.21, no.5, pp.1745-1755, Sep. 2013 (doi: 10.1109/TCST.2012.2217143).
- [14] A. Pesaran, G. H. Kim, and M. Keyser, "Integration issues of cells into battery packs for plug-in and hybrid electric vehicles", in *Proc. Int. Battery Hybrid Fuel Cell Elect. Veh. Symp*, Stavanger, Norway, pp.1-7, May 2009.
- [15] R. Srinivasan, "Monitoring dynamic thermal behavior of the carbon anode in a lithium-ion cell using a four-probe technique", *Journal of Power Sources*, vol.198, pp.351-358, Jan.2012 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2011.09.077)
- [16] JP Schmidt, S Arnold, A Loges, D Werner, T. Wetzel, E. Ivers-Tiffée, "Measurement of the internal cell temperature via impedance: Evaluation and application of a new method", *Journal of Power Sources*, vol.243, pp.110-117, Jun.2013 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.06.013)
- [17] LD. Danilov, J. van Lammeren, M. Lammers, and P. Notten, "Sensorless battery temperature measurements based on electrochemical impedance spectroscopy", *Journal of Power Sources*, vol. 247, pp.539-544, Feb.2014 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.005)
- [18] DA Howey, PD Mitcheson, V Yufit, "On-line measurement of battery impedance using motor controller excitation", *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol.63, no.6, pp.2557-2566, Jul.2014 (doi: 10.1109/TVT.2013.2293597)

- [19] N Brandon, P Mitcheson, DA Howey, V Yufit, GJ Offer, "Battery monitoring in electric vehicles, hybrid vehicles and other applications", WO2012025706 A1, 2012.
- [20] RR Richardson, PT Ireland, DA Howey "Battery internal temperature estimation by combined impedance and surface temperature measurement". *Journal of Power Sources*, Vol.265, pp.254-261, Nov.2014 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.04.129)
- [21] RR Richardson, DA Howey, "Sensorless battery internal temperature estimation using a kalman filter with impedance measurement". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol.6, no.4, pp.1190-1199, Oct.2015 (doi: 10.1109/TSTE.2015.2420375)
- [22] J Zhu, Z Sun, X Wei, H Dai, "Battery internal temperature estimation for lifepo4 battery based on impedance phase shift under operating conditions." *Energies*, Vol.10, no.1, pp.60, Jan.2017 (doi: 10.1155/2018/9642892).
- [23] K. Liu, K. Li, Q. Peng, Y. Guo, L. Zhang, "Data-driven hybrid internal temperature estimation approach for battery thermal management", *Complexity*, Article ID 9642892, pp. 1-15, 2018 (doi: 10.1155/2018/9642892).
- [24] J Zhu, Z Sun, X Wei, H Dai, "Battery internal temperature estimation for lifepo4 battery based on impedance phase shift under operating conditions", *Energies*, vol. 10, pp.1-60, Jan2017 (doi: 10.3390/en10010060).
- [25] PS Maybeck, "Stochastic models, estimation, and control", vol.2. AcademicPress, Aug.1982.
- [26] AH Jazwinski, "Stochastic processes and filtering theory" .vol.64 of Mathematics in science and engineering. Academic Press, Inc. London. 1970.
- [27] D. Bernardi, E. Pawlikowski, J. Newman, "A general energy balance for battery systems", *Journal of the Electrochemical Society*, Vol. 132, No. 1, pp. 5-12, Jan.1985 (doi: 10.1149/1.2113792).
- [28] CR Birkel, DA Howey, "Model identification and parameter estimation for LiFePO4 batteries", Vol.2, pp.1, 2013 (doi: 10.1049/cp.2013.1889)
- [29] C Forgez, DV Do, G Friedrich, M Morcrette, C. Delacourt, "Thermal modeling of a cylindrical LiFePO4/graphite lithium-ion battery". *Journal of Power Sources*, Vol.195, no.9, pp.2961-2968, May.2010 (doi: 10.1016/j.jpowsour.2009.10.105)
- [30] Y Kim, JB Siegel, AG. Stefanopoulou, "A computationally efficient thermal model of cylindrical battery cells for the estimation of radially distributed temperatures", In *American Control Conference (ACC)*, pp.698-703, IEEE, June.2013 (doi: 10.1109/ACC.2013.6579917).
- [31] RR Richardson, DA Howey, "Sensorless battery internal temperature estimation using a kalman filter with impedance measurement". *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 6(4), pp. 1190-1199, June2015 (doi: 10.1109/TSTE.2015.2420375).